

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第6903352号
(P6903352)

(45) 発行日 令和3年7月14日(2021.7.14)

(24) 登録日 令和3年6月25日(2021.6.25)

(51) Int.Cl. F I
G06T 7/00 (2017.01) G06T 7/00 350C

請求項の数 22 (全 29 頁)

| | |
|---|---|
| <p>(21) 出願番号 特願2020-6051 (P2020-6051) (22) 出願日 令和2年1月17日(2020.1.17) (65) 公開番号 特開2020-126622 (P2020-126622A) (43) 公開日 令和2年8月20日(2020.8.20) 審査請求日 令和2年1月17日(2020.1.17) (31) 優先権主張番号 62/799,097 (32) 優先日 平成31年1月31日(2019.1.31) (33) 優先権主張国・地域又は機関 米国 (US) (31) 優先権主張番号 16/724,301 (32) 優先日 令和1年12月22日(2019.12.22) (33) 優先権主張国・地域又は機関 米国 (US)</p> | <p>(73) 特許権者 517038176 株式会社ストラドビジョン 大韓民国 37668 キョンサンブク ド ポハン-シ ナム-グ ジゴク-ロ 394 フィフス ベンチャー-ドン ス イート 304-308 (74) 代理人 110000855 特許業務法人浅村特許事務所 (72) 発明者 キム、ケイ - ヒョン 大韓民国、ソウル、ソデムン - グ、ソ ソムン - ロ 27、ルーム ナンバー 1004</p> |
|---|---|

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 非最大値抑制を学習する併合ネットワークを利用した異種センサ融合のための学習方法及び学習装置 {LEARNING METHOD AND LEARNING DEVICE FOR

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

少なくとも一つの統合イメージを生成するのに利用される、特定空間に対する第1原本イメージ及び第2原本イメージにそれぞれ対応する、第1物体検出情報及び第2物体検出情報を統合して、前記統合イメージに追加で演算をせず、前記統合イメージの統合物体検出情報を生成する学習方法において、

(a) 学習装置が、前記第1原本イメージ及び前記第2原本イメージが処理されて生成された、前記第1物体検出情報及び前記第2物体検出情報を取得すると、DNN (Deep Neural Network) に含まれたコンカチネーティング (concatenating) ネットワークをもって、前記第1原本イメージに含まれた第1原本ROI (region of interest) と、前記第2原本イメージに含まれた第2原本ROIとの一つ以上のペアに関する情報を含む一つ以上のペア特徴ベクトルを生成するようとする段階;

(b) 前記学習装置が、前記DNNに含まれた判別ネットワークをもって、前記ペア特徴ベクトルに一つ以上のFC (fully connected) 演算を適用することにより、(i) 前記ペアそれぞれに含まれた、前記第1原本ROIと前記第2原本ROIとが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上の判別ベクトル及び(ii) 前記統合イメージ上で、前記ペアのうちの少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記ペアのうち前記少なくとも一部に対応する統合ROIの各相対位置に関する情報を含む一つ以上のボックスリグレッション (regression) ベクトルを生成す

るようにする段階；及び

(c) 前記学習装置が、ロスユニットをもって、前記判別ベクトルと、前記ボックスリグレーションベクトルと、これに対応するGT (Ground Truth) とを参照にして統合ロスを生成するようにし、前記統合ロスを利用してバックプロパゲーション (backpropagation) を遂行することで前記DNNに含まれたパラメータのうち少なくとも一部を学習させる段階；

を含むことを特徴とする方法。

【請求項2】

前記(a)段階で、

前記ペア特徴ベクトルの一つである特定ペア特徴ベクトルは、(i) 前記第1原本イメージに含まれた第1特定物体の第1クラス情報、(ii) 前記第1特定物体を含む第1特定原本ROIの特徴値、(iii) 前記第1特定原本ROIに対応する第1特定原本バウンディングボックスの座標値、(iv) 前記第1特定原本ROIの座標値、(v) 前記第2原本イメージに含まれた第2特定物体の第2クラス情報、(vi) 前記第2特定物体を含む第2特定原本ROIの特徴値、(vii) 前記第2特定原本ROIに対応する第2特定原本バウンディングボックスの座標値、及び(viii) 前記第2特定原本ROIの座標値を含むことを特徴とする請求項1に記載の方法。

10

【請求項3】

前記(b)段階で、

前記特定ペア特徴ベクトルに対応する、前記判別ベクトルの一つである特定判別ベクトルは、前記第1特定原本ROIと前記第2特定原本ROIとが前記統合イメージに統合される確率に関する情報を含み、前記特定ペア特徴ベクトルに対応する、前記ボックスリグレーションベクトルのうちの一つである特定ボックスリグレーションベクトルは、前記統合イメージ上の前記第1特定原本ROIと前記第2特定原本ROIとを統合して生成される特定統合バウンディングボックスの座標に関する情報を含むことを特徴とする請求項2に記載の方法。

20

【請求項4】

前記(c)段階で、

前記学習装置は、前記ロスユニットをもって、(i) クロスエントロピー (cross entropy) 方式により前記判別ベクトルのうち少なくとも一部を利用して判別ロスを生成し、(ii) スムーズL1 (smooth-L1) 方式によって前記ボックスリグレーションベクトルのうち少なくとも一部を利用してボックスリグレーションロスを生成した後、(iii) 前記判別ロスと、前記ボックスリグレーションロスとを参照にして前記統合ロスを生成するようにすることを特徴とする請求項1に記載の方法。

30

【請求項5】

前記(c)段階で、

前記判別ロスは次の数式によって生成され、

【数1】

$$L_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \langle v_c^i, \log(v_c^i - GT) \rangle$$

40

【数2】

n

は、前記判別ベクトルの個数を、

【数 3】

$$v_C^i$$

は、第 i 判別ベクトルを、そして

【数 4】

$$v_{C-GT}^i$$

10

は、前記第 i 判別ベクトルに対する第 i 判別 GT ベクトルを意味し、
前記ボックスリグレーションロスは、次の数式によって生成され、

【数 5】

$$L_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{smooth}_{L1}(v_r^i, v_{R-GT}^i)$$

【数 6】

20

$$\text{smooth}_{L1}(x, y) = \begin{cases} 0.5|x - y|^2, & \text{if } |x - y| < 1 \\ |x - y| - 0.5 & \end{cases}$$

【数 7】

$$n$$

30

は、前記ボックスリグレーションベクトルの個数を、

【数 8】

$$v_r^i$$

は、第 i ボックスリグレーションベクトルを、そして

【数 9】

$$v_{R-GT}^i$$

40

は、前記第 i ボックスリグレーションベクトルに対する第 i ボックスリグレーション GT ベクトルを意味することを特徴とする請求項 4 に記載の方法。

【請求項 6】

前記学習装置が、前記 DNN の一つ以上のレイヤに含まれた各ディープラーニングニューロンをもって、その少なくとも一つのパラメータを利用して前記各ディープラーニングニューロンの入力に一つ以上のコンポリューション演算を適用し、前記ディープラーニングニューロンの出力を次のディープラーニングニューロンに伝達する過程を繰り返すことにより、前記ペア特徴ベクトルと、前記判別ベクトルと、前記ボックスリグレーションベ

50

クトルとを生成するようにすることを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

【請求項 7】

前記 (b) 段階で、

前記学習装置が、前記 D N N に含まれた前記判別ネットワークをもって、前記ペア特徴ベクトルに前記 F C 演算のうちの少なくとも一部を適用して前記判別ベクトルを生成するようにした後、前記ペア特徴ベクトルのうち、特定ペアが統合される特定確率を示す特定判別ベクトルの値が、予め設定された閾値以上である一つ以上の特定ペア特徴ベクトルに前記 F C 演算の残りの一部を適用して、前記特定ペア特徴ベクトルに対応する前記ボックスリグレーションベクトルを生成するようにすることを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

10

【請求項 8】

少なくとも一つのテスト用統合イメージを生成するのに利用される、テスト用特定空間に対する第 1 テスト用原本イメージ及び第 2 テスト用原本イメージにそれぞれ対応する、第 1 テスト用物体検出情報及び第 2 テスト用物体検出情報を統合して、前記テスト用統合イメージに追加で演算をせず、前記テスト用統合イメージのテスト用統合物体検出情報を生成するテスト方法において、

(a) (1) 学習装置が、第 1 学習用原本イメージ及び第 2 学習用原本イメージが処理されて生成された、第 1 学習用物体検出情報及び第 2 学習用物体検出情報を取得すると、D N N に含まれたコンカチネーティングネットワークをもって、前記第 1 学習用原本イメージに含まれた第 1 学習用原本 R O I と、前記第 2 学習用原本イメージに含まれた第 2 学習用原本 R O I との一つ以上の学習用ペアに関する情報を含む一つ以上の学習用ペア特徴ベクトルを生成するようにし、(2) 前記学習装置が、前記 D N N に含まれた判別ネットワークをもって、前記学習用ペア特徴ベクトルに一つ以上の F C 演算を適用することにより、(i) 前記学習用ペアそれぞれに含まれた、前記第 1 学習用原本 R O I と、前記第 2 学習用原本 R O I とが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上の学習用判別ベクトル、及び (i i) 前記学習用統合イメージ上で、前記学習用ペアのうちの少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記学習用ペアのうち前記少なくとも一部に対応する学習用統合 R O I の各相対位置に関する情報を含む一つ以上の学習用ボックスリグレーションベクトルを生成するようにし、(3) 前記学習装置が、ロスユニットをもって、前記学習用判別ベクトルと、前記学習用ボックスリグレーションベクトルと、これに対応する G T とを参照にして統合ロスを生成するようにし、前記統合ロスを利用してバックプロパゲーションを遂行することで前記 D N N に含まれたパラメータのうちの少なくとも一部を学習するようにした状態で、テスト装置が、前記第 1 テスト用原本イメージ及び前記第 2 テスト用原本イメージが処理されて生成された、前記第 1 テスト用物体検出情報及び前記第 2 テスト用物体検出情報を取得すると、前記 D N N に含まれた前記コンカチネーティングネットワークをもって、前記第 1 テスト用原本イメージに含まれた第 1 テスト用原本 R O I と、前記第 2 テスト用原本イメージに含まれた第 2 テスト用原本 R O I との一つ以上のテスト用ペアに関する情報を含む一つ以上のテスト用ペア特徴ベクトルを生成するようにする段階；

20

30

(b) 前記テスト装置が、前記 D N N に含まれた前記判別ネットワークをもって、前記テスト用ペア特徴ベクトルに前記 F C 演算を適用することにより、(i) 前記テスト用ペアそれぞれに含まれた、前記第 1 テスト用原本 R O I と、前記第 2 テスト用原本 R O I とが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上のテスト用判別ベクトル及び (i i) 前記テスト用統合イメージ上で、前記テスト用ペアのうちの少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記テスト用ペアのうち前記少なくとも一部に対応するテスト用統合 R O I の各相対位置に関する情報を含む一つ以上のテスト用ボックスリグレーションベクトルを生成するようにする段階；及び

40

(c) 前記テスト装置が、併合ユニットをもって、前記テスト用判別ベクトルと、前記テスト用ボックスリグレーションベクトルとを参照にして、第 1 テスト用原本バウンディングボックスと、第 2 テスト用原本バウンディングボックスとで構成された前記テスト

50

用ペアのうちの少なくとも一部を併合することで、前記テスト用統合物体検出情報を生成するようにする段階；

を含むことを特徴とする方法。

【請求項 9】

前記第 1 テスト用物体検出情報及び前記第 2 テスト用物体検出情報は、前記テストイン
グ装置が搭載された車両に設置された、第 1 方向を担当する第 1 カメラ及び第 2 方向を担
当する第 2 カメラによって取得された、前記第 1 テスト用原本イメージ及び前記第 2 テス
ト用原本イメージから取得されることを特徴とする請求項 8 に記載の方法。

【請求項 10】

前記 (a) 段階で、

前記テスト用ペア特徴ベクトルの一つであるテスト用特定ペア特徴ベクトルは、(i)
前記第 1 テスト用原本イメージに含まれた第 1 テスト用特定物体の第 1 テスト用クラス情
報、(i i) 前記第 1 テスト用特定物体を含む第 1 テスト用特定原本 R O I のテスト用特
徴値、(i i i) 前記第 1 テスト用特定原本 R O I に対応する第 1 テスト用特定原本パウ
ンディングボックスの座標値、(i v) 前記第 1 テスト用特定原本 R O I の座標値、(v)
前記第 2 テスト用原本イメージに含まれた第 2 テスト用特定物体の第 2 テスト用クラス
情報、(v i) 前記第 2 テスト用特定物体を含む第 2 テスト用特定原本 R O I のテスト用
特徴値、(v i i) 前記第 2 テスト用特定原本 R O I に対応する第 2 テスト用特定原本パ
ウンディングボックスの座標値、及び(v i i i) 前記第 2 テスト用特定原本 R O I の座
標値を含むことを特徴とする請求項 8 に記載の方法。

【請求項 11】

前記 (b) 段階で、

前記テスト用特定ペア特徴ベクトルに対応する、前記テスト用判別ベクトルの一つであ
るテスト用の特定判別ベクトルは、前記第 1 テスト用特定原本 R O I と前記第 2 テスト用
特定原本 R O I とが前記テスト用統合イメージに統合される確率に関する情報を含み、前
記テスト用特定ペア特徴ベクトルに対応する、前記テスト用ボックスリグレッションベク
トルのうちの一つである特定ボックスリグレッションベクトルは、前記テスト用統合イメ
ージ上の前記第 1 テスト用特定原本 R O I と前記第 2 テスト用特定原本 R O I とを統合し
て生成されるテスト用特定統合パウンディングボックスの座標に関する情報を含むことを特
徴とする請求項 10 に記載の方法。

【請求項 12】

少なくとも一つの統合イメージを生成するのに利用される、特定空間に対する第 1 原本
イメージ及び第 2 原本イメージにそれぞれ対応する、第 1 物体検出情報及び第 2 物体検出
情報を統合して、前記統合イメージに追加で演算をせず前記統合イメージの統合物体検出
情報を生成する学習装置において、

各インストラクションを格納する一つ以上のメモリ；及び

(I) 前記第 1 原本イメージ及び前記第 2 原本イメージが処理されて生成された、前記
第 1 物体検出情報及び前記第 2 物体検出情報を取得すると、DNN (Deep Neur
al Network) に含まれたコンカチネーティング (concatenating)
ネットワークをもって、前記第 1 原本イメージに含まれた第 1 原本 R O I (regio
n of interest) と、前記第 2 原本イメージに含まれた第 2 原本 R O I との
一つ以上のペアに関する情報を含む一つ以上のペア特徴ベクトルを生成するようにするプ
ロセス、(I I) 前記 DNN に含まれた判別ネットワークをもって、前記ペア特徴ベクト
ルに一つ以上の FC (fully connected) 演算を適用することにより、(i)
前記ペアそれぞれに含まれた、前記第 1 原本 R O I と前記第 2 原本 R O I とが統合さ
れるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上の判別ベクトル及び(i i) 前記統
合イメージ上で、前記ペアのうちの少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前
記ペアのうち前記少なくとも一部に対応する統合 R O I の各相対位置に関する情報を含む
一つ以上のボックスリグレッション (regression) ベクトルを生成するように
するプロセス、及び(I I I) ロスユニットをもって、前記判別ベクトルと、前記ボック

10

20

30

40

50

スリグレッションベクトルと、これに対応するGT (Ground Truth)とを参照にして統合ロスを生成するようにし、前記統合ロスを利用してバックプロパゲーション (backpropagation) を遂行することで前記DNNに含まれたパラメータのうち少なくとも一部を学習するようにするプロセスを遂行するための、前記インストラクションを実行するように構成された少なくとも一つのプロセッサ；

を含むことを特徴とする学習装置。

【請求項13】

前記(I)プロセスで、

前記ペア特徴ベクトルの一つである特定ペア特徴ベクトルは、(i)前記第1原本イメージに含まれた第1特定物体の第1クラス情報、(ii)前記第1特定物体を含む第1特定原本ROIの特徴値、(iii)前記第1特定原本ROIに対応する第1特定原本バウンディングボックスの座標値、(iv)前記第1特定原本ROIの座標値、(v)前記第2原本イメージに含まれた第2特定物体の第2クラス情報、(vi)前記第2特定物体を含む第2特定原本ROIの特徴値、(vii)前記第2特定原本ROIに対応する第2特定原本バウンディングボックスの座標値、及び(viii)前記第2特定原本ROIの座標値を含むことを特徴とする請求項12に記載の学習装置。

10

【請求項14】

前記(II)プロセスで、

前記特定ペア特徴ベクトルに対応する、前記判別ベクトルの一つである特定判別ベクトルは、前記第1特定原本ROIと前記第2特定原本ROIとが前記統合イメージに統合される確率に関する情報を含み、前記特定ペア特徴ベクトルに対応する、前記ボックスリグレッションベクトルのうちの一つである特定ボックスリグレッションベクトルは、前記統合イメージ上の前記第1特定原本ROIと前記第2特定原本ROIとを統合して生成される特定統合バウンディングボックスの座標に関する情報を含むことを特徴とする請求項13に記載の学習装置。

20

【請求項15】

前記(III)プロセスで、

前記プロセッサは、前記ロスユニットをもって、(i)クロスエントロピー方式により前記判別ベクトルのうち少なくとも一部を利用して判別ロスを生成し、(ii)スムーズL1方式によって前記ボックスリグレッションベクトルのうちの少なくとも一部を利用してボックスリグレッションロスを生成した後、(iii)前記判別ロスと、前記ボックスリグレッションロスとを参照にして前記統合ロスを生成するようにすることを特徴とする請求項12に記載の学習装置。

30

【請求項16】

前記(III)プロセスで、

前記判別ロスは次の数式によって生成され、

【数10】

$$L_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \langle v_c^i, \log(v_{c-GT}^i) \rangle$$

40

【数11】

n

は、前記判別ベクトルの個数を、

【数 1 2】

$$v_c^i$$

は、第 i 判別ベクトルを、そして

【数 1 3】

$$v_{C-GT}^i$$

10

は、前記第 i 判別ベクトルに対する第 i 判別 G T ベクトルを意味し、
前記ボックスリグレーションロスは、次の数式によって生成され、

【数 1 4】

$$L_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{smooth}_{L1}(v_r^i, v_{R-GT}^i)$$

【数 1 5】

20

$$\text{smooth}_{L1}(x, y) = \begin{cases} 0.5|x - y|^2, & \text{if } |x - y| < 1 \\ |x - y| - 0.5 & \end{cases}$$

【数 1 6】

$$n$$

30

は、前記ボックスリグレーションベクトルの個数を、

【数 1 7】

$$v_r^i$$

は、第 i ボックスリグレーションベクトルを、そして

【数 1 8】

$$v_{R-GT}^i$$

40

は、前記第 i ボックスリグレーションベクトルに対する第 i ボックスリグレーション G T
ベクトルを意味することを特徴とする請求項 1 5 に記載の学習装置。

【請求項 1 7】

前記プロセッサが、前記 DNN の一つ以上のレイヤに含まれた各ディープラーニング
ニューロンをもって、その少なくとも一つのパラメータを利用して前記各ディープラーニ
ングニューロンの入力に一つ以上のコンボリューション演算を適用し、前記ディープラーニ
ングニューロンの出力を次のディープラーニングニューロンに伝達する過程を繰り返すこ
とにより、前記ペア特徴ベクトルと、前記判別ベクトルと、前記ボックスリグレーション

50

ベクトルとを生成するようにすることを特徴とする請求項 1 2 に記載の学習装置。

【請求項 1 8】

前記 (I I) プロセスで、

前記プロセッサが、前記 D N N に含まれた前記判別ネットワークをもって、前記ペア特徴ベクトルに前記 F C 演算のうち少なくとも一部を適用して前記判別ベクトルを生成するようにした後、前記ペア特徴ベクトルのうち、特定ペアが統合される特定確率を示す特定判別ベクトルの値が、予め設定された閾値以上である一つ以上の特定ペア特徴ベクトルに前記 F C 演算の残りの一部を適用して、前記特定ペア特徴ベクトルに対応する前記ボックスリグレーションベクトルを生成するようにすることを特徴とする請求項 1 2 に記載の学習装置。

10

【請求項 1 9】

少なくとも一つのテスト用統合イメージを生成するのに利用される、テスト用特定空間に対する第 1 テスト用原本イメージ及び第 2 テスト用原本イメージにそれぞれ対応する、第 1 テスト用物体検出情報及び第 2 テスト用物体検出情報を統合して、前記テスト用統合イメージに追加で演算をせず、前記テスト用統合イメージのテスト用統合物体検出情報を生成するテスト装置において、

各インストラクションを格納する少なくとも一つのメモリ；及び

(I) (1) 学習装置が、第 1 学習用原本イメージ及び第 2 学習用原本イメージが処理されて生成された、第 1 学習用物体検出情報及び第 2 学習用物体検出情報を取得すると、D N N に含まれたコンカチネーティングネットワークをもって、前記第 1 学習用原本イメージに含まれた第 1 学習用原本 R O I と、前記第 2 学習用原本イメージに含まれた第 2 学習用原本 R O I との一つ以上の学習用ペアに関する情報を含む一つ以上の学習用ペア特徴ベクトルを生成するようにし、(2) 前記学習装置が、前記 D N N に含まれた判別ネットワークをもって、前記学習用ペア特徴ベクトルの一つ以上の F C 演算を適用することにより、(i) 前記学習用ペアそれぞれに含まれた、前記第 1 学習用原本 R O I と前記第 2 学習用原本 R O I とが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上の学習用判別ベクトル、及び(i i) 前記学習用統合イメージ上で、前記学習用ペアのうち少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記学習用ペアのうち前記少なくとも一部に対応する学習用統合 R O I の各相対位置に関する情報を含む一つ以上の学習用ボックスリグレーションベクトルを生成するようにし、(3) 前記学習装置が、ロスユニットをもって、前記学習用判別ベクトルと、前記学習用ボックスリグレーションベクトルと、これに対応する G T とを参照にして統合ロスを生成するようにし、前記統合ロスを利用してバックプロパゲーションを遂行することで前記 D N N に含まれたパラメータのうち少なくとも一部を学習するようにした状態で、前記第 1 テスト用原本イメージ及び前記第 2 テスト用原本イメージが処理されて生成された、前記第 1 テスト用物体検出情報及び前記第 2 テスト用物体検出情報を取得すると、前記 D N N に含まれた前記コンカチネーティングネットワークをもって、前記第 1 テスト用原本イメージに含まれた第 1 テスト用原本 R O I と、前記第 2 テスト用原本イメージに含まれた第 2 テスト用原本 R O I との一つ以上のテスト用ペアに関する情報を含む一つ以上のテスト用ペア特徴ベクトルを生成するようにするプロセス、(I I) 前記 D N N に含まれた前記判別ネットワークをもって、前記テスト用ペア特徴ベクトルに前記 F C 演算を適用することにより、(i) 前記テスト用ペアそれぞれに含まれた、前記第 1 テスト用原本 R O I と前記第 2 テスト用原本 R O I とが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上のテスト用判別ベクトル及び(i i) 前記テスト用統合イメージ上で、前記テスト用ペアのうち少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記テスト用ペアのうち前記少なくとも一部に対応するテスト用統合 R O I の各相対位置に関する情報を含む一つ以上のテスト用ボックスリグレーションベクトルを生成するようにするプロセス、及び(I I I) 併合ユニットをもって、前記テスト用判別ベクトルと、前記テスト用ボックスリグレーションベクトルとを参照にして、第 1 テスト用原本バウンディングボックスと、第 2 テスト用原本バウンディングボックスとで構成された前記テスト用ペアのうち少なくとも一部を併合することで、前記テスト用統

20

30

40

50

合物体検出情報を生成するようにするプロセスを遂行するための前記インストラクションを実行するように構成された少なくとも一つのプロセッサ；

を含むことを特徴とするテストング装置。

【請求項 20】

前記第 1 テスト用物体検出情報及び前記第 2 テスト用物体検出情報は、前記テストング装置が搭載された車両に設置された、第 1 方向を担当する第 1 カメラ及び第 2 方向を担当する第 2 カメラによって取得された、前記第 1 テスト用原本イメージ及び前記第 2 テスト用原本イメージから取得されることを特徴とする請求項 19 に記載のテストング装置。

【請求項 21】

前記 (I) プロセスで、

前記テスト用ペア特徴ベクトルの一つであるテスト用特定ペア特徴ベクトルは、(i) 前記第 1 テスト用原本イメージに含まれた第 1 テスト用特定物体の第 1 テスト用クラス情報、(i i) 前記第 1 テスト用特定物体を含む第 1 テスト用特定原本 R O I のテスト用特徴値、(i i i) 前記第 1 テスト用特定原本 R O I に対応する第 1 テスト用特定原本バウンディングボックスの座標値、(i v) 前記第 1 テスト用特定原本 R O I の座標値、(v) 前記第 2 テスト用原本イメージに含まれた第 2 テスト用特定物体の第 2 テスト用クラス情報、(v i) 前記第 2 テスト用特定物体を含む第 2 テスト用特定原本 R O I のテスト用特徴値、(v i i) 前記第 2 テスト用特定原本 R O I に対応する第 2 テスト用特定原本バウンディングボックスの座標値、及び(v i i i) 前記第 2 テスト用特定原本 R O I の座標値を含むことを特徴とする請求項 19 に記載のテストング装置。

【請求項 22】

前記 (I I) プロセスで、

前記テスト用特定ペア特徴ベクトルに対応する、前記テスト用判別ベクトルの一つであるテスト用の特定判別ベクトルは、前記第 1 テスト用特定原本 R O I と前記第 2 テスト用特定原本 R O I とが前記テスト用統合イメージに統合される確率に関する情報を含み、前記テスト用特定ペア特徴ベクトルに対応する、前記テスト用ボックスリグレーションベクトルのうちの一つである特定ボックスリグレーションベクトルは、前記テスト用統合イメージ上の前記第 1 テスト用特定原本 R O I と前記第 2 テスト用特定原本 R O I とを統合して生成されるテスト用特定統合バウンディングボックスの座標に関する情報を含むことを特徴とする請求項 21 に記載のテストング装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、自律走行車両に利用するための学習方法及び装置に関し；より詳しくは、併合ネットワークを利用した異種センサ融合のための前記方法と、前記装置と、これを利用したテストング方法と、テストング装置とに関する。

【背景技術】

【0002】

ディープ・コンボリューション・ニューラル・ネットワーク (Deep Convolution Neural Networks ; Deep CNNs) は、ディープラーニング分野で起きた驚くべき発展の核心である。CNNs は、文字の認識問題を解くために 90 年代にすでに使われたが、現在のように広く使われるようになったのは最近の研究結果のおかげだ。このような CNN は、2012 年 ImageNet イメージ分類コンテストで他の競争相手に勝って優勝を収めた。それから、CNN は、機械学習分野で非常に有用なツールとなった。

【0003】

このような CNN は、自律走行分野においても広く利用されている。CNN は、自律走行車両で主にセマンティック (semantic) セグメンテーション、物体検出、及び余裕空間検出などイメージ処理を担当する。

10

20

30

40

50

【 0 0 0 4 】

最近、自律走行車両の走行安全性をさらに高めるため、複数のカメラを使用する場合がある。この際、演算の重複を減らし、周辺空間に対してさらによく把握するために、複数個のカメラをもって取得したイメージを調節された方式で利用することが重要である。特に、前記イメージを調整する間、物体が各イメージに位置すると予測される領域である R O I のうちの一部は他のイメージのうちのもた他のイメージと重複する場合が多いのだが、このような R O I に対する情報を統合することが重要だ。

【 0 0 0 5 】

このための従来技術として、非最大値抑制がある。つまり、同一クラスの物体を含むバウンディングボックス間の重複比率を計算して、前記比率が閾値以上であれば前記バウンディングボックスは互いに統合される。従来技術は、前記閾値が低すぎると関係のないバウンディングボックス同士が統合され、前記閾値が高すぎると統合されるべきバウンディングボックス同士が統合されないため、閾値を決定することが難しく、状況に沿って毎回閾値が変わる必要があるという問題点がある。

【 発明の概要 】

【 発明が解決しようとする課題 】

【 0 0 0 6 】

本発明は、前述した問題点を解決することを目的とする。

【 0 0 0 7 】

本発明は、特定空間の各原本イメージを統合して特定空間に対する統合イメージを生成する際に、各原本イメージに対する各物体検出情報を統合して前記統合イメージに対する統合物体検出情報を生成することで、統合イメージに含まれた物体を検出する演算の重複性を低減し、周辺空間に対してより詳しく正確な情報で前記統合イメージを生成するようにすることを他の目的とする。

【 課題を解決するための手段 】

【 0 0 0 8 】

前記のような本発明の目的を達成し、後述する本発明の特徴的な効果を実現するための、本発明の特徴的な構成は次の通りである。

【 0 0 0 9 】

本発明の一態様によれば、少なくとも一つの統合のイメージを生成するのに利用される、特定空間に対する第 1 原本イメージ及び第 2 原本イメージにそれぞれ対応する、第 1 物体検出情報及び第 2 物体検出情報を統合して、前記統合イメージに追加で演算をせず、前記統合イメージの統合物体検出情報を生成する学習方法において、(a) 学習装置が、前記第 1 原本イメージ及び前記第 2 原本イメージが処理されて生成された、前記第 1 物体検出情報及び前記第 2 物体検出情報を取得すると、DNN (Deep Neural Network) に含まれたコンカチネーティング (concatenating) ネットワークをもって、前記第 1 原本イメージに含まれた第 1 原本 R O I (region of interest) と、前記第 2 原本イメージに含まれた第 2 原本 R O I との一つ以上のペアに関する情報を含む一つ以上のペア特徴ベクトルを生成するようにする段階 ; (b) 前記学習装置が、前記 DNN に含まれた判別ネットワークをもって、前記ペア特徴ベクトルに一つ以上の FC (fully connected) 演算を適用することにより、(i) 前記ペアそれぞれに含まれた、前記第 1 原本 R O I と前記第 2 原本 R O I とが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上の判別ベクトル及び (i i) 前記統合イメージ上で、前記ペアのうち少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記ペアのうち前記少なくとも一部に対応する統合 R O I の各相対位置に関する情報を含む一つ以上のボックスリグレーション (regression) ベクトルを生成するようにする段階 ; 及び (c) 前記学習装置が、ロスユニットをもって、前記判別ベクトルと、前記ボックスリグレーションベクトルと、これに対応する GT (Ground Truth) とを参照にして統合ロスを生成するようにし、前記統合ロスを利用してバックプロパゲーション (backpropagation) を遂行することで前記 DNN に含まれたパラ

10

20

30

40

50

メータのうち少なくとも一部を学習させる段階；を含むことを特徴とする方法が開示される。

【0010】

一例として、前記(a)段階で、前記ペア特徴ベクトルの一つである特定ペア特徴ベクトルは、(i)前記第1原本イメージに含まれた第1特定物体の第1クラス情報、(ii)前記第1特定物体を含む第1特定原本ROIの特徴値、(iii)前記第1特定原本ROIに対応する第1特定原本バウンディングボックスの座標値、(iv)前記第1特定原本ROIの座標値、(v)前記第2原本イメージに含まれた第2特定物体の第2クラス情報、(vi)前記第2特定物体を含む第2特定原本ROIの特徴値、(vii)前記第2特定原本ROIに対応する第2特定原本バウンディングボックスの座標値、及び(viii)前記第2特定原本ROIの座標値を含むことを特徴とする。

10

【0011】

一例として、前記(b)段階で、前記特定フェア特徴ベクトルに対応する、前記判別ベクトルの一つである特定判別ベクトルは、前記第1特定原本ROIと前記第2特定原本ROIとが前記統合イメージに統合される確率に関する情報を含み、前記特定ペア特徴ベクトルに対応する、前記ボックスリグレーションベクトルのうちの一つである特定ボックスリグレーションベクトルは、前記統合イメージ上の前記第1特定原本ROIと前記第2特定原本ROIとを統合して生成される特定統合バウンディングボックスの座標に関する情報を含むことを特徴とする。

20

【0012】

一例として、前記(c)段階で、前記学習装置は、前記ロスユニットをもって、(i)クロスエントロピー(cross entropy)方式により前記判別ベクトルのうち少なくとも一部を利用して判別ロスを生成し、(ii)スムーズL1(smooth-L1)方式によって前記ボックスリグレーションベクトルのうちの少なくとも一部を利用してボックスリグレーションロスを生成した後、(iii)前記判別ロスと、前記ボックスリグレーションロスを参照にして前記統合ロスを生成するようにすることを特徴とする。

【0013】

一例として、前記(c)段階で、前記判別ロスは次の数式によって生成され、

【数1】

$$L_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \langle v_c^i, \log(v_{c-GT}^i) \rangle$$

30

【数2】

n

は、前記判別ベクトルの個数を、

40

【数3】

v_c^i

は、第*i*判別ベクトルを、そして

【数4】

v_{c-GT}^i

50

は、前記第 i 判別ベクトルに対する第 i 判別 GT ベクトルを意味し、前記ボックスリグレッションロスは、次の数式によって生成され、

【数 5】

$$L_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{smooth}_{L1}(v_r^i, v_{R-GT}^i)$$

【数 6】

$$\text{smooth}_{L1}(x, y) = \begin{cases} 0.5|x - y|^2, & \text{if } |x - y| < 1 \\ |x - y| - 0.5 & \end{cases}$$

10

【数 7】

n

は、前記ボックスリグレッションベクトルの個数を、

【数 8】

v_r^i

20

は、第 i ボックスリグレッションベクトルを、そして

【数 9】

v_{R-GT}^i

30

は、前記第 i ボックスリグレッションベクトルに対する第 i ボックスリグレッション GT ベクトルを意味することを特徴とする。

【0014】

一例として、前記学習装置が、前記 DNN の一つ以上のレイヤに含まれた各ディープラーニングニューロンをもって、その少なくとも一つのパラメータを利用して前記各ディープラーニングニューロンの入力に一つ以上のコンポリューション演算を適用し、前記ディープラーニングニューロンの出力を次のディープラーニングニューロンに伝達する過程を繰り返すことにより、前記ペア特徴ベクトルと、前記判別ベクトルと、前記ボックスリグレッションベクトルとを生成するようにすることを特徴とする。

40

【0015】

一例として、前記 (b) 段階で、前記学習装置が、前記 DNN に含まれた前記判別ネットワークをもって、前記ペア特徴ベクトルに前記 FC 演算のうち少なくとも一部を適用して前記判別ベクトルを生成するようにした後、前記ペア特徴ベクトルのうち、特定ペアが統合される特定確率を示す特定判別ベクトルの値が、予め設定された閾値以上である一つ以上の特定ペア特徴ベクトルに前記 FC 演算の残りの一部を適用して、前記特定ペア特徴ベクトルに対応する前記ボックスリグレッションベクトルを生成するようにすることを特徴とする。

【0016】

本発明の他の態様によれば、少なくとも一つのテスト用統合イメージを生成するのに利用

50

される、テスト用特定空間に対する第1テスト用原本イメージ及び第2テスト用原本イメージにそれぞれ対応する、第1テスト用物体検出情報及び第2テスト用物体検出情報を統合して、前記テスト用統合イメージに追加で演算をせず、前記テスト用統合イメージのテスト用統合物体検出情報を生成するテスト方法において、(a)(1)学習装置が、前記第1学習用原本イメージ及び前記第2学習用原本イメージが処理されて生成された、前記第1学習用物体検出情報及び前記第2学習用物体検出情報を取得すると、DNNに含まれたコンカチネーティングネットワークをもって、前記第1学習用原本イメージに含まれた第1学習用原本ROIと、前記第2学習用原本イメージに含まれた第2学習用原本ROIとの一つ以上の学習用ペアに関する情報を含む一つ以上の学習用ペア特徴ベクトルを生成するようにし、(2)前記学習装置が、前記DNNに含まれた判別ネットワークをもって、前記学習用ペア特徴ベクトルに一つ以上のFC演算を適用することにより、(i)前記学習用ペアそれぞれに含まれた、前記第1学習用原本ROIと、前記第2学習用原本ROIとが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上の学習用判別ベクトル、及び(ii)前記学習用統合イメージ上で、前記学習用ペアのうちの少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記学習用ペアのうち前記少なくとも一部に対応する学習用統合ROIの各相対位置に関する情報を含む一つ以上の学習用ボックスリグレーションベクトルを生成するようにし、(3)前記学習装置が、ロスユニットをもって、前記学習用判別ベクトルと、前記学習用ボックスリグレーションベクトルと、これに対応するGTとを参照にして統合ロスを生成するようにし、前記統合ロスを利用してバックプロパゲーションを遂行することで前記DNNに含まれたパラメータのうちの少なくとも一部を学習するようにした状態で、テスト装置が、前記第1テスト用原本イメージ及び前記第2テスト用原本イメージが処理されて生成された、前記第1テスト用物体検出情報及び前記第2テスト用物体検出情報を取得すると、前記DNNに含まれた前記コンカチネーティングネットワークをもって、前記第1テスト用原本イメージに含まれた第1テスト用原本ROIと、前記第2テスト用原本イメージに含まれた第2テスト用原本ROIとの一つ以上のテスト用ペアに関する情報を含む一つ以上のテスト用ペア特徴ベクトルを生成するようにする段階；(b)前記テスト装置が、前記DNNに含まれた前記判別ネットワークをもって、前記テスト用ペア特徴ベクトルに前記FC演算を適用することにより、(i)前記テスト用ペアそれぞれに含まれた、前記第1テスト用原本ROIと前記第2テスト用原本ROIとが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上のテスト用判別ベクトル及び(ii)前記テスト用統合イメージ上で、前記テスト用ペアのうちの少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記テスト用ペアのうち前記少なくとも一部に対応するテスト用統合ROIの各相対位置に関する情報を含む一つ以上のテスト用ボックスリグレーションベクトルを生成するようにする段階；及び(c)前記テスト装置が、併合ユニットをもって、前記テスト用判別ベクトルと、前記テスト用ボックスリグレーションベクトルとを参照にして、第1テスト用原本バウンディングボックスと、第2テスト用原本バウンディングボックスとで構成された前記テスト用ペアのうちの少なくとも一部を併合することで、前記テスト用統合物体検出情報を生成するようにする段階；を含むことを特徴とする方法が開示される。

【0017】

一例として、前記第1テスト用物体検出情報及び前記第2テスト用物体検出情報は、前記テスト装置が搭載された車両に設置された、第1方向を担当する第1カメラ及び第2方向を担当する第2カメラによって取得された、前記第1テスト用原本イメージ及び前記第2テスト用原本イメージから取得されることを特徴とする。

【0018】

一例として、前記(a)段階で、前記テスト用ペア特徴ベクトルの一つであるテスト用特定ペア特徴ベクトルは、(i)前記第1テスト用原本イメージに含まれた第1テスト用特定物体の第1テスト用クラス情報、(ii)前記第1テスト用特定物体を含む第1テスト用特定原本ROIのテスト用特徴値、(iii)前記第1テスト用特定原本ROIに対応する第1テスト用特定原本バウンディングボックスの座標値、(iv)前記第1テスト用

10

20

30

40

50

特定原本ROIの座標値、(v)前記第2テスト用原本イメージに含まれた第2テスト用特定物体の第2テスト用クラス情報、(vi)前記第2テスト用特定物体を含む第2テスト用特定原本ROIのテスト用特徴値、(vii)前記第2テスト用特定原本ROIに対応する第2テスト用特定原本バウンディングボックスの座標値、及び(viii)前記第2テスト用特定原本ROIの座標値を含むことを特徴とする。

【0019】

一例として、前記(b)段階で、前記テスト用の特定フェア特徴ベクトルに対応する、前記テスト用判別ベクトルの一つであるテスト用の特定判別ベクトルは、前記第1テスト用特定原本ROIと前記第2テスト用特定原本ROIとが前記テスト用統合イメージに統合される確率に関する情報を含み、前記テスト用特定ペア特徴ベクトルに対応する、前記テスト用ボックスリグレーションベクトルのうちの一つである特定ボックスリグレーションベクトルは、前記テスト用統合イメージ上の前記第1テスト用特定原本ROIと前記第2テスト用特定原本ROIとを統合して生成されるテスト用特定統合バウンディングボックスの座標に関する情報を含むことを特徴とする。

10

【0020】

本発明のまた他の態様によれば、少なくとも一つの統合のイメージを生成するのに利用される、特定空間に対する第1原本イメージ及び第2原本イメージにそれぞれ対応する、第1物体検出情報及び第2物体検出情報を統合して、前記統合イメージに追加で演算をせず前記統合イメージの統合物体検出情報を生成する学習装置において、各インスタクションを格納する一つ以上のメモリ；及び(I)前記第1原本イメージ及び前記第2原本イメージが処理されて生成された、前記第1物体検出情報及び前記第2物体検出情報を取得すると、DNN(Deep Neural Network)に含まれたコンカチネーティング(concatenating)ネットワークをもって、前記第1原本イメージに含まれた第1原本ROI(region of interest)と、前記第2原本イメージに含まれた第2原本ROIとの一つ以上のペアに関する情報を含む一つ以上のペア特徴ベクトルを生成するようにするプロセス、(II)前記DNNに含まれた判別ネットワークをもって、前記ペア特徴ベクトルに一つ以上のFC(fully connected)演算を適用することにより、(i)前記ペアそれぞれに含まれた、前記第1原本ROIと前記第2原本ROIとが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上の判別ベクトル及び(ii)前記統合イメージ上で、前記ペアのうち少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記ペアのうち前記少なくとも一部に対応する統合ROIの各相対位置に関する情報を含む一つ以上のボックスリグレーション(regression)ベクトルを生成するようにするプロセス、及び(III)ロスユニットをもって、前記判別ベクトルと、前記ボックスリグレーションベクトルと、これに対応するGT(Ground Truth)とを参照にして統合ロスを生成するようにし、前記統合ロスを利用してバックプロパゲーション(backpropagation)を遂行することで前記DNNに含まれたパラメータのうち少なくとも一部を学習するようにするプロセスを遂行するための、前記インスタクションを実行するように構成された少なくとも一つのプロセッサ；を含むことを特徴とする学習装置が開示される。

20

30

【0021】

一例として、前記(I)プロセスで、前記ペア特徴ベクトルの一つである特定ペア特徴ベクトルは、(i)前記第1原本イメージに含まれた第1特定物体の第1クラス情報、(ii)前記第1特定物体を含む第1特定原本ROIの特徴値、(iii)前記第1特定原本ROIに対応する第1特定原本バウンディングボックスの座標値、(iv)前記第1特定原本ROIの座標値、(v)前記第2原本イメージに含まれた第2特定物体の第2クラス情報、(vi)前記第2特定物体を含む第2特定原本ROIの特徴値、(vii)前記第2特定原本ROIに対応する第2特定原本バウンディングボックスの座標値、及び(viii)前記第2特定原本ROIの座標値を含むことを特徴とする。

40

【0022】

一例として、前記(II)プロセスで、前記特定フェア特徴ベクトルに対応する、前記判

50

別ベクトルの一つである特定判別ベクトルは、前記第1特定原本ROIと前記第2特定原本ROIとが前記統合イメージに統合される確率に関する情報を含み、前記特定ペア特徴ベクトルに対応する、前記ボックスリグレーションベクトルのうちの一つである特定ボックスリグレーションベクトルは、前記統合イメージ上の前記第1特定原本ROIと前記第2特定原本ROIとを統合して生成される特定統合バウンディングボックスの座標に関する情報を含むことを特徴とする。

【0023】

一例として、前記(III)プロセスで、前記プロセッサは、前記ロスユニットをもって、(i)クロスエントロピー方式により前記判別ベクトルのうち少なくとも一部を利用して判別ロスを生成し、(ii)スムーズL1方式によって前記ボックスリグレーションベクトルのうちの少なくとも一部を利用してボックスリグレーションロスを生成した後、(iii)前記判別ロスと、前記ボックスリグレーションロスとを参照にして前記統合ロスを生成するようにすることを特徴とする。

10

【0024】

一例として、前記(III)プロセスで、前記判別ロスは次の数式によって生成され、

【数10】

$$L_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \langle v_c^i, \log(v_{c-GT}^i) \rangle$$

20

【数11】

n

は、前記判別ベクトルの個数を、

【数12】

v_c^i

30

は、第*i*判別ベクトルを、そして

【数13】

v_{c-GT}^i

は、前記第*i*判別ベクトルに対する第*i*判別GTベクトルを意味し、前記ボックスリグレーションロスは、次の数式によって生成され、

40

【数14】

$$L_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{smooth}_{L1}(v_r^i, v_{R-GT}^i)$$

【数 1 5】

$$\text{smooth}_{L1}(x, y) = \begin{cases} 0.5|x - y|^2, & \text{if } |x - y| < 1 \\ |x - y| - 0.5 & \end{cases}$$

【数 1 6】

 n

10

は、前記ボックスリグレーションベクトルの個数を、

【数 1 7】

 v_r^i は、第 i ボックスリグレーションベクトルを、そして

【数 1 8】

20

 v_{R-GT}^i は、前記第 i ボックスリグレーションベクトルに対する第 i ボックスリグレーション GT ベクトルを意味することを特徴とする。

【0025】

一例として、前記プロセッサが、前記 DNN の一つ以上のレイヤに含まれた各ディープラーニングニューロンをもって、その少なくとも一つのパラメータを利用して前記各ディープラーニングニューロンの入力に一つ以上のコンボリューション演算を適用し、前記ディープラーニングニューロンの出力を次のディープラーニングニューロンに伝達する過程を繰り返すことにより、前記ペア特徴ベクトルと、前記判別ベクトルと、前記ボックスリグレーションベクトルとを生成するようにすることを特徴とする。

30

【0026】

一例として、前記 (II) プロセスで、前記プロセッサが、前記 DNN に含まれた前記判別ネットワークをもって、前記ペア特徴ベクトルに前記 FC 演算のうちの少なくとも一部を適用して前記判別ベクトルを生成するようにした後、前記ペア特徴ベクトルのうち、特定ペアが統合される特定確率を示す特定判別ベクトルの値が、予め設定された閾値以上である一つ以上の特定ペア特徴ベクトルに前記 FC 演算の残りの一部を適用して、前記特定ペア特徴ベクトルに対応する前記ボックスリグレーションベクトルを生成するようにすることを特徴とする。

40

【0027】

本発明のまた他の態様によれば、少なくとも一つのテスト用統合イメージを生成するのに利用される、テスト用特定空間に対する第 1 テスト用原本イメージ及び第 2 テスト用原本イメージにそれぞれ対応する、第 1 テスト用物体検出情報及び第 2 テスト用物体検出情報を統合して、前記テスト用統合イメージに追加で演算をせず、前記テスト用統合イメージのテスト用統合物体検出情報を生成するテスト装置において、各インスタレーションを格納する少なくとも一つのメモリ；及び $(I)(1)$ 学習装置が、前記第 1 学習用原本イメージ及び前記第 2 学習用原本イメージが処理されて生成された、前記第 1 学習用物体検出情報及び前記第 2 学習用物体検出情報を取得すると、 DNN に含まれたコンカチネーティングネットワークをもって、前記第 1 学習用原本イメージに含まれた第 1 学習用原

50

本ROIと、前記第2学習用原本イメージに含まれた第2学習用原本ROIとの一つ以上の学習用ペアに関する情報を含む一つ以上の学習用ペア特徴ベクトルを生成するようにし、(2)前記学習装置が、前記DNNに含まれた判別ネットワークをもって、前記学習用ペア特徴ベクトルに一つ以上のFC演算を適用することにより、(i)前記学習用ペアそれぞれに含まれた、前記第1学習用原本ROIと、前記第2学習用原本ROIとが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上の学習用判別ベクトル、及び(ii)前記学習用統合イメージ上で、前記学習用ペアのうちの少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記学習用ペアのうち前記少なくとも一部に対応する学習用統合ROIの各相対位置に関する情報を含む一つ以上の学習用ボックスリグレーションベクトルを生成するようにし、(3)前記学習装置が、ロスユニットをもって、前記学習用判別ベクトルと、前記学習用ボックスリグレーションベクトルと、これに対応するGTとを参照にして統合ロスを生成するようにし、前記統合ロスを利用してバックプロパゲーションを遂行することで前記DNNに含まれたパラメータのうちの少なくとも一部を学習するようにした状態で、前記第1テスト用原本イメージ及び前記第2テスト用原本イメージが処理されて生成された、前記第1テスト用物体検出情報及び前記第2テスト用物体検出情報を取得すると、前記DNNに含まれた前記コンカチネーティングネットワークをもって、前記第1テスト用原本イメージに含まれた第1テスト用原本ROIと、前記第2テスト用原本イメージに含まれた第2テスト用原本ROIとの一つ以上のテスト用ペアに関する情報を含む一つ以上のテスト用ペア特徴ベクトルを生成するようにするプロセス、(II)前記DNNに含まれた前記判別ネットワークをもって、前記テスト用ペア特徴ベクトルに前記FC演算を適用することにより、(i)前記テスト用ペアそれぞれに含まれた、前記第1テスト用原本ROIと、前記第2テスト用原本ROIとが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上のテスト用判別ベクトル及び(ii)前記テスト用統合イメージ上で、前記テスト用ペアのうちの少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記テスト用ペアのうち前記少なくとも一部に対応するテスト用統合ROIの各相対位置に関する情報を含む一つ以上のテスト用ボックスリグレーションベクトルを生成するようにするプロセス、及び(III)併合ユニットをもって、前記テスト用判別ベクトルと、前記テスト用ボックスリグレーションベクトルとを参照にして、第1テスト用原本バウンディングボックスと、第2テスト用原本バウンディングボックスとで構成された前記テスト用ペアのうちの少なくとも一部を併合することで、前記テスト用統合物体検出情報を生成するようにするプロセスを遂行するための前記インストラクションを実行するように構成された少なくとも一つのプロセッサ；を含むことを特徴とするテスト装置が開示される。

【0028】

一例として、前記第1テスト用物体検出情報及び前記第2テスト用物体検出情報は、前記テスト装置が搭載された車両に設置された、第1方向を担当する第1カメラ及び第2方向を担当する第2カメラによって取得された、前記第1テスト用原本イメージ及び前記第2テスト用原本イメージから取得されることを特徴とする。

【0029】

一例として、前記(I)プロセスで、前記テスト用ペア特徴ベクトルの一つであるテスト用特定ペア特徴ベクトルは、(i)前記第1テスト用原本イメージに含まれた第1テスト用特定物体の第1テスト用クラス情報、(ii)前記第1テスト用特定物体を含む第1テスト用特定原本ROIのテスト用特徴値、(iii)前記第1テスト用特定原本ROIに対応する第1テスト用特定原本バウンディングボックスの座標値、(iv)前記第1テスト用特定原本ROIの座標値、(v)前記第2テスト用原本イメージに含まれた第2テスト用特定物体の第2テスト用クラス情報、(vi)前記第2テスト用特定物体を含む第2テスト用特定原本ROIのテスト用特徴値、(vii)前記第2テスト用特定原本ROIに対応する第2テスト用特定原本バウンディングボックスの座標値、及び(viii)前記第2テスト用特定原本ROIの座標値を含むことを特徴とする。

【0030】

10

20

30

40

50

一例として、前記(II)プロセスで、前記テスト用特定フェア特徴ベクトルに対応する、前記テスト用判別ベクトルの一つであるテスト用の特定判別ベクトルは、前記第1テスト用特定原本ROIと前記第2テスト用特定原本ROIとが前記テスト用統合イメージに統合される確率に関する情報を含み、前記テスト用特定ペア特徴ベクトルに対応する、前記テスト用ボックスリグレーションベクトルのうちの一つである特定ボックスリグレーションベクトルは、前記テスト用統合イメージ上の前記第1テスト用特定原本ROIと前記第2テスト用特定原本ROIとを統合して生成されるテスト用特定統合バウンディングボックスの座標に関する情報を含むことを特徴とする。

【0031】

この他にも、本発明の方法を実行するためのコンピュータプログラムを記録するためのコンピュータ読読可能な記録媒体がさらに提供される。

10

【発明の効果】

【0032】

本発明は、特定空間の各原本イメージを統合して特定空間に対する統合イメージを生成する際に、各原本イメージに対する各物体検出情報を統合して前記統合イメージに対する統合物体検出情報を生成することで、統合イメージに含まれた物体を検出する演算の重複性を低減し、周辺空間に対してより詳しく正確な情報で前記統合イメージを生成するようにする効果がある。

【0033】

本発明の実施例の説明に利用されるために添付された以下の各図面は、本発明の実施例のうちの一部に過ぎず、本発明が属する技術分野において、通常の知識を有する者(以下「通常の技術者」)は、発明的作業が行われることなくこの図面に基づいて他の図面が得られ得る。

20

【図面の簡単な説明】

【0034】

【図1】本発明の一例に係る特定空間に対する各原本イメージを統合して特定空間に対する統合イメージを生成する際、各原本イメージに対する各物体検出情報を統合して、前記統合イメージに追加的な演算をしなくても前記統合イメージに対する統合物体検出情報を生成する学習方法を遂行する学習装置を概略的に示した図面である。

【図2】本発明の一例に係る前記特定空間に対するそれぞれの前記原本イメージを統合して前記特定空間に対する前記統合イメージを生成する際に、それぞれの前記原本イメージに対するそれぞれの前記物体検出情報を統合して、前記統合イメージに追加的な演算をしなくても前記統合イメージに対する前記統合物体検出情報を生成する前記学習方法を遂行する前記学習装置の具体的な動作方式を概略的に示した図面である。

30

【図3】本発明の一例に係る前記特定空間に対するそれぞれの前記原本イメージを統合して前記特定空間に対する前記統合イメージを生成する際に、それぞれの前記原本イメージに対するそれぞれの前記物体検出情報を統合して、前記統合イメージに追加的な演算をしなくても前記統合イメージに対する前記統合物体検出情報を生成する前記学習方法によって第1特定原本ROI及び第2特定原本イメージROIを統合する一例を概略的に示した図面である。

40

【図4】本発明の一例に係る前記特定空間に対するそれぞれの前記原本イメージを統合して前記特定空間に対する前記統合イメージを生成する際に、それぞれの前記原本イメージに対するそれぞれの前記物体検出情報を統合して、前記統合イメージに追加的な演算をしなくても前記統合イメージに対する前記統合物体検出情報を生成する前記学習方法の遂行が完了された状態であるテスト装置の具体的な動作方式を概略的に示した図面である。

【発明を実施するための形態】

【0035】

後述する本発明に対する詳細な説明は、本発明の各目的、技術的解決方法及び長所を明確にするために、本発明が実施され得る特定実施例を例示として示す添付図面を参照する。

50

これらの実施例は、通常の技術者が本発明を実施することができるように充分詳細に説明される。

【0036】

また、本発明の詳細な説明及び各請求項にわたって、「含む」という単語及びそれらの変形は、他の技術的特徴、各付加物、構成要素又は段階を除外することを意図したものではない。通常の技術者にとって本発明の他の各目的、長所及び各特性が、一部は本説明書から、また一部は本発明の実施から明らかになるであろう。以下の例示及び図面は実例として提供され、本発明を限定することを意図したものではない。

【0037】

さらに、本発明は、本明細書に示された実施例のあらゆる可能な組み合わせを網羅する。本発明の多様な実施例は相互異なるが、相互排他的である必要はないことを理解されたい。例えば、ここに記載されている特定の形状、構造及び特性は一例と関連して、本発明の精神及び範囲を逸脱せず、かつ他の実施例で実装され得る。また、各々の開示された実施例内の個別構成要素の位置または配置は本発明の精神及び範囲を逸脱せずに変更され得ることを理解されたい。従って、後述する詳細な説明は限定的な意味で捉えようとするものではなく、本発明の範囲は、適切に説明されれば、その請求項が主張することと均等なすべての範囲と、併せて添付された請求項によってのみ限定される。図面で類似する参照符号はいくつかの側面にかけて同一か類似する機能を指称する。

10

【0038】

本発明で言及している各種イメージは、舗装または非舗装道路関連のイメージを含み得、この場合、道路環境で登場し得る物体（例えば、自動車、人、動物、植物、物、建物、飛行機やドローンのような飛行体、その他の障害物）を想定し得るが、必ずしもこれに限定されるものではなく、本発明で言及している各種イメージは、道路と関係のないイメージ（例えば、非舗装道路、路地、空き地、海、湖、川、山、森、砂漠、空、室内と関連したイメージ）でもあり得、この場合、非舗装道路、路地、空き地、海、湖、川、山、森、砂漠、空、室内環境で登場し得る物体（例えば、自動車、人、動物、植物、物、建物、飛行機やドローンのような飛行体、その他の障害物）を想定し得るが、必ずしもこれに限定されるものではない。

20

【0039】

以下、本発明が属する技術分野で通常の知識を有する者が本発明を容易に実施することができるようにするために、本発明の好ましい実施例について添付の図面に基づいて詳細に説明する。

30

【0040】

図1は、本発明の一例に係る特定空間に対する各原本イメージを統合して特定空間に対する統合イメージを生成する際、各原本イメージに対する各物体検出情報を統合して、前記統合イメージに追加的な演算をしなくても前記統合イメージに対する統合物体検出情報を生成する学習方法を遂行する学習装置100を概略的に示した図面である。

【0041】

図1を参照すれば、前記学習装置100は、後から詳しく説明される構成要素であるDNN200を含み得る。前記DNN200の入出力及び演算過程は、通信部110及びプロセッサ120によってそれぞれ行われ得る。この際、メモリ115は、後述されるいくつかのインストラクションを格納した状態でもあり得、前記プロセッサ120は、前記メモリ115に格納された前記インストラクションを遂行するように設定され、後から説明されるインストラクションを遂行することで本発明のプロセスを遂行することができる。このように前記学習装置100が描写されたところで、前記学習装置100が、プロセッサ、メモリ、メディアム、または他の演算要素を含む統合装置を排除するものではない。

40

【0042】

以上、本発明の一例に係る前記特定空間に対するそれぞれの前記原本イメージを統合して前記特定空間に対する前記統合イメージを生成する際に、それぞれの前記原本イメージに対するそれぞれの前記物体検出情報を統合して、前記統合イメージに追加的な演算をしな

50

くても前記統合イメージに対する前記統合物体検出情報を生成する前記学習方法を遂行する前記学習装置100の構成について説明した。続いて、図2を参照にして、前記DNN200の具体的な構成及び学習プロセスについて説明する。

【0043】

図2は、本発明の一例に係る前記特定空間に対するそれぞれの前記原本イメージを統合して前記特定空間に対する前記統合イメージを生成する際に、それぞれの前記原本イメージに対するそれぞれの前記物体検出情報を統合して、前記統合イメージに追加的な演算をしなくても前記統合イメージに対する前記統合物体検出情報を生成する前記学習方法を遂行する前記学習装置の具体的な動作方式を概略的に示した図面である。

【0044】

図2を参照すれば、前記DNN200は、コンカチネーティング(concatinating)ネットワーク210及び判別ネットワーク220を含み得、前記学習装置100は、前記DNN200に対応するロスユニット230を含み得る。具体的に、前記学習装置100は、前記特定空間に対するそれぞれの前記原本イメージに対するそれぞれの前記物体検出情報が取得されると、前記それぞれの物体検出情報を前記DNN200に含まれた前記コンカチネーティングネットワーク210に伝達し得る。この際、前記それぞれの物体検出情報は、それぞれの前記原本イメージに含まれた各ROI、それぞれの前記ROIに含まれた各物体及びそれに対応する原本バウンディングボックスに関する情報を含み得る。また、前記特定空間に対するそれぞれの前記原本イメージは、同一時点で様々な観点から抽出した前記特定空間の各イメージであり得る。したがって、それぞれの前記原本イメージの各内容は同一または類似するはずで、それぞれの前記原本イメージに対する各原本ROIも互いに同一または類似する領域を含み得る。

【0045】

このように前記物体検出情報が取得されると、前記コンカチネーティングネットワーク210は、前記原本ROIに含まれたそれぞれの前記原本バウンディングボックスのうちの少なくとも一部をペアリングすることで、一つ以上のいわゆるペア特徴ベクトルを生成することができる。一例として、前記コンカチネーティングネットワーク210は、第1原本ROI及び第2原本ROIにそれぞれ含まれる、第1特定原本バウンディングボックス及び第2特定原本バウンディングボックスを統合して、(i)前記第1原本バウンディングボックスの特徴値(i_i)前記第1原本バウンディングボックスの座標情報、(i_ii)前記第1原本バウンディングボックスに含まれた物体に関する第1クラス情報、(i_v)前記第2原本バウンディングボックスの特徴値、(v)前記第2原本バウンディングボックスの座標情報、(v_i)前記第2原本バウンディングボックスに含まれた物体に関する第2クラス情報、(v_ii)前記第1特定原本ROIの座標、及び(v_ii_i)前記第2特定原本ROIの座標を含む、前記ペア特徴ベクトルのうちの特定ペア特徴ベクトルを生成することができる。この際、第1原本イメージに対する第1物体検出情報は(i, i_i, i_ii, 及びv_ii)を、第2物体検出情報は(i_v, v, v_i, 及びv_ii_i)を含み得る。前記第1特定原本ROIは、一つ以上の第1原本バウンディングボックスを含み得、前記第2特定原本ROIは、一つ以上の第2原本バウンディングボックスを含み得、前記1特定原本ROIに含まれたそれぞれの前記第1原本バウンディングボックス及び前記第2特定原本ROIに含まれたそれぞれの前記第2原本バウンディングボックスは、一度ペアリングされることでそれぞれの前記ペア特徴ベクトルを生成することができる。

【0046】

前記第1特定原本バウンディングボックスを含むこのような第1原本ROIは、前記原本イメージの一つである第1原本イメージに含まれ得る。これと同様に、前記第2特定原本バウンディングボックスを含む前記第2原本ROIは、第2原本イメージに含まれ得る。

【0047】

次に、図3を参照にして、前記特定ペア特徴ベクトルの例示を具体的に説明する。

【0048】

図3は、本発明の一例に係る前記特定空間に対するそれぞれの前記原本イメージを統合し

10

20

30

40

50

て前記特定空間に対する前記統合イメージを生成する際に、それぞれの前記原本イメージに対するそれぞれの前記物体検出情報を統合して、前記統合イメージに追加的な演算をしなくても前記統合イメージに対する前記統合物体検出情報を生成する前記学習方法によって第1特定原本ROI及び第2特定原本イメージROIを統合する一例を概略的に示した図面である。

【0049】

前記第1特定原本ROIは、男性を含む前記第1バウンディングボックスの一つと、女性の上半身を含む前記第1バウンディングボックスのうちの他の一つとを含み得、前記第2特定原本ROIは、前記女性を含む前記第2バウンディングボックスの一つと、車両を含む前記第2バウンディングボックスのうちの他の一つとを含み得る。この際、合計4つのバウンディングボックスペアが生成され得るのだが、ここには、(i)前記女性を含む前記第2バウンディングボックスのうちの他の一つとともに前記女性の上半身を含む前記第1バウンディングボックスのうちの他の一つ、(ii)前記車両を含む前記第2バウンディングボックスのうちの他の一つとともに前記女性の上半身を含む前記第1バウンディングボックスのうちの他の一つ、及び(iv)前記車両を含む前記第2バウンディングボックスのうちの他の一つとともに前記男性を含む前記第1バウンディングボックスのうちの他の一つが含まれる。一例として、前記女性を含む前記第2バウンディングボックスのうちの他の一つとともに前記女性の上半身を含む前記第1バウンディングボックスのうちの他の一つの前記ペアを利用して生成された前記特定ペア特徴ベクトルは、このようなバウンディングボックスに関して前述情報を含み得る。

【0050】

このように前記ペア特徴ベクトルが生成されると、前記学習装置100は、前記DNN200に含まれた前記判別ネットワーク220をもって、少なくとも一つのFC演算により一つ以上の判別ベクトル

【数19】

V_C

及び一つ以上のボックスリグレーションベクトル

【数20】

V_R

を生成するようにする。この際、前記判別ベクトル

【数21】

V_C

のうちの他の一つは、二つの原本ROIにペアとして含まれた前記二つの原本バウンディングボックスが統合され得るか否かを示すことができる。一例として、これの第1構成要素は、前記二つの原本バウンディングボックスが統合される確率であり得、この第2構成要素は、前記二つの原本バウンディングボックスが統合されない確率であり得る。この際、前記判別ネットワーク220は、各構成要素の各確率を計算し得る。図2を再び参照すると、前記特定ペア特徴ベクトルに対応する前記ペアが統合される確率が0.9と計算されたことを確認できる。前記ボックスリグレーションベクトル

【数 2 2】

 V_r

のうちの一つは、前記二つの原本バウンディングボックスが統合されることにより、頂点座標変更に対応する変更値をその構成要素とするベクトルであり得る。具体的に、前記ボックスリグレーションベクトルのうちの一つに含まれた前記変更値は、(I) 前記二つの原本バウンディングボックスの積集合の中心の (i) 横の長さ、(i i) 縦の長さ、並びに (i i i) x 座標及び y 座標、(I I) 前記二つの原本バウンディングボックスが統合される統合バウンディングボックスの中心の (i) 横の長さ、(i i) 縦の長さ、並びに (i i i) x 座標及び y 座標の間の各差異情報に対応し得る。すなわち、前記ボックスリグレーションベクトルは、前記統合イメージ上で、前記ペアのうち少なくとも一部に関する各構成要素の既存位置情報を比較して、前記ペアのうちの少なくとも一部に対応する統合 R O I の各相対位置情報を含み得る。

10

【0 0 5 1】

一例として、前記ボックスリグレーションベクトルは、前記すべてのペア特徴ベクトルに対応できない。すなわち、前記ボックスリグレーションベクトルは、前記ペア特徴ベクトルのうちの一部を選択し、前記 F C 演算のうち少なくとも一部を前記選択されたペア特徴ベクトルに適用して生成され得る。この例示は、後から詳細に説明される。

20

【0 0 5 2】

このように、前記判別ベクトル及び前記ボックスリグレーションのベクトルが生成されると、前記学習装置 1 0 0 は、前記ロスユニット 2 3 0 をもって、前記判別ベクトルと、前記ボックスリグレーションベクトルと、これに対応する G T とを参照して一つ以上のロスを生成するようにする。前記ロスは、

【数 2 3】

 L_c

30

及び

【数 2 4】

 L_r

二つの構成要素から成り立ち得るが、前記

【数 2 5】

 L_c

40

は、前記判別ベクトルに関連する判別ロスとして、クロスエントロピー (c r o s s e n t r o p y) 方式によって生成されたものであり得、前記

【数 2 6】

 L_r

は、前記ボックスリグレーションベクトルと関連したボックスリグレーションロスとして

50

、スムーズL1 (smooth-L1) 方式によって生成されたものであり得る。

【0053】

具体的には、前記判別ロスは次の数式によって生成され、

【数27】

$$L_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \langle v_c^i, \log(v_{C-GT}^i) \rangle$$

この際、

【数28】

n

10

は、前記判別ベクトルの個数を意味し、

【数29】

v_c^i

20

は、第 i 判別ベクトルを意味し、

【数30】

v_{C-GT}^i

は、前記第 i 判別ベクトルに対する第 i 判別GTベクトルを意味し得る。

【0054】

また、前記ボックスリグレーションロスは、次の数式によって生成され、

【数31】

$$L_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{smooth}_{L1}(v_r^i, v_{R-GT}^i)$$

30

【数32】

$$\text{smooth}_{L1}(x, y) = \begin{cases} 0.5|x - y|^2, & \text{if } |x - y| < 1 \\ |x - y| - 0.5 & \end{cases}$$

40

この際、

【数33】

n

は、前記ボックスリグレーションベクトルの個数を、

【数 3 4】

$$v_c^i$$

は第 i ボックスリグレーションベクトルを、そして

【数 3 5】

$$v_{C-GT}^i$$

10

は、前記第 i ボックスリグレーションベクトルに対する第 i ボックスリグレーション GT ベクトルを意味する。

【0055】

前記ロスが作成された後、このようなロスはバックプロパゲーションされることで、前記 $DNN200$ に含まれた前記判別ネットワーク 220 の一つ以上のパラメータの少なくとも一部を学習するのに用いられ得る。これによって、前記判別ネットワーク 220 は、その入力されたバウンディングボックスがより正確に統合され得るかを判断し、統合された後の前記頂点情報をさらに正確に予測することができるようになる。

【0056】

20

本発明の他の例として、前記学習装置 100 が、前記 $DNN200$ に含まれた前記判別ネットワーク 220 をもって、前記ペア特徴ベクトルに前記 FC 演算のうち少なくとも一部を適用して前記判別ベクトルを生成するようにした後、前記ペア特徴ベクトルのうち、特定ペアが統合される特定確率を示す特定判別ベクトルの値が、予め設定された閾値以上である一つ以上の特定ペア特徴ベクトルに前記 FC 演算の残りの一部を適用して、前記特定ペア特徴ベクトルに対応する前記ボックスリグレーションベクトルを生成するようにし得る。前記他の例は、統合される確率が前記閾値以下であるペアの座標値を計算しないため、効率的である。

【0057】

続いて、前記 $DNN200$ の作動原理を説明する。前記学習装置 100 が、前記 $DNN200$ の一つ以上のレイヤに含まれた各ディープラーニングニューロンをもって、その少なくとも一つのパラメータを利用して前記各ディープラーニングニューロンの入力に一つ以上のコンポリューション演算を適用し、前記ディープラーニングニューロンの出力を次のディープラーニングニューロンに伝達する過程を繰り返すことにより、前記ペア特徴ベクトルと、前記判別ベクトルと、前記ボックスリグレーションベクトルとを生成するようにし得る。

30

【0058】

前記学習プロセスが完了した後、前記学習装置 100 がテスト装置として機能する過程について、図 4 を参照にして説明する。

【0059】

40

参考までに、以下の説明において混同を避けるために、前記プロセスに関連する用語には「学習用」または「トレーニング」という単語が追加され、テストプロセスに関連する用語には「テスト用」または「テストング」という単語が追加された。

【0060】

図 4 は、本発明の一例に係る前記特定空間に対するそれぞれの前記原本イメージを統合して前記特定空間に対する前記統合イメージを生成する際に、それぞれの前記原本イメージに対するそれぞれの前記物体検出情報を統合して、前記統合イメージに追加的な演算をしなくても前記統合イメージに対する前記統合物体検出情報を生成する前記学習方法の遂行が完了された状態であるテスト装置の具体的な動作方式を概略的に示した図面である。

50

【 0 0 6 1 】

図 4 を参照にすれば、前記テスト装置は、前記ロスユニット 2 3 0 の代わりに併合ユニットを含み得る。前記併合ユニットは、少なくとも一つのテスト用判別ベクトルに含まれた、二つのテスト用原本バウンディングボックスが統合されるべき確率が特定閾値以上である場合、前記二つのテスト用原本バウンディングボックスが、少なくとも一つのテスト用ボックスリグレーションベクトルに含まれた、テスト用変更値を利用して統合されたテスト用統合バウンディングボックスの頂点座標を計算することができる。前記原本 R O I の前記ペアそれぞれは、これらの演算を前記原本 R O I の前記ペアのテスト用ペア特徴ベクトルに繰り返すことにより前記原本 R O I の前記ペアそれぞれを統合し、その後、前記演算を各原本 R O I に適用することにより、前記原本イメージを統合し、その後、前記統合イメージに対する物体検出結果を前記統合イメージに追加的な演算をしなくても生成することができる。前記コンカチネーティングネットワーク 2 1 0 及び前記判別ネットワーク 2 2 0 のような構成要素の機能は、前記学習装置 1 0 0 で遂行する際の機能と類似するので省略することにする。

10

【 0 0 6 2 】

具体的には、(a) (1) 前記学習装置が、前記第 1 学習用原本イメージ及び前記第 2 学習用原本イメージが処理されて生成された、前記第 1 学習用物体検出情報及び前記第 2 学習用物体検出情報を取得すると、前記 D N N 2 0 0 に含まれたコンカチネーティングネットワーク 2 1 0 をもって、前記第 1 学習用原本イメージに含まれた第 1 学習用原本 R O I と、前記第 2 学習用原本イメージに含まれた第 2 学習用原本 R O I との一つ以上の学習用ペアに関する情報を含む一つ以上の学習用ペア特徴ベクトルを生成するようにし、(2) 前記学習装置 1 0 0 が、前記 D N N 2 0 0 に含まれた判別ネットワーク 2 2 0 をもって、前記学習用ペア特徴ベクトルに一つ以上の F C 演算を適用することにより、(i) 前記学習用ペアそれぞれに含まれた、前記第 1 学習用原本 R O I と前記第 2 学習用原本 R O I とが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上の学習用判別ベクトル、及び(i i) 前記学習用統合イメージ上で、前記学習用ペアのうちの少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記学習用ペアのうち前記少なくとも一部に対応する学習用統合 R O I の各相対位置に関する情報を含む一つ以上の学習用ボックスリグレーションベクトルを生成するようにし、(3) 前記学習装置が、前記ロスユニット 2 3 0 をもって、前記学習用判別ベクトルと、前記学習用ボックスリグレーションベクトルと、これに対応する G T とを参照にして統合ロスを生成するようにし、前記統合ロスを利用してバックプロパゲーションを遂行することで前記 D N N 2 0 0 に含まれたパラメータのうちの少なくとも一部を学習するようにした状態で、テスト装置が、前記第 1 テスト用原本イメージ及び前記第 2 テスト用原本イメージが処理されて生成された、前記第 1 テスト用物体検出情報及び前記第 2 テスト用物体検出情報を取得すると、前記 D N N 2 0 0 に含まれた前記コンカチネーティングネットワーク 2 1 0 をもって、前記第 1 テスト用原本イメージに含まれた第 1 テスト用原本 R O I と、前記第 2 テスト用原本イメージに含まれた第 2 テスト用原本 R O I との一つ以上のテスト用ペアに関する情報を含む一つ以上のテスト用ペア特徴ベクトルを生成することができる。

20

30

【 0 0 6 3 】

その後、前記テスト装置が、前記 D N N 2 0 0 に含まれた前記判別ネットワークをもって、前記テスト用ペア特徴ベクトルに前記 F C 演算を適用することにより、(i) 前記テスト用ペアそれぞれに含まれた、前記第 1 テスト用原本 R O I と前記第 2 テスト用原本 R O I とが統合されるのに適切である確率に関する情報を含む一つ以上のテスト用判別ベクトル及び(i i) 前記テスト用統合イメージ上で、前記テスト用ペアのうちの少なくとも一部の各要素の各元の位置と比較した、前記テスト用ペアのうち前記少なくとも一部に対応するテスト用統合 R O I の各相対位置に関する情報を含む一つ以上のテスト用ボックスリグレーションベクトルを生成するようにし得る。

40

【 0 0 6 4 】

最後に、前記テスト装置が、併合ユニット 2 4 0 をもって、前記テスト用判別ベク

50

トルと、前記テスト用ボックスリグレーションベクトルとを参照にして、第1テスト用原本バウンディングボックスと、第2テスト用原本バウンディングボックスとで構成された前記テスト用ペアのうちの少なくとも一部を併合することで、前記テスト用統合物体検出情報を生成するようにし得る。

【0065】

この際、前記第1テスト用物体検出情報及び前記第2テスト用物体検出情報は、前記テスト装置が搭載された車両に設置された、第1方向を担当する第1カメラ及び第2方向を担当する第2カメラによって取得された、前記第1テスト用原本イメージ及び前記第2テスト用原本イメージから取得される。

【0066】

本発明の前記DNN200は、併合ネットワークを意味し得るが、これは、他の物体検出情報を併合し得るからである。

【0067】

本発明は、異種センサ融合に関する手法を説明するものであり、具体的に統合ROI空間に関する多数のカメラを通じて取得した情報を参照にして生成されたROIを統合する方法を提供する。本発明を遂行することで、物体検出結果は一つのデータセットに統合され、演算力の消耗を減らし得るように補助する。

【0068】

本発明技術分野の通常の技術者に理解され、前記で説明されたイメージ、例えば前記原本イメージ、前記原本ラベル及び追加ラベルといったイメージデータの送受信が前記学習装置100及び前記テスト装置の各通信部によって行われ得、特徴マップと演算を遂行するためのデータが前記学習装置100及びテスト装置のプロセッサ(及び/またはメモリ)によって保有/維持され得、コンボリューション演算、デコンボリューション演算、ロス値の演算過程が主に前記学習装置100及び前記テスト装置のプロセッサにより遂行され得るが、本発明はこれに限定されるものではない。

【0069】

また、以上で説明された本発明に係る実施例は、多様なコンピュータ構成要素を通じて遂行できるプログラム命令語の形態で実装されてコンピュータ読取り可能な記録媒体に記録され得る。前記コンピュータで読取り可能な記録媒体はプログラム命令語、データファイル、データ構造などを単独でまたは組み合わせて含まれ得る。前記コンピュータ読取り可能な記録媒体に記録されるプログラム命令語は、本発明のために特別に設計されて構成されたものであるか、コンピュータソフトウェア分野の当業者に公知となって使用可能なものでもよい。コンピュータで判読可能な記録媒体の例には、ハードディスク、フロッピーディスク及び磁気テープのような磁気媒体、CD-ROM、DVDのような光記録媒体、フロッピカルディスク(floptical disk)のような磁気-光媒体(magneto-optical media)、及びROM、RAM、フラッシュメモリなどといったプログラム命令語を格納して遂行するように特別に構成されたハードウェア装置が含まれる。プログラム命令語の例には、コンパイラによって作られるもののような機械語コードだけでなく、インタプリタなどを用いてコンピュータによって実行され得る高級言語コードも含まれる。前記ハードウェア装置は、本発明に係る処理を遂行するために一つ以上のソフトウェアモジュールとして作動するように構成され得、その逆も同様である。

【0070】

以上、本発明が具体的な構成要素などのような特定事項と限定された実施例及び図面によって説明されたが、これは本発明のより全般的な理解を助けるために提供されたものであるに過ぎず、本発明が前記実施例に限られるものではなく、本発明が属する技術分野において通常の知識を有する者であれば係る記載から多様な修正及び変形が行われ得る。

【0071】

従って、本発明の思想は前記説明された実施例に局限されて定められてはならず、後述する特許請求の範囲だけでなく、本特許請求の範囲と均等または等価的に変形されたものすべては、本発明の思想の範囲に属するといえる。

10

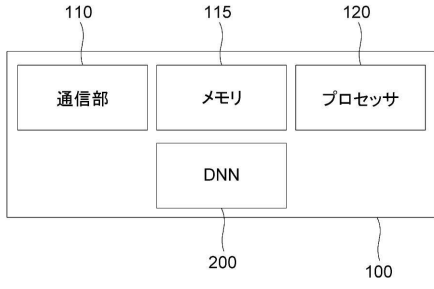
20

30

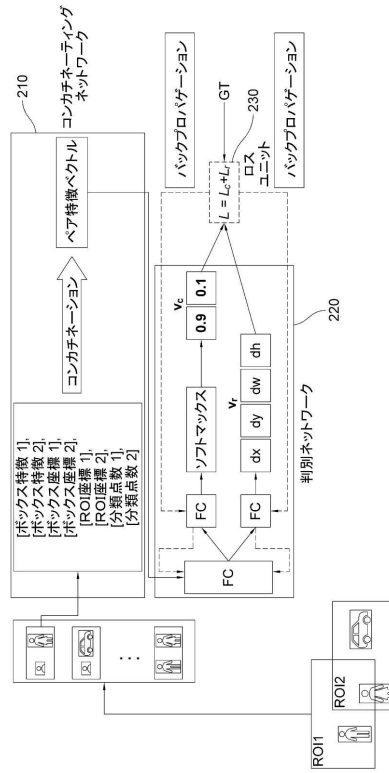
40

50

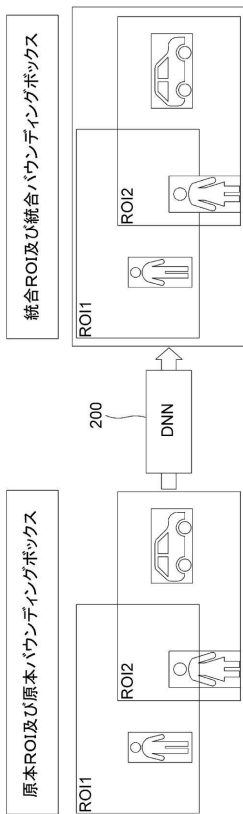
【図 1】



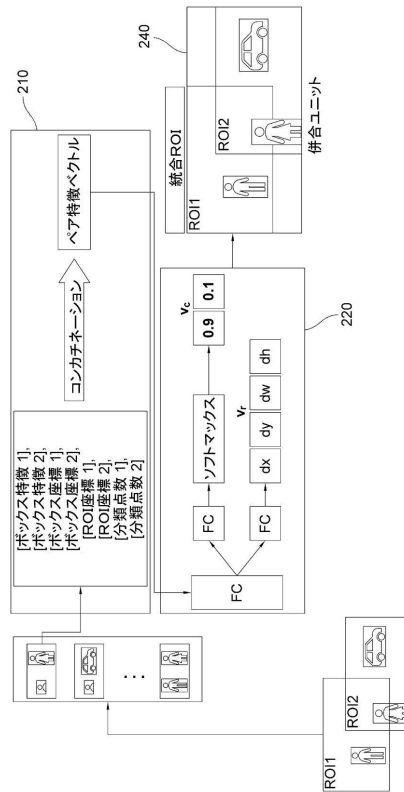
【図 2】



【図 3】



【図 4】



フロントページの続き

- (72)発明者 キム、ヨンジュン
大韓民国、キョンサンブク - ド、ポハン - シ、ナム - グ、チゴク - 口、394、
フィフス ベンチャー - ドン、スウィート 304-308
- (72)発明者 キム、ハク - キョン
大韓民国、キョンサンブク - ド、ポハン - シ、ナム - グ、チゴク - 口、394、
フィフス ベンチャー - ドン、スウィート 304-308
- (72)発明者 ナム、ウヒョン
大韓民国、キョンサンブク - ド、ポハン - シ、ナム - グ、ヨーニル - ユー、ユガ
ン - ギル 9ベオン - ギル、57、ナンバー 203-803
- (72)発明者 ブー、ソフン
大韓民国、キョンギ - ド、アンヤン - シ、マナン - グ、マナン - 口 55ベオン
- ギル、20-9、ナンバー ピー02
- (72)発明者 ソン、ミュンチュル
大韓民国、キョンサンブク - ド、ポハン - シ、ブク - グ、チャンニヤン - 口 1
74ベオン - ギル、13
- (72)発明者 シン、ドンス
大韓民国、キョンギ - ド、スウォン - シ、ヨントン - グ、クァンギョホスゴンウォン
- 口、1204-1004
- (72)発明者 ヨー、ドンフン
大韓民国、キョンサンブク - ド、ポハン - シ、ナム - グ、チゴク - 口、394、
フィフス ベンチャー - ドン、スウィート 304-308
- (72)発明者 リュー、ウジュ
大韓民国、キョンサンブク - ド、ポハン - シ、ナム - グ、チゴク - 口、394、
フィフス ベンチャー - ドン、スウィート 304-308
- (72)発明者 イ、ミョン - チュン
大韓民国、キョンサンブク - ド、ポハン - シ、ナム - グ、ヒョジャドン - ギル
10ベオン - ギル、38-1、203 ホ
- (72)発明者 イ、ヒヨンス
大韓民国、ソウル、ソンパ - グ、オリンピックク - 口 35-ギル、104、6-1101
- (72)発明者 チャン、テウン
大韓民国、ソウル、カンナム - グ、オンジュ - 口 113-ギル、18-5
- (72)発明者 ジョン、キュンチョン
大韓民国、キョンサンブク - ド、ポハン - シ、ナム - グ、チゴク - 口、294、
ヒュンダイグリーン アpartment、ナンバー 232-501
- (72)発明者 チェ、ホンモ
大韓民国、キョンサンブク - ド、ポハン - シ、ナム - グ、チゴク - 口、20、ス
ンニ アpartment、ナンバー 5-1805
- (72)発明者 チョウ、ホジン
大韓民国、キョンサンブク - ド、ポハン - シ、ナム - グ、チゴク - 口、394、
フィフス ベンチャー - ドン、スウィート 304-308

審査官 藤原 敬利

- (56)参考文献 米国特許出願公開第2016/0379079(US, A1)
特開平11-015981(JP, A)

- (58)調査した分野(Int.Cl., DB名)
G06N 3/00 - 3/12

G06N 7/08 - 99/00
G06T 1/00 - 1/40
G06T 3/00 - 9/40
G08G 1/00 - 99/00
H04N 7/18

(54) 【発明の名称】非最大値抑制を学習する併合ネットワークを利用した異種センサ融合のための学習方法及び学習装置 { LEARNING METHOD AND LEARNING DEVICE FOR HETEROGENEOUS SENSOR FUSION BY USING MERGING NETWORK WHICH LEARNS NON-MAXIMUM SUPPRESSION }