

MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ,
NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT,
QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL,
SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA,
UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.

- (84) 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類：

- 一 国際調査報告（条約第21条(3)）

(57) 要約：ラベル情報を持たない学習データを効率的に用いて画像認識器を学習することができるようにする。判定部180が、正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値、並びに正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及び負例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を含んで表される目的関数が最小になるように、当該画素の特徴ベクトルを抽出するための特徴表現モデルを学習し、正例ラベルに対応する特徴ベクトルの分布に基づいて、ラベルが付与されていない画素の各々について当該画素の正例らしさを示す尤度に基づいてラベルを所定数付与することを繰り返す。

明 細 書

発明の名称：

画像認識器学習装置、画像認識器学習方法、及びプログラム

技術分野

[0001] 本発明は、画像認識器学習装置、画像認識器学習方法、及びプログラムに係り、特に、画像認識器を効率的に学習するための画像認識器学習装置、画像認識器学習方法、及びプログラムに関する。

背景技術

[0002] 深層学習等の機械学習手法を用いて十分な学習用データがあれば、精度よく画像から対象領域の抽出を行えるような認識手法が多数提案されている。

[0003] 一方で、十分な学習データが得られていない場合には、一部のデータに過学習を起こしてしまい、認識精度が高まらないという問題がある。例えば、非特許文献1では、学習に用いられるラベルが画像の一部の画素にのみ与えられている画像集合に対して、ラベル不明の画素についてラベルを擬似的に推定することで、高精度な領域抽出器を学習する手法を提案している。

先行技術文献

非特許文献

[0004] 非特許文献1: Lin et al., "ScribbleSup: Scribble-Supervised Convolutional Networks for Semantic Segmentation", CVPR 2016.

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0005] しかし、非特許文献1の手法では、画像内の輪郭情報と、一部のラベルから学習された認識器のスコアに基づいて、ラベルが与えられている画素周辺のラベル不明画素に対してラベルを伝播させるアプローチを取っているが、このアプローチでは、周辺に同一のラベルが付与されている領域に対してのみ適切な擬似ラベルの付与が可能となるため、例えば全くラベルが与えられていない画像を擬似ラベリングの対象として扱うことができない、という問

題があった。

[0006] また、一部のラベルから学習する認識器は少ないサンプルから学習を行うために過学習の危険性が高い、という問題があった。

[0007] 本発明は上記の点に鑑みてなされたものであり、ラベル情報を持たない学習データを効率的に用いて画像認識器を学習することができる画像認識器学習装置、画像認識器学習方法、およびプログラムを提供することを目的とする。

課題を解決するための手段

[0008] 本発明に係る画像認識器学習装置は、正例ラベル又は負例ラベルが付与された画素を含む画像と、ラベルが付与されていない画素を含む画像とを含む画像集合に基づいて、前記正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、前記正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値、並びに、前記正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、前記正例ラベルが付与された画素及び前記負例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を含んで表される目的関数が最小になるように、前記画素の特徴ベクトルを抽出するための特徴表現モデルを学習する表現学習部と、前記表現学習部により学習された前記特徴表現モデルに基づいて、前記画像に含まれる複数の画素の各々について、前記画素の特徴ベクトルを抽出する特徴量抽出部と、前記特徴量抽出部により抽出された前記正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトルの分布を推定する正例分布推定部と、前記正例分布推定部により推定された前記分布に基づいて、前記ラベルが付与されていない画素の各々について、前記画素の正例らしさを示す尤度を算出し、前記尤度の高い順に、予め定めた第1サンプル数の前記画素に対して、前記正例ラベルを付与し、前記尤度の低い順に、予め定めた第2サンプル数の前記画素に対して、前記負例ラベルを付与する擬似ラベル付与部と、前記画像の画素のうち、ラベルが付与されていない画素

があるか否かを判定し、ラベルが付与されていない画素がある場合、前記表現学習部による学習、前記特徴量抽出部による特徴ベクトルの抽出、前記正例分布推定部による推定、及び前記擬似ラベル付与部によるラベルの付与を繰り返させる判定部と、を備えて構成される。

[0009] また、本発明に係る画像認識器学習方法は、表現学習部が、正例ラベル又は負例ラベルが付与された画素を含む画像と、ラベルが付与されていない画素を含む画像とを含む画像集合に基づいて、前記正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、前記正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値、並びに、前記正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、前記正例ラベルが付与された画素及び前記負例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を含んで表される目的関数が最小になるように、前記画素の特徴ベクトルを抽出するための特徴表現モデルを学習し、特徴量抽出部が、前記表現学習部により学習された前記特徴表現モデルに基づいて、前記画像に含まれる複数の画素の各々について、前記画素の特徴ベクトルを抽出し、正例分布推定部が、前記特徴量抽出部により抽出された前記正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトルの分布を推定し、擬似ラベル付与部が、前記正例分布推定部により推定された前記分布に基づいて、前記ラベルが付与されていない画素の各々について、前記画素の正例らしさを示す尤度を算出し、前記尤度の高い順に、予め定めた第1サンプル数の前記画素に対して、前記正例ラベルを付与し、前記尤度の低い順に、予め定めた第2サンプル数の前記画素に対して、前記負例ラベルを付与し、判定部が、前記画像の画素のうち、ラベルが付与されていない画素があるか否かを判定し、ラベルが付与されていない画素がある場合、前記表現学習部による学習、前記特徴量抽出部による特徴ベクトルの抽出、前記正例分布推定部による推定、及び前記擬似ラベル付与部によるラベルの付与を繰り返させる。

[0010] 本発明に係る画像認識器学習装置及び画像認識器学習方法によれば、表現学習部が、正例ラベル又は負例ラベルが付与された画素を含む画像と、ラベルが付与されていない画素を含む画像とを含む画像集合に基づいて、正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値、並びに、正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及び負例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を含んで表される目的関数が最小になるように、当該画素の特徴ベクトルを抽出するための特徴表現モデルを学習する。

[0011] 特徴量抽出部が、表現学習部により学習された特徴表現モデルに基づいて、画像に含まれる複数の画素の各々について、当該画素の特徴ベクトルを抽出し、正例分布推定部が、特徴量抽出部により抽出された正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトルの分布を推定し、擬似ラベル付与部が、正例分布推定部により推定された分布に基づいて、ラベルが付与されていない画素の各々について、当該画素の正例らしさを示す尤度を算出し、当該尤度の高い順に、予め定めた第1サンプル数の画素に対して、正例ラベルを付与し、当該尤度の低い順に、予め定めた第2サンプル数の画素に対して、負例ラベルを付与する。

[0012] そして、判定部が、画像の画素のうち、ラベルが付与されていない画素があるか否かを判定し、ラベルが付与されていない画素がある場合、表現学習部による学習、特徴量抽出部による特徴ベクトルの抽出、正例分布推定部による推定、及び擬似ラベル付与部によるラベルの付与を繰り返させる。

[0013] このように、画像の画素のうち、ラベルが付与されていない画素がある場合、正例ラベル又は負例ラベルが付与された画素を含む画像と、ラベルが付与されていない画素を含む画像とを含む画像集合に基づいて、正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが

付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値、並びに、正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及び負例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を含んで表される目的関数が最小になるように、当該画素の特徴ベクトルを抽出するための特徴表現モデルを学習し、画像に含まれる複数の画素の各々について抽出した正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトルの分布に基づいて、ラベルが付与されていない画素の各々について、当該画素の正例らしさを示す尤度を算出し、当該尤度の高い順に、予め定めた第1サンプル数の画素に対して、正例ラベルを付与し、当該尤度の低い順に、予め定めた第2サンプル数の画素に対して、負例ラベルを付与することを繰り返させることにより、ラベル情報を持たない学習データを効率的に用いて画像認識器を学習することができる。

[0014] また、本発明に係る画像認識器学習装置の前記目的関数は、同一のラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、異なるラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を更に含んで表されることができる。

[0015] 本発明に係るプログラムは、上記の画像認識器学習装置の各部として機能させるためのプログラムである。

発明の効果

[0016] 本発明の画像認識器学習装置、画像認識器学習方法、およびプログラムによれば、ラベル情報を持たない学習データを効率的に用いて画像認識器を学習することができる。

図面の簡単な説明

[0017] [図1]本発明の実施の形態に係る画像認識器学習装置の構成を示すブロック図である。

[図2]本発明の実施の形態に係る画像集合の一例を示すイメージ図である。

[図3]本発明の実施の形態に係る画像認識器学習装置の画像認識器学習処理ルーチンを示すフローチャートである。

発明を実施するための形態

[0018] 以下、本発明の実施の形態について図面を用いて説明する。

[0019] <本発明の実施の形態に係る画像認識器学習装置の概要>

まず、本発明の実施の形態の概要について説明する。

[0020] 本発明の実施の形態では、画像の一部の画素にのみラベルが付与された学習データに基づいて精度良く対象領域を抽出する画像認識器を学習する手法を実現する。特に、学習データとして全くラベルが付与されていない画像を含む場合においてもそれらを効率的に活用する手法を実現する。

[0021] 上述の課題を解決するためには、ラベル付けされていない画素を学習に活用するため、擬似的なラベル付けを行う必要がある。

[0022] 本発明の実施の形態では、ラベル不明の画素について各ラベルに属する尤度を算出し、信頼度の高い画素から徐々に擬似ラベルを与える。尤度算出のため、同一ラベルの画素同士で距離が近くなるような特徴表現を求める表現学習を行う。

[0023] 表現学習において適切な特徴表現を得るため、ラベル不明の画素についても学習サンプルとして取り入れた目的関数を導入する。これによって学習サンプルの多様性を確保でき、過学習を抑えることができる。

[0024] そして、学習された表現に基づいて、各ラベルが属する分布を推定し、ラベル不明の画素について各ラベルに属する尤度を算出する。算出された尤度が高い画素を選択し、対応する擬似ラベルを与える。

[0025] このようにして、表現学習による特徴表現の最適化と特徴表現に基づく擬似ラベル付けを繰り返すことでラベル不明の画素に対して逐次的にラベルを付与する。

[0026] 最終的に得られる全ての画素にラベルが付与された学習データに基づいて認識器を学習することで、対象領域を抽出する画像認識器を得ることができる。

[0027] このような構成により、対象領域のラベル情報を持たない学習データを効率的に用いた画像認識器の学習が可能となる。

[0028] 例えば、インフラ設備を撮影した画像から劣化箇所を検知する課題において、撮影画像は大量に存在していても、劣化箇所の詳細な形状を画素毎にラベル付けすることは難しい場合が多い。また、ラベル付けにおいて見落としが発生する可能性もある。

[0029] そうした場合に、一部の信頼できるラベル情報を基にして他のラベル付けされていないデータについても擬似的なラベルを与えることで、高精度な画像認識器を学習することができる。

[0030] <本発明の実施の形態に係る画像認識器学習装置の構成>

図1を参照して、本発明の実施の形態に係る画像認識器学習装置10の構成について説明する。図1は、本発明の実施の形態に係る画像認識器学習装置10の構成を示すブロック図である。

[0031] 画像認識器学習装置10は、CPUと、RAMと、後述する画像認識器学習処理ルーチンを実行するためのプログラムを記憶したROMとを備えたコンピュータで構成され、機能的には次に示すように構成されている。

[0032] 図1に示すように、本実施形態に係る画像認識器学習装置10は、画像集合記憶部100と、表現学習部110と、特徴抽出モデル記憶部120と、特徴量抽出部130と、特徴ベクトルセット記憶部140と、正例分布推定部150と、正例分布記憶部160と、擬似ラベル付与部170と、判定部180とを備えて構成される。

[0033] 画像集合記憶部100には、正例ラベル又は負例ラベルが付与された画素を含む画像と、ラベルが付与されていない画素を含む画像とを含む画像集合が格納されており、画像集合の画像の各々について、当該画像の各画素に正例ラベル、負例ラベル、又は不明（ラベル付け無し）の3種類のラベルデータが対応付けられている。

[0034] 本実施形態では、簡単のため、問題設定を画像からある1つの対象領域を抜き出す問題とし、与えられるラベルについては正例（対象領域に属する）

・負例（対象領域に属さない）のいずれかとする。

[0035] 図2は、画像集合の一例を示すイメージ図である。この例では、画像から馬の領域を抽出する問題において、馬領域の一部の画素及び馬領域でない一部の画素がラベル付けされている画像（図2上段の左・中）、及び何もラベル付けされていない画像（図2上段の右）を用いて、馬領域を精度よく抽出する認識器を学習する。

[0036] 具体的には、画像集合記憶部100は、図2上段の画像集合の各画像の各画素に正例ラベル、負例ラベル、又は不明（ラベル付け無し）の3種類のラベルデータを対応付けて、画像集合を格納している。

[0037] 表現学習部110は、正例ラベル又は負例ラベルが付与された画素を含む画像と、ラベルが付与されていない画素を含む画像とを含む画像集合に基づいて、正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値、並びに、正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及び負例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を含んで表される目的関数が最小になるように、当該画素の特徴ベクトルを抽出するための特徴表現モデルを学習する。

[0038] 当該目的関数は、同一のラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、異なるラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を更に含んで表される。

[0039] 具体的には、表現学習部110は、まず、画像集合記憶部100から、正例ラベル又は負例ラベルが付与された画素を含む画像と、ラベルが付与されていない画素を含む画像とを含む画像集合を取得する。また、表現学習部110は、特徴抽出モデル記憶部120に格納されている特徴表現モデルを取得する。

[0040] 次に、表現学習部110は、画像集合の画像の各々について、当該画像に

含まれる各画素に対応付けられた正例・負例・不明の3種のラベルデータを用いて正例と負例との間の距離が離れるような特徴抽出モデルの学習を行う。

[0041] ここで、本実施の形態では、学習する特徴抽出モデルとして畳み込みニューラルネットワークを用いることを想定するが、目的関数に対して適切な学習が可能なモデルであればいずれでも良い。

[0042] <<目的関数の設定>>

学習した特徴抽出モデルによって得られる画素 x の特徴ベクトルを $f(x)$ とすると、表現学習部 110 による学習では、正例画素 $P = \{p_1, p_2, \dots\}$ と負例画素 $N = \{n_1, n_2, \dots\}$ に対して $f(p_i)$ と $f(p_j)$ の距離が小さく、 $f(p_i)$ と $f(n_j)$ の距離が大きくなるように特徴抽出モデルを学習する。

[0043] この最適化を行うための目的関数は参考文献 1 において *Triplet Loss* として提案されており、下記式 (1) のような数式によって表される。

[参考文献 1] Hoffer and Ailon, "Deep metric learning using triplet network", International Workshop on Similarity-Based Pattern Recognition 2015.

[0044] [数1]

$$L_{tri} = \max \left(\|f(p_a) - f(p_i)\|^2 - \|f(p_a) - f(n_j)\|^2 + \alpha, 0 \right) \quad \dots (1)$$

[0045] ここで、 α は予め定められる超パラメータであり、正例と負例との距離をどれだけ離すべきかをコントロールする値である。

[0046] 上記式 (1) において距離比較の中心となっている p_a をアンカーと呼び、アンカーに対して同一クラスの特徴ベクトルが近くに、異なるクラスの特徴ベクトルが遠くなるよう学習が進む。

[0047] この目的関数を全てのサンプルについて算出する必要があり、それらをまとめた目的関数 L_{PN} は、下記式 (3) のようになる。

[0048] [数2]

$$L_{\text{tri}}(a, p, n) = \max(\|f(a) - f(p)\|^2 - \|f(a) - f(n)\|^2 + \alpha, 0) \quad \cdots (2)$$

$$L_{\text{PN}} = \mathbb{E}_{a \in P} \mathbb{E}_{p \in P \setminus a} \mathbb{E}_{n \in N} L_{\text{tri}}(a, p, n) \quad \cdots (3)$$

[0049] ここで、

$\mathbb{E}$

は該当する全要素における平均値を示す。正例サンプルはどれもアンカーになり得るため、全ての正例サンプルをアンカーとした際の全ての正例・負例の組み合わせに対する L_{tri} の平均値が、最小化すべき目的関数となるまた、 $L_{\text{tri}}(a, p, n)$ は、同一のラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、異なるラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値の一例である。

[0050] 本実施の形態では、このTriplet Lossにおいてラベルが不明の画素を考慮した場合の目的関数を設定する。

[0051] ここで、ラベル不明の画素は真には正例・負例のどちらかに属する画素であると仮定する。また、ラベル不明画素に含まれる正例の割合を θ_p 、負例の割合を θ_n とおき、ラベル不明画素の集合を U で示す。この割合は、対象領域の種類毎に予め定められるものであり、例えば、当該種類を表す画像から統計的に求められる値を用いる。

[0052] また、ラベル不明画素に含まれる正例及び負例画素の特徴は、ラベルが付与されている正例・負例画素と同じ分布からランダムに得られているものと仮定する。

[0053] この時、既知の正例である集合 P をアンカーとして U との距離を最大化するTriplet Lossを考えると下記式(4)のようになる。

[0054]

[数3]

$$\begin{aligned}
 L_{PU} &= \mathbb{E}_{a \in P} \mathbb{E}_{p \in P \setminus a} \mathbb{E}_{u \in U} L_{\text{tri}}(a, p, u) \\
 &= \mathbb{E}_{a \in P} \mathbb{E}_{p \in P \setminus a} \left(\theta_p \mathbb{E}_{p' \in U_P} L_{\text{tri}}(a, p, p') + \theta_n \mathbb{E}_{n' \in U_N} L_{\text{tri}}(a, p, n') \right) \\
 &= \theta_p \alpha + \theta_n L_{PN} \quad \dots(4)
 \end{aligned}$$

[0055] ここで、上記式（４）において、 U に含まれる正例画素を U_P 、負例画素を U_N で示している。 P と U_P とが同じ分布から得られることを想定しているため、アンカーからのそれぞれの距離を比較する $L_{\text{tri}}(a, p, p')$ の平均値は α となり、 $L_{\text{tri}}(a, p, n')$ の平均値は本来の目的関数である L_{PN} と同じとなる。また、 $L_{\text{tri}}(a, p, u)$ は、正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値の一例である。

[0056] 同様にして、既知の正例である集合 P をアンカーとして U との距離を近づけ、 N との距離を離すような Triplet Loss を考えると下記式（５）のようになる。

[0057] [数4]

$$\begin{aligned}
 L_{UN} &= \mathbb{E}_{a \in P} \mathbb{E}_{u \in U} \mathbb{E}_{n \in N} L_{\text{tri}}(a, u, n) \\
 &= \mathbb{E}_{a \in P} \mathbb{E}_{n \in N} \left(\theta_p \mathbb{E}_{p' \in U_P} L_{\text{tri}}(a, p', n) + \theta_n \mathbb{E}_{n' \in U_N} L_{\text{tri}}(a, n', n) \right) \\
 &= \theta_p L_{PN} + \theta_n \alpha \quad \dots(5)
 \end{aligned}$$

[0058] また、 $L_{\text{tri}}(a, u, n)$ は、正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及び負例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値の一例である。

[0059] 上記式（４）及び式（５）を足し合わせると、下記式（６）が導き出される。

[0060]

[数5]

$$L_{PN} = L_{PU} + L_{UN} - \alpha \quad \dots(6)$$

[0061] すなわち、データUに対する仮定が成り立つ場合においては、求めるべき目的関数 L_{PN} がラベル不明画素に基づく L_{PU} と L_{UN} から求められることがわかる。すなわち、全てのラベルが既知である場合の直接的な目的関数である L_{PN} を、ラベル不明画素に基づく L_{PU} 及び L_{UN} により表現することができる。

[0062] これは、ラベルが付与されたデータP及びデータNに比べて十分に多いラベル不明データUが得られる場合に有効な手法となる。

[0063] 本実施の形態においては、直接的な目的関数である L_{PN} と、学習サンプル数を増やすことができる上記式（6）（

$$L_{PU} + L_{UN} - \alpha$$

）とを組み合わせる。

[0064] 最終的に表現学習部110において最小化される目的関数は、下記式（7）のようになる。

[0065] [数6]

$$L_{PNU} = \gamma L_{PN} + (1 - \gamma)(L_{PU} + L_{UN} - \alpha) \quad \dots(7)$$

[0066] ここで、 γ は、予め定められる値（ $0 < \gamma < 1$ ）であり、直接的な目的関数である L_{PN} と、学習サンプル数を増やすことができる上記式（6）（

$$L_{PU} + L_{UN} - \alpha$$

）とを調整するためのパラメータである。すなわち、本来全てのラベルが既知である場合の目的関数 L_{PN} と、ラベル不明画素に基づく L_{PU} 及び L_{UN} によ

り表現することができる目的関数 L_{PN} との重み付き和である、上記式(7)の目的関数を用いることにより、ラベル情報を持たない学習データを画像認識器の学習に用いることができる。

[0067] 表現学習部110は、上記式(7)を目的関数として、確率的勾配降下法等を用いて誤差逆伝播によって特徴抽出モデルを学習する。

[0068] そして、表現学習部110は、学習した特徴抽出モデルを特徴抽出モデル記憶部120に格納し、特徴量抽出部130に当該特徴抽出モデルを渡す。

[0069] 特徴抽出モデル記憶部120には、表現学習部110により学習された特徴表現モデルが格納される。

[0070] 特徴量抽出部130は、表現学習部110により学習された特徴表現モデルに基づいて、画像に含まれる複数の画素の各々について、当該画素の特徴ベクトルを抽出する。

[0071] 具体的には、特徴量抽出部130は、画像の各画素に、学習された特徴抽出モデルを適用させることにより、当該画像に含まれる複数の画素の各々について、当該画素の特徴ベクトルを抽出する。

[0072] そして、特徴量抽出部130は、抽出した画像に含まれる複数の画素の各々についての特徴ベクトルを、特徴ベクトルセット記憶部140に格納し、正例分布推定部150に渡す。

[0073] 特徴ベクトルセット記憶部140には、特徴量抽出部130により抽出された画素の各々についての特徴ベクトルが格納される。

[0074] 正例分布推定部150は、特徴量抽出部130により抽出された正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトルの分布を推定する。

[0075] 具体的には、正例分布推定部150は、特徴量抽出部130により抽出された正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトルをまとめ、正規分布のフィッティングを行う。

[0076] 正例分布推定部150は、正例ラベルに紐づけられた特徴ベクトルの平均値 μ_P 及び共分散行列 Σ_P を求め、当該正規分布を推定する。

[0077] そして、正例分布推定部150は、推定した平均値 μ_P 及び共分散行列 Σ_P

を、正例分布記憶部 160 に格納し、擬似ラベル付与部 170 に渡す。

[0078] 正例分布記憶部 160 には、正例分布推定部 150 により推定された正規分布（平均値 μ_p 及び共分散行列 Σ_p ）が格納される。

[0079] 擬似ラベル付与部 170 は、正例分布推定部 150 により推定された正規分布（平均値 μ_p 及び共分散行列 Σ_p ）と、ラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトルとに基づいて、ラベルが付与されていない画素の各々について、当該画素の正例らしさを示す尤度を算出し、当該尤度の高い順に、予め定めた第 1 サンプル数の画素に対して、正例ラベルを付与し、当該尤度の低い順に、予め定めた第 2 サンプル数の画素に対して、負例ラベルを付与する。

[0080] 具体的には、擬似ラベル付与部 170 は、推定された正規分布に基づいて、ラベルが付与されていない画素の特徴ベクトル u に対して、下記式（8）のように尤度を算出し、尤度の高いサンプルから正例ラベルを、尤度の低いサンプルから負例ラベルを付与する。

[0081] [数7]

$$P(u|\mu_p, \Sigma_p) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d \sqrt{|\Sigma_p|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(u - \mu_p)^T \Sigma_p^{-1} (u - \mu_p)\right) \quad \dots(8)$$

[0082] ここで、 d は、特徴ベクトルの次元数である。

[0083] 新たにラベル付与するサンプルの数については、あらかじめ 2 つの超パラメータを設定する。1 回の更新でラベル付与するサンプル数を β とし、そのサンプル数 β に含まれる正例・負例の比率を θ_p , θ_n として設定する。すなわち、正例ラベルが付与されるサンプルの数である第 1 サンプル数は、 $\beta \times \theta_p$ であり、負例ラベルが付与されるサンプルの数である第 2 サンプル数は、 $\beta \times \theta_n$ である。

[0084] そして、擬似ラベル付与部 170 は、画像集合記憶部 100 に格納されているラベルが付与されていない画素の各々についてのラベルを更新する。

[0085] また、擬似ラベル付与部 170 は、ラベルを付与した旨を、判定部 180 に通知する。

[0086] 判定部 180 は、画像の画素のうち、ラベルが付与されていない画素があるか否かを判定し、ラベルが付与されていない画素がある場合、表現学習部 110 による学習、特徴量抽出部 130 による特徴ベクトルの抽出、正例分布推定部 150 による推定、及び擬似ラベル付与部 170 によるラベルの付与を繰り返させる。

[0087] 具体的には、判定部 180 は、画像集合記憶部 100 に格納されている画像の画素のうち、ラベルが付与されていない画素があるか否かを判定する。

[0088] ラベルが付与されていない画素がある場合、表現学習部 110 に対し、再度学習を行うように通知し、表現学習部 110 により新たなラベルを用いてさらに学習が行われ、特徴量抽出部 130 による特徴ベクトルの抽出、正例分布推定部 150 による推定、及び擬似ラベル付与部 170 によるラベルの付与が繰り返される。全ての画素についてラベルが付与されるまでこれを繰り返すことで、ラベルが全画素に付与されたラベルセットを得ることができる。

[0089] 一方、ラベルが付与されていない画素がない場合、処理を終了する。

[0090] 処理を終了した場合、例えば、図 2 下段に示すように画像に含まれるすべての画素に正例ラベル又は負例ラベルが付与される。このため、当該画像の正例ラベルが付与された画素により、画像認識器による画像認識の対象領域を抽出することができる。また、すべての画素に正例ラベル又は負例ラベルが付与されるまで繰り返し学習した結果から、特徴抽出モデル、及び正例ラベルが付与された画素の特徴ベクトルの分布が、画像認識器として得られる。

[0091] 他の画像に対してラベル推定をする場合には、画像集合記憶部 100 に格納されているすべての画素についてラベルが付与された画像のラベルセットを用いて画像認識器を学習し直しても良いし、学習済みの特徴抽出モデル、及び正例が付与された画素の特徴ベクトルの分布に対する尤度を用いて、各画素のラベルを識別しても良い。

[0092] 例えば、図 2 上段の右に示すようなラベルが付与されていない画像の場合

、まず、学習済みの特徴抽出モデル記憶部 120 に格納された特徴抽出モデルを用いて、特徴量抽出部 130 による特徴ベクトルの抽出を行い、擬似ラベル付与部 170 によるラベルの付与を行うことにより、当該画像に含まれるすべての画素にラベルを付与し、対象領域を抽出してもよい。

[0093] <本発明の実施の形態に係る画像認識器学習装置の作用>

図 3 は、本発明の実施の形態に係る画像認識器学習処理ルーチンを示すフローチャートである。

[0094] 画像認識器学習装置 10 において、図 3 に示す画像認識器学習処理ルーチンが実行される。

[0095] まず、ステップ S 100 において、画像集合記憶部 100 から、正例ラベル又は負例ラベルが付与された画素を含む画像と、ラベルが付与されていない画素を含む画像とを含む画像集合を取得する。

[0096] 次に、ステップ S 110 において、表現学習部 110 は、特徴抽出モデル記憶部 120 に格納されている特徴表現モデルを取得する。

[0097] ステップ S 120 において、表現学習部 110 は、正例ラベル又は負例ラベルが付与された画素を含む画像と、ラベルが付与されていない画素を含む画像とを含む画像集合に基づいて、正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値、並びに、正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及び負例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を含んで表される、上記式 (7) の目的関数が最小になるように、当該画素の特徴ベクトルを抽出するための特徴表現モデルを学習する。

[0098] ステップ S 130 において、表現学習部 110 は、学習した特徴抽出モデルを特徴抽出モデル記憶部 120 に格納する。

[0099] ステップ S 140 において、特徴量抽出部 130 は、上記ステップ S 12

0により学習された特徴表現モデルに基づいて、画像集合の各画像に含まれる複数の画素の各々について、当該画素の特徴ベクトルを抽出する。

[0100] ステップS 1 5 0において、特徴量抽出部 1 3 0は、抽出した画像に含まれる複数の画素の各々についての特徴ベクトルを、特徴ベクトルセット記憶部 1 4 0に格納する。

[0101] ステップS 1 6 0において、正例分布推定部 1 5 0は、上記ステップS 1 4 0により抽出された正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトルの正規分布を推定する。

[0102] ステップS 1 7 0において、正例分布推定部 1 5 0は、推定した平均値 μ_p 及び共分散行列 Σ_p を、正例分布記憶部 1 6 0に格納する。

[0103] ステップS 1 8 0において、擬似ラベル付与部 1 7 0は、上記ステップS 1 6 0により推定された正規分布に基づいて、ラベルが付与されていない画素の各々について、当該画素の正例らしさを示す尤度を算出し、当該尤度の高い順に、予め定めた第1サンプル数の画素に対して、正例ラベルを付与し、当該尤度の低い順に、予め定めた第2サンプル数の画素に対して、負例ラベルを付与する。

[0104] ステップS 1 9 0において、擬似ラベル付与部 1 7 0は、画像集合記憶部 1 0 0に格納されているラベルが付与されていない画素の各々についてのラベルを更新する。

[0105] ステップS 2 0 0において、判定部 1 8 0は、画像集合の各画像の画素のうち、ラベルが付与されていない画素があるか否かを判定する。

[0106] ラベルが付与されていない画素がある場合（上記ステップS 2 0 0のYES）、ステップS 1 1 0に戻り、上記ステップS 1 1 0～S 2 0 0の処理を繰り返す。

[0107] 一方、ラベルが付与されていない画素がない場合（上記ステップS 2 0 0のNO）、処理を終了する。

[0108] 以上説明したように、本発明の実施形態に係る画像認識器学習装置によれば、画像の画素のうち、ラベルが付与されていない画素がある場合、正例ラ

ベル又は負例ラベルが付与された画素を含む画像と、ラベルが付与されていない画素を含む画像とを含む画像集合に基づいて、正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値、並びに、正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、正例ラベルが付与された画素及び負例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を含んで表される目的関数が最小になるように、当該画素の特徴ベクトルを抽出するための特徴表現モデルを学習し、画像に含まれる複数の画素の各々について抽出した正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトルの分布に基づいて、ラベルが付与されていない画素の各々について、当該画素の正例らしさを示す尤度を算出し、当該尤度の高い順に、予め定めた第1サンプル数の画素に対して、正例ラベルを付与し、当該尤度の低い順に、予め定めた第2サンプル数の画素に対して、負例ラベルを付与することを繰り返させることにより、ラベル情報を持たない学習データを効率的に用いて画像認識器を学習することができる。

[0109] なお、本発明は、上述した実施の形態に限定されるものではなく、この発明の要旨を逸脱しない範囲内で様々な変形や応用が可能である。

[0110] <多クラス問題への拡張>

上述の実施の形態は、正例と負例のみが現れる2クラスの問題設定であったが、3以上の多クラスの問題についても同様のアプローチを適用することができる。

[0111] 例えば、多数の正例クラスと1つの負例クラス（まとまった意味を持たないようなその他クラス）を識別する問題について適用方法を示す。

[0112] この場合、各正例クラスはそれぞれアンカーとなり得るため、各正例クラスについて上述の目的関数 L_{PN} を最小化する必要がある。 i 番目の正例クラスの画素集合を P_i で示し、 A をアンカーの集合、 P を正例の集合、 N を負例

の集合とする Triplet loss の目的関数を $L(A, P, N)$ で示すとする、多クラス問題の目的関数は下記式 (9) のように表される。

[0113] [数8]

$$L_{\text{multi-PN}} = \sum_{i=1}^{C_P} L\left(P_i, P_i, N \cup \bigcup_{j \neq i} P_j\right) \quad \dots(9)$$

[0114] ここで、 C_P は正例クラスのクラス数を示す。

[0115] ラベル不明画素を考慮する場合、各クラスについて 2 クラスの場合と同様の式が成り立つため、下記式 (10) のように表される。

[0116] [数9]

$$L\left(P_i, P_i, N \cup \bigcup_{j \neq i} P_j\right) = L(P_i, P_i, U) + L\left(P_i, U, N \cup \bigcup_{j \neq i} P_j\right) - \alpha \quad \dots(10)$$

[0117] これに基づいて 2 クラスの場合と同様に γ で重み付けされた目的関数は下記式 (11) のようになる。

[0118] [数10]

$$L_{\text{multi-PNU}} = \sum_{i=1}^{C_P} \left[\gamma L\left(P_i, P_i, N \cup \bigcup_{j \neq i} P_j\right) + (1 - \gamma) \left(L(P_i, P_i, U) + L\left(P_i, U, N \cup \bigcup_{j \neq i} P_j\right) - \alpha \right) \right] \quad \dots(11)$$

[0119] ただし、この式変形はラベル不明画素 U がラベル付き画素と同じ分布から得られていることを仮定しているため、各クラスにおけるラベル付けされた画素数の比率とラベル不明画素 U に含まれる各クラスに属する画素数の比率を揃える必要がある。

[0120] ラベル不明画素 U に含まれる各クラスのラベル比率を何らかの方法で推定もしくは仮定し、その比率に合うようラベル付き画素の数を調整しながら擬似ラベルを付与していくことが望ましい。

[0121] 上述したように、多クラス問題へ拡張する場合には、表現学習部 110 は、上記式 (11) に示す目的関数が最小になるように、画素の特徴ベクトル

を抽出するための特徴表現モデルを学習する。

[0122] また、正例分布推定部 150 は、各正例クラスについて、特徴量抽出部 130 により抽出された当該正例クラスの正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトルの正規分布を推定する。

[0123] また、擬似ラベル付与部 170 は、各正例クラスについて、正例分布推定部 150 により推定された当該正例クラスの正規分布と、ラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトルとに基づいて、ラベルが付与されていない画素の各々について、当該画素の正例らしさを示す尤度を算出し、当該尤度の高い順に、予め定めた第 1 サンプル数の画素に対して、当該正例クラスの正例ラベルを付与する。また、各正例クラスの尤度の総和が低い順に、予め定めた第 2 サンプル数の画素に対して、負例ラベルを付与する。

[0124] 画像認識器学習装置 10 の他の構成については、2 クラス問題の場合と同様である。

[0125] <多モーダル問題への拡張>

また、入力データが同一のラベルに対して複数存在しているような多モーダルのデータに対しても本発明を適用することができる。

[0126] この場合、表現学習部 110 による学習では、モーダル毎に、上記式 (7) に示す目的関数が最小になるように、画素の特徴ベクトルを抽出するための特徴表現モデルを学習し、モーダル毎に、当該モーダルの特徴表現モデルを用いて特徴ベクトルを得て、モーダル間で結合し、正例分布推定部 150 の特徴ベクトルを結合した結合ベクトルを用いて、結合ベクトルの正規分布を推定し、擬似ラベル付与部 170 では、ラベルが付与されていない画素の各々についての結合ベクトルを用いて、正例ラベルや負例ラベルを付与すればよい。

[0127] <画像領域抽出以外の問題への拡張>

また、上述の実施の形態では、画像領域抽出問題について説明したが、これに限定されるものではなく、画像識別や異常検知などの入力データに対して離散的なラベルを推定する問題一般に対して適用することができる。

[0128] また、本願明細書中において、プログラムが予めインストールされている実施形態として説明したが、当該プログラムを、コンピュータ読み取り可能な記録媒体に格納して提供することも可能である。

符号の説明

- [0129] 1 0 画像認識器学習装置
1 0 0 画像集合記憶部
1 1 0 表現学習部
1 2 0 特徴抽出モデル記憶部
1 3 0 特徴量抽出部
1 4 0 特徴ベクトルセット記憶部
1 5 0 正例分布推定部
1 6 0 正例分布記憶部
1 7 0 擬似ラベル付与部
1 8 0 判定部

請求の範囲

[請求項1]

正例ラベル又は負例ラベルが付与された画素を含む画像と、ラベルが付与されていない画素を含む画像とを含む画像集合に基づいて、前記正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、前記正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値、並びに、前記正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、前記正例ラベルが付与された画素及び前記負例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を含んで表される目的関数が最小になるように、前記画素の特徴ベクトルを抽出するための特徴表現モデルを学習する表現学習部と、

前記表現学習部により学習された前記特徴表現モデルに基づいて、前記画像に含まれる複数の画素の各々について、前記画素の特徴ベクトルを抽出する特徴量抽出部と、

前記特徴量抽出部により抽出された前記正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトルの分布を推定する正例分布推定部と、

前記正例分布推定部により推定された前記分布に基づいて、前記ラベルが付与されていない画素の各々について、前記画素の正例らしさを示す尤度を算出し、前記尤度の高い順に、予め定めた第1サンプル数の前記画素に対して、前記正例ラベルを付与し、前記尤度の低い順に、予め定めた第2サンプル数の前記画素に対して、前記負例ラベルを付与する擬似ラベル付与部と、

前記画像の画素のうち、ラベルが付与されていない画素があるか否かを判定し、ラベルが付与されていない画素がある場合、前記表現学習部による学習、前記特徴量抽出部による特徴ベクトルの抽出、前記正例分布推定部による推定、及び前記擬似ラベル付与部によるラベル

の付与を繰り返させる判定部と、
を含む画像認識器学習装置。

[請求項2] 前記目的関数は、同一のラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、異なるラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を更に含んで表される

請求項1記載の画像認識器学習装置。

[請求項3] 表現学習部が、正例ラベル又は負例ラベルが付与された画素を含む画像と、ラベルが付与されていない画素を含む画像とを含む画像集合に基づいて、前記正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、前記正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値、並びに、前記正例ラベルが付与された画素及びラベルが付与されていない画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離と、前記正例ラベルが付与された画素及び前記負例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトル同士の距離との差に基づく値を含んで表される目的関数が最小になるように、前記画素の特徴ベクトルを抽出するための特徴表現モデルを学習し、

特徴量抽出部が、前記表現学習部により学習された前記特徴表現モデルに基づいて、前記画像に含まれる複数の画素の各々について、前記画素の特徴ベクトルを抽出し、

正例分布推定部が、前記特徴量抽出部により抽出された前記正例ラベルが付与された画素の各々についての特徴ベクトルの分布を推定し、

擬似ラベル付与部が、前記正例分布推定部により推定された前記分布に基づいて、前記ラベルが付与されていない画素の各々について、前記画素の正例らしさを示す尤度を算出し、前記尤度の高い順に、予め定めた第1サンプル数の前記画素に対して、前記正例ラベルを付与

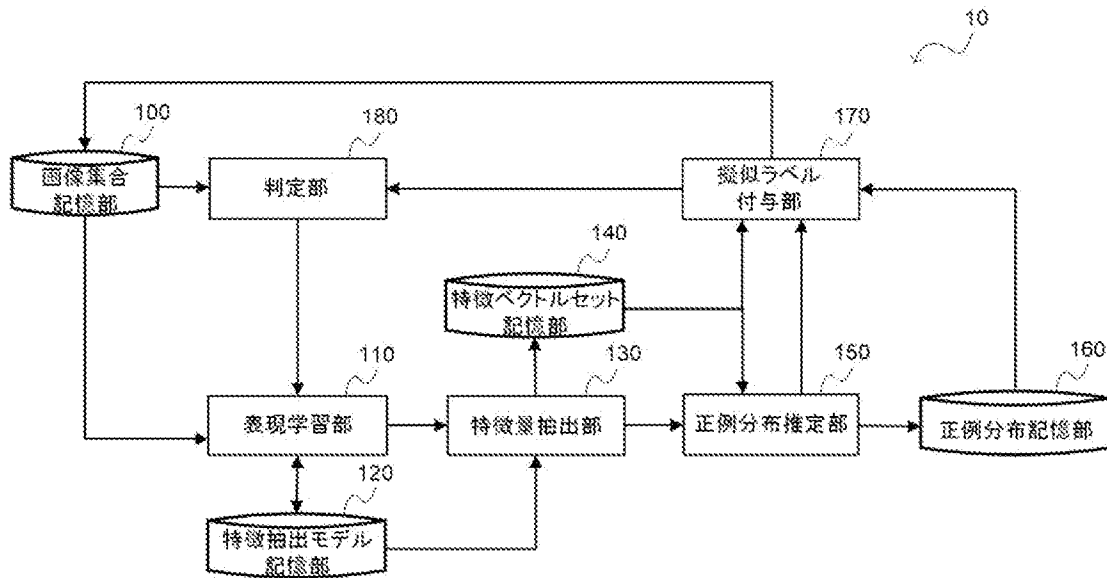
し、前記尤度の低い順に、予め定めた第2サンプル数の前記画素に対して、前記負例ラベルを付与し、

判定部が、前記画像の画素のうち、ラベルが付与されていない画素があるか否かを判定し、ラベルが付与されていない画素がある場合、前記表現学習部による学習、前記特徴量抽出部による特徴ベクトルの抽出、前記正例分布推定部による推定、及び前記擬似ラベル付与部によるラベルの付与を繰り返させる

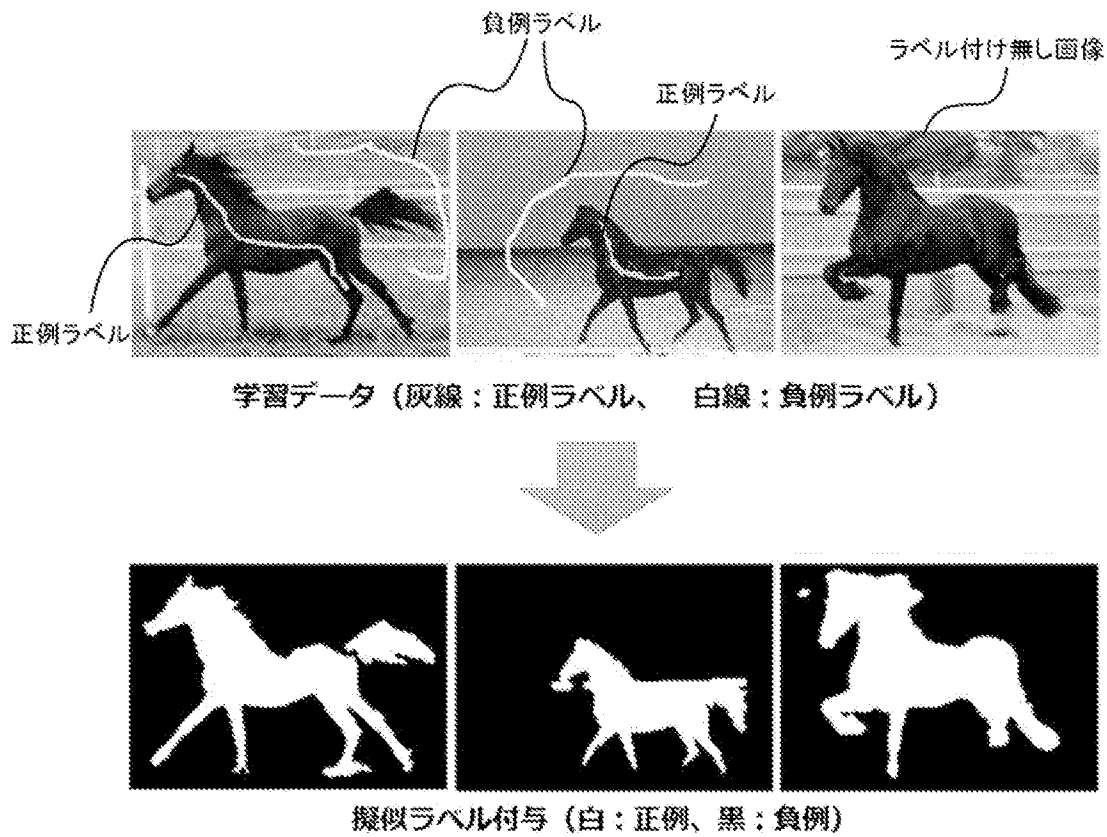
画像認識器学習方法。

[請求項4] コンピュータを、請求項1又は2記載の画像認識器学習装置の各部として機能させるためのプログラム。

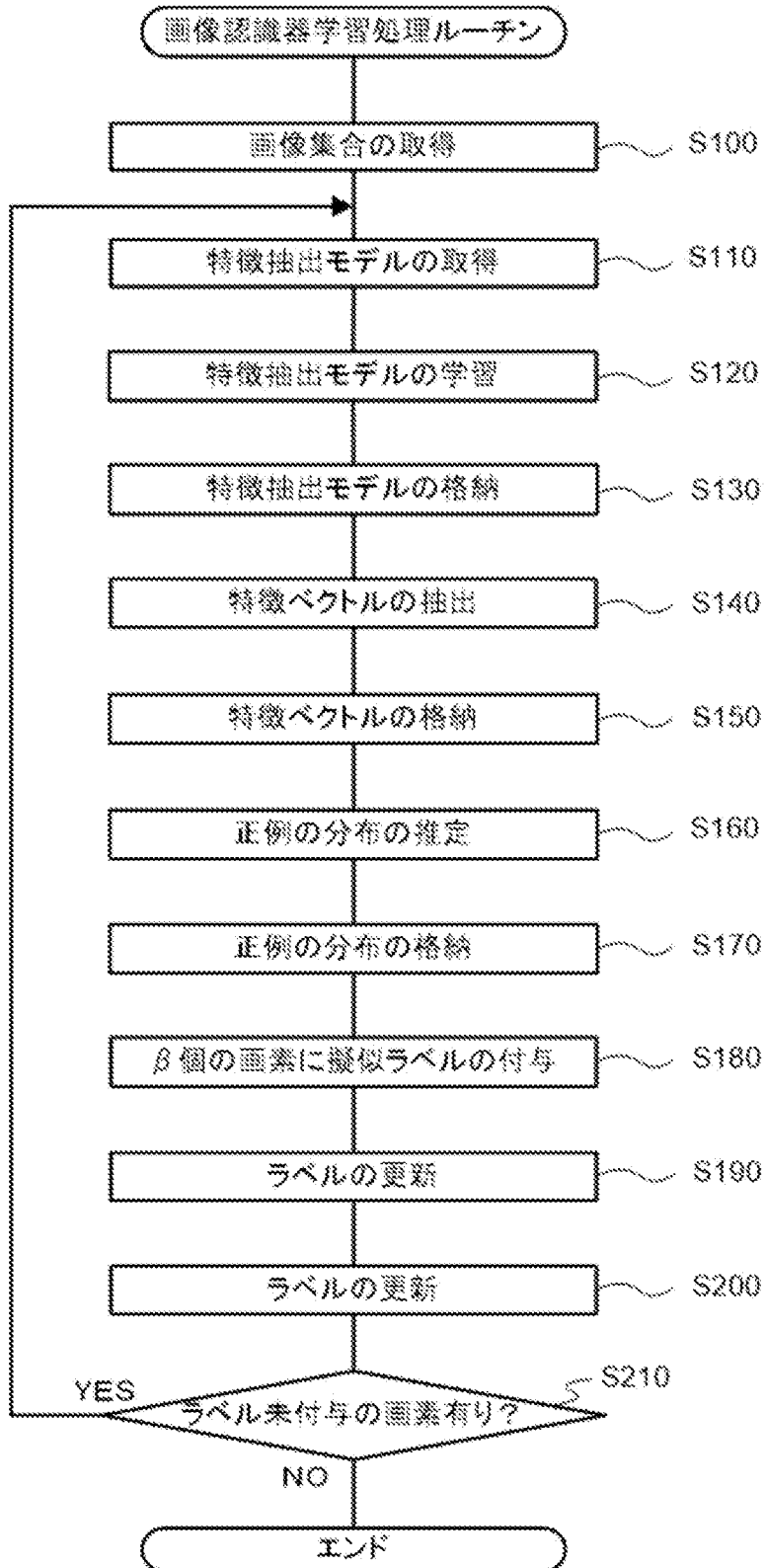
[図1]



[図2]



[図3]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2019/035215

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER Int.Cl. G06T7/00 (2017.01) i According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
B. FIELDS SEARCHED Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) Int.Cl. G06T7/00 Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched Published examined utility model applications of Japan 1922-1996 Published unexamined utility model applications of Japan 1971-2019 Registered utility model specifications of Japan 1996-2019 Published registered utility model applications of Japan 1994-2019 Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)		
C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	JP 2017-117019 A (CANON INC.) 29 June 2017, entire text (Family: none)	1-4
A	HOFFER, Elad et al., "DEEP METRIC LEARNING USING TRIPLET NETWORK", International Workshop on Similarity-Based Pattern Recognition, 2015, pp. 1-8	1-4
☐ Further documents are listed in the continuation of Box C. ☐ See patent family annex.		
* Special categories of cited documents: "A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance "E" earlier application or patent but published on or after the international filing date "L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified) "O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means "P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed "T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention "X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone "Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art "&" document member of the same patent family		
Date of the actual completion of the international search 18 November 2019 (18.11.2019)		Date of mailing of the international search report 26 November 2019 (26.11.2019)
Name and mailing address of the ISA/ Japan Patent Office 3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915, Japan		Authorized officer Telephone No.

A. 発明の属する分野の分類 (国際特許分類 (IPC))

Int.Cl. G06T7/00(2017.01)i

B. 調査を行った分野

調査を行った最小限資料 (国際特許分類 (IPC))

Int.Cl. G06T7/00

最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの

日本国実用新案公報	1922-1996年
日本国公開実用新案公報	1971-2019年
日本国実用新案登録公報	1996-2019年
日本国登録実用新案公報	1994-2019年

国際調査で使用した電子データベース (データベースの名称、調査に使用した用語)

C. 関連すると認められる文献

引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
A	JP 2017-117019 A (キヤノン株式会社) 2017.06.29, 全文 (ファミリーなし)	1-4
A	HOFFER, Elad et al., DEEP METRIC LEARNING USING TRIPLET NETWORK, InternationalWorkshop on Similarity-Based Pattern Recognition, 2015, pp.1-8	1-4

C欄の続きにも文献が列挙されている。

パテントファミリーに関する別紙を参照。

* 引用文献のカテゴリー

「A」特に関連のある文献ではなく、一般的技術水準を示すもの

「E」国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの

「L」優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献 (理由を付す)

「O」口頭による開示、使用、展示等に言及する文献

「P」国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願

の日の後に公表された文献

「T」国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と矛盾するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの

「X」特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの

「Y」特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの

「&」同一パテントファミリー文献

国際調査を完了した日

18.11.2019

国際調査報告の発送日

26.11.2019

国際調査機関の名称及びあて先

日本国特許庁 (ISA/J P)

郵便番号 100-8915

東京都千代田区霞が関三丁目4番3号

特許庁審査官 (権限のある職員)

▲広▼島 明芳

電話番号 03-3581-1101 内線 3531

5H

9853