

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7400960号
(P7400960)

(45)発行日 令和5年12月19日(2023.12.19)

(24)登録日 令和5年12月11日(2023.12.11)

(51)国際特許分類 F I
G 0 6 N 20/00 (2019.01) G 0 6 N 20/00

請求項の数 5 (全42頁)

(21)出願番号	特願2022-522121(P2022-522121)	(73)特許権者	000004237 日本電気株式会社 東京都港区芝五丁目7番1号
(86)(22)出願日	令和2年5月11日(2020.5.11)	(74)代理人	100106909 弁理士 棚井 澄雄
(86)国際出願番号	PCT/JP2020/018889	(74)代理人	100134544 弁理士 森 隆一郎
(87)国際公開番号	WO2021/229663	(74)代理人	100149548 弁理士 松沼 泰史
(87)国際公開日	令和3年11月18日(2021.11.18)	(74)代理人	100162868 弁理士 伊藤 英輔
審査請求日	令和4年11月1日(2022.11.1)	(72)発明者	海老原 章記 東京都港区芝五丁目7番1号 日本電気株式会社内
		(72)発明者	宮川 大輝

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 学習装置、学習方法およびプログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

分類対象が第1クラスに属する尤度と、前記分類対象が第2クラスに属する尤度との比の対数である対数尤度比を、値域が有限である関数に入力して得られる関数値と、前記分類対象のクラス分類の正解に紐付けられる定数との差の大きさが小さいほど損失が小さく算出される損失関数を用いて、前記分類対象のクラス分類の学習を行うクラス分類学習部を備える学習装置。

【請求項2】

前記クラス分類学習部は、分類対象に関する系列データと、前記系列データ毎に前記分類対象のクラス分類の正解を示す情報とを含む学習データを用いて、前記系列データの要素に基づく場合の前記損失関数の値と、前記正解を示す情報とを用いて前記分類対象のクラス分類の学習を行う、

請求項1に記載の学習装置。

【請求項3】

前記クラス分類学習部は、前記系列データの複数の要素のうち一部の要素に基づく場合の前記損失関数の値と、前記正解を示す情報とを用いて前記分類対象のクラス分類の学習を行う、

請求項2に記載の学習装置。

【請求項4】

分類対象が第1クラスに属する尤度と、前記分類対象が第2クラスに属する尤度との比

の対数である対数尤度比を、値域が有限である関数に入力して得られる関数値と、前記分類対象のクラス分類の正解に紐付けられる定数との差の大きさが小さいほど損失が小さく算出される損失関数を用いて、前記分類対象のクラス分類の学習を行うことを含む学習方法。

【請求項 5】

コンピュータに、

分類対象が第 1 クラスに属する尤度と、前記分類対象が第 2 クラスに属する尤度との比の対数である対数尤度比を、値域が有限である関数に入力して得られる関数値と、前記分類対象のクラス分類の正解に紐付けられる定数との差の大きさが小さいほど損失が小さく算出される損失関数を用いて、前記分類対象のクラス分類の学習を行うこと

10

を実行させるためのプログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、学習装置、学習方法およびプログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

確率密度を推定するための技術が知られている。

例えば、特許文献 1 には、顔画像から年齢を推定する場合を例に、KLIEP と呼ばれる確率密度推定方法を用いて、評価環境で得られたテストデータの確率密度関数と、モデル化した重要度関数を用いて推定したテストデータの確率密度関数推定値との違いを最小化するように、重要度関数のモデルを求めることが記載されている。

20

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【文献】日本国特開 2011-141740 号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

クラス分類を精度よく行う観点から、クラス分類の機械学習に確率密度を推定するための技術を反映させられることが好ましい。

30

【0005】

本発明の目的の一例は、上述の課題を解決することのできる学習装置、学習方法およびプログラムを提供することである。

【課題を解決するための手段】

【0006】

本発明の第 1 の態様によれば、学習装置は、分類対象が第 1 クラスに属する尤度と、前記分類対象が第 2 クラスに属する尤度との比の対数である対数尤度比を、値域が有限である関数に入力して得られる関数値と、前記分類対象のクラス分類の正解に紐付けられる定数との差の大きさが小さいほど損失が小さく算出される損失関数を用いて、前記分類対象のクラス分類の学習を行うクラス分類学習部を備える。

40

【0007】

本発明の第 2 の態様によれば、学習方法は、分類対象が第 1 クラスに属する尤度と、前記分類対象が第 2 クラスに属する尤度との比の対数である対数尤度比を、値域が有限である関数に入力して得られる関数値と、前記分類対象のクラス分類の正解に紐付けられる定数との差の大きさが小さいほど損失が小さく算出される損失関数を用いて、前記分類対象のクラス分類の学習を行うことを含む。

【0008】

本発明の第 3 の態様によれば、プログラムは、コンピュータに、分類対象が第 1 クラスに属する尤度と、前記分類対象が第 2 クラスに属する尤度との比の対数である対数尤度比

50

を、値域が有限である関数に入力して得られる関数値と、前記分類対象のクラス分類の正解に紐付けられる定数との差の大きさが小さいほど損失が小さく算出される損失関数を用いて、前記分類対象のクラス分類の学習を行うことを実行させるためのプログラムである。

【発明の効果】

【0009】

上記した学習装置、学習方法および記録媒体によれば、クラス分類の機械学習に確率密度を推定するための技術を反映させられる。

【図面の簡単な説明】

【0010】

【図1】第一実施形態に係る判定装置の機能構成を示す概略ブロック図である。

10

【図2】第一実施形態に係る統合スコアの閾値の第一例を示す図である。

【図3】第一実施形態に係る統合スコアの閾値の第二例を示す図である。

【図4】第一実施形態に係る統合スコアの閾値の第三例を示す図である。

【図5】第一実施形態に係る統合スコアの遷移の例を示す図である。

【図6】第一実施形態に係る信頼度学習部による信頼度の算出方法の学習の例を示す図である。

【図7】第二実施形態に係る判定装置の機能構成の例を示す概略ブロック図である。

【図8】第二実施形態に係る判定装置が統合スコアの閾値を動的に変化させて2クラス分類を行う処理手順の例を示すフローチャートである。

【図9】第三実施形態に係る判定装置の機能構成の例を示す概略ブロック図である。

20

【図10】第三実施形態に係る判定装置が学習データを加工する処理手順の例を示すフローチャートである。

【図11】第三実施形態に係る判定装置が2クラス分類を行う処理手順の例を示すフローチャートである。

【図12】第四実施形態に係る判定装置の機能構成の例を示す概略ブロック図である。

【図13】第四実施形態に係る判定装置が分類対象の2クラス分類を行う処理手順の例を示すフローチャートである。

【図14】第五実施形態に係る判定装置の機能構成の例を示す概略ブロック図である。

【図15】第六実施形態に係る判定装置の機能構成の例を示す概略ブロック図である。

【図16】第六実施形態に係る判定装置が対象画像の加工の有無を判定する処理手順の例を示すフローチャートである。

30

【図17】第七実施形態に係る判定装置の機能構成の例を示す概略ブロック図である。

【図18】第八実施形態に係る学習装置の構成例を示す図である。

【図19】第九実施形態に係る学習方法における処理手順の例を示す図である。

【図20】少なくとも1つの実施形態に係るコンピュータの構成を示す概略ブロック図である。

【発明を実施するための形態】

【0011】

以下、本発明の実施形態を説明するが、以下の実施形態は請求の範囲にかかる発明を限定するものではない。また、実施形態の中で説明されている特徴の組み合わせの全てが発明の解決手段に必須であるとは限らない。

40

【0012】

<第一実施形態>

図1は、第一実施形態に係る判定装置の機能構成を示す概略ブロック図である。図1に示す構成で、判定装置100は、通信部110と、表示部120と、操作入力部130と、記憶部170と、制御部180とを備える。制御部180は、取得部181と、スコア算出部182と、閾値決定部186と、クラス判定部187と、クラス分類学習部188と、学習データ加工部189と、信頼度算出部190と、信頼度学習部191と、信頼度評価部192と、残り時間推定部193とを備える。スコア算出部182は、特徴量算出部183と、個別スコア算出部184と、統合スコア算出部185とを備える。

50

【 0 0 1 3 】

判定装置 1 0 0 は、分類対象に関する系列データの要素を逐次的に取得して、分類対象を 2 クラス分類する。判定装置 1 0 0 は、この 2 クラス分類によって、分類対象に関する判定を行う。例えば、判定装置 1 0 0 が、動画像に映る人物が顔認証を妨げるための偽装を行っているか否かを判定する場合、分類対象の動画像を偽装ありのクラスまたは偽装無しのクラスの何れかに分類するようにしてもよい。あるいは、判定装置 1 0 0 が、分類対象の画像が加工されているか否かを判定する場合、分類対象の画像を加工ありのクラスまたは加工無しのクラスの何れかに分類するようにしてもよい。

【 0 0 1 4 】

また、判定装置 1 0 0 が、分類対象が何れのクラスに分類されるか不明との判定結果を選択可能であってもよい。分類対象が何れのクラスに分類されるか不明であることをクラス未定とも称する。

10

判定装置 1 0 0 は、例えばパソコン (Personal Computer ; P C) またはワークステーション (Workstation) 等のコンピュータを用いて構成される。

【 0 0 1 5 】

ここでいう系列データは、順番付け可能な複数の要素を含むデータである。判定装置 1 0 0 が扱う分類対象および時系列データは特定のものに限定されない。要素毎に分類対象を 2 クラス分類可能な、いろいろな分類対象および系列データを、判定装置 1 0 0 が扱う対象とすることができる。

【 0 0 1 6 】

ここでの系列データは、時系列データであってもよいし、非時系列データであってもよい。時系列データの例として、動画像データ、音声データ等が挙げられる。非時系列データの例として、複数の箇所からサンプルした植生データ、製品の複数箇所の検査データ、生体認証用の複数の生体データ等が挙げられる。

20

【 0 0 1 7 】

系列データが動画像データである場合、系列データに含まれる複数の要素は、動画像のフレームであってもよい。系列データが製品の複数箇所の検査データである場合、系列データに含まれる複数の要素は、製品の各箇所の検査データであってもよい。ただし、判定装置 1 0 0 が扱う対象とする系列データおよび要素は、これらに限定されない。

【 0 0 1 8 】

系列データが製品の複数箇所の検査データである場合、判定装置 1 0 0 による 2 クラス分類のクラスは、製品が良品であることを示すクラス、および、製品が不良品であることを示すクラスであってもよい。系列データが生体認証用の複数の生体データである場合、判定装置 1 0 0 による 2 クラス分類のクラスは、認証対象者が対象者と同一人物であることを示すクラス、および、認証対象者が対象者と同一人物でないことを示すクラスであってもよい。

30

【 0 0 1 9 】

判定装置 1 0 0 は、系列データの要素を取得する毎に、取得済みの要素に基づいて 2 クラス分類を行う。判定装置 1 0 0 が、2 クラス分類に用いる要素の個数が増加することで、2 クラス分類の精度が向上することが期待される。

40

判定装置 1 0 0 は、要素を取得する毎の 2 クラス分類を、所定の終了条件が成立するまで繰り返し、終了条件が成立したときの 2 クラス分類の判定結果を、2 クラス分類の最終的な判定結果として採用する。

特に明示する必要がある場合は、最終的な判定結果を最終判定結果と称し、最終判定結果以外の判定結果を中間判定結果と称して、最終判定結果と区別する。

【 0 0 2 0 】

以下では、判定装置 1 0 0 が、2 クラス分類の判定結果として 2 つのクラスのうち判定対象が属するクラスを決定したときに、終了条件が成立したとされる場合を例に説明する。したがって、判定装置 1 0 0 は、2 クラス分類の中間判定結果を、クラス未定に決定する。

50

【 0 0 2 1 】

最終判定結果がクラス未定となり得るか否かは、終了条件による。判定装置 1 0 0 が、2 クラス分類の判定結果として2つのクラスのうち判定対象が属するクラスを決定することのみが終了条件となっている場合、判定装置 1 0 0 は、最終判定結果として必ず、2つのクラスのうち判定対象が属するクラスを決定する。一方、例えば、「判定装置 1 0 0 が2クラス分類を所定回数以上行った」ことなど、判定装置 1 0 0 が2クラス分類の判定結果として2つのクラスのうち判定対象が属するクラスを決定すること以外にも終了条件が成立する場合があるときは、判定装置 1 0 0 は、最終判定結果をクラス未定に決定することがある。この場合、分類対象が第3クラスに属するものとしてもよい。

【 0 0 2 2 】

通信部 1 1 0 は、他の装置と通信を行う。例えば、系列データの要素が動画像のフレームである場合、通信部 1 1 0 が、動画像を撮影する装置からフレーム毎の画像を画像データにて受信するようにしてもよい。あるいは、判定装置 1 0 0 が画像に対する加工の有無を判定する場合、通信部 1 1 0 が、判定対象の画像を画像データにて受信するようにしてもよい。

【 0 0 2 3 】

表示部 1 2 0 は、例えば液晶パネルまたは L E D (Light Emitting Diode、発光ダイオード)等の表示画面を備え、各種画像を表示する。あるいは、表示部 1 2 0 が表示画面に加えて、あるいは代えて、ランプまたは7セグメントディスプレイ(seven-segment display)等の表示デバイスを備えて情報を表示するようにしてもよい。

【 0 0 2 4 】

例えば、表示部 1 2 0 が、判定装置 1 0 0 による最終判定結果の出力までに予測される残り時間の指標を表示する場合、ランプの点滅パターンによって、あるいは、7セグメントディスプレイで数字を表示することで、残り時間の指標を表示するようにしてもよい。

これにより、表示部 1 2 0 は、表示画面を用いる必要なしに、ランプまたは7セグメントディスプレイといった安価かつコンパクトな表示デバイスを用いて残り時間の指標を表示することができる。例えば、表示部 1 2 0 が表示画面を備えていない場合、あるいは、表示部 1 2 0 の表示画面が小さい場合でも、残り時間の指標を表示するための、判定装置 1 0 0 の装置コストの増加、および、判定装置 1 0 0 の大きさの増加が小さくて済む。

【 0 0 2 5 】

表示部 1 2 0 が7セグメントディスプレイを用いて残り時間の指標を表示する場合、残り時間の指標を1桁の数字で表示するようにしてもよい。これにより、残り時間の指標の表示のために必要な7セグメントディスプレイの個数が1つでよく、判定装置 1 0 0 の装置コストの増加、および、判定装置 1 0 0 の大きさの増加が小さくて済む。

表示部 1 2 0 を、残り時間表示部とも称する。

【 0 0 2 6 】

操作入力部 1 3 0 は、例えばキーボードおよびマウス等の入力デバイスを備え、ユーザ操作を受け付ける。例えば、操作入力部 1 3 0 が、判定装置 1 0 0 による2クラス分類のためのパラメータ値の設定操作を受け付けるようにしてもよい。

記憶部 1 7 0 は、各種データを記憶する。記憶部 1 7 0 は、判定装置 1 0 0 が備える記憶デバイスを用いて構成される。

【 0 0 2 7 】

制御部 1 8 0 は、判定装置 1 0 0 の各部を制御して各種処理を行う。制御部 1 8 0 の機能は、例えば判定装置 1 0 0 が備える C P U (Central Processing Unit、中央処理装置)が、記憶部 1 7 0 からプログラムを読み出して実行することで実行される。制御部 1 8 0 の機能の一部または全部が、例えば F P G A (Field Programmable Gate Array)を用いて実行されるなど、制御部 1 8 0 の機能専用のハードウェアを用いて実行されるようにしてもよい。

【 0 0 2 8 】

取得部 1 8 1 は、分類対象に関する系列データに含まれる複数の要素を逐次的に取得す

10

20

30

40

50

る。

例えば、判定装置 100 が、動画像に映る人物が顔認証を妨げるための偽装を行っているか否かを判定する場合、通信部 110 が、動画像のフレーム毎の画像を画像データにて受信し、取得部 181 が、通信部 110 の受信データからフレーム毎の画像を画像データにて取得するようにしてもよい。この場合、フレーム毎の画像の各々が、系列データに含まれる要素の例に該当する。

【0029】

あるいは、判定装置 100 が、画像が加工されているか否かを判定する場合、通信部 110 が、判定対象の画像を画像データにて受信し、取得部 181 が、判定対象の画像の部分画像を画像データにて複数取得するようにしてもよい。この場合、部分画像の各々が、系列データに含まれる要素の例に該当する。

10

【0030】

スコア算出部 182 は、取得部 181 が系列データの要素を取得する毎に、分類対象の 2 クラス分類のための統合スコアを算出する。ここでいう統合スコアは、系列データ全体、または、系列データのうち判定装置 100 が取得済みの要素全体に基づいて算出される、2 クラス分類のためのスコアである。スコア算出部 182 が算出する統合スコアは、特定の種類のスコアに限定されない。上限閾値および下限閾値と比較可能ないろいろなスコアを、統合スコアとして用いることができる。

【0031】

特徴量算出部 183 は、系列データの要素毎にその要素の特徴量を算出する。例えば、取得部 181 が系列データの要素として、動画像のフレームまたは判定対象の画像の部分画像等の画像を取得する場合、特徴量算出部 183 は、系列データの要素である画像の特徴量を抽出する。

20

【0032】

特徴量算出部 183 が、例えば畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network; CNN) などのニューラルネットワークを用いて特徴量を算出するようにしてもよい。ただし、特徴量算出部 183 が要素の特徴量を算出する方法は、特定の方法に限定されない。

【0033】

個別スコア算出部 184 は、系列データの要素の特徴量に基づいて、要素毎かつクラス毎に個別スコアを算出する。ここでいう個別スコアは、取得部 181 が直近に取得した要素に基づいて分類対象をそのクラスに分類することの評価を示すスコアである。

30

個別スコア算出部 184 が、取得部 181 が直近に取得した要素に加えて、さらに、取得部 181 が直近に取得した要素と過去に取得した要素との関連性を考慮して個別スコアを算出するようにしてもよい。

【0034】

個別スコア算出部 184 が、尤度比に基づく個別スコアを算出するようにしてもよい。系列データを構成する N 個 (N は正の整数) の要素を、 $x^{(1)}$ 、 $x^{(2)}$ 、...、 $x^{(t)}$ と表記し、2 クラス分類における 2 つのクラスを C_0 、 C_1 と表記する。要素 $x^{(i)}$ の右上に示される括弧内の数字 (1 、 2 、...、 t) は、取得部 181 が要素を取得する順番を示す。

40

また、クラスをラベル y の値で示す。 $y = 0$ は、クラス C_0 を示す。あるいは、 $y = 0$ は、分類対象がクラス C_0 に属することを示す。 $y = 1$ は、クラス C_1 を示す。あるいは、 $y = 1$ は、分類対象がクラス C_1 に属することを示す。

クラス C_1 を第 1 クラスとも称する。クラス C_2 を第 2 クラスとも称する。

【0035】

要素 $x^{(i)}$ (i は正の整数) がクラス C_0 に属する確率を $p(x^{(i)} | y = 0)$ と表記する。また、要素 $x^{(i)}$ がクラス C_1 に属する確率を $p(x^{(i)} | y = 1)$ と表記する。ここでいう要素 $x^{(i)}$ がクラス C_0 に属する確率は、要素 $x^{(i)}$ に基づいて算出される、分類対象がクラス C_0 に属する確率である。要素 $x^{(i)}$ がクラス C_1 に属する確率

50

は、要素 $x^{(i)}$ に基づいて算出される、分類対象がクラス C_1 に属する確率である。

要素 $x^{(i)}$ がクラス C_0 に属する確率 $p(x^{(i)} | y = 0)$ と、要素 $x^{(i)}$ がクラス C_1 に属する確率 $p(x^{(i)} | y = 1)$ との尤度比は、式 (1) のように表すことができる。

【0036】

【数1】

$$\frac{p(x^{(i)} | y = 1)}{p(x^{(i)} | y = 0)} \quad \dots \quad (1)$$

10

【0037】

式 (1) に示される尤度比が 1 よりも大きい場合、 $p(x^{(i)} | y = 1) > p(x^{(i)} | y = 0)$ であるため、要素 $x^{(i)}$ をクラス C_0 に分類するよりもクラス C_1 に分類する方が妥当である。このように、式 (1) に示される尤度比は、要素 $x^{(i)}$ がクラス C_0 とクラス C_1 とのいずれに属することが妥当であることを示す指標として機能する。

【0038】

また、2つの要素 $x^{(i)}$, $x^{(i-1)}$ に基づく場合、分類対象がクラス C_0 に属する確率と分類対象がクラス C_1 に属する確率との尤度比は、式 (2) のように表すことができる。

20

【0039】

【数2】

$$\frac{p(x^{(i)}, x^{(i-1)} | y = 1)}{p(x^{(i)}, x^{(i-1)} | y = 0)} \quad \dots \quad (2)$$

【0040】

個別スコア算出部 184 が、式 (1) で示される尤度比または式 (2) で示される尤度比の何れか一方またはこれらの組み合わせを個別スコアとして算出するようにしてもよい。ただし、個別スコア算出部 184 が算出する個別スコアはこれらに限定されない。例えば、個別スコア算出部 184 が個別スコアとして対数尤度比を算出するようにしてもよい。対数尤度比は、尤度比の対数をとったものである。

30

【0041】

個別スコア算出部 184 が、例えば LSTM (Long Short Term Memory) などのニューラルネットワークを用いて個別スコアを算出するようにしてもよい。ただし、個別スコア算出部 184 が個別スコアを算出する方法は、特定の方法に限定されない。

個別スコア算出部 184 が特徴量算出部 183 の機能を含む 1つの機能部として構成され、系列データの要素の特徴量として個別スコアを算出するようにしてもよい。

【0042】

統合スコア算出部 185 は、個別スコアに基づいて統合スコアを算出する。上述したように、統合スコアは、系列データ全体、または、系列データのうち判定装置 100 が取得済みの要素全体に基づいて算出される、2クラス分類のためのスコアである。

40

統合スコア算出部 185 が、個別スコア算出部 184 が直近に算出した個別スコアと、統合スコア算出部 185 自らが過去に算出した統合スコアとに基づいて、統合スコアを更新するようにしてもよい。例えば、統合スコア算出部 185 が、個別スコア算出部 184 が算出した要素 $x^{(i)}$ に基づく個別スコアと、統合スコア算出部 185 自らが算出した要素 $x^{(1)}$ 、 $x^{(2)}$ 、...、 $x^{(i-1)}$ に基づく統合スコアとに基づいて、要素 $x^{(1)}$ 、 $x^{(2)}$ 、...、 $x^{(i)}$ に基づく統合スコアを算出するようにしてもよい。

【0043】

50

統合スコア算出部 185 が、 t 個の要素 $x^{(1)}$ 、 $x^{(2)}$ 、 \dots 、 $x^{(t)}$ に基づいて、式 (3) に示される尤度比を統合スコアとして算出するようにしてもよい。

【0044】

【数3】

$$\frac{p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 1)}{p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 0)} \quad \dots \quad (3)$$

【0045】

$p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 0)$ は、要素 $x^{(1)}$ 、 $x^{(2)}$ 、 \dots 、 $x^{(t)}$ に基づく場合の、分類対象がクラス C_0 に属する確率を示す。 $p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 1)$ は、要素 $x^{(1)}$ 、 $x^{(2)}$ 、 \dots 、 $x^{(t)}$ に基づく場合の、分類対象がクラス C_1 に属する確率を示す。「 $p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 1) / p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 0)$ 」は、要素 $x^{(1)}$ 、 $x^{(2)}$ 、 \dots 、 $x^{(t)}$ による系列データ全体による尤度比を示す。

あるいは、統合スコア算出部 185 が、式 (3) に示される尤度比の対数をとった対数尤度比を統合スコアとして算出するようにしてもよい。

【0046】

系列データの各要素が独立であると見做せる場合、系列データ全体による尤度比を 1 要素毎の尤度比の項に分解することができる。例えば、統合スコアに対数尤度比を用いる場合、式 (4) に基づいて、要素 $x^{(1)}$ 、 $x^{(2)}$ 、 \dots 、 $x^{(t)}$ による系列データ全体による対数尤度比「 $\log [p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 1) / p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 0)]$ 」を算出することができる。

【0047】

【数4】

$$\log \left(\frac{p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 1)}{p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 0)} \right) = \sum_{i=1}^t \log \left(\frac{p(y = 1 | x^{(i)})}{p(y = 0 | x^{(i)})} \right) \quad \dots \quad (4)$$

【0048】

式 (4) で、対数の底の値は、任意の定数値とすることができ、式全体で底が統一されていればよい。例えば、式 (4) の対数の底として、2、ネイピア数 (e)、10 の何れを用いてもよい。以下の式についても同様である。

一方、系列データの各要素が独立でない場合、尤度比をより高精度に計算するために、要素間の関連性を考慮することが好ましい。

例えば、要素 $x^{(i)}$ からその n 個前の要素 $x^{(i-n)}$ までの要素の関連性を考慮する場合、式 (5) に基づいて対数尤度比を算出することができる。

【0049】

【数5】

$$\log \left(\frac{p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 1)}{p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 0)} \right) = \sum_{i=n+1}^t \log \left(\frac{p(y = 1 | x^{(i)}, \dots, x^{(i-n)})}{p(y = 0 | x^{(i)}, \dots, x^{(i-n)})} \right) - \sum_{i=n+2}^t \log \left(\frac{p(y = 1 | x^{(i-1)}, \dots, x^{(i-n)})}{p(y = 0 | x^{(i-1)}, \dots, x^{(i-n)})} \right) - \log \left(\frac{p(y = 1)}{p(y = 0)} \right) \quad \dots \quad (5)$$

10

20

30

40

50

【 0 0 5 0 】

右辺の第 3 項「 $-\log(p(y=1)/p(y=0))$ 」は、バイアスを表す定数項である。この右辺の第 3 項の値を 0 としてもよい。

例えば、要素 $x^{(i)}$ とその前の要素 $x^{(i-1)}$ との要素の関連性を考慮する場合、式 (5) の n に 1 を代入して得られる式 (6) に基づいて対数尤度比を算出することができる。

【 0 0 5 1 】

【 数 6 】

$$\log\left(\frac{p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)}|y=1)}{p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)}|y=0)}\right) = \sum_{i=2}^t \log\left(\frac{p(y=1|x^{(i)}, x^{(i-1)})}{p(y=0|x^{(i)}, x^{(i-1)})}\right) - \sum_{i=3}^t \log\left(\frac{p(y=1|x^{(i-1)})}{p(y=0|x^{(i-1)})}\right) - \log\left(\frac{p(y=1)}{p(y=0)}\right) \quad \dots (6)$$

【 0 0 5 2 】

取得部 181 が t 個の要素 $x^{(1)}$ 、 $x^{(2)}$ 、 \dots 、 $x^{(t)}$ を取得した場合に、統合スコア算出部 185 が、式 (3) で示される尤度比、または、式 (4) から式 (6) の何れかに基づく対数尤度比を統合スコアとして算出するようにしてもよい。

ただし、上述したように、スコア算出部 182 が算出する統合スコアは、特定の種類のスコアに限定されない。また、特徴量算出部 183 の機能と個別スコア算出部 184 の機能と統合スコア算出部 185 の機能とが明示的に分かれていなくてもよい。

【 0 0 5 3 】

閾値決定部 186 は、取得部 181 が系列データの要素を取得する毎に、統合スコアの上限閾値および下限閾値を決定する。

統合スコアと、統合スコアの上限閾値および下限閾値とを比較することで、分類対象がクラス C_0 に属するか、クラス C_1 に属するか、あるいは現時点ではクラス未定かの何れかを判定することができる。

【 0 0 5 4 】

図 2 は、統合スコアの閾値の第一例を示す図である。図 2 は、統合スコアの閾値を定数値に設定する場合の例を示している。統合スコアの閾値が定数値に設定される場合、判定装置 100 が閾値決定部 186 を備えていなくてもよい。

図 2 のグラフの横軸は、取得部 181 が取得した要素の個数を示す。縦軸は、統合スコアを示す。要素の個数を要素数とも称する。

線 L111 は、統合スコアの上限閾値を示す。上限閾値は $+T$ (T は正の実数) に設定されている。線 L112 は、統合スコアの下限閾値を示す。下限閾値は $-T$ に設定されている。

【 0 0 5 5 】

線 L113 は、要素数の最大値の例を示す。図 2 の例では、取得部 181 が 1 つの系列データから取得可能な要素の個数は最大で N 個に限定されている。

また、図 2 は、例えば対数尤度比を統合スコアとして用いる場合など、分類対象がクラス C_0 に属する尤度とクラス C_1 に属する尤度とが等しい場合の値が 0 となる指標を統合スコアとして用いる場合の例を示している。

【 0 0 5 6 】

線 L121 から L124 は、それぞれ統合スコアの遷移の例を示す。

線 L121 の例の場合、要素数が N 個になるまでに統合スコアが上限閾値に到達している。この場合、判定装置 100 は、分類対象がクラス C_1 に属すると判定する。

10

20

30

40

50

【 0 0 5 7 】

線 L 1 2 2 の例の場合、および、線 L 1 2 3 の例の場合の何れも、要素数が N 個になっても統合スコアは上限閾値、下限閾値の何れにも到達していない。この場合、判定装置 1 0 0 は、クラス未定と判定する。

線 L 1 2 4 の例の場合、要素数が N 個になるまでに統合スコアが下限閾値に到達している。この場合、判定装置 1 0 0 は、分類対象がクラス C₀ に属すると判定する。

このように、統合スコアと上限閾値および下限閾値とを比較することで、分類対象の 2 クラス分類の判定結果を、2 つのクラスの何れかまたはクラス未定に決定することができる。

【 0 0 5 8 】

図 3 は、統合スコアの閾値の第二例を示す図である。図 3 は、閾値決定部 1 8 6 が、取得部 1 8 1 が取得する要素の個数の増加に応じて、統合スコアの上限閾値が単調減少し下限閾値が単調増加するように、上限閾値および下限閾値を決定する場合の例を示している。

図 3 のグラフの横軸は、取得部 1 8 1 が取得した要素の個数を示す。縦軸は、統合スコアを示す。

【 0 0 5 9 】

また、図 3 は、閾値決定部 1 8 6 が、所定の終了条件が成立する場合に、統合スコアの上限閾値と下限閾値とが同じ値になるように、上限閾値および下限閾値を決定する場合の例を示している。図 3 の例では、取得部 1 8 1 が取得可能な要素の個数は最大で N 個に限定されており、要素数が N 個に達すること、または、統合スコアが上限閾値および下限閾値のうち何れかに到達することが、終了条件となっている。要素数が N 個となった場合、閾値決定部 1 8 6 は、上限閾値および下限閾値の何れも 0 に設定する。

【 0 0 6 0 】

線 L 2 1 1 は、統合スコアの上限閾値および下限閾値を示す。統合スコアの上限閾値は、要素数の増加に応じて単調減少し、終了条件である要素数が N 個のときに 0 になっている。統合スコアの下限閾値は、要素数の増加に応じて単調増加し、終了条件である要素数が N 個のときに 0 になっている。

また、図 3 も図 2 の場合と同様、分類対象がクラス C₀ に属する尤度とクラス C₁ に属する尤度とが等しい場合の値が 0 となる指標を統合スコアとして用いる場合の例を示している。

【 0 0 6 1 】

線 L 2 2 1 から L 2 2 4 は、それぞれ統合スコアの遷移の例を示す。

線 L 2 2 1 の例の場合、および、線 L 2 2 2 の例の場合の何れも、統合スコアが上限閾値に到達している。この場合、判定装置 1 0 0 は、分類対象がクラス C₁ に属すると判定する。

【 0 0 6 2 】

一方、線 L 2 2 3 の例の場合、および、線 L 2 2 4 の例の場合の何れも、統合スコアが下限閾値に到達している。この場合、判定装置 1 0 0 は、分類対象がクラス C₀ に属すると判定する。

図 3 の例では、要素数が N 個のときに上限閾値と下限閾値とが同じ値になっていることで、判定装置 1 0 0 は、分類対象を必ず 2 つのクラスの何れかに分類する。すなわち、図 3 の例では、判定装置 1 0 0 は、2 クラス分類の最終判定結果をクラス未定に決定することはない。

【 0 0 6 3 】

線 L 2 2 1 の例と線 L 2 2 2 の例とを比較すると、線 L 2 2 1 の例の場合のほうが線 L 2 2 2 の例の場合よりも速く、統合スコアが上限閾値に到達している。判定装置 1 0 0 は、線 L 2 2 1 の例の場合のほうが線 L 2 2 2 の例の場合よりも速く、分類対象がクラス C₁ に属するとの最終判定結果に決定することができる。

また、線 L 2 2 1 の例のほうが、線 L 2 2 2 の例の場合よりも、上限閾値に到達したときの統合スコアが大きくなっている。この点で、線 L 2 2 1 の例の場合のほうが、線 L 2

10

20

30

40

50

22の例の場合よりも、分類対象がクラスC₁に属するとの最終判定結果の精度が高いと考えられる。

【0064】

このように、閾値決定部186が要素数の増加に応じて上限閾値を減少させることで、線L221の例のように、統合スコアが急激に増加する場合は、分類対象がクラスC₁に属する尤度が比較的大きい状態で、かつ、比較的速く最終判定結果を得られる。また、線L222の例のように、統合スコアの増加に時間がかかる場合は、統合スコアが比較的小さい段階で最終判定結果を得ることで、比較的速く最終判定結果を得ることができ、また、分類対象が属するクラス未定との最終判定結果になる可能性を軽減させることができる。

【0065】

線L223の例と線L224の例とを比較すると、線L224の例の場合のほうが線L223の例の場合よりも速く、統合スコアが下限閾値に到達している。判定装置100は、線L224の例の場合のほうが線L223の例の場合よりも速く、分類対象がクラスC₀に属するとの最終判定結果に決定することができる。

また、線L224の例のほうが、線L223の例の場合よりも、下限閾値に到達したときの統合スコアが小さくなっている。この点で、線L224の例の場合のほうが、線L223の例の場合よりも、分類対象がクラスC₀に属するとの最終判定結果の精度が高いと考えられる。

【0066】

このように、閾値決定部186が要素数の増加に応じて下限閾値を増加させることで、線L224の例のように、統合スコアが急激に減少する場合は、分類対象がクラスC₀に属する尤度が比較的大きい状態で、かつ、比較的速く最終判定結果を得られる。また、線L223の例のように、統合スコアの減少に時間がかかる場合は、統合スコアが比較的大きい段階で最終判定結果を得ることで、比較的速く最終判定結果を得ることができ、また、クラス未定との最終判定結果になる可能性を軽減させることができる。

【0067】

図4は、統合スコアの閾値の第三例を示す図である。図4は、閾値決定部186が、取得部181が取得する要素の個数の増加に応じて、統合スコアの上限閾値が単調増加し下限閾値が単調減少するように、上限閾値および下限閾値を決定する場合の例を示している。

【0068】

図4のグラフの横軸は、取得部181が取得した要素の個数を示す。縦軸は、統合スコアを示す。

線L311は、統合スコアの上限閾値を示す。統合スコアの上限閾値は、要素数の増加に応じて単調増加している。線L312は、統合スコアの下限閾値を示す。統合スコアの下限閾値は、要素数の増加に応じて単調減少している。

線L313は、要素数の最大値の例を示す。図4の例では、取得部181が取得可能な要素の個数は最大でN個に限定されている。

また、図4も図2の場合と同様、分類対象がクラスC₀に属する尤度とクラスC₁に属する尤度とが等しい場合の値が0となる指標を統合スコアとして用いる場合の例を示している。

【0069】

線L321からL324は、それぞれ統合スコアの遷移の例を示す。

線L321の例の場合、統合スコアが上限閾値に到達している。この場合、判定装置100は、分類対象がクラスC₁に属すると判定する。

一方、線L322の例の場合、および、線L323の例の場合の何れも、要素数がN個になっても統合スコアは上限閾値、下限閾値の何れにも到達していない。この場合、判定装置100は、クラス未定と判定する。

線L324の例の場合、要素数がN個になるまでに統合スコアが下限閾値に到達している。この場合、判定装置100は、分類対象がクラスC₀に属すると判定する。

【0070】

10

20

30

40

50

図4の例のように、閾値決定部186が要素数の増加に応じて上限閾値を増加させることで、統合スコアが急激に増加する場合は、比較的速く最終判定結果を得られる。また、統合スコアの増加に時間がかかる場合は、統合スコアが比較的大きい段階で最終判定結果を得ることで、より慎重に判定を行うことができる。例えば線L322の例の場合、要素数の増加に応じて上限閾値が増加することで、統合スコアが上限閾値に到達せず、クラス未定との最終判定結果になる。

【0071】

また、閾値決定部186が要素数の増加に応じて下限閾値を減少させることで、統合スコアが急激に減少する場合は、比較的速く最終判定結果を得られる。また、統合スコアの減少に時間がかかる場合は、統合スコアが比較的小さい段階で最終判定結果を得ることで、より慎重に判定を行うことができる。

10

【0072】

系列データの要素数毎の統合スコアの上限閾値および下限閾値を、ユーザが予め設定しておくようにしてもよい。系列データの要素数毎の統合スコアの上限閾値および下限閾値の表現形式は、特定のものに限定されない。例えば、系列データの要素数毎の統合スコアの上限閾値および下限閾値が、関数の形式で示されていてもよいし、テーブル(表)の形式で示されていてもよい。

【0073】

あるいは、閾値決定部186が、強化学習または教師有り機械学習などの機械学習を用いて、系列データの要素数毎の統合スコアの上限閾値および下限閾値を示すモデルを取得するようにしてもよい。

20

例えば強化学習の場合、エージェントは、分類対象がクラス C_0 に属すると判定する、分類対象がクラス C_1 に属すると判定する、あるいは、クラスを決定せずに次の要素を取得する、の3つの行動のうち何れか1つを選択するものとする。また、要素の個数が増えるとコストがかかるように設定する。そして、2クラス分類の正解の個数を最大化するように学習を行う。

これにより、閾値決定部186が、要素の個数を増やしても2クラス分類の判定結果が変わらない場合には、次の要素を取得せずに2クラス分類の判定を行うような閾値を取得すると期待される。

【0074】

あるいは、系列データの要素数毎の統合スコアの上限閾値および下限閾値を統計的な手法で決定するようにしてもよい。例えば、統合スコアの遷移の例毎に、2クラス分類の結果が変わらなくなる点を求めておき、得られた点を曲線近似して上限閾値および下限閾値を求めるようにしてもよい。

30

【0075】

クラス判定部187は、取得部181が統計データの要素を取得する毎に、統合スコアと統合スコアの上限閾値および下限閾値との比較に基づいて、分類対象の2クラス分類の判定結果を、2つのクラスの何れかまたはクラス未定に決定する。

具体的には、統合スコアが上限閾値よりも大きいと判定した場合、クラス判定部187は、分類対象がクラス C_1 に属するとの判定結果に決定する。統合スコアが下限閾値よりも小さいと判定した場合、クラス判定部187は、分類対象がクラス C_0 に属するとの判定結果に決定する。

40

【0076】

一方、統合スコアが上限閾値以下、かつ、下限閾値以上であると判定した場合、クラス判定部187は、終了条件が成立しているか否かで場合分けを行う。終了条件が成立していないと判定した場合、クラス判定部187は、現時点では分類対象が属するクラスは不明であり、さらに系列データの要素を取得することに決定する。一方、終了条件が成立していると判定した場合、クラス判定部187は、最終判定結果をクラス未定に決定する。

【0077】

クラス分類学習部188は、スコア算出部182による統合スコアの算出を学習する。

50

学習に際し、クラス分類学習部 188 は、系列データと、2 クラス分類の正解として2つのクラスの何れかまたはクラス未定とが紐付けられた学習データを用いる。そして、クラス分類学習部 188 は、学習データに含まれる系列データのうち、クラス未定と紐付けられる系列データに対しては、統合スコアが上限閾値と下限閾値との間の値になるように学習を行う。

【0078】

例えば、クラス分類学習部 188 は、学習データに含まれる系列データのうちクラス未定と紐付けられる系列データに対しては、統合スコアが上限閾値と下限閾値との間の値になる場合に評価が高くなる損失関数を用いて学習を行う。

クラス分類学習部 188 が、式(7)に示される損失関数を用いて学習を行うようにしてもよい。

10

【0079】

【数7】

$$LOSS = \lambda_0 \left(\frac{1}{N_{H_0}} \sum_{i \in I_{H_0}} f_0 \right) + \lambda_1 \left(\frac{1}{N_{H_1}} \sum_{i \in I_{H_1}} f_1 \right) + \lambda_B \left(\frac{1}{N_{H_B}} \sum_{i \in I_{H_B}} f_B \right) \dots (7)$$

20

【0080】

λ_0 、 λ_1 、 λ_B は、それぞれ実数定数の重み係数である。

H_0 は、分類対象がクラス C_0 に属するとの仮説を示す。 H_1 は、分類対象がクラス C_1 に属するとの仮説を示す。 H_B は、クラス未定との仮説を示す。

I_{H_0} は、学習データの正解で、分類対象がクラス C_0 に属するとされる系列データの集合を示す。系列データはインデックス i で識別される。 I_{H_1} は、学習データの正解で、分類対象がクラス C_1 に属するとされる系列データの集合を示す。 I_{H_B} は、学習データの正解でクラス未定とされる系列データの集合を示す。

【0081】

N_{H_0} は、学習データの正解で、分類対象がクラス C_0 に属するとされる系列データの個数を示す。すなわち、 N_{H_0} は、集合 I_{N_0} の要素の個数を示す。 N_{H_1} は、学習データの正解で、分類対象がクラス C_1 に属するとされる系列データの個数を示す。すなわち、 N_{H_1} は、集合 I_{N_1} の要素の個数を示す。 N_{H_B} は、学習データの正解でクラス未定とされる系列データの個数を示す。すなわち、 N_{H_B} は、集合 I_{N_B} の要素の個数を示す。

30

【0082】

f_0 、 f_1 、 f_B は、それぞれ、学習データに示される系列データを用いたときに学習モデルの出力が正解を示す場合に、値が小さくなる関数である。

【0083】

関数 f_0 が式(8)のように定義されていてもよいが、これに限定されない。

【0084】

40

【数8】

$$f_0 = \begin{cases} 1 & (SCORE \leq T_L) \\ 0 & (SCORE > T_L) \end{cases} \dots (8)$$

【0085】

SCORE は、統合スコアを示す。 T_L は、統合スコアの下限閾値を示す。式(8)の関数 f_0 は、統合スコア SCORE が下限閾値 T_L 以下の場合、すなわち、分類対象がクラス C_0 に属すると判定される場合に、「1」を出力する。それ以外の場合は、関数 f_0

50

は「0」を出力する。

【0086】

関数 f_1 が式(9)のように定義されていてもよいが、これに限定されない。

【0087】

【数9】

$$f_1 = \begin{cases} 1 & (SCORE \geq T_U) \\ 0 & (SCORE < T_U) \end{cases} \quad \dots (9)$$

10

【0088】

T_U は、統合スコアの上限閾値を示す。式(9)の関数 f_1 は、統合スコア $SCORE$ が上限閾値 T_U 以上の場合、すなわち、分類対象がクラス C_1 に属すると判定される場合に、「1」を出力する。それ以外の場合は、関数 f_1 は「0」を出力する。

【0089】

関数 f_B が式(10)のように定義されていてもよいが、これに限定されない。

【0090】

【数10】

$$f_B = \begin{cases} 1 & (T_L < SCORE < T_U) \\ 0 & (SCORE \leq T_L, SCORE > T_U) \end{cases} \quad \dots (10)$$

20

【0091】

式(10)の関数 f_B は、統合スコア $SCORE$ が上限閾値 T_U 以下、かつ、下限閾値 T_L 以上の場合、すなわち、クラス未定と判定される場合に、「1」を出力する。それ以外の場合は、関数 f_B は「0」を出力する。

【0092】

ここで、2クラス分類の正解として2つのクラスの何れかが示されクラス未定は示されない学習データを用いて統合スコアの算出の学習を行う場合について考える。この場合、スコア算出部182が、全ての要素に対して、統合スコアが上限閾値または下限閾値の何れかに近づくように、統合スコアを大きく変化させることが考えられる。

30

【0093】

これに対し、上記のように、クラス分類学習部188が、2クラス分類の正解としてクラス未定が示される系列データを含む学習データを用いて統合スコアの算出の学習を行うようにしてもよい。そして、クラス分類学習部188が、クラス未定が示される系列データに対しては、統合スコアが上限閾値と下限閾値との間の値になるように学習を行うようにしてもよい。

【0094】

これにより、スコア算出部182が、クラス未定とすることが妥当な要素に対して、上限閾値と下限閾値との間の値を算出することが期待される。したがって、判定装置100が、分類対象が2つのクラスの何れに属するか明確でない要素に対して、統合スコアをあまり変化させずに次の要素の入力を待ち受けることが期待される。

40

【0095】

クラス分類学習部188が、学習データの正解で、分類対象がクラス C_0 に属するとされる場合、および、分類対象がクラス C_1 に属するとされる場合の損失を計算する関数を引用する損失関数を用いるようにしてもよい。例えば、クラス分類学習部188が、式(11)で示される損失関数を用いるようにしてもよい。

【0096】

【数11】

50

$$LOSS = LOSS_{0,1} + \lambda_B \left(\frac{1}{N_{H_B}} \sum_{i \in I_{H_B}} f_B \right) \quad \dots \quad (11)$$

【 0 0 9 7 】

関数 $LOSS_{0,1}$ は、学習データの正解で、分類対象がクラス C_0 に属するとされる場合、および、分類対象がクラス C_1 に属するとされる場合の損失を計算する関数である。関数 $LOSS_{0,1}$ は、例えば、式 (1 2) のように示される。

【 0 0 9 8 】

【 数 1 2 】

$$LOSS_{0,1} = \lambda_0 \left(\frac{1}{N_{H_0}} \sum_{i \in I_{H_0}} f_0 \right) + \lambda_1 \left(\frac{1}{N_{H_1}} \sum_{i \in I_{H_1}} f_1 \right) \quad \dots \quad (12)$$

【 0 0 9 9 】

ただし、関数 $LOSS_{0,1}$ は、式 (1 2) に示されるものに限定されない。例えば、関数 $LOSS_{0,1}$ として、2クラス分類における公知の損失関数を用いるようにしてもよい。これにより、分類対象がクラス C_0 に属するかクラス C_1 に属するかの判定について、公知の手法を用いることができる。

【 0 1 0 0 】

学習データ加工部 1 8 9 は、学習データの正解の情報に、クラス未定の情報を付加する。具体的には、学習データ加工部 1 8 9 は、系列データと、2クラス分類の正解として2つのクラスの何れかが紐付けられた学習データを取得する。すなわち、学習データ加工部 1 8 9 は、クラス未定の情報が示されていない学習データを取得する。

【 0 1 0 1 】

そして、学習データ加工部 1 8 9 は、取得した学習データについて、所定の分類器を用いて2クラス分類を行った場合の分類結果が正解と異なる場合に、その系列データに、2クラス分類の正解としてクラス未定を示す情報を紐付ける。

【 0 1 0 2 】

例えば、分類器を用いた2クラス分類の結果が正解と異なる系列データに対して、学習データ加工部 1 8 9 が、2クラス分類の正解としての、2つのクラスの何れかを示す情報を残したまま、クラス未定の情報を付加するようにしてもよい。

あるいは、クラス未定の情報が示されていない学習データに対して、人手でクラス未定の情報を付加するようにしてもよい。この場合、判定装置 1 0 0 が学習データ加工部 1 8 9 を備えていなくてもよい。

【 0 1 0 3 】

信頼度算出部 1 9 0 は、統合スコアの履歴情報、または、統合スコアの算出に用いられる要素の特徴量に基づいて、統合スコアの信頼度の指標値を算出する。

ここでいう、統合スコアの信頼度は、統合スコアに基づいて分類対象が2つのクラスの何れに属するかを判定した場合に、実際に分類対象がそのクラスに属している可能性の高さである。

【 0 1 0 4 】

表示部 1 2 0 が、統合スコアの信頼度の指標値を表示するようにしてもよい。

例えば、判定装置 1 0 0 が、動画像をフレームの画像データにて逐次的に取得して、フレームの画像データを取得する毎に顔認証を行う認証システムとして構成されている場合について考える。この場合、統合スコアの信頼度の指標値を、認証結果の信頼度を示す指標値として用いることができる。統合スコアの信頼度が低い場合、認証システムを使用する担当者が、認証対象者に不審な点が無いか特に注意することで、認証システムが誤認証

10

20

30

40

50

した場合に、担当者が誤認証に気付ける可能性が高くなる。

あるいは、認証システムとしての判定装置 1 0 0 が認証に成功した場合、統合スコアの信頼度が低いときは、表示部 1 2 0 が、認証対象者が担当者の確認を受けるように促すメッセージを表示するようにしてもよい。

【 0 1 0 5 】

顔認証の照合対象者が複数登録されている場合、スコア算出部 1 8 2 が、認証対象者が何れかの照合対象者と同一人物であるとのクラス、および、認証対象者が何れの照合対象者も異なる人物であるとのクラスの 2 クラス分類についての統合スコアを算出するようにしてもよい。そして、信頼度算出部 1 9 0 が、この統合スコアの信頼度の指標を算出し、表示部 1 2 0 が、この指標を表示するようにしてもよい。

10

【 0 1 0 6 】

あるいはスコア算出部 1 8 2 が、照合対象者毎に、認証対象者がその照合対象者と同一人物であるとのクラス、および、認証対象者がその照合対象者と異なる人物であるとのクラスの 2 クラス分類についての統合スコアを算出するようにしてもよい。

この場合、信頼度算出部 1 9 0 が、照合対象者毎に統合スコアの信頼度の指標値を算出し、表示部 1 2 0 が、照合対象者毎に統合スコアの信頼度の指標値を表示するようにしてもよい。あるいは、信頼度算出部 1 9 0 が、複数の統合スコアのうち信頼度が最も高い統合スコアの信頼度の指標値を算出するなど、複数の統合スコアに対して 1 つの信頼度の指標値を算出するようにしてもよい。そして、表示部 1 2 0 が、この信頼度の指標値を算出するようにしてもよい。

20

【 0 1 0 7 】

2 クラス分類の終了条件成立前にも、信頼度算出部 1 9 0 が統合スコアの信頼度の指標値を算出するようにしてもよい。2 クラス分類の終了前の段階で統合スコアの信頼度が低い場合、終了条件が成立するまでに、分類対象が 2 つのクラスの何れに属するかの最終判定結果を得られないことが考えられる。あるいは、分類対象が 2 つのクラスの何れに属するかの最終判定結果を得られた場合でも、最終判定結果が正しくない可能性が比較的高い。

【 0 1 0 8 】

そこで、2 クラス分類の終了前の段階で統合スコアの信頼度が低い場合、判定装置 1 0 0 が、2 クラス分類の処理を中止するようにしてもよい。新たな系列データを取得可能な場合は、判定装置 1 0 0 が、新たな系列データを取得して 2 クラス分類の処理をやり直すようにしてもよい。新たな系列を取得できない場合は、判定装置 1 0 0 が、処理を中断した旨の警報を出力するようにしてもよい。

30

【 0 1 0 9 】

図 5 は、統合スコアの遷移の例を示す図である。図 5 のグラフの横軸は、取得部 1 8 1 が取得した要素の個数を示す。縦軸は、統合スコアを示す。

線 L 4 1 1 は、統合スコアの上限閾値を示す。線 L 4 1 2 は、統合スコアの下限閾値を示す。

線 L 4 2 1、L 4 2 2 は、それぞれ、取得部 1 8 1 が取得した要素の個数に応じた統合スコアの遷移の例を示している。

【 0 1 1 0 】

40

線 L 4 2 1 の例と L 4 2 2 の例とを比較すると、同じ要素数で統合スコアが上限閾値に到達している。

一方、線 L 4 2 1 の例では、統合スコアがおおよそ増加し続けているのに対し、線 L 4 2 2 の例では、統合スコアが大きく増減している。

【 0 1 1 1 】

このことからすると、仮に統合スコアの上限閾値がより大きい値に設定されている場合、線 L 4 2 1 の例では、閾値は、上限閾値に到達するまで増加し続ける可能性が高いと考えられる。一方、線 L 4 2 2 では、統合スコアが上限閾値に到達する前に再び減少に転じて下限閾値に到達する可能性が、線 L 4 2 1 の場合よりも高いと考えられる。

【 0 1 1 2 】

50

すなわち、線 L 4 2 2 の例では、統合スコアが外乱等の偶発的な要因によってたまたま上限閾値に達した可能性が、線 L 4 2 1 の例の場合よりも高い。統合スコアが上限閾値に到達したことによる、分類対象がクラス C_1 に属するとの最終判定結果に対し、分類対象がクラス C_1 に属している可能性は、線 L 4 2 1 の例の場合のほうが、線 L 4 2 1 の例の場合よりも高いと考えられる。

【 0 1 1 3 】

そこで、線 L 4 2 1 の例のように、統合スコアがおおよそ一定の変化量で変化し続ける場合のほうが、線 L 4 2 2 の例のように、統合スコアの変化量が大きく変化する場合よりも、統合スコアの信頼度が高くなるような指標値を用いるようにしてもよい。

【 0 1 1 4 】

統合スコアの変化量の大きさを示す指標値の例として、統合スコアの分散または標準偏差など、統合スコアのばらつきの大きさを示す指標値が挙げられる。統合スコアのばらつきが大きいほど、統合スコアが正負に大きく振れており、統合スコアに基づく 2 クラス分類の結果に対する信頼度が低いと考えられる。

【 0 1 1 5 】

信頼度算出部 1 9 0 が、統合スコアの信頼度の指標値として、統合スコアの分散または標準偏差など、統合スコアのばらつきが大きいほど大きい値になる指標値を用いるようにしてもよい。この場合、指標値が小さいほど、統合スコアの信頼度が高い。

あるいは、信頼度算出部 1 9 0 が、統合スコアの分散の逆数、または、統合スコアの標準偏差の逆数など、統合スコアのばらつきが大きいほど小さい値になる指標値を算出するようにしてもよい。この場合、指標値が大きいほど、統合スコアの信頼度が高い。

【 0 1 1 6 】

信頼度の算出方法として、統合スコアの分散または標準偏差、あるいはこれらの逆数といった予め定式化される算出方法を用いる場合、信頼度の算出方法を学習する必要は無い。この場合、判定装置 1 0 0 が、信頼度学習部 1 9 1 を備えていなくてもよい。

図 5 に例示される統合スコアの遷移は、統合スコアの履歴情報によって示される。統合スコアの分散または標準偏差、あるいはこれらの逆数等の指標値は、統合スコアの履歴情報に基づく統合スコアの信頼度の指標値の例に該当する。

【 0 1 1 7 】

信頼度学習部 1 9 1 は、分類対象の 2 クラス分類の信頼度の算出を学習する。例えば、信頼度学習部 1 9 1 は、系列データと、その系列データの場合に分類対象が 2 つのクラスの何れに属するかの正解の情報とが紐付けられた学習データを用いて、系列データの要素毎の信頼度の指標値として、クラス毎のスコアのうち正解のクラスのスコアを算出するように信頼度の指標値の算出の学習を行う。

【 0 1 1 8 】

図 6 は、信頼度学習部 1 9 1 による信頼度の算出方法の学習の例を示す図である。

図 6 の例で、特徴量算出部 1 8 3 は、取得部 1 8 1 が系列データの要素を取得する毎に、その要素の特徴量を算出する。個別スコア算出部 1 8 4 は、取得部 1 8 1 が系列データの要素を取得する毎に、特徴量算出部 1 8 3 が算出する特徴量を用いて個別スコアを算出する。

【 0 1 1 9 】

統合スコア算出部 1 8 5 は、取得部 1 8 1 が系列データの要素を取得する毎に、個別スコア算出部 1 8 4 が算出する個別スコアを用いて統合スコアを算出する。また、統合スコア算出部 1 8 5 は、取得部 1 8 1 が系列データの要素を取得する毎に、クラス毎のスコアを算出する。具体的には、統合スコア算出部 1 8 5 は、クラス C_0 のスコアとクラス C_1 のスコアとを算出する。

【 0 1 2 0 】

統合スコア算出部 1 8 5 は、クラス毎のスコアとして、統合スコアと相関性のあるスコアを算出する。統合スコア算出部 1 8 5 が、特徴量に基づいて統合スコアおよびクラス毎のスコアを算出することで、統合スコアと相関性のあるスコアを算出し得る。

10

20

30

40

50

【0121】

統合スコア算出部185が、統合スコアに基づくクラス毎のスコアを算出するようにしてもよい。

例えば、統合スコア算出部185が、上記の式(4)から(6)の左辺に示される対数尤度比「 $\log(p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y=1) / p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y=0))$ 」を統合スコアとして算出する場合、この統合スコアをクラス C_1 のスコアとしても使用し、0から統合スコアを減算した値、すなわち、「 $-\log(p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y=1) / p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y=0))$ 」をクラス C_0 のスコアとして算出するようにしてもよい。

10

【0122】

この場合、クラス C_1 のスコアが0よりも大きいときは、クラス C_0 のスコアは0よりも小さくなる。一方、クラス C_1 のスコアが0よりも小さいときは、クラス C_0 のスコアは0よりも大きくなる。統合スコアが上限閾値または下限閾値に到達してクラス判定部187が何れかのクラスを選択する場合、選択されるクラスのスコアは0よりも大きく、選択されないクラスのスコアは0よりも小さい。

【0123】

あるいは、統合スコア算出部185が、クラス毎にスコアを算出してスコアの最も高いクラスを選択する公知のクラス分類アルゴリズムに特徴量を適用して、クラス毎のスコアを算出するようにしてもよい。

20

あるいは、統合スコアが複数の要素に基づいて算出されることに応じて、統合スコア算出部185が、要素毎かつクラス毎に得られるスコアをクラス毎に統合したスコアを、クラス毎のスコアとして算出するようにしてもよい。例えば統合スコア算出部185が、統合スコアの算出に用いられる全ての要素の特徴量を、それぞれクラス分類アルゴリズムに適用して得られる要素毎かつクラス毎のスコアを、クラス毎に合計または平均して、クラス毎のスコアを算出するようにしてもよい。

統合スコア算出部185が、統合スコアの算出に用いる特徴量を用いてクラス毎のスコアを算出することで、クラス判定部187が統合スコアに基づいて選択するクラスのスコアが、選択しないクラスのスコアよりも大きいことが期待される。

【0124】

30

このように、統合スコア算出部185が、統合スコアに基づいて選択されるクラスのスコアが選択されないクラスのスコアよりも大きくなるように、クラス毎のスコアを算出する。これにより、正解のクラスが選択される場合は、正解のクラスのスコアは比較的大きい値になる。一方、不正解のクラスが選択される場合は、正解のクラスのスコアは、比較的小さい値になる。

【0125】

そこで、信頼度学習部191は、信頼度算出部190が統合スコアの信頼度の指標値として正解のクラスのスコアを算出するように、信頼度の指標値の算出の学習を行う。すなわち上記のように、信頼度学習部191は、信頼度算出部190が算出する信頼度の指標値がクラス毎のスコアのうち正解のクラスのスコアと等しくなるように、あるいは近付くように、信頼度の指標値の算出の学習を行う。

40

これにより、信頼度算出部190が算出する信頼度の指標値が、正解のクラスが選択される場合は比較的大きい値になり、不正解のクラスが選択される場合は比較的小さい値になると期待される。

例えば、信頼度算出部190がニューラルネットワークを用いて構成され、信頼度学習部191が、公知のニューラルネットワークの学習アルゴリズムを用いて学習を行うようにしてもよいが、これに限定されない。

【0126】

上記のように、2クラス分類の終了条件成立前にも、信頼度算出部190が統合スコアの信頼度の指標値を算出するようにしてもよい。すなわち、分類対象が何れのクラスに属

50

するか不明であり、判定装置 100 がさらに系列データの要素を取得して 2 クラス分類の処理を行う段階でも、信頼度算出部 190 が、統合スコアの信頼度の指標値を算出するようにしてもよい。上述した、統合スコアに基づくクラス毎のスコアの算出方法の例、および、公知のクラス分類アルゴリズムを用いるクラス毎のスコアの算出方法の例の何れも、統合スコアが閾値に到達していない段階でも算出可能である。

【0127】

信頼度評価部 192 は、統合スコアの信頼度が所定の条件よりも低い場合、スコア算出部 182 による統合スコアの算出を中止させる。

これにより、判定装置 100 では、分類対象が 2 つのクラスの何れに属するかの最終判定結果を得られないか、あるいは、得られる最終判定結果が誤っている可能性が高いと見込まれる場合に、比較的早い段階で、2 クラス分類の処理を中止することができる。

10

【0128】

上記のように、新たな系列データを取得可能な場合は、判定装置 100 が、新たな系列データを取得して 2 クラス分類の処理をやり直すようにしてもよい。新たな系列を取得できない場合は、判定装置 100 が、処理を中断した旨の警報を出力するようにしてもよい。

【0129】

クラス判定部 187 が、統合スコアに加えて、統合スコアの信頼度の指標値に基づいて、2 クラス分類の判定結果を決定するようにしてもよい。例えば、統合スコアが上限閾値または下限閾値に到達した場合でも、統合スコアの信頼度が所定の閾値よりも低い場合は、クラス分類の判定結果をクラス未定に決定するようにしてもよい。

20

これにより、判定装置 100 では、統合スコアの信頼度が低い場合、より慎重に判定を行うことができる。具体的には、統合スコアの信頼度が低い場合、判定装置 100 が、さらに系列データの要素を待ち受けるようにすることができる。

【0130】

残り時間推定部 193 は、クラス判定部 187 が 2 クラス分類の最終判定結果を、2 つのクラスの何れかに決定するまでに要する残り時間の指標値を算出する。

例えば、残り時間推定部 193 が、残り時間の指標値として、統合スコアが統合スコアの上限閾値または下限閾値に到達するまでに要する統合スコアの更新回数の推定値を算出するようにしてもよい。さらに例えば、残り時間推定部 193 が、統合スコアを統合スコアの更新回数で除算して統合スコアの変化量の平均値を算出するようにしてもよい。そして、残り時間推定部 193 が、統合スコアと統合スコアの上限閾値または下限閾値との差を統合スコアの変化量の平均値で除算して、統合スコアが統合スコアの上限閾値または下限閾値に到達するまでに要する統合スコアの更新回数の推定値を算出するようにしてもよい。

30

上記のように、残り時間推定部 193 が算出する残り時間の指標値を、表示部 120 が表示するようにしてもよい。

【0131】

<第二実施形態>

第二実施形態から第七実施形態では、判定装置 100 が、図 1 に示す各部のうちの一部を備える場合の例について説明する。第二実施形態から第七実施形態のうち複数の実施形態を組み合わせる実施してもよい。

40

【0132】

図 7 は、第二実施形態に係る判定装置の機能構成の例を示す概略ブロック図である。図 7 に示す判定装置 100 の構成では、図 1 に示す判定装置 100 の各部のうち、通信部 110 と、表示部 120 と、操作入力部 130 と、記憶部 170 と、制御部 180 と、取得部 181 と、スコア算出部 182 と、閾値決定部 186 と、クラス判定部 187 とが示されている。

これら各部は、第一実施形態の場合と同様である。

【0133】

図 8 は、判定装置 100 が統合スコアの閾値を動的に変化させて 2 クラス分類を行う処

50

理手順の例を示すフローチャートである。

図 8 の処理で、取得部 1 8 1 は、系列データの要素を取得する（ステップ S 1 1 1）。

ステップ S 1 1 1 の後、スコア算出部 1 8 2 は、取得部 1 8 1 が取得した要素を用いて統合スコアを算出する（ステップ S 1 1 2）。また、閾値決定部 1 8 6 は、統合スコアの上限閾値および下限閾値を決定する（ステップ S 1 1 3）。

【 0 1 3 4 】

ステップ S 1 1 2 およびステップ S 1 1 3 の後、クラス判定部 1 8 7 は、2 クラス分類の終了条件が成立しているか否かを判定する（ステップ S 1 1 4）。終了条件が成立していないとクラス判定部 1 8 7 が判定した場合（ステップ S 1 1 4：NO）、処理がステップ S 1 1 1 へ戻る。

【 0 1 3 5 】

一方、終了条件が成立していると判定した場合（ステップ S 1 1 4：YES）、クラス判定部 1 8 7 は、2 クラス分類の最終判定結果を決定し出力する（ステップ S 1 1 5）。例えば、クラス判定部 1 8 7 が、2 クラス分類の最終判定結果を表示部 1 2 0 に表示させるようにしてもよい。

ステップ S 1 1 5 の後、判定装置 1 0 0 は、図 8 の処理を終了する。

【 0 1 3 6 】

以上のように、取得部 1 8 1 は、分類対象に関する系列データに含まれる複数の要素を逐次的に取得する。スコア算出部 1 8 2 は、取得部 1 8 1 が系列データの要素を取得する毎に、分類対象の 2 クラス分類のための統合スコアを算出する。閾値決定部 1 8 6 は、取得部 1 8 1 が系列データの要素を取得する毎に、統合スコアの上限閾値および下限閾値を決定する。クラス判定部 1 8 7 は、取得部 1 8 1 が系列データの要素を取得する毎に、統合スコアと上限閾値および下限閾値との比較に基づいて、2 クラス分類の最終判定結果を、2 つのクラスの何れかまたはクラス未定に決定する。

【 0 1 3 7 】

このように、閾値決定部 1 8 6 が統合スコアの上限閾値および下限閾値を決定することで、クラス分類の精度と分類に要する時間との関係を動的に調整できる。特に、閾値決定部 1 8 6 が、上限閾値を大きくし、下限閾値を小さくすることで、クラス分類の精度を高めることができる。一方、閾値決定部 1 8 6 が、上限閾値を小さくし、下限閾値を大きくすることで、クラス分類に要する残り時間を短くすることができる。

【 0 1 3 8 】

閾値決定部 1 8 6 が、所定の終了条件が成立する場合に、上限閾値と下限閾値とが同じ値になるように、上限閾値および下限閾値を決定するようにしてもよい。

これにより、判定装置 1 0 0 が、分類対象を必ず 2 つのクラスの何れかに分類することができる。すなわち、判定装置 1 0 0 が、2 クラス分類の最終判定結果をクラス未定に決定することを回避できる。

【 0 1 3 9 】

閾値決定部 1 8 6 が、取得部 1 8 1 が取得する要素の個数の増加に応じて上限閾値が単調減少し、下限閾値が単調増加するように、上限閾値および下限閾値を決定するようにしてもよい。

これにより、判定装置 1 0 0 は、2 クラス分類の最終判定結果を比較的短時間で得られる場合は、より高精度に判定を行い、かつ、2 クラス分類の最終判定結果を得られるまでに時間を要する場合は、判定に要する残り時間を短くすることができる。また、判定装置 1 0 0 が、2 クラス分類の最終判定結果をクラス未定に決定する可能性を軽減させることができる。

【 0 1 4 0 】

閾値決定部 1 8 6 が、取得部 1 8 1 が取得する要素の個数の増加に応じて上限閾値が単調増加し、下限閾値が単調減少するように、上限閾値および下限閾値を決定するようにしてもよい。

これにより、判定装置 1 0 0 では、統合スコアが急激に増加する場合、および、統合ス

10

20

30

40

50

コアが急激に減少する場合は、2クラス分類の最終判定結果を比較的短時間で得られ、かつ、統合スコアの変化が比較的小さい場合は、より慎重に判定を行うことができる。

【0141】

統合スコアが急激に増加する場合、上限閾値を大きくしても統合スコアが上限閾値に到達し、2クラス分類の最終判定結果は変わらないと予想される。同様に、統合スコアが急激に減少する場合、下限閾値を小さくしても統合スコアが下限閾値に到達し、2クラス分類の最終判定結果は変わらないと予想される。これらの場合、閾値決定部186が上限閾値を小さくし、あるいは、下限閾値を大きくすることで、最終判定結果をより速く得られる。

一方、統合スコアの変化が小さい場合、その後の統合スコアの変化次第で、上限閾値、下限閾値の何れにも到達し得る。この場合、閾値決定部186が上限閾値を大きくし、下限閾値を小さくすることで、より多くの要素を用いて慎重に判定を行うことができる。

【0142】

<第三実施形態>

図9は、第三実施形態に係る判定装置の機能構成の例を示す概略ブロック図である。図9に示す判定装置100の構成では、図1に示す判定装置100の各部のうち、通信部110と、表示部120と、操作入力部130と、記憶部170と、制御部180と、取得部181と、スコア算出部182と、クラス判定部187と、クラス分類学習部188と、学習データ加工部189とが示されている。

これら各部は、第一実施形態の場合と同様である。

【0143】

図10は、判定装置100が学習データを加工する処理手順の例を示すフローチャートである。

図10の処理で、学習データ加工部189は、学習データを取得する(ステップS121)。ここでは、学習データ加工部189は、系列データと、2クラス分類の正解として2つのクラスの何れかが紐付けられた学習データを取得する。すなわち、学習データ加工部189は、クラス未定の情報が示されていない学習データを取得する。

【0144】

次に、学習データ加工部189は、学習データに含まれる系列データ毎に処理を行うループL1を開始する(ステップS122)。ループL1で処理対象になっている系列データを対象系列データと称する。

ループL1の処理で、学習データ加工部189は、分類器に対象系列データの要素を逐次的に入力した場合の分類結果を取得する(ステップS123)。

学習データ加工部189が、分類器を備えて実際に分類器の要素を入力するようにしてもよい。あるいは、学習データ加工部189が、分類器による分類結果の情報を予め取得しておき、その情報から分類結果を読み出すようにしてもよい。

【0145】

ここでの分類器は、系列データの要素を逐次的に取得して2クラス分類を行ういろいろな分類器とすることができる。分類結果を2つのクラスの何れかに決定する分類器であってもよい。あるいは、分類結果を2つのクラスの何れか、または、クラス未定に決定する分類器であってもよい。判定装置100が行う2クラス分類に近い分類結果を出力する分類器であれば、より好ましい。

【0146】

次に、学習データ加工部189は、分類器による分類結果が正しいか否かを判定する(ステップS124)。分類器による分類結果が正解と同じクラスである場合、学習データ加工部189は、分類結果が正しいと判定する。一方、分類器による分類結果が正解と異なるクラスである場合、および、分類器による分類結果がクラス未定である場合の何れも、学習データ加工部189は、分類結果が正しくないと判定する。

【0147】

分類結果が正しいと判定した場合(ステップS124: YES)、学習データ加工部1

10

20

30

40

50

89は、ループL1の終端処理を行う(ステップS126)。具体的には、学習データ加工部189は、学習データに含まれる全ての系列データに対してループL1の処理を行ったか否かを判定する。未処理の系列データがあると判定した場合、学習データ加工部189は、未処理の系列データに対して引き続きループL1の処理を行う。一方、学習データに含まれる全ての系列データに対してループL1の処理を行ったと判定した場合、学習データ加工部189は、ループL1を終了する。

ステップS126で学習データ加工部189がループL1を終了した場合、判定装置100は、図10の処理を終了する。

【0148】

一方、ステップS124で、分類結果が正しくないと判定した場合(ステップS124: NO)、学習データ加工部189は、対象系列データに、2クラス分類の正解としてクラス未定を示す情報を紐付ける(ステップS125)。学習データ加工部189が、対象系列データに2クラス分類の正解として元々紐付けられている、2つのクラスの何れかを示す情報を残して、さらにクラス未定を示す情報を紐付けるようにしてもよい。あるいは、学習データ加工部189が、対象系列データに2クラス分類の正解として元々紐付けられている、2つのクラスの何れかを示す情報に代えて、クラス未定を示す情報を紐付けるようにしてもよい。

ステップS125の後、処理がステップS126へ遷移する。

【0149】

図11は、判定装置100が2クラス分類を行う処理手順の例を示すフローチャートである。

図11の処理で、取得部181は、系列データの要素を取得する(ステップS131)。

次に、スコア算出部182は、取得部181が取得した要素を用いて統合スコアを算出する(ステップS132)。クラス分類学習部188による学習によって、スコア算出部182が、分類対象が2つのクラスの何れに属するか明確でない要素に対しては、統合スコアの値をあまり変化させないことが期待される。

次に、クラス判定部187は、2クラス分類の終了条件が成立しているか否かを判定する(ステップS133)。終了条件が成立していないとクラス判定部187が判定した場合(ステップS133: NO)、処理がステップS131へ戻る。

【0150】

一方、終了条件が成立していると判定した場合(ステップS133: YES)、クラス判定部187は、2クラス分類の最終判定結果を決定し出力する(ステップS134)。例えば、クラス判定部187が、2クラス分類の最終判定結果を表示部120に表示させるようにしてもよい。

ステップS134の後、判定装置100は、図11の処理を終了する。

【0151】

以上のように、取得部181は、分類対象に関する系列データに含まれる複数の要素を逐次的に取得する。スコア算出部182は、取得部181が系列データの要素を取得する毎に、分類対象の2クラス分類のための統合スコアを算出する。クラス判定部187は、取得部181が系列データの要素を取得する毎に、統合スコアと統合スコアの上限閾値および下限閾値との比較に基づいて、2クラス分類の判定結果を、2つのクラスの何れかまたはクラス未定に決定する。クラス分類学習部188は、2クラス分類の正解としてクラス未定が示される系列データを含む学習データを用いて、クラス未定が示される系列データに対しては、統合スコアが上限閾値と下限閾値との間の値になるように、統合スコアの算出の学習を行う。

【0152】

これにより、判定装置100が、分類対象が2つのクラスの何れに属するか明確でない要素に対して、統合スコアをあまり変化させずに次の要素の入力を待ち受けることが期待される。

ここで、2クラス分類の正解として2つのクラスの何れかが示されクラス未定は示され

10

20

30

40

50

ない学習データを用いて統合スコアの算出の学習を行う場合について考える。この場合、スコア算出部 182 が、全ての要素に対して、統合スコアが上限閾値または下限閾値の何れかに近づくように、統合スコアを大きく変化させることが考えられる。

【0153】

これに対し、判定装置 100 では、スコア算出部 182 が、クラス未定とすることが妥当な要素に対して、上限閾値と下限閾値との間の値を算出することが期待される。したがって、判定装置 100 が、分類対象が 2 つのクラスの何れに属するか明確でない要素に対して、統合スコアをあまり変化させずに次の要素の入力を待ち受けることが期待される。

【0154】

クラス分類学習部 188 が、学習データに含まれる系列データのうちクラス未定が示される系列データに対しては、統合スコアが上限閾値と下限閾値との間の値になる場合に評価が高くなる損失関数を用いて、統合スコアの算出の学習を行うようにしてもよい。

10

【0155】

これにより、スコア算出部 182 が、クラス未定とすることが妥当な要素に対して、上限閾値と下限閾値との間の値を算出することが期待される。したがって、判定装置 100 が、分類対象が 2 つのクラスの何れに属するか明確でない要素に対して、統合スコアをあまり変化させずに次の要素の入力を待ち受けることが期待される。

【0156】

クラス分類学習部 188 が、学習データの正解で、分類対象が何れかのクラスにも分類されない場合の損失を計算する項を含む損失関数であって、学習データの正解で、分類対象が何れかのクラスに属するとされる場合の損失を計算する関数を参照する損失関数を用いて学習を行うようにしてもよい。

20

これにより、分類対象が 2 つのクラスの何れに属するかの判定について公知の手法を用いることができる。

【0157】

学習データ加工部 189 が、系列データと、2 クラス分類の正解として 2 つのクラスの何れかが紐付けられた学習データについて、所定の分類器を用いて 2 クラス分類を行った場合の分類結果が正解と異なる場合に、その系列データに、2 クラス分類の正解としてクラス未定を示す情報を紐付けるようにしてもよい。

【0158】

これにより、2 クラス分類の正解として 2 つのクラスの何れかが示される系列データだけでなく、クラス不明が示される系列データも含む学習データが得られる。クラス分類学習部 188 が、この学習データを用いて統合スコアの算出の学習を行うことで、上記のように、スコア算出部 182 が、クラス未定とすることが妥当な要素に対して、上限閾値と下限閾値との間の値を算出することが期待される。

30

【0159】

< 第四実施形態 >

図 12 は、第四実施形態に係る判定装置の機能構成の例を示す概略ブロック図である。図 12 に示す判定装置 100 の構成では、図 1 に示す判定装置 100 の各部のうち、通信部 110 と、表示部 120 と、操作入力部 130 と、記憶部 170 と、制御部 180 と、取得部 181 と、スコア算出部 182 と、特徴量算出部 183 と、個別スコア算出部 184 と、統合スコア算出部 185 と、クラス判定部 187 と、信頼度算出部 190 と、信頼度学習部 191 と、信頼度評価部 192 とが示されている。

40

これら各部は、第一実施形態の場合と同様である。

【0160】

図 13 は、判定装置 100 が分類対象の 2 クラス分類を行う処理手順の例を示すフローチャートである。図 13 の例では、判定装置 100 は、統合スコアの信頼度を算出する。

図 13 の処理で、取得部 181 は、系列データの要素を取得する（ステップ S141）。

ステップ S111 の後、スコア算出部 182 は、取得部 181 が取得した要素を用いて統合スコアを算出する（ステップ S142）。また、信頼度算出部 190 は、統合スコア

50

の信頼度を算出する（ステップS143）。

【0161】

ステップS142およびステップS143の後、クラス判定部187は、2クラス分類の終了条件が成立しているか否かを判定する（ステップS144）。終了条件が成立していないとクラス判定部187が判定した場合（ステップS144：NO）、処理がステップS141へ戻る。

【0162】

一方、終了条件が成立していると判定した場合（ステップS144：YES）、クラス判定部187は、2クラス分類の最終判定結果を決定し出力する（ステップS145）。例えば、クラス判定部187が、2クラス分類の最終判定結果を表示部120に表示させるようにしてもよい。

10

ステップS145の後、判定装置100は、図13の処理を終了する。

【0163】

以上のように、取得部181は、分類対象に関する系列データに含まれる複数の要素を逐次的に取得する。スコア算出部182は、取得部181が系列データの要素を取得する毎に、分類対象の2クラス分類のための統合スコアを算出する。クラス判定部187は、取得部181が系列データの要素を取得する毎に、統合スコアと統合スコアの上限閾値および下限閾値との比較に基づいて、2クラス分類の最終判定結果を、2つのクラスの何れかまたはクラス未定に決定する。信頼度算出部190は、統合スコアの履歴情報、または、統合スコアの算出に用いられる要素の特徴量に基づいて、統合スコアの信頼度の指標値を算出する。

20

信頼度算出部190が、2クラス分類の判定に用いられる統合スコアの信頼度の指標値を算出することで、2クラス分類の判定の妥当性の把握を支援することができる。判定装置100が、信頼度の指標値をユーザに提示する提示するようにしてもよい。

【0164】

特徴量算出部183が、系列データの要素毎にその要素の特徴量を算出し、統合スコア算出部185が、特徴量算出部183が算出する特徴量に基づいて統合スコアとクラス毎のスコアとを算出するようにしてもよい。そして、信頼度学習部191が、系列データと、その系列データの場合に分類対象が2つのクラスの何れに属するかの正解の情報とが紐付けられた学習データを用いて、信頼度の指標値が、クラス毎のスコアのうち正解のクラスのスコアと等しくなるように、あるいは近づくように、統合スコアの信頼度の指標値の算出の学習を行うようにしてもよい。

30

これにより、信頼度算出部190が算出する信頼度の指標値が、正解のクラスが選択される場合は比較的大きい値になり、不正解のクラスが選択される場合は比較的小さい値になると期待される。

【0165】

統合スコアの信頼度が所定の条件よりも低い場合、信頼度評価部192が、スコア算出部による統合スコアの算出を中止させるようにしてもよい。

これにより、判定装置100では、分類対象が2つのクラスの何れに属するかの最終判定結果を得られないか、あるいは、得られる最終判定結果が誤っている可能性が高いと見込まれる場合に、比較的早い段階で、2クラス分類の処理を中止することができる。

40

新たな系列データを取得可能な場合は、判定装置100が、新たな系列データを取得して2クラス分類の処理をやり直すようにしてもよい。新たな系列を取得できない場合は、判定装置100が、処理を中断した旨の警報を出力するようにしてもよい。

【0166】

クラス判定部187が、統合スコアと統合スコアの上限閾値および下限閾値との比較と、信頼度とに基づいて、2クラス分類の判定結果を、2つのクラスの何れかまたはクラス未定に決定するようにしてもよい。

このように、クラス判定部187が、統合スコアに加えて統合スコアの信頼度にも基づいて2クラス分類の判定結果を決定することで、統合スコアの信頼度が低い場合、より慎

50

重に判定を行うことができる。具体的には、統合スコアの信頼度が低い場合、判定装置 100 が、さらに系列データの要素を待ち受けるようにすることができる。

【0167】

< 第五実施形態 >

図 14 は、第五実施形態に係る判定装置の機能構成の例を示す概略ブロック図である。図 14 に示す判定装置 100 の構成では、図 1 に示す判定装置 100 の各部のうち、通信部 110 と、表示部 120 と、操作入力部 130 と、記憶部 170 と、制御部 180 と、取得部 181 と、スコア算出部 182 と、クラス判定部 187 と、残り時間推定部 193 とが示されている。

これら各部は、第一実施形態の場合と同様である。

10

【0168】

以上のように、取得部 181 は、分類対象に関する系列データに含まれる複数の要素を逐次的に取得する。スコア算出部 182 は、取得部 181 が系列データの要素を取得する毎に、分類対象の 2 クラス分類のための統合スコアを算出する。クラス判定部 187 は、取得部 181 が系列データの要素を取得する毎に、統合スコアと統合スコアの上限閾値および下限閾値との比較に基づいて、2 クラス分類の判定結果を、2 つのクラスの何れかまたはクラス未定に決定する。残り時間推定部 193 は、クラス判定部 187 が 2 クラス分類の最終判定結果を 2 つのクラスの何れかに決定するまでに要する残り時間の指標値を算出する。

このように、残り時間推定部 193 が 2 クラス分類の処理に要する残り時間の指標値を算出することで、処理状況の把握を支援することができる。判定装置 100 が、残り時間の指標値をユーザに提示するようにしてもよい。

20

【0169】

残り時間推定部 193 が、統合スコアを統合スコアの更新回数で除算して統合スコアの変化量の平均値を算出し、統合スコアと統合スコアの上限閾値または下限閾値との差を統合スコアの変化量の平均値で除算して、統合スコアが統合スコアの上限閾値または下限閾値に到達するまでに要する統合スコアの更新回数の推定値を算出するようにしてもよい。

これにより、残り時間推定部 193 は、平均値の算出および除算といった比較的簡単な演算で残り時間の指標値を算出することができる。

【0170】

表示部 120 が、残り時間の指標値の大きさをランプの点滅パターンで示すようにしてもよい。

30

これにより、表示部 120 は、表示画面を用いる必要なしに、ランプといった安価かつコンパクトな表示デバイスを用いて残り時間の指標を表示することができる。例えば、表示部 120 が表示画面を備えていない場合、あるいは、表示部 120 の表示画面が小さい場合でも、残り時間の指標を表示するための、判定装置 100 の装置コストの増加、および、判定装置 100 の大きさの増加が小さくて済む。

【0171】

表示部 120 が、残り時間の指標値の大きさを、1桁の数字で示す残り時間表示部を備えるようにしてもよい。

40

これにより、表示部 120 は、表示画面を用いる必要なしに、1個の7セグメントディスプレイといった安価かつコンパクトな表示デバイスを用いて残り時間の指標を表示することができる。例えば、表示部 120 が表示画面を備えていない場合、あるいは、表示部 120 の表示画面が小さい場合でも、残り時間の指標を表示するための、判定装置 100 の装置コストの増加、および、判定装置 100 の大きさの増加が小さくて済む。

【0172】

< 第六実施形態 >

第六実施形態では、判定装置 100 を画像の加工の有無の判定に用いる場合の例を示す。

図 15 は、第六実施形態に係る判定装置の機能構成の例を示す概略ブロック図である。図 15 に示す判定装置 100 の構成では、図 1 に示す判定装置 100 の各部のうち、通信

50

部 1 1 0 と、表示部 1 2 0 と、操作入力部 1 3 0 と、記憶部 1 7 0 と、制御部 1 8 0 と、取得部 1 8 1 と、スコア算出部 1 8 2 と、クラス判定部 1 8 7 とが示されている。

【 0 1 7 3 】

以下では、第六実施形態に係る判定装置 1 0 0 の各部の処理の、第一実施形態の場合との相違点について説明する。それ以外の点は、第一実施形態の場合と同様である。

第六実施形態に係る判定装置 1 0 0 が、図 1 5 に示す各部以外にも、図 1 に示す各部のうち一部を備えていてもよい。あるいは、第六実施形態に係る判定装置 1 0 0 が、図 1 に示す各部を全て備えていてもよい。

【 0 1 7 4 】

取得部 1 8 1 は、対象画像の部分画像を取得する。ここでは、対象画像は、加工の有無の判定対象の画像である。対象画像は分類対象の例に該当する。

取得部 1 8 1 が取得する部分画像は、系列データの要素の例に該当する。第一実施形態で上述したように、通信部 1 1 0 が、判定対象の画像を画像データにて受信し、取得部 1 8 1 が、判定対象の画像の部分画像を画像データにて取得するようにしてもよい。

取得部 1 8 1 を、部分画像取得部とも称する。

【 0 1 7 5 】

取得部 1 8 1 は、対象画像の部分画像の取得を繰り返す。第一実施形態の場合と同様、取得部 1 8 1 が、所定の終了条件が成立するまで対象画像の部分画像の取得を繰り返すようにしてもよい。

取得部 1 8 1 が対象画像の部分画像の取得を繰り返す具体的方法は、特定の方法に限定されない。例えば、取得部 1 8 1 が、対象画像を複数の部分画像に分割するようにしてもよい。

【 0 1 7 6 】

この場合、取得部 1 8 1 が、分割で得られる複数の部分画像を、対象画像における並び順に従って順番に 1 つずつ選択するようにしてもよい。あるいは、取得部 1 8 1 が、分割で得られる複数の部分画像を、1 つずつランダムな順番で選択するようにしてもよい。

【 0 1 7 7 】

これにより、判定装置 1 0 0 が最終判定結果を決定するまでの所要時間が短くて済むと期待される。例えば、顔画像のあごの部分が加工されている場合に、取得部 1 8 1 が、顔画像の上のほうから順に部分画像を選択していくと、加工されている部分を含む部分画像を選択するまでに時間を要する。

【 0 1 7 8 】

これに対して、取得部 1 8 1 が部分画像をランダムな順番で選択する場合、より早いタイミングで加工されている部分を含む部分画像を選択すると期待される。特に、加工されている 1 つの部分が複数の部分画像におよぶ場合、取得部 1 8 1 が部分画像をランダムな順番で選択することで、加工されている部分を含む部分画像のうち 1 つ以上を選択することが期待される。

【 0 1 7 9 】

取得部 1 8 1 が対象画像を分割して生成する部分画像の個数およびサイズは、特定のものに限定されない。取得部 1 8 1 が対象画像を何個の部分画像に分割するかを実験で予め決めておくようにしてもよい。

取得部 1 8 1 が対象画像のうち顔が映っている部分のみを分割するなど、対象画像の一部のみを分割するようにしてもよい。

【 0 1 8 0 】

対象画像を分割した複数の部分画像を全て選択しても、加工の有無の判定の終了条件が成立しない場合、取得部 1 8 1 が、対象画像を別の分割方法で再度分割するようにしてもよい。この場合も、取得部 1 8 1 が、分割で得られる複数の部分画像を、対象画像における並び順に従って順番に 1 つずつ選択するようにしてもよい。あるいは、取得部 1 8 1 が、分割で得られる複数の部分画像を、1 つずつランダムな順番で選択するようにしてもよい。

10

20

30

40

50

【 0 1 8 1 】

取得部 1 8 1 が、対象画像の分割および部分画像の選択を繰り返すことで、判定装置 1 0 0 は、任意の精度で加工の有無の判定を行うことができる。すなわち、高い精度での判定が求められ、精度を達成するために多くの部分画像が必要な場合でも、取得部 1 8 1 は、必要な個数の部分画像を供給することができる。

【 0 1 8 2 】

あるいは、取得部 1 8 1 が、対象画像から 1 つの部分画像を取得する処理を繰り返すようにしてもよい。この場合、取得部 1 8 1 が、部分画像を取得する毎に、部分画像の大きさが異なってもよい。

また、取得部 1 8 1 が、過去に取得した部分画像と一部が重複する部分画像を取得する
10
場合があってもよい。取得部 1 8 1 が、対象画像の部分画像として、過去に取得した部分画像のさらに部分画像に相当する画像を取得する場合があってもよい。取得部 1 8 1 が、対象画像の部分画像として、過去に取得した部分画像を包含する画像を取得する場合があってもよい。

【 0 1 8 3 】

スコア算出部 1 8 2 は、第一実施形態の場合と同様に、統合スコアを算出する。スコア算出部 1 8 2 が算出する統合スコアは、取得部 1 8 1 が取得する部分画像の加工の有無に関するスコアとして用いられる。

スコア算出部 1 8 2 は、取得部 1 8 1 が部分画像を取得する毎に統合スコアを算出する。

【 0 1 8 4 】

クラス判定部 1 8 7 は、対象画像を加工有りのクラス、加工無しのクラスの何れかに分類する。これにより、クラス判定部 1 8 7 は、対象画像の加工の有無を判定する。

クラス判定部 1 8 7 を、加工判定部とも称する。

【 0 1 8 5 】

クラス判定部 1 8 7 が、顔画像の加工の有無を判定するようにしてもよい。例えば、クラス判定部 1 8 7 が、ある人物の顔画像の一部を別の人物の顔画像の一部で置き換える加工の有無を判定するようにしてもよい。

ある人物の顔画像の一部を別の人物の顔画像の一部で置き換えた加工画像では、別の人物の顔画像が部分的に含まれることで、人が見た場合に、元の顔画像の人物とは別人の顔画像のように見える場合がある。一方、元の顔画像が部分的に含まれていることで、顔認証の際に元の顔画像の人物として認証される可能性がある。
30

【 0 1 8 6 】

このように、人が見た場合と機械による判定の場合とで人物の認定が異なることで、加工画像が、顔認証システムを誤認証させるといった不正に利用される可能性がある。

例えば、パスポートの写真または入館証の写真等を用いた顔認証が行われる場合について考える。この場合、写真を不正利用した者は、自らの顔画像と、成りすましたい人物の顔画像とを合成した顔画像を生成し顔認証用に提出する。合成された写真に本人の顔画像の部分が含まれることで、本人に似た画像となり、人（顔認証の係員）が写真と本人とを照合する際、本人の写真であると認められることが考えられる。一方、顔認証システムによる顔認証では、写真に成りすましたい人物の顔画像の部分が含まれることで、成りすましたい人物の場合と同様の特徴量が抽出され、顔認証システムが成りすましたい人物であると誤認証することが考えられる。
40

【 0 1 8 7 】

このように、人による照合、顔認証システムによる顔認証の何れにもパスし、不正に入国あるいは入館等が行われる可能性がある。

これに対し、判定装置 1 0 0 がこの画像が加工されていることを検出することで、不正を防止できると期待される。

【 0 1 8 8 】

スコア算出部 1 8 2 が、例えばディープラーニング（Deep Learning）等のニューラルネットワークを用いて統合スコアを算出する場合、判定したい種類の画像および判定した
50

い種類の加工による学習データを用いて、ニューラルネットワークの学習を行うことで、判定したい種類の画像における判定したい種類の加工の有無の判定精度が高くなると期待される。

学習では、加工されている画像および加工されていない画像の両方が含まれ、加工の有無の正解が示される学習データを用いて教師有り学習を行うようにしてもよい。

【0189】

ただし、対象画像は顔画像に限定されない。また、クラス判定部187の判定の対象の加工は、特定の種類の加工に限定されない。

例えば、判定装置100が、指紋認証に用いられる指紋画像の加工の有無を判定するようにしてもよい。あるいは、判定装置100が、特定の種類の画像に限らず画像全般について加工の有無を判定するようにしてもよい。

【0190】

図16は、判定装置100が対象画像の加工の有無を判定する処理手順の例を示すフローチャートである。

図16に示す処理で、取得部181は、対象画像の部分画像を取得する(ステップS151)。

【0191】

次に、スコア算出部182は、取得部181が取得した部分画像の特徴量を抽出する(ステップS152)。図1の場合と同様、スコア算出部182が特徴量を抽出する機能が、特徴量算出部183として構成されていてもよい。

スコア算出部182は、抽出した特徴量に基づいて統合スコアを算出する(ステップS153)。

【0192】

また、クラス判定部187は、終了条件が成立しているか否かを判定する(ステップS154)。終了条件が成立していないと判定した場合(ステップS154:NO)、処理がステップS151に戻る。

一方、終了条件が成立していると判定した場合(ステップS154:YES)、クラス判定部187は、対象画像の加工の有無を判定する(ステップS155)。

【0193】

クラス判定部187が、最終判定結果を、加工あり、または、加工無しの何れかに決定するようにしてもよい。あるいはクラス判定部187が、最終判定結果を、加工有り、加工無し、または、加工有無不明の何れかに決定するようにしてもよい。「加工有無不明」は、第一実施形態における「クラス未定」の例に該当する。第一実施形態で説明したのと同様に、統合スコアの上限閾値および下限閾値の設定、および、クラス分類の終了条件の設定によって、クラス判定部187が加工有無不明との最終判定結果に決定することの可否を設定できる。

ステップS155の後、判定装置100は、図16の処理を終了する。

【0194】

以上のように、取得部181は、対象画像の部分画像の取得を所定の終了条件が成立するまで繰り返す。スコア算出部182は、取得部181が部分画像を取得する毎に、部分画像の加工の有無に関するスコアとして統合スコアを算出する。クラス判定部187は、統合スコアに基づいて対象画像の加工の有無を判定する。

【0195】

これにより、判定装置100は、対象画像の部分画像を用いた統合スコアの算出を繰り返して、対象画像全体について加工の有無を判定し得る。

また、終了条件の設定によって、判定の精度および判定に要する時間を調整できる。

【0196】

また、判定装置100が、対象画像の部分画像を用いて加工の有無を判定することで、対象画像のどの部分が加工されているかにかかわらず加工されていることを検出できると期待される。

10

20

30

40

50

仮に、判定装置 100 が対象画像全体に基づいて加工の有無を判定する場合、特定の部分に集中して加工の有無を判定し、他の部分の加工の有無の判定精度が低くなる可能性がある。例えば、判定装置 100 が、目の部分が加工されている顔画像が多い学習データを用いて加工の有無の判定の学習を行う場合、目の部分の情報が重み付けされ、他の部分の情報が十分に生かされないように学習を行う可能性がある。

【0197】

これに対し、判定装置 100 が、顔画像の部分画像を用いて学習および判定を行う場合、顔のどの部分かではなく、どのような加工の形跡があるかに重点を置いて判定を行うことが期待される。例えば、判定装置 100 が、顔のいろいろな部分に関して生じ得る画像の加工の痕跡の有無を判定することが期待される。

10

【0198】

顔のいろいろな部分に関して生じ得る画像の加工の痕跡の例として、顔の輪郭または目の輪郭など一本であるはずの線が途中で途切れている、または、二重になっていることが挙げられる。もう一つの例として、画像のうち矩形など幾何学的な形状の部分の色合いが、周囲の部分の色合いと不連続になっていることが挙げられる。

これにより上記のように、判定装置 100 が、対象画像のどの部分が加工されているかにかかわらず、加工されていることを検出できると期待される。

【0199】

また、取得部 181 は、対象画像を複数の部分画像に分割し、得られる複数の部分画像を一つずつランダムな順番で選択する。これにより、判定装置 100 が最終判定結果を決定するまでの所要時間が短くて済むと期待される。

20

【0200】

また、取得部 181 は、対象画像を分割した複数の部分画像を全て選択しても終了条件が成立しない場合、対象画像を別の分割方法で再度分割し、得られる複数の部分画像を一つずつランダムな順番で選択する。

これにより、判定装置 100 は、任意の精度で加工の有無の判定を行うことができる。すなわち、高い精度での判定が求められ、精度を達成するために多くの部分画像が必要な場合でも、取得部 181 は、必要な個数の部分画像を供給することができる。

【0201】

< 第七実施形態 >

30

図 17 は、第七実施形態に係る判定装置の機能構成の例を示す概略ブロック図である。図 17 に示す判定装置 100 の構成では、図 1 に示す判定装置 100 の各部のうち、通信部 110 と、表示部 120 と、操作入力部 130 と、記憶部 170 と、制御部 180 と、取得部 181 と、スコア算出部 182 と、クラス判定部 187 と、クラス分類学習部 188 とが示されている。

【0202】

これら各部は、第一実施形態の場合と同様である。

上述したように、クラス分類学習部 188 が統合スコアの算出の学習に用いる損失関数は、式 (7) から式 (12) に示されるものに限定されない。第七実施形態では、クラス分類学習部 188 による統合スコアの算出の学習に用いる損失関数の、もう一つの例について説明する。

40

【0203】

第七実施形態では、統合スコアとして上記の式 (4) から式 (6) の左辺に示される対数尤度比「 $\log [p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 1) / p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 0)]$ 」を用いる場合について考える。

対数尤度比は、例えば式 (5) のように表される。式 (5) の右辺第 1 項の分子「 $p(y = 1 | x^{(i)}, \dots, x^{(i-n)})$ 」、第 1 項の分母「 $p(y = 0 | x^{(i)}, \dots, x^{(i-n)})$ 」、第 2 項の分子「 $p(y = 1 | x^{(i-1)}, \dots, x^{(i-n)})$ 」、および、第 2 項の分母「 $p(y = 0 | x^{(i-1)}, \dots, x^{(i-n)})$ 」が、ニューラルネットワークの出力となるように、ニューラルネットワークを構成することができるという利点が

50

ある。

【 0 2 0 4 】

ここで、対数尤度比を確率密度比として捉え、密度比推定手法である K L E A P (Kullback-Leibler Importance Estimation Procedure) を用いて対数尤度比を推定することを考える。

K L E A P は、K L 距離 (Kullback-Leibler Divergence) を最小化することで確率密度比を推定する方法であり、任意の確率 p と q との K L 距離は、式 (1 3) のように示される。

【 0 2 0 5 】

【数 1 3 】

$$\int p \log \frac{p}{q} dx \quad \dots \quad (13)$$

10

【 0 2 0 6 】

また、分類対象がクラス C₁ に属する確率の真値を「 p (X | y = 1) 」と表記し、その推定値を「 p ^ (X | y = 1) 」と表記する。分類対象がクラス C₀ に属する確率の真値を「 p (X | y = 0) 」と表記し、その推定値を「 p ^ (X | y = 0) 」と表記する。

推定したい確率密度比の真値は、「 p (X | y = 1) / p (X | y = 0) 」と表記される。また、推定したい確率密度比の分子に推定値を用い、分母に真値を用いた「 p ^ (X | y = 1) / p (X | y = 0) 」を r ^ (X) と表記すると、式 (1 4) のように示される。

20

【 0 2 0 7 】

【数 1 4 】

$$r^{\wedge} = \frac{p^{\wedge}(X|y = 1)}{p(X|y = 0)} \quad \dots \quad (14)$$

【 0 2 0 8 】

p (X | y = 1) と p ^ (X | y = 1) との K L 距離を最小化することで、 p ^ (X | y = 1) を p (X | y = 1) に近付けることを考える。

30

式 (1 4) は、「 p ^ (X | y = 0) = p (X | y = 0) r ^ (X) 」とすることができ、これを用いると、 p ^ (X | y = 1) と p (X | y = 1) との K L 距離は、式 (1 5) のように表される。

【 0 2 0 9 】

【数 1 5 】

$$\int p(X|y = 1) \log \frac{p(X|y = 1)}{p(X|y = 0) r^{\wedge}(X)} dx \quad \dots \quad (15)$$

40

【 0 2 1 0 】

式 (1 5) の最小化は、推定値を含む r ^ (X) の最小化として式 (1 6) のように示される。

【 0 2 1 1 】

【数 1 6 】

$$\min_{r^{\wedge}(X)} \left(\int p(X|y = 1) \log \frac{p(X|y = 1)}{p(X|y = 0) r^{\wedge}(X)} dx \right) \quad \dots \quad (16)$$

50

【 0 2 1 2 】

式 (1 6) の \log の中の項を展開し、 $r^{\wedge}(X)$ との関係で定数と見做せる項を無視すると式 (1 7) のように表される。

【 0 2 1 3 】

【数 1 7 】

$$\min_{r^{\wedge}(X)} \left(\int -p(X|y=1) \log r^{\wedge}(X) dx \right) \dots (17)$$

10

【 0 2 1 4 】

すなわち、式 (1 6) で示される最小化問題を、式 (1 7) で示される最小化問題に置き換えることができる。

式 (1 7) の「min」の括弧の中は、「 $-p(X|y=1) \log(r^{\wedge}(X)) dx$ 」と表され、期待値として扱うことができる。この期待値を計算する際の確率は $p(X|y=1)$ なので、学習データに適用する場合は、ラベル $y=1$ のデータ X 、すなわち、正解がクラス C_1 と示されるデータを用いて計算することになる。したがって、式 (1 7) で示される最小化問題を、式 (1 8) の値を最小化する問題に置き換えることができる。

【 0 2 1 5 】

20

【数 1 8 】

$$\frac{1}{N_{H_1}} \sum_{i \in I_{H_1}} -\log r^{\wedge}(x^{(i)}) \dots (18)$$

【 0 2 1 6 】

同様に、 $p(X|y=0)$ と $p^{\wedge}(X|y=0)$ とのKL距離の最小化から式 (1 9) を得られる。

【 0 2 1 7 】

30

【数 1 9 】

$$\frac{1}{N_{H_0}} \sum_{i \in I_{H_0}} \log r^{\wedge}(x^{(i)}) \dots (19)$$

【 0 2 1 8 】

式 (1 8) および式 (1 9) の値の最小化を、クラス分類学習部 1 8 8 による統合スコアの計算の学習に適用することを考える。そのために、式 (1 8) および式 (1 9) を用いて損失関数を構成し最小化することを考える。

40

ただし、式 (1 9) および式 (1 8) に重み係数 λ_0 および λ_1 を付加した式 (2 0) を損失関数として用いたのでは、学習が収束しない傾向にある。

【 0 2 1 9 】

【数 2 0 】

$$\lambda_0 \left(\frac{1}{N_{H_0}} \sum_{i \in I_{H_0}} \log r^{\wedge}(x^{(i)}) \right) + \lambda_1 \left(\frac{1}{N_{H_1}} \sum_{i \in I_{H_1}} \log r^{\wedge}(x^{(i)}) \right) \dots (20)$$

【 0 2 2 0 】

50

これは、 $\log(r^{(x^{(i)})})$ の値域が(,)であり、第1項、第2項の何れも任意に小さくできることで、学習が特殊解に陥ってしまうためである。

そこで、各項の値域を有限にすることを考える。

ここでは、尤度比を式(21)のように r^\wedge と表記する。

【0221】

【数21】

$$r^\wedge = \frac{p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 1)}{p(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(t)} | y = 0)} \dots (21)$$

10

【0222】

例えば、クラス分類学習部188が、式(22)に示される損失関数LOSSを用いて学習を行うようにしてもよい。

【0223】

【数22】

$$LOSS = \lambda_0 \left(\frac{1}{N_{H_0}} \sum_{i \in I_{H_0}} |0 - \sigma(\log r^\wedge)| \right) + \lambda_1 \left(\frac{1}{N_{H_1}} \sum_{i \in I_{H_1}} |1 - \sigma(\log r^\wedge)| \right) \dots (22)$$

20

【0224】

は、シグモイド関数を示す。

クラス分類学習部188が、式(22)に示される損失関数を用いることで、正解としてクラスC₁が示される系列データに対しては、シグモイド関数の値を1に近付けるために対数尤度比 $\log(r^\wedge)$ の値がなるべく大きくなるように学習を行う。

スコア算出部182が、統合スコアとしての対数尤度比を大きい値に算出することで、統合スコアが上限閾値に近付きやすくなる。

30

【0225】

正解としてクラスC₀が示される系列データに対しては、クラス分類学習部188は、シグモイド関数の値を0に近付けるために対数尤度比 $\log(r^\wedge)$ の値がなるべく小さくなるように学習を行う。

スコア算出部182が、統合スコアとしての対数尤度比を小さい値に算出することで、統合スコアが下限閾値に近付きやすくなる。

【0226】

式(22)に示される損失関数と従来のクラス分類手法における損失関数とを併用することで、学習が収束し、式(22)の損失関数を用いない場合よりもクラス分類の精度が向上することが確認されている。

40

第二実施形態で説明した、正解としてクラス未定が示される系列データを含む学習データを用いた学習を行う場合は、クラス分類学習部188が、式(23)に示される損失関数LOSSを用いて学習を行うようにしてもよい。

【0227】

【数23】

50

$$\begin{aligned}
 LOSS = & \lambda_0 \left(\frac{1}{N_{H_0}} \sum_{i \in I_{H_0}} |0 - \sigma(\log r^{\wedge})| \right) + \lambda_1 \left(\frac{1}{N_{H_1}} \sum_{i \in I_{H_1}} |1 - \sigma(\log r^{\wedge})| \right) \\
 & + \lambda_B \left(\frac{1}{N_{H_B}} \sum_{i \in I_{H_B}} |0.5 - \sigma(\log r^{\wedge})| \right)
 \end{aligned}
 \tag{23}$$

【0228】

10

式(23)に示される損失関数LOSSでは、正解としてクラス未定が示される系列データに対応する右辺第3項が設けられている。この右辺第3項により、クラス分類学習部188は、正解としてクラス未定が示されるデータ系列に対して、シグモイド関数の値を0.5に近付けるために対数尤度比 $\log(r^{\wedge})$ の値が0に近づくように学習を行う。

【0229】

対数尤度比が0に近い場合、分類対象がクラス C_0 に属する尤度と、分類対象がクラス C_1 に属する尤度とが同じぐらいの大きさであることになる。この場合、クラス判定部187が、2クラス分類の判定結果をクラス未定に決定することが妥当と考えられる。

スコア算出部182が、統合スコアとしての対数尤度比を0に近い値に計算することで、統合スコアが上限閾値と下限閾値との間の値となり、クラス判定部187が、2クラス分類の判定結果をクラス未定に決定することが期待される。

20

【0230】

損失関数の項の値域を有限にするための関数は、シグモイド関数に限定されず、値域が有限ないろいろな関数とすることができる。

損失関数の項の値域を有限にするための関数として微分可能な関数を用いることで、逆誤差伝播法(Back Propagation)等の学習方法を適用できることが期待される。

【0231】

クラス分類学習部188が統合スコアの算出の学習に用いる系列データの要素の個数は1つ以上であればよい。したがって、学習データの系列データに複数の要素が含まれる場合、クラス分類学習部188が、複数の要素を全て用いて学習を行うようにしてもよいし、複数の要素のうち一部のみを用いて学習を行うようにしてもよい。

30

【0232】

例えば、クラス分類学習部188が、系列データに含まれる要素のうち1つの要素のみを用いて学習を行うようにしてもよい。したがって、クラス分類学習部188が、系列データではなく単体のデータに正解の情報が紐付けられた学習データを用いてスコアの算出を学習するようにしてもよい。すなわち、クラス分類学習部188が、系列データではなく単体のデータによるクラス分類のためのスコアの算出の学習を行うようにしてもよい。

【0233】

例えば、系列データの要素数が多く学習に時間がかかると予想される場合、クラス分類学習部188が、系列データの要素のうち所定の個数の要素のみを使用して学習を行うように、ユーザが設定操作を行えるようにしてもよい。

40

また、系列データに、学習に使用したい要素と使用したくない要素とが含まれる場合、ユーザが、クラス分類学習部188に使用させる特定の要素を選択できるようにしてもよい。

【0234】

クラス分類学習部188を備える判定装置100は、学習装置の例に該当する。あるいは、クラス分類学習部188が、判定装置100とは別の学習装置として構成されている。

【0235】

以上のように、クラス分類学習部188は、分類対象が第1クラスに属する尤度と、分

50

類対象が第2クラスに属する尤度との比の対数である対数尤度比を、値域が有限である関数に入力して得られる関数値と、分類対象のクラス分類の正解に紐付けられる定数との差の大きさが小さいほど損失が小さく算出される損失関数を用いて、分類対象のクラス分類の学習を行う。

【0236】

判定装置100によれば、クラス分類学習部188が行うクラス分類の機械学習に確率密度を推定するための技術を反映させることができる。これにより、学習データが示すクラス間の確率密度比が機械学習で得られるモデルに反映され、この点で、高精度なモデルを得られることが期待される。確率密度比を学習のための損失関数に反映させるための対数尤度比を、値域が有限な関数に入力することで、損失関数の項の値域を有限にすることができ、学習が収束することが期待される。

10

【0237】

クラス分類学習部188が、分類対象に関する系列データと、系列データ毎に分類対象のクラス分類の正解を示す情報とを含むデータを用いて、系列データの要素に基づく場合の損失関数の値と、正解を示す情報とを用いて分類対象のクラス分類の学習を行うようにしてもよい。

これにより、クラス分類学習部188は、系列データの要素を逐次的に取得する毎に、2クラス分類の判定結果を2つのクラスの何れかまたはクラス未定に決定するクラス分類の学習を行うことができる。

【0238】

クラス分類学習部188が、系列データの複数の要素のうち一部の要素に基づく場合の損失関数の値と、正解を示す情報とを用いて分類対象のクラス分類の学習を行う。

これにより、ユーザは、クラス分類学習部188が学習に用いる要素の個数を調整することができる。例えば、系列データに含まれる要素の個数が多く学習に時間がかかると予想される場合、ユーザが学習に用いる要素の個数を指定して学習時間の短縮を図るようにしてもよい。

また、ユーザは、クラス分類学習部188が学習に用いる要素を指定することができる。例えば、系列データに、学習に使用したい要素と使用したくない要素とが含まれる場合、ユーザは、クラス分類学習部188に使用させる特定の要素を選択することができる。

【0239】

<第八実施形態>

図18は、第八実施形態に係る判定装置の構成例を示す図である。

図18に示す構成で、学習装置210は、クラス分類学習部211を備える。

かかる構成で、クラス分類学習部211は、分類対象が第1クラスに属する尤度と、分類対象が第2クラスに属する尤度との比の対数である対数尤度比を、値域が有限である関数に入力して得られる関数値と、分類対象のクラス分類の正解に紐付けられる定数との差の大きさが小さいほど損失が小さく算出される損失関数を用いて、分類対象のクラス分類の学習を行う。

学習装置210によれば、クラス分類学習部188が行うクラス分類の機械学習に確率密度を推定するための技術を反映させることができる。これにより、学習データが示すクラス間の確率密度比が機械学習で得られるモデルに反映され、この点で、高精度なモデルを得られることが期待される。確率密度比を学習のための損失関数に反映させるための対数尤度比を、値域が有限な関数に入力することで、損失関数の項の値域を有限にすることができ、学習が収束することが期待される。

40

【0240】

<第九実施形態>

図19は、第九実施形態に係る学習方法における処理手順の例を示す図である。

図19に示す学習方法は、クラス分類学習工程(ステップS211)を含む。

【0241】

クラス分類学習工程(ステップS11)では、分類対象が第1クラスに属する尤度と、

50

分類対象が第2クラスに属する尤度との比の対数である対数尤度比を、値域が有限である関数に入力して得られる関数値と、分類対象のクラス分類の正解に紐付けられる定数との差の大きさが小さいほど損失が小さく算出される損失関数を用いて、分類対象のクラス分類の学習を行う。

【0242】

図19に示す学習方法によれば、クラス分類の機械学習に確率密度を推定するための技術を反映させることができる。これにより、学習データが示すクラス間の確率密度比が機械学習で得られるモデルに反映され、この点で、高精度なモデルを得られることが期待される。確率密度比を学習のための損失関数に反映させるための対数尤度比を、値域が有限な関数に入力することで、損失関数の項の値域を有限にすることができ、学習が収束することが期待される。

10

【0243】

図20は、少なくとも1つの実施形態に係るコンピュータの構成を示す概略ブロック図である。

図20に示す構成で、コンピュータ700は、CPU710と、主記憶装置720と、補助記憶装置730と、インタフェース740とを備える。

上記の判定装置100、学習装置210のうち何れか1つ以上が、コンピュータ700に実装されてもよい。その場合、上述した各処理部の動作は、プログラムの形式で補助記憶装置730に記憶されている。CPU710は、プログラムを補助記憶装置730から読み出して主記憶装置720に展開し、当該プログラムに従って上記処理を実行する。また、CPU710は、プログラムに従って、上述した各記憶部に対応する記憶領域を主記憶装置720に確保する。各装置と他の装置との通信は、インタフェース740が通信機能を有し、CPU710の制御に従って通信を行うことで実行される。

20

【0244】

判定装置100がコンピュータ700に実装される場合、制御部180およびその各部の動作は、プログラムの形式で補助記憶装置730に記憶されている。CPU710は、プログラムを補助記憶装置730から読み出して主記憶装置720に展開し、当該プログラムに従って上記処理を実行する。

【0245】

また、CPU710は、プログラムに従って、記憶部170に対応する記憶領域を主記憶装置720に確保する。通信部110が行う通信は、インタフェース740が通信機能を有し、CPU710の制御に従って通信を行うことで実行される。表示部120の機能は、インタフェース740が表示画面を備え、CPU710の制御に従って表示画面に画像を表示することで実行される。操作入力部130の機能は、インタフェース740が入力デバイスを備えてユーザ操作を受け付けることで実行される。

30

【0246】

学習装置210がコンピュータ700に実装される場合、クラス分類学習部211の動作は、プログラムの形式で補助記憶装置730に記憶されている。CPU710は、プログラムを補助記憶装置730から読み出して主記憶装置720に展開し、当該プログラムに従って上記処理を実行する。

40

【0247】

なお、判定装置100、および、学習装置210が行う処理の全部または一部を実行するためのプログラムをコンピュータ読み取り可能な記録媒体に記録して、この記録媒体に記録されたプログラムをコンピュータシステムに読み込ませ、実行することにより各部の処理を行ってもよい。なお、ここでいう「コンピュータシステム」とは、OSや周辺機器等のハードウェアを含むものとする。

また、「コンピュータ読み取り可能な記録媒体」とは、フレキシブルディスク、光磁気ディスク、ROM(Read Only Memory)、CD-ROM(Compact Disc Read Only Memory)等の可搬媒体、コンピュータシステムに内蔵されるハードディスク等の記憶装置のことをいう。また上記プログラムは、前述した機能の一部を実現するためのものであ

50

っても良く、さらに前述した機能をコンピュータシステムにすでに記録されているプログラムとの組み合わせで実現できるものであっても良い。

【0248】

以上、この発明の実施形態について図面を参照して詳述してきたが、具体的な構成はこの実施形態に限られるものではなく、この発明の要旨を逸脱しない範囲の設計等も含まれる。

【産業上の利用可能性】

【0249】

本発明の実施形態は、判定装置、判定方法および記録媒体に適用してもよい。

【符号の説明】

10

【0250】

100 判定装置

110 通信部

120 表示部

130 操作入力部

170 記憶部

180 制御部

181 取得部

182 スコア算出部

183 特徴量算出部

20

184 個別スコア算出部

185 統合スコア算出部

186 閾値決定部

187 クラス判定部

188 クラス分類学習部

189 学習データ加工部

190 信頼度算出部

191 信頼度学習部

192 信頼度評価部

193 残り時間推定部

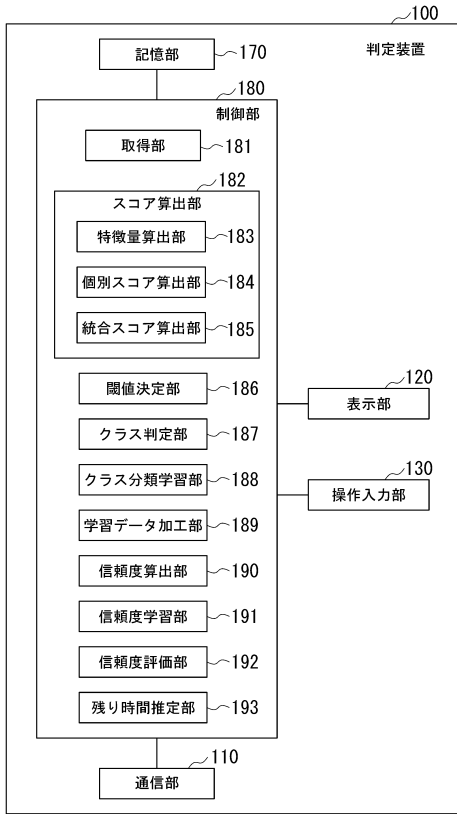
30

40

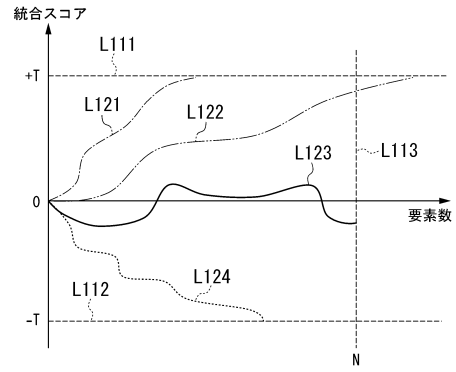
50

【図面】

【図 1】



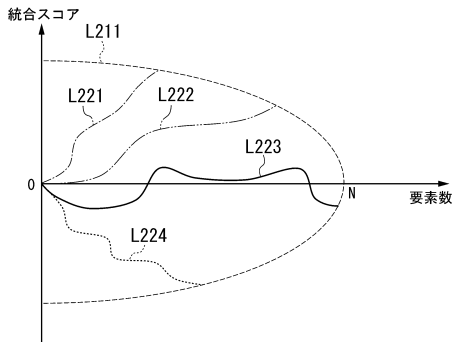
【図 2】



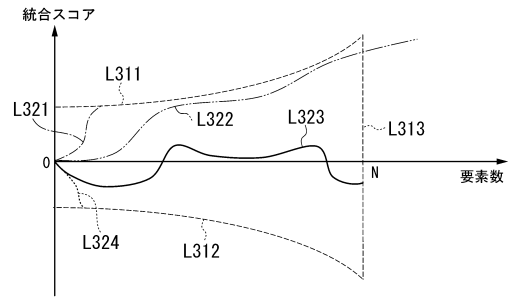
10

20

【図 3】



【図 4】

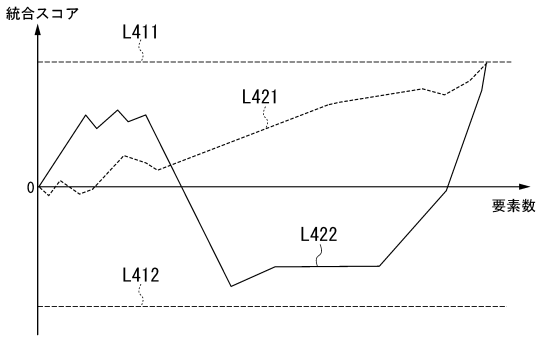


30

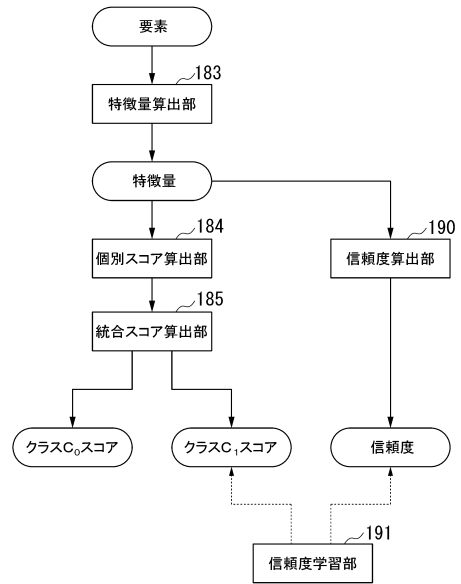
40

50

【図5】

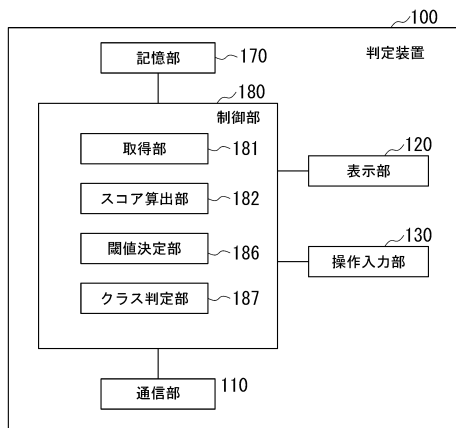


【図6】

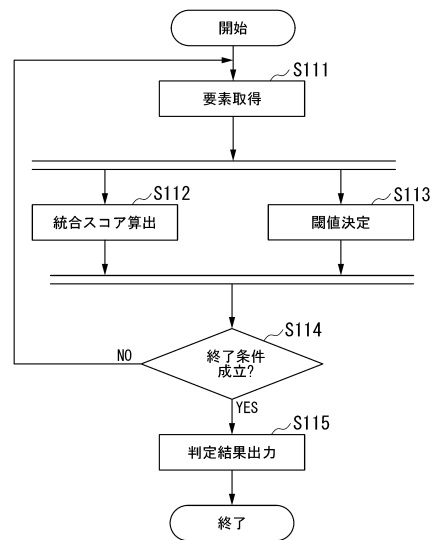


10

【図7】



【図8】



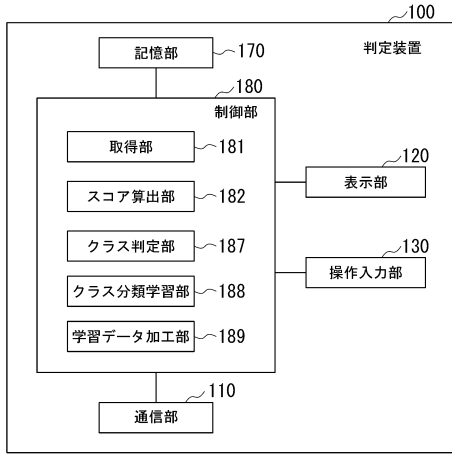
20

30

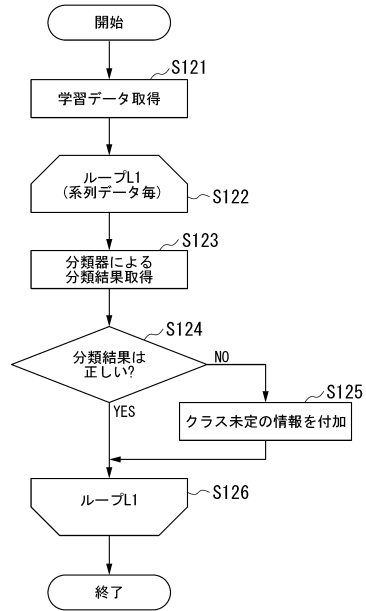
40

50

【図 9】



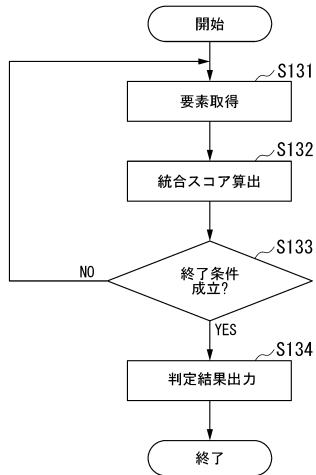
【図 10】



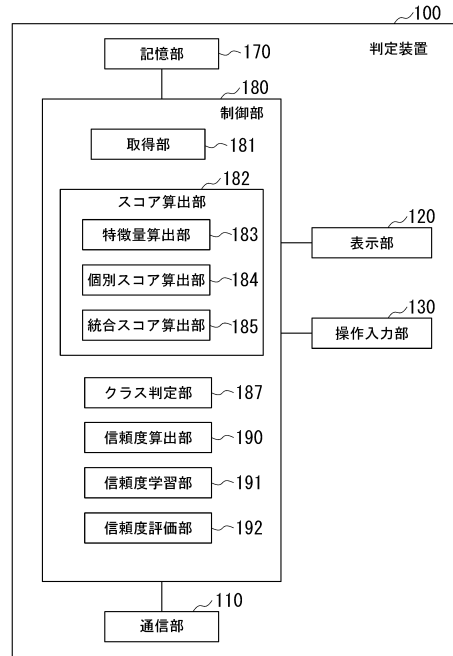
10

20

【図 11】



【図 12】

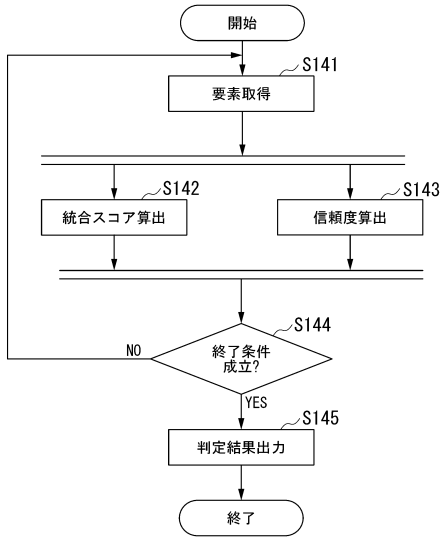


30

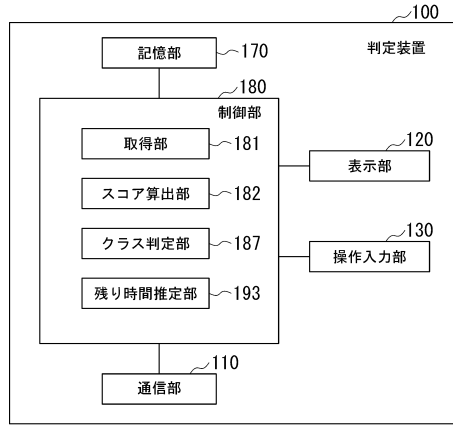
40

50

【図 13】

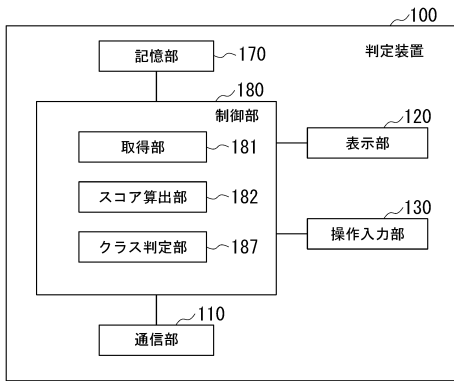


【図 14】

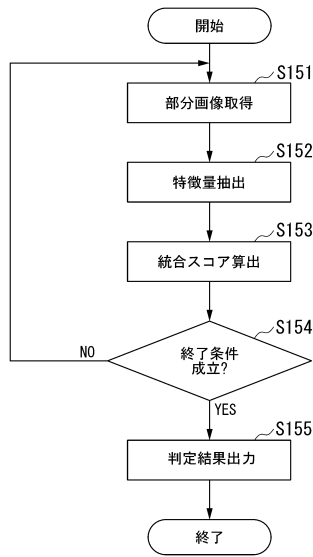


10

【図 15】



【図 16】



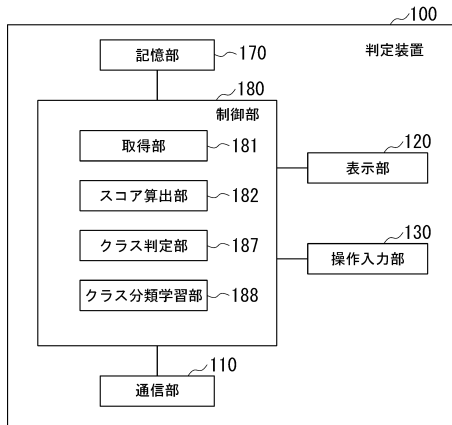
20

30

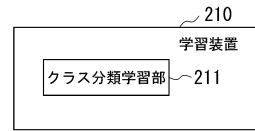
40

50

【図 17】

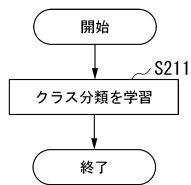


【図 18】

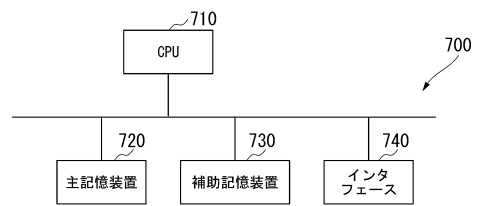


10

【図 19】



【図 20】



20

30

40

50

フロントページの続き

東京都港区芝五丁目7番1号 日本電気株式会社内

審査官 坂庭 剛史

(56)参考文献 YAO, Hengshuai et al. , "Negative Log Likelihood Ratio Loss for Deep Neural Network Classification" , arxiv [online] , 2018年04月 , [2023年10月26日検索] , インターネット < U

R L : <https://arxiv.org/abs/1804.10690v1> > , 1804.10690v1

(58)調査した分野 (Int.Cl. , D B 名)

G 0 6 N 3 / 0 2 - 3 / 1 0

G 0 6 N 2 0 / 0 0 - 9 9 / 0 0