

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特許公報(B2)

(11) 特許番号

特許第6776331号
(P6776331)

(45) 発行日 令和2年10月28日(2020.10.28)

(24) 登録日 令和2年10月9日(2020.10.9)

(51) Int.Cl.

G06N 20/00 (2019.01)

F 1

G06N 20/00 130

請求項の数 10 (全 28 頁)

(21) 出願番号 特願2018-505589 (P2018-505589)
 (86) (22) 出願日 平成28年7月20日 (2016.7.20)
 (65) 公表番号 特表2018-528525 (P2018-528525A)
 (43) 公表日 平成30年9月27日 (2018.9.27)
 (86) 國際出願番号 PCT/US2016/043146
 (87) 國際公開番号 WO2017/023551
 (87) 國際公開日 平成29年2月9日 (2017.2.9)
 審査請求日 令和1年6月28日 (2019.6.28)
 (31) 優先権主張番号 62/201,090
 (32) 優先日 平成27年8月4日 (2015.8.4)
 (33) 優先権主張国・地域又は機関
米国(US)
 (31) 優先権主張番号 14/849,518
 (32) 優先日 平成27年9月9日 (2015.9.9)
 (33) 優先権主張国・地域又は機関
米国(US)

(73) 特許権者 595020643
 クアアルコム・インコーポレイテッド
 QUALCOMM INCORPORATED
 アメリカ合衆国、カリフォルニア州 92
 121-1714、サン・ディエゴ、モア
 ハウス・ドライブ 5775
 (74) 代理人 100108855
 弁理士 蔵田 昌俊
 (74) 代理人 100109830
 弁理士 福原 淑弘
 (74) 代理人 100158805
 弁理士 井関 守三
 (74) 代理人 100112807
 弁理士 岡田 貴志

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】未知クラスの検出および未知クラスのための分類器の初期化

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

未知クラスを検出するコンピュータ実装された方法であって、
 第1の複数のクラスのための第1の分類器を生成することと、前記第1の分類器の出力
 が、少なくとも2の次元を有する、

前記第1の分類器の前記出力を受信するように第2の分類器を設計することと、ここに
 おいて、前記第2の分類器が、入力データが前記第1の複数のクラスに属するのか少なく
 とも1つの未知クラスに属するのかを決定するように適合され、前記第2の分類器を設計
 することが、前記第1の複数のクラスに属するデータと前記第1の複数のクラスに属さ
 ないデータとの例を用いて前記第2の分類器をトレーニングすることを備える、

前記入力データが前記第1の複数のクラスのうちの1つに属さないとき、前記入力データ
 を少なくとも1つの未知クラスに分類することと
 を備える、コンピュータ実装された方法。

【請求項2】

前記第1の複数のクラスに属さない前記データが、合成的に生成されたネガティブデータ
 を備える、請求項1に記載のコンピュータ実装された方法。

【請求項3】

前記合成的に生成されたネガティブデータが、前記第1の複数のクラスからの既知データ
 の関数である、請求項2に記載のコンピュータ実装された方法。

【請求項4】

10

20

前記第1の複数のクラスに属さない前記データに少なくとも部分的に基づいて、前記第1の複数のクラスのうちの少なくとも1つ、前記少なくとも1つの第2のクラスのうちの1つ、またはそれらの組合せの境界を変更することをさらに備える、請求項1に記載のコンピュータ実装された方法。

【請求項5】

前記第1の複数のクラスが複数の既知クラスである、請求項1に記載のコンピュータ実装された方法。

【請求項6】

前記少なくとも1つの未知クラスが、未知クラス、または前記第1の複数のクラスとは異なる複数の未知クラスを備える、請求項1に記載のコンピュータ実装された方法。

10

【請求項7】

前記第2の分類器が線形または非線形である、請求項1に記載のコンピュータ実装された方法。

【請求項8】

未知データが既知データになるように、前記未知データがラベリングされるべきであるかどうかを決定するために、ユーザをポーリングすることをさらに備える、請求項1に記載のコンピュータ実装された方法。

【請求項9】

プログラムコードを記録した非一時的コンピュータ可読媒体であって、前記プログラムコードは、プロセッサによって実行され、

20

第1の複数のクラスのための第1の分類器を生成するためのプログラムコードと、前記第1の分類器の出力が、少なくとも2の次元を有する、

前記第1の分類器の前記出力を受信するように第2の分類器を設計するためのプログラムコードと、ここにおいて、前記第2の分類器が、入力データが前記第1の複数のクラスに属するのか少なくとも1つの未知クラスに属するのかを決定するように適合され、前記第2の分類器を設計するための前記プログラムコードが、前記第1の複数のクラスに属するデータと前記第1の複数のクラスに属しないデータとの例を用いて前記第2の分類器をトレーニングするためのコードを備える、

前記入力データが前記第1の複数のクラスのうちの1つに属さないとき、前記入力データを少なくとも1つの未知クラスに分類するためのプログラムコードとを備える、非一時的コンピュータ可読媒体。

30

【請求項10】

未知クラスを検出するための装置であって、

第1の複数のクラスのための第1の分類器を生成するための手段と、前記第1の分類器の出力が、少なくとも2の次元を有する、

前記第1の分類器の前記出力を受信するように第2の分類器を設計するための手段と、ここにおいて、前記第2の分類器が、入力データが前記第1の複数のクラスに属するのか少なくとも1つの未知クラスに属するのかを決定するように適合され、前記第2の分類器を前記設計するための手段が、前記第1の複数のクラスに属するデータと前記第1の複数のクラスに属しないデータとの例を用いて前記第2の分類器をトレーニングするための手段を備える、

40

前記入力データが前記第1の複数のクラスのうちの1つに属さないとき、前記入力データを少なくとも1つの未知クラスに分類するための手段とを備える、装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

関連出願の相互参照

[0001]本出願は、その開示全体が参照により本明細書に明確に組み込まれる、2015年8月4日に出願された、「DETECTION OF UNKNOWN CLASSES AND INITIALIZATION OF CLA

50

SSIFIERS FOR UNKNOWN CLASSES」と題する米国仮特許出願第62/201,090号の利益を主張する。

【0002】

[0002]本開示のいくつかの態様は、一般に機械学習に関し、より詳細には、未知クラスを検出し、未知クラスのための分類器を初期化するためのシステムおよび方法を改善することに関する。

【背景技術】

【0003】

[0003]人工ニューロン（たとえば、ニューロンモデル）の相互結合されたグループを備え得る人工ニューラルネットワークは、計算デバイスであるか、または計算デバイスによって実行されるべき方法を表す。人工ニューラルネットワークは、生物学的ニューラルネットワークにおける対応する構造および/または機能を有し得る。10

【0004】

[0004]畳み込みニューラルネットワークは、フィードフォワード人工ニューラルネットワークのタイプである。畳み込みニューラルネットワークは、タイリングされた受容野において構成され得るニューロンの層を含み得る。畳み込みニューラルネットワーク（CNN:Convolutional neural network）は多数の適用例を有する。特に、CNNは、パターン認識および分類の領域内で広く使用されている。

【0005】

[0005]深層信念ネットワーク（deep belief network）および深層畳み込みネットワーク（deep convolutional network）など、深層学習アーキテクチャが、オブジェクト認識適用例においてますます使用されている。畳み込みニューラルネットワークのように、これらの深層学習アーキテクチャにおける計算は、1つまたは複数の計算チェーンにおいて構成され得る処理ノードの集団にわたって分散され得る。これらの多層アーキテクチャは、それらが一度に1つの層をトレーニングされ得、バックプロパゲーション（back propagation）を使用して微調整され得るので、より大きいフレキシビリティを与える。20

【0006】

[0006]他のモデルも、オブジェクト認識のために利用可能である。たとえば、サポートベクターマシン（SVM）は、分類のために適用され得る学習ツールである。サポートベクターマシンは、データをカテゴリー分類する分離超平面（separating hyperplane）（たとえば、決定境界（decision boundary））を含む。超平面は、教師あり学習によって定義される。所望の超平面は、トレーニングデータのマージンを増加させる。言い換れば、超平面は、トレーニング例との最大の最小距離を有するべきである。30

【0007】

[0007]これらのソリューションは、いくつかの分類ベンチマーク上で優れた結果を達成するが、それらの計算複雑さは極めて高いことがある。さらに、モデルのトレーニングが難しいことがある。

【発明の概要】

【0008】

[0008]本開示の一態様では、未知クラスを検出する方法が開示される。本方法は、第1のクラスのための第1の分類器を生成することを含む。一構成では、第1の分類器の出力が、少なくとも2の次元を有する。本方法は、入力データが第1のクラスに属するのか少なくとも1つの第2のクラスに属するのかを決定するために、第1の分類器の出力を受信するように第2の分類器を設計することをも含む。40

【0009】

[0009]本開示の別の態様は、第1のクラスのための第1の分類器を生成するための手段を含む装置を対象とする。一構成では、第1の分類器の出力が、少なくとも2の次元を有する。本装置は、入力データが第1のクラスに属するのか少なくとも1つの第2のクラスに属するのかを決定するために、第1の分類器の出力を受信するように第2の分類器を設計するための手段をも含む。50

【0010】

[0010]本開示の別の態様では、未知クラスを検出するためのコンピュータプログラム製品が開示される。本コンピュータプログラム製品は、非一時的プログラムコードが記録された非一時的コンピュータ可読媒体を有する。プログラムコードは、プロセッサによって実行され、第1のクラスのための第1の分類器を生成するためのプログラムコードを含む。一構成では、第1の分類器の出力が、少なくとも2の次元を有する。プログラムコードは、入力データが第1のクラスに属するのか少なくとも1つの第2のクラスに属するのかを決定するために、第1の分類器の出力を受信するように第2の分類器を設計するためのプログラムコードをも含む。

【0011】

10

[0011]本開示の別の態様は、メモリと、メモリに結合された1つまたは複数のプロセッサとを有する未知クラスを検出するための装置を対象とする。(1つまたは複数の)プロセッサは、第1のクラスのための第1の分類器を生成するように構成される。一構成では、第1の分類器の出力が、少なくとも2の次元を有する。(1つまたは複数の)プロセッサはまた、入力データが第1のクラスに属するのか少なくとも1つの第2のクラスに属するのかを決定するために、第1の分類器の出力を受信するように第2の分類器を設計するように構成される。

【0012】

[0012]本開示の一態様では、合成ネガティブデータ(synthetic negative data)を生成する方法が開示される。本方法は、複数のクラスから既知データを取得することを含む。本方法は、既知データの関数としてネガティブデータを合成的に生成することをも含む。

20

【0013】

[0013]本開示の別の態様は、複数のクラスから既知データを取得するための手段を含む装置を対象とする。本装置は、既知データの関数としてネガティブデータを合成的に(synthetically)生成するための手段をも含む。

【0014】

[0014]本開示の別の態様では、合成ネガティブデータを生成するためのコンピュータプログラム製品が開示される。本コンピュータプログラム製品は、非一時的プログラムコードが記録された非一時的コンピュータ可読媒体を有する。プログラムコードは、プロセッサによって実行され、複数のクラスから既知データを取得するためのプログラムコードを含む。プログラムコードは、既知データの関数としてネガティブデータを合成的に生成するためのプログラムコードをも含む。

30

【0015】

[0015]本開示の別の態様は、メモリと、メモリに結合された1つまたは複数のプロセッサとを有する合成ネガティブデータを生成するための装置を対象とする。(1つまたは複数の)プロセッサは、複数のクラスから既知データを取得するように構成される。(1つまたは複数の)プロセッサはまた、既知データの関数としてネガティブデータを合成的に生成するように構成される。

【0016】

40

[0016]本開示の追加の特徴および利点が、以下で説明される。本開示は、本開示の同じ目的を実行するための他の構造を変更または設計するための基礎として容易に利用され得ることを、当業者は諒解されたい。また、そのような等価な構成が、添付の特許請求の範囲に記載の本開示の教示から逸脱しないことを、当業者は了解されたい。さらなる目的および利点とともに、本開示の編成と動作の方法の両方に関して、本開示を特徴づけると考えられる新規の特徴は、添付の図に関連して以下の説明を検討するとより良く理解されよう。ただし、図の各々は、例示および説明のみの目的で与えられたものであり、本開示の限界を定めるものではないことを明確に理解されたい。

【0017】

[0017]本開示の特徴、特性、および利点は、全体を通じて同様の参照符号が同様のもの

50

を指す図面とともに、以下に記載される発明を実施するための形態を読めばより明らかになろう。

【図面の簡単な説明】

【0018】

【図1】[0018]本開示のいくつかの態様による、汎用プロセッサを含むシステムオンチップ（S O C）を使用してニューラルネットワークを設計する例示的な実装形態を示す図。

【図2】[0019]本開示の態様による、システムの例示的な実装形態を示す図。

【図3 A】[0020]本開示の態様による、ニューラルネットワークを示す図。

【図3 B】[0021]本開示の態様による、例示的な深層畳み込みネットワーク（D C N）を示すブロック図。

【図4】[0022]本開示の態様による、人工知能（A I）機能をモジュール化し得る例示的なソフトウェアアーキテクチャを示すブロック図。

【図5】[0023]本開示の態様による、スマートフォン上のA Iアプリケーションのランタイム動作を示すブロック図。

【図6】[0024]本開示の態様による、バイナリ分類器の例を示す図。

【図7】本開示の態様による、バイナリ分類器の例を示す図。

【図8 A】[0025]本開示の態様による、未知クラスを検出するための方法を示す図。

【図8 B】本開示の態様による、未知クラスを検出するための方法を示す図。

【図9 A】[0026]本開示の態様による、合成未知データを生成するための方法を示す図。

【図9 B】本開示の態様による、合成未知データを生成するための方法を示す図。

【図10】[0027]本開示の態様による、未知クラス検出のための方法を示す流れ図。

【図11】[0028]本開示の態様による、合成未知データを生成するための方法を示す流れ図。

【図12】[0029]本開示の態様による、未知クラス検出のためのおよび合成未知データを生成するための方法を示す流れ図。

【発明を実施するための形態】

【0019】

[0030]添付の図面に関して以下に記載される発明を実施するための形態は、様々な構成を説明するものであり、本明細書で説明される概念が実施され得る構成のみを表すものではない。発明を実施するための形態は、様々な概念の完全な理解を与えるための具体的な詳細を含む。ただし、これらの概念はこれらの具体的な詳細なしに実施され得ることが当業者には明らかであろう。いくつかの事例では、そのような概念を不明瞭にしないように、よく知られている構造および構成要素がブロック図の形式で示される。

【0020】

[0031]これらの教示に基づいて、本開示の範囲は、本開示の他の態様とは無関係に実装されるにせよ、本開示の他の態様と組み合わせて実装されるにせよ、本開示のいかなる態様をもカバーするものであることを、当業者なら諒解されたい。たとえば、記載された態様をいくつ使用しても、装置は実装され得るか、または方法は実施され得る。さらに、本開示の範囲は、記載された本開示の様々な態様に加えてまたはそれらの態様以外に、他の構造、機能、または構造および機能を使用して実施されるそのような装置または方法をカバーするものとする。開示される本開示のいずれの態様も、請求項の1つまたは複数の要素によって実施され得ることを理解されたい。

【0021】

[0032]「例示的」という単語は、本明細書では「例、事例、または例示の働きをすること」を意味するために使用される。「例示的」として本明細書で説明されるいかなる態様も、必ずしも他の態様よりも好適または有利であると解釈されるべきであるとは限らない。

【0022】

[0033]本明細書では特定の態様が説明されるが、これらの態様の多くの変形および置換は本開示の範囲内に入る。好適な態様のいくつかの利益および利点が説明されるが、本開

10

20

30

40

50

示の範囲は特定の利益、使用、または目的に限定されるものではない。むしろ、本開示の態様は、様々な技術、システム構成、ネットワーク、およびプロトコルに広く適用可能であるものとし、それらのいくつかが、例として、図および好適な態様についての以下の説明において示される。発明を実施するための形態および図面は、本開示を限定するものではなく説明するものにすぎず、本開示の範囲は添付の特許請求の範囲およびその均等物によって定義される。

【0023】

[0034]サポートベクターマシン（SVM）など、従来の分類器は、2つまたはそれ以上のクラス間の決定境界を決定し得る。マルチクラス分類の場合、サンプルを分類するためにいくつかの分類器決定境界が生成され得る。分類は、サンプルを、ネットワークトレーニングするために使用されたクラスに関連付けることを指す。たとえば、顔認識の場合、画像検出器が、顔の画像を、特定の人間（たとえば、クラス）に属するものとして分類し得る。

【0024】

[0035]さらに、従来の分類器は、サンプルが各クラスに属する確率を示すスコアのベクトルを生成する。最も高い確率を有するクラスが、勝ったクラスとして選択され得る。

【0025】

[0036]さらに、いくつかの場合には、サンプルは、分類器をトレーニングするために使用されたクラスのいずれにも属さない。したがって、オブジェクトを既知クラスに属するものとしてまたは未知クラス（または少なくとも1つの未知クラス）に属するものとしてラベリングするために分類器を初期化するためのフレームワークを生成することが望ましいことがある。一構成では、第1の分類器が、サンプルについての分類スコアを決定するように指定される。さらに、第2の分類器が、分類スコアに基づいてサンプルを既知または未知としてカテゴリー分類するように指定される。さらに、別の構成では、既知クラスを除外し、および/または合成的に生成されたネガティブクラスデータを含むランダムトレーニングサンプルに基づいて、未知クラスのための分類境界が定義され得る。ネガティブクラスデータは、未知クラスデータまたは未知データと呼ばれることがある。

【0026】

[0037]図1に、本開示のいくつかの態様による、汎用プロセッサ（CPU）またはマルチコア汎用プロセッサ（CPU）102を含み得るシステムオンチップ（SOC）100を使用する、上述の未知クラス検出、未知分類器初期化、および/または合成ネガティブデータ生成の例示的な実装形態を示す。変数（たとえば、ニューラル信号およびシナプス荷重）、計算デバイスに関連するシステムパラメータ（たとえば、重みをもつニューラルネットワーク）、遅延、周波数ビン情報、およびタスク情報が、ニューラル処理ユニット（NPU）108（たとえば、少なくとも1つのプロセッサ）に関連するメモリブロック（たとえば、少なくとも1つのメモリユニット）に記憶されるか、または専用メモリブロック118に記憶され得る。汎用プロセッサ102において実行される命令が、CPU102に関連するプログラムメモリからロードされ得るか、または専用メモリブロック118からロードされ得る。SOC100はまた、グラフィックス処理ユニット（GPU）104、デジタル信号プロセッサ（DSP）106など、特定の機能に適合された追加の処理ブロックと、第4世代ロングタームエボリューション（4G LTE（登録商標））接続性、認可不要Wi-Fi（登録商標）接続性、USB接続性、Bluetooth（登録商標）接続性などを含み得る接続性ブロック110と、たとえば、ジェスチャーを検出および認識し得るマルチメディアプロセッサ112とを含み得る。SOC100はまた、センサープロセッサ114、画像信号プロセッサ（ISP）、および/または全地球測位システムを含み得るナビゲーション120を含み得る。SOCはARM命令セットに基づき得る。

【0027】

[0038]SOC100はまた、GPU104、DSP106など、特定の機能に適合された追加の処理ブロックと、第4世代ロングタームエボリューション（4G LTE）接続性

10

20

30

40

50

性、認可不要Wi-Fi接続性、USB接続性、Bluetooth接続性などを含み得る接続性ブロック110と、たとえば、ジエスチャーを検出および認識し得るマルチメディアプロセッサ112とを含み得る。一実装形態では、NPUは、CPU、DSP、および/またはGPUにおいて実装される。SOC100はまた、センサープロセッサ114、画像信号プロセッサ(ISP)、および/または全地球測位システムを含み得るナビゲーション120を含み得る。

【0028】

[0039] SOC100はARM命令セットに基づき得る。本開示の一態様では、汎用プロセッサ102にロードされる命令は、第1のクラスのための第1の分類器を生成するためのコードを備え得る。一構成では、出力が、少なくとも2の次元を有する。汎用プロセッサ102にロードされる命令は、入力データが第1のクラスに属するのか少なくとも1つの第2のクラスに属するのかを決定するために、第1の分類器の出力を受信するように第2の分類器を設計するためのコードをも備え得る。

10

【0029】

[0040]さらに、本開示の別の態様では、汎用プロセッサ102にロードされる命令は、複数のクラスから既知データを取得するためのコードを備え得る。汎用プロセッサ102にロードされる命令は、既知データの関数としてネガティブデータを合成的に生成するためのコードをも備え得る。

【0030】

[0041]図2に、本開示のいくつかの態様による、システム200の例示的な実装形態を示す。図2に示されているように、システム200は、本明細書で説明される方法の様々な動作を実行し得る複数のローカル処理ユニット202を有し得る。各ローカル処理ユニット202は、ローカル状態メモリ204と、ニューラルネットワークのパラメータを記憶し得るローカルパラメータメモリ206とを備え得る。さらに、ローカル処理ユニット202は、ローカルモデルプログラムを記憶するためのローカル(ニューロン)モデルプログラム(LMP)メモリ208と、ローカル学習プログラムを記憶するためのローカル学習プログラム(LLP)メモリ210と、ローカル接続メモリ212とを有し得る。さらに、図2に示されているように、各ローカル処理ユニット202は、ローカル処理ユニットのローカルメモリのための構成を与えるための構成プロセッサユニット214、およびローカル処理ユニット202間のルーティングを与えるルーティング接続処理ユニット216とインターフェースし得る。

20

30

【0031】

[0042]深層学習アーキテクチャは、各層において連続的に高い抽象レベルで入力を表現するように学習し、それにより、入力データの有用な特徴表現を蓄積することによって、オブジェクト認識タスクを実行し得る。このようにして、深層学習は、旧来の機械学習の主要なボトルネックに対処する。深層学習の出現より前に、オブジェクト認識問題に対する機械学習手法は、場合によっては浅い分類器(shallow classifier)と組み合わせて、人的に設計された特徴に大きく依拠していることがある。浅い分類器は、たとえば、入力がどのクラスに属するかを予測するために、特徴ベクトル成分の重み付き和がしきい値と比較され得る2クラス線形分類器であり得る。人的に設計された特徴は、領域の専門知識をもつ技術者によって特定の問題領域に適合されたテンプレートまたはカーネルであり得る。対照的に、深層学習アーキテクチャは、人間の技術者が設計し得るものと同様である特徴を表現するように学習するが、トレーニングを通してそれを行い得る。さらに、深層ネットワークは、人間が考慮していないことがある新しいタイプの特徴を表現し、認識するように学習し得る。

40

【0032】

[0043]深層学習アーキテクチャは特徴の階層を学習し得る。たとえば、視覚データが提示された場合、第1の層は、エッジなど、入力ストリーム中の単純な特徴を認識するように学習し得る。聴覚データが提示された場合、第1の層は、特定の周波数におけるスペクトル電力を認識するように学習し得る。第1の層の出力を入力として取る第2の層は、視

50

覚データの場合の単純な形状、または聴覚データの場合の音の組合せなど、特徴の組合せを認識するように学習し得る。上位層は、視覚データ中の複雑な形状、または聴覚データ中の単語を表現するように学習し得る。さらに上位の層は、共通の視覚オブジェクトまたは発話フレーズを認識するように学習し得る。

【0033】

[0044]深層学習アーキテクチャは、自然階層構造を有する問題に適用されたとき、特にうまく機能し得る。たとえば、原動機付き車両の分類は、ホイール、フロントガラス、および他の特徴を認識するための第1の学習から恩恵を受け得る。これらの特徴は、車、トランク、および飛行機を認識するために、異なる方法で、上位層において組み合わせられ得る。

10

【0034】

[0045]ニューラルネットワークは、様々な結合性パターンを用いて設計され得る。フィードフォワードネットワークでは、情報が下位層から上位層に受け渡され、所与の層における各ニューロンは、上位層におけるニューロンに通信する。上記で説明されたように、フィードフォワードネットワークの連続する層において、階層表現が蓄積され得る。ニューラルネットワークはまた、リカレントまたは（トップダウンとも呼ばれる）フィードバック結合を有し得る。リカレント結合では、所与の層におけるニューロンからの出力は、同じ層における別のニューロンに通信される。リカレントアーキテクチャは、ニューラルネットワークに順次配信される入力データチャンクのうちの2つ以上にわたるパターンを認識するのに役立ち得る。所与の層におけるニューロンから下位層におけるニューロンへの結合は、フィードバック（またはトップダウン）結合と呼ばれる。高レベルの概念の認識が、入力の特定の低レベルの特徴を弁別することを助け得るとき、多くのフィードバック結合をもつネットワークが役立ち得る。

20

【0035】

[0046]図3Aを参照すると、ニューラルネットワークの層間の結合は全結合302または局所結合304であり得る。全結合ネットワーク302では、第1の層におけるニューロンは、第2の層における各ニューロンが第1の層におけるあらゆるニューロンから入力を受信するように、その出力を第2の層におけるあらゆるニューロンに通信し得る。代替的に、局所結合ネットワーク304では、第1の層におけるニューロンは、第2の層における限られた数のニューロンに結合され得る。畳み込みネットワーク306は、局所結合であり得、第2の層における各ニューロンのための入力に関連する結合強度が共有されるようにさらに構成される（たとえば、308）。より一般的には、ネットワークの局所結合層は、層における各ニューロンが同じまたは同様の結合性パターンを有するように構成されるが、異なる値を有し得る結合強度で構成され得る（たとえば、310、312、314、および316）。局所結合の結合性パターンは、所与の領域中の上位層ニューロンが、ネットワークへの総入力のうちの制限された部分のプロパティにトレーニングを通して調整された入力を受信し得るので、上位層において空間的に別個の受容野を生じ得る。

30

【0036】

[0047]局所結合ニューラルネットワークは、入力の空間ロケーションが有意味である問題に好適であり得る。たとえば、車載カメラからの視覚特徴を認識するように設計されたネットワーク300は、画像の下側部分対上側部分とのそれらの関連付けに依存して、異なるプロパティをもつ上位層ニューロンを発達させ得る。画像の下側部分に関連するニューロンは、たとえば、車線区分線を認識するように学習し得るが、画像の上側部分に関連するニューロンは、交通信号、交通標識などを認識するように学習し得る。

40

【0037】

[0048]D C Nは、教師あり学習を用いてトレーニングされ得る。トレーニング中に、D C Nは、速度制限標識のクロップされた画像など、画像326を提示され得、次いで、出力322を生成するために、「フォワードバス」が計算され得る。出力322は、「標識」、「60」、および「100」など、特徴に対応する値のベクトルであり得る。ネット

50

ワーク設計者は、D C Nが、出力特徴ベクトルにおけるニューロンのうちのいくつか、たとえば、トレーニングされたネットワーク300のための出力322に示されているように「標識」および「60」に対応するニューロンについて、高いスコアを出力することを希望し得る。トレーニングの前に、D C Nによって生成された出力は不正確である可能性があり、したがって、実際の出力とターゲット出力との間で誤差が計算され得る。次いで、D C Nの重みは、D C Nの出力スコアがターゲットとより密接に整合されるように調節され得る。

【0038】

[0049]重みを調節するために、学習アルゴリズムは、重みのための勾配ベクトルを計算し得る。勾配は、重みがわずかに調節された場合に、誤差が増加または減少する量を示し得る。最上層において、勾配は、最後から2番目の層における活性化されたニューロンと出力層におけるニューロンとを結合する重みの値に直接対応し得る。下位層では、勾配は、重みの値と、上位層の計算された誤差勾配とに依存し得る。次いで、重みは、誤差を低減するように調節され得る。重みを調節するこの様式は、それがニューラルネットワークを通して「バックワードパス」を伴うので、「バックプロパゲーション」と呼ばれることがある。

【0039】

[0050]実際には、重みの誤差勾配は、計算された勾配が真の誤差勾配を近似するように、少数の例にわたって計算され得る。この近似方法は、確率的勾配降下(stochastic gradient descent)と呼ばれることがある。システム全体の達成可能な誤差レートが減少しなくなるまで、または誤差レートがターゲットレベルに達するまで、確率的勾配降下が繰り返され得る。

【0040】

[0051]学習の後に、D C Nは新しい画像326を提示され得、ネットワークを通したフォワードパスは、D C Nの推論または予測と見なされ得る出力322をもたらし得る。

【0041】

[0052]深層信念ネットワーク(D B N:deep belief network)は、隠れノードの複数の層を備える確率モデルである。D B Nは、トレーニングデータセットの階層表現を抽出するために使用され得る。D B Nは、制限ボルツマンマシン(R B M:Restricted Boltzmann Machine)の層を積層することによって取得され得る。R B Mは、入力のセットにわたる確率分布を学習することができる人工ニューラルネットワークのタイプである。R B Mは、各入力がそれにカテゴリ一分類されるべきクラスに関する情報の不在下で確率分布を学習することができるので、R B Mは、教師なし学習においてしばしば使用される。ハイブリッド教師なしおよび教師ありパラダイムを使用して、D B Nの下部R B Mは、教師なし様式でトレーニングされ得、特徴抽出器として働き得、上部R B Mは、(前の層からの入力とターゲットクラスとの同時分布上で)教師あり様式でトレーニングされ得、分類器として働き得る。

【0042】

[0053]深層畳み込みネットワーク(D C N)は、追加のブーリング層および正規化層で構成された、畳み込みネットワークのネットワークである。D C Nは、多くのタスクに関して最先端の性能を達成している。D C Nは、入力と出力ターゲットの両方が、多くの標本について知られており、勾配降下方法の使用によってネットワークの重みを変更するために使用される、教師あり学習を使用してトレーニングされ得る。

【0043】

[0054]D C Nは、フィードフォワードネットワークであり得る。さらに、上記で説明されたように、D C Nの第1の層におけるニューロンから次の上位層におけるニューロンのグループへの結合は、第1の層におけるニューロンにわたって共有される。D C Nのフィードフォワードおよび共有結合は、高速処理のために活用され得る。D C Nの計算負担は、たとえば、リカレントまたはフィードバック結合を備える同様のサイズのニューラルネットワークのそれよりもはるかに少ないことがある。

10

20

30

40

50

【0044】

[0055] 署み込みネットワークの各層の処理は、空間的に不变のテンプレートまたは基底投射と見なされ得る。入力が、カラー画像の赤色、緑色、および青色チャネルなど、複数のチャネルに最初に分解された場合、その入力に関してトレーニングされた署み込みネットワークは、画像の軸に沿った2つの空間次元と、色情報をキャプチャする第3の次元とをもつ、3次元であると見なされ得る。署み込み結合の出力は、後続の層318および320において特徴マップを形成すると考えられ、特徴マップ（たとえば、320）の各要素が、前の層（たとえば、318）における様々なニューロンから、および複数のチャネルの各々から入力を受信し得る。特徴マップにおける値は、整流（rectification）、 $m \alpha \times (0, x)$ など、非線形性を用いてさらに処理され得る。隣接するニューロンからの値は、さらにプールされ得、これは、ダウンサンプリングに対応し、さらなる局所不变性と次元削減とを与える。白色化に対応する正規化はまた、特徴マップにおけるニューロン間のラテラル抑制によって適用され得る。10

【0045】

[0056] 深層学習アーキテクチャの性能は、より多くのラベリングされたデータポイントが利用可能となるにつれて、または計算能力が増加するにつれて、向上し得る。現代の深層ニューラルネットワークは、ほんの15年前に一般的な研究者にとって利用可能であったものより数千倍も大きいコンピューティングリソースを用いて、ルーチン的にトレーニングされる。新しいアーキテクチャおよびトレーニングパラダイムが、深層学習の性能をさらに高め得る。正規化線形ユニット（rectified linear unit）は、勾配消失（vanishing gradients）として知られるトレーニング問題を低減し得る。新しいトレーニング技法は、過学習（over-fitting）を低減し、したがって、より大きいモデルがより良い汎化を達成することを可能にし得る。カプセル化技法は、所与の受容野においてデータを抽出し、全体的性能をさらに高め得る。20

【0046】

[0057] 図3Bは、例示的な深層署み込みネットワーク350を示すブロック図である。深層署み込みネットワーク350は、結合性および重み共有に基づく、複数の異なるタイプの層を含み得る。図3Bに示されているように、例示的な深層署み込みネットワーク350は、複数の署み込みブロック（たとえば、C1およびC2）を含む。署み込みブロックの各々は、署み込み層と、正規化層（LNorm）と、ブーリング層とで構成され得る。署み込み層は、1つまたは複数の署み込みフィルタを含み得、これは、特徴マップを生成するために入力データに適用され得る。2つの署み込みブロックのみが示されているが、本開示はそのように限定しておらず、代わりに、設計選好に従って、任意の数の署み込みブロックが深層署み込みネットワーク350中に含まれ得る。正規化層は、署み込みフィルタの出力を正規化するために使用され得る。たとえば、正規化層は、白色化またはラテラル抑制を行い得る。ブーリング層は、局所不变性および次元削減のために、空間にわたってダウンサンプリングアグリゲーションを行い得る。30

【0047】

[0058] たとえば、深層署み込みネットワークの並列フィルタバンクは、高性能および低電力消費を達成するために、随意にARM命令セットに基づいて、SOC100のCPU102またはGPU104にロードされ得る。代替実施形態では、並列フィルタバンクは、SOC100のDSP106またはISP116にロードされ得る。さらに、DCNは、センサー114およびナビゲーション120に専用の処理ブロックなど、SOC上に存在し得る他の処理ブロックにアクセスし得る。40

【0048】

[0059] 深層署み込みネットワーク350はまた、1つまたは複数の全結合層（たとえば、FC1およびFC2）を含み得る。深層署み込みネットワーク350は、ロジスティック回帰（LR）層をさらに含み得る。深層署み込みネットワーク350の各層の間には、更新されるべき重み（図示せず）がある。各層の出力は、第1の署み込みブロックC1において供給された入力データ（たとえば、画像、オーディオ、ビデオ、センサーデータお50

より／または他の入力データ）から階層特徴表現を学習するために、深層畳み込みネットワーク350中の後続の層の入力として働き得る。

【0049】

[0060]図4は、人工知能(AI)機能をモジュール化し得る例示的なソフトウェアアーキテクチャ400を示すブロック図である。アーキテクチャを使用して、SOC420の様々な処理ブロック（たとえば、CPU422、DSP424、GPU426および／またはNPU428）に、アプリケーション402のランタイム動作中に計算をサポートすることを実行させ得るアプリケーション402が設計され得る。

【0050】

[0061]AIアプリケーション402は、たとえば、デバイスが現在動作するロケーションを示すシーンの検出および認識を与え得る、ユーザ空間404において定義されている機能を呼び出すように構成され得る。AIアプリケーション402は、たとえば、認識されたシーンがオフィス、講堂、レストラン、または湖などの屋外環境であるかどうかに応じて別様に、マイクロフォンおよびカメラを構成し得る。AIアプリケーション402は、現在のシーンの推定を与えるために、Scene Detectアプリケーションプログラミングインターフェース(API)406において定義されているライブラリに関連するコンパイルされたプログラムコードへの要求を行い得る。この要求は、たとえば、ビデオおよび測位データに基づくシーン推定を与えるように構成された深層ニューラルネットワークの出力に最終的に依拠し得る。

【0051】

[0062]さらに、ランタイムフレームワークのコンパイルされたコードであり得るランタイムエンジン408が、AIアプリケーション402にとってアクセス可能であり得る。AIアプリケーション402は、たとえば、ランタイムエンジンに、特定の時間間隔における、またはアプリケーションのユーザインターフェースによって検出されたイベントによってトリガされた、シーン推定を要求させ得る。シーンを推定させられたとき、ランタイムエンジンは、SOC420上で実行している、Linux（登録商標）カーネル412など、オペレーティングシステム410に信号を送り得る。オペレーティングシステム410は、CPU422、DSP424、GPU426、NPU428、またはそれらの何らかの組合せ上で、計算を実行させ得る。CPU422は、オペレーティングシステムによって直接アクセスされ得、他の処理ブロックは、DSP424のための、GPU426のための、またはNPU428のためのドライバ414～418など、ドライバを通してアクセスされ得る。例示的な例では、深層ニューラルネットワークは、CPU422およびGPU426など、処理ブロックの組合せ上で動作するように構成され得るか、または存在する場合、NPU428上で動作させられ得る。

【0052】

[0063]図5は、スマートフォン502上のAIアプリケーションのランタイム動作500を示すブロック図である。AIアプリケーションは、画像506のフォーマットを変換し、次いで画像508をクロップおよび／またはリサイズするように（たとえば、JAVAFX（登録商標）プログラミング言語を使用して）構成され得る前処理モジュール504を含み得る。次いで、前処理された画像は、視覚入力に基づいてシーンを検出および分類するように（たとえば、Cプログラミング言語を使用して）構成され得るScene Detectバックエンドエンジン512を含んでいる分類アプリケーション510に通信され得る。Scene Detectバックエンドエンジン512は、スケーリング516およびクロッピング518によって、画像をさらに前処理514するように構成され得る。たとえば、画像は、得られた画像が224ピクセル×224ピクセルであるように、スケーリングされ、クロップされ得る。これらの次元は、ニューラルネットワークの入力次元にマッピングし得る。ニューラルネットワークは、SOC100の様々な処理ブロックに、深層ニューラルネットワークを用いて画像ピクセルをさらに処理させるように、深層ニューラルネットワークブロック520によって構成され得る。次いで、深層ニューラルネットワークの結果は、しきい値処理522され、分類アプリケーション510中の指標平滑

10

20

30

40

50

化ブロック 524 を通され得る。次いで、平滑化された結果は、スマートフォン 502 の設定および／またはディスプレイの変更を生じ得る。

【0053】

[0064]一構成では、機械学習モデルが、生成すること、設計すること、取得すること、および／または合成的に生成することを行うために構成される。モデルは、生成手段、設計手段、取得手段、および／または合成的生成手段を含む。一態様では、生成手段、設計手段、取得手段、および／または合成的生成手段は、具陳された機能を実行するように構成された、汎用プロセッサ 102、汎用プロセッサ 102 に関連するプログラムメモリ、メモリブロック 118、ローカル処理ユニット 202、およびまたはルーティング接続処理ユニット 216 であり得る。別の構成では、上述の手段は、上述の手段によって具陳された機能を実行するように構成された任意のモジュールまたは任意の装置であり得る。

10

【0054】

[0065]本開示のいくつかの態様によれば、各ローカル処理ユニット 202 は、ネットワークの所望の 1つまたは複数の機能的特徴に基づいてネットワークのパラメータを決定し、決定されたパラメータがさらに適合、調整および更新されるように、1つまたは複数の機能的特徴を所望の機能的特徴のほうへ発達させるように構成され得る。未知クラスを検出することおよび分類器を初期化すること

[0066]たいていのシステムでは、サポートベクターマシンなどの分類器が、特徴抽出器と連携して動作するように指定される。たとえば、深層畳み込みネットワークは入力から特徴を抽出し、分類器は、抽出された特徴に基づいて入力をカテゴリー分類する。すなわち、分類器は、特徴が既知クラスに属するのか未知クラスに属するのかを決定する。さらに、入力は、抽出された特徴に割り当てられるクラスに基づいて分類され得る。

20

【0055】

[0067]前に説明されたように、マルチクラス分類器は、受信されたサンプルをクラスに関連付けるように、複数のクラスを用いてトレーニングされ得る。たとえば、マルチクラス分類器は、車の画像を受信し、トレーニングされたクラスに基づいて車のタイプを決定し得る。さらに、ネットワークのテスト中など、いくつかの場合には、サンプルが、マルチクラス分類器をトレーニングするために使用されたクラスのいずれにも属さないことがある。したがって、オブジェクトを既知クラスに属するものとしてまたは未知クラスに属するものとしてラベリングするためにマルチクラス分類器を初期化するためのフレームワークを生成することが望ましいことがある。マルチクラス分類器は分類器と呼ばれることがある。

30

【0056】

[0068]一構成では、サンプルが既知クラスに属するのか未知クラスに属するのかを決定するために、サポートベクターマシンなどの分類器と連携して、バイナリ分類器が使用される。詳細には、この構成では、マルチクラス分類器、またはマルチクラス分類器のサブセットによって生成されたスコアのベクトルは、バイナリ分類器を構築するための特徴ベクトルとして使用される。バイナリ分類器は、サンプルを既知または未知として分類するために指定される。

【0057】

40

[0069]さらに、いくつかの場合には、分類器のために 1 つのクラスがあるにすぎないことがある。たとえば、分類器は、オブジェクトが犬であるかどうかを決定するように指定され得る。この例では、画像が分類器に提示されるとき、オブジェクトは犬または犬でないのいずれかとして分類され得る。さらに、1 つの既知クラスに属するものとして入力を認識するために、または未知ラベルを入力に割り当てるために分類器を初期化するためのフレームワークを作成することが望ましいことがある。

【0058】

[0070]前に説明されたように、分類器は、サンプルが各クラスに属する信頼度（たとえば、確率）を示すスコアのベクトルを生成し得る。たいていの場合、スコアは、各クラスについての信頼度を生成するために正規化され、最も高い信頼度を有するクラスが、勝つ

50

たクラスとして選択され得る。

【0059】

[0071]一構成では、正規化されていない（たとえば、未加工）スコアがバイナリ分類器のために使用され得る。たいていの場合、既知サンプルが受信されたとき、未加工スコアは、1つまたは複数のクラスの未加工スコアが低減された値を有し、特定のクラスの未加工スコアが増加された値を有するように、分散され得る。さらに、未知サンプルが受信されたとき、未加工スコアの値はクラスの間で均一になり、たとえば、一様に低くなり得る。信頼度（たとえば、スコア）がすべてのクラスについて低い場合、画像は未知であると決定され得る。この例では、未加工スコアは、-10～10など、0～1の正規化されたスコア範囲を越える範囲を有し得、ここで、10は最も高い信頼度であり、-10は最も低い信頼度である。もちろん、範囲は、-10～10に限定されず、任意の範囲であり得る。本開示では、未加工スコアはスコアと呼ばれることがある。10

【0060】

[0072]この構成では、スコアベクトルは、バイナリ分類器をトレーニングするために使用され得る。すなわち、バイナリ分類器が、サンプルが既知であるのか未知であるのかを認識し得るように、バイナリ分類器は、スコアのパターンを認識するようにトレーニングされ得る。したがって、一構成では、バイナリ分類器は、分類器がクラスをサンプルに割り当てるより前に、サンプルが既知であるのか未知であるのかを決定する。たとえば、サンプルが未知クラスである場合、分類器はクラスを決定しないことがある。代替的に、サンプルが既知クラスに属する場合、分類器は、クラスを決定するように指定され得る。20

【0061】

[0073]本開示は、既知および未知クラスに限定されず、バイナリ分類器は、男性／女性、眼鏡をかけた顔／眼鏡をかけていない顔、および／または、長い毛髪／短い毛髪など、他のタイプのバイナリ区別を実行するように指定され得る。たとえば、分類器は、異なる女性の顔を検出するためのクラスを有し得る。この例では、バイナリ分類器が、男性および女性を決定するように指定された場合、分類器は、バイナリ分類器が入力が男性の顔であると決定した場合、クラスを決定しないことがある。

【0062】

[0074]さらに、バイナリ分類器が、n要素スコアベクトルの、サンプルについての上位2つのスコアなど、複数のスコアの各スコアのためのしきい値に基づいて指定され得、ただし、nはクラスの数である。すなわち、この例では、しきい値が上位2つのスコアの各々のために指定され得る。さらに、サンプルは、サンプルのスコアが上位2つのスコアの各々のためにのしきい値よりも小さい場合、未知として分類され得る。代替的に、サンプルは、サンプルのスコアが上位2つのスコアのためのしきい値よりも大きい場合、既知として分類され得る。30

【0063】

[0075]図6は、n要素スコアベクトルの上位2つのスコアの各々のために設定されたしきい値に基づく、2次元バイナリ分類器610の一例を示す。図6に示されているように、x軸は、サンプルについての最も高いスコアリングクラスのスコアの範囲であり、y軸は、サンプルについての第2の最も高い(second highest)スコアリングクラスのスコアの範囲である。40

【0064】

[0076]一例では、図6に示されているように、サンプルが、4の高いスコアと-6の第2の高いスコアとを有する場合、サンプルは既知サンプルとして分類され得る。さらに、別の例では、図6に示されているように、サンプルが、-2の高いスコアと-2の第2の高いスコアとを有する場合、サンプルは未知として分類され得る。すなわち、この例では、スコアが2次元バイナリ分類器610よりも大きい場合、サンプルは既知として分類され、スコアが2次元バイナリ分類器610よりも小さい場合、サンプルは未知として分類される。より詳細には、2次元バイナリ分類器610の左側のサンプルが未知として分類され、2次元バイナリ分類器610の右側のサンプルが既知サンプルとして分類される。50

【0065】

[0077]さらに、図6に示されているように、フォールスポジティブ(false positive)およびフォールスネガティブ(false negative)が、2次元バイナリ分類器610に基いて生成され得る。フォールスポジティブは、既知サンプルとして分類され得る未知サンプルを指す。さらに、フォールスネガティブは、未知サンプルとして分類され得る既知サンプルを指す。さらに、図6に示されているように、いくつかのサンプルは、不正確に分類された既知サンプルであり得る。

【0066】

[0078]いくつかの場合には、フォールスポジティブおよびフォールスネガティブの数は、バイナリ分類器のためのしきい値を調節することによって低減され得る。さらに、結果を改善するために、バイナリ分類器のために使用される次元数を増加させることが望ましいことがある。さらに、1次元バイナリ分類器を使用することが望ましくないことがある。

10

【0067】

[0079]図7は、1次元バイナリ分類器710の一例を示す。図7に示されているように、n要素スコアベクトルからサンプルのために受信される最も高いスコアのために、しきい値が0に設定され得る。この例では、スコアが1次元バイナリ分類器710よりも大きい場合、サンプルは既知として分類され、スコアが1次元バイナリ分類器710よりも小さい場合、サンプルは未知として分類される。さらに、図7に示されているように、1次元バイナリ分類器710の場合のフォールスネガティブの数は、2次元バイナリ分類器610の場合のフォールスネガティブの数よりも大きい。したがって、1よりも大きい次元を有するバイナリ分類器を指定することが望ましいことがある。

20

【0068】

[0080]一構成では、増加された数の未知サンプルが受信されるとき、未知サンプルは、未知クラスを生成するためにクラスタリングされ得る。未知クラスは、分類器において未知クラスを初期化し、および/または既存の未知クラスを変更するために使用され得る。さらに、一構成では、未知データが既知データになるように、未知データがラベリングされるべきであるかどうかを決定するために、ユーザがポーリングされ得る。

【0069】

[0081]いくつかの場合には、分類器が、1つの既知クラスに関して初期化され得る。したがって、1つまたは複数の未知クラスを追加するために分類器を初期化することが望ましいことがある。したがって、一構成では、1つまたは複数の追加のトレーニングセットが、既知グループの外部のクラスから取られたサンプルのグループを含む。1つまたは複数の追加のトレーニングセットは、未知サンプルを分類するために未知分類器を初期化するために使用され得る。たとえば、追加の分類器境界が、すべての既知クラスを未知クラスから分離するために生成され得る。

30

【0070】

[0082]一構成では、未知サンプルは、既知クラスを除外する分布からのランダムトレーニングサンプルであり得る。すなわち、サンプルは、トレーニングされているクラスのポジティブ(positive)例ならびに1つまたは複数のネガティブ例を含み得る。たとえば、クラスが車の特定のモデルの画像に関してトレーニングされている場合、ポジティブ例は特定の車モデルの例を含み、ネガティブ例は他の車モデルの例を含む。

40

【0071】

[0083]別の構成では、未知サンプルは合成サンプルである。すなわち、特徴空間において、距離メトリックなど、メトリックを使用して、既知クラス特徴を他の既知クラスから分離するために各既知クラス特徴に対して変換を適用することによって、合成未知クラス特徴が生成され得る。

【0072】

[0084]一構成では、特徴空間においてクラスを表す複数のポイントが、ネガティブクラスを作成するように指定される。たとえば、ポイントのクラウドがクラスを表し得る場合

50

、各サンプルからクラウドの中央までのベクトルが生成される。さらに、この例では、各ベクトルは反転され、反転されたベクトルの端部からネガティブサンプルが生成され得る。別の構成では、クラスを囲むベクトル空間中のポイントが、ネガティブクラスを生成するように指定される。ポイントは、ポジティブサンプルから生成されたベクトルを指すことがある。

【0073】

[0085]図8Aは、本開示の一態様による、ネガティブクラスを作成するためにポジティブポイント800を使用する一例を示す。図8Aに示されているように、複数のポジティブポイント800が、特徴空間においてクラスタを形成する。さらに、図8Aに示されているように、第1のポイント802からクラスタの中心までの第1のベクトル804が計算される。さらに、第1のベクトル804を反転する（裏返す）ことによって第2のベクトル806が生成される。最後に、第1の合成ネガティブポイント808が、第2のベクトル806に基づいて生成される。この例では、各ポジティブポイントのベクトルから生成された合成ネガティブポイントに基づいて、合成クラスが生成される。すなわち、あらゆるポジティブポイントについて、合成ネガティブポイントが生成される。図8Aにおいて開示される態様は、特定のクラスタに限定されず、クラスタの異なるグループについても企図される。

【0074】

[0086]図8Bは、本開示の一態様による、ネガティブクラスを作成するためにポジティブポイント850を使用する一例を示す。図8Bに示されているように、複数のポジティブポイント850が、特徴空間においてクラスタを形成する。さらに、この例では、各クラス中の複数のポジティブポイント850の全体的重心(global centroid)858が決定され、各クラス重心から全体的重心への中心方向(central direction)を定義するために使用される。各ポイントについて、クラスタ重心と各ポイントとのベクトルのネガティブとしてネガティブベクトル854も定義される。ネガティブベクトル854と中心ベクトル852との間の角度に基づいて、ネガティブベクトルは、中心ベクトル852と同じ概略方向(general direction)を向くときに保持され、ここで、概略方向は、ネガティブベクトルと中心ベクトルとのドット積によって定義される。

【0075】

[0087]たとえば、図8Bに示されているように、それらの間に90度未満の角度をもつベクトルは、同じ概略方向を向くと見なされ得る。中心ベクトルの概略方向を向いていないものを除去した後に残る各ネガティブベクトル854から、ネガティブポイント856が生成される。さらに、ネガティブクラスがネガティブポイント856から生成される。図8Aおよび図8Bにおいて開示される態様は、特定のクラスタに限定されず、クラスタの異なるグループについても企図される。

【0076】

[0088]図9Aは、本開示の一態様による、ネガティブクラスを作成するためにクラスタ900、902、910のグループを使用する一例を示す。図9Aに示されているように、複数のクラスタ900、902、910は、特徴空間においてポジティブポイントから形成され得る。この例では、各クラスタからクラスタ900、902、910のグループの全体的中心までの中心ベクトルが計算される。たとえば、図9Aに示されているように、第1のベクトル904が、第1のクラスタグループ902から全体的中心(global center)912まで計算される。最後に、中心ベクトル（たとえば904）のスケーリングされたバージョンをポジティブクラス中のポイントの一部または全部に追加することによって、1つまたは複数のネガティブポイント908が生成される。この例では、合成ネガティブクラスが、ネガティブポイント908に基づいて生成される（クラスタ900、910からのベクトルは示されていない）。

【0077】

[0089]図9Bは、本開示の一態様による、ネガティブクラスを作成するためにクラスタ950、962、972のグループを使用する一例を示す。図9Bに示されているように

10

20

30

40

50

、複数のクラスタ 950、962、972 は、特徴空間においてポジティブポイントから形成され得る。さらに、この例では、クラス 962 からクラスタ 950 および 972 までの 2 つのクラスタベクトル 952 が決定される。クラスタベクトル 952 に基づいて、ネガティブベクトル 954 (2 つのみが示されている) が、クラスタ 962 中のポイントについて生成される。ネガティブベクトル 954 は、クラスタ中のポイントの全部または一部について生成され得る。さらに、1 つまたは複数のネガティブポイント 956 が各ネガティブベクトル 954 から生成される。さらに、ネガティブクラスがネガティブポイント 956 から生成される。

【0078】

[0090] また別の態様では、教師なし学習が未知クラスに関して発生する。未知クラスは 10 、クラスタを取得するために分析される。クラスタは、次いで、クラスタを識別するためにより高性能のネットワークに送られ得る。

【0079】

[0091] 図 10 は、未知クラス検出のための方法 1000 を示す。ブロック 1002 において、ネットワークは、複数の第 1 のクラスのための第 1 の分類器を生成する。一構成では、出力が、少なくとも 2 の次元を有する。さらに、ブロック 1004 において、ネットワークは、入力データが複数の第 1 のクラスに属するのか 1 つまたは複数の第 2 のクラスに属するのかを決定するために、第 1 の分類器の出力を受信するように第 2 の分類器を設計する。第 2 の分類器は、線形または非線形のいずれかであり得る。

【0080】

[0092] 図 11 は、合成ネガティブデータを生成するための方法 1100 を示す。ブロック 1102 において、ネットワークは、複数のクラスから既知データを取得する。さらに、ブロック 1104 において、ネットワークは、既知データの関数としてネガティブデータを合成的に生成する。

【0081】

[0093] 図 12 は、本開示の一態様による、未知クラス検出のための流れ図 1200 を示す。ブロック 1202 において、第 1 の分類器が入力を受信する。分類器は、入力の抽出された特徴に基づいて入力を分類するか、または入力の抽出された特徴に基づいて第 2 の分類器をトレーニングするために入力を分類し得る。一例として、入力は画像である。第 1 の分類器は、シングルクラス分類器またはマルチクラス分類器であり得る。

【0082】

[0094] 第 1 の分類器は、サンプルが 1 つまたは複数のクラスに属する信頼度 (たとえば、確率) を示すスコアのベクトルを出力する。従来のシステムでは、スコアは各クラスについての信頼度を生成するために正規化され、最も高い信頼度を有するクラスが、勝ったクラスとして選択され得る。一構成では、正規化されていない (たとえば、未加工) スコアが、バイナリ分類器など、第 2 の分類器をトレーニングするために使用され得る。すなわち、第 2 の分類器は、1 つまたは複数の既知クラスに属するデータと 1 つまたは複数の既知クラスに属さないデータとの例を用いてトレーニングされ得る。

【0083】

[0095] 一構成では、1 つまたは複数の既知クラスに属さないデータは、既知データの関数として合成的に生成されたネガティブデータである。したがって、オプションとして、ブロック 1204 において、既知データの関数としてネガティブデータを合成的に生成する。さらに、ブロック 1206 において、既知データおよび未知データのスコアに関して第 2 の分類器をトレーニングする。すなわち、バイナリ分類器が、サンプルが既知であるのか未知であるのかを認識し得るように、バイナリ分類器は、スコアのパターンを認識するようにトレーニングされ得る。

【0084】

[0096] トレーニングの後に、第 1 の分類器は、入力を受信し、トレーニングされた第 2 の分類器に未加工スコアを出力し得る。ブロック 1208 において、トレーニングされた第 2 のバイナリ分類器は、第 1 の分類器がクラスを抽出された特徴に割り当てるより前に

10

20

30

40

50

、サンプルが既知であるのか未知であるのかを決定する。たとえば、抽出された特徴が未知クラスである場合、第1の分類器はクラスを決定しないことがあり、第2の分類器は、抽出された特徴を未知として分類する（ブロック1212）。代替的に、抽出された特徴が既知クラスに属する場合、第1の分類器はクラスを決定するように指定され得る（ブロック1210）。

【0085】

[0097]上記で説明された方法の様々な動作は、対応する機能を実行することが可能な任意の好適な手段によって実行され得る。それらの手段は、限定はしないが、回路、特定用途向け集積回路（ASIC）、またはプロセッサを含む、様々な（1つまたは複数の）ハードウェアおよび／またはソフトウェア構成要素および／またはモジュールを含み得る。概して、図に示されている動作がある場合、それらの動作は、同様の番号をもつ対応するカウンターパートのミーンズプラスファンクション構成要素を有し得る。

10

【0086】

[0098]本明細書で使用される「決定すること」という用語は、多種多様なアクションを包含する。たとえば、「決定すること」は、算出すること（calculating）、計算すること（computing）、処理すること、導出すること、調査すること、ルックアップすること（たとえば、テーブル、データベースまたは別のデータ構造においてルックアップすること）、確認することなどを含み得る。さらに、「決定すること」は、受信すること（たとえば、情報を受信すること）、アクセスすること（たとえば、メモリ中のデータにアクセスすること）などを含み得る。さらに、「決定すること」は、解決すること、選択すること、選定すること、確立することなどを含み得る。

20

【0087】

[0099]本明細書で使用される、項目のリスト「のうちの少なくとも1つ」を指す句は、単一のメンバーを含む、それらの項目の任意の組合せを指す。一例として、「a、b、またはcのうちの少なくとも1つ」は、a、b、c、a-b、a-c、b-c、およびa-b-cを包含するものとする。

【0088】

[00100]本開示に関連して説明された様々な例示的な論理ブロック、モジュールおよび回路は、汎用プロセッサ、デジタル信号プロセッサ（DSP）、特定用途向け集積回路（ASIC）、フィールドプログラマブルゲートアレイ信号（FPGA）または他のプログラマブル論理デバイス（PLD）、個別ゲートまたはトランジスタ論理、個別ハードウェア構成要素、あるいは本明細書で説明された機能を実行するように設計されたそれらの任意の組合せを用いて実装または実行され得る。汎用プロセッサはマイクロプロセッサであり得るが、代替として、プロセッサは、任意の市販のプロセッサ、コントローラ、マイクロコントローラ、または状態機械であり得る。プロセッサはまた、コンピューティングデバイスの組合せ、たとえば、DSPとマイクロプロセッサとの組合せ、複数のマイクロプロセッサ、DSPコアと連携する1つまたは複数のマイクロプロセッサ、あるいは任意の他のそのような構成として実装され得る。

30

【0089】

[00101]本開示に関連して説明された方法またはアルゴリズムのステップは、ハードウェアで直接実施されるか、プロセッサによって実行されるソフトウェアモジュールで実施されるか、またはその2つの組合せで実施され得る。ソフトウェアモジュールは、当技術分野で知られている任意の形態の記憶媒体中に常駐し得る。使用され得る記憶媒体のいくつかの例としては、ランダムアクセスメモリ（RAM）、読み取り専用メモリ（ROM）、フラッシュメモリ、消去可能プログラマブル読み取り専用メモリ（EEPROM）、電気消去可能プログラマブル読み取り専用メモリ（EEPROM（登録商標））、レジスタ、ハードディスク、リムーバブルディスク、CD-ROMなどがある。ソフトウェアモジュールは、単一の命令、または多数の命令を備え得、いくつかの異なるコードセグメント上で、異なるプログラム間で、および複数の記憶媒体にわたって分散され得る。記憶媒体は、プロセッサがその記憶媒体から情報を読み取ることができ、その記憶媒体に情報を書き込むこ

40

50

とができるように、プロセッサに結合され得る。代替として、記憶媒体はプロセッサと一体であり得る。

【0090】

[00102]本明細書で開示された方法は、説明された方法を達成するための1つまたは複数のステップまたはアクションを備える。本方法のステップおよび／またはアクションは、特許請求の範囲から逸脱することなく、互いに交換され得る。言い換えれば、ステップまたはアクションの特定の順序が指定されない限り、特定のステップおよび／またはアクションの順序および／または使用は特許請求の範囲から逸脱することなく変更され得る。

【0091】

[00103]説明された機能は、ハードウェア、ソフトウェア、ファームウェア、またはそれらの任意の組合せで実装され得る。ハードウェアで実装される場合、例示的なハードウェア構成はデバイス中に処理システムを備え得る。処理システムは、バスアーキテクチャを用いて実装され得る。バスは、処理システムの特定の適用例および全体的な設計制約に応じて、任意の数の相互接続バスおよびブリッジを含み得る。バスは、プロセッサと、機械可読媒体と、バスインターフェースとを含む様々な回路を互いにリンクし得る。バスインターフェースは、ネットワークアダプタを、特に、バスを介して処理システムに接続するために使用され得る。ネットワークアダプタは、信号処理機能を実装するために使用され得る。いくつかの態様では、ユーザインターフェース（たとえば、キーパッド、ディスプレイ、マウス、ジョイスティックなど）もバスに接続され得る。バスはまた、タイミングソース、周辺機器、電圧調整器、電力管理回路など、様々な他の回路をリンクし得るが、それらは当技術分野でよく知られており、したがってこれ以上説明されない。

【0092】

[00104]プロセッサは、機械可読媒体に記憶されたソフトウェアの実行を含む、バスおよび一般的な処理を管理することを担当し得る。プロセッサは、1つまたは複数の汎用および／または専用プロセッサを用いて実装され得る。例としては、マイクロプロセッサ、マイクロコントローラ、DSPプロセッサ、およびソフトウェアを実行することができる他の回路がある。ソフトウェアは、ソフトウェア、ファームウェア、ミドルウェア、マイクロコード、ハードウェア記述言語などの名称にかかわらず、命令、データ、またはそれらの任意の組合せを意味すると広く解釈されたい。機械可読媒体は、例として、ランダムアクセスメモリ（RAM）、フラッシュメモリ、読み取り専用メモリ（ROM）、プログラマブル読み取り専用メモリ（PROM）、消去可能プログラマブル読み取り専用メモリ（EPROM）、電気消去可能プログラマブル読み取り専用メモリ（EEPROM）、レジスタ、磁気ディスク、光ディスク、ハードドライブ、または他の好適な記憶媒体、あるいはそれらの任意の組合せを含み得る。機械可読媒体はコンピュータプログラム製品において実施され得る。コンピュータプログラム製品はパッケージング材料を備え得る。

【0093】

[00105]ハードウェア実装形態では、機械可読媒体は、プロセッサとは別個の処理システムの一部であり得る。しかしながら、当業者なら容易に理解するように、機械可読媒体またはその任意の部分は処理システムの外部にあり得る。例として、機械可読媒体は、すべてバスインターフェースを介してプロセッサによってアクセスされ得る、伝送線路、データによって変調された搬送波、および／またはデバイスとは別個のコンピュータ製品を含み得る。代替的に、または追加として、機械可読媒体またはその任意の部分は、キャッシュおよび／または汎用レジスタファイルがそうであり得るように、プロセッサに統合され得る。局所構成要素など、説明された様々な構成要素は、特定のロケーションを有するものとして説明され得るが、それらはまた、分散コンピューティングシステムの一部として構成されているいくつかの構成要素など、様々な方法で構成され得る。

【0094】

[00106]処理システムは、すべて外部バスアーキテクチャを介して他のサポート回路と互いにリンクされる、プロセッサ機能を提供する1つまたは複数のマイクロプロセッサと、機械可読媒体の少なくとも一部を提供する外部メモリとをもつ汎用処理システムとして

10

20

30

40

50

構成され得る。代替的に、処理システムは、本明細書で説明されたニューロンモデルとニューラルシステムのモデルとを実装するための1つまたは複数の神経形態学的プロセッサを備え得る。別の代替として、処理システムは、プロセッサをもつ特定用途向け集積回路（A S I C）と、バスインターフェースと、ユーザインターフェースと、サポート回路と、単一のチップに統合された機械可読媒体の少なくとも一部分とを用いて、あるいは1つまたは複数のフィールドプログラマブルゲートアレイ（F P G A）、プログラマブル論理デバイス（P L D）、コントローラ、状態機械、ゲート論理、個別ハードウェア構成要素、もしくは他の好適な回路、または本開示全体にわたって説明された様々な機能を実行することができる回路の任意の組合せを用いて、実装され得る。当業者は、特定の適用例と、全体的なシステムに課される全体的な設計制約とに応じて、どのようにしたら処理システムについて説明された機能を最も良く実装し得るかを理解されよう。

10

【0095】

[00107]機械可読媒体はいくつかのソフトウェアモジュールを備え得る。ソフトウェアモジュールは、プロセッサによって実行されたときに、処理システムに様々な機能を実行させる命令を含む。ソフトウェアモジュールは、送信モジュールと受信モジュールとを含み得る。各ソフトウェアモジュールは、単一の記憶デバイス中に常駐するか、または複数の記憶デバイスにわたって分散され得る。例として、トリガイベントが発生したとき、ソフトウェアモジュールがハードドライブからR A Mにロードされ得る。ソフトウェアモジュールの実行中、プロセッサは、アクセス速度を高めるために、命令のいくつかをキャッシュにロードし得る。次いで、1つまたは複数のキャッシュラインが、プロセッサによる実行のために汎用レジスタファイルにロードされ得る。以下でソフトウェアモジュールの機能に言及する場合、そのような機能は、そのソフトウェアモジュールからの命令を実行したときにプロセッサによって実装されることが理解されよう。さらに、本開示の態様が、そのような態様を実装するプロセッサ、コンピュータ、機械、または他のシステムの機能に改善を生じることを諒解されたい。

20

【0096】

[00108]ソフトウェアで実装される場合、機能は、1つまたは複数の命令またはコードとしてコンピュータ可読媒体上に記憶されるか、あるいはコンピュータ可読媒体を介して送信され得る。コンピュータ可読媒体は、ある場所から別の場所へのコンピュータプログラムの転送を可能にする任意の媒体を含む、コンピュータ記憶媒体と通信媒体の両方を含む。記憶媒体は、コンピュータによってアクセスされ得る任意の利用可能な媒体であり得る。限定ではなく例として、そのようなコンピュータ可読媒体は、R A M、R O M、E E P R O M、C D - R O Mまたは他の光ディスクストレージ、磁気ディスクストレージまたは他の磁気ストレージデバイス、あるいは命令またはデータ構造の形態の所望のプログラムコードを搬送または記憶するために使用され得、コンピュータによってアクセスされ得る、任意の他の媒体を備えることができる。さらに、いかなる接続もコンピュータ可読媒体と適切に呼ばれる。たとえば、ソフトウェアが、同軸ケーブル、光ファイバーケーブル、ツイストペア、デジタル加入者回線（D S L）、または赤外線（I R）、無線、およびマイクロ波などのワイヤレス技術を使用して、ウェブサイト、サーバ、または他のリモートソースから送信される場合、同軸ケーブル、光ファイバーケーブル、ツイストペア、D S L、または赤外線、無線、およびマイクロ波などのワイヤレス技術は、媒体の定義に含まれる。本明細書で使用されるディスク（disk）およびディスク（disc）は、コンパクトディスク（disc）（C D）、レーザーディスク（登録商標）（disc）、光ディスク（disc）、デジタル多用途ディスク（disc）（D V D）、フロッピー（登録商標）ディスク（disk）、およびB l u - r a y（登録商標）ディスク（disc）を含み、ディスク（disk）は、通常、データを磁気的に再生し、ディスク（disc）は、データをレーザーで光学的に再生する。したがって、いくつかの態様では、コンピュータ可読媒体は非一時的コンピュータ可読媒体（たとえば、有形媒体）を備え得る。さらに、他の態様では、コンピュータ可読媒体は一時的コンピュータ可読媒体（たとえば、信号）を備え得る。上記の組合せもコンピュータ可読媒体の範囲内に含まれるべきである。

30

40

50

【0097】

[00109]したがって、いくつかの態様は、本明細書で提示された動作を実行するためのコンピュータプログラム製品を備え得る。たとえば、そのようなコンピュータプログラム製品は、本明細書で説明された動作を実行するために1つまたは複数のプロセッサによって実行可能である命令をその上に記憶した（および／または符号化した）コンピュータ可読媒体を備え得る。いくつかの態様では、コンピュータプログラム製品はパッケージング材料を含み得る。

【0098】

[00110]さらに、本明細書で説明された方法および技法を実行するためのモジュールおよび／または他の適切な手段は、適用可能な場合にユーザ端末および／または基地局によってダウンロードされ、および／または他の方法で取得され得ることを諒解されたい。たとえば、そのようなデバイスは、本明細書で説明された方法を実行するための手段の転送を可能にするためにサーバに結合され得る。代替的に、本明細書で説明された様々な方法は、ユーザ端末および／または基地局が記憶手段（たとえば、RAM、ROM、コンパクトディスク（CD）またはフロッピーディスクなどの物理記憶媒体など）をデバイスに結合するかまたは与えると様々な方法を得ることができるように、記憶手段によって提供され得る。その上、本明細書で説明された方法および技法をデバイスに提供するための任意の他の好適な技法が利用され得る。

10

【0099】

[00111]特許請求の範囲は、上記で示された厳密な構成および構成要素に限定されないことを理解されたい。上記で説明された方法および装置の構成、動作および詳細において、特許請求の範囲から逸脱することなく、様々な改変、変更および変形が行われ得る。

20

以下に本願の出願当初の特許請求の範囲に記載された発明を付記する。

[C1]

未知クラスを検出する方法であつて、

第1の複数のクラスのための第1の分類器を生成することと、前記第1の分類器の出力が、少なくとも2の次元を有する、

入力データが前記第1の複数のクラスに属するのか少なくとも1つの第2のクラスに属するのかを決定するために、前記第1の分類器の前記出力を受信するように第2の分類器を設計することと

30

を備える、方法。

[C2]

前記入力データが前記第1の複数のクラスのうちの1つに属さないとき、前記入力データを少なくとも1つの未知クラスに分類することをさらに備える、C1に記載の方法。

[C3]

前記第2の分類器を設計することが、前記第1の複数のクラスに属するデータと前記第1の複数のクラスに属さないデータとの例を用いて前記第2の分類器をトレーニングすることを備える、C1に記載の方法。

[C4]

前記第1の複数のクラスに属さない前記データが、合成的に生成されたネガティブデータを備える、C3に記載の方法。

40

[C5]

前記合成的に生成されたネガティブデータが、前記第1の複数のクラスからの既知データの関数である、C4に記載の方法。

[C6]

前記第1の複数のクラスに属さない前記データに少なくとも部分的に基づいて、前記第1の複数のクラスのうちの少なくとも1つ、前記少なくとも1つの第2のクラスのうちの1つ、またはそれらの組合せの境界を変更することをさらに備える、C3に記載の方法。

[C7]

前記第1の複数のクラスが複数の既知クラスである、C1に記載の方法。

50

[C 8]

前記少なくとも 1 つの第 2 のクラスが、未知クラス、または前記第 1 の複数のクラスとは異なる複数のクラスを備える、C 1 に記載の方法。

[C 9]

前記第 2 の分類器が線形または非線形である、C 1 に記載の方法。

[C 10]

合成ネガティブデータを生成する方法であって、

複数のクラスから既知データを取得することと、

前記既知データの関数としてネガティブデータを合成的に生成することと備える、方法。

10

[C 11]

前記ネガティブデータを合成的に生成することが、

既知データのクラスタ中の各既知データポイントと、前記クラスタの重心との間の第 1 のベクトルを計算することと、

クラスとは無関係に (independent of) 、クラス固有クラスタの重心と、すべての既知データポイントの重心との間の第 2 のベクトルを計算することと備える、C 10 に記載の方法。

[C 12]

前記第 2 のベクトル、または前記第 1 のベクトルのネガティブベクトルから前記ネガティブデータを生成することをさらに備える、C 11 に記載の方法。

20

[C 13]

前記ネガティブデータ上で分類器をトレーニングすることをさらに備える、C 10 に記載の方法。

[C 14]

前記ネガティブデータに少なくとも部分的に基づいて、少なくとも既存の既知クラス、既存の未知クラス、またはそれらの組合せの境界を変更することをさらに備える、C 10 に記載の方法。

[C 15]

未知クラスを検出するための装置であって、

少なくとも 1 つのメモリユニットと、

前記メモリユニットに結合された少なくとも 1 つのプロセッサと備え、前記少なくとも 1 つのプロセッサは、

第 1 の複数のクラスのための第 1 の分類器を生成することと、前記第 1 の分類器の出力が、少なくとも 2 の次元を有する、

入力データが前記第 1 の複数のクラスに属するのか少なくとも 1 つの第 2 のクラスに属するのかを決定するために、前記第 1 の分類器の前記出力を受信するように第 2 の分類器を設計することと

を行うように構成された、装置。

[C 16]

前記少なくとも 1 つのプロセッサは、前記入力データが前記第 1 の複数のクラスのうちの 1 つに属さないとき、前記入力データを少なくとも 1 つの未知クラスに分類するようさらに構成された、C 15 に記載の装置。

40

[C 17]

前記少なくとも 1 つのプロセッサが、前記第 1 の複数のクラスに属するデータと前記第 1 の複数のクラスに属さないデータとの例を用いて前記第 2 の分類器をトレーニングするようさらに構成された、C 15 に記載の装置。

[C 18]

前記第 1 の複数のクラスに属さない前記データが、合成的に生成されたネガティブデータを備える、C 17 に記載の装置。

50

[C 1 9]

前記合成的に生成されたネガティブデータが、前記第1の複数のクラスからの既知データの関数である、C 1 8 に記載の装置。

[C 2 0]

前記少なくとも1つのプロセッサが、前記第1の複数のクラスに属さない前記データに少なくとも部分的に基づいて、前記第1の複数のクラスのうちの少なくとも1つ、前記少なくとも1つの第2のクラスのうちの1つ、またはそれらの組合せの境界を変更するようさらに構成された、C 1 7 に記載の装置。

[C 2 1]

前記第1の複数のクラスが複数の既知クラスである、C 1 5 に記載の装置。

10

[C 2 2]

前記少なくとも1つの第2のクラスが、未知クラス、または前記第1の複数のクラスとは異なる複数のクラスを備える、C 1 5 に記載の装置。

[C 2 3]

前記第2の分類器が線形または非線形である、C 1 5 に記載の装置。

[C 2 4]

合成ネガティブデータを生成するための装置であって、

少なくとも1つのメモリユニットと、

前記メモリユニットに結合された少なくとも1つのプロセッサと
を備え、前記少なくとも1つのプロセッサが、

20

複数のクラスから既知データを取得することと、

前記既知データの関数としてネガティブデータを合成的に生成することと
を行うように構成された、

装置。

[C 2 5]

前記少なくとも1つのプロセッサが、

既知データのクラスタ中の各既知データポイントと、前記クラスタの重心との間の第1のベクトルを計算することと、

クラス固有クラスタの重心と、クラスに依存しないすべての既知データポイントの重心
との間の第2のベクトルを計算することと

30

を行うようにさらに構成された、C 2 4 に記載の装置。

[C 2 6]

前記少なくとも1つのプロセッサが、前記第2のベクトルまたは前記第1のベクトルの
ネガティブベクトルから前記ネガティブデータを生成するようにさらに構成された、C 2
5 に記載の装置。

[C 2 7]

前記少なくとも1つのプロセッサが、前記ネガティブデータ上で分類器をトレーニング
するようにさらに構成された、C 2 4 に記載の装置。

[C 2 8]

前記少なくとも1つのプロセッサが、前記ネガティブデータに少なくとも部分的に基づ
いて、少なくとも既存の既知クラス、既存の未知クラス、またはそれらの組合せの境界を
変更するようにさらに構成された、C 2 4 に記載の装置。

40

[C 2 9]

プログラムコードを記録した非一時的コンピュータ可読媒体であって、前記プログラム
コードは、プロセッサによって実行され、

第1の複数のクラスのための第1の分類器を生成することと、前記第1の分類器の出力
が、少なくとも2の次元を有するためのプログラムコードと、

入力データが前記第1の複数のクラスに属するのか少なくとも1つの第2のクラスに属
するのかを決定するために、前記第1の分類器の前記出力を受信するよう第2の分類器
を設計するためのプログラムコードと

50

を備える、非一時的コンピュータ可読媒体。

[C 3 0]

プログラムコードを記録した非一時的コンピュータ可読媒体であって、前記プログラムコードが、プロセッサによって実行され、

複数のクラスから既知データを取得するためのプログラムコードと、

前記既知データの関数としてネガティブデータを合成的に生成するためのプログラムコードと

を備える、非一時的コンピュータ可読媒体。

[C 3 1]

未知クラスを検出するための装置であって、

第1の複数のクラスのための第1の分類器を生成するための手段と、前記第1の分類器の出力が、少なくとも2の次元を有する、

入力データが前記第1の複数のクラスに属するのか少なくとも1つの第2のクラスに属するのかを決定するために、前記第1の分類器の前記出力を受信するように第2の分類器を設計するための手段と

を備える、装置。

[C 3 2]

合成ネガティブデータを生成するための装置であって、

複数のクラスから既知データを取得するための手段と、

前記既知データの関数としてネガティブデータを合成的に生成するための手段と

を備える、装置。

10

20

【図1】

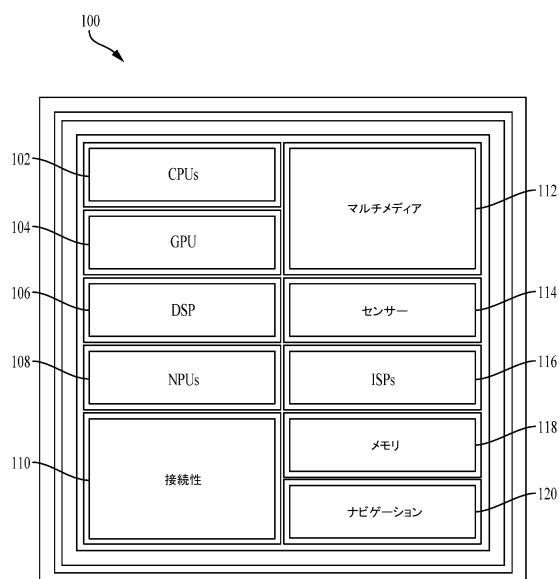


FIG. 1

【図2】

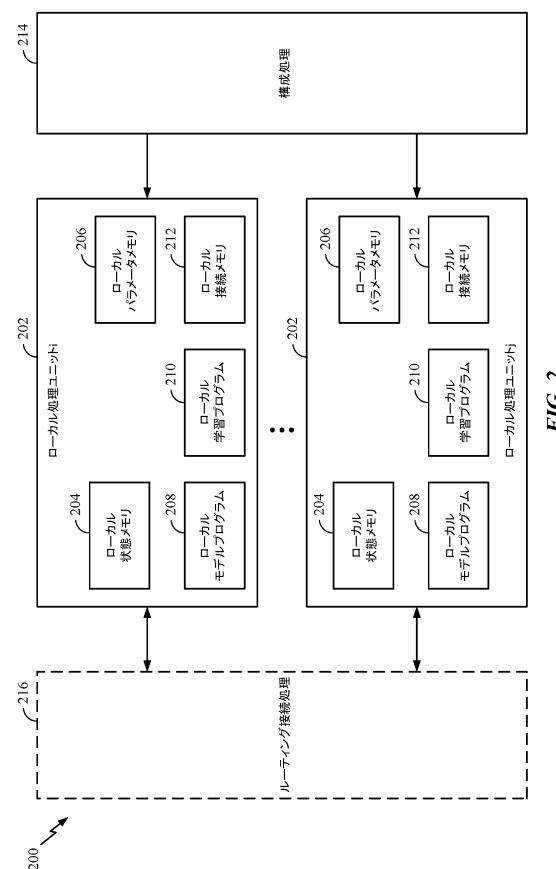


FIG. 2

【図3A】

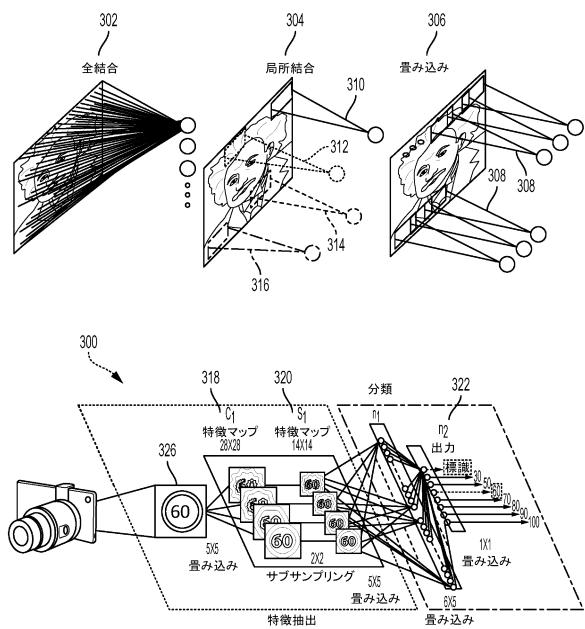


FIG. 3A

【図3B】

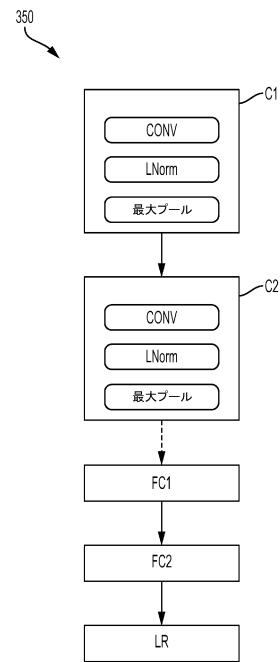


FIG. 3B

【図4】

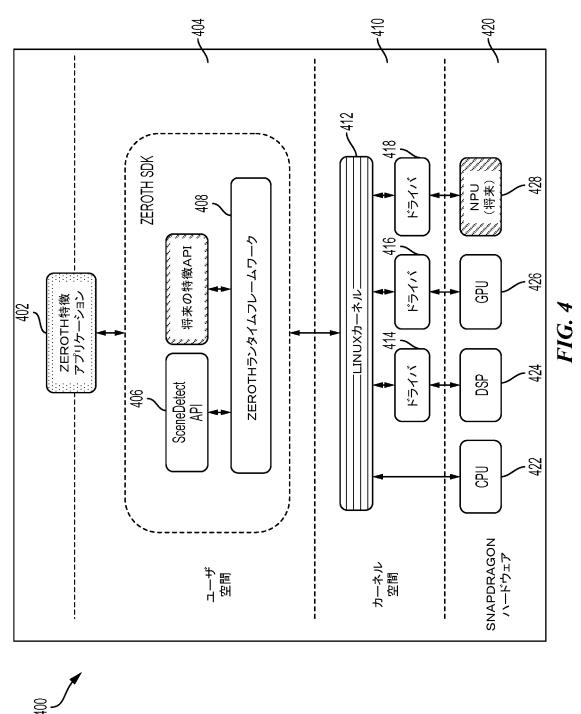


FIG. 4

【図5】

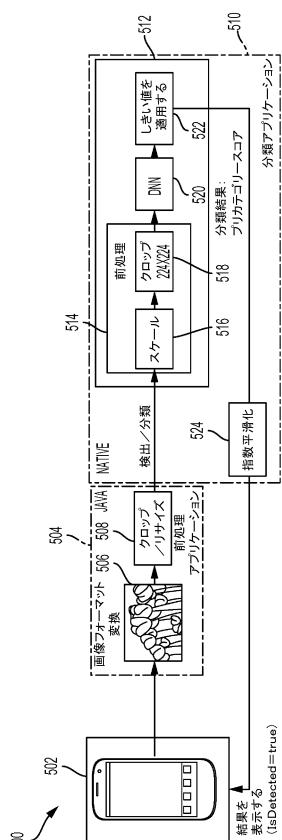


FIG. 5

【図 6】

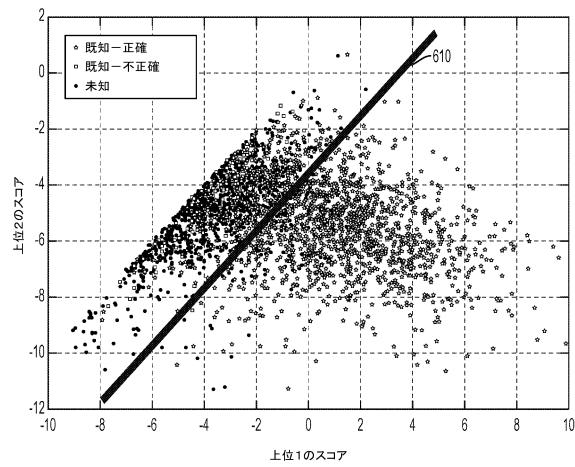


FIG. 6

【図 7】

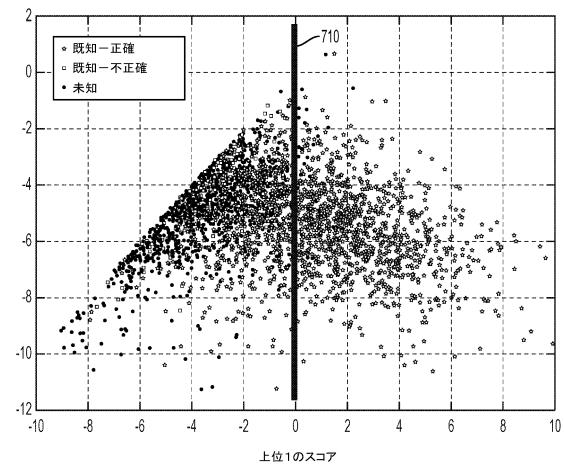


FIG. 7

【図 8 A】

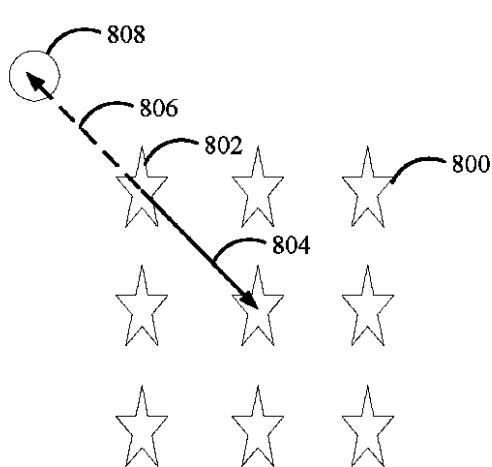


FIG. 8A

【図 8 B】

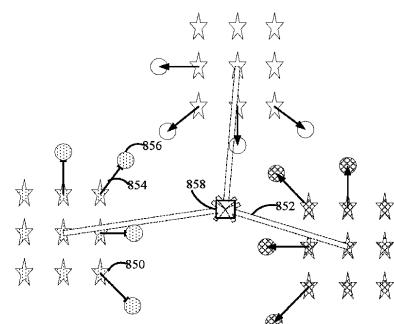


FIG. 8B

【図 9 A】

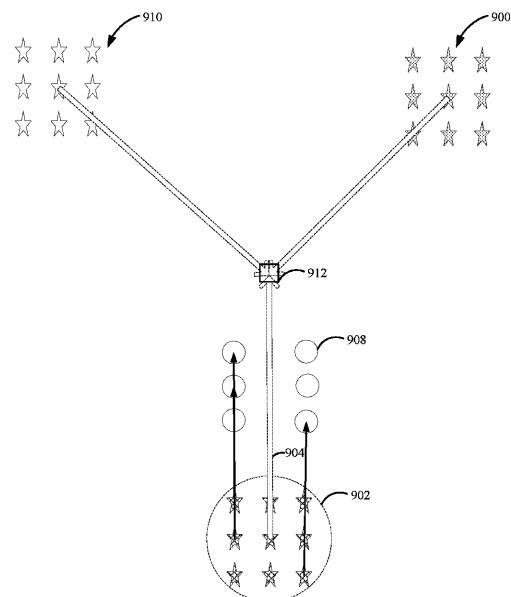


FIG. 9A

【図 9 B】

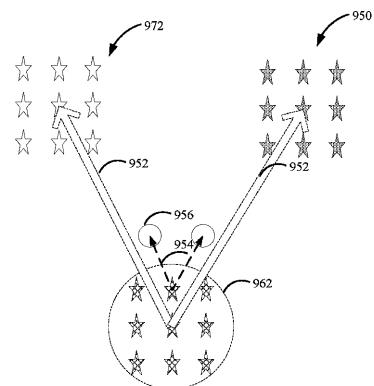


FIG. 9B

【図 10】

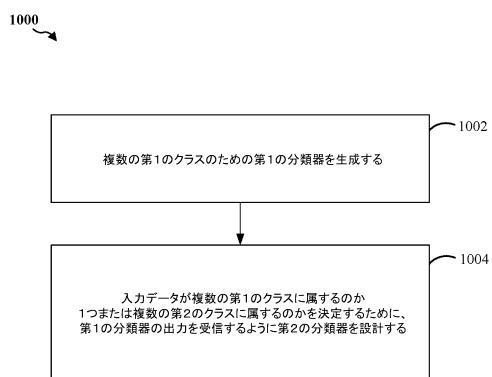


FIG. 10

【図 11】

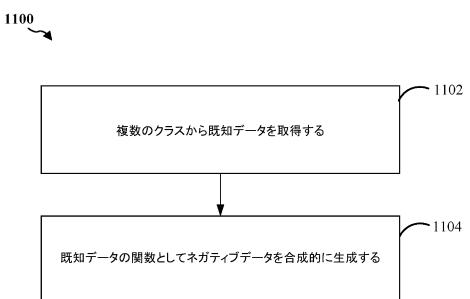


FIG. 11

【図12】

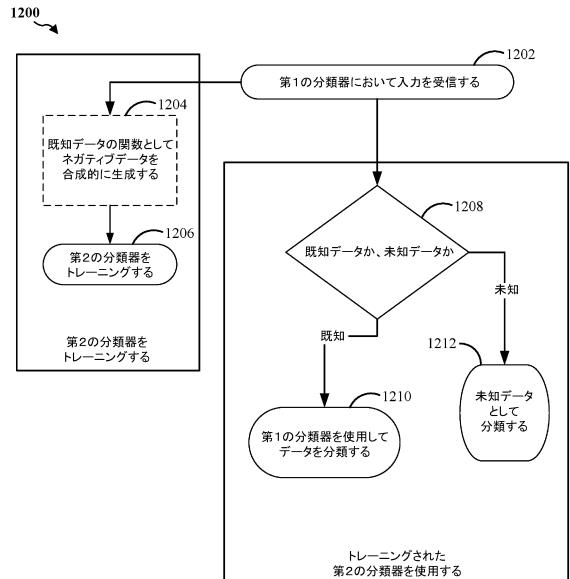


FIG. 12

フロントページの続き

(74)代理人 100184332

弁理士 中丸 慶洋

(72)発明者 マジュムダル、ソムデブ

アメリカ合衆国、カリフォルニア州 92121-1714、サン・ディエゴ、モアハウス・ドラ

イブ 5775

(72)発明者 リン、デシユ

アメリカ合衆国、カリフォルニア州 92121-1714、サン・ディエゴ、モアハウス・ドラ

イブ 5775

(72)発明者 トワル、レーガン・ブライス

アメリカ合衆国、カリフォルニア州 92121-1714、サン・ディエゴ、モアハウス・ドラ

イブ 5775

(72)発明者 サラ、アンソニー

アメリカ合衆国、カリフォルニア州 92121-1714、サン・ディエゴ、モアハウス・ドラ

イブ 5775

審査官 塚田 肇

(56)参考文献 特開2013-131172(JP, A)

国際公開第2009/090584(WO, A1)

YADAV, Balvant et al., Novelty Detection Applied to the Classification Problem Using Probabilistic Neural Network, Proceedings of 2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining, 2014年12月12日, pp.1-8

HELLER, Katherine A. et al., Bayesian Hierarchical Clustering, Proceedings of the 22nd international conference on Machine Learning, 2005年8月, pp.297-304

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

G 06 N 20 / 00