

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7276487号
(P7276487)

(45)発行日 令和5年5月18日(2023.5.18)

(24)登録日 令和5年5月10日(2023.5.10)

(51)国際特許分類 F I
G 0 6 N 20/00 (2019.01) G 0 6 N 20/00 1 3 0

請求項の数 5 (全30頁)

(21)出願番号	特願2021-553210(P2021-553210)	(73)特許権者	000005223 富士通株式会社 神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1 番1号
(86)(22)出願日	令和1年10月23日(2019.10.23)	(74)代理人	110002147 弁理士法人酒井国際特許事務所
(86)国際出願番号	PCT/JP2019/041574	(72)発明者	大川 佳寛 神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1 番1号 富士通株式会社内
(87)国際公開番号	WO2021/079440	審査官	局 成矢
(87)国際公開日	令和3年4月29日(2021.4.29)		
審査請求日	令和4年2月15日(2022.2.15)		

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 作成方法、作成プログラム及び情報処理装置

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

コンピュータが実行する作成方法であって、
精度変化の検出対象となるモデルを学習する場合に用いた第1訓練データセットを取得し、

前記第1訓練データセットを用いて第1検出モデルを学習し、
学習した前記第1検出モデルを用いて、前記第1訓練データセットに含まれる複数の訓練データのスコアをそれぞれ算出し、

前記スコアの算出結果を基にして、前記第1訓練データセットから一部の訓練データを除外した、第2訓練データセットを作成し、

前記第2訓練データセットを用いて、第2検出モデルを学習する
処理を実行することを特徴とする作成方法。

【請求項2】

前記第1訓練データセットに含まれる複数の訓練データは、クラスを識別するラベルが対応付けられ、前記作成する処理は、同一のクラスに対応する複数の訓練データのスコアの算出結果を基にして、前記第1訓練データセットから一部の訓練データを除外することで、前記第2訓練データセットを作成することを特徴とする請求項1に記載の作成方法。

【請求項3】

前記作成する処理は、クラス毎の複数の訓練データのスコアの算出結果を基にして、複数の第2訓練データセットを作成し、第2検出モデルを学習する処理は、前記複数の第2

10

20

訓練データセットを基にして、複数の第 2 検出モデルを学習することを特徴とする請求項 2 に記載の作成方法。

【請求項 4】

コンピュータに、
精度変化の検出対象となるモデルを学習する場合に用いた第 1 訓練データセットを取得し、

前記第 1 訓練データセットを用いて第 1 検出モデルを学習し、
学習した前記第 1 検出モデルを用いて、前記第 1 訓練データセットに含まれる複数の訓練データのスコアをそれぞれ算出し、

前記スコアの算出結果を基にして、前記第 1 訓練データセットから一部の訓練データを除外した、第 2 訓練データセットを作成し、

前記第 2 訓練データセットを用いて、第 2 検出モデルを学習する
処理を実行させることを特徴とする作成プログラム。

【請求項 5】

精度変化の検出対象となるモデルを学習する場合に用いた第 1 訓練データセットを取得し、前記第 1 訓練データセットを用いて第 1 検出モデルを学習する第 1 学習部と、

学習した前記第 1 検出モデルを用いて、前記第 1 訓練データセットに含まれる複数の訓練データのスコアをそれぞれ算出する算出部と、

前記スコアの算出結果を基にして、前記第 1 訓練データセットから一部の訓練データを除外した、第 2 訓練データセットを作成する作成部と、

前記第 2 訓練データセットを用いて、第 2 検出モデルを学習する第 2 学習部と
を有することを特徴とする情報処理装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、作成方法等に関する。

【背景技術】

【0002】

近年、企業等で利用されている情報システムに対して、データの判定機能、分類機能等を有する機械学習モデルの導入が進んでいる。以下、情報システムを「システム」と表記する。機械学習モデルは、システム開発時に学習させた教師データの通りに判定、分類を行うため、システム運用中に入力データの傾向が変化すると、機械学習モデルの精度が劣化する。

【0003】

図 27 は、入力データの傾向の変化による機械学習モデルの劣化を説明するための図である。ここで説明する機械学習モデルは、入力データを第 1 クラス、第 2 クラス、第 3 クラスのいずれかに分類するモデルであり、システム運用前に、教師データに基づき、予め学習されているものとする。教師データには、訓練データと、検証データとが含まれる。

【0004】

図 27 において、分布 1 A は、システム運用初期の入力データの分布を示す。分布 1 B は、システム運用初期から T 1 時間経過した時点の入力データの分布を示す。分布 1 C は、システム運用初期から更に T 2 時間経過した時点の入力データの分布を示す。時間経過に伴って、入力データの傾向（特徴量等）が変化するものとする。たとえば、入力データが画像であれば、同一の被写体を撮影した画像であっても、季節や時間帯に応じて、入力データの傾向が変化する。

【0005】

決定境界 3 は、モデル適用領域 3 a ~ 3 c の境界を示すものである。たとえば、モデル適用領域 3 a は、第 1 クラスに属する訓練データが分布する領域である。モデル適用領域 3 b は、第 2 クラスに属する訓練データが分布する領域である。モデル適用領域 3 c は、第 3 クラスに属する訓練データが分布する領域である。

10

20

30

40

50

【 0 0 0 6 】

星印は、第 1 クラスに属する入力データであり、機械学習モデルに入力した際に、モデル適用領域 3 a に分類されることが正しい。三角印は、第 2 クラスに属する入力データであり、機械学習モデルに入力した際に、モデル適用領域 3 b に分類されることが正しい。丸印は、第 3 クラスに属する入力データであり、機械学習モデルに入力した際に、モデル適用領域 3 a に分類されることが正しい。

【 0 0 0 7 】

分布 1 A では、全ての入力データが正常なモデル適用領域に分布している。すなわち、星印の入力データがモデル適用領域 3 a に位置し、三角印の入力データがモデル適用領域 3 b に位置し、丸印の入力データがモデル適用領域 3 c に位置している。

10

【 0 0 0 8 】

分布 1 B では、入力データの傾向が変化したため、全ての入力データが、正常なモデル適用領域に分布しているものの、星印の入力データの分布がモデル適用領域 3 b の方向に変化している。

【 0 0 0 9 】

分布 1 C では、入力データの傾向が更に変化し、星印の一部の入力データが、決定境界 3 を跨いで、モデル適用領域 3 b に移動しており、適切に分類されておらず、正解率が低下している（機械学習モデルの精度が劣化している）。

【 0 0 1 0 】

ここで、運用中の機械学習モデルの精度劣化を検出する技術として、 T^2 統計量（Hotelling's T-square）を用いる従来技術がある。この従来技術では、入力データおよび正常データ（訓練データ）のデータ群を主成分分析し、入力データの T^2 統計量を算出する。 T^2 統計量は、標準化した各主成分の原点からデータまでの距離の二乗を合計したものである。従来技術は、入力データ群の T^2 統計量の分布の変化を基にして、機械学習モデルの精度劣化を検知する。たとえば、入力データ群の T^2 統計量は、異常値データの割合に対応する。

20

【 先行技術文献 】

【 非特許文献 】

【 0 0 1 1 】

【文献】A. Shabbak and H. Midi, "An Improvement of the Hotelling Statistic in Monitoring Multivariate Quality Characteristics", *Mathematical Problems in Engineering* (2012) 1-15.

30

【 発明の概要 】

【 発明が解決しようとする課題 】

【 0 0 1 2 】

しかしながら、上述した従来技術では、画像データ等の高次元データに対して、 T^2 統計量を適用することが難しく、機械学習モデルの精度劣化を検知することができない。

【 0 0 1 3 】

たとえば、元々の情報量が非常に大きい高次元（数千～数万次元）データでは、主成分分析により次元を削減すると、ほとんどの情報が失われてしまう。そのため、分類や判定を行うための重要な情報（特徴量）まで落ちてしまい、異常データを上手く検知することができず、機械学習モデルの精度劣化を検知することができない。

40

【 0 0 1 4 】

1 つの側面では、本発明は、機械学習モデルの精度劣化を検知することができる作成方法、作成プログラム及び情報処理装置を提供することを目的とする。

【 課題を解決するための手段 】

【 0 0 1 5 】

第 1 の案では、コンピュータは、次の処理を実行する。コンピュータは、精度変化の検出対象となるモデルを学習する場合に用いた第 1 訓練データセットを取得する。コンピュータは、第 1 訓練データセットを用いて第 1 検出モデルを学習する。コンピュータは、学

50

習した第1検出モデルを用いて、第1訓練データセットに含まれる複数の訓練データのスコアをそれぞれ算出する。コンピュータは、スコアの算出結果を基にして、第1訓練データセットから一部の訓練データを除外した、第2訓練データセットを作成し、第2訓練データセットを用いて、第2検出モデルを学習する。

【発明の効果】

【0016】

機械学習モデルの精度劣化を検知することができる。

【図面の簡単な説明】

【0017】

【図1】図1は、参考技術を説明するための図である。

10

【図2】図2は、監視対象の機械学習モデルの精度劣化を検知する仕組みを説明するための図である。

【図3】図3は、参考技術によるモデル適用領域の一例を示す図(1)である。

【図4】図4は、参考技術によるモデル適用領域の一例を示す図(2)である。

【図5】図5は、本実施例に係る情報処理装置の処理を説明するための図(1)である。

【図6】図6は、本実施例に係る情報処理装置の処理を説明するための図(2)である。

【図7】図7は、本実施例に係る情報処理装置の効果を説明するための図である。

【図8】図8は、本実施例に係る情報処理装置の構成を示す機能ブロック図である。

【図9】図9は、訓練データセットのデータ構造の一例を示す図である。

【図10】図10は、機械学習モデルの一例を説明するための図である。

20

【図11】図11は、インスペクターテーブルのデータ構造の一例を示す図である。

【図12】図12は、訓練データテーブルのデータ構造の一例を示す図である。

【図13】図13は、運用データテーブルのデータ構造の一例を示す図である。

【図14】図14は、インスペクターM0の分類面の一例を示す図である。

【図15】図15は、インスペクターM0, M2の分類面を比較する図である。

【図16】図16は、各インスペクターの分類面を示す図である。

【図17】図17は、全てのインスペクターの分類面を重ねた分類面の一例を示す図である。

【図18】図18は、出力結果テーブルのデータ構造の一例を示す図である。

【図19】図19は、出力結果テーブルの出力結果のデータ構造の一例を示す図である。

30

【図20】図20は、検出部の処理を説明するための図(1)である。

【図21】図21は、時間経過に伴う運用データセットの変化を示す図である。

【図22】図22は、検出部の処理を説明するための図(2)である。

【図23】図23は、精度劣化情報のグラフの一例を示す図である。

【図24】図24は、本実施例に係る情報処理装置の処理手順を示すフローチャート(1)である。

【図25】図25は、本実施例に係る情報処理装置の処理手順を示すフローチャート(2)である。

【図26】図26は、本実施例に係る情報処理装置と同様の機能を実現するコンピュータのハードウェア構成の一例を示す図である。

40

【図27】図27は、入力データの傾向の変化による機械学習モデルの劣化を説明するための図である。

【発明を実施するための形態】

【0018】

以下に、本願の開示する作成方法、作成プログラム及び情報処理装置の実施例を図面に基づいて詳細に説明する。なお、この実施例によりこの発明が限定されるものではない。

【実施例】

【0019】

本実施例の説明を行う前に、機械学習モデルの精度劣化を検知する参考技術について説明する。参考技術では、異なる条件でモデル適用領域を狭めた複数の監視器を用いて、機

50

機械学習モデルの精度劣化を検知する。以下の説明では、監視器を「インスペクター」と表記する。

【 0 0 2 0 】

図 1 は、参考技術を説明するための図である。機械学習モデル 1 0 は、教師データを用いて機械学習した機械学習モデルである。参考技術では、機械学習モデル 1 0 の精度劣化を検知する。たとえば、教師データには、訓練データと、検証データとが含まれる。訓練データは、機械学習モデル 1 0 のパラメータを機械学習する場合に用いられるものであり、正解ラベルが対応付けられる。検証データは、機械学習モデル 1 0 を検証する場合に用いられるデータである。

【 0 0 2 1 】

インスペクター 1 1 A , 1 1 B , 1 1 C は、それぞれ異なる条件でモデル適用領域が狭められ、異なる決定境界を有する。インスペクター 1 1 A ~ 1 1 C は、それぞれ決定境界が異なるため、同一の入力データを入力しても、出力結果が異なる場合がある。参考技術では、インスペクター 1 1 A ~ 1 1 C の出力結果の違いを基にして、機械学習モデル 1 0 の精度劣化を検知する。図 1 に示す例では、インスペクター 1 1 A ~ 1 1 C を示すが、他のインスペクターを用いて、精度劣化を検知してもよい。インスペクター 1 1 A ~ 1 1 C のモデルには D N N (Deep Neural Network) を利用する。

【 0 0 2 2 】

図 2 は、監視対象の機械学習モデルの精度劣化を検知する仕組みを説明するための図である。図 2 では、インスペクター 1 1 A , 1 1 B を用いて説明を行う。インスペクター 1 1 A の決定境界を決定境界 1 2 A とし、インスペクター 1 1 B の決定境界を決定境界 1 2 B とする。決定境界 1 2 A と、決定境界 1 2 B との位置はそれぞれ異なっており、モデル適用領域が異なる。

【 0 0 2 3 】

入力データがモデル適用領域 4 A に位置する場合には、入力データは、インスペクター 1 1 A によって、第 1 クラスに分類される。入力データがモデル適用領域 5 A に位置する場合には、入力データは、インスペクター 1 1 A によって、第 2 クラスに分類される。

【 0 0 2 4 】

入力データがモデル適用領域 4 B に位置する場合には、入力データは、インスペクター 1 1 B によって、第 1 クラスに分類される。入力データがモデル適用領域 5 B に位置する場合には、入力データは、インスペクター 1 1 B によって、第 2 クラスに分類される。

【 0 0 2 5 】

たとえば、運用初期の時間 T 1 において、入力データ D_{T1} をインスペクター 1 1 A に入力すると、入力データ D_{T1} はモデル適用領域 4 A に位置するため、「第 1 クラス」に分類される。入力データ D_{T1} をインスペクター 1 1 B に入力すると、入力データ D_{T1} はモデル適用領域 4 B に位置するため、「第 1 クラス」に分類される。入力データ D_{T1} を入力した場合の分類結果が、インスペクター 1 1 A と、インスペクター 1 1 B とで同一であるため「劣化なし」と判定される。

【 0 0 2 6 】

運用初期から時間経過した時間 T 2 において、入力データの傾向が変化して、入力データ D_{T2} となる。入力データ D_{T2} をインスペクター 1 1 A に入力すると、入力データ D_{T2} はモデル適用領域 4 A に位置するため、「第 1 クラス」に分類される。一方、入力データ D_{T2} をインスペクター 1 1 B に入力すると、入力データ D_{T2} はモデル適用領域 4 B に位置するため、「第 2 クラス」に分類される。入力データ D_{T2} を入力した場合の分類結果が、インスペクター 1 1 A と、インスペクター 1 1 B とで異なるため「劣化あり」と判定される。

【 0 0 2 7 】

ここで、参考技術では、異なる条件でモデル適用領域を狭めたインスペクターを作成する場合、訓練データの数を削減する。たとえば、参考技術では、各インスペクターの訓練データをランダムに削減する。また、参考技術では、インスペクター毎に削減する訓練デ

10

20

30

40

50

ータの数を変更する。

【0028】

図3は、参考技術によるモデル適用領域の一例を示す図(1)である。図3に示す例では、訓練データの分布20A, 20B, 20Cを示す。分布20Aは、インスペクター11Aを作成する場合に用いる訓練データの分布である。分布20Bは、インスペクター11Bを作成する場合に用いる訓練データの分布である。分布20Cは、インスペクター11Cを作成する場合に用いる訓練データの分布である。

【0029】

星印は、正解ラベルが第1クラスの訓練データである。三角印は、正解ラベルが第2クラスの訓練データである。丸印は、正解ラベルが第3クラスの訓練データである。

10

【0030】

各インスペクターを作成する場合に用いる訓練データの数は、数の多い順に、インスペクター11A、インスペクター11B、インスペクター11Cの順となる。

【0031】

分布20Aにおいて、第1クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域21Aとなる。第2クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域22Aとなる。第3クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域23Aとなる。

【0032】

分布20Bにおいて、第1クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域21Bとなる。第2クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域22Bとなる。第3クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域23Bとなる。

20

【0033】

分布20Cにおいて、第1クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域21Cとなる。第2クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域22Cとなる。第3クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域23Cとなる。

【0034】

しかしながら、訓練データの数を削減しても、必ずしも、図3で説明したように、モデル適用領域が狭くならない場合がある。図4は、参考技術によるモデル適用領域の一例を示す図(2)である。図4に示す例では、訓練データの分布24A, 24B, 24Cを示す。分布24Aは、インスペクター11Aを作成する場合に用いる訓練データの分布である。分布24Bは、インスペクター11Bを作成する場合に用いる訓練データの分布である。分布24Cは、インスペクター11Cを作成する場合に用いる訓練データの分布である。星印、三角印、丸印の訓練データの説明は、図3で行った説明と同様である。

30

【0035】

各インスペクターを作成する場合に用いる訓練データの数は、数の多い順に、インスペクター11A、インスペクター11B、インスペクター11Cの順となる。

【0036】

分布24Aにおいて、第1クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域25Aとなる。第2クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域26Aとなる。第3クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域27Aとなる。

40

【0037】

分布24Bにおいて、第1クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域25Bとなる。第2クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域26Bとなる。第3クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域27Bとなる。

【0038】

分布24Cにおいて、第1クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域25Cとなる。第2クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域26Cとなる。第3クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域27Cとなる。

【0039】

上記のように、図3で説明した例では、訓練データの数に応じて、各モデル適用領域が

50

狭くなっているが、図 4 で説明した例では、訓練データの数によらず、各モデル適用領域が狭くなっていない。

【 0 0 4 0 】

参考技術では、どの訓練データを削除すれば、モデル適用領域がどの程度狭くなるのか未知であるため、モデル適用領域を、意図的に分類クラスを指定しながら任意の広さに調整することが困難である。そのため、訓練データを削除して作成したインスペクターのモデル適用領域が狭くならないケースがある。インスペクターのモデル適用領域が狭くならなかった場合、作り直しの工数がかかる。

【 0 0 4 1 】

すなわち、参考技術では、指定した分類クラスのモデル適用領域を狭めた複数のインスペクターを作成することができていない。

10

【 0 0 4 2 】

次に、本実施例に係る情報処理装置の処理について説明する。情報処理装置は、監視対象の機械学習モデルと同じ訓練データのデータセットから、スコアの低い訓練データを分類クラス毎に除外して学習させることで、モデル適用領域を狭める。以下の説明では、訓練データのデータセットを「訓練データセット」と表記する。訓練データセットには、複数の訓練データが含まれる。

【 0 0 4 3 】

図 5 は、本実施例に係る情報処理装置の処理を説明するための図 (1) である。図 5 では、説明の便宜上、訓練データの正解ラベル (分類クラス) が、第 1 クラスまたは第 2 クラスである場合について説明する。丸印は、正解ラベルが第 1 クラスの訓練データである。三角印は、正解ラベルが第 2 クラスの訓練データである。

20

【 0 0 4 4 】

分布 3 0 A は、インスペクター 1 1 A を作成する訓練データセットの分布を示す。インスペクター 1 1 A を作成する訓練データセットは、監視対象の機械学習モデルを学習する場合に用いる訓練データセットと同じであるものとする。第 1 クラスのモデル適用領域 3 1 A と、第 2 クラスのモデル適用領域 3 2 A との決定境界を、決定境界 3 3 A とする。

【 0 0 4 5 】

インスペクター 1 1 A に、既存の学習モデル (D N N) を用いた場合、各訓練データに対するスコアの値は、その学習モデルの決定境界に近いほど、小さな値となる。従って、複数の訓練データのうち、スコアの小さな訓練データを訓練データセットから除外することで、学習モデルの適用領域を狭めたインスペクターを生成することができる。

30

【 0 0 4 6 】

分布 3 0 A において、領域 3 4 に含まれる各訓練データは、決定境界 3 3 A から離れているため、スコアが高い。領域 3 5 に含まれている各訓練データは、決定境界 3 3 A から近いため、スコアが低い。情報処理装置は、分布 3 0 A に含まれる訓練データセットから、領域 3 5 に含まれる各訓練データを削除した、新たな訓練データセットを作成する。

【 0 0 4 7 】

情報処理装置は、新たな訓練データセットによって、学習モデルを学習することで、インスペクター 1 1 B を作成する。分布 3 0 B は、インスペクター 1 1 B を作成する訓練データセットの分布を示す。第 1 クラスのモデル適用領域 3 1 B と、第 2 クラスのモデル適用領域 3 2 B との決定境界を、決定境界 3 3 B とする。新たな訓練データセットでは、決定境界 3 3 A に近い領域 3 5 の各訓練データが除外されているため、決定境界 3 3 B の位置が移動し、第 1 クラスのモデル適用領域 3 1 B が、第 1 クラスのモデル適用領域 3 1 A よりも狭くなっている。

40

【 0 0 4 8 】

図 6 は、本実施例に係る情報処理装置の処理を説明するための図 (2) である。本実施例に係る情報処理装置は、特定の分類クラスのモデル適用範囲を狭めたインスペクターを作成することが可能である。情報処理装置は、訓練データから分類クラスを指定して、スコアの低いデータを除外することで、特定のクラスのモデル適用領域を狭めることができ

50

る。

【0049】

ここで、各訓練データには、分類クラスを示す正解ラベルが対応付けられている。情報処理装置が、第1クラスに対応するモデル適用領域を狭めたインスペクター11Bを作成する処理について説明する。情報処理装置は、正解ラベル「第1クラス」に対応する訓練データのうち、スコアの低い訓練データを除外した第1訓練データセットを用いて、学習を行う。

【0050】

分布30Aは、インスペクター11Aを作成する訓練データセットの分布を示す。インスペクター11Aを作成する訓練データセットは、監視対象の機械学習モデルを学習する場合に用いる訓練データセットと同じものとする。第1クラスのモデル適用領域31Aと、第2クラスのモデル適用領域32Aとの決定境界を、決定境界33Aとする。

10

【0051】

情報処理装置は、分布30Aに含まれる訓練データセットにおいて、正解ラベル「第1クラス」に対応する訓練データのスコアを算出し、スコアが閾値未満となる訓練データを特定する。情報処理装置は、特定した訓練データを、分布30Aに含まれる訓練データセットから除外した新たな訓練データセット(第1訓練データセット)を作成する。

【0052】

情報処理装置は、第1訓練データセットによって、学習モデルを学習することで、インスペクター11Bを作成する。分布30Bは、インスペクター11Bを作成する訓練データの分布を示す。第1クラスのモデル適用領域31Bと、第2クラスのモデル適用領域32Bとの決定境界を、決定境界33Bとする。第1訓練データセットでは、決定境界33Aに近い各訓練データが除外されているため、決定境界33Bの位置が移動し、第1クラスのモデル適用領域31Bが、第1クラスのモデル適用領域31Aよりも狭くなっている。

20

【0053】

続いて、情報処理装置が、第2クラスに対応するモデル適用領域を狭めたインスペクター11Cを作成する処理について説明する。情報処理装置は、正解ラベル「第2クラス」に対応する訓練データのうち、スコアの低い訓練データを除外した第2訓練データセットを用いて、学習を行う。

【0054】

情報処理装置は、分布30Aに含まれる訓練データセットにおいて、正解ラベル「第2クラス」に対応する訓練データのスコアを算出し、スコアが閾値未満となる訓練データを特定する。情報処理装置は、特定した訓練データを、分布30Aに含まれる訓練データセットから除外した新たな訓練データセット(第2訓練データセット)を作成する。

30

【0055】

情報処理装置は、第2訓練データセットによって、学習モデルを学習することで、インスペクター11Cを作成する。分布30Cは、インスペクター11Cを作成する訓練データの分布を示す。第1クラスのモデル適用領域31Cと、第2クラスのモデル適用領域32Cとの決定境界を、決定境界33Cとする。第2訓練データ群では、決定境界33Aに近い各訓練データが除外されているため、決定境界33Cの位置が移動し、第2クラスのモデル適用領域32Cが、第2クラスのモデル適用領域32Aよりも狭くなっている。

40

【0056】

上記のように、本実施例に係る情報処理装置は、監視対象の機械学習モデルと同じ訓練データから、スコアの低い訓練データを分類クラス毎に除外して学習させることで、モデル適用領域を狭めることができる。

【0057】

図7は、本実施例に係る情報処理装置の効果を説明するための図である。参考技術および本実施例に係る情報処理装置は、機械学習モデル10の学習で使用した訓練データセットを用いて学習モデルを学習することで、インスペクター11Aを作成する。

【0058】

50

参考技術では、機械学習モデル10の学習で使用した訓練データセットから、訓練データをランダムに除外した新たな訓練データセットを作成する。参考技術では、作成した新たな訓練データセットを用いて学習モデルを学習することで、インスペクター11Bを作成する。参考技術のインスペクター11Bにおいて、第1クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域25Bとなる。第2クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域26Bとなる。第3クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域27Bとなる。

【0059】

ここで、モデル適用領域25Aと、モデル適用領域25Bとを比較すると、モデル適用領域25Bが狭くなっていない。同様に、モデル適用領域26Aと、モデル適用領域26Bとを比較すると、モデル適用領域26Bが狭くなっていない。モデル適用領域27Aと、モデル適用領域27Bとを比較すると、モデル適用領域27Bが狭くなっていない。

10

【0060】

一方、本実施例に係る情報処理装置は、機械学習モデル10の学習で使用した訓練データセットから、スコアの低い訓練データを除外した新たな訓練データセットを作成する。情報処理装置は、作成した新たな訓練データセットを用いて学習モデルを学習することで、インスペクター11Bを作成する。本実施例に係るインスペクター11Bにおいて、第1クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域35Bとなる。第2クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域36Bとなる。第3クラスのモデル適用領域は、モデル適用領域37Bとなる。

【0061】

ここで、モデル適用領域25Aと、モデル適用領域35Bとを比較すると、モデル適用領域35Bが狭くなっている。

20

【0062】

上記のように、本実施例に係る情報処理装置によれば、機械学習モデル10の学習で使用した訓練データセットから、スコアの低い訓練データを除外した新たな訓練データセットを作成することで、インスペクターのモデル適用領域を必ず狭めることができる。これにより、モデル適用領域が狭まらなかった場合に必要なインスペクターの作り直しなどの工程を削減できる。

【0063】

また、本実施例に係る情報処理装置によれば、特定の分類クラスのモデル適用範囲を狭めたインスペクターを作成することが可能となる。削減する訓練データのクラスを変えることで、必ず異なるモデル適用領域のインスペクターを作成できるため、モデル精度劣化の検知で求められる要件「異なるモデル適用領域の複数のインスペクター」をそれぞれ作成することができる。また、作成したインスペクターを用いることで、検知した精度劣化の原因を説明することが可能となる。

30

【0064】

次に、本実施例に係る情報処理装置の構成の一例について説明する。図8は、本実施例に係る情報処理装置の構成を示す機能ブロック図である。図8に示すように、この情報処理装置100は、通信部110と、入力部120と、表示部130と、記憶部140と、制御部150とを有する。

40

【0065】

通信部110は、ネットワークを介して、外部装置(図示略)とデータ通信を実行する処理部である。通信部110は、通信装置の一例である。後述する制御部150は、通信部110を介して、外部装置とデータをやり取りする。

【0066】

入力部120は、情報処理装置100に対して各種の情報を入力するための入力装置である。入力部120は、キーボードやマウス、タッチパネル等に対応する。

【0067】

表示部130は、制御部150から出力される情報を表示する表示装置である。表示部130は、液晶ディスプレイ、有機EL(Electro Luminescence)ディスプレイ、タッ

50

チパネル等に対応する。

【0068】

記憶部140は、教師データ141、機械学習モデルデータ142、インスペクターテーブル143、訓練データテーブル144、運用データテーブル145、出力結果テーブル146を有する。記憶部140は、RAM(Random Access Memory)、フラッシュメモリ(Flash Memory)などの半導体メモリ素子や、HDD(Hard Disk Drive)などの記憶装置に対応する。

【0069】

教師データ141は、訓練データセット141aと、検証データ141bを有する。訓練データセット141aは、訓練データに関する各種の情報を保持する。

10

【0070】

図9は、訓練データセットのデータ構造の一例を示す図である。図9に示すように、この訓練データセットは、レコード番号と、訓練データと、正解ラベルとを対応付ける。レコード番号は、訓練データと、正解ラベルとの組を識別する番号である。訓練データは、メールスパムのデータ、電気需要予測、株価予測、ポーカーハンドのデータ、画像データ等に対応する。正解ラベルは、第1クラス、第2クラス、第3クラスの各分類クラスのうち、いずれかの分類クラスを一意に識別する情報である。

【0071】

検証データ141bは、訓練データセット141aによって学習された機械学習モデルを検証するためのデータである。検証データ141bは、正解ラベルが付与される。たとえば、検証データ141bを、機械学習モデルに入力した場合に、機械学習モデルから出力される出力結果が、検証データ141bに付与される正解ラベルに一致する場合、訓練データセット141aによって、機械学習モデルが適切に学習されたことを意味する。

20

【0072】

機械学習モデルデータ142は、機械学習モデルのデータである。図10は、機械学習モデルの一例を説明するための図である。図10に示すように、機械学習モデル50は、ニューラルネットワークの構造を有し、入力層50a、隠れ層50b、出力層50cを持つ。入力層50a、隠れ層50b、出力層50cは、複数のノードがエッジで結ばれる構造となっている。隠れ層50b、出力層50cは、活性化関数と呼ばれる関数とバイアス値とを持ち、エッジは、重みを持つ。以下の説明では、バイアス値、重みを「パラメータ」と表記する。

30

【0073】

入力層50aに含まれる各ノードに、データ(データの特徴量)を入力すると、隠れ層50bを通して、出力層50cのノード51a, 51b, 51cから、各クラスの確率が出力される。たとえば、ノード51aから、第1クラスの確率が出力される。ノード51bから、第2クラスの確率が出力される。ノード51cから、第3クラスの確率が出力される。各クラスの確率は、出力層50cの各ノードから出力される値を、ソフトマックス(Softmax)関数に入力することで、算出される。本実施例では、ソフトマックス関数に入力する前の値を「スコア」と表記する。

【0074】

たとえば、正解ラベル「第1クラス」に対応する訓練データを、入力層50aに含まれる各ノードに入力した場合に、ノード51aから出力される値であって、ソフトマックス関数に入力する前の値を、入力した訓練データのスコアとする。正解ラベル「第2クラス」に対応する訓練データを、入力層50aに含まれる各ノードに入力した場合に、ノード51bから出力される値であって、ソフトマックス関数に入力する前の値を、入力した訓練データのスコアとする。正解ラベル「第3クラス」に対応する訓練データを、入力層50aに含まれる各ノードに入力した場合に、ノード51cから出力される値であって、ソフトマックス関数に入力する前の値を、入力した訓練データのスコアとする。

40

【0075】

機械学習モデル50は、教師データ141の訓練データセット141aと、検証データ

50

141bとを基にして、学習済みであるものとする。機械学習モデル50の学習では、訓練データセット141aの各訓練データを入力層50aに入力した場合、出力層50cの各ノードの出力結果が、入力した訓練データの正解ラベルに近づくように、機械学習モデル50のパラメータが学習（誤差逆伝播法による学習）される。

【0076】

図8の説明に戻る。インスペクターテーブル143は、機械学習モデル50の精度劣化を検知する複数のインスペクターのデータを保持するテーブルである。図11は、インスペクターテーブルのデータ構造の一例を示す図である。図11に示すように、このインスペクターテーブル143は、識別情報と、インスペクターとを対応付ける。識別情報は、インスペクターを識別する情報である。インスペクターは、モデル識別情報に対応するインスペクターのデータである。インスペクターのデータは、図10で説明した機械学習モデル50と同様にして、ニューラルネットワークの構造を有し、入力層、隠れ層、出力層を持つ。また、各インスペクターには、それぞれ異なるパラメータが設定される。

10

【0077】

以下の説明では、識別情報「M0」のインスペクターを、「インスペクターM0」と表記する。識別情報「M1」のインスペクターを、「インスペクターM1」と表記する。識別情報「M2」のインスペクターを、「インスペクターM2」と表記する。識別情報「M3」のインスペクターを、「インスペクターM3」と表記する。

【0078】

訓練データテーブル144は、各インスペクターを学習するための複数の訓練データセットを有する。図12は、訓練データテーブルのデータ構造の一例を示す図である。図12に示すように、訓練データテーブル144は、データ識別情報と、訓練データセットとを有する。データ識別情報は、訓練データセットを識別する情報である。訓練データセットは、各インスペクターを学習する場合に用いられる訓練データセットである。

20

【0079】

データ識別情報「D1」の訓練データセットは、訓練データセット141aから、スコアの低い、正解ラベル「第1クラス」の訓練データを除外した訓練データセットである。以下の説明では、データ識別情報「D1」の訓練データセットを、「訓練データセットD1」と表記する。

【0080】

データ識別情報「D2」の訓練データセットは、訓練データセット141aから、スコアの低い、正解ラベル「第2クラス」の訓練データを除外した訓練データセットである。以下の説明では、データ識別情報「D2」の訓練データセットを、「訓練データセットD2」と表記する。

30

【0081】

データ識別情報「D3」の訓練データセットは、訓練データセット141aから、スコアの低い、正解ラベル「第3クラス」の訓練データを除外した訓練データセットである。以下の説明では、データ識別情報「D3」の訓練データセットを、「訓練データセットD3」と表記する。

【0082】

運用データテーブル145は、時間経過に伴って、追加される運用データセットを有する。図13は、運用データテーブルのデータ構造の一例を示す図である。図13に示すように、運用データテーブル145は、データ識別情報と、運用データセットとを有する。データ識別情報は、運用データセットを識別する情報である。運用データセットは、複数の運用データが含まれる。運用データは、メールスパムのデータ、電気需要予測、株価予測、ポーカーハンドのデータ、画像データ等に対応する。

40

【0083】

データ識別情報「C0」の運用データセットは、運用開始時（ $t = 0$ ）において収集された運用データセットである。以下の説明では、データ識別情報「C0」の運用データセットを、「運用データセットC0」と表記する。

50

【 0 0 8 4 】

データ識別情報「C 1」の運用データセットは、運用開始時から T 1 時間経過後に収集された運用データセットである。以下の説明では、データ識別情報「C 1」の運用データセットを、「運用データセット C 1」と表記する。

【 0 0 8 5 】

データ識別情報「C 2」の運用データセットは、運用開始時から T 2 (T 2 > T 1) 時間経過後に収集された運用データセットである。以下の説明では、データ識別情報「C 2」の運用データセットを、「運用データセット C 2」と表記する。

【 0 0 8 6 】

データ識別情報「C 3」の運用データセットは、運用開始時から T 3 (T 3 > T 2) 時間経過後に収集された運用データセットである。以下の説明では、データ識別情報「C 3」の運用データセットを、「運用データセット C 3」と表記する。

10

【 0 0 8 7 】

図示を省略するが、運用データセット C 0 ~ C 3 に含まれる各運用データには、運用データを一意に識別する「運用データ識別情報」が付与されるものとする。運用データセット C 0 ~ C 3 は、外部装置から情報処理装置 1 0 0 にデータストリームされ、情報処理装置 1 0 0 は、データストリームされた運用データセット C 0 ~ C 3 を、運用データテーブル 1 4 5 に登録する。

【 0 0 8 8 】

出力結果テーブル 1 4 6 は、各インスペクター M 0 ~ M 3 に、各運用データセット C 0 ~ C 3 を入力した際の、各インスペクター M 0 ~ M 3 の出力結果を登録するテーブルである。

20

【 0 0 8 9 】

図 8 の説明に戻る。制御部 1 5 0 は、第 1 学習部 1 5 1、算出部 1 5 2、作成部 1 5 3、第 2 学習部 1 5 4、取得部 1 5 5、検出部 1 5 6 を有する。制御部 1 5 0 は、CPU (Central Processing Unit) や MPU (Micro Processing Unit) などによって実現できる。また、制御部 1 5 0 は、ASIC (Application Specific Integrated Circuit) や FPGA (Field Programmable Gate Array) などのハードワイヤードロジックによっても実現できる。

【 0 0 9 0 】

第 1 学習部 1 5 1 は、訓練データセット 1 4 1 a を取得し、訓練データセット 1 4 1 a を基にして、学習モデルのパラメータを学習することで、インスペクター M 0 を作成する処理部である。訓練データセット 1 4 1 a は、機械学習モデル 5 0 を学習する場合に用いられた訓練データセットである。学習モデルは、機械学習モデル 5 0 と同様にして、ニューラルネットワークの構造を有し、入力層、隠れ層、出力層を持つ。また、学習データには、パラメータ (パラメータの初期値) が設定される。

30

【 0 0 9 1 】

第 1 学習部 1 5 1 は、訓練データセット 1 4 1 a の訓練データを、学習モデルの入力層に入力した場合、出力層の各ノードの出力結果が、入力した訓練データの正解ラベルに近づくように、学習モデルのパラメータを更新する (誤差逆伝播法による学習) 。第 1 学習部 1 5 1 は、作成したインスペクター M 0 のデータを、インスペクターテーブル 1 4 3 に登録する。

40

【 0 0 9 2 】

図 1 4 は、インスペクター M 0 の分類面の一例を示す図である。一例として、分類面を 2 軸で示す。分類面の横軸は、データの第 1 特徴量に対応する軸であり、縦軸は、第 2 特徴量に対応する軸である。なお、データは、3 次元以上のデータであってもよい。インスペクター M 0 の決定境界は、決定境界 6 0 となる。インスペクター M 0 の第 1 クラスに対するモデル適用領域は、モデル適用領域 6 0 A となる。モデル適用領域 6 0 A には、第 1 クラスに対応する複数の訓練データ 6 1 A が含まれる。

【 0 0 9 3 】

50

インスペクター M 0 の第 2 クラスに対するモデル適用領域は、モデル適用領域 6 0 B となる。モデル適用領域 6 0 B には、第 2 クラスに対応する複数の訓練データ 6 1 B が含まれる。インスペクター M 0 の第 3 クラスに対するモデル適用領域は、モデル適用領域 6 0 C となる。モデル適用領域 6 0 C には、第 2 クラスに対応する複数の訓練データ 6 1 C が含まれる。

【 0 0 9 4 】

インスペクター M 0 の決定境界 6 0、各モデル適用領域 6 0 A ~ 6 0 C は、機械学習モデルの決定境界、各モデル適用領域と同一となる。

【 0 0 9 5 】

算出部 1 5 2 は、訓練データセット 1 4 1 a に含まれる各訓練データのスコアをそれぞれ算出する処理部である。算出部 1 5 2 は、インスペクター M 0 を実行し、実行したインスペクター M 0 に訓練データを入力することで、各訓練データのスコアを算出する。算出部 1 5 2 は、各訓練データのスコアを、作成部 1 5 3 に出力する。

10

【 0 0 9 6 】

算出部 1 5 2 は、正解ラベル「第 1 クラス」に対応する複数の訓練データのスコアを算出する。ここでは、訓練データセット 1 4 1 a の訓練データのうち、正解ラベル「第 1 クラス」に対応する訓練データを、「第 1 訓練データ」と表記する。算出部 1 5 2 は、第 1 訓練データを、インスペクター M 0 の入力層に入力し、第 1 訓練データのスコアを算出する。算出部 1 5 2 は、複数の第 1 訓練データに対して、上記処理を繰り返し実行する。算出部 1 5 2 は、第 1 訓練データのレコード番号と、スコアとを対応付けた算出結果データ（以下、第 1 算出結果データ）を、作成部 1 5 3 に出力する。

20

【 0 0 9 7 】

算出部 1 5 2 は、正解ラベル「第 2 クラス」に対応する複数の訓練データのスコアを算出する。ここでは、訓練データセット 1 4 1 a の訓練データのうち、正解ラベル「第 2 クラス」に対応する訓練データを、「第 2 訓練データ」と表記する。算出部 1 5 2 は、第 2 訓練データを、インスペクター M 0 の入力層に入力し、第 2 訓練データのスコアを算出する。算出部 1 5 2 は、複数の第 2 訓練データに対して、上記処理を繰り返し実行する。算出部 1 5 2 は、第 2 訓練データのレコード番号と、スコアとを対応付けた算出結果データ（以下、第 2 算出結果データ）を、作成部 1 5 3 に出力する。

【 0 0 9 8 】

算出部 1 5 2 は、正解ラベル「第 3 クラス」に対応する複数の訓練データのスコアを算出する。ここでは、訓練データセット 1 4 1 a の訓練データのうち、正解ラベル「第 3 クラス」に対応する訓練データを、「第 3 訓練データ」と表記する。算出部 1 5 2 は、第 3 訓練データを、インスペクター M 0 の入力層に入力し、第 3 訓練データのスコアを算出する。算出部 1 5 2 は、複数の第 3 訓練データに対して、上記処理を繰り返し実行する。算出部 1 5 2 は、第 3 訓練データのレコード番号と、スコアとを対応付けた算出結果データ（以下、第 3 算出結果データ）を、作成部 1 5 3 に出力する。

30

【 0 0 9 9 】

作成部 1 5 3 は、各訓練データのスコアを基にして、複数の訓練データセットを作成する処理部である。作成部 1 5 3 は、各訓練データのスコアのデータとして、算出部 1 5 2 から、第 1 算出結果データ、第 2 算出結果データ、第 3 算出結果データを取得する。

40

【 0 1 0 0 】

作成部 1 5 3 は、第 1 算出結果データを取得すると、第 1 算出結果データに含まれる第 1 訓練データのうち、スコアが閾値未満となる第 1 訓練データを、除外対象の第 1 訓練データとして特定する。スコアが閾値未満となる第 1 訓練データは、決定境界 6 0 付近の第 1 訓練データである。作成部 1 5 3 は、訓練データセット 1 4 1 a から、除外対象の第 1 訓練データを除外した訓練データセット（訓練データセット D 1）を作成する。作成部 1 5 3 は、訓練データセット D 1 を、訓練データテーブル 1 4 4 に登録する。

【 0 1 0 1 】

作成部 1 5 3 は、第 2 算出結果データを取得すると、第 2 算出結果データに含まれる第

50

2 訓練データのうち、スコアが閾値未満となる第 2 訓練データを、除外対象の第 2 訓練データとして特定する。スコアが閾値未満となる第 2 訓練データは、決定境界 6 0 付近の第 2 訓練データである。作成部 1 5 3 は、訓練データセット 1 4 1 a から、除外対象の第 2 訓練データを除外した訓練データセット (訓練データセット D 2) を作成する。作成部 1 5 3 は、訓練データセット D 2 を、訓練データテーブル 1 4 4 に登録する。

【 0 1 0 2 】

作成部 1 5 3 は、第 3 算出結果データを取得すると、第 3 算出結果データに含まれる第 3 訓練データのうち、スコアが閾値未満となる第 3 訓練データを、除外対象の第 3 訓練データとして特定する。スコアが閾値未満となる第 3 訓練データは、決定境界付近の第 3 訓練データである。作成部 1 5 3 は、訓練データセット 1 4 1 a から、除外対象の第 3 訓練データを除外した訓練データセット (訓練データセット D 3) を作成する。作成部 1 5 3 は、訓練データセット D 3 を、訓練データテーブル 1 4 4 に登録する。

10

【 0 1 0 3 】

第 2 学習部 1 5 4 は、訓練データテーブル 1 4 4 の訓練データセット D 1 , D 2 , D 3 を用いて、複数のインスペクター M 1 , M 2 , M 3 を作成する処理部である。

【 0 1 0 4 】

第 2 学習部 1 5 4 は、訓練データセット D 1 を基にして、学習モデルのパラメータを学習することで、インスペクター M 1 を作成する。訓練データセット D 1 は、決定境界 6 0 付近の第 1 訓練データが除外されたデータセットである。第 2 学習部 1 5 4 は、訓練データセット D 1 の訓練データを、学習モデルの入力層に入力した場合、出力層の各ノードの出力結果が、入力した訓練データの正解ラベルに近づくように、学習モデルのパラメータを更新する (誤差逆伝播法による学習)。これにより、第 2 学習部 1 5 4 は、インスペクター M 1 を作成する。第 2 学習部 1 5 4 は、インスペクター M 1 のデータを、インスペクターテーブル 1 4 3 に登録する。

20

【 0 1 0 5 】

第 2 学習部 1 5 4 は、訓練データセット D 2 を基にして、学習モデルのパラメータを学習することで、インスペクター M 2 を作成する。訓練データセット D 2 は、決定境界 6 0 付近の第 2 訓練データが除外されたデータセットである。第 2 学習部 1 5 4 は、訓練データセット D 2 の訓練データを、学習モデルの入力層に入力した場合、出力層の各ノードの出力結果が、入力した訓練データの正解ラベルに近づくように、学習モデルのパラメータを更新する (誤差逆伝播法による学習)。これにより、第 2 学習部 1 5 4 は、インスペクター M 2 を作成する。第 2 学習部 1 5 4 は、インスペクター M 2 のデータを、インスペクターテーブル 1 4 3 に登録する。

30

【 0 1 0 6 】

図 1 5 は、インスペクター M 0 , M 2 の分類面を比較する図である。インスペクター M 0 の分類面を分類面 6 0 M 0 とする。インスペクター M 2 の分類面を分類面 6 0 M 2 とする。インスペクター M 0 の分類面 6 0 M 0 に関する説明は、図 1 4 の説明と同様である。

【 0 1 0 7 】

インスペクター M 2 の決定境界は、決定境界 6 4 となる。インスペクター M 2 の第 1 クラスに対するモデル適用領域は、モデル適用領域 6 4 A となる。インスペクター M 2 の第 2 クラスに対するモデル適用領域は、モデル適用領域 6 4 B となる。モデル適用領域 6 4 B には、第 2 クラスに対応し、かつ、スコアが閾値以上となる複数の訓練データ 6 5 B が含まれる。インスペクター M 2 の第 3 クラスに対するモデル適用領域は、モデル適用領域 6 4 C となる。

40

【 0 1 0 8 】

インスペクター M 0 の分類面 6 0 M 0 と、インスペクター M 2 の分類面 6 0 M 2 とを比較すると、第 2 クラスのモデル適用領域に相当する、モデル適用領域 6 4 B が、モデル適用領域 6 0 B よりも狭くなっている。これは、インスペクター M 2 を学習する際に用いた訓練データセットから、決定境界 6 0 付近の第 2 訓練データが除外されているためである。

【 0 1 0 9 】

50

第2学習部154は、訓練データセットD3を基にして、学習モデルのパラメータを学習することで、インスペクターM3を作成する。訓練データセットD3は、決定境界60付近の第3訓練データが除外されたデータセットである。第2学習部154は、訓練データセットD3の訓練データを、学習モデルの入力層に入力した場合、出力層の各ノードの出力結果が、入力した訓練データの正解ラベルに近づくように、学習モデルのパラメータを更新する（誤差逆伝播法による学習）。これにより、第2学習部154は、インスペクターM3を作成する。第2学習部154は、インスペクターM3のデータを、インスペクターテーブル143に登録する。

【0110】

図16は、各インスペクターの分類面を示す図である。インスペクターM0の分類面を分類面60_{M0}とする。インスペクターM1の分類面を分類面60_{M1}とする。インスペクターM2の分類面を分類面60_{M2}とする。インスペクターM3の分類面を分類面60_{M3}とする。インスペクターM0の分類面60_{M0}、および、インスペクターM2の分類面60_{M2}に関する説明は、図15の説明と同様である。

10

【0111】

インスペクターM1の決定境界は、決定境界62となる。インスペクターM1の第1クラスに対するモデル適用領域は、モデル適用領域62Aとなる。インスペクターM1の第2クラスに対するモデル適用領域は、モデル適用領域62Bとなる。インスペクターM1の第3クラスに対するモデル適用領域は、モデル適用領域62Cとなる。

【0112】

インスペクターM3の決定境界は、決定境界66となる。インスペクターM3の第1クラスに対するモデル適用領域は、モデル適用領域66Aとなる。インスペクターM3の第2クラスに対するモデル適用領域は、モデル適用領域66Bとなる。インスペクターM3の第3クラスに対するモデル適用領域は、モデル適用領域66Cとなる。

20

【0113】

インスペクターM0の分類面60_{M0}と、インスペクターM1の分類面60_{M1}とを比較すると、第1クラスのモデル適用領域に相当する、モデル適用領域62Aが、モデル適用領域60Aよりも狭くなっている。これは、インスペクターM1を学習する際に用いた訓練データセットから、決定境界60付近（スコアが閾値未満）の第1訓練データが除外されているためである。

30

【0114】

インスペクターM0の分類面60_{M0}と、インスペクターM2の分類面60_{M2}とを比較すると、第2クラスのモデル適用領域に相当する、モデル適用領域64Bが、モデル適用領域60Bよりも狭くなっている。これは、インスペクターM2を学習する際に用いた訓練データセットから、決定境界60付近（スコアが閾値未満）の第2訓練データが除外されているためである。

【0115】

インスペクターM0の分類面60_{M0}と、インスペクターM3の分類面60_{M3}とを比較すると、第3クラスのモデル適用領域に相当する、モデル適用領域66Cが、モデル適用領域60Cよりも狭くなっている。これは、インスペクターM3を学習する際に用いた訓練データセットから、決定境界60付近（スコアが閾値未満）の第3訓練データが除外されているためである。

40

【0116】

図17は、全てのインスペクターの分類面を重ねた分類面の一例を示す図である。図17に示すように、決定境界60、62、65、66がそれぞれ異なっており、第1、2、3クラスのモデル適用領域もそれぞれ異なっている。

【0117】

図8の説明に戻る。取得部155は、時間経過に伴って特徴量の変化する運用データを、複数のインスペクターにそれぞれ入力し、出力結果を取得する処理部である。

【0118】

50

たとえば、取得部 155 は、インスペクターテーブル 143 から、インスペクター M0 ~ M2 のデータを取得し、インスペクター M0 ~ M2 を実行する。取得部 155 は、運用データテーブル 145 に格納された各運用データセット C0 ~ C3 を、インスペクター M0 ~ M2 に入力して、出力結果をそれぞれ取得し、出力結果テーブル 146 に登録する。
【0119】

図 18 は、出力結果テーブルのデータ構造の一例を示す図である。図 18 に示すように、出力結果テーブル 146 では、インスペクターを識別する識別情報と、入力した運用データセットを識別するデータ識別情報と、出力結果とを対応付ける。たとえば、識別情報「M0」、データ識別情報「C0」に対応する出力結果は、インスペクター M0 に、運用データセット C0 の各運用データを入力した際の出力結果となる。

10

【0120】

図 19 は、出力結果テーブルの出力結果のデータ構造の一例を示す図である。図 19 に示すでは、出力結果テーブル 146 に含まれる各出力結果のうち、いずれかの出力結果に対応する。出力結果には、運用データ識別情報と、分類クラスとが対応付けられる。運用データ識別情報は、運用データを一意に識別する情報である。分類クラスは、運用データが分類される分類クラスを一意に識別する情報である。たとえば、運用データ識別情報「OP1001」の運用データを、該当するインスペクターに入力した場合の出力結果（分類クラス）が、第 1 クラスであることが示される。

【0121】

図 8 の説明に戻る。検出部 156 は、出力結果テーブル 146 を基にして、データの時間変化に基づく、機械学習モデル 50 の出力結果の要因となるデータを検出する処理部である。

20

【0122】

図 20 は、検出部の処理を説明するための図である。ここでは一例として、インスペクター M0, M1 を用いて説明を行う。便宜的に、インスペクター M0 の決定境界を決定境界 70A とし、インスペクター M1 の決定境界を決定境界 70B とする。決定境界 70A と、決定境界 70B との位置はそれぞれ異なっており、モデル適用領域が異なる。以下の説明では、運用データセットに含まれる一つの運用データを適宜、「インスタンス」と表記する。

【0123】

インスタンスがモデル適用領域 71A に位置する場合には、インスタンスは、インスペクター M0 によって、第 1 クラスに分類される。インスタンスがモデル適用領域 72A に位置する場合には、インスタンスは、インスペクター M0 によって、第 2 クラスに分類される。

30

【0124】

インスタンスがモデル適用領域 71B に位置する場合には、インスタンスは、インスペクター M1 によって、第 1 クラスに分類される。インスタンスがモデル適用領域 72B に位置する場合には、インスタンスは、インスペクター M1 によって、第 2 クラスに分類される。

【0125】

たとえば、運用初期の時間 T1 において、インスタンス I1T1 をインスペクター M0 に入力すると、インスタンス I1T1 はモデル適用領域 71A に位置するため、「第 1 クラス」に分類される。インスタンス I2T1 をインスペクター M0 に入力すると、インスタンス I2T1 はモデル適用領域 71A に位置するため、「第 1 クラス」に分類される。インスタンス I3T1 をインスペクター M0 に入力すると、インスタンス I3T1 はモデル適用領域 72A に位置するため、「第 2 クラス」に分類される。

40

【0126】

運用初期の時間 T1 において、インスタンス I1T1 をインスペクター M1 に入力すると、インスタンス I1T1 はモデル適用領域 71B に位置するため、「第 1 クラス」に分類される。インスタンス I2T1 をインスペクター M1 に入力すると、インスタンス I2T

50

I_1 はモデル適用領域 7 1 B に位置するため、「第 1 クラス」に分類される。インスタンス I_{3T_1} をインスペクター M 1 に入力すると、インスタンス I_{3T_1} はモデル適用領域 7 2 B に位置するため、「第 2 クラス」に分類される。

【 0 1 2 7 】

運用初期の時間 T_1 において、インスタンス I_{1T_1} , I_{2T_1} , I_{3T_1} をインスペクター M 0 , M 1 に入力した際に分類される分類結果がそれぞれ同一であるため、検出部 1 5 6 は、機械学習モデル 5 0 の精度劣化を検出しない。

【 0 1 2 8 】

ところで、運用初期から時間経過した時間 T_2 において、インスタンスの傾向が変化して、インスタンス I_{1T_1} , I_{2T_1} , I_{3T_1} は、インスタンス I_{1T_2} , I_{2T_2} , I_{3T_2} となる。インスタンス I_{1T_2} をインスペクター M 0 に入力すると、インスタンス I_{1T_2} はモデル適用領域 7 1 A に位置するため、「第 1 クラス」に分類される。インスタンス I_{2T_2} をインスペクター M 0 に入力すると、インスタンス I_{2T_1} はモデル適用領域 7 1 A に位置するため、「第 1 クラス」に分類される。インスタンス I_{3T_2} をインスペクター M 0 に入力すると、インスタンス I_{3T_2} はモデル適用領域 7 2 A に位置するため、「第 2 クラス」に分類される。

【 0 1 2 9 】

運用初期から時間経過した時間 T_2 において、インスタンス I_{1T_2} をインスペクター M 1 に入力すると、インスタンス I_{1T_2} はモデル適用領域 7 2 B に位置するため、「第 2 クラス」に分類される。インスタンス I_{2T_2} をインスペクター M 1 に入力すると、インスタンス I_{2T_2} はモデル適用領域 7 1 B に位置するため、「第 1 クラス」に分類される。インスタンス I_{3T_2} をインスペクター M 1 に入力すると、インスタンス I_{3T_2} はモデル適用領域 7 2 B に位置するため、「第 2 クラス」に分類される。

【 0 1 3 0 】

運用初期から時間経過した時間 T_2 において、インスタンス I_{1T_1} をインスペクター M 0 , M 1 に入力した際に分類される分類結果がそれぞれ異なるため、検出部 1 5 6 は、機械学習モデル 5 0 の精度劣化を検出する。また、検出部 1 5 6 は、精度劣化の要因となったインスタンス I_{1T_2} を検出することができる。

【 0 1 3 1 】

検出部 1 5 6 は、出力結果テーブル 1 4 6 を参照し、各運用データセットの各インスタンス（運用データ）について、各インスペクターに入力した際の分類クラスを特定し、上記処理を繰り返し実行する。

【 0 1 3 2 】

図 2 1 は、時間経過に伴う運用データセットの変化を示す図である。図 2 1 では、インスペクター M 0 に、各運用データセットを入力した際の分布を示す。図 2 1 において、丸印の各運用データは、本来、第 1 クラスに属するデータとし、モデル適用領域 6 0 A に分類されることが正しい。三角印の各運用データは、本来、第 2 クラスに属するデータとし、モデル適用領域 6 0 B に分類されることが正しい。四角印の各運用データは、本来、第 3 クラスに属するデータとし、モデル適用領域 6 0 C に分類されることが正しい。

【 0 1 3 3 】

運用初期の時間 T_1 の運用データセット C 0 において、丸印の各運用データは、モデル適用領域 6 0 A に含まれている。三角印の各運用データは、モデル適用領域 6 0 B に含まれている。四角印の各運用データは、モデル適用領域 6 0 C に含まれている。すなわち、各運用データが、適切に分類クラスに分類されており、精度劣化が検出されない。

【 0 1 3 4 】

運用初期から T_2 時間経過した運用データセット C 1 において、丸印の各運用データは、モデル適用領域 6 0 A に含まれている。三角印の各運用データは、モデル適用領域 6 0 B に含まれている。四角印の各運用データは、モデル適用領域 6 0 C に含まれている。三角印の各運用データの中心が、モデル適用領域 6 0 A 側に移動（ドリフト）しているものの、大半の運用データが、適切に分類クラスに分類されており、精度劣化が検出されない。

10

20

30

40

50

【 0 1 3 5 】

運用初期から T 3 時間経過した運用データセット C 2 において、丸印の各運用データは、モデル適用領域 6 0 A に含まれている。三角印の各運用データは、モデル適用領域 6 0 A , 6 0 B に含まれている。四角印の各運用データは、モデル適用領域 6 0 C に含まれている。三角印の各運用データの約半数が、決定境界を跨いで、モデル適用領域 6 0 A に移動（ドリフト）しており、精度劣化が検出される。

【 0 1 3 6 】

運用初期から T 4 時間経過した運用データセット C 3 において、丸印の各運用データは、モデル適用領域 6 0 A に含まれている。三角印の各運用データは、モデル適用領域 6 0 A に含まれている。四角印の各運用データは、モデル適用領域 6 0 C に含まれている。三角印の各運用データが、決定境界を跨いで、モデル適用領域 6 0 A に移動（ドリフト）しており、精度劣化が検出される。

10

【 0 1 3 7 】

図示を省略するが、検出部 1 5 6 は、次の処理を実行することで、インスタンス毎に、精度劣化に起因しているインスタンスか否かと、インスタンスの特徴量がどの分類クラスの方に移動しているのかを検出する。検出部 1 5 6 は、出力結果テーブル 1 4 6 を参照し、同一のインスタンスを各インスペクター M 0 ~ M 3 に入力した際の分類クラスを特定する。同一のインスタンスは、同一の運用データ識別情報が割り当てられた運用データである。

【 0 1 3 8 】

検出部 1 5 6 は、同一のインスタンスを各インスペクター M 0 ~ M 3 に入力した際の全ての分類クラス（出力結果）が同一である場合には、該当するインスタンスが、精度劣化に起因していないと判定する。一方、検出部 1 5 6 は、同一のインスタンスを各インスペクター M 0 ~ M 3 に入力した際の全ての分類クラスが同一でない場合には、該当するインスタンスを、精度劣化に起因するインスタンスとして検出する。

20

【 0 1 3 9 】

検出部 1 5 6 は、精度劣化に起因するインスタンスを、インスペクター M 0 に入力した際の出力結果と、インスペクター M 1 に入力した際の出力結果とが異なる場合、インスタンスの特徴量が「第 1 クラスの方向」に変化したことを検出する。

【 0 1 4 0 】

検出部 1 5 6 は、精度劣化に起因するインスタンスを、インスペクター M 0 に入力した際の出力結果と、インスペクター M 2 に入力した際の出力結果とが異なる場合、インスタンスの特徴量が「第 2 クラスの方向」に変化したことを検出する。

30

【 0 1 4 1 】

検出部 1 5 6 は、精度劣化に起因するインスタンスを、インスペクター M 0 に入力した際の出力結果と、インスペクター M 3 に入力した際の出力結果とが異なる場合、インスタンスの特徴量が「第 3 クラスの方向」に変化したことを検出する。

【 0 1 4 2 】

検出部 1 5 6 は、各インスタンスについて、上記処理を繰り返し実行することで、インスタンス毎に、精度劣化に起因しているインスタンスか否かと、インスタンスの特徴量がどの分類クラスの方に移動しているのかを検出する。

40

【 0 1 4 3 】

ところで、検出部 1 5 6 は、出力結果テーブル 1 4 6 を基にして、各インスペクターの各モデル適用領域に含まれる運用データの時間変化に伴う分類クラスの変化のグラフを生成してもよい。たとえば、検出部 1 5 6 は、図 2 2 に示すようなグラフ G 0 ~ G 3 の情報を生成する。検出部 1 5 6 は、グラフ G 0 ~ G 3 の情報を、表示部 1 3 0 に表示させてもよい。

【 0 1 4 4 】

図 2 2 は、検出部の処理を説明するための図（ 2 ）である。図 2 2 において、グラフ G 0 は、インスペクター M 0 に各運用データセットを入力した際の、各クラス適用領域に位

50

置する運用データの数の変化を示すグラフである。グラフ G 1 は、インスペクター M 1 に各運用データセットを入力した際の、各クラス適用領域に位置する運用データの数の変化を示すグラフである。グラフ G 2 は、インスペクター M 2 に各運用データセットを入力した際の、各クラス適用領域に位置する運用データの数の変化を示すグラフである。グラフ G 3 は、インスペクター M 3 に各運用データセットを入力した際の、各クラス適用領域に位置する運用データの数の変化を示すグラフである。

【 0 1 4 5 】

グラフ G 0 , G 1 , G 2 , G 3 の横軸は、運用データセットの時間経過を示す軸である。グラフ G 0 , G 1 , G 2 , G 3 の縦軸は、各モデル領域データに含まれる運用データの数を示す軸である。各グラフ G 0 , G 1 , G 2 , G 3 の線 8 1 は、第 1 クラスのモデル適用領域に含まれる運用データの数の遷移を示す。各グラフ G 0 , G 1 , G 2 , G 3 の線 8 2 は、第 2 クラスのモデル適用領域に含まれる運用データの数の遷移を示す。各グラフ G 0 , G 1 , G 2 , G 3 の線 8 3 は、第 3 クラスのモデル適用領域に含まれる運用データの数の遷移を示す。

10

【 0 1 4 6 】

検出部 1 5 6 は、インスペクター M 0 に対応するグラフ G 0 と、他のインスペクター M 1 , M 2 , M 3 に対応するグラフ G 1 , G 2 , G 3 とを比較することで、機械学習モデル 5 0 の精度劣化の予兆を検知することができる。また、検出部 1 5 6 は、精度劣化の原因を特定することができる。

【 0 1 4 7 】

図 2 2 の時間 $t = 1$ において、グラフ G 0 の各モデル領域データに含まれる運用データの数と、グラフ G 1 の各モデル領域データに含まれる運用データの数が異なっているため、検出部 1 5 6 は、機械学習モデル 5 0 の精度劣化（精度劣化の予兆）を検出する。

20

【 0 1 4 8 】

検出部 1 5 6 は、図 2 2 の時刻 $t = 2 \sim 3$ における、グラフ G 0 ~ G 3 の各モデル領域データに含まれる運用データの数の変化を基にして、精度劣化の原因を検出する。検出部 1 5 6 は、グラフ G 0 ~ G 3 の線 8 3 が変化していないため、線 8 3 に対応する第 3 クラスに分類される各運用データを、精度劣化の原因の対象から除外する。

【 0 1 4 9 】

検出部 1 5 6 は、時刻 $t = 2 \sim 3$ において、グラフ G 0 ~ G 3 の線 8 1 が増加し、線 8 2 の線が減少しており、第 2 クラスに分類されていた各運用データが、第 1 クラスのクラス適用領域に移動していることを検出する。

30

【 0 1 5 0 】

検出部 1 5 6 は、上記の検出結果を基にして、精度劣化情報のグラフを生成する。図 2 3 は、精度劣化情報のグラフの一例を示す図である。図 2 3 のグラフの横軸は、運用データセットの時間経過を示す軸である。グラフの縦軸は、精度を示す軸である。図 2 3 に示す例では、時刻 $t = 1$ 以降において、精度が低下している。

【 0 1 5 1 】

検出部 1 5 6 は、運用データセットに含まれるインスタンスのうち、インスペクター M 0 の出力結果と、他のインスペクター M 1 ~ M 3 の出力結果との一致度合いを、精度として算出する。検出部 1 5 6 は、他の従来技術を用いて、精度を算出してもよい。検出部 1 5 6 は、情報劣化情報のグラフを、表示部 1 3 0 に表示させてもよい。

40

【 0 1 5 2 】

ところで、検出部 1 5 6 は、精度が閾値未満となった場合に、機械学習モデル 5 0 の再学習の要求を、第 1 学習部 1 5 1 に出力してもよい。たとえば、検出部 1 5 6 は、運用データテーブル 1 4 5 に含まれる各運動データセットのうち、最新の運動データセットを選択する。検出部 1 5 6 は、選択した運用データセットの各運用データを、インスペクター M 0 に入力して、出力結果を特定し、特定した出力結果を、運動データの正解ラベルとして設定する。検出部 1 5 6 は、各運用データについて、上記処理を繰り返し実行することで、新たな訓練データセットを生成する。

50

【 0 1 5 3 】

検出部 1 5 6 は、新たな訓練データセットを、第 1 学習部 1 5 1 に出力する。第 1 学習部 1 5 1 は、新たな訓練データセットを用いて、機械学習モデル 5 0 のパラメータを更新する再学習を実行する。第 1 学習部 1 5 1 は、新たな訓練データセットの訓練データを、機械学習モデル 5 0 の入力層に入力した場合、出力層の各ノードの出力結果が、入力した訓練データの正解ラベルに近づくように、機械学習モデルのパラメータを更新する（誤差逆伝播法による学習）。

【 0 1 5 4 】

次に、本実施例に係る情報処理装置 1 0 0 の処理手順の一例について説明する。図 2 4 は、本実施例に係る情報処理装置の処理手順を示すフローチャート（1）である。図 2 4 に示すように、情報処理装置 1 0 0 の第 1 学習部 1 5 1 は、監視対象の機械学習モデルの学習に使用した訓練データセット 1 4 1 a を取得する（ステップ S 1 0 1）。

10

【 0 1 5 5 】

第 1 学習部 1 5 1 は、訓練データセット 1 4 1 a を用いて、インスペクター M 0 の学習を実行する（ステップ S 1 0 2）。情報処理装置 1 0 0 は、 i の値に、1 を設定する（ステップ S 1 0 3）。

【 0 1 5 6 】

情報処理装置 1 0 0 の算出部 1 5 2 は、インスペクター M 0 に第 i クラスの訓練データを入力し、訓練データに関するスコアを算出する（ステップ S 1 0 4）。情報処理装置 1 0 0 の作成部 1 5 3 は、スコアが閾値未満となる訓練データを、訓練データセット 1 4 1 a から除外した訓練データセット D_i を作成し、訓練データテーブル 1 4 4 に登録する（ステップ S 1 0 5）。

20

【 0 1 5 7 】

情報処理装置 1 0 0 は、 i の値が N （たとえば、 $N = 3$ ）であるか否かを判定する（ステップ S 1 0 6）。情報処理装置は、 i の値が N である場合には（ステップ S 1 0 6 , $Y e s$ ）、ステップ S 1 0 8 に移行する。一方、情報処理装置 1 0 0 は、 i の値が N でない場合には（ステップ S 1 0 6 , $N o$ ）、ステップ S 1 0 7 に移行する。情報処理装置 1 0 0 は、 i の値に 1 を加算した値によって、 i の値を更新し（ステップ S 1 0 7）、ステップ S 1 0 4 に移行する。

【 0 1 5 8 】

情報処理装置 1 0 0 の第 2 学習部 1 5 4 は、複数の訓練データセット $D_1 \sim D_3$ を用いて、複数のインスペクター $M_1 \sim M_3$ の学習を実行する（ステップ S 1 0 8）。第 2 学習部 1 5 4 は、学習した複数のインスペクター $M_1 \sim M_3$ を、インスペクターテーブル 1 4 3 に登録する（ステップ S 1 0 9）。

30

【 0 1 5 9 】

図 2 5 は、本実施例に係る情報処理装置の処理手順を示すフローチャート（2）である。情報処理装置 1 0 0 の取得部 1 5 5 は、運用データテーブル 1 4 5 から、運用データセットを取得する（ステップ S 2 0 1）。取得部 1 5 5 は、運用データセットからインスタンスを 1 つ選択する（ステップ S 2 0 2）。

【 0 1 6 0 】

取得部 1 5 5 は、選択したインスタンスを各インスペクター $M_0 \sim M_3$ に入力し、出力結果を取得し、出力結果テーブル 1 4 6 に登録する（ステップ S 2 0 3）。情報処理装置 1 0 0 の検出部 1 5 6 は、出力結果テーブル 1 4 6 を参照し、各出力結果が異なるか否かを判定する（ステップ S 2 0 4）。

40

【 0 1 6 1 】

検出部 1 5 6 は、各出力結果が異なる場合には（ステップ S 2 0 5 , $N o$ ）、ステップ S 2 0 8 に移行する。検出部 1 5 6 は、各出力結果が異なる場合には（ステップ S 2 0 5 , $Y e s$ ）、ステップ S 2 0 6 に移行する。

【 0 1 6 2 】

検出部 1 5 6 は、精度劣化を検出する（ステップ S 2 0 6）。検出部 1 5 6 は、選択し

50

たインスタンスを、精度劣化の要因として検出する（ステップS207）。情報処理装置100は、全てのインスタンスを選択したか否かを判定する（ステップS208）。

【0163】

情報処理装置100は、全てのインスタンスを選択した場合には（ステップS208，Yes）、処理を終了する。一方、情報処理装置100は、全てのインスタンスを選択していない場合には（ステップS208，No）、ステップS209に移行する。取得部15は、運用データセットから、未選択のインスタンスを1つ選択し（ステップS209）、ステップS203に移行する。

【0164】

情報処理装置100は、図25で説明した処理を、運用データテーブル145に格納された各運用データセットについて実行する。

10

【0165】

次に、本実施例に係る情報処理装置100の効果について説明する。情報処理装置100は、機械学習モデル50の学習で使用した訓練データセット141aから、スコアの低い訓練データを除外した新たな訓練データセットを作成し、新たな訓練データを用いて、インスペクターM1～M3を作成することで、インスペクターのモデル適用領域を必ず狭めることができる。これにより、モデル適用領域が狭まらなかった場合に必要なインスペクターの作り直しなどの工程を削減できる。

【0166】

また、情報処理装置100によれば、特定の分類クラスのモデル適用範囲を狭めたインスペクターM1～M3を作成することが可能となる。削減する訓練データのクラスを変えることで、必ず異なるモデル適用領域のインスペクターを作成できるため、モデル精度劣化の検知で求められる要件「異なるモデル適用領域の複数のインスペクター」をそれぞれ作成することができる。また、作成したインスペクターを用いることで、検知した精度劣化の原因を説明することが可能となる。

20

【0167】

情報処理装置100は、運用データセットの運用データ（インスタンス）を、インスペクターM0～M3に入力して、各インスペクターM0～M3の出力結果をそれぞれ取得し、各出力結果に基づいて、機械学習モデル50の精度劣化を検出する。これによって、機械学習モデル50の精度劣化を検出すると共に、精度劣化の要因となったインスタンスを検出することができる。本実施例では、インスペクターM1～M3を作成する場合について説明したが、他のインスペクターを更に作成して、精度劣化を検出してよい。

30

【0168】

情報処理装置100は、機械学習モデル50の精度劣化を検出した場合、運用データセットの運用データに対応する分類クラス（正解ラベル）を設定した新たな訓練データセットを作成し、作成した訓練データセットを用いて、機械学習モデル50の再学習を実行する。これによって、時間経過に伴って、運用データセットの特徴量に変化した場合でも、かかる変化に応じた機械学習モデルを学習し、特徴量の変化に対応させることができる。

【0169】

次に、本実施例に示した情報処理装置100と同様の機能を実現するコンピュータのハードウェア構成の一例について説明する。図26は、本実施例に係る情報処理装置と同様の機能を実現するコンピュータのハードウェア構成の一例を示す図である。

40

【0170】

図26に示すように、コンピュータ200は、各種演算処理を実行するCPU201と、ユーザからのデータの受け付ける入力装置202と、ディスプレイ203とを有する。また、コンピュータ200は、記憶媒体からプログラム等を読み取る読み取り装置204と、有線または無線ネットワークを介して、外部装置等との間でデータの授受を行うインタフェース装置205とを有する。コンピュータ200は、各種情報を一時記憶するRAM206と、ハードディスク装置207とを有する。そして、各装置201～207は、バス208に接続される。

50

【0171】

ハードディスク装置207は、第1学習プログラム207a、算出プログラム207b、作成プログラム207c、第2学習プログラム207d、取得プログラム207e、検出プログラム207fを有する。CPU201は、第1学習プログラム207a、算出プログラム207b、作成プログラム207c、第2学習プログラム207d、取得プログラム207e、検出プログラム207fを読み出してRAM206に展開する。

【0172】

第1学習プログラム207aは、第1学習プロセス206aとして機能する。算出プログラム207bは、算出プロセス206bとして機能する。作成プログラム207cは、作成プロセス206cとして機能する。第2学習プログラム207dは、第2学習プロセス206dとして機能する。取得プログラム207eは、取得プロセス206eとして機能する。検出プログラム207fは、検出プロセス206fとして機能する。

10

【0173】

第1学習プロセス206aの処理は、第1学習部151の処理に対応する。算出プロセス206bの処理は、算出部152の処理に対応する。作成プロセス206cの処理は、作成部153の処理に対応する。第2学習プロセス206dの処理は、第2学習部154の処理に対応する。取得プロセス206eの処理は、取得部155の処理に対応する。検出プロセス206fの処理は、検出部156の処理に対応する。

【0174】

なお、各プログラム207a~207fについては、必ずしも最初からハードディスク装置507に記憶させておかなくてもよい。例えば、コンピュータ200に挿入されるフレキシブルディスク(FD)、CD-ROM、DVDディスク、光磁気ディスク、ICカードなどの「可搬用の物理媒体」に各プログラムを記憶させておく。そして、コンピュータ200が各プログラム207a~207fを読み出して実行するようにしてもよい。

20

【符号の説明】

【0175】

- 100 情報処理装置
- 110 通信部
- 120 入力部
- 130 表示部
- 140 記憶部
- 141 教師データ
- 141a 訓練データセット
- 141b 検証データ
- 142 機械学習モデルデータ
- 143 インспекターテーブル
- 144 訓練データテーブル
- 145 運用データテーブル
- 146 出力結果テーブル
- 150 制御部
- 151 第1学習部
- 152 算出部
- 153 作成部
- 154 第2学習部
- 155 取得部
- 156 検出部

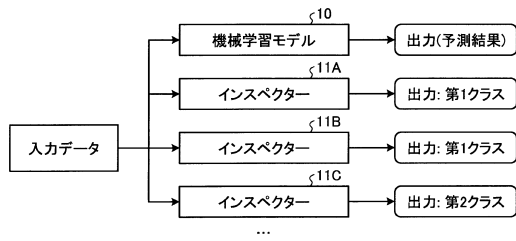
30

40

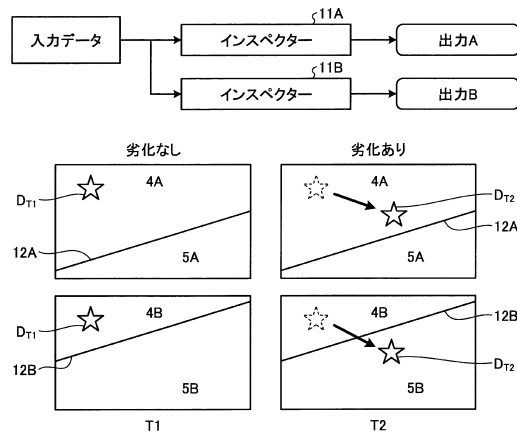
50

【図面】

【図 1】



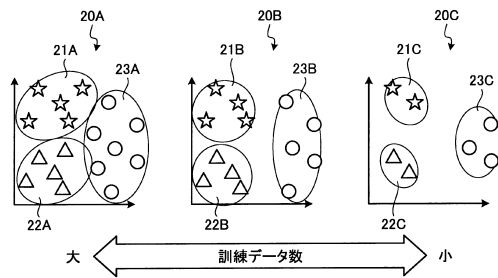
【図 2】



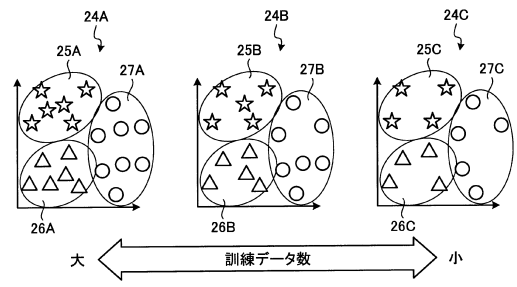
10

20

【図 3】



【図 4】

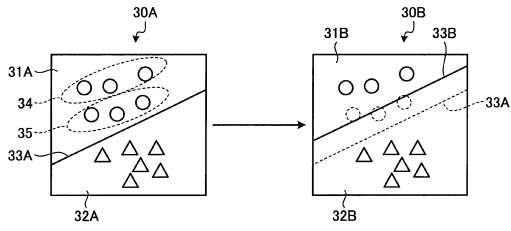


30

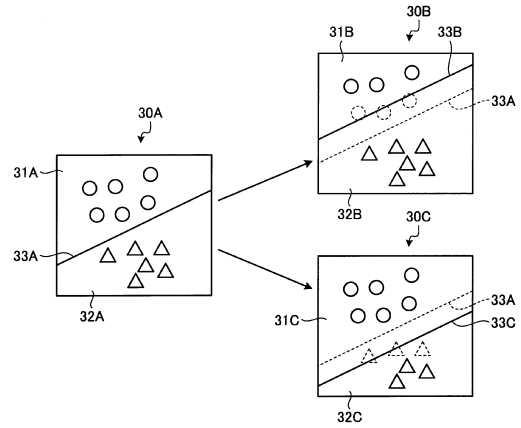
40

50

【図5】



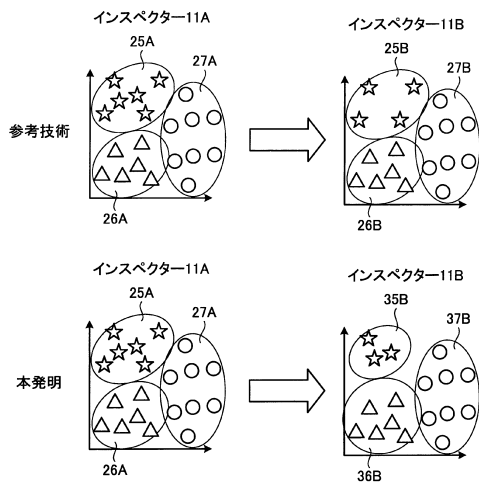
【図6】



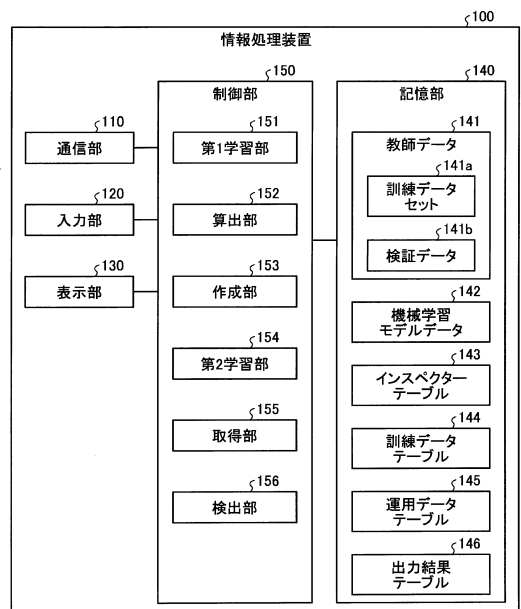
10

20

【図7】



【図8】



30

40

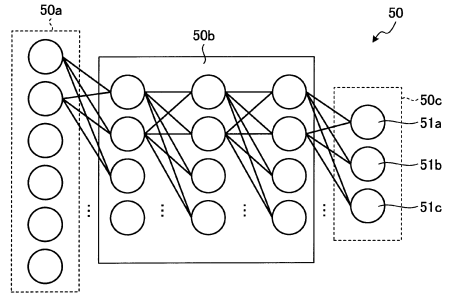
50

【図 9】

141a

レコード番号	訓練データ	正解ラベル
1001	レコード番号「1001」訓練データ	第1クラス
1002	レコード番号「1002」訓練データ	第1クラス
1003	レコード番号「1003」訓練データ	第1クラス
...
1050	レコード番号「1050」訓練データ	第2クラス
1051	レコード番号「1051」訓練データ	第2クラス
...
1100	レコード番号「1100」訓練データ	第3クラス
1101	レコード番号「1100」訓練データ	第3クラス
...

【図 10】



10

20

【図 11】

143

識別情報	インスペクター
M0	識別情報「M0」のインスペクターのデータ
M1	識別情報「M1」のインスペクターのデータ
M2	識別情報「M2」のインスペクターのデータ
M3	識別情報「M3」のインスペクターのデータ

【図 12】

144

データ識別情報	訓練データセット
D1	データ識別情報「D1」の訓練データセット
D2	データ識別情報「D2」の訓練データセット
D3	データ識別情報「D3」の訓練データセット

30

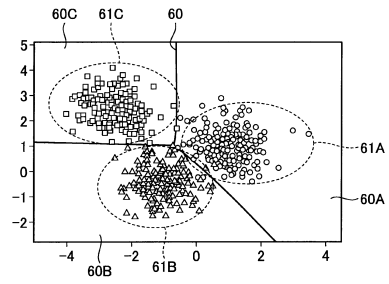
40

50

【 図 1 3 】

データ識別情報	運用データセット
C0	データ識別情報「C0」の運用データセット
C1	データ識別情報「C1」の運用データセット
C2	データ識別情報「C2」の運用データセット
C3	データ識別情報「C3」の運用データセット

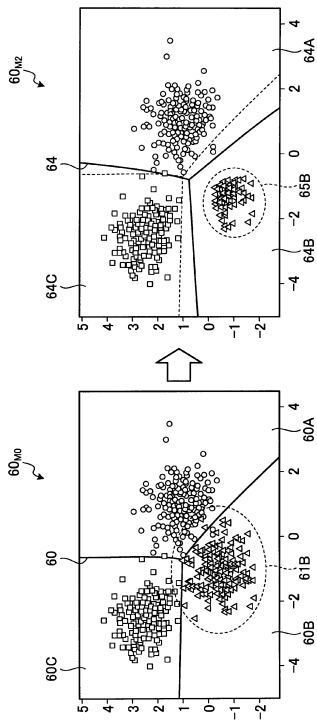
【 図 1 4 】



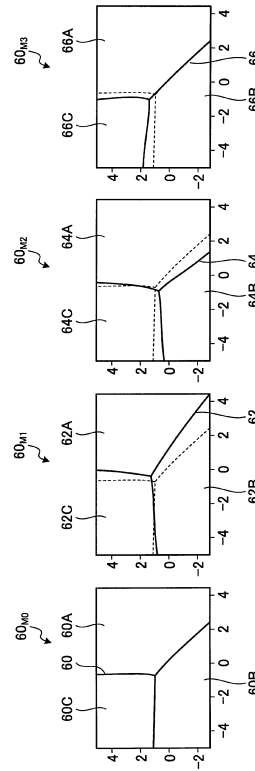
10

20

【 図 1 5 】



【 図 1 6 】

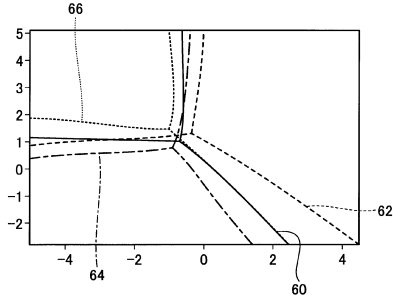


30

40

50

【図 17】



【図 18】

識別情報	M0	M0	M0	M0	M0	M0
データ識別情報	C0	C1	C2	C3	C0	C3
出力結果	インスベクター-M0に運用データセットC0の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M0に運用データセットC1の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M0に運用データセットC2の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M0に運用データセットC3の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M1に運用データセットC0の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M1に運用データセットC3の各運用データを代入した際の出力結果
識別情報	M1	M1	M1	M1	M1	M1
データ識別情報	C0	C1	C2	C3	C0	C3
出力結果	インスベクター-M1に運用データセットC0の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M1に運用データセットC1の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M1に運用データセットC2の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M1に運用データセットC3の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M2に運用データセットC0の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M2に運用データセットC3の各運用データを代入した際の出力結果
識別情報	M2	M2	M2	M2	M2	M2
データ識別情報	C0	C1	C2	C3	C0	C3
出力結果	インスベクター-M2に運用データセットC0の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M2に運用データセットC1の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M2に運用データセットC2の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M2に運用データセットC3の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M3に運用データセットC0の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M3に運用データセットC3の各運用データを代入した際の出力結果
識別情報	M3	M3	M3	M3	M3	M3
データ識別情報	C0	C1	C2	C3	C0	C3
出力結果	インスベクター-M3に運用データセットC0の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M3に運用データセットC1の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M3に運用データセットC2の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M3に運用データセットC3の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M0に運用データセットC0の各運用データを代入した際の出力結果	インスベクター-M0に運用データセットC3の各運用データを代入した際の出力結果

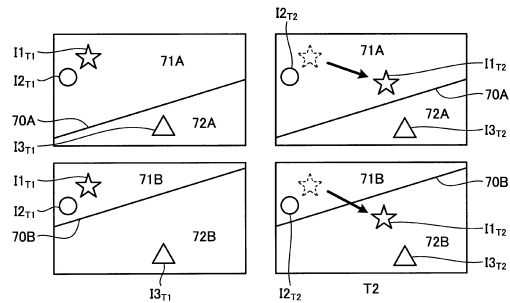
10

20

【図 19】

運用データ識別情報	分類クラス
OP1001	第1クラス
OP1002	第1クラス
OP1003	第2クラス
...	...
OP1020	第3クラス
...	...

【図 20】

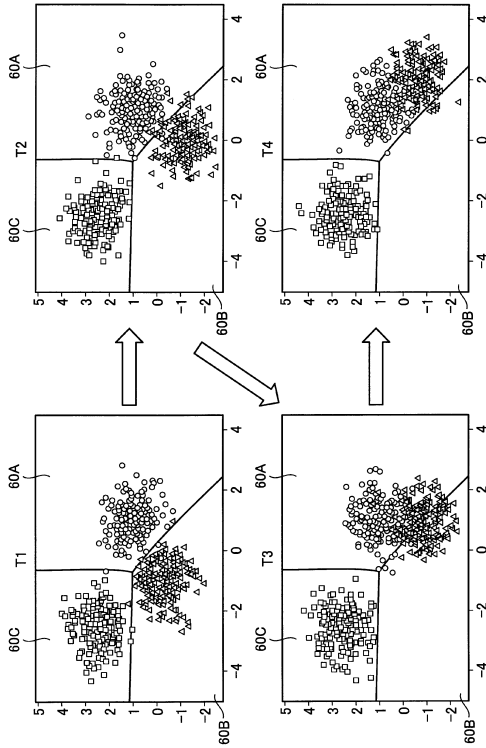


30

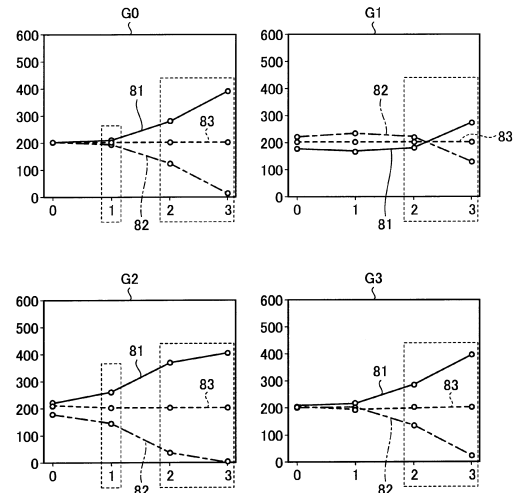
40

50

【図 2 1】



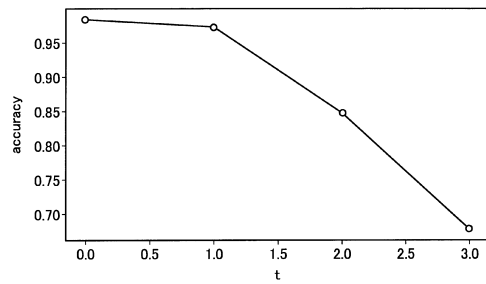
【図 2 2】



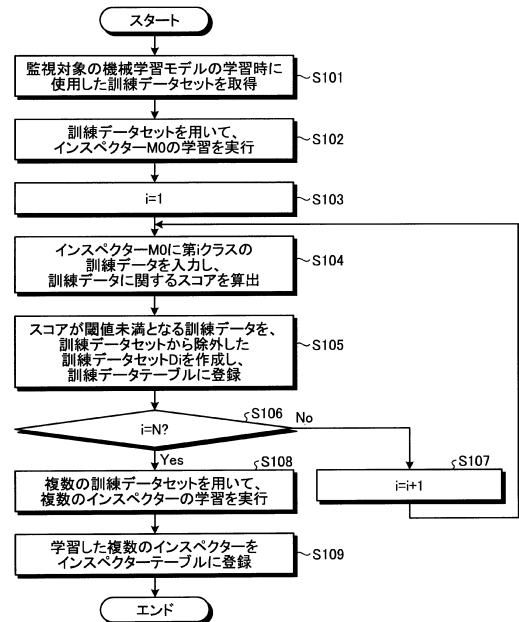
10

20

【図 2 3】



【図 2 4】

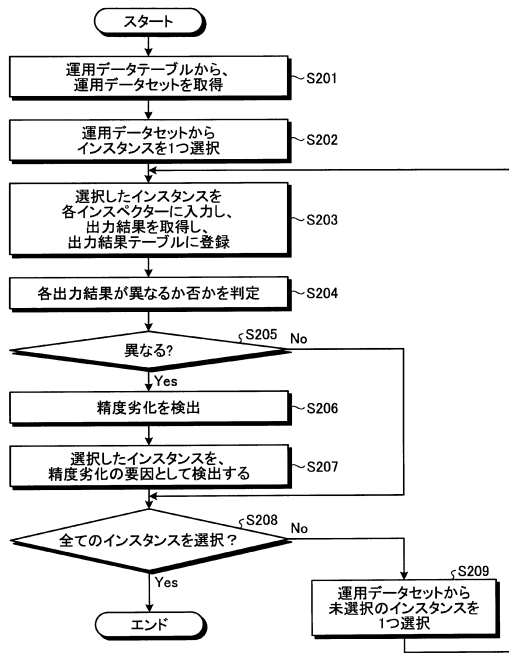


30

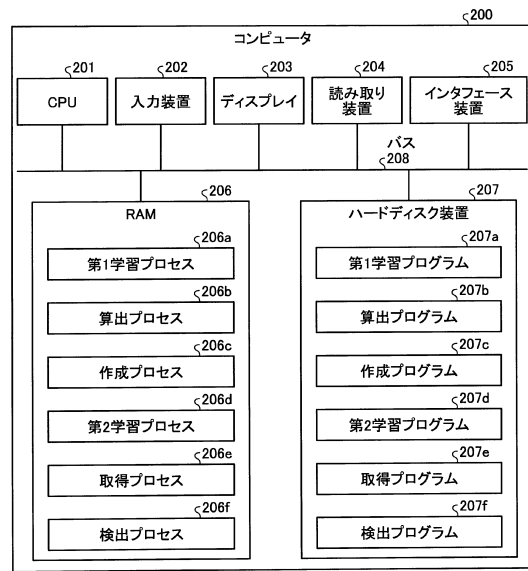
40

50

【図 25】



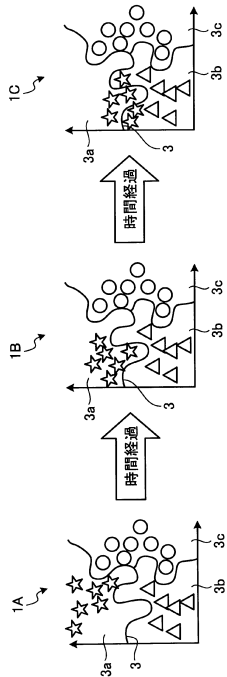
【図 26】



10

20

【図 27】



30

40

50

フロントページの続き

- (56)参考文献 特開 2019 - 164774 (JP, A)
特開 2019 - 79167 (JP, A)
米国特許第 10339468 (US, B1)
特開 2019 - 144767 (JP, A)
- (58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)
G06N 20/00