

(19) 日本国特許庁(JP)

## (12) 特許公報(B2)

(11) 特許番号

特許第6770521号  
(P6770521)

(45) 発行日 令和2年10月14日(2020.10.14)

(24) 登録日 令和2年9月29日(2020.9.29)

(51) Int.Cl.

G06F 16/906 (2019.01)

F 1

G06F 16/906

請求項の数 20 (全 22 頁)

(21) 出願番号 特願2017-540869 (P2017-540869)  
 (86) (22) 出願日 平成28年2月5日 (2016.2.5)  
 (65) 公表番号 特表2018-512086 (P2018-512086A)  
 (43) 公表日 平成30年5月10日 (2018.5.10)  
 (86) 國際出願番号 PCT/IB2016/050592  
 (87) 國際公開番号 WO2016/128866  
 (87) 國際公開日 平成28年8月18日 (2016.8.18)  
 審査請求日 平成30年12月6日 (2018.12.6)  
 (31) 優先権主張番号 62/115,330  
 (32) 優先日 平成27年2月12日 (2015.2.12)  
 (33) 優先権主張国・地域又は機関  
 米国(US)

(73) 特許権者 590000248  
 コーニンクレッカ フィリップス エヌ  
 ヴェ  
 KONINKLIJKE PHILIPS  
 N. V.  
 オランダ国 5656 アーヘー アイン  
 ドーフェン ハイテック キャンパス 5  
 2  
 (74) 代理人 100122769  
 弁理士 笛田 秀仙  
 (74) 代理人 100163809  
 弁理士 五十嵐 貴裕

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】堅牢な分類器

(57) 【特許請求の範囲】

## 【請求項 1】

堅牢な分類のための装置であって、  
 データを受信する受信機であって、前記受信されるデータが、特徴セットからの少なくとも 1 つの特徴を持つ、受信機と、  
 前記特徴セットからの少なくとも 1 つの欠損特徴にかかわらず、堅牢な分類を実行するためのコンピュータ可読命令を格納するよう構成されるメモリと、

前記メモリ及び前記受信機と通信するプロセッサとを有し、  
 前記堅牢な分類を実行するための前記コンピュータ可読命令の実行が、前記プロセッサに、

前記受信機と通信する少なくとも 1 つの訓練された低次元分類器であって、前記少なくとも 1 つの低次元分類器の各々が、前記特徴セットからの個別の入力特徴に関連付けられ、かつ前記受信されるデータにおける前記入力特徴の存在に基づかれる出力を提供する、少なくとも 1 つの低次元分類器と、

前記受信機及び前記少なくとも 1 つの訓練された低次元分類器の各々と通信する重み付け加算器であって、前記少なくとも 1 つの訓練された低次元分類器のそれぞれに重みを割り当て、前記少なくとも 1 つの低次元分類器の前記出力及び前記割り当てられた重みの加重和を提供する、重み付き加算器とを実現させる、装置。

## 【請求項 2】

前記受信されるデータが、少なくとも 1 つの訓練例を有する、請求項 1 に記載の装置。

**【請求項 3】**

前記少なくとも 1 つの低次元分類器の各々が、前記受信される少なくとも 1 つの訓練例を用いて訓練される、請求項 2 に記載の装置。

**【請求項 4】**

前記重み付き加算器が、前記受信される少なくとも 1 つの訓練例に基づき、前記少なくとも 1 つの低次元分類器のそれぞれに割り当てられる前記重みを調整する、請求項 3 に記載の装置。

**【請求項 5】**

前記重み付き加算器の出力が、血行力学的不安定性スコアである、請求項 1 に記載の装置。

10

**【請求項 6】**

前記重み付き加算器が、前記受信されるデータにおいて関連付けられる特徴が存在しない分類器にゼロの重みを割り当て、前記受信されるデータにおいて関連付けられる特徴が存在する分類器に非ゼロの重みを割り当てる、請求項 1 に記載の装置。

**【請求項 7】**

前記訓練された低次元分類器の少なくとも 1 つが、関連付けられる特徴が前記受信データにないとき、ゼロ値を出力するよう構成される、請求項 1 に記載の装置。

**【請求項 8】**

前記重み付け加算器が、前記低次元分類器の少なくとも 1 つによるゼロ値の出力に基づき、非ゼロ値を出力する前記訓練された低次元分類器の少なくとも 1 つの出力に割り当てる前記重みを調節する、請求項 7 に記載の装置。

20

**【請求項 9】**

特徴セットからの少なくとも 1 つの欠損特徴にかかわらず、堅牢な分類を実行するためのメモリに格納された命令を実行するプロセッサにより実行される方法において、

特徴セットから少なくとも 1 つの特徴を持つデータを受信機を介して受信するステップと、

少なくとも 1 つの訓練された低次元分類器を前記受信されるデータに適用するステップであって、前記少なくとも 1 つの訓練された低次元分類器の各々が、前記特徴セットの個別の入力特徴に関連付けられ、前記少なくとも 1 つの低次元分類器の前記適用は、前記受信されるデータにおける前記入力特徴の存在に基づかれる出力をもたらす、ステップと、

30

前記少なくとも 1 つの訓練された低次元分類器のそれぞれに関する重みを重み付き加算器を使用して割り当て、前記少なくとも 1 つの訓練された低次元分類器の出力及び前記割り当てられた重みに基づき、前記重み付き加算器を使用して加重和を出力するステップとを有する、方法。

**【請求項 10】**

前記データを受信するステップが、少なくとも 1 つの訓練例を受信するステップを有する、請求項 9 に記載の方法。

**【請求項 11】**

前記少なくとも 1 つの訓練された低次元分類器の各々が、前記受信される少なくとも 1 つの訓練例を用いて訓練される、請求項 10 に記載の方法。

40

**【請求項 12】**

前記少なくとも 1 つの低次元分類器のそれぞれに割り当てられる重みが、前記受信される少なくとも 1 つの訓練例に基づき調整される、請求項 11 に記載の方法。

**【請求項 13】**

前記出力される加重和が、血行力学的不安定性スコアである、請求項 11 に記載の方法。

**【請求項 14】**

前記分類器出力の加重和を出力するステップが、前記受信されるデータにおいて関連付けられる特徴がない分類器にゼロの重みを割り当て、前記受信されるデータにおいて関連付けられる特徴が存在する分類器に非ゼロの重みを割り当てるステップを有する、請求項

50

9に記載の方法。

【請求項 15】

前記訓練された低次元分類器の少なくとも1つが、関連付けられる特徴が前記受信データにないとき、ゼロ値を出力するよう構成される、請求項9に記載の方法。

【請求項 16】

前記少なくとも1つの訓練された低次元分類器によるゼロ値の出力に基づき、非ゼロ値を出力する前記少なくとも1つの訓練された低次元分類器の出力に割り当てられる前記重みが調整される、請求項15に記載の方法。

【請求項 17】

少なくとも1つの欠損特徴にかかわらず特徴セットにおける堅牢な分類のための方法を実行するプロセッサによる実行のためのコンピュータ実行可能命令を含む非一時的なコンピュータ可読媒体であって、

特徴セットから少なくとも1つの特徴を持つデータを受信機を介して受信するコンピュータ実行可能命令と、

前記受信されるデータに対して少なくとも1つの訓練された低次元分類器を適用するコンピュータ実行可能な命令であって、前記少なくとも1つの訓練された低次元分類器の各々が、前記特徴セットの個別の入力特徴に関連付けられ、前記少なくとも1つの訓練された低次元分類器の前記適用は、前記受信されるデータにおける前記入力特徴の存在に基づかれる出力をもたらす、命令と、

前記少なくとも1つの訓練された低次元分類器のそれに関連する重みを重み付き加算器を使用して割り当て、前記少なくとも1つの低次元分類器の前記出力及び前記割り当てられた重みに基づき、重み付き加算器を使用して加重和を出力するためのコンピュータ実行可能命令とを有する、非一時的なコンピュータ可読媒体。

【請求項 18】

前記分類器出力及び前記割り当てられた重みの加重和を出力するための命令が、関連付けられる特徴が前記受信されるデータにない分類器にゼロの重みを割り当て、関連付けられる特徴が受信データに存在する分類器に非ゼロの重みを割り当てる命令を有する、請求項17に記載の媒体。

【請求項 19】

前記訓練された低次元分類器の少なくとも1つが、関連付けられる特徴が前記受信データにないとき、ゼロ値を出力するよう構成される、請求項17に記載の媒体。

【請求項 20】

前記訓練された低次元分類器の少なくとも1つに割り当てられる前記重みが、前記訓練された低次元分類器の少なくとも1つによるゼロ値の出力に基づき調整される、請求項17に記載の媒体。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本出願は、2015年2月12日に出願された同時係属中の米国仮特許出願第62/115,330号の利益を主張する。上記仮出願の全体は、あらゆる目的のために本書にその全体が示されているかのように、参照により含まれる。

【0002】

本書に記載される様々な実施形態は一般に、堅牢な分類のための方法及び装置に関し、より詳細には、排他的ではないが、欠損又は不完全なデータを持つ場合があるデータセットを使用する分類に関する。

【背景技術】

【0003】

データセットはしばしば、欠損又は不完全なデータに苦しむ。例えば人為的エラー又はデータ取得デバイスの誤動作による不十分な監視といったさまざまな理由により、特定のデータセットからデータが失われる場合がある。従って、斯かるデータセットに基づかれ

10

20

30

40

50

る結論又は分類は、欠損又は不完全なデータの理由にかかわらず、不正確であり得る。

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

しかしながら、欠損又は不完全なデータを処理するための特定の技術が存在する。1つの技術は、データ代入と呼ばれる。データ代入は、欠損データの近似値を計算することを含む。この技術は、所与のデータ特徴の欠損値のための推定器を構築することを含むことができる。推定値は、データセットにおける他の値から得られることができる。例えば、推定値は、母集団平均、中央値、モードなどとすることができます。

【0005】

データ代入は実現が簡単であるが、あまり正確ではなく、単純にデータにノイズを注入する場合がある。更に、データセットの平均値又は中央値の計算より複雑な値推定は、有効であるために、特徴間の関係に関する事前知識及び／又は高度な推定技術を必要とする場合がある。

【0006】

欠損又は不完全なデータを処理する別の技術は、最初に、それぞれが異なる特徴のサブセットに依存する大きな分類器のコレクションを構築することである。次に、最も適切な分類器が、現在の入力における測定された特徴のパターンに基づき特定され、全体の入力パターンにおける欠損したエントリの予測を行うため評価される。

【0007】

この技術は、上述したデータ代入の問題を回避するが、それ自体の欠点がある。1つは、特徴の可能なサブセットの数は、特徴の総数におけるコンビナトリアルであることである。更に、すべての可能な特徴サブセット（又はその一部）に関する分類器を記憶することは、特徴の総数が増加するにつれて急速に実行不可能となる。

【0008】

従って、欠損又は不完全なデータを持つデータセットを処理し、上述の欠点を克服する方法及び装置が必要とされる。

【課題を解決するための手段】

【0009】

この要約は、以下の「発明を実施するための形態」の節で更に説明される、簡略化された形態の概念の選択を紹介するために提供される。この要約は、請求される主題の重要な特徴又は本質的な特徴を特定することを意図するものではなく、請求される主題の範囲を決定する助けとして使用されることも意図するものではない。

【0010】

様々な実施形態は、堅牢な分類のための装置に関する。この装置は、データを受信する受信機であって、上記受信されるデータが、特徴セットからの少なくとも1つの特徴を持つ、受信機と、堅牢な分類を実行するためのコンピュータ可読命令を格納するよう構成されたメモリと、上記メモリ及び上記受信機と通信するプロセッサとを有し、上記堅牢な分類を実行するための上記コンピュータ可読命令の実行が、上記プロセッサに、上記受信機と通信する少なくとも1つの低次元分類器であって、上記少なくとも1つの低次元分類器の各々が、上記特徴セットからの個別の入力特徴に関連付けられ、かつ上記受信されるデータにおける上記入力特徴の存在に基づかれる出力を提供する、少なくとも1つの低次元分類器と、上記受信機及び上記少なくとも1つの低次元分類器の各々と通信する重み付け加算器であって、上記少なくとも1つの低次元分類器の上記出力の加重和を提供する、重み付き加算器とを実現させる。

【0011】

装置のいくつかの実施形態において、上記受信されるデータが、少なくとも1つの訓練例を有する。装置のいくつかの実施形態において、上記少なくとも1つの低次元分類器の各々が、上記受信される少なくとも1つの訓練例を用いて訓練される。装置のいくつかの実施形態において、上記重み付き加算器が、上記受信される少なくとも1つの訓練例に基

10

20

30

40

50

づき、上記少なくとも 1 つの低次元分類器のそれぞれの出力に割り当てられる上記重みを調整する。

【 0 0 1 2 】

装置のいくつかの実施形態では、上記受信されるデータが、バイタルサイン及びラボ測定値からなる群から選択される。装置のいくつかの実施形態では、上記重み付き加算器が、上記受信されるデータにおける少なくとも 1 つの特徴の有無に基づき加重を調整する。

【 0 0 1 3 】

装置のいくつかの実施形態において、上記重み付き加算器の出力が、血行力学的不安定性スコアである。

【 0 0 1 4 】

装置のいくつかの実施形態において、上記重み付き加算器が、上記受信されるデータにおいて関連付けられる特徴が存在しない分類器にゼロの重みを割り当て、上記受信されるデータにおいて関連付けられる特徴が存在する分類器に非ゼロの重みを割り当てる。

【 0 0 1 5 】

装置のいくつかの実施形態において、上記低次元分類器の少なくとも 1 つが、関連付けられる特徴が上記受信データにないとき、ゼロ値を出力するよう構成される。装置のいくつかの実施形態において、上記重み付け加算器が、上記低次元分類器の少なくとも 1 つによるゼロ値の出力に基づき、非ゼロ値を出力する上記低次元分類器の少なくとも 1 つの出力に割り当てられる上記重みを調節する。

【 0 0 1 6 】

本開示の別の側面によれば、様々な実施形態が、堅牢な分類のための方法に関する。この方法は、特徴セットから少なくとも 1 つの特徴を持つデータを受信機を介して受信するステップと、少なくとも 1 つの低次元分類器を上記受信されるデータに適用するステップであって、上記少なくとも 1 つの低次元分類器の各々が、上記特徴セットの個別の入力特徴に関連付けられ、上記少なくとも 1 つの低次元分類器の上記適用は、上記受信されるデータにおける上記入力特徴の存在に基づかれる出力をもたらす、ステップと、上記少なくとも 1 つの低次元分類器の出力に基づき、重み付き加算器を使用して加重和を出力するステップとを含む。

【 0 0 1 7 】

方法のいくつかの実施形態において、上記データを受信するステップが、少なくとも 1 つの訓練例を受信するステップを有する。いくつかの実施形態において、上記少なくとも 1 つの低次元分類器の各々が、上記受信される少なくとも 1 つの訓練例を用いて訓練される。いくつかの実施形態において、上記少なくとも 1 つの低次元分類器のそれぞれの出力に割り当てられる重みが、上記受信される少なくとも 1 つの訓練例に基づき調整される。

【 0 0 1 8 】

本方法のいくつかの実施形態では、上記受信されるデータが、バイタルサイン及びラボ測定値からなる群から選択される。いくつかの実施形態では、上記割り当てられる重みが、上記受信されるデータにおける上記少なくとも 1 つの特徴の有無に基づき調整される。ある実施形態では、上記加重和出力が、血行力学的不安定性スコアである。

【 0 0 1 9 】

方法のいくつかの実施形態において、上記分類器出力の加重和を出力するステップが、上記受信されるデータにおいて関連付けられる特徴がない分類器にゼロの重みを割り当て、上記受信されるデータにおいて関連付けられる特徴が存在する分類器に非ゼロの重みを割り当てるステップを有する。

【 0 0 2 0 】

方法のいくつかの実施形態において、上記低次元分類器の少なくとも 1 つが、関連付けられる特徴が上記受信データにないとき、ゼロ値を出力するよう構成される。

【 0 0 2 1 】

方法のいくつかの実施形態において、上記少なくとも 1 つの低次元分類器によるゼロ値の出力に基づき、非ゼロ値を出力する上記少なくとも 1 つの低次元分類器の出力に割り当

10

20

30

40

50

てられる上記重みが調整される。

【0022】

本開示の更に別の側面によれば、様々な実施形態は、堅牢な分類のための方法を実行するためのコンピュータ実行可能命令を含むコンピュータ可読媒体に関する。この媒体は、特徴セットから少なくとも1つの特徴を持つデータを受信機を介して受信するコンピュータ実行可能命令と、上記受信されるデータに対して少なくとも1つの低次元分類器を適用するコンピュータ実行可能な命令であって、上記少なくとも1つの低次元分類器の各々が、上記特徴セットの個別の入力特徴に関連付けられ、上記少なくとも1つの低次元分類器の上記適用は、上記受信されるデータにおける上記入力特徴の存在に基づかれる出力をもたらす、ステップと、上記少なくとも1つの低次元分類器の上記出力に基づき、重み付き加算器を使用して加重和を出力するためのコンピュータ実行可能命令とを含む。

10

【0023】

媒体のいくつかの実施形態において、上記分類器出力の加重和を出力するための命令が、関連付けられる特徴が上記受信されるデータにない分類器にゼロの重みを割り当て、関連付けられる特徴が受信データに存在する分類器に非ゼロの重みを割り当てる命令を有する。

【0024】

媒体のいくつかの実施形態において、上記低次元分類器の少なくとも1つが、関連付けられる特徴が上記受信データにないとき、ゼロ値を出力するよう構成される。

20

【0025】

媒体のいくつかの実施形態において、上記低次元分類器の少なくとも1つの出力に割り当てる上記重みが、上記低次元分類器の少なくとも1つによるゼロ値の出力に基づき調整される。

【0026】

本発明の非限定的な実施形態を特徴付けるこれら及び他の特徴及び利点は、以下の詳細な説明を読み及び添付図面をレビューすることから明らかになるであろう。前述の一般的な説明及び以下の詳細な説明は、説明的なものにすぎず、特許請求の範囲に記載される非限定的な実施形態を限定するものではないことを理解されたい。

【図面の簡単な説明】

【0027】

30

【図1】一実施形態による堅牢な分類装置を示す図である。

【図2】図1の堅牢な分類装置100と関連して使用されることができる予測訓練モジュールを概略的に示す図である。

【図3】図1の堅牢な分類装置100を用いて血行動態スコアを計算する際に考慮され得る例示的な特徴を示す表を示す図である。

【図4】図1の堅牢な分類装置100と関連して使用されるリアルタイム予測モジュールを概略的に示す図である。

【図5】一実施形態による堅牢な分類のための方法のフローチャートを示す図である。

【図6】一実施形態によるデータセットの堅牢な分類のためのシステムを示す図である。

【発明を実施するための形態】

40

【0028】

添付の図面は、大きさ通りに描かれているものではない。図面において、様々な図に示される同一又はほぼ同一の要素は、同様の数字により表されることができる。明確さのため、すべての要素が、すべての図面においてラベル付けされるわけではない。様々な実施形態が、添付の図面を参照し、例示を介して説明されることになる。

【0029】

様々な実施形態が、本書の一部を形成し、特定の例示的な実施形態を示す添付の図面を参照して、以下により完全に記載される。しかしながら、本開示の概念は、多くの異なる形態で実現されることができ、本書に記載される実施形態に限定されるものとして解釈されるべきではない。むしろ、これらの実施形態は、当業者に本開示の概念、技術及び実現

50

の範囲を完全に伝えるため、完全かつ完結した開示の一部として提供される。実施形態は、方法、システム又は装置として実施されることができる。従って、実施形態は、ハードウェア実現、完全なソフトウェア実現、又はソフトウェアとハードウェアの側面を組み合わせる実現の形態を取ることができる。従って、以下の詳細な説明は、限定的な意味で解釈されるべきではない。

#### 【0030】

明細書における「一実施形態」又は「実施形態」への参照は、その実施形態に関連して説明される特定の特徴、構造、又は特性が、本開示による少なくとも1つの例示的な実現又は技術に含まれることを意味する。本明細書の様々な場所における「一実施形態では」という語句の出現は、必ずしもすべてが同じ実施形態を指しているとは限らない。

10

#### 【0031】

以下の説明のいくつかの部分は、コンピュータメモリに記憶される非一時的な信号に対する処理の記号表現に関して提示される。これらの説明及び表現は、作業の内容を他の当業者に最も効果的に伝えるため、データ処理技術の当業者により使用される。斯かる処理は通常、物理量の物理的操作を必要とする。通常、必ずしも必要ではないが、これらの量は、格納、転送、結合、比較、又は他の方法で操作されることができる電気信号、磁気信号又は光信号の形態をとる。ビット、値、要素、記号、文字、用語、数等としてこれらの信号を参照することは、共通使用の理由により、原則として時には便利である。更に、一般性を失うことなく、物理量の物理的操作を必要とするステップの特定の配置をモジュール又はコードデバイスとして参照することも時には便利である。

20

#### 【0032】

しかしながら、これらの用語又はこれらに類似する用語の全ては、適切な物理量に関連付けられるべきであり、かつこれらの物理量に適用された都合の良いラベルにすぎない。以下の説明から明らかなように特に明記しない限り、「処理する」、「計算する」、「算出する」、「決定する」、又は「表示する」などの用語を利用する議論は、コンピュータシステム又は同様の電子計算デバイスの動作及び処理を含む。これは、コンピュータシステムメモリ、レジスタ若しくは他の斯かる情報記憶装置、通信デバイス又は表示デバイスにおける物理（電子）量として表されるデータを操作及び変換する。本開示の一部は、プロセス及び命令を含む。このプロセス及び命令は、ソフトウェア、ファームウェア又はハードウェアで実現されることができ、ソフトウェアで実現されるとき、さまざまなオペレーティングシステムにより使用される異なるプラットフォームに常駐するようにダウンロードされ、及びプラットフォームから動作されることができる。

30

#### 【0033】

本開示は、本書における動作を実行する装置にも関する。この装置は、必要な目的のために特別に構成ことができ、又はコンピュータに格納されるコンピュータプログラムにより選択的に起動又は再構成される汎用コンピュータを有することができる。斯かるコンピュータプログラムは、コンピュータ可読記憶媒体に格納されることができる。コンピュータ可読記憶媒体は、以下に限定されるものではないが、例えば、フロッピーディスク（登録商標）、光ディスク、CD-ROM、光磁気ディスクといった任意のタイプのディスク、リードオンリーメモリ（ROM）、ランダムアクセスメモリ（RAM）、EPROM、EEPROM、磁気若しくは光カード、特定用途向け集積回路（ASIC）、又は電子命令を格納するのに適した任意のタイプの媒体を含む。それぞれ、コンピュータシステムバスに結合されることができる。更に、本明細書で参照されるコンピュータは、単一のプロセッサを含むことができるか、又は計算能力を高めるため複数プロセッサ設計を採用するアーキテクチャとすることができます。

40

#### 【0034】

本書に提示されるプロセス及びディスプレイは、特定のコンピュータ又は他の装置に固有に関連付けられるものではない。様々な汎用システムが、本書の教示によるプログラムと共に使用されることができ、又は1つ若しくは複数の方法ステップを実行するよう、より特殊化された装置を構築することが好都合であることが判明する場合がある。これらの

50

様々なシステムに関する構造が、以下の説明において議論される。更に、本開示の技術及び実現を達成するのに十分な任意の特定のプログラミング言語が使用されることができる。本書に説明される本開示を実現するのに、様々なプログラミング言語が使用されることができる。

【0035】

更に、本明細書で使用される言語は、主に読みやすさ及び説明目的のために選択されており、開示される主題を描写又は制限するために選択されたものではない。従って、本開示は、本書において説明される概念の範囲を例示することが意図され、限定するものではない。

【0036】

図1は、例示的な実施形態による堅牢な分類器100を概略的に示す。この実施形態では、堅牢な分類器100は、受信機102と、少なくとも1つの低次元分類器デバイス104<sub>1</sub>、<sub>2</sub>、<sub>3</sub>、...、<sub>n</sub>及び重み付き加算器106とを含むことができる。さまざまな実施形態が、様々な用途において、即ちデータに依存する任意の用途において使用されることができる。例えば、様々な実施形態は、ヘルスケア、ファイナンス、市場分析、スポーツ分析、小売りなどで使用されることができる。

【0037】

動作において、受信機要素102は、少なくとも1つのデータソース(図示省略)から少なくとも1つの入力特徴を受信する。堅牢な分類器100が、ヘルスケア環境で実現される場合、例えば、データソースは、患者(patient)から情報(即ち特徴)を収集するセンサデバイスとすることができます。この情報は、患者の心拍数(HR)(この場合、対応するセンサデバイスは心拍センサであろう)、血圧、体重、代謝、年齢などに関連付けられることができます。

【0038】

4つの入力特徴が示されるが、4つより多い又は少ない入力特徴が使用されてもよく、入力特徴の数は用途に依存することができる想定される。データソースは、任意のタイプの有線又は無線接続を介して受信機102に特徴を通信することができます。

【0039】

各データソースからのデータは、少なくとも1つの特徴に関連付けられることができます。特徴は、対象(例えば、患者)を記述する形質、特性又は変数であり得る。次いで、各特徴は、指定された低次元分類器デバイス104に伝達することができます。

【0040】

その後、各分類器デバイス104は、予測スコア、又はその従属特徴のいずれかが欠損している場合にゼロ(0)を出力することができます。これらの分類装置104は、互いに独立して、又は例えばブースティングといった多変量学習技術を用いて共同して訓練することができます。

【0041】

スコアはその後、重み付き加算器106に伝達されることがあります。重み付き加算器106も、受信装置102と通信することができます。重み付き加算器106は、各特徴に重みを割り当てることができ、加算器106により割り当てられた重みは、入力データにおける特定の特徴の有無に依存することができる。重み付き加算器106は、重み付きされた分類器出力の合計をモデルの予測として出力することができます。これにより、欠損又は不完全なデータにかかわらず、堅牢なデータ分析及び分類が提供されることがあります。

【0042】

様々な実施形態は、2つの段階を含む。(1)訓練；及び(2)訓練されたモデルを用いたリアルタイム予測である。訓練段階は、(a)低次元分類器の訓練；(b)動的アンサンブルモデルの訓練に更に分解されることがあります。様々な実施形態において、これらの2つの段階は、同じデバイスにより実行されることができ、一方、他の実施形態では、第1のデバイスが、訓練ステージを実行し、第2のデバイスがリアルタイム予測段階を実行してもよい。例えば、訓練デバイスは、訓練されたモデルを作成するため訓練セットを

10

20

30

40

50

処理することができ、これはその後、様々な場所に配置された多くのリアルタイム予測デバイスに分散されることができる。

【0043】

様々な実施形態が、データ代入なしに欠損又は不完全なデータを処理する。これは、本書に記載された特徴を広範囲の問題にわたって適用可能とする。様々な実施形態は、一組の低次元分類器を訓練し、それらを強力なアンサンブルへと結合する。アンサンブルにおける分類器の重み付けは、動的であり、現在の入力における測定された特徴に基づき変化する。これは従って、欠損データに対する堅牢性及び弾力性を向上させる。

【0044】

図2は、一実施形態による訓練モジュール200を示す。訓練モジュール200は、図1の堅牢な分類装置100で実現される、又はこれと共に使用されることがある。訓練段階は、訓練データセット202におけるn個のラベル付けされた訓練例のセット

$$((x)^{(1)},(y)^{(1)}), \dots, ((x)^{(n)},(y)^{(n)})$$

を入力として受信することができる。各入力

$$x^{(i)}$$

は、p次元の入力パターンであり、i番目の訓練例のj番目の入力要素は、

$$x_j^{(i)}, y^{(i)}$$

により表され、これは、i番目の訓練例の入力セットに関して測定された、又は他の態様で正確であると決定された関連付けられるカテゴリラベル又は他の出力値である。欠損値が許容される、即ち、いくつかの特徴j及び訓練例iについて欠損している

$$x_j^{(i)}$$

が想定される。目標は、入力の新しいセット（訓練セット

$$x^{(i)}$$

におけるものと一致する）から、新しい出力値（訓練セット

$$y^{(i)}$$

におけるものと一致する）を予測するモデルを構築することである。

【0045】

この目標を達成するため、複数の単変量又は低次元分類器が、例えばロジスティック回帰又は線形回帰といった機械学習アプローチを使用して訓練される。低次元分類器訓練モジュール204はそれぞれ、m個の低次元分類器の集合

$$f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$$

を訓練し、ここで、各分類器は、1つ又は複数の入力特徴を受け入れ、出力を提供する。訓練される分類器の数mは典型的には、データセットpにおける特徴の数のオーダーである。例えば、各分類器f(x)が、1つの入力特徴の関数である場合、m = pである。各分類器は、予測スコアを出力し、その従属特徴のいずれかが欠損している場合0を出力す

10

20

30

40

50

る。これらの分類器

$$f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})$$

は、互いに独立して、又は例えばブースティングといった多変量訓練技法を用いて共同して訓練されることができる。

#### 【0046】

本書で説明される実施形態の特徴は、様々な用途で実現されることがある。即ち、実施形態は、欠損又は不完全なデータに苦しむ場合がある事実上あらゆるタイプのデータ依存型用途に適合されることがある。

10

#### 【0047】

ヘルスケア環境では、特定の患者のバイタルサイン及び／又はラボ値に関するデータが、患者のモニタリングの不備のために、欠損又は不完全である場合がある。例えば、患者監視デバイスが誤動作したり、介護者が斯かる情報を得るのを忘れることがあり、又は斯かる情報の取得が患者の治療計画の一部でない場合がある。しかしながら、特定の患者のバイタルサイン及び／又はラボ値に関するデータが存在する場合、これらの特徴は、患者状態の様子を予測する際に非常に特異的であり得る。従って、予測モデルにおいて、測定された特徴又は不完全な特徴（即ち、欠損したデータ）を希薄に利用する技術を持つことが望ましい。

#### 【0048】

一実施形態では、例えば、本書に記載される実施形態の特徴が、患者の血行力学的不安定性を予測するのに使用されることがある。心臓血管系の基本的な目的は、正常で健康な組織及び臓器機能を維持するため、体組織の適切な灌流及び酸素化を保証することである。通常の状況下では、健康な生理学的システムにおいて、末期臓器の十分な灌流を可能にするため、適切な血圧及び心拍出量を維持するのに役立つ複数のフィードバックループ及び補償メカニズムが適所に存在する。

20

#### 【0049】

しかしながら、集中治療室（ICU）で通常遭遇されるような、生理的に脆弱な患者の間では、これらのメカニズムが損なわれる可能性がある。例えば敗血症、出血、及び急性心不全といった重大な疾患プロセスは、これらの制御機能の有意な障害をもたらし、血行力学的劣化を引き起こす場合がある。従って斯かる場合、ICU臨床医はしばしば、無数のICUデータを同化し、患者が適切な心拍出量及び灌流を維持するのを助けるため、静脈内流体、血液製剤及び薬理学的薬剤の形態の適切な介入で反応することにより、血行動態を最適化する。血行力学的不安定性エピソードの早期発見及び適切な矯正介入の即時開始は、患者の結果を有意に改善することができる。

30

#### 【0050】

ICU臨床医は、周期的に頻繁にサンプリングされた測定値（例えば、特定のデバイス構成に基づき、秒単位、分単位、5分単位、又は15分単位）からなる複数の生理学的データを提示される。これは、心拍数及び呼吸数、並びに例えば非侵襲的血圧及びラボ研究値といった非周期的測定値である。彼らは、ケア下にある各患者に対してこれらの豊富なデータソースを取得、集約、解釈する必要がある。緊急の血行力学的不安定性に対する解釈と反応は、圧倒的な量のデータ、頻繁な誤警報、頻繁に中断されるワークフローの存在下では特に困難な作業となり得る。

40

#### 【0051】

従って、本願の特徴は、臨床医がその初期段階又は発症前に血行力学的悪化を検出するのを助けることができ、これにより、そこから最も利益を受ける可能性のある患者に臨床医の注意を向けることを可能にする。堅牢な分類装置は、現在のICU環境で利用可能なデータを有意義に組み合わせることによりこれを達成することができる。これは、一般的には測定されることがないが、測定されたときには非常に重要である情報を利用するという点で過去の技術よりも改善される。この技術は、例えば血圧が危険なレベルまで下

50

がる（例えば、収縮期血圧<90 mmHg）ときに鳴る警報といった既存のフェールセーフ機構を置き換えることを意味するものではない点を強調することが重要である。むしろ、介入を必要とする可能性が高い前駆状態に注意を喚起することにより、これらの警報を増強し、こうして、臨床医に是正措置を講じる時間を与えることを意味する。

【0052】

この実施形態において、堅牢な分類装置の出力は、血行力学的不安定性スコアとすることができます。このスコアは、特定の情報が欠けている又は不完全であっても、患者の血行力学的不安定性を正確に予測するのに使用されることが可能である。前の議論は、血行力学的不安定性リスクスコアリングに関するが、本願の特徴は、任意の他のタイプの用途（臨床決定支援の分野の範囲内及び外にある）、特に、欠損又は不完全なデータに苦しむ用途において実現されることが可能である。

10

【0053】

図3は、例えば血行動態リスクスコア及びそれらの測定頻度（即ち、その特徴に対する少なくとも1つの測定値を持つ患者のパーセンテージ）を計算する際に使用される能够である例示的な特徴を列挙する表300を示す。この場合、各入力特徴

$x^{(i)}$

は、表300にリストされる特徴に対応し、

$y^{(i)}$

20

は、患者状態ラベルである（この場合、例えば0から1といった患者の安定性を表すリスクスコアとすることができる）。

【0054】

図3の表300は、データが不完全であることが多く、特徴が、すべての特徴パターンにおいて存在しないか、又は測定されない場合があることを示す。例えば乳酸塩や中央静脈圧といった特定の特徴は、それぞれ80%以上のサンプルから欠損している場合がある。

【0055】

30

図2の説明を用いて続けると、分類器

$f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$

が得られた後（又は訓練された、例えば、低次元分類器訓練モジュール204から生成された後）、動的アンサンブル学習モジュール206は、アンサンブルを形成するため、m個の低次元分類器のそれぞれに重みを割り当てる。各分類器  $f(x)$  に割り当たる重みは、動的であり、即ち、入力における個々の測定された特徴の有無のパラメトリック関数である。割り当たる重みは、集約されたリスクスコアに対する個々の分類器の効果の強さを調整する。

40

【0056】

例えば、

$$H(x) = f_1(x_1) + f_2(x_2) + f_3(x_3)$$

が成り立つとし、ここで、3つの单变量分類器がほぼ線形従属であり、その結果、

$$\beta_1 f_1(x_1) + \beta_2 f_2(x_2) + \beta_3 f_3(x_3) \approx 0$$

となり、1、2、及び3がスカラーであるとする。即ち、特徴そのものが従属であ

50

るとは仮定されていないが、その単変量分類器の予測は、相関されると仮定される。

【0057】

目標は、データが欠損している場合（即ち、特徴が存在しない場合）に上記の  $H(x)$  の予測を忠実に再現することである。例えば、所与の入力パターンに  $x_1$  ( ) の値が指定されていないと仮定する。これは、

$$(x_1 = \phi)$$

の値が指定されていないと仮定する。これは、

$$f_1(x_1)$$

10

が、出力を提供しないことをもたらす。

$$f_2(x_2)$$

及び

$$f_3(x_3)$$

を与えることでこれを再現することにより、

$$f_1(x_1)$$

20

が算定されることができ、その結果、

$$H(\mathbf{x} = (\phi, x_2, x_3)) \approx \left(1 - \frac{\beta_2}{\beta_1}\right) f_2(x_2) + \left(1 - \frac{\beta_3}{\beta_1}\right) f_3(x_3)$$

となる。 $x_2$  又は  $x_3$  が欠損している場合、同様の方程式が得られることができる。

【0058】

次のステップは、加重関数

30

$$a_1(x), \dots, a_m(x)$$

を特定し、アンサンブル分類器  $H(x)$  を形成することであり、

$$H(x) = a_1(x)f_1(x) + \dots + a_m(x)f_m(x)$$

となる。重み関数  $a(x)$  は、動的なアンサンブル学習モジュール 206 により提供され、それらの特定の値は、どの特徴が入力に存在するかに依存する。即ち、

$$a_i = s_{i0} + s_{i1}m(x_1) + \dots + s_{ip}m(x_p)$$

40

となり、ここで、 $s_{i,j}$  は、係数であり、 $m(x_j)$  は、バイナリベクトル

$$m = (m_1, m_2, \dots, m_p)$$

をもたらすインジケータマスクであり、 $j$  番目の特徴が欠損しているときは  $m_j = 0$ 、 $j$  番目の特徴が測定されるときは 1 である。上記の方程式を組み合わせると、アンサンブル分類器は、

$$H(x) = \sum_{i=1}^m s_{i0} f_i(x) + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^p s_{ij} f_i(x) m(x_j)$$

として書かれることができる。

【0059】

この式から、分類器  $H(x)$  は、係数  $s_{ij}$ 、 $i = 1, \dots, m$ 、 $j = 0, 1, \dots, p$  において線形であり、従って、これらの係数は、例えば訓練セットにおけるラベルを予測するロジスティック回帰といった標準的な線形分類技術を使用して学習されることがある。具体的には、

$$H(x^{(1)}), H(x^{(2)}), \dots, H(x^{(n)})$$

10

から

$$y^{(1)}, y^{(2)}, \dots, y^{(n)}$$

を予測する。

【0060】

最終的な予測モデルは、 $H(x)$  により規定され、これは、 $m$  個の低次元分類器

$$f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$$

20

及び重み付け関数

$$a_1(x), \dots, a_m(x)$$

から構成される。これらは、係数  $s_{ij}$ 、 $i = 1, \dots, m$ 、 $j = 0, 1, \dots, p$  によりパラメータ化される。血行力学的スコア付け用途において、例えば、係数  $s_{ij}$ 、 $i = 1, \dots, m$ 、 $j = 0, 1, \dots, p$  は、展開前に訓練データに関する第2のオフライン段階で学習されることができる。

30

【0061】

従って、各分類器の重みは動的であり、特徴の測定パターンに依存する。これは、最終的な分類器 100 が、特定の特徴の有無に基づきアンサンブルにおける他の分類器の強度を調整することにより（即ち、重みを調整することにより）欠損データを調整することを可能にする。

【0062】

一旦分類器が構築されると、希薄なデータセット又は不完全なデータセットの分類を実行するため、それはリアルタイムに適用される。図 4 は、リアルタイム予測モジュール 400 の一実施形態を示す。リアルタイム予測モジュール 400 は、図 1 の堅牢な分類装置 100 で実現されることが可能で、又はこれと一緒に使用されることができる。一旦予測モデルが訓練されると、リアルタイム予測モジュール 400 は、新しい入力を評価することができる。これは、欠損したデータを含む場合がある。この段階では、モデル予測  $H(x)$  を計算することにより、新しい入力  $x$  に予測スコアが割り当てられる。

40

【0063】

入力  $x^{402}$  は、一連の  $p$  個の特徴

$$x_1, x_2, \dots, x_p$$

を含むことができる。上述したように、患者の血行力学的スコアを計算する際に堅牢な分類装置が使用される場合、これらの特徴は、図 3 の表 300 に列挙された特徴のいずれか

50

を含むことができる。次に、各低次元分類器

$$f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$$

404が、入力 $x$ に適用され、各分類器

$$f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$$

404は、入力特徴

$$x_1, x_2, \dots, x_p$$

10

に関連付けられる。1つ又は複数の分類器404が多変量（例えば、低次元であるが单変量ではない）であってもよい実施形態では、斯かる分類器は、複数の入力特徴と関連付けられることができる。

【0064】

マスキングモジュール406はその後、 $p$ 個の特徴のそれぞれについて適切なマスク

$$m(x_1), \dots, m(x_p)$$

20

を決定することができる。 $j$ 番目の特徴が存在しない場合は $m(x_j) = 0$ であり、 $j$ 番目の特徴が存在する場合は $m(x_j) = 1$ となる点に留意されたい。前述したように、重み付き加算器408は、式

$$a_i = s_{i0} + s_{i1}m(x_1) + \dots + s_{ip}m(x_p)$$

を用いて、重みを割り当てることができる。

【0065】

重み付き加算器408は、重み

$$a_1(x), \dots, a_m(x)$$

30

を分類器

$$f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$$

の出力に適用し、单一のスコア $H(x)$ を出力する。血行力学的スコアの実施形態では、单一の血行力学的不安定性指標（ $h_{i,i}$ ）リスクスコアが、

$$h_{i,i}(x) = \sum_{i=1}^p a_i(x) f_i(x_i)$$

40

により表示されることがある。

【0066】

これは、 $h_{i,i}$ に関する構成单変量分類器の加重平均であるので、加重は、入力の測定パターン（例えば、図3のどの特徴が入力 $x$ に存在する／存在しないか）に依存する。特定の特徴は、どの特徴が欠損しているかに基づき、より強く又はより弱く重み付けされることがある。

【0067】

重み付き加算器408は、他の特徴が測定されていないとき「置換」特徴がしばしば測定される場合、特徴の重みを調整し、欠損している特徴を本質的に置き換えることができ

50

る。例えば血行力学的不安定性スコアリング用途において、ヘモグロビンとヘマトクリットは高い相関があり、一方は測定されるが、他方は測定されない状況がほとんどない。従って、互いに置き換えても価値がほとんどない。従って、重み付き加算器 408 は、非常に頻繁に測定されるか、又は欠損した特徴と排他的に測定される「置換」特徴を選択するようバイアスされてもよい。

#### 【0068】

血行力学的不安定性スコアリング用途で発展するかもしれないこの主の多くの関係が存在する。例えば、図 3 を参照すると、乳酸塩は約 17 % の患者でのみ測定される。これらのケースでは、欠けている乳酸塩特徴を算定するために調整される支配的な特徴は、動脈の PaCO<sub>2</sub> である（これは患者の 45 % で測定される）。乳酸塩 PaCO<sub>2</sub> は、強く加重される。なぜなら、乳酸塩と動脈 PaCO<sub>2</sub> は共に嫌気性呼吸に関連付けられるからである。10

#### 【0069】

別の例として、炭酸水素 (HCO<sub>3</sub>) 測定値は、例の 48 % に存在する。これらのケースでは、二酸化炭素予測値の重みを調整することにより（これは、重炭酸塩が欠損しているとき、例の 96 % で利用可能である）、欠損している重炭酸塩測定値が算定される。二酸化炭素は、これに応じて重み付けされる。なぜなら、血液における二酸化炭素の大部分は、重炭酸の形で存在するからである。

#### 【0070】

出力された hii スコアは、大きな正の値が血行力学的不安定性の高いリスクを示し、大きな負の値は血行力学的不安定性の低いリスクを示すことができる非正規化スケール上有る。臨床医又は他の関係者に対してより直感的で使いやすいスコアを生成するため、スコアは、例えば、シグモイド関数 (sigmoid function) を通すことにより正規化されることが可能。20

$$HII(x) = \frac{1}{1 + \exp(-hii(x))}$$

となる。

#### 【0071】

これは、範囲 [0、1] における正規化されたスコア HII (x) を生成する。そこでは、1 に近い値が、血行力学的不安定性の高いリスクを示し、0 に近い値が、血行力学的不安定性のリスクが低いことを示すことができる。このスコアは、グラフィックディスプレイを介して臨床医又は他のタイプの医療関係者に提示されることができる。同様に、HII スコアは、リスクのレベルを更に強調するため、色に関連付けられることができる（例えば、緑 = 低リスク、黄 = 中リスク、赤 = 高リスクなど）。

#### 【0072】

図 5 は、一実施形態による堅牢な分類のための方法 500 のフローチャートを示す。ステップ 502 は、少なくとも 1 つの特徴を持つデータを受信機を介して受信することを含む。受信機は、任意の有線又は無線接続によりデータを受信することができる。このデータは例えば、患者の健康に関するものであってよく、医療従事者により入力される、及び / 又は健康監視システム若しくはデバイスから受信されることがある。40

#### 【0073】

予測訓練段階では、受信されるデータは、少なくとも 1 つの訓練例を有する。即ち、少なくとも 1 つの低次元分類器が、訓練例を用いて訓練される。

#### 【0074】

ステップ 504 は、少なくとも 1 つの低次元分類器を受信されるデータに適用することを含む。これは、受信されるデータに基づかれる出力を生じさせ、各低次元分類器は、受信データにおける特徴の 1 つに関連付けられる。

#### 【0075】

ステップ 506 は、特徴の各セットに関して適切なマスクを決定することを含む。前述50

したように、 $j$  番目の特徴が存在しない場合は  $m(x_j) = 0$  であり、 $j$  番目の特徴が存在する場合は  $m(x_j) = 1$  である。このステップは、マスキングモジュール 406 により実行されてもよい。

#### 【0076】

ステップ 508 は、マスクに基づき分類器に重みを適用することを含む。これらの重みは、マスクに依存し、即ち入力におけるどの特徴が測定されたかに依存する。このステップは、重み付き加算器 408 により実行されてもよい。

#### 【0077】

ステップ 510 は、少なくとも 1 つの分類器の出力の加重和を出力することを含む。前述したように、加重和は、どの特徴が欠損し、及びどの特徴が存在するかに部分的に依存する。各分類器の出力に割り当てられる重みもまた、訓練の例に依存する。血行力学的不安定性スコア用途において、この出力は、患者が血行力学的不安定性の危険性があるかどうかを示す血行動態リスクスコアであり得る。

10

#### 【0078】

図 6 は、本書に記載される様々なシステムに参加することができる様々なデバイスを実現するためのハードウェアシステム 600 の例を示す。ハードウェア 600 は、ユーザモバイルデバイス又はサポートモバイルデバイスを実現することができる。図 6 に示されるように、ハードウェア 600 は、プロセッサ 620、キャッシュ / システムメモリ 630、ユーザインタフェース 640、通信インタフェース 650、及びストレージ 660 を接続する 1 つ又は複数のシステムバス 610 を含む。図 6 は、単に例示的なものであり、いくつかの点で、抽象概念を構成し、ハードウェア 600 の要素の実際の編成は、図示されたものよりも変化し、より複雑であり得る点を理解されたい。

20

#### 【0079】

プロセッサ 620 は、メモリ 630 若しくは記憶装置 660 に記憶された命令を実行することができる、又は他の態様でデータを処理することができる任意のハードウェアデバイスであってもよい。そのようなものとして、プロセッサ 620 は、マイクロプロセッサ、フィールドプログラマブルゲートアレイ (FPGA)、特定用途向け集積回路 (ASIC)、又は他の同様のデバイスを含むことができる。例えば 1 つ又は複数の ASIC に頼るいくつかの実施形態では、ソフトウェアを介して部分的に提供されるものとして説明した機能が代わりに、ASIC の動作にハードワイヤード接続されることができ、そのようなものとして、関連するソフトウェアが省略されることができる。

30

#### 【0080】

キャッシュ / システムメモリ 630 は例えば、L1、L2、若しくは L3 キャッシュ又はシステムメモリなどの様々なメモリを含むことができる。そのようなものとして、メモリ 630 は、スタティックランダムアクセスメモリ (SRAM)、ダイナミック RAM (DRAM)、フラッシュメモリ、リードオンリメモリ (ROM)、又は他の類似のメモリデバイスを含むことができる。

#### 【0081】

ユーザインタフェース 640 は、例えば管理者といったユーザとの通信を可能にするための 1 つ又は複数のデバイスを含むことができる。例えば、ユーザインタフェース 640 は、ディスプレイ、マウス、キーボード、タッチスクリーン、ボタン、カメラ、マイクロホン、バイブレータ、触覚エンジンなどを含むことができる。いくつかの実施形態では、ユーザインタフェース 640 は、通信インタフェース 650 を介して遠隔端末に提示されることができるコマンドラインインタフェース又はグラフィカルユーザインタフェースを含み得る。

40

#### 【0082】

通信インタフェース 650 は、他のハードウェアデバイスとの通信を可能にするための 1 つ又は複数のデバイスを含むことができる。例えば、通信インタフェース 650 は、イーサネット (登録商標) プロトコルに従って通信するよう構成されたネットワークインタフェースカード (NIC) を含むことができる。追加的に、通信インタフェース 650 は

50

、 T C P / I P プロトコルに従って通信するための T C P / I P スタックを実現することができる。通信インターフェース 650 に関する様々な代替又は追加的なハードウェア又は構成は明らかであろう。いくつかの実施形態では、通信インターフェース 650 は、N F C 、ブルートゥース、又は他の近距離無線インターフェースを含むことができる。通信インターフェース 650 に関する様々な代替又は追加的なハードウェア又は構成は明らかであろう。

【 0083 】

記憶装置 660 は、例えば読み出し専用メモリ ( R O M ) 、ランダムアクセスメモリ ( R A M ) 、磁気ディスク記憶媒体、光記憶媒体、フラッシュメモリ装置、又は同様の記憶媒体といった 1 つ又は複数の機械可読記憶媒体を含むことができる。様々な実施形態では 10 、記憶装置 660 は、プロセッサ 620 による実行のための命令又はプロセッサ 620 が動作しているときのデータを記憶することができる。例えば、ストレージ 660 は、ハードウェア 600 の様々な基本動作を制御するオペレーティングシステム 661 を格納することができる。

【 0084 】

オペレーティングシステム 661 は、前述した様々な要素を含むことができる。これらの要素は、例えば低次元分類器モジュール 662 とすることができます、これは、図 2 の低次元分類器学習モジュール 204 に類似することができます。これらの要素は、m 個の低次元分類器の集合

$$f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$$

20

を訓練することができる。ここで、各分類器は、1 つ又は複数の入力特徴を受け入れ、出力を提供する。

【 0085 】

オペレーティングシステム 661 の別の要素は、動的アンサンブル学習モジュール 663 とすることができます。図 6 の動的アンサンブル学習モジュール 663 は、例えば、図 2 の動的アンサンブル学習モジュール 206 と類似することができます。動的アンサンブル学習モジュール 663 は、m 個の低次元分類器のそれぞれに重みを割り当て、アンサンブルを形成することができます。前述したように、各分類器  $f(x)$  に割り当てられる重みは、動的であり、集約されたリスクスコアに対する各個別の分類器の効果の強さを調整することができます。

30

【 0086 】

低次元分類器 664 は、例えば図 4 の低次元分類器 404 に類似することができます。各分類器 664

$$f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$$

は、入力特徴

$$x_1, x_2, \dots, x_p$$

40

に関連付けられる。1 つ又は複数の分類器 664 が多変量（例えば、低次元であるが单変量ではない）であり得る実施形態では、斯かる分類器は、複数の入力特徴に関連付けられるすることができます。

【 0087 】

マスキングモジュール 665 は、例えば図 4 のマスキングモジュール 406 に類似することができます。前述したように、マスキングモジュール 665 は、p 個の特徴のそれぞれに關して適切なマスク

$m(x_1), \dots, m(x_p)$

を決定することができる。j 番目の特徴が存在しない場合は、 $m(x_j) = 0$ 、j 番目の特徴が存在する場合は、 $m(x_j) = 1$  である点に留意されたい。

【0088】

重み付き加算器 666 は、例えば図 4 の重み付き加算器 408 に類似することができる。前述したように、重み付き加算器 666 は、重み

$a_1(x), \dots, a_m(x)$

10

を分類器

$f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$

の出力に適用し、単一のスコア H (x) を出力する。これは、構成单变量分類器の加重平均であり、加重は、入力の測定パターンに依存することができる。特定の特徴は、どの特徴が欠損しているかに基づき、より強く又はより弱く重み付けされることがある。

【0089】

いくつかの実施形態が、本書に記載及び例示されるが、当業者であれば、本書に記載される機能を実行し、並びに / 又は結果を得る及び / 若しくは 1 つ若しくは複数の利点を得るための様々な他の手段及び / 又は構造を容易に想像することができるであろう。斯かる変形及び / 又は修正の各々は、本発明の範囲内であるとみなされる。より一般的には、当業者は、本書に記載される全てのパラメータ、寸法、材料、及び構成が、例示的であることを意味し、実際のパラメータ、寸法、材料及び / 又は構成は、本発明の教示が使用される特定の用途に依存するであろうことを容易に理解されるであろう。当業者は、単にルーチン実験操作を用いて、ここに記載された発明の特定の実施形態の多くの等価物を確認又は確かめることができる。従って、前述の実施形態は、単なる例としてのみ提示され、添付の特許請求の範囲及びその均等の範囲において、本発明は、具体的に記載及び特許請求の範囲に記載される以外の方法で実現される点を理解されたい。本発明は、  
本書に記載されるそれぞれ個々の特徴、システム、物品、材料、及び / 又は方法に関連付けられる。更に、斯かる特徴、システム、物品、材料及び / 又は方法が相互に矛盾しない場合、斯かる特徴、システム、物品、材料及び / 又は方法の 2 つ又はこれ以上の任意の組合せが、本発明の範囲内に含まれる。

20

【0090】

本明細書及び特許請求の範囲で使用される不定冠詞「a」及び「a n」は、明確に反対の指示がない限り、「少なくとも 1 つ」を意味するものとして理解されたい。

【0091】

本明細書及び特許請求の範囲で使用される「及び / 又は」という語句は、そのように結合された要素の「どちらか又は両方」を意味し、例えば、ある場合には連結的に存在し、他の場合には分離的に存在する要素を意味することを理解されたい。明確に反対の指示がない限り、具体的に特定される要素に関係しているか無関係であるかにかかわらず、「及び / 又は」句により具体的に特定される要素以外の他の要素が、オプションで存在してもよい。従って、非限定的な例として、例えば「有する」などの非限定的な言語と併せて使用されるとき、「A 及び / 又は B」への参照は、一実施形態では、B なしの A (オプションで B 以外の要素を含む) を指し；別の実施形態では、A なしの B (オプションで A 以外の要素を含む) を指し；更に別の実施形態では、A 及び B の両方 (オプションで他の要素を含む) を指す、等となる。

30

【0092】

本明細書及び特許請求の範囲で使用される「又は」は、上で定義した「及び / 又は」と

40

50

同じ意味を持つ点を理解されたい。例えば、リストにおける項目を分離するとき、「又は」及び／又は「及び／又は」は、包括的なものとして解釈され、例えば、複数の要素又はリストにある要素の少なくとも1つを含むが、1つ以上の要素も含み、オプションでリストにない追加的な項目も含む。例えば、「唯一の」又は「正確に1つの」又は特許請求の範囲において使用されるときの「からなる」といった限定用語は、明確に反対の指示がない限り、複数の要素又はリストにある要素の正確に1つの要素を含むことを指す。一般に、本書で使用される「又は」という用語は、「どちらか」、「1つの」、「唯一の」、又は「正確に1つの」といった排他的な言葉を伴うとき、排他的な選択肢（例えば、一方又は他方だが、両方ではない）を示すものとして解釈される。特許請求の範囲で使用されとき「本質的に～からなる」は、特許法の分野で使用される通常の意味を持つ。

10

#### 【0093】

本明細書及び特許請求の範囲で使用される、1つ又は複数の要素のリストを参照する「少なくとも1つの」という語句は、要素のリストにおける任意の1つ又は複数の要素から選択される少なくとも1つの要素を意味するが、必ずしも要素のリストにおいて具体的に列挙される各要素の少なくとも1つを含むものではなく、要素のリストにおける要素の任意の組合せを除外するものではない点を理解されたい。この定義はまた、具体的に特定された要素に関連するかしないかに関わらず、「少なくとも1つの」という語句が参照する要素のリストにおいて具体的に特定された要素以外の要素がオプションで存在することを可能にする。従って、非限定的な例として、「A及びBの少なくとも1つ」（又は同等に「A又はBの少なくとも1つ」、又は同等に「A及び／又はBの少なくとも1つ」）は、一実施形態では、少なくとも1つのA、オプションで1つ以上のAを含み、Bが存在しない（及びオプションでB以外の要素を含む）ことを指し；別の実施形態では、少なくとも1つのB、オプションで1つ以上のBを含み、Aが存在しない（及びオプションでA以外の要素を含む）ことを指し；更に別の実施形態では、少なくとも1つのA、オプションで1つ以上のAと、少なくとも1つのB、オプションで1つ以上のBとを含む（及びオプションで他の要素を含む）ことを指す、等となる。

20

#### 【0094】

特許請求の範囲及び明細書において、「有する」、「含む」、「運ぶ」、「持つ」、「備える」、「関与する」、「保持する」等の全ての過渡的な表現は、非限定語であり、限定を意味するものではない点を理解されたい。

30

#### 【0095】

「からなる」及び「本質的に～からなる」という移行句だけが、米国特許商標庁のM P E P 第2111.03項に記載されるように、閉鎖又は半閉鎖移行句である。

#### 【0096】

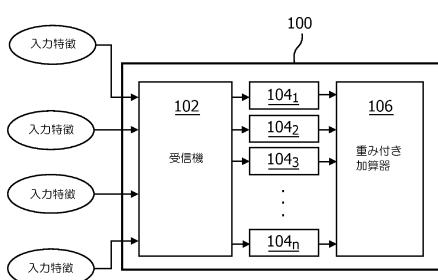
クレーム要素を修正するための特許請求の範囲における「第1」、「第2」、「第3」等の序数用語の使用は、それ自身では、他に対するあるクレーム要素の優先順位、先行性、若しくは順序、又は方法のステップが実行される時間的順序を意味するものではなく、クレーム要素を区別するため、ある名称を持つ一つのクレーム要素を、同じ名称の（しかし、序数の用語を使用する）別の要素と区別するためのラベルとして単に用いられる。

#### 【0097】

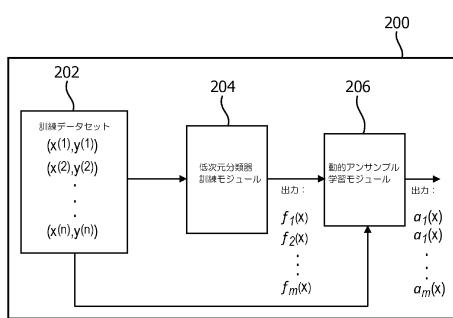
反対のことが明示されない限り、1つ以上のステップ又は動作を含む特許請求の範囲に記載される任意の方法において、方法におけるステップ又は動作の順序は、方法のステップ又は動作が列挙される順序に必ずしも限定されない点を理解されたい。

40

【図1】



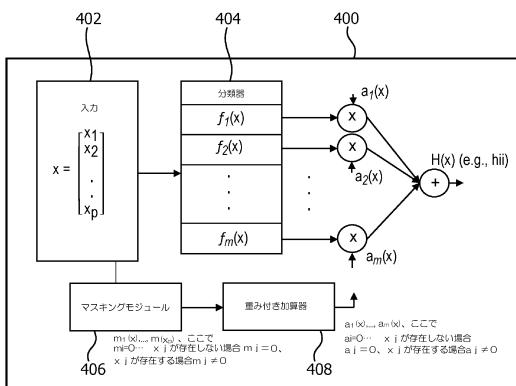
【図2】



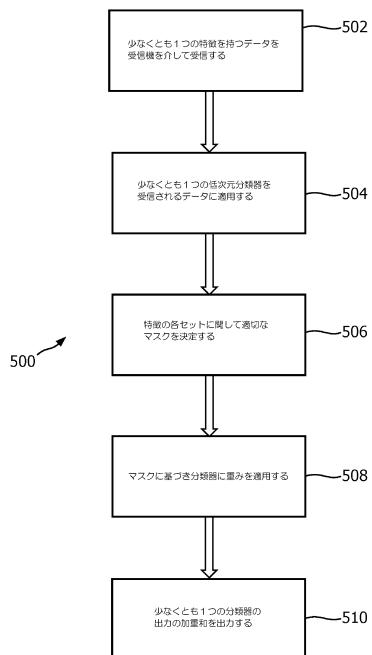
【図3】

動脈血ガス		機器的バイタル	
動脈pH	45%	機器的平均血圧 (nBP%Mean)	22%
重炭酸塩 (HCO3)	48%	機器的収縮期血圧 (nBPSys)	23%
動脈血pCO2	45%	機器的拡張期血圧 (nBPDia)	23%
SaO2	43%	機器的ショック指数 (NSI)	24%
動脈ベース酸	29%	中央静脈圧 (CVP)	14%
人工呼吸器パラメータ		非機器的バイタル/人口統計	
PF比率	27%	非機器的平均血圧 (nBP平均)	99%
FIO2セット	30%	非機器的収縮期血圧 (nBPSys)	99%
平均気道内圧 (MAP)	8%	非機器的拡張期血圧 (nBPDia)	99%
ピーク吸気圧力 (PIP)	10%	心拍数	100%
		非機器的ショック指数 (NSI)	98%
		呼吸	98%
		温度 (T)	21%
基本メタリックパネル		包括的メタリックパネル	
二酸化炭素 (CO2)	96%	アラニンアミノトランスフェラーゼ (ALT)	71%
塩化物	97%	アルブミン	71%
血清尿素窒素 (BUN)	97%	アルカリナトリウム (ALP)	70%
クレアチニン	97%	アスコラチン酸トランスミナーゼ (AST)	72%
カリウム	97%	総ビリルビン	73%
ナトリウム	97%	総グリヤウ酸	67%
グリコース	97%		
カルシウム	96%		
完全な曲球数		完全な曲球数プロファイル	
WBC-白血球	96%	バンド	9%
RBC	96%	好塗基球 (Basos)	40%
ヘマトクリット	97%	好酸球 (Eos)	40%
ヘモグロビン	97%	リンパ球 (Lymph)	41%
血小板	96%	単球 (モノ)	40%
		好中球 (Polys)	40%
		好中球リノバ球比 (NLR)	40%
追加テスト			
セミローゼ	15%	乳酸脱水素酵素 (LDH)	14%
CPK	44%	マグネシウム	57%
CPK-MB	38%	部分トロボラストチン時間 (PTT)	64%
イオン化カルシウム	19%	プロトロンビン時間 (INR)	69%
乳腺癌	17%	トリグリセリド	20%

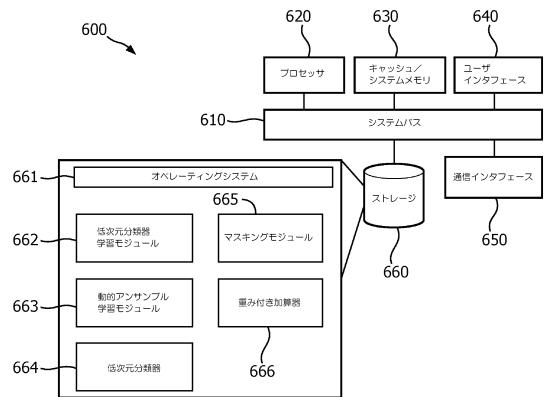
【図4】



【図5】



【図6】



---

フロントページの続き

(72)発明者 コンロイ ブライアン  
オランダ国 5 6 5 6 アーエー アインドーフェン ハイ テック キャンパス ビルディング  
5

(72)発明者 エシェルマン ラリー ジェームス  
オランダ国 5 6 5 6 アーエー アインドーフェン ハイ テック キャンパス ビルディング  
5

(72)発明者 ポテス クリストイアン  
オランダ国 5 6 5 6 アーエー アインドーフェン ハイ テック キャンパス ビルディング  
5

(72)発明者 シュウ ミンナン  
オランダ国 5 6 5 6 アーエー アインドーフェン ハイ テック キャンパス ビルディング  
5

審査官 西村 直史

(56)参考文献 特開2007-025978 (JP, A)  
特開2011-031052 (JP, A)  
国際公開第2013/125482 (WO, A1)  
米国特許出願公開第2006/0184475 (US, A1)  
Handling Missing Features with Boosting Algorithms For-Protein INteraction Prediction  
, DATA INTEGRATION IN THE LIFE SCIENCES, SPRINGER BERLIN HEIDERBERG, 2010年 8月  
25日, URL, [http://www.eecs.qmul.ac.uk/~fabri/Publications/Handling\\_Missing\\_Features\\_with\\_Boosting\\_Algorithms\\_for\\_Protein-Protein\\_Interaction\\_prediction/dils2010.pdf](http://www.eecs.qmul.ac.uk/~fabri/Publications/Handling_Missing_Features_with_Boosting_Algorithms_for_Protein-Protein_Interaction_prediction/dils2010.pdf)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

G 06 F 16 / 00 - 16 / 958