

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7630256号
(P7630256)

(45)発行日 令和7年2月17日(2025.2.17)

(24)登録日 令和7年2月6日(2025.2.6)

(51)国際特許分類
G 1 6 H 50/50 (2018.01)

F I
G 1 6 H 50/50

請求項の数 13 (全20頁)

(21)出願番号 特願2020-188655(P2020-188655)
(22)出願日 令和2年11月12日(2020.11.12)
(65)公開番号 特開2022-77702(P2022-77702A)
(43)公開日 令和4年5月24日(2022.5.24)
審査請求日 令和5年6月15日(2023.6.15)
前置審査

(73)特許権者 503369495
帝人ファーマ株式会社
東京都千代田区霞が関三丁目2番1号
(74)代理人 100099759
弁理士 青木 篤
(74)代理人 100123582
弁理士 三橋 真二
(74)代理人 100117019
弁理士 渡辺 陽一
(74)代理人 100166165
弁理士 津田 英直
(74)代理人 100123593
弁理士 関根 宣夫
(74)代理人 100151459
弁理士 中村 健一

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 患者の状態変化を予測するサーバ、端末、方法、プログラム、及び学習済みモデルの生成方法

(57)【特許請求の範囲】**【請求項1】**

慢性閉塞性肺疾患(COPD)に罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目及び併存疾患に関する第2の検査項目に関する、前記患者の退院時のデータをそれぞれ取得する取得部と、

前記第1及び第2の検査項目に関するデータをそれぞれ利用して、前記患者の退院後の状態変化を予測する予測部と、

を有し、

前記取得部は、さらにフレイル(frailty)要素に関する第3の検査項目に関するデータを取得し、

前記予測部による予測は、慢性閉塞性肺疾患(COPD)に罹患している複数の患者の前記第1、第2及び第3の検査項目に関するデータと前記複数の患者の退院後の状態変化に関するデータに基づいて作成された学習済みモデルを用いてなされる、

ことを特徴とするサーバ。

【請求項2】

前記学習済みモデルが、Boostingモデルにより作成されたものである、請求項1に記載のサーバ。

【請求項3】

前記Boostingモデルが、XGBoostモデルである、請求項2に記載のサーバ。

【請求項 4】

前記患者の退院後の状態変化は、前記患者が再入院することを含む、請求項 1 乃至 3 のいずれか一項に記載のサーバ。

【請求項 5】

前記第 3 の検査項目に関するデータは、年齢、体格指数（B M I）、日常生活動作（A D L）、栄養状態、独居か否かのうちの少なくとも 1 つに関するデータを含む、請求項 1 に記載のサーバ。

【請求項 6】

前記併存疾患に関する第 2 の検査項目に関するデータは、併存疾患の病名に関するデータ、血液検査に関するデータ、バイタル検査に関するデータ、及び処方データのうちの少なくとも 1 つを含む、請求項 1 乃至 5 のいずれか一項に記載のサーバ。

10

【請求項 7】

さらに、前記予測部にて予測された前記患者の退院後の状態変化の予測結果が、予め定められた複数の階層の何れに相当するかを決定する決定部を有する、請求項 1 乃至 6 のいずれか一項に記載のサーバ。

【請求項 8】

さらに、予測された前記状態変化を出力する出力部を有する、請求項 1 乃至 7 のいずれか一項に記載のサーバ。

【請求項 9】

前記予測部による予測は、前記患者の身体状態及び / 又はその遷移確率を予測する、請求項 1 に記載のサーバ。

20

【請求項 10】

慢性閉塞性肺疾患（C O P D）に罹患している患者に関する呼吸機能に関する第 1 の検査項目、併存疾患に関する第 2 の検査項目、及びフレイル（frailty）要素に関する第 3 の検査項目に関する、前記患者の退院時のデータをそれぞれ入力する入力部と、

入力された前記データをサーバへ送信する送信部と、

慢性閉塞性肺疾患（C O P D）に罹患している複数の患者の前記第 1 、第 2 及び第 3 の検査項目に関するデータと前記複数の患者の退院後の状態変化に関するデータに基づいて作成された学習済みモデルをそれぞれ利用して、前記患者の退院後の状態変化が予測され、予測された前記状態変化を前記サーバから受信する受信部と、

30

受信した前記状態変化を出力する出力部と、

を有することを特徴とする端末。

【請求項 11】

慢性閉塞性肺疾患（C O P D）に罹患している患者に関する呼吸機能に関する第 1 の検査項目、併存疾患に関する第 2 の検査項目、及びフレイル（frailty）要素に関する第 3 の検査項目に関する、前記患者の退院時のデータをそれぞれ取得することと、

慢性閉塞性肺疾患（C O P D）に罹患している複数の患者の前記第 1 、第 2 及び第 3 の検査項目に関するデータと前記複数の患者の退院後の状態変化に関するデータに基づいて作成された学習済みモデルをそれぞれ利用して、前記患者の退院後の状態変化の予測値を算出することと、

40

を含むことを特徴とする状態変化を予測する方法。

【請求項 12】

コンピュータに、

慢性閉塞性肺疾患（C O P D）に罹患している患者に関する呼吸機能に関する第 1 の検査項目、併存疾患に関する第 2 の検査項目、及びフレイル（frailty）要素に関する第 3 の検査項目に関する、前記患者の退院時のデータをそれぞれ取得することと、

慢性閉塞性肺疾患（C O P D）に罹患している複数の患者の前記第 1 、第 2 及び第 3 の検査項目に関するデータと前記複数の患者の退院後の状態変化に関するデータに基づいて作成された学習済みモデルをそれぞれ利用して、前記患者の退院後の状態変化を予測することと、

50

を実行させることを特徴とするプログラム。

【請求項 1 3】

慢性閉塞性肺疾患（COPD）に罹患している複数の患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目、併存疾患に関する第2の検査項目、及びフレイル（frailty）要素に関する第3の検査項目に関する、患者の退院時のデータと前記複数の患者の退院後の状態変化に関するデータとを含む教師データを取得し、

前記第1、第2及び第3の検査項目に関する、前記患者のデータを入力、前記患者の退院後の状態変化に関するデータを出力とする学習済みモデルを生成する、

ことを特徴とする学習済みモデルの生成方法。

【発明の詳細な説明】

10

【技術分野】

【0001】

本発明は、患者の状態変化を予測するサーバ、端末、方法、プログラム、及び学習済みモデルの生成方法に関する。

【背景技術】

【0002】

慢性閉塞性肺疾患（COPD）は、喫煙歴がある高齢男性に多い慢性疾患である。 COPDに罹患した患者は、呼吸器感染症などによって引き起こされる増悪を繰り返すことにより、再入院を繰り返し、患者のQOL（Quality of Life）が低下し、病態が進行するため、要所で適切な介入等が必要とされる。 COPDの患者は増加傾向にあり、2030年には、虚血性心疾患、脳卒中、COPD、及び呼吸器感染症が、世界の4大死因となると言われている。

20

【0003】

COPDに罹患した患者が、再入院を繰り返すと医療費が嵩むこととなる。そこで、COPDに罹患し、その後、退院した患者の中から、再入院するリスクが高い人とそうでない人を識別し、リスクが高い人に対して注意喚起を行い、再入院を防ぐことが重要となっている。

【0004】

これまでに、COPDに罹患した患者のリスク予測を行う方法が報告されている（例えば、特許文献1）。特許文献1には、COPD患者である被験者の増悪及び／又は入院の危険性を評価するための装置であって、被験者に係る時間依存の身体活動データを受信するための入力ユニットと、周波数依存の活動データを取得する活動データ変換ユニットと、周波数依存の活動データのモーメントを計算するモーメント決定ユニットと、少なくともモーメントに基づいて被験者の増悪及び／又は入院の危険性を評価するリスク評価ユニットとを含む装置が開示されている。

30

【0005】

特許文献1に開示された装置は、患者のモーメントの低下が、活動サイクルの頻度及び強度の低下に対応することに基づいて、モーメントの低下から増悪、または入院の危険性の増加を予測するものである。

【先行技術文献】

40

【特許文献】

【0006】

【文献】特許第6367982号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0007】

しかしながら、COPD患者の増悪または入院は、患者の活動サイクルの低下以外の要因も影響するため、特許文献1に記載の方法では正確なリスク予測を行うことは難しいという問題があった。

【0008】

50

本発明は、COPDに罹患している患者の状態変化を正確に予測することができるサーバ、端末、方法、プログラム、及び学習済みモデルの生成方法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】

【0009】

本開示の実施形態に係るサーバは、COPDに罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目及び併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータをそれぞれ取得する取得部と、第1及び第2の検査項目に関するデータをそれぞれ利用して、患者の状態変化を予測する予測部と、を有することを特徴とする。

【0010】

本開示の実施形態に係るサーバにおいて、予測部による予測は、COPDに罹患している複数の患者の第1及び第2の検査項目に関するデータと複数の患者の状態変化に関するデータに基づいて作成された学習済みモデルを用いてなされることが好ましい。

【0011】

本開示の実施形態に係るサーバにおいて、学習済みモデルが、Boostingモデルにより作成されたものであることが好ましい。

【0012】

本開示の実施形態に係るサーバにおいて、Boostingモデルが、XGBoostモデルであることが好ましい。

【0013】

本開示の実施形態に係るサーバにおいて、取得部は、患者の退院前のデータを取得し、予測部は、患者の退院後の状態変化を予測することが好ましい。

【0014】

本開示の実施形態に係るサーバにおいて、患者の状態変化は、患者が再入院することを含むことが好ましい。

【0015】

本開示の実施形態に係るサーバにおいて、取得部は、さらにフレイル(frailty)要素に関する第3の検査項目に関するデータを取得することが好ましい。

【0016】

本開示の実施形態に係るサーバにおいて、予測部による予測は、慢性閉塞性肺疾患に罹患している複数の患者の第1、第2及び第3の検査項目に関するデータと複数の患者の状態変化に関するデータに基づいて作成された学習済みモデルを用いてなされることが好ましい。

【0017】

本開示の実施形態に係るサーバにおいて、併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータは、併存疾患の病名に関するデータ、血液検査に関するデータ、バイタル検査に関するデータ、及び処方データのうちの少なくとも1つを含むことが好ましい。

【0018】

本開示の実施形態に係るサーバにおいて、フレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータは、年齢、体格指数(BMI)、日常生活動作(ADL)、栄養状態、独居か否かのうちの少なくとも1つに関するデータを含むことが好ましい。

【0019】

本開示の実施形態に係るサーバにおいて、さらに、予測部にて予測された患者の状態変化の予測結果が、予め定められた複数の階層の何れに相当するかを決定する決定部を有することが好ましい。

【0020】

本開示の実施形態に係るサーバにおいて、さらに、予測された状態変化を出力する出力部を有することが好ましい。

【0021】

本開示の実施形態に係るサーバにおいて、予測部による予測は、患者の身体状態及び／

10

20

30

40

50

又はその遷移確率を予測することが好ましい。

【0022】

本開示の実施形態に係る端末は、COPDに罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目及び併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータをそれぞれ入力する入力部と、入力されたデータをサーバへ送信する送信部と、第1及び第2の検査項目に関するデータをそれぞれ利用して、患者の状態変化が予測され、予測された状態変化をサーバから受信する受信部と、受信した状態変化を出力する出力部と、を有することを特徴とする。

【0023】

本開示の実施形態に係る状態変化を予測する方法は、COPDに罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目及び併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータをそれぞれ取得することと、第1及び第2の検査項目に関するデータをそれぞれ利用して、患者の状態変化の予測値を算出することと、を含むことを特徴とする。

10

【0024】

本開示の実施形態に係るプログラムは、コンピュータに、COPDに罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目及び併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータをそれぞれ取得することと、第1及び第2の検査項目に関するデータをそれぞれ利用して、患者の状態変化を予測することと、を実行させることを特徴とする。

【0025】

本開示の実施形態に係る学習済みモデルの生成方法は、COPDに罹患している複数の患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目及び併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータと複数の患者の状態変化に関するデータとを含む教師データを取得し、第1及び第2の検査項目に関するデータを入力、状態変化に関するデータを出力とする学習済みモデルを生成することを特徴とする。

20

【発明の効果】

【0026】

本開示の実施形態に係るサーバ、端末、方法、プログラム、及び学習済みモデルの生成方法によれば、COPDに罹患している患者の状態変化を正確に予測することができる。

【図面の簡単な説明】

【0027】

30

【図1】本開示の実施形態に係るサーバを含むシステムの構成図である。

【図2】本開示の実施形態に係る端末の構成図である。

【図3】本開示の実施形態に係るサーバで用いられるXGBoostモデルによる計算手法を説明するための図であって、(a)はモデルイメージを示し、(b)は学習イメージを示す図である。

【図4】本開示の実施形態に係るサーバで用いられる学習モデルを作成する手順の例を説明するためのフローチャートである。

【図5】本開示の実施形態の変形例1に係るサーバの構成図である。

【図6】本開示の実施形態の変形例1に係るサーバによる出力結果の例を示す図である。

【図7】本開示の実施形態に係るサーバの動作手順を説明するためのフローチャートである。

40

【図8】患者状態をバイタル及び血液検査項目を用いて5つに分類した表である。

【図9】図8の5つの状態が遷移前状態から7日後に状態遷移する確率を示した表である。

【図10】図8の分類におけるバイタル及び血液検査項目、図9の状態遷移確率、及び統計的手法で得られた状態シーケンスから示唆された患者状態の変化を表した図である。

【発明を実施するための形態】

【0028】

以下、図面を参照して、本発明に係る患者の状態変化を予測するサーバ、端末、方法、プログラム、及び学習済みモデルの生成方法について説明する。ただし、本発明の技術的範囲はそれらの実施の形態には限定されず、特許請求の範囲に記載された発明とその均等

50

物に及ぶ点に留意されたい。

【 0 0 2 9 】

[システム構成]

図 1 に本開示の実施形態に係るサーバ 101 を含むシステム 1000 の構成図を示す。システム 1000 は、サーバ 101 と、複数の端末 300 と、を含む。サーバ 101 と複数の端末 300 とは通信ネットワーク 200 により有線または無線により接続される。図 1 には端末 300 を複数記載しているが、端末 300 は 1 台であってもよい。

【 0 0 3 0 】

サーバ 101 は、制御部 10 と、通信インターフェース (I/F) 20 と、記憶部 30 と、を備えており、これらはバス 40 により接続されている。

10

【 0 0 3 1 】

通信 I/F 20 (出力部) は、通信ネットワーク 200 を介して、複数の端末 300 と接続されて、データのやり取りを行う。

【 0 0 3 2 】

記憶部 30 には、RAM や ROM 等の記憶装置、あるいは光ディスク等の記憶装置を用いることができる。記憶部 30 は、サーバ 101 の制御を行うためのプログラムを格納する。また、記憶部 30 には、患者の電子カルテ情報が記憶されていることが好ましい。患者の電子カルテ情報から本リスク予測プログラムに必要な項目を抽出し、匿名加工した情報を記憶する運用も含む。

【 0 0 3 3 】

制御部 10 は、CPU を含む。制御部 10 は、記憶部 30 に格納されたプログラムを実行することにより、サーバ 101 の制御を行う。

20

【 0 0 3 4 】

図 1 に示すように、サーバ 101 の制御部 10 は、取得部 11 と、予測部 12 と、を有する。取得部 11 及び予測部 12 は、CPU、ROM 及び RAM などを含むサーバ 101 に設けられているコンピュータにより、ソフトウェア (プログラム) として実現される。

【 0 0 3 5 】

[端末構成]

次に、本開示の実施形態に係る端末について説明する。図 2 に、本開示の実施形態に係る端末 300 の構成図を示す。端末 300 は、制御部 31 と、入力部 32 と、送信部 33 と、受信部 34 と、出力部 35 と、記憶部 36 と、を備え、これらはバス 37 により接続されている。

30

【 0 0 3 6 】

制御部 31 は、CPU を含む。制御部 31 は、記憶部 36 に格納されたプログラムを実行することにより、端末 300 の制御を行う。

【 0 0 3 7 】

入力部 32 として、タッチパネル、マウス、あるいはタッチパッドやキーボード等の入力装置を用いることができる。

【 0 0 3 8 】

出力部 35 として、液晶表示装置等の表示装置を用いることができる。あるいは、出力部 35 としてプリンタ等の出力装置を用いてもよい。

40

【 0 0 3 9 】

[患者の状態変化予測に利用するデータ]

本開示の実施形態に係るサーバ 101 を含むシステム 1000 は、COPD に罹患している患者に関する呼吸機能に関する第 1 の検査項目及び併存疾患に関する第 2 の検査項目に関するデータをそれぞれ利用して、患者の状態変化を予測する。システム 1000 は、さらにフレイル要素に関する第 3 の検査項目に関するデータを利用して、患者の状態変化を予測することが好ましい。以下、各データの詳細について説明する。

【 0 0 4 0 】

呼吸機能に関する第 1 の検査項目に関するデータは、GOLD (Global Initiative for

50

Chronic Obstructive Lung Disease) 分類に関するデータ、その他スパイロメトリー測定に関するデータ、m M R C (Medical Research Council) に関するデータ、C A T (COPD Assessment Test) に関するデータのうちの少なくとも 1 つを含み、好ましくは G O L D 分類、及び m M R C である。

【 0 0 4 1 】

G O L D は、慢性閉塞性肺疾患のためのグローバルイニシアチブであり、C O P D の診断基準を示している。G O L D 分類は 4 つの分類に分けられる。スパイロメトリーでの予測 1 秒率が、8 0 以上で G O L D 分類 1 、5 0 - 7 9 で G O L D 分類 2 、3 0 - 4 9 で G O L D 分類 3 、3 0 未満で G O L D 分類 4 となる。

【 0 0 4 2 】

m M R C は、修正 M R C 息切れスケールであり、修正 M R C グレード 0 ~ 4 のグレード分類が存在する質問票である。呼吸困難の重症度を評価するスケールとして用いられる。

【 0 0 4 3 】

併存疾患に関する第 2 の検査項目に関するデータは、併存疾患の病名に関するデータ、血液検査に関するデータ、バイタル検査に関するデータ、及び処方データのうちの少なくとも 1 つを含む。

【 0 0 4 4 】

併存疾患の病名に関するデータは、C O P D 以外の疾患の病名に関するデータである。C O P D の患者は、呼吸器合併症及び全身併存症の頻度が高い。これは、C O P D による全身炎症等が原因と考えられる。従って、C O P D は、全身性疾患として管理する必要がある。併存疾患には、例えば、心血管疾患やがん等が含まれる。病名に関するデータは例えば I C D - 1 0 コード (国際疾病分類) の名称を参考にすると良い。

【 0 0 4 5 】

血液検査に関するデータは、B U N (血中尿素窒素) 、A l b (アルブミン) 、C R P (C - 反応性蛋白) 、C h E (コリンエステラーゼ) 、p H (水素イオン指数) 、N T - p r o B N P (N 末端プロ B 型ナトリウム利尿ペプチド) 、I g M (免疫グロブリン M) 、I g G (免疫グロブリン G) 、L D H (乳酸脱水素酵素) 、P T 秒 (プロトロンビン時間) 、-G T P (ガンマ - ゲルタミルトランスペプチダーゼ) 、総蛋白、A L P (アルカリリフォスファターゼ) 、c T n I (心筋トロポニン I) 、c T n T (心筋トロポニン T) 、A / G 比 (アルブミン / グロブリン比) 、ヘマトクリット、ヘモグロビン、白血球数、P a C O 2 (動脈血二酸化炭素分圧) 、P a O 2 (動脈血酸素分圧) 、にそれぞれ関するデータのうちの少なくとも 1 つを含み、好ましくは B U N 、C R P 、C h E 、及び p H である。

【 0 0 4 6 】

B U N は、腎機能及び肝機能の状態を示す。数値が基準値以上であれば腎臓の病気が疑われる、基準値以下であれば肝臓の病気が疑われる。脱水時に値が上昇する傾向もある。また、肺炎の重症度分類 (A - D R O P システム) の項目の一つにもなっている。

【 0 0 4 7 】

A l b は、全身の栄養状態を総合的に判断するのに有効な指標である。値が低下した場合、患者の状態は低栄養と推定され、値が上昇した場合は回復していると推定される。

【 0 0 4 8 】

C R P は、体内で炎症反応や組織の破壊が起きているときに血中に現れ、高値の場合、感染症、がん、心筋梗塞等が疑われる。

【 0 0 4 9 】

C h E は、肝臓で作られる酵素の 1 つであり、低値の場合、肝機能の低下を示し、高値の場合、栄養過多で起こる脂肪肝や脂質異常症が疑われる。C h E は、A l b とともに栄養状態の指標としても用いられる。

【 0 0 5 0 】

p H は、動脈血ガス分析によって測定され、血液が酸性かアルカリ性かを判定する。p H 異常は、呼吸不全や腎不全などの重篤な疾患の結果として生じるため治療の指標とされる。

10

20

30

40

50

【 0 0 5 1 】

バイタル検査に関するデータは、呼吸数、脈拍数、体温、血圧、S p O₂にそれぞれ関するデータのうちの少なくとも1つを含み、好ましくは、呼吸数、及びS p O₂である。

【 0 0 5 2 】

呼吸数は、1分間あたりの呼吸回数であり、C O P D 患者は、1回あたりの換気量が少ないため、呼吸数が増加する傾向にある。

【 0 0 5 3 】

S p O₂は、経皮的動脈血酸素飽和度を意味し、正常値は96～99%を示し、90%未満の場合に呼吸不全が疑われる。

【 0 0 5 4 】

処方データは、患者に処方された薬剤に関するデータを含む。薬剤に関するデータを使用する際には、薬剤分類コードなどを用いて分類することができる。

10

【 0 0 5 5 】

フレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータは、年齢、B M I、A D L、栄養状態、独居か否かのうちの少なくとも1つに関するデータを含み、好ましくはA D L及び栄養状態である。

【 0 0 5 6 】

A D Lに関するデータとは、医療や介護の現場で、患者の自立度を図る指標である。A D Lの評価手法として、バーセルインデックス(B I)などを用いることができる。

【 0 0 5 7 】

栄養状態に関するデータとして、B M Iのほか、例えば、血液検査に関するデータとしてC h E、A l b等を用いることができる。

20

【 0 0 5 8 】**[患者の状態変化を予測する手順]**

本開示の実施形態に係るサーバ101を含むシステム1000は、C O P Dに罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目及び併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータをそれぞれ利用して、患者の状態変化を予測する。システム1000は、さらにフレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータを利用して、患者の状態変化を予測することが好ましい。以下、予測の実行手順について説明する。

【 0 0 5 9 】

端末300の入力部32により、C O P Dに罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目及び併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータがそれぞれ入力される。入力部32により、さらにフレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータが入力されることが好ましい。

30

【 0 0 6 0 】

送信部33は、図1に示すように、入力部32により入力された上記のデータを、通信ネットワーク200を介してサーバ101へ送信する。

【 0 0 6 1 】

取得部11は、上記送信されたC O P Dに罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目及び併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータをそれぞれ取得する。また、取得部11は、取得部11により取得したデータについて、後述の予測部12における処理が円滑に進むよう加工・変換等を行ってもよい。尚、当該加工については、一実施形態としてサーバ側にて実施される形式で記載したが、端末側(例えば、制御部31、入力部32、送信部33等)にて実施される形式であってもよい。

40

【 0 0 6 2 】

取得部11は、さらにフレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータを取得することが好ましい。

【 0 0 6 3 】

予測部12は、第1及び第2の検査項目に関するデータをそれぞれ利用して、患者の状態変化を予測する。即ち、C O P Dに罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の

50

検査項目に関するデータだけでなく、併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータも併せて利用して患者の状態変化を予測する。COPDは呼吸器系の疾患であるが、全身炎症性の疾患とも言われているため、患者の状態の変化は、COPDの増悪だけでなく、全身に渡って生じる場合がある。そこで、本開示の実施形態に係るサーバは、呼吸機能に関するデータだけで患者の状態の変化を予測するのではなく、併存疾患に関するデータも併せて利用することにより、患者の状態の変化をより正確に予測するものである。

【0064】

予測部12は、さらにフレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータを利用して、患者の状態変化を予測することが好ましい。フレイル要素を加える理由としては、肺機能の低下や併発症は加齢要素とも関係していると言われているため、フレイル要素に関するデータを利用することにより、患者の状態の変化をより正確に予測するものである。

10

【0065】

予測部12による予測は、COPDに罹患している複数の患者の第1及び第2の検査項目に関するデータと複数の患者の状態変化に関するデータに基づいて作成された学習済みモデルを用いてなされる。即ち、予め、COPDに罹患している複数の患者の第1及び第2の検査項目に関するデータと複数の患者の状態変化に関するデータに基づいて学習済みモデルが機械学習により作成され、記憶部30に記憶されている。なお、モデルの作成方法については後述する。

【0066】

取得部11は、患者の退院前のデータを取得し、予測部12は、患者の退院後の状態変化を予測することが好ましい。本開示の実施形態に係るサーバ101は、患者の退院前の呼吸機能に関する第1の検査項目及び併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータを用いて、好ましくは、さらにフレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータを用いて、退院後の患者の状態の変化を予測するものである。ここで、「退院前」とは、退院直前、例えば、「退院時」であることが好ましい。退院直前の患者の呼吸機能及び併存疾患に関する検査項目のデータが、退院する患者の状態を最もよく表していると考えられるためである。

20

【0067】

患者の状態変化は、患者が再入院することを含む。ここで、「再入院」は、COPDの増悪に起因する再入院だけでなく、COPDの増悪以外の要因による再入院を含む。COPDに罹患した患者は、退院後にCOPDの増悪以外の要因によって再入院する場合があるためである。

30

【0068】

また、「再入院」は、所定の期間内に再入院することを含む。ここで、例えば、所定の期間を退院後30日間等としてもよい。ただし、このような例には限定されず、退院後60日間、または、退院後90日間等、任意の期間としてもよい。

【0069】

サーバ101は、予測された状態変化を出力する。例えば、通信ネットワーク200を介して端末300へ送信する。別の出力先として、通信ネットワーク200を介することなく液晶表示装置等の表示装置、あるいは、プリンタ等の出力装置へ予測された状態変化を送信してもよい。

40

【0070】

受信部34は、予測された状態変化をサーバ101から受信する。

【0071】

出力部35は、サーバ101から受信した状態変化を出力する。

【0072】

以上説明したように、本開示の実施形態に係る患者の状態変化を予測するサーバ101によれば、呼吸機能に関する第1の検査項目のデータだけでなく、併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータ、あるいはフレイル要素に関する検査項目に関する第3の検査項目に関するデータを用いているため、慢性閉塞性肺疾患に罹患している患者の状態変化

50

をより正確に予測することができる。

【0073】

[学習モデル作成手法]

上記の学習済みモデルは、Boosting モデルにより作成されたものであることが好ましい。Boosting とは、弱学習器を連続的に学習させて、弱学習器単体のアルゴリズムよりも強い学習アルゴリズムを作ることである。最終的には、精度の高いモデルに重みを付けて最終的なモデルを作成する。

【0074】

Boosting モデルとしては、XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) モデル、GBT (Gradient Boosting Decision Tree)、LightGBM (Light Gradient Boosting Model) 等を用いてもよく、XGBoost モデルが好ましい。XGBoost モデルは、勾配ブースティング (Gradient Boosting) とランダムフォレストとを組み合わせたアンサンブル学習モデルである。

10

【0075】

XGBoost は、弱学習器を1つずつ順番に構築していく手法であって、新しい弱学習器を構築する際に、それまでに構築された全ての弱学習器の結果を利用するモデルである。図3(a)及び(b)は、XGBoost による計算手法を説明するための図である。図3(a)の縦軸は木構造を示し、図3(b)の縦軸は予測値 y_i' を示し、横軸は共にラウンド t を示している。XGBoost では、図3(b)に示すような真値と予測値 (y_1' , y_2' , y_3' , ...)との差分を補填するように、図3(a)に示すような木を次々と付け足していく。

20

【0076】

まず、決定木 41 を用いて予測値 y_1' が得られたものとする。このとき、真値を y_0 とすると、誤差は $y_0 - y_1'$ となる。次に、2つ目の決定木 42 を、この誤差を打ち消すように作る。即ち、1本目の決定木 41 と2本目の決定木 42 の結果を足し合わせたときに精度が向上するように2本目の決定木 42 を作る。このとき、決定木 42 を用いて予測値 y_2' が得られたものとすると、誤差は $y_0 - y_2'$ となる。さらに、この誤差を打ち消すように、3つ目の決定木 43 を作り、予測値 y_3' を計算する。以上のように、XGBoost は、残差を埋めていくアルゴリズムであるため、高い精度が得られる。

30

【0077】

なお、XGBoost に用いる入力データについて、状態の変化を予測するためのデータ解析を行う際、使用する説明変数が多過ぎると多重共線性やノイズが問題となりうる。また、検査項目が多岐にわたり、全ての検査項目を用いて状態変化の確率を予測することは効率的ではない。そのため、例えば、偏相関分析により偏相関係数を算出し、相関がある重要な説明変数を抽出することが好ましい。

【0078】

さらに、抽出した変数について、例えば、決定木分析により、血液検査・バイタル測定の連続値の閾値を設定し、グレード化することが好ましい。このようにすることで、XGBoost による計算を効率化することができる。

【0079】

呼吸機能に関する第1の検査項目、併存疾患に関する第2の検査項目、フレイル要素に関する第3の検査項目に関する退院時データを用いた、30日以内の再入院・死亡リスク予測モデルの構築とリスク因子の探索を、機械学習を用いて行った結果について説明する。上記のように決定木分析により抽出された血液検査・バイタル測定、ADL 項目に、基本情報、呼吸機能、病名、処方薬、機器処方の情報を加え、機械学習 (XGBoost 分析) を実施する。

40

【0080】

呼吸機能に関する第1の検査項目の他、病名、処方薬、血液・バイタル等の併存疾患に関する第2の検査項目、ADL、基本情報等のフレイル要素に関する第3の検査項目に関する各種パラメータを解析に用いることで、単なる「患者の COPD 増悪に対するリスク

50

予測」ではなく、COPDを基礎疾患とする患者の30日以内の再入院・死亡リスク（増悪以外の入院を含む）を総合的に判断することができると推定される。

【0081】

また、血液及びバイタルに関する検査項目を解析に用いることで、退院時の患者の客観的な身体状態と、状態遷移及びアウトカム（再入院）とを紐づけることができる。

【0082】

次に、本開示の実施形態に係るサーバによる学習モデルの作成方法について説明する。図4に、本開示の実施形態に係るサーバで用いられる学習モデルを作成する手順を説明するためのフローチャートを示す。

【0083】

まず、ステップS101において、COPDに罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目、併存疾患に関する第2の検査項目、及びフレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータをそれぞれ取得する。一例として、データセットとして、1306件のデータを用いた。ホールドアウト検証には、学習データ999件及びテストデータ429件を用いた。学習データとテストデータは合わせて1428件であり、その内、ラベルの比率が、ラベル0：ラベル1 = 1 : 1になるように調整した。ここで、ラベル0は、30日以内の再入院・死亡のアウトカムを有さないラベルであり、ラベル1は30日以内の再入院・死亡のアウトカムを有するラベルである。

10

【0084】

次に、ステップS102において、第2及び第3の検査項目に関するデータについて、偏相関分析より、偏相関係数を算出し、重要な説明変数を抽出する。偏相関係数とは、2つの変数の相関が第3の変数によって高められる、または低められる場合に、2変数から第3の変数の影響を取り除いて求めた相関係数である。

20

【0085】

次に、ステップS103において、決定木分析により、第2の検査項目に関するデータの連続値の閾値を設定し、グレード化を実施する。例えば、設定した閾値に基づいて、連続値を高値、基準値、低値に分ける。

【0086】

次に、ステップS104において、抽出された第2及び第3の検査項目に関するデータに、第1の検査項目を加え、機械学習（XGBoost分析）を実施する。XGBoostによる分析手法は上述したとおりである。

30

【0087】

次に、ステップS105において、重要説明変数の抽出とROC-AUCを算出する。ROC-AUCは、判別法がどのくらい有用なのかを解析する統計学的な方法である。ROC-AUCが1のときが予測能・診断能が最良であり、ランダムで全く無効なモデルでは0.5となる。

【0088】

まず、XGBoostモデルを用いて、変数重要度を計算した。その結果、重要度が高い複数の変数の中には、呼吸機能に関する変数以外にも、併存疾患に関する変数やフレイル要素に関する変数が含まれていることがわかった。

40

【0089】

次に、作成したXGBoostモデルのROC-AUCを算出した。結果は0.758であった。一般的に、この値が0.7以上の場合に有効なモデルとされるため、呼吸機能に関する第1の検査項目、併存疾患に関する第2の検査項目、及びフレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータを用いて学習を行うことにより、有効な学習モデルが得られた。これに対して、呼吸機能に関する第1の検査項目に関するデータのみを用いて学習モデルを作成した場合のROC-AUCは、0.65であった。このことから、呼吸機能に関する第1の検査項目、併存疾患に関する第2の検査項目、及びフレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータを用いて学習モデルを作成することにより、従来に比べてより正確な学習モデルを作成することができるといえる。

50

【 0 0 9 0 】

以上の説明においては、COPDに罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目、併存疾患に関する第2の検査項目、及びフレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータを用いて学習モデルを作成する例について説明したが、呼吸機能に関する第1の検査項目、及び併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータを用いて学習モデルを作成するようにしてもよい。

【 0 0 9 1 】**[変形例 1]**

図5に本開示の実施形態の変形例1に係るサーバ102の構成図を示す。サーバ102は、さらに、予測部12にて予測された患者の状態変化の予測結果が、予め定められた複数の階層の何れに相当するかを決定する決定部13を有することが好ましい。例えば、患者の状態変化の確率が低いレベルから、高いレベルまでの複数のレベルに分けることができる。患者の状態変化の予測結果を複数の階層に分けることにより、患者や医療関係者が、現在、複数の階層のうちのどの階層にいるのかを客観的に認識することができる。

10

【 0 0 9 2 】

また、患者の状態変化が、患者が再入院することである場合には、患者が再入院するリスクを複数の階層に分けるようにしてもよい。具体的には、例えば、患者が退院後30日以内に再入院する可能性を4つの階層に分けることができる。

【 0 0 9 3 】

図5に示すように、サーバ102は、さらに、予測された状態変化を出力する出力部50を有することが好ましい。出力部50として、表示装置や、印刷装置等を用いることができる。また、予測された状態変化は、図1に示すように、通信ネットワーク200を介して端末300へ出力されてもよい。

20

【 0 0 9 4 】

図6に、本開示の実施形態の変形例1に係るサーバ102による出力結果の例を示す。図6には、出力結果の例として、表示装置(図示せず)への出力画面400の例を示している。出力画面400には、第1領域401から第4領域404の4つの領域に出力結果が示されている。

【 0 0 9 5 】

第1領域401は、COPD再入院リスクレベルを示している。例えば、退院後30日以内に再入院する可能性を低いレベルから高いレベルまで4段階に分けて表示している。

30

【 0 0 9 6 】

また、4段階のリスクレベルの中で患者が再入院するリスクレベルがどのレベルにあるのかを三角形のマークで示している。再入院するリスクレベルが高い患者は、出力結果から、自己の再入院のリスクが高いことを認識することができる。例えば、図6に示した例では、患者は、再入院するリスクレベルが、4段階のうちの2番目に高いリスクレベルにあることが表示されている。

【 0 0 9 7 】

第2領域402は、患者の基本情報に含まれる各情報に関して、リスクが高い状態にあるのか低い状態にあるのかを示している。患者の基本情報として、例えば、年齢に関する情報、喫煙歴に関する情報、独居か同居かに関する情報、及びADLに関する情報を表示するようにしてもよい。

40

【 0 0 9 8 】

第3領域403は、患者の検査項目のうち、呼吸機能の検査結果として、息切れスケールである「mMRC」、及びCOPDの重症度を示したステージ分類である「GOLD分類」の検査結果を示している。これらの検査項目についても、患者の機能低下がどのレベルにあるのかを表示することができる。

【 0 0 9 9 】

第4領域404は、患者の検査項目のうち、バイタルに関する検査結果として、SpO₂及び呼吸数の検査結果を示し、血液検査に関する検査結果として、BUN及びpHの検

50

査結果を示している。なお、正常値の範囲には、ハッチングを施している。

【0100】

出力結果400には、第3領域403に示した呼吸機能に関する検査結果だけでなく、第4領域404に示したバイタル及び血液検査に関する検査結果を示すことにより、再入院のリスクレベルに対して、呼吸機能だけでなくバイタル、及び血液検査に関する検査結果が与える影響についても表示することができる。

【0101】

以上のように、本開示の実施形態の変形例1に係るサーバ102の出力部50による出力結果として、図6に示すような出力画面400を表示することにより、患者の状態変化が複数の階層の内のどの階層にあるのかを表示することができる。

10

【0102】

[再入院のリスクレベルの決定方法]

次に、本開示の実施形態に係るサーバを用いて患者の再入院確率を予測し、再入院のリスクレベルを決定する手順について説明する。図7に、本開示の実施形態に係るサーバの動作手順を説明するためのフローチャートを示す。まず、ステップS201において、COPDに罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目、併存疾患に関する第2の検査項目、及びフレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータをそれぞれ取得する。

【0103】

次に、ステップS202において、複数の患者の第1～第3の検査項目に関するデータと複数の患者の再入院に関するデータに基づいて作成された学習済みモデルを用いて、患者の再入院確率を予測する。学習済みモデルは、図3を用いて説明した学習モデルを用いることができる。再入院は、ここでは、退院後、30日以内に行われるものとする。

20

【0104】

次に、ステップS203において、予測された患者の再入院確率の予測結果が、予め定められた複数のリスクレベルの何れに相当するかを決定する。複数のリスクレベル（階層）として、例えば、4つのリスクレベルに分けることができる。具体的には、例えば、患者が退院後30日以内に再入院する可能性の場合、XGBoostの分析アルゴリズムを行い、予測確率（30日以内に再入院する確率）0～10%を第1レベル、10～30%を第2レベル、30～60%を第3レベル、60～100%を第4レベルとした。このように、患者のリスクに応じた層別化を行うようによることで、患者は、退院後30日以内の再入院する確率が高い階層から低い階層までのどの層にいるかを容易に把握することができる。

30

【0105】

次に、ステップS204において、予測された再入院のリスクレベルを出力する。リスクレベルの出力については図6に示すように表示することができる。

【0106】

以上の説明においては、COPDに罹患している患者に関する呼吸機能に関する第1の検査項目、併存疾患に関する第2の検査項目、及びフレイル要素に関する第3の検査項目に関するデータを用いて、患者が30日以内に再入院する確率を算出する例について説明したが、このような例には限られない。即ち、呼吸機能に関する第1の検査項目、及び併存疾患に関する第2の検査項目に関するデータを用いて、患者が30日以内に再入院する確率を算出するようにしてもよい。

40

【0107】

[変形例2]

上記の実施形態及び変形例1は、機械学習を用いて作成された学習済みモデルを用いて患者の状態変化の予測を行うものであるが、患者の身体状態変化を予測する別の手法を用いることもできる。例えば、バイタル、及び血液検査に関するデータを用い、退院時からの時系列的な分析を行うことで患者の状態変化を予測することが出来る。時系列的な分析手法としては、例えば、状態空間モデル、隠れマルコフモデルなどが挙げられる。インプ

50

ットデータが膨大な場合は、畳み込みエンコーダなどの手法を用いることもできる。隠れマルコフモデルを用いる場合、患者の状態を推定可能な分布関数、一定の時間間隔における状態遷移確率、各種アウトカム、例えば30日以内の再入院に対する状態シーケンスを求める 것도できる。

【0108】

上記の分析で得られた結果から患者の身体状態、再入院、死亡、増悪に係る状態変化を推定することもできる。例えば、予め、COPDに罹患している複数の患者の第1及び第2の検査項目に関するデータと複数の患者の状態変化に関するデータに基づいて時系列的な分析を行い、患者の状態変化に関するモデルを作成し、サーバ101の記憶部30に記憶する。予測部12は記憶されたモデルを用いて、例えば退院時の患者の情報から患者の身体状態や状態変化を予測することができ、また患者への介入を行うか否かの判断材料、すなわち、モニタリング指標として用いることも出来ると考えられる。10

【0109】

さらに、図3に示したような学習済みモデルを用いた患者の状態変化の予測に関する情報と共に時系列分析から得られた患者の身体状態の変化、好ましくは後述の状態遷移確率及び状態シーケンスを活用することで、より患者の状態に合わせた患者への介入を行うか否かの判断やモニタリングが可能となる。

【0110】

〔時系列分析方法〕

次に、COPDに罹患した患者の退院後の検査データが、患者の状態悪化あるいは再入院に与える影響を時系列分析する方法について説明する。時系列分析の対象は、初回退院日以降のバイタル及び血液検査項目に関する検査データである。具体的には、上述した学習モデル(XGBoostモデル)で絞り込んだ検査データと、バイタルに関する項目(呼吸数、SpO₂)を用いた。バイタルの検査値は、入院期間中及び退院後のデータを用いた。血液検査項目には、BUN、Alb、CRP、ChEを抽出した。抽出項目は一例であるので、他の項目の加減があっても手法は同様に行えるものとする。20

【0111】

時系列分析には隠れマルコフモデルを用いた。隠れマルコフモデルは、時系列データの各時点における状態及び出力の確率分布をモデル化したものであり、観測可能な変数から隠れ状態を予測する統計的手法である。30

【0112】

時系列分析で用いたデータは約1000患者分である。各検査項目のデータは初回退院日以降、7日毎に区切り、その平均値を用いた。隠れマルコフモデルのハイパーパラメータとして、分布関数は正規分布を仮定し、状態数は5つ(S0～S4)とした。時系列分析により、推定される5状態間の遷移確率、及び時系列データの状態シーケンスを求めた。状態シーケンスは、30日以内の再入院、増悪の有無といった各種アウトカムに対して、各状態(S0～S4)の割合を求めているものである。

【0113】

図8に、患者のバイタル及び血液検査項目に関する検査値のヒートマップを示す。検査値は、呼吸数、SpO₂、Alb、ChE、CRP、BUNのそれぞれの値について、正常値から見て、高値、やや高値、低値、やや低値に分類した。また、図8において「-」は、正常値の範囲内であることを示している。これらの値の正常値の範囲は以下の通りである。40

【0114】

【表1】

表1 検査値の正常値の範囲

呼吸数	12-20 (回/分)
SpO ₂	96-99 (%)
Alb	4.1-5.1 (g/dL)
ChE	240-486 (男) (U/L) 201-421 (女) (U/L)
CRP	0-0.3 (mg/dL)
BUN	8-20 (mg/dL)

10

また、図8において、太枠で示した、状態S1、S4、及びS0は、検査値が異常である検査項目を多く含んでいることから、処置が必要な状態である可能性が示唆され、特にS0は正常値からの乖離が大きいので重篤な状態を示唆しているものと推察される。また、S2は呼吸数が多く、SpO₂が低値傾向であることから、呼吸機能が健常者と比較して良くない傾向にあると推察される。しかし、抽出されたバイタル、血液検査項目のみから判断は出来ないため、状態遷移確率、状態シーケンスの結果を総合的に分析して各状態の意味合いを考察していく。

20

【0115】

状態S0～S4のそれぞれの状態遷移確率を図9に示す。図9には、遷移前状態S0～S4のそれぞれから、7日後に状態S0～S4のそれぞれに遷移する確率[%]を示している。図9に示すように、状態S0～S4の7日後の状態は、現状のまま維持される確率が高い。

【0116】

状態S3に着目すると、S3から他の状態へ遷移する確率が小さいことから、状態S3は、安定した状態であると言える。逆に、遷移後に、状態S3となる確率に注目すると、S3以外の状態からS3の状態となる確率が非常に低いことが分かる。

30

【0117】

また、遷移後に状態S2となる確率に着目すると、S2からS0となる確率(0.342%)よりもS0からS2となる確率(1.52%)の方が高く、また、S2からS4となる確率(1.16%)よりもS4からS2となる確率(2.68%)の方が高くなっていることから、状態S2は、安定した状態であると推察される。S2は、S1やS4よりもSpO₂値が良く無いので、COPDの重症度としては重症寄りと考えられるものの、S4よりも安定した状態を維持していることが示唆される。

【0118】

図8、9の結果に加えて、状態シーケンスの結果も含めて総合的に5つの患者状態について考察を行った結果を図10に示す。横軸はCOPDの重症度を示しており、S3(軽症) S1 S4 S2 S0(重症)の順で重症度が高くなることが示唆された。とくに、S1からS0に向かって、増悪を繰り返し、重症化していくことを表している。

40

【0119】

状態S1及びS4は、処置が必要な状態であって増悪を起こしやすい状態、S2は、重症度は中-高だが安定している状態、S0は、処置が必要な状態(重篤)であると考察された。図10において、処置が必要な状態にはハッチングを施しており、安定な状態にはハッチングを施していない。また、状態S3及びS1は、高栄養・肥満傾向の状態を示し、S4、S2、及びS0は低栄養の状態を示している。重症化するとフレイルが進行し、低栄養化することが知られているので、本結果も同様な傾向を示しているものと考えられた。

【0120】

患者の状態が、S0、S1及びS4であれば、処置が必要な状態であることが認識でき

50

るため、すぐに処置を行うことができる。これに対して、状態 S 2 は、状態が安定しているものの、重症度は状態 S 4 よりも高くなっている。このことは、状態 S 2 は状態が安定しているため、すぐに処置を行う必要はないものの、重症寄りであるため、患者の状態の管理を継続的に行う必要があることを示していると言える。

【0121】

時系列分析から重要な検査項目の変化は、再入院確率に影響していることが考えられる。したがって、重要な検査項目の変化から、患者の状態を推察できると考えられる。また、隠れマルコフモデルの 5 状態は身体状態を表しているため、患者状態を推測するモニタリング指標としても活用することができると考えられる。

【0122】

変形例 2 では、サーバ 101 は、図 8 で示した患者のバイタル及び血液検査項目に関する検査値のヒートマップ作成に関わるアルゴリズムを記憶部 30 に記憶している。

【0123】

予測部 12 は、第 1 及び第 2 の検査項目に関するデータをそれぞれ利用して、患者の状態変化を予測する。具体的には、実施形態や変形例 1 と同様に取得部 11 は COPD に罹患している患者に関する呼吸機能に関する第 1 の検査項目に関するデータだけでなく、併存疾患に関する第 2 の検査項目に関するデータを取得し、これを図 8 のヒートマップの各状態に対応する各検査値と比較することで、現在の患者の状態が S0 から S4 のいずれであるかを判断する。そして、その状態からの状態遷移確率をもとに患者の状態変化を予測する。COPD は呼吸器系の疾患であるが、全身炎症性の疾患とも言われているため、患者の状態の変化は、COPD の増悪だけでなく、全身に渡って生じる場合がある。そこで、本開示の実施形態に係るサーバは、呼吸機能に関するデータだけで患者の状態の変化を予測するのではなく、併存疾患に関するデータも併せて利用することにより、患者の状態の変化をより正確に予測するものである。

【0124】

予測部 12 は、さらにフレイル要素に関する第 3 の検査項目に関するデータを利用して、患者の状態変化を予測することが好ましい。フレイル要素を加える理由としては、肺機能の低下や併発症は加齢要素とも関係していると言われているため、フレイル要素に関するデータを利用することにより、患者の状態の変化をより正確に予測するものである。

【0125】

以上説明したように、本開示の実施形態に係る患者の状態変化を予測するサーバ 101 によれば、呼吸機能に関する第 1 の検査項目のデータだけでなく、併存疾患に関する第 2 の検査項目に関するデータ、あるいはフレイル要素に関する検査項目に関する第 3 の検査項目に関するデータを用いているため、慢性閉塞性肺疾患に罹患している患者の状態変化をより正確に予測することができる。

【符号の説明】

【0126】

10 制御部

11 取得部

12 予測部

20 通信 I / F

30 記憶部

40 バス

101、102 サーバ

200 通信ネットワーク

300 端末

10

20

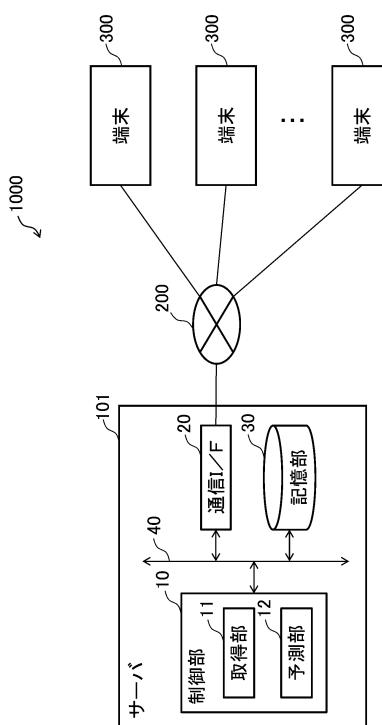
30

40

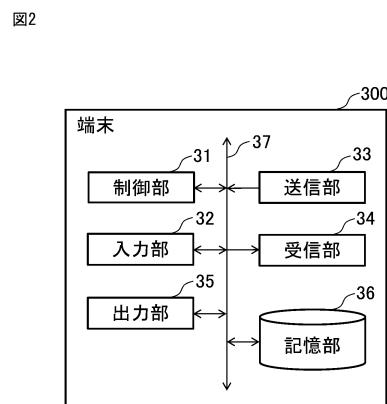
50

【図面】

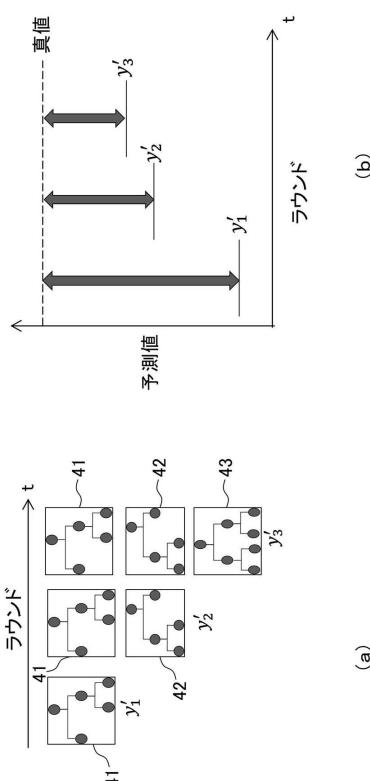
【図 1】



【図 2】

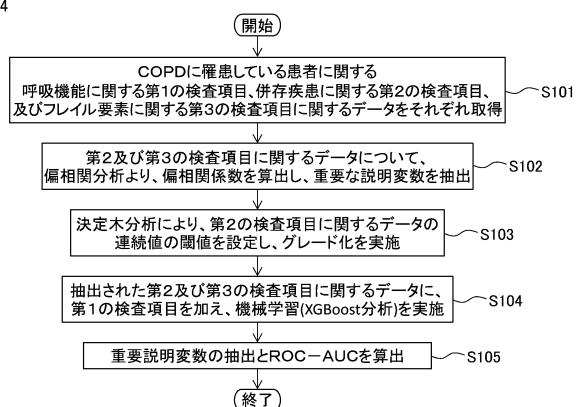


【図 3】



【図 4】

図4



10

20

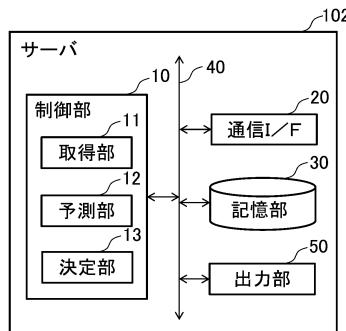
30

40

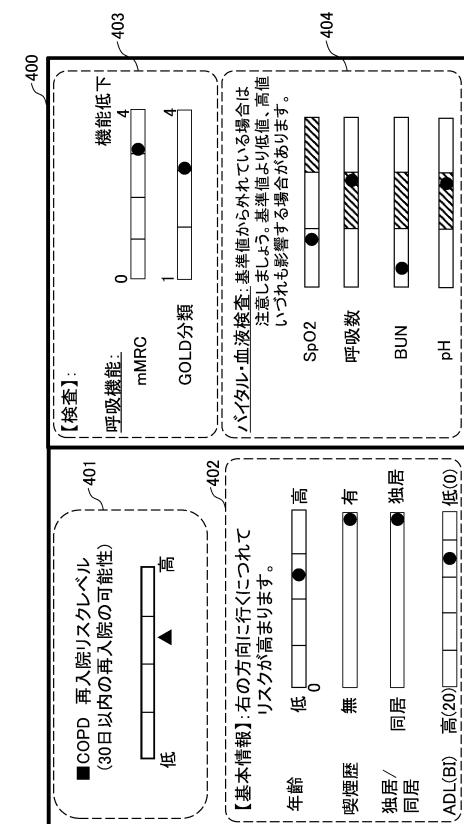
50

【図5】

図5



【図6】



10

20

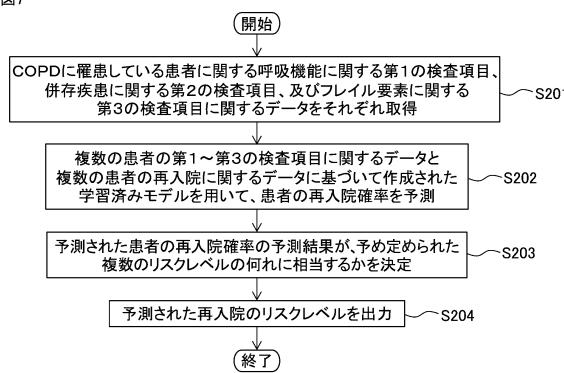
30

40

50

【図7】

図7



【図8】

図8

	S3	S1	S4	S2	S0
呼吸数	-	やや高値	高値	やや高値	高値
SpO2	-	-	-	やや低値	やや低値
Alb	-	-	やや低値	-	低値
ChE	高値	高値	やや高値	-	やや低値
CRP	-	やや高値	高値	-	高値
BUN	-	-	-	-	高値

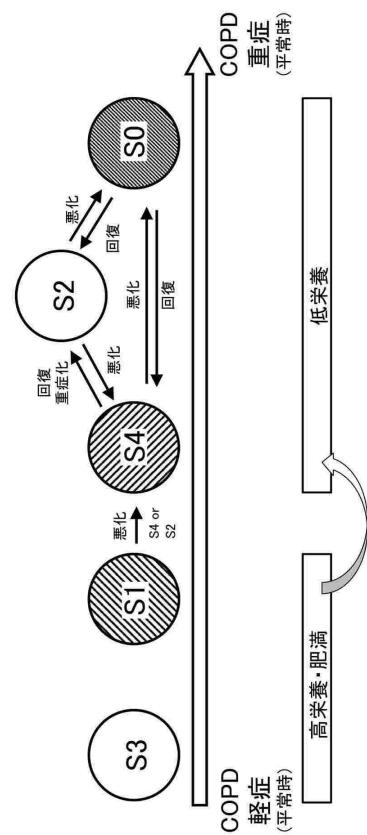
【図9】

図9

		遷移後状態(7日後の状態確率) [%]				
		S0	S1	S2	S3	S4
遷 移 前 状 態	S0	94	0.054	1.52	0	4.34
	S1	0.187	98.4	0.62	0.088	0.697
	S2	0.342	0.0313	98.4	0.202	1.16
	S3	0.122	0.159	0.496	98.8	0.406
	S4	1.09	0.169	2.68	0.0222	96

【図10】

図10



10

20

30

40

50

フロントページの続き

(72)発明者 丹羽 大介
東京都千代田区霞が関三丁目2番1号 帝人ファーマ株式会社内

(72)発明者 菅野 崇史
東京都千代田区霞が関三丁目2番1号 帝人ファーマ株式会社内

審査官 木村 慎太郎

(56)参考文献 特開2004-157596(JP,A)
特開2020-113011(JP,A)
特表2017-522944(JP,A)

米国特許出願公開第2020/0003867(US,A1)

(58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)

G 16 H 10 / 00 - 80 / 00

G 06 Q 50 / 22