

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第6950097号  
(P6950097)

(45) 発行日 令和3年10月13日(2021. 10. 13)

(24) 登録日 令和3年9月27日(2021. 9. 27)

(51) Int.Cl. F I  
G 1 6 H 20/00 (2018.01) G 1 6 H 20/00

請求項の数 17 (全 30 頁)

(21) 出願番号	特願2020-539832 (P2020-539832)	(73) 特許権者	301078191
(86) (22) 出願日	平成30年1月26日(2018. 1. 26)		株式会社日立ハイテクソリューションズ
(65) 公表番号	特表2021-511591 (P2021-511591A)		東京都港区虎ノ門一丁目17番1号
(43) 公表日	令和3年5月6日(2021. 5. 6)	(74) 代理人	110002572
(86) 国際出願番号	PCT/US2018/015402		特許業務法人平木国際特許事務所
(87) 国際公開番号	W02019/147257	(72) 発明者	磯部 隆史
(87) 国際公開日	令和1年8月1日(2019. 8. 1)		アメリカ合衆国ニューヨーク州10591
審査請求日	令和2年7月17日(2020. 7. 17)		-4698 タリータウン、プロスペクト
			・アヴェニュー50

審査官 太田 龍一

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 医療成果を達成するための制御デバイス

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

システムであって、

1つ以上のプロセッサと、

前記1つ以上のプロセッサによって実行されたときに、前記1つ以上のプロセッサに、複数のオペレーションを実行させるように構成する実行可能命令を維持する1つ以上の非一時的コンピュータ可読媒体を備え、前記複数のオペレーションが、

複数の患者の医療記録を受け取り、

一人一人の患者の医療記録に基づいて複数のデータ表現を生成し、前記各データ表現は、個々の患者の、少なくとも実行された療法と定量化された障害度を表し、前記データ表現それぞれは、行と列に配置された複数のブロックを含み各ブロックが患者情報パラメータの値に対応している画像として生成され、

前記複数のデータ表現を機械学習モデルのための訓練データとして使用する前に、各データ表現から、最新の患者情報に対応する一組のブロックを削除し、前記患者情報パラメータは、前記個々の患者の実行された療法と定量化された障害度に加えて、疾病タイプ、障害タイプ、患者年齢、患者性別、時系列での定量化された障害度、一期間中の理学療法セッション回数、一期間中の作業療法セッション回数、一期間中の言語療法セッション回数または一期間中の特定訓練セッション回数のうち少なくとも1つを含み、

それぞれの療法の実行前の前記個々の患者の定量化された障害度と比較した、実行されたそれぞれの療法に関する前記個々の患者のそれぞれの定量化された障害度における改善

10

20

の量に少なくとも部分的に基づいて、前記データ表現を複数のサブセットにグループ化し、

前記複数のサブセットのうち他のサブセットと比較して最高の改善量を示す、前記定量化された障害度における改善の量が閾値を超えるデータ表現のサブセットを選択し、

前記選択されたサブセット内の少なくとも複数のデータ表現を訓練データとして使用して前記機械学習モデルを訓練し、

第1の患者に関する患者情報を受け取り、前記患者情報は、前記第1の患者の現在の定量化された障害度を含み、

前記選択されたサブセット内の前記データ表現からの差分の昇順で選択された、前記データ表現から抽出された療法計画またはオプションの少なくとも1つの組み合わせを追加することによって、前記第1の患者の前記患者情報から少なくとも第1のデータ表現を生成し、

10

機械学習モデルを使用して、前記第1のデータ表現が、前記第1の患者の前記現在の定量化された障害度における最高量の予期される改善を最高確率で提供すると予測される療法オプションの少なくとも1つの組み合わせを選択するための閾値確率内のサブセット内のデータ表現のうち少なくとも1つにマッチするかどうかを決定し、前記療法計画またはオプションの少なくとも1つの組み合わせは、理学療法、作業療法、言語療法、または特定訓練のうち少なくとも1つを含み、

定量化された障害度における改善の確率と見込みを含めて、前記選択された療法計画またはオプションの少なくとも1つの組み合わせに関する情報をコンピューティングデバイスに送信して、前記コンピューティングデバイスに、少なくとも部分的に、前記選択された療法計画またはオプションの少なくとも1つの組み合わせを含むグラフィカルユーザーインターフェースを提示させる、

20

ことを含むシステム。

#### 【請求項2】

前記画像内のブロックの1つ1つに適用されるグラフィック効果は、前記患者情報パラメータの対応する値に基づいて選択される、請求項1に記載のシステム。

#### 【請求項3】

第1の複数のブロックは、経時的に決定された患者の定量化された障害度を表し、

第2の複数のブロックは、経時的に患者が受けた療法を表す、

30

請求項2に記載のシステム。

#### 【請求項4】

前記オペレーションがさらに、前記データ表現内の前記ブロックに適用する色またはグラフィック効果のうち少なくとも1つを決定するためにデータ構造を参照することを含み、前記データ構造が、患者情報パラメータ値または値範囲を、指定された色および/またはグラフィック効果と関連させることを含む、請求項2に記載のシステム。

#### 【請求項5】

前記第1のデータ表現に認識を実行することが、

前記選択されたサブセット内のデータ表現のうち少なくとも1つから抽出された療法計画またはオプションの少なくとも1つの組み合わせを、前記第1のデータ表現に追加し、

40

各サブセット間で前記第1のデータ表現に類似したデータ表現の比率を比較することによって、追加された療法情報を有する前記第1のデータ表現の分類を実行する、

ことを含む、請求項1に記載のシステム。

#### 【請求項6】

前記オペレーションがさらに、

前記選択されたサブセット内のデータ表現から複数の療法パターンを抽出し、

複数の第1のデータ表現を、前記第1のデータ表現それぞれに前記複数の療法パターンのそれぞれの療法パターンが追加された状態で生成し、

前記複数の第1のデータ表現を前記機械学習モデルへの入力として入力し、前記複数の第1のデータ表現を前記選択されたサブセット内のデータ表現と比較して、療法パターン

50

が追加されている前記第 1 のデータ表現のうち選択された 1 つに最もよくマッチする確率を有する前記選択されたサブセット内のマッチしたデータ表現を決定し、

前記第 1 のデータ表現の選択された 1 つに追加されている前記療法パターンに基づいて、療法計画またはオプションの組み合わせの少なくとも 1 つを、前記第 1 の患者に対する療法計画として選択する、

ことを含む請求項 1 に記載のシステム。

【請求項 7】

定量化された障害度における改善の確率と見込みを含めて、前記選択された療法計画またはオプションの少なくとも 1 つの組み合わせに関する情報を前記コンピューティングデバイスに送信するオペレーションがさらに、療法デバイスに制御信号を送信して、前記療法デバイスに、前記選択された 1 つの前記第 1 のデータ表現に追加されている療法パターンに基づいて、療法計画またはオプションの前記選択された少なくとも 1 つの組み合わせを前記第 1 の患者に適用させることを含む、請求項 6 に記載のシステム。

10

【請求項 8】

前記オペレーションがさらに、前記第 1 のデータ表現を前記機械学習モデルへの入力として使用することに基づいて、第 1 の特許の現在の療法計画に関する定量化された障害度における予測される改善を決定することを含む、請求項 1 に記載のシステム。

【請求項 9】

前記オペレーションがさらに、前記データ表現を、前記患者情報パラメータに対応する値の複数の列と行を含むマトリクスとして生成することも含む、請求項 1 に記載のシステム。

20

【請求項 10】

定量化された障害度における改善の確率と見込みを含めて、前記選択された療法計画またはオプションの少なくとも 1 つの組み合わせに関する情報をコンピューティングデバイスに送信するオペレーションが、前記療法計画またはオプションの前記選択された少なくとも 1 つの組み合わせに基づいて決定された療法計画またはオプションの組み合わせのうち少なくとも 1 つをクライアントデバイスに送信して、前記クライアントデバイスに、療法計画またはオプションの前記少なくとも 1 つの組み合わせを、療法計画またはオプションの前記少なくとも 1 つの組み合わせに関して決定された前記第 1 の患者の前記定量化された障害度における定量化された予測される改善とともにグラフィックユーザインターフェースに提示させることを含む、請求項 1 に記載のシステム。

30

【請求項 11】

複数の患者の医療記録を 1 つ以上のプロセッサによって受け取り、

1 人 1 人の患者の前記医療記録に基づいて複数のデータ表現を生成し、各データ表現は、個々の患者の少なくとも 1 つの実行された療法と定量化された障害度を表し、前記各データ表現は、行と列に配置された複数のブロックを含み各ブロックが患者情報パラメータの値に対応する画像として生成され、前記複数のデータ表現を機械学習モデルのための訓練データとして使用する前に、各データ表現から、最新の患者情報に対応する一組のブロックを削除し、前記患者情報パラメータは、前記個々の患者の実行された療法と定量化された障害度に加えて、疾病タイプ、障害タイプ、患者年齢、患者性別、時系列での定量化された障害度、一期間中の理学療法セッション回数、一期間中の作業療法セッション回数、一期間中の言語療法セッション回数または一期間中の特定訓練セッション回数のうち少なくとも 1 つを含み、

40

それぞれの療法の実行前の前記個々の患者の定量化された障害度と比較した、実行されたそれぞれの療法に関する前記個々の患者のそれぞれの定量化された障害度における改善の量に少なくとも部分的に基づいて、前記データ表現を複数のサブセットにグループ化し、

前記複数のサブセットのうち他のサブセットと比較して最高の改善量を示す、前記定量化された障害度における改善の量が閾値を超えるデータ表現のサブセットを選択し、

前記選択されたサブセット内の少なくとも複数のデータ表現を訓練データとして使用し

50

て前記機械学習モデルを訓練し、

第1の患者に関する患者情報を受け取り、前記患者情報は、前記第1の患者の現在の定量化された障害度を含み、

前記選択されたサブセット内の前記データ表現からの差分の昇順で選択された、前記データ表現から抽出された療法計画またはオプションの少なくとも1つの組み合わせを追加することによって、前記第1の患者の前記患者情報から第1のデータ表現を生成し、

機械学習モデルを使用して、前記第1のデータ表現が、前記第1の患者の前記現在の定量化された障害度における最高量の予期される改善を最高確率で提供すると予測される少なくとも1つの療法を選択するための閾値確率内のサブセット内のデータ表現のうち少なくとも1つにマッチするかどうかを決定することに少なくとも部分的に基づいて、前記サブセット内の前記データ表現で前記第1のデータ表現の分類を実行し、前記療法計画またはオプションの少なくとも1つの組み合わせは、理学療法、作業療法、言語療法、または特定訓練のうち少なくとも1つを含み、

定量化された障害度における改善の確率と見込みを含めて、療法計画またはオプションの前記選択された少なくとも1つの組み合わせに関する情報を、コンピューティングデバイスに送信して、前記コンピューティングデバイスに、少なくとも部分的に、前記選択された療法計画またはオプションの少なくとも1つの組み合わせを含むグラフィカルユーザーインターフェースを提示させる、

ことを含む方法。

#### 【請求項12】

1つ以上の非一時的コンピュータ可読媒体であって、1つ以上のプロセッサによって実行されたときに、システムの前記1つ以上のプロセッサに、以下の：

複数の患者の医療記録を受け取り、

個々の患者の医療記録に基づいて複数のデータ表現を生成し、前記各データ表現は、個々の患者の少なくとも実行された療法と定量化された障害度を表し、前記各データ表現は、行と列に配置された複数のブロックを含み各ブロックが患者情報パラメータの値に対応する画像として生成され、前記複数のデータ表現を機械学習モデルのための訓練データとして使用する前に、各データ表現から、最新の患者情報に対応する一組のブロックを削除し、前記患者情報パラメータは、前記個々の患者の実行された療法と定量化された障害度に加えて、疾病タイプ、障害タイプ、患者年齢、患者性別、時系列での定量化された障害度、一期間中の理学療法セッション回数、一期間中の作業療法セッション回数、一期間中の言語療法セッション回数または一期間中の特定訓練セッション回数のうち少なくとも1つを含み、

それぞれの療法の実行前の前記個々の患者の定量化された障害度と比較した、実行されたそれぞれの療法に関する前記個々の患者のそれぞれの定量化された障害度における改善の量に少なくとも部分的に基づいて、前記データ表現を複数のサブセットにグループ化し、

前記複数のサブセットのうち他のサブセットと比較して最高の改善量を示す、前記定量化された障害度における改善の量が閾値を超えるデータ表現のサブセットを選択し、

前記選択されたサブセット内の少なくとも前記複数のデータ表現を訓練データとして使用して前記機械学習モデルを訓練し、

第1の患者に関する患者情報を受け取り、前記患者情報は、前記第1の患者の現在の定量化された障害度を示し、

前記選択されたサブセット内の前記データ表現からの差分の昇順で選択された、前記データ表現から抽出された療法計画またはオプションの少なくとも1つの組み合わせを追加することによって、前記第1の患者の前記患者情報から少なくとも第1のデータ表現を生成し、

前記機械学習モデルを使用して、前記第1のデータ表現が、前記第1の患者の前記現在の定量化された障害度における最高量の予期される改善を最高確率で提供すると予測される少なくとも療法を選択するための閾値確率内のサブセット内のデータ表現のうち少なく

10

20

30

40

50

とも1つにマッチするかどうかを決定することに少なくとも部分的に基づいて、前記サブセット内の前記データ表現を伴う前記第1のデータ表現の分類を実行し、前記療法計画またはオプションの少なくとも1つの組み合わせは、理学療法、作業療法、言語療法または特定訓練のうち少なくとも1つを含み、

定量化された障害度における改善の確率と見込みを含めて、前記選択された療法計画またはオプションの少なくとも1つの組み合わせに関する情報を、コンピューティングデバイスに送信して、前記コンピューティングデバイスに、少なくとも部分的に、前記選択された療法計画またはオプションの少なくとも1つの組み合わせを含むグラフィカルユーザインターフェースを提示させる、

ことを含むオペレーションを実行するようにプログラムする命令を格納する1つ以上の非一時的コンピュータ可読媒体。

10

#### 【請求項13】

前記オペレーションがさらに、定量化された障害度における改善の量が閾値を超え、最高の改善量を示す、データ表現の選択されたサブセットから、その患者情報、疾病情報、障害情報および/または定量化された障害度が、前記第1の患者の患者情報から生成された前記第1のデータ表現の閾値差分内にあるデータを包含する療法オプションの複数の組み合わせを抽出することを含む、請求項1に記載のシステム。

#### 【請求項14】

前記オペレーションがさらに、療法オプションの前記抽出された複数の組み合わせを前記第1のデータ表現に追加して、複数の新たなデータ表現を生成し、

20

前記機械学習モデルを使用して、前記複数の新たなデータ表現それぞれにパターン認識を実行し、前記パターン認識の結果、前記定量化された障害度における最高度の改善を有するパターンとして認識された療法オプションの組み合わせが、確率の降順で出力されて前記第1の患者にとって最高の成功確率を有する療法オプションとして提示されるようにする、

ことを含む、請求項13に記載のシステム。

#### 【請求項15】

それぞれの患者に対して新たな定量化された障害度が決定された場合に、それぞれの患者の対応するデータ表現に新たに一行が追加される、請求項14に記載のシステム。

30

#### 【請求項16】

マトリクスに配置された複数の画素バンドを含むそれぞれの画像としてそれぞれのデータ表現を生成して、前記患者情報パラメータを前記複数の画素バンドとして提示する、請求項14に記載のシステム。

#### 【請求項17】

前記オペレーションがさらに、前記データ表現内の前記ブロックに適用する色またはグラフィック効果のうち少なくとも1つを決定するためにデータ構造を参照することを含み、前記データ構造が、患者情報パラメータ値または値範囲を、指定された色および/またはグラフィック効果と関連させることを含む、請求項14に記載のシステム。

#### 【発明の詳細な説明】

40

#### 【技術分野】

#### 【0001】

本開示は、機械学習を医学的療法に適用する技術分野に関する。

#### 【背景技術】

#### 【0002】

脳卒中、脳疾患および損傷、脊髄損傷、ある種の癌、心臓病、腎臓病等の消耗性疾病および障害のある患者は回復に向かうために幾つかのタイプの療法を必要とし得る。そのような療法の例は、理学療法、作業療法、言語療法、特定訓練等を含み得る。しかしながら、幾つかの異なるタイプの療法が必要とされ得るため、療法の正しい組み合わせと頻度を決定すること、また、その後に療法を実行することは常に最適に遂行されるわけではない

50

可能性があり、それが個々の患者の回復を遅延させる、または阻害することがある。さらに、療法および回復記録などの履歴医療情報は時間の経過とともに変動し得る。よって、最も成功しそうな療法の組み合わせは、患者と履歴情報の変化に基づいて変わり得る。従って、医療従事者、病院または他の回復施設にとって、彼等の患者の回復を最大化するためにパフォーマンスを改善することは難しくあり得る。

【発明の概要】

【課題を解決するための手段】

【0003】

本明細書の実施形態は、患者のための療法計画を決定するための効率的な機械学習の構成と技術を含む。一例として、コンピュータシステムは、複数の患者の医療記録を受け取ってよい。システムは、個々の患者の医療記録に基づいて複数のデータ表現を生成してよく、各データは、少なくとも実行された療法と、個々の患者の定量化された障害度を表す表現である。システムは、定量化された障害度における改善が閾値を超えるデータ表現のサブセットを選択してよい。さらに、システムは第1の患者に関する患者情報を受け取って、その患者情報から第1のデータ表現を生成してもよい。システムは、第1のデータ表現を、サブセット内のデータ表現と比較して、第1の患者の現在の定量化された障害における改善をもたらすと予測される少なくとも1つの療法を決定してよい。システムは、その少なくとも1つの療法に関連する情報をコンピューティングデバイスに送信してよい。

10

【0004】

詳細な説明を、添付図面を参照して記載する。図面において、参照符号の最も左寄りの桁（複数可）は、参照符号が最初に出現する図を示す。異なる図での同じ参照符号の使用は、類似した、または同一のアイテムまたは特徴を示す。

20

【図面の簡単な説明】

【0005】

【図1】幾つかの実装形態による、療法を決定し適用することができるコンピュータシステムの例示的アーキテクチャを示す図である。

【図2】幾つかの実装形態による、療法計画を生成するための例示的処理フローの図である。

【図3】幾つかの実装形態による、種々のサイトのための例示的サイトハードウェアおよびソフトウェア構成を示す図である。

30

【図4】幾つかの実装形態による、医療記録データベースに患者情報を格納するための例示的フォーマットを示す図である。

【図5】幾つかの実装形態による、画像として要約された、入力患者医療記録を表す例示的データ表現の図である。

【図6】幾つかの実装形態による、データ表現を用いた、機械学習モデルを訓練するための機械学習モデルの生成の一例を示す図である。

【図7】幾つかの実装形態による、患者情報を入力として使用して1つ以上の療法計画を決定するための例示的プロセスを示す図である。

【図8】幾つかの実装形態による、療法計画分析の結果を視覚化するためにクライアントアプリケーションによって提示され得るグラフィックユーザインターフェースの一例の図である。

40

【図9】幾つかの実装形態による、患者医療記録を画像として表す例示的データ表現の図である。

【図10】幾つかの実装形態による、患者医療記録をマトリクスとして表すマトリクスベースのデータ表現を示す図である。

【図11】幾つかの実装形態による、療法計画を決定するために機械学習を用いる例示的プロセスを示す流れ図である。

【発明を実施するための形態】

【0006】

本明細書の幾つかの実装形態は、履歴患者療法および回復の時系列データの分析に基づ

50

いて療法計画を決定し実施するための技術および構成を対象とする。システムは、1つ以上の医療データベース等から得られ得るような医療データを分析して、その分析に基づいて、選択された患者のための療法計画を選択および/または実施してよい。幾つかの例は、画像ベースのデータ加算および表現技術の使用を含み、その技術は、従来型機械学習アプリケーションの場合よりもコンピュータシステムのより効率的なオペレーションを可能にする、機械学習モデルで使用する時系列医療データの画像ベースのデータ表現を生成することを含む。機械学習モデルは、画像ベースの時系列データを用いて訓練されてよく、次に、特定の患者に関して、障害状態に対して予測される改善を有する選択された療法計画を決定するために用いられてよい。例えば、機械学習モデルを訓練するために医療記録データベースからの時系列データの画像ベースの表現を生成することによって、システムは次に、選択された患者の患者データの画像ベースの表現を伴う機械学習モデルを、患者の回復を最大化するための複数の可能な療法計画オプションから最適な療法計画を決定するための入力として使用してよい。さらに、本明細書の他の例では、データ表現は、画像ベースのデータ表現というよりは、マトリクスベースのデータ表現であり得る。

10

**【0007】**

本明細書の療法計画は、患者人口統計学的情報と履歴患者医療情報の組み合わせに基づいて決定され得る。例えば、患者人口統計学的情報は、各患者の患者年齢、性別、障害レベル、疾病、居住タイプ、家族タイプ、住所等を含み得る。さらに、履歴医療情報は、療法および回復記録を含み得る。例えば、履歴療法記録は、時間周期ごとの作業療法（OT）セッション回数、時間周期ごとの言語療法（ST）セッション回数、時間周期ごとの理学療法（PT）セッション回数、時間周期ごとの特定訓練セッション回数等を含み得る。さらに、履歴回復記録は、患者の現在および過去の機能的自立尺度（FIM）スコアを含み得る。FIMは、患者の身体的および認知障害を定量化するための評価システムであり、以下により詳しく説明する。さらに、FIM評価を、本明細書の例では患者の障害度を定量化するための1つの技術として使用しているが、本明細書の例において他の障害定量化技術が使用されてよい。従って、実装形態はFIM評価の使用に限定されない。

20

**【0008】**

幾つかの例は、疾病または他の障害のパターンおよび対応する療法を識別できる、また、特定の患者に特有の情報に基づいて成功の可能性が最大である療法を決定することができる機械学習モデルを含む。例えば、患者の患者年齢、性別、障害レベル、疾病、居住タイプ、家族タイプおよび住所等の患者人口統計学的情報の入力を可能にするためにグラフィカルユーザインターフェース（GUI）がクライアントデバイス上に提示されてよい。さらに、GUIは、あらゆる理学療法、作業療法、言語療法および特定訓練の療法記録等の患者に関する履歴情報ならびにFIMスコア等の回復記録または経時的に決定される患者の他の定量化された障害度等を入力するまたはそれらにアクセスすることを可能にしてよい。システムはさらに、医療記録データベースまたは患者情報を記録するための他の医療記録データ構造を含んでよい、あるいはそれらにアクセスしてよい。

30

**【0009】**

分析プログラムは、サービスコンピューティングデバイス上で実行され、患者人口統計学的情報と患者履歴情報とを表す少なくとも1つの患者データ表現を生成してよい。分析プログラムは、機械学習モデルを訓練するための複数の他のデータ表現を用いて機械学習モデルを生成するための複数の他のデータ表現を含む訓練データにアクセスできるモデル構築プログラムを発動させてよい（または以前に発動させていてよい）。例えば、分析プログラムは、医療記録データベースにアクセスして、複数の他のデータ表現を生成するために複数の過去の患者の履歴医療記録を使用してよい。幾つかの例では、各データ表現は、個々の患者の医療記録のサマリーを視覚的に表す画像であってよい。他の例では、各データ表現は、患者の医療記録のサマリーを表す値のマトリクスであってよい。分析プログラムは、複数のデータ表現を訓練データデータ構造に記憶し、モデル構築プログラムは、機械学習モデルを訓練するために訓練データデータ構造にアクセスしてよい。

40

**【0010】**

50

幾つかの例では、医療記録から生成されたデータ表現は、ブロック（画素とも呼ぶ）の複数の列（画素バンドとも呼ぶ）を含み得る。各列は、年齢、性別、疾病、障害レベル、一週間ごと（または他の特定の時間周期）の、PT、OT、ST療法セッションおよび/または特定訓練の回数などの、患者に関する医療データに関連する異なるパラメータに対応し得る。各列のブロックは、対応する時点における対応するパラメータに関して決定された値に対応して、色付けされるか、または、他のグラフィック効果を適用されている。こうして、1つの具体例として、各データ表現は、色付けされたブロックの複数の列を含んでよく、色は、各列に対応する、対応するパラメータの値を表している。システムは、特定の色または他のグラフィック効果を、データ表現に表された各患者情報パラメータの特定のパラメータ値またはパラメータ値の範囲に相関させるカラーキーデータ構造を含んでよい。

10

#### 【0011】

さらに、分析プログラムは、患者のデータを表すデータ表現を、複数の可能な療法パターンと組み合わせることによって、選択された患者に関して生成された患者データ表現に複数の療法パターンを追加して、選択された患者に関するデータ表現を複数回生成してもよい。機械学習モデルは、特定の療法計画に関して予測される患者の障害度における改善を判断するための入力として、患者の複数のデータ表現を受け取ってもよい。機械学習モデルは、機械学習モデルを使用して決定された患者データ表現のパターン認識の結果に基づいて、予期される回復を最大化し得る複数の療法オプションを決定するために用いられ得る。

20

#### 【0012】

クライアントデバイス上のクライアントアプリケーションは、機械学習モデルによって決定された結果を分析プログラムから受け取るGUIを提示してよい。例えば、GUIは、医療専門家などのユーザに結果の視覚的表現を提示してよい。場合によっては、結果は複数のユーザに提示されてよく、ユーザはそれぞれ、各々のコンピューティングデバイスに提示される各々のGUIで結果を閲覧できる。幾つかの例では、利用可能な複数の療法および回復オプションがある場合、GUIは、複数のユーザが、GUIを使用して患者に対して選択される療法を決定することを可能にしてもよい。一例として、ユーザが、理学療法士、作業療法士および言語療法士である場合、GUIは彼等に、成功の可能性が同程度であると予測される2つ以上の提示療法オプションの中から1つの優先療法を選択するためのインターフェースを提供してもよい。付加的にまたは代替的に、場合によっては、療法計画は、分析プログラムまたは他のプログラムによって、決定された結果に基づいて療法デバイスに制御信号を送信する等によって、自動的に実施されてもよい。

30

#### 【0013】

幾つかの例では、クライアントコンピューティングデバイスで実施されるクライアントアプリケーションは、GUIに、選択された療法計画から予期される、患者の障害度における患者の改善の視覚化を提示してもよい。例えば、視覚化は、選択された療法計画による、患者のFIMスコアにおける予測される改善、すなわち、「FIMゲイン」または、患者の障害度における他の定量化されたゲインもしくは改善を含み得る。付加的に、場合によっては、機械学習モデルによって実行されるパターン認識の結果に基づいて、予期される回復を最大化するために、1人のユーザに複数の療法オプションが提示されてよく、また、ユーザによってその1つ以上が選択されてよい。

40

#### 【0014】

説明のため、幾つかの例示的实施形態は、患者の画像ベースのまたはマトリクスベースのデータ表現を生成し、他のデータ表現を用いて訓練された機械学習モデルを使用して患者に対する最適な療法計画を決定するコンピュータシステムの環境で説明される。しかしながら、本明細書の実装形態は、提供される特定の例に限定されず、本明細書の開示に照らして、当業者には明らかであるように、他のタイプの機械学習、他の使用環境、他のシステムアーキテクチャ、他のアプリケーション等に展開され得る。

#### 【0015】

50

図1は、幾つかの実装形態による療法を決定し適用することができるコンピュータシステム100の例示的構造を示す。システム100は、1つ以上のネットワーク106を介してストレージコンピューティングデバイス104と通信できる少なくとも1つのサービスコンピューティングデバイス102を含む。さらに、サービスコンピューティングデバイス102は、1つ以上のネットワーク106を介して1つ以上のクライアントデバイス108および/または1つ以上の治療デバイス110と通信してよい。この例において、第1のユーザ112(1)は第1のクライアントデバイス108(1)に関連付けられ、第2のユーザ110(2)は第2のクライアントデバイス108(2)と関連付けられ、第3のユーザ112(3)は第3のクライアントデバイス108(3)と関連付けられている。さらに、患者114は、治療デバイス110と関連付けられている。例えば、各ユーザ108は、患者114に対する療法を管理する担当の医療専門家であり得る。付加的にまたは代替的に、治療デバイス110は患者114に自動的に療法を供給するように動作可能でもあり得る。

10

#### 【0016】

幾つかの例では、1つ以上のネットワーク106は、ローカルエリアネットワーク(LAN)を含んでよく、その一方で他の例では、1つ以上のネットワーク106は、インターネット等のワイドエリアネットワーク(WAN)を含んでよい。従って、1つ以上のネットワーク106は、光ファイバ、イーサネット、ファイバチャネル等を含む有線ネットワーク、セルラーネットワーク等の無線ネットワーク、Wi-Fi等のローカル無線ネットワーク、BLUETOOTH(登録商標)などの近距離無線通信、直接有線接続またはそれらの任意の組み合わせを含み得る。したがって、1つ以上のネットワーク106は、有線および/または無線通信技術の両方を含み得る。そのような通信に使用されるコンポーネントは、ネットワークの種類、選択された環境、またはその両方に少なくとも部分的に依存し得る。

20

#### 【0017】

幾つかの実装形態では、サービスコンピューティングデバイス102は、1つ以上のサーバ、パーソナルコンピュータ、または幾つかの方式のうちいずれかで具現化され得る他のタイプのコンピューティングデバイスを含み得る。例えば、サーバの場合、プログラム、他の機能コンポーネント、およびデータ記憶装置の少なくとも一部は、例えば、スタンドアロンサーバ、サーバクラスタ、サーバファームまたはデータセンター、クラウドホストコンピューティングサービス等の少なくとも1つのサーバに実装することができるが、付加的または代替的に他のコンピュータアーキテクチャを使用することもできる。

30

#### 【0018】

図示の例では、サービスコンピューティングデバイス102は、1つ以上のプロセッサ120、1つ以上の通信インターフェース122、1つ以上のコンピュータ可読媒体124を含むか、またはそれらと関連付けられ得る。各プロセッサ120は、単一の処理ユニットまたは複数の処理ユニットであってよく、単一または複数のコンピューティングユニット、あるいは複数の処理コアを含み得る。プロセッサ(複数可)120は、1つ以上の中央処理装置、マイクロプロセッサ、マイクロコンピュータ、マイクロコントローラ、デジタル信号プロセッサ、状態機械、論理回路、および/または動作命令に基づいて信号を操作する任意の装置として実装することができる。例えば、プロセッサ(複数可)120は、本明細書に記載のアルゴリズムおよびプロセスを実行するように特別にプログラムまたは構成された任意の適切なタイプの1つ以上のハードウェアプロセッサおよび/または論理回路とすることができる。プロセッサ(複数可)120は、コンピュータ可読媒体124に格納された、本明細書に記載の機能を実行するようにプロセッサ(複数可)120を特定の機械としてプログラムすることができるコンピュータ可読命令を取り出して実行するように構成されてもよい。

40

#### 【0019】

コンピュータ可読媒体124は、コンピュータ可読命令、データ構造、プログラムモジュール、または他のデータなどの情報を記憶するための任意のタイプの技術で実装された

50

揮発性および不揮発性メモリおよび／または削除可能および削除不可能な媒体を含み得る。例えば、コンピュータ可読媒体 124 は、RAM、ROM、EEPROM、フラッシュメモリ、または他のメモリ技術、光記憶装置、固体記憶装置、磁気テープ、磁気ディスク記憶装置、RAID 記憶システム、オブジェクトストレージシステム、記憶アレイ、ネットワーク接続ストレージ、ストレージエリアネットワーク、クラウドストレージ、または、所望の情報を格納するために使用することができ、かつコンピューティングデバイスによってアクセスすることができる任意の他の媒体を含むことができるが、それらに限定されない。サービスコンピューティングデバイス 102 の構成に応じて、コンピュータ可読媒体 124 は、言及される場合、エネルギー、搬送波信号、電磁波、および／または信号自体などの媒体を除外する非一時的コンピュータ可読媒体である限りにおいて、有形の非一時的媒体であり得る。場合によっては、コンピュータ可読媒体 124 は、サービスコンピューティング装置 102 と同じ場所にあってもよいが、その一方で、他の例では、コンピュータ可読媒体 124 は、サービスコンピューティング装置 102 から部分的に離れていてもよい。

10

#### 【0020】

コンピュータ可読媒体 124 は、プロセッサ（複数可）120 によって実行可能な任意の数の機能コンポーネントを格納するために使用することができる。多くの実施形態では、これらの機能コンポーネントは、プロセッサ（複数可）120 によって実行可能であり、実行されると、サービスコンピューティングデバイス 102 への本明細書に起因する動作を実行するようにプロセッサ（複数可）120 を具体的にプログラムする実行可能な命令および／またはプログラムを含む。コンピュータ可読媒体 124 に格納されている機能コンポーネントは、分析プログラム 126 およびモデル構築プログラム 128 を含み得る。分析プログラム 126 は、プロセッサ（複数可）120 に、本明細書に記載の種々のタスクを実行させるように実行可能な 1 つ以上のコンピュータプログラム、コンピュータ可読命令、実行可能コード、またはそれらの一部を含み得る。説明される例において、分析プログラム 126 は、1 つ以上の機械学習モデル（MLM）130 を、訓練データデータ構造 132 からの訓練データを使用して生成および訓練するように発動され得るモデル構築プログラム 128 を含むか、またはモデル構築プログラム 128 にアクセスしてよい。さらに、分析プログラム 126 は、以下にさらに説明するように、訓練データとして使用され訓練データデータ構造 132 に格納され得る医療記録から複数のデータ表現を生成するようにさらに実行され得る。

20

30

#### 【0021】

モデル構築プログラム 128 は、分析プログラム 126、またはその一部の実行可能モジュールであり得る。または、他の例では、モデル構築プログラム 128 は、分析プログラム 126 によって発動され得る、別個に実行可能なスタンドアロンコンピュータプログラムであり得る。モデル構築プログラム 128 は、療法を決定するために用いられる少なくとも 1 つの機械学習モデル 130 を構築し訓練するために 1 つ以上のプロセッサ 120 を構成してもよい。分析プログラム 126 は次に、それぞれの患者に対する 1 つ以上の療法を決定するために、訓練された機械学習モデル 130 を、新たに受け取った患者データに適用してよい。

40

#### 【0022】

付加的に、コンピュータ可読媒体 124 内の機能コンポーネントは、サービスコンピューティングデバイス 102 の様々な機能を制御および管理することができるオペレーティングシステム（図 1 には図示せず）を含み得る。場合によっては、機能コンポーネントは、コンピュータ可読媒体 124 のストレージ部分に格納され、コンピュータ可読媒体 124 のローカルメモリ部分にロードされ、1 つ以上のプロセッサ 120 によって実行されてもよい。多数の他のソフトウェアおよび／またはハードウェア構成は、本明細書の開示の恩恵を受ける当業者に明らかであろう。

#### 【0023】

さらに、コンピュータ可読媒体 124 は、本明細書に記載の機能およびサービスを実行

50

するために使用されるデータおよびデータ構造を格納することができる。例えば、コンピュータ可読媒体 1 2 4 は、1 つ以上の機械学習モデル 1 3 0 を格納してよく、また、訓練データを、機械学習モデル（複数可）1 3 0 を訓練するために使用される訓練データデータ構造 1 3 2 に格納してよい。コンピュータ可読媒体 1 2 4 に格納され得る付加的なデータおよびデータ構造は、カラーキーデータ構造 1 3 4 と、モデル結果データ構造 1 3 6 を含む。例えば、カラーキーデータ構造は、特定の色を、本明細書のデータ表現に表されるパラメータの特定の値または値範囲に関連付けてよい。さらに、モデル結果データ構造 1 3 6 は、選択された患者に関する患者データの入力に応答して、機械学習モデルによって提供された結果を格納してもよい。

#### 【0024】

10

機械学習モデル 1 3 0 は、機械学習モデル 1 3 0 にそのデータが入力される特定された患者のために 1 つ以上の最適な療法計画を決定するために、分析プログラム 1 2 6 によって使用されてよい。機械学習モデル 1 3 0 の例は、ランダムフォレスト、サポートベクトルマシン（SVM）などの分類モデル、または畳み込みニューラルネットワークなどの深層学習ネットワークを含んでもよい。機械学習モデル 1 3 0 の付加的な例は、予測モデル、デシジョンツリー、線形回帰モデル等の回帰モデル、マルコフモデルおよび隠れマルコフモデルのような確率論的モデル、回帰型ニューラルネットワークのような人工的ニューラルネットワーク等を含み得る。したがって、本明細書の実装形態は、特定の型の機械学習モデルに限定されない。

#### 【0025】

20

サービスコンピューティングデバイス（複数可）1 0 2 はさらに、プログラムやドライバ等を含み得るその他の機能コンポーネントおよびデータと、機能コンポーネントによって使用されるまたは生成されるその他のデータを含む、または維持してもよい。さらに、サービスコンピューティングデバイス（複数可）1 0 2 は、その他の多くの論理的、プログラムの、かつ物理的コンポーネントを含んでよく、それらコンポーネントのうち上述したものは、単に本明細書における説明に関連する例である。

#### 【0026】

通信インターフェース（複数可）1 2 2 は、1 つ以上のネットワーク 1 0 6 を介するなどして他の様々なデバイスとの通信を可能にするための 1 以上のインターフェースおよびハードウェアコンポーネントを含み得る。したがって、通信インターフェース 1 2 2 は、ネットワーク（複数可）1 0 6 への接続を提供する 1 つ以上のポートを含むか、または 1 つ以上のポートに結合してもよい。例えば、通信インターフェース（複数可）1 2 2 は、1 つ以上の LAN（ローカルエリアネットワーク）、WAN（ワイドエリアネットワーク）、インターネット、ケーブルネットワーク、セルラーネットワーク、無線ネットワーク（例えば Wi-Fi）および有線ネットワーク（例えば、光ファイバ、イーサネット、ファイバチャネル）、直接接続、ならびに以下にさらに列挙されるような BLUETOOTH（登録商標）などの近距離無線通信のうちの 1 つ以上を介した通信を可能にしてもよい。

30

#### 【0027】

さらに、ストレージコンピューティングデバイス（複数可）1 0 4 は、1 つ以上のプロセッサ 1 4 0、1 つ以上の通信インターフェース 1 4 2、および 1 つ以上のコンピュータ可読媒体 1 4 4 を含んでよい。幾つかの例では、ストレージコンピューティングデバイス（複数可）1 0 4 は、上述のサービスコンピューティングデバイス（複数可）1 0 2 と同様のハードウェア構成を有し得る、および/または、サービスコンピューティングデバイス 1 0 2 のうち 1 つであり得る。例えば、1 つ以上のプロセッサ 1 4 0 は、上述のプロセッサ 1 2 0 の例のうちのいずれかを含んでよく、1 つ以上の通信インターフェース 1 4 2 は、上述の通信インターフェース 1 2 2 の例のいずれかを含んでよく、かつ 1 つ以上のコンピュータ可読媒体 1 4 4 は、上述のコンピュータ可読媒体 1 2 4 の例のいずれかを含んでよい。ストレージコンピューティングデバイス 1 0 4 は、履歴患者データ、それぞれの患者に適用された療法およびその療法の結果を格納した医療記録データベースなどの医療

40

50

記録データ構造 1 4 6 を格納または維持してもよい。ストレージコンピューティングデバイス（複数可）1 0 4 は単一のコンピューティングデバイスであっても、複数のコンピューティングデバイスであってもよく、また、病院等の単一の場所であっても、または、複数の病院、データセンター、研究施設等の複数の場所であってもよい。

【0 0 2 8】

ストレージコンピューティングデバイス（複数可）1 0 4 は、医療記録データ構造 1 4 6 に格納する新たな医療記録を受け取って格納し得るストレージプログラム（図 1 には図示せず）を実行してもよい。さらに、ストレージプログラムは、許可されていないユーザへの医療記録へのアクセスを禁じながら、医療記録の許可されたユーザには格納された医療記録へのアクセスを認可してよい。幾つかの例では、分析プログラム 1 2 6 は、以下にさらに説明するように、機械学習モデル（複数可）1 3 0 を訓練するための訓練データとして使用するために、医療記録から複数のデータ表現を生成するため医療記録 1 5 0 を検索するために医療記録データ構造 1 4 6 にアクセスしてよい。

【0 0 2 9】

クライアントデバイス（複数可）1 0 8、および場合によっては、療法デバイス 1 1 0 は、コンピューティングデバイス 1 0 2 および 1 0 4 に関して上述したのと同様な構成およびハードウェアを含み得るが、異なる機能コンポーネントおよび異なるデータを伴う。例えば、クライアントデバイス 1 0 8 は、サーバコンピューティングデバイス、デスクトップコンピューティングデバイス、ラップトップコンピューティングデバイス、タブレットコンピューティングデバイス、スマートフォンコンピューティングデバイス、ウェアラブルコンピューティングデバイス等を含む、ネットワークを介して通信できる任意のタイプのコンピューティングデバイスであってもよい。クライアントデバイス 1 0 8 は、患者情報を提示し、患者 1 1 4 に対して決定される選択された療法を閲覧するための GUI をユーザ 1 1 2 に提示するため等に、クライアントアプリケーション（図 1 には図示せず）を実行するために使用され得る 1 つ以上のプロセッサ、1 つ以上の通信インターフェースおよび 1 つ以上のコンピュータ可読媒体（図 1 には図示せず）を含み得る。

【0 0 3 0】

さらに、療法デバイス 1 1 0 は、例えば特定の時間周期にわたり患者の身体部位のうち 1 つ以上を自動的に動かすロコモーショントレーニングデバイス、患者の身体部位を自動的にストレッチする自動ストレッチデバイス、患者に牽引を施す自動牽引デバイス、自動電気刺激デバイス、療法ロボット等の種々の自動療法デバイスのうちいずれであってもよい。療法デバイスは、上述のコンピューティングデバイス 1 0 2 および 1 0 4 と同様のプロセッサ、通信インターフェース（複数可）およびコンピュータ可読媒体を含んでよい。

【0 0 3 1】

上述のように、分析プログラム 1 5 0 は、医療記録データ構造（複数可）1 4 6 から複数の履歴医療記録 1 5 0 を取得して、以下にさらに説明するように医療記録 1 5 0 から時系列データを生成してよい。時系列データは医療記録 1 5 0 を、訓練データデータ構造 1 3 2 に格納され得る複数のそれぞれの画像ブロックとして提示してよい。画像ブロックを生成する場合、分析プログラム 1 2 6 はカラーキーデータ構造 1 3 4 にアクセスして、画像ブロックのそれぞれのパラメータのそれぞれの値に関して画像ブロックに適用する色または他のグラフィック効果を決定してよい。その後モデル構築プログラム 1 2 8 は、その画像ブロックを、機械学習モデル 1 3 0 を訓練するための訓練データとして使用してよい。

【0 0 3 2】

分析プログラム 1 2 6 は、選択された患者 1 1 4 に対する患者情報 1 5 2 を、その選択された患者 1 1 4 に対する療法計画を受け取りたいユーザ 1 1 2 のうち 1 人以上から受け取ってよい。例えば第 1 のユーザ 1 1 2（1）などのユーザ 1 1 2 のうち 1 人が患者 1 1 4 の担当の医師であるとする。ユーザ 1 1 2 は、選択された患者 1 1 4 の患者情報 1 5 2 を分析プログラム 1 2 6 に提示してよい。それに応答して、分析プログラム 1 2 6 は、患者情報 1 5 2 から 1 つ以上の画像ブロック（またはマトリクス）を生成して、これらを、

機械学習モデル 130 への入力として使用する。機械学習モデル 130 は 1 つ以上の療法計画（例えば、患者の FIM スコア（または他の定量化された障害度）における予測される改善の確率とともに）を出力して、これを分析プログラム 126 に提供してよい。

#### 【0033】

患者の障害度を定量化するために使用され得る技術の 1 つの例は、FIM 評価システムである。FIM 評価システムは、脳卒中、外傷性脳損傷、脊椎損傷、または消耗性の癌後等のリハビリテーションプロセスを通じた患者の機能的状態を定量化するために使用され得る。FIM スコアは、患者の自立レベルおよび / または介護者の介護の負担レベルを示すために解釈されてよい。FIM スケールは、人が日常生活の基本的活動をどれ程良く実行しているか、また、その人が他者からの助力にどれ程大きく依存しているかを評価するために使用され得る。

10

#### 【0034】

一例として、FIM は 2 つのサブスケール、すなわち運動サブスケールと認知サブスケールにグループ分けされた 18 の項目から構成され得る。運動サブスケールは、食事、整容、入浴、更衣・上半身、更衣・下半身、トイレ、排尿管理、排便管理、ベッド / 椅子 / 車椅子移乗、トイレ移乗、浴槽 / シャワー移乗、歩行 / 車椅子歩行および階段を含む。さらに、認知サブスケールは、理解、表出、社会的交流、問題解決および記憶を含む。各項目は、1 点から 7 点の範囲の 7 点順序尺度に評点されてよい。スコアが高いほど、患者はその項目に関連付けられるタスクを実行するにあたりより自立している。評点の目安は以下の通りである：（1）ヘルパーの全面介助、（2）ヘルパーの最大限の介助、（3）ヘルパーの中程度の介助、（4）ヘルパーの最小限の介助、（5）ヘルパーによる監視あるいは準備、（6）ヘルパーなしの修正自立、（7）ヘルパーなしの完全自立。

20

#### 【0035】

FIM 運動サブスケールの総合スコア（13 個の個々の運動サブスケール項目の合計）は、13 点から 91 点の間となる。FIM 認知サブスケールの総合スコア（5 個の個々の認知サブスケール項目の合計）は、5 点から 35 点の間となる。総合 FIM スコア（すなわち、運動サブスケールスコアと認知サブスケールスコアの合計）は、18 点から 126 点の間であり得る。さらに、定量化された患者の障害度を表す一例として FIM スコアが使用されているが、患者の定量化された障害度を表すための他の技術またはシステムが、本明細書の開示の恩恵を受ける当業者に明らかであろうように、本明細書で用いられてよい。

30

#### 【0036】

分析プログラム 126 は、療法および予測 FIM ゲイン 160 を要求側ユーザ 112（1）に送信してよい。さらに、療法および予測 FIM ゲイン 160 は、患者 114 に療法を提供し得る他のユーザ 112（2）および 112（3）にも送信されてもよい。場合によっては、第 1 のユーザ 112（1）は、療法および予測 FIM ゲイン 160 を他のユーザ 112（2）および 112（3）に直接送信するように分析プログラム 126 に命令してもよいが、その一方で、他の例では、第 1 のユーザ 112（1）が、他のユーザ 112（2）および 112（3）への療法および予測 FIM ゲイン 160 のフォワードを実行してもよい。

40

#### 【0037】

一例として、第 2 のユーザ 112（2）が理学療法士であり、第 3 のユーザ 112（3）が作業療法士であると想定する。ユーザ 112（1）、112（2）および 112（3）は、クライアントプログラムによって提供された GUI を使用して、分析プログラム 126 によって提供される計画に基づいて患者 114 に療法を適用するために、機械学習モデル 130 によって提供される選択された療法を調整する。

#### 【0038】

さらに、他の例では、分析プログラム 126 は、療法デバイス 110 に療法制御情報 162 を直接送信して、機械学習モデル 130 によって指定された選択された療法計画に基づいて療法デバイス 110 を制御してよい。例えば、療法デバイス 110 がロコモーション

50

ン療法デバイスであり、選択された療法は、ロコモーション療法が、患者の脚に、一日おきに、一日につき４５分の期間にわたり適用されるものと指定すると想定する。療法制御情報１６２は、機械学習モデル１３０から受け取った療法計画によって規定される療法を患者１１４に適用するように療法デバイス１１０を自動的にプログラムしてよい。したがって、本明細書の実装形態は、療法デバイス１１０によって提供される治療を最適化する制御情報を提供することによって、療法デバイス１１０の動作を改善することができる。さらに、幾つかの例示的適用が図１に関して説明されているが、数多くの他の変形形態が、本明細書の開示の恩恵を受ける当業者に明らかとなるう。

#### 【００３９】

図２、７および１１は、幾つかの実装形態による例示的プロセスを示す流れ図を含む。プロセスは、オペレーションのシーケンスを表す論理的流れ図におけるブロックの集合として示されており、オペレーションのうち一部または全部は、ハードウェア、ソフトウェアまたはそれらの組み合わせで実装され得る。ソフトウェアの文脈では、ブロックは、１つ以上のプロセッサによって実行されたときに、記載されたオペレーションをプロセッサに実行させるようにプログラムされている１つ以上のコンピュータ可読媒体に格納されたコンピュータ実行可能命令を表し得る。一般に、コンピュータ実行可能命令は、特定の機能を実行するため、または特定のデータ型を実装するルーチン、プログラム、オブジェクト、コンポーネント、データ構造などを含む。ブロックが記載されている順序は、限定として解釈されるべきではない。説明されたブロックのうちの任意の数を任意の順序でおよび／または並行して組み合わせるプロセスまたは代替プロセスを実装することができ、全てのブロックを実行する必要はない。説明の目的のために、プロセスは、本明細書の例に記載されている環境、枠組み、システムを参照して説明されているが、プロセスは、多種多様な他の環境、枠組みおよびシステムで実装することができる。

#### 【００４０】

図２は、幾つかの実装形態による療法計画を生成するための例示的処理フロー２００を示す。処理は、少なくとも部分的に、サービスコンピューティングデバイス１０２または他の適切なコンピューティングデバイスで実行される分析プログラム１２６によって実行されてよい。

#### 【００４１】

この例において、ユーザ１１２は、クライアントデバイス１０８を使用して、選択された患者に関する情報を、直接、または分析プログラム１２６が患者情報にアクセスし得る医療記録データ構造１４６を介して提示してよい。一例として、ユーザ１１２が、患者人口統計学的情報２０２、患者疾病情報２０４、患者ＦＩＭスコア（複数可）２０６および、患者が過去に経験してきたであろう療法等の患者療法情報２０８を医療記録データ構造１４６に提示すると想定する。例えば、クライアントデバイス１０８上で実行されるクライアントアプリケーション２１０は、クライアントデバイス１０８のディスプレイ２１４上にＧＵＩ２１２を提示してよい。ユーザ１１２はＧＵＩ２１２を操作して患者情報２０２ - ２０８を医療記録データ構造１４６に提供し、また、分析プログラム１２６を呼び出して、選択された患者に対する療法計画を、患者情報２０２ - ２０８に基づいて決定する。医療記録データ構造１４６内に格納された他の患者の療法記録は類似した情報を含み得る。

#### 【００４２】

幾つかの例では、クライアントアプリケーション２１０は、ウェブベースのプラットフォームを介して医療記録データ構造１４６および／または分析プログラム１２６にアクセスするブラウザであり得る。他の例では、クライアントアプリケーション２１０は、医療記録データ構造１４６および／または分析プログラム１２６にアクセスするための専用および／または独占的アプリケーションであり得る。

#### 【００４３】

機械学習モデル１３０を生成するための訓練データとして時系列データを取得するために、分析プログラムは、医療記録データ構造１４６から複数の過去の患者に関する医療記

10

20

30

40

50

録 1 5 0 を取得してよい。それぞれの取得された医療記録 1 5 0 は、上述の、患者人口統計学的情報 2 0 2、患者疾病情報 2 0 4、患者 F I M スコア 2 0 6 および患者療法情報 2 0 8 等の患者情報のうち一部または全部を含んでよい。

【 0 0 4 4 】

2 2 0 で、分析プログラム 1 2 6 は、個々の患者に対応する医療記録 1 5 0 それぞれから 1 つのデータ表現を生成してもよい。分析プログラム 1 2 6 は、電気式医療記録データベース 1 4 6 に格納された履歴患者人口統計学的、疾病、療法および回復情報を使用してマトリクスまたは画像のフォーマットで、患者医療記録 1 5 0 を表す各データ表現を生成してよい。さらに、時系列ブロックを画像として生成する場合、分析プログラム 1 2 6 は、例えば図 5 を参照して以下にさらに説明するように、各データ表現を画像として構築する場合にカラーキーデータ構造 1 3 4 内の情報を使用してよい。

10

【 0 0 4 5 】

2 2 2 で、分析プログラム 1 2 6 は、生成されたデータ表現を訓練データデータ構造 1 3 2 に訓練データとして格納してよい。

【 0 0 4 6 】

2 2 4 で、分析プログラム 1 2 6 は、モデル構築プログラム 1 2 8 を呼び出して機械学習モデル 1 3 0 を訓練および / または更新してもよい。モデル構築プログラムは、機械学習モデル 1 3 0 を訓練するための複数のデータ表現 2 2 3 を、訓練データデータ構造から取得してよい。

【 0 0 4 7 】

20

2 2 6 で、分析プログラム 1 2 6 は、選択された患者に関する患者情報 2 0 2 - 2 0 8 を受け取り、2 2 0 で示すように選択された患者データ表現を生成し、2 2 2 で示すように、選択された患者データ表現を訓練データデータ構造に格納し、訓練データデータ構造 1 3 2 から取得した複数の療法パターン 2 2 5 を追加して、異なる療法パターンが付随する複数の選択された患者データ表現 2 2 7 を生成してよい。患者データ表現に追加するべく選択された療法パターンは、閾値 F I M ゲインまたは障害度改善における他のゲインをもたらすと判断された療法パターンであり得る。それぞれの療法パターンを患者データ表現に追加することは、それぞれが、異なる療法計画が追加されている複数の患者データ表現をもたらす。

【 0 0 4 8 】

30

2 2 8 で、分析プログラム 1 2 6 は、追加された療法パターンが付随する患者データ表現を、機械学習モデル 1 3 0 に入力してよい。

【 0 0 4 9 】

2 3 0 で、分析プログラム 1 2 6 は、機械学習モデルを使用して、受け取った選択された患者データ表現内のパターンを認識してよい。例えば、機械学習モデルは、追加された療法パターンを有する患者データ表現のうち 1 つ以上にマッチする訓練データの中のデータ表現のうち 1 つ以上を、閾値確率内と判断してもよい。

【 0 0 5 0 】

2 3 2 で、分析プログラム 1 2 6 は機械学習モデル 1 3 0 からの出力を受け取り、トップ療法オプションをクライアントデバイス 1 0 8 に送信してもよい。例えば、以下に説明するように、トップ療法オプションは、F I M スコアのゲインを有するデータ表現との最高のマッチ確率を有すると機械学習モデルによって判断された療法オプションであり得る。

40

【 0 0 5 1 】

したがって、2 3 4 で示すように、トップ療法計画および予測 F I M ゲイン 2 3 4 がクライアントデバイス 1 0 8 に送信されてよい。クライアントデバイス上のクライアントアプリケーション 2 1 0 は、療法計画と予測 F I M ゲイン 2 3 4 を受け取って、それらをディスプレイ 2 1 4 上の G U I 2 1 2 に提示してもよい。ユーザ 1 1 2 は、機械学習モデルによって決定された療法計画を閲覧してもよい。幾つかの例では、ユーザ 1 1 2 は、最高の確率に対応する療法計画などの、選択された患者に適用する療法計画のうち 1 つを選択

50

してよい。場合によっては、確率が同様である複数の療法オプションがあり得るが、その場合、FIMスコアの予測されるゲインを最大化する療法計画、およびこれらの複数の療法オプションがGUI 212上に視覚化されてよい。こうして、上記の技術によって、1つの療法計画と複数の療法オプションから予測される回復のパフォーマンスを視覚化することが可能となり、それは、医療記録データ構造内の医療データを分析することによって、個々の患者の履歴療法と回復記録に関する時系列データのMLM認識の結果に基づいて、予測される回復を最大化することを可能にし得る。

#### 【0052】

図3は、幾つかの実装形態による、種々のサイトの例示的サイトハードウェアおよびソフトウェア構成300を示す。図示の例では、第1のサイト302、第2のサイト304および第3のサイト306を含む3つの異なる例示的サイト構成が示されている。各サイト302、304および306は、病院、回復施設、研究施設、ナーシングホームあるいは医療専門家または他のユーザ112が患者療法を管理している他の施設または場所であってよい。第1のサイト302の例は、クライアントデバイス108が1つ以上のネットワーク106を介してリモートにストレージコンピューティングデバイス104とサービスコンピューティングデバイス102にアクセスする、図2に関して上記で説明したものと類似したハードウェアおよびソフトウェア構成を含み得る。したがって、この構成は、ユーザが医療記録ストレージデータ構造146または他のハードウェアもしくはソフトウェアを維持する必要なく、療法計画および予測FIMゲイン234を提供するためのサービスを使用し、したがってユーザ112(a)に、より低コストで提供され得るという利点を有する。他方で、この場合、患者情報202-208は1つ以上のネットワーク106を介して送信されてリモートに格納される。したがって、第1のサイト302の構成はよりセキュリティが低い可能性がある。

#### 【0053】

第2のサイト304の例は、第2のサイト304にローカルに格納された医療記録データ構造146を含む。その結果、この例において患者情報202-208は、依然として1つ以上のネットワーク106を介してサービスコンピューティングデバイス102に送信される必要はあるが、ストレージコンピューティングデバイス104に送信される必要はない。その結果、第2のサイト304の構成は、第1のサイト302の構成よりもセキュリティが高くなり得る。例えば、患者情報202-208は、サービスコンピューティングデバイス102に送信される前に、暗号化、匿名化または他の方式で保護され得るため、患者識別情報がオフサイトで格納されることはない。第2のサイト304の例は、ユーザ112(b)が医療記録データ構造146をサイトでローカルに維持するという点において第1のサイト302の例よりも増加したコストを含み得る。

#### 【0054】

第3のサイト306の例は、ローカルに維持され実行される分析プログラム126(a)のバージョンを含めて第3のサイト306でローカルに格納されている医療記録データ構造146を含む。例えば、ユーザ112(c)は分析プログラム126(a)の完全版または簡略版をダウンロードまたは他の方式で取得してよく、それは、患者情報202-208を、ローカルにデータ表現に変換して、そのローカルに生成されたデータ表現227に療法パターン225を追加するための機能を含み得る。さらに、ユーザ112(c)は、機械学習モデル130およびカラーキーデータ構造134をダウンロードしてよい。例えば、カラーキーデータ構造134は、データ表現をマトリクスとしてよりは画像として生成する場合に分析プログラム126(a)によって使用されてよい。さらに、機械学習モデル130は1つ以上の療法計画と予測FIMゲイン234を決定して、これらをクライアントデバイス108上のクライアントアプリケーションに提供してよい。

#### 【0055】

したがって、例示的な第3のサイト306は、第1のサイト302または第2のサイト304より安全に患者情報を維持できる可能性がある。さらに、ユーザ112(c)は、機械学習モデル130および/または分析プログラム126(a)の更新版を定期的にダ

10

20

30

40

50

ウンロードしてもよい。しかしながら、第3のサイト306の構成は、分析プログラム126(a)および機械学習モデル130を実行するための、ならびに医療記録データ構造146をローカルに維持するための付加的なコンピューティングデバイスを必要とする可能性がある。

#### 【0056】

図4は、幾つかの実装形態による、患者情報400を医療記録データベースに格納するための例示的フォーマットを示す。この例において、患者情報400は、患者ID番号、患者アカウント番号等の患者識別子(ID)402を含み、それらによって患者が一意的に識別され得る、または他の方式で医療記録データ構造において個々に区別され得る。患者情報400はさらに、患者人口統計学的情報404、患者疾病情報406、患者FIMスコア情報408および患者療法情報410を含む。したがって、患者ID402は、患者情報404-410のタイプそれぞれに関連付けられる。幾つかの例では、患者人口統計学的情報404と患者疾病情報406は固定情報と考えられる一方で、患者FIMスコア情報408と患者療法情報410は履歴情報と考えられ得る。

10

#### 【0057】

患者人口統計学的情報404は、患者名412、性別414、年齢416、障害レベル418、居住タイプ420、家族タイプ422および住所424を含み得る。さらに、患者疾病情報406は、第1の疾病424(1)、第2の疾病424(2)から第Nの疾病424(N)までなどの疾病のリストを含み得る。列挙された各疾病に関して、疾病情報406はそれぞれの疾病または障害名426と、対応する疾病コード428を含み得る。例えば、各疾病コード428は、以下にさらに説明するようにカラーキーデータベース134内の特定の色または他のグラフィック効果に相関されてよく、疾病をデータ表現で表すために使用され得る。

20

#### 【0058】

患者FIMスコア情報408は、第1のFIMスコア430(1)、第2のFIMスコア430(2)から第MのFIMスコア430(M)までなどの、特定の患者に関して決定された1つ以上のFIMスコアを含んでよい。各FIMスコアは、測定日および時間432、身体スコア434、認知スコア436および総合スコア438などの情報およびメタデータを含んでよい。さらに、場合によっては、総合身体スコア434と総合認知スコア436を有することに加えて、FIMスコア情報408は、身体スコアと認知スコアそれぞれのサブカテゴリのスコアを含み得る。

30

#### 【0059】

患者療法情報410は、第1の療法情報440(1)、第2の療法情報440(2)から第Lの療法情報440(L)までなどの、過去に患者によって実施された複数の療法に関する療法情報を含み得る。各療法情報440は、療法日および時間442、療法タイプ444、療法詳細446、療法名448および療法コード450を含み得る。各療法コード450は、以下にさらに説明するように、カラーキーデータ構造134内の特定の色または他のグラフィック効果に相関され得る。

#### 【0060】

図5は、幾つかの実装形態による、画像として要約された入力患者医療記録を表す例示的データ表現500を示す。幾つかの例では、データ表現500は、例えば、図1~3に関して上記で説明したように医療記録データ構造および/またはクライアントコンピューティングデバイスから受け取った患者医療記録を使用して分析プログラム126(図5には図示せず)によって生成されたデータ表現である。例えば、分析プログラムは図4に記載したような患者情報を使用してデータ表現500を生成してもよい。この例において、生成されたデータ表現500は、高さと幅に配置された複数の色付きブロック(画素とも呼ぶ)504を備えた画像502である。他の例では、図10に関して以下にさらに説明するように、データ表現は、複数の次元を備えたマトリクスとして表現され得る。

40

#### 【0061】

図示の例において、分析プログラムは受け取った医療記録から、複数のブロック504

50

から構成された画像502としてデータ表現500を生成する。以下にさらに説明するように、各ブロック504は患者データの値に対応する、適用された色または他のグラフィック効果を有してよい。データ表現500は、垂直方向において、それぞれ1つのブロック504に対応する複数の時間ベースの間隔または行に分割され、1つのブロック504の垂直間隔は対応する時間サイクルを表す。一例として、各行506は、新たなFIM評価が実行されたときの患者情報の状態に対応してよい。例えば、患者のFIMスコア（または他の定量化された障害度）は、数日おき、一週間ごと、二週間ごと、一ヶ月ごと、および/または変動する時間間隔等の周期的ベースで決定されてよい。代替的に、他の例では、行506は、新たなFIMスコアが決定されたかどうかに係らず、各行が一日、一週間、二週間、一ヶ月等に対応するように一貫した定期的時間周期に基づいてよい。

10

#### 【0062】

ブロック504および/または対応するデータ表現500の実際のサイズと解像度は、望ましい解像度と望ましいストレージ効率間のトレードオフに基づいて制御されてよく、すなわち、データ表現500の解像度が高くなればなるほど、訓練データデータ構造によってストレージがより多く消費され、また、機械学習モデルを訓練する場合により多くのメモリが必要であるが、解像度が高くなるほど、データ表現の比較中の精度が高くなる。さらに、データ表現500は、他のデータ表現500との比較またはマッチングを可能にするためには、全て一般に同じサイズであり得るか、または同じサイズに縮尺可能であり得る。したがって、この例において、データ表現500は、受け取った患者の医療記録内の何らかの情報のサマリーを表す画像502である。画像502は、図1～3に関して上記で説明した機械学習認識プロセス中に用いられてよく、したがって、患者に対する1つ以上の最適な療法計画を決定するためのパターン認識機械学習の使用を可能にする。

20

#### 【0063】

さらに、高さ、すなわち、データ表現500内の行506の数は、ユーザによって指定されるか、またはデフォルトで指定されてよい。例えば、データ表現500内の各列509により多くのデータが含まれる場合、全体では、訓練データとして使用するには、より少ないデータ表現500が存在し得る。反対に、より短いデータ表現500は、ランダム変動の対象となりやすく、したがって正確な結果をもたらさない可能性がある。

#### 【0064】

幾つかの例では、データ表現500の最上部に新たな行が追加されるたびに、データ表現500の最下部から一行が削除されてよく、それによって訓練データに追加され得る、および/または機械学習モデルを使用して分析され得る新たなデータ表現500を生成する。幾つかの例では旧ブロックが訓練データデータ構造に保持される一方で、他の例では、旧ブロックは訓練データデータ構造から消去される。したがって、図5において、データ表現500は、データ表現500の最下部507に向かってより古いデータを有し、データ表現500の最上部508に向かってより新しいデータを有する。この順序は他の例では逆転されるか、または他の例としては、患者情報は垂直方向というよりは水平方向に経時的に表現される。

30

#### 【0065】

データ表現500は、関連付けられた1つ以上のデータ値を有し得る患者情報パラメータにそれぞれが対応する列509と呼ばれる複数の垂直画素バンドを含む。この例において、列509に表された患者情報パラメータは患者性別510、年齢512、疾病または障害タイプ514、FIM総合スコア516、FIM身体スコア518、FIM認知スコア520、時間間隔ごとの理学療法セッション回数522、時間間隔ごとの作業療法セッション回数524、時間間隔ごとの言語療法セッション526、および時間間隔ごとの特定訓練セッション回数528を含む。場合によっては、FIM総合スコア516の代わりにFIM総合スコア516の導関数を使用されてよい。疾病または障害タイプ514の値は、例えば、図4に関して上記で説明したように、疾病または障害タイプのコードによってカテゴライズされ決定される。さらに、図5の例では幾つかの患者情報パラメータが表されているが、他の例では、より多数の、より少数の、または異なる患者情報パラメータ

40

50

が、列 5 0 9 に使用されてよい。

【 0 0 6 6 】

さらに、分析プログラムは、各患者情報パラメータ 5 1 0 - 5 2 8 の特定の値または値範囲に、パターン、クロスハッチング等の色または他のグラフィック効果を割り当ててよい。一例として、カラーキーデータ構造 1 3 4 は、特定のパラメータの特定の値または値範囲に対して使用する色または他のグラフィック効果を決定するために、分析プログラムによって使用され得る。例えば、単純な例として、R G B カラーモデルを使用し、各色（赤、緑および青）が、0 から 2 5 5 の間の値を割り当てられている可能性があるとして想定する。よって、各パラメータ（列）（例えば、年齢、疾病、F I M スコア等）に対して、割り当てられ得る 2 5 6<sup>3</sup> のあり得る色値の勾配がある。さらに、フルカラー画像データの 1 つのブロックは、トータルで 2 4 ビットの色データに関してそれぞれ赤、緑および青の色につき通常 8 ビットのデータを有し得る。付加的に、グレースケール画像データの 1 つのブロックは通常、輝度を表す 8 ビットのデータを有し得る。したがって、本明細書の幾つかの例では、色数を例えば 2 5 6 色に限定することが現実的であり、それにより、パラメータのうち殆どまたは全てに十分であり得る、各患者情報パラメータにつき 2 5 6 の異なる値または値範囲の勾配を依然として可能にしながら、色に必要なストレージ量を低減する（例えば、各色につき 2 4 ビット以上というよりも 8 ビット）ことになる。

10

【 0 0 6 7 】

一例として、カラーキーデータ構造は、各患者情報パラメータ 5 1 0 - 5 2 8 に対する各可能な値への色割り当てを含んでよい。例えば、5 4 0 で示すように、患者の性別に関しては、2 つの可能なパラメータ値があり、それはすなわち、青色（0, 0, 2 5 5）が割り当てられた女性と、赤色（2 5 5, 0, 0）を割り当てられた男性である。この例において、患者が女性であると想定すると、患者の性別 5 1 0 に対応する第 1 の列内のブロックは全て青、すなわち R G B 値（0, 0, 2 5 5）に着色される。さらに、5 4 2 で示されるように、例えば、年齢 0 から 1 2 5 までの年毎のベースなどの異なる年齢に、異なる色が割り当てられ得る。それにより、5 4 4 で示すように、患者は 5 8 歳であると想定する。それにより、カラーキーデータ構造 1 3 4 において年齢 5 8 に対応する色が、患者年齢 5 1 2 に対する列内のブロックに適用され得る。5 4 6 で示すように、色または他のグラフィック効果は、異なる疾病コードおよび他のパラメータ 5 1 4 - 5 2 8 の他の値に同様に割り当てられ得る。

20

30

【 0 0 6 8 】

さらに、本明細書では R G B カラーモデルは、本明細書の幾つかの実装形態で使用され得るカラーモデルの一例として記載されているが、様々な他の加法カラーモデル、減法カラーモデルまたは他のカラーモデルもしくはカラーモデルの変形形態が本明細書の例で使用され得る。したがって、本明細書の実装形態は、色を表すおよび/または生成するための任意の特定のカラーモデルに限定されない。さらに、パターン、クロスハッチング、輝度の変動する度合い等の他のグラフィック効果が、本明細書の幾つかの例に追加またはその代わりに使用されてよい。

【 0 0 6 9 】

図示の例において、列 5 2 2 - 5 2 8 のトップ行上の 4 つのブロック 5 0 4 ( 1 )、5 0 4 ( 2 )、5 0 4 ( 3 ) および 5 0 4 ( 4 ) は療法計画 5 3 0 を表し得る。新規の患者の場合、ブロック 5 0 4 ( 1 ) - 5 0 4 ( 4 ) は 1 つの療法計画になり得、作業療法、言語療法、理学療法および/または特定訓練の組み合わせが療法計画 5 3 0 を表す。例えば、図 2 および 3 に関して上述したように、分析プログラムは、ブロック 5 0 4 ( 1 ) ~ 5 0 4 ( 4 ) で異なる療法計画をデータ表現 5 0 0 に追加し、機械学習モデルを使用して異なる療法計画を伴う類似したデータ表現 5 0 0 を発見することを試みてよい。分析プログラムは、追加されたデータ表現 5 0 0 を機械学習モデルへの入力として使用して、良好な回復結果（例えば、F I M スコア（複数可）における最高ゲイン）をもたらす療法計画を伴う類似したデータ表現を特定するための、データ表現 5 0 0 における類似したパターンを認識してもよい。上述のように、一例として、本明細書の機械学習モデルは、C N N な

40

50

どの深層学習アルゴリズムに基づき得るが、上記で列挙したように、他のタイプの機械学習モデルも代替的に用いられてよい。

#### 【 0 0 7 0 】

機械学習モデルは、出力として、例えば、マッチ確率での、また、F I Mスコアの予測ゲインでの、データ表現のトップマッチング構成を出力として提供してよい。分析プログラムは、最高のマッチ確率に対応する最高F I Mゲインを選択して、4つのブロック5 0 4 ( 1 ) ~ 5 0 4 ( 4 ) に対応する療法計画5 3 0 を決定してよい。場合によっては、分析プログラムはトップ3、トップ5等の療法計画を、それぞれの予測F I Mゲインとともに、また、場合によってはマッチ確率とともに提供してよい。さらに、分析プログラムは、G U I でユーザに提示するためにこの情報をクライアントデバイスに送信してよい。

10

#### 【 0 0 7 1 】

図6は、幾つかの実装形態による、機械学習モデルを訓練するためにデータ表現5 0 0 を使用して機械学習モデルを生成する例6 0 0 を示す。この例において、分析プログラム1 2 6 は医療記録1 5 0 を受け取り、6 0 1 で示すように、分析プログラム1 2 6 は受け取った医療記録1 5 0 から複数のデータ表現5 0 0 を生成して、データ表現5 0 0 をF I Mゲイン（または定量化された障害度における他のゲイン）に基づいてサブセット6 0 2 に分類または他の方式でグループ化する。例えば、訓練データデータ構造1 3 2 は、図1、2および5に関して上記で説明したように分析プログラム1 2 6 によって生成される複数のデータ表現5 0 0 を含み得る。

#### 【 0 0 7 2 】

この例において、分析プログラム1 2 6 は、複数のデータ表現5 0 0 を、確定したF I Mゲイン量の閾値範囲に基づいて複数のサブセット6 0 2 ( 1 )、6 0 2 ( 2 )、6 0 2 ( 3 ) および6 0 2 ( 4 ) に整理する。上述のように、F I Mゲインは、以前のF I Mスコアと現在のF I Mスコアの差である（すなわち、図5のデータ表現5 0 0 におけるパラメータ5 1 6 に対応する総合F I Mスコアまたは総合スコアの導関数）。分析プログラム1 2 6 は、最新の測定F I MスコアのF I Mゲインを、各データ表現5 0 0 の上の2行6 0 4 と6 0 6 の間で確定した差を用いて計算することによってサブセット6 0 2 ( 1 ) ~ 6 0 2 ( 4 ) にグループ化してよく、上位行6 0 4 は最新のデータを含み、行6 0 6 は、行6 0 6 のデータの直前のデータを含む。この例において、F I Mゲインが1 0 点以上であるデータ表現5 0 0 が「パターン1」として分類され、サブセット6 0 1 ( 1 ) にグループ化される。F I Mゲインが5 ~ 9 点であるデータ表現5 0 0 は「パターン2」として分類され、サブセット6 0 2 ( 2 ) にグループ化される。F I Mゲインが0 ~ 4 点であるデータ表現5 0 0 は「パターン3」として分類され、サブセット6 0 2 ( 3 ) にグループ化される。F I Mゲインがマイナスであるデータ表現5 0 0 は「パターン4」として分類され、サブセット6 0 2 ( 4 ) にグループ化される。

20

30

#### 【 0 0 7 3 】

個々のデータ表現5 0 0 に関するF I Mゲインの確定の後で、分析プログラム1 2 6 は、各データ表現5 0 0 から上位行6 0 4 を削除してもよく、その結果、マッチングを実行する場合に、上位行が削除されたデータ表現が使用され得る。上位行6 0 4 は最新の患者入力データに対応する。上位行6 0 4 の削除の後に、行6 0 6 が上位行となる。各データ表現5 0 0 の上位行6 0 4 を削除する前に、分析プログラムは、図7に関して以下に説明するように、療法計画を患者データ表現に追加するために使用するために、少なくとも第1のサブセット6 0 2 ( 1 ) ( パターン1 ) 内の各データ表現5 0 0 の上位行6 0 4 から、療法計画ブロック6 0 5 ( すなわち、図5のブロック5 0 4 ( 1 ) - 5 0 4 ( 4 ) に対応する) をセーブしてもよい。図示の例において、各データ表現5 0 0 は夫々、説明のために削除前の上位行6 0 4 を示しているデータ表現5 0 0 ( a ) 以外はそれぞれ上位行が削除されている。

40

#### 【 0 0 7 4 】

訓練データデータ構造1 3 2 内の各データ表現5 0 0 から上位行6 0 4 を削除した後で、6 0 8 で示すように、機械学習モデル1 3 0 を生成するために、モデル構築プログラム

50

206が、訓練データデータ構造132内のデータ表現500にアクセスするように発動されてもよい。機械学習モデル130は、訓練された機械学習モデル130を生成するために、少なくとも第1のサブセット602(1)(パターン1)内のグループ化された(分類された)データ表現500を使用して訓練され得る。幾つかの例では、機械学習モデル130は、深層学習アルゴリズムまたは、マトリクス間の距離に基づいてカテゴリー分類を実行するアルゴリズムなどの他のアルゴリズムを用いる識別子であってよい。一例として、非深層学習アルゴリズムでは、パターンは、元の患者のデータからの一定距離内に含まれる訓練データの各パターンの比率によって確定され得る。例えば、パターン1の比率が大きければ、機械学習モデル130は、そのケースを、10点以上の予期されるFIMゲインが付随するサブセット602(1)(すなわち、パターン1)に対応するものと認識する。

10

#### 【0075】

図7は、幾つかの実装形態による、患者情報を入力として使用して1つ以上の療法計画を決定するための例示的プロセス700を示す。例示的プロセス700は、サービスコンピューティングデバイス102または他の適切なコンピューティングデバイスで稼働する分析プログラム126によって実行され得る。

#### 【0076】

702で、分析プログラムは、例えば図2に関して上記で説明したように選択された患者に関する患者情報202-208を受け取って、図5に関して上記で説明した技術を使用してデータ表現703を生成する。例えば、データ表現703は、704で示すような最新の療法計画を含み得る。

20

#### 【0077】

706で、分析プログラムは、訓練データから療法オプションの複数の組み合わせを取得する。特に、療法オプションの複数の組み合わせは、図6に関して(例えば605で)上記で説明したサブセット602(1)(パターン1)内のデータ表現から抽出され得る。サブセット602(1)内のデータ表現は、訓練データ構造132に格納された最高FIMゲインに対応する。幾つかの例では、複数の療法オプションの抽出元のデータ表現は、データ表現703からの差分で、昇順で選択される。例えば、差は、マトリクス間の距離で計算され得る。

#### 【0078】

30

708で、分析プログラムは、療法オプションの複数の組み合わせをデータ表現703に追加して複数のデータ表現709を生成する。言い換えると、分析プログラムは、図6に関して上記で説明したサブセット602(1)から抽出された療法オプションを、患者データ表現703上の最新療法計画704と置き換えて、複数の新たなデータ表現709を生成し、それらはそれぞれが訓練データデータ構造132内の最高FIMゲインサブセット602(1)から抽出された異なる療法計画のうち1つを有する。さらに、その患者の元の療法計画も、複数のデータ表現709に含まれ得る。

#### 【0079】

710で、複数のデータ表現709が、機械学習モデル130への入力として使用される。機械学習モデル130は、各患者に関して作製された分類に関するデータ表現を用いてパターンを認識することによって複数のデータ表現709の分類を実行してよい。幾つかの例では、機械学習モデル130は、深層学習アルゴリズムまたはマトリクス間の距離に基づくアルゴリズムを使用してよい。一例として、深層学習でないアルゴリズムでは、パターンは、元の患者のデータから一定距離内に含まれる訓練データの比率によって決定されてよい。パターン(対応するサブセット)は、各パターンの比率を、訓練データの比率と比較することによって決定され得る。パターン1の比率が大きい、または訓練データの比率より大きい場合、機械学習モデル130は、そのケースを、第1のサブセット602(1)(パターン1)に対応すると認識する。機械学習モデル130は、データ表現709のうちいずれが訓練データ内のデータ表現に最もよくマッチするかを示してよい。

40

50

## 【0080】

712で、分析プログラムは機械学習モデル130の出力を受け取って、その出力からトップ候補を決定してもよい。例えば、トップ候補は、パターン1として認識され、訓練データ132内の第1のサブセット601(1)(パターン1)の1つ以上のデータ表現とのマッチの確率が最高である追加データ表現709であり得る。第1のサブセット601(1)(パターン1)に対応すると認識された追加データ表現709がない場合、トップ候補は、第2のサブセット602(2)(パターン2)または第3のサブセット602(3)(パターン3)に対応すると認識されるとともに訓練データ132内の第2のサブセット602(2)(パターン2)または第3のサブセット602(3)(パターン3)の1つ以上のデータ表現とのマッチの確率が最高である追加データ表現であり得る。第1、第2または第3のサブセット(パターン1、2または3)に対応すると認識される追加データ表現709が存在しない場合、トップ候補は、第4のサブセット602(4)(パターン4)に対応すると認識されるとともに訓練データ132内の第4のサブセット602(4)(パターン4)の1つ以上のデータ表現とのマッチの確率が最も低い追加データ表現であり得る。最初の3つのサブセットのうち1つとのマッチングの場合、分析プログラムは、最高確率トップ3、最高確率トップ5等を選択してよい。それに従って、分析プログラムは結果をクライアントデバイスに送信してよく、クライアントデバイス上のクライアントアプリケーションは、714で示すように結果をGUIで提示してよい。

10

## 【0081】

この例においてGUI212に提示される結果714は、例えば時間周期ごとの理学療法セッション716の回数、時間周期ごとの作業療法セッション718の回数、時間周期ごとの言語療法セッション720の回数および/または時間周期ごとの特定訓練セッション722の回数を示す患者情報とともに受け取られた患者の元の現在の診療計画を含み得る。結果714は、時間周期ごとの理学療法セッション716の回数、時間周期ごとの作業療法セッション718の回数、時間周期ごとの言語療法セッション720の回数および/または時間周期ごとの特定訓練セッション722の回数の指示を伴うトップの選択された療法計画も含む。さらに、各療法計画は、機械学習モデル130によって実行されたパターン認識の結果に基づいて決定された確率を伴う、療法計画の予期されるFIMゲインを含み得る。さらに、この例において、結果714は、最高の予期されるFIMゲイン(すなわち、FIMゲインB)と確率bを有する療法計画などの選択された療法計画を示し、それは、患者の現在の療法計画の予期されるFIMゲインAと比較され得る。結果714はさらに、予期されるFIMゲインCおよびDと、それぞれ確率cおよびdを伴う次の最高の予期されるFIMゲインを達成するトップ2の代替療法オプションを示す。こうして、本明細書の実装形態は、患者の予期される回復(すなわち、障害度の改善)を最大化し得る1つの選択された療法計画および1つ以上の代替療法計画から予期される回復の挙動の視覚化を可能にする。したがって、本明細書の実装形態は、医療記録を分析することによって、複数の患者の履歴療法と回復記録に関する時系列データのパターン認識の結果に基づいて最適な療法計画を選択できる。

20

30

## 【0082】

図8は、幾つかの実装形態による、分析の結果を視覚化するためにクライアントアプリケーションによって提示され得るGUI212の一例を示す。この例において、GUI212は、患者人口統計学的情報404、患者疾病情報406、患者FIMスコア情報408および患者療法情報410を含む、図4に関して上記で説明した患者情報400を提示してよい。例えば、この情報は、GUI212に提示される分析の結果802を生成するために分析アプリケーション126に提示されていてよい。

40

## 【0083】

上述のように、クライアントアプリケーション(図8には図示せず)が分析アプリケーションから分析の結果802を受け取った場合、クライアントアプリケーションは療法計画オプション804をGUI212に提示してよい。この例において、療法計画オプション804は、患者の現在の療法806の詳細を含む。さらに、療法計画オプション804

50

は、機械学習モデルを使用して決定された選択されたトップ療法 808 と、トップ代替療法 810 と、次点代替療法 812 を含む。さらに、この例では 1 つの選択された療法計画 808 と 2 つの代替療法計画 810 および 812 を示しているが、他の例ではより多いまたはより少ない代替療法計画が提示され得る。提示された療法計画それぞれは、時間周期ごとに実行すべき理学療法セッション 816 の回数、時間周期ごとに実行すべき作業療法セッション 818 の回数、時間周期ごとに実行すべき言語療法セッション 820 の回数、時間周期ごとに実行すべき特定訓練セッション 822 の回数、予測 FIM ゲイン 824 および機械学習モデルによって示唆される確率 826 を含み得る。このように、本明細書の実装形態によれば、医療専門家は療法計画オプション 804 をレビューして、選択された患者の回復のパフォーマンスを改善するための最適な療法オプションを組み合わせることができる。

10

#### 【0084】

さらに、代替例として、GUI 212 は、806 で示すように、現在の患者のデータ表現に類似したデータ表現を有する他の患者の症例情報を提示してもよい。現在の患者のデータ表現に類似したデータ表現（例えば、図 7 のブロック 703）は、訓練データデータ構造からの差分で、昇順で、例えば、ユークリッドマトリクス間の距離に基づいて抽出され得る。したがって、患者の現在の療法計画に関する予測 FIM ゲイン 824 も提示され得る。予測 FIM ゲイン 824 は、データ表現の上 2 行に示された FIM スコアの識別に基づいて現在の患者のデータ表現に類似した他の複数の患者のデータ表現の平均値として提示されてもよい。予測 FIM ゲイン 824 に加えて、予測在院日数も、データ表現の行

20

#### 【0085】

図 9 は、幾つかの実装形態による、患者医療記録を画像として表す例示的データ表現 900 を示す。この例において、データ表現 900 は、図 5 の例のような 10 列というよりも、16 列 509 を含む。例えば、この例において、データ表現 900 は、上述のパラメータのうち 9 個、すなわち、患者性別 510、年齢 512、FIM 総合スコア 516、FIM 身体スコア 518、FIM 認知スコア 520、理学療法セッション回数 522、作業療法セッション回数 524、言語療法セッション回数 526 および特定訓練セッション回数 528 を含む。この例において、図 5 の疾病 / 障害パラメータ 514 は、特定の疾病または障害を記述するために 7 つの付加的な列に細分化されている。したがってこの例では、付加的な患者情報パラメータは、脳疾患 902、心臓病 904、腎臓病 906、言語障害 908、職業生活障害 910、身体障害 912 または認知障害 914 を含む。さらに、本明細書では患者データを画像データとして提示し得るデータ表現の 2 つの例を提示し記載してきたが、多くの他の変形形態が、本明細書の開示の恩恵を受ける当業者に明らかとなろう。

30

#### 【0086】

図 10 は、幾つかの実装形態による、患者医療記録をマトリクスとして提示するマトリクススペースのデータ表現 1000 を示す。この例において、図 5 乃至 9 のように患者データを、データ表現画像内の画像データとして提示するよりも、患者データは、選択された患者パラメータに対応する数値でのマトリクスとして提示され得る。したがって、列は、図 5 の例と同じであり得、性別 510、年齢 512、疾病または障害タイプ DXIV、FIM 総合スコア 516、FIM 身体スコア 518、FIM 認知スコア 520、時間周期ごとの理学療法セッション回数 522、作業療法セッション回数 524、言語療法セッション回数 526 および特定訓練セッション回数 528 を含み得る。本明細書の例において、機械学習モデルは、画像よりもマトリクスを使用して訓練されてよく、代替療法を追加する技術は、図 7 に関して上記で説明した技術と類似してよい。結果として、本明細書の実装形態は、マトリクススペースのデータ表現 1000 を、画像ベースのデータ表現 500 および 900 に関して上記で説明したのと類似した方式で適用してよい。

40

#### 【0087】

50

図 11 は、幾つかの実装形態による、療法計画を決定するために機械学習を使用するための例示的プロセス 1100 を示す流れ図である。幾つかの例では、プロセス 1100 は、サービスコンピューティングデバイスまたは他の適切なコンピューティングデバイス上の分析プログラム 126 によって実行されてよい。幾つかの例では、プロセス 1100 は、上述のプロセス 200 および 700 のうち一部または全部を組み込んでよい。

【0088】

1102 で、分析プログラムは複数の患者の医療記録を受け取ってよく、医療記録は、患者一人一人の療法情報と、定量化された障害度の変化を含む。

【0089】

1104 で、分析プログラムは、個々の患者の医療記録に基づいて複数のデータ表現を生成してよく、各データ表現は、実行された療法と、個々の患者の定量化された障害度を表している。例えば、上述のように、データ表現は、FIM スコアまたは他の定量化された障害度と、患者に適用された 1 つ以上の療法を含む、各患者の医療情報の選択されたパラメータを要約する画像であり得る。

【0090】

1106 で、分析プログラムは、定量化された障害状態における、第 1 の閾値を超えた改善に対応する表現のサブセットを選択してよい。例えば、図 6 に関して上記で説明したように、分析プログラムは、データ表現を、FIM ゲイン閾値、例えば、第 1 のサブセットでは 10 点以上の FIM ゲイン、第 2 のサブセットでは 5 ~ 9 点の FIM ゲイン、第 3 のサブセットでは 0 ~ 4 点の FIM ゲイン、および第 4 のサブセットでは負の FIM ゲイン、に基づいて複数のサブセット 600 (例えば、パターン 1 - 4) にグループ化してよい。さらに、本明細書の幾つかの例では 4 つのサブセットが説明されているが、他の例では、異なる個数のサブセットおよび / またはサブセットの異なる閾値範囲が使用され得る。

【0091】

1108 で、分析プログラムは、機械学習モデルを、少なくとも表現のサブセットに基づいて訓練してよい。例えば、上述のように、分析プログラムはモデル構築プログラムを呼び出して、第 1 のサブセット、すなわち、FIM ゲインが最高であるサブセット (パターン 1) 内のデータ表現を少なくとも用いて機械学習モデルを生成してもよい。

【0092】

1110 で、分析プログラムは、第 1 の患者の患者情報を受け取ってよく、患者情報は、第 1 の患者の現在の定量化された障害度を含む。

【0093】

1112 で、分析プログラムは患者情報から第 1 のデータ表現を生成してよい。例えば、分析プログラムは、画像ベースのまたはマトリクススペースのデータ表現を生成して患者情報の一部分を要約してもよく、それは、FIM スコア (または患者の他の定量化された障害度) および患者に適用された療法、ならびに、例えば図 4、5、9 および 10 に関して上記で説明した他の患者情報を含み得る。

【0094】

1114 で、分析プログラムは、第 1 のデータ表現に、表現のサブセットから抽出された療法を追加して、追加療法が付随する複数の第 1 の表現を生成してもよい。例えば、図 7 に関して上述したように、分析プログラムは、他のデータ表現から抽出された複数の異なる療法パターンを第 1 のサブセットに追加して、異なる療法パターンが付随する複数の第 1 のデータ表現を生成してもよい。

【0095】

1116 で、分析プログラムは第 1 のデータ表現 (複数可) を機械学習モデルに入力して、第 1 のデータ表現 (複数可) をサブセット内のデータ表現と比較して、第 1 の患者の現在の定量化された障害度における改善を提供すると予測される少なくとも 1 つの療法計画を決定してもよい。例えば、機械学習モデルは、マッチの確率に基づいて、追加データ表現を、第 1 のサブセット内の 1 つ以上の表現とマッチさせることを目指すために、追加

データ表現の分類を実行するように構成されてよい。

【0096】

1118で、分析プログラムは、決定された少なくとも1つの療法に基づいて少なくとも1つのアクションを実行してよく、その少なくとも1つのアクションは、少なくとも1つの療法に関する情報を、クライアントデバイスによってGUIで提示するためにクライアントデバイスに送信する、または、制御信号を療法デバイスに送信して、療法デバイスに、患者への少なくとも1つの療法を提供させる、ことのうち少なくとも1つを含む。例えば、図1に関して上記で説明したように、療法デバイスは、選択されたタイプの療法を患者に適用するために機械学習モデルの出力に基づいて分析プログラムによって直接制御され得る。付加的にまたは代替的に、分析プログラムは、選択された療法と、患者の障害度の予期される改善に関する情報を医療専門家またはシステムの他のユーザに送信し、それで、クライアントアプリケーションに、選択された療法を、ユーザによるレビューと患者への適用のためにGUIに提示させてもよい。

10

【0097】

本明細書に記載の例示的なプロセスは、説明の目的で提供されたプロセスの単なる例である。本明細書の開示に照らして、多数の他の変形が当業者には明らかであろう。さらに、本明細書における開示は、プロセスを実行するための適切なシステム、アーキテクチャ、および環境の幾つかの例を説明しているが、本明細書における実施形態は、示され説明された特定の例に限定されない。さらに、本開示は、図面で説明され示されるように、様々な例示的な実施形態を提供する。しかしながら、本開示は、本明細書で説明および図示された実施形態に限定されず、当業者に知られているように、または知られるようになるように、他の実施形態に拡張することができる。

20

【0098】

本明細書に記載の様々な命令、プロセス、および技術は、コンピュータ可読媒体に格納され本明細書のプロセッサ（複数可）によって実行されるプログラムなど、コンピュータ実行可能命令の一般的な文脈で考えることができる。一般に、プログラムは、特定のタスクを実行するため、または特定の抽象データ型を実装するためのルーチン、モジュール、オブジェクト、コンポーネント、データ構造、実行可能コードなどを含む。これらのプログラムなどは、ネイティブコードとして実行されてもよく、または仮想マシンもしくは他のジャストインタイムコンパイル実行環境などでダウンロードされ実行されてもよい。通常、プログラムの機能は、様々な実施形態において望まれるように組み合わせるか分散させることができる。これらのプログラムおよび技術の実装形態は、コンピュータ記憶媒体に記憶されるか、または何らかの形態の通信媒体を介して送信されてもよい。

30

【0099】

主題は構造的特徴および/または方法論的行為に特有の言語で説明されているが、添付の特許請求の範囲に規定された主題は必ずしも説明された特定の主題または行為に限定されないことを理解されたい。むしろ、特定の主題および行為は、特許請求の範囲を実施する例示的な形態として開示されている。

【符号の説明】

【0100】

- 100 コンピュータシステム
- 102 サービスコンピューティングデバイス
- 104 ストレージコンピューティングデバイス
- 106 ネットワーク
- 108 クライアントデバイス
- 114 患者
- 120、140 プロセッサ
- 122、142 通信インターフェース
- 124 コンピュータ可読媒体
- 126 分析プログラム

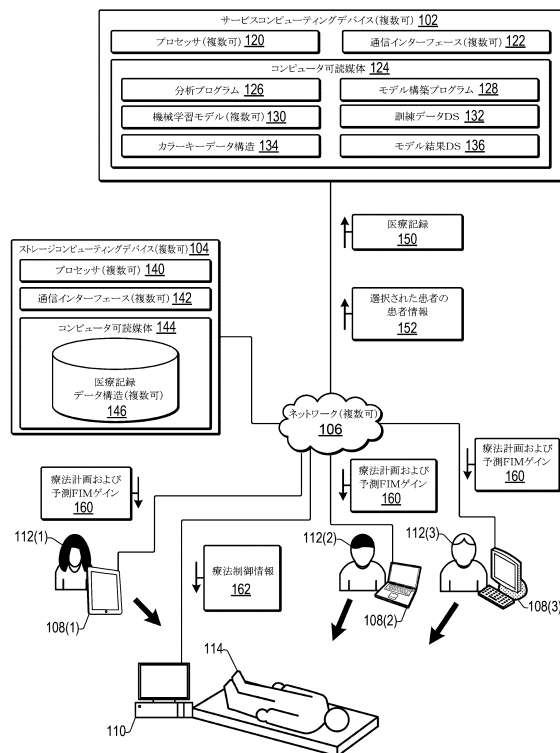
40

50

- 1 2 8 モデル構築プログラム
- 1 3 0 機械学習モデル
- 1 3 2 訓練データデータベース
- 1 3 4 カラーキーデータ構造
- 1 3 6 モデル結果データ構造
- 1 4 6 医療記録データ構造
- 1 5 0 医療記録
- 1 5 2 患者情報
- 1 6 0 療法計画および予測 F I M ゲイン

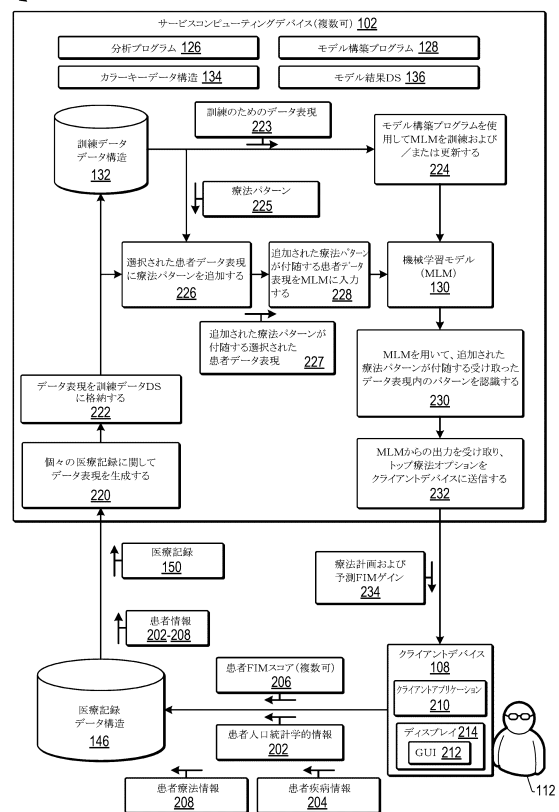
【図 1】

100



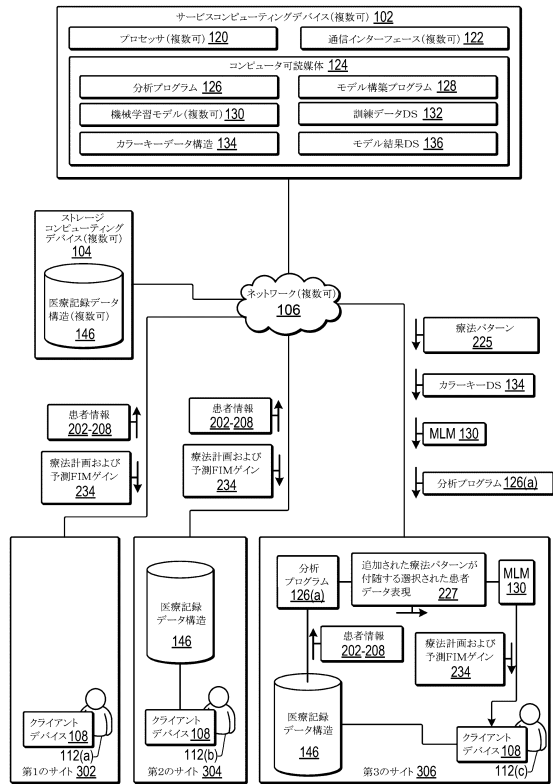
【図 2】

200



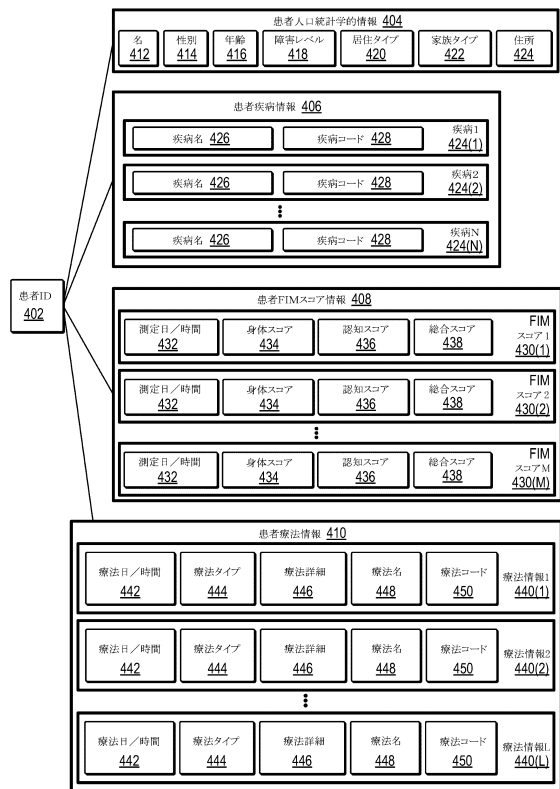
【図 3】

300、



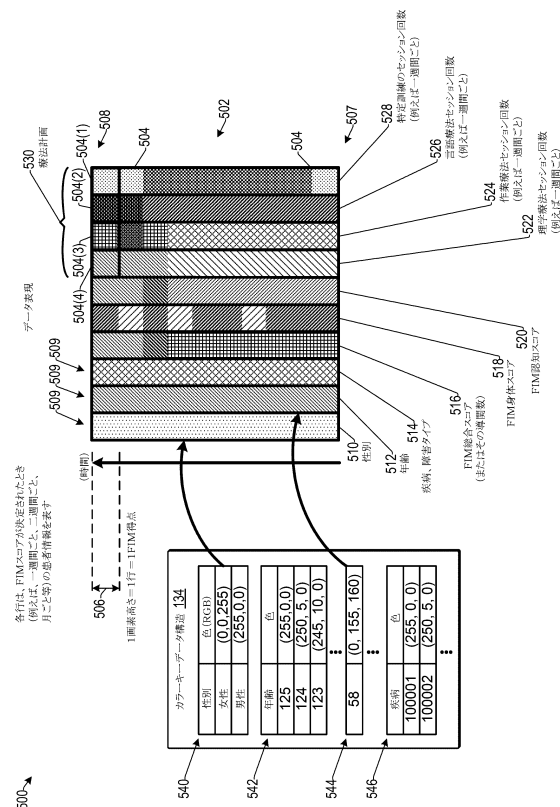
【図 4】

400、



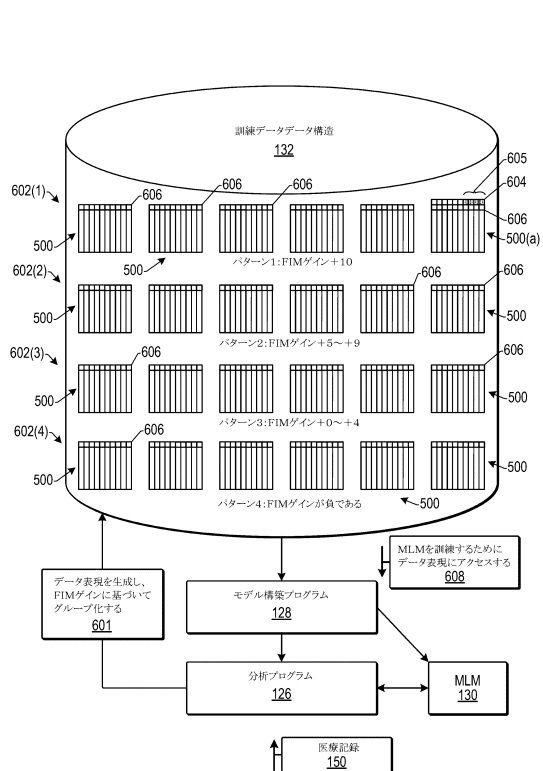
【図 5】

500、

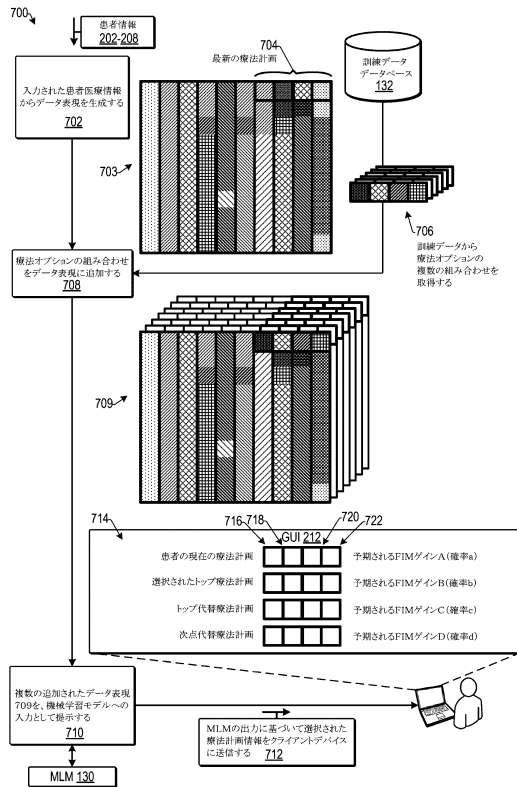


【図 6】

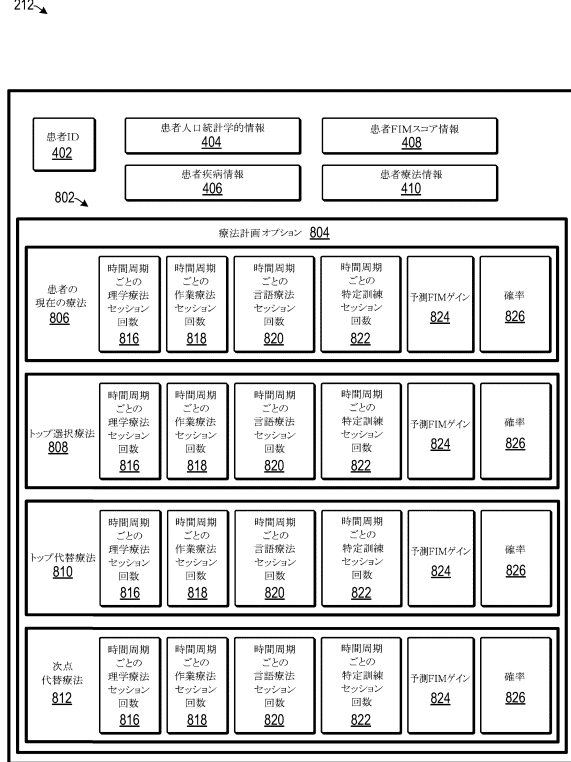
600、



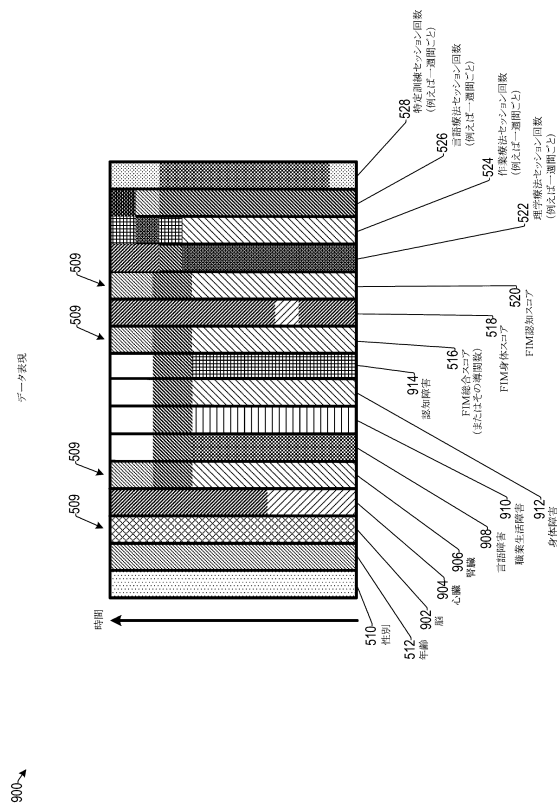
【図 7】



【図 8】



【図 9】



【図 10】

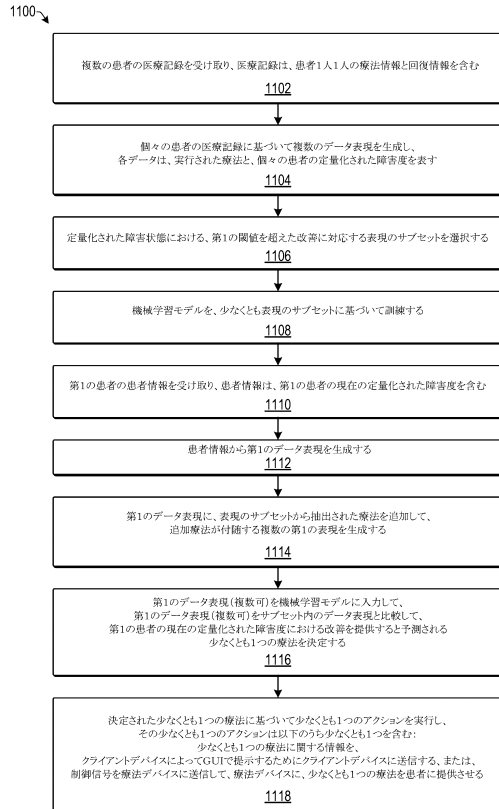
Figure 10 is a table showing the data representation of a treatment plan. The table is organized into four rows, each representing a different treatment plan option. The columns represent various parameters, including patient ID, patient age, patient FIM score, patient disease information, patient treatment information, and predicted FIM gain. The table is divided into two main sections: 'Treatment Plan Options' and 'Predicted FIM Gain'.

患者ID	患者人口統計学的情報	患者FIMスコア情報	患者疾病情報	患者療法情報
402	404	408	406	410

患者の現在の療法	時間周期ごとの理学療法セッション回数	時間周期ごとの作業療法セッション回数	時間周期ごとの言語療法セッション回数	時間周期ごとの特定訓練セッション回数	予測FIMゲイン	確率
806	816	818	820	822	824	826
トップ選択療法	808	816	818	820	822	826
トップ代替療法	810	816	818	820	822	826
次点代替療法	812	816	818	820	822	826

【図 11】



---

フロントページの続き

(56)参考文献 米国特許出願公開第2014/02797 (US, A1)  
米国特許出願公開第2006/0162352 (US, A1)  
米国特許出願公開第2003/0135128 (US, A1)  
米国特許出願公開第2004/0122790 (US, A1)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)  
G16H 20/00  
G06Q 10/00 - 99/00