

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特許公報(B2)

(11) 特許番号

特許第6425393号
(P6425393)

(45) 発行日 平成30年11月21日(2018.11.21)

(24) 登録日 平成30年11月2日(2018.11.2)

(51) Int. Cl. F I
G06Q 50/22 (2018.01) G06Q 50/22
A61B 5/00 (2006.01) A61B 5/00 1 O 1 R
 A61B 5/00 1 O 1 Z

請求項の数 8 (全 14 頁)

(21) 出願番号	特願2014-50193 (P2014-50193)	(73) 特許権者	304023318 国立大学法人静岡大学
(22) 出願日	平成26年3月13日 (2014. 3. 13)		静岡県静岡市駿河区大谷836
(65) 公開番号	特開2015-176213 (P2015-176213A)	(74) 代理人	100088155 弁理士 長谷川 芳樹
(43) 公開日	平成27年10月5日 (2015. 10. 5)	(74) 代理人	100108257 弁理士 近藤 伊知良
審査請求日	平成29年2月15日 (2017. 2. 15)	(74) 代理人	100124800 弁理士 諏澤 勇司
		(74) 代理人	100144440 弁理士 保坂 一之
		(72) 発明者	峰野 博史 静岡県浜松市中区城北3丁目5-1 国立 大学法人静岡大学内

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 予測システム、予測方法、および予測プログラム

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

被観察者の嚙下運動で発生する生体信号を取得する取得部と、
 前記生体信号からパワースペクトル密度を生成し、パワースペクトル密度を説明変数とし且つ喉を使う行動の分類に対応する第1の機械学習により、該生成されたパワースペクトル密度を解析することで、前記被観察者が摂取物を摂取したか否かを判定する判定部と

、
 前記被観察者が摂取したと判定された場合に、時間特性を示す時間特性データを前記生体信号から生成し、時間特性データを説明変数とし且つ摂取量の分類に対応する第2の機械学習を、該生成された時間特性データについて実行することで、前記被観察者の前記摂取物の摂取量を推定する推定部と、

推定された前記摂取量を出力する出力部と
 を備える予測システム。

【請求項2】

前記推定部が前記生体信号を分割することで1以上の嚙下区間を推定し、各嚙下区間について前記摂取物の一口摂取量を推定し、

前記出力部が、前記一口摂取量、および該一口摂取量の集計値の少なくとも一方を出力する、

請求項1に記載の予測システム。

【請求項3】

前記第1の機械学習がサポートベクター分類である、
請求項1または2に記載の予測システム。

【請求項4】

前記第2の機械学習がサポートベクター分類または、サポートベクター分類とサポートベクター回帰との組み合わせである、

請求項1～3のいずれか一項に記載の予測システム。

【請求項5】

前記生体信号が嚙下音である、
請求項1～4のいずれか一項に記載の予測システム。

【請求項6】

前記時間特性データが振幅ヒストグラムである、
請求項1～5のいずれか一項に記載の予測システム。

【請求項7】

プロセッサを備える予測システムにより実行される予測方法であって、
被観察者の嚙下運動で発生する生体信号を取得する取得ステップと、
前記生体信号からパワースペクトル密度を生成し、パワースペクトル密度を説明変数とし且つ喉を使う行動の分類に対応する第1の機械学習により、該生成されたパワースペクトル密度を解析することで、前記被観察者が摂取物を摂取したか否かを判定する判定ステップと、

前記被観察者が摂取したと判定された場合に、時間特性を示す時間特性データを前記生体信号から生成し、時間特性データを説明変数とし且つ摂取量の分類に対応する第2の機械学習を、該生成された時間特性データについて実行することで、前記被観察者の前記摂取物の摂取量を推定する推定ステップと、

推定された前記摂取量を出力する出力ステップと
を含む予測方法。

【請求項8】

被観察者の嚙下運動で発生する生体信号を取得する取得部と、
前記生体信号からパワースペクトル密度を生成し、パワースペクトル密度を説明変数とし且つ喉を使う行動の分類に対応する第1の機械学習により、該生成されたパワースペクトル密度を解析することで、前記被観察者が摂取物を摂取したか否かを判定する判定部と

、
前記被観察者が摂取したと判定された場合に、時間特性を示す時間特性データを前記生体信号から生成し、時間特性データを説明変数とし且つ摂取量の分類に対応する第2の機械学習を、該生成された時間特性データについて実行することで、前記被観察者の前記摂取物の摂取量を推定する推定部と、

推定された前記摂取量を出力する出力部と
してコンピュータを機能させるための予測プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明の一側面は、機械学習を用いて被観察者の生活行動を推定する予測システム、予測方法、および予測プログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

飲食は人の生活行動の中でも最も重要なものの一つであり、健康管理においても重要視される。例えば、看護または介護の場面では、患者または被介護者の食事の管理を欠かすことはできない。従来から、そのような食事の管理を支援する技術が知られている。例えば下記特許文献1には、ユーザから計測される情報に基づき該ユーザが食事をしていることを検知する生活管理端末装置と、食事の開始又は終了が検知された時に、検知後の所定の時間の後に該ユーザに食事内容を問い合わせる手段と、問い合わせに対する該ユーザが

10

20

30

40

50

らの回答を取得する手段とを備える生活管理システムが記載されている。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【特許文献1】特開2003-173375号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

食事の管理においては、飲物または食物を摂取したかどうかだけでなく、その摂取量を把握することも必要であるが、その摂取量を観察するのは容易なことではない。一人の一回の食事での摂取量を把握するだけでも大変であり、まして、複数の（何人かのまたは多数の）患者または被介護者を世話する病院または介護施設で各人の食事の摂取量を把握することは非常に困難である。そこで、被観察者の摂取量を容易に把握することが望まれている。

10

【課題を解決するための手段】

【0005】

本発明の一側面に係る予測システムは、被観察者の嚥下運動で発生する生体信号を取得する取得部と、生体信号から第1変換データを生成し、該第1変換データを説明変数とする第1の機械学習を実行することで、被観察者が摂取物を摂取したか否かを判定する判定部と、被観察者が摂取したと判定された場合に、生体信号から第2変換データを生成し、該第2変換データを説明変数とする第2の機械学習を実行することで、被観察者の摂取物の摂取量を推定する推定部と、推定された摂取量を出力する出力部とを備える。

20

【0006】

本発明の一側面に係る予測方法は、プロセッサを備える予測システムにより実行される予測方法であって、被観察者の嚥下運動で発生する生体信号を取得する取得ステップと、生体信号から第1変換データを生成し、該第1変換データを説明変数とする第1の機械学習を実行することで、被観察者が摂取物を摂取したか否かを判定する判定ステップと、被観察者が摂取したと判定された場合に、生体信号から第2変換データを生成し、該第2変換データを説明変数とする第2の機械学習を実行することで、被観察者の摂取物の摂取量を推定する推定ステップと、推定された摂取量を出力する出力ステップとを含む。

30

【0007】

本発明の一側面に係る予測プログラムは、被観察者の嚥下運動で発生する生体信号を取得する取得部と、生体信号から第1変換データを生成し、該第1変換データを説明変数とする第1の機械学習を実行することで、被観察者が摂取物を摂取したか否かを判定する判定部と、被観察者が摂取したと判定された場合に、生体信号から第2変換データを生成し、該第2変換データを説明変数とする第2の機械学習を実行することで、被観察者の摂取物の摂取量を推定する推定部と、推定された摂取量を出力する出力部としてコンピュータを機能させる。

【0008】

このような側面においては、まず、被観察者の嚥下運動で発生した生体信号に基づく第1の機械学習をすることで摂取の有無が判定される。そして、被観察者が摂取したと判定された場合には、その生体信号に基づく第2の機械学習により摂取量が推定される。このように、嚥下運動で発生した生体信号に対して機械学習を実行することで、被観察者の摂取量を容易に把握することができる。

40

【発明の効果】

【0009】

本発明の一側面によれば、被観察者の摂取量を容易に把握することができる。

【図面の簡単な説明】

【0010】

【図1】実施形態に係る予測システムの動作の概念を示すフローチャートである。

50

【図2】実施形態に係る予測システムを構成するコンピュータのハードウェア構成を示す図である。

【図3】実施形態に係る予測システムの機能構成を示すブロック図である。

【図4】生体信号データから得られるパワースペクトル密度の例を示す図である。

【図5】生体信号データの分割を示す図である。

【図6】一つの嚥下区間を示す生体信号データの例を示す図である。

【図7】生体信号データから得られる振幅ヒストグラムの例を示す図である。

【図8】実施形態に係る予測システムの動作を示すフローチャートである。

【図9】実施形態に係る予測プログラムの構成を示す図である。

【発明を実施するための形態】

10

【0011】

以下、添付図面を参照しながら本発明の実施形態を詳細に説明する。なお、図面の説明において同一又は同等の要素には同一の符号を付し、重複する説明を省略する。

【0012】

まず、図1～7を用いて、実施形態に係る予測システム10の機能および構成を説明する。予測システム10は、機械学習を用いて被観察者の経口摂取に関する推定を実行するコンピュータシステムである。

【0013】

機械学習とは、既知の値の集合であるトレーニングデータを学習することでパターン関数を生成し、そのパターン関数を用いて未知の値を予測する処理である。予測システム10が用いる機械学習の種類は限定されない。機械学習の例として、人工ニューラルネットワーク(ANN)、サポートベクターマシン(SVM)、決定木学習、相関ルール学習、ベイジアンネットワークなどが挙げられるが、これ以外のアルゴリズムでもよい。

20

【0014】

本明細書における「被観察者」とは、摂取物の摂取を観察する対象となる人である。性別や年齢などに関係なく、被観察者は誰でもよい。本明細書における「摂取物」とは任意の飲物または食物であり、その種類は何ら限定されるものではない。本明細書における「摂取」とは、摂取物を口から取り込み、必要であればその摂取物を咀嚼し、そしてその摂取物を胃に流す行為である(すなわち、経口摂取)。

【0015】

30

図1に、予測システム10を用いた摂取の推定の概要を示す。まず、被観察者の嚥下運動で発生する生体信号のデータが収集される(ステップS1)。続いて、その生体信号に基づく第1の機械学習により摂取の有無が判定される(ステップS2)。続いて、その生体信号が分割され(ステップS3)、分割後の個々の信号に基づく一口摂取量が第2の機械学習を用いて推定される(ステップS4)。そして、個々の一口摂取量から所望の合計摂取量が算出される(ステップS5)。

【0016】

ここで、嚥下運動とは、摂取物が口に取り込まれてから胃に至るまでの過程で被観察者の身体で発生する運動である。例えば、咀嚼および飲み込みは嚥下運動の一種である。本明細書における「嚥下運動で発生する生体信号」とは、嚥下運動時に被観察者の身体で生じる信号である。信号の具体例としては音(嚥下音)、振動、筋活動時の電位変化(筋電)などが挙げられるが、信号の種類はこれらに限定されない。

40

【0017】

生体信号は被観察者に装着されたセンサにより検知され、生体信号データとしてデータベースに蓄積される(生体信号データの収集)。生体信号センサは生体信号を検知する装置である。上記の通り生体信号の種類は限定されないから、その信号を捕捉するセンサの種類も限定されない。センサは、被観察者に装着されてもよいし(いわゆる、ウェアラブルセンサ(wearable sensor))、室内の任意の場所に設けられてもよい。一例として、嚥下音を捉えるのであればスロートマイク(throat microphone)をセンサとして用いることが考えられるが、このマイクはウェアラブルセンサ

50

の一態様である。ウェアラブルセンサを用いた場合には、被観察者の行動を制限することなく（例えば、飲食の場所および時間を制限することなく）生体信号を収集することが可能である。

【0018】

「一口摂取量」とは、一回の飲み込みにより口から胃に取り込まれる摂取物の量であり、言い換えると、一回の嚥下により取り込まれる摂取物の量である。量の種類は限定されず、それは体積、質量、重量、熱量でもよいし、これ以外の量でもよい。合計摂取量は任意の期間における一口摂取量の集計値であり、例えば一回の食事における摂取量でもよいし、一日における摂取量でもよい。

【0019】

所望の合計摂取量は、様々な目的で用いられる情報となり得る。例えば、その合計摂取量から被観察者の摂取状況を把握できるし、その情報をその被観察者の健康管理や今後の食事の計画などに生かすこともできる。

【0020】

予測システム10は1台以上のコンピュータを備え、複数台のコンピュータを備える場合には、後述する予測システム10の各機能要素は分散処理により実現される。個々のコンピュータの種類は限定されない。例えば、据置型または携帯型のパーソナルコンピュータ（PC）を用いてもよいし、ワークステーションを用いてもよいし、高機能携帯電話機（スマートフォン）や携帯電話機、携帯情報端末（PDA）などの携帯端末を用いてもよい。あるいは、様々な種類のコンピュータを組み合わせて予測システム10を構築してもよい。複数台のコンピュータを用いる場合には、これらのコンピュータはインターネットやイントラネットなどの通信ネットワークを介して接続される。

【0021】

予測システム10内の個々のコンピュータ100の一般的なハードウェア構成を図2に示す。コンピュータ100は、オペレーティングシステムやアプリケーション・プログラムなどを実行するCPU（プロセッサ）101と、ROM及びRAMで構成される主記憶部102と、ハードディスクやフラッシュメモリなどで構成される補助記憶部103と、ネットワークカードあるいは無線通信モジュールで構成される通信制御部104と、キーボードやマウスなどの入力装置105と、ディスプレイやプリンタなどの出力装置106とを備える。当然ながら、搭載されるハードウェアモジュールはコンピュータ100の種類により異なる。例えば、据置型のPCおよびワークステーションは入力装置および出力装置としてキーボード、マウス、およびモニタを備えることが多いが、スマートフォンではタッチパネルが入力装置および出力装置として機能することが多い。

【0022】

後述する予測システム10の各機能要素は、CPU101または主記憶部102の上に所定のソフトウェアを読み込ませ、CPU101の制御の下で通信制御部104や入力装置105、出力装置106などを動作させ、主記憶部102または補助記憶部103におけるデータの読み出し及び書き込みを行うことで実現される。処理に必要なデータやデータベースは主記憶部102または補助記憶部103内に格納される。

【0023】

予測システム10は生体信号データを得るためにデータベース20にアクセスする、このデータベース20は、生体信号データを記憶する装置または機能要素である。データベース20の実装方法は限定されない。例えば、データベース20は予測システム10内にあってもよいし、予測システム10とは別のシステム内に存在してもよい。また、データベース20は関係データベースでもよいしCSVファイルでもよい。生体信号データをデータベース20に蓄積する方法は限定されない。例えばセンサSがデータベース20と直接通信して生体信号データをデータベース20に格納してもよいし、別のコンピュータがセンサSから生体信号データを収集して、その生体信号データをデータベース20に格納してもよい。

【0024】

10

20

30

40

50

図3に示すように、予測システム10は機能的構成要素として取得部11、判定部12、推定部13、および出力部14を備える。以下では、生体信号が嚙下音であり、予測システム10がその嚙下音から被観察者の水分摂取量を推定する場合の処理を例として示す。ここで、水分摂取量とは、被観察者が飲物（例えば、水）を摂取した量である。

【0025】

取得部11は、被観察者の嚙下運動で発生する生体信号を取得する機能要素である。一般に、生体信号は何らかの時間幅（例えば、1秒、1分、1時間など）において継続的に収集され、波として表すことができる（図1参照）。生体信号は、被観察者Uに装着されたセンサ（例えば、スロートマイク）Sにより検知され、生体信号データとしてデータベース20に蓄積される。取得部11はその生体信号データをデータベース20から読み出して判定部12に出力する。ある被観察者について取得部11が取得する生体信号データの時間幅は何ら限定されない。例えば、その時間幅は30秒、1分、10分、30分、1時間、または2時間でもよい。

10

【0026】

判定部12は、被観察者が摂取物（飲物）を摂取したか否かを推定する機能要素である。判定部12は生体信号データに対して第1の変換を実行することで第1変換データを生成する。そして、判定部12はその第1変換データに対して第1の機械学習を実行することで、被観察者が摂取物（飲物）を摂取したか否かを推定する。摂取の有無を判定するために用いるデータ変換方法および機械学習は何ら限定されるものではない。本実施形態では、判定部12はデータ変換方法として高速フーリエ変換（FFT）を用い、機械学習として、SVMを分類に対応させたサポートベクター分類（SVC）を用いる。

20

【0027】

判定部12は生体信号データに対して高速フーリエ変換（FFT）を実行することで、嚙下音のパワースペクトル密度（PSD）を第1変換データとして得る。続いて、判定部12はそのパワースペクトル密度を説明変数として用いるSVCを実行することで、入力された生体信号データが「飲む」という行為を示すか否かを判定する。

【0028】

嚙下音のデータから得られるパワースペクトル密度は、喉を使う様々な行動の特徴を示す。図4は、「飲む」「食べる」「咳」「呼吸」「話す」「唾（を飲む）」の6種類についてのパワースペクトル密度を示す。図4における各グラフの縦軸および横軸はそれぞれ強さおよび周波数である。これらのグラフからわかるように、各行為のパワースペクトル密度には、他の行為とは異なる特徴が現れていることがわかる。

30

【0029】

センサSを用いて収集した生体信号データがすべて「飲む」行為によって発生したものとは限らず、人が生活するうえで必要な他の行為によって発生した生体信号データが存在する可能性がある。そこで、水分摂取量を推定する前段階の処理として、判定部12はSVCによりそのパワースペクトル密度を解析することで、入力された生体信号データが「飲む」という行為を示すか「飲む」以外の行為を示すかを判定する。そして、生体信号データが「飲む」という行為を示すと判定した場合（すなわち、被観察者が飲物を飲んだと判定した場合）には、推定部13はその生体信号データを推定部13に出力する。一方、生体信号データが「飲む」以外の行為を示すと判定した場合（すなわち、被観察者が飲物を飲んでいないと判定した場合）には、推定部13はその生体信号データを推定部13に出力することなく処理を終了し、この場合には、後述する推定部13および出力部14の処理は実行されない。

40

【0030】

FFTにより得られたパワースペクトル密度の周波数特性として所定の個数（例えば255個）の説明変数が得られる。判定部12はそのすべての説明変数を用いてもよいし、推定に必要な一部の説明変数のみを用いてもよい。すべての説明変数が判定の精度の向上に貢献するとは限らないので、必要な説明変数のみを選択した上でSVCを実行することで、判定の精度を上げることができ、計算時間の短縮も期待できる。説明変数を選択する

50

手法として増加法と減少法の２種類がある。

【 0 0 3 1 】

増加法は、説明変数が 0 個のモデルから処理を始め、目的変数に対して相関値 X が最も高い説明変数の一つずつ追加していく手法である。この手法では、機械学習に使用する説明変数群 A の初期値は空 (`null`) であり、機械学習に使用しない説明変数群 B の初期値は、 N 個 (例えば、 $N = 255$) の説明変数である。

【 0 0 3 2 】

まず、判定部 1 2 は説明変数群 B 内の個々の説明変数について、目的変数に対する相関値 X を求め、相関値 X が最も高い説明変数を説明変数群 B から説明変数群 A に移す。続いて、判定部 1 2 はその説明変数群 A で回帰分析を行うことで、各説明変数の推定係数を確認する。そして、すべての説明変数について推定係数の絶対値 Y が 1 以上である場合には、判定部 1 2 は、相関値 X が最も高い説明変数を説明変数群 A に移す処理に戻って、以降の処理を繰り返す。一方、推定係数の絶対値 Y が 1 を下回る説明変数が出現した場合には、判定部 1 2 は最後に追加した説明変数を除いた後の説明変数群 A を用いて機械学習を実行する。

10

【 0 0 3 3 】

一方、減少法は、すべての説明変数を採用するモデルから処理を始め、目的変数に対して相関値 X が最も低い説明変数の一つずつ除いていく手法である。この手法では、判定部 1 2 は機械学習に使用する説明変数群 A の初期値は N 個 (例えば、 $N = 255$) の説明変数であり、機械学習に使用しない説明変数群 B の初期値は空 (`null`) である。

20

【 0 0 3 4 】

本実施形態では、まず、説明変数群 A 内の説明変数の個数を N から N_a に減らす (例えば、 255 個から 15 個に減らす)。このために、判定部 1 2 は、説明変数群 A の個々の説明変数について、目的変数に対する相関値 X を求め、相関値 X が最も低い説明変数を説明変数群 A から説明変数群 B に移す。判定部 1 2 はこの移動処理を、説明変数群 A 内の説明変数の個数が N_a になるまで繰り返す。

【 0 0 3 5 】

続いて、判定部 1 2 は説明変数群 A で回帰分析を行うことで、各説明変数の推定係数を確認する。そして、すべての説明変数について推定係数の絶対値 Y が 1 以上である場合には、判定部 1 2 はその説明変数群 A を用いて機械学習を実行する。一方、推定係数の絶対値 Y が 1 を下回る説明変数が出現した場合には、判定部 1 2 は相関値 X が最も低い説明変数を説明変数群 B に移して、回帰分析以降の処理を繰り返す。

30

【 0 0 3 6 】

推定部 1 3 は、被観察者の摂取物の摂取量を推定する機能要素である。推定部 1 3 は生体信号データに対して第 2 の変換を実行することで第 2 変換データを生成する。そして、推定部 1 3 はその第 2 変換データに対して第 2 の機械学習を実行することで摂取量を推定する。摂取量を推定するために用いるデータ変換方法および機械学習は何ら限定されるものではない。本実施形態では、推定部 1 3 はデータ変換方法として振幅ヒストグラムを用い、機械学習として $SV C$ を用いる。第 2 変換データは、時間の経過と共に変化する値についての特性 (すなわち、時間特性) を示すデータであり、振幅ヒストグラムはその時間特性を示すデータの種類である。生体信号データにおいて隣り合う波の変化量についての特性を示すデータも時間特性を示すデータの種類であるので、振幅ヒストグラムに代えて、当該変化量の特性を示すデータを用いてもよい。推定部 1 3 での機械学習の他の例としては、 SVM を回帰に対応させたサポートベクター回帰 ($SV R$) などが挙げられる。

40

【 0 0 3 7 】

まず、推定部 1 3 は生体信号データで示される時間区間を嚙下区間とノイズ区間とに分割することで 1 以上の嚙下区間を特定する。ここで、嚙下区間とは、一回の嚙下を示すと推定される区間であり、ノイズ区間とは、嚙下が発生していないと推定される区間である。この処理のために、推定部 1 3 は、ノイズ区間におけるセンサ S の音圧レベルの最大値 V と、ノイズ区間の継続時間の最小値 T とを予め閾値として保持している。なお、これら

50

の閾値 V , T は予測システム 10 の管理者により予め設定される。推定部 13 は、生体信号データにおいて、閾値 V 未満の波形が閾値 T 以上連続して続く区間をノイズ区間であると判定し、そのノイズ区間を除外した後に残る 1 以上の区間を嚙下区間と判定する。例えば、推定部 13 は図 5 に示すように、生体信号データを 1 以上の嚙下区間 t_d と 1 以上のノイズ区間 t_n とに分ける。

【0038】

続いて、推定部 13 は個々の嚙下区間における一口摂取量を推定する。本実施形態のように $SV C$ を用いる場合には、推定部 13 は一口摂取量について n 個の分類 $C_1 \sim C_n$ を予め用意しておき、個々の嚙下区間における一口摂取量が $C_1 \sim C_n$ のどれに相当するかを推定する。例えば、一口摂取量の分類として 5ml , 10ml , 15ml , 20ml という 4 種類を用意してもよい。または、推定部 13 は $SV C$ と $SV R$ とを組み合わせて一口摂取量を推定してもよい。具体的には、推定部 13 はまず推定する範囲を $SV C$ で絞り込んでから、 $SV R$ を用いて一口摂取量をより詳細に推定してもよい。例えば、 $SV C$ で推定された一口摂取量が 15ml である場合は、推定部 13 は $15\text{ml} \pm 5\text{ml}$ の範囲で $SV R$ により一口摂取量を推定する。推定部 13 は各嚙下区間について以下の処理を実行する。

10

【0039】

推定部 13 は、図 6 に示すように、嚙下区間における音圧レベルの範囲のうち、ノイズと推定される部分（例えば、音圧レベルが上記の閾値 V 未満の部分） v_n を無視し、それ以外の部分（例えば、音圧レベルが上記の閾値 V 以上の部分） v_d を複数に均等に区切る。なお、嚙下区間内でノイズ部分とそれ以外の部分とを区切るための閾値は、生体信号データを嚙下区間とノイズ区間とに分けるための閾値と異なってもよい。音圧レベルの区切り位置の個数は任意であり、例えば 100 個でも 200 個でもよい。図 6 の例では、正の音圧レベルに対応する部分 v_d において 200 個の区切り位置（ $c_0 \sim c_{199}$ ）を設定している。続いて、推定部 13 は各区切り位置（図 6 では $c_0 \sim c_{199}$ ）を音圧レベルの波が何回通ったかを数えることで（すなわち、通過回数を数えることで）、振幅ヒストグラムを生成する。

20

【0040】

嚙下音のデータから得られる振幅スペクトルは一口摂取量の特徴を示す。図 7 は、 5ml , 10ml , 15ml , 20ml の 4 種類についての振幅スペクトルを示す。図 7 のグラフの縦軸および横軸はそれぞれ通過回数および区切り位置である。一口摂取量が大きくなるほど、音圧レベルの特定の位置（例えば図 7 における位置 R を参照）における通過回数が増えることがわかる。したがって、この振幅ヒストグラムから一口摂取量を推定することが可能である。推定部 13 はその振幅ヒストグラムを説明変数として $SV C$ を実行することで、処理対象の嚙下区間における一口摂取量を推定する。

30

【0041】

推定部 13 は、一口摂取量を推定する際にすべての区切り位置（図 6 , 7 では $c_0 \sim c_{199}$ ）の通過回数を用いなくてもよく、推定処理に必要な一部の区切り位置のみを用いてもよい。図 7 の例では、一口摂取量の特性はおおよそ区切り位置 $c_0 \sim c_{40}$ の範囲にわたって顕著に表れ、 c_{40} を超える範囲になると通過回数は一口摂取量にかかわらずほとんど 0 になって、一口摂取量による区別がつかなくなる。したがって、推定部 13 は分類に貢献する一部の範囲（例えば、 $c_0 \sim c_{40}$ ）の通過回数のみを用いて $SV C$ による推定を実行してもよい。このように推定に用いる振幅ヒストグラムの範囲を限定することで計算量が減るので、推定処理をより高速に実行することができる。

40

【0042】

すべての嚙下区間について一口摂取量を推定すると、推定部 13 はその推定結果を出力部 14 に出力する。

【0043】

出力部 14 は、推定された摂取量を推定結果 21 として出力する機能要素である。推定結果 21 の出力先は何ら限定されない。例えば、出力部 14 は推定結果 21 をモニタ上に

50

表示したりプリンタに印刷したりしてもよいし、推定結果 2 1 をテキストファイルに書き出してよいし、推定結果 2 1 をメモリやデータベースなどの記憶装置に格納してもよい。あるいは、出力部 1 4 は推定結果 2 1 を通信ネットワーク経由で他のコンピュータシステム（例えば機械学習用のシステム）に出力してもよい。

【 0 0 4 4 】

推定結果 2 1 の内容および形式も限定されない。例えば、出力部 1 4 は入力された各嚙下区間の一口摂取量を出力してもよいし、摂取量の集計値（例えば、一休憩当たり、一食当たり、または一日当たりの一口摂取量の集計値）を出力してもよい。例えば、5 個の一口摂取量「5 ml」「15 ml」「10 ml」「5 ml」「10 ml」が入力された場合には、出力部 1 4 は合計摂取量「45 ml」を推定結果 2 1 として出力してもよい。あるいは、出力部 1 4 は、各嚙下区間の一口摂取量と摂取量の集計値との双方を出力してもよい。

10

【 0 0 4 5 】

次に、図 8 を用いて、予測システム 1 0 の動作を説明するとともに本実施形態に係る予測方法について説明する。

【 0 0 4 6 】

まず、取得部 1 1 が嚙下音を示す生体信号データをデータベース 2 0 から読み出す（ステップ S 1 1、取得ステップ）。続いて、判定部 1 2 がその生体信号データに対して高速フーリエ変換（FFT）を実行することで、嚙下音のパワースペクトル密度（PSD）を生成する（ステップ S 1 2）。続いて、判定部 1 2 はそのパワースペクトル密度に対して S V C を実行することで、被観察者による摂取（「飲む」行為）の有無を判定する（ステップ S 1 3、判定ステップ）。

20

【 0 0 4 7 】

被観察者が「飲む」行為をしたと判定された場合には（ステップ S 1 4；YES）、推定部 1 3 が生体信号データを分割して 1 以上の嚙下区間を特定する（ステップ S 1 5）。そして、推定部 1 3 は各嚙下区間について、その嚙下区間のデータから振幅ヒストグラムを生成し（ステップ S 1 6）、その振幅ヒストグラムに対して S V C を実行することで一口摂取量を推定する（ステップ S 1 7、推定ステップ）。推定部 1 3 はすべての嚙下区間について振幅ヒストグラムの生成および一口摂取量の推定を実行する（ステップ S 1 8 参照）。最後に、出力部 1 4 が摂取量の推定結果を出力する（ステップ S 1 9、出力ステップ）。

30

【 0 0 4 8 】

一方、被観察者が「飲む」行為をしなかったと判定された場合には（ステップ S 1 4；NO）、予測システム 1 0 は摂取量の推定を行うことなく、取得した生体信号データについての処理を終了する。

【 0 0 4 9 】

次に、図 9 を用いて、予測システム 1 0 を実現するための予測プログラム P 1 を説明する。

【 0 0 5 0 】

予測プログラム P 1 は、メインモジュール P 1 0、取得モジュール P 1 1、判定モジュール P 1 2、推定モジュール P 1 3、および出力モジュール P 1 4 を備える。

40

【 0 0 5 1 】

メインモジュール P 1 0 は、機械学習による予測機能を統括的に制御する部分である。取得モジュール P 1 1、判定モジュール P 1 2、推定モジュール P 1 3、および出力モジュール P 1 4 を実行することにより実現される機能はそれぞれ、上記の取得部 1 1、判定部 1 2、推定部 1 3、および出力部 1 4 の機能と同様である。

【 0 0 5 2 】

予測プログラム P 1 は、例えば、CD-ROM や DVD-ROM、半導体メモリなどの有形の記録媒体に固定的に記録された上で提供されてもよい。また、予測プログラム P 1 は、搬送波に重畳されたデータ信号として通信ネットワークを介して提供されてもよい。

50

【 0 0 5 3 】

以上説明したように、本発明の一側面に係る予測システムは、被観察者の嚙下運動で発生する生体信号を取得する取得部と、生体信号から第1変換データを生成し、該第1変換データを説明変数とする第1の機械学習を実行することで、被観察者が摂取物を摂取したか否かを判定する判定部と、被観察者が摂取したと判定された場合に、生体信号から第2変換データを生成し、該第2変換データを説明変数とする第2の機械学習を実行することで、被観察者の摂取物の摂取量を推定する推定部と、推定された摂取量を出力する出力部とを備える。

【 0 0 5 4 】

本発明の一側面に係る予測方法は、プロセッサを備える予測システムにより実行される予測方法であって、被観察者の嚙下運動で発生する生体信号を取得する取得ステップと、生体信号から第1変換データを生成し、該第1変換データを説明変数とする第1の機械学習を実行することで、被観察者が摂取物を摂取したか否かを判定する判定ステップと、被観察者が摂取したと判定された場合に、生体信号から第2変換データを生成し、該第2変換データを説明変数とする第2の機械学習を実行することで、被観察者の摂取物の摂取量を推定する推定ステップと、推定された摂取量を出力する出力ステップとを含む。

10

【 0 0 5 5 】

本発明の一側面に係る予測プログラムは、被観察者の嚙下運動で発生する生体信号を取得する取得部と、生体信号から第1変換データを生成し、該第1変換データを説明変数とする第1の機械学習を実行することで、被観察者が摂取物を摂取したか否かを判定する判定部と、被観察者が摂取したと判定された場合に、生体信号から第2変換データを生成し、該第2変換データを説明変数とする第2の機械学習を実行することで、被観察者の摂取物の摂取量を推定する推定部と、推定された摂取量を出力する出力部としてコンピュータを機能させる。

20

【 0 0 5 6 】

このような側面においては、まず、被観察者の嚙下運動で発生した生体信号に基づく第1の機械学習をすることで摂取の有無が判定される。そして、被観察者が摂取したと判定された場合には、その生体信号に基づく第2の機械学習により摂取量が推定される。このように、嚙下運動で発生した生体信号に対して機械学習を実行することで、被観察者の摂取量を容易に把握することができる。

30

【 0 0 5 7 】

例えば、予測システム10は、複数の(何人かのまたは多数の)患者または被介護者を世話する病院または介護施設で各人の食事の摂取量を把握するために用いることができる。食事管理を含む健康管理は継続的に行う必要があるため、人手で行うと看護師および介護士に負担が掛かるだけでなく、記録の漏れまたはミスが生じる可能性がある。本実施形態によれば、嚙下運動で発生した生体信号から摂取の有無および摂取量が自動的に出力されるので、看護または介護の負担を減らしたり、摂取状態を確実に記録したりすることが可能になる。

【 0 0 5 8 】

他の側面に係る予測システムでは、推定部が生体信号を分割することで1以上の嚙下区間を推定し、各嚙下区間について摂取物の一口摂取量を推定し、出力部が、一口摂取量、および該一口摂取量の集計値の少なくとも一方を出力してもよい。このように生体信号を分割して一口毎の摂取量を推定することで、摂取量を正確に推定することができる。

40

【 0 0 5 9 】

他の側面に係る予測システムでは、第1変換データがパワースペクトル密度であり、第1の機械学習がサポートベクター分類であってもよい。

【 0 0 6 0 】

他の側面に係る予測システムでは、第2変換データが振幅ヒストグラムであり、第2の機械学習がサポートベクター分類または、サポートベクター分類とサポートベクター回帰との組み合わせであってもよい。

50

【0061】

他の側面に係る予測システムでは、生体信号が嚙下音であってもよい。嚙下音はスロートマイクなどのマイクにより簡単に検知できるので、被観察者に与える装着の不快感を抑えつつ嚙下運動を捉えることができる。

【0062】

以上、本発明をその実施形態に基づいて詳細に説明した。しかし、本発明は上記実施形態に限定されるものではない。本発明は、その要旨を逸脱しない範囲で様々な変形が可能である。

【0063】

上述した通り、第1および第2の機械学習の具体的な手法は限定されない。また、第1の機械学習と第2の機械学習とは同じでもよいし異なってもよい。

10

【0064】

上記実施形態では推定部が生体信号を分割することで1以上の嚙下区間を推定し、各嚙下区間について一口摂取量を推定したが、生体信号を個々の嚙下区間に分割することは必須ではない。予測システムは、被観察者が摂取したと判定した場合に、このような分割処理を用いることなく所望の摂取量を推定してもよい。

【符号の説明】

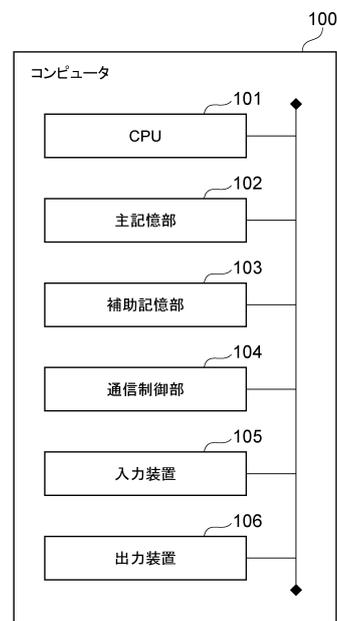
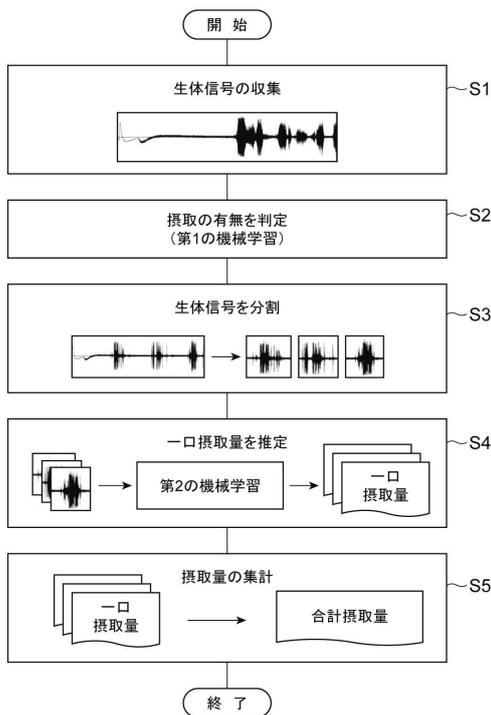
【0065】

10...予測システム、11...取得部、12...判定部、13...推定部、14...出力部、20...データベース、P1...予測プログラム、P10...メインモジュール、P11...取得モジュール、P12...判定モジュール、P13...推定モジュール、P14...出力モジュール。

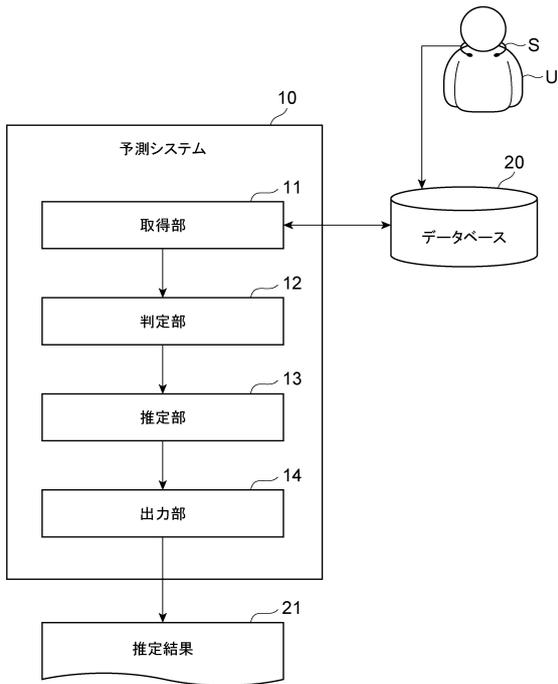
20

【図1】

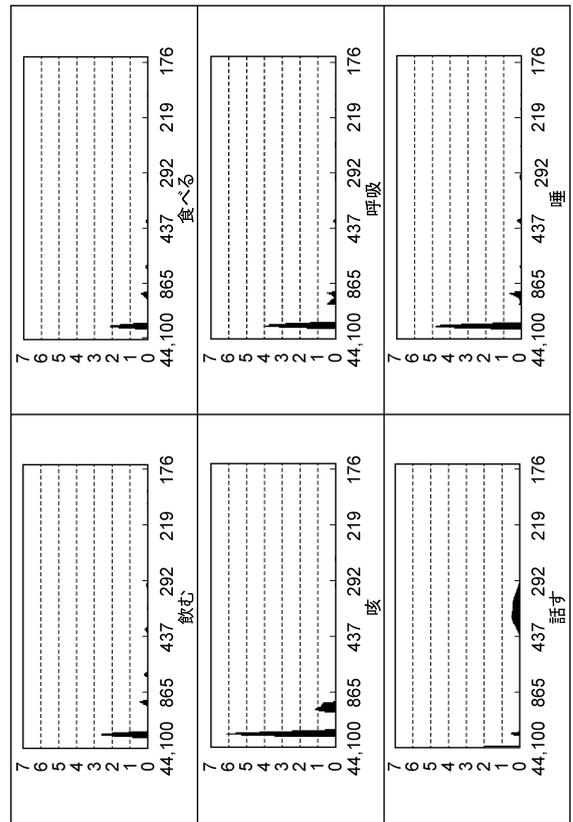
【図2】



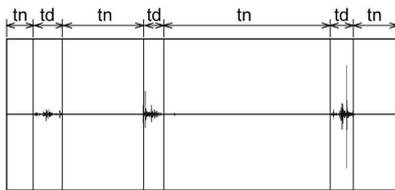
【図3】



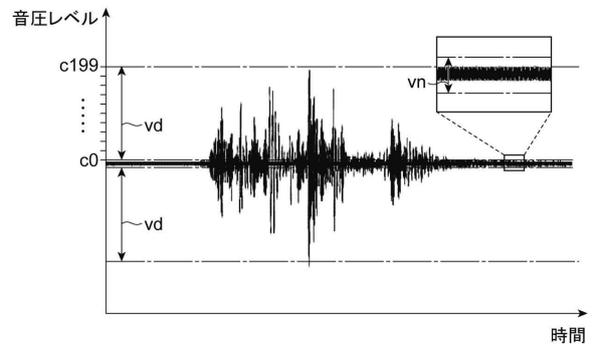
【図4】



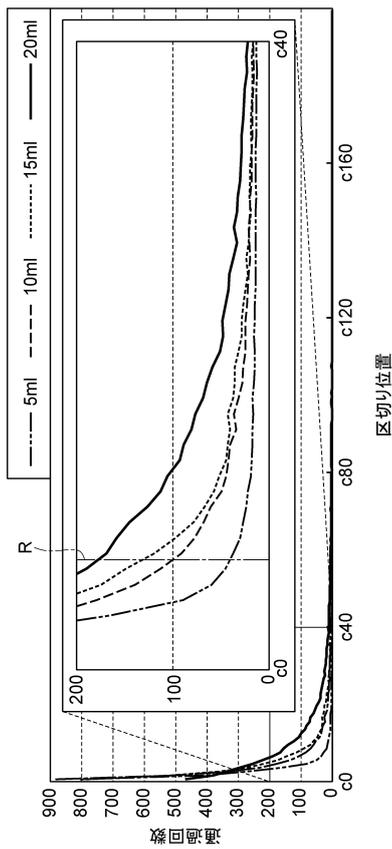
【図5】



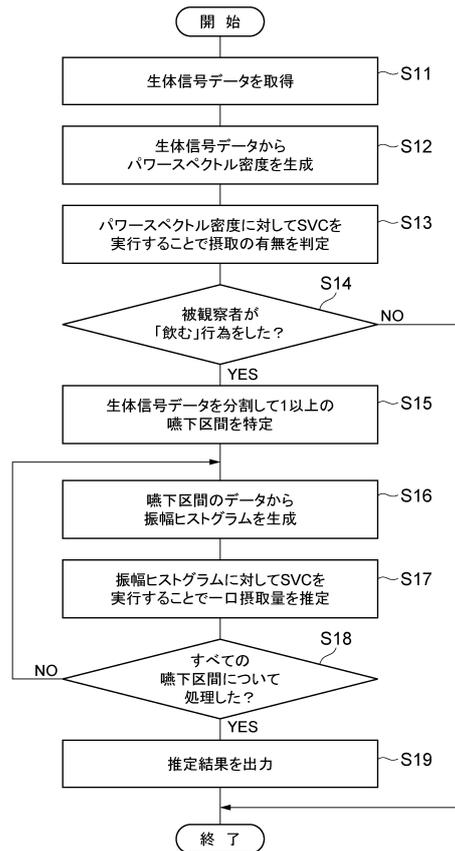
【図6】



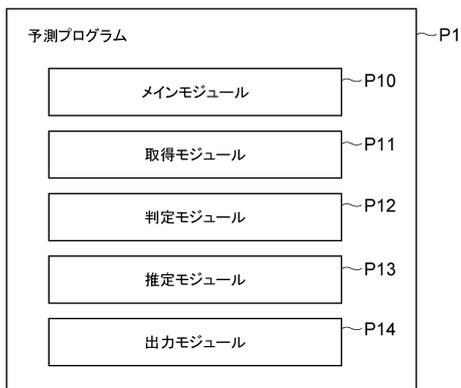
【 図 7 】



【 図 8 】



【 図 9 】



フロントページの続き

(72)発明者 小林 悠一

静岡県浜松市中区城北3丁目5-1 国立大学法人静岡大学内

審査官 阿部 潤

(56)参考文献 特開2011-115344(JP,A)

特開2013-172899(JP,A)

特開2012-170740(JP,A)

小林 悠一 ほか, スロートマイクを用いた水分摂取量自動記録手法による介護支援の検討, 情報処理学会 研究報告 ユビキタスコンピューティングシステム(UBI) 2014-UBI-041 [online], 日本, 情報処理学会, 2014年 3月14日, pp.1~8

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

G06Q 10/00 - 99/00

G16H 10/00 - 80/00

A61B 5/00