

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11) 特許出願公開番号

特開2020-151358

(P2020-151358A)

(43) 公開日 令和2年9月24日(2020.9.24)

(51) Int.Cl.	F I	テーマコード (参考)
A 6 1 B 5/16 (2006.01)	A 6 1 B 5/16 1 3 0	4 C 0 3 8
A 6 1 B 5/11 (2006.01)	A 6 1 B 5/11 1 0 0	
A 6 1 B 5/113 (2006.01)	A 6 1 B 5/113	
A 6 1 B 5/08 (2006.01)	A 6 1 B 5/08	

審査請求 未請求 請求項の数 8 O L (全 22 頁)

(21) 出願番号 特願2019-55132 (P2019-55132)
 (22) 出願日 平成31年3月22日 (2019. 3. 22)

(71) 出願人 504133110
 国立大学法人電気通信大学
 東京都調布市調布ヶ丘一丁目5番地1
 (74) 代理人 110000925
 特許業務法人信友国際特許事務所
 (72) 発明者 ▲高▼玉 圭樹
 東京都調布市調布ヶ丘一丁目5番地1 国立大学法人電気通信大学内
 (72) 発明者 中理 怡恒
 東京都調布市調布ヶ丘一丁目5番地1 国立大学法人電気通信大学内
 Fターム(参考) 4C038 PP05 VA05 VB32

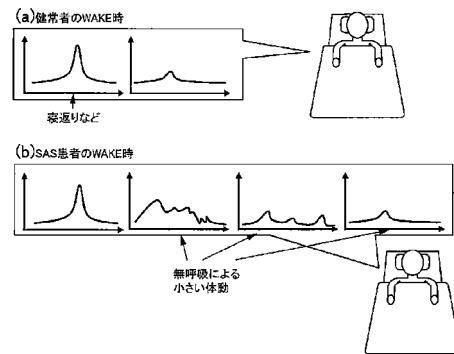
(54) 【発明の名称】 睡眠時無呼吸症候群判定装置、睡眠時無呼吸症候群判定方法および睡眠時無呼吸症候群判定プログラム

(57) 【要約】

【課題】被測定者への負担をかけずに睡眠時無呼吸症候群の判定が行えるようにする。

【解決手段】被測定者の睡眠中の体動または圧力変化に基づいた生体振動データを得る。そして、取得した生体振動データから、一定時間ごとに複数の特徴量または周波数スペクトルを算出する。さらに、算出した複数の特徴量または周波数スペクトルから、睡眠段階を判別するための分岐条件を持った複数の決定木を用いて睡眠段階を判別した後、その判断に使用された決定木の分類基準の組み合わせで得られる判別結果に基づいて、睡眠時無呼吸症候群の判定を行う。或いは、生体振動データに含まれる周波数成分のパワースペクトルを算出し、その周波数成分のパワースペクトルについて、それぞれ異なる分岐条件を持った複数の決定木による分類への寄与度を算出し、算出した寄与度に基づいて睡眠時無呼吸症候群の判定を行う。

【選択図】 図5



【特許請求の範囲】**【請求項 1】**

被測定者の睡眠中の体動または圧力変化に基づいた生体振動データを得る生体データ取得部と、

前記生体データ取得部が取得した前記生体振動データから、一定時間ごとに複数の特徴量を算出する生体データ処理部と、

前記生体データ処理部が算出した複数の特徴量から、睡眠段階を判別するための分岐条件を持った複数の決定木を用いて睡眠段階を判別した後、その判別に使用された決定木の分類基準の組み合わせで得られる判別結果に基づいて、睡眠時無呼吸症候群の判定を行う判定部と、を備える

睡眠時無呼吸症候群判定装置。

【請求項 2】

前記複数の決定木を学習する学習部を備え、

前記学習部による複数の決定木の組み合わせの学習は、正解となる睡眠段階の情報を取得し、正解と一致度が高い睡眠段階の判別ができる決定木を選ぶようにした

請求項 1 に記載の睡眠時無呼吸症候群判定装置。

【請求項 3】

前記判定部が睡眠時無呼吸症候群の判定を行う際には、前記複数の決定木で分岐する際の、特徴量の組み合わせの種類数と、各特徴量の出現回数を使用する

請求項 2 に記載の睡眠時無呼吸症候群判定装置。

【請求項 4】

被測定者の睡眠中の体動または圧力変化に基づいた生体振動データを得る生体データ取得部と、

前記生体データ取得部が取得した前記生体振動データから、一定時間ごとに前記生体振動データに含まれる周波数成分のパワースペクトルを算出する生体データ処理部と、

前記生体データ処理部が算出した周波数成分のパワースペクトルについて、それぞれ異なる分岐条件を持った複数の決定木による分類への寄与度を算出し、算出した寄与度に基づいて睡眠時無呼吸症候群の判定を行う判定部と、を備える

睡眠時無呼吸症候群判定装置。

【請求項 5】

被測定者の睡眠中の体動または圧力変化に基づいた生体振動データを得る生体データ取得処理と、

前記生体データ取得処理により取得した前記生体振動データから、一定時間ごとに複数の特徴量を算出する生体データ処理と、

前記生体データ処理で算出した複数の特徴量から、睡眠段階を判別するための分岐条件を持った複数の決定木を用いて睡眠段階を判別した後、その判断に使用された決定木の分類基準の組み合わせで得られる判別結果に基づいて、睡眠時無呼吸症候群の判定を行う判定処理と、を含む

睡眠時無呼吸症候群判定方法。

【請求項 6】

被測定者の睡眠中の体動または圧力変化に基づいた生体振動データを得る生体データ取得処理と、

前記生体データ取得処理により取得した前記生体振動データから、一定時間ごとに前記生体振動データに含まれる周波数成分のパワースペクトルを算出する生体データ処理と、

前記生体データ処理により算出した周波数成分のパワースペクトルについて、それぞれ異なる分岐条件を持った複数の決定木による分類への寄与度を算出し、算出した寄与度に基づいて睡眠時無呼吸症候群の判定を行う判定処理と、を含む

睡眠時無呼吸症候群判定方法。

【請求項 7】

被測定者の睡眠中の体動または圧力変化に基づいた生体振動データを得る生体データ取

10

20

30

40

50

得手順と、

前記生体データ取得手順により取得した前記生体振動データから、一定時間ごとに複数の特徴量を算出する生体データ処理手順と、

前記生体データ処理手順で算出した複数の特徴量から、睡眠段階を判別するための分岐条件を持った複数の決定木を用いて睡眠段階を判別した後、その判断に使用された決定木の分類基準の組み合わせで得られる判別結果に基づいて、睡眠時無呼吸症候群の判定を行う判定手順と、

をコンピュータに実行させる睡眠時無呼吸症候群判定プログラム。

【請求項 8】

被測定者の睡眠中の体動または圧力変化に基づいた生体振動データを得る生体データ取得手順と、

前記生体データ取得手順により取得した前記生体振動データから、一定時間ごとに前記生体振動データに含まれる周波数成分のパワースペクトルを算出する生体データ処理手順と、

前記生体データ処理手順により算出した周波数成分のパワースペクトルについて、それぞれ異なる分岐条件を持った複数の決定木による分類への寄与度を算出し、算出した寄与度に基づいて睡眠時無呼吸症候群の判定を行う判定手順と、

をコンピュータに実行させる睡眠時無呼吸症候群判定プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、被験者の睡眠時無呼吸症候群を判定する睡眠時無呼吸症候群判定装置、睡眠時無呼吸症候群判定方法および睡眠時無呼吸症候群判定プログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

医療現場では、睡眠障害や睡眠時無呼吸症候群を診断するために、被測定者の睡眠状態を測定することが行われている。人間の睡眠段階は、睡眠の深さの観点で6段階に分類したものが知られており、その6つの睡眠段階は、眠りが浅い段階から順に、覚醒、レム睡眠、ノンレム睡眠（ステージ1～4）と呼ばれている。これらの6段階の睡眠段階の判定は、従来、例えば被計測者の顔や頭部に多数の電極を装着して、その多数の電極から脳波、眼球運動、および顎筋電を測定し、測定結果の解析により行われていた。

【0003】

また、睡眠時無呼吸症候群の患者が睡眠時に無呼吸になるのは、睡眠段階が覚醒の状態であることが多く、無呼吸症候群の診断を行う上でも、睡眠段階を測定する必要がある。

但し、睡眠時無呼吸症候群の判定を行うためには、睡眠段階の測定の他に、口と鼻の気流などの呼吸に伴った空気の流れの測定や、胸部および腹部の換気運動などの様々な測定を同時に行う必要がある。そして、睡眠段階の解析結果と呼吸状態の測定結果などに基づいて、医師が無呼吸症候群であるか否かを診断している。

【0004】

このような診断を行うために必要な、顔や頭部に多数の電極を装着した状態での睡眠の検査は、通常、医療機関に宿泊して、長時間連続して電極を身体に装着して行う検査であり、被測定者（患者）に精神的な負担と肉体的な負担を強いることになる。また、取得したデータは、専門知識と経験を持つ医師が解析して判定する必要があり、睡眠時無呼吸症候群を簡単に判定できるものではないという問題があった。

【0005】

睡眠段階の測定に関する問題を解決するために、専門医師による診断を不要とする睡眠段階推定手法は、従来から数多く提案されている。

例えば、特許文献1には、遺伝的アルゴリズムによる学習手法を改良したDatabase-based Compact Genetic Algorithmと称される手法で、マットレス型圧力センサの検出データから睡眠段階を推定する技術が記載されている。この特許文献1に記載された技術は、マ

10

20

30

40

50

ットレス型圧力センサが検出した被測定者の体動と心拍に基づいて、睡眠段階を推定するものである。このようなマットレス型圧力センサを使って睡眠段階を推定することで、被測定者に負担を強いることなく、被測定者の睡眠状態を推定することができる。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0006】

【特許文献1】特開2014-239789号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0007】

上述したように、無呼吸症候群の患者が睡眠時に無呼吸になる状態は、睡眠段階が覚醒の状態であることが多いため、マットレス型圧力センサの検出データ、つまり体動の検出データを使って睡眠段階を検出することは、無呼吸症候群の判定の一つの指標になる。

【0008】

マットレス型圧力センサの検出データから睡眠段階を検出する際には、例えばマットレス型圧力センサの検出データから、特定の閾値を超える体動を検出したとき、睡眠段階が覚醒状態であると判別する処理を行うことが考えられる。正常者の睡眠の場合、このような体動の閾値超えの判別を行うことで、睡眠段階が覚醒か否かを比較的高い精度で判別することができる。

【0009】

しかしながら、睡眠時無呼吸症候群の患者の場合、体動の変化パターンが正常者の睡眠時とは全く異なる場合があり、正常者の睡眠段階と同じ判別処理を行っても、覚醒と判別できないケースが多々発生する。具体的には、睡眠時無呼吸症候群の患者が無呼吸状態の場合には、睡眠段階が覚醒状態であっても、体幹が動くような大きな体動が殆どない状態で無呼吸となることがあり、閾値を用いた体動の判定では覚醒と検出できないケースが発生してしまう。

したがって、従来提案されているマットレス型圧力センサの検出データから睡眠段階を検出する処理を、睡眠時無呼吸症候群の判定用にそのまま適用することは困難であった。

【0010】

本発明は、被測定者への負担をかけずに睡眠時無呼吸症候群の判定を行うことが可能な無呼吸症候群判定装置、無呼吸症候群判定方法および無呼吸症候群判定プログラム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】

【0011】

第1の発明の睡眠時無呼吸症候群判定装置は、被測定者の睡眠中の体動または圧力変化に基づいた生体振動データを得る生体データ取得部と、生体データ取得部が取得した生体振動データから、一定時間ごとに複数の特徴量を算出する生体データ処理部と、生体データ処理部が算出した複数の特徴量から、睡眠段階を判別するための分岐条件を持った複数の決定木を用いて睡眠段階を判別した後、その判断に使用された決定木の分類基準の組み合わせで得られる判別結果に基づいて、睡眠時無呼吸症候群の判定を行う判定部と、を備える。

【0012】

また、第1の発明の睡眠時無呼吸症候群判定方法は、被測定者の睡眠中の体動または圧力変化に基づいた生体振動データを得る生体データ取得処理と、生体データ取得処理により取得した生体振動データから、一定時間ごとに複数の特徴量を算出する生体データ処理と、生体データ処理で算出した複数の特徴量から、睡眠段階を判別するための分岐条件を持った複数の決定木を用いて睡眠段階を判別した後、その判断に使用された決定木の分類基準の組み合わせで得られる判別結果に基づいて、睡眠時無呼吸症候群の判定を行う判定処理と、を含む。

【0013】

10

20

30

40

50

また、第1の発明の睡眠時無呼吸症候群判定プログラムは、上記の第1の睡眠時無呼吸症候群判定方法が行う各処理を手順としてコンピュータに実行させるものである。

【0014】

第2の発明の睡眠時無呼吸症候群判定装置は、被測定者の睡眠中の体動または圧力変化に基づいた生体振動データを得る生体データ取得部と、生体データ取得部が取得した生体振動データから、一定時間ごとに生体振動データに含まれる周波数成分のパワースペクトルを算出する生体データ処理部と、生体データ処理部が算出した周波数成分のパワースペクトルについて、それぞれ異なる分岐条件を持った複数の決定木による分類への寄与度を算出し、算出した寄与度に基づいて睡眠時無呼吸症候群の判定を行う判定部と、を備える。

10

【0015】

また、第2の発明の睡眠時無呼吸症候群判定方法は、被測定者の睡眠中の体動または圧力変化に基づいた生体振動データを得る生体データ取得処理と、生体データ取得処理により取得した生体振動データから、一定時間ごとに生体振動データに含まれる周波数成分のパワースペクトルを算出する生体データ処理と、生体データ処理により算出した周波数成分のパワースペクトルについて、それぞれ異なる分岐条件を持った複数の決定木による分類への寄与度を算出し、算出した寄与度に基づいて睡眠時無呼吸症候群の判定を行う判定処理と、を含む。

【0016】

また、第2の発明の睡眠時無呼吸症候群判定プログラムは、上記の第2の発明の睡眠時無呼吸症候群判定方法が行う各処理を手順としてコンピュータに実行させるものである。

20

【発明の効果】

【0017】

本発明によると、被測定者の睡眠中の体動または圧力変化に基づいた生体振動データから、精度の高い睡眠時無呼吸症候群の判定ができるようになる。したがって、マットレス型などの圧力センサを敷いた状態で睡眠するだけで、簡単に精度の高い睡眠時無呼吸症候群の判定ができるようになる。

【図面の簡単な説明】

【0018】

【図1】本発明の第1の実施の形態例による睡眠時無呼吸症候群判定装置の構成例を示すブロック図である。

30

【図2】本発明の第1の実施の形態例による睡眠時無呼吸症候群の判定状態の例を示す図である。

【図3】本発明の第1の実施の形態例の睡眠時無呼吸症候群判定装置のハードウェア構成例を示すブロック図である。

【図4】睡眠段階の変化例を、健常者(a)と睡眠時無呼吸症候群の患者(b)とで比較した図である。

【図5】の覚醒(WAKE)時の特性例を、健常者(a)と睡眠時無呼吸症候群の患者(b)とで比較した図である。

【図6】本発明の第1の実施の形態例による睡眠時無呼吸症候群を判定するための学習フェーズ(a)および判定フェーズ(b)の流れを示すフローチャートである。

40

【図7】睡眠時無呼吸症候群の患者の生体振動データの例(a)と、その一部を拡大したもの(b)を示す図である。

【図8】本発明の第1の実施の形態例による決定木の例を示す図である。

【図9】本発明の第1の実施の形態例による生体振動データから特徴量を示すデータを得るまでの処理状態の例を示す図である。

【図10】本発明の第1の実施の形態例による特徴量を示すデータからランダムフォレストモデルを使った処理までの例を示す図である。

【図11】本発明の第1の実施の形態例によるランダムフォレストモデルの判別特徴量のカウンタ処理の例を示す図である。

50

【図 1 2】本発明の第 1 の実施の形態例による判定結果の例を示す図である。

【図 1 3】本発明の第 2 の実施の形態例による睡眠時無呼吸症候群判定処理を判定するための学習フェーズ (a) および判定フェーズ (b) の流れを示すフローチャートである。

【図 1 4】本発明の第 2 の実施の形態例による判定処理の原理を説明するための、睡眠時無呼吸症候群の患者 (a) と健常者 (b) とで周波数成分の寄与度を比較した図である。

【図 1 5】本発明の第 2 の実施の形態例による生体振動データの取得からランダムフォレストモデルの構築までの例を示す図である。

【図 1 6】本発明の第 2 の実施の形態例によるランダムフォレストモデルから各周波数の寄与度を算出する処理の例を示す図である。

【図 1 7】本発明の第 2 の実施の形態例による周波数分布を分割する例を示す図である。

10

【図 1 8】本発明の第 2 の実施の形態例による指標の定義を示す図である。

【図 1 9】本発明の第 2 の実施の形態例による判定結果の例を示す図である。

【発明を実施するための形態】

【 0 0 1 9 】

< 1 . 第 1 の実施の形態例 >

以下、本発明の第 1 の実施の形態例について、図 1 ~ 図 1 2 を参照して説明する。

[1 - 1 . 睡眠時無呼吸症候群判定装置の構成]

図 1 は、本実施の形態例の睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 の構成を示すブロック図である。

図 2 は、本実施の形態例の睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 を使って睡眠時無呼吸症候群の判定を行う状態の例を示す図である。

20

【 0 0 2 0 】

本実施の形態例の睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 は、被測定者の生体振動 (体動) をマットレスセンサ 2 で圧力データとして取得する。マットレスセンサ 2 は、例えば図 2 に示すように、被測定者 A が睡眠を行うベッド 1 のマットレスの上あるいは下に敷いて、被測定者 A の睡眠中の上半身の生体振動を圧力の変化として検出する。被測定者 A の下側になるマットレスの上にマットレスセンサ 2 を配置するのは一例であり、例えばマットレスの中にマットレスセンサ 2 を内蔵させてもよい。

図 2 では、ベッド 1 の脇に睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 を設置し、マットレスセンサ 2 と睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 をケーブルで接続した例を示すが、例えばマットレスセンサ 2 が取得した圧力データ (生体振動データ) を、無線伝送で別の部屋の睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 に伝送するようにしてもよい。

30

なお、以下の説明では、マットレスセンサ 2 が出力する圧力データを、生体振動データと称する。

【 0 0 2 1 】

睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 は、図 1 に示すように、生体データ取得部 1 1 と、生体データ処理部 1 2 と、判定部 1 3 と、出力部 1 4 と、学習部 1 5 とを備える。

生体データ取得部 1 1 は、マットレスセンサ 2 が出力する生体振動データを取得する生体データ取得処理を行う。生体データ取得部 1 1 が取得した生体振動データは、生体データ処理部 1 2 に供給される。

40

【 0 0 2 2 】

生体データ処理部 1 2 は、供給される生体振動データをサンプリングしてデジタルデータ化し、そのデジタルデータ化された生体振動データの所定時間ごとの平均値を算出する。例えば、生体データ処理部 1 2 は、生体振動データの平均値を 1 秒ごとに取得する。それぞれの平均値は、同じ期間のデータに対して平均化したものである。

【 0 0 2 3 】

そして、生体データ処理部 1 2 は、所定時間ごとに得られた平均値を演算処理して、複数種類の特徴量を算出する。例えば、1 秒ごとの生体振動データの平均値 x から、以下に示す複数の特徴量 $S D$ 、 $R a n g e$ 、 $S U M$ 、 $S q u a r e$ 、 $L C$ 、 $R M S$ を、3 0 秒ごとに算出する。以下の説明では、生体データ処理部 1 2 は、1 秒ごとの生体振動データの平均値 x か

50

ら、30秒ごとに特徴量を求めるものとする。

【0024】

各特徴量について順に説明する。

特徴量SDは、1秒ごとの生体振動データの平均値 x の30秒間の分散を示す。

特徴量Rangeは、30秒間の平均値 x の最大値と最小値の差を示す。

特徴量SUMは、30秒間の平均値 x の積算値である。

特徴量Squareは、30秒間の平均値 x の二乗値の積算値である。

特徴量LCは、1秒ごとの生体振動データの平均値 x_n と、その平均値 x_n の1つ前(1秒前)の平均値 x_{n-1} との差分の、30秒間の積算値である。

特徴量RMSは、30秒間の平均値 x の二乗値の積算値を30秒間で平均してルートを求めたものである。

10

【0025】

生体データ処理部12で30秒ごとに得られた、これらの特徴量SD、Range、SUM、Square、LC、RMSは、判定部13および学習部15に供給される。

ここで、生体データ処理部12では、30秒ごとの複数の特徴量SD、Range、SUM、Square、LC、RMSを示すデータに対して、睡眠段階を付与するラベリング処理が行われ、そのラベリング処理が行われた特徴量のデータが、判定部13および学習部15に供給される。

ここで付与される睡眠段階は、既に知られた睡眠段階推定手法を適用して、生体振動データから取得したものである。例えば、生体振動データの特定の周波数成分のレベルと閾値とを比較して、判断した睡眠段階を、その期間の特徴量のデータに対して付与する。なお、ここで生体振動データから睡眠段階を判断する処理は、睡眠時無呼吸症候群の患者であることを考慮しない、いわゆる健常者用の睡眠段階の判断処理でよい。

20

【0026】

そして、学習部15は、生体データ処理部12で得た生体振動データの特徴量を使って、学習部15が、機械学習の1つであるランダムフォレストを用いて、特徴量のデータから覚醒(WAKE)が否かを分類する複数の決定木を生成する。

学習部15での複数の決定木の生成は、学習フェーズで行われる。学習部15で生成された複数の決定木は、判定フェーズで利用され、判定部13が、複数の決定木を使った判定結果から、睡眠段階を判定して、睡眠時無呼吸症候群が否かを判定する。

30

【0027】

また、上述したラベリング処理で、生体データ処理部12が30秒ごとの複数の特徴量に睡眠段階を付与する際には、生体振動データとは全く別のデータの解析で、被測定者の睡眠段階を判断して、対応した期間の特徴量のデータに対して付与するようにしてもよい。例えば、被測定者に取り付けた電極から得たデータや呼吸などを検出するセンサのデータに基づいて、被測定者の睡眠段階を判断してもよい。

【0028】

そして、判定フェーズでは、学習部15が学習フェーズで得た複数の決定木を使って、判定部13が、生体データ処理部12で得た生体振動データから、睡眠時無呼吸症候群が否かを判別する。

40

このときには、生成された複数の決定木で、覚醒(WAKE)と判定されたときのルール、つまり決定木の分類経路を学習部15が抽出し、抽出したルールの種類数によって、判定部13が睡眠時無呼吸症候群が否かを判定する。

【0029】

出力部14は、判定部13が判定した睡眠時無呼吸症候群が否かの結果を出力する。出力部14は、例えば表示装置により構成され、睡眠時無呼吸症候群の判定結果を表示する。あるいは、出力部14を記録装置として構成して、一晚の睡眠状態などと共に睡眠時無呼吸症候群の判定結果を記録するようにしてもよい。また、出力部14が表示または記録を行う際には、睡眠時無呼吸症候群の判定結果だけでなく、睡眠段階の判定結果の表示または記録を同時に行うようにしてもよい。

50

【 0 0 3 0 】

[1 - 2 . 睡眠時無呼吸症候群判定装置のハードウェア構成例]

図 3 は、睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 をコンピュータ装置で構成した場合のハードウェア構成例を示す。

コンピュータ装置 C は、バス C 8 に接続された CPU (Central Processing Unit : 中央処理装置) C 1、ROM (Read Only Memory) C 2、および RAM (Random Access Memory) C 3 を備える。さらに、コンピュータ装置 C は、不揮発性ストレージ C 4、ネットワークインターフェイス C 5、入力装置 C 6、および表示装置 C 7 を備える。

【 0 0 3 1 】

CPU C 1 は、睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 の生体データ処理部 1 2 や判定部 1 3 が備える各機能を実現するソフトウェアのプログラムコードを ROM C 2 から読み出して実行する。圧力データを周波数解析する FFT 処理についても、該当する処理を実行するプログラムを ROM C 2 から読み出して、CPU C 1 が実行する。RAM C 3 には、演算処理の途中に発生した変数やパラメータ等が一時的に書き込まれる。

【 0 0 3 2 】

不揮発性ストレージ C 4 としては、例えば、HDD (Hard disk drive)、SSD (Solid State Drive)、フレキシブルディスク、光ディスク、光磁気ディスク、CD-ROM、CD-R、磁気テープ、不揮発性のメモリ等が用いられる。この不揮発性ストレージ C 4 には、OS (Operating System)、各種のパラメータの他に、コンピュータ装置 C を睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 として機能させるためのプログラムが記録されている。また、判定部 1 3 が判定した睡眠段階についてのデータが、不揮発性ストレージ C 4 に記録される。

【 0 0 3 3 】

ネットワークインターフェイス C 5 には、例えば、NIC (Network Interface Card) 等が用いられ、端子が接続された LAN (Local Area Network)、専用線等を介して各種のデータを送受信することが可能である。例えば、コンピュータ装置 C は、マットレスセンサ 2 が出力する圧力データを、ネットワークインターフェイス C 5 を介して取得する。入力装置 C 6 は、例えばキーボード等の機器で構成され、この入力装置 C 6 により、睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 で睡眠時無呼吸症候群を判定する期間の設定や、判定結果の表示形態の指示等が行われる。表示装置 C 7 には、睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 で睡眠時無呼吸症候群の判定結果が表示される。

なお、睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 を、プログラム (ソフトウェア) の実行で判定装置として機能するコンピュータ装置から構成するのは一例であり、睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 の一部または全ての処理を実行する専用のハードウェアを用意してもよい。

【 0 0 3 4 】

[1 - 3 . 睡眠時無呼吸症候群を判定する原理]

次に、睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 が睡眠時無呼吸症候群を判定する原理について、図 4 および図 5 を参照して説明する。

図 4 は、ある時間の間、健常者が睡眠段階を測定した例 (a) と、睡眠時無呼吸症候群の患者が睡眠段階を測定した例 (b) を比較した図である。なお、以下の説明では、睡眠時無呼吸症候群の患者は、SAS 患者とも称する。

【 0 0 3 5 】

図 4 のそれぞれの例は、横軸が睡眠時間を示し、縦軸が睡眠段階を示す。縦軸の睡眠段階は、最も上側が、最も睡眠段階が浅い覚醒 (W A K E) を示し、下側に行くほど、レム睡眠 (R E M)、ステージ 1 のノンレム睡眠 (N R E M 1)、ステージ 2 のノンレム睡眠 (N R E M 2)、ステージ 3 のノンレム睡眠 (N R E M 3)、ステージ 4 のノンレム睡眠 (N R E M 4) と順に変化して、深い睡眠段階になることを示す。

但し、図 4 の例では、(a) に示す健常者と、(b) に示す SAS 患者のいずれの場合も、最も深い睡眠段階は、ステージ 3 のノンレム睡眠 (N R E M 3) であり、ステージ 4 のノンレム睡眠 (N R E M 4) には到達していない。

10

20

30

40

50

図4の健常者(a)とSAS患者(b)とを比較すると判るように、SAS患者は無呼吸が原因での覚醒(WAKE)が多発している。

【0036】

図5は、健常者とSAS患者とで、マットレスセンサ2が出力する生体振動データの相違を示すものである。図5の(a)は、睡眠段階が覚醒(WAKE)時に、健常者に多く現れる生体振動データの例である。図5の(b)は、睡眠段階が覚醒(WAKE)時に、SAS患者に多く現れる生体振動データの例を示す。図5に示す各特性のグラフの横軸は時間、縦軸は生体振動のレベルを示す。

【0037】

健常者の場合、図5の(a)に示すように、睡眠段階が覚醒(WAKE)時には、寝返り等の体動に連動して、一時的に比較的高いレベルの生体振動が検出されることが多い。例えば、図5の(a)の左側に示す特性は、大きな寝返りがあった場合であり、図5の(a)の右側に示す特性は、比較的小さな体の動きがあった場合である。

一方、SAS患者の場合、睡眠段階が覚醒(WAKE)時には、様々な変化状態の生体振動が検出される。すなわち、図5の(b)の左端の特性で示すように、健常者と同様な一時的に高いレベルの生体振動となることもあるが、図5の(b)の右側の3つの特性で示すように、無呼吸による小さな体動が検出される。

SAS患者の場合、覚醒(WAKE)時には、舌が気道を塞ぐことにより無呼吸が起こり、その影響が拍動(心拍)の変化に現れる。そして、健常者では検出されない無呼吸による小さな体動が周期的に検出される。但し、図5の(b)の右端に示すように、健常者と同程度の動きが覚醒(WAKE)時に検出される場合もある。

【0038】

本実施の形態例では、このような図5の(a)に示す健常者の覚醒(WAKE)時における生体振動と、図5の(b)に示すようなSAS患者の覚醒(WAKE)時における様々な生体振動とを、ランダムフォレストを利用した学習処理で区別することで、睡眠時無呼吸症候群の判定を行うものである。

【0039】

[1-4. 睡眠時無呼吸症候群の判定処理の流れ]

図6は、本実施の形態例の睡眠時無呼吸症候群判定装置10が睡眠時無呼吸症候群を判定する処理の流れを示すフローチャートである。

睡眠時無呼吸症候群を判定する際には、最初に、図6の(a)に示す学習フェーズで学習を行って、ランダムフォレストモデルを構築する処理が行われる。その後、図6の(b)に示す判定フェーズで、被測定者の生体振動を取得して、ランダムフォレストモデルを使って、睡眠時無呼吸症候群を判定する処理が行われる。

まず、図6の(a)に示す学習フェーズについて説明すると、生体データ取得部11が被測定者の睡眠中の生体振動データの取得を開始し、生体データ処理部12は、一定時間 t_a 秒ごとに、マットレスセンサ2が出力する生体振動データ(圧力データ)の平均値を算出し、算出した平均値を記録する(ステップS11)。ここでの t_a 秒は、例えば1秒とする。

【0040】

そして、生体データ処理部12は、 t_a 秒ごとの平均値から、 t_b 秒ごとに複数の特徴量を算出する(ステップS12)。 t_b 秒は、 t_a 秒よりも十分に長い時間であり、例えば30秒とする。ここでの複数の特徴量の一例としては、先に説明した分散量を示す特徴量SD、最大値と最小値の差の特徴量Range、積算値の特徴量SUM、積算値の二乗の特徴量Square、 t_a 秒ごとの生体振動データの平均値 x_n とその平均値 x の1つ前の平均値 x_{n-1} との差分の積算値LC、 t_a 秒間ごとの平均値の二乗値の積算値を t_b 秒間で平均してルートを求めた値であるRMSがある。

【0041】

次に、生体データ処理部12は、 t_b 秒ごとの特徴量のデータに対して、該当する特徴量の生体振動データを取得した期間での被測定者の睡眠段階のデータを取る。ここで、被

10

20

30

40

50

測定者の睡眠段階のデータは、生体データ処理部 12 による生体振動データの解析から取得される。あるいは、睡眠時無呼吸症候群判定装置 10 とは別の測定装置を使って、被測定者の睡眠段階のデータを取得してもよい。

このようにして被測定者の睡眠段階のデータを取得すると、生体データ処理部 12 は、t b 秒ごとの特徴量のデータに、睡眠段階を付与するラベリング処理を行う（ステップ S 13）。ここでのラベリング処理で付与する睡眠段階は、少なくとも睡眠段階が、覚醒（WAKE）か、または覚醒以外（Non-WAKE）かの 2 段階である。

生体データ処理部 12 で得られた睡眠段階がラベリングされた特徴量のデータは、学習部 15 に送られる。

【0042】

そして、学習部 15 は、機械学習の 1 つであるランダムフォレストモデル（RF モデル）を用いた学習で、複数の特徴量から睡眠段階を判定するための、それぞれ異なる分岐条件を持った複数の決定木を構築する（ステップ S 14）。ここで、複数の決定木を構築する際には、それぞれの決定木の深さ（分岐条件の段階数）と、構築する決定木の数を予め決めておく。例えば、決定木の深さ（分岐数）を 10 段階、構築する決定木の数を 300 本とする。

また、分岐条件を決める際には、2 つに分岐する処理を、例えばジニ係数と称される指標を使って、覚醒（WAKE）と覚醒以外（Non-WAKE）の 2 つに大きく分かれるような条件とする。

また、学習部 15 が、複数の決定木の組み合わせの学習を行う際には、複数の特徴量の組み合わせの種類数と、特徴量の重要度と、各特徴量の出現回数とを判断して行う。例えば、睡眠時無呼吸症候群を判定する上で、どの特徴量を使うのが重要かを学習する。

ここまでが学習フェーズで行われ、学習部 15 は、構築したランダムフォレストモデル（RF モデル）を記憶する。

【0043】

次に、図 6 の（b）に示す判定フェーズでの、被測定者の生体振動から睡眠時無呼吸症候群を判定する処理の流れを説明する。

判定フェーズでは、学習フェーズと同様に、ステップ S 11 での t a 秒ごとの被測定者の生体振動の取得処理と、ステップ S 12 での t b 秒間ごとの特徴量の算出処理が行われる。

その後、判定部 13 は、学習フェーズでのステップ S 14 で学習部 15 が生成したランダムフォレストモデルの複数の決定木に、覚醒（WAKE）とラベリング処理が行われた特徴量のデータを入力する（ステップ S 15）。

この複数の決定木に入力されたデータに基づいて、判定部 13 は、各特徴量のデータの分類処理が行われ、分岐結果が覚醒（WAKE）となる際に使用された経路（根ノードから葉ノードまでの一連の特徴量）を抽出する（ステップ S 16）。このとき、判定部 13 は、決定木の各分岐時においてどの種類の特徴量のデータを用いていずれに分岐するかを判断したのかに基づいて、特徴量の種類ごとに判断回数をカウントする。

【0044】

さらに、判定部 13 は、ステップ S 16 で抽出された経路の各分岐で使用した特徴量を比較して、特徴量の種類と数で、被測定者が SAS 患者か否かを判定する（ステップ S 17）。ここでの特徴の比較とは、例えば上述した複数の特徴量 SD、Range、SUM、Square、LC、RMS の各々を分岐時に判断した回数（出現回数）、分岐時に判断した特徴量の種類の合計の数、などがある。出現回数については、全ての特徴量の出現回数を判断してもよいが、複数の種類の特徴量の中で重要と思われる特徴量を判断した回数を、SAS 患者か否かを判定する上で優先して扱う、などの様々な条件を付けて、判別に使用された決定木を使って分類した際の分類基準の組み合わせを設定することが考えられる。特徴の数の多数決で判定する具体例については後述する。そして、出力部 14 が、ステップ S 17 での判定結果を出力する。

【0045】

10

20

30

40

50

[1 - 5 . 判別処理の詳細]

次に、図 6 のフローチャートに示す流れの各処理の詳細について、図 7 ~ 図 1 2 を参照して説明する。

図 7 は、睡眠時無呼吸症候群の患者 (S A S 患者) の生体振動データの例を示す。図 7 の横軸は時間であり、図 7 の (a) は長時間の測定データを示し、図 7 の (b) は、その長時間の測定データの一部の区間を拡大して示す。

【 0 0 4 6 】

図 7 の (a) , (b) に示すグラフの横軸は時間であり、縦軸は、6 段階の睡眠段階の変化 P S G と、生体振動データのレベル M を示す。6 段階の睡眠段階の変化 P S G は、本実施の形態例の睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 とは別の測定装置で、睡眠ポリグラフ検査法 (polysomnography) によって、被測定者の睡眠段階を計測したものである。ここでは、この 6 段階の睡眠段階の変化 P S G を、正解の睡眠段階とも称する。

10

図 7 に示す 6 段階の睡眠段階は、上側から順に、覚醒 (W)、レム睡眠 (R)、ノンレム睡眠のステージ 1 (N R 1)、ノンレム睡眠のステージ 2 (N R 2)、ノンレム睡眠のステージ 3 (N R 3)、ノンレム睡眠のステージ 4 (N R 4) である。

【 0 0 4 7 】

図 7 の (a) , (b) に示す生体振動データのレベル M は、体動などで高くなるが、例えば健常者の場合には、閾値 T H 1 をレベル M が超えたとき、睡眠段階が覚醒であると判別することができる。

ところが、図 7 の例は、S A S 患者の生体振動データであり、図 5 で説明したように、生体振動データが低い状態であっても、睡眠段階が覚醒となることがある。

20

【 0 0 4 8 】

図 7 の (a) の覚醒 (W) の箇所、丸の印 (○) を付けた箇所は、正解の睡眠段階 P S G で覚醒 (W) が検出された箇所が、生体振動データのレベル M と閾値 T H 1 との比較でも、覚醒 (W) と判別された箇所である。

一方、図 7 の (a) の覚醒 (W) の箇所に、バツの印 (×) を付けた箇所は、正解の睡眠段階 P S G で覚醒 (W) が検出された箇所が、生体振動データのレベル M と閾値 T H 1 との比較で、覚醒 (W) と判別されなかった箇所である。

この図 7 の (a) に示すように、S A S 患者の場合、睡眠段階が覚醒 (W) であっても、多様な生体振動状態が存在する。

30

本実施の形態では、ランダムフォレストモデルでの学習で、この多様な生体振動状態を捉えるようにして、S A S 患者が否かを判別するようにしたものである。

【 0 0 4 9 】

図 8 は、ランダムフォレストモデルの決定木の概要を示す。

ランダムフォレストモデルの決定木は、学習データ集合 S から、部分集合 $S_1, S_2, \dots, S_{N_{tree}}$ をランダムに抽出することで構築される。 $S_{N_{tree}}$ は、構築される決定木の数である。決定木の分岐箇所に示す y_i は、i 番目の特徴量を示す。すなわち、分岐箇所では、複数個の特徴量の内のどの特徴量を判断するのかを示す。

複数の決定木は、データを部分的に学習することで、決定木ごとに異なる学習を行うデータとなっており、複数のルールを生成したことになる。つまり、S A S 患者の場合における多様な覚醒時の生体振動データの波形を捉えることになる。

40

【 0 0 5 0 】

図 8 の例について説明すると、例えば図 8 の左端に示す部分集合 S_1 の決定木としては、最初の分岐で、特徴量 y_8 が 1 未満か否かが判断され、特徴量 y_8 が 1 未満である (True) とき、次の分岐で、特徴量 y_7 が 6 未満か否かが判断される。そして、この判断で、特徴量 y_7 が 6 未満のものが、睡眠段階が覚醒 (W) のもの (○ 印) と、睡眠段階が覚醒 (W) 以外のもの (× 印) に分離される。

また、特徴量 y_8 が 1 未満でない場合 (False) には、次の分岐で、特徴量 y_2 が 8 未満か否かが判断される。そして、この判断で、特徴量 y_2 が 8 未満のものが、睡眠段階が覚醒 (W) のもの (○ 印) と、睡眠段階が覚醒 (W) 以外のもの (× 印) に分離される。

50

このようにして、それぞれの決定木の最終的な分岐で、睡眠段階が覚醒（W）のもの（印）と、睡眠段階が覚醒（W）以外のもの（×印）に分離されて行く。なお、図8の例では、説明を簡単にするために分岐箇所が2つのものを示すが、これは一例であり、1つの決定木がより多くの分岐箇所を持ってよい。

【0051】

ここで、このように複数の決定木が構築される時、決定木で分岐する際の条件に使用した特徴量の寄与度を算出する。

特徴量の寄与度 $Imp(y)$ は、例えば次の式で算出される。

【0052】

【数1】

$$Imp(y) = \frac{\sum_{j=1}^{N_{tree}} \Delta(T_j(y_i))}{N_{tree}}$$

【0053】

【数1】式において、 y_i は i 番目の特徴量、 N_{tree} は決定木の数、 $\Delta(T_j(y_i))$ は、決定木 T_j における特徴量 y_i を用いたノードとそのノードの分岐後のジニ係数の差を示す。

ここでのジニ係数は、図8に示すように、該当する分岐点で分岐したことで、睡眠段階が覚醒のもの（印）と、睡眠段階が覚醒（W）以外のもの（×印）に明確に分離されるとき高くし、そうでない場合に低くする係数値である。ここでの睡眠段階は、図6のステップS13でラベリングした睡眠段階を利用する。

【0054】

ジニ係数の差が大きいとき、図8の左下に示すように、該当する分岐点での分岐で、睡眠段階が覚醒のもの（印）と、睡眠段階が覚醒（W）以外のもの（×印）に明確に分離される状態を示す。

一方、ジニ係数の差が小さいとき、図8の左下に示すように、該当する分岐点での分岐で、睡眠段階が覚醒のもの（印）と、睡眠段階が覚醒（W）以外のもの（×印）に明確に分離される状態を示す。

【0055】

このようにして、ジニ係数の差に基づいて、睡眠段階が覚醒のものと覚醒以外のものに判別するために必要な特徴量の寄与度を、それぞれの特徴量ごとに算出することで、どの特徴量を使った分岐を行う決定木を利用することが、睡眠段階が覚醒か否かを判別できるのか判るようになる。

【0056】

次に、生体振動データから特徴量の寄与度の判別を使った判定の流れを、図9～図11を参照して説明する。

図9は、1人の被測定者の睡眠開始（入眠）から起床までの数時間の生体振動データの波形の例を示す。

本実施の形態例の場合、図9に示すような数時間の生体振動データから、30秒間ごとに特徴量を算出する処理が行われる。例えば、特徴量SD、Range、SUM、Square、LC、RMSを、30秒ごとに算出する。

そして、30秒ごとの各特徴量を示すデータに、その時点での睡眠段階（WAKEまたはNon-WALK）をラベリングする処理が行われる。

【0057】

次に、図10に示すように、睡眠段階がラベリングされた30秒ごとの各特徴量を示すデータから、ランダムフォレストモデル（RFモデル）の決定木を構築する処理が行われる。

このとき、各決定木の深さ（分岐数）と、構築する決定木の合計数を予め決めておく。例えば、決定木の深さを10段階、決定木の合計数を300とする。

【0058】

10

20

30

40

50

そして、構築したランダムフォレストモデル（RFモデル）の複数の決定木に、睡眠段階が覚醒（WAKE）にラベリングされた特徴量のデータを入力する。

【0059】

次に、図11に示すように、各決定木で、覚醒（WAKE）と分類する際に通過した決定木の経路を抽出し、1つの決定木の経路の途中で分岐を判断した特徴量の組み合わせを、種類ごとにカウントする。

図11の下側に示す特徴量ごとに示す値は、そのカウント値の一例である。

例えば、図11の例では、特徴量SD, SUMの組み合わせが80回、特徴量LC, RMSの組み合わせが100回、特徴量SD, Rangeの組み合わせが8回、特徴量Square, SUMの組み合わせが79回、・・・とカウントする。なお、ここで、10回を超えた組み合わせを1個とカウントする。そして、例えば、経路の特徴量の組み合わせの種類のカウント数が閾値を超えると、SAS患者であると判別する。

10

【0060】

図12は、本実施の形態例によるSAS患者か否かの判別結果の一例を示す。図12の縦軸は、経路の特徴量の組み合わせの種類のカウント数を示している。

図12の例は、9名のSAS患者A, B, C, ..., Iと、9名の健常者（SAS患者でない者）a, b, c, ..., iとを判定した結果である。図12に示す18名の内で、x印を付与した者は、正しく判定できなかった場合を示している。

図12では、経路の特徴量の組み合わせの種類のカウント数が100を閾値とし、カウント数が100以上であるとき、SAS患者であると判別し、カウント数が100未満のとき、SAS患者でないと判別している。

20

【0061】

本実施の形態例の場合、図12から判るように、SAS患者9名の内で、6名をSAS患者であると正しく判別することができ、3名をSAS患者でないと誤判定した。一方、健常者については、7名を健常者と正しく判定し、2名をSAS患者と誤判定した。

この図12から判るように、高い精度でSAS患者か否かを判別することができる。なお、図12に示す結果は判定についての1つのシミュレーション結果であり、決定木による学習を繰り返すことで、判定の精度をより高くすることができるようになる。

【0062】

< 2. 第2の実施の形態例 >

30

以下、本発明の第2の実施の形態例について、図13～図19を参照して説明する。

第2の実施の形態例においても、睡眠時無呼吸症候群判定装置10の構成については、第1の実施の形態例で図1～図3で説明した構成をそのまま適用する。

本実施の形態例では、睡眠時無呼吸症候群判定装置10の生体データ処理部12での生体データ処理、判定部13での判定処理、及び学習部15での学習処理が、第1の実施の形態例と異なる。

【0063】

[2-1. 睡眠段階判定処理の流れ]

図13は、本実施の形態例の睡眠時無呼吸症候群判定装置10が睡眠時無呼吸症候群を判定する処理の流れを示すフローチャートである。

40

睡眠時無呼吸症候群を判定する際には、最初に、図13の(a)に示す学習フェーズで学習を行って、ランダムフォレストモデルを構築する処理が行われる。その後、図13の(b)に示す判定フェーズで、被測定者の生体振動を取得して、ランダムフォレストモデルを使って、睡眠時無呼吸症候群を判定する処理が行われる。

まず、図13の(a)に示す学習フェーズについて説明すると、生体データ取得部11が被測定者の睡眠中の生体振動データの取得を開始し、生体データ処理部12は、一定時間tc秒ごとに、マットレスセンサ2が出力する生体振動データ（圧力データ）を取得し、取得した生体振動データを記録する。ここでのtc秒は、例えば1秒とする。

ここで、生体振動データをtc秒ごと（1秒ごと）に算出する際には、過去の所定時間（例えば64秒間）の生体振動データをフーリエ変換して、所定時間での周波数ごとのパ

50

ワースペクトルを算出する（ステップ S 2 1）。

【 0 0 6 4 】

そして、生体データ処理部 1 2 は、フーリエ変換した周波数ごとのパワースペクトルのデータに、睡眠段階をラベリングする（ステップ S 2 2）。ここでのラベリング処理で付与する睡眠段階は、少なくとも睡眠段階が、覚醒（W A K E）か、または覚醒以外（N o n - W A K E）かの 2 段階である。このラベリングする睡眠段階は、第 1 の実施の形態例でラベリングした睡眠段階と同様に、生体データ処理部 1 2 による生体振動データの解析から取得される。あるいは、睡眠時無呼吸症候群判定装置 1 0 とは別の測定装置を使って、被測定者の睡眠段階のデータを取得してもよい。

生体データ処理部 1 2 で得られた睡眠段階がラベリングされたパワースペクトルのデータは、学習部 1 5 に送られる。

10

【 0 0 6 5 】

そして、学習部 1 5 は、機械学習の 1 つであるランダムフォレストモデル（R F モデル）を用いた学習で、複数のパワースペクトルから睡眠段階を判定するための、それぞれ異なる分岐条件を持った複数の決定木を構築する（ステップ S 2 3）。ここで、複数の決定木を構築する際には、それぞれの決定木の深さ（分岐条件の段階数）と、構築する決定木の数を予め決めておく。

ここまでが学習フェーズで行われ、学習部 1 5 は、構築したランダムフォレストモデル（R F モデル）を記憶する。

【 0 0 6 6 】

20

次に、図 1 3 の（b）に示す判定フェーズでの、被測定者の生体振動から睡眠時無呼吸症候群を判定する処理の流れを説明する。

判定フェーズでは、学習フェーズと同様に、ステップ S 2 1 での所定時間での周波数ごとのパワースペクトルの算出処理が行われる。

その後、判定部 1 3 は、睡眠段階が覚醒（W A K E）とラベリングされたデータについて、学習フェーズでのステップ S 2 3 で学習部 1 5 が生成したランダムフォレストモデル（R F モデル）から、各周波数成分の寄与度を算出する（ステップ S 2 4）。

その後、判定部 1 3 は、ジニ係数を利用して、各周波数成分の寄与度の分布を大小に分割する（ステップ S 2 5）。

【 0 0 6 7 】

30

さらに、判定部 1 3 は、各周波数成分の寄与度の分布を大小に分割した関係（厳密には x 軸で大小，y 軸で上下の 2 つの関係）から睡眠時無呼吸症候群を判定して、睡眠時無呼吸症候群か否かを判別する（ステップ S 2 6）。

判定部 1 3 が判別した結果は、出力部 1 4 が出力する。

【 0 0 6 8 】

[2 - 2 . 周波数ごとのパワースペクトルから判別する原理]

次に、図 1 4 を参照して、睡眠時無呼吸症候群の患者（S A S 患者）と、健常者との周波数ごとのパワースペクトルの寄与度の相違を説明する。

図 1 4 の（a）は、睡眠段階が覚醒（W A K E）とラベリングされたデータで、S A S 患者の場合のパワースペクトルの寄与度を示し、図 1 4 の（b）は、睡眠段階が覚醒（W A K E）とラベリングされたデータで、S A S 患者でない健常者の場合のパワースペクトルの寄与度を示す。

40

【 0 0 6 9 】

ここでは、生体データ処理部 1 2 は、1 6 H z で検出される生体振動データの 6 4 秒間のセンサ値をフーリエ変換して、[1 6 × 6 4 s = 1 0 2 4] のパワースペクトルを算出し、その 1 0 2 4 のパワースペクトルの内の 0 ~ 8 H z の成分を、5 1 2 次元のベクトル成分に変換する処理を行う。ここで、0 番目から 1 1 番目の次元のベクトル成分は 0 とする。

【 0 0 7 0 】

図 1 4 の縦軸は、この 5 1 2 次元のベクトル成分を示し、0 ~ 8 H z の周波数位置を示

50

す。例えば、図14の縦軸の100の位置は、 $[100 \div 64] = \text{約} 1.56 \text{ Hz}$ の周波数位置を示す。横軸は、それぞれの周波数成分のパワースペクトルの寄与度を示す。

なお、図14の例の場合、生体振動の中で、例えば呼吸に伴った生体振動は、主として10～40の位置に現れ、心拍に伴った生体振動は、主として40～120の位置に現れる。

【0071】

ここで、図14の(a)に示すSAS患者の場合には、図中の周波数位置100(周波数約1.56 Hz)よりも低い周波数成分の寄与度が大きく、それよりも高い周波数成分の寄与度が小さいことが判る。

一方、図14の(b)の健常者の場合には、図中の周波数位置100(周波数約1.56 Hz)よりも高い周波数成分の寄与度が大きく、それよりも低い周波数成分の寄与度が小さいことが判る。

本実施の形態例の場合には、この図14に示すSAS患者と健常者との周波数成分のパワースペクトルの寄与度の相違に着目して、ランダムフォレストモデルを使った学習で、SAS患者と健常者を判別するようにしたものである。

【0072】

[2-3. 判別処理の詳細]

次に、図15～図18を参照して、SAS患者を判別する処理の詳細について説明する。

図15は、1人の被測定者の睡眠開始(入眠)から起床までの数時間の生体振動データの波形の例を示す。

本実施の形態例の場合、図15に示すような数時間の生体振動データから、64秒ごとに生体振動データ(圧力データ)の周波数を算出し、パワースペクトルを得る。但し、64秒単位でパワースペクトルを得る際に、そのパワースペクトルを算出する幅は、1秒ごとに動かすようにしている。周波数成分のパワースペクトルを得る処理の詳細は、図14の説明で述べた通りである。

【0073】

生体データ処理部12は、周波数成分のパワースペクトルのそれぞれについて、覚醒(WAKE)か覚醒以外(Non-WAKE)かにラベリングする。

そして、ラベリングされた周波数成分のパワースペクトルから、ランダムフォレストモデル(RFモデル)を構築する。

【0074】

図16に示すように、生体データ処理部12は、ランダムフォレストモデルから、各周波数の寄与度を算出する。ランダムフォレストモデルは、第1の実施の形態例で説明したように、複数の決定木を持ち、それぞれの決定木が1つ又は複数の分岐を持つ。但し、第2の実施の形態例の場合には、分岐条件が周波数になる。

ランダムフォレストモデルから、各周波数の寄与度を算出する際には、例えば次の[数2]式から、寄与度 $Imp(y_i)$ を求める。

【0075】

[数2]

$$Imp(y_i) = \frac{\sum_{j=1}^{N_{tree}} \Delta(T_j(y_i))}{N_{tree}}$$

【0076】

[数2]式において、 y_i は i 番目の周波数(図14の縦軸の数値)、 N_{tree} は決定木の数、 $\Delta(T_j(y_i))$ は、決定木 T_j における周波数 y_i を用いたノードとそのノードの分岐後のジニ係数の差である。

【0077】

例えば、図16にジニ係数の差が大の場合を示すように、 y_{10} の周波数位置では、決定木での分岐で、 $y_{10} < 6$ の判別を行うことで、印で示す覚醒(WAKE)か、x印

10

20

30

40

50

データ示す覚醒以外 (Non - WAKE) を明確に区別できている。

【0078】

一方、図16にジニ係数の差が小の場合を示すように、 y_{512} の周波数位置では、決定木での分岐で、 $y_{512} < 3$ の判別を行うことで、印で示す覚醒 (WAKE) と、 \times 印データ示す覚醒以外 (Non - WAKE) とが、決定木では区別できない状態である。

【0079】

なお、それぞれのノード r でのジニ係数 $I_G(r)$ は、例えば次の [数3] 式から求める。

【0080】

【数3】

$$I_G(r) = 1 - \sum_{i=1}^c p(i|r)^2$$

10

【0081】

[数3] 式において、 c は、クラスの数 (分類数) であり、 $p(i|r)$ は、ノード r 内のクラス i に属する要素の割合を示す。

また、ジニ係数の差は、例えば次の [数4] 式から求める。

【0082】

【数4】

$$\Delta(r) = I_G(r) - (p(r_L)I_G(r_L) + p(r_R)I_G(r_R))$$

20

【0083】

[数4] 式において、 r_L はノード r を分割したときの左側であり、 r_R はノード r を分割したときの右側であり、 $p(r_x)$ は、分割後のノード r_x に属する要素数の割合である。

【0084】

図17は、周波数分布を、ジニ係数を利用して大小 (上下) に分割する例を示す。

図17(a)は、SAS患者の場合であり、図17(b)は健常者の場合である。

図17の例の場合には、横軸の寄与度 x が、特定位置 a よりも少ないか多いかで (つまり $x = a$ の寄与度を境界として)、大小の要素で分割する。さらに、縦軸の周波数 y が、特定位置 b よりも大きい要素か小さい要素かで、上下 (高い周波数か低い周波数か) に分割する。

30

【0085】

ここで、本実施の形態例の場合には、ランダムフォレストモデルの複数の決定木による学習で、寄与度 x と周波数 y が、最もきれいに分割される特定位置 a , b の値を探索する処理を行う。

このようにして特定位置 a , b の値が定まることで、図14で説明したSAS患者の周波数特性と、健常者の周波数特性とを区別できるようになり、被測定者の生体振動データがいずれに該当するか判別できるようになる。

40

【0086】

図18は、SAS患者か否かを判定する指標SIFの例を示す。

SAS患者判定指標SIF (Spectrum Importance Feature) は、次の [数5] 式で定義される。

【0087】

【数5】

$$SIF = \frac{Under_{max} \times Over_{width}}{Over_{ave}}$$

【0088】

50

[数5]式において、 $Over_{ave}$ は上側の平均であり、 $Over_{width}$ は上側の幅であり、 $Under_{max}$ は、下側の最大値である。

【0089】

図19は、本実施の形態例によるSAS患者か否かの判別結果の一例を示す。図19の縦軸は指標SIFの値を示す。

ここでは、指標SIFの閾値を6000とし、閾値6000以上であるとき、SAS患者と判別し、閾値6000未満としたとき、SAS患者でないと判別したものである。

図19の例では、9名のSAS患者A, B, C, ..., Iと、9名の健常者(SAS患者でない者)a, b, c, ..., iとを判定した結果を示す。この図19の場合には、SAS患者A~Iと健常者a~iを、指標SIFの数値順に示している。

10

【0090】

図19に示す例では、9名のSAS患者A~Iを全てSAS患者と判別し、9名の健常者a~iを非SAS患者と判別している。

この図19から判るように、本実施の形態例によると、非常に精度の高い睡眠時無呼吸症候群の患者の判別ができるようになる。

【0091】

<3. 変形例>

なお、上述した各実施の形態例で説明した特徴量や周波数の数値などは、好適な一例を示したものであり、これらの特徴量や周波数の数値に限定されるものではない。

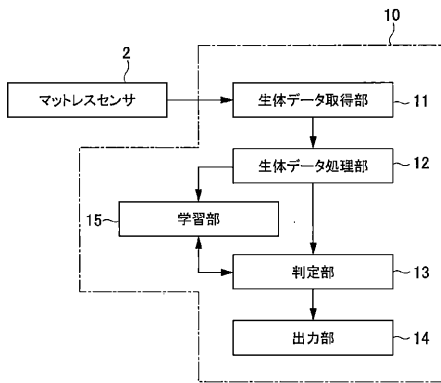
【符号の説明】

20

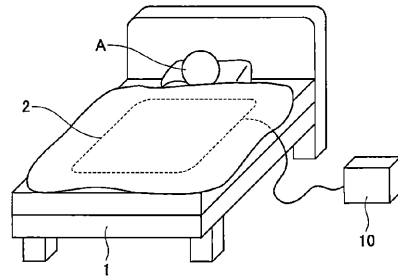
【0092】

1...ベッド、2...マットレスセンサ、10...睡眠時無呼吸症候群判定装置、11...生体データ取得部、12...生体データ処理部、13...判定部、14...出力部、15...学習部、A...被測定者、C...コンピュータ装置、C1...CPU、C2...ROM、C3...RAM、C4...不揮発性ストレージ、C5...ネットワークインターフェイス表示部、C6...入力装置、C7...表示装置、C8...バス

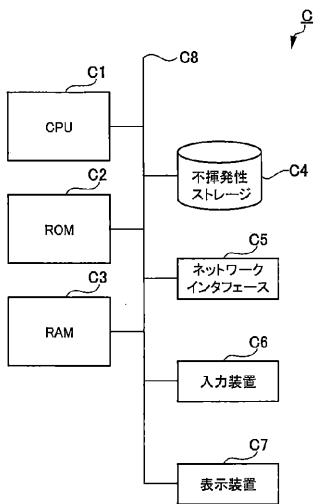
【 図 1 】



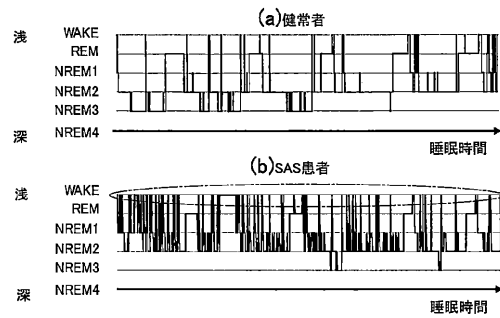
【 図 2 】



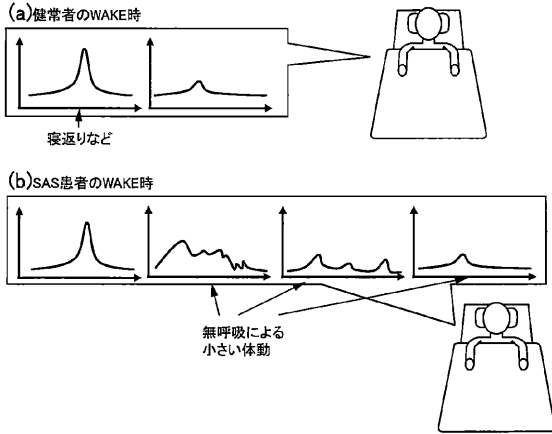
【 図 3 】



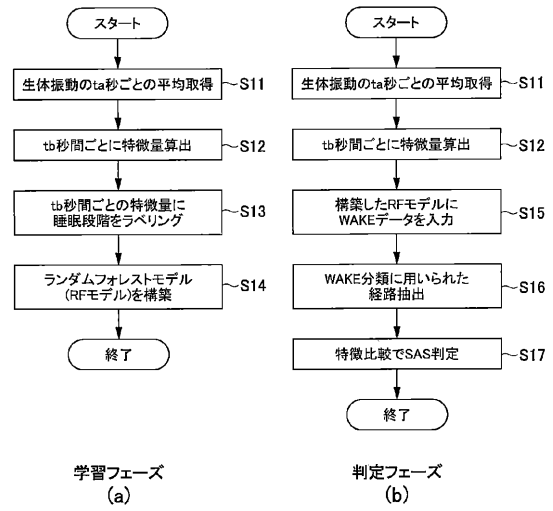
【 図 4 】



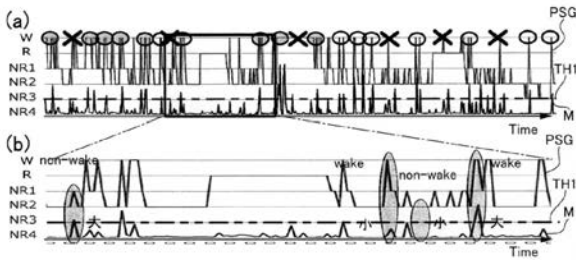
【 図 5 】



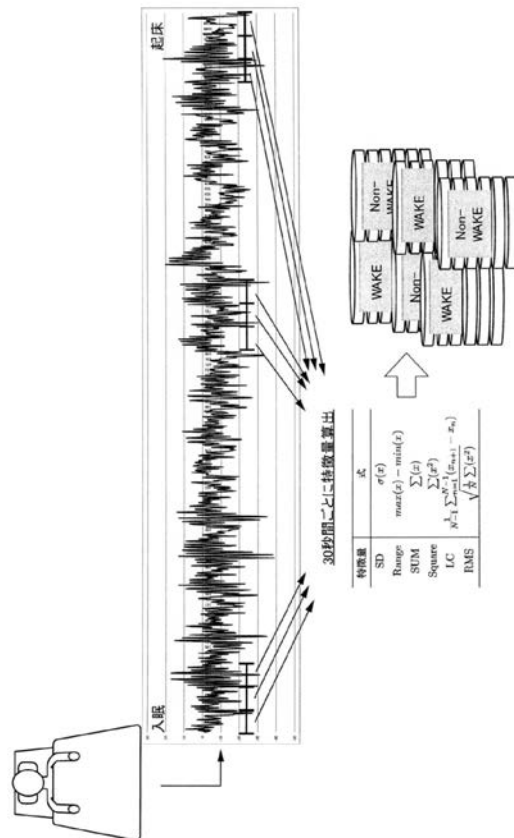
【 図 6 】



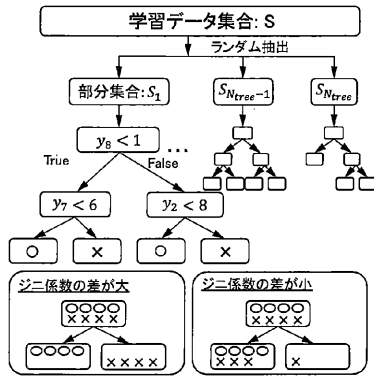
【 図 7 】



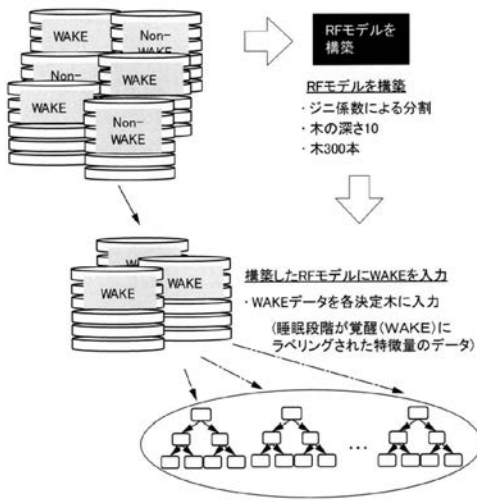
【 図 9 】



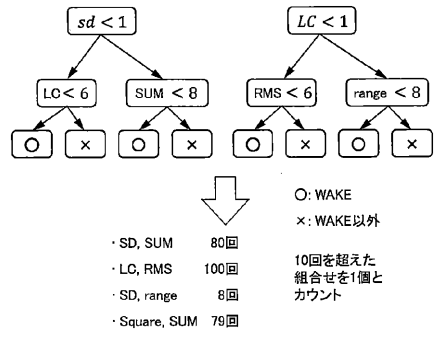
【 図 8 】



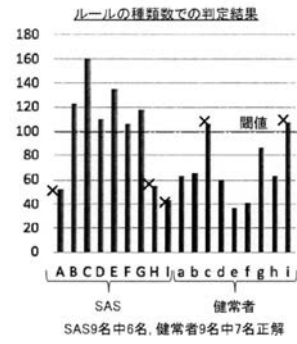
【図10】



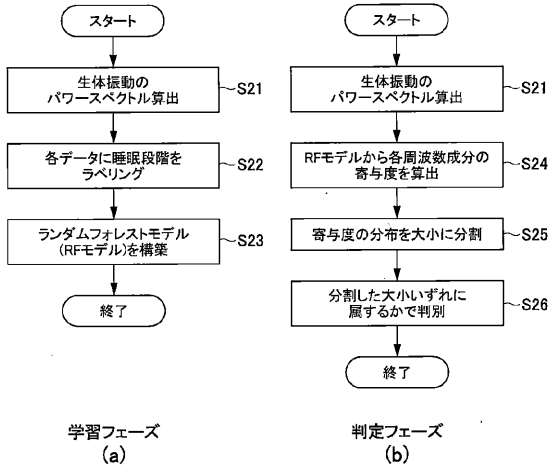
【図11】



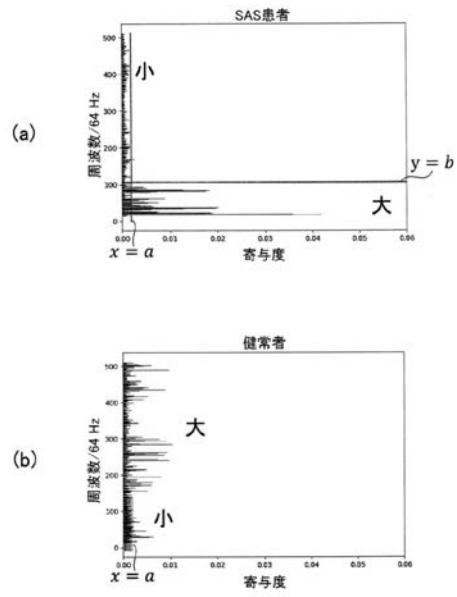
【図12】



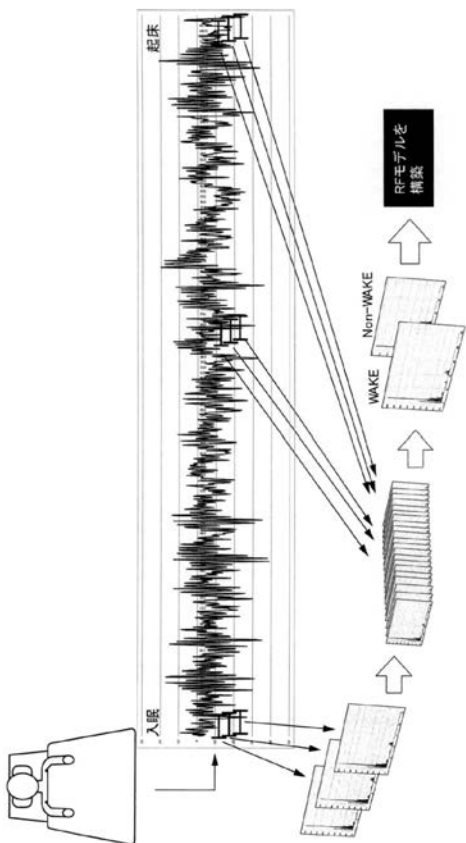
【図13】



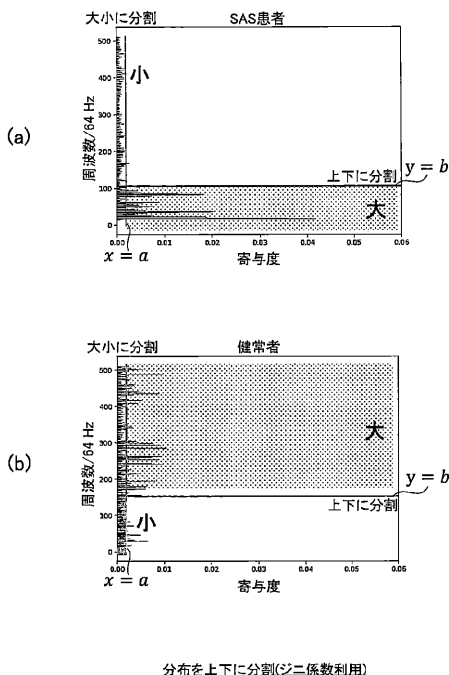
【図14】



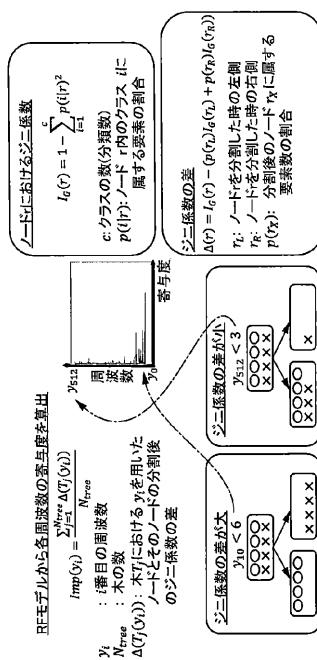
【 図 1 5 】



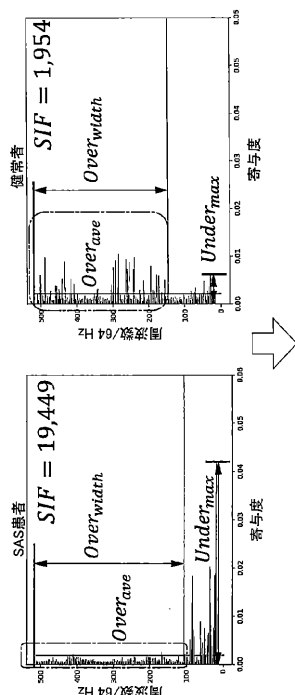
【 図 1 7 】



【 図 1 6 】



【 図 1 8 】



SAS判定指標

Spectrum Importance Feature: SIF

$$SIF = \frac{Under_{max} \times Over_{width}}{Over_{ave}}$$

Over_{ave} : 上側の平均
 Over_{width} : 上側の幅
 Under_{max} : 下側の最大値

指標の定義

【 図 1 9 】

