

(19)日本国特許庁(JP)

(12)公開特許公報(A)

(11)公開番号

特開2022-15733

(P2022-15733A)

(43)公開日 令和4年1月21日(2022.1.21)

(51)国際特許分類	F I	テーマコード(参考)
A 6 1 B 5/11 (2006.01)	A 6 1 B 5/11 2 0 0	4 C 0 3 8
A 6 1 B 5/389(2021.01)	A 6 1 B 5/04 3 3 0	4 C 1 2 7

審査請求 未請求 請求項の数 12 O L (全28頁)

(21)出願番号	特願2020-118768(P2020-118768)	(71)出願人	518001254 株式会社ディープロア 東京都文京区本郷4丁目1番4号
(22)出願日	令和2年7月9日(2020.7.9)	(74)代理人	100114557 弁理士 河野 英仁
		(74)代理人	100078868 弁理士 河野 登夫
		(72)発明者	三井 健太郎 東京都足立区加平1-18-5
		(72)発明者	清野 佑介 東京都港区西麻布3-1-19小山ビル 604
		(72)発明者	富田 直行 東京都文京区西片2-22-4コンフォ ート西片302

最終頁に続く

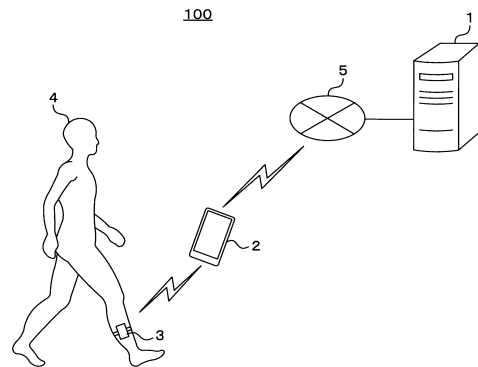
(54)【発明の名称】 疲労状態判定方法、学習モデル生成方法、疲労状態判定システム、疲労状態判定装置、及びコンピュータプログラム

(57)【要約】

【課題】加速度センサを用いて、下肢の疲労の有無を判定する疲労状態判定方法、学習モデル生成方法、疲労状態判定システム、疲労状態判定装置、及びコンピュータプログラムを提供する。

【解決手段】疲労状態判定方法では、人の足に装着されたセンサにより、歩行中の加速度、角速度及び地磁気を繰り返し測定し、人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に、前記人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す情報出力する学習モデルへ、前記センサにより測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力し、前記学習モデルが出力した前記情報に応じて、前記センサを足に装着した人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であることを判定する。

【選択図】図1



**【特許請求の範囲】****【請求項 1】**

人の足に装着されたセンサにより、歩行中の加速度、角速度及び地磁気を繰り返し測定し、  
人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に、前記人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報出力する学習モデルへ、前記センサにより測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力し、  
前記学習モデルが出力した前記情報に応じて、前記センサを足に装着した人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定すること  
を特徴とする疲労状態判定方法。

10

**【請求項 2】**

前記学習モデルは、  
人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴と、前記人の足から得られた筋電位の特徴量とを入力された場合に、前記人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報出力するように、学習されており、  
人の足から得られた筋電位の特徴量が入力されず、前記人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴が入力された場合に、前記人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報出力すること  
を特徴とする請求項 1 に記載の疲労状態判定方法。

20

**【請求項 3】**

前記センサにより、前記センサに対して固定された軸に沿った方向の加速度、角速度及び地磁気を測定し、  
前記軸の姿勢角を、加速度、角速度又は地磁気の履歴に基づいて計算し、  
前記姿勢角に基づいて、加速度、角速度及び地磁気を補正すること  
を特徴とする請求項 1 又は 2 に記載の疲労状態判定方法。

30

**【請求項 4】**

前記センサにより、前記センサに対して固定された軸に沿った方向の加速度、角速度及び地磁気を測定し、  
加速度、角速度及び地磁気を測定した夫々の時点における、地面に対して固定された軸に対する前記センサに対して固定された軸の姿勢角を、加速度、角速度及び地磁気の履歴に基づいて計算し、  
前記姿勢角に基づいて、前記センサに対して固定された軸に沿った方向の加速度、角速度及び地磁気を、地面に対して固定された軸に沿った方向の加速度、角速度及び地磁気へ変換し、  
変換後の加速度、角速度及び地磁気を前記学習モデルへ入力すること  
を特徴とする請求項 1 又は 2 に記載の疲労状態判定方法。

40

**【請求項 5】**

前記学習モデルは、同じ足による一歩行の期間における加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に前記情報出力するモデルであり、  
前記センサにより繰り返し測定された加速度、角速度及び地磁気の中から、一歩行の期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を抽出し、  
抽出した加速度、角速度及び地磁気の履歴を前記学習モデルへ入力すること  
を特徴とする請求項 1 乃至 4 のいずれか一つに記載の疲労状態判定方法。

50

**【請求項 6】**

加速度及び角速度の変化に基づいて、前記センサの装着された足が接地した時点を特定し、  
前記足が接地した時点から次に前記足が接地した時点までの期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を、一歩行の期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴として抽出すること  
を特徴とする請求項 5 に記載の疲労状態判定方法。

50

## 【請求項 7】

複数の一歩行の期間の夫々において測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を、個別に前記学習モデルへ入力し、

複数の一歩行の期間について前記学習モデルが出力した複数の前記情報に応じて、前記センサを足に装着した人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定すること

を特徴とする請求項 5 又は 6 に記載の疲労状態判定方法。

## 【請求項 8】

下肢の疲労を伴う動作を行う前の人の足に装着されたセンサにより一歩行の期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴、並びに前記人の足から得られた筋電位の特徴量を作成し、

前記動作を行った後の人の足に装着されたセンサにより一歩行の期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴、並びに前記人の足から得られた筋電位の特徴量を作成し、

複数の一歩行の期間の夫々において測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴と、筋電位の特徴量と、人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報とを訓練データとして、人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に前記人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報を出力する学習モデルを、生成すること

を特徴とする学習モデル生成方法。

## 【請求項 9】

下肢の疲労を伴う動作を行う前の人の足に装着されたセンサにより一歩行の期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を作成し、

複数の一歩行の期間の夫々において測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を訓練データとした教師無し学習によって、人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に、前記人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報として、前記人の状態の異常の程度を示す情報を出力する学習モデルを、生成することを特徴とする学習モデル生成方法。

## 【請求項 10】

人の足に装着され、前記人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気を繰り返し測定するセンサと、

前記センサを足に装着した人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定する疲労状態判定装置とを備え、

前記疲労状態判定装置は、

人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に、前記人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報を出力する学習モデルを備え、

前記センサが測定した加速度、角速度及び地磁気を取得し、

取得した加速度、角速度及び地磁気の履歴を前記学習モデルへ入力した場合に前記学習モデルが出力する前記情報に応じて、前記センサを足に装着した人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定すること

を特徴とする疲労状態判定システム。

## 【請求項 11】

人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に、前記人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報を出力する学習モデルを備え、

人の足に装着されたセンサにより測定された歩行中の加速度、角速度及び地磁気を取得し、

取得した加速度、角速度及び地磁気の履歴を前記学習モデルへ入力した場合に前記学習モデルが出力する前記情報に応じて、前記センサを足に装着した人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定すること

を特徴とする疲労状態判定装置。

10

20

30

40

50

## 【請求項 1 2】

人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に、前記人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報を出力する学習モデルへ、人の足に装着されたセンサにより測定された歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力し、

前記学習モデルが出力する前記情報に応じて、前記センサを足に装着した人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定する

処理をコンピュータに実行させることを特徴とするコンピュータプログラム。

## 【発明の詳細な説明】

## 【技術分野】

10

## 【0001】

本発明は、下肢の疲労の有無を判定する疲労状態判定方法、学習モデル生成方法、疲労状態判定システム、疲労状態判定装置、及びコンピュータプログラムに関する。

## 【背景技術】

## 【0002】

疲労は健康に悪影響を及ぼし、事故又は疾患の原因となり得る。しかし、人が疲労を正確に自覚することは困難である。そこで、客観的に人の疲労を判定する技術が求められる。例えば、筋電計で測定される筋電位を利用する方法が知られている。筋電位の周波数解析を行うことにより得られる平均周波数又は中間周波数は、筋肉が疲労するに従って、値が低下していく。このため、筋電位の平均周波数又は中間周波数に基づいて筋肉の疲労を判定することができる。特許文献 1 には、筋電位を測定し、筋電位に基づいて筋肉の疲労を判定する技術の例が開示されている。

20

## 【先行技術文献】

## 【特許文献】

## 【0003】

【特許文献 1】特開 2017 - 221647 号公報

## 【発明の概要】

## 【発明が解決しようとする課題】

## 【0004】

筋電位を利用する技術では、筋電計を人体に装着する必要がある。しかしながら、人体に筋電計を長時間装着し続けることは容易ではなく、人体に負担をもたらす。そこで、より容易に疲労を推定する技術が求められる。また、歩行等の下肢の疲労を伴う動作は、人が日常的に行う動作であり、下肢の疲労は日常的に発生する。下肢の疲労の発生又は回復を簡便に判定できれば、日常的な疲労の推定に役立てることができる。

30

## 【0005】

本発明は、斯かる事情に鑑みてなされたものであって、その目的とするところは、加速度センサを用いて、下肢の疲労の有無を判定する疲労状態判定方法、学習モデル生成方法、疲労状態判定システム、疲労状態判定装置、及びコンピュータプログラムを提供することにある。

## 【課題を解決するための手段】

40

## 【0006】

本発明に係る疲労状態判定方法は、人の足に装着されたセンサにより、歩行中の加速度、角速度及び地磁気を繰り返し測定し、人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に、前記人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報を出力する学習モデルへ、前記センサにより測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力し、前記学習モデルが出力した前記情報に応じて、前記センサを足に装着した人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定することを特徴とする。

## 【0007】

本発明に係る疲労状態判定方法では、前記学習モデルは、人の歩行中の加速度、角速度及

50

び地磁気の履歴と、前記人の足から得られた筋電位の特徴量とを入力された場合に、前記人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す情報を出力するように、学習されており、人の足から得られた筋電位の特徴量が入力されず、前記人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴が入力された場合に、前記人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す情報を出力することを特徴とする。

**【0008】**

本発明に係る疲労状態判定方法は、前記センサにより、前記センサに対して固定された軸に沿った方向の加速度、角速度及び地磁気を測定し、前記軸の姿勢角を、加速度、角速度又は地磁気の履歴に基づいて計算し、前記姿勢角に基づいて、加速度、角速度及び地磁気を補正することを特徴とする。

10

**【0009】**

本発明に係る疲労状態判定方法は、前記センサにより、前記センサに対して固定された軸に沿った方向の加速度、角速度及び地磁気を測定し、加速度、角速度及び地磁気を測定した夫々の時点における、地面に対して固定された軸に対する前記センサに対して固定された軸の姿勢角を、加速度、角速度及び地磁気の履歴に基づいて計算し、前記姿勢角に基づいて、前記センサに対して固定された軸に沿った方向の加速度、角速度及び地磁気を、地面に対して固定された軸に沿った方向の加速度、角速度及び地磁気へ変換し、変換後の加速度、角速度及び地磁気を前記学習モデルへ入力することを特徴とする。

**【0010】**

本発明に係る疲労状態判定方法では、前記学習モデルは、同じ足による一歩行の期間における加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に前記情報を出力するモデルであり、前記センサにより繰り返し測定された加速度、角速度及び地磁気の中から、一歩行の期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を抽出し、抽出した加速度、角速度及び地磁気の履歴を前記学習モデルへ入力することを特徴とする。

20

**【0011】**

本発明に係る疲労状態判定方法は、上下方向の加速度の変化、及び前後方向の揺れに対応する角速度の変化に基づいて、前記センサの装着された足が接地した時点特定し、前記足が接地した時点から次に前記足が接地した時点までの期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を、一歩行の期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴として抽出することを特徴とする。

30

**【0012】**

本発明に係る疲労状態判定方法は、複数の一歩行の期間の夫々において測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を、個別に前記学習モデルへ入力し、複数の一歩行の期間について前記学習モデルが出力した複数の前記情報に応じて、前記センサを足に装着した人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であることを判定することを特徴とする。

**【0013】**

本発明に係る学習モデル生成方法は、下肢の疲労を伴う動作を行う前の人の足に装着されたセンサにより一歩行の期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴、並びに前記人の足から得られた筋電位の特徴量を作成し、前記動作を行った後の人の足に装着されたセンサにより一歩行の期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴、並びに前記人の足から得られた筋電位の特徴量を作成し、複数の一歩行の期間の夫々において測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴と、筋電位の特徴量と、人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す情報とを訓練データとして、人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に前記人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す情報を出力する学習モデルを、生成することを特徴とする。

40

**【0014】**

本発明に係る学習モデル生成方法は、下肢の疲労を伴う動作を行う前の人の足に装着されたセンサにより一歩行の期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を作成し、複数の一歩行の期間の夫々において測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を訓練デー

50

タとした教師無し学習によって、人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に、前記人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す情報として、前記人の状態の異常の程度を示す情報を出力する学習モデルを、生成することを特徴とする。

【0015】

本発明に係る疲労状態判定システムは、人の足に装着され、前記人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気を繰り返し測定するセンサと、前記センサを足に装着した人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを判定する疲労状態判定装置とを備え、前記疲労状態判定装置は、人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に、前記人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す情報を出力する学習モデルを備え、前記センサが測定した加速度、角速度及び地磁気を取得し、取得した加速度、角速度及び地磁気の履歴を前記学習モデルへ入力した場合に前記学習モデルが出力する前記情報に応じて、前記センサを足に装着した人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であることを判定することを特徴とする。

10

【0016】

本発明に係る疲労状態判定装置は、人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に、前記人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す情報を出力する学習モデルを備え、人の足に装着されたセンサにより測定された歩行中の加速度、角速度及び地磁気を取得し、取得した加速度、角速度及び地磁気の履歴を前記学習モデルへ入力した場合に前記学習モデルが出力する前記情報に応じて、前記センサを足に装着した人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であることを判定することを特徴とする。

20

【0017】

本発明に係るコンピュータプログラムは、人の歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力した場合に、前記人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す情報を出力する学習モデルへ、人の足に装着されたセンサにより測定された歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力し、前記学習モデルが出力する前記情報に応じて、前記センサを足に装着した人の状態が前記動作を行う前の状態であるか後の状態であることを判定する処理をコンピュータに実行させることを特徴とする。

【0018】

本発明においては、人の足に装着されたセンサは、歩行中の加速度、角速度及び地磁気を測定し、加速度、角速度及び地磁気の履歴が学習モデルへ入力される。学習モデルは、加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力された場合に、センサを足に装着した人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す情報を出力するように、学習されている。下肢の疲労を伴う動作の前後では、疲労の影響によって加速度、角速度及び地磁気は変化する。このため、適切に学習された学習モデルを利用することによって、センサを足に装着した人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であることを、簡便に判定することができる。

30

【0019】

本発明の一形態においては、学習モデルは、学習時には、歩行中の加速度、角速度及び地磁気の履歴と筋電位の特徴量とを入力された場合に、人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す情報を出力するように、学習される。学習時には、筋電位の特徴量に関わるノードを確率的に不活性化することにより、筋電位の特徴量が入力されない場合にも適切な判定を行うことができるように、学習を行う。疲労状態の判定時には、学習モデルは、筋電位の特徴量が入力されず、加速度、角速度及び地磁気の履歴が入力された場合に、人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す情報を出力する。筋電位の特徴量をも利用した学習により、学習モデルが適切に学習される。疲労状態の判定時には、筋電位の特徴量を用いずに判定を行うことにより、人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを簡便に判定することができる。

40

50

## 【 0 0 2 0 】

本発明の一形態においては、人の足に装着されたセンサは、センサに対して固定された軸に沿った方向の加速度、角速度及び地磁気を測定する。加速度、角速度又は地磁気の時間変化に基づいて、センサに対して固定された軸の姿勢角が計算され、姿勢角に基づいて加速度、角速度及び地磁気が補正される。例えば、地面に対して固定された軸に対するセンサに対して固定された軸の姿勢角が計算される。姿勢角に基づいて、加速度、角速度及び地磁気は、地面に対して固定された軸の方向の加速度、角速度及び地磁気へ変換され、変換された加速度、角速度及び地磁気が学習モデルへ入力される。加速度、角速度及び地磁気の補正により、センサが移動することによる影響が除去され、歩行の影響が明確になる。このため、人の状態の正確な判定が可能となる。

10

## 【 0 0 2 1 】

本発明の一形態においては、同じ足による一歩行の期間における加速度、角速度及び地磁気の履歴が学習モデルへ入力され、人の状態が判定される。一歩行の期間には、片足による周期的な動作の中の一周期に相当する動作が行われ、加速度、角速度及び地磁気の履歴は、歩行の特徴を反映する。このため、一歩行の期間における加速度、角速度及び地磁気の履歴に基づいて、人の状態を判定することができる。

## 【 0 0 2 2 】

本発明の一形態においては、加速度及び角速度の変化に基づいて、足が接地した時点が特定され、足が接地した時点から次に接地した時点までの期間を一歩行の期間として、一歩行の期間における加速度、角速度及び地磁気の履歴が得られる。足が接地する前後で、上下方向の加速度、及び前後方向の揺れに対応する角速度は大きく変化するので、足が接地した時点特定することが可能である。

20

## 【 0 0 2 3 】

本発明の一形態においては、複数の一歩行の期間の夫々について、加速度、角速度及び地磁気の履歴を個別に学習モデルへ入力し、学習モデルが出力した複数の情報に基づいて、人の状態が判定される。学習モデルが出力した複数の情報を利用することにより、より正確な判定が可能となる。

## 【 0 0 2 4 】

本発明の一形態においては、下肢の疲労を伴う動作を行う前に得られた加速度、角速度及び地磁気の履歴並びに筋電位の特徴量と、下肢の疲労を伴う動作を行った後に得られた加速度、角速度及び地磁気の履歴並びに筋電位の特徴量とを含む訓練データを用いて、学習モデルを生成する。下肢の疲労を伴う動作の前に得られたデータと下肢の疲労を伴う動作の後に得られたデータとを訓練データに用いて学習モデルの学習を行うことにより、人の状態を示す情報を正しく出力できるように適切に学習された学習モデルを生成することができる。また、加速度、角速度及び地磁気に加えて筋電位の特徴量を利用して学習モデルの学習を行うことにより、正確な判定が可能であるように学習モデルを学習することができる。

30

## 【 0 0 2 5 】

本発明の一形態においては、学習モデルは、人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報として、人の状態の異常の程度を示す情報を出力する。学習モデルでは、下肢の疲労を伴う動作を行う前に得られた加速度、角速度及び地磁気の履歴を訓練データとした教師無し学習により、学習される。訓練データとして、下肢の疲労を伴う動作の後に得られたデータを用意する必要が無いので、容易に訓練データを作成し、学習モデルを生成することができる。

40

## 【 発明の効果 】

## 【 0 0 2 6 】

本発明は、人の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを簡便に判定することができる等、優れた効果を奏する。

## 【 図面の簡単な説明 】

## 【 0 0 2 7 】

50

- 【図 1】実施形態 1 に係る疲労状態判定システムの構成例を示す模式図である。
- 【図 2】センサ装置の内部の構成例を示すブロック図である。
- 【図 3】端末装置の内部の構成例を示すブロック図である。
- 【図 4】疲労状態判定装置の内部の機能構成例を示すブロック図である。
- 【図 5】歩行中の加速度及び角速度の時間変化の例を示すグラフである。
- 【図 6】実施形態 1 に係る学習モデルの機能を示す概念図である。
- 【図 7】実施形態 1 に係る学習モデルの構成例を示す概念図である。
- 【図 8】学習モデルの学習を行う学習装置の構成例を示すブロック図である。
- 【図 9】学習モデルを生成する処理の手順を示すフローチャートである。
- 【図 10】疲労状態判定システムが加速度、角速度及び地磁気を取得する処理の手順を示すフローチャートである。
- 【図 11】疲労状態判定装置が実行する判定の処理の手順を示すフローチャートである。
- 【図 12】DAGMM の概要を示す概念図である。
- 【図 13】実施形態 2 に係る学習モデルの構成例を示す概念図である。
- 【図 14】実施形態 3 に係る学習モデルの機能を示す概念図である。
- 【図 15】実施形態 4 に係る疲労状態判定システムの構成例を示す模式図である。

【発明を実施するための形態】

【0028】

以下本発明をその実施の形態を示す図面に基づき具体的に説明する。

<実施形態 1>

図 1 は、実施形態 1 に係る疲労状態判定システム 100 の構成例を示す模式図である。疲労状態判定システム 100 は、使用者 4 の疲労状態として、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定するためのシステムである。疲労状態判定システム 100 は、疲労状態判定方法を実行する。疲労状態判定システム 100 は、センサ装置 3 と、端末装置 2 と、疲労状態判定装置 1 とを備えている。

【0029】

センサ装置 3 は、使用者 4 の足に装着され、使用者 4 の歩行時の物理量を測定する。センサ装置 3 は、データを端末装置 2 へ送信する。端末装置 2 は、センサ装置 3 から送信されたデータを受信し、インターネット等の通信ネットワーク 5 を介して疲労状態判定装置 1 と通信を行う。疲労状態判定装置 1 は、通信ネットワーク 5 に接続されている。疲労状態判定装置 1 は、センサ装置 3 での測定結果に基づいて、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定する処理を行う。

【0030】

本実施形態では、使用者 4 の疲労状態として、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか、又は行った後の状態であるかを判定する。筋肉が疲労するに従って、筋電位の中間周波数及び平均周波数が低周波側へ移行する徐波化が発生することが知られている。下肢の疲労を伴う動作は、下肢の筋電位に徐波化が認められるような、下肢に疲労が発生する程度の強度の動作である。下肢の疲労を伴う動作は、下肢に疲労が発生する程度の強度の動作であれば、どのような動作をも含む。下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態とは、下肢の疲労を伴う動作を行っていない状態、及び動作による疲労が回復した状態を含む。下肢の疲労を伴う動作を行った後の状態とは、下肢の疲労を伴う動作を行い、まだ疲労が回復していない状態である。使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定することにより、使用者 4 の下肢の疲労及び疲労回復の状態を判定することができる。

【0031】

図 2 は、センサ装置 3 の内部の構成例を示すブロック図である。センサ装置 3 は、制御部 31 と、加速度を測定する加速度センサ 32 と、角速度を測定する角速度センサ 33 と、地磁気を測定する地磁気センサ 34 と、通信部 35 とを備える。制御部 31 は、センサ装置 3 の各部分を制御する。加速度センサ 32、角速度センサ 33 及び地磁気センサ 34 は、いずれも三軸センサである。即ち、加速度センサ 32、角速度センサ 33 及び地磁気セ



ンサ 3 4 は、加速度、角速度及び地磁気について、センサ装置 3 に対して固定された互いに直交する三つの軸の夫々に沿った方向の成分を測定する。加速度センサ 3 2、角速度センサ 3 3 及び地磁気センサ 3 4 は、三軸が一致していることが望ましい。

【 0 0 3 2 】

通信部 3 5 は、角速度センサ 3 3 及び地磁気センサ 3 4 が測定した加速度、角速度及び地磁気の数値を含むデータを、無線通信により、センサ装置 3 の外部へ送信する。制御部 3 1 は、加速度、角速度及び地磁気の数値を含むデータを、通信部 3 5 に、端末装置 2 へ送信させる。加速度センサ 3 2、角速度センサ 3 3 及び地磁気センサ 3 4 は、加速度、角速度及び地磁気を繰り返し測定する。

【 0 0 3 3 】

センサ装置 3 は、ベルトが取り付けられ、ベルトが使用者 4 の足に巻回され、ベルトに設けられた面ファスナによりベルトが固定されることによって、使用者 4 の足に装着される。又は、センサ装置 3 は、面ファスナが設けられており、面ファスナによって使用者 4 の衣服に固定されてもよい。センサ装置 3 は、袋に収納され、ベルト、面ファスナ又はボタン等の固定具によって袋が使用者 4 の足に固定されることによって、使用者 4 の足に装着されてもよい。センサ装置 3 は、使用者 4 の衣服のポケット等の収納部に収納されることによって、使用者 4 の足に装着されてもよい。センサ装置 3 は、使用者 4 の靴下又は靴に取り付けられてもよい。

【 0 0 3 4 】

図 3 は、端末装置 2 の内部の構成例を示すブロック図である。端末装置 2 は、スマートフォン又はタブレット型コンピュータ等、携帯型のコンピュータである。例えば、端末装置 2 は、使用者 4 の所有物である。端末装置 2 は、演算部 2 1 と、メモリ 2 2 と、記憶部 2 3 と、操作部 2 4 と、表示部 2 5 と、通信部 2 6 とを備えている。演算部 2 1 は、例えば CPU (Central Processing Unit)、GPU (Graphics Processing Unit)、又はマルチコア CPU を用いて構成されている。演算部 2 1 は、量子コンピュータを用いて構成されていてもよい。メモリ 2 2 は、演算に伴って発生する一時的なデータを記憶する。メモリ 2 2 は、例えば RAM (Random Access Memory) である。記憶部 2 3 は、不揮発性であり、例えばハードディスク又は不揮発性半導体メモリである。操作部 2 4 は、使用者 4 からの操作を受け付けることにより、テキスト等の情報の入力を受け付ける。操作部 2 4 は、例えばタッチパネルである。表示部 2 5 は、画像を表示する。表示部 2 5 は、例えば液晶ディスプレイ又は EL ディスプレイ (Electroluminescent Display) である。通信部 2 6 は、無線通信により、センサ装置 3 から送信されたデータを受信する。また、通信部 2 6 は、無線通信により、通信ネットワーク 5 を介して疲労状態判定装置 1 と通信を行う。

【 0 0 3 5 】

記憶部 2 3 は、コンピュータプログラム 2 3 1 を記憶する。コンピュータプログラム 2 3 1 は、通信部 2 6 を用いてダウンロードされ、記憶部 2 3 に記憶される。例えば、コンピュータプログラム 2 3 1 は、疲労状態判定装置 1 からダウンロードされる。コンピュータプログラム 2 3 1 は、予め記憶部 2 3 に記憶されていてもよい。或は、コンピュータプログラム 2 3 1 は、記憶部 2 3 ではなく、メモリ 2 2 に記憶されてもよい。例えば、コンピュータプログラム 2 3 1 は、疲労状態判定システム 1 0 0 に関する処理を実行する際にダウンロードされ、メモリ 2 2 に記憶され、疲労状態判定システム 1 0 0 に関する処理が終了する際にメモリ 2 2 から消去されてもよい。演算部 2 1 は、コンピュータプログラム 2 3 1 に従って必要な処理を実行する。

【 0 0 3 6 】

図 4 は、疲労状態判定装置 1 の内部の機能構成例を示すブロック図である。疲労状態判定装置 1 は、サーバ装置等のコンピュータを用いて構成されている。疲労状態判定装置 1 は、演算部 1 1 と、演算に伴って発生する一時的なデータを記憶するメモリ 1 2 と、記憶部 1 3 と、光ディスク等の記録媒体 1 0 から情報を読み取るドライブ部 1 4 と、通信部 1 5 とを備えている。演算部 1 1 は、例えば CPU、GPU、又はマルチコア CPU を用いて

10

20

30

40

50

構成されている。演算部 11 は、量子コンピュータを用いて構成されていてもよい。メモリ 12 は、例えば RAM である。記憶部 13 は、不揮発性であり、例えばハードディスクである。通信部 15 は、通信ネットワーク 5 に接続される。通信部 15 は、通信ネットワーク 5 を介して、端末装置 2 と通信を行う。

【0037】

演算部 11 は、記録媒体 10 に記録されたコンピュータプログラム 131 をドライブ部 14 に読み取らせ、読み取ったコンピュータプログラム 131 を記憶部 13 に記憶させる。演算部 11 は、コンピュータプログラム 131 に従って、疲労状態判定装置 1 に必要な処理を実行する。なお、コンピュータプログラム 131 は、通信部 15 により疲労状態判定装置 1 の外部からダウンロードされてもよい。この場合は、疲労状態判定装置 1 はドライブ部 14 を備えていなくてもよい。

10

【0038】

疲労状態判定装置 1 は、センサ装置 3 での測定結果に基づいて使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定するために用いられる学習モデル 16 を備えている。学習モデル 16 は、加速度、角速度及び地磁気の履歴、並びに下肢の筋電位の特徴量を入力された場合に使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報を出力するように、学習されている。また、学習モデル 16 は、筋電位の特徴量に関わるノードを確率的に不活性化しながら学習されることによって、下肢の筋電位の特徴量が入力されず、加速度、角速度及び地磁気の履歴が入力された場合に使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す情報を出力するように、構成されている。

20

【0039】

学習モデル 16 は、コンピュータプログラム 131 に従って演算部 11 が情報処理を実行することにより実現される。記憶部 13 は、学習モデル 16 を実現するために必要なデータを記憶している。なお、学習モデル 16 は、ハードウェアを用いて構成されていてもよい。例えば、学習モデル 16 は、プロセッサと、必要なプログラムおよびデータを記憶するメモリとを含んだハードウェアにより構成されていてもよい。又は、学習モデル 16 は、量子コンピュータを用いて実現されてもよい。

【0040】

センサ装置 3 の測定結果に基づいて使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定する方法を説明する。センサ装置 3 は、足にセンサ装置 3 を装着した使用者 4 が歩行することにより発生する加速度及び角速度を測定し、使用者 4 が歩行するときの地磁気を測定する。下肢の疲労を伴う動作の後では、下肢の疲労を伴う動作の前に比べて、疲労のために歩行の動作が変化する。例えば、足を振り上げる高さ、足の向き、又は足を動かす速度等が変化する。このため、足に装着されたセンサ装置 3 が測定する加速度、角速度及び地磁気は、下肢の疲労を伴う動作の前後で変化する。従って、センサ装置 3 の測定結果に基づいて使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定することができる。

30

【0041】

図 5 は、歩行中の加速度及び角速度の時間変化の例を示すグラフである。図 5 の横軸は時間を示し、縦軸は加速度及び角速度を示す。加速度及び角速度は、向きに応じて正又は負の値を有する。図 5 中の太線は Z 方向の加速度を示し、細線は X 方向の角速度を示す。Z 方向は上下方向である。X 方向は、Z 方向に直交する平面に含まれる互いに直交する X 方向及び Y 方向の一方である。例えば、X 方向、Y 方向及び Z 方向は、地面に対して固定された互いに直交する X 軸、Y 軸及び Z 軸の夫々に沿った方向である。図 5 に示す例では、X 方向の角速度は、使用者 4 の足の前後方向の揺れに対応する。なお、Y 方向の角速度が使用者 4 の足の前後方向の揺れに対応するように、X 方向及び Y 方向を設定してもよい。

40

【0042】

図 5 には、片足に装着されたセンサ装置 3 が測定した加速度及び角速度の例を示している。歩行時には、足は周期的に運動し、加速度及び角速度は周期的に変化する。足が接地す

50

る直前には、足は下向きに移動し、直後には上向きに移動する。このため、Z方向の加速度は、接地の前後で下向きから上向きへ大きく変化する。また、足が接地する直前には、踏み出すために足は前向きに揺れ、直後には地面を後ろへ蹴るために足は後ろ向きに揺れる。このため、X方向の角速度は、接地の前後で向きが変わり、大きく変化する。従って、Z方向の加速度及びX方向の加速度の時間に対する変化に基づいて、足が接地した時点特定することができる。例えば、Z方向の加速度が正の第1の閾値を超過し、直前の所定期間内にX方向の角速度が負の第2の閾値を下回っている場合に、Z方向の加速度が第1の閾値を超過した時点が接地の時点と特定する。

#### 【0043】

本実施形態では、同じ足が接地した時点から次に接地する時点までの期間を、片足による一歩の期間とする。片足による一歩の期間は、両足による二歩の期間に相当する。足が接地した時点特定することができるので、一歩の期間を特定することができる。また、繰り返し測定された加速度、角速度及び地磁気の測定結果から、一歩の期間に複数回測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴を抽出することができる。図5には、足が接地した時点が破線で示し、夫々の一歩の期間を示す。一歩の期間は一定ではない。このため、一歩の期間における加速度、角速度及び地磁気の測定回数も一定ではない。

#### 【0044】

本実施形態では、一歩の期間における加速度、角速度及び地磁気の履歴に基づいて、判定を行う。一歩の期間には、片足による周期的な動作の中の一周期に相当する動作が行われ、加速度、角速度及び地磁気は周期的な変化の中の一周期に相当する変化を起こす。このため、一歩の期間における加速度、角速度及び地磁気の履歴は、使用者4の歩行の特徴を反映し、使用者4の状態を判定するための情報となり得る。

#### 【0045】

また、本実施形態では、学習モデル16の学習に筋電位をも利用する。筋電位は、筋肉が活動するときに出される活動電位であり、筋電計により測定される。測定される筋電位の周波数解析を行うことにより、筋電位の特徴量が得られる。例えば、筋電計の測定結果をフーリエ変換することにより、周波数解析が行われる。筋電位の特徴量は、筋電位の特徴を表し、筋肉の疲労の有無に応じて変化を示す筋電位の統計量である。例えば、筋電位の特徴量は、筋電位の中間周波数又は平均周波数である。筋電位の中間周波数は、周波数解析により得られた筋電位のパワースペクトルの面積を二等分する周波数である。筋電位の平均周波数は、周波数解析により得られた筋電位の周波数の平均である。

#### 【0046】

徐波化により、筋肉の疲労度が高いほど、筋電位の中間周波数及び平均周波数は低下する。逆に、筋肉が疲労していない状態又は筋肉が疲労から回復した状態では、筋電位の中間周波数及び平均周波数は高くなる。このため、使用者4の下肢から得られた筋電位の特徴量は、使用者4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかに応じた量となる。従って、筋電位の特徴量を利用して学習モデル16の学習を行うことにより、使用者4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを正確に判定できるように、学習モデル16を学習することができる。

#### 【0047】

図6は、実施形態1に係る学習モデル16の機能を示す概念図である。学習モデル16には、一歩の期間におけるX方向、Y方向及びZ方向の加速度の履歴と、一歩の期間におけるX方向、Y方向及びZ方向の角速度の履歴と、一歩の期間におけるX方向、Y方向及びZ方向の地磁気の履歴とが入力される。一歩の期間における加速度の履歴とは、一歩の期間に順次的に測定された複数の加速度の値である。X方向、Y方向及びZ方向の加速度とは、X方向、Y方向及びZ方向の夫々の加速度である。角速度及び地磁気についても同様である。更に、学習モデル16には、筋電位の特徴量が入力される。学習モデル16は、一歩の期間における加速度、角速度及び地磁気の履歴、並びに筋電位の特徴量が入力された場合に、使用者4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを示す状態情報を出力するように学習されている。更に、学習モデル1

10

20

30

40

50

6 は、筋電位の特徴量に関わるノードを確率的に不活性化しながら学習されることによって、下肢の筋電位の特徴量が入力されず、一歩行の期間における加速度、角速度及び地磁気の履歴が入力された場合に、状態情報を出力するように、構成されている。

【0048】

図7は、実施形態1に係る学習モデル16の構成例を示す概念図である。図7には、入力層161、複数の中間層1621, 1622, ..., 162n及び出力層163を備えた全結合のニューラルネットワークを用いて学習モデル16を構成した例を示す。nは中間層の数である。図7中の円はノードを示す。入力層161は、一歩行の期間におけるX方向の加速度の複数の値を夫々に入力される複数のノードを有する。また、入力層161は、Y方向の加速度の複数の値、及びZ方向の加速度の複数の値を夫々に入力される複数のノードを有する。また、入力層161は、X方向、Y方向及びZ方向の角速度の複数の値、及びX方向、Y方向及びZ方向の地磁気の複数の値を夫々に入力される複数のノードを有する。更に、入力層161は、筋電位の特徴量を入力されるノードを有する。例えば、一歩行の期間において加速度、角速度及び地磁気はm(mは自然数)回測定され、入力層161へは(9m+1)個の値が入力される。

10

【0049】

学習モデル16はn層の中間層を有している。第1の中間層1621は、複数のノードを有する。入力層161の夫々のノードは、第1の中間層1621の複数のノードへ信号値を出力する。各ノードは、入力層161のノードから信号値を受け付け、信号値にパラメータを用いて演算し、第2の中間層1622に含まれる複数のノードへ演算結果のデータを出力する。各中間層に含まれるノードは、前の中間層の複数のノードからデータを受け付け、受け付けたデータにパラメータを用いて演算し、後の中間層のノードへデータを出力する。例えば、ノードは、前の層の各ノードから受け付けたデータの値をx、各ノードに対応する重みをw、バイアス値をb、活性化関数をf( )として、 $f((w * x) + b)$ の演算を行い、演算結果のデータを後の層の複数のノードへ出力する。

20

【0050】

学習モデル16の出力層163は、単一のノードを有する。第nの中間層162nに含まれる複数のノードは、出力層163に含まれるノードへデータを出力する。出力層163のノードは、複数のノードからデータを受け付け、受け付けたデータにパラメータを用いて演算し、状態情報を出力する。例えば、状態情報は、0又は1の値であり、0の値は使用者4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であることを示し、1の値は使用者4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行った後の状態であることを示す。0又は1の値と使用者4の状態との対応関係は逆であってもよい。状態情報は、0又は1以外の値であってもよい。或は、状態情報は、使用者4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態である確率、又は下肢の疲労を伴う動作を行った後の状態である確率に対応する値であってもよい。例えば、状態情報は、正又は負のいずれか一方の値をとり、負の値の絶対値は使用者4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態である確率に対応し、正の値の絶対値は使用者4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態である確率に対応してもよい。

30

【0051】

学習モデル16は、ニューラルネットワークとして、畳みこみニューラルネットワーク(CNN: Convolutional Neural Network)、又は再帰型ニューラルネットワーク(RNN: Recurrent Neural Network)を用いてもよい。学習モデル16は、一歩行の期間における加速度、角速度及び地磁気の履歴として、画像データを入力される形態であってもよい。画像データは、例えば、一歩行の期間におけるX方向、Y方向及びZ方向の加速度、角速度及び地磁気の値の時間変化を表したグラフの画像データである。

40

【0052】

学習モデル16の学習は、コンピュータを用いて行われる。図8は、学習モデル16の学習を行う学習装置6の構成例を示すブロック図である。学習装置6は学習モデル生成方法を実行する。学習装置6は、サーバ装置等のコンピュータである。学習装置6は、演算部61と、メモリ62と、記憶部63と、操作部64と、表示部65と、入力部66とを備

50

えている。演算部 6 1 は、例えば CPU、GPU 又はマルチコア CPU を用いて構成されている。演算部 6 1 は、量子コンピュータを用いて構成されていてもよい。メモリ 6 2 は例えば RAM である。記憶部 6 3 は、不揮発性であり、例えばハードディスクである。記憶部 6 3 は、コンピュータプログラム 6 3 1 を記憶している。演算部 6 1 は、コンピュータプログラム 6 3 1 に従って処理を実行する。操作部 6 4 は、使用者からの操作を受け付けることにより、テキスト等の情報の入力を受け付ける。操作部 6 4 は、例えばキーボード又はタッチパネルである。表示部 6 5 は、例えば液晶ディスプレイ又は EL ディスプレイである。入力部 6 6 は、外部からのデータの入力を受け付けるインタフェースである。

#### 【0053】

図 9 は、学習モデル 1 6 を生成する処理の手順を示すフローチャートである。以下、ステップを S と略す。演算部 6 1 は、コンピュータプログラム 6 3 1 に従って以下の処理を実行する。演算部 6 1 は、下肢の疲労を伴う動作を行う前の人の足に装着されたセンサ装置 3 により一歩の間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴と、当該人の足に装着された筋電計により測定された筋電位の特徴量とを含む動作前データを生成する (S 1 1)。S 1 1 では、学習装置 6 は、センサ装置 3 の測定結果を表すデータを入力部 6 6 で受け付け、データを記憶部 6 3 に記憶する。演算部 6 1 は、操作部 6 4 で受け付けた指示に従って、動作前データを生成する処理を行う。例えば、演算部 6 1 は、図 5 に示す如き長期間の加速度、角速度及び地磁気の履歴から、一歩の期間における加速度、角速度及び地磁気の履歴を抽出する。

#### 【0054】

学習装置 6 は、筋電位の間周波数又は平均周波数等の特徴量を入力部 6 6 で受け付け、演算部 6 1 は、筋電位の特徴量を動作前データに含ませる。又は、学習装置 6 は、筋電計による筋電位の測定結果を受け付け、演算部 6 1 は、周波数解析を行い、筋電位の特徴量を計算し、筋電位の特徴量を動作前データに含ませてもよい。学習装置 6 は、筋電位のパワースペクトルを受け付け、演算部 6 1 は、筋電位の特徴量を計算し、筋電位の特徴量を動作前データに含ませてもよい。動作前データに含まれる筋電位の特徴量は、徐波化を示していない。

#### 【0055】

演算部 6 1 は、複数の動作前データを生成する。演算部 6 1 は、一人の被験者による複数の歩行に応じた複数の動作前データを生成してもよい。演算部 6 1 は、複数の被験者による歩行に応じた複数の動作前データを生成してもよい。演算部 6 1 は、シミュレーションによって複数の動作前データの一部を生成してもよい。演算部 6 1 は、複数の動作前データを記憶部 6 3 に記憶する。

#### 【0056】

演算部 6 1 は、次に、下肢の疲労を伴う特定の動作を行った後の人の足に装着されたセンサ装置 3 により一歩の間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴と、当該人の足に装着された筋電計により測定された筋電位の特徴量とを含む動作後データを生成する (S 1 2)。例えば、特定の動作は、600 歩等の所定歩数のヒールウォークである。ヒールウォークは、つま先が接地しない体勢での歩行である。ヒールウォークは、前脛骨筋等の足の筋肉に対する負担が大きく、ヒールウォークの後では疲労度が大きくなり、歩行の動作の変化が顕著になる。このため、加速度、角速度及び地磁気のヒールウォーク前後での違いが顕著になる。ヒールウォークを行った被験者から得られたデータを用いることにより、下肢の疲労を伴う動作の後の状態を特徴づける動作後データが得られる。動作後データに含まれる筋電位の特徴量は、徐波化の発生を示している。例えば、特徴量である中間周波数又は平均周波数は、予め定められた所定の値よりも低下している。

#### 【0057】

S 1 2 では、学習装置 6 は、センサ装置 3 の測定結果を表すデータを入力部 6 6 で受け付ける。学習装置 6 は、入力部 6 6 で、筋電位の特徴量を受け付けるか、筋電計による筋電位の測定結果を受け付けるか、又は筋電位のパワースペクトルを受け付ける。演算部 6 1 は、動作後データを生成する処理を行う。演算部 6 1 は、複数の動作後データを生成する

10

20

30

40

50

。演算部 6 1 は、複数の動作後データを記憶部 6 3 に記憶する。動作前データ及び動作後データに含まれる加速度、角速度及び地磁気の値は、後述するように、センサ装置 3 に対して固定された軸に沿った方向の加速度、角速度及び地磁気を、X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気へ変換した後の値である。

#### 【 0 0 5 8 】

演算部 6 1 は、次に、動作前データ、動作後データ、並びに夫々のデータに関する加速度、角速度、地磁気及び筋電位を測定された被験者の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す状態情報を訓練データとして、学習モデル 1 6 を生成するための処理を行う ( S 1 3 )。S 1 3 では、演算部 6 1 は、一の動作前データ又は一の動作後データに含まれる加速度、角速度及び地磁気の履歴並びに筋電位の特徴量を、学習モデル 1 6 の入力層へ入力する。演算部 6 1 は、動作前データには、下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であることを示す状態情報を関連付け、動作後データには、下肢の疲労を伴う動作を行った後の状態であることを示す状態情報を関連付ける。学習モデル 1 6 によって、出力層 1 6 3 のノードから状態情報が出力される。演算部 6 1 は、入力された動作前データ又は動作後データに関連付けられた状態情報と出力層 1 6 3 のノードから出力された状態情報とを変数とする誤差関数により状態情報の誤差を計算し、誤差が最小となるように、学習モデル 1 6 の各ノードの演算のパラメータを調整する。即ち、動作前データが入力されたときには下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であることを示す情報に近い状態情報が出力され、動作後データが入力されたときには下肢の疲労を伴う動作を行った後の状態であることを示す情報に近い状態情報が出力されるように、パラメータが調整される。例えば、演算部 6 1 は、誤差逆伝播法によってパラメータを調整する。演算部 6 1 は、誤差逆伝播法以外の学習アルゴリズムによってパラメータを調整してもよい。

10

20

#### 【 0 0 5 9 】

演算部 6 1 は、複数の動作前データ及び複数の動作後データを用いて処理を繰り返して、学習モデル 1 6 の各ノードのパラメータを調整することにより、学習モデル 1 6 の機械学習を行う。機械学習を行うにあたって、演算部 6 1 は、筋電位の特徴量に関わるノードを確率的に不活性化しながら、処理を繰り返して、各ノードのパラメータを調整する。例えば、演算部 6 1 は、予め定められた所定の確率で、筋電位の特徴量に関わるノードを不活性化する。筋電位の特徴量に関わるノードとは、筋電位の特徴量が入力されるノード、又は筋電位の特徴量を用いて計算を行うノードである。ノードの不活性化とは、ノードを使用しないことであり、あるノードを不活性化した状態では、演算部 6 1 は、そのノードを含んでいないニューラルネットワークを学習させる処理を行う。処理が繰り返される都度、不活性化されるノードは確率的に変更される。確率は固定されていなくてもよい。演算部 6 1 は、調整された最終的なパラメータを記録した学習済みデータを記憶部 6 3 に記憶する。このようにして、学習された学習モデル 1 6 が生成される。動作前データ及び動作後データを訓練データとして利用することによって、適切に学習された学習モデル 1 6 を生成することができる。S 1 3 が終了した後、演算部 6 1 は処理を終了する。疲労状態判定装置 1 が備える学習モデル 1 6 は、学習済みデータに基づいて製造される。例えば、学習済みデータに記録されたパラメータが記憶部 1 3 に書き込まれることにより、学習モデル 1 6 が製造される。

30

40

#### 【 0 0 6 0 】

次に、疲労状態判定システム 1 0 0 が実行する処理を説明する。図 1 0 は、疲労状態判定システム 1 0 0 が加速度、角速度及び地磁気を取得する処理の手順を示すフローチャートである。使用者 4 の足に装着されたセンサ装置 3 は、加速度センサ 3 2、角速度センサ 3 3 及び地磁気センサ 3 4 により、加速度、角速度及び地磁気を測定する ( S 2 1 )。加速度センサ 3 2、角速度センサ 3 3 及び地磁気センサ 3 4 は、センサ装置 3 に対して固定された互いに直交する三つの軸の夫々に沿った方向の加速度、角速度及び地磁気を測定する。センサ装置 3 に対して固定された x 軸、y 軸及び z 軸の夫々に沿った方向を、x 方向、y 方向及び z 方向とする。一般的に、x 方向、y 方向及び z 方向は X 方向、Y 方向及び Z

50

方向とは異なる。使用者 4 が歩行する際にセンサ装置 3 は移動するので、x 方向、y 方向及び z 方向は地面に対して変化する。

【 0 0 6 1 】

加速度、角速度及び地磁気の測定の都度、センサ装置 3 は、端末装置 2 を介して、加速度、角速度及び地磁気を疲労状態判定装置 1 へ送信する ( S 2 2 )。S 2 2 では、制御部 3 1 は、加速度、角速度及び地磁気の測定の都度、通信部 3 5 に、加速度、角速度及び地磁気の値を含むデータを端末装置 2 へ送信させる。端末装置 2 は、通信部 2 6 でデータを受信し、演算部 2 1 は、通信部 2 6 に、受信したデータを疲労状態判定装置 1 へ送信させる。疲労状態判定装置 1 は、データを通信部 1 5 で受信し、演算部 1 1 は、受信したデータに含まれる加速度、角速度及び地磁気の値を記憶部 1 3 に記憶する ( S 2 3 )。記憶部 1 3 には、繰り返し測定された加速度、角速度及び地磁気の値が記憶される。

10

【 0 0 6 2 】

演算部 1 1 は、次に、受信した加速度、角速度及び地磁気に関し、X 軸、Y 軸及び Z 軸に対する x 軸、y 軸及び z 軸の姿勢角を計算する ( S 2 4 )。Z 軸は上下方向に沿った軸であり、X 軸及び Y 軸は Z 軸に直交する平面に含まれる互いに直交する二軸である。X 軸、Y 軸及び Z 軸は、地面に対して固定されている。例えば、Z 軸に沿った Z 方向は鉛直方向であり、X 軸に沿った X 方向は東西方向であり、Y 軸に沿った Y 方向は南北方向である。或は、X 軸及び Y 軸は使用者の身体に対して固定された方向であってもよい。例えば、X 軸に沿った X 方向は使用者 4 に対する左右方向であり、Y 軸に沿った Y 方向は使用者 4 に対する前後方向であってもよい。姿勢角は、X 軸、Y 軸及び Z 軸に対して x 軸、y 軸及び z 軸がどの程度傾いているかを示す。姿勢角は三次元で表される。

20

【 0 0 6 3 】

S 2 4 では、演算部 1 1 は、センサ装置 3 が静止しているか否かを判定する。例えば、記憶されている直近の所定数の加速度、角速度及び地磁気の値が変化していない場合に、演算部 1 1 は、センサ装置 3 が静止していると判定する。センサ装置 3 が静止している場合、演算部 1 1 は、測定された加速度の向きが重力の向きであるとして、Z 方向を特定し、Z 方向に直交する平面に含まれる互いに直交する X 方向及び Y 方向を特定する。演算部 1 1 は、X 方向及び Y 方向を特定する際に、地磁気を利用してよい。センサ装置 3 が静止していない場合は、演算部 1 1 は、角速度の積分が角度であることを利用して、姿勢角を計算する。計算は、これまでに記憶された加速度、角速度及び地磁気の履歴に基づいて行われる。より具体的には、演算部 1 1 は、加速度、角速度及び地磁気を Madgwick フィルタへ入力し、Madgwick フィルタの出力を取得する演算を行うことにより、姿勢角を計算する。なお、演算部 1 1 は、Madgwick フィルタを用いる方法以外の方法で姿勢角を計算してもよい。演算部 1 1 は、角速度の履歴に基づいて姿勢角を計算する等、加速度、角速度及び地磁気の中の一部の情報のみを利用して姿勢角を計算してもよい。

30

【 0 0 6 4 】

演算部 1 1 は、姿勢角に基づいて、加速度、角速度及び地磁気を、X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気へ変換する ( S 2 5 )。センサ装置 3 が測定した加速度、角速度及び地磁気は、x 方向、y 方向及び z 方向の加速度、角速度及び地磁気である。X 方向、Y 方向及び Z 方向に対する x 方向、y 方向及び z 方向の姿勢角が得られたので、姿勢角に基づいて、x 方向、y 方向及び z 方向の加速度、角速度及び地磁気を、X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気へ変換することができる。X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気への変換によって、センサ装置 3 で測定された加速度、角速度及び地磁気が補正される。X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気を得られることにより、加速度、角速度及び地磁気からセンサ装置 3 が移動することによる影響が除去され、加速度、角速度及び地磁気に対する使用者 4 の歩行の影響が明確になる。

40

【 0 0 6 5 】

演算部 1 1 は、変換後の加速度、角速度及び地磁気を記憶部 1 3 に記憶する ( S 2 5 )。

50

S 2 5 が終了した後、演算部 1 1 は、加速度、角速度及び地磁気を取得する処理を終了する。記憶部 1 3 には、X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気の履歴が記憶される。

【 0 0 6 6 】

S 2 1 ~ S 2 6 の処理は、センサ装置 3 が加速度、角速度及び地磁気を測定する都度、繰り返し実行される。なお、センサ装置 3 は、S 2 2 で、加速度、角速度及び地磁気の測定の都度、データを送信するのではなく、加速度、角速度及び地磁気を複数回測定した結果をまとめたデータを送信する形態であってもよい。この形態では、S 2 2 ~ S 2 6 の処理は、まとめて送信された加速度、角速度及び地磁気の複数回の測定結果に対して、実行される。

10

【 0 0 6 7 】

疲労状態判定システム 1 0 0 は、S 2 3 ~ S 2 5 の処理を端末装置 2 で実行する形態であってもよい。この形態では、端末装置 2 は、加速度、角速度及び地磁気を含むデータを通信部 2 6 で受信し、演算部 2 1 は、加速度、角速度及び地磁気を含むデータを記憶部 2 3 に記憶し、S 2 4 及び S 2 5 の処理を実行する。その後、演算部 2 1 は、通信部 2 6 に、X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気を含むデータを、疲労状態判定装置 1 へ送信させる。疲労状態判定装置 1 は、データを通信部 1 5 で受信し、演算部 1 1 は、S 2 6 の処理を実行する。或は、疲労状態判定システム 1 0 0 は、センサ装置 3 から端末装置 2 を経由せずに疲労状態判定装置 1 へデータを送信する形態であってもよい。

【 0 0 6 8 】

疲労状態判定システム 1 0 0 は、S 2 5 までの処理をセンサ装置 3 で実行する形態であってもよい。この形態では、センサ装置 3 は、S 2 2 の処理を実行せずに、S 2 1 及び S 2 3 ~ S 2 5 の処理を自身で実行する。その後、センサ装置 3 は、端末装置 2 を経由せずに疲労状態判定装置 1 へデータを送信する。センサ装置 3 は、端末装置 2 を経由せずに疲労状態判定装置 1 へデータを送信してもよい。

20

【 0 0 6 9 】

X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気を含む履歴が記憶部 1 3 に記憶されている状態で、疲労状態判定装置 1 は、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定する。図 1 1 は、疲労状態判定装置 1 が実行する判定の処理の手順を示すフローチャートである。演算部 1 1 は、記憶部 1 3 に記憶している

30

加速度、角速度及び地磁気を含む履歴から、一歩行の期間における加速度、角速度及び地磁気を含む履歴を抽出する ( S 3 1 ) 。

【 0 0 7 0 】

図 5 を用いて前述したように、上下方向の加速度の時間変化と、使用者 4 の足の前後方向の揺れに対応する方向の角速度の時間変化とに基づいて、足が接地した時点を特定することができる。S 3 1 では、演算部 1 1 は、例えば、Z 方向の加速度及び X 方向の角速度の時間変化に基づいて、使用者 4 の足が接地した時点を特定する。演算部 1 1 は、記憶されている加速度、角速度及び地磁気を含む履歴の中から、足が接地した時点から次に接地する時点までの期間に含まれる加速度、角速度及び地磁気を含む履歴を、一歩行の期間に測定された

40

加速度、角速度及び地磁気を含む履歴として抽出する。このとき、演算部 1 1 は、X 方向、Y

【 0 0 7 1 】

演算部 1 1 は、次に、一歩行の期間における X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気を含む履歴を、学習モデル 1 6 へ入力する ( S 3 2 ) 。 S 3 2 では、演算部 1 1 は、学習モデル 1 6 へ、加速度、角速度及び地磁気を含む履歴を入力する一方で、筋電位の特徴

50



量を入力せずに、学習モデル 16 に演算を行わせる。例えば、演算部 11 は、学習モデル 16 のノードの中で、筋電位の特徴量を入力されるノードと、加速度、角速度及び地磁気を用いずに筋電位の特徴量を用いて計算を行うノードとを不活性化する。これにより、学習モデル 16 は、筋電位の特徴量が入力されずに、加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力された場合に状態情報を出力するように機能する。加速度、角速度及び地磁気の履歴を入力された学習モデル 16 は、前述したように、ニューラルネットワークの演算を行い、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す状態情報を出力する。X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気には使用者 4 の歩行の影響が明確に現れるので、X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気を利用することにより、正確な状態情報が得られる。

10

#### 【0072】

複数の一歩行の期間の夫々について加速度、角速度及び地磁気の履歴を抽出している場合は、加速度、角速度及び地磁気の履歴の学習モデル 16 への入力と、学習モデル 16 からの状態情報の出力とを、複数の一歩行の期間の夫々について個別に実行する。複数の一歩行の期間の夫々について状態情報が出力され、複数の状態情報が得られる。一歩行の期間は一定ではないので、一歩行の期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の値の数は一定ではない。学習モデル 16 へ入力される加速度、角速度及び地磁気の値の数は、一定ではなくてもよい。演算部 11 は、間引き又は補完の処理により、学習モデル 16 へ入力される加速度、角速度及び地磁気の値の数を一定に調整してもよい。或は、演算部は、複数の一歩行の期間の間で、加速度、角速度及び地磁気の履歴を平均し、平均した加速度、角速度及び地磁気の履歴を学習モデル 16 へ入力してもよい。

20

#### 【0073】

演算部 11 は、次に、学習モデル 16 が出力した状態情報に応じて、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを判定する (S33)。S33 では、演算部 11 は、状態情報の値に応じて判定を行う。状態情報が確率を表す形態では、S33 では、演算部 11 は、確率に応じて判定を行う。例えば、状態情報は、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行った後の状態である確率に対応する値である。演算部 11 は、状態情報の値が所定値未満である場合に、使用者 4 の状態は下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であると判定し、状態情報の値が所定値以上である場合に、使用者 4 の状態は下肢の疲労を伴う動作を行った後の状態であると判定する。状態情報に基づくことにより、演算部 11 は、筋電位を利用することなく、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを判定する。なお、演算部 11 は、状態情報に基づいて、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態である確率、又は使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う後の状態である確率を判定してもよい。

30

#### 【0074】

複数の状態情報が得られている場合は、演算部 11 は、複数の状態情報に基づいて判定を行う。例えば、演算部 11 は、複数の状態情報を平均し、状態情報の平均値に基づいて、判定を行う。例えば、演算部 11 は、複数の状態情報の夫々に基づいて判定を行い、複数の判定結果の中から多数を占める判定結果を採用することにより、最終的な判定を行う。複数の状態情報を利用することにより、より正確な判定が可能となる。

40

#### 【0075】

演算部 11 は、次に、判定結果を出力する (S34)。S34 では、演算部 11 は、通信部 15 に、判定結果を示す情報を端末装置 2 へ送信させる。端末装置 2 は、疲労状態判定装置 1 から送信された情報を通信部 26 で受信する。演算部 21 は、受信した情報が示す判定結果を、表示部 25 に表示させる。使用者 4 は、端末装置 2 を用いて、判定結果を確認することができる。S34 では、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかが出力されてもよく、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態である確率、又は使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う後の状態である確率が出力されてもよい。S34 が終了した後、疲労状態判定装置 1 は、使用者

50

4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定する処理を終了する。

【0076】

以上詳述した如く、使用者4は、足にセンサ装置3が装着された状態で歩行し、センサ装置3は、歩行によって発生する加速度及び角速度、並びに地磁気を測定する。疲労状態判定装置1は、学習モデル16を用いて、加速度、角速度及び地磁気の履歴から、使用者4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定する。下肢の疲労を伴う動作の後では、下肢の疲労を伴う動作の前に比べて、疲労のために歩行の動作が変化し、センサ装置3が測定する加速度、角速度及び地磁気に変化する。従って、適切な学習モデル16を利用することにより、使用者4が筋電計を長時間装着し続けることなく、使用者4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを簡便に判定することができる。

10

【0077】

ヒールウォーク等の特定の動作に限らず、下肢の筋電位に徐波化が認められるような、下肢に疲労が発生する程度の強度の動作であれば、使用者4が動作を行った場合には、動作を行った後の状態であることが判定される。このため、使用者4が日常生活における動作等のどのような動作を行った場合でも、その動作が下肢の疲労を伴う動作であれば、使用者4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行った後の状態であることが判定される。使用者4の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを判定した結果は、使用者4の下肢の疲労の推定に役立てることができ、更には使用者4の日常的な疲労の推定に役立てることができる。

20

【0078】

なお、本実施形態では、学習モデル16がニューラルネットワークである例を示したが、疲労状態判定システム100は、学習モデル16として、サポートベクターマシン又はランダムフォレスト等、ニューラルネットワーク以外のモデルを用いた形態であってもよい。本実施形態では、動作後データを作成するための下肢の疲労を伴う特定の動作として、所定歩数のヒールウォークを例示したが、動作後データを作成するための特定の動作は、下肢の疲労を伴う動作であれば、その他の動作であってもよい。特定の動作は、所定時間継続されたヒールウォークであってもよく、通常の歩行、トーウォーク又は早歩き等、ヒールウォーク以外の歩行であってもよい。特定の動作は、歩き方を限定しない所定歩数の歩行、又は所定時間継続された歩行であってもよい。特定の動作は、走ること、又は日常生活における動作等、歩行以外の動作を含んでいてもよい。

30

【0079】

<実施形態2>

実施形態1では、学習モデル16が教師あり学習により学習される形態を示した。実施形態2では、学習モデル16は、教師無し学習により学習され、使用者4の状態の異常度を状態情報として出力する異常検知モデルである。異常度は、下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態を正常な状態として、使用者4の状態の異常の程度を示す値である。異常度が大きい場合に、使用者4の状態は、異常な状態、即ち下肢の疲労を伴う動作を行った後の状態であると判定される。異常検知モデルとして、DAGMM (Deep Autoencoding Gaussian Mixture Model) を利用した例を示す。DAGMMは、下記の文献に記載されている。

40

【0080】

Bo Zong, Qi Song, Martin Renqiang Min, Wei Cheng, Cristian Lumezanu, Daeki Cho, and Haifeng Chen, "Deep Autoencoding Gaussian Mixture Model for Unsupervised Anomaly Detection", International Conference on Learning Representations, 2018.

【0081】

図12は、DAGMMの概要を示す概念図である。使用者4の状態はベクトル $z$ で表されるとする。ベクトル $z$ について、GMM (ガウス混合モデル) で表される $K$ 個のクラスタ

50

の夫々に属する確率が得られる。一歩行の期間における X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気の履歴を、ベクトル  $x$  で表す。ベクトル  $x$  は、圧縮ネットワーク (compression network) 71 へ入力される。圧縮ネットワーク 71 は、自己符号化器 (Autoencoder) である。圧縮ネットワーク 71 は、ベクトル  $x$  の入力に応じて、再構築ベクトル  $x'$  を出力する。再構築ベクトル  $x'$  は、自己符号化器によってベクトル  $x$  を再構築したものである。また、圧縮ネットワーク 71 は、潜在変数  $z_c$  を出力する。潜在変数  $z_c$  は、ベクトル  $x$  の低次元化された特徴表現である。

【0082】

ベクトル  $x$  及び再構築ベクトル  $x'$  から、再構築誤差に由来する特徴量  $z_r$  が計算される。ベクトル  $x$  と再構築ベクトル  $x'$  との誤差関数を  $f(x, x')$  として、 $z_r = f(x, x')$  である。使用者 4 の状態を表すベクトル  $z$  は、潜在変数  $z_c$  と特徴量  $z_r$  とを結合することにより得られる。ベクトル  $z$  は、 $z = [z_c, z_r]$  で表される。ベクトル  $z$  は、推定ネットワーク (estimation network) 72 へ入力される。推定ネットワーク 72 は、ニューラルネットワークである。推定ネットワーク 72 は、ベクトル  $z$  の入力に応じて、ベクトル  $z$  が各クラスタへ帰属する確率を示すベクトル  $\phi$  を出力する。ベクトル  $\phi$  は、 $K$  個の成分を有する。 $k$  を 1 以上  $K$  以下の自然数として、ベクトル  $\phi$  に含まれる成分  $\phi_k$  は、 $k$  番目のクラスタにベクトル  $z$  が属する確率である。ベクトル  $\phi$  はソフトマックス関数の出力として得られる。

【0083】

一つの動作前データから一つのベクトル  $x$  が得られる。動作前データは、下肢の疲労を伴う動作を行う前の人の足に装着されたセンサ装置 3 により一歩行の期間に測定された加速度、角速度及び地磁気の履歴からなる。複数の動作前データから、複数のベクトル  $x$  が得られ、夫々のベクトル  $x$  についてベクトル  $z$  が得られる。ベクトル  $x$  の数を  $N$  とする。 $i$  を 1 以上  $N$  以下の自然数として、 $i$  番目のベクトル  $z$  を  $z_i$  とし、 $k$  番目のクラスタにベクトル  $z_i$  が属する確率を  $\gamma_{ik}$  とする。 $k$  番目のクラスタの混合率  $\phi_k$  は下記の (1) 式で表され、 $k$  番目のクラスタの平均  $\mu_k$  は下記の (2) 式で表され、 $k$  番目のクラスタの共分散行列  $\Sigma_k$  は下記の (3) 式で表される。

【0084】

【数 1】

$$\phi_k = \sum_{i=1}^N \frac{\gamma_{ik}}{N} \quad \dots(1)$$

【0085】

【数 2】

$$\mu_k = \frac{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik} z_i}{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik}} \quad \dots(2)$$

【0086】

【数 3】

$$\Sigma_k = \frac{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik} (z_i - \mu_k)(z_i - \mu_k)^T}{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik}} \quad \dots(3)$$

【 0 0 8 7 】

ここで、負の対数尤度  $E(z)$  を、下記の (4) 式で計算することができる。負の対数尤度  $E(z)$  は、ベクトル  $z$  が  $K$  個のクラスから離れた度合いを示す。

【 0 0 8 8 】

【 数 4 】

$$E(z) = -\log \left( \sum_{k=1}^K \phi_k \frac{\exp \left( -\frac{1}{2} (z - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (z - \mu_k) \right)}{\sqrt{|2\pi \Sigma_k|}} \right) \cdots (4)$$

10

【 0 0 8 9 】

$i$  番目のベクトル  $x$  を  $x_i$  とし、 $i$  番目の再構築ベクトル  $x'$  を  $x_i'$  とする。DAGMM の目的関数  $J$  は、下記の (5) 式で表される。

【 0 0 9 0 】

【 数 5 】

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(x_i, x_i') + \frac{\lambda_1}{N} \sum_{i=1}^N E(z_i) + \lambda_2 \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^d \frac{1}{(\Sigma_k)_{jj}} \cdots (5)$$

20

【 0 0 9 1 】

(5) 式に含まれる  $L(x_i, x_i')$  は、再構築誤差を特徴づける損失関数である。例えば、 $L_2$  ノルムを用いて、 $L(x_i, x_i') = \|x_i - x_i'\|_2^2$  である。ベクトル  $z$  の次元である。  $(\Sigma_k)_{jj}$  は、共分散行列  $\Sigma_k$  の  $j$  番目の対角要素である。  $\|\cdot\|$  は行列式である。  $\lambda_1$  及び  $\lambda_2$  は定数であり、例えば、  $\lambda_1 = 0.1$ 、  $\lambda_2 = 0.005$  である。目的関数  $J$  を最小にするように圧縮ネットワーク 71 及び推定ネットワーク 72 のパラメータを調整することにより、圧縮ネットワーク 71 及び推定ネットワーク 72 は最適化される。また、圧縮ネットワーク 71 及び推定ネットワーク 72 のハイパーパラメータは、グリッドサーチ又はベイズ最適化等の方法により最適化することができる。

30

【 0 0 9 2 】

学習装置 6 は、複数の動作前データを用いて、圧縮ネットワーク 71 及び推定ネットワーク 72 の学習を行う。演算部 11 は、圧縮ネットワーク 71 及び推定ネットワーク 72 の学習を行うことにより、学習モデル 16 を生成する処理を行う。S11 では、演算部 11 は、複数の動作前データを生成し、複数の動作前データを記憶部 63 に記憶する。演算部 11 は、S12 の処理は実行しない。S13 では、演算部 11 は、学習モデル 16 を生成するために、複数の動作前データを訓練データとして、圧縮ネットワーク 71 及び推定ネットワーク 72 の教師無し学習を行う。演算部 11 は、複数の動作前データから複数のベクトル  $x$  を生成し、圧縮ネットワーク 71 及び推定ネットワーク 72 を利用して、複数のベクトル  $z$ 、各クラスタの混合率  $\phi_k$ 、各クラスタの平均  $\mu_k$ 、各クラスタの共分散行列  $\Sigma_k$ 、及び目的関数  $J$  を計算する。そして、演算部 11 は、目的関数  $J$  が可及的に小さくなるように、圧縮ネットワーク 71 及び推定ネットワーク 72 のパラメータを調整する。

40

【 0 0 9 3 】

演算部 61 は、調整された最終的なパラメータを記録した学習済みデータを記憶部 63 に記憶する。学習済みデータには、少なくとも、学習された圧縮ネットワーク 71 のパラメ

50

ータが含まれる。また、学習済みデータには、学習後の各クラスタの混合率  $k$ 、各クラスタの平均  $\mu_k$ 、及び各クラスタの共分散行列  $\Sigma_k$  が含まれる。疲労状態判定装置 1 が備える学習モデル 16 は、学習済みデータに基づいて製造される。例えば、学習済みデータに記録されたパラメータが記憶部 13 に書き込まれることにより、学習モデル 16 が製造される。

【0094】

図 13 は、実施形態 2 に係る学習モデル 16 の構成例を示す概念図である。学習モデル 16 は、圧縮ネットワーク 164 を有する。圧縮ネットワーク 164 は、学習された圧縮ネットワーク 71 と同等の自己符号化器である。一歩行の期間における X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気の履歴を表したベクトル  $x$  は、圧縮ネットワーク 164 へ入力される。圧縮ネットワーク 164 は、ベクトル  $x$  の入力に応じて、再構築ベクトル  $x'$  及び潜在変数  $z_c$  を出力する。学習モデル 16 は、誤差計算部 165 を有する。誤差計算部 165 は、ベクトル  $x$  及び再構築ベクトル  $x'$  から、再構築誤差に由来する特徴量  $z_r$  を計算する。潜在変数  $z_c$  及び特徴量  $z_r$  からベクトル  $z$  が得られる。

10

【0095】

学習モデル 16 は、異常度計算部 166 を有している。異常度計算部 166 は、ベクトル  $z$  と、学習によって得られた混合率  $k$ 、平均  $\mu_k$  及び共分散行列  $\Sigma_k$  とを用いて、異常度として、(4) により負の対数尤度  $E(z)$  を計算する。学習モデル 16 は、計算した異常度  $E(z)$  を、状態情報として出力する。混合率  $k$ 、平均  $\mu_k$  及び共分散行列  $\Sigma_k$  は、記憶部 13 に記憶されている。

20

【0096】

疲労状態判定装置 1 が判定の処理を実行する際には、演算部 11 は、S32 で、一歩行の期間における X 方向、Y 方向及び Z 方向の加速度、角速度及び地磁気の履歴からなるベクトル  $x$  を、学習モデル 16 へ入力する。ベクトル  $x$  を入力された学習モデル 16 は、圧縮ネットワーク 164 及び誤差計算部 165 の演算を行うことにより、ベクトル  $z$  を計算する。また、学習モデル 16 は、異常度計算部 166 の演算を行い、状態情報として異常度  $E(z)$  を出力する。異常度  $E(z)$  は、使用者 4 の状態が正常な状態からどの程度離れているのかを表す。状態情報の値が大きいほど、使用者 4 の状態が異常な状態である確率が高くなる。異常な状態とは、下肢の疲労を伴う動作を行った後の状態であると判定することが可能である。

30

【0097】

複数のベクトル  $x$  が得られる場合は、演算部 11 は、ベクトル  $x$  の学習モデル 16 への入力と、学習モデル 16 からの状態情報の出力とを、複数のベクトル  $x$  の夫々について個別に実行する。複数のベクトル  $x$  の夫々について状態情報が出力され、複数の状態情報が得られる。

【0098】

S33 では、演算部 11 は、状態情報の値が所定の閾値以下である場合に、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であると判定し、状態情報の値が所定の閾値を超過する場合に、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行った後の状態であると判定する。例えば、閾値は、訓練データとは異なるテスト用の複数の動作前データに基づいて設定される。複数の動作前データから得られる複数のベクトル  $x$  が学習モデル 16 へ入力され、複数の状態情報が学習モデル 16 から出力され、複数の状態情報の大部分が閾値以下となるように、閾値が設定される。例えば、複数の状態情報の 95% が閾値以下となるように、閾値が設定される。閾値は、記憶部 13 に記憶されている。或は、テスト用の複数の動作後データから得られる複数の状態情報の大部分が閾値を超過するように、閾値が設定されてもよい。演算部 11 は、状態情報の値が所定の閾値未満である場合に使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であると判定し、状態情報の値が所定の閾値以上である場合に、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行った後の状態であると判定してもよい。複数の状態情報が得られている場合は、演算部 11 は、複数の状態情報に基づいて判定を行う。

40

50

## 【 0 0 9 9 】

なお、学習モデル 1 6 は、異常度  $E(z)$  を計算する際に、予め記憶された混合率  $k$ 、平均  $\mu_k$  及び共分散行列  $k$  を用いるのではなく、異常度  $E(z)$  の計算の都度、混合率  $k$ 、平均  $\mu_k$  及び共分散行列  $k$  を計算する形態であってもよい。この形態では、学習モデル 1 6 は、推定ネットワークを含み、推定ネットワークを用いてベクトル  $z$  からベクトル  $k$  を計算し、ベクトル  $k$  及び訓練データから、混合率  $k$ 、平均  $\mu_k$  及び共分散行列  $k$  を計算し、異常度  $E(z)$  を計算する。

## 【 0 1 0 0 】

実施形態 2 においても、学習モデル 1 6 は、適切な学習を行うことにより、適切に状態情報を出力する。実施形態 3 においても、適切な学習モデル 1 6 を利用することにより、使用者 4 が筋電計を長時間装着し続けることなく、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを簡便に判定することができる。動作前データを訓練データとした教師無し学習により学習モデル 1 6 を学習するので、動作後データを用いずに学習モデル 1 6 を生成することができる。訓練データとして動作後データを用意する必要が無く、被験者に負担を強いて動作後データを作成する必要がない。このため、容易に訓練データを作成し、学習モデル 1 6 を生成することができる。実施形態 2 では、異常検知モデルとして D A G M M を利用した例を示したが、学習モデル 1 6 は、その他の異常検知モデルであってもよい。

## 【 0 1 0 1 】

< 実施形態 3 >

実施形態 1 及び 2 では、 $x$  方向、 $y$  方向及び  $z$  方向の加速度、角速度及び地磁気を、 $X$  方向、 $Y$  方向及び  $Z$  方向の加速度、角速度及び地磁気へ変換し、 $X$  方向、 $Y$  方向及び  $Z$  方向の加速度、角速度及び地磁気を学習モデル 1 6 へ入力した。実施形態 3 では、学習モデル 1 6 は、 $x$  方向、 $y$  方向及び  $z$  方向の加速度、角速度及び地磁気を入力される。図 1 4 は、実施形態 3 に係る学習モデル 1 6 の機能を示す概念図である。学習モデル 1 6 には、一歩行の期間における  $x$  方向、 $y$  方向及び  $z$  方向の加速度の履歴と、一歩行の期間における  $x$  方向、 $y$  方向及び  $z$  方向の角速度の履歴と、一歩行の期間における  $x$  方向、 $y$  方向及び  $z$  方向の地磁気の履歴と、 $X$  方向、 $Y$  方向及び  $Z$  方向に対する  $x$  方向、 $y$  方向及び  $z$  方向の姿勢角と、下肢の筋電位の特徴量とが入力される。

## 【 0 1 0 2 】

学習モデル 1 6 は、一歩行の期間における  $x$  方向、 $y$  方向及び  $z$  方向の加速度、角速度及び地磁気の履歴と、姿勢角の履歴と、下肢の筋電位の特徴量とが入力された場合に、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であることを示す状態情報を出力するように学習されている。また、学習モデル 1 6 は、筋電位の特徴量に関わるノードを確率的に不活性化しながら学習されることによって、下肢の筋電位の特徴量が入力されず、加速度、角速度及び地磁気の履歴と姿勢角の履歴とが入力された場合に使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であることを示す情報を出力するように、構成されている。

## 【 0 1 0 3 】

実施形態 3 では、疲労状態判定システム 1 0 0 は、S 2 4 を実行した後、S 2 5 及び S 2 6 を実行せず、疲労状態判定装置 1 は、S 2 4 で計算された姿勢角を記憶する。S 3 1 では、演算部 1 1 は、加速度、角速度及び地磁気の履歴と共に、一歩行の期間における姿勢角の履歴をも抽出する。S 3 2 では、演算部 1 1 は、加速度、角速度及び地磁気の履歴に加えて、姿勢角の履歴を学習モデル 1 6 へ入力する。また、演算部 1 1 は、筋電位の特徴量を学習モデル 1 6 へ入力せずに、学習モデル 1 6 に演算を行わせる。例えば、演算部 1 1 は、学習モデル 1 6 のノードの中で、筋電位の特徴量を入力されるノードと、加速度、角速度及び地磁気を用いずに筋電位の特徴量を用いて計算を行うノードとを不活性化する。学習モデル 1 6 は、筋電位の特徴量が入力されずに、加速度、角速度及び地磁気の履歴と姿勢角の履歴とを入力された場合に状態情報を出力するように機能する。実施形態 3 においても、学習モデル 1 6 は、適切な学習を行うことにより、適切に状態情報を出力する

10

20

30

40

50

。実施形態 3 においても、適切な学習モデル 16 を利用することにより、使用者 4 が筋電計を長時間装着し続けることなく、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを簡便に判定することができる。

【0104】

<実施形態 4>

図 15 は、実施形態 4 に係る疲労状態判定システム 100 の構成例を示す模式図である。疲労状態判定システム 100 は、センサ装置 3、及び端末装置 2 からなる。端末装置 2 は、学習モデル 16 を備えており、疲労状態判定装置として機能する。例えば、実施形態 4 では、学習モデル 16 は、コンピュータプログラム 231 に従って演算部 21 が情報処理を実行することにより実現される。端末装置 2 は、S23～S26 の処理と、S31～S34 の処理を実行する。実施形態 4 においても、適切な学習モデル 16 を利用することにより、使用者 4 が筋電計を長時間装着し続けることなく、使用者 4 の状態が下肢の疲労を伴う動作を行う前の状態であるか後の状態であるかを簡便に判定することができる。

10

【0105】

なお、疲労状態判定システム 100 は、センサ装置 3 が疲労状態判定装置として機能する形態であってもよい。この形態では、センサ装置 3 は、S22 を実行せずに、S21、S23～S26 及び S31～S34 の処理を実行する。S34 では、センサ装置 3 は、判定結果を端末装置 2 へ送信する。

【0106】

実施形態 1～4 においては、x 方向、y 方向及び z 方向と、X 方向、Y 方向及び Z 方向とは、互いに直交する三つの方向であるとしたが、直角以外の角度で交差する二つの方向が含まれていてもよい。実施形態 1～4 においては、使用者 4 の片足にセンサ装置 3 が装着される形態を示したが、疲労状態判定システム 100 は、使用者 4 の両足の夫々にセンサ装置 3 が装着される形態であってもよい。疲労状態判定装置 1 は、使用者 4 の両足の夫々について使用者 4 の状態を判定してもよく、二つのセンサ装置 3 の測定結果の両方に基づいて使用者 4 の状態を判定してもよい。

20

【0107】

本発明は上述した実施の形態の内容に限定されるものではなく、請求項に示した範囲で種々の変更が可能である。即ち、請求項に示した範囲で適宜変更した技術的手段を組み合わせて得られる実施形態も本発明の技術的範囲に含まれる。

30

【符号の説明】

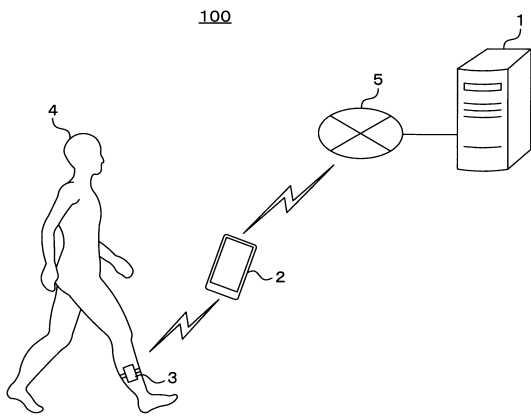
【0108】

- 1 疲労状態判定装置
- 10 記録媒体
- 100 疲労状態判定システム
- 131 コンピュータプログラム
- 16 学習モデル
- 2 端末装置
- 3 センサ装置
- 4 使用者
- 5 通信ネットワーク
- 6 学習装置

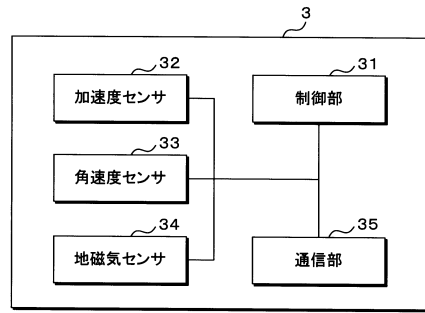
40

【図面】

【図1】

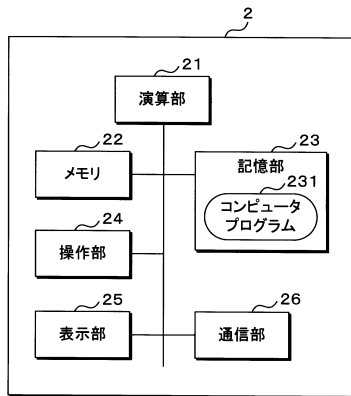


【図2】

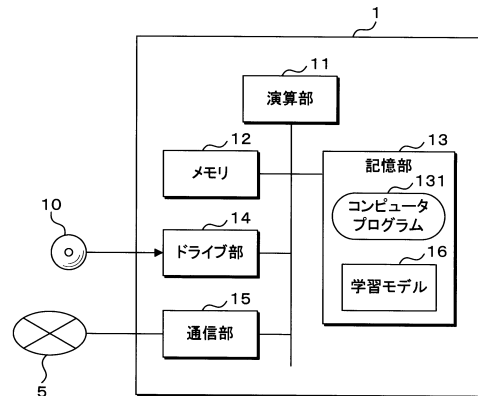


10

【図3】



【図4】



20

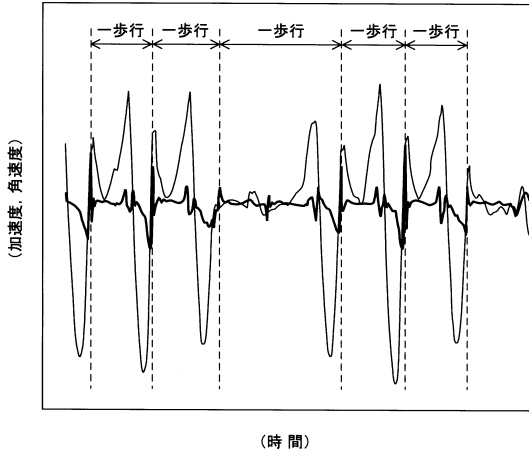
30

40

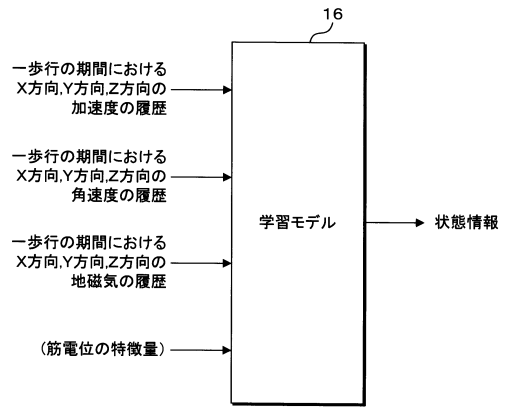
50



【図5】

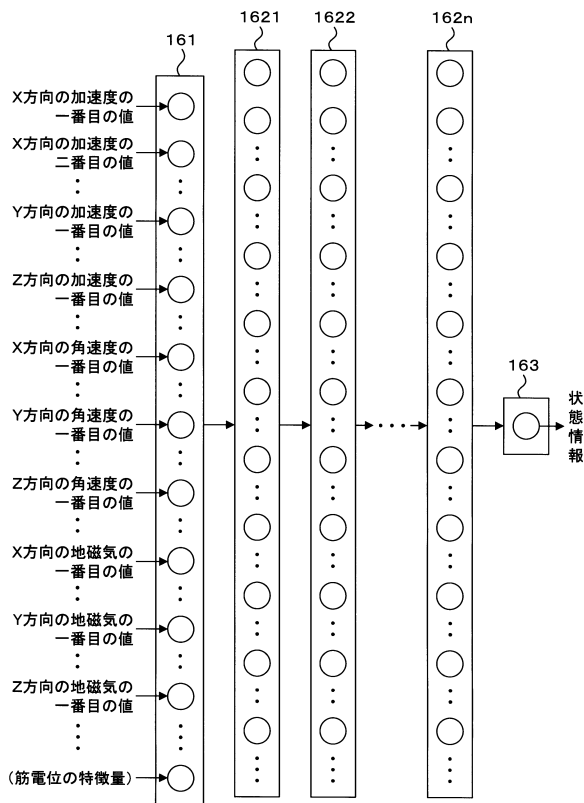


【図6】

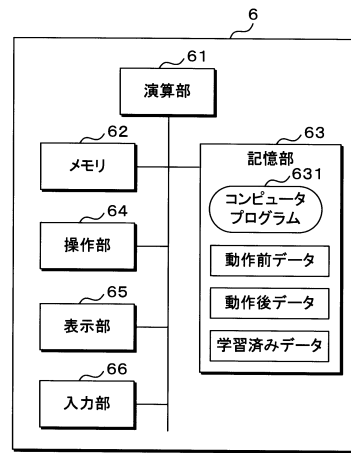


10

【図7】



【図8】



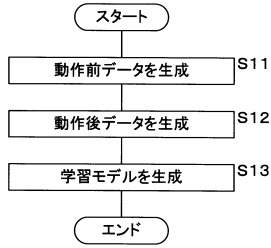
20

30

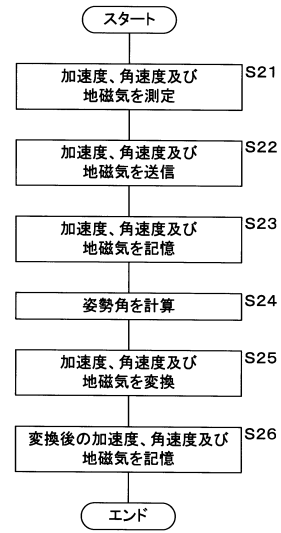
40

50

【 図 9 】

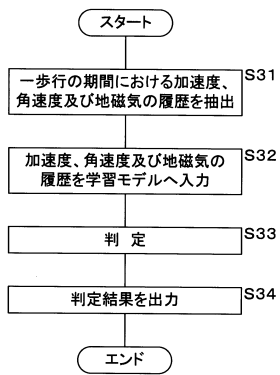


【 図 10 】

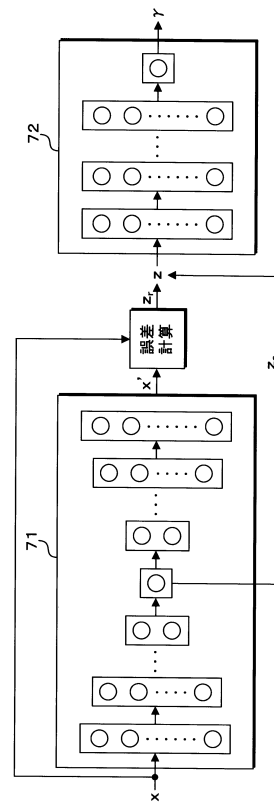


10

【 図 11 】



【 図 12 】



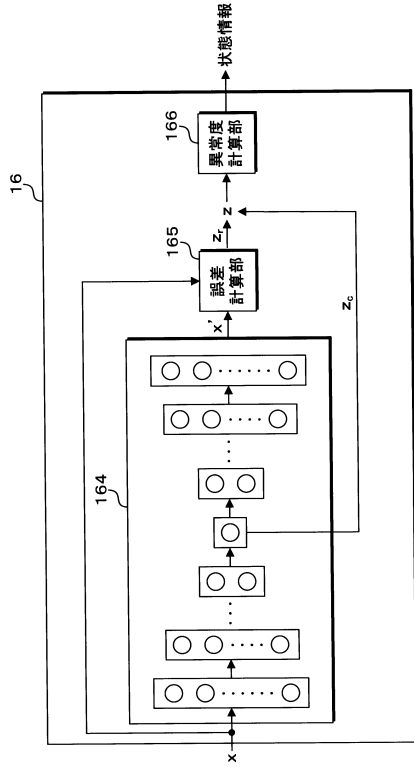
20

30

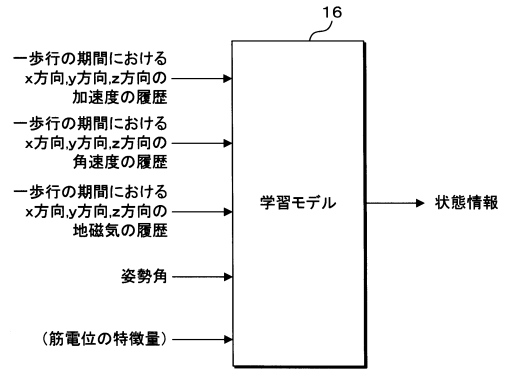
40

50

【 図 1 3 】



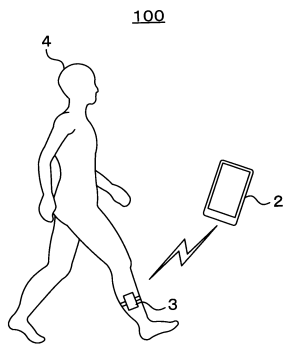
【 図 1 4 】



10

20

【 図 1 5 】



30

40

50

---

フロントページの続き

Fターム(参考) 4C038 PP01 PS01 VA16 VB14 VB34 VC20  
4C127 AA04 BB03 BB05 GG11 KK03