

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第6553741号

(P6553741)

(45) 発行日 令和1年7月31日(2019.7.31)

(24) 登録日 令和1年7月12日(2019.7.12)

(51) Int.Cl.	F I
A 6 1 B 5/113 (2006.01)	A 6 1 B 5/113 Z DM
A 6 1 B 5/08 (2006.01)	A 6 1 B 5/08
A 6 1 B 5/0456 (2006.01)	A 6 1 B 5/04 3 1 2 R
A 6 1 B 5/11 (2006.01)	A 6 1 B 5/11 1 0 0

請求項の数 13 (全 31 頁)

(21) 出願番号	特願2017-552730 (P2017-552730)	(73) 特許権者	000004226
(86) (22) 出願日	平成28年11月25日 (2016.11.25)		日本電信電話株式会社
(86) 国際出願番号	PCT/JP2016/084978		東京都千代田区大手町一丁目5番1号
(87) 国際公開番号	W02017/090732	(74) 代理人	100098394
(87) 国際公開日	平成29年6月1日 (2017.6.1)		弁理士 山川 茂樹
審査請求日	平成29年12月22日 (2017.12.22)	(74) 代理人	100153006
(31) 優先権主張番号	特願2015-229360 (P2015-229360)		弁理士 小池 勇三
(32) 優先日	平成27年11月25日 (2015.11.25)	(74) 代理人	100064621
(33) 優先権主張国	日本国 (JP)		弁理士 山川 政樹
(31) 優先権主張番号	特願2016-149625 (P2016-149625)	(72) 発明者	小笠原 隆行
(32) 優先日	平成28年7月29日 (2016.7.29)		東京都千代田区大手町一丁目5番1号 日
(33) 優先権主張国	日本国 (JP)		本電信電話株式会社内
		(72) 発明者	田島 卓郎
			東京都千代田区大手町一丁目5番1号 日
			本電信電話株式会社内

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】呼吸推定方法および装置

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

被験者の心機能に関する第1のデータの時系列信号と前記被験者の呼吸運動による加速度に関する第2のデータの時系列信号の各々から前記被験者の呼吸数をそれぞれ推定する第1のステップと、

前記第1のデータから推定した呼吸数と前記第2のデータから推定した呼吸数の各々についてカルマンフィルタによりノイズを濾した呼吸数をそれぞれ推定する第2のステップと、

この第2のステップで得られた複数の呼吸数の推定値の重み付け平均化処理を実行する第3のステップと、

前記第1のデータと前記第2のデータの各々の信頼度を示すエラー係数をそれぞれ測定する第4のステップと、

前記エラー係数に基づいて重み付け行列の成分である重み付け定数を求める第5のステップと、

前記カルマンフィルタの推定誤差が最小となるように前記カルマンフィルタの共分散推定誤差行列を更新する第6のステップと、

前記重み付け行列と前記共分散推定誤差行列とに基づいて前記カルマンフィルタのカルマン利得を更新する第7のステップとを含むことを特徴とする呼吸推定方法。

【請求項2】

請求項1記載の呼吸推定方法において、

10

20

前記第7のステップは、測定系雑音の共分散行列を前記重み付け行列に応じて調整し、調整後の共分散行列を用いて前記カルマン利得を算出するステップを含むことを特徴とする呼吸推定方法。

【請求項3】

被験者の心機能に関する第1のデータの時系列信号と前記被験者の呼吸運動による加速度に関する第2のデータの時系列信号の各々から前記被験者の呼吸数をそれぞれ推定する第1のステップと、

前記第1のデータから推定した呼吸数と前記第2のデータから推定した呼吸数の各々についてカルマンフィルタによりノイズを濾した呼吸数をそれぞれ推定する第2のステップと、

この第2のステップで得られた複数の呼吸数の推定値の重み付け平均化処理を実行する第3のステップとを含み、

前記第3のステップは、

前記第1のデータと前記第2のデータの各々に関する前記カルマンフィルタの自乗推定誤差から前記重み付け平均化処理のための重み付け定数を算出するステップと、

このステップで算出した重み付け定数を用いて、前記第1のデータに基づく呼吸数の推定値と前記第2のデータに基づく呼吸数の推定値とを重み付け平均化するステップとを含むことを特徴とする呼吸推定方法。

【請求項4】

請求項1乃至3のいずれか1項に記載の呼吸推定方法において、

前記第1のステップは、

前記第1のデータの時系列信号と前記第2のデータの時系列信号の各々をフーリエ変換することにより、前記第1のデータと前記第2のデータの各々の信号の周波数スペクトルをそれぞれ求めるステップと、

前記第1のデータから求めた周波数スペクトルと前記第2のデータから求めた周波数スペクトルの各々から前記被験者の呼吸数をそれぞれ推定するステップとを含むことを特徴とする呼吸推定方法。

【請求項5】

請求項1乃至4のいずれか1項に記載の呼吸推定方法において、

前記第1のデータとして、前記被験者の心電位波形からR波の振幅を検出する第1の検出ステップと、

前記第1のデータとして、前記被験者の心電位波形からR波と1つ前のR波との間隔であるRR間隔を検出する第2の検出ステップと、

前記第2のデータとして、前記被験者の呼吸運動による3軸加速度の信号から加速度ベクトルの角度変位を検出する第3の検出ステップとをさらに含むことを特徴とする呼吸推定方法。

【請求項6】

被験者の心機能に関する第1のデータの時系列信号と前記被験者の呼吸運動による加速度に関する第2のデータの時系列信号の各々から前記被験者の呼吸数をそれぞれ推定する呼吸数推定部と、

前記第1のデータから推定した呼吸数と前記第2のデータから推定した呼吸数の各々についてノイズを濾した呼吸数をそれぞれ推定するカルマンフィルタと、

このカルマンフィルタで得られた複数の呼吸数の推定値の重み付け平均化処理を実行する統合処理部と、

前記第1のデータと前記第2のデータの各々の信頼度を示すエラー係数をそれぞれ測定するエラー測定部と、

前記エラー係数に基づいて重み付け行列の成分である重み付け定数を求める重み付け定数生成部と、

前記カルマンフィルタの推定誤差が最小となるように前記カルマンフィルタの共分散推定誤差行列を更新する適応推定部と、

10

20

30

40

50

前記重み付け行列と前記共分散推定誤差行列とに基づいて前記カルマンフィルタのカルマン利得を更新する重み付け演算部とを備えることを特徴とする呼吸推定装置。

【請求項 7】

被験者の心機能に関する第 1 のデータの時系列信号と前記被験者の呼吸運動による加速度に関する第 2 のデータの時系列信号の各々から前記被験者の呼吸数をそれぞれ推定する呼吸数推定部と、

前記第 1 のデータから推定した呼吸数と前記第 2 のデータから推定した呼吸数の各々についてノイズを濾した呼吸数をそれぞれ推定するカルマンフィルタと、

このカルマンフィルタで得られた複数の呼吸数の推定値の重み付け平均化処理を実行する統合処理部とを備え、

前記統合処理部は、

前記第 1 のデータと前記第 2 のデータの各々に関する前記カルマンフィルタの自乗推定誤差から前記重み付け平均化処理のための重み付け定数を算出する重み付け定数生成処理部と、

この重み付け定数生成処理部によって算出された重み付け定数を用いて、前記第 1 のデータに基づく呼吸数の推定値と前記第 2 のデータに基づく呼吸数の推定値とを重み付け平均化する重み付け平均化処理部とから構成されることを特徴とする呼吸推定装置。

【請求項 8】

被験者の心機能に関する第 1 のデータの時系列信号と前記被験者の呼吸運動による加速度に関する第 2 のデータの時系列信号の各々から位相情報をそれぞれ抽出する第 1 のステップと、

前記第 1 のデータの位相情報と前記第 2 のデータの位相情報の各々についてカルマンフィルタによりノイズを濾した位相情報をそれぞれ推定する第 2 のステップと、

この第 2 のステップで得られた複数の推定位相値の重み付け平均化処理を実行する第 3 のステップと、

この第 3 のステップで統合された位相値を周波数に変換することにより、前記被験者の呼吸周波数を求める第 4 のステップとを含むことを特徴とする呼吸推定方法。

【請求項 9】

請求項 8 記載の呼吸推定方法において、

前記第 1 のステップは、

前記第 1 のデータと前記第 2 のデータの各々について、時系列信号をヒルベルト変換して実部成分と虚部成分の 2 つの信号成分をそれぞれ生成するステップと、

前記第 1 のデータと前記第 2 のデータの各々について、前記実部成分と前記虚部成分とから角度をそれぞれ算出するステップと、

前記第 1 のデータと前記第 2 のデータの各々について、前記角度を連続した位相値にする位相アンラップをそれぞれ行うステップとを含むことを特徴とする呼吸推定方法。

【請求項 10】

請求項 8 または 9 記載の呼吸推定方法において、

前記第 3 のステップは、

前記第 1 のデータと前記第 2 のデータの各々に関する前記カルマンフィルタの自乗推定誤差から重み付け定数を算出するステップと、

このステップで算出した重み付け定数を用いて、前記第 1 のデータの推定位相値と前記第 2 のデータの推定位相値の重み付け平均化処理を実行するステップとを含むことを特徴とする呼吸推定方法。

【請求項 11】

請求項 8 乃至 10 のいずれか 1 項に記載の呼吸推定方法において、

前記第 1 のデータの時系列信号と前記第 2 のデータの時系列信号の各々を、心電位波形のサンプリング周波数および 3 軸加速度信号のサンプリング周波数よりも遅いサンプリング周波数でそれぞれサンプリングする第 5 のステップと、

前記第 5 のステップで取得した前記第 1 のデータの時系列信号と前記第 2 のデータの時

10

20

30

40

50

系列信号の各々をそれぞれ帯域制限する第6のステップとをさらに含み、

前記第1のステップは、前記第6のステップで帯域制限した前記第1のデータの時系列信号と前記第2のデータの時系列信号の各々から位相情報をそれぞれ抽出するステップを含むことを特徴とする呼吸推定方法。

【請求項12】

請求項8乃至11のいずれか1項に記載の呼吸推定方法において、

前記第1のデータとして、前記被験者の心電位波形からR波の振幅を検出する第1の検出ステップと、

前記第1のデータとして、前記被験者の心電位波形からR波と1つ前のR波との間隔であるRR間隔を検出する第2の検出ステップと、

前記加速度データとして、前記被験者の呼吸運動による3軸加速度の信号から加速度ベクトルの角度変位を検出する第3の検出ステップとをさらに含むことを特徴とする呼吸推定方法。

【請求項13】

被験者の心機能に関する第1のデータの時系列信号と前記被験者の呼吸運動による加速度に関する第2のデータの時系列信号の各々から位相情報をそれぞれ抽出する特徴量抽出部と、

この特徴量抽出部で得られた前記第1のデータの位相情報と前記第2のデータの位相情報の各々についてノイズを濾した位相情報をそれぞれ推定するカルマンフィルタと、

このカルマンフィルタで得られた前記第1のデータの推定位相値と前記第2のデータの推定位相値の重み付け平均化処理を実行する統合処理部と、

この統合処理部で統合された位相値を周波数に変換することにより、前記被験者の呼吸周波数を求める呼吸周波数変換部とを備えることを特徴とする呼吸推定装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、生体情報センサを用いて被験者の呼吸状態を推定する呼吸推定方法および装置に関するものである。

【背景技術】

【0002】

人の呼吸を継続的に観察する呼吸連続モニタリングは、呼吸器系疾患の診断や呼吸器系疾患患者のリハビリテーション、胎児や患者の遠隔監視、ストレス診断等への応用が期待されている。一般的な呼吸計測の方法としては、マスクによる呼吸フロー計、鼻腔に設置したサーミスターによる熱計測、胸部での歪み計測バンド、胸部の電流インピーダンス計などが用いられるが、これらの方法には、被験者に装置装着時の違和感を与えるという問題がある。

【0003】

一方、近年、ウェアラブル機器の進展により、人体への装着感がより軽減されたデバイスが開発されている。例えば、図22に示すようなシャツ等の衣類100に電極101、102を埋め込んだウェアラブルセンサが提案されている（特許文献1）。このウェアラブルセンサは、導電性繊維からなる電極101、102を心臓103の近くに配置し、配線を介して電極101、102と端末（不図示）とを接続することにより、ウェアラブル心電計として機能する。

【0004】

以前より、心電位から人の呼吸の状態を推定することは試みられているが、心電位のR波と1つ前のR波の間隔であるRR間隔を用いて被験者の呼吸の状態を推定しようとした場合、被験者の自律神経系の影響が顕著に現れ、測定時や測定前後の被験者の精神状態や被験者の年齢により推定結果が変化する。また、心電位のR波振幅を用いて被験者の呼吸の状態を推定しようとした場合、被験者の体動や皮膚状態による電極と皮膚との接触インピーダンスの変化、および被験者の体格や皮膚状態の個人差によって測定誤差が生じる。

【0005】

このようなことから、例えば非特許文献1では、従来の心電計のデータに被験者の加速度のデータを加えて、被験者の呼吸の状態（呼吸数）を推定する方法が開示されている。この非特許文献1に開示された方法では、心電位のRR間隔とR波振幅と加速度の3つの指標の重み付け平均をとることによって、推定精度を向上させる。非特許文献1に開示された方法では、RR間隔から推定した呼吸レートを BR_{RSA} 、R波振幅から推定した呼吸レートを BR_{QRSa} 、加速度データから推定した呼吸レートを BR_{accel} とすると、その重み付け平均をとった呼吸レート $BR_{combined}$ は、次式のようになる。

$$BR_{combined} = \frac{(Q_{RSA} BR_{RSA} + Q_{QRSa} BR_{QRSa} + Q_{accel} BR_{QRSa})}{(Q_{RSA} + Q_{QRSa} + Q_{accel})} \quad \dots (1) \quad 10$$

【0006】

式(1)の重み付け定数 Q_{RSA} 、 Q_{QRSa} 、 Q_{accel} は、RR間隔、R波振幅、加速度のそれぞれの指標によって異なり、信号品質によって0～1の範囲で調整される。時系列データのピーク検出により、ピーク振幅の標準偏差、ピーク振幅の平均値、極小値間の時間変化定数、極大値と極小値の数と全ての極大値と極小値の数の比の4つのパラメータの線形和として誤差定数Eが算出され、信号品質Qが式(2)で計算される。

$$Q = \exp \{ - (E / \tau) \} \quad \dots (2)$$

ここで τ は経験的に定められた定数である。なお、信号振幅がノイズレベルの場合、Qはゼロに設定される。

【0007】

また、このような複数のセンサを利用したロバストな統合演算処理については、ロボット制御やバイオ医療、装置モニタリング等の分野において、カルマンフィルタを用いた方法が知られている（非特許文献2）。カルマンフィルタに基づく統合処理は、バイオ医療分野では、心電波形と動脈血圧による心拍数のロバスト計測に適用されている（非特許文献3）。

【0008】

しかしながら、非特許文献1に開示された方法では、心拍周期によって呼吸サンプリング間隔が制限されるため、周期の早い呼吸曲線を計測することが難しいという問題点があった。また、非特許文献1に開示された方法では、心電位のR波振幅の大小や加速度計の信号波形振幅の大小が被験者の体動によるアーチファクトからも発生し、また個人差により、呼吸レートの算出に用いる定数 τ を変えなければならないため、必ずしもSN (signal-to-noise) 比が向上せず、呼吸推定精度が向上しないという問題点があった。

【0009】

また、被験者の呼吸状態を推定する分野においては、従来、カルマンフィルタに基づく信号の統合処理は実現されていなかった。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0010】

【特許文献1】特開2015-83045号公報

【非特許文献】

【0011】

【非特許文献1】A.M.Chan, N.Ferdosi, and R.Narasimhan, "Ambulatory Respiratory Rate Detection using ECG and a Triaxial Accelerometer", 35th Annual International Conference of the IEEE EMBS, pp.4058-4061, July, 2013

【非特許文献2】R.C.Luo, C.C.Yih, and K.L.Su, "Multisensor fusion and integration: approaches, applications, and future research directions", IEEE Journal Sensor, pp.107-119, Vol.2, no.2, Apr.2002

【非特許文献3】Q Li, R G Mark, and G D Clifford, "Robust heart rate estimation from multiple asynchronous noisy sources using signal quality indices and a Kalman filter", Physiological Measurement, 29, pp.15-32, 2008

10

20

30

40

50

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0012】

本発明は、上記課題を解決するためになされたもので、様々な状況下での呼吸推定精度を高めることができる呼吸推定方法および装置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】

【0013】

本発明の呼吸推定方法は、被験者の心機能に関する第1のデータの時系列信号と前記被験者の呼吸運動による加速度に関する第2のデータの時系列信号の各々から前記被験者の呼吸数をそれぞれ推定する第1のステップと、前記第1のデータから推定した呼吸数と前記第2のデータから推定した呼吸数の各々についてカルマンフィルタによりノイズを濾した呼吸数をそれぞれ推定する第2のステップと、この第2のステップで得られた複数の呼吸数の推定値の重み付け平均化処理を実行する第3のステップと、前記第1のデータと前記第2のデータの各々の信頼度を示すエラー係数をそれぞれ測定する第4のステップと、前記エラー係数に基づいて重み付け行列の成分である重み付け定数を求める第5のステップと、前記カルマンフィルタの推定誤差が最小となるように前記カルマンフィルタの共分散推定誤差行列を更新する第6のステップと、前記重み付け行列と前記共分散推定誤差行列とに基づいて前記カルマンフィルタのカルマン利得を更新する第7のステップとを含むことを特徴とするものである。

また、本発明の呼吸推定方法は、被験者の心機能に関する第1のデータの時系列信号と前記被験者の呼吸運動による加速度に関する第2のデータの時系列信号の各々から前記被験者の呼吸数をそれぞれ推定する第1のステップと、前記第1のデータから推定した呼吸数と前記第2のデータから推定した呼吸数の各々についてカルマンフィルタによりノイズを濾した呼吸数をそれぞれ推定する第2のステップと、この第2のステップで得られた複数の呼吸数の推定値の重み付け平均化処理を実行する第3のステップとを含み、前記第3のステップは、前記第1のデータと前記第2のデータの各々に関する前記カルマンフィルタの自乗推定誤差から前記重み付け平均化処理のための重み付け定数を算出するステップと、このステップで算出した重み付け定数を用いて、前記第1のデータに基づく呼吸数の推定値と前記第2のデータに基づく呼吸数の推定値とを重み付け平均化するステップとを含むことを特徴とするものである。

【0014】

また、本発明の呼吸推定装置は、被験者の心機能に関する第1のデータの時系列信号と前記被験者の呼吸運動による加速度に関する第2のデータの時系列信号の各々から前記被験者の呼吸数をそれぞれ推定する呼吸数推定部と、前記第1のデータから推定した呼吸数と前記第2のデータから推定した呼吸数の各々についてノイズを濾した呼吸数をそれぞれ推定するカルマンフィルタと、このカルマンフィルタで得られた複数の呼吸数の推定値の重み付け平均化処理を実行する統合処理部と、前記第1のデータと前記第2のデータの各々の信頼度を示すエラー係数をそれぞれ測定するエラー測定部と、前記エラー係数に基づいて重み付け行列の成分である重み付け定数を求める重み付け定数生成部と、前記カルマンフィルタの推定誤差が最小となるように前記カルマンフィルタの共分散推定誤差行列を更新する適応推定部と、前記重み付け行列と前記共分散推定誤差行列とに基づいて前記カルマンフィルタのカルマン利得を更新する重み付け演算部とを備えることを特徴とするものである。

また、本発明の呼吸推定装置は、被験者の心機能に関する第1のデータの時系列信号と前記被験者の呼吸運動による加速度に関する第2のデータの時系列信号の各々から前記被験者の呼吸数をそれぞれ推定する呼吸数推定部と、前記第1のデータから推定した呼吸数と前記第2のデータから推定した呼吸数の各々についてノイズを濾した呼吸数をそれぞれ推定するカルマンフィルタと、このカルマンフィルタで得られた複数の呼吸数の推定値の重み付け平均化処理を実行する統合処理部とを備え、前記統合処理部は、前記第1のデータと前記第2のデータの各々に関する前記カルマンフィルタの自乗推定誤差から前記重み

付け平均化処理のための重み付け定数を算出する重み付け定数生成処理部と、この重み付け定数生成処理部によって算出された重み付け定数を用いて、前記第1のデータに基づく呼吸数の推定値と前記第2のデータに基づく呼吸数の推定値とを重み付け平均化する重み付け平均化処理部とから構成されることを特徴とするものである。

【0015】

また、本発明の呼吸推定方法は、被験者の心機能に関する第1のデータの時系列信号と前記被験者の呼吸運動による加速度に関する第2のデータの時系列信号の各々から位相情報をそれぞれ抽出する第1のステップと、前記第1のデータの位相情報と前記第2のデータの位相情報の各々についてカルマンフィルタによりノイズを濾した位相情報をそれぞれ推定する第2のステップと、この第2のステップで得られた複数の推定位相値の重み付け平均化処理を実行する第3のステップと、この第3のステップで統合された位相値を周波数に変換することにより、前記被験者の呼吸周波数を求める第4のステップとを含むことを特徴とするものである。

10

【0016】

また、本発明の呼吸推定装置は、被験者の心機能に関する第1のデータの時系列信号と前記被験者の呼吸運動による加速度に関する第2のデータの時系列信号の各々から位相情報をそれぞれ抽出する特徴量抽出部と、この特徴量抽出部で得られた前記第1のデータの位相情報と前記第2のデータの位相情報の各々についてノイズを濾した位相情報をそれぞれ推定するカルマンフィルタと、このカルマンフィルタで得られた前記第1のデータの推定位相値と前記第2のデータの推定位相値の重み付け平均化処理を実行する統合処理部と、この統合処理部で統合された位相値を周波数に変換することにより、前記被験者の呼吸周波数を求める呼吸周波数変換部とを備えることを特徴とするものである。

20

【発明の効果】

【0017】

本発明によれば、被験者の心機能に関する第1のデータの時系列信号と被験者の呼吸運動による加速度に関する第2のデータの時系列信号の各々から被験者の呼吸数を推定し、第1のデータから推定した呼吸数と第2のデータから推定した呼吸数の各々についてノイズを濾した呼吸数をカルマンフィルタで推定し、このカルマンフィルタで得られた複数の呼吸数の推定値を重み付け平均化処理することにより、個人差や幅広い測定状態に対して被験者の呼吸数を推定可能であり、かつ被験者の体動のアーチファクトの影響も低減することができ、呼吸推定精度を高めることができる。

30

【0018】

また、本発明によれば、被験者の心機能に関する第1のデータの時系列信号と被験者の呼吸運動による加速度に関する第2のデータの時系列信号の各々から位相情報を抽出し、これらの位相情報の各々をカルマンフィルタで処理し、第1のデータの推定位相値と第2のデータの推定位相値とを重み付け平均化処理することにより、個人差や幅広い測定状態に対して被験者の呼吸周波数を推定可能であり、かつ被験者の体動のアーチファクトの影響も低減することができ、呼吸推定精度を高めることができる。

【図面の簡単な説明】

【0019】

40

【図1】図1は、本発明の第1実施例に係る呼吸推定装置の1構成例を示すブロック図である。

【図2】図2は、本発明の第1実施例に係る呼吸推定装置の動作を説明するフローチャートである。

【図3】図3は、本発明の第1実施例に係る呼吸推定装置の呼吸数推定部の詳細な動作を説明するフローチャートである。

【図4】図4は、本発明の第1実施例に係る呼吸推定装置のカルマンフィルタのブロック線図である。

【図5】図5は、本発明の第1実施例に係る呼吸推定装置の重み付け定数生成部と重み付け演算部と適応推定部の動作を説明するフローチャートである。

50

【図 6】図 6 は、本発明の第 1 実施例に係る呼吸推定装置の統合処理部の構成例を示すブロック図である。

【図 7】図 7 は、本発明の第 1 実施例に係る呼吸推定装置の統合処理部の詳細な動作を説明するフローチャートである。

【図 8】図 8 は、本発明の第 1 実施例に係る呼吸推定装置による呼吸数の統合結果を示す図である。

【図 9】図 9 は、本発明の第 2 実施例に係る呼吸推定装置の構成を示すブロック図である。

【図 10】図 10 は、本発明の第 2 実施例に係る呼吸推定装置の動作を説明するフローチャートである。

【図 11】図 11 は、本発明の第 2 実施例において特徴量抽出処理以降の動作を詳細に説明するフローチャートである。

【図 12 A - 12 D】図 12 A は、本発明の第 2 実施例に係る呼吸推定装置の特徴量抽出部の構成を示すブロック図、図 12 B、図 12 C、図 12 D は、特徴量抽出部の各部の信号波形を示す図である。

【図 13】図 13 は、本発明の第 2 実施例に係る呼吸推定装置の特徴量抽出部の詳細な動作を説明するフローチャートである。

【図 14】図 14 は、本発明の第 2 実施例に係る呼吸推定装置のカルマンフィルタの処理を説明する図である。

【図 15】図 15 は、本発明の第 2 実施例に係る呼吸推定装置のカルマンフィルタのブロック線図である。

【図 16】図 16 は、本発明の第 2 実施例におけるカルマンフィルタ処理後の推定位相を示す図である。

【図 17】図 17 は、角度変位の位相情報を基に推定した呼吸周波数信号列、および角度変位の位相情報にカルマンフィルタ処理を適用した後の位相情報を基に推定した呼吸周波数信号列を示す図である。

【図 18】図 18 は、本発明の第 2 実施例に係る呼吸推定装置の統合処理部の構成を示すブロック図である。

【図 19】図 19 は、本発明の第 2 実施例に係る呼吸推定装置の統合処理部の詳細な動作を説明するフローチャートである。

【図 20】図 20 は、本発明の第 2 実施例に係る呼吸推定装置で得られた呼吸周波数信号列、およびカルマンフィルタ処理後の角度変位、RR 間隔、R 波振幅の位相情報を基に推定した呼吸周波数信号列を示す図である。

【図 21】図 21 は、本発明の第 1、第 2 実施例に係る呼吸推定装置を実現するコンピュータの構成例を示すブロック図である。

【図 22】図 22 は、ウェアラブルセンサを人体に装着した様子を示す模式図である。

【発明を実施するための形態】

【0020】

[第 1 実施例]

以下、本発明の実施例について図面を参照して説明する。図 1 は本発明の第 1 実施例に係る呼吸推定装置の構成を示すブロック図である。呼吸推定装置は、被験者の心電位波形を測定する心電計 1 と、被験者の呼吸運動による 3 軸加速度を検出する 3 軸加速度計 2 と、心電計 1 と 3 軸加速度計 2 で得られたデータを記憶する記憶部 3、4 と、心電位波形から R 波振幅を検出する R 波振幅検出部 5 と、心電位波形から RR 間隔を検出する RR 間隔検出部 6 と、3 軸加速度信号から加速度ベクトルの角度変位を検出する加速度変位検出部 7 とを備えている。また、呼吸推定装置は、R 波振幅の時系列信号、RR 間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号の各々をサンプリングする標本化部 8 と、R 波振幅の時系列信号、RR 間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号の各々を帯域制限するバンドパスフィルタ 9 とを備えている。また、呼吸推定装置は、バンドパスフィルタ 9 で得られた R 波振幅の時系列信号、RR 間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号の各々をフーリエ変換し

10

20

30

40

50

て、R波振幅、R R間隔、角度変位の各々の信号の周波数スペクトルを求め、これら周波数スペクトルの各々から被験者の呼吸数を推定する呼吸数推定部10を備えている。また、呼吸推定装置は、R波振幅の時系列信号から推定した呼吸数とR R間隔の時系列信号から推定した呼吸数と角度変位の時系列信号から推定した呼吸数の各々についてノイズを濾した呼吸数を推定するカルマンフィルタ11と、カルマンフィルタ11で得られた呼吸数の推定値を重み付け平均化することにより、データを統合する統合処理部12とを備えている。さらに、呼吸推定装置は、R波振幅、R R間隔、角度変位の各々の信頼度を示すエラー係数を測定するエラー測定部13と、エラー係数に基づいて重み付け行列の成分である重み付け定数を求める重み付け定数生成部14と、カルマンフィルタ11の推定誤差が最小となるようにカルマンフィルタ11の共分散推定誤差行列を更新する適応推定部15と、重み付け行列と共分散推定誤差行列に基づいてカルマン利得を更新する重み付け演算部16とを備えている。

10

【0021】

図2は呼吸推定装置の動作を説明するフローチャートである。心電計1は、被験者の心電位波形を測定し、心電位波形の時系列信号列を出力する(図2ステップS100)。記憶部3は、心電計1から出力された心電位波形の時系列信号列を記憶する。

【0022】

周知のとおり、心電位波形は、連続した心拍波形からなり、1つの心拍波形は、心房や心室の活動を反映したP波、Q波、R波、S波、T波等の成分からなっている。R波振幅検出部5は、記憶部3に格納された心電位波形の信号からR波の振幅を検出する(図2ステップS101)。

20

【0023】

具体的には、R波振幅検出部5は、ウェーブレット変換を用いて、R波のピーク、Q波のピーク、S波のピークを検出する。そして、R波振幅検出部5は、R波のピーク値からS波のピーク値までの振幅をR波振幅とする。このように、R波とS波との差を用いることにより、心電位波形のベースラインの変動の影響を低減することができる。R波振幅検出部5は、心電位波形のR波ごとに振幅検出を行う。

【0024】

R R間隔検出部6は、記憶部3に格納された心電位波形の信号からR R間隔を検出する(図2ステップS102)。R R間隔検出部6は、上記と同様にウェーブレット変換を用いてR波のピークを検出し、R波と1つ前のR波の時間間隔であるR R間隔を求める。R R間隔検出部6は、心電位波形のR波ごとにR R間隔検出を行う。

30

【0025】

一方、3軸加速度計2は、例えば被験者の胸部に装着され、被験者の呼吸運動による3軸加速度を検出して、3軸加速度の時系列信号列を出力する(図2ステップS103)。記憶部4は、3軸加速度計2から出力された3軸加速度の時系列信号列を記憶する。なお、本実施例の3軸加速度計2は、回転速度検出手段、例えばジャイロセンサー(不図示)を具備しており、X方向、Y方向、Z方向の3軸の各々について回転速度を検出できるようになっている。

【0026】

40

加速度変位検出部7は、記憶部4に格納された3軸加速度の信号から加速度ベクトルの角度変位を検出する(図2ステップS104)。この角度変位を検出するには、X、Y、Zの3軸方向の加速度変位の平均から加速度の変化面を規定した後に、X、Y、Zの3軸の加速度データからなる加速度ベクトルの前記変化面への射影ベクトルの角度を角度変位として算出すればよい。

【0027】

このような方法は、例えば文献「A.Bates, M.J.Ling, J.Mann and D.K.Arvind, "Respiratory rate and flow waveform estimation from tri-axial accelerometer data", International Conference on Body Sensor Network, pp.144-150, June 2010」に開示されている。加速度変位検出部7は、このような角度変位の検出を加速度のサンプリング周

50

期ごとに行う。

【0028】

続いて、標本化部8は、R波振幅検出部5から出力されるR波振幅の時系列信号、RR間隔検出部6から出力されるRR間隔の時系列信号、加速度変位検出部7から出力される角度変位の時系列信号の各々を、心電計1のサンプリング周波数および3軸加速度計2のサンプリング周波数よりも遅いサンプリング周波数（例えば15Hz間隔）でダウンサンプリングする（図2ステップS105）。さらに、標本化部8は、R波振幅の時系列信号、RR間隔の時系列信号については、15Hz間隔へのダウンサンプリングを行った後に、5秒ステップサイズで30秒間の時間領域にサンプリングする。ここで、DC（直流）成分は削除する。

10

【0029】

バンドパスフィルタ9は、標本化部8が取得したR波振幅の時系列信号、RR間隔の時系列信号、および角度変位の時系列信号の各々を帯域制限する（図2ステップS106）。バンドパスフィルタ9を用いる理由は、人の呼吸周波数が低周波のみに限られるためである。このバンドパスフィルタ9の典型的な通過帯域は、例えば0.15～0.4Hzである。

【0030】

なお、R波振幅の時系列信号、RR間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号の各々から得られる呼吸数の推定値に相違があるため、これら時系列信号の各々に対するバンドパスフィルタ9の通過帯域を異なる値に設定してもよい。例えば角度変位から得られる呼吸数は6～60BrPM（0.1～1.0Hz）であり、R波振幅から得られる呼吸数は6BrPM～心拍数の半分程度であり、RR間隔から得られる呼吸数は9BrPM～心拍数の半分程度である。

20

【0031】

次に、呼吸数推定部10は、バンドパスフィルタ9によって帯域制限されたR波振幅の時系列信号、RR間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号の各々から被験者の呼吸数を推定する（図2ステップS107）。本実施例では、人の呼吸の動きを波形で表したときに、呼吸曲線の理想モデルにおいては、人の呼吸の動きが正弦波になると仮定し、周波数解析により呼吸数情報を抽出する。図3は呼吸数推定部10の詳細な動作を説明するフローチャートである。

30

【0032】

まず、呼吸数推定部10は、R波振幅の時系列信号、RR間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号の各々にハミング窓関数を掛け合わせた後に、R波振幅の時系列信号、RR間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号の各々を高速フーリエ変換して、R波振幅、RR間隔、角度変位の各々の信号の周波数スペクトルを求める（図3ステップS1070）。周知のとおり、ハミング窓関数は、所望の入力データを切り出すために使用される。

【0033】

続いて、呼吸数推定部10は、高速フーリエ変換で得られたR波振幅の周波数スペクトル、RR間隔の周波数スペクトル、角度変位の周波数スペクトルの各々について、ピークの周波数を被験者の呼吸周波数として検出する。

40

【0034】

このとき、呼吸数推定部10は、周波数スペクトルに複数のピークが現れた場合には、強度が最大のピークの周波数を当該周波数スペクトルから求まる呼吸周波数とする。呼吸数は呼吸周波数の逆数である。こうして、呼吸数推定部10は、R波振幅の時系列信号、RR間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号の各々から被験者の呼吸数を推定することができる（図3ステップS1071）。

【0035】

次に、カルマンフィルタ11は、呼吸数推定部10がR波振幅の時系列信号から推定した呼吸数と呼吸数推定部10がRR間隔の時系列信号から推定した呼吸数と呼吸数推定部10が角度変位の時系列信号から推定した呼吸数の各々についてノイズを濾した呼吸数を

50

推定する（図2ステップS108）。

【0036】

図4はカルマンフィルタ11の構成を示すブロック線図である。ベイジアン推定と自動再帰推定に基づくカルマンフィルタは、ノイズが無相関で、ゼロ平均、白色雑音の際に、最適線形推定器であることが知られている。このような条件が真でなくても、最適ではないが最良の線形推定器と考えられる。呼吸数推定部10がR波振幅の時系列信号から推定した呼吸数の値とRR間隔の時系列信号から推定した呼吸数の値と角度変位の時系列信号から推定した呼吸数の値とは、それぞれカルマンフィルタ11に入力される。生体システムを記述する物理量 x_k は再帰的に決定されており、次式で表される。

【0037】

【数1】

$$x_{k+1} = Ax_k + w_k \quad \dots (3)$$

$$u_k = Hx_k + v_k \quad \dots (4)$$

【0038】

ここで、 u_k はシステム入力、 x_k は雑音無しの物理量である。また、 A はシステムモデルを示す $n \times m$ 行列（ m は測定数、 n は生体システムからの信号数で、本実施例では $n=3$ ）、 H は測定系モデルを示す $m \times n$ 行列である。式（3）に示すように、物理量 x_{k+1} には、前時刻における物理量 Ax_k と、 w_k の生体システム雑音とが含まれる。式（4）に示すように、システム入力 u_k には、測定値 Hx_k と、 v_k の測定系雑音とが含まれる。本実施例の場合、測定値 Hx_k は、呼吸数推定部10から入力される呼吸数の値である。システムの更新は下記式により行う。

【0039】

【数2】

$$d_k = u_k - HA\hat{x}_{k-1} \quad \dots (5)$$

$$\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + S_k d_k \quad \dots (6)$$

【0040】

ここで、 d_k はカルマンイノベーション、ハット x_k は物理量 x_k の推定値（本実施例では呼吸数の推定値）である。以下、同様に文字上に付した「ハット」をハットと呼ぶ。ここで、 S_k は従来の $n \times m$ 行列のカルマン利得とは異なる。変更カルマン利得 S_k は次式より求める。

【0041】

【数3】

$$S_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + G_k)^{-1} \quad \dots (7)$$

【0042】

ここで、 P_k^- はハット x_k の共分散推定誤差行列であり、 H^T は行列 H の転置行列であり、 G_k は測定系雑音 v_k の共分散行列である R_k に基づくパラメータ（行列）である。式（7）によれば、既知の情報を用いて、共分散行列 R_k を調整することによりパラメータ G_k を求め、変更カルマン利得 S_k を決定することができる。既知の情報は、例えば、外部からのインパルス雑音やセンサ固有の雑音であり、重み付け演算部16からの定数および定常パラメータからなる。

【0043】

パラメータ G_k には従来のカルマンフィルタで用いることができない情報が含まれているので、共分散推定誤差行列 P_k^- を更新するのに用いるのは適切ではない。パラメータ G

10

20

30

40

50

k の推定方法は後述するが、本実施例では、共分散推定誤差行列 P_k^- の更新には、共分散行列 R_k を用いた標準的な算定法を採用する。従来のカルマン利得行列 K_k は次のように定義される。

【0044】

【数4】

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R_k)^{-1} \quad \dots (8)$$

$$P_k^+ = (I - K_k H) P_k^- \quad \dots (9)$$

10

$$P_{k+1}^- = A P_k^+ A^T + Q_k \quad \dots (10)$$

【0045】

ここで、 P_k^+ は A ハット x_k の共分散推定誤差行列であり、 Q_k は生体システム雑音 w_k の共分散行列、 I は単位行列、 A^T は行列 A の転置行列である。式 (8)、式 (10) に用いる共分散行列 Q_k 、 R_k の値を適応的に求める手法は複数存在する。本実施例では、適応推定部 15 において、次式を用い、共分散行列 R_k の値を推定する。

【0046】

【数5】

$$\hat{C}_k = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} (d_{k-i})(d_{k-i})^T \quad \dots (11)$$

20

【0047】

ここで、 m は推定に用いる窓長さである。式 (11) の方法では、カルマンイノベーション d_k が窓のなかで定常的であることが必要である。この前提は、非定常的な生体システムでは近似となる。また、カルマンフィルタが最適の際に、カルマンイノベーション d_k はゼロ平均、白色雑音となる。もしカルマンイノベーション d_k が非ゼロ平均で有色であるならば、共分散行列 R_k を調整することで、白色化を試みる例がある。この際に、定常システムでは、最適な共分散行列 R_k は最終的に一定値へ到達する。本実施例では、非定常的な生体システムを前提とするため、ある限られた窓長さ m で、定常状態となることを仮定する。本実施例では、同様の近似をカルマン利得等の他の定常パラメータにも適用する。

30

【0048】

生体システム雑音 w_k の共分散行列 Q_k に関しては、共分散行列 R_k と同様に推定手法が知られているが、定常状態が仮定できないため、誤差を含むことが考えられる。そこで、本実施例では、共分散行列 Q_k を、予め人工的に高い値に設定された成分を有する所定の行列とし、モデルの誤差が大きいものという前提を課すことで、新たな推定値の信頼性が古い推定値よりも高くなるようにする。

【0049】

次に、重み付け定数生成部 14 について説明する。前述したとおり、既知の情報をカルマンフィルタ 11 に注入する必要がある。本実施例では、心電計 1 および 3 軸加速度計 2 から得られた信号のエラーを測定することにより、重み付け行列 W_k の成分である重み付け定数を求める。情報の信頼度に応じて、システムにフィードバックする。

40

【0050】

このようなフィードバックする定数（エラー係数）を -1 から $+1$ の間で定める。情報の信頼度が低い場合、エラー係数を -1 とし、情報の信頼度が高い場合、エラー係数を $+1$ とする。エラーが未知の場合は、エラー係数を 0 とする。エラー測定部 13 によるエラー係数の具体的な決定方法については後述する。

【0051】

エラー係数はカルマンフィルタ状態と関連する重み付け行列 W_k の対角成分に配置され

50

る。例えば加速度のエラー係数を重み付け行列 W_k の対角成分 W_{11} として配置し、RR間隔のエラー係数を重み付け行列 W_k の対角成分 W_{22} として配置し、R波振幅のエラー係数を重み付け行列 W_k の対角成分 W_{33} として配置する。

【0052】

本実施例では、信号間の重み付け共分散も必要である。2つの信号は同様に誤差が小さい、誤差が大きい場合には似たようなエラー係数となるが、2つの信号が依存していることを意味していない。しかしながら、それらの信号の誤差の大小は、独立の雑音源が関与しているはずである。

【0053】

本実施例では、エラー係数間の差を用いて、重み付け行列 W_k の非対角成分 W_{ij} , W_{ji} (i, j は重み付け定数 W の次元を示すインデックスであり、 $i \neq j$)として配置される重み付け定数を次式により計算する。

【0054】

【数6】

$$W_{ij} = W_{ji} = -|W_{ii} - W_{jj}|/2 \quad \dots (12)$$

【0055】

なお、時間インデックスを示す k は式(12)に記述していない。こうして、重み付け定数生成部14は、エラー測定部13から出力されるエラー係数に基づいて重み付け行列 W_k を決定する。

次に、式(7)に用いるパラメータ G_k を求めるためには、単純に重み付け行列 W_k を用いて、式(13)の計算を行う。

【0056】

【数7】

$$G_k = (1 + \alpha W_k) \circ R_k \quad \dots (13)$$

【0057】

式(13)における記号「 $\circ$ 」はアダマール積を意味する。 α はエラー係数の強さを調整するスケールファクタである($0 \leq \alpha \leq 1$)。 α は収束性を高めるために、例えば、0.5と設定しておく。

【0058】

図5は重み付け定数生成部14と適応推定部15と重み付け演算部16の動作を説明するフローチャートである。上記のように、ある窓長さ m (測定数)におけるエラー測定で得られたエラー係数に基づいて、重み付け定数生成部14は、短期的なシステム推定を行い、重み付け行列 W_k を決定する(図5ステップS200)。

【0059】

適応推定部15は、カルマンフィルタ状態と過去の状態から、理想的な雑音状態(カルマンイノベーションが定常状態)を仮定して、周知の手法により長期的なシステム推定を行い、共分散行列 R_k を推定し(図5ステップS201)、さらに式(8)~式(10)により定常パラメータである共分散推定誤差行列 P_k^- を決定する(図5ステップS202)。式(8)~式(10)はハット x_k の推定誤差が最小となるようにカルマン利得 K_k を再帰的に決定する周知の手法を表しており、この手法により共分散推定誤差行列 P_k^- , P_k^+ を更新することができる。

【0060】

そして、重み付け演算部16は、重み付け定数生成部14が決定した重み付け行列 W_k を用いて式(13)によりパラメータ G_k を算出し、このパラメータ G_k と適応推定部15が決定した共分散推定誤差行列 P_k^- とを用いて式(7)により変更カルマン利得 S_k を算出する(図5ステップS203)。以上により、カルマン利得 S_k を適応的に変更することができる。

10

20

30

40

50

【0061】

本実施例ではシステムを下記のとおり定める。

【0062】

【数8】

$$x = [x_{acc} \quad x_{RRI} \quad x_{RA}]^T \quad \dots (14)$$

$$u = [u_{acc} \quad u_{RRI} \quad u_{RA}]^T \quad \dots (15)$$

【0063】

10

式(14)において、 x_{acc} は呼吸数推定部10が角度変位(3軸加速度)の時系列信号から推定した呼吸数、 x_{RRI} は呼吸数推定部10がRR間隔の時系列信号から推定した呼吸数、 x_{RA} は呼吸数推定部10がR波振幅の時系列信号から推定した呼吸数である。 u_{acc} 、 u_{RRI} 、 u_{RA} はそれぞれ x_{acc} 、 x_{RRI} 、 x_{RA} に対応するシステム入力である。

【0064】

本実施例は、R波振幅の時系列信号から推定した呼吸数とRR間隔の時系列信号から推定した呼吸数と角度変位(3軸加速度)の時系列信号から推定した呼吸数とを統合することを特徴としている。すなわち、パラメータ G_k 、変更カルマン利得 S_k および式(16)の行列Aに基づいて、3つの呼吸数の推定値は式(6)により1つの推定値に結合される。

20

【0065】

【数9】

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \dots (16)$$

【0066】

なお、測定系モデルは下記で表すことができる。

【0067】

【数10】

30

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \dots (17)$$

【0068】

本実施例では、上記のとおり、共分散行列 R_k については適応推定部15で推定し、一方、共分散行列 Q_k については推定せずに固定値とするため、共分散行列 Q_k をあらかじめ定めておく必要がある。システムを単純化するために、プロセス雑音は独立と仮定する。すなわち、共分散行列 Q_k の対角成分のみが値を有し、非対角成分が0となるようにする。

40

【0069】

例えば加速度に対応する成分を共分散行列 Q_k の対角成分 Q_{11} として配置し、RR間隔に対応する成分を共分散行列 Q_k の対角成分 Q_{22} として配置し、R波振幅に対応する成分を共分散行列 Q_k の対角成分 Q_{33} として配置する。これら対角成分の値は、それぞれの信号(加速度、R波振幅、RR間隔)で同じ値とする。

【0070】

式(16)の行列Aに基づいて、3つの呼吸数の推定値は式(6)により1つの推定値に結合される。ここで、行列Aを式(18)のようにした場合、統合処理部12により呼吸数の推定値を統合する。

【0071】

50

【数 1 1】

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \dots (18)$$

【0 0 7 2】

統合処理部 1 2 は、カルマンフィルタ 1 1 から出力された、R 波振幅の時系列信号に基づく呼吸数の推定値と R R 間隔の時系列信号に基づく呼吸数の推定値と角度変位（3 軸加速度）の時系列信号に基づく呼吸数の推定値とを、カルマンフィルタ 1 1 の自乗推定誤差

10

【0 0 7 3】

図 6 は統合処理部 1 2 の構成を示すブロック図、図 7 は統合処理部 1 2 の詳細な動作を説明するフローチャートである。統合処理部 1 2 は、R 波振幅の時系列信号に基づく呼吸数、R R 間隔の時系列信号に基づく呼吸数、角度変位（3 軸加速度）の時系列信号に基づく呼吸数の各々について、カルマンフィルタ 1 1 の自乗推定誤差から統合処理のための重み付け定数を算出する重み付け定数生成処理部 1 2 0 と、この重み付け定数を用いて、複数の呼吸数の推定値を重み付け平均化する重み付け平均化処理部 1 2 1 とから構成される。上記のカルマンフィルタ処理では、時刻ごとに呼吸数の推定値が得られると共に変更カルマン利得 S_k および共分散推定誤差行列 P_k^- 、 P_k^+ が更新される。

20

【0 0 7 4】

カルマンフィルタ 1 1 の自乗推定誤差は、共分散推定誤差行列 P_k^+ から得ることができる。本実施例では、角度変位（3 軸加速度）の時系列信号に基づく呼吸数の自乗推定誤差を $\sigma 1$ 、R R 間隔の時系列信号に基づく呼吸数の自乗推定誤差を $\sigma 2$ 、R 波振幅の時系列信号に基づく呼吸数の自乗推定誤差を $\sigma 3$ とする。

【0 0 7 5】

重み付け定数生成処理部 1 2 0 は、R 波振幅、R R 間隔、角度変位のそれぞれの自乗推定誤差 σi から重み付け定数 αi を式（19）により算出する（図 7 ステップ S 1 0 9 0）。

30

【0 0 7 6】

【数 1 2】

$$\alpha i = \frac{1/\sigma i^2}{1/\sigma 1^2 + 1/\sigma 2^2 + 1/\sigma 3^2} \quad \dots (19)$$

【0 0 7 7】

重み付け定数生成処理部 1 2 0 は、式（19）の算出を R 波振幅、R R 間隔、角度変位の各々について行う。そして、重み付け平均化処理部 1 2 1 は、重み付け定数生成処理部 1 2 0 が算出した重み付け定数 αi （ $i = 1, 2, 3$ ）を用いて、角度変位（3 軸加速度）の時系列信号に基づく呼吸数の推定値ハット $x 1$ と R R 間隔の時系列信号に基づく呼吸数の推定値ハット $x 2$ と R 波振幅の時系列信号に基づく呼吸数の推定値ハット $x 3$ とを重み付け平均化処理した呼吸数の値である統合出力値ハット $x f_k$ を式（20）のように算出する（図 7 ステップ S 1 0 9 1）。統合処理部 1 2 は、以上のような統合処理を時刻ごとに行う。

40

【0 0 7 8】

【数 1 3】

$$\hat{x}f_k = \frac{\sum_i \alpha_i \hat{x}_i}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3} \quad \dots (20)$$

【0079】

次に、エラー測定部 13 によるエラー係数の決定方法について説明する。加速度のエラー係数に関しては、3 軸加速度計 2 に具備されたジャイロセンサーにより、X、Y、Z の 3 軸の各々について回転速度を検出する。エラー測定部 13 は、X、Y、Z の 3 軸の回転速度のうち、全ての回転速度が所定の第 1 の回転速度閾値（例えば 0.2 rad/sec）以上であれば、加速度のエラー係数を +1 とし、全ての回転速度が所定の第 2 の回転速度閾値（例えば 0.003 rad/sec）以下であれば、加速度のエラー係数を -1 とする（図 5 ステップ S190）。

10

【0080】

また、エラー測定部 13 は、X、Y、Z の 3 軸の回転速度の代表値（例えば平均値）が第 1 の回転速度閾値と第 2 の回転速度閾値の間にある場合には、この代表値に応じて -1 ~ +1 の間の値を割り当てる線形スケーリングの手法により、加速度のエラー係数を決定する（ステップ S190）。

【0081】

また、エラー測定部 13 は、R 波振幅のエラー係数に関しては、各ビートに合わせて、エラーを抽出する（ステップ S190）。具体的には、エラー測定部 13 は、心電計 1 が測定した心電位波形から Q 波、R 波、S 波を除き、これらを除いた波形に関して、ビート間の相関係数を算出する。エラー測定部 13 は、相関係数が所定の相関係数閾値以上の高い値であれば、R 波振幅のエラー係数を -1 とし、相関係数が 0 以下であれば、R 波振幅のエラー係数を +1 とする。相関係数が高いことは雑音源からの雑音が大きく、誤差が大きいことを意味している。

20

【0082】

また、エラー測定部 13 は、算出した相関係数が所定の相関係数閾値と 0 との間にある場合には、相関係数に応じて -1 ~ +1 の間の値を割り当てる線形スケーリングの手法により、R 波振幅のエラー係数を決定する。

30

【0083】

一方、RR 間隔についてはエラー係数を算定する適当な方法がなく、適切なエラー係数を求めることが困難である。このため、エラー測定部 13 は、RR 間隔のエラー係数を固定値、具体的には 0 とする（ステップ S190）。

【0084】

本実施例の呼吸推定装置によるデータ再構成結果（呼吸数）の RMS 誤差（BrPM）を表 1 に示す。

【0085】

【表 1】

40

	臥位	座位	歩行	走行
	Root-mean-square-error (BrPM)			
加速度 (u _{acc})	5.73	5.93	16.6	11.5
R-R 間隔 (u _{RR1})	3.22	2.78	6.57	7.96
R 波振幅 (u _{RA})	2.43	2.57	9.94	11.0
統合出力 (x _{acc})	2.11	2.30	5.97	5.98

50

【0086】

表1は、加速度（角度変位）から推定した呼吸数の誤差、RR間隔から推定した呼吸数の誤差、R波振幅から推定した呼吸数の誤差、これらを統合した呼吸数（統合処理部12の統合出力）の誤差を、被験者の異なる姿勢や動作において比較した表である。ここでは、臥位、座位、歩行、走行のそれぞれの場合について推定した呼吸数の誤差を示している。

【0087】

表1によれば、加速度、RR間隔、R波振幅から個別に推定した呼吸数の推定値よりも、統合出力の方がより精度が良いことがわかる。また、歩行や走行のように大きいアーチファクトが存在する動作においても統合出力の誤差が小さく、推定精度が向上していることが分かる。

10

【0088】

統合処理部12の統合出力において、異なる個人差における推定誤差率を、臥位（Laying down）、座位（Sitting）、歩行（Walking）、走行（Running）の各場合についてパーセンタイルグラフで示したのが、図8である。図8によれば、歩行している複数の被験者について呼吸数を推定した場合でも、30%以下の誤差率の実現できていることが分かる。

【0089】

本実施例は、被験者の年齢、自律神経、皮膚状態、体格の個人差に対応するため、適応的にカルマン利得を変更しながら、複数のセンサデータを統合し、最良のデータを抽出することで被験者の呼吸数を推定するものである。

20

【0090】

3軸加速度のデータを呼吸数の推定に使用する場合、被験者の体動、体格の個人差等により算定式の最適化が困難であった。RR間隔のデータを呼吸数の推定に使用する場合、心拍周期による呼吸周期算出の限界があり、また被験者の精神状態や加齢により変化する自律神経系の影響により算定式の最適化が困難であった。R波振幅のデータを呼吸数の推定に使用する場合、被験者の体動や皮膚状態による接触インピーダンスの変化、皮膚状態の個人差等により算定式の最適化が困難であった。これに対して、本実施例では、複数のセンサデータを適応的に統合することで、信号のSN劣化が生じた場合でも、呼吸数の雑音を低減することができ、安定した呼吸数の推定が可能である。また、本実施例では、エラー測定部13と重み付け定数生成部14と適応推定部15と重み付け演算部16とを設けることにより、カルマンフィルタのカルマン利得に、心機能に関するデータおよび加速度データの信頼度を反映させることができ、呼吸数の推定精度を高めることができる。

30

【0091】

本実施例で説明した記憶部3、4とR波振幅検出部5とRR間隔検出部6と加速度変位検出部7と標本化部8とバンドパスフィルタ9とカルマンフィルタ11と統合処理部12とエラー測定部13と重み付け定数生成部14と適応推定部15と重み付け演算部16とは、CPU（Central Processing Unit）、記憶装置及びインタフェースを備えたコンピュータと、これらのハードウェア資源を制御するプログラムによって実現することができる。CPUは、記憶装置に格納されたプログラムに従って本実施例で説明した処理を実行する。

40

【0092】

なお、心電計1は、シャツ等の衣類に取り付けられた電極と、同じく衣類に取り付けられたモニタ装置内の心電位波形信号処理部とから構成され、電極と心電位波形信号処理部との間が配線によって接続されている。同様に、3軸加速度計2は、衣類に取り付けられたセンサ部と、上記のモニタ装置内に設けられた加速度信号処理部とから構成され、センサ部と加速度信号処理部との間が配線によって接続されている。

【0093】

本実施例は、このような心電計1と3軸加速度計2とが衣類に取り付けられたウェアラブル機器と一緒に設けてもよいし、別に設けてもよい。すなわち、前記のモニタ装置内に

50

、記憶部 3、4 と R 波振幅検出部 5 と R R 間隔検出部 6 と加速度変位検出部 7 と標本化部 8 とバンドパスフィルタ 9 とカルマンフィルタ 11 と統合処理部 12 とエラー測定部 13 と重み付け定数生成部 14 と適応推定部 15 と重み付け演算部 16 とを設けてもよい、これらを別の装置内に設けてもよい。

【0094】

記憶部 3、4 と R 波振幅検出部 5 と R R 間隔検出部 6 と加速度変位検出部 7 と標本化部 8 とバンドパスフィルタ 9 とカルマンフィルタ 11 と統合処理部 12 とエラー測定部 13 と重み付け定数生成部 14 と適応推定部 15 と重み付け演算部 16 とを、別の装置内に設ける場合には、この装置に対して、心電計 1 で得られた心電位波形の信号と 3 軸加速度計 2 で得られた 3 軸加速度信号および回転速度信号の情報を例えば無線送信することになる。

10

【0095】

[第 2 実施例]

次に、本発明の第 2 実施例について説明する。図 9 は本発明の第 2 実施例に係る呼吸推定装置の構成を示すブロック図である。呼吸推定装置は、心電計 21 と、3 軸加速度計 22 と、記憶部 23、24 と、R 波振幅検出部 25 と、R R 間隔検出部 26 と、加速度変位検出部 27 とを備えている。また、呼吸推定装置は、標本化部 28 と、バンドパスフィルタ 29 と、バンドパスフィルタ 29 で得られた R 波振幅の時系列信号、R R 間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号の各々から位相情報を抽出する特徴量抽出部 30 とを備えている。さらに、呼吸推定装置は、R 波振幅の位相情報、R R 間隔の位相情報、角度変位の位相情報の各々についてノイズを濾した位相情報を推定するカルマンフィルタ 31 と、カルマンフィルタ 31 で得られた R 波振幅の推定位相値、R R 間隔の推定位相値、角度変位の推定位相値を重み付け平均化することによりデータを統合する統合処理部 32 と、統合処理部 32 で統合された位相値を周波数に変換した結果を、被験者の呼吸周波数とする呼吸周波数変換部 33 とを備えている。

20

【0096】

図 10 は呼吸推定装置の動作を説明するフローチャートである。心電計 21 は、被験者の心電位波形を測定し、心電位波形の時系列信号列を出力する（図 10 ステップ S300）。記憶部 23 は、心電計 21 から出力された心電位波形の時系列信号列を記憶する。

【0097】

R 波振幅検出部 25 は、記憶部 23 に格納された心電位波形の信号から R 波の振幅を検出する（図 10 ステップ S301）。心電位波形の R 波を認識する方法としては、例えば特開 2003-561 号公報に開示された技術がある。この技術は、心電位波形の山と谷との振幅に基づいた閾値で R 波を認識するものである。R 波振幅検出部 25 は、心電位波形の R 波ごとに振幅検出を行う。

30

【0098】

R R 間隔検出部 26 は、記憶部 23 に格納された心電位波形の信号から R R 間隔を検出する（図 10 ステップ S302）。心電位波形の R R 間隔を検出する技術としては、例えば文献「“ECG Implementation on the TMS320C5515 DSP Medical Development Kit (MDK) with the ADS1298 ECG-FE”, Texas Instruments Incorporated, <<http://www.ti.com/lit/an/sprabj1/sprabj1.pdf>>, 2011」に開示された技術がある。この技術は、心電位波形を時間差分した値の変化を基に R R 間隔を求めるものである。R R 間隔検出部 26 は、心電位波形の R 波ごとに R R 間隔検出を行う。

40

【0099】

一方、3 軸加速度計 22 は、被験者の胸部に装着され、被験者の呼吸運動による 3 軸加速度を検出して、3 軸加速度の時系列信号列を出力する（図 10 ステップ S303）。記憶部 24 は、3 軸加速度計 22 から出力された 3 軸加速度の時系列信号列を記憶する。

【0100】

加速度変位検出部 7 と同様に、加速度変位検出部 27 は、記憶部 24 に格納された 3 軸加速度の信号から加速度ベクトルの角度変位を検出する（図 10 ステップ S304）。加

50

速度変位検出部 27 は、角度変位の検出を加速度のサンプリング周期ごとに行う。

【0101】

続いて、標本化部 28 は、R 波振幅検出部 25 から出力される R 波振幅の時系列信号、R R 間隔検出部 26 から出力される R R 間隔の時系列信号、加速度変位検出部 27 から出力される角度変位の時系列信号の各々を、心電計 21 のサンプリング周波数および 3 軸加速度計 22 のサンプリング周波数よりも遅いサンプリング周波数（例えば 1 Hz 間隔）でサンプリングする（図 10 ステップ S305）。

【0102】

バンドパスフィルタ 29 は、標本化部 28 が取得した R 波振幅の時系列信号、R R 間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号の各々を帯域制限する（図 10 ステップ S306）。バンドパスフィルタ 29 を用いる理由は、人の呼吸周波数が低周波のみに限られるためである。このバンドパスフィルタ 29 の通過帯域は、例えば 0.15 ~ 0.4 Hz である。

10

【0103】

特徴量抽出部 30 に係る呼吸推定装置の処理の流れを、図 11 のフローチャートを用いてより詳細に説明する。特徴量抽出部 30 は、バンドパスフィルタ 29 で得られた R 波振幅の時系列信号、R R 間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号の各々から瞬時的な線形化された位相情報及び瞬時的な振幅情報及び瞬時的な周波数情報を抽出する（図 10、図 11 ステップ S307）。本実施例では、人の呼吸の動きを波形で表したときに、呼吸曲線の理想モデルにおいては、短時間での呼吸数の変化が無視できるほど小さいことと呼吸の動きが正弦波になると仮定し、ヒルベルト変換により瞬時的な位相情報を抽出する。

20

【0104】

図 12A は特徴量抽出部 30 の構成を示すブロック図、図 13 は特徴量抽出部 30 の詳細な動作を説明するフローチャートである。特徴量抽出部 30 は、ヒルベルト変換部 310 と、角度算出部 311 と、アンラップ処理部 312 とから構成される。

【0105】

まず、ヒルベルト変換部 310 は、バンドパスフィルタ 29 によって帯域制限された R 波振幅の時系列信号、R R 間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号をヒルベルト変換して、位相が $\pi/2$ 異なる 2 つの信号成分（実部成分および虚部成分）を生成する（図 13 ステップ S3070）。ヒルベルト変換部 310 に入力される信号を $A \exp(-i\theta)$ の正弦波で表現すると（図 12B）、生成される実部成分は $A \cos \theta$ で表現される正弦波であり、虚部成分は $i A \sin \theta$ で表現される正弦波の信号である。A は振幅、 θ は角度、 i は虚数単位である。

30

【0106】

続いて、角度算出部 311 は、ヒルベルト変換部 310 によって生成された実部成分 $A \cos \theta$ と虚部成分 $i A \sin \theta$ とから角度 θ （ $-\pi$ から $+\pi$ ）を算出する（図 13 ステップ S3071）。

【0107】

最後に、アンラップ処理部 312 は、角度算出部 311 が算出した角度 θ を連続した位相値に線形化する位相アンラップを行う（図 13 ステップ S3072）。角度算出部 311 が算出する角度 θ は $-\pi$ から $+\pi$ の間の値となるので、図 12C に示すように隣り合う点に 2π の位相飛びが生じる場合がある。そこで、アンラップ処理部 312 は、例えば 2π を足したり引いたりすることで、位相を繋ぎ合わせるようにする。これにより、図 12D に示すような連続した位相が得られる。

40

【0108】

特徴量抽出部 30 は、以上のような処理を、バンドパスフィルタ 29 によって帯域制限された R 波振幅の時系列信号、R R 間隔の時系列信号、角度変位の時系列信号の各々について行う。すなわち、ヒルベルト変換部 310 と角度算出部 311 とアンラップ処理部 312 の組を 3 組設け、R 波振幅、R R 間隔、角度変位の 3 つの時系列信号の処理を同時並行に行うようにすればよい。

50

【0109】

次に、カルマンフィルタ31は、R波振幅の位相情報、RR間隔の位相情報、角度変位の位相情報の各々についてノイズを濾した位相情報を推定する（図10、図11ステップS308）。図14に示すように、カルマンフィルタ31は、R波振幅、RR間隔、角度変位の各々について設けられ、特徴量抽出部30で得られたR波振幅の位相情報、RR間隔の位相情報、角度変位の位相情報がそれぞれ対応するカルマンフィルタ31-1, 31-2, 31-3に入力される。

【0110】

図15はカルマンフィルタ31のブロック線図である。なお、ここでは3つのカルマンフィルタ31-1, 31-2, 31-3のうちの1つのカルマンフィルタについてブロック線図を示す。カルマンフィルタは、ベイジアン推定と自動再帰推定に基づくものである。システムへの入力（ガウシアン雑音を有するという前提の下、カルマン利得Kは最小自乗近似により求める。生体システムを記述する物理量 $x(k)$ は再帰的に決定されており、次式で表される。

【0111】

【数14】

$$x(k+1) = Ax(k) + w_s(k) \quad \dots (21)$$

$$u(k) = Hx(k) + w_m(k) \quad \dots (22)$$

【0112】

ここで、 $u(k)$ はシステム入力、 $x(k)$ は雑音無しの物理量である。また、 m は測定数、 n は生体システムからの信号数、 A はシステムモデルを示す $n \times m$ 行列、 H は測定系モデルを示す $m \times n$ 行列である。式(21)に示すように、物理量 $x(k+1)$ には、前時刻における物理量 $Ax(k)$ と、 $w_s(k)$ の生体システム雑音とが含まれる。式(22)に示すように、システム入力 $u(k)$ には、測定値 $Hx(k)$ と、 $w_m(k)$ の測定系雑音とが含まれる。本実施例の場合、測定値 $Hx(k)$ は特徴量抽出部30から入力される位相値である。

【0113】

【数15】

$$\hat{x}(k+1) = A\hat{x}(k) + K[u(k) - HA\hat{x}(k)] \quad \dots (23)$$

【0114】

ここで、 $K(k)$ はカルマン利得を示す $n \times m$ 行列、ハット $x(k)$ は物理量 $x(k)$ の推定値（本実施例では位相の推定値）である。カルマン利得 $K(k)$ は次の式(24)～式(26)により求めることができる。

【0115】

【数16】

$$K(k) = \frac{P(k|k-1)H^T}{HP(k|k-1)H^T + R(k)} \quad \dots (24)$$

$$P(k|k) = (1 - KH)P(k|k-1) \quad \dots (25)$$

$$P(k+1|k) = AP(k|k)A^T + Q(k) \quad \dots (26)$$

【0116】

ここで、 R はセンサ雑音に関する共分散マトリクス、 Q は生体システム雑音に関する共分散マトリクス、 P は推定値に関する共分散マトリクスである。 H^T , A^T はそれぞれ行列 H , A の転置行列である。カルマン利得 $K(k)$ は、測定系雑音 $w_m(k)$ を最小化するように再帰的に決定される。共分散マトリクス $P(k|k)$ の対角成分はフィルタ処理に

より最小化される自乗推定誤差である。

【0117】

センサ雑音に関する共分散マトリクスRを予め正確に設定するために、被験者の呼吸レートが安定している時刻域を利用し、特徴量抽出部30で得られたR波振幅の位相情報、RR間隔の位相情報、角度変位の位相情報の各々について、当該時刻域における標準偏差 σ を計算する。

【0118】

R波振幅、RR間隔、角度変位のそれぞれの入力が入互いに独立であるという前提では、共分散マトリクスRは対角行列である。そこで、R波振幅の位相情報について得られた標準偏差 σ の平均値を、R波振幅用のカルマンフィルタ31-1の共分散マトリクスRの対角成分として予め設定し、RR間隔の位相情報について得られた標準偏差 σ の平均値を、RR間隔用のカルマンフィルタ31-2の共分散マトリクスRの対角成分として予め設定し、角度変位の位相情報について得られた標準偏差 σ の平均値を、角度変位用のカルマンフィルタ31-3の共分散マトリクスRの対角成分として予め設定する。センサ雑音に関する共分散マトリクスRは、測定環境に依存するものの、個人差による違いはさほど大きくないと考えられる。

【0119】

一方、生体システム雑音に関する共分散マトリクスQは、生体システム雑音であり、個人差が反映される。この共分散マトリクスQは対角行列である。共分散マトリクスQの対角成分を変更可能なパラメータとして、被験者毎に共分散マトリクスQの対角成分の最適値を数値的にテストし、被験者に応じた対角成分の値を予め設定しておくようにすればよい。以上のように、予め被験者に呼吸をさせつつデータを計測し、計測したデータに基づいて共分散マトリクスR、Qを決定しておくことで、位相の推定精度を高めることができる。ここで、各パラメータの例示を行う。 $x(k)$ は位相 θ_k とドット $\dot{\theta}_k$ のベクトルとして表現できる。ドット $\dot{\theta}_k$ は位相 θ_k の微分である。ここでは、文字上に付した「 $\cdot$ 」をドットと呼ぶ。共分散マトリクスQ、Rの定数 q_1 および r_1 は設定可能なパラメータであり、上述の通りに設定を行う。例えば、 $q_1 = 1 \times 10^{-3}$ 、 $r_1 = 2.4$ である。

【0120】

【数17】

$$x(k) = \begin{bmatrix} \theta_k \\ \dot{\theta}_k \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H = [1 \quad 0]$$

$$Q = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & q_1 \end{bmatrix}$$

$$R = r_1$$

【0121】

カルマンフィルタ31（31-1～31-3）は、フィルタ処理を標本化部28のサンプリング周期ごと（本実施例の例では1秒ごと）に行う。

図16に本実施例におけるカルマンフィルタ処理後の推定位相を示す。70はカルマンフィルタ31に入力される測定値（位相値）を示し、71はカルマンフィルタ31から出力される推定値（位相値）を示し、72は位相の理想直線を示している。測定値に対して

推定値は理想直線との誤差が小さくなっており、測定値では標準誤差 0.5663 (rad) に対して、フィルタ処理後の推定値では標準誤差が 0.2711 (rad) となっている。

【0122】

図17の(a)は角度変位の位相情報を基に推定した呼吸周波数信号列、図17の(b)はカルマンフィルタ処理後の角度変位の位相情報を基に推定した呼吸周波数信号列を示す図である。図17の(a)と図17の(b)を比較すると、カルマンフィルタ処理を適用することにより、被験者の体動等による呼吸レートの揺らぎや雑音が低減され、呼吸周波数の推定値が安定していることが分かる。

【0123】

次に、統合処理部32は、カルマンフィルタ31(31-1~31-3)で得られたR波振幅の推定位相値、RR間隔の推定位相値、角度変位の推定位相値を、カルマンフィルタ31(31-1~31-3)の自乗推定誤差に基づく重みを用いて重み付け平均化処理することにより、R波振幅、RR間隔、角度変位の推定位相値のデータを統合する(図10、図11ステップS309)。

【0124】

図18は統合処理部32の構成を示すブロック図、図19は統合処理部32の詳細な動作を説明するフローチャートである。統合処理部32は、重み付け定数生成処理部320と、重み付け平均化処理部321とから構成される。上記のカルマンフィルタ処理では、時刻ごと(本実施例の例では1秒ごと)に推定位相値が得られると共に自乗推定誤差が更新される。

【0125】

本実施例では、R波振幅用のカルマンフィルタ31-1におけるカルマンフィルタ処理の自乗推定誤差を σ_1 、RR間隔用のカルマンフィルタ31-2におけるカルマンフィルタ処理の自乗推定誤差を σ_2 、角度変位用のカルマンフィルタ31-3におけるカルマンフィルタ処理の自乗推定誤差を σ_3 とする。R波振幅、RR間隔、角度変位のそれぞれのカルマンフィルタ処理の自乗推定誤差 σ_i ($i=1, 2, 3$)は、次式のように表される。

【0126】

【数18】

$$\alpha_i = E(\hat{x}(k) - x(k)) \quad \dots (27)$$

【0127】

重み付け定数生成処理部320は、R波振幅、RR間隔、角度変位のそれぞれの自乗推定誤差 σ_i から重み付け定数 α_i を式(28)により算出する(図19ステップS3090)。

【0128】

【数19】

$$\alpha_i = \frac{1/\sigma_i^2}{1/\sigma_1^2 + 1/\sigma_2^2 + 1/\sigma_3^2} \quad \dots (28)$$

【0129】

重み付け定数生成処理部320は、式(28)の算出をR波振幅、RR間隔、角度変位の各々について行う。そして、重み付け平均化処理部321は、重み付け定数生成処理部320が算出した重み付け定数 α_i ($i=1, 2, 3$)を用いて、R波振幅の推定位相値ハット x_1 、RR間隔の推定位相値ハット x_2 、角度変位の推定位相値ハット x_3 を重み付け平均化処理した位相値である統合出力値ハット $x_f(k)$ を式(29)のように算出する(図19ステップS3091)。

【0130】

【数20】

$$\hat{x}_f(k) = \frac{\sum_i \alpha_i \hat{x}_i}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3} \quad \dots (29)$$

【0131】

統合処理部32は、以上のような統合処理を標本化部28のサンプリング周期ごと（本実施例の例では1秒ごと）に行う。

【0132】

次に、呼吸周波数変換部33は、統合処理部32によって統合された位相値を周波数に変換して呼吸周波数信号を出力する（図10、図11ステップS310）。統合処理部32から出力される位相値を時間微分すれば、瞬時角周波数が得られるので、この瞬時角周波数を 2π で割ることにより、呼吸周波数を求めることができる。こうして、呼吸周波数変換部33は、呼吸周波数のデータを時系列順に並べた呼吸周波数信号列を生成して出力する。

【0133】

図20の（a）は本実施例の呼吸推定装置で得られた呼吸周波数信号列、図20の（b）はカルマンフィルタ処理後の角度変位の位相情報を基に推定した呼吸周波数信号列、図20の（c）はカルマンフィルタ処理後のRR間隔の位相情報を基に推定した呼吸周波数信号列、図20の（d）はカルマンフィルタ処理後のR波振幅の位相情報を基に推定した呼吸周波数信号列を示す図である。

【0134】

本実施例は、被験者の年齢、自律神経、皮膚状態、体格の個人差に対応するため、複数のセンサデータを統合し、最良のデータを抽出することで被験者の呼吸周波数を推定するものである。

【0135】

3軸加速度のデータを呼吸周波数の推定に使用する場合、体動、体格の個人差等による測定誤差を除くことが困難であった。RR間隔のデータを呼吸周波数の推定に使用する場合、心拍周期による呼吸周期算出の限界があり、また精神状態や加齢により変化する自律神経系の影響による測定誤差を除くことが困難であった。R波振幅のデータを呼吸周波数の推定に使用する場合、体動や皮膚状態による接触インピーダンスの変化、皮膚状態の個人差等による測定誤差を除くことが困難であった。これに対して、本実施例では、複数のセンサデータを統合することで、SN比劣化が生じた場合でも、呼吸周波数のノイズを低減することができ、安定した呼吸周波数の推定が可能である。

【0136】

本実施例で説明した記憶部23、24とR波振幅検出部25とRR間隔検出部26と加速度変位検出部27と標本化部28とバンドパスフィルタ29と特徴量抽出部30とカルマンフィルタ31と統合処理部32と呼吸周波数変換部33とは、CPU、記憶装置及びインタフェースを備えたコンピュータと、これらのハードウェア資源を制御するプログラムによって実現することができる。CPUは、記憶装置に格納されたプログラムに従って本実施例で説明した処理を実行する。

【0137】

心電計21は、シャツ等の衣類に取り付けられた電極と、同じく衣類に取り付けられたモニタ装置内の心電位波形信号処理部とから構成され、電極と心電位波形信号処理部との間が配線によって接続されている。同様に、3軸加速度計22は、衣類に取り付けられたセンサ部と、上記のモニタ装置内に設けられた加速度信号処理部とから構成され、センサ部と加速度信号処理部との間が配線によって接続されている。

【0138】

本実施例は、このような心電計21と3軸加速度計22とが衣類に取り付けられたウェ

10

20

30

40

50

アラブル機器と一緒に設けてもよいし、別に設けてもよい。すなわち、前記のモニタ装置内に、記憶部 23、24 と R 波振幅検出部 25 と R R 間隔検出部 26 と加速度変位検出部 27 と標本化部 28 とバンドパスフィルタ 29 と特徴量抽出部 30 とカルマンフィルタ 31 と統合処理部 32 と呼吸周波数変換部 33 とを設けてもよいし、これらを別の装置内に設けてもよい。

【0139】

記憶部 23、24 と R 波振幅検出部 25 と R R 間隔検出部 26 と加速度変位検出部 27 と標本化部 28 とバンドパスフィルタ 29 と特徴量抽出部 30 とカルマンフィルタ 31 と統合処理部 32 と呼吸周波数変換部 33 とを、別の装置内に設ける場合には、この装置に対して、心電計 21 で得られた心電位波形の信号と 3 軸加速度計 22 で得られた 3 軸加速度信号とを例えば無線送信することになる。

10

【0140】

ここで、第 1 実施例、第 2 実施例で説明したコンピュータの構成例を図 21 に示す。コンピュータは、CPU 40 と、記憶装置 41 と、インターフェイス装置（以下、I/F と略する）42 とを備えている。I/F 42 には、心電計 1、21 と 3 軸加速度計 2、22 などが接続される。このようなコンピュータにおいて、本発明の呼吸推定方法を実現させるためのプログラムは、フレキシブルディスク、CD-ROM、DVD-ROM、メモリカードなどの記録媒体に記録された状態で提供され、記憶装置 41 に格納される。CPU 40 は、記憶装置 41 に記憶されたプログラムに従って第 1 実施例または第 2 実施例で説明した処理を実行する。

20

【0141】

本発明は、3 軸加速度計、心電計の組み合わせのみに関わらず、磁場センサやマイクロ波センサなど、その他のセンサから得られるデータの組み合わせにも適用が可能である。

【0142】

また、本発明では、被験者の心機能に関するデータの例として、R 波振幅と R R 間隔を例に挙げて説明したが、R 波振幅と R R 間隔を用いることは本発明において必須の構成要件ではない。心機能に関するデータの別の例としては、S 波振幅の時系列信号、あるいは R 波のピーク値から S 波のピーク値までの R S 振幅の時系列信号がある。なお、第 2 実施例では R 波そのものの振幅を検出しているが、第 1 実施例では R S 振幅を検出して、この検出結果を R 波振幅としている。したがって、第 1 実施例の R 波振幅検出部 5 は、R S 振幅検出部と見なすことも可能である。第 1 実施例において R 波振幅検出部 5 の代わりに、第 2 実施例の R 波振幅検出部 25 を用いてもよい。また、心電位波形の信号から S 波振幅を検出する場合には、S 波振幅検出部を設けるようにすればよい。S 波振幅検出部は、R 波の場合と同様に、閾値を用いることで S 波を検出することが可能である。S 波振幅検出部は、心電位波形の S 波ごとに振幅検出を行う。

30

【0143】

また、本発明では、R 波振幅、R R 間隔、角度変位の各々から求めた 3 つの変数（第 1 実施例では呼吸数、第 2 実施例では位相値）をカルマンフィルタ 11、31 に入力しているが、これに限るものではない。被験者の心機能に関するデータから求めた変数と加速度データ（角度変位）から求めた変数のうち、2 つの変数または 4 つ以上の変数をカルマン

40

【産業上の利用可能性】

【0144】

本発明は、人の呼吸を継続的に観察する呼吸連続モニタリングに適用することができる。

【符号の説明】

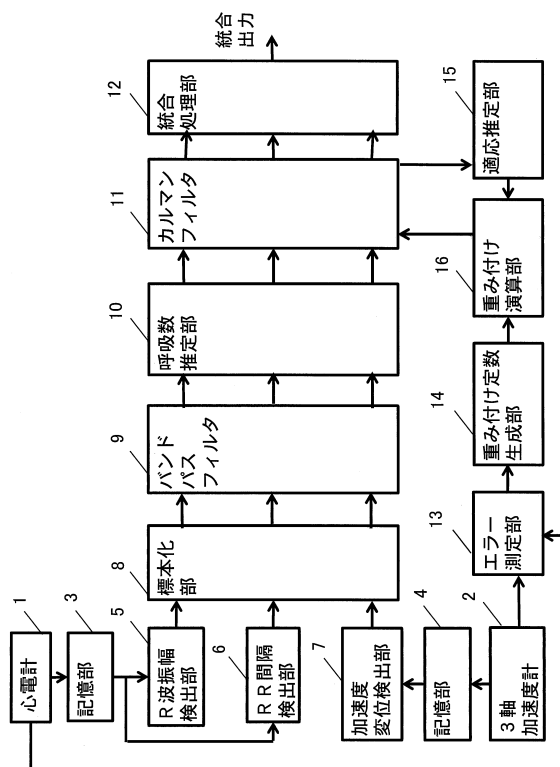
【0145】

1、21…心電計、2、22…3 軸加速度計、3、4、23、24…記憶部、5、25…R 波振幅検出部、6、26…R R 間隔検出部、7、27…加速度変位検出部、8、28…標本化部、9、29…バンドパスフィルタ、10…呼吸数推定部、11、31…カルマ

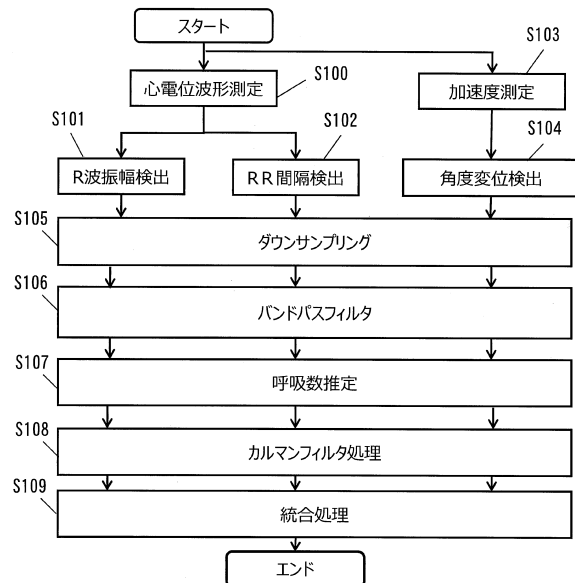
50

ンフィルタ、12、32…統合処理部、13…エラー測定部、14…重み付け定数生成部、15…適応推定部、16…重み付け演算部、30…特徴量抽出部、33…呼吸周波数変換部、120…重み付け定数生成処理部、121…重み付け平均化処理部、310…ヒルベルト変換部、311…角度算出部、312…アンラップ処理部、320…重み付け定数生成処理部、321…重み付け平均化処理部。

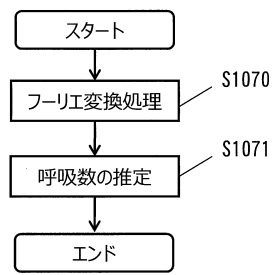
【図1】



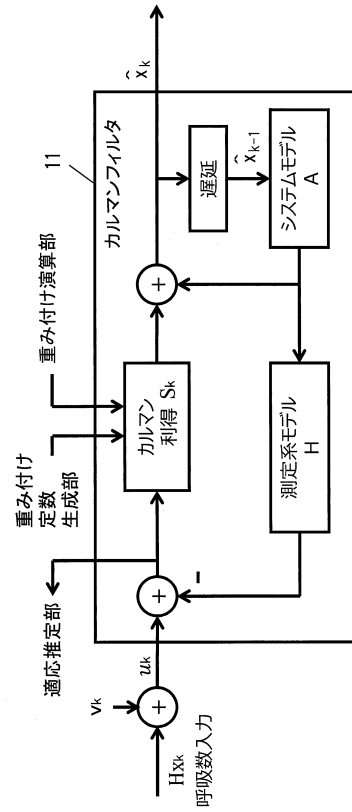
【図2】



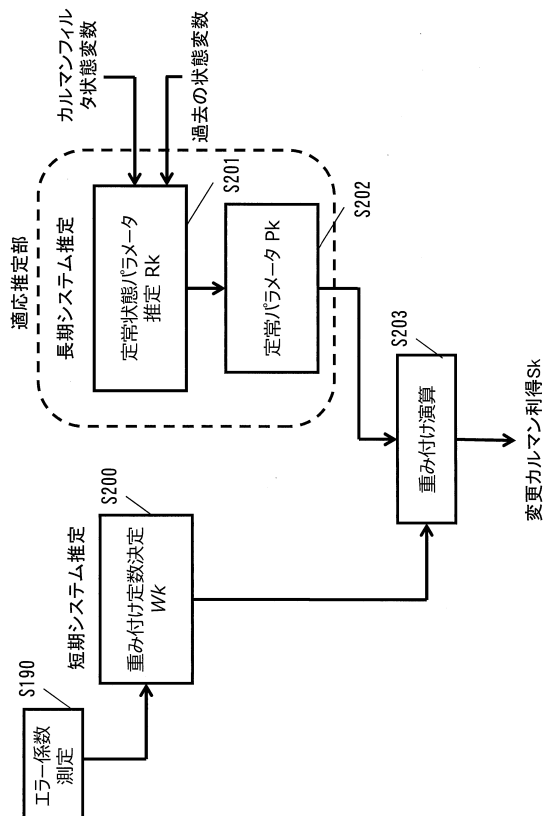
【図 3】



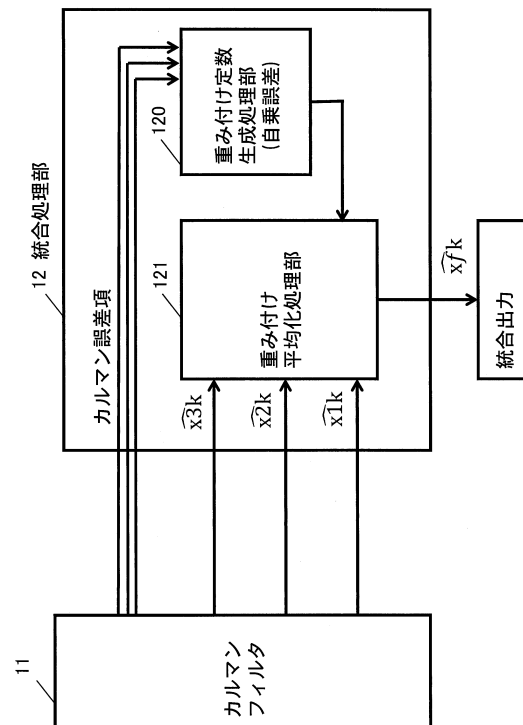
【図 4】



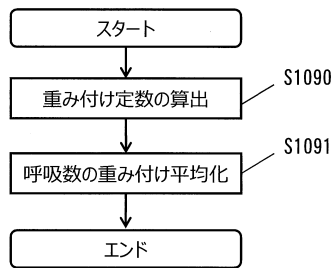
【図 5】



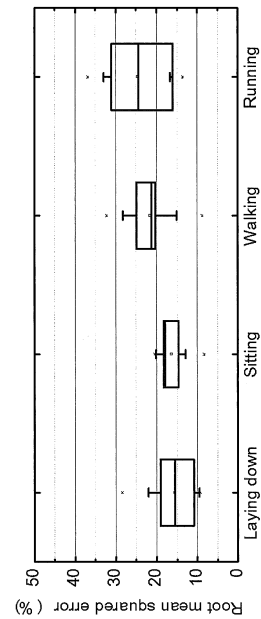
【図 6】



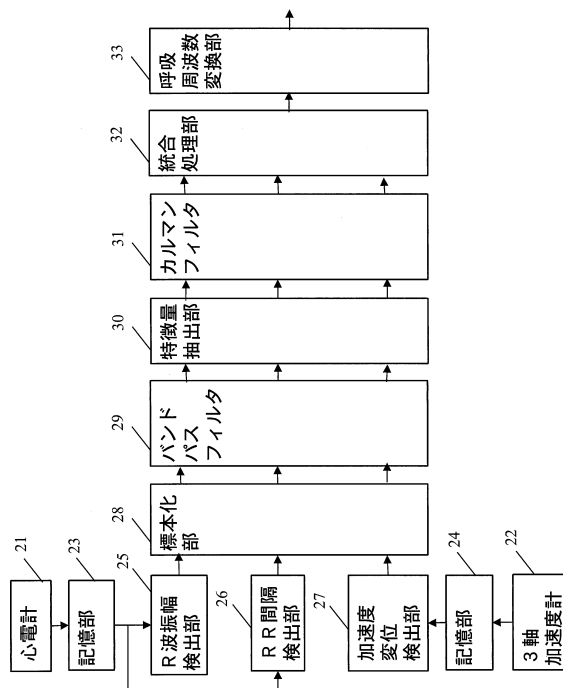
【図 7】



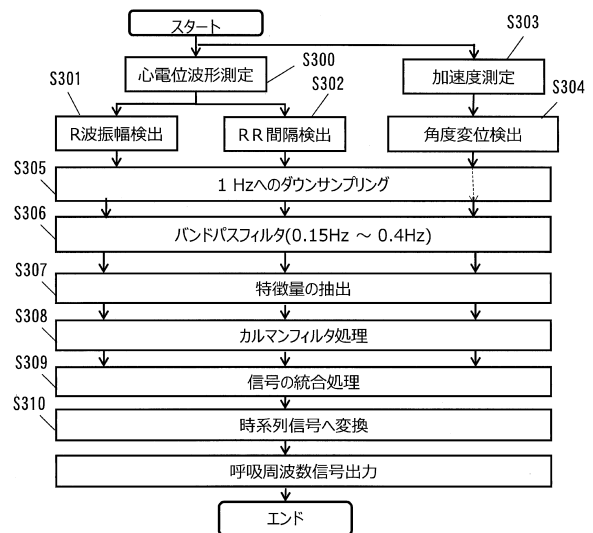
【図 8】



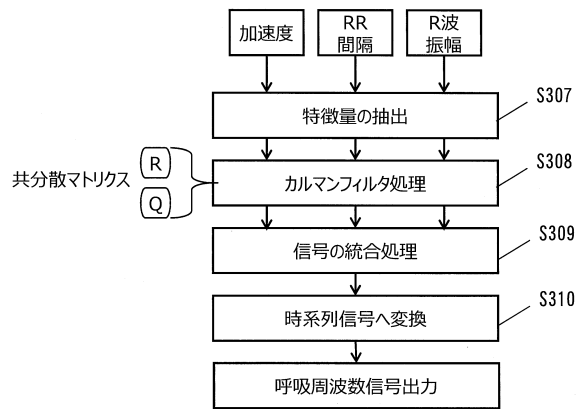
【図 9】



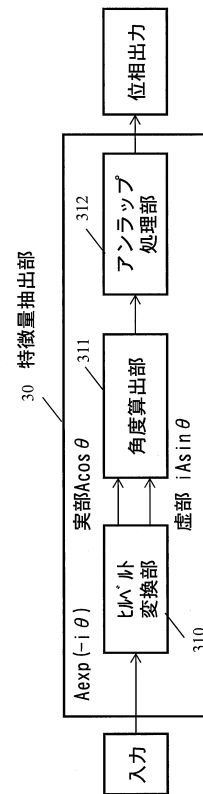
【図 10】



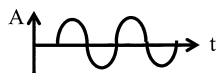
【図 1 1】



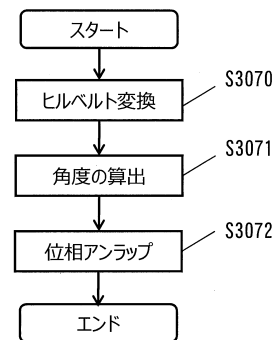
【図 1 2 A】



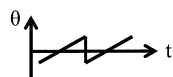
【図 1 2 B】



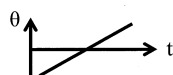
【図 1 3】



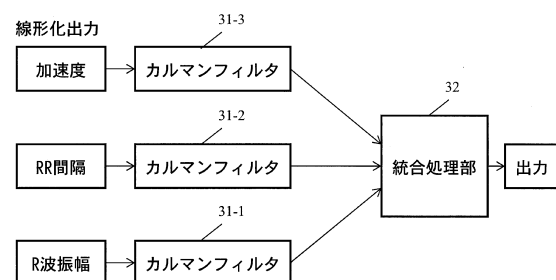
【図 1 2 C】



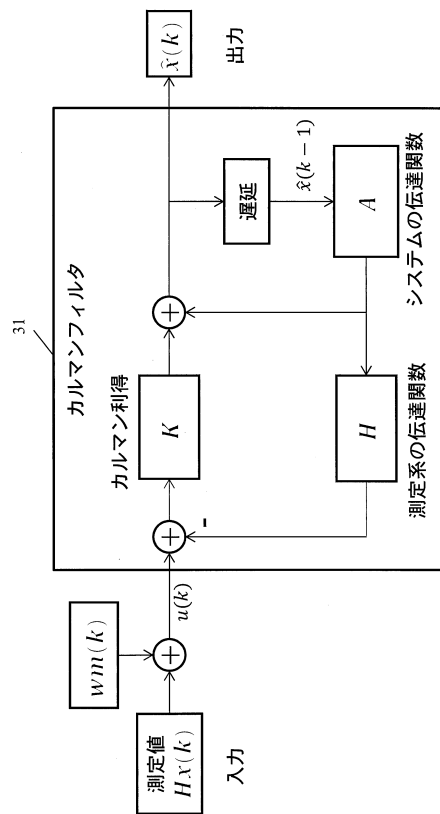
【図 1 2 D】



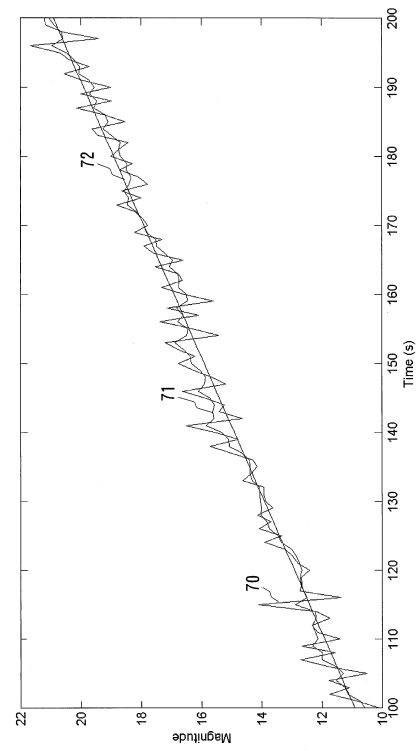
【図 1 4】



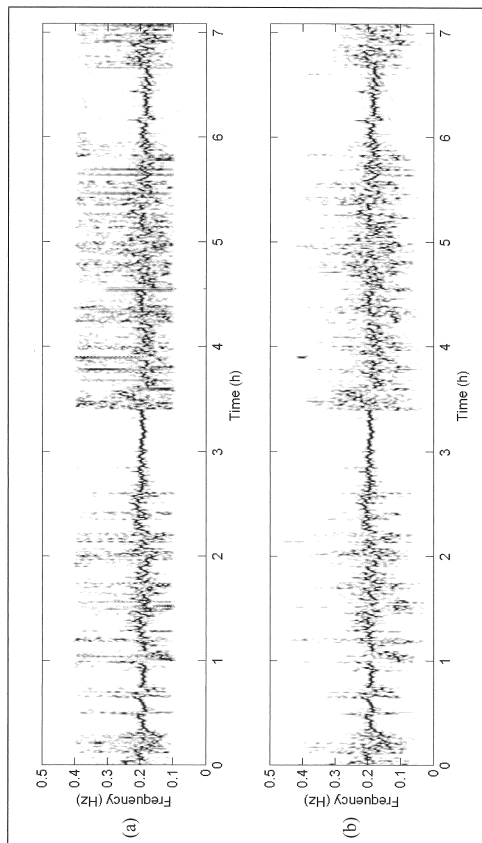
【図 15】



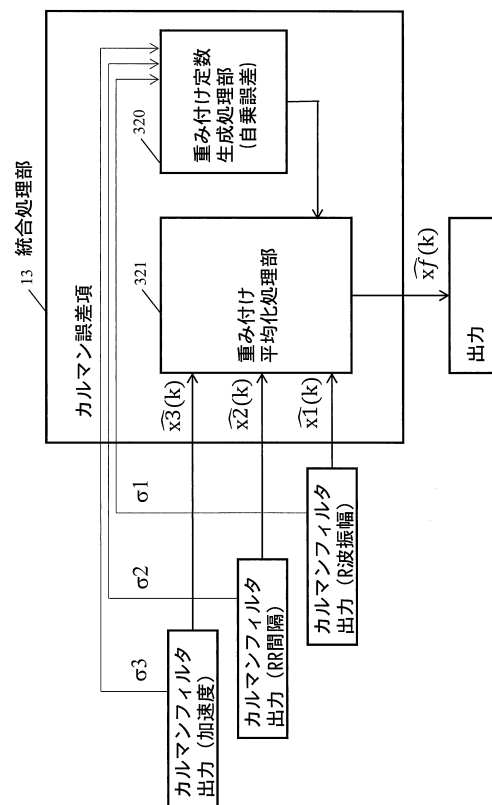
【図 16】



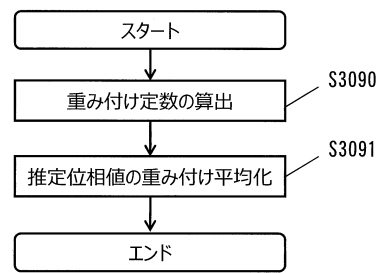
【図 17】



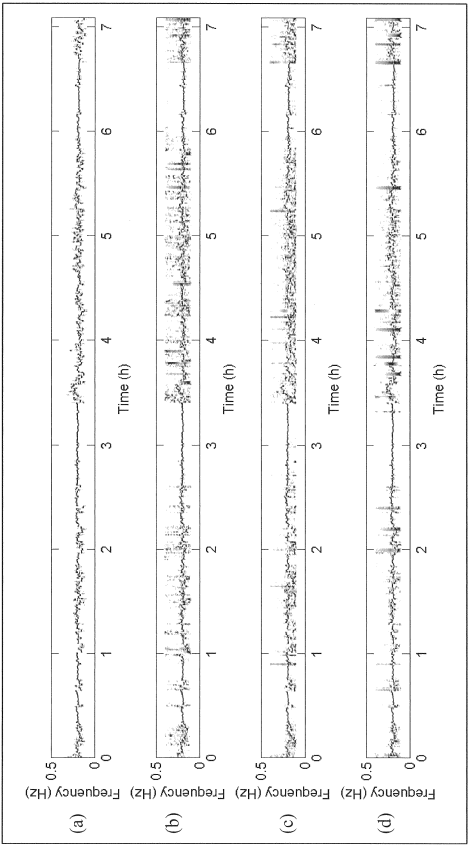
【図 18】



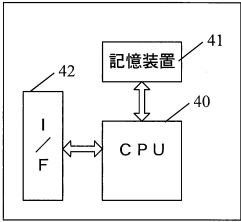
【図 1 9】



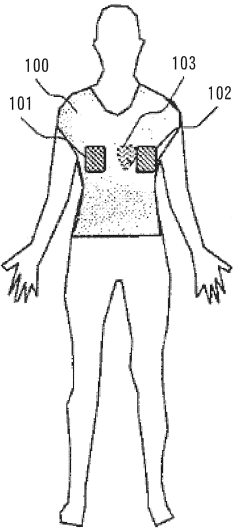
【図 2 0】



【図 2 1】



【図 2 2】



フロントページの続き

- (72)発明者 桑原 啓
東京都千代田区大手町一丁目5番1号 日本電信電話株式会社内
- (72)発明者 松浦 伸昭
東京都千代田区大手町一丁目5番1号 日本電信電話株式会社内
- (72)発明者 笠原 亮一
東京都千代田区大手町一丁目5番1号 日本電信電話株式会社内

審査官 松本 隆彦

- (56)参考文献 特開2012-55604 (JP, A)
特開2006-68091 (JP, A)
CHAN, Alexander M. et al., Ambulatory Respiratory Rate Detection using ECG and a Triaxial Accelerometer, 35th Annual International Conference of the IEEE EMBS, 2013年, 4058-4061
JOHNSON, Alistair E W et al., Improved Respiration Rate Estimation Using a Kalman Filter and Wavelet Cross-Coherence, Computing in Cardiology, 2013年, Vol.40, 791-794
NEMATI, Shamim et al., Data Fusion for Improved Respiration Rate Estimation, EURASIP J. Adv. Signal Process., 2010年, Vol.2010, Article ID 926305
YOON, Ja-Woong et al., Improvement of Dynamic Respiration Monitoring Through Sensor Fusion of Accelerometer and Gyro-sensor, J. Electr. Eng. Technol., 2013年, Vol.8, 742-751
吉田 豊, 心拍変動時系列からの呼吸関連パラメータの推定, 生体医工学, 2005年, 43巻, 456-460
BATES, A. et al., Respiratory rate and flow waveform estimation from tri-axial accelerometer data, International Conference on Body Sensor Networks, 2010年, 144-150

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

A61B5/08

A61B5/11-5/113

A61B5/04-5/053