ベッドセンサにおける生体信号分離手法

廣中 遼[1,a)]　西田 健[1,b)]　井上 創造[1,c)]

概要：本研究はベッド上の空気マットの空気圧を測るベッドセンサの信号から，生体信号 (心拍数，呼吸数) を分離することを目的としている. バンドパスフィルタを用いる既存手法は，生体信号があらかじめ設定された周波数帯域を外れてしまうと，正確な計測をすることができない. この問題に対して, 我々はベッドセンサからの信号にカルマンフィルタを適用し、計測可能な周波数帯域を動的に変化させる手法を用いて生体信号の分離を試みた．本稿ではカルマンフィルタを用いる方法を 2 つ提案している．1 つ目の手法は，動的に推定周波数帯域を変化させる方法，2 つ目は混合正規分布クラスタリングによる方法である．様々に変化する呼吸数の計測を目標とし，それぞれの手法で生体信号計測を試み，周波数の変化に対応できることを確認した．

A Method for Separating Vital Signals on Bed Sensors

Ryo HIRONAKA[1,a)]　Takeshi NISHIDA[1,b)]　Sozo INOUE[1,c)]

1. はじめに

近年，高齢化の進行に伴い，医療費の増大が大きな問題となっている．これに対し，医療費抑制の観点から「予防医療」が注目されている．予防医療では日常の健康管理・維持や疾病の早期発見が重要となる．日常の人間の健康状態をモニタリングが可能となれば，得られた情報をフィードバックすることで健康管理や疾病の早期発見に繋がると考えられ，日常生活における生体情報のモニタリングに関する研究が多く行われている．

日常的な長期間に及ぶ生体信号の計測は無意識のうちに行われることが望ましく，無侵襲・無拘束で計測を行う手法が必要である．そのような要求を満たす計測デバイスとして，ベッド上の圧力変化を計測するベッドセンサ [1] がある．このセンサは，ベッドマットの下に敷く空気マットと，その内部の空気圧を計測するデバイスから構成され，ベッドに横たわった人が発生する微小な運動を計測することができる．既存のベッドセンサの信号処理システムは平常時 (特に睡眠時) の生体信号の計測を目的としているため，異常時には対応していない．しかし，在宅医療等においては，異常時にも対応していることが望まれる (ここでの異常時とは、呼吸数や心拍数が平常時よりも多い，もしくは少ない状況を指す)．よって，本稿では，異常時でも生体信号を計測することを目標とした基礎研究として，呼吸数が様々に変化する場合の計測を試みた..

既存のシステムは，ベッドセンサのデータから生体信号を抽出するための手法として，スペクトル解析を行い，各時刻の周波数のピークを検出する手法を適用している．この手法では，まず，計測系列を一定の時間窓で切りだし，それをフーリエ変換することでスペクトルパワー密度を表すヒストグラムを生成する．次に，特定の生体信号について固定された周波数帯域（例えば呼吸は 20Hz から 60Hz）から最大のパワーを持つ周波数のビンを検出する．

このような従来手法は，ベッドセンサのデータから特定の生体信号を追跡し抽出するめに，帯域が固定されたバンドパスフィルタを用いていると解釈できるが，計測対象である生体信号がバンドパスフィルタの周波数帯域から外れると, 正確に計測できなくなるという問題が発生する．

例えば，呼吸の周波数が心拍のそれよりも常に低いことを前提として「呼吸抽出用バンドパスフィルタ」が設計されていると，何らかの身体的な異常により呼吸が急激に早くなった場合や心拍が極端に遅くなった場合に，これらの

[1] 九州工業大学
1-1, Sensui-cho, Tobata, Kitakyushu, 804-8550, Japan
[a)] hironaka83@gmail.com
[b)] nishida@cntl.kyutech.ac.jp
[c)] sozo@mns.kyutech.ac.jp

生体信号を適切に分離して検出できない．

本稿では，この問題を解決するために，我々はカルマンフィルタを利用した，動的帯域変更による手法と混合正規分布のクラスタリング手法を提案する．カルマンフィルタを用いる利点は，現在の観測値だけではなく過去の推定値を保持していることである．これから提案する手法はカルマンフィルタを用いて，保持された過去の推定値から現在の生体信号を推定するため，既存手法のような周波数帯域を限定しない生体信号の計測を実現している．

以下，第 2 節では既存研究および，カルマンフィルタと正規混合分布のクラスタリング手法を述べる．第 3 節では 2 つの提案手法を述べ、第 4 節では基礎評価を行う．第 5 節はまとめである．

2. 関連研究

以下では，既存のベッドセンサおよび，提案手法で用いるカルマンフィルタおよび正規混合分布クラスタリングを簡単に述べる．

2.1 ベッドセンサ

Watanabe[1] らのベッドセンサに関する研究ではベッドマットの下に敷く空気マットの空気圧に対してバンドパスフィルタを適用し，生体信号の計測をしている．バンドパスフィルタの周波数帯は呼吸用フィルタでは 0.8Hz–15Hz，心拍用では 0.2Hz–0.8Hz とされている．この後にそれぞれの周波数帯域でのピークを取ることにより，呼吸数や心拍数を得ることができる．また動きの激しさから，体動を検知することもできる．

しかし，第 1 節でも述べたように，バンドパスフィルタを用いるということは周波数帯域を固定することになり，この周波数帯域を超える信号に対しては追従することができない．

2.2 カルマンフィルタ

ここでは，時系列を考慮した確率フィルタリング手法であるカルマンフィルタを述べる．

本来のカルマンフィルタ [2] においては，さらなる係数行列や制御入力が定義されるが，以下では簡単のために，本稿の説明に必要な程度に簡略化して説明する．

時刻 k の**内部状態**ベクトル $\boldsymbol{x}_k$ および**観測値**ベクトル $\boldsymbol{y}_k$ は，

$$\boldsymbol{x}_k = \boldsymbol{x}_{k-1} + \boldsymbol{w}_k, \quad \boldsymbol{w}_k \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{0}, \boldsymbol{Q}) \tag{1}$$

$$\boldsymbol{y}_k = \boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{v}_k, \quad \boldsymbol{v}_k \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{0}, \boldsymbol{R}) \tag{2}$$

でモデル化される．つまり，$\boldsymbol{w}_k$ および $\boldsymbol{v}_k$ はそれぞれ，平均 $\boldsymbol{0}$，共分散行列 $\boldsymbol{Q}$，または平均 $\boldsymbol{0}$，共分散行列 $\boldsymbol{R}$ の多変数正規分布に従うものとする．

以下では，カルマンフィルタを用いて内部状態 $\boldsymbol{x}_k$ をオンラインで推定する手続きを述べる．

まず最初に，内部状態 $\boldsymbol{x}$ と，誤差の共分散行列 $\boldsymbol{P}$ の初期値を適当に定めておき，毎時刻 k に，以下の手続きを繰り返す．ここで得られる $\boldsymbol{x}$ が，$\boldsymbol{x}_k$ の推定値である．

(1) $\boldsymbol{P} \leftarrow \boldsymbol{P} + \boldsymbol{Q}$（現在の誤差行列）

(2) $\boldsymbol{S} \leftarrow \boldsymbol{P} + \boldsymbol{R}$（残差の共分散）

(3) $\boldsymbol{K} \leftarrow \boldsymbol{P}\boldsymbol{S}^{-1}$（最適カルマンゲイン）

(4) $\boldsymbol{x} \leftarrow \boldsymbol{x} + \boldsymbol{K}(\boldsymbol{y} - \boldsymbol{x})$（状態の推定値）

(5) $\boldsymbol{P} \leftarrow (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K})\boldsymbol{P}$ （誤差の共分散）

2.3 混合正規分布クラスタリング

提案手法の 1 つは，スペクトラムが正規分布の混合であるという想定に基づき，それらを分離する混合正規分布クラスタリング [3], [4] を用いる．以下ではこの混合正規分布クラスタリングについて述べる．

M 個の正規分布を要素とする混合正規分布の確率密度関数を

$$p(\boldsymbol{x}_k; \theta) = \sum_{m=1}^{M} \pi_m \phi(\boldsymbol{x}; \mu_m, \sigma_m^2) \tag{3}$$

と表す．ここで，

$$\pi_m \leq 0 (m = 1, \cdots, M), \quad \sum_{m=1}^{M} \pi_m = 1 \tag{4}$$

を満たし，θ は

$$\theta = (\pi_m,\ \mu_m,\ \sigma_m^2) \tag{5}$$

つまり，各分布を説明するのに必要なすべてのパラメータをまとめて表したものである．

これらを用いて，以下の初期処理を行い，Q の変化が収束するまで E ステップと M ステップを繰り返す．

初期処理 1　データ系列 $(h_1,\ h_2,\ \cdots,\ h_n)$, 混合数 M を試行錯誤により経験的に与える．本研究では，例えば $M \leftarrow 5$ とする．

初期処理 2　θ の初期値を $\theta^{(0)}$，および $k \leftarrow 0$ とする．

E ステップ　$\theta^{(k)}$ を用いて Q 関数を計算する．

$$Q(\theta,\ \theta^{(k)}) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{m=1}^{M} p(m|x_i; \theta^{(k)}) \log p(x_i, m; \theta) \tag{6}$$

M ステップ　Q 関数を最大化する θ を求める．

$$\theta^{(t+1)} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}}\ Q(\theta, \theta^{(k)}) \tag{7}$$

このようにして得られた Q 関数の最大値の平均

$$\hat{x}_k = \mu_m = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i^m x_i}{\sum_{i=1}^{n} w_i^m} \tag{8}$$

が推定値となる．ただし

$$w_i^m = p(m|x_i;\theta^{(k)}) \tag{9}$$

とする．

3. 提案手法

この節では，カルマンフィルタを用いたベッドセンサの信号処理手法として，動的に帯域幅を変更する手法と，混合正規分布のクラスタリング結果を用いる手法の 2 つを提案する．この両者は最初の方は同じ手法だが，3.2.3 節と 3.2.4 節で述べる観測値の取得のみが異なる．

3.1 ベッドセンサ信号のスペクトル

ベッドセンサにより計測された空気圧の時系列を以下のように表す．

$$\boldsymbol{v} = (v_k|k = 1, 2, \cdots, N) \tag{10}$$

ここで，k は離散時間を表し，各計測はサンプリング周波数 100Hz によって獲得される．

次に W を定数としハニング窓 $(v_k, v_{k+1}, \cdots, v_{k+W})$ を切り出し，これをフーリエ変換して振幅スペクトル密度 $F_k(1/f)$ を得る．ただし f は周波数である．さらに，ハニング窓幅の半分の幅のデータを重複させながら，すべてのデータに対してこの処理を実行し，スペクトル密度の時系列であるスペクトログラムを得る．

3.2 カルマンフィルタの適用

3.2.1 内部状態のモデル化

内部状態 $\boldsymbol{x}_k$ を，行列

$$\boldsymbol{x}_k = \begin{bmatrix} x_{k,heart} = \text{時刻 } k \text{ の心拍数 [bpm]} \\ x_{k,respiration} = \text{時刻 } k \text{ の呼吸数 [bpm]} \end{bmatrix} \tag{11}$$

のようにモデル化する．ただし 4 節の評価では呼吸数のみを用いている．

内部状態の初期値は，例えば $\boldsymbol{x}_1 = [80, 30]^T$ のように，経験的に定める．

3.2.2 パラメータ設定

カルマンフィルタのパラメータ $\boldsymbol{Q}$，$\boldsymbol{R}$ は，最適化が必要ではあるが，例えば $\boldsymbol{Q} = \boldsymbol{R} = \boldsymbol{I}$ のように適当に定める．また誤差行列 $\boldsymbol{P}$ の初期値も，$\boldsymbol{P} = \boldsymbol{I}$ のように定める．

3.2.3 動的帯域幅変更による観測値の取得

1 つ目の手法は，時々刻々と計測可能な周波数帯域を変更する手法である．具体的には，振幅スペクトル F_k に対して，基本的には，その時点で振幅スペクトルが最大となる周波数を求め，これを観測値 y_k とするが，一時刻前の推定値に近い周波数帯域に限定するために，周波数の探索範囲を限定する．つまり，α を定数として，$x_{k,heart}$ は以下のように計算される．

図 1 ベッドセンサと計測の様子

$$y_{k,heart} \leftarrow \arg_f \max_{|f - x_{k-1,heart}| \le \alpha} F_k\left(\frac{1}{f}\right) \tag{12}$$

$x_{k,respiration}$ も同様である．

3.2.4 混合正規分布クラスタリングによる観測値の取得

1 つ目の手法は，動的であるとはいえ，周波数帯域の限定をしている．それに対し，周波数帯域の全く限定しない手法として，混合正規分布クラスタリングを行う手法を提案する．まずは振幅スペクトル F_k に対して，2.3 節で述べた混合正規分布のクラスタリングを適用する．クラスタリングの結果得られた正規分布集合を $\Phi = \{\phi_1, \phi_2, \cdots, \phi_M\}$ とし，このそれぞれの平均値を $\mu_1, \mu_2, \cdots, \mu_M$ とする．

次に，一時刻前の推定値 $\boldsymbol{x}_{k-1}$ の各要素について，これに近い平均値を持つ正規分布の平均値を，観測値 $x_{k,heart}$ $(x_{k,respiration})$ の推定値とする．

つまり，$y_{k,heart}$ は以下の式で得られる．

$$y_{k,heart} \leftarrow \min_{i=1 \le i \le M} |\mu_i - x_{k-1,heart}| \tag{13}$$

$y_{k,respiration}$ についても同様である．

4. 実験

この節では，3 節で示した提案手法を評価する．

実験にはジェピコ社のベッドセンサ [1] を用いる（図**??**）．これは，周期 0.1 秒でサンプリングした空気圧値にバンドパスフィルタを適用し，その最大周波数を呼吸数と見なしている．この機器ではバンドパスフィルタを適用する前の波形を得ることができるため，この波形を便宜上，原波形と見なして処理する．

今回は呼吸数の変化に対して，いかに正確に追随できるかどうかを主な目的としているため，呼吸数の計測のみを行った．

また，3.1 節に示したハニング窓は，15 秒に相当する $W = 128$ とした．

4.1 手順

実験は，1 名の被験者の呼吸の速度を意図的に変化させて約 3 分間計測を行った．被験者はメトロノームのテンポ

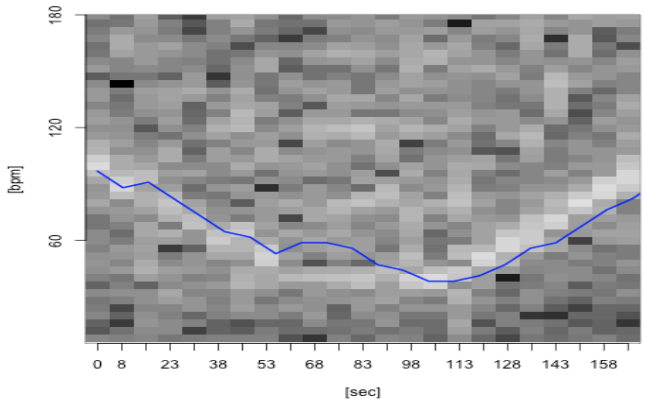

図 2 動的帯域変更を用いたカルマンフィルタにより求められたと呼吸数．スペクログラムは濃淡で表し，薄い方が高い値となる．

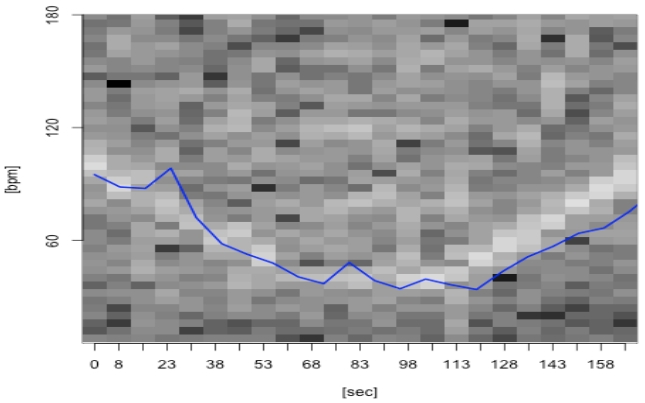

図 3 混合正規分布クラスタリングを用いたカルマンフィルタにより求められた呼吸数．スペクログラムは濃淡で表し，薄い方が高い値となる．

に合わせ呼吸をした．テンポの詳細は下記に示す．また，今回の実験は 2 つの提案手法で呼吸の変化を正確に計測することを目的としているため，意図的な呼吸での実験を行った．

- 0 秒–約 80 秒: 1 分間かけて 100bpm から 40bpm まで下げる
- 約 80 秒–約 120 秒 : 1 分間 40bpm を維持
- 約 120 秒–約 180 秒 : 1 分間かけて 400bpm から 100bpm まで上げる

上記のようにして計測した波形を，3 節で示した 2 つの手法に適用して，上記の手順にそった推定結果が得られるか，および 2 つの手法にどのような違いが得られるか，を評価する．

4.2 結果

一回の実験で得られたスペクトログラムおよび推定された呼吸数（Respiration）を，動的帯域変更による手法の結果を図 2 に，混合正規分布クラスタリングによる手法の結果を図 3 に示す．カルマンフィルタの初期値は 100 とし，動的帯域変更における $\alpha = 3$ とした．また混合正規分布クラスタリングによる手法でのクラスタ数 $M = 3$ とした．

動的帯域変更の適用結果を図 2 に示す．図 1 では 53 秒付近で若干のずれがあるものの，概ね正確に呼吸数を計測できている．

混合正規分布クラスタリングの適用結果を図 3 に示す．図 2 では 23 秒，83 秒付近で誤った値を計測している．また，最後の値が 75bpm 付近であり，120 秒付近からの呼吸数の上昇に追随できていないことが分かる．

4.3 考察

まず，動的帯域変更手法においては，概ね正確に計測ができているため，1 分間に 60bpm 程度の変化に対応できると考えられる．しかしながら，帯域制限の幅 α の値を慎重に設定する必要がある．理由は，スペクトルは本来計測したい周波数の整数倍の周波数にも現れることが知られており，特に呼吸数が少ない場合，計測したいスペクトルの近くに整数倍のスペクトルが生じるため，誤った計測結果になる事例があった..

次に，混合正規分布クラスタリング手法では 23 秒，83 秒付近で誤った値を示した．図 2 のスペクトログラムが明らかに薄い色の部分を追随できていない．これは，呼吸数として尤もらしいクラスタが生成されなかったことが原因であった．今回の実験では，整数倍の周波数成分が現れることを考慮してクラスタ数を設定した．実験での最低呼吸数は 40bpm であるから，おおよそ 80bpm，120bpm までは大きく現れると考えられるので，クラスタ数は 3 つに設定した．混合正規分布クラスタリング手法では最適なクラスタの数を設定しなければ，尤もらしいクラスタの付近に余分なクラスタが生成され，精度劣化の原因になり得る．よってクラスタ数は 3 つに設定した．実際に，クラスタ数が多すぎると計測精度が劣化する事例も存在した．

そして，提案している 2 つの手法の共通部分であるカルマンフィルタには，初期値を最適な値に設定にする必要がある．今回の事例でも，初期値を変えると正しく追随できないという場合があった．また別の事例では，生体信号同士が重なる，もしくは交差する場合，正しい計測ができない，という事例も存在した．これはカルマンフィルタの性質上，一旦 2 つの信号の内部状態が同じになると，その後は同じ挙動をしてしまうからである．

5. まとめ

本稿では，ベッドセンサによる生体信号の計測において，カルマンフィルタを用いた手法を 2 種類提案した．既存手法は計測対象の信号がバンドパスフィルタの制限帯域を超えると計測できないという問題があったが，カルマンフィ

ルタを用いることで生体信号が様々な周波数に変化した場合にも正確な計測ができることを示した．今回のケースでは２つの手法を比較すると，動的帯域変更手法のほうが正確に呼吸数を計測することができていた．しかしながら，両手法ともパラメータの設定によっては精度の劣化が見られたため，どちらが優れているかを一概に決めることができなかった．今後はパラメータの最適化法を検討する必要がある．

今回は定量的な評価はしていないため，今後より詳細な評価を行う必要がある．また，カルマンフィルタの初期値を任意で設定したため，初期値の設定法を検討する必要がある．今回は呼吸数の変動に対する追随に焦点を絞っているが，カルマンフィルタの特性上 2 つの内部状態が重なると後は同じ動きをしてしまう，という問題もある．. このような問題に対しては，何らかの追加の知識を導入する必要がある．

参考文献

[1] K. Watanabe, T. Watanabe, H. Watanabe, H. Ando, T. Ishikawa, K. Kobayashi, ”Noninvasive measurement of heartbeat, respiration, snoring and body movements of a subject in bed via a pneumatic method,” Biomedical Engineering, IEEE Transactions on , vol.52, no.12, pp.2100-2107, Dec. 2005.

[2] Steffen L. Lauritzen. ”Time series analysis in 1880. A discussion of contributions made by T.N. Thiele”. International Statistical Review 49, 1981, 319-333.

[3] C. Fraley and A. E. Raftery (2006, revised 2010). MCLUST Version 3 for R: Normal Mixture Modeling and Model-Based Clustering, Technical Report no. 504, Department of Statistics, University of Washington.

[4] C. Fraley and A. E. Raftery (2002). Model-based clustering, discriminant analysis, and density estimation. Journal of the American Statistical Association 97:611:631.