レーダセンサ及びブラインド信号源分離に 基づく心拍推定

Heart Rate Estimation Based on Radar Sensor and Blind Source Separation

村田 佳斗 Keito Murata

1 はじめに

自動車の運転中に運転者が睡眠, 突発的な発作, 体 調の悪化による意識喪失等に見舞われることは多く の場合致命的な状況となる. そのため, 運転中に運 転者の状態を何らかの方法で管理することが重要課 題の一つとなっている. この課題に取り組むために, 本研究では、Fig. 1 に示す運転中の運転者の心拍を レーダ非接触型生体センサアレイ(以後,レーダセン サと呼ぶ)を活用した常時モニタリングシステム(以 後,振動測定系と呼ぶ)を取り扱う.しかし,この振 動測定系においては,目的としている心拍信号以外 にも振動測定系自体のノイズ, 運転者の体動, 呼吸に よる体表面変動等の信号も同時に観測されてしまう. これらの問題は観測信号の信号対ノイズ比を著しく 低下させる. 本稿では、レーダセンサや体表面の位 置関係を事前に改定しないことから、ブラインド信 号源分離(BSS) [1] を適用し観測信号から心拍信号 のみを分離することを検討する.また,心拍推定ア ルゴリズムを適用して心拍推定を行い心拍推定精度 についても同様に検討を行う.

2 振動測定系と測定条件

2.1 振動測定系

本研究で使用する信号の振動測定系は Fig. 1 に示す通りである. 運転者を模した被験者が座った状態で振動測定系全体を振動させる. Fig. 2 に示されているレーダセンサを,背部と臀部にあたるシートの内部に埋め込み,計測を行う. レーダセンサのサンプリング周波数は $40~\rm{Hz}$ である. 振動測定系の振動は \sin 波の単軸加振であり,Fig. 1 に示す通り,前後・上下・左右方向に振動させることができる. Fig. 1 に示すレーダセンサでは,運転者の体表面の微小変位を測定することができる. また Fig. 2 に示すように,1 つのレーダセンサは 4 チャネルの異なる指向性レーダで駆動しているため,同時に近傍 4 点の体表面変位を測定することが可能となっている.

2.2 振動測定条件

本研究では、計測時間が $420 \mathrm{s}$ で、計測開始から $60 \mathrm{s}$ は振動を加えない状態で計測し、その後の $300 \mathrm{s}$ は振動を加えた状態、残りの $60 \mathrm{s}$ は再度、振動を加えていない状態で計測している。振動台の振動は上

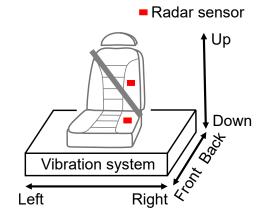


Fig. 1 Vibration measurement system and driver's seat with radar sensors.

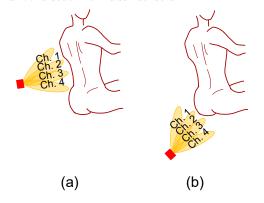


Fig. 2 Beams from radar sensor for measurering (a) back and (b) bottom surfaces of driver's body.

下方向に加えている. 振動台の振幅及び周波数はそれぞれ 10 mm 及び 1.2 Hz としている.

また本稿では、分離した信号と比較する参照値を得るために、Zephyr Technology 社の接触型心電図センサ(以後、ECGセンサと呼ぶ) Bioharness[2]を用いて可能な限り ECG信号を取得している. 心拍の参照値の計算には、この Bioharness 内部で実装されているアルゴリズムを用いる. Bioharness の技術的な資料は公開されておらず原理は不明であるが、恐らく一般的な心拍推定アルゴリズムである R-R 間隔推定に基づくものと予想される. また、この ECGセンサのサンプリング周波数は 250 Hz である. 接触型 ECGセンサであるため、振動台の振動が加えられても高精度な心拍を得ることが可能である. 本稿では、この ECGセンサから得られる心拍と同程

度の精度でレーダセンサの信号から心拍を推定する ことが目的となる.

3 観測信号に適用する BSS 手法及び心拍推定 アルゴリズム(タイトル思いつきません...)

3.1 t-ILRMA

近年,複素 Student's t 分布に基づく非負地行列因子分解(t-NMF)が提案されており,BSS 等の NMFに基づく特定のタスクにおいて Itakura—Saito ダイバージェンスに基づく NMF[3] よりも性能が向上することが報告されている.このことに鑑み,複素tudent's t 分布を生成モデルとして仮定する独立低ランク行列分析(ILRMA)[4] である t-ILRMA が提案された [5].複素 Student's t 分布二は形状パラメタ $\mu>0$ がある. $\mu\to\infty$ とすると複素 Gauss 分布に一致する.また,p は NMF モデルの信号領域を決定するドメインパラメタであり,p=1 及び p=2 は それぞれ振幅ドメイン及びパワードメインを表す.

3.2 心拍推定アルゴリズム

t-ILRMA を適用することで得られる分離信号に適用する心拍推定アルゴリズムについて説明する.まず、心拍信号の調波構造を強調しつつ低周波成分を除去するために二階微分フィルタを適用する.もう一度調波構造を強調するために半波整流を適用する.さらに、心拍信号が多く存在する帯域である $0.7~\mathrm{Hz}$ - $1.4~\mathrm{Hz}$ を通過帯域とする $5~\mathrm{\chi}$ 次楕円 IIR バンドパスディジタルフィルタを適用する.最後に、短時間フーリエ変換を適用してスペクトログラムに変換し、振幅スペクトログラムの最大ピークとなる周波数を時間フレーム毎に求めることで、推定心拍値を得る.

4 実験結果

観測信号に表れる呼吸のノイズ信号はあまり明確な調波構造を持っておらず、基本周波数のみが顕著な周波数特性である. 時間周波数領域 BSS を適用する前の処理として、呼吸基本周波数成分を除去するハイパスフィルタを適用する. このハイパスフィルタは、カットオフ周波数及びタップ長(次数)がそれぞれ 1.5 Hz 及び 170 次である. また、位相歪みが生じない(線形位相特性を満たす)ように FIR ディジタルフィルタとして設計している.

Fig. 3 の 3 番目のスペクトログラムより、心拍の高調波成分が 2.5 Hz、3.5 Hz、5 Hz,及び 6 Hz 付近に分離されている。1 番目、2 番目、及び 4 番目のスペクトログラムには心拍の高調波成分が見られず、振動台による振動及び呼吸の高調波成分が分離されていることが分かる。しかし、振動が加えられる 60 s では振動成分が残留していることが分かる。これは、振動が加えられた瞬間の体動は大きくなるためであると考えられる。

Fig. 3 に対して心拍推定アルゴリズムを適用した 心拍推定値を Fig. 4 に示す. 振動が加えられた 60 s-100 s では参照値と合致していないが,その他の時間 においては参照値と合致していることがわかる.

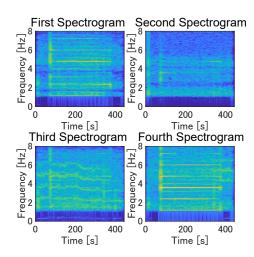


Fig. 3 Spectrograms of separated signal obtained by t-ILRMA, where p=1 and $\nu=5$ (high-pass-filtered).

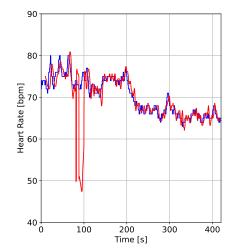


Fig. 4 Third Estimated (red) and reference (blue) heart rates obtained by t-ILRMA, where p = 1 and $\nu = 5$ (high-pass-filtered).

参考文献

- [1] P. Comon, "Independent component analysis, A new concept?," Signal Processing, vol. 36, no. 3, pp.287–314, 1994.
- [2] Zephyr~Technology~Bioharness,https: //www.zephyranywhere.com/media/download/ bioharness3-user-manual.pdf. Accessed 4 January 2022
- [3] C. Févotte, N. Bertin, J.-L. Durrieu, "Nonnegative matrix factorization with the Itakura-Saito divergence. With application to music analysis." *Neural Computation*, vol. 21, 793–830, 2009.
- [4] D. Kitamura, N. Ono, H. Sawada, H. Kameoka, and H. Saruwatari, "Determined blind source separation unifying independent vector analysis and nonnegative matrix factorization," *IEEE/ACM Trans. Au*dio, Speech, and Language Processing, vol. 24, no. 9, pp. 1626–1641, 2016.
- [5] S. Mogami, D. Kitamura, Y. mitsui, N. Takamune, H. Saruwatari, and N. Ono, "Independent low-rank matrix analysis based on complex Student's t-distribution for blind audio source separation," Proc. IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing, 2017.