

外乱推定を用いた左心室補助人工心臓運用時の拍動推定

Heartbeat detection using disturbance estimation during circulatory support by left ventricular assist device

○高橋 魁斗*, 田中 明*, 吉澤 誠**, 白石 泰之***, 山家 智之***

*福島大学, **東北大学 産業連携機構イノベーション戦略推進センター, ***東北大学加齢医学研究所

* Fukushima University, ** Innovation Center for Creation of a Resilient Society, Tohoku University,
*** Institute of Development, Aging and Cancer, Tohoku University

キーワード: 左心室補助人工心臓 (Left ventricular assist device), 外乱推定 (Disturbance estimation), システム同定 (System identification), 映像脈波 (video plethysmography), 周期成分分析 (periodic component analysis), 拍動時期検出 (Heart beat timing detection)

連絡先: 〒960-1296 福島県福島市金谷川 1 福島大学 共生システム理工学類 田中研究室 高橋 魁斗,
TEL/FAX : 024-548-5258 Email: s2170031@ipc.fukushima-u.ac.jp

1. 緒言

2020年の日本国内における心臓移植は 512 例であり, 他の先進国と比べると圧倒的に少ない. このため, 自然心臓の機能を人為的に補助し, 血液循環を行うための医療機器である補助人工心臓 (VAD) の装着が不可欠な患者が少なくなく, 512 人のうち 478 人 (93%) に補助人工心臓が装着されている. また, これらの補助人工心臓の平均装着期間は平均 989 日 (21 日 ~ 1,802 日) という長期間であった¹⁾. これらのことから, 長期間の VAD 運用において, 安全性と快適性が求められている.

従来の VAD は体外式で, 生存を第一とした移植までの短期間のつなぎの役割を担っていた. しかし, 近年ポンプの小型化と耐久性の向上によりポンプ本体の植え込みが可能になり, 2011 年 4 月には, サンメディカル技術研究所の EVAHEART などの国産植込型 VAD が保険適用となるなど, 現在では植込型 VAD の装着が大多数を占めるようになった²⁾. これにより, VAD の長期間の運用と患者の病院外での活動が実現しており, VAD 運用時の循環系は

健常者と同様に循環状態や血液要求量が大きく変化することが予想される.

一方, 現在の VAD の制御は, 回転数を一定に保つものが一般的である. そのため, 上述した状況下においては, 制御を動的に行うことが望ましいとする議論もある.

そこで近年, 新たな VAD の制御法の一つとして, 拍動同期制御の実現と評価に注目が集まっている. 拍動同期制御とは, 患者の心臓の収縮期と拡張期とでポンプの出力を変更する制御のことであり, その代表的なものとして, 収縮期に高回転, 拡張期には低回転とする収縮期補助モード (co-pulse mode) と, 収縮期に低回転, 拡張期には高回転とする拡張期補助モード (counter-pulse mode) がある. これらは心周期内で回転数を上下させることから, 拍動時期をできるだけ正確に把握する必要がある.

Ando らは, 心電図 (ECG) を計測することで, 心臓の拍動に同期した制御を実現し, 拡張期補助モードにおいて心筋への流量増加を確認したと報告している²⁾. この制御方法では, Fig.1 に示すように,

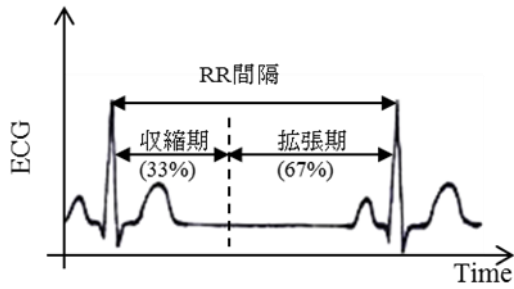
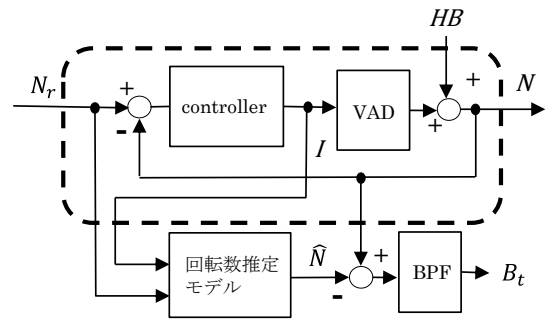


Fig.1 心電図信号と収縮期の決定

一拍前の RR 間隔の 33%を収縮期, 67%を拡張期と定義し, 心電図の R 波を起点として回転数を変化させている. ECG を用いることのメリットは, ECG 信号が計測できれば, 容易に収縮開始時期が検出できることである. しかし, ECG 計測用のセンサが必要であること, 心周期の急激な変化に対応できないこと, 拡張期の開始時期が不明であることが課題としてあげられる.

著者らはこれまでに, 生体にセンサを取り付けず, VAD から得られるモータの回転数と消費電流から自己心の拍動と関連する情報を拍動推定信号として抽出する方法を提案した³⁾. 本手法における左心室補助人工心臓 (LVAD) 制御のブロック線図を Fig.2. に示す. 一般的な遠心型 LVAD では, ポンプ内のモータコントローラによってポンプの回転数 N がその指令値 N_r となるように調節されている. しかしポンプの目標回転数が一定であっても, 実際の回転数は自己心の拍動などに起因する外乱によって揺らいでいる. このことから, 回転数一定制御の場合は, 消費電流や回転数の変化から拍動のタイミングを容易に知ることができる. しかし, 回転数を動的に変化させる制御の場合には, 電流および回転数は拍動と回転数制御の双方によって変化するため拍動のタイミングを把握することは困難である. 提案手法では, 制御によって回転数変化が生じているときの, 目標回転数 N_r , モータ電流 I および回転数 N 間の関係をモデル化し, 実測される回転数には拍動成分が外乱として重畳しているとみなすと, モデル出力である回転数の推定値と実測値との差



目標回転数: N_r 瞬時回転数: N
 消費電流: I 推定瞬時回転数: \hat{N}
 拍動推定信号: B_t 外乱成分: HB

Fig.2 VAD の信号モデル及び拍動推定の概略

($\hat{N} - N$)から得られる外乱の推定値 N_{er} には拍動の情報が含まれていると考えられる. しかし, 本方法では推定モデルをブラックボックスとして同定していること, 回転数推定モデルの精度が低い場合があることや拍動の検出遅れが小さくないという課題がある.

そこで本研究では, 外乱の推定モデルの改良を行い, 検出精度の向上を目的とした.

2. 方法

2.1 外乱推定方法

Fig.3 に本研究で提案する外乱推定法の概要を示す. まず, ポンプ部を表す, 消費電流 I を入力とし, 回転数 N を出力とするモデルを考える. 遠心ポンプのインペラの運動方程式を考慮すると, 回転数と流量との関係は一般的に非線形を有するが, 本研究ではこれを単純化し, 消費電流と回転数との関係を以下の ARX モデルで表す.

$$\hat{N} = aN(n-1) + b\{I(n) + I(n-1)\} + w(n) \quad (1)$$

ここで, $w(n)$ はノイズ項である. 拍動成分を含む外乱の推定では, 上記モデルの逆システムに回転数を入力し, その出力と実測される消費電流との差にカットオフ周波数 6Hz のローパスフィルタを適用することによって拍動推定信号 \hat{d} を推定した. また, 実際の電流計測では拍動以外の外乱の影響も少なくないため, さらに, 目標回転数と実測回転数との差

$e(n)$ を入力とし、消費電流 $I(n)$ を出力とする以下の
ようなモデルを導入する。

$$\hat{N} = a_1 N(n) + b_1 I(n-1) + b_2 I(n-2) + c_1 e(n) + c_2 e(n-1) \quad (2)$$

ここで、 $e(n)$ は $Nr - N$ である。本研究では前述の方法に加えて、上記のモデルの出力を実測の消費電流の代わり用いる方法も提案する。

2.2 ハイブリッド模擬循環系による実験と提案手法の評価

提案手法の基本的な特性を評価するために、模擬循環系を用いた実験を行った。データを取得するにあたってハイブリッド模擬循環系にて実験を行った。ハイブリッド模擬循環系とは、実際の流体を用いた循環路を、計算機シミュレーションを用いて模擬したシステムである。使用した補助人工心臓はEVAHEART(サンメディカル技術研究所)であり、制御用のマイコンを内蔵したコントローラによって制御される。

2.3 モデル同定と評価方法

モデル同定を行うためにハイブリッド模擬循環系において拍動がない状態でポンプの回転数を1500rpmと1800rpmの2値とし時間間隔を0.1秒から2秒のランダムで変化させ、心拍数がランダムに $60 \pm 5\text{bpm}$ で変化するときの目標回転数 N_r 、回転数の実測値 N をサンプリング周波数200Hzで計測した。

また同様の条件で拍動がある状態での計測を行った。

計測したデータを利用して(1)式の係数パラメータを最小2乗法によって算出し、得られたモデルを(3)式のFit率と(4)式のRMSE(平均二乗平方根誤差)で評価した。

$$\text{Fit率} = \left\{ 1 - \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^M (y - \hat{y})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^M (y - \bar{y})^2}} \right\} \times 100 \quad (3)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (y - \hat{y})^2}{M}} \quad (4)$$

3. 結果および考察

3.1 モデル同定と拍動推定

式(1)を使用した検証を方法A、式(2)を使用した検証を方法Bとする。

Fig.4に方法Aにおける拍動がないデータによるシステム同定の結果と拍動推定の結果を示す。

Fig.5に方法Bにおける拍動がないデータによるシステム同定の結果と拍動推定の結果を示す。

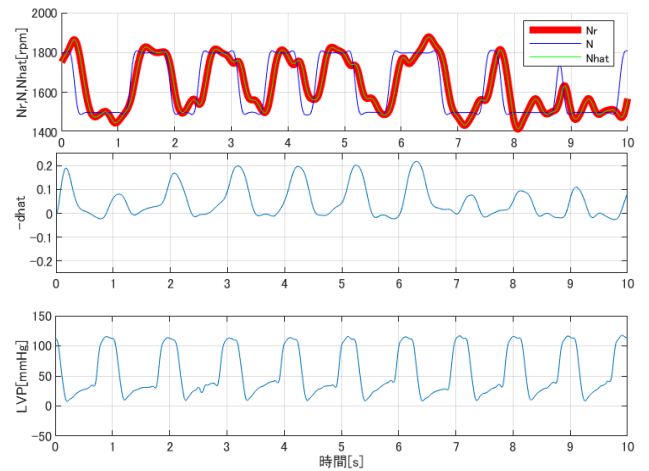


Fig.4 方法A 拍動なしデータによる推定

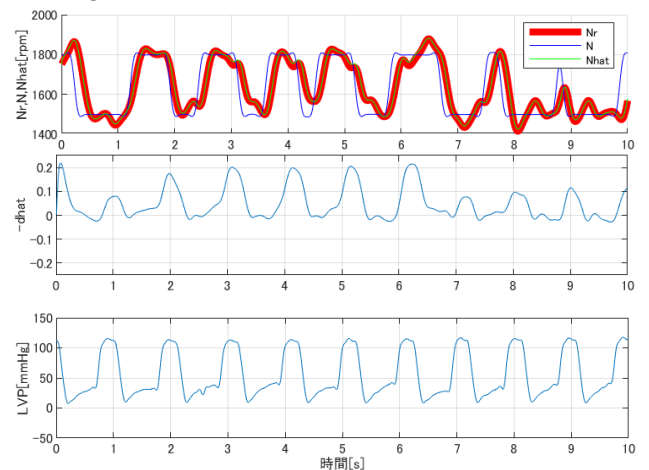


Fig.5 方法B 拍動なしデータによる推定

また、得られた拍動推定信号の傾きに閾値を設け拍動の検出と検出遅れを求めた。

Fig.4 の拍動推定の結果より得られた検出遅れは 0.1314 ± 0.074 s であった。

また、fig.5 の拍動推定の結果より得られた検出遅れは 0.091 ± 0.081 s であった。

目標回転数と実測回転数との差 $e(n)$ を入力とし、消費電流 $I(n)$ を出力とするモデルを導入することで拍動検出の精度がよくなると考えられる

したがって以降の推定は方法 B を使用して行った。

Fig.7 に方法 B における拍動があるデータによるシステム同定の結果と拍動推定の結果を示す

Fig.8 に方法 B における拍動があるデータに阻止帯域 $0.7 - 1.3$ Hz の BSF を適用したデータによるシステム同定の結果と拍動推定の結果を示す。

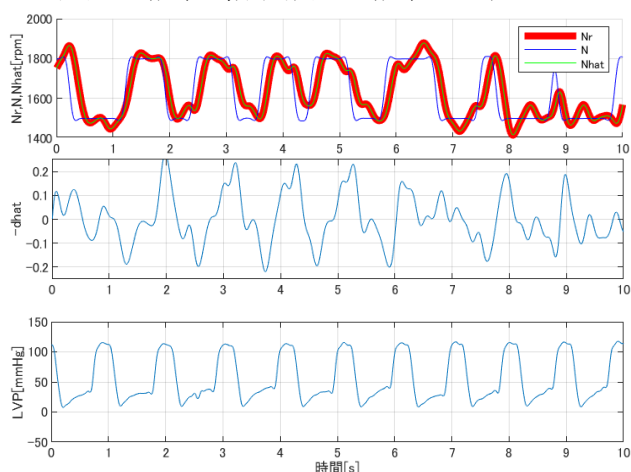


Fig.7 方法 B 拍動ありデータによる推定

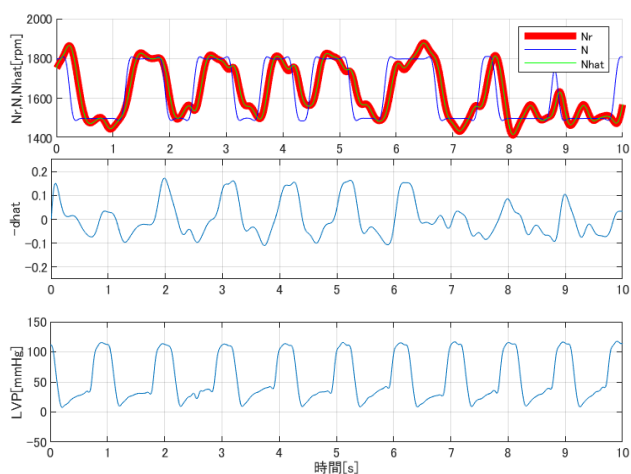


Fig.8 方法 B 拍動ありデータに BSF を適用したデータによる推定

Fig.7 と Fig.8 の比較より拍動があるデータを用いて同定を行う場合 BSF を適用することによって拍動がないデータを疑似的に作り出し拍動がないモデルに近いモデルを作ることができた。

また、Fig.8 の拍動推定の結果より得られた検出遅れは 0.092 ± 0.082 s であった。

このことから拍動がある信号でも BSF を適用することで拍動推定の精度がよくなると考えられる。

4. おわりに

本研究では外乱オブザーバーを用いて拍動推定信号の検出を行った。

拍動があるデータでモデル同定を行った場合拍動推定の精度が低かった。しかし、拍動の周波数を BSF を適用して疑似的に拍動がないデータを作りだしモデル同定を行うことで拍動検出の精度が向上すると考えられる。また、目標回転数と実測回転数の差を入力とし消費電力を出力とするモデルを導入することによって拍動推定の精度が向上した。今後は自己心の拍動の周波数が時間的に変化することや回転数推定モデルの改善を課題にしていきたいと考える。

参考文献

- 1) 日本移植学会 2020 臓器移植ファクトブック (<http://www.asas.or.jp/jst/pro/factbook/>) accessed on October 8
- 2) Ando M, Takewa Y, Nishimura T, Yamazaki K, Kyo S, Ono M, Tsukiya T, Mizuno T, Taenaka Y, Tatsumi E, A novel counterpulsation mode of rotary left ventricular assist devices can enhance myocardial perfusion., J Artificial Organs, 14(3), 185-91, 2011.
- 3) Hirohashi Y, Tanaka A, Yoshizawa M, et al, Sensorless cardiac phase detection for synchronized control of ventricular assist devices using nonlinear kernel regression model. J Artif Organs 19: 114-20, 2016