

非線形回帰手法を用いた 脈波信号解析によるカフレス血圧値推定

山本 聖也

富山県立大学 電子・情報工学科 情報基盤工学講座 4 年

平成 30 年 7 月 11 日

はじめに

発表の流れ

- 1 まえがき
- 2 脈波と循環胴体との関係
- 3 脈波と血圧値の計測実験
- 4 血圧値推定手法
- 5 血圧値推定結果
- 6 むすび

1. まえがき

血圧は循環胴体の変化を捉えるための重要な生態指標の一つ

一般的な血圧測定→上腕にカフを巻いて測定する

欠点：拘束性が高く長時間の測定が困難

これからは1心拍ごとの血圧値が必要とされる場合もある

用いる手法

近年、比較的簡易に測定ができる脈波を解析することで血圧値を推定する手法が多く提案されている

→本研究では非線形重回帰分析、及びサポートベクター回帰を用いて血圧値を推定し、従来の線形手法による推定値との比較を行う

2.3. 血圧値推定に用いるパラメータ

脈波から抽出したパラメータを図3に示す．脈波からは4か所，脈波の2次微分波形から5か所の変曲点を抽出し，各波高をパラメータとして用いる．加えて，脈波の各変曲点の時間間隔，脈波波形の面積，2次微分波形の変曲点の波高比もパラメータとして用いる．

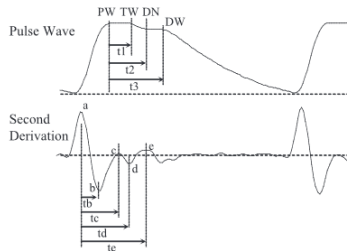


図3 脈波から抽出されたパラメータ

Fig.3 Parameters obtained from pulse wave signal.

脈波と血圧値の計測実験

3.1 計測方法

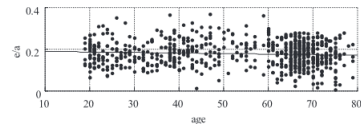
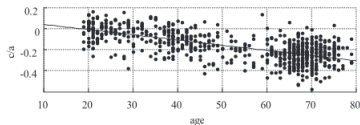
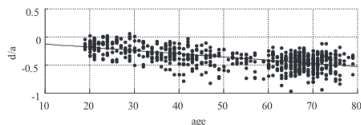
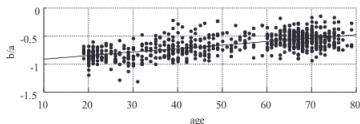
光電容積脈波信号と同時にリファレンスとして血圧値を 5 分間取得．計測したデータから前スライドで示したパラメータを抽出し，後半 4 分間の平均値を血圧値推定に使用．

3. 脈波と血圧値の計測実験

計測データの分析

計測データの分析

下図は先ほど取得したパラメータの波高比 ($b/a, c/a, d/a, e/a$) を算出し年齢ごとの推移を表したものである。その結果 b/a は加齢とともに上昇し、それ以外は年齢とともに下降するという従来研究と同様の結果が得られた。また血圧値と加速度脈波の波高比との関係が加齢に伴う変化と同じであった。→**加速度脈波と血圧値が相関関係であることから脈波をパラメータとすることで血圧値の推定が可能であると考えられる。**



4. 血圧値推定手法

非線形重回帰分析

本研究で扱うデータは非線形であるため従来法の重回帰分析では機能しない．そのため本論文では非線形重回帰分析を用いる．通常の重回帰分析では目的変数 y に対して説明変数 x_1, x_2, \dots を用いて式 (1) のように表す．

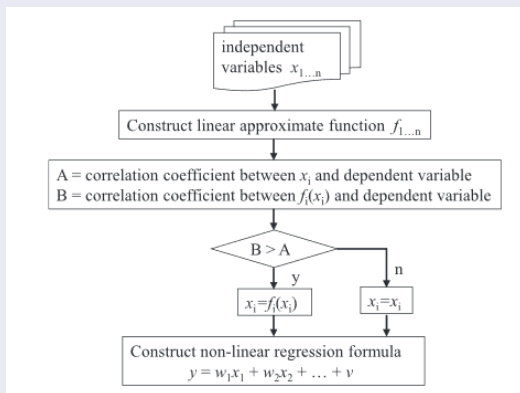
$$y = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + v \quad (1)$$

一方非線形重回帰式は式 (2) のようになる．

$$y = w_1 f(x_1) + w_2 f(x_2) + \dots + v \quad (2)$$

f は線形近似関数である．線形近似関数として多項式，指数，対数などが考えられるため，最適な関数を検討する．

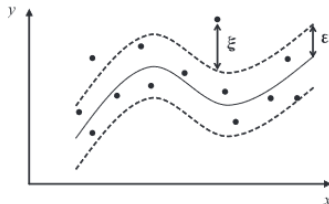
線形近似関数を適用することにより、逆に線形性が失われる場合がある ($y=x$ など)。これを回避するために、線形近似関数の適用前後で血圧値との相関値を評価し、線形性が失われるものに関しては適用しないステップを設けた (下図)。



サポートベクター回帰 (SVR)

SVR とは

SVM の回帰問題への拡張である．SVM と同様に高い汎化性を持ち，非線形への拡張が可能である．SVR の概念図を下図に示す．SVR は損失誤差 ϵ を定義し，出力値が $- \epsilon \leq y \leq \epsilon$ に収まるような回帰式を求める．データによっては外れてしまう場合があるので外れた距離をスラック変数 ξ と定義してこれの最小化を行う．



SVR の定式化

目的の線形回帰式を (3), 推定式を ϵ -インセンティブ損失関数を用いて式 (4) のように表される.

$$y = g(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} \rangle + v \quad (3)$$

$$L(\mathbf{x}, y, g) = \max(0, |y - g(\mathbf{x})| - \epsilon) \quad (4)$$

ここで \mathbf{x} は特徴ベクトル, \mathbf{w} は重みベクトルでさらにスラック変数を導入すると, 最終的な問題式は式 (5) のように定義される.

$$\text{minimize} \quad \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i^2 + \hat{\xi}_i^2) \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \text{subject to} \quad & (\langle \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i \rangle + v) - y_i \leq \epsilon + \xi_i \\ & y_i - (\langle \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i \rangle + v) - y_i \leq \epsilon + \hat{\xi}_i \\ & \xi_i, \hat{\xi}_i \geq 0 \end{aligned}$$

血圧値推定結果

推定制度の評価方法

式 (6),(7) を評価指標として用いる.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (e_i - \bar{e})(m_i - \bar{m})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (e_i - \bar{e})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (m_i - \bar{m})^2}} \quad (6)$$

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (s_i - \bar{e})^2} \quad (7)$$

・ m_i : 実測最高血圧値 ・ e_i : 推定最高血圧値 ・ R : 相関係数 ・ n : データ数

R は数値が大きいほど, SD は数値が小さいほど推定制度がよいことを意味する.

5. 血圧値推定結果

非線形重回帰分析による推定結果

非線形重回帰分析による推定結果

入力データ x に対する線形近似関数 $f(x)$ として、多項式、指数、対数を選択した。その結果を以下の表に示す。

従来法では $R = 0.648, SD = 12.168 \text{Hg}$ であるが、線形近似関数を用いることによる制度改善が見られた。

多項式に関しては次数を大きくすることによる推定制度の向上は見られなかった。

種類	$f(x)$	R	$SD[\text{mmHg}]$
線形重回帰	x	0.668	11.856
2 次多項式	$k_1 x^2 + k_2 x + k_3$	0.733	10.862
3 次多項式	$k_1 x^3 + \dots + k_3 x + k_4$	0.723	11.009
4 次多項式	$k_1 x^4 + \dots + k_4 x + k_5$	0.720	11.073
5 次多項式	$k_1 x^5 + \dots + k_5 x + k_6$	0.699	11.385
6 次多項式	$k_1 x^6 + \dots + k_6 x + k_7$	0.698	11.408
7 次多項式	$k_1 x^7 + \dots + k_7 x + k_8$	0.702	11.355
指数	$\exp(x)$	0.681	11.667
対数	$\log(x)$	0.689	11.548

└ 5. 血圧値推定結果

└ SVR による推定結果

SVR による推定結果

全データを入力データ x として SVR による血圧値推定を行う．相関係数 R が最も高くなる C , ϵ を最適地とした．結果としては非線形重回帰分析による結果よりも推定精度が高くなり，
 $R=0.784, SD=9.993\text{mmHg}$ となった．

複数の学習機による推定結果

従来研究より 60 歳以上では心血管の個人差が大きくなるため最高血圧のばらつきが大きくなる．よって本論文では 60 歳をしきい値として 60 歳未満と 60 歳以上でそれぞれで学習した二つの SVR を用いる．

結果としては

$R=0.819, SD=9.167\text{mmHg}$ となり，一つの SVR のみを用いた場合の結果よりも良い結果を得ることができた．規格値である $SD 8.0\text{mmHg}$ に近づけることができ，本手法の有効性を示すことができた．

7. むすび

本論文では非線形に変化する特徴量に対応可能な非線形重回帰分析と SVR の両手法を用いて推定を行った。その結果，従来の線形手法と比較して良好な推定結果を得ることができた。

特に SVR に関してはパラメータの最適化によりデータのばらつきが大きい脈波特徴量を用いた血圧推定値への対応性が高く最も高精度な推定が行居たと考えられる。