

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

岸本 圭史^{†a)} 河中 治樹[†] 小栗 宏次[†]

Cuffless Blood Pressure Estimation with Pulse Wave Signal Analysis by Means of Non-linear Regression Method

Yoshifumi KISHIMOTO^{†a)}, Haruki KAWANAKA[†], and Koji OGURI[†]

あらまし 生体信号計測のウェアラブル化が近年進み、血圧計測においてもカフを用いない拘束性の低い手法が求められている。計測が比較的容易な脈波信号を解析することで血圧値を推定する手法が以前より行われているが、推定手法の多くが重回帰分析のような線形手法であり、非線形性を有するパラメータに対して十分な回帰を行うことができなかった。本論文ではパラメータの非線形性に対応した回帰手法である非線形重回帰分析、及びサポートベクター回帰を用いて血圧値推定を行った。その結果、従来手法と比較して良好な精度が得られ、提案手法の有効性を示すことができた。

キーワード 血圧値推定、光電容積脈波、非線形回帰、サポートベクター回帰

1. まえがき

血圧は循環動態の変化を捉えるための重要な生体指標の一つであり、臨床医学で古くから用いられている。血圧計測法としては、上腕にカフを巻いて測定する方法が最も一般的であるが、拘束性が高く、長時間の計測を行うことが困難である。循環器系機能検査においては1心拍ごとの血圧値が必要とされ[1]、連続的な血圧測定手法が望まれている。近年、比較的簡単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。脈波とは、心臓から駆出された血液の衝撃により生じた動脈の脈動が末梢へ伝搬する波のことである[2]。この脈動の伝搬速度(PWV:Pulse Wave Velocity)が動脈の硬さを評価する指標として、臨床分野において用いられる[3]。PWVは心電図と脈波を計測し、各々の変曲点の時間差(PTT:Pulse Transmission Time)から求めることができる。血管に十分な伸展性がある場合において脈動の伝搬は遅く、動脈硬化が進むにつれて脈動の末梢への伝搬は速くなる。PWVを用いた血圧値推定に関する研究として、Espinaら[4]は、腰に巻

いたベルトから取得した心電波形と、耳に装着したクリップ型のセンサから得られる脈波を用いて、連続的な血圧モニタリングを行っている。Shengら[5]はクリップ型の脈波計を耳と指先に装着し、PTTから血圧値推定を行っている。鈴木ら[6]は光電容積脈波(PPG:photoplethysmography)からパラメータを抽出し、重回帰分析により血圧値を推定している。

いずれの研究においても推定手法として線形手法を用いているため、非線形性を有するパラメータに対して十分な回帰を行うことができない。Sakanashiら[7]によると血管壁の材料特性は非線形性を有するとしており、血圧と脈波とは非線形な関係があると考えられる。本論文ではパラメータの非線形性に対応した回帰手法である非線形重回帰分析、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比較を行った。

2. 脈波と循環動態との関係

2.1 光電容積脈波

光電容積脈波の信号例を図1に示す。脈波信号は心臓からの駆出波(PW:Percussion Wave)と血管壁等から反射波(TW:Tidal Wave)の合成によって構成され、脈診においてはPW及びTWの波高観測が重要となる。一般に若年者ではPWが脈波信号の最高点を占めるが、加齢や動脈硬化が進むにつれて

[†] 愛知県立大学大学院情報科学研究科、長久手市

Graduate School of Information Science and Technology,
Aichi Prefectural University, Nagakute-shi, 480-1198 Japan
a) E-mail: y.kishimoto@bme.ist.aichi-pu.ac.jp

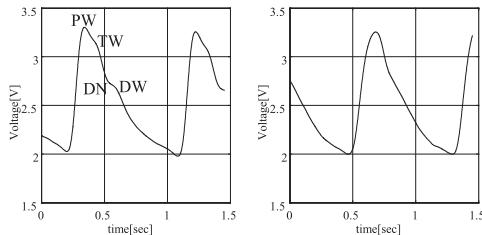


図 1 脈波信号 (左: 若年者, 右: 高齢者)

Fig. 1 Pulse wave signals (left: young age, right: old age).

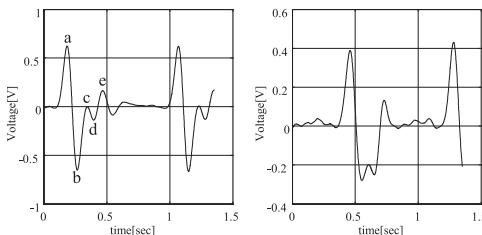


図 2 加速度脈波信号 (左: 若年者, 右: 高齢者)

Fig. 2 Acceleration Pulse wave signals (left: young age, right: old age).

TW が高くなる傾向を示し、場合によっては PW が TW の中に埋没して両者を区別することができなくなる [8]. また、PW と TW の二つの波高比を動脈系の弾性を示す指標（弹性係数）として、臨床へ適用例がある [9]. PW 及び TW 以外の脈波成分として、前波（Pre-ejection Wave）、切痕（DN: Dicrotic Notch）、重複波（DW: Dicrotic Wave）があり、いずれも動脈系の状態に起因して波高、若しくは各成分の時間間隔に影響を与えるケースが多く見られる。

2.2 加速度脈波

光電容積脈波は波形の変化が緩やかであるため、図 1 で示した各脈波成分を正確に捉えることは困難である。この脈波成分は脈波信号の変曲点であるため、脈波信号を 2 次微分することで波形成分の抽出が可能となり、こうして得られる波形を加速度脈波（APW: Acceleration Pulse Wave）という [10]. 図 2 に加速度脈波信号の波形例を示す。脈波信号の変曲点に対応して、a 波から e 波までの波形成分を抽出することができる。a 波と b 波は収縮期前方成分であり、血液の駆出によって生ずる駆動圧波を反映している。それに対し c 波と d 波は収縮期後方成分であり、駆動圧波が末梢に伝搬し反射して戻ってきた反射圧波を反映している。加齢によって反射波が増大し、収縮期後方成分が上昇することが知られているが、血圧値、脳血管疾

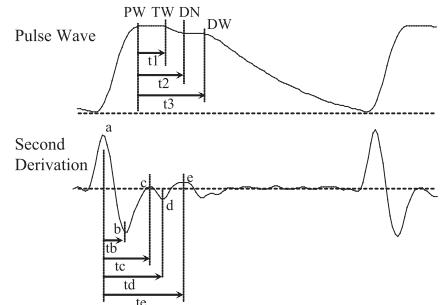


図 3 脈波から抽出されたパラメータ

Fig. 3 Parameters obtained from pulse wave signal.

患・虚血性心疾患等の既往症や現症の有無によっても統計的な傾向があることが示されている [9]. e 波は拡張初期成分であり、大動脈弁閉鎖後の末梢血流を反映している。加齢により血管の抵抗が増加し、末梢血流に影響を与えることが考えられる。

Takazawa ら [11] は、各波形成分を収縮初期陽性波である a 波で除した波高比 (b/a , c/a , d/a , e/a) が加齢に伴い変化するというデータを示している。各波高比はそれぞれ意味が異なるが、特に b/a は器質的な動脈壁の硬化、 d/a は血管内圧の上昇に伴う機能的な動脈硬化を表すパラメータであるとされているため、加速度脈波解析は動脈硬化に伴う血圧値上昇の傾向を推測する有効な手段であると考えられる。

2.3 血圧値推定に用いるパラメータ

以上より、脈波及び加速度脈波は循環動態の変化を表す生体指標であるということができる。血圧においても、心拍出量と末梢血管抵抗との積で表され、循環動態と密接に関係している。よって、脈波から循環動態のパラメータを抽出することにより、血圧値の推定が可能であると考えられる。

脈波から抽出した各種パラメータを図 3 に示す。脈波からは 4 箇所、脈波の 2 次微分波形から 5 箇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使用する。

3. 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取得した。被験者数は 691 人（男性：382 人、女性 309 人）である。光電容積脈波センサを左人差し指、

表 1 691 人の被験者から取得した計測データ (平均値 \pm 標準偏差)
 Table 1 Measured data of 691 subjects (mean \pm standard deviation).

Age/Sex	Subjects [n]	Height [m]	Weight [kg]	SBP [mmHg]	PR [bpm]	b/a	c/a	d/a	e/a
~20	M 4	174.0 \pm 7.8	70.8 \pm 7.0	119.3 \pm 7.7	72.2 \pm 7.6	-0.77 \pm 0.09	-0.07 \pm 0.11	-0.14 \pm 0.07	0.20 \pm 0.05
	F 2	156.8 \pm 2.5	52.3 \pm 8.1	107.2 \pm 5.1	85.1 \pm 13.4	-0.80 \pm 0.02	-0.01 \pm 0.04	-0.16 \pm 0.03	0.14 \pm 0.01
20~30	M 61	171.2 \pm 5.5	64.4 \pm 10.1	114.7 \pm 11.3	72.4 \pm 9.4	-0.87 \pm 0.11	-0.04 \pm 0.11	-0.14 \pm 0.10	0.18 \pm 0.06
	F 40	157.7 \pm 4.6	51.4 \pm 7.2	99.1 \pm 7.9	66.6 \pm 7.5	-0.82 \pm 0.13	0.01 \pm 0.08	-0.24 \pm 0.12	0.16 \pm 0.05
30~40	M 50	171.7 \pm 6.3	65.8 \pm 8.8	115.9 \pm 11.1	68.5 \pm 9.5	-0.82 \pm 0.14	-0.07 \pm 0.11	-0.24 \pm 0.12	0.18 \pm 0.06
	F 40	157.2 \pm 6.4	50.9 \pm 5.9	105.8 \pm 11.8	68.3 \pm 10.6	-0.68 \pm 0.15	-0.08 \pm 0.09	-0.35 \pm 0.12	0.17 \pm 0.05
40~50	M 49	169.4 \pm 6.6	68.4 \pm 7.5	123.5 \pm 12.5	70.6 \pm 10.5	-0.74 \pm 0.13	-0.13 \pm 0.10	-0.32 \pm 0.15	0.21 \pm 0.06
	F 32	157.5 \pm 5.2	53.2 \pm 7.6	110.1 \pm 12.5	66.6 \pm 8.2	-0.60 \pm 0.17	-0.15 \pm 0.09	-0.46 \pm 0.14	0.18 \pm 0.06
50~60	M 29	166.9 \pm 6.5	66.7 \pm 9.6	127.6 \pm 13.4	69.8 \pm 11.8	-0.63 \pm 0.14	-0.20 \pm 0.11	-0.43 \pm 0.12	0.21 \pm 0.07
	F 10	152.8 \pm 4.7	51.6 \pm 4.5	125.1 \pm 11.7	70.8 \pm 8.6	-0.51 \pm 0.16	-0.23 \pm 0.11	-0.49 \pm 0.16	0.18 \pm 0.06
60~70	M 100	165.5 \pm 5.7	65.0 \pm 8.1	128.8 \pm 15.5	68.7 \pm 9.4	-0.62 \pm 0.13	-0.23 \pm 0.11	-0.43 \pm 0.12	0.20 \pm 0.07
	F 132	152.8 \pm 4.8	52.2 \pm 6.8	123.4 \pm 16.2	69.4 \pm 7.5	-0.53 \pm 0.11	-0.26 \pm 0.10	-0.47 \pm 0.13	0.17 \pm 0.06
70~	M 89	165.2 \pm 6.0	63.4 \pm 7.9	130.0 \pm 13.6	68.1 \pm 9.9	-0.60 \pm 0.14	-0.24 \pm 0.11	-0.45 \pm 0.15	0.19 \pm 0.08
	F 53	152.9 \pm 4.6	53.1 \pm 5.8	124.2 \pm 15.9	71.3 \pm 8.2	-0.52 \pm 0.14	-0.26 \pm 0.10	-0.48 \pm 0.15	0.15 \pm 0.07

カフを右上腕に装着し、被験者には座位状態で 5 分間の安静を保ってもらった。計測したデータから 2.3 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する。血圧の計測には A&D 社 ME 血圧監視装置 TM-2540R を用いた。この血圧計はオシロメトリック方式で血圧値の計測を行うものである。また脈波信号の計測には（株）デンソー製の光電容積脈波センサ（8mm \times 12mm）を用いた。脈波信号のサンプリング周波数は 1000Hz とした。その他被験者は年齢、身長、体重等の個人情報をアンケートに記述してもらった。

3.2 計測データの分析

計測実験で取得したデータを表 1 に示す。左から順に身長、体重、最高血圧値 (SBP: Systolic Blood Pressure), 脈拍数 (PR: Pulse Rate), 波高比 (b/a, c/a, d/a, e/a) であり、値は平均値と標準偏差である。

Takazawa ら [11] の分析と同様に、被験者から取得した脈波から加速度脈波を求め、各波高比を算出した。その結果、b/a は加齢に伴い上昇し、c/a, d/a, e/a は加齢に伴い下降するという Takazawa ら [11] のデータと同様の傾向を得ることができた（図 4）。2.3 で述べたように、各波高比は動脈壁の硬さを表すパラメータであるため、加齢とともに動脈硬化が進行する傾向が示されている。また、血圧値と加速度脈波の波高比との関係を分析したところ、加齢に伴う変化と全く同傾向であった（図 5）。すなわち、本実験で計測した脈波は血管情報を含んでおり、更に加速度脈波が血圧値と相関関係があることから、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。本論文では 2.3 で述べた脈波の各種パラメータを入力と

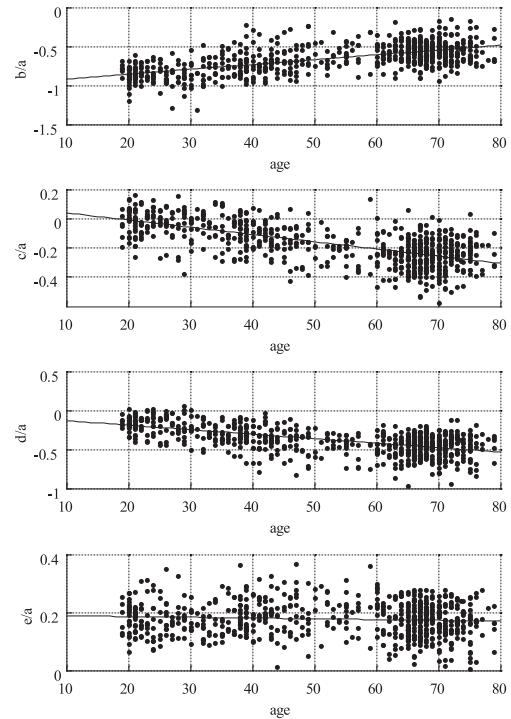


図 4 加齢に伴う加速度脈波の各波高比の変化
 Fig. 4 Changes in each acceleration pulse wave ratio with aging.

して、非線形回帰分析手法を用いることで血圧の絶対値推定を行う。

4. 血圧値推定手法

4.1 従来の推定手法

脈波単一の信号から血圧値を推定する手法として、

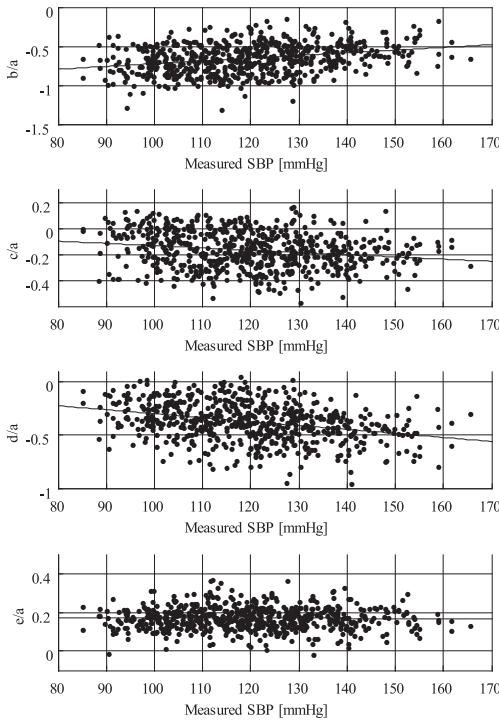


図 5 血圧値と加速度脈波の各波高比との関係

Fig. 5 Relation between each acceleration pulse wave ratio and measured SBP.

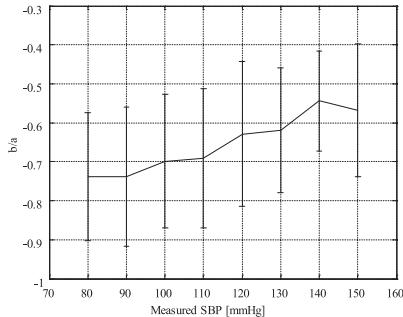
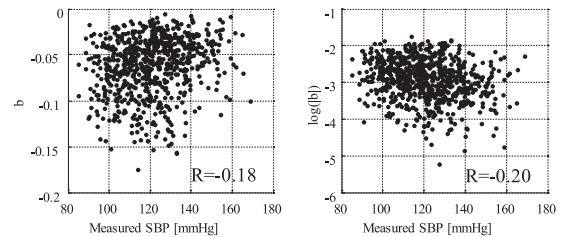


図 6 加速度脈波 b/a と血圧計測値との関係

Fig. 6 Relation between b/a of acceleration pulse wave signal and measured SBP.

鈴木ら [6] はステップワイズ法による変数選択と重回帰分析を組み合わせることで行っている。重回帰分析は回帰式が一次方程式で表されるため、説明変数が目的変数に対して線形に増加・減少する場合は有効であるが、非線形性を有する場合においては有効に機能しないことがある。

図 6 に、推定に用いるパラメータの一つである加速度脈波の b/a と血圧計測値との分布を示す。血圧値の

図 7 対数関数によるパラメータの線形近似
Fig. 7 Linear approximation for log function.

増加に伴い b/a も増加する傾向にあるが、線形には変化せず、低血圧領域と高血圧領域においては変化が緩やかとなり、非線形性を有することが読み取れる。また、データのばらつきも大きいため、データのばらつきに対してロバストな推定手法が求められる。

4.2 非線形重回帰分析

通常の重回帰分析（線形重回帰分析）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) のように表される。

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

これは一次方程式のため、説明変数は目的変数に対して線形増加（あるいは減少）することが望ましい。しかし、図 6 で示したとおり、脈波信号は血圧値に対して必ずしも線形には変動しない。図 7 に、加速度脈波の波高 b と、 $\log(|b|)$ の血圧値に対する分布を示す。波高 b に対して対数関数を当てはめることにより血圧値との相関が高くなるが、これは非線形性をもったパラメータが線形に近づいたことを意味する。このように説明変数をあらかじめ線形近似し、その説明変数を用いて線形重回帰分析を行うことで、非線形の重回帰式が構築可能となり、非線形性をもった説明変数の回帰に有効であると考えられる。

非線形重回帰式は式 (2) のようになる。

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

ここで 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。例えば $y = x$ のような完全な線形式に指数関数や対数関数を当てはめると非線形性をもつことになる。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

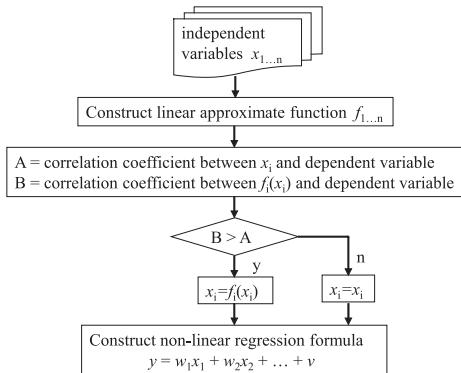


図 8 非線形重回帰分析のアルゴリズム
Fig. 8 Algorithm of non-linear regression.

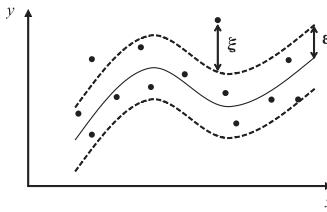


図 9 サポートベクター回帰による非線形回帰
Fig. 9 Non-linear regression by means of SVR.

失われる説明変数に対しては線形近似関数を適用しないステップを設けた。アルゴリズムのフローは図 8 のようになる。

4.3 サポートベクター回帰 (SVR)

サポートベクター回帰 (SVR: Support Vector Regression) とは、2 値判別器として知られるサポートベクターマシン (SVM: Support Vector Machine) の回帰問題への拡張である。SVM と同様に高い汎化性能をもち、カーネル関数を導入することにより非線形への拡張が可能である。SVR を用いた先行研究として物体認識 [12] や経済予測 [13] などの非線形事象に対しての適用例があり、いずれも効果を上げている。

SVR による非線形回帰の概念図を図 9 に示す。SVR は一定距離内の誤差を無視する損失誤差 ϵ を定義し、出力値 y が $-\epsilon \leq y \leq \epsilon$ に収まるような回帰式を求める。しかしどうによっては ϵ から外れる場合があるため、外れた距離を slack 变数 ξ と定義してこれの最小化を行う。

以上の定式化を行う。目的の線形回帰式を式 (3) とした場合、推定式は ϵ -インセンシ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} は重みベクトルである。更に slack 变数を導入すると、最終的な主問題は式 (5) のように定義される。

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i^2 + \hat{\xi}_i^2) \\ \text{subject to} \quad & (\langle \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i \rangle + v) - y_i \leq \epsilon + \xi_i \\ & y_i - (\langle \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i \rangle + v) - y_i \leq \epsilon + \hat{\xi}_i \\ & \xi_i, \hat{\xi}_i \geq 0 \\ & i = 1, \dots, l \end{aligned} \quad (5)$$

これは SVM と同様に、ラグランジュ乗数を導入することにより最適大局解を求めることができる [14]。式 (3) は線形の回帰式であるが、非線形関数 $\phi(x)$ を導入し高次元空間に写像することによって、非線形の回帰が可能となる。しかし高次元空間の内積計算を行う必要があり、計算が煩雑であるため、元の次元でこの内積計算を行うことができるカーネル関数を用いることが一般的である。本論文ではカーネル関数としてガウシアンカーネルを用いる。

SVR において、パラメータ ϵ 及び C は経験的に決める必要がある。 ϵ はデータに対する当てはまり度、 C は外れ値に対する許容度をそれぞれ意味する。 ϵ を小さくすることでデータに対する当てはまりが良くなり、複雑な回帰式を構築することができるが、背反として過学習に陥ることがある。また C は大きくすることで外れ値に対してロバストな学習が可能になるが、回帰式そのものが不完全となり得る。本論文では ϵ 、 C それぞれの最適な値を逐次的に探索して求める。

5. 血圧値推定結果

5.1 推定精度の評価方法

691 の被験者データ中、600 データを回帰式の構築に用い、91 データで最高血圧値の推定を行った。

実測最高血圧値 m_i と提案手法により求めた推定最高血圧値 e_i との相関係数 R (式 (6))、誤差の標準偏差 $SD[\text{mmHg}]$ (式 (7)) を評価指標として用いる。 n はデータ数、 \bar{e} は実測最高血圧値の平均値、 \bar{m} は推定最高血圧値の平均値、 $s_i = m_i - e_i$ である。 R は数値が大きいほど、 SD は数値が小さいほど推定精度がよいことを意味する。

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

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

5.2 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。多項式については 2 次から 7 次までを評価した。線形近似関数別の推定精度を表 2 に示す。また、図 10 に従来手法である線形重回帰分析による推定血圧値と計測値の分布、図 11 に最も精度がよい 2 次多項式による推定血圧値と計測値の分布を示す。従来手法による推定精度は $R = 0.648$, $SD = 12.168 \text{ mmHg}$ であるが、線形近似関数を用いることによる精度改善が見られた。多項式については次数を大きくすることによりデータに対する当てはまりはよくなるが、推定精度の向上は見られなかった。

表 2 線形近似関数別の推定精度

Table 2 Estimation results of each algorithm.

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

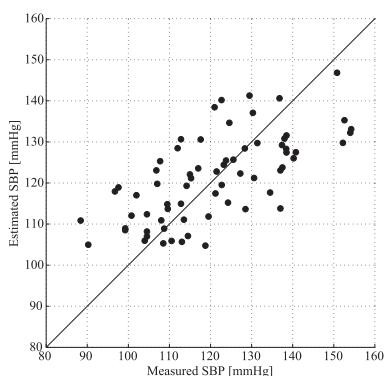


図 10 線形重回帰分析による血圧推定結果

Fig. 10 Result of blood pressure estimation by linear regression.

これはデータに対して過剰にフィッティングし、未知データに対する推定がうまく行われなかつたためだと考えられる。

5.3 SVR による推定結果

5.3.1 パラメータ分析と推定結果

全データを入力データ x として用いて SVR による血圧値推定を実施した。パラメータ C と ϵ をそれぞれ変化させながら推定精度の評価を行い、最適な値を求めた。推定精度の評価には相関係数 R を用いることとし、 R が最も高くなる C , ϵ を最適値とした。その結果、 $C = 2^4$, $\epsilon = 2^{0.4}$ で最も推定精度が高くなった。また、5.2 で示した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（図 12）。

5.3.2 複数の学習機を用いた場合におけるパラメータ分析と推定結果

5.3.1 では全データから一つの学習機を構築して

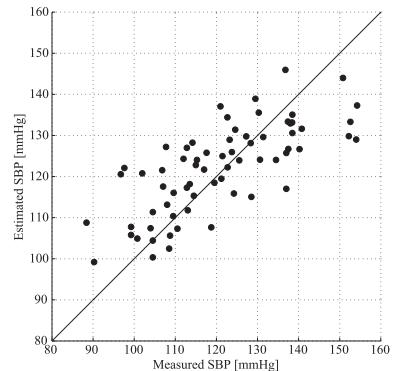


図 11 2 次多項式を用いた血圧推定結果

Fig. 11 Result of blood pressure estimation by quadratic polynomial.

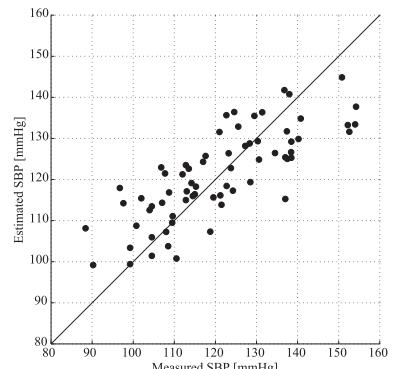


図 12 SVR による血圧推定結果

Fig. 12 Result of blood pressure estimation by SVR.

推定を行ったが、画像処理分野において複数の学習機によるアンサンブル学習を行うことで処理精度を向上させた例がある[15]。血圧値においては、表1で示されるように加齢に伴い血圧値のばらつきは増える傾向にある。例えば、70代男性の血圧値は20代男性の血圧値と比較して13.3%上昇しているが、標準偏差は20.3%上昇しており、ばらつきが増えていると判断できる。女性についても傾向は同じである。全年齢に対して唯一の学習機で推定を行うと、加齢に伴う血圧値のばらつきに対応できないことが考えられるため、年齢層ごとに学習機を構築し、各学習機を用いた血圧値推定を行った。

鈴木ら[6]の研究において、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値のばらつきが大きくなるとしている。よって本論文ではこれに倣い60歳をしきい値とし、60歳未満を若年者、60歳以上を高齢者と定義した。若年者データを入力データとして用いた場合のパラメータ分析を行った結果、 $C = 2^{3.6}$, $\epsilon = 2^{0.4}$ で最も推定精度が高くなった。高齢者データを用いた場合のパラメータ分析では、 $C = 2^{9.9}$, $\epsilon = 2^{-5.6}$ で最も推定精度が高くなった。

図13に年齢層ごとに学習した二つのSVRを用いた推定結果を示す。 $R = 0.819$, $SD = 9.167\text{mmHg}$ となり、一つのSVRのみを用いた場合の結果と比較して精度を向上させることができた。JISで規定されている血圧計の規格は $SD \leq 8.0\text{mmHg}$ であるが、従来の線形手法による推定よりも規格値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。

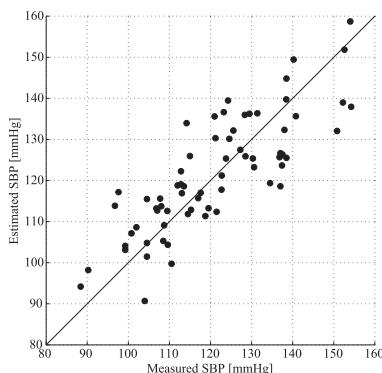


図13 複数のSVRによる血圧推定結果
Fig. 13 Result of blood pressure estimation by number of SVRs.

6. 考察

本論文で提案した線形近似を用いた非線形重回帰分析による推定とSVRを用いた推定について考察を述べる。

6.1 非線形重回帰分析に対する考察

5.2において多項式、指数、対数を用いて血圧推定を行ったが、2次多項式を用いた場合に推定精度が最も向上した。2次より次数を増加させた場合に精度が減少したが、この原因について考察する。

図14に非線形重回帰分析で使用した説明変数の内、寄与率の大きい上位三つの変数と血圧測定値との分布を示す。なお、図中の曲線は2次式の回帰曲線である。この分布より、推定で使用した説明変数は変曲点を複数もつような複雑な変動はせず、2次式で十分に回帰できたため、2次多項式において推定精度が最も高くなったと考えられる。

6.2 SVRに対する考察

6.2.1 パラメータ分析の傾向

5.3.1で記述した、全被験者データで学習した場合におけるパラメータ分析のプロットを図15に示す、傾向として、データの当てはまり度を意味する ϵ は増加に伴い推定精度も向上するが、ある変曲点を過ぎると過学習状態となり、推定精度が徐々に減少する傾向が見られた。外れ値に対する許容度を意味する C については、ある値にて推定精度最大となるが、大きくし

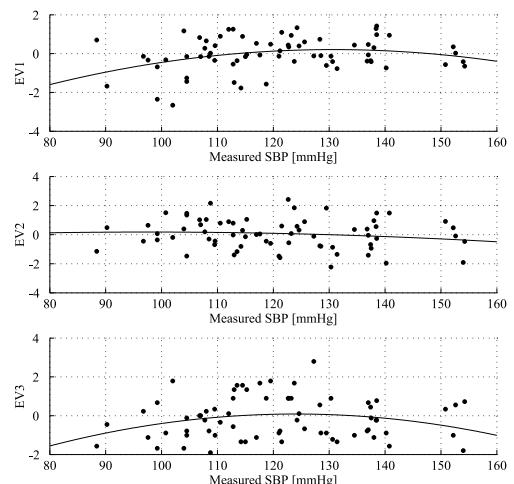


図14 非線形重回帰分析において寄与率の大きい説明変数と血圧測定値との分布
Fig. 14 Relevant explanatory variables of non-linear regression vs. measured SBP.

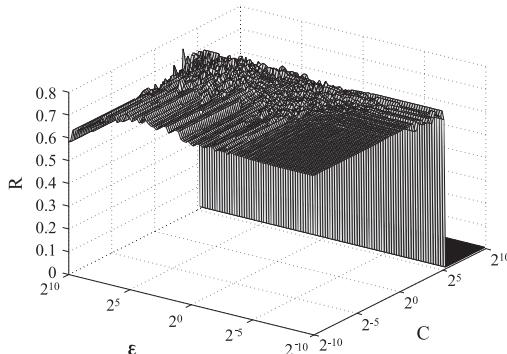


図 15 SVR のパラメータ分析（全データ）
Fig. 15 Parameter analysis of SVR for all data.

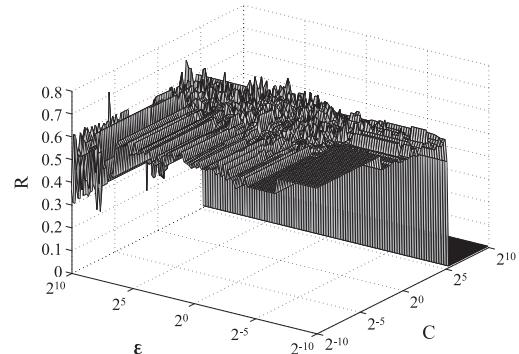


図 17 SVR のパラメータ分析（高齢者）
Fig. 17 Parameter analysis of SVR for old age data.

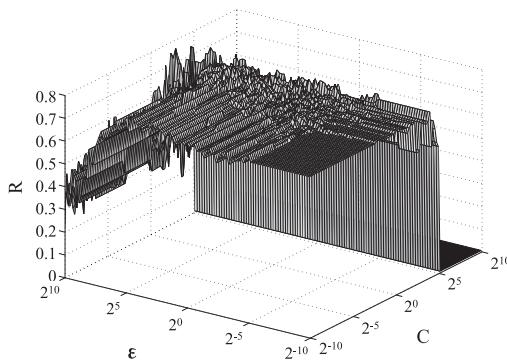


図 16 SVR のパラメータ分析（若年者）
Fig. 16 Parameter analysis of SVR for young age data.

過ぎると全てのデータを外れ値と誤認識し、推定が全く行われない状態となった。

図 16 に若年者のデータのみを用いた場合の結果を示す。全データを用いた場合の傾向と似ており、 ϵ の増加に伴い推定精度が向上し、ある変曲点を過ぎると推定精度は徐々に減少した。 C については推定精度最大となる値が存在するが、大きくなり過ぎると推定が行われない状態となった。

図 17 は高齢者のデータのみを用いた場合の結果であり、傾向は若年者データと同様である。最適値においては若年者データと比較して C は大きく、 ϵ は小さい値となった。これは高齢者においては血圧値のばらつきが大きいため、学習のロバスト性を上げるために C を大きく、また過剰フィッティングを避けるために ϵ を小さくしたことが学習において有効であったためだと考えられる。

6.2.2 学習機の個数

5.3.2 において二つの SVR を用いた血圧推定を

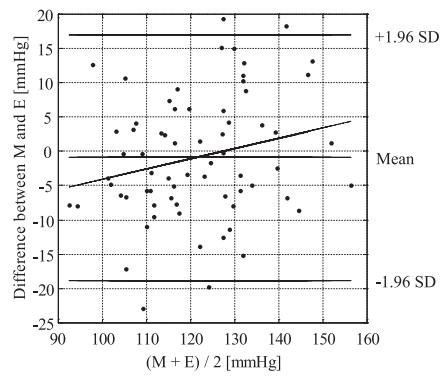


図 18 Bland-Altman Plot による測定血圧値と推定血圧値の比較
Fig. 18 Comparison of Measured SBP (M) and Estimative SBP (E) by Bland-Altman Plot.

行ったが、年齢に応じた学習機を更に増やすことで推定精度が向上することが考えられる。これを実現するためには年齢別の学習データを十分な数だけ用意し、データ不足による未学習を防ぐ必要がある。本論文で取得したデータは年齢によってはデータ数が少ないので 2 分割に止めたが、3 分割以上の学習は年齢別の十分な学習データを用意することが前提となるため、今後の実施用件とする。

6.3 推定精度について

5. にて R と SD を用いて推定精度評価を行ったが、全ての血圧値において正しく推定できているかを評価するために、Bland-Altman Plot による分析を行った（図 18）。5.3.2 の結果に対して分析しており、横軸が測定血圧値と推定血圧値の平均値、縦軸が差である。これより、低血圧及び高血圧に対して推定の誤差が大きい傾向にあることが読み取れる。全ての血圧値に対してロバストに推定できる学習機の構築が今後の課題となる。

7. む す び

本論文では単一の光電容積脈波信号から血圧と相関があるパラメータを抽出し、血圧値推定を行った。従来研究の推定には線形的手法が用いられていたため、特徴量の非線形性に対応できない欠点があった。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精度を得ることができた。特に SVR においてはパラメータの最適化によりロバスト性の向上や過学習の抑制を行うことができる。そのため、データのばらつきが大きい脈波特徴量を用いた血圧値推定への対応性が高く、最も高精度な推定が行えたと考えられる。

文 献

- [1] 山越憲一, “指容積脈波による血圧計測,” 医器学, vol.53, no.11, 2008.
- [2] 小澤利男, 新しい血圧測定と脈波解析マニュアル, メジカルビュー社, 2008.
- [3] 藤本浩一, 佐野裕司, 渡邊英一, “脈波伝播速度計測における加速度脈波の応用,” 人間工学, vol.48, no.6, pp.285–294, 2012.
- [4] J. Espina, T. Falck, J. Muehlsteff, and X. Aubert, “Wireless body sensor network for continuous cuffless blood pressure monitoring,” Proc. 3rd IEEE-EMBS ISSS, pp.11–15, 2006.
- [5] H. Sheng, M. Schwarz, and J. Boercsoek, “A wireless wearable body sensor network for continuous noninvasive blood pressure monitoring using multiple parameters,” Proc. CSCC’11, pp.308–314, 2011.
- [6] 鈴木里実, 小栗宏次, “高齢者の心血管特性を考慮したクラス分類による光電脈波信号を用いたカフレス血圧推定,” 電学論 (C), vol.130, no.2, pp.261–266, Feb. 2010.
- [7] A. Sakanashi, M. Hasegawa, and Y. Ushiyama, “Pressure pulse wave for blood flow in the aorta from the viewpoint of the nonlinear Toda lattice,” Phys. Lett. A, vol.221, pp.395–399, 1996.
- [8] 増田善昭, 動脈波の臨床, 共立出版, 2003.
- [9] H. Chlebus, “Value of examination of carotid pulse by means of resonance electrostethmographs in relation to intra-arterial pressure tracings,” Am. Heart J., vol.64, pp.245–250, 1962.
- [10] 佐野祐司, “加速度脈波による血液循環の評価とその応用,” 労働科学, vol.61, no.3, pp.129–143, 1985.
- [11] K. Takazawa, N. Tanaka, M. Fujita, O. Matsuoka, T. Saiki, M. Aikawa, S. Tamura, and C. Ibukiyama, “Assessment of vasoactive agents and vascular aging by the second derivative of photoplethysmogram waveform,” Hypertension, vol.32, no.2, pp.365–370, 1998.
- [12] 安藤慎吾, 草地良規, 鈴木 章, 荒川賢一, “サポートベクトル回帰を用いた三次元物体の姿勢推定法,” 信学論 (D), vol.J89-D, no.8, pp.1840–1847, Aug. 2006.
- [13] 田辺和俊, 栗田多喜夫, 西田健次, 鈴木孝弘, “サポートベクター回帰を用いた 158 カ国の中価格付けの再現,” 情報知識学会誌, vol.23, no.1, pp.70–91, 2013.
- [14] N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods, Cambridge University Press, 2000.
- [15] 渡邊栄治, 尾関孝史, “複数の階層型ニューラルネットワークによる画像の雑音除去,” 信学論 (D), vol.J93-D, no.3, pp.409–413, March 2010.

(平成 26 年 4 月 4 日受付, 8 月 11 日再受付)



岸本 圭史 (正員)

2009 愛知県立大学大学院情報科学研究科博士前期課程修了。同年(株)デンソーアイ入社。2014 愛知県立大学大学院情報科学研究科博士後期課程在学中。生体信号処理に関する研究に従事。



河中 治樹 (正員)

2005 名古屋工業大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年中部大学先進計測研究センター非常勤研究嘱託。同年愛知県立大学大学院情報科学研究科助手。2007 同大学院助教。2012 同大学院講師を経て、現在同大学院准教授。博士(工学)。コンピュータビジョンとパターン認識の研究に従事。IEEE、情報処理学会、画像電子学会、映像情報メディア学会等各会員。



小栗 宏次 (正員)

1990 名工大大学院博士課程修了。同年名工大助手。1994 愛知県立大・助教授。1998 同大情報科学部教授。1999 年 9 月より 2000 年 7 月までドイツ連邦ミュンヘン大学計測科学研究所客員教授。2002 愛知県立大学大学院教授。2009 同大情報科学共同研究所所長(兼任)。2011 東京大学生産技術研究所研究員(兼任)。現在に至る。生体信号処理、知的情報処理に関する研究に従事。工博。1996 日本エム・イー学会研究奨励賞受賞。1999 永井科学技術財団学術賞受賞。IEEE、日本生体医工学会各会員。