

# 顔面熱画像の独立成分を用いた安静時血圧推定モデルの最適化に関する一検討

岩下 有紀<sup>†</sup> 南雲 健人<sup>†</sup> 大岩 孝輔<sup>†</sup> 野澤 昭雄<sup>†</sup>  
 青山学院大学<sup>†</sup>

## 1. はじめに

世界で推定 14 億人が患っている高血圧症の予防・対策として、非接触計測技術を用いた日々の血圧モニタリングが必要とされている。非接触血圧計測技術の実現に向けて、我々は赤外線サーモグラフィ装置を用いて非接触計測が可能かつ心臓血管系指標の一つである顔面熱画像 (Facial thermal images: 以下 FTIs と略記) に注目した。これまで人為的に誘発させた急性血圧変動を顔面熱画像から推定する研究が行われてきた[1]。しかし、一般的な血圧計測は安静状態にて行うため、顔面熱画像に基づく安静時血圧を推定する方法の確立が望まれる。我々は独立成分分析 (Independent component analysis: 以下 ICA と略記) を用いて FTIs から安静時血圧に関連する独立成分を抽出し、抽出した成分から安静時血圧を推定する一般モデルの構築を試みた[2]。実用化に向けた推定精度の向上のためには、モデリングで使用した変数選択法や手法の検討を行う必要がある。

本研究の目的は、FTIs の独立成分から安静時血圧を推定する一般モデルの最適化に向けた検討である。実験で得られた FTIs から独立成分を抽出し、抽出した独立成分から安静時血圧推定モデルを構築した。モデル構築の際、独立成分数、変数選択法、モデリング手法及びモデリング手法のハイパーパラメータを変え、交差検証を用いたモデルの性能評価によって安静時血圧推定に関する最適モデルについて検討した。

## 2. 実験方法

被験者は健康成人 5 名 (年齢: 21~23 歳) として、室温 23.7±1.2°C の室内にて実験を実施した。計測は 9 時から 14 時、17 時から 22 時まで 1 時間毎に行った。計測による被験者のストレスを軽減するため、9 時から 11 時を第 1 ターム、12 時から 14 時を第 2 ターム、17 時から 19 時を第 3 ターム、20 時から 22 時を第 4 タームとして、ターム毎に別日に計測した。1 計測は、2 分間の安静閉眼区間 (Rest) と 1 分間の急性ストレス誘発区間 (Task) で構成され、Task では被験者に息こらえを課した。計測項目は顔面領域を含む熱画像、平均血圧 (Mean arterial pressure: 以下 MAP と略記) とした。熱画像は赤外線サーモグラフィ装置 (A35 Series, FLIR 社製) を用いて、熱画像サイズ 320×256pixel, 温度分解能 0.05°C, 顔面皮膚放射率 0.98, サンプル周波数 10Hz として計測した。MAP は非侵襲的連続血圧計 (CNAP Monitor HD, CNSystems 社製) を用いて、カフを装着し、サンプル周波数 100Hz で計測した。解析には、Rest の FTIs と MAP を用いた。

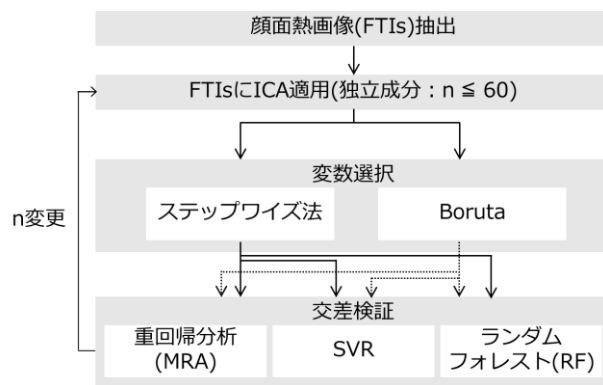


図 1 解析方法の流れ

表 1 ハイパーパラメータの値

モデリング手法	パラメータ	値
SVR	カーネル	rbf
	C	$2^{-5}, 2^{-4}, \dots, 2^{10}$
	$\epsilon$	$2^{-10}, 2^{-9}, \dots, 2^1$
	$\gamma$	$2^{-20}, 2^{-19}, \dots, 2^{10}$
RF	木の数	10, 20, ..., 100
	木の深さ	3, 7, 5, 9
	分割に必要な最小サンプルサイズ	1, 2, ..., 10

## 3. 解析方法

図 1 に解析方法の流れを示す。実験で得た熱画像から顔特徴点に基づく空間標準化[3]を用いて FTIs を抽出した。FTIs のサイズは 259×270pixel であった。本研究では、 $m$  個の確率変数や信号を統計的に独立した成分に分離する手法である ICA[4]を FTIs に適用して独立成分の抽出を行った。観測信号を  $\mathbf{X} = \mathbf{x}_m(t)^T (m = 1, 2, \dots)$ , 独立成分行列を  $\mathbf{S} = \mathbf{s}_n(t)^T (n = 1, 2, \dots)$  とすると、その線形関係は混合行列  $\mathbf{A}$  を用いて以下のように表すことができる。

$$\mathbf{X} = \mathbf{AS} \quad (1)$$

各計測で得られた Rest の FTIs の平均画像を作成し、被験者 1 名あたり 12 枚で合計 60 枚の平均画像を得た。得られた平均画像を観測信号としてそれぞれ一次元ベクトルに展開し、以下のように行列  $\mathbf{X}$  に格納した。

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t), \dots, \mathbf{x}_m(t)]^T = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m,1} & \dots & x_{m,t} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式(1)に基づき  $\mathbf{X}$  に対して ICA を適用すると、混合行列  $\mathbf{A}$  と独立成分行列  $\mathbf{S}$  は以下のように得られた。

<sup>†</sup> 青山学院大学 神奈川県相模原市中央区淵野辺 5-10-1

表2 交差検証で得られた相関係数の結果

変数選択法	モデリング手法		
	MRA	RF	SVR
ステップワイズ法	0.331	0.410	0.274
Boruta	0.460	0.320	<b>0.539</b>

表3 交差検証で得られた RMSE の結果

変数選択法	モデリング手法		
	MRA	RF	SVR
ステップワイズ法	7.96	7.67	7.78
Boruta	7.64	7.06	<b>6.79</b>

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n] = \begin{bmatrix} a_{1,1} & \dots & a_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m,1} & \dots & a_{m,n} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_n]^T = \begin{bmatrix} s_{1,1} & \dots & s_{1,t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{n,1} & \dots & s_{n,t} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$n$ は独立成分数を示す。独立成分行列 $\mathbf{S}$ の $s_n$ は独立成分であり、FTIsの特微量として示される。混合行列 $\mathbf{A}$ の $\mathbf{a}_n$ は重み時系列と呼ばれ、 $s_n$ に対応する時系列変動として示される。抽出した独立成分から安静時血圧推定モデルを構築した。目的変数はRest時に計測したMAPの平均値、説明変数は重み時系列 $\mathbf{a}_n$ とした。赤池情報量規準に基づくステップワイズ法及びBorutaによる説明変数の選択をそれぞれ行った。それぞれの変数選択法で選ばれた説明変数から重回帰分析(Multiple regression analysis: 以下MRAと略記)、ランダムフォレスト(Random forest: 以下RFと略記)及びサポートベクター回帰(Support vector regression: 以下SVRと略記)の3つのモデリング手法を用いてそれぞれ血圧推定モデルを構築した。各モデリング手法のハイパーパラメータはグリッドサーチによって最適化した。各モデリング手法のハイパーパラメータの値を表1に示す。構築したモデルの性能評価には5分割交差検証を用いた。全5名分の被験者のデータうち、4名分を学習データ、残りの1名分をテストデータとして計5回の交差検証を行った。モデルの評価指標には相関係数( $R$ )と平均平方二乗誤差(RMSE)を用いた。以上の処理を独立成分数1から60まで変更して行った。各手法で最もRMSEの値が低いときの独立成分数を採用した。

#### 4. 実験結果及び考察

表2に交差検証で得られた相関係数、表3にRMSEの結果を示す。表2及び表3より、BorutaとSVRを用いたモデルが最も高い精度で安静時血圧を推定できた。この時の独立成分数は60であり、Borutaによって選ばれた説明変数の数は8個、使用されたハイパーパラメータはrbfカーネル、 $C$ は $2^6$ 、 $\epsilon$ は $2^0$ 、 $\gamma$ は $2^{-2}$ であった。従って、BorutaとSVMは安静時血圧推定に適したアルゴリズムであり、以上の条件で構築されたモデルが本研究における最適モデルであった。BorutaとSVMを用いて構築された最適モデルの結果を図2に示す。図2の縦軸は実測値、横軸は推定値、凡例は交差検証で学習データに用いた被験者の番号を示す。相関係数 $R$ は0.582、RMSEは6.69mmHgとなった。以上の結果から、顔面皮膚温度から安静時血圧を誤差6.69mmHgの精度で推定できることが明らかになった。

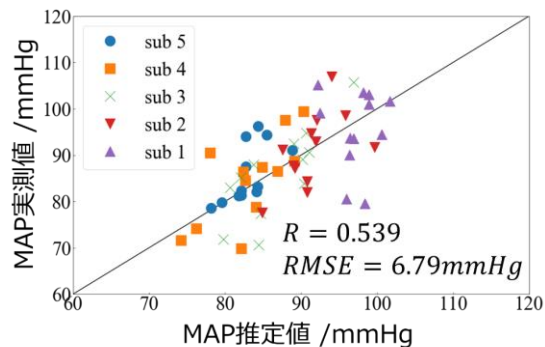


図2 BorutaとSVMを用いたモデルの結果

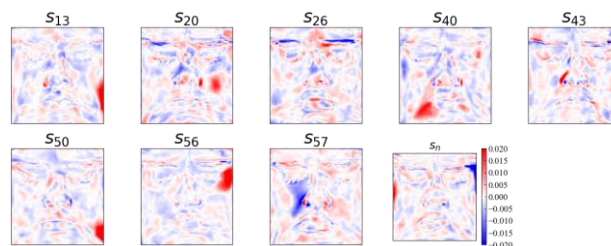


図3 Borutaによって選ばれた独立成分 $s_n$

図3にBorutaによって選ばれた独立成分 $s_n$ を示す。図3の色が濃い部分は強い特微量、薄い部分は弱い特微量を示す。図3の $s_{40}$ 、 $s_{56}$ 、 $s_{57}$ に注目すると、動脈が通っている唇周辺部、眼窩部、鼻側部に強い特微量を示した。これは、動脈を流れる血液の熱が皮膚温度として反映された成分であると考えられる。よって、唇周辺部、眼窩部、鼻側部といった血液の熱を反映しやすい部位の皮膚温度が安静時血圧に関連することが期待される。

#### 5. まとめ

本研究では、いくつかの手法やモデルに使われるパラメータの検討によってFTIsの独立成分に基づく安静時血圧推定モデルの最適化を試みた。その結果、変数選択法はBoruta、モデリング手法はSVR、独立成分数は60、選ばれた説明変数の数は8個、使用したハイパーパラメータはrbfカーネル、 $C$ は $2^6$ 、 $\epsilon$ は $2^0$ 、 $\gamma$ は $2^{-2}$ として構築したモデルの推定精度が最も高かった。よって、以上の条件で構築したモデルが本研究における最適モデルであった。その精度は相関係数0.582、RMSE6.69mmHgであった。また、動脈が通っている唇周辺部、眼窩部、鼻側部に強い特微量が表れたことで、これらの部位の皮膚温度が安静時血圧に関連すると示唆された。

#### 参考文献

- [1] N. Nakane, K. Oiwa, A. Noawa: "Relationship between mechanisms of blood pressure change and facial skin temperature distribution", *Artificial Life and Robotics*, vol. 25, pp. 48-58 (2020)
- [2] Y. Iwashita, K. Nagumo, K. Oiwa, and A. Nozawa: "An attempt to construct a general model for resting blood pressure estimation using independent components of facial thermal images", *International Conference on Intelligent Informatics and Biomedical Sciences (ICIBMS)*, vol. 6, pp. 279-281 (2021)
- [3] K. Nagumo, K. Oiwa, and A. Nozawa: "An attempt at spatial normalization of facial thermal images using facial feature points", *Proceeding of the twenty-sixth international symposium on artificial life and robotics and the sixth international symposium on biocomplexity*, pp. 176-180 (2021)
- [4] C. J. James, and C. W. Hesse: "Independent component analysis for biomedical signals", *Physiological measurement*, vol. 26, issue. 1, pp. 15-39 (2004)