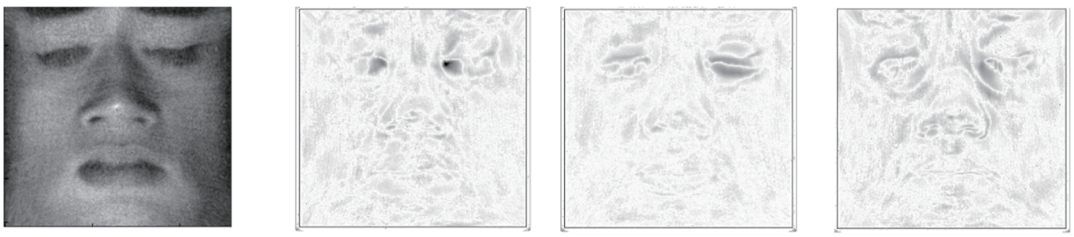
183　多波長分光顔画像に基づく遠隔血圧センシング	大岩　孝輔

【目的】日常的な血圧モニタリングは高血圧症の早期発見や予防において重要である。既存の血圧計測方法では、専用の機器に付随する計測用カフを装着する必要があり、計測にある程度の時間を要することが問題点であった。著者らは、遠隔バイタルサイン計測技術にて多用されている顔面脈波が得られる顔面可視画像、顔面血流により変動しうる顔面皮膚温の空間情報である顔面熱画像、近赤外帯域で計測した顔面近赤外画像の空間特徴量に基づく遠隔血圧推定に着想した。特に可視帯域と赤外帯域の中間に属する近赤外波長帯域は「生体の窓」と呼ばれるように、生体透過性の高い波長帯域であることが知られている。その帯域では、光の波長により生体に対する深達度が変化し、近赤外帯域にて撮影した顔面近赤外画像の利用により、皮膚の色相の空間的情報を立体的に捉えることが可能となる。光の波長により生体に対する深達度が変化することを考慮すると、遠隔血圧センシングに適した波長帯域が存在し、その波長帯域を特定することができれば血圧推定精度の向上が期待できる。本研究では、可視・近赤外帯域における多波長分光計測にて得た顔画像（多波長分光顔画像）の空間特徴量に基づく遠隔血圧センシングに適した波長帯域の特定を目的とする。具体的には、(1) 顔面可視画像に基づく高血圧検出、(2) 顔面近赤外画像に基づく安静時血圧推定、(3) 顔面熱画像に基づく安静時血圧推定の 3 研究を実施した。

【方法】(1) では、意図的に血圧を変動させた状態で顔面可視画像と参照血圧値を計測する実験を実施した。計測した顔面可視画像における皮膚色相差分を計算することで顔面可視画像の空間相対的特徴を求め、その情報に対し非線形モデルを適用することで高血圧検出モデルを構築した。(2) では、760～1,100 nm および 1,050～1,650 nm の波長帯域で計測した顔面近赤外画像に対しブラインド信号源分離アルゴリズムの 1 つである独立成分分析と線形回帰モデルを適用することで、顔面近赤外画像の空間特徴量に基づく安静時血圧推定を行った。(3) では、数週間にわたり被験者の顔面熱画像および安静時の平均血圧値を計測し、顔面熱画像から安静時血圧を推定するモデルを構築した。

【結果】(1) では、顔面可視画像の空間相対的特徴を利用することで高血圧状態をおよそ 70%の精度で検出することができた。さらに、主要血管が走行する鼻側部において高血圧に関連する空間相対的特徴が表出した。(2) では、波長が 760～1100 nm における顔面近赤外画像から得られた安静時血圧に関連した空間特徴量に基づく安静時血圧推定精度が高かった。(3) では、8～10 mmHg の誤差で安静時血圧を推定することはできたが、推定値がほぼ一定になるなどの問題もあった。

標準顔面近赤外画像（a）と安静時血圧に関連した空間特徴量（b）



(a)　　(b)

183. 多波長分光顔画像に基づく遠隔血圧センシング

大岩　孝輔

*青山学院大学 理工学部 電気電子工学科

Key words：多波長計測，分光計測，顔画像，遠隔血圧推定

緒　言

日常的な血圧モニタリングは高血圧症の早期発見や予防において重要である。既存の血圧計測方法では、専用の機器に付随する計測用カフを装着する必要があり、計測にある程度の時間を要することが問題点であった。日常的な血圧モニタリングの実現には、被計測者がストレスを感じず無意識的にかつ可及的速やかに血圧を計測できることが望ましい。

一方で、可視画像や皮膚温に基づく遠隔バイタルサインセンシング技術の開発が進められている。可視画像に基づく脈波計測技術は皮膚の色相と血流変動に関係に基づく。また、交感神経系により支配される皮膚血流量と皮膚温の関係についてもよく知られている。顔面皮膚温変動は皮膚血管自体の容量と皮膚組織の熱容量を反映して容量性の位相特性を示し、顔面皮膚は血管の分布量や皮膚組織の構造に空間的ばらつきがあるため、この容量性位相特性には空間依存性がある。さらに、可視帯域と赤外帯域の中間に属する近赤外波長帯域は「生体の窓」と呼ばれるように生体透過性の高い波長域であり、光の波長により生体に対する深達度が変化することが知られている。近赤外帯域にて撮影した顔画像の利用により、色相の空間的情報を立体的に捉えることができる。

循環生理学では血圧を含む血行動態の力学モデルとして、血圧を電源、末梢血管抵抗を抵抗値、柔軟性をキャパシタンス、血流を電流とした電気回路で表現される Windkessel モデル[1]が知られている。我々は Windkessel モデルから類推し、顔面皮膚の血行動態を空間的に分布する様々な抵抗の血管系と様々な容量の熱容量から構成される静的回路モデルにより表現することに着想した［2］。顔面可視画像による非接触血流変動計測と顔面熱画像による非接触皮膚温計測を組み合わせ、各画像から抽出した色相および熱の時空間的特徴解析から回路モデルの素子値を決定し、最終的には時間的情報を用いずに逐次空間特徴量のみで血圧を推定できる手法を考案した。著者らはこの手法を発展させ、可視画像、近赤外画像、熱画像、各々の顔画像の空間特徴量のみを用いる遠隔血圧推定法も提案している［3，4］。

遠隔血圧センシングに適した波長帯域が存在し、その波長帯域を特定することができれば血圧推定精度の向上が期待できる。本研究では、可視・近赤外帯域における多波長分光計測にて得た顔画像（多波長分光顔画像）の空間特徴量に基づく遠隔血圧センシングに適した波長帯域の特定を目的とする。具体的には、(1) 顔面可視画像に基づく高血圧検出、(2) 顔面近赤外画像に基づく安静時血圧推定、(3) 顔面熱画像に基づく安静時血圧推定の 3 研究を実施した。

方　法

1. 顔面可視画像に基づく高血圧検出

本検討では、意図的に急性血圧変動を喚起させた状態での顔面可視画像を計測する実験を行った。実験は 9 時から 14 時、17 時から 22 時までの間で 1 時間毎に行った。ただし、計測による被験者の負担を考慮し、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、各タームの実験を別日に行った。実験では被験者に 2 分間目を閉じて安静にしてもらった後に 1 分間息

*現在の所属：長岡技術科学大学 情報・経営システム系

こらえを行うように教示した。実験中に解像度が 1920×1080 pixel である可視カメラ C922n（ロジクール）を用いて被験者の顔面を含んだ可視画像を 30 fps で計測した。さらに、非観血式連続血圧計 CNAP Monitor 500（CNSystems）を用いて平均血圧をサンプリング周波数 100 Hz で計測した。被験者は健常成人 6 名（年齢：21～23 歳）であった。

本検討の解析について、高血圧区間の定義、可視画像の前処理、空間特徴量の抽出、高血圧検出モデル構築を行った。高血圧区間の定義について、安静時の区間で平均血圧が最低となった時の顔面可視画像および平均血圧を正常血圧データ、息こらえの区間で平均血圧が最高となった時の顔面可視画像および平均血圧を高血圧データと定義した。可視画像の前処理では標準顔面可視画像の生成と色空間の変換を行った。標準顔面可視画像は空間的に標準化した顔面可視画像であり、被験者間の顔形状の個人差による影響を低減すべく生成した。顔面領域を含む可視画像に対し物体検出アルゴリズムと点群統計モデル［5，6］を適用することで 68 点の顔特徴点を抽出し、それらの座標に基づきアフィン変換を適用することで解像度が 250×250 pixel の標準顔面可視画像を生成した。色空間の変換では標準顔面可視画像の色空間を RGB 色空間から明度を表現する L*成分と色相・彩度を表現する a*成分・b*成分から構成される L*a*b*色空間に変換した。本検討では外光の影響を低減すべく標準顔面可視画像の a*成分と b*成分に基づき高血圧検出を行った。空間特徴量の抽出について、局所領域における個人性によるばらつきを平準化すべく標準顔面可視画像の粗視化を行い全画素間で画素値の差分を求めた。粗視化の条件は粗視化した標準顔面可視画像の解像度が 15×15 pixel および 20×20 pixel となる 2 条件とした。表情変化の影響を低減すべく眼窩周辺と画像端をトリミングした。顔面可視画像の画素値の相対量を扱うことで固有の皮膚色の差異に影響されずに皮膚血流量成分を評価できると考え、粗視化後の画像の画素値の差分を標準化することで空間特徴量を抽出した。空間特徴量には皮膚血流量に関連しない特徴も含まれることが予想されるため、正常血圧時と高血圧時で有意差が認められた空間特徴量を高血圧に関連する空間特徴量とした。高血圧検出モデルは抽出した高血圧に関連する空間特徴量に対しサポートベクタマシンを適用することで構築した。構築したモデルの汎化性能評価のために、被験者 5 名のデータを学習データ、残り 1 名のデータを検証データとした 6 分割交差検証を行った。汎化性能評価の指標は、全てのデータのうち高血圧および正常血圧として正しく検出した割合（Accuracy：ACC）、正常血圧データに対する検出率（True Negative Rate：TNR）および高血圧データに対する検出率（True Positive Rate：TPR）とした。

2. 顔面近赤外画像に基づく安静時血圧推定

本検討では意図的に急性血圧変動を喚起させた状態で波長が 760～1,100 nm・1,050～1,650 nm における顔面近赤外画像を計測する実験を行った。実験プロトコルは顔面可視画像に基づく高血圧検出のものと同様である。実験中に解像度が 1,280×1,024 pixel および 320×256 pixel の Si カメラ Genie Nano M1280 NIR（Teledyne DALSA）および InGaAs カメラ C14041-10U（浜松ホトニクス）を用いて被験者の顔面を含んだ近赤外画像を、波長が 760～1,100 nm の近赤外光源［3］および波長が 1,050～1,650 nm の近赤外光源 EL-FSKY-M-01（エビス電子）を用いて顔面に近赤外光を照射した状態で、1 fps で計測した。カメラに入射する可視光を除去するため、Si カメラの前方に可視光カットフィルタ RG-780（SCHOTT）を配置した。生体内部の情報を取得するには生体内部で散乱された光を計測する必要があるため、カメラと光源の前方に偏光板を設置した。非観血式連続血圧計 Finometer MIDI（Finapres Medical Systems）を用いて平均血圧をサンプリング周波数 1 Hz で計測した。被験者は健常成人 10 名（年齢：21～25 歳）であった。

本検討の解析について、近赤外画像の前処理、空間特徴量の抽出および安静時血圧推定モデルの構築を行った。近赤外画像の前処理について、目を閉じて安静にした状態での被験者の顔面領域を含む近赤外画像から解像度が 255×259 pixel の標準顔面近赤外画像を生成した。生成した標準顔面近赤外画像には、安静時血圧に起因する皮膚色相変動のほか、外光による輝度値変動も混在することが予想される。標準顔面近赤外画像から安静時血圧に関連した空間特徴量を抽出すべく、ブラインド信号源分離アルゴリズムの一種である独立成分分析アルゴリズムを適用し、画像を構成する独立成分と対応する重みを取得した。安静時血圧推定モデルは、選定した安静時血圧

に関連した空間特徴量に対応する重み時系列を説明変数、実験で計測した平均血圧を目的変数とした多変量解析により構築した。モデル構築手法は重回帰分析、ランダムフォレスト、Lasso 回帰とした。重回帰分析およびランダムフォレストによるモデリングでは、各独立成分に対応する重み時系列を説明変数、計測した平均血圧を目的変数としたステップワイズ法による変数選択により安静時血圧に関連した独立成分(空間特徴量)を選定した。構築したモデルの汎化性能評価のために、被験者 9 名のデータを学習データ、残り 1 名のデータを検証データとした 10 分割交差検証を行い、自由度調整済み決定係数と二乗平均平方根誤差を評定値とした。

3. 顔面熱画像に基づく安静時血圧推定

本検討では長期的に安静時血圧と顔面熱画像を計測する実験を実施した。被験者に対し食事や睡眠時間などの統制を行わずに日常生活における任意の時間に実験を実施した。実験時に被験者は手首式血圧計 HEM-6233T（オムロン）を用いて拡張期血圧と収縮期血圧を計測し、それらから平均血圧を求めた。同時に赤外線サーモグラフィ装置 A35（FLIR）を用いて被験者の顔面領域を含む熱画像を計測した。赤外線サーモグラフィ装置の解像度および温度分解能は 320×256 pixel、0.05℃であり、皮膚の放射率は 0.98 である。被験者は健常成人 14 名（年齢：21～34 歳）であった。

本検討の解析について、熱画像の前処理、空間特徴量の抽出および安静時血圧推定モデルの構築を行った。熱画像の前処理について、被験者の顔面領域を含む熱画像から標準顔面熱画像を生成した。表情変化の影響を低減すべく標準顔面熱画像の眼窩周辺と画像端をトリミングすることで解像度が 100×100 pixel の標準顔面熱画像を生成した。安静時血圧に関連した空間特徴量の抽出では、標準顔面熱画像に独立成分分析を適用して得た各独立成分に対応する重み時系列を説明変数、計測した平均血圧を目的変数とした Boruta による変数選択により、安静時血圧に関連した空間特徴量を選定した。安静時血圧推定モデルは、選定した空間特徴量に対応する重み時系列を説明変数、計測した平均血圧を目的変数とした多変量解析により構築した。モデル構築手法は線形サポートベクタ回帰、非線形サポートベクタ回帰、ランダムフォレスト、非線形サポートベクタ回帰とランダムフォレストの出力の平均を出力するアンサンブル手法とした。構築したモデルの汎化性能評価について、14 名中 1 名の被験者の血圧値が特異的に高かったため、その被験者を除外した 13 名の被験者に対し評価を行った。構築したモデルの汎化性能評価のために、被験者 12 名のデータを学習データ、残り 1 名のデータを検証データとした 13 分割交差検証を行い、二乗平均平方根誤差を評定値とした。

結果および考察

1. 顔面可視画像に基づく高血圧検出

各粗視化条件における ACC、TNR および TPR を表 1 に示す。結果、粗視化した標準顔面可視画像の解像度が大きくなると高血圧検出の精度が向上した。安静時血圧に関連した特徴量を特定すべく、Shapley Additive Explanation により得られた Shapley 値に基づく評価を行ったところ、安静時血圧推定に関連した特徴量の大半は眼窩部、頬、口唇部の a*成分から抽出された特徴量であった。

a*成分が安静時血圧推定に関連した特徴量として選定された結果に対する考察を行う。息堪えにより急性血圧変動が喚起されると皮膚血流量が増大し顔面が紅潮する。顔面の紅潮により緑から赤にかけての色彩を表現する a*成分が変化するため、その成分が安静時血圧に関連した特徴量として選定されたと考えられる。眼窩部、頬、口唇部に安静時血圧に関連した特徴量が表出した結果に対する考察を行う。眼窩部周辺には眼窩下血管、頬周辺には頬動脈、口唇部周辺には上唇動脈および下唇動脈が走行する。先述の通り、急性血圧変動が喚起されると皮膚血流量が増大し皮膚色相が変動するため、特に主要血管が集中する部位では色相変動が顕著となったことが考えられる。粗視化した標準顔面可視画像の解像度が大きくなると高血圧検出の精度が向上した結果についても、細かく粗視化することでより細い血管を走行する皮膚血流量の特徴を捉えたことで高血圧検出の精度が向上したと考えられる。

表 1. 標準顔面可視画像の解像度が 15×15pixel および 20×20 pixel とした時の ACC、TNR および TPR

解像度 [pixel]	ACC [%]	TNR [%]	TPR [%]
15×15	58.3	48.6	68.1
20×20	70.8	70.8	70.8

ACC は全てのデータのうち高血圧および正常血圧として正しく検出した割合、TNR は正常血圧データに対する検出率、TPR は高血圧データに対する検出率を示す。粗視化した標準顔面可視画像の解像度が大きくなると高血圧検出の精度が向上した。

2. 顔面近赤外画像に基づく安静時血圧推定

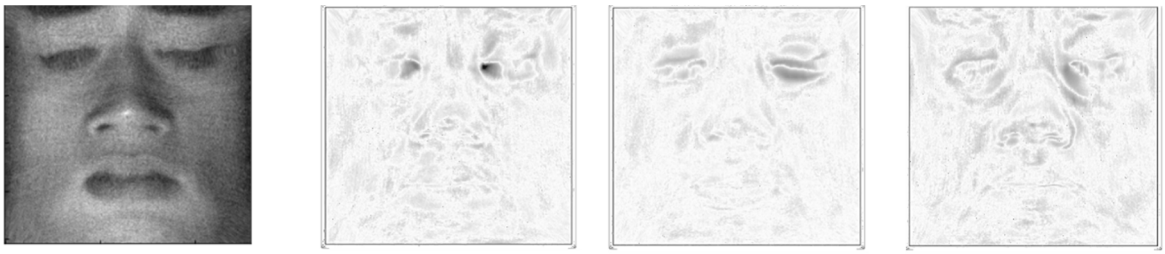
波長が 760～1,100 nm および 1,050～1,650 nm における顔面近赤外画像から得られた安静時血圧に関連した空間特徴量に基づく安静時血圧推定結果をモデリング手法毎に表 2 に示す。波長間で比較すると波長が 760～1,100 nm における顔面近赤外画像から得られた空間特徴量に基づく安静時血圧推定精度が高かった。モデリング手法間で比較すると、Lasso 回帰を用いた安静時血圧推定精度が高かった。波長が 760～1,100 nm における標準顔面近赤外画像とそれらから抽出された安静時血圧に関連した 3 枚の空間特徴量を図 1 に示す。空間特徴量について色が濃い箇所が強い特徴量がみられた部位を示す。結果、特に眼窩付近に強い特徴が表出した。

波長が 760～1,100 nm における顔面近赤外画像から得られた空間特徴量に基づく安静時血圧推定精度が高かった結果に対する考察を行う。近赤外帯域では光の波長により生体組織に対する光の深達度が変化することが知られており、波長が 760～1,100 nm の領域は「第一の生体窓」、波長が 1,050～1,650 nm の領域は「第二の生体窓」に属する。第一の生体窓では表皮から浅い部位の生体情報が得られる。第二の生体窓では表皮から深い部位の生体情報が得られる一方で、近赤外光の水への吸収率が大きくなる。波長が 1,050～1,650 nm では近赤外光が水分に吸収されることで、生体組織で散乱される光量が減少するため安静時血圧推定精度が低下したと考えられる。第一の生体窓では近赤外光が水分に吸収される影響が少ないため、第二の生体窓に比べ安静時血圧推定精度が高かったと考えられる。Lasso 回帰を用いた安静時血圧推定精度が高かった結果に対する考察を行う。Lasso 回帰の特徴として、正則化項を導入し回帰係数を縮小させて推定を行うことで過剰適合を軽減し汎化性能を向上させることが挙げられる。Lasso 回帰を適用することで、ステップワイズ法に比べより適切な変数選択を実現し、安静時血圧に関連した空間特徴量抽出の確度が向上したと考えられる。

表 2. 各波長における顔面近赤外画像から得られた安静時血圧に関連した空間特徴量に基づく安静時血圧推定結果

	自由度調整済み決定係数			二乗平均平方根誤差 [mmHg]		
波長 [nm]	重回帰分析	ランダムフォレスト	Lasso 回帰	重回帰分析	ランダムフォレスト	Lasso 回帰
760～1100	0.162	0.101	0.211	9.23	10.8	9.11
1,050～1,650	0.162	0.101	0.112	11.2	10.3	10.2

波長間で比較すると波長が 760～1100 nm における顔面近赤外画像から得られた安静時血圧に関連した空間特徴量に基づく安静時血圧推定精度が高かった。モデリング手法間で比較すると、Lasso 回帰を用いた安静時血圧推定精度が高かった。



(a) (b)

図 1. 波長が 760～1,100 nm における標準顔面近赤外画像（a）とそれらから抽出された安静時血圧に関連した 3 枚の空間特徴量（b）

(a) 波長が 760～1,100 nm の近赤外光源を顔面に照射し生体内部で散乱された光を計測して得た画像である。

(b) 色が濃い箇所が強い特徴量がみられた部位を示す。結果、特に眼窩付近に強い特徴が表出した。

3. 顔面熱画像に基づく安静時血圧推定

各モデリング手法による顔面熱画像から得られた空間特徴量に基づく安静時血圧推定結果を表 3 に示す。結果、8～10 mmHg の誤差で安静時血圧を推定することができた。しかし、非線形サポートベクタ回帰、ランダムフォレスト、アンサンブル手法では推定値が約 80 mmHg と一定であり、線形サポートベクタ回帰では推定値が一定になることはなかったが正確な推定が行えなかった。

以上の結果に対する考察を行う。非線形モデリング手法である非線形サポートベクタ回帰、ランダムフォレスト、アンサンブル手法では、モデルが学習データに過剰適合したことにより、学習に使用しない未知データに対する推定精度が低下したと考えられる。また、全体的に安静時血圧推定精度が低いことについて、大半の被験者の平均血圧が同程度であり、平均血圧値が高いまたは低い被験者数が少なく、平均血圧値のデータが不均衡であることが考えられる。

表3. 各モデリング手法による顔面熱画像から得られた空間特徴量に基づく安静時血圧推定結果(単位:mmHg)

線形サポートベクタ回帰	非線形サポートベクタ回帰	ランダムフォレスト	アンサンブル手法
10.1	9.19	8.76	8.78

8～10 mmHgの誤差で安静時血圧を推定することができた。非線形サポートベクタ回帰、ランダムフォレスト、アンサンブル手法では推定値が一定となり、線形サポートベクタ回帰では推定値が一定になることはなかったが正確な推定が行えなかった。

共同研究者・謝辞

本研究の共同研究者は、青山学院大学理工学部電気電子工学科の野澤昭雄教授である。また、本研究の被験者として参加した青山学院大学理工学部電気電子工学科野澤研究室の学生に感謝する。

文　献

1) Burkhoff D、 Alexander JJ、 Schipke J. Assessment of Windkessel as a model of aortic input impedance. American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology. 1988 Oct 01;255(4):H742-53. PMID: 3177666 DOI: 10.1152/ajpheart.1988.255.4.H742
2) Kato Y、 Nagumo K、 Bando S、 Oiwa K、 Nozawa A. Electric circuit model and thermo-hue hemodynamic analysis for non-contact blood pressure measurement. IEEJ Transactions on Electronics、 Information and Systems. 2020 Jan 1;140(1):122-23. DOI: 10.1541/ieejeiss.140.122
3) Oiwa K、 Ozawa Y、 Nagumo K、 Nishimura S、 Nanai Y、 Nozawa A. Remote blood pressure sensing using near-infrared wideband LEDs. IEEE Sensors Journal. 2021 Nov 1;21(21):24327-37. DOI: 10.1109/JSEN.2021.3111628
4) Nakane N、 Oiwa K、 Nozawa A. Relationship between mechanisms of blood pressure change and facial skin temperature distribution. Artificial Life and Robotics. 2019 Oct 14;25(1):48-58. DOI: 10.1007/s10015-019-00565-7
5) Nagumo K、 Kobayashi T、 Oiwa K、 Nozawa A. Face alignment in thermal infrared images using cascaded shape regression. International Journal of Environmental Research and Public Health. 2021 Feb 12;18(4):1776. PMID: 33673044 DOI: 10.3390/ijerph18041776
6) Nagumo K、 Oiwa K、 Nozawa A. Spatial normalization of facial thermal images using facial landmarks. Artificial Life and Robotics. 2021 Oct 9; 26(4):481-487. DOI: 10.1007/s10015-021-00703-0