

顔面可視画像に基づく高血圧検出のための深層学習パラメータの最適化

椎名大智[†], 南雲健人[†], 大岩孝輔[†], 野澤昭雄[†] (青山学院大学)

1. はじめに

心臓・脳血管障害の危険因子である高血圧症の早期発見や予防には日常的な血圧モニタリングが重要である。既存の血圧計測手法では、専用の危機に付随するカフを上腕等に装着する必要がある、計測にある程度の時間を要することが問題点であった。近年、カフの装着を行わないカフレス血圧推定技術[1]の開発が進められているが、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に無意識的かつ可及的速やかに血圧を計測できる技術の確立が望まれる。

我々は遠隔計測可能でかつ血行動態の情報を含む顔面可視画像上の皮膚の色相に基づいて血圧を推定する研究を行っている。その一研究では、深層学習アルゴリズムの一つである畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) を用いた顔面可視画像に基づく高血圧検出のための個人モデルを構築した[2]。応用に際して、個人モデルではなく一般モデルの構築が求められる。さらに、CNNの構造や学習に関するパラメータの最適化は高血圧検出の精度向上において必要不可欠である。

本研究では、顔面可視画像に基づく高血圧検出のための深層学習パラメータの最適化を行い、高血圧検出のための一般モデルの構築をした。

2. 血圧変動実験

実験では、心臓優位型の血圧変動を誘発させるエアロバイクを用いた運動と、血管優位型の血圧変動を誘発させる寒冷昇圧試験を行うことで意図的に急性血圧変動を誘発させた。

被験者は健康成人男性3名及び女性2名(年齢: 22.5±3.7歳)とした。室温が25±1°C、照度が1000lux程度のオフィス照明環境の室内にて実験を行った。

実験環境は運動用のエアロバイク (EZ101, コナミスポーツライフ)、寒冷昇圧試験用の恒温水槽 (NCB-2500, EYELA)、テーブル、可視カメラ、連続血圧計 (Finometer MIDI, Finapres Medical Systems) からなる構成とした。テーブルはエアロバイクの前方に配置し、テーブルの上に可視カメラをエアロバイクに着座した状態での被験者の顔面から 80cm 前方に配置した。今回、寒冷昇圧試験において被験者の右手を刺激対象とする部位としたため、被験者の右側に恒温水槽を、被験者の左側に連続血圧計を配置した。

実験参加の同意を被験者から得た後、被験者の左中指の第一

Optimization of Deep Learning Parameters for Hypertension Detection Based on Visible Face Images
†Daichi Shina, Kent Nagumo, Kosuke Oiwa, Akio Nozawa, Aoyama Gakuin University

表1. 最適化後のCNNの構造

Type	Structure
Input	3 × 172 × 202
Conv1	Filter 64 × 7 × 7, Stride 1, ReLU
MaxPool1	Kernel 2, Stride 2
Conv2	Filter 64 × 7 × 7, Stride 1, ReLU
MaxPool2	Kernel 2, Stride 2
Conv3	Filter 64 × 7 × 7, Stride 1, ReLU
MaxPool3	Kernel 2, Stride 2
Conv4	Filter 64 × 7 × 7, Stride 1, ReLU
MaxPool4	Kernel 2, Stride 2
Conv5	Filter 64 × 7 × 7, Stride 1, ReLU
MaxPool5	Kernel 2, Stride 2
Conv6	Filter 64 × 7 × 7, Stride 1, ReLU
MaxPool6	Kernel 2, Stride 2
FC	384
Dropout	0.5
Softmax	2

関節と第二関節の中間部位に左側に配置した連続血圧計の測用カフを装着した。その時の顔面可視画像と血圧を収集するため血圧変動実験を行っていく。実験では、2分間の安静閉眼、1分間の血管優位型の血圧変動を誘発させる寒冷昇圧試験、3分間の安静閉眼、1分間の心臓優位型の血圧変動を誘発させるエアロバイクによる運動、3分間の安静閉眼を合計2セット行った後、2分間の安静閉眼を行った。被験者がエアロバイクに着座した状態で実験を行った。寒冷昇圧試験では、水温を14°Cに維持した恒温水槽内に右手の手首が浸る状態を維持するよう指示した。運動では、負荷を重くした状態で漕ぐように指示した。実験中に、可視カメラを用いて被験者の顔面を含んだ可視画像を30fpsで撮影した。可視カメラの解像度は1920×1080pixelである。また、連続血圧計を用いて平均血圧をサンプリング周波数200Hzで計測した。

3. 深層学習を用いた血圧段階推定

本研究では、各被験者の血圧値ヒストグラムに基づき血圧段階の閾値を再定義した。その結果、ヒストグラムの上位15%を含む血圧を高血圧段階となるように閾値を定めた[3]。

一方、先行研究の手法[4]を用い、撮影した顔面可視画像か

ら被験者間の顔形状などの違いの影響を低減するよう再構成した225×259pixelの標準顔面画像を生成しそれらを顔面可視画像とした。顔面可視画像に対しCNNを適用することで高血圧検出のための一般モデルを構築した。一般モデルの構築の際にグリッドサーチによるCNNのパラメータ最適化を行った。最適化の対象となるパラメータはフィルター枚数、フィルターサイズ、畳み込み層・プーリング層の層数、バッチサイズとし、探索範囲は、フィルター枚数は8~128の2の階乗刻み、フィルターサイズは3~21の2刻み、畳み込み層・プーリング層の層数は1~6の1刻み、バッチサイズは8~128の2の階乗刻みとした。表1に最適化後のCNNの構造を示す。ただし、Convは畳み込み層、Maxpoolは最大化プーリング層、FCは全結合層、Dropoutはドロップアウト層を示す。学習率は0.001、エポック数は30に設定した。

被験者4名の計測データを学習データ、残り1名の計測データを検証データとし、5分割交差検証により学習済みモデルの汎化性能を評価した。学習データの枚数は約960、データの枚数は約240であった。評価指標は、高血圧であると判別したデータ数のうち実際に高血圧であったデータ数の割合を示す適合率とした。また、学習済みモデルに対し特徴の可視化手法であるGradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) [5]を適用することで特徴部位を可視化した。

4. 結果及び考察

表2に各被験者における適合率と平均適合率を示す。結果、69.8%の精度で高血圧を検出できたが、被験者間で適合率にばらつきがみられた。Grad-CAMの適用により得られた各被験者の顔面可視画像における特徴量分布のヒートマップを入力した顔面可視画像に重ねた画像を図1に示す。ヒートマップが赤くなるにつれて特徴量が大きくなり、青くなるにつれて特徴量が小さくなることを示す。結果、口元や眼窩、鼻部周辺に強い特徴が表出した。さらに、特徴量分布に個人差が見られた。

鼻部周辺は毛細血管の血流量を調整する動静脈吻合血管と呼ばれる動脈と静脈の吻合部(末梢皮膚血管)が集中し、皮膚と鼻骨のわずかな隙間を走行している。さらに口元・眼窩周辺にも動脈が走行し毛細血管の密度が高い。皮膚血流量が変動すると特に口元や眼窩、鼻部周辺の皮膚の色相が大きく変動することが考えられ、顔面可視画像上に表出した特徴は血圧変動による血流量の変動に起因すると示唆される。一方、顔面可視画像には血行動態の情報だけでなく、表情の情報も含まれる。特に寒冷昇圧試験では冷水に手を入れる時の冷感や痛感で被験者の顔表情が変化するケースがあった。特に口や目の形状が表情により変化するため、顔面可視画像上に表出した口元や眼窩付近の特徴は表情変化にも起因することが示唆される。特徴量分布の個人差は、顔面血管構造に個人差があることに起因すると示唆される。

5. まとめ

本研究では、顔面可視画像に基づく高血圧検出のための深層学習パラメータの最適化を行い、高血圧検出のための一般モデルの構築をした。結果、69.8%の精度で高血圧を検出できた。

表2. 各被験者における適合率

検証データ	Sub. 1	Sub. 2	Sub. 3	Sub. 4	Sub. 5	平均
適合率(%)	100	97.8	71.1	65.5	53.6	69.8

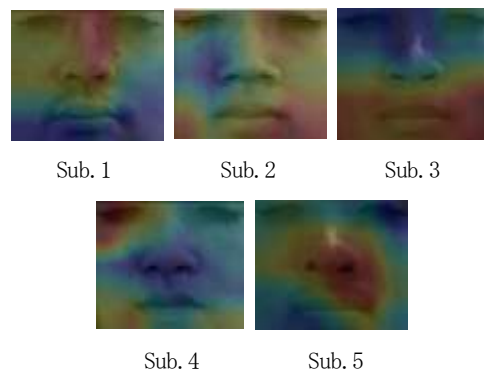


図1. Grad-CAMにより得られた特徴量分布

さらに、口元や眼窩、鼻部周辺に強い特徴が表出し、特徴量分布に個人差が見られた。それらの部位の特徴は、血圧変動による血流量の変動の他、表情変化にも起因することが示唆され、特徴量分布の個人差は、顔面血管構造に個人差があることに起因すると示唆される。

本研究の課題は、学習データの枚数が少ないことにある。そのため、今後はデータオーギュメンテーションにより学習データを増やした検討を行う。また、本研究ではフィルター枚数、フィルターサイズ、畳み込み層・プーリング層の層数、バッチサイズをパラメータ最適化の対象としていたが、それら以外のパラメータの最適化を今後行う。さらに、パラメータ最適化手法としてグリッドサーチを採用したが、ベイズ最適化などその他の手法によるパラメータ最適化を行う。

参考文献

- [1] M. Butlin, F. Shirbani, E. Barin, I. Tan, B. Spronck and A. P. Avolio: "Cuffless estimation of blood pressure: Importance of variability in blood pressure dependence of arterial stiffness across individuals and measurement sites," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 65, No. 11, pp. 2377-2383 (2018)
- [2] 大岩孝輔, 中根成志, 野澤昭雄: 「顔面可視画像からの血圧変動に関する特徴抽出」, 平成31年 電気学会全国大会, 3-013 (2019)
- [3] 椎名大智, 南雲健人, 大岩孝輔, 野澤昭雄: [深層学習を用いた顔面可視画像に基づく高血圧検出], 第23回 日本感性工学会大会, 1P12-17-05 (2021)
- [4] K. Nagumo, K. Oiwa, A. Nozawa: "Spatial normalization of facial thermal images using facial landmarks", Artificial Life and Robotics, Vol. 26, Iss. 4, pp. 481-487 (2021),
- [5] R. R. Selvaraju, A. Das, R. Vedantam, M. Cogswell, D. Parikh, D. Batra: "Grad-cam: Why did you say that?", ArXiv:1611.07450 (2016)