

# 週間進捗報告

権藤陸

2022 年 5 月 20 日

## 1 進捗

いただいた論文を読み進めた。

## 2 PPG センサの原理 [1]

PPG センサは、血液によって吸収・反射される赤外線量を測定する。受光される光の波長は約 940nm である。センサには透過型・反射型の 2 種類が存在する。透過型の PPG センサでは、LED の光は皮膚の色素や骨、動脈血や静脈血等の吸収性物質を透過し、フィルタやコンバータを通し、光検出器で光エネルギーを計測する。一方、反射型のセンサは、LED 光を皮膚で反射させ、それを検出器で受光し、フィルタやコンバータで同様に定量化する。よって、PPG 波形は主に血液量の変化に起因し、光エネルギーの減衰変化を表す。より具体的には、PPG は血液中のグルコースによって生じる光散乱の特性に基づいている。グルコースが増加すると、その存在によって屈折率が低下するため、組織を透過する光ビームの位置ずれが減少する。その結果、吸収される光量が少なくなり、組織を通過する光強度が大きくなる。PPG 技術は、光強度が吸収性媒体中を進むと指数関数的に減少し、吸収は波長に依存することを示す Beer-Lambert の法則に基づいている。

PPG 信号は直流と交流成分の 2 つの成分から形成される。直流成分は、組織を通過する光の一定の吸収を表す DC オフセット、交流成分は光が動脈を通過するときに血液量の変化によって生成される成分である。

## 3 関連研究

### 3.1 従来の機械学習による BP 予測

- PPG 信号から特徴量を網羅的に抽出
- FFT に基づく PPG 信号の振幅と位相情報から 1 朴ごとの血圧を予測
- 血液の密度や粘性率、心拍数や収縮期の血管径心拍数を用いた新たな特徴量 Womersley number を使用
- アルゴリズムとしては、MLP, SVM, ランダムフォレスト, 決定木が用いられる

### 3.2 深層学習による BP 予測

- 時間領域と周波数領域の入力に対し、完全畳込みネットワークを用いる手法

- 手作業で取得した特徴量を用い、LSTM 層を複数重ねた DeepRNN モデルを用いる手法
- ドメイン敵対学習を導入した、LSTM ベースのマルチタスク回帰ネットワークを用いる手法

### 3.3 ABP 波形予測

- BP 波形を直接予測した研究はほとんどない。
- UNet をディープスーパービジョンの概念と組み合わせ、PPG 信号から ABP 波形を生成
- LeNet と UNet をそれぞれ ABP 波形予測モデル構築に適用

## 4 RDAE(Regularized Deep AutoEncoder)

本研究では、ディープオートエンコーダに、ドメイン敵対学習の考えを取り込んだ RDAE を提案する。RDAE が最適化すべき損失関数は以下のような形で表される。

$$l(\phi, \varphi, \pi) = E_{(x,y) \sim P_{data}} L_r(D_\varphi(E_\phi(x)), y) - \lambda \cdot L_d(D_\pi(E_\phi(x)), d_x) \quad (1)$$

第一項は信号変換損失を表し  $L_r()$  は MAE である。第二項はドメイン分類器に対する分類損失を表し、 $L_d()$  はソフトマックスロスである。  $\lambda$  は 2 項の重みをトレードオフするハイパーパラメータである。エンコーダのパラメータ  $\phi$  は勾配降下法により、

$$\phi \leftarrow \phi - \alpha \cdot \nabla_\phi (L_r - \lambda \cdot L_d) \quad (2)$$

のように更新される。  $L_r$  は信号変換損失、  $L_d$  はドメイン分類器の損失のため、敵対的に学習される。

RDAE のネットワーク構成は、CNN ベースでエンコーダ 4 層、デコーダ 4 層となっている。

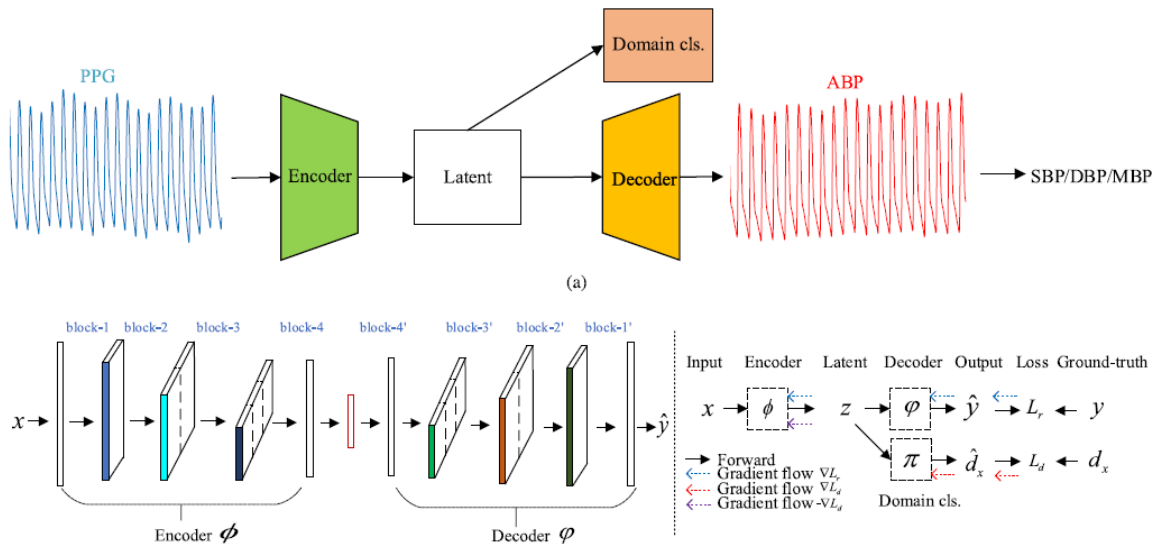


図1 RDAE の構成とパラメータ

## 5 結果

収縮期血圧 (SBP), 拡張期血圧 (DBP) 平均血圧 (MBP) 予測において, キャリブレーションを行わない段階における RDAE の MAE はそれぞれ, 7.945, 4.114, 3.834mmHg を達成した. また, 80 秒のキャリブレーションを行った後の RDAE の MAE は 5.424, 3.144, 2.885mmHg を達成した. 他の手法との比較の図は以下ようになった.

Split criterion	Cal.	Method	Dataset	#Record used	#Sample	Signals	Input	MAE (mmHg)			#Param.
								SBP	DBP	MBP	
split at record level	No	RDAE (proposed)	MIMIC II	1227	39264	PPG, ABP	Raw signal	7.945	4.114	3.834	6.490M
		Baek [16]	MIMIC II	1912	1912	PPG,ECG,ABP	Raw signal	9.30	5.12	–	17.596M
		Kachuee [14]	MIMIC II	3663	3663	PPG,ECG,ABP	Features	11.17	5.35	5.92	–
		Thambiraj [34]	MIMIC II	3801	3801	PPG,ECG,ABP	Features	9.00	5.48	3.2	–
		Eom [19]	Private	15	Unknown	PPG,ECG,BCG	Raw signal	9.70	5.79	–	10.648M
		Slapnicar [8]	MIMIC III	510	700h	PPG,ECG,ABP	Raw signal	15.41	12.38	–	3.523M
	Yes	RDAE (proposed)	MIMIC II	1227	39264	PPG, ABP	Raw signal	5.424	3.144	2.885	6.490M
		Baek [16]	MIMIC II	1912	1912	PPG,ECG,ABP	Raw signal	5.32	3.38	–	17.596M
		Kachuee [14]	MIMIC II	3663	3663	PPG,ECG,ABP	Features	8.21	4.31	–	–
		Zhang [17] <sup>a</sup>	Private	11	Unknown	PPG,ABP	Raw signal	6.79 <sup>a</sup>	4.48 <sup>a</sup>	–	0.045M
		Eom [19]	Private	15	Unknown	PPG, ECG, BCG	Raw signal	4.06	3.33	–	10.648M
		Slapnicar [8]	MIMIC III	510	700h	PPG,ECG,ABP	Raw signal	9.43	6.88	–	3.523M
split at sample level <sup>b</sup>	–	Mousavi [30]	MIMIC II	1323	1323	PPG,ECG,ABP	Whole based feature	3.97	2.43	2.61	–
		Su [18]	Private, healthy records	84	10 min /record	PPG,ECG,ABP	Features	3.73	2.43	–	2.790M
		Ibtehaz [15]	MIMIC II	unknown	127260	PPG, ABP	Raw signal	5.73	3.45	2.31	39.967M
		Sharifi [3]	MIMIC II	3663	Unknown	PPG,ECG,ABP	Raw signal	7.83 <sup>c</sup>	4.86 <sup>c</sup>	3.63 <sup>c</sup>	–

図2 他の手法との結果の比較

キャリブレーションを行わない場合の SBP の MAE(表の 1 行目:RDAE(proposed)) は 7.945mmHg で他の手法よりも明らかに高い精度で予測できていることが分かる. また, キャリブレーションを行った場合の SBP の MAE(表の 7 行目:RDAE(proposed)) は, Baek らの手法に約 1.4mmHg ほど劣る値となっているが, Baek らは半分のテストサンプルを用いてキャリブレーションを行っているのに対し, 提案手法では 4 分の 1 のテストサンプルしか用いていないためと考えられる. また, Baek らや Eom らの手法は MAE の値が提案手法に優っているが, パラメータのサイズは提案手法の方がずっと小さいものとなっている. 表の下 4 行の結果はデータをサンプルレベルで分割したアプローチであり, 上 12 行の結果よりも良い結果が出ているが, これはデータリークageの恐れがあるためと考えられる.

以上より, 血圧予測精度とパラメータサイズにおいて, 本手法は他の手法よりも優れたモデルであるといえる.

## 6 計画

発表の日程 (または次のミーティング) までに,  
発表スライドの作成,  
本論文・関連研究のさらなる読み込みを行う.

## 参考文献

- [1] Moraes, J. L., Rocha, M. X., Vasconcelos, G. G., Vasconcelos Filho, J. E., De Albuquerque, V. H. C., and Alexandria, A. R. (2018). Advances in photoplethysmography signal analysis for biomedical applications. *Sensors*, 18(6), 1894.