機械学習と超広帯域レーダによる非接触心拍計測

Non-contact measurement of heartbeat based on machine learning and ultra-wideband radar

阪本 卓也^{1,2} Takuya Sakamoto 武 淑瓊³ Shuqiong Wu 佐藤 亨⁴ Toru Sato

京都大学 大学院工学研究科¹ Graduate School of Engineering, Kyoto University 京都大学 大学院情報学研究科³ Graduate School of Informatics, Kyoto University

国立研究開発法人科学技術振興機構, さきがけ² Japan Science and Technology Agency, PRESTO 京都大学 国際高等教育院⁴ Institute for Liberal Arts and Sciences, Kyoto University

1 まえがき

近年,超広帯域レーダによる非接触生体計測に注目 が集まっている、レーダによる非接触心拍計測は従来の 接触型センサと異なり、皮膚のかぶれや不快感なく遠隔 からバイタル情報を簡便に測定できるという特徴がある [1]-[4]. さらに、車載レーダ等の普及に伴う超広帯域レー ダの低価格化により、ヘルスケアなどの消費者向けサー ビスへの展開が期待されている [5]-[12]. ところが、非 接触で心拍を計測するためには皮膚表面の数十ミクロン 程度の微少な変位を高精度に計測することが求められ, そのハードルは高い. これまでに様々なアプローチで非 接触心拍計測の高精度化が試みられてきたが、そのいず れも性能に限界があった.とくに、呼吸に代表される大 きな体動が小さな心拍成分に重畳し、計測精度が低下す ることは大きな課題として認識されている.本稿では, 我々が開発してきた畳み込みニューラルネットワークを 用いた非接触心拍計測技術を紹介し、呼吸の有無に依存 しない高精度計測が可能であることを示す. さらに, 開 発技術により個人識別も可能であるため、レーダ信号の みを用いて対象者を識別した上での心拍計測が実現でき るなど、今後のさらなる展開についても説明する.なお、 本稿で紹介する技術の詳細は [13] を参照されたい.

2 超広帯域レーダによる人体計測

本研究では 79-GHz 帯の帯域幅 2.0 GHz の多入力多 出力 (MIMO; Multiple-Input Multiple-Output) アレイ レーダを用いて着座状態の人体からの反射波を計測する. アレイは送信4素子,受信4素子の計8素子を有し,送 受素子の組み合わせは計16チャネルである.素子間隔は 4.6 mm (0.92 波長) である.レーダのサンプリング間 隔は0.24 ms である.各被験者は左肩がアンテナに向く ように座り,静止状態で通常の呼吸をする.レーダアン テナは床から約0.9 m,被験者の左肩から約1.1 mの位 置に設置する.レーダ測定中,被験者は心電計を装着す る.心電計のサンプリング周波数は500.0 Hz である.7 名の被験者に対し,各被験者をレーダおよび心電計によ り 300.0 s にわたり計測した.測定の様子を図1に示す.

測定されたレーダ信号 $s_0(t,r)$ は時間 t と距離 r の複 素関数を要素とする 16 次元のベクトルである. $s_0(t,r)$ から背景信号 $s_b(t,r)$ を減算するクラッタ除去を行い, 対象者の位置 $r_0(t)$ を推定し,被験者からの反射波を含 む信号 $s_1(t) = s_0(t,r_0(t)) - s_b(t,r_0(t))$ を得る.その



図 1 ミリ波帯の超広帯域 MIMO レーダによる被験者 の測定 [13].

後,準ニュートン法による円フィッティングにより静止 クラッタを除去 $s_2(t) = s_1(t) - s_{DC}$ する. 続いて,アレ イ信号の相関行列 $R = E[s_2s_2^H]$ の最大固有値 σ_1 に対応 する固有ベクトル v_1 で重み付け加算する最大比合成法 を適用し,被験者からの反射波信号 $s(t) = v_1^H s_2(t)$ を得 る.信号 s(t) の位相を皮膚変位量 $d(t) = (\lambda/4\pi) \angle s(t)$ に 換算し,被験者の心拍を推定する.ここで λ は波長 3.8 mm である.

3 畳み込みニューラルネットワークによる心拍計測

提案するニューラルネットワークの構成を説明する. 前節で説明した d(t) は $T_s = 2.4$ ms 間隔でサンプルされ ている. そのうち 2,700 サンプル (6.5 s) を取り出し, 54 × 50 の行列に並べ替える. これを画像とみなし, サ イズ 3 × 3 の 5 種類のフィルタとの畳み込みを行う. そ の後, 再びサイズ 3 × 3 の 5 種類のフィルタとの畳み 込みを行った後に活性化関数として rectified linear unit (ReLU) を適用し, 全結合層を通じて回帰層に至る. 本 ニューラルネットワークではプーリング層は設けない. また,教師データとしては心電波形やこれから生成した 三角波形を与え,教師データに最も近い波形を出力させ る回帰問題を学習させる.

各被験者に対して上記のニューラルネットワークを5 個用いる.それぞれのネットワークへの入力レーダ信号を $\Delta t = NT_s = 0.12 \text{ s}$ ずつシフトさせる.ただしN = 50とする.すなわち,5個のネットワークへの入力信号は $d(t - 2\Delta t), d(t - \Delta t), d(t), d(t + \Delta t), d(t + 2\Delta t) と$ する.この構成により、レーダ信号と心電計信号の時間 同期に最大±0.24 sの差があった場合でも、安定して動 作する.この5個のネットワークの出力を平均して心



図 2 非接触心拍計測のための個人別の畳み込みニュー ラルネットワーク構成 [13].

拍間隔を推定する. さらに,個人差の影響を抑圧するため,被験者ごとに異なるネットワークを用いる. 提案する畳み込みニューラルネットワークの構成を図2に示す. レーダ信号はこれらのニューラルネットワーク全てに入力され,そのうち最大の平均振幅を出力したニューラルネットワークを選択する. この手法より,時刻同期の問題が解決されるだけでなく,測定対象者を識別することが可能であり,個人識別と心拍推定の両方を同時に実現することができる.

4 教師データの選び方についての検討

まず,教師データとして心電計の波形を直接与えて畳 み込みニューラルネットワークの学習を行った.これは, レーダ信号から得た皮膚変位 d(t)を畳み込みニューラル ネットワークに入力し,心電計で測定した心電波形を出 力させる回帰問題に相当する.もし心電波形が正しく出 力されれば,通常の心電図と同様に心拍数が正確に測定 できることになる.心電波形を教師データとした場合の ニューラルネットワークの出力波形を図3に示す.同図 の上から順に,レーダ変位波形 d(t),教師データである 心電波形,5,850 回の学習反復後のニューラルネットワー ク出力波形,19,500 回の学習反復後のニューラルネット ワーク出力波形である.同図より,学習の反復回数を増 やしても心電波形に近い波形は出力されず,学習が十分 に達成されていないことが分かる.

次に,教師データとして心電波形ではなく,R波とS 波に対応した時間にピークをもつ三角波を教師データと した場合の結果を図4に示す.同図の上から順に,レー ダ変位波形 d(t),心電波形,教師データである三角波, 5,850 回の学習反復後のニューラルネットワーク出力波 形である.この場合,学習反復回数は5,850 回で十分に 収束し,教師データである三角波に近い出力が得られて いる.以上のような検討に基づき,提案法では心電図の R波とS波に対応した三角波を教師データとして学習を 行う.

5 提案手法による非接触心拍計測の精度評価

本節ではこれまでに述べた機械学習による心拍計測法 と従来法の性能を実験により比較する.従来法としては,



図 3 心電波形を教師データとした場合のニューラルネットワークの出力波形 [13].



図 4 心電波形の R 波と S 波にピークをもつ三角波を 教師データとした場合のニューラルネットワークの出力 波形 [13].

著者らがこれまでに開発してきたトポロジー法 [14] を用 いる.トポロジー法はレーダ信号の波形そのものではな く,波形の持つ特徴量を用いたトポロジー相関を用いる ことで大幅な計算量の削減と高精度化を両立している. トポロジー法は多くの場合で非常に高い精度で瞬時心拍 数を推定できることが分かっている.トポロジー法では, 呼吸成分を除去するためにカットオフ周波数 3.1 Hz お よび 12.0 Hz のバンドパスフィルタを d(t) に適用してか ら処理を行っている.

提案する機械学習による心拍計測では,100秒間のデー タを学習に使い,50秒間のデータを使って精度評価す る.学習データと精度評価データは重複していない.図 6に被験者 A(60代男性)の瞬時心拍間隔を時間の関 数として示す.多くの被験者ではトポロジー法により高 精度な心拍計測が実現できたが,本稿で紹介する被験者 については,大きな体動・呼吸および小さい心拍変位と いった悪条件により,トポロジー法の推定精度が極めて 悪化している.一方,提案する機械学習による推定結果 は心電計で計測された黒線とよい一致を示しており,提



図 5 被験者 A に対する心電計で得られた心拍間隔(黒線),トポロジー法(青丸)および機械学習(赤線)による推定心拍間隔 [13].



図 6 被験者 B に対する心電計で得られた心拍間隔(黒 線),トポロジー法(青丸)および機械学習(赤線)に よる推定心拍間隔 [13].

案技術の有効性が見てとれる.トポロジー法および機械 学習による推定心拍間隔の平均誤差はそれぞれ 17.3 ms および 4.5 ms と,約 3.8 倍の精度改善が実現された.

図6に被験者B(30代男性)の瞬時心拍間隔を同様 に示す.この被験者についても、急峻な呼吸成分の干渉 によりトポロジー法の精度が低下している.提案する機 械学習による手法はトポロジー法よりも高い精度を達成 しており、トポロジー法および機械学習による推定心拍 間隔の平均誤差はそれぞれ 116.2 ms および 26.0 ms と、 約 4.5 倍の精度改善が達成できた.

7名の被験者全てに対し、心拍推定精度の評価を行った.7名の平均年齢は31.3歳であり、平均 BMI は22.7 であった.トポロジー法の平均誤差は65.6 ms,提案する機械学習の平均誤差は20.6 msであり、約3.2倍の精度改善が実現された.従来の非接触生体計測の報告の多くは1分間当たりの心拍数を議論しているが、本研究では隣接心拍間の時間差である瞬時心拍間隔を推定しているため、その高精度化は容易ではない. 6 考察

6.1 個人識別について

3節で述べたとおり,提案する複数の畳み込みニュー ラルネットワークを並列して使用することにより,個人 識別も実現できる.測定データを使って個人識別精度を 評価した結果,100%の識別精度が実現できた.ただし, 使用した学習データと評価データはいずれも同一日に測 定したものであるため,長期間を空けて測定したデータ による識別精度の評価は今後の重要な課題である.いず れにしても,提案技術により,個人識別と高精度な非接 触心拍計測が同時に実現できるため,複数人が存在する 場所でのユーザごとの健康状態のモニタリングが可能と なるなど,多くの応用可能性を秘めている.

6.2 呼吸成分について

トポロジー法に限らず,既存の非接触心拍計測技術の 多くは体動や呼吸成分を除去する処理を必要とする.呼 吸成分除去には周波数領域でのフィルタリング,ウェー ブレット変換,経験的モード分解など多くの手法が提案 および検討されてきた.我々の提案する機械学習による 非接触心拍計測が呼吸成分の有無によりどのような影 響を受けるのかを調べた.レーダで測定された皮膚変 位 d(t) に対し,カットオフ周波数 0.27 Hz のハイパス フィルタおよびローパスフィルタを適用して d_L(t) およ び d_H(t)を生成し,従来法であるトポロジー法および提 案する機械学習の精度評価を行った.呼吸成分のみが含 まれる d_L(t)を用いた場合,トポロジー法および機械学 習による方法のいずれも,推定精度は極めて低く,心拍 間隔の推定は事実上不可能であったため,以降は議論し ない.

被験者 A に対して呼吸成分を除去した $d_{\rm H}(t)$ および呼吸成分を含む d(t) を用いた場合のトポロジー法の精度は 17.3 ms および 97.8 ms であった.やはり、トポロジー 法では呼吸成分を除去することで大幅な精度改善が見ら れる.一方、 $d_{\rm H}(t)$ および d(t) を用いた場合の機械学習 による精度は 27.3 ms および 4.5 ms であった.機械学習 の場合は、呼吸成分を除去しなくても高い精度が得られ るだけでなく、むしろ呼吸成分が含まれている場合のほ うが精度が高くなるという予想に反する結果になった.

被験者 B に対しても同様の検討を行った.トポロジー 法を用いた場合, d_H(t)を用いた場合は 116.2 ms, d(t) を用いた場合は 52.2 ms となり, 被験者 A とは逆に呼吸 成分を除去したほうが精度が悪化した.一方, 機械学習 では d_H(t)を用いた場合は 84.3 ms, d(t)を用いた場合 は 26.0 ms となり, 被験者 A と同じく呼吸成分が含まれ るほうが高精度になった. 被験者 7 名全てについて, 機 械学習では呼吸成分が含まれる場合のほうが高い精度が 得られた.この理由については更なる検討が必要である が, 畳み込みニューラルネットワークは呼吸の情報をう まく利用して心拍数を推定する手がかりにしている可能 性がある.この点については, 詳細な解析を進めている ところである.

7 まとめ

本稿では,我々が開発してきた機械学習による非接触 心拍計測技術を紹介した.提案技術では,畳み込みニュー ラルネットワークを複数用いた並列処理により同期誤差 や個人差の影響を抑圧して高精度で心拍間隔を推定す ることに成功した.さらに,提案するニューラルネット ワーク構成により個人識別も可能であることがわかった. 多くの非接触心拍計測で問題となる呼吸成分は,機械学 習を用いた場合にはむしろ精度改善に役立っており,高 精度を達成する上で欠かせないという予想に反した発見 があった.今後,提案する非接触心拍計測技術の実環境 での性能評価を進めてゆく予定である.

謝辞

本研究の一部は学振科研費 19H02155、JST さきがけ JPMJPR1873、JST COI JPMJCE1307 の助成により 実施されました.

参考文献

- G. Vinci, S. Lindner, F. Barbon, S. Mann, M. Hofmann, A. Duda, R. Weigel, A. Koelpin, "Sixport radar sensor for remote respiration rate and heartbeat vital-sign monitoring," IEEE Trans. Microw. Theory Tech., vol. 61, no. 5, pp. 2093–2100, 2013.
- [2] J. C. Y. Lai, Y. Xu, E. Gunawan, E. C.-P. Chua, A. Maskooki, Y. L. Guan, K.-S. Low, C. B. Soh, and C.-L. Poh, "Wireless sensing of human respiratory parameters by low-power ultrawideband impulse radio radar," IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 60, no. 3, pp. 928–938, 2011.
- [3] W. Hu, Z. Zhao, Y. Wang, H. Zhang, and F. Lin, "Noncontact accurate measurement of cardiopulmonary activity using a compact quadrature Doppler radar sensor," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 61, no. 3, pp. 725–735, 2014.
- [4] A. Rahman, V. M. Lubecke, O. Boric-Lubecke, J. H. Prins, and T. Sakamoto, "Doppler radar techniques for accurate respiration characterization and subject identification," IEEE J. Emerg. Sel. Topics Circuits Syst., vol. 8, no. 2, pp. 350–359, 2018.
- [5] H.-S. Cho and Y.-J. Park, "Detection of heart rate through a wall using UWB impulse radar," J. Healthc Eng., vol. 2018, pp. 1–7, 2018.
- [6] L. Ren, Y. S. Koo, H. Wang, Y. Wang, Q. Liu, and A. E. Fathy, "Noncontact multiple heartbeats detection and subject localization using UWB impulse Doppler radar," IEEE Microw. Wirel. Compon. Lett., vol. 25, no. 10, pp. 690–692, 2015.
- [7] K. Naishadham, J. E. Piou, L. Ren, and A. E. Fathy, "Estimation of cardiopulmonary parameters from ultra wideband radar measurements using the state space method," IEEE

Trans. Biomed. Circuits Syst., vol. 10, no. 6, pp. 1037–1046, 2016.

- [8] L. Ren et al. L. Ren, H. Wang, K. Naishadham, O. Kilic, and A. E. Fathy, "Phase-based methods for heart rate detection using UWB impulse Doppler radar," IEEE Trans. Microw. Theory Techn., vol. 64, no. 10, pp. 3319–3331, 2016.
- [9] W.-P. Hung, C.-H. Chang, and T.-H. Lee, "Realtime and noncontact impulse radio radar system for μm movement accuracy and vital-sign monitoring applications," IEEE Sen. J., vol. 17, no. 8, pp. 2349–2358, 2017.
- [10] S. Nahar, T. Phan, F. Quaiyum, L. Ren, A. E. Fathy, and O. Kilic, "An electromagnetic model of human vital signs detection and its experimental validation," IEEE J. Emerg. Sel. Topics Circuits Syst., vol. 8, no. 2, pp. 338–349, 2018.
- [11] E. Schires, P. Georgiou, and T. S. Lande, "Vital sign monitoring through the back using an UWB impulse radar with body coupled antennas," IEEE Trans. Biomed. Circuits Syst., vol. 12, no. 2, pp. 292–302, 2018.
- [12] K.-K. Shyu, L.-J. Chiu, P.-L. Lee, T.-H. Tung, and S.-H. Yang, "Detection of breathing and heart rates in UWB radar sensor data using FVPIEF based two-layer EEMD," IEEE Sens. J., vol. 19, no. 2, pp. 774–784, 2018.
- [13] S. Wu, T. Sakamoto, K. Oishi, T. Sato, K. Inoue, T. Fukuda, K. Mizutani, and H. Sakai, "Personspecific heart rate estimation with ultra-wideband radar using convolutional neural networks," IEEE Access, vol. 7, no. 1, pp. 168484–168494, doi:10.1109/ACCESS.2019.2954294, Dec. 2019.
- [14] T. Sakamoto, R. Imasaka, H. Taki, T. Sato, M. Yoshioka, K. Inoue, T. Fukuda, and H. Sakai, "Feature-based correlation and topological similarity for interbeat interval estimation using ultrawideband radar," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 63, no. 4, pp. 747–757, 2016.