

実環境利用を指向した ECG 特徴に基づく感情推定アプリケーション

西原 翼* 富濱 啓伍† 迎田 隆幸‡ 島 圭介§
横浜国立大学 横浜国立大学 神奈川県立産業技術総合研究所 横浜国立大学
井上 真一¶ 小池 美和|| 平野 明典**
ヤマハ発動機株式会社 ヤマハ発動機株式会社 ヤマハ発動機株式会社
神谷 昭勝†† 南 重信‡‡
株式会社ミルウス 株式会社ミルウス

1 はじめに

心電図 (ECG: Electrocardiogram) や脳波 (EEG: Electroencephalogram) などの生体信号に基づく感情推定法の開発が盛んに行われており, 計測可能な生体信号の制限などに起因して高精度かつ実環境で使用可能な感情推定システムが求められている. Katsis らは自動車レースドライバから計測された複数の生体信号に基づく感情状態評価システムを提案した [1]. また, 我々は簡易計測可能な ECG のみによる感情推定を試み, 学習データに含まれない新たな被験者に対する識別精度や教師ラベル取得方法に課題が明らかになった [2].

本稿では実環境で利用可能かつ個人差を考慮した新たな感情推定法を提案する. 提案法ではマルチモーダルな生体信号に対し知識の蒸留 [2] に基づく次元削減手法を用いることで, ECG のみによる推定を実現する. また, MAML (Model-Agnostic Meta-Learning)[3] を用いた個人適合の学習を実施することで各個人に対する識別精度向上を試みた. さらに, 感情推定システムを二輪車実環境に対して応用し, 走行中のリアルタイムな感情推定を実現した.

2 提案法: 実環境を想定した感情推定法

Fig. 1 には感情推定システムの概要図を示す. 計測された生体信号に対して信号処理および特徴量抽出を行い, 得られた特徴ベクトルを感情推定モデルへ入力することで覚醒度と感情価を推定する. 推定モデルの学習方法について以下に示す.

Regression-based emotion estimation application utilizing ECG characteristics for real-world situations

* Tsubasa NISHIHARA, Yokohama National University

† Keigo TOMIHAMA, Yokohama National University

‡ Takayuki MUKAEDA, Kanagawa Institute of Industrial Science and Technology

§ Keisuke SHIMA, Yokohama National University

¶ Shinichi INOUE, Yamaha Motor Co., Ltd.

|| Yoshikazu KOIKE, Yamaha Motor Co., Ltd.

** Akinori HIRANO, Yamaha Motor Co., Ltd.

†† Akikatsu KAMIYA, MIRUWS Co., Ltd.

‡‡ Shigenobu MINAMI, MIRUWS Co., Ltd.

2.1 知識の蒸留に基づく次元削減

提案法ではモデルの学習時と推定時で利用する生体信号を変更し, 推定時には比較的容易に計測できる ECG のみを用いることで実環境での運用を可能にする. また, モデルの学習用の生体信号 (室内等の理想環境での計測を想定) として, ECG に加え EEG, 発汗 (EDA: Electrodermal Activity), 脈波 (PPG: Photoplethysmography), および呼吸 (RESP: Respiration) を計測する.

知識の蒸留に基づくモデルの学習ではまず全ての生体信号を入力とし, 動画視聴後のアンケートから取得した感情ラベルに基づき高精度な教師モデルを予め学習する. 構築された教師モデルの推定結果を利用し, ECG のみを入力とする生徒モデルを学習させることにより, 教師モデルの知識を生徒モデルへ転移させ, 実環境において利用可能かつ高精度な生徒モデルを構築する.

2.2 被験者共通モデルの構築と個人適合

知識の蒸留を行った後の生徒モデルに対し MAML[3] に基づく学習を実施することで, 容易な個人適合を可能とする被験者共通モデルを獲得する. 学習時には各被験者のデータを用いてモデルパラメータを最適化し, 被験者毎に感情推定モデルを構築する (内側ループ). その後, 各被験者のモデルに対する損失値を最小化するように元のモデルパラメータを更新する (外側ループ). 内側ループと外側ループの学習を繰り返し実施することにより, 新たな被験者へのファインチューニング時に初期値として利用可能な共通パラメータを獲得する. 新たな被験者への適合を行う際は得られた被験者共通モデルに対して再学習を行うことにより, 被験者毎に特化した高精度なモデルを得る.

3 二輪車走行環境における感情推定実験

提案法の実環境における感情推定精度検証のため, 二輪車走行中における計測実験を行った.

3.1 実験条件

計測実験における被験者は 10 名とし, 被験者の腹部にベルト型 ECG センサを装着した. また, GoPro を胸部へ装着し, 走行中の前方の様子を動画として

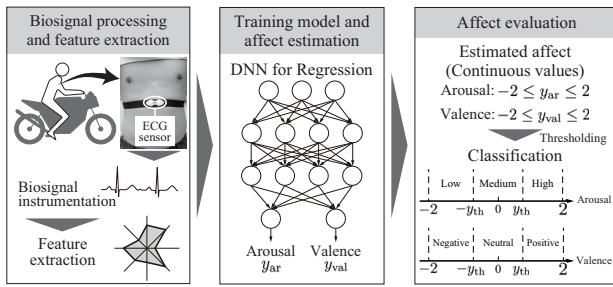


Fig. 1 Overview of the proposed system



Fig. 2 Post-drive labeling in the experiment

撮影した (Fig. 2) . 二輪車による走行終了後、感情ラベリングを行った。被験者は走行時に撮影された動画を閲覧しながら走行当時の感情を想起し、ジョイスティック型入力デバイスから感情の正解ラベル入力を行った。入力画面ではラッセルの感情円環モデル [4] に基づく感情価-覚醒度 2 次元平面を提示し、平面内に存在するカーソルを自由に移動させるように被験者へ指示した。

また、提案法における知識の蒸留では理想環境における ECG, EEG, EDA, PPG, RESP が必要となるため、室内環境における計測実験を別途実施した。室内実験では被験者 28 名に対し、VR 動画視聴中における各生体信号および動画 1 本毎の感情ラベルの計測を行った。提案法の学習では室内実験のデータを用いて知識の蒸留を行い、実車実験データのうち 7 人分を用いて MAML を実施した。その後、残りの 3 人分のデータを利用してファインチューニングを行い、各被験者に対するモデルの構築、および性能評価を行った。提案法における個人適合の有効性を検証するため、MAML の学習部分を通常の勾配降下法に基づく学習とした手法 (Baseline-1)、および知識の蒸留と MAML を行わずファインチューニングのみを実施する手法 (Baseline-2) の 2 種類を設定し、提案法との比較を行った。

3.2 結果と考察

Fig. 3 には各手法の覚醒度、感情価の識別率および RMSE をそれぞれ示す。識別率はモデルによる覚醒度、感情価の推定値および正解ラベルの値をそれぞれ閾値により 3 クラスへ分割した場合の正解率を示している。RMSE はモデルの推定値と正解ラベルに対する二乗平均平方根誤差である。結果から、識別率および RMSE 共に提案法が最も優れた性能を

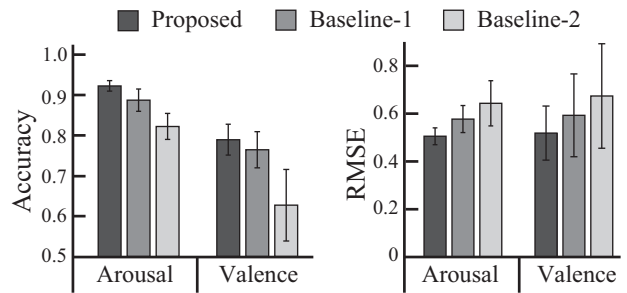


Fig. 3 Accuracy and RMSE results of each methods

示していることがわかり、全ての評価指標において各ベースライン手法との有意差が確認された。したがって、実環境において計測されたデータに対する提案法の個人適合手法の有効性が示唆された。理想環境におけるマルチモーダルな生体信号の情報の保持に加えて MAML の学習を実施したことで新たな被験者のデータに対する過学習が抑制されたため、被験者へより適合しやすい被験者共通モデルを構築可能となったと考えられる。

4 まとめ

本稿では各ユーザへの個人適合機能を有する実環境でも運用可能な感情推定法を提案した。提案法では知識の蒸留を用いることにより簡易計測が可能な生体信号のみによる感情推定を実現し、MAML を採用して新たなユーザに特化した高精度なモデルの構築を可能とした。実験では二輪車実車環境における ECG および高いリアルタイム性を有する感情ラベルを計測し、実環境における提案法の有効性を示した。今後は提案システムのモバイルアプリケーションへの実装や感情ラベルの計測方法の改善を行い、実応用におけるユーザビリティ向上を目指す。

参考文献

- [1] C. Katsis, N. Katertsidis, G. Ganiatsas, and D. Fotiadis. Toward emotion recognition in car-racing drivers: A biosignal processing approach. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, Vol. 38, No. 3, pp. 502–512, 2008.
- [2] T. Nishihara, P. Putra, K. Shima, A. Kamiya, S. Minami, S. Inoue, Y. Koike, and A. Sameshima. Drivers' affect recognition system utilizing multimodal biosignals. *The Proceedings of JSME annual Conference on Robotics and Mechatronics (Robomec)*, 2021.
- [3] C. Finn, P. Abbeel, and S. Levine. Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks. In *International conference on machine learning*, pp. 1126–1135. PMLR, 2017.
- [4] J. A. Russell. A circumplex model of affect. *Journal of personality and social psychology*, Vol. 39, No. 6, p. 1161, 1980.