

前腕表面筋電位計測ウェアラブルデバイスによる コンテキスト推定の検討

林 耕平¹ 齊藤 裕樹¹

概要：これまで、様々なセンサを用いた人間や環境のコンテキストを推定する研究が盛んに行われてきた。本報告では、ユーザの前腕に装着した表面筋電位計測により、生活時に随意的に生じる合目的動作に混在する驚きや発見などによる不随意運動を抽出してコンテキストを識別する実験について報告する。具体的には、自動車運転シミュレーションによる実験を行った結果からコンテキスト抽出の可能性を議論する。

1. はじめに

人々の行動やそれに付随する内面状態を推定することはコンテキスト推定と呼ばれている。本報告では、表面筋電位センサによるコンテキスト推定の可能性を議論する。人の筋肉は生体情報の一種であり、筋肉の収縮によって生じる電位は筋電位と呼ばれる。ヒューマンコンピュータインタラクションの分野では、筋電位はジェスチャ認識などへの応用が注目されている [1], [2], [3]。本研究では、自動車運転の様にハンドル操作を伴うタスクにおいて、驚き・焦りなどの内面状態によって誘発された行動が前腕の筋電位に反映されると仮定し、前腕筋電位から運転者の内面状態の推定を行う手法を検討する。アームバンド型の筋電センサ Myo を用いて運転時の筋電位データを取得し、「驚き」「正常」の内面状態を分類する実験を行った結果、約 78% の精度で分類が行われることが確認された。



図 1 EMG センサ「Myo」装着の様子

2. 表面筋電位によるコンテキスト推定手法

2.1 表面筋電位計測手法とハンドル操作タスク

ウェアラブルデバイスのような簡便な計測により表面筋電位を計測するためには、非侵襲で着脱が容易でありかつ計測値の安定性が求められる。本実験では、Thalmiclabs社のマルチジェスチャーバンド Myo を用いることとした。Myo は、表面筋電位、3 軸加速度、3 軸角速度の各センサを備えた Bluetooth 通信機能を有する一種のゲームコントローラであり、同社 SDK により生の表面筋電位情報が得られる。筋電位は $-127\sim+127$ の値に変換されサンプリングレート 200Hz で取得できる。装着の様子を図 1 に示す。

自動車運転時の危険な状況における筋電位データを取



図 2 「City Car Driving」における走行の様子

得するため、実験では自動車運転のシミュレーションによって状況を再現する。運転時の状況再現には、Forward Development 社の自動車運転シミュレートソフト「City Car Driving」を用いる。図 2 は、City Car Driving の運転画面である。また、ハンドル型コントローラ G29 Driving Force Racing Wheel を用いて運転を行う。

¹ 明治大学大学院先端数理科学研究科先端メディアサイエンス専攻

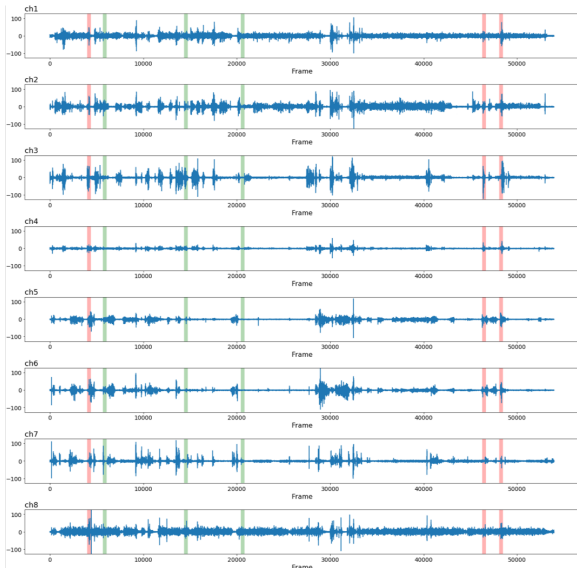


図 3 自由走行における前腕の表面筋電位の推移 (1 回目)

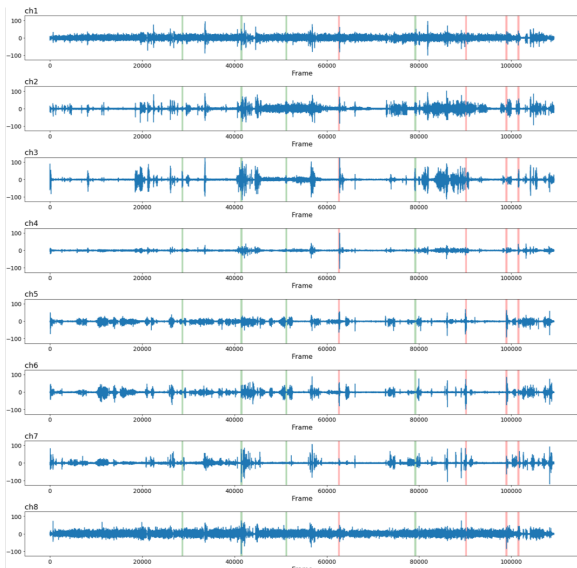


図 4 自由走行における前腕の表面筋電位の推移 (2 回目)

表 1 自由走行で驚きを感じたタイミング

走行	時刻	詳細
1	0:20	対向車の飛び出し
1	3:52	対向車の飛び出し
1	4:01	他車の急な車線変更
2	1:33	飛び出した歩行者の回避動作 (急ブレーキ)
2	5:13	他車の急な車線変更
2	7:31	他車の急な車線変更
2	8:15	他車の急な車線変更
2	8:28	飛び出した歩行者の回避動作 (車線変更)

3. 実験

3.1 実験内容と結果について

実験では自動車運転状況のシミュレートにより、走行中

表 2 交差検証の結果
モデルによる予測

実際	モデルによる予測	
	驚き	正常
驚き	6	1
正常	2	5

の筋電位データを取得し、ハンドル操作時の筋電データについて驚きを伴う場合とそうでない場合の分類を行った。被験者は 20 代男性 1 名である。被験者には 2 回の自由走行をしてもらい、それぞれ 265 秒間 (約 53000 フレーム)、540 秒間 (約 108000 フレーム) の筋電位データを得た。筋電位の生データを図 3、図 4 に示す。また、運転中に驚きを感じたタイミングは表 1 のとおりであった。図 3、図 4 において、緑色の領域は驚きを伴わない車線変更、赤色の領域は驚きを伴った車線変更を表す。解析では、計 14 回の車線変更時における筋電位データに注目し、内面状態の分類を行う。

3.2 筋電位解析と内面状態分類

特徴量抽出では 1 度の車線変更にかかる時間を約 2 秒間とし、400 フレームを抽出に用いる。なお、車線変更の開始タイミングは走行中の動画より手動で決定した。分類で用いる特徴量は、筋電位 400 フレームの平均値、最大値、最小値、分散値である。また、各特徴量は 8 チャンネル分の抽出処理を行う。特徴量の抽出処理は車線変更 14 回分のデータ全てで行い、各データには「驚き」または「正常」のラベルを付与する。以上の特徴量を用いてランダムフォレストによる学習を行った。

Leave-one-out 法による交差検証の結果を表 2 に示す。全体の正答率は約 78% であり、分類が高精度で行われたことが確認された。適合率は約 83% であり、「驚き」のラベルが付いたものでは高精度で推定できている。

4. おわりに

自動車のコンテキスト推定を目的とし、運転者の前腕の表面筋電位計測実験を行い、車線変更を伴う場合の「驚き」「正常」の分類が高精度で行われることを確認した。

参考文献

- [1] 菊川剛, 武村紀子, 佐藤宏介, 照明の微小変動に誘発される無意識的行動に基づく快不快推定, システム制御情報学会論文誌, Vol. 30, No. 5, pp. 183-190, 2017.
- [2] I. Ghergulescu, C. H. Muntean, A Novel Sensor-Based Methodology for Learner's Motivation Analysis in Game-Based Learning, Interacting with Computers, Vol. 26, Issue. 4, pp. 305-320, 2014.
- [3] 岩本万由子, 石川由羽, 高田雅美, 城和貴, 上肢の表面筋電位を用いた手形状の認識, 情報処理学会数値モデル化と問題解決研究会報告, Vol. 2017-MPS-114, No.6, pp. 1-4, 2017.