メガネ型ウェアラブルデバイスによる作業記憶課題時の集中状態の推定

遠藤 輝人[1] 菅 真由子[1] 三浦 直樹[1]

Estimation of concentration state during working memory task by eyeglass-type wearable device

Teruto Endo[1], Mayuko Kan[1], and Naoki Miura[1]

Abstract - We examine a method for estimating a concentration state during working memory task using a eyeglass-type wearable device. A 3-back task was used to measure eye and head movement that involve changes of concentration state during the task. The concentration and the non-concentration states were defined based on the correct response rate and the response time for each subset of task trials, and a support vector machine was used to classify those states. As a result, the concentration states could classify with sufficient accuracy, and parameters for head rotation were indicated as important parameters for the classification. Thus, the present study would provide a feasibility of the eyeglass-type wearable device for real-time estimation of the concentration state.

Keywords: concentration, Machine learning, wearable device, working memory

1. 序論

人間は集中状態によってパフォーマンスに差が生じるため、自分の集中状態を知り日々の生活や業務に利用できることが望ましい。そのために、作業の支障とならない低負荷・低拘束のセンシングデバイスにより計測されたデータを用いて集中状態を判定することは重要な課題である。

人間の集中状態を識別するためには集中状態の定義と、どんな情報に基づき状態を分類する必要があるか検討する必要がある。先行研究では、眼電位や頭部運動がワークロード推定に重要であることが報告されている[1]。また、人間の集中状態は課題に対する反応時間に基づいて判定可能であることが示されている[2]。従って、反応時間により集中状態を分類可能な課題に対し、上記の生体情報を計測することで、生体情報と集中状態の関連づけが可能になると考えた。

生体情報の計測機器としてメガネ型ウェアラブルデバイス(JINS MEME ES、株式会社ジンズ)を用いる。日々の利用を想定した場合、測定機器が低負荷であること及び安価であることが望ましい。JINS MEME を用いた先行研究では、生体信号の Raw データを利用可能なアカデミック版が用いられている[1]。しかしながら、より安価な一般向け普及版の製品を用いた検証は不十分である。

そこで本研究では、一般向け JINS MEME を用いて作業記憶課題を遂行している時の生体情報を計測し、機械学習手法により集中状態の識別を試みる。本研究グループの先行研究[3]において作業記憶の課題と集中状態が関係することを報告している。そこで、この実験データを用いて機械学習手法による分類と特徴量の重要度を算出し、一般向け JINS MEME を用いた集中状態の分類が可能であるか検討する。

1: 東北工業大学 工学部 情報通信工学科
1: Department of Information and Communication Engineering, Faculty of Engineering, Tohoku Institute of Technology

2. 方法

2.1 実験

先行研究[3]では、3-back 課題時の被験者の頭部運動と眼電位情報を計測した。3-back 課題とは、表示された一桁の数字が３個前に表示された数字と一致しているかを回答する課題である。1 試行あたりの時間を２秒とし、合計 60 試行を１セッションとして実験を行った。実験参加に同意を得た 11 人の参加者に対し、1 人当たり 3 セッションの計測を実施した。なお一連の研究は、東北工業大学研究倫理委員会の承認を得て実施された。

2.2 学習データセットの作成

先行研究[3]の知見に基づき、解答時間と正答率を用いて集中状態及び非集中状態を定義した。学習データには７試行分のウィンドウ幅の特徴量を抽出し用いた。各特徴量について、瞬目の強さと速さ、頭部運動加速度、頭部回転量については平均値、瞬目数と眼球運動については累積値を算出した。そして、集中状態の定義に基づいてデータをラベリングした結果、各状態の学習データは集中状態が 248 個、非集中状態が 216 個となった。

2.3 機械学習による集中状態の識別

機械学習の手法としてサポートベクターマシン(SVM)を用い、正規化したデータで識別器を学習させ、集中状態の分類を試みた。ハイパーパラメータの最適化にはグリッドサーチを用い、識別器の評価には交差検証を用いた。最初に学習データセットをランダムサンプリングで 11 分割し、その内 1 つをテストデータとした。残りの 10 個の分割データセットを用いてグリッドサーチと交差検証を行った。そして、最も識別率の平均が高い識別器を選択し、テストデータに対する識別率を評価した。

2.4 ランダムフォレストによる特徴量の重要度の算出

ランダムフォレストを用いて各特徴量の重要度を算出し[4]、集中状態と非集中状態を分類する際の各特徴量の寄与度を評価した。

ランダムフォレストで用いる決定木は10000本に設定し、決定木の各ノードの不純度としてジニ不純度を用いた。また、個人の中で重要な特徴量を評価するために、個人毎にランダムフォレストによる重要度算出を行い、重要な特徴量として選択される回数を記録した。

3. 結果と考察

3.1 集中状態の識別結果

学習データとテストデータに対する識別率を表1に示す。識別率が双方とも約90%であることから、一般向けJINS MEMEで計測されたデータを用いて集中状態を識別できる可能性が示唆された。

表1 学習データとテストデータの識別率
Table 1 Classification accuracy for training and test data

	識別率 [%]
学習データに対する平均	90.2
テストデータ	88.3

3.2 パラメータの重要度

ランダムフォレストにより得られた各特徴量の重要度を図1に示す。図1より頭部回転量(yaw, pitch, roll)が他の特徴量よりも高い重要度を示していることがわかった。頭部回転量が最も寄与する要因として、瞬目に関する信号は発生した時のみ取得できるのに対して、頭部回転量は連続してデータを記録できるため頭部回転量の方が学習に効果的なデータの蓄積できたためだと考えられる。一方で、他の特徴量に比べ頭部運動加速度(acc_x, acc_y, acc_z)の重要度は低い。要因としては、頭部運動の時間変化が小さいため、本手法においては寄与が小さくなったと考えられる。

図2に個人において重要な特徴量として選択された回数を示す。個人に着目すると頭部回転量のみならず左右の眼球運動や瞬目が重要であることが示唆された。

先行研究[1]では、ワークロード推定に頭部運動生起率、頭部運動ノルム強度平均、瞬目時間平均が重要である可能性を示唆している。本結果と比較した場合、頭部運動について本研究と傾向が一致し、瞬目の特徴量については傾向が一致しなかった。その原因として課題の差の影響が考えられる。先行研究では作業負荷が時間的に変化するのに対して、本実験課題では作業負荷が変化しない。そのためワークロードの推定に重要と考えられた瞬目が本研究では重要度が低下したと考えられる。しかしながら個人で見た場合、瞬目や眼球運動が重要であることが示唆されたため、より詳細な調査を進める必要がある。

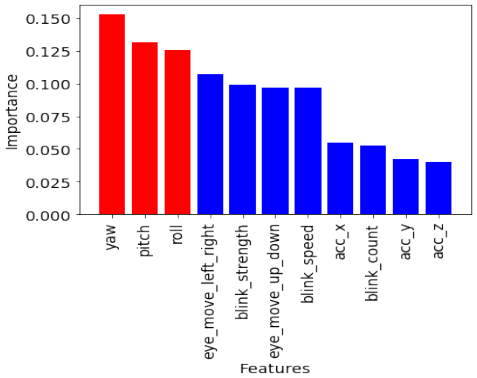

図1 各特徴量の重要度
Fig. 1 Importance of each parameter for classification

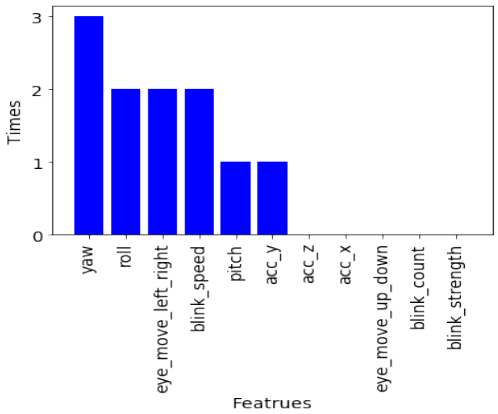

図2 個人の識別において重要な特徴量として選択された回数
Fig. 2 Importance of parameters for individual classification

4. 結論

本研究では一般向けJINS MEMEを用いて集中状態を分類できる可能性が示唆された。また、集中状態の識別には頭部運動が最も寄与していることが示された。今後は個人に合わせた特徴量の決定など詳細な方法の検討を進めていく。

参考文献

[1] 小川 剛史, 佐藤 博則, 狩川 大輔, 高橋 信,: ライフログデバイスを用いた複雑タスク環境下におけるワークロード推定に関する研究, ヒューマンインターフェース学会論文誌 Vol.19, 2017

[2] 上田 樹美, 下中 尚忠 , 下田 宏, 石井 裕剛, 大林 史明,: 集中の深さに着目した知的生産性の定量的評価, ヒューマンインターフェースシンポジウム 2017 一般発表 pp. 171-178.

[3] 菅 真由子, 三浦 直樹,: 瞬目と眼球運動に基づく集中度判定手法の開発, 平成30年東地区若手研究者研究発表会講演資料集 pp. 123-124.

[4] Raschka, S, 株式会社クイープ訳, 福島 慎太郎監訳,: Python 機械学習プログラミング-達人データサイエンティストによる理論と実践; 株式会社インプレス, 4.6 ランダムフォレストで特徴量の重要度にアクセスする (2016)