

顔表情および頭部動作に基づく eラーニング時の覚醒度推定

寺井 省吾¹ 川村 亮介² 白井 詩沙香³ アリザデ メラサ⁴ 武村 紀子⁵
¹ 大阪大学 ² 富士通研究所 ³ 大阪大学 ⁴ 大阪大学 ⁵ 大阪大学
 浦西 友樹⁶ 長原 一⁷ 竹村 治雄⁸
⁶ 大阪大学 ⁷ 大阪大学 ⁸ 大阪大学

1. はじめに

近年、遠隔授業やブレンド型学習の普及に伴い、eラーニングによる講義の需要が高まっている。一方、eラーニングは対面授業と比べて、学習者のエンゲージメントの維持が困難であることが明らかになっており、その要因の一つとして眠気が挙げられる。対面授業では、教員が学習者の様子を把握することが比較的容易であるため、学習者の状態に応じて、授業の進め方を調整したり学生とコミュニケーションを取ることで、エンゲージメントの維持・向上に努めることができる。eラーニングにおいても、対面授業と同様に学習者の状態を推定することができれば、エンゲージメントの維持に向けた仕組みの開発、ひいては学生の状態に応じた効果的な学習支援の実現につながると期待できる。

眠気の検知に関する研究として、自動車分野では画像処理技術を用いた運転中のドライバーの眠気度合いの推定が先駆的に進められている。一方で、講義動画視聴中の学習者の覚醒度を推定する研究は未だ少ない。そこで、本研究では、先行研究で利用されている顔表情と頭部方向の変化に基づいた特徴量が eラーニング学習時の覚醒度推定にどの程度有効であるかを検証する。

2. eラーニング学習中の覚醒度の推定

2.1 実験手続き

講義動画を視聴している 4 名の学部生 (18~19 歳, $SD=0.5$) を対象に、顔表情と頭部の動作データを収集する実験を行った。情報リテラシーに関する 15 回の授業のうち、5 回の eラーニング講義受講中の学習者の様子と PC のスクリーンキャプチャデータを記録した。講義動画は、PowerPoint のスライドショーに音声のナレーションをつけたもので、1 つの授業は約 10 分の講義動画

表 1: 各授業の動画数

| 授業回 | 講義内容 | 動画数 |
|-----|--------------------------|-----|
| 4 | 情報のデジタル化とコンピューティングの要素と構成 | 3 |
| 6 | 情報ネットワークと情報セキュリティ | 3 |
| 8 | 復習動画 | 1 |
| 12 | インターネットサービスの仕組み | 3 |
| 14 | 社会で利用される情報技術 | 2 |

表 2: 覚醒度分類の評価基準

| 覚醒度レベル | 評価基準 |
|--------------------|------------------------------------------------------------------------|
| 非常に眠そう (眠気レベル 5) | - 目を 1 秒以上閉じている |
| 眠そう (眠気レベル 2~4) | - まばたきの頻度が高い - 眼球の動きが遅い - 体や頭部が自分の意思によらず動いている - 目を 1 秒未満閉じている |
| 全く眠くなさそう (眠気レベル 1) | - 目を大きく開いている - 眼球が左右に動いている - 体や頭部が自分の意思で動いている |

1~3 本で構成されている (表 1)。実験はラップトップ PC (17.3 インチ) で行い、顔表情・頭部の動作データおよびスクリーンキャプチャデータの記録には、Bandicam (30fps) を利用した。

実験終了後に、録画データをもとにして第三者による被験者の覚醒度の評価を行った。表 2 に覚醒度の評価基準を示す。評価基準には、眠気を推定する NEDO の評価手法 [1] を eラーニングの視聴行動に合わせて 3 段階のレベルに調整したもの (0: 非常に眠そう (眠気レベル 5), 1: 眠そう (眠気レベル 2~4), 2: 全く眠くなさそう (眠気レベル 1)) を用いた。3 人の著者が、表 2 の分類基準に基づいて独立して評価を行い、評価が割れた場合は多数決原理に従った。

2.2 特徴量の抽出

特徴量の抽出には OpenFace[2] を用い、頭部の角度 (Head Rotation, 以下, HR), 上瞼と下瞼の差から開眼度合い (Eye-Opening, 以下, EO), 顔表情として Action Units (AUs) を抽出した。AUs とは, Ekman ら

Estimation of wakefulness level during e-learning based on facial expressions and head movements

- ¹ Shogo Terai, Osaka University
- ² Ryosuke Kawamura, Fujitsu Laboratories Ltd.
- ³ Shizuka Shirai, Osaka University
- ⁴ Mehrasa Alizadeh, Osaka University
- ⁵ Noriko Takemura, Osaka University
- ⁶ Yuki Uranishi, Osaka University
- ⁷ Hajime Nagahara, Osaka University
- ⁸ Haruo Takemura, Osaka University

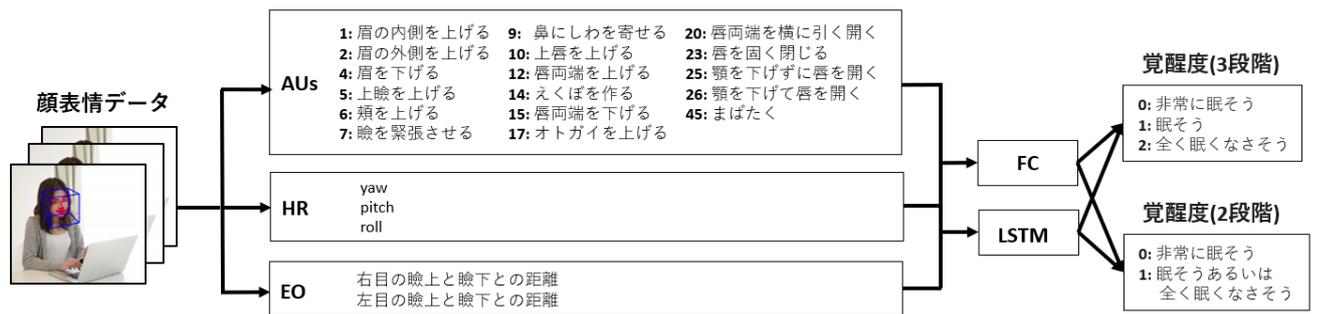


図 1: 覚醒度推定の流れ

によって提案された顔面動作符号化システム (FACS) [3] をもとに顔動作を分類したもので, OpenFace では図 1 に示す 17 種類の AU's が抽出できる. いずれの特徴量も瞬間的な状態だけでなく一連の動作を考慮するために, 1 秒あたりの合計値を使用した.

また, 人は段階的に覚醒度が変化することから時系列情報が重要になると予想される. そこで, 先行研究で使用されている特徴量の検証 (HR + EO + AU's) に加え, LSTM を用いた時系列情報を加味したモデルの有効性も合わせて検証する. LSTM には過去の 3 秒間の各特徴量のデータを入力として与えた.

なお, 本研究では個人ごとの覚醒度の推定モデルに焦点を当てて検証を行った. e ラーニングは継続的に複数回受講することから個人モデルの検証も重要と考えた.

3. 評価

各モデルの性能を, 3 段階 (0:非常に眠そう, 1:眠そう, 2:全く眠くなさそう) の分類と 2 段階 (0:非常に眠そう, 1:眠そうまたは全く眠くなさそう) の分類で評価した. まず, 3 層すべてが FC 層から構成されるニューラルネットワークを用いたモデルを検証し, 次に, 過去の状態を考慮できるように LSTM 層から構成されるニューラルネットワークを用いたモデルを検証した. 1 回分の授業から抽出したデータを評価データ, 同一被験者の他のすべての授業から抽出したデータを学習データとして利用し, 平均の $f1$ -macro スコアで評価した. 分類結果の平均 $f1$ -macro スコアを表 3 に示す. どちらの分類においても, LSTM モデルを用いて過去の状態を考慮することで平均 $f1$ -macro スコアが向上している. また, 2 段階分類と 3 段階分類の間の平均 $f1$ -macro スコアの差は, 眠そうな学習者と全く眠くなさそうな学習者を区別することの困難さに起因すると考えられる.

表 3: 各モデルの平均 $f1$ -macro スコア

| 覚醒度段階 | FC モデル | LSTM モデル |
|-------|--------|----------|
| 3 | 0.48 | 0.54 |
| 2 | 0.72 | 0.77 |

3.1 まとめと今後の課題

本研究では, オンライン学習中の学習者の顔表情と頭部の動作の眠気検出における有効性を検討した. その結果, AU's と頭部回転角度および開眼度合いを特徴量とし, LSTM を用いた 2 段階分類での平均 $f1$ -macro スコアが 0.77 と最も有効であることが分かった. 推定精度改善のための特徴量の継続的な検討および眠気推定のための一般モデルの開発が今後の課題である.

参考文献

- [1] 人間感覚計測マニュアル第一編 (人間感覚評価指標・ガイドライン). 産業科学技術研究開発プロジェクト「人間感覚計測応用技術」.
- [2] Baltrušaitis, T., Zadeh, A., Lim, Y. C., & Morency, L. P. (2018, May). Openface 2.0: Facial behavior analysis toolkit. In 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018) (pp. 59-66). IEEE.
- [3] Ekman, P. & Friesen, W.V. (1978). Facial action coding system: a technique for the measurement of facial movement.