6S-07

深層学習を用いたユーザの生体情報認識に基づくリアルタイム集中度検出手法の検討

Shao Bochao† 金 尚泰‡
筑波大学大学院情報学学位プログラム† 筑波大学図書館情報メディア系‡

1. はじめに

近年、オンライン授業やテレワークの普及が進む中、学生の集中度や心身の健康に関連する研究が注目されている[1]。ユーザの注意力をリアルタイムに検出することで、授業効果の評価や、注意力が低下した際の注意喚起が可能になる。

一方、ユーザが PC、ノートパソコンに長時間集中している場合、身体は長時間同じ姿勢でいることになり、肩こり及び VDT 症候群に関連する疾患の発症リスクが高まり、健康に影響を及ぼすとされている[2][3]。休憩を取る、座る姿勢を正すなど、作業状況に応じて健康への注意を促すことができれば、長時間の在宅勤務による不健康な状態を改善できる可能性がある。

従来は加速度センサーなどの接触型センサーで集中度を判断していたが、現状では一般ユーザへの展開が困難である。またカメラを利用する場合、ユーザの顔や体のデータが組み合わせて利用されることは少なく、重要な情報を網羅的に把握することはできない[4][5]。

そこで本研究では、顔と姿勢のデータを組み合わせることで、集中度をユーザーフレンドリーな形で、非接触でリアルタイムに検出する低コスト手法を提案する。

2. 提案手法

2.1. ユーザの生体情報の分析

ユーザの集中度を分析するために利用できる生体情報は様々な種類があるが、本研究では非接触でリアルタイムに特徴データを抽出するという目標を考慮し、ユーザの正面顔画像と側面姿勢画像を分析対象に選んだ。

まず、顔データの分析では、顔認識と Dlib を用いて顔のキーポイントを取り出し、Open CV に基づく顔の様々なエリアを特定の色でマーキングした。そして、表 1 が示しているように、顔の特徴データを計算した。

表 1 顔の特徴データ

Data	Area	Description
① FR	顔全体	顔の面積/画像の面積
②LFR/RFR	頬	左右の頬の面積/顔の面積
③ ER	目	目の面積/顔の面積
④ MR	口	口の面積/顔の面積
⑤ TIMER	顔全体	顔が検出された時間

上記のデータにより、ユーザの顔の向き・瞬き・口の動き・スクリーンとの距離を識別できる。

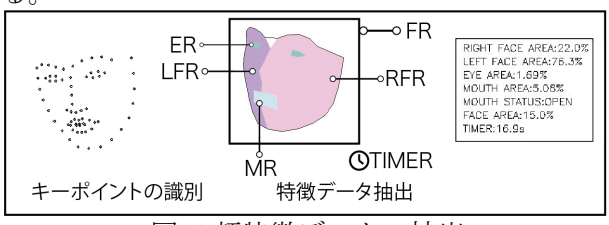

図 1 顔特徴データの抽出

一方、姿勢データについて、本研究では OpenPose と OpenCV を用い、骨格のキーポイントの検出に基づいて、座り姿勢角度（Sitting Posture Angle, SPA）と腕姿勢角度(Arm Posture Angle, APA)の 2 つを抽出した。

図 2 から分かるように、SPA は、ユーザの股関節・膝・耳の座標データより算出され、ユーザが座ったときの体の傾きの状態を特徴づけるために使用された。同時に、デバイスを操作する際のユーザの腕の動きの状態を得るために、肩、肘および手首の座標点データから算出した APA を使用した。

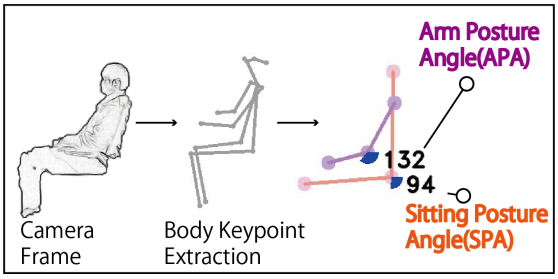

図 2 姿勢角度の抽出

さらに、上に述べた特徴データは、サーバー上のリアルタイムデータベースと同期され、後

A Real-Time Concentration Detection Method Based on User Biometric Recognition Using Deep Learning
† Master's Programs in Informatics, University of Tsukuba
‡ Kim Sangtae, Faculty of Library, Information and Media Science, University of Tsukuba

Copyright ©2022 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.

述のニューラルネットワークの入力データとなった。

2.2. 集中度検出ニューラルネットワーク

本研究では、元データを主成分分析と K-means クラスタリングで分類した。図 3 は、データセットの生成プロセスを示す。

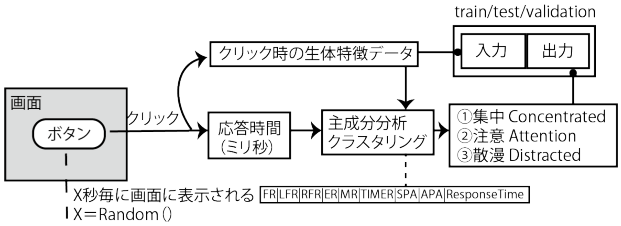

図 3 データセット生成プロセス

まず、ユーザーの画面に 1～5 秒の間隔でランダムにボタンを表示するプログラムを作成しました。ボタンが表示されてから、ユーザーがボタンをクリックするまでにかかった応答時間と、同じ瞬間の特徴量データを記録し、最終的に各データセットを集中・注意・散漫の 3 つのカテゴリーに分類する。

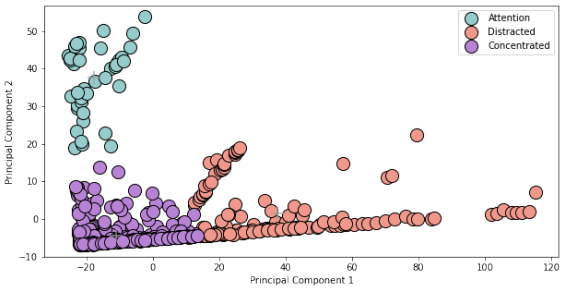

図 4 分類データの散布図

最後に、分類結果に基づいて元データにアノテーションを施す。作成されたデータセットは、ニューラルネットワークの学習とテストに使用される。

ユーザの集中度をリアルタイムに把握できるようにするため、上記のデータセットの構造をもとにニューラルネットワークを構築した。

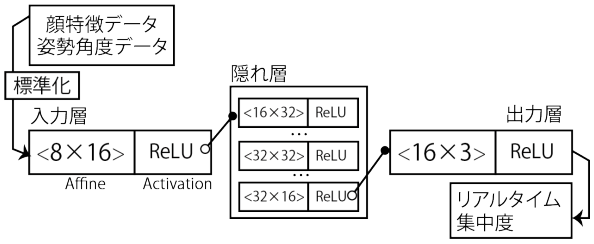

図 5 ニューラルネットワークの構造

3. 実験

3.1. 実験設定

図 6 に示すように、2 台のカメラと PC を用いた実験環境を構築し、ユーザの正面と側面の画像情報をもとに、ユーザの特徴データをリアルタイムに解析した。1 回の実験時間は 30 分で、被験者は実験中、メモを取る作業及びビデオ視聴に取り込んだ。複数の実験データから、ニューラルネットワークのデータセットを作成した。

3.2. 実験結果

実験で得られたデータセットに基づき、PyTorch を用いて Colab プラットフォーム下で数回のネットワークの学習と検証を行った結果、25000 エポックにおいて最小損失 0.1065 の重みモデルが得られた。 このモデルでは、「集中」および「注意」の認識精度はそれぞれ 0.89 と 0.91 であり、F スコアはそれぞれ 0.91 と 0.95 であった。今回の実験環境に関する限り、ユーザの注意度をリアルタイムに検出することが可能だと考えられる。

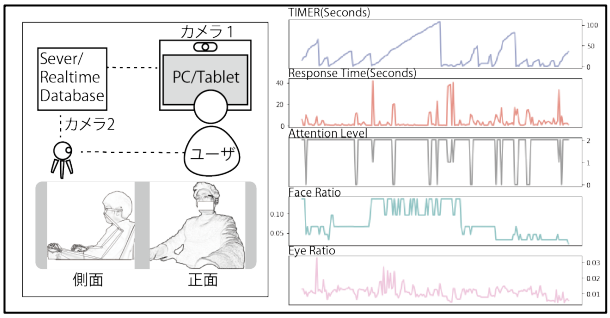

図 6 実験環境の構築

4. おわりに

本稿では、ユーザの集中度をリアルタイムに検出する手法の提案を行った。少人数での実験条件下、ユーザの顔と姿勢のデータに基づいて、深層学習を用いて集中度を検出する可能性を検討した。

今後の課題は、より柔軟的な実験環境の構築と実験対象群の拡大、ニューラルネットワークの改良である。また、各シチュエーションに合わせた教育や健康分野に活用可能性を検討していきたい。

参考文献

[1]青山 隼人, 三宅 美博, 野澤 孝之, 遠隔教育における学習者の集中度と教師-学習者間の同調との関係性, 日本教育工学会研究報告集, 2021, https://doi.org/10.15077/jsetstudy.2021.2_64
[2]内田 知宏, 黒澤 泰, コロナ禍に入学した大学一年生とオンライン授業, 心理学研究,2021, https://doi.org/10.4992/jjpsy.92.20076
[3]Moretti, A.; Menna, F.; Aulicino, M.; Paoletta, M.; Liguori, S.; Iolascon, G. Characterization of Home Working Population during COVID-19 Emergency: A Cross-Sectional Analysis. *Int. J. Environ. Res. Public Health* 2020, *17*, 6284. https://doi.org/10.3390/ijerph17176284
[4]藤白 智也, 浅利 恭美, 宮田 真宏, 山田 徹志, 大森 隆司, 授業中の画像からの姿勢推定による集中度の評価, 人工知能学会全国大会論文集, 2020, JSAI2020 巻, 第 34 回 (2020), セッション ID 2C1-GS-12-03, p. 2C1GS1203, https://doi.org/10.11517/pjsai.JSAI2020.0_2C1GS1203
[5]渡辺裕介, 吉野碧, 菱山玲子. "集中度推定システムによる社会的手抜きの抑制効果に関する分析." 第 80 回全国大会講演論文集 2018.1 (2018): 389-390.

Copyright ©2022 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.