

テキスト黙読時の視線解析による集中・非集中状態識別モデルの個人化のための基礎調査

田中 咲希 † 辻 愛里 †† 藤波 香織 ††
 † 東京農工大学 生物システム応用科学府 生物機能システム科学専攻
 †† 東京農工大学 大学院 先端情報科学部門

1 はじめに

近年、労働人口の減少に対応するためオフィスワークの生産性向上が求められる [1] が、生産性低下の一要因として集中力の低下が挙げられる [2]. 作業中の集中力の低下をシステムが検知し、休憩を促すなどの支援により集中力を回復させ人為的ミスを減らすことが可能となれば、生産性の低下を抑止できると考えられる. 既報 [3] では視線情報の解析による集中状態・障害状態・疲労状態の識別を試みたが、結果から視線遷移の個人差が識別性能に強い影響を与えることが示唆された. そこで本稿では個人に特化して識別性能を高める手法として、個人差平準化処理を実施した結果について報告する.

2 データ収集

本研究では 20 代の 17 名 (男性: 9 名, 女性: 8 名) の被験者から収集した視線データ [3] を使用した. 視線データは、集中の定義に基づいた実験条件として設計された、集中条件、障害条件、疲労条件におけるテキスト黙読中の視線運動として取得した. なお、集中条件では高校生新聞オンライン [4] の記事から抽出したテキストの黙読タスクのみ行わせ、障害条件では黙読タスクと同時に障害タスクとして n-back タスク [5] を行わせた. 疲労条件では、それ以前の条件での作業により疲労を蓄積させ、黙読タスクのみ行わせた.

3 識別モデル構築

3.1 特徴量計算

本研究で用いる視線特徴は、読書中の人の内部情報を視線から検出する研究 [6, 7] を参考に、固視、サッカードおよび瞳孔に関する 13 種類の視線特徴とした. そのうちの 8 種類の視線特徴は記述統計量として最大値、最小値、平均値、中央値、標準偏差、歪度、尖度、範囲を計算し、その結果を特徴量として用いた [3]. ここで、各データにおける固視時間の最小値の変化が極めて少なく、後述する個人差平準化処理を実施不能であったため除外した. したがって、特徴量の次元数は 8 つの記述統計量を計算する 8 種類の視線特徴から 1 つ除外した 63 種類の特徴量と残りの 5 種類の視線特徴から合計で 68 次元となった. なお、特徴量計算の前後処理として 1) ウィンドウへの分割, 2) 欠損データの除外, 3) 50% オーバーラップのスライディングウィンドウ処理, 4) 外れ値の処理の 4 つの処理も行った.

Towards personalized model of recognizing concentrated and non-concentrated states through eye gaze analysis during silent reading of tests

† Saki TANAKA †† Airi TSUJI †† Kaori FUJINAMI

† Department of Bio-Functions and Systems Science, Tokyo University of Agriculture and Technology

†† Division of Advanced Information Technology and Computer Science, Tokyo University of Agriculture and Technology

3.2 個人差平準化処理

既報 [3] にて、ある 1 名のデータをテストデータ、残りの 16 名のデータを訓練データとして構築した識別モデルの性能を検証する一人抜き交差検証を実施した結果から、同一人物における異なる状態間での視線遷移の違いよりも、異なる人物間での視線遷移の違いが大きいことが示唆された. この原因を調査すべく黙読タスク中の視線遷移を記録した動画を確認したところ、状態以前に被験者によって読む速さや読み返す頻度などの視線移動の違いが見られた. こうした個人ごとの視線運動の差を埋めることが可能となれば、状態間の視線運動の違いがより明確になり、識別性能が向上すると予想される. そこで、同一人物の全状態の特徴量をそのまま用いるのではなく、同一人物の全状態における平均値との差、ならびに標本標準偏差との比といった相対値を算出する個人差平準化処理を施し、処理後の値を特徴量として用いた. 個人差平準化処理は各参加者かつ各特徴量に対して行われた. まず、式 (1) および式 (2) によって訓練データから平均 \bar{x} ならびに標本標準偏差 u を算出した. 次に、得られた \bar{x} および u と式 (3) によって訓練データおよびテストデータを変換した. なお、式 (1) および式 (2) の x_i は変換前のデータ、式 (3) の \hat{x}_i は変換後のデータを表す.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

$$u^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (2)$$

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \bar{x}}{u} \quad (3)$$

ここで、リアルタイムな識別を行う実用場面では、最新の作業データから得られる 1 件のテストデータに対して状態を予測する. よって、テストデータそのものから \bar{x} および u の算出が困難であるため、他の値で代用する必要がある. 代用値として最適な値を調査するため、式 (1) および (2) により計算される訓練データに含まれる 16 人分の平均値および標本標準偏差から a) それらの平均値を算出する場合、b) ランダムに 1 組抽出する場合において、式 (3) でのテストデータの変換処理を行った. さらに、中央値の算出も可能であるが、16 人分のデータからは中央値の候補が 2 つ得られるため、中央値の候補の c) より低い値を用いる場合、d) 両者の平均を用いる場合、e) より高い値を用いる場合でのデータ変換を行った. つまり、訓練データから \bar{x} および u を算出する場合におけるテストデータの変換方法を総じて 5 通り実行した. 一方で、識別モデルの継続使用により過去のテストデータが蓄積されると考えると、テストデータの基となった人物と同一人物のデータである過去のテストデータから \bar{x} および u を算出するこ

表 1: 各パラメータにおける採用された選択肢と他の選択肢

パラメータ	採用	他の選択肢
ウィンドウサイズ	12 秒	4 秒, 6 秒, 8 秒, 10 秒
サンプリング手法	サンプリング処理なし	アンダーサンプリング オーバーサンプリング
外れ値処理	外れ値処理なし	外れ値処理あり
分類器	ランダムフォレスト	SVM, kNN, ナイーブベイズ

表 2: 一人抜き交差検証結果

	平準化なし	平均値	ランダム	中央値 低	中央値 平均	中央値 高
正解率	0.422	0.373	0.333	0.444	0.443	0.441
適合率	0.421	0.380	0.340	0.442	0.440	0.438
再現率	0.423	0.373	0.333	0.445	0.443	0.442
F 値	0.422	0.350	0.294	0.442	0.442	0.439

とにより識別性能が向上すると考えられる。そのため、データが蓄積されることを前提に各状態における n 件の過去のテストデータから \bar{x} および u を求め、テストデータを変換する処理を行った。なお、 n は初期値を 20 とし、25, 30, ... のように 5 件ずつ増やして各 n における識別精度を調査した。また、データ件数を元の視線情報収集時間に換算すると、データ件数が一件あたり 12 秒間の視線情報から構成され、50% オ버ラップしたウィンドウ分割が行われたことから、元の視線情報収集時間は $n \times 12/2$ [s] となる。例えば、 $n=300$ は 30 分間の視線情報収集時間に相当する。

4 識別モデル評価

4.1 他者のデータを用いたテストデータ変換

識別モデルで個人差平準化処理を行わずに層化 10 分割交差検証を行ったところ、表 1 に示すパラメータを採用した場合に F 値が最も高くなった [3]。以降はこれらのパラメータの使用により学習を行うこととする。それぞれの手法を用いた場合のデータを使用して一人抜き交差検証を実施した結果を表 2 に示す。個人差平準化処理の実行時と非実行時の精度を比較すると、c), d) および e) の中央値を採用した場合に精度の向上がみられる。一方で、a) 平均値もしくは b) ランダムな値を採用した場合に精度の低下がみられる。これらのことから、中央値は視線情報の個人差を低減すると考えられるが、平均値およびランダムな値は被験者の視線情報の個人差の平準化には貢献しないと予想される。

4.2 自己のデータのみを用いたテストデータ変換

テストデータ変換に用いる過去のテストデータの件数 n を変更して一人抜き交差検証を実施した結果を図 1 に示す。個人差平準化処理の有無による F 値の変化に注目すると、個人差平準化処理を実施しない場合の F 値は 0.422 であったため、すべての件数 n において個人差平準化処理を実施しない場合よりも実施した場合のほうが高い F 値を得られた。また、a)~e) の \bar{x} および

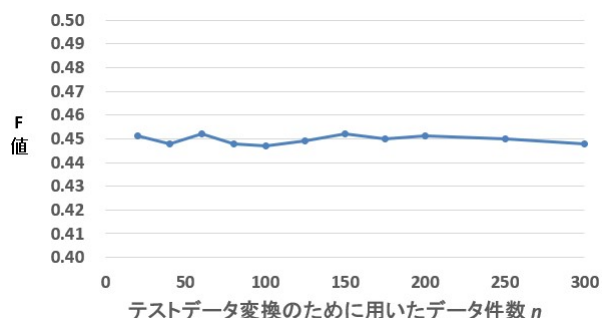


図 1: 平準化処理を経た一人抜き交差検証結果

u の算出方法による識別精度と比較すると、過去のテストデータを使用した場合のほうが高い F 値となった。以上のことから、テストデータの変換に用いられる平均および標本標準偏差は、テストユーザ自身のデータから求められるのが最も望ましいと考えられる。データ件数 n の違いに注目すると、データ件数 n が 60 であるときに F 値が最も高い値である 0.452 となった。さらに、 $n=20$ のときの F 値が 0.451 であり、最高精度との差が 0.001 であったことから、個人差平準化処理に用いるデータ件数が少ない場合すなわち個人差平準化処理のためのデータ収集時間が短い場合であっても識別精度の向上が示唆された。一方で、個人差平準化処理の導入による F 値の 0.1 以上の向上は見られなかった。そのため、更なる識別精度向上のためには学習に工夫が必要である。そのための手段の一つとして、学習データの選別が挙げられる。先行研究 [8] でみられるように、テストユーザと類似した視線遷移の傾向を持つ人のデータを抽出し、それらのデータのみから成る学習データセットの用意が可能となれば、テストデータに対する識別性能の更なる向上が見込める。

5 おわりに

本研究では、テキスト黙読中の集中状態・非集中状態の識別モデルの個人化を目的とした、個人差平準化処理による識別性能への影響を調査した。作業者の集中状態および阻害状態、疲労状態の 3 つの状態を識別するモデルの構築過程にて個人差平準化処理を実行した結果、テストユーザ自身のデータの使用による識別精度の向上を確認した。しかし、自己のデータの正解ラベルをユーザが提供したり、 \bar{x} および u の算出に必要なデータの収集のためにユーザを疲労状態にさせたりすることは実用場面で現実的ではない。今後は、訓練データからテストユーザと類似した視線遷移の傾向を持つデータを抽出し、それらのデータを用いた個人差平準化処理の実行により識別精度の向上を図っていく。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP21K17787 の助成を受けた。

参考文献

- [1] 総務省. 働き方改革と ICT 利活用 -第 2 節. <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h29/pdf/n4200000.pdf> 最終アクセス 2023/01/09.
- [2] 内山, 宮城, 石井, 下田, 大林, 岩川. 知的生産性評価のための集中指標算出ツールの開発. HI 学会論文誌, 16(1), pp.29-40, 2014.
- [3] 田中, 辻, 藤波. テキスト黙読時における視線情報を用いた集中状態・非集中状態の識別に関する調査. FIT2022, 2022.
- [4] 株式会社スクールパートナーズ. 高校生新聞オンライン. <https://www.koukouseishinbun.jp/> 最終アクセス 2023/01/09.
- [5] B.Mehler, B.Reimer, and J. A. Dusek. MIT AgeLab delayed digit recall task (n-back). Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology, Vol. 17, 2011.
- [6] M.Faber, R.Bixler, and S. K. D'Mello. An automated behavioral measure of mind wandering during computerized reading. *Behav. Res. Methods*, 50(1), pp. 134-150, 2018.
- [7] R.Southwell, J.Gregg, R.Bixler, and S. K.D'Mello. What eye movements reveal about later comprehension of long connected texts. *Cogn Sci*, 44(10), p. e12905, 2020.
- [8] T.T.Vu, and K.Fujinami. Personalizing Activity Recognition Models by Selecting Compatible Classifiers with a Little Help from the User. *Sens. Mater.*, 32(9), pp. 2999-3017, 2020.