

テキスト黙読中の非集中状態検出のための視線行動解析

田中 咲希†

辻 愛里††

藤波 香織††

† 東京農工大学 工学部 情報工学科

†† 東京農工大学 大学院 工学研究院 先端情報科学部門

1 はじめに

労働人口の減少に伴い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は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、作業に介入して集中力を回復させる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。集中度を含めた人間の内在状態を推定する指標として人間の生体情報が用いられるが、脳波の計測 [3] などによる内在状態の推定はユーザに接触するデバイスで実施するため計測負荷が大きい。一方、視線情報はユーザに非接触な形で取得可能なため計測負荷が小さいと考えられる。視線情報を用いた集中度推定 [4] では、瞬きの頻度と集中度との相関関係が報告されているが、この調査は集中度の変化を明らかにするまでにとどまっており、集中状態・非集中状態の識別を行った研究は見つかっていない。そこで本研究では、デスクワークで想定されるテキスト黙読中の視線情報による集中状態・非集中状態の識別を行う。

2 識別手法

2.1 集中の定義

本研究での集中の定義は「一定期間 1つの事物に一定量以上の認知資源 [5] を割り当てること」とする。読書を例にこの定義を図 1 に示す。読書という 1つの事物に一定量以上の認知資源を割り当てるとき、作業者は集中状態であるとみなされる。一方で、読書とラジオ視聴のように複数の事物に認知資源を割り当てるときや、読書のみであっても、疲労によって一定量以上の認知資源を割り当てられないとき、作業者は非集中状態であると考えられる。

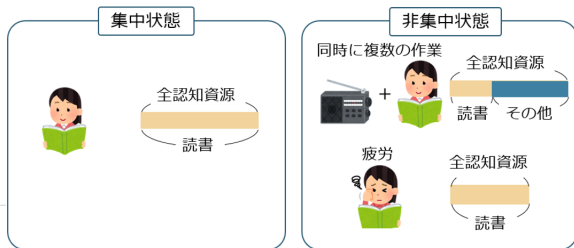


図 1: 集中の定義

2.2 識別手法概要

本研究ではまず、集中条件、阻害条件、疲労条件において黙読タスクを実施する実験を行い、それぞれの条件下の視線運動を収集する。集中条件における参加者は集中状態、阻害条件および疲労条件における参加者は非集中状態であると定義する。次に、得られた視線情報を用いて機械学習を行うことで、視線情報に

Eye gaze analysis for distraction detection during silent reading of a text
 † Saki TANAKA †† Airi TSUJI †† Kaori FUJINAMI
 † Department of Computer and Information Sciences, Tokyo University of Agriculture and Technology
 †† Division of Advanced Information Technology and Computer Science, Tokyo University of Agriculture and Technology

応する実験条件を予測するモデルを構築する。すなわち、3クラス分類とする。

3 データ収集

3.1 実施内容

黙読タスク中の視線データを収集することを目的として 20 代の 13 名（男性：8 名，女性：5 名）を対象に実験を行った。

実験手順を図 2 に示す。テキストとして高校生新聞オンライン [6] の記事を用いた。集中条件ではテキスト黙読のみ行わせ、阻害条件ではテキスト黙読と同時に阻害タスクとして n-back タスク [7] 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たいので、テキスト黙読のみ行わせた。

順序効果を相殺するため、集中条件と阻害条件の順序を変えた 2 通りの順序で実験を実施した。また、参加者の過度な負担を軽減するため、各作業時間を 15 分とし、実験を 2 日間に分けて実施した。なお、テキスト黙読と阻害タスクを同時に行うためには慣れが必要のため、本実験 1 日目以前の日に 40 分間練習を行った。

テキスト黙読中に文章を読んでいたかを確認するため、各作業後毎に内容理解を測るテストを実施した。さらに、疲労条件での参加者の疲労度を確認するため、実験の最初と疲労条件での作業前後にアンケート [8] を実施した。加えて、異常な視線データが生じた際の原因分析のために、実験の最後に体調、精神状態、作業環境についてのアンケートを実施した。

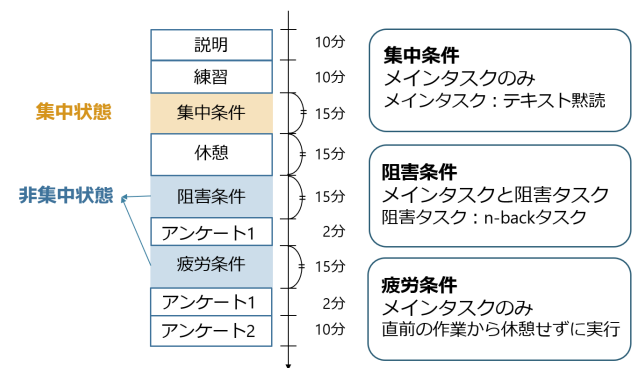


図 2: 実験手順

3.2 実験環境

参加者は椅子に座った状態で机上のディスプレイに表示されるテキストを黙読した。作業中の視線を計測するため、アイトラッキングデバイスとして Tobii 社の Tobii pro nano を画面下部に設置して用いた。加えて、作業中の瞬きを検出するためカメラを画面上部に設置した。ここで、参加者の姿勢によってはアイトラッカーで視線を計測できない場合がある。このため、視線データの欠損の原因を分析するために、参加者の姿勢を撮影するカメラを参加者の斜め後方に設置した。

4 識別モデル構築

4.1 特徴量計算

本研究で用いる特徴量は、読書中の人の内在状態を視線から検出する研究 [9, 10] を参考に、固視、サッカードおよび瞳孔に関する 13 種類の特徴量とした。そのうちの 8 種類の特徴量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。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 種類の特徴量と残りの 5 種類の特徴量の合計で 69 次元となった。なお、特徴量計算の前後処理として関連研究 [9, 10] を参考に、1) 計算に必要なデータの抽出、2) ウィンドウへの分割、3) 欠損データの除外、4) ウィンドウスライド、5) 外れ値の処理の 5 つの処理も行った。ウィンドウ分割の処理において、ウィンドウサイズは 4 秒、6 秒、8 秒、10 秒、12 秒の 5 通りとした。

データ収集の際、作業開始・終了および次ページへの遷移はキーボードにより行うが、キーボード押下げ前後の視線が黙読中の視線とは異なる可能性があるため、前後 3 秒のデータを除外した。この処理によってウィンドウ内の一部のデータが欠けた場合、そのウィンドウ内の全てのデータも併せて除外した。また、あるウィンドウ内でアイトラッカーの視線検出の失敗などで一部の特徴量が計算できなかった場合も、そのウィンドウ内の全てのデータを除外した。

さらに、スライディングウィンドウ処理ではウィンドウの分割点をウィンドウサイズの半分だけずらして分割した。このような 2 通りの分割方法により、データセットを約 2 倍に増やすことができる上に、一方の分割点をまたぐ形で存在する特徴を、もう一方の分割点によるデータにて取得可能となる。

特徴量計算後、平均値から標準偏差の 3 倍以上離れたデータを外れ値と定義し、外れ値をその範囲の最大値または最小値の近い方の値に置き換えた。

4.2 分類器の選定

先行研究 [9, 10] で用いられた分類器を使用して、複数の識別モデルにおいて最も識別精度の高い識別モデルを選択するため、層化 10 分割交差検証における各識別モデルの F 値を比較した。なお、ハイパーパラメータは scikit-learn 1.0.1 における既定値を用いた。表 1 に示す結果から、最も識別精度の高いウィンドウサイズが 4 秒でランダムフォレストを用いる識別モデルを選択した。しかし、表 1 のデータ件数に示す通り、各ウィンドウサイズの識別モデルが使用したデータ件数が異なるため、評価の結果はデータ件数の影響を受けている可能性がある。そのため、データ件数を揃えて再検証する必要がある。

表 1: 各識別モデルの評価

		ウィンドウサイズ (総データ件数)				
		4s (14211)	6s (6464)	8s (3780)	10s (2263)	12s (1510)
分類器	ランダムフォレスト	0.937	0.919	0.909	0.903	0.892
	SVM	0.370	0.192	0.196	0.198	0.242
	knn	0.930	0.914	0.902	0.907	0.887
	Naive Bayes	0.402	0.332	0.350	0.388	0.392

5 識別モデル評価

識別モデルで層化 10 分割交差検証、個人内層化 10 分割交差検証および 1 人抜き交差検証を行った。表 2

表 2: 最適な識別モデルの交差検証結果

交差検証	Recall	Precision	F 値
層化 10 分割交差検証	0.939	0.936	0.937
個人内層化 10 分割交差検証	0.945	0.945	0.945
1 人抜き交差検証	0.370	0.364	0.360

に示す結果より、1 人抜き交差検証での評価が他の評価と比べて著しく低かった。この原因として、読み返す回数や、読む速さなどの黙読中の視線特徴での個人差が大きかったことが考えられる。この個人差による影響は、特徴量計算前に標準化処理を施すことによって弱まると考えられる。一方、個人内層化 10 分割交差検証の評価が最も高かったことから、特定の 1 人への識別性能は高いと考えられる。すなわち、識別モデルを個人ごとに生成できる理想的な条件下では、視線情報を用いた非集中状態検出が高精度で可能であるといえる。

6 おわりに

本研究では、オフィスワーク中の作業者の非集中状態検出を目的とした、テキスト黙読中の集中状態・非集中状態の識別を行った。作業者の集中状態および障害状態、疲労状態の 3 つの状態を識別するモデルを構築した結果、黙読時の視線移動の個人差の影響を強く受けることを確認した。一方で、分類器を個人特化させた理想条件では非常に高精度で識別可能であることも確認した。今後は、前処理やより適切な特徴量の考案・選別を通じて一人抜き交差検証時の精度、すなわち汎化性能の向上を個人特化時の精度を目標に図っていく。

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> (2021-12-30 閲覧)
- [2] 内山, 他. 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, Vol. 16, No. 1, 2014.
- [3] T. Kosch. Workload-Aware Systems and Interfaces for Cognitive Augmentation. arXiv Preprint arXiv:2010.07703. <http://arxiv.org/abs/2010.07703>.
- [4] 兜森, 他. Web カメラを用いた瞬き検出による集中度評価. 情報学会第 77 回全国大会論文集, No. 1, pp. 931-932, 2015.
- [5] Psych256: Cognitive Psychology SU14. [https://sites.psu.edu/psych256su14/2014/07/14/cognitive-resources/\(2021-12-30 閲覧\)](https://sites.psu.edu/psych256su14/2014/07/14/cognitive-resources/(2021-12-30 閲覧))
- [6] 高校生新聞オンライン. [https://www.koukouseishinbun.jp/\(2021-12-30 閲覧\)](https://www.koukouseishinbun.jp/(2021-12-30 閲覧))
- [7] B. Mehler, et al. MIT AgeLab Delayed Digit Recall Task (n-Back). Working Paper 2011-3B. MIT, 2011.
- [8] 産業疲労研究会. 自覚症しらべ. <http://square.umin.ac.jp/of/service.html> (2021-12-30 閲覧)
- [9] M. Faber, et al. An Automated Behavioral Measure of Mind Wandering during Computerized Reading. *Behavior Research Methods*, 50 (1): 134-50, 2018.
- [10] R. Southwell, et al. What Eye Movements Reveal About Later Comprehension of Long Connected Texts. *Cognitive Science*, 44 (10): e12905, 2020.