

視線と教材視聴の関係に着目したオンライン学習環境の設計

竹内寛典^{*1}, 賀蓄^{*1}, 松浦健二^{*1}

^{*1} 徳島大学

Design an online learning environment focusing on the relationship between eye gaze and learning materials

Hironori Takeuchi^{*1}, He Lei^{*1}, Kenji Matsuura^{*1}

^{*1} Tokushima University

Online synchronous classes are increasing in universities along with the outbreak of COVID-19. Since the online classes are not in-person condition, it is difficult for a teacher to monitor the learners. In the field of distance education, the need to support learner's concentration has been identified. More effective methods adapted to online classes in universities should be discussed. In this paper, we focus on the teacher's and learners' attention to the material in online real-time classes. We then design a system that provides feedback on the differences in learners' gaze to improve the followability of learners.

キーワード: Microsoft Teams, オンライン授業, 注意力向上, 視線検出, ページ遷移

1. はじめに

COVID-19 が世界的に普及して以来, 大学ではオンライン授業が浸透している. 文部科学省の報告⁽¹⁾によると, 国立大学 86 校のうち 90% がオンライン授業を実施している. 感染症対策としてのシフトの側面が強かったものの, 場所と時間に縛られない非対面方式の利点は大きく, 今後も継続的な実施が想定される. 環境整備の面では, 文部科学省が「一人一端末」を全国で実現する教育改革プラン「GIGA スクール」を提唱し, 教育機関での端末配備が行われている⁽²⁾. 非対面方式の普及と相まって, 教育現場におけるオンラインの学習環境は整備されつつある.

一方で, 非対面教育の質の低下が課題となっている. その中でも学習者の学習意欲・メンタルケアが課題とされている⁽¹⁾. 従来の対面授業は, 授業内容の伝達のみならず教師の細かな仕草, 学習者を取り巻く教室環境など様々な要素が内在する. これらは学習者の意欲や注意力に影響を与えることが明らかとなっている⁽³⁾. 遠隔教育の分野では, はやくから学習者の注意力を支援する必要性が示されており, 効果的な方法に

についての議論がなされている⁽³⁾⁽⁴⁾. より効果的な方法を模索するとともに, 一般化されたオンライン学習環境への転用を考慮した検討が望まれる.

このような背景から, 本研究ではオンライン授業における学習者の集中力支援を目指し, 学習支援システムでの注視支援を検討する.

2. 先行研究

遠隔地の学習者を支援するためには, 学習者の状態を客観的に評価する指標が必要である. これは, 様々な分野で研究が行われている. 例えば, 脳波を測定する方法がある. 梅澤ら⁽⁵⁾は, 脳波の α 波と β 波の値を評価することで, 学習者の脳活動の程度を測定できると述べている. また, 難易度の異なる教材を学習者に与えた場合に β/α 値により学習者の主観的な難易度のある程度評価可能であることを示している. これら脳波を利用する手法は, 学習者の集中力を測る目的においても有効であるが, 特殊な機器を装着する必要があるため, 一般的なオンライン授業で利用することは難しい.

汎用性を考えるならば、学習者の視覚情報を測定する方法がある。Wang & Antonenko⁽⁴⁾ は、eラーニングにおける映像中の教師の存在が、学習者の視覚的注意の分布にどのような影響を与えるかを調査している。また、ビデオコンテンツの中で、教員の振る舞いが学習者に良い影響を与えることを明らかとしている。Sharma ら⁽⁵⁾は、学習者の視線行動を分析し、学習者が教師に追従出来ているか (with-me-ness) の指標で評価している。また、一定以上追従出来ない場合、学習者に視覚的なオブジェクトを提示することで、学習者の注意力が向上することを示している。これらは MOOC (Massive Open Online Courses) 等、オンデマンド型のビデオ視聴の文脈にて説明されているが、同期型のオンライン講義においても検証する余地がある。

生体情報から目を移せば、システムの学習履歴データを活用する方法がある。中野ら⁽⁶⁾は、教材ページの変更履歴と、講師や授業時間、説明時間との関係性を分析している。また、それらに一定の相関を確認したと述べている。学習履歴データの分析は、将来的な教員および学習者へのフィードバックも行われているが、学習者の注意力や集中力に言及した研究はほとんど見られない。

以上の議論から、本稿では同期型オンライン授業を対象として、視線およびページ遷移情報を活用した学習者の集中力支援システムを提案する。学習者の集中力指標として教員への追従度を用い、視線およびページ遷移情報を学習者へとフィードバックすることで、追従度向上を図る。本稿では、提案システムの設計と構想を述べる。

3. 手法

提案システムは、オンライン授業で使用される会議ツール「Microsoft Teams PowerPointLive」を用いた同期型オンライン授業を前提とする。Microsoft Teams PowerPointLive の特徴として、教員と学生で共有している教材のページを学生が独立して変更できることが挙げられる。対面授業における教科書のように、学生は教材の見たいページを自由に選択することができる。オンライン授業中のカメラから視線情報

を収集するとともに Microsoft Teams のウィンドウ領域を画像認識してページ変更履歴を収集する。

3.1 開発環境

提案システムは、標準的なオンライン授業環境を想定する。実装は Python (Ver 3.6.8) で行い、汎用的な Windows PC 向けに提供する。別途 Microsoft Teams 等 Microsoft 365 ソフトウェア、Web カメラまたはインカメラが必要となる。

3.2 視線データの収集方法

アイトラッキングには Tobii⁽⁷⁾ などの専用デバイスを用いることが多い。専用デバイスは一般的に高い検出精度が保証されているなど、様々な利点がある。しかし、オンライン授業にて利用するには、別途機器購入が必要となるため、提案システムに適さない。そこで、提案システムは、汎用性を重視して Web カメラ (または内蔵インカメラ) を活用し、視線検出のフレームワークである GazeMap⁽⁸⁾ を利用してデータ収集を行う。GazeMap は、ニューラルネットを搭載したアイトラッキング情報収集のためのフレームワークであり、視線方向の推定や眼球・虹彩・瞳孔の中心を抽象的な図形として表現することが出来る。今回は、その中の一機能である座標推定機能を利用して、注視点座標の推定を行った (図 1)。

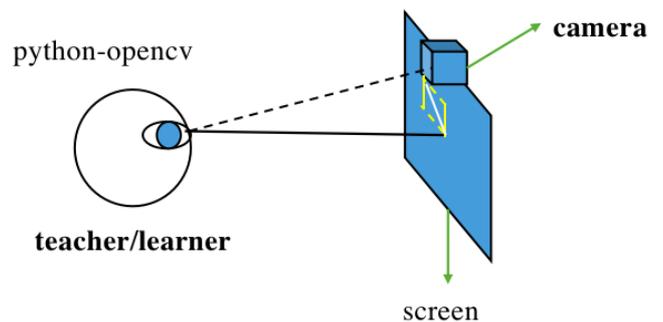


図 1 視線データの収集イメージ

また、一般的なオンライン授業を想定して、教師、学習者、画面間の距離が不定となることを考慮した独自の改良を加えた⁽⁹⁾。スクリーン上に投影された顔幅比からスクリーンまでの距離を推定し、注視点の算出を行っている。画面上の顔幅を W_i と定義し、顔幅の最小値を $W_1 = 45$ 、最大値を $W_2 = 70$ とする。学習者と

画面との距離を d_i とし、顔幅が W_1 のとき d_1 , W_2 のとき d_2 とすると W_i の算出式は次のようになる。

$$W_i = \left(\frac{W_1 - W_2}{d_1 - d_2} \right) (d_i - d_1) + W_1$$

使用中スクリーンの解像度を $(a \times b)$ とした場合、次式で注視点の座標 (X, Y) を得る。

$$X = d_i \times \tan(\text{yaw}) + \frac{a}{2}$$

$$Y = d_i \times \tan(\text{pitch}) + \frac{b}{2}$$

3.3 ページ変更履歴データの収集方法

オンライン講義中のページ変更は、画像認識技術で検出を行う。画面に表示された教材のページ番号領域を画像化し、Python の画像認識ライブラリ Easy OCR を用いて数値変換する。領域検出時には、画面解像度「Microsoft Teams PowerPointLive」の発表者（教員）と参加者（学生）のウィンドウ差異を考慮しなければならない。本設計では、画面解像度を 1920×1080 と想定し、発表者（教員）の抽出領域を $[1156 - 1230, 733 - 786]$ 、参加者（学生）の抽出領域を $[1480 - 1556, 850 - 910]$ として、データ収集環境を構築した。

3.4 学習者へのフィードバック方法

提案システムの目的は、データ収集ではなく、学習者に教員に追従できていないことを自覚させること、すなわち、差異の可視化と学習者へのフィードバックにある。取得したデータのフィードバック方法を以下に述べる。

(1) 視線遷移のフィードバック

教員と学習者の視線推移の差異を、学習時の教材上に描画し、教材ページ毎に GIF アニメーションファイルとして出力する。学習者は講義中の教員視線に対する遅れを、教材ページ毎にアニメーションにて認識することができる(図 2)。

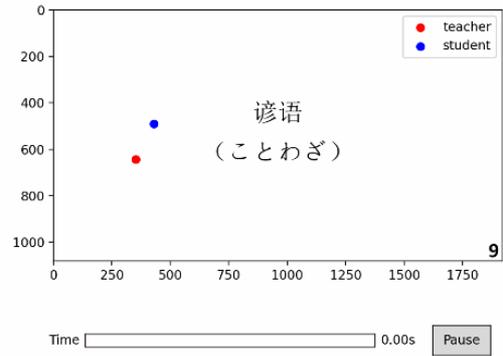


図 2 視線フィードバック

(2) ページ遷移のフィードバック

教員と学習者の視線ページ遷移の差異を、グラフ描画して png 画像として出力する。授業終了後に一枚の画像として学習者に配布され、学習者は講義中の自身のページ変更履歴および教員との差異を認識することができる(図 3)。

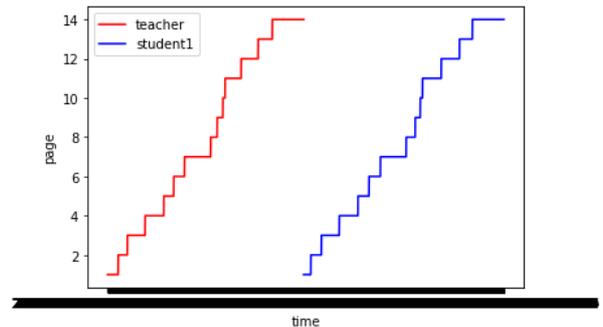


図 3 ページ遷移フィードバック

(3) 学習者のページ遷移モデル

視線遷移のフィードバックは、教員の注視点のある種の教師データとして扱い、その追従度合いから学習者の状態をある程度測ることができる。一方で、ページ遷移のフィードバックについては、必ずしも教員のページ遷移が正しいとは限らない。例えば、学習者は自主学習のために教員より先行して先のページを確認する場合がある。その場合、ページ遷移には差異が発生しているが教員のページ遷移に追従する必要はないといえる。提案システムの目的は、教員に対する追従性向上であるが、その本質は集中力低下に対する支援である。自主学習のように学習に集中している状態は、教員との差異があったとしても支援を必要としない(図 4)。そこで、教員を基準としてページ遷移差異の発生パターンを細分化し、学習者モデルとして「先行視聴」「同期視聴」「若干遅れ」「複数連続遅れ」「反復的遅れ

(短)」「反復的遅れ(長)」「初期遅れ」の7つを定義した⁽¹⁰⁾。これらの支援対象となるモデルに対してのみページ遷移のフィードバックを行う(図5)。

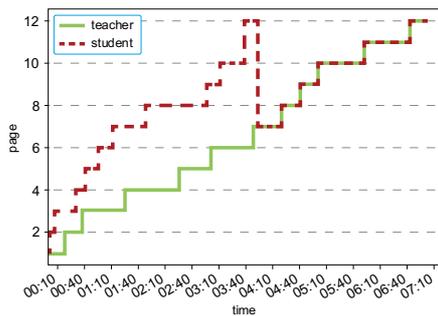


図4 支援が不要なモデル(例: 先行視聴)

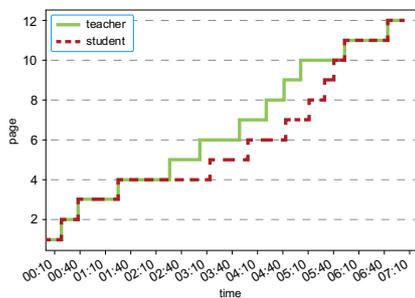


図5 支援が必要なモデル(例: 若干遅れ)

4. おわりに

オンライン授業における学習者の集中力低下を背景として、学習者個々の集中力を支援するための学習環境設計と構想について述べた。今後は、これらシステムを用いて実験を行い、効果測定および結果を元としたシステム改善を行う予定である。

謝辞

本研究は、科研費 JP18K11572 の助成を受けたものです。

参考文献

(1) 文部科学省 (2020) “コロナ対応の現状、課題、今後の方向性について”, 今後の国立大学法人等施設の整備充実に関する調査研究協力者会議 (第5回)
https://www.mext.go.jp/content/20200924-mxt_keikaku-000010097_3.pdf
 (last accessed 2022.09.20)

(2) 文部科学省 (2020) “「GIGA スクール構想の実現」に関

する補助事業の概要について”, 学校 ICT 活用フォーラム

https://www.mext.go.jp/content/20200219-mxt_syoto01-000003278_505.pdf

(last accessed 2022.09.20)

(3) Wang, J., & Antonenko, P. D. (2017). “Instructor presence in instructional video: effects on visual attention, recall, and perceived learning.” *Computers in Human Behavior*, 71, 79-89.

(4) Sharma, K., Alavi, H. S., Jermann, P., & Dillenbourg, P. (2016). “A gaze-based learning analytics model: in-video visual feedback to improve learner’s attention in MOOCs”, *In Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge* (pp.417–421). Edinburgh, Scotland: ACM

(5) 梅澤 克之, 石田 崇, 齋藤 友彦, 中澤 真, 平澤 茂一 (2016). “簡易脳波計測を用いた学習者にとっての課題難易度の判定方法”, 情報処理学会研究報告 研究報告コンピュータと教育 (CE) 2016-CE-137(4) 1-6 2016年11月

(6) 中野 裕司, 古川 雅子, 大渡 拓朗, 久保田 真一郎, 杉谷 賢一, 島田 敬士 (2018). “授業中の学習者のページ遷移のレーベンシュタイン距離による分析の試み”, 情報処理学会研究報告 教育学習支援情報システム (CLE) 2018-CLE-26(4) 1-6, 2018年12月

(7) Tobii Pro ナノ製品
<https://www.tobii.com/ja/product-listing/tobii-pro-nano/> (last accessed 2022.09.20)

(8) Park, S., Spurr, A., Hilliges, Otmar. (2018) “Deep Pictorial Gaze Estimation”, *Proc. ECCV in LNCS*, Vol. 11217, pp. 741-757

(9) 賀 蕾, 松浦 健二 (2021) “学習者の注視行動に着目した授業内容の追従性検討”, 電気・電子・情報関係学会四国支部連合大会

(10) 賀 蕾, 松浦 健二 (2022) “遠隔授業・ゼミにおける視線分析に関する一検討”, 情報処理学会研究報告 第84回全国大会