

オンライン講義における聴講者の視線解析を用いた閲覧画面推定に基づく傾聴度推定手法

大沢健太^{1,a)} 土田修平^{2,b)} 寺田 努^{1,c)} 塚本昌彦^{1,d)}

概要：新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) の感染拡大の影響で、対面での講義の実施が難しくなり、オンライン講義が普及した。オンライン講義には感染リスクの低下、インターネット環境があればどこでも視聴可能なことによる移動時間の削減といったさまざまなメリットがある。一方で、講義者が聴講者の行動を読み取りづらく、聴講者が講義を傾聴しているか分からないという問題点がある。そこで本研究では、オンライン講義を視聴中の聴講者の顔映像から聴講者の視線情報を抽出し、その視線情報を解析することで聴講者がオンライン講義を傾聴しているかを推定するシステムを提案する。このシステムにより、講義者は自身の講義中の聴講者の傾聴具合を確認でき、自身の講義の改善につなげられる。評価実験の結果、平均 67.8% の精度で聴講者が講義を傾聴しているかを推定できることを確認した。

1. はじめに

新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) の感染拡大の影響で、対面での講義の実施が難しくなり、オンライン講義が普及した [1]。オンライン講義には感染リスクの低下、インターネット環境があればどこでも視聴可能なことによる移動時間の削減といったさまざまなメリットがある。一方で、講義者が聴講者の行動を読み取りづらいという問題がある。対面での講義では、聞く姿勢や反応などの聴講者のさまざまな振る舞いを参考に、講義者は自身の講義の内容や構成を見直し改善できる。しかし、オンライン講義では聴講者が講義者や講義スライドを見ているのか、講義と関係のない作業に没頭しているかといった聴講者の行動が読み取りづらい。そのため、どの場面で聴講者が集中して講義を聞いているのか、もしくは聞いていないのかなどがわからず、講義の改善に繋がりにくい。講義の改善には、聴講者がオンライン講義を傾聴しているかどうかを講義者が把握できる必要がある。

オンライン講義において聴講者の講義に対する集中度を推定する研究は多数行われている。池田ら [2] はオンライ

ン講義において視線計測装置によって得られた聴講者の視線情報から、聴講者がオンライン講義に集中しているかを推定している。また、永井ら [3] はオンライン講義を視聴中の聴講者に心拍センサと加速度センサを装着させ、それらから得られる身体データを解析することで聴講者の講義に対する集中度を推定し、その推定結果を講義者にフィードバックする手法を提案している。しかし、これらの研究では聴講者がデータを取得するためのデバイスやセンサを用意しなければならず、聴講者の協力が前提となっており、聴講者の負担となってしまう。そのため、デバイスやセンサを用いずに聴講者の身体データを取得し、解析することで、聴講者がオンライン講義を視聴しているかを推定するのが理想的である。

そこで本研究では、オンライン講義を視聴中の聴講者の顔映像から聴講者の視線情報を抽出し、その視線情報を解析することで聴講者がオンライン講義を傾聴しているかを推定するシステムを提案する。聴講者の顔映像は講義者側の環境で取得可能なため、聴講者に負担をかけることなく講義者は聴講者の視線情報を得ることができる。本論文では、提案システムがどれほどの精度で聴講者の講義に対する傾聴度を推定できるかを確かめる。

2. 関連研究

本章では、オンライン講義における聴講者の状態の推定に関する研究と視線情報を用いた人間の状態推定に関する研究について紹介する。まず初めに、2.1 節でオンライン講義における聴講者の状態の推定に関する研究を紹介し、そ

¹ 神戸大学大学院工学研究科

Grad. School of Engineering, Kobe University

² お茶の水女子大学 文理融合 AI・データサイエンスセンター

Ochanomizu University, Center for Interdisciplinary AI and Data Science

a) kenta.footballfan@gmail.com

b) tsuchida.shuhei@ocha.ac.jp

c) tsutomu@eedept.kobe-u.ac.jp

d) tuka@kobe-u.ac.jp

これらの研究を踏まえて、理想的なオンライン講義における聴講者の状態の推定方法について述べる。次に、2.2節で視線情報を用いた人間の状態推定に関する研究を紹介し、視線情報が人間の状態を推定する上で有効な手段であることを示す。最後に、2.3節で2.1節及び2.2節から導き出された理想的なオンライン講義における聴講者の状態の推定方法について言及する。また、その推定方法を用いた研究を紹介し、本研究の提案システムと比較することで、本研究の提案システムの有用性を示す。

2.1 オンライン講義における聴講者の状態の推定に関する研究

オンライン講義中の聴講者の状態を講義者にフィードバックすることで講義の質の向上を図る研究は数多く行われている。池田ら [2] はオンライン講義において視線計測装置によって得られた聴講者の視線情報から、聴講者がオンライン講義に集中しているかを推定する手法を提案した。実験の結果、66.7%の精度で聴講者がオンライン講義に集中しているかを推定できることを確かめた。Kawamuraら [4] はオンライン講義を視聴中の聴講者の表情データと体の動きの情報から聴講者の覚醒度を推定する手法を提案した。表情データは聴講者の顔映像を OpenFace にかけることで取得し、体の動きの情報は上半身の圧力分布を記録できる圧力マットを利用することで取得している。調査の結果、3クラスでの覚醒度 (0: 就寝中, 1: 眠い, 2: 起きている) の分類では F1 平均マクロスコアは 0.70 という値が得られた。また、2クラスでの覚醒度 (0: 就寝中, 1: 眠い, または起きている) の分類での F1 平均マクロスコアは 0.88, 2クラスでの覚醒度 (0: 就寝中, または眠い, 1: 起きている) の分類では F1 平均マクロスコアは 0.71 という値が得られた。野村ら [5] はオンライン講義中の聴講者の圧力情報と骨格情報を用いることで、聴講者の講義に対する集中度の推定を試みた。圧力情報はシート圧力センサを利用することで取得した。また、骨格情報は Web カメラで撮影した聴講者の映像を、骨格推定ライブラリである OpenPose にかけることで取得した。調査の結果、79.3%の精度で聴講者の講義に対する集中度を推定できることを確かめた。李ら [6] はパソコンを利用している学習者の腕にモーションセンサを取り付け、そのセンサデータから学習者の学習活動状態を推定する手法を開発した。実験の結果、9軸モーションセンサの値から平均、分散、主成分の特徴量を求めることで線形 SVM 機械学習分類を行い、平均 98.2%の精度で学習活動状態を推定できることを示した。永井ら [3] はオンライン講義中の聴講者の心拍データと表情データ、及び聴講者の手と首の動きのデータを用いることで、聴講者の講義への向き合い度を推定する手法を提案した。心拍データは心拍センサ、手と首の動きのデータは加速度センサを用いることで取得している。また、表情データは聴講

者の顔映像を分析することで取得している。これらの研究のように、オンライン講義における聴講者の状態を推定する研究は数多く行われている。

しかし、これらの研究では聴講者が聴講者の身体データを取得するためのデバイスやセンサを用意しなければならず、聴講者の協力が前提となっており、聴講者の負担となってしまう。そのため、デバイスやセンサを用いずにオンライン講義中の聴講者の身体データを取得し、解析することで、オンライン講義中の聴講者の状態を推定し、講義者にフィードバックするのが理想的である。

2.2 視線情報を用いた人間の状態推定に関する研究

視線情報から人間の状態を推定する研究が数多く行われている。米谷ら [7] は映像視聴時の視聴者の視線運動のパターンから、視聴者の集中状態を推定する手法を提案した。実験の結果、78.2%の精度で視聴者が映像に集中しているかを推定できることを確認した。また、Yi ら [8] はオンライン講義を視聴中の聴講者の眼球運動パターンから、オンライン講義中の生徒の認知状態を推定するシステムを考案した。このシステムにより、オンライン講義の評価に効果的な参考情報をオンライン講義の講義者に提供できることが示された。Singh ら [9] はモデルベースの意図認識に視線情報を組み合わせた、人間の意図認識の新しいモデルを提案した。実際に、ゲーム中の被験者 40名の視線データを取得し、本モデルで意図認識の推定を行ったところ、旧来のモデルに比べ被験者の意図をより正確かつ早期に推定できることを実証した。これは人間の意図認識を推定する上で、視線情報が重要な要素であることを示している。下西ら [10] はユーザがコンテンツを閲覧する状況において、ユーザの視線情報から「ユーザがコンテンツ中のどのアイテムに興味を持っているか」に加え「アイテムのどのような側面 (アスペクト) に興味を持っているか」という心的状態を推定する手法を提案した。小川原ら [11] はユーザの視線情報からユーザが迷いに陥っている状態を検出し、その迷いを解消してくれるロボットを制作した。視線情報は視線計測装置を用いることで取得している。これらの研究から、視線情報は人間の状態に関して多くの情報量を含んでおり、人間の状態を推定する上で視線情報が有効な手段であることがわかる。

2.3 理想的なオンライン講義における聴講者の状態の推定方法

2.1節及び2.2節から、デバイスやセンサを用いずに聴講者の視線情報を取得し、その視線情報を用いて聴講者がオンライン講義を傾聴しているかを推定するのが理想的である。そこで本研究では OpenFace [12] を用いてオンライン講義中の聴講者の視線情報を取得し、解析することで聴講者がオンライン講義を傾聴しているかを推定するシステム

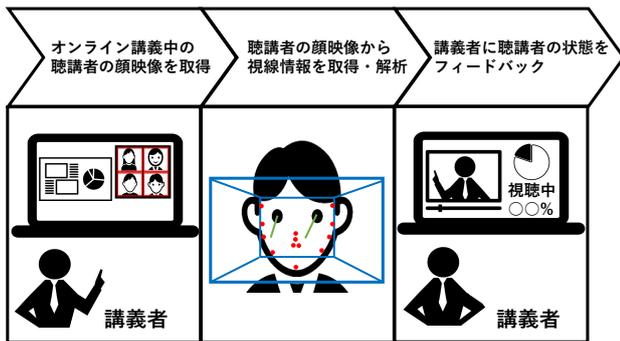


図 1 提案システムの概要

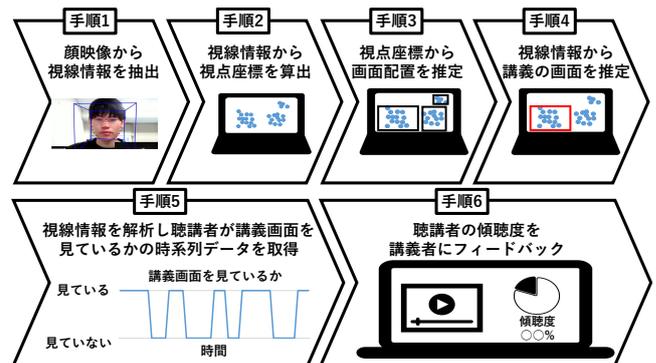


図 2 提案システムの処理フロー

を提案する。講義者は講義者側から確認できる聴講者の顔映像を OpenFace にかけることで、聴講者の視線情報を取得できる。そのため講義者は聴講者に負担をかけることなく、聴講者の視線情報を取得できる。オンライン講義を視聴中の聴講者の顔映像を OpenFace にかけることで、聴講者の状態を推定する研究は実際行われており、Terai ら [13] はオンライン講義を受講中の聴講者の顔映像を OpenFace にかけることで、聴講者の表情や頭部の動きを抽出し、解析することで聴講者の覚醒度を推定する手法を検討した。調査の結果、2 クラスでの覚醒度 (0: 就寝中, 1: 眠い・起きている) の分類では F1 平均マクロスコアは 0.74 という値が得られた。また、3 クラスでの覚醒度 (0: 就寝中, 1: 眠い, 2: 起きている) の分類では、F1 平均マクロスコアは 0.53 となった。しかし、この研究では聴講者が寝ているかもしくは起きているかのみを推定しており、講義者は聴講者が講義を傾聴しているかは分からない。聴講者は起きていても講義を聞いていない可能性がある。そこで本研究では、OpenFace を用いて得られる情報から聴講者がオンライン講義を傾聴しているかまでを推定する手法を提案する。

3. 提案システム

3.1 システム設計

オンライン講義において OpenFace を用いて講義者が聴講者に負担をかけることなく聴講者の視線情報を取得し解析することで、聴講者がオンライン講義を傾聴しているかを推定し、全聴講者のうちのどれだけの聴講者が講義を傾聴しているかを表す傾聴度を講義者にフィードバックするシステムを提案する。提案システムの概要を図 1 に示す。図 1 から分かるように、講義者側の環境から聴講者の顔映像を取得でき、その顔映像を OpenFace にかけることで聴講者の視線情報を取得できるため、聴講者の協力を必要としない。

今回の提案システムでは、推定環境の複雑化を避けるために以下の 4 点を前提条件とする。

- 聴講者は外部モニターを用いず、PC のディスプレイのみを使用する。

- 聴講者はオンライン講義を視聴中、必ず自身のビデオを ON にし、自身の顔映像を講義者に表示する。
- 聴講者はオンライン講義を視聴する際、頭をできる限り静止させ、視線を PC のディスプレイ以外に向けない。
- 聴講者は PC の正面に座り、聴講者の顔全体がビデオに映るようにする。

3.2 システム実装

提案システムを作成するにあたり、提案システムの処理フローを図 2 に示す。初めに、講義者側に表示されるオンライン講義を受講中の聴講者の顔映像を録画する。録画した聴講者の顔映像から OpenFace を用いて聴講者のオンライン講義中の視線情報を取得する (図 2 手順 1)。具体的には、聴講者の両目の位置座標及び両目の視線ベクトルである。これらの情報から聴講者のディスプレイ上の視点座標を算出する (図 2 手順 2)。

算出した視点座標に対してクラスタリングを実施することで、聴講者が開いているディスプレイ上の画面配置を推定する (図 2 手順 3)。クラスタリング手法は X-means 法 [14] と k-means 法 [15] を用いる。まず、算出した視点座標に対して X-means 法でクラスタリングを 1000 回実施する。その後、最も多いクラスタ数を聴講者のディスプレイ上の画面数だと仮定する。次に、クラスタ数を仮定した画面数で固定して k-means 法でクラスタリングを行い、その結果を聴講者が開いているディスプレイ上の画面配置として推定する。

推定した画面配置の中で、どの画面が講義画面かを推定する (図 2 手順 4)。講義者が聴講者に講義に集中するよう促したタイミングの視点座標は講義画面上にあると考えられるため、その視点座標が属しているクラスタが講義画面だと推定する。講義画面に該当するクラスタを推定することにより、各視点座標が講義画面にあるかないかがわかる。よって、視点座標の時系列データを分析することで、聴講者がどの時間帯に講義画面を閲覧していたかを推定できる。つまり、どの時間帯に聴講者が講義を傾聴していた

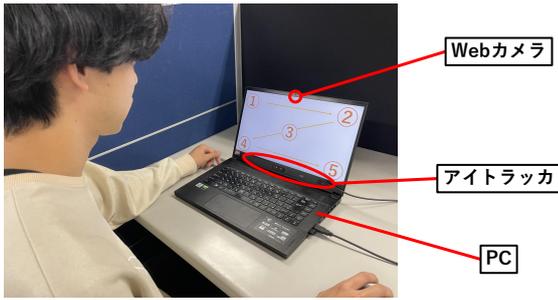


図 3 予備実験環境

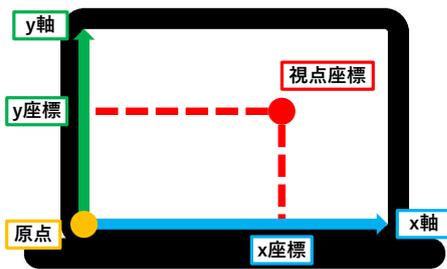
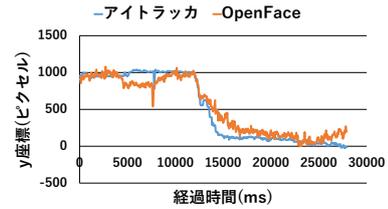


図 4 視点座標系

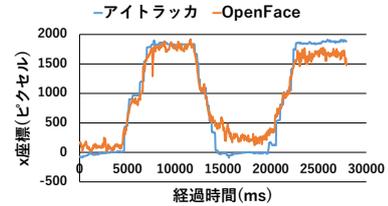
かを推定できる (図 2 手順 5)。これらの処理を全聴講者分行い、講義のどの時間帯にどれほどの聴講者が傾聴していたかを表す傾聴度を講義者にフィードバックする (図 2 手順 6)。講義者は得られたフィードバックを講義の改善に活かすことができる。

3.3 予備調査

本システムを実装するにあたり、OpenFace を用いた視点座標の推定精度が、実際の視点座標と比べてどれほど誤差があるかを確認するための予備調査を行った。被験者には図 3 のように Web カメラとアイトラッカが取り付けられた PC のディスプレイを左上、右上、真ん中、左下、右下の順に見てもらい、その際の被験者の顔映像を録画した。録画した被験者の顔映像を OpenFace にかけることで被験者の視線情報を取得し、その視線情報から被験者のディスプレイ上の視点座標を推定した。そして、推定した視点座標と実際の視点座標を比較し、誤差を算出した。実際の視点座標はアイトラッカ (Tobii Eye Tracker 5 [16]) を用いて取得した。視点座標は図 4 のように PC のディスプレイの左下を原点とし、右方向を x 軸、上方向を y 軸とした。被験者は、色覚異常や視覚障害をもたない 20 代男性 1 名である。OpenFace とアイトラッカによって取得した視点の x 座標の比較結果と y 座標の比較結果を図 5 に示す。視点の x 座標の誤差は平均 168 ピクセル、y 座標の誤差は平均 93 ピクセルとなった。以上の結果から、高い精度で聴講者の PC 上の視点座標を推定できることがわかった。



(a) 視点の x 座標の比較結果



(b) 視点の y 座標の比較結果

図 5 被験者の視点座標の推定結果

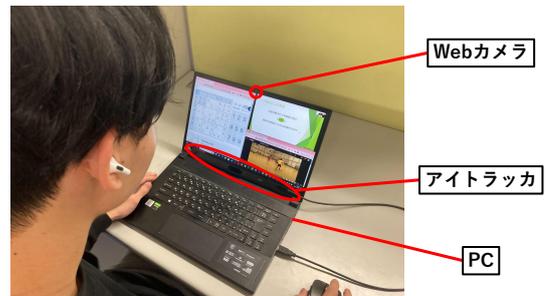


図 6 実験環境

4. 評価実験

4.1 実験概要

本実験では、提案システムを用いて得られる聴講者が講義に対して傾聴しているかの推定精度を定量的に評価する。20 代の色覚異常や視覚障害がない男性被験者 6 名に対して実験を行った。被験者には PC のみを用いて約 10 分の二つの講義動画を視聴してもらい、その際の被験者の顔映像を録画した。その後、録画した被験者の顔映像を提案システムにかけることで被験者がどの時間帯に講義を傾聴していたかを推定した。また、視線計測装置を用いて被験者が実際どの時間帯に講義を傾聴していたかを調べた。これらを比較することで、提案システムの推定精度を算出した。二つの講義動画はともに講義の途中で講義者が聴講者に対して講義に集中するよう促すシーンが含まれている。

4.2 実験環境

実験環境を図 6 に示す。PC 中央上部に内蔵された Web カメラで被験者の顔映像を録画する。また、視線計測装置はアイトラッカ (Tobii Eye Tracker 5 [16]) を用いた。



図 7 PC の画面配置の一例 (パターン L)

4.3 実験条件

被験者が開く PC のディスプレイの一例を図 7 に示す。被験者は指定された画面配置の指定された画面に講義動画を開き、講義を視聴する。また、講義動画以外の画面は講義とは無関係なゲームや動画を開く。提案システムの処理フローにおいて視点座標をクラスタリングし画面配置を推定する際に、PC 画面の縦方向、横方向にそれぞれクラスターを分類しなければならない状況を作り出すために、画面の縦方向、横方向ともに画面が分かれ、画面数が 3 である画面配置を採用した。画面配置は画面左側に大きな画面があり、画面右側に上下に 2 画面あるパターン Left (パターン L) と画面右側に大きな画面があり、画面左側に上下に 2 画面あるパターン Right (パターン R) の 2 パターンを設けた。なお、本実験は神戸大学大学院工学研究科における人を直接の対象とする研究倫理審査委員会の承認 (承認番号 05-32) を得て行ったものである。

4.4 実験結果

全被験者の講義動画ごとの推定精度を図 8 に示す。全体の推定精度の平均が 67.8%，最大値が 96.9%，最小値が 40.0% となった。また、標準誤差は 0.0584 となった。視線計測装置を用いた聴講者の集中度推定精度が 66.7% である [2] ことを踏まえると、本提案デバイスは視線計測装置を用いずに同等の精度で聴講者の集中度を推定できることを示した。

ここで、提案システムの処理フローである講義画面の推定結果について詳しく調査する。今回の実験で講義画面を正確に推定できたのは、被験者 E が講義動画 1 を視聴した時、被験者 E が講義動画 2 を視聴した時、被験者 F が講義動画 2 を視聴した時である。そこで講義画面を正確に推定できなかった、被験者 A が講義動画 1 を視聴した時と被験者 A が講義動画 1 を視聴した時の実験結果について詳しく見ていく。

講義動画 1 を視聴中の被験者 A の顔映像から得られた視点座標をクラスタリングした結果を図 9 に示す。この時の画面配置はパターン L であり、講義画面は左側に位置し

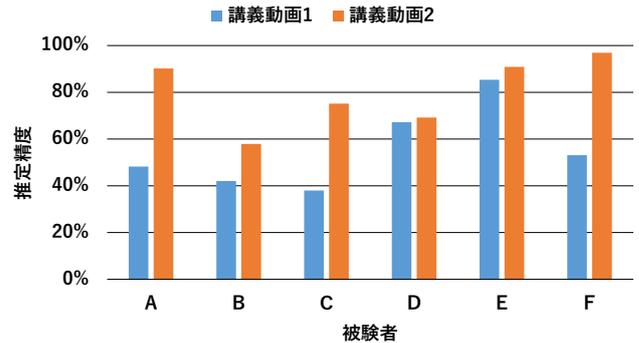


図 8 提案システムの推定精度

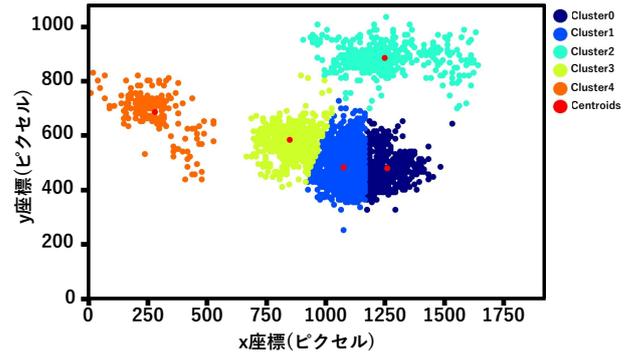


図 9 被験者 A の講義動画 1 を視聴時の実験結果

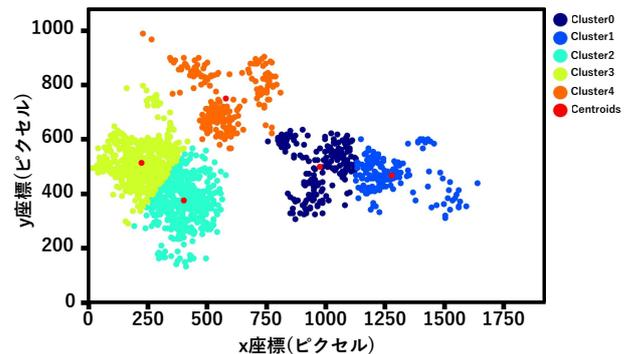


図 10 被験者 D の講義動画 1 を視聴時の実験結果

ているため、提案システムが講義動画の位置をクラスタ 4 だと推定することが理想的である。よって、提案システムが講義動画の画面の位置を推定する段階でうまく動作していないことがわかる。このような現象は、講義動画 1 を視聴中の被験者 C の顔映像、講義動画 1 を視聴中の被験者 F の顔映像、および講義動画 2 を視聴中の被験者 B の顔映像を提案システムにかけた時にも見られた。

次に、講義動画 1 を視聴中の被験者 D の顔映像から得られた視点座標をクラスタリングした結果を図 10 に示す。この時の画面配置はパターン R であり、講義画面は右側に位置しているため、提案システムが講義動画の位置をクラスタ 0 とクラスタ 1 を合わせた範囲だと推定することが理想的である。よって、提案システムが講義動画の画面の範囲を推定する段階でうまく動作していないことがわかる。このような現象は、講義動画 2 を視聴中の被験者 D の顔映

像, および講義動画 2 を視聴中の被験者 E の顔映像を提案システムにかけた時にも見られた。

5. 議論と今後の展望

実験の結果, 提案システムにおいて講義画面の位置と範囲を推定する段階に課題があることがわかった。本提案システムは現在, 講義者が聴講者に講義に注目するよう促したタイミングの視点座標から聴講者の PC 上の講義画面の位置を推定している。しかしこの方法では, 講義者が聴講者に講義に注目するよう促したタイミングで聴講者が講義画面に目を向けなかった場合, 講義画面の位置を正確に推定できない。また, 講義画面の範囲を示す視点座標が複数のクラスタ数にクラスタリングされた場合, 講義画面の範囲を正確に推定できない。よって今後はさまざまな側面から講義画面の位置及び範囲を推定することを目指す。具体的には, 講義スライドが切り替わった瞬間や講義中に動画が流れた瞬間の聴講者の視線の遷移情報, 聴講者のうちの多くの視線が同じタイミングで大きく変化したタイミングの視線情報, 聴講者の視点の停留時間などに着目することで, 聴講者の PC 上の講義画面の位置及び範囲の推定精度を向上させることを目指す。

6. まとめ

本論文では, オンライン講義において, 聴講者の顔映像から聴講者の講義に対する傾聴度を推定するシステムを実装し, 評価した。本システムにより, 講義者が聴講者に負担をかけることなく聴講者の傾聴度を取得でき, 講義の改善につながれると考えた。評価実験の結果, 平均 67.8% の精度で傾聴度を推定できることがわかった。

今後の展望としては, 講義中の講義者のさまざまなアクションに対する聴講者の視線情報について調査を行い, 聴講者の PC 上の講義画面の位置及び範囲の推定精度を向上させることで, 提案システムを改良する予定である。

謝辞

本研究の一部は, JSTCREST(JPMJCR16E1,JPMJCR18A3) の支援によるものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] 文部科学省: コロナ対応の現状, 課題, 今後の方向性について, https://www.mext.go.jp/content/20200924-mxt_keikaku-000010097_3.pdf (Accessed on 2023-12-12).
- [2] 池田 聖, 田尻靖稀, 石塚裕己, 大城 理: Web 会議における傾聴判定, コビキタス・ウェアラブルワークショップ 2021, p. 43 (Dec. 2021).
- [3] 永井 凜, 原田史子, 島川博光: オンライン講義での時間経過に伴う受講生の involvement 推定, 第 19 回情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol. 3, pp. 277–278 (Sep. 2020).
- [4] R. Kawamura, S. Shirai, M. Aizadeh, N. Takemura, and

- H. Nagahara: Estimation of Wakefulness in Video-Based Lectures Based on Multimodal Data Fusion, *Adjunct Proceedings of the 2020 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2020 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp.50–53 (Sep. 2020).
- [5] 野村和朗, Oliver Augereau, 岩田 基, 黄瀬浩一: シート圧力センサと Web カメラを用いた映像授業視聴時の集中度推定, 第 86 回先進的学習科学と工学研究会, pp. 38–43 (July 2019).
- [6] 李 凱, 熊崎 忠, 三枝正彦: モーションセンサを用いた学習活動の状態推定手法の開発, 教育システム情報学会誌, Vol. 33, No. 2, pp. 110–113 (2016).
- [7] 米谷 竜, 川嶋宏彰, 平山高嗣, 松山隆司: 映像の顕著性変動と視線運動の時空間相関分析に基づいた集中状態推定, 研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol. 178, No. 16, pp. 1–8 (Aug. 2011).
- [8] J. Yi, B. Sheng, R. Shen, W. Lin, and E. Wu: Real Time Learning Evaluation Based on Gaze Tracking, *Proc. of 2015 14th International Conference on Computer-Aided Design and Computer Graphics*, Vol. 1, pp. 157–164 (Aug. 2015).
- [9] R. Singh, T. Miller, J. Newn, L. Sonenberg, E. Velloso, F. Vetere, and L. Sonenberg: Combining Gaze and AI Planning for Online Human Intention Recognition, *Journal of Artificial Intelligence*, Vol. 284, No. 103275, pp. 1–26 (July 2020).
- [10] 下西 慶, 石川恵理奈, 米谷 竜, 川嶋宏彰, 松山隆司: 視線運動解析による興味アスペクトの推定, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 16, No. 2, pp. 103–114 (May 2014).
- [11] 小川原光一, 崎田健二, 池内克史: 視線運動からの意図推定に基づいたロボットによる行動支援, 情報処理学会シンポジウム論文集, Vol. 2005, No. 4, pp. 103–110 (Feb. 2005).
- [12] OpenFace, <https://github.com/TadasBaltrusaitis/OpenFace> (Accessed on 2023-12-12).
- [13] S. Terai, S. Shirai, M. Alizadeh, R. Kawamura, N. Takemura, Y. Uranishi, H. Takemura, and H. Nagahara: Detecting Learner Drowsiness Based on Facial Expressions and Head Movements in Online Courses, *Proc. of the 25th International Conference on Intelligent User Interfaces Companion*, pp. 124–125 (Mar. 2020).
- [14] 石岡恒憲: クラスタ数を自動決定する k-means アルゴリズムの拡張について, 応用統計学, Vol. 29, No. 3, pp. 141–149 (2000).
- [15] M. Ahmed, R. Seraj, and S. M. S. Islam: The k-means Algorithm: A Comprehensive Survey and Performance Evaluation, *Electronics*, Vol. 9, No. 8, pp. 1–12 (2020).
- [16] Tobii Eye Tracker 5, <https://gaming.tobii.com/> (Accessed on 2023-12-12).