

PC 内蔵カメラを用いた学習態度把握方式の検討

安彦智史^{†1} 池辺正典^{†2} 丸山広^{†1} 長谷川大^{†3}

近年の高等教育においては、e-Learning システムは一般的な学習方法の1つとして認識されつつあり、授業等での活用件数も増加し、広く普及している。そして、e-Learning システムでは、受講者の学習状況を把握するために、教材の学習回数や閲覧時間等の情報を蓄積する機能が実装されているものが多い。しかし、これらの機能のみでは、受講者の学習実態を詳細に把握することは困難であり、受講者のより多くの種類の情報を蓄積することが求められている。このため、本研究では、e-Learning システムの受講者の学習状況を詳細に把握するための情報を取得することを目的とする。具体的には、一般的なパソコンに容易に設置可能な Web カメラを用いて、e-Learning システムの受講者の顔画像を取得し、画像処理による目領域の特定から視線検出行う。そして、視線情報から教材学習時の注視点を取得・蓄積することで、学習態度を把握するための方式を検討する。

Consideration of Applications for Understanding of Student Learning Status Using a PC Camera

SATOSHI ABIKO^{†1} MASANORI IKEBE^{†2}
HIROSHI MARUYAMA^{†3} DAI HASEGAWA^{†3}

E-Learning system has been accepted as a powerful learning tool in higher education, and we can already see numerous cases which are utilizing and combining e-learning system in traditional face-to-face classrooms. In e-learning systems, it is common to have the functions of measuring student learning status, such as access rates and access durations. However, they are limited, and it is still difficult to understand the detailed learning status of students. Teachers, therefore, expects that e-Learning can acquire more information about students. For these reason, toward the detailed learning status acquisition in e-learning system, we explore the gaze detection by using a single web camera which is now widely spread or integrated in many note PCs. In our approach, an eye area is extracted from a face area image, then the gaze is detected based on the eye area image. We discuss about the effectiveness of the gaze detection, as well as the possible applications for understanding of student learning status.

1. はじめに

近年のパソコン (PC) の低価格化やインターネット環境の充実により、大学等の高等教育機関において e-Learning システムによる学習方法が、一般的な方法の1つとして定着しつつある。授業における e-Learning システムの活用方法としては、予習・復習等の授業時間外の学習コンテンツの追加提供を行うケースの他に、授業内において、学習効果を高めることを目的として従来の対面型授業にビデオ教材などのデジタルコンテンツを併用するブレンディットラーニング等の活用方法が挙げられる。しかし、このような PC 利用型授業では、一般的な対面型の授業と比較し、学習者の動向が把握しづらいという問題がある。これは PC を利用した授業においては、学習者は基本的に PC の画面を閲覧し学習することとなるためである。このため、教授者は学習者の顔を見ることが困難であり、教授者と学習者の間での視線や表情を用いたノンバーバルコミュニケーション

を成立させることが難しい。そのため、理解度の推定が困難となり授業進行の調整等も難しくなる。以上のことから、e-Learning システムなど PC を授業で活用する際には、学習者の参加度や理解度を把握するための支援ツールの需要が高く、様々な授業支援手法が提案されている[1]-[11]。学習者情報把握のための支援方法は、主に学習者から直接申告されたデータを集計し提示するアクティブ型と、学習者が意識することなく計測を行うパッシブ型の2種類に分類することができる。

本研究では、一般的な PC に付属する内蔵カメラもしくは容易に設置可能な Web カメラを利用したパッシブ型の学習態度の把握支援を行うシステムの開発を目的とする。本論文の構成は以下である。まず第2章でアクティブ型とパッシブ型の学習態度の把握研究について述べる。次に、第3章で本研究の目的と概要を説明する。第4章では、本研究手法における受講態度の取得方法とその手法の選定利用について述べ、第5章では、本研究で提案する手法の実証実験を行い、第6章でその実証実験結果を考察する。最後に第7章で本研究における結論と今後の課題点を述べる。

†1 青山学院大学附置情報メディアセンター
Institute of Information and Media, Aoyama Gakuin University

†2 文教大学情報学部情報システム学科
Bunkyo University Faculty of Information and Communications

†3 青山学院大学理工学部情報テクノロジー学科
Aoyama Gakuin University Collage of Science and Engineering

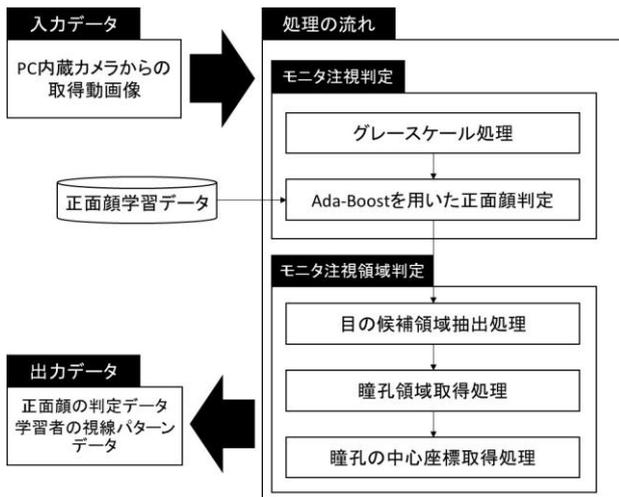


図 1 視線パターンの取得

Figure 1 Acquisition of gaze pattern

2. 学習態度の把握

2.1 アクティブ型の学習態度の把握

奥井ら[1]は授業中の学習者にボタン操作で理解度を申告してもらい、これを集計して教授者にフィードバックするシステムを提案しており、その効果として、教授者が授業内容を適宜修正可能であり、学習者の理解度が向上することを確認している。また、長岡ら[2]は講義スライドに学習者が書き込みをすることで、教授者との共有が行えるシステムを開発している。八重樫ら[3]は、e-Learning中に学習者が関心度に応じてボタンを押すシステム iPlayerを開発し、データ集計結果を教授者にフィードバックすることを試みている。しかし、これらの方法では、その都度学習を中断することを余儀なくされ、また自己申告であるため集計データの信頼性を確保するのが困難である。そのため、学習を遮ることなく計測するパッシブ型の支援ツールが必要とされている。

2.2 パッシブ型の学習態度の把握

パッシブ型の支援ツールでは、PCとのインタラクションデータや授業中のカメラ画像が用いられることが多い。大川内ら[4]は、Learning Management System上の動画コンテンツの再生、巻き戻し行動などのインタラクションデータから主観的難易度を計測している。しかし、このようなPC上でのインタラクションを利用した計測は、動画閲覧時などのPCとのインタラクションが予想しやすい状況に使用が限定されてしまう。一方、より柔軟な計測方法として、生体情報を利用することが考えられ、カメラ画像から顔情報を判別する学習者の状態推定が提案されている。特に、大野[5]に示されるように、視線情報には様々な認知過程が現れることが確認されていることから、注視点の計測が多く行われており、例えば、中村ら[6]はステレオカメラ画像から顔の傾きや注視点を計測し、学習者の主観的難易度を

推定するシステムを開発している。

このような注視点を取得する研究としては、眼球回転中心や角膜曲率中心と瞳孔中心を結ぶベクトルから視線を検出する方法[7]、近赤外線光源と高速度ビデオカメラを用いた手法[8]や、Inside-outカメラを用いた高精度な注視点抽出手法[9]等が分野を問わないさまざまな利用が期待されている。しかし、高精度な注視点を取得するには、キャリブレーション等の前処理や、赤外線センサやアイマーク[10][11]、複数台のカメラなどの特別な機器が必要となり、多数の学習者がいる授業においては、外部機器のコストやセットアップ時間の面で障害になりうる。

このため、一般的な教育機関におけるPCを利用した授業でのパッシブ型学習態度の把握支援システムを実践的に活用するためには、標準的なPC機器のみを使用することが望まれる。

3. 研究の位置づけ

これらの研究から、カメラ画像から注視点を高精度に抽出するためには、キャリブレーション等の前処理や、カメラからの距離固定などの前提条件、赤外線センサやアイマーク、複数台のカメラなどの特別な機器が必要であることがわかる。しかし、PC利用型授業をはじめ、学習を目的とした多人数がPCを利用する状況下で実践的に視線情報を取得しようと試みた場合、これらの条件をクリアすることは困難である。

そこで、本研究では、PC内蔵の単眼カメラを用いた学習態度の把握手法の開発を行う。具体的には、学習者の顔の向きと視線パターンを抽出することで、機器や条件に左右されない実践的な学習参加度の推定を行うことを目標とする。本研究で試みることは以下である。

- PC内蔵の単眼カメラを用いた正面顔判定を行うことで、学習者がモニタを見ているか判定する。

- 瞳孔座標の計測による視線パターンの推定を行い、より詳細な学習態度の把握や異なった視線パターンの学習者を検知することを検討する。

4. PC内蔵カメラによる視線パターン取得

本研究では、PC内蔵カメラを用いてモニタ注視判定とモニタ領域注視判定を行うことで、学生の顔の向きと視線パターンを取得する。本研究の視線パターンの取得処理を図1に示す。視線パターン取得処理では、単眼のPC内蔵カメラから取得できる動画像を入力とし、正面顔の判定データと学習者の視線パターンデータを出力とする。まず、正面顔判定を行い、学習者のモニタ注視を判別することで、学習中に生じる余所見等の学習外行動を検知する。そして、

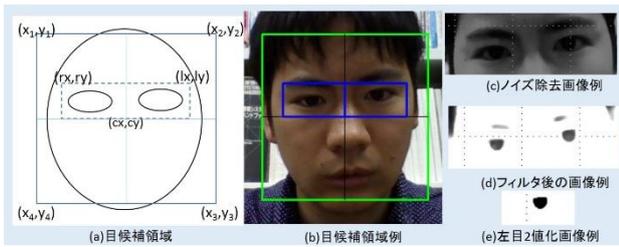


図 2 目候補領域の取得

Figure 2 Acquisition of eye candidate area

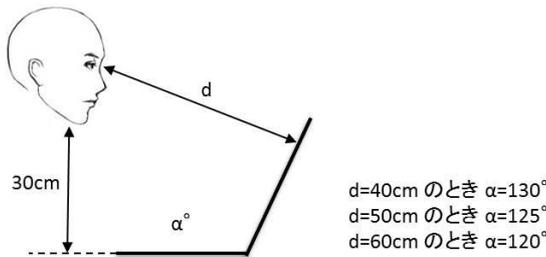


図 3 参加者の頭部位置および PC との関係

Figure 3 The relationship between the participants in the head position and the PC

モニタ注視領域判定を行い、視線パターンデータを取得することで、モニタ内を見ているが、学習外行動を行っている学生を推定できるかを検討する。

4.1 モニタ注視判定

本研究では、PC の操作対象者は PC の画面中の教材を注視することから、インカメラから得られた正面顔を取得することで学習者の参加度推定を行う。PC に付属したインカメラの利用し、PC を操作する対象者から顔領域の取得を想定した場合、インカメラと対象者の顔領域までの距離は通常 40 cm～60 cm 程度となる。そこで、本研究の適用環境においてもロバストに判定が可能な手法として、既存研究で行われている Haar-like 特徴量[12]を用いた Ada-Boost 検出器[13]を使用した顔領域の判定を行う。本研究の適用において、本手法を用いた顔領域抽出処理の精度を確認するために簡易実験を行った。簡易実験では、授業で利用される教室において PC を設置し、PC を被験者に操作してもらう。その際に PC のインカメラから取得した 1000 フレームのうち、顔領域を取得できたフレーム数をカウントすることで、正面顔の取得精度を検証した。なお、本研究の対象となる距離範囲における精度を確認するため、被験者には顔の位置をカメラから 40 cm, 50 cm, 60 cm に固定し、学習者が PC に対して正面を向いた際の検出精度を確認した。

簡易実験の結果、全ての距離において顔領域が取得できたフレームの取得率が 95 パーセントを超えていたため、本手法を用いた正面顔の判定手法に採用した。

4.2 モニタ注視領域判定

モニタ注視領域判定機能では、授業学習者の視線パターン

を取得し、異なった視線パターンの学習者を判定することで、理解度を推定するための初期検討を行う。ここで、本研究における視線パターンとは、モニタ注視領域判定機能により得られた両目の瞳孔の重心座標を時系列的に見たデータのことを示すものとする。

本手法では、まず参加度推定機能から得られたグレースケール化された顔画像から、顔に含まれるパーツの相対位置関係を利用して、目の候補領域の絞り込みを行う。具体的には、顔領域取得処理により取得した 4 点の座標を $(x1,y1)$, $(x2,y2)$, $(x3,y3)$, $(x4,y4)$, 4 点の中心座標を (cx,cy) とし、 $(x1,y1)$ を $(0,0)$ とした座標系の場合、目候補領域における右目候補の座標 (rx,ry) , 左目候補の座標 (lx,ly) は以下の式で求められる。

$$rx = (cx - x1) / 4 + x1$$

$$ry = ((cy - y1) / 5) \times 3 + y1$$

$$lx = ((x3 - cx) / 4) \times 3 + cx$$

$$ly = ((cy - y1) / 5) \times 3 + y1$$

上記の候補領域により取得した目の候補領域を図 2 (a)、取得した目の候補領域例を図 2(b) に示す。次に瞳孔領域取得処理では、まず、目の候補領域に対して平滑化処理を行うことにより、ホクロやシミといった微細なノイズデータや角膜内の反射光を除去する。目候補領域に対してノイズ除去を行ったイメージを図 2(c) に示す。次にノイズ除去を行った目候補領域に対して、畳み込みによる 5×5 の線形フィルタを適用することで、瞳孔候補領域を取得する。フィルタを行った結果を図 2(d) に示す。ここからフィルタにより画素の濃度値が高いものが除外され、濃度値が低い箇所のみが表示されていることがわかる。そして、フィルタ後の瞳孔候補領域に対して大津の閾値を用いた 2 値化処理を行いラベリングする (図 2(e))。最後に、目候補領域の中心座標から最も近いラベルを瞳孔領域とし、その重心座標を取得する。

5. 実証実験および結果

前章で述べた処理による PC 内蔵カメラを利用したモニタ注視判定実験、およびモニタ注視領域判定実験を行う。モニタ注視判定実験では、学習者の注視点が画面内にあるかの判定精度を検証する。また、モニタ注視領域判定実験では、画面内の領域を 4 つの領域に分け、視線パターンの取得を行う。

実験には 11.6 型モニタ (25.7cm × 14.5cm) をもつノート型 PC, VAIO Tap 11 と PC 内蔵カメラを用いた。本 PC では平均 10 [fps] で画像を取得可能であった。また、実験は通常授業が行われる PC 教室と同じ照明環境の教室で実験を行った。実験参加者は図 3 に示すように、机上から顎までの高さ、目からモニタまでの距離を固定し、モニタの中央に位

表 1 画面注視判定実験における判定結果

Table 1 Judgment result in the screen gaze experiment

注視対象	顔認識率 [%] (40cm)	顔認識率 [%] (50cm)	顔認識率 [%] (60cm)
A	100	90	99
B	99	91	99
C	92	87	81
D	94	89	95
E	97	81	88
F	92	73	88
G	35	30	40
H	50	35	77
I	68	58	70

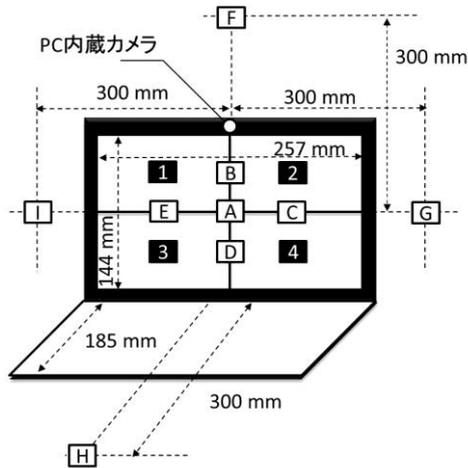


図 4 注視対象マーカの配置

Figure 4 Placement of the gaze target marker

以下に各実験の詳細について述べる。

5.1 モニタ注視判定実験

図 4 のアルファベットで示す位置に注視対象とする直径 7mm の円形マーカを配置した。また、参加者は各マーカを 10 秒間注視した。その際に、参加者へは顔の向きは固定せず自然に注視するよう伝えた。

モニタ注視判定は、10 秒間で取得された全フレーム数における正面顔認識率を指標とする。各注視対象についての正面顔認識率の平均値を表 1 に示す。ここから、PC 画面におけるマーカ位置について高い精度で正面顔が認識できていることが観察できる。

5.2 モニタ注視領域判定実験

図 4 の数字で示す位置に注視対象とする直径 7mm の円形マーカを表示した。参加者は 1, 2, 3, 4 の順で各マーカを 10 秒間注視した。その際、参加者には顔を正面に向けたまま注視するよう指示を行った。表 2 に各対象を注視した際の両目の瞳孔の中心座標の平均値および標準偏差を示す。

図 5 に、例として、1 名の参加者の目候補領域上の右目・左目座標の 1 秒間ごとの平均値を示す。ここで、4 分割した領域の上下間の差異が小さく分離が困難であった (y 軸)。しかし、左右間では座標値が十分に異なることがわかる (x 軸)。この傾向は、5 名の参加者に共通していた。なお、図 5 では、目視しやすくするためにマーカを一部点線で囲っているが、囲っていないデータにおいても同様の傾向がみられている。

次に、同一の参加者の x 座標の推移、および現在時刻 t , $t-1$, $t-2$ での x 座標の分散 σ^2 を図 6 に示す。ここから、左右の変化および、視線移動時に分散が大きくなることが観察できる。

6. 考察

実験結果をもとに、学習参加度の推定について議論する。モニタ注視判定実験の結果より、モニタ内の A, B, C, D, E ではすべて 80% 以上のモニタ顔認識率を示したのに対して、

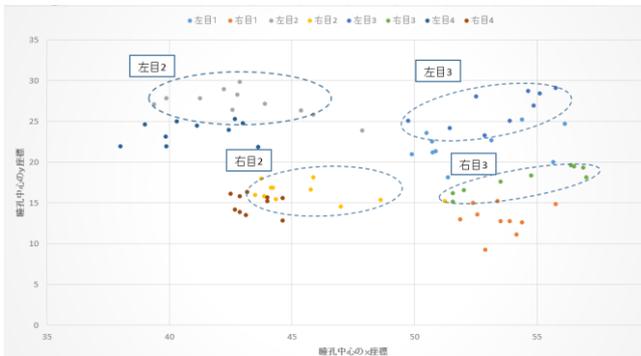


図 5 瞳孔の中心座標の例

Figure 5 Example of the central coordinate of pupil

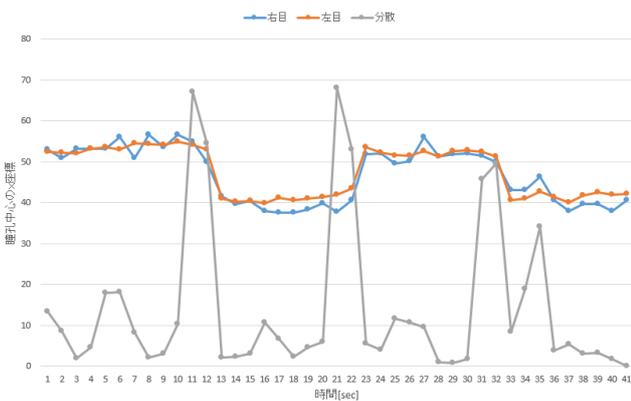


図 6 瞳孔中心座標の変化と分散の関係

Figure 6 Relationship of dispersion and changes in the pupil center coordinates

置するように座ってもらった。両実験とも、モニタからの距離 d を 40cm, 50cm, 60cm とし 3 試行を行った。その際に、モニタ角度 α をそれぞれ 120° , 125° , 130° とした。実験にはボランティアの 5 名の大学生(男性)が参加した。

表 2 両目の瞳孔の中心座標の平均値および標準偏差

Table 2 The mean of the pupillary center coordinate of both eyes and standard deviation

		マーカ 1		マーカ 2		マーカ 3		マーカ 4	
		(μ_x, μ_y)	(σ_x, σ_y)	(μ_x, μ_y)	(σ_x, σ_y)	(μ_x, μ_y)	(σ_x, σ_y)	(μ_x, μ_y)	(σ_x, σ_y)
A	右	48.07, 31.70	1.19, 0.82	44.92, 31.58	0.64, 0.60	47.75, 33.00	0.84, 0.81	45.64, 33.84	0.36, 0.50
	左	52.83, 26.74	0.68, 0.68	46.05, 26.36	1.31, 0.37	54.62, 27.66	2.73, 1.00	48.63, 28.60	2.31, 0.40
B	右	49.00, 11.32	0.52, 0.33	51.70, 11.70	1.00, 0.68	36.76, 24.19	0.60, 0.55	46.88, 12.48	3.38, 0.78
	左	41.34, 22.76	1.49, 0.16	45.05, 23.92	1.58, 0.63	45.83, 12.09	0.63, 0.62	38.34, 24.65	2.54, 0.86
C	右	63.56, 25.17	1.17, 0.67	57.49, 24.97	0.86, 0.72	60.49, 28.13	1.26, 1.46	54.21, 28.06	1.34, 1.13
	左	55.62, 34.39	0.87, 0.61	49.31, 33.20	0.95, 0.67	55.93, 35.52	1.05, 1.30	50.26, 35.86	1.59, 0.91
D	右	49.85, 22.23	0.76, 0.22	44.20, 22.62	0.43, 0.43	48.58, 24.10	0.99, 0.77	44.39, 24.06	0.60, 0.37
	左	45.83, 31.45	0.94, 0.22	37.85, 31.14	0.40, 0.29	45.67, 29.68	1.04, 0.45	41.53, 29.81	1.20, 0.33
E	右	58.01, 28.62	0.98, 0.56	52.25, 27.61	0.82, 0.89	56.04, 28.61	0.83, 1.07	50.83, 26.64	0.65, 0.58
	左	53.28, 25.52	1.14, 0.65	48.07, 25.07	0.47, 1.02	52.58, 25.35	1.45, 0.91	47.78, 23.44	1.03, 0.60

モニタ外の左, 下, 右(G, H, I)では認識率が低下した。しかし, モニタ外の上 (F) では, 認識率が高いままであった。このことから正面顔認識率より画面外の下, および左右の注視判定に有用であることが示唆された。これにより学習者同士で会話をしている状況や, 特に携帯電話を操作している状況などの学習外行動の検知を行うことで, 明らかに参加度が低い状態を判定することが可能であると考えられる。また, 真横を向いた場合には全く顔認識されないことも確認している。

モニタ外の上 (F) での顔認識率が高かった理由としては, カメラがノート PC の上部に設置されており認識に有利であったためと考えられる。

次に, モニタ注視領域判定実験では, 4 分割された領域のうち上下の領域では瞳孔座標の動きが小さかったが, 左右領域では差異が比較的大きかったため左右に 2 分割した場合の遷移パターン検出は可能と考えられる。さらに, 図 6 に示すように現在座標と 1 秒前後の座標の 3 値による分散を計算することで, 視線移動タイミングの計測も可能であることが確認できた。このことより, これらの検出値の組み合わせを利用することで, 授業の進行に対応した視線変化や, 多数の学習者の中で異なる視線パターンを示す学習者の検出も可能であると考えられる。これらはより詳細な学習参加度の推定に有用である。さらに, 上述のリアルタイムな分析の他に, LMS と併用して学習者の個別履歴に関連づけて蓄積することで, 事後的により詳細な分析も行うことが可能である。これにより, 授業内容や学習成果との比較から, 理解度別の学習者の視線パターンの分析などにより, 効率的な学習法などの学習理論の構築や, 学習者参加度が向上する授業設計など授業研究・FD にも有用であると考えられる。今後, 本システムを LMS と連携させて実際の授業中に使用し, 教授者への学習参加度のリアル

タイムフィードバックによる授業支援や, 学習効率と関連付けた事後的な分析, また, 授業評価などへの応用可能性などより実証が必要である。

7. おわりに

本研究は, 簡易で実践が容易な授業状況の把握支援技術の開発を目標として, 一般的な PC に内蔵されている単眼カメラを利用して, 顔認識結果から学習者の画面注視推定, および瞳孔座標の測定結果から視線パターンの検出を試みた。実験の結果, 画面外の下および左右を注視している場合の判定が可能であることを示し, 単眼カメラによる学習者参加度の推定が有効であることを示した。また, 瞳孔座標から, PC モニタを左右 2 分割した注視領域および視線移動タイミングからなる視線パターンを検出できることを確認した。また, 単眼カメラのみでは瞳孔座標の上下の動きを取得することが困難であることが分かった。今後は, 本研究成果を用いて多数の学習者の左右の視線パターン学習し, Web サイトを閲覧するなどの学習外行動が取得可能か検討していく。

謝辞

本研究は JSPS 科研費挑戦的萌芽研究 26540185 の助成を受けたものです。

参考文献

- 1) 奥井善也, 原田史子, 高田秀志, 島川博光: 講義中の反応に基づく説明方法と教材の改善, 情報処理学会論文誌, Vol. 50, No. 1, pp. 361-371 (2009)
- 2) 長岡紘昭, 入部百合絵, 新田恒雄: スライド共有による質疑応答機能を組み込んだ講義システムの開発, 信学技法 (教育工学), Vol. 109, No. 82, pp. 17-20 (2009).
- 3) 八重樫 文, 北村 智, 久松 慎一, 酒井 俊典, 望月 俊男, 山内 祐平: iPlayer:e ラーニング用インタラクティブ・ストーリーミング・プレイヤーの開発と評価, 日本教育工学会論文誌,

- Vol. 29, No. 3, pp. 207-216 (2006)
- 4) 大川内隆明, 大谷 淳, 米村俊一, 徳永幸生: e-learning 用講義ビデオにおける学習者の学習行動を利用した主観的難易度の把握方法の基礎的検討, 日本教育工学会論文誌, Vol. 36, No. 3, pp. 193-203 (2010)
 - 5) 大野健彦: 視線から何がわかるか, 認知科学, Vol. 9, No. 4, pp. 565-579 (2002)
 - 6) 中村和晃, 角所 考, 村上正行, 美濃導彦: e-learning における学習者の顔動作観測に基づく主観的難易度の推定, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J93-D, No. 5, pp. 568-578 (2010)
 - 7) 山下純也, 疋田真一, 小林康秀, 小野貴彦, 齋藤充行: 瞳孔を用いた3点キャリブレーションによる平面上の注視点推定, 電子情報通信学会技術研究報告.MBE, ME とバイオサイバネティクス, Vol.111, No.482, pp.189-192 (2012)
 - 8) 増田和也, 海老澤嘉伸: 近赤外光源と高速度ビデオカメラによる瞳孔と角膜反射検出方の改善, 映像情報メディア学会論文誌, Vol.66, No.2, pp.J46-J55 (2012)
 - 9) 後藤祐斗, 藤吉弘亘: Inside-out カメラにおける眼球の輻輳量からの注視点距離推定, 情報処理学会研究報告, Vol2011-CVIM-177, No.15 (2011)
 - 10) 安藤雅洋, 植野真臣: デュアル・チャンネル・モデルに基づく e ラーニング・マルチメディア教材におけるポイント揭示の効果分析, 日本教育工学会論文誌, Vol.32, No.1, pp.43-56(2008)
 - 11) 安藤雅洋, 植野真臣: e ラーニングにおけるタブレット PC を用いた書き込みの効果分析, 日本教育工学会論文誌, Vol.35, No.2, pp.109-123(2011)
 - 12) Paul Viola and Micheal J Jones: "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features", IEEE CVPR (2001)
 - 13) Y.Freund and R.E.Schapire: "Experiments with a new boosting algorithm", Proceedings of the Thirteenth International Conference, Morgan Kauman, San Francisco, pp.148-156 (1996)
 - 14) 田中成彦, 北沢豪人, 藤原孝幸, 舟橋琢磨, 興水大和: 濃度共起ヒストグラムを用いた大津の判別分析法, 情報処理学会画像の認識・理解シンポジウム論文集, Vol.2011, pp.93-96(2011)

用いた教育支援システムの研究に従事。

長谷川大 (非会員)



青山学院大学理工学部情報テクノロジー学科助教。2012年、北海道大学大学院情報科学研究科メディアネットワーク専攻博士課程修了。2012年、青山学院大学理工学部情報テクノロジー学科助手。2013年より現職。HCI, CMC, 非言語インタラクションの研究に従事。

著者紹介



安彦智史 (正会員)

青山学院大学附置情報メディアセンター 助手。2013年、関西大大学院総合情報学研究科博士後期課程修了。博士(情報学)。現在、Web マイニング、画像処理、センシングに関連する研究に従事。



池辺正典 (正会員)

文教大学情報学部准教授。2007年関西大学大学院総合情報学研究科博士後期課程修了。博士(情報学)。現在、ウェブマイニング関連の研究に従事。



丸山広 (正会員)

青山学院大学附置情報メディアセンター助手。2013年東京工科大学大学院バイオ・情報メディア研究科コンピュータサイエンス専攻博士課程修了。博士(コンピュータサイエンス)。2013年より株式会社エクシシステム。2014年より現職。Web マイニング, ICT を