

視線情報に基づく VR 空間でのマンガ教材読書時の 主観的難易度推定

坂本 賢哉^{*1} 白井 詩沙香^{*1} 武村 紀子^{*1} Orlosky Jason^{*1*2}
長瀧 寛之^{*3} 上田 真由美^{*1*4} 浦西 友樹^{*1} 竹村 治雄^{*1}

Subjective Difficulty Estimation of VR-based Educational Comics Using Gaze Features

Abstract — 本研究では、VR 空間でのマンガ教材読書時の学習支援を目的に、視線情報に基づく主観的難易度推定手法を提案する。提案手法では、先行研究で使用されている視線特徴量に加え、可視化手法として利用されている「ヒートマップ情報」と VR 空間特有の特徴量として「注視点と視線の交点の距離」を抽出し、これらの特徴量を用いて学習者の主観的な難易度をコマ単位で推定する。評価実験の結果、文書情報を用いた推定手法および従来の視線情報を用いた推定手法と比べ、ユーザ依存モデルではランダムフォレストを用いた推定では F 値で 0.705 を示し、ユーザ非依存モデルでは SVM を用いた推定で 0.711 を確認した。

Keywords : subjective difficulty estimation, interactive learning environments, virtual reality, eye tracking, machine learning

1 はじめに

世界的な新型コロナウイルス感染症拡大に伴い、教育のデジタル化が加速するなか、ポストコロナ期の新しい学びとして、個別最適な学びの実現が求められている [1]。多様な学習者に個別最適化された学びを提供するためには、個々のニーズに応じた情報を必要なタイミングで提供する必要があるが、クリックストリームをはじめとする学習支援システムのログデータのみでは、細やかな学習者の行動や感情をリアルタイムで把握することは難しく、センシング技術を活用した学習者の内界状態推定手法の構築が喫緊の課題となっている。

特にシステムのログデータによる学習支援が難しい学習として「マンガ教材を用いた学習」があげられる。マンガ教材は絵や文字が複雑に配置されているため、ページの滞在時間などのログデータだけでは主観的難易度や学習意欲等の学習者の内界状態を把握するのは難しい。一方で、マンガ教材は、長期記憶の保持に効果がある可能性 [2] や学習者のモチベーション向上に有効であること [3, 4] が報告されており、マンガ教材読書時の学習者の状態をリアルタイムに推定し、状態に応じた学習支援を行うことができれば、さらなる学習効果が期待できる。

そこで、本研究では VR 空間でのマンガ教材読書時の学習支援を目的に、視線情報に基づく主観的難易

度推定手法を提案する。提案手法では、これまでの精神状態検出の研究で用いられてきた視線特徴量に加えて、可視化手法として利用されている「ヒートマップ情報」と VR 空間特有の特徴量として「注視点と視線の交点の距離」に着目し、これらの特徴量を用いて学習者の主観的な難易度をコマ単位で推定する。評価実験を行った結果、ユーザ依存モデルではランダムフォレストランダムフォレスト (Random Forest; RF) を用いた推定では F 値で 0.705 を示し、ユーザ非依存モデルでは SVM を用いた推定で 0.711 を確認した。

2 関連研究

2.1 生体情報を用いた学習者の状態推定

生体情報を用いた学習者の状態推定に関する研究として、Web カメラ等を用いて比較的容易にデータ収集が行える顔表情に着目した研究がいくつかある。Whitehill ら [5] は、学習者の学習意欲を顔情報から推定しており、SVM において 0.73 の推定精度を達成しており、多重ロジスティック回帰での推定では瞬きが最も高い重みを持っていたと報告している。また、Sharma ら [6] は顔表情から推定された感情と目の周りの画像を入力として、畳み込みニューラルネットワークによって集中度の推定を行ったが、手で顔を覆ったときに推定精度が低下することを報告している。

マルチモーダルなデータを入力として学習者の状態を推定する研究もなされており、Peng ら [7] は、顔表情と心拍情報から小規模のミーティングにおける学生の集中、混乱、苛立ち、退屈度合いを推定する手法を

*1大阪大学

*2Augusta University

*3大阪電気通信大学

*4流通科学大学

提案している。Kawamura ら [8] は、顔表情、心拍情報、座圧情報から講義動画視聴中の学習者の覚醒度推定手法を提案し、CatBoost を用いたユーザ依存モデルにおいて、マクロ平均 F 値で 0.82 の推定精度が得られたと報告している。

2.2 視線情報を用いた状態推定

視線情報は単語や文章を読んでいるときの学習者の状態推定によく用いられており、ディスプレイに表示された文章を読んでいる際の理解度を fixation (注視) 時間、瞳孔径、注視点の位置から推定する研究 [9, 10] や、滞在時間、fixation 率、fixation 時間、サッケードの長さから学習意欲を推定する先行研究がある [11]。たとえば、Parikh ら [12] は、瞳孔径、fixation 時間、fixation 回数、サッケードの平均長さ、再読の有無を特徴量として用いて、e ラーニングの講義スライドを対象に、学習者の主観的難易度の推定手法を提案している。また、VR 空間での視線特徴量を用いた研究では、滞在時間やサッケードの頻度、瞳孔径の平均変化量から英単語の語彙レベルを推定する研究がなされている [13]。

本研究では、学習者の負担を減らすために、頭部装着型ディスプレイ (Head Mounted Display; HMD) で取得可能な視線情報を用いている。視線特徴量を用いた推定精度は文章構造やフォントサイズなどに影響されるため [12]、提案手法ではマンガ教材を読書時の視線行動を表現するために、コマ単位で視線特徴量を抽出する。さらに、先行研究で利用されている特徴量に加え、可視化手法として利用されている「ヒートマップ情報」と VR 空間特有の特徴量として「注視点と視線の交点の距離」を新たな特徴量として抽出し、これらの特徴量に基づき、VR 空間でのマンガ教材読書時の学習者の主観的難易度推定手法を提案している。

3 マンガ教材読書時の主観的難易度推定手法

3.1 視線情報および難易度の主観評価の測定

提案手法では、学習者が 1 ページを読み終えた段階で、視線情報からコマ単位で主観的難易度を推定する。視線特徴量と主観的難易度の収集には、図 1 に示すデータセット構築用に開発したシステムを利用した。本システムは、アスペクト比を実際のマンガと等しくした平面ディスプレイをユーザの正面に配置してマンガのページを表示させており、各ページには読書モードと評価モードが実装されている。1 ページを読み終えるごとに図 1 に示すインターフェースで、コマ毎に 3 段階 (1. 簡単だった、2. 難しいが理解できた、3. 難しく理解できなかった) の主観的難易度ラベルをつけることができる。本研究では「簡単だった」とそれ以外の 2 クラス分類により難易度の推定を行った。

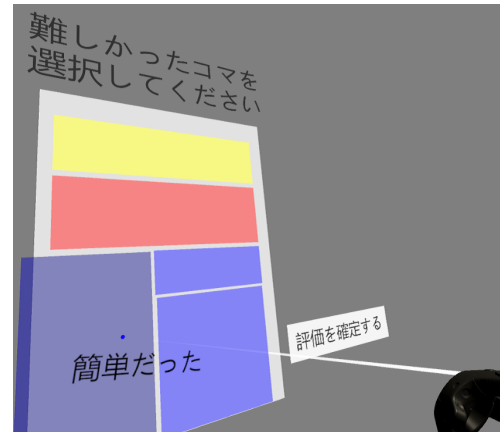


図 1 視線情報・主観評価データ収集システム
Fig.1 Data collection system

3.2 特徴量の抽出

提案手法で抽出した特徴量を表 1 に示す。なお、収集した視線データは全て前後 1 フレームの値の中央値を採用することでスパイクノイズを取り除くフィルタリングを行っている。

a. Fixation

眼球運動は主に、fixation (注視)、連続追視、saccade、瞬きに分類される。fixation は情報のある関心領域で一時停止する眼球運動である。人間は fixation 時に視野内の物体を認識するため、学習者の認識能力に影響を与える可能性が高く、機械学習にも有用であると考えられるため、fixation を特徴量として用いた。fixation の判定アルゴリズムは Orlosky ら [13] の手法を基に判定アルゴリズムを作成し、対象フレームと直前 3 フレームの計 4 フレームのデータを用いてクラス分けを行った。各フレーム間で速度の判定を行い全てのフレーム間で閾値を超えていないものを fixation とした。その後 Olsen ら [14] の手法を基にノイズの影響で分割された fixation を結合するために fixation と fixation の間の時間が 77.7ms 以下のものは一つの fixation とした。また、人間が視認対象を認識できない、66.6ms 以下のごく短時間の fixation を削除した。

b. 瞬き

瞬きは、認知負荷や疲労、集中力など関係があると言われている [15, 16] ため主観的難易度推定にも有効であると考えられる。瞬きの判定アルゴリズムは Karatekin ら [17] の研究で用いられている (a) 瞳孔径が 1.86mm 以下または 5.69 以上、(b) 16.7ms で 0.74 以上の瞳孔径変化があった時を瞬きと判定する手法に加え、Vive Pro Eye の SDK によって得られる 0~1 で正規化された顔の開き度合いが 0.5 を下回ったデータを瞬きとした。また、Caffier らの研究 [18] によると瞬きの持続時間は 75ms 以上であるため、瞬きの最小の持続時間を 7 フレーム (=77.7ms) とした。

表 1 主観的難易度推定に利用した特徴量

Table 1 List of extracted features for the subjective difficulty estimation

特徴量	Metrics	
従来の特徴量	Fixation の持続時間 Fixation の回数 瞬きの持続時間 瞬きの回数 注視点の移動距離 滞在時間	注視の持続時間の最大, 平均, 最小 Fixation が発生した回数 瞬きの持続時間の最大値, 平均値, 最小値 瞬きが発生した回数 コマ内での注視点の総移動距離 コマを読んでいた時間
提案特徴量	視線ヒートマップ (Heatmap; HM) 注視点と視線の交点の距離 (Variance in Gaze Convergence; VGC)	注視点のピクセルと対応する一のカネル密度推定 で計算されたヒートマップの値の最大値, 平均値, 最小値 注視点と左右の視線の交点の距離の最大値, 平均値, 最小値

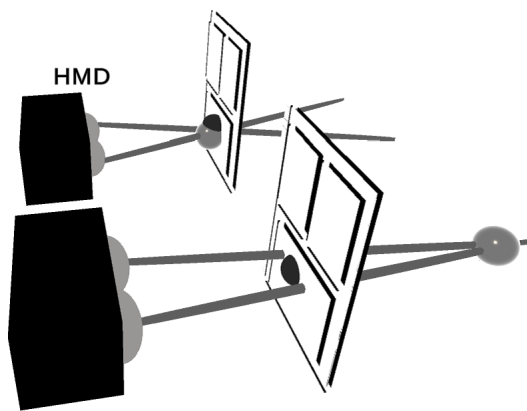


図 2 注視点と視線の交点の距離の模式図
 Fig. 2 Diagram of variance in gaze convergence

c. 注視点の移動距離

saccade の長さは、精神状態を推定するのに有効な特徴であることがこれまでの研究で報告されている [11, 12]. saccade, 特に文章読解時の microsaccade は、本研究で使用した Vive Pro Eye の 90Hz のサンプリングレートでは正確に取得できないため、代替指標として注視点の移動距離を特徴量として用いた。この特徴量では瞬きの際に移動した距離は除外している。saccade は直接判定できないが、注視点は fixation 時にほとんど動かないため、注視点の移動距離は saccade の長さと同じような情報を持つ特徴量として利用できる。

d. 滞在時間

内容を理解するのに費やした時間は難しければ難しいほど長くなると考えられ、Orlosky ら [13] も英単語の語彙力と英単語を認識するのに費やした時間は相関関係があると報告している。本研究ではコマの範囲内に注視点があるフレームをそのコマに滞在している時間とし、また、瞬きやノイズによってコマの外に注視点が出た場合は、最後に見たコマに滞在しているものとした。

e. 視線ヒートマップ

提案手法では、先行研究で用いられてきた視線特徴量に加えて、2 種類の新しい特徴量を抽出した。

1 つ目が可視化手法として利用されている「視線の停留」である。学習者は、難しい内容や複雑な内容に取り組む際、確認のためや記憶を補強するために、同じ文章や絵を何度も見る傾向がある。しかし、学習者は複数のコマを行き来するため、各コマの注視点は時間的に連続ではなく、特徴量として抽出できない。そこで、時間的な不連続性の影響を受けない特徴量として視線ヒートマップを用いた。ヒートマップのピクセル位置は、マンガのページ上の注視点の位置に対応させ、ヒートマップの各ピクセルの値は、カーネル密度推定によって算出し、注視点のピクセルの値を取り出した。

f. 注視点と視線の交点の距離

2 つ目の特徴量は、「注視点と視線の交点の距離」である。この特徴量は、VR 空間特有のものであり、図 2 はこの特徴量を模式的に表したものである。図 2 の黒い直方体と楕円体は HMD と左右の視線の原点を表しており、灰色の直線は視線を、ページ上の黒い球は注視点を、視線が交差する位置に配置された灰色の球は視線の交点をそれぞれ表す。そして、この特徴量は黒と灰色の球の距離である。

この特徴量を採用した理由は、理解しようと集中して読書しているときはこの距離が近くなり、集中を欠いているとこの距離が遠くなると考えたためである。実際に、Puig ら [20] は、記憶課題における輻輳角を研究し、記憶しようとするときに輻輳角が大きくなる、つまり視線の交点が近くなると報告している。なお、3 次元空間での 2 直線はねじれの関係になり交差しない場合があるため、左右の視線方向がねじれのある場合は各直線上の最近傍点の中点を視線の交点とした。

3.3 主観的難易度の推定

提案手法では、前節で求めた特徴ベクトルを用いて、SVM および RF による主観的難易度の推定を行った。本研究で行った実験は被験者への負担を考慮し、長時間の実験を行っていない。そのためデータ量が少なく推定に深層学習を用いることができない。そこで本研究では、表 1 に示す特徴量を抽出し、これに基づき推定を行う SVM と RF を用いた。SVM のカーネル関数は、RBF (Radial Basis Function) を用い、グリッドサーチにより、コストパラメータ C と RBF カーネルのパラメータ γ を決定した。

4 評価実験

4.1 実験概要

提案手法を検証するために、視線情報と主観的難易度ラベルのデータ収集実験を行った。実験で使用したマンガ教材は、オーム社の「マンガでわかる免疫学」[19] である。オーム社のマンガでわかるシリーズは、理学、電気・電子、機械・建築など、様々な分野をわかりやすい解説とマンガで紹介したものとして広く認知されている。本実験では「マンガでわかる免疫学」の 1~3 章 (76 ページ) を用いた。

実験協力者は、学習者を想定し、免疫学の予備知識を持たない経済学、文学、工学を専攻する男子学生 17 人 (平均年齢: 20.4 歳, SD : 1.1) である。このうち、データ欠損があった 3 人と「難しい」ラベルが全体の 10% 未満であった 6 人を除いた 8 人が分析対象である。

マンガ教材読書時の視線情報および難易度の主観評価の測定には、アイトラッキング機能を搭載した HMD である VIVE pro eye を使用した。この HMD は、i7-8850H プロセッサと NVIDIA GeForce GTX 1070 GDDR5 8GB グラフィックスカードを搭載した GIGABYTE ラップトップで動作させた。アイトラッカーの SDK は SRanipal1.1.0.1 を用いた。

実験では、各章の間に約 10 分間の休憩を挟み、各章の開始前にキャリブレーションを行った。また、休憩に入る前には、収集したデータの妥当性を確認するために、章単位で難易度、理解度、疲労度に関する 4 段階評価¹と簡易版 NASA Task Load Index (NASA-TLX)[21] を用いて、メンタルワークロードの測定を行った。NASA-TLX は 6 項目の評価尺度から構成され (各項目の回答は 0~10 の数値に変換される)、本研究では 6 項目を単純平均する RTLX (raw-TLX) 得点を用いた。表 2 に、各章を読み終えた直後に収集したアンケート結果を示す。1 章は序章であるため難易度は低いが、2 章・3 章は学習項目が増え、難易度が

¹難易度 (1. 簡単だった~4. 難しかった), 理解度 (1. 理解できなかった~4. 理解できた), 疲労度 (1. 疲れなかった~4. 疲れた)

表 2 アンケートの結果

Table 2 Results of the questionnaire about each section

	1 章	2 章	3 章
難易度	2.63 (0.70)	3.50 (0.50)	3.50 (0.50)
理解度	3.00 (0.50)	2.25 (0.43)	2.63 (0.48)
疲労度	3.00 (0.71)	3.50 (0.50)	3.50 (0.50)
NASA-TLX	5.40 (0.48)	5.73 (0.84)	5.92 (0.66)

() 内の数値は SD

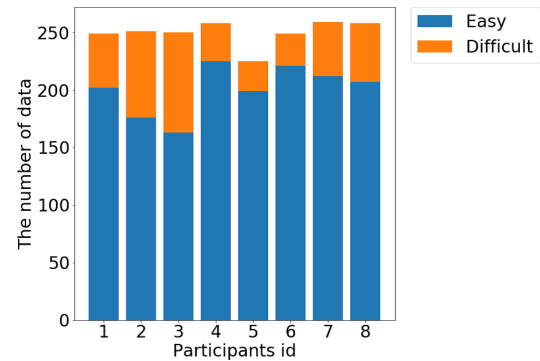


図 3 データのラベル数

Fig. 3 The number of label data

上がっていることがわかる。疲労度はいずれの章も高い値となっているが、NASA-TLX の総合値はそれほど高くはなく、3.1 節で説明した実験システムの操作が読書行動に影響を与えていないことが確認できた。

4.2 評価方法

提案手法を評価するために、文書の難易度推定に関する先行研究で用いられてきた特徴量として、文書情報 (今回はコマに含まれる固有名詞の数) のみを用いた場合と、表 1 の 2~7 行目に示した従来の視線特徴量のみを用いた場合と、提案手法として表 1 に示す全ての特徴量を用いた場合の推定精度を比較する。

同じ実験協力者のデータで学習・評価を行う場合 (以下、ユーザ依存モデル) と異なる実験協力者のデータを用いた場合 (以下、ユーザ非依存モデル) の 2 種類の評価を行った。ユーザ依存モデルではホールドアウト法を (訓練データを 7 割, テストデータを 3 割), ユーザ非依存モデルでは Leave-One-Out-Cross Validation (LOOCV) を用いて評価した。

図 3 は本研究で収集したデータを、積み上げグラフとして可視化したものである。見ているコマについてはフィルタリングを施し、瞬きの間やノイズでコマの外を見ていると判定された場合は、最後に見ていたコマに滞在しているものとした。実験協力者によって総数が異なるのは、コマを読み飛ばしている場合があるからである。図 3 からは難しいラベルと簡単ラベルの偏りが大きいことが分かり、ユーザ依存モデルの推定においてはそのまま学習器に学習させても有効な

表 3 主観的難易度のユーザ依存モデルにおける推定結果
Table 3 Results of subjective difficulty estimation in a user-dependent setting

学習器		従来の特徴量		提案特徴量		Acc.	Pre.	Rec.	F1
SVM	RF	文書情報	視線情報	HM	VGC				
✓		✓				0.772	0.689	0.773	0.697
✓			✓			0.787	0.690	0.703	<u>0.687</u>
✓			✓	✓		<u>0.807</u>	0.685	<u>0.699</u>	0.686
✓			✓		✓	0.799	<u>0.698</u>	0.693	0.690
✓			✓	✓	✓	0.819	0.727	0.694	0.685
	✓		✓			0.814	0.687	0.694	0.688
	✓		✓	✓		<u>0.831</u>	<u>0.709</u>	0.699	0.701
	✓		✓		✓	0.827	0.706	0.706	<u>0.703</u>
	✓		✓	✓	✓	0.839	0.720	<u>0.701</u>	0.705

表 4 主観的難易度のユーザ非依存モデルにおける推定結果
Table 4 Results of subjective difficulty estimation in a user-independent setting

学習器		従来の特徴量		提案特徴量		Acc.	Pre.	Rec.	F1
SVM	RF	文書情報	視線情報	HM	VGC				
✓		✓				0.782	0.695	0.775	0.704
✓			✓			0.790	0.711	<u>0.761</u>	0.709
✓			✓	✓		0.796	0.713	0.766	0.715
✓			✓		✓	<u>0.793</u>	<u>0.712</u>	<u>0.761</u>	<u>0.711</u>
✓			✓	✓	✓	0.791	0.710	<u>0.761</u>	<u>0.711</u>
	✓		✓			0.813	0.735	0.632	0.641
	✓		✓	✓		0.811	<u>0.740</u>	0.613	0.615
	✓		✓		✓	0.819	0.739	<u>0.626</u>	<u>0.640</u>
	✓		✓	✓	✓	<u>0.818</u>	0.741	0.616	0.630

結果を得ることは難しい。そこで SMOTE (Synthetic Minority Over-Sampling TEchnique) [22] を用いて少数派ラベルのオーバーサンプリングを行った。SMOTE は訓練データのみ適用しテストデータはそのまま使用した。ユーザ非依存モデルでは訓練データの総数が十分に多いため SMOTE によるオーバーサンプリングは行っていない。評価指標には、正解率 (Accuracy), 適合率 (Precision), 再現率 (Recall), F 値を用いた。

4.3 結果と考察

ユーザ依存モデルの推定結果を表 3 に示す。学習データ、テストデータ共に同一の実験協力者のものを用いており、この表に示しているのは全実験協力者の平均値である。学習器ごとに、太字が最も高く、下線が 2 番目に高い値を示している。提案した特徴量を含む全ての視線特徴量を用いた RF の正解率、F 値が最も高く、それぞれ 0.839, 0.705 となった。

ユーザ非依存モデルの推定結果を表 4 に示す。学習データとテストデータは異なる実験協力者のものを用いており、この表に示しているのは LOOCV の手法によって推定した場合の正解率、適合率、再現率、F 値の平均値である。RF において従来手法の視線特徴量と「注視点と視線の交点の距離」を用いた場合に正解率が最も高かったが、F 値は 0.640 であった。F 値が

最も高かったのは SVM において従来手法の視線特徴量と「視線ヒートマップ」を用いた場合であり、0.715 であった。

ユーザ依存モデル、ユーザ非依存モデルのいずれの場合も、文書情報の特徴量とした場合と比べて、視線特徴量を用いることで同程度またはそれ以上の高い精度で推定できることを確認した。文書情報を用いた推定手法はコーパスに依存することやコーパス作成のコストが高いことも課題としてあげられ、視線情報を用いることで汎用性の高い推定手法が提供できたと考える。

新しく作成した視線特徴量については、ユーザ依存モデルにおいては、RF による提案手法が 2 つの従来手法と比べて高い精度で推定できており、提案した 2 つの特徴量は VR 空間でのマンガ教材読書時の主観的難易度推定に有効であると考えられる。ユーザ非依存モデルにおいても、SVM による提案推定は、従来手法と比べて高い精度が得られた。しかし、ユーザ依存モデルとは異なり、従来の視線情報に「視線ヒートマップ」のみを追加した場合が最も精度が高く、「視線ヒートマップ」の方がユーザ依存度が低く、多くの人が似たような分布をする特徴量であると考えられる。

5 おわりに

本研究では、VR空間でのマンガ教材読書時の主観的難易度を読書時の視線行動から推定する手法を提案した。提案手法は、先行研究で用いられている一般的な視線特徴量に加え、「視線ヒートマップ」と「注視点と視線の交点との距離」を用いて、学習者の主観的な難易度をコマ単位で推定する。評価実験の結果、従来手法である文書情報を用いた手法と従来の視線特徴量のみを用いた手法と比べて、高い推定精度が得られ、提案手法の有効性が確認できた。

今後の課題は、データ収集実験を継続しデータ数を増やすことと、fixation単位や時間単位といったように、コマ単位以下のウィンドウサイズで推定することでリアルタイムでの推定手法を確立することである。学習支援システムへの応用についても検討を進める。

謝辞

実験にあたり、マンガ教材を提供していただいた京都大学 ウィルス・再生医科学研究所 教授 河本 宏先生と株式会社オーム社に感謝する。本研究はJSPS 科研費 19K21763 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 教育再生実行会議: ポストコロナ期における新たな学びの在り方について (第十二次提言); <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/kyouikusaisei/pdf/dai12.teigen.1.pdf> (2021-06)
- [2] 向後智子, 向後千春: マンガによる表現が学習内容の理解と保持に及ぼす効果; 日本教育工学雑誌, 22(2), 87-94 (1998.9)
- [3] 布施泉, 岡部成玄: 情報倫理教育における学習教材: ビデオとマンガの有利・不利; 電子情報通信学会技術研究報告. SITE, 技術と社会・倫理: IEICE technical report, 109(330), 65-70 (2009.12)
- [4] 白井詩沙香, 竹中一平, 長瀧寛之, 兼宗進: データベース導入学習のためのマンガ教材の開発と評価; 日本教育工学会論文誌, 42(Suppl.), 109-112 (2018.12)
- [5] J. Whitehill, Z. Serpell, Y. C. Lin, A. Foster, and J. R. Movellan: The faces of engagement: Automatic recognition of student engagement from facial expressions; IEEE Transactions on Affective Computing, 5(1), 86-98 (2014.1-3)
- [6] P. Sharma, S. Joshi, S. Gautam, V. Filipe, and M. J. C. S. Reis: Student Engagement Detection Using Emotion Analysis, Eye Tracking and Head Movement with Machine Learning; arXiv preprint arXiv:1909.12913 (2019.9)
- [7] S. Peng, S. Ohira, and K. Nagao: Reading students' multiple mental states in conversation from facial and heart rate cues; CSEDU 2020 - Proceedings of the 12th International Conference on Computer Supported Education, 1(Csedu), 68-76 (2020.5)
- [8] R. Kawamura, S. Shirai, N. Takemura, M. Alizadeh, M. Cukurova, H. Takemura, and H. Nagahara: Detecting Drowsy Learners at the Wheel of e-Learning Platforms with Multimodal Learning Analytics; IEEE Access, 9, pp. 115165-115174 (2021.8).
- [9] S. Ahn, C. Kelton, A. Balasubramanian, and G. Zelinsky: Towards predicting reading comprehension from gaze behavior; Eye Tracking Research and Applications Symposium (ETRA), 1-5 (2020.1)
- [10] L. Copeland, T. Gedeon, and S. Caldwell: Effect of text difficulty and readers on predicting reading comprehension from eye movements; 2015 6th IEEE International Conference on Cognitive Informatics (CogInfoCom), 407-412 (2015.8)
- [11] K. N. Daniel, and E. Kamioka: Detection of Learner's Concentration in Distance Learning System with Multiple Biological Information; Journal of Computer and Communications, 05(04), 1-15 (2017.3)
- [12] S. S. Parikh, and H. Kalva: Feature Weighted Linguistics Classifier for Predicting Learning Difficulty Using Eye Tracking; ACM Transactions on Applied Perception, 17(2), 1-25 (2020.5)
- [13] J. Orlosky, B. Huynh, and T. Holler: Using Eye Tracked Virtual Reality to Classify Understanding of Vocabulary in Recall Tasks; 2019 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Virtual Reality (AIVR), 66-73 (2019.12)
- [14] A. Olsen: The Tobii I-VT Fixation Filter: Algorithm description; Tobii Technology, 1-21 (2012.3)
- [15] M. Á. Recarte, E. Pérez, Á. Conchillo, and L. M. Nunes: Mental workload and visual impairment: Differences between pupil, blink, and subjective rating; Spanish Journal of Psychology, 11(2), 374-385, (2008.11)
- [16] S. Benedetto, M. Pedrotti, L. Minin, T. Bacchino, A. Re, and R. Montanari: Driver workload and eye blink duration; Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 14(3), 199-208 (2011.5)
- [17] C. Karatekin, D. J. Marcus, and T. White: Oculomotor and manual indexes of incidental and intentional spatial sequence learning during middle childhood and adolescence; Journal of Experimental Child Psychology, 96(2), 107-130 (2007.3)
- [18] P. P. Caffier, U. Erdmann, and P. Ullsperger: The spontaneous eye-blink as sleepiness indicator in patients with obstructive sleep apnoea syndrome-a pilot study; Sleep medicine, 6(2), 155-162, (2005.3)
- [19] 河本宏: マンガでわかる免疫学; オーム社, 東京 (2014.6)
- [20] M. S. Puig, A. Romeo, J. C. Crespillo, and H. Supèr: Eye vergence responses during a visual memory task; NeuroReport, 28(3), 123-127 (2017.2)
- [21] 三宅 晋司, 神代 雅: メンタルワークロードの主観的評価法; 人間工学, 29 (6), 399-408 (1993)
- [22] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer: SMOTE: synthetic minority over-sampling technique; Journal of artificial intelligence research, 16, 321-357 (2002)