

令和元年6月19日現在

機関番号：13401

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2016～2018

課題番号：16K00474

研究課題名(和文) 遠隔学習支援のためのクラスROIを用いた事中評価に関する研究

研究課題名(英文) An evaluation of e-Learning using Class-ROI

研究代表者

福間 慎治 (Fukuma, Shinji)

福井大学・学術研究院工学系部門・准教授

研究者番号：50313565

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,500,000円

研究成果の概要(和文)：遠隔学習を支援するための、学習者の視点情報を集計したクラスRegion-Of-Interest (ROI) を提案し、これを用いた遠隔学習の事中評価を提案した。クラスROIは視点に基づく評価基準であり、アイトラッカにより測定し、データを集積する機構を開発した。そしてアイトラッカに代わり、デジタルカメラ画像から機械学習で視点を測定する方法を提案した。また、視点データ情報の効果的な圧縮法を提案した。複数の被験者に対し遠隔学習と小テストによる事後評価実験を行い、理解度指標との相関を調査した。その結果、クラスROIに基づく理解度指標は標準レベルに達している学習者を有意に検出できることが明らかとなった。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本課題は学習者の視線情報をオンラインで収集し、これを基準として学習者の理解度を相対評価する方法を提案しており、これはネットワークを利用する遠隔学習ならではの特色である。教育機関は少子化に伴う教員数削減が求められている。遠隔学習の導入によりこれに対応するためにはリアルタイムに学習状況に目を配る仕組みが重要である。本課題の意義は遠隔学習実施中に学習者を評価する仕組みを提供することにある。クラスROIにより、通常の教室において教員が実施するものと同程度の教育を、遠隔学習において多数の学習者に対し提供できることが期待できる。その結果、教育コストの削減と教育品質の向上を同時に達成することができる。

研究成果の概要(英文)：This research has proposed a class Region-Of-Interest (ROI) as evaluation measure of an e-Learning. The class-ROI is defined as integration of gaze/viewpoint of learners for the same e-Learning contents. The gaze is measured with an eye-tracker and it is stored in a database. The eye-tracker can measure precise viewpoint but expensive. Thus this research proposes a cheap eye-tracking method using digital camera and machine learning. Furthermore an effective data compression method also is proposed. Evaluation for a video based e-Learning shows that class-ROI is an effective benchmark to distinguish the student attains to a standard level from the other level ones.

研究分野：信号処理

キーワード：遠隔学習 視線計測

様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19、CK - 19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

近年、Web やモバイル機器を活用した遠隔学習 (e-Learning の一つ) が実用化されている。より良い遠隔学習とするためには理解度に関する学習評価が欠かせない。従来の遠隔学習評価の多くは、実施後のテストやアンケートによる事後評価である。もし学習実施中に学習者を評価できる、すなわち理解度を事中評価できれば、コンテンツ理解度の低い箇所について繰り返し学習させる、詳細な解説教材を提示する、講師がその場で学習指導を行うなど、より効果的な遠隔学習を実施できる。

遠隔学習では web ページやスライドを用いた視覚情報とナレーション等の聴覚情報が利用されるため、学習者個人の視線の動きとコンテンツ理解度の間には相関があると予想される。しかし、どのような動きをするとき理解度が高いかは個人差もあり、視線の動きのみに着目して理解度を評価することは困難である。もし、複数の学習者に学習コンテンツを同時に提示するとき、仮説 - コンテンツ理解度が同程度の学習者は同じ領域を注視している - が成立するならば、各学習者の視点位置と学習者集団の注視領域から学習者の理解度を相対的に評価できる。本課題ではこの学習者集団の注視領域をクラス Region-Of-Interest (ROI) と呼ぶ。クラス ROI 測定には各学習者の視線を収集する仕組みが必要となる。さらに、遠隔授業のように複数の学習者が同時に学習を行う場合、イトラッカのような高価なデバイスなしに視線を測定する仕組みが望ましい。

2. 研究の目的

本研究課題は、遠隔学習を支援するために、学習者の視点情報を集計したクラス Region-Of-Interest (ROI) を提案し、これを用いた遠隔学習の事中評価を目指す。従来の遠隔学習評価の多くはテストによる事後評価である。これに対し、クラス ROI は学習者の視点位置に基づく評価基準であり、学習実施中に学習者を評価できる。クラス ROI はオンライン収集した学習者の視点の重み付き和として定義され、学習者はクラス ROI により相対評価される。もし相対評価量が学習者のコンテンツ理解度と関係しているならば、遠隔地であっても学習者やその集団を事中評価できる。本課題で研究する事中評価は学習者の分析だけでなく、より効果的な遠隔学習を実施するための学習進行制御、学習教材のポイント自動生成などに応用できる。

3. 研究の方法

本研究は遠隔学習を支援するためのクラス ROI を用いた事中評価に関する研究を目的としており、これを達成するための四つの目標を定める： 学習者の視点測定、視点データ収集、クラス ROI と学習者の理解度計算、有効性検証である。は (A) イトラッカによる厳密な視線測定、(B) 学習者端末内蔵カメラによる視点簡易測定法を研究する。はモバイル端末より各視点を集計し、kernel smoothing を用いたクラス ROI の高速推定法およびこれを用いた学習者のコンテンツ理解度のオンライン計算法について検討する。は実際に遠隔学習を実施し、クラス ROI の事中評価尺度としての有効性およびシステムの有効性を検証する。クラス ROI と理解度を可視化し、指導者にフィードバックし、学習を支援する方法について検討する。

3.1 学習者の視点測定

3.1.1 イトラッカによる厳密な視線測定

複数の学習者に対して市販のイトラッカを用いた視点測定を行う場合、一般に、イトラッカも複数必要となる。しかしながら高精度のイトラッカは高価である。そこで、本課題における遠隔学習は、Youtube などのビデオを受講生の PC に一旦ダウンロードし、これを再生して学習するスタンドアロン型学習と定義する。現在ディスプレイに表示中の映像フレーム番号 (再生時刻 hh:mm:ss でも可) とイトラッカによる視線データを同時に記録することにより、一台のイトラッカを用いて、時分割で複数人の学習者の視点を同期計測できる。

3.1.2 モバイル端末内蔵カメラによる簡易測定

先に述べたように、市販のイトラッカは高価であり、多数の学習者が同時に遠隔学習を行う場合に複数台を使用することは困難である。そこでモバイル端末内蔵カメラによる視点測定について研究する。端末内蔵カメラの多くは「目」を十分な解像度で捉えることはできず、厳密な視線を測定することは難しい。さらに、厳密な測定には高い計算量を要することから遅延が発生し、リアルタイム測定は難しい。そこで、本課題では PLS (偏最小 2 乗回帰) を用いた機械学習により視点を簡易測定する方法を研究する。視点測定に利用できる特徴量は、輝度画像、色空間、HoG などさまざまな候補が考えられる。一般的な機械学習では、特徴量が増えるほど計算量が増加するだけではなく、認識率も低下する。一方 PLS は、特徴量をいったん潜在空間に射影し最も認識結果に影響を与える成分から順に使用するという特徴を持ち、特徴量が増えても認識率は低下しない利点を有する。さらに、回帰ベースの機械学習はその出力として連続量をとることができることから、直接視点座標を出力できる。CNN などのクラス分類ベースの機械学習では視点座標を直接出力することはできず、座標値を推定する後処理が必要となり、後処理の有効性も併せて議論する必要がある。

3.2 視点データ収集

3.2.1 視点データ収集サーバの設計

得られた視点位置情報はサーバに送信する。学習者の視点位置情報は、時刻情報と併せ、データベースに蓄積する。サーバはクラス ROI 計算と可視化も行う。クラス ROI の可視化は web サービスを用い、教師や学習者は web ブラウザを用いてアクセス可能である。

3.2.2 視点データの情報量圧縮

視点データは浮動小数点形式で表現されている。そのため、学習者の増加に伴い情報量が増大するため、データ圧縮が必要となる。一般的な浮動小数点形式データ圧縮では外挿予測に基づく線形予測法が利用されている。本研究では内挿予測を導入し、より圧縮率の高いデータ圧縮法を検討する。

3.3 クラス ROI と学習者の理解度

収集された視点位置情報は機械学習と識別に基づくことから空間的に離散である（視点座標値は連続とみなせる）。そこで、クラス ROI を確率密度関数として定義し、ノンパラメトリック推定を用いて連続関数として算出する。確率密度関数の推定は受講者数が少ない場合でも評価できるように kernel smoothing を利用する。kernel smoothing は測定サンプルが少ない場合であっても確率密度関数を推定できるノンパラメトリックな手法である。kernel smoothing では、各測定サンプル位置にカーネル（例えばガウス関数）を配置し、重ね合わせた関数を確率密度関数とする。本研究では、教材ビデオを提示するフレーム番号を基準とする各学習者の測定視点位置をサンプル点とし、kernel smoothing を用いて確率密度関数を推定し、これをクラス ROI とする。学習者のコンテンツ理解度はその学習者の視点位置における累積クラス ROI 値、すなわち注視確率の累積値と定義する。

3.4 有効性検証

実装した理解度計測システムは研究機関内にて、複数の学習者に対する遠隔学習を模擬的にを行い評価する。遠隔学習終了後、学習者に対しテストおよびアンケートを実施し、学習者の得点やアンケート結果とクラス ROI により求めた理解度の比較を行い、クラス ROI の有効性を明らかにする。また、推定した注視確率密度関数は提示教材に重ねることでコンテンツ理解度を画像として可視化し、指導者にフィードバックし、遠隔学習を支援する。

4. 研究成果

4.1 学習者の視点測定

4.1.1 アイトラッカによる厳密な視線測定

図 4.1.1 に実装した時分割同期式視点計測システムを示す。教材ビデオはオープンソースのプレイヤーである MPlayer を改造している。MPlayer にてあるビデオフレームを提示する際、アイトラッカにより得られている最新の視点座標を、フレーム番号と共にログファイルに記録する。最新の視点座標は共有メモリ経由で取得する。計測終了後、ログファイルは収集サーバに転送される。このシステムにより、複数人の学習者について、同じ教材ビデオに対する同じ時刻での視点情報をアイトラッカ 1 台で測定できる。

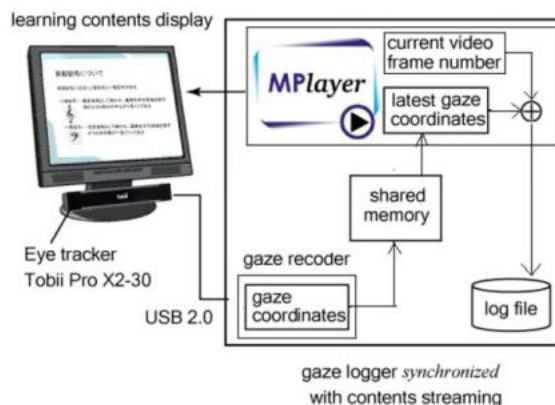


図 4.1.1 時分割同期式視点計測システム

4.1.2 モバイル端末内蔵カメラによる簡易測定

図 4.1.2 に提案するカメラ画像による視点測定システムを示す。提案法では、測定前にテスト画像を提示し学習を行う。テスト画像は 6x9 に分割した格子状の画像とし、被験者は各格子点を順に注視する。学習画像は 70 枚とする。画像の取得は、はじめに Viola-Jones 法による顔検出を行い、その後顔器官検出を用いて目画像を抽出する。目画像から輝度、色相、Haar-like 特徴、HoG 特徴を求める。これらの特徴量から PLS によりパラメータを求める。学習終了後、パラメータを用いて新たな画像フレームから線形演算により視点座標を予測する。

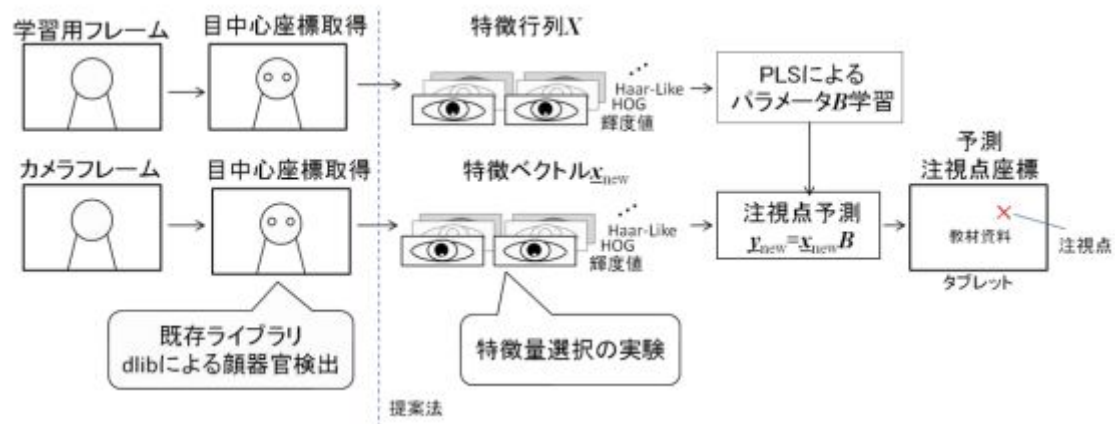


図 4.1.2 PLS に基づく機械学習による視点計測

実験ではディスプレイ上にランダムに点を表示し、この理論点と測定点の間のユークリッド距離を測定誤差として評価する。被験者 6 人に対する視点測定では、平均で 204pixel の誤差となった。これはカメラ画像の解像度 960 × 540 に対して約 19%の精度である。アイトラッカに比べて精度では劣るが、簡易的な視点測定としては十分な精度である。

4.2 視点データの情報量圧縮

図 4.2.1 に提案する内挿予測を用いた浮動小数点データの圧縮法を示す。なお、データ再生はこの逆順をたどる。はじめに浮動小数点データを整数型にタイプキャストする。データ系列は偶数番目と奇数番目に分解する。偶数番目のデータは外挿 (PE) による予測符号化、奇数番目のデータは内挿 (PI) による予測符号化を適用する。連続性を期待できるデータの場合、一般に、外挿よりも内挿の方が予測精度が高い。こうして内挿予測が可能な提案法は従来の外挿予測符号化よりも高い圧縮率を期待できる。

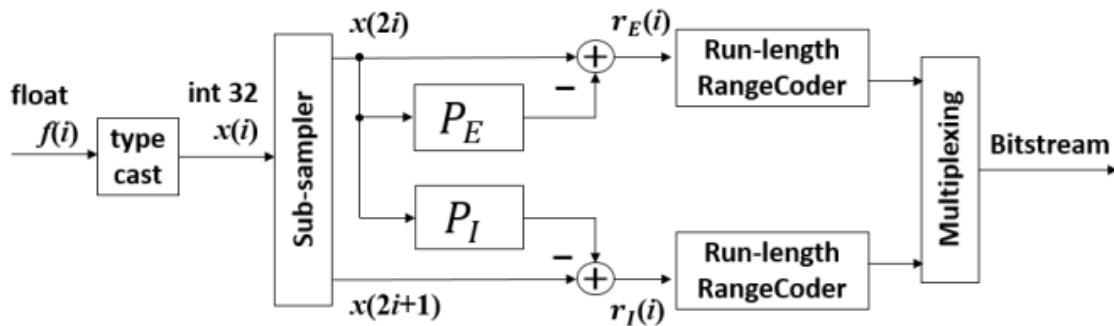


図 4.2.1 内挿外挿予測符号化

4 つの 2 次元テストデータを用いて提案法の有効性を検証する。表 4.2.1 に圧縮率を示す (100%に近いほどデータは小さくなっている)。いずれの浮動小数点データに対しても提案法 (2D) は従来法よりも高い圧縮率を有している。

表 4.2.1 圧縮率

	Compression rate[%]			
	a	b	c	d
Lind	38.9	51.6	58.7	55.0
7-zip	19.2	46.0	52.1	46.7
1D	31.7	43.1	54.6	50.9
2D	43.7	52.3	60.5	56.5

4.3 有効性検証

9 名の被験者についてクラス ROI を測定した。図 4.3.1 (a) はクラス ROI と教材ビデオのある 1 フレームを合成し可視化したものである。図から分かるように、学習者の視点は集中する。また、被験者は二つのグループに分かれている；グループ A は妨害タスクなし、グループ B は妨害タスク有りで教材ビデオを閲覧している。図 4.3.1 (b) から分かるように、妨害タスクなしの被験者はかなり視点が集中する (この例では字幕に着目している)。一方、妨害タスク有りの被験者は視点はばらついている。従って、まじめに取り組む学習者はほぼ同じ箇所を見ていると言える。

表 4.3.1 理解度とクラス ROI

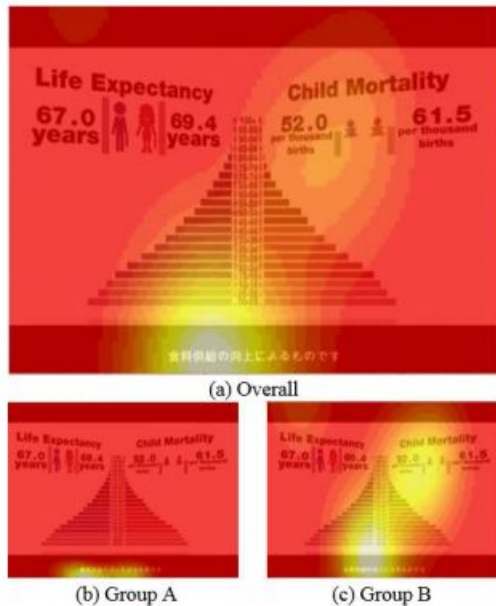


図 4.3.1 クラス ROI

表 4.3.1 は学習後の事後テスト（選択問題）結果とクラス ROI から求めた理解度を比較している。被験者はアンケート調査により三つのクラスに分類している；type1 はランダムに解答（勘）、type 2 は学習内容の事前知識無し、type 3 は事前知識ありである。表から、事前知識無しのクラスに属する学習者に対し、クラス ROI から求めた理解度と正の相関（相関係数 0.470）が認められる。すなわち、事前知識を持たないまじめな学習者はほぼ同じ箇所を見ている。一方、事前知識がある学習者（優秀な学習者）や、不真面目な学習者は異なる箇所を見ている。

以上により、学習者集団から計測したクラス ROI は学習コンテンツに対して集中している学生を検出できることが分かった。一方、クラス ROI 値が高い箇所から外れた位置に視線があっても、必ずしも理解度の低い学習者を示しているとは限らないことも分かった。こうして、クラス ROI は注目すべき学習者を遠隔学習実施中に抽出するための指標としては有効である。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕(計 0 件)

〔学会発表〕(計 13 件)

[1] S. Imai, S. Fukuma, S. Mori, A Floating Point Data Compression Using Inter-Extrapolative Predictor, IEEE 61st International Midwest Symposium on Circuits and Systems, DOI:10.1109/MWSCAS.2018.8623986, 2018. (国際会議論文, 査読あり)

[2] 小原 秀介, 今井 慎也, 福間 慎治, 森 眞一郎, 差分方程式解法に基づく内挿予測を用いた浮動小数点シミュレーションデータのロスレス予測符号化, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会, 2018.

[3] 畑中 理, 中島 宏樹, 福間 慎治, 森 眞一郎, 学習者集団の時分割視点座標計測システムと理解度評価への応用, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会, 2018.

[4] 今井慎也, 福間慎治, 森眞一郎, 内挿外挿予測を用いた浮動小数点データの圧縮, 電子情報通信学会 スマートインフォメディアシステム研究会, 2017

[5] 酒井宏基, 牧田光平, 福間慎治, 森眞一郎, FPGA を用いた機械学習によるレーザーポイント検出, 映像情報メディア学会 メディア工学研究会, 2017

Table. 1: Results of understanding degree estimation

Learner	Score	Class ROI Index	Correct answer		
			type1	type2	type3
a	6	20.3	0	5	1
b	7	22.0	0	6	1
c	5	17.8	1	2	2
d	7	25.1	0	6	1
e*	2	9.85	1	0	1
f*	2	21.7	0	0	2
g*	6	17.3	1	3	2
h*	6	20.3	1	5	0
i*	2	22.4	1	0	1

Table. 2: Average value by group

Group	Score	Class ROI Index	Correct answer (type2)
A	6.25	21.3	4.75
B	3.6	18.3	1.6

Table. 3: Correlation with class ROI Index

Score	Correct answer		
	type1	type2	type3
0.387	-0.573	0.470	-0.121

[6] Hiroki Nakashima, Hiroki Sakai, Shinji Fukuma, Shin-ichiro Mori, A Class ROI for Measure of e-Learning in Progress, International Workshop on Smart Info-Media Systems in Asia, 2017. (国際会議論文, 査読あり)

[7] 辻悠斗, 今井慎也, 福間慎治, 森眞一郎, 線形予測と JBIG 符号化を用いた浮動小数点データ圧縮, 電気関係学会北陸支部連合大会, 2017

[8] 山崎友理, 福間慎治, 森眞一郎, スマートデバイスのための機械学習に基づく注視点計測の検討, 電子情報通信学会 スマートインフォメディアシステム研究会, 2017

[9] 長嶺祐輔, 福間慎治, 森眞一郎, 実行時の動的かつ頻繁なグループ変更に対応可能な MPI 環境下でのマルチキャストの実装, 第 15 回 情報科学技術フォーラム FIT2016, 2016. (査読あり)

[10] Jiachao Zhang, Shunpei Yuasa, Shinji Fukuma, Shin-ichiro Mori, A Real-time GPU-based Coupled Fluid-Structure Simulation with Haptic Interaction, 15th IEEE/ACIS International Conference on Computer and Information Science, 2016.

[11] 山崎勇人, 伊藤義宏, 福間慎治, 森眞一郎, BLE における大容量データ通信プロトコルの設計, 電気関係学会北陸支部連合大会, 2016 .

[12] 吉村勇哉, 酒井宏基, 福間慎治, 森眞一郎, 講義支援システムの高解像度化のためのポイント重畳回路の設計, 映像情報メディア学会メディア工学研究会, 2016 .

[13] 齋藤雅大, 今井慎也, 福間慎治, 森眞一郎, 仮数部の不連続性を考慮した浮動小数点データのロスレス適応予測符号化, 電子情報通信学会 スマートインフォメディアシステム研究会, 2016 .

〔図書〕(計 0 件)

〔産業財産権〕

出願状況 (計 0 件)

取得状況 (計 0 件)

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。