

e-Learning 学習者の顔画像解析によるリアルタイム感情推定法 Emotion estimation method using facial images of e-Learning users

繁田 亜友子[†] 小池 武士[‡] 濱本 和彦[†] 野須 潔[†]
Ayuko SHIGETA Takeshi KOIKE Kazuhiko HAMAMOTO Kiyoshi NOSU

1. はじめに

われわれは、e-Learning 学習者の動的な顔画像から学習中の時々刻々と変化する感情をリアルタイム処理で推定し、その感情に適した学習教材を自動でナビゲートするヒューマンインタフェース機能を持つ e-Learning 支援システムの開発を進めている。本研究では、従来手法^[1]と比べ学習教材を効率的にナビゲートでき、より高精度なリアルタイム処理可能な感情推定法について提案し比較検討する。

2. 主観評価実験による特徴量の抽出

2.1 実験の方法

以下の手順により特徴量を抽出する実験を行った。

2.1.1 顔特徴点の定義

人間の表情の変化は、表情筋（および咀嚼筋）の収縮・弛緩により引き起こされ、表情の変化と感情とは関連があるとされている^[2]。そこで本提案手法では、表情筋の変化量と感情とを対応付け感情推定を行う。そこで、図1に示す被験者の右眉内側、右眉外側、左眉内側、左眉外側、右口端、左口端の6点を顔特徴点と定義し、画像の正規化を行うために頭頂部、顎の2点を基準点として使用する。

2.1.2 推定感情の定義

推定する感情には、学習教材を効率的にナビゲートするために表1に示す感情対を用いる。ここで、各感情は独立しているものと仮定し、同時に2つ以上の感情を所有することがある。

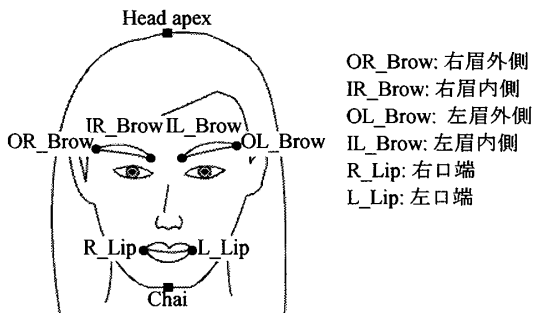


図1 推定に用いる顔特徴点

表1 推定感情対

感情対	評価感情
No.1	難しい—簡単
No.2	飽きている—集中している

[†] 東海大学大学院総合理工学研究科 Tokai University Graduate School of Science and Technology.

[‡] 東海大学大学院開発工学研究科 Tokai University Graduate School of High-Technology for Human Welfare.

2.1.3 手順

被験者は大学生 25 名（男性 19 名、女性 6 名）である。

- (1) 被験者は、実際に講義で使用されている e-Learning の学習教材を用いて各自 5 分間自習形式で学習を行う。
- (2) 実験には 2 台のビデオカメラを使用した。1 台は、被験者が学習している学習用端末モニタの上部より被験者の正面からの表情を学習前平静時 1 分、引き続き学習中 5 分撮影した。もう 1 台は、被験者の後方より被験者が学習している教材画面を撮影した。
- (3) 学習終了後直ちに、被験者に (2) で被験者の後方から撮影した教材画面の映像を提示し、表 1 の 2 つの感情対について 30 秒間隔で 5 分間計 10 回、SD 法 (5 段階評価) による主観評価を実施した。

2.2 特徴量の抽出手順

2.1.3 の結果より推定に用いる特徴量を抽出する。図 2 にその手順を示す。

2.2.1 顔画像の相対座標化

撮影した顔画像は、2 次元画像追跡ソフト 2D-PTV (デジモ社製) を用い顔特徴点、基準点の 8 点を 15 フレーム/秒に設定し軌跡追跡を行い 2 次元の x, y 座標に変換する。次に顔の大きさや傾きを考慮し頭頂部—顎を基準に顔の長さを 1 とした相対座標値を算出する。

2.2.2 主観評価との対応付け

2.2.1 の相対座標値から学習前平静時の顔特徴点平均座標値を算出する。次に学習中の映像は、フレームごとに平静時からの移動距離を求め 30 秒間隔で平均値を算出し 2.1.3 (3) の主観評価と対応付け顔特徴点平均変化率 (特徴量の候補) とする。

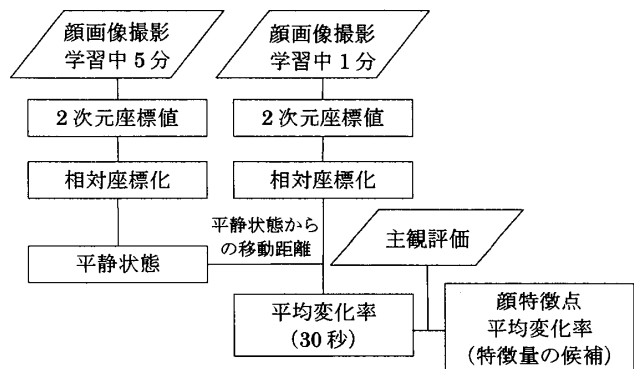


図2 特徴量の抽出手順

3. 感情推定法

3.1 感情推定法の概要

図 3 に提案手法の概要を示す。従来手法では、2.2.2 で抽出した特徴量 (特徴量の候補) をそのまま用いて推定を行っていた。

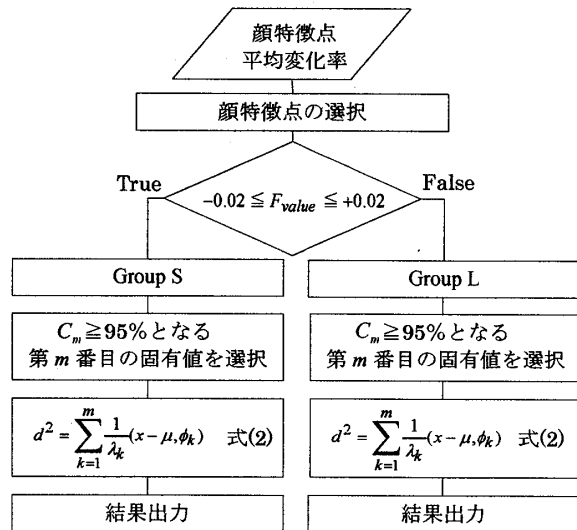


図3 提案手法の感情推定手順

表2 推定に用いる顔特徴点一覧

感情対	右眉				左眉				口端			
	外側		内側		外側		内側		右側		左側	
	x	y	x	y	x	y	x	y	x	y	x	y
No.1	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
No.2		○		○		○		○		○		○

しかし、顔特徴点平均変化率には個人差が認められることまた、マハラノビス距離はパターン次元数に対して十分な学習サンプルを用意する必要がある。そこで本提案手法は、あらかじめ被験者を2つのグループに分け感情推定を行う事とする。次に、特徴量の次元数に対するサンプル数を相対的に増やすため、感情対ごとに推定に用いる顔特徴点を選択する。さらに、特徴量の共分散行列の累積寄与率が95%以上となる固有値を選択しマハラノビスの距離を算出する。以下、各手続きについて説明する。

3.1.1 推定に用いる顔特徴点の選択

2.2.2 の特徴量の候補 (12次元) から感情推定に有効な特徴量を選択した。選択の基準は、特徴量の候補 (12次元) の相関係数行列を求め、相関が強く (r ≥ 0.7) 感情対で相関に差異が見られる顔特徴点とした。表2に選択した顔特徴点の一覧を示す。

3.1.2 被験者のグループ分け

被験者のグループ分けの基準は「学習中5分間の顔特徴点平均変化率 (F_value) が -0.02 ≤ F_value ≤ +0.02 の範囲内」としこの基準を満たす被験者を「Sグループ」、満たさない被験者を「Lグループ」に分類する。すなわち、表情の変化が小さい被験者は「Sグループ」、大きな被験者は「Lグループ」に分類される。

3.1.3 マハラノビス距離と固有値展開

xを未知入力ベクトル、μを母集団の平均値ベクトル、共分散行列をΣとする時xとμとの間のマハラノビス距離は式(1)より与えられる。

$$d^2 = (x - \mu)^t \Sigma^{-1} (x - \mu) \dots\dots\dots (1)$$

共分散行列Σの第k固有値をλ_k、λ_kに対応する固有ベクトルをφ_kとし式(1)を式(2)のように書き直す。

$$d^2 = (x - \mu)^t \Sigma^{-1} (x - \mu) \dots\dots\dots (2)$$

$$= \sum_{k=1}^n \frac{1}{\lambda_k} (x - \mu, \phi_k)$$

マハラノビス距離にはこれまでの研究より

- ・分散 (固有値) がゼロに近い軸が多く存在し、これらの軸は冗長である^[3]
- ・分散 (固有値) の小さい軸が距離に過大な影響を与えてしまい、認識率の低下をもたらす^[4]

という問題点が指摘されている。そこで、本提案手法では、推定演算時に感情対のどちらかで特徴量の共分散行列の累積寄与率 (C_k) が C_m ≥ 95%となる第m番目の固有値 λ_m、λ_mに対応する固有ベクトル φ_mを用いて、式(2)より k=1,2,...,mとして演算を行う。

4. シミュレーション実験

2.主観評価実験のデータより1名分のデータを抜き取り評価データとする。残りの24名のデータを特徴量として用い、これを25名分行った。一致率は、シミュレーション実験の推定感情と被験者の評価感情の比で求めた。

5. 結果

図4に提案手法と従来手法の一致率の結果を示す。本提案手法は、従来手法と比較し第1感情対「難しい」9.7%「簡単」27.7%、第2感情対「飽きている」4.2%、「集中している」39.3%の向上が見られ有効性が確認された。今後は、推定率の向上及び教材ナビゲーションへの応用を検討している。

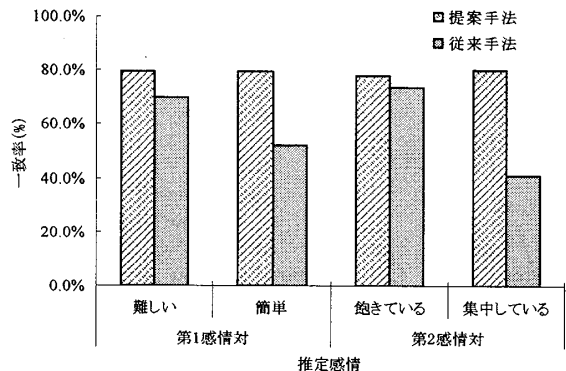


図4 提案手法と従来手法の一致率

参考文献

[1]黒川 智哉, 野須 深, 山崎 清之, “顔画像および生体信号のテンプレートをを用いた e-Learning 学習者の心理状態時系列推定の検討”, 映像メディア学会誌, Vol.61, No.12 (2007).
 [2]P.Ekman and W.V.Friesen(工藤 力訳), “表情分析入門”, 誠信書房, (1987).
 [3]加藤 寧, 安倍 正人, 根元 義章, “改良型マハラノビス距離を用いた高精度な手書き文字認識”, 信学論(D-II), Vol.j79-D- II, No.1 (1996).
 [4]孫 方, 大町 真一郎, 加藤 寧, 阿曾 弘具, “特徴量の要素の相関を考慮した高速・高精度な識別関数と文字認識への応用”, 信学論(D-II), Vol.j81-D- II, No.9 (1996)