

顔表情からの関心度推定に基づく映像コンテンツへのタギング

宮原 正典[†] 青木 政樹[†] 滝口 哲也^{††} 有木 康雄^{††}

[†] 神戸大学大学院工学研究科

兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1

^{††} 神戸大学自然科学系先端融合研究環

兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1

E-mail: [†]{miyahara,masamax777}@me.cs.scitec.kobe-u.ac.jp, ^{††}{takigu,ariki}@kobe-u.ac.jp

あらまし 近年、ユーザが視聴可能な映像コンテンツは莫大な量となってきたため、ユーザが自分の好きな映像コンテンツを探し出すことが困難になりつつある。そこで我々は、映像コンテンツを視聴するユーザを撮影し、その表情から関心度を推定することで映像コンテンツにタギングを行い、番組推薦に役立てるためのシステムを提案する。撮影された顔は、Elastic Bunch Graph Matching によって、顔特徴点抽出と個人認識が行われ、特定された個人に対して、Support Vector Machines によって関心のクラスが推定される。関心のクラスは、Neutral, Positive, Negative, Rejective の 4 種類であり、映像コンテンツと同期してフレームごとにタギングが行われる。評価実験の結果、関心クラス推定の平均再現率は 87.61%、平均適合率は 88.03% となった。

キーワード 映像コンテンツへのタギング, 顔表情, EBG, SVM

Tagging Video Contents Based on Interest Estimation from Facial Expression

Masanori MIYAHARA[†], Masaki AOKI[†], Tetsuya TAKIGUCHI^{††}, and Yasuo ARIKI^{††}

[†] Graduate School of Engineering, Kobe University

1-1,Rokkodai, Nada, Kobe, Hyogo

^{††} Organization of Advanced Science and Technology, Kobe University

1-1,Rokkodai, Nada, Kobe, Hyogo

E-mail: [†]{miyahara,masamax777}@me.cs.scitec.kobe-u.ac.jp, ^{††}{takigu,ariki}@kobe-u.ac.jp

Abstract Recently, there are so many videos available for people to choose to watch. To solve this problem, we propose a tagging system for video content based on facial expression that can be used for video content recommendations. Viewer's face captured by a camera is extracted by Elastic Bunch Graph Matching, and Interest class is estimated by Support Vector Machines. The interest classes are Neutral, Positive, Negative and Rejective. They are recorded as "interest tags" in synchronization with video content. Experimental results achieved an averaged recall rate of 87.61%, and averaged precision rate of 88.03%.

Key words Tagging video contents, Facial expression, Elastic Bunch Graph Matching, Support Vector Machines

1. はじめに

近年、テレビでは多チャンネル化が進み、またインターネットでは、YouTube などに代表される動画共有サイトが発達してきたこともあり、ユーザが視聴できる映像コンテンツは莫大な量になっている。これにより、ユーザは、自分が見たい映像を自分で簡単に探し出すのが困難になりつつある。そこで、ユーザの好みに合わせて自動的に映像コンテンツを推薦してくれる

システムが期待されるが、そのためにはユーザがこういった映像コンテンツに関心があるのかを解析しなければならない。これに関する従来の研究には、大きく分けて 2 つの手法がある。1 つは、映像コンテンツそのものを解析する手法であり、もう 1 つは、映像コンテンツを視聴するユーザの振る舞いを解析する手法である。

映像コンテンツそのものを解析する手法に関しては、映像に何が映っているか、映像がどのような意味を持っているか、と

ということが解析できれば、映像を推薦する上で有用であると考えられる。映像解析の分野では、ショットの境界判定や、高次元特徴抽出、物体検出など様々な研究がなされているが、一般物体認識や、映像意図理解といったタスクは困難であるとされている [1]。

一方、映像コンテンツを視聴するユーザの振る舞いを解析する手法に関しては、好きなキーワードをユーザに登録してもらったり [2]、リモコンの操作履歴を利用するといった手法が用いられる [3]。しかし、これらの手法は、ユーザが自覚している好みしか反映できない。また定期的に好きなキーワードや俳優を登録するのはユーザにとって負担となる。

そこで、山本ら [4] は、ユーザの映像視聴時の顔表情に着目し、HMM を用いて顔変化の時間的パターンに基づき、テレビ視聴者の興味区間を自動的に推定するシステムを提案した。これにより、ユーザに負担をかけずに、コンテンツのある区間に対する関心の有無を推定することが可能となった。

しかし、番組推薦を行うという視点に立った場合、関心がないという区間は、何も感じないという場合と、不快・嫌悪を感じる場合とが考えられ、これらを区別することによって推薦して欲しくないシーンの判別に役に立つ。そのため、我々は、関心のクラス分類を、Neutral, Positive, Negative に拡張した。

さらに、より実環境に近づけると、ユーザは映像コンテンツの視聴中、ディスプレイを注視するだけでなく、違う方向を向いたり、口元を手で隠したりすることが考えられる。関心の推定には、正面を向いたときの顔特徴点の位置を用いているので、顔方向が変化したり、顔特徴点が隠れたりした場合、正しく推定できない。そのような推定結果が混入すると、番組推薦の精度が低下するため、除外したい。この点から、このような状況を自動的に識別し、Rejective というクラスに分類するようにした。

2. 提案システムの概要

図 1 は、実験環境の上面図である。ユーザはディスプレイに映る映像コンテンツを 1 人で視聴している。ユーザの顔はウェブカメラによって撮影される。PC は映像コンテンツの再生と、顔動画の解析処理を行う。

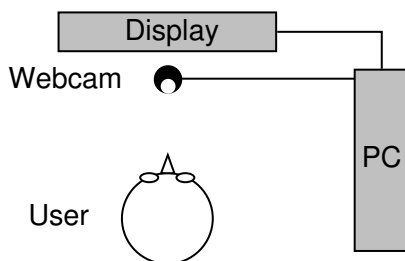


図 1 Top view of experimental environment

図 2 に、提案システムの流れを示す。まず初めに、Haar-like 特徴に基づく AdaBoost [5] によって、顔動画から顔領域を抽出する。これは、次の処理で計算時間を減らし、また顔領域のサイズを正規化するためである。次に、抽出された顔領域

に対して、Gabor 特徴に基づく Elastic Bunch Graph Matching (EBGM) [6] [7] によって、顔特徴点の抽出と、個人認識を行う。そして、特定された個人に対して、あらかじめ作成しておいた個人顔表情モデルを選択する。個人顔表情モデルには、そのユーザの無表情顔特徴点と、個人顔表情識別器を登録しておく。最後に、ユーザの関心がどのクラスに属するかを Support Vector Machines (SVM) [8] によって推定する。SVM の特徴量には、無表情顔特徴点座標と、現在の表情の顔特徴点座標の差分を用いる。認識結果は「関心タグ」(Neutral, Positive, Negative, Rejective) として、映像コンテンツのフレームごとに同期して記録される。

3. AdaBoost による顔領域抽出

顔領域を抽出する手法には、HSV 色空間から肌色領域を抽出し、円形度などを用いて頭部領域を特定する手法などもあるが、本論文では、Viola, Jones らによって提案された、Haar-like 特徴に基づく AdaBoost を用いた。これは、Haar-like 特徴という濃淡特徴を特徴量とする弱学習器をカスケード型に組み合わせて、強学習器を構成する手法である。高精度で顔領域を検出でき、かつ実時間で動作するため、広く用いられている。また、抽出した顔領域を一定サイズにリサイズすることで、カメラとユーザ間の距離を正規化した。さらに、抽出された領域に対してのみ、その後の処理を行うため、計算時間を短縮することができる。

4. EBGM による顔特徴点抽出と個人認識

4.1 Gabor Wavelet

Gabor Wavelet は Elastic Bunch Graph Matching の基礎であり、本節ではそのアルゴリズムについて述べる。

4.1.1 Gabor Wavelet

Gabor Wavelet は周波数を変化させることにより、全体的な特徴から局所的な特徴まで抽出することができる。また方向を変化させることで Wavelet の向きに対応した特徴を得ることができる。

Gabor Wavelet は式 (1) で与えられる、この Wavelet と顔特徴点の近傍領域を畳み込むことにより特徴量を得る。この関数には、単純な波の周波数と方位の両方を表す波ベクトル k_j と平滑化のためのガウス関数を含んでいる。

$$\psi_j(\mathbf{x}) = \frac{\|k_j\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_j\|^2 \|\mathbf{x}\|^2}{2\sigma^2}\right) \left[\exp(ik_j \mathbf{x}) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (1)$$

$$\mathbf{k}_j = \begin{pmatrix} k_{jx} \\ k_{jy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_\nu \cos \varphi_\mu \\ k_\nu \sin \varphi_\mu \end{pmatrix} \quad (2)$$

ここで、 $k_\nu = 2^{-\frac{\nu+2}{2}} \pi$ 、 $\varphi_\mu = \mu \frac{\pi}{8}$ であり、 $\nu = 0, 1, 2, 3, 4$ の 5 空間周波数、 $\mu = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$ の 8 方位の Wavelet が得られる。

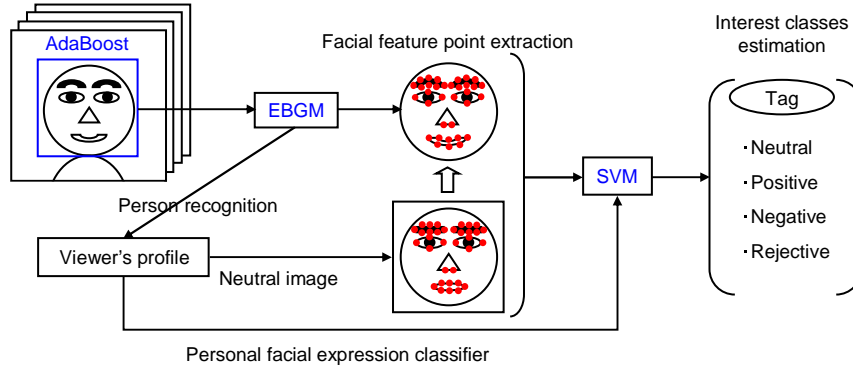


図 2 System flow

4.1.2 Jet

Gabor Wavelet による畳み込みの特徴量を Jet と呼ぶ。これは特徴点の複素 Gabor Wavelet 係数の集合であり、これらと比較することにより特徴点位置の推定を行う。Jet のイメージ図を図 3 に示す。

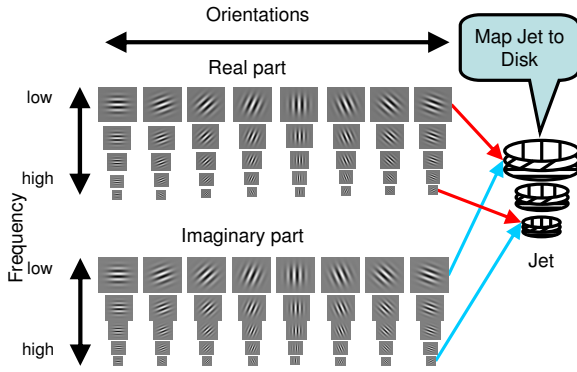


図 3 Gabor Wavelet

本論文では、8 方位、5 空間周波数を持った Real part と Imaginary part の計 80 の Wavelet を用いている。従って、Jet は Real part と Imaginary part から生成された 40 の複素係数を持っている。Jet は式 (3) のように書くことができる。

$$\mathcal{J}_j = a_j \exp(i\phi_j) \quad (3)$$

ここで、 \mathbf{x} は顔特徴点座標 (x, y) で $a_j(\mathbf{x})$ は複素係数の Magnitude, $\phi_j(\mathbf{x})$ は複素係数の Phase, j は 0~39 の計 40 個である。

4.2 Jet の類似度

2 つの Jet, J と J' の相関を考える。2 つの Jet の位置は、画像上で \mathbf{x} と \mathbf{x}' であり、位置の差ベクトルは、

$$\mathbf{d} = \mathbf{x} - \mathbf{x}' = \begin{pmatrix} dx \\ dy \end{pmatrix} \quad (4)$$

である。

ここで、2 つの Jet の大きさや位相に関する類似度を考える。即ち、

$$S_D(J, J') = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} a_j a'_j \cos(\phi_j - \phi'_j)}{\sqrt{\sum_{j=0}^{N-1} a_j^2 \sum_{j=0}^{N-1} a'_j{}^2}} \quad (5)$$

この式を用い J の Jet にもっとも類似した J' を見つけるには、 $\phi_j - \phi'_j = \mathbf{k}_j \mathbf{x} - \mathbf{k}_j \mathbf{x}' = \mathbf{k}_j (\mathbf{x} - \mathbf{x}') = \mathbf{k}_j \mathbf{d}$ であることに注目し、位相差 $\phi_j - \phi'_j - \mathbf{k}_j \mathbf{d}$ を考慮に入れると、

$$S_D(J, J') = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} a_j a'_j \cos(\phi_j - (\phi'_j + \mathbf{k}_j \mathbf{d}))}{\sqrt{\sum_{j=0}^{N-1} a_j^2 \sum_{j=0}^{N-1} a'_j{}^2}} \quad (6)$$

となり、すべての j に対して位相だけでなく、大きさも含めた類似度が最大になる \mathbf{d} を求めればよい。

4.2.1 変位ベクトルの推定

式 (6) で微小変位ベクトル \mathbf{d} は明確に定義されていなかった。ここでは \mathbf{d} の推定手法について述べる。まず初期探索点の場所の Jet の類似度を、 $dx = dy = 0$ として式 (6) で計算し、その後、初期探索点の右上、右下、左下、左上の点における Jet の類似度と初期探索点の Jet の類似度を比較し、類似度が高いほうを次の探索開始点として、さらに右上、右下、左下、左上と探索を続けていく。また探索点が周りの点よりも高い類似度の場合はステップ幅を 1/2 にしてさらに同じことを繰り返し、局所的な探索に入る。これを 50 回繰り返し、一番高い類似度の点を推定される特徴点位置として抽出する。

4.3 EBGM

本節では、Elastic Bunch Graph Matching について述べる。

4.3.1 Graph

グラフとは、各特徴点位置から Jet を抜き出したものを言う。グラフのイメージ図を図 4 に示す。この抽出された顔領域におけるグラフを利用することで、目的領域の形状把握が可能になる。

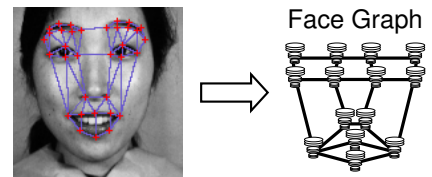


図 4 Jet extracted from facial feature points

4.3.2 Bunch Graph

Bunch Graph とは複数人からグラフを抽出し、それを束 (Bunch) 状にしたグラフのことである。この Bunch Graph をもとに、対象の特徴点位置の探索を行う。Bunch Graph は束

にしたグラフの情報を保持し、探索の時に束にしてあるものと探索点での Jet を比較したのち、類似度の一番高い Jet を採用して位置決めをする。

4.3.3 Elastic Bunch Graph Matching

手で特徴点を指定した Bunch Graph は特徴点位置探索に使われる。Elastic Bunch Graph Matching の流れ図を図 5 に示す。まず始めに、特徴点を検出したい画像を入力すると、そこに Bunch Graph が貼り付き、そこから 4.2.1 項で示した手法を用いて特徴点位置の局所探索に入る。位置の推定が完了した後、入力された顔画像に対する Face Graph が抽出され、顔特徴点座標が得られる。また個人認識は、予め登録されている Face Graph G と、入力された顔画像から得られた Face Graph G' の Jet の類似度の総和を式 (7) で計算し、この値が一番高いものを本人として決定する。

$$S_{jet}(G, G') = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} S_D(\mathcal{J}_j, \mathcal{J}'_j) \quad (7)$$

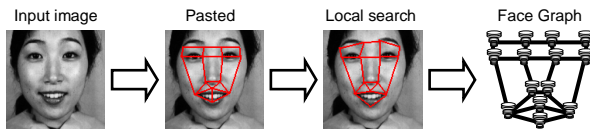


図 5 Elastic Bunch Graph Matching procedure

5. SVM による関心クラスの推定

5.1 関心クラスの定義

従来では、関心の有無のみを推定していたので、関心のクラスは「関心あり」「関心なし」と分類されていた。しかし、「関心なし」には、その映像に対して、特に何も感じていない場合と、嫌悪や不快を感じてもう見たくない場合があると考えられる。特に、インターネットにおける動画共有サイトでは、多くの一般人が動画をアップロードして、プロによる編集作業をされていないものが多いため、テレビとは違って様々な映像コンテンツが存在する。そこで、表 1 のような関心クラスを定義した。これにより、協調フィルタリング [9] のような手法を用いることで、見たい番組のみを推薦し、見たくない番組を推薦しない、といったシステムを構築することが期待される。また、実環境では、ユーザは常にディスプレイを注視しているとは限らず、顔を傾けたり、口元に手をやったりして、顔特徴点が常に見えているとは限らない。そのため、そのような状態を表す、Rejective というクラスを定義した。Rejective と判断された区間は、関心推定の信頼性が低いと判断し、番組推薦を行うときには除外する。

5.2 Support Vector Machines

Support Vector Machines(SVM) は、学習データを、特徴空間上において、マージン最大化基準で分類する超平面を構成し、識別境界とする手法である。本論文では、RBF カーネルによってカーネル化し、one-against-the-rest 法によって多クラスの識別を実現した。

5.3 特徴ベクトル

顔特徴点は図 4 に示すような、34 点を用いる。そして、無表情のときと表情のときの顔特徴点の移動量を SVM の特徴ベクトルとした。すなわち、あらかじめ個人ごとに登録しておいた無表情画像における顔特徴点座標を (x_{Ai}, y_{Ai}) とし、各フレームの表情画像における顔特徴点座標を (x_{Bi}, y_{Bi}) とすると、特徴ベクトル m は以下のように定義される。

$$m_i = [x_{Bi} - x_{Ai} \quad y_{Bi} - y_{Ai}]^T \quad (8)$$

$$m = [m_1 \quad m_2 \quad \dots \quad m_{34}]^T \quad (9)$$

表 1 Facial expression classes

Classes	Meanings
Neutral (Neu)	Expressionless
Positive (Pos)	Happiness, Laughter, Pleasure, etc.
Negative (Neg)	Anger, Disgust, Displeasure, etc.
Rejective(Rej)	Not watching the display in the front direction, occluding part of face, tilting the face, etc.

5.4 スムージング

関心クラスはフレーム毎に推定しているが、人間の表情はフレーム単位で高速に変化したりすることは少ないため、認識結果に対して前後のフレームの結果を用いることで、認識誤りやノイズを除去できると考えられる。

認識結果列 $O = \{\dots, o_{n-1}, o_n, o_{n+1}, \dots\}$ に対して、スムージング後の認識結果列を $O' = \{\dots, o'_{n-1}, o'_n, o'_{n+1}, \dots\}$ とすると、

$$o'_n = \frac{\sum_{i=n-M}^{n+M} o_i}{2M + 1} \quad (10)$$

となる。 M はスムージングのウィンドウ幅である。

6. 実験

6.1 実験条件

図 1 に示すような実験環境で、2 名の被験者 A, B に対して、4 本の映像コンテンツを見せた。被験者には、顔表情を誇張したり、抑制したりしないように指示した。映像の長さは、1 本当たり約 17 分間である。映像コンテンツのジャンルは「バラエティ番組」を用いた。これは、「ドラマ」や「ニュース」などと比べ、表情変化が頻繁に見られるからである。被験者が映像コンテンツを見ている間、システムは、映像コンテンツと同期して、毎秒 15 フレームでユーザの顔を録画し続ける。その後、被験者は、自分の顔動画と映像コンテンツの両方を見ながら、表 1 に従って、映像コンテンツにタギングを手動で行う。映像コンテンツにタギングを行う際、図 6 のようなインターフェースを用いた。左のウィンドウには映像コンテンツとユーザの顔動画が再生されていて、右のウィンドウにはタギング用のボタンがある。被験者による手動タギングの結果を、表 2 に示す。この手動タギング付きの顔動画を実験動画と呼び、以降の評価実験に用いる。



図 6 Tagging interface

表 2 Tagged results (frames)

	Neu	Pos	Neg	Rej	Total
Subject A	49865	7665	3719	1466	62715
Subject B	56531	2347	3105	775	62758

6.2 AdaBoost による顔領域抽出

実験動画の全てのフレームに対して、Haar-like 特徴に基づく AdaBoost によって顔領域の抽出実験を行った。顔が検出されなかったフレームは、全て Rejective のフレームだった。顔が検出されたフレームは、それが正しい領域かどうかを人間が目で見確認した。実験結果を表 3, 4 に示す。

表 3 Facial region extraction experiment for subject A

	Neu	Pos	Neg
False extraction	20	3	1
Total frames	49865	7665	3719
Rate (%)	0.040	0.039	0.027

表 4 Facial region extraction experiment for subject B

	Neu	Pos	Neg
False extraction	132	106	9
Total frames	56531	2347	3105
Rate (%)	0.234	4.516	0.290

表が示すように、Neutral, Positive, Negative に対する平均誤検出率は、被験者 A で 0.0354%, 被験者 B で 1.68% となった。被験者 B の Positive のときの誤検出率が高いのは、被験者 B は笑ったときに大きく顔を動かす癖があり、そのため顔が検出しにくくなったものと考えられる。

6.3 EBGM による個人認識

AdaBoost によって正しく検出された全フレームに対して、EBGM によって個人認識を行った。実験結果を表 5, 6 に示す。

表 5 Person recognition experiment for subject A

	Neu	Pos	Neg
False recognition	2	0	0
Total frames	49845	7662	3718
Rate (%)	0.004	0.000	0.000

表 6 Person recognition experiment for subject B

	Neu	Pos	Neg
False recognition	2	20	0
Total frames	56399	2241	3096
Rate (%)	0.004	0.893	0.000

誤認識率はほぼ 0% となり、提案システムはユーザの個人表情モデルを正しく選択できることが確認できた。

6.4 SVM による関心クラスの推定

実験動画の全てのフレームに対して、SVM を用いて関心クラスの推定を行った。4 本の実験動画のうち 3 本を学習データに用いて、残りの 1 本をテストデータとして、クロスバリデーションを行った。

評価尺度としては、下に定義される再現率 (recall) と適合率 (precision) を用いた。

$$recall = \frac{relevant\ frames \cap estimated\ frames}{relevant\ frames}$$

$$precision = \frac{relevant\ frames \cap estimated\ frames}{estimated\ frames}$$

また、実験動画は Neutral のフレームが圧倒的に多いので、フレーム単位で平均を求めると、平均値は Neutral の結果にほぼ依存してしまう。そのため、クラス単位で平均を求めことにする。すなわち、平均再現率 (averaged recall) と、平均適合率 (averaged precision) は以下の様に表される。

$$averaged\ recall = \frac{\Sigma(Neu, Pos, Neg, Rej)recall}{4}$$

$$averaged\ precision = \frac{\Sigma(Neu, Pos, Neg, Rej)precision}{4}$$

実験結果を、表 7, 8 に示す。ただし、Rejective の結果は、SVM で Rejective と推定されたフレーム数と、AdaBoost で顔が検出されなかったフレーム数の合計である。

表 7 Confusion matrix for subject A

	Neu	Pos	Neg	Rej	Sum	Recall (%)
Neu	48275	443	525	622	49865	96.81
Pos	743	6907	1	14	7665	90.11
Neg	356	107	3250	6	3719	87.39
Rej	135	0	5	1326	1466	90.45
Sum	49509	7457	3781	1968	62715	
Precision (%)	97.51	92.62	85.96	67.38		

表 8 Confusion matrix for subject B

	Neu	Pos	Neg	Rej	Sum	Recall (%)
Neu	56068	138	264	61	56531	99.18
Pos	231	2076	8	32	2347	88.45
Neg	641	24	2402	38	3105	77.36
Rej	203	0	21	551	775	71.10
Sum	57143	2238	2695	682	62758	
Precision (%)	98.12	92.76	89.13	80.79		

全被験者に対する平均再現率は 87.61%, 平均適合率は 88.03% となった。被験者の表情表出が少ない場合、被験者が Positive, Negative とタギングしていても、Neutral と誤認識されることが多かった。また、今回は 1 つのフレームに、Neutral, Positive, Negative, Rejective という 4 つの関心クラスのうちのいずれか 1 つしか存在しないと仮定したため、中間的な表情をしていた場合、誤認識が多く発生していた。

7. おわりに

本論文では、ユーザの顔表情からの関心度推定に基づき、Neutral, Positive, Negative というタグを映像コンテンツに付与するシステムを提案した。加えて、関心度の推定が困難なフレームに対して、学習された SVM によって、自動的に Rejective というタギングを行った。関心クラスの推定について、2名の被験者による評価実験を行った結果、平均再現率と平均適合率は約 88%となった。これにより、提案システムが、映像を見たユーザの興味のある区間にタギングを行い、番組推薦を行う際に有用な情報を提供できることが示された。今後は、より多くの被験者や、バラエティ番組以外の映像を用いて実験を行っていく必要がある。また、現在、音声や視聴動作など、顔表情以外のマルチモーダル情報も組み合わせて、実際に番組推薦を行うシステムの構築を検討中である。

文 献

- [1] Smeaton, A. F., Over, P., and Kraaij, W. 2006. Evaluation campaigns and TRECVID. In Proceedings of the 8th ACM International Workshop on Multimedia Information Retrieval (Santa Barbara, California, USA, October 26 - 27, 2006). MIR '06. ACM Press, New York, NY, 321-330.
- [2] 隆朋也, 渡辺尚, 樽口秀昭, “履歴情報を用いた TV 番組選択支援エージェント”, 情報処理学会論文誌, Vol.42, No.12, pp.3130-3143, 2001
- [3] 益満健, 越後富夫, “映像重要度を用いたパーソナライズ要約映像作成手法”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D-II, No.8, pp.1848-1855, 2001
- [4] 山本誠, 新田直子, 馬場口登, “個人的選好獲得のためのテレビ視聴時における興味区間の推定,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2006), pp.37-42, 2006
- [5] P. Viola, M. Jones, “Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features,” In Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai, USA, pp.1-9, 2001
- [6] Laurenz Wiskott, Jean-Marc Fellous, Norbert Kruger, Christoph von der Malsburg, “Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.7, pp.775-779, JULY, 1997
- [7] David S. Bolme “ELASTIC BUNCH GRAPH MATCHING” In partial fulfillment of the requirements for the Degree of Master of Science Colorado State University Fort Collins, Colorado, Summer 2003
- [8] Vladimir N. Vapnik, “The Nature of Statistical Learning Theory,” Springer (1995)
- [9] Resnick, P., e. a.: GroupLens : An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews, Proc.of CSCW '94, pp. 175-186 (1994)
- [10] Michael J. Lyons, Shigeru Akamatsu, Miyuki Kamachi, Jiro Gyoba, “Coding Facial Expressions with Gabor Wavelets,” Proceedings, Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, April 14-16 1998, Nara Japan, IEEE Computer Society, pp. 200-205.