個人撮影映像を対象とした映像速覧のための“笑い”シーン検出法

A Video Skimming Method for Detecting “Laughter” Scenes in Consumer Generated Videos

入江 豪[†], 日高 浩太[†], 宮下 直也[†],
正会員 佐藤 隆[†], 正会員 谷口 行信[†]

Go Irie[†], Kota Hidaka[†], Naoya Miyashita[†], Takashi Satou[†] and Yukinobu Taniguchi[†]

Abstract A method is described for detecting a “laughter” scene in a Consumer Generated Video (CGV). The growing number of CGVs is growing, so a video skimming method that allows viewers to quickly find “enjoyable” scenes would be useful. An experiment showed that viewers tend to find CGVs that include a “laughter” scene “enjoyable”. On that basis, we developed a method for detecting “laughter” scenes using prosodic information such as pitch, energy, power spectrum densities and their differential components to estimate the probability of laughter in the soundtrack. In this method, a generalized state space model, which consists of acoustic models and a state-transition model, calculates the probability of laughter to detect a “laughter” scene. An experiment showed that the precision rate of the method was about 83%, which suggests that the method enables effective video skimming.

キーワード：韻律，CGV，シーン検出，速覧，笑い。

1. ま え が き

光・ブロードバンド網の普及が進み、一般利用者がWeb上での映像視聴・共有を楽しむ機会が増加してきた。これに伴い、個人撮影映像を代表とする消費者生成映像（Consumer Generated Video: CGV）の数は爆発的に増加している。映像は、静止画像とは異なり、時間軸を持ったメディアである。このため、内容確認には時間がかかり、膨大な数の映像の中から見たい映像を探し出し、実際に視聴するという基本的な行為そのものに多大な時間が必要となる。

この問題に対して筆者らは、映像視聴を効率的に短時間化する、映像速覧技術の研究に取り組んできた。これまで、映像中の強調された音声区間に着目してダイジェストを生成する手法を提案し¹⁾、この手法を応用したインターネット上の映像をダイジェスト配信するシステムについて、その有効性を確認してきた²⁾³⁾。この技術は、強調された音声の検出という単一の指標に基づく映像速覧技術となっているが、視聴者の映像に対する興味や嗜好も多様化していることから、今後はこれらをより反映した指標に基づ

く映像速覧技術が求められていくと予想される。

このような指標の一つとして、感性的な印象があげられる。これは、“楽しい”、“泣ける”などといった印象語で表現されるものである。実際に映像を紹介する場面や、映像に対する感想を記載したblogやサイトでは、このような印象語を使ったレビューが多数確認できる。また、最近、映画やDVDなどの商用の編集映像を対象に、これらを印象語に基づいて探すことのできるサイトが出始めてきている⁴⁾⁵⁾。このような事実から、視聴者の映像に対する嗜好は、“楽しい”、“泣ける”などの視聴時の感性的な印象という形で表現しやすく、印象に基づく映像速覧を実現することによって、前述の課題に対して有効な解決を与えることができると考えられる。

本研究では、一般利用者が汎用の撮影機器を用いて撮影した個人撮影映像をCGVとして定義し、これを対象として、印象に基づく映像速覧技術の確立を目指す。本稿では、多様な印象の中でも、基本的なものである“楽しい”印象に着目し、この印象に則したシーンを速覧する方法を検討する。映像の中でも、“笑い”のあるシーンを視聴した場合、視聴者は“楽しい”という印象を持ちやすいと想定される。このことに着目し、本稿では、CGV中の“笑い”シーンを自動的に検出する方法を提案する。以降、本稿では、2で、関連研究を示し、これらの研究に対する本研究の位置づけ

2007年7月3日受付，2007年9月3日再受付，2007年10月12日採録

[†] 日本電信電話株式会社 NTT サイバーソリューション研究所

(〒239-0847 神奈川県横浜須賀市光の丘 1-1, TEL 046-859-2305)

[†] NTT Cyber Solutions Laboratories, NTT Corporation

(1-1 Hikarinooka Yokosuka-Shi, Kanagawa, 239-0847 Japan)

表 1 編集映像と CGV の映像・音声的特徴
Visual and audio characteristics of edited content and CGV.

	編集映像	CGV
画質	カメラワークが明確で露光調整がされている。	手振れ、露光状況による変動が大きい。
編集	カット点が存在する。	カット点が存在しない。
発話音声	明瞭で聴取しやすい。	不明瞭で聴取しにくい。
雑音	収音されているため、雑音レベルが小さい。	雑音レベルが大きい。

を明確にする。3 では、“笑い”シーンを含む映像を視聴した場合、“楽しい”という印象を持ちやすい傾向にあることを確認した被験者実験の結果を示す。4 では、“笑い”シーンを検出する方法を提案し、5 で提案手法の検出精度を評価した実験結果を示す。

2. 関連研究と本研究の位置づけ

映像の印象を分析する場合、映像中の感情や感情表出、特徴的なイベントが大きな手掛かりとして利用できる。このようなアプローチの下、最近、映像中の感情や情動、感性的なイベントを検出する方法がいくつか報告されている。

例えば、Kang の方法は、色ヒストグラム、カメラワーク、カット点頻度を映像特徴量として抽出し、これらに基づいて“Joy”、“Sadness”、“Fear”の三つの感情それぞれを、隠れマルコフモデル (Hidden Markov Models: HMMs) を用いた尤度計算によって検出している⁶⁾。Xu らの方法は、映像中の音声情報に着目し、音韻に関する特徴量であるメル尺度ケプストラム係数 (Mel Frequency Cepstrum Coefficient: MFCC)、韻律特徴量である振幅などを特徴量とし、HMMs を用いて“Canned Laughter”や“Horror Sound”など、コメディやホラー映画に挿入される音声イベントを検出するものである⁷⁾。Hanjalic らの方法は、映像情報と音声情報両方を用いた方法である⁸⁾。映像特徴量であるショット長、カメラワークや、韻律特徴量である基本周波数、振幅などの特徴量と、「情動二要因」として知られる「覚醒度 (arousal)」、「感情価 (valence)」のそれぞれに対応付けてモデル化し、映像の情動性を分析している。

ここに挙げた方法は、映画やスポーツ番組などに代表される、商用の編集映像を対象とした方法となっている。従来より、編集映像に対する技術・方法は盛んに研究されてきたものの、最近増加してきている CGV に対しては、ほとんど取り組みがなされていないのが現状である。編集映像と CGV の映像的特徴、音声的特徴を表 1 にまとめる。編集映像は、高度な撮影・編集装置を使用し、さらに専門家によって撮影・編集されているため、画質・音質共に良好であり、カット点、カメラワークや、“Canned Laughter”、“Horror Sound”などの編集情報が利用可能である点で、扱いやすい対象であるといえる。一方、CGV は、このような質の高い撮影・編集工程を経ず、画質・音質も良好ではないことや、編集情報も利用できないことから、解

析しにくい対象となる。映像的特徴としては、撮影時の手ブレによる画面揺れが大きく、画角が明確でない場合が多い。また、劣悪な露光条件下で撮影されることも多い。このため、映像特徴量を解析して有益な情報を抽出することが難しい。また、収音装置を介さずに撮影されることが多いため、環境音などによる雑音レベルが大きく、この影響を受けやすい高次の音韻特徴量は非常に不安定になることが多い。したがって、このような CGV の性質を考慮した手法を検討する必要がある、筆者らはこの研究に取り組んでいる⁹⁾¹⁰⁾。

表 1 に示すような複雑な性質を有する CGV においても、目的となる“笑い”シーン検出を実現するため、提案手法では韻律特徴量に着目する。韻律特徴量は、スペクトル情報のうち、雑音の影響を受けにくい低次のスペクトル情報を解析することで抽出できる。このため、CGV においても、比較的安定して抽出しやすいという利点がある。また、音声の印象や感情は、韻律特徴量を代表としたノンバーバルな情報に表れやすいという特徴を備えていることが知られている¹¹⁾。これまでに、音声対話型エージェントの構築などを目的として、韻律特徴量を用いた感情の認識手法が数多く報告されている^{12)~14)}。これらの技術は、“喜び”や“怒り”といった話者感情の認識を目的としており、本稿で対象とする“笑い”についての検討は充分になされていない。“笑い”については、基礎解析や模索的な研究例は報告されているものの¹⁵⁾¹⁶⁾、一般的な検出法の確立には至っていない。

3. “笑い”シーンの印象について

本稿では、“笑い”シーンの検出によって“楽しい”シーンを速覧する手段を提供することを狙いとしている。しかしながら、“笑い”シーンの視聴によって、視聴者が“楽しい”印象を持つかどうかは自明ではない。そこで本章では、「“笑い”シーンを含む CGV を視聴した場合、視聴者が“楽しい”という印象を持ちやすい」という仮説を立て、これを被験者実験により検証した。

CGV において、“笑い”シーンを含む映像 (A 群) と、含まない映像 (B 群) を、調査対象とした。被験者のタスクは、A 群と B 群の映像を無作為な順序で視聴し、各映像について、印象の評価値を 5 段階 (0: 楽しいと思わない 1: あまり楽しいと思わない, 2: どちらともいえない, 3: まあ楽しいと思う, 4: 楽しいと思う) で評価することである。実験に利用する CGV は、筆者らの映像共有実験サイト「ClipLife」¹⁷⁾ に公開されているものを利用した。この際、利用する映像は、速覧に近い状況を想定して比較的映像の時間 (長さ) の短い、30~90 秒のものに限定し、88 本をランダムに抽出した。このうち A 群、B 群の映像数は、それぞれ 11 本、77 本とした。被験者は 6 名 (20 代~30 代の男女各 3 名) とした。

A 群、B 群ごとの印象の評価値を、正規化したヒストグ

図 1 “楽しい”印象評価結果
Experimental result of "enjoyable" impression test.

ラムとして表した評価結果を図 1 に示す。評価値 0～2 の低い範囲では、B 群の度数が A 群の度数を上回っているのに対し、評価値 3, 4 の高い範囲では、A 群の度数の方が高いことがわかる。A 群の平均評価値は 2.25, B 群は 1.50 であった。これら二つの分布に正規性を仮定し、平均に有意差があるかどうかを t 検定により調査した。p 値はおよそ $0.00022 < 0.05$ (5%) であり、有意水準 5% の下で、「2 つの分布の平均に差がない」とした帰無仮説は棄却されることを確認した。

また、88 の映像について、各映像の評価値に基づいてランキングを行ったところ、上位 5 位以内のうち三つ、10 以内のうち五つが A 群の映像であった。特に、A 群の上位の映像には、“笑い”を誘発するような“楽しい”事象（出来事）と、それを観測する人々の“笑い”が収録されているものが多かった。この理由を考察する。映像に登場する観測者は、その映像を視聴する視聴者と同様の立場であり、“楽しい”事象を観測している。観測者の“笑い”という反応は、この事象を視聴することによって発せられた“楽しい”という印象の表出である。このため、同様にこの事象を視聴する視聴者は、同様に“楽しい”と感じやすく、評価値が高くなったと考えられる。

以上の結果と考察から、“笑い”シーンを含む CGV を視聴した場合、“楽しい”という印象を持ちやすい傾向があるといえる。このことから、“笑い”シーンの検出によって、“楽しい”印象のシーンを速覧できる見込みが得られた。

4. “笑い”シーン検出法の提案

提案する“笑い”シーン検出法について説明する。図 2 に、提案手法のフローを示す。まず、映像に含まれる音声信号をフレーム単位に分割し、フレーム毎に韻律特徴量を抽出する。続いて、韻律特徴量を用いて連続する有声区間境界を検出し、これをシーン境界としたシーン分割を行う。最終的な“笑い”の検出は、このシーン単位で行う。次に、フレーム毎に、韻律特徴量に基づいて“笑い”確率を計算する。最後に、分割された各シーンの“笑い”度を“笑い”確率より計算し、この値が高いシーンを“笑い”シーンとして検出する。

4.1 韻律特徴量抽出

韻律は、音高、音圧、リズムなどにより特徴付けられる。

図 2 提案手法のフロー
Processing flowchart of proposed method.

表 2 韻律特徴量
Prosodic parameters.

基本周波数	フレーム内平均値
	短時間勾配
振幅値	rms のフレーム内最小値
パワースペクトル密度	サブバンドパワーの平均値

本稿では、韻律特徴量のうち、基本周波数、振幅の rms 値、サブバンドパワーを抽出する。表 2 に提案手法で抽出する特徴量を示す。基本周波数は、窓幅 30ms、シフト幅 10ms の分析フレームを用いて、変形相関法を用いて抽出する。この際、倍ピッチなどの影響を低減させるために、平均化フレームを用いて平均化する。この平均化フレームは、窓幅 100ms、シフト幅 50ms とした。rms 値についても同様の分析フレーム、平均化フレームで抽出と平均化を行う。以降、単にフレームと呼ぶ場合には平均化フレームを指すものとする。基本周波数の短時間勾配は、時間軸に対する 1 次微係数を最小自乗法によって推定して抽出する。さらに、各特徴量の挙動を捉えるため、対象となるフレームの前後数フレーム分の韻律特徴量を含めてベクトル化する。本稿では、前後合わせて 5 フレーム分を、韻律特徴量ベクトルとして用いた。

4.2 シーン分割

実際に“笑い”を検出し、速覧することを考えた場合、単純にフレーム単位で“笑い”であると判断された区間を検出しただけでは、笑い声のみの映像を視聴することになり、視聴者にとって有益な速覧とはならない。そこで提案手法では、複数のフレームのまとまりとしてシーンを定義し、シーン単位で速覧を可能とするためにシーン分割を行う。従来、シーンを分割するための境界としては、カット点、すなわちショット境界を用いることが多かった。しかしながら、本稿では、表 1 に示すように、カット点の存在しないような未編集の CGV を対象とするため、この方法によるシーン分割は有用でない。これに対し、提案手法では、音声の切れ目を境界としたシーン分割を行う。

音声の切れ目は、連続有声区間の切れ目として定義する。有声区間は、基本周波数により推定する。図 3 に、シーン

図3 シーン分割
Scene segmentation.

図4 基本周波数の分布
Distribution of fundamental frequency.

分割処理の概略図を示す。基本周波数は、音声信号の最も低周期なピーク周波数であり、人間の発話においては声帯の振動数に対応する。この性質を利用することで、基本周波数が人間の声帯振動数（およそ100Hz～350Hz¹⁸⁾）に近い値であるかどうかを判定することによって、有声区間を検出することができる。本稿では、有声区間ではない無声区間の持続時間に閾値 τ [msec] を設け、閾値以上の持続時間となる無声区間を境界として、シーンを分割する。

4.3 “笑い” 確率計算

韻律特徴量ベクトルを用いて、“笑い”を含む確からしさを確率として計算する。このような確率計算は、ある時刻 t における韻律特徴量ベクトル $\mathbf{x}_t$ と状態 e_t (“笑い”，もしくは“笑い以外”の2値を取る) の関係を表現するモデルを、確率密度 $p(\mathbf{x}_t|e_t)$ として表現することによって実行することができる。以下、本稿では $p(\mathbf{x}_t|e_t)$ を音響モデルと呼ぶ。

音響モデル $p(\mathbf{x}_t|e_t)$ は、状態 e_t に対する韻律特徴量ベクトル $\mathbf{x}_t$ の尤度を表すことができる。したがって、通常であれば、この尤度をもってその音声が“笑い”であるか否かを判定すればよい。しかしながら、CGVの複雑な音声においては、音響モデル $p(\mathbf{x}_t|e_t)$ のみによって“笑い”を検出することは難しい。“笑い”と“笑い以外”について、基本周波数のフレーム内平均値の挙動の一部をスケール変換し、2次元に可視化した例を図4に示す。この図からわかるように、韻律特徴量のみからこれらを分離し、検出することは現実的ではない。そこで、“笑い”の性質を仮定し、これを利用した方法を提案する。具体的には、“笑い”の持続時

図5 一般化状態空間表現における変数間の因果関係
Causal relation between variables in generalized state space.

間と生起に対する性質として、以下の二つの仮定を置く。

[“笑い”の持続時間と生起に関する仮定]

- “笑い”の持続時間は、統計的にある分布にあてはめることができる。
- ある時刻における“笑い”の起こりやすさは、それまでの“笑い”の起こり方に依存する。

これらの二つの性質は、状態 e_t をマルコフ過程に従う離散シンボル時系列とみなすことにより確率モデル化できる。具体的には、状態 e_t の遷移に関する特性を e_t の時間遷移確率 $p(e_t|e_{t-1}, e_{t-2}, \dots)$ として表現する。これを遷移モデルと呼ぶ。“笑い”は感情表出の一つであり、その時間的な広がり方を考慮して、現時刻の状態は、数時刻前の状態から影響を受ける多段マルコフ過程としてモデル化すべきであるが、本稿では、簡単のため、現在の状態は、一時刻前の状態からのみ影響を受ける単純マルコフ過程として仮定し、 $p(e_t|e_{t-1})$ とモデル化する。

以上説明した音響モデル $p(\mathbf{x}_t|e_t)$ と遷移モデル $p(e_t|e_{t-1})$ に基づいて、時刻 t までの韻律特徴量ベクトルの時系列 $X_t = \{\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{x}_{t-2}, \dots\}$ を観測した下での状態 e_t の確率 $p(e_t|X_t)$ が計算できる。以降、 e_t = “笑い”である確率を“笑い”確率とする。

韻律特徴量ベクトル $\{x_t\}$ と状態 $\{e_t\}$ の間に存在する、図5に示すような因果関係を有する音響モデルと遷移モデルの組は、一般化状態空間表現とみなすことができる。このとき、 X_t を観測した下での状態 e_t の生起確率 $p(e_t|X_t)$ は、音響モデル $p(\mathbf{x}_t|e_t)$ と遷移モデル $p(e_t|e_{t-1})$ を用い、以下のBayes型の再帰式によって求めることができる¹⁹⁾。

$$p(e_t|X_{t-1}) = \sum_{e_{t-1} \in E} p(e_t|e_{t-1})p(e_{t-1}|X_{t-1}) \quad (1)$$

$$p(e_t|X_t) = \frac{p(\mathbf{x}_t|e_t)p(e_t|X_{t-1})}{p(\mathbf{x}_t|X_{t-1})} \quad (2)$$

ただし、 E は、状態 e_t の取りうる値の集合である。この再帰式の計算は、扱う変数がすべて連続変数である場合などには、一般には解析計算不能であり、適当な近似が必要となる²⁰⁾。しかしながら、本手法においては、 e_t が離散変数であり、このとき、 e_t の取りうる値の数を n とすれば、1サイクルに必要な計算量は二項演算回数で高々 $O(n^2)$ に収まるため、短時間で解析計算可能である。

4.4 “笑い” シーン検出

前節までの処理によって計算した、フレーム毎の“笑い”

図 6 “笑い”シーン検出.
Detection of “laughter” scene.

確率に基づいて、シーン単位での“笑い”シーン検出を行う。“笑い”シーン検出処理の流れについての概要を図 6 に示す。提案手法では、シーン単位での検出を行うため、フレーム単位で計算した“笑い”確率に基づき、シーン単位での“笑い”の強さを表す指標として“笑い”度を計算する。本稿では、“笑い”度を、フレーム毎の“笑い”確率の単位時間総和の最大値として定義することとする。“笑い”度を閾値処理して、高いシーンを“笑い”シーンとして検出する。

5. 評価実験

提案手法による“笑い”シーン検出精度を評価する。まず、提案手法のシーン分割の妥当性を確認する。次に、提案手法が検出した“笑い”シーンと、人手によって判断した“笑い”シーンとの一致性を評価する。最後に、提案手法で設定した“笑い”の時間遷移特性に対する仮定の正当性と、遷移モデルの導入による“笑い”シーン検出精度向上の効果を検証するため、提案手法から遷移モデルを除外し、音響モデルのみで“笑い”シーン検出を実行した場合についての精度を評価し、提案手法との比較を行う。また、結果について考察する。

5.1 実験条件と結果

評価用の映像としては、筆者らが実験用に作成した“笑い”を含む 5 本の CGV を用いた。これらの実験用 CGV は、合計約 150 分、1 本辺り平均約 30 分の未編集の映像であり、日常会話、レクリエーションなど実際の CGV に多く見られる状況を、汎用の撮影機器により撮影したものである。音源は、周波数 11.025 kHz、モノラル、16 bit 量子化 PCM 音源とし、韻律特徴量はこの音源より抽出するものとした。

本実験の評価指標について述べる。一般的な評価指標としては精度と再現率の二つが存在し、これらは互いに相反することが知られている。本稿の問題においては、それぞれ次のような意味を持つ。

- 精度：検出したシーンがどれだけ正確に“笑い”シーンであるか、
- 再現率：どれだけ漏れなく“笑い”シーンを網羅的に

図 7 シーン長の分布
Distribution of scene duration.

表 3 実験条件.
Experimental condition.

実験映像	種類	約 150 分の CGV (個人撮影映像)
	シーン総数	981
	正解“笑い”シーン数 (人手判断)	352 (全シーン中の 35.9 %)
モデル	音響モデル	混合正規分布 (混合数 5)
	遷移モデル	bi-gram
	学習データ数	“笑い”ラベル数 504

検出できるか。

本稿の目的は、映像中の“楽しい”シーンを短時間で視聴するために、“笑い”を含む映像中の“笑い”シーンを速覧する手段を提供することにある。速覧する時間は、テレビコマーシャル映像などの長さを参考に、15～60 秒前後の時間長を想定しており、このため、速覧する映像に含まれるシーン数は平均的には 2, 3 シーン程度と少数であることが予想される。このような利用を想定する場合、重視すべき評価指標は、再現率よりも、少数のシーンを検出した際にどの程度正確に目的の“笑い”シーンを検出できるかを表す精度である。したがって、本実験では、提案手法が検出したシーンに対する、“笑い”シーンの占める割合である精度を評価指標として定義する。

まずここでは、提案手法のシーン分割処理が、適切な長さのシーンを構成できるかどうかを評価する。本稿では、15～60 秒程度の速覧を想定しているが、一つ以上のシーンを用いてこれを実現するためには、それぞれのシーンが 15～60 秒以下となることが好ましい。図 7 に、シーン分割のための閾値 τ を 500msec としたときの、提案手法のシーン分割によるシーン長の分布を示す。結果、約 150 分の CGV は 981 シーンに分割され、このうち、15 秒以下のシーンの割合は約 87.3%、30 秒以下のシーンの割合は約 98.5%、60 秒以下のシーンの割合は約 99.9%となった。この結果から、ほとんどのシーンが 15～60 秒以下となっており、提案手法のシーン分割が適切であることが確認できた。

“笑い”の検出精度を評価する。実験条件を表 3 にまとめる。シーン分割の結果得られた 981 シーンのうち、正解シーンとなる人手により判断した“笑い”シーン数は 352 であった。音響モデル $p(\mathbf{x}_t|e_t)$ は、音声認識などのパ

図 8 実験結果
Experimental result.

ターン認識問題における識別モデルとしてよく用いられる混合正規分布²¹⁾、遷移モデル $p(e_t|e_{t-1})$ は、4.3 節で述べた理由から bi-gram とし、各モデルのパラメータは、人手で判断した“笑い”ラベル（一続きの“笑い”区間）数が 504 の約 250 分の CGV の音声から学習によって決定した。学習法は、音響モデル $p(\mathbf{x}_t|e_t)$ に対しては、期待値最大化 (Expectation-Maximization algorithms: EM) 法、遷移モデル $p(e_t|e_{t-1})$ に対しては最尤推定法を用いた。

まず、提案手法の精度について述べる。図 8 に実験結果を示す。提案手法が“笑い”シーンとして検出したシーン数は 161 であり、このうち正解の“笑い”シーンと一致したシーン数は 133 であった。この結果、提案手法が検出したシーンのうち、“笑い”シーンの割合は、82.6 % と高いことが確認できた。

次に、遷移モデル導入による効果を検証するため、音響モデルのみを用いて検出を行った場合との比較実験について述べる。音響モデルのみを用いて“笑い”シーンを検出する方法としては、音響モデル $p(\mathbf{x}_t|e_t)$ の値を、“笑い”確率であるとみなして“笑い”度を計算し、これを閾値処理することで“笑い”シーンの検出を行うものとした。ここでは、基準を合わせるため、検出シーン数が提案手法のものと同じ 161 シーンになるように、閾値の調整を手動で行った。結果、正解の“笑い”シーン数は 88 であり、音響モデルのみを利用した場合、その検出精度は 54.0 % であった。図 8 に示した比較からもわかるように、遷移モデルを導入することによって、提案手法の精度が大きく改善されていることが確認できる。このことから、“笑い”の時間遷移特性の正当性と、遷移モデルを導入することによる効果を確認できた。

5.2 考察

誤検出の原因について考察する。提案手法では、発声のリズムが“笑い”と似た挙動を持っている会話音声を“笑い”として誤検出しやすかった。この理由は、提案手法が、音高やリズムを表す韻律特徴量のみを参照していることに

あると考えられる。発声のリズムは、韻律特徴量中の基本周波数の挙動や出現の仕方などに表れており、これが類似しているものは“笑い”であると誤りやすい。この影響を低減し、さらに精度の向上を図るためには、韻律特徴量のみではなく、母音の情報などを含む音韻特徴量を利用することが考えられる。しかしながら、音韻特徴量は、雑音の影響を受けやすい比較的高次のスペクトル情報を解析する必要がある。表 1 に示した CGV の性質を考えれば、これを抽出するのは容易ではなく、別途、適当な雑音抑圧手法を導入するなどの工夫が必要であると考えられる。一方、検出漏れしやすい“笑い”については、複数の話者による“笑い”が同時に起こっている場合があげられる。このような場合の音声では、変形相関法では基本周波数が抽出できず、欠損してしまう場合が多い。このため、提案手法においては“笑い”であると判断されず、漏れとなったと考えられる。このような漏れに対しては、基本周波数を頑健に抽出する方法の導入、もしくは、基本周波数を利用しない韻律特徴量ベクトルによる方法を検討する必要があると考えられる。

また、本実験では、実際に流通する CGV ではなく、実験用 CGV を用いている。このことについて、本実験の妥当性を考えた場合、“笑い”の検出精度を評価することを目的とした本実験では、実験用 CGV の音声的な性質が、実際の CGV のそれに近いことが重要である。前述のような条件で作成された実験用 CGV はこれを満たしており、本実験対象として妥当であるといえる。したがって、実際の CGV に提案手法を適用した場合にも、本実験で得られた検出精度と比較して大きな性能の劣化はみられないと予想する。しかしながら、映像共有サイトなどに流通する実際の CGV は、平均的には 2~3 分程度の映像が比較的多く見られ、本実験で用いた実験用 CGV とは映像 1 本あたりの時間長に差が存在するなど、いくつかの差異も存在する。このため、今後、提案手法の利用効果を検証する場合には、より実用的な条件下で適切な評価指標を導入し、実際の CGV を用いた実験を行う必要があると考える。

6. む す び

本稿では、最近利用の進む CGV に着目し、“楽しい”シーンを速覧するための手段を提供する目的の下、映像中の“笑い”シーンを検出する方法を提案した。“笑い”シーンを含む映像を視聴した際、“楽しい”という印象を持ちやすい傾向があることを確認した。提案手法は、

- 安定して抽出可能な韻律特徴量のみを用いる、
- 遷移モデルを導入する、

の 2 点を特徴としている。これらの特徴によって、CGV においても約 83 % の精度で“笑い”シーンを検出できることを確認した。

今後の展望としては、“笑い”シーンの検出精度の向上を

図ること、および、提案手法が“笑い”シーンであるとして検出したシーンを視聴した際に、視聴者がどの程度“楽しい”と感じるかを評価していくことが必要である。また、“楽しい”以外の印象に則した速覧を実現すべく、“笑い”シーン以外のシーンを検出するための方法を開発することが考えられる。さらに、検出したシーンを視聴者に提示する機能を含めたシステムを構築し、実際の CGV に適用した際の効果を実証するための評価実験を検討したい。

本研究の遂行にあたり、多大なご協力を頂いた NTT サイバーソリューション研究所 林 泰仁主幹研究員、国士舘大学 中嶋信弥教授、および、日ごろ研究をご支援頂いている武井 香氏、町口恵美氏に感謝致します。

【文 献】

- 1) 日高浩太, 他: “音声の強調情報を利用したビデオコンテンツ短縮視聴方法の検討”, 画電学誌, **35**, 5, pp.505-511, (2005)
- 2) 日高浩太, 藤川 勝, 宮下直也, 佐藤 隆: “映像ダイジェスト配信システム「チョコバラTV」における情報記述方式 CH-RSS の提案”, 第 2 回 DCS (Jun. 2006)
- 3) 湯口昌宏, 宮下直也, 日高浩太, 佐藤 隆: “映像ダイジェスト配信システム「チョコバラTV」の開発”, 第 2 回 DCS (Jun. 2006)
- 4) “Yahoo!映画”: <http://movies.yahoo.co.jp/>
- 5) “BIGLOBE VIDEO STORE”: <http://broadband.biglobe.ne.jp/vstore/>
- 6) H.-B. Kang: “Affective Content Detection using HMMs,” Proceedings of the eleventh ACM international conference on Multimedia, pp.259-262(2003)
- 7) M. Xu, L.-T. Chia, and J. Jin: “Affective Content Analysis in Comedy and Horror Videos by Audio Emotional Event Detection,” IEEE International Conference on Multimedia & Expo. 2005(Jul. 2005)
- 8) A. Hanjalic, and L.-Q. Xu: “Affective Video Content Representation and Modeling,” IEEE Trans. Multimedia, **7**, 1, pp.143-154(2005)
- 9) 入江 豪, 他: “CGM 映像を対象とした感情表出区間自動検出法”, 信学総全大 (Mar. 2007)
- 10) 入江 豪, 日高浩太, 佐藤 隆, 谷口行信: ““笑い”シーンの自動切出し法の提案”, 第 3 回 DCS (Jul. 2007)
- 11) 北原義典, 東倉洋一: “音声の韻律情報と感情表現”, 信学技報, SP88, 158, pp.27-32 (Mar. 1989)
- 12) R. Cowie, et al.: “Emotion Recognition in Human-Computer Interaction,” IEEE Signal Processing Magazine, **18**, 1, pp.32-80(Jan. 2001)
- 13) N. Tosa and R. Nakatsu: “Life-Like Communication Agent - Emotion Sensing Character “MIC” & Feeling Session Character, “MUSE”-”, 1996 International Conference on Multimedia Computing and Systems, pp.12-19(1996)
- 14) 柴崎見一, 光吉俊二: “抑揚からの感情認識の評価 - 感性制御技術 (ST) の評価と, 人間の感情の評価法について -”, 信学技報, TL2005, **105**, 291, pp.45-50 (2005)
- 15) J. Imai, H. Tanaka, and T. Nagashima: “Analysis of Nonlinearities in Nonverbal Voices,” KANSEI Engineering International, **5**, 3, pp.7-14(Dec. 2005)
- 16) 松村雅史, 辻竜之介: “笑い声の無拘束・長時間モニタリング-爆笑計-”, 信学技報, SP2005, **105**, 370, pp.78-83 (Oct. 2005)
- 17) “ClipLife”: <http://cliplife.jp/>
- 18) 電子通信学会 編: “聴覚と音声”, コロナ社 (Sep. 1966)
- 19) G. Kitagawa: “Non-Gaussian State-Space Modeling of Nonstationary Time Series,” Journal of American Statistical Association, **82**, pp.1032-1063(Dec. 1987)
- 20) 北川源四郎: “モンテカルロ・フィルタおよび平滑化について”, 統計数理, **44**, 1, pp.31-48 (1996)
- 21) L. Rabiner, and B.-H. Juang, 古井貞照 (監訳): “音声認識の基礎 (下)”, NTTアドバンステクノロジー株式会社, pp.138-140 (Nov. 1995)

いりえ ほう
入江 豪 2006 年, 慶應義塾大学大学院理工学研究科修士課程修了。同年, 日本電信電話株式会社入社。現在, NTT サイバーソリューション研究所勤務。音声の統計処理の研究に従事。

ひだか こうた
日高 浩太 1998 年, 九州大学大学院工学研究科修士課程修了。同年, 日本電信電話株式会社入社。現在, NTT サイバーソリューション研究所研究主任。主に, 音声処理の研究に従事。

みやした なおや
宮下 直也 1997 年, 成蹊大学大学院工学研究科修士課程修了。同年, 日本電信電話株式会社入社。現在, NTT サイバーソリューション研究所研究主任。主に, 映像・音声メディアの研究に従事。

さと う たかし
佐藤 隆 1996 年, 東京大学大学院情報工学博士課程修了。同年, 日本電信電話株式会社入社。現在, サイバーソリューション研究所主任研究員。主に, 映像処理, 映像 DB の研究開発に従事。正会員。

たにぐち ゆきのの
谷口 行信 1992 年, 東京大学大学院工学系研究科修士課程修了。同年, 日本電信電話株式会社入社。現在, NTT サイバーソリューション研究所主幹研究員。主に, 映像メディア処理技術, メディアナビゲーション技術の研究開発に従事。博士 (工学)。正会員。