音声と画像の統合によるドライバの発話区間検出

Voice Activity Detection for Driver Using Audio-Visual Integration

正会員 二宮 芳樹[†], 坂 義秀^{††}, 前野 俊希^{††}, 根木 大輔^{††},
宮島 千代美^{††}, 森 健策^{††}, 北坂 孝幸^{††}, 末永康仁^{††}

Yoshiki Ninomiya[†], Yoshihide Ban^{††}, Toshiki Maeno^{††}, Daisuke Negi^{††},
Chiyomi Miyajima^{††}, Kensaku Mori^{††}, Takayuki Kitasaka^{††} and Yasuhito Suenaga^{††}

Abstract Voice activity detection is an important part of the development of speech functions for on-board car navigation and assistance systems. It is difficult to detect voice activity using only sound information in a vehicle environment that has a wide variety of sounds and noises. We propose an suitable image feature and integration method that can be used to develop a robust bimodal voice activity detection(VAD) systems using a driver's voice and facial images. We select the normal correlation value between sequential mouth images and the number of low-intensity pixels in mouth image, which we then used as the feature for VAD. We propose a system in which the discrimination function consist of the sum of weighted singles feature discrimination functions and combinations of logical addition and multiplication of singles feature discrimination functions. The experimental results show that the proposed sound and image features can be useful and that the proposed integration method has a 97% hit rate, which is 9 points better than the previous integration method at the point that false alarm rate is about 12%.

キーワード：発話区間検出，ドライバ，特徴統合，バイモーダルインタフェース，口唇画像，音声認識

1. ま え が き

カーナビのユーザビリティ向上のために音声インタフェースが期待されている。課題の一つは主として車室内の雑音に起因した音声認識の性能不足である。対策として音声信号からの雑音除去¹⁾，雑音への音響モデル適応²⁾，狭指向性マイクの利用³⁾などがあるが充分でない。そこで本研究では，音声に加えて画像情報を用いるいわゆるバイモーダルの手法で問題解決を試みる。画像情報を得るには顔を撮像する車内カメラが必要になる。車内カメラは，脇見・居眠り検知，セキュリティなどの用途での実用化が始まり⁴⁾，今後の普及も予測されている。

音声認識処理は，対象となる発話部分を切り出す発話区

間検出 (VAD*) と切り出した発話区間に対する狭義の音声認識処理から成る。VAD の結果に音声認識性能は大きく依存するため，VAD は音声認識の重要な要素技術である。本研究は，音声と画像によるバイモーダルの VAD を対象とし，車室内の雑音時に有効な画像の発話特徴と音声および画像の発話特徴の統合法の提案を目的とする。

画像発話特徴は，ドライバの顔画像から口唇周辺の画像（以後，それぞれドライバ画像，口唇画像と記す）を切り出し，そこから特徴を算出するのが一般的である。従来用いられた局所の特徴としては口唇の形状^{5)~7)}，オプティカルフロー⁸⁾⁹⁾がある。しかし，車内画像は夜間照明の必要性から近赤外画像であり，口唇の形状は不明瞭になる。また，多様なドライバの体格・着座位置に対応した広画角カメラを用いるため，オプティカルフローは安定した検出が難しい。

また，従来用いられた全体的特徴として口唇画像のフレーム間輝度差分がある¹⁰⁾¹¹⁾。しかし，車内画像では顔の動きや外乱光による照明変動が大きく，輝度差分はそれらに頑健でない。筆者らはこれらの課題に対応できる特徴として，正規化輝度差分を提案した。動きに対して追跡処理，照明変動に対して正規化相関で対策したものである。また，筆

2003 年 3 月，電子情報通信学会 研究会で発表

2007 年 9 月 18 日受付，2007 年 11 月 20 日再受付，2007 年 12 月 7 日採録

††名古屋大学 大学院 情報科学研究科

(〒464-8603 愛知県名古屋千種区不老町，TEL 052-789-5688)

†(株)豊田中央研究所

(〒480-1192 愛知県愛知郡長久手町大字長湫字横道 41-1, TEL 0561-63-4300)

††Graduate School of Information Science, Nagoya University
(Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8603 Japan)

†Toyota Central R & D Lab., Inc.

(Aza Yokomiti 41-1, Ooaza Nagakute, Nagakute-cho, Aichi-gun, Aichi, 480-1192 Japan)

* Voice Activity Detection

者らは発話による口腔開度を示す特徴として、低輝度画素数およびそのフレーム間差分を提案した。これは発話時に発生する口腔内の暗い領域の大きさおよびその変化を表すもので、顔の動きや照明変動の影響を受けにくい特性がある。これらの特徴に対して比較評価し、効果の確認を行ったが、評価データが少数の窓開け時の実車走行の場合に限定されていた¹²⁾。

バイモーダルな VAD のための音声と画像の統合法は、それぞれの特徴量に基づく線形判別関数の論理和や論理積を用いる例¹³⁾が多い。しかし、車内環境では十分な評価がなされていない。筆者らは音声の対数パワーと画像の低輝度画素数フレーム差分のそれぞれの線形判別関数の論理積で発話区間を検出した。評価の結果、音声雑音に対するロバスト性向上などのバイモーダルな利点を確認できた¹²⁾。しかし、この方法では口の動きが小さい場合の未検出が課題となった。また、判別関数の閾値をデータごとに人手で調整していたので、閾値の設定法も未解決であった。そこで筆者らは、口の小さな動きに対応するため、音声発話特徴の閾値に画像発話特徴でオフセットを加える統合法と、閾値を自動的に設定するための浮動閾値設定法による対策を実施した¹⁴⁾。これにより未検出を低減できたが、音声特徴による判別を主体としたため、音声雑音による誤検出が増加した。また、閾値制御のパラメータ調整の難しさが指摘された。

本論文は以上の残存課題解決を目的とし、筆者らが提案した画像発話特徴を用いて、パラメータ調整を自動化し、新たな音声と画像の統合法を提案し、実際の車内環境の雑音に対応できる検出精度が高いバイモーダルな発話区間検出を実現する。またそのために従来の限定条件でなく多様な音声雑音を含むデータを用い、ROC 曲線*による定量的な評価を行う。

以下、第 2 節ではこれまでに提案した音声および画像の発話特徴を示し、両者の特徴統合法を提案する。第 3 節では実走行車内環境下で提案方法を評価し、その考察を示す。最後に第 4 節でまとめと今後の課題について述べる。

2. 音声と画像の統合による発話区間検出

2.1 音声発話特徴

車内音声の例を図 1 に示す。サンバイザー付近の音声認識用のハンズフリーマイクと参照用の接話マイクで収集した音声データ例**である。背景雑音としてエアコンの吹き出し音が入った音声の一例であるが、ハンズフリーマイクの音声に大きな雑音 (約-10dB) の重畳が確認できる。音声の発話特徴として、一般的な発話時の音の増大に着目した音声対数パワー値と発話音の特性に着目した零交差数およびそれぞれのフレーム間差分を用いた。対数パワー値はノイズの影響を受けやすいので、前処理として音声強調処

図 1 音声データ例 (上:ハンズフリーマイク, 下:接話マイク)
Examples of speech signals.
(Top: Handsfree mic, Bottom: Headset mic)

図 2 発話特徴例 (上:対数パワー, 下:零交差数)
Examples of feature values for VAD.
(Top: Log power of audio signals)
(Bottom: Number of zero crossing)

理¹⁵⁾を用いた。

音声特徴は画像の撮像周期 (1 フレーム = 33ms) ごとに算出する。音声信号 $g(n)$ (n : サンプル位置), 音声強調処理を施した音声信号 $g'(n)$ に対して, t 番目の画像のフレームでの対数パワー値 $F_{aLP}(t)$ は式 (1), 零交差数 $F_{aZC}(t)$ は式 (2) で表される。

$$F_{aLP}(t) = \log \sum_{n=n_t}^{n_t+N_{fr}} g'(n)^2 \quad (1)$$

$$F_{aZC}(t) = \sum_{n=n_t}^{n_t+N_{fr}} f_{zc}(g(n)) \quad (2)$$

$$f_{zc}(g(n)) = \begin{cases} 1 & (g(n) \cdot g(n-1) < 0) \\ 0 & (\text{上記以外}) \end{cases} \quad (3)$$

n_t は t 番目の画像フレームの開始時点の音声信号のサンプル位置, N_{fr} は 1 フレーム分の音声サンプル数, $f_{zc}(g(n))$ は n 番目のサンプルにおける零交差の有無を 1, 0 で表した関数である。

図 1 のハンズフリーマイクの音声データから算出した発話特徴例を図 2 に示す。フレーム単位で算出した特徴値 (図 2 の一点鎖線) は発話区間内でも変動し、非発話区間でもパルス状の高い値となる。そこで、0.8 秒の単純平均によ

* Receiver Operating Characteristic Curve

** 7.7 秒間の連続数字 "14700": イチヨンナナゼロゼロの発話

図 3 車載近赤外カメラ
In-vehicle near infrared camera.

図 4 ドライバ画像、口唇画像、濃度ヒストグラムの例
Examples of driver's face, mouth images, and intensity histogram.

る平滑化処理を加えて、特徴値が発話区間で連続的に高い値を持ち、非発話区間での雑音の影響を抑えるようにした(図2の実線)。

2.2 画像発話特徴

ステアリングコラム搭載の近赤外カメラ(図3)のドライバ画像(352×240画素)と口付近の画像を切り出した口唇画像(20×10画素)およびその濃度ヒストグラムを図4に示す。夜間、トンネル時の必要性から照明には近赤外LEDを用い、外乱光対策のためにカメラ側に可視光カットフィルタを装着している。口唇画像は、前節の音声データと同一の連続数字発話時のものであり、発話に伴うフレーム間の画像変化が確認できる。口唇画像の切り出しは、可視光画像で一般的な色や唇輪郭形状による唇の検出法の適用は困難なため、筆者らが提案した濃淡変化による目、鼻、口のパーツ候補の検出とそれらの位置関係による顔位置および口唇位置検出法¹⁶⁾を用いた。

口唇画像から算出する画像発話特徴としては筆者らが従来提案したものを中心に選択した。

発話に伴う口の動き(画像の変化)を表す特徴として正規化差分を用いる。これは従来から用いられているフレーム間輝度差分の顔の動きと照明変動への課題を、相関処理による時系列追跡と正規化相関の導入でそれぞれ解決したものである。正規化差分 $F_{vND}(t)$ は t 番目のフレームの口唇画

像 $i_t(r)$ ($r=1, 2, \dots, N_{mi}$, 総画素数 $N_{mi}=10 \times 20=200$)と1フレーム前の口唇画像 $i_{t-1}(r)$ との正規化相関による位置照合を行い、算出された相関値を1から減ずることによって算出する(式(4))。

$$F_{vND}(t) = 1 - \frac{\sum_{r=1}^{N_{mi}} (i_t(r) - \bar{i}_t)(i_{t-1}(r) - \bar{i}_{t-1})}{\sqrt{\sum_{r=1}^{N_{mi}} (i_t(r) - \bar{i}_t)^2} \sqrt{\sum_{r=1}^{N_{mi}} (i_{t-1}(r) - \bar{i}_{t-1})^2}} \quad (4)$$

$\bar{i}_t$: t 番目のフレームの画像中の輝度 i_t の画素平均値

図4の口唇画像の輝度ヒストグラムから、図中の低輝度領域(Low Intensity)において、発話に伴う開口によって低い値を持つ画素数が増加していることがわかる。口腔の開度を表す低輝度画素数 $F_{vLN}(t)$ は t 番目のフレームの口唇画像 $i_t(r)$ の中の閾値 Θ_{vLN} 以下の値を持つ画素の数として算出される(式(5))。

$$F_{vLN}(t) = \sum_{r=1}^{N_{mi}} f_{LN}(i_t(r)) \quad (5)$$

$$f_{LN}(i_t(r)) = \begin{cases} 1 & (i_t(r) < \Theta_{vLN}) \\ 0 & (\text{上記以外}) \end{cases} \quad (6)$$

閾値 Θ_{vLN} は、低輝度画素数が発話に伴う開口時に大きく、非発話時に小さくなるように、評価サンプル以外のデータを用いて、発話時と非発話時の低輝度画素数の差が最大値となる値に調整した。また、低輝度画素数のフレーム間差分により、口の動きを表す発話特徴が算出できる。低輝度画素数は正規化差分と比べると、開口により口腔が見える場合のみ値を持つが、口の動きへの感度は高い。両者は一長一短を持つ特徴なので今回この二つを比較評価する。

画像に基づく発話特徴の実例として、フレーム間輝度差分と正規化差分値を図5に示す。この例では顔の動きによる照明変動があり、筆者らの検討¹²⁾で指摘したようにフレーム間輝度差分はその影響を強く受け、正規化差分は影響を受けにくいことが確認できる。図6は同じ例での低輝度画素数およびそのフレーム間差分値を示すもので、これらも照明変動の影響を受けにくいことがわかる。

2.3 音声と画像統合による発話区間検出

第2.1, 2.2節でそれぞれ示した音声と画像に基づく発話特徴の統合による発話区間検出手法を示す。これはセンサ統合の問題であり、特徴ごとに判別関数を構成し、その結果を統合する決定段階統合法と、複数特徴を一つの多次元特徴として統合してから判別関数を構成する特徴段階統合法がある。また、決定段階統合法にはBayes推定、Dempster-Shafer法、Fuzzy推論、投票方式などのルールベース統合などの方法がある¹⁷⁾。

筆者らは計算コストの小さいルールベース統合法、すなわち特徴ごとの線形判別関数の論理積・和、投票などで全体の判別関数を構成する方法を採用してきた。最初に提案したのは音声と画像のそれぞれ一つずつ、計二つの特徴量

図5 発話特徴例 (上: フレーム間輝度差分, 下: 正規化差分)
Examples of feature value for VAD.
(Top: Intensity difference between two adjacent frames)
(Bottom: Normalized difference between two adjacent frames)

図6 発話特徴例 (上: 低輝度画素数, 下: 低輝度画素数フレーム間差分)
Examples of feature value for VAD.
(Top: Number of low-intensity pixels)
(Bottom: Δ Number of low-intensity pixels)

の判別関数 (音声閾値 Θ_a , 画像閾値 Θ_v) の論理積に基づく統合法である。この方法の問題点は、図7(a)に識別領域を示すように口の動きが小さな発話時の未検出 (図7(a)中

図7 従来提案した判別関数例
Examples of previously proposed discriminant function.

図8 提案する判別関数例
Examples of proposed discrimination function.

×) と、発話データごとの閾値を手動で設定している点であった¹²⁾。

この問題解決のため、筆者らは画像特徴を用いて t 番目のフレームの音声特徴の閾値 $\Theta(1, t)$ を画像特徴で可変する方法に変更し、過去数フレームの特徴量の平均値、分散の基づく閾値の自動的設定法を示した (図7(b))。この方法の問題点は、音声特徴による判別を主体としたことによる音声誤検出 (図7(b)中×) と、閾値制御のパラメータ調整の難しさであった¹⁴⁾。

本論文では、この方法をベースに上記問題を解決し、検出精度を向上させた統合法を提案する。まず、提案方法1として前回提案した特徴ごとの識別性能差を考慮した未検出対策を進展させ、 t 番目フレームの k 番目の特徴である $F(k, t)$ の線形判別関数を $D_k(F(k, t), t)$ とし、その重み付け和 Φ_1 で構成される判別関数 $\Delta_1(t)$ を提案する。判別関数 $\Delta_1(t)$ の閾値を Θ_I 、特徴数を l 、特徴毎の閾値を $\Theta(k, t)$ 、判別関数の重みを W_k とすると統合法は式(7)で表される。

$$\Delta_1(t) = \begin{cases} 1 & (\Phi_1(t) > \Theta_I) \\ 0 & (\text{上記以外}) \end{cases} \quad (7)$$

$$\Phi_1(t) = \sum_{k=1}^l W_k D_k(F(k, t), t)$$

$$D_k(F(k, t), t) = \begin{cases} 1 & (F(k, t) > \Theta(k, t)) \\ 0 & (\text{上記以外}) \end{cases}$$

さらに、未検出、誤検出が少なくなるように識別領域を修正する。発話データに対してそれぞれの特徴の発話と非発話の分布は図8(a)のような形状を持つ場合が多く、このような場合には、分布の端の所では特徴単独でも発話と非発話の判別が可能になる。それぞれの特徴 $F(k, t)$ の上端付近の閾値 $\Theta_h(k, t)$ による t 番目のフレームの判別関数 $D_{h(k)}(t)$ の論理和を $D_h(t)$ とし、さらに下端付近の閾値 $\Theta_l(k, t)$ による判別関数 $D_{l(k)}(t)$ の論理積を $D_l(t)$ とすると、これらを元来の判別関数と組合せると、図8(b)のような新たな判別関数が構成できる。提案方法2として、提案方法1の判別関数 $\Delta_1(t)$ に上記の処理を施した判別関数 $\Delta_2(t)$ を提案する (式(8))。

$$\Delta_2(t) = (\Delta_1(t) \vee D_h(t)) \wedge D_l(t) \quad (8)$$

$$D_h(t) = D_{h(1)}(t) \vee D_{h(2)}(t) \vee \dots \vee D_{h(l)}(t)$$

$$D_l(t) = D_{l(1)}(t) \wedge D_{l(2)}(t) \wedge \dots \wedge D_{l(l)}(t)$$

$$D_{h(k)}(t) = \begin{cases} 1 & (F(k, t) > \Theta_h(k, t)) \\ 0 & (\text{上記以外}) \end{cases}$$

$$D_{l(k)}(t) = \begin{cases} 0 & (F(k, t) < \Theta_l(k, t)) \\ 1 & (\text{上記以外}) \end{cases}$$

また、 t 番目のフレームの k 番目の特徴に対する閾値 $\Theta(k, t)$ はこれまでの知見からノイズ状況に応じて調整する必要があるが、そこに学習の枠組みを導入する。 t 番目のフレームに対して2~4秒前の非発話と判断された特徴の平均値 $\bar{F}(k, t')$ から閾値 $\Theta(k, t)$ を単回帰式 $\Theta(k, t) = a(k) \times \bar{F}(k, t') + b(k)$ で推定する。平均値を取る区間長は

十分に短く、かつノイズ変動の影響を受けにくさを考慮し、0.6sとした。線形判別のための最適閾値は、未検出と誤検出のコスト比を定めれば、予め正解発話・非発話区間を与えた学習データに対する探索処理により最も低いコストを持つ値として自動的に算出できる。その結果、2~4秒前の非発話区間の特徴の平均値と最適閾値の分布に対する単回帰式を学習データから求めることができる。提案方法2の上端および下端付近の閾値 $\Theta_h(k, t)$, $\Theta_l(k, t)$ も同様の方法で設定する。判別関数の重み W_k と閾値 Θ_I は今回は固定値とするが、重み W_k は学習用の発話データでランダムにパラメータ探索して最適値を求める。

3. ドライバの発話区間検出実験とその考察

3.1 評価用データ

評価用データは AURORA-3J-AV（現在構築中）を使用した。これは、音声認識の研究開発向けの公開型共通データベースである AURORA データベースの中で、車室内における日本語の音声タスク用の AURORA-3J をバイモダル用に拡張したものである¹⁸⁾。このデータベースは、実道路走行中のドライバの発話した音声（連続数字／コマンドタスク）とドライバの顔画像を収録したもので、図1の音声データ例のように、データ長は6~10秒で1回の連続数字発話を含む形式である。音声データは、サンバイザ付近に取り付けたハンズフリーマイクで収集した。雑音要素はオーディオシステムからの楽曲音、エアコンの吹き出し音、窓開けによる風切り音で、車室内の典型的な大きな雑音3種類を選択した。画像データは近赤外カメラ (SONY 製 XC-E150) で撮像した。カメラはステアリングコラム付近に取り付け (図3)、870nm の可視光カットフィルタを装着し、近赤外 LED で照明している。実画像例は前節の図4に示す。雑音要素は外乱光による照明変動（太陽直射を含む）、頭部の姿勢と動きで、通常運転時の雑音と考えられる。音声は 48kHz サンプルデータを 16kHz にダウンサンプリングしたデータフォーマットを用いた。画像の解像度は 352 × 240 画素であり、フレーム周期 29.97Hz の DV フォーマットでエンコードされた 720 × 480 画素のインタレース画像からトップフィールドのみを使い水平方向をダウンサンプリングして作成した。評価はデータベースから選択した 80 発話を用いた。発話者は 20~50 才台、男性 45 名、女性 35 名、音声ノイズはオーディオ 29 例とエアコン 26 例と窓開け 25 例である。

3.2 各特徴量単独の発話区間検出性能評価

第2節で示した音声と画像の各発話特徴量単独の発話区間検出性能を評価する。未検出と誤検出のコスト比は 4:1 とした。発話データを3分割し、1/3 を評価に、2/3 を回帰式による閾値推定のパラメータ学習に用いた。その操作を3回行うことですべてのデータでの評価を行った。なお、評価と学習には同一の人物の発話は含まれていない。

評価は同時に収録した接話マイクの出力波形から手作業

で求めた正解発話区間 (Ground Truth) に対して、特徴値による検出区間を比較することで実施した。すべての評価データにおける正解発話区間フレーム数 P_{vad} に対する検出フレーム数 P_{ht} と未検出フレーム数 P_{ms} 、および正解非発話区間フレーム数 (P_n) に対する誤検出フレーム数 (P_{fa}) と非検出フレーム数 (P_{cr}) を求め、検出率 R_{ht} (式 (9)) と誤検出率 R_{fa} (式 (10)) から ROC 曲線で比較した。

$$R_{ht}[\%] = \frac{P_{ht}}{P_{vad}} \times 100 \quad (9)$$

$$R_{fa}[\%] = \frac{P_{fa}}{P_n} \times 100 \quad (10)$$

図9に音声と画像の発話特徴量毎の ROC 曲線を示す。図中のシンボルは各特徴の検出の閾値を調整して得られたすべての評価データに対する評価結果実例である。各曲線が左上になるほど性能が良いことを示す。検出性能として全体的に画像が音声より高くなった。これは音声は大きな雑音状況を選択的に収集したのに対し、画像は通常の雑音状況のためと考えられる。

画像発話特徴では、従来のフレーム間輝度差分 (Sum of Squared Difference) に比べて、筆者らの提案したものはすべて有意な性能差を示し、特にフレーム間正規化差分 (Normalized Difference) は高い判別性能を示した。今回の検討では、口唇画像の検出誤りは生じなかった。そのため画像発話特徴の問題は、発話区間以外での口の動きと発話時の単語や個人差による口の小さな動きである。また低輝度画素数 (Low Intensity Pixels) はさらに以下の問題が生じた。一つは閾値設定に関するもので、今回は口唇画像初期フレームの輝度ヒストグラム累積値が3%になるところで低輝度閾値を設定したが、最初に口を開いている場合などで不適になる場合があった。もう一つは一部のデータで顔への LED 照明による影が生じ、顔の動きによる照明変動に若干影響を受けた点である。

音声発話特徴では、ゼロ交差数 (Zero-Cross) はノイズがエアコン吹き出し、窓開けの場合と比べて楽曲音（ボーカル曲）の場合に検出性能が劣化した。これはゼロ交差数が発話音の特性を示す特徴であり、発話とボーカル曲が共に発話音の特徴を有したためと考えられる。雑音除去した対数パワー (Log Power NR) はノイズの種類による劣化の差が小さかった。またノイズ除去を行わない対数パワー (Log Power) は予想通り、劣化が顕著であった。

3.3 特徴量統合による発話区間検出性能評価 1

第2節で提案した音声および画像の発話特徴を統合した VAD 法の有効性を確認するため、従来法および単独の特徴による判別法との比較評価を実施した。評価用のデータは前節と同じ 80 発話である。従来法として決定段階統合法で単独な特徴の判別関数の論理積に基づく手法（筆者らの従来提案した手法）と論理和に基づく手法、さらに特徴段

図 9 音声・画像特徴単独の VAD の ROC 曲線
ROC Curve for speech- or image-based VAD.

図 10 統合による VAD の ROC 曲線
ROC Curve for VAD based on feature integration.

階統合として GMM^{*19)} による発話区間検出法を用いた。

特徴段階統合は音声と画像それぞれ 3 種、合計 6 特徴を入力として発話・非発話を判別する方法となり、識別器としては SVM^{*20)}, GMM を事前評価し、性能差が少ないので単純な GMM を選んだ。GMM は混合分布数 16 で、発話、非発話の二つの GMM を学習により求めた。学習は提案方法 1, 2 と同様に、発話データを 3 分割し、1/3 を評価に、2/3 を学習に用いた。

図 10 に ROC 曲線を示す。図中のシンボルは各判別法の閾値を調整して得られたすべての評価データに対する評価点である。提案方法 1 と 2 は誤検出率 12% の点で検出率 97% を達成し、従来方法に比べてそれぞれ約 7 ポイントおよび約 9 ポイントの検出率向上が確認できた。未検出と誤検出のコスト比を 4:1 と設定した (図 10 の一点鎖線)。誤検出率 12%、検出率 97% (未検出率 3%) の点はその条件を満たす点であり、比較の基準として誤検出率 12% を選択した (図 10 の二点鎖線)。なお提案方法 2 が誤検出率が 8% より低くなると提案方法 1 より性能劣化しているが、未検出と誤検出のコスト比が 4:1 のところで判別関数の閾値を最適化しているためである。

* Gaussian Mixture Model

* Support Vector Machine

表 1 VAD の評価結果
Evaluation Result of VAD.

	音声 Speech	画像 Image	音声と画像の統合 Bimodal
検出率 (%)	90.5	93.6	97.5
Hit Rate			
誤検出率 (%)	34.9	20.6	11.8
False Alarm Rate			
未検出回数	24	13	9
Miss Detection Number			
誤検出回数	81	72	61
False Alarm Number			

従来法の論理和、論理積に基づく手法は特徴単独で最も検出性能の高い正規化差分値に基づく検出法に漸近した。特徴段階統合法の一例である GMM による判別法は誤検出率 12% の点で検出率 76% となり、画像単独の判別関数よりも検出性能が低かった。提案方法では発話の 2~4 数秒前の非発話区間の特徴量の平均値を発話判定に利用しているが、その効果が大きいと予想できる。GMM でも特徴を単純にそのまま並べて学習させるのではなく、雑音や発話レベルの違いに対して正規化などの前処理が必要と思われる。

3.4 特徴量統合による発話区間検出性能評価 2

第 3.3 節で高い区間検出性能が確認された提案方法 2 を用い、音声、画像単独に対するバイモーダル統合法の効果を比較評価する。性能向上のため、発話、非発話区間とも区間長が 100ms 以下の場合はノイズとして除去する処理を加えた。

表 1 に 80 発話での検出率、誤検出率、未検出回数、誤検出回数を示す。未検出と誤検出のコスト比は 4:1 に設定した。未検出、誤検出回数は未検出および誤検出の発生回数で両者とも一発話に対して複数回起こりうる。音声で 24 回の未検出をバイモーダルで 9 回に削減でき、バイモーダルの VAD の実用的な効果が確認できた。

4. む す び

実走行車内環境における音声認識性能の向上を目指したバイモーダルの発話区間検出手法について、画像の発話特徴およびその統合法を提案し、公開用データベースである AURORA-3J-AV で評価し、その有効性を明らかにした。

画像発話特徴として、口の動きに対応した正規化差分と開度に対応した低輝度画素数を提案し、単独では正規化差分が高い検出性能を示し、低輝度画素数も統合の特徴として相補的に利用できることがわかった。

また、統合法については従来の音声と画像それぞれの判別関数の論理積または論理和法に対して、判別関数の重み付け手法およびさらに単独特徴の判別関数の論理積・論理和を組合せる方法を提案した。評価の結果、誤検出率 12% の点で検出率 97% を達成し、従来方法に比べてそれぞれ約 7 ポイントおよび約 9 ポイントの検出率向上が確認できた。音声、画像、バイモーダルのそれぞれの発話区間検出率は、未検出と誤検出のコスト比は 4:1 に設定した時に、90.5%、

93.6%, 97.5% となり, バイモーダル統合の効果も確認できた。

発話区間検出は, 最終的には狭義の音声認識と組合せた音声認識性能で評価すべきであるが, そのために先ず必要となる区間レベルでの性能把握を実施した。また, 画像データを扱い, 1 フレーム単位での人手による評価などの都合上, 評価データ数が充分とは言えないが, 可能性を示す評価結果として報告した。音声認識性能評価とデータ数の拡充も今後の課題としたい。さらに, 評価データ数の拡充においては悪環境の画像や CENSREC-1-C²¹⁾ のような複数の発話が含まれるデータでの評価も必要である。

研究を進めるにあたり, 熱心に議論頂いた名古屋大学大学院情報科学研究科メディア科学専攻末永研究室, 武田研究室の皆様, AURORA-3J-AV の収集に貢献された皆様に深く感謝する。なお本研究の一部は, 文部科学省科学研究費補助金, 21 世紀 COE プログラム「社会情報基盤のための音声映像の知的統合」の援助を受けて行われた。

【文 献】

- 1) R. L. Bouquin-Jeannes, G. Faucon: "Study Of A Voice Activity Detection And Its Influence On A Noise Reduction System," Speech Comm., **16**, pp.245-254(1995)
- 2) J. Sohn, N. S. Kim, W. Sung: "A Statistical Model-based Voice Activity Detection," IEEE Signal Processing Lett., **6**, 1, pp.1-3(1999)
- 3) 近藤 啓介, 長井 隆行, 金子 正秀, 樽松 明: "マイクロフォンアレーを用いた話者位置推定による車載音声認識," 信学論 (D-II), **J85**, 7, pp.1176-1187(2002)
- 4) N. Shiraki, M. Andoh, Y. Ninomiya, S. Tokoro: "A Rapid Facial-direction Detection System Based On Symmetrical Measurement," Proc of 12th ITS World Congress, **3817**, (2005),
- 5) 奥村 晃弘, 濱口 佳彦, 岡野 健治, 宮崎 俊彦: "顔画像情報と音声情報の統合による発話認識," 情処学論, **39**, 12, pp.3232-3241(1998)
- 6) X. Zhang, R. M. Mersereau, M. Clements, C. C. Broun: "Visual Speech Feature Extraction For Improved Speech Recognition," IEEE ICASSP 2002, **II**, pp.1993-1996(2002)
- 7) D. Sodoyer, B. Rivet, L. Girin, J.-L. Schwartz, C. Jutten: "An Analysis Of Visual Speech Information Applied To Voice Activity Detection," IEEE ICASSP 2006, **I**, pp.601-604(2006)
- 8) 田村 哲嗣, 岩野 公司, 古井 貞照: "オブティカルフローを用いたマルチモーダル音声認識法の提案と評価," 情処学研資, 2002-SLP-40-6, **2002**, 10, pp.33-38(2002).
- 9) 間瀬 健二, Alex Pentland: "オブティカルフローを用いた読唇," テレビ学技報, **13**, 44, pp.7-12(1989)
- 10) 村井 和昌, 野間 啓介, 熊谷 健一, 松井 知子, 中村 哲: "口周囲画像による頑強な発話検出," 音声言語情報処理, No.34-13(2000)
- 11) 村井 和昌, 中村 哲: "画像と音声情報の併用による雑音に頑強な発話検出," 情処研報, 2001-SLP-37-10, pp.55-60(2001)
- 12) 坂 義秀, 前野 俊希, 二宮 芳樹, 森 健策, 末永 康仁: "車載カメラ映像を用いたドライバの発話区間検出," 信学技報, PRMU2002-261, pp.111-116(2003)
- 13) 松田 博義, 増田 健, 滝口 哲也, 有木 康雄, 神谷 昌宏: "AdaBoost と音声・唇 GMM による発話区間検出," 平 18 信学総全大, D-14-7, pp.131(2006)
- 14) 前野 俊希, 根木 大輔, 北坂 孝幸, 森 健策, 末永 康仁, 二宮 芳樹: "車載カメラ映像を用いたドライバの発話区間検出の改善," 信学技報, PRMU2003-257, pp.7-12(2004)
- 15) T. H. Dat, K. Takeda, F. Itakura: "Maximum A Posterior Probability And Cumulative Distribution Function Equalization Methods For Speech Spectral Estimation With Application In Noise Suppression Filtering," Lecture Notes in Computer Science, **3817**, pp.328-337(2006)
- 16) 前野 俊希, 北坂 孝幸, 森 健策, 末永 康仁, 二宮 芳樹: "非線形フィルタとテンプレートマッチングによるドライバの顔部品抽出," 平成 15 年度電気関係学会東海支部連合大会講演論文集, pp.324(2003)
- 17) F. Cremer, K. Schutte, J. G. M. Schavemaker, E. den Breejen: "A Comparison Of Decision-level Sensor-fusion Methods for

Personnel Landmine Detection," Information Fusion 2, pp.187-208(2001)

- 18) 根木 大輔, 前野 俊希, 北坂 孝幸, 森 健策, 末永 康仁, 宮島 千代美, 伊藤 克巨, 武田 一哉, 板倉 文忠, 佐野 昌己, 二宮 芳樹: "バイモーダル車内音声認識評価用データベースの構築," 情処研報, 2005-SLP-55-07, pp.35-40(2005)
- 19) 藤本雅清, 有木康雄: "GMM と EM アルゴリズムを用いた加法的雑音および乗法的歪みの抑圧," 信会論 (D-II), **J88**, 7, pp.1093-1102(2005)
- 20) V. N. Vapnik: "Statistical Learning Theory," John Wiley & Sons, (1998)
- 21) IPSJ-SIG SLP 雑音下音声認識評価ワーキンググループ: <http://sp.shinshu-u.ac.jp/CENSREC/index.html.ja>

二宮 芳樹 1981 年名古屋大学工学部電子工学科卒, 1983 年同大学院工学研究科修士課程修了。同年, (株) 豊田中央研究所に入社。2006 年より同研究所主席研究員。主として画像処理の自動車応用に関する研究に従事。正会員。

坂 義秀 2001 年名古屋大学工学部電気電子・情報卒, 2003 年同大学院情報科学研究科修士課程修了。同年, (株) 日本 IBM に入社。大学在学中はマルチメディア信号処理の研究に従事。(本研究は在学中のもの)

前野 俊希 2002 年名古屋大学工学部電気電子・情報卒, 2004 年同大学院情報科学研究科修士課程修了。同年, (株) 日立製作所に入社。大学在学中はパターン認識の研究に従事。(本研究は在学中のもの)

根木 大輔 2003 年名古屋大学工学部電気電子・情報卒, 2005 年同大学院情報科学研究科修士課程修了。同年, ソニー (株) に入社。大学在学中はマルチメディア信号処理の研究に従事。(本研究は在学中のもの)

宮島千代美 2001 年名古屋工業大学大学院工学研究科電気情報工学専攻博士後期課程修了。同年, 同大知能情報システム学科助手。2003 年より名古屋大学大学院情報科学研究科メディア科学専攻助手。現在, 同専攻助教。行動信号処理, 音声情報処理に関する研究に従事。博士 (工学)。

森 健策 1996 年名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年, 同大日本学術振興会特別研究員。2000 年名古屋大学助教授。2001 年スタンフォード大学客員助教授。2003 年名古屋大学情報科学研究科助教授。現在, 同准教授。三次元画像処理, 医学応用, CG に関する研究に従事。博士 (工学)。

北坂 孝幸 2002 年名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程修了。2003 年, 同大学院情報科学研究科助手。現在, 同専攻助教。三次元画像処理, 人体パターン認識, 医学応用に関する研究に従事。博士 (工学)。

末永 康仁 1973 年名古屋大学工学研究科電気電子専攻博士過程修了。同年電電公社に入社し, 24 年間 NTT 研究所にて画像処理の研究に従事。1997 年名古屋大学教授。現在, 同大学情報科学研究科教授。画像認識, 画像生成, 医用画像処理の研究に従事。博士 (工学)。