

誤差の周波数拡散と加算平均処理による耳音紋認証の精度向上

矢野 昌平<sup>†a)</sup>      荒川 隆行<sup>††</sup>      越仲 孝文<sup>††</sup>      今岡 仁<sup>††</sup>  
 入澤 英毅<sup>††</sup>

Improving Acoustic Ear Recognition Accuracy for Personal Identification  
 by Averaging Biometric Data and Spreading Measurement Errors  
 over a Wide Frequency Range

Shohei YANO<sup>†a)</sup>, Takayuki ARAKAWA<sup>††</sup>, Takafumi KOSHINAKA<sup>††</sup>,  
 Hitoshi IMAOKA<sup>††</sup>, and Hideki IRISAWA<sup>††</sup>

あらまし 外耳道の音響特性を示す外耳道伝達関数 ECTF (Ear Canal Transfer Function) をバイオメトリクスデータとした個人認証について検討する。計測データにイヤホン着脱による観測揺らぎや背景雑音等の計測誤差が含まれている場合、認証精度が低下することが知られている。そのため、計測誤差に対するロバスト性が求められている。本論文では、CSN-TSP (Constant Signal to Noise ratio Time Stretched Pulse) 信号による ECTF の取得法と加算平均処理をもちいた耳音紋認証の精度向上法を提案する。これらの方法を用いることで、雑音性の誤差を全周波数帯域に分布させ、個人認証に有用な周波数帯域の特徴取得と、観測揺らぎの影響を低減することが可能となる。有効性を評価するため、被験者 34 人の ECTF データに誤差を付加するシミュレーション実験、TSP 信号と CSN-TSP 信号を用いて被験者 14 人の ECTF を求める計測実験及び、加算平均法の有効性の確認実験を行った。その結果、個人識別に有用な特徴取得が可能となることを確認し、分類誤差 Error (Classification Error) = 1%以下を得た。

キーワード 外耳道伝達関数, バイオメトリクス, サポートベクターマシン, インパルス応答, TSP, CSN-TSP

1. ま え が き

指紋、虹彩、顔等の身体的特徴を用いて認証を行うバイオメトリクス認証は、パスワードや物理的な鍵と比較して、漏洩や盗難の危険性が低く近年積極的に導入されている [1]~[3]。多くのシステムでは認証を行うための特別な認証装置と、声を発する等の認証動作を必要とする。また、認証はサービス開始時に行われ、途中でユーザが入替わる「なりすまし検知」が困難である。これらの問題の解決が求められている。我々は、外耳道の音響特性に注目した。図 1 に示すように、耳介付近に設置した小型ラウドスピーカと、外耳道内または入口に設置したマイクロホンとにより取得した音

響特性には、音波が耳介や外耳道の形状より反射、回折、干渉、共振する特性が含まれている [4]。音響特性は、耳介と外耳道形状に依存し、この音響特性を用いた個人認証の可能性を Akkerman *et al.* が報告している [5]。耳の音響特性は、ユーザごとの特徴を示す音の模様であるため耳音紋 (じおんもん) と呼び、耳音紋認証は新しいバイオメトリクス手法として注目されて

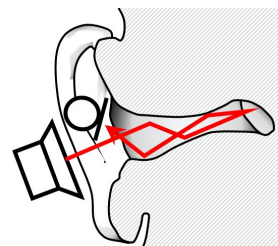


図 1 耳介や外耳道の音響伝達特性  
 Fig. 1 Acoustical transfer characteristics of the ear pinna and ear canal.

<sup>†</sup> 国立長岡工業高等専門学校, 長岡市  
 National Institute of Technology, Nagaoka College, Nagaoka-shi, 940-8536 Japan

<sup>††</sup> 日本電気株式会社, 川崎市  
 NEC Corporation, Kawasaki-shi, 211-8666 Japan

a) E-mail: syano@nagaoka-ct.ac.jp

いる。耳音紋の計測データには、背景雑音や装着具合等の観測揺らぎによる計測誤差が含まれ、この計測誤差は認証精度を低下させる [6], [7]。落合らは、背景雑音による計測誤差を最小として全周波数帯域において一定の SNR (Signal to Noise Ratio) を実現する手法を提案している [8]。本論文では、落合らの手法を耳音紋認証に適用し SNR の改善を行い、加算平均処理により観測揺らぎを低減するロバストな耳音紋認証を提案する。有効性を評価するため、被験者 34 人の計測データに誤差を付加するシミュレーション実験、被験者 14 人の耳音紋の計測データを求める計測実験及び、加算平均法の有効性の確認実験を行った。

## 2. 耳音紋測定原理

### 2.1 外耳道伝達特性

音響信号が外耳道を通過し鼓膜に伝搬される特性は、外耳道の形状や容積及び鼓膜面の音響インピーダンス等に依存すると考えられる。本論文では、イヤホンと外耳道入口に設置したマイクロホン間の信号伝達にかかわる特性として外耳道伝達特性を定義する。外耳道伝達特性は、時間領域で外耳道インパルス応答 ECIR (Ear Canal Impulse Response) となり、複素周波数領域で外耳道伝達関数 ECTF (Ear Canal Transfer Function) で表される。TSP (Time Stretched Pulse) 信号や MLS (Maximum length sequence) 信号を用いたインパルス応答測定法で音響特性を測定することで ECIR を導出する。外耳道伝達特性には、外耳道の音響特性の他にイヤホンの電気音響変換特性、マイクロホンの音響電気変換特性及びマイクロホンとイヤホンの位置関係に依存した特性が含まれる。外耳道伝達特性は、頭部音響伝達特性と合わせて、任意の空間位置に音像を作り出す頭外音像定位技術に用いられる。この技術では、他人の特性を用いると音像の定位精度が劣化する。ユーザごとに身体的な特徴が異なるように音響的な特性も異なるためである [9], [10]。耳音紋認証では、外耳道伝達特性がもつ個性性に注目した。

### 2.2 測定系に含まれる計測誤差

測定結果には、(a) 背景雑音や電氣的ノイズ等の雑音性誤差、(b) イヤホンの装着具合等に起因する観測揺らぎ、(c) ユーザの動きによるアーチファクト、(d) 温度や気圧等の環境変動が計測誤差として含まれる [11]。計測誤差のうち、(c) は測定中に静止するよう指導し、(d) については実用上無視できると考えられる。しかし、(a) と (b) の雑音性誤差と観測揺らぎによる計測

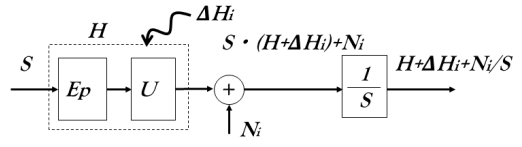


図2 測定系

Fig. 2 Principle of impulse response measurement.

誤差は上記対応では不十分である。

図 2 に、未知の系  $H(\omega)$  と雑音や観測揺らぎによる伝達特性の変動を含んだ測定系を示す。系  $H(\omega)$  は、イヤホンの特性を示す  $Ep(\omega)$  とユーザの外耳道の音響特性  $U(\omega)$  が含まれ、式 (1) で表される。

$$H(\omega) = Ep(\omega) \cdot U(\omega) \quad (1)$$

$U(\omega)$  はユーザごとに異なる特性を示すのに対し、 $Ep(\omega)$  は全被験者に対して同一の特性となる。系  $H(\omega)$  には誤差が伝達特性の変動  $\Delta H_i(\omega)$  として発生する。測定用信号  $S(\omega)$  を系  $H(\omega)$  に入力すると、その応答は  $S(\omega) \cdot (H(\omega) + \Delta H_i(\omega))$  となる。これに、計測誤差の測定系の雑音  $N_i(\omega)$  が加算され、 $S(\omega) \cdot (H(\omega) + \Delta H_i(\omega)) + N_i(\omega)$  となる。この出力を特性  $1/S(\omega)$  の逆フィルタに通すことで、測定系の推定値  $\hat{H}(\omega) = (H(\omega) + \Delta H_i(\omega) + N_i(\omega))/S(\omega)$  を得る。添え字  $i$  は、測定のうち何回目かを示す変数である。推定値  $\hat{H}(\omega)$  に含まれる計測誤差は、雑音性誤差  $N_i(\omega)/S(\omega)$  と伝達特性の変動による誤差  $\Delta H_i(\omega)$  である。雑音性誤差は元の大きさの  $1/S(\omega)$  倍となる。測定用信号  $S(\omega)$  には、TSP 信号や MLS 信号等が用いられる。雑音のエネルギースペクトルを  $E_{N_i}(\omega) = E[|N_i(\omega)|^2]$  とすると、推定値  $\hat{H}(\omega)$  に含まれる雑音性誤差のエネルギースペクトル  $E_{Noise}$  は式 (2) で表される。ここで、 $E[\cdot]$  は期待値を示し、 $E[f(x)] = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)P(f(x))dx$  である ( $P[\cdot]$  は確率密度関数)。

$$E_{Noise}(\omega) = E \left[ \left| \frac{N_i(\omega)}{S(\omega)} \right|^2 \right] = \frac{E_{N_i}(\omega)}{|S(\omega)|^2} \quad (2)$$

測定用信号が平坦なスペクトルをもつ場合、雑音性誤差は元のスペクトルから測定信号エネルギー  $P_S = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |S(\omega)|^2 d\omega$  分小さくなったものとなる。雑音が全周波数において均等なスペクトルを有していると仮定すると、推定値  $\hat{H}(\omega)$  に含まれる誤差の関係は図 3(a) のモデルで示される。図において、実線は系の伝達特性  $H(\omega)$ 、細線は伝達特性の変動  $\Delta H_i(\omega)$

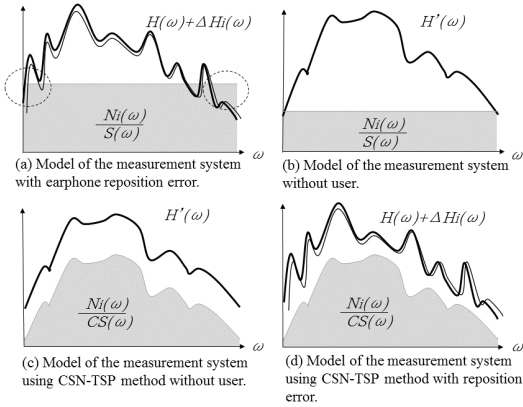


図3 測定系に含まれる信号と雑音成分のモデル  
Fig. 3 Models of noise components included in the measurement results.

を含む系の伝達特性  $H(\omega) + \Delta H_i(\omega)$  のスペクトルを示す。網掛けは雑音性誤差  $\frac{N_i(\omega)}{S(\omega)}$  のスペクトルを示す。推定値  $\hat{H}(\omega)$  はこれらを加算した特性として得られる。

$H(\omega)$  の応答レベルが大きいスペクトルの周波数では、信号  $H(\omega)$  と雑音性誤差  $\frac{N_i(\omega)}{S(\omega)}$  の比である SNR は向上し、応答レベルの小さい周波数では、SNR は劣化する。その結果、周波数ごとに推定値  $\hat{H}(\omega)$  の SNR は異なるものとなる。特に、図 3(a) の破線丸で示された、応答レベルが小さい周波数領域は系の伝達特性が雑音に埋もれ観測が困難となる。

### 3. 提案手法

#### 3.1 一定の SNR とするインパルス応答測定法

ユーザ受聴を伴う用途において、応答レベルの小さい周波数はユーザが知覚できず、SNR の劣化が問題となることは少ない。しかし、耳音紋認証においては応答レベルの小さい周波数にもバイオメトリクスデータとしての価値があるため、SNR の改善が求められる。そこで、全周波数帯域での一定の SNR を実現する CSN-TSP (Constant Signal to Noise ratio Time Stretched Pulse) 信号を用いて SNR の改善を行う。

落合ら [8] は  $n + 1$  の時点の測定用信号として、 $n$  の時点で得られた過去の測定値を用いて繰返し測定することで系の伝達特性を求めた。しかし、個人認証において事前にユーザを含む系の結果を得ることは困難である。そこで、図 4 で示されたユーザを含まない系  $H'(\omega)$  の測定値を用いて雑音性誤差に埋もれた系の伝達特性を求める方法を提案する。

最初に図 4 に示すユーザを含まない系  $H'(\omega)$  を導

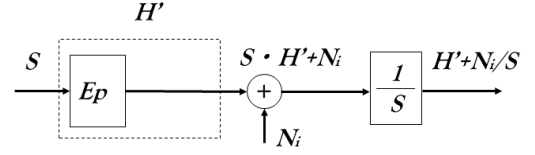


図4 ユーザを含まない測定系  
Fig. 4 Block diagram of impulse response measurement without a subject.

入する。  $H'(\omega)$  の推定値  $\hat{H}'(\omega)$  は式 (3) と図 3(b) のモデルで表される。

$$\hat{H}'(\omega) = H'(\omega) + \frac{N_i(\omega)}{S(\omega)} \quad (3)$$

エネルギースペクトル  $E_{\hat{H}'}(\omega)$  は式 (4) で与えられる。  $\hat{H}'(\omega)$  の各項の事象は独立であることから、式 (5) が導き出される。

$$E_{\hat{H}'}(\omega) = E[|\hat{H}'(\omega)|^2] \quad (4)$$

$$= E[|H'(\omega)|^2] + E\left[\left|\frac{N_i(\omega)}{S(\omega)}\right|^2\right] \quad (5)$$

$$\simeq E[|H'(\omega)|^2] \quad (6)$$

遮音室での測定や、同期加算法を用いることで、式 (5) の右辺第 2 項の雑音性誤差を低減させ、無視できるものとし式 (6) を得る。ここで、CSN-TSP 信号を測定用信号  $CS(\omega)$  として導入する。  $CS(\omega)$  信号は  $|CS(\omega)|^2 = 1/|H'(\omega)|^2$  なるパワースペクトルをもつ。CSN-TSP 信号により、測定系の推定値  $\hat{H}'(\omega)$  に含まれる雑音性誤差は図 3(c) のモデルで示される。雑音性誤差のパワースペクトル  $E_{Noise}(\omega)$  は式 (7) で示され、式 (9) より、測定系の推定値  $|H'(\omega)|^2$  に比例したパワースペクトルをもち、全周波数帯域において SNR が一定となることが分かる。ここでは、雑音性誤差のパワースペクトル  $E_{Noise}(\omega)$  は全周波数帯域においてフラットであると仮定している。フラットでない場合でも守屋ら [12] の方法を用いることで対応可能である。

$$E_{Noise}(\omega) = E\left[\left|\frac{N_i(\omega)}{CS(\omega)}\right|^2\right] \quad (7)$$

$$= \frac{E[|N_i(\omega)|^2]}{|CS(\omega)|^2} \quad (8)$$

$$= E_{N_i}(\omega) \cdot |H'(\omega)|^2 \quad (9)$$

CSN-TSP 信号を用いて、図 2 のユーザを含む系の伝

達特性  $H(\omega)$  の推定値  $\hat{H}(\omega)$  を求めると、誤差のモデルは図 3 (d) で示される。ユーザの音響特性  $U(\omega)$  が含まれるため、全周波数帯域において一定の SNR とはならないが、応答レベルの低い周波数においても雑音に埋もれない系の伝達特性を得ることが可能となる。

### 3.2 加算平均処理による計測誤差の低減

認証において、誤差 (b) のイヤホン装着具合による伝達特性の変動  $\Delta H_i(\omega)$  を含む計測データが、登録や照合に用いられることは認証精度の劣化に繋がる。そこで、加算平均処理による計測誤差の低減について検討する。 $i$  時点での伝達特性を  $H_i(\omega)$  とし式 (10) で定義する。

$$H_i(\omega) = H(\omega) + \Delta H_i(\omega) \quad (10)$$

$H_i(\omega)$  に  $N$  回の加算平均処理を施し式 (11) を得る。式 (11) の右辺第 2 項は加算平均処理により低減すると考えられる。

$$\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N H_i(\omega) = H(\omega) + \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \Delta H_i(\omega) \quad (11)$$

$N$  回の加算平均処理は、登録時に  $N$  回イヤホンを着脱し、測定を繰り返すことを意味する。これは、ユーザへの負担となり利便上も低下するため、 $N$  は少ない回数であることが求められる。また、耳音紋認証ではイヤホンを装着している間は常時認証することを想定している。そのため認証時の加算平均処理の回数に制限はないが、常時認証時にイヤホンの着脱をユーザに求めることは想定していない。

## 4. CSN-TSP 法の有効性確認実験

### 4.1 雑音を付加するシミュレーション実験

TSP 信号と CSN-TSP 信号による測定法を比較するため、測定結果に含まれる雑音を模擬し個人認証を行うシミュレーション実験を行った。

#### 4.1.1 雑音信号の付加方法

2 種類の模擬雑音信号を付加する。

模擬雑音 1): 周波数帯域全体に対して均一な雑音 (図 3 (a)).

模擬雑音 2): ユーザを含まない測定系のパワースペクトルをもった雑音 (式 (3), 図 4).

これらの雑音は、TSP 信号を用いた測定法 (TSP 法) と CSN-TSP 信号を用いた測定法 (CSN-TSP 法) との結果に含まれる雑音信号を模擬している。ノイズジェネレータ (NF WG-722) で発生させた白色ノイズを、雑音 1), 2) となる周波数特性の補正処理を行い、

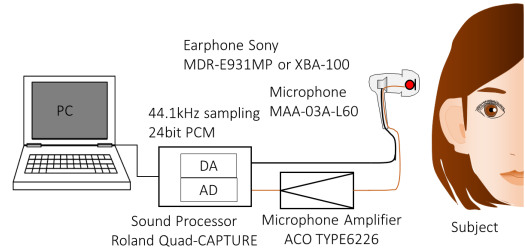


図 5 計測システム

Fig. 5 Measurement system.

信号レベルを SNR = 3 dB から 27 dB の範囲で変化させ ECIR の時系列信号に加えた。

ECIR データは図 5 の計測システムを用いて事前に計測したものを使用した。イヤホンは、インナー型イヤホン (Sony MDR-E931MP) を使用した。インナー型イヤホンでは、耳介の音響特性を認証に利用することは難しい。しかし、図 5 で示すように小型マイクロホンをイヤホンに設置し一体型とすることで、イヤホンの装着時に小型マイクロホンの收音部が外耳道内に入り、外耳道内の音響信号の收音が可能となる。測定用信号は MLS 信号 (信号長  $2^{14} - 1$ ) を使用し、耳元の音圧レベルは約 60 dB(A)、同期加算数 5 回で再生した。被験者 34 人 (10 歳~40 歳代の男女) の右耳 ECIR データ (30 回分/人) を使用した。ECIR データは応答の立ち上がり時間前で切り出し最小位相処理を行った。またバンドパスフィルタ処理 (100 Hz~22 kHz) を行った後、信号全体のパワーを 1 とする正規化処理を行った。

#### 4.1.2 特徴量

識別には次に示す二つの特徴量を使用した。

- 1) Wave: ECIR の時系列信号 256 点,
- 2) SpecPow: Wave に対する FFT で求めた周波数毎パワー 128 点.

各特徴量にバンドパスフィルタを用いて (a) 250 Hz~1.5 kHz, (b) 1.5 kHz~16 kHz, (c) 16 kHz~22 kHz 帯域制限を行った。

音源方向の知覚等では、周波数帯 (b) に聴覚上重要な情報が含まれており、良い SNR での取得が求められる。応答レベルが小さく聴覚的に知覚が難しい (a), (c) の帯域では SNR が問題となることは少ない。しかし、耳音紋認証では、認証に有用なユーザごとの差異は周波数帯 (a) や (c) にも含まれると考えられる。

#### 4.1.3 識別方法

識別には、マルチラサスのサポートベクターマシン

(SVM) を使用した．分類精度の良かったガウスカーネルを使用し，10 セットの交差検定を実施，分類誤差 Error (Classification Error) を算出した．学習データと評価データでの重複はない．

#### 4.1.4 実験結果

図 6 (a)～(c) に実験結果を示す．横軸は時系列信号の SNR (dB) を，縦軸は分類誤差 Error (%) を対数値で示す．各図において，実線は特微量に SpecPow を，破線は Wave を用いた結果である．また，白印は TSP 法の模擬雑音 1)，黒印は CSN-TSP 法の模擬雑音 2) の結果を示す．

図 6 (b) より，系の応答レベルが大きい周波数帯では CSN-TSP 法と TSP 法とに大きな差はない．応答レベルの小さい周波数帯域である図 6 (a)，(c) の結果より，周波数毎パワーを特微量とし，CSN-TSP 法を用いたものが有用であることが分かる．

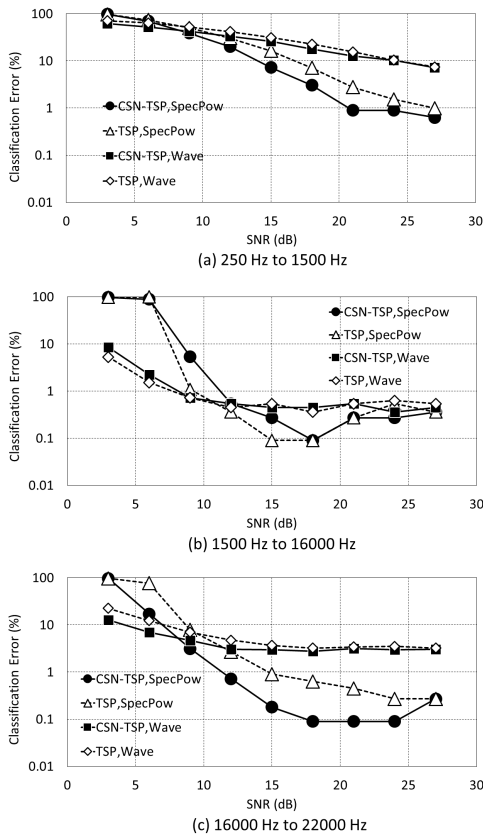


図 6 SNR と分類誤差との関係  
Fig. 6 Relationships between SNR and classification error.

## 4.2 ECIR 計測実験

TSP 法と CSN-TSP 法を用いて，ユーザの ECIR を取得し，個人認証を行う ECIR 計測実験を行った．

### 4.2.1 測定用信号の作成方法

図 7 (a)，(b) に TSP 法と CSN-TSP 法で用いた測定信号の時系列信号波形を示す．CSN-TSP 信号は同期加算数 50 回で再生された系  $H'(\omega)$  の伝達特性より導出した．また，導出の際に  $H'(\omega)$  の零点が極となることを防ぐためスペクトルの最低値を制限する最低値補正を行った．最低値補正は事前実験により，外耳道音響伝達特性のノイズフロアレベルとイヤホンの非線形性を考慮し  $-20$  dB とした．

### 4.2.2 ユーザ ECIR の計測

ユーザの ECIR データは図 5 を用いて計測した．イヤホンは，カナル型イヤホン (Sony XBA-100) を使用した．測定信号の信号長は  $2^{14}$ ，音圧レベルは耳元で約 65 dB(A) である．健全な聴力をもつ被験者 14 人 (20 歳～40 歳代の男女) に TSP 信号と CSN-TSP 信号を，ユーザが静止した状態で同期加算数 5 回で再生しユーザの音響特性を測定した．残響特性を考慮し，TSP 信号と CSN-TSP 信号との再生の間には約 1 秒のインターバルを設けた．その後，約 3 秒間のインターバルの間にユーザはイヤホンの着脱を行う．ユーザごとに 30 回イヤホンの着脱と測定とを繰り返した．測定後，クロススペクトル法により ECIR を導出した．ECIR データは応答の立ち上がり時間前で切り出し最小位相処理を行った．またバンドパスフィルタ処理 (100 Hz～22 kHz) を行った後，信号全体のパワーを 1 とする正規化処理を行った．

図 8 (a)，(b) に TSP 法と CSN-TSP 法とにより計測を行ったユーザ 1 名分の ECTF の振幅スペクトルを示す．各図において灰色線は 30 回のイヤホン着脱

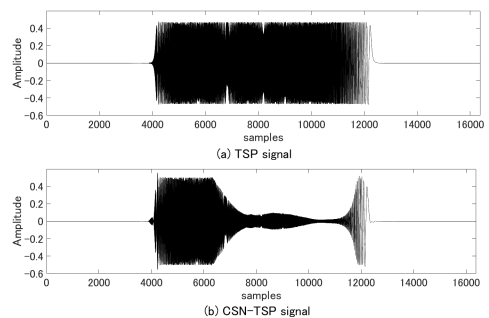


図 7 TSP 信号と CSN-TSP 信号  
Fig. 7 TSP and CSN-TSP signals.

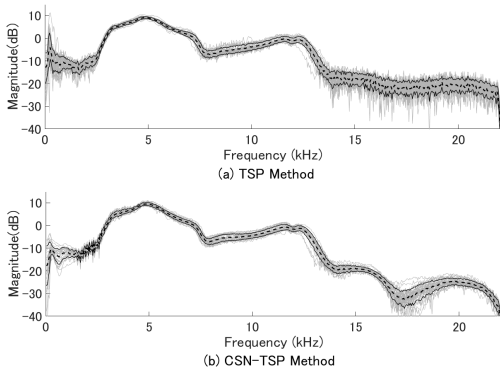


図 8 着脱により ECIR データに含まれる誤差  
Fig. 8 Data obtained from ECIR measurement with the repositioning error.

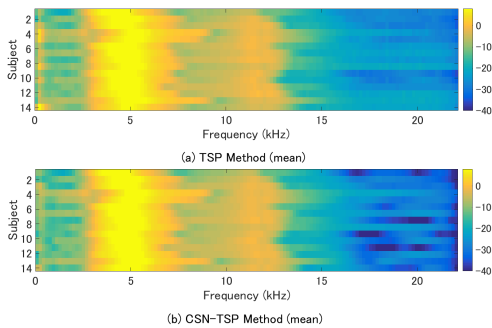


図 9 被験者ごとのパワースペクトル平均  
Fig. 9 Averaged amplitude spectra of each subject.

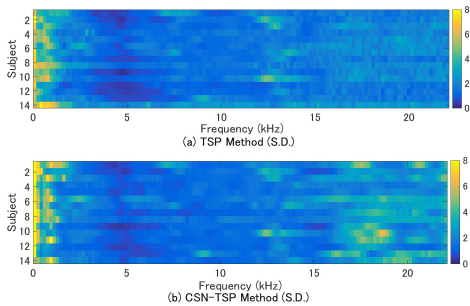


図 10 被験者ごとのパワースペクトル標準偏差  
Fig. 10 Standard deviation for the amplitude spectra of each subject.

ごとの振幅スペクトルを示す。図 8 (a), (b) 共に、イヤホンの着脱により装着具合が変化し、伝達特性に変動が生じている。また、破線は 30 回の振幅スペクトルの平均を、黒の実線は振幅スペクトルの標準偏差を示す。図 8 (a), (b) より、15 kHz 以上の周波数帯域において、TSP 法は雑音性誤差に埋もれているのに対し、CSN-TSP 法では振幅スペクトルに凹凸が現れて

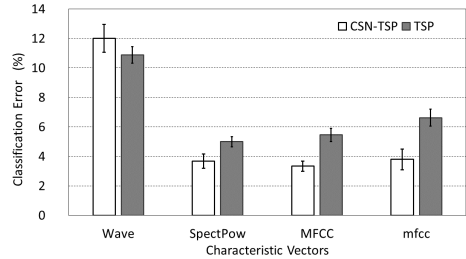


図 11 CSN-TSP 法と TSP 法による分類誤差  
Fig. 11 Classification errors of the CSN-TSP and TSP methods.

おり、耳音紋の特徴が観測できる。図 9, 図 10 に被験者ごとの振幅スペクトルの平均値と標準偏差値を示す。図において横軸は周波数を示し、縦軸は被験者を、色の濃淡は振幅スペクトルのレベル値 (dB) を表し、大きい値を淡色、小さい値を濃色で示す。図より、15 kHz 以上の周波数帯域において、TSP 法は平均の振幅スペクトルと標準偏差値に変化が少ない。これに対し CSN-TSP 法では、振幅スペクトルの変化によりグラフに模様が見れ、被験者ごとに異なる耳音紋の特徴が観測できる。

#### 4.2.3 特徴量

識別には次に示す四つの特徴量を使用した。

- 1) Wave: ECIR の時系列信号を切り出した 256 点,
- 2) SpecPow: ECIR の時系列信号 1024 点より FFT で求めた周波数毎パワー 512 点,
- 3) MFCC: SpecPow に対するメルケプストラム係数 100 次元,
- 4) mfcc: MFCC に対するケフレンシー系列次数 100 次元.

特徴量 3), 4) のメルケプストラム係数を 100 点の算出には、ECIR の時系列信号 1024 点を必要とする。

#### 4.2.4 識別方法

識別にはマルチクラス SVM を使用した。データを入れ換え、10 セット交差検定を 5 回実施し分類誤差と標準偏差を算出した。SVM には、分類精度の良かった線形カーネルを使用した。特徴量の数に対して学習データ数の割合が少ない場合等は、ガウスクーネルより線形カーネルの方が良い識別精度を示す傾向がある。なお、学習データと評価データとの間に重複はない。

#### 4.2.5 識別結果

図 11 に各特徴量に対する分類誤差 Error と誤差棒に標準偏差 Std を示す。特徴量 1 では、時系列信号に関しては TSP 法が Error = 10.9% (Std = 0.57%) に対

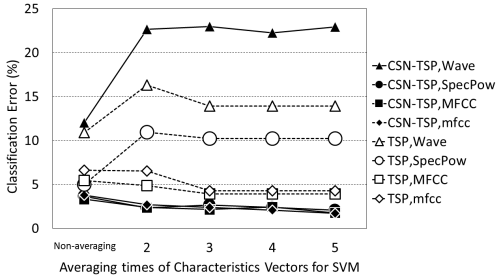


図 12 加算平均回数と分類誤差  
Fig. 12 Classification errors of SVM.

して CSN-TSP 法は Error = 12.0% (Std = 0.57%) であり, TSP 法の分類誤差が小さい. 周波数毎パワーを用いる特徴量 2, 3, 4 では, CSN-TSP 法の分類誤差が小さい. 分類誤差が最も小さいものは, MFCC を特徴量とした場合であり, CSN-TSP 法では Error = 3.33% (Std = 0.35%), TSP 法では Error = 5.46% (Std = 0.44%) である.

## 5. 加算平均法の有効性の確認実験

加算平均処理による計測誤差の抑制について検討を行う. 4.2.2 で得た各ユーザの ECIR データの内, 20 回分を学習用セット, 残りの 10 回分を評価用セットとする. 学習には, 学習用セットからランダム抽出した時系列信号に 2~5 回の加算平均を行い, 4.2.3 と同様に特徴量の抽出を行ったものを用いる. 評価には, 評価用セットの時系列信号に 2~5 回の加算平均を行い特徴量の抽出を行ったものを用いる. なお, 学習と評価データとの間に重複はない. データを入れ換え 9 セット交差検定を実施, 分類誤差を算出した. 識別器にはマルチクラス SVM を使用し, 識別精度の良かった線形カーネルを使用した.

図 12 に, 学習と評価データとの両方に加算平均を行った識別器の分類誤差を示す. 比較のため加算平均を行っていない識別器の分類誤差も示す. 幾つかの識別器は, 加算平均を行うことで分類誤差が改善している. これは, 認証に失敗した場合に再計測を行い, 加算平均を行うことで認証精度が向上する可能性を示している.

しかし, 評価データに加算平均を行うことは, ユーザに複数回の測定を強いることとなる. そこで, 学習時のみ加算平均を行い, 評価データには加算平均を行わない場合の分類誤差を求めた. この方法では, 認証時に複数回の測定が必要ない. 結果を図 13 に示す.

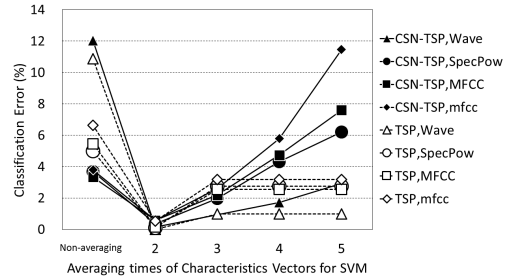


図 13 学習時のみ加算平均を行った分類誤差  
Fig. 13 Classification errors using non-averaged test ECIR data.

表 1 SVM の分類誤差 (%) (学習: 加算平均 2 回, 評価: 加算平均なし)

Table 1 Classification errors (twice-averaged training data, non-averaged test data).

	TSP	CSN-TSP
WAVE	0.00%	0.16%
SpectPow	0.10%	0.36%
MFCC	0.16%	0.57%
mfcc	0.52%	0.57%

比較のため加算平均を行っていない識別器の分類誤差も示す. 図 13 より, 2 回の加算平均を行った学習データを用いたものが最も分類誤差が小さい. 表 1 に 2 回の加算平均を行った際の分類誤差値を示す.

図 13 及び表 1 より 2 回の加算平均を行うことで CSN-TSP 法及び TSP 法共に分類誤差 Error = 1% 以下が得られた. 加算平均したデータを用いたことにより, 伝達特性  $H(\omega)$  の特徴をよく学習できたためと考えられる. また, 図 13 より, 加算平均の回数が 3 回以上では分類誤差が増加する. これは, 学習と評価データとの特徴に差異が発生したためと考えられる.

## 6. むすび

CSN-TSP 法を提案し, その有効性を評価した. 雑音を付加するシミュレーション実験の結果, 応答レベルが小さい 250 Hz~1.5 kHz 及び 16 kHz~22 kHz の周波数帯域において, 分類誤差の改善がみられた. ECIR 計測実験の結果, CSN-TSP 法で分類誤差 Error = 3.33% を得た. TSP 法と比較して約 1% の改善が見られ, 伝達特性の変動に対して CSN-TSP 法はロバスト性をもつことがわかった. 加算平均法の有効性の確認実験より, SVM の学習データの加算平均回数を増やすことで, 分類誤差の改善が見られた. また, 2 回の加算平均データにより学習を行った SVM に, 加算平均を行っていないデータを識別させることで,

CSN-TSP 法及び TSP 法共に分類誤差 Error = 1%以下を得た。提案手法が、外耳道の音響特性を用いた耳音紋認証の精度向上に有効であることを確認した。

**謝辞** 本研究の遂行にあたり、有益な助言を頂いた長岡技術科学大学の和田安弘先生及びに南部功夫先生に深く感謝いたします。本研究は JSPS 科研費 JP16K00182 の助成を受けたものである。

## 文 献

- [1] 溝口正典, 原 雅範, “指紋掌紋の照合技術,” NEC 技報, vol.63, no.3, pp.18–21, Sept. 2010.
  - [2] 今岡 仁, 早坂昭裕, 森下雄介, 佐藤 敦, 広明敏彦, “顔認証技術とその応用,” NEC 技報, vol.63, no.3, pp.26–30, Sept. 2010.
  - [3] 越仲孝文, 篠田浩一, “話者認識の国際動向,” 音響誌, vol.69, no.7, pp.342–348, July 2013.
  - [4] H. Takemoto, P. Mokhtari, H. Kato, R. Nishimura, and K. Iida, “Mechanism for generating peaks and notches of head-related transfer functions in the median plane,” J. Acoust. Soc. Am., vol.132, no.6, pp.3832–3841, Dec. 2012.
  - [5] A.H.M. Akkermans, T.A.M. Kecenaar, and D.W.E. Schobben, “Acoustic ear recognition for person identifications,” Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies (AutoID’05), pp.219–223, 2005.
  - [6] 矢野昌平, 荒川隆行, 越仲孝文, 今岡 仁, 入澤英毅, “ユーザの外耳道の音響特性による認証法の提案,” The Fifth Symposium on Biometrics, Recognition and Authentication (SBRA), pp.94–95, Nov. 2015.
  - [7] 荒川隆行, 矢野昌平, 越仲孝文, 今岡 仁, 入澤英毅, “外耳道音響特性を用いた高精度個人認証,” 音講論集, pp.841–842, March 2016.
  - [8] 落合祐一, 金田 豊, “全帯域で SN 比を一定とするインパルス応答測定法の検討,” 音講論, pp.879–880, March 2010.
  - [9] S. Yano, H. Hokari, and S. Shimada, “A study on the personal difference in the transfer functions of sound localization using stereo earphones,” IEICE Trans. Fundamentals, vol.E83-A, no.5, pp.877–887, May 2000.
  - [10] E.M. Wenzel, M. Arruda, D.J. Kistler, and F.L. Wightman, “Localization using nonindividualized head-related transfer functions,” J. Acoust. Soc. Am., vol.94, no.1, pp.111–123, 1993.
  - [11] 小村道昭, 梶田将司, 武田一哉, 板倉文忠, “室温による室内伝達関数の変化とその補正,” 信学技報, DSP97-84, SP97-39, Sept. 1997.
  - [12] 守谷直他, 金田 豊, “雑音に起因する誤差を最小化するインパルス応答測定信号,” 音響誌, vol.64, no.12, pp.695–701, Dec. 2008.
- (平成 28 年 9 月 12 日受付, 11 月 24 日再受付)



矢野 昌平 (正員)

2000 長岡技術科学大学院・情報・制御工学博士後期課程修了。同年長岡高専・電気工学科助手。2010 同准教授。2015 長岡技術大・電気電子情報専攻准教授。2016 長岡高専・電気電子システム工学科准教授。現在に至る。音響信号処理に関する研究に従事。日本音響学会, AES 各会員。



荒川 隆行

2002 千葉大・理・物理学卒, 2004 東大大学院・理・物理学修士課程了。同年 NEC 入社。現在, NEC 研究企画部主任。NEC 入社以来, 音声信号処理, 機械学習の研究を行う。



越仲 孝文 (正員)

平 3 京大・工・航空卒, 平 5 同大大学院修士課程了。同年 NEC 入社。現在, NEC データサイエンス研究所主幹研究員。統計的パターン認識, 機械学習の研究に興味をもつ。平 12 電子情報通信学会学術奨励賞。工博。



今岡 仁 (正員)

1997 年, 大阪大学大学院工学研究科応用物理学博士課程修了。同年, NEC 入社。以来, 脳神経情報処理, 顔面認証技術に関する研究開発に従事。現在, NEC データサイエンス研究所主席研究員。博士 (工学)。



入澤 英毅 (正員)

1997 年, 長岡技術科学大学院工学研究科電気・電子システム工学科修士課程修了。2006 年, NEC ソフト入社。音響信号処理, 光衛星間通信に関する研究開発に従事。現在, NEC 宇宙システム事業部エキスパートエンジニア。