

# 音響デジタルイゼーション技術

Acoustic Digitalization Technology

松村 俊之  
Toshiyuki Matsumura

大毛 勝統  
Katsunori Daimo

板倉 光佑  
Kousuke Itakura

谷川 理佐子  
Risako Tanigawa

## 要 旨

当社では、物流や流通・製造などの現場の課題を洗い出し、現場をカイゼンすることで経営課題を解決する現場CPS（Cyber Physical System）の技術開発を強化している。課題抽出に向けた現場のデジタル化の手段として、画像による人やモノの認識・追跡の開発が行われてきた。デジタル化による高精度化および高機能化を目的として、これまで高音質で培ってきた音響コア技術を適用した音響デジタルイゼーション技術に着目する。本技術により、現場の特徴が音に現れやすいような異常識別や、作業者の音声による人物認証など、現場の音をセンシングすることで、現場の状況を広く深くデジタル化できる。本稿では、特に人の能力を超えた広帯域な音響センシングを実現するレーザーマイクの高感度化技術と高精度な音響識別技術の確立に向けたドメイン適応技術を用いた話者識別技術の高精度化について述べる。

## Abstract

Our company is strengthening technology development for a Gemba Cyber Physical System (CPS) that solves management issues by kaizen of the gemba that identifies on-site issues such as logistics, distribution, and manufacturing. For digitizing the gemba for problem extraction, we developed the recognition and tracking of people and things through images. In addition to images, to improve accuracy and functionality, we focused on acoustic digitization technology with acoustic core technology that has been cultivated for a high sound quality. With this technology, it is possible to digitize the situation of the gemba more widely and deeply by sensing sound such as abnormality identification that makes it easy for the characteristics to appear in the sound and personal authentication using the voice of the worker. In this paper, we discuss the development of a high-sensitivity laser microphone that can detect wide-band acoustic sensing that exceeds human capabilities and speaker identification for the establishment of highly accurate acoustic identification technology using domain adaptation.

## 1. はじめに

当社では「現場プロセスイノベーション」に注力しており、多様で複雑な課題を抱えた現場をデジタル化し、現場の人・モノ・機器を最適に動かすことで、経営や社会の課題を根本的に解決する事業を強化している。

現場プロセスイノベーションでは、現場の課題を正しく把握するための現場CPS（Cyber Physical System）の技術開発[1]を進めている。CPS技術では、画像や各種センサを使って現場の人やモノの認識・追跡するデジタル化の開発が進められてきた。そのなかで、デジタル化の高精度化および高機能化を目的に、これまで高音質で培ってきた音響コア技術を適用した音響デジタルイゼーション技術（第1図）の開発を行っている。現場の特徴が音に現れやすいような異常識別や、作業者の音声による人物認証など、現場の音をセンシングすることで、現場の状況をより広く深くデジタル化することが可能となる。

音響デジタルイゼーション技術の目的は、人ができることの置き換えだけではなく、人の能力を超えたソリューションの確立である。筆者らは「人が気づかないことに気づく」、「人より早く気づく」という価値を提供し、現場のカイゼンに貢献する。例えば、さまざまな設備や機器に使わ



第1図 音響デジタルイゼーション技術  
Fig. 1 Acoustic digitalization technology

れるモータなどにおいて、回転するシャフトを支える軸受けで異物や潤滑油不足などによる異音が発生することがある。しかし、初期は音が小さく工場内の騒音で聞こえない、もしくは、人の聞こえる周波数には特徴が出にくいことが多い。人が異音に気づいたとき、多くの場合は既に軸受けは摩耗しており取り換えが必要となる。しかし、異常の初期段階のわずかな摩擦の増加、つまり異常を早期に発見できれば、注油による摩擦防止や交換部品の事前準備などの対策が可能となる。このように課題がデジタル化できていれば、部品の長期利用や交換時のリスク軽減が期待でき、

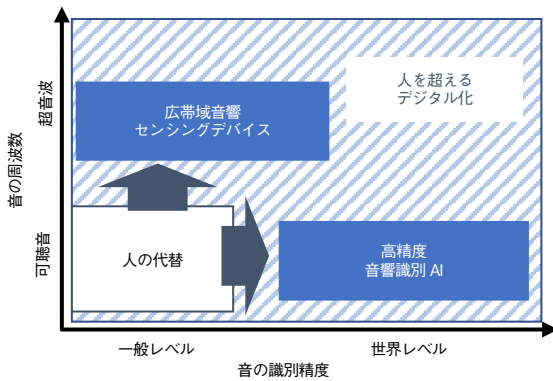
コスト削減や計画どおりの生産が実現できる。

近年のAIの進化で、AIは人の作業の一部を代替できるレベルになってきている。音響デジタル化技術では上記例のような価値提供に向け、人を超越するデジタル化を目指す。具体的な成長の軸として、

- ① 広帯域音響センシングデバイス
- ② 高精度音響識別AI

を定めた(第2図)。広帯域センシングデバイスでは、広帯域な音の計測が可能なレーザマイクを高感度化することで、センシングデバイスの進化を図る。高精度音響識別AIでは、世界で競争できる高いレベルのAI技術進化を図る。これら2つの成長軸の掛け算により、人を超越するデジタル化を実現し、現場カイゼンに貢献する。

以降では、広帯域音響センシングデバイスと高精度音響識別AIの技術について述べる。



第2図 音響デジタル化技術のターゲット領域

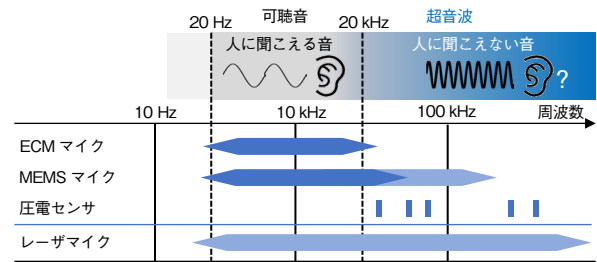
Fig. 2 Target region of acoustic digitalization technology

## 2. 広帯域音響センシングデバイス

人が識別可能な音は、20 Hz～20 kHzと言われており、20 kHzを超える音は超音波と呼ばれている。超音波は物の擦れ、物同士のわずかな衝突、小さな穴からの気体の漏れ、火花や電気のスパークなどで発生することが知られており、これらをとらえることで、異常をより早期に検出することを目指す。本章では、広帯域な超音波をセンシングするためのデバイスとしてレーザマイクに着目し、その課題である高感度化の課題を解決する技術について述べる。

### 2.1 音の周波数とセンシングデバイス

第3図に空中を伝搬する音のセンシングデバイスと周波数帯域を示す。スマートフォンやスマートスピーカなどに搭載されているマイクは通常、音声をセンシングすることを目的とするため、可聴帯域を対象とすることが多い。古



第3図 主要な音響センシングデバイスの周波数帯域

Fig. 3 Frequency range of acoustic sensors

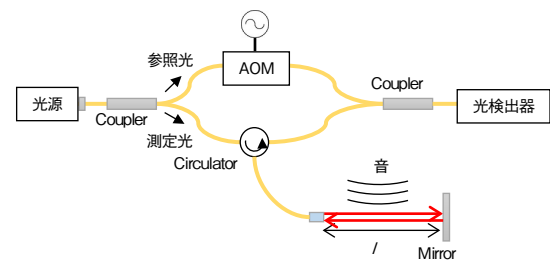
くから使われているECM (Electret Condenser Microphone)は通常この帯域がターゲットとなっている。一方、近年搭載が増えているMEMS (Micro Electro Mechanical Systems) マイクは、従来はECMと同様、可聴帯域をターゲットとするものであったが、スマートフォンへの搭載で小型化が求められ、結果的に振動板の口径が小さくなることで、超音波帯域にも感度を有するものが出てきている。しかし、この感度もおよそ100 kHzが上限と言われている。一方、超音波帯域のセンシングデバイスとして従来から使われている圧電センサは、検出対象によってそれぞれ40 kHz、80 kHz、…、300 kHzなど、一部はMEMSマイクの上限を超える超音波を検出可能であるが、振動板の共振を利用している原理上、検出周波数範囲は狭帯域となる。

筆者らは音のセンシングの帯域を拡(ひろ)げるため、帯域の制約となる振動板を用いず、現状の音響センサより広帯域な音の検出が可能なマイクの開発を行った。

### 2.2 レーザマイク

従来のマイクでは検出が難しい100 kHzを超えた音の検出が可能で、かつ圧電センサのような狭帯域ではなく広帯域の音を検出可能なセンシング手段としてレーザマイクがある[2]。音場中にレーザ光を伝搬させ、音によってレーザの伝搬経路中の空気が圧縮・膨張される際に空気の屈折率が変化することを検出して音を検出する。第4図にレーザマイクの構成を示す。

光源から出た周波数 $\omega_0$ の光はカップラーで参照光と測定光



第4図 レーザマイクの構成

Fig. 4 Configuration diagram of the laser microphone

に分けられる。参照光はAOM (Acousto-Optic Modulator) で変調され、もう一方の測定光は音場中を伝搬させる。ここで測定光が伝搬する空間に様な音圧 $p$ による屈折率変化が生じるとすると、空間内の屈折率変化 $\Delta n$ は

$$\Delta n(t) = \frac{n_0 - 1}{c^2 \rho} p(t) \quad \dots\dots\dots (1)$$

と表される[3]。このとき、 $n_0$ は空気の屈折率、 $c$ は音速、 $\rho$ は空気の密度である。一方、参照光 $E_1$ と測定光 $E_2$ は測定光の伝搬距離を $l$ 、位相差を $\theta_1$ 、 $\theta_2$ とすると、

$$E_1(t) = E_1 \cos\{(\omega_0 - \omega_{AOM})t - \theta_1\} \quad \dots\dots (2)$$

$$E_2(t) = E_2 \cos\{\omega_0 t - 2k_0 \Delta n l - \theta_2\} \quad \dots\dots (3)$$

と表され、光検出器での光強度は、

$$\begin{aligned} |E_1(t) + E_2(t)|^2 &= |E_1(t)|^2 + |E_2(t)|^2 \\ &+ E_1(t)E_2(t)[\cos\{\omega_{AOM}t - 2k_0 \Delta n l + \theta_1 - \theta_2\} + \\ &\cos\{(2\omega_0 - \omega_{AOM})t - 2k_0 \Delta n l - \theta_1 - \theta_2\}] \end{aligned} \quad (4)$$

となる。このとき、光源の周波数 $\omega_0$ は周波数が極めて高いため $\omega_0$ を含む項の変化は無視でき、(4)式のうち、

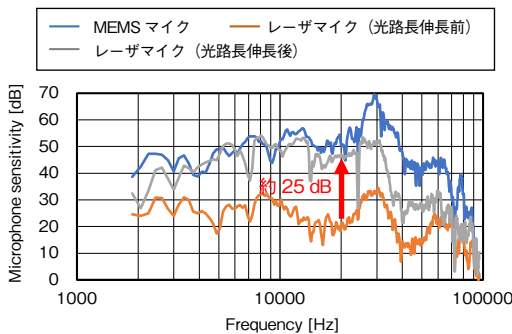
$$\begin{aligned} &\cos\{\omega_{AOM}t - 2k_0 \Delta n l + \theta_1 - \theta_2\} \\ &= \cos\left[\omega_{AOM}t - 2k_0 \frac{n_0 - 1}{c^2 \rho} p(t) \cdot l\right] \quad \dots\dots (5) \end{aligned}$$

の項のみが光検出器で変化する信号としてとらえられる。この出力信号に対し、AOMによる変調周波数 $\omega_{AOM}$ でFM復調を行うことで、音圧 $p$ を求めることができる。

2.3 レーザマイクの特長と課題

レーザマイクは前述のように空気の屈折率変化を直接とらえるものであるため、上限周波数は振動板の検出限界によらない。したがって、理論上は周波数限界が存在せず、広帯域に音をセンシングするデバイスとして有用である。また、レーザによる測定のため、電磁波中や高音中など厳しい環境中での測定も可能という特徴もある。

一方で、(1)式に記載の空気中の光の屈折率 $n_0$ は、気温15°C、1気圧で1.000277である(赤色光の場合)。よって、1 Paの音圧による屈折率変化は、 $10^{-9}$ オーダーであり、非常に

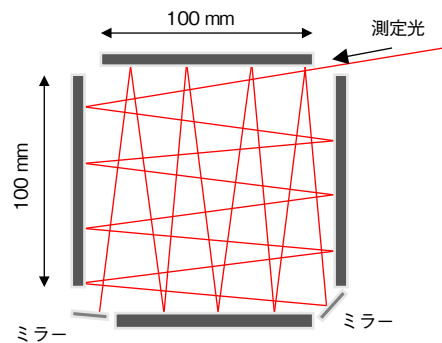


第5図 マイク感度の実測結果  
Fig. 5 Comparison of the sensitivity of the microphones

変化が小さいことがわかる。第5図に実際に赤色光のレーザマイク(光路長0.2 m)を用いて音を測定した際の感度(橙色)と、MEMSマイクの感度(青線)の感度の比較を示す。MEMSマイクの感度に比べて、25 dB(約1/18)以上も感度が低いことがわかる。したがって、レーザマイクを音のセンシング手段として用いるには感度が課題であることがわかる。そこで筆者らは、従来のMEMSマイクとほぼ同等の感度を目指し、レーザマイクの高感度化を行った。

2.4 レーザマイクの高感度化

レーザマイクの感度は(5)式によって示され、光路長 $l$ が大きいくほど感度が向上する。そこで、筆者らは測定光を縦横に多重に反射する受音部の構造を検討した(第6図)。100×100 mmの枠をミラーで構成し、測定光を縦横に反射させることで、光路長を0.2 m(1回反射)から約5m(49回反射)に拡張した。オーディオ用のツイータでホワイトノイズを再生し、検出値とノイズレベルとの差分をプロットしたレーザマイクの感度周波数特性の測定結果を第5図に示す。光路長伸長前に比べ、光路長伸長後に約25 dB向上しており、MEMSマイクとほぼ同等の感度が実現できた。



第6図 レーザマイクの感度向上に向けた受音部の構造  
Fig. 6 Structure of a laser microphone for improving sensitivity

2.5 今後の取り組み

MEMSマイクと同等感度は実現できたが、一方で、30kHz以上の周波数で感度が低下している。これは100 mm×100 mmの受音部内部に音圧分布が生じたためと考えられる。今後は光路長を維持したまま小型化を進めることでより高い帯域での感度向上を目指す。

3. 高精度音響識別AI

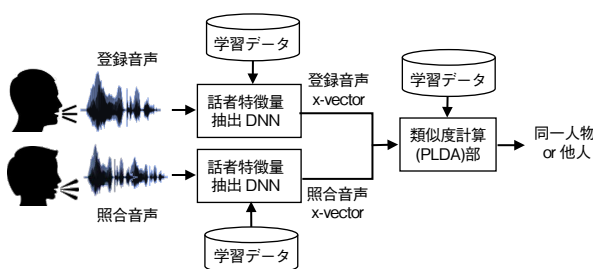
音響データから、現場の業務効率改善に有用な識別結果を得るためには、高精度な音響識別AIが必要とされる。現場における音響信号は大きく分けて音声(人間の発話)と

非音声（作業音や設備動作音など）に分類できる。効率よく高精度な音響識別AIを構築するには、早期に大量の分析用データを入手し特長ある音響識別AIを早期に技術獲得/成長させる必要があった。そこで非接触での音声による個人認証（識別）が業務効率改善につながる現場をターゲットに想定し、約1万人の音声から人物を特定する話者照合の世界的なベンチマークテストであるNIST Speaker Recognition Evaluationコンペティションを高精度音響識別AI技術の開発ドライバとして設定した。以降では話者識別AIの精度向上について述べる。なお、話者照合はコネクティッドソリューションズ社イノベーションセンターと共同で開発している技術である。

### 3.1 話者照合と従来手法の課題

音声による話者照合は、入力した声があらかじめ個人と紐（ひも）づけて登録した音声と一致するかどうかを識別する技術であり、人の音声に含まれる音響的な特徴量を定量化し、話者特徴量間の類似度を算出することで個人を識別する技術である。

本技術分野においては、近年Deep Neural Network (DNN) 技術の発展により照合精度が目覚ましく向上している。中でも、近年最も高い照合精度を実現し、広く採用されている技術にx-vector方式が挙げられる[4]。x-vector方式は、N人の話者の正解情報を与えてDNNの学習を行い、学習されたDNNの出力層の前段の中間層の出力を話者固有の特徴量（x-vector）として抽出する方式である。このx-vector同士の比較により話者間の類似度を評価する（第7図）。x-vectorは音声をもつ話者性を表す特徴量として扱われるが、話者性以外の特徴（言語や周囲環境条件の違いなどを指す。以下、ドメインと呼ぶ）によって異なる分布をもつことが知られており、学習データと評価データのドメインが異なる場合、性能が劣化するという課題が存在する。ドメインはさまざまな要因で規定され、一般的には使用言語や、電話音声/非電話音声などが音声のドメインを規定する要因として知られている。

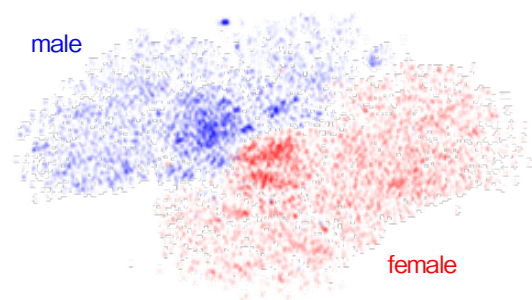


第7図 話者照合の流れ  
Fig. 7 Flow of speaker verification

このような課題を解決するために、汎用的な学習データ（例えば英語音声）を用いて学習した話者照合モデルに対し、評価データの近い性質をもつ少量の学習データ（インドメインデータ）を用いてドメインを補正する手法（ドメイン適応手法）が開発されてきた。ドメイン適応の方法としては、主に以下の2つの手法が提案されている。

- ① 話者特徴量比較（Probabilistic Linear Discriminant Analysis, PLDA）部[5]に用いる学習データとしてインドメインデータを用いる手法[6]
- ② x-vectorを抽出するためのDNNをインドメインデータで再学習（Fine-Tuning）することでドメイン適応する手法

本稿では特に①PLDA部のドメイン適応について述べる。ドメイン適応手法では、より評価データと近い性質をもつデータを学習に用いることで性能が改善することが知られている。ただし、音声は言語や音声品質以外にも非常にさまざまな要因でその特徴が変化するため、どのような条件のデータが評価データと近い性質をもつかということを明確にする必要がある。そこで筆者らは、さまざまな条件でx-vectorの分布の比較を行った。256次元のベクトルであるx-vector同士の類似性を2次元分布に可視化するため、t-SNE手法を採用した。その結果、x-vectorの分布は性別によって大きく分かれていることがわかる（第8図）。しかし、一方で性別が事前に把握できることは少ないため、どちらかの性別に特化してドメイン適応を行っても、その用途は非常に限定的なものになってしまうという課題があった。

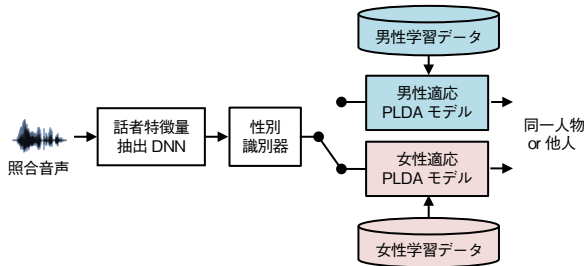


第8図 男性音声（青色）・女性音声（赤色）の  
話者特徴量（x-vector）の二次元分布  
Fig. 8 Two-dimensional distribution of speaker features  
(x-vector) of a male voice (blue) and female voice (red)

### 3.2 開発手法

それぞれの性別に対してドメイン適応を行うことで話者照合の性能を高めつつ、男女どちらの話者に対しても話者照合が可能なシステムを実現するために、筆者らは話者照合の前段に評価データの性別識別器を配置し、その識別結果に基づいて性別ごとにドメイン適応した話者照合モデル

を切り替えることで高精度に話者照合を行うシステムを開発した（第9図）。本手法により、識別すべき対象範囲を性別ごとに限定して学習することができるため、話者特徴量に表れる個人性の微小な差異を、よりとらえやすくなることが期待できる。



第9図 性別識別結果に基づく識別モデル切り替え方式  
 Fig. 9 Discriminative model-switching method based on gender identification results

〔1〕音声による性別識別器

本手法では、第8図に示したとおり同性同士はx-vectorの距離が近くなるという性質を利用し、多数の性別ラベル付きの性別識別用データとの類似度計算を行うことで性別を識別する。具体的には、まず、男女両方の学習データを用いて汎用のPLDAとx-vector抽出用DNNを学習する。次に、話者の登録時に、汎用DNNを用いて登録音声からx-vectorを抽出する。そして、抽出されたx-vectorに対し、汎用PLDAを用いて事前に用意した多数の性別ラベル付きの性別識別用データの各発話との類似度をそれぞれ計算する。最後に、それらの類似度において、男性発話との類似度の平均と女性発話との類似度の平均をそれぞれ求め、類似度の平均がより大きい性別を識別結果として出力する。性別識別器の学習および評価データとして英語音声として入手可能な大規模なデータセット（Switchboard, NIST SRE04-12, MIXER6の音声データセット合計で81271発話、6983話者）を用いた結果、99.8%の精度で識別可能であることを確認した。

本手法は、性別以外にもさまざまなドメイン情報をラベルに追加することでモデルの再学習をすることなくドメインの識別が実現可能であり、さまざまな識別にも展開できる。

〔2〕性別識別結果に基づくドメイン適応切り替え手法

x-vector同士の類似度を比較する手法としてPLDAが広く用いられている[2]。PLDAでは、x-vectorを話者のみに依存する特徴量と、環境音などの話者以外の要因に依存する成分に分解することで、より正確に2つのx-vectorが同じ話者により発話されたものであるかどうかを推定することができる。話者のみに依存する特徴量は、下記の式に従ってx-vectorを分解することで得られる。

$$x = x' + \Phi\beta + \Gamma\alpha + \epsilon \quad \dots\dots\dots (6)$$

ここで、xは入力の特徴量ベクトルを示し、x'はオフセット、Φ, Γはそれぞれ話者のみの特徴量空間における基底行列と収録環境などの特徴量空間の基底行列、β, αはそれぞれ話者を表す特徴量ベクトルと、収録環境などの要因を表す特徴量ベクトルである。PLDAでは、これらの特徴量が正規分布N(・)から生成されるとし、下記のモデルに対し、EM推定により学習データからx', Φ, Γ, Σを推定する。

$$p(x|\beta, \alpha) = N(x' + \Phi\beta + \Gamma\alpha, \Sigma) \quad \dots\dots\dots (7)$$

$$p(\beta) = N(0, I), \quad p(\alpha) = N(0, I) \quad \dots\dots\dots (8)$$

PLDAを用いた2つの特徴量x1, x2の比較では、2つの特徴量が同じ話者の特徴量ベクトルから生成される確率と、それぞれが独立に生成される確率の比の対数を求めることで、2つの特徴量の類似度S(x1, x2)が次式で求められる。

$$S(x_1, x_2) = \log \frac{\iint p(x_1|\beta, \alpha_1) d\alpha_1 \int p(x_2|\beta, \alpha_2) d\alpha_2 d\beta}{\iint p(x_1|\beta, \alpha_1) d\beta_1 d\alpha_1 \iint p(x_2|\beta, \alpha_2) d\beta_2 d\alpha_2} \quad (9)$$

PLDAでは、x', Φ, Γ, Σなどのパラメータは事前に学習すると上述したが、この学習をインドメインデータで行うことでPLDAの性能が大きく改善することが知られている。しかし、インドメインデータのみで学習を行うと、データ数が少なく過学習をしてしまうため、ここでは、異なるドメインの音声を含む汎用学習データで推定されたパラメータと、男性もしくは女性のみインドメインデータで推定されたパラメータの加重平均を用いて、男女それぞれのPLDAモデルを学習した。

3.3 性能評価

開発手法による話者照合精度の評価を行うため、男女別のドメイン適応をしていない話者照合方式（ベースライン方式）と、性別ドメイン適応後のPLDAモデルによる話者照合方式との性能を比較した。本評価では、x-vector抽出用DNNとして、まず始めに比較的小規模なモデルであるResNet（Residual Network）34を用いて開発手法の評価、分析を行った。その後、DNNの大規模化との組み合わせによる効果を確認するため、ResNet34よりもパラメータ数が約15%多いモデルであるResNeXt50を用いて、PLDAの男女別適応方式の有無によるResNeXt50の性能を比較した。

〔1〕評価条件

本評価は全て自由発話による音声を用いてサンプリング周波数8 kHzで評価を行った。性能の評価にはNIST（米国標準技術研究所）が開催する話者照合コンペティション Speaker Recognition Evaluation 2019（SRE19）で使用された評価データセットを使用した。登録音声は60秒、識別音声は10～60秒とした。PLDAの学習データとして英語音声として入手可能な大規模なデータセット（Switchboard, NIST

SRE04-12, MIXER6の音声データセット合計で81271発話、6983話者)を用いた。また、これらのデータに対し、音楽や雑踏などの雑音付与や残響重畳の組合せにより、合計で650168発話までデータ数を拡張してPLDAの学習を行った。評価指標は照合時の本人拒否率と他人受入れ率が等しくなるように照合閾(しきい)値を設定したときのエラー率(等価エラー率, Equal Error Rate)を用いた。

## 〔2〕 評価結果

本評価ではいずれのドメイン適応も行わないベースライン方式に対し、男女別のドメイン適応を行ったPLDAモデルを使用した場合の結果を第1表に示す。開発手法である、PLDAの性別ドメイン適応によりSRE19評価データにおいて等価エラー率が0.56ポイント改善し、開発手法の有効性が確認できた。また第2表に、x-vector抽出DNNをResNet34からResNeXt50に変更した場合の結果を示す。話者特徴量DNNをより大規模なモデルに変更したことにより、ベースライン方式の等価エラー率が大きく改善しているが、本開発方式と組み合わせることでさらに0.09ポイント改善しており、DNNアーキテクチャによらず本開発手法が有効であることを確認した。

第1表 性能評価結果(話者特徴量DNN:ResNet34)

Table 1 Equal error rate of the speaker identification

方式	等識別エラー率 [%]
ベースライン方式	5.15
開発方式	4.59

第2表 性能評価結果(話者特徴量DNN:ResNeXt50)

Table 2 Equal error rate of the speaker identification

方式	等識別エラー率 [%]
ベースライン方式	2.97
開発方式	2.88

## 3.4 今後の取り組み

話者識別の精度向上について述べたが、今後はさらに話者特徴量抽出DNNのインドメインデータでの再学習と本技術を組み合わせ、更なる識別精度の向上を目指す。話者照合コンペティションへのチャレンジを通して、世界トップレベルの識別性能を実現する話者識別AI技術の確立に成功した。今回獲得した技術を広帯域音響信号に適用し、音響識別AI技術の進化を加速する。

## 4. まとめ

本稿では、さまざまな業務プロセスカイゼンへの貢献を目指し、人を越えたデジタル化を実現する音響デジタル化技術の開発において、人では聞くことが困難な

広帯域な周波数の音で、異常を早期に検出することを目的とした「広帯域音響センシングデバイス」、および現場を正確にデジタル化し、把握することを目的とした「高精度音響識別AI」について述べた。

現在、さまざまな現場において、機器や設備の異常の早期検知や人の行動把握などの仮説検証や実証実験を始めている。今後はさらなる音響デジタル化技術の進化により、現場カイゼンへの貢献範囲を拡大する。

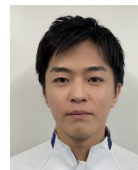
## 参考文献

- [1] “センシング技術-現場プロセスイノベーション,” パナソニック(株) [https://biz.panasonic.com/jp-ja/gemba-process-innovation\\_sensing-technology](https://biz.panasonic.com/jp-ja/gemba-process-innovation_sensing-technology), 参照 Oct. 20, 2021.
- [2] Balthasar Fischer, “Optical microphone hears ultrasound,” *Lasar Nature Photonics*, vol. 10, issue 6, pp. 356-358, 2016.
- [3] 中村 健太郎, “光を用いた音波の検出 (<小特集>マイクロホン開発における各種技術分野の動向),” *日本音響学会誌*, vol. 64, no. 11, pp.667-672, 2008.
- [4] D. Snyder et al., “X-Vectors : Robust DNN Embeddings for Speaker Recognition,” in *Proc. IEEE ICASSP*, Apr. 2018.
- [5] S. J. D. Prince, “Probabilistic linear discriminant Analysis for inference about identity,” in *Proc. ICCV 2007*, pp. 1-8, Oct. 2007.
- [6] Villalb et al., “Unsupervised Adaptation of PLDA by Using Variational Bayes Methods,” in *Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2014*, May 2014.

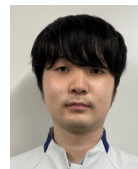
## 執筆者紹介



松村 俊之 Toshiyuki Matsumura  
テクノロジー本部 デジタル・AI技術センター  
Digital & AI technology Center, Technology Div.



大毛 勝統 Katsunori Daimo  
テクノロジー本部 デジタル・AI技術センター  
Digital & AI technology Center, Technology Div.



板倉 光佑 Kousuke Itakura  
テクノロジー本部 デジタル・AI技術センター  
Digital & AI technology Center, Technology Div.



谷川 理佐子 Risako Tanigawa  
テクノロジー本部 デジタル・AI技術センター  
Digital & AI technology Center, Technology Div.