Honda Research Institute JP

Tokyo Tech

ロボット聴覚研究とその展開

～災害時の迅速な要救助者発見に向けた ドローン聴覚技術開発に至るまで～

中臺 一博

(株) ホンダ・リサーチ・インスティチュート・ジャパン プリンシパル・リサーチャ
東京工業大学 工学院 システム制御系 特任教授

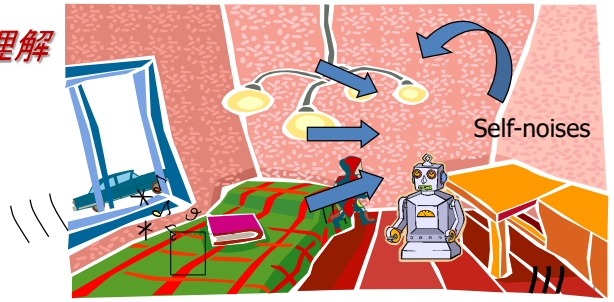
本日の発表

1. ロボット聴覚の紹介
   - – *HARK* の概要・特長
2. ロボット聴覚からドローン聴覚への展開
   - – 雑音下音源探索
   - – 雑音下音源同定
3. 深層学習へのシフトと課題
4. まとめ

ロボット聴覚 [AAAI 2000]

- ヘッドセットではなく，*自らの耳で！*
  - – ノイズ頑健性
    - 自己雑音（モータ，自分の声）
    - 環境雑音
    - 同時発話（バージイン）
  - – カクテルパーティロボット
  - – 聖徳太子ロボット

- *何が雑音？⇒環境理解 (Scene Analysis) の 必要性*



SFにみるロボット (1950)

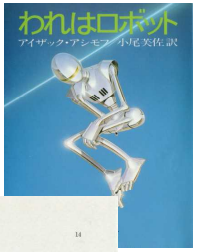
"Take the case of Robbie," she said. "I never knew him. He was dismantled the year before I joined the company—hopelessly out-of-date. But I saw the little girl in the museum—"

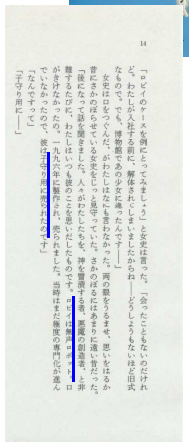
She stopped, but I didn't say anything. I let her eyes mist up and her mind travel back. She had lots of time to cover.

"I heard about it later, and when they called us blasphemers and demon-creators, I always thought of him. Robbie was a non-vocal robot. He couldn't speak. He was made and sold in 1996. Those were the days before extreme specialization, so he was sold as a nursemaid—"

"As a what?"

"As a nursemaid—"

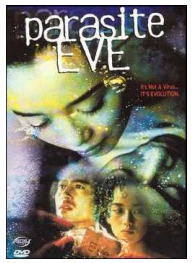


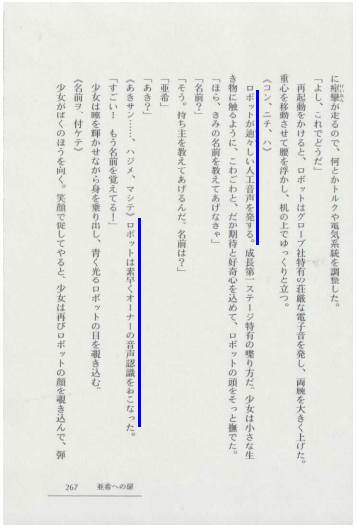


最初のロボット “Robbie” (1996 発売)

- Nursemaid → 人の話を理解できる.
- Non-vocal → しゃべれない.

SFにみるロボット (2002)

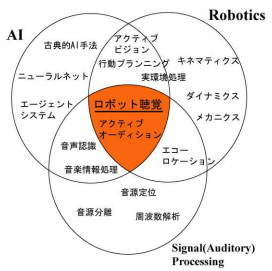




- 拾ってきたロボット「Robbie」
  - 音声認識: 素早く，正確
  - 音声合成: たどたどしい

ロボット聴覚の研究としての位置づけ

- 日本発の研究分野：奥乃・中臺 [AAAI-2000]
  - http://winne.kuis.kyoto-u.ac.jp/SIG/
- 工学的には、ロボティクス、AI、信号処理をまたがる領域として提案
- 主な活動
  - 人工知能学会 AI-Challenge 研究会
  - 日本ロボット学会 学術講演会のオーガナイズド・セッション
  - **IEEE/RSJ** International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) のオーガナイズド・セッション
  - オープンソースソフトウェア
    HARK 講習会・ハッカソン



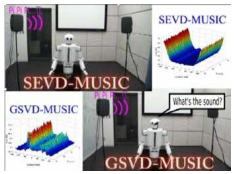
日本ロボット学会オーガナイズドセッション

IROSロボット聴覚セッション

HARK 講習会

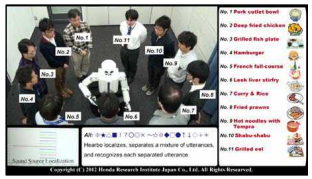
ロボット聴覚の主要課題

- **音源定位 (Sound Source Localization)**
  - MUSIC based on Generalized Eigen/Singular-Value Decomposition (GEVD/GSVD-MUSIC) [Nakamura+ '09-'12]
- **音源分離(Sound Source Separation)**
  - Geometric High-order Decorrelation based Source Separation with Adaptive Step-size Control (GHDSS-AS) [Nakajima+ '10]
- **音声認識(Automatic Speech Recognition)**
  - Missing feature theory based integration of separation and ASR [Yamamoto+ '07]



雑音ロバスト音源定位

4人同時発話分離



11人同時発話認識

ロボット用のアルゴリズムの研究開発を推進
- ロボット (ICRA, IROS)， 音響 ， 音声 (ICASSP， Interspeech)
  AI (AAAI, IJCAI) の国際会議を中心に発表

ロボット聴覚デモ(同時発話認識) [Nakadai 2013]

Simultaneous Speech Recognition

～ Meal Order Taking ～

- Dealing with 11 directional sound sources, a diffuse noise source and ego-noise
- 16ch circular microphone array (speaker locations given).

オープンソースロボット聴覚ソフトウェア HARK [Nakadai+ 2008]

- **HRI-JP Audition for Robots with Kyoto University**
  (downloadable at http://www.hark.jp/)

HARK
Honda Research Institute Japan Audition for Robots with Kyoto University

hark = listen (Old English)

研究用途は無償
(商用はライセンス対応)

- **2008年4月より，以下を目的として公開開始**
  - ロボット聴覚分野の活性化
  - 分野間融合研究のためのツール
  - ユーザからのフィードバックによる高性能化・安定性向上

- **毎年1回ペースのリリースと無料講習会，ハッカソンの開催**

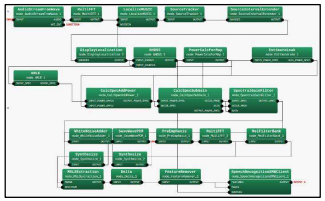
Dec., 2018：3.0 release 予定
- アーキテクチャー新
- 第15回講習会: 2018/12/4 早稲田大学
- 第5回ハッカソン: 2018/12/5 早稲田大学

HARK History and Tutorials

- **Apr., 2008：初リリース（0.1.7）**
  - 第 1 回講習会：2008/11/17 京都大学，
  - 第 2 回講習会：2008/12/5 韓国ソウルKIST
- **Nov., 2009：1.0.0 プレリリース**
  - 第 3 回講習会：2009/1 1/7 慶應義塾大学日吉，
  - 第 4 回講習会：2009/12/7 仏パリUPMC
- **Nov., 2010：1.0.0 release：音源分離の高性能化，ドキュメント充実**
  - 第 5 回講習会：2010/11/25 京都大学
- **Feb., 2012：1.1 release：音源分離の高性能化，64bit 対応，ROS 対応**
  - 第 6 回講習会：2012/2/29 仏パリUPMC，
  - 第 7 回講習会：2012/3/9 名古屋大学
- **Mar., 2013：1.2 release：Kinect, PSEye 対応**
  - 第 8 回講習会：2013/3/19 京都大学
- **Oct., 2013：1.9.9 release：Windows & HarkDesigner α 版**
  - 第 9 回講習会：2013/10/2 仏ツールーズCNRS-LAAS
- **Dec., 2013：2.0 release：Windows & HarkDesigner 対応**
  - 第10 回講習会：2013/12/5 早稲田大学
- **Nov., 2014：2.1 release：自己雑音抑圧対応**
  - 第11 回講習会：2014/11/19 早稲田大学, 11/20 第1回ハッカソン
- **Nov., 2015：2.2 release：音再生モジュール追加等**
  - 第12 回講習会：2015/11/10 早稲田大学, 11/11 第2回ハッカソン
- **Dec., 2016：2.3 release：Kaldi サポート**
  - 第13 回講習会：2016/12/6 早稲田大学, 12/7 第3回ハッカソン
- **Dec., 2017：2.4 release：MVDR サポート**
  - 第14 回講習会：2017/12/5 早稲田大学, 12/6 第4回ハッカソン

HARKの特長

誰でも使える (ユーザフレンドリ)
- GUIプログラミング機能
- 容易なインストール，
  ドキュメントの充実
- Python サポート(HARK-Python)
- Julius, Kaldi (DNN-ASR)との連携



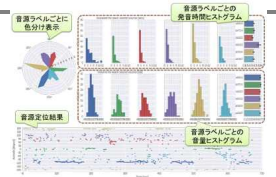
HARK-Designer
Chrome / Safari / Firefox
on Linux / Windows / Mac

オンライン実時間処理
- マルチチャネル A/Dを用いたオンライン処理
- ROSとのシームレスな統合
- 廉価版マイクロホンアレイのリリース

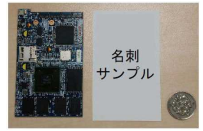
8ch アレイTamago (29,800円)

HARKの展開

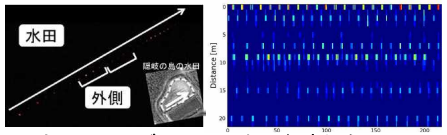
- HARKクラウドサービス化 (HARK-SaaS)
- 組込み用ボード (RASP-MX, 販売中)
- タブレット（聴覚障がい支援，
  多言語会話支援）
- 車載応用 (トークボタンレス IVI)
- 動物行動学への応用(カエル・鳥の歌解析)
- レスキューロボットへの応用



HARK-SaaS(水本+'15)

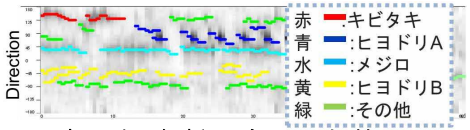


組込みボード(中臺+'15)



ニホンアマガエルの歌の解析(合原+'14-)

タブレット応用(中臺+'15)



鳥の歌の解析(小島+'15, 松林+'15)

IVI 応用(中臺+'15)

レスキューロボット：背景

Sichuan, China
‘08/05

Great East Japan
Earthquake ‘11/03

Kumamoto, Japan
‘16/04

- **地震など世界中で多くの災害が発生**
  - 道路寸断 → 緊急車両通行困難
- **アクション：”The Faster, The Better”**
  - 72時間以内に救助が必要
    - **Golden 72 hours**（日本）
    - **The rule of threes**（欧米）
  - 「アクションが一日早ければ，復旧は6か月早くなる」(Prof. R. Murphy)
- **JST ImPACT タフロボティクスチャレンジ (2014-2019)**

ドローン聴覚の課題

1. **マイクロホンアレイ収録音からの音源探索**
   - 音源定位・検出

2. **探索した音源のうち，音声，もしくは人に纏わる音源の判別**
   - 音源識別／同定

極限音響環境下で，「いつ」，「どこ」，「なに」を抽出

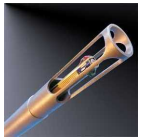
ロボット聴覚からドローン聴覚へ

- **マイクロホンアレイ搭載 UAV (Unmanned Aerial Vehicle) による災害現場での人々の捜索**
  - Unmanned Aerial Vehicle (UAV)
    - 道路が寸断されていても高速に広範囲を移動できる.
  - Microphone array
    - カメラではとらえられない隠れた人や人がいる証拠を見つけることができる（カメラと併用）

UAV with a microphone array

関連研究（音源探索）

- **Acoustic Vector Sensor (AVS) [Kaushik+ 05]**
  - 小型，高価
  - 主に軍事用途で使用（戦車、戦闘機の発見）



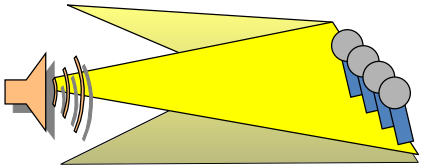
AVS

- **Microphone Array [奥谷+11, Basiri+ 12, Okutani+ 12, Furukawa+ 13, Ohata+ 14]**
  - UAV搭載マイクロホンアレイは，2011年から精力的に研究
  - マイクロホンアレイ処理については，オープンソースのソフトウェアも複数あり，構築は比較的容易
    - *HARK* (Honda Research Institute Japan, Co. Ltd. Audition for Robots with Kyoto Univ.) [Nakadai 08]

Quadrotor with 16 mics

どうやって音を見つけるか？

■ マイクロホンアレイ処理:



– 両耳長処理 (Jeffress モデル)
– 相互相関 (GCC-PHAT, CSP, …)
– ビームフォーミング (WS-BF, MVDR, …)
– MUSIC

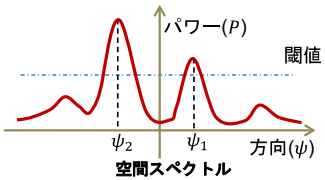
マイクロホンアレイによる音源定位：MUSIC法

観測信号：$x(t)$
↓ フーリエ変換
$X(\omega)$
↓ 相関行列 $R = XX^H$
R
↓ 標準固有値展開 $R = E\Lambda E^{-1}$
$E = [e_1, \cdots]$
↓ 空間スペクトル $P(\psi) = \frac{|G(\psi)^H G(\psi)|}{\sum |G(\psi)^H e_m|}$
$P(\psi)$

SEVD-MUSIC [Schmidt 1986]
– **S**tandard **E**igen **V**alue **D**ecomposition
MUltiple **SI**gnal **C**lassification

固有ベクトルE：音源方向
固有値Λ：音源パワー
固有ベクトル同士は直交する

仮定
- 大きい固有値：目的音源
- 小さい固有値：雑音



目的音源が雑音より小さいとき定位性能が劣化する

0になる

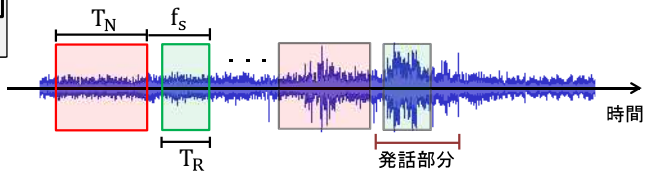
$G(\psi)$：マイクアレイの形から決まる，方向ψに対する伝達関数
e_m：Rの固有ベクトル，固有値の小さい順に(マイク数 – 音源数)個

MUSICの拡張

観測信号 $x(t)$ / f_s秒前の観測信号 $x(t-f_s)$
↓ フーリエ変換 / フーリエ変換
$X(\omega)$ / $N(\omega)$
↓ 相関行列 $R = XX^H$ / 雑音の相関行列 $K = NN^H$
R / K^α
↓ 一般化特異値展開 $K^{-\alpha}R = E_L \Lambda E_R^{-1}$
$E_L = [e_1, \cdots]$
↓ 空間スペクトル $P(\psi) = \frac{|G(\psi)^H G(\psi)|}{\sum |G(\psi)^H e_m|}$
$P(\psi)$

0になる

iGEVD-MUSIC [奥谷+ 2012]
– 雑音相関行列を逐次推定して雑音を白色化
– 定位する時間から少し前の時間の信号を利用
(雑音区間に目的音源がないと仮定)
– □ 定位に使う部分，□ 雑音として使う部分



iGEVD-MUSICの概要

T_R：定位に用いる時間幅
T_N：雑音相関行列の窓幅
f_s：雑音情報との時間差

一般化特異値展開を用いた計算量の削減と相関行列スケーリングによるクロスターム項誤差の補正を行うよう拡張
iGSVD-MUSIC-CMS [大畑+ 2014]

$G(\psi)$：マイクアレイの形から決まる，方向ψに対する伝達関数
e_m：$K^{-1}R$の固有ベクトル，固有値の小さい順に(マイク数 – 音源数)個

音源定位・検出の性能

実験環境

- 場所：屋外
- 機体：位置を固定，プロペラは回転
- 音源–クアドロコプタ間距離：4–20 [m] (1 [m]間隔)
- 音源：三種類音源
(音声，車のクラクション，ホイッスル)

クアドロコプタ

音源定位手法

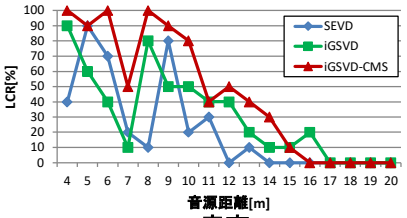
SEVD-MUSIC
iGSVD-MUSIC
iGSVD-MUSIC-CMS ($\alpha = 0.5$)

評価指標

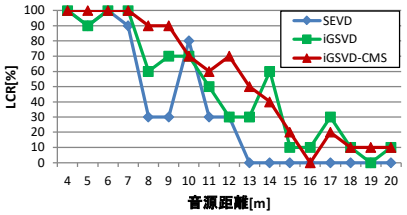
$$LCR = \frac{\text{定位成功数}}{\text{リファレンス}}$$

目的音源をどれだけ取りもらさず定位できるか

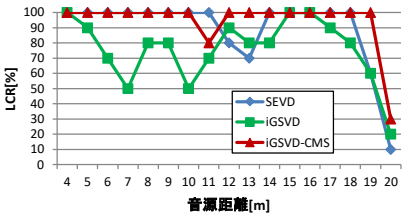
音源検出距離の評価



音声



クラクション



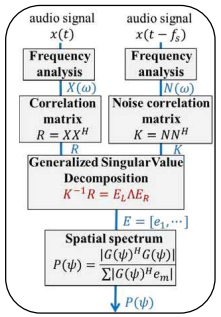
ホイッスル

結果
- 近距離(高SN比)の定位性能は高い
- 検出可能距離(LCR>50[%])
  - 音声12～13m
  - クラクション12～13m
  - ホイッスル18m

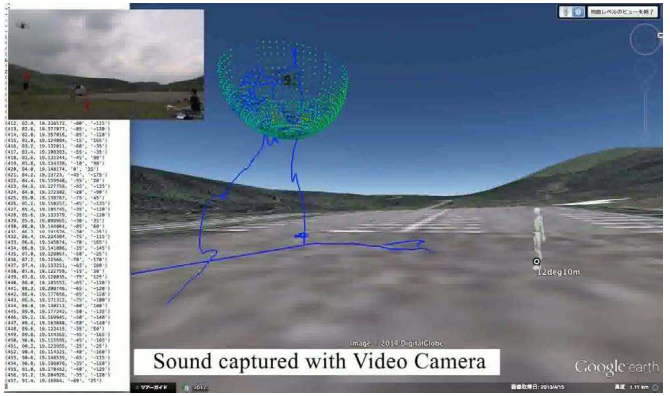
12～13m 程度の距離であれば検出可能

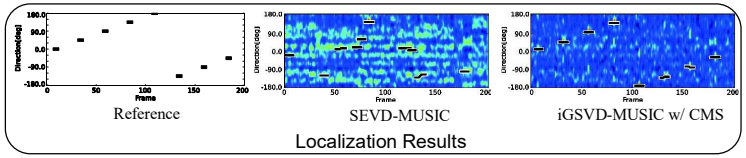
音源定位: iGEVD-MUSIC-CMS 法 [長峰+ 2014]


Quadrotor with 16 mics



SSL with iGSVD-MUSIC

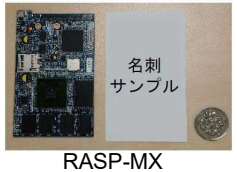




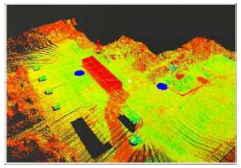
-15dB程度の信号でも定位可能

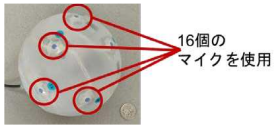
オンラインデモに向けた対策

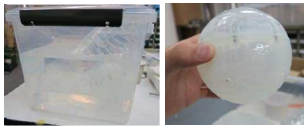
1. 組込み版マイクロホンアレイ処理の開発
   - 球形デバイス内にARMベースの処理ボードに組込み版HARKを搭載
     → **リアルタイム処理化、データ伝送量低減（従来の1/100以下）**
2. 三次元音源定位手法の開発
   - 確率的手法を導入し，2次元の定位結果から3次元位置を推定
     → **地図上に音源位置を可視化**
3. ケーブル一本で接続可能な、耐水仕様マイクロホンアレイデバイス開発
   → **雨天時にも使用可能**



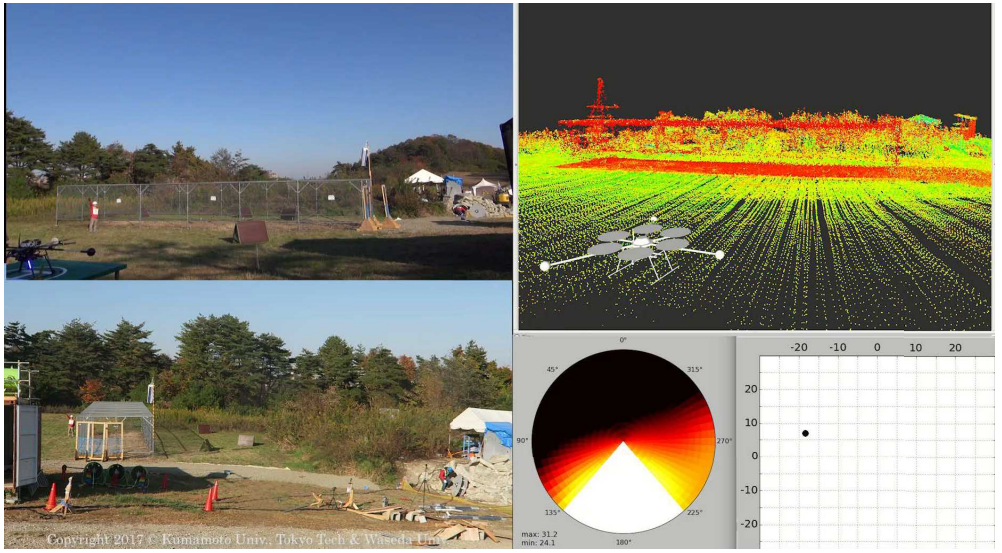
RASP-MX
(システムインフロンティア社)


地図（ポイントクラウド）上に音源位置（青丸）実時間表示




耐水試験
（12時間の水没試験にパス）

オンラインデモ(2017/11/11 TRC評価会)



瓦礫の内外にいる人の音声を検出し、位置を地図上に表示

さらなる展開（2018/6/14 TRC評価会）

- 見通し外の音源の探索
  - 極限通信チームの技術との統合
  - 中継ドローンを経由して約1km離れたところからオペレーション

課題

1. マイクロホンアレイ収録音からの音源探索
   - 音源定位・検出

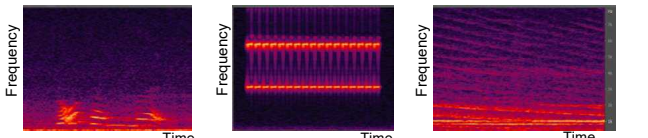
2. **探索した音源のうち，音声，もしくは人に纏わる音源の判別**
   - 音源識別／同定

極限音響環境下で、「いつ」、「どこ」、「なに」を抽出する。

27

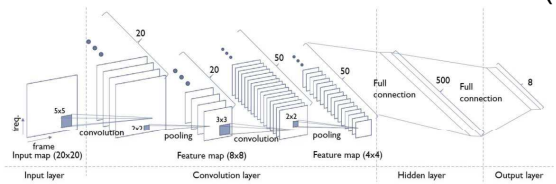
深層学習ベースの音源同定

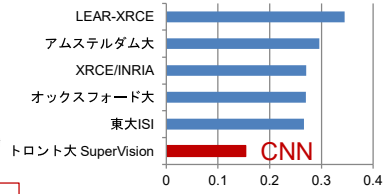
■ 音源の特徴はサウンドスペクトログラム上のパターンとして現れる.



■ 音源識別は画像識別問題と捉えることができる

– Convolutional Neural Network (CNN) の適用



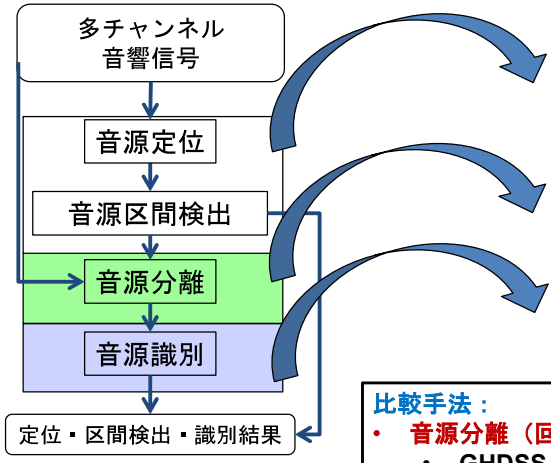


CNNを音源識別器として利用する

ILSVRC 2012 画像識別タスク 結果

28

音源検出・音源同定のアーキテクチャ【上村2015】



iGSVD-MUSIC-CMS
[Ohata+ 2014]

GHDSS-AS
[Nakajima+ 2012]

CNN

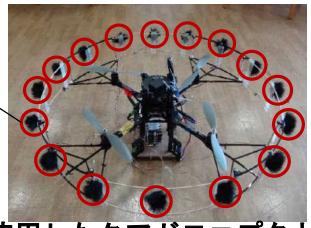
比較手法：
- **音源分離（回帰問題）：**
  - **GHDSS**（マイクロホンアレイ音源分離）
  - RPCA:（シングルチャネル音源分離）
- **音源識別（識別問題）：**
  - **CNN**
  - SdA（Stacked denoising Autoencoder）
  - GMM

29

実験環境・評価指標

実験環境：

- **収録に用いた機体**
  - クアドロコプタ
    - 16 ch マイクロホンアレイで収録
  - 機体の位置は固定、プロペラは回転
- **音源位置**
  - 屋外・クアドロコプタから3m離れて収録
- **音源種類（10種類）**
  - 音声 2 種類
  - 非音声 8 種類
- **音源のSN比**
  - −5dB 程度



使用したクアドロコプタと
マイクロホンアレイ

学習条件

パラメータ	SdA		CNN
	pre-training	fine-tuning	
学習率	0.10	0.10	0.10
サンプル数	25,884*	25,884*	25,884*
学習回数	500	500	500
Batch size	100	100	100

*5分割交差検証で評価

評価指標（単体識別性能）：
(Frame Identification Correct Rate)

$$FSCR = \frac{\text{識別成功フレーム数}}{\text{定位検出フレーム数}}$$

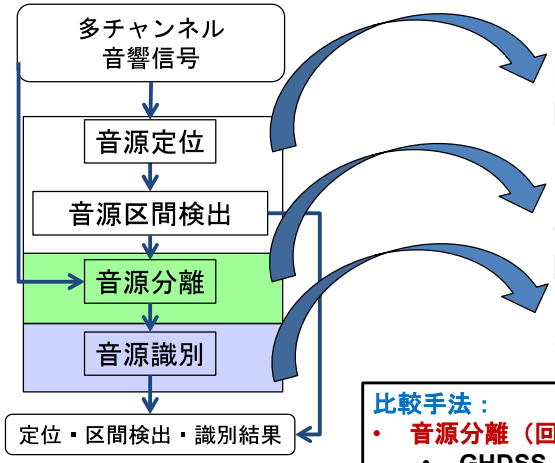
実験結果

音源分離・識別手法ごとの識別率評価(%)

		音源分離手法	
		GHDSS	RPCA
音源識別手法	GMM	66.2	50.4
	SdA	58.7	40.8
	CNN	**81.5**	44.7

GHDSS による音源分離とCNNによる音源識別の組み合わせが**良い識別率**(FSCR)を示した

深層学習へのシフト



iGSVD-MUSIC-CMS
[Ohata+ 2014] 深層学習？

GHDSS-AS 深層学習？
[Nakajima+ 2012]

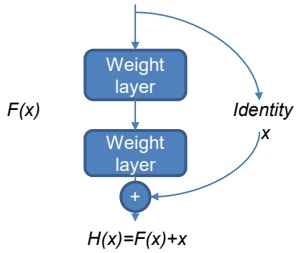
CNN 深層学習有効

比較手法：

- **音源分離（回帰問題）：**
  - **GHDSS**（マイクロホンアレイ音源分離）
  - RPCA:（シングルチャネル音源分離）
- **音源識別（識別問題）：**
  - **CNN**
  - SdA（Stacked denoising Autoencoder）
  - GMM

深層学習による音源定位 [Nelson+ 2016]

- **Deep Residual Network [He+ 2015]**
  - ILSVRC 2015 の Winner
  - CNNの一種
  - 残差を学習することによって容易に最適化，多層化



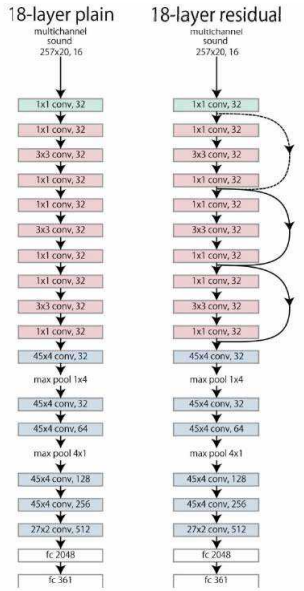
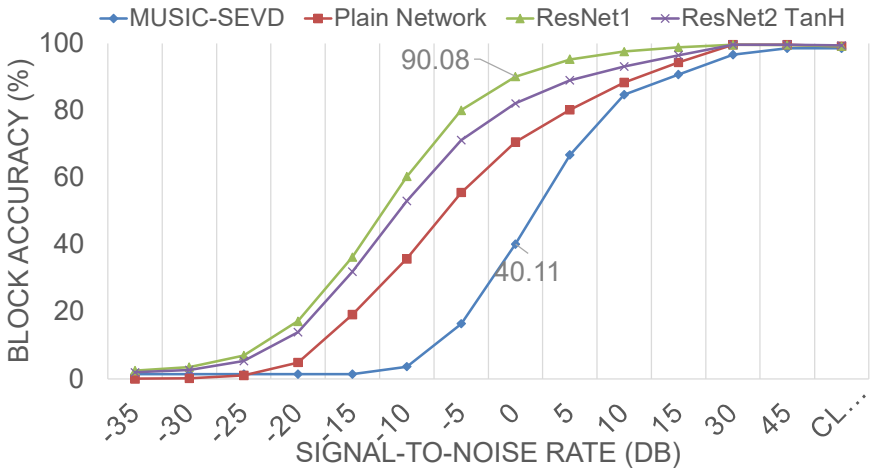


Fig. 4 Network Architecture
Left: Plain Network Right: Residual Network. The dotted line shortcut represents a 1x1 convolutional layer

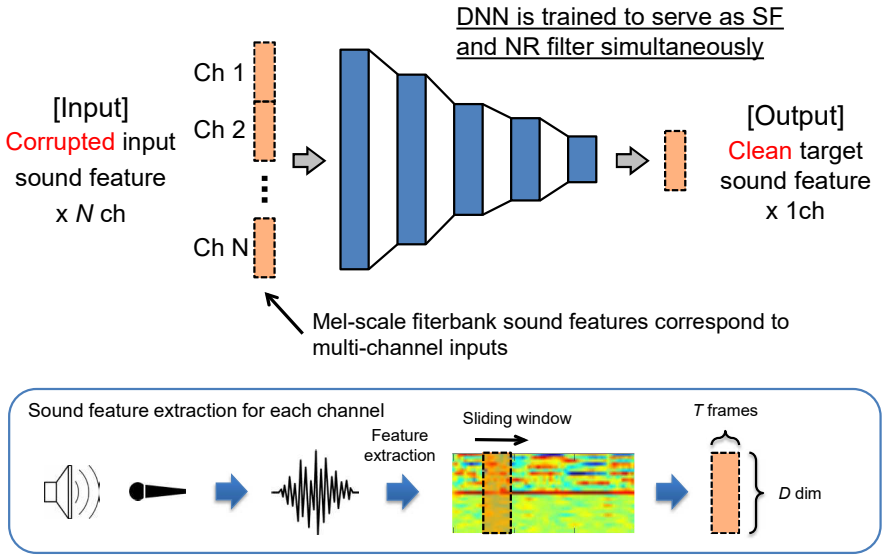
音源定位性能



- 学習データ: JNAS (3,350,000 ファイル),
  - ロボットのモータノイズを重畳(SNR clean～-35dB)
  - 入力: STFT 257 dim
  - 出力: 36dim (定位分解能 10度)
- テストデータ: 7,200 ファイル (一方向あたり 200 ファイル)

音源定位も
深層学習？

深層学習による音源分離 [Noda+ 2015]



音源分離性能(音声認識)

	男性	女性	平均
処理なし	19.15	27.41	23.28
GHDSS+HRLE (HARK)	60.64	67.41	64.03
深層学習 (Denoising)	58.81	68.09	63.45

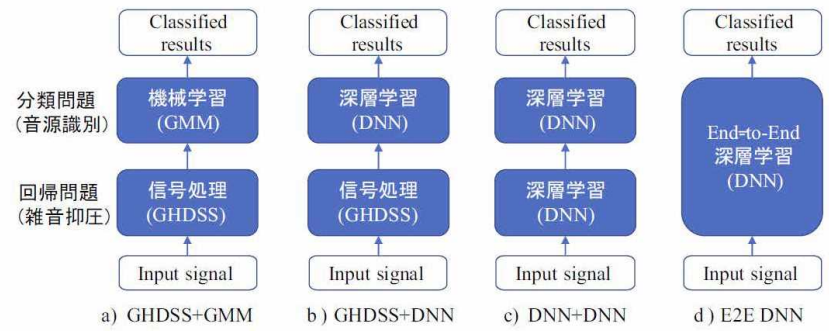
- 環境
  - 残響: 200 msec
  - 部屋のサイズ: 4 x 7 m
  - マイク数: ロボット頭部搭載 8 ch
  - 音声認識: Julius
- 評価セット
  - JNAS 200文, 二話者同時発話
  - SNR: 0 dB, 6 dB, 12 dB

音源分離も
深層学習？

深層学習の課題

- 信号処理と深層学習の組合せ vs End-to-End 学習
  - Deep Speech, Deep Speech 2 (Hannun 2014, Amodei 2015)
  - WaveNet (Google DeepMind 2016)
- 大量の教師データが必要
  - アノテーションは人手
- 処理時間がかかる
  - 学習はオフラインでもいいが、識別／回帰はオンラインがいい

End-to-End がよいのか？[中臺18 ASJ]



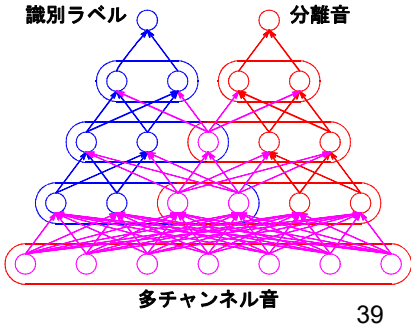
手法	識別性能
a) GHDSS+GMM	95.90%
b) GHDSS+DNN	99.34%
c) DNN+DNN	97.49%
d) End-to-End DNN	96.83%

Parrot Bebop Drone w/ 8ch mic-array
#samples:60k, 5-fold CV, input:1,600-dim
SNR: 0dB, batch:100, epoch:300, 6 layered DNN

深層学習：
パワフル
実応用考慮：
安直な E2E より
音響信号処理と
深層学習の
いい所どりを

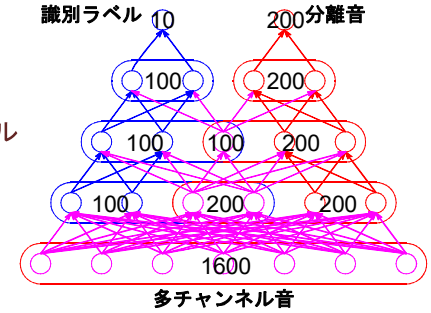
Partially Shared Deep Neural Network (PS-DNN) [森戸+ 2016]

- **Multi-purpose DNN の一種**
  - 二つのDNNの中間層を一部共有するように結合
- **音源識別（classification）**
  - 多チャンネル信号を入力として，音源名の識別学習
    → End-to-End モデル
- **音源分離（regression）**
  - 多チャンネル信号を入力として，デノイジング
  - 正解のクリーンデータがなくても
    信号処理の音源分離結果を代用可
    （手動アノテーション不要）
- 共有部分は音源名のアノテーション（教師データ）が無くても学習可能
- 音源識別器の学習が少量のアノテーションで学習できる



PSA の効果

- PS-DNNの構成
  - 入力：音響特徴量20次元 x 10 フレーム
    x 8チャンネル = 1600次元
  - 出力：音響特徴量200次元 x 1チャンネル
    識別ラベル10次元



- DNN≒PS-DNN-
  音源分離学習は音源識別学習を阻害しない
- PS-DNN- < PS-DNN
  未アノテーションデータを効果的に利用

学習データ量／アノテーション有データ	DNN	PS-DNN-	PS-DNN
100%	98.87%	98.93%	-
80%	97.36%	97.11%	97.61%
60%	94.81%	94.95%	96.01%
40%	90.76%	91.34%	93.00%
20%	86.60%	86.96%	87.83%

DNN: 共有なし，end-to-end 識別学習
PS-DNN-: アノテーション有データのみ使用
PS-DNN: 全データ使用

デコーダの高速化 [Takeda+17]

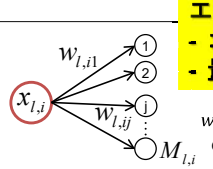
- DLベースの手法はデコードにも計算時間がかかる（組込み用のプロセッサでも動作させたい）
- アプローチ：エントロピーベースの重みの量子化とノードの枝刈り

重みエントロピー

$$q(x_{l,i}) = -M_{l,i}\sum_w p_i(w)\log p_i(w)$$

$p_i(w)$：正規化ヒストグラム

$w_{l,ij}\ (j = 1,\ldots,N_l)$



$w_{l,ij}$: n-bit integer
e.g.1-bit [0, 1]
2-bit [00,01,10,11]

エントロピーが大きい
- コネクション数が多い
- 量子化ビット数が多い

ノードエントロピー

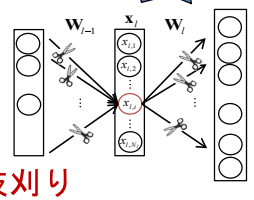
$$q(l,i \mid D) = -p_{0,l,i}\log p_{0,l,i} - p_{1,l,i}\log p_{1,l,i}$$

$$p_{0,l,i} = N_{0,l,i}/(N_{0,l,i} + N_{1,l,i})$$

$$p_{1,l,i} = N_{1,l,i}/(N_{0,l,i} + N_{1,l,i})$$

- $N_{0,l,j}$：シグモイド出力が 0.5 以下のサンプル数
- $N_{1,l,j}$：シグモイド出力が 0.5 以上のサンプル数

エントロピーが大きい
ノードは貢献が大きい



エントロピーに基づいたノードの枝刈り

枝刈りの効果

		10ビット量子化固定				2ビット，8ビット混合
		ノード エントロピーのみ		ノード＆重み エントロピーのみ（提案法）		
Pruned nodes (%)	# of param. (M)	RTF	WA (%)	RTF	WA (%)	RTF
0	9.71	0.941	81.86	0.941	81.86	0.941
30	**4.98**	**0.428**	**82.02**	**0.390**	**81.89**	**0.204**
40	**4.00**	**0.344**	**81.72**	**0.326**	**81.53**	**0.188**
50	3.17	0.273	80.74	0.254	80.68	0.171
60	2.48	0.213	79.34	0.197	79.29	0.154

- 音声認識タスク（Juliusベース単語認識）
- 30%のノード枝刈りを行った際に，認識性能を維持したまま提案法では実時間性を0.428->0.390まで向上
- 量子化ビット数を工夫すれば，さらに0.204まで実時間性が向上

まとめ

- ロボット聴覚の紹介
- ロボット聴覚からドローン聴覚への展開
  - 信号処理ベースの音源探索
  - 深層学習ベースの音源同定
  - 深層学習の課題と対策

お知らせ

- Oct. 5 スペイン，マドリード
  - HARK Tutorial @ IEEE/RSJ IROS 2018
- Dec. 3 早稲田大学（西早稲田キャンパス）
  - AIチャレンジ研究会（ロボット聴覚特集号）
- Dec. 4 早稲田大学（西早稲田キャンパス）
  - HARK 講習会
- Dec. 5早稲田大学（西早稲田キャンパス）
  - HARK ハッカソン