

耳介を持つバイノーラル聴覚ロボットの音源方向推定の検討

On sound direction estimation by binaural auditory robots with pinnae

公文誠, 木元大輔

Makoto KUMON and Daisuke KIMOTO

熊本大学

Kumamoto University

kumon@gpo.kumamoto-u.ac.jp

Abstract

Binaural auditory systems which use two microphones to perceive auditory signals are considered as the minimal configuration for practical sound localization since animals are able to achieve this ability only with their two ears. Interaural Time Difference (ITD) of two signals measured by two ears can be used to estimate the direction of the sound source in the plane where two ears locate. However, the deviation perpendicular to the plane does not make any difference in ITD, which implies additional features but ITD are necessary to estimate the direction of the sound source. It is known that human and animals with two ears utilize their pinnae, or external ears, to localize sound sources since irregular shapes of pinnae encode the direction of the sound source as frequency domain cues.

Because the relationship between the angle and the cue is complicated, this paper considers the method to extract such frequency cues precisely by introducing a linear transformation of the cue space. In order to validate the proposed approach, experiments with a real binaural auditory robot with a pinna were conducted, and results show the improvement of the obtained estimates.

1 はじめに

ロボットにとって音信号を利用することは、周辺環境の認識や柔軟なマンマシンインターフェイスを実現する上で不可欠で、ロボット聴覚として盛んに研究されている[奥乃, 2001]. このように音信号を利用する聴覚ロボットにとって、音の到来方向あるいは音源の方向を正確に推定することは、特に重要な基礎機能である。また、人間や動物は2つの耳のみで、現実的な音源定位を実現しているので、バイノーラル聴覚は音源定位のための必要最小限の構成だ

と考えられる。ロボットでも2つのマイクロホンだけで音源定位能を実現することは、聴覚システムの簡素化や音源定位の原理の解明など、興味深い課題を含んでいると言える。そこで、本研究では2つのマイクロホンからなるバイノーラル聴覚ロボットにおいて音源定位を実現するための方法を検討することを考える。

観測された音信号から音源方向を推定するには、MUSIC法[Shimidt, 1986]やビームフォーミング[佐々木, 2010]などマイクロホンアレイを用いた方法が良く知られている。バイノーラル聴覚にあっても、マイクロホンを含む面内での音源の変位については、マイクロホンで収録される音信号の間の到達時間差を測定することで、音源の方向を推定することが出来る(このような音源方向のことを以下では方位角と呼ぶ)。しかし、マイクロホンを含む平面に対して垂直な方向の変位(このような音源方向を仰伏角と呼ぶ)は、音源と2つのマイクロホンまでの行路差が不変なため、両耳間時間差では音源方向を推定することが出来ず、音源方向の推定には他の特徴量が必要となる。

人間や動物では、耳に耳介と呼ばれる音の反射・集音を果たす器官が存在する。耳介の形状は一般に複雑なため、耳介の音響特性が音の到来方向に応じて異なるという性質がある。特に耳介のゲイン特性が顕著に抑制されている帯域を耳介ノッチと呼び、耳介ノッチの周波数が音源の仰伏角の関数になっていることが知られている[Shaw, 1968]. 従って、耳介ノッチの周波数を検出すれば音源方向を推定することが可能である。実際、このような考えに基づき、Shimodaら[Shimoda, 2006]は耳介ノッチの周波数と仰伏角の間を線形モデルで近似し、音源の上下を推定する方法を提案している。また、Hörnsteinら[Hornstein, 2006]は周波数領域での特徴量とロボット頭部の運動パターンをニューラルネットワークで学習し、音源方向へロボット頭部をトラッキングする方法を示した。Fingerら[Finger, 2010]は、耳介だけでなくロボット頭部の影響を考察し、方位角と仰伏角の推定に関連があることを報告している。章

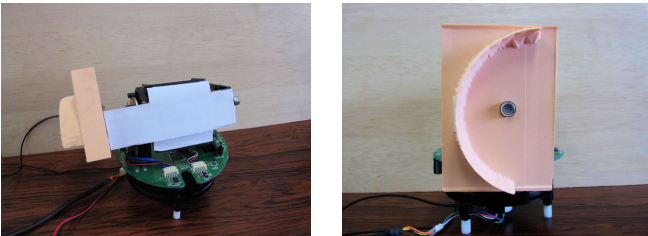
ら[章, 2008]は、音源方向の推定のための特徴量として両耳間レベル差を用い、事前に学習した特徴量との相関を求め、仰伏角を推定している。

本研究ではこれらの手法の性能改善を目指し、事前に求めた特徴量と音源方向の関係から、観測した特徴量を求める手法の改良を試みる。周波数領域での特徴量はベクトル量で表されるので、この問題は、与えられたデータ点に対して、既知の学習データの集合の中から最も「近い」ものを選び出す操作に対応する。しかし、学習データ同士の差異が小さい領域と、大きな領域では、この選び出す操作の精度が異なるため、音源方向の推定にこのような学習データ群の歪みがあれば、推定性能が音源方向に依存して変化してしまい問題である。そこで、本研究では学習データである特徴量ベクトルを適当に写像し、このような歪みを取り除くことで、音源方向推定の性能改善を考える。

本稿の構成は次の通りである。まず、対象とする耳介を有するバイノーラル聴覚ロボットを紹介し(第2節)、周波数特徴量から音源方向を推定する方法を説明する(第3)。この中で特徴量ベクトル同士の「距離」を与える計量について考察し、音源方向推定の性能改善法を提案する。提案法の性能を確認するため、第2節で紹介したロボットを用いた実験結果を第4節で示し、最後にまとめる。

2 耳介つきバイノーラル聴覚ロボット

本研究では図1に示すロボット頭部を用いる。このロボットには2つのマイクロホンが取り付けられたバイノーラル構成になっており、これらのマイクロホンの一つには人工耳介が取り付けられている。耳介は対数螺旋状の形状を有し、その中心にマイクロフォンが埋め込まれる構造である。後述するように本研究では左右のマイクロホンで受聴される信号がロボット形状の非対称性によって異った周波数伝達特性の影響を受けることを利用すると想定している。ここでは、特に耳介の影響を際立たせるため、片方のみ耳介を取り付けることとした。



(a) ロボット頭部

(b) 耳介

Figure 1: バイノーラル聴覚ロボット

ロボット頭部は仰伏角、方位角の2方向に動作可能で、超音波モータ駆動のため、ロボットが動作中であっても可聴域でのエゴノイズはほとんど生じない。ロボットを制御

する計算機は姿勢角および角速度の規範値を指定するとともに、マイクロホンからの信号を記録する。

3 音源方向推定

ロボットの受聴する音信号は環境やロボット自身の影響を受け原信号と異ったものとなる。今、ロボットを基準とした音源までの距離、仰伏角、方位角を r, θ, ϕ とすると原信号から左右のマイクロホンへの音響特性を表す伝達特性のうち、ロボットの身体によるものを $H_l(\theta, \phi; \omega), H_r(\theta, \phi; \omega)$ 、環境の特性を $H_{le}(r, \theta, \phi; \omega), H_{re}(r, \theta, \phi; \omega)$ と表すとす。また、原信号 $s_O(\omega)$ に対してロボットの左右のマイクロホンで受聴する信号をそれぞれ $s_l(r, \theta, \phi; \omega), s_r(r, \theta, \phi; \omega)$ と表せば、

$$\begin{aligned} s_l(r, \theta, \phi; \omega) &= H_l(\theta, \phi; \omega)H_{le}(r, \theta, \phi; \omega)s_O(\omega) \\ s_r(r, \theta, \phi; \omega) &= H_r(\theta, \phi; \omega)H_{re}(r, \theta, \phi; \omega)s_O(\omega) \end{aligned}$$

の関係がある。もし環境からの影響が $H_{le} \approx H_{re}$ と出来るのであれば、両耳間レベル差 Δ_s は

$$\begin{aligned} \Delta_s &\equiv 20 \log |s_l(r, \theta, \phi; \omega)| - 20 \log |s_r(r, \theta, \phi; \omega)| \\ &= 20 \log |H_l(\theta, \phi; \omega)H_{le}(r, \theta, \phi; \omega)s_O(\omega)| \\ &\quad - 20 \log |H_r(\theta, \phi; \omega)H_{re}(r, \theta, \phi; \omega)s_O(\omega)| \\ &\approx 20 \log |H_l(\theta, \phi; \omega)| - 20 \log |H_r(\theta, \phi; \omega)| \end{aligned}$$

と近似でき、両耳間レベル差 Δ_s が音源方向 θ, ϕ の関数として $\Delta_s(\theta, \phi, \omega)$ となるので、両耳間レベル差はロボット身体の影響だけで特徴づけられることが分かる。特に耳介はマイクロホン近傍にあって、伝達特性を強く特徴づけると考えられ、音源方向推定の情報を与える期待される。

3.1 特徴量

両耳間レベル差が音源方向によって特徴づけられたものであるため、本研究では対象とする周波数帯域の両耳間レベル差を特徴量ベクトルとする。なお、原信号 s_O に含まれていない、あるいは非常に小さな周波数成分については Δ_s が正しく求まらないことが考えられるので、これを除外して考える必要がある。このため、適当な正定数 ϵ に対して

$$f(x, a, b) = \begin{cases} 0 & \text{if } a < \epsilon \text{ or } b < \epsilon \\ x & \text{otherwise} \end{cases}$$

となる関数 f を用いて、特徴量ベクトル X を

$$X = [f(\Delta_s(\omega_1), |s_l(\omega_1)|, |s_r(\omega_1)|), \dots, f(\Delta_s(\omega_N), |s_l(\omega_N)|, |s_r(\omega_N)|)]^T$$

と定める。ここで $\omega_1 \dots \omega_N$ は対象とする周波数成分を表す。

3.2 音源方向推定

本研究では、事前に音源方向と特徴量ベクトルとの間を適当な方法で学習し、この情報を利用して受聴した音信号から音源方向を推定する方法を考える。

3.2.1 学習ベクトルとの相関

音源方向 θ, ϕ から周波数成分を十分に含んだ試験信号を与え、規範となる特徴量ベクトル $X_d(\theta, \phi)$ を計測する。推定対象となる方向を $\theta_1, \dots, \theta_{N_\theta}, \phi_1, \dots, \phi_{N_\phi}$ とすれば、 $N_\theta \times N_\phi$ 点について全て特徴量ベクトルを計測し、これらを学習データとして保存する。

次に、方向を推定したい音信号が与えられ、この信号の特徴量ベクトル X が得られたとする。この時、この方向の学習データは、特徴量ベクトル X との間で高い相関を示す。今、相関は以下のようにベクトル間の適当な計量の下での規格化された内積として表せる。

$$S(X, X_d) = \frac{\langle X, X_d \rangle_M}{\|X\| \|X_d\|} \quad (1)$$

なお、 S は特徴量ベクトル X が与えられた時 θ, ϕ の関数として求まるので、 $S(X) = S(X, \theta, \phi)$ である。

3.2.2 推定方向の算出

S の観測には雑音などの影響によって、望ましい領域以外でも大きな相関値を持つ可能性がある。そこで、複数のフレーム (N_F をフレーム数とする) で観測された S (それぞれ $S^1 \dots S^{N_F}$ と表記) について、要素毎に

$$\bar{S}(\theta, \phi) = \alpha \prod_{k=1, \dots, N_F} \left\{ S^k(\theta, \phi) - \min_{\xi, \eta} (S^k(\xi, \eta)) \right\}$$

として、雑音の影響を抑制する。ただし、 α は

$$\sum_{\theta, \phi} \bar{S}(\theta, \phi) = 1$$

となるような正規化係数である。この操作は、 S を確率分布の離散的な表現と見做した時の複数観測を統合する操作あるいは際だったピークを強調し、点在する低いピークを抑制する操作と考えることが出来る。以下では対象とするピークを強調することを期待して、 N_F 個の積の中にあるフレームの S を複数回適用する処理も含めて考えることとする。

また、この \bar{S} は学習した方向については正しい値が得られると期待されるが、それ以外の点の情報は適当な方法で補完するなど汎化の必要がある。相関を重みとした重心を求めることも考えられるが、学習領域の辺縁部では不正確になるおそれがある。そこで、この分布を適当なモデルにあてはめて、モデルのパラメータによって音源方向を推定することとした。具体的には本研究ではモデルとしてガウス分布を用い、この平均値と分散によって、音源方向の

推定情報とした。このため、以下で定める評価関数 E を最小化する平均 μ と共分散 Σ を求めている。

$$E = \sum_{\substack{\theta_1, \dots, \theta_{N_\theta} \\ \phi_1, \dots, \phi_{N_\phi}}} |\bar{S}(X, \theta, \phi) - \rho p(\theta, \phi, \mu, \Sigma)|^2 \quad (2)$$

ここで、 $p(\theta, \phi, \mu, \Sigma)$ は平均 μ 、共分散 Σ の二次元ガウス分布を与え、 ρ は \bar{S} に合わせて分布の頂点を揃えるためのパラメータを表すものとする。

3.2.3 提案法

文献[章, 2008] では、相関にユークリッド計量を選び、音源方向の推定値として、 S を最大化するもの (ガウス分布の分散をデルタピークとしたもの) を与えている。

今、適当な単位列ベクトルの列 x_1, \dots, x_m を考え、計量 M の相関を考える。(ここでベクトルの次元 n は m よりも大きいとする) ここで

$$A = [x_1, x_2, \dots, x_m]$$

となる行列 A を考えれば、

$$x_i = A[0, 0, \dots, 1, \dots, 0]^T$$

である。 A の擬似逆行列 $A^\dagger \equiv A^\dagger = A^T(AA^T)^{-1}$ を考えると

$$A^\dagger x_i = [0, 0, \dots, 1, \dots, 0]^T$$

なので、計量 M に A^\dagger 、 j 番目のみが 1 の列ベクトルを y_j とすれば、

$$\langle x_i, y_j \rangle_M = \delta_{ij}$$

となり、与えられた学習ベクトルを区別する最適な判別関数を得ることが出来る。

このことから、本研究では、特徴量ベクトルの判別にこの擬似逆行列を計量とし、規範ベクトルには適当な単位ベクトルから成る基底群を用いる方法を提案する。各学習ベクトル間の距離を最大にする計量となっており、従来法に比べ音源方向に依らず方向推定性能を均質化する効果がある。実装上は、擬似逆行列と単位ベクトルを乗じて得られるベクトル列、つまり擬似逆行列の行ベクトルの列を学習ベクトルとして記憶しておけば十分なので、方向推定における演算量は、従来法(文献[章, 2008])と同一であることに注意されたい。

4 実験

4.1 実験環境

学習データの収録および実験は、図 2 に示す居室内で行った。

学習におけるロボット頭部の方向は θ, ϕ それぞれを 180 度を 10 度、90 度を 10 度の刻み幅の格子点上とし、口

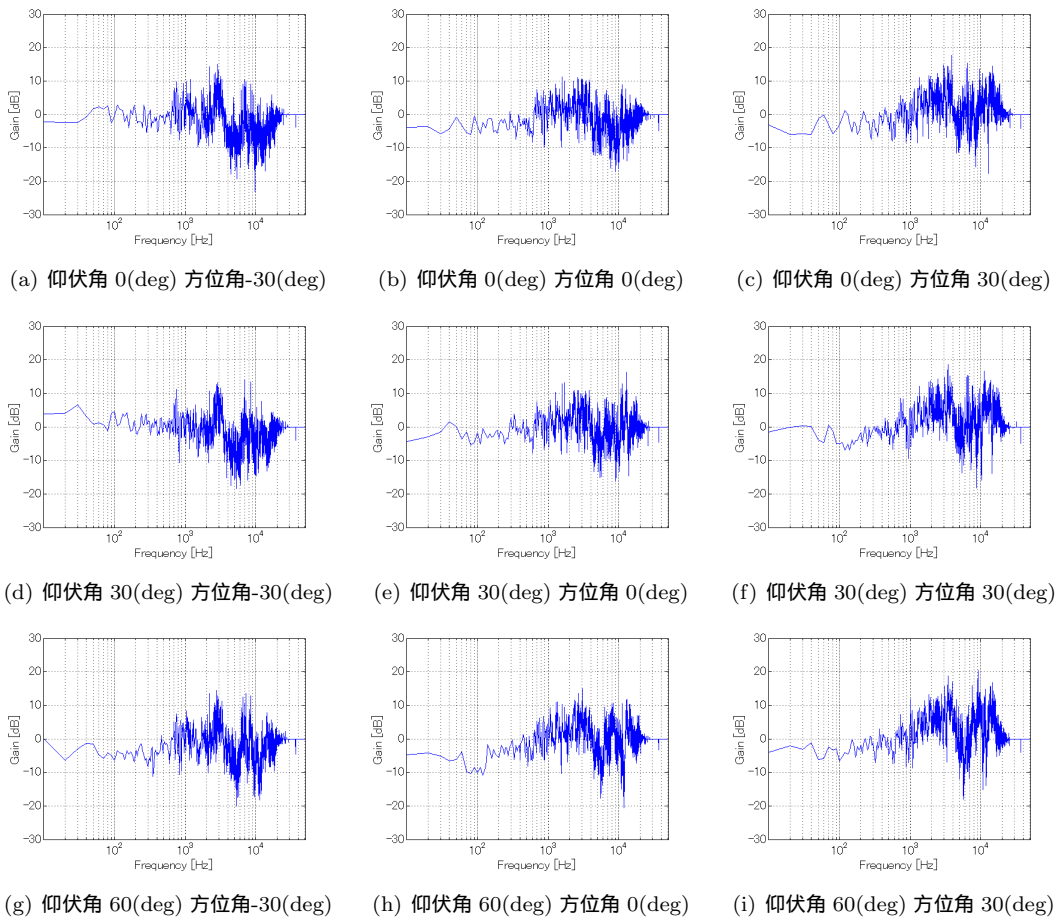


Figure 3: 両耳間レベル差

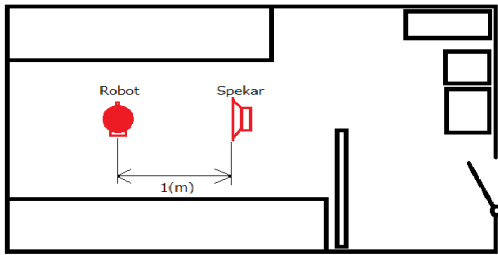


Figure 2: 実験環境

ボットの前方 1m に設置したスピーカから白色雑音を印加し音源とした。アンプで適当に増幅した信号をサンプリング周波数は 100kHz でサンプリングした信号を AD 変換して取り込んだ。

なお、この学習データの計測では、特徴量ベクトルを複数回測定し、不適切な測定を除外した後、平均操作を施している。

4.2 両耳間レベル差

本研究で基礎とする両耳間レベル差が音源方向の関数になっていることを確かめるため、まず特徴的な姿勢での両耳間レベル差を示す。

聴覚ロボットの頭部角の変化の下で測定した両耳間レベル差の例を図 3 に示す。高周波数域で 0dB になっているのは、十分な成分が検出されなかったため閾値 ϵ によって計算対象から除外されたためである。頭部方向に応じて数 kHz から 10kHz 付近の帯域が顕著に変化していることが分かる。

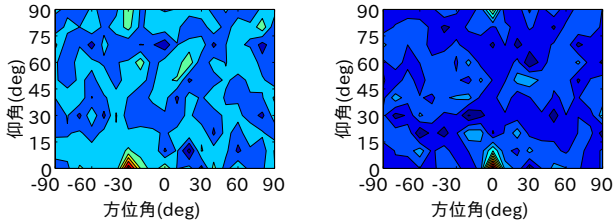
4.3 方向推定

上述の通り、両耳間レベル差が音源方向の特性を与えることが分かったので、前節の方法に従って、音源の方向を推定する実験を行った。この実験では、学習データとは別に、新たに収録した音信号によって、音源方向の推定を行うこととし、学習データに含まれない方向の音源でも検証する。

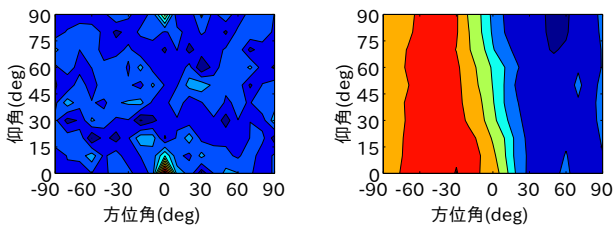
収録した音信号から (1) に従って求めた S を図 4 に示す。対象とする音源の方向は学習に用いた方向に含まれているもので、学習された結果を適切に想起できるかを判別する。(a) から (c) は計量に擬似逆行列を用いる提案法に

よる相関, (d) から (e) はユークリッド計量による内積によるものである。

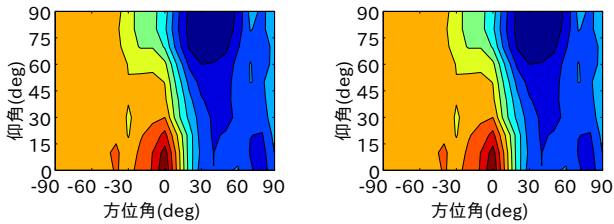
図より, いずれも音源方向に最大値を持つことから, 学習データを正しく想起したことを示している。提案法は音源方向近傍にのみ鋭いピークを持つのに比べ, 内積では広くなだらかなパターンを示しているため, 提案法が単なる内積に比べ, 弁別能が高いと言える。



(a) 提案法 仰伏角 0(deg) 方位角-30(deg) (b) 提案法 仰伏角 0(deg) 方位角 0(deg)



(c) 提案法 仰伏角 0(deg) 方位角 30(deg) (d) 内積 仰伏角 0(deg) 方位角-30(deg)



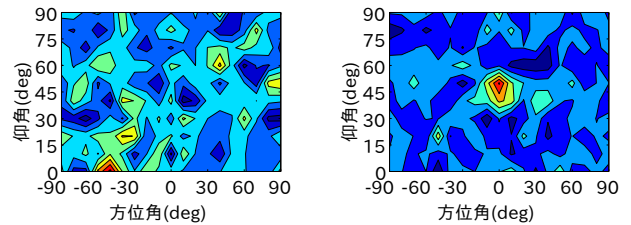
(e) 内積 仰伏角 0(deg) 方位角 0(deg) (f) 内積 仰伏角 0(deg) 方位角 30(deg)

Figure 4: 推定結果 (学習ベクトルの想起)

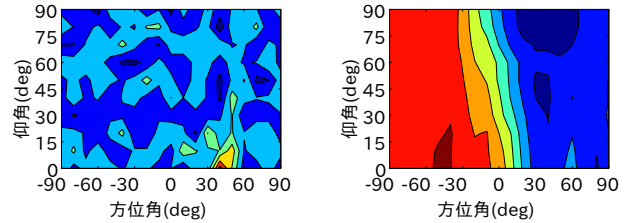
次に学習データに含まれない方向からの音信号に対する推定結果を図 5 に示す。この場合も先の結果と同様, 提案法および内積による方法の両方とも音源方向付近にピークを与えており, 汎化により方向推定が可能であることが分かる。提案法が内積の場合に比べて鋭いピークを与えている点も, 先の例と同じであり, 推定性能に改善が見られる。

最後に式 (2) を最適化し, 上で求めた S を用いて音源方向を推定した結果を表 1, 2 にまとめる。なお, E の最適化には \bar{S} を確率分布と見做した時の ϕ, θ の期待値および共分散を初期値とし, Mathworks 社 MATLAB の繰り返し最適化法 (*fminsearch*) を適用した。また \bar{S} のためのフレーム数 N_F には 10 と 20 の場合を考え, ここでは単一の S に対する冪を用いた。

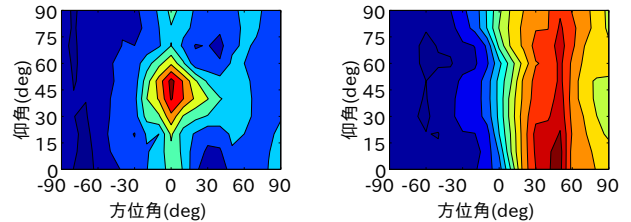
表 1 より, $N_F = 20$ の場合, 学習データに対応するもの



(a) 提案法 仰伏角 0(deg) 方位角-45(deg) (b) 提案法 仰伏角 45(deg) 方位角 0(deg)



(c) 提案法 仰伏角 0(deg) 方位角 45(deg) (d) 内積 仰伏角 0(deg) 方位角-45(deg)



(e) 内積 仰伏角 45(deg) 方位角 0(deg) (f) 内積 仰伏角 0(deg) 方位角 45(deg)

Figure 5: 推定結果 (汎化能)

は完全に想起出来ていること, 学習データに含まれないものでも 5 度程度の誤差の範囲で推定出来ていることが分かる。また, 共分散行列の各要素は非常に小さく, ほぼ目的とする方位の信号のみに値を持つ結果となった。

表 2 は内積による従来法の結果を示しているが, 提案法に比べると推定値 (平均) が真値から外れたものが多く, 共分散行列の要素が大きいことからばらつきのある大きな結果になっていることが示されている一方, 未学習データに対しては比較的正確な結果が得られた。

以上をまとめると, 提案法は未学習データに対しては従来法と同等程度であったが, 学習した方向に対しては提案法が優れた結果を与えることが分かった。

5 おわりに

本研究では, 耳介を用いた音源方向の推定の方法として, 両耳間レベル差を用いる方法を検証し, 文献[章, 2008]を一般化した推定方法の効果を調べた。学習された特徴量ベクトルの張る空間の計量として, 音源方向に対して均一になるよう学習データから擬似逆行列を用いた計量を導入したところ, 十分に周波数成分の豊かな試験信号に対して音源方向の推定性能が向上することが実験によって示さ

Table 1: 推定結果

真値 (仰伏角, 方位角)	推定結果 (提案法)	
	$N_F = 10$	$N_F = 20$
	平均, 共分散	平均, 共分散
$(0^\circ, -30^\circ)$	$\begin{pmatrix} -2.1, -30.9 \\ 29.9 & 13.2 \\ * & 31.82 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} (0.0, -30.0) \\ 0.0189 & 0.0077 \\ * & 0.0128 \end{pmatrix}$
$(0^\circ, 0^\circ)$	$\begin{pmatrix} (-0.5, 0.0) \\ 14.2 & 0.0013 \\ * & 0.319 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} (0.0, 0.0) \\ 0.0243 & 0.000 \\ * & 0.000 \end{pmatrix}$
$(0^\circ, 30^\circ)$	$\begin{pmatrix} (-2.0, 30.3) \\ 35.3 & -8.38 \\ * & 19.0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} (0.0, 30.0) \\ 0.198 & -0.0047 \\ * & 0.0067 \end{pmatrix}$
$(0^*, -45^*)$	$\begin{pmatrix} (-29.6, -90.8) \\ 340 & 464 \\ * & 962 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} (0.0, -50.1) \\ 11.9 & 18.2 \\ * & 31.7 \end{pmatrix}$
$(45^\circ, 0^\circ)$	$\begin{pmatrix} (49.5, -0.2) \\ 24.5 & 10.6 \\ * & 46.0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} (50.0, 0.0) \\ 0.315 & 0.184 \\ * & 0.374 \end{pmatrix}$
$(0^\circ, 45^\circ)$	$\begin{pmatrix} (-4.0, 42.0) \\ 35.2 & -17.9 \\ * & 54.9 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} (0.0, 40.0) \\ 0.0887 & 0.0309 \\ * & 0.0907 \end{pmatrix}$

れた。紙面の都合で掲載しなかったが、周波数成分が疎な信号では性能が劣化することが実験で判明しており、今後は文献[章, 2008]の方法と組み合わせるなど、ロバストな推定法を考察しなければならない。

本研究では簡単のため仰伏角と方位角の両方を単一の特徴量である両耳間レベル差で求めたが、方位角については両耳間時間差を用いて求める方法が一般的であり、複数の特徴量を統合した方向推定は今後の課題である。また、2つのマイクロホン両方に耳介を取り付けることで、両耳間レベル差を強調する方法も考えられ、方向推定に適した耳介形状や取り付け方法についても検討する必要がある。

参考文献

- [奥乃, 2001] 奥乃博, 中臺一博: ロボット聴覚の課題と現状, 情報処理学会研究報告, 音声言語情報処理 pp.69-74, 2001.
- [Shimidt, 1986] Schmidt, R.O.: Multiple Emitter Location and Signal Parameter Estimation, in IEEE Trans. Antennas Propagation, Vol. AP-34 pp.276-280, 1986.
- [佐々木, 2010] 佐々木洋子, 桜澤光隆, S. Thompson, 加賀美聡, 尾路京一: 低サイドローブ設計 64ch 球形マイクロホンアレイの開発, 人工知能学会研究会資料 SIG-Challenge 研究会, pp.3-8, 2010
- [Shaw, 1968] Shaw, E. A., and Teranishi, R.: Sound pressure generated in an external-ear replica and

Table 2: 推定結果

真値 (仰伏角, 方位角)	推定結果 (内積)	
	$N_F = 10$	$N_F = 20$
	平均, 共分散	平均, 共分散
$(0^\circ, -30^\circ)$	$\begin{pmatrix} (-16.6, -32.7) \\ 816 & -143 \\ * & 418 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} (-28.6, -25.5) \\ 719 & -152 \\ * & 241 \end{pmatrix}$
$(0^\circ, 0^\circ)$	$\begin{pmatrix} (-41.1, 29.7) \\ 687 & -521 \\ * & 1060 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} (-10.1, 8.7) \\ 104 & -85.5 \\ * & 161 \end{pmatrix}$
$(0^\circ, 30^\circ)$	$\begin{pmatrix} (-23.9, 27.5) \\ 722 & 70.1 \\ * & 121 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} (0.8, 30.0) \\ 126 & 5.11 \\ * & 6.09 \end{pmatrix}$
$(0^*, -45^*)$	$\begin{pmatrix} (30.3, -53.5) \\ 799 & -121 \\ * & 416 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} (3.6, -46.9) \\ 752 & -108 \\ * & 283 \end{pmatrix}$
$(45^\circ, 0^\circ)$	$\begin{pmatrix} (46.1, 0.5) \\ 39.8 & -2.13 \\ * & 23.0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} (47.0, 0.0) \\ 24.2 & -0.636 \\ * & 2.66 \end{pmatrix}$
$(0^\circ, 45^\circ)$	$\begin{pmatrix} (-5.8, 44.1) \\ 797 & 33.9 \\ * & 149 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} (-3.9, 47.2) \\ 531 & 20.9 \\ * & 49.5 \end{pmatrix}$

real human ears by a nearby point source, Journal of the Acoustical Society of America, Vol 44-1, pp.240-249, 1968

- [Shimoda, 2006] T. Shimoda, T. Nakashima, M. Kumon, R. Kohzawa, I. Mizumoto and Z. Iwai: Spectral Cues for Robust Sound Localization with Pinnae, in Proceedings of the 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.386-391, 2006
- [Hornstein, 2006] Hörnstein, J., Lopes, M., Santos-Victor, J. and Lacerda, F.: Sound Localization for Humanoid Robots - Building Audio-Motor Maps based on the HRTF, in Proceedings of the 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.1170-1176, 2006.
- [Finger, 2010] Finger, H., Ruvolo, P., Liu, S.C., Movellan, J.: Approaches and Databases for Online Calibration of Binaural Sound Localization for Robotic Heads, Proceedings of 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.4340-4345, 2010.
- [章, 2008] 章 忠, 井和章, 三宅 哲夫, 今村 孝, 堀畑 聡: バイノーラルモデルを用いた音源方向定位, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.74-739, pp.642-649, 2008