卒業論文 頭部伝達関数の機械学習に基づく 前後方向の音像識別に関する検討

岩手大学理工学部システム創成工学科 知能・メディア情報コース 永田研究室 S0617034 瀬音光一

目次

第1章	はじめに	2
1.1	検証実験	2
1.2	本研究の流れ	3
第2章	断片的な信号音による到来方向識別	4
2.1	録音方法	4
2.2	前後の頭部伝達関数の測定	6
2.3	前後の両耳間レベル差の測定	8
第3章	識別テスト	10
3.1	識別テストの方法	10
3.2	識別テストの結果と考察	10
第4章	むすび	13
参考文献		14

第1章

はじめに

前後方向の音像の識別には、頭の形、特に耳介の形と前後の非対称性が大きく影響していることが知られている。この非対称により、同一の信号音でも前方から来た場合と後方から来た場合とでは、各々の周波数特性が異なる。この周波数特性上の方向定位に関する手掛かりをスペクトルキューと呼び、前後方向のスペクトルキューについては、頭部伝達関数(HRTF: Head-Related Transfer Fuction)の4kHz付近に存在するピーク(P1)、及び4kHz以上に存在する最初のノッチ(N1)とその次のノッチ(N2)が知られているが[1]、HRTFは音源の信号が既知でないと推定できないはずであり、またスペクトル上のノッチは背景雑音によって容易に消失してしまうため、ヒトがノイズの存在する環境の中でその差異をどのように識別し、学習しているかは明らかではない。そこで、本研究では特に音像制御の難度が高いとされている前後の定位[2]について機械学習を用いてその学習が可能であるかを検討する。

1.1 検証実験

機械学習を用いての実験の前に、実際に前後の判別を行えるか20代男女(計2名)で検証を行った。検証方法は、無教室内で前後1mにスピカーを設置し、ランダムにどちらか一方向から音源を流すという方法で行った。使用した音源は、音声、効果音、音楽(ボーカル有り)を各々10データ、各音源の時間長は3秒弱であり、試行回数は、両耳、左耳のみ、右耳のみを各々30データ分行った。その結果、両耳では30間全て正解したのに対し、片耳では30間中1~2間不正解があった。また、不正解に関しては、一人は右耳で、もう一方は左耳で発生した。これは、頭部伝達関数の個人差によるものであると考えられる。試験者の感想としては、「片耳の場合に前後どちらか分からない事があった」と本人たちも

自覚している。このことからも、先述した頭部伝達関数だけでは前後の学習は不十分であると考える。

3

1.2 本研究の流れ

本研究の処理の流れを図1.1に示し、以下の手順で進めていく。図中の $_{l,r}$ は、左右の耳を表す。

- ①, 音源信号の準備
- ②, ①で準備した音源信号とダミーヘッドを用いて録音信号を録音する。
- ③,②で録音した録音信号に、別途録音したノイズ信号をSN比10dBになるように加え雑音重畳録音信号を求める。
- ④, ③で求めた雑音重畳録音信号からHRTFとILDを求める。
- ⑤,機械学習により④で求めたHRTFとILDの識別率を各々求め、比較する。

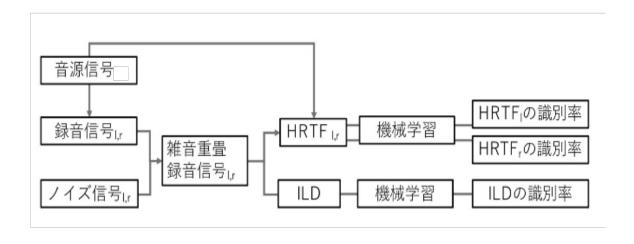


図1.1: 本研究の処理の流れ

第2章

断片的な信号音による到来方向識別

音響伝達関数推定に使われる掃引正弦波や白色雑音といった人工的な信号を方向識別の 学習信号として用いれば、前後の識別は比較的容易であると考えられるが、ヒトは測定用 信号ではなく、時間的にも周波数の上でも断片的で片寄った信号から到来方向に関する学 習を行っているものと考えられる。また先述したように、 HRTFは音源の信号が既知で ないと推定できないはずであり、背景雑音が伝達関数上のノッチを隠し、さらに学習の精 度を低下させるものと考えられる。

そこで、本研究では伝達関数測定用の人工的な信号ではなく、実世界で到来するような断片的な信号から不完全な前後のHRTFと両耳間レベル差(ILD: Interaural Level Difference)の集合を求め、これらを入力とした機械学習による前後の識別について検討する。

2.1 録音方法

使用した音源は、音声、効果音、ボーカル入り音楽の3種類で時間長は各々3秒弱である。音源の内訳は表2.1に示したとおりであり、各々3秒ごとに録音を行った。録音はダミーヘッドの両耳にマイクロホンを装着し、図2.1に示す環境で行った。また、録音信号には別途ダミーヘッドで録音した左右の背景雑音をSN比10dBとなるように加えた。

分類	時間長(s)
音声	216
効果音	180
音楽(ボーカル有り)	264
合計	660

表2.1: 音源の分類

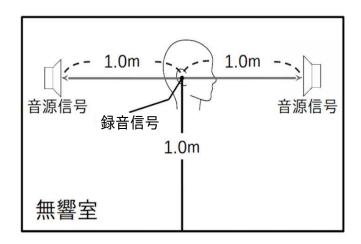


図2.1: 録音環境

2.2 前後の頭部伝達関数の測定

HRTF推定はXと $Y_{l,r}$ とのクロススペクトル法により算出した。計算式を式2.1に示す。ここで、添字の $_{l,r}$ は各々左右の耳を表し、XとYは各々音源信号及び、背景雑音を加えた録音信号に対し 1024点のDFTスペクトルにより得られた512点の複素数からクロススペクトル法によりHRTFを算出した。

$$HRTF_{l,r}(k) = \frac{\overline{Y_{l,r}(k) * X(k)^*}}{\overline{X(k) * X(k)^*}}$$
 (2.1)

上記で白色雑音と220の信号からHRTFを求めた。白色雑音のHRTFを図2.2に、220の信号ごとに得られたHRTFのうち例として3つを図2.3に示す。図2.2と図2.3を比べると、白色雑音では、音源が前方の場合は6kHz付近にノッチが存在し、音源が後方の場合には10kHz付近にノッチが確認でき、前後の判断が目視でも可能であり、先行研究[1]と一致する結果が得られた。一方、雑音重畳両耳録音信号でも前後のノッチが異なる位置に確認できたが、白色雑音と比べるとその違いが弱くなっており目視だけでは前後の判別が困難であっり、これは雑音による影響であると考える。

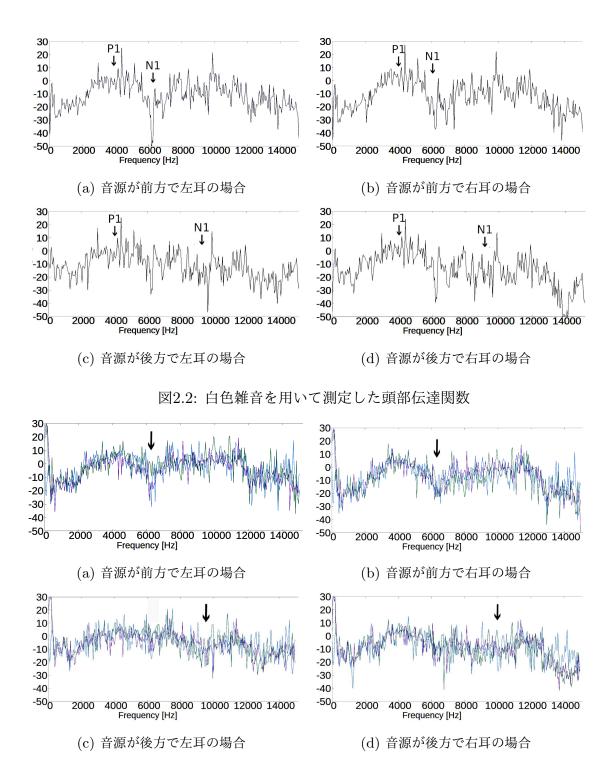


図2.3: 雑用重畳録音信号から測定した頭部伝達関数

2.3 前後の両耳間レベル差の測定

ILDもHRTFと同様に、左耳の録音信号と右耳の録音信号から1024点のDFTによるクロススペクトル法を用いて算出した。計算式を式2.2に示す。添字の $_{l,r}$ は各々左右の耳を表し、 Xは背景雑音を加えた録音信号を1024サンプルでDFTした512サンプルの複素数である。

$$ILD(k) = \frac{\overline{X_l(k) * X_r(k)^*}}{\overline{X_r(k) * X_r(k)^*}}$$
(2.2)

白色雑音の両耳間レベル差を図2.4に、 220の信号ごとに得られた両耳間レベル差のうち例として3つを図2.5に示す。図2.4と図2.5を比べると、どちらも10kHz付近で前後の差異が確認できた。

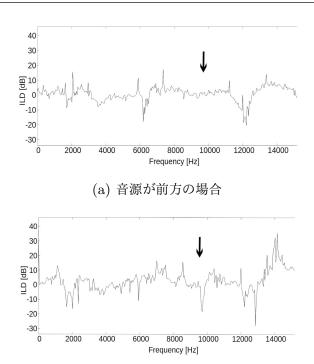


図2.4: 白色雑音を用いて測定した両耳間レベル差

(b) 音源が後方の場合

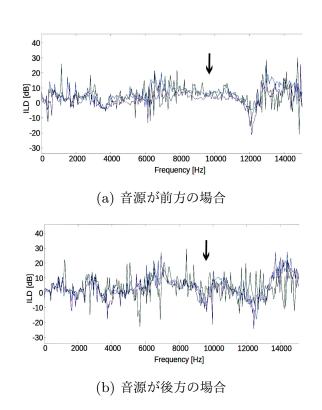


図2.5: 雑用重畳録音信号から測定した両耳間レベル差の例

第3章

識別テスト

3.1 識別テストの方法

HRTFによる識別では、前後の差異が目視でも確認できた $4\sim12 \mathrm{kHz}$ の帯域を使用し、ILDの場合では $8\sim15 \mathrm{kHz}$ の帯域を使用した。次元数は各々186点、163点であり、教師データ220、評価データ110、テストデータ110で機械学習を行った。機械学習には、中間層1層のニューラルネットワークを使用し、ラベルは音源が前方にある場合のHRTFとILDに0を、後方にある場合のHRTFとILDには1を付与している。また、使用したニューラルネットワークの設定は下記に示す。

- 重みの初期値: 標準偏差0.01のガウス分布
- 活性化関数:ReLU
- 出力:ソフトマックス関数

3.2 識別テストの結果と考察

まず、評価データを用いてパラメータ(学習回数と中間層のノード数)を変化させた識別率の推移を求め、その結果を図3.1、図3.2に示す。 HRTFの場合は、パラメータを10から150まで10回刻みで変化させた識別率(10回試行の平均)の推移である。左右の耳各々でパラメータが50のときに識別率が最も高かった。一方、ILDの場合はパラメータを1から20を1回刻みで識別率(10回試行の平均)の推移を求めた。その結果、パラメータが15の時に識別率が最も高かった。

次に、先の結果で識別率が最も高かったパラメータで左右のHRTF及び、ILDの識別率

を10回ずつ求め、その結果を表3.1、表3.2、表3.3に示す。この結果からHRTFを用いた場合は前後の識別が困難であり、これは左右のHRTFどちらも同じ結果となった。対して、ILDによる識別の場合は識別率が94.1%となり、教師データが220個と比較的少ない現段階では十分識別できたといえる。

最後に到来音そのものでの識別率を求めた、その結果を表3.4、表3.5に示す。ここで到来音そのものとは、背景雑音を加えた録音信号に対し1024点のDFTスペクトルにより得られた512点の複素数である。結果として、左右どちらでも前後の識別が困難であることが分かった。到来音そのものでもこの結果ということは、到来音よりも優位なHRTFでも先の結果となることは妥当な結果であると言える。

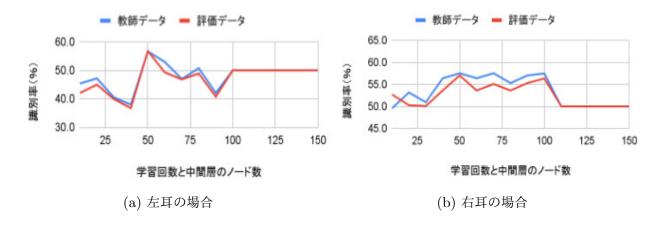


図3.1: パラメータの変化によるHRTFの識別率の推移

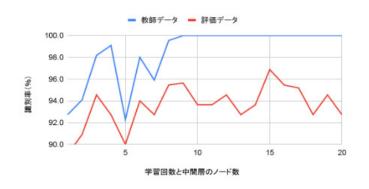


図3.2: パラメータの変化によるILDの識別率の推移

第3章 識別テスト

表3.1: HRTF(左)の学習回数50、中間層のノード数50での識別率

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
教師データの認識率(%)	62.3	53.6	70.0	70.0	50.0	36.8	36.8	50.0	49.5	39.5
テストデータの認識率(%)	60.0	57.4	69.2	69.2	51.9	39.3	39.3	51.9	52.8	43.7
教師データの認識率の平均(%)	51.9									
テストデータの認識率の平均(%)	53.5									

表3.2: HRTF(右)の学習回数50、中間層のノード数50での識別率

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
教師データの認識率(%)	49.5	50.0	49.1	49.1	50.9	76.8	76.8	50.9	65.5	51.8
テストデータの認識率(%)	50.0	49.1	48.2	48.2	50.9	74.5	74.5	47.3	60.9	52.7
教師データの認識率の平均(%)	57.0									
テストデータの認識率の平均(%)	55.6									

表3.3: ILDの学習回数15、中間層のノード数15での識別率

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
教師データの認識率	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
テストデータの認識率	93.4	93.4	93.4	94.4	94.4	94.4	94.4	94.4	94.4	94.4
教師データの認識率の平均	100.0									
テストデータの認識率の平均	94.1									

表3.4: 到来音(左)そのものでの識別率

学習回数と中間層のノード数	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120
教師データの識別率	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0
評価データの識別率	50.0	50.0	50.0	50.3	50.2	50.2	50.2	50.0	50.3	49.8	50.1	49.9

表3.5: 到来音(右)そのものでの識別率

学習回数と中間層のノード数	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120
教師データの識別率	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0
評価データの識別率	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	50.3	50.0	49.9	49.8	49.9	50.1	49.7

第4章

むすび

本研究では、雑音下での断片的な信号からのHRTFとILDの機械学習を用いた前後方向の識別を行った。その結果、到来音そのものよりも有利なHRTFの場合でも識別率53.5%と識別が困難であり、対して聴覚において両耳信号から計算可能なILDの場合は識別率が94.1%と高い識別性能であった。このことから、断片的で片寄った信号や背景雑音を含んだ信号など実世界の到来音においては従来の研究で主張されているHRTFよりもILDによる前後の識別の方が容易である事が分かった。

学習器で識別できるということは、実世界においてヒトは両耳間の違いによって前後の 差異を学習しているという仮説が成り立つといえる。 長年、ヘッドホン受聴による音像 制御が研究されているが、特に前後の正面定位に関しては十分な性能のシステムが実現さ れているとはいえない。本研究の結果は音像制御において左右差を強調する方が前後の定 位には有効かもしれないという可能性を示した。

参考文献

- [1] K. Iida et al., Applied Acoustics, vol.68, pp.835-850, 2007.
- [2] 飯田一博、森本政之、「音響サイエンスシリーズ2 空間音響学」日本音響学会編、コロナ社、2010