

## 音源情報を用いたジェット戦闘機等の機種識別 (NNとSVMでの比較)

Military aircraft type identification using acoustical information  
-Comparing between Neural Network and Support Vector Machine-森長 誠<sup>\*1</sup>

MORINAGA Makoto

月岡 秀文<sup>\*1</sup>

TSUKIOKA Hidebumi

<sup>\*1</sup> 防衛施設周辺整備協会

Defense Facilities Environment Improvement Association

<sup>\*1</sup> 防衛施設周辺整備協会

Defense Facilities Environment Improvement Association

松井 孝典<sup>\*2</sup>

MATSUI Takanori

松本 慎平<sup>\*3</sup>

MATSUMOTO Shimpei

<sup>\*2</sup> 大阪大学

Osaka University

<sup>\*3</sup> 広島工業大学

Hiroshima Institute of Technology

In order to develop automatic noise measurement system, we have been investigating a method of aircraft type identification focused on military jet aircraft flying around airbases. In our last study, the result of trial calculation by neural network using acoustical data recorded at only one measurement point was shown. This paper shows the results of another calculations conducted by neural network and support vector machine using data obtained at multiple measurement points. It was suggested that the results of calculations by neural network and support vector machine were almost same and the accuracy rates of aircraft type identification were around 80 to 90%.

## 1. はじめに

既報[森長 2012]のとおり、自衛隊等飛行場周辺における航空機騒音の測定を無人で実施するシステムの導入を念頭に置き、本研究はジェット戦闘機音の機種判定を行う分類機の構築を目的としている。前回の報告で、1 測定点におけるジェット戦闘機騒音の録音データを基に、F-15, F-4, T-4 の分類をニューラルネットワーク(NN)によるモデルで行った。その結果として、測定点を通過する前後の周波数情報を入力データに用いることで、テストデータに関しては 100% の正解率を得た。しかしながら実際の運用の場面を考えると、測定点を変更する度に毎回学習が必要な分類機ではなく、複数点の情報をもとに学習した汎用的な分類機を構築したいと考えている。そこで本稿では、前回とは全く異なる測定点での同機種の情報を与えた場合に前回と同様な分類が可能であるか検討する。今回は NN に加えて、サポートベクターマシン(SVM)による比較も行ったため併せて報告する。

## 2. ニューラルネットワークによる分類

## 2.1 分析に用いたデータ

既報告で示した通り、測定点の上空を通過する前後のジェット戦闘機の音を録音し、20Hz~8000Hz までの 1/3 オクターブバンドの中心周波数における音圧レベル(27 変数×2=54 変数)を入力データとして用いた。測定点の通過前後のデータとは、具体的に、全周波数のレベルを合成したオールパスの音圧レベルが最大となる時刻におけるデータを通過後とし、その 3 秒前の時刻におけるデータを通過前としている。また、各 1/3 オクターブバンドの音圧レベルはオールパスからの差を用いている。

連絡先: 森長誠, 防衛施設周辺整備協会, 東京都港区芝  
3-41-8, 03-3452-9527, 03-3452-9363, morinaga@dfeia.or.jp

本稿では、前回の報告で用いたデータに加え、別の測定点で録音した同機種のデータについても分析結果を報告する(前回報告のデータを H データ, 今回追加したデータを K データと呼ぶ)。H データ, K データのいずれも自衛隊飛行場周辺の住宅地域で録音したものであるが、全く異なる飛行場のデータであり、いずれも離陸経路の直下付近のデータであり、1000ft 程度で上昇中のデータであるが、当然のことながら音源から受音点までの距離は両データ間で等しくない。このため、主に周波数ごとのレベルの空気吸収量に違いが生じるため、両データのスペクトル形状は異なる。H データは C 特性に設定した騒音計(RION NL-32)をデータレコーダ(RION DA-20)に接続して録音した。K データは Z 特性(周波数重みなし)で録音できる騒音計(RION NL-52)で直接録音したデータである。録音時における両者の周波数重みの違いはデータ整理の段階で補正した。測定点には人を配置し、個々の騒音イベントがどの機種であるか記録し、これを教師用データとして用いた。データ数は H データが 69, K データが 46 である。データ数の詳細を機種ごとに表 1 に示す。

## 2.2 分析の条件設定

分析は H データと K データを併せたデータで実施し、機種ごとに繰り返して計算した。学習用データとテスト用データの使用割合は約 7:3(学習用 78 データ, テスト用 40 データ)とし、学習データとテストデータはランダムに割り振った。分析は数理システム社の Visual Mining Studio を用い、多層パーセプトロンのモデルを用いた。中間層の数は 1 つとし、中間層のユニット

表 1 分析に用いた機種ごとのデータ数

	H データ	K データ	Total
F-15	22	25	47
F-4	20	11	31
T-4	27	10	37
Total	69	46	115

表 2 NN の分析結果

		予測			
		0	1	正解の割合	
F-15	学習	0	48	0	100%
		1	0	30	100%
		全体	100%		
	テスト	0	22	1	95.7%
		1	5	12	70.6%
		全体	85.0%		
F-4	学習	0	56	0	100%
		1	0	22	100%
		全体	100%		
	テスト	0	26	5	83.9%
		1	2	7	77.8%
		全体	82.5%		
T-4	学習	0	54	0	100%
		1	0	24	100%
		全体	100%		
	テスト	0	24	3	88.9%
		1	1	12	92.3%
		全体	90.0%		

数は幾つかのパターンを試して正解率の増減を確認した結果、今回は 8 個とした。中間層および出力層における活性化関数はシグモイド (Sum of Square) を選定した。

### 2.3 分析結果

分析結果を表 2 に示す。前回報告した H データのみの分析は学習データの選定方法や中間層のユニット数を最適化するアルゴリズムが今回のものとは異なるため、今回の結果との直接の比較はできないが、二つの異なる地点におけるデータを混ぜて分析した結果、学習段階では 100% の正解判定がなされているものの、テストデータにおいていくつかの誤判定がなされていた。全体的に見て、概ね 80%~90% 程度の的中率と言える。

## 3. SVM による分類

NN で実施した複数地点のデータによる機種分類には誤判定が見られており、さらなる精度向上のためには測定点の違いによるスペクトル形状の変化に関するパラメータ (航空機から測定点までの距離等) を別途追加する対応が考えられるが、ここではその前に、分類手法を変えた検討を行うこととし NN の分析で用いたデータをソフトマージン型の SVM で分類した。

### 3.1 手法および分析条件

NN と同様、分析は H データと K データを併せたデータで実施し、機種ごとに繰り返して計算した。学習用データとテスト用データも NN で分配したデータをそのまま用いた。分析は数理システム社の Visual Mining Studio を用い、線形カーネルを選定した。Slack の数は幾つかのパターンを試して正解率の増減を確認した結果、4 とした。

### 3.2 分析結果

分析結果を表 3 に示す。ソフトマージン型 SVM を選択したことにより学習段階ではわずかながら 100% の正解判定となっていない機種もあるが、テストデータの正解率に関しては概ね NN と同様の結果であり、全体的に見て、80%~90% 程度の的中率と言える。詳細に機種ごとの正解率を NN と比較すると、F-15 で

表 3 SVM の分析結果

		予測			
		0	1	正解の割合	
F-15	学習	0	46	2	95.8%
		1	2	28	93.3%
		全体	94.9%		
	テスト	0	22	1	95.7%
		1	4	13	76.5%
		全体	87.5%		
F-4	学習	0	56	0	100%
		1	2	20	91.0%
		全体	97.4%		
	テスト	0	27	4	87.1%
		1	3	6	66.7%
		全体	82.5%		
T-4	学習	0	54	0	100%
		1	0	24	100%
		全体	100%		
	テスト	0	24	3	88.9%
		1	1	12	92.3%
		全体	90.0%		

は SVM の正解率のほうが若干高い。F-4 は、他の機種を F-4 と判定する確率は NN のほうが高いものの、F-4 を他の機種と判定する確率は SVM のほうが高く、全体として正解率は等しかった。T-4 に関しては NN と全く同じ結果となった。

## 4. まとめ

前報に引き続き、ジェット戦闘機の音響データを用いた機種識別の検討を行った。今回は、複数地点のデータを混ぜた場合の検討として、前回の分析で用いたデータとは異なる測定点で入手したデータを追加した分析を行った。NN で分析した結果、判定結果に幾つかの間違いが見られ正解率は 80~90% 程度であった。SVM でも同様に分析した結果、NN とほぼ同じ成果率の結果であった。

前回の単一地点のデータによる分析結果よりも、今回の複数地点のデータを混ぜた場合の正解率が低い主たる原因は、音源から測定点までの距離が変わることによって同一機種であってもスペクトル形状が変化することであると考えられる。従って、今後は特徴ベクトルの精査に力点を置いた検討を行う予定であり、具体的には 1) 測定点に関する情報の追加、2) 周波数特性の時間変化情報のパラメータ化、3) 主成分分析を用いた高次元データの圧縮 [例えば、趙 2004] などを行う予定である。

### Acknowledgement

本研究は大阪大学大学院工学研究科と防衛施設周辺整備協会の共同研究 (研究題目: NIMBY 施設の地域共生事例と防衛施設への知識移転に関する研究) により実施したものである。

### 参考文献

- [森長 2012] 森長誠, 月岡秀文: 環境音の識別に関する課題の現状, 第 26 回日本人工知能学会全国大会 講演資料, 3F1-OS-19-3, 2012.
- [趙 2004] 趙國, 一丸太一郎, 山下洋一: 話者空間モデルに基づいた音素間相関を用いた音声認識, 電子情報通信学会論文誌, J87\_D\_II(7), 1402-1408, 2004.