

音響情報を用いた軍用機種への識別

Military aircraft type identification using acoustical information

森長 誠^{*1}
MORINAGA Makoto

松井 孝典^{*2}
MATSUI Takanori

^{*1} 防衛施設周辺整備協会
Defense Facilities Environment Improvement Association

^{*2} 大阪大学
Osaka University

月岡 秀文^{*1}
TSUKIOKA Hidebumi

^{*1} 防衛施設周辺整備協会
Defense Facilities Environment Improvement Association

In order to develop automatic noise measurement system, we have been investigating a method of aircraft type identification focused on military aircraft flying around airbases. In our last study, the result of trial calculation by Neural Network and Support Vector Machine using acoustical data emitted from military aircraft was shown. 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%. In order to improve the accuracy, we tried to calculate using only important frequency/time factor by Support Vector Machine combined with Random Forest. It was suggested that the accuracy by the combined model moderately high although the number of data set was not enough.

1. はじめに

既報[森長 2012] [森長 2013]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、本研究は軍用航空機の機種判定を行う分類機の構築を目的としている。前回までの報告で、複数の測定点で録音したジェット戦闘機音の音響データを基に、Neural Network (以下、NN) および Support Vector Machine (以下、SVM) を用いて F-15、F-4、T-4 の分類を行った。その結果、NN と SVM で大きな違いは無く、F-15 と F-4 は 85% 程度、T-4 は 90% の割合で機種識別を行うことができた。T-4 はジェット戦闘機のパイロットを養成するための訓練機であり F-15 や F-4 と比較して音圧レベルが明らかに小さいため分類が容易であった。しかしながら F-15 や F-4 の正解率は十分ではなく、実際の運用場面ではより複雑な機種構成の中で 90% 以上の正解率が要求される。このためには音響特徴量の精査とともに、高次元データの圧縮[例えば、趙 2004]が有効ではないかと考えている。そこで本稿では高次元データの圧縮方法として Random Forest (以下、RM) と SVM を連携させたモデルを用いて試算したので報告する。

2. 分類に用いた音響情報

2.1 現地におけるデータ収集

今回は新たな機種構成での分析として、嘉手納飛行場周辺で録音調査を実施し、F-15、AV-8、P-3C のデータを入手した。調査時期は 2013 年 12 月 9 日～12 月 13 日までの計 5 日間であり、測定員が目視で機種を確認しながら騒音計 (RION NL-32) とデータレコーダ (RION DA-20) を組み合わせて録音した。

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

風雑音の影響を考慮して、騒音計の周波数重みは C 特性とした。機種ごとのデータ数は F-15 が 46 データ、AV-8 が 15 データ、P-3C が 15 データで、合計 76 データである。

2.2 音響情報の精査

[森長 2013]では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～8kHz 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を入力データとして用いた。上空通過前後のデータを用いた理由は[森長 2012]での検討結果に基づいており、ジェット戦闘機の機種ごとの特徴は時間変化パターンとして表れやすいと考えたためである。しかしながらこれまでは瞬時の 2 時点のみのデータを用いていたため、より長い時間範囲を対象とした検討が有効ではないかと考えられる。そこで今回は、まず録音データを 0.7s 間隔でサンプリングし、上空通過時の時点とその前後 3 コマ (2.1s) の 7 時点のデータを用いた。これにより時間範囲は約 5 秒間となる (0.7s×7 コマ=4.9s)。図 1 に機種ごとのスペクトルの平均値を示す。周波数範囲も一旦は広くとり、25Hz～16kHz とした。

3. 使用した分類機

今回の分析では、識別器には RM と SVM を連携させたモデル (以下、RF-SVM model) を用いた。RF は決定木を弱学習器として学習データのブートストラップにより生成した弱学習器をアンサンブル学習させるモデルであり、SVM は学習データの特徴空間の各データ点との距離が最大となるマージン最大化超平面を形成して線形入力素子を学習させるモデルである。今回の RF-SVM 連携では、はじめに RF に対して全帯域、全時間帯域の音圧レベルからなる特徴ベクトルを入力して仮の識別を行い、入力した変数の分割力から重要度を判定する。その後、ノイズ処理として重要度が高い変数のみを選択して SVM に入力して、最終的な機種への識別を行うものである。RF のパラメータは、分類問題で推奨される入力ベクトルの次元数 n の 1/3 を用

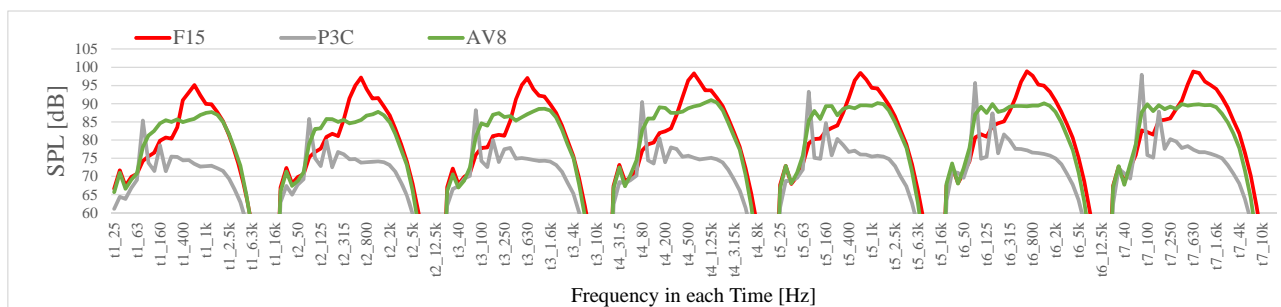


図1 分析に用いた機種種のスペクトルの平均値 (25Hz~16kHz の7時点分)

いてブートストラップにより終端ノードの最小個体数を 5 とした 500 本の Gini 係数基準による決定木を生成した。この際の重要度の判定も Gini 係数の減少量に従う。SVM は、ガウス分布をカーネル関数とした非線形ソフトマージン SVM であり、k-交差検定の分割数は 7 として正則化項とガウス分布の分散はグリッドサーチにより最適化した。

4. 結果

分析は統計処理アプリケーション R を用い、パッケージは Random Forest と e1071 を用いた。学習とテストに用いたデータの割合は 7:3 とした。次元圧縮の有無による結果を比較するため、まずは SVM 単体での分類を行った。その結果を表 1 に示す。F-15 は 100% の正解率(テストデータ 15 機を全て F-15 と判定)であったが、その他の機種については誤識別が見られ、全体としての正解率は 88% であった。次に、RF-SVM model による計算を行った。RF で重要度が高いと判定された変数を 1% ずつの割合で変化させながら SVM に投入し、それぞれの時の機種全体での正解率を出力した。その結果を図 2 に示す。情報圧縮の量と正解率の変化には明確な対応が見られず、SVM 単体での正解率の上下に振動していることが分かる。

表 1 SVM による分類結果

		正解		
		F-15	AV-8	P-3C
予測	F-15	15	2	1
	AV-8	0	4	0
	P-3C	0	0	3

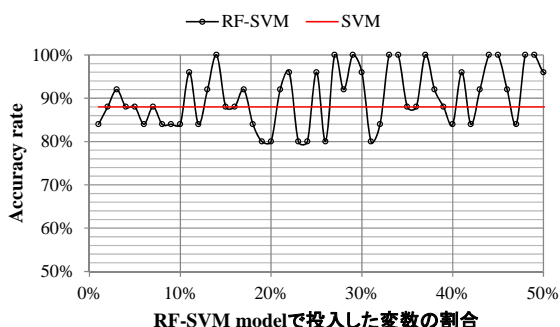


図2 RF-SVM model と SVM の結果比較

5. 考察・課題

高次元圧縮によるノイズ処理を行うため、RF-SVM 連携による分析を行った。計算前の予想では、情報の使用量と共に正解

率が上昇し情報量を増やしすぎると正解率が低下するという凸関数を想定したが、前述の通り収束の傾向は見られなかった。ただし、情報の使用量が 35% を超えて以降は正解率の下限値がやや上昇しているなどの傾向も見られる。また、情報の使用量が 14% と少ないながらも 100% の正解率となっているケースもあった。現状では短期測定による極めて少ないデータ数であるため、情報圧縮の有効性を論じるに至らないが、今後、関係当局との調整により滑走路端などで常時無人測定を行っている膨大なデータでの解析を予定している。しかしながら、データ数が膨大になれば SVM の計算時間が問題になる。このためにも RF による情報圧縮は重要であり、最も少ない情報量により SVM で最大の正解率を達成したいと考えている。

今回、RF で入力した変数の分割力から時間×周波数の重要度を判定したが、それらの優先順位を表 2 に示す(上位 30 に限定)。概ね重要周波数は低域～中域であり、2kHz 以上などの高域は RF により不要な情報として除去されていることが分かる。音が大気中を伝搬することによる減衰量は高い周波数ほど顕著であり、測定点に到達する頃にはかなりの減衰が見られる。また、大気鉛直方向の温度勾配や風速など音の伝搬に係わる気象の影響は高い周波数帯域ほど大きく、測定した季節、日、時間などによって様々に変化する。このように、音響理論の観点からも RF によって高帯域がノイズとして除去されたという結果は適切であると考えられる。

表 2 RF で重要度が高いと判断された周波数/時間

1. 630/t4	7. 1000/t4	13. 800/t5	19. 800/t4	25. 1250/t4
2. 630/t5	8. 1000/t7	14. 500/t4	20. 2000/t7	26. 400/t5
3. 630/t6	9. 1250/t7	15. 1600/t7	21. 1600/t1	27. 80/t5
4. 630/t7	10. 630/t3	16. 630/t1	22. 500/t5	28. 1000/t6
5. 80/t6	11. 630/t2	17. 500/t1	23. 1600/t2	29. 1250/t3
6. 800/t7	12. 1250/t5	18. 100/t5	24. 800/t6	30. 1250/t1

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.
- [森長 2013] 森長誠, 月岡秀文, 松井孝典, 松本慎平: 音源情報を用いたジェット戦闘機等の機種識別 (NN と SVM の比較), 第 27 回日本人工知能学会全国大会 講演資料, 3K1-OS-08a-4, 2013.
- [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.