

研究報告

航空機騒音測定における音源識別の利用と様々な周辺環境への適応*

大島 俊也(航空環境研究センター 主任研究員)

1. はじめに

環境基準に準拠した航空機騒音の測定は1週間連続して行う必要があるが、近年の騒音計は機能の進展により自動計測が可能となり基本的に無人で行われることが通例である。測定者は巡回時にしか現場にいないため、航空機騒音の曝露状況や周辺の道路交通騒音などの暗騒音の状態を知るには、測定後のデータ分析で騒音レベル波形や録音データなどの膨大なデータを確認する必要がある。そのため、航空機騒音のデータ分析作業の正確性と効率性の向上のためデータの周波数情報などから自動的に音源を識別し、分析対象となる航空機騒音のイベント区間をわかりやすく提示する技術が求められる。

前報では、昨今様々な分野で応用が進んでいる深層学習(Deep Neural Network ; DNN)を用いた自動音源識別を実際の航空機騒音の測定データに適応した結果を報告した¹⁾。その結果から航空機騒音の発生イベント区間の検出はかなり高い確率で行える可能性があることを示した。また、DNNの構造を小規模としたこともあり、大量のデータを比較的短時間で識別することができるため、調査データ全体を概観して航空機騒音が発生している区間を瞬時に検出できること、自動車騒音などと時間的に重なった区間の検出もできることなど、DNNを用いた自動音源識別の有効性を確認できた。一方で、前報では学習データが様々な環境に対応するほどに充実しているとは言えず、背景騒音が夏のセミの声や風の強い時の風雨、波浪の音が重なった場合に識別率が低下する傾向がある等、周辺環境により識別率が影響されるという問題点が明らかとなった。

本稿では、航空機騒音に対する音源識別器を、

様々な音環境に対して汎用的に動作する識別器となるよう形成するために行った検討結果を示すとともに、周辺環境や季節など音環境の異なる様々な測定データに適用した結果を報告する。

2. 深層学習(DNN)による自動音源識別器の作成と汎用化の考え方

2.1 深層学習による音源識別器の作成

従来から航空機騒音の音源識別で用いてきた線形判別分析(Linear Discriminant Analysis ; LDA)などの古典的な機械学習法では、基本的には識別するために用いる特徴量を人為的に見つける作業が必要であったが、昨今脚光を浴びているディープニューラルネットワーク(Deep Neural Network ; DNN)では、多くの教師データに内在する特徴量が学習の過程で自動的に抽出される。この特徴量の抽出能力の高さがDNNによる識別が優位性を示す要因と考えられる。

一口に深層学習と言っても種々の手法が開発されており、日々研究が進んでいる。例えば、画像認識などでよく用いられるCNN(Convolutional Neural Network)や、音声認識などで用いられるRNN(Recurrent Neural Network)が有名である。航空機騒音の識別の場合も、ある時刻の周波数スペクトルを一定の時間間隔で並べたスペクトログラムを画像入力とすることでCNNなどを利用することは可能だが、環境騒音の場合には予期せぬ自動車騒音やカラスの声などの妨害音のランダムな重畳が頻繁に現れるため、出現可能性のあるあらゆる妨害音の音源と、それらの時間的なずれ具合も含むあらゆる組み合わせのデータが必要となり、音源情報フラグを付けた学習データの作成や識別器の係数計算に膨大な時間が必要と

* Effectiveness of sound source identification in aircraft noise measurements and adaptation to various sound environments

なってしまう。そこで本検討では、識別能力は多少劣るかもしれないがDNNの構造はむしろ小規模とし、学習データの良し悪しなど様々な検討を行うことや識別計算の時間を抑えて多くのケースを試算した方が有利であると考え、次のような全結合型の単純な構造を選択した。

今回用いた音源自動識別では、分析機能付き騒音計本体でリアルタイム演算可能な1/3オクターブバンドレベルを入力の特徴量としている。図1に今回用いたDNNの構造と入出力のイメージを示す。DNNの入力層には1/3オクターブバンド毎の短時間 $L_{eq,1s}$ のレベル値を0~1に正規化した値を入力し、出力層には学習時に正解情報として各音源カテゴリの発生有無を表す1または0のフラグを与える。DNNの構造は、入力層33ノード、第一隠れ層20、第二隠れ層10、出力層55の全結合型の4層構造とした。入力データは1/3オクターブ12.5~20 kHzの33バンドの値である。出力層の55ノードには各音源カテゴリ番号が対応する。なお、同時に発生した複数音源の各々を検出させるため、出力層の活性化関数をシグモイド関数としてマルチレベル分類を行う。なお、DNNの構造は全結合型に拘るわけではなく、目的に応じてより識別精度の向上が見込めるCNNやRNNの構造に順次更新していく予定である。

2.2 音源識別器の様々な音環境への汎用性改善

様々な音環境に対して汎用的に動作する識別器を形成するためには、空港周辺で観測される典型的な音に対する音源情報の分かったフラグ付きの学習データが大量に必要となる。また同じ測定場所でも季節によってセミの声など自然音の混入具合も異なることから、現場収録音だけの学習データ生成には限界がある。そこで、多くの音源情報を含むバランス良い学習データの作成は、現場収録データと幾つかの音源の単独音を測定したデータ同士を計算器内で合成した人工学習データを適宜組み合わせることで作成することとした。

航空機騒音を含む環境音には様々な音源が含まれ、複数の音が混在することも少なくない。DNNなどの機械学習による識別器の作成には一般に大量の学習データが必要となるが、長時間の測定後に得られた音データに対して音源種類のラベル付けを行う作業(アノテーションと呼ばれる)は人手で行うため非常に負荷が高く時間が掛かる。特に複数の音が混在する場合にはアノテーション作業の負荷が極端に大きくなる。航空機騒音の汎用的な識別器の作成を行う場合には、航空機騒音を含む様々な音源に対して如何に多くの有効な教師データを取得できるかがキーポイントとなる。

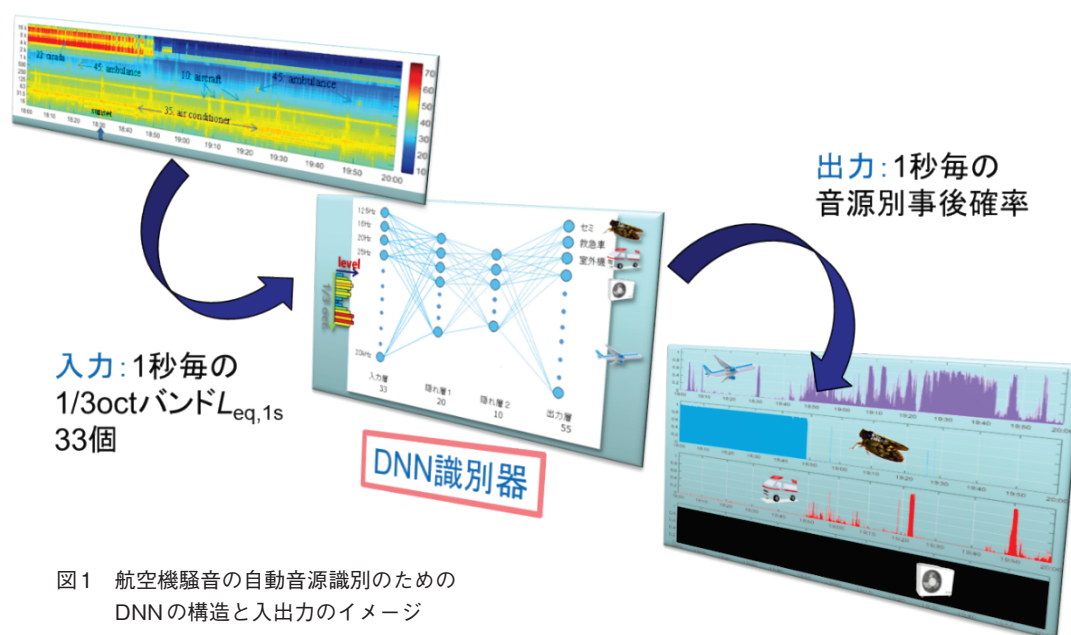


図1 航空機騒音の自動音源識別のためのDNNの構造と入出力のイメージ

3. 現場収録データの取得と学習データ化

3.1 現場アノテーション

アノテーション作業の負荷を軽減し、かつ有効な教師データを得るためのひとつの方法として、実際の測定現場で音を目と耳で確かめながらテンキー端末あるいはMIDI端末を用いてその場で教師情報を入力する「現場アノテーション」を一部実施した²⁾。移動する自動車や航空機などの音源の発生状況に応じて各音源に割付けたキーを1つまたは複数同時に押すことで音源のフラグを立ててタイムスタンプとともに記録を行った。

今回、一般環境騒音の基本的な音源識別器を作成するのに用いた学習データの取得場所7箇所の音源内容を表1に示す。表1の①に示すデータが道路交通騒音、鉄道騒音、航空機騒音、自然音などがバランス良く入ったベースとなる学習データであり、不足する音源データを順次これに追加する形で汎用化への作業を行った。なお、現場アノテーションを実施したのは表中の①～③である。

3.2 現場アノテーションの洗練化

現場でのアノテーション作業は、目の前の通過車両を見ながらフラグ付けを行うなど、目と耳の確認によりアノテーションの精度は高いと考えられるが、作業が長時間となると疲労からキーの押し間違いなどエラーの混入する可能性もある。また複数人で手分けして行っているため個人による判断の違いもある。①の現場測定では道路沿道に50m程度の間隔で時間を同期した複数の測

定点を置いたことで、複数点の識別結果を並べて眺めると自動車の移動の様子などが明瞭に読み取れる。逆に言えば、移動音源の識別が確認できれば、その識別器が正しく動作していることの確認にもなる。そこで、移動音源による確認のできた識別器で、学習データ全体を改めて識別し、閾値を設けて識別確率の高いデータ区間に改めてフラグを付け、そうでない区間のフラグをゼロクリアする、という現場アノテーションの洗練化を行った。

3.3 飛行経路直下の航空機騒音の追加学習

表1の①～③による現場アノテーションデータには、民間空港周辺の飛行経路直下のデータがほとんど含まれていなかったため、⑥の空港周辺で測定したデータを学習データに追加した。この空港は様々な航空機の機種が飛来するため、航空機騒音の学習データを作成するのに都合が良い。用いたデータは、南ランウェイ端から2 km程度の飛行経路直下の測定点で10月のある1日分の航空機騒音である。虫の声が多少含まれるが周辺の暗騒音が比較的小さく航空機騒音がS/N良く測定できているため、離陸と着陸をバランスよく含む一日分の測定データのうち、騒音レベル60 dB以上の区間を航空機騒音の単独のデータとしてフラグ付けし既存の学習データに追加した。またこのデータは次節に述べる人工混合音の元データとしても使用した。

表1 一般環境騒音用の学習データの取得場所と内容

地域	主な音源	測定時期	概要
①都立公園を中心としたエリアの外周道路	道路、鉄道、航空機、鳥の声等の自然音などの多様な環境音	冬	外周道路(2車線)歩道上計15点の時間同期多点測定。代表する2点で現場アノテーションを実施。
②民間空港のランウェイ側方	航空機の地上騒音と飛行騒音	初夏、セミはまだ	民間空港の近傍で測定した。測定時期は初夏であったがセミはまだ鳴いていなかった。
③軍用飛行場の飛行経路直下	騒音レベルの大きい戦闘機などの航空機騒音	冬	上記と同様の理由で、特に騒音レベルが極端に大きい軍用航空機の騒音データを取得した。
④セミが多く鳴く林のある地域	複数のセミの声	夏	セミの声が複数聞こえる場所であるが、他の騒音源との重畳データは取得しにくい。
⑤防災放送子局を中心とする路地沿い	防災放送、生活騒音	冬～春	多点を時間同期した防災放送の伝搬状態を調査。
⑥民間空港のランウェイ延長線上	航空機、虫の声	初秋	航空機騒音の離陸着陸音の取得。
⑦民間空港周辺	航空機、道路、自然音、雨風、波浪の音	夏と冬	航空機騒音を対象とした多点の現地調査。長期の調査のため風雨など気象条件の異なるデータもある。

4. 人工混合音による学習データ強化

4.1 人工混合音の対象音源

前節で示した現場実測値を基にした音源識別器を作成するための学習データには、たとえば、夏のセミが背景で鳴く暗騒音レベルが比較的大きい条件での航空機騒音のデータが含まれていない。また学校などの公共施設屋上で航空機騒音の測定を行う場合に、チャイムや防災放送が大きな音を発生することがあるが、これについても当初の学習データに含まれていなかった。そこで、表1に示すように、④のセミの声が主要な林の中で収録したデータと⑤の防災放送のスピーカを中心とした収録データを用意した。これらからセミの鳴き声が単独に近い形で録音できている部分と防災放送のスピーカ直下で録音した部分を、それぞれの単独音として、⑥の航空機騒音とコンピュータ内で人工的に足し合わせることで両者の混合音を作成し学習データとして追加した。また、航空機騒音とセミ及び防災放送の音を合成する際には、現実的にあり得そうなレベル関係で数種類の組み合わせを作成し、識別器が汎用的に動作するように調整した。なお、二つの音を合成する際には次に述べる人間の聴覚のマスキング効果を考慮したフラグ付けを行った。

4.2 マスキングを考慮したフラグ付け

二つの音が同時に聞こえる場合、どちらかが極端に小さいときは当然のことながらマスキ

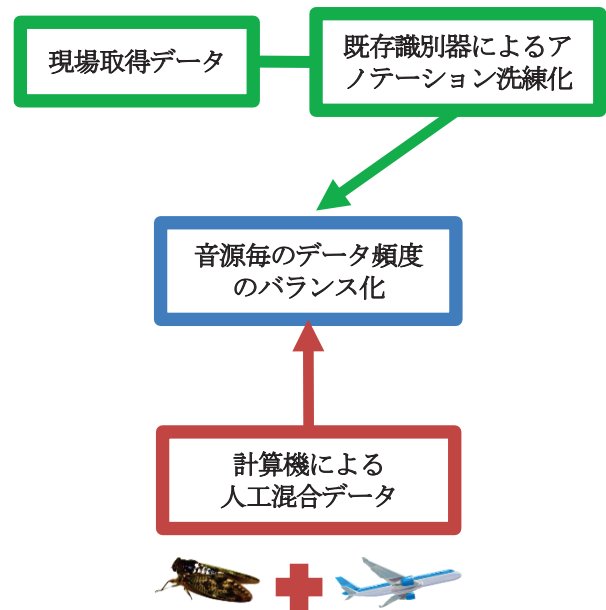


図2 航空機騒音の汎用識別器作成のための学習データ生成の流れ

グによって人間の耳には聞こえなくなる場合がある。特に、一方の音のスペクトル成分にもう一方の音のスペクトル成分が重なっている場合にマスキングの影響が極端に大きくなる。これは人の聴覚に臨界帯域(critical band)と呼ばれる一種の聴覚フィルタが存在するためである。人工混合音を二つの音のレベルバランスを変えながらコンピュータ内で作成する場合、マスキングによってどちらかが聞こえづらくなり、その音源が存在することを示すフラグを付けるべきではない条件が発生する。このフラグ付けをZwickerの

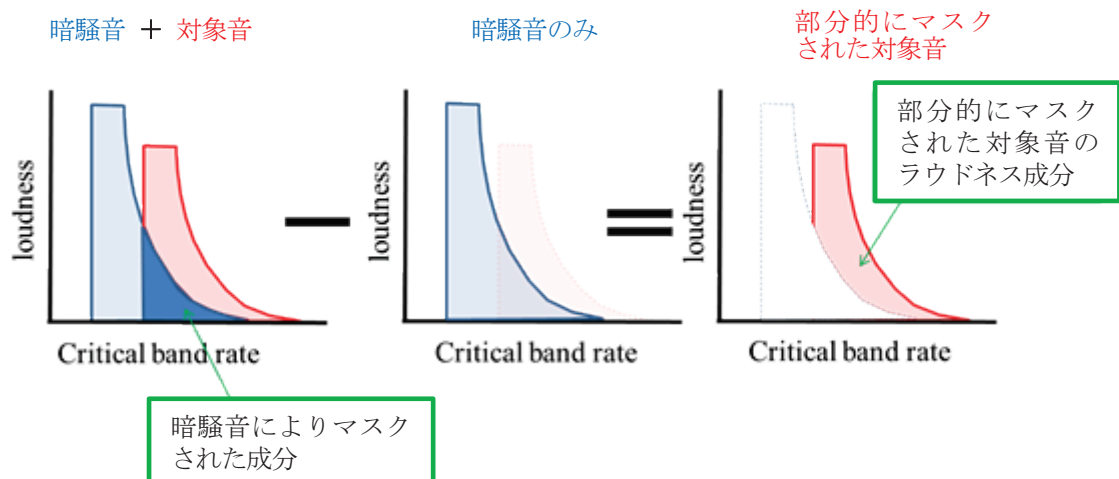


図3 背景騒音に対してある音が加わったときにZwickerラウドネスにより算出できるパーシャルラウドネスの導出イメージ

ラウドネス³⁾を計算することで自動化を行った。Zwickerのラウドネス計算は、1/3octバンドレベルを基本として計算することから、ここで用いているDNNの音源識別器と対応が良く、計算負荷も小さいことからリアルタイム処理にも向く。

図3は背景騒音に対してある音が加わったときにZwickerラウドネスにより算出できるパーシャルラウドネスの導出イメージである。Zwickerラウドネスを導入することで、ある音の背景騒音に対するマスキングを考慮したパーシャルラウドネスが簡単に計算できる。

5. 音源識別結果を利用した航空機騒音イベントの抽出アルゴリズム

5.1 識別結果のプロット

作成した識別器により、音源を分類した結果の一例を図4-1に示す。この例では、ADS-Bにより取得した飛行経路の情報から航空機と受信点を結ぶスラントディスタンス(斜め距離)のデータもグラフの上部にプロットしてある。音源との距離と音速を考慮して計算した航空機騒音のレベルが観測されやすい範囲もグレーの網掛けで示した。

この例では、異なる2測定点について同時刻の8分間の発生騒音を識別し音源毎に色分けして示している。二機の航空機が飛来しておりピンク色で表示してある。たまたまその間に、上の測定点ではヘリコプタが、下の測定点では救急車のサイレンによって大きな騒音レベルが観測されたが、その様子がわかりやすく表現できていることがわかる。なお、識別器の出力には各音源に対する発生確率が1秒ごとに出てくるが、分かり易さのためそれぞれを騒音レベル波形+10 dBの位置が確率1.0になるように大きさを調整して示している。

別の空港の2測定点で観測された7分間の識別例を図4-2に示す。この例ではプロペラ機が2機通過しているが、その他の区間ではカラスが間欠的に鳴いている様子も良く観測できていることがわかる。

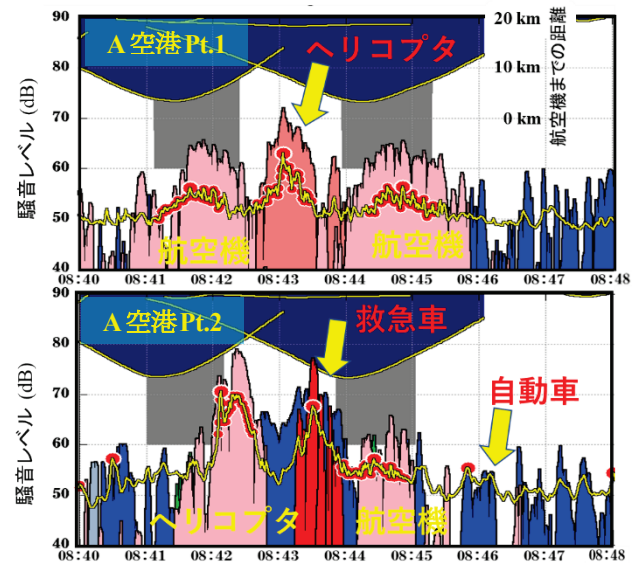


図4-1 航空機騒音を含む識別結果のプロット例1

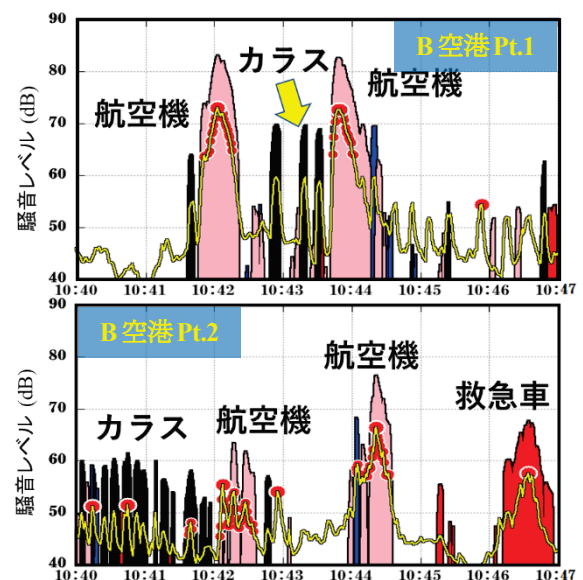


図4-2 航空機騒音を含む識別結果のプロット例2

5.2 人工混合音の付加効果の確認

人工混合音を学習データに盛り込むことにより航空機の識別が改善している例を示す。図5はある空港周辺の夏の測定において夜の20時台に得られた5分間のデータ区間を示している。背景に複数のコオロギの声(マツムシ、エンマコオロギなど)が暗騒音として混在する場合の航空機騒音の識別例である。図5上は虫の声と航空機騒音の混合した音の学習が不足している場合である。20:41頃の航空機騒音が大きいレベル範囲ではう

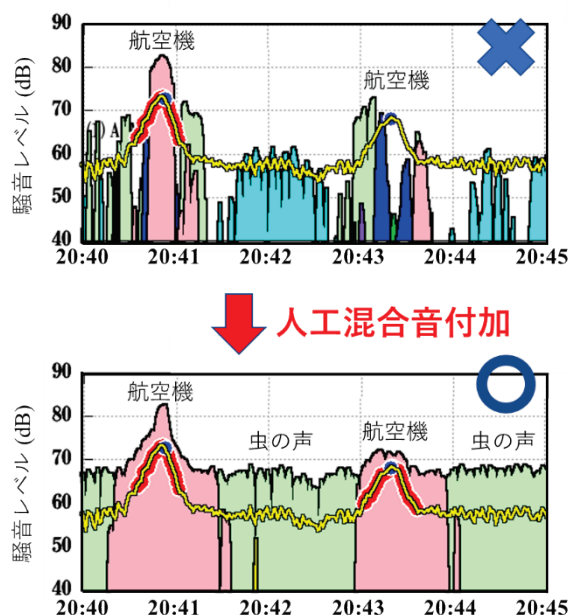


図5 航空機騒音の識別に対する人工混合音の効果の一例

まく識別できているが、レベルが大きくない部分では虫の声と混ざったスペクトルの影響でまったく別の音源と誤って識別され航空機騒音の発生区間をうまく特定できていない。更に20:43頃の航空機騒音はレベルが小さめであることもあり航空機騒音として識別が出来ていない。一方、図5下は、航空機騒音と虫の声の人工混合音を適切に学習データに含めて識別した結果である。二つの航空機騒音イベントとも裾野の方まで正し

く識別が出来ており、虫の声だけの暗騒音区間と明確に区別できていることがわかる。

5.3 航空機騒音イベントの抽出アルゴリズム

図4のように騒音レベル波形に識別結果を重ねて表示するだけでも、分析を行う際に航空機騒音の発生区間を探す作業の軽減化になるが、識別結果を基に航空機騒音のイベント区間を算定できれば L_{den} 等の評価量を自動で計算することが可能となる。図6に識別結果を利用した航空機騒音イベントの抽出アルゴリズムを示す。観測された騒音レベル波形に対して、識別器の出力である各音源の存在確率(0~1)を掛け合わせることで、騒音レベルに対する各音源の寄与(例えば、航空機騒音に対する騒音暴露レベル $L_{AE,air}$)が計算できる。

この値を元の騒音レベルから計算される L_{AE} と比較し、レベル差がある閾値以上であれば航空機騒音イベントであると判定する。

6. 様々な空港周辺環境への識別器の適用

6.1 テストデータの分類

この識別器を周辺環境の異なる様々な測定データに適用した(6空港、88地点)。なお、同一地点でも夏冬と調査した場合は2地点と数えることとする。これらの測定点の特徴の分類を表2に示す。周辺環境としては様々な環境に分布してい

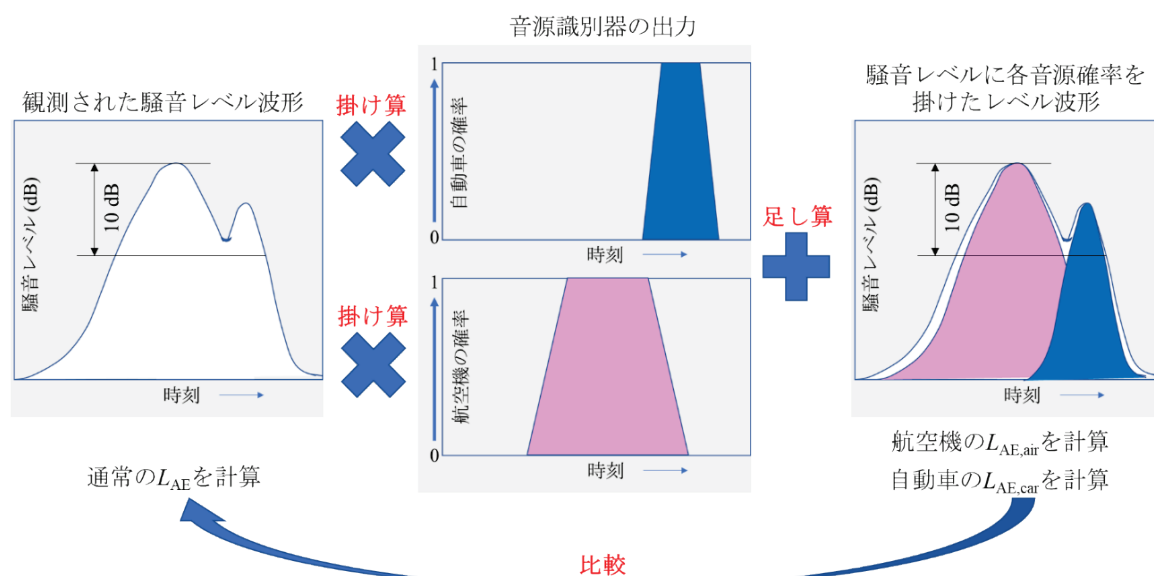


図6 識別結果を利用した航空機騒音イベントの抽出アルゴリズム

るが、住宅地が最も多く26箇所となっている。次に多いのは森林地帯で15箇所、草地14箇所である。また、飛行経路の直下に近いか側方であるか、また空港から近いか遠いかの区分も加えると、飛行経路の直下で住宅地である測定点が16箇所と最も多い。周辺の暗騒音(BGN)の大きさを三段階で分けた場合には、暗騒音の小さい住宅地と森林が最も多いが、住宅地でも暗騒音の大きい場所も8箇所あり、周辺の音の大きさの観点でも様々な測定点を包含していることがわかる。また、各測定点では連続7日間の調査が行われている場合がほとんどで、同じ測定点でも風が強い日や雨の日も含まれる場合もあり、気象条件の違いもデータの中に包含されている。また、同一空港の調査で、夏季と冬季の調査が行われている場合もあり、セミの鳴き声など自然音の違いの情報もデータ群に含まれている。このように、テストデータには周辺環境や気象条件、季節の違いなど多くの情報が含まれるため、これらに対して航空機騒音の識別が高確率で機能すれば、識別器の汎用性が確認できることになる。

6.2 様々な空港周辺環境への識別器の適用結果

前節で示したテストデータ群に対し、作成した航空機騒音の識別器による識別率を計算する。なお、識別率の計算方法は幾つかあり、目的に応じて使い分けられる。識別率の計算は図7に示す混同行列(confusion matrix)を元に行われる。実測

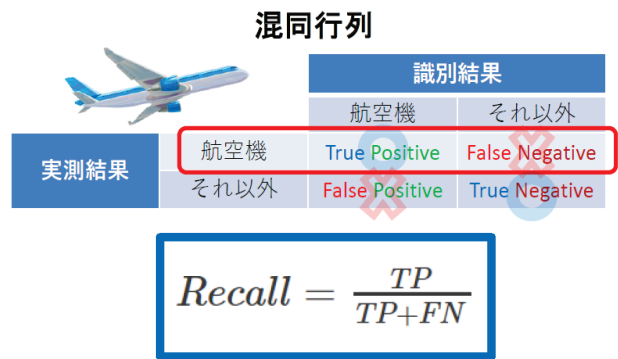


図7 混同行列と識別率Recallの定義

結果が目的とする航空機騒音かそれ以外の音源の騒音であるか、に対して識別結果が航空機であるかそれ以外であるかのマトリクスを示す。今回、識別率の計算に用いた指標は図7に示すRecall(再現率)である。航空機騒音イベントの正解データに対して、識別結果が正しく航空機と判定されたものをTrue Positive (TP)、それ以外に誤判定されたものをFalse Negative (FN)と呼び、全航空機騒音イベントに対する正解数の割合がRecallとなる。この指標はFalse Negativeを低く抑えること、すなわち分析対象に対する誤識別を少なくするという考え方の識別率であると言える。

上記のように実際の航空機騒音の分析区間に対する識別できた区間の割合を識別率とした場合の全測定点に対する結果を、その測定点における L_{den} (1週間程度)を横軸にして整理した結果を図8に示す。

表2 音源識別を適用し航空機騒音の識別率算出に用いた測定地点の内訳

周辺環境	経路側方	側方遠い	側方近い	経路直下	直下遠い	直下近い	総計
海浜公園		4					4
学校敷地	4						4
公園	2						2
住宅、農地	1						1
住宅地		6		16	4		26
住宅地、森林		2					2
住宅地、農地	2	2					4
森林	8			7			15
森林、農地	2						2
草地	3	4	2	3		2	14
農地	3		2	5			10
放牧地		2		2			4
総計	25	20	4	33	4	2	88

周辺環境	BGN(小)	BGN(中)	BGN(大)	総計
海浜公園		4		4
学校敷地	4			4
公園	2			2
住宅、農地	1			1
住宅地	13	5	8	26
住宅地、森林	2			2
住宅地、農地	2	2		4
森林	13	2		15
森林、農地	2			2
草地	8	2	4	14
農地	8	2		10
放牧地	2	2		4
総計	57	19	12	88

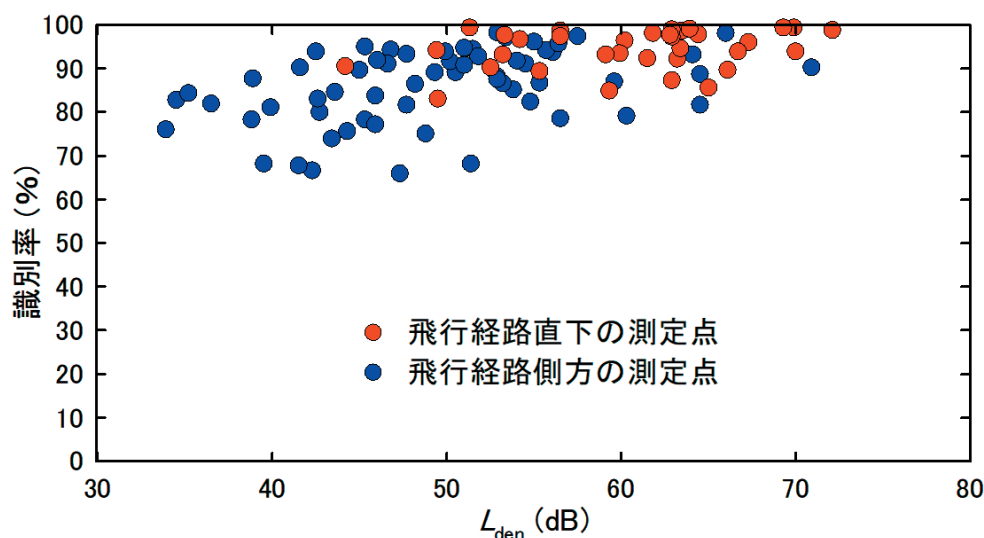


図8 様々な空港周辺環境への識別器の適用結果

その結果、飛行経路の直下で空港に比較的近く L_{den} の値がおよそ60 dBを超える測定点では概ね90～95%程度であった。周辺に道路騒音など妨害音が多い環境では識別率が70%程度に低下する例も見られる。しかし、その場合でも識別プロット図は分析を行う上での補助的な情報として有用であると考ええる。

6.3 地点に特有の音源に対する対処

測定地点によってはその場所特有の音源が存在し、既存の識別器ではどの音源クラスに対しても確率が上がらない、あるいはまったく異なる音源クラスが反応してしまう場合があり、航空機騒音の検出に影響を与える可能性がある。また、たまたまその音源と航空機騒音と周波数特性が似ている場合には航空機クラスが反応してしまう可能性があり識別率を大きく低下させてしまう原因となる。このような場合の対処方法としては、その地点に特有の音源が単独で存在する区間を切り出してフラグ付けを行い、既存の識別器の学習データに適当な分量を付け加えたうえで再学習を行うことが有効である。

今回の学習データ作成の際にもいくつかの地点で特有に発生する音源のデータを一部加えている。一つの例として、測定現場の近くで測定期間の途中から始まったコンクリートブレーカを用いた工事の例を挙げる。大きな断続的な騒音を発生させていたが、この種の工事騒音のデータは

既存の学習データには含まれていなかったため、既存の識別器はその騒音の発生区間ではどの音源クラスも反応せず、航空騒音の発生区間の判定が難しくなっていた。そこで学習データを追加して再学習を行った結果、コンクリートブレーカの音源クラスが反応し、航空騒音の発生区間との違いがわかりやすくなった。

7. おわりに

無人で長時間の自動計測が行われている航空機騒音の測定データに対して、分析作業の正確性と効率性の向上を目的とする音源識別の手法と適用事例について報告した。汎用性を確認するために季節や気象条件の異なる様々な周辺環境での測定データに対して識別を行い、飛行経路の直下であれば識別率が概ね95%程度、飛行経路側方の暗騒音が比較的大きい条件でも70%程度となることがわかった。大量の測定データを分析する際の補助的な情報として十分に利用が可能であると考ええる。

参考文献

- 1) 大島, 航空機騒音測定における深層学習による音源識別の利用と課題, 航空環境研究 No.24, (2020)
- 2) 内藤, 音源別環境音可視化に向けた機械学習による多点同期音源自動識別の試み, 音響学会 平成29年春季研究発表会 (2017)
- 3) 大島, 防災拡声音のリアルタイム音達可視化に向けた基礎検討, アコースティックイメージング研究会 N-2019-51 (2019)