

## 地震時における音響データを用いた室内の非構造部材把握技術 Technology for understanding non-structural components in a room using acoustic data during an earthquake

小松 佑人<sup>†</sup> 福井 弘久<sup>†</sup> 阿部 弘<sup>†</sup> 佐藤 栄児<sup>†</sup> 浜田 宏一<sup>†\*</sup>  
Yuto Komatsu Hirohisa Fukui Hiroshi Abe Eiji Sato Koichi Hamada

### 1. はじめに

国立研究開発法人防災科学技術研究所は、「室内空間における機能維持」の課題において、室内の非構造部材、家具什器が引き起こす地震災害に着目し研究を実施してきた。個々の構造物耐震性は向上しているが、一方、都市部に中小地震が発生した場合、都市機能を含めた社会活動の急激な低下がみられ、社会活動の混乱を招いている。また、大地震が起きた場合は、これに加え、個別建物および都市に物理的な被害が発生し、それらの迅速な被害把握と被害把握からの継続利用・活動性の判定、復旧リソースの算出が、早急な復旧活動に移行するためには重要である。そこで、迅速で高精度な被害把握、個別建物・都市機能の継続利用性・活動性の判定、復旧リソースの算出に関する技術開発を進めている。ここでは、その技術として、音響データを用いた室内の非構造部材把握技術について検討したので報告する。

今回、振動実験データに関して、十分な量の学習データを確保するため、音響データの水増し手法の調査及びそれらのプログラムの実装と評価を行った。水増し学習データを使用した学習モデルを用いて、falling\_light(軽量物の転倒)、falling\_heavy(重量物の転倒)、shaking(揺れのみ)、scattering(食器の散乱)を中心に、クラス分類精度の比較検討を行った。

### 2. 地震時における室内空間の機能維持のための研究

#### 2.1 防災科学技術研究所(Eーディフェンス)での加振実験

国立研究開発法人防災科学技術研究所兵庫耐震工学研究センター(兵庫県三木市)に設置している、実大三次元震動破壊実験施設(以下、Eーディフェンス)での加振実験にて、災害評価モデルの導出に向けた評価画像データと音響データを取得した。Eーディフェンスは、実大・三次元・破壊というキーワードで特徴づけられ、実物大の構造物を破壊させるために必要な性能を有しており、実物と同じ大きさの構造物が壊れていく過程を調べることができる。今回、Eーディフェンスに設置した家屋において、リビングルームにカメラを設置し、加振実験を行った際の音響データを使用した(図1~3)。今回取得した音響データをもとに、次節に示す音響データを用いた室内の非構造部材把握技術を検討した。

#### 2.2 音響データを用いた室内の非構造部材把握技術

学習データセットを十分な量を確保するために、音響データの水増しを実施する。音響データの水増し手法として、波形データ内と波形データ間で分割した波形を混ぜる Shuffle and Mix の音響データ水増し手法を検討した。今回、音響データ水増し手法で生成した学習データを用いて、機械学習モデルを生成した。falling\_light(軽量物の転倒)、falling\_heavy(重量物の転倒)、shaking(揺れのみ)、scattering(食器の散乱)を中心に、クラス分類精度の比較することで、本技術の有効性を検証した。



図1 Eーディフェンスでの加振実験



図2 リビングルームに設置したカメラ画像

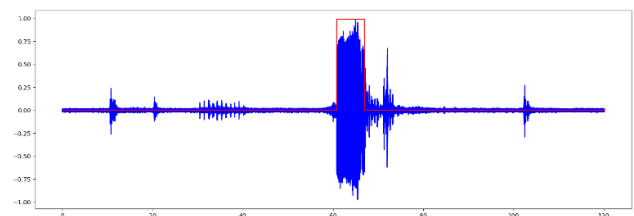


図3 リビングルームの音響データ

<sup>†</sup> (国研) 防災科学技術研究所 National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience  
<sup>‡</sup> 帝京大学 Teikyo University

次節では、音響データを用いた室内の非構造部材把握技術の評価実験について説明する。

### 2.3 評価

前節で述べた「音響データを用いた室内の非構造部材把握技術」について、評価実験を実施した。評価実験では、2.1 節にて説明した E-ディフェンスに設置したカメラで実際に取得した音響データのメルスペクトログラム画像を学習(正解ラベルあり)し、入力データのカテゴリ 54 種類を推定する多クラス分類を実施した。実験条件を以下に示す。

- ・ 学習モデル: ResNet(resnet34)
- ・ 学習データ: 12960 ファイル (240×54 クラス)  
 訓練データ 80%、検証データ 20%に分割
- ・ 混同行列でクラス推定の結果を確認
- ・ 正解率(Accuracy)、適合率(Precision)、再現率(Recall)、F1 値(F1-score)の指標を比較
- ・ クラス個別(falling\_light、falling\_heavy、shaking、scattering)の分類精度を確認

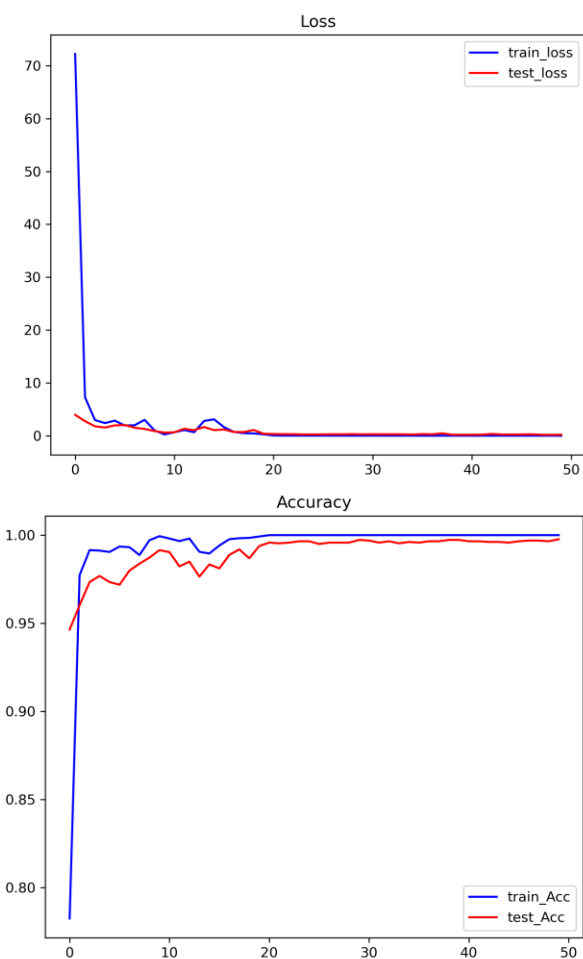


図 4 学習結果 (Loss、Accuracy)

図4の学習結果から、Lossが0付近まで下がり、Accuracyが約 100%であることから、モデルは十分に学習していることが分かる。音響データを用いた室内の非構造部材把握技術について、混同行列を用いたクラス分類精度を図 5 に示す。Shuffle and Mix で生成した音響データセットで学習した場合に、falling\_light(軽量物の転倒)、falling\_heavy(重量物の転倒)、shaking(揺れのみ)、scattering(食器の散乱)をクラス分類できていることが分かった。shaking のクラス分

類の精度が少し低いが、元々の振動実験の音響データを聞いた際に、falling\_light、falling\_heavy のラベル付けをしたデータには shaking の要素が含まれているため、妥当な分類結果と考えられる。また、表1の評価結果では、F1-scoreの Micro 平均が約 90%であり、細分化した 4 クラスを分類できていると考えられる。

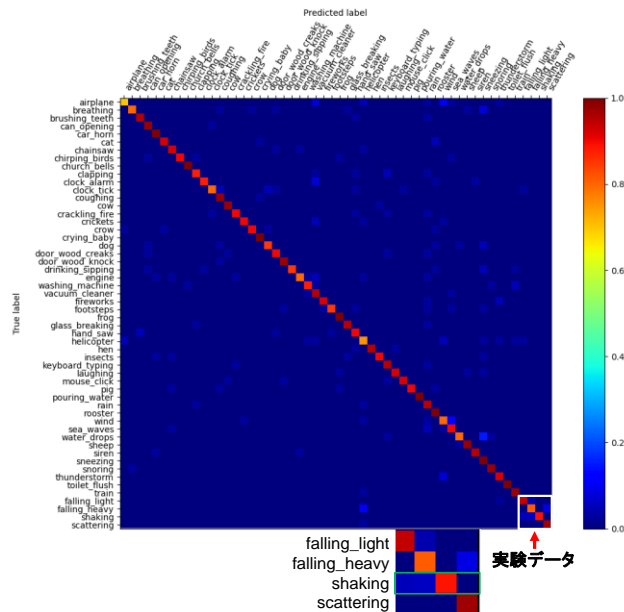


図 5 混同行列を用いたクラス分類精度の比較

表 1 評価結果

● クラス全体の精度

【全体】	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Shuffle and Mix 学習モデル	0.912	0.917	0.914	0.913

● 振動実験該当クラス個別の精度

【個別】	falling_light	falling_heavy	shaking	scattering	Micro 平均
Precision	0.857	0.839	1.000	0.865	0.912
Recall	0.941	0.810	0.887	0.970	0.891
F1-score	0.897	0.825	0.940	0.914	0.902

### 3. おわりに

本研究では、監視用途で普及している一般的なカメラを用いることにより、広範囲に設置可能な音響データを用いた室内の非構造部材把握技術を開発した。本技術の評価の結果、Shuffle and Mix で生成した音響データセットで学習した場合、falling\_light(軽量物の転倒)、falling\_heavy(重量物の転倒)、shaking(揺れのみ)、scattering(食器の散乱)をクラス分類できていることを確認した。今後は、画像データを組み合わせて、被害状況を把握するための被害判定法の検討を進めていく。

#### 謝辞

本研究は、J S T、未来社会創造事業、JPMJMI22H2 の支援を受けたものである。

#### 参考文献

[1] 佐藤栄児, 梶原浩一, 福井久弘ほか: 地震時における室内空間の機能維持のための研究 その 10-12, 日本建築学会大会学術講演梗概集, 構造 II, pp.163-168, 2022.9