

# 異常状態検知のための機械学習による実験室における音の検知

2021年9月修了 環境システム学専攻 47-196781 周睿

指導教員：大島義人 教授

キーワード：異常音検知 メル周波数ケプストラム 混合ガウスモデル 聴覚評価

## 1. 緒言

一般に事故が発生する前には、何だかの異常が発生しており、その異常を検知して適切な対処を施すことができれば、多くの事故は防げると考えられる。大学の実験室の事故予防については、過去の経験や事故報告書によるなど、様々な対策が取られているが、どれも事前の異変を検知して事故を予防するという考え方ではなく、過去に起きた事故を起点とした対策に留まっている。実験事故は一般的に個別性が高く、起きた事故を起点とする対策では、自ずと事故を防げる範囲は限定されてしまう。既に、産業界においては、事故防止の観点から異常検知の概念を採用し、画像や音の情報から、いつもと違う状態を検出し、事故や欠陥の排除などが行われている<sup>[1]</sup>。大学の実験研究においても、創造性と安全性を両立した研究活動を実施していくためには、異常検知の観点から、過去の経験に依存しない事故予防システムを考える必要がある。

これまでに、画像情報から異常の兆候を判断し、事故を防止する研究は行われているが、実験室の場合、画像では検知できない異常が多く、逆に多くの事故に伴い、異常な音が存在する例が少なくないと考えられる。そこで本研究は、音の検知により実験室における異常状態を検知する方法に着目した。実験室の音についての研究は、スペクトログラム分析により、実験室においてどんな音があるか、また音の種類ごとのスペクトログラム特徴を定性的に解明した例がある<sup>[2]</sup>。しかし実験室における音の特徴を精確に解析するには、定量的解析手法を開発する必要がある。現在、工場の部品の音<sup>[3]</sup>、車内の音<sup>[4]</sup>などを対象に、音の特徴量を抽出し、機械学習を基づいた定量的解析を用いた研究が進んでいる。これらを参考に、機械学習による音の解析が実験室における異常状態の検知に有効であると期待される。

そこで本研究は、大学実験室における異常状態を検知するために、その異常状態を反映する音の異常を、機械学習によって定量的に検出する方法について検討し、最終的にリアルタイムモニタリングという視点から実験室における異常音を検出するシステムの開発に必要な基礎的知見を得ることを目的とする。具体的には、実験室における音のメル周波数ケプストラムを抽出し、混合ガウスモデルを用いて音をモデル化するとともに、音のいつもの音から学習したモデルに対する対数尤度の外れ値検出によって実験室全体音からいつもと違う音の検出手法を検討する。また、外れ値検出に使われる評価指標と人の聴覚的評価との関係を明らかにし、今後の研究において活用される可能性を検討する。

## 2. 研究方法

### 2.1 音のサンプリング方法

本研究では、本学にある、高温高圧に伴う合成・分解反応の実験が行われている実験室を対象としている。音を収録するためにマイクロフォン UC-59 (リオン) を使用し、収録した音を波形収録装置 SA-A1 (リオン) を通じて SD カードで保存した。マイクロフォンは、実験台、もしくは収録する音源付近に置いて録音した。

### 2.2 音の解析方法

収録した音を定量的に分析するために、プリアンファシスやフレーム化処理などの前処理を行い、音響特徴量を抽出する必要がある。本研究では人間の聴覚の特性をあらわしているメル周波数ケプストラム (MFCC) という特徴量を使用した。抽出した MFCC 特徴

量を機械学習モデルに学習させることで音の検知が可能となる。本研究では音声認識や異常音検知に活用されている混合ガウスモデル (GMM) を機械学習モデルとした。前処理、MFCC 特徴量の抽出および GMM による学習は Python3.8 より行った。

## 2.3 機械学習による音の検知

### 音のモデル化による音の検知

音源が少なく、かつ鳴る音がほぼ一定である簡単な音環境において、異常音の種類も一定である。この場合では全ての音に対して MFCC を抽出し、GMM モデルを通じてモデル化する。異常音検知の際に、検知される音のすべて

表 1, トレーニングデータとテストデータ

音	時間/s	トレーニングデータ	テストデータ
遠心分離機稼働音	200	35	5
遠心分離機提示音	80	11	5
GC-FID	1878	356	20
HPLC	825	145	20
ヒュームフード	606	102	20

の GMM モデルに対する対数尤度を計算し、尤度比検定を通じ、最も高い対数尤度を持つ GMM モデルの音の種類が、検知したい音の種類と一致すると、検知が成功となる。本研究では、遠心分離機、水素炎イオン化検出器 (GC-FID)、高速液体クロマトグラフィー (HPLC)、ヒュームフードの装置の稼働音や提示音を対象とした。録音された音を機械学習に使用されるトレーニングデータとテストデータに 5 秒ごとのデータに分割し、MFCC を抽出し、GMM に学習させて音をモデル化する。データについては表 1 で示されている。

### 外れ値検出によるいつもと違う音の検知

音源が多く、しかも混じり合っている複雑な音環境の場合、一個一個の音の異常性を判断するよりは、全体の音の異常性を判断する方が実験室の状態の異常性をあらわすことができると考えられるため、実験室全体の音を録音することとした。録音は 2021 年前期に行われ、総計 38 時間 43 分の実験室全体の音を入手した。その中の 8 時間 43 分の音をテストデータとし、残りの 30 時間の音をトレーニングデータとし、いつもの音の GMM モデルとして学習させ、いつもの音をモデル化した。全体の音の異常性を判断する際に、いつもと違う音がいつもの音の GMM モデルに対して低い対数尤度を持つと考えられるため、適切なしきい値を設定することで、そのしきい値より低い対数尤度を持つ音をいつもと違う音として検出される。

## 2.4 被験者実験

対数尤度を評価指標とした機械学習モデルによる異常音検知としているが、最終的に抽出された音がいつもと違うかどうかを判断するのは実験者の聴覚であるため、音の対数尤度と人間の聴覚との関係を明らかにし、実験室の音の聴覚評価実験を設計した。対象とする被験者は、当実験室の実験者の学生と、同専攻の他の学生で、化学実験に参加したことのある学生であった。実験は、テストデータから対数尤度の高さの順で、違う対数尤度の音を抽出して実験のサンプルにした。実験は二回行われ、一回目は当実験室 3 人、他の学生 8 人に対面で行い、二回目は当実験室 8 人、他の学生 4 人に Google Forms のアンケートより行った。当実験室において録音した音だけを対象としたのではなく、他の実験室でとられた装置の音も一個入れた。

## 2.5 検討項目

- ① 音の検知に用いる MFCC 特徴量による GMM モデルの学習効果の検討
- ② いつもの音として用いられる学習データに必要な時間の検討
- ③ 音の対数尤度の高さにより、いつもと違う音を抽出できるかどうかの検討
- ④ 音の対数尤度の高さと人間の聴覚との関連の検討

### 3. 実験結果

#### ① 音の検知に用いる MFCC 特徴量による GMM モデルの学習効果の検討

学習効果を検証するために、それぞれの音のテストデータのそれぞれの GMM モデルに対する対数尤度を計算して比較した。表 2 で示されているように、最も高い対数尤

表 2, GMM による音の検知の学習効果の検証

音	トレーニングデータ	テストデータ	認識率	交差検証
遠心分離機稼働音	35	5	100%	100%
遠心分離機提示音	11	5	100%	100%
GC-FID	356	20	100%	100%
HPLC	145	20	100%	100%
ヒュームフード	102	20	100%	100%

度を持つ GMM モデルの音の種類が、検知したい音の種類と一致すれば検証できたとする。その結果は、すべての音の認識率が 100%になっており、学習効果が良いという結果が示された。また、過学習の恐れがあるため、データに対して 10 分割交差検証を行った。その結果は表 2 に示されている。すべての音に対して交差検証すると、認識率も 100%になっており、過学習はないと示唆された。以上のことで、今回対象とした音は、その意味での異常音ではないが、異常音が収集できる、かつ音環境が簡単な実験室では、MFCC 特徴量と GMM 機械学習モデルにより、異常音を含めて音をモデル化することで、異常音の検知が可能と示唆された。

#### ② いつもの音として用いられる学習データに必要となる時間の検討

トレーニングデータの 30 時間のデータの中から、0.5 時間から 30 時間までのデータを抽出して GMM モデルに学習させ、同じテストデータの GMM モデルに対する対数尤度の分布の違いを明らかにし、また、2021 年録音された 30 時間のデータと 2019 年録音された 30 時間のデータにおける対数尤度分布の違いを明らかにした。その結果、0.5 時間から 30 時間までの対数尤度分布が変わっていき、録音時間が伸ばすとさらに分布が変わっていく可能性が見られ、また、2019 年と 2021 年の 30 時間における対数尤度分布も違っていることが分かった。結論としては、いつもの音を定義するために所要される時間は、30 時間以上の長時間の録音が必要と考えられ、録音する時期によりそのいつもの音も変わる可能性が示唆された。

表 3, 抽出されたいつもと違う音

音	出現回数/5s
ドライヤー	8
金属を磨く音	13
ガラスのぶつかる音	1
装置稼働音 1	2
装置稼働音 2	19
金属をたたく音	6
何の音もない	1

#### ③ いつもと違う音を抽出できるかどうかの検討

テストデータから、いつもの音の GMM モデルに対する最も対数尤度の低い 50 個の最も対数尤度いつもと違う音を抽出した。その結果は以下の表に示されている。結果としては、表 3 で示されているように、抽出されたいつもと違う音にはいくつかの装置の音と実験行動音などがあり、いつもの音には出現回数の最も少ない音として考えられる。GMM モデルが全体の音からいつもと違う音が検出できるかどうかを検証する検証のために、いつもと違う音を作ってテストデータに入れた。作られたいつもと違う音は、遠心分離機の提示音と窒素がボンベから漏れ出る音である。検出結果は、表 4 で示されているように、遠心分離機提示音も窒素がボンベから漏れ出る音も 1%の最も対数尤度の低い音に含まれていると見ら

表 4, 作られた異常音の検出結果

異常音	対数尤度	対数尤度低い順位	対数尤度低い%
遠心分離機提示音	-20.334	1/6345	0.00%
窒素の漏れ出る音	-18.611	36/6345	0.57%

れた。遠心分離機提示音は 6345 個のテストデータの中の 1 位の対数尤度の低い音であり、窒素がボンベから漏れ出る音は 36 位の対数尤度の低い音であることが分かった。これにより、しきい値を 1%とした場合、30 時間のトレーニングデータから GMM モデルに学習させることにより、いつもと違う音は検出されることが可能と示唆された。

#### ④ 音の対数尤度の高さ与人間の聴覚との相関の検討

図 1 には被験者実験の結果が示されている。横軸は機械学習による音の対数尤度であり、縦軸は被験者によるいつもと違う程度の判断をスコアと表示している。黒点は回答スコアの平均であり、柱の両端はスコアの標準偏差を示している。

(i) (ii) では、一回目の結果では、当実験室の学生は全体的にいつも同じと認識しており、他の学生は対数尤度の高い音をいつもと同じ、対数尤度の低い音をいつもと違うと認識している。いずれも音の対数尤度の高さ与人間の聴覚には相関が存在すると示唆された。

(iii) (iv) では、他の実験室の音を 1 個入れたため、当実験室の学生はそれをいつもと違うと認識しているが、他の学生はそれをいつもと同じと認識している。つまり、他の実験室の正常音は、機械学習にも、当実験室の実験者にもいつもと違う音として検知されているが、その音の対数尤度が低いにも関わらず、正常な音のため、他の実験室の人はいつもと違うとは思わないと示唆された。ところが、いずれも音の対数尤度の高さ与人間の聴覚との相関が弱く見られた。

(i) (iii)、(ii) (iv) では、一回目には明らかな相関が見られたが、二回目には相関が弱く見られた。その原因は対面でない状況による意思伝達がうまくできなかったからか、または音を聞く環境が統一されていなかったからだと考えられるが、音の対数尤度の高さ与人間の聴覚には相関が存在する可能性を持つと示唆され、今後検討する必要がある。

#### 4. まとめと今後の展望

本研究は、人間の聴覚的尺度をあらわす MFCC を音響特徴量とし、GMM を音の機械学習モデルとした。それにより、音のモデル化と対数尤度の外れ値検出の二つの手法により異常音検知が可能と示唆された。評価指標とする対数尤度の高さ与人間の聴覚には相関が存在する可能性を持つことを示唆されたが、今後詳しく明らかにする必要がある。今後の展望として、STZCR、STE といった他の特徴量も考慮し、同時に使うことで、検知の効果が上がると考えられる。また、音の情報と画像情報、さらに気流や濃度などの情報と同時に異常検知に応用されれば、過去の経験や人間の知覚などに頼らずに事故の前兆を明らかにすることができる異常検知システムが開発され、様々な場面でも使われると、安全管理において重要な意義を持つこととして期待される。

参考文献

- [1] 村川 正宏, 人工知能技術による異常検知システムとその産業応用, 日本原子力学会誌 ATOMO 59(6), 335-339, 2017.
- [2] 廖 智聡, 大学実験室における音響情報の解析, 東京大学修士論文, 2020.
- [3] 江原史朗, 武藤義彦. One Class SVM を用いたベアリング異常音検知システム[J]. 産業応用工学会論文誌, 2021, 9(1): 31-37.
- [4] 大瀧淳司, 小菅太, 三澤勉, 等. 異音を定量的に検出する手法の開発[J]. 富士通テン技報, 2005, 23(2): 37-46.

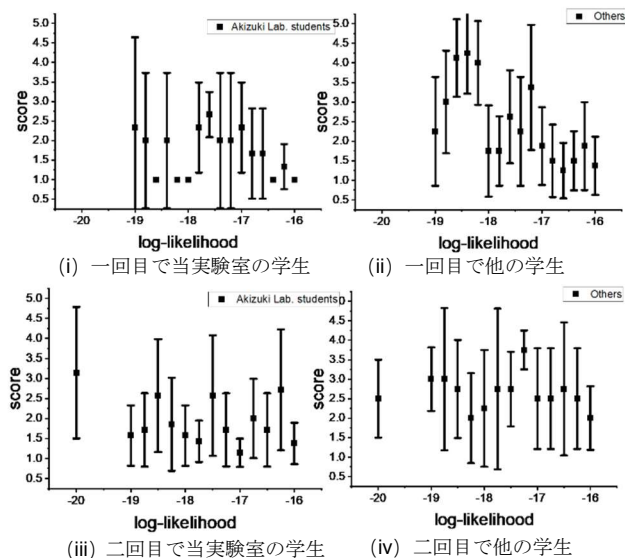


図 1. 被験者実験の結果