

令和 6 年 6 月 2 日現在

機関番号：11401

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2021～2023

課題番号：21K02145

研究課題名(和文) 独居者生活音の定期的自己学習可能な確率モデルを用いた異常検出アルゴリズムの構築

研究課題名(英文) Study on Anomaly Detection Algorithm Using Stochastic Model with Periodically Updating Activity Sound of Living Alone

研究代表者

田中 元志 (Tanaka, Motoshi)

秋田大学・理工学研究科・准教授

研究者番号：50261649

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,000,000円

研究成果の概要(和文)：独居生活者の家庭内における事故などの異常検出を目的に、生活環境の変化に合わせて生活音の確率モデルを定期的に更新し、音の発生確率から異常候補を検出する方法について検討した。定期的に生活音(特徴量)を取り込み、現在の生活音のクラスタを更新し、それに合わせて確率モデルのパラメータを再計算していく方法を提案した。このとき、生活音が著しく変わった場合など、更新時に特定のクラスタ内の特徴量がすべて失われる場合があり、その対応も検討した。その結果、生活環境の変化に対応して、生活音の確率モデルを継続的に更新できる可能性が得られた。

研究成果の学術的意義や社会的意義

家屋内の日常生活音から事故などの異常検出するために作成した確率モデルについて、定期的に生活音の特徴量を入れ替えて再学習し、確率モデルのパラメータを更新していく方法を提案した。これにより、利用状況や生活環境の変化に対応して、定期的な学習内容の更新が可能になったと考えられる。また、家庭内事故等の検出システムのみならず、経年変化などに対応が必要な装置・システムの故障診断など他の異常音検出への応用も期待できる。

研究成果の概要(英文)：In order to develop a detection system of abnormal situations (such as accidents) for a person living alone, an anomaly detection method for periodically updating a stochastic model of daily (activity) sounds and by observing the occurrence probability of the sound was investigated in accordance with changes in the living environment. In this method, additional daily sounds were periodically imported, the cluster of the daily sounds were updated, and the parameters of the stochastic model were recalculated accordingly. When the daily sounds changed significantly, all feature vectors in some clusters might be lost during the update. Therefore, ways to deal with this were also considered. The results indicated the feasibility of continuously updating the stochastic model of daily life sounds corresponding to the living environment changes.

研究分野：情報通信工学

キーワード：生活活動音 時間-周波数解析 異常検出 機械学習 更新

## 1. 研究開始当初の背景

近年、高齢者を含む独居生活者の増加に伴い、家庭内事故の頻度や怪我の重度が増加する傾向にあり、孤独死も社会的問題となっている[1]。そのため、生活活動を離れたところで把握でき、家庭内事故や、急激な身体状況の変化などに見舞われたときに迅速かつ適切に対応できる在宅ライフサポートシステム(見守りシステムなど)が求められている。我々の周りには様々な音があり、音色や発生の仕方は様々である。そこで、生活活動において発生する音(生活音)の利用が考えられる。しかし、すべての行動を把握しようとする、膨大なデータベース、および高速な処理装置が必要となる。また、異常な状況(事故など)の発生を予測できないため、異常時に発生する音(異常音)の採取、およびデータベース化は困難である。

そこで、生活音の発生確率に着目した。事故などの滅多に起こらない音の発生確率は低く、日常的な音の発生確率は高いと考えられる。音の発生確率を求めるため、音声信号処理などでよく利用される MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients) などを特徴量(学習用データ)として求め、その階層的クラスタリング(学習)から確率モデル化を検討した[2]。確率モデルを用いて算出した音の発生確率の時間的変化を観察することで、異常状態を検出できる可能性が示された。しかし、実際の使用環境に即した確率モデルを作成するためには、長時間の生活音の学習が必要である。階層的クラスタリング方法は、初期値依存は無いが、計算量が多く、メモリ容量などの制約により大量データには向かない。一方、非階層的クラスタリング手法(k-means 法など)は、初期値に依存し、同じデータでもクラスタリング毎に結果が異なる場合が多い。また、我々が生活時に発する音は、季節やそのときの生活環境などの変化に対応して、変化していると考えられる。一度作成した確率モデルについて、利用状況や生活環境の変化に対応できるように、定期的な学習内容の更新が求められる。単純な音声認識システムでは、使用前に特定の音を学習させればよく、再学習も比較的容易である。しかし、生活音の場合、最低でも数時間のデータが必要となり、再学習は容易ではない。つまり、長時間データおよび継続的な利用に対応した、確率モデルの学習および更新方法が求められる。

## 2. 研究の目的

屋内の生活活動において発生する音に着目し、事故の有無などの状況を把握するための異常検出システムの開発を大きな目的としている。図 1 は考案中のシステムの主な構成であり、～の機能の実現を目指す。特に、生活音の確率モデルの作成、およびその定期的な学習内容の更新方法を検討する。

生活音から抽出した特徴量をクラスタリング(学習)し、確率モデルを作る。学習に用いる音はすべて日常音であり、非日常的な音の発生確率を得るため、求めた日常音のクラスタに領域を設定し、その外側を非日常音とする確率モデルとする。その確率モデルを用いて算出された発生確率の変化を観察する。転倒など異常の可能性が検出された場合、利用者に警報(音など)を出し、それを利用者が解除しない(できない)場合に「異常あり」と通報するシステムである。予め採取された音で設定された確率モデルは、その後の生活音によって定期的に更新される仕組みとする。

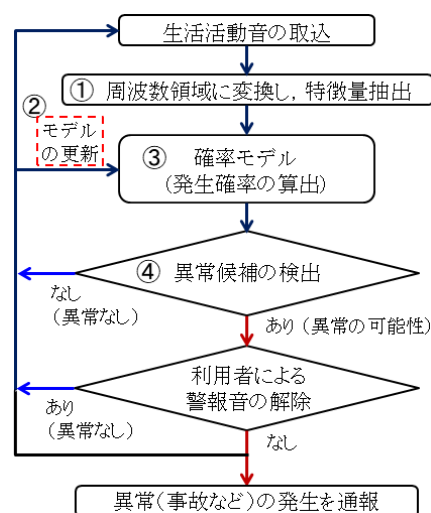


図 1. 異常検出システムの構成

## 3. 研究の方法

### 3.1 生活音の時間-周波数解析による特徴抽出

生活音の確率モデルを作成するため、学習に用いる特徴量を抽出する。研究室、および被験者の部屋に広周波数帯域(20 Hz ~ 100 kHz)のマイクロフォンを配置して、デジタルレコーダ(周波数帯域 0.02 ~ 80 kHz, サンプリング周波数 192 kHz, 16-bit 量子化)で記録し、コンピュータに取り込み処理する。そして、解析フレーム長(ハミング窓)500 ms, シフト長(フレーム周期)250 ms とし[3],  $2^{17}$  点 FFT による時間-周波数解析を行う。

特徴量(特徴ベクトル)として、これまでの検討[3]から、80 kHz までを 15 個のサブバンド(帯域幅 10 kHz, 三角窓, シフト幅 5 kHz)に分割し、各合計電力を求めた。例として、ある時刻の生活音の周波数スペクトルとそれから求めた特徴ベクトルを図 2 に示す。図中の x 印が特徴ベクトルであり、サブバンドの中心周波数でプロットした。特徴ベクトルは、スペクトルの包絡情報を捉えていることが確認できる。

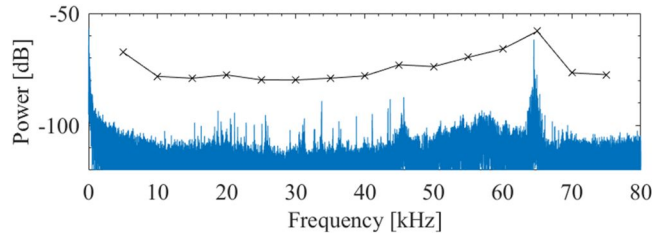


図 2. 生活音の周波数スペクトルと特徴ベクトルの例

### 3.2 生活音確率モデルの作成

長時間の生活音データ（特徴ベクトル）に対応可能なクラスタリング方法について検討する。はじめに、自動で適切なクラスタ数に分類できる非階層的クラスタリング手法として、U-k-means 法[4]と X-means 法[5]の利用を検討する。U-k-means 法は、データそのものを初期クラスタとして分類を開始するため初期値依存性がなく、反復によって最適なクラスタ数へと至るアルゴリズムである。一方、X-means 法は初期値依存性があるが、計算量は U-k-means 法に比べて少ない。次に、階層的クラスタリング方法と k-means 法を組み合わせた方法を検討する。最初の一部分を階層的クラスタリング方法の最長距離法[6]で分類し、得られたクラスタ中心座標を初期値として、k-means 法で全データをクラスタリングする。これらの方法を比較し、高速かつ初期値依存のないクラスタリングを実現させる。

### 3.3 生活音確率モデルの更新

確率モデルの作成方法と更新アルゴリズムを以下にまとめる。なお、確率モデル化の基本的な考え方、および発生確率の算出方法は文献[3]と同じである。また、予備実験の結果から、クラスタ数を 100、確率モデルの状態数を 5 とする。図 3 に確率モデルの作成と更新の流れを示す。

- (1) 第 3.1 節で述べた条件で生活音を時間-周波数解析し、データ（特徴ベクトル）を求める。
- (2) 生活音データを最長距離法で 100 個のクラスタに分ける。これを樹形図から 5 グループに分け、確率モデルの「状態」とする。
- (3) 各クラスタ内で 98% のデータが含まれる領域を日常音の領域として設定し、領域の内外で異なるシンボルを出力させる。
- (4) クラスタリングに用いた全データの状態遷移から初期状態確率と状態遷移確率を求め、確率モデルを決定する。
- (5) 設定した時間が経過した後、クラスタリングに用いるデータの半数を新しいデータに入れ替える。既存クラスタの中心座標を初期値として k-means 法で 100 個のクラスタに分類する。このとき、データ数 0 のクラスタがあれば削除し、次節の方法で削除前と同じ数のクラスタ数に再設定する。そして、100 個のクラスタを Ward 法[7]で 5 グループに分類し、「状態」とする。
- (6) (3) ~ (5) を繰り返す。

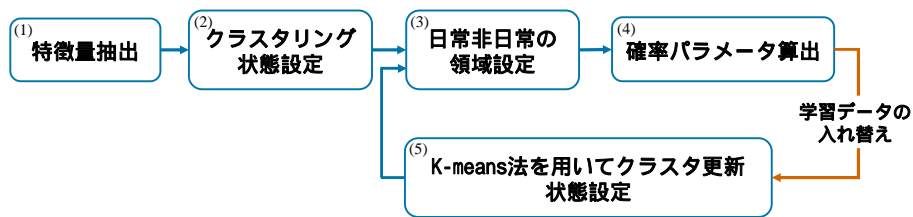


図 3. 確率モデルの作成と更新の流れ

### 3.4 確率モデル更新時のクラスタの再設定方法

第 3.3 節の(5)の過程において、次の 2 通りのクラスタ再設定方法について検討した。

#### 方法 I

クラスタ削除後、残存するそれぞれのクラスタに近似された、1 成分のガウス分布モデルを作成し、作成した各ガウス分布モデルのベイジアン情報量基準（Bayesian information criterion, BIC）[8]を算出する。BIC の値が小さいモデルほど、好ましい、と評価される。そこで、算出した BIC が最も大きいガウス分布モデルと評価されたクラスタを、最長距離法で 2 つのクラスタに分ける。次に大きいモデルと評価されたクラスタを 2 つに分ける。このようにして、削除前のクラスタ数に戻るまで分割を繰り返す。

#### 方法 II

削除されたすべてのクラスタについて、それぞれの中心座標から最も遠いデータ点を新たなクラスタ中心座標とし、k-means 法でクラスタリングをやり直す。

## 4. 研究成果

### (1) 長時間生活音の確率モデルの作成

15 時間分の生活音を用意した。U-k-means 法は、データ数が膨大な場合、計算量も膨大となった。初期クラスタ数を減らす工夫によって計算量を減少できたが、自動分類されたクラスタ数が多く、手動での設定が必要となった。また、X-means 法の場合は、最終的なクラスタ数が 1000 個を超え、これも設定が必要となった。さらに、現実的な確率モデルにするためにはグループ化も必要であり、両方法とも大量データの確率モデル化に適当ではないと考えられる。

次に、最初の 3 時間のデータを最長距離法で 100 個のクラスタに分け、得られたクラスタの中心座標を初期値として、残り 12 時間のデータを k-means 法でクラスタリングした。最長距離法で得られた樹形図を基に 5 グループに分類し、確率モデルを作成した。比較のため、最長距離法だけで、15 時間分データをクラスタリングした確率モデルも作成した。ある時間の生活音の発生確率を求めた結果、両者の時間的変化はほぼ同様であった。階層的クラスタリング方法と k-means 法を組み合わせた方法がよい可能性が示された。なお、15 時間分データとした理由は、本研究に用いたコンピュータ (Xeon Gold 5218R, メモリ 384 GB) で、最長距離法でクラスタリング可能な最大データ量に依るものである。

### (2) 確率モデルの更新

生活環境(生活音)が大きく変化して、クラスタ内の特徴量がすべて失われる場合に対応できることを確認するため、全く環境が異なる 2 つの部屋 A, B での生活音を、標本化周波数 192 kHz (帯域幅 80 kHz) でそれぞれ録音した。確率モデルの作成と更新用に、部屋 A で 12 時間、部屋 B で 18 時間の生活音を録音した。また、評価用に、部屋 B で約 20 分間の生活音を録音した。

図 4 に示すように、最初に、部屋 A の 12 時間の生活音から確率モデル A を作成した。その後、6 時間毎に、12 時間の生活音を用いて (6 時間分のデータを入れ替えて)、トータル 3 回、確率モデルを更新した。ここで、第 3.4 節で述べた方法 I でクラスタを再設定した確率モデルを B-I、方法 II で再設定した確率モデルを B-II とした。図 5 に示す評価用の 20 分間の生活音について、それぞれの確率モデルを用いて発生確率を算出した。

図 6(a)に、確率モデル A を用いて算出した、図 5 に示す部屋 B の生活音の発生確率を示す。音の変化に対して発生確率の変化は小さく、確率モデルが適当とは言えないことが分かる。図 6(b)と(c)に、図 4 に示す手順で更新した確率モデル B-I, II を用いた結果をそれぞれ示す。どちらの場合も音の変化に対応して、発生確率が変化している。図 6(d)は、部屋 B の生活音のみ (12 時間分) を、最長距離法を用いて一括でクラスタリングし、作成

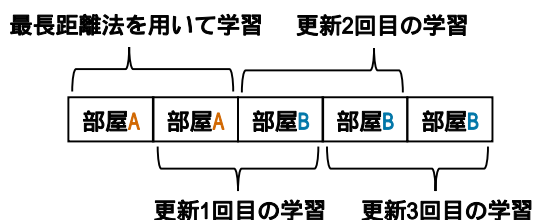


図 4. 更新時の生活音データの扱い

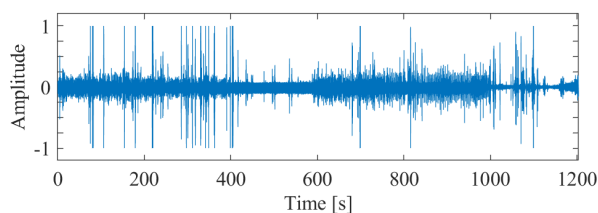
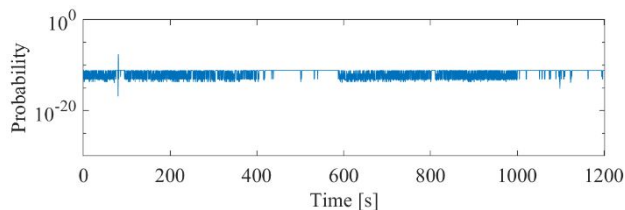
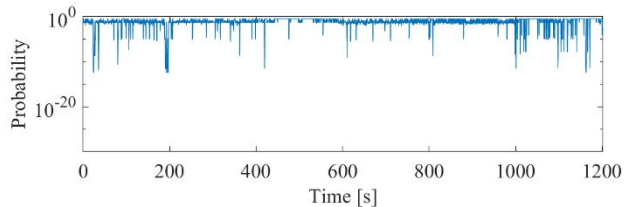


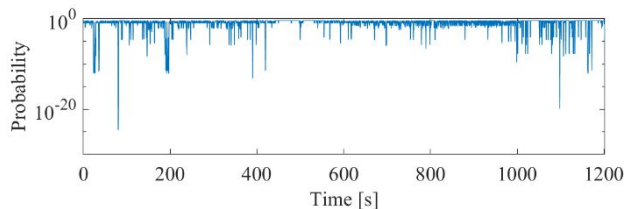
図 5. 部屋 B で録音した生活音 (時間波形)



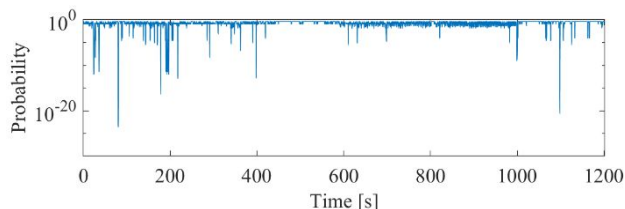
(a) 確率モデル A (部屋 A の音だけで作成)



(b) 確率モデル B-I (更新方法 I)



(c) 確率モデル B-II (更新方法 II)



(d) 確率モデル C (部屋 B の音だけで作成)

図 6. 生活音 (図 5) の発生確率

した確率モデル C で求めた発生確率である。確率モデル B-II を用いた結果である図 6(c)が、これと比較的同様の変化が得られている。発生確率の時間変化を継続的に観察できることになり、これまでの検討[3]と同様に、しきい値判定を利用した異常状態の検出が期待できる。今回の結果では、更新方法 II を用いてクラスタを再設定する方法が比較的良好な結果となったが、多くの場面での検討が必要と考えられる。今後の課題として、より長期間の生活音を対象とした、モデル更新時の最適条件（更新間隔など）についての検討も挙げられる。

### (3) まとめ

初期値依存なく長時間の生活音をクラスタリングするための、階層的クラスタリング方法と k-means 法を組み合わせたクラスタリング方法を提案した。また、学習データを定期的に入れ替え、既存のクラスタの中心座標を k-means 法の初期値に設定してクラスタリングすることで、クラスタ情報を更新していく確率モデル更新方法を提案した。これにより、家屋内事故等の異常検出に用いる生活音の確率モデルを、日々の生活環境やスタイルの変化（発生する音の変化）に対応して定期的に自動更新できる可能性が得られた。本手法は、家庭内事故等の検出システムのみならず、経年変化などに対応が必要な装置・システムの故障診断など他の異常音検出への応用も期待できる。

### 参考文献

- [1] 総務省統計局, 令和元年版高齢社会白書, “平成 30 年度 高齢化の状況及び高齢社会対策の実施状況,” 2019.
- [2] M. Tanaka, “A Calculation Method of Generation Probability of Indoor Activity Sound in Daily Life,” IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, Vol.14, No.12, pp.1881-1882, Dec. 2019.
- [3] 田中元志, “生活音の確率モデルを用いた家庭内異常候補検出システム,” エレクトロニクス実装学会誌, Vol.23, No.2, pp.124-127, Mar. 2020.
- [4] K. Sinaga and M. Yang, “Unsupervised K-means Clustering Algorithm,” IEEE Access, Vol.8, pp.80716-80727, Apr. 2020
- [5] D. Pelleg and A.W. Moore, “X-means: Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters,” 7th International Conference on Machine Learning, pp.727-734, June 2000.
- [6] D. Defays, “An Efficient Algorithm for a Complete Link Method,” The Computer Journal, Vol.20, No.4, pp.364-366, Jan. 1977.
- [7] J.H. Ward Jr, “Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function,” Journal of the American Statistical Association, Vol.58, No.301, pp. 236-244, Mar. 1963.
- [8] G. Schwarz, “Estimating the Dimension of a Model,” The Annals of Statistics, Vol.6, No.2, pp461-464, July 1978.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 1件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 田中元志	4. 巻 27
2. 論文標題 屋内生活活動音の自己組織化マップを用いた異常検出方法	5. 発行年 2024年
3. 雑誌名 エレクトロニクス実装学会誌	6. 最初と最後の頁 238 ~ 242
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.5104/jiep.27.238	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計5件（うち招待講演 0件/うち国際学会 0件）

1. 発表者名 D. Matsuo, S. Muroga, and M. Tanaka
2. 発表標題 A Study on Clustering for Stochastic Modeling of Indoor Daily Activity Sound
3. 学会等名 2022年度 電気関係学会東北支部連合大会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 松尾大地, 室賀翔, 田中元志
2. 発表標題 屋内生活活動音の確率モデルの更新方法に関する一検討
3. 学会等名 令和5年 電気学会全国大会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 斎藤亮太, 室賀翔, 田中元志
2. 発表標題 機械動作音から異常検出するための自己組織化マップ利用に関する一検討
3. 学会等名 第4回東北地区音響学研究会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 R. Sasaki and M. Tanaka
2. 発表標題 An Investigation on Human Cardiopulmonary Sound Acquisition Using Small Microphone
3. 学会等名 2023年度 電気関係学会東北支部連合大会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 松尾大地, 田中元志
2. 発表標題 K-means法を用いた生活音確率モデルの更新方法に関する一検討
3. 学会等名 第36回 エレクトロニクス実装学会春季講演大会
4. 発表年 2024年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関