

2W-03

# スマートウォッチを用いた咳嗽好発時間帯記録システムの構築

山名風太<sup>†</sup> 奥野拓<sup>†</sup>  
(公立はこだて未来大学)<sup>†</sup>

## 1 はじめに

咳嗽は医療機関への受診理由として最も多い症状の一つである。しかし、咳嗽の原因疾患は多岐にわたるため、特定するのは困難である。原因疾患を判断する際に有効な指標として、咳嗽が多く発生する時間帯（以下、咳嗽好発時間帯とする）がある。例えば喘息は夜中から朝方にかけて、心因性咳嗽は日中に多く咳嗽が発生する。このように、咳嗽好発時間帯は原因疾患によって異なるため、診断の際に有効な指標となる。

咳嗽好発時間帯を知るためには各時間帯における咳嗽の発生回数を記録する必要がある。しかし、記録する際に患者へかかる負担が大きいという問題がある。現状の医療機関で用いられている方法は主に二つある。一つ目は患者自身による記録である。しかし、この方法は記録に多くの時間と労力が必要になる。二つ目は専用の機材による記録である。しかし、この方法は機材装着時の違和感が大きく日常生活に支障をきたす場合がある。このように、現状の医療機関で用いられている方法は様々な面で患者へかかる負担が大きい。そのため、患者へかかる負担を軽減することが求められている。

本研究は、各時間帯における咳嗽の発生回数を記録する際の患者の負担軽減を目的とする。目的達成のために、装着時の違和感が少ないスマートウォッチを用いて、患者の咳嗽を検出するシステムを構築する。

## 2 関連研究

Liaqat らはスマートウォッチを用いて音声を録音し、その音声が会話や呼吸器音を検出するのに十分な品質かどうかを検証した [1]。具体的には、まず録音した音声にある会話と呼吸器音を聴音で判別し、ラベルづけを行う。そしてそれらを元に特徴量として Mel-Frequency Cepstrum Coefficients (以下、MFCC とする) を抽出し、ランダムフォレストを用いて分類を行っている。咳嗽を分類した結果は、再現率が 91% と非常に高い精度であった。そのため、本研究においても特徴量に MFCC を、学習方法にランダムフォレストを用いてシステムを構築する。しかし、先述したように Liaqat らは聴音によってラベルづけを行っているため、システムに適用することができない。そのため、本研究では録音した音声から自動的に咳嗽を検出するシステムを構築する。

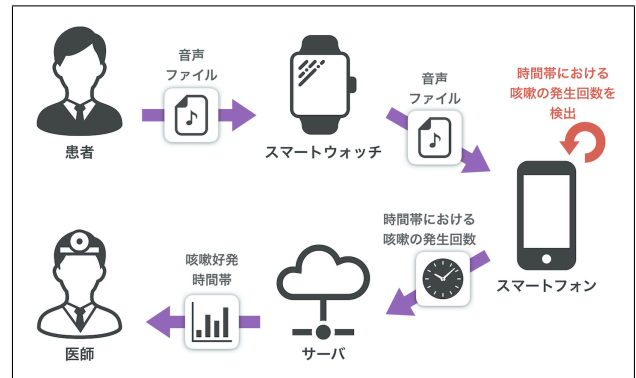


図1 咳嗽検出システムの構成

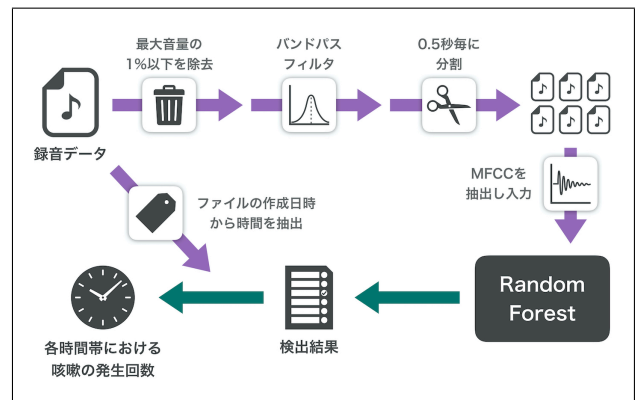


図2 各時間帯における咳嗽の発生回数算出アルゴリズム

## 3 咳嗽検出システム

構築するシステムの構成を図1に示す。各時間帯における咳嗽の発生回数を記録するために、入浴中などスマートウォッチを装着できない場合を除いて常時音声を録音する。内部ストレージの容量不足を避けるため、録音した音声ファイルは定期的にスマートフォンへ送信し、削除する。スマートフォンでは4章で述べるアルゴリズムを用いて各時間帯における咳嗽の発生回数を算出し、定期的にサーバへ送信する。送信後、患者のプライバシー保護のため、音声ファイルを順次削除する。医師は記録された各時間帯の咳嗽発生回数から咳嗽好発時間帯を判定し、診察に使用する。

## 4 咳嗽の発生回数算出アルゴリズム

各時間帯における咳嗽の発生回数を算出するためのアルゴリズムを図2に示す。最初に計算量削減のため、録音した音声ファイルに含まれる無音部分を除去する。無音部分の定義は最大音量の1%以下とする。除去後、環境音を減衰させるために音声ファイルへバンドパスフ

Development of a predilection time zone of cough recording system using a smartwatch  
<sup>†</sup>Futa Yamana, Taku Okuno  
<sup>†</sup>Future University Hakodate

ルタ（以下、BPFとする）を適用する。BPFの範囲は咳嗽の特徴がよく現れるとされている100Hz～900Hz [2]とする。BPF適用後、特徴量抽出のために音声ファイルを分割する。学習データとして収集した咳嗽音のほぼ全てが0.5秒以内であったため、0.5秒ごとに音声ファイルを分割する。分割された各音声ファイルから、特徴量としてMFCCを抽出する。抽出したMFCCをランダムフォレストを用いて学習させたモデルに入力し、咳嗽かどうか判定する。判定結果と音声ファイルの作成日時から抽出した時間を用いて、各時間帯における咳嗽の発生回数を算出する。

## 5 評価実験

4章で述べたアルゴリズムにより作成したモデルの精度を評価するため、実験を行った。学習データとして、様々な音源が登録されているFreesound [3]から1009個の咳嗽音を収集した。また、同様に会話時や料理時の音など、日常生活で想定される音も1009個収集した。学習済みモデルを作成するために、収集したデータを用いてランダムフォレストで二項分類の学習を行った。また、BPFの有効性についても検証するため、BPFを適用したデータを用いて学習させたモデルと、未適用のデータを用いて学習させたモデルの2つを作成した。作成後、著者らの1日を録音した音声を用いてそれぞれの学習済みモデルの精度を評価した。各時間帯における活動内容と咳嗽の発生回数、BPFを適用したモデルと未適用のモデルのそれぞれが検出した咳嗽の発生回数を表1に示す。なお、19時と20時は入浴のためにスマートウォッチを外していたため、対象外とした。実験結果より、室内ではある程度咳嗽を検出できたが、室外のように環境音が

多い状況では検出が難しいことが判明した。また、全体的にBPFを適用していないモデルの方が検出精度が高くなることが判明した。

## 6 考察

提案したアルゴリズムの検出精度が低い理由は二つあると考えられる。一つ目は、音声の分割方法が不適切なことである。提案したアルゴリズムでは0.5秒ごとに分割していたため、一つの音声ファイルに咳嗽が収まりきらない場合や、複数の咳嗽が入ってしまう場合があり、本来の回数と乖離してしまったと考えられる。二つ目は、非咳嗽の学習データ不足である。今回はFreesoundから会話時や料理時の音など、日常生活で想定される音声を学習データとして収集した。しかし、日常生活で発生する環境音は多種多様であるため、より多くの種類の音が必要であったと考えられる。

BPFを適用したモデルの方が検出精度が低い理由は、環境音と共に咳嗽も減衰しているためであると考えられる。実際にBPF適用後の音声波形をいくつか確認すると、咳嗽音の一部が減衰されていた。それによってモデルが咳嗽と判定する範囲が広がってしまい、誤検出が増加したと考えられる。

## 7 おわりに

本稿では患者の負担軽減を目的とし、咳嗽を自動的に検出するシステムを構築するために、各時間帯における咳嗽の発生回数を算出するアルゴリズムの実装及び評価について述べた。今後は6章で述べた課題を解決するために、アルゴリズムを改善する予定である。音声ファイルの分割方法に関しては、立ち上がり検出と各時刻における周波数の中央値を用いて音の範囲を推定することを検討している。また非咳嗽の学習データ不足に関しては、データを増やして再度学習させることを検討している。加えて環境音が多い状況でも咳嗽を検出できるように、加速度やジャイロなどのセンサデータを用いて患者の動きから咳嗽を検出する方法も検討している。改善後は実際にシステムを構築し、改めて評価実験を行う予定である。

## 参考文献

- [1] Liaqat, D., Wu, R., Gershon, A., et al.: Challenges with Real-World Smartwatch based Audio Monitoring, *Proc. 4th ACM Workshop on Wearable Systems and Applications*, ACM, pp.54-59 (2018).
- [2] Korpas, J., Vrabc, M., Sadlonova, J., et al.: Analysis of the Cough Sound Frequency in Adults and Children with Bronchial Asthma, *Acta Physiologica Hungarica*, Vol.90, No.1, pp.27-34 (2003).
- [3] Freesound: Freesound (online), available from <<https://freesound.org>> (accessed 2019-12-13).

表1 各活動における咳嗽の検出結果

時間 (時)	活動内容	発生回数 (回)	BPF 適用 (回)	BPF 未適用 (回)
0	睡眠	2	1	1
1	睡眠	4	3	3
2	睡眠	4	2	1
3	動画視聴	8	3	11
4	睡眠	3	4	3
5	睡眠	1	1	2
6	睡眠	3	3	0
7	睡眠, 起床	4	2	2
8	身支度, 家出発	5	122	86
9	朝食, バス通学	6	264	151
10	ゼミ	4	37	22
11	ゼミ	4	52	34
12	昼食	3	332	137
13	研究発表聴講	4	47	29
14	研究発表聴講	4	85	57
15	バス帰宅, 会食	12	307	141
16	会食, 帰宅	6	13	10
17	PC作業, ゲーム	3	10	7
18	PC作業, 洗濯	5	30	20
21	PC作業	4	5	6
22	PC作業	7	8	8
23	PC作業, 睡眠	4	5	1