

平成 26 年度  
学士学位論文

# 呼吸音の特徴を用いた異常呼吸音の判別

Discrimination of abnormal breath sound by using  
the features of breath sound

1150313 佐藤 諒

指導教員 福本昌弘

高知工科大学 情報学群

# 要 旨

## 呼吸音の特徴を用いた異常呼吸音の判別

佐藤 諒

訪問看護の現場において呼吸音の聴診は重要な診察方法の一つである。呼吸音の異常が発見された場合、重大な病気である可能性が高く、直ちに治療する必要がある。看護師は患者に対して診断を行うことができないため、録音した呼吸音を病院へ送信し、診断を行う取り組みが考えられている。しかし、病院の医者は送られてきた大量の聴診データを診断しきれないといった問題が生じている。このような問題は呼吸音から異常呼吸音の有無を簡易検出できるシステムがあれば解決できる。

そこで本研究では、パターン認識アルゴリズムの一つであるサポートベクターマシンを用い、異常呼吸音の自動判別を行うシステムを提案している。提案方法ではウェーブレット変換によって得られたデータを使用することを前提としている。ウェーブレット変換によって得られたデータを特徴として用いた、正常呼吸音と異常呼吸音のクラスラベル付き学習データを基に学習データベースを構築している。構築した学習データベースを用いてサポートベクターマシンにより、正常呼吸音と異常呼吸音の分類基準を定めている。作成したサポートベクターマシン分類器によって呼吸音を分類することにより、呼吸音の自動判別を行っている。また、実際に訪問看護の現場で録音された呼吸音による異常呼吸音の判別を行った結果、判別は可能であることを確認している。

キーワード サポートベクターマシン, 呼吸音, 訪問看護, 聴診

# Abstract

## Discrimination of abnormal breath sound by using the features of breath sound

SATO Ryo

Auscultation of breath sounds is one of the most important method to examine in the scene of home nursing care. If abnormal breath sound is found, it needs to be treated immediately because there is a high possibility of serious illness. The system to integrate auscultatory sound is planned. Nurses sends breath sound data to hospitals, and doctors diagnoses it. But doctors can't diagnose a large amount of breath sound data enough. This is a possibility that these problems are solved by the automatic detection system of abnormal breath sound.

In this paper, I have proposed the system for automatic discrimination of abnormal breath sound by using the Support Vector Machine(SVM). SVM is one of the pattern recognition algorithm and two-class classifier. In proposed method, wavelet transform applies breath sound to get features quantity. First, training database is built by training data with features quantity. Next, classification criteria defines features quantity. Finally, breath sound is discriminated normal breath sound from abnormal breath sound by classification criteria of SVM classifier. As a result of the discrimination I confirmed success that discriminate actually breath sound data by using SVM classifier.

**key words** Support Vector Machine, breath sound, home nursing care, auscultation

# 目次

<b>第 1 章</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
1.1	背景と目的 . . . . .	1
1.2	本論文の構成 . . . . .	2
<b>第 2 章</b>	<b>呼吸音判別におけるパターン認識アルゴリズム</b>	<b>3</b>
2.1	ウェーブレット変換を用いた特徴抽出 . . . . .	4
2.2	サポートベクターマシン . . . . .	5
2.2.1	最適識別超平面 . . . . .	5
<b>第 3 章</b>	<b>サポートベクターマシンによる異常呼吸音判別</b>	<b>8</b>
3.1	異常呼吸音判別方法 . . . . .	8
3.2	学習データベース構築 . . . . .	10
3.3	分類器作成 . . . . .	11
3.3.1	全ての学習データを用いた分類器 . . . . .	12
3.3.2	考察 . . . . .	12
3.3.3	気管支肺胞呼吸音以外の学習データを用いた分類器 . . . . .	13
3.3.4	考察 . . . . .	14
3.4	異常呼吸音判別 . . . . .	14
3.4.1	患者データにおける異常呼吸音判別 . . . . .	15
3.4.2	考察 . . . . .	16
3.4.3	不要なデータ除去した患者データにおける異常呼吸音判別 . . . . .	16
3.4.4	考察 . . . . .	17
3.5	まとめ . . . . .	18
3.6	呼吸音データ . . . . .	19

目次

第 4 章	結論	27
4.1	本研究のまとめ . . . . .	27
4.2	今後の課題 . . . . .	27
謝辞		29
参考文献		30

# 目次

1.1	本研究の背景	2
2.1	呼吸音判別におけるサポートベクターマシンの有意性	3
2.2	ウェーブレット変換により得られた呼吸音の特徴	4
2.3	マージン最大化における最適識別超平面	7
3.1	異常呼吸音判別システム	8
3.2	異常呼吸音判別の流れ	9
3.3	呼吸音分類図	10
3.4	交差検定	12
3.5	聴診部位	15

# 表目次

3.1	交差検定結果 (全学習データ) . . . . .	13
3.2	交差検定結果 (気管支肺胞呼吸音以外の学習データ) . . . . .	14
3.3	患者データ分類結果 . . . . .	16
3.4	交差検定結果 (不要なデータを除去した学習データ) . . . . .	17
3.5	患者データ分類結果 (不要なデータを除去) . . . . .	18
3.6	学習データ (1) . . . . .	19
3.7	学習データ (2) . . . . .	20
3.8	学習データ (3) . . . . .	21
3.9	学習データ (4) . . . . .	22
3.10	患者データ (1) . . . . .	23
3.11	患者データ (2) . . . . .	24
3.12	患者データ (3) . . . . .	25
3.13	患者データ (4) . . . . .	26

# 第 1 章

## 序論

### 1.1 背景と目的

訪問看護の現場において呼吸音の聴診は重要な診察方法の一つである。呼吸音の異常が発見された場合、重大な病気である可能性が高く、直ちに治療する必要がある [1]。しかし、看護師は患者に対して診断を行うことができないため、録音した呼吸音を病院へ送信し、診断する取り組みが考えられている。ところが、病院の医者は送られてきた大量の聴診データを診断しきれないといった問題が生じている。このような問題は呼吸音から異常呼吸音の有無を簡易検出できるシステムがあれば解決できる。図 1.1 のように、聴診音より呼吸音の特徴を抽出し、それを基に異常呼吸音の有無を検出する。このような異常呼吸音検出システムがあれば、訪問看護の現場にて訪問看護師による異常呼吸音の簡易検出を行うことが可能となる。その結果、異常呼吸音の見逃しを未然に防ぐことが可能となる。また、異常呼吸音が検出された場合には迅速に病院での受診を促すことにより、早期に医者による呼吸音の診断や適切な処置を行うことが可能となる。

そこで本研究では、パターン認識アルゴリズムの一つであるサポートベクターマシンを用い、異常呼吸音の自動判別を行うシステムを提案する。提案方法ではウェーブレット変換によって得られたデータを使用することを前提とする。ウェーブレット変換によって得られたデータを特徴として用いた、正常呼吸音と異常呼吸音のクラスラベル付き学習データを基に学習データベースを構築する。構築した学習データベースを用いてサポートベクターマシンにより、正常呼吸音と異常呼吸音の分類基準を定める。作成したサポートベクターマシン分類器によって呼吸音を分類することで、呼吸音の自動判別を行う。また、実際に訪問看護の

## 1.2 本論文の構成

現場で録音された呼吸音による異常呼吸音の判別を行い, 判別が可能であるかどうかを確認する.

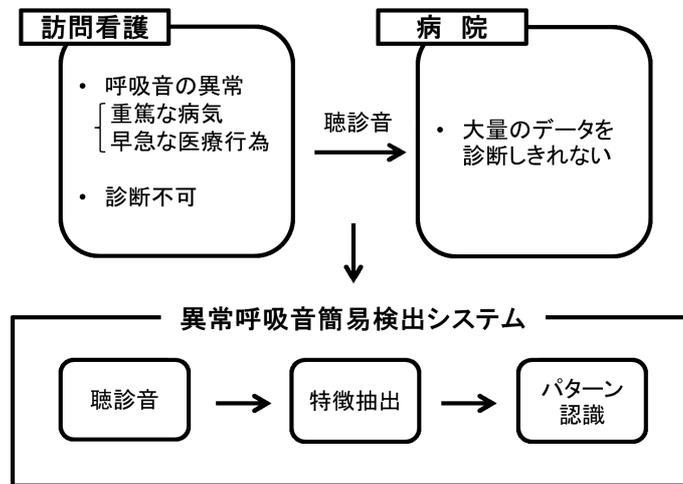


図 1.1 本研究の背景

## 1.2 本論文の構成

本論文の構成について述べる. 第 2 章では, 呼吸音の特徴抽出に使用するウェーブレット変換について触れ, 得られた特徴を用いてサポートベクターマシンによってどのように呼吸音の分類を行うか述べる. 第 3 章では提案方法による異常呼吸音判別を行うため, サポートベクターマシンを用いた呼吸音分類方法について述べる. また, 実際にサポートベクターマシンによる呼吸音の分類及び判別を行い, 得られた結果についての考察を行う. 第 4 章では, 本研究における結論及び今後の課題について述べる.

## 第 2 章

# 呼吸音判別におけるパターン認識アルゴリズム

本研究では、異常呼吸音を判別する方法としてパターン認識を用いる。訪問看護の現場において録音した呼吸音をパターン認識により正常呼吸音と異常呼吸音に分類し、得られた分類結果を基に異常呼吸音の有無の自動判別を行う。本研究では図 2.1 で示す理由から下記の 2 点より、マージン最大化による明確な分類基準を持ち、二値分類器であるサポートベクターマシンを用いる。

- 異常呼吸音と正常呼吸音の二値分類であること
- 人の命が関わっているため、異常を見逃さないような分類性能をもつこと

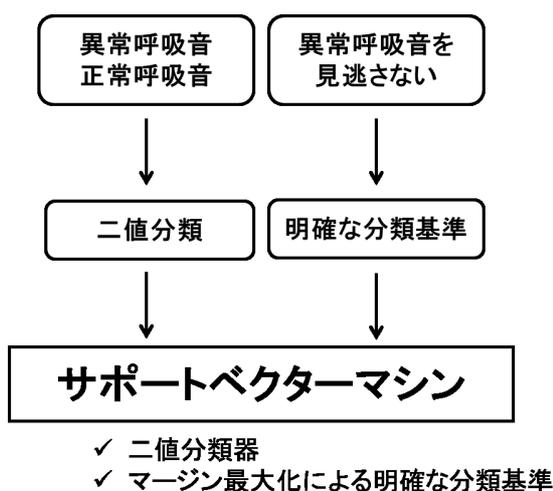


図 2.1 呼吸音判別におけるサポートベクターマシンの有意性

## 2.1 ウェーブレット変換を用いた特徴抽出

本章では、サポートベクターマシンに用いる呼吸音の特徴抽出に使用するウェーブレット変換について触れ、得られた特徴をサポートベクターマシンによってどのように分類するかを述べる。

## 2.1 ウェーブレット変換を用いた特徴抽出

本研究ではサポートベクターマシンに用いる特徴のデータの抽出方法としてウェーブレット変換を使用する。ウェーブレット変換により異常呼吸音の特徴を抽出する研究において、異常呼吸音が含まれる呼吸音から異常呼吸音の特徴を抽出することが可能であることがわかっている [2]。この研究では呼吸音にウェーブレット変換を適用することによって得られたウェーブレット係数により、呼吸音の特徴を抽出している。正常呼吸音と異常呼吸音からそれぞれ得られたウェーブレット係数を図示したものが図 2.2 である。

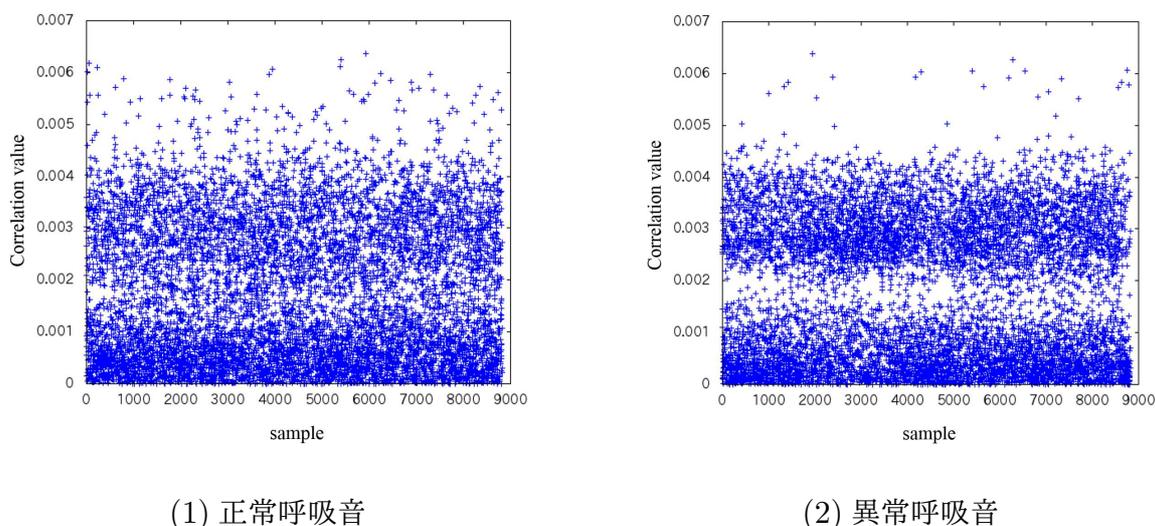


図 2.2 ウェーブレット変換により得られた呼吸音の特徴

このように正常呼吸音と異常呼吸音のウェーブレット係数の分布に大きな違いが見られる。この分布の違いをそれぞれの呼吸音における特徴とし、サポートベクターマシンによって分類を行う。

### 2.2 サポートベクターマシン

本研究で用いるサポートベクターマシンについて説明する [3][4]. サポートベクターマシン (SVM: Support Vector Machine) は 1990 年代に Vladimir N. Vapnik らが提案した, 現在最も広く利用されているパターン認識アルゴリズムの一つで, 最大マージンを実現する 2 クラス問題の線形識別関数構成法である. マージンとは各クラスの境界付近の点であるサポートベクターと超平面の距離のことである. マージンを最大にすることにより, 互いのクラスにおけるサポートベクターと等距離な位置に超平面を定めることができる. 本研究では正常呼吸音と異常呼吸音の 2 クラスの超平面を定めることにより呼吸音の分類を行う.

#### 2.2.1 最適識別超平面

クラスラベル付き学習データの集合を  $D_L = \{(t_i, x_i)\}$  ( $i = 1, \dots, N$ ) とする.  $t_i = \{-1, +1\}$  は教師データであり, 学習データ  $x_i \in R^d$  ( $R^d$ :  $d$ 次元実数空間) がどちらのクラスに属するのかを指定する. 図 2.3 のように線形識別関数のマージンを  $k$  とすると, 全ての学習データにおいて次式が成り立つ.

$$|w^T x_i + b| \geq k \quad (2.1)$$

係数ベクトルとバイアス項をマージン  $k$  で正規化したものを  $w$  と  $b$  とおくことにより, 線形識別関数は次式となる.

$t_i = +1$  のとき

$$w^T x_i + b \geq +1 \quad (2.2)$$

$t_i = -1$  のとき

$$w^T x_i + b \leq -1 \quad (2.3)$$

すなわち, 次式のようにまとめることができる.

$$t_i(w^T x_i + b) \geq 1 \quad (2.4)$$

## 2.2 サポートベクターマシン

クラス間マージンは、各クラスのデータを  $w$  の方向へ射影した長さの差の最小値で与えられる。

$$\begin{aligned}\rho(w, b) &= \min_{x \in C_{y=+1}} \frac{w^T x}{\|w\|} - \max_{x \in C_{y=-1}} \frac{w^T x}{\|w\|} \\ &= \frac{1-b}{\|w\|} - \frac{-1-b}{\|w\|} \\ &= \frac{2}{\|w\|}\end{aligned}$$

最適な超平面の式を  $w_0^T x + b_0 = 0$  とすれば、この超平面は最大クラス間マージンを次式で与える。

$$\rho(w_0, b_0) = \max_w \rho(w, b) \quad (2.5)$$

最大マージン  $D_{max}$  は最大クラス間マージンの  $1/2$  で与えられる。従って、最適識別超平面は  $t_i(w^T x_i + b) \geq 1$  ( $i = 1, \dots, N$ ) の制約の下で、 $w$  を最小にする解により求められる。

$$w_0 = \min \|w\| \quad (2.6)$$

これによってクラス間の最適識別超平面が定まる。

本研究では正常呼吸音と異常呼吸音の2クラスをSVMによって分類する。ウェーブレット変換によって得られた呼吸音ウェーブレット係数の分布に着目し、図2.2で示すように多くの係数が存在している0から0.004の範囲を呼吸音の特徴の対象とする。これをしきい値で均等に分割し、各分割帯域に存在する係数の数を特徴量として抽出する[2]。 $d$ 次元実数空間を構成するため、分割帯域の数を $d$ とする。各分割帯域の特徴量をSVMに用いる呼吸音の特徴とすることにより、 $d$ 次元の要素を持つ呼吸音データを構成する。構成した呼吸音データに正常呼吸音と異常呼吸音のラベル付けを行うことにより学習データを作成する。クラスラベル付き学習データにより学習データベースを構築する。構築した学習データベースを基にSVMによって最適識別超平面、すなわち本研究における呼吸音の分類線を定める。定めた分類線を用いて異常検出をしたい呼吸音の分類を行う。得られた分類結果を基に異常呼吸音の有無の検出を行う。

## 2.2 サポートベクターマシン

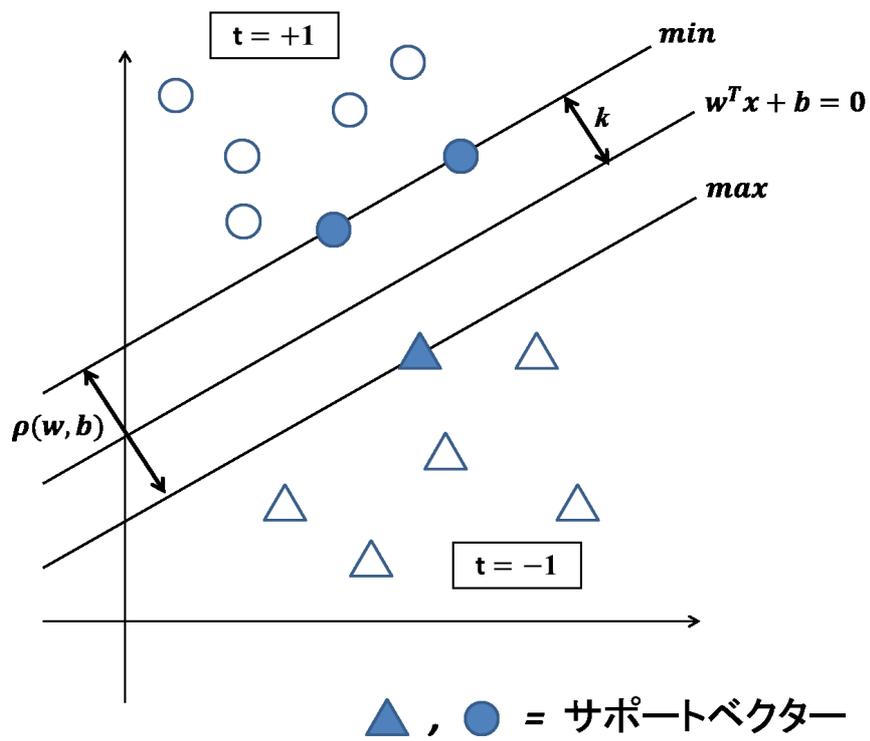


図 2.3 マージン最大化における最適識別超平面

## 第3章

# サポートベクターマシンによる異常呼吸音判別

本章では、提案方法による異常呼吸音判別を行うため、サポートベクターマシンを用いた呼吸音分類方法についての説明を行う。また、実際にサポートベクターマシンによる呼吸音の分類及び判別を行い、得られた結果について考察を行う。

### 3.1 異常呼吸音判別方法

異常呼吸音判別を行う方法について説明する。異常呼吸音判別に用いるシステム構成は図3.1である。

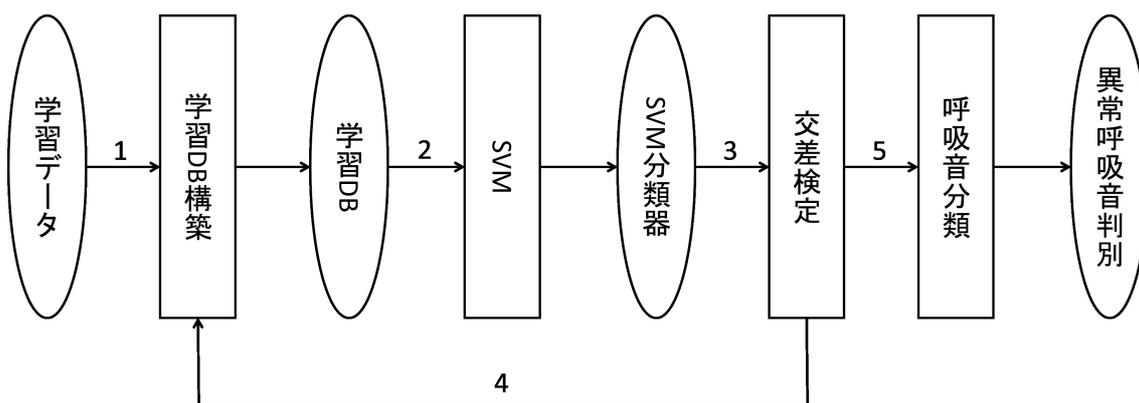


図 3.1 異常呼吸音判別システム

異常呼吸音判別システムは主に次の処理を行うことによって判別を行う。

### 3.1 異常呼吸音判別方法

1. ウェーブレット変換により得られた学習データを基に学習データベースを構築する.
2. 学習データベースを用いて SVM により分類基準を定める.
3. 交差検定により分類器の評価を行う.
4. 分類器に問題がある場合は学習データベースを検討し直す.
5. 分類器に問題がない場合は呼吸音の分類を行う.

以上の処理を行うことにより, 異常呼吸音の有無の判別を行う. また, 異常呼吸音判別の全体の流れを示したものが図 3.2 である.

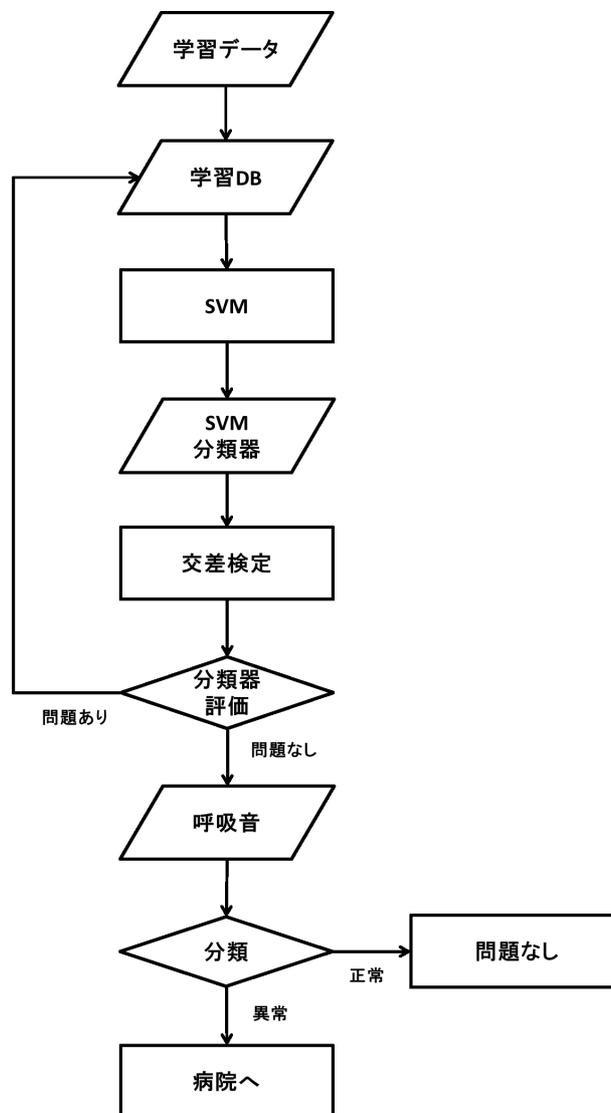


図 3.2 異常呼吸音判別の流れ

## 3.2 学習データベース構築

呼吸音は主に呼吸運動に伴って生じる胸部により聴診される音であり、気道・肺胞を換気する気流の音としての呼吸音と異常音である副雑音に分類される。副雑音は呼吸運動に伴って肺内で発生する異常音であるラ音と、胸膜摩擦音や血管性雑音のようなその他の部位によって生じる異常音に分類できる (図 3.3)。

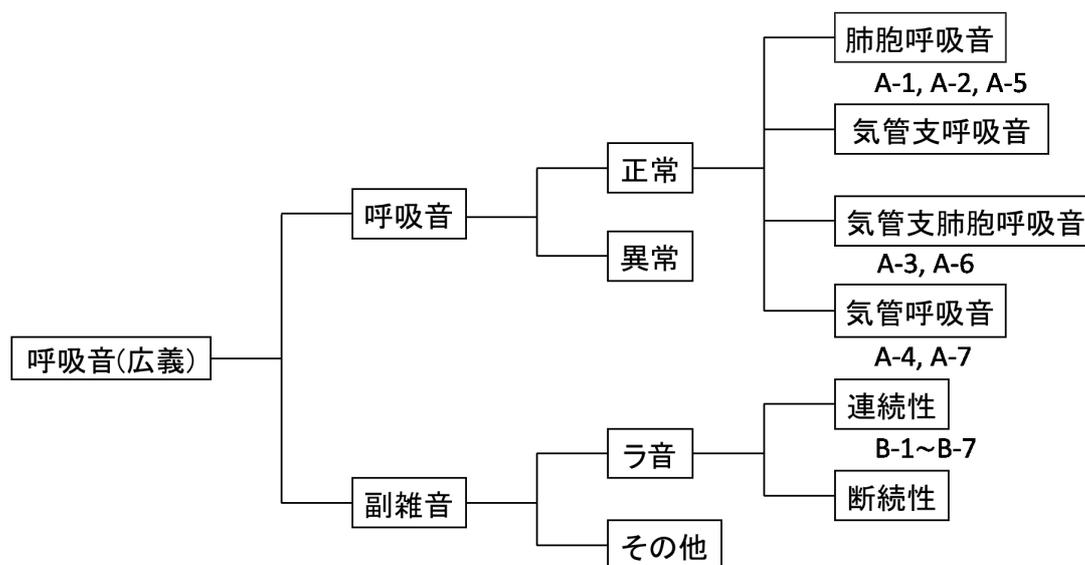


図 3.3 呼吸音分類図

本研究で異常呼吸音判別の対象とするのは副雑音のラ音である。ラ音は大きく分けて 2 種類に分類される。

- 連続性ラ音 [5][6]

ある一定時間以上 (一般には 250msec 以上) 持続するラ音。声や楽器から出るような楽音様の音。低音性連続性ラ音 (類鼾音) と高音性連続性ラ音 (笛声音) に分類される。気流と気道壁との何らかの相互作用で振動が発生することにより聴取される。比較的大きな音である。呼気に多く聴取されるが、吸気にもしばしば認められる。

- 断続性ラ音 [5][6]

持続時間の短い不連続的に発生するラ音。何か破裂し、爆破するような非楽音様の音。

### 3.3 分類器作成

細かい断続性ラ音 (捻髪音) と粗い断続性ラ音 (水泡音) に分類される. 細かい断続性ラ音は呼吸時に細い気管支レベルで気道はいったん虚脱し, 吸気時に突然再開放することにより聴取され, 粗い断続性ラ音は気管支壁に張った液体膜が呼吸運動により破裂することで聴取される.

本研究にて学習データとして用いた呼吸音は図 3.3 に示した A-1 から A-7 の正常呼吸音と B-1 から B-7 の異常呼吸音である. これらの呼吸音は「ナースのための CD による呼吸音聴診トレーニング」[5] と「CD による聴診トレーニング」[6] に収録されたサンプル音源を使用した. また, 本論文では音源の一部を抜粋し, ウェーブレット変換により得た特徴を学習データとして用いている [2]. 特徴のデータは章末に記載する (表 3.6-表 3.9). A-1 から A-7, B-1 から B-7 のクラスラベル付き学習データを基に学習データベースを構築する.

### 3.3 分類器作成

構築した学習データベースにおいて SVM により分類基準を定める. また, 作成した SVM 分類器が正しい分類基準を持っているか確認するために交差検定を行う. 交差検定は学習データベースを図 3.4 のように  $m$  個のグループに分割し,  $m - 1$  個のグループによる分類器を作成する. 残りのグループのデータをテストデータとして試行する. 最初の試行を  $n = 1$  とし,  $n = m$  まで繰り返し行うことにより全てのグループをテストデータとして用いる. 得られた誤り率の平均を性能予測値とする方法である.

本研究では交差検定法として Leave-one-out 交差検定法を採用した. Leave-one-out 交差検定法とは, 交差検定においてデータ数とグループ数を等しくした場合のことを指す [4]. 一つのデータを除いた残り全てのデータで学習を行い, 除いた一つのデータでテストをすることをデータ数分繰り返すことによって, データを総当たりで試行する. Leave-one-out 交差検定法は正確性の高い方法であるが計算量が大きくなってしまふのが欠点である. 本研究では正確さを優先し, Leave-one-out 交差検定法を採用した. Leave-one-out 交差検定法を用いて定めた呼吸音 SVM 分類器の性能の評価を行う.

### 3.3 分類器作成

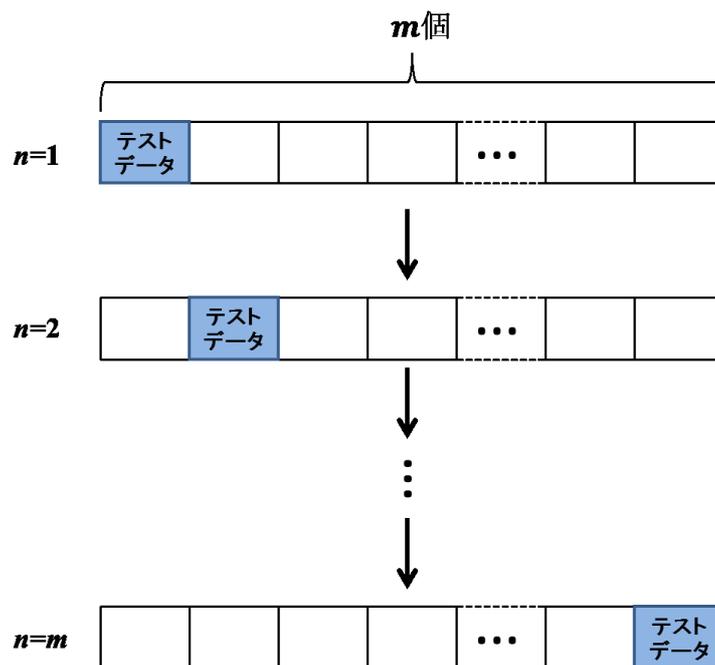


図 3.4 交差検定

#### 3.3.1 全ての学習データを用いた分類器

SVMにより、呼吸音データベースを用いて分類基準を定める。A-1 から A-7 および B-1 から B-7 の学習データを用いた SVM 分類器による交差検定結果が表 3.1 である。交差検定の結果、57%の分類率であった。正常呼吸音である A-3 と A-6 が異常呼吸音としての分類率が高く、異常呼吸音である B-5 と B-7 は正常呼吸音としての分類率が高いという結果が出た。

#### 3.3.2 考察

A-3 と A-6 はどちらも気管支肺胞呼吸音であることから、現在のウェーブレット変換による特徴を用いた分類方法では気管支肺胞呼吸音は異常呼吸音に誤って分類される可能性が高いと考えられる。また、異常呼吸音である低音性連続性ラ音において、B-4 と B-6 では正しく分類できているが、B-5 と B-7 では正常呼吸音としての分類率が高い。このことから気管支肺胞呼吸音の特徴が B-5 と B-7 の分類結果に影響を及ぼしているのではないかと考えられ

### 3.3 分類器作成

表 3.1 交差検定結果 (全学習データ)

(1) 分類率 (正常呼吸音)

	A-1	A-2	A-3	A-4	A-5	A-6	A-7
正常呼吸音	0.680	0.724	0.203	0.668	0.658	0.011	0.817
異常呼吸音	0.320	0.276	0.797	0.332	0.342	0.989	0.183

(2) 分類率 (異常呼吸音)

	B-1	B-2	B-3	B-4	B-5	B-6	B-7
正常呼吸音	0.289	0.291	0.239	0.348	0.673	0.421	0.522
異常呼吸音	0.711	0.709	0.761	0.652	0.327	0.579	0.478

(3) Leave-one-out 交差検定結果

分類率	0.570
-----	-------

る。気管支肺胞呼吸音は聴取されるべき部位以外で聴かれる場合、病的であると言われている [6]。よって、学習データの特徴に聴診部位などの情報を付加することにより、分類することが可能になると考えられる。しかし、気管支肺胞呼吸音のデータが少なく検証を行うことができないため、本研究ではデータベースから気管支肺胞呼吸音を除外する。

#### 3.3.3 気管支肺胞呼吸音以外の学習データを用いた分類器

気管支肺胞呼吸音である A-3 と A-6 以外の呼吸音を使用した学習データベースにて分類器を作成した。Leave-one-out 交差検定法にて分類器の評価した結果、表 3.2 が得られた。全ての呼吸音を使ったデータベースの結果と比べ、どのデータも分類率が向上し、誤分類もなくなった。

### 3.4 異常呼吸音判別

表 3.2 交差検定結果 (気管支肺胞呼吸音以外の学習データ)

(1) 分類率 (正常呼吸音)

	A-1	A-2	A-4	A-5	A-7
正常呼吸音	0.839	0.814	0.788	0.844	0.860
異常呼吸音	0.161	0.186	0.212	0.156	0.140

(2) 分類率 (異常呼吸音)

	B-1	B-2	B-3	B-4	B-5	B-6	B-7
正常呼吸音	0.072	0.134	0.169	0.066	0.212	0.027	0.097
異常呼吸音	0.928	0.866	0.831	0.934	0.788	0.973	0.903

(3) Leave-one-out 交差検定法

分類率	0.864
-----	-------

#### 3.3.4 考察

この結果からも、正常呼吸音である気管支肺胞呼吸音のデータが異常呼吸音の特徴に類似しており、他データの分類結果に影響を及ぼしていたことがわかる。全データを誤りなく分類することができたため、患者データの異常呼吸音判別を行う。

### 3.4 異常呼吸音判別

本研究では、実際に訪問看護の現場で録音された次の2種類の呼吸音を用いて異常呼吸音判別の検証を行う。

- 正常呼吸音

**C1-C5** 肺胞呼吸音

- 異常呼吸音

### 3.4 異常呼吸音判別

#### D1-D6 高音性連続性ラ音

患者の呼吸音は図 3.5 のように右肺と左肺に 1 から 6 の番号を振り, 番号の位置を聴診部位とした聴診音を録音したものを使用している. C と D はそれぞれ同じ患者の呼吸音を異なる聴診部位で録音したデータである. また, C-6 は録音状態が悪かったため, 今回は除外した.

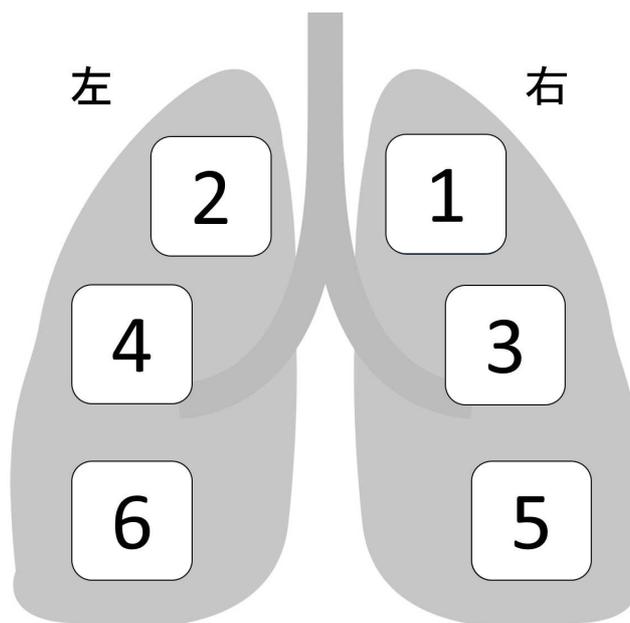


図 3.5 聴診部位

呼吸音判別を行う患者データにも, 学習データに使われた呼吸音と同様にウェーブレット変換によって得られた特徴を使用する. 特徴の詳細は章末に記載する (表 3.10-3.13).

#### 3.4.1 患者データにおける異常呼吸音判別

前節で作成した SVM 分類器により患者データの判別を行った結果が表 3.3 である. 今回は各部位で聴診された呼吸音の平均値を呼吸音判別の結果とする. 肺胞呼吸音は正しく分類することができたが, 高音性連続性ラ音は分類することができなかった.

### 3.4 異常呼吸音判別

表 3.3 患者データ分類結果

(1) 分類率 (肺胞呼吸音)

	C-1	C-2	C-3	C-4	C-5	平均値
正常呼吸音	0.697	0.814	0.920	0.591	0.827	0.770
異常呼吸音	0.303	0.186	0.080	0.409	0.173	0.230

(2) 分類率 (高音性連続性ラ音)

	D-1	D-2	D-3	D-4	D-5	D-6	平均値
正常呼吸音	0.543	0.336	0.513	0.472	0.554	0.508	0.488
異常呼吸音	0.457	0.664	0.487	0.528	0.446	0.492	0.512

#### 3.4.2 考察

今回使用した患者データには特徴量が全て 0 の帯域が存在する。学習データに使用している呼吸音と比べても音が小さく、何らかの情報が欠落していると考えられる。原因として訪問看護師の経験不足や録音方法などが挙げられる。これは訪問看護の現場では常に起こりうる問題として考える必要がある。看護師への指導や録音方法の統一などにより改善される問題ではあるが、録音した後では改善することはできない。また、音の小さい原因として患者の呼吸音自体が小さいという可能性もあり、この場合は早急な医療行為が必要と言える。以上より、音が小さい聴診音の場合は即刻異常呼吸音と判断し、病院で受診するように指示を出すことも有効ではある。しかし、根本的な解決にはならない。そこで SVM において不要な特徴をデータから取り除くことにより小さな聴診音の場合の呼吸音判別を行う。

#### 3.4.3 不要なデータ除去した患者データにおける異常呼吸音判別

患者データにおいて特徴量が全て 0 であった”0.002-0.00225” の帯域を除外する。このとき、学習データの特徴からも同様に同じ帯域の除外を行うため、分類基準を定め直す必要があ

### 3.4 異常呼吸音判別

る. "0.002-0.00225" の帯域を除外した学習データで SVM 分類器を構成し, 交差検定を行った結果が表 3.4 である.

表 3.4 交差検定結果 (不要なデータを除去した学習データ)

#### (1) 分類率 (正常呼吸音)

	A-1	A-2	A-4	A-5	A-7
正常呼吸音	0.826	0.829	0.779	0.851	0.873
異常呼吸音	0.174	0.171	0.221	0.149	0.127

#### (2) 分類率 (異常呼吸音)

	B-1	B-2	B-3	B-4	B-5	B-6	B-7
正常呼吸音	0.084	0.135	0.175	0.065	0.233	0.033	0.086
異常呼吸音	0.916	0.865	0.825	0.935	0.767	0.967	0.914

#### (3) Leave-one-out 交差検定法

分類率	0.862
-----	-------

この結果から特徴のうち, "0.002-0.00225" の帯域を取り除いても分類基準に問題がないことがわかる. この分類器を用いて患者データの呼吸音分類を行う. 作成した分類器によって患者データを分類した結果が表 3.5 である.

やや正常呼吸音の分類率が低いが, 異常呼吸音の分類を行うことができた.

#### 3.4.4 考察

このことより, 特徴量が異常呼吸音と正常呼吸音ともに全て 0 である場合, SVM に用いる特徴として意味を持たないと言える. よって今回の患者データのように音が小さい聴診音での呼吸音判別の場合, 特徴として意味を持たない部分を取り除くことにより分類することが可能である.

### 3.5 まとめ

表 3.5 患者データ分類結果 (不要なデータを除去)

(1) 分類率 (肺胞呼吸音)

	C-1	C-2	C-3	C-4	C-5	平均値
正常呼吸音	0.478	0.659	0.849	0.353	0.677	0.603
異常呼吸音	0.522	0.341	0.151	0.647	0.323	0.397

(2) 分類率 (高音性連続性ラ音)

	D-1	D-2	D-3	D-4	D-5	D-6	平均値
正常呼吸音	0.323	0.240	0.309	0.296	0.330	0.306	0.300
異常呼吸音	0.677	0.760	0.691	0.704	0.670	0.694	0.700

### 3.5 まとめ

ウェーブレット変換により得られた呼吸音の特徴を用いて SVM により異常呼吸音の判別が可能であることがわかった。しかし、正常呼吸音である気管支肺胞呼吸音をデータベースに使用した場合、気管支肺胞呼吸音の特徴が異常呼吸音に類似していたため、よい分類率を得ることができなかった。この問題は呼吸音の特徴に聴診部位などの情報を付加することにより、分類が可能になると考えられるが、今回は使用できるデータが不足していたため、データベースから除外することにより対応した。また、録音した呼吸音での判別においては、異常呼吸音の判別を行うことができなかった。呼吸音の音量が小さく、何らかの情報が欠落している箇所が存在することが原因であると考えられる。何らかの情報が欠落している箇所は SVM に用いる特徴として意味を持たないといえる。学習データと判別を行う呼吸音の特徴からその箇所を除外することにより、異常呼吸音の判別を行うことができた。

### 3.6 呼吸音データ

## 3.6 呼吸音データ

本研究で使用したウェーブレット変換により得られた呼吸音の特徴を記載する。

表 3.6 学習データ (1)

	0.00000-0.00025	0.00025-0.00050	0.00050-0.00075	0.00075-0.00100
A-1	1164	1101	926	673
A-2	1231	1114	902	687
A-3	3135	1657	657	366
A-4	901	845	729	628
A-5	1170	1090	933	670
A-6	1927	1066	515	520
A-7	990	867	815	597
B-1	1399	1128	740	548
B-2	1438	1151	804	583
B-3	1282	1137	817	587
B-4	1602	1137	678	504
B-5	2368	1461	699	468
B-6	1648	1039	638	459
B-7	2029	1240	644	467

### 3.6 呼吸音データ

表 3.7 学習データ (2)

	0.00100-0.00125	0.00125-0.00150	0.00150-0.00175	0.00175-0.00200
A-1	478	358	282	301
A-2	494	339	271	298
A-3	339	153	44	31
A-4	503	431	393	382
A-5	515	362	259	316
A-6	413	205	60	23
A-7	523	437	401	397
B-1	338	212	105	113
B-2	334	202	131	167
B-3	345	199	139	192
B-4	358	190	96	101
B-5	353	203	63	59
B-6	383	202	85	73
B-7	362	206	88	57

### 3.6 呼吸音データ

表 3.8 学習データ (3)

	0.00200-0.00225	0.00225-0.00250	0.00250-0.00275	0.00275-0.00300
A-1	359	386	429	490
A-2	322	374	425	465
A-3	72	240	414	347
A-4	421	484	500	536
A-5	324	442	434	458
A-6	135	451	796	751
A-7	368	428	468	528
B-1	231	459	694	718
B-2	268	450	609	614
B-3	290	451	556	589
B-4	254	480	685	655
B-5	132	377	516	517
B-6	192	498	766	778
B-7	204	423	619	618

### 3.6 呼吸音データ

表 3.9 学習データ (4)

	0.00300-0.00325	0.00325-0.00350	0.00350-0.00375	0.00375-0.00400
A-1	463	412	335	266
A-2	450	431	363	235
A-3	239	281	365	281
A-4	530	440	363	248
A-5	451	416	334	247
A-6	457	401	480	401
A-7	479	429	373	271
B-1	606	505	433	301
B-2	540	502	444	287
B-3	646	594	398	280
B-4	548	467	458	317
B-5	353	317	388	321
B-6	558	420	473	368
B-7	445	408	434	323

### 3.6 呼吸音データ

表 3.10 患者データ (1)

	0.00000-0.00025	0.00025-0.00050	0.00050-0.00075	0.00075-0.00100
C-1	7901	60	0	21
C-2	6617	46	0	58
C-3	5338	8	0	88
C-4	8537	99	1	6
C-5	6618	39	0	40
D-1	8249	82	0	52
D-2	6481	96	0	293
D-3	7976	81	0	79
D-4	7549	79	2	133
D-5	8258	80	0	38
D-6	7958	92	1	70

### 3.6 呼吸音データ

表 3.11 患者データ (2)

	0.00100-0.00125	0.00125-0.00150	0.00150-0.00175	0.00175-0.00200
C-1	91	0	108	17
C-2	214	0	279	58
C-3	300	1	478	95
C-4	14	0	25	4
C-5	187	3	303	52
D-1	97	3	9	1
D-2	405	14	7	0
D-3	165	5	4	1
D-4	252	1	9	1
D-5	110	0	12	0
D-6	149	4	15	1

### 3.6 呼吸音データ

表 3.12 患者データ (3)

	0.00200-0.00225	0.00225-0.00250	0.00250-0.00275	0.00275-0.00300
C-1	0	0	12	1
C-2	0	0	36	12
C-3	0	0	22	11
C-4	0	0	1	0
C-5	0	0	7	3
D-1	0	1	97	42
D-2	0	3	399	388
D-3	0	0	143	100
D-4	0	4	222	167
D-5	0	0	92	38
D-6	0	1	162	110

### 3.6 呼吸音データ

表 3.13 患者データ (4)

	0.00300-0.00325	0.00325-0.00350	0.00350-0.00375	0.00375-0.00400
C-1	0	1	81	13
C-2	0	4	251	33
C-3	0	4	352	32
C-4	0	1	19	2
C-5	0	3	231	20
D-1	0	0	96	56
D-2	3	7	347	351
D-3	0	0	146	102
D-4	0	4	208	171
D-5	0	1	95	52
D-6	1	1	130	93

## 第 4 章

# 結論

### 4.1 本研究のまとめ

本研究では、パターン認識による異常呼吸音の自動判別システムとして、SVM を用いた呼吸異常音自動判別システムを提案した。提案方法ではウェーブレット変換により得られた特徴を用いた呼吸音学習データを SVM によって分類基準を定め、訪問看護の患者の呼吸音の判別を行った。その結果、ウェーブレット変換によって得られた特徴を用いて SVM により異常呼吸音を判別可能であると確認した。音が小さく、何らかの情報が欠落している恐れのある呼吸音も、SVM にとって不要な特徴を除外することにより分類可能であることも確認した。また、正常呼吸音の中でも気管支肺胞呼吸音は分類することができないことも確認した。特徴に聴診部位などの情報を付加することにより分類が可能であると考えられるがデータ不足のため、今回はデータベースから除外することにより対応した。ただし、本研究の目的は異常呼吸音の検出であり、異常呼吸音が正常呼吸音と検出されることは問題であるが、正常呼吸音が異常呼吸音と検出されることは大きな問題ではない。

### 4.2 今後の課題

今回用いた呼吸音のデータは合計 16 個しかなく、使用できる呼吸音が限られていた。より多くの呼吸音データを用いることで結果が変化する可能性があると考えられる。そのため、より多くのデータを用いた場合の検証を行う必要がある。特に実際の訪問看護の現場で録音された呼吸音は 2 種類しか使用することができなかった。今回のように音の小さい呼吸音で

## 4.2 今後の課題

はなく、問題なく録音することができた呼吸音も分類することが可能であるかを確かめる必要がある。また、今回は人の命に関わる問題であることから処理速度を考慮せず、より正確な判断を行えることに重点を置いた。訪問看護の現場においてその場で簡易診断を行うために、分類精度を向上させ、リアルタイムでの処理を考慮したシステムの構築が必要である。

# 謝辞

本研究を行うにあたって、ご指導してくださった、福本昌弘教授には大変感謝致します。なかなか就活が終わらなかつたり、卒論発表前日にも関わらずともに話せていなかったことなど、数え切れないほど心配をお掛けしました。また、それだけに留まらず、なかなか論文を書き上げられず、連日夜遅くまでご指導いただき、自分の効率の悪さを深く反省するとともに、再度感謝申し上げます。

本研究の副査をして頂いた妻鳥貴彦准教授、吉田真一准教授にも深く感謝致します。

NOCの福富英次氏にも感謝致します。FreeBSDの初期設定に始まり、卒業研究のみならず、様々なことにおいてお世話になりました。食事にも何度も連れて行ってくださり、本当にありがとうございました。

修士1年の横田優佳氏にも感謝申し上げます。研究の相談や添削を度々していただき大変助かりました。研究の成果が期待に沿っていることを切に願っております。

同研究室の4年生である金元祐樹氏、鈴木翔太氏、田中麻実氏、永井匠氏、星野浩希氏、宮下慎司氏、宮西寛奈氏にも感謝致します。とても居心地がよく、普段以上にマイペースになっていたことが度々あったことをこの場を借りてお詫び申し上げます。たくさんいた同期のメンバーが気づいたらどんどん少なくなっていってしまったことも今では良い思い出です。そして宮西氏には特に重ねて感謝致します。自分一人ではこの研究は成立しませんでした。研究だけでなくイベントなどでも負担や迷惑をかけてばかりでしたが、少しでも役に立てていれば幸いです。

最後に大学4年間、お世話になった皆様に感謝申し上げます。

## 参考文献

- [1] 山内豊明, 岡本茂雄, “訪問看護アセスメント・プロトコル,” 2009.
- [2] 宮西寛奈, “ウェーブレット変換を用いた呼吸異常音の特徴抽出,” 2015.
- [3] 小野田崇, “知の科学 サポートベクターマシン,” オーム社, 2007.
- [4] 平井有三, “はじめてのパターン認識,” 森北出版株式会社, 2012.
- [5] 米丸亮, 菊池功次, 阿部直, 川城丈夫, 桜井利江, “ナースのための CD による呼吸音聴診トレーニング,” 南江堂, 2014.
- [6] 川城丈夫, 阿部直, 菊池功次, 米丸亮, 清川浩, “CD による聴診トレーニング,” 南江堂, 2013.