

平成 26 年度
学士学位論文

ウェーブレット変換を用いた呼吸異常音の 特徴抽出

Feature extraction of abnormal breath sound by
using wavelet transform

1150368 宮西寛奈

指導教員 福本昌弘

高知工科大学 情報学群

要 旨

ウェーブレット変換を用いた呼吸異常音の特徴抽出

宮西寛奈

訪問看護において、呼吸音の聴診は重要な診察方法の一つである。呼吸異常音が発見された場合、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。そのため、訪問看護の現場で録音した聴診音を病院に伝送することで、医師がすぐに診断する取り組みが行われている。しかし、聴診音が大量に集まることや、録音された聴診音が小さいことが呼吸異常音の早期発見を難しくしている。この問題は、リアルタイムで呼吸異常音を自動検出するシステムがあれば解決できる。

本研究では、パターン認識による呼吸異常音の自動検出システムに用いる呼吸音の特徴として、ウェーブレット変換による呼吸異常音の特徴抽出方法を提案する。呼吸音にウェーブレット変換を適用し、得られたウェーブレット係数より特徴量を抽出している。さらに、抽出した特徴量が呼吸異常音の特徴として有効であるかを確認するため、抽出した特徴量を用いて聴診音の中から呼吸異常音の発生箇所を検出する。聴診音より呼吸異常音の発生箇所を検出することができたため、抽出した特徴量は呼吸異常音の特徴として有効であることを確認している。

キーワード 訪問看護, ウェーブレット変換, 呼吸異常音

Abstract

Feature extraction of abnormal breath sound by using wavelet transform

MIYANISHI Kanna

Auscultation of breath sound is one of the most important method to examine in home nursing care work. 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 send breath sound data to the hospital, and doctors diagnose it. But doctors can't diagnose a lot of breath sound data enough. Moreover, when breath sound data is too small, it is not possible to diagnosis. There is a possibility that thses problems is solved by the system of aoutomatic detection abnormal breath sound.

In this paper, I have proposed the method to find out feature by wavelet transform. The feature is used for the pattern recognition of the automatic detection system. In the proposed method, the feature of abnormal breath sound is found out of the of wavelet coefficient.

key words home nursing care work, wavelet, abnormal bearth sounds

目次

第 1 章	序論	1
1.1	本研究の背景と目的	1
1.2	本論文の構成	2
第 2 章	呼吸異常音の特徴解析	3
2.1	呼吸音の特徴	3
2.1.1	正常音の種類と特徴	3
2.1.2	呼吸異常音の種類と特徴	6
2.1.3	抽出する呼吸異常音の特徴	7
2.2	時間周波数解析方法	8
2.2.1	短時間フーリエ変換	8
2.2.2	問題点	8
2.3	ウェーブレット 変換	9
2.3.1	Haar の基底	12
2.3.2	Daubechie の基底	13
2.3.3	基底の比較結果	14
第 3 章	呼吸異常音の特徴抽出	18
3.1	特徴抽出方法	18
3.1.1	ウェーブレット係数の分割	19
3.1.2	しきい値の検討	22
3.2	聴診音に含まれる呼吸異常音発生箇所の検出方法	24
3.3	検出結果	24
3.3.1	呼吸異常音が含まれる聴診音	24

目次

3.3.2	正常な聴診音	25
3.4	患者の聴診音への適用	30
3.5	考察	32
第 4 章	結論	33
4.1	本研究のまとめ	33
4.2	今後の課題	34
	謝辞	35
	参考文献	37
付録 A	ウェーブレット変換	38

図目次

2.1	肺胞呼吸音の周波数スペクトラムと特徴	4
2.2	気管支肺胞呼吸音の周波数スペクトラムと特徴	5
2.3	気管支呼吸音の周波数スペクトラムと特徴	5
2.4	低音性連続性ラ音の周波数スペクトラム	6
2.5	高音性連続性ラ音の周波数スペクトラム	7
2.6	代表的な窓関数	9
2.7	短時間フーリエ変換の解析方法	10
2.8	ウェーブレット	11
2.9	ウェーブレット変換の解析方法	11
2.10	Haar ウェーブレット	12
2.11	Haar の基底を用いたウェーブレット変換結果	13
2.12	Daubechies ウェーブレット ($N = 2$)	15
2.13	Daubechies の数列の違いによるウェーブレット係数の変化	16
2.14	Daubechies の数列の違いによるウェーブレット係数の変化	17
3.1	呼吸異常音の特徴抽出方法	20
3.2	ウェーブレット係数の分布と数の比較	21
3.3	しきい値による分布率の変化と比較	23
3.4	特徴量の基準を用いた聴診音の解析方法	25
3.5	呼吸異常音の発生箇所の検出結果 (1)	26
3.6	呼吸異常音の発生箇所の検出結果 (2)	27
3.7	呼吸異常音の発生箇所の検出結果 (3)	28
3.8	正常な聴診音における呼吸異常音発生箇所の検出結果	30
3.9	患者の聴診音と呼吸異常音の特徴量の比較	31

3.10 呼吸異常音発生箇所検出 (患者の聴診音)	31
-------------------------------------	----

表目次

2.1 Daubechies の数列	14
3.1 特徴抽出に用いる呼吸音	19
3.2 呼吸異常音の検出に用いる聴診音	19

第 1 章

序論

1.1 本研究の背景と目的

現在、訪問看護の現場や病院では聴診による呼吸異常音の早期発見が重要とされている。聴診音に呼吸異常音が含まれる場合、重篤な病気である可能性が高く、早急な治療が必要となるためである [1]。訪問看護師は、患者に介護支援や療養上の世話、ある程度の医療行為を行うことができるが、病気の診断を行うことはできない。そこで、訪問看護の現場で録音した聴診音を病院に伝送し、医師がすぐに診断を行う取り組みが考えられている。この取り組みでは、呼吸異常音の早期発見が可能になるが、録音した全ての聴診音を伝送するため、病院に大量の聴診音が集まることになる。また、録音した聴診音には訪問看護師の聴診技術や録音環境により音が極端に小さいものが含まれている。よって、通常の聴診よりも診断が難しく、時間がかかるため早期発見が困難であるという問題がある。この問題を解決するため、リアルタイムで呼吸異常音を自動検出するシステムへの期待が高まっている。

このシステムでは、聴診音から呼吸異常音の特徴を抽出し、パターン認識によって聴診音に呼吸異常音が含まれているか、含まれていないかを判断する。訪問看護の現場では患者に対して病院での早期受診を促し、早期治療につなげることができる。本研究では、呼吸異常音自動検出システムに用いるため、パターン認識に使用可能な呼吸異常音の特徴を抽出することを目的とする。

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、呼吸音の正常音と呼吸異常音の特徴を述べ、呼吸異常音の特徴を抽出するために最も適した解析方法について検討する。第3章では、呼吸異常音の特徴抽出方法と、その抽出した特徴量の有意性を検証するために聴診音から呼吸異常音の発生箇所を検出する方法について述べ、結果を示す。呼吸異常音の発生箇所の検出には、実際の訪問看護の現場で録音された患者の聴診音を使用し、抽出方法と検出方法が適用可能であるかを検証を行った。第4章では、本研究の結論と今後の課題について述べる。

第 2 章

呼吸異常音の特徴解析

訪問看護の現場や病院において、呼吸異常音の早期発見をサポートする呼吸異常音自動検出システムへの期待が高まっている。呼吸異常音自動検出システムにパターン認識を用いることで、聴診音に呼吸異常音が含まれるか、含まれないかを検出する。パターン認識による呼吸異常音の自動検出には呼吸音の特徴が必要である。本章では、まず呼吸音の種類とその特徴について述べる。次に、呼吸音が持つ特徴を解析する手法として、短時間フーリエ変換とウェーブレット変換を挙げ、どちらが呼吸異常音に適しているかを比較する。さらに、ウェーブレット変換では Haar の基底と Daubechies の基底を用いた場合の変換結果についても比較する。

2.1 呼吸音の特徴

呼吸音は大きく正常音と呼吸異常音に分類され複数の種類がある。まず、正常音と呼吸異常音の主な特徴について述べる。それぞれの特徴より、本研究で抽出すべき呼吸異常音の特徴について述べる。なお、記述する特徴は一般的な特徴であり、全てにおいて個人差がある。聴診トレーニング用のサンプルの呼吸音より周波数スペクトラムを取得した [2]。

2.1.1 正常音の種類と特徴

正常音には、肺胞呼吸音、気管支肺胞呼吸音、気管呼吸音、気管支呼吸音の 4 種類が存在する。まず、肺胞呼吸音の周波数スペクトラムを図 2.1 に示す。肺胞呼吸音は、肺に接する大部分で聴取される柔らかい感じの音である [2]。吸気にほぼ一定の大きさで聞かれ、呼気では明

2.1 呼吸音の特徴

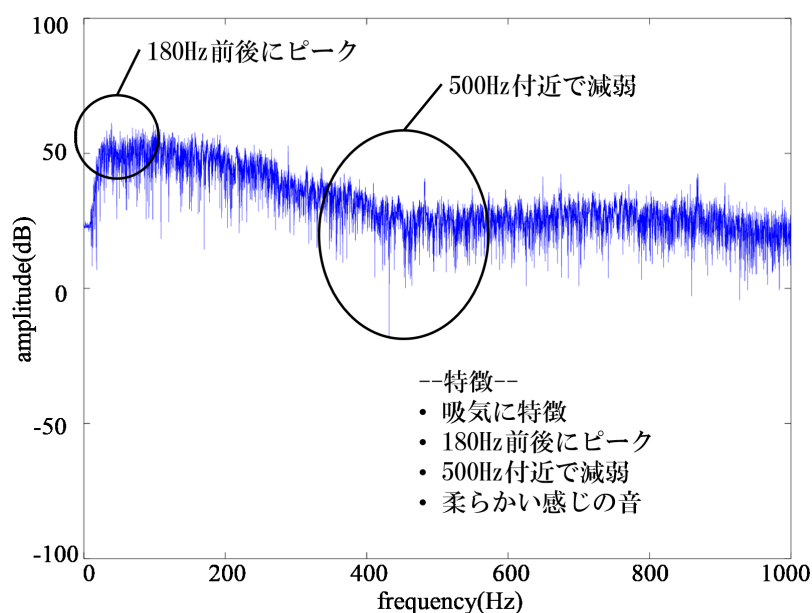


図 2.1 肺胞呼吸音の周波数スペクトラムと特徴

かに弱く聴取される [2]. 180Hz 前後にピークが表れ, 500Hz 付近で急激に減弱する [2].

次に, 気管支肺胞呼吸音の周波数スペクトラムを図 2.2 に示す. 気管支肺胞呼吸音は, 吸気, 呼気ともに肺胞呼吸音より明瞭に聴取できる [2]. 呼気の呼吸音がやや高くなったように聴取でき, 心音がよく聴取される [2]. 気管支肺胞呼吸音の定義はやや曖昧である.

さらに, 気管支呼吸音の周波数スペクトラムを図 2.3 に示す. 気管呼吸音は, 呼気における音が大きく, 肺胞呼吸音より高調である [2]. また, 150Hz から 600Hz 前後までの広い周波数範囲でスペクトラムパワーがある程度保持される [2].

最後は, 気管支呼吸音についてである. 肺胞呼吸音よりも大きく高調である [3]. 吸気と呼気で呼吸音の大きさはほぼ同じであり, 特徴の継続時間もほぼ同じである [3]. 限られた箇所でのみ聴診される呼吸音である [3] 聴診トレーニング用のサンプルに気管支呼吸音が含まれていないため, 本研究では気管支呼吸音は使用していない.

肺胞呼吸音, 気管支肺胞呼吸音, 気管呼吸音が正常な呼吸音であり, 中でも肺胞呼吸音は聴診において基準とされている. 呼吸異常音はこれらの正常音とは異なる特徴を持っている.

2.1 呼吸音の特徴

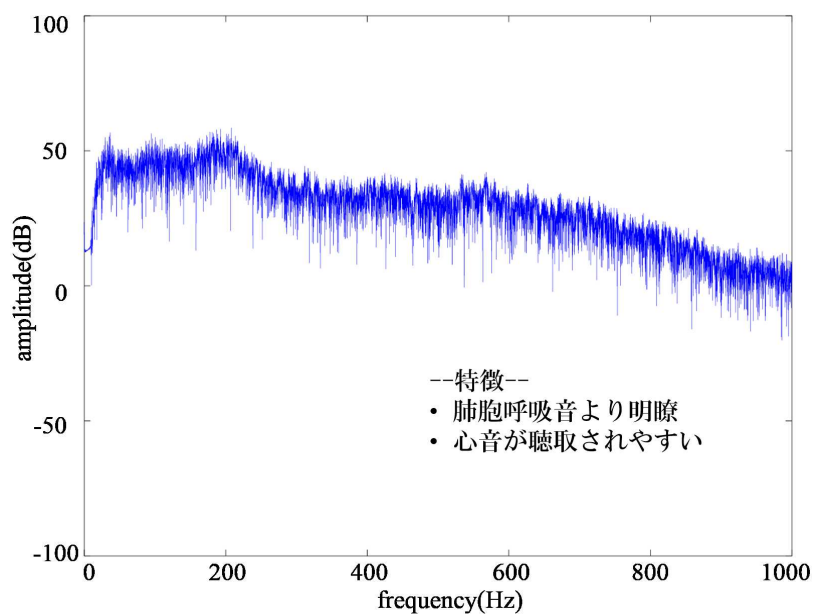


図 2.2 気管支肺胞呼吸音の周波数スペクトラムと特徴

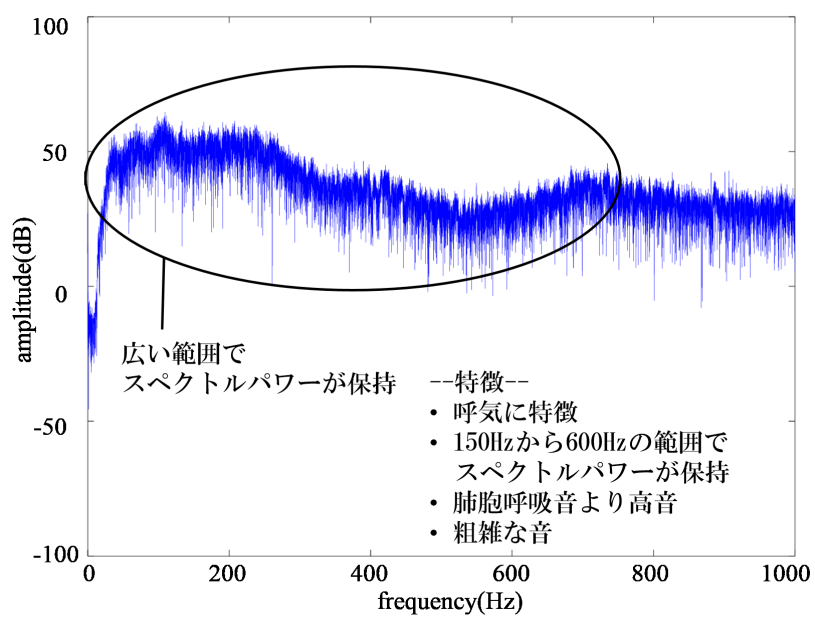


図 2.3 気管支呼吸音の周波数スペクトラムと特徴

2.1 呼吸音の特徴

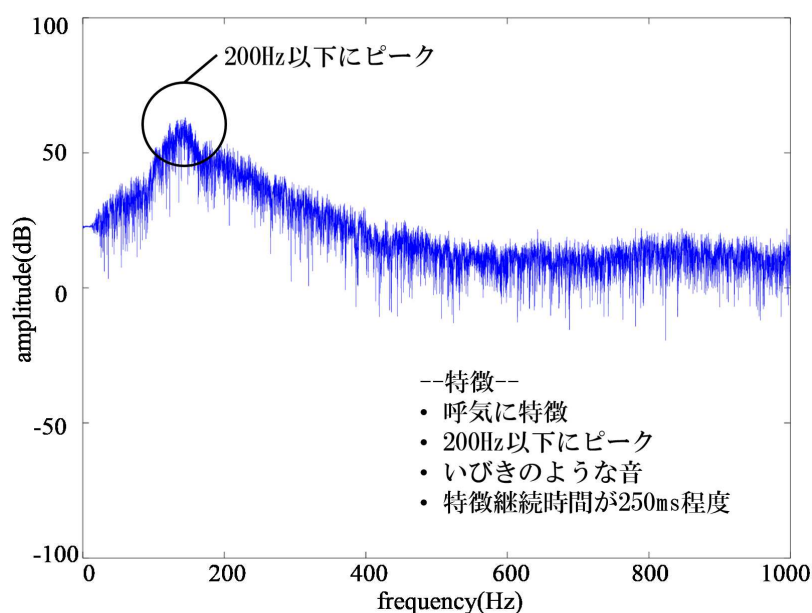


図 2.4 低音性連続性ラ音の周波数スペクトラム

2.1.2 呼吸異常音の種類と特徴

呼吸異常音には、連続性ラ音と断続性ラ音の 2 種類がある。中でも特徴がわかりやすい呼吸異常音が連続性ラ音である。連続性ラ音は、高音性連続性ラ音と低音性連続性ラ音に分類される。さらに、呼吸異常音の発生原因により特徴が異なる。

まず、低音性連続性ラ音の周波数スペクトラムを図 2.4 に示す。200Hz 付近にピークが存在していることがわかる。低音性連続性ラ音は、呼気において特徴が聴取され、約 250ms 持続する 200Hz 以下のいびきのような低い音が特徴である [2]。気管支喘息が原因で発生する低音性連続性ラ音では、特に低い音が聴取され、可聴領域の下限に近い 50Hz 付近で特徴が表れる場合がある [2]。気管支狭窄が原因で発生する低音性連続性ラ音は 200Hz 付近が音のピークがあり、呼気の後半にかけ 120Hz 前後まで減弱する [2]。

次に、高音性連続性ラ音の周波数スペクトラムを図 2.5 に示す。300Hz 前後にピークが存在していることがわかる。高音性連続性ラ音は、呼気において聴取され、比較的発生時間が長く、400Hz 以上の喘ぐような音と表現される [2]。しかし、気管支狭窄が原因の高音性連続性

2.1 呼吸音の特徴

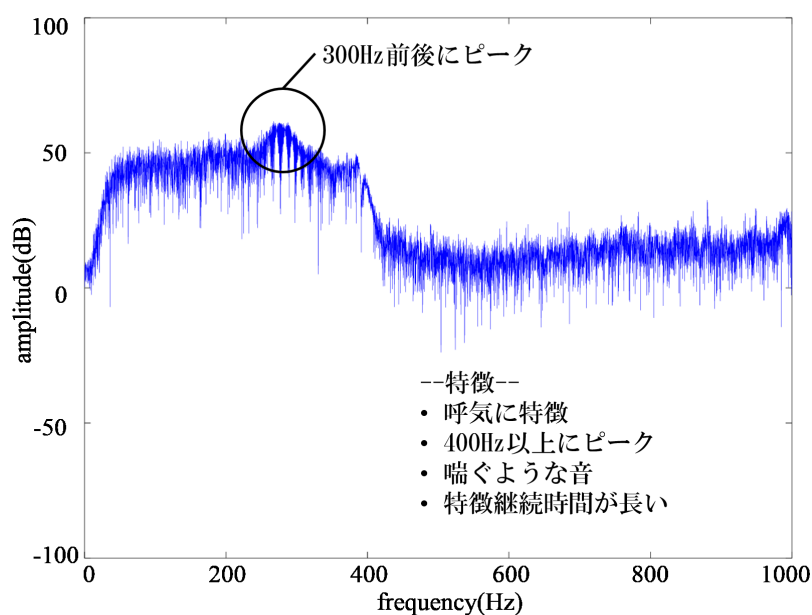


図 2.5 高音性連続性ラ音の周波数スペクトラム

ラ音では、単調で 900Hz 以上の高音が聴取される [2]。また、スクウォークと呼ばれる高音性連続性ラ音は、呼気に特徴が現れ、継続時間も 10ms と短い [2]。一般的に高音性連続性ラ音の周波数のピークは 400Hz 以上と言われているが、聴診においては 300Hz 前後から高音性連続性ラ音と判断されることが多い。

2.1.3 抽出する呼吸異常音の特徴

正常音に比べ、呼吸異常音は特徴部分の継続時間の長さや周波数成分の特徴がはっきりしている。音の聞こえ方の特徴は抽象的であり、聴診する人によって音の捉え方は様々である。しかし、音の聞こえ方は周波数が関係しているため、これらの特徴も周波数成分の特徴であると言える。よって、呼吸異常音から抽出すべき特徴は、特徴部分の継続時間の長さや周波数成分であるとわかった。時間の変化により周波数成分も変化するため、時間と周波数の情報を同時に解析する必要がある。

2.2 時間周波数解析方法

呼吸異常音は特徴部分の継続時間の長さや周波数成分の特徴を持っている。従って、呼吸異常音には時間と周波数の情報を同時に解析する必要がある。呼吸異常音の特徴抽出には、時間と周波数を同時に解析可能な時間周波数解析を用いることが適切であると考えられる。時間周波数解析である短時間フーリエ変換が呼吸異常音に対して最適であるかを検討する。

2.2.1 短時間フーリエ変換

信号の特徴を解析する方法として、フーリエ変換がよく用いられている。フーリエ変換では、周波数の特徴を抽出する際に時間の情報が全て消失するという問題がある。この問題を解決するために、短時間フーリエ変換が考えられた。短時間フーリエ変換ではまず、一定の大きさの窓関数を用いて信号を分割し、切り出す。信号の分割に使用される主な窓関数を図 2.6 に示す。切り出した信号にフーリエ変換を適用することによりスペクトラムを計算する。図 2.7 に短時間フーリエ変換の解析方法を示す。信号に窓関数をずらしながら掛けることにより、時間軸上で周波数成分を解析することができる。

2.2.2 問題点

短時間フーリエ変換は、信号を窓幅で分割することによって時間周波数解析を可能にしている。しかし、信号を分割する際に呼吸異常音の特徴部分と分割点が重なる場合がある [4]。この問題は、窓幅を呼吸音に合わせて変更することで解決できるが、個人ごとの変更が必要になる。また、窓関数をオーバーラップ解析させることで分割点と呼吸異常音の特徴が重なることを防ぐことができるが、オーバーラップ解析は計算時間が長いため、自動検出システムに必要なリアルタイム性が失われる。よって、短時間フーリエ変換は呼吸異常音の特徴を解析する方法として最適ではない。短時間フーリエ変換の問題点を解決する時間周波数解析として、ウェーブレット変換がある。

2.3 ウェーブレット 変換

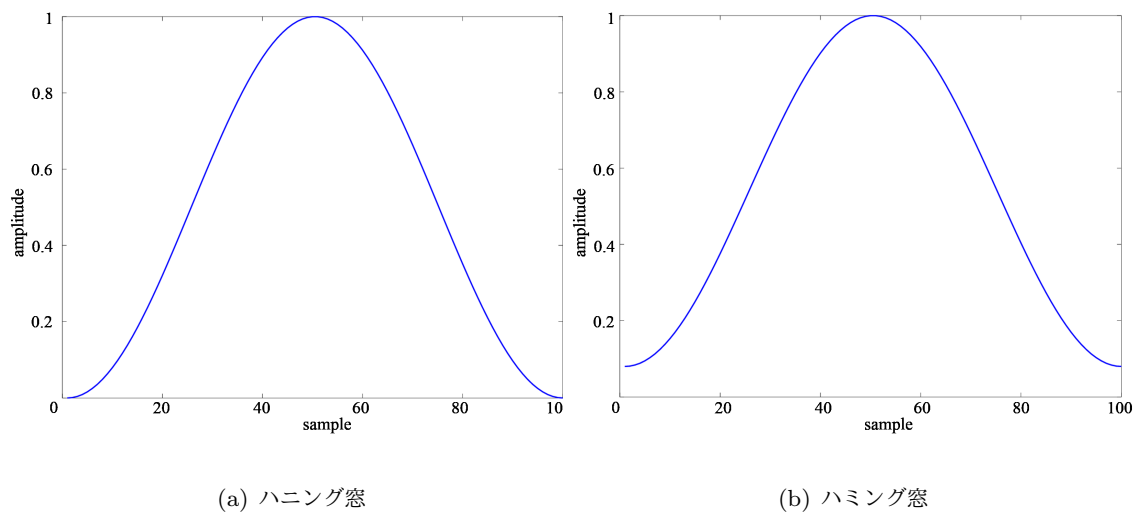


図 2.6 代表的な窓関数

2.3 ウェーブレット 変換

短時間フーリエ変換の問題点を解決する時間周波数解析として、ウェーブレット変換がある。ウェーブレット変換では、図 2.8 に示すようなウェーブレットと呼ばれる解析の基準となる小さな波が存在しており、このウェーブレットを拡大縮小・平行移動することで信号の時間と周波数を同時に解析することができる。ウェーブレット変換の計算方法については付録 A に記載する。高周波成分に対しては短い基底を用いることで時間分解能を上げ、低周波

2.3 ウェーブレット 変換

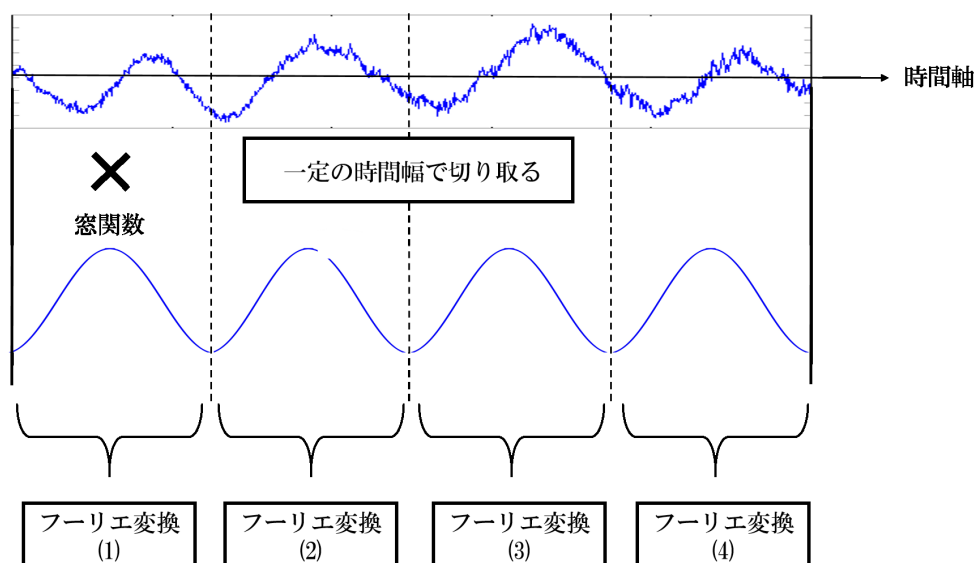


図 2.7 短時間フーリエ変換の解析方法

成分に対しては長い基底を用いることで周波数分解能を上げている．図 2.9 にウェーブレット変換の解析手法を示す．周波数成分によって基底が変化するため，個人差が存在する呼吸異常音にも適用することができる．

ウェーブレット変換には，連続ウェーブレット変換と離散ウェーブレット変換がある．連続ウェーブレット変換は 1 つのウェーブレット関数を基に拡大縮小・平行移動したものを信号に乗算し，対象時間全体にわたる和を計算する [5]．拡大縮小・平行移動の値は連続的に変化する．一方，離散ウェーブレット変換は，連続ウェーブレット変換と異なり，拡大縮小・平行移動の値を離散的 (2 のべき乗) に変化させる [6]．信号を低周波成分と高周波成分に分解し，分解した低周波成分をさらに分解するという処理を繰り返しているため，多重解像度解析を行うことと等価である．しかし，完全に周波数ごとに分解されているわけではなく，分解された周波数成分は曖昧に表される．また，離散ウェーブレット変換は高速フーリエ変換に比べ計算量が少ない．

ウェーブレット変換では短時間フーリエ変換において問題であった，呼吸異常音の特徴と信号の分割点が重なることや，計算時間の長さを解決することができる．よって本研究では，

2.3 ウェーブレット 変換

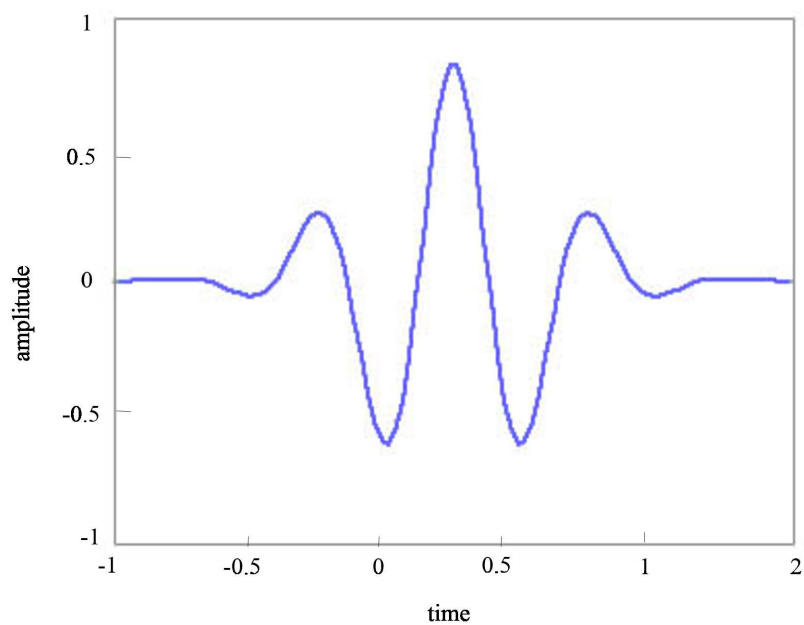


図 2.8 ウェーブレット

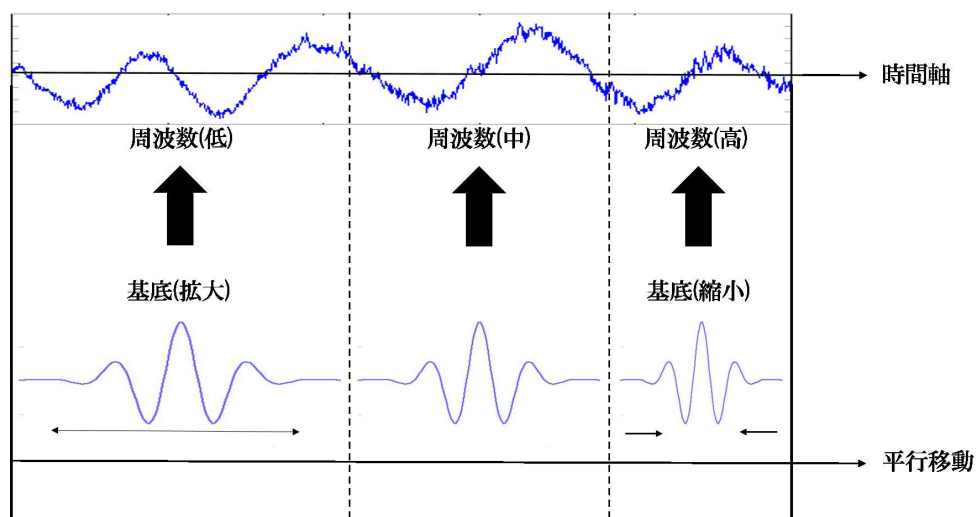


図 2.9 ウェーブレット変換の解析方法

2.3 ウェーブレット 変換

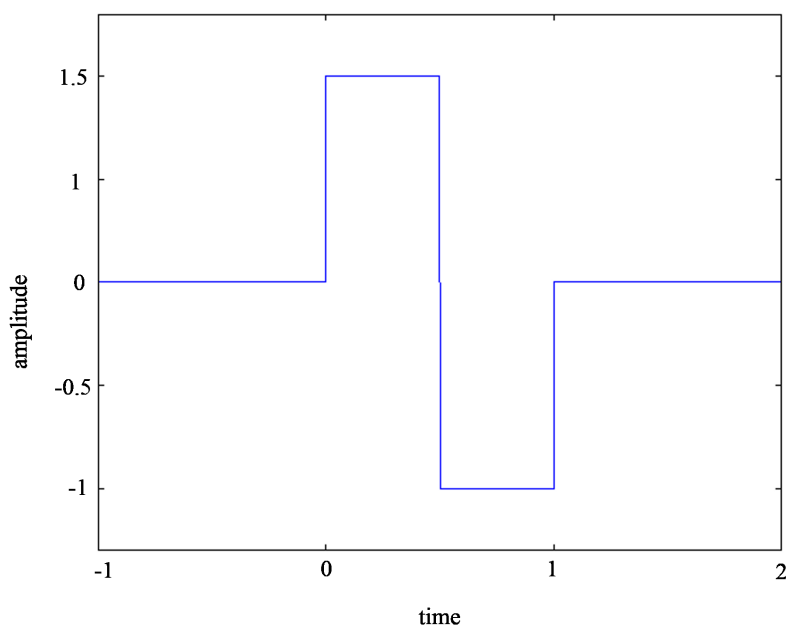


図 2.10 Haar ウェーブレット

呼吸異常音の特徴を解析する方法に計算量の少ない離散ウェーブレット変換を用いる.

離散ウェーブレット変換には複数の基底が存在する. 代表的な Haar の基底と Daubechies の基底について, どちらが呼吸異常音の解析に適しているかを検討する. さらに, Daubechies の基底では, Daubechise の数列を $N = 2$ から $N = 5$ まで変化させた場合における出力結果を比較する.

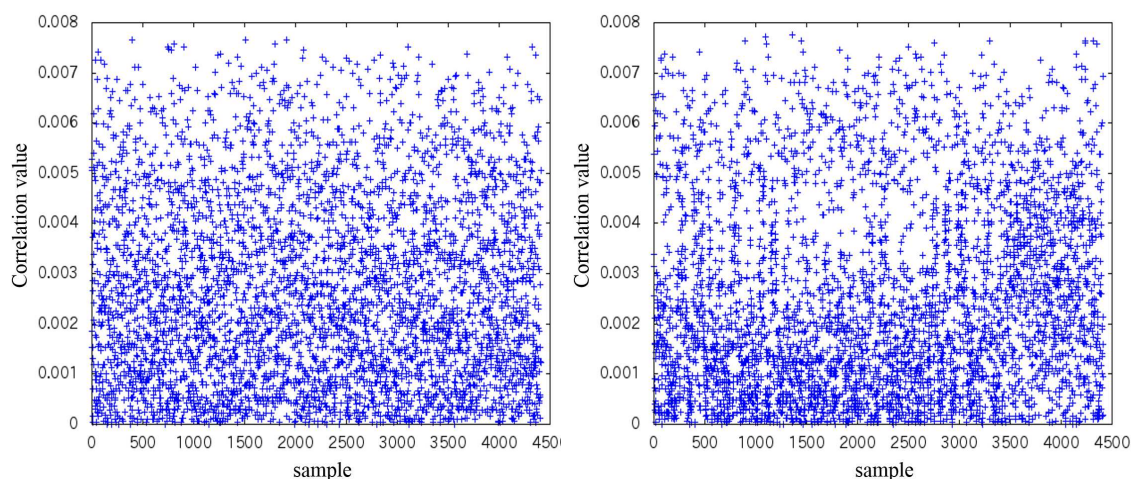
2.3.1 Haar の基底

Haar の基底は離散ウェーブレットの中で最も単純な基底であり, 下記の式で表される. また, 図で表すと図 2.10 のようになる.

$$\phi(x) = \begin{cases} 1 & (0 \leq x < 1/2) \\ -1 & (1/2 \leq x < 1) \\ 0 & (\text{その他}) \end{cases} \quad (2.1)$$

矩形波のようなウェーブレットを拡大縮小・平行移動させることで信号を解析する. 正常

2.3 ウェーブレット 変換



(a) 正常音

(b) 呼吸異常音

図 2.11 Haar の基底を用いたウェーブレット変換結果

音と呼吸異常音をウェーブレット変換し、取得したウェーブレット係数を図 2.11 に示す。正常音、呼吸異常音ともウェーブレット係数が全体的に分布していることがわかった。

2.3.2 Daubechies の基底

Haar の基底の一般化したのが Daubechies の基底である。Daubechies の数列をスケーリング関数に用いることで、ウェーブレット関数を求めウェーブレット変換を行う。Daubechies の数列は表 2.1 に示す。N 値が大きくなるほど周波数分解能が上がる。N = 2 から記載しているが、N = 1 の場合は Haar の基底と同じ結果を得ることができる。N = 2 の場合の Daubechies ウェーブレットを図 2.12 に表す。N = 2 から N = 5 の Daubechies の数列を用い、取得されたウェーブレット係数を図 2.13 に示す。

図 2.13(a) と図 2.13(b) では、ウェーブレット係数が偏って分布していることがわかる。ウェーブレット変換によって呼吸異常音が特定の周波数成分に分解されたためであると考えられる。一方、図 2.13(c) と図 2.13(d) は係数が全体に分布しており、Haar の基底を用いた際のウェーブレット係数と類似している。さらに、N = 2, N = 3 の場合において、聴診ト

2.3 ウェーブレット 変換

表 2.1 Daubechies の数列

N	D	値
2	4	0.4829629131445341 0.8365163037378077 0.2241438680420134 -0.129409522551260
3	6	0.3326705529500825 0.8068915093110924 0.4598775021184914 -0.1350110200102546 -0.0854412738820267 0.0352262918857095
4	8	0.2303778133088964 0.7148465705529154 0.6308807679298587 -0.0279837694168599 -0.1870348117190931 0.0308413818355607 0.0328830116668852 -0.0105974017850690
5	10	0.1601023979741929 0.6038292697971895 0.7243085284377726 0.1384281459013203 -0.2422948870663823 -0.0322448695846381 0.0775714938400459 -0.0062414902127983 -0.012580751999082 0.0033357252854738

レーニングの正常音である気管支肺胞呼吸音をウェーブレット変換した結果が図 2.14 である。呼吸異常音とは異なり、係数が全体的に分布していることがわかった。

以上より、Daubechies の基底において、 $N = 2$, $N = 3$ の場合に正常音と呼吸異常音のウェーブレット係数の違いが明確となることがわかった。

2.3.3 基底の比較結果

Haar の基底では、正常音、呼吸異常音ともにウェーブレット係数が全体に分布していることがわかった。ウェーブレット変換に用いるマザーウェーブレット (基底関数) の比較を

2.3 ウェーブレット 変換

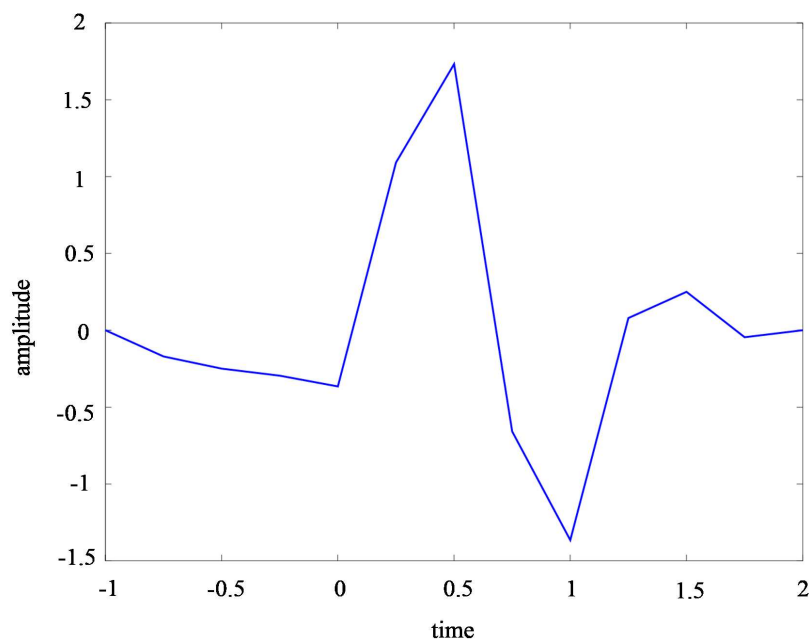
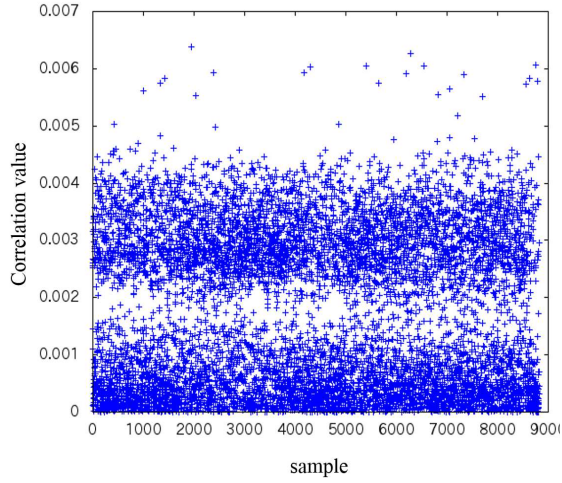


図 2.12 Daubechies ウェーブレット ($N = 2$)

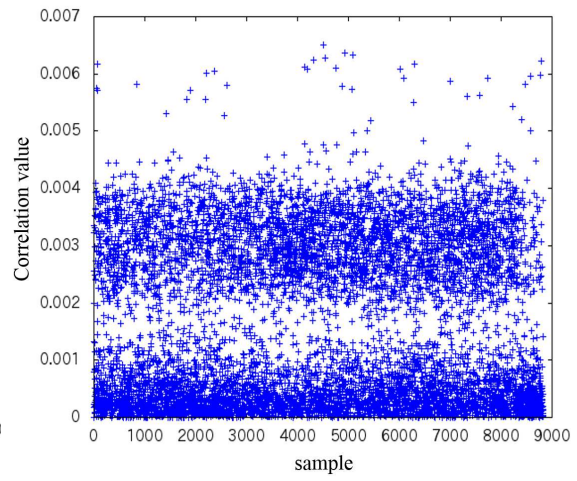
行った研究において, Haar ウェーブレットは他の基底関数に比べ, 周波数分解能はあまり良くないことがわかっている [7]. 正常音, 呼吸異常音ともにウェーブレット係数が全体的に分布していることより, 周波数成分が十分に分解されていないと考えられる. しかし, 同研究において Haar の基底は計算時間が速いことがわかっている [7]. 自動検出システムでは, 大量の聴診音进行处理する必要があるため, 計算に時間をかけることができない. 処理時間に関しては Haar の基底は有効であると言えるが, 変換結果より正常音と呼吸異常音の違いが明確ではないため適切ではないと考えた.

Daubechies の基底では, Daubechies の数列の $N = 2$, $N = 3$ の場合において正常音と呼吸異常音のウェーブレット係数に違いがみられ, $N = 4$, $N = 5$ の場合ではウェーブレット係数が全体的に分布していることがわかった. 数列の N 値が大きくなるに従い, 呼吸異常音の周波数成分がより細かく分解される. よって, $N = 4$, $N = 5$ では周波数成分が細かく分解されたためその境界が曖昧になっていると考えられる. Haar の基底を用いたウェーブレット係数の分布と類似しているが, 係数の意味は同じでない. Daubechies の数列の要素数

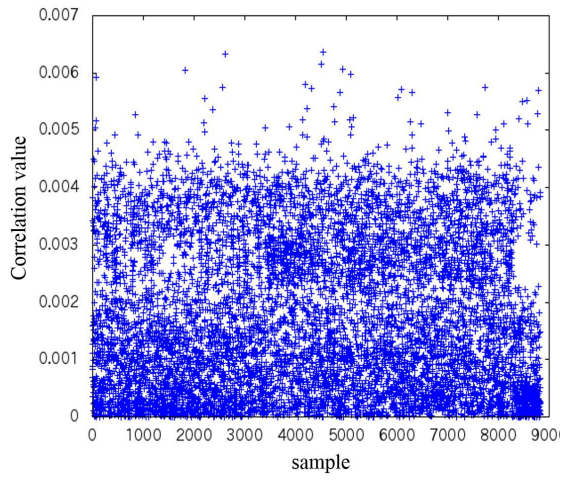
2.3 ウェーブレット 変換



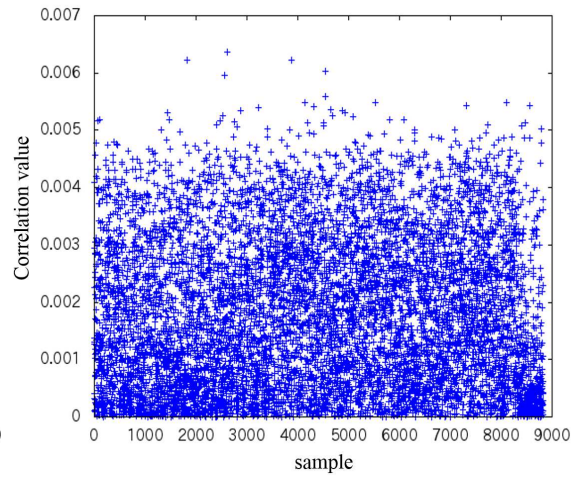
(a) $N = 2$ の場合



(b) $N = 3$ の場合



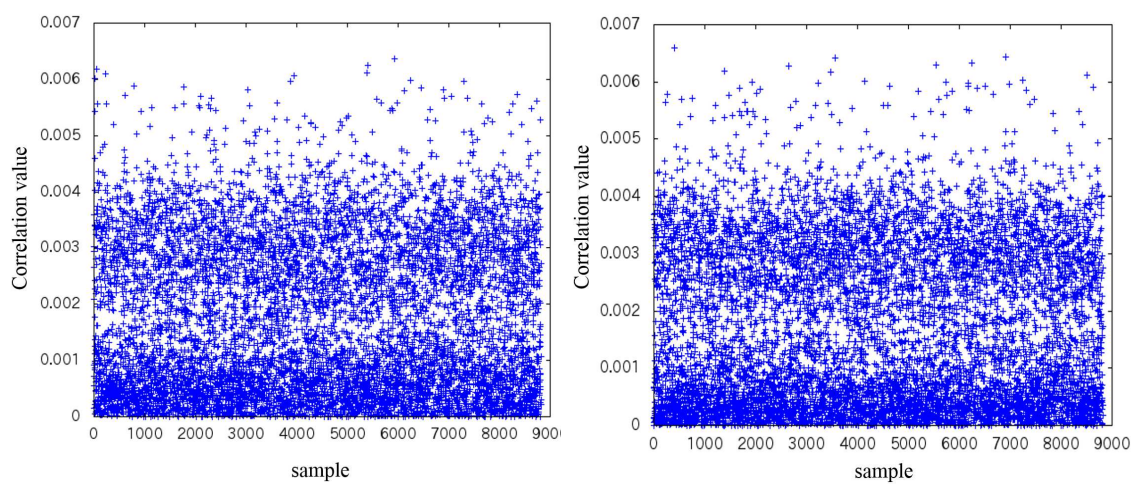
(c) $N = 4$ の場合



(d) $N = 5$ の場合

図 2.13 Daubechies の数列の違いによるウェーブレット係数の変化

2.3 ウェーブレット 変換



(a) $N = 2$ の場合

(b) $N = 3$ の場合

図 2.14 Daubechies の数列の違いによるウェーブレット係数の変化

が少ない $N = 2$ は計算時間が早いと考えられるため, 本研究では $N = 2$ の Daubechie の基底を用いてウェーブレット変換を行い, 取得したウェーブレット係数より呼吸異常音の特徴量を抽出する.

第 3 章

呼吸異常音の特徴抽出

本章では、ウェーブレット係数から呼吸異常音の特徴を抽出する方法を述べる。さらに、抽出した特徴量が呼吸異常音の特徴として有効であるか検証するため、特徴量を用いて聴診音から呼吸異常音の発生箇所を検出する方法を述べる。特徴抽出および呼吸異常音検出に用いる呼吸音は、聴診トレーニング用のサンプルの呼吸音を用いた [2][3]。サンプルは全て wav 形式、サンプリング周波数 $44.1kHz$ である。表 3.1 に特徴抽出方法に用いた正常な呼吸音と呼吸異常音の種類を示す。正常音を 3 種類、呼吸異常音として特徴がわかりやすい高音性連続性ラ音を 3 種類と低音性連続性ラ音を 3 種類使用した。さらに、表 3.2 に呼吸異常音の検出に用いた聴診音を示す。高音性連続性ラ音と低音性連続性ラ音を 3 種類を用意し、実際に訪問看護の現場で録音された患者の聴診音も使用した。患者の聴診音は、サンプリング周波数が $96kHz$ であったため、サンプルと比較するために $44.1kHz$ にダウンサンプリングした。

3.1 特徴抽出方法

呼吸異常音の特徴抽出方法について述べる。まず、呼吸音の特徴部分を耳で聞いて切り取り、ウェーブレット変換を適用する。切り取った長さは全て同じである。次に、ウェーブレット変換によって取得したウェーブレット係数の絶対値をとる。さらに、図 3.1 のように多くの係数が存在している 0 から 0.004 の範囲を分割の対象とし、ウェーブレット係数をしきい値で均等に分割する。そして、各分割範囲に存在する係数の個数を特徴量として抽出する。

3.1 特徴抽出方法

表 3.1 特徴抽出に用いる呼吸音

呼吸音	種類	数
正常音	肺胞呼吸音	2
	気管支肺胞呼吸音	2
	気管呼吸音	2
異常音 (連続性ラ音)	高音性連続性ラ音	2
	気管支狭窄の高音性連続性ラ音	1
	低音性連続性ラ音	1
	気管支喘息の低音性連続性ラ音	2
	気管支狭窄の低音性連続性ラ音	1

表 3.2 呼吸異常音の検出に用いる聴診音

種類	数
高音性連続性ラ音	2
気管支狭窄の高音性連続性ラ音	1
低音性連続性ラ音	1
気管支喘息の低音性連続性ラ音	1
気管支狭窄の低音性連続性ラ音	1
患者の聴診音 (高音性連続性ラ音)	1

3.1.1 ウェーブレット係数の分割

ウェーブレット係数には、ウェーブレットを平行移動した時間と周波数の情報が含まれている。しかし、係数の値は周波数を直接表しておらず、数値から得られる情報はウェーブレットと信号との相関である。ウェーブレット係数の全サンプルとその相関値を特徴とし、パターン認識による呼吸音の判別を行ったが、処理に時間がかかり、判別ができなかった。パ

3.1 特徴抽出方法

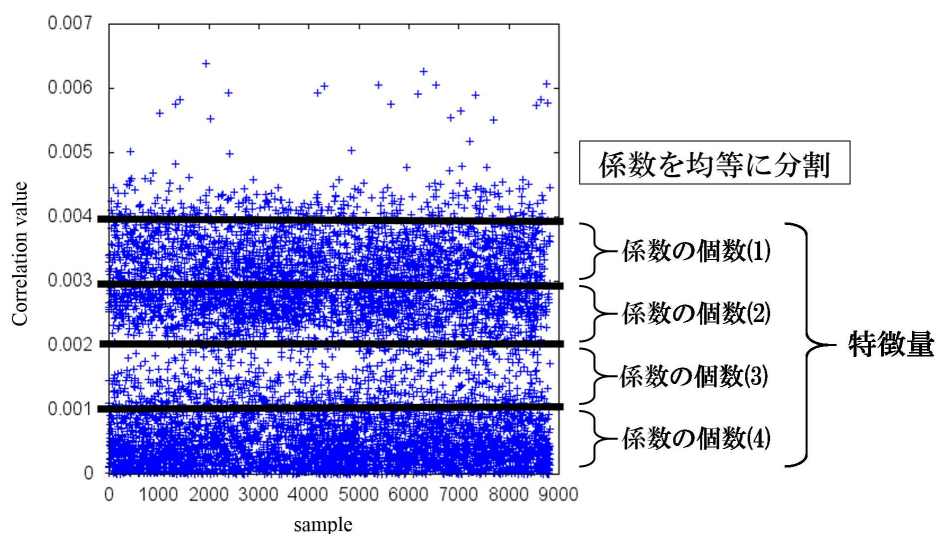
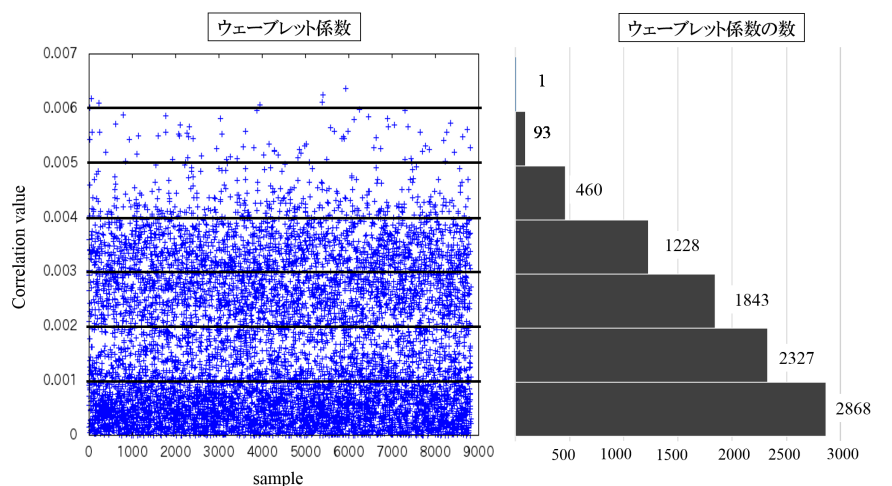


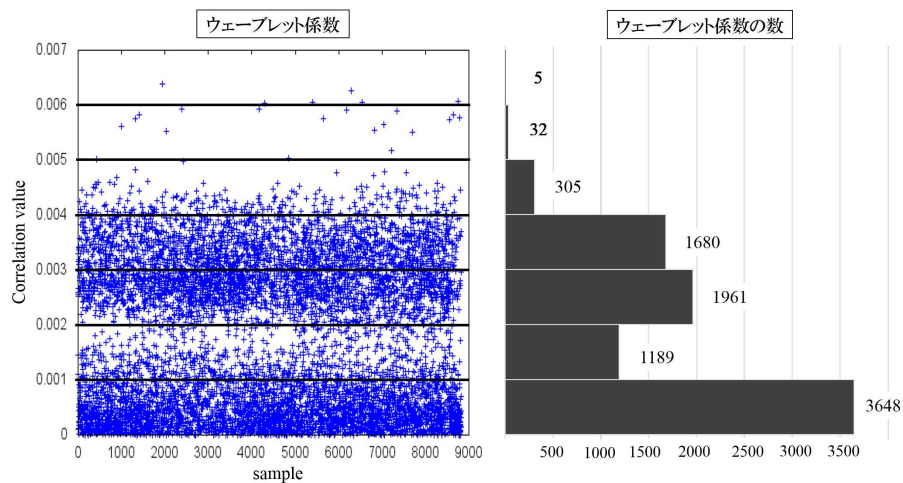
図 3.1 呼吸異常音の特徴抽出方法

ターン認識では次元数が増えるほど計算に時間がかかる [8]. 係数をそのまま使用した場合, 膨大なサンプル数がそのまま次元数になるため処理に時間がかかったと考えた. 係数には正常音と呼吸異常音の特徴が表れているが, 全てを用いることはできない. 前章において, 正常音と呼吸異常音では係数の分布に違いがあることがわかっており, この分布の違いが呼吸異常音の特徴となると考えられる. そこで, 係数をしきい値によって分割し, 分割した範囲に存在する係数の個数を特徴とする方法を考えた. しかし, 呼吸異常音の特徴を表すのに最適なしきい値が未知である. そのため, 均等に係数を分割するようにしきい値を設定した. 係数をしきい値で分割し, 分割した範囲に存在する係数の個数を図 3.2(a) と図 3.2(b) に示す. 正常音と呼吸異常音では, 同じ分割範囲に存在する係数の個数に違いがあることがわかった. さらに, 係数が多く分布している範囲とそうでない範囲の違いが明確であるため, ウェーブレット係数の分布を呼吸音の特徴とすることが可能である. また, 正常音も呼吸異常音も 0.007 付近に係数はほぼ存在しておらず, 多くは 0 から 0.004 までの範囲に分布している. 従って, 係数全体ではなく多く分布している 0 から 0.004 の範囲のみで十分に特徴が得られると考えた. 係数の分割数がパターン認識において次元数となるため, 全ての係数を用いた場合と比較すると, 大幅に次元数を小さくすることが可能である.

3.1 特徴抽出方法



(a) 正常音

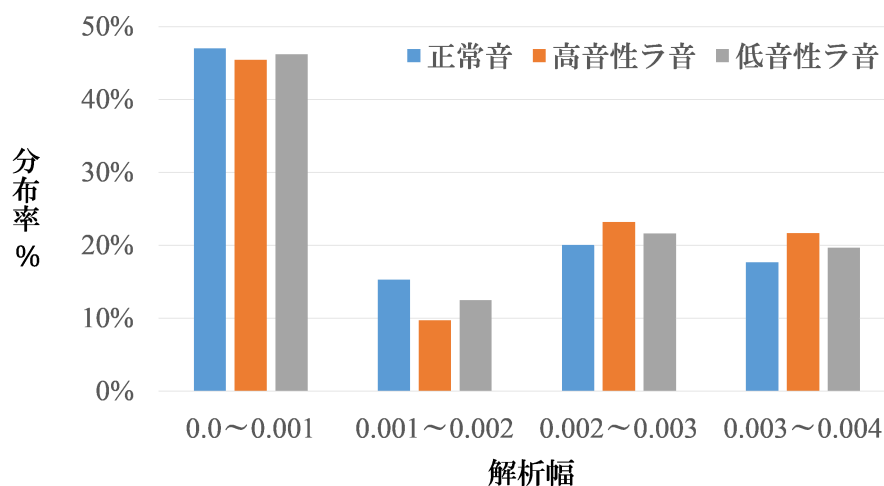


(b) 呼吸異常音 (低音性連続性ラ音)

図 3.2 ウェーブレット係数の分布と数の比較

しかし、細かく分割すると要素数が増加するため、パターン認識における次元数も増加する。よって、呼吸異常音の特徴を少ない分割数で明確に表すための適切なしきい値を検討する必要がある。しきい値を 3 つの条件で検討し、呼吸異常音の特徴として有効な特徴量が得られるしきい値を決定する。

3.1 特徴抽出方法



(a) しきい値が 0.001(1/4) の場合

3.1.2 しきい値の検討

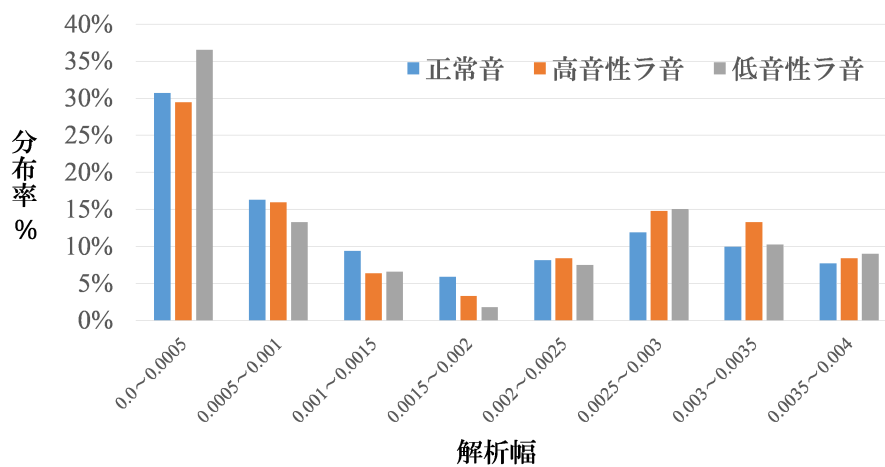
ウェーブレット係数が多く分布している 0 から 0.004 の範囲を分割するしきい値を検討する。下記の 3 つのしきい値を検討する。

- 0.001(1/4 分割)
- 0.0005(1/8 分割)
- 0.00025(1/16 分割)

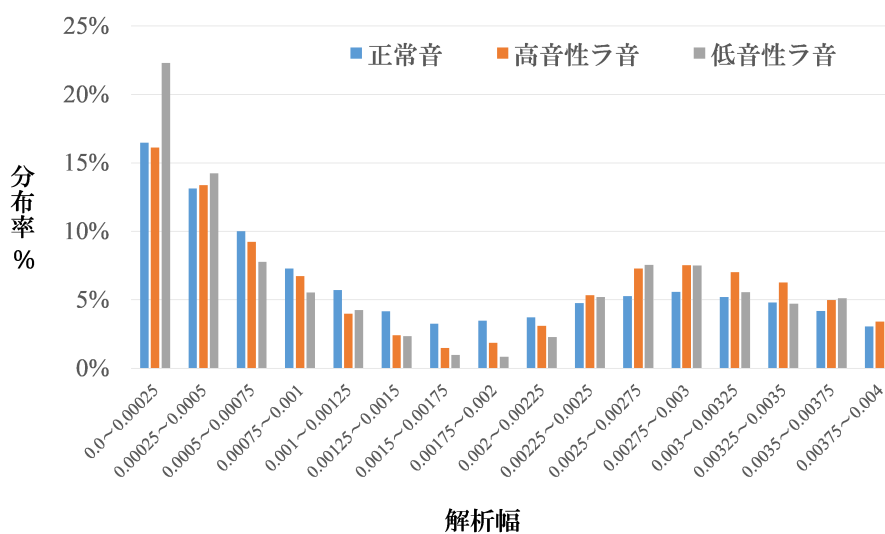
正常音, 呼吸異常音ともに分割し, 各分割範囲における係数の個数を分布率として表し, 比較することで呼吸異常音の特徴抽出に最適なしきい値を決定する。

図 3.3(a) はしきい値 0.001 の場合において係数の分布率を比較している。正常音と呼吸異常音の分布率にあまり違いが見られない。図 3.3(b) はしきい値 0.0005 の場合では, 0.001 から 0.002 の範囲において呼吸異常音の分布率が正常音より低くなった。さらに, 図 3.3(c) のしきい値 0.00025 の場合では, 0.00125 から 0.002 の範囲において呼吸異常音の分布率が正常音より低くなった。

3.1 特徴抽出方法



(b) しきい値が 0.0005(1/8) の場合



(c) しきい値が 0.00025(1/16) の場合

図 3.3 しきい値による分布率の変化と比較

3.2 聴診音に含まれる呼吸異常音発生箇所の検出方法

しきい値 0.001 の場合では、係数の分布率に違いがあまりみられなかった。しきい値が大きく、細かな差を表すことができなかったと考えられる。しきい値 0.0005 と 0.00025 の場合においては、正常音と呼吸異常音で分布率に違いがあることがわかった。分布率の違いがある範囲はほぼ同じといえるが、呼吸異常音の特徴をより細かく抽出するため、しきい値に 0 から 0.004 の範囲を 1/16 分割した 0.00025 を用いる。しきい値 0.00025 の場合、正常音と呼吸異常音では 0.00125 から 0.002 の範囲における係数の分布率に違いがある。よって、呼吸異常音の特徴はこの範囲に存在していると考えられる。なお、しきい値を 0.00025 以上細かくしても分布率に大きな変化はみられないと考えた。

3.2 聴診音に含まれる呼吸異常音発生箇所の検出方法

抽出した特徴量が呼吸異常音の特徴として有効であるか検証するため、特徴量を用いて聴診音から呼吸異常音の発生箇所を検出する。まず、同じ種類の呼吸異常音を複数用意し、それぞれの特徴量を抽出する。それらの特徴量を平均化し、呼吸異常音の特徴量の基準とする。特徴量の基準を用いて、聴診音のウェーブレット係数を 1 サンプルずつ比較する (図 3.4)。比較した結果より、聴診音に含まれる呼吸異常音の発生箇所を検出する。しきい値の検討において、0.00125 から 0.002 の範囲に呼吸異常音の特徴が存在していると考えたため、この範囲に着目して解析を行う。

3.3 検出結果

呼吸異常音が含まれる聴診音と正常な聴診音に対して呼吸異常音の発生箇所の検出を行った。

3.3.1 呼吸異常音が含まれる聴診音

呼吸異常音の発生箇所を検出した結果を図 3.5 に示す。聴診音の時間波形を青、検出結果を赤のグラフで表している。矩形波が表れた部分が、検出した呼吸異常音の発生箇所である。

3.3 検出結果

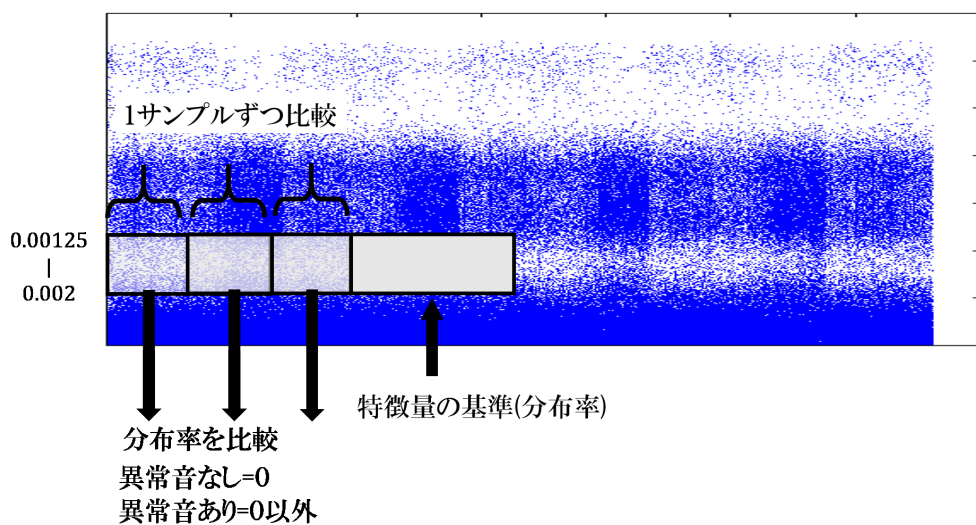


図 3.4 特徴量の基準を用いた聴診音の解析方法

呼吸の周期に合わせ、周期的に呼吸異常音の発生箇所が検出されていることがわかった。さらに、他の呼吸異常音において検出した結果を図 3.6, 図 3.7 に示す。

これら聴診音からも呼吸異常音の発生箇所を検出することができた。さらに、検出された呼吸異常音の発生箇所において、呼吸異常音の特徴を耳で聞いて確認することができた。以上より、抽出した特徴量は呼吸異常音の特徴として有効であると確認できた。

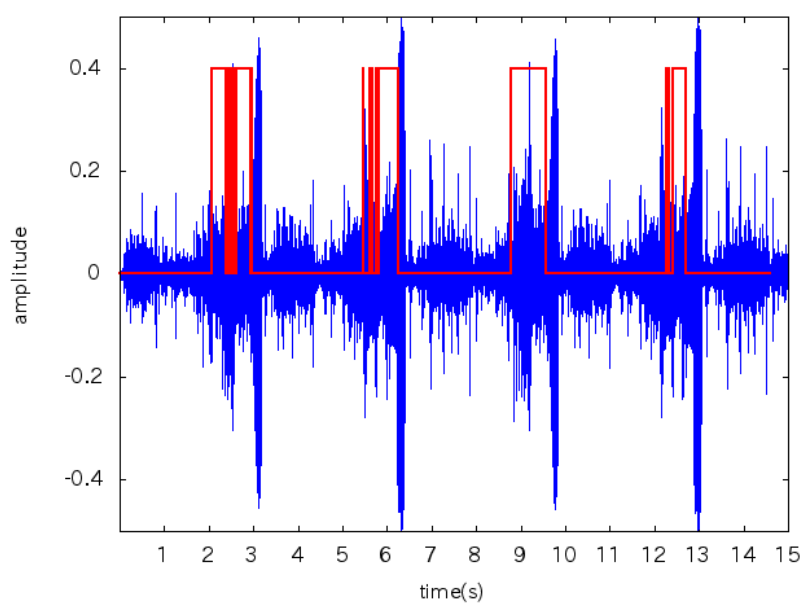
3.3.2 正常な聴診音

正常な聴診音を用いて呼吸異常音発生箇所の検出を行った。図 3.8(a) に肺胞呼吸音における呼吸異常音の検出結果を示す。さらに、図 3.8(b) に気管支肺胞呼吸音、図 3.8(c) に気管呼吸音における検出結果を示す。

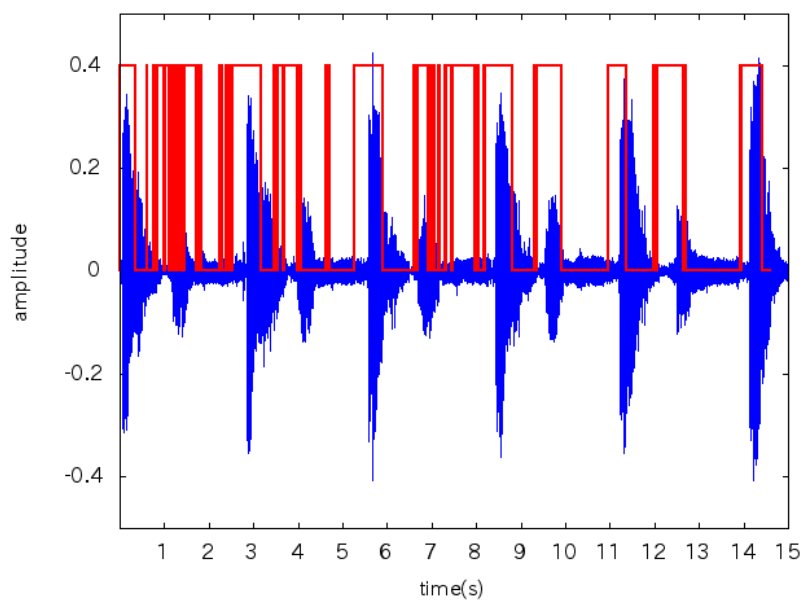
図 3.8(a) の肺胞呼吸音と図 3.8(c) の気管呼吸音では、一部に呼吸異常音の発生箇所検出された。しかし、周期的な検出ではないために呼吸異常音は含まれていないと判断できる。正常音にも呼吸異常音と似た特徴が一部含まれているため検出されたと考えられる。

一方、図 3.8(b) の気管支肺胞呼吸音は正常音にも関わらず、周期的に呼吸異常音の発生箇所が検出されている。気管支肺胞呼吸音は、正しい部位で聴取された場合は正常音と診断さ

3.3 検出結果



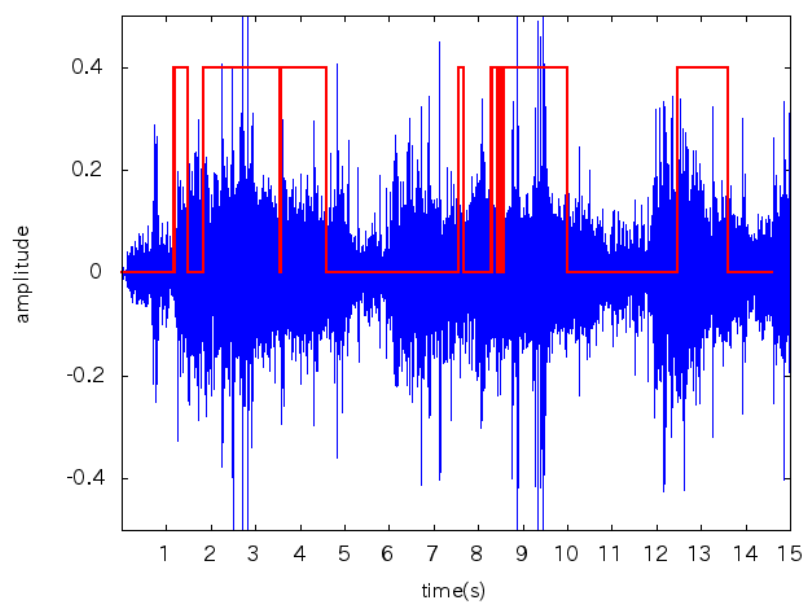
(a) 高音性連続性ラ音



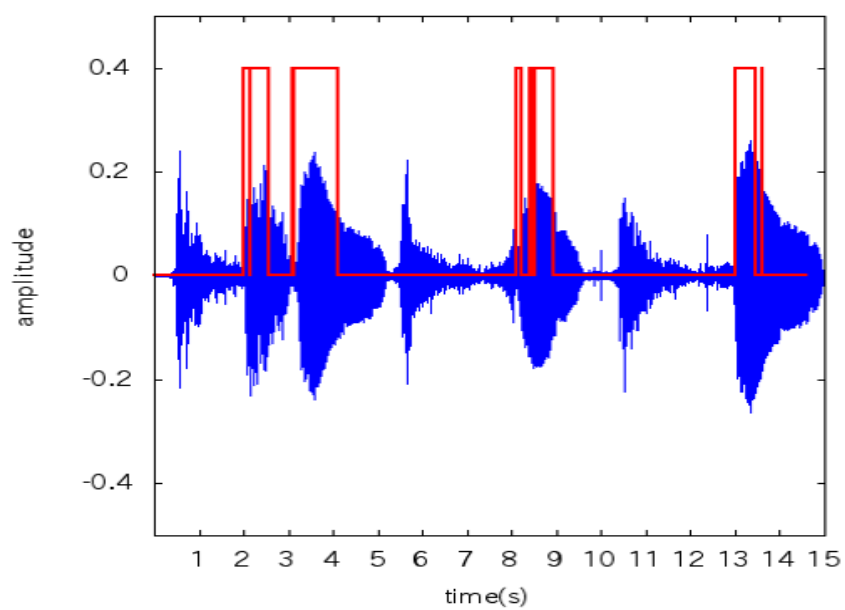
(b) 低音性連続性ラ音

図 3.5 呼吸異常音の発生箇所の検出結果 (1)

3.3 検出結果



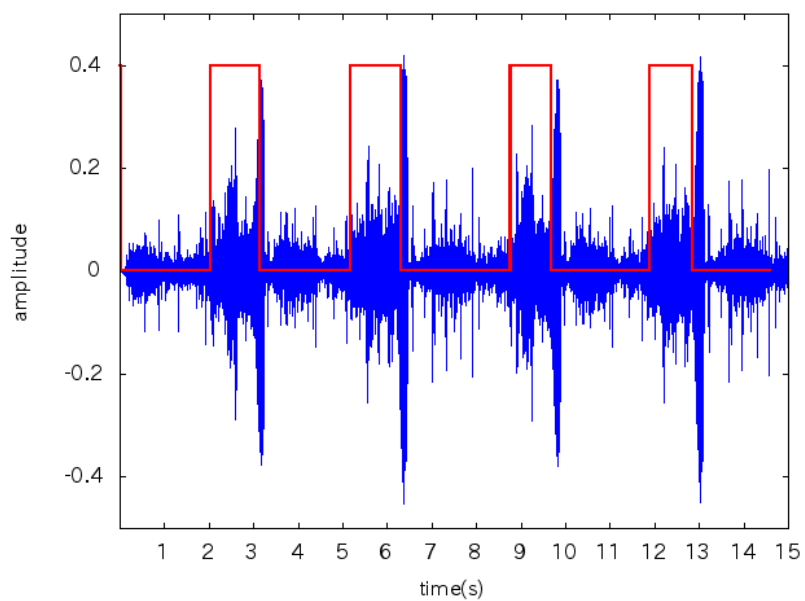
(a) 高音性連続性ラ音



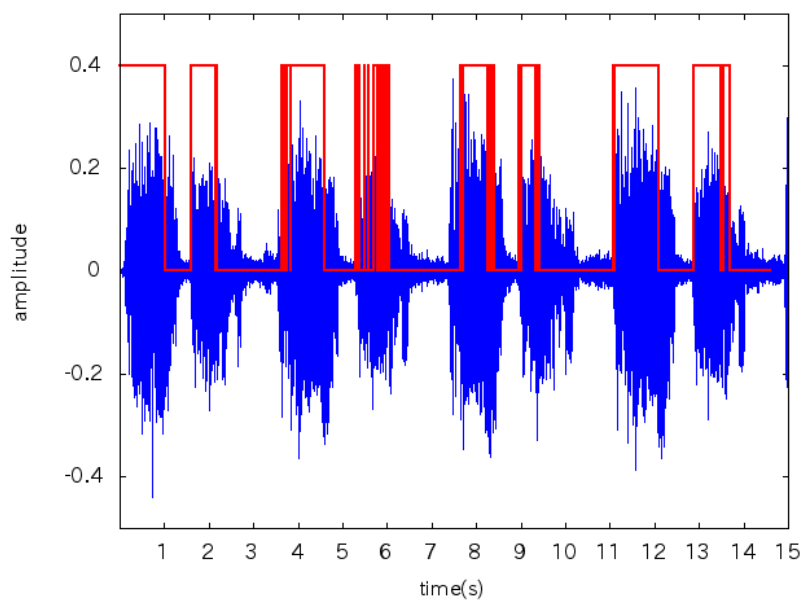
(b) 低音性連続性ラ音

図 3.6 呼吸異常音の発生箇所の検出結果 (2)

3.3 検出結果



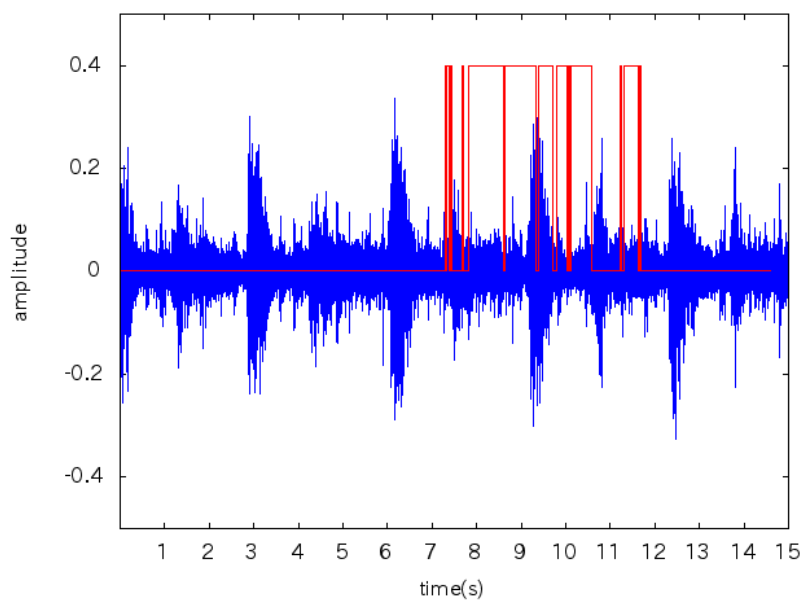
(a) 高音性連続性ラ音



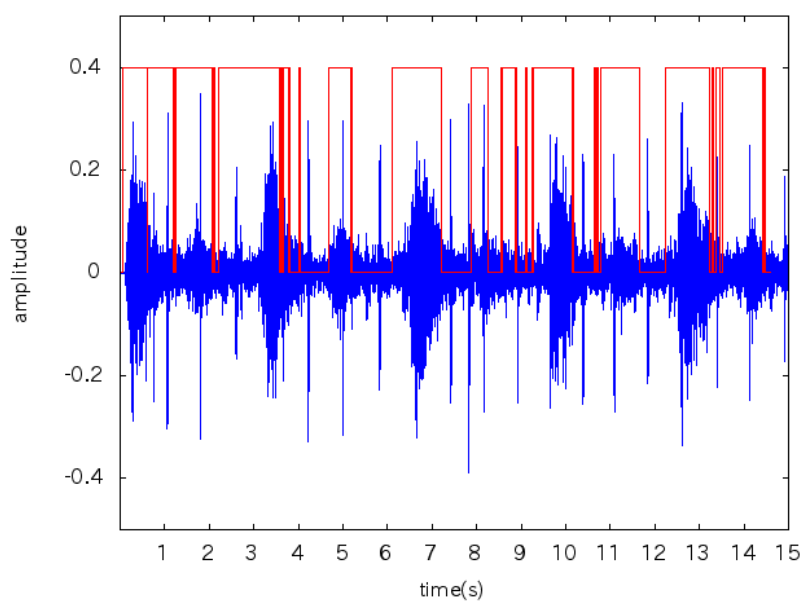
(b) 低音性連続性ラ音

図 3.7 呼吸異常音の発生箇所の検出結果 (3)

3.3 検出結果

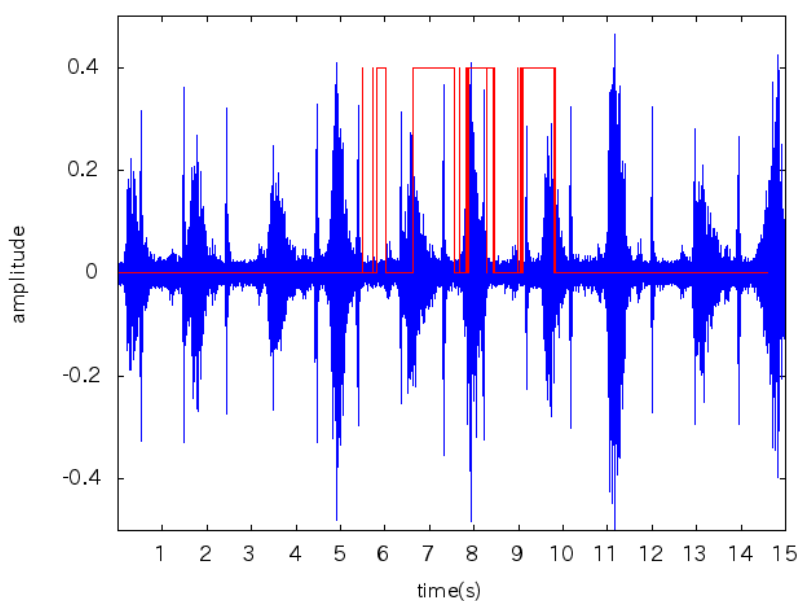


(a) 肺胞呼吸音



(b) 気管支肺胞呼吸音

3.4 患者の聴診音への適用



(c) 気管呼吸音

図 3.8 正常な聴診音における呼吸異常音発生箇所の検出結果

れ、その他の部位で聴取された場合は呼吸異常音と診断されるような定義がやや曖昧な呼吸音である [2]。気管支肺胞呼吸音の特徴部分と呼吸異常音の特徴量が類似しているため、発生箇所が誤って検出されたと考えられる。実際の診断では聴取箇所が重要な情報となるが、本研究では聴診音以外の情報がないため、気管支肺胞呼吸音の正しい検出結果を得ることができない。しかし、前提である呼吸異常音の自動検出システムは、聴診音に呼吸異常音が含まれるか、含まれないを判断するシステムである。そのため、呼吸異常音が正常音と検出されることは問題であるが、正常音が呼吸異常音と検出されることに対しては問題ではない。

3.4 患者の聴診音への適用

提案する特徴抽出方法と、呼吸異常音発生箇所の検出方法を患者の聴診音に適用した。サンプルの呼吸異常音と患者の聴診音のウェーブレット係数の分布率を比較した結果が図 3.9 である。さらに、聴診音より呼吸異常音の発生箇所を検出した結果が図 3.10 である。

3.4 患者の聴診音への適用

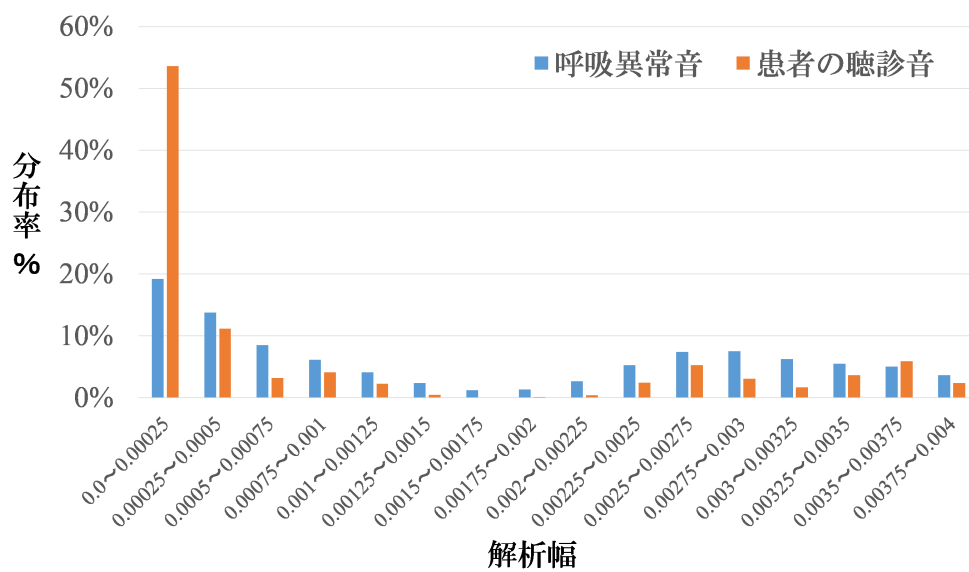


図 3.9 患者の聴診音と呼吸異常音の特徴量の比較

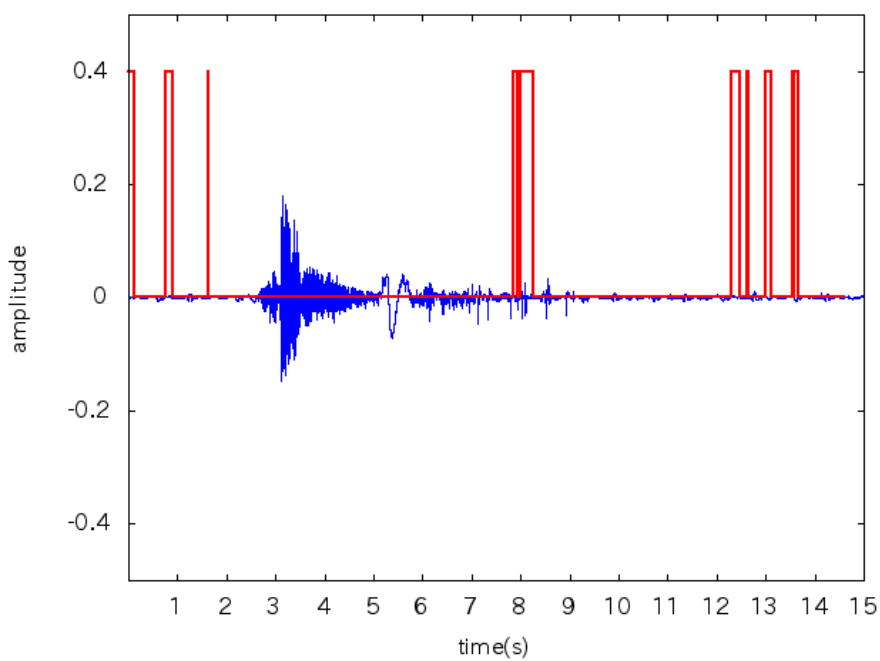


図 3.10 呼吸異常音発生箇所の検出 (患者の聴診音)

3.5 考察

患者の聴診音のウェーブレット係数の分布率は、多くの範囲においてサンプルの呼吸異常音より低いことがわかった。また、50% 以上の係数が 0 付近に存在していることがわかった。しかし、呼吸異常音の特徴が存在すると考えられる 0.00125 から 0.002 の範囲では、サンプルと同じく分類率が特に低いことが確認できる。そのため、患者の聴診音の特徴量は呼吸異常音の特徴を持っていると言える。しかし、呼吸異常音発生箇所の検出では特徴部分において検出することができなかった。

3.5 考察

サンプルの呼吸異常音において、聴診音から呼吸異常音の発生箇所を検出することができた。また、正常な聴診音では一部誤って検出されたが、周期的に検出されていないため呼吸異常音ではないと判断できる。気管支肺胞呼吸音を含む聴診音では、周期的に検出されたが、本研究の目的より正常音が呼吸異常音と判断されることに対しては問題がない。従って、提案する特徴抽出方法により得られた特徴量は、呼吸異常音の特徴として有効であることが確認できた。

一方、患者の聴診音では特徴部分に呼吸異常音の発生箇所を検出できなかった。患者の聴診音のウェーブレット係数の分布率は、呼吸異常音の特徴が存在していると考えられる 0.00125 から 0.002 の範囲において分布率が低くなっていることがわかった。これは、呼吸異常音と同様の結果であるため、特徴量自体は呼吸異常音と類似しているとわかった。しかし、呼吸異常音とは異なり、50% 以上の値が 0 付近に集中している。ウェーブレットの基底と患者の聴診音はほぼ相関がなく、サンプルの呼吸異常音とは異なる点である。検出方法に用いた特徴量の基準はサンプルの呼吸異常音を使用しているため、患者の聴診音には適切な基準でなかったため特徴部分を検出することができなかった。

本研究では患者の聴診音から呼吸異常音の発生箇所を正確に検出できなかったが、抽出した呼吸音の特徴を用いたパターン認識により、患者の聴診音も異常音に分類可能であると確認された [9]。

第 4 章

結論

4.1 本研究のまとめ

本研究では、ウェーブレット変換を用いて呼吸異常音の特徴抽出を行った。さらに、抽出した特徴量を用いて聴診音から呼吸異常音発生箇所を検出を行った。呼吸異常音が含まれる聴診音から呼吸異常音の発生箇所を検出することができた。また、検出された部分において実際に呼吸異常音の特徴を耳で聞いて確認することができた。以上より、抽出した特徴量は呼吸異常音の特徴として有効であると確認できた。また、ウェーブレット係数を均等に分割することにより特徴を抽出できることがわかった。しかし、実際の患者の聴診音からは呼吸異常音の発生箇所を正しく検出することができなかった。検出方法には、サンプルの呼吸異常音より作成した特徴量の基準を用いたが、実際の患者の聴診音には適さないことがわかった。患者の聴診音はサンプルの呼吸異常音に比べ音量が極端に小さい。そのため、情報量が少なくウェーブレット係数より呼吸異常音の特徴が抽出できない。聴診音の音量を増幅させることは可能であるが、呼吸音とともに雑音も増幅させてしまうため適切ではない。よって、本研究では患者の聴診音を増幅せずに使用した。呼吸異常音の特徴が存在すると考えられる 0.00125 から 0.002 の範囲において、サンプルの呼吸異常音と同様に、患者の聴診音のウェーブレット係数も分布率が特に低くなっていることがわかった。患者の聴診音から抽出される特徴量は呼吸異常音の特徴量と類似しているといえる。実際に、本研究で抽出した呼吸音の特徴を用いたパターン認識により、患者の聴診音も呼吸異常音と分類可能であると確認された [9]。

4.2 今後の課題

ウェーブレット変換を用いた呼吸異常音の特徴抽出において、今後の課題が3つある。まず、ウェーブレット係数を分割するしきい値の検討である。本研究では、ウェーブレット変換によって取得されたウェーブレット係数を均等に分割することで特徴量を抽出している。しかし、しきい値によって分割された幅は必ずしも均等であるとは限らない。呼吸異常音のウェーブレット係数が持つ性質をさらに分析し、最適な分割幅のしきい値を検討する必要がある。

次に、患者の呼吸音の音質改善である。自動検出システムにおいて正確に呼吸異常音を検出するためには、音量が小さい聴診音はその場で録音し直す必要がある。信号処理による音の増幅は、呼吸音と共に雑音も増幅させてしまう可能性があり適切ではない。この問題は、録音し直しを促すようなシステムや、録音方法の統一・指導により改善可能であると考えられる。今後は、問題が解決された患者の聴診音において、特徴抽出や呼吸異常音発生箇所の検出が正しく行えるか検証する必要がある。

最後に、呼吸異常音の種類を判別できる特徴量の抽出である。前提である呼吸異常音自動検出システムは、聴診音に呼吸異常音が含まれるか、含まれないかを判別することが目的であり、呼吸異常音の種類は判別の対象ではない。しかし、呼吸異常音の種類を判別できれば診断をサポートするシステムとしてより有効である。本研究では、ウェーブレット変換によって取得されるウェーブレット係数のみを用いて特徴量を抽出したが、同時に取得されるスケーリング係数も用いることで、2次元的な特徴抽出が可能となる。特徴を抽出する情報量が増えるため、呼吸異常音の種類ごとの特徴量が明かになると考えられる。

謝辞

本研究を行うにあたり、ご指導していただいた福本昌弘教授には大変感謝致します。私のあまりの理解力無さから、先生には何度も同じ事を言わせてしまい本当に申し訳ありませんでした。先生に徹夜なんてさせるわけがない、と思っていましたが何度も徹夜に巻き込んでしまいご迷惑をおかけしました。本研究の副査をしていただいた浜村昌則教授、吉田真一准教授にも感謝致します。また、NOC 職員である福富英次氏と福本研究室修士 1 年の横田優佳氏にも感謝致します。

福富氏は些細な質問にもいつも丁寧に答えてくださいました。感謝致します。食べに、飲み連れて行ってくださり本当に楽しかったです。

横田氏にも本当にお世話になりました。梗概もプレゼン資料も論文も何度も見ていただき、横田氏がいなければどれも完成することができませんでした。夜遅くまで一緒に残っていたとき本当に感謝致します。

研究室の同期の金元祐樹氏、佐藤諒氏、鈴木翔太氏、田中麻実氏、永井匠氏、星野浩希氏、宮下真司氏にも感謝致します。最終的に卒業研究をともに乗り越えたのは 5 人でしたが、みんなのおかげで充実した 2 年間となりました。田中氏からのアドバイスはいつもの的確で、暴走しがちの私は立ち止まって周りを見ることができました。本当に感謝しています。また、田中氏と先生が話している内容が面白いのでこっそり聞くことがいつも楽しみでした。佐藤氏とはぶつかることもありましたが、いつも私の言葉になっていないような言葉でも理解してくれました。一緒に卒業研究ができて本当に良かったです。感謝しています。星野くんは卒業研究が完成するのか心配していましたが、何とか乗り越えられてほっとしています。金元くんにはタバコを少し控えた方がいいよとアドバイスです。

後輩の鈴木氏、内田氏は今後の研究室のイベントなど大変だと思いますが 2 人が中心となって頑張ってください。また一緒に遊びましょう。残りの 3 年生はとても心配ですが、とにかく研究室に来ることが第一歩です。頑張ってください。

謝辞

卒業研究の締切りや発表が近いにも関わらず、笑いが絶えることがなかった福本研究室はとても心地よいものでした。福本研究室で過ごした2年間の思い出は、これからの私の糧になると思います。最後に、私の大学生活を支えてくださった家族や友人、関わってくださった全ての方と出会った全ての音楽、愛車の volty と W400 に感謝致します。

参考文献

- [1] 山内豊明, “訪問看護アセスメント・プロトコル,” 中央法規, 2014.
- [2] 川城丈夫, “CD による聴診トレーニング,” 南江堂, 2013.
- [3] 米丸亮, 櫻井利江, “ナースのための聴診トレーニング,” 南江堂, 2014.
- [4] 横田優佳, “聴診音に含まれる異常呼吸音の検出,” 2014.
- [5] 井澤裕司, “短時間フーリエ変換と連続ウェーブレット変換,” 信州大学工学部, 2014.
- [6] 三谷政昭, “やり直しのための通信数学,” CQ 出版社, 2008.
- [7] 高山和敏, 東, 中川紀美雄, “ウェーブレット変換に及ぼすマザーウェーブレット関数の特徴,” 岡山理科大学, 1996.
- [8] 平井有三, “はじめてのパターン認識,” 森北出版株式会社, 2013.
- [9] 佐藤諒, “呼吸音の特徴を用いた異常呼吸音の判別,” 2015.

付録 A

ウェーブレット変換

ウェーブレット変換は、信号の時間と周波数の関係を同時に解析する。解析の基準として基準としてマザーウェーブレット $\psi(t)$ という小さなさざ波が用意されている。マザーウェーブレットは基本ウェーブレットとも呼ばれる。このマザーウェーブレットおよび、それを拡大縮小し、平行移動した波、

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{A.1})$$

をいくつか用意して、これらとパターンとの関係を調べる。ここで、 a は拡大縮小パラメータであり、 b は平行移動パラメータである。このマザーウェーブレットを拡大縮小し、平行移動した波のことを単にウェーブレットと呼ぶ。ウェーブレット変換は、信号 $h(t)$ とウェーブレットの内積によって計算されるのが一般的である。よって、

$$W_\psi(t)(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (\text{A.2})$$

と表すことができる。こうして、信号 $h(t)$ とウェーブレットの似ている度合いが数値化される。ウェーブレット変換には連続ウェーブレット変換と離散ウェーブレットへ変換が存在している。この2種類のウェーブレット変換について説明する。

マザーウェーブレット $\psi(x)$ による信号 $h(t)$ の連続ウェーブレットは以下のように表現される。

$$(W_\psi h)(b,a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} \overline{\psi\left(\frac{x-b}{a}\right)} h(x) dx \quad (\text{A.3})$$

与えられる。 $\psi((x-b)/a)$ が信号 $h(x)$ の部分に似ているときは、積分値の値は大きくなる。逆に、似ていないときは正と負の両方の領域に値が存在し、積分の値はほぼ0となる。

ウェーブレット $\psi((x-b)/a)$ はマザーウェーブレット $\psi(x)$ を a 拡大縮小し, b 平行移動したものである. マザーウェーブレット ψ スケールパラメータ a , トランスレーションパラメータ b を適切に選ぶことにより, 信号 $h(x)$ の局所的様子を調べることができる. 逆に, ウェーブレット変換から元の信号 $h(x)$ を復元する事もできる. つまり, 逆ウェーブレット変換が存在し, それは次の用に定義される.

$$h(x) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (W_\psi h)(b, a) \sqrt{\frac{1}{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \frac{1}{a^2} da db \quad (\text{A.4})$$

ここで, 右辺が定義できるためには, 次のアドミッシブル条件を満たさなければならない.

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\widehat{\psi(\omega)}^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (\text{A.5})$$

なお, $\widehat{\psi}$ は ψ のフーリエ変換である. しかし, 実際においては以下の条件式が代用されることがある.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = 0 \quad (\text{A.6})$$

この式は $\psi(x)$ が振動的であることを意味する. 連続ウェーブレット変換では, 信号を連続的に細かく分析するため, 次に説明する離散ウェーブレット変換に比べて計算自体が長くなる.

フーリエ級数に対応する離散ウェーブレットを考える. この基底関数は, 連続ウェーブレットのパラメータ a と b を 2 進ます目上に設定したものである. すなわち,

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{2^{\frac{m}{2}}} \psi(2^{-m}t - n) \quad (\text{A.7})$$

とすればよい. ここで m, n は a, b に対応する正数である. b に対応するのは $2^m \cdot n$ であり, 移動量は基底関数の拡がりに依存する. つまり, 長い基底関数の移動は大きく, 短い基底関ではそれが小さい. また, この $\psi_{m,n}(t)$ の形式で 2 乗可積分関数空間 l_2 の直行基底を構成できるので直行基底のウェーブレットが実現できる. マザーウェーブレット $\psi(x)$ による, 関数 $h(x)$ の離散ウェーブレット変換は,

$$d_k^{(j)} = 2^j \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \overline{\psi(2^j x - k)} \cdot h(x) dx \quad (\text{A.8})$$

で与えられ, その逆変換は

$$h(x) = \sum_j \sum_k d_k^{(j)} \psi(2^j x - k) \quad (\text{A.9})$$

で与えられる. 離散ウェーブレットでは, ψ は基底関数となるものでなければならない.