

スパースコーディングを用いた  
冠動脈プラークの組織性状判別に関する研究

A Study on Tissue Characterization of  
Coronary Plaque by Using Sparse Coding

平成28年3月

古川翔大

山口大学大学院理工学研究科

## 論文要旨

近年，食生活の変化などの原因により，急性心筋梗塞や不安定狭心症などの急性冠症候群が増加している．急性冠症候群は，冠動脈内に形成されるプラークの破綻によって生じる血栓が原因となって引き起こされる．プラークは，破綻しにくい安定プラークと破綻しやすい不安定プラークの2つに大別される．急性冠症候群を未然に防ぐためには，プラークの組織性状を高精度に同定し，その結果を診断に反映させることが重要となる．

この急性冠症候群の代表的な検査方法に，血管内超音波 (Intravascular Ultrasound: IVUS) 法がある．医師は，通常，このIVUS法から得られるBモード画像を用いて血管内の検査やプラーク体積の評価などを行う．しかし，Bモード画像は，プローブからの距離に応じた超音波の減衰や赤血球などによる超音波の散乱が原因で不明瞭な画像となる．したがって，医師がBモード画像のみからプラークの組織性状を正確に判別することは非常に困難である．この問題を解決するために，プラークからの直接の反射超音波信号であるRF信号からプラークの組織性状の判別を行う手法がこれまでに提案されている．

本論文では，より高精度な組織性状の判別を実現するために，スパースコーディングを用いたRF信号の特徴量抽出法およびその特徴量を用いたプラークの組織性状判別法について述べる．

第1章は序論である．

第2章では，急性冠症候群とその検査方法の1つである血管内超音波法と組織性状判別の従来手法について述べる．

第3章では，スパースコーディングを用いたRF信号の特徴量抽出法について述べる．スパースコーディングは，基底関数とその係数の積和表現によって対象とする信号を表現する手法の一つである．スパースコーディングの特徴は，基底関数の集合に対応する係数行列がスパース行列となる点である．この特徴から，スパースコーディングにより得られる基底関数の係数パターンを特徴量とすれば，数少ない情報で正確にRF信号の特徴が記述できることになる．具体的には，複数の組織から得られたRF信号を学習データとして，スパースコーディングによりまず基底関数を作成する．続いて，識別対象となるRF信号をこの基底関数を用いて表現し，その際に出来た係数パターンをRF信号の特徴量とする．この特徴量を用いた組織性状判別については次章で議論する．

第4章では，冠動脈プラークの組織をスパースコーディングから得られたRF信号の特徴量を $k$ -近隣法を用いて線維性組織と脂質性組織に分類する手法について述べる． $k$ -近隣法は最近傍決定則に基づき，特徴空間上で入力データとの距離の近い訓練データの属するクラスを識別結果として出力する．この $k$ -近隣法は単純なアルゴリズムであるものの，これまで多くのパターン識別に適用され，その有効性が示されている．本章では，スパースコーディングから得られた特徴量を $k$ -近隣法により識別し，その特徴量の有効性を示した．

第5章では、スパースコーディングから得られた特徴量を基に部分空間を構成し、冠動脈プラークの組織性状を判別する手法について述べる。 $k$ -近隣法は高精度な識別結果が得られるものの、計算量が多く処理に時間がかかる。そのため、効率的なプロトタイプの決定アルゴリズムや並列計算を用いた手法などが提案されているが、根本的な計算量の改善には至っていない。本章では、スパースコーディングから得られる特徴量の性質に鑑み、部分空間法を用いることによる高速かつ高精度な組織性状判別法を提案する。実際のウサギとヒトから得られたRF信号に本提案手法を適用し、その有効性を示した。

第6章は結論であり、本研究を総括する。

## Abstract

In recent years, Acute Coronary Syndromes (ACS) such as acute myocardial infarction or unstable angina are increasing. The main cause of ACS is the thrombus which is attributable to the rupture of plaque formed in the coronary artery. Plaque is classified into stable plaque or unstable plaque depending on its tissue composition, which relates to the ease of rupture. Therefore, the tissue characterization of coronary plaque is very important for an accurate diagnosis of ACS. For the present, the major method to get the information about the condition of the coronary artery is the IntraVascular UltraSound (IVUS) method. In general, a medical doctor diagnoses the plaque observing the B-mode image of the cross-section of the artery obtained by the IVUS method. It is difficult however to diagnose correctly the property of the plaque just by observing the B-mode image, because it is very noisy and grainy. For these reasons, many methods have been proposed so far for the tissue characterization of coronary plaque, but their accuracy is not enough for a practical use.

In order to perform the accurate tissue characterization and also with high-speed, this thesis focuses on the excellent feature extraction ability of sparse coding. The feature extraction method by using sparse coding from the backscattered RadioFrequency (RF) signals, obtained by IVUS method, is first explained, and the methods to characterize the tissue of coronary plaque using those feature vectors are then described.

Chapter 1 is devoted to an introduction of this thesis.

In Chapter 2, the conventional methods of the tissue characterization, together with ACS and IVUS method, are described.

In Chapter 3, a new method to extract the feature vectors from the RF signals is proposed. In the proposed method, the sparse coding is employed as a feature extractor to split the feature vectors of each tissue. In the feature extraction from the RF signals, the basis functions for the sparse coding are first constructed by the RF signals reflected from various tissues. The target local RF signals, reflected from unknown tissues, are represented by those basis functions, and the expansion coefficients of unknown tissues are then obtained as feature vectors. The tissue characterization using those feature vectors is discussed in detail in the next chapters.

In Chapter 4, the method to characterize those feature vectors by using  $k$ -Nearest Neighbor ( $k$ -NN) is proposed. The  $k$ -NN classification is a popular method, and its statistical characteristics have been well analyzed so far. The  $k$ -NN is employed as a classifier for this problem. In the experiments, the proposed method and the frequency analysis based conventional method are applied to the tissue characterization problem of the real RF signals taken from patients. Experimental results



show that the feature vectors obtained by the sparse coding are more effective for the tissue characterization of coronary plaque than those obtained by the frequency analysis based method.

In Chapter 5, the method to characterize those feature vectors by using a subspace method is described. The  $k$ -NN takes much time to calculate the distance between the unknown vector and the learning vectors. In this chapter, in order to perform a high-speed tissue characterization, the subspace method is employed as a classifier by considering the distribution of those feature vectors. In the experiments, the proposed method and the frequency analysis based conventional method are applied to the tissue characterization problem in the same way as described in Chapter 4. The effectiveness of the proposed method has been verified by comparing the classification results by the proposed method to those by the frequency analysis based method.

Chapter 6 is devoted to conclusions.

# 目次

<b>第1章</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
<b>第2章</b>	<b>急性冠症候群の検査方法と RF 信号を用いた組織性状判別手法</b>	<b>4</b>
2.1	緒言	4
2.2	急性冠症候群	4
2.2.1	冠動脈血管の構造	4
2.2.2	プラークの種類	5
2.3	血管内超音波 (Intravascular Ultrasound: IVUS) 法	5
2.3.1	超音波とは	5
2.3.2	IVUS 法の原理	6
2.3.3	カテーテル	7
2.3.4	表示方法	7
2.3.5	画像表示処理	9
2.3.6	血管内超音波法による組織性状判別	12
2.4	従来の組織性状判別手法	12
2.4.1	Integrated Backscatter Analysis (IB 法)	12
2.4.2	RF 信号の周波数解析による組織性状判別	13
2.5	結言	14
<b>第3章</b>	<b>スパースコーディングを用いた RF 信号の特徴量抽出法</b>	<b>15</b>
3.1	緒言	15
3.2	スパースコーディング	15
3.2.1	スパースコーディングのコスト関数	15
3.2.2	スパースコーディングの学習	17
3.3	スパースコーディングを用いた RF 信号の特徴量抽出	17
3.4	スパースコーディングより得られる特徴量	18
3.5	結言	19
<b>第4章</b>	<b>スパースコーディングから得られる特徴量を用いた RF 信号の <math>k</math>-近隣法による識別</b>	<b>20</b>
4.1	緒言	20
4.2	実験の概要	20
4.3	$k$ -近隣法	20
4.3.1	最近隣法	21

4.3.2	$k$ -近隣法のアルゴリズム	23
4.4	実験	23
4.4.1	ウサギの血管断面2の判別	25
4.4.2	ウサギの血管断面4の判別	27
4.4.3	ヒトの血管断面2の判別	29
4.4.4	ヒトの血管断面3の判別	31
4.4.5	ヒトの血管断面4の判別	33
4.4.6	判別結果に対する考察	35
4.5	結言	35
<b>第5章</b>	<b>スパースコーディングから得られる特徴量を用いたRF信号の部分空間法による識別</b>	<b>36</b>
5.1	緒言	36
5.2	特徴量の分布	36
5.2.1	判別分析	36
5.2.2	スパースコーディングから得られる特徴量の分布	37
5.3	部分空間法	38
5.3.1	主成分分析	38
5.3.2	単純類似度	39
5.4	実験	40
5.4.1	ウサギの血管断面2の判別	41
5.4.2	ウサギの血管断面4の判別	43
5.4.3	ヒトの血管断面2の判別	45
5.4.4	ヒトの血管断面3の判別	47
5.4.5	ヒトの血管断面4の判別	49
5.4.6	判別結果に対する考察	51
5.5	結言	51
<b>第6章</b>	<b>結論</b>	<b>52</b>
	謝辞	53
	参考文献	54

## 目 次

1.1	本論文の構成	2
2.1	冠動脈の構造	5
2.2	動脈内のプラーク	5
2.3	安定プラーク	6
2.4	不安定プラーク	6
2.5	線維性被膜の破裂	6
2.6	血栓形成	6
2.7	血管内超音波法の原理	7
2.8	カテーテル	8
2.9	ラジアル走査方式	8
2.10	Aモード表示とBモード表示	8
2.11	RF信号	10
2.12	画像表示処理1	10
2.13	画像表示処理2	10
2.14	画像表示処理3	11
2.15	画像表示処理4	11
2.16	Bモード画像	11
2.17	異なる組織から得られたパワースペクトル. (a) 線維性組織, (b) 脂質性組織	14
2.18	各組織から得られたパワースペクトルの分布	14
3.1	$L(x) = \log(1 + x^2)$	16
3.2	組織毎における係数パターンの絶対値の平均. (a) 線維性組織, (b) 脂質性組織	18
3.3	1つの学習データに対する係数パターンの絶対値. (a) 線維性組織, (b) 脂質性組織	19
4.1	ウサギのデータの関心領域. (a) ウサギの血管断面1, (b) ウサギの血管断面2, (c) ウサギの血管断面3, (d) ウサギの血管断面4	21
4.2	ヒトのデータの関心領域. (a) ヒトの血管断面1, (b) ヒトの血管断面2, (c) ヒトの血管断面3, (d) ヒトの血管断面4	22
4.3	最近隣法から得られる識別境界.	23
4.4	$k$ -近隣法から得られる識別境界.	23

4.5	ウサギの血管断面 2 に対する識別結果. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	25
4.6	ウサギの血管断面 2 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	26
4.7	ウサギの血管断面 4 に対する識別結果. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	27
4.8	ウサギの血管断面 4 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	28
4.9	ヒトの血管断面 2 に対する識別結果. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	29
4.10	ヒトの血管断面 2 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	30
4.11	ヒトの血管断面 3 に対する識別結果. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	31
4.12	ヒトの血管断面 3 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	32
4.13	ヒトの血管断面 4 に対する識別結果. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	33
4.14	ヒトの血管断面 4 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	34
5.1	スパースコーディングから得られ特徴量の分布 . . . . .	37
5.2	2次元空間上で2つのクラスが独立に分布している例 . . . . .	38
5.3	判別分析が有効でない場合の射影方向 . . . . .	38
5.4	特徴空間上に二つのクラスが分布している例 . . . . .	40
5.5	図 5.4 の識別境界 . . . . .	40
5.6	特徴空間上に二つのクラスが互いに独立に分布している例 . . . . .	40
5.7	図 5.6 の識別境界 . . . . .	40

5.8	ウサギの血管断面 2 に対する識別結果. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	41
5.9	ウサギの血管断面 2 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	42
5.10	ウサギの血管断面 4 に対する識別結果. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	43
5.11	ウサギの血管断面 4 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	44
5.12	ヒトの血管断面 2 に対する識別結果. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	45
5.13	ヒトの血管断面 2 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	46
5.14	ヒトの血管断面 3 に対する識別結果. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	47
5.15	ヒトの血管断面 3 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	48
5.16	ヒトの血管断面 4 に対する識別結果. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	49
5.17	ヒトの血管断面 4 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	50

## 表 目 次

2.1	IB 値一覧 [17] . . . . .	13
4.1	ウサギの血管断面 2 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	26
4.2	ウサギの血管断面 4 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	28
4.3	ヒトの血管断面 2 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	30
4.4	ヒトの血管断面 3 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	32
4.5	ヒトの血管断面 4 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	34
4.6	各血管断面に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	35
5.1	ウサギの血管断面 2 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	42
5.2	ウサギの血管断面 4 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	44
5.3	ヒトの血管断面 2 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	46
5.4	ヒトの血管断面 3 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	48

5.5	ヒトの血管断面 4 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	50
5.6	各血管断面に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法 . . . . .	51



## 第1章 序論

近年，食生活の変化などの原因により，急性心筋梗塞や不安定狭心症などの急性冠症候群が日本人に増加している [1, 2]. 急性冠症候群は，冠動脈内に形成されるプラークの破綻によって生じる血栓が原因となって引き起こされる [3, 4]. プラークは，破綻しにくい安定プラークと破綻しやすい不安定プラークの2つに大別される．プラークの中心には，コレステロールを主体とした脂質コアが存在しており，その周囲は線維性の被膜で覆われている [5-7]. 安定プラークは，脂質コアが比較的小さく，厚い線維性の被膜に覆われた構造となっている．したがって，安定プラークが破綻することは極めて稀である．一方，不安定プラークでは，脂質コアが安定プラークと比較して大きく，線維性の被膜が薄い構造となっている．不安定プラークでは，線維性の被膜が薄いので，破裂や亀裂によるプラーク破綻の可能性が極めて高く，早急な処置を必要とする．急性冠症候群を未然に防ぐためには，プラークの組織性状を高精度に同定し，その結果を診断に反映することが重要となる [8-10].

この急性冠症候群の代表的な検査方法に，血管内超音波 (Intravascular Ultrasound: IVUS) 法がある [11, 12]. これは，カテーテルと呼ばれる細長い管を血管内に直接挿入し，血管内部の状態を体内から調べる方法である．カテーテルの先端には超音波探触子 (プローブ) が装着されており，血管内に超音波を送信し，その反射波を受信することで血管内部の情報を得ることができる．血管内から反射する超音波を Radiofrequency (RF) 信号と呼ぶ．IVUS 法では，受信された RF 信号の振幅値を輝度値に変換することで，血管断面を B モード画像と呼ばれる画像により可視化する．

医師は，通常，この B モード画像を用いて血管内の検査やプラーク体積の評価などを行う [13]. しかし，B モード画像は，プローブからの距離に応じた超音波の減衰や赤血球などによる超音波の散乱が原因で，不明瞭な画像となる．したがって，医師が B モード画像からプラーク組織性状を正確に判別することは非常に困難である [14]. この問題を解決するために，RF 信号からプラーク組織性状判別を行う手法がこれまでに提案されている [15-22].

RF 信号を用いた代表的な組織性状判別手法として，Integrated Backscatter (IB) 法と周波数解析に基づいた手法がある [15-19]. IB 法では，RF 信号のエネルギー値 (IB 値) の局所積分を求め，その値に基づいてプラーク組織性状判別を行う．しかし，IB 法には以下のような問題点がある．(1) プローブから組織までの距離が遠い場合，超音波の減衰が生じ，IB 値が低くなる．(2) 組織に対する超音波の入射角度の違いにより，同じ組織性状に対して得られる IB 値が異なる．したがって，IB

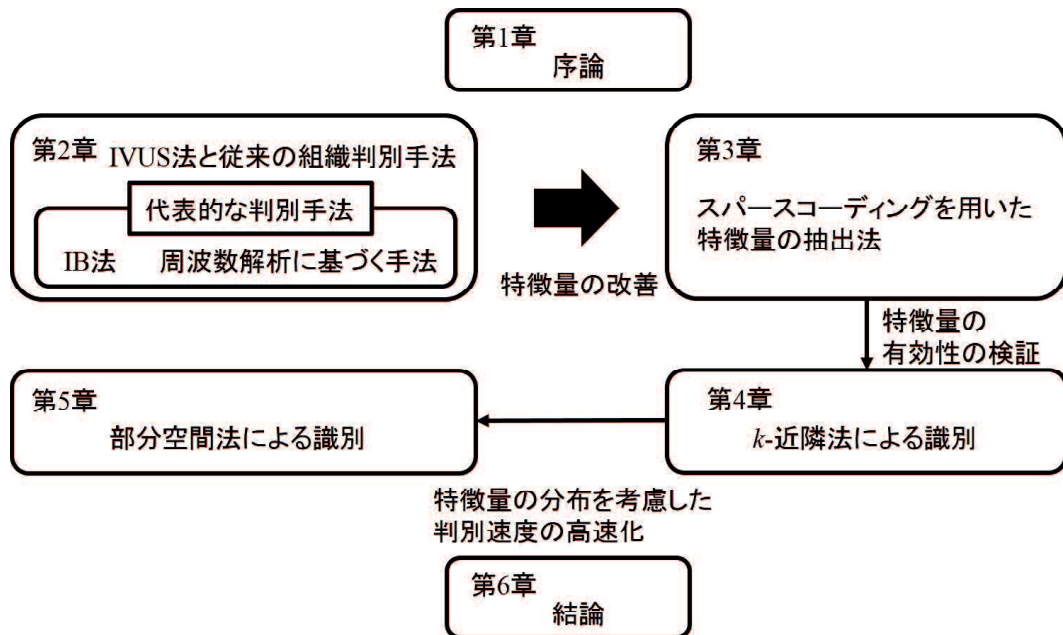


図 1.1: 本論文の構成

法では精度の高いプラーク組織性状判別を行うことが難しい。

周波数解析に基づいた手法では、一定の窓幅で切り出された RF 信号に対して短時間離散フーリエ変換を行い、得られるパワースペクトルを特徴量として、プラーク組織性状判別を行う。しかし、異なる組織から得られたパワースペクトルの形状が類似する 경우가多く、高精度なプラーク組織性状判別には到っていない。

本研究では、より高精度な組織性状判別を実現するために、スパースコーディング [23–26] を用いた RF 信号の特徴量抽出法およびその特徴量を用いたプラークの組織性状判別法について述べる。

本論文は、図 1.1 に示すように六つの章から構成される。

第 1 章は序論である。

第 2 章では、急性冠症候群とその検査方法の 1 つである血管内超音波法および組織性状判別の従来手法について述べる。

第 3 章では、スパースコーディングを用いた RF 信号の特徴量抽出法について述べる [27]。スパースコーディングは、基底関数とその係数の積和表現によって、対象とする信号を表現する手法の一つである。スパースコーディングの特徴として、基底関数集合に対応する係数行列がスパース行列となる点が挙げられる。上述の特徴から、スパースコーディングにより得られる基底関数の係数パターンを RF 信号の特徴量として抽出する。具体的には、複数の組織から得られた RF 信号を学習データとして、スパースコーディングにより基底関数を取得する。識別対象となる RF 信号を、この基底関数を用いて表した際の係数パターンを特徴量として抽出する。

第4章では、スパースコーディングから得られた特徴量を  $k$ -近隣法によって識別した結果を示す。 $k$ -近隣法は最近傍決定則に基づき、特徴空間上で入力データとの距離の近い訓練データの属するクラスを識別結果として出力する [28]。この  $k$ -近隣法は単純なアルゴリズムであるものの、これまで多くのパターン識別に適用され、その有効性が示されている [29–31]。本論文では、スパースコーディングから得られる特徴量を  $k$ -近隣法により識別することで、その特徴量の有効性を示す。

第5章では、スパースコーディングから得られた特徴量を部分空間法によって識別した結果を示す [32]。 $k$ -近隣法は高精度な識別結果が得られるものの、計算量が大きく処理に時間がかかるという問題がある。そのため、効率的なプロトタイプの決定アルゴリズムや並列計算を用いた手法などが提案されているが、根本的な計算量の改善には至っていない [33]。本論文では、スパースコーディングから得られる特徴量の性質を鑑み、部分空間法 [34–36] を用いることにより、高速かつ高精度な組織性状判別法を提案する。実際のウサギとヒトから得られた RF 信号に対して提案手法を適用し、その有効性を示す。

第6章は結論であり、本研究を総括する。

## 第2章 急性冠症候群の検査方法とRF信号を用いた組織性状判別手法

### 2.1 緒言

本章では、近年増加している急性冠症候群とその検査方法について述べる。また、急性冠症候群の予防に重要となる血管内プラークの組織性状判別手法についても説明する。

2.2では、急性冠症候群を理解するために、冠動脈の構造とプラークの種類について述べる。2.3では、急性冠症候群の代表的な検査方法である血管内超音波 (Intravascular Ultrasound:IVUS) 法の具体的な検査方法について述べる。2.4では、RF信号から血管内プラークの組織性状判別を行う従来手法としてIB法と周波数解析に基づく手法について述べる。

### 2.2 急性冠症候群

急性冠症候群は急性心筋梗塞、不安定狭心症などの心臓突然死の総称である。その急性冠症候群の主な原因は、冠動脈内のプラークが破綻、およびプラーク表面のびらんとそれに伴い生じる血栓である [3]。この血栓により冠動脈が閉塞すると急性心筋梗塞を、狭窄した場合には不安定狭心症を引き起こす。

#### 2.2.1 冠動脈血管の構造

冠動脈とは、心筋 (心臓の筋肉) に血液を供給する重要な血管である。

冠動脈は直径3~4mmの大きさで、図2.1のように内膜、中膜、外膜から成り立る。これらを総称して血管壁と呼ぶ。内膜と中膜は内弾性板により、中膜と外膜は外弾性板により隔てられている。弾性板は弾性線維より構成されており、動脈の弾性力や強靭さを維持している [5]。

狭心症や心筋梗塞などの冠症候群を引き起こす原因となる動脈硬化の一つに動脈粥状硬化がある。これは、大動脈や脳動脈、冠動脈などの動脈において、図2.2に示すように、動脈の内側にコレステロールなどの脂肪からなる粥状物質が蓄積することによりプラークが形成され、それが次第に堆積することで動脈の内腔を狭めることにより引き起こされる。



図 2.1: 冠動脈の構造



図 2.2: 動脈内のプラーク

### 2.2.2 プラークの種類

プラークは、破綻しにくい安定プラークと破綻しやすい不安定プラークの2つに大別される。プラークの中心には、コレステロールを主体とした脂質コアが存在しており、その周囲は線維性の被膜で覆われている。安定プラークは、脂質コアが比較的小さく、厚い線維性の被膜に覆われた構造となっている。したがって、安定プラークが破綻することは極めて稀であり、急性冠症候群を引き起こしにくい。(図 2.3)。

一方、図 2.4 に示すような不安定プラークでは、脂質コアが安定プラークと比較して大きく、線維性の被膜が薄い構造となっている。こうした不安定プラークでは、図 2.5 に示すように線維性被膜の破裂や亀裂により、プラークが破綻し血栓が生じる可能性が高い(図 2.6)。そのため急性冠症候群の検査には内腔の狭窄度だけでなく、血管壁のプラークの組織性状の診断も重要となる。

## 2.3 血管内超音波 (Intravascular Ultrasound: IVUS) 法

生体内を伝搬する超音波は、生体内を直進する性質を持つ。血管内超音波法はこの性質を利用する。具体的には血管内にカテーテルを直接挿入し、その先端に装着された超音波探触子(プローブ)から超音波を血管壁に照射する。その反射音波(Radiofrequency: RF)信号を解析することで、血管内部の状態を検査する [14]。

### 2.3.1 超音波とは

一般的に、超音波とは人間が聞くことのできる周波数範囲を超えた 20kHz 以上の高周波音のことを指す。工学的にはこの意味と別に、超音波とは人間の耳で聞くことを目的としない音波のことであると定義されている。

電磁波も音波と同じように生体の情報を得る手法として用いられるが、音波とは以下のような相違点が挙げられる。



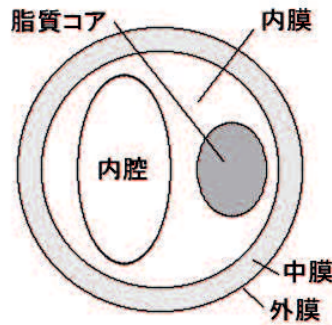


図 2.3: 安定プラーク

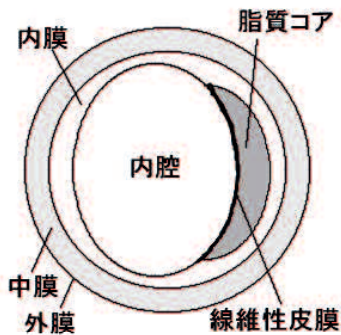


図 2.4: 不安定プラーク

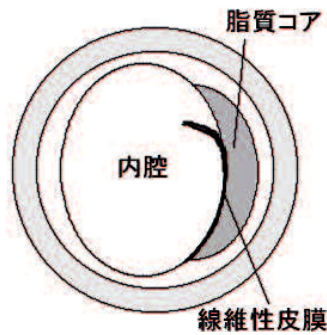


図 2.5: 線維性被膜の破裂



図 2.6: 血栓形成

1. 音波の伝搬には媒質が必要であるが，電磁波は媒質がなくても伝搬する。
2. 伝搬速度が大幅に異なる (音波は伝搬する媒質に依存するが，電磁波は音波と比べて約  $10^5$  のオーダーほど速い)。

この性質の違いにより，超音波による画像計測法では，X線コンピュータ断層撮影や磁気共鳴イメージングなどの画像計測法とは異なった特徴が生じる。

### 2.3.2 IVUS 法の原理

IVUS法は，超音波をパルス送波し，物体までの距離を計測する方法である (図 2.7) [11]. パルス幅が  $T_0$  のパルスを送波して，伝搬経路上にある反射体 A や B からの RF 信号を受信するとき，以下の関係式が成り立つ。

$$2X = Ct. \tag{2.1}$$

ここで， $X$  は伝搬距離， $t$  は往復時間， $C$  は伝搬速度である。また，対象とする計測場における伝搬速度  $C$  が一定であると仮定すると，伝搬距離  $X$  と時間  $t$  が伝搬速度  $C$  を介して「距離と時間が互換」という関係式が成り立つ。したがって，時間  $t$  を計測することにより，距離  $X$  が得られる。

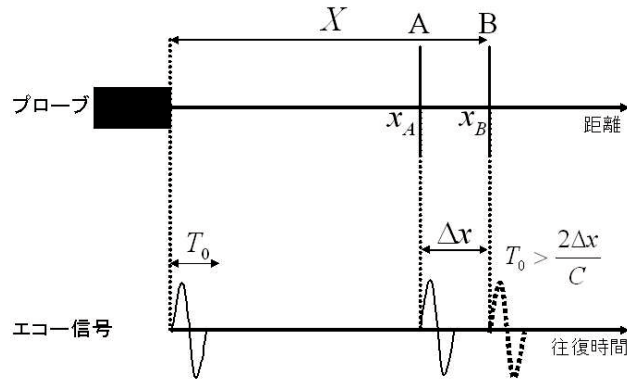


図 2.7: 血管内超音波法の原理

また、反射体 A, B が以下の関係を満たさなければ、二つの反射体を別々のものとして判別することができない。

$$2(x_B - x_A) = 2\Delta x \geq CT_0. \quad (2.2)$$

ここで、 $x_A$ ,  $x_B$  は反射体 A, B の位置であり、 $\Delta x$  は反射体 A と B との距離である。

### 2.3.3 カテーテル

カテーテルとは、合成樹脂でできた細長い管のことである (図 2.8)。カテーテルの先端には超音波探触子 (プローブ) が装着されており、超音波を送受信することができる。このプローブ中の振動子は、電気信号を超音波信号に、または超音波信号を電気信号へと変換する機能を持ち、電気音響変換器の役割を果たす。振動子は圧電素子から構成されるため、電界の強さに応じて伸び縮みする特性を持つ。この特性により超音波が送信される。血管内超音波法では、ラジアル走査方式が使用されている (図 2.9)。ラジアル走査方式とは、プローブを回転させることにより放射状に超音波を走査させ、その回転軸に垂直な断面の画像を得る走査方式である。

### 2.3.4 表示方法

血管内超音波法の基本的な表示方法には、A モード表示と B モード表示の 2 種類がある。

A モード表示では、横軸に探触子からの距離に対応する時間を、縦軸に RF 信号の振幅を表示する。この表示方法は、RF 信号の振幅や波形を認識しやすいという特徴を持つ。しかし、1 次元画像であるため 1 画像より得られる情報は少ない。また探触子の当て方が少し異なるだけでも全く別の画像になってしまうなどの問題点がある。



図 2.8: カテーテル

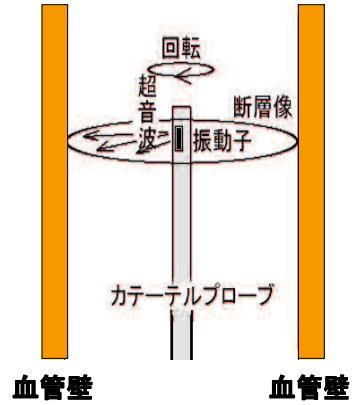


図 2.9: ラジアル走査方式

Bモード表示では、RF信号の振幅に対応した輝度値を画像として表示する。この際に、プローブを回転させながら超音波の走査を行うことで、血管断面を表示することができる。検査対象の断面画像を可視化するため、生体の形状や性状の認識がしやすいという特徴を持つ [13]。

図 2.10 に A モードと B モードの表示方法を具体的に示す。左側の図は、血管内にカテーテルを挿入した図である。右側の図は、A モード表示と B モード表示の図である。中央の図は、プローブと物質を示している。一番上の図が A モード表示であり、物質の形状を 1 次元信号として示している。一番下の図が B モード表示であり、物質の形状を画像として示している。

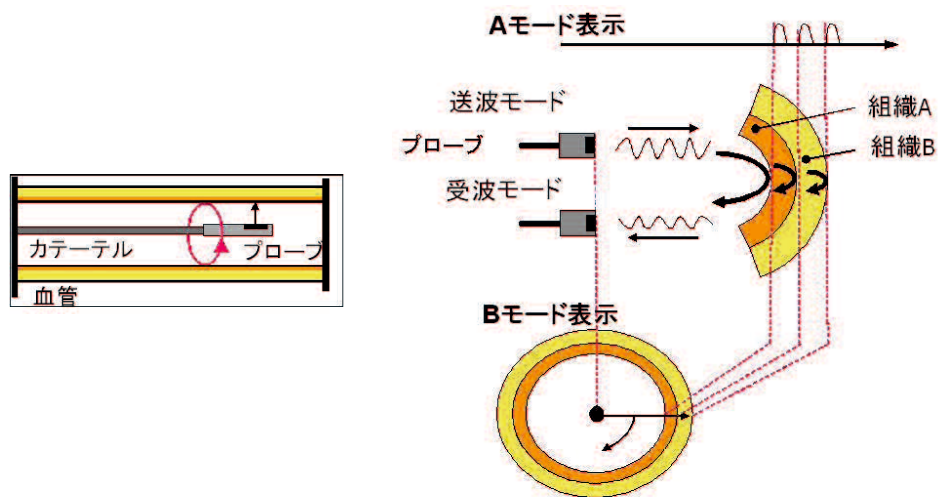


図 2.10: A モード表示と B モード表示



### 2.3.5 画像表示処理

医師は、通常この B モード表示を画像化したもの (B モード画像) を用いて生体の検査を行う。ここでは、RF 信号 (1 次元信号) から B モード画像を作成するための輝度変換、及びその表示方法について説明する。

#### [輝度変換の処理手順]

血管内超音波エコー装置では、組織から RF 信号を得る (図 2.11)。

1. RF 信号の絶対値を求める (図 2.12)。
2. 1 で得られた信号を対数スケールに変換する (図 2.13)。
3. 対数スケール上での包絡成分を求める (図 2.14)。
4. 得られた包絡成分を輝度値に変換して B モード画像を作成する。

また、カテーテルは図 2.9 のように血管内をラジアル走査しているので、図 2.15 のように画像中央から放射状に輝度値をプロットする。以上の方法で作成した B モード画像が図 2.16 となる。

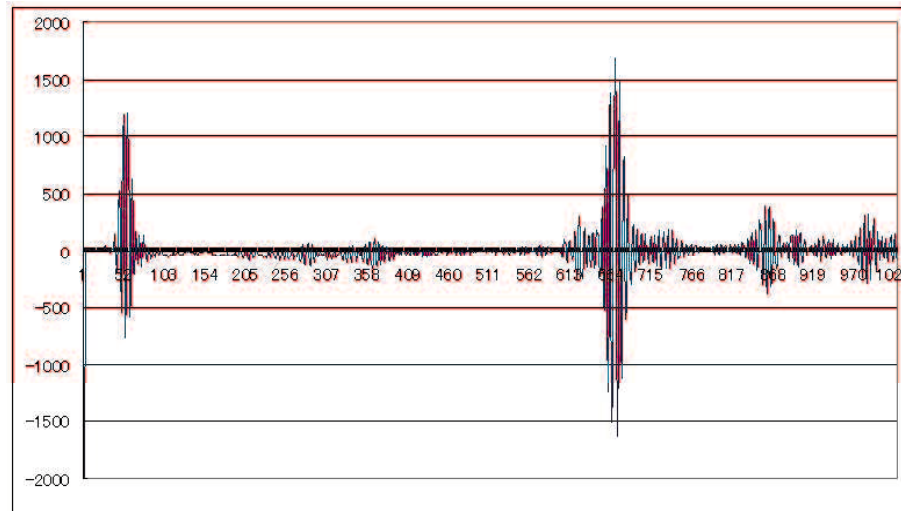


図 2.11: RF 信号

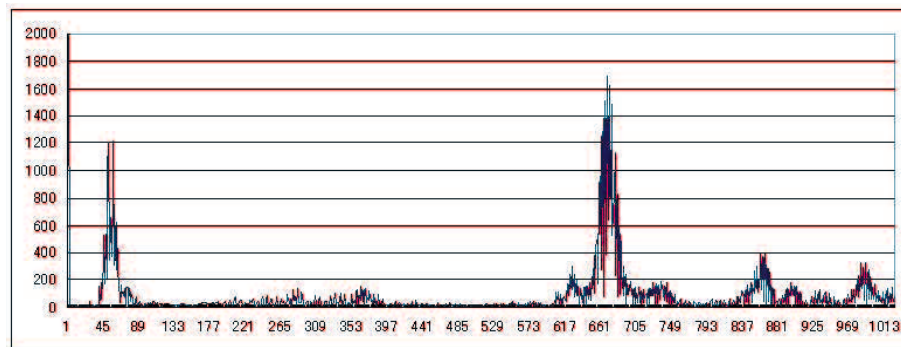


図 2.12: 画像表示処理 1

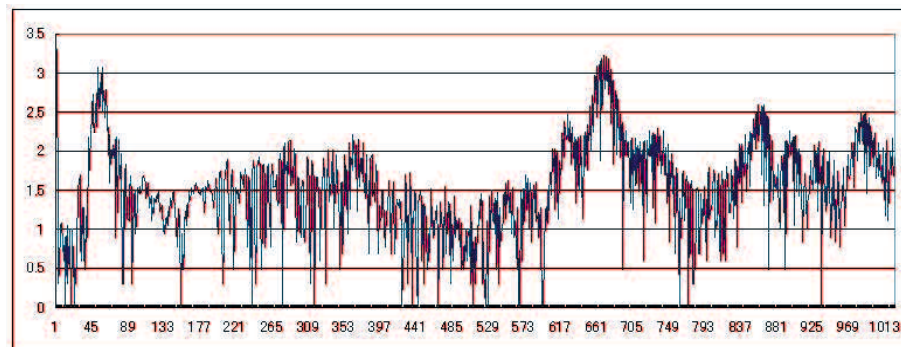


図 2.13: 画像表示処理 2

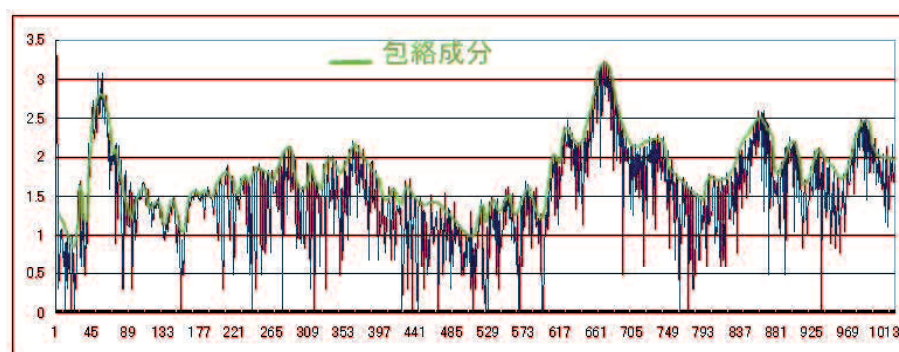


図 2.14: 画像表示処理 3

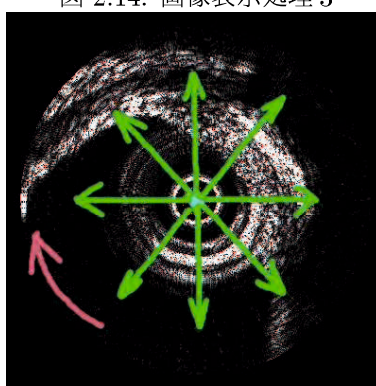


図 2.15: 画像表示処理 4

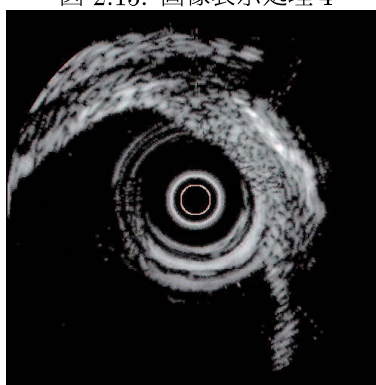


図 2.16: B モード画像

### 2.3.6 血管内超音波法による組織性状判別

急性冠症候群の検査には内腔の狭窄度だけでなく、血管壁のプラークの組織性状の診断も重要となる。医師は、通常、この B モード画像を用いて血管内の検査やプラーク体積の評価などを行う。しかし、B モード画像は、プローブからの距離に応じた超音波の減衰や赤血球などによる超音波の散乱が原因で、不明瞭な画像となる。したがって、この画像のみからプラークの詳細な組織性状を判別することは困難である。この問題を解決するために、RF 信号からプラーク組織性状判別を行う手法がこれまでに提案されている [15–22]。

## 2.4 従来の組織性状判別手法

IVUS より得られる RF 信号を用いて血管内の組織性状を判別する手法がこれまでに提案されている。これらの中でも代表的な手法として、Integrated Backscatter (IB) 法と周波数解析に基づいた手法について述べる [15–19]。

### 2.4.1 Integrated Backscatter Analysis (IB 法)

IB 法は、以下のような超音波の性質に着目し、RF 信号の組織性状判別を行う手法である。

1. 互いの物質の媒質密度の差が大きいほど、2つの物質の境界面で後方に反射される超音波のエネルギーが大きい。
2. 用いる超音波の波長よりも対象となる構造物の方が小さい場合には反射よりも透過が強くなり、大きい場合には透過よりも反射が強くなる。
3. 均一な構造からの反射エネルギーよりも、不均一な構造からの反射エネルギーの方が高い。

つまり、IB 法は、超音波が目的とする構造物に反射した後方散乱 (Backscatter) のエネルギーを用いて組織性状判定を行う方法である [17]。

具体的には、後方散乱の局所的なエネルギーを IB 値として求め、IB 値の大きさを基準として組織性状を識別する。IB 値は、超音波を組織に照射して得られたエコー信号を基に計算した値であり、式 (2.3) により計算される。これは識別対象である局所領域の RF 信号を時間積分したものである。

$$\text{IBS} = 10 \log \left( \frac{\frac{1}{T} \int_0^T V^2 dt}{\frac{1}{T} \int_0^T V_0^2 dt} \right). \quad (2.3)$$

ここで、 $V$  は関心領域からの観測信号、 $V_0$  はシステムが検知できる最小信号、 $T$  は時間の積分区間を表す。

表 2.1: IB 値一覧 [17]

組織性状	IB 値 [dB]
石灰化	$28 < \text{IBS} \leq 33$
混合病変	$18 < \text{IBS} \leq 27$
線維性	$13 < \text{IBS} \leq 18$
脂質コア	$7 < \text{IBS} \leq 13$
内膜肥厚	$7 < \text{IBS} \leq 13$
血栓	$4 < \text{IBS} \leq 6$

表 2.1 に、IB 値と組織性状の対応表を示す [17]。この表は、実際の組織と IB 値との比較により求められている。表 2.1 より、得られた IB 値によって、脂質コアと内膜肥厚以外の組織性状を判別できることがわかる。この組織毎に IB 値が異なるという特長を利用し、組織性状判別が行われており、その有効性が示されている。しかしながら、表 2.1 に示したように脂質コアと内膜肥厚は、IB 値に重なりがあるため、IB 法ではこの二つを区別できないという問題がある。また、超音波は距離により減衰するため、IB 値のみから定量的に組織分類するためには距離による減衰の補正が不可欠となる。さらには、超音波の後方散乱はその入射角に依存し、角度が垂直に近いほど反射波のエネルギーは高いので、同一の物質でも超音波の入射角の違いにより IB 値が異なるという角度依存の問題もある。

以上のように IB 法には、基準となる IB 値が計測条件によって一意的に決定できないという重大な問題がある。

#### 2.4.2 RF 信号の周波数解析による組織性状判別

RF 信号の周波数解析による組織性状判別に関する研究の有効性が示されている [18, 19]。具体的には、ある一定の窓幅で切り出してきた RF 信号に対して、短時間離散フーリエ変換を施し、そのパワースペクトルを得る。得られたパワースペクトルを特徴ベクトルとして、血管内の組織性状判別を行う。しかし、異なる組織から得られたパワースペクトルの形状が類似する 경우가多く、高精度なプラーク組織性状判別には到っていない。図 2.17 に、異なる二つの組織から得られた RF 信号に周波数解析を行い、得られたパワースペクトルを示す。また、特徴空間における各組織のパワースペクトルの分布を 2.18 に示す。図 2.18 では、高次元空間上に分布するパワースペクトルに対して、判別分析 [37–39] を行い、低次元空間へ射影した。このように、異なる組織であっても類似した周波数特性を持つ RF 信号が存在するために、単純な判別手法では高精度な組織性状判別は困難である。

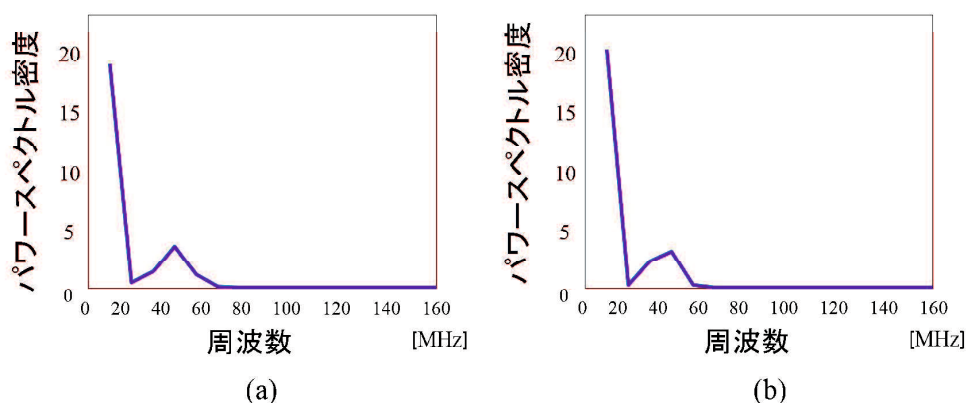


図 2.17: 異なる組織から得られたパワースペクトル. (a) 線維性組織, (b) 脂質性組織

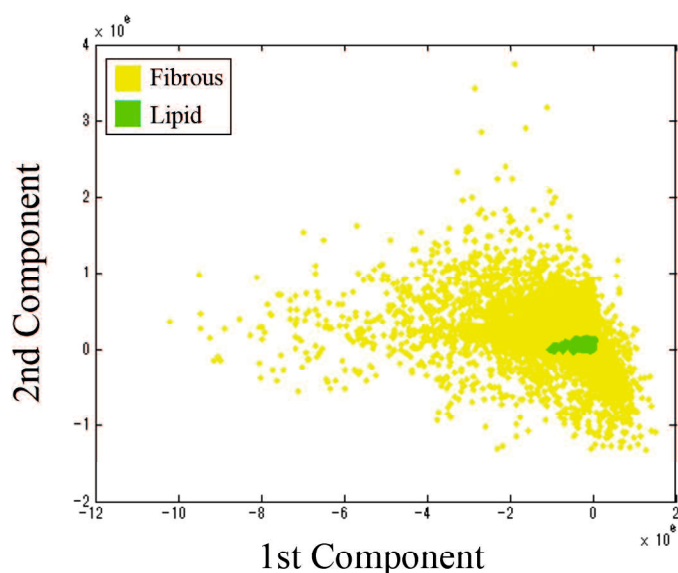


図 2.18: 各組織から得られたパワースペクトルの分布

## 2.5 結言

本章では、まず、急性冠症候群を理解する上で必要となる冠動脈の構造とプラークについて述べた。また、プラークの診断で用いられる IVUS 法の原理と B モード画像の表示方法について説明を行った。しかし、B モード画像は、プローブからの距離に応じた超音波の減衰や赤血球などによる超音波の散乱が原因で、不明瞭な画像となる。この問題を解決するために提案された IB 法と周波数解析に基づいた手法について説明を行い、その問題点について述べた。

## 第3章 スパースコーディングを用いたRF信号の特徴量抽出法

### 3.1 緒言

本章では、RF信号による血管内プラークの組織性状判別を行うために、スパースコーディングを用いたRF信号の特徴量抽出法について述べる [27].

3.2では、スパースコーディングについての説明を行い、その学習アルゴリズムの説明を行う。3.3では、具体的なRF信号からの特徴量抽出法について述べる。3.4では、RF信号から得られた特徴量に対する考察を行う。

### 3.2 スパースコーディング

スパースコーディングは、生物の一次視覚野の情報処理を数学的にモデル化したものとして Olshausen らによって提案された。実際にスパースコーディングを用いて自然画像から基底関数を学習した結果、視覚系の空間受容野と良く似た基底関数の抽出に成功した [23–26]。近年、このスパースコーディングは様々な分野への応用が積極的に行われている [40–42]。

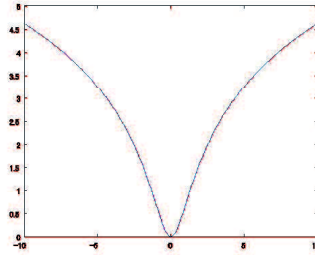
#### 3.2.1 スパースコーディングのコスト関数

スパースコーディングでは、信号を小区間に分割し、その区間ごとを基底関数とその係数の線形和で表せると仮定する。その際に、基底関数の係数にスパース (疎) 性の条件を課すことで、できるだけ少数の基底関数で効率的に信号を表現する。ここでのスパースとは、ある信号を基底関数で表現したときの係数の値が、多くの微小値と少数の巨大値により表されている状態のことである。スパースコーディングでは小区間の長さ (次元) と基底関数の長さ (次元) は一致している必要があるが、基底関数の数には制約がない。このように実際の信号の次元よりも多くの基底関数からなる基底関数系は過完備基底関数系 (overcomplete basis) と呼ばれる。スパースコーディングでは入力信号を効率的に表現できる過完備基底関数系とその係数を学習により獲得する。

入力信号を  $\mathbf{X}_i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) とする。  $N$  は入力信号の総数である。この  $\mathbf{X}_i$  を基底関数とその係数の線形和により、次式で表現できると仮定する。

$$\mathbf{X}_i = \sum_{j=1}^M a_{ij} \phi_j. \quad (3.1)$$



図 3.1:  $L(x) = \log(1 + x^2)$ 

ここで、 $\phi_j$  は基底関数であり、 $a_{ij}$  はその係数である。また  $M$  は基底関数の総数である。

スパースコーディングは、少数の基底関数の和で元の信号を効率的に表現するため、係数  $\mathbf{a}_i = (a_{i1}, \dots, a_{iM})^T$  ができるだけスパース (疎) になるようにコスト関数  $O$  を設定する。

具体的には以下のようなコスト関数  $O$  が設定され、この  $O$  を最小にするような基底関数  $\phi_j$  と係数  $\mathbf{a}_i$  を学習により求める。

$$O = f + \beta g. \quad (3.2)$$

ここで、 $\beta$  は第2項の重要性を決定する正の定数である。第1項は、入力信号  $\mathbf{X}_i$  と出力信号との自乗誤差を表し、

$$f = \sum_{i=1}^N \left( \mathbf{X}_i - \sum_{j=1}^M a_{ij} \phi_j \right)^2 \quad (3.3)$$

となる。この第1項は、出力信号が入力信号をどれだけ再現できているかを評価する項である。第2項は係数  $\mathbf{a}_i$  のスパース性の程度を決定するものであり、

$$g = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M L \left( \frac{a_{ij}}{\sigma} \right) \quad (3.4)$$

となる。 $L$  は任意の非線形関数であり、この  $L$  を適切に選ぶことにより、係数  $a_{ij}$  をスパースにすることができる。また  $\sigma$  は定数であり、入力信号の標準偏差が一般的に用いられる。 $L \left( \frac{a_{ij}}{\sigma} \right)$  は  $a_{ij} = 0$  で最小になり、そこから  $\sigma$  程度変化すると値が急激に増加するような関数を用いる。例として、 $\log(1 + x^2)$ 、 $-e^{-x^2}$ 、 $|x|$  などが挙げられる。本論文で用いた  $\log(1 + x^2)$  を図 (3.1) に示す。この図 (3.1) より  $\log(1 + x^2)$  は  $x = 0$  で最小となり、 $x$  が変化すると急激に増加する関数であることが分かる。



### 3.2.2 スパースコーディングの学習

スパースコーディングの条件に従い、式(3.2)を最小にするように最適化を行う。係数  $a_{ij}$  は微分方程式:

$$\dot{a}_{ij} = \left[ q_{ij} - \sum_{k=1}^M R_{jk} a_{ik} - \frac{\beta}{\sigma} L' \left( \frac{a_{ij}}{\sigma} \right) \right] \quad (3.5)$$

の均衡解によって決定される。ここで、

$$q_{ij} = \mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\phi}_j, \quad (3.6)$$

$$R_{jk} = \boldsymbol{\phi}_j^T \boldsymbol{\phi}_k \quad (3.7)$$

であり、 $T$  は転置を表わす。

また、学習においては基底関数  $\boldsymbol{\phi}_j$  と係数  $a_{ij}$  を交互に学習させる。 $\boldsymbol{\phi}_j$  は更新された  $a_{ij}$  を用いて、コスト関数  $O$  が減少するように更新される。すなわち、 $O$  の勾配を用いて、

$$\begin{aligned} \Delta \boldsymbol{\phi}_j &= -\frac{\eta}{2} \frac{\partial O}{\partial \boldsymbol{\phi}_j}, \\ &= \eta \sum_{i=1}^N a_{ij} [\mathbf{X}_i - \hat{\mathbf{X}}_i] \end{aligned} \quad (3.8)$$

となる。ここで、 $\hat{\mathbf{X}}_i$  は、入力信号を基底関数と係数の線形和で表現したものであり、

$$\hat{\mathbf{X}}_i = \sum_{j=1}^M a_{ij} \boldsymbol{\phi}_j \quad (3.9)$$

となる。また、 $\eta$  は学習率であり、式(3.5)、式(3.8)が収束するまで学習を繰り返す。学習終了後、基底関数  $\boldsymbol{\phi}_j$  と係数  $a_{ij}$  の線形和により、入力信号が復元される。

## 3.3 スパースコーディングを用いたRF信号の特徴量抽出

血管内プラークには大きく石灰化組織、線維性組織および脂質性組織が存在する。この中でも、石灰化組織はRF信号における反射強度が高いため、Bモード画像から目視で判断することができる。それに対して線維性組織と脂質性組織は、RF信号における反射強度が近い値となるため、Bモード画像のみから、これらの組織を判別することは困難である。したがって、本研究では、この線維性組織と脂質性組織を分類することを目的として、スパースコーディングを用いたRF信号の特徴量抽出を行う。具体的には、以下に示す3つの処理によりRF信号の特徴量を抽出する。

1. 入力信号となる学習データに対してスパースコーディングを適用し基底関数を得る。

2. 学習データを基底関数を用いて表現することで、その係数パターンをRF信号の特徴量として得る。
3. 識別対象である未知データに対しても学習から得られた基底関数を用いて表現することで、未知データの係数パターンをRF信号の特徴量として得る。

まず、医師の所見が得られている線維性組織と脂質性組織から得られたRF信号をまとめて一つの入力信号としてスパースコーディングの学習を行う。この入力信号となるRF信号は組織毎に窓関数により深さ方向に32点もしくは、深さ方向と角度方向に $32 \times 4$ 点として切り出された信号である。ここで、RF信号を角度方向を含め2次元的に扱うことで、血管内組織の近傍情報を考慮できると考えられる。この入力信号である学習データに対してスパースコーディングを適用し、基底関数を得る。この学習の際のスパースコーディングのパラメータは、 $\beta = 0.75$ と $\eta = 0.01$ とした。また基底関数の数 $M$ については、窓関数によって切り出された次元数の2倍とした

次に、学習データを基底関数を用いて表現することで、係数パターンを得る。

最後に識別対象である未知データに対しても基底関数を用いて表現することで、係数パターンを得る。

学習データから得られた係数パターンを教師データとして、未知データの係数パターンの分類を行う。したがって、このスパースコーディングから得られる係数パターンの特徴がプラークの組織性状判別の際に重要となる。

### 3.4 スパースコーディングより得られる特徴量

実際のRF信号にスパースコーディングを適用し、得られた係数パターンの絶対値の平均を図3.2に示す。この図から、発火する基底関数が各組織で異なっており、

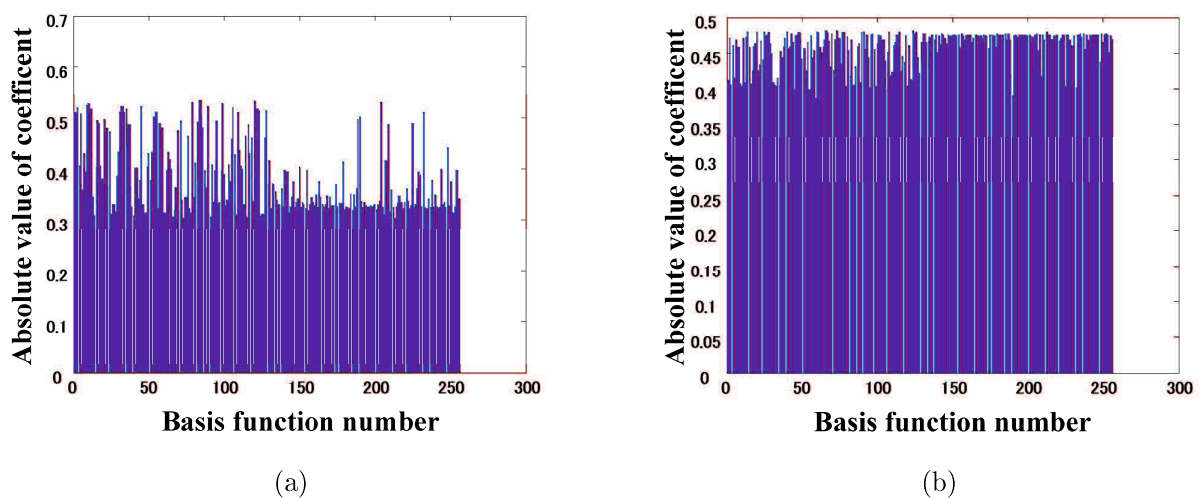


図 3.2: 組織毎における係数パターンの絶対値の平均。(a) 線維性組織, (b) 脂質性組織

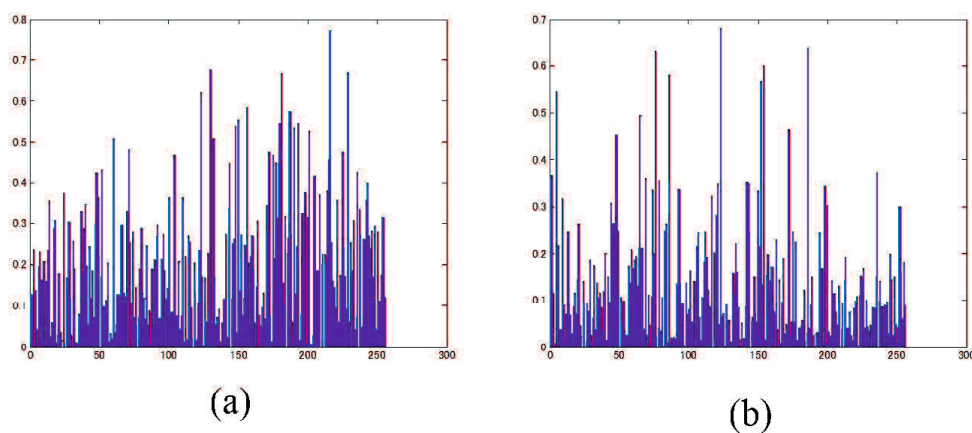


図 3.3: 1つの学習データに対する係数パターンの絶対値. (a) 線維性組織, (b) 脂質性組織

得られた特徴量が, 組織ごとに独立した特徴量であることがわかる.

1つの学習データに対する係数パターンを図3.3示す. この図から係数パターンが多くの微小値と少数の巨大値により構成されていることがわかる. これはスパースコーディングの特徴でもあるスパース(疎)性によるものだと考えられる.

### 3.5 結言

本章では, スパースコーディングの概要について述べ, その学習アルゴリズムについて説明した. 次に, スパースコーディングを用いたRF信号からの特徴量抽出法について述べた. 最後に実際のRF信号にスパースコーディングを適用し, 得られる特徴量についての考察を行った.

## 第4章 スパースコーディングから得られる特徴量を用いたRF信号の $k$ -近隣法による識別

### 4.1 緒言

本章では、第3章で述べた特徴量を $k$ -近隣法により線維性組織もしくは脂質性組織に分類した結果について述べる。

4.2では、実験概要として実験に用いるRF信号について述べる。4.3では、識別器となる $k$ -近隣法のアルゴリズムについて説明する。4.4では、従来手法である周波数解析に基づく手法と比較実験を行い、提案手法の有効性を示す。

### 4.2 実験の概要

実験に用いるRF信号は、ウサギとヒトの冠動脈から取得されたRF信号である。これらのRF信号は、血管奥行き方向に2048点、角度方向に256点の情報を持つ。本実験に使用した血管は、病理組織の染色による所見が得られている。つまり、これらのRF信号には実際の組織性状との対応付けがなされているデータである。ウサギのデータに関しては線維性組織、脂質性組織の所見がある血管断面画像をそれぞれ2枚用いた。ヒトのデータに関しては4枚の血管断面画像を用いた。

識別対象となる各断面の関心領域を図4.1、図4.2に示す。図中の黄色の領域は線維性組織を表し、緑色は脂質性組織を表す。ウサギの血管断面における関心領域は、断面毎に線維性組織もしくは脂質性組織のみからなる。これは、ウサギが草食動物であることに起因している。これに対して、ヒトの血管断面における関心領域は、線維性組織と脂質性組織の2つの組織からなる。

比較手法には周波数解析に基づく手法を用いる。窓関数により切り出されたRF信号に対して、短時間離散フーリエ変換を行い、得られるパワースペクトルを特徴量として用いる。また、窓関数にはスパースコーディングと同様のものを用いるため、近傍情報を考慮しない結果と近傍情報を考慮した結果が得られる。

### 4.3 $k$ -近隣法

識別器には、 $k$ -近隣( $k$ -Nearest Neighbor:  $k$ -NN)法を用いる。 $k$ -近隣法は最近傍決定則に基づき、特徴空間上で入力データとの距離の近い訓練データの属するクラ

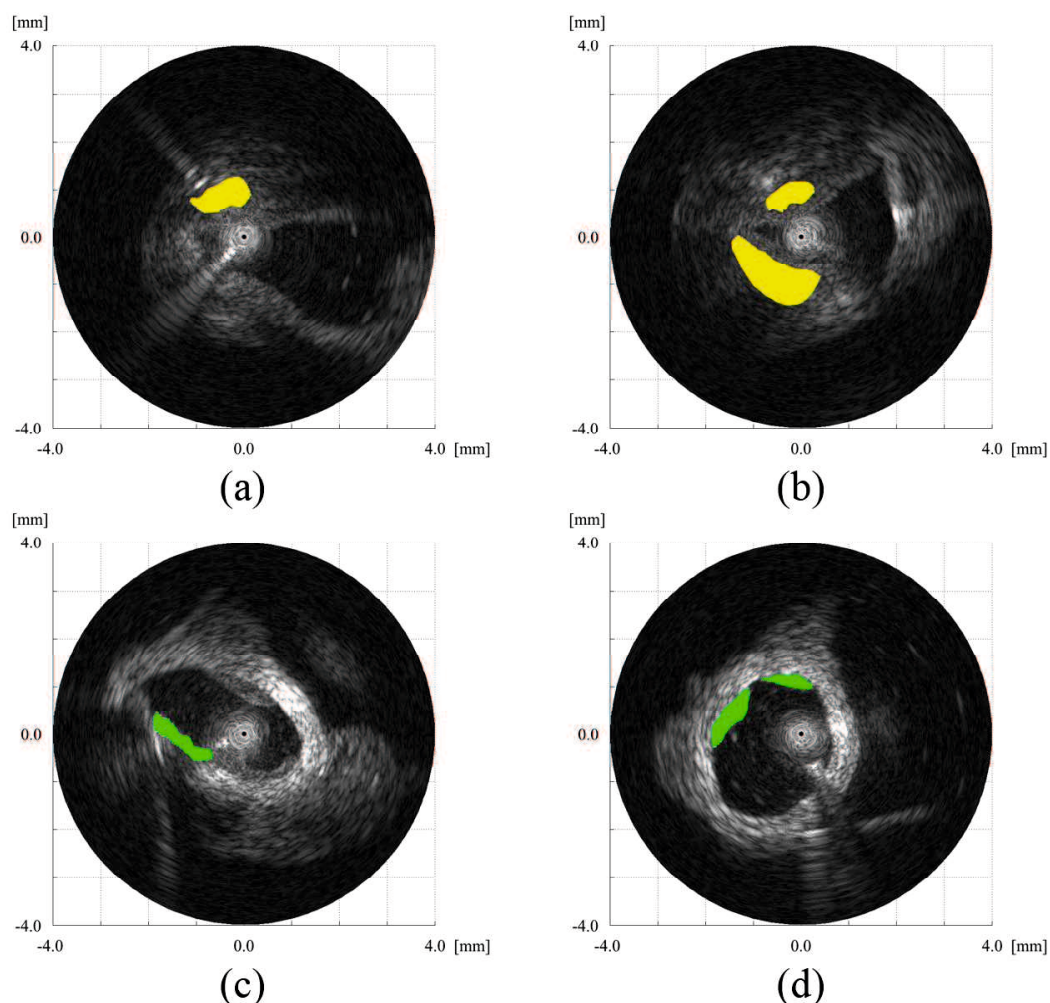


図 4.1: ウサギのデータの関心領域. (a) ウサギの血管断面 1, (b) ウサギの血管断面 2, (c) ウサギの血管断面 3, (d) ウサギの血管断面 4

スを識別結果として出力する [28]. この $k$ -近隣法は単純なアルゴリズムであるものの、これまで多くのパターン識別に適用され、その有効性が示されている [29–31].

### 4.3.1 最近隣法

最近隣 (Nearest Neighbor: NN) 法は特徴空間では同じクラスに属するデータは近接する可能性が高いという考えに基づく. したがって、入力データに対して最も近い距離に存在する教師データのクラスを入力データが属するクラス $l_z$ として出力する.

教師データはクラス情報と共に $(\mathbf{p}_i, l_i)$  ( $i = 1, \dots, n$ ) で与えられる. この教師データ入力データとの距離に基づき入力データのクラス識別を行う. 本研究での距離に



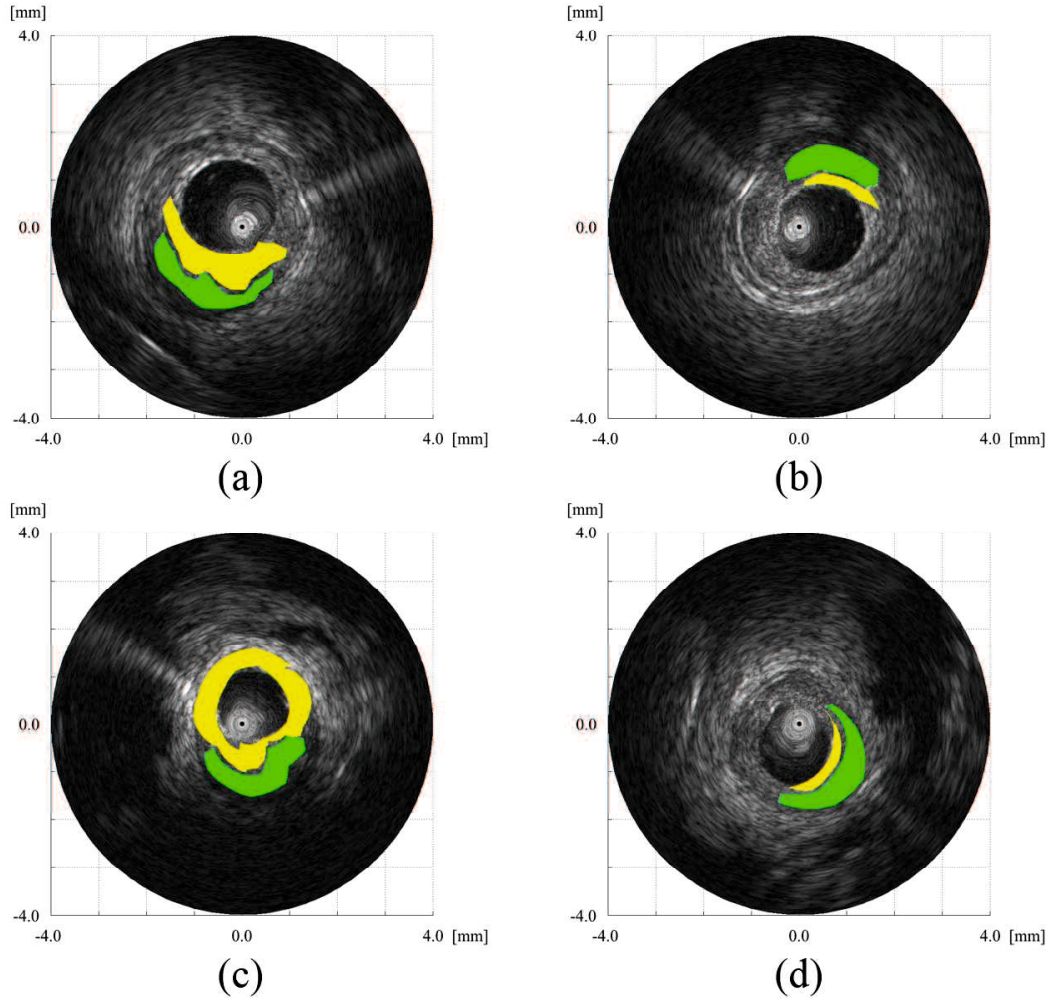


図 4.2: ヒトのデータの関心領域. (a) ヒトの血管断面 1, (b) ヒトの血管断面 2, (c) ヒトの血管断面 3, (d) ヒトの血管断面 4

は, 一般的なユークリッド距離を用いた.

$$D(\mathbf{p}_i, \mathbf{z}) = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{z}\|. \quad (4.1)$$

ここで  $\mathbf{z}$  は識別対象となる入力データである.

したがって, 入力データが属するクラス  $l_z$  は,

$$l_z = \underset{i}{\operatorname{argmin}} D(\mathbf{p}_i, \mathbf{z}) \quad (4.2)$$

となる. 図 4.3 に最近隣法から得られる識別境界を示す. この図では, 特徴空間上に黄色と緑色のクラスの教師データが分布している. 最近隣法では, 入力データを, 最も近い距離に存在する教師データにより識別するため, その識別境界は区分的に線形な識別境界となる.

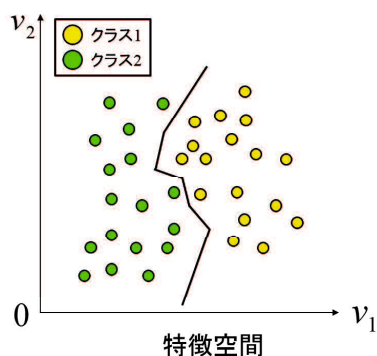


図 4.3: 最近隣法から得られる識別境界.

### 4.3.2 $k$ -近隣法のアルゴリズム

$k$ -近隣 ( $k$ -Nearest Neighbor:  $k$ -NN) 法は入力データの近傍に存在する上位  $k$  個の教師データのクラスの多数決により入力データのクラス識別を行う. 図 4.4 に  $k$ -近隣法から得られる識別境界を示す. この際, 入力データは近傍に存在する上位  $k$  個の教師データの多数決によりクラス識別が行われる. したがって, 最近隣法の識別境界が区分的に線形で表されるのに対して,  $k$ -近隣法の識別境界は滑らかな識別境界となり, ノイズ等の影響を受けにくいという特徴がある. 本実験では近傍数  $k = 9$  とした.

## 4.4 実験

ウサギのデータにおいては, スパースコーディングの学習データと  $k$ -近隣法の教師データに, 線維性組織として血管断面 1 を用い, 脂質性組織として血管断面 3 を用いた. したがって, ウサギの血管断面 2 と血管断面 4 のデータに対して識別を行った.

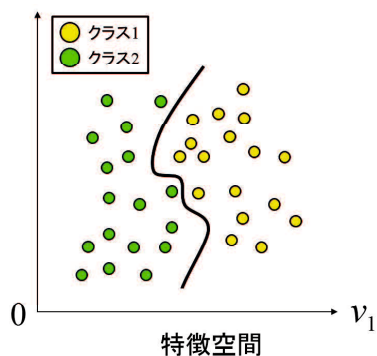


図 4.4:  $k$ -近隣法から得られる識別境界.

ヒトのデータにおいては、1つの血管断面に線維性組織と脂質性組織が存在するため、血管断面1をスパースコーディングの学習データと $k$ -近隣法の教師データとして用いた。したがって、ヒトの血管断面2、血管断面3と血管断面4のデータに対して識別を行った。

判別結果のBモード画像と各手法における判別正解率を示す。この正解率は血管断面の組織毎に求めている。



#### 4.4.1 ウサギの血管断面2の判別

表4.1に、ウサギの血管断面2に対する判別正解率を示す。この表から、どの手法においても判別正解率が80%以上であり、判別正解率が高いことがわかる。また、近傍情報を考慮することにより、約5%の正解率の向上が見られた。

図4.5に、ウサギの血管断面2に対する判別結果のBモード画像を示し、図4.6にプラークの拡大画像を示す。このウサギの断面には、線維性の二つのプラークが存在する。左下のプラークにおいては、どの手法においても類似した判別結果となった。また、右上のプラークでは、近傍情報を考慮することにより、黄色の領域が増加し、正解率が向上していることがわかる。

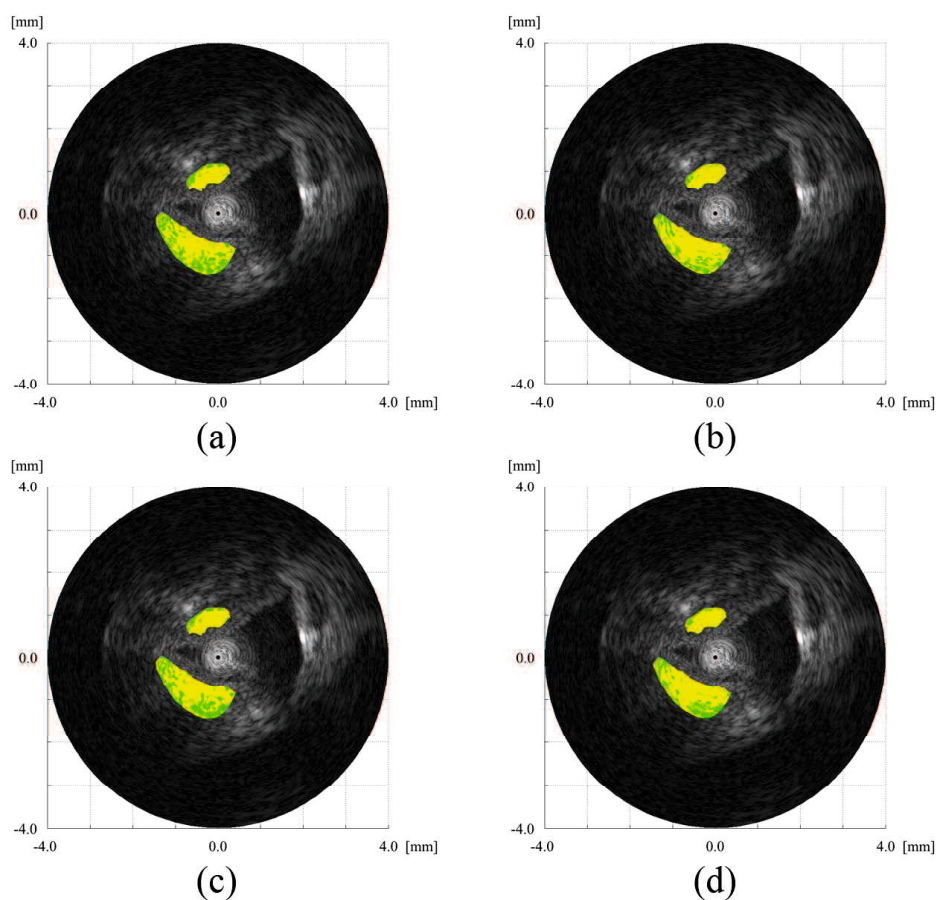


図4.5: ウサギの血管断面2に対する識別結果。(a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法, (d) 近傍情報を考慮した提案手法

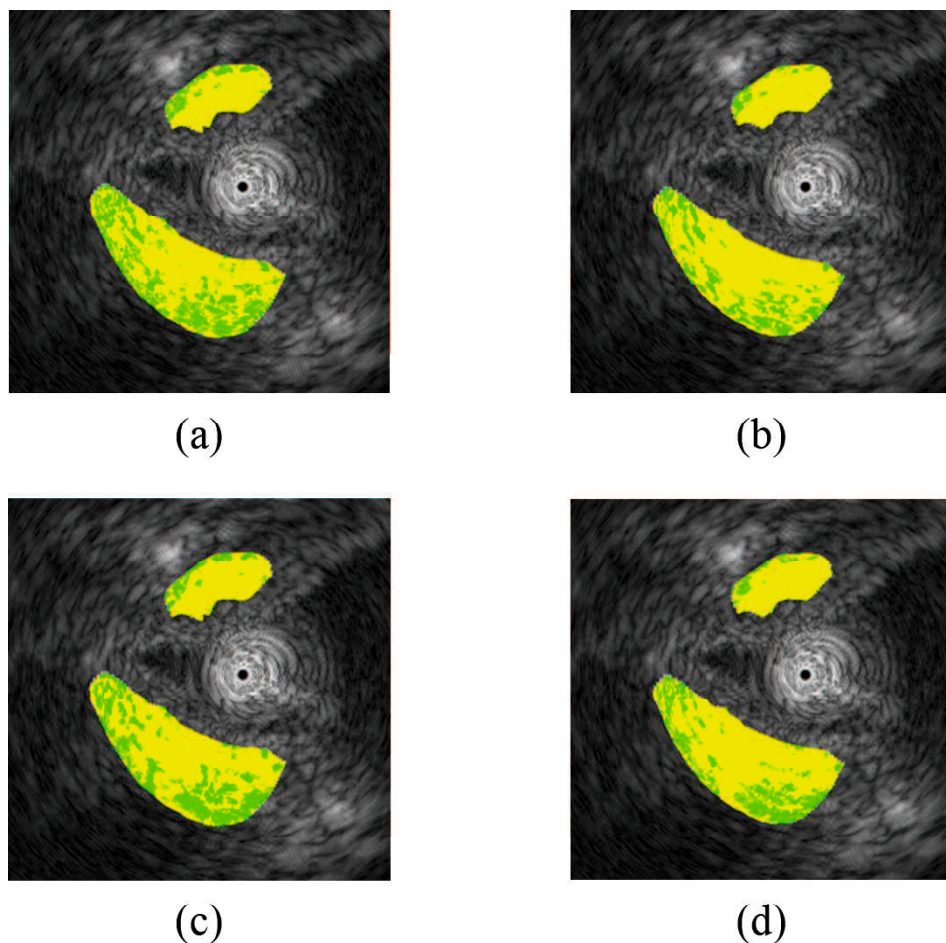


図 4.6: ウサギの血管断面 2 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

表 4.1: ウサギの血管断面 2 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

	(a)	(b)	(c)	(d)
ウサギの血管断面 2	0.81	0.87	0.81	0.86

#### 4.4.2 ウサギの血管断面4の判別

表4.2に、ウサギの血管断面4に対する判別正解率を示す。この表から、近傍情報を考慮することにより、判別正解率の低下が見られた。これは、近傍情報を考慮することにより、線維性組織の判別正解率が向上したことが原因だと考えられる。しかしながら、従来手法では、判別正解率の顕著な低下が見られるのに対して、提案手法では、判別正解率の低下が約2%にとどまっている。

図4.7に、ウサギの血管断面4に対する判別結果のBモード画像を示し、図4.8にプラークの拡大画像を示す。このウサギの断面には、脂質性の二つのプラークが存在する。近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法では、どちらのプラークにおいても、黄色の領域が目立つ結果となった。その他の手法においては、黄色の領域は存在するものの、良好な判別結果が得られた。

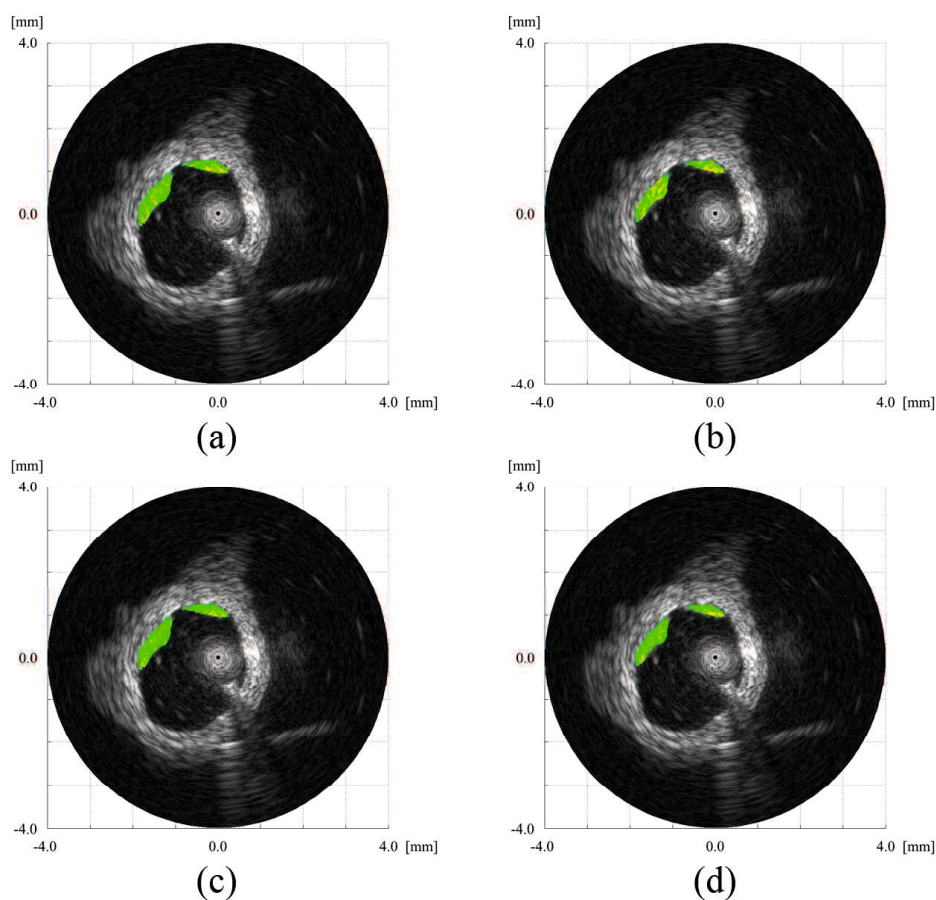


図 4.7: ウサギの血管断面4に対する識別結果。(a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法, (d) 近傍情報を考慮した提案手法



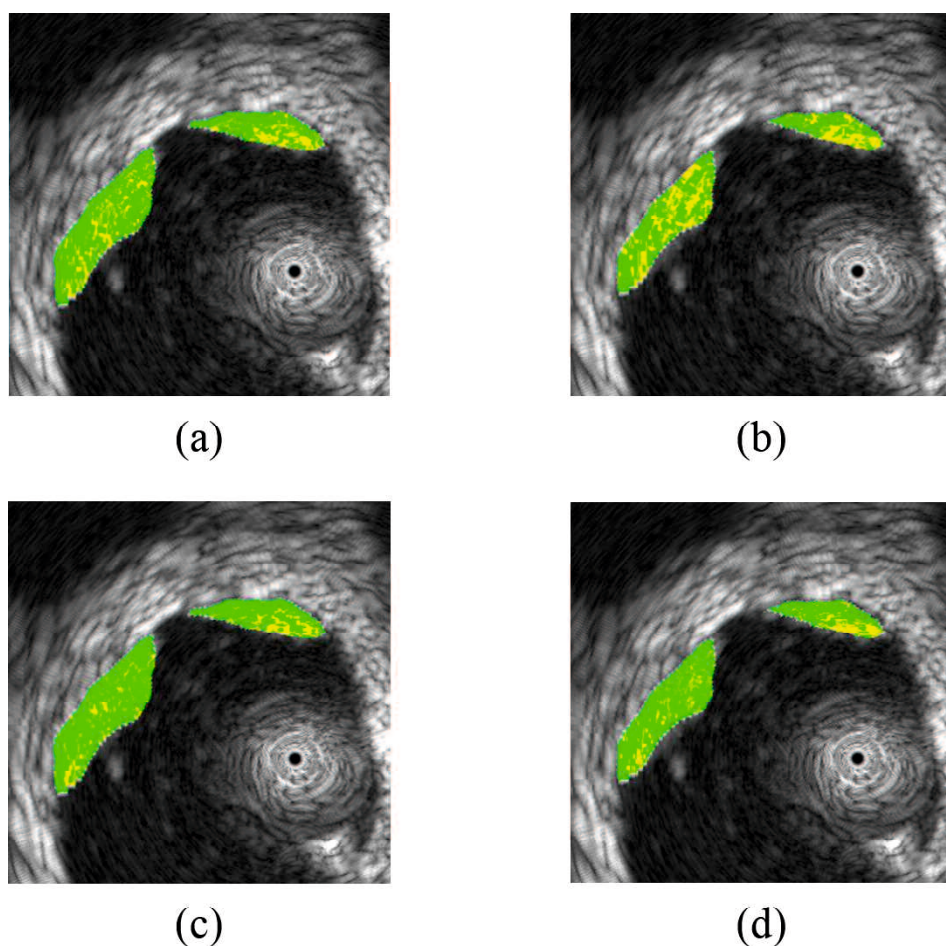


図 4.8: ウサギの血管断面 4 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

表 4.2: ウサギの血管断面 4 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

	(a)	(b)	(c)	(d)
ウサギの血管断面 4	0.72	0.59	0.79	0.77

### 4.4.3 ヒトの血管断面2の判別

表4.3に、ヒトの血管断面2に対する判別正解率を示す。この表から、どの手法においても、線維性組織の判別正解率が高いことがわかる。それに対して、従来手法では脂質性組織の判別正解率が50%以下と低い結果となった。提案手法においても、従来手法よりは正解率が高いものの、脂質性組織における判別正解率は低い結果となった。また、ウサギの断面と同様に、近傍情報を考慮することにより、線維性組織の判別正解率は向上し、脂質性組織の判別正解率は低下した。

図4.9に、ヒトの血管断面2に対する判別結果のBモード画像を示し、図4.10にプラークの拡大画像を示す。このヒトの断面には、大きな脂質性組織と薄い線維性組織からなるプラークが存在する。どの手法においても、脂質性組織の一部を線維性組織として誤識別していることがわかる。それに対して、線維性組織においては、良好な判別結果となった。

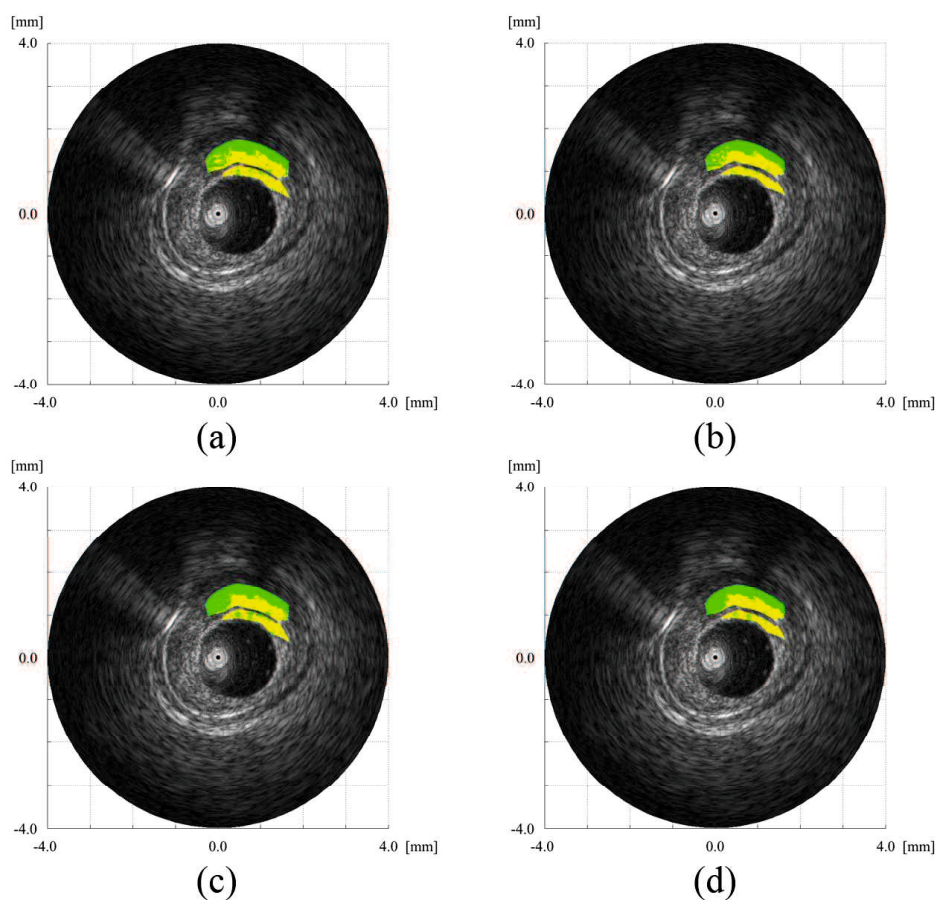


図4.9: ヒトの血管断面2に対する識別結果。(a) 周波数解析に基づく手法、(b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法、(c) 提案手法。(d) 近傍情報を考慮した提案手法

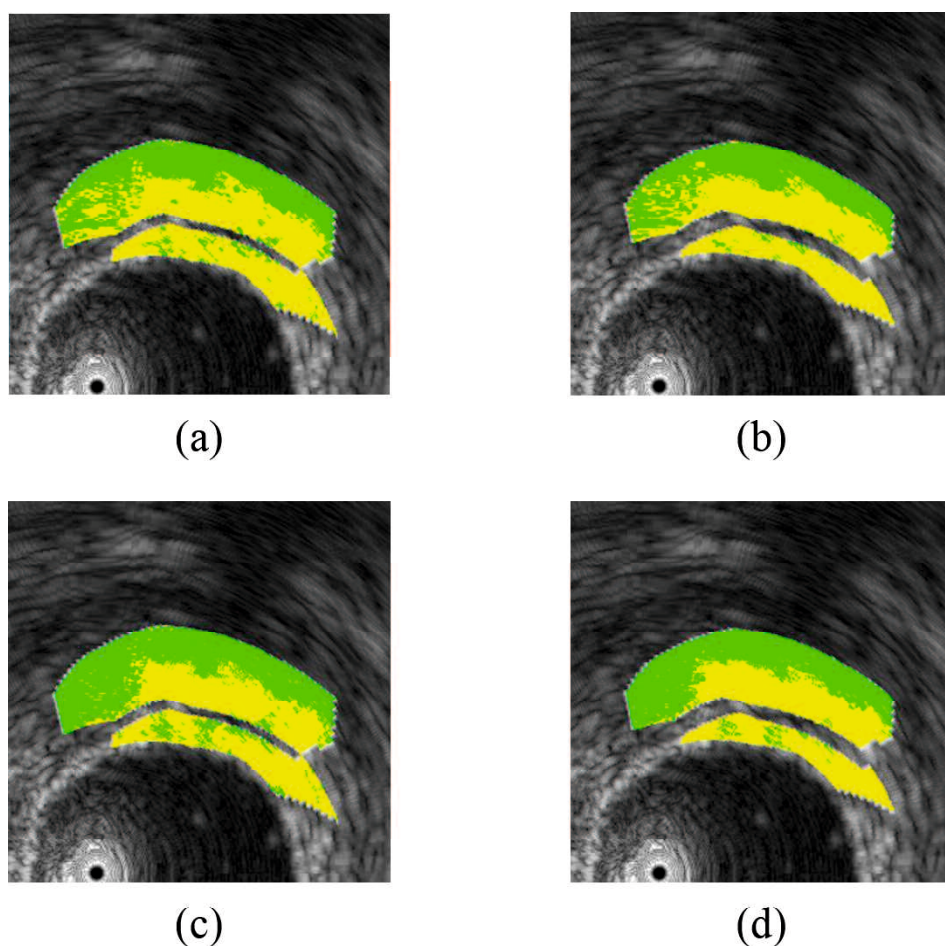


図 4.10: ヒトの血管断面 2 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

表 4.3: ヒトの血管断面 2 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法, (d) 近傍情報を考慮した提案手法

	(a)	(b)	(c)	(d)
ヒトの血管断面 2(線維性組織)	0.93	0.97	0.87	0.94
ヒトの血管断面 2(脂質性組織)	0.48	0.48	0.58	0.56



#### 4.4.4 ヒトの血管断面3の判別

表4.4に、ヒトの血管断面3に対する判別正解率を示す。この表から、どの手法においても、線維性組織の判別正解率が高いことがわかる。提案手法においては、近傍情報を考慮することにより、線維性組織の判別正解率が向上した。従来手法における脂質性組織の結果では、ヒトの血管断面2と同様に判別正解率が50%以下と低い値となった。それに対して提案手法では、近傍情報の有無に関わらず、判別正解率が70%と高い値が得られた。また、この断面においては、近傍情報を考慮することにより、線維性および脂質性組織の判別正解率が向上した。

図4.11に、ヒトの血管断面3に対する判別結果のBモード画像を示し、図4.12にプラークの拡大画像を示す。このヒトの断面におけるプラークには、血管内膜全体に線維性組織が存在し、その奥に脂質性組織が存在する。近傍情報を考慮しない各手法においては、左上の線維性組織の中に緑色の誤識別が目立つ結果となった。それに対して近傍情報を考慮した手法では、左上の誤識別が低減している。また、提案手法では、従来手法に比べて脂質性組織の正解率が高いことがわかる。

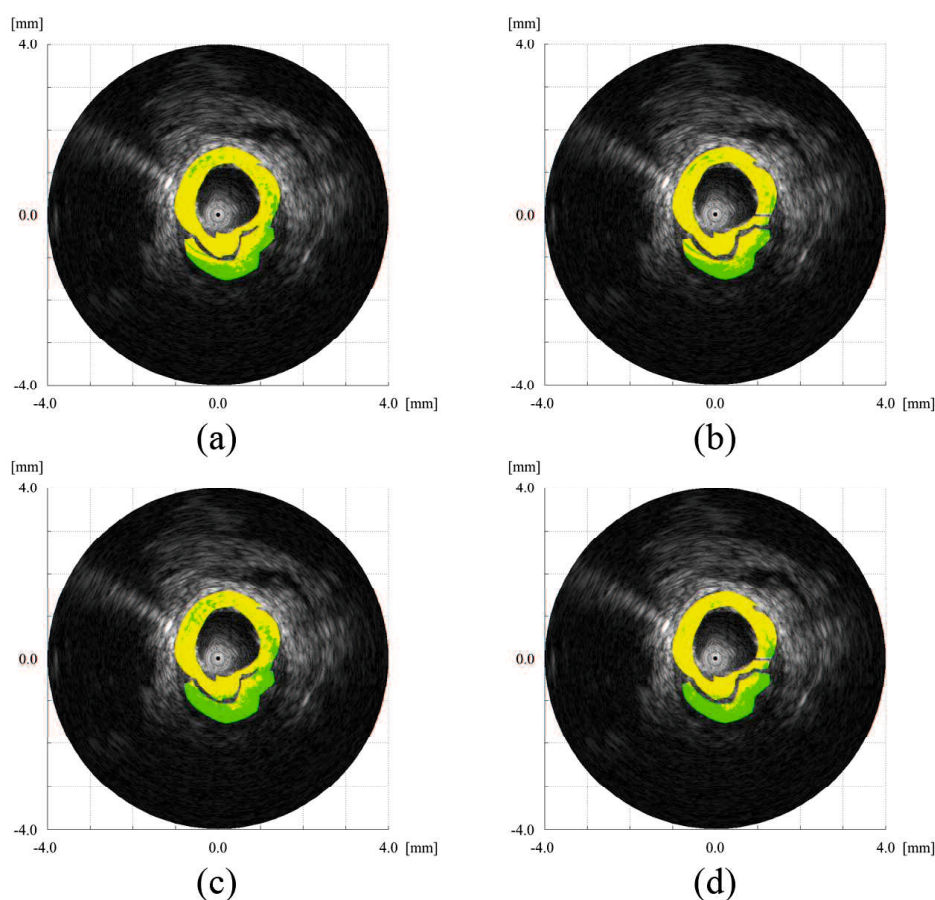


図4.11: ヒトの血管断面3に対する識別結果。(a) 周波数解析に基づく手法、(b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法、(c) 提案手法。(d) 近傍情報を考慮した提案手法

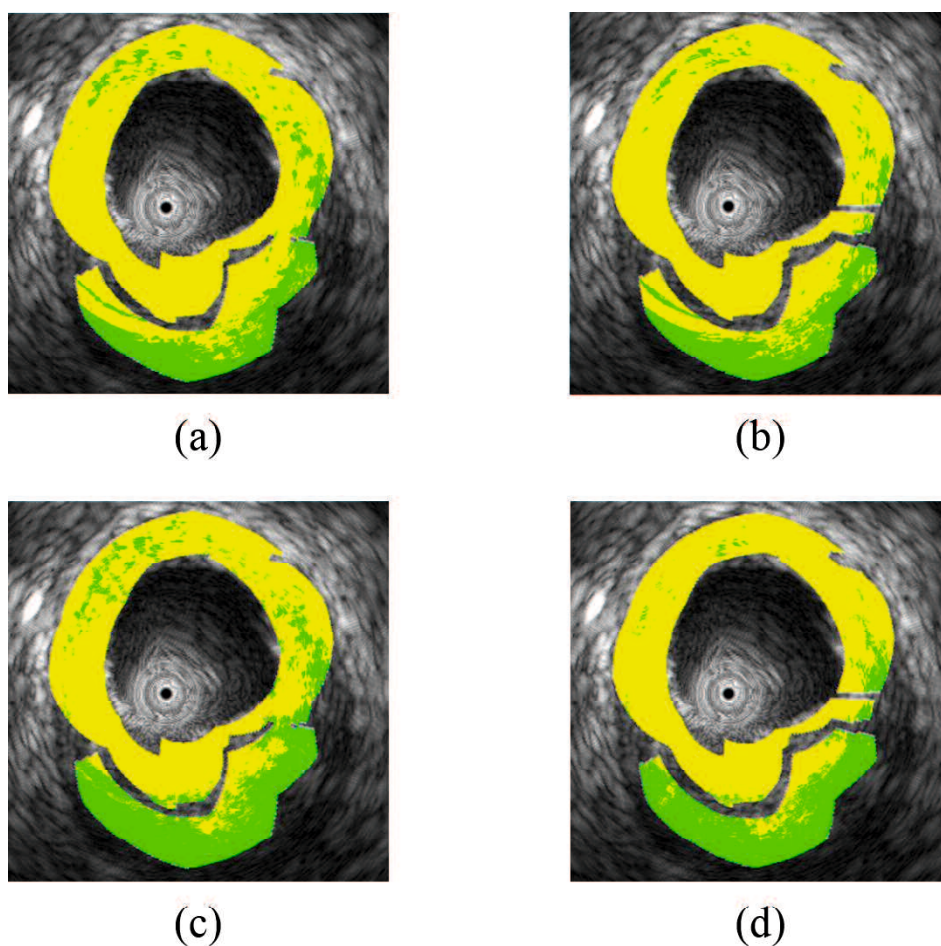


図 4.12: ヒトの血管断面 3 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

表 4.4: ヒトの血管断面 3 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

	(a)	(b)	(c)	(d)
ヒトの血管断面 3(線維性組織)	0.96	0.97	0.93	0.97
ヒトの血管断面 3(脂質性組織)	0.45	0.47	0.70	0.70



#### 4.4.5 ヒトの血管断面4の判別

表4.5に、ヒトの血管断面4に対する判別正解率を示す。この表から、どの手法においても、線維性組織の判別正解率が高いことがわかる。また、近傍情報を考慮することで、脂質性組織の判別正解率が向上した。

図4.13に、ヒトの血管断面4に対する判別結果のBモード画像を示し、図4.14にプラークの拡大画像を示す。このヒトの断面におけるプラークには、厚い脂質性組織が薄い線維性組織に覆われた構造になっている。どの手法においても、薄い線維性の組織を良好に識別できていることがわかる。また、従来手法においては、右上の脂質性組織で多くの誤識別が存在する。それに対して提案手法では、脂質性組織も良好な結果が得られている。

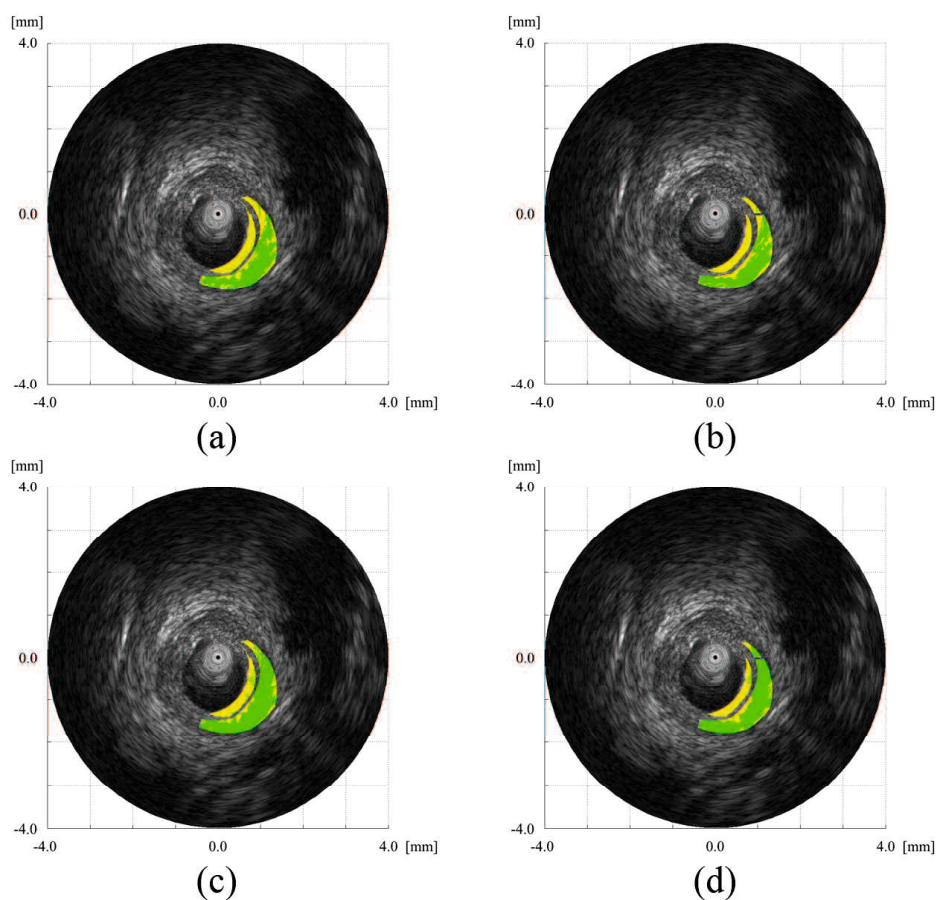


図4.13: ヒトの血管断面4に対する識別結果。(a)周波数解析に基づく手法、(b)近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法、(c)提案手法。(d)近傍情報を考慮した提案手法

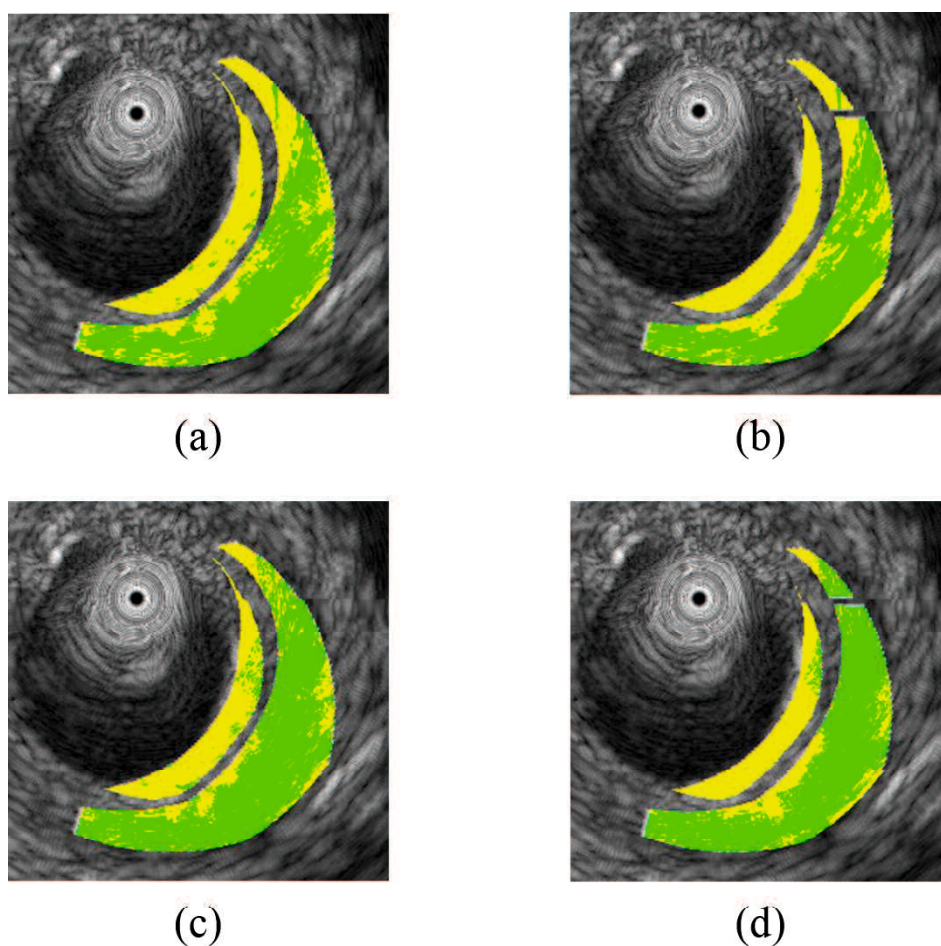


図 4.14: ヒトの血管断面 4 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

表 4.5: ヒトの血管断面 4 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

	(a)	(b)	(c)	(d)
ヒトの血管断面 4(線維性組織)	0.98	1.00	0.93	0.96
ヒトの血管断面 4(脂質性組織)	0.57	0.60	0.72	0.76

表 4.6: 各血管断面に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

	(a)	(b)	(c)	(d)
ウサギの血管断面 2(線維性組織)	0.81	0.87	0.81	0.86
ヒトの血管断面 2(線維性組織)	0.93	0.97	0.87	0.94
ヒトの血管断面 3(線維性組織)	0.96	0.97	0.93	0.97
ヒトの血管断面 4(線維性組織)	0.98	1.00	0.93	0.96
ウサギの血管断面 4(脂質性組織)	0.72	0.59	0.79	0.77
ヒトの血管断面 2(脂質性組織)	0.48	0.48	0.58	0.56
ヒトの血管断面 3(脂質性組織)	0.45	0.47	0.70	0.70
ヒトの血管断面 4(脂質性組織)	0.57	0.60	0.72	0.76

#### 4.4.6 判別結果に対する考察

表 4.6 に各断面の判別正解率を示す. この表から, 線維性組織においては, 従来手法および提案手法ともに 80%以上の高い判別正解率が得られている. また, 近傍情報を考慮することにより, 判別正解率が向上した. これは, 近傍情報を考慮することにより, プラークの組織を 2次元的に捉えられることで, 判別正解率が向上したのだと考えられる.

脂質性組織においては, 従来手法では高い判別正解率は得られなかった. それに対して提案手法では, どの断面に対しても, 従来手法よりも高い判別正解率が得られた. 特に近傍情報を考慮した提案手法では, 線維性組織においては約 92%, 脂質性組織においては約 70%の平均判別正解率が得られており, 良好な識別結果だと言える.

## 4.5 結言

本章では, 第3章で述べた特徴量を k-近隣法により線維性組織と脂質性組織に分類した結果について述べた.

提案した特徴量の有効性を示すために, 従来手法として周波数解析に基づく手法を比較手法として用いた. 識別器には k-近隣法を用いることで, 従来手法と比較して高精度な組織性状判別を実現した. 提案手法においては, 近傍情報を考慮することにより, 判別精度の向上が見られた.

## 第5章 スパースコーディングから得られる特徴量を用いたRF信号の部分空間法による識別

### 5.1 緒言

$k$ -近隣法は高精度な識別結果が得られるものの、計算量が大きく処理に時間がかかる。本章では、スパースコーディングから得られる特徴量の性質に鑑み、部分空間法を用いることにより、高速かつ高精度な組織性状判別法を提案する [32]。5.2では、スパースコーディングから得られる特徴量を判別分析により2次元空間に射影した結果を示す。この2次元空間上での分布とスパースコーディングの係数パターンの特徴から部分空間法を用いる理由について説明する。5.3では、部分空間法における識別アルゴリズムについて説明する。5.4では、第4章で用いたデータと同じデータに対して、部分空間法を適用し、提案手法の有効性を示す。

### 5.2 特徴量の分布

高次元の特徴量圧縮する代表的な手法に判別分析がある [37–39]。判別分析では、特徴空間上の異なるクラスのデータの分布から、それらを分離するのに最適な低次元空間への射影行列を求める。具体的には、低次元に射影した際のクラス内変動・クラス間変動比が最大になるような射影行列を求める。この射影行列を用いて、スパースコーディングから得られる特徴量を2次元空間へ射影し、その特徴的な分布を解析した。

#### 5.2.1 判別分析

変動行列  $S_i$  は以下の式で定義される。

$$S_i = \sum_{p \in P_i} (p - m_i)(p - m_i)^T \quad (5.1)$$

ここで  $m_i$  はクラス  $i$  に属するデータの平均値であり、 $p$  教師データである。2クラスの場合のクラス内変動行列  $S_w$  は

$$S_w = S_1 + S_2 = \sum_{i=1,2} \sum_{p \in P_i} (p - m_i)(p - m_i)^T \quad (5.2)$$

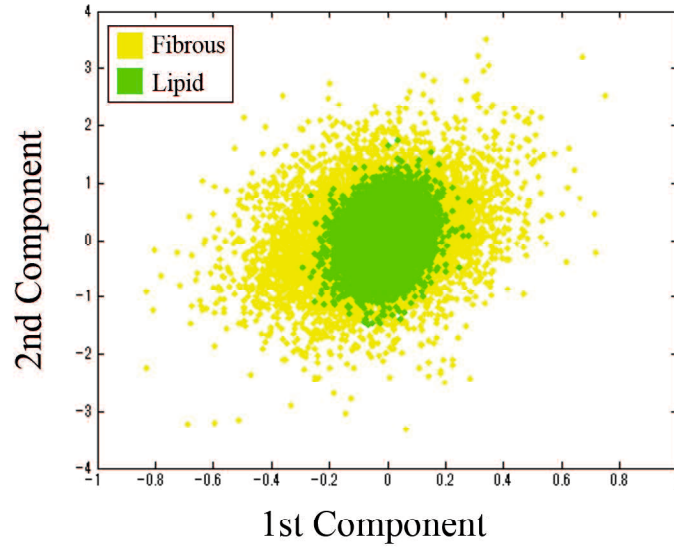


図 5.1: スパースコーディングから得られ特徴量の分布

となり，クラス間変動行列  $\mathbf{S}_b$  は

$$\mathbf{S}_b = \sum_{i=1,2} n_i (\mathbf{m}_i - \mathbf{m})(\mathbf{m}_i - \mathbf{m})^T \quad (5.3)$$

$$= \frac{n_1 n_2}{n} (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)^T \quad (5.4)$$

となる．このとき  $n_i$  は各クラスのデータ数， $n$  は全クラスのデータ数， $\mathbf{m}$  は全クラスのデータの平均値である．このとき，クラス内・クラス間変動比を

$$J_S = \frac{\mathbf{S}_b}{\mathbf{S}_w} \quad (5.5)$$

とする．つまりこの  $J_S$  が大きいほど各クラスのデータ群が分離していると言える．ここで，低次元空間への射影行列を  $\mathbf{W}$  とすると，低次元空間でのクラス内・クラス間変動比は

$$\hat{J}_S(\mathbf{W}) = \frac{\mathbf{W}^t \mathbf{S}_w \mathbf{W}}{\mathbf{W}^t \mathbf{S}_b \mathbf{W}} \quad (5.6)$$

となる．この際に低次元空間への射影行列  $\mathbf{W}$  は  $\mathbf{S}_w^{-1} \mathbf{S}_b$  の最大固有値に対応する固有ベクトルとして得られる．

### 5.2.2 スパースコーディングから得られる特徴量の分布

スパースコーディングにより得られたヒトの血管断面1の特徴量の分布を図5.1に示す．実際のスパースコーディングから得られる特徴量は，高次元の特徴量となるため，判別分析により，2次元空間に射影して可視化している．図5.1から，ス



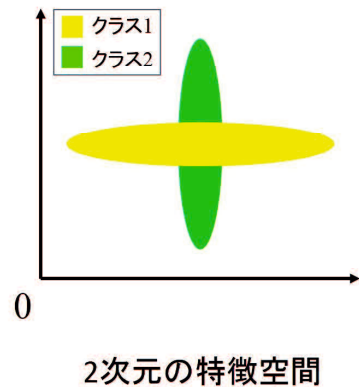


図 5.2: 2次元空間上で2つのクラスが独立に分布している例

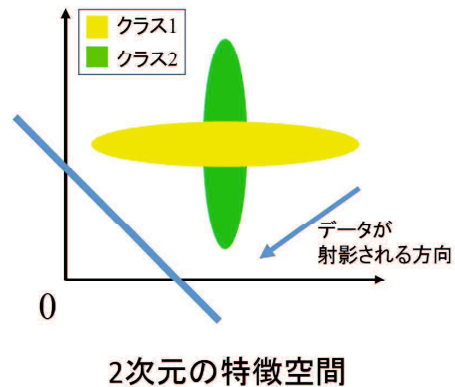


図 5.3: 判別分析が有効でない場合の射影方向

スパースコーディングから得られる特徴量は異なる2つの組織で広い分布の重なりがあり、識別が困難な特徴量だと考えられる。しかし、この分布は高次元空間上で異なるクラスの特徴量が独立になっていることを表している。図 5.2 に 2次元空間における2つのクラスが独立に分布している例を示す。この図のような分布を持つデータに対して判別分析を施すと、図 5.3 に示す方向へデータが射影され、識別が困難な特徴量に見える。

したがって、スパースコーディングから得られた特徴量は高次元空間上で2つのクラスが独立に分布しているため、部分空間法によりその特徴量を分類することで、高速かつ高精度な組織性状判別が可能である [34–36]。

### 5.3 部分空間法

部分空間法では、クラスごとの教師データから部分空間を作成する。この部分空間と未知ベクトルとの類似度を求め、最も類似度の高い部分空間の属するクラスに未知ベクトルを分類する。部分空間法では、未知ベクトルと各クラスの部分空間との類似度のみにより分類を行うため、高速な計算が可能である [43, 44]。

#### 5.3.1 主成分分析

本研究では、部分空間の作成に主成分分析を用いる [45, 46]。主成分分析とは、多変量解析の一つであり、特徴ベクトルの分布を最も良く近似する部分空間を作成する手法である。具体的には、分散最大基準もしくは平均二乗誤差最小基準に基づき、正規直交基底を求める。分散最大基準であれば、入力となる特徴ベクトルの共分散行列を求め、その固有値に対応する固有ベクトルが正規直交基底として得られる。また、平均二乗誤差最小基準であれば、入力となる特徴ベクトルの自己相関行列を求め、その固有値に対応する固有ベクトルが正規直交基底として得られる。

これらの部分空間の違いは、部分空間を求める際の原点の位置の違いである。本研究では、分散最大基準に基づき、各クラスの教師データごとに共分散行列を求め、その固有値に対応する固有ベクトルを部分空間として用いた。

### 5.3.2 単純類似度

本研究では、類似度に単純類似度  $P_i$  (添え字  $i$  は各クラスに対応) を用いる。単純類似度は以下の式で与えられる。

$$P_i(\mathbf{z}) = \sum_{j=1}^{d_i} (\mathbf{z}^t \mathbf{u}_{ij})^2. \quad (5.7)$$

ここで、 $\mathbf{z}$  は未知ベクトル、 $\mathbf{u}_{ij}$  は各クラスの部分空間の固有ベクトルをそれぞれ表す。また、 $d_i$  は類似度を計算する際に用いる各部分空間の基底ベクトルの数であり、本研究では教師データを最も精度良く分類した値を用いた。この単純類似度は、各クラスの部分空間と未知ベクトルとのなす角により未知ベクトルを分類するのと等しくなる。図5.4に特徴空間上に二つのクラスが分布している例を示す。この図の矢印は、各クラスから得られる部分空間の基底ベクトルを表している。したがって、この図の例における単純類似度による識別境界は図5.4となる。図5.6に特徴空間上に二つのクラスが互いに独立に分布している例を示す。この図の例における識別境界を図5.7に示す。この図から、単純類似度が特徴空間上で互いに独立した分布を持つ特徴ベクトルに対して有効であることがわかる。したがって、単純類似度を用いた部分空間法は、スパースコーディングから得られる特徴量を分類するに有効である。

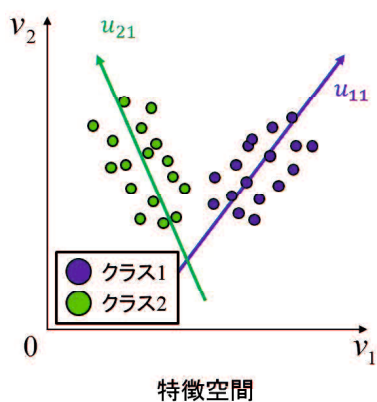


図 5.4: 特徴空間上に二つのクラスが分布している例

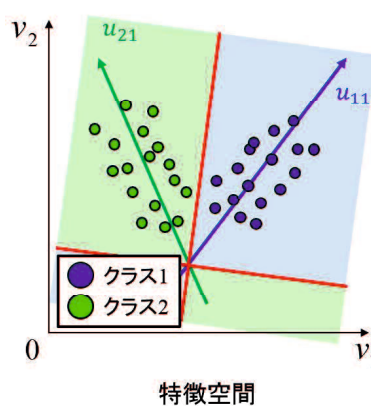


図 5.5: 図 5.4 の識別境界

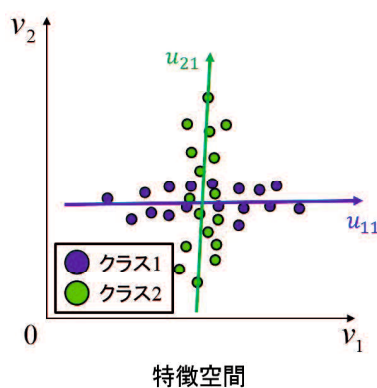


図 5.6: 特徴空間上に二つのクラスが互いに独立に分布している例

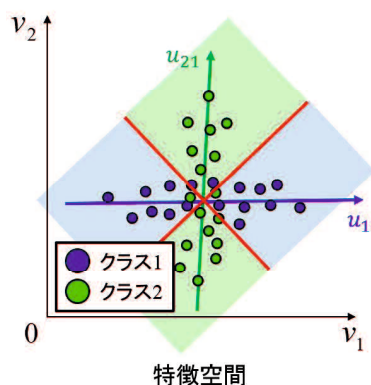


図 5.7: 図 5.6 の識別境界

## 5.4 実験

実験に用いるRF信号は、第4章で用いたデータと同様のものである。比較手法においても第4章と同様に周波数解析に基づく手法を用いる。識別器には単純類似度による部分空間法を用いる。



### 5.4.1 ウサギの血管断面2の判別

表5.1に、ウサギの血管断面2に対する判別正解率を示す。この表から、従来手法よりも提案手法の判別正解率が高いことがわかる。また提案手法においては、近傍情報を考慮することにより、判別正解率が向上した。

図5.12に、ウサギの血管断面2に対する判別結果のBモード画像を示し、図5.13にプラークの拡大画像を示す。提案手法においては、どちらのプラークにおいても、良好な判別結果となった。また、近傍情報を考慮することにより、左下のプラークの誤識別が低下していることがわかる。それに対して従来手法では、近傍情報を考慮することで誤識別が増加し、良好な結果は得られなかった。

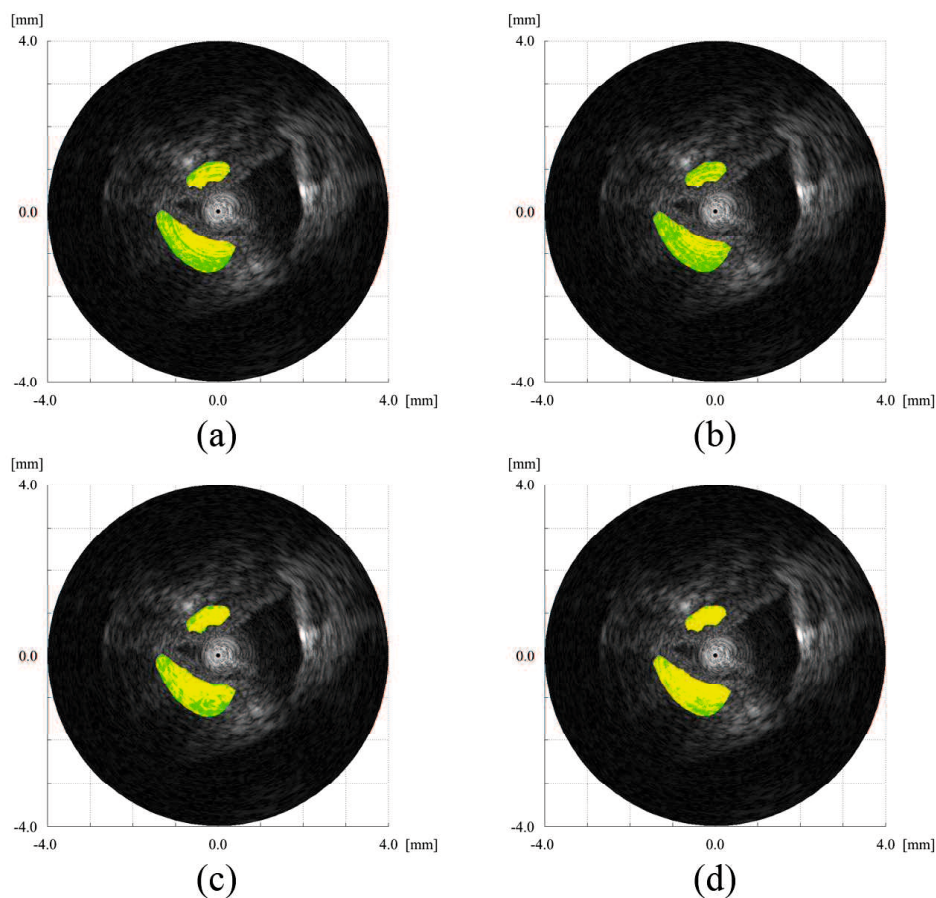


図 5.8: ウサギの血管断面2に対する識別結果。(a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法, (d) 近傍情報を考慮した提案手法

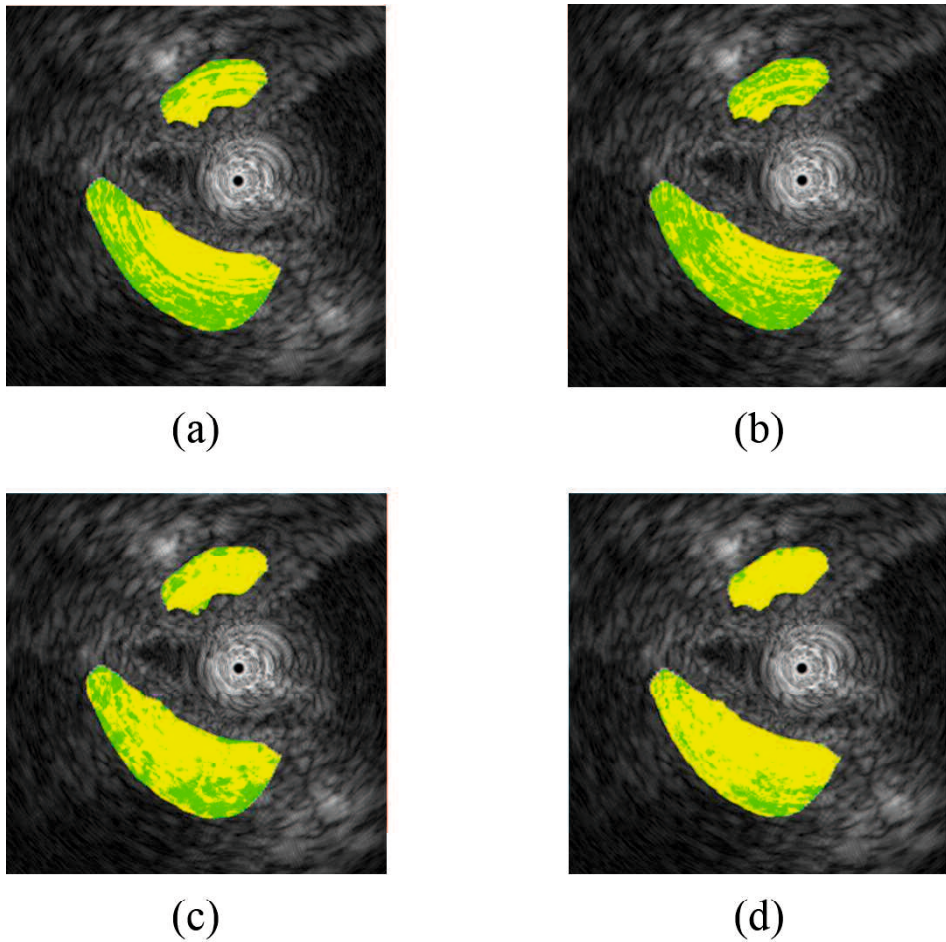


図 5.9: ウサギの血管断面 2 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

表 5.1: ウサギの血管断面 2 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

	(a)	(b)	(c)	(d)
ウサギの血管断面 2	0.74	0.65	0.81	0.92

### 5.4.2 ウサギの血管断面4の判別

表5.2に、ウサギの血管断面4に対する判別正解率を示す。この表から、近傍情報を考慮した従来手法以外の手法では、75%以上の高い判別正解率が得られていることがわかる。また、近傍情報を考慮することにより、判別正解率の低下が見られた。これは、 $k$ -近隣法を用いて分類を行った場合と同様の傾向である。

図5.10に、ウサギの血管断面2に対する判別結果のBモード画像を示し、図5.11にプラークの拡大画像を示す。従来手法では、近傍情報を考慮した場合に、判別正解率が低下し、顕著な誤識別が見られる。それに対して提案手法は、判別正解率は低下したものの、結果のBモード画像には大きな違いは見られなかった。

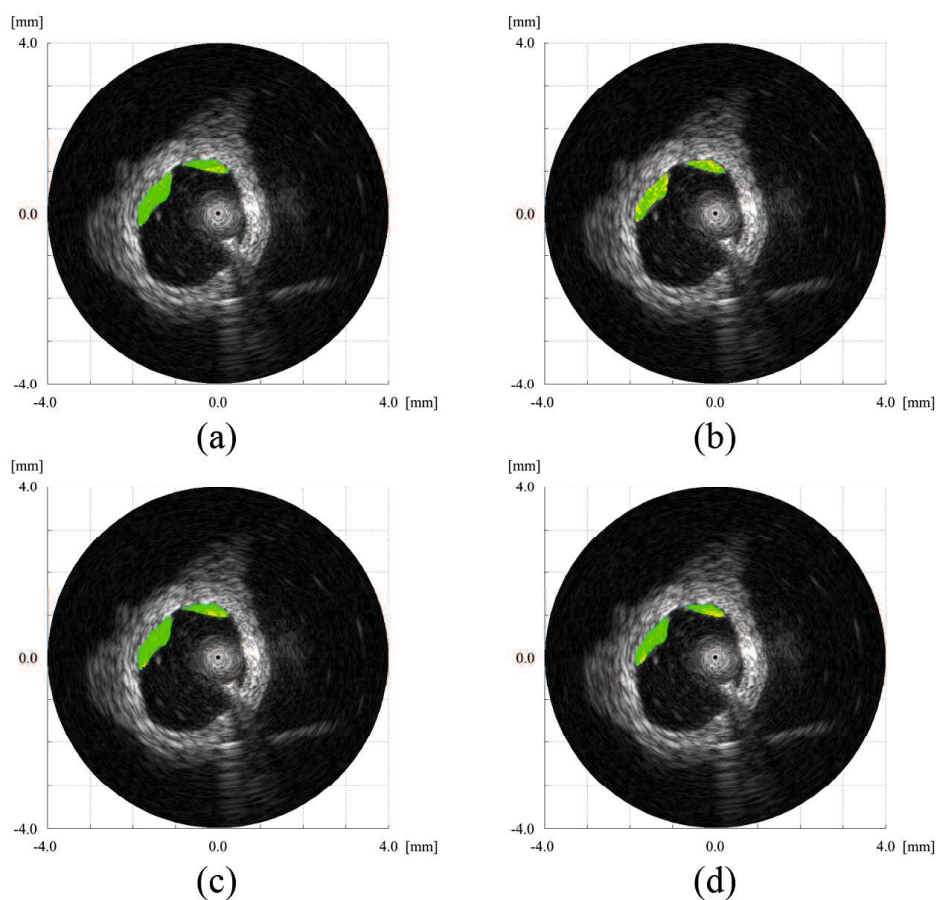


図 5.10: ウサギの血管断面4に対する識別結果。(a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法, (d) 近傍情報を考慮した提案手法



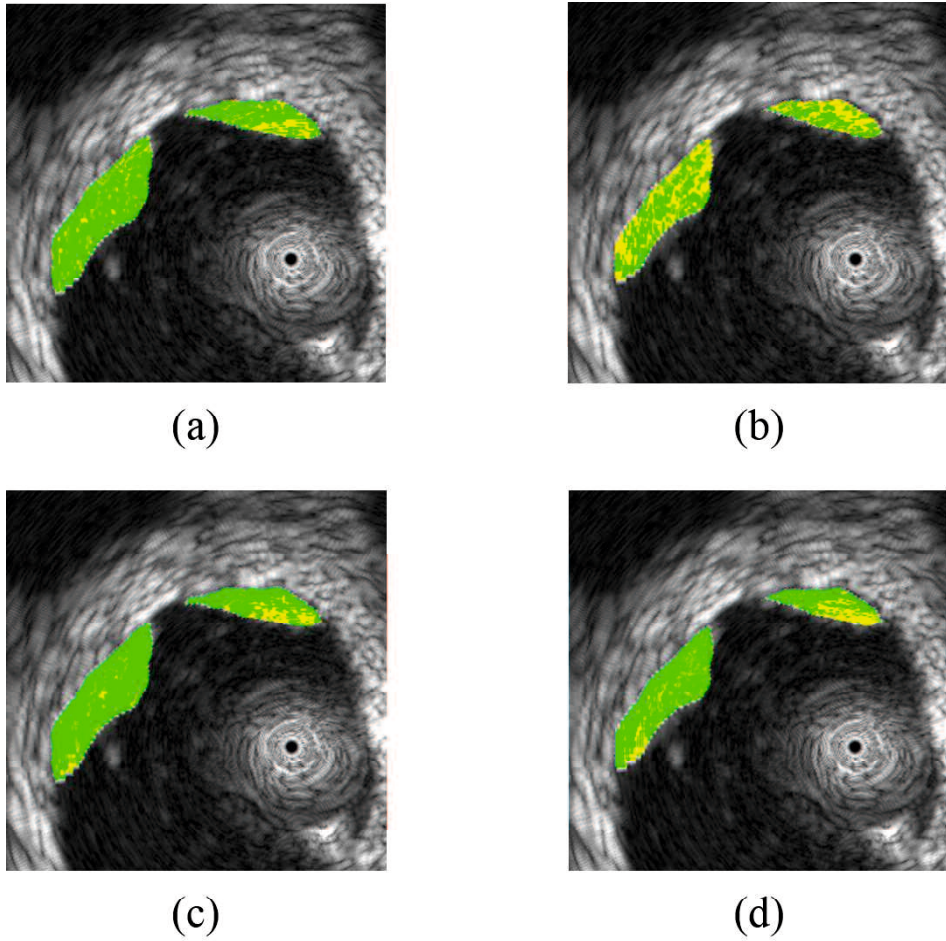


図 5.11: ウサギの血管断面 4 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

表 5.2: ウサギの血管断面 4 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

	(a)	(b)	(c)	(d)
ウサギの血管断面 4	0.79	0.49	0.83	0.75

### 5.4.3 ヒトの血管断面2の判別

表5.3に、ヒトの血管断面2に対する判別正解率を示す。この表から、近傍情報を考慮することにより、線維性組織の判別正解率は向上し、脂質性組織の判別正解率は低下していることがわかる。

図5.12に、ヒトの血管断面1に対する判別結果のBモード画像を示し、図5.13にプラークの拡大画像を示す。近傍情報を考慮しない従来手法では、どちらの組織にも多くの誤識別があることがわかる。それに対して提案手法では、近傍情報を考慮することで、線維性組織の判別正解率が向上し、良好な結果が得られた。また、 $k$ -近隣法を用いた場合の結果と同様に、脂質性組織の一部を誤識別する結果が得られた。

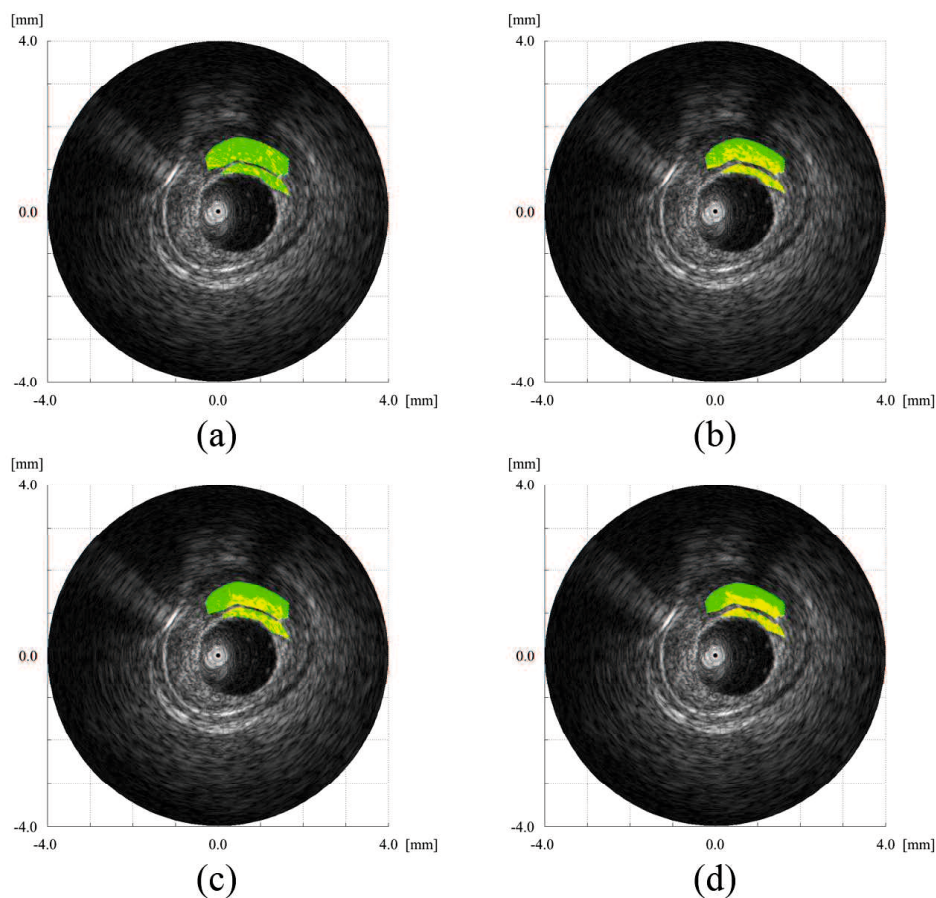


図 5.12: ヒトの血管断面2に対する識別結果。(a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法, (d) 近傍情報を考慮した提案手法

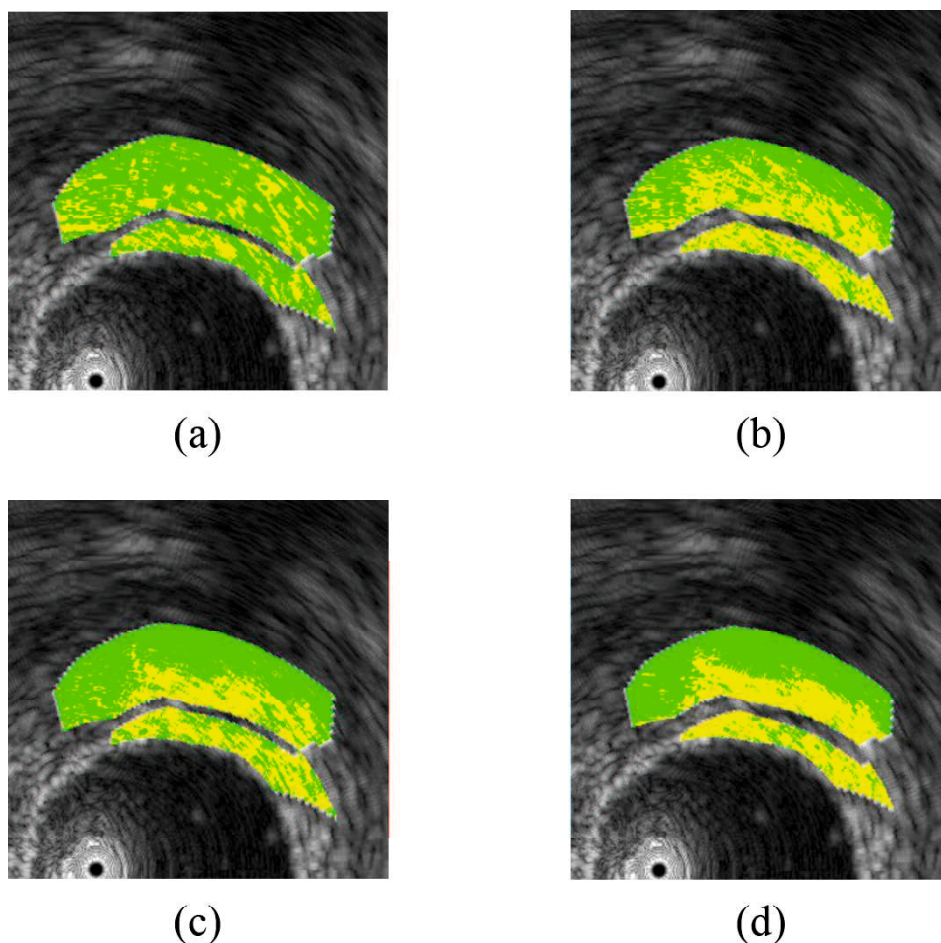


図 5.13: ヒトの血管断面 2 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

表 5.3: ヒトの血管断面 2 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

	(a)	(b)	(c)	(d)
ヒトの血管断面 2(線維性組織)	0.47	0.83	0.72	0.87
ヒトの血管断面 2(脂質性組織)	0.69	0.48	0.65	0.61



#### 5.4.4 ヒトの血管断面3の判別

表5.4に、ヒトの血管断面2に対する判別正解率を示す。この表から、近傍情報を考慮することにより、線維性組織の判別正解率が向上していることがわかる。しかし従来手法においては、脂質性組織において判別正解率の低下が見られた。それに対して提案手法では、近傍情報を考慮することで、脂質性組織の判別正解率も向上した。

図5.14に、ヒトの血管断面2に対する判別結果のBモード画像を示し、図5.11にプラークの拡大画像を示す。近傍情報を考慮しない手法においては、線維性組織の誤識別が顕著に見られる。また、従来手法においては、近傍情報を考慮することにより、線維性組織の誤識別は低減したが、脂質性組織の誤識別が見られる。それに対して提案手法においては、近傍情報を考慮することで、良好な判別結果が得られた。

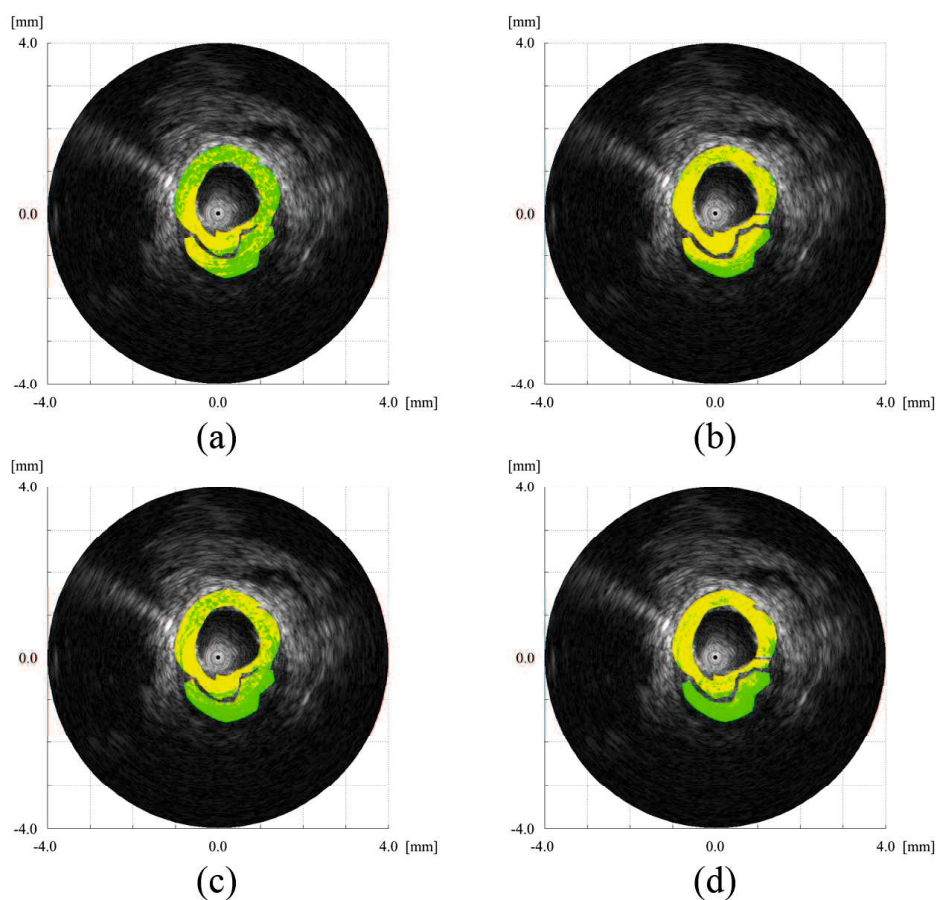


図 5.14: ヒトの血管断面3に対する識別結果。(a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法。(d) 近傍情報を考慮した提案手法



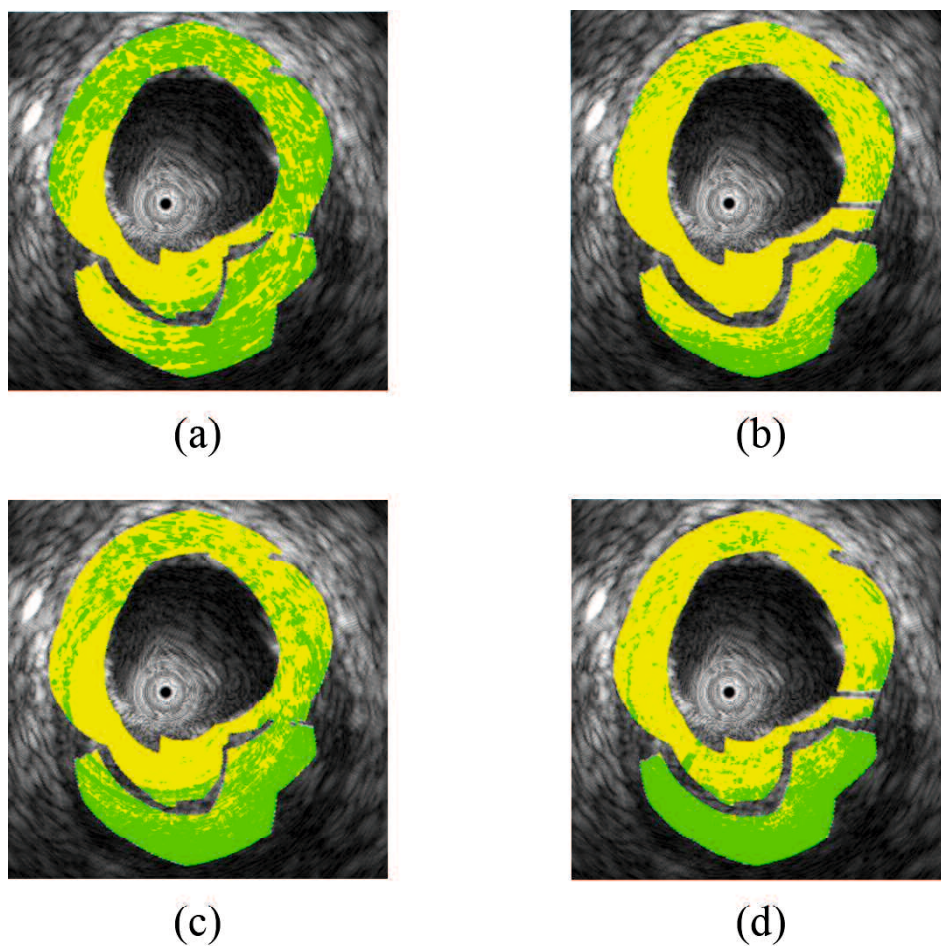


図 5.15: ヒトの血管断面 3 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

表 5.4: ヒトの血管断面 3 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

	(a)	(b)	(c)	(d)
ヒトの血管断面 3(線維性組織)	0.70	0.94	0.86	0.91
ヒトの血管断面 3(脂質性組織)	0.48	0.37	0.69	0.82

#### 5.4.5 ヒトの血管断面4の判別

表5.5に、ヒトの血管断面3に対する判別正解率を示す。この表から、近傍情報を考慮することにより、線維性組織の判別正解率が向上していることがわかる。特に、従来手法においては、近傍情報を考慮することで、線維性組織の判別正解率が約30%向上した。提案手法においては、近傍情報を考慮することで、どちらの組織においても判別正解率の向上が見られた。

図5.16に、ヒトの血管断面3に対する判別結果のBモード画像を示し、図5.17にプラークの拡大画像を示す。近傍情報を考慮していない従来手法においては、他のヒトの断面と同様に誤識別が多く見られる。従来手法では、近傍情報を考慮することにより、線維性組織においては、良好な判別結果が得られているが、脂質性組織に多くの誤識別が見られる。それに対して提案手法では、近傍情報を考慮することで、良好な判別結果が得られた。

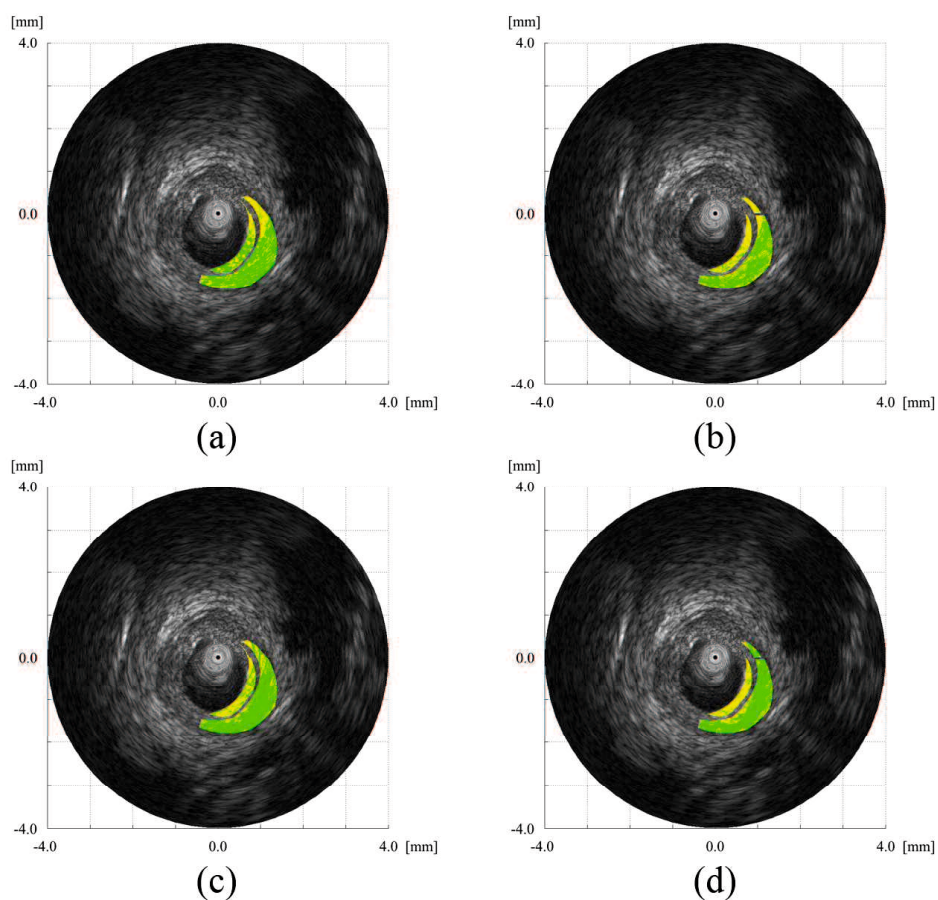


図 5.16: ヒトの血管断面4に対する識別結果。(a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法, (d) 近傍情報を考慮した提案手法

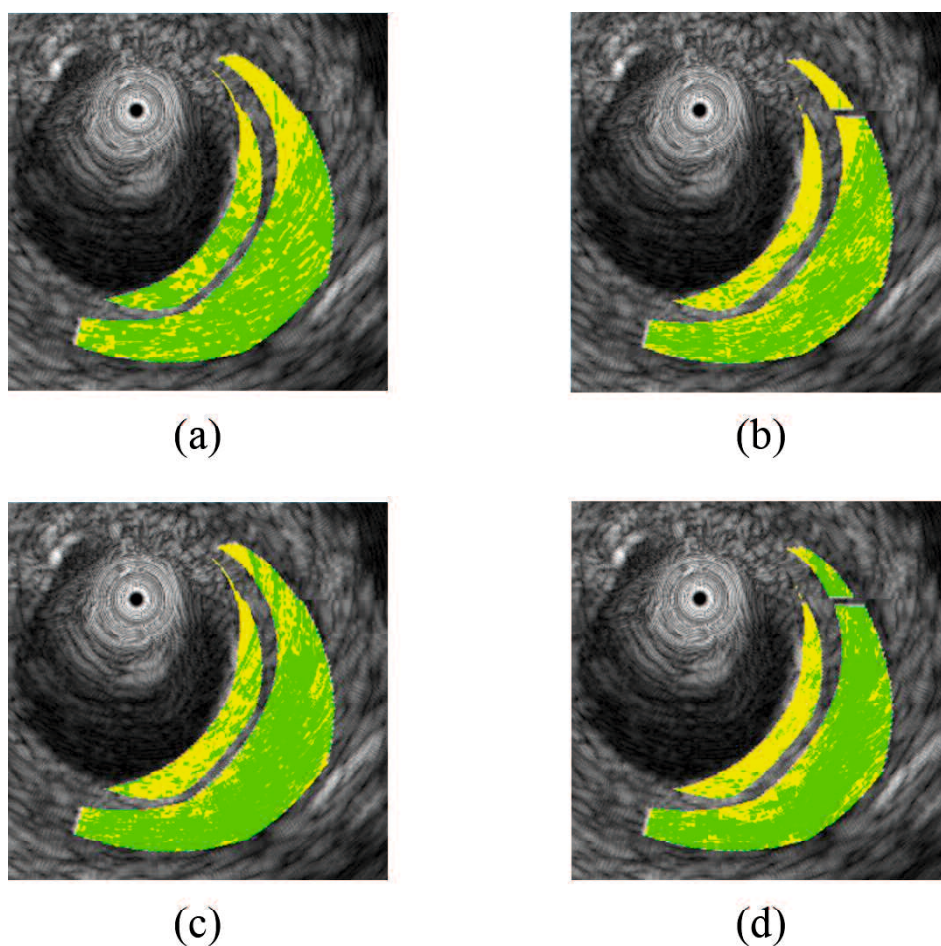


図 5.17: ヒトの血管断面 4 に対する識別結果の拡大画像. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法. (d) 近傍情報を考慮した提案手法

表 5.5: ヒトの血管断面 4 に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法, (d) 近傍情報を考慮した提案手法

	(a)	(b)	(c)	(d)
ヒトの血管断面 4(線維性組織)	0.61	0.91	0.81	0.91
ヒトの血管断面 4(脂質性組織)	0.57	0.53	0.69	0.73

表 5.6: 各血管断面に対する判別正解率. (a) 周波数解析に基づく手法, (b) 近傍情報を考慮した周波数解析に基づく手法, (c) 提案手法, (d) 近傍情報を考慮した提案手法

	(a)	(b)	(c)	(d)
ウサギの血管断面 2(線維性組織)	0.74	0.65	0.81	0.92
ヒトの血管断面 2(線維性組織)	0.47	0.83	0.72	0.87
ヒトの血管断面 3(線維性組織)	0.70	0.94	0.86	0.91
ヒトの血管断面 4(線維性組織)	0.61	0.91	0.81	0.91
ウサギの血管断面 4(脂質性組織)	0.79	0.49	0.83	0.75
ヒトの血管断面 2(脂質性組織)	0.69	0.48	0.65	0.61
ヒトの血管断面 3(脂質性組織)	0.48	0.37	0.69	0.82
ヒトの血管断面 4(脂質性組織)	0.57	0.53	0.69	0.73

#### 5.4.6 判別結果に対する考察

表 5.6 に各断面の判別正解率を示す. この表から, 線維性組織においては, ウサギの結果を除き, 近傍情報を考慮することにより判別正解率が向上した. しかしながら, 従来手法では,  $k$ -近隣法の結果が部分空間法の結果よりも良好な結果を示した. これは, 従来手法の特徴量であるパワースペクトルの特徴量が部分空間法に適していなかったことを示している. それに対して提案手法では,  $k$ -近隣法とほぼ同程度の判別正解率が得られている. これは, スパースコーディングから得られる特徴量が部分空間法に適していることを示している.

脂質性組織においては, 従来手法の判別結果は  $k$ -近隣法を用いた場合と同程度の判別結果となった. また, 近傍情報を考慮した場合でも, 判別正解率は変化しなかった. これは, 従来手法では, 近傍情報を考慮することにより線維性組織の判別正解率が向上したためだと考えられる. また, 提案手法においても, 近傍情報を考慮することで判別精度の変化は少なかったものの, 従来手法と比較して高い判別正解率が得られた. また,  $k$ -近隣法を用いた場合の判別正解率を見ても, 提案手法はほぼ同程度の判別成果率が得られている.

## 5.5 結言

本章では, スパースコーディングから得られる特徴量の分布を考慮し, 部分空間法によるプラークの組織性状判別法を提案した.

提案手法は, 従来手法と比較しても高精度な組織性状判別を実現した. 部分空間法を用いることにより高速な組織性状判別を実現した.

提案手法においては, 近傍情報を考慮することにより, 判別精度の向上し,  $k$ -近隣法を用いた場合と同程度の判別正解率が得られた.



## 第6章 結論

本論文では、血管内超音波法より得られる RF 信号に対して、スパースコーディングによる特徴量抽出法とその判別手法について述べた。以下に、各章で得られた成果について述べる。

第2章では、まず、急性冠症候群を理解する上で必要となる冠動脈の構造とプラークについて述べた。また、プラークの診断で用いられる IVUS 法の原理と B モード画像の表示方法について説明を行った。しかし、B モード画像は、プローブからの距離に応じた超音波の減衰や赤血球などによる超音波の散乱が原因で、不明瞭な画像となる。この問題を解決するために提案された IB 法と周波数解析に基づいた手法について説明を行い、その問題点について述べた。

第3章では、スパースコーディングの概要について述べ、その学習アルゴリズムについて説明した。次に、スパースコーディングを用いた RF 信号からの特徴量抽出法について述べた。最後に実際の RF 信号にスパースコーディングを適用し、得られる特徴量についての考察を行った。

第4章では、得られた特徴量を用いて  $k$ -近隣法により血管内プラークの組織性状判別を行った。 $k$ -近隣法は単純なアルゴリズムであるものの、これまで多くのパターン識別のに適用され、その有効性が示されている。スパースコーディングから得られた特徴量を  $k$ -近隣法により識別し、その特徴量の有効性を示した。

第5章では、スパースコーディングから得られる特徴量が高次元空間上で異なるクラスが独立に分布するという性質から、部分空間法による組織性状判別手法を提案した。実際のウサギとヒトから得られた RF 信号に提案手法を適用し、その有効性を示した。

以上のように、本論文では、IVUS 法から得られる RF 信号を用いた高精度なプラークの組織性状判別法について述べた。RF 信号にスパースコーディングを適用して得られる係数パターンを特徴量として抽出した。得られた特徴量の有効性を示すために従来手法である周波数解析に基づく手法と比較した。識別器として  $k$ -近隣法を用いることで、従来手法よりも高精度な組織性状判別を実現した。またスパースコーディングから得られた特徴量の性質を考慮し、部分空間法による組織性状判別を行うことで、高速かつ高精度な組織性状判別手法を確立した。

## 謝辞

本研究に取り組むにあたり，懇切丁寧なご指導を頂いた情報科学講座の内野 英治 教授，末竹 規哲 教授に心から感謝の意を表します。

また，本研究を進めるにあたり，日頃から適切なお助言を賜りました山口県立大学の畔津 忠博 准教授，徳山工業高等専門学校情報電子工学科の古賀 崇了 准教授，ならびに宇部工業高等専門学校制御情報科学科の久保田 良輔 教授に深く感謝の意を表します。

最後に，三年間共に研究に取り組み，励ましあってきたシステム・画像情報科学研究室の皆様方に感謝の意を表します。

## 参考文献

- [1] 厚生労働省  
Homepage(<http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinkou/kakutei13>).
- [2] 全国健康保険協会  
Homepage(<https://www.kyoukaikenpo.or.jp/g4/cat450/sb4502/p013>).
- [3] 佐野圭司, 藤原久義, “急性冠症候群の成り立ちを識る,” Hert View, Vol.8, No.10, pp.49–54, 2004.
- [4] メイクマニュアル医学百科家庭版  
Homepage(<http://merckmanuals.jp/home/index.html>).
- [5] 平盛勝彦 (監修), 目でみる冠動脈疾患の病態生理 —治療に直結する新知見—, メジカルビュー社, 1996.
- [6] 浅田祐士郎, “急性冠症候群の発生病理 —プラーク破綻部での血栓形成メカニズム,” 心臓, Vol.42, No.4, pp.545–551, 2010.
- [7] 久米典昭, “冠動脈のプラーク形成と破綻の機構,” 日本臨床, Vol.68, No.4, pp.637–641, 2010.
- [8] 本江純子, “循環器画像診断の進歩: 冠動脈の画像診断法を中心に,” 日大医学雑誌, Vol.68, No.2, pp.91–96, 2009.
- [9] 内藤博昭, “アテローム血栓症の画像診断: 画像で不安定プラークをとらえる,” Vascular Lab, Vol.4, No.6, pp.605–609, 2007.
- [10] 廣 高史, 平山篤志, “血管内エコー法による冠動脈プラークの不安定性へのアプローチ,” 超音波医学, Vol.37, No.4, pp.479–489, 2010.
- [11] 伊東正安, 望月 剛, 超音波診断装置, コロナ社, 2002.
- [12] 古川翔大, 内野英治, “時系列信号解析の基礎: 血管内イメージングを理解するために,” 動脈硬化予防, Vol.14, No.2, pp.62–67, 2015.
- [13] 本江純子, “Gray-scale IVUS:いまなお進化する定番技術,” 動脈硬化予防, Vol.14, No.2, pp.5–11, 2015.
- [14] 小谷順一, IVUS テクニックマニュアル, 南江堂, 2006.
- [15] 川崎雅規, “Integrated Backscatter,” Hert View, vol.7, No.11, pp.48–53, 2003.



- [16] M. Kawasaki, H. Takatsu, T. Noda, Y. Ito, A. Kunishima, M. Arai, K. Nishigaki, G. Takemura, N. Morita, S. Minatoguchi and H. Fujiwara, “Noninvasive Quantitative Tissue Characterization and Two-Dimensional Color-Code Map of Human Atherosclerotic Lesions Using Ultrasound Integrated Backscatter,” *Journal of the American College of Cardiology*, Vol.38, No.2, pp.486–492, 2001.
- [17] M. Kawasaki, H. Takatsu, T. Noda, K. Sano, Y. Ito, K. Hayakawa, K. Tsuchiya, M. Arai, K. Nishigaki, G. Takemura, S. Minatoguchi, T. Fujiwara and H. Fujiwara, “In Vivo Quantitative Tissue Characterization of Human Coronary Arterial Plaques by Use of Integrated Backscatter Intravascular Ultrasound and Comparison with Angioscopic Findings,” *Circulation*, Vol.105, No.21, pp.2487–2492, 2002.
- [18] M. Moore, T. Spencer, D. Salter, P. Kearney, T. Shaw, I. Starkey, P. Fitzgerald, R. Erbel, A. Lange, N. McDicken, G. Sutherland and K. Fox, “Characterisation of Coronary Atherosclerotic Morphology by Spectral Analysis of Radiofrequency Signal: in vitro Intravascular Ultrasound Study with Histological and Radiological Validation,” *Heart*, Vol.79, pp.459–467, 1998.
- [19] B. N. Potkin, A. L. Bartorelli, J. M. Gessert, R. F. Neville, Y. Almagor, W. C. Roberts and M. B. Leon, “Coronary Artery Imaging with Intravascular High-Frequency Ultrasound,” *Circulation*, Vol.81, No.5, pp.1575–1585, 1990.
- [20] A. Murashige, T. Hiro, T. Fujii, K. Imoto, T. Murata, Y. Fukumoto and M. Matsuzaki, “Detection of Lipid-Laden Atherosclerotic Plaque by Wavelet Analysis of Radiofrequency Intravascular Ultrasound Signals,” *Journal of the American College of Cardiology*, Vol.45, No.12, pp.1954–1960, 2005.
- [21] A. Nair, B. Kuban, E. Tuzcu, P. Schoenhagen, S. Nissen and D. Vince, “Coronary Plaque Classification with Intravascular Ultrasound Radiofrequency Data Analysis,” *Circulation*, Vol.106, No.17, pp.2200–2206, 2002.
- [22] S. Sathyanarayana, S. Carlier, W. Li and L. Thomas, “Characterisation of Atherosclerotic Plaque by Spectral Similarity of Radiofrequency Intravascular Ultrasound Signals,” *EuroIntervention*, Vol.5, No.1, pp.133–139, 2009.
- [23] B. A. Olshausen, D. J. Field, “Emergence of Simple-Cell Receptive Field Properties by Learning a Sparse Code for Natural Images,” *Nature*, Vol.381, pp.607–609, 1996.
- [24] B. A. Olshausen, D. J. Field, “Sparse Coding with an Overcomplete Basis Set: A Strategy Employed by V1?,” *Vision Research*, Vol.37, No.23, pp.3311–3325, 1997.

- [25] B. A. Olshausen, D. J. Field, “Sparse Coding of Sensory Inputs,” *Current Opinion in Neurobiology*, Vol.14, pp.481–487, 2004.
- [26] 村田 昇, 入門 独立成分分析, 東京電機大学出版局, 2004.
- [27] T. Azetsu, E. Uchino, S. Furukawa, N. Suetake, T. Hiro and M. Matsuzaki, “Tissue Characterization of Coronary Plaques Using Sparse Feature Vectors,” *Electronics Letters*, Vol.46, No.7, pp.484–486, 2010.
- [28] T. M. Cover and P. E. Hart, “Nearest Neighbor Pattern Classification,” *IEEE Trans. on Information Theory*, Vol.13, No.1, pp.21–27, 1967.
- [29] K. Fukunaga, “Bias of Nearest Neighbor Error Estimation,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.9, No.1, pp.103–112, 1987.
- [30] A. K. Jain, R. P. W. Duin and J. Mao, “Statistical Pattern Recognition: A Review,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.22, No.1, pp.4–37, 2000.
- [31] T. Koga, S. Furukawa, E. Uchino and N. Suetake, “High-Speed Calculation for Tissue Characterization of Coronary Plaque by Employing Parallel Computing Techniques,” *International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing*, Vol.5, No.4, pp.435–442, 2011.
- [32] S. Furukawa, E. Uchino, T. Azetsu and N. Suetake, “Application of Subspace Method and Sparse Coding to Tissue Characterization of Coronary Plaque for High-Speed Classification,” *Proc. of the 19th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems*, pp.564–572.
- [33] V. Garcia, E. Debreuve and M. Barlaud, “Fast k Nearest Neighbor Search using GPU,” *Proc. of the CVPR Workshop on Comp. Vision on GPU*, pp.1–6, 2008.
- [34] E. Oja, “Subspace Methods of Pattern Recognition,” *Research Studies Press Ltd.*, 1983.
- [35] 黒沢由明, “部分空間法の今昔（上） 歴史と技術的俯瞰: 誕生から競合学習との出会いまで,” *情報処理*, Vol.49, No.5, pp.566–572, 2008.
- [36] 福井和広, “部分空間法の今昔（下） 最近の技術動向: 相互部分空間法への拡張とその応用事例,” *情報処理*, Vol.49, No.6, pp.680–685, 2008.
- [37] R. A. Fisher, “The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems,” *Annals of Eugenics*, Vol.7, No.Part II, pp.179–188, 1936.

- [38] 石井健一郎, 上田修功, 前田英作, 村瀬洋, わかりやすいパターン認識, オーム社, 1998.
- [39] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork, Pattern Classification (2nd ed.), John Wiley & Sons, 2001.
- [40] 中静 真, “スパース信号表現とその音声・画像処理への応用,” 情報処理学会研究報告 2009-AVM-64, pp.43–48, 2009.
- [41] 稲垣大樹, 庄野 逸, “スパースコーディングを用いた医療画像の特徴抽出,” 情報処理学会研究報告 2009-BIO-19, pp.1–6, 2009.
- [42] 笠井裕之, “スパースコーディングの研究動向,” 情報処理学会研究報告 2009-AVM-84, pp.1–10, 2014.
- [43] S. Furukawa, E. Uchino, S. Miwa and N. Suetake, “Fast Characterization of Intravascular Tissue by Subspace Method Using Target Tissue’s Neighborhood Information,” Trans. on Engineering Sciences, World Scientific, pp.286–300. 2015.
- [44] S. Miwa, S. Furukawa, E. Uchino and N. Suetake, “Effectiveness of Averaged Learning Subspace Method for Application to Coronary Plaque Tissue Classification,” Journal of Signal Processing, Vol.19, No.4, pp.171–174, 2015.
- [45] I. T. Jolliffe, Principal Component Analysis (2nd ed.), Springer, 2002.
- [46] 金田健一, これなら分かる応用数学教室 —最小二乗法からウェーブレットまで—, 共立出版, 2003.