

学位論文 博士(工学)

分散と複素フーリエ成分に着目した
サポートベクトルマシンによる都市インフラの健全性診断

2009年度

慶應義塾大学大学院理工学研究科

近藤 智佳子

目次

第1章 序論	1
1.1 緒言	2
1.2 構造ヘルスマモニタリング	2
1.3 パターン認識を用いた構造物の健全性診断	3
1.3.1 既往研究	3
1.3.2 Support Vector Machine (SVM)	5
1.4 コンクリート構造物	6
1.4.1 コンクリートの圧縮強度推定	6
1.4.2 既往研究	7
1.5 水道設備	8
1.5.1 漏水検知手法	9
1.5.2 既往研究	10
1.6 分散情報に基づく特徴抽出による健全性診断	13
1.6.1 本研究における分散情報の有効性	13
1.6.2 研究の流れ	14
1.7 本論文の目的・構成	15
第2章 1次・2次統計量を用いた構造強度識別	16
2.1 緒言	17
2.2 2次統計量	17
2.3 ドリル削孔試験	18
2.4 シミュレーションモデルによる分散情報の有効性検証	18
2.4.1 シミュレーションモデル構築方法	18
2.4.2 シミュレーションモデル構築結果	21
2.5 ドリル削孔試験概要	23
2.5.1 使用材料・配合	23
2.5.2 試験方法	24
2.6 データ数の検討	25
2.7 特徴抽出	26
2.7.1 削孔パラメータ算出方法	27
2.7.2 削孔パラメータと圧縮強度との相関性	27
2.8 重回帰分析	30
2.8.1 変数減少法によるパラメータ選択	30

2.8.2	重回帰分析による圧縮強度推定	33
2.9	SVM による自動識別	37
2.9.1	特徴ベクトルの選択	38
2.9.2	削孔パラメータ間の相関性	41
2.9.3	SVM の識別性能	42
2.10	結言	45
第3章 2次統計量を用いた診断手法の漏水検知への応用		46
3.1	緒言	47
3.2	音聴法に基づく漏水音検知試験	48
3.2.1	実験概要	48
3.2.2	時間周波数解析	51
3.3	周波数成分による漏水音識別	53
3.3.1	主成分分析 (PCA)	53
3.3.2	SVM による識別結果	54
3.4	結言	55
第4章 複素フーリエ複素特性を用いた漏水検知手法		57
4.1	緒言	58
4.2	提案手法の流れ	58
4.3	周波数分布形状による識別	59
4.3.1	窓長・オーバーラップ長の検討	60
4.3.2	SVM による識別結果	64
4.4	複素フーリエ実部・虚部より得られた特徴量の差異の影響	70
4.5	複素数の分散情報	71
4.5.1	漏水音の複素フーリエ係数分布	71
4.5.2	複素数解析モデル	72
4.6	Multi-shift-frame STFT の提案	77
4.7	提案手法の安定性の検証	79
4.7.1	位相の偏り・ずれの検証	79
4.7.2	実験結果と考察	80
4.8	SVM による識別性能・安定性評価	81
4.8.1	学習用・検証用特徴ベクトルの作成	81
4.8.2	特徴量分布の確認	83
4.8.3	SVM の構築	85
4.9	結言	86

第5章 結論	87
5.1 本論文の結論.....	88
5.2 今後の課題・展望.....	91
付録.....	94
謝辞.....	97
参考文献.....	99
論文目録.....	102

目次

図 1.1	超平面による線形識別	5
図 1.2	コンクリートの構造	7
図 1.3	相関法の原理	9
図 1.4	圧力波による漏水検知手法の実験装置	12
図 2.1	目標圧縮強度 5MPa コンクリート試験片のシミュレーションモデル	21
図 2.2	各孔圧縮強度の平均値・標準偏差と試験片圧縮強度の関係	22
図 2.3	試験片概要	24
図 2.4	ドリル削孔試験測定項目の波形	25
図 2.5	セグメント	26
図 2.6	セグメント操作方法	27
図 2.7	6 削孔パラメータと試験片圧縮強度の関係	28
図 2.8	重回帰分析予測区間と試験片圧縮強度との関係	37
図 2.9	SVM による 9 クラス分類	38
図 2.10	Case4 の特徴ベクトルによる SVM 出力結果	40
図 3.1	漏水音発生メカニズム	47
図 3.2	電子式漏水探知器	49
図 3.3	波形収録装置	50
図 3.4	音聴法試験	50
図 3.5	波形収集システム	50
図 3.6	地中漏水の例	51
図 3.7	漏水音・擬似音波形	51
図 3.8	STFT の流れ	52
図 3.9	STFT 振幅値フレーム間平均(上図)と分散(下図)	52
図 4.1	提案手法の流れ	59
図 4.2	1σ 分布におけるクラス内クラス間分散比	61
図 4.3	クラス内・クラス間分散比	62
図 4.4	実部・虚部情報より求めた第 1 主成分寄与率の分布	63
図 4.5	実部・虚部情報に基づくクラス内・クラス間分散比	64
図 4.6	SVM による識別 (識別面付近拡大図)	66
図 4.7	漏水音・擬似音の固有ベクトル絶対値	67
図 4.8	STFT フレーム間分散尖度	68
図 4.9	固有ベクトル尖度	68
図 4.10	FV3 による SVM 出力結果	69

図 4.11	漏水音 500Hz 時系列波形	71
図 4.12	漏水音 500Hz フーリエ係数複素平面上プロット	72
図 4.13	解析モデル 1 : 位相に偏りがない場合	72
図 4.14	解析モデルにおける複素数の分布範囲	73
図 4.15	解析モデル 2 : 位相の偏りがある場合	75
図 4.16	θ_2 と実部の分散・虚部の分散・振幅の分散の関係	76
図 4.17	Multi-shift-frame STFT	78
図 4.18	漏水音最大周波数における 1 周期ごとの複素フーリエ係数の分布	79
図 4.19	500Hz のフーリエ係数	80
図 4.20	STFT より得られた特徴量の分布	80
図 4.21	Multi-shift-frame STFT より得られた特徴量の分布	81
図 4.22	SVM 識別性能・安定性の評価の流れ	82
図 4.23	全 LFV セットの特徴量分布の様子	84

表目次

表 2.1	予備試験コンクリート試験体配合表	5
表 2.2	モデル中の骨材体積の割合	20
表 2.3	細骨材の粒度	20
表 2.4	粗骨材の粒度	20
表 2.5	粒径ごとのモデル中の骨材体積の割合	21
表 2.6	配合表	23
表 2.7	圧縮強度試験結果	23
表 2.8	測定値と圧縮強度の相関係数	27
表 2.9	1 パラメータ削除を考慮した場合の重回帰分析諸値	31
表 2.10	削孔速度平均値と他 1 パラメータ削除を考慮した場合の重回帰分析諸値	32
表 2.11	トルク標準偏差と他 1 パラメータ削除を考慮した場合の重回帰分析諸値	32
表 2.12	削孔速度平均値・トルク標準偏差と他 1 パラメータ削除を考慮した場合の重回帰分析諸値	33
表 2.13	識別率	35
表 2.14	重回帰係数	35
表 2.15	予測区間最小値	36
表 2.16	予測区間最大値	36
表 2.17	各特徴ベクトルによる SVM 構築結果	39
表 2.18	6 パラメータ間の相関係数	41
表 2.19	累積寄与率	42
表 2.20	SVM 識別結果	42
表 2.21	学習データ（1 回目試験）と検証データを変化させた際の SVM 識別率	43
表 2.22	学習データ（2 回目試験）と検証データを変化させた際の SVM 識別率	44
表 3.1	漏水探知器特性	49
表 3.2	第 6～第 11 主成分における累積寄与率	54
表 3.3	SVM 識別性能・精度	55
表 4.1	学習データ数による SVM 識別性能の変化	65
表 4.2	SVM 識別性能・精度の比較	65
表 4.3	各特徴ベクトルによる SVM 構築結果	69

表 4.4	STFT 値実部, STFT 値虚部より特徴量を求めた際の SVM 構築結果.....	70
表 4.5	各フレームのサンプリングデータ番号.....	78
表 4.6	6 特徴ベクトル概要.....	81
表 4.7	評価指標平均値.....	85
表 4.8	評価指標標準偏差.....	85
表 A.1	第 1 回目試験漏水音概要一覧.....	94
表 A.2	第 1 回目試験擬似音概要一覧.....	96

第 1 章

序論

1.1 緒言

構造物の耐久性を診断し、維持管理していくことは必要不可欠であり、その中で構造物の健全性診断は非常に大きな役割を担っている。近年、地球環境に対する意識の高まりとともに、構造物をできるだけ長く使用することが以前にも増して強く望まれるようになった。

本論文では、パターン認識を用いた都市インフラの自動健全性診断システムの構築に取り組む。都市インフラとは、道路や公園、電気・水道・ガスなど、生活する上で基盤となる構造物を指す。都市インフラは私たちが日常的に絶え間なく利用しているものがほとんどであり、安心して安全に用いるためには適切な維持管理が欠かせない。そのため、都市インフラを運用する上でその状態を評価し、損傷箇所を把握する技術の確立が求められている。本論文では、都市インフラの中でも貯水ダムなどの大型コンクリート構造物と水道設備の輸送施設のひとつである水道管を対象とし、パターン認識を用いた定量的かつ自動的な健全性診断手法の提案を行う。

1.2 構造ヘルスマニタリング

本節では、構造物の健全性診断に取り組む上で重要な概念となる構造ヘルスマニタリングについて述べる。

構造ヘルスマニタリングは直訳すると「構造物の健康診断」を意味する。人間は問診や簡単な検査による健康診断を通して、異常を認められれば各種の精密検査が行われ、その場合に応じて事後の観察や投薬・手術などの処置が講じられる。これによって大きな病気の前兆や小さな病気を大事に至る前に発見し、対策を立てることができる。構造ヘルスマニタリングは人間ではなく構造物に対して健康診断の概念を取り入れることを目的としている。構造ヘルスマニタリングは以下のように定義することができる^[1]。

構造ヘルスマニタリング：

機械・構造物などの対象物にセンサを設置して音や振動などの物理量を観測(センシング)し、その観測値を様々な信号処理手法を駆使して分析(信号処理)することによって、対象物に蓄積された損傷の程度を把握し健全性を判定する技術

構造物の健全性にかかわるデータを定量的に取得することで、稼働中あるいは使用中の構造物は繰返し負荷による疲労損傷や経年変化による劣化を早期に検出することが可能となる。また、無駄な補修や点検を省くこともでき、結果的に省エネ、省資源に大きく貢献する。このような観点から、構造ヘルスマニタリングは今後ますます重要な役割を担うと考えられる。

1.3 パターン認識を用いた構造物の健全性診断

従来、構造物の健全性診断では、最小 2 乗法などを用いた回帰分析によって回帰直線や曲線を求める研究が数多く行われてきた。しかしながら、このような方法では非線形識別には対処しにくいといった問題点が挙げられる。そこで本論文では、パターン認識による構造物の状態評価手法の提案を行う。

パターン認識とは、認識対象がいくつかのクラスに分類できるとき、観測されたパターンをそれらクラスのうちの 1 つに対応させる処理である。一般に、パターン認識システムは次の 3 つの段階から成り立つ。

- ① 特徴抽出
- ② 識別規則の構成
- ③ 未知サンプルの識別

構造物から時時刻刻とデータを得ることができた場合、多くのデータが蓄積されることとなる。蓄積したデータから構造物の状態と相関の高い情報を得ること（特徴抽出）ができれば、その情報をもとに構造物の状態を評価する方法を構築（識別規則の構成）できる。そして、構築された方法をもとに、新たに得られたデータを用いての状態評価や予測を行うことが可能となる（未知サンプルの識別）。

1.3.1 既往研究

本節では、パターン認識を用いた健全性診断に関する研究についてまとめる。

パターン認識を用いた健全性診断では大別して、特徴抽出に着目した研究と識別規則の構成方法に着目した研究がある。

特徴抽出に着目した研究では以下の 2 つの研究のように、特徴抽出で得られた特徴量の識別有効性について検討が行われている。

M.Gul, F.N.Catbas^[2]らはマハラノビス距離を用いた異常値検出による健全性診断手法を提案した。鉄骨格子モデルについて環境振動データのARモデルを構築し、ランダム減少法によって平均化して得られたAR係数を特徴量としてマハラノビス距離を算出した。健全状態からマハラノビス距離の閾値を設定したところ、損傷状態を示す異常値の検出が可能であることが確認された。

J.Bednarx, T.Barszcz, T.Uhl^[3]は、回転機械の健全性診断手法NARXの提案をした。NARXでは、予測値と実測値の正規化した 2 乗誤差であるNSSEに基づいて推定を行う。測定した渦電流センサと加速度センサそれぞれについてニューラルネットワーク(NN)を構築し、その出力を予測値としてNSSEを求めた。シャフト端部のブレードにクラックを導入したものを損傷状態とし、健全NNと損傷NNを構築した結果、損傷データでは損傷NNで得たNSSEが

健全NNで得た場合よりも小さな値を示し、健全データでは健全NNで得たNSSEが損傷NNで得た場合よりも小さな値を示し、識別に有効な指標であることが確認された。

これらの研究においては、閾値の設定方法としてどのようなパターン認識手法を用いるか等、更なる検討が必要であるといえる。

識別規則の構成方法に着目した研究では、診断の基準となる健全状態の変化に関する検討やパターン認識手法の比較が行われている。

S.S.Kessler, P.Agrawal^[4]らは材料の経年劣化や修復による診断精度の影響を克服するため、アダプティブな構造ヘルスマニタリング手法を提案した。Adaptation Moduleを導入し、信号処理と特徴抽出の段階で診断に用いる基準信号を更新することにより、アダプティブな診断が可能となる。複合材料に対してLamb波テストシミュレーションを行い、提案手法の検証を行った。時間領域、エネルギー領域、周波数領域について信号に10%まで摂動を加えた結果、従来のパターン認識手法では摂動が大きくなるにつれ診断精度が低下するのに対し、提案手法では精度が維持される傾向が確認された。

O.R. de Lautour, P. Omenzetter^[5]は、損傷を模擬するために剛性を変化させた3層構造物をホワイトノイズで加振して得られた加速度データよりARモデルを構築した。ARモデルの係数より特徴ベクトルを作成し、主成分分析（PCA）による次元削減後、パターン認識手法である最近傍法と学習ベクトル量子化（LVQ）によって損傷評価を行った。データ間の距離に基づき識別を行う最近傍法で、マハラノビス距離を用いた場合とユークリッド距離を用いた場合について比較したところ、マハラノビス距離を用いた場合に良好な識別結果が得られた。また、次元削減後の特徴ベクトルの次元が高いほど、高い識別精度を示した。最近傍法よりも高度な手法であるLVQでは学習データ数が増えるほど、また特徴ベクトルの次元が高いほど高精度な識別となることがわかった。最近傍法よりもLVQのほうが優れた識別を行うことが示された。

I.Lopez, N.Sarigul-Klijn^[6]は翼を模擬した片持ち梁シミュレーションモデルを用いた温度変化による損傷の評価を行った。剛性の変化を弾性率の減少によりモデル化し、弾性率は温度に依存するよう設定した。モデルの固有振動数を特徴量として用いていくつかの方法で次元圧縮を行い、パターン認識手法であるk近傍法、パルツェン推定、EMアルゴリズム、k-mean法の比較を行った。パターン認識手法の違いによる識別精度の違いは見られず、特徴ベクトルの次元圧縮法の影響のほうが大きいという結果が得られた。

以上より、高度な識別手法を用いる場合については識別手法の違いそのものよりも、特徴抽出や特徴ベクトルの構成方法によって識別精度が変化するといえる。本論文では対象としていないが、長期にわたって構造物の診断を行う場合は、健全状態の変化を考慮した識別規則の更新が有効であるといえる。

本論文ではパターン認識手法として、優れた非線形識別能力を持ち、ニューラルネットワークよりも有効な健全性診断結果が得られている^[7]Support Vector Machineを用いることで識別規則を構成することとし、特徴抽出法について重点的に検討を行う。

1.3.2 Support Vector Machine (SVM)

本節では、本研究で用いたパターン認識手法である SVM の概要を述べる。

SVMは、式(1.1)の正負によって、2つのクラスのうちどちらにあるかを判別する2クラス分類のためのパターン認識手法^[8]である。

$$f(\mathbf{z}_i) = \text{sign}(\mathbf{w}^T \mathbf{z}_i + b) \quad (i=1, \dots, r) \quad (1.1)$$

ここで、 $\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_r$ は特徴ベクトルの集合を示す。SVMでは、特徴ベクトルから分離超平面に降ろした垂線の長さの最小値であるマージンが最大になるような \mathbf{w} と b を求めることで分離超平面を定める。クラス間境界付近の特徴ベクトル(サポートベクトル)のみにより分離超平面が形成されるので、SVMは少ない計算量で高次元のデータが扱える。また、カーネル関数を用いることで高次元の特徴空間に写像し、非線形クラス分類がごく簡単に可能となる^[9]。本論文ではカーネル関数として、既往の研究で多く用いられているRadial basis関数を適用した^[10]。図 1.1 に2次元の特徴ベクトル $\mathbf{z}_i = (x_i, y_i)^T$ について黒円と白円を分類したい場合の例を示す。図中、重みベクトル \mathbf{w} は $\mathbf{w}^T = (w_1, w_2)$ で表される。

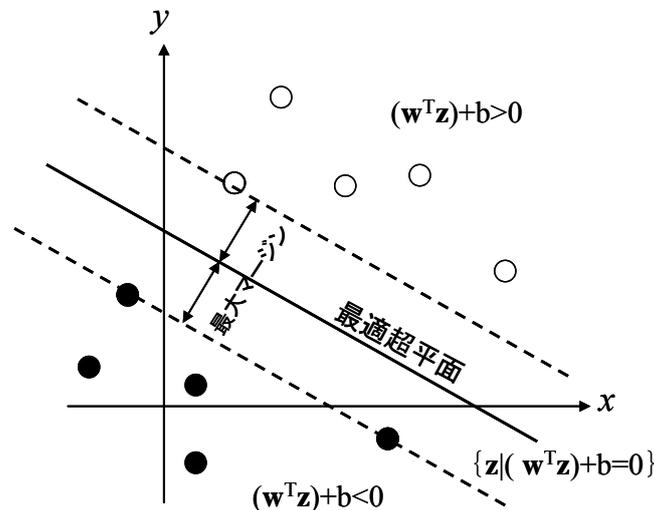


図 1.1 超平面による線形識別

1.4 コンクリート構造物

コンクリート材料は貯水ダムや橋梁、高層建築物など、多岐にわたって用いられている。従来、コンクリート構造物はメンテナンスフリーで半永久的に使用できると考えられてきたが、コンクリート構造物の使用実績が増え、供用年数も伸びるに連れて、コンクリート構造物に特有の劣化現象があり、周辺環境や使用材料・設計方法によっては、比較的早期に劣化が生じる場合もあることが明らかになってきた^[11]。実際、2007年にはアメリカ中西部でコンクリート製の橋の崩落事故が発生し、大きな被害をもたらした。また、2005年の耐震強度偽装事件により、コンクリートの強度不足が人為的に引き起こされていることが発覚し、大きな社会不安を招いている。

このようなことから、コンクリート構造物の耐久性や耐震性に関心が高まっており、構造物の健全性を的確に診断すること、構造物を適切に維持管理していくことの重要性が広く認識され、そのための技術の確立が求められている。

1.4.1 コンクリートの圧縮強度推定

コンクリート構造物の圧縮強度は最も重要な耐久性指標であり、圧縮強度の把握は大変重要である。しかし、その推定技術は、試験方法が複雑、推定精度が悪いといった問題を抱えている。このような問題は、コンクリート材料が不均質な材料であり、配合や施工、供用される環境によって容易に変化することに起因する。劣化状態の定量的な評価は難しく、熟練した技術者による定性的な判断に頼らざるを得ない状況にある。

現在用いられている代表的なコンクリートの圧縮強度推定方法として、コア採取による圧縮強度試験やシュミットハンマーによる反発度法が挙げられる。以下にこれらの手法の概要と利点・問題点についてまとめる。

(1) コア採取による圧縮強度試験

圧縮載荷試験を行うことによって圧縮強度と圧縮弾性係数を得る^[12]。既存の構造物に対しては、「コンクリートからのコア及びはりの切り取り方法並びに強度試験方法」(JIS A 1107)に準拠して実施することが標準とされている^[11]。通常はφ100mmのコアが採取される。

信頼性の高い結果が得られるが、高コストである。また、躯体強度に影響及ぼす可能性がある上、経費や損傷の補修など時間と手間がかかるため、検査対象箇所を増やすことが困難であるという問題がある。

(2) シュミットハンマーによる反発度法^[13]

シュミットハンマーで打撃することでコンクリート表面の反発度を測定し、その結果よりコンクリートの圧縮強度を推定する。

試験経費が安価、試験方法が簡易かつ迅速、測定箇所を増やすことが容易等様々な利点

を有している。しかしながら、測定する反発度が多数の要因（打撃方向、含水率、材齢、打撃面の平滑度等）によって支配されるため、圧縮強度推定値の誤差が大きい。

1.4.2 既往研究

前節で述べたように、現在行われている圧縮強度推定手法は様々な問題を抱えている。これらの問題の多くはコンクリートがセメント、水、細骨材、粗骨材よりなり、空隙を含んだ不均質な材料である（図 1.2 参照）こと、使用されている環境や、材齢によって材質が変化することに起因する。本節では前節に述べた手法に関して行われた研究についてまとめる。

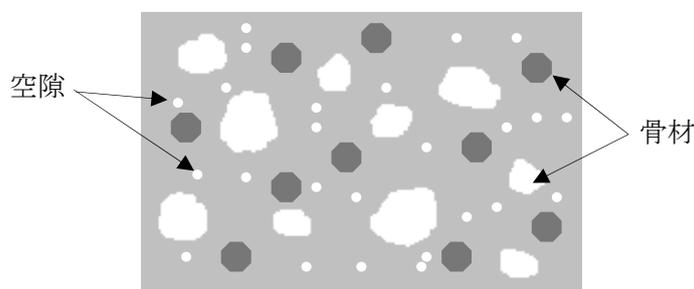


図 1.2 コンクリートの構造

(1) 反発度法に関する研究

反発度法は、簡便な試験であり広く用いられているのに対し、測定値がコンクリート表面の状態に左右されやすく圧縮強度の推定精度が低いことが問題として挙げられている。そのため、精度向上のための研究が多くなされている。

極壇、久保、境ら^[14]は、シュミットハンマーの代わりにインパルスハンマーを用いて機械インピーダンス指標値を求めて圧縮強度との相関を検討した。シュミットハンマーでは打撃面の状況を考慮する必要があるが、インパルスハンマーの打撃応答波形は異常値の判定に有効であった。コンクリートの材質の違いによって機械インピーダンスが異なるため、較正曲線を作成する必要があるが、コンクリートの復元力に対応した打撃力波形の後半部分の機械インピーダンスと弾性波速度および圧縮強度に高い相関関係が認められた。

豊福^[15]は、テストハンマー打撃部の接触面積からテストハンマー硬さを求める試験方法を開発し、圧縮強度試験への適用性を検討した結果からこれらの複合法による試験法を提案した。検査対象のコンクリート表面に貼り付けた記録紙よりテストハンマーのプランジャーと供試体の接触面積の最大径とその直角方向径から楕円面積を算出し、その逆数である（1/楕円面積）が圧縮強度と相関がいいことが確認された。この値をテストハンマー硬さとし、較正した反発度を求めることにより、コンクリートの圧縮強度が推定計算され、従

来法と比べて推定精度が向上した。

立見，中田，河谷ら^[16]は，主要なセメントの種類，水セメント比，スランプ及び粗骨材のかさ容積の違いが弾性波速度と圧縮強度との関係に及ぼす影響について検討した．普通ポルトランドセメントによる一般的な調合のコンクリートであれば，調合による影響は少ないことが確認された．弾性波速度と圧縮強度との関係は1つの2次曲線で表され，この関係に圧縮強度推定式を回帰させ一般的な調合の標準養生によるコンクリート圧縮強度推定式を設定した．この推定式により，強度を測定する部分に振動検出器を当て，その近傍をハンマーで軽くたたくことで圧縮強度を推定することの可能性を示した．

(2) 小径コアを用いた微破壊試験に関する研究

近年， $\phi 20\text{mm}$ 程度の小径コアを用いた微破壊試験法が開発された．この手法により，従来のコア採取試験では不可能であった構造上重要な部材からの採取も可能となり，注目されている．

篠崎，江口，中込ら^[17]は，小径コアと構造体コンクリート強度の強度差データを分析することによって小径コア強度による構造体コンクリート強度の推定式を設定した．さらに，小径コアによりある領域の強度を実用的に推定するためには採取箇所と本数を6箇所から各1本程度にするのが妥当であることを示し， $\phi 100\text{mm}$ コア強度と同程度の精度を有することを確認した．その後，佐藤，笹倉，渡部ら^[18]によって圧縮強度が10～70MPaの範囲において， $\phi 25\text{mm}$ の小径コア供試体による圧縮強度の測定精度が $\phi 100\text{mm}$ のコア供試体を用いる方法と同等であることが確認された．さらに，中性化深さの測定精度についても小径コア供試体と $\phi 100\text{mm}$ コア供試体で同程度の精度が得られることを確認した．

以上より，コンクリートの圧縮強度推定では様々な手法の提案があるが，信頼性が高く，簡便かつ現地で測定結果が得られる手法は確立されていないことが問題として挙げられる．

1.5 水道設備

わが国の水道は，各種技術の改善を重ね，水道の目的である公衆衛生の向上に大きく貢献してきた．水道はその利便性から，使用水量の増大，使用目的の多様化を生み出し，かつ普及率の向上に伴い，市民生活の水道への依存度は著しく高まった．現在，水道は健康で快適な市民生活や産業活動を営むために必要不可欠な都市の基盤施設となっている^[19]．

水の輸送施設である水道管（管路）は，主に道路下に埋設され常時圧力を加え送られている．水道管の中には，経年劣化した管や交通量の多い道路に埋設してある管も多くあり，このような管から漏水が発生する．管路に漏水が発生すると，給水不良，道路の陥没，建物への浸水等二次的な被害をもたらすこともあり，その防止対策は極めて重要である．

日本全国の漏水率は平成15年に7.8%となっているのに対し，海外の都市の漏水率は先進国でも10%以上が普通であり，発展途上国については30%以上の都市もある．さらに，

2007年5月にニューヨークで開催された「世界大都市気候変動サミット」において、東京の漏水率が2006年度に3.6%となったことが紹介され、世界各国の関心を集めた。世界レベルにある水道技術、ノウハウを世界に向けて発信するとともに、東京が核となって、漏水防止を初めとする技術情報を交換する場を設けるなど、アジアを中心とした海外の水道事業者との交流促進策を積極的に進めている。日本の漏水防止対策は国内だけにとどまらず、世界各国が注目することであると言える。

1.5.1 漏水検知手法

漏水には地上漏水と地下漏水の2種類があるが、人目に触れにくく、長期にわたって漏水する恐れのある地下漏水の発見は困難である。以下に、地下漏水の探知および漏水量把握のための手法について述べる。

(1) 音聴法

音聴法は音聴棒または電子式漏水発見器を使用して技術者が漏水音を聴取し、漏水の有無を判断するものである。前者は技術者が音聴棒に耳を接触させ、管路や管路付属施設から管に伝わる漏水音を直接捉えるものであるが、漏水位置の推定や、騒音の中で漏水音を聞き分けることは非常に難しい^[20]。後者はピックアップセンサとヘッドフォンを利用して地表面から漏水音を捉えるものであるが、収集された漏水音は、管口径、材質、形状、地形、地盤等の影響を受けるため、常に同じように聞こえるとは限らない。さらに、下水の流水音やガスの送圧音など漏水音と同じように聞こえる音(擬似音)を漏水音として誤って判断することも多い。

(2) 相関法

相関法は、漏水箇所を挟んだ管路上の2箇所にピックアップを取り付けて漏水音を捕らえ、漏水音がそれぞれのピックアップに伝わるまでの時間差から漏水位置を特定するものである。音聴法が不適の条件下にも有効であるが、装置に入力する管路データによって結果が左右されるため、正確な管路把握が必要となる。

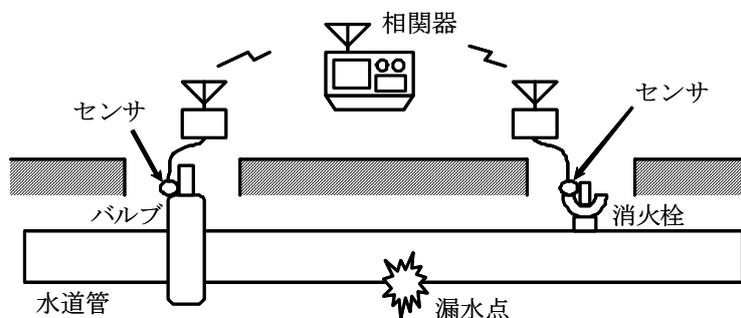


図 1.3 相関法の原理^[19]

(3) 夜間最小流量測定法

夜間に水道が使用されない時間帯が発生することに着目した方法で、一定規模の閉鎖した区画に一箇所から水を注入し、その量を測定する方法である。測定された流量のうち、最も少ない流量を漏水量と見なすことができる。しかしながら、測定を行う夜間水道使用量の増加によって適用が難しくなっている。

1.5.2 既往研究

前節で述べた漏水検知手法のうち、最も広く普及している手法は音聴法と相関法である。本節ではこれら 2 つの手法に関する既往研究ならびに新たに提案されている手法について述べる。

(1) 音聴法

音聴法ではスペクトル分析に基づく漏水音の特徴抽出に関する研究が多く見られる。

多々木、久保田ら^[21]は音紋分析による特徴抽出法に基づく漏水音・擬似音判別手法の提案を行った。水道管に伝わる音を「漏水音」、「類似音」、「障害音」の三つに分け識別を行っている。音紋分析の結果、漏水音の場合は周波数スペクトルのラインが幅を持って安定しているのに対し、擬似音はラインの幅が狭く、スペクトル本数が多いことがわかった。また、障害音はライン幅が狭くかつ一過性である、もしくは広いが変動しているという特徴を持つ。3つの音の特徴を踏まえて特徴パラメータを設定して識別を行った結果、高い精度で漏水音の検出が可能であることが示された。しかしながら、加速度計を水道管または量水器など近傍の関連機器に密着させることが前提となっており、測定時の大きな制約となっている。

Suo, Li, Houら^[22]は、周波数分布形状やピーク出現回数などの情報からファジー推論に基づいて漏水確度を求めている。音聴法の技術者の経験に基づき、漏水音分析を行った。その結果、周波数分布が狭く、対称的な形状を示し、ピークの出現が連続的である音は漏水音である確率が高いとされた。しかしながら、どの程度の精度で漏水音であるという判断はできないため、ファジー推論を用いて漏水確度を求めるシステムを構築した。しかし、このシステムにおけるファジールールは技術者の意見に基づいており、定量的な手法であるとは言いがたい。

(2)相関法

相関法では、漏水音伝達時間をより正確に求めるための信号処理に関する研究が多く行われている。

亀山、木村、三須、和高校^[23]は、コヒーレンス関数を用いて 2 つのセンサから受信した信号の前処理を行う方法を提案した。漏水音では 2 つの受信信号間で各周波数における振幅比と位相差の時間的変動は小さいと考えられるためコヒーレンス関数の絶対値 $|C(f)|$ は 1

に近い値となると予想される。したがって、 $|C(f)|$ が1に近い周波数帯域を通過帯域として有するフィルタを用いることで雑音の影響を低減できると考えられる。フィルタの帯域幅 W を予めある値に設定し、フィルタの通過帯域の下限周波数 f_s を

$$I(f_s) = \int_{f_s}^{f_s+W} |C(f)| df \quad (1.2)$$

で定義した値 I が最大になるように通過帯域を決めて前処理を行った結果、検出精度の向上が見られた。

Wen, Li, Yang, Zhouら^[24]はWavelet Denoising Procedureを用いて、漏水音中に含まれる交通騒音、人の話し声などのノイズ除去を行った。ノイズのウェーブレット係数はある決まった値をとるのに対し、信号では平坦であることに着目している。ノイズのもつウェーブレット係数平均値は信号のウェーブレット係数平均値よりも大きいと考えた。収録した漏水音を長さの等しいいくつかの区間に区切り、各区間におけるウェーブレット係数の最大値を求めた。なお、区間長はノイズを含まない区間を基準に選んだ。区間ごとに得られた最大値を比較し、そのなかで最も小さな値を閾値 η とし、次式に従ってウェーブレット係数を変換した。

$$x_{wc} = \begin{cases} x_{wc} & \text{if } |x_{wc}| < \eta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1.3)$$

x_{wc} に対し、逆ウェーブレット変換を適用すると、ノイズ除去されたデータが得られる。提案手法を適用した結果、鋳鉄管、コンクリート管に対しては99%の確率で漏水箇所を誤差1m以内で発見できることがわかった。しかし、鋼鉄管ではその精度は劣ることがわかった。漏水信号は管のタイプよりも伝播経路の影響を受けやすいものと考えられる。

その後、Wen, Li, Yangら^[25]は、相関法においてピックアップ間距離の事前情報を用いずに漏水箇所を推定する手法の提案を行っている。

(3) その他の方法

上記に挙げた手法のほかにも様々な漏水検知手法の提案が国内外で行われている。

Taghvaei, Beck, Staszewskiらはケプストラムを用いた方法^[26]を提案している。ケプストラムとは信号をフーリエ変換したものを対数表現し、再びフーリエ変換して得られる値である。ケプストラムによって音源と伝播経路の影響を分けることができると考えられる。

図1.4のような水道管に対し、電磁弁の開閉により圧力波を送り、圧力変換機において水圧の測定を行った。得られたデータの低・高周波成分を除去し求められたケプストラムのピークが現れる時刻より、バルブから Junction, Outlet1, Outlet2, Leak までの到達時間を求め

ることができ、その距離を精度よく推定できることがわかった。また、Leak size とケプストラム振幅の1/3乗が比例関係を持つことから、距離だけでなく、漏水箇所の規模についても把握できる可能性があることがわかった。

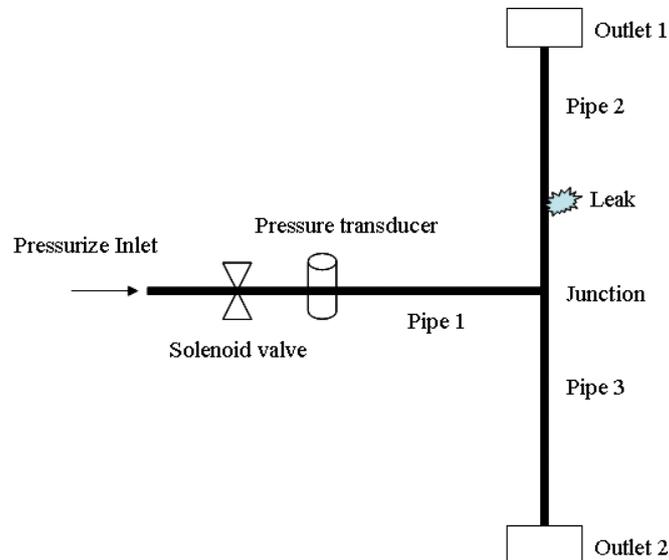


図 1.4 圧力波による漏水検知手法の実験装置

東京都水道局では音響インテンシティ法(AI法)に基づく漏水位置特定技術、高精度周波数分析による漏水識別装置、電磁波を用いた漏水検知器の開発に取り組んでいる^[27]。

現在広く用いられている漏水検知手法は音聴法・相関法である。なかでも、音聴法はひとつのセンサを地面に置くだけで測定できる最も簡便な手法である。しかしながら、漏水検知の判断は熟練者の経験に強く依存している。さらに、高精度な識別のためには測定箇所が増える場合が多くみられる。そのため、簡便さを維持しながら熟練によらない技術の確立が望まれている。

1.6 分散情報に基づく特徴抽出による健全性診断

本研究では、パターン認識による都市インフラの自動健全性診断のために、分散情報に基づく特徴抽出法の提案を行う。対象とした健全性診断は以下の2つである。

- (1) ドリル削孔試験によるコンクリート構造物の圧縮強度推定
- (2) 音聴法に基づく水道管自動漏水検知

いずれの対象構造物・健全性診断においても、従来、熟練技術者によってその評価が行われてきており、人手不足やコスト高といった問題を抱えている。そのため、定量的かつ自動的な評価・検知手法が求められている。

1.6.1 本研究における分散情報の有効性

対象とした健全性診断試験における分散情報の有効性を以下に述べる。

- (1) ドリル削孔試験によるコンクリート構造物の圧縮強度推定

従来、コンクリートの圧縮強度推定では、コンクリート材料がセメント・骨材等からなる不均質材料であることに起因する問題が多い。しかしながら、コンクリートの圧縮強度とコンクリートの構成要素であるモルタル強度には強い相関があるのに対し、骨材強度はコンクリートの圧縮強度によらずほぼ一定値を示すという特徴を持つ。このことから、モルタル・骨材の強度比から圧縮強度の推定が可能であると考えられる。この強度比はドリル削孔試験より取得されたデータのばらつきに反映されることが予測される。よって、取得データの分散情報に着目することで圧縮強度推定が可能であると考えられる。

- (2) 音聴法に基づく水道管自動漏水検知

音聴法による水道管漏水検知では、漏水音と擬似漏水音とを識別する技術が求められている。熟練技術者は漏水音が定常音であるのに対し、擬似漏水音は非定常音であるという事前知識に基づいて識別を行っている。定常音は変化の少ない音で非定常音は変化のある音とされる。したがって、音の変化の程度を指標とすることで漏水音・擬似漏水音の自動識別が実現できると考えられる。音の変化の程度は分散情報で表すことが可能であると予測される。

1.6.2 研究の流れ

提案する健全性診断手法の流れを示す.

Step1. センシング

対象構造物に信号を付与し, 構造物を透過・伝播した波を収集する

Step2. 信号処理・統計的解析

収集したデータから損傷と相関の高いパラメータを抽出する

Step3. 特徴ベクトルの構築

抽出したパラメータから, 健全性を診断する際に有効なパラメータを選択し, 特徴ベクトルを構築する

Step4. Support Vector Machine による自動健全性診断

構築した特徴ベクトルを用いてパターン認識手法のひとつである Support Vector Machine (SVM) によって対象構造物の健全性を自動的に診断する

ここで, Step.4 の SVM による自動健全性診断を行う際の評価指標について述べる.

本研究では構築されたSVMの識別性能をLeave-One-Out交差妥当化法(l-o-o)によって評価する. l-o-oは n 個のデータ集合 χ からひとつデータを取り出して学習し, 取り出したデータでテストを行うことを全データで行い, n 回のテストによって識別性能を評価する方法である^[28]. 以下に識別性能の評価指標として用いた項目を挙げる.

- l-o-o correctness
l-o-o により学習データがマージン内に存在することなく識別関数によって分類できた確率
- correctness
形成した識別関数によって学習データが分類できた確率
- SV の数
サポートベクトルとなった特徴ベクトル(以下 SV と表記)の数

correctness が 100%に近い値をとり, l-o-o correctness が高く, SV の数が少ないものほど安定的な識別器であるとした. また, 構築した SVM を用いて検証データを識別し, 正しいクラスに出力されたデータの数を全検証データ数で除したものを識別率として SVM 汎用性の評価を行う.

本論文では, 今後新たに取得されるデータを学習データとして追加していくことによって識別器をより頑強なものとするを前提としている. そのため, 最低限必要となる学習データ数を明らかにした上で特徴量の評価を行い, 得られた特徴量を用いて学習データ数を増やして識別器を構築し, その評価を行う.

1.7 本論文の目的・構成

本論文では、パターン認識による都市インフラの自動健全性診断手法の確立を目的とし、分散情報に基づく特徴抽出法の有効性・信頼性についての検討を行う。

提案手法の目的は以下の3つである。

- (1) 経験によらず、自動的な構造物の健全性診断が可能となること
- (2) 特徴量として分散情報を用いた場合の識別器の性能を明らかにすること
- (3) 複素フーリエ係数の分散情報を安定的に取り出すこと

本論文では、分散情報に基づく特徴抽出の有効性についてコンクリートの圧縮強度推定を対象として事前検討を行う。得られた知見をもとに、水道管自動漏水検知へ応用し、分散情報を活用した健全性診断手法の構築に取り組んだ。以下に本論文の構成を示す。

第1章では、パターン認識を用いた健全性診断手法について既往研究をまとめた。また、本論文を構成する2つの健全性診断それぞれの背景・既往研究のまとめを述べた。研究の流れと本論文の目的・構成を述べた。

第2章では、分散情報に基づく特徴抽出による健全性診断について事前検討を行う。ドリル削孔試験によるコンクリートの圧縮強度推定を健全性診断試験の対象とし、1次・2次統計量を特徴量として用いた場合の健全性診断手法の提案を行う。

構築した圧縮強度推定法における1次・2次統計量もつ情報の有効性について検討する。また、適切な識別器の構築方法について検討するため、重回帰分析とSVMの比較を行う。

第3章では、2章で提案した分散情報に基づくパターン認識による健全性診断手法を、音聴法による水道管自動漏水検知へ応用する。2章で得られた知見をもとに、2次統計量として時間方向周波数分散を特徴量とし、健全性診断手法の有効性について評価を行う。

第4章では、3章を発展させ、周波数分布形状に着目した主成分分析による特徴抽出について検討する。複素フーリエ係数の分散情報の適切な抽出方法について検討する。

安定に適切な分散情報を得るため、Multi-shift-frame STFTの提案を行う。新たに構築した識別システムの識別性能ならびに汎用性について検討する。

第5章では、本論文の結論ならびに今後の展望について述べる。

第2章

1次・2次統計量を用いた 構造強度識別

2.1 緒言

本章では、分散情報に基づく特徴抽出による健全性診断の事前検討としてドリル削孔試験を用いたコンクリート構造物の圧縮強度推定について検討を行う。

ドリル削孔試験は簡便かつコンクリートの表面形状の影響が少ない試験である。ドリル削孔時に計測される回転数、押付力、トルク、削孔速度など種々のデータについて1次・2次統計量を求め、得られたパラメータがコンクリート圧縮強度と高い相関を持てば、圧縮強度推定の特徴量として用いることができる。

本章では、圧縮強度と相関の高い削孔パラメータを特徴量として用いて重回帰分析、SVMによる圧縮強度推定を行い、推定精度や信頼性の比較をする。

2.2 2次統計量^[29]

確率変数 X の関数 $\phi(X) = X^k$ ($k = 0, 1, 2, \dots$) としたときの k 次のモーメントは以下のように表される。

$$E[X^k] = \begin{cases} \sum_{i=1}^n (x_i)^k f(x_i) & (\text{離散的なとき}) \\ \int_{-\infty}^{\infty} x^k f(x) dx & (\text{連続的なとき}) \end{cases} \quad (2.1)$$

(2.1)式において $f(x_i), f(x)$ は確率密度を表す。平均 μ は1次モーメントで、分散 σ^2 は平均まわりの2次モーメントである。

$$\mu = E[X] = \begin{cases} \sum_{i=1}^n x_i f(x_i) & (\text{離散的なとき}) \\ \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx & (\text{連続的なとき}) \end{cases} \quad (2.2)$$

$$\sigma^2 = E[(X - \mu)^2] = \begin{cases} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 f(x_i) & (\text{離散的なとき}) \\ \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 f(x) dx & (\text{連続的なとき}) \end{cases} \quad (2.3)$$

なお、本研究では分散 σ^2 ではなく、分散 σ^2 の平方根をとった標準偏差 σ を用いた。標準偏差は分布が平均からどのくらいの幅にあるのかを示す目安となることから、特徴量として平均と同等に扱いやすいと考えたためである。

2.3 ドリル削孔試験

ドリルによるコンクリート削孔もしくは削孔粉を用いてコンクリートの品質を評価する研究について文献[30]に触れられている。この文献によると、ドリル削孔によって評価可能と考えられるコンクリートの品質として以下の6項目が挙げられている。

- ① 圧縮強度
- ② 単位セメント量
- ③ 透気性
- ④ 吸水性
- ⑤ 中性化深さ
- ⑥ 塩化物イオン量

本論文では上記6項目のうち①圧縮強度に取り組むが、他の5項目評価への拡張ができる可能性があるといえる。

1.4節にて種々のコンクリートの圧縮強度推定手法について述べたが、簡便かつ信頼性が高く、現地で測定しながら推定できる手法はまだ確立されていない。ドリル削孔試験は、現地での圧縮強度推定が可能であることから、拡張性、利便性の高い手法であると考えられる。

2.4 シミュレーションモデルによる分散情報の有効性検証

骨材強度はどの試験片においてもほぼ変わらぬ値をとるが、モルタル強度は低強度試験片ほど低い値をとる。従って、低強度試験片ほど骨材・モルタルの強度比が大きくなり、削孔パラメータの変動が大きくなると考えられ、その分散は圧縮強度推定の重要な情報となりうる。平均値からはコンクリート試験片全体が持つ特性を、分散（標準偏差）からは骨材とモルタルの強度比を把握できると想定すると、それぞれ独立して圧縮強度の評価に用いることが可能であると考えられる。

そこで、ドリル削孔試験の予備試験で用いた試験片の特性値をもとに、シミュレーションモデルを構築し、圧縮強度推定に対する分散情報の有効性について検証を行った。

2.4.1 シミュレーションモデル構築方法

コンクリート内部の骨材とセメントの分布状況を模擬するため、シミュレーションモデルを構築した。

ドリル削孔試験予備試験で用いたコンクリート試験片は目標圧縮強度を5MPaから35MPaまで5MPaずつ変えた7体である。試験片形状が200mm×200mm×200mmであるため、1要素の長さを0.1mmと仮定し、2000要素・200mmの1次元モデルを考えた。この2000要素について、ドリル削孔試験で用いたコンクリート試験片の配合・骨材の粒度より、各

骨材サイズの体積の割合を求め、要素数に対応させることでモデルを構築した。なお、骨材とモルタルの強度比による圧縮強度標準偏差への影響について調べることを主眼に置き、単純化のためドリル径の影響は無視した。

以下にシミュレーションモデル構築の手順を示す。

- ① 表 2.1 の単位量と密度より各試験片中の粗骨材，細骨材の体積の割合を求める（表 2.2）
- ② 表 2.3, 表 2.4 に示すドリル削孔試験で用いたコンクリートの骨材の粒度より，粗骨材，細骨材それぞれについて，骨材の粒径とその体積百分率を求める（表 2.5 参照）。表 2.3, 表 2.4 で粒度は重量百分率で表しているが，粗骨材，細骨材それぞれについて粒径によらず密度は一定であるとし，体積百分率と重量百分率を等価に扱った。
なお，モデルの簡単化のため，粗骨材の粒径は 2.5,5,10,15,20mm の 5 種類，細骨材は 0.3,0.6,1.2,2.5mm の 4 種類とし，計 9 種類の粒径を扱うものとする。
- ③ 9 種類の粒径について，粒径ごとに各試験片中の体積の割合を求める。その割合に応じてシミュレーションモデル 2000 要素中に占める各粒径の要素数ならびに各粒径の骨材の数を求める。
- ④ 文献[31]，[32]にて，モデル構築の際に一様乱数にて骨材を配置していることから，一様乱数を用いて骨材要素をランダムに配置し，残りの要素をセメントとする。
- ⑤ 骨材要素には 168.8MPa，セメント要素にはコンクリート試験片の実圧縮強度の値を与え，シミュレーションモデルとする。骨材の圧縮強度は文献[33]を参考にした。
- ⑥ 1つの試験片について9孔の削孔試験を行っているので，上記のシミュレーションモデルをひとつの試験片あたり9個，計63個作成する。

表 2.1 予備試験コンクリート試験体配合表

目標 圧縮強度 (MPa)	水セメント比 W/C (%)	細骨材率 S/a (%)	単 位 量 (kg)				
			水	セメント	フライ アッシュ	細骨材	粗骨材
			$\rho=1.00$	$\rho=3.15$	$\rho=2.22$	$\rho=2.60$	$\rho=2.59$
5	190.0	52	185	97	134	981	898
10	129.0	50	190	147	90	931	944
15	98.0	46	194	199	44	873	1003
20	79.0	43	192	243	-	826	1070
25	73.0	44	192	263	-	826	1054
30	67.0	43	192	287	-	806	1054
35	60.0	43	195	325	-	780	1041

表 2.2 モデル中の骨材体積の割合

目標 圧縮強度 (MPa)	粗骨材 体積百分率 (%)	細骨材 体積百分率 (%)
5	35	38
10	36	36
15	39	34
20	41	32
25	41	32
30	41	31
35	40	30

表 2.3 細骨材の粒度

ふるい寸法 (mm)	各ふるいにとどまる量の累計		通過量 (%)
	質量 (g)	質量百分率 (%)	
10	0.0	0	100
5	1.6	0	100
2.5	56.1	10	90
1.2	196.8	34	66
0.6	356.7	62	38
0.3	463.2	81	19
0.15	538.7	94	6
合計	572.0	100	-

表 2.4 粗骨材の粒度

ふるい寸法 (mm)	各ふるいにとどまる量の累計		通過量 (%)
	質量 (g)	質量百分率 (%)	
50	0	0	100
40	0	0	100
30	0.0	0	100
25	0.0	0	100
20	181.1	3	97
15	644.1	12	88
10	2656.9	51	49
5	4801.2	92	8
2.5	5130.6	99	1
合計	5190.5	100	-

表 2.5 粒径ごとのモデル中の骨材体積の割合

粗骨材粒度		細骨材粒度	
骨材径 (mm)	体積百分率 (%)	骨材径 (mm)	体積百分率 (%)
20	3	2.5	10
15	9	1.2	24
10	39	0.6	28
5	41	0.3	38
2.5	8		

2.4.2 シミュレーションモデル構築結果

構築したシミュレーションモデルの一例として目標圧縮強度 5MPa の試験片モデルを図 2.1 に示す。左から順に第 1 孔から第 9 孔までを模擬している。図において黒い部分はセメント要素（圧縮強度 3.9MPa）を表し、白い部分は骨材要素（圧縮強度 168.8 MPa）を表す。各孔について孔全体の圧縮強度の平均値・標準偏差を求めた結果を図 2.2 に示す。

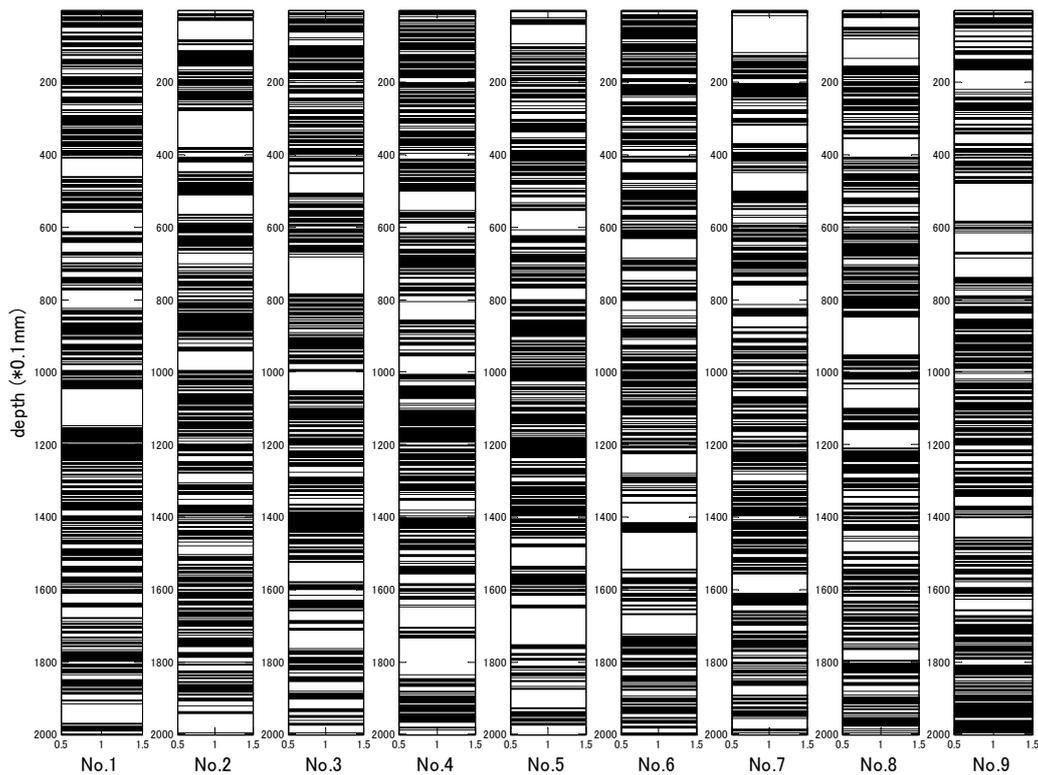


図 2.1 目標圧縮強度 5MPa コンクリート試験片のシミュレーションモデル

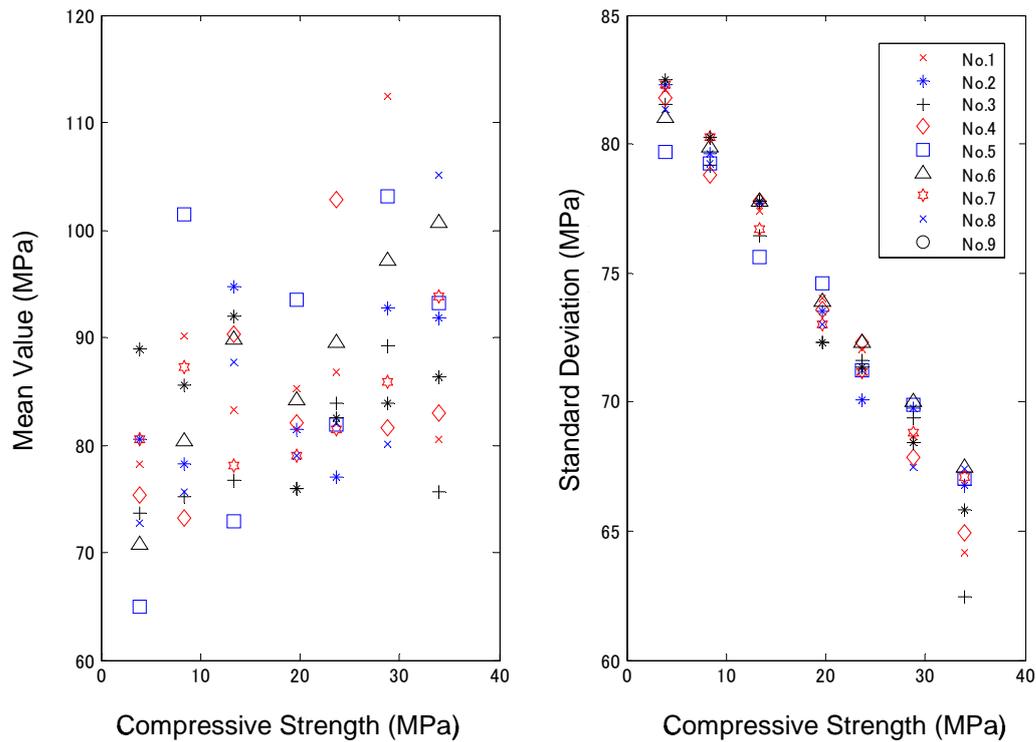


図 2.2 各孔圧縮強度の平均値・標準偏差と試験片圧縮強度の関係

図 2.2 より、試験片全体の特性を表す孔全体の圧縮強度平均値については試験片圧縮強度と僅かながら正の相関が見られる。しかしながら、同じ試験片でも孔によって値のばらつきが大きい。一方、骨材とセメントの圧縮強度の違いから生じる孔全体の標準偏差は試験片圧縮強度と負の相関関係を持つことがわかる。各試験片で得られる孔全体の標準偏差の値のばらつきは小さく、相関関係が平均値よりも強く現れていることがわかる。従って、削孔試験で取得するデータが骨材とセメントの圧縮強度の違いを反映していれば、取得データの標準偏差から試験片圧縮強度の推定が十分可能となると考えられる。

ただし、今回のシミュレーションモデルでは単純に骨材部分とセメント部分としたが、実際のコンクリートでは、水や空隙を含む。また、モルタル部分、骨材部分、モルタル・骨材の境界面で異なる材料特性を持つ。そのため、実際の試験では今回得られた結果ほど試験片圧縮強度と孔全体の圧縮強度標準偏差に相関が強く現れるとは限らない。しかしながら、試験片圧縮強度に対するセメント・骨材の強度比の傾向が明らかとなったといえる。

2.5 ドリル削孔試験概要

2.5.1 使用材料・配合

表2.6の配合表のもとに作成された目標強度を5MPaから50MPaまで5MPaずつ変えた(目標強度45MPaは除く)9つのコンクリート試験片を用いてドリル削孔試験を2回行った。試験片形状は200mm×200mm×200mmの立方体であり、セメントは普通ポルトランドセメントを使用した。混和剤は使用していない。練り混ぜ方法は強制2軸練りミキサーによる混練とした。粗骨材最大寸法は20mmである。

試験片ごとに同じ配合で作成した100mm×200mmの円柱供試体による圧縮強度試験結果を表2.7に示す。なお、表2.7における各値は圧縮強度試験を3回行った際の平均値ならびに標準偏差を表している。

表 2.6 配合表

目標 圧縮強度 (MPa)	水セメント比 W/C (%)	細骨材率 S/a (%)	単 位 量 (kg)					1回目試験		2回目試験	
			水 ρ=1.00	セメント ρ=3.15	ア ッ シ ョ ρ=2.22	細骨材 ρ=2.60	粗骨材 ρ=2.59	スランプ (cm)	空気量 (%)	スランプ (cm)	空気量 (%)
5	165.0	50	180	109	116	954	948	9.0	1.2	8.7	1.4
10	112.0	48	186	166	66	911	986	8.8	0.6	8.6	1.1
15	89.0	46	194	218	24	873	1010	13.0	0.9	10.9	0.9
20	76.8	44	192	250	-	826	1065	9.0	0.9	6.5	1.3
25	71.0	44	192	270	-	826	1048	9.8	1.1	8.2	1.1
30	65.0	43	192	295	-	806	1047	11.1	0.8	7.7	1
35	59.2	43	195	329	-	780	1037	11.0	0.8	12.5	1.3
40	54.0	41	197	365	-	749	1034	14.2	0.7	13.1	1.1
50	44.0	40	200	455	-	680	1021	12.2	1.0	12.7	1.3

表 2.7 圧縮強度試験結果

目標 圧縮強度 (MPa)	1回目試験片圧縮強度試験結果			2回目試験片圧縮強度試験結果		
	平均値 (MPa)	標準偏差 (MPa)	試験日 材齢	平均値 (MPa)	標準偏差 (MPa)	試験日 材齢
5	5.0	0.058	28日	4.5	0.306	28日
10	9.9	0.231	28日	9.5	0.058	28日
15	14.9	0.153	28日	13.9	0.208	28日
20	19.5	0.153	28日	20.6	0.529	28日
25	23.8	0.635	28日	24.9	0.361	28日
30	28.0	0.321	28日	29.1	0.208	28日
35	33.8	1.234	28日	33.6	0.800	28日
40	38.0	0.802	29日	42.5	0.608	28日
50	49.6	1.664	29日	55.8	2.335	28日

2.5.2 試験方法

回転数 5000rpm, 押付力 100N の条件の下, 1 試験片あたり 9 孔をランダムに削孔し (図 2.3 参照), 削孔深さ 0mm から 100mm の区間において, 削孔時刻, 回転数, トルク, 荷重 (ドリルの押付力), 削孔深さを収集した. 試験で用いたドリルはサーボモータを使用した電動ドリルであり, 湿式のダイヤモンドビットを使用した.

ビット径については 5mm, 8mm, 10mm の径を用いて事前検討を行った. 径が小さい方が押付力が小さくなるという利点があるが, 径が小さいと刃先の状態に大きく影響し, 測定のばらつきが大きくなることがあった. 径を 10mm より大きくすると削孔挙動が安定する可能性があるが, 20mm 程度の小径コアで強度測定が可能となっていることから 20mm より小さい径を用いることが妥当であると考え, ビット径として 10mm を採用した.

削孔は, 試験片に対して垂直に刃があたるようドリルを支えるため, ドリル刃先側の端面 4 箇所を軸を取り付け, 反力を取るようになって行った. 削孔方向は, 試験片に対して垂直方向とし, 試験片の打設方向とは逆側からとした. 以下に計測方法ならびに精度を示す.

参考のため図 2.4 にドリル削孔試験で得られた目標圧縮強度 5MPa 試験片の波形を後述する解析で用いた削孔速度も含めて示す.

- 削孔深さ: リニアエンコーダ (ワイヤータイプ) より測定. 分解能は 0.1mm
- 回転数: AC サーボモータに内蔵されている 16 ビットシリアルエンコーダから出力された値を測定. 分解能は 1rpm
- 押付力: ロードセルを押し当て軸上に設置し測定. 分解能は 1N
- トルク: AC サーボモータ部より出力されたトルク値を測定. 分解能は 0.001Nm

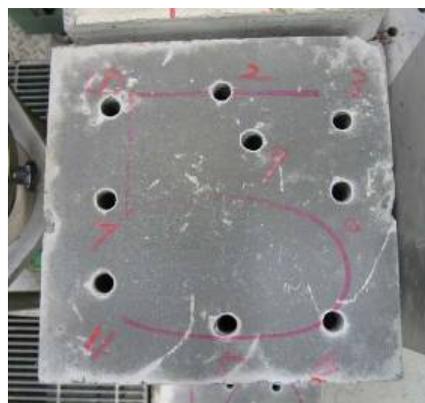


図 2.3 試験片概要

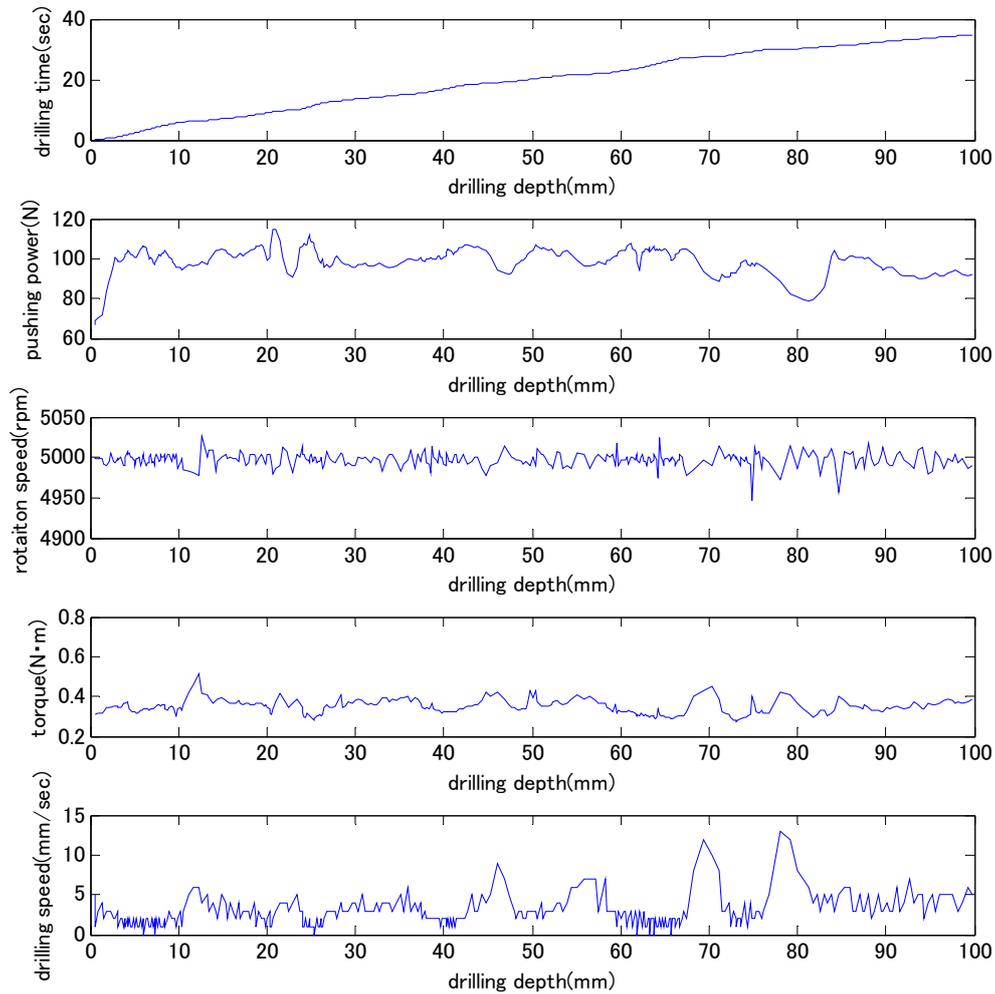


図 2.4 ドリル削孔試験測定項目の波形

2.6 データ数の検討

試験片圧縮強度推定のため、削孔時刻と削孔深さより削孔速度を求め、ある区間を削孔するのに要した時間(削孔時間)、押付力、回転数、トルク、削孔速度の平均値・標準偏差を求めた。

信頼できる平均値・標準偏差を得るために、各値を求める際に用いるデータ数の検討を行った。削孔が不安定であると考えられる押付力 90N 以下ならびに削孔速度が 0mm/s となるデータを除き、各試験片で得られた削孔深さ 0mm-100mm・9 孔分のデータを図 2.5 のように 0-10mm から 90-100mm の削孔深さ 10mm の層に分け、1 層 1 孔分のデータを 1 セグメントとした。つまり、1 試験片で得られたデータは 90 セグメントに分けられたことになる。今回用いた試験片の粗骨材最大寸法は 20mm であったが、より大きな骨材をもつ試験片・構造物を対象とする場合は、セグメント長を変化させることで対応できると考えられる。

信頼できる平均値・標準偏差を求めるためにいくつセグメントが必要となるか検討するため、各セグメントの平均値を標本として、必要な標本数を求めた。標本の平均値が入る区間幅の期待値が一定値 δ 以下になるよう標本数 n を決定するには(2.4),(2.5)式を用いる^[34]。

$$2t(n-1, \alpha) \frac{c^* \sigma}{\sqrt{n}} \leq \delta \quad (2.4)$$

$$c^* = \frac{\sqrt{2\Gamma((\phi+1)/2)}}{\sqrt{\phi\Gamma(\phi/2)}} \quad (2.5)$$

ϕ は自由度を表し、 $\phi=n-1$ である。 α は信頼率であり、 $t(n-1, \alpha)$ は自由度 ϕ の t 分布 $t(n-1)$ の両側 $100(1-\alpha)\%$ 点である。 $\Gamma(\cdot)$ はガンマ関数であり、 m を正の整数とすると、(2.6),(2.7)式が成り立つ。

$$\Gamma(m) = (m-1)(m-2)\cdots 3 \cdot 2 \cdot 1 = (m-1)! \quad (2.6)$$

$$\Gamma\left(m + \frac{1}{2}\right) = \left(m - \frac{1}{2}\right) \left(m - \frac{3}{2}\right) \cdots \frac{3}{2} \cdot \frac{1}{2} \cdot \sqrt{\pi} \quad (2.7)$$

信頼率 95% ($\alpha=0.95$) として計算した結果、 $\delta=1.5\sigma$ のときの標本数は 9 となった。

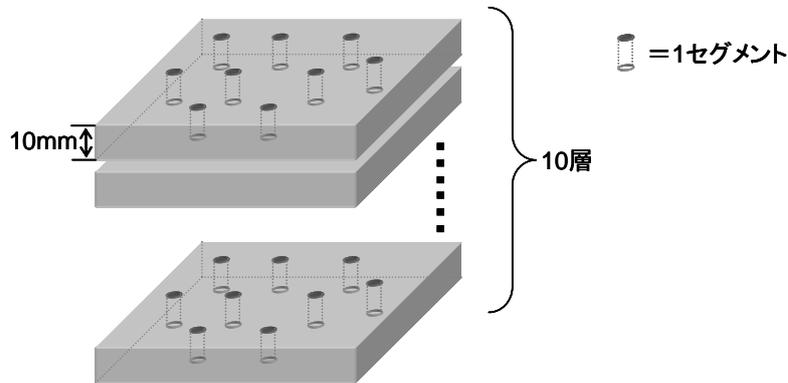


図 2.5 セグメント

2.7 特徴抽出

コンクリートの圧縮強度推定に用いる特徴量として、ドリル削孔試験より得られた削孔パラメータを用いることとした。本節では、削孔パラメータの算出方法ならびに削孔パラメータと圧縮強度との相関性について検討した。

2.7.1 削孔パラメータ算出方法

前節で得られた必要な標本数をもとに，面方向・深さ方向の2通り(図 2.6 参照)にセグメントを集めたデータの集合から，削孔パラメータを計算した．セグメントを2方向に集めることにより，等価に扱えるデータを増やすことができる．面方向では同じ削孔区間のデータ9孔分をまとめた9セグメントを1組とし，1試験片あたり10組，計90組のデータに分けた．深さ方向では1孔分のデータ=10セグメントを1組とし，1試験片あたり9組，計81組のデータに分けた．面方向・深さ方向について1組ずつ各測定値の平均値・標準偏差を求め，削孔パラメータとした．

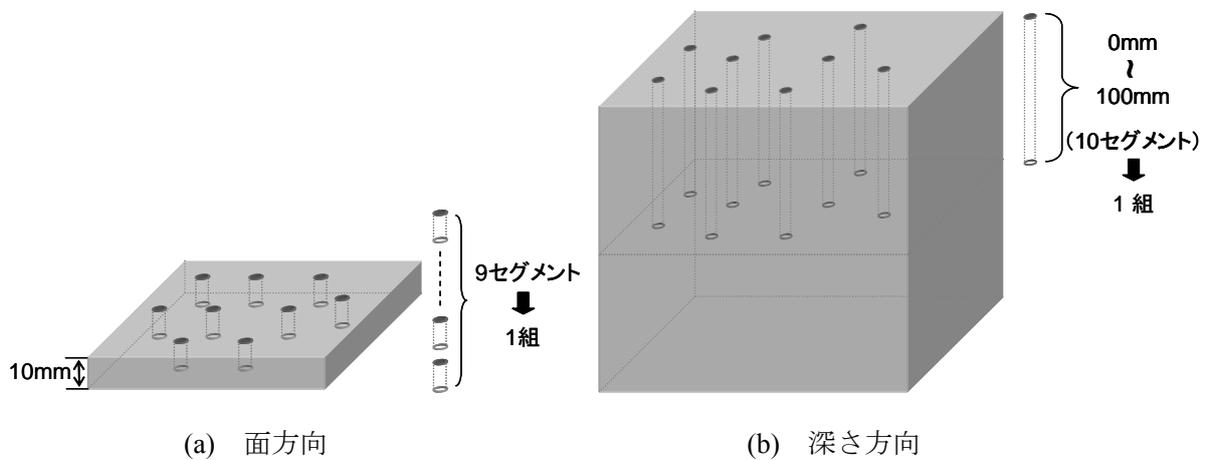


図 2.6 セグメント操作方法

2.7.2 削孔パラメータと圧縮強度との相関性

面方向・深さ方向1組ずつ計算した各測定値の平均値・標準偏差と各試験片圧縮強度との相関係数をまとめたものを表 2.8 に示す．

表 2.8 測定値と圧縮強度の相関係数

		1回目試験結果		2回目試験結果	
		面方向	深さ方向	面方向	深さ方向
削孔時間	平均値	0.800	0.815	0.767	0.477
	標準偏差	0.323	0.130	-0.052	-0.321
押付力	平均値	0.358	0.406	0.141	0.071
	標準偏差	-0.350	-0.389	0.047	-0.051
回転数	平均値	-0.189	-0.192	0.463	0.466
	標準偏差	-0.780	-0.791	-0.599	-0.623
トルク	平均値	-0.740	-0.688	-0.874	-0.830
	標準偏差	-0.839	-0.750	-0.686	-0.737
削孔速度	平均値	-0.784	-0.802	-0.775	-0.763
	標準偏差	-0.830	-0.810	-0.832	-0.836

計算した平均値・標準偏差のうち、相関係数の絶対値が0.6以上のものを圧縮強度と相関の高いパラメータとして赤字で示した。1回目試験結果における面方向・深さ方向，2回目試験結果における面方向・深さ方向の4種類のデータより求められたパラメータのうち，以下の6つについては3種類以上のデータで圧縮強度と高い相関がみられた。

- ・ 削孔時間平均値
- ・ 回転数標準偏差
- ・ トルク平均値
- ・ トルク標準偏差
- ・ 削孔速度平均値
- ・ 削孔速度標準偏差

一定に制御された押付力・回転数以外の平均値ならびに削孔時間・押付力以外の標準偏差で試験片圧縮強度と高い相関が見られた。参考のため，図2.7に試験片圧縮強度と相関の高い6削孔パラメータと試験片圧縮強度の関係を示す。特に標準偏差について2.4節のシミュレーションモデルと同様の傾向が現れていることが確認できる。

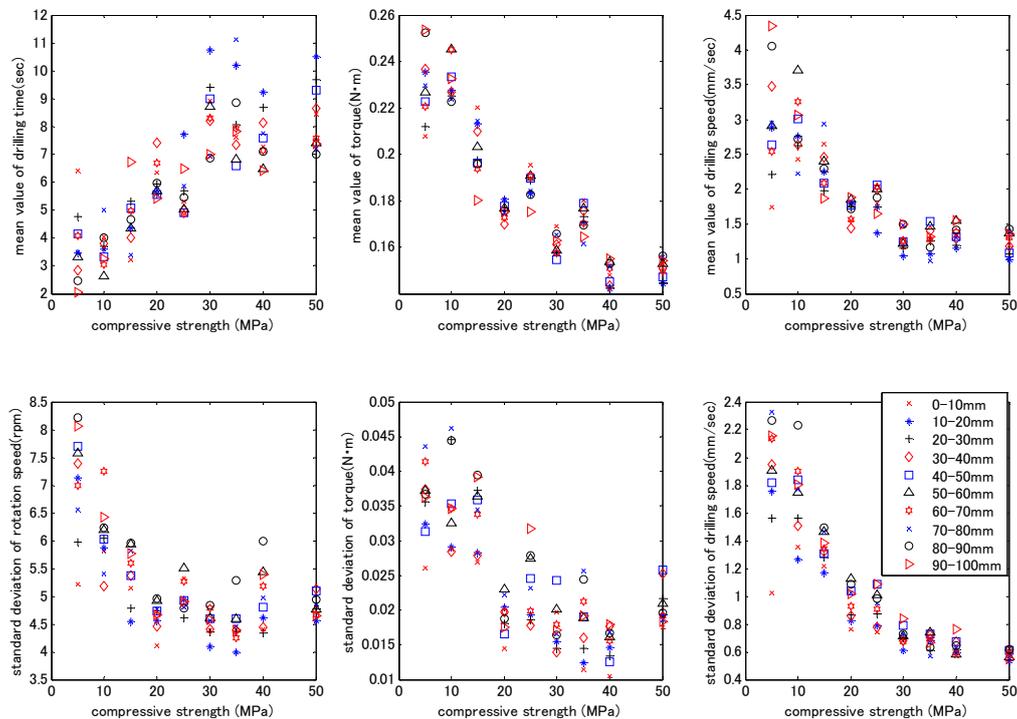


図 2.7 6 削孔パラメータと試験片圧縮強度の関係

以下に各測定項目の平均・標準偏差と圧縮強度との関係について考察する。

① 削孔時間

1孔10mmの削孔に要する時間を求め、削孔時間とした。その値を面方向・深さ方向で比較して平均値・標準偏差を求めたため、標準偏差については削孔箇所における材料の細かな変動を考慮しにくいパラメータであると考えられる。

② 押付力

試験者が目盛を見ながら力を調整することで100N一定という条件に保たれた。試験者の目によるフィードバック制御であったため、モルタル・骨材の材料変化が押付力に反映されにくかったと考えられる。

③ 回転数

機械制御で5000rpm一定で保たれていた。いずれの試験片においても平均値は5000rpm程度であったのに対し、標準偏差は低強度試験片で10rpm程度、高強度試験片で5rpm程度となり圧縮強度と相関関係が見られた。一定制御下において、微細ながらも材料の変化に応じて回転数に変化が生じたものと考えられる。

④ トルク・削孔速度

トルク・削孔速度は平均値・標準偏差のいずれも圧縮強度と相関関係が見られたことから、試験片全体の強度ならびにモルタル・骨材の強度比の双方の影響を受けやすい測定値であると考えられる。

表2.8より、試験片圧縮強度と相関の見られた回転数、トルク、削孔速度についてはいずれも負の相関を持っていることがわかる、図2.2のシミュレーションモデルを通して得られた骨材とセメントの圧縮強度の違いから生じる孔全体の圧縮強度標準偏差も同様の傾向を持つ。このことから骨材とセメントの圧縮強度の違いが削孔挙動に変化をもたらし、回転数、トルク、削孔速度の標準偏差に影響している可能性があると考えられる。

文献[35]によると、ドリルの回転数 N [S^{-1}]、トルク T [$N \cdot m$]は以下の式で表される。

$$N[S^{-1}] = \frac{V}{\pi \cdot D} \quad (2.8)$$

$$T[N \cdot m] = \frac{D^2 \cdot f \cdot K}{80} = \frac{D^2 \cdot V / N \cdot K}{80} = \frac{\pi \cdot D^2 \cdot K}{80} \quad (2.9)$$

ここで、 D :ドリルの直径[mm], f :送り [mm/rev], V :削孔速度[mm/sec], K :比切削抵抗[MPa]を表す。

(2.8)式より、回転数の値はドリルの直径と削孔速度によって決まる。本ドリル削孔試験ではドリルの直径は一定のため、削孔速度によって回転数が変化するといえる。削孔速度は硬いものでは遅く、軟らかいものでは速い傾向を持つため、骨材とセメントの強度の違いが回転数の標準偏差に影響を及ぼしているものと考えられる。

トルクについては(2.9)式より比切削抵抗によって変化すると考えられる。比切削抵抗は同じ切削条件化の下では軟らかいものほど小さくなり、硬いものほど大きくなる。そのため、骨材(硬い)切削時とセメント(軟らかい)切削時では比切削抵抗が異なり、圧縮強度の弱い試験片ほど比切削抵抗の変化が大きく、標準偏差が大きくなると考えられる。このことから、トルクの標準偏差は試験片圧縮強度と負の相関を持つものと考えられる。

以上より、トルクの標準偏差と圧縮強度の間の相関関係の背景に骨材とセメントの強度の違いがあるものと考えられる。

2.8 重回帰分析^[36]

前節で得られた圧縮強度と相関の高いパラメータより重回帰式

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_{\alpha_1} + \dots + \beta_i x_{\alpha_i} + \dots + \beta_p x_{\alpha_p} + \varepsilon_{\alpha} \quad (2.10)$$

を求め、試験片圧縮強度の推定を行った。 n 組のデータ $(x_{\alpha_1}, x_{\alpha_2}, \dots, x_{\alpha_p}, y_{\alpha}; \alpha = 1, 2, \dots, n)$ に基づいて、重回帰モデルにおける未知母数 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ の最小 2 乗推定値を求め、これを b_0, b_1, \dots, b_p とおくと、重回帰式は $\hat{y} = b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_p x_p$ と書ける。本節では 2.7.2 節で得られた 6 つのパラメータを x_1, \dots, x_p として用いて試験片圧縮強度 \hat{y} を推定する重回帰式を求め、重回帰式より推定される圧縮強度の精度について検討を行う。

2.8.1 変数減少法によるパラメータ選択

重回帰式に用いるパラメータ(説明変数)の数が 5 程度までの重回帰式は、変数の選択をうまく行くと再現性のあるモデルを提供することが多い。そこで、多くの変数を残しかつ最良重回帰式に近いものが得られると経験的に言われている変数減少法を用いて、パラメータの選択を行った。

変数減少法では、まず p 個の説明変数を全部含めて重回帰式を作り、それから各段階で最も重要でないと思われる変数を 1 つずつ減らしていく。その際、規準として(2.11)式に表される F 値を用い、 F 値が最小の変数を除去する。 S_r は回帰平方和、 V_e は p 個の変数を用いた場合と 1 つ変数を減らした場合との残差分散を示す。

$$F = \frac{S_{R(p)} - S_{R(p-1)}}{V_{e(p)}} \quad (2.11)$$

2.4.2 節で得られた圧縮強度と高い相関をもつ6つのパラメータを1回目ならびに2回目試験結果から面方向・深さ方向について求め、(面方向90セット+深さ方向81組)×試験2回分=342組のデータを得た。各パラメータが0~1に分布するよう正規化をした後、変数減少法に従ってパラメータの選択を行った。

パラメータを削除しない場合と1つ削除した場合に得られた諸値を表2.9にまとめる。検定項 F の値が1以下を示すものを青字、重相関係数がパラメータを削除しない場合と同じ場合を赤字で示している。表2.9より、削孔速度平均値を削除した場合とトルク標準偏差を削除した場合は検定項 F の値が小さく、パラメータを削除しない場合と重相関係数が変わらないことが確認できる。よって、削孔速度平均値かトルク標準偏差のどちらか、または両方を削除した場合でもすべてのパラメータを用いた場合と同程度の相関関係を持つ重回帰式が得られると考えられる。

削孔速度平均値と他の1パラメータを削除した場合について表2.10に、トルク標準偏差と他の1パラメータを削除した場合について表2.11に示す。これらより、削孔速度平均値とトルク標準偏差の両方を削除した場合でも検定項 F の値が小さく、重相関係数が変わらないことが確認できる。また、削孔速度平均値・トルク標準偏差と他の1パラメータを削除した場合を示した表2.12より、3つのパラメータを削除した場合は削孔速度平均値・トルク標準偏差のみを削除した場合と比べて重相関係数の値が小さくなることがわかる。

表2.9 1パラメータ削除を考慮した場合の重回帰分析諸値

削除した変数	回帰平方和 SR	残差の 自由度	変化量 Δ SR	検定項 F	重相関係数 R
なし	45053	335	-	-	0.855
削孔時間平均値	44735	336	318.3	6.435	0.852
トルク平均値	44368	336	685.1	13.852	0.849
削孔速度平均値	45051	336	2.5	0.051	0.855
回転数標準偏差	44814	336	239.4	4.841	0.853
トルク標準偏差	45047	336	5.7	0.116	0.855
削孔速度標準偏差	42586	336	2467.5	49.892	0.831

表 2.10 削孔速度平均値と他 1 パラメータ削除を考慮した場合の重回帰分析諸値

削除した変数	回帰平方和 SR	残差の 自由度	変化量 Δ SR	検定項 F	重相関係数 R
削孔速度平均値	45051	336	-	-	0.855
削孔速度平均値 削孔時間平均値	44729	337	322.1	6.530	0.852
削孔速度平均値 トルク平均値	44080	337	970.2	19.672	0.846
削孔速度平均値 回転数標準偏差	44759	337	291.8	5.917	0.852
削孔速度平均値 トルク標準偏差	45042	337	8.1	0.165	0.855
削孔速度平均値 削孔速度標準偏差	42265	337	2785.7	56.484	0.828

表 2.11 トルク標準偏差と他 1 パラメータ削除を考慮した場合の重回帰分析諸値

削除した変数	回帰平方和 SR	残差の 自由度	変化量 Δ SR	検定項 F	重相関係数 R
トルク標準偏差	45047	336	-	-	0.855
トルク標準偏差 削孔時間平均値	44729	337	322.1	6.967	0.852
トルク標準偏差 トルク平均値	44338	337	709.8	14.389	0.848
トルク標準偏差 削孔速度平均値	45042	337	4.9	0.100	0.855
トルク標準偏差 回転数標準偏差	44810	337	237.5	4.814	0.853
トルク標準偏差 削孔速度標準偏差	40707	337	4340.1	87.986	0.813

表 2.12 削孔速度平均値・トルク標準偏差と他 1 パラメータ削除を考慮した場合の重回帰分析諸値

削除した変数	回帰平方和 SR	残差の 自由度	変化量 Δ SR	検定項 F	重相関係数 R
削孔速度平均値 トルク標準偏差	45042	337	-	-	0.855
削孔速度平均値 トルク標準偏差 削孔時間平均値	44702	338	340.7	6.926	0.852
削孔速度平均値 トルク標準偏差 トルク平均値	44076	338	966.2	19.641	0.846
削孔速度平均値 トルク標準偏差 回転数標準偏差	44744	338	298.4	6.066	0.852
削孔速度平均値 トルク標準偏差 削孔速度標準偏差	40396	338	4646.9	94.457	0.810

以上より、重回帰分析に用いるパラメータとして、削孔速度平均値・トルク標準偏差のみを削除した削孔時間平均値、トルク平均値、回転数標準偏差、削孔速度標準偏差の 4 パラメータを採用することで 6 パラメータすべてを用いた場合と同等の相関関係を持つ重回帰式が得られると考えられる。選択された 4 パラメータによる重回帰式は(2.12)式のようになった。

$$\hat{y} = 33.818 + 5.516x_1 - 12.493x_2 + 8.481x_3 - 34.732x_4 \quad (2.12)$$

x_1 は削孔時間平均値、 x_2 はトルク平均値、 x_3 は回転数標準偏差、 x_4 は削孔速度標準偏差を、 \hat{y} は重回帰式より推定される圧縮強度を表す。

2.8.2 重回帰分析による圧縮強度推定

p 個の説明変数が特定の値 $(x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0p})$ を取るときの y の母平均 η_0 の $100(1-\alpha)\%$ 信頼区間は

$$\eta_0 : \hat{\eta}_0 \pm t(n-p-1, \alpha) \cdot s[\hat{\eta}_0] \quad (2.13)$$

で表される。 $\hat{\eta}_0$ は $\eta_0 = \beta_0 + \beta_1 x_{01} + \beta_2 x_{02} + \dots + \beta_p x_{0p}$ としたときの点推定値であり、 $s[\hat{\eta}_0]$ は $\hat{\eta}_0$ の標準誤差を示す。

上式より得られる信頼区間をもとに、以下の Case1～Case7 のパラメータの組合せを用いた重回帰分析による圧縮強度推定の精度の検証を行った。Case1～Case4 のパラメータの組合せは変数減少法に基づく。Case5～Case7 は1回目試験・2回目試験結果における面方向・深さ方向の4通り全てにおいて高い相関をもつ4パラメータを中心として他2パラメータを1つずつ付加した場合を考慮した。

- Case1: 相関の高い6パラメータ全てを用いた場合
- Case2: Case1 から削孔速度平均値を除いた場合
- Case3: Case1 からトルク標準偏差を除いた場合
- Case4: Case1 から削孔速度平均値,トルク標準偏差を除いた場合 (前節の最適組合せ)
- Case5: トルク平均値・標準偏差と削孔速度平均値・標準偏差を用いた場合
- Case6: Case5 に削孔時間平均値を加えた場合
- Case7: Case5 に回転数標準偏差を加えた場合

Case1～Case7 までのパラメータの組合せについて重回帰式を導いた後、信頼区間95%として(2.13)式より各組のデータにおける予測区間を求めた。そのデータが得られた試験片圧縮強度が予測区間に入る場合は正しく推定、入らない場合は誤って推定されているものとして、推定の正誤を検証し、(2.14)式より識別率を求めた。

$$(\text{識別率}[\%]) = (\text{正しく推定されたデータ数}) / (\text{重回帰式に用いたデータ数}) \quad (2.14)$$

1回目試験結果における面方向・深さ方向、2回目試験結果における面方向・深さ方向の4種類のデータについて求めたパラメータから、Case1～Case7 までの組合せについて重回帰式を導き、識別率ならびに重相関係数を求めた結果を表2.13, 表2.14に示す。重回帰式に用いたデータ種類ごとにCase1～Case7 の上位3つを赤字で表記している。ここで、データの種類に関係なく高い重相関係数、高い識別率をとるパラメータの組合せを用いて重回帰式を導くことで精度よく安定した推定ができると考えられる。

表 2.13 識別率

	1回目試験結果		2回目試験結果		平均値
	面方向	深さ方向	面方向	深さ方向	
Case1	45.6	40.7	41.1	38.3	41.4
Case2	40.0	40.7	38.9	33.3	38.2
Case3	41.1	38.3	42.2	33.3	38.7
Case4	30.0	35.8	34.4	28.4	32.2
Case5	35.6	32.1	38.9	42.0	37.1
Case6	40.0	38.3	34.4	43.2	39.0
Case7	45.6	33.3	35.6	39.5	38.5

表 2.14 重回帰係数

	1回目試験結果		2回目試験結果		平均値
	面方向	深さ方向	面方向	深さ方向	
Case1	0.883	0.854	0.916	0.900	0.888
Case2	0.882	0.853	0.906	0.900	0.885
Case3	0.856	0.854	0.911	0.900	0.880
Case4	0.854	0.853	0.904	0.900	0.878
Case5	0.863	0.829	0.906	0.880	0.870
Case6	0.883	0.854	0.912	0.884	0.883
Case7	0.865	0.831	0.912	0.893	0.875

表 2.13 において Case1, Case6, Case3 の順に識別率の平均値が高いことから、この3つの組合せを用いることで比較的高い精度での推定が期待できる。Case1 ではどの種類のデータでも 35%以上の識別率をもち、重回帰係数も高い。Case6 では重回帰係数の値が比較的高い値をとるが、データの種類によって識別率に多少ばらつきがみられる。Case3 は他の2つの組合せに比べて重回帰係数の値がやや劣るが、データの種類による識別率のばらつきは Case6 と同程度である。

よって、これら3つの組合せの中では Case1 が最も推定精度が高い組合せであるといえる。一方、前節で得られた最適なパラメータの組合せである Case4 は、データの種類に関係なく比較的高い重回帰係数が得られたが、識別率が低いことがわかる。

次に、識別に用いた予測区間の幅について検討を行った。表 2.15, 表 2.16 に予測区間幅の最小値・最大値を示す。表中では、同じデータ種類中での最小値を青字、最大値を赤字で表記している。

表 2.15 予測区間最小値

	1回目試験結果		2回目試験結果		平均値
	面方向	深さ方向	面方向	深さ方向	
Case1	3.6	4.2	3.3	3.7	3.7
Case2	3.3	3.9	3.3	3.7	3.5
Case3	4.0	4.0	3.2	2.9	3.5
Case4	3.5	3.5	3.3	2.8	3.3
Case5	3.5	3.8	2.7	3.3	3.3
Case6	3.6	4.0	3.2	3.5	3.6
Case7	3.6	4.5	2.9	3.7	3.7

表 2.16 予測区間最大値

	1回目試験結果		2回目試験結果		平均値
	面方向	深さ方向	面方向	深さ方向	
Case1	15.4	16.7	12.7	13.1	14.5
Case2	14.5	16.6	10.1	12.0	13.3
Case3	16.5	15.8	12.9	13.0	14.6
Case4	15.9	15.7	9.8	11.5	13.3
Case5	16.3	16.2	11.2	12.4	14.0
Case6	15.3	15.6	12.9	12.5	14.1
Case7	16.3	17.1	11.0	13.0	14.4

両表より、前節で最適なパラメータの組合せとした Case4 は他の組合せと比べて予測区間幅の最小値をとり、識別率の高い Case1 は予測区間幅の最大値を多くとることが確認される。Case6 も予測区間幅の最小値・最大値の平均が Case4 よりも大きいことから、予測区間幅が識別率に反映されることがわかる。これより、Case4 は他の組合せと比べて小さな予測区間幅で識別しているため、他の 2 つよりも信頼性の高い推定結果が期待できると考えられる。

図 2.8 に 1 回目試験結果面方向における Case1, Case3, Case4, Case6 の重回帰分析より得られた圧縮強度予測区間と試験片圧縮強度の関係を示す。横軸はデータ番号を表し、低強度試験片から高強度試験片へ、それぞれ削孔深さが浅いものから深いものへと順に並んでいる。

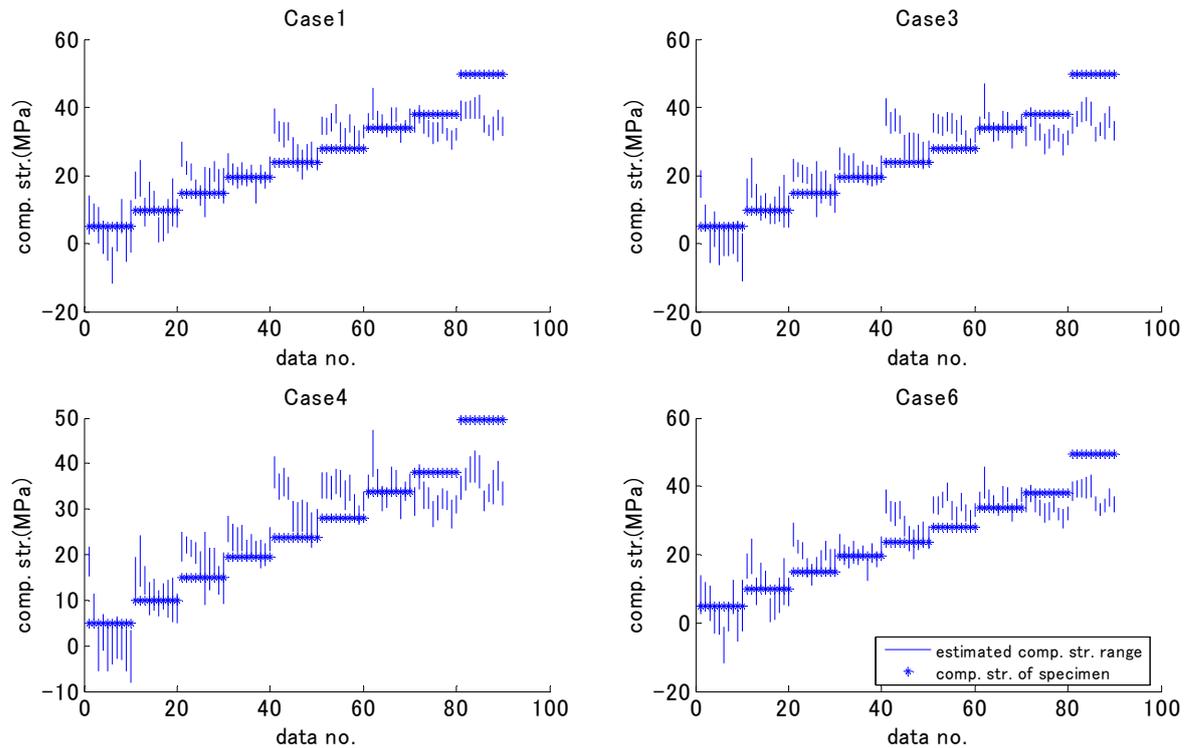


図 2.8 重回帰分析予測区間と試験片圧縮強度との関係

図 2.8 より、いずれの組合せにおいても 25MPa 以上の試験片について予測区間に大差はなく、50MPa 試験片では予測区間が試験片圧縮強度と全く異なることが確認できる。低強度試験片では試験片圧縮強度が予測区間内に入る場合が多いが、予測区間のばらつきが高強度試験片と比べて大きいことがわかる。また、削孔深さが浅いほど予測区間が試験片圧縮強度より高い位置にある場合が多く見られ、削孔深さが浅い区間を除くことで推定精度が向上する可能性があると考えられる。

以上より、パラメータ組合せの選択に変数選択法を用いることで、圧縮強度予測区間幅が狭く、信頼性の高い推定ができると考えられる。しかし、どの組合せにおいても識別率が高い場合で 50% 以下であること、予測区間の最大値は目標圧縮強度の刻み幅である 5MPa の 3 倍程度であることから、重回帰分析による推定の精度は高いとはいえない。

2.9 SVM による自動識別

圧縮強度と相関の高いパラメータから圧縮強度推定のための重回帰式を得ることができ。しかし、重回帰式から圧縮強度を推定した場合、ばらつきが大きく、異なる圧縮強度に推定される可能性が高いことがわかった。そこで、複数のパラメータを用いた多次元の特徴ベクトルを作成し、SVM による圧縮強度推定の検討を行った。

2.9.1 特徴ベクトルの選択

ドリル削孔試験で用いたコンクリート試験片9体を識別するためSVMを構築した。図2.9に示すように、ある圧縮強度に属するデータかどうかを判定することで2クラス分類を行うSVMをSVM0～SVM8の9つ構築した。これら9つのSVMを連続させることで9クラス分類を行い、圧縮強度を識別する。

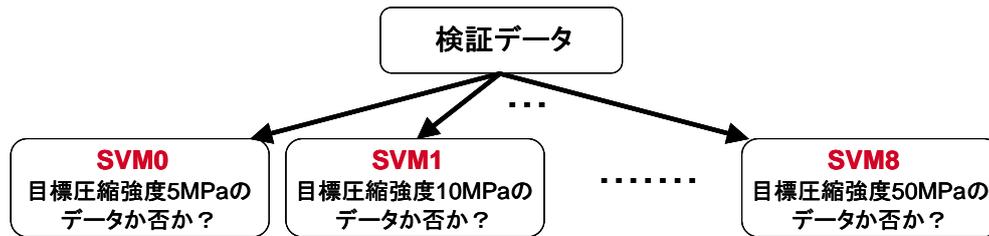


図 2.9 SVMによる9クラス分類

SVM構築の前に、1回目試験結果における面方向・深さ方向、2回目試験結果における面方向・深さ方向の4種類のデータについてパラメータを求め、2.8.2節で比較的よい推定精度が得られたCase1, Case3, Case6ならびに変数減少法で選択されたCase4についてどの組合せが識別性能の高い特徴ベクトルとなるか1.6.2節で述べたSVMの評価指標に基づいて評価を行った。

表2.17に各特徴ベクトルより構築したSVM0～SVM8のl-o-o correctnessの平均(l-o-o平均)、全特徴ベクトルに対するSVの割合を示す。データ種類ごとにSVの割合が最も低い場合とl-o-o平均が最も高い場合を赤字で表記している。目標圧縮強度40MPa・50MPaを識別するSVM7・SVM8ではcorrectnessが100%未満であるが、本論文では脆弱な部位の検知を主な目的とするため許容することとした。

表 2.17 各特徴ベクトルによる SVM 構築結果

試験データ	評価 パラメータ	SVM0	SVM1	SVM2	SVM3	SVM4	SVM5	SVM6	SVM7	SVM8	sv割合	l-o-o平均	
Case1	1回目試験 面方向	sv no.	8	6	9	10	8	19	21	32	22	16.67	84.32
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	91.11	93.33	91.11	88.89	92.22	80.00	76.67	70.00	75.56		
	1回目試験 深さ方向	sv no.	8	4	11	11	11	17	19	15	20	14.32	84.36
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	90.12	95.06	87.65	86.42	86.42	80.25	76.54	81.48	75.31		
	2回目試験 面方向	sv no.	13	8	9	10	13	16	19	24	8	14.81	87.41
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	85.56	91.11	90.00	88.89	85.56	82.22	80.00	92.22	91.11		
	2回目試験 深さ方向	sv no.	8	8	16	11	17	13	16	16	41	18.02	83.68
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	90.12	90.12	81.48	86.42	79.01	83.95	82.72	80.25	79.01		
Case3	1回目試験 面方向	sv no.	6	4	9	8	8	14	18	25	26	14.57	86.54
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	93.33	95.56	90.00	91.11	93.33	84.44	80.00	80.00	71.11		
	1回目試験 深さ方向	sv no.	5	5	9	10	11	13	17	12	18	12.35	86.28
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	93.83	93.83	88.89	87.65	86.42	83.95	79.01	85.19	77.78		
	2回目試験 面方向	sv no.	10	8	12	8	11	16	14	23	10	13.83	87.04
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	88.89	91.11	86.67	91.11	87.78	82.22	84.44	82.22	88.89		
	2回目試験 深さ方向	sv no.	6	8	14	10	14	10	12	15	31	14.81	85.73
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	92.59	90.12	83.95	87.65	82.72	87.65	85.19	81.48	80.25		
Case4	1回目試験 面方向	sv no.	8	4	9	9	5	17	21	19	24	14.32	85.68
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	91.11	95.56	90.00	90.00	94.44	81.11	76.67	78.89	73.33		
	1回目試験 深さ方向	sv no.	5	4	7	10	8	11	17	10	16	10.86	87.93
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	93.83	95.06	91.36	87.65	90.12	86.42	79.01	87.65	80.25		
	2回目試験 面方向	sv no.	10	7	8	9	8	14	13	21	10	12.35	88.40
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	88.89	92.22	91.11	90.00	91.11	84.44	85.56	83.33	88.89		
	2回目試験 深さ方向	sv no.	5	7	9	9	13	10	13	14	9	10.99	87.93
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	93.83	91.36	88.89	88.89	83.95	87.65	85.19	82.72	88.89		
Case6	1回目試験 面方向	sv no.	8	5	9	9	7	17	22	23	22	15.06	85.19
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	91.11	94.44	90.00	90.00	94.44	81.11	75.56	74.44	75.56		
	1回目試験 深さ方向	sv no.	6	5	8	10	14	14	16	12	16	12.47	86.15
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	92.59	93.83	90.12	87.65	82.72	82.72	80.25	85.19	80.25		
	2回目試験 面方向	sv no.	12	12	7	10	8	15	15	8	9	11.85	88.15
		correctness	98.89	98.89	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	86.67	86.67	92.22	88.89	91.11	83.33	83.33	91.11	90.00		
	2回目試験 深さ方向	sv no.	5	7	12	9	13	12	12	14	14	12.10	86.83
		correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
		l-o-o	93.83	91.36	85.19	88.89	83.95	85.19	85.19	83.95	83.95		

■ : correctness が 100%を達成していない SVM を含む場合

表 2.17 より, 1 回目試験面方向のデータに関しては Case3 の l-o-o 平均が最も高く, Case4 の SV の割合が小さいことがわかる. 2 回目試験面方向のデータにおいては Case4 で l-o-o 平均が最も高くなったが, SV の割合が最も小さい特徴ベクトルは Case6 となった. しかし,

Case6のSVM0, SVM1ではcorrectnessが100%に満たないため、Case6は特徴ベクトルとして採用するにはふさわしくないと考えられる。他の2つのデータにおいてはCase4がSVの割合が最も低く、1-o-o平均が最も高くなることからわかる。これより、Case4を特徴ベクトルとして用いることで高い識別精度が期待できると考えられる。

1回目試験結果面方向データから作成したCase4の特徴ベクトルよりSVMを構築し、同じ特徴ベクトルで検証を行った結果を図2.10に示す。横軸は検証データ番号を表し、No.1~10が目標圧縮強度5MPa試験片、No.11~20が目標圧縮強度10MPa試験片、...No.81~90が目標圧縮強度50MPa試験片の特徴ベクトルを表す。縦軸はSVMの出力を表す。例えばSVM0では目標圧縮強度5MPa試験片のデータであると識別された検証データが正に出力され、SVM1では目標圧縮強度10MPa試験片のデータであると識別された検証データが正に出力される。

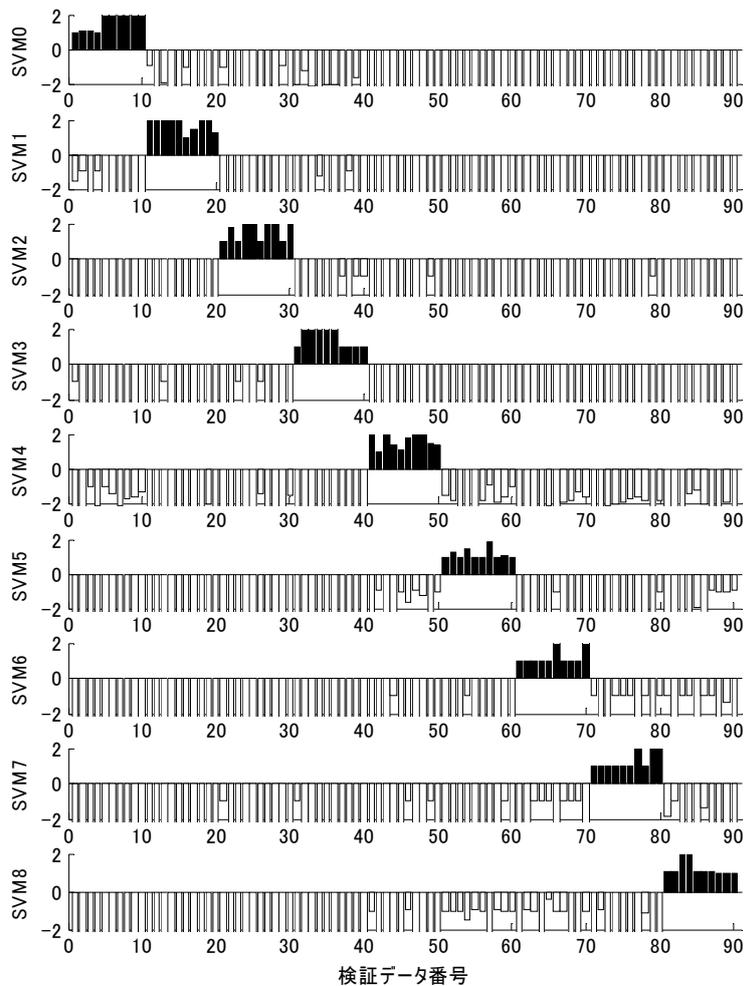


図 2.10 Case4 の特徴ベクトルによる SVM 出力結果

図2.10では各SVMにおいて識別する目標圧縮強度に対応する検証データのみが正に出力され、他のデータは負に出力されていることから全データが正しく識別されていることが確認できる。

2.9.2 削孔パラメータ間の相関性

解析に用いたデータのうち削孔時間・削孔速度は、削孔時刻をもとに求めたデータである。そのため、少なくともこれらのパラメータ間では相関が高いことが予測される。このような相関の高い特徴量を用いることは、冗長な情報を含む可能性がある。前節にて、SVMによって全データが正しく識別されることが示されたが、Case4の特徴ベクトルにおいても、パラメータ間の相関が高いことが考えられる。本節では、面方向の解析結果をもとに削孔パラメータ間の相関性について検討を行う。

表 2.18 に圧縮強度と相関の高い 6 削孔パラメータ間の相関係数を示す。どのパラメータの組み合わせにおいても 0.6 以上となり相関が高いことがわかる。そこで、主成分分析 (PCA) によってパラメータ間を無相関化することによる次元削減後、SVM による識別精度の比較を行った。PCA の詳細については 3.3.1 節で述べる。

表 2.18 6パラメータ間の相関係数

		削孔時間		回転数		トルク		削孔速度	
		平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
削孔時間	平均値	1.000	-0.835	-0.924	-0.750	-0.913	-0.842		
	標準偏差	-0.835	1.000	0.805	0.800	0.897	0.905		
回転数	平均値	-0.924	0.805	1.000	0.741	0.930	0.831		
	標準偏差	-0.750	0.800	0.741	1.000	0.805	0.891		
トルク	平均値	-0.913	0.897	0.930	0.805	1.000	0.911		
	標準偏差	-0.842	0.905	0.831	0.891	0.911	1.000		

赤字：相関係数が 0.6 以上

表 2.19 に各主成分の累積寄与率を示す。累積寄与率が 90% を超える第 2 主成分までを用いて SVM を構築した。前節で得られた最適組合せの特徴ベクトルを用いた場合と第 2 主成分までを特徴ベクトルとして用いた場合の 2 通りについて SVM を構築した結果を表 2.20 に示す。表より、どちらの特徴ベクトルを用いた場合も同程度の correctness と 1-o-o correctness をとるが、第 2 主成分までを用いた場合のほうが PCA を用いない場合よりも SV の数が多く、識別性能が劣ることがわかる。

表 2.19 累積寄与率

	第1主成分	第2主成分	第3主成分	第4主成分	第5主成分	第6主成分
累積寄与率 (%)	88.4	94.0	96.6	98.3	99.3	100.0

表 2.20 SVM 識別結果

試験データ	評価 パラメータ	SVM0	SVM1	SVM2	SVM3	SVM4	SVM5	SVM6	SVM7	SVM8	sv割合	l-o-o平均
PCA無し 4変数	sv no.	8	4	9	9	5	17	21	19	24	14.32	85.68
	correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
	l-o-o	91.11	95.56	90.00	90.00	94.44	81.11	76.67	78.89	73.33		
第1・2主成 分	sv no.	22	21	19	21	74	65	70	68	68	52.84	83.58
	correctness	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	77.78	77.78		
	l-o-o	86.67	87.78	87.78	88.89	86.67	80.00	75.56	80.00	78.89		

文献[28]によると主成分分析等によってパラメータ間を無相関化した場合、識別に重要な情報を落としてしまう危険性があるため、本研究での検討結果においてもこの様な背景が影響している可能性がある。本研究では抽出したパラメータ数は6であり、あまり多くない。そのため、抽出された6パラメータをもとに選択された4パラメータをそのまま用いた特徴ベクトルによって更なる検討を行うことにした。

2.9.3 SVM の識別性能

2.9.1 節より導かれた特徴ベクトルを用いて SVM を構築し、識別精度の検証を行った。SVM を構築する際に用いる特徴ベクトルを学習データとし、構築された SVM を検証する際に用いる特徴ベクトルを検証データとする。学習データと検証データで異なる特徴ベクトルを用いる場合に識別精度が低くなることが予想されるが、汎用性の高い SVM を構築するためには学習データと検証データが異なる場合でも識別精度が高くなければならない。そこで、学習データと検証データを変化させて SVM を構築し、その識別精度について検討する。

1 回目試験結果・2 回目試験結果の面方向・深さ方向について Case4 の特徴ベクトルを作成し、学習データ 4 通り×検証データ 4 通り=16 通りについて各 SVM における識別率を求めた結果ならびに全 SVM の識別率の平均を表 2.21, 表 2.22 に示す。

表 2.21 学習データ（1回目試験）と検証データを変化させた際の SVM 識別率

(a) 学習データ：1回目試験結果面方向

	検証データ			
	1回目試験 面方向	1回目試験 深さ方向	2回目試験 面方向	2回目試験 深さ方向
SVM0	100.0	82.7	78.9	85.2
SVM1	100.0	90.1	95.6	93.8
SVM2	100.0	90.1	73.3	88.9
SVM3	100.0	88.9	76.7	70.4
SVM4	100.0	91.4	66.7	75.3
SVM5	100.0	75.3	87.8	81.5
SVM6	100.0	84.0	88.9	84.0
SVM7	100.0	82.7	72.2	79.0
SVM8	100.0	86.4	82.2	70.4
平均	100.0	85.7	80.2	80.9

(b) 学習データ：1回目試験結果深さ方向

	検証データ			
	1回目試験 面方向	1回目試験 深さ方向	2回目試験 面方向	2回目試験 深さ方向
SVM0	92.2	100.0	87.8	100.0
SVM1	90.0	100.0	88.9	96.3
SVM2	94.4	100.0	87.8	91.4
SVM3	92.2	100.0	78.9	79.0
SVM4	71.1	100.0	55.6	55.6
SVM5	90.0	100.0	88.9	82.7
SVM6	88.9	100.0	90.0	87.7
SVM7	87.8	100.0	67.8	80.2
SVM8	91.1	98.8	88.9	81.5
平均	88.6	99.9	81.6	83.8

表 2.22 学習データ（2回目試験）と検証データを変化させた際の SVM 識別率

(a) 学習データ：2回目試験結果面方向

	検証データ			
	1回目試験 面方向	1回目試験 深さ方向	2回目試験 面方向	2回目試験 深さ方向
SVM0	93.3	96.3	100.0	87.7
SVM1	97.8	85.2	100.0	82.7
SVM2	92.2	91.4	100.0	86.4
SVM3	88.9	87.7	100.0	88.9
SVM4	76.7	75.3	100.0	81.5
SVM5	75.6	82.7	100.0	82.7
SVM6	84.4	85.2	100.0	84.0
SVM7	75.6	79.0	100.0	88.9
SVM8	82.2	86.4	100.0	91.4
平均	85.2	85.5	100.0	86.0

(d) 学習データ：2回目試験結果深さ方向

	検証データ			
	1回目試験 面方向	1回目試験 深さ方向	2回目試験 面方向	2回目試験 深さ方向
SVM0	96.7	98.8	94.4	100.0
SVM1	91.1	97.5	91.1	100.0
SVM2	90.0	93.8	88.9	100.0
SVM3	80.0	84.0	88.9	100.0
SVM4	84.4	82.7	84.4	100.0
SVM5	71.1	88.9	84.4	100.0
SVM6	86.7	76.5	86.7	100.0
SVM7	74.4	85.2	86.7	100.0
SVM8	84.4	80.2	90.0	100.0
平均	84.3	87.5	88.4	100.0

表より、学習データと検証データが同じ場合はほとんどの SVM において識別率が 100% となることがわかる。重回帰式を用いた際の識別精度は高い場合でも 45% 程度であったが、構築した SVM の識別率は最低でも 55% を上回っており、重回帰式よりも SVM を用いた場合の方が高い識別性能を有することがわかる。

本章で作成した重回帰式は線形識別であるのに対し、SVM ではカーネル関数を用いて高次元特徴空間への写像することによって非線形識別も可能となる。このことが SVM での識別精度向上につながったと考えられる。全 SVM の識別率の平均は学習データ・検証データとしてどのデータを用いた場合も識別率が 80% 以上となり、高い識別精度を有する SVM を構築することができたと言える。

2.10 結言

本章では、分散情報に基づく特徴抽出による健全性診断の確立を念頭に置き、1次・2次統計量を用いた構造強度識別法を提案した。その信頼性についてドリル削孔試験によるコンクリートの圧縮強度の推定手法を対象として検討を行った。

試験片をドリル削孔した際の孔全体圧縮強度の 1次元シミュレーションモデルを構築した。孔全体の圧縮強度平均値は試験片圧縮強度と僅かながら正の相関が見られ、標準偏差は負の相関が見られた。このことから、標準偏差からモルタル・骨材の強度比を捉えられることが確認できた。試験片全体の特性値を示す平均値だけでなく標準偏差も、コンクリート構造物の圧縮強度推定に用いることができることが予想された。

ドリル削孔試験で取得したデータを削孔深さ区間ごと、削孔位置ごとに平均値・標準偏差を求めた結果、シミュレーションモデルと同様に圧縮強度と相関の高いパラメータを得ることができた。圧縮強度と相関がみられたパラメータを組み合わせ特徴ベクトルを作成し、SVM を構築することで、重回帰式よりも良好な精度で圧縮強度の推定が達成できることが示された。

コンクリート構造物の圧縮強度推定で最も求められていることはコンクリートの脆弱な部分の検出である。閾値を設定して、圧縮強度が閾値以上であるか否かを判定する場合は、提案手法において1つの SVM を構築するだけで対応可能であると考えられる。本研究で提案した手法によって、実用に即したコンクリートの圧縮強度の自動識別の実現が期待できると考えられる。

以上より、1次・2次統計量を用いた特徴ベクトルを作成することで、構造強度の識別が可能であることが確認できた。また、信頼性の高い構造物の健全性診断への適用可能性が示された。

第3章

2次統計量を用いた 診断手法の 漏水検知への応用

3.1 緒言

本章では、第2章で提案した2次統計量を用いた健全性診断手法の水道管漏水検知への応用を検討する。

第1章で述べたように水道管漏水検知手法にはいくつかの手法があるが、ここでは最も普及している電子式漏水発見器を用いた音聴法を対象とする。通常、電子式漏水発見器を用いた音聴法と同様にピックアップセンサを地表面に置くことを前提とし、収集されたさまざまな振動音の中から漏水音と擬似音とを経験によらず安定的に識別することを目的とする。

漏水音とは地下に埋設された水道管内の水圧によって勢いよく噴出する際に伴う以下の4つの要素をもつ複合音のことをいう。

- ①流水音
- ②衝撃音
- ③管との摩擦音
- ④管振動音

地上に伝播する漏水音は漏水の発生状況、土質、管種、水圧、深度などの条件によって、音質はそれぞれ異なってくる。4つの発生要素と各種の条件が組み合わせられ、その音質はそれぞれ異なるため、漏水音の周波数分布は一定値を示すことがない。

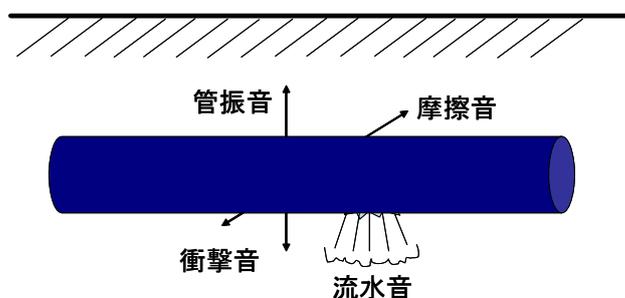


図3.1 漏水音発生メカニズム

音聴法は簡便であるが、様々な音質をもつ漏水音は人間の聴覚に頼った感覚的な判断で検出されており、熟練の技術によって支えられている。このように感覚的な判断による漏水検知技術の継承には多大な費用と時間が必要とされるうえ、熟練技術者の高齢化による人手不足も懸念されており、定量的な漏水検知手法が求められている。

本章では、漏水音・擬似音収録のための漏水検知試験の概要ならびに2次統計量を用いた診断手法の適用結果について述べる。

3.2 音聴法に基づく漏水音検知試験

熟練技術者に対してヒアリング調査を行ったところ、漏水音は基本的に一定音であるのに対し、擬似音は音の変化を有するという結果が得られた。例えば、擬似音の代表格である下水流水音は複数回測定を行い、使用水の音の有無等、音の変化を確認することで漏水音との区別を行う。したがって、漏水音は音の変化が少ない定常音であり、擬似音は音の変化が多い非定常音であるという特徴を持つといえる。

本章では、定常音は時間方向の周波数の分散が小さく、非定常音は大きいと仮定し、2次統計量である時間方向の周波数分散を漏水音・擬似音識別の特徴量として利用することについて検討した。

3.2.1 実験概要

本研究では、音聴法試験を2回行った。1回目試験では漏水が発生していると疑われる箇所の地面直上にピックアップセンサを設置し、管種・管口径・漏水原因等の異なる漏水音63個収集した。同様に、地表面から下水音、消火栓か近くからの流水音、ガス音、電柱からのトランス音、自販機のコンプレッサー音、使用水音、環境音(自動車走行や歩行者足音など)を26個収集し、擬似音とした。2回目試験では同様にして漏水音を87個、擬似音を43個収集した。本章では、1回目試験で収集されたデータに基づいて検討を行う。

漏水音・擬似音の収録では、図3.2に示す漏水探知器・HG-10(フジテコム株式会社)を用いた。プリアンプ・手元スイッチ付ピックアップセンサ・ヘッドフォンからなり、漏水音の周波数を低域(100Hz, 200Hz, 400Hz)と高域(600Hz, 800Hz, 1200Hz)のそれぞれ3段階のフィルタリングが可能である。表3.1に漏水探知器の概要を示す。

波形収録装置として用いたNR-2000を図3.3に示す。最高サンプリング周波数は、400kHz、サンプリング周期は、2.5 μ s~60sである。本研究のデータ収集におけるサンプリング周波数は5kHzとし、測定時間は10秒とした。

図3.5に収集システムの概要を示す。また、図3.6には地中漏水箇所の例を、図3.7に典型的な漏水音・擬似音の波形を示す。参考のため、巻末に第1回目試験で収録した漏水音・擬似音の詳細を付す。



(a) プリアンプ



(b) 手元スイッチ付ピックアップセンサ



(c) ヘッドフォン

図 3.2 電子式漏水探知器

表 3.1 漏水探知器特性

増幅器プリアンプ	出力インピーダンス	4Ω
	増幅度	66dB±6dB
	周波数特性	100Hz～1200Hz(13dB)±10%
	LED レベルメータ	12 分割 3 色
	電源	SUM-3×7
	重量	800g
	寸法	150×55×120(mm)
ピックアップセンサ	感度	0.8V/G(400Hz)
ヘッドフォン	インピーダンス	8Ω (ステレオ)



図 3.3 波形収録装置



図 3.4 音聴法試験

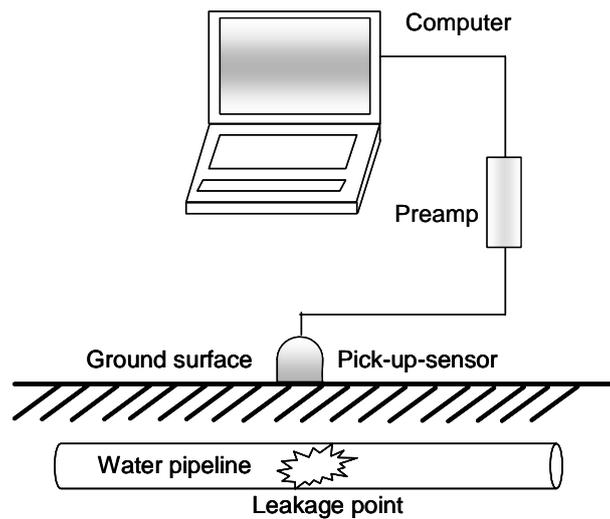


図 3.5 波形収集システム



(a) 漏水発生の様子

(b)水道管の漏水発生箇所

図 3.6 地中漏水の例

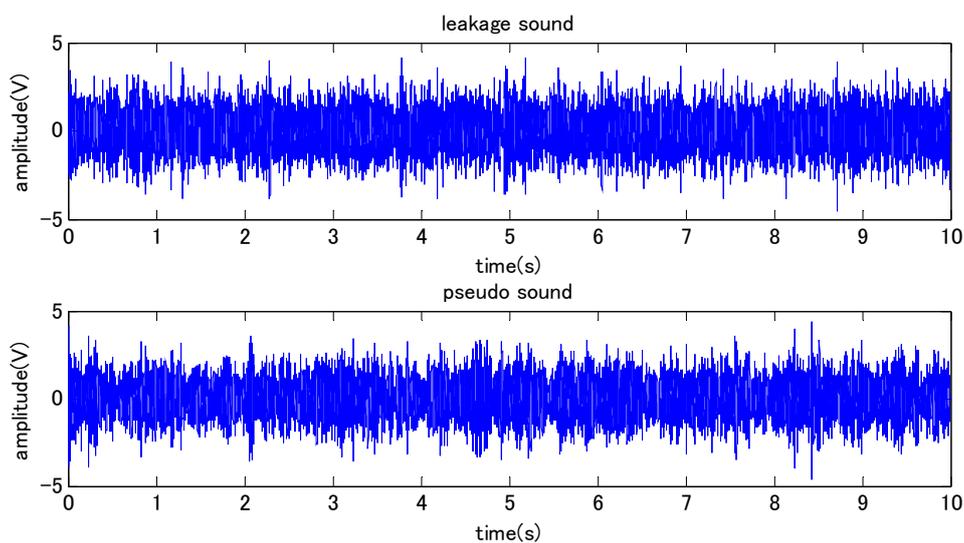


図 3.7 漏水音・擬似音波形

3.2.2 時間周波数解析

短時間（短区間）フーリエ変換(STFT)による時間周波数解析を行い，漏水音・擬似音の時間による周波数分布の変化を調べた．STFT では，ある決められた窓を用いて時系列データからフレームを切り出し，そのフレームに対しフーリエ変換を行う．窓をオーバーラップさせながらシフトすることで時間による周波数分布の変化を見ることが可能となる．

STFT 値のフレーム間平均からは信号全体の周波数特性が，フレーム間分散からは周波数特性の時間変動を捉えることができる．

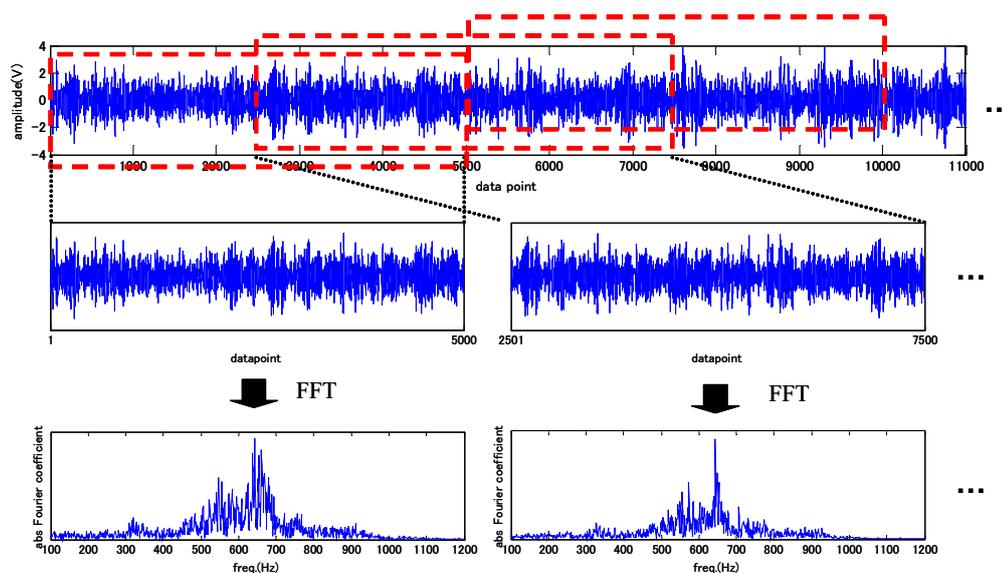


図 3.8 STFT の流れ

図 3.9 に典型的な特徴を持つ漏水音データと擬似音のひとつであるガス音データの STFT 振幅情報のフレーム間平均と分散を示した。それぞれのデータは平均値 0、標準偏差 1 に正規化してから用いた。STFT ではハニング窓を用い、窓長 (NFFT) = 5000、オーバーラップ 50% (フレーム数 50) とした。

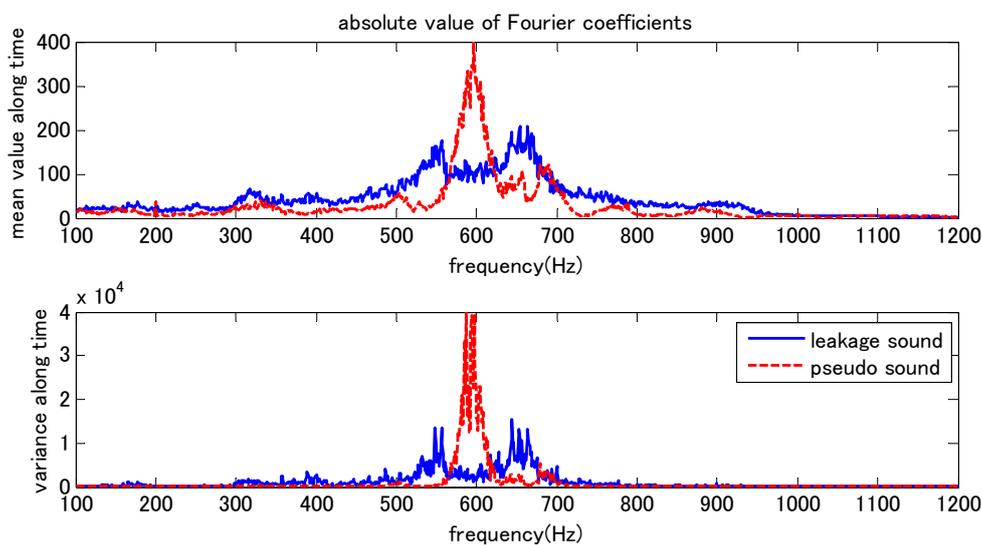


図 3.9 STFT 振幅値フレーム間平均(上図)と分散(下図)

図 3.9 より，STFT フレーム間平均・分散のいずれにおいても，漏水音は比較的平坦な周波数分布を持つのに対し，擬似音データでは鋭いピークを持つことがわかる．定常音である漏水音データは様々な周波数成分を持ち，時間変動が少ないのに対し，非定常音である擬似音データでは特定の周波数成分を多く含み，その周波数の時間変動が大きいことを示している．

時間的な周波数成分の変動を示すフレーム間分散の方がフレーム間平均よりも漏水音，擬似音の違いが明確に出ていることから，時間方向の周波数分散が有効な指標であることがわかる．漏水音・擬似音ともピークを持ち，2つの音の違いが大きくみられる 500Hz～800Hz におけるフレーム間分散を特徴量として用いることとした．

3.3 周波数成分情報による漏水音識別

時間方向の周波数分散情報である STFT 値のフレーム間分散を用いた漏水音・擬似音識別の可能性について検討を行う．

STFT 値のフレーム間分散の次元は，STFT の周波数ポイントの数と等しい．NFFT=5000（基本周波数 1Hz）とした場合，500Hz～800Hz の周波数ポイントの数は 301 となり高次元となる．学習データ数 n ，特徴ベクトルの次元を d として， $n < 2(d+1)$ となる場合に得られる識別超平面は多分に偶然性を伴い，その信頼性は極めて低い^[28]とされる．本研究において収集された漏水音・擬似音は合計 89 個であるため，信頼性の高い識別をするには特徴ベクトルを 43 次元以下にする必要がある．

そこで，主成分分析(PCA)を用いて STFT のフレーム間分散の次元を圧縮し，低次元の特徴ベクトルを作成した．作成した特徴ベクトルを用いて SVM を構築し，時間方向の周波数分散情報による漏水音と擬似音の識別の検討を行った．

3.3.1 主成分分析 (PCA)

主成分分析法は，多くの変数の値をできるだけ情報の損失なしに，1つまたは少数個の総合的指標(主成分)で代表させる方法である^[37]．

PCA では，最も分散の大きくなる方向に最も多くの情報が含まれるという考えに基づき，もともとのデータの座標系の中から，最も分散の大きくなる方向に座標系を張り替える． p 個の変数を持つ n 個のデータ $X_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kp})$ ($k=1, 2, \dots, n$) の分散共分散行列は

$$\text{COV} = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{12} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{1p} & \sigma_{2p} & \cdots & \sigma_{pp} \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j), \quad (i, j = 1, 2, \dots, p) \quad (3.2)$$

と表される。ここで、 \bar{x}_i は変数 i の平均値を示す。(3.1)式の分散共分散行列の固有ベクトルが主成分座標系であり、固有値の大きい順に第1主成分、第2主成分...と呼ばれる。固有値は各主成分が持つ分散量を表す。このとき、各主成分がもつ分散量の全分散量に対する割合を主成分寄与率と呼び、その主成分が全体から見てどれだけの情報量を有するのかを表す。また、第1主成分寄与率から第 k 主成分寄与率($k=1, \dots, p$)までの総和を累積寄与率という。

3.3.2 SVMによる識別結果

500~800HzのSTFT値(NFFT=5000, オーバーラップ50%)フレーム間分散を特徴ベクトルとして用い、SVMを構築し漏水音・擬似音の識別を行う。学習データ数は漏水音・擬似音データともに擬似音データの半数である13個とし、学習データ以外の63個を検証データとして用いた。

STFT値は複素数で得られ、一般にパワースペクトルに変換して用いられる。しかし、STFT値の分散を特徴量とする際にパワースペクトルが最も適切な表現である保証はない。そこで、特徴ベクトルとしてSTFT値振幅のフレーム間分散を用いる場合とSTFT値の実部・虚部のフレーム間分散を併せて用いる場合の2通りについて検討を行う。

STFT値振幅のフレーム間分散を用いる場合には301次元、STFT値実部・虚部のフレーム間分散を併せて用いる場合には602次元の特徴ベクトルとなり、次元圧縮の必要がある。そこで、学習データとして用いる特徴ベクトルに対してPCAを適用し主成分座標系を生成、データを写像し、累積寄与率が90%を超える主成分までを用いることで次元圧縮を行った。表3.2にSTFT値振幅、STFT値実部・虚部のフレーム間分散にPCAを適用し得られた第6~第11主成分累積寄与率を示す。表より、STFT値振幅では第8主成分までを、STFT実部・虚部では第10主成分までを採用することとした。

表3.2 第6~第11主成分における累積寄与率

	第6主成分	第7主成分	第8主成分	第9主成分	第10主成分	第11主成分
振幅	87.4	89.9	92.2	93.9	95.3	96.1
実部・虚部	80.5	84.0	86.7	88.6	90.2	91.8

STFT値振幅、STFT値実部・虚部のフレーム間分散それぞれについて次元圧縮前と後の特徴ベクトルを用いて構築したSVMの識別性能・精度の評価結果を表3.3に示す。なお、特徴ベクトルは学習データの各要素が0~1に分布するよう正規化してから用いた。

表 3.3 SVM 識別性能・精度

	PCA無		PCA有	
	振幅	実部・虚部	振幅	実部・虚部
次元の数	301	602	8	10
SVの数	26	26	10	10
correctness(%)	100	100	100	100
l-o-o correctness(%)	0.0	0.0	61.5	65.4
識別率(%)	76.2	77.8	77.8	71.4

表より、STFT 値振幅、STFT 値実部・虚部を用いた場合のいずれにおいても次元圧縮後の特徴ベクトルで構築した SVM は次元圧縮前と比べ、SV の数が減少し、l-o-o correctness が 0% から 60% 台前半へと大きく向上することが確認できる。つまり、次元圧縮をすることで、より識別性能の高い識別器が構築できるといえる。次元圧縮後については、STFT 値振幅と実部・虚部のどちらを用いた場合においても識別率は 70% を超え、良好な識別精度を示している。しかしながら、l-o-o correctness が 60% 台前半であることから、学習データに依存した不安定な識別器であるといえる。したがって、より安定した識別器の構築のため改善の余地があると考えられる。

漏水音は管種・管口径・地盤など様々な影響を受けるため、漏水音間でも異なるピーク周波数を持ち、全ての漏水音が同じ周波数成分から構成されてはいない。漏水音同士でも同じ周波数成分で同程度の値を示すとは限らないため、周波数成分の分散情報そのものを用いて漏水音・擬似音を識別する場合は、識別が不安定になると考えられる。

3.4 結言

本章では、第 2 章で提案した 2 次統計量を用いた識別法をもとに水道管漏水検知の検討を行った。

STFT 値振幅・STFT 値実部・虚部の 2 通りについてフレーム間分散を求め、特徴ベクトルを作成した。いずれの特徴ベクトルも、300 次元以上と高次元であるため、PCA によって次元圧縮を行い、漏水音・擬似音を識別する SVM を構築した。

STFT 値振幅、STFT 値実部・虚部を用いた場合のどちらにおいても次元圧縮した特徴ベクトルより構築した SVM は識別性能が大きく向上し、識別率が 70% を超える良好な精度をもつ識別器となることが確認できた。しかしながら、SVM の識別性能の評価指標のひとつである l-o-o correctness が 60% 台前半を示し、より安定した識別器の構築のため改善の余地があることが判明した。

この背景には、漏水音によってピーク周波数が異なり、漏水音を構成する周波数成分にばらつきがあることが考えられる。そのため、周波数成分の分散情報を直接用いて識別器を構築した場合は、識別が不安定になると考えられる。データの特徴を踏まえた新たな特徴抽出法について検討する必要があるといえる。

第4章

複素フーリエ特性を用いた漏水検知手法

4.1 緒言

前章において周波数成分の分散情報から特徴ベクトルを作成し、構築した SVM は良好な識別精度を示すものの、1-o-o correctness は 60% 前後となり、不安定な識別器である可能性が高いことがわかった。この原因として以下の 2 つが挙げられる。

<原因 1>

作成した特徴ベクトルが高次元である

<原因 2>

漏水音間・擬似音間で幅広い周波数分布をしており、同じクラスの音であっても同じような周波数成分をもって分布するとは限らないため、周波数成分そのものでは特徴を捉えきれない

したがって、新たな特徴量の抽出が必要であるといえる。

図 3.9 においてフレーム間平均と分散が漏水音では平坦な周波数分布となり、擬似音では鋭いピークをもつ周波数分布となるという特徴を持つことが確認された。そこで本章では、周波数成分の分散を直接特徴量として用いるのではなく、周波数の周波数成分分散の分布形状の情報を利用して識別器を構築し、検討を行った。

4.2 提案手法の流れ

本研究では、周波数成分分散の分布形状を表す特徴量として主成分寄与率に着目した。

音声認識分野において、時間周波数解析と主成分分析や独立成分分析の適用によって音声データの分散情報を利用する研究が多く行われている^{[38]-[42]}。残響抑制に関する研究である文献[38]によると、特定話者のクリーン音声に音韻性と話者性だけが含まれていて、話者内で大きい分散（低次）を持つ部分空間を音韻部分空間、小さい分散（高次）を持つ部分空間を話者部分空間と仮定すると、この 2 つの空間は無相関である。そのため、主成分分析を用いることで観測データを音韻部分空間へ射影することで音韻性を強調することができる。本研究においても、漏水音が小さい分散を持ち、擬似音が大きな分散を持つ傾向が確認されていることから、これらの知見が活用できると考えた。

図 4.1 に提案手法の流れを示す。収集されたデータに対し、時間周波数解析の手法として短時間フーリエ変換を用い、得られた複素フーリエ係数に主成分分析を適用することで、漏水音・擬似音識別のための特徴抽出を行った。得られた分散情報に基づいた特徴量を用いて、SVM による自動漏水検知について検討を行う。なお、4.7 節までは 1 回目試験で収集したデータのみを用いて検討を行う。

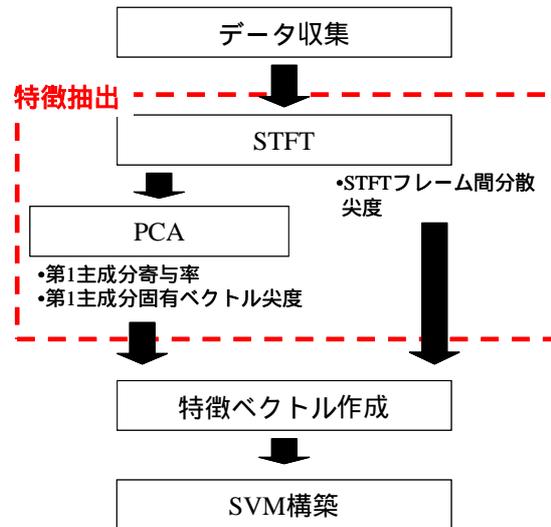


図 4.1 提案手法の流れ

4.3 周波数分布形状による識別

図 3.9 において漏水音は平坦な周波数分布，擬似音は鋭いピークをもつ周波数分布であるという特徴を持つことから，周波数成分分散の分布形状の情報を利用する．分布形状を表す指標として，主成分寄与率に着目した．

PCA では分散を最大化する方向に主成分座標系が作り出されるため，データの分布に偏りがあるほど，第 1 主成分が含む情報量は多くなり，その寄与率は大きくなる．STFT 値フレーム間分散において，平坦な周波数分布で，偏りが少ない漏水音データは，分散が最大となるように張られた第 1 主成分座標系であっても，その寄与率はあまり高くないものと考えられる．一方，擬似音データでは，STFT 値フレーム間分散が特定の周波数成分を多く含むため，漏水音よりも第 1 主成分寄与率が高くなることが予測される．そこで，各データ STFT 値に PCA を適用し，第 1 主成分寄与率を特徴量として用いることを検討する．

本論文では，対象周波数を 500Hz～800Hz としたため，STFT 値は 301 個の周波数ポイントで表されており，各周波数ポイントについてフレーム数分の STFT 値が得られている．PCA の適用により，301 個の周波数ポイントに対して重み付けされ，フレーム間分散が最大となる方向を第 1 主成分座標系として得ることができる．3.3.1 節にて主成分分析について述べたが，STFT フレーム数が(3.2)式のデータ数 n に，STFT 値の周波数成分数が変数 p に対応するデータ集合として扱うことを意味する．そこで，STFT 値のフレーム間平均が 0 となるように正規化した後，PCA を適用し，第 1 主成分寄与率を求め，特徴量として検討を行った．

4.3.1 窓長・オーバーラップ長の検討

STFT では、窓長によって周波数分解能と時間分解能のトレードオフが生じる。窓長が小さいほど周波数情報を大まかに捉え、時間方向の変化を細かく捉えることができる。逆に、窓長が大きいほど周波数情報を細かく捉えることができるが、時間方向の変化を大まかに捉えることとなる。

漏水音・擬似音の識別に適切な特徴量を得るために、STFT の窓長 (NFFT 値) とオーバーラップ長について検討した。また、3.3.2 節同様、適切な複素 STFT 値の表現方法についても検討を行った。

(1) 評価指標

本研究では、漏水音と漏水音でない音 (擬似音) を精度よく識別するために、漏水音と擬似音のクラス間の分離性能について検討する必要がある。クラス間の分離を高精度で行うためには、特徴空間上で同じクラスのデータはなるべく接近し、異なるクラスのパターンはなるべく離れるような分布をするのが望ましい。その評価方法としてクラス内分散・クラス間分散がある^[28]。

クラス ω_i に属するデータの集合を χ_i とし、 χ_i に含まれるデータ数を n_i 、平均ベクトルを \mathbf{m}_i とする。また、全データ数を n 、全データの平均ベクトルを \mathbf{m} とする。そのとき、クラス内分散 σ_w^2 、クラス間分散 σ_B^2 、クラス内・クラス間分散比 J_σ は以下のように表される。

$$\sigma_w^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c \sum_{\mathbf{x} \in \chi_i} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)^T (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i) \quad (4.1)$$

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c t_i (\mathbf{m}_i - \mathbf{m})^T (\mathbf{m}_i - \mathbf{m}) \quad (4.2)$$

$$J_\sigma = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_w^2} \quad (4.3)$$

(4.3)式で得られる J_σ が大きいほど優れた特徴であると判定することができる。

参考のため、図4.2に1 分布の2クラスデータにおけるクラス内・クラス間分散の例を示す。

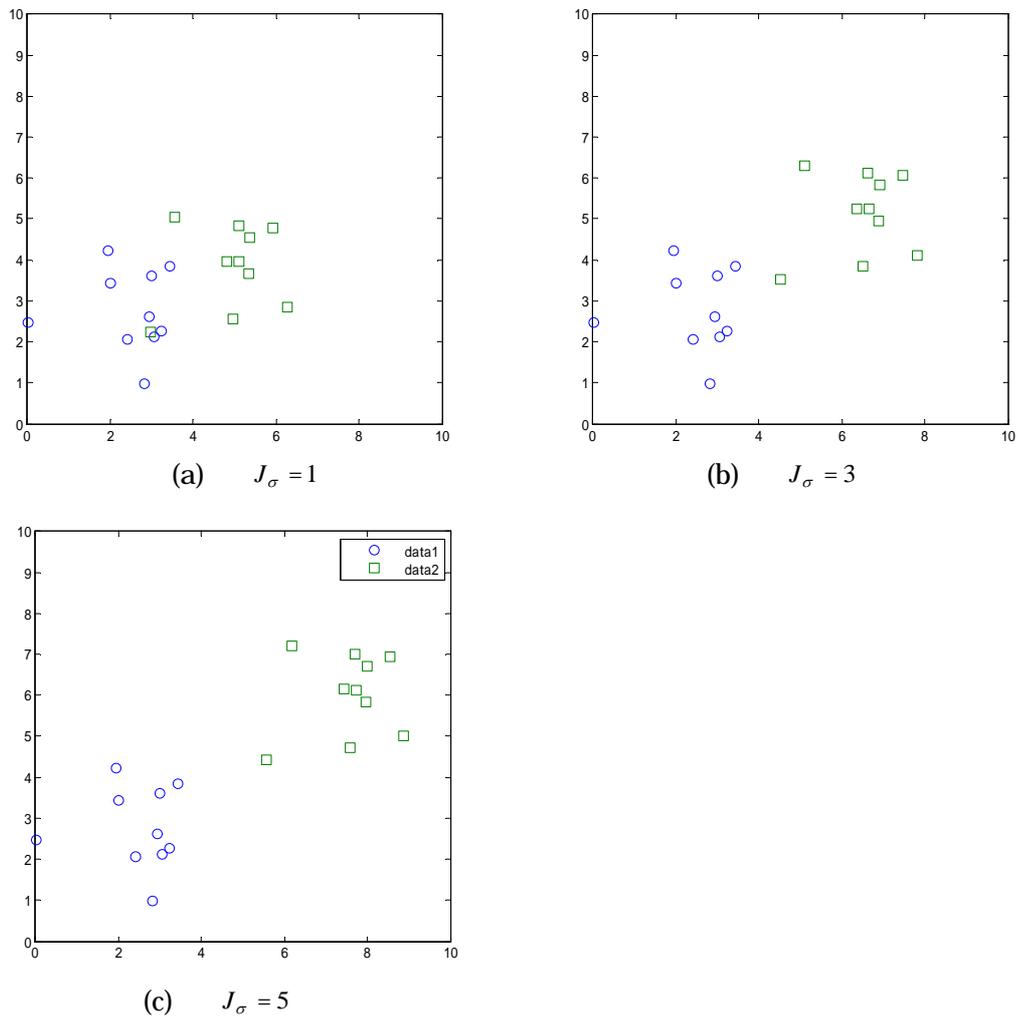


図 4.2 1 分布におけるクラス内クラス間分散比

今回、識別の対象とする擬似音はガス音、電柱からのトランス音、自販機のモーター音などさまざまな音を含んでいるため、擬似音クラス内分散は漏水音クラス内分散と比べ、大きな値をとると考えられる。(4.3)式では漏水音クラス内分散と擬似音クラス内分散の和をクラス内分散としているが、今回は漏水音クラス内分散のみをクラス内分散として、クラス内・クラス間分散比を求めた。得られたクラス内・クラス間分散比が大きいもの、すなわち漏水音クラス内分散が小さくなり、漏水音・擬似音クラス間分散が大きくなるものを識別に適当な特徴量として用いることとした。

(2) 窓長の検討

オーバーラップ長を 0% に固定し，窓長を $NFFT=250, 500, 1000, 2500, 5000$ の 5 通りに変化させて STFT・PCA を適用し，得られた第 1 主成分寄与率に対し，クラス内・クラス間分散比を求めた．本節では 3.3.2 節で検討した STFT 値振幅・実部・虚部だけでなく，位相についても PCA を適用し，検討を行った．(以下，振幅情報，実部情報，虚部情報，位相情報と呼ぶ)

FFT の窓長をサンプリング周波数の倍数に設定した場合は，基本周波数が 1Hz の倍数のフーリエ係数が得られ，周波数成分の直感的な判断がしやすい．しかし，一般的に計算速度の観点から，窓長として 2 のべき乗を用いることが多い．本論文では窓長として 2 のべき乗を用いた場合とサンプリング周波数 5000Hz の倍数を用いた場合で計算速度に違いがないことが確認されたため，窓長としてサンプリング周波数の倍数を採用した．

分散を求める際のデータ数 n_i (標本数) は漏水音・擬似音データともに，擬似音データ数の半分である 13 個とした．振幅・位相・実部・虚部情報について窓長を変えて求めたクラス内・クラス間分散比を図 4.3 に示す．

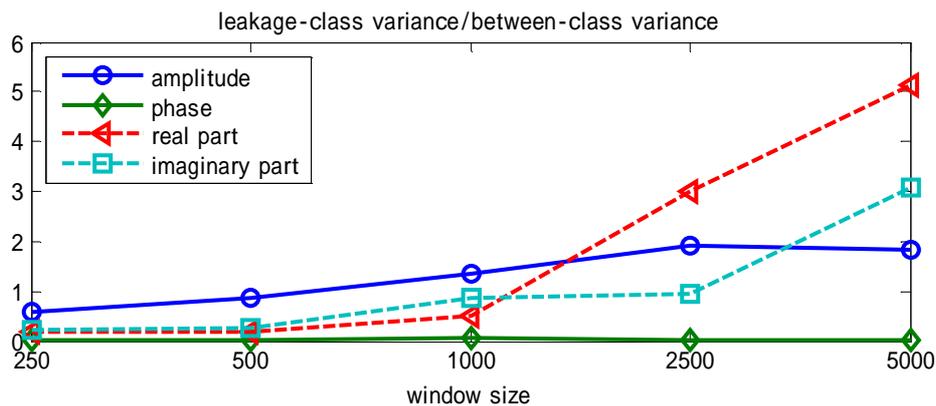


図 4.3 クラス内・クラス間分散比

振幅情報は $NFFT=1000$ 以降はクラス内・クラス間分散比の値はほとんど変わらないことがわかる．位相情報は，どの窓長においても値はほぼ 0 となり，変化がないことが確認できる．位相情報は $\theta = -\pi \sim \pi$ ，または $\theta = 0 \sim 2\pi$ で表される．しかしながら，位相の最大値と最小値は同位相を表すため，今回算出した位相情報の分散値は正確に得られていないといえる．このことがクラス内・クラス間分散比の値が変わらなかった理由のひとつであると考えられる．

実部情報，虚部情報では窓長が大きくなるにつれ，クラス内・クラス間分散比の値が大きくなり， $NFFT=5000$ のときには実部・虚部情報とも振幅情報よりも大きな値をとることが確認できる．したがって， $NFFT=5000$ における STFT 値の実部・虚部情報より第 1 主成分寄与率を求めた際に最も識別しやすい特徴量が得られると考えられる．図 4.4 に実部・虚部情報より求めた第 1 主成分寄与率の分布を示す．

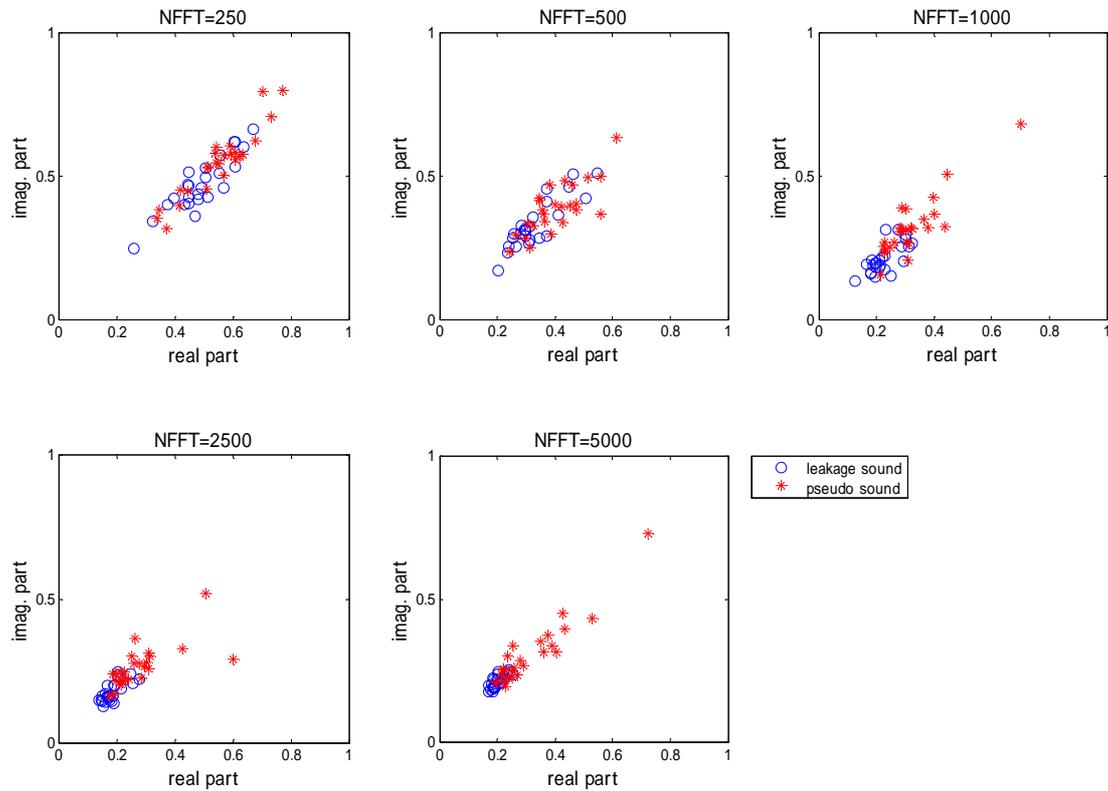


図 4.4 実部・虚部情報より求めた第 1 主成分寄与率の分布

図 4.4 より、擬似音は窓長によらずほぼ一定の分布範囲であるのに対し、漏水音は窓長が大きくなるほど分布範囲が狭まり、データが集中していくことがわかる。これより、窓長を大きくして周波数情報を細かく見ることで漏水音の中から安定的に特徴量を抽出できると考えられる。

周波数情報をより細かく見るため、NFFT=10000 の場合についても検討したが、PCA を適用する際の共分散行列の次元が大きくなるのに伴い、固有値の計算時間が 5 ~ 10 倍程度増大した。そのため、NFFT=5000 を採用することにした。

(3) オーバーラップ長の検討

NFFT=5000 に固定し、オーバーラップ長を 0%、50%、75% に変化させて STFT 値を求め、実部・虚部情報の第 1 主成分寄与率を求めた。パターン認識を用いる際の学習データ数についての検討も併せて行うため、分散を求める際のデータ数 n_i (標本数) を漏水音・擬似音データそれぞれ 5 個から 25 個まで変化させてクラス内・クラス間分散を求めた。結果を図 4.5 に示す。

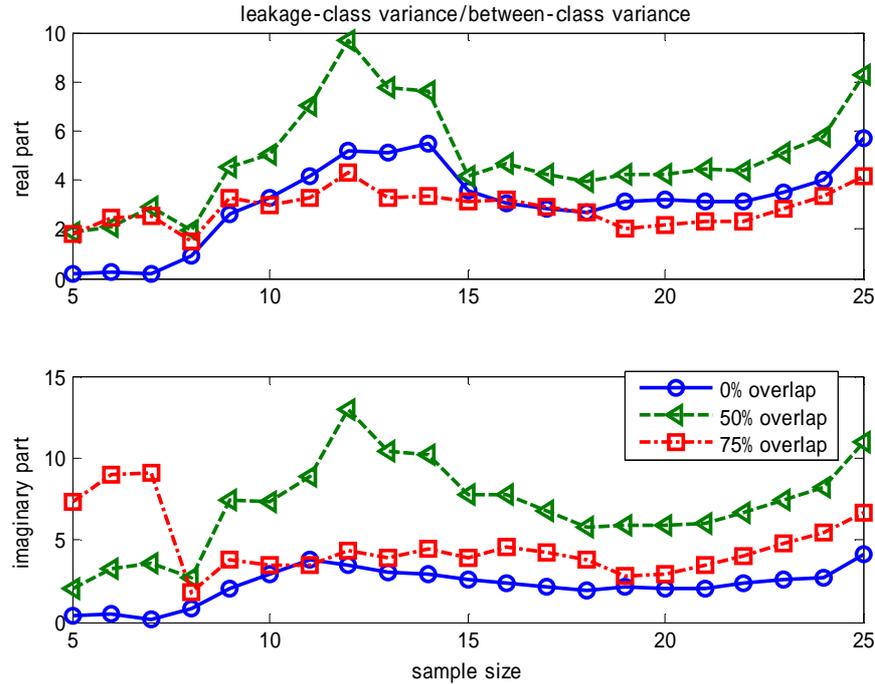


図 4.5 実部・虚部情報に基づくクラス内・クラス間分散比

標本数が9以上になると,実部・虚部情報ともオーバーラップ長50%のときにクラス内・クラス間分散比が大きくなることを確認できる.オーバーラップ長0%の場合には必要な情報の欠落が生じ,オーバーラップ長75%の場合は冗長な情報を含む可能性があり,そのことが影響していると考えられる.よって,オーバーラップ長50%を採用することとした.

次節では得られた特徴量をもとにSVMの構築を行うが,標本数15以上のときにクラス内・クラス間分散比がほぼ一定となることから,識別器構築のために用いる学習データの数を各クラス9個から15個に変化させて識別器の性能を検討することとする.

4.3.2 SVMによる識別結果

漏水音・擬似音の周波数成分の時間方向のばらつきをもとにして得られたSTFT実部・虚部の第1主成分寄与率より2次元特徴ベクトルを作成し,SVMの構築をする.

(1) 学習データ数の検討

学習データ数の変化によるSVMの識別性能の変化について検討を行った.漏水音・擬似音データそれぞれ9~15個,合計18~30個を学習データとして構築したSVMの識別性能を検証した.得られたSVの数,学習データに対するSVの割合,correctness,l-o-o correctnessを表4.1に示す.

表 4.1 学習データ数による SVM 識別性能の変化

学習データの数	18	20	22	24	26	28	30
SVの数	6	7	7	7	7	7	8
SVの数の割合(%)	33.3	35.0	31.8	29.2	26.9	25.0	26.7
correctness(%)	94.4	85.0	86.4	87.5	92.3	92.9	90.0
l-o-o correctness(%)	66.7	65.0	68.2	70.8	73.1	75.0	73.3

表 4.1 より、学習データ数が 26 個以上の場合、correctness が 90%以上、学習データにおける SV の割合が 25%程度、l-o-o correctness は 73%以上となり、26 個以下の場合と比較すると識別性能が向上していることがわかる。26 個を超えるとあまりその性能に違いが見られないため、学習データ数 26 個で十分な識別が可能であると考えられる。

(2) 第 1 主成分寄与率による識別

STFT 値フレーム間分散、第 1 主成分寄与率を用いて SVM を構築し、比較を行う。

NFFT=5000,オーバーラップ長 50%として STFT 値実部・虚部についてフレーム間分散、第 1 主成分寄与率を求めた。STFT 値のフレーム間分散は 3.3.2 節と同様に次元圧縮を行った。学習データ数 26 個、検証データを学習データ以外の 63 個として SVM を構築した。比較のため、STFT 値振幅についても同様にして SVM を構築し、識別性能・精度の評価を行った結果を表 4.2 に示す。

表 4.2 SVM 識別性能・精度の比較

	周波数分散		第1主成分寄与率	
	振幅	実部・虚部	振幅	実部・虚部
SVの数	10	10	15	7
correctness(%)	100	100	69.2	92.3
l-o-o correctness(%)	61.5	65.4	42.3	73.1
識別率(%)	77.8	71.4	81.0	92.1

構築した 4 つの SVM を比較すると、STFT 値実部・虚部の第 1 主成分寄与率を用いた場合に、最も SV の数が少なく、フレーム間分散を用いた場合には 60%台前半であった l-o-o correctness が 73%と高くなることからわかる。また、識別率も 92%と最も高く、STFT 値実部・虚部の第 1 主成分寄与率を用いることで汎用性が高く安定した識別器を構築できる可能性があると考えられる。

図 4.6 に STFT 値実部・虚部の第 1 主成分寄与率を用いて構築した SVM で全データを識別した結果の識別面付近を示す。

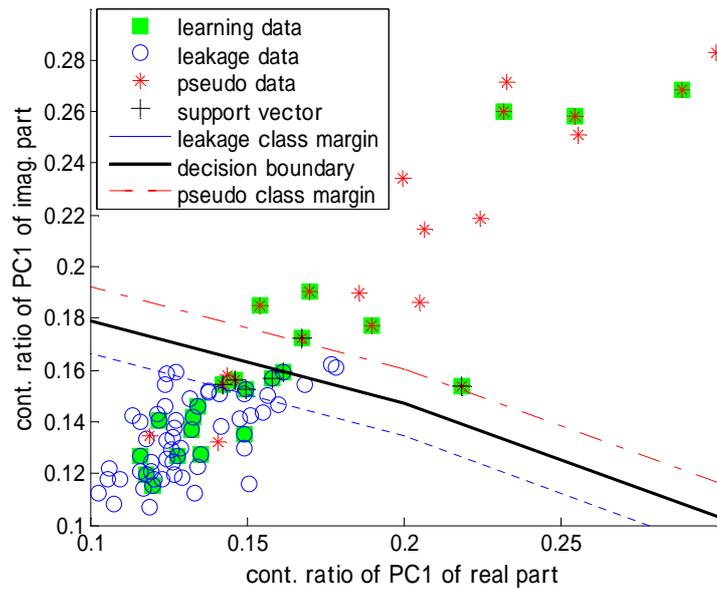


図 4.6 SVM による識別 (識別面付近拡大図)

上図より，擬似音クラス内に漏水音データが分布しているのは擬似音クラスマージン内の 2 つの漏水音データだけであることが確認できる．漏水音クラス内にも擬似音データの分布が確認できるが，漏水音が確実に検出されることが第一の目的であるため，許容誤差とみなすこととした．擬似音クラスマージン内のデータに関しても漏水音である可能性があると仮定すると，構築した SVM によって漏水音を確実に検知できることが確認できる．

(3) 特徴ベクトルの更新

STFT 値実部・虚部の第 1 主成分寄与率よりなる特徴ベクトルで構築された SVM は安定した識別器であり高い汎用性を有する．しかし，correctness が 100%未満であることから，より安定的な識別器の構築が必要であると考えられる．そこで，特徴量の追加を検討した．

第 1 主成分寄与率が漏水音・擬似音の識別に有効な特徴量であることから，第 1 主成分を構成する周波数成分を表す 1 次固有ベクトルの情報からも識別のための特徴量が得られると考えた．図 4.7 に漏水音・擬似音の STFT 値実部・虚部より求めた 1 次固有ベクトルの絶対値を示す．

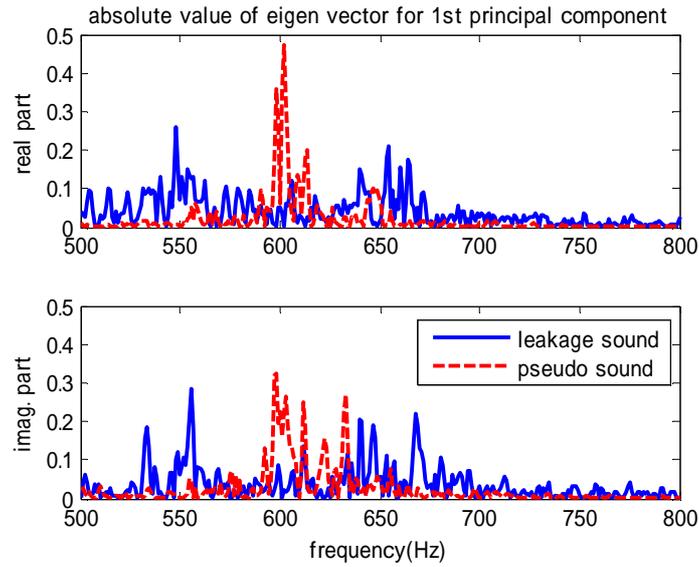


図 4.7 漏水音・擬似音の固有ベクトル絶対値

漏水音が平坦な周波数分布であるのに対し、擬似音は一部の周波数成分に集中していることが確認できる。この周波数分布形状の特徴を抽出すべく、固有ベクトルの尖度を指標とすることとした。尖度とは分布の尖り具合やスソの長さを表す指標であり、観測値 x_1, x_2, \dots, x_n の分布の尖度 α_4 は(4.3)式で定義される^[43]。

$$\alpha_4 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^4 \quad (4.3)$$

\bar{x} は平均値、 s は標準偏差とする。なお、(4.3)式の尖度は 2.2 節で述べた 4 次モーメントにあたる。

図 3.9 においても同様の分布形状の傾向が確認できるため、STFT フレーム間分散についても尖度を求め、検討を行った。

図 4.8、図 4.9 に漏水音・擬似音の STFT 値フレーム間分散尖度・固有ベクトル尖度の分布を示した。第 1 主成分寄与率と同様、STFT 値フレーム間分散・固有ベクトルどちらの尖度においても漏水音データが 0 付近に集中して分布していることが確認できる。図 4.8、図 4.9 において、図 4.6 の SVM で誤識別された擬似音データを誤識別データとして四角でプロットした。一部の誤識別データが漏水音データ分布範囲からやや離れて分布していることが確認でき、特徴量の追加により正しく識別される可能性があることがわかる。

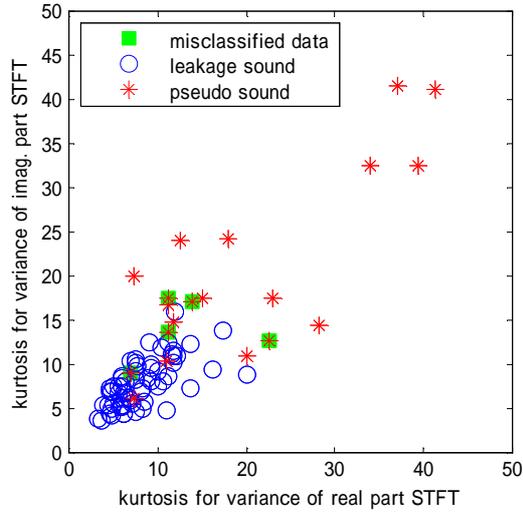


図 4.8 STFT フレーム間分散尖度

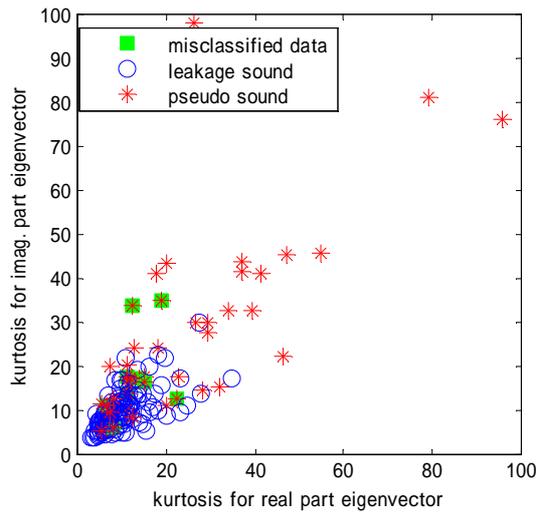


図 4.9 固有ベクトル尖度

(4) 更新後特徴ベクトルによる識別

学習データ数を 26 個とし、STFT 値実部・虚部より求めた第 1 主成分寄与率と STFT 値フレーム間分散尖度、固有ベクトル尖度の組み合わせを変化させて特徴ベクトルを作成し、SVM を構築した。識別性能・結果を表 4.3 に示す。検証データは学習データ以外の 63 個とした。なお、第 1 主成分寄与率が 0~1 の分布範囲であるため、識別器形成への影響を同程度にすべく学習データにおける STFT 値フレーム間分散尖度・固有ベクトル尖度は 0~1 に分布するよう正規化してから用いた。

表 4.3 各特徴ベクトルによる SVM 構築結果

	特徴ベクトル番号				
	FV1	FV2	FV3	FV4	FV5
第1主成分寄与率					
STFT値フレーム間分散尖度					
第1主成分固有ベクトル尖度					
SVの数	7	6	5	5	9
correctness(%)	92.3	96.2	100.0	100.0	96.2
1-o-o correctness(%)	73.1	76.9	80.8	80.8	65.4
識別率(%)	92.1	96.8	93.7	95.2	92.1

表 4.3 中 FV3・FV4 で構築した SVM において correctness100%となり、安定した識別性能を有することが確認できた。これらの特徴ベクトルは、第 1 主成分寄与率と固有ベクトルの尖度の両方を用いており、第 1 主成分寄与率のみを用いた場合と比較して、SV の数が減少し、1-o-o correctness と識別率が向上している。よって、他の特徴ベクトルと比べ、より識別に適した特徴ベクトルであると考えられる。

FV3 に STFT 値フレーム間分散の尖度を加えた FV4 では、FV3 と比べてわずかに識別率が高くなることが確認でき、新たな特徴量の追加により識別に適した特徴ベクトルが作成できる可能性があることがわかる。以上より、第 1 主成分寄与率と固有ベクトルの尖度をもとに特徴ベクトルを作成することで良好な識別が期待できると考えられる。

図 4.10 に FV3 で構築した SVM による識別結果を示す。縦軸は SVM の出力を表し、漏水音データであると識別されたデータは正に出力され、擬似音データであると識別されたデータは負に出力される。また、SVM 出力が -1 ~ 1 のデータはマージン内に分布するデータであり、識別が困難なデータであると考えられる。横軸は検証データ番号を表し、No.1~63 が漏水音データ（白色）、No.64~89 が擬似音データ（黒色）を表す。なお、No.1~13 は漏水音学習データ、No.64 ~ 76 は擬似音学習データを表している。

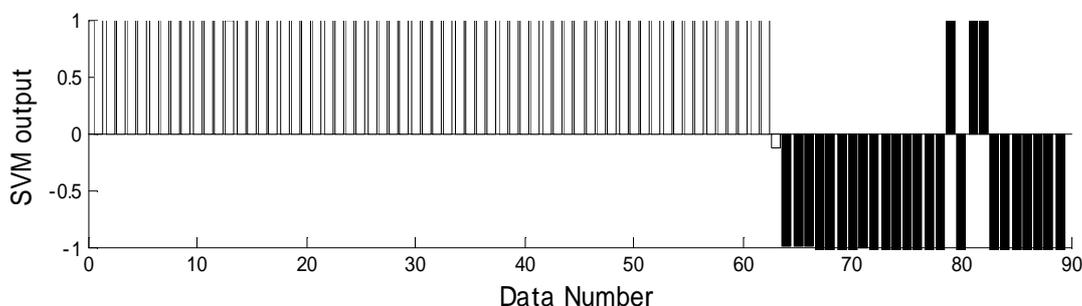


図 4.10 FV3 による SVM 出力結果

図 4.10 では漏水音データが 1 つ，擬似音データが 3 つ誤識別されていることが確認できるが，誤識別された漏水音データはマージン内に分布するデータである．よって，図 4.10 と同様にマージン内に分布するデータを漏水音とみなした場合，漏水音は確実に検出できることが確認できる．

4.4 複素フーリエ実部・虚部より得られた特徴量の差異の影響

前節までにおいて，STFT 値実部・虚部をもとに特徴量を求めた．しかし，各特徴量が STFT 値実部より得られた場合と虚部より得られた場合とで異なる値をとるデータが確認された．図 4.6，図 4.8，図 4.9 に特徴量として用いた STFT 値実部・虚部の第 1 主成分寄与率，STFT フレーム間分散尖度，固有ベクトル尖度の分布が示されている．図中左下から右上へ向かう対角線上に各データがプロットされていれば，実部より得られた値と虚部より得られた値が一致しているといえる．しかしながら，多くのデータが対角線上からやや離れて分布していることが確認できる．

フーリエ係数の実部・虚部の違いは 90 度の位相のずれであり，フレームで切り出されるデータ範囲の僅かなずれに相当する．そのため，STFT 値実部より得られた特徴量と虚部より得られた特徴量が同程度の値でない場合，データ計測のタイミングの僅かなずれによって値が変化する不安定な特徴量であるといえる．

そこで 実部より求めた特徴量で構築した SVM と虚部より求めた特徴量で構築した SVM が同程度の識別性能を有するか検証を行った．その結果を表 4.4 に示す．

表 4.4 STFT 値実部，STFT 値虚部より特徴量を求めた際の SVM 構築結果

特徴量	実部のみ	虚部のみ	実部・虚部
SVの数	11	4	5
correctness (%)	80.8	100.0	100.0
1-o-o correctness(%)	57.7	84.6	80.8
識別率(%)	88.9	96.8	95.2

表より，虚部のみを用いた場合は実部・虚部の両方用いた場合と同程度の識別性能を有することがわかる．しかしながら，実部より求めた特徴量を用いて構築した SVM が虚部より求めた特徴量を用いて構築した SVM より，2 倍以上の SV の数を取り，correctness は 20% 程度，1-o-o correctness は 27% 程度低下しており，大きく識別性能が下がることが確認できる．従って，SVM の識別結果はデータ計測のタイミングに依存すると考えられ，非常に不安定な識別器である可能性が高い．

従って，データ計測のタイミングに依存することのない，より安定的な特徴抽出法の確立が必要である．また，構築されたシステムの汎用性についても検証を行う必要がある．

4.5 複素数の分散情報

識別に有効であると考えられた3特徴量はSTFT値実部・虚部の分散情報に基づいて得られた値である．本節では，フーリエ係数の実部・虚部の分散量を安定的に得ることを目的とし，複素数の分散情報について検討を行う．

4.5.1 漏水音波形の複素フーリエ係数分布

ある漏水音の0~0.04 secの区間における500Hzの波を図4.11に示す．この波形は窓長NFFT=5000とし，窓を1点ずつシフトして得られたもので，STFTより得られたフーリエ係数の実部と虚部を時系列に表示している．

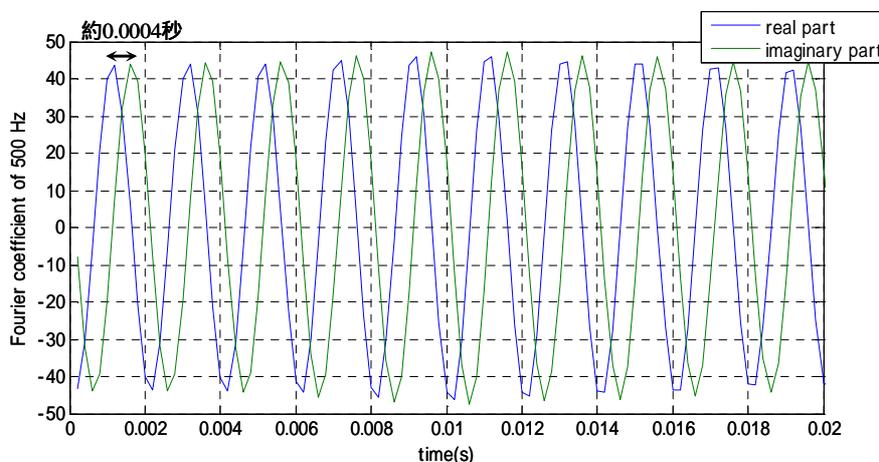


図 4.11 漏水音 500Hz 時系列波形 (0~0.04 sec)

図より，実部・虚部とも時間とともに振幅が僅かながら変化している様子がわかる．また，実部・虚部のピーク間の時差は約0.0004秒，すなわち2点分となることが確認できた．今回，サンプリング周波数が5000Hzであることから，500Hzの波の1波長は10点で表される．そのため，実部・虚部のピーク間の2点は1/5波長にあたり，実部と虚部の90度の位相のずれに近いことが確認できる．

図4.12に図4.11のフーリエ係数を複素平面上にプロットしたものを示す．図中10個のプロットの集合が見られるのは，500Hzの波の1波長が10点で表されることによる．各集合内においてプロットは完全には一致しておらず，振幅の変化や位相の変化が確認できる．このような振幅の変化や位相の変化が図3.9に示したSTFT値フレーム間分散における漏水音・擬似音の違いとなって表れたと考えられる．

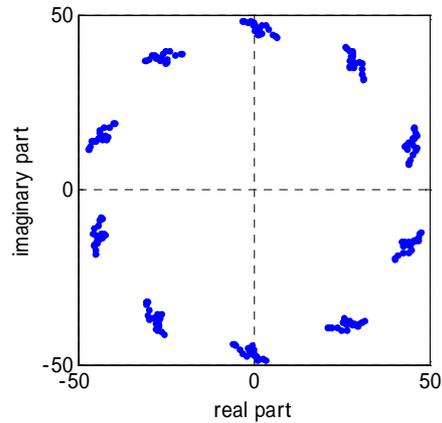


図 4.12 漏水音 500Hz フーリエ係数複素平面上プロット

4.5.2 複素数解析モデル

漏水音検知においては，複素フーリエ係数の振幅の変化や位相の変化を分散情報として表現することで擬似音との識別が可能となると考えられる．複素フーリエ係数の分散情報を用いるにあたり，パワースペクトルのような振幅情報の分散値と実部・虚部情報の分散値にどの程度差異があるのか検証を行うため，本節では 2 つの単純な解析モデルを通して複素数の分散を表すのに適切な表現について検討を行う．

(1) 解析モデル 1：位相の偏りがない場合

図 4.13 のように複素数の集合に位相の偏りがなく $0 \leq \theta \leq 2\pi$ の範囲で一様に分布する場合 $\varphi(A, \theta) = A(\cos\theta + i\sin\theta)$ ($a \leq A \leq b, 0 \leq \theta \leq 2\pi$) を考える．

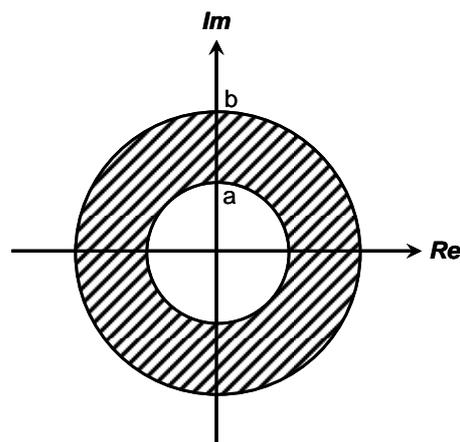


図 4.13 解析モデル 1：位相に偏りがない場合

振幅情報では複素数の絶対値を用いることとする．図 4.13 の解析モデルにおける複素数絶対値の分布範囲は図 4.14(a)のように，複素数実部・虚部の分布範囲は図 4.14(b)のように表される．図に示されたように，複素数実部・虚部は複素数振幅よりも 2 倍の範囲で分布しており，その分散値は必然的に大きくなることが予測される．

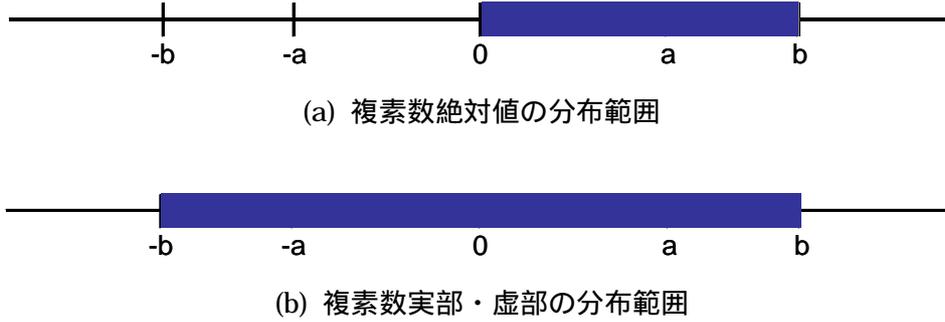


図 4.14 解析モデルにおける複素数の分布範囲

振幅 $a \leq A \leq b$ のとき，実部の平均 μ_{re} ，虚部の平均 μ_{im} ，振幅の平均 μ_{ab} は

$$\mu_{re} = \frac{1}{2\pi(b-a)} \int_a^b \int_0^{2\pi} A \cos \theta d\theta dA = \frac{(a+b)(\sin(2\pi) - \sin(0))}{2 \cdot 2\pi} = 0 \quad (4.4)$$

$$\mu_{im} = \frac{1}{2\pi(b-a)} \int_a^b \int_0^{2\pi} A \sin \theta d\theta dA = -\frac{(a+b)(\cos(2\pi) - \cos(0))}{2 \cdot 2\pi} = 0 \quad (4.5)$$

$$\mu_{ab} = \frac{1}{2\pi(b-a)} \int_a^b \int_0^{2\pi} A d\theta dA = \frac{a+b}{2} \quad (4.6)$$

となる．

実部の分散 σ_{re} ，虚部の分散 σ_{im} ，振幅の分散 σ_{ab} は

$$\sigma_{re} = \frac{1}{2\pi(b-a)} \int_a^b \int_0^{2\pi} (A \cos \theta - \mu_{re})^2 d\theta dA = \frac{1}{6}(a^2 + ab + b^2) \quad (4.7)$$

$$\sigma_{im} = \frac{1}{2\pi(b-a)} \int_a^b \int_0^{2\pi} (A \sin \theta - \mu_{im})^2 d\theta dA = \frac{1}{6}(a^2 + ab + b^2) \quad (4.8)$$

$$\sigma_{ab} = \frac{1}{2\pi(b-a)} \int_a^b \int_0^{2\pi} (A - \mu_{ab})^2 d\theta dA = \frac{1}{3}(a^2 + ab + b^2) - \frac{1}{4}(a+b)^2 \quad (4.9)$$

と得られ， $\sigma_{re} = \sigma_{im}$ であることが示された．

実部の分散 σ_{re} と振幅の分散 σ_{ab} の差は

$$\begin{aligned}\sigma_{re} - \sigma_{ab} &= \frac{1}{6}(a^2 + ab + b^2) - \left[\frac{1}{3}(a^2 + ab + b^2) - \frac{1}{4}(a+b)^2 \right] \\ &= \frac{1}{12}(a^2 + 4ab + b^2)\end{aligned}\quad (4.10)$$

となり，実部の分散 σ_{re} と虚部の分散 σ_{im} と振幅の分散 σ_{ab} の差が複素データの振幅値 a, b に依存することが明らかとなった．

複素データの振幅が一定 ($a = b$) の場合，実部の分散 σ_{re} と虚部の分散 σ_{im} は

$$\sigma_{re} = \sigma_{im} = \frac{1}{6}(3a^2) = \frac{a^2}{2}\quad (4.11)$$

であり，振幅の大きさが反映された値として得られる．一方，振幅の分散 σ_{ab} は

$$\sigma_{ab} = \frac{1}{3}(3a^2) - \frac{1}{4}(2a)^2 = 0\quad (4.12)$$

として得られ，振幅の情報が全く反映されない．したがって，振幅 A_1 で一定の複素数の集合と振幅 A_2 で一定の複素数の集合の違いは振幅の分散 σ_{ab} で表すことができないことがわかる．

以上より，実部の分散 σ_{re} と虚部の分散 σ_{im} は振幅の分散 σ_{ab} よりも複素データの振幅に対する感度が高く，複素データの振幅が大きいほど実部の分散 σ_{re} と虚部の分散 σ_{im} は振幅の分散 σ_{ab} よりも大きくなることがわかった．よって，実部の分散 σ_{re} と虚部の分散 σ_{im} を用いることで，より複素データの特徴を表すことができると考えられる．

(2) 解析モデル2：位相の偏りがある場合

複素数の集合に位相の偏りがある場合、 $\varphi(A, \theta) = A(\cos \theta + i \sin \theta)$ ($a \leq A \leq b, \theta_1 \leq \theta \leq \theta_2$) を考える。

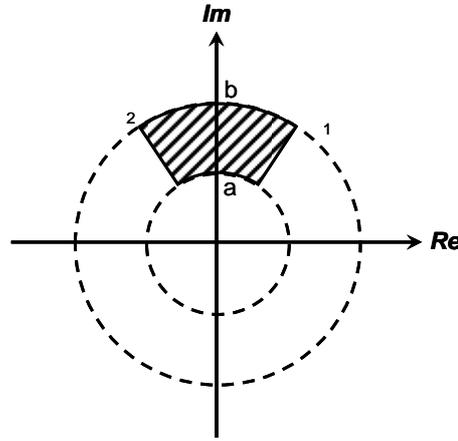


図 4.15 解析モデル2：位相の偏りがある場合

実部の平均 μ_{re} , 虚部の平均 μ_{im} , 振幅の平均 μ_{ab} は

$$\mu_{re} = \frac{1}{(b-a)(\theta_2 - \theta_1)} \int_a^b \int_{\theta_1}^{\theta_2} A \cos \theta d\theta dA = \frac{(a+b)(\sin \theta_2 - \sin \theta_1)}{2(\theta_2 - \theta_1)} \quad (4.13)$$

$$\mu_{im} = \frac{1}{(b-a)(\theta_2 - \theta_1)} \int_a^b \int_{\theta_1}^{\theta_2} A \sin \theta d\theta dA = -\frac{(a+b)(\cos \theta_2 - \cos \theta_1)}{2(\theta_2 - \theta_1)} \quad (4.14)$$

$$\mu_{ab} = \frac{1}{(b-a)(\theta_2 - \theta_1)} \int_a^b \int_{\theta_1}^{\theta_2} A d\theta dA = \frac{a+b}{2} \quad (4.15)$$

となり, 実部の分散 σ_{re} , 虚部の分散 σ_{im} , 振幅の分散 σ_{ab} は

$$\begin{aligned} \sigma_{re} &= \frac{1}{(b-a)(\theta_2 - \theta_1)} \int_a^b \int_{\theta_1}^{\theta_2} (A \cos \theta - \mu_{re})^2 d\theta dA \\ &= \frac{1}{6} (a^2 + ab + b^2) \left\{ 1 + \frac{\sin 2\theta_2 - \sin 2\theta_1}{2(\theta_2 - \theta_1)} \right\} - \frac{1}{4} \left[\frac{(a+b)(\sin \theta_2 - \sin \theta_1)}{\theta_2 - \theta_1} \right]^2 \end{aligned} \quad (4.16)$$

$$\begin{aligned}\sigma_{im} &= \frac{1}{(b-a)(\theta_2-\theta_1)} \int_a^b \int_{\theta_1}^{\theta_2} (A \sin \theta - \mu_{im})^2 d\theta dA \\ &= \frac{1}{6} (a^2 + ab + b^2) \left\{ 1 - \frac{\sin 2\theta_2 - \sin 2\theta_1}{2(\theta_2 - \theta_1)} \right\} - \frac{1}{4} \left[\frac{(a+b)(\cos \theta_2 - \cos \theta_1)}{\theta_2 - \theta_1} \right]^2\end{aligned}\quad (4.17)$$

$$\begin{aligned}\sigma_{ab} &= \frac{1}{(b-a)(\theta_2-\theta_1)} \int_a^b \int_{\theta_1}^{\theta_2} (A - \mu_{ab})^2 d\theta dA \\ &= \frac{1}{3} (a^2 + ab + b^2) - \frac{1}{4} (a+b)^2\end{aligned}\quad (4.18)$$

と得られる。

上式において $a=0.5, b=1, \theta_1=0$ として $\theta_2=0 \sim 2\pi$ を変化させたときの実部の分散 σ_{re} ・虚部の分散 σ_{im} ・振幅の分散 σ_{ab} を図 4.16 に示す。

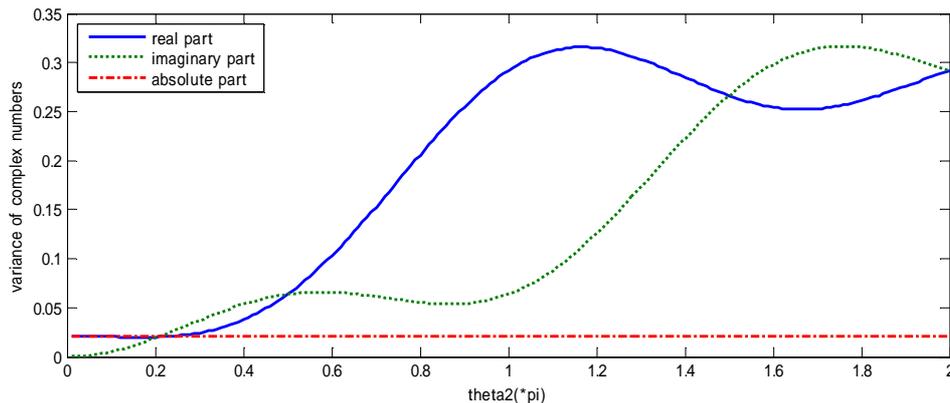


図 4.16 θ_2 と実部の分散・虚部の分散・振幅の分散の関係 ($a=0.5, b=1, \theta_1=0$)

図より、位相の影響を受けない振幅の分散 σ_{ab} は位相の範囲によらず一定値を示し安定しているのに対し、実部の分散 σ_{re} と虚部の分散 σ_{im} は θ_2 の僅かな変化に伴い、大きな変動がみられ不安定であることがわかる。つまり、サンプルに位相の偏りがある場合、振幅の変化に対して高い感度を持つ実部の分散 σ_{re} と虚部の分散 σ_{im} は大きく変化する。そのため、できるだけ位相の偏りが生じないように複素データをサンプリングする必要があるといえる。また、サンプリングした複素データの実部の分散 σ_{re} と虚部の分散 σ_{im} が同値とならない場合、位相の偏りが生じており不安定であると考えられる。

4.4 節でも述べたが、実部と虚部の違いは 90 度の位相のずれ、すなわち 1/4 波長のずれに相当する。図 4.11 のようにサンプリング周波数 5000Hz で収集されたデータの 500Hz の波を考える場合、1/4 波長は 0.005 秒 (2.5 点のデータサンプル) に相当する。STFT のフレー

ムを取る箇所が僅かにずれただけで実部の分散 σ_{re} と虚部の分散 σ_{im} の値が入れ替わることを意味する．このことから、実部の分散 σ_{re} と虚部の分散値 σ_{im} が等しくない場合、不安定な値であるといえる．

以上の2つの解析モデルより、位相の偏りがなく $0 \leq \theta < 2\pi$ で分布する複素データが得られている場合、実部の分散 σ_{re} と虚部の分散 σ_{im} は振幅の振幅 σ_{ab} よりも複素データの分散を表すのに適しており、感度が高いといえる．

4.6 Multi-shift-frame STFT の提案

本研究における対象周波数範囲は 500 ~ 800Hz である．サンプリング周波数 5000Hz で収録されている波は、500Hz では 10 点、800Hz では 6.25 点で 1 周期となる．

STFT では位相の偏りを考慮せずに等間隔にフレームを切り出しているため、得られるフーリエ係数の位相はランダムに得られている可能性が高い．そのため、各フレームで得られたフーリエ係数には位相の偏りが生じ、実部・虚部の分散値が本来の値とは異なって求められる可能性があると考えられる．位相の偏りなくフーリエ係数を得るため、最も周期の長い 500Hz の波の 1 周期分を考慮できるようにフレームをずらして短時間フーリエ変換を行う Multi-shift-frame STFT を提案する．

STFT では窓長 5000 点のフレームを 2500 点ずつシフト (50% オーバーラップ) してフーリエ変換を行っていたが、Multi-shift-frame STFT では 2500 点シフトする前に 1 点ずつずらして 10 フレーム分フーリエ変換を行う (図 4.17 参照)．Multi-shift-frame STFT では、STFT の計算量の 10 倍となるが、計算負荷の違いは軽微である．STFT と Multi-shift-frame STFT の各フレームのサンプリングデータ番号は表 4.5 のように表される．

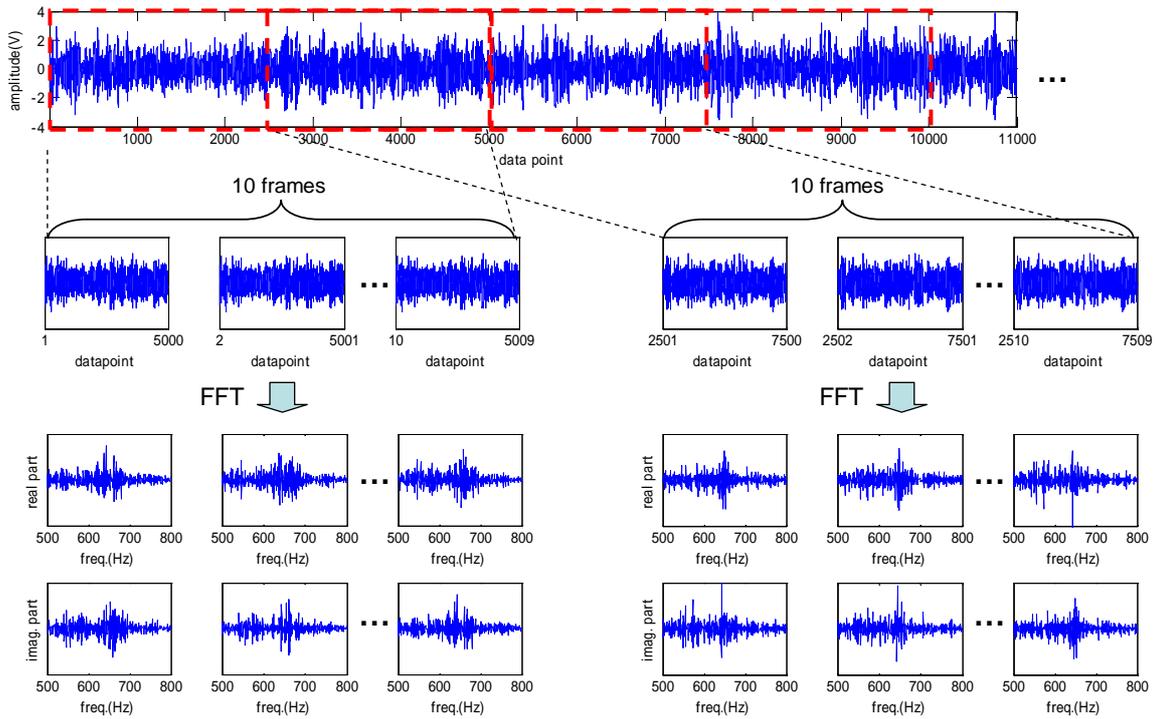


図 4.17 Multi-shift-frame STFT (窓長=5000, シフト長=2500)

表 4.5 各フレームのサンプリングデータ番号

STFT	Multi-shift-frame STFT
[1-5000]	[1-5000], [2-5001], ..., [9-5008], [10-5009]
[2501-7500]	[2501-7500], [2502-7501], ..., [2509-7508], [2510-7509]
[5001-10000]	[5001-10000], [5002-10001], ..., [5009-10008], [5010-10009]
.....

図 4.18 に漏水音データ番号 1 と擬似音データ番号 1 に Multi-shift-frame STFT を適用し, 漏水音のピーク周波数において得られた複素フーリエ係数を 1 周期ずつ色を変えて複素平面上にプロットしたものを示す.

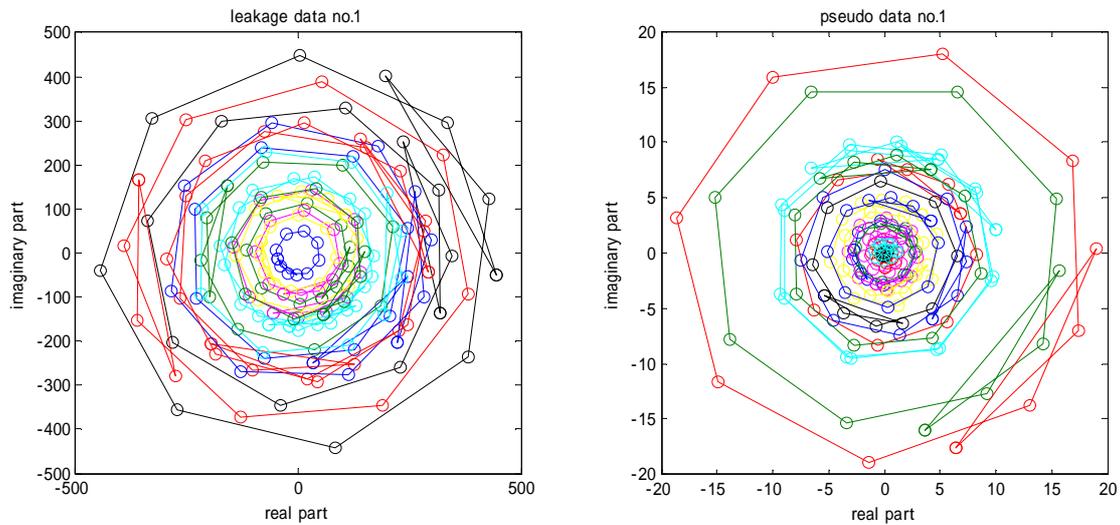


図 4.18 漏水音最大周波数における 1 周期ごとの複素フーリエ係数の分布

漏水音では 1 周期ごとの振幅の間隔にあまり偏りがないのに対し，擬似音では振幅が小さいところに集中し，振幅が大きいグループは比較的少ないことがわかる．このような特徴が漏水音・擬似音の識別に有効な指標となると考えられる．

4.7 提案手法の安定性の検証

4.7.1 位相の偏り・ずれの検証

STFT と Multi-shift-frame STFT による安定性の検証を行う STFT と Multi-shift-frame STFT を適用し，データ解析対象範囲を僅かにずらした場合においてもほぼ同じのフーリエ係数実部・虚部を得られるか検討を行った．典型的な 1 漏水音について解析対象範囲を各データサンプルデータ番号 1-50000 点とした場合と 2-50000 点とした場合の 2 通りについて次の 3 つの方法を適用し比較を行った．

方法 1: STFT

窓長=5000, シフト長=2500 (50% オーバーラップ), フレーム数=18

方法 2: STFT

窓長=5000, シフト長=250 (5% オーバーラップ), フレーム数=180

方法 3: Multi-shift-frame STFT

窓長=5000, シフト長=2500 (50% オーバーラップ), フレーム数=180

2 通りの解析対象範囲について求めたフーリエ係数が同じ値を示せば，僅かなデータ計測タイミングのずれに左右されない安定的な値を得ることができると考えられる．図 4.19 に結果を示す．

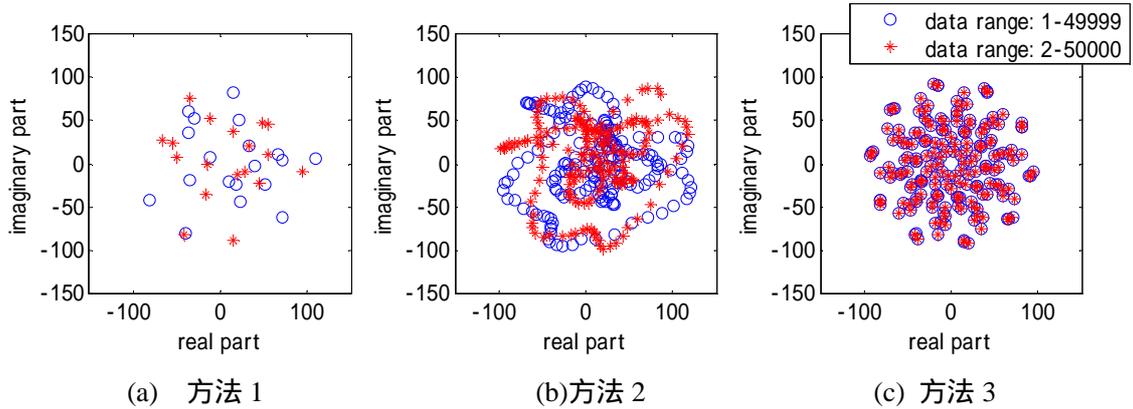


図 4.19 500Hz のフーリエ係数

図 4.19(a),(b)においては赤点と青点が一致していない上、位相に偏りが生じていることが確認できる。しかし、図 4.19 (c)においては赤点と青点がほぼ同位置にプロットされており、位相の偏りなくサンプリングできていることがわかる。

これより、STFT を用いた場合にはデータ解析対象範囲が僅かに変化しただけで位相の偏りが生じ、異なるフーリエ係数が得られることがわかる。一方、提案した Multi-shift-frame STFT ではデータ解析対象範囲のずれの影響を受けにくく、位相の偏りの少ないフーリエ係数を得られるといえる。

4.7.2 実験結果と考察

STFT, Multi-shift-frame STFT より得られた実部・虚部をもとに求めた 3 特徴量（第 1 主成分寄与率、STFT フレーム間分散尖度、第 1 主成分固有ベクトル尖度）を各データについてプロットしたものを図 4.20, 図 4.21 に示す。図中点線の上にプロットされている場合、特徴量が実部より求めた場合と虚部より求めた場合と同値となり、安定的に特徴抽出ができることを示す。

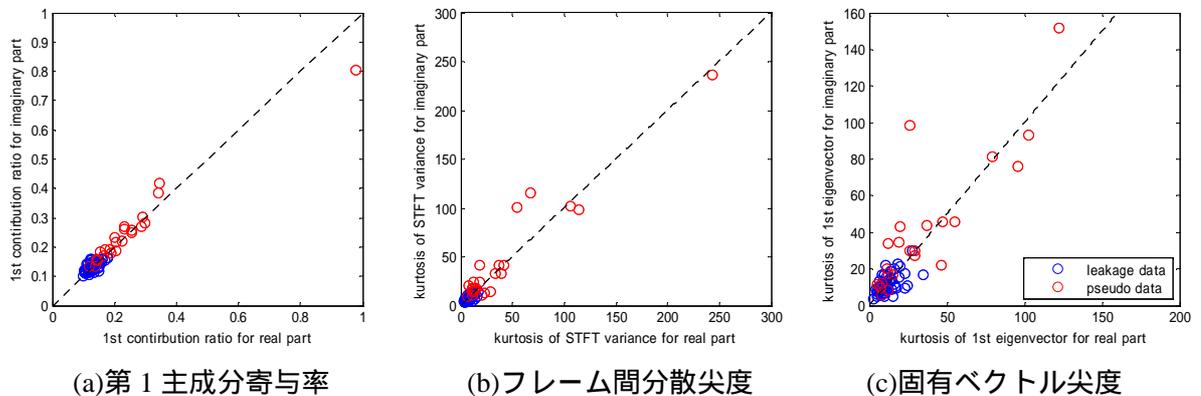


図 4.20 STFT より得られた特徴量の分布

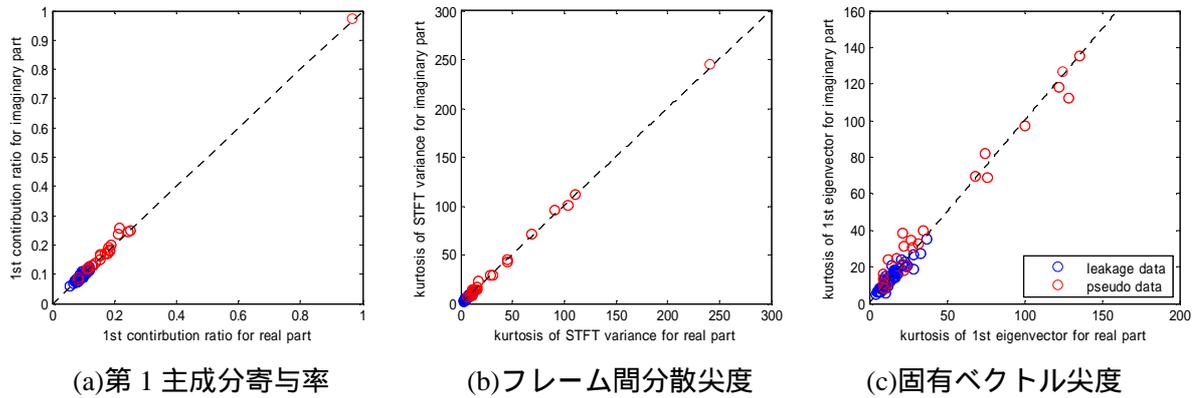


図 4.21 Multi-shift-frame STFT より得られた特徴量の分布

図 4.20 では、STFT で得られた特徴量は点線上にプロットされているものもあるが、ばらつきが見られる。しかし、図 4.21 においてはほとんどのデータが点線上にプロットされていることが確認できる。

このことから、STFT よりも Multi-shift-frame STFT の方が実部・虚部で同程度の特徴量を得ることができることがわかる。よって、Multi-shift-frame STFT により安定的な特徴抽出が可能であると考えられる。

4.8 SVM による識別性能・安定性評価

4.8.1 学習用・検証用特徴ベクトルの作成

前節までに得られた特徴量を用いて SVM を構築し、識別性能と識別安定性の評価を行う。

1 回目試験で収集したデータを学習データとして SVM を構築し、2 回目試験で収集したデータを検証データとして評価を行った。なお、前節までは 1 回目試験で収集したデータとして 63 漏水音、26 擬似音全てを用いたが、本節では波形の欠損が見られたデータを除いた 58 漏水音、24 擬似音を用いることとした。

4.7.1 節で述べた方法 1 から方法 3 について STFT 値フレーム間分散の尖度、第 1 主成分寄与率、固有ベクトル尖度の 3 特徴量を求め、表 4.6 に示した 6 通りの特徴ベクトルを作成した。

表 4.6 6 特徴ベクトル概要

特徴ベクトル番号	FV1	FV2	FV3	FV4	FV5	FV6
複素フーリエ要素	実部・虚部			振幅		
方法番号	方法1	方法2	方法3	方法1	方法2	方法3
STFT手法	STFT	STFT	Multi-shift-frame	STFT	STFT	Multi-shift-frame
シフト長	2500	250	2500	2500	250	2500
フレーム数	18	180	180	18	180	180

フーリエ係数の実部・虚部より求めた FV1~FV3 は 6 次元の特徴ベクトルとなり，振幅より求めた FV4~FV6 は 3 次元の特徴ベクトルとなる．しかし，図 4.21 からわかるように実部より得られた特徴量と虚部より得られた特徴量はほぼ同値であり，極めて相関が高い．そこで，FV1~FV3 については PCA を用いて特徴ベクトルの次元圧縮を行い，累積寄与率が 90% を超える第 2 主成分までを用いることとした．

僅かなデータ計測のタイミングのずれが及ぼす影響を調べるため，FV1~FV6 それぞれについて 50000 点得られているデータの解析範囲を 1 点ずつ変化させて図 4.22 のように 10 個の学習用特徴ベクトルセット(以下，LFV セット)を作成した．検証用データは解析対象範囲を全範囲 (1~50000 点) として 3 特徴量を求め，特徴ベクトルを作成した．

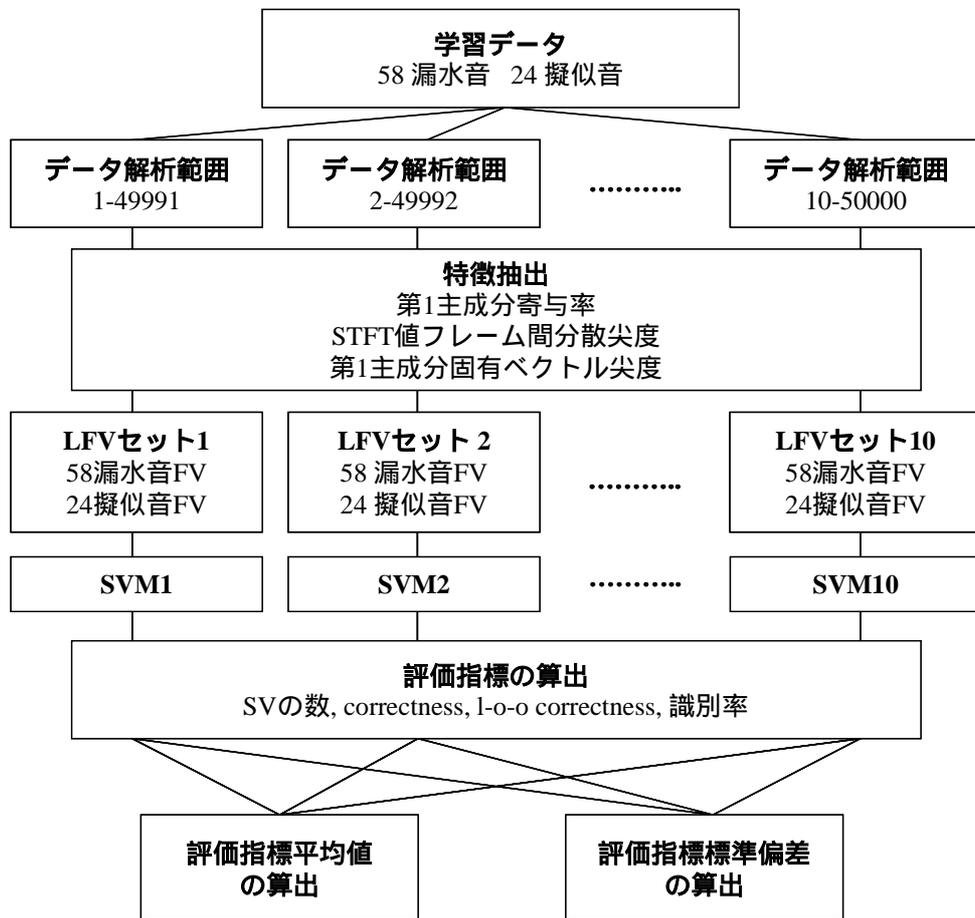
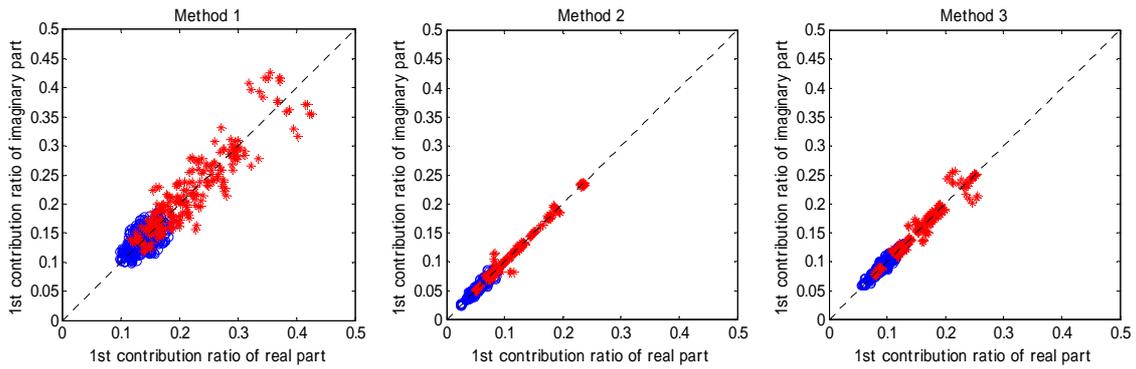


図 4.22 SVM 識別性能・安定性の評価の流れ

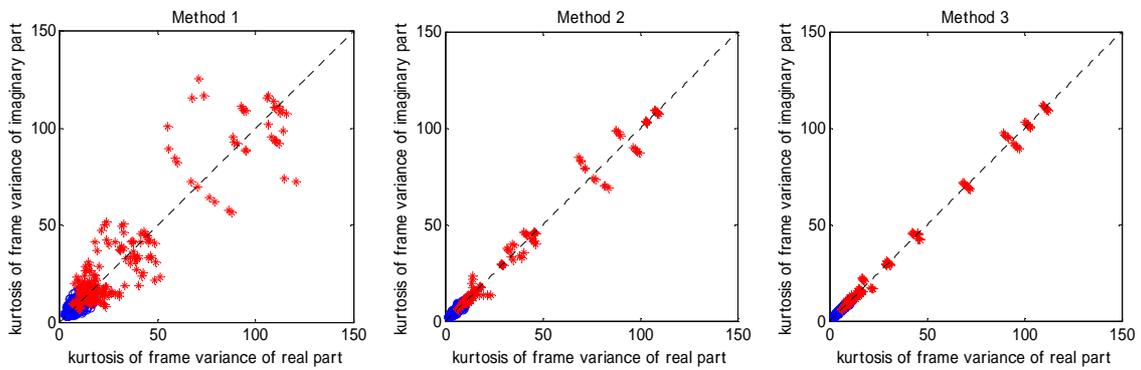
4.8.2 特徴量分布の確認

SVM 構築の前に，PCA 前の STFT 値実部・虚部より求めた 3 特徴量より構成される 6 次元の FV1 ~FV3 の LFV セットについて各特徴量の分布を調べた．

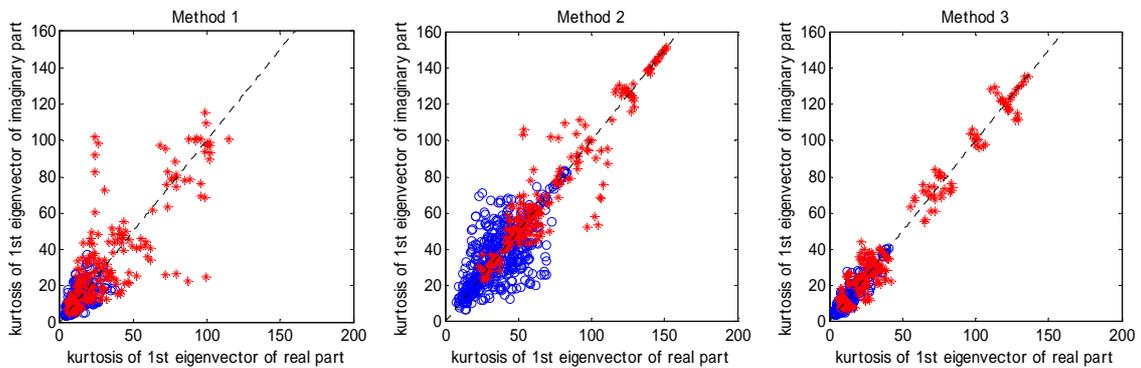
3 特徴量それぞれについて 10 個の LFV セットを同時にプロットしたときに，各漏水音・擬似音データのプロットが LFV セットによらず一致していれば，データ収集時の僅かなタイミングのずれによらない安定的な特徴抽出が可能であるといえる．また，実部・虚部より得られた特徴量が同値を取るかについても検討を行う必要がある．実部・虚部より得られた 3 特徴量について 10 個の LFV セットを同時にプロットした際の漏水音・擬似音データの分布を図 4.23 に示す．図中，点線上にデータがプロットされ，プロットのばらつきが少ないほど安定的な特徴抽出であるといえる．



(a) 第 1 主成分寄与率



(b) STFT 値フレーム間分散尖度



(c) 第 1 主成分固有ベクトル尖度

図 4.23 全 LFV セットの特徴量分布の様子

図より、いずれの特徴量においても、方法 1,2 では点線からみて左右対称にデータが広い範囲で分布しているのに対し、方法 3 ではデータのほとんどが点線上にプロットされ、ばらつきが少ないことが確認できる。

STFT よりも Multi-shift-frame STFT を用いた特徴抽出のほうが安定的であるといえる。

4.8.3 SVMの構築

FV1~FV6についてLFVセットを用いてSVMを構築し、サポートベクトル(SV)の数、学習データに対する識別率(correctness)、1つ抜き法による学習データの識別率(1-o-o correctness)と検証用データの識別率をSVM識別性能の評価指標として求めた。

4つの評価指標は各LFVセットで構築されるSVMそれぞれについて求められるため、10組の評価指標が得られる。これら10組の評価指標の平均値を表4.7に、評価指標の標準偏差を表4.8に示す。

表 4.7 評価指標平均値

特徴ベクトル番号	FV1	FV2	FV3	FV4	FV5	FV6
SVの数	15.20	19.70	16.10	24.70	29.00	25.00
correctness (%)	94.88	91.34	93.41	89.15	89.15	89.02
1-o-o correctness (%)	81.46	75.98	80.37	69.88	64.63	69.51
識別率 (%)	83.23	78.77	84.62	77.69	71.62	76.92

表 4.8 評価指標標準偏差

特徴ベクトル番号	FV1	FV2	FV3	FV4	FV5	FV6
SVの数	2.30	0.95	0.32	0.95	0.00	0.00
correctness (%)	0.96	1.34	0.63	0.39	0.39	0.00
1-o-o correctness (%)	2.80	1.16	0.39	1.16	0.00	0.00
識別率 (%)	1.25	0.65	0.00	0.00	0.24	0.00

表4.7において、SVの数が小さく、correctness、1-o-o correctness、識別率が大きいときに構築されたSVMは高い識別性能を有すると考えられる。表4.7より、FV1~FV3はFV4~FV6と比べSVの数が少なくcorrectness、1-o-o correctness、識別率が高い値をとることが確認できる。これより、STFT値実部・虚部から求められた特徴量より作成された特徴ベクトルはSTFT値振幅より求められた場合よりも高い識別性能を有することがわかる。

FV1はSVの数が最も少なく、correctness、1-o-o correctnessについては最も高い値を示している。FV3は最も高い識別率を示し、SVの数は2番目に少なく、correctness、1-o-o correctnessについても2番目に高い値を示している。FV1とFV3の示す値にあまり大きな違いはないものの、FV3はFV1ほど学習データ自体に対する高い識別性能を持たないが、汎用性は高いという傾向があると考えられる。

表4.8については、4つの評価指標の標準偏差はすべて小さい方が安定したSVM・特徴ベクトルであると考えられる。FV4~FV6はFV1~FV3と比べいずれの評価指標においても小さな値をとることが確認できる。しかしながら、FV4~FV6は安定していても識別性能は低い。

また、FV3 は FV1 よりもすべての評価指標について小さな標準偏差をとることがわかる。さらに、FV3 と FV4~FV6 の評価指標標準偏差にそれほど大きな違いは見られない。よって、FV3 を用いることで安定的かつ高い識別性能を有する識別器を構築できると考えられる。

以上より、Multi-shift-frame STFT を用いて特徴ベクトルを作成することによって安定的で、汎用性の高い漏水音・擬似音の識別器が構築できると考えられる。

4.9 結言

本章では、周波数成分分散の分布形状に基づく特徴抽出より漏水音・擬似音を識別するシステムの構築を行った。

前節より時間方向の周波数成分分散が漏水音と擬似音で異なる形状を示すことが確認された。この特徴を抽出するために、時間周波数解析と主成分分析 (PCA) を用いる方法を提案した。

時間周波数解析として短時間フーリエ解析 (STFT) を行い、得られた複素フーリエ係数の実部・虚部に対し、PCA を適用した。第 1 主成分寄与率を求めたところ、漏水音と擬似音を識別するのに有効な指標となることが判明した。抽出した特徴量をもとに特徴ベクトルを作成し、SVM を構築した。その結果、高精度で漏水音と擬似音を識別することができた。さらに、周波数分布形状を表すパラメータである第 1 主成分固有ベクトルの尖度、STFT 値フレーム間分散尖度を特徴量に加えることで識別率が向上することがわかった。

提案手法で用いた特徴量は複素フーリエ係数の実部・虚部の分散情報に基づく。しかしながら、実部と虚部より求めた特徴量が同程度の値を示さない場合がみられた。これより、データ計測の僅かなタイミングのずれによって値が変化する可能性があり、不安定な特徴抽出であることが示唆された。これは、STFT により得られた複素フーリエ係数に位相の偏りがあることに起因すると考えられる。そこで、対象周波数のうち、周期が最長となる周波数の少なくとも 1 周期分を考慮することのできる Multi-shift-frame STFT を提案した。Multi-shift-frame STFT により、複素フーリエ係数の位相の偏りが軽減し、安定的に特徴量を得られること、安定的で汎用性の高い識別器を構築できることがわかった。

第 5 章

結論

5.1 本論文の結論

本研究では、分散情報に基づく特徴抽出による健全性診断手法の提案を行った。対象とした健全性診断技術は次の2つである。

- ① ドリル削孔試験によるコンクリート構造物の圧縮強度推定（第2章）
- ② 音聴法に基づく水道管自動漏水検知（第3章・第4章）

健全性診断手法の提案にあたり、主に以下の4項目について検討した。

- ① 2次統計量の特徴量としての有効性（第2章）と適用性（第3章）
- ② 回帰分析と **Support Vector Machine** の識別性能の比較（第2章）
- ③ 安定的な複素要素分散情報の抽出方法（第4章）
- ④ 抽出した特徴量によって構築した識別器の性能（第2章・第4章）

以下に、本研究で得られた成果ならびに知見を章ごとにまとめる。

第2章では、分散情報に基づく特徴抽出による健全性診断システムの構築の事前検討として、1次・2次統計量を用いたドリル削孔試験によるコンクリートの圧縮強度推定法の提案を行った。

骨材とモルタルの強度比による圧縮強度標準偏差への影響について調べるため、ドリル削孔箇所1孔分の骨材とセメントの分布を模擬した1次元圧縮強度モデルを構築した。シミュレーションモデルより、削孔試験で取得するデータが骨材とセメントの圧縮強度の違いを反映していれば、取得データの分散情報より試験片圧縮強度の推定が可能となることがわかった。

ドリル削孔試験で得たデータを削孔深さ区間ごと、削孔位置ごとに区切って求めた平均や分散と圧縮強度との相関関係について調べた。圧縮強度と相関の高いパラメータとして削孔時間平均値、回転数標準偏差、トルク平均値、トルク標準偏差、削孔速度平均値、削孔速度標準偏差が得られた。

重回帰分析による圧縮強度推定を行った。変数減少法より、説明変数の選択を行った結果、削孔時間平均値、トルク平均値、回転数標準偏差、削孔速度標準偏差の4パラメータを採用することで削孔速度平均値・トルク標準偏差を加えた6パラメータを用いた場合と同等の相関関係を持つ重回帰式が得られることがわかった。変数選択法で選択したパラメータを用いて重回帰式を求めた場合、圧縮強度予測区間幅が狭く、他のパラメータの組合せよりも信頼性の高い推定ができるという結果が得られた。ただし、得られた重回帰式による識別率は50%に満たないこと、予測区間の最大値が目標圧縮強度の刻み幅である5MPaの3倍程度であることから推定精度が高いとはいえない。

変数減少法により選択されたパラメータから特徴ベクトルを作成し、SVM を構築した。重回帰式を用いた際の識別精度は高い場合でも 45%程度であったが、構築した SVM の識別率は最低でも 55%を上回っており、重回帰式よりも SVM の方が高い識別性能を持つことがわかった。また、学習データ・検証データについてデータ種類の組合せを変化させた場合も全 SVM の識別率の平均は 80%以上となり、高い識別精度を有する SVM を構築できた。

第 3 章では、音聴法に基づく水道管漏水検知試験に対し、第 2 章で提案した 2 次統計量を用いた特徴抽出による健全性診断手法の有効性について検討を行った。

音聴法では、下水の流水音やガスの圧送音などの擬似音が誤って漏水音として判断されることがあり、収集した音データから漏水音と擬似音を自動的に識別する手法が求められている。漏水音は定常音であるが、ほとんどの擬似音は非定常音であるという特徴を持つ。この特徴から、時間方向の周波数成分分散より漏水音・擬似音の違いを表現でき、2 次統計量を用いた特徴抽出が有効であると考えた。

収集した音に対し、短時間フーリエ変換 (STFT) による時間周波数解析を行い、漏水音・擬似音の時間による周波数分布の変化を調べた。その結果、STFT 値フレーム間平均・分散のいずれにおいても、漏水音は比較的平坦な周波数分布を持つのに対し、擬似音データでは鋭いピークを持つことがわかった。また、定常音である漏水音データは様々な周波数成分を持ち、時間的変動が少ないのに対し、非定常音である擬似音データでは特定の周波数成分を多く含み、周波数の時間的変動が大きいことが確認された。

STFT 値振幅、STFT 値実部・虚部についてフレーム間分散を求め、特徴ベクトルを作成した。作成した特徴ベクトルは 301 次元と高次元であるため、主成分分析 (PCA) による次元圧縮を行った。STFT 値振幅、STFT 値実部・虚部のいずれを用いた場合においても、次元圧縮後は次元圧縮前よりも安定した識別が可能な SVM を構築でき、漏水音・擬似音の識別率 70%を超え、比較的高い精度を有することが確認された。しかし、周波数成分を直接利用した特徴ベクトルを用いて構築した SVM は次元削減後でも、識別の安定性を示す指標 (1-o-o correctness) が良好な値をとらず、改善の余地が見られた。これは、全ての漏水音が同じ周波数成分から構成されていないことが原因であると考えられる。

第 4 章では、STFT 値フレーム間分散を直接特徴量として用いた場合に不安定な識別器が構築されることを踏まえ、STFT 値フレーム間分散の分布形状に基づく特徴抽出を行った。

STFT 値フレーム間分散の分布形状を表す特徴量として、第 1 主成分寄与率に着目した。第 1 主成分寄与率を特徴量として用いる場合、STFT 値振幅よりも、STFT 値実部・虚部から特徴量を求めたほうが良好な SVM 評価指標を得られた。また、汎用性が高く安定した精度の良い識別器を構築できるという結果が得られた。

第 1 主成分寄与率を構成する周波数成分を表す 1 次固有ベクトルにおいてもフレーム間分散と同様、漏水音と擬似音で周波数分布形状が異なることが確認された。そこで、分布

形状を表す特徴量として分布形状のとがり具合やすその広がり具合の指標である尖度に着目した。STFT 値実部・虚部より得られたフレーム間分散尖度と固有ベクトル尖度を特徴量として追加し、検討を行った。新たに追加した2特徴量では、STFT 値実部・虚部の第1主成分寄与率によって構築したSVMの誤識別データの一部が正しいクラスの分布範囲にプロットされることが確認できた。

第1主成分寄与率と固有ベクトルの尖度の両方を用いた特徴ベクトルで構築したSVMは、第1主成分寄与率のみを用いた場合と比較して、良好な識別性能を有することが示された。さらに、フレーム間分散尖度を加えたところ、僅かではあるが識別性能の向上がみられた。新たな特徴量の追加により識別に適した特徴ベクトルが作成できる可能性があることが判明した。検討したデータでは第1主成分寄与率と固有ベクトルの尖度を用いて構築したSVMにおいて、擬似音クラスマージン内のデータも漏水音であると仮定すると、確実な漏水音検知が可能となることが確認された。提案手法により、識別に有効な特徴量を低次元で抽出することができ、高い精度で漏水音と擬似音を識別可能であることが示された。

しかしながら、SVM構築に用いた3特徴量について、STFT 値実部より求めた値と虚部より求めた値が異なるデータが多く見られた。実部と虚部より得られた値が同値とならない場合、データ計測の僅かなタイミングのずれによって、実部と虚部の値が入れ替わる可能性があると考えられるため、不安定な特徴抽出であるといえる。

実部・虚部と振幅のどちらが複素数の分散の表現に適しているか例題を通して検討した。その結果、実部と虚部の分散は振幅の分散よりも複素数の振幅の変化に対する感度が高いことが示された。ただし、実部と虚部の分散が同値となるためには、位相の偏りが生じないよう複素データをサンプリングする必要がある。そこで、最も波長の長い成分の1周期分を考慮できるようにフレームをずらして短時間フーリエ変換を行う Multi-shift-frame STFT を提案した。提案手法ではSTFT と比べ、計測タイミングによらず、位相の偏りのないフーリエ係数を得られることがわかった。また、Multi-shift-frame STFT では実部・虚部で同程度の特徴量を得ることができ、安定的な特徴抽出が可能であることが示された。

同一データより10組の学習用特徴ベクトルセットを作成し、構築したSVMの評価指標の平均値と標準偏差を用いて識別精度・安定性の評価を行った。Multi-shift-frame STFT より求めた実部・虚部を用いた場合、得られるSVM評価指標は良好かつ安定的に取得できることがわかった。Multi-shift-frame STFT を用いたSVMでは、学習データだけでなく、検証データに対しても高い識別率を維持することから、汎用性が高く、安定的で高精度な識別が可能であると考えられる。

以上より、分散情報に基づいた特徴抽出によって健全性診断に有効な特徴量を得られることが明らかとなった。漏水検知のように信号の定常性、非定常性を特徴として扱う場合には、複素フーリエ係数の実部・虚部の分散情報を用いることで安定的かつ識別に有効な特徴量を得られる可能性があることが示された。提案手法を適用することで複素フーリエ振

幅よりも識別に適した優れた特徴量が得られる場合があると考えられる。

しかしながら，母集団となるデータ集合の特性を十分に考慮しなければ，得られる分散値は不安定なものとなり，信頼性の低い値となる危険性が高い．安定的に分散値を求めることができれば強力な識別能力を持つ特徴量となると考えられる。

5.2 今後の課題・展望

本研究では，分散情報に基づいた特徴抽出による都市インフラの健全性診断手法の提案を行った．本節では，対象とした2つの健全性診断における今後の課題・展望について述べる．最後に，2つの健全性診断を通して検討した分散情報に基づいた特徴抽出についての課題・展望を述べる．

(1) ドリル削孔試験によるコンクリート構造物の圧縮強度推定

提案手法では，現地で測定・推定が可能な簡便かつ信頼性の高い圧縮強度推定法確立への可能性を示した．しかしながら，コンクリートは材料・環境などによって材料特性が変化しやすい．そのため，実構造物で得られる測定結果はばらつきの大きいものであることが予測される．

本研究で用いたコンクリート試験片は，ドリル削孔試験のために作成されたテストピースであった．今後は，実構造物における試験を行い，テストピースよりも取得データの分散が大きい状況で検討を進めていくことで実用化が期待できる．

また，本研究で提案した手法は，得られたデータがどの試験片より得られたデータであるかを分類するシステムである．実用可能なシステムでは，回帰式などを用いるなどして，より細かい推定が可能となることが望ましいといえる．そのためには，異なる圧縮強度を持つ試験片をより多く用いての検討していくことや，SVMを回帰分析へ応用していくことが有効であると考えられる．

本研究では，骨材・モルタルの強度比に着目して削孔データの分散を求め，特徴量とした．強度比だけでなく，削孔データの中からモルタル部分を削孔している部分を切り出して，代表値を求めることでも圧縮強度推定に有効な特徴量が得られると考えられる．削孔データの分析や，モルタル・骨材削孔のスイッチングモデルの構築などを行うことが信頼性の高い圧縮強度推定へつながると考えられる．

(2) 音聴法に基づく水道管自動漏水検知

提案手法では，漏水音と擬似音の2クラス分類によって漏水検知を行った．漏水音は水道管の管種，管径，埋設箇所の土質などによって異なる音を持つ．このような漏水音の構成要素ともなる，埋設状況や管の情報などは識別に重要な情報となりうる．擬似音についても，ガスの圧送音，下水使用音，自動販売機のコンプレッサ音など異なる音をひとつのカテゴリとして扱っていた．従って，音データから得られる周波数情報だけでなく，埋設

状況・管情報・擬似音発生要因なども考慮した詳細な検討を行うことで、新たな特徴量を抽出できる可能性があるといえる。また、環境情報に基づいて複数個の識別器を構築し、それらを組み合わせて診断していくことも、検討に値すると考えられる。

1つ1つの漏水音の周波数帯域が異なる中、多くの漏水音の特徴が現れていた500～800Hzの領域のみを扱うことにした。今後は、それぞれの漏水音ごとに特徴が現れる周波数帯域を求め、その帯域から特徴抽出を行うことで新たな特徴量が得られる可能性がある。

漏水音取得の際、同一箇所でも複数回の収録を行ったデータを用いて、ノイズの検討を進めることも重要であると思われる。複数回収録データを分析することでノイズとなる要素の発見・ノイズ除去方法の検討だけでなく、安定的に取得できる特徴量の検証も可能となると考えられる。

(3) 分散情報に基づいた特徴抽出

分散値は簡便に求められるが、母集団の特性を表す分散値が得られているかについて詳細な検討をする必要がある。サンプリング方法を熟慮して分散値を求めなければ、信頼性が低いものになってしまうため、注意が必要である。

本論文では複素フーリエ係数実部・虚部の分散値を安定的に得るために、Multi-shift-frame STFTの提案を行った。提案手法は本論文で検討を行った漏水検知だけでなく、信号の定常・非定常性の識別を行う事例に対して十分な適用可能性あると考えられる。

Multi-shift-frame STFTを以下のようなアダプティブな手法へと発展させていくことで、より識別に適した特徴抽出が可能となると考える。

- ・ フレーム数を可変にする

最も低い周波数の1波長分が考慮できるようフレーム数を設定したが、周波数ごとに1波長分考慮できるようフレーム数を設定する

- ・ シフト長を可変にする

時系列波形において変動の大きい箇所と少ない箇所を可変的に切り出すことができれば、変動の大小の比較、変動周期等の比較も可能となる。

本論文で提案した波形の定常・非定常を区別する手法は様々な分野に応用可能であると考えられる。例えばモーターに異常が起きた場合、非定常な動きとなることが予想される。また、誰も出入りしない時間帯に人の出入りを計測していれば、不審者進入が非定常な動きとなり、アラームを発することができると考えられる。

コンクリートの圧縮強度推定では、時系列データそのものの分散情報も十分識別に有効な指標となることが示された。時系列データの分散情報と周波数データの分散情報を関連付けるなど、提案手法には改善の余地がある。

より状況に即した識別が可能な方法の提案, 様々な健全性評価手法への応用へむけて今後研究が発展していくことが期待される.

付録

第1回目漏水検知試験（横浜市内で実施）にて収録された漏水音・擬似音の概要を示す。

表 A.1 第1回目試験漏水音概要一覧

番号	場所	口径 mm	管種	漏水箇所	漏水原因	圧力 Mpa	漏水量 l/分
漏水音 1	西谷浄水場内漏水調査施設	25	LP	直管		不明	17~18
漏水音 2	西谷浄水場内漏水調査施設	25	VLGP	直管		不明	17~18
漏水音 3	西谷浄水場内漏水調査施設	25	VLGP	直管		不明	17~18
漏水音 4	西谷浄水場内漏水調査施設	25	VLGP	直管		不明	17~18
漏水音 5	西谷浄水場内漏水調査施設	50	VLGP	直管		不明	20
漏水音 6	保土ヶ谷区上菅田町 536	25	VLGP	直管		不明	20
漏水音 7	港北区篠原東 2-15-18	20	LP	不明	腐食	0.5	20
漏水音 8	港北区篠原 2766	100	不明	接合部	腐食	0.48	10
漏水音 9	港北区菊名 5-24-7	40	GP	継手	腐食	0.4	40
漏水音 10	港北区師岡町 1053-16	50	VP	T型継手	破裂	0.43	40
漏水音 11	港北区大曾根 2-5-22	20	VP	接合	不明	0.52	40
漏水音 12	港北区大曾根台 25-1	25	VP	L型継手	破裂	0.52	40
漏水音 13	港北区太尾町 2040	20	LP	接合	亀裂	0.52	40
漏水音 14	港北区太尾町 1991	13	LP	接合	亀裂	0.52	30
漏水音 15	港北区太尾町 1991-14	13	LP	直管	亀裂	0.52	30
漏水音 16	磯子区岡村	25	GP	接合	腐食	0.52	20
漏水音 17	仏向 325	13	LP	直管	亀裂	不明	30
漏水音 18	仏向 352	13	LP	直管	亀裂	不明	不明
漏水音 19	仏向 355	13	LP	接合	亀裂	不明	20
漏水音 20	仏向 39	不明	LP	不明	不明	不明	不明
漏水音 21	星川 3 丁目	20	LP	接合	亀裂	不明	20
漏水音 22	峰岡	20	GP	不明	不明	不明	不明
漏水音 23	平戸 1 丁目	25	LP	接合	亀裂	不明	20
漏水音 24	平戸 2 丁目	25	VLGP	ネジ折れ	腐食	不明	20
漏水音 25	平戸 5 丁目	50	HIVP	直管	亀裂	不明	不明
漏水音 26	前里 4 丁目	25	LP	接合	亀裂	不明	20
漏水音 27	山王町	13	LP	直管	亀裂	不明	30
漏水音 28	今宿町 515	25	VP	接合	亀裂	不明	20

漏水音 29	今宿町 1627	13	LP	直管	亀裂	不明	15
漏水音 30	白根 6 丁目	13	LP	接合	亀裂	不明	10
漏水音 31	今宿西 495	13	LP	直管	亀裂	不明	15
漏水音 32	上川井町 3151	13	LP	接合	亀裂	0.48	20
漏水音 33	鶴ヶ峰本町 3 丁目	25	HIVP	接合	パッキン	0.53	15
漏水音 34	永田南 5 丁目	25	LP	接合	亀裂	0.68	20
漏水音 35	上白根 3 丁目	50	VP	継手	亀裂	0.46	20
漏水音 36	中村町 5 丁目	20	VP	継手	亀裂	0.63	20
漏水音 37	唐沢 15	不明	不明	不明	不明	不明	30
漏水音 38	丸山 1 -24	13	LP	直管	亀裂	不明	15
漏水音 39	丸山 1-5	20	LP	直管	亀裂	不明	40
漏水音 40	南区永田山王台	25	VP	継手	亀裂	0.68	20
漏水音 41	戸塚区矢部町 1089	50	VLGP	ネジ折れ	腐食	0.52	50
漏水音 42	上柏尾 295	25	GP	直管	腐食	0.63	40
漏水音 43	上柏尾 308	25	GP	直管	腐食	0.63	30
漏水音 44	鳥が丘 55	25	GP	直管	腐食	0.49	30
漏水音 45	鳥が丘 7	25	GP	直管	腐食	0.54	40
漏水音 46	鳥が丘 94	25	GP	直管	腐食	0.49	30
漏水音 47	秋葉町 109	20	VP	直管	腐食	不明	10
漏水音 48	上矢部町 3015	20	VP	継手	亀裂	0.42	20
漏水音 49	上矢部町 3222	20	VP	継手	亀裂	0.46	20
漏水音 50	松見町	20	GP	直管	腐食	不明	不明
漏水音 51	菅田 1528	25	GP VP	接合	不明	不明	20
漏水音 52	西寺尾 3 丁目	20	VP	接合	亀裂	0.52	30
漏水音 53	神奈川区大口通り	13	LP	接合	接合部離脱	不明	20
漏水音 54	大口仲	25	VLGP	直管	腐食	不明	不明
漏水音 55	市沢町 586	25	GP	不明	腐食	不明	不明
漏水音 56	市沢町 586-25	25	GP	直管	腐食	不明	10
漏水音 57	市沢町 870-61	25	GP	直管	腐食	不明	20
漏水音 58	市沢町 946	25	不明	分水	劣化	不明	30
漏水音 59	西大口 9	25	VP	接合部	亀裂	不明	20
漏水音 60	川島町 1934	20	LP	継手	亀裂	不明	20
漏水音 61	大口仲町 48	13	LP	直管	亀裂	不明	不明
漏水音 62	白幡仲町 42	13	LP	接合	亀裂	不明	20
漏水音 63	白幡東 17	20	VLGP	不明	不明	不明	不明

管種は、LP（鉛管）、GP（鋼管）、VP（硬質塩化ビニル管）、VLGP（硬質塩化ビニルライニング鋼管）、HIVP（耐衝撃性硬質塩化ビニル管）を示す。波形の欠損が見られたのは、漏水音 5,7,12,21,22 である。なお、漏水音 20 については本管漏水につき詳細不明、漏水音 22, 55, 63 については漏水箇所が不明、漏水音 37 については残存管につき不明点が多いとの報告を受けている。

表 A.2 第 1 回目試験擬似音概要一覧

番号	場所	種類
擬似音 1	旭区二俣川 2-34	ガス管から聞こえてくるガスによる音
擬似音 2	旭区東川島	消火栓の近くから聞こえてくる流水音
擬似音 3	瀬谷区阿久和西 1-21-3	消火栓の近くから聞こえてくる流水音
擬似音 4	瀬谷区阿久和西 1-21-3	消火栓の近くから聞こえてくる流水音
擬似音 5	港北区菊名 5-24-7	下水道から聞こえてくる下水の流水音
擬似音 6	港北区太尾町 1991	電柱の近くから聞こえてくるトランス音
擬似音 7	矢上校舎内	自動販売機の近くから聞こえてくる音
擬似音 8	矢上校舎内	自動販売機の近くから聞こえてくる音
擬似音 9	矢上校舎前の道路にて	自動車の走行音、歩行者の足音など
擬似音 10	矢上校舎前の道路にて	自動車の走行音、歩行者の足音など
擬似音 11	矢上校舎前の道路にて	自動車の走行音、歩行者の足音など
擬似音 12	矢上校舎前の道路にて	自動車の走行音、歩行者の足音など
擬似音 13	矢上校舎前の道路にて	自動車の走行音、歩行者の足音など
擬似音 14	旭区二俣川 2-34	ガス管から聞こえてくるガスによる音
擬似音 15	旭区二俣川 2-34	ガス管から聞こえてくるガスによる音
擬似音 16	水道局内	漏水していないときの使用水の音
擬似音 17	平沼	ガス管から聞こえてくるガスによる音
擬似音 18	六角橋	ガス管から聞こえてくるガスによる音
擬似音 19	秋葉町 266	下水音
擬似音 20	矢上の校舎付近	マンホールから聞こえてくる下水音
擬似音 21	矢上の校舎付近	マンホールから聞こえてくる下水音
擬似音 22	矢上の校舎付近	マンホールから聞こえてくる下水音
擬似音 23	矢上の校舎付近	マンホールから聞こえてくる下水音
擬似音 24	矢上の校舎付近	マンホールからの流水音+自動販売機
擬似音 25	矢上の校舎付近	マンホールからの流水音+自動販売機
擬似音 26	矢上校舎前の道路にて	下水音

波形の欠損が見られたのは、擬似音 1,26 である。

謝辞

本研究をすすめ、まとめるにあたって多くの方々のご協力を頂きました。ここに感謝の意を表します。

ご多忙中、本論文の審査委員を快く引き受けてくださったシステムデザイン工学科の浜田望教授、小國健二准教授、機械工学科の高野直樹教授には心より感謝の意を表したいと思います。先生方のご助言により、本論文の内容が向上し、自分では気づくことのなかった発展・応用可能分野が明らかとなっていたように思います。

指導教員である三田彰教授には、多くのディスカッションを通して委細なご指導・ご鞭撻を賜りました。謹んで敬意を表すとともに、心から感謝いたします。研究だけでなく、進路などについてのご助言を頂くとともに、国際学会での発表、英国留学など貴重な経験をさせていただく機会を多く与えてくださいました。三田研究室での6年間を通して、自分自身で認識できるほど成長できたことは、三田先生の数多くのご助言と三田研究室のすばらしい環境があったからこそだと思います。厚く御礼申し上げます。

東京電力株式会社技術開発研究所の堤知明様、小林保之様には、貴重なデータ提供ならびに研究に関する多くのご助言を頂きました。また、コンクリート試験に関する様々な方法についてもご教授いただきました。厚く御礼申し上げます。

横浜市水道局の清水幸雄氏、白井保弘氏、高橋宏之氏、清高智輝氏には実験データの提供及び貴重なご助言をいただきました。実際に漏水検知試験の測定を行わせていただけたことも非常にいい経験となりました。ここに記して謝意を表します。

James Brownjohn 教授, Alexander Pavic 教授, Adrian Hyde 教授には、2006年10月から2007年3月までの英国シェフィールド大学留学中、大変お世話になりました。日本とは異なる環境で研究を行ったことは、かけがえのない経験となったと思います。また、現地で知り合った多くの Ph.D. の学生、ポスドクの方々の存在は、よき仲間、よきライバルとして、博士課程の生活の中で大きな心の支えとなりました。留学という経験によって、私の人生観は少なからず変化し、視野が大きく広がったように思います。現地でお世話になった皆様に心より感謝いたします。

21世紀プログラムでの RA として活動していく中で、インターンシップ派遣による英国留学という機会をいただきました。その後続けて GCOE プログラムにおいても RA として

研究活動をさせていただきました。RAとしての経験を通して、多くの発表の機会を頂くと同時に、様々な分野の方々と知り合うことができ、研究生生活の励みとなりました。関係者の方々に心よりお礼申し上げます。

公私に渡ってお世話になりました三田研究室の皆様にも心より感謝いたします。三田研究室を卒業された先輩、同輩、後輩の皆様、秘書の方々のおかげで楽しく充実した研究生生活を過ごすことができました。心より感謝申し上げます。

2009年4月に入社した株式会社IHIでお世話になっている上司、同期の皆様は、たくさんの応援・励ましを下さいました。心より感謝を申し上げたいと思います。

長い学生生活を支えてくれた家族に感謝します。生活面、健康面、精神面と様々な面における家族みんなのサポートがあったからこそ、この論文を仕上げることができたのだと思います。

最後に、この論文をまとめる上でお世話になった全ての人に感謝いたします。

2009年8月8日

近藤 智佳子

参考文献

- [1] 山本鎮男, ヘルスモニタリングー機械・プラント・建築・土木構造物・医療の健全性監視, 共立出版, 1999.
- [2] M.Gul, F.N.Catbas, Identification of Structural Changes by Using Statistical Pattern Recognition, Proceedings of the 6th International Workshop on Structural Health Monitoring, pp.1332-1339, 2007.9
- [3] J.Bednarx, T.Barszcz, T.Uhl, An Example of Diagnostics System Based on OMA(X) Method and NARX Models for Rotating Machinery, Proceedings of the Fourth European Workshop Structural Health Monitoring, pp.119-126, 2008.7
- [4] S.S.Kessler, P.Agrawal, Application of Pattern Recognition for Damage Classification in Composite Laminates, Proceedings of the 6th International Workshop on Structural Health Monitoring, pp.1559-1567, 2007.9
- [5] O.R. de Lautour, P. Omenzetter, Classification of Damage using Time Series Analysis and Statistical Pattern Recognition, Proceedings of the Fourth European Workshop Structural Health Monitoring, pp.1055-1063, 2008.7
- [6] I.Lopez, N.Sarigul-Klijn, Impact Damage Assessment of Time-Varying Structures under Temperature Variations, Proceedings of the Fourth European Workshop Structural Health Monitoring, pp.1064-1071, 2008.7
- [7] Y.Dong, Y.Li, M.Xiao, Nonlinear Structural Response Prediction Based on Support Vector Machines, Journal of Sound and Vibration Vol.311, pp.886-887,2008.4
- [8] Vapnik, V.N., The Nature of Statistical Learning Theory, Springer, 1995
- [9] Nello Christianini and John Shawe-Taylor, An Introduction to Support Vector Machines, Cambridge University Press, 2000
- [10] 小野田崇, サポートベクタマシンの概要, オペレーションズ・リサーチ, pp.224, 2001.5
- [11] 小林一輔, コア採取によるコンクリート構造物の劣化診断法, 森北出版, 1998
- [12] 土木研究所, 日本構造物診断技術協会, 非破壊試験を用いた土木コンクリート構造物の健全度診断マニュアル, 技報堂出版, 2003
- [13] A.M. Neville, ネビルのコンクリートバイブル, 技法堂出版, 2004
- [14] 極壇邦夫, 久保元樹, 境友昭, 久保元, 機械インピーダンスによる円柱供試体の圧縮強度の推定, コンクリート工学年次論文集 Vol.26, No.1, pp.1995-2000, 2004
- [15] 豊福俊泰, テストハンマーによるコンクリートの圧縮強度検査法の開発, 技術士 No.439, Part.2, pp.44-47, 2003
- [16] 立見栄司, 中田義久, 河合史郎, 衝撃弾性波によるコンクリートの圧縮強度推定

- 方法に関する基礎的研究ーコンクリートの使用材料及び調合の違いが弾性波速度に及ぼす影響ー, 日本建築学会構造系論文集 No.587, pp.15-21, 2005
- [17] 篠崎公彦, 江口清, 中込昭, 既存構造物の構造体コンクリート強度調査法「ソフトコアリング」の開発, 前田技術研究所報, Vol.41, 2000, pp.85-92.
- [18] 佐藤文則, 笹倉伸晃, 渡部正, 小径コアによるコンクリート構造物の調査技術「ソフトコアリング C+」, 前田技術研究所報, Vol.45, 2004, pp.31-38.
- [19] 河北和徳, 飯島宣雄, 北澤弘美, 船井洋文, 松田奉康, 本山智啓, 上水道工学, 森北出版, 2005
- [20] 榮森康治郎, わかりやすい上水道と給水装置, 東京電機大学出版局, 1998
- [21] 多々木芳春, 久保田修朗, 音による漏水の検知 限りある水資源を大切にするために, 超音波 TECHNO, Vol.11, No.12, pp.26-29, 1999.12
- [22] Suo X., Li M., Hou C., Application of Fuzzy Inference in the Confidence Analysis on the Sound Wave Data of Water Leakage, The Eighth International Conference on Electronic Measurement and Instruments, pp.4-657 - 4-660, 2007.8
- [23] 亀山俊平, 木村友則, 三須幸一郎, 和高修三, コヒーレンス関数を用いた水道管漏水箇所検出方法, 日本音響学会研究発表会講演論文集, vol.2000 春季 2, pp.1227-1228, 2000.3
- [24] Yumei W, Ping L, Jin Y, Zhangmin Z , Information Processing in Buried Pipeline Leak Detection System, Proceedings of 2004 International Conference on Information Acquisition, pp.489-493, 2004.6
- [25] Jin Y, Yumei W, Ping L , The genetic-algorithm-enhanced blind system identification for water distribution pipeline leak detection, Measurement Science and Technology No.18, pp.2178-2184,2007.6
- [26] M Taghvaei, S B M Beck, W J Staszewski , Leak detection in pipelines using cepstrum analysis, Measurement Science and Technology No.17, pp.367-372, 2006.1
- [27] 佐竹哲夫, 東京都における漏水探知技術の動向, 配管技術, vol.31, 12, pp.51-54, 1989.11
- [28] 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
- [29] 薩摩順吉, 確率・統計, 岩波書店, 1989
- [30] 湯浅昇, コンクリートに関する新しい NDT 技術 構造体コンクリートの微破壊試験方法 (小径コアを用いた調合推定とドリル削孔を用いた耐久性評価) , 非破壊検査 Vol.50, No.7, pp.434-439, 2001
- [31] 平岩陸, 谷川恭雄, 森博嗣, 川戸耕介, Delaunay 三角分割による要素構成方法を用いた粘弾塑性サスペンション要素解析, コンクリート工学年次論文集 Vol.22, No.2, pp.487-492, 2000

- [32] 猪口泰彦, 佐伯竜彦, 石橋尚樹, 長瀧重義, 混合骨材コンクリートの耐凍害性, コンクリート工学年次論文集 Vol.22, No.2, pp.283-288, 2000
- [33] 梶尾聡, 中村秀三, 小島明, 高強度コンクリートの強度特性に及ぼす骨材物性の影響, 太平洋セメント研究報告 第 146 号, pp.21-32, 2004
- [34] 永田靖, サンプルサイズの決め方, 朝倉書店, 2003
- [35] ツールエンジニア編集部, 穴加工用工具のすべて, 大河出版, 1991
- [36] 応用統計ハンドブック編集委員会, 応用統計ハンドブック, 養賢堂, 1978
- [37] 田中豊, 脇本和昌, 多変量統計解析法, 現代数学社, 2004
- [38] 朴玄信, 滝口哲也, 有木康雄, 音素 PCA を用いた残響下における音声特徴量抽出, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.107, No.77, pp.1-6, 2007.5
- [39] M Briand, D Virette, N Martin, Parametric Coding of Stereo Audio Based on Principal Component Analysis, Proc. of the 9th Int. Conference on Digital Audio Effects, pp. 291-296, 2006.9
- [40] 猿渡洋, 音声・音響信号を対象としたブラインド音源分離, 電子情報通信学会技術報告, Vol.101, No.669, pp.59-66, 2002.3
- [41] 半田晶寛, レアンドロ・ディ・ペルシア, 大田健紘, 柳田益造, 周波数領域 ICA の後処理として Wiener フィルタを用いた短時間混合音声の分離, 情報処理学会研究報告, Vol.2006, No.12, pp.1-6, 2006.2
- [42] S Vembu, S Baumann, Separation of Vocals From Polyphonic Audio Recordings, Proc. Int. Conf. on Music Information Retrieval, pp.337-344, 2005.9
- [43] 涌井良幸, 涌井貞美, 図解でわかる統計解析用語事典, 日本実業出版社, 2003

論文目録

1. 定期刊行誌掲載論文（主論文に関連する原著論文）

- ① 近藤智佳子,三田彰, 複素フーリエ成分のPCAに基づく水道管自動漏水検知手法, 日本建築学会環境系論文集, 第74巻, 第642号, 2009.8 (掲載予定)
- ② 近藤智佳子,三田彰, ドリル削孔試験によるコンクリート構造物の圧縮強度推定に関する基礎的研究, 日本地震工学会論文集, 第8巻, 第1号, pp1-15, 2008.2

2. 定期刊行誌掲載論文（その他の論文）

なし

3. 国際会議論文（査読付きの full-length papers）

- ① *Chikako Kondo, Akira Mita, PCA-based Leakage Detection Method for Water Supply Systems Considering Complex Fourier Components (複素フーリエ成分を考慮した主成分分析に基づく水道システムにおける漏水検知手法), The 16th International Symposium on: Smart Structures and Materials & Nondestructive Evaluation and Health Monitoring, Vol. 7292, 729234, San Diego, USA, 2009.3
- ② *Chikako Kondo, Akira Mita, Damage Assessment of Concrete Structures by Drilling Tests (ドリル削孔試験によるコンクリート構造物の損傷評価), The World Forum on Smart Materials and Smart Structures Technology, Chongqing, China, 2007.5
- ③ *Chikako Kondo, Akira Mita, Damage Assessment of Reinforced Concrete Using Ultrasonic Wave Propagation and Pattern Recognition (パターン認識と波動伝播を用いた鉄筋コンクリートの損傷評価), Proc. II ECCOMAS Thematic Conference on Smart Structures and Materials, E066SHM, Lisbon, Portugal, 2005.7

4. その他の国際会議発表

なし

5. 国内学会発表

- ① *近藤智佳子, 三田彰, 複素フーリエ成分のPCAパラメータを用いた水道管自動漏水検知手法, 2009年度日本建築学会大会学術講演会(東北), 2009.8(発表予定)
- ② *近藤智佳子, 三田彰, ドリル削孔試験によるコンクリート構造物の現地健全性診断に関する基礎的研究, 日本建築学会大会学術講演会梗概集(中国) B-2, pp287-288, 2008.9
- ③ *近藤智佳子, 中村優香, 三田彰, 原田公明, 石井正人, 篠原達巳, 風間宏樹, 中小地震観測に基づく制振建物の性能把握に関する研究, 日本建築学会大会学術講演会梗概集(九州) B-2, pp73-74, 2007.8
- ④ *近藤智佳子, 三田彰, ドリルを用いたコンクリート構造物の健全性診断に関する研究, 日本建築学会大会学術講演会梗概集(関東) B-2, pp941-942, 2006.9
- ⑤ *近藤智佳子, 三田彰, 波動伝播とパターン認識を用いたコンクリート部材の損傷診断, 日本建築学会大会学術講演梗概集(北海道) B-2, pp811-812, 2004.9