



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

近藤智佳子¹⁾, 三田彰²⁾

1) 慶應義塾大学大学院理工学研究科, 大学院生

e-mail : konchika@xd6.so-net.ne.jp

2) 慶應義塾大学理工学部システムデザイン工学科, 教授 Ph.D.

e-mail : mita@sd.keio.ac.jp

要約

本研究では, 圧縮強度の異なるコンクリートに対してドリル削孔試験を実施することで圧縮強度と相関が高いパラメタを抽出し, パターン認識手法の1つであるサポートベクトルマシン(SVM)を用いて圧縮強度の自動判別を行う手法を提案した. コンクリートのドリル削孔時のパラメタのうち, 平均的な削孔速度, トルク等の物理量に加え, それらのばらつきを比較することで圧縮強度と相関の高いパラメタを抽出した. 抽出されたパラメタの組合せを検討し, 適切な特徴ベクトルを作成しSVMを構築することで, 精度よく圧縮強度が識別可能であることが判明した. 比較のために重回帰分析による推定も行ったがSVMによる推定の方が精度が高いことがわかった.

キーワード : コンクリートの圧縮強度, ドリル削孔試験, パターン認識, サポートベクトルマシン

1. 背景

近年, コンクリート構造物の耐久性や耐震性への関心が高まるにつれ, 構造物の適切な維持管理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. コンクリート構造物におけるコンクリートの圧縮強度は最も重要な耐久性指標であり, 現在用いられているコンクリートの圧縮強度推定方法として代表的なのは, 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. しかし, 推定精度が高いとされるコア採取は高コストであり, 採取する場所によっては躯体強度に影響するという問題がある. 一方, 反発度法は, 簡便な試験のため広く用いられていて, その精度向上のための研究^{1),2),3)}がなされているが信頼度はあまり高くない. そうした状況への対処として, 近年, 小径コアを用いた微破壊試験法が開発された. この方法は躯体強度への影響が少ない 20mm 程度の小径コアによって通常のコア採取で用いられる 100mm コアと同等の推定精度が実現され, 注目されている⁴⁾.

しかしながら、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。

本研究は、簡便かつ試験後の修復が容易であるドリル削孔試験に着目し、現位置での強度推定手法を提案する。現場で測定しながらの推定が可能となれば、利便性が大幅に高まる。さらに、低強度に対して感度がよい推定方法であれば劣化深さの推定も期待できる。本研究では、コンクリート構造物の圧縮強度ならびに劣化深さの推定を念頭に置く。コンクリート構造物の脆弱な部位の検出を主な目的として、ドリル削孔試験を行って得られた物理パラメータからコンクリートの圧縮強度と相関が高いものを抽出し、抽出されたパラメータを用いて重回帰式を作成し、その精度を検証した。また、パターン認識手法の1つであるサポートベクトルマシン (SVM) によるコンクリートの圧縮強度の自動識別の可能性について検討した。

2. コンクリート部材のドリル削孔試験

コンクリート構造物のドリル削孔試験で、回転数、押付力、トルク、削孔速度など種々のデータを取得し、それらのデータがコンクリート圧縮強度と高い相関を持てば、圧縮強度推定に用いることができる。本章では、さまざまな圧縮強度を持つ試験片に対してドリル削孔試験を行い、得られたデータとコンクリート圧縮強度との相関性を調べた。

2.1 試験概要

2.1.1 使用材料・配合

表1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に示す。なお、表2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1 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	フライ アッシュ ρ=2.22	細骨材 ρ=2.60	粗骨材 ρ=2.59	スランブ (cm)	空気量 (%)	スランブ (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 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

2.1.2 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 1 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，測定の際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，反力を取るようで行った．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．

- 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

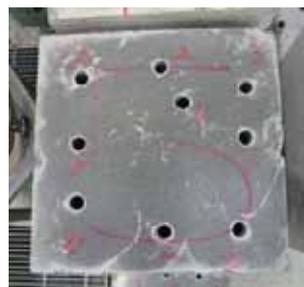


図 1 試験片概要

2.2 データ数の検討

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．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，削孔パラメタの変動が大きくなると考えられ，標準偏差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，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考え、それぞれ独立して圧縮強度の評価に用いることとした。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 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以下になるよう標本数 n を決定するには(1),(2)式を用いる⁵⁾。

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

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

ν は自由度を表し、 $\nu = n - 1$ である。 α は信頼率であり、 $t(n-1, \alpha)$ は自由度 ν 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、(3),(4)式が成り立つ。

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

$$\Gamma\left(m + \frac{1}{2}\right) = \left(m - \frac{1}{2}\right)\left(m - \frac{3}{2}\right)\cdots \frac{3}{2} \cdot \frac{1}{2} \cdot \sqrt{\pi} \quad (4)$$

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

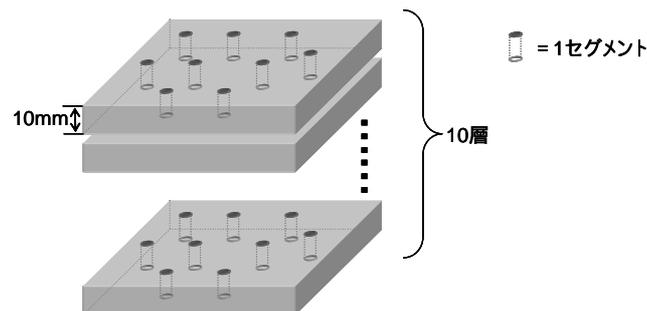


図 2 セグメント

2.3 パラメタの計算

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 3 参照)にセグメントを集めたデータの集合から、パラメタを計算した。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・標準偏差を求めた。

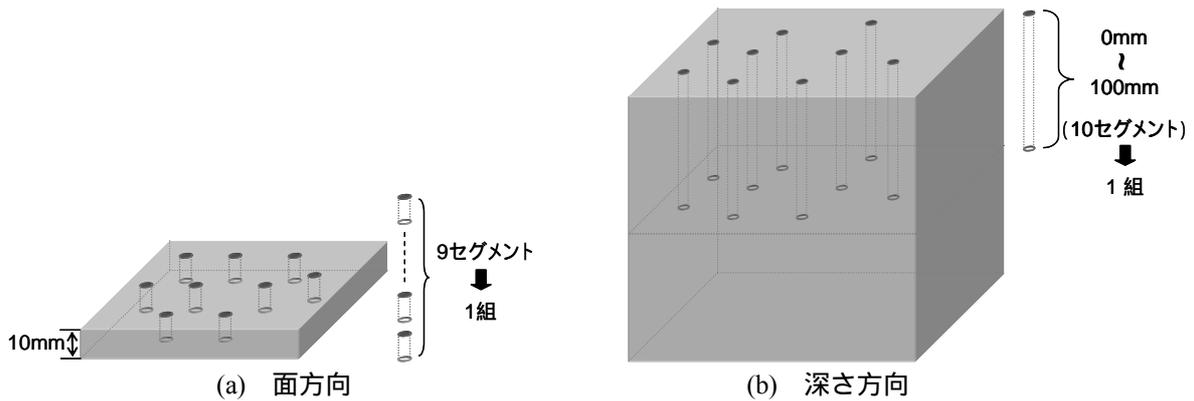


図3 セグメント操作方法

2.4 パラメ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3に示す。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
- ・ トルク平均値
- ・ 削孔速度平均値
- ・ 回転数標準偏差
- ・ トルク標準偏差
- ・ 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圧縮強度と高い相関が見られた。2.2節で述べたように、平均値は試験片全体の特性を捉えるパラメタであり、標準偏差はモルタルと骨材の強度比の影響を捉えるパラメタであると考えられる。削孔時間は1孔10mmの削孔に要する時間を求め、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、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タであると考えられる。押付力は、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。回転数は機械制御で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。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。

削孔時刻をもとに削孔時間・削孔速度を求めたため、この2パラメタ間の相関が高い可能性があるように、抽出したパラメタ間の相関が高いことが推測される。実際、6パラメタ間の相関係数を求めたところ、どのパラメ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判明した。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。しかし、本研究では抽出したパラメタ数があまり多くなく、主成分分析等によってパラメ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⁶⁾、抽出された6パラメタを中心に圧縮強度の推定・識別を行うことにした。

表3 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

3. 重回帰分析⁷⁾

前節で得られた圧縮強度と相関の高いパラメタより重回帰式 $y = \beta_0 + \beta_1 x_{\alpha 1} + \dots + \beta_i x_{\alpha i} + \dots + \beta_p x_{\alpha p} + \varepsilon_{\alpha}$ 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。本章では2.4節で得られた6つのパラメタを 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。

3.1 変数減少法によるパラメタ選択

重回帰式に用いるパラメタ(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、規準としては(5)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。

$$F = \frac{S_{R(p)} - S_{R(p-1)}}{V_{e(p)}} \quad (5)$$

2.4節で得られた圧縮強度と高い相関をもつ6つのパラメタを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タの選択を行った。

パラメ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4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タを削除しない場合と同じ場合を赤字で示している。表4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、重相関係数がパラメタを削除しない場合と同様であることが確認できる。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タを用いた場合と同程度の相関関係を持つ重回帰曲線が得られると考えられる。

削孔速度平均値と他の1パラメタを削除した場合について表5に、トルク標準偏差と他の1パラメタを削除した場合について表6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7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のがわかる。よって、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曲線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(6)式ようになった。

$$\hat{y} = 33.818 + 5.516x_1 - 12.493x_2 + 8.481x_3 - 34.732x_4 \quad (6)$$

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。

表4 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5 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6 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	44704	337	343.7	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7 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

3.2 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 $(x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0p})$ を取る時の y の母平均 η_0 の $100(1 - \alpha)\%$ 信頼区間は

$$\eta_0 : \hat{\eta}_0 \pm t(n-p-1, \alpha) \cdot s[\hat{\eta}_0] \quad (7)$$

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 パラメタを中心として他 2 パラメタを 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(前節で得られた最適組合せ)
- 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 (7) 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、(8) 式より識別率を求めた。

$$(\text{識別率}[\%]) = (\text{正しく推定されたデータ数}) \div (\text{重回帰式に用いたデータ数}) \quad (8)$$

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 8、表 9 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 8 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。

表 10, 表 11 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。両表より、前節で最適なパラメタの組合せとした 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4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4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、重回帰曲線による推定の精度は高いとはいえない。

表8 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9 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10 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11 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

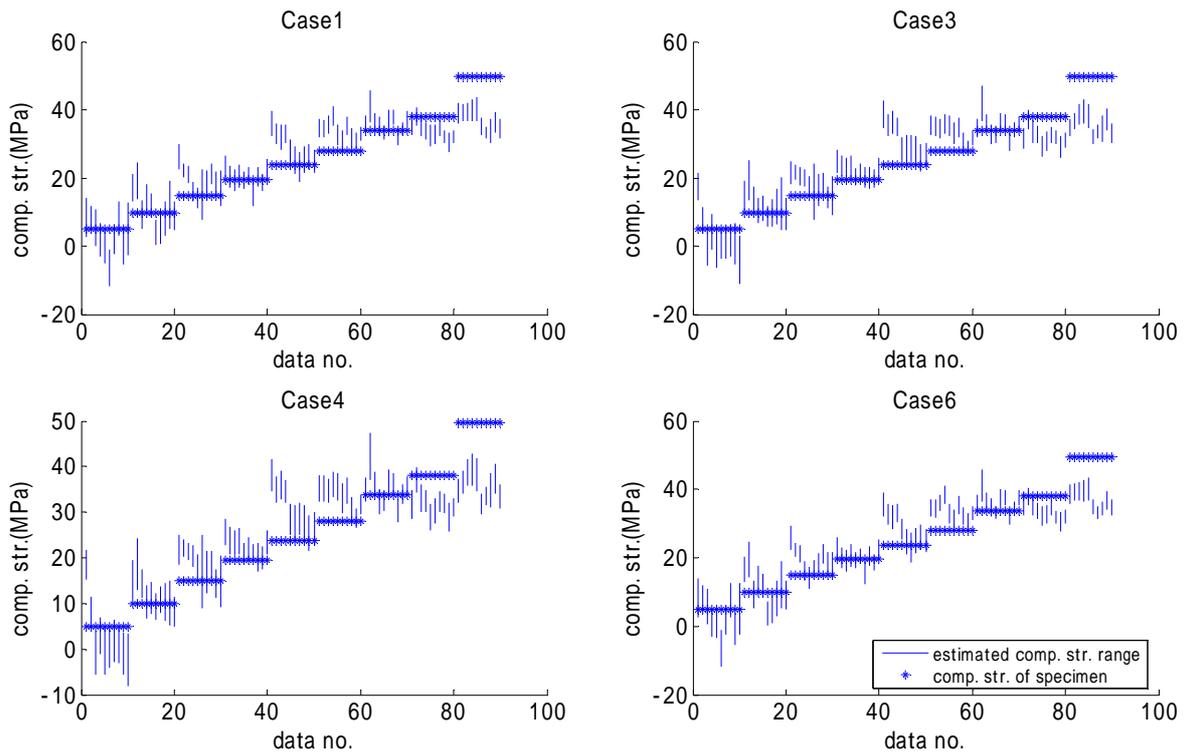


図4 重回帰分析予測区間と試験片圧縮強度との関係

4. パターン認識による自動識別

圧縮強度と相関の高いパラメタを抽出し圧縮強度と比較することにより重回帰曲線を得ることができる。しかし、回帰曲線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。そこで、複数のパラメタを考慮するために多次元の特徴ベクトルを作成し、パターン認識による圧縮強度推定手法について検討を行った。パターン認識にはサポートベクトルマシン (SVM) を用いた。

4.1 サポートベクトルマシン (SVM)

サポートベクトルマシン(SVM)は、(9)式の正負によって、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である⁸⁾。

$$f(\mathbf{z}_i) = \text{sign}(\mathbf{w}^T \mathbf{z}_i + b) \quad (9)$$

SVMでは、特徴ベクトルから分離超平面に下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5に2次元の特徴ベクトル $\mathbf{z}_i = (x_i, y_i)$ について黒い円と白い円を分類したい場合の例を示す。

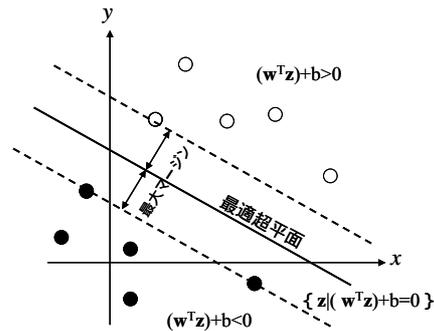


図5 超平面による線形識別

4.2 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6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。

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タを求め、3章で比較的良好な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についてのどの組合せが識別性能の高い特徴ベクトルとなるかLeave-One-Out交差妥当化法(1-o-o)を用いて検討を行った。

1-o-oは n 個のデータ集合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⁶⁾。1-o-oにより学習用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である1-o-o correctness、形成した識別関数によって学習用データが分類できた確率である correctness、サポートベクトルとなった特徴ベクトル(以下SVと表記)の数を識別性能の評価パラメタとして検討を行う。correctnessが100%となり、1-o-o correctnessが高く、SVの数が少ないものほど識別性能がよいとした。

表12に各特徴ベクトルより構築したSVM0～SVM8の1-o-o correctnessの平均(1-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1-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12より、1回目試験面方向のデータに関してはCase3の1-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1-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7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の出力を表し、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7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。

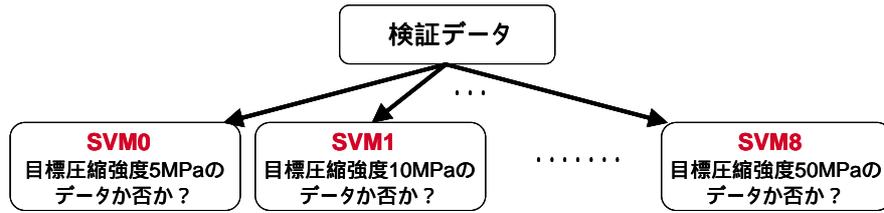


図 6 SVM による 9 クラス分類

表 12 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	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	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

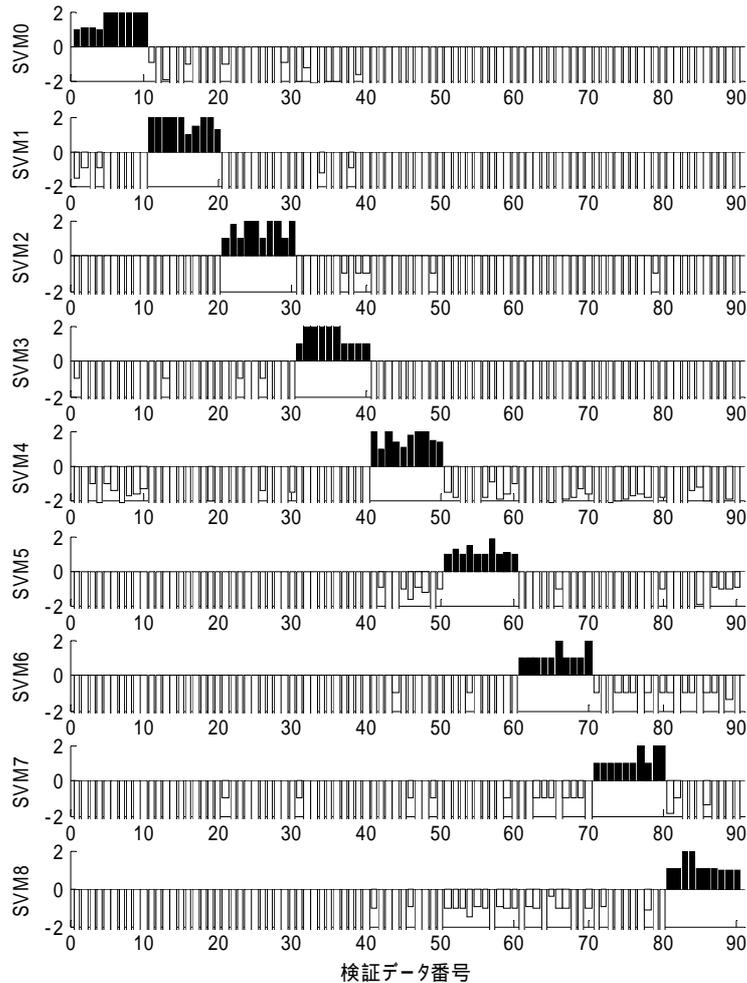


図7 Case4の特徴ベクトルによるSVM出力結果

4.3 SVMの識別性能

前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。ここで、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において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13に示す。ここで、識別率とは全データ数に対して正しく識別されたデータ数の割合とした。表より、学習データと検証データが同じ場合は構築したほとんどの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。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。

表 13 学習データ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

(c) 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

5. 結論

本研究では、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の提案を行った。削孔深さ区間ごと、削孔位置ごとに平均的なトルク、削孔速度、回転数やそれらのばらつきを求めることで、圧縮強度と相関の高いパラメタを得ることができた。また、圧縮強度と相関がみられたパラメ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。実際に想定される脆弱なコンクリートを検出するために、ある圧縮強度以下であるか否かを判定する場合は、提案する手法において SVM の構築方法をより簡便な 2 クラス分類に変更するのみ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、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。

6. 謝辞

東京電力(株)の堤知明氏、小林保之氏、出越貴宏氏には実験データの提供及び貴重なご助言を頂きました。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) 極檀邦夫, 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, 2004, pp.1995-2000.

- 2) 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, 2003, pp44-47.
- 3) 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 - 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 -, 日本建築学会構造系論文集, 2005, No.587, pp15-21.
- 4) 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, pp85-92.
- 5) 永田靖：サンプルサイズの決め方, 朝倉書店, 2003
- 6) 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
- 7) 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
- 8) Vapnik, V.N. : The Nature of Statistical Learning Theory, Springer, 1995.
- 9) Christianini, Nello, John Shawe-Taylor. : An Introduction to Support Vector Machines, 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, 2001, pp.225-230.

(受理 : 10月26日)
(掲載決定 : 2月1日)

Basic Study on Concrete Strength Estimation by Drilling Tests

KONDO Chikako ¹⁾, MITA Akira ²⁾

- 1) Graduate student, Keio University
- 2) Professor, Keio University, Ph. D.

ABSTRACT

Compressive strength is the most important durability index for concrete structures and also the key factor to assess the quality or condition of concrete. However, existing estimation methods, which are simple and applicable on site for compressive strength, have not sufficient accuracy due to variety of concrete material characteristics. In this study, a compressive strength estimation method for concrete structures using drilling tests and pattern recognition techniques is proposed. By observing the drilling behavior and comparing the physical quantity such as mean and/or deviation of drilling speed, torque, rotation speed, etc., the parameters highly correlated to compressive strength can be extracted. The feature vectors which have good ability of classifying the compressive strength are then obtained by considering the combination of extracted parameters and drilling sections. Based on it, the Support Vector Machine (SVM) is built. The results show that the classification can achieve higher resolution compared with the results of multiple regression analysis. At last, applicability of the proposed compressive strength estimation method is well demonstrated.

Key Words: Compressive Strength of Concrete, Drilling Test, Pattern Recognition, Support Vector Machine