

## ニューラルネットワークを利用した超硬練りコンクリートの練混ぜ品質管理手法

### Quality Control Method for Extremely Dry Concrete Using Neural Network

安田 登\* 堤 知明\*\* 恒國光義\*\*\* 村上祐治\*\*\*\*  
 Noboru Yasuda, Tomoaki Tsutsumi, Mitsuyoshi Tsunekuni, Yuuji Murakami

\*東京電力(株) 電力技術研究所 構造研究室 主管研究員 (〒230 横浜市鶴見区江ヶ崎町4-1)

\*\*工修 東京電力(株) 電力技術研究所 構造研究室 主任研究員 (〒230 横浜市鶴見区江ヶ崎町4-1)

\*\*\*工修 東電設計(株) 技術開発本部 耐震技術部 (〒110 東京都台東区東上野3-3-3)

\*\*\*\*工博 (株)間組 技術研究所 第四研究室 主任研究員 (〒305 茨城県つくば市苅間字西向515-1)

In this paper, an advanced method of quality control for extremely dry concrete mixing is presented. The method to predict workability function VC-value belonging to input factor of mix proportion and mixing energy based on neural network is procedured. The power consumption of motor is transduced to evaluate the mixing energy. The power consumption time histories for dam concrete is flat shape different from ordinary one. The successful neural network system for prediction of VC-value is constructed using experimental data.

**Key Words:** Neural Network, Extremely Dry Concrete, VC-value, Mixing Quality Control

#### 1. はじめに

近年ダム用コンクリートは、その経済性ならびに施工性などの優位性から、RCD (Roller Compacted Dam)用コンクリートと呼ばれる超硬練りコンクリートが用いられることが多い。超硬練りコンクリートは単位水量が少なく、水分量の変化が品質(ワーカビリティ)に敏感に影響を及ぼすため、配合時の水分量管理が極めて重要である。従来、水分量の管理方法は、骨材の表面水率測定と、練混せ終了後のコンクリートのワーカビリティを直接確認するVC試験により行っている。前者の骨材表面水率測定は各練混せ毎に行うが、後者のVC試験は、通常1時間に1回程度を目安に行う抜き取り試験であり、練混せ後の事後管理である。

コンクリートは、骨材やセメント、水などから構成される不均質な複合材料であり、高粘性流体を仮定したモデルがないため、物理モデルを介したワーカビリティの予測が困難となっている。このような物理モデルがあてはまらない場合、計測で得られたデータを用いた一種の逆問題である推定を行うことが一般的である。従来の推定は、統計的手法である回帰分析や数量化理論の援用に頼っていた。しかし、統計的手法は原理的に線形問題を対象としていることから、多くの説明変数のうち相関の高いものを除去したり、非線形な部分を変数変換などにより擬似的な線形回帰に置き換える必要があった。従来の統計的手法で推定が困難な課題に対して、有効な手段として着目されているのが、ニューラルネットワーク<sup>1)</sup>,

<sup>2)</sup>である。

ニューラルネットワークを土木分野へ実際に適用した例は未だ多くないが、複雑で経験的な判断を代替または分析評価する事例に、景観の評価<sup>3)</sup>、斜面の安定性評価<sup>4)</sup>あるいは筆者らによる構造物の健全度評価の分析<sup>5)~8)</sup>などがある。コンクリート材料に関しては、スランプを有する普通コンクリートの練混ぜ品質管理に対し、ニューラルネットワークを適用した魚本らの研究<sup>9)</sup>がある。具体的には、コンクリートの配合条件とミキサの消費電力の最大値や積算値を入力データとして、コンクリートのスランプ、空気量ならびに圧縮強度が推定出来ることを示しており、バッチャープラントにおける品質のばらつきを小さくするための最適化システムを提案している。超硬練りコンクリートは、スランプを有する普通コンクリートに比べて、ミキサ練混せ時のトルクが変化しないため、普通コンクリートの品質管理手法をそのまま適用することは困難である。本論文は、超硬練りコンクリートの練混ぜに対し、ニューラルネットワークを適用した新しい品質管理手法を提案するものである。

#### 2. ニューラルネットワークを利用した品質管理手法の提案

##### 2.1 超硬練りコンクリートのミキサトルク

バッチャープラントにおけるコンクリートの品質管理は、従来からトルク値が操作盤に表示されていることもあり、オペレータがミキサトルクを見る習慣はあった。

経験豊富なオペレータは、トルク値の微妙な変化が細骨材の表面水率の変化と関連していることを熟知しており、配合の表面水率の変動等によるコンシスティンシーの変化を経験的に調整している。さらに、ミキサの消費電力量とスランプとの間には密接な関係があり、コンクリートの練混せ時間に最適な値があることも示されている<sup>10, 11</sup>。魚本ら<sup>9</sup>によれば、ミキサの消費電力量を測定することは、練混せ時においてミキサの羽に直接作用する力（回転トルク）を測定することの簡易的方法であり、コンクリートに対して加わる外力の総和である仕事量を評価指標とすることが可能であるとしている。つまりミキサのトルク値は、ミキサを駆動する電動モータが消費する電力と等価であることから、トルク値としてミキサの消費電力を測定した。

超硬練りコンクリートのミキサ消費電力を、スランプを有する普通コンクリートの場合と比較して図-1に示す。ミキサ消費電力の時系列波形のうち、ミキサの羽の回転による高周波の脈動は両者共に観測されるが、全体形状は、超硬練りコンクリートがほぼ平坦であるのに対して、普通コンクリートでは山なりのカーブを描き、大きく異なる。この理由は、粗骨材に対し潤滑剤の働きをしているモルタル分の比率の違いである。普通コンクリートの場合は練混せ初期つまり材料投入直後はモルタ

ルが十分形成されておらず、粗骨材同士が噛み合う摩擦が支配的で、練混ぜが進につれてモルタル成分が十分出来上がり徐々に粘性体へと移行すると考えられる。一方、超硬練りコンクリートの場合、モルタル分の比率が小さいため、練混ぜが進んでも粗骨材の周囲にモルタルが付着している程度で、粘性体とは成らず、始めから終わりまで摩擦が支配的であると想定される。超硬練りコンクリートは、消費電力の全体波形がフラットであるため、代表させるパラメータとしては平均値を用いることが可能である。ここでは、平均値の代わりとして、消費電力の時系列波形の積分値である積算消費電力量を入力データとして採用した。普通コンクリートのように、波形全体の特徴が利用できないが、逆に積算電力のように単純なパラメータで定義することが可能となる。

## 2.2 システムの入出力項目

本ニューラルネットワークシステムは、練混ぜ前ならびに練混ぜ時に得られるデータを既知データと考え入力項目とし、練混ぜ後に得られるデータを未知データと考え出力項目とした。入力項目は表-1に示すとおり、練混ぜ時間、配合条件、積算消費電力量であり、出力項目はコンクリートのワーカビリティを直接表すVC値である。

表-1 入力項目

入力項目	データ範囲
①練混ぜ時間	60~120(sec)
②セメント量	84(kg/m <sup>3</sup> )
③フライアッシュ量	36(kg/m <sup>3</sup> )
④細骨材量	731~751(kg/m <sup>3</sup> )
⑤粗骨材量(G1:40~80mm)	513~522(kg/m <sup>3</sup> )
⑥粗骨材量(G2:20~40mm)	513~522(kg/m <sup>3</sup> )
⑦粗骨材量(G3:5~20mm)	513~522(kg/m <sup>3</sup> )
⑧積算消費電力量	0.279~0.582(Wh/L)

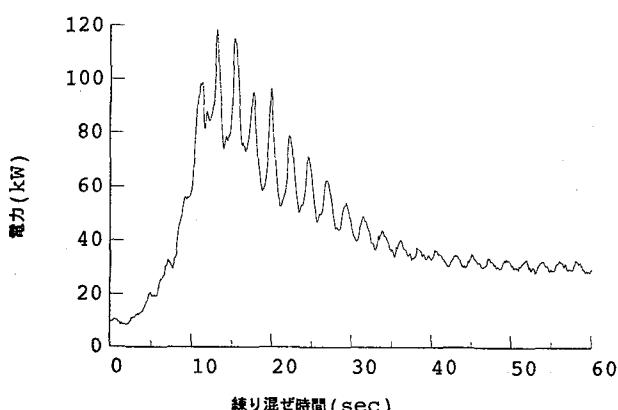
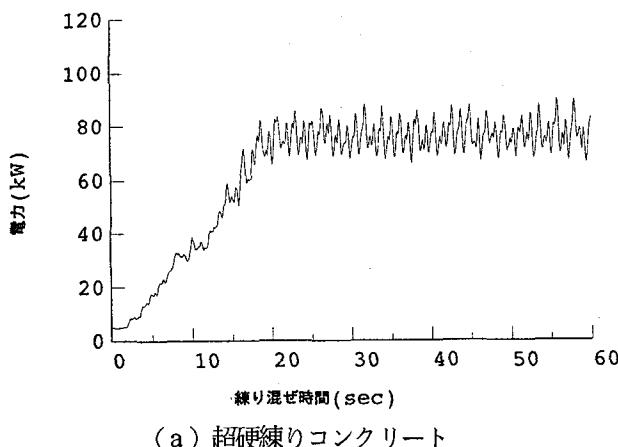


図-1 ミキサの消費電力の経時変化

入力項目のうち、練混ぜ時間は実際に施工する場合は一定であるが、今回取得したデータは60~120secの範囲で変化させているため、入力項目とした。配合条件は、表-1に示した入力項目のセメント、フライアッシュならびに骨材以外に、水と混和剤がある。このうち混和剤の量は各ケースとも微小量でありVC値への影響は無い

ものと判断し、入力項目から除外した。従って、単位水量に関しては計量して添加する水量は既知であるが、骨材の表面水は測定誤差もあることを考えて未知量とした。実験室に於ける骨材表面水率の管理は十分可能であるが、現場の実プラントでは必ずしも十分でない。水量を入力項目から除く代わりに、2.1で説明した理由から積算消費電力量を入力項目とした。

### 2.3 ニューラルネットワークのシステム構成

ニューラルネットワークは、脳神経細胞におけるニューロンとシナップスを数学的にセルとネットワークによってモデル化したシステムで、良く吟味された入出力の組み合わせデータを学習させることにより、複雑な非線形性の強いモデルに対しても適応能力が優れている。ニューラルネットワークには、セルが相互に結合した相互結合型と、入出力セルと中間のセルが階層上に結合した階層型に大別できる。相互結合型は、内部エネルギー関数を最小化する操作を行うことで、最適値を探索する問題への適応性が評価されており、階層型では、学習能力を活かしたパターン分類などの認識問題への適応性が評価されている。また、前者は対象とする問題に対する境界条件が比較的明確に与えられている場合に適応性が高く、後者は前提条件などが曖昧な場合に対しても適応性が高い。本研究は、説明変数としての入力項目の吟味が曖昧であることより後者の階層型のシステムを用いて検討を行なった。

今回用いたシステムは、図-2に示す通り階層型ニューラルネットワークであり、入力層8セルと出力層1セルの間に、中間層を2層×10セル設けた。

### 3. 学習に利用した入力データ

#### 3.1 練混せ実験

学習用データを取得するための練混せ実験は、実プラントと同一種類の水平2軸強制練りミキサを用いた。使用したミキサは、写真-1に示す200ℓのミキサで、1回の練混ぜ量は140ℓに統一した。コンクリートは、構成材料の種類が多い複合材料であり、不均質な高粘性流体でもあることから、その練混ぜについては、縮尺の相似側が明確にされておらず、実プラントでの適応性を考えると、骨材の粒径は実際に使用するものと近いものを採用する必要がある。すなわち、実際に使用する骨材の粒径が大きいために、規模も可能な限り大型のものを用いることで、現地の状況との整合性を図った。

実プラントのミキサ容量は3,000ℓクラスであり、実配合で用いる粗骨材最大寸法はG<sub>max</sub>=120～150mmが想定される。今回使用したミキサは、実験室レベルでは可能な限り大容量を採用したが、実プラントより規模が小さいため、粗骨材最大寸法はG<sub>max</sub>=80mmとした。その他の材料は、ほぼ実際に使用する規格と等しくした。使用した材料の一覧は、表-2に示すとおりである。

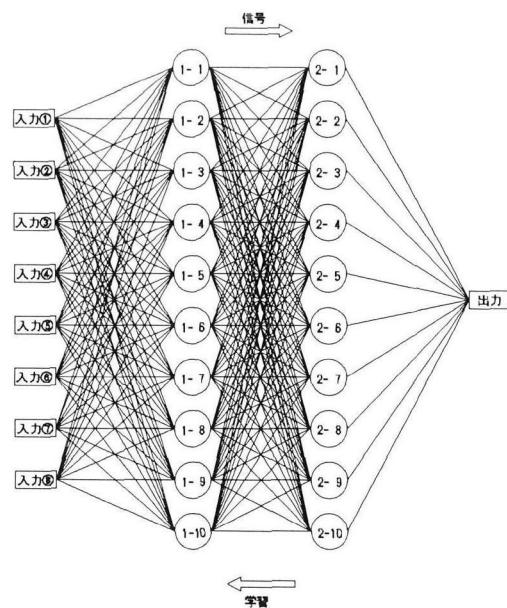


図-2 階層型ネットワーク

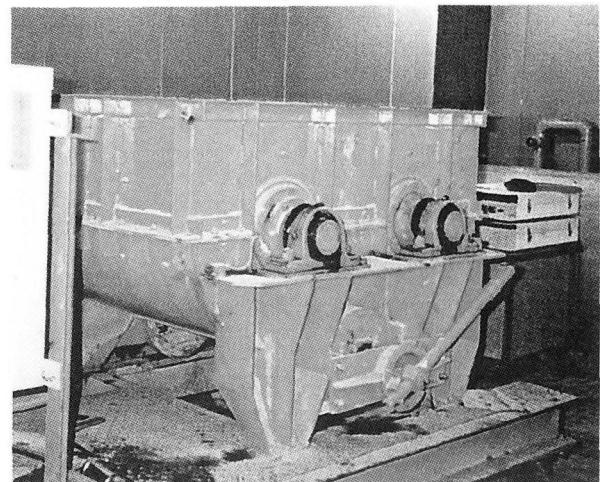


写真-1 使用したミキサ

表-2 使用した材料

材料種類	仕 様
セメント	中庸熱ボルトランドセメント 比重=3.20
フライアッシュ	常磐火力産フライアッシュ 比重=2.02
細骨材	大井川産川砂 比重=2.62
粗骨材 (G1:40～80mm)	秩父産碎石 比重=2.74, 吸水率=0.27%
粗骨材 (G2:20～40mm)	秩父産碎石 比重=2.73, 吸水率=0.35%
粗骨材 (G3:5～20mm)	秩父産碎石 比重=2.62, 吸水率=0.76%
混和剤	A E減水剤(ポリスNo.8)

表-3 練混ぜ実験のパラメータ

単位水量 (kg/m³)	80	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	97
予想 V C 値 (sec)	90	50	40	30	25	23	22	21	20	17	15	13	11	10	5
練りま せ時間 (sec)	60		○	○	○	○		○			○			○	○
	75			○					○					○	
	90	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
	105			○					○				○		
	120		○	○	○	○		○			○		○	○	○

表-4 コンクリートの配合の一例

練りま せ時間 (秒)	粗骨材 寸法 (mm)	F A 混合比 F/C+F (%)	水セメ ント比 W/C+F (%)	細骨材 率 s/a (%)	水 W	セメント C	フライ ッシュ F	細骨材 S	粗骨材			混和剤 A E 剤 (%)
									G 1	G 2	G 3	
80	80	30	74.2	33	89	84	36	738	518	518	518	0.25

練混ぜ実験の組み合わせは、練混ぜ時間と単位水量をパラメータとして、表-3に示す37ケースとした。練混ぜ時間の上下限値60~120秒は、実プラントの実績により設定した。単位水量は、コンクリート標準示方書に示されている計量誤差は1%であり、1m³のコンクリートを練混ぜる場合の水量の誤差は±1kg/m³程度となる。また、細骨材の表面水率の測定誤差0.5%を水量に換算すると、 $600\text{kg} \times 0.005 = 3\text{kg}$ となり、合計±4kg/m³の誤差があると考えられる。単位水量の上下限値は、誤差の変動を考慮して、80~97kg/m³を設定した。単位水量±1kg/m³に対し、これまでのダム施工実績から、目標として設定されるV C値20秒付近で、±2秒程度に対応しており、単位水量の変動±4kg/m³は、V C値で±8秒の違いとなる。配合の一例として、目標とするV C値20秒に対応する単位水量89kg/m³のケースは、表-4に示すとおりである。

実プラントに於けるコンクリートの練混ぜ方法は、空回りしているミキサの直上から、全ての材料が約20秒以内に順次落下し、投入直後から連続して練混ぜの段階に至る。実験室では、材料の投入を人力に頼っており、同様の手順では不可能である。練混ぜ初期に於ける材料の不均質性を可能な限り除去するため、ミキサが停止した状態で、材料を半分ずつ2回に分けて層状に均等に投入した。最後に練混ぜ水を投入し、ミキサを始動させ、所定の時間回転させる。練混ぜ終了後、下部のホッパを開いてコンクリートを直下に排出する。消費電力の測定は、練混ぜ開始直前から排出終了まで連続して行うとともに、実験の前後ならびに途中における無負荷運転時の電力が一定であることを確かめた。

V C試験の要領は、練混ぜが終了したコンクリートについて、Gmax=40mm以上の粗骨材を湿式ふるい分けにより取り除き、1配合当たり2回測定した。試験方法は、

建設省で定めるR C D工法技術指針(案)<sup>13)</sup>に準拠した。

### 3.2 実験結果

実プラントに於ける骨材表面水率の測定誤差は、2.2で述べたように無視できないため、今回のシステムは単位水量を未知量と考え、入力項目として採用していない。しかしながら、実験室に於ける練混ぜ試験では、骨材の表面水率が厳密に管理されている。練混ぜ試験のデータが十分な精度であるか確認するため、単位水量とV C値の関係を練混ぜ時間毎に整理した結果を、図-4に示す。従来の知見と同様に単位水量とV C値の相関が、各練混ぜ時間において確認された。ただしV C値の測定は、供試体の作成方法や目視による人為的誤差の影響を含んでいる。ニューラルネットワークは、正確な物理モデルや定式化によるプログラムが不要である反面、良く吟味されたデータが不可欠で、学習データの選定は十分な検討が必要である。単位水量とV C値の相関性が従来の知見と同様に確認されたことは、学習データとしての必要条件を満たしていることを意味している。

練混ぜ時間の因子を取り除くため、消費電力量を単位時間単位容量当たりの積算消費電力量(Wh/l・min)を用いて、単位水量との関係を図-5に示す。単位水量が増加すると、単位時間単位容量当たりの積算消費電力量は減少する傾向が示されており、ばらつきはあるが両者には相関関係があると考えられる。また、出力項目であるV C値と単位時間単位容量当たりの積算消費電力量の関係も、図-6に示すとおり相関関係が認められる。従って、これらの関係から積算電力量を用いてV C値を推定する物理的意味も裏付けられ、各ケースに於ける配合条件の違いを考慮することにより、精度の高いV C値の推定が期待される。

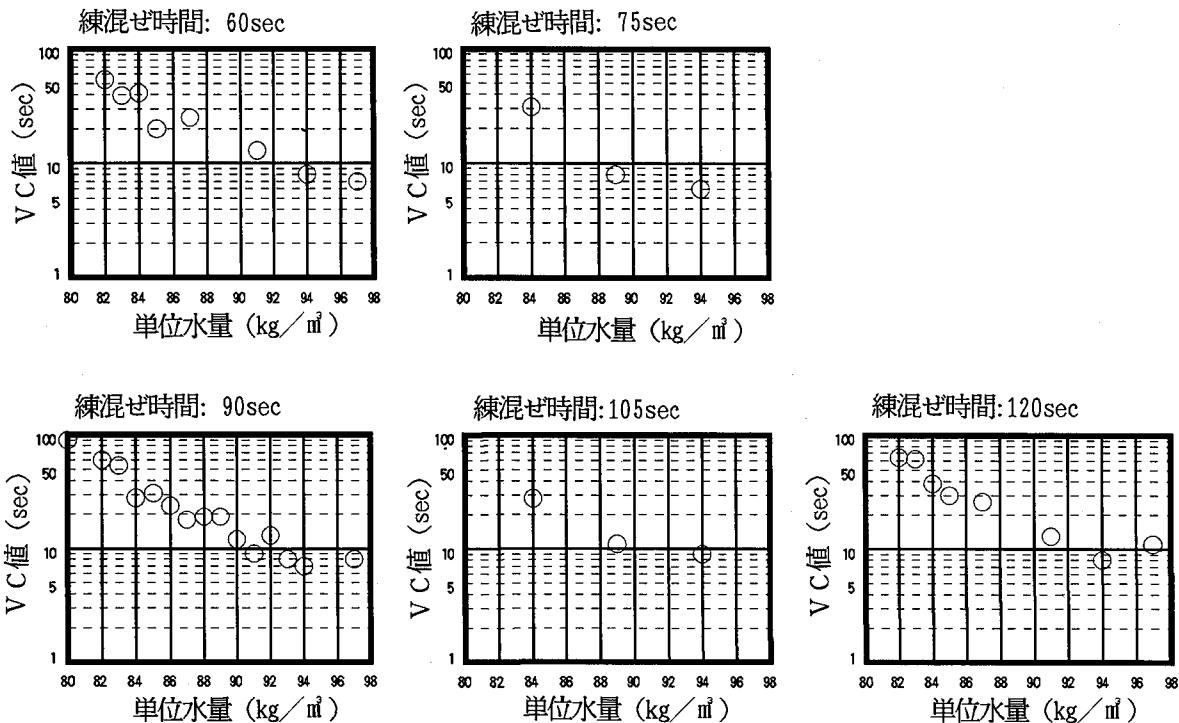


図-4 単位水量とV C値の関係

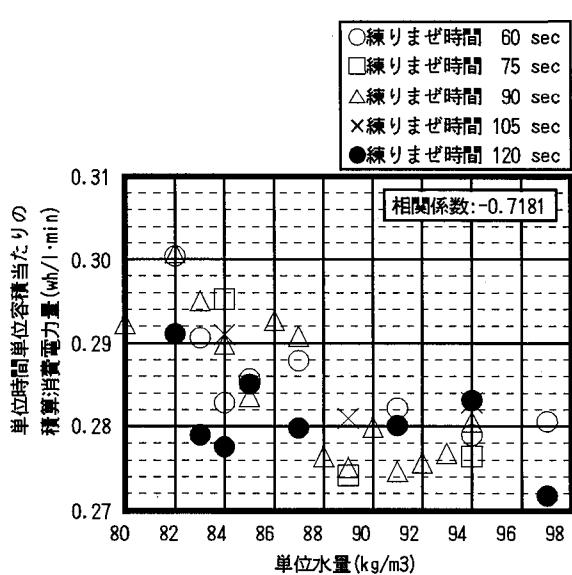


図-5 単位水量と積算消費電力量の関係

#### 4. 学習結果ならびに検証

##### (1) 学習に使用したデータ

学習に用いたデータは室内実験で得られものであるため、材料の計量や練混ぜに関しては十分な管理が行われているが、V C値の測定には人為的な誤差が含まれていることは否定できない。図-4に示した単位水量とV C値の関係を回帰モデルに当てはめて、V C値を対数に

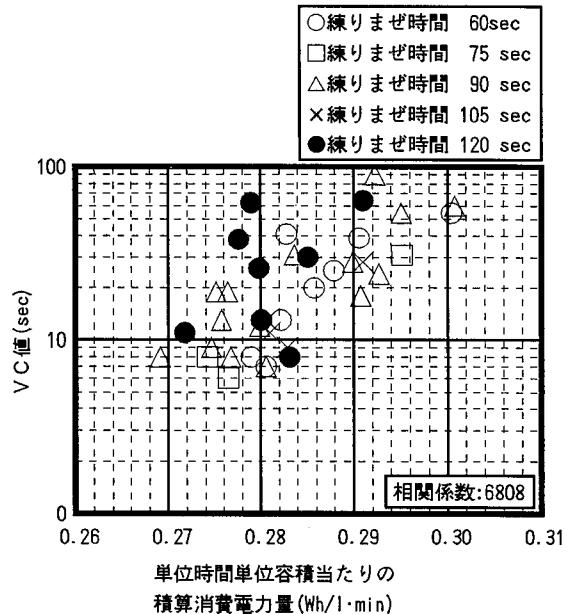


図-6 積算消費電力量とV C値の関係

とった場合の回帰直線から大きく外れるデータ（回帰直線からのずれ $1.5\sigma$ 以上）については棄却することとした。また、学習が終了したシステムの検証用に、予め学習に用いないデータが必要であるため、無作為に5ケースのデータを確保した。図-7に、37ケースのデータのうち棄却した5ケースのデータ（図中●印）ならびに検証用の5ケースのデータ（図中▲印）を示す。

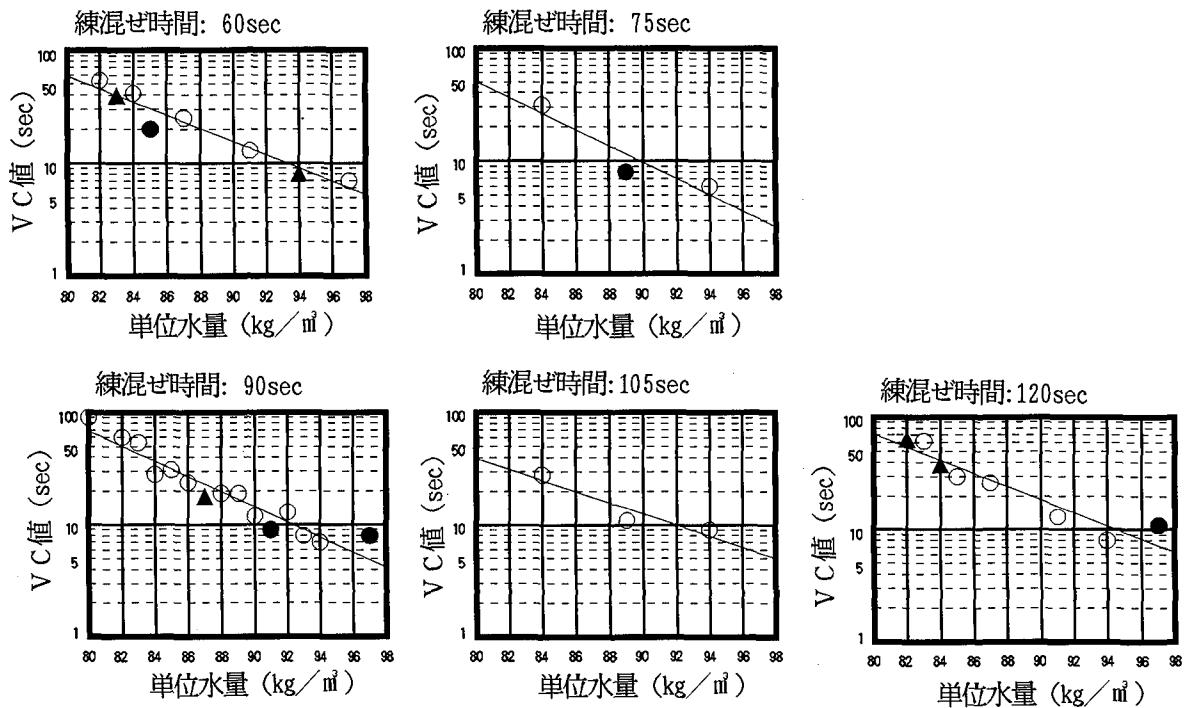


図-7 学習データの選別

## (2) 学習及び認識結果

棄却したデータと検証用データを除く27ケースの入出力データを使用して、階層型ニューラルネットワークにより最急降下法に基づくバックプロパゲーション法で、157回の学習を行った結果に関して、相対誤差の頻度分布を図-8に、実験結果との対比を図-9に示す。学習回数は、一般に学習による認識率が一定のレベルに達するまで継続させることとなっているが、複雑な問題や入力項目の多さに比べて学習データの組み合わせが少ない場合などは、過剰学習<sup>12)</sup>となる恐れがある。これを回避するために、各学習回数毎の未学習データの推定誤差を算定し、推定誤差が最小となる段階で学習を終了した。なお、158回以降の推定誤差は、多少の振動を繰り返しながら徐々に増加する傾向を示した。学習結果の実験結果に対する相関係数は0.955となり、相対誤差の平均値は-0.032、標準偏差は0.194となり、ニューラルネットワークの学習結果が偏りのない十分な精度を有していることを示している。

学習が終了したシステムに、検証用の5ケースを推定させ、本システムの検証を行った。検証結果は図-10(図中○印)に示すとおり、推定結果の実験結果に対する相関係数は0.970となり、ニューラルネットワークが極めて正確に実験結果を推定し得ることを表している。

図-10(図中△印)に、棄却データを本システムで推定した結果を重ねて示す。回帰直線から大きく外れた棄却データが、ニューラルネットワークによる推定で、他の32ケースのデータと同様、回帰直線上に位置して

いる。このことは、本システムが正しい評価を行っていることを証明している。さらに実験値とシステムの出力値の違いは、V C値を測定する前段階での材料の計量誤差やその他の試験誤差が無視できるほど小さいと仮定すれば、V C値測定に於ける人為的誤差を表している。従って、今回用いたデータは人為的誤差も実際よりは小さいため、試験員の人為的誤差も説明し得る可能性もあることを示唆している。

## 5.まとめ

ニューラルネットワークに基づく新しい品質管理システムは、普通コンクリートと比較して品質管理の難しい超硬練りコンクリートに関して、リアルタイムで練混ぜ終了後の品質特性を表すV C値を精度良く推定し得ることが明らかとなった。本研究により明らかとなったことをまとめると、以下のとおりである。

- (1)超硬練りコンクリートのミキサ練混ぜ時に計測される消費電力量は、練混ぜ初期に消費電力が大きくなり徐々に負荷が軽減する山なりの波形を呈する普通コンクリートの場合とは大きく異なり、始めから終わりまでほぼフラットな波形となる。
- (2)配合条件と消費電力量を入力データとするニューラルネットワークシステムで、超硬練りコンクリートのワーカビリティであるV C値を、相対誤差の標準偏差0.186の精度で推定できる。
- (3)V C値に含まれる人為的測定誤差も、ニューラルネットワークにより説明する可能性が示唆される。

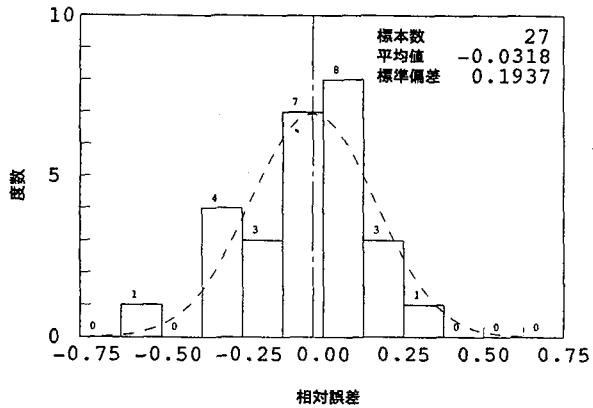


図-8 相対誤差の頻度分布

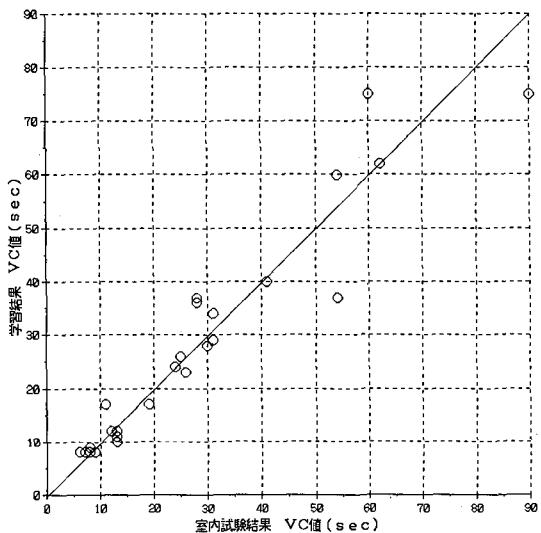


図-9 学習結果

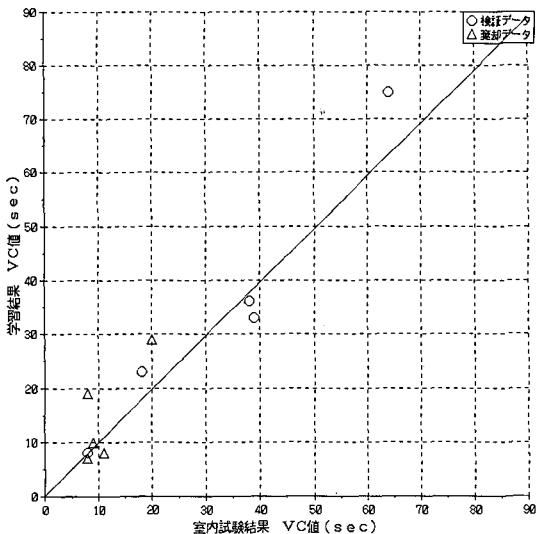


図-10 推定結果

今後は、実施工箇所のプラントに於ける実測データを用いて、超硬練りコンクリートの品質管理に対するニューラルネットワークの適用性を確認するとともに、計測

などにおける人為的な測定誤差の分析に対してニューラルネットワークの適用性を検討する予定である。

### (参考文献)

- 1) 合原一幸: ニューラルコンピュータ, 東京電機大学出版局, 1988.
- 2) 高木英行: ニューラルネットワークの学習およびファジィと境界, 日本ファジイ学会ファジィ推論とエキスパートシステムに関するワークショップ資料, 1989.
- 3) 渡邊英一, 古田均, 森本浩之, 利根川太郎: ニューラルネットワークを用いたダム構造物の景観設計支援システム, 土木学会構造工学論文集 Vol. 38, No. 2, pp. 617~624, 1992
- 4) 白木渡, 松保重之: ニューラルネットワークによる斜面崩壊予測に関する研究, 土木学会第3回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集, pp. 153~158, 1993.12.
- 5) 安田 登, 白木 渡, 松島 学, 堤 知明: ニューラルネットワークによるコンクリート構造物の劣化評価, コンクリート工学年次論文報告集 第15巻1号, PP. 847~852, 1993.6.
- 6) N. Yasuda, T. Tsutsumi, T. Kawamura, S. Matsuho, W. Shiraki: Assessment of Deteriorating Reinforced Concrete Structures Using Artificial Neural Networks, Proc of ISUMA'93, pp.581~586, 1993.4
- 7) 白木 渡, 松保重之, 安田 登, 河村知之, 川野賢司: ニューラルネットワークによる塩害を受けるRC構造物の健全度評価, 土木学会第48回年次学術講演会概要集, 第I巻, PP. 1234~1235, 1993.9.
- 8) 安田 登, 白木 渡, 松島 学, 堤 知明: ニューラルネットワークに基づいたコンクリート構造物点検技術者の思考過程の評価, 土木学会論文集, No. 496/V-24, pp. 76~85, 1994.8.
- 9) 関口司, 魚本健人, 高田良章, 渡部 正: ニューラルネットワークを用いた実験のデータ解析に関する研究, 土木学会論文集, No. 460/V-18, pp. 65~74, 1993.2.
- 10) 魚本健一, 西村次男, 渡部 正, 田中恭一: 配合条件とミキサ消費電力量がコンクリートの品質に及ぼす影響, 土木学会論文集, No. 442/V-16, pp. 109~118, 1992.2.
- 11) 岸 清, 渡部 正, 山田一宇, 魚本健一: ミキサの種類と練混せ時間がコンクリートの品質に及ぼす影響, 土木学会論文集, No. 402/V-10, pp. 53~60, 1989.2.
- 12) 矢川元基編: 計算力学とCAEシリーズ12「ニューラルネットワーク—計算力学・応用力学への応用」, pp. 146~148, 培風館, 1992.5.
- 13) 建設省河川局開発課監修, (財)国土開発技術センター編集: 改訂RC工法技術指針(案), 山海堂, 1989.8

(1994年9月14日受付)