

## 論文 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の実プラントへの適用

安田 登\*<sup>1</sup>・堤 知明\*<sup>2</sup>・恒国光義\*<sup>3</sup>村上祐治\*<sup>4</sup>

要旨：本論文は、超硬練りコンクリートの品質管理項目であるVC値の推定に、ニューラルネットワークの適用性を検討したものである。入力項目として、既知データである練混ぜ前ならびに練混ぜ時に得られる配合条件および積算電力量を、出力項目として、未知データである練混ぜ後に得られるVC値を用いるシステムを構築した。実プラントに適用した結果、VC値を精度良く推定することが確認された。また、ニューラルネットワークを用いた感度解析を通じてVC値のばらつき要因の分析を行った。

キーワード：VC値、ニューラルネットワーク、超硬練りコンクリート、練混ぜ品質管理

### 1. はじめに

コンクリートは、骨材やセメント、水などから構成される複合材料であり、高粘性流体を仮定した物理モデルが成立しないため、コンシステンシーの数理モデルを介した予測が困難となっている。超硬練りコンクリートは一般の有スランプコンクリートに比べて粘性的性質が乏しく、モデル化が一層複雑で困難となっている。このような複雑な現象の推定には、従来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、統計的手法は非線形性の強い問題に対しては適用が難しい。従来の統計的手法で推定困難な課題に対し、有効な手段[1],[2]として着目されているのがニューラルネットワークである。超硬練りコンクリートの練混ぜ品質管理手法を構築するに当たり、既に筆者らは室内試験データを用いた予備検討によりニューラルネットワークを用いたVC値の推定方法に関して推定精度を確認し、適用の可能性を明らかにしている[3]。本研究は、試験施工で得られたデータを基に、実プラントにおける計量誤差などの評価を通じた実施工での評価を行い、同手法の有効性を立証することを試みた。

### 2. VC値予測システムの構築

#### 2.1 超硬練りの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従来の有スランプコンクリートの品質管理は、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、細骨材の表面水率の変化など配合の微妙な調整をトルク値の変化を見ながら経験的に行っていった。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ぜ時間に最適な値があることも示されている[4],[5]。魚本ら[6]によれば、ミキサの消費電力量を測定することは、練混ぜ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

\*1 東京電力（株）電力技術研究所 構造研究室 主管研究員（正会員）

\*2 東京電力（株）電力技術研究所 構造研究室 主任研究員 工修（正会員）

\*3 東電設計（株）技術開発本部 耐震技術部 工修

\*4 （株）間組 技術研究所 第四研究室 主任研究員 工博（正会員）

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を評価指標とすることが可能であるとしている。一方、超硬練りコンクリートのミキサ消費電力波形は図-1に示すとおり、全材料投入後の波形はほぼ平坦で、練混ぜ後に消費電力が低下して粘性体へ移行する有スランプコンクリートと大きく異なる。従って、消費電力が変化する有スランプコンクリートに比べて、消費電力量の定義が容易である。

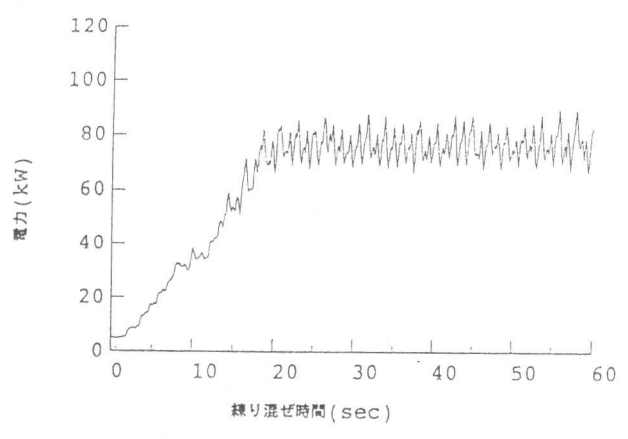


図-1 ミキサ消費電力の時系列波形例

2.2 システムの入出力項目

表-1 入出力項目

入出力項目	単位
①セメント量	kg/m <sup>3</sup>
②フライアッシュ量	kg/m <sup>3</sup>
③細骨材量	kg/m <sup>3</sup>
④粗骨材量(G1:80-150mm)	kg/m <sup>3</sup>
⑤粗骨材量(G2:40-80mm)	kg/m <sup>3</sup>
⑥粗骨材量(G3:20-40mm)	kg/m <sup>3</sup>
⑦粗骨材量(G4:5-20mm)	kg/m <sup>3</sup>
⑧単位水量	kg/m <sup>3</sup>
⑨骨材表面水率	%
⑩積算消費電力量	Wh/ℓ
⑪ V C 値	sec

入出力項目は表-1に示すように、配合条件ならびに全材料投入後の平坦な部分の積算消費電力量(30sec間)を入力項目(①~⑩)とし、練混ぜ後に得られるV C値を出力項目(⑪)とした。使用データは、練混ぜ容量3,000 ℓの水平2軸強制練りミキサを備えた実プラントから採取した。検討に用いたコンクリートの配合の組合せは、単位セメント量ならびに単位水量をパラメータとして、表-2に示す配合表の通り54データが取得された。なお表-2は示方配合であり、実際は各バッチ毎に細骨材表面水率を測定したり、骨材粒径による配合補正が行われるため、学習データは補正後のデータを用いた。

表-2 超硬練りコンクリートの配合一覧表

ケース番号 実施月日	取得データ 個数	F/A 混比 F/ C+F (%)	水結 合比 W/ C+F (%)	細骨 材率 s/a (%)	水 W	セメント C	フライ アッシュ F	細骨 材 S	粗骨材				混和 剤 AE剤 (%)
									G1	G2	G3	G4	
1-1.6/13	4	30	78.2	28	86	77	33	637	417	417	417	417	.275
1-2.6/11	4	30	87.3	28	96	77	33	630	412	412	412	412	.275
2-2.6/6	8	30	75.0	28	90	84	36	632	413	413	413	413	.300
2-2.6/14	7	30	75.0	28	90	84	36	632	413	413	413	413	.300
2-2.6/21	9	30	75.0	28	90	84	36	632	413	413	413	413	.300
2-3.7/8	6	30	79.2	28	95	84	36	628	411	411	411	411	.300
3-1.6/7	4	30	69.2	28	90	91	39	629	412	412	412	412	.325
3-1.7/7	12	30	69.2	28	90	91	39	629	412	412	412	412	.325
合計	54												

\*1) ケース番号は、配合パラメータの組合せを示す。

ニューラルネットワークは、入力層と出力層の間に中間層を設けている。中間層は、一般的に1層で入力層のセルの2倍程度以下が望ましい[7]とされており、本研究でも事前に層数とセル数を変化させた検討を行い、学習の収束状況が良好と確認し、中間層を1層×15セルとした。

### 2.3 学習と認識結果

学習方法は、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行った。また、複雑な問題に対する過剰学習[7]を回避するために、学習回数毎の誤差の推移を算定した。学習データの認識誤差と未学習データの推定誤差を図-2ならびに図-3に示す。図-3において、学習回数16回まで推定誤差は単調な減少傾向を示すが、その後推定誤差が上昇と下降を繰り返す。一方図-2において、学習回数16回の段階では学習の認識誤差が大きく、50回を過ぎた段階で認識誤差が十分小さくなる。従って、適切な学習回数は未学習データの推定誤差が50回以降で最小となる段階と考え、本システムの学習回数を80回とした。

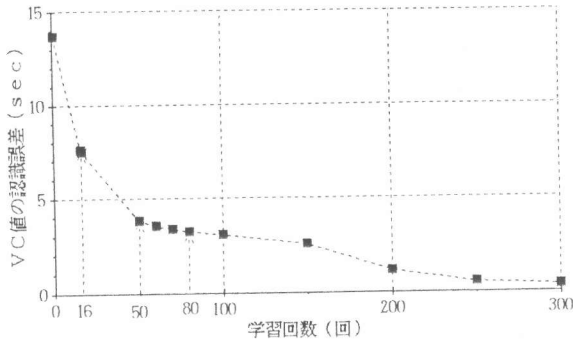


図-2 学習データの認識誤差

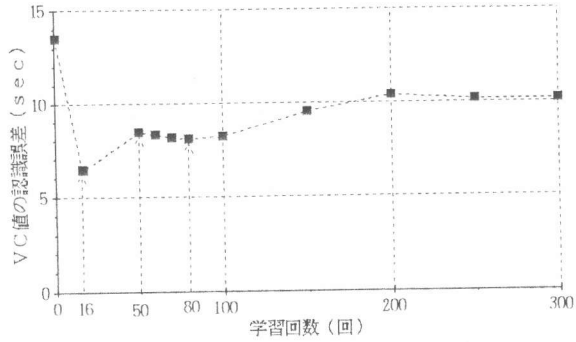


図-3 未学習データの推定誤差

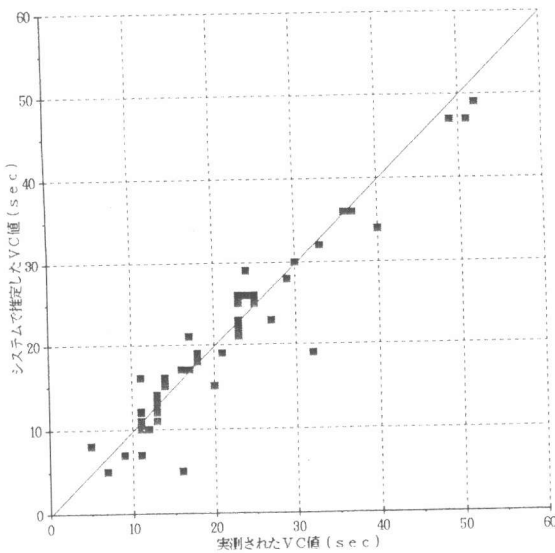


図-4 学習結果

学習結果ならびに学習が終了したシステムに検証データを推定させた結果を、図-4および図-5に示す。学習結果の誤差の頻度分布は図-6に示すとおり、誤差の標準偏差  $\sigma=3.27\text{sec}$  は、VC値の管理目標である  $20 \pm 10\text{sec}$  と比較して十分小さく、偏りもないことから、ニューラルネットワークがVC値の推定に対して十分な精度を有していることがわかる。

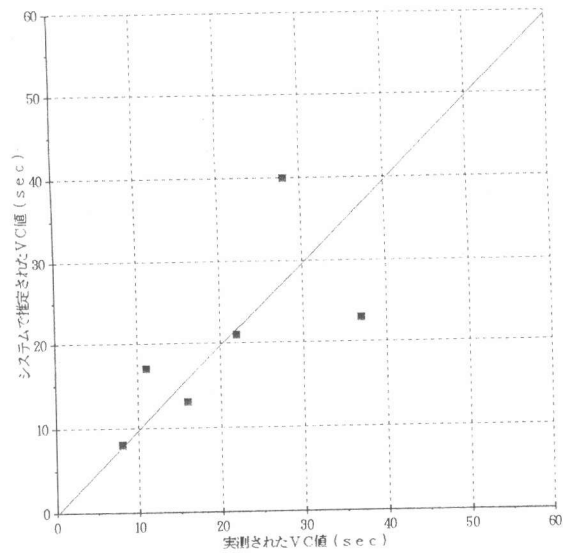


図-5 検証結果

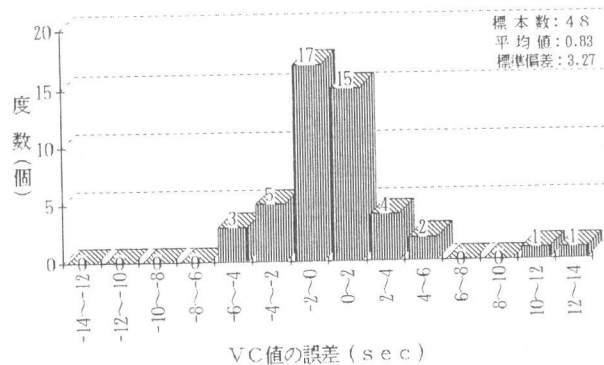


図-6 学習データの認識誤差の頻度分布

### 3. 推定誤差と推定システム

ニューラルネットワークを用いて構築されたVC値の予測システムは、学習に用いた入出力データに含まれる様々な要因のばらつきを考慮して、平均的に正しい値を与えられと考えられる。従って、このニューラルネットワークを利用した感度解析[8]により、コンクリート製造過程ならびにVC値の測定における各種ばらつきに関する分析を試みた。

実際に測定されたVC値のばらつき( $\delta_v$ )は、一つの示方配合(表-2のケース2-2)であっても図-7に示すとおり、対数正規分布に近い分布で、その変動係数は $\delta_v=42\%$ のばらつきを持つ。このばらつきに含まれる因子としては、①VC値の測定に関するばらつき( $\delta_m$ )、②表面水率の変動に伴う配合補正に関する各因子のばらつき( $\delta_{m_i}$ )が考えられる。このうち前者は、測定者の人為的ばらつきや測定装置の機械的な特性に起因する不可避なばらつきである。

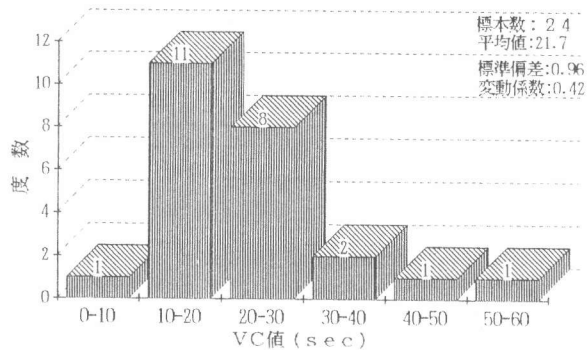


図-7 VC値のばらつき

一方、後者は、表面水率の変動を考慮して配合を補正する際に生ずる投入水量や細骨材、粗骨材量のばらつきで、ニューラルネットワークでは入力値に実際に計量された値を用いていることより、システム上考慮可能なばらつきである。VC値の推定システムとして構築されたニューラルネットワークを利用したVC値の推定精度は、前述のばらつきの因子を用いて式(1)で与えられる。

$$\delta_m^2 = \delta_v^2 - \sum \delta_{i^2} \dots \dots \dots (1)$$

配合要因などニューラルネットワークの入力項目に関して、ばらつき $\delta_i$ を求めるために、ニューラルネットワークを利用して各入力項目の感度解析を行った。感度解析は、入力項目の変化に伴いニューラルネットワークの出力の変化を定量的に捉えるもので、対象とする入力項目以外の値を平均値に固定し、対象とする入力項目が $1\sigma$ 変化した場合のニューラルネットワークが推定するVC値の変化を式(2)で算定した。なお、平均値近傍の感度(平均感度)を求めるために、入力値の平均値から $+1\sigma$ と $-1\sigma$ のVC値の変化量の単純平均を計算した。

$$\delta_i = \frac{|VC_{+1\sigma} - VC_m| + |VC_m - VC_{-1\sigma}|}{2 \times VC_m} \dots \dots \dots (2)$$

ここに、 $\delta_i$ :入力項目*i*に対するVC値の平均感度、 $VC_{+1\sigma}$ :入力値の平均値 $+1\sigma$ の値に対応するVC値、 $VC_m$ :VC値の平均値、 $VC_{-1\sigma}$ :入力値の平均値 $-1\sigma$ の値に対応するVC値

各入力項目毎の平均感度から、表面水率の変動に伴う配合補正に関する総合的感度は、式(1)の左辺中の $\sum \delta_{i^2}$ により計算することが出来る。

しかしながら、入力項目のうち相関性のある因子が存在する場合は、式(3)に示すように条件付き確率として定義される。

$$Pr = P(E|a)P(a) \dots \dots \dots (3)$$

条件付き確率とは、ある因子aの条件が存在する場合のEの生起確率Prで定義され、感度解析についても同様に考えることが出来る。図-8に示すように表面水率と細骨材量などが相関性のある関係となり、細骨材量は前述したとおり表面水率の測定値により配合補正が行われ、表面水率が増加すると細骨材の計量値が増加する傾向がある。相関性のある各因子を全て独立として扱うと、実際に各因子が取り得る値の

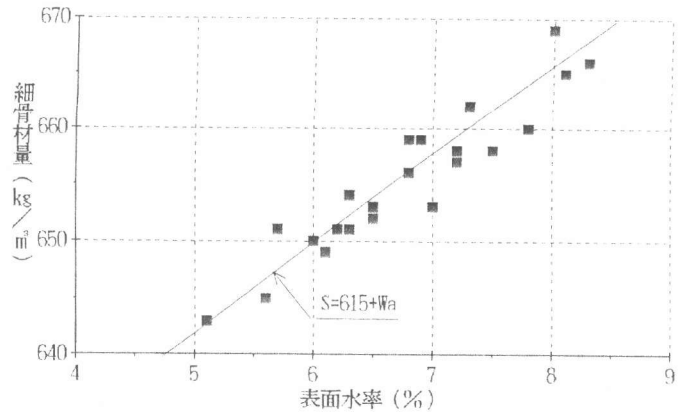


図-8 表面水率と細骨材量の関係

組み合わせに矛盾が生じるため、感度を算定する場合も相関性のある因子に関しては、条件付き確率の考え方を取り入れることとした。相関性のある入力項目については、相関を有する方向に同時に値を変化させ、他の入力項目は平均値に固定して求めることとした。具体的に相関性のある因子は水量の変動に係る因子で、投入水量、細骨材量、表面水率と仮定した。これら3つの因子を完全相関と仮定した場合の複合感度を求めた。それ以外の相関性のない結合材量、粗骨材(G1~G4)量の5つの因子は完全独立として感度を求めた。VC値に対する各入力項目の感度を図-9に示す。その結果を用いた配合補正に関するばらつきは、式(4)のとおりとなる。

$$\begin{aligned} \sum \delta_i^2 &= 0.046^2 + 0.103^2 + 0.089^2 + 0.192^2 + 0.048^2 + 0.331^2 \\ &= 0.169 = 0.41^2 \dots\dots\dots(4) \end{aligned}$$

また、図-7で示した同一配合における実プラントのVC値のばらつきが $\delta v=0.42$ であることより、式(1)の関係を用いて式(5)により計算される。

$$\begin{aligned} \delta m^2 &= \delta v^2 - \sum \delta_i^2 \\ &= 0.42^2 - 0.41^2 = 0.01 = 0.1^2 \dots\dots\dots(5) \end{aligned}$$

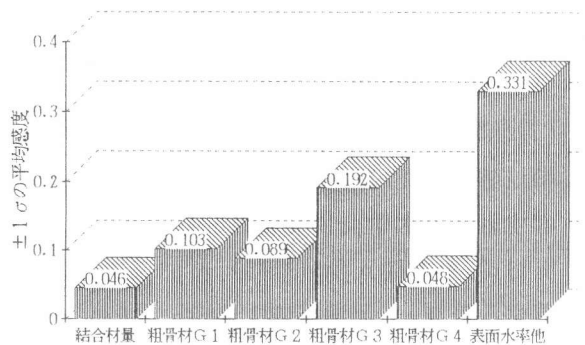


図-9 VC値に対する各因子の感度

VC値のばらつきとニューラルネットワークの感度解析により求めた配合補正に関するばら

つきが、ほぼ同等の値をとることから、VC値のばらつきの主たる原因は配合補正に起因するばらつきであることが推察される。また、VC試験の試験員やVC試験機に起因するVC値の測定に関するばらつき( $\delta m$ )は、10%程度であることが類推される。

図-9から、VC値に対する感度が最も大きいのは表面水率である。表面水率の感度の算定では、水量と細骨材量も同時に考慮していることを考えると、配合補正における水量あるいは細骨材量の変化がVC値のばらつきに最も影響しているものと判断できる。このことは、実プラントの技術者が経験的に有している知見とも一致している。従って、ニューラルネットワークが妥当な学習を行ったことを裏付けており、実プラントへの適用が可能であると考えられる。

#### 4. まとめ

筆者らが、室内試験結果に基づき提案した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V C値の推定システムは、実プラントにおける実際の練混ぜデータを用いて検証した結果、十分適用性が認められた。本研究で明らかとなったことをまとめると以下の通りである。

- (1)入力項目に配合条件と消費電力量の他、細骨材表面水率を含めることで実プラントにおけるV C値の推定を、ニューラルネットワークを用いて精度良く実現することが出来る。
- (2)ニューラルネットワークの感度解析を利用してV C値の推定精度を検討した結果、1種類の示方配合のV C値を測定したときのばらつき(42%)が、配合補正に関するばらつき(41%)とほぼ同等の値となることから、V C試験自体のばらつきが10%程度であることが明らかとなった。
- (3)ニューラルネットワークを用いた超硬練りコンクリートのV C値の予測システムは、従来試験員が実施するV C試験の管理基準が $20 \pm 10$ secであることを考慮すると、十分な精度で推定することが可能である。

今回構築したシステムは、リアルタイムで超硬練りコンクリートの練混ぜ管理に重要なV C値の推定が可能な画期的手法である。超硬練りコンクリートのように管理が難しいコンクリートの製造に於いて、今後はさらに、品質を一定に保つための具体的な配合補正について検討を進める予定である。

#### (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, 日本ファジィ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] 恒国光義, 安田 登, 堤 知明, 村上祐治: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の検討, 土木学会第49回年次学術講演会, 平成6年9月, V-289, p p. 578~579.
- [4] 魚本健人, 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.
- [5] 岸 清, 渡部 正, 山田一字, 魚本健人:ミキサの種類と練混ぜ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.
- [6] 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.
- [7] 矢川元基編:計算力学とC A Eシリーズ12「ニューラルネットワークー計算力学・応用力学への応用」, pp. 146~148, 培風館, 1992. 5.
- [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.