

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VC値の推定手法

東電設計(株) 正会員 恒国光義
 東京電力(株) 正会員 安田 登
 東京電力(株) 正会員 堤 知明
 (株)間組 正会員 村上祐治

1. まえがき

超硬練りコンクリートは貧配合で単位水量が少ないため、コンクリート中の水分量の変化がコンシステンシーに敏感に影響する。実施工におけるコンクリートの品質管理は、練混ぜ終了後のVC試験で得られるVC値を用いているが、VC試験は通常1時間に1回程度を目安として行なわれる抜き取り試験であり、事後管理となることから品質の把握が十分とは言えない。したがって、1バッチごとのVC値をリアルタイムに評価することは品質管理上重要であると考えられる。著者らは、超硬練りコンクリートの練混ぜ室内実験を行ない、配合や練混ぜに要するミキサの消費電力量などからニューラルネットワークを用いてVC値を推定できることを確かめている¹⁾。本研究では、実プラントによる施工試験で得られた結果を用いてVC値を推定するニューラルネットワーク・システムを構築し、本手法の実施工への適用性について述べるものである。

2. 使用データ

本検討で用いたデータは、実プラント(水平2軸強制練りミキサ、容量3m³)を用いて行なわれた施工試験から採取した。ニューラルネットワーク・システムの学習に用いた配合の一覧を表-1に示す。

表-1 使用データの配合の一覧

ケース 番号	実施日	データ 数	粗骨材 の最大 寸法 Gmax (mm)	空気量 の 範囲 Air (%)	水セメント 比 W/C+F (%)	結合材量 C+F (kg/m3)	フライアッシュ 比 F/C+F (%)	細骨材 率 S/a (%)	単位量(kg/m³)								AE減水 剤 Ad (%)								
									水 W	セメント C	フライアッシュ F	細骨材 S	粗骨材												
													120～ 80mm G1	80～ 40mm G2	40～ 20mm G3	20～ 5mm G4									
1	6/13	4	120	1.5±1	78.2	110	30	28	86	77	33	637	417	417	417	0.275									
	6/16	9			82.7				91			634	415	415	415		415								
	6/11	4			87.3				96			630	412	412	412		412								
2	7/9	7	120	1.5±1	70.8	120	30	28	85	84	36	635	416	416	416	0.300									
	6/6	8			75.0				90			632		413			413		413						
	6/14	7																							
	6/15	4																							
	6/21	9																							
	7/8	6			79.2				95			628	411	411	411		411								
	3	6/7			4				120			1.5±1	69.2	130	30		28	90	91	39	629	412	412	412	412
7/7	12																								
4	6/8	3	120	1.5±1	75.0	120	30	31	90	84	36	699	396	396	396	396	0.300								
	6/10	5			79.2				95			695	394	394	394	394		394							
5	8/30	10	120	1.5±1	75.0	120	30	28	90	84	36	636	420	420	420	420	0.300								
	9/5	7																							
6	9/1	6	120	1.5±1	73.3	120	40	28	88	72	48	636	420	420	420	420	0.300								
	9/6	5																							

3. ニューラルネットワーク・システムの構築

3.1 入力データ 表-2に示すように、ニューラルネットワークの入力項目は実施工でVC値に影響すると予想される21項目とし、VC値を出力項目とした。実施工は年間を通じて行なわれることから、使用材料の計量値の他に、骨材の品質や気候の変化が考慮できるように骨材の比重・吸水率、および気温・湿度も含めた。ミキサの消費電力量については、従来のコンクリートのスランプや空気量などとの関係が求められており、バッチャー・プラントでのコンクリートの品質管理が可能であることが示されている²⁾。このことから、各練混ぜごとのミキサの消費電力の経時変化について、材料投入完了を確認した時点から60秒間を積算し、同時間内の空練りに要する積算電力量を差し引いたものを入力した。また、施工試験では人為的誤差やその他の要因により、ばらつきの大きなデータが含まれることがある。したがって、表-1に示す各試験ケースごとの結合材量と細骨材率、およびVC値について統計的検定を行ない、全115データの

うち18データを棄却し、ニューラルネットワークの学習精度を高めるようにした。検定後の97データについては、ニューラルネットワークに学習をさせる「学習データ」（76データ）と、推定精度の確認のためニューラルネットワークに学習をさせずに判定させる「検証データ」（21データ）に分類した。

3.2 システム 本検討では階層型ニューラルネットワークを用い、入力層は入力項目に対応した21素子とし、出力層はVC値を出力する1素子とした。また、中間層は1層とし、入力層の素子数の約1.5倍である31素子を配置した。

3.3 学習結果 学習は認識誤差(学習データに対するニューラルネットワークの出力の差)と推定誤差(検証データに対するニューラルネットワークの出力の差)を随時確認しながら行なった。学習回数に伴う認識誤差および推定誤差の変化(図-1参照)が安定し始めた学習回数が400回のときの認識結果および推定結果を図-2と図-3に示す。施工試験で実測されたVC値に対するニューラルネットワークが認識したVC値の平均認識誤差は0.74(sec)となり、これらの相関係数は0.997となった。したがって、学習の収束状況は良好でと言える。21個の検証データに対する平均推定誤差は13.7(sec)(相関係数は0.137)と大きい。推定精度が他とは異なると考えられる4データによるものである。推定誤差が大きい4データを除いたときの平均推定誤差は5.3(sec)(相関係数は0.750)となる。

4. あとがき

6月から9月に行なわれた施工試験で得られた結果を用いて、ニューラルネットワークによるVC値推定システムを構築した。推定誤差が大きかったVC値についてはその原因を検討し、さらにシステムの推定精度を高めることにより、実施工でも適用可能なVC値推定システムを構築することが可能であると考えられる。今後は、入力項目の感度解析を実施することにより、VC値に対する各入力項目の影響度を確し、ニューラルネットワークの学習の妥当性、ならびにVC値が管理規準を満足しない場合の配合補正方法についても検討する計画である。

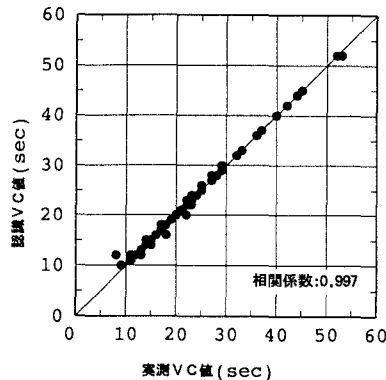


図-2 学習データの認識誤差

(参考文献)1)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りまぜ品質管理手法の検討,土木学会第49回年次学術講演会講演概要集第5部,pp.578-579,平成6年9月.2)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.422/V-16, pp.109-118, 1992.2.

表-2 入力データの一覧

データ項目	データ内容
(1)粗骨材量(80~120mm)	916~1086(kg)
(2)粗骨材量(40~80mm)	748~812(kg)
(3)粗骨材量(20~40mm)	630~790(kg)
(4)粗骨材量(5~20mm)	818~978(kg)
(5)細骨材量	1278~1464(kg)
(6)結合材量(セメント量+フライアッシュ量)	207.4~264.9(kg)
(7)投入水量(水量+水和剤量)	53.46~127.40(kg)
(8)細骨材表面水量	3.1~8.3(%)
(9)粗骨材(80~120mm)比重	2.70~2.74
(10)粗骨材(80~120mm)吸水率	0.19~0.39(%)
(11)粗骨材(40~80mm)比重	2.70~2.75
(12)粗骨材(40~80mm)吸水率	0.18~0.50(%)
(13)粗骨材(20~40mm)比重	2.70~2.74
(14)粗骨材(20~40mm)吸水率	0.33~0.87(%)
(15)粗骨材(5~20mm)比重	2.68~2.73
(16)粗骨材(5~20mm)吸水率	0.79~1.53(%)
(17)細骨材比重	2.65~2.67
(18)細骨材吸水率	1.34~1.82(%)
練りまぜ条件	(19)ミキサ消費電力量*1) 1212.00~1359.44(kWh)
VC試験条件	(20)試験室気温 18~30(℃)
	(21)試験室湿度 58~100(%)
出力	試験結果 VC値 8~53(sec)

*1)空練りを除いて評価したもの

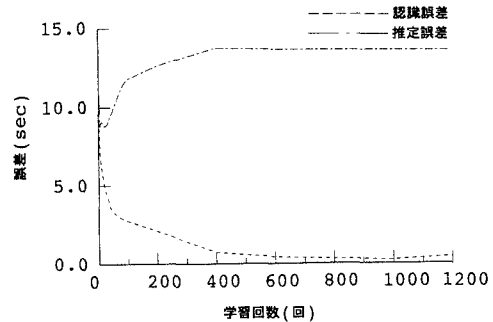


図-1 出力誤差の推移

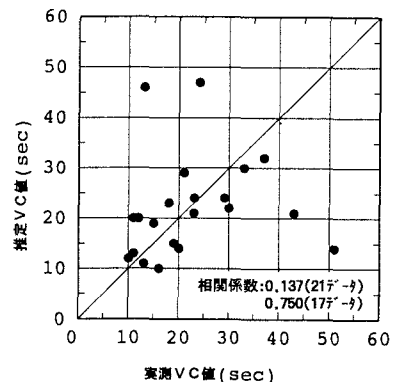


図-3 未学習データの推定誤差