

[1213] ニューラルネットワークによるコンクリート製造時の品質推定

大矢孝^{*1}・魚本健人^{*2}・堤知明^{*3}

1. はじめに

コンクリート製造に際しては、骨材の表面水率をはじめとして不確定要因が多数存在し、しかも、それらはコンクリートの品質に大きく影響する。また、練り混ぜは現象的に複雑であることから、練り上がったコンクリートの品質を推定することは、現状では非常に難しい。

コンクリートの練り混ぜ現象へのニューラルネットワークの適用については既往の研究 [1] においてなされており、室内実験の結果についてはコンクリート品質の推定が精度良く行えることが明らかにされている。そこで本研究では、現場での実験結果に対する推定の可能性を検証するとともに、現在その予測が困難である骨材表面水量の推定も試みた。

2. 実験概要

実験は、表-1に示す3配合について

同一バッチ内から30試料採取する試験、同一配合で各30バッチサンプリングする試験、そして、表-2に示した値を目標にした13配合についてそれぞれ1バッチのサンプリングの計3種である。これにより合計106バッチ分のデータを得た。測定項目および回数は表-3に示すものとした。また、ミキサは3m³練り2軸強制練りミキサを使用し、練り上り後ミキサ車に落としたコンクリートを試験ヤードに運んで行った。なお、通常スランプの計測は0.5cm単位であるが、本実験では0.1cm単位で測定した。

表-2：配合の目標値

	W/C (%)			G _{max} (mm)			単位水量 (kg/m ³)			練り混ぜ時間 (sec.)		
	40	55	60	25	40	150	165	180	60	120	300	
1	○			○			○		○			
2		○		○			○		○			
3			○	○			○		○			
4	○				○		○		○			
5		○			○		○		○			
6	○			○				○			○	
7	○			○		○			○			
8		○		○		○			○			
9	○			○		○					○	
10		○		○				○	○			
11	○		○			○				○		
12	○		○			○					○	
13			○	○		○					○	

表-1：配合

	配合条件		単位量 (kg/m ³)								混和剤	
	W/(C+F)	s/a	水	セメント	フライアッシュ	細骨材		粗骨材				
						川砂	陸砂	川砂利	碎石			
1	50.1	32.1	167	268	66	—	558	1235	—	0.835		
2	46.2	37.7	162	281	70	465	199	1149	—	0.878		
3	47.6	41.5	169	284	71	506	217	745	317	0.888		

* 1 東京大学大学院、工修、(正会員)

* 2 東京大学教授、生産技術研究所、工博(正会員)

* 3 東京電力(株)技術開発本部技術研究所構造研究室主任研究員、工修、(正会員)

表-3：測定項目および回数

バッチ数	1バッチ当たりの測定回数						
	表面水率	消費電力	材料の計量値	スランプ	空気量	圧縮強度	単位容積重量
同一バッチ内の品質のばらつき	3	1	1	1	30	30	90
同一配合間の品質のばらつき	90	1	1	1	5or6	6	3
異なる配合における品質調査	13	1	1	1	15	15	5or15
							15

3. 推定モデル

3. 1 ニューラルネットワークについて

ネットワークの各ユニットに入った信号は、ユニット間の結合の重みをかけられて総和がとられ、そして、応答関数による変形を受けて次の層に出力される。ネットワークに入ったデータは、このようにして出力層まで伝達されるが、このとき結合間の重みが適切に設定されていれば、出力された結果は入力に対する正しい推定結果となっている。ニューラルネットワークの学習は、これらの重みを最適化する操作であり、具体的には入力とそれに対する望ましい出力（教示値）の組を用意して、ネットワークの出力と教示値の誤差を減少させる方向に結合の重みを少しづつ変化させることで行う。これは、バックプロパゲーションと呼ばれる方法で、現在ニューラルネットワークの学習則として盛んに用いられているものである。

3. 2 解析方法

推定には図-1に示すような3層階層型ニューラルネットワークを用いる。各層のユニット数は入力層14、中間層18、出力層5とした。また、入力因子と推定させる項目（出力因子）は表-4に示すものである。消費電力の積算値は全材料投入後の値で、収束値は最終的に電力の変動がなくなった時点での消費電力である。なお、消費電力については、いずれも空練り時の電力量を差し引いた後の値である。材料の計量値は毎バッチ練り混ぜ前に測定されているもので、ネットワークにはその重さを入力した。また、実験においてコンクリート品質は複数回測定しているが、学習データはその平均値とした。なお、データは全て0～1の間に圧縮してから学習させる。

まず、実験によって得られた106バッチのデータの中から、測定に失敗したものと誤差が大きいと思われるデータを除いた。さらに、この86データの中から6データを検証用として学習データから除いたので、学習は合計80データにより行った。ここで、6データを学習データから除いたのは、学習データの推定誤差が減少し続けているにも関わらず、未学習データの推定誤差が増加に転じる現象（過剰学習）を防止し、学習後のネットワークに汎化性をもたせるためである。実際の計算では、学習途中に未学習データの推定誤差を逐次計算し、それが増加に転じた

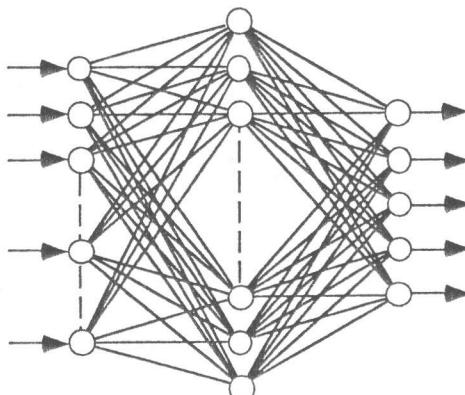


図-1：ニューラルネットワークモデル

時点での学習を終了させる。

なお、上に述べた誤差が大きく削除したデータとは、重みの初期値を変えて何度も学習させても常に収束の悪いものである。

4. 結果と考察

図-2 および表-5は、10万回学習後のネットワークの収束状況と、学習に使用しなかったデータに対

する推定結果を示したものである。全体的に学習の収束は非常に良く、未学習データの推定も精度良く行われており、精度の良い、汎化性の高いネットワークが構築されていることがわかる。

スランプ、圧縮強度については非常に精度良く推定できており、室内実験のデータによる推定結果と同程度以上の精度をもっていることが確かめられた。空気量の推定精度がやや悪かったが、その理由としては、その測定に個人誤差が入る余地が大きいこと、骨材表面水量の変動により単位水量が増減するため水量に対するA-E剤の相対量が変動すること、等が考えられる。しかし、JISにおいて空気量の変動に±1%が許容されていることを考えると、実用上の問題はないものと思われる。

また、骨材の表面水量についても良い推定を行えている。表-5から、表面水量の推定誤差は、全表面水量で約 2kg/m³、細骨材で約 1.9 kg/m³であった。単位水量が160~170kg/m³であるので、計量値が正しいと仮定するとバッチ内に含まれる全水量の推定誤差はわずか 1.2% 程度である。また、細骨材の表面水率に換算すると、単位細骨材量が 558~723kg/m³なので、その推定誤差は 0.2~0.3% である。今回の実験で使用した細骨材の表面水率が 10% もあったことを考えると、これらの結果は非常に良いといえる。

表-4：ネットワークの入出力因子

入力因子 (14 ユニット)	出力因子 (5 ユニット)
消費電力 材料投入量 (重量)	全材料投入後の積算値 ラスト 20 秒の積算値 収束値 最大値 水 セメント フライアッシュ 細骨材 (2種) 粗骨材 (3種) 減水剤 補助剤
	スランプ 空気量 圧縮強度 全骨材の表面水量 細骨材の表面水量

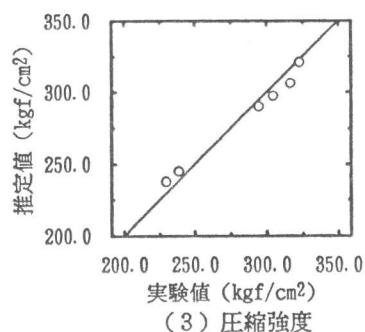
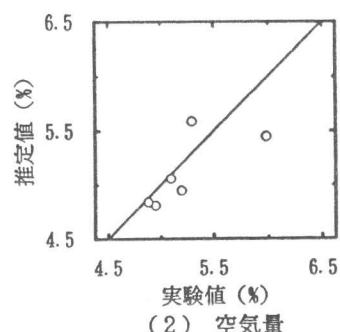
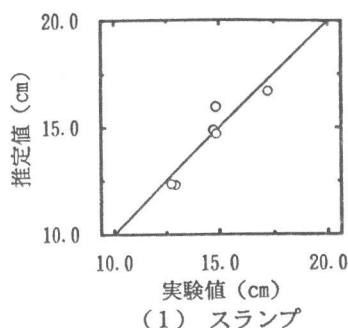
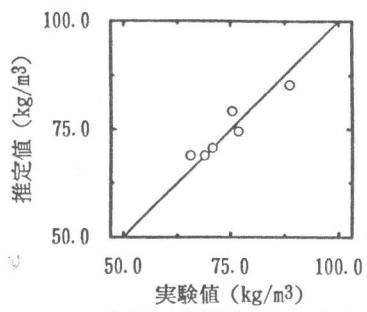
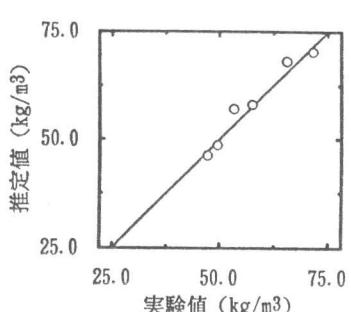


図-2 (1)：未学習データの推定結果



(4) 全骨材の表面水量



(5) 細骨材の表面水量

図-2(2):未学習データの推定結果

表-5: 収束状況と推定結果

	平均2乗誤差		相関係数	
	学習データ	未学習データ	学習データ	未学習データ
スランプ	0.384 (cm)	0.354	0.965	0.935
空気量	0.019 (%)	0.075	0.999	0.736
圧縮強度	74.8 (kgf/cm²)	46.9	-0.958	0.995
骨材の表面水量（細+粗）	4.0 (kg/m³)	7.1	0.984	0.946
骨材の表面水量（細）	2.3 (kg/m³)	4.1	0.987	0.977

5. まとめ

本研究において以下のことが明らかになった。

- (1) コンクリート練り混ぜにニューラルネットワークを適用したところ、現場の実機データでの推定も、空気量を除き、推定値と実験値の相関係数が0.93以上かつ誤差が4%以下の高い精度で行える。最も相関係数の低い空気量についても、平均誤差が0.27%とJISに規定された±1%の許容範囲内に十分入っており、実用上の精度は確保されている。
- (2) 骨材の表面水量の推定についても、上と同様相関係数0.94以上と良い結果を得た。このことから、バッチ内の真の水量を求める新しい手法としてもニューラルネットワークは使用可能であると考えられる。

なお、学習後のネットワークの精度は与えるデータの精度に依存し、また、学習データの範囲から大きくはずれたデータに対しては推定精度が落ちるため、実用に際しては正確な、かつ広範囲にわたったデータの収集が必要である。

(謝辞) 本実験を実施するにあたり多数の方々にお手伝い頂きました。また、解析にあたり東京大学生産技術研究所 浦環教授にご指導頂きました。深く感謝致します。

(参考文献)

- 1) 関口司・魚本健人ほか：ニューラルネットワークを用いた実験データの分析に関する研究、土木学会論文集、1993.2
- 2) 浦環・橋本秀紀：生研セミナー、ニューラルネットワークの基礎と新しい展開、1992.7