

ニューラルネットワークを用いたコンクリートの練りませ 試験結果の分析

Analysis of Test Results of Concrete mixing, Using Neural Networks

関 口 司*・魚 本 健 人**・渡 部 正**
Tsukasa SEKIGUCHI, Taketo UOMOTO and Tadashi WATANABE

1. は じ め に

コンクリート工学は、多くの実験や現場での施工における過去の膨大な知識、ノウハウの蓄積の上に成り立っている。そして、そこから導き出された経験式も数多く存在する。このような不確実性はコンクリートの特性上ある程度避けられないものであり、不確実性を含んだままでの処理が不可欠であると考えられる。このような、あいまいさを含むデータの取り扱いに対して、人間の脳の中で行われている情報処理を模擬したニューラルネットワークの研究が近年盛んに行われている。

コンクリートの練りませに関して従来より行われてきた様々な実験や研究の結果は、使用したミキサの形式や容量の違いを同一に評価する定量的方法がないため、同一実験内の相対的な比較にとどまっている。

そこで本研究では、コンクリートの練りませ試験によって得られた実験結果に対して、ニューラルネットワークを用いたモデルを考え、従来からある経験式の代用や、影響因子の推定の手がかりを得ることの可能性について検証した。

2. 学 習 方 法^{1)~5)}

本研究では、階層ネットワークを用いることとし、その学習のメカニズムを図-1に示す。すなわち、入力層

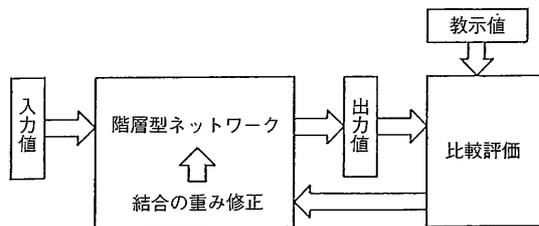


図-1 学習方法

*JR 東日本

**東京大学生産技術研究所 第5部

にあるパターンを入力すると、その時点でのユニット間の結合の重みの値に従ってある値が出力される。この出力値とあらかじめ与えられている教示値との二乗誤差を評価関数として、ユニット間の結合やしきい値の修正に用いる。しきい値の学習については、常に値-1をとるユニットを一つ用意し、それとの結合を作っておくことで、ユニットの結合の学習と同様に扱うことができる。

3. コンクリートの練りませ

コンクリートの品質は、練りませ時間に伴って大きく変化することが明らかにされている。なかでも、練りませ時間に伴うスランプの変化は特に大きく、図-2のような特徴的な傾向を示す⁶⁾。このような変化傾向は、水セメント比、単位水量、粗骨材最大寸法および添加する混和剤などの配合条件によって異なるが、著者らは、ミキサ形式が異なる場合も含めて、ミキサ消費電力量を指標にした定量的な評価式を、相対スランプ、相対空気量、相対圧縮強度などとして式(1)~(3)を提案している⁶⁾。

[スランプ]

$$Sl_r = 95.74 - 29.07 \log P - 49.63 (\log P)^2 \quad (1)$$

ここに Sl_r : 相対スランプ

(各練りませ時間でのスランプ Sl と最大スランプ Sl_{max} の比 = $(Sl/Sl_{max}) \times 100$)

P : ミキサ消費電力量 (wh/リットル)

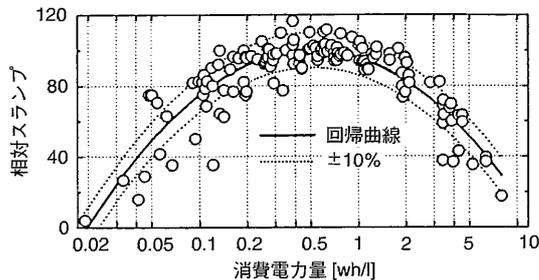


図-2 スランプの変化曲線の一般化

研 究 速 報

ただし 高性能減水剤を使用した場合を除く

表-1 学習データの配合

[空気量]

(a) プレレンコンクリートの場合

$$Airr=100.0-15.7 \log P+15.7(\log P)^2 \quad (2.a)$$

(b) AE コンクリートの場合

$$Airr=100.3-102.9 \log P-3.6(\log P)^2+93.3(\log P)^3 \quad (2.b)$$

ここに Airr: ミキサの消費電力量が 1 wh/リットルの時を 100 とした相対空気量

P: ミキサ消費電力量 (wh/リットル)

[圧縮強度]

$$CSr=100.0+407 \log P \quad (3)$$

ここに CSr: ミキサの消費電力量が 1 wh/リットルの時を 100 とした相対圧縮強度

P: ミキサ消費電力量 (wh/リットル)

ただし P > 0.05 wh/リットル

4. ニューラルネットワークを用いた影響因子の検証

4.1 検証方法

著者らの実験⁶⁾で得られたデータを使用して、階層型ネットワークに学習を行わせることを試みた。すなわち、練りませ操作に関する指標である、練りませ時間、ミキサ種類、ミキサ消費電力量の 3 個の要因を用いて、5 通りの組み合わせを考え、ネットワークに入力として与えて学習結果を比較することとした。

その組み合わせは、[消費電力量]、[練りませ時間]、[消費電力量+ミキサ種類]、[練りませ時間+ミキサ種類]、[消費電力量+練りませ時間+ミキサ種類] の 5 通りとし、水セメント比や添加する混和剤などの配合に関する要因は、すべての組み合わせに入力として共通に与えた。推定させる品質特性値としては、スランプ、空気量、圧縮強度の 3 種類とした。

4.2 モデル化

学習に用いるデータは合計 108 個で、水セメント比 40%~70%、粗骨材最大寸法 10 mm~40 mm、単位水量 165 kg/m³~185 kg/m³ の範囲とし、添加する混和剤は、AE 剤、減水剤、高性能減水剤の 3 種類で、高性能減水剤の添加量は 2 種類である。実験に使用したミキサは 3 種類で、容量 100 リットルで羽根の最外縁の周速の異なる 2 種類のパン型ミキサと、容量 90 リットルの水平二軸型ミキサである。配合は、表-1 に示した通りであり、練りませ時間はそれぞれ 10 秒~1000 秒の間で 6 通りとして、スランプ、空気量、圧縮強度を測定している。

表-1 からわかるように、それぞれの配合シリーズにおいては、特定の要因の影響を探るためにそれ以外の要因は一定にして実験が行われており、学習データの分布

配合名	Gmax (mm)	W/C (%)	単位水量 (kg/m ³)	混和剤	ミキサ種類	
F 1	10	55	213	AE 剤	パン型 F	
F 2	20	55	196			
F 3	40	55	182			
F 1'	10	55	198			
F 2'	20	55	182			
F 3'	40	55	169			
M 1	20	40	165	減水剤	パン型 M	
M 2	20	40	165			
M 3	20	40	165			高性能減水剤①
M 4	20	40	165			高性能減水剤②
M 1'	20	40	165	減水剤	二軸型	
M 2'	20	40	165			
M 3'	20	40	165			高性能減水剤①
M 4'	20	40	165			高性能減水剤②
M 5	20	40	175		パン型 M	
M 6	20	55	175			
M 7	20	70	178			
M 8	20	40	185			

範囲には偏りがある。また、入力する項目として、表-1 に挙げた 5 種類の他に、練りませ時間に関する項目が加わり、合計 6 項目となるのに比較して学習するデータの少なさは否定できない。

学習データの与え方は、水セメント比や消費電力量などの項目に関しては、その数値を入力値とする。添加する混和剤やミキサの種類など具体的な数値で表わせない項目に関しては、それぞれに対応するユニットを用意し、1 または 0 を与えることにした。ネットワークは 3 層とし、中間層のユニットの個数は、表-2 に示すように、それぞれ 3 通りとして学習を行わせた。これは、中間層のユニットの個数が不適切なために、学習の進み方が悪くなるということを避けるためである。入力層のユニット数はケース A, B が 8 個、ケース C, D が 11 個、ケース E が 12 個となる (図-3)。

4.3 学習結果の比較

各ケースにおける学習回数 10000 回までの学習の結果を表-3 に示す。5 種類の入力の組み合わせにおいて学習条件をそろえるため、学習 1 回あたりのユニットの結合の修正量など学習定数は各ケースとも同一とした。どのケースにおいても、空気量と圧縮強度の推定値はスランプの推定値に比べて推定の精度が良く、ほぼ収束して

表-2 ネットワークのバリエーション

ケース	入力する練り混ぜ操作に関する指標			中間層の数
	消費電力量	練り混ぜ時間	ミキサ種類	
A-1	○			10
A-2	○			12
A-3	○			14
B-1		○		10
B-2		○		12
B-3		○		14
C-1	○		○	12
C-2	○		○	14
C-3	○		○	16
D-1		○	○	12
D-2		○	○	14
D-3		○	○	16
E-1	○	○	○	12
E-2	○	○	○	14
E-3	○	○	○	16

おり練り混ぜ操作に関する指標の組み合わせによる違いは認められない。

また、どのケースにおいても中間層の数の違いによる

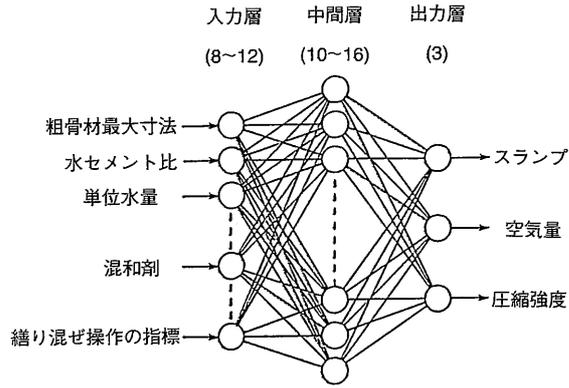


図-3 ネットワークモデル

収束レベルの差は少ない。練りませ操作に関する3個の指標すべてを入力として与えたケースEと比較して、やや収束のレベルが劣るのがケースC、Dである。ケースA、BはケースEと比べた場合、かなり収束のレベルが悪い。また、ケースAとケースB、ケースCとケースDの比較からは、指標が消費電力量か練りませ時間かでの差はみられない。また、ミキサ種類に関する入力があるケースC、Dと、それがないケースA、Bの学習の収束レベルの違いから考えると、練りませ操作の特性を表わす指標としては、練りませ時間または消費電力量のみよ

表-3 教示結果 (学習回数10000回)

ケース	スランブ		空気量		圧縮強度	
	平均誤差	相関係数	平均誤差	相関係数	平均誤差	相関係数
A-1	4.3072	0.9117	0.0273	0.9801	474.88	0.9874
A-2	5.8087	0.9087	0.0331	0.9757	443.87	0.9867
A-3	5.5401	0.9043	0.0332	0.9758	360.76	0.9867
B-1	4.3911	0.9126	0.0307	0.9755	577.96	0.9850
B-2	5.7660	0.9065	0.0329	0.9760	414.81	0.9890
B-3	8.0331	0.8910	0.0366	0.9733	321.18	0.9904
C-1	0.9319	0.9712	0.0146	0.9893	247.97	0.9926
C-2	0.9871	0.9695	0.0172	0.9875	247.94	0.9927
C-3	1.0656	0.9671	0.0205	0.9850	264.49	0.9921
D-1	0.8806	0.9728	0.0154	0.9888	254.58	0.9924
D-2	1.0564	0.9674	0.0164	0.9880	271.37	0.9920
D-3	0.8738	0.9731	0.0139	0.9899	247.15	0.9927
E-1	0.8839	0.9728	0.0137	0.9900	253.72	0.9925
E-2	0.8122	0.9750	0.0122	0.9911	249.52	0.9926
E-3	0.7442	0.9771	0.0116	0.9916	234.11	0.9931

※ 平均誤差とはそれぞれの指標の推定値と教示値の二乗誤差の平均を表す

研 究 速 報

表-4 教示結果 (学習回数30000回)

ケース	スランプ		空気量		圧縮強度	
	平均誤差	相関係数	平均誤差	相関係数	平均誤差	相関係数
A-1	2.6750	0.9339	0.0221	0.9838	709.89	0.9845
A-2	2.2918	0.9504	0.0176	0.9872	371.42	0.9893
A-3	2.3083	0.9502	0.0219	0.9841	353.04	0.9902
B-1	3.4495	0.9315	0.0226	0.9835	759.98	0.9840
B-2	2.2529	0.9517	0.0262	0.9810	363.14	0.9903
B-3	7.4777	0.9018	0.0344	0.9753	350.44	0.9899

※ 平均誤差とはそれぞれの指標の推定値と教示値の二乗誤差の平均を表す

表-5 回帰式とネットワーク (C-1) による推定結果

		スランプ	空気量	圧縮強度
回帰式	データ数	84	72	105
	平均二乗誤差	0.9428	0.0320	358.24
	相関係数	0.9708	0.9908	0.9902
ネットワーク	データ数	84	72	105
	平均二乗誤差	0.4254	0.0172	169.29
	相関係数	0.9801	0.9950	0.9952

り、ミキサ種類も加えた方が良いと考えられる。

このことを確認するために、ケースA、Bに関しては、さらに30000回まで学習を続け、最終的な学習の収束のレベルを調べた。その結果を表-4に示した。ケースAの方が若干収束のレベルは良いが、ほとんど差はないといえる。また、ケースC~ケースEほどには誤差は減少していない。このことから判断しても、練りませ時間や消費電力量のみを練りませ操作の特性を表す指標とするよりも、ミキサの種類についても入力として与えた方が良いと考えられる。ただし、学習データの数是一定なので入力項目を増やした方が、ネットワーク内部の結合の自由度が大きくなり、推定の精度が良くなるのは当然であるということもいえる。また、今回の解析では、練りませ操作に関する指標として練りませ時間を採用した場合と消費電力量を採用した場合での各推定値の精度には大きな違いは認められなかった。

4.4 既往の研究での回帰式との比較

前述の研究⁶⁾での回帰式 (式(1)~式(3)) より計算される一般化された値に、各配合ごとにそれぞれ実験値より回帰して求めた最大スランプ、ミキサの消費電力量が1wh/リットルの時の空気量、圧縮強度などの基準になる数値を乗じてやり、もとの値を推定することとし、ネットワークによる出力と比較する。その結果は表-5に示すとおりである。また、同一データに対するネットワー

クにより推定の結果もあわせて同表中に示した。ネットワークは、練りませ操作に関する入力の組み合わせが消費電力量とミキサ種類であるC-1を用いた。

これらの比較より、どの指標についてもネットワークによる推定値の方が優れている。しかし、これら回帰式とネットワークでは、入力する情報が異なること、また、回帰式の方は推定する対象を限定していることなどのために、本質的な比較にはならないが、ネットワークによる推定の精度を評価する上で参考になると考えられる。

4.5 ネットワークの動作の様子

各配合における教示値とネットワークによる推定値の関係性を調べるために、横軸を消費電力量と練りませ時間の2通りの場合に分けて、スランプの推定結果の例を図-4、図-5に示した。

練りませ操作に関する指標 (横軸) が消費電力量であるか練りませ時間であるかの違いは特に認められず、ミキサの種類が考慮されているC-1とD-3ではどちらの場合も推定の精度は良い。

5. 結 論

本研究の結果、コンクリートの練りませ操作というような、現象が複雑で推定する要因とその影響因子との関係が事前に予測することが難しい場合でも、ニューラルネットワークを用いて学習させることで推定が可能とな

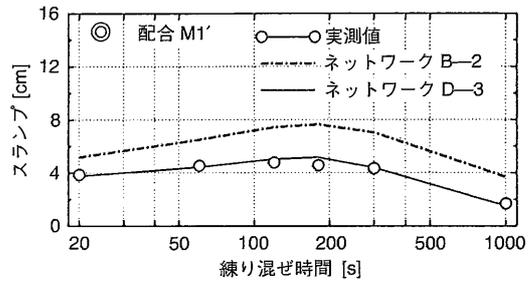
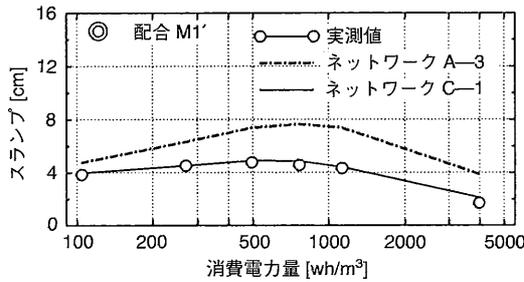
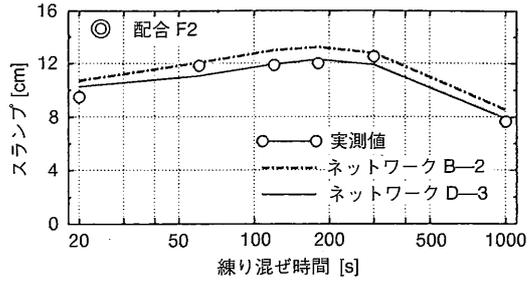
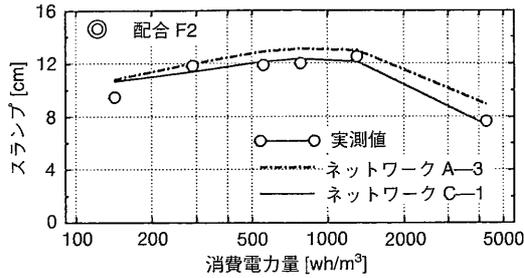


図-4 教示値とネットワークの出力(1)

図-5 教示値とネットワークの出力(2)

ることが確認できた。この学習機能を応用して、練りませ操作にともなうコンクリートの品質の変化を評価する指標として、何を選べば良いかを考察した結果、指標としては練りませ時間と消費電力量に大きな違いはなく、ミキサの種類に関する入力がある方がより良い精度で推定ができることがわかった。(1992年6月1日受理)

参 考 文 献

1) 松本元・大津展之：脳とコンピュータ2，ニューロコンピューティングの周辺，倍風館，1991

2) 麻生英樹：ニューラルネットワーク情報処理，産業図書，1988
 3) 中野肇：ニューロコンピュータの基礎，コロナ社，1990
 4) 生研セミナーテキスト：ニューラルネットワークの制御への応用，1991
 5) 中野肇ほか：ニューロコンピュータ，技術評論社，1989
 6) 魚本・西村・渡部・田中：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, 1992.2