

季節変動を考慮したコンクリートの品質管理システム

Quality Control System for Concrete Considering Season

加藤 佳孝*・大住 道生*・魚 本 健 人*・堤 知 明**

Yoshitaka KATO, Michio OSUMI, Taketo UOMOTO and Tomoaki TSUTSUMI

1. はじめに

コンクリートの製造時に際しては、骨材の表面水率をはじめとして不確定な要因が多数存在し、それらはコンクリートの品質に大きく影響を及ぼす。これに対しコンクリートの品質を推定する手法として、ニューラルネットワークを用いたシステムが提案された¹⁾。さらに、感度解析の結果を用い最適化手法を適用することで、所用の品質が得られるような配合条件、練り混ぜ条件を求め、常に一定品質のコンクリートを製造できるようなコンクリート製造管理システムの構築がなされた²⁾。しかしながら、既往の研究では夏場のデータを基準としてネットワークの構築を行っているため、年間を通じての適用は確認されていない。

そこで本研究では、冬場のデータを用いて現システム適用可能範囲の確認を行い、さらに現システムの汎用性の向上を目指した。

2. データの採取

実験は、表1に示す配合について、配合1については4バッチ、配合2については5バッチ、配合3については3バッチ、配合4については1バッチ、配合5については3バッチ、配合6については2バッチを行った。なお、使用した材料および試験場は既報¹⁾と同様である。測定項目および回数は表2に示すものとした(測定回数は、1バッチあたりのものである)。また、ミキサは3 m³練り2軸強制練りミキサを使用し、練り上が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0.5 cm 単位であるが、本実験では0.1 cm 単位で測定した。

*東京大学生産技術研究所 第5部

**東京電力(株) 技術開発本部技術研究所

3. 既往のシステムの適用範囲

3.1 既往の推定モデル

既存のニューラルネットワークモデルは、2段階構成のモデルである。まず第1段階(以下NN1と称す)で入力項目として、練り混ぜに伴う消費電力(積算電力量、収束値、最大値:図1参照)・水・セメント・フライアッシュ・細骨材・粗骨材・混和剤量の合計13項目を用いて全骨材および細骨材の表面水量を推定させバッチ内に投入された真の配合を推定する。続いて第2段階(以下NN2と称す)で入力項目として、積算消費電力・真の配合における水・セメント・フライアッシュ・細骨材量・全骨材量・混和剤量の合計8項目を用いて、コンクリートの品質(スランプ・空気量・圧縮強度)の推定を行うものである。これにより、コンクリートの練り混ぜ終了後にコンクリートの品質推定が行えるモデルが提案された。

3.2 推定結果

既存のニューラルネットワーク^{1),2)}モデルにおける夏場のデータのみによる学習状況の結果の一例を図2に示す。また、未学習データの推定状況を図3(◆で示す点)に示す。図より明らかなように、夏場におけるモデルの推定精度は非常によい結果であることが分かる。しかしながら、このモデルを用いて冬場のデータを推定させた結果(図3中の▲で示す点)を見ると、推定精度は低く現システムの年間を通じての適用性は低いことが明らかになった。冬場の実験データが既に構築されたシステムの学習範囲内に入っているにも関わらず、推定精度が低くなったのは現システムの入力項目だけでは、実現象との因果関係を的確に表現していないと考えられる。

まずはじめに、繰り返し情報を与えることで最適解が求まるように学習していくというニューラルネットワークの特徴を活かし、既存のシステムを用いて冬場のデータを

研究速報

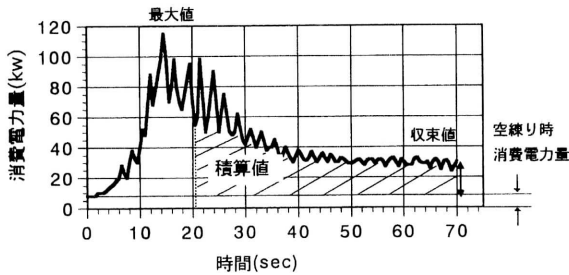


図1 ミキサー消費電力

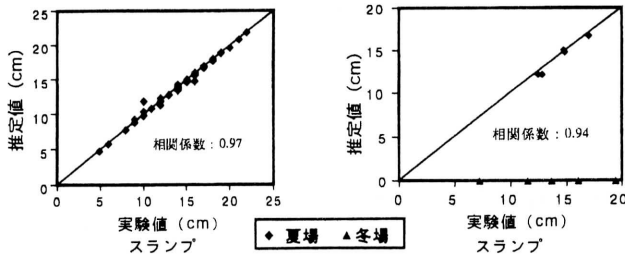


図2 学習データの収束状況 図3 未学習データの収束状況

追加学習させることにより、再びシステムを構築した(以下モデル1と称す)。これを用いて推定させた結果を図4(□で示す点)に示す。全ての推定結果において、追加学習する以前と比較すると推定精度は向上した。つまり、実現象の因果関係を明確にしなくても、追加学習を行えばある程度の精度は得られるのである。しかし、推定精度が低くなる度ごとに追加学習を必要とするようなシステムでは実用性が無い。また、年間を通じて全く同配合のコンクリートを作成しても、同品質のコンクリートを得ることは、はなはだ困難であることは、周知のことである。そこで、システムをより汎用性を持ったものにするためには、季節変動に直接的に関係する入力項目を新たにシステムに組み込む必要があると考えられる。

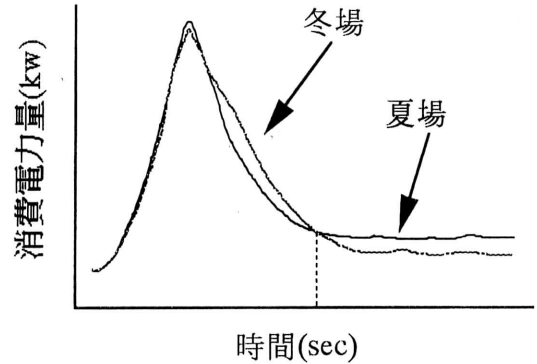


図4 消費電力量の季節における変動図(模式図)

4. ネットワークの再構築

4.1 新たなネットワークの構築

追加学習を行うことによって、ある程度の精度で推定できたということは、冬場の入力データの中のいずれかの項目が、季節変動を示す項目として機能していることになる。そこで、ほぼ同配合である夏場と冬場のデータに関して、消費電力(積算電力量、収束値、最大値:図1参照)に注目してみると積算電力量および最大値の値はほとんど変化がないのに対して、収束値は冬場のデータの方が小さいということが見られた。これは、練り混ぜ時間およびミキサーが同じであることを考慮すると、夏場と冬場の消費電力の経時的変化は、図4に示すような変化をしていると考えられる。この図より、ある点から冬場の消費電力は夏場のものに比較して減少していくことになる。これは、冬場のように温度が低い場合には、それに伴って水の粘性が低下しセメントの反応速度も遅くなるため、コンクリート全体として粘性が低下することによって、消費電力が減少すると考えられる。以上によって追加学習において、推定精度が向上したのは消費電力の収束値が季節変動を示す項目として機能しているためであると考えられる。

しかし、消費電力の収束値は材料などの影響を受けるた

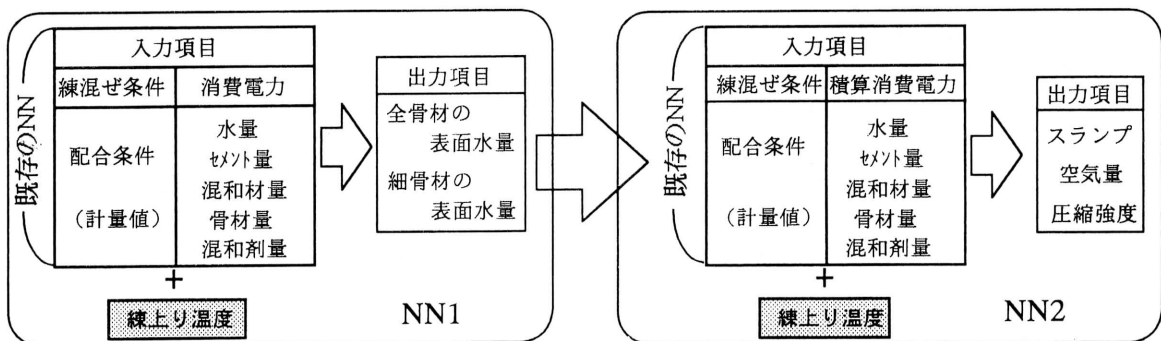


図5 新たなネットワークモデル(モデル2)

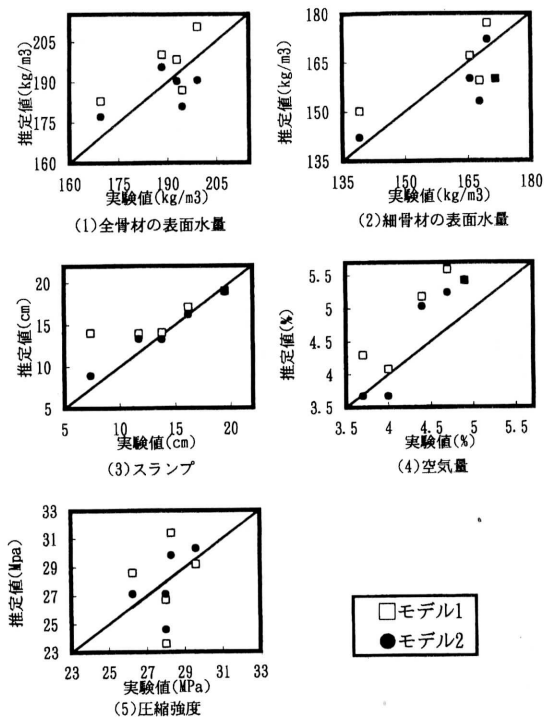


図 6 未学習データの推定結果

めばらつきが大きいためにコンクリートの品質の季節変動を直接的に表現できない点や、コンクリートの品質管理を行うためには極めて扱いにくい項目である。そこで、収束値の働きが、年間を通じた温度変化を表現していることから、新たな入力項目としてコンクリートの練り上がり温度

を採用し、ネットワークの再構築 (図 5 : 以下モデル 2 と称す) を行った。

4.2 結果と考察

前節で構築したモデル 2 を用いて冬場の未学習データを推定させた結果を図 6 (●で示す点) に示す。推定精度は追加学習に比べ若干向上したにとどまった。ここで、この結果を定量的に評価するために、各データに対する平均 2 乗誤差、平均推定誤差および最大推定誤差を求めたものを表 3 に示す。表より NN1 の出力項目である骨材の表面水量の推定誤差は平均的にモデル 2 の方が良いことが分かる。さらに、この結果として NN2 の出力項目である 3 項目の推定誤差もモデル 2 の方が低くなっている。しかしながら、推定精度は向上したが、実際にコンクリートの品質を推定するモデルとしては実用のレベルにまでは至らなかった。この理由として、本研究で使用したデータは、夏場のものが同配合のものに対して数十個のデータを学習に使用しているのに対し、同配合のものに数個のデータしか使用していないためである。つまり、ネットワークを構築する際に、夏場のデータを優先させ冬場のデータを無視した形になってしまうためである。これにより最大誤差の値が大きなものになってしまう可能性が生じるのである。

以上の結果を見ると、練り上がり温度を入力項目として採用して、システムを再構築させる必要性がないように思える。ここで、前述したようにモデル 1 において収束値が果たしていた機能を、モデル 2 において練り上がり温度が代替しているかを確認するために、冬場のデータについて

表 1 配合表

	配合条件		単位量 (kg/m ³)					
	W/(C+F)	S/a	水	セメント	フライアッシュ	細骨材 (川砂)	粗骨材	
							川砂利	碎石
1	55.0	41.0	150	219	54	755	1128	---
2	55.0	41.0	155	226	56	746	1115	---
3	55.0	41.0	145	212	52	704	1141	---
4	44.8	33.0	130	220	71	607	1279	---
5	55.0	40.0	145	212	52	745	774	388
6	55.0	41.0	140	204	51	772	1054	---

表 2 測定項目および回数

測定項目	表面水率	消費電力	計量値	スランプ	空気量	圧縮強度
測定回数	1	1	1	15	15	15

表3 推定結果

	平均2乗誤差		平均誤差		最大誤差	
	モデル1	モデル2	モデル1	モデル2	モデル1	モデル2
全骨材の表面水量(kg/m ³)	104.4	76.3	9.80	7.96	13.3	13.9
細骨材の表面水量(kg/m ³)	76.3	80.3	7.94	7.49	11.6	14.9
スランプ(cm)	10.0	1.10	2.11	0.86	6.62	1.60
空気量(%)	0.407	0.216	0.574	0.412	0.890	0.630
圧縮強度(MPa)	7.27	3.17	2.31	1.47	4.40	3.40

表4 影響の大きい要因

順位	全骨材の表面水量	
	モデル1	モデル2
1	細骨材量	細骨材量
2	フライッシュ量	セメント量
3	水量	練り上がり温度
4	収束値	減水剤量

配合1(表1参照)を基準値として感度解析を行った。影響の大きい要因を順に表4にまとめた。表により、モデル1では収束値が4番目に大きく影響していたのに対して、モデル2では、練り上がり温度が代替していることが明らかにわかる。これにより、コンクリートの季節変動を制御する項目としてコンクリートの練り上がり温度を採用したことは、妥当であるということがわかる。また、年間を通じたコンクリートの品質管理を行うため、つまりは現システムの汎用性の向上にとってコンクリートの練り上がり温度は、重要な入力項目であることがわかる。このように、温度項を入力項目に採用することによって、実現象の因果関係を的確に表現することのできるシステムとすることが可能である。

5. ま と め

年間を通じての適用性が、必ずしも十分でなかった既存

のニューラルネットワークシステムの入力項目に、新たにコンクリートの練り上がり温度を採用し、新たなシステムを構築した。推定精度には未だ問題は残っているが、実現象の因果関係をよりの確に表現することのできるシステムが構築できたことにより、より汎用性のあるシステムを構築することができた。

今後、より広範囲な条件での推定精度の向上を目指すためには、年間を通じたデータおよび種々の配合に基づいたデータの収集を行うことが必要となる。

謝 辞

本実験を実施するにあたり多く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 浦環教授にご指導を頂きました。この場を借りて深く感謝致します。また、本研究の一部は平成7年度科学研究費補助金(試験研究(B), 研究代表: 魚本健人)によったことを付記する。

(1995年9月7日受理)

参 考 文 献

- 1) 大矢孝・魚本健人・堤知明: 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, コンクリート工学年次論文報告集, Vol. 16, No. 1, 1994 pp 1273-1276.
- 2) 大矢孝・魚本健人・堤知明: ニューラルネットワークを用いたコンクリート製造管理システムに関する研究, 土木学会論文集, 5月号.