

論文 超硬練りコンクリートの練り混ぜ品質管理手法に関する基礎実験

村上祐治^{*1}・安田 登^{*2}・堤 知明^{*3}・喜多達夫^{*4}

要旨：超硬練りコンクリートのコンシステンシーは、振動締固めの充填時間を計測するVC試験を行い、評価されている。本論文は、そのVC試験を行うことなく、練り混ぜ時の諸データからVC値を精度良く推定する方法を確立することを目的にして、ミキサの消費電力を測定した実験を行うとともに、ニューラルネットワークを利用して検討した結果を報告するものである。

キーワード：超硬練りコンクリート、VC値、積算消費電力量、練り混ぜ管理手法、ニューラルネットワーク

1. はじめに

近年、ダム用コンクリートは、その経済性ならびに施工性などの優位性から、RCD用コンクリート(Roller Compacted Concrete for Dams)と呼ばれる超硬練りコンクリートが用いられることが多い。超硬練りコンクリートは単位水量が少なく、水分量の変化がコンクリートのコンシステンシーに敏感に影響を及ぼすため、製造時の水分量管理が極めて重要である。従来、水分量の管理方法は骨材の表面水率測定を行い、コンクリートのコンシステンシーは練り混ぜ終了直後にVC試験で測定されている。

コンクリートは、骨材やセメント、水などから構成される不均質な複合材料であり、コンシステンシーは各材料別に実験的に予測され、全ての要因を総合したコンクリートのコンシステンシーの解析的予測は各要因の定量的評価の問題、その解析的モデルの問題などのため難しい。このように物理的モデルが解っていない場合、計測で得られたデータを用いた一種の逆問題である推定を行うことが一般的である。有効な手段として着目されているのが、ニューラルネットワーク[1][2]である。

ニューラルネットワークを土木分野へ実際に適用した例は未だ多くないが、複雑で経験的な判断を代替または分析評価する事例に、景観の評価[3]、斜面の安定性評価[4]あるいは著者らによる構造物の健全度評価の分析[5]～[6]などがある。コンクリート材料に関しては、普通コンクリートの練り混ぜ品質管理に対し、ニューラルネットワークを適用した魚本らの研究[9]～[11]がある。

本論文は、超硬練りコンクリートのVC試験を行うことなく、練り混ぜ時の諸データからVC値を精度良く推定する方法を確立することを目的にして、練り混ぜ時のミキサの消費電力およびコンクリートの品質を測定する室内実験を行うとともに、ニューラルネットワークを適用した新しい品質管理手法を報告するものである。

2. 実験概要

2.1 実験方法

(1) 使用材料および配合

超硬練りコンクリートに使用した材料を、表-1に示す。超硬練りコンクリートの配合は最大骨材寸法を80mmとし、超硬練りコンクリートのコンシステンシーを表すVC値は5秒～90秒程度の範囲に対するコンクリートとし、その一例を、表-2に示す。

(2) 練り混ぜ方法

表-1 使用した材料

材料種類		仕様
セメント		中庸熱ポルトランドセメント, 比重=3.20
フライアッシュ		常磐火力産フライアッシュ, 比重=2.02
細骨材		大井川産川砂, 比重=2.62, 吸水率1.49%
粗骨材	G1:40-80	秩父産碎石比重=2.74, 吸収率0.27%
	G2:20-40	秩父産碎石比重=2.73, 吸収率0.35%
	G3:5-20	秩父産碎石比重=2.62, 吸収率0.76%
混和剤		AE減水剤(ボゾリスNo.8)

*1 (株) 間組 技術研究所 技術研究部 第4研究室 主任研究員、工博(正会員)

*2 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)

*3 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)

*4 (株) 間組 技術研究所 技術研究部 第4研究室 室長、工修(正会員)

超硬練りコンクリートの材料の投入順序を、図-1に示す。コンクリートの練り混ぜは最大骨材寸法150mmが練り混ぜることができる容量200リットルの2軸強制式ミキサを使用した。なお、練り混ぜ量は1バッチ当たり140リットルとした。

(3) 計測内容

計測は、超硬練りコンクリートの練り混ぜ時のミキサの消費電力、コンクリートのコンシステンシーを表すVC値などを行った。ミキサの消費電力は材料完了時からコンクリート放出まで測定し、その測定間隔は0.1秒毎に計測した。

2. 2 実験ケース

実験ケースは練り混ぜ時間と単位水量をパラメータとして、表-3に示す。練り混ぜ時間は90秒を基本として、60～120秒の範囲とし、単位水量は80～97 kg/m³である。

3. 実験結果

3. 1 ミキサの消費電力履歴

練り混ぜ実験に先立ち、実機レベルでの練り混ぜ時のミキサの消費電力を測定し、超硬練りコンクリートおよび普通コンクリートに関するミキサの消費電力履歴を比較した。両者の配合を表-4に、消費電力履歴を図-2に示す。なお、使用したミキサは2軸強制式ミキサである。消費電力履歴のうち、高周波の脈動が両者ともみられ、ミキサの羽の回転のためと考えられる。そ

表-2 コンクリート配合の一例

粗骨材最大寸法 Gmax (mm)	ﾌﾗｲｱｯｼｭ置換率 F/C+F (%)	水結合材比 W/C+F (%)	細骨材率 S/a (%)	単位量(kg/m ³)							混和剤 (%) Ad.
				水 W	セメント C	ﾌﾗｲｱｯｼｭ F	細骨材 S	粗骨材 40~80 mm G 1	粗骨材 20~40 mm G 2	粗骨材 5~20 mm G 3	
80	30	74.2	33	89	84	36	738	518	518	518	0.25

表-3 練り混ぜ実験のパラメータ

単位水量(kg/m ³)	80	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	97
予想VC値(sec.)	90	50	40	30	25	23	22	21	20	17	15	93	11	10	5
練り混ぜ時間 (sec.)	60		○	○	○	○	○				○			○	○
	75				○				○					○	
	90	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
	105				○				○					○	
	120		○	○	○	○	○				○			○	○

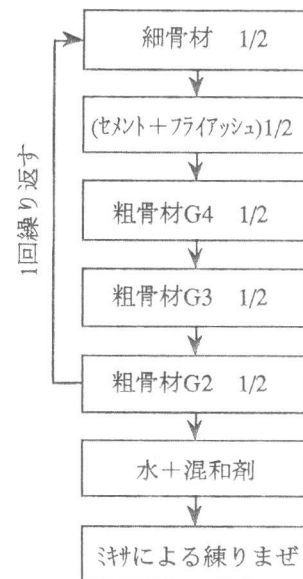
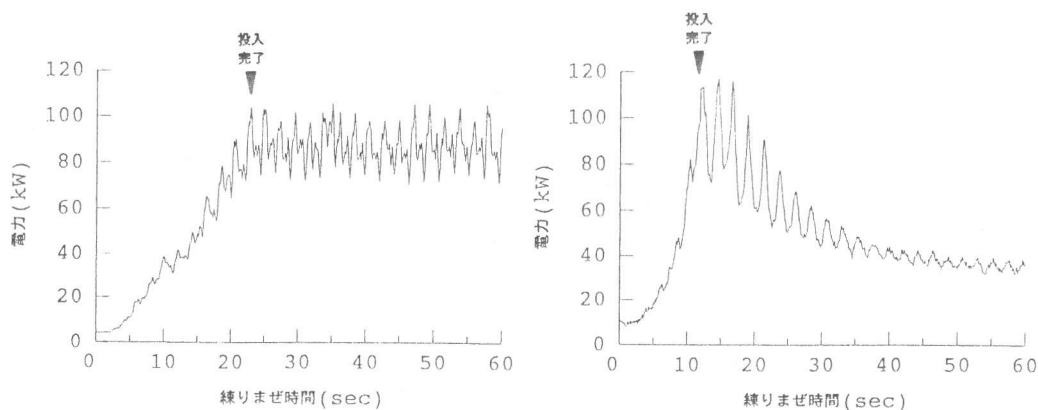


図-1 材料の投入順序



(a) 超硬練りコンクリート

(b) 普通コンクリート

図-2 実機レベルでのミキサの消費電力履歴

して、練り混ぜが開始されてから、消費電力は増加している。これは、実機コンクリートプラントの練り混ぜが空回りしているミキサの直上から材料を数秒ごとにそれぞれ分けて投入する方法であるため、材料の容量が徐々に増加し、それに伴い、ミキサの負荷が増加するためと考えられる。超硬練りコンクリートでは、すべての材料が投入されてからは、ほぼ平坦な消費電力となっている。容量200リットルの2軸強制式ミキサの消費電力量履歴を図-3に示す。なお、超硬練りコンクリートの配合は表-2に示すコンクリートである。ミキサの消費電力履歴はすべての材料を投入した後、練り混ぜるため、ミキサの起動時に多大な電力が生じているが、それ以降は平坦な消費電力であり、実機の消費電力履歴と同様な形状になった。

それに対して、図-2に示す実機の普通コンクリートの消費電力履歴では、材料がすべて投入された付近で消費電力のピークを持ち、それ以降は減少し、練り混ぜ時間が40秒付近で一定になっている。これは、超硬練りコンクリートのモルタル量が0.4 m³ 程度であり、普通コンクリートでは、0.6 m³ 程度であり、モルタル量の相違に関連していると考えられる。すなわち、普通コンクリートは、練り混ぜ初期である材料投入直後ではモルタルに練り込まれておらず、粗骨材同士が噛み合う摩擦が支配的で、練り混ぜが進行するにしたがってモルタル成分が練り込まれて徐々に粘性体になると考えられる。超硬練りコンクリートは、モルタル量が少ないため、練り混ぜが進行しても粗骨材の周囲にモルタルが付着している程度の粘性体であり、摩擦が支配的であるためと考えられる。

各材料別の単位時間・単位容積当たりの積算消費電力量 (Wh/リットル/min.、以下、積算消費電力量と呼ぶ) を図-4に示す。なお、この積算消費電力量はミキサ起動時の電力の変動を除いた時点から所定の練り混ぜ時間までの消費電力を積算したものである。この練り混ぜは容量200リットルの強制式2軸ミキサを用い、練り混ぜ量は各材料とも140リットルとした。積算消費電力量は、RCD用コンクリートの積算消費電力量が0.28 Wh/リットル/

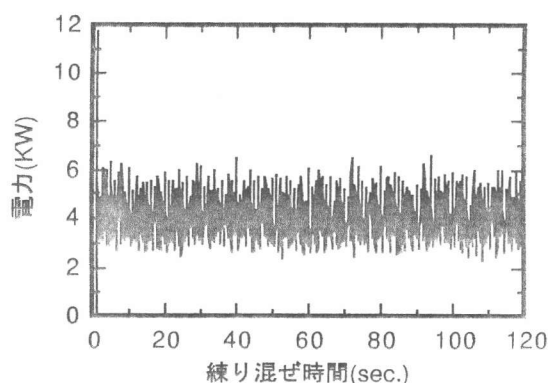


図-3 容量200リットルの2軸強制式ミキサに関する消費電力履歴

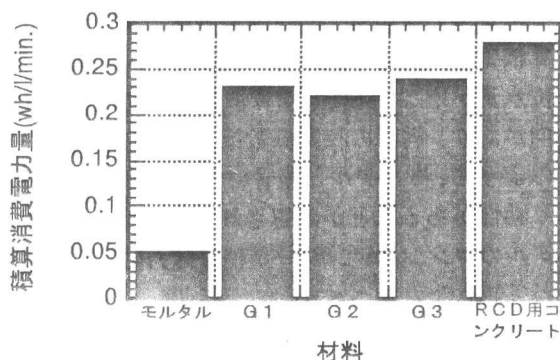


図-4 各材料別の積算消費電力量

表-4 超硬練りコンクリートおよび普通コンクリートの配合

コンクリートの名称	粗骨材最大寸法 Gmax (mm)	フライッシュ置換率 F/C+F (%)	水結合材比 W/C+F (%)	細骨材率 S/a (%)	単位量(kg/m ³)								混和剤 (%) Ad.
					水 W	セメント C	フライッシュ F	細骨材 S	粗骨材 80~120 mm G 1	粗骨材 40~80 mm G 2	粗骨材 20~40 mm G 3	粗骨材 5~20 mm G 4	
超硬練りコンクリート	120	30	75	28	90	84	36	632	413	413	413	413	0.3
普通コンクリート	25	20	47.6	41.5	169	284	71	723	—	—	—	1062	0.25

min.、G1、G2、G3が0.23、0.22、0.25 Wh/リットル/min.となり、粗骨材の積算電力量はRCD用コンクリートの80～88%となっている。モルタルの積算消費電力量は0.05 Wh/リットル/min.であり、モルタルと粗骨材を総和した1リットル当たりの積算消費電力量よりもRCD用コンクリートの方が大きくなっている。これは、粗骨材のみの練り混ぜである、骨材間に粘性が生じないが、粗骨材にモルタルが加わると、粗骨材間に粘性が生じるためRCD用コンクリートの方が大きい積算消費電力量になったものと考えられる。このように、モルタルが混入することでRCD用コンクリートが粘性を持つ材料になることから、モルタルのコンシステンシーが消費電力に影響することが予想される。

3.2 単位水量、VC値および積算消費電力量
容量200リットルの2軸強制式ミキサに関する単位水量とVC値の関係を練り混ぜ時間毎に整理した結果を図-5に示す。単位水量が増加するにしたがって、VC値が減少する傾向を示し、単位水量とVC値は密接な関係にあることが解る。

消費電力を積分し、積算消費電力量を用いて、積算消費電力量と単位水量の関係を図-6に示す。単位水量が増加すると、積算消費電力量は減少する傾向があり、両者の相関係数は0.72である。先述のように、モルタルと粗骨材を練り混ぜることにより粘性があることが確認されたが、図のようにモルタルのコンシステンシーが消費電力に影響することが追認された。

VC値と積算消費電力量の関係を図-7に示す。VC値が増加するにしたがい、積算消費電力量が増加する傾向を示し、両者の相関係数は0.68である。これは、単位水量が低下するにしたがって、モルタルが硬くなり、粗骨材量も増加することによって、練り混ぜ時の摩擦が増加してミキサの負荷が増加したものと考えられる。このため、VC値が大きくなるにしたがって、コンクリートが硬くなり、積算消費電力量が増加することが考えられる。このように、これは積算消費電力量を計測することによりVC値を推定することができる可能性があることを示唆するものである。

4. ニューラルネットワークを利用した品質管理手法の提案

4.1 ニューラルネットワークのシステム構成
ニューラルネットワークは、脳神経細胞における

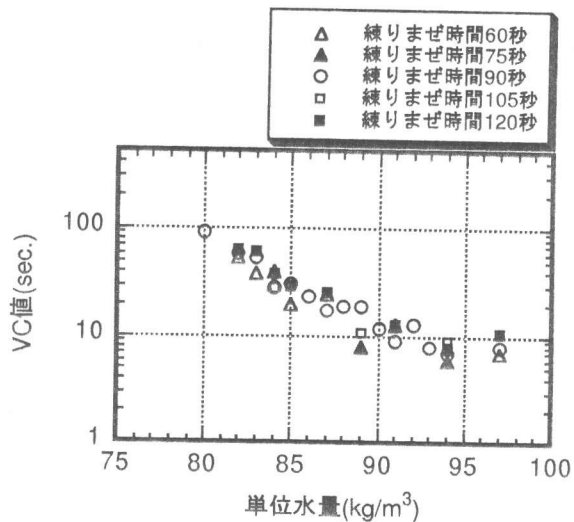


図-5 単位水量とVC値の関係

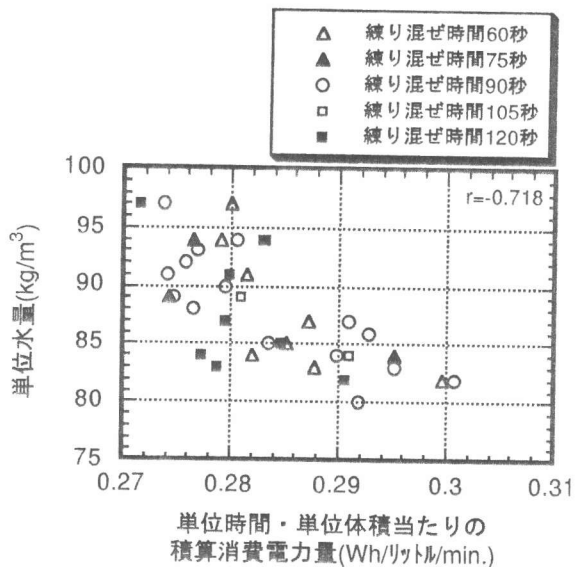


図-6 積算消費電力量と単位水量の関係

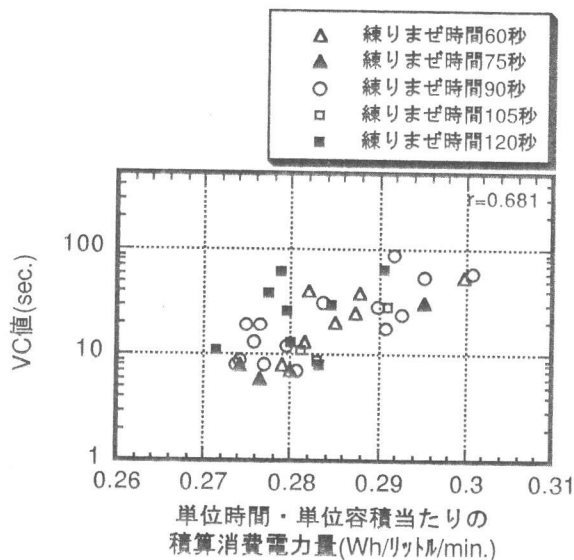


図-7 積算消費電力量とVC値の関係

ニューロンとシナプスを数学的にセルとネットワークによってモデル化したシステムで、良く吟味された入出力の組み合わせデータを学習させることにより、複雑な非線形性の強いモデルに対しても適応能力が優れている。今回用いたシステムは階級型ニューラルネットワークであり、入力層8セルと出力層1セルの間に、中間層を2層×10セル設けた。

4. 2 システムの入出力項目

本ニューラルネットワークシステムは、練り混ぜ前ならびに練り混ぜ時に得られるデータを既知データと考へて入力項目とし、練り混ぜ後に得られるデータを未知データと考へ出力項目とした。入力項目は、練り混ぜ時間、配合条件、積算消費電力量であり、出力項目はVC値である。

4. 3 検証

学習に用いたデータは室内実験で得られたものであるため、材料の計量や練り混ぜに関しては十分な管理が行われているが、VC値の測定には人為的な誤差が含まれていることが考えられる。図-5に示した単位水量とVC値を回帰させ、VC値が回帰直線から大きく外れるデータ（相対偏差1.5 σ 以上）については棄却することにした。

棄却したデータと検証用データを除く27ケースの入出力データを使用して、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[12]で、166回の学習を行った結果に関する学習結果と実験結果の対比を図-8に示す。学習回数は、一般に学習による認識率が一定のレベルに達するまで継続させることとなっているが、複雑な問題や入力項目の多さに比べて学習データの組み合わせが少ない場合などは、過剰学習[12]となる恐れがある。これを回避するために各学習回数毎の未学習データの推定誤差を算定し、推定誤差が最小になる段階で学習を終了した。なお、167回以降の推定誤差は、多少の振動を繰り返しながら徐々に増加する傾向を示した。

学習結果と実験結果に関する相対誤差の頻度分布を図-9に示す。相関係数は0.955となり、相対誤差の平均値は-0.017秒、標準偏差は0.186秒となり、ニューラルネットワークの学習結果が偏りのない十分な精度を有していることを示している。

学習が終了したシステムに、検証用の5ケースを推定させ、本システムの検証を行った。検証結果は図-10（図中○印）に示す通り、推定結果の実験結果に対する相関係数は0.966となり、ニューラルネッ

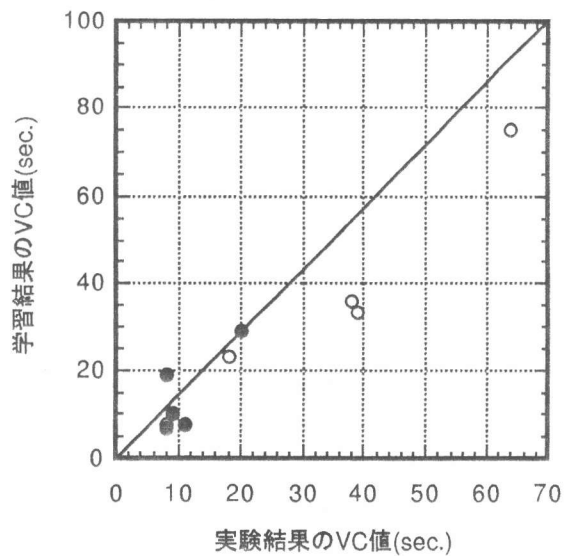


図-8 学習166回の学習結果

標本数 27
平均値 -0.017sec.
標準偏差 0.186sec.

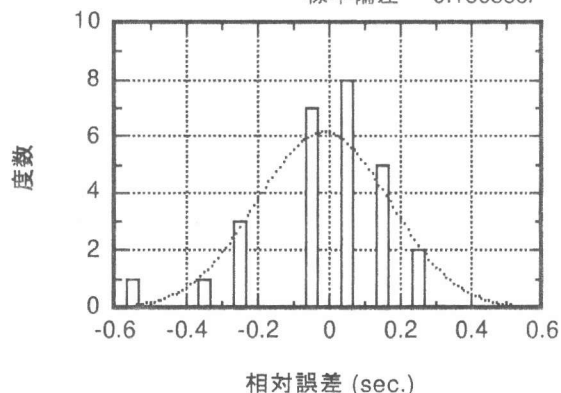


図-9 相対誤差の頻度分布

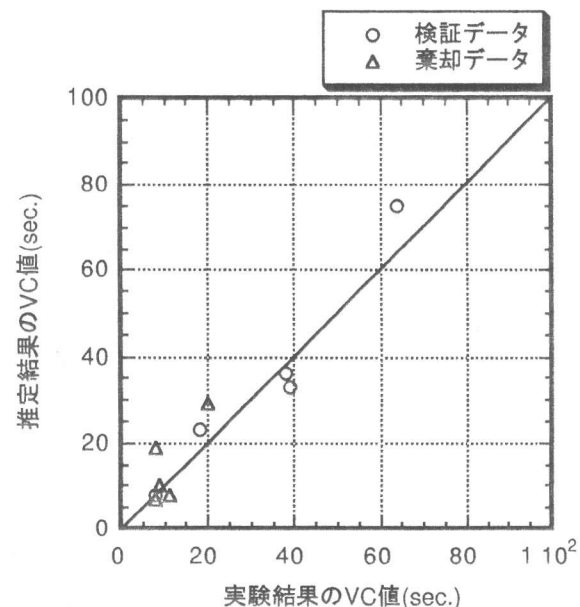


図-10 検証データの検証および棄却データの推定結果

トワークが極めて正確に実験結果を推定し得ることを表している。図-10 (図中△印) に、先述の回帰曲線から外れた棄却データを本システムで推定した結果を重ねて示す。棄却データが、ニューラルネットワークによる推定で、実験結果と近い値となった。

5. まとめ

超硬練りコンクリートの積算消費電力量とVC値が関係であることから、ニューラルネットワークによりリアルタイムで練り混ぜ終了後の品質特性を表すVC値を精度良く推定し得ることが明らかとなった。本研究により明らかとなったことをまとめると、以下の通りである。

(1) 超硬練りコンクリートのミキサの練り混ぜ時に計測される消費電力量は、練り混ぜ初期に消費電力が大きくなり負荷が徐々に増加する山なりの波形となる普通コンクリートの場合と大きく異なり、始めから終わりまでほぼ平坦な波形となる。

(2) 超硬練りコンクリートのVC値と積算消費電力量は、VC値が大きくなるにしたがい、積算消費電力量が増加するという関係がある。

(3) 配合条件と消費電力量を入力データとするとニューラルネットワークシステムで、超硬練りコンクリートのコンシステンシーであるVC値を、相対誤差の標準偏差0.186秒の精度まで推定できる。

今後は、実施工のプラントにおける実測データを用いて、超硬練りコンクリートの品質管理に対するニューラルネットワークの適用性を確認するとともに、計測などにおける人為的な測定誤差の分析に対してニューラルネットワークの適用性を検討する予定である。

【参考文献】

- [1] 合原一幸：ニューラルコンピュータ，東京電気大学出版局，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] 渡辺英一，古田均，森本浩之，利根川太郎：ニューラルネットワークを用いたダム構造物の景観設計支援システム，土木学会構造工学論文集，Vol.38，No.2，pp.617～624，1992
- [4] 白木渡，松保重之：ニューラルネットワークによる斜面崩壊予測に関する研究，土木学会第3回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集，pp.153～158，1993.12
- [5] 安田登，白木渡，松島学，堤知明：ニューラルネットワークによるコンクリート構造物の劣化評価，コンクリート工学年次論文報告集，第15巻1号，pp.847～852，1993.6
- [6] N.Yasuda,T.Tsutsumi,T.Kawamura,S.Matsubo,W.Shiraki：Assessment of Deteriorating Reinforced Concrete Structures Using Artificial Neural Networks，Proc of ISUM1993，pp.581-586，1993.4.
- [7] 白木渡，松保重之，安田登，河村知之，川野賢司：ニューラルネットワークによる塩害を受けるRC構造物健全度評価，土木学会第48回年次学術講演会概要集，第I巻，pp.1234～1235，1993.9.
- [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の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.
- [9] 関口司，魚本健人，高田良章，渡辺正：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.
- [10] 魚本健人，西村次郎，渡辺正，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.
- [11] 岸清，渡辺正，山田一字，魚本健人：ミキサの種類と練り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.
- [12] 矢川元基編：計算力学とCAEシリーズ12「ニューラルネットワーク-計算力学・応用力学への応用」，pp.146～148 培風館，1992.5.