

論文 ニューラルネットワークによるコンクリート中への塩分浸透の予測

新垣 貴裕^{*1}・山田 義智^{*2}・大城 武^{*3}・舛田 佳寛^{*4}

要旨:本研究は、様々な環境下に設置されるコンクリート中の塩化物イオンの浸透を予測する方法として、論理的に予測が困難である問題に対して有効なシステムであるニューラルネットワークの適用性を検討したものである。構築されたニューラルネットワークの示す塩化物イオン浸透量を定性的および定量的に検討した結果、本ニューラルネットワークは、コンクリート中への塩化物イオン浸透量を予測するのに有効であることが確認された。

キーワード: 塩化物イオン浸透量、環境条件、ニューラルネットワーク、塩分濃度ピーク

1. はじめに

様々な環境下に設置されるコンクリート中への塩化物イオンの浸透量を予測するには、コンクリート中での塩化物イオンの透過性およびコンクリート表面と外部環境との境界条件を明らかにしなければならない。現在、解析的にコンクリート中の塩化物イオンの分布状況を予測する場合、塩化物イオンの透過性を見かけの拡散係数で評価し、また、境界条件として、コンクリート表面の塩化物イオン濃度を与えるたり¹⁾、あるいは表面において塩化物イオンのフラックスを与える²⁾、拡散方程式を解く方法が一般的である。しかし、塩化物イオンの透過性を表す見かけの拡散係数は、コンクリートの含水状態および経過時間とともに進行する水和による細孔状態の変化等に影響を受ける。また、境界条件となるコンクリート表面における塩化物イオン濃度およびフラックスは、コンクリートの設置されている環境およびコンクリートの細孔状態や含水状態の影響を受ける。このように経過時間や環境条件、さらには炭酸化等の他の劣化要因にも影響されるコンクリート中への塩化物イオンの浸透モデルを一般化し、コンクリート中の塩化物イオン量分布を解析的に得るのは困難

である。

そこで、本研究では、上記の様にモデル化が困難であるような問題に有効なシステムであるニューラルネットワークを用いて、様々な環境下におけるコンクリート中の塩化物イオン量分布を予測する手法を示す。

2. ニューラルネットワークの構築

2.1 学習データに関する基本的な考え方

本研究では、様々な環境下に設置されたコンクリート中の塩化物イオン量分布を予測するために、1986年から1997年までの12年間に出版された、日本建築学会構造系論文集、日本建築学会大会梗概集、土木学会論文集、土木学会年次学術講演会集、コンクリート工学年次論文報告集、コンクリート工学論文集に記載された論文中や筆者らが行った暴露実験結果より、外部からコンクリート中に浸透した塩化物イオン量に関するデータを収集した。

収集したデータの条件は、コンクリートの設置環境が明確になっていること、セメントの種類、水セメント比、設置期間が明記されているものを採用した。セメント種類は普通ポルトランドセメントを使用したもので、コンクリート

*1 琉球大学大学院 工学部環境建設工学科 (正会員)

*2 琉球大学助手 工学部環境建設工学科 工修 (正会員)

*3 琉球大学教授 工学部環境建設工学科 Ph.D (正会員)

*4 宇都宮大学教授 工学部建設学科 工博 (正会員)

厚が10cm以上でフライアッシュや初期塩分等は混入していないコンクリートに限定した。また、同一環境、同一水セメント比でありながら、暴露時間が長期におよんでいるにもかかわらず、他の結果に比べ著しくコンクリート中の塩化物イオン量が減少している場合は、データとして採用しなかった。

2.2 システムの入出力項目

本研究におけるニューラルネットワークの入力項目は、図-1に示すように大きく分けると設置環境条件、水セメント比(W/C)、経過時間、表面からの距離の4項目である。設置環境条件については、飛沫帶、海中、陸上大気中、水掛かりを入力項目とした。設置環境条件項目の入力値としては、陸上大気中以外は、該当する場合に"1"を入力し、該当しない場合は"0"を入力した。なお、陸上大気中においては、当地における飛来塩分量 $q(\text{mg/cm}^2/\text{year})$ を入力した。また、水掛けりは、コンクリートの含水状態、表面における塩化物イオンの洗い流し、中性化の進行状況に影響を与えるものとして採用した。本来なら、塩化物イオンの移動に影響を与える中性化深さそのものを入力値の一つとすべきであるが、中性化深さを塩化物イオン量とともに測定したデータが不足しているため、今回は上述の水掛けり項目で中性化の効果を表すことにした。なお、水掛けりのない環境は、陸上大気中で、かつ、屋根スラブ等で覆われ、直接水の掛けられないと判断される場所のみを対象とした。

経過時間は、暴露期間(年数)を代入値とし、表面からの距離は、表面から2cm, 4cm, 6cmの各距離を代入した。出力値は、表面から2cm, 4cm, 6cm位置における塩化物イオン濃度(コンクリート重量比:wt%)とした。なお、収集したデータで、2cm, 4cm, 6cm位置の塩化物イオン濃度が測定されていない場合は、実測されたデータにて直線補間して2cm, 4cm, 6cm位置の塩化物イオン濃度とした。また、塩化物イオン濃度は全塩分量の表示とした。

各範囲毎に該当する学習データ(括弧外)およ

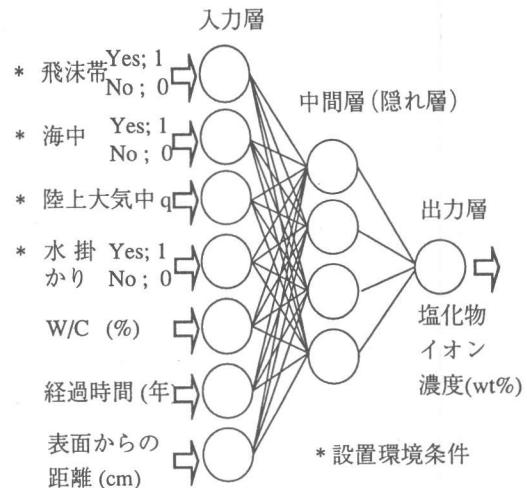


図-1 ニューラルネットワークの構成

表-1 学習・検討データの個数

経年	水セメント比	飛沫環境	海中環境	飛塩環境
(0≤year<5)	w/c<40	0 (0)	0 (0)	9 (0)
	40≤w/c<50	3 (0)	0 (0)	0 (0)
	50≤w/c<60	18 (0)	12 (3)	9 (0)
	w/c≥60	12 (9)	0 (0)	18 (3)
(5≤year<10)	w/c<40	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	40≤w/c<50	6 (0)	0 (0)	0 (3)
	50≤w/c<60	9 (0)	3 (6)	3 (0)
	w/c≥60	3 (0)	0 (0)	42 (6)
(10≤year<15)	w/c<40	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	40≤w/c<50	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	50≤w/c<60	0 (0)	3 (0)	0 (0)
	w/c≥60	0 (0)	0 (0)	24 (9)
(15≤year≤20)	w/c<40	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	40≤w/c<50	0 (0)	0 (0)	3 (3)
	50≤w/c<60	3 (3)	0 (0)	0 (0)
	w/c≥60	0 (0)	0 (0)	0 (0)

び検討データ(括弧内)の個数を表-1に示す。

2.3 ニューラルネットワークの構成

ニューラルネットワークとは、脳細胞におけるニューロンとシナプスを数学的にモデル化したシステムで、よ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、複雑で非線形性の強い現象に対しても優れた適応能力を示す。このニューラルネットワークに含まれる結合強度ベクトルの成分数を増やせば、学習データを精度良く満足させることができる。し

かし、こうして得られた学習結果は、学習データ自身が雑音により乱されている場合もあり、未知のデータに対しても満足のいく結果を与えるかどうかは保証されない³⁾。即ち、図-2に示す破線のように学習データに精度良くフィットした曲線を求めるのが最善ではなく、場合によっては、図中の実線のように学習データに対する精度は多少悪くとも、未知のデータも含めた場合に対しては、より汎化能力の点で優れている場合もある。このように、学習データを必要以上に精度良く(誤差を少なく)学習させる事を過学習と言う。本研究では、ニューラルネットワークの学習過程途中で定期的に未学習の検討データの教示値を求め、この教示値と検討データの実測値との誤差二乗和累計を求める。ここで、学習データに関する誤差二乗和累計は低下しているにもかかわらず、検討データに関する誤差二乗和累計が増加する場合は、過学習に陥っていると判断し、学習を終了させることで過学習を防いだ。本ニューラルネットワークの中間層数は1層で固定し、そのユニット数は、過学習に陥らず、かつ、学習データおよび検討データに関する教示値と実測値の誤差二乗和累計が最も小さくなるように決定した。その際には、学習データおよび検討データの範囲外で、表-2に示す事項を定性的に満足する事も確認している。この表-2の記述は、塩化物イオンのコンクリート中への浸透を対象とした場合、理論的に満たさねばならない事項であり、これを満足できない場合は、いくら学習データおよび検討データのフィッティングが良くとも、ネットワークの構成に問題がある。

上述の事をふまえて、試行錯誤的に検討した結果、中間層1層で4ユニットとした場合、次式で表される学習データの誤差二乗和累計が0.135の時、検討データの誤差二乗和累計が最も小さく、且つ、表-2の事項も満足した結果が得られた。

$$E = \frac{1}{2} \sum (P_i - N A_i)^2 \quad (1)$$

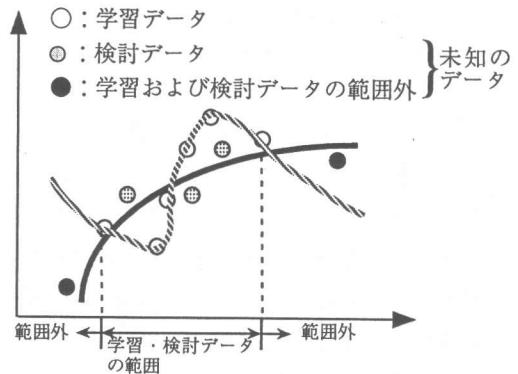
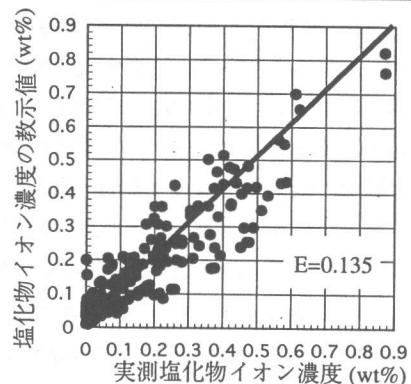


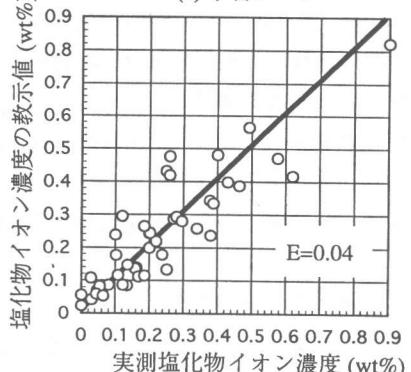
図-2 過学習の概念

表-2 定性的事項

- 同一環境、同一経過年を経たコンクリート中の塩化物イオン量は、水セメント比の大きい順に多くなる。
- 同一環境、同一水セメント比のコンクリート中の塩化物イオン量は、経過年とともに減少することは無い。
- 洗い流し作用や、中性化の影響を受ける範囲(今回は、表面より5cmまでとした)を除き、塩化物イオン濃度は、コンクリート内部にいくほど高くなることは無い。



(a) 学習データ



(b) 検討データ

図-3 ネットワークの誤差評価

ここで, P_i は実測値, NA_i はニューラルネットワークによる教示値を示す。

以上のことより, 本研究で用いたニューラルネットワークシステムは, 入力層7ユニット, 中間層1層4ユニット, 出力層1ユニットにて構成した(図-1参照)。図-3に学習データおよび検討データの実測値と本ニューラルネットワーク教示値との比較を示す。なお, 収集データ全222組中約80%(177組)を学習データとして用い, 残り約20%(45組)を検討データとして用いた。

3. ネットワークの評価

3.1 実験結果における知見との比較

この節では, コンクリートの設置場所の環境条件や, 経過年数等の違いが, コンクリート中の塩化物イオン濃度の分布にどのような影響をもたらすのか, 既往の実験結果より得られている知見と比較し, 本ニューラルネットワークの有効性について定性的に検討する。

図-4は, 水セメント比50%, 経過時間10年で統一し, 飛沫帯, 海中, 陸上大気中の各環境下におけるコンクリート中の塩化物イオン濃度を本ニューラルネットワークにて求めた。なお, 陸上大気中の飛来塩分量は $2.59\text{mg/cm}^2/\text{year}$ で沖縄県において海岸より100m地点で観測された値を用いた。図-4によると, 飛沫帯, 海中, 陸上大気中の順にコンクリート中の塩化物イオン量は多くなっており, 既往の研究結果⁴⁾と一致した結果となっている。

図-5は, 水セメント比50%で統一し, 海岸付近で観測された飛来塩分量($28.6\text{mg/cm}^2/\text{year}$)を受ける陸上大気中環境とし, 一方は, 屋根スラブ等で水掛かりがない場合(白抜き記号)と, 水掛かりがある場合(黒印)のコンクリート中の塩化物イオン濃度の変化を経過時間5年と10年で示す。本ニューラルネットワークによる教示値は, 水掛けない場合はコンクリート中の塩化物イオン量が多く, また, 中性化が進行するので経過年とともに内部に塩化物イオン濃度のピークが移動する事^{5,6)}を表している。

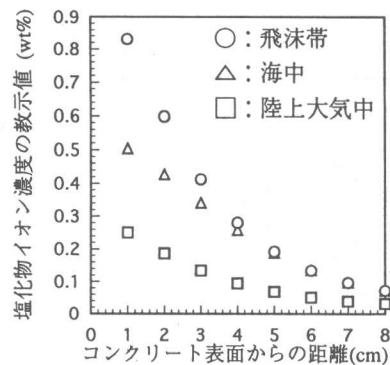


図-4 環境による違い

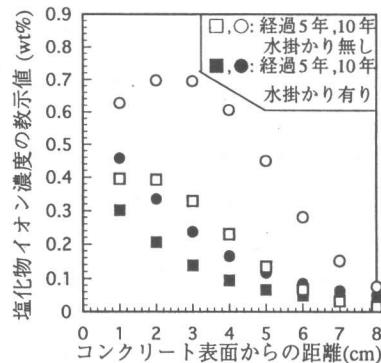


図-5 水掛けおよび経過年数による違い

3.2 実測値(検討データ)との比較検討

ここでは, 海中, 飛沫, 陸上大気中の各環境下におけるコンクリート中の塩化物イオン濃度の浸透状況を, 検討データに用いた実測結果(黒丸印, 線で連結)と本ニューラルネットワークの教示値(白丸印, 1cmおきに8cmまで示す)を比較検討することで, コンクリート中の塩化物イオン量予測への本ニューラルネットワークの適用性を定量的に検討する。なお, 各々の図中に水セメント比, 経過年数もまとめて示す。

図-6は, 海中環境下におけるコンクリート中の塩化物イオン濃度の浸透状況を示す。図-6(I)より, 経過年数が短い場合, コンクリート表層部(表面から1~3cm部)で若干誤差が大きいが, 本ニューラルネットワークの教示値は, 実測結果を良く表していると言える。

図-7は, 飛沫環境下におけるコンクリート中の塩化物イオン濃度の浸透状況を示す。水セメント比が高く, かつ, 経過年数が短い図-7(I)の

場合にはコンクリート内部の塩化物イオン量を多めに評価しているが、全体的に本ニューラルネットワークの教示値は、実測結果を良く表している。

図-8は、陸上大気中環境下で、図-8(I)には水掛かりの有る場合のコンクリート中の塩化物イオン濃度の浸透状況を示す。また、図-8(II), (III)には、水掛かりの無い場合のコンクリート中の塩化物イオン濃度の浸透状況を示す。なお、図中には飛来塩分量 $q(\text{mg}/\text{cm}^2/\text{year})$ の値もまとめて示す。

図-8(I)は、水掛かりがあり、水セメント比も低いので、中性化が進行しないと考えられ、コンクリート表面に塩化物イオン濃度のピークが存在する。図-8(II), (III)の様に、水セメント比が高く、水掛かりが無い場合は、中性化が進行しやすく、コンクリート内部側に塩化物イオン濃度のピークが形成される様子が示されている。また、図-8(III)は、図-8(II)に比べて経過年数が長い。従って、(III)の教示値は、(II)の教示値に

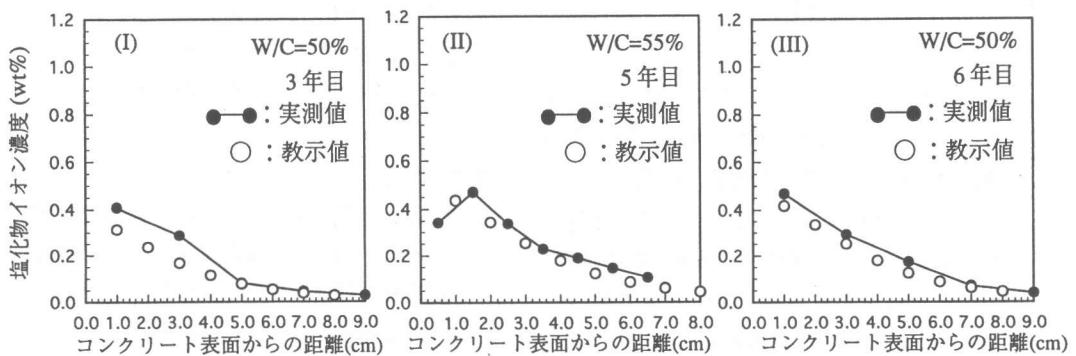


図-6 実測値とニューラルネットワーク教示値との比較(海中環境)

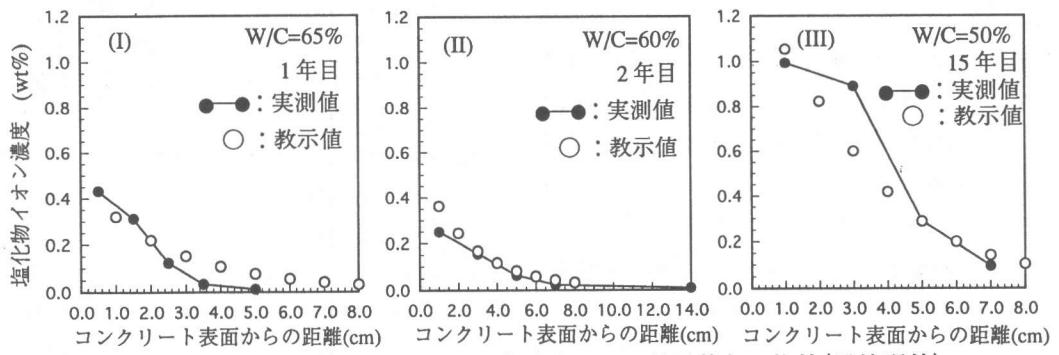


図-7 実測値とニューラルネットワーク教示値との比較(飛沫環境)

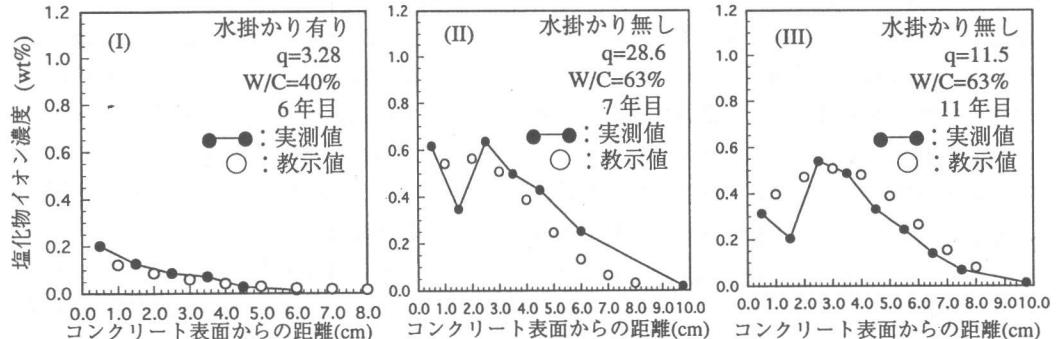


図-8 実測値とニューラルネットワーク教示値との比較(陸上大気中)

比べるとより内部側に塩化物イオン濃度のピークが形成されることを示している。

図-8においても本ニューラルネットワークによるコンクリート中の塩化物イオン濃度の教示値は、実測結果による値を良く表している。

4.まとめ

本研究は、ニューラルネットワークというモデル化が困難であるような問題に対し有効なシステムにて、様々な環境下におけるコンクリート中の塩化物イオン量分布を予測する手法を示し、その有効性を検討した。以下に、得られた結果をまとめる。

- (1) 本ニューラルネットワークは、表-2の事項を満足し、かつ、検討データにて過学習に陥らないよう検討した結果、入力層7ユニット、中間層1層4ユニット、出力層1ユニットのネットワークが構成された。この時、学習データに対する誤差二乗和累計は0.135で、検討データに対するそれは、0.04であった。
- (2) 本ニューラルネットワークの定性的な評価のため、幾つかの条件にてコンクリート中の塩化物イオン量を予測したところ、既往の研究成果より得られた実験的事実を表すことが確認された。
- (3) 本ニューラルネットワークによるコンクリート中の塩化物イオン量の教示値は、実測値を良く表すことが確認された。

今回用いたニューラルネットワークによる塩化物イオン浸透予測法は、過去の実験データを記憶するデータベース的能力に学習による汎化能力を加えたものと位置付けられる。よって、学習するデータが増えると、学習範囲内でさらにその能力を発揮するものと考えられる。しかし、未学習範囲の汎化に論理的な判断が自動的に加えられないため、現象に対する定性的な判断基準のもと、試行錯誤的な手法によりネットワークを構築しなければならない。したがって、暴露時間が学習期間範囲より長期に及ぶ場合は、

定量的な塩化物イオン浸透量の評価判断に関する信頼性に不安が残る。したがって、外部からコンクリート中に浸透する塩化物イオン量の評価の信頼性をより一層高めるためには、従来の拡散解析手法等と併用し、評価する方が望ましいと考える。

謝辞

本研究で使用したデータの読み取りおよび整理にあたり、1997年度琉球大学工学部環境建設工学科大城研究室4年次学生の協力を得ました。記して感謝の意を表します。また、既発表論文の中から、実験データを引用させていただいた研究者の皆様に感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 大城武、堀園義昭、谷川伸、永井健太郎：コンクリート中への塩素イオンの浸透に関する実験的及び解析的研究、コンクリート工学年次論文報告集、Vol.9、No.1、pp.369-374、1987.6
- 2) 山田義智、大城武、樹田佳寛：塩害環境下におけるコンクリート中への塩化物イオンの浸透に関する解析的研究、日本建築学会構造系論文集、第501号、pp.13-18、1997.11
- 3) 馬場則夫、小島史夫、小澤誠一：ニューラルネットの基礎と応用、共立出版株式会社、pp.25-26、1994.9
- 4) 竹田宣典、迫田恵三、十河茂幸：海洋環境下に10年間暴露した鉄筋コンクリートの経年変化、コンクリート工学年次論文報告集、Vol.18、No.1、pp.753-758、1996.6
- 5) 小林一輔、白木亮司、河合研至：炭酸化によって引き起こされるコンクリート中の腐食因子の移動に関する研究、コンクリート工学論文集、Vol.1、No.2、pp.62-68、1990.6
- 6) 谷川伸、山田義智、大城武、川村満紀：厳しい塩害環境下での鉄筋コンクリート構造物の耐久性に関する研究(アクリルゴム系防水塗膜の効果)、日本建築学会構造系論文集、第487号、pp.11-19、1996.9