ニューラルネットワークを利用したコンクリート中にある鉄筋の 腐食速度の推定式の構築

APPLICATION OF NEURAL NETWORK TO CORROSION RATE ESTIMATION OF REINFORCEMENT EMBEDDED IN CONCRETE

黑田裕伸^{*},松島学^{**},横田優^{***},佐々木孝彦^{****},飯島亨^{*****} Hironobu KURODA, Manabu MATSUSHIMA, Masaru YOKOTA, Takahiko SASAKI and Toru IIJIMA

*香川大学大学院 工学部安全システム建設工学科 (〒761-0396 香川県高松市林町 2217-20) **工博 香川大学教授 工学部安全システム建設工学科 ****工博 (株)四国総合研究所 土木技術部 主席研究員 ****工博 (財)鉄道総合技術研究所 材料技術研究部(コンクリート材料) 室長 *****(財)鉄道総合技術研究所 材料技術研究部(コンクリート材料) 副主任研究員

The parameters of equation for estimating the polarization resistance as the index of corrosion rate is seek in this paper. The measurement parameters in this estimation are 1) chloride ion density, 2) carbonation, 3) water contain and 4) temperature. R.C. structures received the both of chloride attack and carbonation is investigated in situ. The parameters of estimation equation are obtained by the sensitivity analysis of neural net works system developed using the investigated data in situ. The data set obtained in situ is 158 set.

Key Words: Neural Network, CorrosioRate, Chloride induced damage, CarbonationAttack, Back Propagation

1. はじめに

ー般に、コンクリート部材中の鉄筋はコンクリートの アルカリ成分により不動態化しており、表面には緻密な 酸化物層(不動態皮膜)が形成されている.

鉄筋の腐食は、塩化物イオンの増加により不動態皮膜 が破壊され進行する場合と、中性化によりpHが低下し不 動態皮膜が消失し進行する場合がある.さらに、中性化 と塩害の複合劣化が進行する場合は、鉄筋の腐食速度が 大きくなることも知られている¹⁾.

分極抵抗は、コンクリート中の鉄筋の腐食速度に関す る情報を得る方法の一つである.分極抵抗 R はその逆数 と腐食速度 Δr が比例関係にある.よって、分極抵抗を 計ることができると、鉄筋の腐食速度を定量的に求める ことができる.鉄筋の腐食速度は、コンクリートの中性 化残り、コンクリート中の塩化物イオン量、コンクリー トの含水率、コンクリートの温度の影響を大きく受ける ことがわかっている.

本研究は、塩害と中性化の複合劣化を受けるコンク リート構造物中の鉄筋の腐食速度を推定する回帰モデル から、鉄筋の腐食速度の推定式を構築する.回帰での説 明因子は既往の研究²⁾から 1)気温、2)含水率、3)中性化残 り、4)塩化物イオン量を選んだ.評価因子は、分極抵抗 とした.回帰に用いるデータは、現場で採取された各々 の実測値を用いた.回帰モデルを構築する手法として、 非線形回帰手法であるニューラルネットワークを用いた ³⁾⁴⁾. 推定式の構築では,回帰式を用いて感度解析を行い, 得られた感度の形状から推定式を同定した.

- 2. 現場計測データ
- 2.1 測定項目及び測定方法

鉄筋コンクリート製の橋脚を対象構造物とし、鉄筋の 腐食速度の現場計測を行った.計測項目は鉄筋の腐食速 度の指標となる現場の分極抵抗と環境条件である.気温 は、温度計を用いて計測を行った.一般に、計測される コンクリートの表面温度ではなく、気温で計測を行った のは、コンクリート表面に直射日光が当たらず、気温と コンクリート温度がほぼ同じ値をとる位置で計測を行っ たためである.含水率は、高周波容量式の含水率計を用 いてコンクリート表面で測定を行った.中性化残りは, 現場でコンクリートコアを取り出し、フェノールフタレ イン溶液を噴霧して測定を行った.塩化物イオン量は, 現場で採取したコアから,試験室で全塩化物イオン量の 測定を行った. 分極抵抗は、交流インピーダンス法を採 用した装置を用い計測を行った.計測では、10Hz と 20 mHzの2つの周波数のインピーダンス値から見かけの分 極抵抗を求め,鉄筋の表面積を乗じて真の分極抵抗を求 めた.現場の測定状況を写真-1に示す.現場で得られ たデータは、全部で158 組である.

2.2 得られた計測データ

現場試験によって得られたデータの各項目の値を表 -1 に示す.表中には、各項目であるコンクリート温度、含 水率、中性化残り、塩化物イオン量の平均値、標準偏差, 最大値、最小値を整理した結果を示す.

図 - 1 に分極抵抗 R と塩化物イオン量 C との相関を, 図 - 2 に分極抵抗 R と含水率 R との相関を,図 - 3 に分 極抵抗 R と中性化残り X との相関を,図 - 4 に分極抵抗 R とコンクリート温度 T との相関を示す.現場で得られ たデーターであるため,データの分布に偏りが見られ, システム構築に都合の良いデータであるとは必ずしもい えない.

気温は、10℃~30℃の範囲ににほとんどのデータが集 中しており、一般的な温度条件を満足している.含水率 は、2.0~6.0%に8割以上のデータが集中しており、一般 的な含水率の範囲を網羅している.ただし、含水率は 2%以下のデータはない.塩化物イオン量は、一見 2.0kg/m³に多いように見えるが、4kg/m³、6kg/m³付近に ピークがある.塩化物イオン量は 0.0~6.0kg/m³程度が一 般的な範囲を十分網羅しているといえる.中性化残りは 値が正であるデータが多く、負であるデータは 20%に満 たない.中性化残りの一般的な範囲を網羅している.



写真-1 現場計測状況

項目	平均植	標準定義	最大値	影値
気温T (C)	24.5	6.33	11.2	31.0
含水率W (%)	4.5	1.85	2.0	10.0
中性化残りX (mm)	3.5	2.45	0.16	8.93
塩化物イオン量C (kg/m³)	14.3	23.66	-51.0	56.0
分極抵抗R(kOcm ²)	176.0	237.2	0.89	1489





図-4 分極抵抗 R と気温 T の相関

2.3 計測データの精度

現場計測であるため、計測された分極抵抗にはばらつ きが生じている.このばらつきには、絶対値が存在する ものと考えられる. ほぼ同一と判断できる環境条件で整 理した実データの平均値と標準偏差の関係を図 - 5 に示 す. 各プロット点は、ほぼ同じと思われるデータ項目で あるグループの測定された分極抵抗の平均値を縦軸に, 標準偏差をよく軸に示してある. 同図の左側のマークの 横に記してある数字は、各プロット点のデータ数である. 同図に見られるように、分極抵抗が大きくなると、その 標準偏差も大きくなる傾向がある.これは、分極抵抗が 大きくなると、分極抵抗の推定精度のばらつきも大きく なることを意味している. このことより,標準偏差では なく、変動係数で再整理した.再整理した結果を図-6 に示す. 分極抵抗の平均値が小さな $100k \Omega cm^2$ 以下では, 大きな値もあるが、それ以上ではほぼ変動係数が 0.4 以 下に納まっている.このように、分極抵抗の持つ推定精 度のばらつきは、40%と推測される.

3. 回帰システムの構築

3.1 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークシステム(以下NNSと表記す る)は、人間の脳神経組織を数学的に模擬したコンピュー タアルゴリズムである3). 個々の神経細胞の部分は非常 に単純であるにかかわらず、全体としては非常に複雑な 働きをすることが知られている.これをコンピュータ上 で模擬したのが、NNSである.NNSの最大の特徴は学習 によって自らのパターン認識を高めることができること である. ニューラルネットワークシステムでは、十分に 吟味された適切な量の学習データが必要である.本研究 で用いた階層型NNSは、ニューロンを数学的にモデル化 したセルを多数結合させたものである. 階層型ニューラ ルネットワークモデルは、入力層にパターンを提示する と, 次の層に進むごとに信号が変換されて, 最終的に出 力層から出力パターンが得られる.フィードバックが無 いため、比較的簡単な振る舞いがネットワーク内で行わ れるが、中間層のニューロンを増やし、中間層を複雑に することで識別ができるようになる. 一般的に用いられ る入力関数は、シグモイド関数であり、温度と呼ばれる 因子Tを含めて、式(1)に示すように定義される.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x/T)} \tag{1}$$

ここで, x:ニューロンの入力信号, 各ニューロンの出力信号に対する重み付総和, f(x):ニューロンの出力信号, T:温度である.

学習方法は,バックプロパゲーションと呼ばれる方法 で,入力層にあるパターンを入力し,シナップスや



ニューロンを伝わる間にしきい値や重み付けによる変化 を、出力層に出力されたシステムの信号と教師信号と呼 ばれる好ましい値との誤差を最小にするために、最急勾 配法により重みやしきい値の調整を、出力層から入力層 へ逆に伝播させる方法である.学習誤差の定義は、式(2) で表されるように平均誤差の分散として求められる.

$$\varepsilon = \frac{1}{2n} \sum_{k=1}^{n} \left(T_k - O_k \right)^2 \tag{2}$$

ここで、n:データ数、k:出力の個数、Tk:教師値、Ok:出力値である.

本研究では、回帰システムの構築にあたり、ニュラル ネットシミュレーターとしてノイマン型コンピュータで ニューロコンピュータの働きを持たせた「ニューラル ネットアシスタントVr.4.1」⁵⁾を使用した.

3.2 回帰システムの構築

本解析に用いたNNSの構造を図 - 7 に示す.中間層の 数は、多ければ複雑な問題を解くことができ、少ないと 線形化が進むといわれている.中間層の数は、入力層の ユニット数 I_n 、中間層のユニット数 H_j 、出力層のユニッ ト数 O_k とすると、2 × (I_n × H_j + H_j × O_k)組のデータが必要 であるといわれている.中間層を4ユニットとすると、2 ×(4×4+4×1)=40 となる.

最初に全データ 158 組を用いて回帰システムの構築を 行ったところ,システムの推定精度は十分であったが, 後述する感度解析で上手く表現できていない部分があり, 入力データの再吟味を行った.

測定された分極抵抗のデータの内、大きな抵抗値を示 す部分は、ほとんど鉄筋が腐食していないことを意味し ている.腐食していないデータでは分極抵抗の測定精度 が悪いことが知られている.本解析は、今までの経験則 から 500kΩcm²以上のデータ(図 - 8 の●印)は腐食し ていないと判断し、システム構築には除外した.さらに、 分極抵抗の小さなデータ、言いかえると、腐食速度が大 きなデータの測定データにも、問題がある.腐食速度が 大きいと、腐食膨張によりひび割れが発生し、ひび割れ により分極抵抗が影響を受けるためである.本解析では 今までの経験から 20mg/cm²/year以上のデータ(図 - 9 の ●印)腐食が進行し、ひび割れが起こっていると判断し、 回帰システムの構築から除外した.

このようにして選ばれたデータの内 5 分の 1 のデータ を認識データとし,残りを学習データとした.よって, 本解析で用いるデータ組数は,158 組中 129 組となり, その内,学習データは 103 組,認識データは 26 組となっ た.中間層は 4 ユニットのとき,必要なデータ組数は 40 組であるから,十分に解析できる範囲である.

3.3 構築された回帰システムの評価

構築した回帰システムの学習誤差と学習回数の関係を 図 - 10 に示す.学習誤差は、徐々に小さくなり、学習回 数 300 回で安定する.学習回数 500 回で収束したと判断 し、学習回数 1000 回で学習を打ち切った.

学習に用いられた 103 組のデータの実測値(△印)と NNSを用いて推定された推定値(○印)との関係を図-11 に示す.分極抵抗の大小にかかわらず,推定ができて いると判断できる.推定誤差は学習データでは平均 0.039kΩcm²,標準偏差 0.63kΩcm²,認識データでは平均 0.21kΩcm²,標準偏差 0.35kΩcm²である.分極抵抗の推 定値と実測値の関係を図-12 に示す.図中には図-6よ り得られた実例データの推定誤差(誤差 40%ライン)も あわせて示す.学習データでは 103 組中 68 組が満足して おり,推定精度は 66% である.

認識に用いられた26組のデータの実測値(△印)とニ









図 - 10 学習回数と学習誤差





NNS を用いて推定された推定値(○印)との関係を図-13 に示す. ほとんどの値で良く推定できていると判断で きる. 学習結果と同様に,推定値と実測値の関係を図-14 に示す. 認識データでは誤差 40%ラインを 26 組中 17 組が満足しており,推定精度は 66%である.



- 4. 推定式の構築
- 4.1 推定式の定式化

鉄筋の腐食速度Δrは,分極抵抗 Rのに逆比例することから,式(3)が成り立つ.

$$\Delta \mathbf{r} = \mathbf{K} / \mathbf{R} \tag{3}$$

ここで、K は定数で K=26mV である.分極抵抗を定 式化できれば、腐食速度を決定することができる.NNS によって得られた重みより、感度解析を行う.各因子に ついて最小が 0.0、最大が 1.0 となる感度係数の形状を求 め、式(4)に示すように定義する.

$$R(T, C, W, X) = R_0 \cdot C_C(C) \cdot C_W(W) \cdot C_X(X) \cdot C_T(T)$$
⁽⁴⁾

ここで、 R_0 =500k Ω cm², C_c(C), C_W(W), C_X(X), C_T(T)は それぞれ塩化物イオン量、含水率、中性化残り温度の感 度係数である. R_0 は式(4)の感度係数が 1.0 のとき、つま り最大のときとりうる分極抵抗の値である. 3.2 において、 分極抵抗が 500k Ω cm²以上の値は除外してあるので、 R_0 は 500k Ω cm²となる.

4.2 感度解析と推定式の構築

含水率を因子とし、NNSを用いて推定された分極抵抗値 と塩化物イオン量の関係を図 - 15 に示す.塩化物イオン 量が多くなると分極抵抗が小さくなり、下限値が見られ る.図 - 15 から中性化残りと分極抵抗関係は対数の関数 で近似ができると仮定した.中性化残りの感度係数 C_c(W)は式(4)のように求められる.

$$C_{C}(C) = e^{-\lambda_{C}C}$$
(4)

ここで、C:塩化物イオン量、 λ_c :係数である.本解析では、 $\lambda_c=0.27$ と設定した.

塩化物イオン量を因子とし、NNSを用いて推定された分 極抵抗値と含水率の関係を図 - 16 に示す.含水率が大き くなると指数的に分極抵抗は小さくなる.含水率がある 値以上又は、ある値以下になると一定になる閾値が見ら れる. さらに,塩化物イオン量が多くなると分極抵抗が 小さくなる傾向が見られる.これは,実現象での挙動と 合致している.図-16から含水率と分極抵抗の関係はシ グモイド関数で近似ができると仮定した.含水率の感度 係数Cw(W)は式(5)のように求められる.

$$C_{W}(W) = 1/(1 + \exp(\xi_{a}W - \zeta_{b}))$$
 (5)

ここで、Wは含水率、 ξ_a 、 ζ_b はシグモイド関数の係数 である.本解析では ξ_a =0.52、 ζ_b =2.5と設定した.

塩化物イオン量を因子とし、NNSを用いて推定された 分極抵抗値と中性化残りの関係を図 - 17 に示す.中性化 残りが大きくなると、分極抵抗は大きくなる傾向を示す. 中性化残りが大きくなると分極抵抗は大きくなる.加え て、分極抵抗がある値以上又はある値以下になると一定 になる閾値もみられる.塩化物イオン量が多くなると、 分極抵抗が小さくなる傾向が見られる.これは、実現象 での挙動と合致している.図 - 17 から中性化残りと分極 抵抗関係は下限、上限を持った線形関数で近似ができる と仮定した.中性化残りの感度係数C_X(W)は式(6)のよう に求められる.

$$C_X 0(X) = α_X (X + η_X)$$

$$C_{X0}(X) ≥ 1.0 𝔅 𝔅, C_{X0}(X) = 1.0 (6)$$

$$C_{X0}(X) ≤ 0.1 𝔅 𝔅, C_{X0}(X) = 0.1$$

ここで、Xは中性化残り、 α_x は線形係数である.本解 析では、 $\alpha_x = 0.014$ と設定した.腐食速度は塩化物イオ ン量により初期値や傾きが変化する.そこで、塩化物イ オン量により変化する係数 η_x を用いて、これを表した. 中性化残りと分極抵抗は線形比例であると仮定し、図 -18 に示すように近似を行った.近似直線のx軸との切片 の値をそれぞれ取り出し、図 - 19 に示す.この図から、 中性化残りと塩化物イオン量はほぼ線形比例していると いえる.従って、 η_x は式(7)のように近似できる.

$$\eta_{\rm X} = \beta - \gamma C \tag{7}$$



ここで, β, γは係数である.本解析では,それぞれ

図-16 分極抵抗 R と含水率 W の感度

β=67.1, *γ*=2.6 と設定した.

塩化物イオン量を因子とし、NNSを用いて推定された 分極抵抗値と気温の関係を図-20 に示す.温度と共に 徐々に分極抵抗は小さくなる.さらに、塩化物イオン量 が高くなるにつれて、腐食速度は小さくなる傾向が見ら れる.図-20から気温と分極抵抗の関係は線形近似がで きると考えられる.そこで、気温の感度係数C_T(T)は式 (7)のように求められる.

$$C_{T}(T) = 1 - \alpha_{T}(T - C_{T})$$
⁽⁷⁾

Tは気温, α_{T} は係数である.本解析では, α_{T} =0.015 と設定した. C_Tは基準温度で 25[°]Cとした.





4.3 推定式の精度

式(3)を用いて予測値と計測によって得られた実測値の 関係を図 - 21 に示す.分極抵抗が大きい値では,ほとん どの値で推測ができていない.本システムは,分極抵抗 の小さな値,言いかえると,腐食速度がある程度大きな 値を推定することを目的としていることから,妥当な結 果であると判断できる.実測値と推定値の関係を図 - 22 に示す.分極抵抗が,小さい値で,多くの値が誤差 40% ライン内に入っている又は,推定値より実測値のほうが 大きくなっている.このことから,全体が安全側にある と判断できる. 除外したデータを除く全データ 129 組中 68 組が誤差 40%ラインを満足しており,推定精度は 53%である. さらに,推定値は,安全側におり,実用性 から見ると,利用可能なシステムであると考えられる.

5. まとめ

現場計測データとニューラルネットワーク手法を用い て、塩害と中性化の複合劣化を受けるコンクリート中の 鉄筋の腐食速度の推定を行い、感度解析から推定式を導 出し、精度の評価を行った.本研究で明らかになったこ とを以下に示す.

- 現場測定時の測定誤差は、分極抵抗の平均値が 大きくなるほど標準偏差が大きくなる傾向を見 せた. 100kΩcm²以上では変動率40%となった.
- (2) NNSを用いて、コンクリートの塩化物イオン量、 含水率、中性化残り、温度から分極抵抗を推定 する回帰システムを構築した.このときの推定 誤差は学習データでは平均 0.039kΩcm²、標準偏 差 0.63kΩcm²、認識データでは平均 0.21kΩcm²、 標準偏差 0.35kΩcm²である.変動率 40%の範囲 内を学習データ 103 組中 68 組、認識データ 26 組中 17 組が満足しており、推定精度はそれぞれ、 66%、65%である.
- (3) NNSで得られた結果より感度解析を行い.分極 抵抗の推定式を構築した.このときの推定誤差 は平均 1.05kΩcm²,標準偏差 1.65kΩcm²である. 変動率 40%の範囲内を除外したデータを除く全 データ 129 組中 68 組が満足しており,推定精度 は 53%である.推定値より実測値のほうが大き くなるデータが多く,安全側の傾向を見せた.

参考文献

- 飯島 亨,佐々木 孝彦,横田 優,松島 学:塩害と中 性化の複合劣化を受けるコンクリート中にある鉄 筋の腐食に関する研究,コンクリート構造物の補 修,補強,アップグレード論文報告集,第4巻, pp.11-16,2004.10
- 竹田均:ニューラルネットワークを用いたコンク リート構造物の鉄筋の腐食進行予測,コンクリー ト工学会, Vol.19, No.1, pp.133~142, 1988.1
- 合原 一幸:ニューロコンピュータ,東京電機大 学出版局,1988.
- 安田登:土木工学におけるニューラルネット ワークの応用技術に関する研究,早稲田大学博士 論文,1997.2.
- シー・エー・イー:ニューラルネットアシスタン
 ト Vr.1.4 操作説明書, 2002.10.10.