

CS-152

ニューラルネットワークを用いた
道路舗装の補修区間の連続性に関する検討

茨城大学工学部 正会員 原田隆郎
茨城大学工学部 正会員 岩松幸雄

1. はじめに

管理区域内の道路舗装に対して、「どの路線の、どの区間を、いつ、どのような工法で維持修繕すれば経済的かつ効果的か」という概念のもと合理的な補修工事計画を策定することは、公共事業予算の有効活用の観点から考えても非常に重要なことである。我々の研究室で提案する維持修繕システム¹⁾はこの補修工事計画の策定を支援するものであるが、実用に供するために大区間（実工事ではある程度まとまった距離を対象に補修工事を行う）という概念¹⁾を取り入れ、この大区間レベルで補修工事計画の策定が行えるようなシステムを目指している。しかしながら、ある程度まとまった適切な補修工事区間を論理的に決定することは、舗装路面の状態や交通環境の条件等に加えて投資できる予算によっても限定されることから非常に困難と言え、現実にはほとんど道路管理者の専門的判断に委ねられている。

そこで本研究では、近年、多数の適用事例が報告されている人間の脳の情報処理を模倣したニューラルネットワーク²⁾を用いることによって、論理的な補修工事区間の設定は出来ないまでも、少なくともこれまでの補修工事計画において考慮されてきた道路管理者の補修区間設定の判断をモデル化することを目的とした。つまり、大区間を構成する単区間（路面性状調査の点検データが保管される、原則として100m単位の区間）を対象としてニューラルネットワークモデルを設定すると共に、一般国道の実データによってネットワークを構築し、少なくとも限定した地域の補修区間設定の作業は支援できるモデルを提案する。

2. 大区間設定の必要性和モデル構築の前提

維持修繕システムのインプットデータである路面性状、補修履歴、交通環境等の各種データは、原則として100m単位の区間ごとに保管されており、これをもとに補修工事計画策定の最小単位として「単区間」が定義されている。しかしながら、前述のような実補修工事を意識することにより、単区間を適切な大区間にまとめ、これによる補修工事計画案が提供される必要がある（図-1参照）。

本研究では単区間レベルでのニューラルネットワークモデルを構築しているものの、大区間レベルの補修案が導出されるようにネットワーク構造を工夫した。ただし、単区間の補修工法を大区間において統合することは対象外とした。つまり、モデルでは補修の要否の判断は行うが、具体的な補修工法の選定は行わない。さらに、実補修工事では投資できる予算額も制約となるが、本モデルでは舗装路面の状態や交通環境の条件等をもとに補修の要否を判断することとし、投資予算は対象外とした。

3. ニューラルネットワークによる単区間モデルの構築

本研究では、単区間レベルの補修の要否の判断過程にニューラルネットワークを適用したが、ネットワーク構造としては階層型、学習アルゴリズムとしては誤差逆伝播法を用いた。また、モデルの構築には市販のソフトウェア（CRC社製RHINE）を用いた。

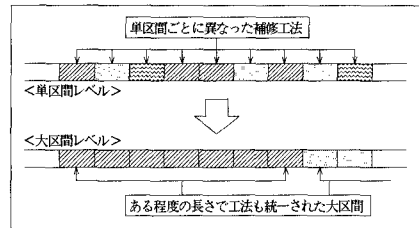


図-1 大区間設定の概念

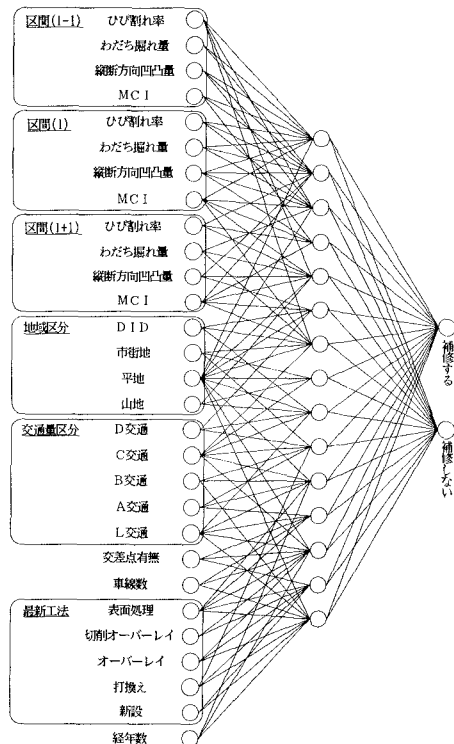


図-2 単区間モデルのネットワーク構成

（1）ネットワーク構造の決定

中間層を1層持つ合計3層の階層型ネットワークを設定し、入力層に29、中間層に15、出力層に2のユニットを配置した。入力層については大区間レベルの補修区間設定を意識した結果が出力されるように、着目する単区間の舗装路面の状態の他に前後の路面状態を加え、さらに補修履歴、交通環境等の29項目を入力要因とした。次に中間層については、学習回数5000回での平均2乗誤差をユニット数を変化させて調査した結果、ユニット数が13から30の間では0.02程度でほぼ一定となったことから、入力層の約半分である15ユニットとした。また、出力層についてはモデル構築の前提のとおり、単区間レベルの補修の要否を「補修する」と「補修しない」で評価することとした（図-2参照）。

（2）ネットワークの重みとしきい値の決定

設定したネットワークモデルに対して、任意に選んだ一般国道一路線の1986年度、1989年度、1992年度の実データをもとに重みとしきい値を決定した。学習用データは、実際に補修工事が行われた単区間164個と補修工事が行われなかった単区間150個の合計314個とした。そして、3000回学習して平均2乗誤差が0.059となった時点でモデルの完成とした。

4. 検証

（1）ネットワークモデルの検証

完成した単区間モデルにおいて、学習用データとして与えた314個のデータを認識させた結果、8割程度の認識率となった。また、学習用データとは別にランダムに選んだ同一路線の15件の認識用データを認識させた結果（表-1参照）、データ番号12以外は実補修例と一致しており、単区間モデルによる補修要否の判定は良好であるといえる。

（2）補修区間の連続性に関する検証

構築した単区間モデルでは大区間レベルの補修区間設定を意識して入力要因を検討したが、その効果について確認するために、学習に利用した一般国道以外から任意に選んだ一路線を対象に、連続する188の単区間のデータによるモデル運用結果と同一連続区間の実補修例を比較した。その結果、モデル運用結果と実補修例の両者ともかなり高い連続性が確認できた（図-3参照）。ただし、モデル運用結果の補修実施区間の合計が実補修例のその約2倍となっているが、これは実補修例が予算を考慮した結果であるのに対し、モデルでは予算を対象外としたことによると考えられる。また、今回導出される結果は単区間の補修要否の判断のみであり、具体的な補修工法選定を行った場合には、連続した補修区間において工法が統合されるかどうかは定かではない。しかしながら、少なくとも単区間レベルのモデルでも大区間レベルの補修区間の設定が可能であることは確認できたと考えられる。

表-1 単区間モデルの認識結果

データ 番号	実補修例	認識結果	
		補修する	補修しない
1	補修する	○ 0.994	0.006
2	補修する	○ 0.994	0.006
3	補修する	○ 0.994	0.006
4	補修する	○ 0.999	0.001
5	補修する	○ 0.962	0.037
6	補修する	○ 0.962	0.039
7	補修する	○ 0.998	0.002
8	補修する	○ 0.747	0.246
9	補修する	○ 0.995	0.005
10	補修する	○ 0.995	0.005
11	補修しない	○ 0.113	0.887
12	補修しない	○ 0.782	0.218
13	補修しない	○ 0.126	0.874
14	補修しない	○ 0.079	0.921
15	補修しない	○ 0.082	0.918

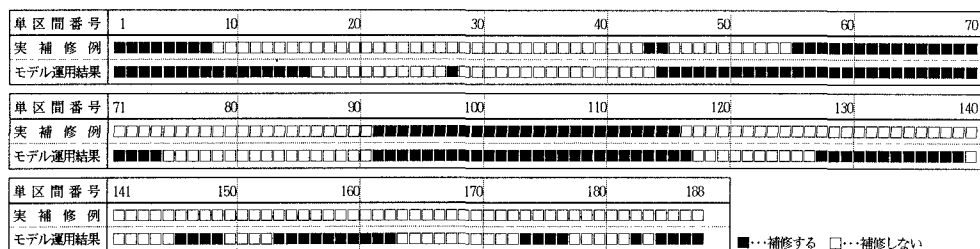


図-3 モデル運用結果と実補修例の補修区間の連続状況

5. おわりに

本研究では、単区間を対象とした補修の要否の判定にニューラルネットワークを適用し、大区間レベルの補修区間設定を支援するモデルを構築した。そして検証では、補修要否の判定に限れば、今回構築したモデルでも大区間レベルの補修区間の設定が可能であることが確認できた。

今後は、具体的な補修工法の選定を行った場合の連続性の検討、制約としての予算の考慮などの課題について検討していくと共に、今回はネットワークの学習用データおよび検証用データとして一部の特定地域のみを対象としたことから、モデルの地域特性についても検討を重ねていきたい。

【参考文献】1)岩松、早川、原田：道路構造物の維持管理システムに関する研究、土木学会論文集No.444/VI-16, pp.69-76, 1992.3
2)萩原：ニューロ・ファジィ・遺伝的アルゴリズム、産業図書、1994.9