

ニューラルネットワークによる 道路舗装の補修計画最適化モデル

原田隆郎¹・呉 智深²・吉田典史³・岩松幸雄⁴

¹正会員 工修 茨城大学助手 都市システム工学科 (〒316-8511 日立市中成沢町 4-12-1)

²正会員 工博 茨城大学助教授 都市システム工学科 (〒316-8511 日立市中成沢町 4-12-1)

³正会員 工修 新東京国際空港公団 (〒282-8601 成田市新東京国際空港内)

⁴フェロー会員 工博 福島工業高等専門学校校長 (〒970-8034 いわき市平上荒川字長尾 30)

道路舗装の維持管理は、自然条件、社会条件、技術水準、予算レベル等の様々な制約のもとに、管理対象路線の中から、どの区間を、いつ、どのように補修するかを合理的に決定して、供用期間中、最も経済的かつ効果的に道路の機能を保つことである。本研究では、この複雑な補修計画の策定問題を組合せ最適化問題として定式化し、舗装路面の経年劣化モデル式を一般化するとともに、組合せ最適化問題の解法ツールとしてニューラルネットワークを適用し、その計算モデルの構築を行った。そして、最適化モデルの数値シミュレーションを行うことにより、適切な補修区間長に関する検討や補修時期と補修工法との関係などについて考察した。

Key Words : maintenance strategies, road pavement, neural network, optimization

1. 研究の背景と目的

道路舗装における維持管理の役割は、安全で快適な交通環境を高い使用水準で提供することである。しかしながら、道路舗装のストックが年々増加していることから多額の維持管理費用が必要となっており、必ずしも十分な投資が望めない状況においては、限られた予算を如何に有効に利用するかが重要な課題となっている。また、道路舗装は橋梁などの他の構造物に比べてライフサイクルが短く、頻繁な補修が必要であるといわれており、このことから「管理路線のどこを、いつ、どのように補修するかを合理的に決定する」ための支援システムの必要性が高まっている。

著者らは、これまで維持管理およびそのシステム化の基本コンセプトに関すること¹⁾、補修履歴などのデータ整備およびデータベースシステムに関すること²⁾、舗装の長期供用性モデルに関すること³⁾、補修工事費および積算システムに関すること⁴⁾、そして実用化を目指した補修計画システムに関すること^{5), 6)}等について精力的に研究を進めてきた。

本研究では、道路舗装の補修計画の策定において

検討されるべき事項である最適補修区間長および補修時期と補修工法との関係などについて考察するために、舗装路面の経年劣化状況のモデル化を行い、その一般式を用いて補修計画策定モデルを開発した。モデルの定式化においては、補修計画の策定問題が路線や区間選定、工事区間の決定といった空間的視点と、補修時期や補修サイクルなどの決定といった時間的視点を相互に考慮しなければならない複雑な問題であることを考慮し、組合せ最適化問題として定式化した。

一方、このような複雑な組合せ最適化問題の求解法としては、従来、各種数値計画法や Gauss-Newton 法などが利用されてきたものの、現実問題における厳密な最適解を求めることが困難であるとともに、安定性の問題も指摘されてきた。そこで本研究では、準最適解を安定的にかつ効率的に導出できるとして最近注目を集めている知的情報処理技術の一つである相互結合型ニューラルネットワーク⁷⁾を適用し、組合せ最適化問題の求解法としての有効性を確認する。これは、ニューラルネットワークのエネルギー最小化の原理に基づいて最適化するものであり、最適化モデルの求解法としては典型的な Hopfield ニュ

ーラルネットワークモデルを利用している。

2. 道路舗装の維持管理計画

(1) 道路舗装の維持管理業務の流れ

一般に、道路舗装の維持管理業務の流れは、①調査・点検（路面性状の現状調査）、②舗装路面の評価、③維持管理計画の検討（補修区間、時期、工法の検討）、④維持補修の実施である^{10,11)}。

調査・点検業務には日常点検や定期点検、異常時点検などがあるが、定期点検で行われる路面性状調査が、維持管理計画を策定する場合の中心データとなっている。路面性状調査ではひびわれ率、わだち掘れ量、平坦性（縦断凹凸量）の3つのデータを、専用の測定車を利用して100mないしは20mごとに計測・保存している。なお、この点検サイクルは管理路線を3つに区分し、同一区間（路線）を3年に1回調査することとしている。

点検データが得られたならば、これを利用して維持管理計画を行うための舗装路面の総合評価を行わなければならない。総合評価指標の必要性としては、①複数の損傷の総合的判断を行うため、②路面性状3特性の優劣の判断を評価するため、③技術者の専門的な判断を含めた総合評価としたいため、などの理由があり、その一例として日本道路協会¹⁰⁾では供用性指数（PSI）、国土交通省（前建設省）¹¹⁾では維持管理指数（MCI）を利用している。

そして、維持管理業務ではこれらの総合評価指標などを用いて、社会条件、技術水準、予算レベル等の制約のもと補修区間、時期、工法を決定する補修計画の策定を行い、詳細な工事設計がなされた後、実際に補修工事が実施されることになる。

(2) 道路舗装の維持管理システム

国土交通省（前建設省）をはじめ、関係各所で道路舗装の維持管理システムの開発が行われている¹²⁾。この維持管理システムの中核をなすサブシステムが道路管理データベースシステム（以下、道路管理DBS）である。道路管理DBSは、舗装の路面性状データ、維持修繕データ、舗装構造データなどを効率的に管理して、舗装現状の把握、維持修繕箇所の選定、補修計画の立案などを支援するものである。調査・点検業務で得られた路面性状データ（100mないしは20m単位）は、この道路管理DBSにストレージされている。国土交通省（前建設省）では、この道路管理DBSに「長期補修計画システム」と「短期補修計画システム」を統合させた「舗装の維持管理システム」を開発しており、これにより、MCIを指標とした供用性・事業費・補修費用ストックを同時

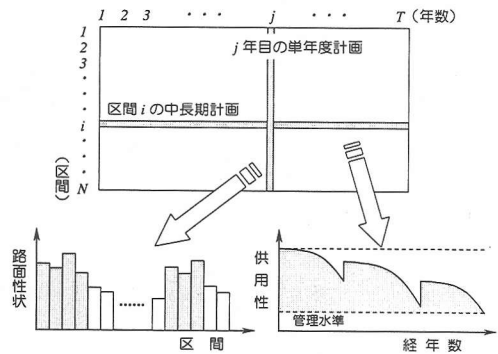


図-1 維持管理計画における単年度計画と中長期計画の概念

に関連づけて把握できる中長期シミュレーションを行えるとともに、年次計画における優先順位付け、補修工法などの決定を行うことができる¹³⁾。

(3) 維持管理計画の基本コンセプト

道路舗装の維持管理計画の基本コンセプトは「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、どのような工法で補修すれば経済的かつ効果的であるか」と定義できる。そして、計画方針が予算要求型か、予算配分型かを判断して、計画目標や制約条件を決定する必要がある。

計画目標としては、総補修費用またはライフサイクルコストの最小化や補修効果の最大化などが挙げられ、制約条件としては補修予算、供用性能（サービス水準）の限界、社会的影響要因（補修工事による交通渋滞、騒音など）が挙げられる。また、計画モデルを構築する際に、補修区間の連続性（最適補修区間長、同一区間内同一工法）はどう捉えるか、路面性状の時系列変化（劣化パフォーマンス）はどのように仮定するか、なども考慮する必要がある。

例えば、単年度計画については、補修予算を適切に配分するために、補修路線・区間の選定、優先順位付け、補修工法の決定を行うことになる。よって、短期的供用性予測が必要になるとともに、道路管理技術者の専門的判断も加えて計画することが望ましい。さらに、補修工事による交通渋滞、騒音などの社会的経済性を考慮するとともに、補修区間長および同一区間内同一工法の経済性についても詳細に検討する必要がある。

一方、中長期計画については、供用性能（サービス水準）の限界を制約として、計画期間の総補修費用またはライフサイクルコストを最小化することになる。よって、長期供用性予測を基本として、予算レベルと供用性との関連性（投資効果）を分析することになり、長期的視点に立った予算要求の基礎資料となる（図-1）。

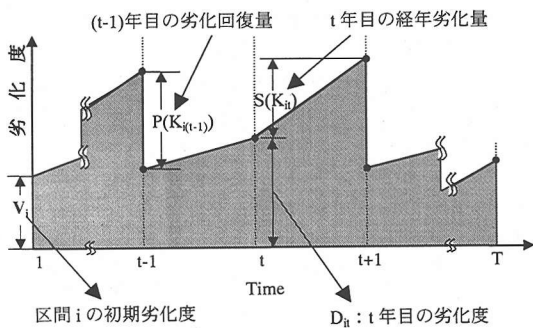


図-2 区間 i における劣化度の経年変化モデル

3. 道路舗装の補修計画に関する最適化モデルの構築

(1) 道路舗装の長期供用性モデルの設定

一般に、舗装路面の評価は、路面性状値、乗り心地指標、沿道環境への影響値など、様々な要因から定義されるものである。中でも、路面性状値の影響は大きく、舗装における代表的な劣化・損傷であるひび割れ、わだち掘れ、平坦性（縦断方向凹凸量）によって、舗装路面の評価が行われることが多い。国土交通省の提案する MCI 値も、路面性状 3 特性（ひび割れ率、わだち掘れ量、平坦性）から算定されている。しかしながら、これらの舗装路面の評価では長期供用性が十分に表現できていない。例えば、MCI 値では路面性状 3 特性の定期点検間隔を補うための予測式が定義されているが、長期的な劣化のパフォーマンスは規定できていない。

一方、舗装を長期に渡って供用する場合には、必ず何らかの補修工事を伴うものであり、この補修の工事履歴が無視できない要因となる。つまり、舗装の長期的劣化パフォーマンスを定義するには、補修履歴データをパラメータとして、舗装の経年劣化率（劣化速度）や補修による劣化回復量を規定する必要がある。

本研究では、舗装の長期供用性のモデル化として、舗装路面の劣化度の経年変化を図-2 のように定義した。ここで、図中の経年劣化量および劣化回復量については、上述のように補修履歴データの一つである補修工法と関連させることとした。具体的な適用例については、後述する数値計算モデルに詳細を示すが、概念的には、経年劣化量および劣化回復量を補修工法と関連させることで、補修工法の種類により劣化度が大きく回復するものや劣化速度が抑えられるものなどのような劣化パフォーマンスの違いを表現することとした。

図-2 では、補修計画を検討する T 年間に於いて数回の補修工事が実施された場合の劣化度の経年変化

を表しており、 V_i は舗装区間 i における劣化度の初期値である。t=0 を舗装の供用開始と設定すれば $V_i=0$ となり、t=0 を供用開始から数年経過した状態であると設定すれば V_i はその時点での劣化度となる。以下で、本研究における劣化度の経年変化（長期供用性）モデルに関する一般式を定式化する。

まず、舗装区間 i における t 年目の補修工法を K_{it} と定義すると、同区間、同年目の経年劣化量および劣化回復量はそれぞれ $S(K_{it})$ 、 $P(K_{it})$ と表せる。これらと劣化度の初期値 V_i を用いて、舗装区間 i における 1 年目の劣化度 D_{i1} を表すと次式のようになる。

$$D_{i1} = V_i - P(K_{i1}) = V_i - \sum_{i=1}^1 P(K_{i1}) \quad (1)$$

次に、2 年目および 3 年目の劣化度 D_{i2} 、 D_{i3} は、それぞれ式(1)および式(2)の展開結果より次式のように表せる。

$$\begin{aligned} D_{i2} &= D_{i1} + S(K_{i2}) - P(K_{i2}) \\ &= V_i + \sum_{i=1}^2 S(K_{it}) - \sum_{i=1}^2 P(K_{it}) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} D_{i3} &= D_{i2} + S(K_{i3}) - P(K_{i3}) \\ &= V_i + \sum_{i=1}^3 S(K_{it}) - \sum_{i=1}^3 P(K_{it}) \end{aligned} \quad (3)$$

このような式の展開より、一般的な t* 年目の劣化度 D_{it^*} は次式で表される。

$$\begin{aligned} D_{it^*} &= D_{i(t^*-1)} + S(K_{i(t^*)}) - P(K_{it^*}) \\ &= V_i + \sum_{i=1}^{t^*-1} S(K_{it}) - \sum_{i=1}^{t^*} P(K_{it}) \end{aligned} \quad (4)$$

なお、劣化度の経年変化を表現する一般式(4)より、計画期間の最終年である T 年目の劣化度 D_{iT} は次式のようになる。

$$\begin{aligned} D_{iT} &= D_{i(T-1)} + S(K_{i(T)}) - P(K_{iT}) \\ &= V_i + \sum_{i=1}^{T-1} S(K_{it}) - \sum_{i=1}^T P(K_{it}) \end{aligned} \quad (5)$$

(2) 補修工事費の設定

現在の道路補修・改良工事の積算は、工事設計書から設計数量を拾い出して工事単価を計算する積上積算方式である。一方、本モデルで検討するような補修計画段階などにおいては積上積算方式は適当と

はいえ、補修区間長や平均幅員などの基本データを入力するだけで概算工事費が算出できるようなモデルが必要である。

著者らは、このような課題に対して回帰式による統計積算の方法を提案しているが、積算データの不足から実用化レベルまでには至っていない。そこで、本モデルでは概算工事費における直接工事費に相当する費用を 1m²あたりの単価から算出し、間接工事費に相当する費用については補修工事区間一つに対して一定額の間接費用を計上し、両者の合計を概算の補修工事費とすることとした。

式(6)は舗装区間 i における t 年目の概算補修費用 C_{it} を示しており、右辺第一項の $C_{DR}(K_{it})$ は i 区間 t 年目の補修工法 K_{it} による単価から計算される直接工事費に相当する費用であると設定した。また、右辺第二項の C_{ID} は間接工事費に相当する費用と設定しており、補修工法には関係せず補修工事区間に対して一定額であるとした。よって、補修工事区間長が長くなればなるほど一つの舗装区間に対するこの費用の割合は低くなることになる。

$$C_{it} = C_{DR}(K_{it}) + C_{ID} \quad (6)$$

(3) 最適化モデルの目的関数と制約条件

最適化問題の目的関数と制約条件の設定方法にはいくつかのケースが存在するが、基本的にはトレードオフの関係にある評価指標を目的関数と制約条件にそれぞれ当てはめることになる。本研究における最適化問題については、計画対象とするすべての舗装区間について、その劣化度の総和を最小化することを目的関数とし、一方、その際に投資した補修費用を一定予算額内に抑えることを制約条件とした。また、各舗装区間および各年の劣化度に関する適正値保持の制約条件も設定した。なお、本最適化モデルの設計変数は、舗装区間 i における t 年目の補修工法 K_{it} である。

まず目的関数については、式(4)で一般化した舗装区間 i における t^* 年目の劣化度 D_{it^*} を計画策定期間 T 年間 ($t^*=1,2,\dots,T$) において総和するとともに、すべての舗装区間 N ($i=1,2,\dots,N$) に関しても総和して式(7)のように定義した。そして、この式を最小化することとした。

$$\sum_{i=1}^N \left[T \cdot V_i - \sum_{t=1}^T (T-t) \{ P(K_{it}) - S(K_{it}) \} - \sum_{t=1}^T P(K_{it}) \right] \quad (7)$$

→ minimize

次に制約条件については 2 つを設定した。第一は

補修予算に関する制約条件であり、 t 年目の補修予算 Y_t が与えられたとき、 t 年目のすべての舗装区間 N ($i=1,2,\dots,N$) の総補修費用が、この補修予算以内であるというものである。この制約条件は、さらに計画策定期間 T 年間 ($t=1,2,\dots,T$) においてすべて成り立つ必要があることから、式(8)のように設定した。

$$Y_t - \sum_{i=1}^N \{ C_{DR}(K_{it}) + C_{ID} \} \geq 0 \quad (t=1,2,\dots,T) \quad (8)$$

第二は舗装区間 i の t 年目の劣化度が、経年変化や補修の実施によって不適当な範囲の値とならないように制限する条件であり、劣化度の最低値 0 および計画策定期間 T 年間で与える劣化度の上限値 D_{limit} を保持させるために、式(4)で一般化された舗装区間 i における t^* 年目の劣化度 D_{it^*} が 0 以下または D_{limit} 以上にならないような設定を行った。この制約条件は、計画策定期間 T 年間 ($t^*=1,2,\dots,T$) においてすべて成立するとともに、すべての舗装区間 N ($i=1,2,\dots,N$) においても成り立つように式(9a)および式(9b)を設定した。

$$D_{it^*} = V_i + \sum_{t=1}^{t^*-1} S(K_{it}) - \sum_{t=1}^{t^*} P(K_{it}) \geq 0 \quad (t^*=1,2,\dots,T \quad i=1,2,\dots,N) \quad (9a)$$

$$D_{it^*} = V_i + \sum_{t=1}^{t^*-1} S(K_{it}) - \sum_{t=1}^{t^*} P(K_{it}) \leq D_{limit} \quad (t^*=1,2,\dots,T \quad i=1,2,\dots,N) \quad (9b)$$

4. 相互結合型ニューラルネットワークの適用

組合せ最適化問題の求解法としては、従来、分枝限定法や動的計画法、Gauss-Newton 法などが利用されてきたが、現実問題においては組合せ数が飛躍的に増加することから、厳密な最適解を求めることは困難であることや導出解の安定性の問題等が指摘されてきた。このような問題点に対して、最近では知的情報処理技術を利用して、準最適解を安定的にかつ効率的に導出しようとする動きが高まっている。

本研究では、前章で構築された道路舗装の補修計画最適化モデルに対して知的情報処理技術の一つである相互結合型ニューラルネットワークを適用することにより、空間的視点と時間的視点を相互に考慮する複雑な最適化問題の準最適解を、安定的かつ効果的に導出する数値計算モデルの構築を行う。

(1) 相互結合型ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは自己組織化能力による学習能力をもち、種々の問題に対して柔軟な対応が

可能である。すなわち、従来組み合わせ数の膨大さから適応が困難であった問題を解くことが可能となったり、また学習能力により過去に解かれた知識を利用して、組織の再編成能力により容易に新たな知識を得ることができる。

ニューラルネットワークを構造的に分類すると、情報を順次、次の層のニューロンへ送る階層型ニューラルネットワークと情報を全てのニューロンから送受信する相互結合型ニューラルネットワークに大別され、対象とする問題によって利用するモデルが異なる。階層型ニューラルネットワークは、パターン認識の能力に優れ、主としてデータの分類、定式化の困難な問題の評価や予測等に用いられる。一方、相互結合型ニューラルネットワークは組み合わせ最適化問題等に用いられる。特に最適化問題に対しては、相互結合型の Hopfield 型ニューラルネットワークが有効であると報告されている。

Hopfield (1987) は相互に結合したニューラルネットワークの重み付けした最小二乗推定式を最小化するための組み合わせ最適化問題の解法を提案した。Hopfield 型ニューラルネットワークの構造を模式的に表したものが図-3 である。Hopfield 型ニューラルネットワークのニューロンモデル (図-4) は、時刻 t でのニューロン i の出力 (または状態) X_i は次の連続的な状態方程式 (連続時間モデル) で記述される。

$$u_i = \sum_j W_{ij} X_j + h_i \quad (10)$$

$$X_i = \Phi(u_i) = \frac{1}{2} \left\{ 1 + \tanh \left(\frac{u_i}{T_0} \right) \right\} \quad (11)$$

ここで、 u_i は他のニューロンからの入力の総和であり、 W_{ij} は i 番目のニューロンから j 番目のニューロン ($W_{ij} = W_{ji}$, $W_{ii} = 0$) へのシナプス荷重、 h_i はニューロン i のしきい値 (自己バイアス) と呼ばれる。また、 T_0 はエネルギー関数の温度定数である。式(10)で、ニューロン i が他のニューロン j からの出力を受け、そのニューロン i が式(11)により他のニューロン j へ出力する。この 2 式の繰返しによりネットワークは状態変化していく。

この手法の特徴としては、基本的な考え方が理解し易く、そのプログラミングも非常に簡単であることが挙げられる。従来のコンピュータのように論理的なプログラムを必要としないことから、定量化が困難な曖昧な情報や不完全な情報を柔軟に処理でき、ニューラルネットワーク自体が適切な解を得ようと自ら遷移する解の操作性をもっているといえる。また、並列コンピュータとの親和性が極めてよいことも挙げられる。

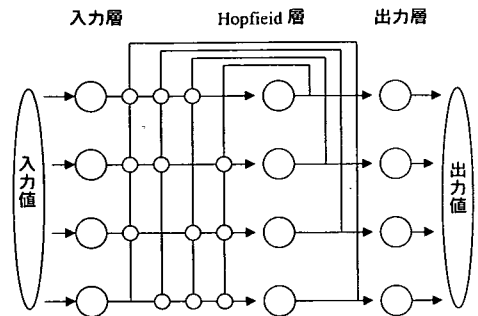


図-3 Hopfield 型ネットワークの模式図

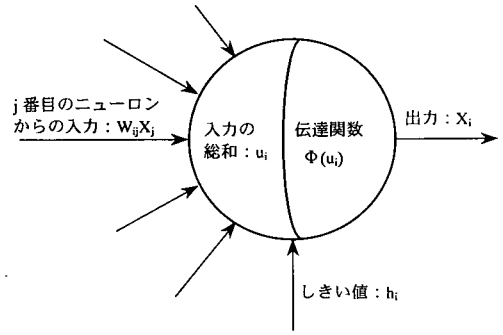


図-4 ニューロンの工学的モデル

(2) エネルギー最小化の原理

相互結合型 (Hopfield 型) ニューラルネットワークの系全体の特性を表す量であるエネルギー関数は式(12)のように表される。

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j W_{ij} X_i X_j - \sum_i h_i X_i \quad (12)$$

ただし、 X はニューロンの状態ベクトルである。

いま、ニューロンは連続時間モデルであり、シナプス荷重については対称性 ($W_{ij} = W_{ji}$, $W_{ii} = 0$) が成り立っている。このとき、式(10)~(12)より、エネルギーの時間微分は式(13)となる。

$$\begin{aligned} \frac{dE}{dt} &= \sum_i \left(\frac{\partial E}{\partial X_i} \right) \left(\frac{dX_i}{dt} \right) \\ &= \sum_i \left(\frac{\partial E}{\partial X_i} \right) \left(\frac{dX_i}{du_i} \right) \left(\frac{du_i}{dt} \right) \end{aligned} \quad (13)$$

入出力関数である式(10)は単調増加関数であることより、

$$\frac{dE}{dt} = -\sum_i \left(\sum_j W_{ij} X_j + h_i \right)^2 \frac{dX_i}{du_i} \leq 0 \quad (14)$$

となり、エネルギーは時間とともに減少することが

分かる。すなわち、系のエネルギーEが減少するようにネットワークは自らの状態を遷移させていく。

相互結合型ニューラルネットワークのこのような性質は「エネルギー最小化の原理」（厳密にはエネルギーの極小化）と呼ばれる。ニューラルネットワークのエネルギー最小化の原理において、最適化問題をニューラルネットワークのエネルギー関数に変換し、その最適解とエネルギーの最小点とが一致するように設定する。つまり、エネルギーを減少させるようにニューラルネットワークが自らの状態を遷移させるプロセスが、最適化のプロセスになる。この原理に基づき、ある規範の最適化を図りたいとき、相互結合型ニューラルネットワークを用いることができる。

(3) 相互結合型ニューラルネットワークによる 数値計算モデルの構築

相互結合型ニューラルネットワークのエネルギー最小化の原理を用いて本最適化モデルを解くために、まず設計変数 K_{ik} をニューロン X_{ik} によって表現することによって、経年劣化量 $S(K_{ik})$ 、劣化回復量 $P(K_{ik})$ 、さらに概算補修費用 C_{ik} の右辺第一項 $C_{DR}(K_{ik})$ を次式のように定義した。

$$S(K_{ik}) = r_1 + r_2 \sum_{k=1}^L X_{ik} \quad (15)$$

$$P(K_{ik}) = r_3 \sum_{k=1}^L X_{ik} \quad (16)$$

$$C_{DR}(K_{ik}) = r_4 \sum_{k=1}^L X_{ik} \quad (17)$$

ここで、ニューロン X_{ik} は3次元の0-1整数型変数であり、各ニューロンは均等に役割を分担して独立であると設定している。つまり、式(15)~(17)では分散的数値表現を用いており、ニューロンの状態の和だけが重要となっている。なお、 $r_1 \sim r_4$ は各数量を表現するための定数である。また、 L は選択する補修工法数である。

次に、式(15)~(17)を用いて、式(7)の目的関数および式(8)と式(9a)および(9b)の制約条件を、ニューラルネットワークによる解法を適用するためエネルギー関数として展開する。目的関数のエネルギー関数 E_1 は次式のようになる。

$$E_1 = \sum_{i=1}^N \left[T \cdot V_i - \sum_{t=1}^T (T-t) \left\{ r_3 \sum_{k=1}^L X_{ik} - \left(r_1 + r_2 \sum_{k=1}^L X_{ik} \right) - \sum_{t=1}^T r_3 \sum_{k=1}^L X_{ik} \right\}^2 \right] \quad (18)$$

同様に、式(8)および式(9a)および(9b)の制約条件のエネルギー関数 E_2 、 E_{3a} 、 E_{3b} は次式のようになる。

$$E_2 = \sum_{i=1}^N \left\{ Y_i - \sum_{i=1}^N \left(r_4 \sum_{k=1}^L X_{ik} + C_{ID} \right) \right\}^2 \quad (19)$$

$$E_{3a} = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \left\{ V_i + \sum_{i=1}^{t-1} \left(r_1 + r_2 \sum_{k=1}^L X_{ik} \right) - \sum_{i=1}^t r_3 \sum_{k=1}^L X_{ik} \right\}^2 \quad (20a)$$

$$E_{3b} = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \left\{ D_{limit} - V_i - \sum_{i=1}^{t-1} \left(r_1 - r_2 \sum_{k=1}^L X_{ik} \right) + \sum_{i=1}^t r_3 \sum_{k=1}^L X_{ik} \right\}^2 \quad (20b)$$

ここで、式(19)においては各年の補修予算の残額分を2乗しているが、本モデルの目標は計画レベルの補修工法を選択することであり、厳密な予算消化モデルの構築ではない。よって、各年の総補修費用が若干ならば予算を超過してもよいと考えた。

これらのエネルギー関数を組み合わせるとモデル全体のエネルギー関数となるが、本研究では制約条件付きの最適化問題をモデル化していることから、モデル全体のエネルギー関数にペナルティ法の理論を適用し、目的関数と制約条件をペナルティ係数によって結合させ、一つの最小化関数に構成しなおす必要がある。

本モデルでは、エネルギー関数 E_2 に対してペナルティ係数 α_i 、エネルギー関数 E_{3a} に対してペナルティ係数 β_{it} 、エネルギー関数 E_{3b} に対してペナルティ係数 γ_{it} を設定し、モデル全体のエネルギー関数 E を次式のように展開した。なお、このペナルティ係数は、最適化のプロセスの中で各エネルギー関数 E_2 、 E_{3a} 、 E_{3b} の項が増加するように逐次調整される。本モデルでは調整法として勾配法⁷⁾を利用した。

$$E = \sum_{i=1}^N \left[T \cdot V_i - \sum_{t=1}^T (T-t) \left\{ r_3 \sum_{k=1}^L X_{ik} - \left(r_1 + r_2 \sum_{k=1}^L X_{ik} \right) - \sum_{t=1}^T r_3 \sum_{k=1}^L X_{ik} \right\}^2 + \sum_{i=1}^T \alpha_i \left\{ Y_i - \sum_{i=1}^N \left(r_4 \sum_{k=1}^L X_{ik} + C_{ID} \right) \right\}^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \beta_{it} \left\{ V_i + \sum_{i=1}^{t-1} \left(r_1 + r_2 \sum_{k=1}^L X_{ik} \right) - \sum_{i=1}^t r_3 \sum_{k=1}^L X_{ik} \right\}^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \gamma_{it} \left\{ D_{limit} - V_i - \sum_{i=1}^{t-1} \left(r_1 - r_2 \sum_{k=1}^L X_{ik} \right) + \sum_{i=1}^t r_3 \sum_{k=1}^L X_{ik} \right\}^2 \right] \quad (21)$$

一方、一般的なニューラルネットワークのエネルギー関数 E_{NN} は式(22)のように示される。

$$E_{NN} = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^L \sum_{t=1}^T \sum_{i'=1}^N \sum_{k'=1}^L \sum_{t'=1}^T W_{ik,i'k'} \cdot X_{ikt} \cdot X_{i'k't'} - \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^L h_{ik} \cdot X_{ikt} \quad (22)$$

エネルギー最小化原理より、ネットワークはエネルギー関数 E_{NN} が減少するようにその状態を変化させるので、解を導出するためにはモデルのエネルギー関数 E を最小化の原理によって動作させる必要があり、最終的にネットワークが収束した平衡点が最適化問題の近似解となる。

そこで、式(21)と式(22)の各エネルギー関数におけるニューロン X_{ik} の係数比較を行うことにより、ニューラルネットワークの重み $W_{ik,i'k'}$ としきい値 h_{ik} を次式のように導出した。

$$W_{ik,i'k'} = -2\{(T-t)(r_2+r_3)-r_3\}^2 \delta_{ii'} - 2\alpha_1 r_4^2 \delta_{ii'} - 2\beta_{ii} \{(r_2-r_3)t-r_2\}^2 \delta_{ii'} \delta_{ii'} - 2\gamma_{ii} \{(r_2+r_3)t-r_2\}^2 \delta_{ii'} \delta_{ii'} \quad (23)$$

$$h_{ik} = 2\left\{T \cdot V_i + r_1 \sum_{t=1}^T (T-t)\right\} \{(T-t)(r_2+r_3)-r_3\} + 2\alpha_1 r_4 (Y_i - C_{ID}) + 2\beta_{ii} \{V_i + r_1(t-1)\} \{(r_2-r_3)t-r_2\} + 2\gamma_{ii} \{D_{limit} - V_i - r_1(t-1)\} \{(r_2+r_3)t-r_2\} \quad (24)$$

ここで、 $\delta_{ii'}$ および $\delta_{ii'}$ はクロネッカーのデルタであり、 $i=i'$ または $t=t'$ のときは 1、それ以外のときは 0 である。なお、本モデルにおけるニューロンの状態変化は、式(10)および(11)を 3 次元に拡張することによって式(25)および(26)のように規定される。

$$u_{ik} = \sum_{i'} \sum_{k'} \sum_{t'} W_{ik,i'k'} \cdot X_{i'k't'} + h_{ik} \quad (25)$$

$$X_{ik} = \frac{1}{2} \left\{ 1 + \tanh \left(\frac{u_{ik}}{T_0} \right) \right\} \quad (26)$$

式(25)、(26)において、各ニューロンは単位時間内に僅かな時間差で一つずつ取り出され各々一度だけ状態を更新する。このとき、一つのニューロンで更新された出力は次のニューロンへの入力として直ちに使用される。各ニューロンに適当な初期値を与え、ニューロンを順番に取り上げては状態変化規則を用いてそのニューロンの状態を変化させる。すべてのニューロンがひととおり状態変化を受け、さらにそのサイクルを繰り返すと、次第にネットワークの状態はエネルギー関数の値を減少させるように自発的に変化する。

5. 数値シミュレーション

ここでは、構築した最適化モデルを用いて数値シミュレーションを行うことにより、道路舗装の維持管理計画に関する検討事項として、①適切な補修区間長に関すること、②補修時期と補修工法との関係に関することの2点について検討することとした。

(1) 最適化モデルの運用条件

a) 舗装路面の初期劣化度

本シミュレーションで利用する舗装路面の初期劣化度 V_i は (i は区間番号)、実際の路面状態における補修計画を検討するために国土交通省(前建設省)で用いられている MCI 値を利用して定量化した劣化度(実路面データ)と、乱数により発生させた 0~10 までのランダムな数値を用いた(仮想路面データ)。

前者の実路面データは、一般国道の任意区間 10km の MCI データ (100m 単位のデータより) を劣化度に読み替えたものである。つまり、MCI 値は 0 から 10 までの数値で表され、MCI 値が 10 の時は路面状態が良好な状態である(新設時に相当する)。よって、MCI 値が 10 の時の劣化度を 0 と定義し、実際の MCI データを劣化度に換算した(図-5)。一方、後者の仮想路面データは、シミュレーションで設定する劣化度の限界値 D_{limit} と 0 の間の値を乱数によって発生させ劣化度とした(図-6)。

なお、本シミュレーションでは、劣化度の限界値 D_{limit} は 6.0 と設定した。

b) 補修工法

本シミュレーションにおける補修工法は、アスファルト舗装における典型的な補修工法である打ち換え、オーバーレイ、表面処理の 3 工法を設定した。

最適化モデルでは、ある区間、ある年の補修工法を選択することが設計変数となっている。よって、先の 3 工法に「補修を行わない(無対策)」を加えた 4 つの選択肢から補修対策を選択することとした。

具体的には、設計変数 K_{it} をニューロン X_{ik} によって式(27)のように表現していることから、発火しているニューロンの個数によって「打ち換え=3」、「オーバーレイ=2」、「表面処理=1」、「無対策=0」のような数値表現される。なお、 i : 区間番号、 t : 年数、 L : 補修工法数である。

$$K_{it} = \sum_{k=1}^L X_{ik} \quad (27)$$

c) 劣化度の経年劣化量および劣化回復量

劣化度の経年劣化量および劣化回復量は、前項で設定した補修工法の種類によって変化するように設定した。基本コンセプトとしては、補修効果の高い

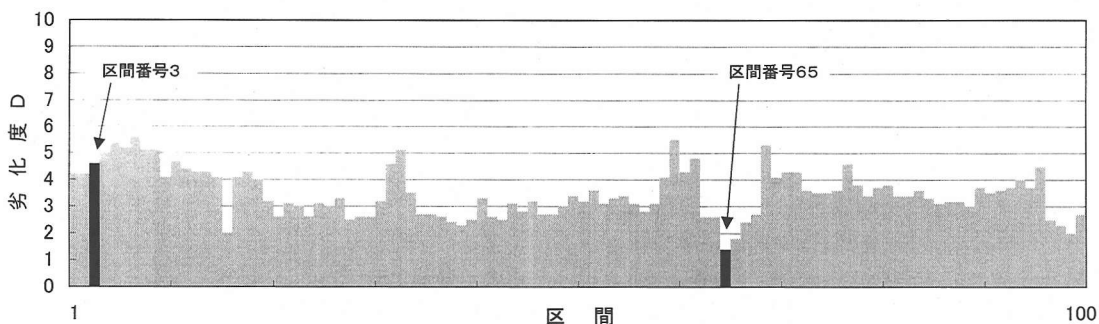


図-5 実路面の劣化度データ（一般国道のMCIデータより）

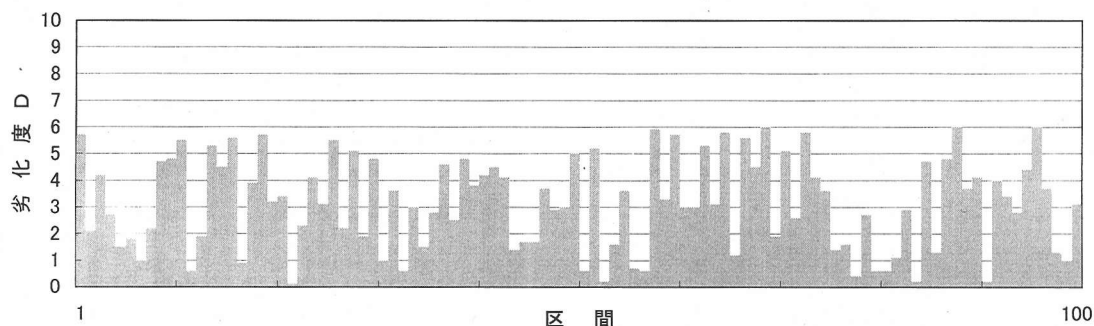


図-6 仮想路面の劣化度データ

表-1 劣化度の経年劣化量および劣化回復量

補修工法等	経年劣化量	劣化回復量
打ち換え	0.25	4.5
オーバーレイ	0.50	3.0
表面処理	0.75	1.5
無対策	1.00	0.0

表-2 1区間当たりの概算補修工事費用（千円/区間）

補修工法等	直接工事費に相当する費用	間接工事費に相当する費用
打ち換え	3,675	3,000/G G:連続補修する区間数
オーバーレイ	2,450	
表面処理	1,225	

「打ち換え」工法については経年劣化量は小さく、劣化回復量は大きいと設定し、その逆の「無対策」については経年劣化量は大きく、劣化回復量は小さいと設定した。補修工法ごとの具体的数量は表-1に示されるとおりであるが、式(15)および式(16)より、表-1の各数量は係数 r_1 、 r_2 、 r_3 によって決定される量である。本シミュレーションでは $r_1=1.0$ 、 $r_2=0.25$ 、 $r_3=1.5$ として経年劣化量および劣化回復量を設定した。よって、経年劣化量については式(15)に示すように r_1 、 r_2 を係数とした一次関数となり、劣化回復量についても式(16)に示すように r_3 を係数とした一定比率となる。

d) 概算補修費用

概算補修費用を構成する「直接工事費に相当する費用」については、式(17)に示す係数 r_4 を1,225千円と設定した。このことより、補修工法別の直接工事費に相当する費用は、先述の劣化回復量同様に係数 r_4

を基準とした一定比率となる。なお、この金額は1区間（本シミュレーションでは100mを採用した）に対する費用であり、表面処理（ $K=1$ ）の 1m^2 当たりの単価3,500円に1区間分の面積（ $100\text{m} \times 3.5\text{m}$ 、ただし3.5mは幅員で一定とする）を乗じて求めた。

一方「間接工事費に相当する費用」については、補修を連続して行う区間に対して、補修工法の種類によらず一定額の3,000千円を計上し、連続補修する区間が大きいほど1区間（100m）当たりの費用が安くなるように設定した。

各補修工法ごとの1区間当たりの概算補修工事費用を表-2に示す。なお、表中のGは連続補修する区間数を表している。

また、本シミュレーションにおける補修予算の年額 Y_t は100,000千円と設定し、先述の補修費用および補修予算に関する金額の時間価値換算は行わなかった。

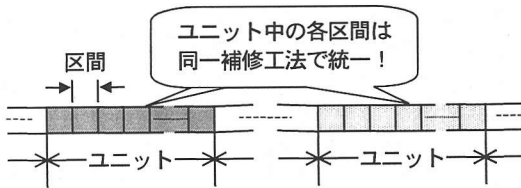


図-7 ユニットの概念

(2) 適切な補修区間長に関する検討

a) ユニットの設定

本シミュレーションでは適切な補修区間長の検討を行う。一般に、道路舗装工事は舗装管理上のまとまりである1区間単位で行われることはほとんどなく、区間をある程度まとめて補修区間と設定する場合が多い。これは現場仮設コストや作業性の点などで不経済となるからであるが、他方、補修区間長が長すぎると交通渋滞など外部不経済の損失を招く恐れもある。よって、本シミュレーションでは補修区間長として適切な距離はどの程度かを検討するために、ユニットの概念を設定し最適化モデルを運用する。

本研究で設定したユニットでは、①連続する区間の集合として定義する、②補修計画の策定(補修工法の選定)はユニット単位で行う、③ユニット中の各区間に対してはすべて同一の補修工法が実施される、といったルールが適用されるとし、このユニット中に含まれる区間数を過去の補修工事による補修区間長を参考にして3~20区間(300m~2,000m)まで変化させることによって、適切な補修区間長の検討を行うこととした(図-7)。

b) シミュレーション結果

まず、計画策定年数 T を1年(単年度計画)として1ユニット内の単区間数を3から20まで変化させた場合のシミュレーションを行った。シミュレーション結果を図-8に示す。

ここで、ユニット中に含まれる区間数の違いが補修計画全体の効果に与える影響を見るために補修効果 R を算出することとした。補修効果 R は、式(28)に示すように補修対策前と対策後の劣化度の差をすべての区間、年数において総和し、これを総補修費用で除したものである。これにより、単位補修費用に対する補修効果の割合が算出される。

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (D_{it}^2 - D_{it}^1)}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T C_{it}} \quad (28)$$

式(28)において、 D_{it}^1 : 区間 i における t 年目の補修対策前の劣化度、 D_{it}^2 : 区間 i における t 年目の補修対

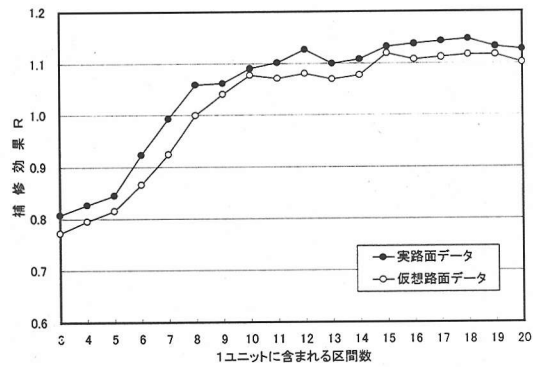


図-8 単年度計画 ($T=1$) におけるユニット中に含まれる区間数と補修効果 R の関係

策後の劣化度、 C_{it} : 区間 i における t 年目の補修費用である。

図-8より、単年度計画 ($T=1$) における補修効果 R を見ると、補修区間長が300m~1,000m程度の範囲では増加しており、補修区間長が1,000m程度より長くなるとほぼ一定の値となっていることがわかる。この理由を考察すると、本シミュレーションにおける補修費用の設定では「間接工事費に相当する費用」を考慮したことで、ユニット中に含まれる区間数が増加するにつれて1区間あたりの補修工事費が低減する。これより補修費用の観点から見れば1ユニット中に含まれる区間数は多い方が効果的であるといえるが、ユニット中の各区間の劣化度は一様ではないことから、ある補修工法が同一ユニット中の大部分の区間には適している、一部の区間にとっては適切な対策ではない場合がある。この影響はユニット中の区間数が増加すればするほど大きくなるので、補修工法の適合性の観点から見れば1ユニット内の区間数はより少ない方が効果的であるといえる。

また、シミュレーションに用いた劣化度の初期値データの種類の違い(実路面データと仮想路面データの比較)については、若干ではあるが実路面データの補修効果の方が高い値を示していることが分かる。このことは、実際の路面における近隣区間の地理的条件や交通量は類似しているため路面性状のばらつきは小さいが、乱数によってランダムに発生させた仮想路面データは、その変動が大きいことが原因と考えられる。つまり、ユニット中の区間数増加による補修工法の不整合性の傾向は路面性状の変動の激しい区間の方が大きくなると考えられる。

次に、計画策定年数 T を10年と20年(複数年計画)として、同じく1ユニット中の区間数を3から20まで変化させた場合のシミュレーションを行った。 $T=10$ 年のシミュレーション結果と、 $T=20$ 年のシミュレーション結果を、先の単年度計画 ($T=1$ 年)

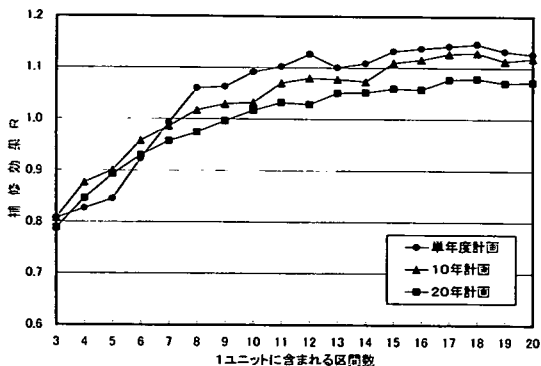


図-9 計画年度を変化させた場合のユニット中に含まれる区間数と補修効果 R の関係 (実路面データによる結果)

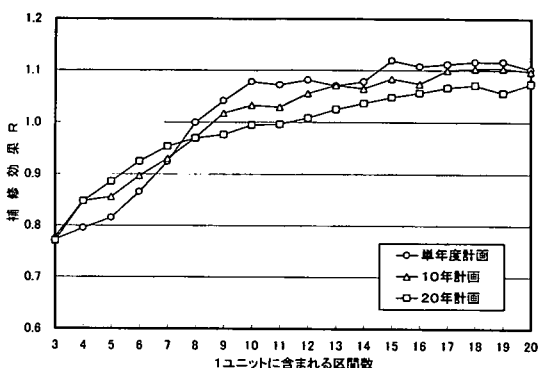


図-10 計画年度を変化させた場合のユニット中に含まれる区間数と補修効果 R の関係 (仮想路面データによる結果)

の結果と併せて示す。ここで、図-9 は実路面データによる運用結果であり、図-10 は仮想路面データによる運用結果である。

図-9 に示す実路面データによる結果を見ると、ユニット中に含まれる区間数と補修効果 R の関係は、計画策定年度の違いによらず、補修区間長が 300m~1,000m 程度の範囲では増加傾向が強く、補修区間長が 1,000m 程度より長くなるとほぼ一定ないしは僅かな増加にとどまっており、単年度計画 (図-8) の結果に対する考察と同様な考察ができる。しかし、補修効果 R の値自体は、計画年度が複数になるに従って若干低い値となっている。この結果は、図-10 に示す仮想路面データによる結果でも同じ傾向を示している。このことは、単年度計画が T=1 における全区間の最適化を行えばよいのに対し、複数年度計画 (T=10, T=20) では全区間の最適化に加えて複数年度分の長期的な補修計画も考慮する必要があることが原因と考えられる。つまり、複数年度計画では、

式(8)に示すように制約として各年度の補修予算限度額が与えられており、これを満足するためには、必ずしも各区間の長期的な補修計画が最適になる代替案を総和するだけでは全体の最適化にはならないという部分最適化と全体最適化の違いによる。また、その逆の考え方もあり、各年度のみでの最適な補修代替案を複数年度分単純に足し合わせても、劣化度の限界値の制約によって全体の最適化を図ることはできない。このことから考えると、本シミュレーションで最適化された解は、複数年度計画となるほど補修効果 R が低下しており、単年度計画よりも複数年度のほうが時間的な最適化のための制約が厳しく影響した結果、各区間において最も適している維持管理対策が実施しづらくなっている状況を表している。

また、劣化度の初期値データの種類の違い (実路面データと仮想路面データの比較) についても、前述の単年度計画 (図-8) の結果と同様に、仮想路面データはユニット中の路面性状の変動が激しいため、補修効果 R は若干低い値を示している。

以上のことより、本シミュレーションによる適切な補修区間長は 1,000m 程度以上と考えられるが、現実にはある範囲の補修区間長が定義されると思われる。つまり、本シミュレーションでは、補修区間を長くとした場合の工事による渋滞損失費用など他のマイナス要因が考慮されていない。よって、これらの要因を考慮してシミュレーションを行うことで、適切な補修区間長はある範囲に限定され、最適な補修区間長がピークとなって現れると同時に、そのピーク値も、もう少し短い距離からの範囲となると思われる。

(3) 補修時期と補修工法との関係に関する考察

ここでは、前節で行った適切な補修区間長を検討するシミュレーションにおいて、補修効果 R の値が比較的安定し始める 1,000m (ユニットに含まれる区間数=10 区間) の実路面データの結果から任意区間の劣化度の経年変化を考察し、全区間の複数年度を対象とした最適化結果が、個々の区間の維持管理対策シナリオにどのような影響を与えているのかについて検討する。

考察の対象とした区間は、図-5 に示す初期劣化度 V_i が 4.5 の区間番号 3 (路面状態が悪い区間) と、初期劣化度 V_i が 1.4 の区間番号 65 (路面状態が比較的良い区間) の 2 区間である。区間番号 3 における計画策定年 T=10 の場合の劣化度の経年変化を図-11 に、計画策定年 T=20 の場合の劣化度の経年変化を図-12 に示す。また、区間番号 65 における計画策定年 T=10 の場合の劣化度の経年変化を図-13 に、計画策定年 T=20 の場合の劣化度の経年変化を図-14 に示す。

図-11 と図-13 を比較すると、計画策定年 T=10 の

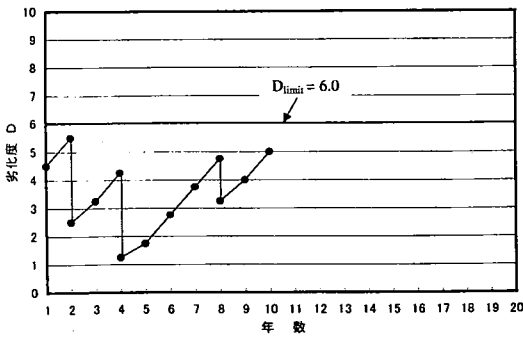


図-11 区間番号3における劣化度の経年変化
(計画策定年数T=10の場合)

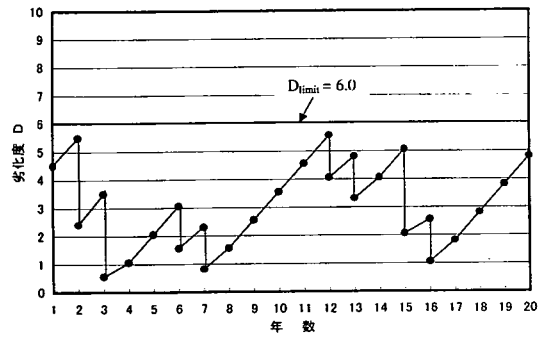


図-12 区間番号3における劣化度の経年変化
(計画策定年数T=20の場合)

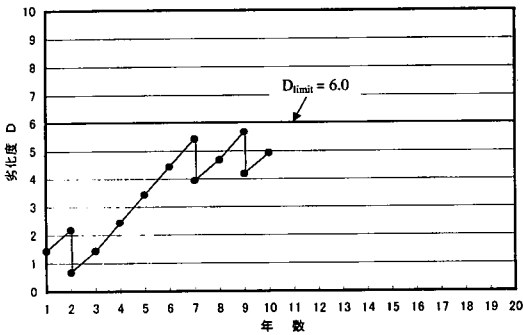


図-13 区間番号65における劣化度の経年変化
(計画策定年数T=10の場合)

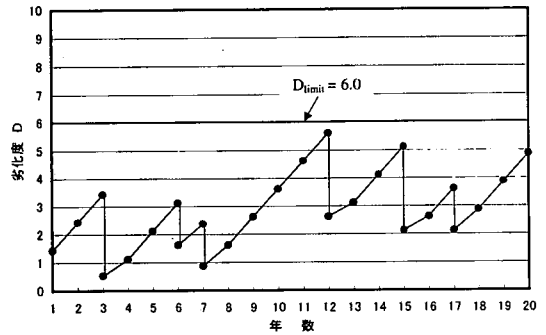


図-14 区間番号65における劣化度の経年変化
(計画策定年数T=20の場合)

ケースにおいて、路面状態が悪い区間番号3では、劣化度を早期に回復させるためにオーバーレイ（劣化回復量3.0）を実施しているのに対し、路面状態が比較的良好な区間番号65では、表面処理（劣化回復量1.5）によって劣化度の回復を図っている。この傾向は、計画策定年T=20のケースである図-12でも同様であるが、図-14については20年間という長い期間の計画であることから、路面の状態が比較的良好でも、オーバーレイを実施することによって劣化度を低く保ちたいという結果となっている。

今回の考察では、全区間の複数年度を対象とした最適化結果により、区間番号3と65の維持管理対策シナリオを検討している。よって、図-11~14に示される劣化度の経年変化は、その区間の最も適切な対策シナリオと一致しているとは限らない。このことは、前項「(2)適切な補修区間長に関する検討」の考察でも述べたとおりである。しかしながら、各区間の最適な対策シナリオではないものの、すべての経年変化グラフに共通している傾向として、年数の早い時期に対策を施して劣化度を早期に回復させること、劣化度が限界値 ($D_{limit}=6.0$) を越えないように計画策定年の近くで対策を施すという点がある。これらは、いずれも最適化モデルの問題設定による

ものと考えられ、「劣化度の総和を最小にするために早期に効果的な対策を施すものの、予算の制約から良好な路面状態を保ち続けることは難しく、劣化度の限界値を守るためには最終段階で応急的な対策を施す」というシナリオが反映されている。

このことより、本モデルは、設定した最適化問題のシナリオを再現できていると考えられ、補修時期と補修工法の関係の検討を行う上で有効な計算モデルとなることが確認できた。

6. 結論

本研究で提案したコンセプトおよび得られた成果などを中心に、以下に結論としてまとめる。

- 1) 道路舗装の路面状態の経年劣化について、補修工法を変数とする劣化度の経年劣化モデル式が一般化できた。また、一般化された劣化モデル式を用いて、道路舗装の補修計画策定問題を組合せ最適化問題と捉えることにより、相互結合型ニューラルネットワークを求解アルゴリズムとする最適化モデルが構築でき、補修計画策定問題へのニューラルネットワークの利用可能性

を示すことができた。

- 2) 適切な補修区間長に関する検討については、ユニットに含まれる区間数と補修効果 R の関係から、適切な補修区間長として 1,000m 程度以上であることがシミュレーション結果として示された。しかしながら、渋滞損失費用などのマイナス要因も考慮すると、適切な補修区間長はある範囲に限定され、最適補修区間長がピーク値を伴って現れることが予想される。また、最適補修区間長のピーク値は、現在の 1,000m 程度より若干短めの範囲となることが推察された。
- 3) 計画年度の違いによる補修効果 R の関係については、計画年度が複数になるにつれ補修効果 R が小さくなっていることがわかった。また、劣化度の初期値の種類の影響についても、仮想路面データの方がユニット中の路面性状の変動が激しいため、補修効果 R は若干低い値を示すことも確認できた。
- 4) 補修時期と補修工法の関係について、路面状態の悪い区間と路面状態の比較的良好な区間の劣化度の経年変化を比較した結果、計画年度初期の対策には違いがあったものの、全体的にはほぼ同様な補修の傾向が見られた。また、計画策定年の違いによる補修時期と補修工法の関係については、計画策定年 $T=20$ の方が、オーバーレイのような改良的工法を多用している傾向があることを確認した。
- 5) 各舗装区間の補修計画案を見ると、最適化問題で定義した補修シナリオを再現しており、本研究で提案した最適化モデルが、補修区間長の検討や補修シナリオの検討を行う上で有効な計算モデルとなることが確認できた。

また、本研究に関する今後の課題として、以下の点が挙げられる。

- 1) 本研究で提案した劣化度モデル式では、劣化度の経年変化を前年の補修工法のみ依存する関数として設定した。しかしながら、より厳密に補修サイクルや路面の寿命算定を行うためには、劣化度の経年変化に過去複数年分の補修履歴を反映させるほか、当該区間の交通量の影響を考慮するなど、本モデルの適用限界を拡大することが必要である。
- 2) 本数値シミュレーションでは、維持管理費用として、各対策ごとの直接工事費および間接工事費に相当する費用の一部を見積もった。しかしながら、現実問題の検討を行うためには、補修工事の実施に伴う交通規制等の外部不経済コストなどを含めた舗装のライフサイクルコストを考慮する必要がある。さらに、道路の資産価値をも考慮して今後の維持管理計画を策定するな

どアセットマネジメントの概念を取り入れた計画策定も望まれる。

- 3) 過去の補修工事に関する詳細な情報は、現在徐々に整備されつつあるが、まだ不十分なところである。より現実的なシミュレーションを実施するためにも、補修費用等をはじめとした諸データの整理が必要である。

参考文献

- 1) 岩松幸雄, 早川裕史, 原田隆郎: 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) 原田隆郎, 岩松幸雄: 中長期的な観点による道路舗装の維持修繕計画のシステム化とその課題, 第 6 回北陸道路舗装会議技術報文集, pp.185-188, 1994.5.
- 3) 阿久澤孝之, 岩松幸雄, 早川裕史: 道路構造物の劣化・損傷を表現するモデルの提案, 土木学会第 46 回年次学術講演会, 講演概要集 VI-165, pp.356-357, 1991.9.
- 4) 原田隆郎, 岩松幸雄, 玉木宏忠, 中島 進: 統計積算による舗装の維持修繕のための概算工事費算出手法の提案, 土木学会第 49 回年次学術講演会, 講演概要集 VI-293, pp.582-583, 1994.9.
- 5) 呉 智深, 吉田典史, 原田隆郎, 岩松幸雄: 相互結合型ニューラルネットワークによる道路舗装の維持管理計画の最適化モデルの開発, 計算工学講演会論文集, Vol.2, pp.685-688, 1997.5.
- 6) Wu, Z. S., Yoshida, N., Harada, T. and Iwamatsu, S. : Optimum modeling for maintenance planning of road pavements using Hopfield Neural Network, *Proc. of 7th Int. Conf. on Computing in Civil and Building Engineering*, Vol.2, pp.1529-1534, 1997.8.
- 7) 矢川元基: 計算力学と CEA シリーズ 12 ニューラルネットワーク, 培風館, 1992.5.
- 8) 平野広美: C でつくるニューラルネットワーク, パーソナルメディア (株), 1991.3.
- 9) 構造工学委員会 AL (人工生命) 技術の構造システム最適化への応用に関する研究小委員会: 新しい構造システム最適化手法—人工生命技術の応用—, 土木学会論文集, No.543/I-36, pp.1~18, 1996.
- 10) 日本道路協会: 道路維持修繕要項, II 各論編, 第 1 章・第 2 章, pp.51-90, 1978.7.
- 11) 土木学会: 土木工学ハンドブック, 第 32 編 舗装, 第 5 章および第 6 章, pp.1393-1398, pp.1398-1400, 技報堂, 1989.
- 12) 大橋義彦: 舗装の維持管理システム, 道路, pp.49-53, 1997.6.
- 13) 安崎 裕, 吉田 武: 舗装の管理のためのマネジメントシステム, 建設省土木研究所 土木技術資料, 第 34 巻, 第 8 号, pp.36-41, 1992.8.

(2001. 5. 14 受付)

COMPUTATIONAL MODELING FOR ROAD PAVEMENT MAINTENANCE PLANNING USING HOPFIELD NEURAL NETWORK

Takao HARADA, Zhishen WU, Norifumi YOSHIDA and Sachio IWAMATSU

This paper presents a methodology to design an optimum maintenance system that considers the problems in both space and time scales. An objective-function is formulated to evaluate the deterioration of existing road pavements. As an effective tool, the Hopfield neural network is used to perform the optimization procedure. Through the numerical simulation using the proposed optimum modeling, the concept of the optimum maintenance section and the relationship between maintenance interval and maintenance method are discussed in detail.