

V-51

ニューラルネットワークによる舗装のパフォーマンスモデル

東北大学 学生員 ○堀木 賢一
東北大学 正会員 福田 正

1 はじめに

舗装の路面状態は、路面のわだち、ひびわれ、縦断凹凸などの破損量を基に、MCI (Maintenance Control Index) ¹⁾ などの供用性指標値によって評価されている。舗装の交通履歴に伴うこの供用性指標値の時系列的な推移を、舗装のパフォーマンスと呼んでいる。

舗装のパフォーマンスの予測は舗装の管理システムにおいて重要であり、従来は路面の破損データに非線形重回帰分析によってパフォーマンス式が求められている²⁾。しかし、このような統計解析は一般に繁雑であり、日常の舗装管理においてはさらに簡便な手法が望まれる。

本研究では、このような舗装のパフォーマンスの予測手法に、ニューラルネットワークを適用することを試みた。

2 ニューラルネットワークモデル

本研究で用いるニューラルネットワークは階層型ネットワークで、これのバックプロパゲーション法(逆誤差伝搬法)は次のとおりである³⁾。まず、図-1示すようなn層からなるネットワークを考える。入力層に入力された各ユニットの情報は、結合ウェイトと呼ばれる重みをつけられて次の層に伝わる。最終層で出力された情報は望ましい出力(教師信号と呼ぶ)と比較され、両者の差が小さくなるように結合ウェイトは修正される。

すなわち、パターンpを提示したときの第k層(k=2, 3, ..., n)の各ユニットの入出力関数を次のように表わす。

$$o_{pj}^k = f_j^k(i_{pj}^k) \quad (1)$$

$$i_{pj}^k = \sum_{i=1}^{N_{k-1}} w_{i,j}^{k-1,k} o_{pi}^{k-1} + \theta_j^k \quad (2)$$

o_{pj}^k : パターンpにおける第k層のj番目のユニットの出力値

i_{pj}^k : パターンpにおける第k層のj番目のユニットの入力値

$w_{i,j}^{k-1,k}$: 第k-1層のi番目のユニットと第k層の

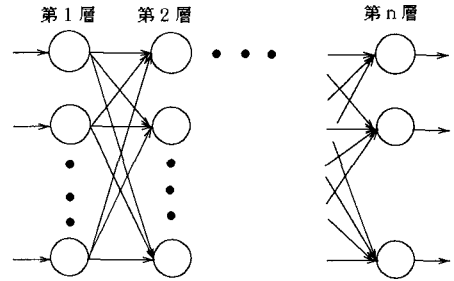


図-1 ネットワーク

第j番目のユニットとの結合ウェイト

f_j^k : 第k層のj番目のユニットの入出力関数

θ_j^k : 第k層のj番目のユニットのしきい値

N_k : 第k層のユニットの数

評価関数としては、教師信号と出力値の2乗差Eを考える。

$$E = \frac{1}{2} \sum_p \sum_{i=1}^{N_n} (t_{pi}^n - o_{pi}^n)^2 \quad (3)$$

t_{pi}^n : パターンpをにおける最終層n層のユニットiの教師信号値

結合ウェイト $w_{i,j}^{k-1,k}$ を、評価値Eが最小になるようにするための結合ウェイトの変化量 $\Delta w_{i,j}^{k-1,k}$ は、次の関係が必要である。

$$\Delta w_{i,j}^{k-1,k} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{i,j}^{k-1,k}} \quad (4)$$

η : 比例定数 ($\eta > 0$)

式(4)の右辺は、次のように分解することができる。

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{i,j}^{k-1,k}} = \frac{\partial E_p}{\partial i_{pj}^k} \cdot \frac{\partial i_{pj}^k}{\partial w_{i,j}^{k-1,k}} \quad (5)$$

ここで、

$$\begin{aligned} \frac{\partial i_{pj}^k}{\partial w_{i,j}^{k-1,k}} &= \frac{\partial}{\partial w_{i,j}^{k-1,k}} \sum_{s=1}^{N_{k-1}} (w_{sj}^{k-1,k} o_{ps}^{k-1} + \theta_j^k) \\ &= o_{pi}^{k-1} \end{aligned} \quad (6)$$

式(5)の右辺の第1因数を $\delta_{pj}^k = -\frac{\partial E_p}{\partial i_{pj}^k}$ と表すと式

(4)は次のように表される。

$$\Delta w_{i,j}^{k-1,k} = \eta \delta_{pj}^k o_{pi}^{k-1} \quad (7)$$

ここで、 δ_{pj}^k は次のように分解することができる。

$$\begin{aligned}\delta_{p,j}^k &= -\frac{\partial E_p}{\partial i_{p,j}^k} = -\frac{\partial E_p}{\partial o_{p,j}^k} \cdot \frac{\partial o_{p,j}^k}{\partial i_{p,j}^k} \\ &= -\frac{\partial E_p}{\partial o_{p,j}^k} \cdot \frac{\partial}{\partial i_{p,j}^k} f_j^k(i_{p,j}^k)\end{aligned}\quad (8)$$

式(8)の第1因数は、(a)出力層のユニットの場合、
(b)出力層以外のユニットの場合について検討する必要がある。

(a)の場合は次のようになる。

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_{p,j}^k} = -(t_{p,j}^k - o_{p,j}^k) \quad (9)$$

(b)の場合は次のようになる。

$$\begin{aligned}\frac{\partial E_p}{\partial o_{p,j}^k} &= \sum_{s=1}^{N_{k+1}} \left(\frac{\partial E_p}{\partial i_{p,j}^{k+1}} \cdot \frac{\partial i_{p,j}^{k+1}}{\partial o_{p,j}^k} \right) \\ &= \sum_{s=1}^{N_{k+1}} \left\{ \frac{\partial E_p}{\partial i_{p,j}^{k+1}} \cdot \frac{\partial}{\partial o_{p,j}^k} \sum_{t=1}^{N_{k+1}} (w_{p,t}^{k,k+1} o_{p,t}^k) \right\} \\ &= -\sum_{s=1}^{N_{k+1}} (\delta_{p,s}^{k+1} w_{j,s}^{k,k+1})\end{aligned}\quad (10)$$

入出力関数としては、次のシグモイド関数を用いる。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (11)$$

以上のように、教師信号値と出力値との差を出力側から入力側へ逆方向に伝搬を繰り返すことによって結合ウェートの学習を行うことができる。

3 事例研究

(1) 使用したデータ

ニューラルネットワークによって、東北地方におけるアスファルト舗装のパフォーマンスモデルの構築を試みる。データは土木研究所資料「アスファルト舗装の構造設計に関する検討報告書」²⁾(以下、土研資料という)から引用して適用した。この調査は全国273箇所の建設省直轄国道において実施されたものである。本研究ではこの中から東北地方のデータを用いた。

(2) ニューラルネットワークモデル

入力層3ユニット、中間層3ユニット、出力層1ユニットのネットワークを用いる。出力データはMCIとし、入力データは T_A 、累積大型車交通量、表層材料、路床のCBRとする。学習の対象とした調査区間は、東北地方の2車線道路とした。

(3) 出力結果

MCIと累積大型車交通量に関する116組のデータを、10000回繰り返して入力学習させた。その結果、式(8)による評価値Eは0.218となった。図-2はある調査区間における実測値とその場合のパフォーマンス曲線の解析事例を示している。また、表層材料が細粒アスファルト混合物(13)の場合の東北地方におけるパフォーマンス曲線を示すと図-3のようになる。

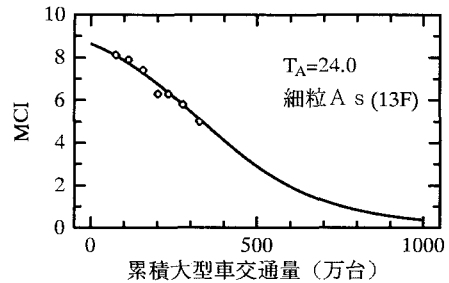


図-2 実測値と予測パフォーマンス曲線

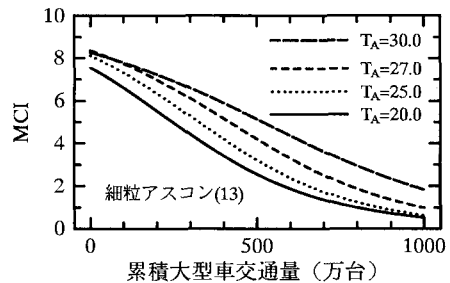


図-3 T_A によるパフォーマンスの変化

4 まとめ

舗装管理システムにおいては、舗装の路面評価と交通量に関するデータの時系列的な情報処理を行い、舗装のパフォーマンス予測に利用できるシステムの構築が望まれる。今回行った事例研究によれば、ニューラルネットワークは、このようなシステムを構築する際の有力な手法であることが分かった。

参考文献

- 1)建設省道路局国道一課，土木研究所：舗装の維持修繕の計画に関する調査研究，第33回建設省技術研究会報告書，1979。
- 2)建設省土木研究所道路部舗装研究室：土木研究所資料，アスファルト舗装構造の設計に関する検討報告書，1991。
- 3)安居院猛，長橋宏，高橋裕樹：ニューラルプログラム，昭晃堂，1993。