

ニューラルネットワークによる北陸地方の アスファルト舗装わだち掘れ進行モデル

重原大二郎¹・西澤辰男²・中源達雄³・平野誠志⁴

¹学生会員 石川工業高等専門学校専攻科 環境建設工学専攻 (〒 929-0392 河北郡津幡町北中条)
s083209@ishikawa-nct.ac.jp

²正会員 石川工業高等専門学校教授 環境都市工学科 (〒 929-0392 河北郡津幡町北中条)

³正会員 中日本高速道路 金沢支社 技術検査部品質検査チーム (〒 920-0365 金沢市神野東 170)

⁴正会員 中日本ハイウェイ・エンジニアリング名古屋株式会社 金沢支店土木部道路技術課
(〒 920-0025 金沢市駅西本町 3-7-1)

ニューラルネットワークを用いてアスファルト舗装のわだち掘れの進行を予測するためのモデルを開発した。北陸地方の高速道路の舗装管理データにおけるわだち掘れ量の測定データを用い、高速道路の IC 区間、路床構造、車線の種類、表層材料の種類および累積大型車交通量を入力とし、わだち掘れ量を出力とする 3 層モデルである。学習結果から導き出された大型車交通量とわだち掘れ量の関係は、実測結果と非常に良い対応を示した。このモデルの予測に基づいて、北陸地方のアスファルト舗装のわだち掘れ進行過程について考察した。

Key Words : rut depth, neural network, large vehicle, lane type, foundation, surface type

1. はじめに

アスファルト舗装のわだち掘れを的確に予測することは、アスファルト舗装の維持管理計画策定において非常に重要である。わだち掘れを予測するための方法としては 2 つある。1 つは力学的な応答に基づくもので、交通荷重によるアスファルト舗装の応力やひずみを求め、粘弾性あるいは弾塑性モデルを用いて、舗装の永久変形を予測するものである^{1),2),3)}。他の 1 つはわだち掘れの実測データに基づいて、データ回帰手法を用いてわだち掘れ量と交通量の関係を求めるものである^{4),5)}。前者は、アスファルト混合物の粘弾性モデルや粒状路盤の弾塑性モデルを構築することが困難であるため研究段階にとどまっていたが、最近ではアメリカの設計法 (M-Epdg) で実用化された⁶⁾。しかしながら、M-Epdg の予測法では舗装材料に対する多くのパラメータ値を決定しなければならないため、わが国の実情に合わせるためには相当な舗装材料に関する基礎的な研究が必要である^{7),8)}。さらに、気象条件や交通条件の経時的な変化を考慮した構造解析を含む複雑な計算を実行しなければならない。後者の方法は、実測データがあれば比較的容易に関係式を求めることができるが、一般性に欠ける。そのため、個々の現場にあわせたモデルの構築が必要となる。

本研究では、後者のアプローチを取る。マクロな維

持管理計画を策定するために、インターチェンジ (以下 IC と表記) 間のおおよそのわだち掘れの進行を予測するモデルを必要としたためである。その際、回帰モデルとしてニューラルネットワーク (以下 NN と表記) を適用する⁹⁾。NN は人間の神経回路をシミュレートしたプログラムであり、曖昧さを持ったパターン認識などの情報処理に適しているといわれている。堀木らは、NN を MCI の時系列予測に用いて成功している¹⁰⁾。同様にして、わだち掘れの進行の実測データを時系列パターンとみなして、NN を適用した。

本研究においては、北陸地方の高速道路の舗装供用性データおよび舗装補修履歴データに基づいて、インターチェンジ区間ごとのわだち掘れ進行過程を、道路構造、表層材料、車線区分、大型車交通量から予測するモデルを構築した。構築したモデルによる出力結果より、わだち掘れの進行に及ぼす影響について考察した。

2. ニューラルネットワークモデル

図-1 は本研究で用いるニューラルネットワークで、階層型ネットワークになっている。学習法としてはバックプロパゲーション法 (誤差逆伝播法) を用いた^{9),10)}。

まず、図-1 に示すような 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、結合荷重と呼ばれる重みをつけられて次の層に伝わる。最

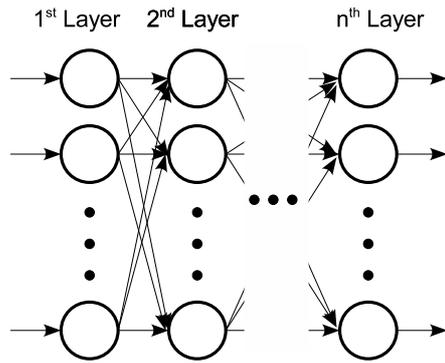


図-1 ニューラルネットワーク (NN) モデル

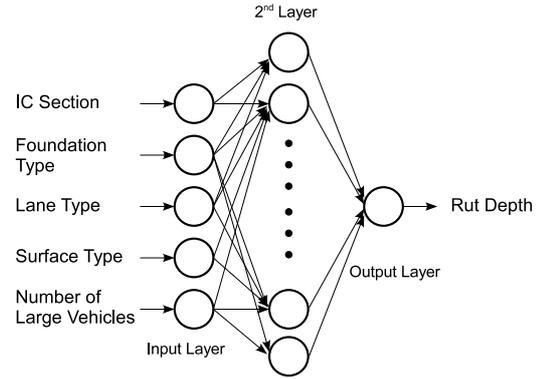


図-2 わだち掘れ進行 NN モデル

終層で出力された情報は望ましい出力(教師信号)と比較され、両者の差が小さくなるように結合荷重が修正される。すなわち、パターン p を提示したときの第 k 層 ($k = 2, 3, \dots, n$) の各ユニットの入出力値を次のように表す。

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

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

ここに、 o_{pj}^k, i_{pj}^k : パターン p における第 k 層の j 番目のユニットの出力値と入力値、 $w_{i,j}^{k-1,k}$: 第 $k-1$ 層の i 番目のユニットと第 k 層の j 番目のユニットとの結合荷重、 f_j^k, θ_j^k, N_k : それぞれ、第 k 層の j 番目のユニットの出力関数、しきい値および第 k 層のユニット数である。

出力関数として次のシグモイド関数を用いる。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (3)$$

評価関数として、教師信号 t と出力値 o の 2 乗差を考える。

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_n} (t_{pi}^n - o_{pi}^n)^2 \quad (4)$$

結合荷重 $w_{i,j}^{k-1,k}$ を、評価値 E_p が最小になるように変化させるための変化量 $\Delta w_{i,j}^{k-1,k}$ は次式で表される。

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

出力層以外のユニットでも同様に結合荷重の変更を行うことができる。このように、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播を繰り返すことによって、結合荷重の学習を行う。

本研究では、後述するデータの構造から、図-2 に示すような NN モデルを構築する。このモデルは 3 層構造で、入力層のノードは 5、中間層のノードは 20、出

表-1 舗装供用性データ

大項目	小項目	内容
位置情報	路線名	北陸自動車道
	事務所名	金沢
	上下線	上り線, 下り線
	車線	走行, 追越
	KP 自	
	KP 至	
	IC 自	
道路構造	IC 至	
	道路構造	盛土, 切土
	わだち掘れ	1988-2007 わだち掘れ量 (mm)
交通量	建設時設計交通量	
	大型車実交通量	IC 間断面交通量
舗装構造	舗装構成	各層の厚さ
	設計 CBR (建設)	CBR(%)
	T _A (建設)	T _A (cm)
	表層種別 (2007.3)	密粒度, ポーラス

力層のノードは 1 である。入力は、高速道路の IC 区間、道路構造、車線の種類、表層材料の種類および累積大型車交通量である。出力はわだち掘れ量である。入力の内容については後述する。

3. 実測データ

モデルを構築するためのデータは、中日本高速道路(株)が保有する北陸地方の高速道路の舗装供用性データと舗装修繕履歴データである。舗装供用性データには調査箇所の舗装構造、T_A、IC 区間の設計 CBR 値、交通量、100m ごとのわだち掘れ量などの測定値が年ごとに記録されている。データの項目を表-1 に示す。舗装修繕履歴データには、施工層名、路線名、管理事務所名、上下線区分名、キロポスト(以下 KP と表記)、延長、車線名、舗装種別名、舗装工種名、舗装工法名、供用年月日、修繕理由、施工年月、層厚が記載されている。

このようなデータに基づいて、図-2 に示す NN モデルを決定した。入力項目について具体的に説明する。

- 高速道路の IC 区間: IC 間における表層を除いた舗装構造、T_A、CBR はほとんど同様であるため、IC 区間が舗装構造を代表する項目と仮定した。
- 道路構造(路床構造): 盛土か切土かの区別である。

表-2 NN で用いたデータ

ノード	選択肢	値	
入力	IC 区間	小松-美川	0
		富山西-富山	1
		魚津-黒部	2
		木之本-敦賀	3
		盛土	0
	道路構造	切土	1
		走行	0
	車線	追越	1
		密粒度	0
	表層種別	ポーラス	1
交通量		大型車交通量	0-1
出力	わだち掘れ	わだち掘れ量	0-1

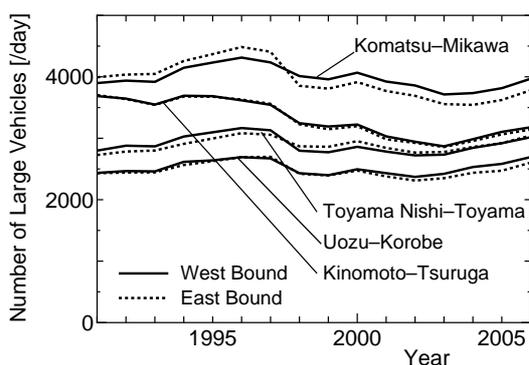


図-3 解析対象区間の交通量

この区別を路床を含む基礎構造全体の支持性能を代表する項目と仮定した。

- 車線の種類：走行車線と追越車線では交通量が大きく異なると考えられるが、交通量データでは車線ごとの交通量が不明なためにこの項目を加えた。
- 表層材料の種類：高速道路の主要な表層アスファルト混合物である密粒度アスファルト混合物（以下密粒度と表記）と、ポーラスアスファルト混合物（以下ポーラスと表記）の2種類である。
- 累積大型車交通量：図-3 に示すような、各年のIC区間の大型車交通量（台/日/方向）を累積したものである。

出力はわだち掘れ量（mm）のみとした。わだち掘れ量は各年のデータとして記録されているので、前年のわだち掘れ量と当該年のわだち掘れ量の差が1年間分の交通量によるわだち掘れ進行量であると仮定した。入力データごとに表-1 のデータから、以下のようにして学習データを整備した。

1. それぞれの区間において補修後から次の補修までの期間を対象とする。
2. 年ごとの区間大型車交通量から累積大型車交通量を算定する。
3. 舗装補修履歴データから、補修履歴が不明なデータは除外する。

表-3 NN で用いたデータ

区間	T _A (cm)	路床	表層	車線	年代	数
小松-美川	29.5	盛土	密粒度	走行	1995-2006	213
		切土	密粒度	走行	1996-2002	120
		盛土	ポーラス	走行	1995-2006	30
		切土	ポーラス	走行	1995-2006	40
		盛土	密粒度	追越	1993-2006	24
		盛土	ポーラス	追越	2001-2006	16
富山西-富山	27.6	盛土	密粒度	走行	1994-2006	154
		切土	密粒度	走行	1994-2006	100
		盛土	ポーラス	走行	1993-2006	42
		盛土	密粒度	追越	1993-2006	83
		切土	密粒度	追越	1993-2006	55
		盛土	ポーラス	追越	2003-2006	18
魚津-黒部	24.3	盛土	密粒度	走行	1991-2006	139
		切土	密粒度	走行	1996-2006	128
		盛土	ポーラス	走行	2000-2006	56
		切土	ポーラス	走行	2000-2006	83
		盛土	密粒度	追越	1993-2006	22
		切土	密粒度	追越	1996-2006	32
		盛土	ポーラス	追越	2001-2006	26
		切土	ポーラス	追越	2001-2006	23
木之本-敦賀	29.4	盛土	密粒度	走行	1993-2004	319
		切土	密粒度	走行	1993-2004	156
		盛土	ポーラス	走行	1992-2004	105
		切土	ポーラス	走行	1996-2004	51
		盛土	密粒度	追越	1995-2001	50
		切土	密粒度	追越	1996-2001	40

4. 補修履歴がないにもかかわらず、わだち掘れが前年に比べ極端に減少しているデータは除外する。
5. 舗装構造、表層材料、車線の区分に表-2 のような数値を割り当てる。
6. わだち掘れ量および累積大型車交通量を0から1の間で正規化する。

モデルの構築に用いたデータを表-3 にまとめた。データ総数は2125点であった。

図-2 のモデルを用いて表-3 のデータをそのまま学習させた。2125点のデータを10000回学習させるとその回数で誤差が安定したため、そこで学習を打ち切った。なお、学習に要した時間は、通常のパーソナルコンピュータで40分から60分程度であった。

4. 解析結果

図-4 は、小松 美川間の学習結果をまとめたものである。横軸に累積大型車交通量、縦軸がわだち掘れ量（mm）である。および印は、それぞれ走行車線および追越車線の実測値、実線および破線はそれぞれ走行車線および追越車線のNNモデルによる予測値である。なお、図を見やすくするために、補修履歴が同一区間の実測値を平均した値を実測値としてプロットした。車線ごとに実測値と予測値は良い対応を示しており、モデルの妥当性が確認された。交通量の少ない追越車線のほうが累積大型車交通量に対してわだち掘れの進行が遅いようになっているが、これは車線ごとの交通量で整理していないためで、いわば当然の結果といえる。盛土と切土によってわだち掘れの進行具合に差はない。この区間ではポーラスアスファルト舗装のほうがわだち掘れの進行はやや早い結果となった。

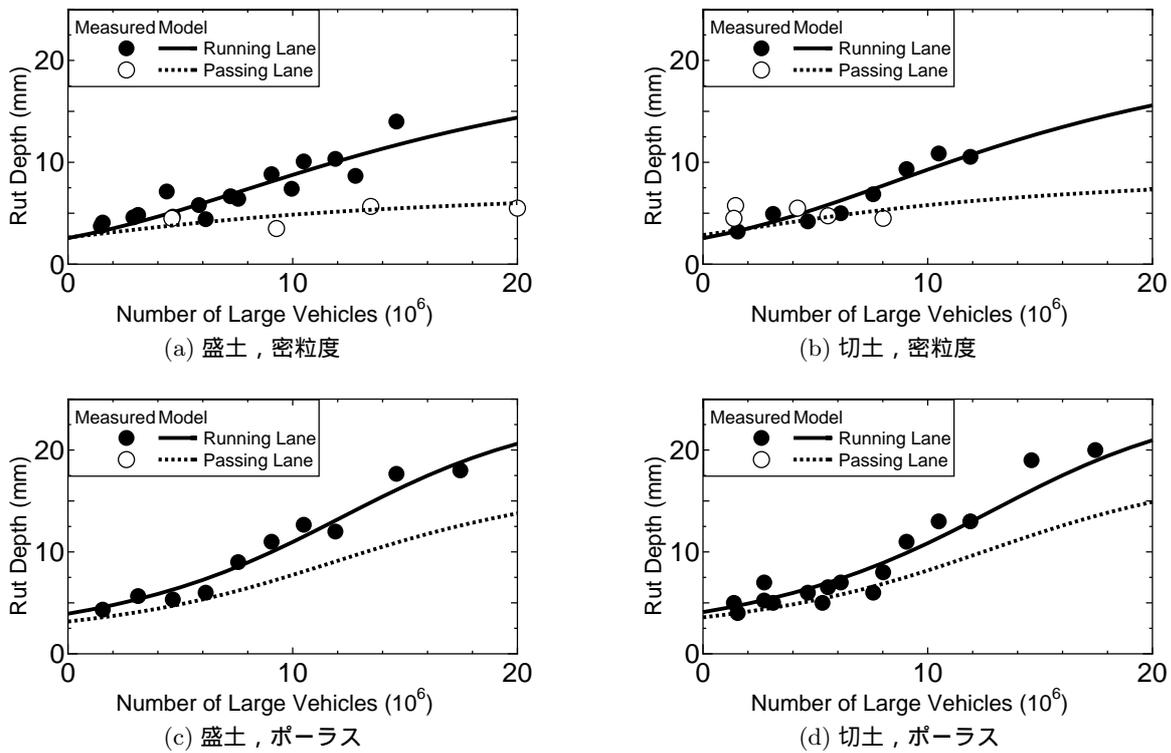


図-4 小松 - 美川間のわだち掘れ進行過程

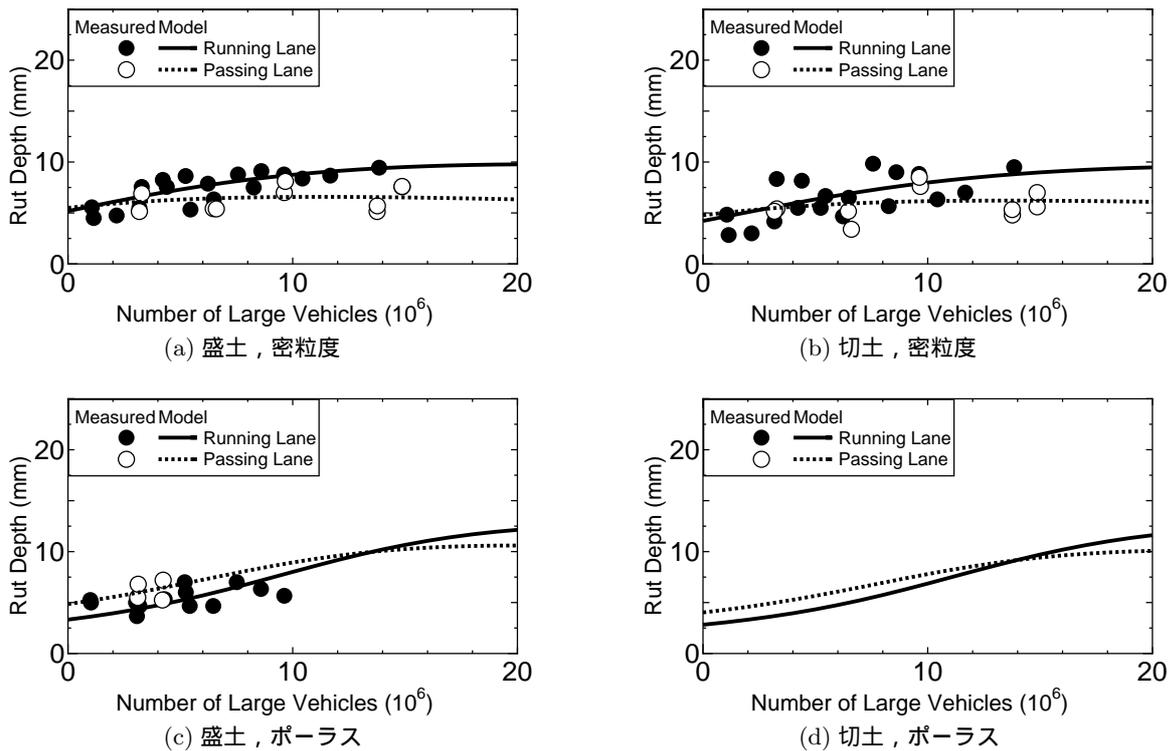


図-5 富山西 - 富山間のわだち掘れ進行過程

図-5は富山西 - 富山間のわだち掘れの進行過程である。この区間の T_A は小松 - 美川間や木之本 - 敦賀間より小さいが、わだち掘れの進行はそれらの区間に比べて緩やかであった。小松-美川区間同様に、盛土と切土に差はない。また密粒度アスファルト舗装とポーラスアスファルト舗装の間にも差は見られなかった。特に

ポーラスアスファルト舗装の場合、走行車線と追越車線での差も小さい。なお、図-5(d)のポーラスアスファルト舗装で切土の区間には実測データがないが、NNは他のポーラスアスファルト舗装で切土区間のデータからのパターンで補って、このような曲線を導き出したのである。

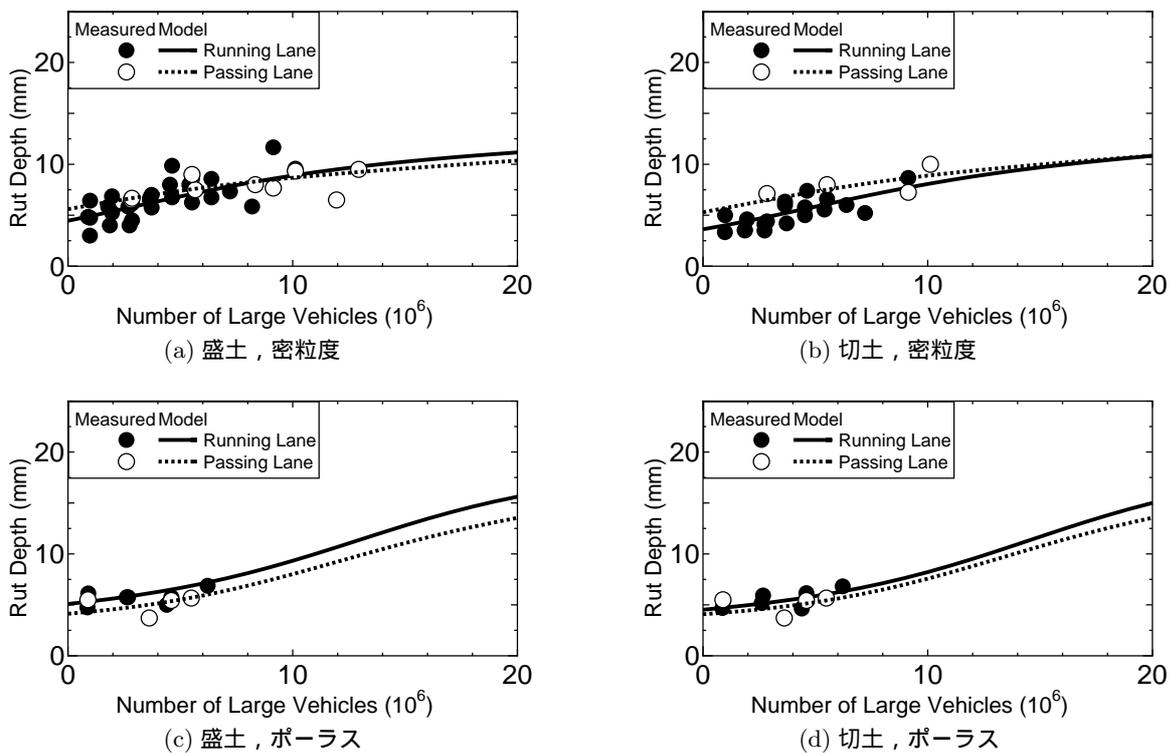


図-6 魚津 - 黒部間のわだち掘れ進行過程

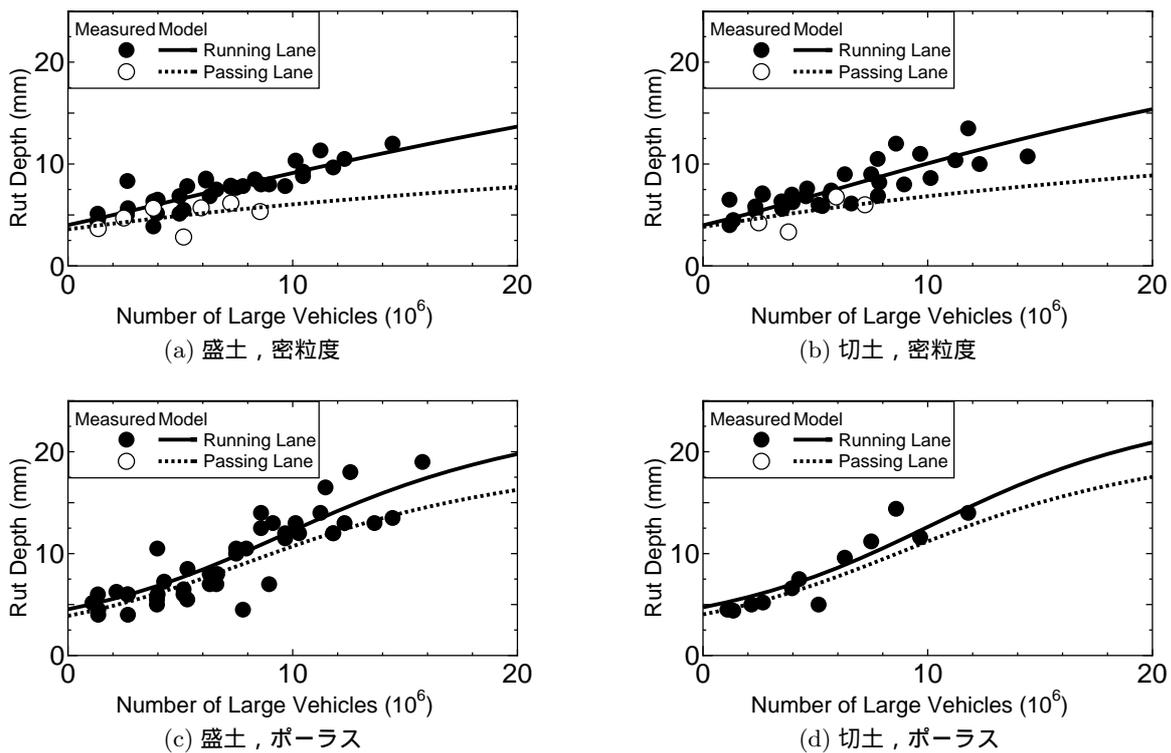


図-7 木之本 - 敦賀間のわだち掘れ進行過程

図-6は魚津 - 黒部間のわだち掘れの進行過程である。この区間の T_A は今回の対象区間のなかでは最も小さいが、わだち掘れの進行は小松 - 美川間や木之本 - 敦賀間よりも緩やかである。また盛土と切土、走行と追越の差は小さい。ポーラスアスファルト舗装の場合には最初はわだち掘れの進行は密粒度アスファルト舗装

よりも少ないが、後半になると進行が密粒度アスファルト舗装よりも速くなると予測された。

図-7は木之本 敦賀間のわだち掘れの進行過程である。この区間の密粒度アスファルト舗装の場合、わだち掘れの進行は直線的である。またポーラスアスファルト舗装の方がわだち掘れの進行が早い。舗装供用性

データではわだち掘れの原因が流動か摩耗かの区別はないので明確ではないが、ポーラスアスファルト舗装のわだち掘れの進行が早いのは摩耗の影響かもしれない。盛土と切土区間の差はほとんど見られない。

5. まとめ

NNモデルによってアスファルト舗装のわだち掘れ進行モデルを構築した。このモデルは3層構造であり、入力は高速道路のIC区間、路床構造、車線の種類、表層材料の種類および累積大型車交通量の5ノード、出力はわだち掘れ量の1ノードである。北陸地方の高速道路の舗装供用性データにおけるわだち掘れの経年的な実測データから、バックプロパゲーション法によりNNモデルを構築した。本研究で得られた成果をまとめると以下ようになる。

1. NNモデルは回帰手法のように関数形を定めなくとも、わだち掘れの大型車交通量との関係を表す汎用モデルを構築できる。
2. NNモデルの学習に必要なデータ整備の方法、およびNNモデルの構築のための手順を確立した。
3. 構築されたNNモデルによる予測と実測はよく一致した。
4. IC区間、舗装構造、車線区分、表層材料によるわだち掘れ進行の過程の差を明確にできた。
5. 今回の対象区間では、盛土と切土でわだち掘れの進行過程に差はなかった。また、全体的に密粒度アスファルト舗装よりもポーラスアスファルト舗装の方がわだち掘れの進行が早かった。
6. T_A とわだち掘れの進行の間に明確な関係は見い出

せなかった。

今後、さらに実測データを収集し、より詳細な舗装構造(T_A や層構成、路床強度)を考慮できるような形になるように改良を加えたい。また、同様の手法を用いて、ひび割れ率、すべり抵抗、IRIについてもその進行過程をモデル化できないかどうか検討したい。

参考文献

- 1) 牛尾俊介：アスファルト舗装のわだち掘れ予測方法に関する研究，土木学会論文報告集，No323.
- 2) White, T.D., et al.: Contributions of Pavement Structural Layers to Rutting of Hot Mix Asphalt Pavements, *NCHRP Report 468*, 2002.
- 3) Hossain, M and Wu, Z.: Finite Element Simulation of Rutting on Superpave Pavements, *Proc. Of 9th International Conference on Asphalt Pavements*, 5:2-3, 2002.
- 4) 阿部頼政，飯田忠雄：わだち掘れ測定データの解析法に関する研究，土木学会論文集，No478/V-21，pp.117-123,1993.
- 5) 谷口聡，他：舗装データベースを用いた供用性曲線作成手法に関する研究，土木学会舗装工学論文集，第8巻，pp.99-106, 2003.
- 6) 土木学会舗装工学委員会舗装設計小委員会：力学的-経験的設計指針-生まれ変わったAASHTO舗装設計指針-アスファルト，第48巻，第218号，pp.2-47, 2005.
- 7) 田口仁，大川秀雄：アスファルト混合物の流動特性に関する基礎的研究，土木学会舗装工学論文集，第2巻，pp.221-228, 1997.
- 8) 竹内康：舗装材料の弾塑性モデルに関する基礎的研究，土木学会舗装工学論文集，第7巻，pp.89-97, 2002.
- 9) 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.
- 10) 堀木賢一，福田正：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，土木学会論文集，No.496/V-24，pp.99-102, 1994.

(2008.6.30 受付)

A MODEL OF RUTTING DEVELOPMENT OF ASPHALT PAVEMENT IN HOKURIKU REGION BASED ON NEURAL NETWORK

Daijiro SHIGEHARA, Tatsuo NISHIZAWA, Tatsuo NAKAGEN and Seishi HIRANO

A method for predicting development of rut depth in asphalt pavements in Hokuriku region was developed by applying Neural Network System (NNS). A three layer NNS with input nodes for IC section, subgrade type, lane type, surface type and the number of large vehicles and an output node for rut depth was employed. The model was established by inputting performance data of asphalt pavements in Hokuriku region. The predicted relationship between rut depth and the number of large vehicles agrees well with observed ones. The effects of the input parameters on rut depth development were discussed based on the predicted curves.