

プローブ車の車両運動データによる冬期路面分類手法に関する研究*

Classification of Winter Road Surface Conditions Using Vehicular Movement Data of Probe Car*

宮坂純平**・中辻隆***・川村彰****

Junpei MIYASAKA**・Takashi NAKATSUJI***・Akira KAWAMURA****

1. はじめに

積雪寒冷地での冬期の道路交通においては、降雪や凍結路面に起因する交通渋滞が慢性化しており、道路交通の定時性、確実性の確保は重要課題となっている。また、凍結路面での走行安全性の低下も冬期道路交通の問題である。IT技術の発展に伴い、利用者からはリアルタイムの路面状態情報提供のニーズが高まっているが、現状の情報提供に対しては多くの人々が満足していない。¹⁾

道路利用者にとっては、路面の情報を、摩擦係数値そのもので提供されるよりも、滑るかどうかの2分類、あるいは滑りの程度に応じていくつかに分類されて提供される方が望ましい²⁾。近年、わが国においても路面状態を明確に評価するための手法が志向されているが、実現には大きな課題を残している。しかし、道路管理者のみで広範囲な路面状態を把握することは不可能であり、従来測定法に代わる手法の確立が求められている。

本研究では、GPSを登載したプローブ車の車両運動データから路面状態を分類する手法として、階層的ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズム(以下GA)を用いた手法の構築を行った。また、判別分析や逆伝搬法との比較、道路条件、測定条件といった面から路面分類手法としての有用性についての評価を行うことを目的とする。

2. 走行試験データ

(1) 試験車

北大試験車(Safari)と北見工大試験車(Big Horn)をプローブ車として用いた。両試験車にGPSデータに加え、前後、横、および上下3方向の加速度成分、ヨー角速度、ピッチ角速度の角速度2方向成分、さらにパルスデータについても前後輪でのパルス成分を計測するためにSRセンサーの設置を行った。

(2) 走行試験

a) 寒地試験路走行試験

路面状態が均質に管理された状態で広範囲な走行条件でのデータを得るため、北海道開発局苫小牧寒地試験道路での試験を実施した(平成13年12月17~19日)。凍結路面と圧雪路面を人工的に作成し、走行試験の合間に北大滑り抵抗測定車を用いて、ほぼ2時間に1度の割合で路面摩擦係数の測定を行った。ほぼ100mごとに計測しその平均を摩擦係数とした。凍結路面では平均0.15程度の極めて滑りやすい路面が、圧雪路面では平均0.4前後となり通常よりやや高めの値となっていた。

b) 市内幹線道路走行試験

路面状態が不均質である一般道路での車両運動のデータを得るため、札幌近郊の市街地道路において平成14年12月25日から28日に走行試験を行った。車群流れに乗りながらの通常走行や、交差点における加減速走行を行った。試験車両は、北見工大試験車であるBig Hornと、乗用車Blue Birdの2台を用いた。また、すべり抵抗測定車で試験車を追従し、すべり摩擦係数の計測を行った。

(3) データ処理

計測されたデータは、欠損データの補正、GPSによる緯度・経度データの平面座標変換、あるいはデータの車速パルスの速度データへの変換などの処理がな

*キーワード：交通管理、ITS、冬期路面管理

**正員，工修，(株)ドーコン 交通部

札幌市厚別区厚別中央1条5丁目4-1

TEL (011)801-1520 FAX(011)801-1521

***正員，工博，北海道大学大学院工学研究科

札幌市北区北13条西8丁目

TEL (011)706-6215 FAX(011)706-6215

****正員，工博，北見工業大学土木開発工学科

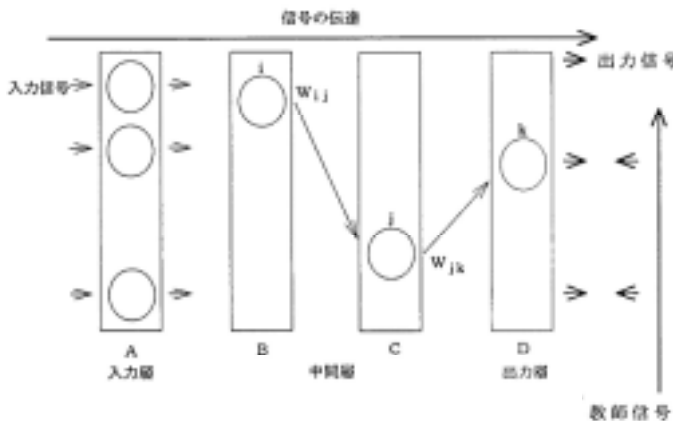
北見市公園町165番地，TEL(0157)26-9510 FAX(0157)26-9510

された後に解析に使用された。交差点における発進・制動試験においては、加速度（勾配）がほぼ一定と考えられる区間を目視によって数箇所を抽出し、数秒ごとに運動変量の平均値を求め、それを1つのサンプルデータとした。横加速度は絶対値を使用した。

3. GAとニューラルネットワークによる路面判別

本研究では路面判別手法として非線形関数を伴う遺伝的アルゴリズム(以下GA)を用いた。本研究では(5・5・2・2)の4層からなる階層的ニューラルネットワークを構築し、入力信号として、前後・横および上下加速度、スリップ比（前輪・後輪）といった車両運動データを用いた。これにより出力された結果 y_k をあらかじめ設定した教師信号 Z_k （凍結（1,0）、圧雪（0,1））と比較し、誤差の二乗和（(1)式）を極小化するようにシナプスの荷重の大きさを補正する。補正する際にGAを用いて選択・交叉による繰返し計算(本研究では世代数2000として繰返し計算)を行い、各シナプス間の結合荷重の最適解を求める。最終的にこの最適解を用いて車両運動データから y_k を出力し、その値によって路面状態を判別する仕組みとなっている。（図-1）

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (Z_k - y_k)^2 \quad (1)$$



このような流れにより繰返し学習を行ってシナプス荷重の大きさを調整し、再度車両運動データを入力して、路面の判別結果を出力する。出力結果が（1,0）に収束している場合は凍結路面、（0,1）に収束している場合は圧雪路面と判別されたこととなる。

4. 試験路における路面判別

理想状態の路面における路面判別手法の精度を検証するために、試験路のデータ100個（凍結・圧雪各50個）を用いて判別を行った。

(1) 交差点発進時と制動時における判別

入力信号として、前後加速度、横加速度、上下加速度、スリップ比（前輪・後輪）を用いて判別を行った。表-1に判別結果を示す。全体で92.0%の的中率となっている。

表-1 GAによる判別結果(試験路・発進時)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	44	6	50
	圧雪	2	48	50
判別的中率		92.0%		

制動時のデータでも同様に判別を行った。表-2に判別結果を示している。減速時においても高い精度で判別が可能であるが、発進時における判別と比べて的中率は若干低下していることがわかる。

表-2 GAによる判別結果(試験路・制動時)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	41	9	50
	圧雪	3	47	50
判別的中率		88.0%		

(2) 他の判別手法との判別精度比較

GAで用いたものと同じデータ（加速時）を、判別分析、逆伝播法によって判別し（表-3・4）、その精度の比較を行った。

表-3 逆伝播法による判別結果(試験路)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	41	9	50
	圧雪	0	50	50
判別的中率		91.0%		

表-4 判別分析による判別結果(試験路)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	39	11	50
	圧雪	13	37	50
判別的中率		76.0%		

判別結果を見ると、理想状態における路面においては判別手法に用いる関数が線形のものか非線形のものかによって精度が大きく異なる。非線形関数を用いる

GAや逆伝播法においては90%以上の高精度で判別が可能であるのに対し、線形関数を用いる判別分析においては約75%の精度しか得られない。このことから、車両運動データから冬期路面を分類する際には、線形関数を用いた手法では精度に限界があると考えられ、非線形関数を用いた手法の方が望ましいと考えられる。

5. 市街地一般道路における路面判別

GAを用いた分類手法は、理想状態の路面において高い精度で路面判別が可能であることを示した。次に一般路面においての手法の検証を行うため、市街地幹線道路のデータを用いてGAによる路面分類を行うことを試みた。市街地における路面は、実験時の観察記録をもとに、摩擦係数を測定した位置と車両運動データを測定した位置の空間的ずれが少ないと判断されたデータのみを抽出した。その結果、データ数28個、3層からなるネットワークが構築され、これを用いて判別を行った。結果を表-5に示す。また、同時に判別分析と逆伝播法との比較も行った。(表-6・7)

表-5 GAによる判別結果(市街路)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	14	0	14
	圧雪	1	13	14
判別的中率		96.4%		

表-6 逆伝播法による判別結果(市街路)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	10	4	14
	圧雪	4	10	14
判別の中率		71.4%		

表-7 判別分析による判別結果(市街路)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	9	5	14
	圧雪	3	11	14
判別の中率		71.4%		

市街地における一般道路を走行したデータを用いて路面分類を行った場合においても、GAを用いた場合は90%以上の高精度を確保できる。しかし、試験路の場合と異なるのは、非線形関数を用いる逆伝播法において大きく精度が低下してしまう点である。この原因は逆伝播法を用いた繰返し計算の際にローカルミニマムの問題が発生していることが挙げられる。一般道路は試験路と比べてデータが複雑となるため、ローカルミニマムに陥りやすいと考えられる。

また、一般道路においてGAによる判別モデルを作成する際には、摩擦係数を測定した位置と車両運動データを測定した位置の空間的ずれに注意を払う必要があり、空間的ずれが大きいものが含まれると精度が低下するという点は注意する必要がある。

上記の点に注意してモデルを作成することで、GAによる路面分類は一般路面における路面分類にも有用であるといえる。

6. パルスデータの有無について

本研究ではタクシーをプローブ車として利用することを前提とした路面判別システムの構築を考えたものであるが、タクシーには基本的にABSが付いておらずパルス測定できないという問題点がある。

そこで、GAを用いた分類手法に対して、パルスが測定出来ない場合を考慮し、入力信号からパルスを用いたデータ(ここではスリップ比(前輪・後輪))を削除して路面判別を行い、また他の手法との判別精度を比較した。(表-8・9・10)

表-8 GAによるの判別結果(パルスなし)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	48	2	50
	圧雪	6	44	50
判別の中率		92.0%		

表-9 逆伝播法による判別結果(パルスなし)

		判別された群		判別されなかった群	計
		凍結	圧雪		
真の群	凍結	33	3	14	50
	圧雪	8	40	2	50
判別の中率		73.0 ~ 89.0%			

表-10 判別分析による判別結果(パルスなし)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	33	17	50
	圧雪	11	39	50
判別の中率		72.0%		

パルスなしのデータの場合、判別分析についてはパルスありの時(表-4)と比べてほぼ同精度であるものの、手法自体の精度が低いことには依然として変わらない。また、逆伝播法に関しては、判別の中率が73~89%となっている。これはローカルミニマムの問題によって判別されなかった群が存在するためである。これにより判別の中率は判別分析(パルスデータあり)の場合と同じくらいまで精度が低下する。なお、上限としている89%はローカルミニマムの問題が発生せずに、

残りの群がすべて正しく判別された場合にとりうる的中率を表す。

これら2つの手法に対して、GAを用いた場合には交叉・選択によってローカルミニマムの問題が回避される。そのため、すべての群が判別され、その判別率的中率は90%以上となる。したがって、GAによる路面分類手法はパルスデータがなく、入力データが限定されるような場合においても有用な手法であるといえる。

7. モデルの推定精度の検証

GAとニューラルネットワークを用いた路面分類手法は、その判別率の高さから、再現性が非常に高いモデルであるといえる。そこで、この手法によってモデルを構築した際に、同じ路面条件で抽出した別の車両運動データを入力した場合について、モデルとしての推定精度の検証を行った。

ここでは、試験路のデータ100個のうちモデル作成時に使用するデータの数を50・60・70・80個として残りのデータ50・40・30・20個を検証用データとして、作成されたモデルに入力し、それぞれの場合について推定精度を求めた。なお、検証用データの数が少なく、データ1つあたりの判別結果が推定精度に過大な影響を与えるのを防ぐために、固定したデータによって10回の繰り返し出力を行い、その平均値を推定精度として用いた。結果を表-11~14に示す。

表-11 推定精度結果(モデル作成50個・検証50個)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	18.2	6.8	25
	圧雪	6.5	18.5	25
推定精度		73.4%		

表-12 推定精度結果(モデル作成60個・検証40個)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	14.8	5.2	20
	圧雪	4.4	15.6	20
推定精度		76.0%		

表-13 推定精度結果(モデル作成70個・検証30個)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	13.6	1.4	15
	圧雪	4.5	10.5	15
推定精度		80.3%		

表-14 推定精度結果(モデル作成80個・検証20個)

		判別された群		
		凍結	圧雪	計
真の群	凍結	7.8	2.2	10
	圧雪	1.5	8.5	10
推定精度		81.5%		

モデル作成データ数と判別率(再現率) 推定精度の関係を示したものが図-2である。モデルの推定精度は70~80%で、モデル作成時のデータ数が多くなるほど推定精度も向上している。これは、モデル作成時のデータ数を増やすことで冬期の路面状況を表す母集団と標本データの標本誤差が小さくなっているためと考えられる。つまり、モデルとしての精度を確保するためには、モデルを作成する際に十分なデータ数を確保する必要があるといえる。

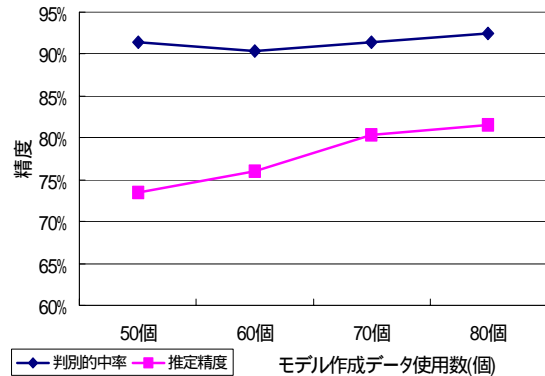


図-2 モデル作成データ数と判別率、推定精度

8. おわりに

本研究では、車両運動データから冬期路面状態を分類するための手法としてニューラルネットワークとGAを用いた手法を構築した。また、判別分析や逆伝播法との比較により、理想状態における判別精度の検証、路面条件や測定条件の変化への対応といった3つの観点から評価を行った。

その中で、判別分析には手法自体の精度に限界があり、逆伝播法にはローカルミニマムの問題による精度の不安定さが明らかになった。それに対し、GAを用いた場合には高精度かつ、これらの問題に対応可能であるという点からその手法としての有用性を示した。

また、モデルの推定精度に関しては、モデル構築の際と異なるデータを用いても70~80%の精度が得られることから、モデルとしての妥当性を示した。

参考文献

- 1) 加治屋安彦、松沢勝、山際祐司、金田安弘、大槻政哉:「雪情報が市民の交通行動に与える影響について~スマート札幌ゆき情報実験2001~」第17回寒地技術シンポジウム論文集p159-166
- 2) Imad Al-Qadi, Feasibility of Using Friction Indicators to Improve Winter Maintenance Operations and Mobility, NCHRP Report 6-14, TRB, 2002