

車両運動データを用いた冬期路面すべり摩擦係数の予測に関する研究

Prediction of friction coefficients on winter road surface of using vehicular motion data

北海道大学工学研究科 ○学生員 林 郁子 (Ikuko Hayashi)
 北海道大学工学研究科 正 員 中辻 隆 (Takashi Nakatsuji)
 北見工業大学 正 員 川村 彰 (Akira Kawamura)
 北見工業大学 正 員 白川 龍生 (Tatsuo Shirakawa)

1. はじめに

積雪寒冷地においては、毎年凍結路面対策費の増加が深刻な問題となっている。しかしながら、非常にすべりやすい凍結路面によって引き起こされるスリップ事故や歩行者の転倒事故などは減少しておらず、効率的・効果的な路面管理が必要とされている。凍結防止剤を効率的・効果的に散布するためには、路面を客観的に評価するための指標や2、3時間先の路面の予測をすることが必要であるが、そうした指標やモデルは確立されていない。

客観的な路面の管理指標として、すべり摩擦係数の導入が研究されているが、すべり摩擦係数を正確に測定する機器は高価であり、測定手法も難しいなどの理由から広範囲のすべり摩擦係数をリアルタイムで把握するのは困難であるとされている。そこで本研究では、市街地を走行している車両にGPSと簡単な車両運動センサーを取り付け、得られた車両運動データから、車両と路面の間に作用する力を考えることで走行地点の路面のすべり摩擦係数を逆推定する。さらに、逆推定した現時点のすべり摩擦係数と気象データから短時間先のすべり摩擦係数の予測するモデルを提案する。路面は時間とともに大きく変化していくため、従来のオフラインのモデルを発展させ、カルマンフィルターを用いたオンラインの予測モデルを構築する。

2. データ計測

2.1 冬期路面走行試験

2004年12月19～23日に札幌市北区あいの里の道道にて、一般車両の流れに乗りながら走行試験を行った。センサーを取り付けた試験車両が走行し、そのすぐ後ろをすべり抵抗測定車が試験車両に追従する形で車両運動データの計測と走行地点のすべり摩擦係数の測定を行った。測定時間は、比較的路面が変動しやすい時間帯(6:00～19:00)において、1～2時間おきに行った。

また、気象データに関しては、走行試験区間内の交差点に測定ポイントを定めて機器を設置し、30分毎に計測を行った。

2.2 試験車両

冬期路面走行中の車両挙動を計測するため、図-1(a)に示す車両(いすゞ Big Horn)にGPSと車両運動センサーを取り付けて走行試験を行った。走行時の路面の状況を把握するため、図-1(b)に示すバスタイプのすべり抵抗測定車で路面のすべり摩擦係数を測定した。



図-1 試験車両

2.3 測定項目

試験車両に取り付けた車両運動センサーとGPSから測定した項目と、その測定間隔を表-1(a)に示す。また、表-1(b)は、路面の変動と関係があると考えられる気象データや交通量などの測定項目と測定間隔を示したものである。これらのデータを実際に分析で使用する際には、計算時間を短縮させるため1秒毎のデータに直して使用した。交通量に関しては、気象データ計測地点付近の車両感知器のデータを使用した。

表-1 測定項目と測定間隔

(a)		
	測定項目	測定間隔
加速度	前後加速度	0.02秒
	横加速度	
	上下加速度	
角度	ロール角度	0.02秒
	ピッチ角度	
	ヨー角度	
角速度	ロール角速度	0.02秒
	ピッチ角速度	
	ヨー角速度	
車速パルス	前輪パルス	0.1秒
	後輪パルス	
GPS	時刻	1秒
	緯度、経度	
	GPS速度	

(b)

測定項目	測定間隔
気温	30分
路温	
全天日射量	30分累積値
放射収支量	
アルベド(反射率)	
交通量	

2.4 データ処理

計測した車両運動データから車両の運動状態を加速、減速、一定速に分類し、運動状態別にすべり摩擦係数の計測地点前後の20秒間程度を抽出した。図-2の×は計測したすべり摩擦係数の値で、●はすべり摩擦係数計測時の車両の速度をプロットしたものである。本研究においては、加速状態と減速状態のみを使用し、一定速状態のデータについては使用していない。抽出した数秒間のデータを1つのデータとすると、車両運動データ数は表-2のようになる。

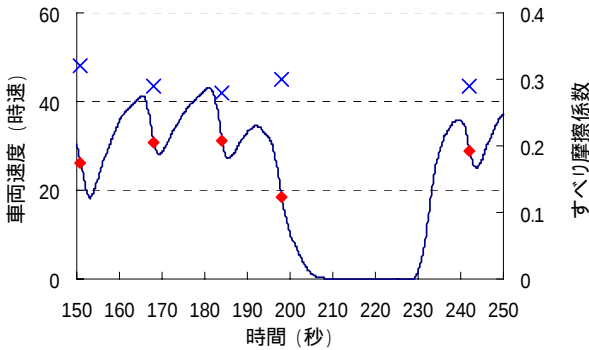


図-2 車両速度とすべり摩擦係数

表-2 車両運動データ数

運動状態	データ数
加速	684
減速	787
計	1471

3. すべり摩擦係数予測モデル

3.1 車両運動モデル

既存研究¹⁾より、車両運動を剛体運動として扱い、初等力学の数式を用いた推定では精度に限界があることから、本研究ではタイヤと路面に作用する力を考慮して車両の運動方程式を導く²⁾。タイヤと路面に作用する力はすべり抵抗力だけでなく、粘着域の形成とそこに生じる粘着力も考慮しなければならない(図-3)。それぞれのタイヤに作用する力を求め、式(1)のように車両の運動方程式を立てる。このモデルでは、粘着域を算出する際に、路面の摩擦係数やスリップ比、スリップ角が必要となるが、これらは未知数であるため、ランダムな値を入れて求められた車両運動と、実際の車両運動の誤差が最小になる値を最適解とする逆推定を行った。

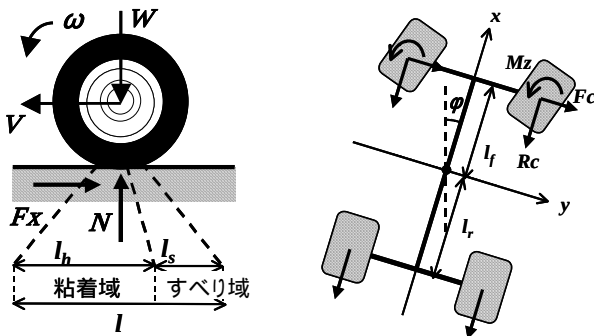


図-3 粘着域と車両運動モデル

$$\begin{Bmatrix} \frac{dV_x}{dt} \\ \frac{dV_y}{dt} \\ \frac{d\omega}{dt} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} \frac{-2g(F_r^f + F_r^r)}{m} \\ \frac{2g(F_c^f + F_c^r)}{m} \\ \frac{-2(F_c^f \times l_f - F_c^r \times l_r - M_z)}{I} \end{Bmatrix} \quad (1)$$

3.2 オンラインモデル

(1) カルマンフィルター³⁾

路面のすべり摩擦係数は時間によって変化してしまうため、オンラインのモデルを作成する方がよいと考えられる。そこで、本研究ではすべり摩擦係数予測モデルにカルマンフィルターを用いた。

カルマンフィルターとは、観測データが与えられたとき、それを用いて解析モデル式のパラメータを同定する方法である。関係式の中に含まれているノイズを、観測値を用いて除去し、時々刻々推定する方式である。

x_k を対象とするベクトル状態とし、その時間的変動が、

$$x_{k+1} = A_k \cdot x_k + v_k \quad (2)$$

によって記述できるものとする。ここでは A_k は既知の係数行列であり、 v_k はノイズである。一方、状態量 x_k は、ノイズ w_k を含んだベクトル観測量 y_k を通して観測される。

$$y_k = C_k \cdot x_k + w_k \quad (3)$$

ここで、 C_k も既知の係数行列である。時刻 k において、新しい観測値 y_k が得られていない段階での x_k の推定値(予測値)を $\tilde{x}_k$ 、 y_k が得られた段階での x_k の推定値を $\hat{x}_k$ と

するとき、 $\hat{x}_k$ はカルマンフィルターの理論から、

$$\hat{x}_k = \tilde{x}_k + K_k(y_k - \tilde{y}_k) \quad (4)$$

と与えられる。ここで、

$$\tilde{x}_k = A_{k-1} \cdot \hat{x}_{k-1} \quad (5)$$

$$\tilde{y}_k = C_k \cdot \tilde{x}_k \quad (6)$$

$$K_k = M_k C_k^T (C_k M_k C_k^T + W_k)^{-1} \quad (7)$$

$$M_k = A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T + V_k \quad (8)$$

$$P_k = M_k - K_k C_k M_k \quad (9)$$

ここで、 V_k と W_k はノイズ v_k と w_k の共分散行列、 M_k は観測量 y_k が得られていない段階での x_k の推定誤差行列、 P_k は y_k が得られた後での推定誤差行列である。 K_k はカルマンゲインと呼ばれるものである。すなわち、式(4)~(9)

は、初期状態 $\hat{x}_0$ と P_0 が与えられると、新しい観測量 y_k が得られるごとに x_k の予測値 $\tilde{x}_k$ と推定値 $\hat{x}_k$ が順次求まることを表している。

また、状態方程式と観測方程式が非線形関数

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k) + v_k \quad (10)$$

$$y_k = g(x_k, u_k) + w_k \quad (11)$$

として記述されている場合にも、線形化を行うことによって式(4)～(9)のアルゴリズムを適用できる。

(2) すべり摩擦係数予測モデル

本研究では、路面のすべりやすさを状態変数 x_k とする。一般的に x_k は気象条件や交通条件などの外的な影響 u_k を受けて時間的に変動する。これを表現するのが状態方程式(10)である。また、路面のすべり x_k を計測するには、すべり抵抗測定車などの特別な試験装置を必要とするため、それを随時計測するのは困難である。そのため路面状態を路温や車両運動などの計測しやすい観測変数 y_k を計測することによって、間接的に路面のすべり x_k を推定することになる。観測変数 y_k と状態変数 x_k の関係を規定するのが観測方程式(11)である。すなわち、状態方程式と観測方程式が事前に規定されていると、観測変数 y_k の計測値が得られるごとに状態変数の推定値 x_k あるいは予測値 x_{k+1} がリアルタイムに得られることになる。これがカルマンフィルターの原理である。しかしながら、冬期路面の問題において、状態方程式と観測方程式を物理法則に従って解析的に表現することはきわめて困難である。ここでは、多層階層型ニューラルネットワークモデルを用いて両方程式を表現することを試みた。

図-5にカルマンフィルターを用いたすべり摩擦係数予測モデルを示す。左半分がカルマンフィルターを用いて現在のすべり摩擦係数を推定する前半部分で、右半分も同様にカルマンフィルターを用いて短時間先のすべり摩擦係数を予測する後半部分である。推定においては1秒もしくは0.5秒のタイムステップで順次計算を行い、予測では30分のステップで計算を行う。

4. すべり摩擦係数の推定と予測

4.1 データ抽出条件の違いによる推定

2.4で抽出したデータを全て用いてすべり摩擦係数の推定を行い、推定値と実際にすべり抵抗測定車で計測した値とを比較した(図-4)。車両の運動が不安定な時ほど路面の影響が車両の挙動に現れやすいことから、車両の運動が不安定な時のデータだけを抽出できるように抽出条件をいろいろと変化させて、すべり摩擦係数の推定精度の変化を調べた(表-3)。

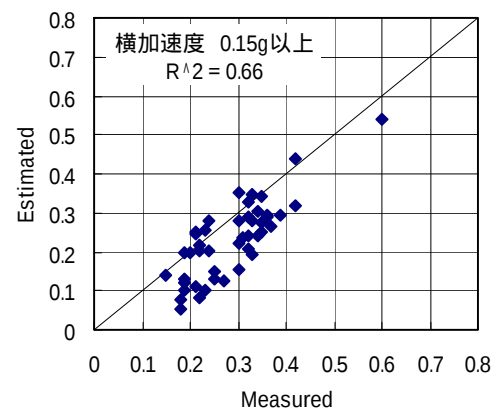
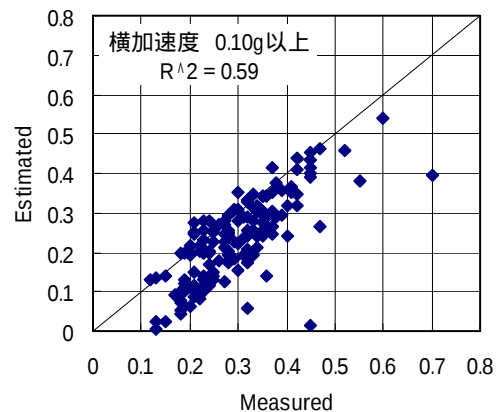
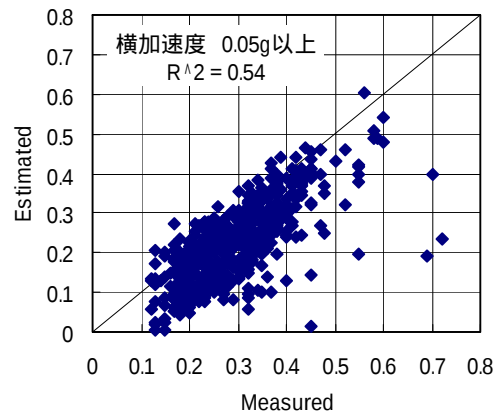


図-4 抽出条件の違いによる推定精度の変化

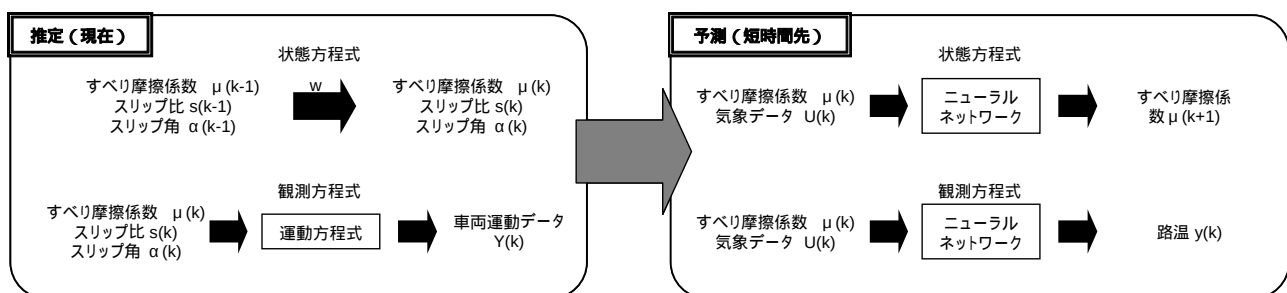


図-5 カルマンフィルターを用いたすべり摩擦係数予測モデル

表 - 3 抽出条件の違いによる推定精度とデータ数(加速)

		R ²	データ数
速度	40km/h以下	0.54	673
	30km/h以下	0.60	353
	20km/h以下	0.64	138
前後加速度	0.03g以上	0.51	354
	0.05g以上	0.56	208
	0.10g以上	0.56	47
ヨーレート	3deg/s以上	0.71	79
	5deg/s以上	0.79	29
	10deg/s以上	0.83	18
上下加速度	0.05g以上	0.53	388
	0.10g以上	0.33	63
	0.15g以上	0.14	22

さまざまな抽出条件での推定精度とデータ数の変化を調べたが、抽出条件を厳しく設定すると比較的推定精度が良くなることがわかった。しかしながら、厳しい条件設定では、使用できるデータ数に限りが出てくることから、データ数がある程度確保できる条件ですべり摩擦係数の推定を行う必要がある。

4.2 オンラインモデルによる予測

本研究で提案するカルマンフィルターを用いたオンラインのすべり摩擦係数予測モデルでは、あらかじめオフラインの状態では様々なデータの組み合わせを学習させておく必要がある。今回は過去に行った同様の実験の結果の中から 24 日間分のデータを事前に学習させておいた(表 - 4)。また、学習の際の入力項目は表 - 5 の通りである。

表 - 4 学習データ数

No.	データ数	No.	データ数
1	18	13	10
2	18	14	22
3	8	15	8
4	26	16	22
5	8	17	9
6	10	18	26
7	22	19	26
8	8	20	26
9	22	21	9
10	8	22	26
11	26	23	26
12	8	24	26
計		418	

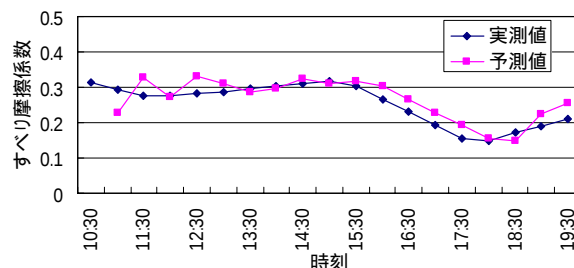
表 - 5 入力項目

入力項目	
現在のすべり摩擦係数	全天日射量
30分前のすべり摩擦係数	放射収支量
気温	薬剤散布有無
降雪強度	アルベド(反射率)
交通量	

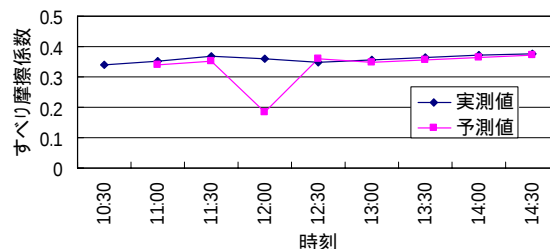
これらのデータの学習が全て終わった後、すべり摩擦係数の予測を行った。検証用として用いたデータは本研究で行った走行試験時に計測していたデータである。こ

の走行試験では、すべり摩擦係数を 1~2 時間置きにしか計測していないため、計測されていない部分については線形補完をして利用した。結果の一部を図 - 6 に示す。入力した気象データ等は学習データと同じである。

12月19日の実測値と予測値の決定係数は0.86であり、20日は0.19であった。20日のデータは値の変動が少ないため決定係数が低くなってしまったと考えられる。



(a) 2004 年 12 月 19 日



(b) 2004 年 12 月 20 日

図 - 6 すべり摩擦係数予測値

5 おわりに

本研究では、カルマンフィルターを用いて車両運動データと気象データから、冬期路面におけるすべり摩擦係数を推定・予測する手法の提案を行った。このモデルは現時点のすべり摩擦係数を推定する部分と、短時間先のすべり摩擦係数を推定する部分とに分かれている。推定部分においては、使用するデータの抽出条件による推定精度について検討し、抽出条件によって精度が向上するものが多く見られた。しかしながら、一部の条件設定でしか検討していないため、さらに他にも様々な条件を組み合わせた条件設定での検討を行っていく必要がある。予測部分に関しては、カルマンフィルターを用いたモデルを適用し、30 分先のすべり摩擦係数の予測を試みた。この部分に関しても、使用する気象データの選別等を行い予測精度を向上させ、推定から予測までを連続させたモデルの構築を行う必要がある。

参考文献

- 1) 中辻 隆：「ITS社会に向けた交通自己分析に関する研究」研究助成報告書、2002。
- 2) 酒井秀男：タイヤ工学、グランプリ出版、1987。
- 3) 有本 卓：カルマンフィルター、産業図書、1977。