

– 卒業論文 –

電気自動車における
ドライビングスティフネスの変化を
考慮した路面 μ 推定

平成14年2月13日提出

指導教官： 堀 洋一 教授

東京大学工学部電気工学科

00486 大埜 健

内容梗概

路面状態の推定は、自動車の高度な運動制御や運転者に対する安全情報提示を行う上で重要な要素技術である。その中でも路面の動摩擦係数 μ_{peak} を直接推定する路面 μ 推定は、安全情報の提示に大変有用である。

特に電気自動車は、エンジンではなくモータを駆動源としているため、出力トルクを正確に把握できるという特長を持っている。この特長を利用することで内燃機関自動車よりも簡単に路面 μ 推定を実現することができる。

路面 μ 推定の一手法である、ブラシモデル同定を用いた推定手法は高速な推定が可能であると考えられるが、タイヤ路面間の物理的特性を示すドライビングスティフネス C_s の変化を考慮しておらず、路面が急変した際には正しい推定を行うことができない。

そこで本研究では、ドライビングスティフネスの推定を並行して行う路面 μ 推定手法を提案し、本研究室で過去に製作された実験用電気自動車、東大三月号Iを用いた実験によりその有効性を検討する。最後に、提案手法の応用例として運転車への粘着利用率提示について検討する。

目次

第1章	序論	1
1.1	本研究の背景と目的	1
1.2	本論文の構成	2
第2章	路面 μ 推定に関する基礎的事項と研究動向	3
2.1	路面 μ 推定に関する基礎的事項の整理	3
2.1.1	タイヤの一次元運動	3
2.1.2	タイヤのブラシモデル	5
2.2	ブラシモデルに基づいた路面 μ 推定手法の研究動向	6
第3章	ブラシモデル同定による路面 μ 推定	8
3.1	ブラシモデル同定による路面 μ 推定手法	8
3.2	本手法の問題点	9
第4章	ドライビングスティフネス C_s の変化を考慮した路面 μ 推定手法の提案	12
4.1	提案手法1 — $\lambda = 0$ 付近においてのみ C_s の推定を行う手法	12
4.1.1	本手法の概念	12
4.1.2	固定トレース法の適用	12
4.2	提案手法2 — ブラシモデル同定を用いて C_s と μ を交互に推定する手法	13
4.2.1	本手法の概念	13
4.2.2	空転時の取扱いについて	14
第5章	実験による検討	16
5.1	実験機の概要	16
5.2	実験による検証	18
5.2.1	提案手法1による推定結果	18
5.2.2	提案手法2による推定結果	21
5.2.3	応用—運転者に対する粘着利用率の提示	23
第6章	結論	24
6.1	本研究のまとめ	24
6.2	今後の課題	24
	参考文献	25
	発表文献	26
	謝辞	27

第1章 序論

1.1 本研究の背景と目的

近年、環境問題の意識やエネルギー資源の枯渇への危機感が高まっている。例えば、1990年にアメリカ合衆国カリフォルニア州で制定されたZEV(Zero Emission Vehicle)法は、自動車メーカーに対して強い規制を定めた。法律の内容は、「販売台数のうち決められた割合を環境汚染物質が全く出ない自動車にしなければ、1台につき相当な額の罰金を払わなくてはならない」という大変厳しいものであった。このような背景から、自動車メーカー各社は、内燃機関自動車にとって替わる新しいパワートレインを用いた自動車の開発に力を入れている。

クリーンな車として、エンジンとモータの有利な点を活かすハイブリッド自動車や、バッテリーのみをエネルギー源とする純電気自動車、バッテリーの代わりに燃料電池を用いた燃料電池自動車などがある。中でも純電気自動車はガソリンを使わないため排気ガスは全く出ず、バッテリーに関する部分以外は実用化への技術はほぼ成熟しており、新しい交通媒体として期待が持てる。

しかしながら、コスト面では明らかに内燃機関自動車のほうが有利で、現状では消費者の支持を受けることは難しい。しかし、それを補って余りある電気自動車にしかない利点を見つけ出せば、電気自動車が内燃機関自動車に対して優位に立てる可能性がある。

電気自動車の利点として、

- エンジンに比べ電気モータのトルク応答は2桁程度速い
- トルクを正確に把握することができるため、オブザーバを用いることで駆動力を把握することができる
- モータはエンジンよりも一台当たりのコストが安いいため、各輪に分散配置して4輪独立駆動による高度な車体運動制御が可能である

などが挙げられる。

これらの電気モータの利点を用いれば、運転者の技術に関わらず最大制動力を生み出すようなブレーキングが可能になり、多くの事故の現況になっている制動距離を大幅に縮めることができる。また、正確な安全情報を運転者に提示することにより、安全に走行することができるようになる。

このような電気自動車ならではの制御や安全情報提示を実際に行うためには、時々刻々と変化する路面の状態を把握することが大変有用である。これまで路面 μ の勾配を推定する方法[3]や制駆動力が最大になるスリップ率を推定する方法[4]など、様々な手法が試みられてきた。その中でも、路面の滑りやすさを示す路面動摩擦係数 μ_{peak} を直接推定する方法がスリップ防止や安全情報提示に有用であると考えられる。

その一つにタイヤブラシモデルと呼ばれるタイヤの力学モデルの同定を用いる手法[4]がある。この方法は推定に直接時間遅れを必要とせず、高速な路面 μ 推定が可能である。し

かし、この手法では推定値がドライビングステイフネスの変化に大きく左右されるために路面が急変した際に正しい推定を行うことが出来ないという問題がある。

そこで本研究では、まず、路面 μ 推定に C_s の影響があるという、この手法の問題点を改善するためにドライビングステイフネスの同定を並行して行う手法を提案する。そして、過去に本研究室で製作された実験用電気自動車である東大三月号での実験により、提案手法の有効性を実証する。

1.2 本論文の構成

本章では研究の背景と目的を述べた。第2章では、タイヤの一次元運動やブラシモデルなど、路面 μ 推定に関する基礎的な事項に関して整理し、先行研究について紹介する。第3章では、本研究で改善するブラシモデル同定による路面 μ 推定手法について説明し、その問題点を明らかにする。第4章では、ドライビングステイフネス C_s の推定を並行して行う2つの路面 μ 推定手法を提案する。第5章では、実験用電気自動車東大三月号Iを用いて、提案手法の実験的検討を行う。最後に第6章では、結論として本論文をまとめるとともに、今後の課題を述べる。

第2章 路面 μ 推定に関する基礎的事項と研究動向

2.1 路面 μ 推定に関する基礎的事項の整理

2.1.1 タイヤの一次元運動

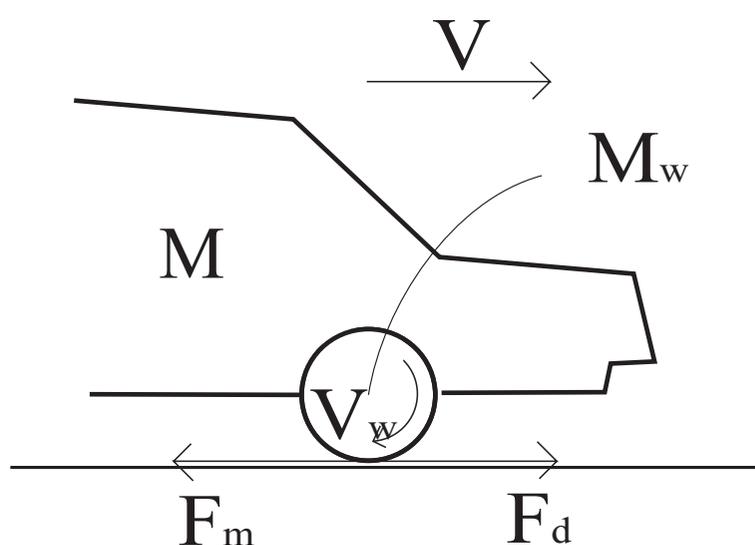


図 2.1: タイヤに働く前後方向の力

自動車のタイヤおよび車軸に関して検討するにあたり、図 2.1 のようなモデルを考える。ただし、モータトルクを F_m 、タイヤから地面に伝達される駆動力を F_d 、車体重量を M 、車輪イナーシャの質量換算値を M_w 、車輪速を V_w 、重力加速度を g とする。このとき、以下の運動方程式が成り立つ。

$$\dot{V}_w = \frac{F_m - F_d}{M_w} \quad (2.1)$$

$$\dot{V} = \frac{F_d}{M} \quad (2.2)$$

駆動力 F_d は垂直抗力 $N = Mg$ と路面摩擦力関数 $\mu(\lambda)$ の積で、

$$F_d = N\mu(\lambda) \quad (2.3)$$

として与えられる。関数 $\mu(\lambda)$ は路面の摩擦係数 μ をスリップ率

$$\lambda = \frac{V_w - V}{V_w} : \text{駆動時}, \quad \lambda = \frac{V_w - V}{V} : \text{制動時} \quad (2.4)$$

の非線形関数として表したものであり、路面の状態によって大きく変化する。この関数を μ - λ 曲線という。図 2.2 に種々の路面における μ - λ 曲線の概形を示す。

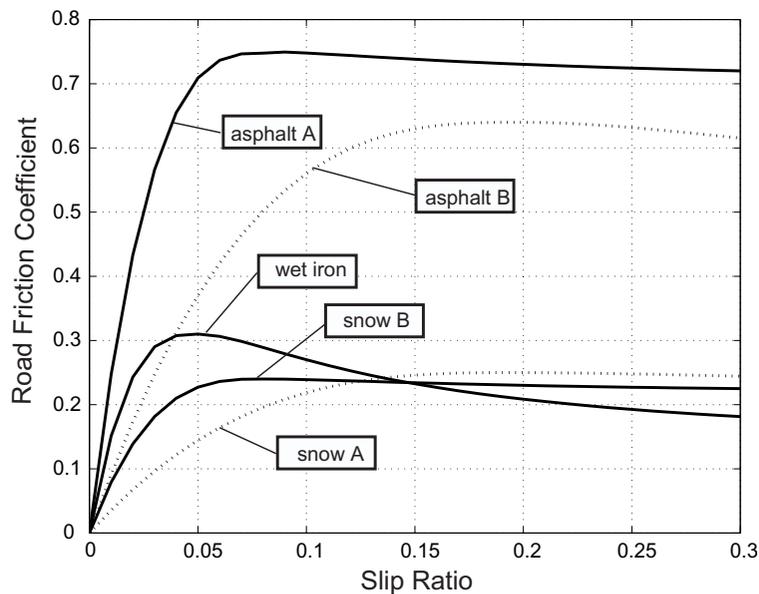


図 2.2: μ - λ 曲線

本研究では、図 2.3 に示した μ - λ 曲線における μ の最大値である μ_{peak} を推定することが目的である。また、推定の際に用いるパラメータであるドライビングスティフネス C_s は図 2.3 に示した通り、 μ - λ 曲線の $\lambda = 0$ における傾きに荷重 W を掛け合わせたものであり、定速走行から単位スリップ率あたりに発生する駆動力を示す。

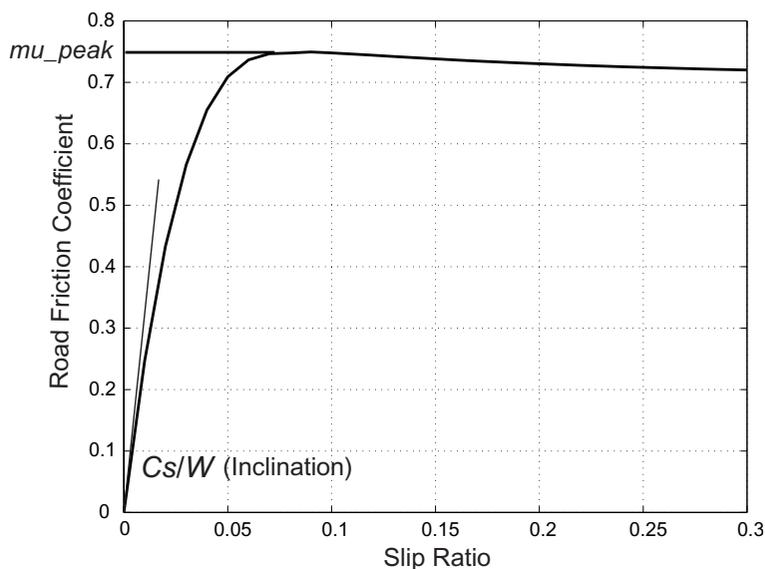


図 2.3: μ_{peak} と C_s

2.1.2 タイヤのブラシモデル

タイヤの物理的特性を考える上で、ここではブラシモデル [6] と呼ばれる物理モデルを用いる。

まず、タイヤのそれぞれの位置 ξ にかかる接地圧 p を接地長さ l 、最大接地圧 p_m の関数として式 (2.5) のように与えられる放物線と仮定した接地圧分布を考えると図 2.4 のようになる。このときタイヤにかかる荷重 W はタイヤ幅 w を用いて式 (2.6) のようになる。

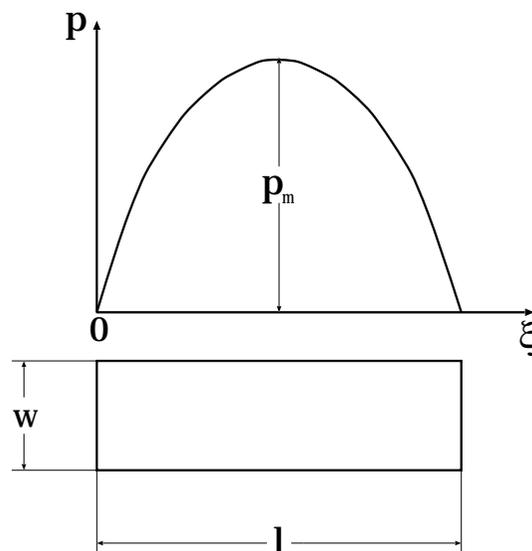


図 2.4: タイヤの接地圧分布

$$p(\xi) = 4p_m \frac{\xi}{l} \left(1 - \frac{\xi}{l}\right) \quad (2.5)$$

$$W = \int_0^l p(\xi) w d\xi = \frac{2}{3} p_m w l \quad (2.6)$$

タイヤが駆動力を発生しているとき、接地面には粘着領域と滑走領域が存在する。そこでブラシモデルでは、タイヤ接地面を図 2.5 のようにブラシ状に変形するモデルで仮定する。

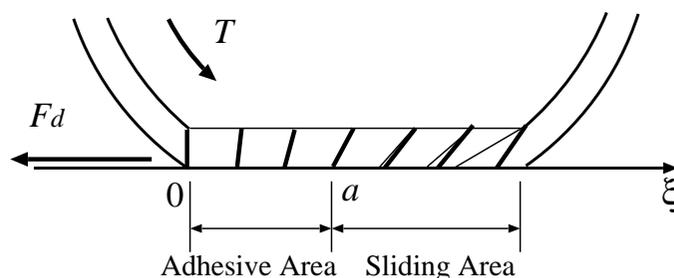


図 2.5: ブラシモデル

定速度走行時、図 3 の接地開始点の 0 から t 秒後までの接地面座標におけるタイヤトレッド面の変位 ξ_t 、路面の変位 ξ_r 、相対変位 $\Delta\xi$ とすれば式 (2.7)、(2.8)、(2.9) のようになる。

$$\xi_t = (r\omega)t \quad (2.7)$$

$$\xi_r = Vt \quad (2.8)$$

$$\Delta\xi = \xi_t - \xi_r = (r\omega - V)t \quad (2.9)$$

これらより t を消去すると式 (2.10) が得られる。

$$\Delta\xi = \begin{cases} \frac{r\omega - V}{r\omega} \xi_t = \lambda \xi_t & (\text{駆動時}) \\ \frac{r\omega - V}{V} \xi_r = \lambda \xi_r & (\text{制動時}) \end{cases} \quad (2.10)$$

式 (2.10) より $\Delta\xi$ の導出方法が駆動時と制動時で異なるが、簡単のため双方に制動時のものを適用する。

粘着領域および空転領域で発生する摩擦応力 $\sigma^{(a)}$ 、 $\sigma^{(s)}$ はトレッド単位面積の前後ばね係数 k_x 、動摩擦係数 μ_{peak} を用いて、

$$\sigma^{(a)}(\xi) = k_x \Delta\xi = k_x \lambda \xi \quad (2.11)$$

$$\sigma^{(s)}(\xi) = \mu_{peak} p \quad (2.12)$$

となる。

領域の境界 $\xi = a$ において、この両者が等しくなることを用いれば、接地面の滑べり面積率 S_n は式 (2.13) のように表現できる。ただし、ドライビングスティフネス C_s は式 (2.14) で与えられる。

$$S_n = 1 - a/l = \frac{C_s \lambda}{3\mu_{peak} W} \quad (2.13)$$

$$C_s = \omega k_x l^2 / 2 \quad (2.14)$$

以上より、制駆動力 F_d は摩擦応力を積分することにより式 (2.15) のように求まる。

$$\begin{aligned} F_d &= 3\mu_{peak} W S_n (1 - S_n + S_n/3) \\ &= C_s \lambda - \frac{C_s^2 \lambda^2}{3\mu_{peak} W} + \frac{C_s^3 \lambda^3}{27\mu_{peak}^2 W^2} \end{aligned} \quad (2.15)$$

この式が、ブラシモデルをもとに μ_{peak} 、 λ 、 C_s から制駆動力を計算する式である。このブラシモデル式は多くの路面 μ 推定手法に用いられ、本論文においてもこれを用いている。

2.2 ブラシモデルに基づいた路面 μ 推定手法の研究動向

ブラシモデルに基づく路面 μ 推定手法

この手法は図 2.5 に示したブラシモデルに基づいて車体速度、車輪速度、制駆動力などの情報から路面 μ を推定するもので、直進走行時でも推定可能、推定に直接時間遅れを必要としないなどのメリットがある [1]。この手法の有効性は、タイヤ評価用試験装置による実験で証明されている。

しかし、この推定を行うためには制駆動力を正確に把握することが必要不可欠であり、実際の内燃機関自動車において推定を実現するのは困難である。その点電気自動車では駆動

力オブザーバを用いることで正確な制駆動力の推定が可能であるため、比較的容易に実現が可能であると思われる。駆動力オブザーバは、制駆動力をモータに対する外乱と見なした外乱オブザーバである。

固定トレース法を用いた路面 μ 推定手法の電気自動車への適用

ブラシモデルに基づく路面 μ 推定手法を電気自動車に適用した研究例がある [3]。

ブラシモデル式 (2.15) を $\mu_{peak}(= \mu_x)$ について解いた

$$\mu_{peak}W = \frac{3(C_s\lambda)^2 + \sqrt{3(C_s\lambda)^3(4F_d - C_s\lambda)}}{18(C_s\lambda - F_d)} \quad (2.16)$$

を推定式とする。安定性の問題があるため、これを式 (2.17) に示す固定トレース法を用いて同定する。

$$\theta[k] = \theta[k-1] - \frac{\kappa\xi[k]}{1 + \xi^2[k]}(\xi[k]\hat{\theta}[k-1] - y[k]) \quad (2.17)$$

ここで推定式に新しくでてくる変数は以下のように定義される。

$$\begin{aligned} \theta[k] &= \mu_{peak}[k]W \\ \xi[k] &= 18(C_s\lambda[k] - F_d[k]) \\ y[k] &= 3(C_s\lambda[k])^2 + \sqrt{3(C_s\lambda[k])^3(4F_d[k] - C_s\lambda[k])} \end{aligned}$$

トレースゲイン γ を大きくすれば推定が高速化するが逆に推定値が振動的になる。この手法においては、推定の高速化に限度があることが最適トルク制御などに用いる際に決定的な弱点となる。

ブラシモデル同定による路面 μ 推定手法 [4]

前述した固定トレース法を用いた路面 μ 推定手法を改善するために提案された手法である。ブラシモデル式を用いて、現在の駆動力とスリップ率に対応する μ_{peak} を探索アルゴリズムを用いて推定する。

既存の路面 μ 推定手法の中で、ブラシモデル同定による手法が最も高速に推定することが可能であると考えられる。そこで、本研究ではこの手法をもとにした改善手法を提案する。この手法に関する詳細は次章で述べる。

第3章 ブラシモデル同定による路面 μ 推定

3.1 ブラシモデル同定による路面 μ 推定手法

上に述べた固定トレース法を用いた手法の性能を向上すべく提案されたのが、モデル同定を利用した推定手法である。

図3.1はこの手法の概念図を示したものである。スリップ率と制駆動力を用いて式(2.15)のブラシモデル式を同定し、同定時に変化させるパラメータである μ_{peak} の同定後の値を路面 μ 推定値とする手法である。

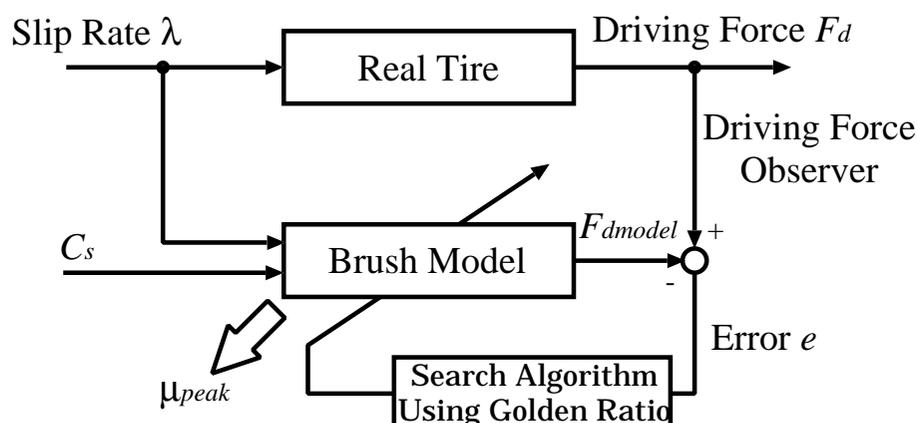


図 3.1: モデル同定手法の概念図

これも制駆動力を正確に推定可能な電気自動車ならではの手法である。駆動力オブザーバによる推定値とブラシモデルによって導出された式(2.15)によって計算できる制駆動力を比較し、その誤差を最小にするようにパラメータである μ_{peak} を繰り返し変化させる。誤差があらかじめ設定した閾値よりも小さくなったとき、ブラシモデルが正しいと判断して、そのときの μ_{peak} を推定値とする。最大探索回数まで探索しても閾値より小さくならない場合には、1サンプル前のデータを保持するような処理を行っている。

このとき、探索アルゴリズムとしては比較的計算量が少なく収束が速いものとして知られる黄金分割探索法を用いている。黄金分割探索法とは、探索区間を徐々に短縮して式の評価関数を最適化する Fibonacci 探索手法の中でも、探索係数 τ を次式の黄金分割比に設定する方法である。

$$\tau = \frac{1 + \sqrt{5}}{2} \tag{3.1}$$

この手法ではセンサノイズなどの影響でスリップ率が極端に小さい範囲での推定値は信用性が低い。そこで、スリップ率がある値よりも小さいときには推定値を更新せずにホー

ルドする処理を付加する。これによって比較的安定した推定を行うことができる。

そこで、モデル同定による路面 μ 推定手法の適用を実際に行った。

推定には第 5 章で紹介する東大三月号 I による実験データを用いた。データは乾燥アスファルト面上で実験を行ったものである。黄金分割探索の閾値は 100[N]、最大探索回数は 20 回、スリップ率の閾値は 0.01 とし、路面による C_s の変化は考慮せず C_s は 150000 で一定とした。推定の結果を図 3.2 に示す。

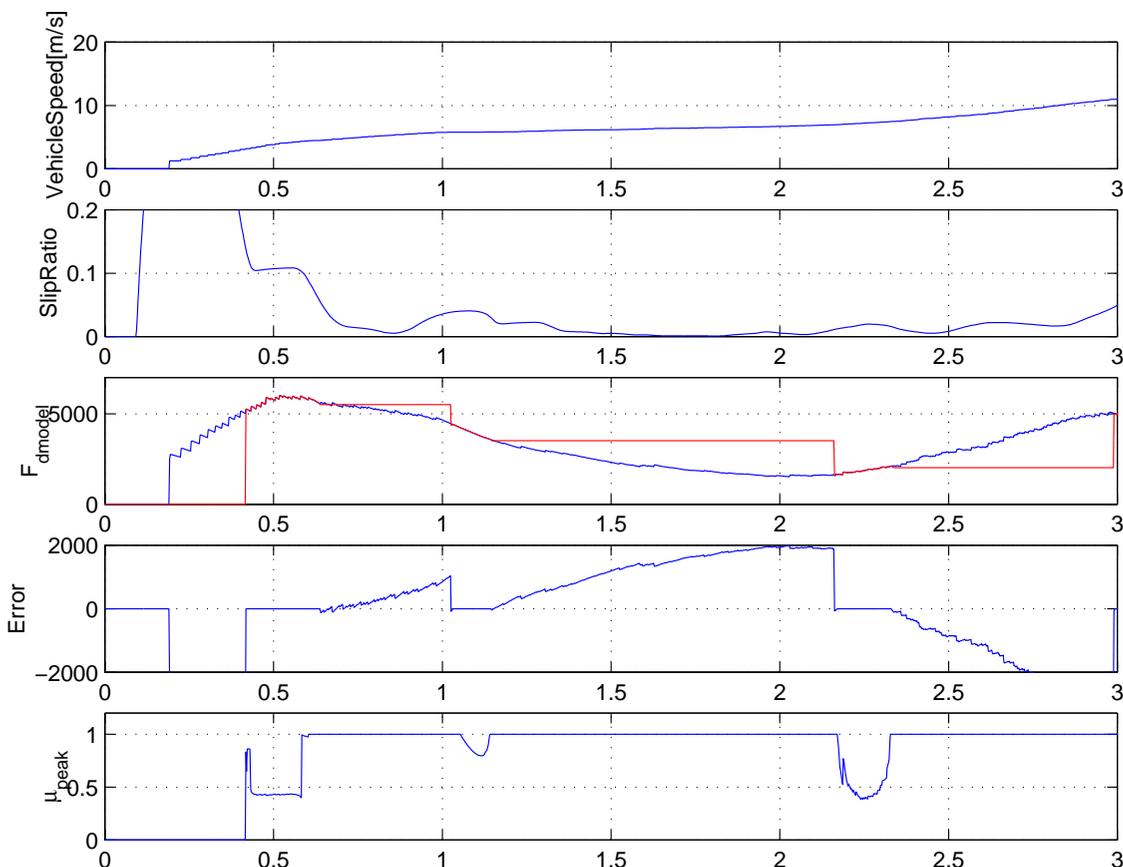


図 3.2: ブラシモデル同定手法による推定結果

結果を見ると高速である程度安定した推定を行っていることがわかる。ここではスリップ率の閾値を 0.01 としたが、大きくすれば振動を取り除くことができる。しかし、その場合スリップ率が小さい範囲での推定を行わなくなるため、推定の使用目的に応じて閾値を設定する必要がある。

3.2 本手法の問題点

ブラシモデル同定による路面 μ 推定手法においては、ドライビングスティフネス C_s の値を一定としている。しかし、実際に走行している際に路面が急変すると、ドライビングスティフネスは変化し、この手法では正しい推定を行うことができない可能性がある。

実験用電気自動車東大三月号 I による実験データに対して、 C_s の値を変化させ、本手法により推定を行った結果が図 3.3 である。 C_s の値が変化すると μ_{peak} 推定値も変化し、場合によっては μ_{peak} 推定値をほとんど更新しなくなってしまう。

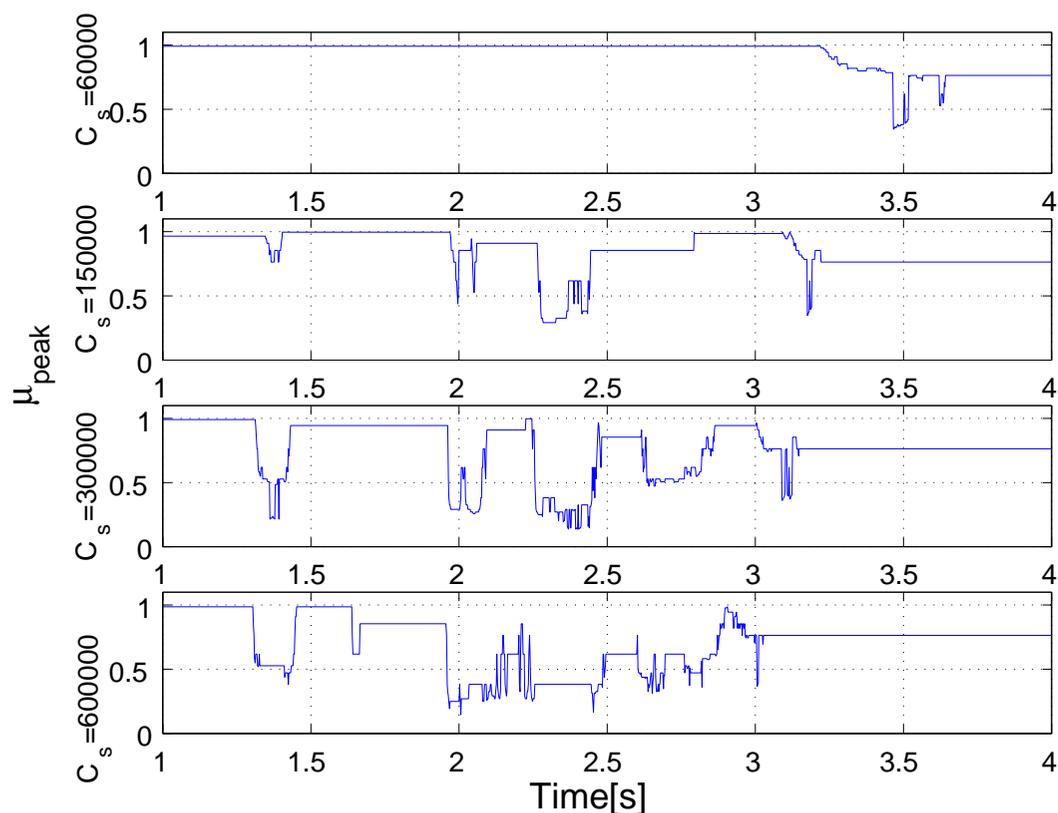


図 3.3: C_s による μ_{peak} 推定値の変化

次に、実際に路面が急変した際のデータを用いて本手法により推定を行った結果が図 3.4 である。データは乾燥アスファルト面から 1.7 秒後に濡れたアルミ板上に入り、3.6 秒後に再びアスファルト面に戻る実験を行ったものである。黄金分割探索の閾値は 50[N]、最大探索回数は 20 回、スリップ率の閾値は 0.02 とし、 C_s は 150000 とした。

通常、乾燥アスファルト面の μ_{peak} は 0.8 ~ 1.0 程度、濡れたアルミ板上の μ_{peak} は 0.4 ~ 0.6 である。しかし、推定開始直後こそ適切な推定を行っているものの、路面急変した後は 0.2 という氷雪路上並の μ_{peak} を推定値としている。これは推定に使用しているドライビングステイフネス C_s の値が間違っているため、本手法においては大きな欠陥となる。

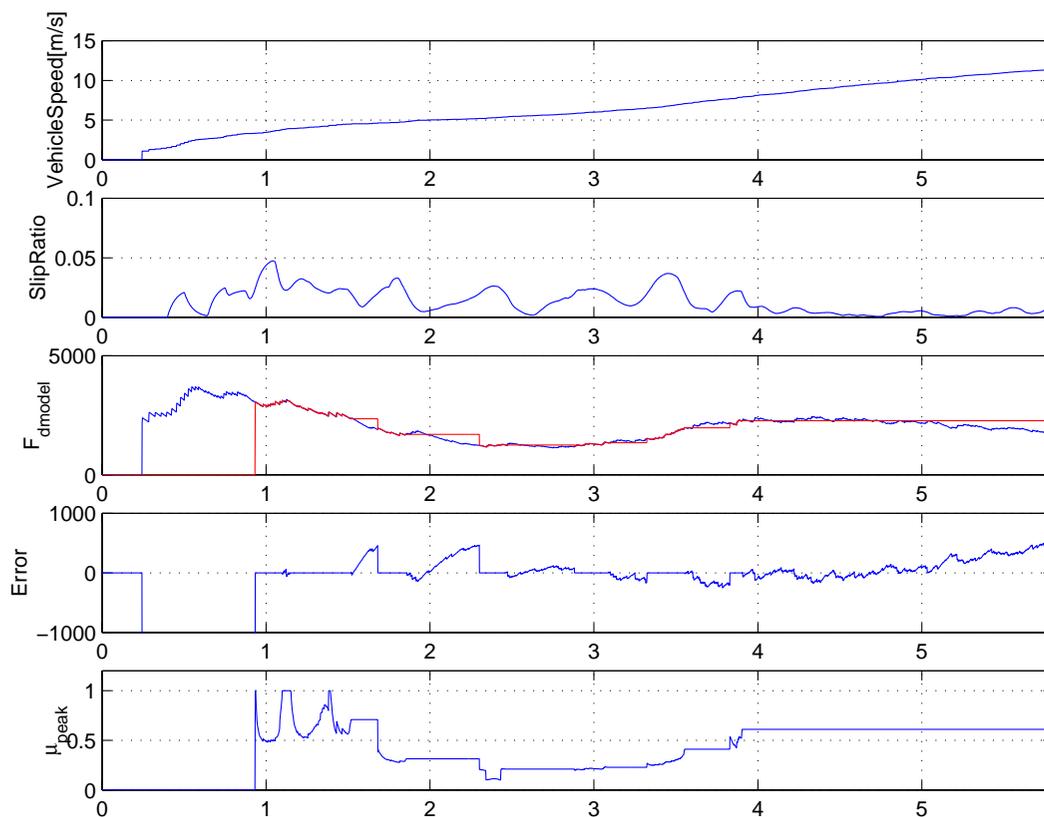


図 3.4: 路面が急変した際の推定結果

第4章 ドライビングスティフネス C_s の変化を考慮した路面 μ 推定手法の提案

4.1 提案手法 1 — $\lambda = 0$ 付近においてのみ C_s の推定を行う手法

4.1.1 本手法の概念

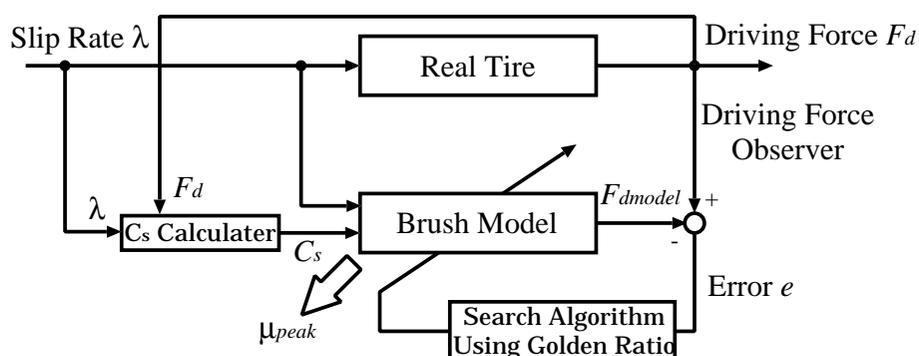


図 4.1: 提案手法 1 の概念図

ドライビングスティフネス C_s は λ と F_d を用いて式 (4.1) のように表すことができる。

$$C_s = \left. \frac{dF_d}{d\lambda} \right|_{\lambda=0} \quad (4.1)$$

推定時のスリップ率 λ に対する駆動力 F_d を駆動力オブザーバの出力から算出すれば、 $\lambda = 0$ 付近での近似式 (4.2) により簡単に算出することができる。

$$C_s = \frac{F_d}{\lambda} \quad (4.2)$$

走行中スリップ率が 0 付近にあるときにのみ式 (4.2) を用いて C_s の値を更新し、それ以外は計算結果をホールドする処理を付け加える。これにより求められた C_s を用いて路面 μ 推定を行う。

4.1.2 固定トレース法の適用

前節で提案した手法では $\lambda = 0$ 付近で F_d/λ を計算しているために、ゼロ割りがおこると、算出された値の信頼性が低くなってしまふ。そこで、 $\lambda = 0$ 付近でのみ式 (4.2) に固定

トレース法を適用することを考える。

入力を λ 、出力を F_d とするような系を考え、固定トレース法を適用すると入出力と推定値がすべて単変数になり最も簡単な形、式 (4.3) になる。ただし、 $C_s[k]$ は現在の C_s の推定値、 $C_s[k-1]$ は 1 サンプル前の C_s の推定値を表す。

$$C_s[k] = C_s[k-1] - \frac{\gamma\lambda}{1+\lambda^2}(\lambda C_s[k-1] - F_d) \quad (4.3)$$

ここで γ はトレースゲインで、 γ を大きくすれば推定は高速化するが、逆にスリップ率が小さい時の情報も用いて推定を行なうため推定値は不安定化してしまう。

4.2 提案手法 2 — ブラシモデル同定を用いて C_s と μ を交互に推定する手法

4.2.1 本手法の概念

この手法は、 μ_{peak} を求めるブラシモデル同定による手法を、 C_s 推定にも利用するものである。しかし、ブラシモデル式には C_s と μ_{peak} の両方が含まれているため、どちらか一方を求めるには他方の情報が必要となり、同時に推定を行うことは出来ない。

そこで、図 4.2 のようにお互いに数サンプル前の情報を受け渡ししながら並行して推定を行うことを考える。

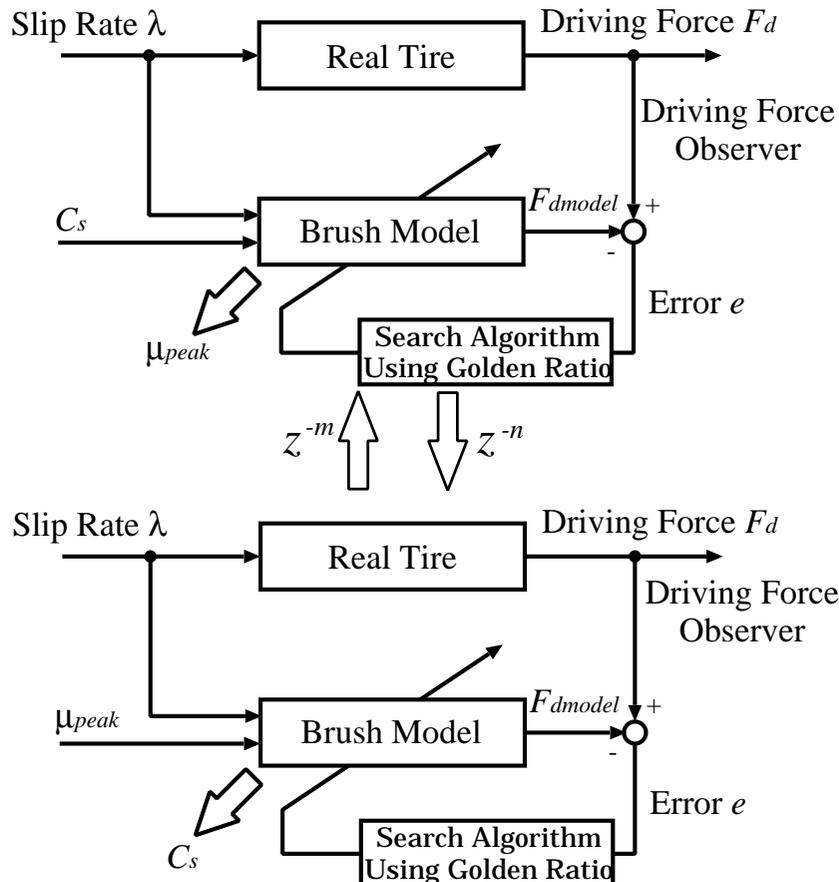


図 4.2: 提案手法 2 の概念図

情報を受け渡す際の遅れを小さく設定しすぎると、同じ λ や F_d の情報を用いて、 C_s と μ_{peak} を一つのブラシモデル式から推定する状態に近づき、どちらも推定値が更新されなくなってしまう恐れがある。そのため、ある程度の遅れを持たせ、異なる情報による 2 つのブラシモデル式により推定を行なう必要があると考えられる。

4.2.2 空転時の取扱いについて

ブラシモデル同定による路面 μ 推定手法においては、粘着時のタイヤモデルであるブラシモデルに基づいて推定を行っているため、空転時には推定値をホールドする処理を行っている。しかし、本手法では C_s の推定に過去の μ_{peak} 推定値を用いており、空転時にも C_s の推定値を調節することで粘着しているものとして推定を行ない続けてしまう。

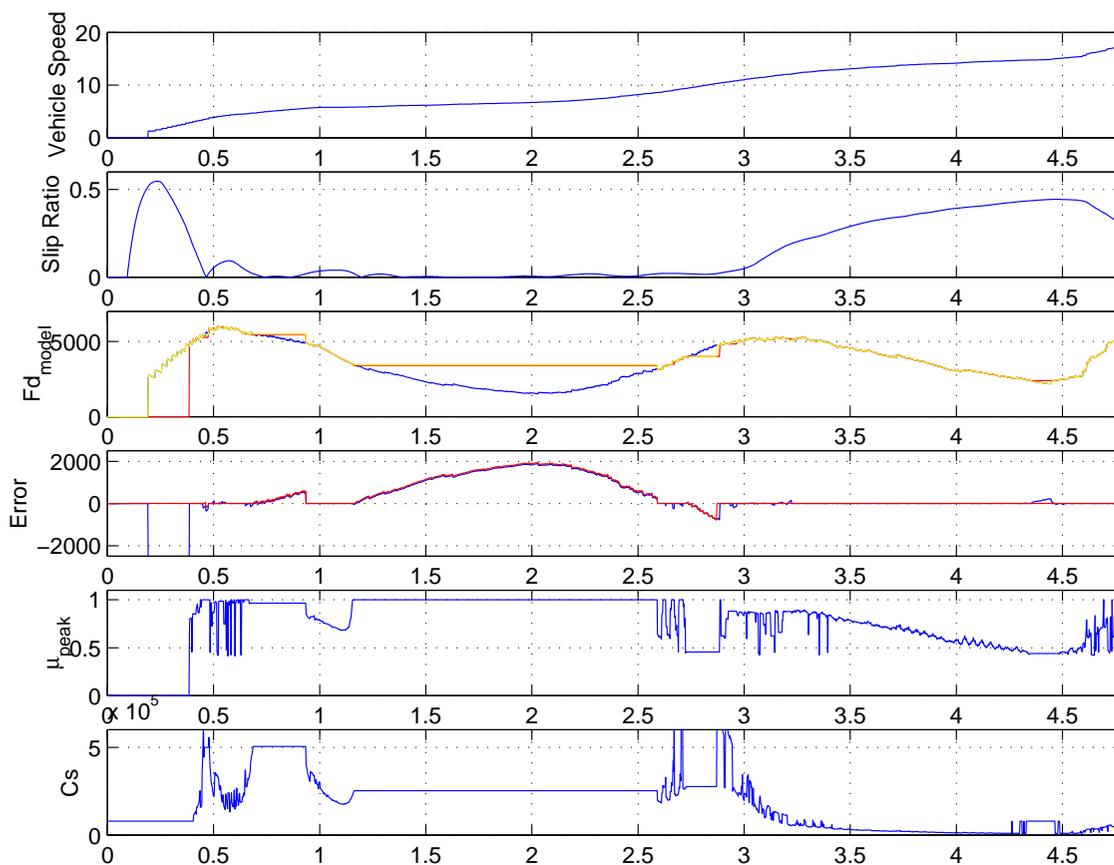


図 4.3: 空転時の推定結果

途中で空転した際の μ_{peak} 推定結果が図 4.3 である。ここでは、アスファルト面を走行し、約 3.0 秒後に濡れたアルミ板上に突入したためタイヤが空転を起こしている。 C_s の値を極端に小さく調節することで、空転時にも粘着しているものとして μ_{peak} を推定してしまっている。そのため、空転時には推定値を更新しないような処理を施す必要がある。

最も単純かつ有効な手段は、空転検出を並行して行い、空転しているときには推定をストップする方法である。

空転検出の手法として、車輪速度と車体速度からスリップ率を算出、また駆動力最大になるスリップ率 λ_{opt} を何らかの情報に基づいて経験的に推定し、両者を比較することで空転検出を図る方法がある。[9] この手法は市販されている内燃機関自動車に搭載されている

ABS などに用いられている。

もう一つは、ブラシモデルに基づいて空転検出を行う手法が考えられる [4]。この手法は図 3.1 において、探索によって駆動力誤差が閾値以下に収束した場合は粘着、収束しなかった場合は空転しているとするものである。空転検出においてはドライビングステイフネス C_s を一定とし、閾値を大きめに設定する。空転が検出されたら推定をストップすることで、誤った推定を回避することができると考えられる。

第5章 実験による検討

5.1 実験機の概要

本論文の実験には過去に本研究室において製作された実験用電気自動車「東大三月号 (図 5.1)」を用いている。この実験機は前輪駆動のガソリン自動車である日産マーチをベースとし、本来エンジンが搭載される場所に電気モータを搭載し、ミッション、クラッチ、デフなどの駆動系はそのままの状態に残っている。モータ及びバッテリーの諸元は表 5.1 に示した通りである。



図 5.1: 東大三月号 I

モータ名称	Advanced D.C. Motors Inc.
モータ種類	DC 直巻モータ
定格出力	19[kW](1hr.), 32[kW](5min.)
モータ定数	$R = 0.032[\Omega]$, $L = 0.0087[H]$
バッテリー名称	Japan Strage Battery Co. Ltd.
バッテリー種類	鉛蓄電池
電圧	12[V] × 10

表 5.1: 東大三月号 I のモータ及びバッテリー諸元

本研究では、提案手法の実験的検討を行うため、本郷キャンパス内で走行実験を行った。走行実験は、キャンパス内のアスファルト路面と濡れたアルミ板上で走行し、その際の車体速、車輪速、電流値などをコンピュータに保存する。実験機のハードウェア構成を図 5.2 に示す。

車体速、車輪速の検出系には車輪速度エンコーダを用いる。実験機は前輪駆動のため、駆動輪である前輪速度を車輪速度、従動輪である後輪速度を車体速度としている。本研究では、走行実験によるデータを用いてオフラインで路面 μ 推定の実験的検討を行う。

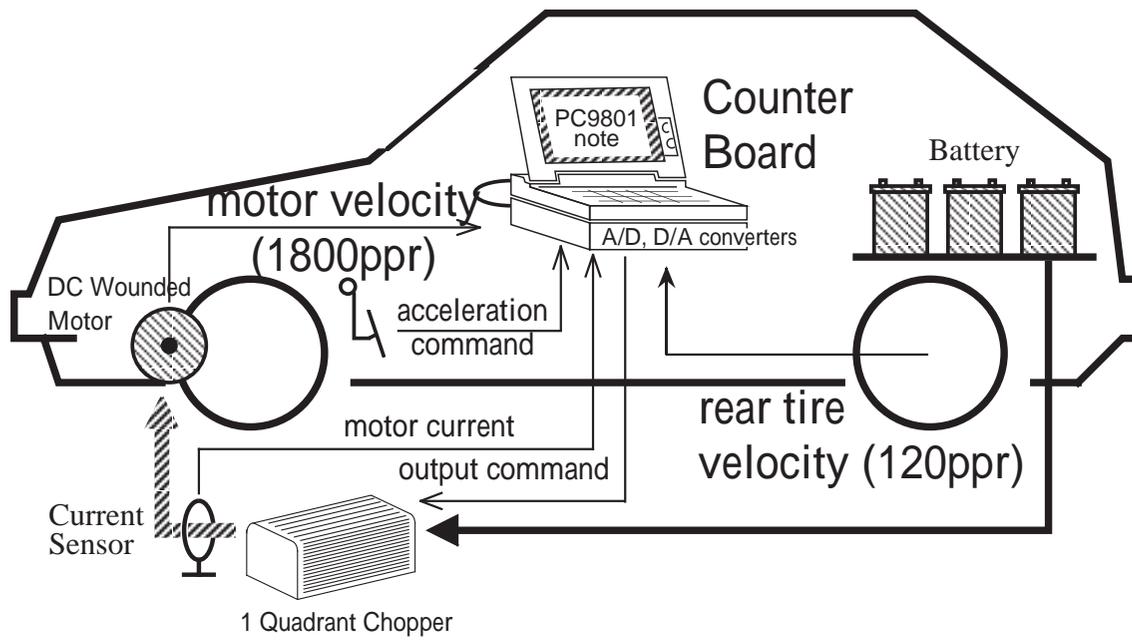


図 5.2: 東大三月号 I の構成



図 5.3: 走行実験の風景

5.2 実験による検証

5.2.1 提案手法 1 による推定結果

提案手法 1 による推定の結果は図 5.4 に示した通りである。ただし、 μ_{peak} 推定値を更新する最小のスリップ率は 0.02、駆動力誤差の閾値は 50[N]、探索回数は 20 回、 C_s の更新を行なう最大のスリップ率は 0.03、トレースゲイン γ は 15 としている。

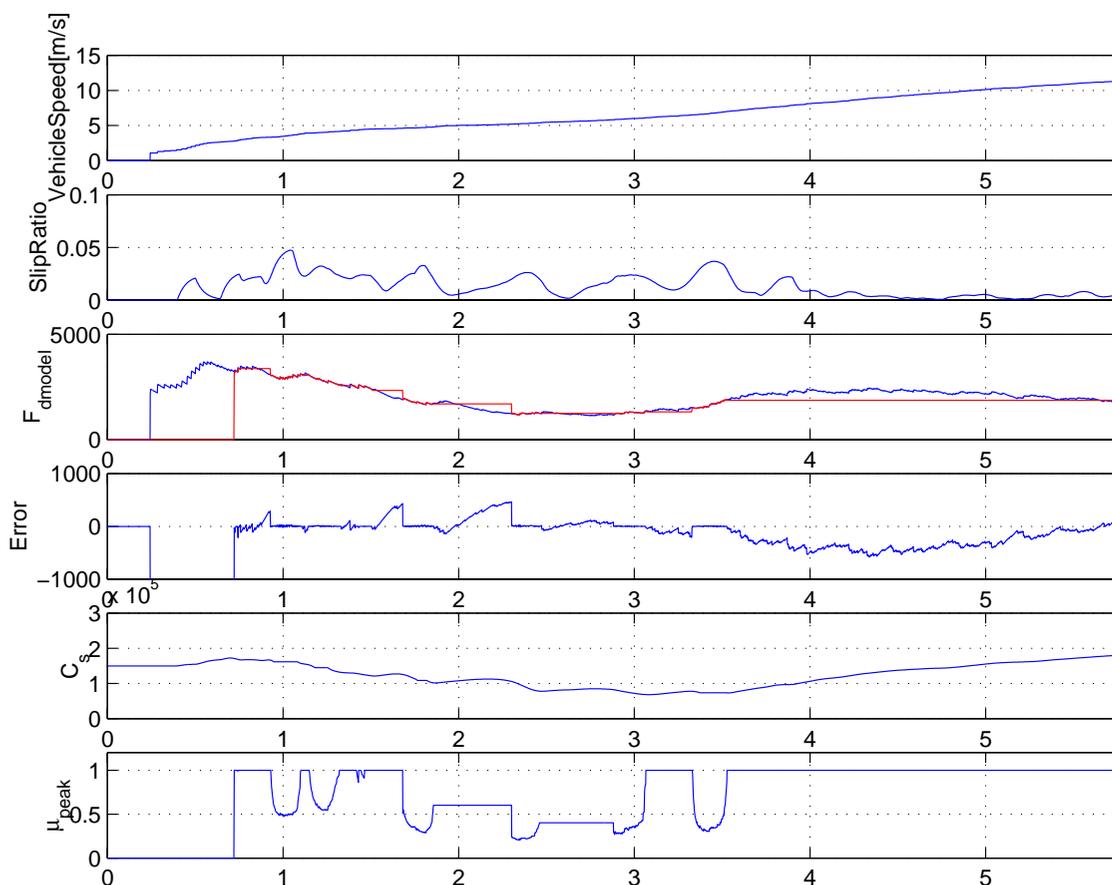


図 5.4: 提案手法 1 による実験結果

実際の路面の状況を考えると、1.7 秒以前と 3.6 秒以降では $\mu_{peak} = 0.8 \sim 1.0$ 、1.7 秒～3.6 秒では $\mu_{peak} = 0.4 \sim 0.6$ となるはずである。また、一般的に μ_{peak} が小さい路面ではドライビングステイフネス C_s も小さくなる。図 5.4 を見ると、推定はほぼ成功していることがわかる。路面の状態と推定値が一部くい違っているところがあるが、これは特に後輪エンコーダの精度が低いためにスリップ率が振動的になっているためであると思われる。

次に、本手法におけるチューニングパラメータを整理すると次のようになる。

- μ_{peak} 推定値の更新を行う最小のスリップ率 λ_{min1}
- 許容する駆動力誤差 e_{max1}
- 黄金分割法での探索回数 N_{max1}
- C_s 推定を行う最大のスリップ率 λ_{max2}

• C_s 推定の際のトレースゲイン γ

C_s の推定に関するパラメータは λ_{max2} と γ であり、これらのパラメータが推定値に与える影響について考察する。 λ_{max2} を変化させた時の推定結果が図 5.5、 γ を変化させた時の推定結果が図 5.6 である。

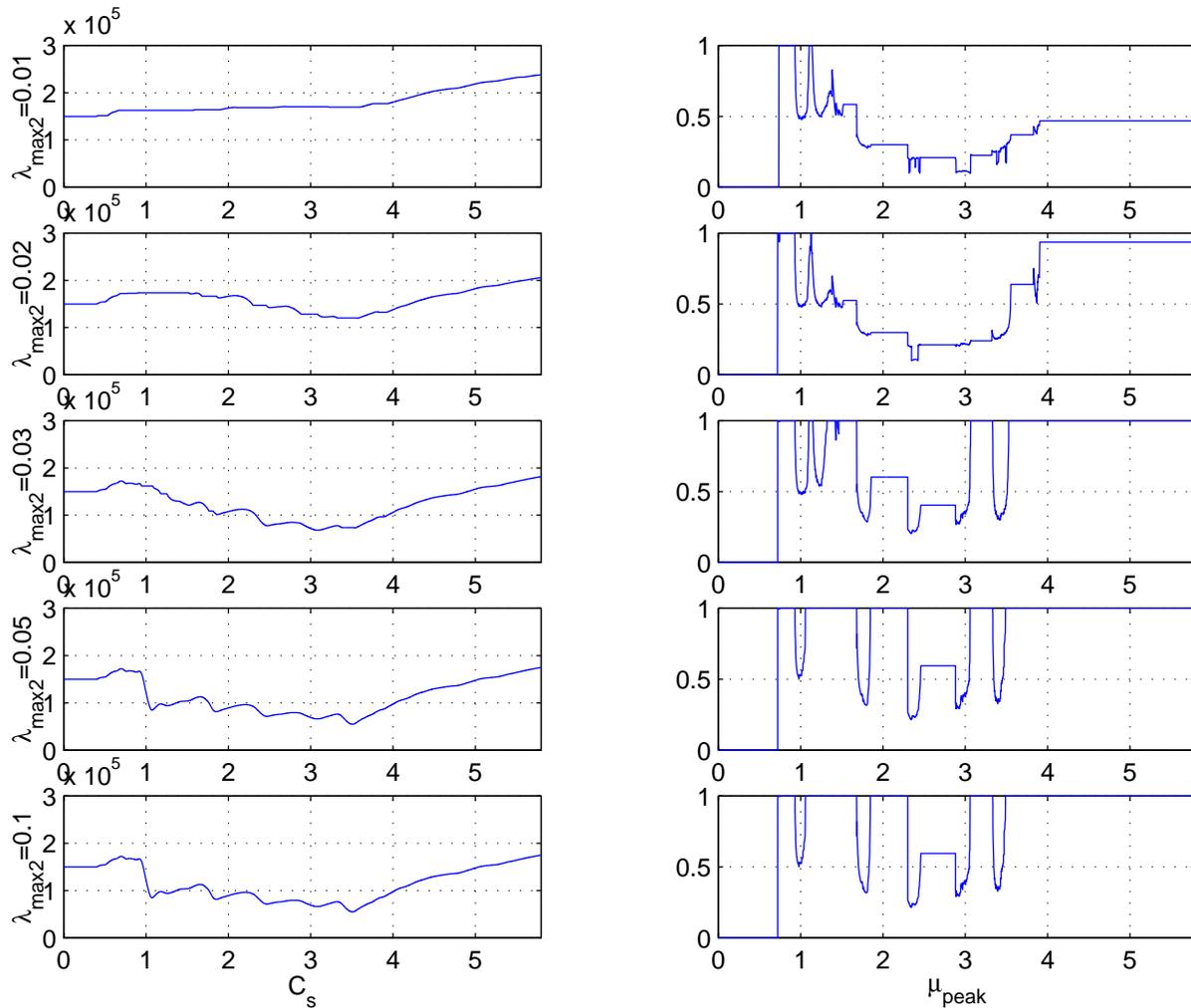


図 5.5: λ_{max2} を変化させた際の推定結果

λ_{max2} を変化させた場合の推定結果では、 λ_{max2} が大きい程 C_s 推定値は大きく変化し、 μ_{peak} 推定値は実際の路面よりも大きな値になっている。これは、 λ_{max2} が大きいと、 C_s 推定の際固定トレース法に用いる情報量が増えるため、これにより式 (4.2) の近似が粗いものとなっているからである。

逆に λ_{max2} を小さく設定すると、固定トレースに用いる情報量が極端に減り、 C_s の値をほとんど更新しなくなる。そのため、 C_s を一定値としたときとほぼ同じ推定結果になっている。

トレースゲイン γ に関しても推定に対する影響は λ_{max2} とほぼ同じで、大きく設定する程 C_s 推定値は大きく更新され、小さいとほとんど更新されない。 μ_{peak} 推定値に関してもほぼ同様の影響がでている。

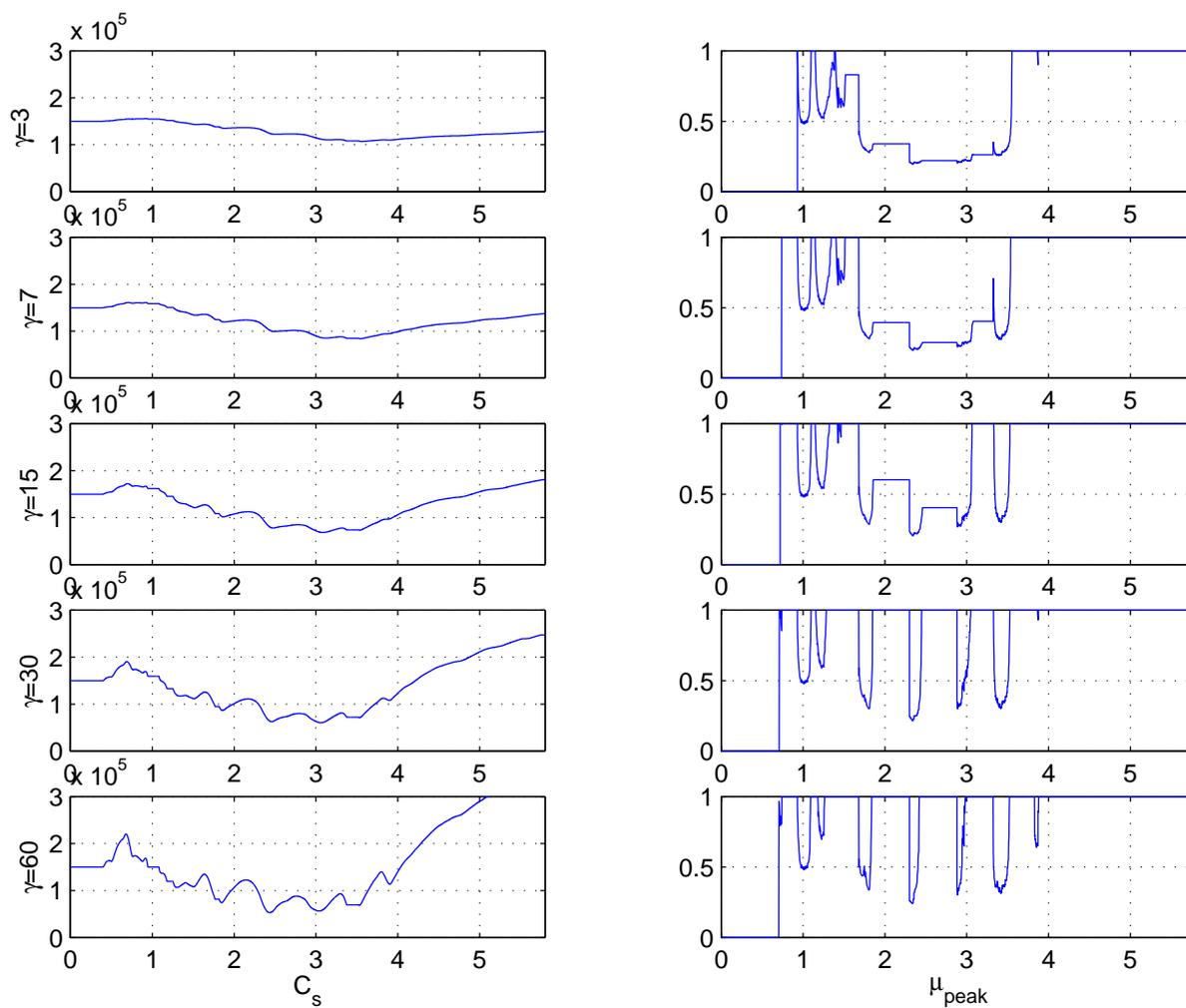


図 5.6: γ を変化させた際の推定結果

5.2.2 提案手法 2 による推定結果

提案手法 2 を用いた実験結果を図 5.7 に示す。ただし、 μ_{peak} 推定値を更新する最小のスリップ率は 0.02、駆動力誤差の閾値は 50[N]、探索回数は 20 回、また、 C_s 推定値を更新する最小のスリップ率は 0.02、駆動力誤差の閾値は 100[N]、探索回数は 20 回としている。また C_s から μ_{peak} 推定への遅延サンプル数は 10 サンプル、 μ_{peak} から C_s 推定も同様に設定した。

上から三段目の赤い線は μ_{peak} 推定の際の F_{dmodel} を、黄色い線は C_s 推定の際の F_{dmodel} を表している。また、四段目の青い線は μ_{peak} 推定の際の駆動力誤差を、黄色い線は C_s 推定の際の駆動力誤差を表している。

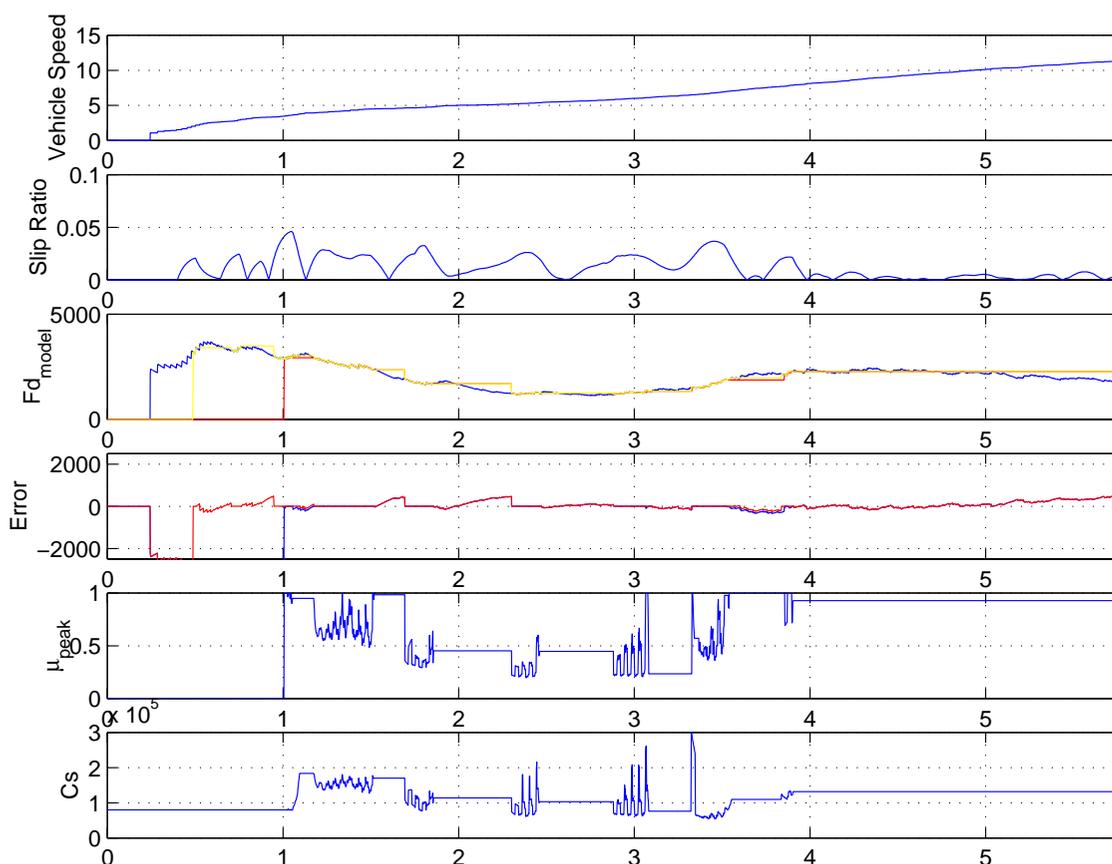


図 5.7: 提案手法 2 による実験結果

実際の路面と照らし合わせてみると、推定が成功していることがわかる。一部推定値が振動的になっているが、この付近ではスリップ率の変化が小さいため、受け渡している情報がその時点での情報と近く、推定の安定性を少々欠いているためである。

また、本手法において、推定に影響するチューニングパラメータは次のようになる。

- μ_{peak} 推定値の更新を行う最小のスリップ率 λ_{min1}
- 許容する駆動力誤差 e_{max1}
- 黄金分割法での探索回数 N_{max1}
- C_s 推定値の更新を行う最小のスリップ率 λ_{min2}
- 許容する駆動力誤差 e_{max2}

- 黄金分割法での探索回数 N_{max2}
- μ_{peak} 推定から C_s 推定への遅延サンプル数 n
- C_s 推定から μ_{peak} 推定への遅延サンプル数 m

本手法において新しく設定しなければならないパラメータは n と m である。これらが推定に与える影響を考察するため、 n 、 m を変化させた場合の推定を行った。結果は図 5.8 に示す。

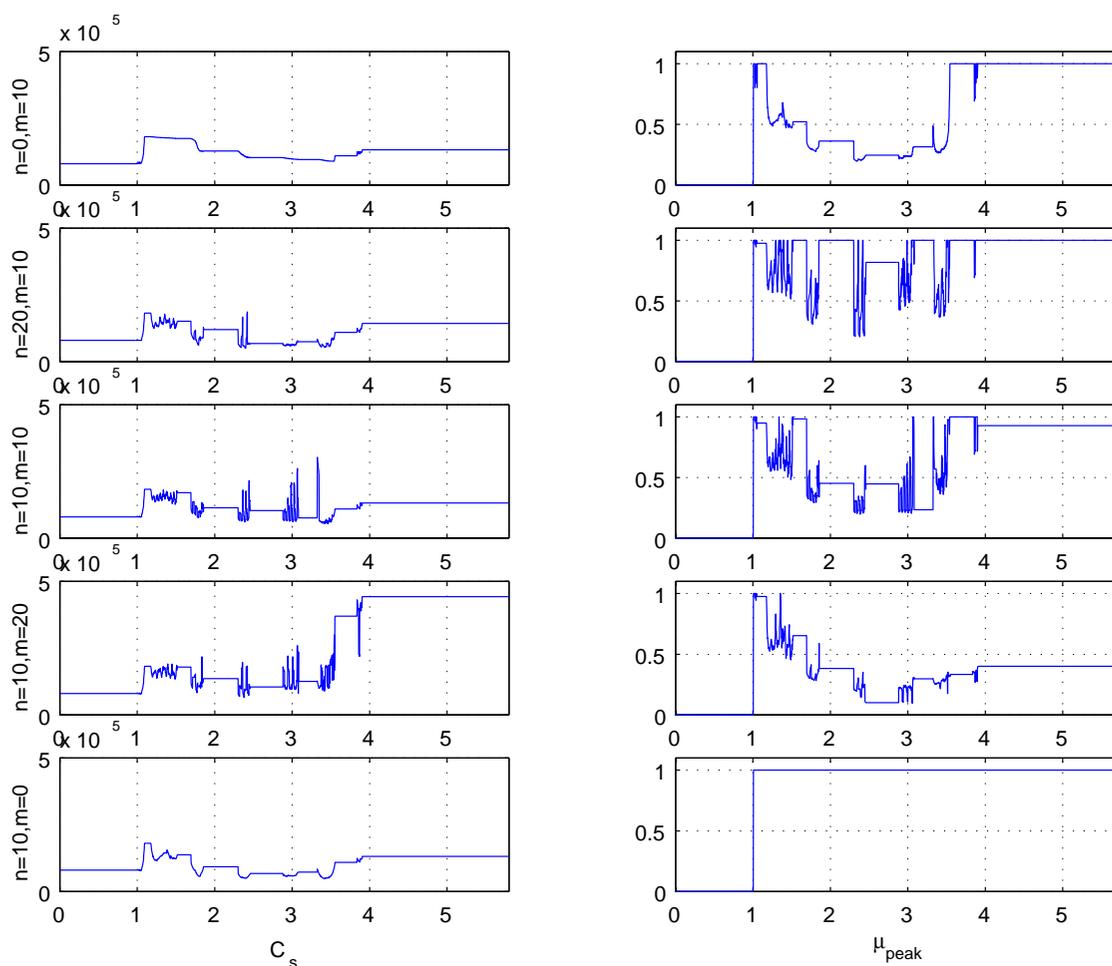


図 5.8: n 、 m を変化させた場合の推定結果

n 、 m ともに 10 サンプルとしたときが最も適切に推定を行っていることがわかる。遅延サンプル数を小さく設定した方が情報のリアルタイム性は高くなるが、用いるデータにその時点での推定したい値の情報が多く含まれてしまうために推定値が更新されなくなる。逆に、遅延サンプルを大きく設定すると、用いる情報はその時点での推定したい値との独立性が高くなり順調に推定値を更新するが、用いる情報とその時点での真の情報との差が大きくなり推定値の信頼性は低くなる。

5.2.3 応用—運転者に対する粘着利用率の提示

提案手法の応用例として最も単純なものが運転者に対する粘着利用率の提示である [3]。粘着利用率 η は式 (5.1) で表される。走行中の路面における最大駆動力のうち、現在出している駆動力の占める割合を表し、粘着利用率が大きくなれば、もうすぐ空転するという合図になる。

$$\eta = \frac{F_d}{\mu_{peak} W} \quad (5.1)$$

提案手法 1 及び 2 による推定結果を用いて粘着利用率を計算したものが図 5.9 である。

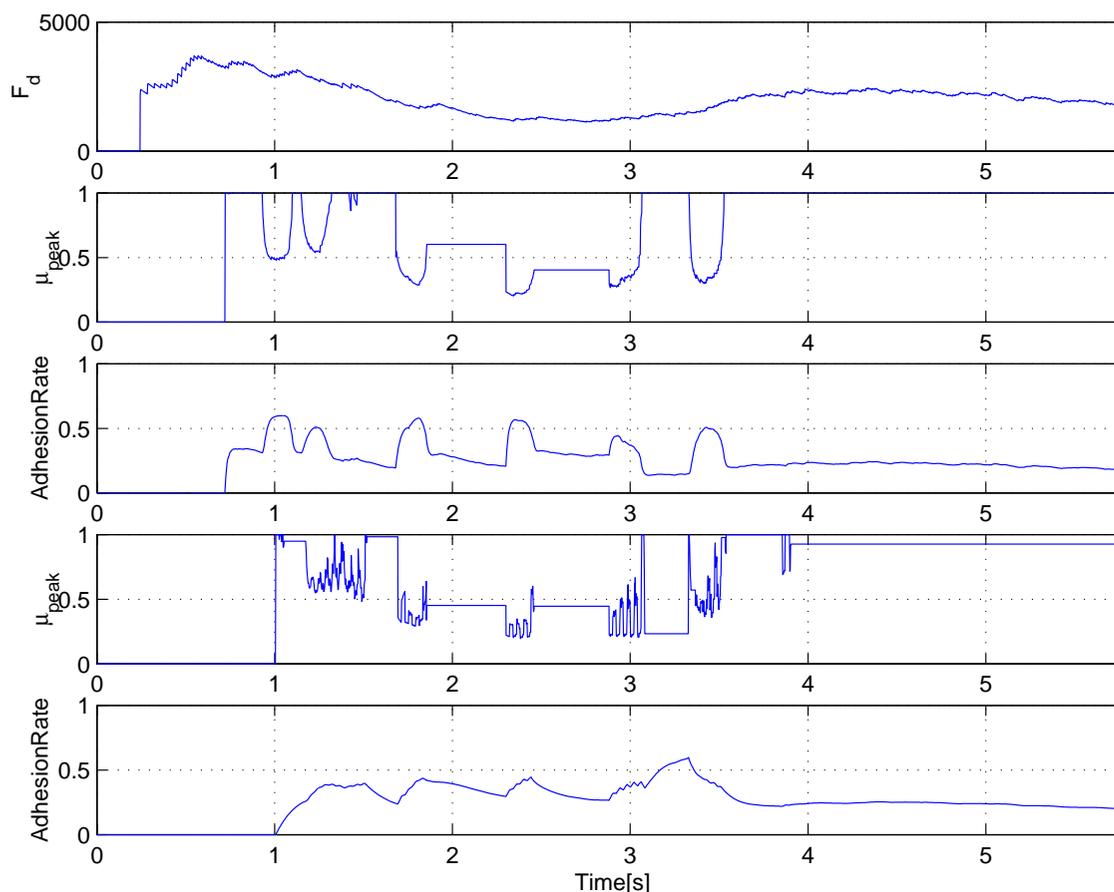


図 5.9: 提案手法による粘着利用率提示

実験機の制約上、駆動力が若干弱いためにアルミ板上で粘着利用率が急上昇するには至らないが、アルミ板上では駆動力が小さいにも関わらず粘着利用率はアスファルト面上を走行しているときと同じ、あるいは若干大きくなっている。運転者はこの情報により、運転する車両が安全な路面状態にいるか否かを知ることができ、タイヤが空転する前にアクセルを緩めることができる。

第6章 結論

6.1 本研究のまとめ

本研究ではブラシモデル同定による路面 μ 推定手法の問題点を改善すべく、ドライビングステイフネス C_s の推定を並行して行う2つの新しい手法を提案した。また、東大三月号 I によるオフライン実験により、路面が急変した際にも正しい推定が行えることを示した。

1つめの手法として、ドライビングステイフネス C_s を $\lambda = 0$ 付近でのみ近似して推定する手法を提案した。ゼロ割りによる推定値の不安定化を防ぐため、固定トレース法を適用し、推定値の信頼性向上を図った。本手法ではトレースゲイン γ と C_s の推定を行う最大スリップ率 λ_{max2} が推定に大きく影響し、設定に注意を払う必要があることを示した。

2つめの手法として、ドライビングステイフネス C_s の推定に、 μ_{peak} 推定に用いているブラシモデル同定による方法を応用した手法を提案した。本手法では μ_{peak} 推定と C_s 推定の間で数サンプル遅らせて情報のやりとりをするが、その遅延サンプル数 n 、 m が推定に大きな影響を与えることがわかった。

最後に提案手法の応用例として、運転者への粘着利用率提示について実験的検討を行った。

6.2 今後の課題

本研究で検討を行ったブラシモデル同定による路面 μ 推定に関する今後の課題は以下の通りである。

東大三月号を用いたオンライン推定

本論文においては東大三月号 I の実験データを用いたオフライン推定により検討を行った。しかし、これを電気自動車における運動制御や安全情報提示に応用するためにはオンラインでのリアルタイム推定での有効性を検討する必要がある。

粘着利用率提示の実験機への実装

本論文において、提案手法を用いることにより粘着利用率提示が簡単に実現できることを示したが、実際に運転者に対して有効な情報となり得るのかを検討するためには実験機に実装する必要がある。

提案手法の高度な運動制御への応用の検討

本論文では、提案手法の粘着利用率提示への応用についてのみ検討を行った。しかし、制駆動力制御などの運動制御に応用できる可能性があり、検討の価値があると考えられる。

参考文献

- [1] 山崎俊一, "タイヤの力学の基礎とその応用", 自動車技術会シンポジウム, No.1, pp.1-7, 2000.
- [2] 山崎俊一, "走行中のタイヤと路面間の摩擦係数推定技術", 自動車技術, Vol.1, pp.229-234, 1998.
- [3] 佐渡秀夫, 坂井真一郎, 堀洋一, "駆動力オブザーバを用いた電気自動車の路面動摩擦係数推定の実験的検討", 平成 11 年電気学会産業応用部門全国大会, Vol.2, pp.81-86, 1999.
- [4] 片岡寛暁, "電気自動車の路面状態推定に基づく制駆動力最適制御", 東京大学大学院修士論文, 2001.
- [5] 堀洋一, 大西公平, "応用制御工学", 丸善, 1998.
- [6] 安部正人, "自動車の運動と制御", 山海堂, 1992.
- [7] F.Gustafsson, "Monitoring Tire-Road Friction Using The Wheel Slip", IEEE Control Systems, August, pp.42-49, 1998.
- [8] 酒井秀男, "タイヤ工学", グランプリ出版, 1987.
- [9] 日本エービーエス株式会社, "自動車用 ABS の研究", 山海堂, 1993.

発表文献

[1] 大埜健, タイチェンファ, 堀洋一: 電気自動車におけるドライビングスティフネスの変化を考慮した路面 μ 推定, 電気学会全国大会, 2002(発表予定).

謝 辞

研究室の方々には、一年間本当にお世話になりました。皆様に心から感謝致します。

研究を進めるにあたり、指導教官の堀洋一教授には御多忙な中様々なご指導を頂きました。研究の内容に関してはさることながら、社会人になる上での心がけや研究への姿勢なども教わり、飲み場などでもいろいろと興味深いお話を聞かせて頂きました。来年から社会人になる自分にとってかけがえのない財産となりました。深く感謝致します。

文部科学技術官の内田利之さんには、東大三月号Iの構造や実験の方法などいろいろと教えて頂きました。また、アルミ板を切る作業でもアルミの粉が目に入り大変な作業だったにも関わらず親身になって手伝って下さいました。困難が多かった実験が成功したのは内田さんのおかげです。深く感謝致します。

研究員のチャクラボラティ・チャンダンさん、宋申民さんには気さくに話しかけて頂き心が和みました。深く感謝致します。

D3の及部七郎齋さんには、研究室のことをいろいろと教えて頂いたおかげで最初は緊張していた僕も研究室に馴染むことができました。またミーティングの度に貴重な御意見を頂きました。D2の関弘和さんには机が近いこともあり、しばしば研究の相談に乗って頂きました。アルミ板が見つからなかった時も親身になって一緒に探して下さり、とても嬉しかったです。D1の呉世訓さんとは2ヵ月程しか一緒に過ごせませんでした。楽しく話しかけて頂きました。本場のキムチは美味しかったです。同じくD1の馬澄斌さんにはいつも気さくに話しかけて頂きました。深く感謝致します。

M2の畠直輝さん、坂東信尚さんにはPCに関する事などいろいろと教えて頂きました。生意気な自分に対してやさしく接して頂きました。M1の岡野隆宏さん、井上友子さん、戴建華さん、張炳勲さん、呉俊徳さんには学年が近いこともあり、研究室での過ごし方を教えて下さったり、相談に乗って頂いたり仲良くして頂きました。特に戴建華さんには、実験に関してつきっきりで面倒を見て下さり、本当にお世話になりました。深く感謝致します。

卒論生の磯将人君、佐藤仁彦君、高橋啓君、長瀬啓明君には重労働の実験を手伝ってくれたり、夜中まで一緒に作業をしてラーメンを食べに行ったり、喫煙所でいろいろな話をしたりと楽しい学生生活を送る上で大きな支えとなってくれました。深く感謝致します。

秘書の木村麻里子さんにはいつもコーヒーやお菓子を用意していただき、くだらない話にもつき合ってくださいました。深く感謝致します。

決して平坦ではなかった堀研究室でのこの一年は、自分の今後の人生にとってかけがえのない一年でした。最後になりますが、自分に大学生活最後の貴重な経験をくれた堀研究室のますますの発展を心から祈っています。