

- 修士論文 -

車体速度情報の実測が不要な
電気自動車のための μ 勾配推定法に関する研究

Research on Advanced μ Gradient Estimation Method
without Vehicle Velocity Measurement for Electric Vehicle

2005年1月28日提出

指導教員: 堀 洋一 教授

東京大学大学院工学系研究科電気工学専攻

26368 古川 公久

内容梗概

スリップ率に対するタイヤ駆動力特性曲線の傾きである μ 勾配は、路面の滑り易さを表わす重要なパラメタである。従来 μ 勾配の推定は車体速度の計測を必要とし、特殊なセンサや機構を要するため実用上問題があった。提案手法は、電気自動車ですべて構成できる駆動力オブザーバを活用し、車体速度の実測を不要にした。「東大三月号 I」の走行実験データを用い、 μ 勾配とその応用である最大摩擦係数の推定を行い、提案法の有効性を実証している。

目次

第1章	序論	3
第2章	車両運動に影響を与えるタイヤ・路面間の摩擦特性と路面状態推定の重要性	4
2.1	タイヤ・路面間の粘着特性	4
2.2	空転現象の解析	5
2.3	路面状態推定の応用例	7
2.3.1	最大摩擦係数推定と駆動力オブザーバを用いた運転手への粘着利用率の提示	7
2.3.2	運動制御への路面状態推定の応用	8
第3章	様々な路面状態推定法における駆動力とスリップ率の計測に基づく推定法の位置づけ	9
3.1	推定原理の異なる路面状態推定法の比較	9
3.1.1	光学的効果に基づく手法	10
3.1.2	力学的効果に基づく手法	11
3.2	駆動力とスリップ率情報を用いる路面状態推定法の現状	15
3.2.1	μ 勾配推定法	15
3.2.2	μ_{\max} 推定法	19
3.2.3	最適スリップ率推定法	21
3.2.4	駆動輪速度の振動特性を利用した路面状態推定法	23
3.2.5	路面の粗さ判別	25
第4章	路面状態推定における電気自動車の優位性と本研究で用いる実験用電気自動車の構成	27
4.1	内燃機関自動車と電気自動車における駆動源トルク推定性能の比較	27
4.2	駆動力オブザーバ	29
4.2.1	駆動力オブザーバの原理	29
4.2.2	駆動力オブザーバの実験的検証	30
4.3	本研究で用いる実験用電気自動車“東大三月号 I”と実験環境の概要	31
第5章	車体速度の実測が不要な μ 勾配推定法	33
5.1	車体速度によらない路面状態推定法の必要性	33
5.2	車両運動ダイナミクスと従来の μ 勾配推定法	35
5.3	スリップ率微分値の推定アルゴリズム	36
5.4	適応同定法による μ 勾配推定	37
第6章	μ 勾配推定法を応用した路面最大摩擦係数推定法	42
6.1	ブラシモデルに基づくタイヤ・路面間の粘着特性	42
6.2	山崎モデルの特長とスリップ率を用いた従来の推定法	45

目次

6.3 μ 勾配推定値を利用した推定法	45
第7章 結論	48
7.1 本論文のまとめ	48
謝 辞	50
参 考 文 献	51
発 表 文 献	54

第1章 序論

スリップ率 λ と路面摩擦係数 μ の傾きで定義される μ 勾配は路面の滑り易さ (路面状態) を評価するための重要な指標の一つであり, μ 勾配を推定するためにはスリップ率と路面摩擦係数の両者の情報が必要となる。ここで, スリップ率は駆動輪速度と車体速度の差に比例するパラメタ, 路面摩擦係数はタイヤと路面の接点に働く制駆動力に比例するパラメタである。

内燃機関の制駆動力はその観測・推定において幾つかの問題を抱えている。制動力は油圧ブレーキセンサによりある程度推定できるが, 新たにセンサを付加する必要がある。駆動力については内燃機関のトルクマップをもとに推定する方法が一般的であるが, 正確なトルクを記述しにくいいため, 推定された駆動力は正確とは言い難い。

また, スリップ率は車体速度に相当する非制駆動輪速度と制駆動輪速度の相対値から計算される手法が主流であるが, 4 輪を同時に制動する場合や 4 輪駆動の車両では非制駆動輪は存在しないため, 光学式センサや GPS 式センサで車体速度を測定しスリップ率を求める方法が考えられる。しかし, センサが高価であることやセンサの耐環境性が十分でないことなどから一般車両に搭載することは現実的ではない。

このように, 従来の内燃機関での μ 勾配推定法は, 観測しにくい駆動力推定値・スリップ率から推定する手法がほとんどであり, 実用的であるとは言えなかった。

電気自動車においてもスリップ率の実測の可否は内燃機関と同様に駆動方式による制約を受ける。しかし内燃機関と異なるのは制動と駆動をモーター一つで実現でき, モータトルクの観測が精密且つ容易であることである。駆動力オブザーバを構成することによって制駆動力の推定が可能となる。なお, 本論文では電気自動車の場合に限り, 制動力と駆動力をまとめて駆動力と呼ぶことにする。

我々の研究の中核は, モータの正確な駆動力と車両運動ダイナミクスによって, 厄介なスリップ率を実測しなくとも, μ 勾配を推定するのに十分な情報を得ることができるということである。

本論文ではスリップ率を実測することなく μ 勾配を推定するための, 2 種類の手法を検討し, 最大摩擦係数推定法への応用を試みた。

提案手法は, 駆動輪速度とモータトルクでスリップ率の時間変化率を推定する機構を構成し, その出力値と駆動力の時間変化率との比から推定する手法である。ここでは最小二乗法による方法と固定トレース法による方法の得失を比較し, よりロバストかつ高速に推定できるようなアルゴリズムとなるように改良した。

そして, 最後に推定された μ 勾配と駆動力値から最大摩擦係数を推定する手法について提案し, 従来のスリップ率と駆動力を用いる手法と推定特性を比較した。

本研究では「東大三月号 I」による実験データを用い, 提案手法の有効性を実証している。

第2章 車両運動に影響を与えるタイヤ・路面間の摩擦特性と路面状態推定の重要性

2.1 タイヤ・路面間の粘着特性

本節では、路面状態推定の根幹をなすタイヤ・路面間の粘着特性について述べる [18][27][28]。

摩擦力はタイヤと路面の間での速度の差、即ちスリップによって発生する。図 2.1 に示した駆動力 F_d と横力 F_s はまさに摩擦力そのものであり、車両の二次元運動は F_d, F_s によって決定される。駆動力は摩擦係数 μ 、垂直抗力 N を用いて (2.1) 式で与えられる。

$$F_d = \mu(\lambda)N \tag{2.1}$$

横力も同様の式で表される。駆動力および横力と摩擦の関係は、図 2.2 に示すスリップ率 λ で定まる関数である。ここで、スリップ率についてはタイヤ重心対地速度ベクトルとタイヤ回転速度ベクトルの関数として定義されるが、特に直進走行時におけるスリップ率はスカラー量である車体速度 V 、駆動輪速度 V_w を用いて (2.2) 式として与えられる。

$$\lambda = \frac{V_w - V}{\max(V, V_w)} \tag{2.2}$$

2つの路面摩擦関数は車両運動を考える上で極めて重要である。ここでは、2つの関数の特徴を説明する。まず、駆動力の路面摩擦関数について述べる (図 2.3)。この関数は最大値 μ_{\max} (以降、最大摩擦係数と呼ぶ) を有する非線形関数で、 μ_{\max} の値によって最大制駆動力の性能が制限される。 μ_{\max} となるスリップ率 λ_{opt} (以降、最適スリップ率と名付ける) は、通常 0.05 ~ 0.2 程度である。

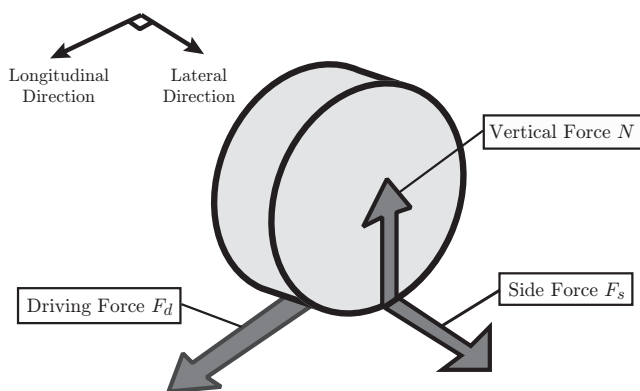


図 2.1: 路面とタイヤに働く摩擦力

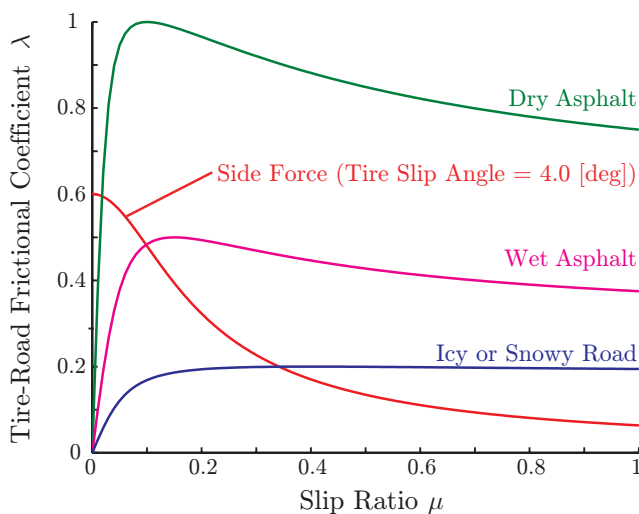


図 2.2: タイヤが路面から受ける駆動力と横力

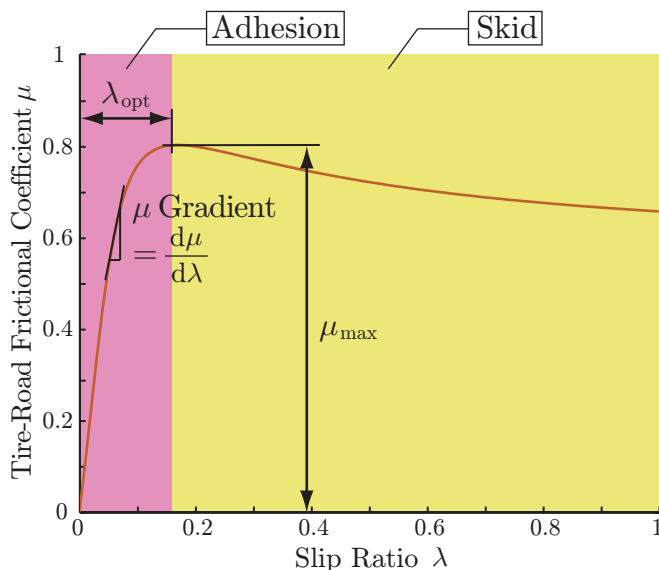


図 2.3: μ - λ 曲線の特徴

粘着領域： $\lambda \leq \lambda_{opt}$ ではタイヤ・路面間は粘着状態にあり安定走行が可能であるが，滑走領域： $\lambda > \lambda_{opt}$ では駆動力は減衰する一方でタイヤの回転は加速され続け，大空転が発生する。

次に横力の路面摩擦関数は λ に関して単調減少で， $\lambda = 1$ では横力は $F_s = \mu(\lambda)N = 0$ となる。この状態ではタイヤの蛇角を変化させても旋回運動は不可能である。

以下の議論では直進走行である一次元運動に限定し，タイヤに働く力としては駆動力のみを考慮する。また，駆動力の路面摩擦関数を単に「 μ - λ 曲線」と呼ぶものとする。

2.2 空転現象の解析

前節において，タイヤ・路面間の状態が最適スリップ率 λ_{opt} よりも右側の領域に入るとスリップ率が発散し，いわゆる大空転を誘発することを述べた。本節では図 2.4 に示した車両の一輪モデルを用いて，加速時（即ち $V_w > V$ ）におけるモータトルクと空転発生の関係を定性的に説明する [20]。但し，図 2.4 中の記号は表 2.1 のように定義される諸定数である。

なお以下の解析では，スリップ率は力学的平衡状態にあるとし，スリップ率が変化する過渡状態については考慮しないものとする。

表 2.1: 一輪モデルの諸定数

M	車体の質量
M_w	駆動輪の慣性モーメント（質量換算値）
V	車体速度
V_w	駆動輪速度
F_m	モータトルク（駆動輪接地点の力換算値）
F_d	駆動力
N	駆動輪の垂直抗力
r	駆動輪半径

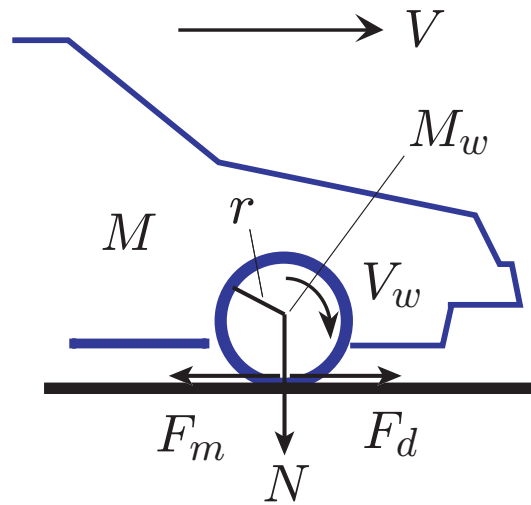


図 2.4: 車両の一輪モデル

図 2.4 に基づき、駆動輪ならびに車両の運動方程式を求めると

$$M_w \frac{dV_w}{dt} = F_m - F_d \quad (2.3)$$

$$M \frac{dV}{dt} = F_d \quad (2.4)$$

のように表される。

さて、(2.3) 式、(2.4) の両辺を割ると、

$$\frac{F_m - F_d}{F_d} = \frac{M_w}{M} \frac{dV_w}{dV} \quad (2.5)$$

なる関係が得られる。ここで、スリップ率が平衡状態にあり $V_w > V$ であることを考慮すると、(2.2) 式より

$$\frac{dV_w}{dV} = \frac{V_w}{V} = \frac{1}{1 - \lambda} \quad (2.6)$$

となる。ここへ (2.5) 式を代入し、更に (2.1) 式の関係を用いて摩擦係数 μ について解くと

$$\mu = \frac{F_m}{N} \left(1 - \frac{\frac{M_w}{M}}{1 + \frac{M_w}{M}} \frac{1 + \frac{M_w}{M}}{1 + \frac{M_w}{M} - \lambda} \right) \quad (2.7)$$

を得る。即ち、 F_m を固定して λ の関数としてみれば、縦軸は F_m/N 、横軸は $1 + M_w/M$ を漸近線とする双曲線となる。この曲線は、スリップ率を変化させない仮想的な摩擦係数を表しており、以降「定スリップ率曲線」と呼ぶ。定スリップ率曲線を μ - λ 曲線と重ね合わせることで、あるモータトルクにおけるスリップ率の平衡点が、2つの曲線の交点として得られる。

ここで電気自動車に対しトルク制御を行った場合、スリップ率がどのように変化するかを考える。図 2.5 の曲線 (a),(b),(c) が定スリップ率曲線で、パラメタ F_m の増加に伴って曲線は (a)→(b)→(c) のように推移する。 μ - λ 曲線は雪道などの滑りやすい路面で多く見られるものを用いる。まず、定スリップ率曲線はモータトルクの変化によって (a)→(b)→(c)→(b)→(a) と変化したとする。このとき各々のトルクに対応するスリップ率の平衡点は A→B→E→D→A と変化する。ここで注目すべきことは次の2つである。

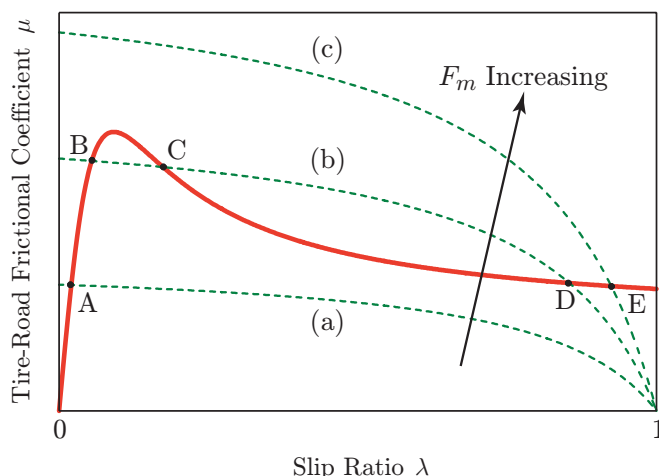


図 2.5: スリップ率平衡点の推移

- モータトルクが摩擦力のピークを超える (b)→(c) の過程でスリップ率が急増している。
- 定スリップ率曲線が (c)→(b) に変化してもスリップ率の平衡点は E から D へ移行するだけで、スリップ率は殆ど減少しない。

即ち、スリップ率の平衡点が最適スリップ率 λ_{opt} よりも右側の領域に入ると空転が発生し、少しトルクを減少させた程度では空転状態から回復できない。このような理由から、車両運動の安定化には、空転を発生させないことが極めて重要であると言えよう。

2.3 路面状態推定の応用例

ここでは、路面状態推定法の応用としてドライバーへの路面の変化の通知システムと運動制御への応用について示す。

2.3.1 最大摩擦係数推定と駆動力オブザーバを用いた運転手への粘着利用率の提示

路面状態推定法を応用すると、現在の駆動力と最大駆動力推定値の比をタイヤ・路面間の粘着状態情報として利用できる。この情報をリアルタイムで運転手に告知することでより安定した運転を実現できると考えられる。ここでタイヤ粘着利用率 r を (2.8) 式のように定義する。

$$r = \frac{\hat{F}_d}{\mu_{\max} N} \quad (2.8)$$

(2.8) 式において \hat{F}_d と $\mu_{\max} N$ はそれぞれ駆動力オブザーバと最大摩擦係数推定器によって得られる。この二種類の値を用いると粘着利用率は容易に算出可能である。(2.8) 式のように現在の駆動力を最大値に対する比率として表すことで、タイヤ・路面間の粘着状態を運転手へ定量的に提示することができる。具体的には、粘着利用率 r が低い場合は更に加速をしてもタイヤは粘着状態に保たれることを示し、粘着利用率 r が 1 に近づくと僅かな加速でも空転発生の可能性が高いことを示

2.3 路面状態推定の応用例

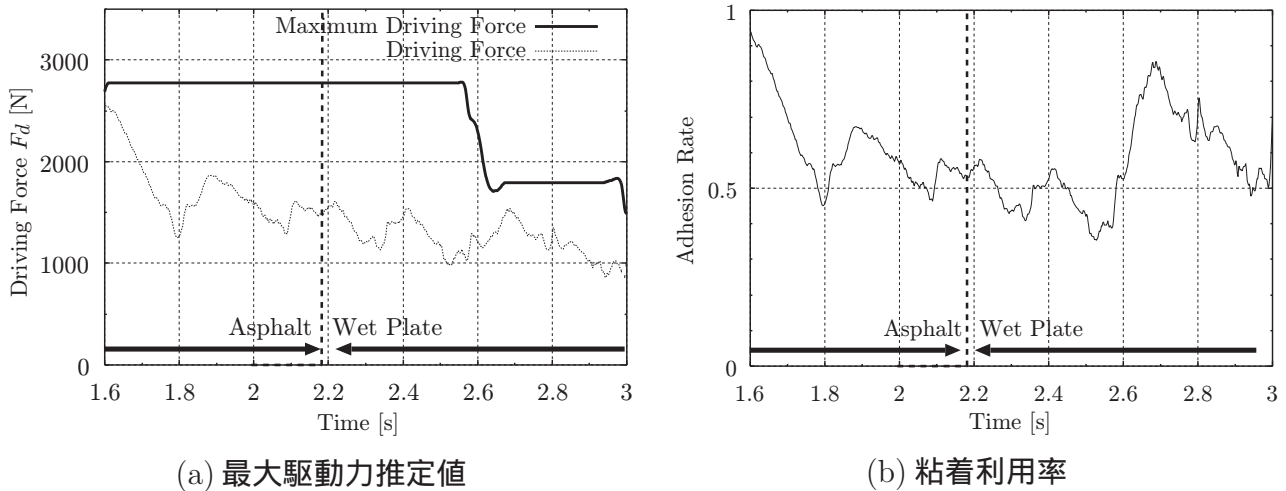


図 2.6: 路面が急変する場合の粘着利用率

唆する。図 2.6 は、定常走行を行っている車両が乾燥アスファルト路面から濡れた鉄板の路面へ急に入場した場合の駆動力及び粘着利用率を示したものである。

図 2.6 において乾燥アスファルト路面では粘着利用率 0.5 程度と安全な運転をしているが、路面が急変した後に最大駆動力推定値が更新されることにより、粘着利用率が 0.8 程度まで急増することが確認できる。図 2.6(a) の通り、一定の駆動力を発生しているとしても、路面の変化のために現在の走行が滑走しやすいことを定量的に知らせることが可能である。実験装置の制約のため短時間における検証しか行っていないが、粘着利用率を運転手に LED などですすことで現在の運転の安全情報ないしは滑走警告を提示することができると思われる。

2.3.2 運動制御への路面状態推定の応用

ここでは路面状態推定が車両運動制御へ応用された一例として、最適スリップ率制御法を紹介する。最適スリップ率制御は、路面に応じてリアルタイムに変化する λ_{opt} に λ を追従させ、駆動力の最大化を実現する手法である。この手法の制御手順は、最適スリップ率推定器で λ_{opt} の推定を行い、その推定値 $\hat{\lambda}_{opt}$ をスリップ率制御の目標値に設定する。 $\hat{\lambda}_{opt}$ の推定では μ 勾配推定値を用いたファジィ推論に基づく推定アルゴリズムを用いている。これらの推定器を含む最適スリップ率制御系の全体ブロック図を図 2.7 に示す。

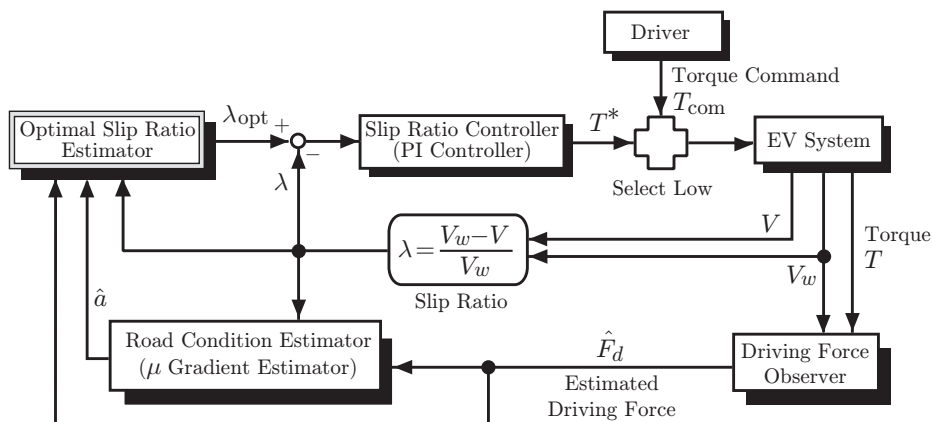


図 2.7: 最適スリップ率制御系の全体ブロック図

第3章 様々な路面状態推定法における駆動力とスリップ率の計測に基づく推定法の位置づけ

既存の様々な路面状態推定法を調査してみると、それらの手法が幾つかの推定原理に基づいていることが分かる。本章では、各種路面状態推定法を推定原理毎に分類し、実用化する際の長所や短所を比較する。その上で、駆動力とスリップ率の計測に基づく推定法が他の手法に比べて優位であることを述べる。続いて、駆動力とスリップ率に基づいた路面状態推定法の研究動向について触れる。

3.1 推定原理の異なる路面状態推定法の比較

既存の路面状態推定法には様々な手法が存在するが、各手法は幾つかの推定原理に分類することができる。ここでは文献 [1] を参考に筆者独自の観点を交えて、図 3.1 の様に分類した。

図 3.1 に示した様に、路面状態の推定手法は2種類に大別され、路面に直接接触することなく路面状態を推定する光学的効果に基づく手法と路面・タイヤ間の力学的接触によって生じる効果から路面状態を推定する力学的効果に基づく手法とが存在し、各手法で検出される路面状態の指標は異なる。

前章で述べたことから分かるように、自動車の運動性能を論じる上で重要となる路面状態は、タイヤ・路面間の「滑り易さ」に関わるの指標である。本項では路面の「滑り易さ」の分別を目的

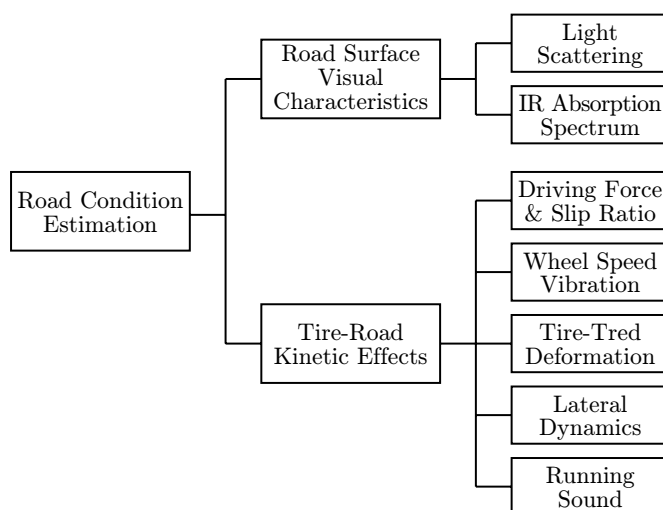


図 3.1: 判断材料による路面状態推定法の分類

3.1 推定原理の異なる路面状態推定法の比較

とした各種推定法に着目し、光学的効果に基づく手法と力学的効果に基づく手法の2つの手法に分けて得失を比較する。

3.1.1 光学的効果に基づく手法

図 3.2 は、タイヤ・トレッドの断面の様子を表した図である。図から分かるように路面・タイヤ間での摩擦特性は

- 路面の凹凸
- 路面に存在する水膜

などの路面側の要因と、

- タイヤのサイプ（溝）の形状
- ゴムの粘弾性特性

などのタイヤ側の要因とで決定される。この内、光学的効果に基づく手法では路面側の情報のみ得られる。[3] は複数の光学式センサによって計測した路面の情報に加え、様々な路面での走行実験データベースを用いて、 μ_{\max} 推定を実現している。

この研究では3種類の光学式センサが用いられ、路面の湿潤度を計測するための路面の反射率計測装置、路面の水膜の深さとアイスバーンを検出するための赤外線分光装置、及びレーザーによる路面の凹凸計測装置から構成されている（図 3.3）。

路面の湿潤状況は路面の反射率を計測することで推定することができ、光源から路面に入射する光の強度と路面からの反射光の強度の比をとって算出する。路面に照射された平行光線は乾燥した路面では乱反射するが、表面が膜で覆われると、路面が鏡面状態に近づき正反射ようになる。

水膜の厚さは、路面に照射した赤外線の入射光と路面からの反射光の強度比を計測することで推定できる。これは水のスペクトル吸収帯での特性を利用したもので、水膜が厚ければ水中を透過する赤外線の光路長が長くなり、水中での赤外線の吸収量が増加する。

また、路面の凹凸は、レーザーによって作られた路面上の光点をレンズを介してセンサのスクリーンに写像することで位置を検出することができる。

このように複数の光学式センサと走行実験のデータベースを融合することで、高精度な最大摩擦係数 μ_{\max} 推定を行うことができるが（図 3.4）、センサの多さとデータベースに依存した手法であることから実用的であるとは言えない。

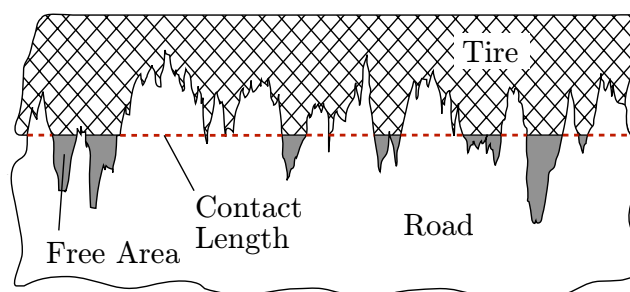


図 3.2: タイヤ・トレッドの断面図（模式図）

3.1 推定原理の異なる路面状態推定法の比較

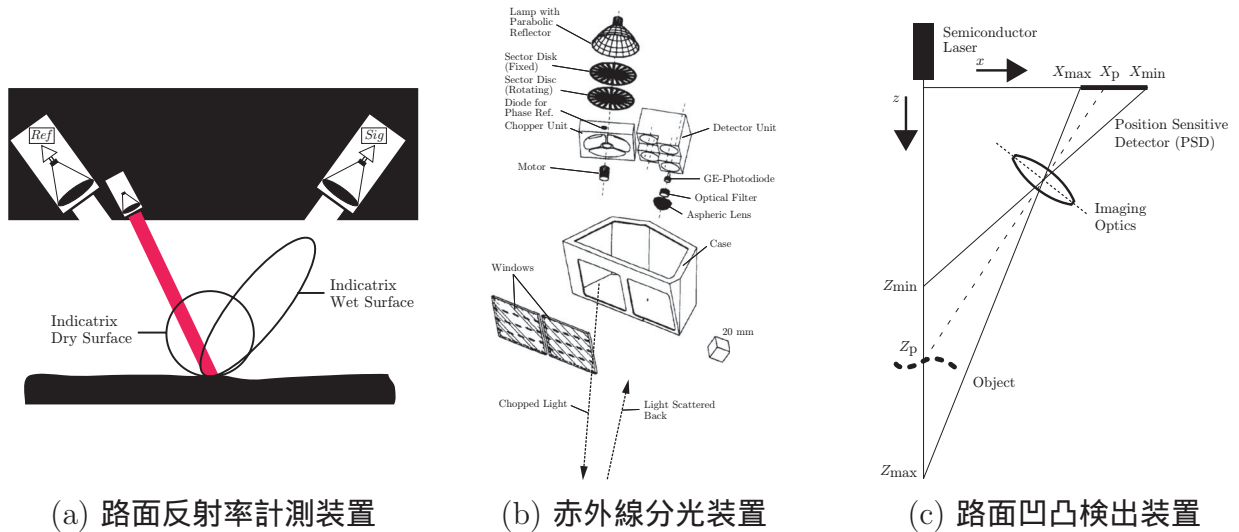


図 3.3: 路面状態推定に用いられる光学式センサ

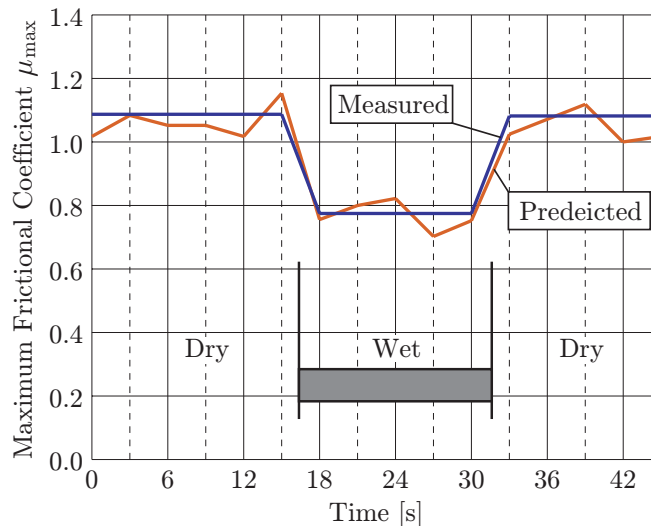


図 3.4: 光学式センサに基づいた最大摩擦係数 μ_{max} 推定結果

3.1.2 力学的効果に基づく手法

力学的効果に基づく路面状態推定法は、タイヤトレッドの変形量に基づく手法、走行音に基づく手法、タイヤの横力に基づく手法、駆動力とスリップ率の計測に基づく手法の計 4 種類の測定原理に分類される。

タイヤ・トレッドの変形量に基づく手法は、トレッドゴムの中に埋め込まれた歪センサでトレッドの変形量を直接計測する手法である。図 3.5 は計測装置の一例と計測結果を表したものである。(b) の測定結果から明らかなように、滑りやすい湿潤路では原点付近の曲線の傾きが小さく、乾燥路では傾きが大きくなっている。これはトレッドと路面の一部でスリップすることによって、動摩擦力が発生していることに起因する。このときの摩擦係数は μ_{max} であり、その結果トレッドゴムの変形量は μ_{max} の値に比例することが理論的に説明できる。図 3.6 は正規化されたトレッドの変形量と μ_{max} の関係を実測値を基にプロットしたもので、変形量と μ_{max} がよく一致する様子が示されている。このように、タイヤ・トレッドの変形量から最大摩擦係数 μ_{max} を推定することは可能

3.1 推定原理の異なる路面状態推定法の比較

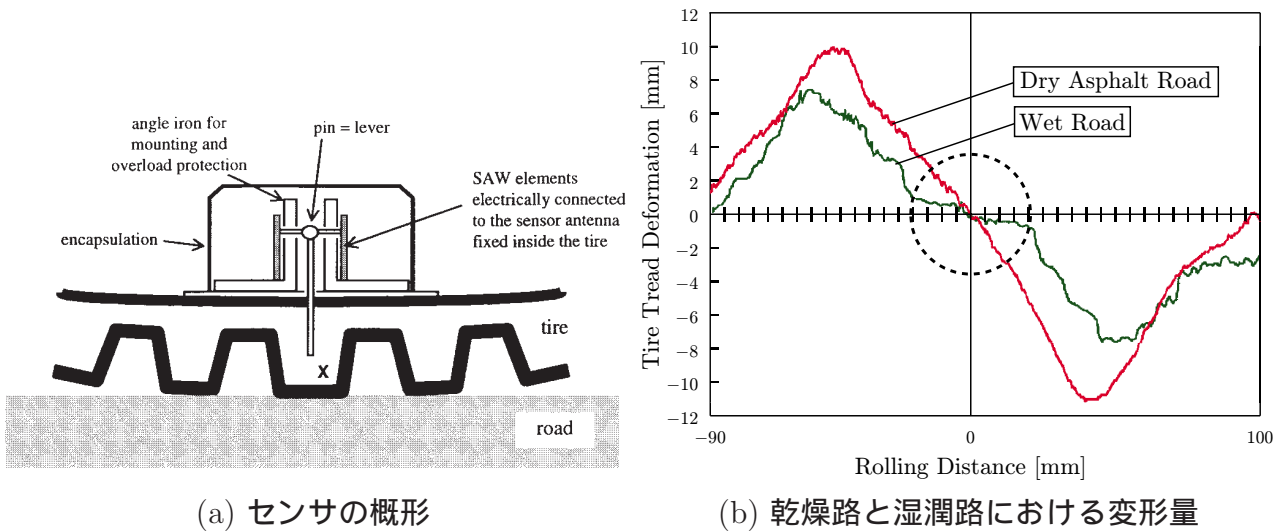


図 3.5: トレッドに埋め込まれるた歪センサ (SAW センサ) と非駆動輪での測定結果

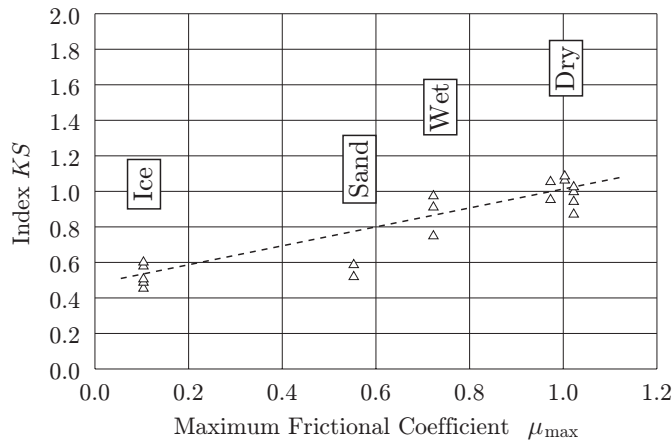


図 3.6: タイヤ・トレッドセンサに基づいた最大摩擦係数 μ_{\max} 推定結果

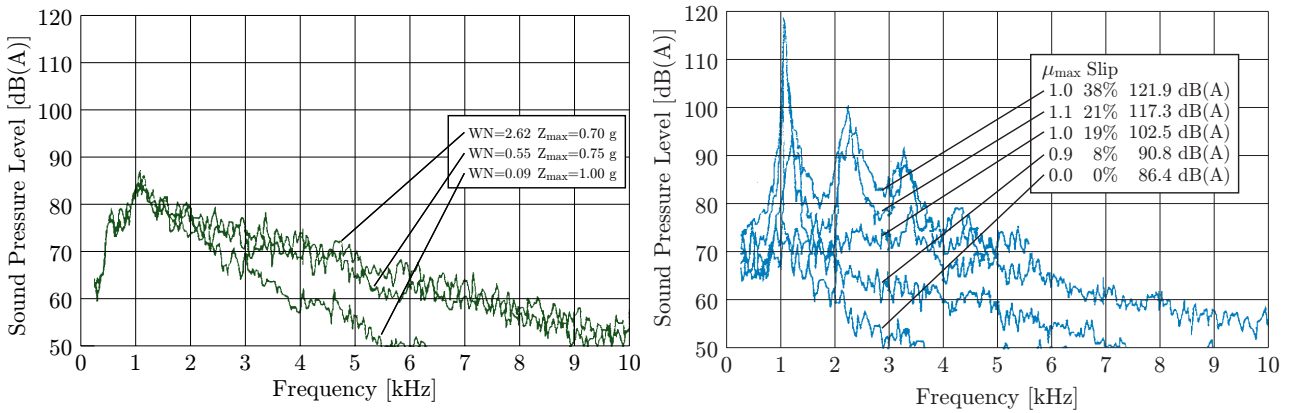
であるが、タイヤにセンサを埋め込むという装置の特殊性や耐久性の問題から実用的な手法ではない。

このような特殊なタイヤを用いる特殊な手法以外にも様々なものが提案されている。

次に紹介するものは走行音に含まれる情報から路面状態を推定する手法である [2]。車両が走行中に発生する音は、エンジンや風等とともにタイヤからも発生している。タイヤでの走行音はタイヤに刻み込まれたサイプでの空気の振動が原因であるとされており、路面の凹凸や窪みに溜まった水などが走行音に変化を与え、結果的に路面状態と相関を持つものと思われる。図 3.7 は異なる路面状態においてマイクロフォンで計測した音圧の周波数特性を示したものである。このように走行音と路面状態の関係は認識されているものの、エンジン音など他の要因が多く含まれ走行音データから路面状態を高精度で推定することは実用上困難であると思われる。

また、タイヤの横力に着目した路面状態推定法というものも存在する。タイヤの横力の特性が路面状態によって変化することは第 1 章で触れたが、ここで紹介する手法はこの考え方に基づいたもので、パワーステアリングに働く力と車体速度から μ_{\max} を推定する方法である。図 3.8 がステアリング-フロントサスペンション系のモデルである。ここで、 F はパワーステアリングに働く力、 C_f は横力、 ξ はニューマチックトレール、 β_f は前輪スリップ角である。

3.1 推定原理の異なる路面状態推定法の比較



(a) μ_{\max} と音圧の周波数特性の関係

(b) スリップ率と音圧の周波数特性の関係

図 3.7: 路面状態が走行音に及ぼす影響 (測定結果)

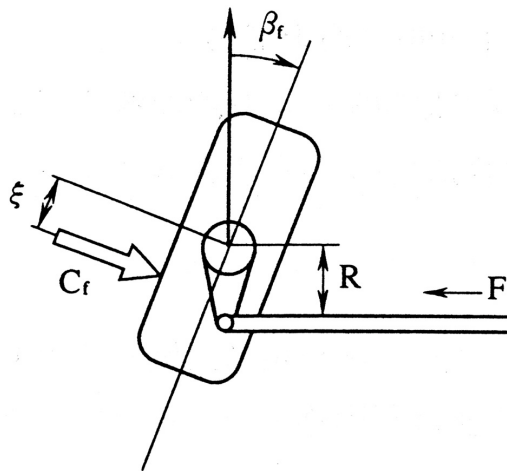


図 3.8: ステアリング-フロントサスペンション系のモデル

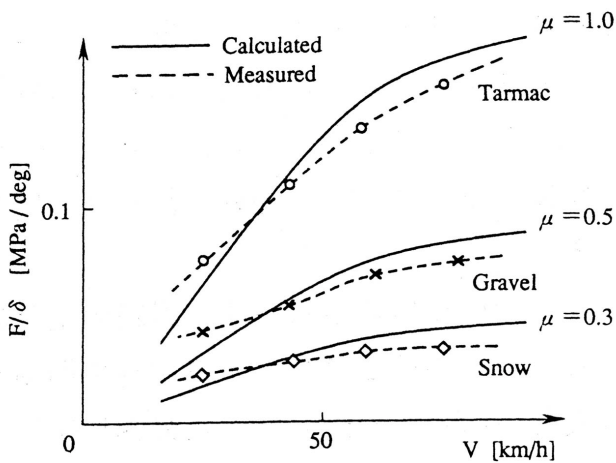


図 3.9: $F/\delta_f - V$ 特性 (定常旋回時)

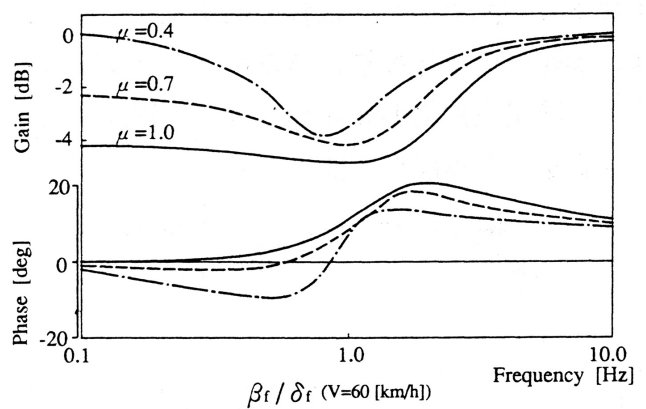


図 3.10: F/δ_f の周波数特性 (操舵過渡状態)

3.1 推定原理の異なる路面状態推定法の比較

定常旋回時においてこの系の力の釣り合っていると仮定すると, (3.1) 式が成り立つ。

$$\mu_{\max}^2 = \frac{(F/\delta_t)AV^2}{\alpha V^2 - (F/\delta_t)} \quad (3.1)$$

但し, δ_t は前輪舵角, A はスタビリティファクタ, α は A, ξ , コーナリングステイフネス等から決定される定数である。従って, (3.1) 式より μ_{\max} を推定することができる。図 3.9 は (3.1) 式に基づいて, F/δ_f と V の特性を測定した曲線と推定した曲線であり, この推定法が成立することが示されている。また, この研究では操舵過渡状態での F/δ_f の周波数特性から μ_{\max} を推定する手法も提案されているが, 推定は 1Hz 以下のゆっくりとした操舵のもとでのみ有効であることが述べられている (図 3.10)。

この手法は, 前述したタイヤ・トレッドの変形量に基づく手法や走行音に基づく手法と比べ, パワーステアリングに既設のセンサを利用することで推定でき, しかも推定性能が比較的良好であることが特徴である。だが, 舵を切っている状態であることが前提となっているので, 直進している状態では適用することができない。

最後に述べる手法は駆動力とスリップ率から路面状態を推定する手法である。これは第 1 章で説明した直進方向の摩擦特性 (一般に μ - λ 特性と呼ばれている単峰性の曲線) に基づく手法である。図 3.11 は乾燥路と雪道での μ と λ をプロットしたものであるが, 路面の種類と曲線の傾きである μ 勾配に相関があることが読み取れる。

[21] ではこの関係に着目してカルマンフィルタによる μ 勾配路面値から路面の種類を判別している。この外にも, 駆動力とスリップ率の計測に基づく路面状態推定法の提案が沢山あるが, この理由は, 走行音による手法よりも路面の判別が正確であること, タイヤ・トレッドの変形量に基づく手法のような極めて特殊なセンサが必要ではないこと, また光学的効果を用いた手法のように 3 つの光学式センサを必要とせず, データベースに依存しない手法であることが大きな理由である。また, 横力特性による手法は旋回時でなければ推定できないが, この手法は直進走行を行っている間に推定できる手法である。

以上の比較から, 駆動力とスリップ率の計測による路面状態推定法が他のカテゴリーの手法に比べて優位であることが分かった。

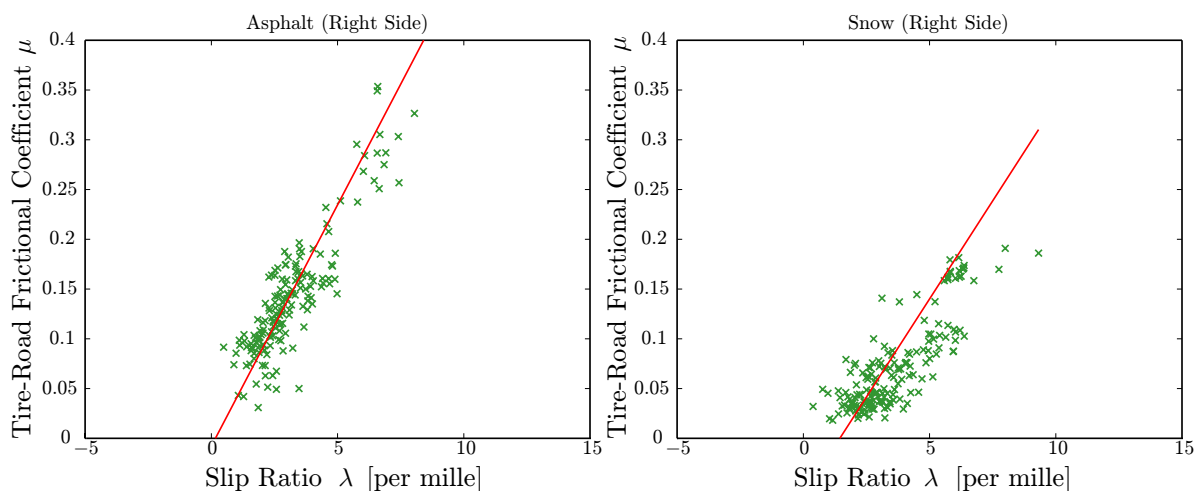


図 3.11: 乾燥路と雪道での μ 勾配の比較

3.2 駆動力とスリップ率情報を用いる路面状態推定法の現状

3.2.1 μ 勾配推定法

μ 勾配 a の推定は μ - λ 曲線が線形化できると仮定し (3.2) 式より推定する方法が考えられる。

$$\mu = a\lambda + \delta \quad (3.2)$$

もしくは, (3.3) 式により摩擦係数 μ の時間微分値とスリップ率 λ の時間微分値を用いて推定を行う方法が考えられる。

$$\begin{aligned} a &= \frac{d\mu}{d\lambda} \\ &= \frac{d\mu/dt}{d\lambda/dt} \end{aligned} \quad (3.3)$$

本項ではこの 2 種類の方法による μ 勾配推定法の研究例を紹介する。

μ - λ 曲線の線形化による推定法

μ - λ 曲線の線形化による μ 勾配推定法が Gustafsson によって提案されている [21]。この研究では, μ 勾配 (3.2) 式の線形化式を (3.4) 式のように式変形を行ってカルマンフィルタで推定している。これは推定をより高速にするための工夫で,

- μ の方が λ よりも S/N が小さく,
- $C_2 = \delta/a$ の変動は δ の変動よりも緩やかである,

という 2 つの経験則を上手く活用している。

$$\begin{aligned} \lambda &= \frac{1}{a}\mu + \frac{\delta}{a} \\ &= C_1\mu + C_2 \end{aligned} \quad (3.4)$$

(3.4) 式をカルマンフィルタでの推定に適用するため, (3.5) 式のように推定値 $\hat{\theta}$ と観測値 y に白色雑音 v, e が含まれるモデルを考える。

$$\begin{aligned} \hat{\theta}[k] &= \hat{\theta}[k-1] + v[k] \\ y[k] &= \varphi^T[k]\hat{\theta}[k] + e[k] \end{aligned} \quad (3.5)$$

ただし, (3.5) 式の各変数は

$$\begin{aligned} y[k] &= \lambda[k] \\ \varphi[k] &= (\mu[k], 1)^T \\ \hat{\theta}[k] &= (\hat{C}_1[k], \hat{C}_2[k])^T \\ Q[k] &= E[v[k]v^T[k]] \\ R[k] &= E[e[k]e^T[k]] \end{aligned} \quad (3.6)$$

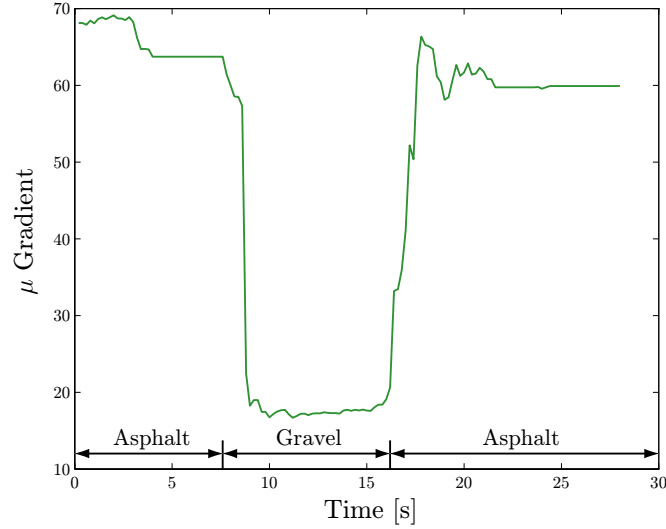


図 3.12: カルマンフィルタによる μ 勾配推定

で定義され、カルマンフィルタの更新式は (3.7) 式で表される。

$$\begin{aligned}
 S[k] &= P[k-1] + Q[k] \\
 \hat{\theta}[k] &= \hat{\theta}[k-1] + \frac{S[k]\varphi[k]}{R[k] + \varphi^T[k]S[k]\varphi[k]}(y[k] - \varphi^T[k]\hat{\theta}[k-1]) \\
 P[k] &= S[k] - \frac{S[k]\varphi[k]\varphi^T[k]S[k]}{R[k] + \varphi^T[k]S[k]\varphi[k]}
 \end{aligned} \tag{3.7}$$

以上の手法を用いて実測データから μ 勾配を推定した結果が図 3.12 である。この結果によると、時刻 7 s でアスファルト路から砂利道に路面が変化し、時刻 16 s で再びアスファルト路に変化している様子が克明に表れている。

摩擦係数 μ とスリップ率 λ の時間微分値による推定法

(3.3) 式に示した摩擦係数 μ とスリップ率 λ の時間微分値による推定法は佐渡によって提案されている [24][25][26]。なお、 μ 勾配の推定に適応同定法を用いる便宜上、(3.3) 式を変形した (3.8) 式が入出力関係式となる。この研究では、適応同定法として逐次最小二乗法と固定トレース法が用いられ、両者が比較されている。

$$\frac{d\mu}{dt} = a \frac{d\lambda}{dt} \tag{3.8}$$

逐次型の適応同定法である逐次最小二乗法、固定トレース法は、ともに忘却係数 κ を用いた漸化式型のアルゴリズムで与えられ、式誤差が白色雑音 e であると仮定された (3.9) 式に対する推定式は (3.10) 式で表される。

$$y[k] = \varphi^T[k]\hat{\theta}[k] + e[k] \tag{3.9}$$

$$\hat{\theta}[k] = \hat{\theta}[k-1] + \frac{P[k-1]\varphi[k]}{1 + \varphi^T[k]P[k-1]\varphi[k]}(y[k] - \varphi^T[k]\hat{\theta}[k-1])$$

$$P[k] = \frac{1}{\kappa} \left(P[k-1] - \frac{P[k-1]\varphi[k]\varphi^T[k]P[k-1]}{1 + \varphi^T[k]P[k-1]\varphi[k]} \right) \tag{3.10}$$

但し, (3.8) 式より (3.9) 式の各変数は (3.11) 式となる。

$$\begin{aligned} \varphi[k] &= \frac{d\lambda}{dt} \\ y[k] &= \frac{d\mu}{dt} \\ \hat{\theta}[k] &= \hat{a} \end{aligned} \tag{3.11}$$

ここで, 逐次最小二乗法と固定トレース法を以下のように分類することができる。

逐次最小二乗法 忘却係数 κ を固定

固定トレース法 トレースゲイン $\gamma = \text{tr}P[k]$ を固定

一次元推定の固定トレース法では, 忘却係数 κ は (3.12) 式で与えられる。

$$\kappa = \frac{1}{1 + \gamma \|\varphi[k]\|^2} \tag{3.12}$$

逐次最小二乗法による推定では忘却係数を固定しているが, 固定トレース法では入力 φ の大きさに応じて (3.12) 式のように忘却係数が可変となる。固定トレース法の特長を言い換えれば, φ が大きい, いわゆるリッチネスを満たす信号の場合には, 短い時定数で推定値を更新するが, リッチネ

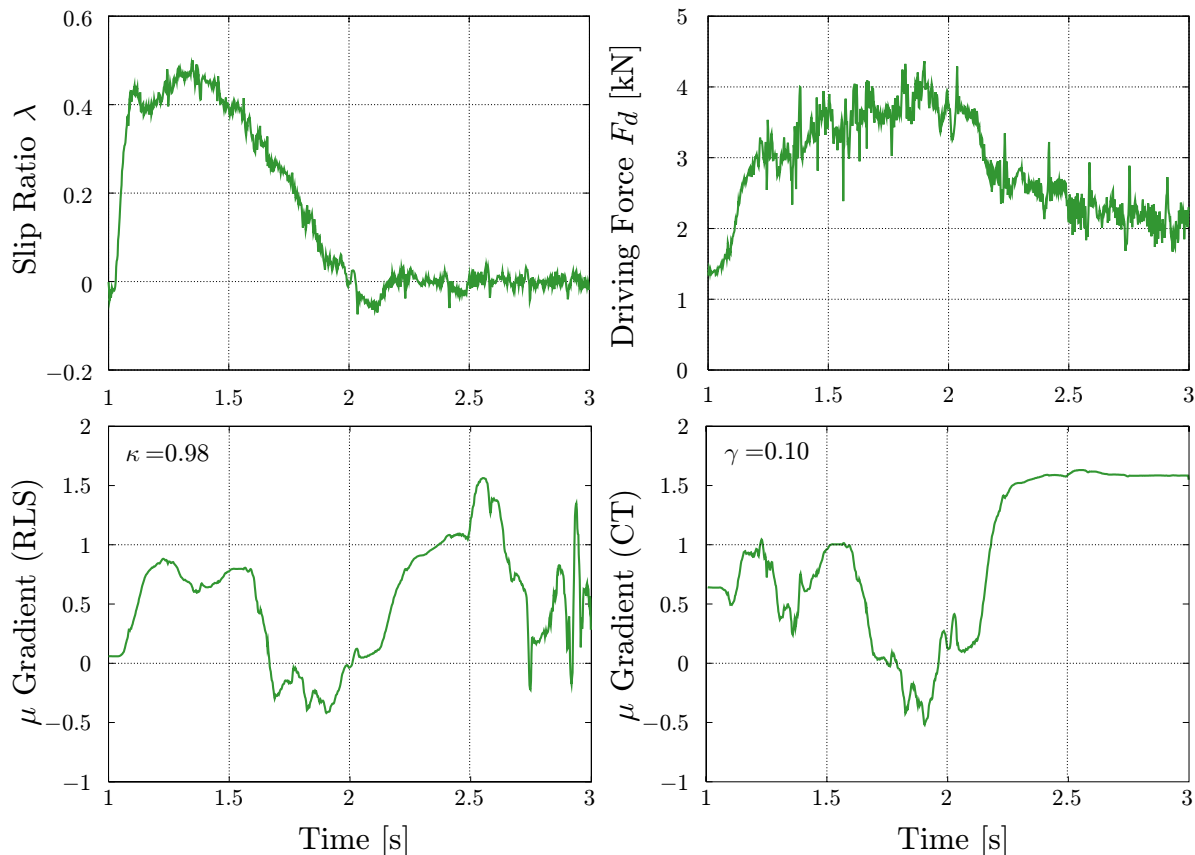


図 3.13: 乾燥アスファルト路における走行データ及び μ 勾配推定結果 LS: 逐次最小二乗法 ($\kappa = 0.98$), CT: 固定トレース法 ($\gamma = 0.10$)

3.2 駆動力とスリップ率情報を用いる路面状態推定法の現状

スを満たさない信号の場合には、過去の推定値を更新しないというアルゴリズムとなる。従って、逐次最小二乗法に比べ固定トレース法はロバスト適応同定法としてロバストであると言える。

2つの推定アルゴリズムの性能を比較するため、以下では実測データによる μ 勾配推定結果を示す。

まず乾燥アスファルト路での走行データ（図 3.13）による推定結果を示す。逐次最小二乗法の場合では忘却係数を $\kappa = 0.98$ として推定し、固定トレース法の場合ではトレースゲインを $\gamma = 0.10$ とした時の結果である。このうち、逐次最小二乗法による推定結果に注目すると、時刻 $t = 2.5$ s以降で、スリップ率にほとんど変動がないにも拘らず、推定値は大きく変動している。これには2つの要因が考えられる。第1の要因はスリップ率が $\lambda \approx 0$ であるためにスリップ率のS/Nが悪化し、 μ 勾配推定値の信頼性が低下していることである。第2の要因は、逐次最小二乗法では忘却係数が固定されているため、過去のS/Nの大きい時の信頼性の高いデータが一定の時定数で忘却されていることである。スリップ率の定義上、第1の要因を取り除くことは困難であるが、第2の要因は逐次最小二乗法の代わりに固定トレース法で推定することによって改善することができる。固定トレース法による推定値は逐次最小二乗法に比べ時刻 $t = 2.5$ s以降での変動が少ない。これは近似的に $d\lambda/dt = 0$ とみなせるために忘却係数が $\kappa = 1$ となり、過去の信頼性の高いデータを忘却することなく安定した推定結果が得られている。

しかし、固定トレース法を用いても、時間の経過と共に推定値が不安定になることがある。圧雪路での走行データに対する $t = 3.5$ 以降の μ 勾配推定では、逐次最小二乗法の推定結果に比べると固定トレース法の推定結果は振動的ではないが、時間と共に推定値が小さくなり過去の信頼性の

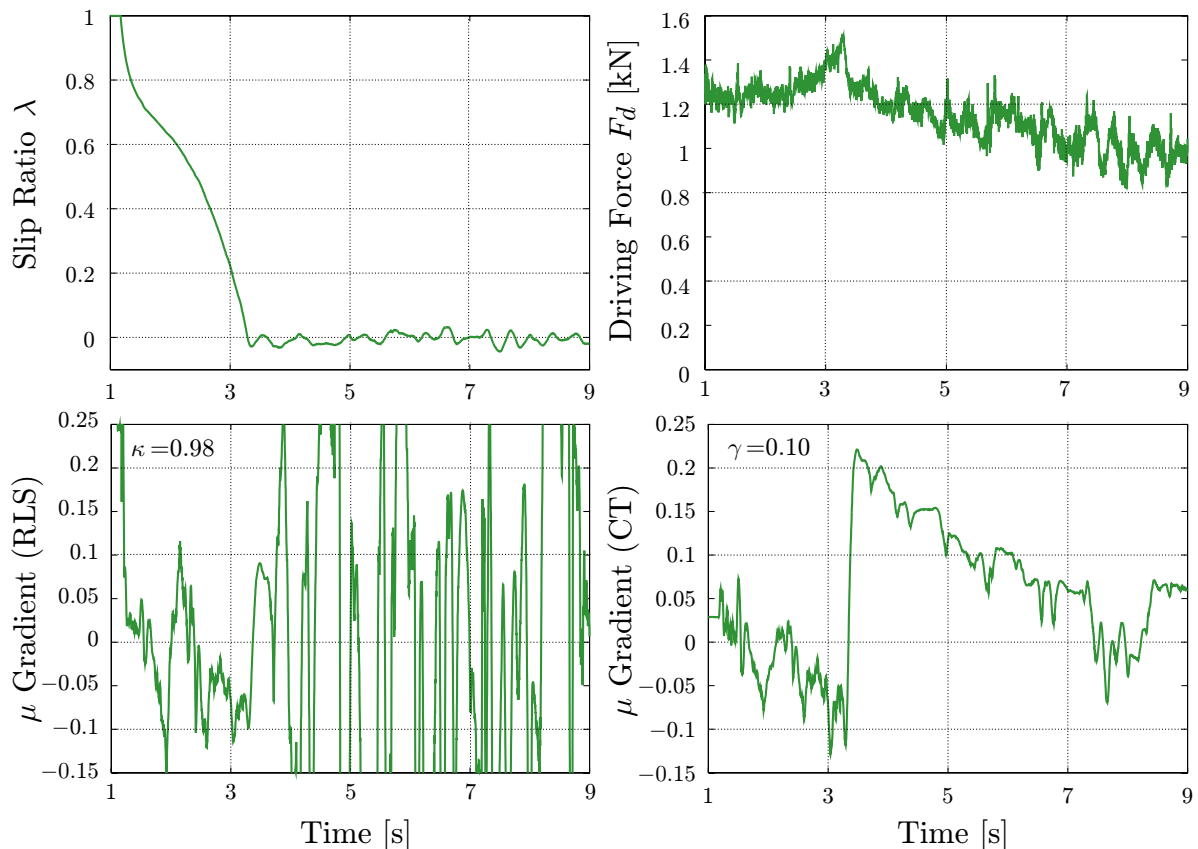


図 3.14: 圧雪路における走行データ μ 勾配推定結果 LS: 逐次最小二乗法 ($\kappa = 0.98$), CT: 固定トレース法 ($\gamma = 0.10$)

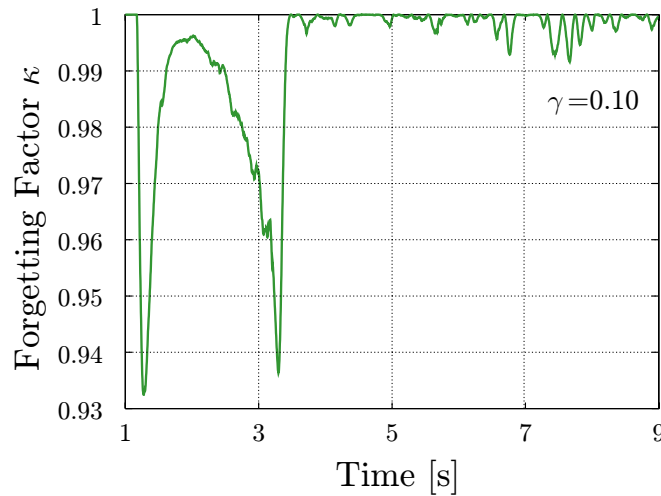


図 3.15: 圧雪路における固定トレース法の忘却係数の変化 ($\gamma = 0.10$)

高いデータが忘却されている。これは、スリップ率が $\lambda \simeq 0$ で振動的になっているためであると考えられる。この振動成分の影響により $d\lambda/dt \neq 0$, 即ち $\kappa < 1$ となるので (図 3.15) 時間の経過と共に過去のデータを忘却してしまう。つまり、スリップ率が小さく、かつスリップ率に振動成分が残る場合、推定値の信頼性が低下する可能性がある。

以上の検討から、最小二乗法に比べ固定トレース法による推定は比較的安定しているものの、固定トレース法の場合にも問題点があり、推定アルゴリズムの改善が必要である。

3.2.2 μ_{\max} 推定法

タイヤ・路面間における粘着特性を物理的に解析した山崎モデル (ブラシモデルの一種) によると、 $\lambda = 0$ 付近の μ 勾配には最大摩擦係数 μ_{\max} の情報が含まれていることが示されている [33]。これを応用してタイヤが空転状態に至る前に μ_{\max} を推定する研究が行われている [25]。

山崎モデルによると F_d は (3.13) 式のように表される。

$$\begin{aligned} F_d &= \mu N \\ &= C_s \lambda - \frac{(C_s \lambda)^2}{3\mu_{\max} N} + \frac{(C_s \lambda)^3}{27(\mu_{\max} N)^2} \end{aligned} \quad (3.13)$$

(3.13) 式を $\mu_{\max} N$ の 2 次式として展開し、その方程式の解を求めることで、最大摩擦係数 μ_{\max} は (6.10) 式のように与えられる。

$$\mu_{\max} = \frac{1}{N} \frac{3(C_s \lambda)^2 + \sqrt{3(C_s \lambda)^3(4F_d - C_s \lambda)}}{18(C_s \lambda - F_d)} \quad (3.14)$$

なお、 C_s は接地面の形状と垂直抗力で定まる定数で、厳密にはタイヤの空気圧や摩耗の度合いによる変化を考慮する必要があるが、ここでは C_s は一定として考える。

(6.10) 式より、駆動力 F_d 、スリップ率 λ の 2 変数から最大摩擦係数 μ_{\max} がリアルタイムで推定される原理的が導かれた。しかし、測定されたスリップ率や駆動力には雑音が含まれているため、実際は適応手法などの (6.10) 式に統計処理が必要となる。 λ が小さい値では S/N が低下することから、安定した推定値を得るためには μ - λ 曲線の最大値付近を重点的に推定するとともに、推定が

3.2 駆動力とスリップ率情報を用いる路面状態推定法の現状

不可能な場合は過去の推定値を保持する必要がある。この要求を実現するため、固定トレース法を用いた μ_{\max} 推定が行われている [25]。固定トレース法については μ 勾配推定法への適用を述べたが、以下に最大摩擦係数推定へ適用した場合の特長を示す。

- 微小な信号を用いて推定すると雑音などで μ_{\max} 推定値の変動が激しくなるが、その際は過去の推定結果を有用な情報として保持できる。
- 推定不可能な場合は意図的に同定アルゴリズムへの入力を 0 とすること過去の推定結果を保持することができる。
- トレースゲインを適切に与えることにより、滑走直前での μ_{\max} を重点的に推定することができる。

なお、固定トレース法は $y[k] = \varphi^T[k]\hat{\theta}[k]$ に対し、(3.15) 式を適用することで実現できる。このとき、推定式は μ 勾配推定法で示した (3.10) 式と同様である。

$$\begin{aligned} y[k] &= 3(C_s\lambda)^2 + \sqrt{3(C_s\lambda)^3(4F_d - C_s\lambda)} \\ \hat{\theta}[k] &= \mu_{\max}N \\ \varphi[k] &= 18(C_s\lambda - F_d) \end{aligned} \quad (3.15)$$

(3.15) 式のアルゴリズムが上記の固定トレース法の特長を満足するためには、スリップ率 $\lambda \rightarrow 0$ において、 $\varphi \rightarrow 0$ であれば良い。ここで $\lambda \rightarrow 0$ のとき、駆動力 $F_d \rightarrow 0$ であることを考えれば、このとき $\varphi \rightarrow 0$ が満たされることが分かる。従って、スリップ率が微小であれば過去の情報を保持し、スリップ率が最適スリップ率 λ_{opt} に近づくとき、推定値を更新することは容易に理解できる。固定トレース法を用いることで最適スリップ率における最大摩擦係数の付近を重点的に推定することができ、その結果、雑音にロバストな μ_{\max} 推定が可能となる。

μ_{\max} 推定法の有効性を確認するために走行中に路面が急変した場合の推定について実験的検討がなされている。この実験は車両が走行中に路面状態が乾燥アスファルト路から散水された鉄板路へと急変する条件で行われ、アスファルト路面に敷いた鉄板の上に水を撒くことで、低 μ 路を実現している。また、路面が急変する時刻は発進地点から路面が変化する地点までの距離を定めておき、車体速度の積分値を用いて実験後に算出している。その時の実験データと推定結果を図 3.16 に示す。

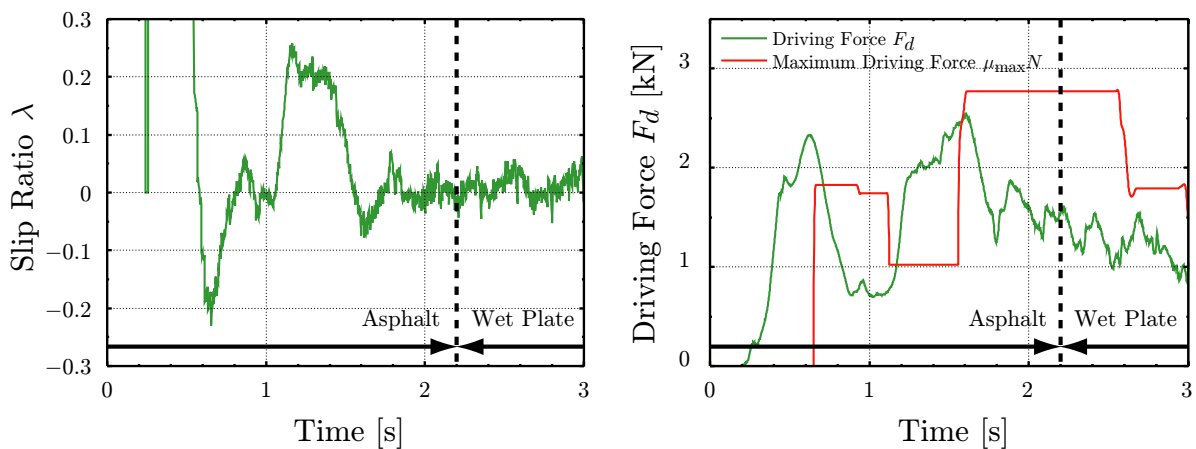


図 3.16: μ_{\max} 推定の検討に用いた走行データと推定結果

なお、ここでドライビングスティフネス C_s は、乾燥アスファルト路面における駆動力最大値と最適スリップ率の測定値から算出し、 $C_s = 7 \times 10^4$ kN とした。また、固定トレース法のトレースゲインは $\gamma = 1.0 \times 10^{-10}$ である。

この推定結果によると、 $t = 2.2$ s で路面が変化してから 0.4 s の遅れを伴って、推定値 $\mu_{\max}N$ が低下していることが読み取れる。

3.2.3 最適スリップ率推定法

本項で紹介する最適スリップ率 λ_{opt} 推定は、スリップ率 λ 、駆動力 F_d 、および μ 勾配推定値 \hat{a} の情報を用いる手法である [27][28]。この手法の特長は、経験則から導かれた μ - λ 曲線の幾何学的関係がファジィ推論と共に巧みに利用されている点である。

ここで用いる μ - λ 曲線の幾何学的特徴は、図 3.17 に示すように最適スリップ率 λ_{opt} と μ 勾配 a の間の関係で、曲線の形状に起因する経験則である (a_1, a_2 は μ 勾配を表す)。ただし、この特徴は μ_{\max} が同程度の μ - λ 曲線で成り立つため、推定に利用する場合には μ_{\max} の大きさによる路面判別が必要となる。

このことから、最適スリップ率推定アルゴリズムでは 2 つの並列処理が必要となる。1 つは μ と λ を用いてファジィ推論を行うことで路面状況を把握する処理である。もう 1 つは λ と μ 勾配推定値 \hat{a} を用いて、幾何学的特徴から 4 つの仮想的な路面に対する最適スリップ率推定値 $\hat{\lambda}_{\text{opt}}$ を出力する処理である。そして最後に各最適スリップ率の路面状況を重みとして平均値を計算して ((3.16) 式)、最適スリップ率推定値 $\hat{\lambda}_{\text{opt}}$ として出力する。

$$\hat{\lambda}_{\text{opt}} = \frac{K_A \hat{\lambda}_{\text{opt}_A} + K_G \hat{\lambda}_{\text{opt}_G} + K_S \hat{\lambda}_{\text{opt}_S} + K_I \hat{\lambda}_{\text{opt}_I}}{K_A + K_G + K_S + K_I} \quad (3.16)$$

まず、 μ_{\max} の大きさによる路面判別の手法としては、前項で述べた最大摩擦係数推定法を用いることも考えられるが、この推定法では μ_{\max} に高い精度が要求されない上、高速な推定であることが望ましい。そこでスリップ率 λ と路面摩擦係数 μ を用いて簡易的に路面判別を行う。具体的には、滑りにくい順に ASPHALT, GRAVEL, SNOW, ICE の 4 種類の路面状況を用意し、ファジィ推論を用いて 4 種類の境界にあいまいさを持たせ、スリップ率と路面摩擦係数が図 3.18 のどの範囲に当てはまるかで、走行路面の路面状況にどの程度似ているのかを数値的に表現する。

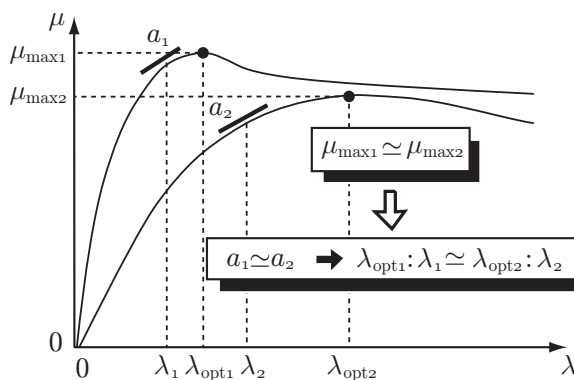


図 3.17: μ - λ 曲線の幾何学的特徴

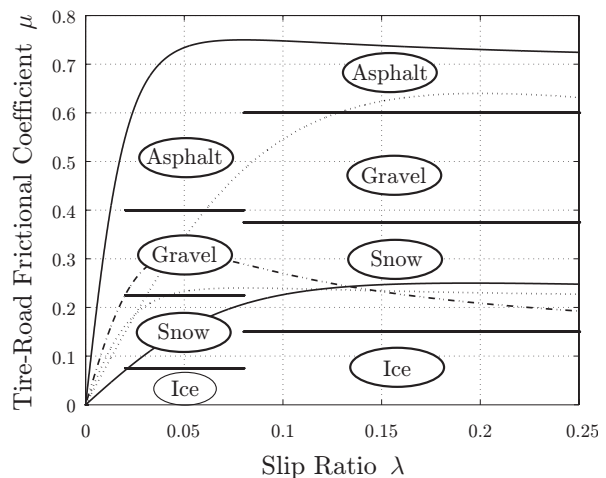


図 3.18: 路面状況を区別する境界線

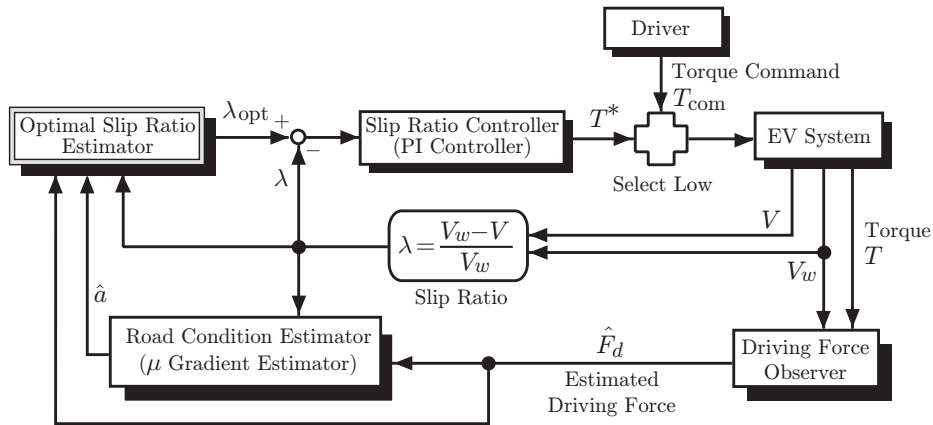


図 3.19: 最適スリップ率制御系の全体ブロック図

最適スリップ率制御は、路面に応じてリアルタイムに変化する λ_{opt} に λ を追従させ、駆動力の最大化を実現する手法である。その方法としてここでは最適スリップ率推定器で λ_{opt} の推定を行い、その推定値 $\hat{\lambda}_{opt}$ をスリップ率制御の目標値に設定している。 $\hat{\lambda}_{opt}$ の推定はファジィ推論に基づく推定アルゴリズムを用いる。これらの推定器を含む最適スリップ率制御系の全体ブロック図を図 3.19 に示す。

ここでは、適用した推定アルゴリズムに対し、走行シミュレーションを行った。シミュレーションで用いた μ - λ 曲線には (3.17) 式で定義される Magic-Formula の近似式を用いた。

$$\mu = C \sin(D \arctan(E\lambda)) \tag{3.17}$$

実験用電気自動車「東大三月号 I」の実験データを用いて 3 つの定数を決定し、 λ_{opt} と μ_{max} が異なる 5 つの μ - λ 曲線モデルを作成した。これらを図 3.20 に示す。

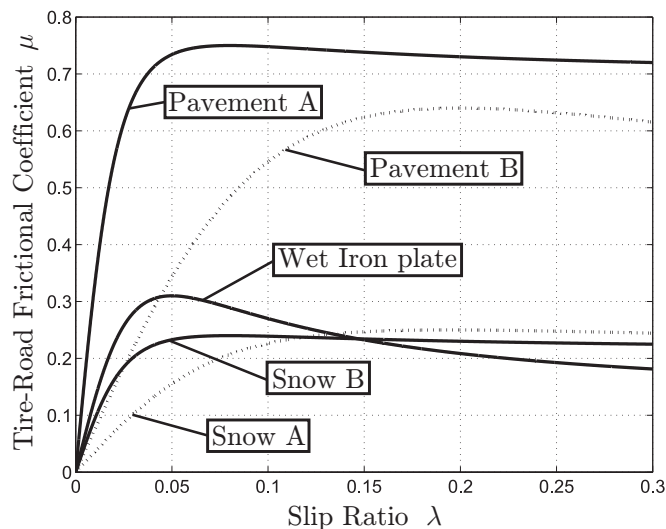


図 3.20: シミュレーションに用いた μ - λ 曲線

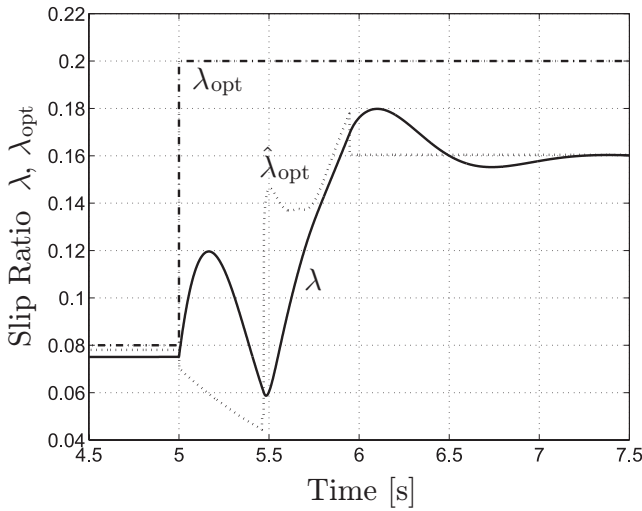


図 3.21: 舗装路 A から雪道 A への変化

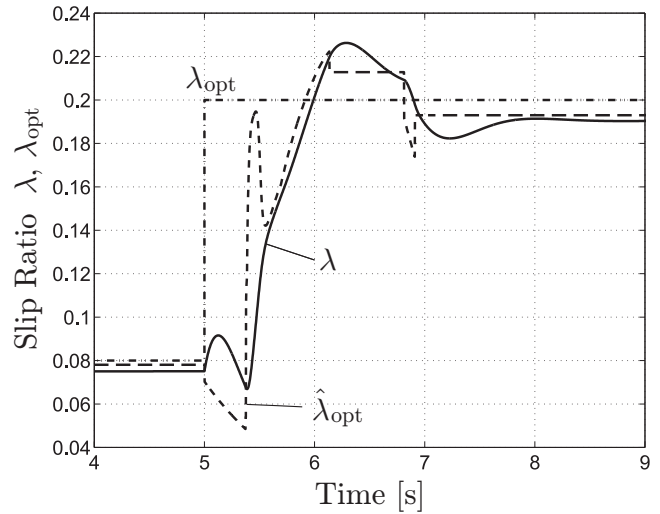


図 3.22: 舗装路 A から舗装路 B への変化

シミュレーション状況は、車両が全開加速中の 5 s の時点で突然粘着特性が変化した場合を想定し、 λ の過渡応答を調べた。 $-0.1 < \hat{A} < 0.5$ に不感帯領域を設定し、また推定器に用いるいくつかの入力信号の遅れをそろえるため λ と μ には Low Pass Filter を挿入した。

図 3.21, 3.22 はそれぞれ路面の変化が異なる場合の結果である。図 3.21, 3.22 では路面状況の変化が異なるにもかかわらず、どちらの場合でも 2 s 程度で λ が λ_{opt} に追従している。

3.2.4 駆動輪速度の振動特性を利用した路面状態推定法

本項ではタイヤの振動現象に着目して XBS (μ 勾配とほぼ同義) を推定する手法について紹介する。本手法はスリップ率を必要とせず、車輪速度情報のみで路面状態を推定しているため、タイヤ重心対地速度検出の困難な 4 輪独立駆動へも適用可能である。

まず、振動現象のモデル化を行う。ここで拡張ブレーキングステイフネスという概念を導入する。これは、タイヤのスリップ速度 $S_v = V - r\omega$ (V : 車体速度, ω : 車輪角速度, r : 車輪半径) と駆動力 F_d の関係で表される。

$$J_1 \dot{\omega}_1 = k\theta_s \quad (3.18)$$

$$J_2 \dot{\omega}_2 = K\theta_s + T_L + T_d \quad (3.19)$$

線形化のため、動作点 $S_v = S_{v0}$ における前後力 T_L のスリップ速度 S_v に関する全微分を以下のように導出する。

$$\begin{aligned} \Delta T_L &= \left. \frac{\partial T_L}{\partial S_v} \right|_{S_v=S_{v0}} \Delta S_v \\ &= \left. \frac{\partial F_d}{\partial S_v} \right|_{S_v=S_{v0}} r(\Delta V - \Delta\omega_2 R) \\ &= \alpha r^2 (\Delta V / r - \Delta\omega_2) \end{aligned} \quad (3.20)$$

ここに、 α は動作点 $S_v = S_{v0}$ における駆動力 F_d の勾配、即ち、XBS である。

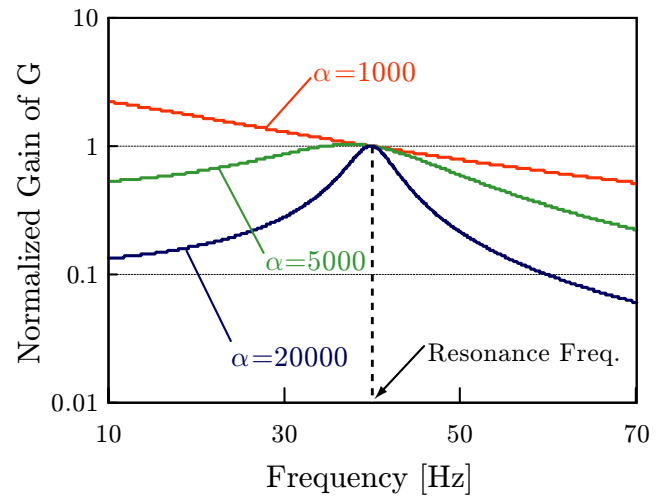
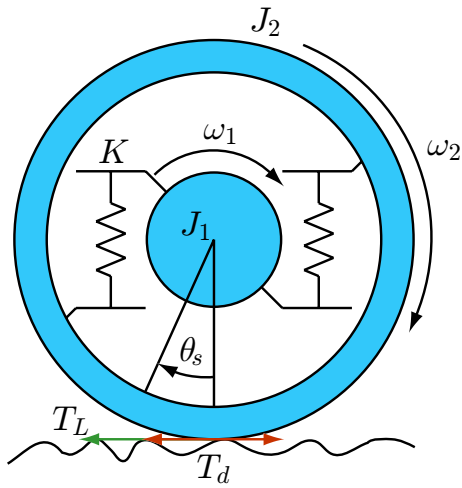


図 3.23: トレッドとリムの2慣性振動モデル 図 3.24: XBS の変化による周波数特性の変化

車輪と車体の慣性の違いにより, $|\Delta\omega_2| \gg |\Delta V/r|$ と仮定すると, (3.20) 式は次のように簡略化される。

$$\Delta T_L = -\alpha r^2 \Delta\omega_2 \quad (3.21)$$

路面入力 ΔT_d から車輪速度 $\Delta\omega_1$ までの伝達関数が次式のように得られる。

$$G(s) = \frac{K}{J_1 \alpha r^2 s^2 + K(J_1 + J_2)s + K \alpha r^2} \quad (3.22)$$

図 3.24 に伝達関数 $G(s)$ の周波数特性を示す。共振周波数 f_r は

$$f_r = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{K}{J_1}} \quad (3.23)$$

で与えられ, 共振の強さは XBS の α に依存する。即ち, 図 3.24 の路面による振動特性の変化は α によるものと考えることができる。

ここで, (3.22) 式を 2 次系の基本式に当て嵌めると次のようになる。

$$G_2(s) = \frac{b_2}{s^2 + a_1 s + a_2} \quad (3.24)$$

但し, 係数 a_1, a_2 が推定されると, α と共振周波数 f_r は, 以下のように導出される。

$$\alpha = \frac{J_1 + J_2}{R^2} \frac{a_2}{a_1}, \quad f_r = \frac{1}{2\pi} \sqrt{a_2} \quad (3.25)$$

係数 a_1, a_2 の推定をするために, (3.24) 式を路面入力と車輪速度の関係で表すと (3.26) 式の様になり, 更に変形して (3.27) 式となる。

$$\Delta\omega_1(t) = \frac{b_2}{s^2 + a_1 s + a_2} \Delta T_d(t) \quad (3.26)$$

$$s^2 \Delta\omega_1(t) + a_1 s \Delta\omega_1(t) + a_2 \Delta\omega_1(t) = b_2 \Delta T_d(t) \quad (3.27)$$

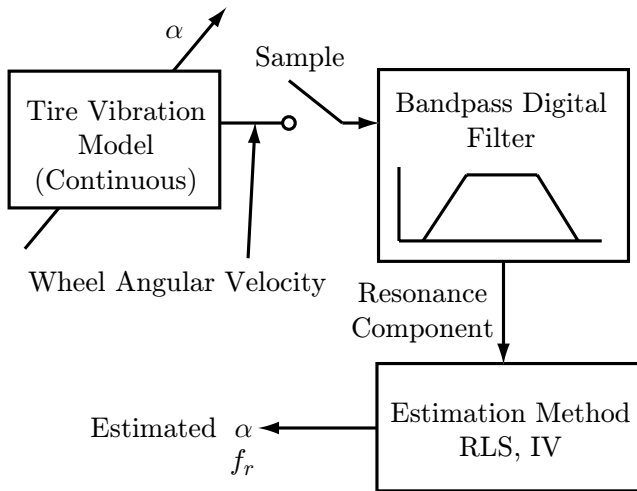


図 3.25: XBS 推定の推定手順

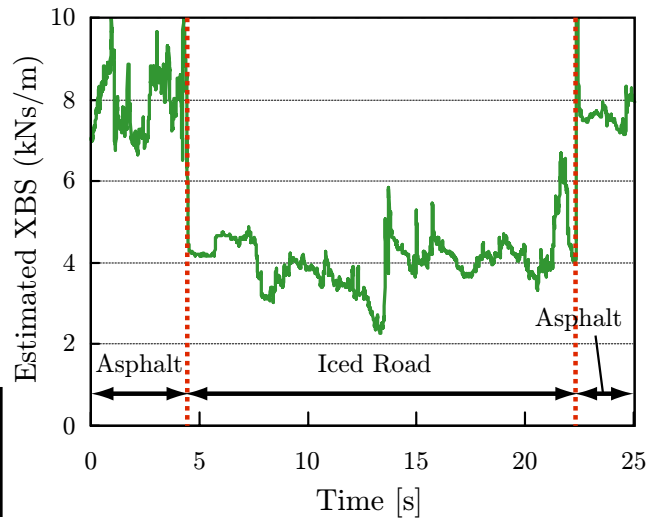


図 3.26: XBS の推定結果

(3.27) 式の両辺にノイズ除去のローパスフィルタをかけ, 更に, サンプル時間 t_s で双一次変換を施し整理すると

$$\xi_{y0} = \zeta^T(k)\theta + r(k) \quad (3.28)$$

となる。なお,

$$\zeta(k) = -[\xi_{y1}(k) \quad \xi_{y2}(k)]^T \quad (3.29)$$

$$\theta(k) = -[a_1 \quad a_2]^T, \quad r(k) = \sum_{i=0}^2 a_i \xi_{td} \quad (3.30)$$

である。

(3.28) 式の r を雑音として扱うことで, T_d を使わずに, ω_1 のみで推定するというのがポイントとなる。但し r は有色雑音なので, この研究では適応手法として補助変数法を用いて推定を成功させている。

この手法の推定手順と XBS の推定結果をそれぞれ図 3.25, 3.26 に示す。図 3.25 で帯域通過フィルタを施しているのは, 車輪速に含まれる様々な要因の振動成分からここで注目するのはタイヤの 2 慣性の振動成分を分離するためで, 2 慣性の振動の共振周波数付近の帯域の情報を抽出している。図 3.26 は路面状態がアスファルト路面から氷結路, 氷結路からアスファルト路に急変している状況での実験結果で, 路面変化が正確に捉えられていることが分かる。

3.2.5 路面の粗さ判別

粘着走行を前提としているため, 推定される μ 勾配は $\lambda = 0$ 付近の μ 勾配である。この研究では, 図 3.27 のように路面の種類により $\lambda = 0$ 付近の μ 勾配がある程度決まるという性質に基づき, 逆に $\lambda = 0$ 付近の μ 勾配より路面の種類を決定することを目的としている。このことは, $\lambda = 0$ 付近の μ 勾配を用いて路面摩擦係数の最大値が推定できることを実験により示したものと捉えられる。図 3.27 において, 横軸は μ 勾配 α , 縦軸は車輪角速度 ω と車体速度 v , タイヤ半径 r を用いて

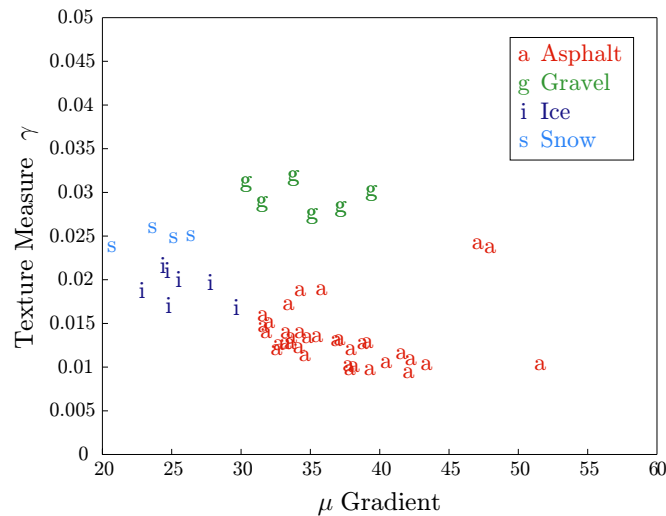


図 3.27: 路面の種類と μ 勾配の関係 (図中の記号は(a)asphalt, (s)snow, (i)ice, (g)gravel を表す。)

(3.31) 式, (3.32) で定めたもので, スリップ速度の分散と等価である。ただし, (3.32) 式の Var は分散を意味する。

$$e = \omega - v/r \tag{3.31}$$

$$\gamma = 4\text{Var}(e) \tag{3.32}$$

図 3.27 より, 以下のように γ と α を用いて路面の種類を決定できると考えられる。

- ・砂利道 : $\gamma > 0.027$
- ・舗装道路 : $\gamma < 0.027, \alpha > 30$
- ・雪道 : $\gamma < 0.027, \alpha < 30$

なお, 以上のような分類を詳細に行うことにより実験的に γ, α と路面摩擦係数の最大値との関係を定性的に分類することが可能である。

第4章 路面状態推定における電気自動車の優位性と本研究で用いる実験用電気自動車の構成

4.1 内燃機関自動車と電気自動車における駆動源トルク推定性能の比較

内燃機関は非線形な要素を多く含み、スロットル開度や回転速度と駆動源トルクの間を単純な数式で表現する事は困難である。そこで内燃機関ではスロットル開度と回転速度からトルク特性を推定できるように、あらかじめ計測されたトルク特性に基づいた図 4.1 に示すようなトルクマップが用いられる。しかしこの方式には問題点がある。内燃機関は燃料と空気中の酸素の化学反応によってトルクを発生させる機械であるから、燃料の質や空気中の酸素濃度、気温、湿度など様々な要因によって発生トルクは変動する。従って、トルクマップから推定されたトルク値は実際の値と大きく異なる場合も少なくない。

一方で、電気自動車では駆動源トルクの推定が非常に簡便である。即ち、電気自動車では駆動源にモータが使われているがモータの発生トルクは電流値の関数であり、例えば直流分巻モータでは発生トルクは電流に比例する。従って、推定されるトルク値は非常に正確で推定速度も高速である。従って、純電気自動車では駆動源トルクが正確に分かるために路面状態推定や車両運動制御に適していると言える。また、電気自動車の一種に含まれるハイブリッド車のうち一部の車では、電気自動車同様に駆動源トルクを容易に知ることができる。

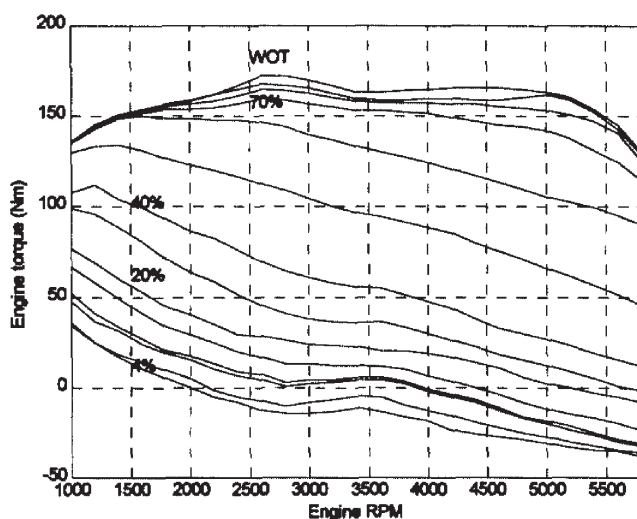


図 4.1: エンジントルクマップ

4.1 内燃機関自動車と電気自動車における駆動源トルク推定性能の比較

図 4.2 は 3 種類の代表的なハイブリッド車のパワーフローを表したものである。(a) に示したシリーズ式ではエンジンの動力を一旦発電機で電力に変換するので、電気自動車同様に駆動モータのトルクを正確に知ることができる。一方で、(b) に示したパラレル式では、その構造上駆動源トルクを正確に知ることはできない。(c) に示したシリーズ・パラレル型ではその名の通り、シリーズ型とパラレル型の両者の性質を併せ持っており、各メーカー方式によって駆動源トルクの推定が可能かどうか異なる。

具体的には遊星歯車機構による動力分割方式を採用している車では、モータトルクからエンジンのトルクを知ることができる機械的な構造となっており、純電気自動車と同様にトルク値を正確に推定可能である [7][8]。ここではトヨタの THSII のパワートレイン及び動力分割機構の構造図を図 4.3, 4.4 に示す。このシステムでは、エンジントルク T_e 、発電機トルク T_g 、モータトルク T_m 、

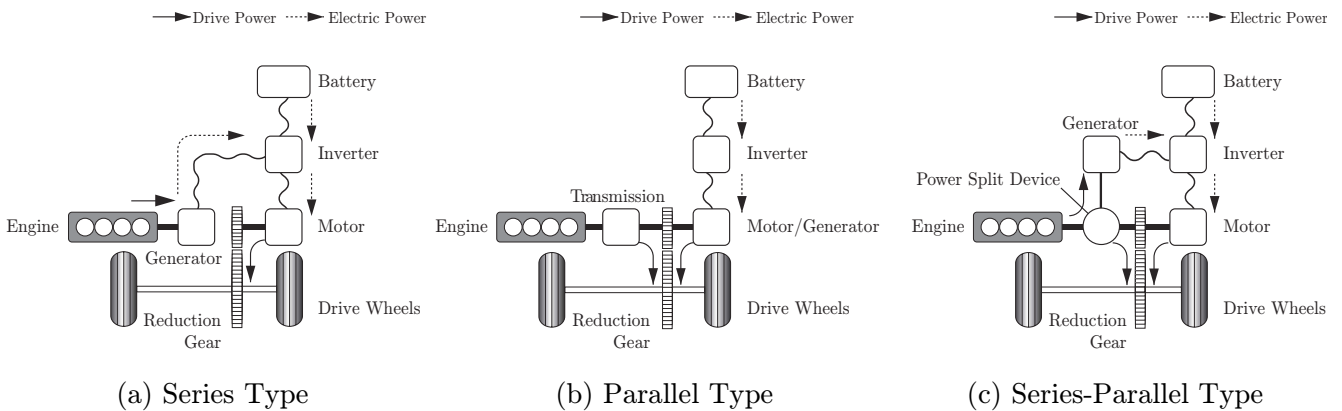


図 4.2: 3 種類のハイブリッド自動車 (左からシリーズ式, パラレル式, シリーズ・パラレル式)

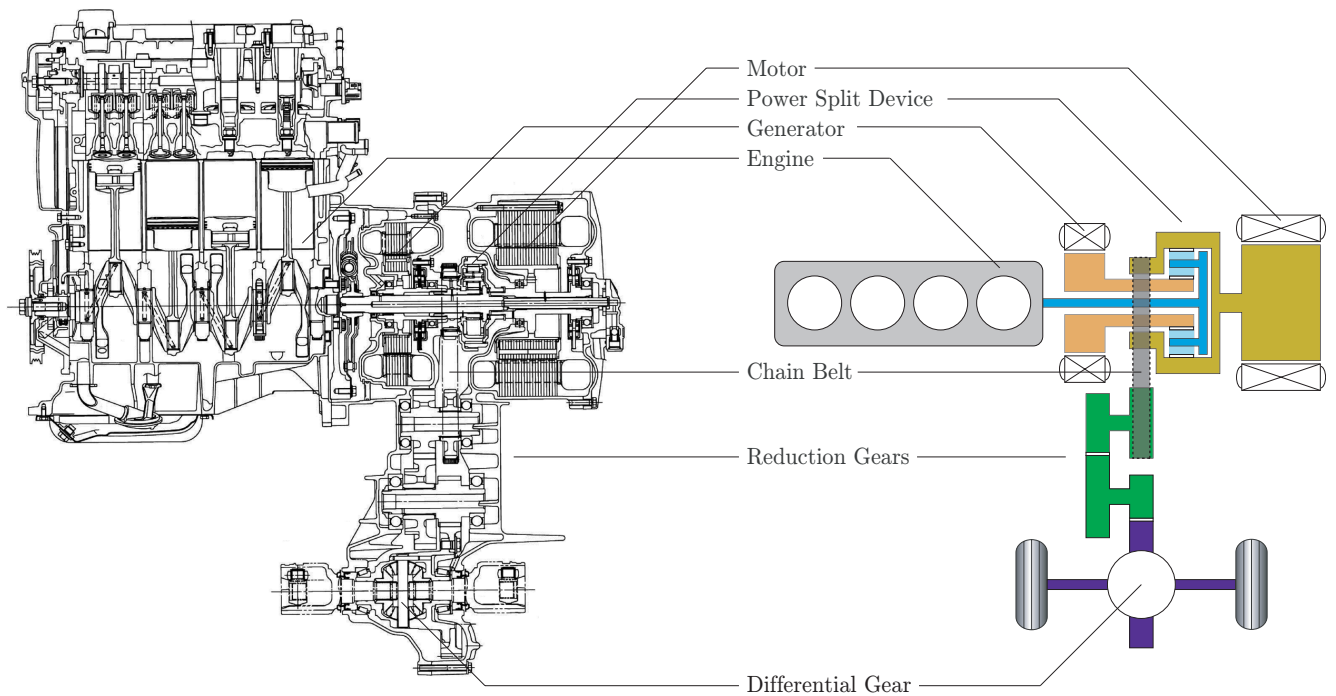


図 4.3: トヨタ・プリウス II のパワートレイン (断面図)

4.2 駆動力オブザーバ

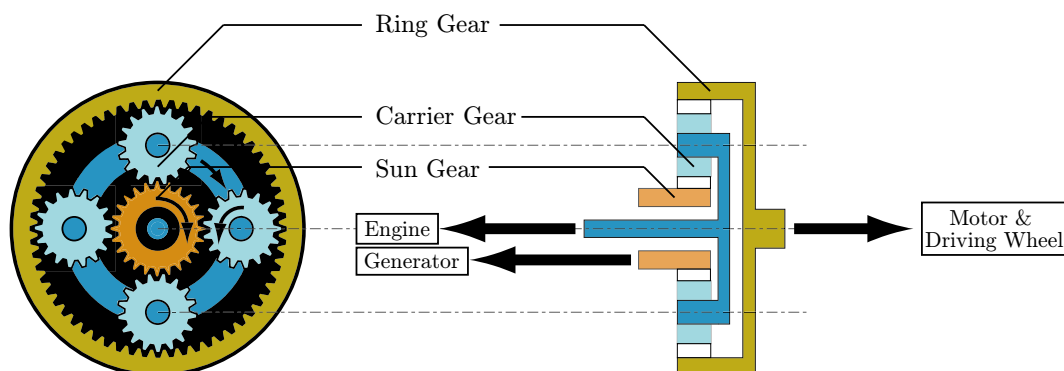


図 4.4: 動力分割機構として用いられている遊星歯車

駆動輪トルク T_d の間に (4.1), (4.2) 式の関係がある。

$$T_e = \frac{1 + \rho}{\rho} T_g \quad (4.1)$$

$$T_d = \left(\frac{1}{1 + \rho} T_e + T_m \right) \eta \quad (4.2)$$

但し, ρ はサンギアとリングギアのギア比, η は減速比である。即ち, 発電機トルクとモータトルクが分かれば全ての軸のトルクが分かることになり, 純電気自動車同様にトルクの推定が正確且つ容易である。

このように駆動源にモータを用いる電気自動車や一部のハイブリッド車ではモータの特徴を生かして駆動源トルクを推定する上で極めて優位な立場にあると言える。

4.2 駆動力オブザーバ

4.2.1 駆動力オブザーバの原理

ここでは駆動源トルクからタイヤ接地面での駆動力の推定について述べる。電気自動車の駆動力推定では, 発生トルクを算出するためのモータ電流 (DC モータの場合は電機子電流, AC モータの場合はトルク分電流) と駆動輪角速度の情報さえあればよい。

第 2 章で示した駆動輪の運動方程式を駆動力について解くと, (4.3) 式を得る。

$$F_d = \frac{1}{r} \left(T - J \frac{d\omega}{dt} \right) \quad (4.3)$$

但し, r はタイヤ半径, T はモータトルク, J は車軸イナーシャ, ω は駆動輪角速度であり, $F_m = T/r$, $M_w = J/r^2$ なる関係がある。

ここでは (4.3) 式の推定式に基づき, 駆動力オブザーバを構成する。推定された駆動力は \hat{F}_d である。なお, ここで取り扱うモータはトルク係数 K の直流分巻モータの場合で, トランスミッションのギア比を N としている。また, J_n は車軸イナーシャのノミナル値である。この構造は, メカトロニクスでしばしば用いられる外乱オブザーバと全く同一の原理であるが, 駆動力推定にも頻繁に適用されるので, 特に駆動力オブザーバと名づけられている。

駆動力オブザーバは, 駆動力を推定する際に駆動輪角速度の 1 階微分を用いており, 微分演算による高調波ノイズを除去する必要があるためローパスフィルタを介している。

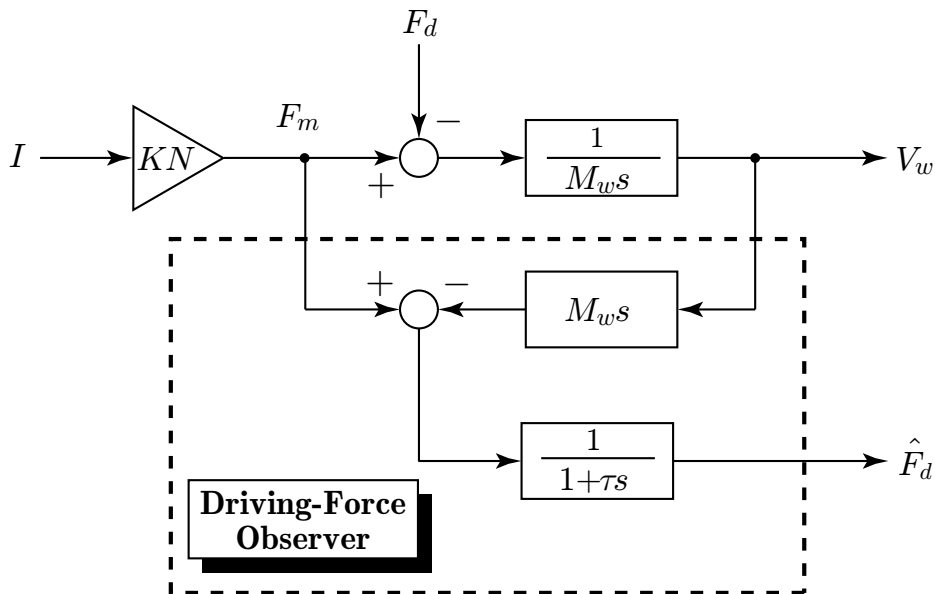


図 4.5: 駆動力オブザーバ

4.2.2 駆動力オブザーバの実験的検証

駆動力オブザーバを電気自動車「東大三月号 I」へ適用した実験が行われているのでこれを紹介する。ここで、駆動力推定値の定量的比較を行うため参照値として車体重量 M を用いて (4.4) 式より算出した値を用いた。

$$F_d = M \frac{dV}{dt} \quad (4.4)$$

なお、実験で使用した電気自動車は直流直巻モータを用いて駆動しているため、モータのトルク特性として (4.5) 式を用いる。

$$T = \begin{cases} 0.0105I^2 & I < 200 \\ 0.252I^{1.4} & I > 200 \end{cases} \quad (4.5)$$

はじめに図 4.6 のアスファルト路面での走行データに対する駆動力推定の実験結果を図 4.7 に示す。

図 4.7 より、高速かつ正確に駆動力を推定していることが確認できる。図 4.7 において時刻 3 s 以降で推定値に振動が現れているが、これは図 4.6(b) において駆動輪速度に振動成分を含んでいるためだと考えられる。

また、図 4.7 と図 4.6(b) から求まるスリップ率と駆動力の関係を表す μ - λ 曲線を図 4.8 に示す。

図 4.8 より、路面摩擦関数が極大値を持つ非線形特性を持つことが確認でき、駆動力オブザーバの高速かつ正確な推定により路面摩擦関数の非線形特性を的確に推定していることが実験を通して確認できる。

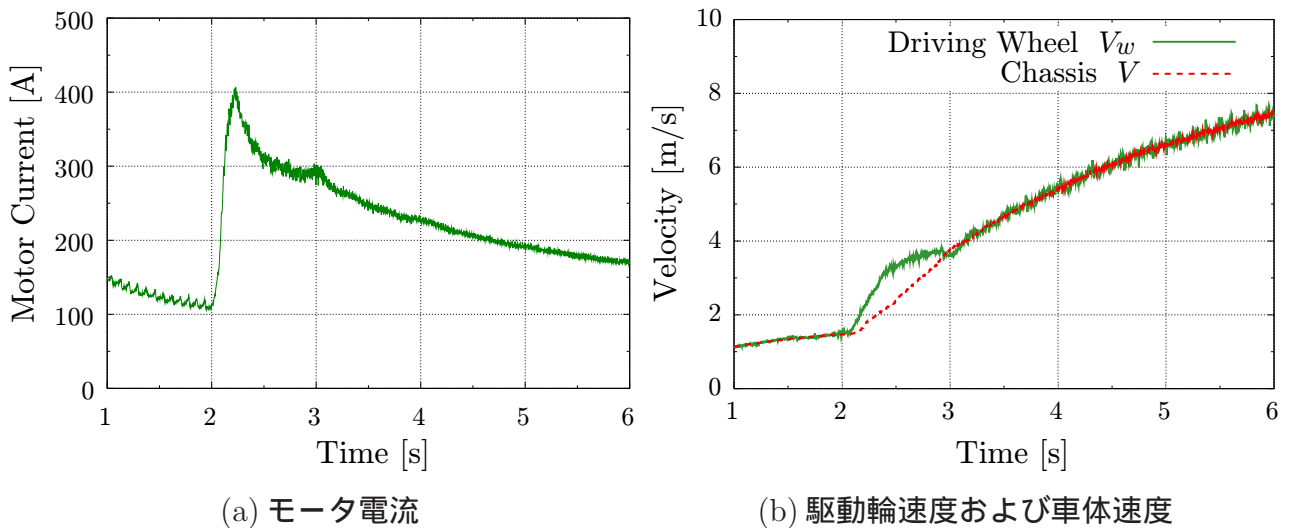


図 4.6: アスファルト路面における走行データ

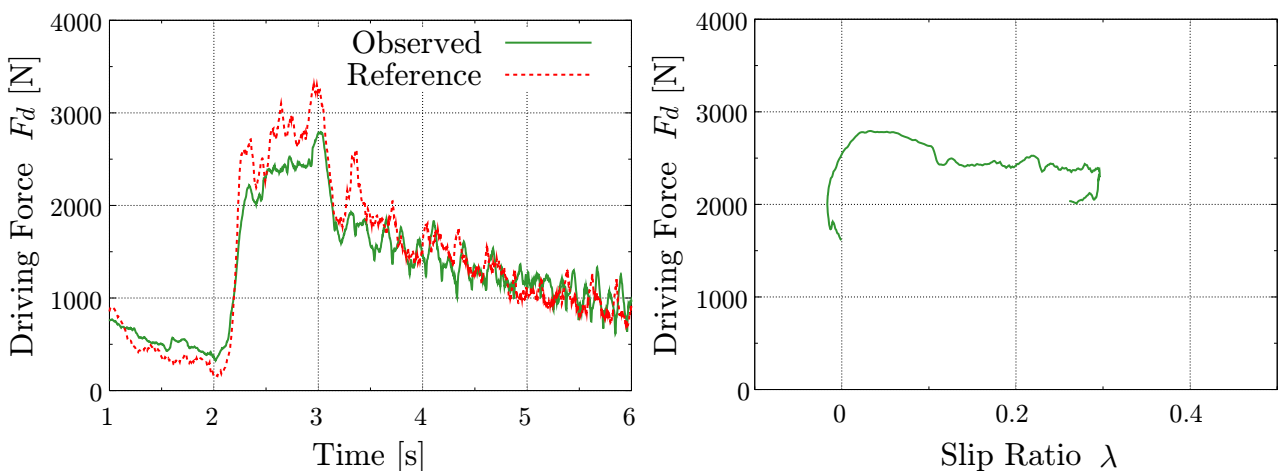


図 4.7: 駆動力オブザーバによる駆動力推定

図 4.8: アスファルト路面での路面摩擦関数

4.3 本研究で用いる実験用電気自動車“東大三月号 I”と実験環境の概要

本研究の実験に用いる「東大三月号 I」は 1 つのモータをディファレンシャルギヤを介して前輪の左右に分配して駆動している。旋回時などの 2 次元運動を考えるのであればディファレンシャルギヤの効果は考慮しなくてはならないが、1 次元運動を考えるだけであれば、前輪左右には駆動力が等分配されるとして差し支えない。

本稿で取り上げる研究の多くは、電気自動車「東大三月号 I」による実験的検討や東大三月号 I の車両データに基づくシミュレーションを行っている。従って、本論に入る前に東大三月号 I の仕様については多少認識しておいた方がよいと思われるので、ここで簡単に述べることにする。

図 4.9 に東大三月号 I の外観を示す。

東大三月号 I は駆動源として直流直巻モータを使用し、一象限チョッパによってモータ印加電圧を制御している。このため、モータによる回生制動は不可能である。

また、推定や制御に用いる車輪速度情報は、前輪と後輪にそれぞれ取り付けられているパルスエ

4.3 本研究で用いる実験用電気自動車「東大三月号 I」と実験環境の概要



図 4.9: 実験用電気自動車「東大三月号 I」

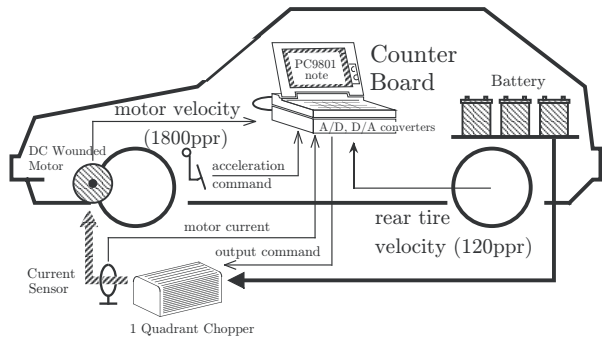


図 4.10: 制御系ハードウェア構成

ンコーダから得ている。前輪は駆動輪であり、モータの回転数を計測する。後輪は車両の制駆動力に影響を及ぼさない非駆動輪であり、車体速度の計測に用いられている。非駆動輪は空転を発生させることなく、路面とは常に粘着しているという仮定のもとでこの計測は行われている。

図 4.10 に制御系ハードウェアの構成を、表 4.1 に車両の仕様を示す。

表 4.1: 「東大三月号 I」の仕様

Conversion Base	Nissan March (Micra)
size	3785×1560×1395[mm]
weight	1100[kg](batteries included)
Motor	Advanced D.C. Motors, Inc.
type	DC series wound
rated power (@120V)	19[kW](1hr.), 32[kW](5min.)
size/weight	φ 232,length 397[mm], 65[kg]
Controller	Curtis Instruments, Inc.
type	MOSFET PWM Chopper
operation frequency	15[kHz]
rated voltage/current	120[V]/400[A]
Battery	Japan Storge Battery Co.,Ltd. GTX-130E41L
type	lead acid
voltage/capacity	120[V]/92[Ah](5hr.)
weight	27.5[kg]×10
CPU	PC9801NS/T(i386SL, 20MHz)
weight	3.2[kg]
A/D and D/A converters	12bit, 8ch/12bit, 2ch

第5章 車体速度の実測が不要な μ 勾配推定法

第3章で述べたように、従来のスリップベースの路面状態推定法の多くが摩擦係数とスリップ率の関係に基づいた手法であった。

これらの手法ではスリップ率の算出に車体速度が用いられるため、車体速度を正確に実測することが重要となるが、車体速度を実測するには特殊な計測装置が必要であり、実用的であるとは言えない。

そこで筆者は路面状態を表す指標の一つである μ 勾配について、車体速度を使わない推定法を提案する。提案する手法は路面摩擦係数の微分値およびスリップ率の微分値を求める外乱オブザーバ機構と、この機構で得られた各微分値から μ 勾配を推定する適応同定機構から構成されている。

本節では車体速度の測定の問題点と車体速度を用いない路面状態推定法の必要性について触れ、続いて提案手法について論じ、実験データを用いて提案手法の有効性を検証する。

5.1 車体速度によらない路面状態推定法の必要性

路面状態がスリップ率 λ と摩擦係数 μ の2つのパラメタで表される μ - λ 特性で定性的に評価できることは既に述べた。従って、 μ と λ を如何に計測するかが問題となる。電気自動車においては、 μ は駆動力オブザーバ（外乱オブザーバ機構）で容易に推定可能であるのに対し、 λ の計測は少々厄介である。

ここで(2.2)式で示した λ の定義に立ち返ってみると、 λ は車輪重心対地速度と駆動輪速度の関数であった。駆動輪速度はレゾルバやロータリーエンコーダにより計測可能なパラメタであるのに対し、車輪重心速度は計測が容易ではないパラメタである。車輪重心対地速度は車体速度で近似されることが多いが、車輪がスリップを発生する場合には車体速度の計測も容易ではない。

車輪重心対地速度または車体速度を計測する方法としては

1. 非接触速度センサによる計測
2. 非駆動輪速度による計測

の2種類が考えられる。1の計測法としては例えば光学式速度センサによって計測する手法が存在する（図5.1）。

- 計測装置の価格が安価でない。
- 計測可能な路面状況や観測環境が限定される。

計測装置と路面の間に水飛沫が生じている場合や路面の水膜が厚い状態では、計測値に誤差が生じることが珍しくなく、場合によっては計測自体が不可能になるといった問題点がある。一方、2の計測法では、非駆動輪は接地面において制動力も駆動力も発生せず、スリップを起こさない状態を保つことが必要である。

5.1 車体速度によらない路面状態推定法の必要性

- 計測中の非駆動輪には駆動力もブレーキ力もかけることができない。
- 車両の旋回運動中や横滑り発生時は正確な計測ができない。

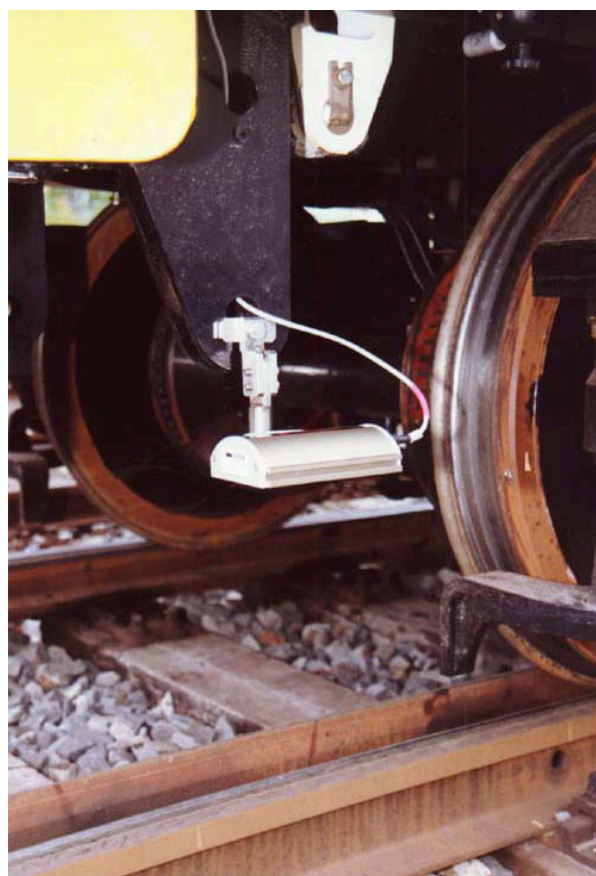
では非駆動輪も横滑りを生じこの手法を適用することはできない。当然のことながら、4輪全てにブレーキがかけられている状態や4輪駆動車では非駆動輪は存在しないので2の方法を用いることはできない。

電気自動車の既存装置を除き、できるだけ余分なセンサを使わないで汎用性を高めるには、車体速度を実測しないで路面状態を推定する手法が望まれる。

車体速度に依らない μ 勾配推定法で既に提案されている手法としては、本論文付録に掲載したタイヤのリムとゴムベルトの間のねじれ振動を利用した手法 [23] が挙げられ、 μ 勾配の一種であるXBSというパラメタを推定するものであるが、これは駆動力情報を必要とせず駆動輪速度情報のみで推定できる手法で内燃機関自動車向けに開発された技術である。一方で、電気自動車を対象とした路面状態推定法では駆動力情報を積極的に利用できるのもので、より精密で内燃機関自動車とは異なるアプローチの路面状態推定法が実現される可能性がある。次節では、モータトルクならびに駆動力の情報をを用いる代わりに車体速度の情報を不要とした μ 勾配推定法について論じる。



(a) 光学式速度センサ（空間フィルタ型）



(b) レーダ式速度センサ

図 5.1: 非接触速度センサの一例

5.2 車両運動ダイナミクスと従来の μ 勾配推定法

μ - λ 曲線の非線形な特性が車両の運動に大きな影響を及ぼすことについては既に述べた。本節では、車体速度の実測が不要な μ 勾配推定法を導出するために必要な車のダイナミクスについて述べる。

ここでは前後方向の車両運動のみを考え、第2章で紹介した一輪モデル(図5.2)に基づいて解析を進めることとしよう。

一輪モデルの場合、車輪と車両に関する運動方程式はそれぞれ(5.1)式、(5.2)式で表される。

$$M_w \frac{dV_w}{dt} = F_m - F_d \quad (5.1)$$

$$M \frac{dV}{dt} = F_d \quad (5.2)$$

$$F_d(\lambda) = \mu N \quad (5.3)$$

また、スリップ率 λ は駆動輪速度 V_w と車体速度 V の関数で(5.4)式で定義される。

$$\lambda = \frac{V_w - V}{\max(V_w, V)} \quad (5.4)$$

一方で、路面摩擦係数 μ は(5.1)、(5.3)式から(5.5)式のように求まる。

$$\mu = \frac{1}{N} \left(F_m - M_w \frac{dV_w}{dt} \right) \quad (5.5)$$

μ 勾配は(5.6)式に示すように μ - λ 曲線の勾配として定義されるが、この定義式を変形して、摩

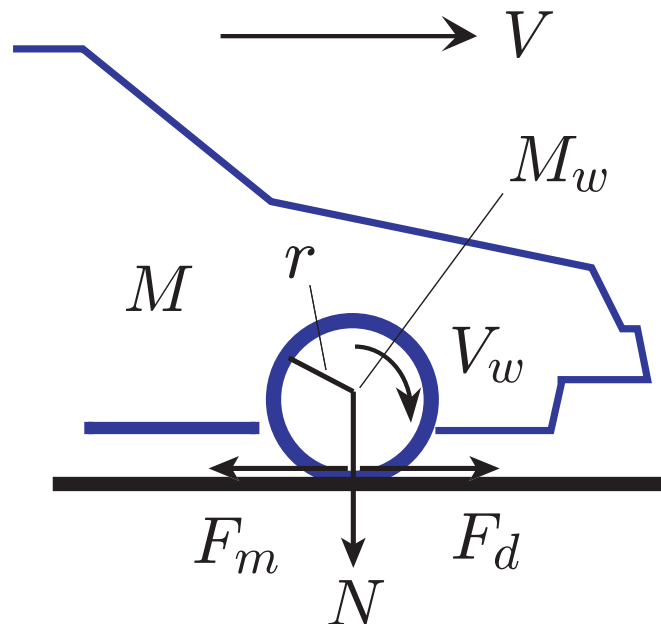


図 5.2: 車両の一輪モデル(再掲)

5.3 スリップ率微分値の推定アルゴリズム

擦係数 μ の時間微分値とスリップ率 λ の時間微分値の比として表される (5.7) 式を用いて μ 勾配を推定しても良い。

$$a = \frac{d\mu}{d\lambda} \quad (5.6)$$

$$= \frac{d\mu/dt}{d\lambda/dt} \quad (5.7)$$

佐渡は (5.7) 式に従って、 μ 勾配を推定している [31]。 μ の時間微分値は、(5.5) 式を微分したもので、(5.8) 式のように F_m と V_w から計算される。

$$\frac{d\mu}{dt} = \frac{1}{N} \frac{d}{dt} \left(F_m - M_w \frac{dV_w}{dt} \right) \quad (5.8)$$

一方、 λ の時間微分値は λ を直接微分して計算するため、車体速度が必要となる。本章冒頭でも述べたように車体速度を計測することは実用上好ましくなく、車体速度を実測する必要のない手法が望ましい。次節では、 λ の時間微分値を λ から導出せずに車体速度を不要とした方法を提案し、実験データを用いて提案手法を検証する。

5.3 スリップ率微分値の推定アルゴリズム

筆者は車体速度を用いない μ 勾配推定法を導くため、 λ の時間微分に着目してみた。ここでは、車輪が駆動力を発生している状況を仮定して、 $V_w \geq V$ である場合を考える。(5.4) 式に基づいて λ を消去すると、(5.9) 式となる。

$$\begin{aligned} \frac{d\lambda}{dt} &= \frac{d}{dt} \left(\frac{V_w - V}{V_w} \right) \\ &= \frac{V}{V_w^2} \frac{dV_w}{dt} - \frac{1}{V_w} \frac{dV}{dt} \\ &\simeq \frac{1}{V_w} \left(\frac{dV_w}{dt} - \frac{dV}{dt} \right) \end{aligned} \quad (5.9)$$

但し、(5.9) 式の三行目は $V \simeq V_w$ として近似している。一般的に $\lambda_{\text{opt}} \leq 0.2$ であるので、車両がスリップしていない状態ではこの近似が十分成立するものとみなせる。(5.9) 式には車体加速度 dV/dt が含まれるので加速度センサを用いることも可能であるが、ここでは電気自動車のモータトルク F_m と駆動輪速度 V_w の情報を有効利用するために、運動方程式 (5.1)、(5.2) 式と連立させて dV/dt を消去すると、車体速度を用いないスリップ率微分値の算出式 (5.10) 式が得られる。

$$\frac{d\lambda}{dt} \simeq \frac{1}{MV_w} \left\{ (M + M_w) \frac{dV_w}{dt} - F_m \right\} \quad (5.10)$$

ここで (5.10) 式による推定値と λ を直接微分した計算値を比較するため、図 5.3 に示した実験用電気自動車「東大三月号 I」の実験データで検証を試みた。その一例を図 5.4 に図示する。この結果によると時刻 0–0.3 s の期間を除いては、 λ を直接時間微分した値も提案手法による推定値もよく一致している。時刻 0–0.3 s の期間で不一致となったのはこの期間の駆動輪速度及び車体速度が小さく、前輪と後輪に取り付けられているエンコーダの測定精度が悪いためであり、筆者の提案する手法を否定するものではない。

次節では、スリップ率微分値を推定する手法を利用した適応手法に基づく μ 勾配推定アルゴリズムについて論ずる。

5.4 適応同定法による μ 勾配推定

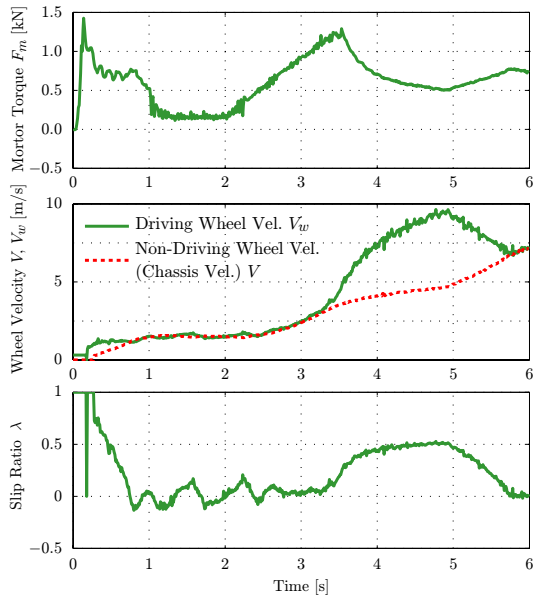


図 5.3: スリップ率微分値の検証に用いたデータ

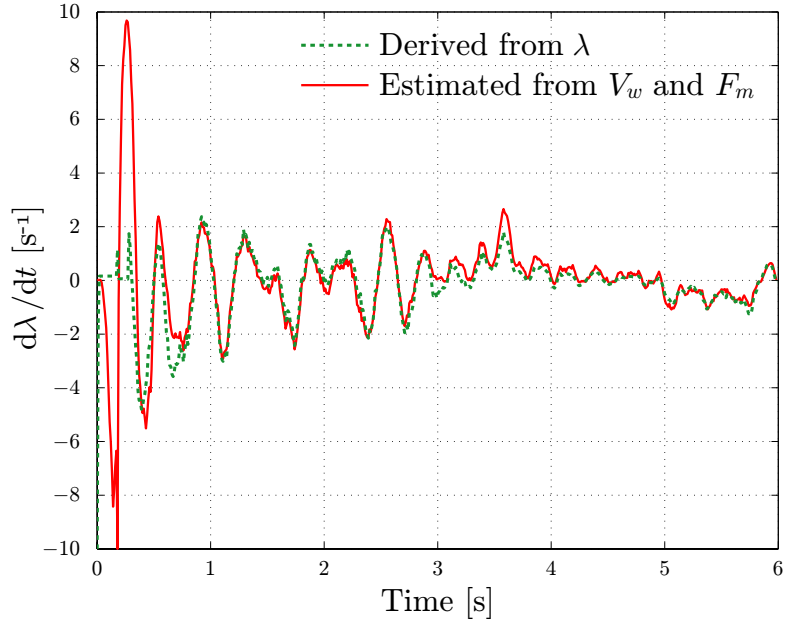


図 5.4: スリップ率微分値の推定値と計算値

5.4 適応同定法による μ 勾配推定

μ 勾配 a は (5.7) 式のように μ の時間微分値と λ の時間微分値の比で求まることを既に述べたが、各微分値は雑音を含んでいるため、実際は逐次型の適応同定法による統計的な処理を行って a を求める必要がある。

式誤差が白色雑音 e であると仮定された (5.11) 式に対する逐次型の適応同定法の一般式は忘却係数 κ_1, κ_2 を用いた漸化式型のアルゴリズムで与えられ、推定式は (5.12), (5.13) 式で表される。

$$y[k] = \varphi^T[k] \hat{\theta}[k] + e[k] \quad (5.11)$$

$$\hat{\theta}[k] = \hat{\theta}[k-1] + \frac{P[k-1] \varphi[k]}{\kappa_2 + \varphi^T[k] P[k-1] \varphi[k]} (y[k] - \varphi^T[k] \hat{\theta}[k-1]) \quad (5.12)$$

$$P[k] = \frac{1}{\kappa_1} \left(P[k-1] - \frac{P[k-1] \varphi[k] \varphi^T[k] P[k-1]}{\kappa_2 + \varphi^T[k] P[k-1] \varphi[k]} \right) \quad (5.13)$$

ここで、逐次最小二乗法では忘却係数を、(5.14) 式のように設定する。

$$\kappa_1 = \kappa_2 = \kappa, \quad \kappa = \text{const.} \quad (5.14)$$

一方、固定トレース法では、トレースゲインを (5.15) 式のように固定する [30]。

$$\gamma = \text{tr} P[k] = \text{const.} \quad (5.15)$$

これにより、忘却係数は (5.17) 式に示すように可変となる。

$$\kappa_1 = \kappa, \quad \kappa_1 = 1 \quad (5.16)$$

$$\kappa = 1 - \frac{\|P[k-1] \varphi[k]\|^2}{1 + \varphi^T[k] P[k-1] \varphi[k] \gamma} \quad (5.17)$$

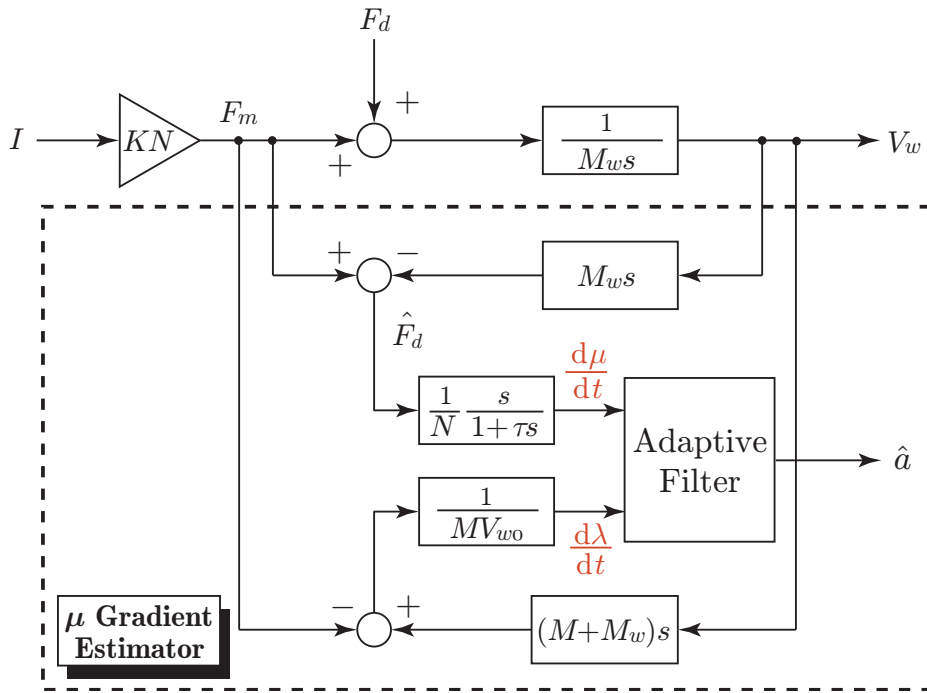


図 5.5: 提案する μ 勾配推定器のブロック図

特に，一次元推定の固定トレース法では，忘却係数 κ は (5.18) 式で与えられる。

$$\kappa = \frac{1}{1 + \gamma \|\varphi[k]\|^2} \quad (5.18)$$

即ち，逐次最小二乗法による推定では入力 φ の大小に関わらず (5.14) 式のように忘却係数は一定である。一方で，固定トレース法では入力 φ の大小に応じて (5.18) 式のように忘却係数は可変となり， φ が大きいリッチネスを満たす信号の場合には短い時定数で推定値を更新し，リッチネスを満たさない信号の場合には過去の推定値を保持するというアルゴリズムとなる。この結果，固定忘却係数の逐次最小二乗法に比べ固定トレース法は収束性が格段に優れたものとなる。

さて， μ 勾配の基本式 (5.7) 式をそのまま適応同定の入出力関係式 (5.11) 式の各パラメタに対応付けると (5.19) 式ようになる。しかし， μ が小さい値では $d\mu/dt$, $d\lambda/dt$ の S/N が悪化する傾向にあるため，この場合は μ が大きい領域での値を保持するようにすると推定値が安定すると思われる。筆者は，この問題を解決するために (5.20) 式のように φ , y に重み係数 μ^α を施して固定トレース法の特性を活用することを提案する。重み係数を冪数 α によって，外乱による推定値の不安定化を抑えつつ，推定速度が遅くならないように推定値の品質を調整することができる。

$$\varphi = \frac{d\lambda}{dt}, \quad y = \frac{d\mu}{dt}, \quad \hat{\theta} = a \quad (5.19)$$

$$\varphi = \mu^\alpha \frac{d\lambda}{dt}, \quad y = \mu^\alpha \frac{d\mu}{dt}, \quad \hat{\theta} = a \quad (5.20)$$

では，以上の提案手法が筆者の希望通りに推定できるかどうかについて「東大三月号 I」の実験データを用いて検証を行うことにしよう。この検証で用いる走行データを図 5.6, 5.7 に示す。図 5.6 の μ - λ プロットから分かる様に， $\mu_{\max} = 0.9$, $\lambda_{\text{opt}} = 0.1$ であることが読み取れる。図 5.7 の λ に $\lambda_{\text{opt}} = 0.1$ の点線を書き込んでみると， λ_{opt} よりも λ が大きい場合は空転，小さい場合は粘着していることが分かる。即ち，時刻 0.7–3.4 s 及び 5.6–6.0 s の区間では粘着しており，それ以外の

5.4 適応同定法による μ 勾配推定

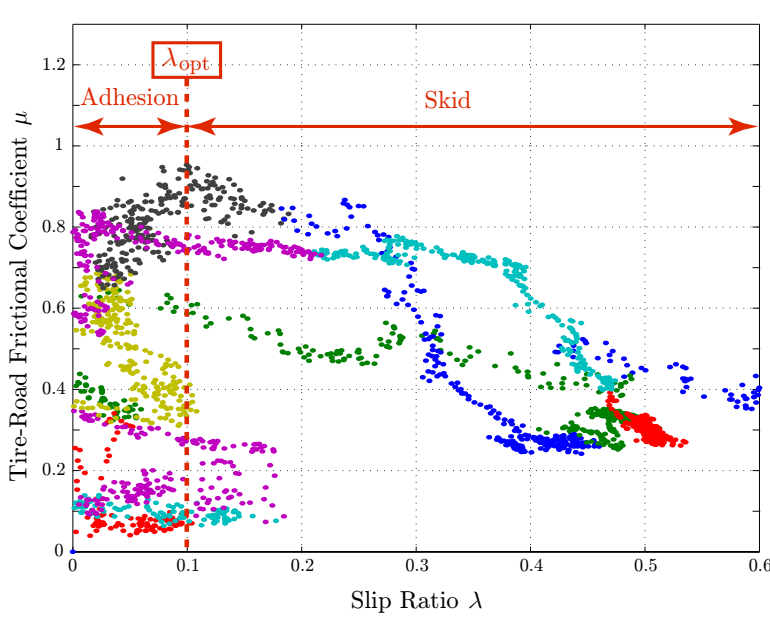


図 5.6: 実験データから求めた μ - λ プロット

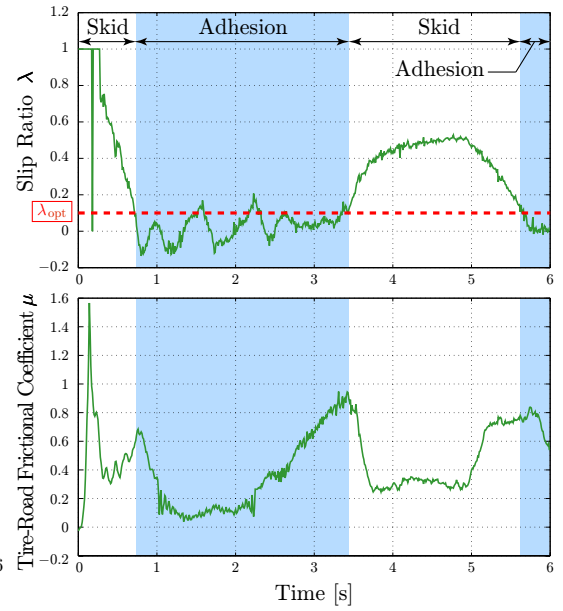


図 5.7: 実験データから求めた路面摩擦係数 μ とスリップ率 λ の時間変化

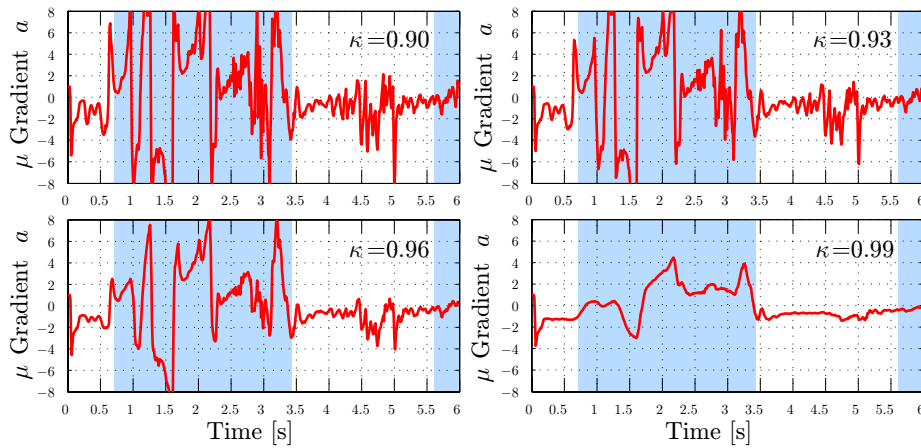


図 5.8: 忘却係数 κ を変化させて逐次最小二乗法により推定した μ 勾配 (重み付けなし)

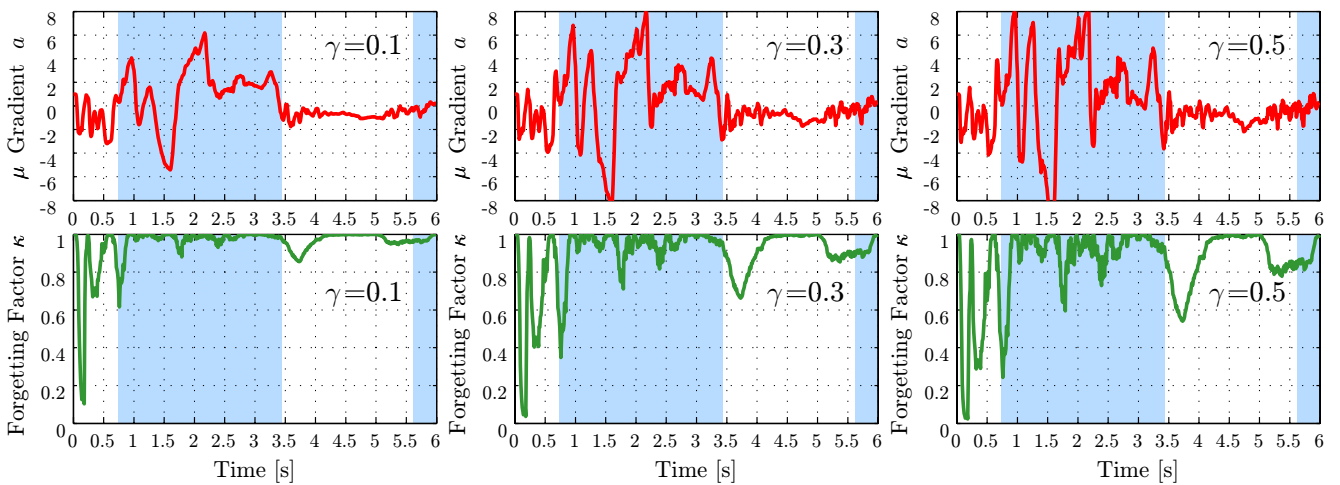


図 5.9: トレースゲイン γ を変化させて固定トレース法により推定した μ 勾配とその時の忘却係数 (重み付けなし)

5.4 適応同定法による μ 勾配推定

区間では空転していることが読み取れる。従って、以降で示す推定結果に於いて、粘着している区間で μ 勾配が $a \geq 0$ 、空転している区間では $a \leq 0$ となっていれば、その推定が正しいと言って良い。これを判断基準として、筆者の提案手法を検証する。

まず、比較のために入出力値に μ の重み付けを施さないで推定した結果を示す。

図 5.8 は忘却係数を $\kappa = 0.9-0.99$ と変化させて、逐次最小二乗法によって μ 勾配を推定した結果である。忘却係数の増加と共に推定値は安定化して行くものの、時刻 1.5 s 前後で推定値が負となっており、正しく推定されていないことが分かる。

図 5.9 はトレースゲインを $\gamma = 0.1-0.5$ と変化させて、固定トレース法によって推定した結果である。こちらはトレースゲインを減少させると共に、推定値が安定するが、やはり時刻 1.5 s 前後で推定値が負となり、推定が上手く行っていないことが分かる。固定トレース法では固定忘却係数型の逐次最小二乗法とは異なり、忘却係数が入力値の大きさに変化する事が特徴であるが、この特徴を活用して推定値を安定化させるためには、 μ の大きさに従って忘却係数を変化させなければならない。

そこで、上で述べたように μ^α によって入出力値に重み付けを施して推定値を安定化させることを試みた。まず、重み付けを施した入出力値を逐次最小二乗法で推定した結果を図 5.10 に示す。

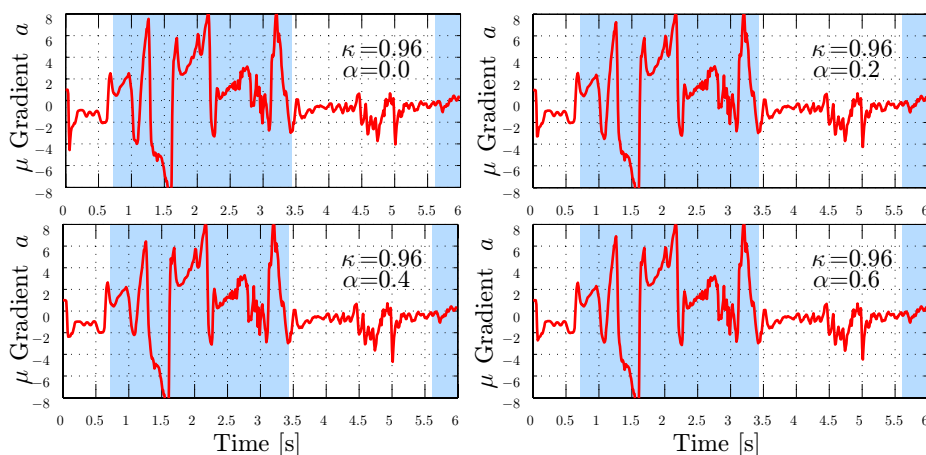


図 5.10: 忘却係数を $\kappa = 0.96$ に固定し、重み係数 α を変化させて逐次最小二乗法により推定した μ 勾配

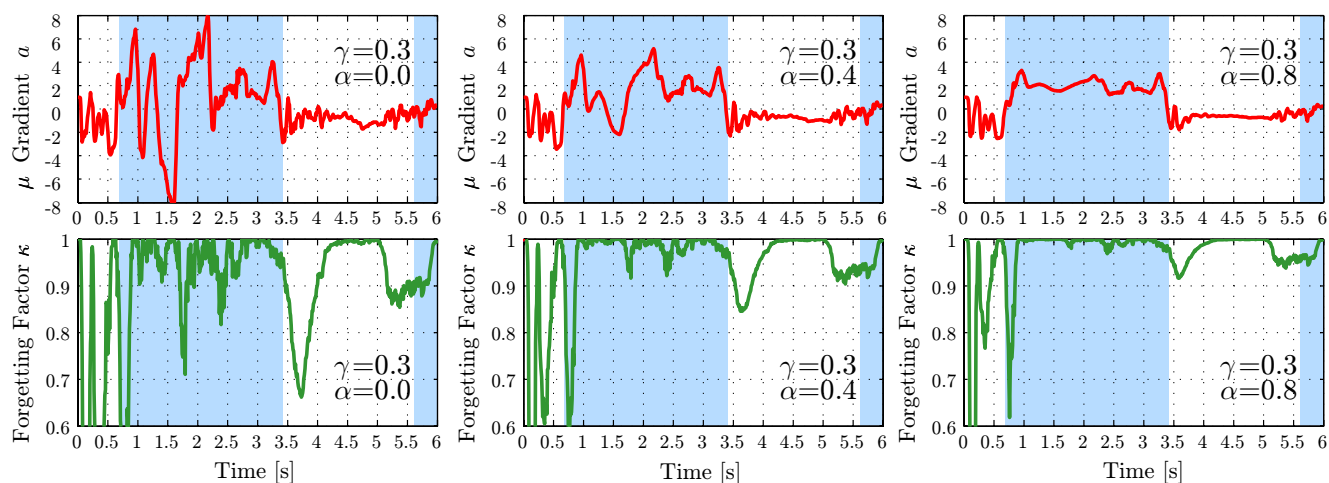


図 5.11: トレースゲインを $\gamma = 0.3$ に固定し、重み係数 α を変化させて固定トレース法により推定した μ 勾配とその時の忘却係数

5.4 適応同定法による μ 勾配推定

ここでは、忘却係数を $\kappa = 0.96$ に固定し、重み係数を $\alpha = 0-0.6$ に変化させた。これは言うまでもなく、重み付けの変化に対して推定値は変化しない。これに対し、図 5.11 は重み付けを施したデータを固定トレース法で推定した結果である。条件はトレースゲインを $\gamma = 0.3$ に固定し、重み係数を $\alpha = 0-0.8$ まで変化させた結果である。重み係数の増加と共に推定値が安定化し、推定結果が正しいものへと変化している様子が分かる。

以上の検証の結果、単に μ の時間微分値と λ の時間微分値を適応手法に当てはめるのではなく、各微分値に μ の重みを乗じて固定トレース法を用いることで、推定結果が正確且つ安定に求まり、提案手法が有効であることが示された。

第6章 μ 勾配推定法を応用した路面最大摩擦係数推定法

前章では車体速度の実測が不要な μ 勾配推定法について論じたが、 μ 勾配を使うことで車体速度に依存することなくその他の路面状態も推定することができる。本章では μ 勾配推定法を応用した最大摩擦係数推定法について提案する。

6.1 ブラシモデルに基づくタイヤ・路面間の粘着特性

本節では、最大摩擦係数 μ_{\max} 推定に先立って、推定に必要な摩擦モデルについて紹介する。

タイヤの接地面には粘着領域と滑走領域が混在し、図 6.1 のようにスリップ率に応じて 2 つの領域の割合は変化する。この現象を簡易的に解析するタイヤのモデルとして図 6.2 のブラシモデルを用いる [33]。

まず、タイヤにかかる垂直抗力を図 6.3 のように接地圧分布を用いて表現する。ここで、位置 ξ に対する接地圧分布を放物線形状と仮定すると、接地圧力 p は接地長さ l 、最大接地圧力 p_m を用いて (6.1) 式のように与えられる。またこのとき、タイヤにかかる荷重 F_z はタイヤ幅 w を用いて (6.2) 式となる。図 6.4 に示すように、接地面においては粘着領域と滑走領域が混在する。粘着領

$$p = 4p_m \frac{\xi}{l} \left(1 - \frac{\xi}{l}\right) \tag{6.1}$$

$$N = \frac{2}{3} p_m w l \tag{6.2}$$

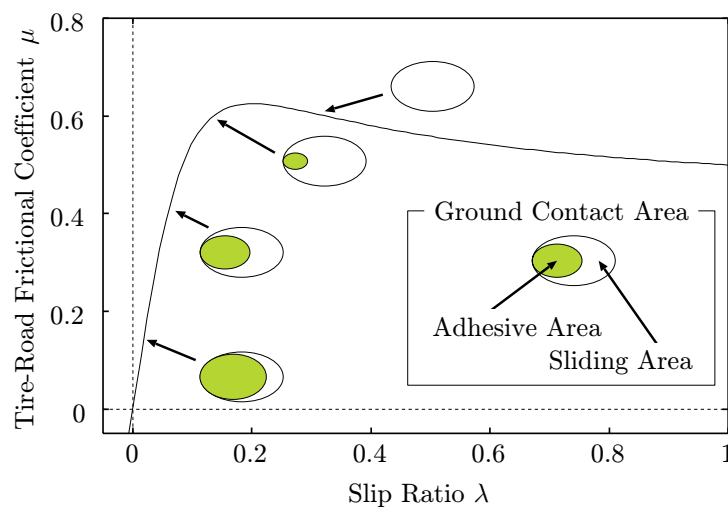


図 6.1: 接地面における粘着状態の変化

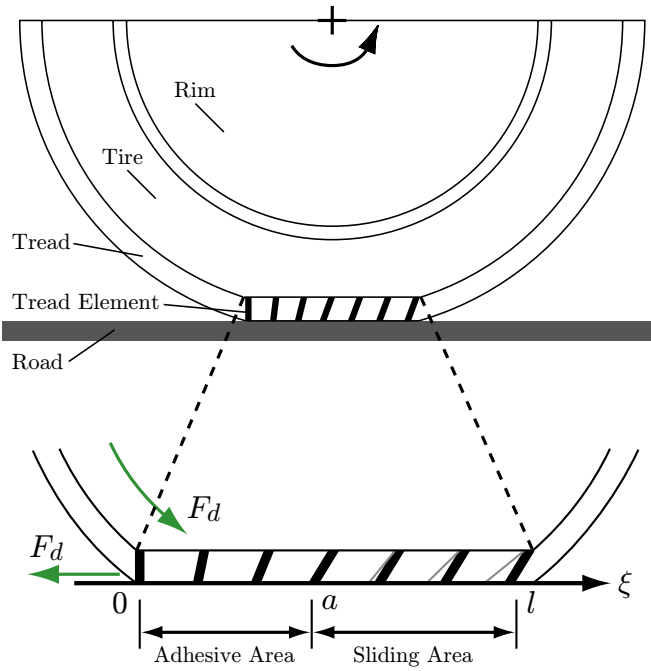


図 6.2: タイヤのブラシモデル

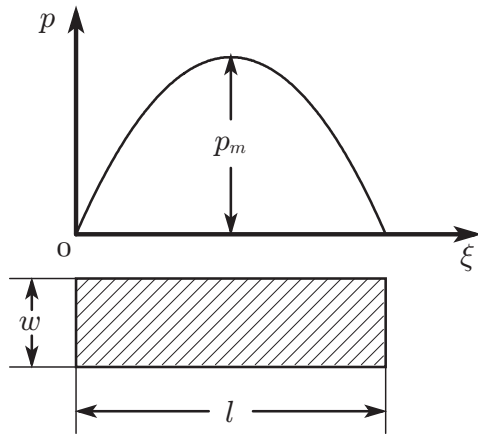


図 6.3: タイヤの接地圧分布

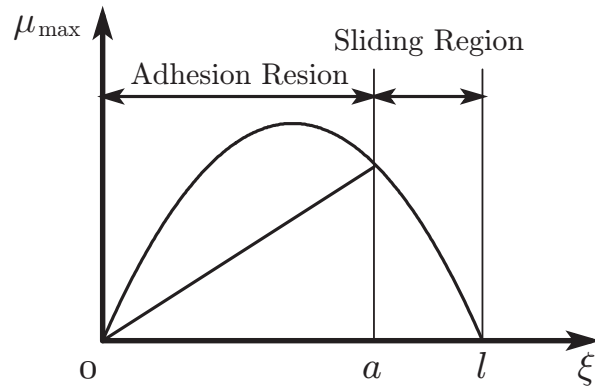


図 6.4: 粘着域と滑走域

域で発生する摩擦応力 $\sigma_{\xi}^{(a)}$ はせん断応力により定まり、トレッドゴムの単位面積あたりの前後ばね定数 k_x を用いて (6.3) 式となる。一方、滑走領域では摩擦応力 $\sigma_{\xi}^{(s)}$ は最大摩擦係数（動摩擦係数） μ_{\max} により定まり、(6.4) 式となる。

$$\sigma_{\xi}^{(a)} = k_x \lambda \xi \tag{6.3}$$

$$\sigma_{\xi}^{(s)} = \mu_{\max} p \tag{6.4}$$

粘着領域と滑走領域の境界を $\xi = a$ とおくと、粘着領域の摩擦応力と滑走領域の摩擦応力は $\xi = a$ において (6.5) 式のように等しくなる。

$$\sigma_a^{(a)} = \sigma_a^{(s)} \tag{6.5}$$

(6.3), (6.4) 式を (6.5) 式に代入して整理すると, 接地面の滑べり面積率 S_n は (6.6) 式のように表される。

$$S_n = 1 - \frac{a}{l} = \frac{C_s \lambda}{3\mu_{\max}} \quad (6.6)$$

ここで, C_s はスリップ率が小さいときの単位スリップ率あたりの摩擦係数 (正規化駆動力) であり, ドライビングスティフネスと呼ばれ (6.7) 式で与えられる。

$$C_s = \frac{1}{2N} w k_x l^2 \quad (6.7)$$

以上のことから, 駆動力 F_d は摩擦応力を接地面について積分することで (6.8) 式のように求まる。

$$\begin{aligned} F_d &= \int_0^l \sigma_\xi w d\xi \\ &= \int_0^a \sigma_\xi^{(a)} w d\xi + \int_a^l \sigma_\xi^{(s)} w d\xi \\ &= C_s N \lambda l_n^2 + \mu_{\max} N (1 - 3l_n^2 + 2l_n^3) \\ &= 3\mu_{\max} N S_n (1 - S_n + \frac{S_n^2}{3}) \end{aligned} \quad (6.8)$$

更に, $F_d = \mu N$ であること, 及び, (6.6) 式を用いて S_n を消去すると, μ は (6.9) 式のように表される。

$$\mu = C_s \lambda - \frac{(C_s \lambda)^2}{3\mu_{\max}} + \frac{(C_s \lambda)^3}{27(\mu_{\max})^2} \quad (6.9)$$

(6.9) 式を $\mu_{\max} N$ の 2 次式として展開し, その方程式の解を求めることで, 最大摩擦係数 μ_{\max} は (6.10) 式のように与えられる。

$$\mu_{\max} = \frac{3(C_s \lambda)^2 + \sqrt{3(C_s \lambda)^3(4\mu_{\max} - C_s \lambda)}}{18(C_s \lambda - \mu)} \quad (6.10)$$

(6.10) 式より, 摩擦係数 μ , スリップ率 λ , ドライビングスティフネス C_s を走行中に求めることが可能ならば, 駆動力最大値をリアルタイムで推定することができる。

なお, 接地面の形状は車体速度やタイヤの摩耗によって変化するため, (6.7) 式からわかるようにドライビングスティフネス C_s の値も走行中に変動する。従ってこの手法で路面状態推定を行う際, C_s を走行中に同定する必要がある。 C_s を求める方法は 2 通り考えられる。

1 つは, 粘着走行時に同定する手法で, (6.11) 式に示す性質から, $\lambda = 0$ 付近での駆動力とスリップ率を用いて C_s が求まる。

$$C_s = \left. \frac{d\mu}{d\lambda} \right|_{\lambda=0} \quad (6.11)$$

しかし, 前章で述べたように $\lambda \simeq 0$ 付近の μ や λ は S/N が悪く, μ 勾配を推定することは容易ではない。

もう 1 つは, 駆動力が最大となるときに同定する手法である。このとき, 接地面全域が滑走状態, 即ち $S_n = 1$ となる条件を (6.6) 式へ与えると, (6.12) 式を得る。

$$C_s = \frac{3\mu_{\max}}{\lambda_{opt}} \quad (6.12)$$

時々刻々と変化する路面状態をリアルタイムで推定するためにはこの 2 つの C_s 同定法を巧みに組み合わせる必要があると思われる。

6.2 山崎モデルの特長とスリップ率を用いた従来の推定法

本節では山崎モデルを利用して路面最大摩擦係数を推定する手段について論じる。

前節で導出した (6.9) 式は粘着領域における特性を表したものである。 μ - λ 特性の理論モデルは他にも存在するが、他のモデルと異なるのは山崎モデルは (6.9) 式の中に μ_{\max} をパラメタとして陽に含んでいることである。即ち、山崎モデルは、 μ が μ_{\max} に到達する前の情報から μ_{\max} を推定することが可能であることを示唆している。また、(6.9) 式は高々3次の数式であり、リアルタイムで推定計算を行う上で有利である。

佐渡らはこの特徴に着目して μ_{\max} の推定を試みている[24]。この手法では、(6.9) 式を μ_{\max} の2次式として展開し、 μ_{\max} について解いた (6.13) 式を用いて推定を行っている。

$$\mu_{\max} = \frac{3(C_s\lambda)^2 + \sqrt{3(C_s\lambda)^3(4\mu - C_s\lambda)}}{18(C_s\lambda - \mu)} \quad (6.13)$$

(6.13) 式より、摩擦係数 μ 、スリップ率 λ の2変数から最大摩擦係数 μ_{\max} を推定できることが分かる。このとき、適応同定における観測方程式と逐次推定式は μ 勾配推定法で示した (3.9)–(5.13) 式と同様で、入力値、観測値、推定値を以下のように設定している。なお、この研究例では C_s はタイヤ特性で決まる値であるとして、定数で考えている。

$$\begin{aligned} \varphi &= 18(C_s\lambda - \mu) \\ y &= 3(C_s\lambda)^2 + \sqrt{3(C_s\lambda)^3(4\mu - C_s\lambda)} \\ \hat{\theta} &= \mu_{\max} \end{aligned} \quad (6.14)$$

この手法の問題点は、

- スリップ率を用いるため、車体速度の実測が必要となる。
- C_s の同定が必要である。

前者は1節で述べた通りである。後者については、 C_s はトレッドの接地面積の大きさに影響を受けるため、垂直抗力、タイヤの空気圧と摩耗度、或いはタイヤ・路面間の水膜の状態が変化すると C_s も変動するため、 C_s を一定と考えることはできず、リアルタイムで推定する必要がある。

6.3 μ 勾配推定値を利用した推定法

6.2 で論じた従来の μ_{\max} 推定法の問題点を解決するために、本項では μ 勾配推定値を利用した路面最大摩擦係数推定法を提案する。提案する推定器のブロック図を図 6.5 に示す。

(6.13) 式は、 μ_{\max} を μ と λ の関数で表したものであるが、筆者は λ を μ 勾配で置き換えることを試みる。

まず、 μ 勾配についての関係式を求めるために、山崎モデルの基本式 (6.9) 式を λ で微分すると、(6.15) 式のようにスリップ率 λ に関する2次式となる。

$$\begin{aligned} a &= \frac{d\mu}{d\lambda} \\ &= C_s\lambda - \frac{2C_s^2}{3\mu_{\max}}\lambda + \frac{C_s^3}{9\mu_{\max}^2}\lambda^2 \\ &= C_s \left\{ 1 - \left(\frac{C_s\lambda}{3\mu_{\max}} \right)^2 \right\} \end{aligned} \quad (6.15)$$

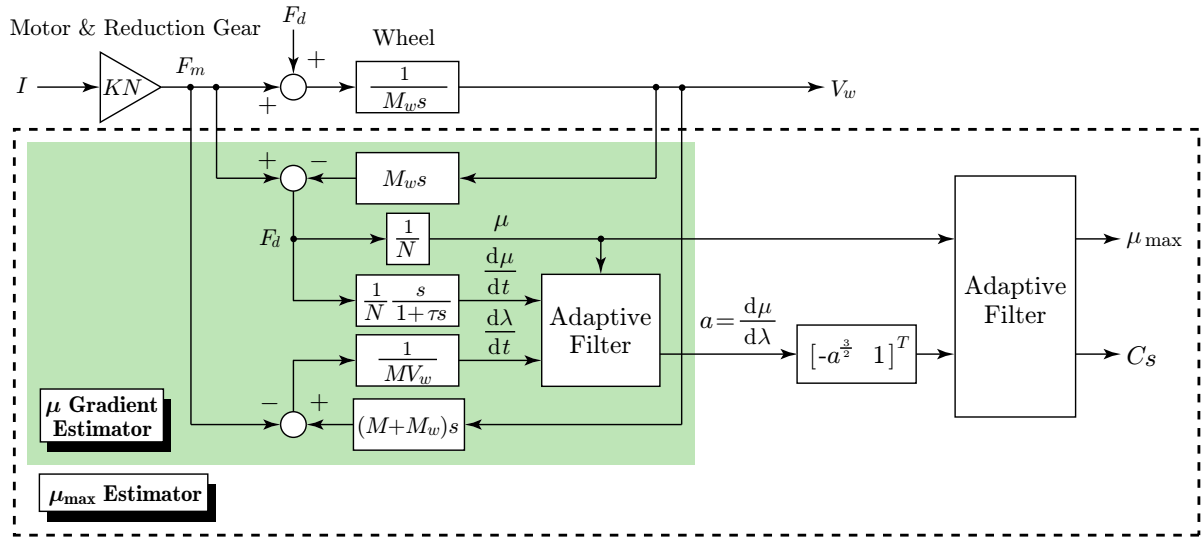


図 6.5: 路面最大摩擦係数推定器ブロック図

従って, (6.9), (6.15) 式から λ を消去してまとめると (6.16) 式を導くことができる。これを μ_{\max} について解くことも考えられるが, C_s は時間と共に変動するパラメタで, C_s を含む項と含まない項で分離しておきたいということから (6.16) 式の形式で推定を行う。即ち, μ を $a^{\frac{3}{2}}$ に関する一次方程式と考えて, 零次の係数である μ_{\max} を求めることが目標である。

$$\mu = -\frac{\mu_{\max}}{C_s^{\frac{3}{2}}} a^{\frac{3}{2}} + \mu_{\max} \quad (a \geq 0) \quad (6.16)$$

これを, 適応同定法の観測方程式 (5.11) 式に対応させると, (6.17) 式となる。

$$\begin{aligned} \varphi &= \mu^\beta \begin{bmatrix} -a^{\frac{3}{2}} & 1 \end{bmatrix}^T \\ y &= \mu^{\beta+1} \\ \hat{\theta} &= \begin{bmatrix} \mu_{\max} \\ C_s^{\frac{3}{2}} \mu_{\max} \end{bmatrix}^T \end{aligned} \quad (6.17)$$

但し, μ 勾配推定の場合と同様の理由で, μ が小さい値での推定値を安定化させるため, φ と y には重み係数 μ^β を乗じている。

以上の提案手法を検証するためにアスファルト路から湿潤路に路面が急変した場合の走行データを用いて, 従来手法との比較を行う。検証に用いたスリップ率 λ のデータを図 6.6, 本論文で既に提案した車体速度を用いずに推定した μ 勾配のデータを図 6.7, 固定トレース法による路面最大摩擦係数 μ_{\max} の推定結果を図 6.8 に示す。

従来手法は (6.14) 式に基づいて推定したもので, ドライビングスティフネスは $C_s = 13$ で固定している。提案手法は (6.17) 式に基づいて推定しており, 重み係数を $\beta = 0.0, 4.0$ としている。重み係数 $\beta = 0.0$ の提案手法と従来手法を比較すると, 従来手法では 2.2 s における路面変化のおよそ 0.3 s 後に μ_{\max} 推定値が垂下しているが, 提案手法では 0.1 s 後に垂下しており, 路面変化の検出がより高速であることが分かる。しかし, 0.0–1.2 s では路面はアスファルトのままでも拘わらず, μ_{\max} 推定値が大きく変動している。これは μ が小さい領域において推定された μ 勾配が振動的になっているためである (図 6.7)。一方, 入出力値に重み係数を乗じた $\beta = 4.0$ の提案手法では $\beta = 0.0$ の場合よりも推定が遅くなっているものの, μ の値が小さい領域での不安定性の問題が回避されており, 比較的良好に μ_{\max} が推定されていることが分かる。

6.3 μ 勾配推定値を利用した推定法

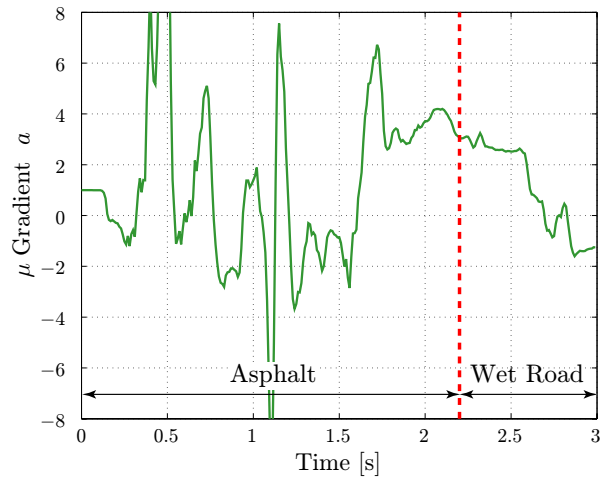
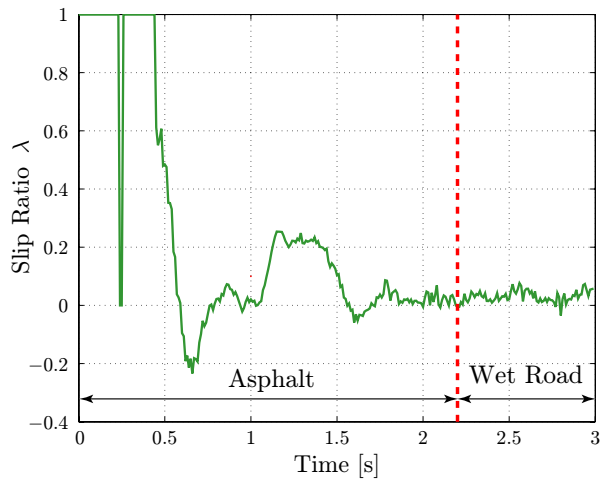


図 6.6: 実験データから求めたスリップ率 λ 図 6.7: 実験データから推定された μ 勾配

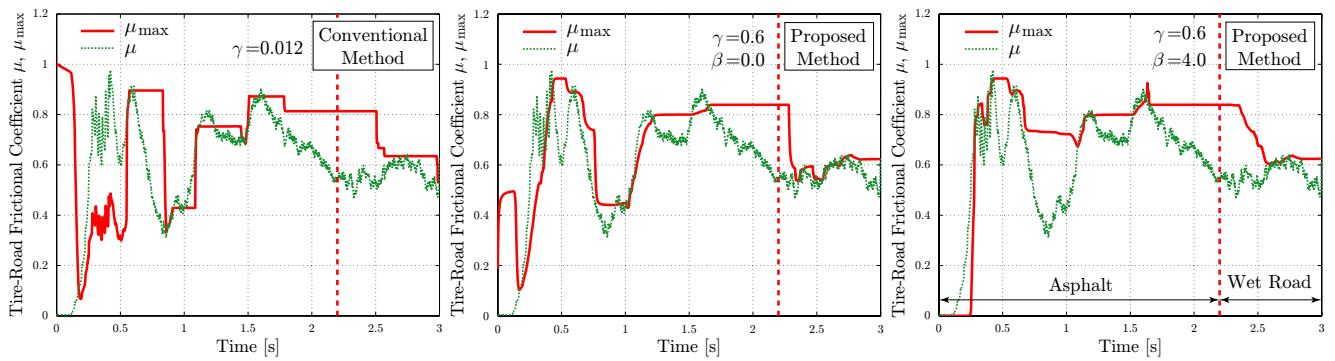


図 6.8: 従来手法と提案手法による μ_{\max} 推定結果の比較

第7章 結論

7.1 本論文のまとめ

本論文は、路面状態推定法の分類が体系的に示されていると同時に、電気自動車の特性を活用した車体速度の実測が不要な μ 勾配推定法について論じられている。

第2章では冒頭で摩擦特性とスリップ現象の関係を中心に、路面状態推定の基本概念が記述されている。

第3章では既存の路面状態推定法について分類を行った。筆者は路面状態推定法をその推定原理に基づいて大きく2種類に分類し、前半では路面からの視覚的情報に基づいた推定手法、後半ではタイヤ・路面間の力学的効果に基づいた推定手法を取り上げた。視覚的情報に基づいた路面状態推定法では路面の湿潤度、水膜の厚さ、凹凸、を測定することができ、それらの測定データを融合することで路面の最大摩擦係数 μ_{\max} を推定できるが、視覚的情報と路面の摩擦特性を経験的に関連付けるため、様々な路面での測定を重ね、測定結果をデータベース化する必要がある。従って、過去に走行したことのないような路面に対しては正しく推定できない可能性がある。一方で、タイヤ・路面間の力学的効果に基づいた路面状態推定法では、タイヤ・トレッドの変形量、駆動力、駆動輪速度、車輪速度の情報など、タイヤが路面から受ける力学的影響を直接計測する手法なので、路面の摩擦特性を推定する場合は視覚情報に基づく手法と異なり、多くの手法では測定値のデータベース化が不要となる。データベースが不要な推定システム、であればどのような路面に対しても摩擦特性を推定することができる。

第4章では駆動力オブザーバによる駆動力の推定法と内燃機関自動車、電気自動車、並びにハイブリッドカーのそれぞれにおける発生トルクの推定法の比較について述べ、後半で実験用電気自動車「東大三月号I」の仕様が示されている。第2章で述べたように、車両の運動特性に関わる大きな要因はタイヤと路面の摩擦特性であり、駆動力は、路面の摩擦特性を知る上での最も重要な要素である。その駆動力は駆動輪速度と駆動源の発生トルクを駆動力オブザーバに入力することにより得られる。駆動輪速度は駆動輪に取り付けられた速度エンコーダによって容易に計測されるが、発生トルクが推定し易いかどうかは駆動源と駆動方式によって異なる。内燃機関自動車では、エンジンの回転数とバプルの開度をトルクマップに照らし合わせてトルクを推定する方法が一般的であるが、実際は酸素濃度など他の要因によっても変動し推定精度が良いとは言えない。そこで、エンジンの出力軸に磁気歪センサを取り付け発生トルクを計測する手法が存在するが、構造の複雑化、メンテナンスの問題、センサ付加によるコストアップなどの問題が考えられるため、市販車両に搭載される可能性は低く、専ら実験段階の計測で用いられる手法である。従って、内燃機関の発生トルクを正確に推定することは一般的には困難であると言える。一方、電気自動車では、内燃機関自動車のようにデータベースや特別なセンサを必要とせず、簡単且つ正確に発生トルクを推定できる。これは電気自動車の駆動源であるモータが電流から発生トルクを容易に推定することができる特長を有しているからである。ハイブリッドカーは、駆動源としてエンジンとモータを使用しているため、駆動方式によっては電気自動車と同様に発生トルクの推定が可能である。具体的にはシリーズ式や遊星歯車による動力分割装置を備えたシリーズ・パラレル式が該当し、エンジンと

モータによる発生トルクを正確に推定することが可能である。以上述べた様に、電気自動車や一部のハイブリッドカーは駆動源にモータが使用されているために路面状態推定に欠かせない駆動力を正確に推定することができると言える。

第5章では車体速度の実測が不要な μ 勾配推定法が論じられている。筆者はスリップ率の微分値が摩擦係数と駆動輪速度から推定できることに着目し、 μ 勾配は推定値されたスリップ率の微分値と摩擦係数 μ の微分値の比を適応同定法から求められる。ここでは、推定値に含まれる外乱にロバストになるように μ の重み付けを施して固定トレース法の特徴を最大限に活用している。

第6章では μ 勾配と駆動力から、最大摩擦係数 μ_{\max} を求める手法を提案した。これはタイヤ・路面間の摩擦モデルである山崎モデルを基軸としている。提案手法に第5章で述べた μ 勾配推定法を適用させれば、車体速度を全く用いずに μ_{\max} を推定することができるというのがこの手法の特長である。本手法でも提案する μ 勾配推定法と同様に μ の重み付けを行っている。

第5章と第6章では共に「東大三月号I」の実験データによって提案手法の有効性が確かめられている。

謝 辞

本研究を遂行するにあたり、多くの方々にご協力頂きました。堀洋一教授には、終始丁寧なご指導と貴重なご助言を賜りました。厚く御礼申し上げます。また、本研究における実験を中心に研究活動全般でお世話になりました内田利之技術官に心より感謝致します。そして、私が無事修士を修了できたのは、日常生活から研究に至るまで幅広く私を支援して下さいました堀研究室の関係者の皆様、私の友人ならびに家族のお陰です。本当に有難うございました。

参考文献

- [1] Steffen Müller, Michael Uchanski and Karl Hedrick, “Estimation of the Maximum Tire-Road Friction Coefficient,” *ASME, Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, Vol. 125, DECEMBER, pp. 607-617, 2003.
- [2] Bert Breuer, Ulrich Eichhorn and Jürgen Roth, “Prediction and Monitoring of Tyre/Road Friction,” *XXIV FISITA Congress, Safety, the Vehicle and the Road*, Vol.2, pp.67-74, 1992.
- [3] Bert Breuer, Ulrich Eichhorn and Jürgen Roth, “Measurement of Tire/Road-Friction Ahead of the Car and Inside the Tyre,” in *Proc. of AVEC '92*, pp.347-354, 1992.
- [4] Chinomoy Pal, Ichiro Hasegawa, Shin Morishita and Hideki Inoue “Application of Neural Networks in Real Time Identification of Dynamic Structural Response and Prediction of Road-Friction Coefficient μ from Steady State Automobile Response,” in *Proc. of AVEC '94*, pp.527-532, 1994.
- [5] Alfred Pohl, Reinhard Steindl and Leonhard Reindl, “The “Intelligent Tire” Utilizing Passive SAW Sensors—Measurement of Tire Friction,” *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, Vol.48, No.6, pp.1041-1046, 1999.
- [6] Yuzo Imoto, Naohiko Tsuru, Makoto Imaeda, Takashi Watanabe and Shoichi Masaki, “High-Efficiency Brake Pressure Controls in ABS,” in *Proc. of AVEC '98*, pp.655-660, 1998.
- [7] Akihiro Kimura, Tetsuya Abe and Shoichi Sasaki, “Drive Force Control of a Parallel-Series Hybrid System,” *JSAE Review*, 20, pp.337-341, 1999.
- [8] Toyota Motor Corporation, Public Affairs Division, “TOYOTA HYBRID SYSTEM THSII,” 2003.
- [9] 齊藤 和夫, ジョン J. ヘンリー, “舗装路面の粗さとすべり抵抗の関係に関する研究,” *交通工学*, Vol. 23, No. 6, pp.19-26, 1988.
- [10] 久野 徹也, 杉浦 博明, 吉田 潤一 “車載カメラによる路面状態検出方式の検討” *電子情報通信学会論文誌, D-II*, Vol. J81-D-II, No. 10, pp.2301-2310, 1998.
- [11] Takumi Ogura, Ichiro Kageyama, Katsuhisa Nasukawa, Yoshitaka Miyashita, Hiroshi Kitagawa and Yoshiaki Imada, “Study on a Road Surface Sensing System for Snow and Ice Road,” *JSAE Review*, 23, pp.333-339, 2002.

参考文献

- [12] Prakash Joshi, “A Mobile Road Condition Sensor as Winter Maintenance Aid,” Final Report for ITS-IDEA Project 85, Transportation Research Board, National Research Council, pp.1-33, 2002.
- [13] 村田 芳郎, 江川 弘一, 新本 祐一, “空間フィルタを用いた路面判別センサ,” *OMRON Technics*, Vol. 37, No. 2, 通巻 122 号, pp.134-139, 1997.
- [14] Yoichi Hori, “Recent Trends of Electric Vehicle Technology,” Japan-China Bilateral Seminar on Transportation Research and Infrastructure Planning in 1998 (JC-TRIP’98), Beijing, 1998.
- [15] Yoichi Hori, “Future Vehicle driven by Electricity and Control -Research on 4 Wheel Motored UOT March II,” in *Proc. of AMC 2002*, invited paper, pp.1-14, Maribor, Slovenia, 2002.
- [16] Shin-ichirou Sakai, Hideo Sado and Yoichi Hori, “Motion Control in an Electric Vehicle with Four Independently Driven In-Wheel Motors,” *IEEE Trans. on Mechatronics*, Vol.4, No.1, pp.9-16, 1999.
- [17] Shin-ichirou Sakai, Takahiro Okano, Chien Hwa Tai, Toshiyuki Uchida and Yoichi Hori, “4 Wheel Motored Vehicle “UOT Electric March II” -Experimental EV for Novel Motion Control Studies-,” INTERMAC2001 Joint Technical Conference, Tokyo, 2001.
- [18] 日本エービーエス株式会社編, “自動車用 ABS の研究,” 山海堂, 1995.
- [19] Yoichi Hori, Yasushi Toyoda and Yoshimasa Tsuruoka, “Traction Control of Electric Vehicle -Basic Experimental Results using the Test EV UOT Electric March,” *IEEE Trans. on Industry Applications*, Vol.34, No.5, pp.1131-1138, 1998.
- [20] 鶴岡 慶雅, 豊田 靖, 堀 洋一, “電気自動車のトラクションコントロールに関する基礎研究,” *電気学会論文誌 D*, Vol.118-D, No.1, pp.45-50, 1998.
- [21] Fredrik Gustafsson, “Slip-based Tire-Road Friction Estimation,” *IFAC Automatica*, Vol.33, No.6, pp.1087-1099, 1997.
- [22] Masaru Sugai, Hiroyuki Yamaguchi, Masanori Miyashita, Takaji Umeno and Katsuhiko Asano, “New Control Technique for Maximizing Breaking Force on Antilock Breaking System,” in *Proc. of AVEC '98*, pp.649-654, 1998.
- [23] Takaji Umeno, “Estimation of Tire-Road Friction by Tire Rotational Vibration Model,” *R&D Review of Toyota CRDL*, Vol.37, No.3, pp.53-58.
- [24] 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 年電気学界産業応用部門全国大会, Vol.2, pp.87-90, 1999.
- [25] 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タイヤ・路面間の動摩擦係数推定,” 第 5 回電気自動車研究会, pp.145-146, 1999.
- [26] 佐渡 秀夫, 坂井 真一郎, 堀 洋一, “電気自動車の高性能トラクションコントロールのための路面状態推定,” 第 4 回電気自動車研究会, pp.93-94, 1998.

参考文献

- [27] 片岡 寛暁, 佐渡 秀夫, 坂井 真一郎, 堀 洋一, “ファジィ推論を用いた電気自動車用トラクションコントロールシステムのための最適スリップ率推定器,” 電気学会論文誌 D, Vol.120-D, No.4, pp.581-586, 2000.
- [28] 片岡 寛暁, 佐渡 秀夫, 坂井 真一郎, 堀 洋一, “電気自動車の高性能トラクションコントロール実現のための最適スリップ率生成器の設計,” 第 5 回電気自動車研究会, pp.143-144, 1999.
- [29] 坂井 真一郎, 佐渡 秀夫, 堀 洋一, “電気自動車における車体速度情報不要の新しいタイヤ空転検出法,” 電気学会論文誌 D, Vol.120-D, No.2, pp.281-287, 2000.
- [30] 鈴木 隆, 新中 新二, 田中 幹也: “一般化適応則の証明と固定トレースアルゴリズムの諸性質,” 計測自動制御学会論文集, Vol.18, No.11, pp.1074-1079, 1982.
- [31] Hideo Sado, Shin-ichirou Sakai and Youichi Hori, “Road Condition Estimation for Traction Control in Electric Vehicle,” in *Proc. of the 1999 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, Bled. Slovenia, 99TH8465, Vol.2, pp.973-978, 1999.
- [32] 山崎 俊一, “21 世紀のタイヤ技術,” 自動車研究, Vol.23, No.1, pp.39-44, 2001.
- [33] 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.51, No. 11, pp.58-62, 1997.

発表文献

発表論文

- [1] Kimihisa Furukawa and Yoichi Hori, "Recent Development of Road Condition Estimation Techniques for Electric Vehicle and their Experimental Evaluation using the Test EV "UOT March I and II," in *Proc. of IEEE IECON-2003*, Roanoke, 2003.
- [2] Kimihisa Furukawa and Yoichi Hori, "Advanced Estimation Techniques of Road Surface Condition and Their Experimental Evaluation using Test Electric Vehicle "UOT March I and II,"" in *Proc. of EVS-20*, Long Beach, 2003.
- [3] 古川 公久, 内田 利之, 堀 洋一, "車体速度の実測が不要な電気自動車のための路面最大摩擦係数推定法の提案," 電気学会産業計測制御研究会 (モーションコントロール, 計測・センサ応用全般), 名古屋, 2005 (発表予定).

共著論文

- [4] 堀 洋一, 古川 公久, "電気自動車の特長を生かした路面状態の推定と制御," 第27回制御技術部会研究会, 第2回適応学習制御調査研究会シンポジウム「自動車が走行路面を知るための適応学習制御」, 東京, 2002.