

セミアクティブサスペンションにおける翻訳機を応用した状態推定の検討

脇田 陸
Riku Wakita

山本 彰人
Akihito Yamamoto

城 響一
Kyoichi Tachi

概要

本稿では、ばね上上下下加速度センサを用いたサスペンションストローク速度の推定精度を向上させることを目的としている。これまでのアプローチとは異なり、ニューラル機械翻訳を応用したストローク速度の推定手法を考案し、シミュレーション及び実車での効果が確認できたため紹介する。

1. はじめに

今後普及していくと予想される自動運転では、人間が運転から解放されるため、セカンドタスク可能となる快適な乗り心地が期待されている。そこで近年、省エネルギー・低コストであるセミアクティブサスペンションが着目されている。セミアクティブサスペンションにおける乗り心地制御はスカイフック制御¹⁾をはじめ、様々な研究がなされているが、減衰力を制御するセミアクティブサスペンションではいずれの制御を行う際もストローク速度の推定が必要となる。このストローク速度の推定に関しては様々な方法が検討されており、ストロークセンサやばね下上下加速度センサを用いた手法の研究があるが²⁾、よりシンプルで低コストなセミアクティブサスペンションの発展のためには、乗り心地制御で用いるばね上上下下加速度センサからストローク速度を推定する手法の検討が必要である。

著者らはこれまでその推定手法の検討を行っており、従来のオブザーバ³⁾に対して減衰力のヒステリシスを考慮させる事によりストローク速度の推定精度を向上させる事に成功し、乗り心地性能を改善することができた⁴⁾。これまでの検討ではストローク速度の推定精度を、ばね下共振点付近である10[Hz]での真値に対する位相差で評価しており、その目標値を±45[deg]以内としてきた。

本稿ではストローク速度の更なる推定精度向上を目的としている。これまで検討を重ねてきたオブザーバを用いず、翻訳機を応用した全く新しい手法により、ストローク速度の推定精度を向上させた。その結果、乗り心地性能の更なる改善に成功したため紹介する。

2. システム概要

2.1 システム構成について

本稿で実車検証に用いたセミアクティブサスペンションシステムのシステム構成を図1に示す。3つのばね上上下下加速度センサを搭載(内1つはECU内蔵)しており、これらの信号を用いてECUでストローク速度の推定や目標減衰力の演算を行い、各セミアクティブダンパの減衰力を可変させている。

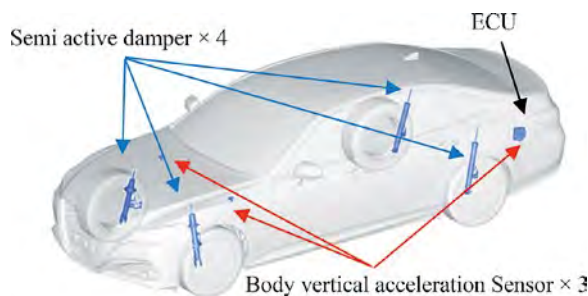


図1 セミアクティブサスペンションシステム

セミアクティブダンパの減衰力はリニアソレノイドバルブによって制御されており、そのリニアソレノイドに通電する制御電流に応じて減衰力が可変する構造となっている。図2にセミアクティブダンパの減衰力特性を示す。最大の制御電流を通電した場合をHard、最小の制御電流を通電した場合をSoftとする。また図2に示すように減衰力は非線形な特性を有しているため、データマップとしてECUに記憶されている。

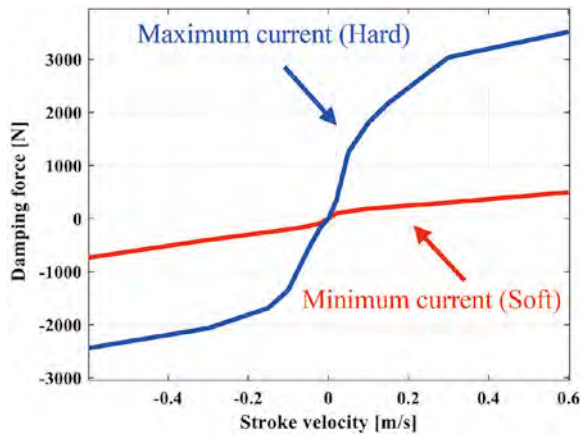


図2 セミアクティブダンパの減衰力特性

2.2 制御フロー

図3にばね上下加速度センサを用いて計測した状態量からセミアクティブダンパへ制御電流を指令するまでの制御フローを示す。まず3つのばね上下加速度センサより、車両を剛体とみなし、各輪のホイール位置におけるばね上下加速度を求める。次にホイール位置に換算された各輪のばね上下加速度と制御電流、CANから得られる前後横方向の加速度や車輪速を用いてストローク速度の推定を行う。そして推定されたストローク速度と乗り心地制御により求められた目標減衰力を用いて、制御電流を求める。

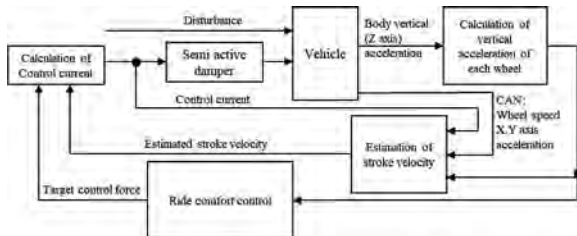


図3 制御フロー

3. ストローク速度推定手法について

3.1 提案手法の着想

著者らはこれまでオブザーバを用いたストローク速度の推定精度向上を目指してきた。そこで得られた知見は、実車にオブザーバのモデルをどこまで近づけられるかが推定精度向上の要であるという事である。しかし現実にはモデルで考慮できていない要素や近似により、オブザーバと実車には必ず誤差が生じてしまい、推定精度が低下してしまう。

そこで著者らは全く新しいアプローチを模索し、近年精度の向上が著しいGoogle翻訳, Google Neural Machine Translation (以下, GNMT)⁶⁾が使えないかと考えた。着想のきっかけは、翻訳機とは例えば日本語から英語への翻訳を行うものであるが、もう少し厳密に

言えば、日本語という時系列データから英語という時系列データへの変換を行う関数である、と言える事がわかった。したがって、GNMTを用いてばね上下加速度という時系列データから、ストローク速度という時系列データへの翻訳が可能なのではないかと考えた。

3.2 Long Short-Term Memory (LSTM)

GNMTはLSTM⁶⁾をベースとしたAttention機能付きのEncoderとDecoderにより構成されるsequence-to-sequenceモデルとなっている。これは翻訳機という性質上、一定数の単語が入力された後、つまり文章に対して翻訳を行うためであり、またAttentionは言語の違いによる語順違いを考慮したものである。今回適用するストローク速度の推定においてはリアルタイムな推定が必要となり、語順の違いも考慮する必要はないと考え、演算負荷の観点から、GNMTを最もシンプルにした図4下段に示す一般的な二層構造のLSTMモデルへと圧縮した。また出力層は分類問題ではなく回帰問題となるため、SoftmaxからAffine (全結合)へと変更した。

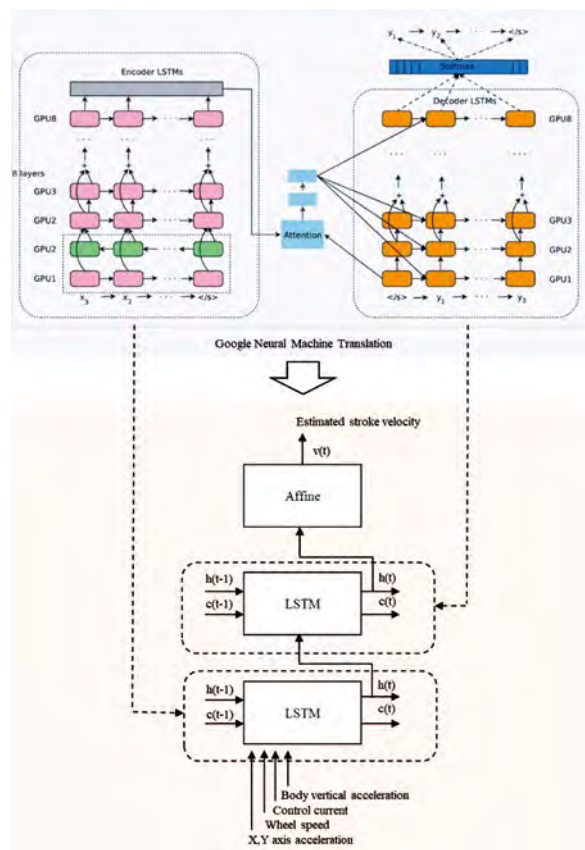


図4 ストローク速度推定モデル(LSTM)

$c(t)$, $h(t)$ は時刻 t における記憶セル, 隠れ状態量であり, LSTMの長期記憶部と短期記憶部に相当する。また $v(t)$ は時刻 t における推定ストローク速度を示す。

4. シミュレーション

4.1 モデリング

シミュレーションで用いる単輪2自由度のプラントモデルを図5に、諸元を表1に示す。

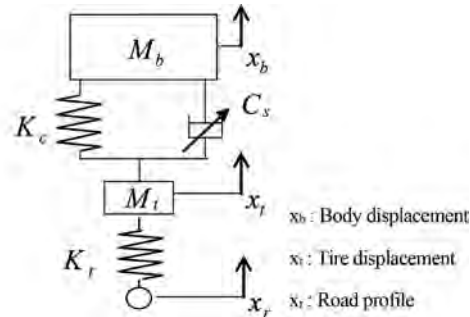


図5 単輪2自由度サスペンションモデル

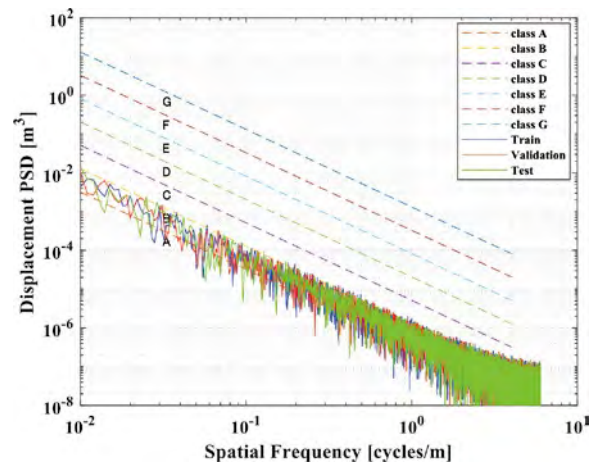
表1 単輪サスペンションモデルパラメータ

Parameter	Definition	Value
M_b	Body mass	500[kg]
K_e	Suspension stiffness	35000[N/m]
C_s	Damping coefficient	Shown in Fig. 2
M_t	Tire mass	60[kg]
K_r	Tire stiffness	290000[N/m]
T_0	Time constant(soft)	1[ms]
T_1	Time constant(Hard)	11[ms]

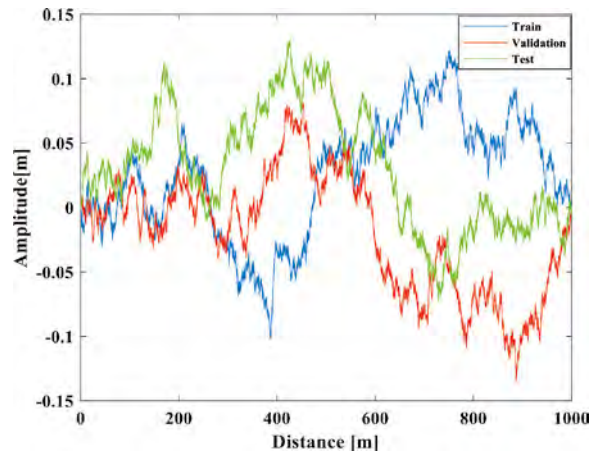
減衰力の油圧遅れはSoft時の遅れとHard時の遅れをそれぞれ T_0 , T_1 とし、一次遅れの時定数として近似した。また本章では上下方向のみのシミュレーションとなるため、LSTMへの入力にはばね上下加速度と制御電流のみとした。

4.2 学習データ

シミュレーションで用いる路面入力 x_r はISO8608⁷⁾のclass A,B,C,Dゾーンに相当する各路面を用いた。また図6に示すように、同じclassの路面であっても波形の違う三種類(訓練, 検証, テスト)の路面を作成する事により、未知の路面に対する推定精度を検証, テストできるように工夫した。



(a) PSD



(b) 路面波形
図6 路面特性

学習データを表2に、学習条件を表3に示す。Calculation timeは演算周期, Hidden sizeは隠れ状態量 $h(t)$ のノード数, 損失関数であるLossはMean Absolute Error (以下, MAE)を用い, Sequence timeはMAE計算時の時間幅を示す。

表2 学習データ

ISO class	Damping coefficient	Vehicle Speed[km/h]	Time[s]		
			Train	Validation	Test
Class A	Soft/Medium/ Hard	60	60	60	-
Class B	Soft/Medium/ Hard	60	60	60	60
Class C	Soft/Medium/ Hard	60	60	60	-
Class D	Soft/Medium/ Hard	60	60	60	-

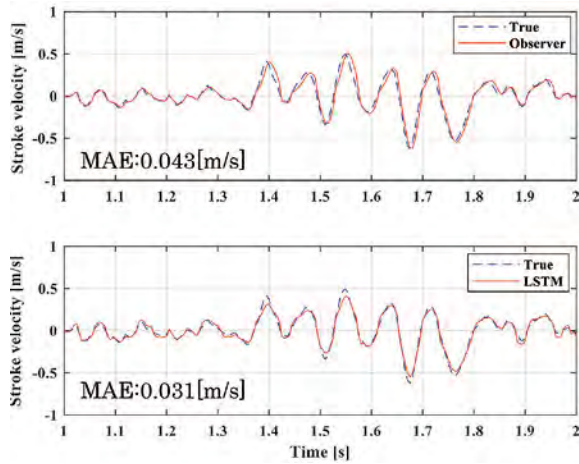
表3 学習条件

Model	Calculation time	Learning rate	Hidden size	Sequence time	Loss
LSTM	5[ms]	0.001	32	3[s]	MAE

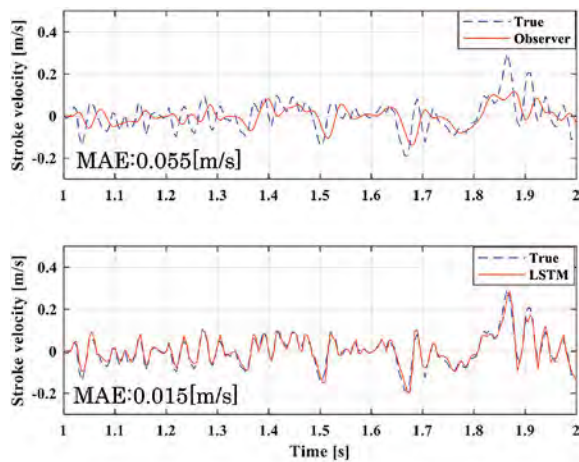
4.3 ストローク速度推定精度

テストデータのストローク速度真値に対する、推定ストローク速度のボード線図と時系列波形をそれぞれ図7, 8に示す。比較対象とするオブザーバは減衰力のヒス

テリシスを考慮した従来⁴⁾のオブザーバとした。

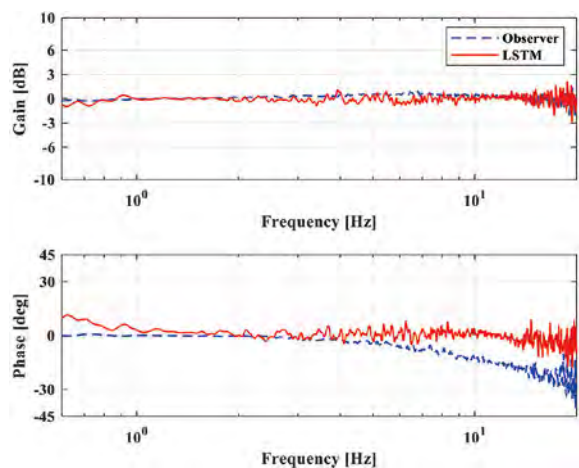


(a) Soft

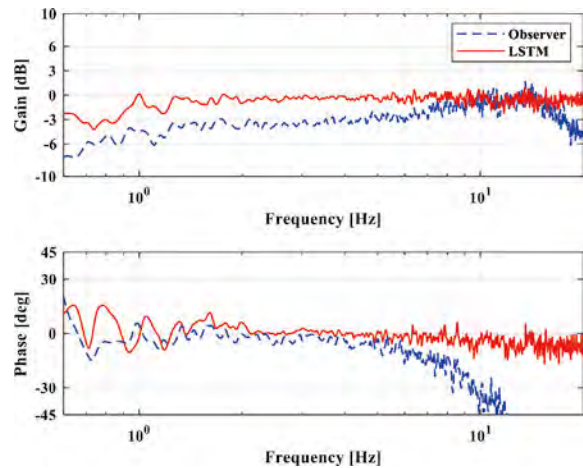


(b) Hard

図7 ストローク速度時系列波形



(a) Soft



(b) Hard

図8 ボード線図

図7,8より, シンプルな二層構造のLSTMでオブザーバ以上の推定が可能であるという事がわかった。また, 学習で全く用いていない未知の路面であるテストデータに対しても推定が可能であるという事がわかった。

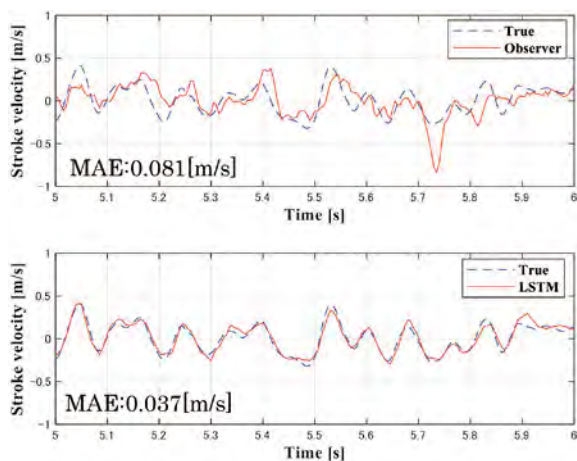
5. 実車評価

5.1 演算負荷

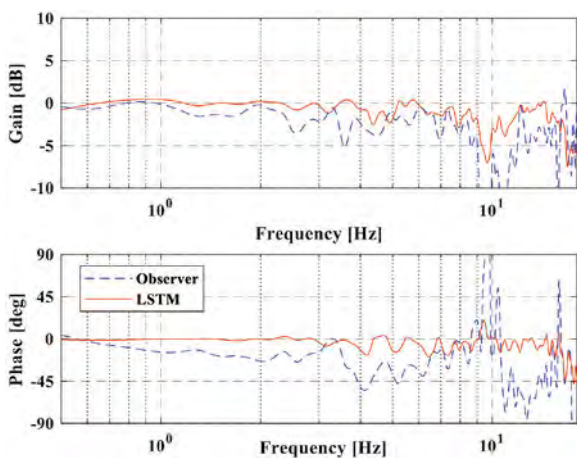
実車では車両運動に大きく影響を及ぼす, 前後横加速度, 各輪の車輪速, 制御電流, 上下加速度をLSTMへの入力とし, 出力は4輪分のストローク速度とした。また Hidden sizeはシミュレーション同様32とした。ECUはGPUを搭載していない一般的な車載制御系ECUに用いられるマイコンを用いており, クロック周波数は320[MHz]である。この条件で演算負荷の確認を行った所, 推論時のLSTM演算負荷は508[μs]であり, 制御の演算周期である5[ms]以内に収まっている事が確認出来た。したがって, GPUを搭載していない既存のECUへの組み込みが可能であるという事が確認出来た。

5.2 推定精度

学習データは様々な路面を含むテストコースを走行し, 186分の学習データを用いた。その中から学習用, 検証用, テスト用に振り分け, テストデータは時速80[km/h]で評価路面Pを走行した時のデータとした。評価路面Pは, 5[Hz]以下がISO8608⁷⁾のC~Dゾーン(普通~悪路), 5[Hz]以上がB~Cゾーン(良~普通路)に該当する路面である。制御状態における時速80[km/h]で評価路面Pを走行した時のストローク速度真値に対する, 推定ストローク速度のボード線図と時系列波形を図9に示す。



(a) ストローク速度時系列波形



(b) ボード線図
図9 ストローク速度推定精度

図9よりLSTMは、オブザーバに対してMAEが54%減少しており、また実際のばね上共振1.4[Hz]、ばね下共振13[Hz]を含む0.5-20[Hz]間全ての周波数領域において推定精度が向上している事が確認出来た。

実車では、運動方程式で考慮できていない未知の要素や特性がありオブザーバの推定精度はシミュレーション時に対して低下してしまう。しかしLSTMの場合、オブザーバでは考慮できなかった要素や特性を学習により見つける事ができ、推定精度がオブザーバに対し向上したのと考えられる。

5.3 乗り心地性能

図10に車両重心位置における上下方向加速度のPSD解析結果を示す。ストローク速度の推定精度が向上し、適切なタイミングで制御を切り替える事が出来るようになり、ばね上共振点付近の1.4[Hz]では0.7[dB]、5[Hz]付近では3[dB]振動を低減出来ている事が確認出来た。

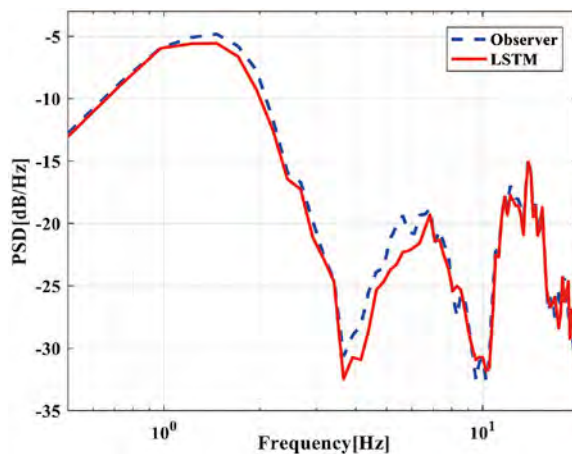


図10 乗り心地性能

6. まとめ

ばね上上下下加速度センサから、ストローク速度を推定する新しい推定手法を提案した。本稿により以下の事がわかった。

- ・翻訳機を応用した新しい推定手法により、ストローク速度の推定を可能にした
- ・シンプルな構成のLSTMモデルにより、GPUを搭載していない既存のECUでも演算が可能であることを確認した
- ・シミュレーションだけでなく、実車にて新しい推定手法の有効性を確認した

本稿で提案し得られた知見は、セミアクティブサスペンションに限らず他のシステムへの応用が十分に可能である。従来のオブザーバに代わる新たな推定手法の確立に向け、今後も検討を進める。

7. おわりに

私は入社して部署配属された後、部内のプロジェクト紹介の際に、本稿の先行開発内容を聞き、目の付け所と考え方に素人ながらにとっても興味を持ち、本プロジェクトに携わりたいと強く希望した。社会人生活と共に歩んできた戦友のような本開発品を紹介できた事を嬉しく思う。

入社した当時、人工知能や制御についてほぼ素人だった私だが、本開発品と共に歩むことで、成長することができた。特に実車評価ではなかなか思うような結果が得られず苦労したが、現場の評価ドライバーや上司・同僚と共に頭を抱えながら試行錯誤することで課題を解決していき、実際にお客様に試乗して頂いて良いフィードバックをもらうことで、技術者としての喜びを感じることができた。

本開発を通じて強く感じた事は、人工知能だけの知

識や制御だけの知識で本開発を進める事は難しく、人工知能と制御(いわゆるドメイン知識)の両方の知識を持つ必要があるという事である。これは今後、人工知能×何かを開発していくと必ずぶつかる壁であると思い、まだまだ不勉強なため、引き続き制御や人工知能については勿論、他の専門分野も学んでいきたいと感じた。また、本稿で提案された手法は私が立ち上げたプロジェクトではないため、この経験を次に活かし、自らで世の中の課題を見つけて新規開発を行い、本稿で学んだ技術開発の考え方を引き継いでいきたいと思う。

参考文献

- 1) D.C.Karnopp:Active Damping in Road Vehicle Suspension System, Vehicle System Dynamics, Vol.12, p.291-311 (1983)
- 2) M. Nyenhuis, et al: The adjustable shock absorber system fitted in the BMW X5, ATZ
- 3) 中井 英雄 他:実用性を考慮したセミアクティブサスペンションの状態量推定 日本機械学会(C編) 63巻 615号 p.202-208 (1997)
- 4) 山本 彰人 他: セミアクティブサスペンションにおける実用的な状態推定の検討, 自動車技術会論文集, Vol. 48, No. 3, p.687-692 (2017)
- 5) Y. Wu, et al: "Google's neural machine translation system: Bridging the gap between human and machine translation," arXiv:1609.08144 (2016)
- 6) S. Hochreiter, et al: Long short-term memory, Neural Computation 9, p.1735-1780 (1997)
- 7) ISO8608:Mechanical vibration – Road surface profiles – Reporting of measured data (1995)

筆 者



脇田 陸

走行安全第2制御技術部
制御サスペンションロジック開発に従事



山本 彰人

走行安全第2制御技術部
制御サスペンションロジック開発に従事



城 響一

走行安全第2制御技術部
制御サスペンションロジック開発に従事