



技術論文

ソフトコンピューティングによる スマートサスペンション制御システムの開発と乗用車への適用

**An application of a smart control suspension system
for a passenger car based on soft computing**

萩原 孝英 Takahide Hagiwara Sergey A. Panfilov Sergei V. Ulyanov
高橋 一樹 Kazuki Takahashi Olga Diamante

●研究開発センター フロンティアプロジェクト室 / Yamaha Motor Europe N.V.
/ STMicroelectronics Srl

Abstract

A mathematical model-based design methodology for a robust intelligent semi-active suspension control system for passenger cars based on stochastic simulation and soft computing was developed. A globally optimized teaching signal for damper control was generated by a genetic algorithm, the fitness function of which is set to satisfy conflicting requirements such as riding comfort and stability of the car body.

Proper selection of the input signals for the fuzzy controller achieved accurate and robust control, making it possible to reduce the number of sensors.

The knowledge base is optimized for various kinds of stochastic road signals on a computer without carrying out actual field tests.

要旨

数学モデルを使った設計手法により、自動車用ファジー制御セミアクティブサスペンションシステムを開発した。制御に使う知識ベースの基となる教師信号は、評価関数に従い乗り心地や走行安定性など両立の難しい要求をも満足する様、遺伝的アルゴリズムにより広域的に最適化されている。

コンピュータシミュレーションにより様々な路面に適応できる様作り上げられた知識ベースは、車体の上下加速度信号から制御に必要な各種情報を引き出し、精度とロバスト性に優れた制御を実現している。

1 はじめに

車両のダンパー減衰力のみを制御する、いわゆるセミアクティブサスペンションシステムについては、これまでも様々な方法が提案されてきた。古典制御理論に基づきサスペンションの伝達関数を制御する方法は、必要とするセンサー数は少なく済むが車両の姿勢制御は出来ない。また現代制御理論に基づく方法では車両の姿勢を制御する事も可能であるが、十分な情報を得る為にたくさんのセンサーを必要とし、システムのコストを押し上げている。

一方、遺伝的アルゴリズムに基づくファジー制御の設計手法は、Karr によって始められたが、これはメンバーシップ関数のみを最適化するものであった¹⁾。また橋山等は遺伝的アルゴリズムを制御則の探索にまで広げたが^{2,3)}、基になっているのは Karnopp の提唱するスカイフック制御であり⁴⁾、これに制御則を追加する物であった。

筆者等は既に、基となる制御則を事前に決めなくても、評価関数を決めるだけで最適な制御則を自動的に作り出す方法を提案した⁵⁾。この方法によれば多くの情報を数少ないセンサー信号から引き出して、制御性能の高い知識ベースを作り上げ、その結果乗り心地と走行安定性の両立を可能とする事が出来る。本報告ではこのシステムを乗用車のダンパー制御に適用した事例について述べる。

制御システムは2つの方法について比較した。一方は7つのセンサーを使って車体及びサスペンションの動きを直接測定し制御する方法、他方はセンサーを1つだけ使い、不足する6つ分の情報を知識ベースで補った方法である。前者をシステム7、後者をシステム1と呼ぶことにする。

制御性能の評価はシミュレーションと実車の走行テストで行った。

2 教師信号の生成

2.1 車両の数学モデルと運動方程式

これから行う全てのシミュレーションの基となる運動方程式作成にあたり、非線形な挙動も表現可能とするためサスペンションのモデルは単純なバネ・マス系とはせず、図1のようなモデルを用いた。各車輪位置毎のサスペンション周りに4つ、ばね上の車体に3つ、合計19の局所座標を使い、ラグランジェの運動方程式を求めた。計算はこれを Simulink モデルに書き換えて行った。以下は計算によって求められる変数と運動方程式の一部である。

- \ddot{z}_0 : ヒープ加速度
 - $\ddot{\beta}$: ピッチ角加速度
 - $\ddot{\alpha}$: ロール角加速度
 - $\ddot{\theta}_n$: 車体に対するロアアームの角加速度
 - $\ddot{\eta}_n$: 車体に対するダンパー軸の角加速度
 - \ddot{z}_{6n} : ダンパストローク加速度
 - \ddot{z}_{12n} : タイヤ撓み加速度
 - $\lambda_{1n} \sim \lambda_{3n}$: ラグランジェの乗数
- ここで添字 n は 4 箇所の車輪位置を示す。

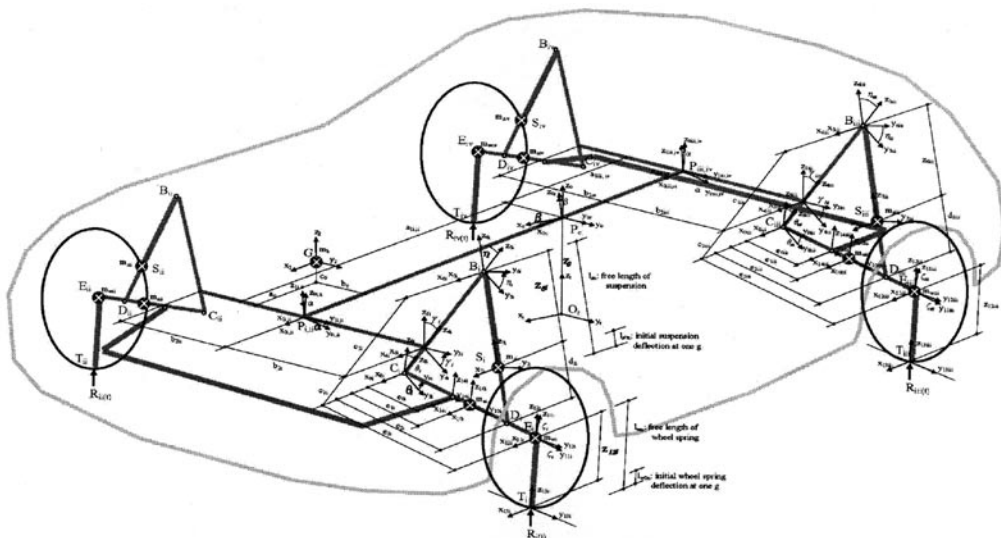


図1 車両モデル

$$\begin{aligned}
 & m_b(\cos \beta ((b_0 \cos \alpha - c_0 \sin \alpha) \ddot{\alpha} - (b_0 \sin \alpha + c_0 \cos \alpha) (\dot{\alpha}^2 - \dot{\beta}^2) - (\alpha_0 + \alpha_1) \ddot{\beta}) + \sin \beta ((\alpha_0 + \alpha_1) \dot{\beta}^2 - (b_0 \sin \alpha + c_0 \cos \alpha) \ddot{\beta})) \\
 & + m_{sn}(\cos(\alpha + \gamma_n + \eta_n)(\ddot{z}_{6n} - (\dot{\alpha} + \dot{\eta}_n)^2) - \sin(\alpha + \gamma_n + \eta_n)(2(\dot{\alpha} + \dot{\eta}_n)\dot{z}_{6n} + (\ddot{\alpha} + \ddot{\eta}_n)z_{6n})) \\
 & + m_{aw1n}((\ddot{\alpha} + \ddot{\theta}_n)\cos(\alpha + \gamma_n + \theta_n) - (\dot{\alpha} + \dot{\theta}_n)^2\sin(\alpha + \gamma_n + \theta_n)) \\
 & - m_{sawcn}(\ddot{\alpha}\sin(\alpha + \gamma_n) + \dot{\alpha}^2\cos(\alpha + \gamma_n)) + m_{sawbn}(\ddot{\alpha}\cos\alpha - \dot{\alpha}^2\sin\alpha) - \dot{\beta}m_{sawbn}\cos\beta \\
 & - 2\dot{\beta}(\dot{z}_{6n}m_{sn}\cos(\alpha + \gamma_n + \eta_n) - (\dot{\alpha} + \dot{\eta}_n)z_{6n}m_{sn}\sin(\alpha + \gamma_n + \eta_n) + (\dot{\alpha} + \dot{\theta}_n)m_{aw1n}\cos(\alpha + \gamma_n + \theta_n)) \\
 & - \dot{\alpha}m_{sawcn}\sin(\alpha + \gamma_n) + \dot{\alpha}m_{sawbn}\cos\alpha - \dot{\beta}m_{sawbn}/2\sin\beta \\
 & - (\dot{\beta}\sin\beta + \dot{\beta}^2\cos\beta)(m_{aw1n}\sin(\alpha + \gamma_n + \theta_n) + \dot{z}_{6n}m_{sn}\cos(\alpha + \gamma_n + \eta_n) + m_{sawcn}\cos(\alpha + \gamma_n) + m_{sawbn}\sin\alpha) \\
 \dot{z}_0 = & \lambda_{3n}g - \frac{\dots}{m_b + m_{sn} + m_{an} + m_{wn}}
 \end{aligned}$$

... 以下省略。ここで m_{xxx} は各質点の質量又は複数の質点の合計質量を表す。

また計算に用いたテスト車の主要パラメータを表 1 に、可変ダンパーの特性を図 2 に示す。ダンパーの減衰力は Soft から Hard までステップモータで 9 段階に制御される。各ステップ間の移動には 7.5ms かかる。

2.2 路面信号

シミュレーションに用いるため、実測した路面形状から、50km/h の走行速度に相当する車輪への速度入力信号を求める (図 3)。この路面を“教師信号路”と呼ぶ事にする。

後輪への信号はホイールベース分として前輪への信号を 200ms 遅らせたものを用いる。

2.3 評価関数の設定

車体の挙動はしばしば加速度と加加速度の視点から論じられる。しかし、車両の走行安定性と乗り心地の両方を考える場合にはこれら時間領域の視点からだけでは十分とは言えない。乗員が感じる走行安定性は主に 1Hz 近辺の低い周波数に支配され、ユサユサ感やゴツゴツ感などの乗り心地は 4 ~ 5Hz 以上の高い周波数で決まる。またヒープ・ピッチ・ロールの 3 軸についても個別に見る必要がある。

そこで以下の様に、走行安定性評価のため低周波のピッチ加速度成分と、乗り心地評価のため高周波のヒープ加速度成分とを取り出した評価関数 FF を設定した。

$$FF = |A_p(1)| + |A_h(5)| + |A_h(9)| + |A_h(12)| + |A_h(13)|$$

ここで $A_p(1)$ は 1Hz のピッチ加速度振幅、 $A_h(5)$ は 5Hz のヒープ加速度振幅、以下同様に各周波数の加速度振幅を示す。これらの周波数は、実走行におけるテスト車両の振動振幅の大きなものから選定した。

表 1 テスト車の主要パラメータ

パラメータ	前	後	単位
Mb: 車体質量	1594		kg
Ms: サスペンション質量	3.9	5.6	kg
Ma: ロアアーム質量	4.4	6.6	kg
Mw: 車輪質量	28.3	37	kg
Ks: サスペンションバネ定数	50000	45000	N/m
Kw: タイヤバネ定数	191300	131300	N/m
Cw: タイヤ減衰係数	100	100	Ns/m
Kz: トーションバーバネ定数	26300	14300	N/m
Ibx: 車体ロール慣性モーメント	431		kgm ²
Iby: 車体ピッチ慣性モーメント	1552		kgm ²
a _i : 車軸距離	2.78		m

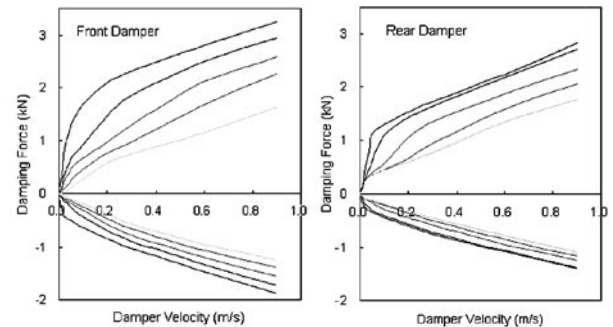


図 2 可変ダンパー特性

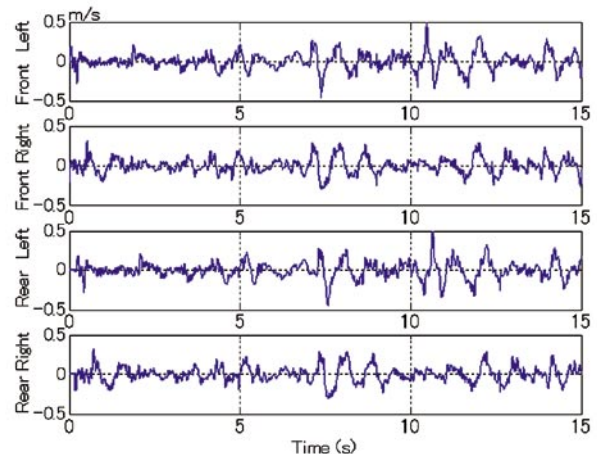


図 3 教師信号路の路面速度信号

2.4 遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm) による教師信号の生成

運動方程式を基に図 5 に示す車両とサスペンションの Simulink モデルを作成し、図 6 に示す方法で教師信号を作成する。

路面信号が与えられ、4つのダンパーの減衰係数が設定されると、Simulink モデルは車体とサスペンションの動きを計算する。遺伝的アルゴリズムは 7.5ms 毎に、評価関数を最小化する為に最適なダンパー減衰係数を探し出す。遺伝的アルゴリズムによるこの探索は 1GHz のパソコンを使って約 2 日かかる。この作業によって得られた一連の減衰係数列を教師信号として用いる (図 7)。

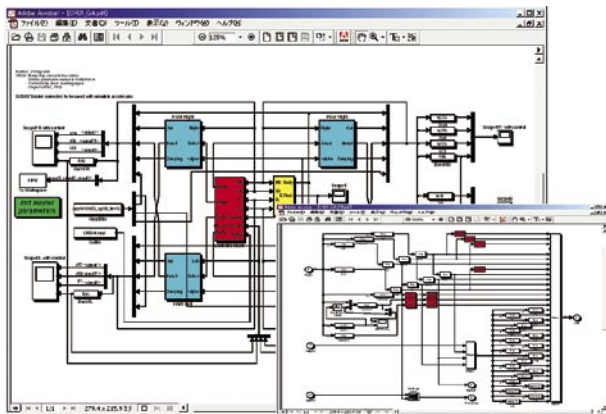


図 5 車両とサスペンションの Simulink モデル

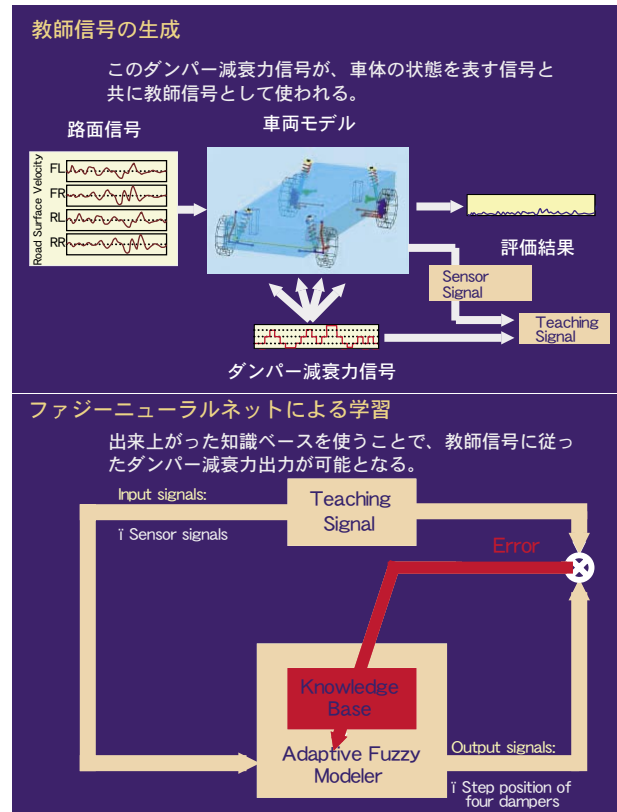


図 4 教師信号の生成と学習

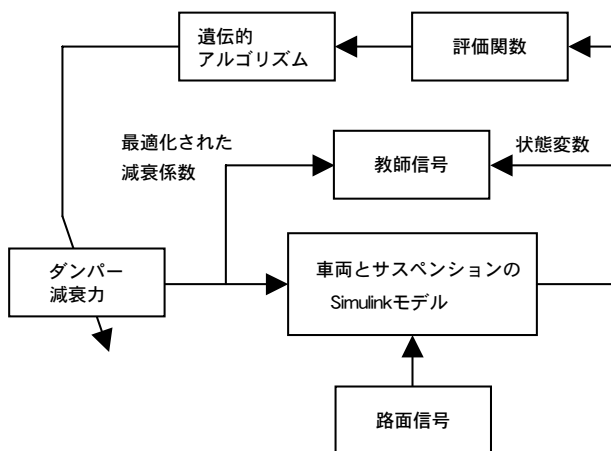


図 6 教師信号の生成

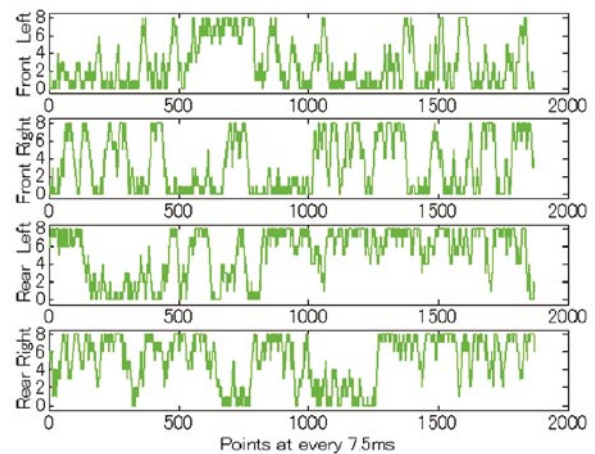


図 7 教師信号

3 ファジーニューラルネット (FNN) による学習

3.1 FNNの構成

教師信号から知識ベースを作り上げる為の学習には、STMicroelectronics⁶⁾が提供するAFM (Adaptive Fuzzy Modeller) を用いた。

このプログラムはファジー推論器の出力と教師信号の差(エラー)が小さくなるように、ニューラルネットワークを用いてファジールール及びメンバーシップ関数の作成と最適化を行う。ファジーモデルは0次菅野タイプである。

3.2 システム7の学習

車体の3軸方向の動きを独立した4つのダンパーを用いて制御する為には、それぞれの状態を知るために7つの信号が必要である。ここではヒープ加速度、ピッチ角加速度、ロール角加速度の3つの信号と、4つのダンパー速度信号をファジー推論の入力として使った(図8,9)。

知識ベースは2.4節で生成した教師信号を使って作成する。図10は出来上がった知識ベースによる推論結果を教師信号と比較した物である。

3.3 システム1の学習

ヒープ・ピッチ・ロールの車両の3つの動きは連成しており、互いに深く結びついている。上下方向の併進運動はやがてピッチやロール等回転運動に変化していくし、またその逆も起きる。従ってどれか一つの状態を計測すれば他の2つの状態を推測する事が可能である。

またそれらの信号はダンパーの動きについても何らかの情報を持っていると考えられる。

ここではヒープ加速度信号をいくつかのフィルターを通過させる事で、制御に必要な情報を引き出す試みを行った(図11,12,13)。

ヒープ加速度信号はノイズ削除の為ローパスフ

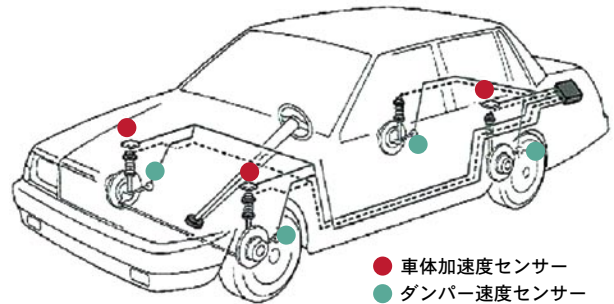


図8 システム7のセンサーレイアウト

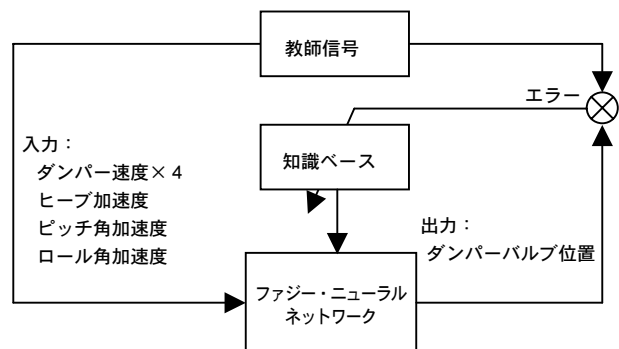


図9 システム7の学習方法

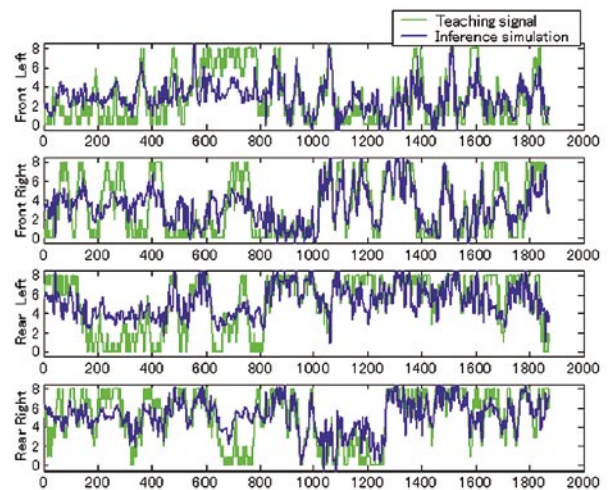


図10 システム7の学習結果

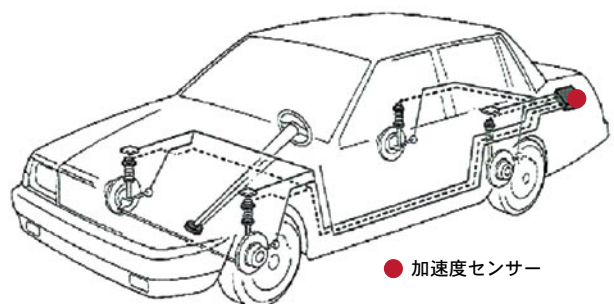


図11 システム1のセンサーレイアウト

ルターを通過し、入力信号1としてFNNへ加えられる。この信号は分岐した後積分器によって速度信号に変換され入力信号2となる。そして車体の固有振動数周りの情報がバンドパスフィルターによって取り出され、入力信号3となる。車輪振動を含む不快感に係わる5Hz以上の成分と、路面の状態を表す為にFFT（高速フーリエ変換）で引き出された1Hzの信号成分は、それぞれ入力信号4、5となる。

学習にはシステム7に使った物と同じ教師信号を用いる。図14は得られた知識ベースによる推論結果と教師信号の比較である。

システム7とシステム1について、AFMにより作成されたファジーモデルの各パラメータと学習の結果を表2に示す。

4 知識ベースの評価

4.1 Simulinkモデルによるシミュレーション

シミュレーションは、教師信号生成に用いたモデルと同じ物を使って行う（図6）。ただここではダンパー減衰力はGAからの値でなく、ファジー制御器からの出力を用いる（図15）。

システム7とシステム1両方のシミュレーション結果を図16に示す。比較の為、制御を行わず減衰係数を固定した場合についても併記する。

それぞれの図はヒープ・ピッチ・ロールの3つのグループからなり、左右に低周波成分と高周波成分

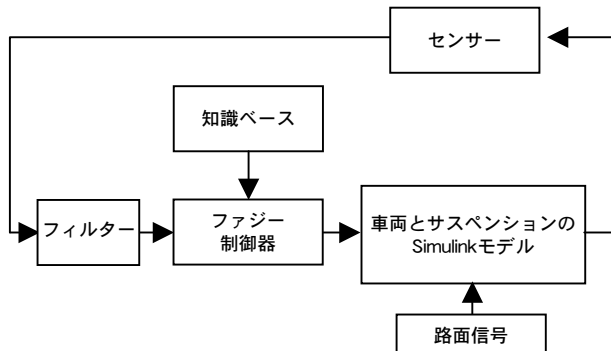


図15 ファジー制御シミュレーション

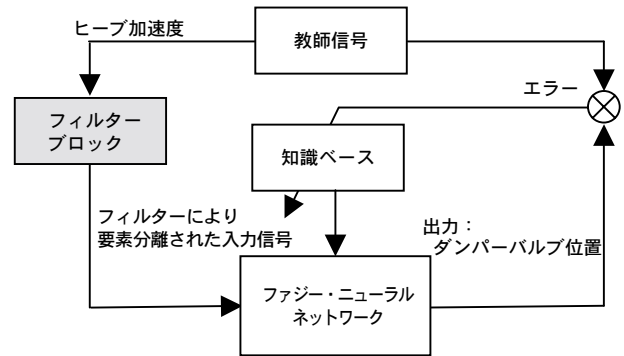


図12 システム1の学習方法

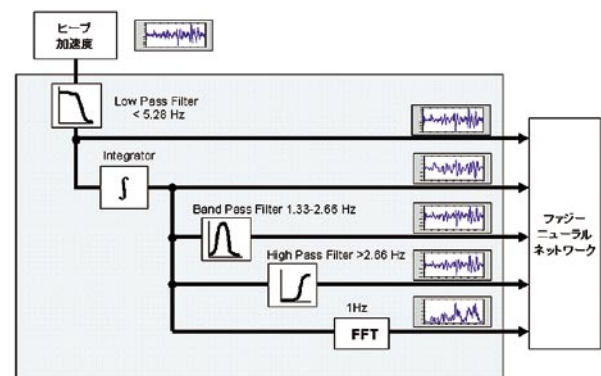


図13 フィルターブロック構成

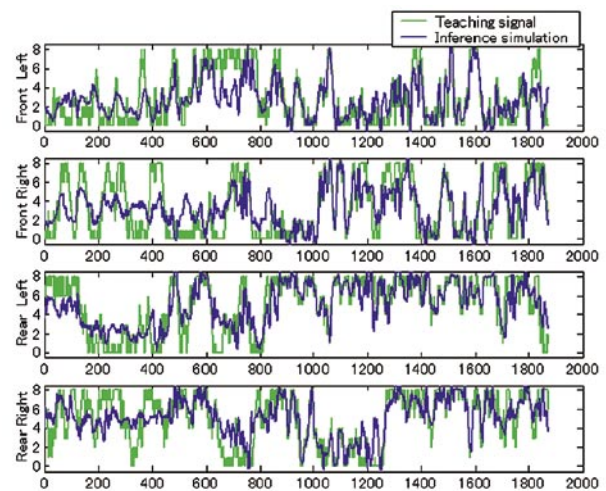


図14 システム1の学習結果

表2 ファジーモデルパラメータと学習結果

ファジーモデル		システム7	システム1
モデリング パラメータ	前件部(入力)	7	5
	後件部(出力)	4	4
	ファジーセット数	4	5
	推論方法	積算	積算
	前件部形状	ガウス	ガウス
学習結果	ルール数	333	248
	エラー	6.526	5.457

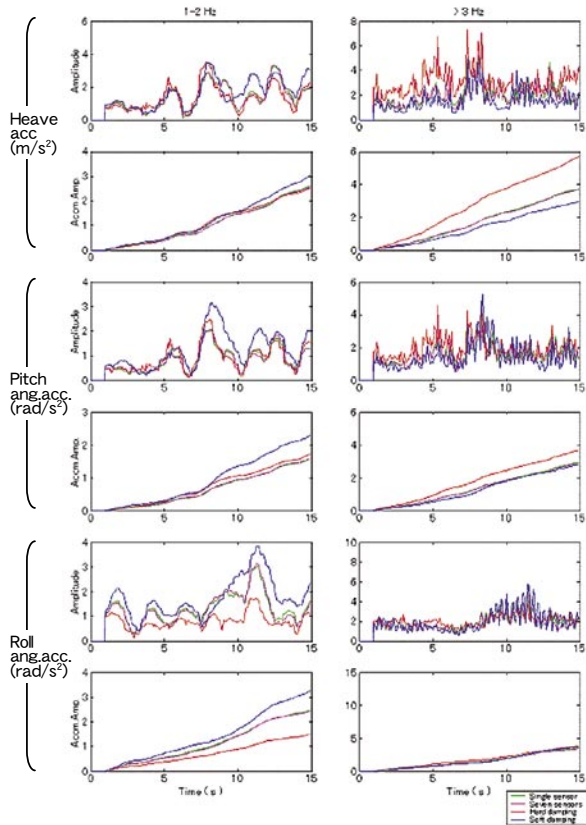


図 16 教師信号路によるシミュレーション

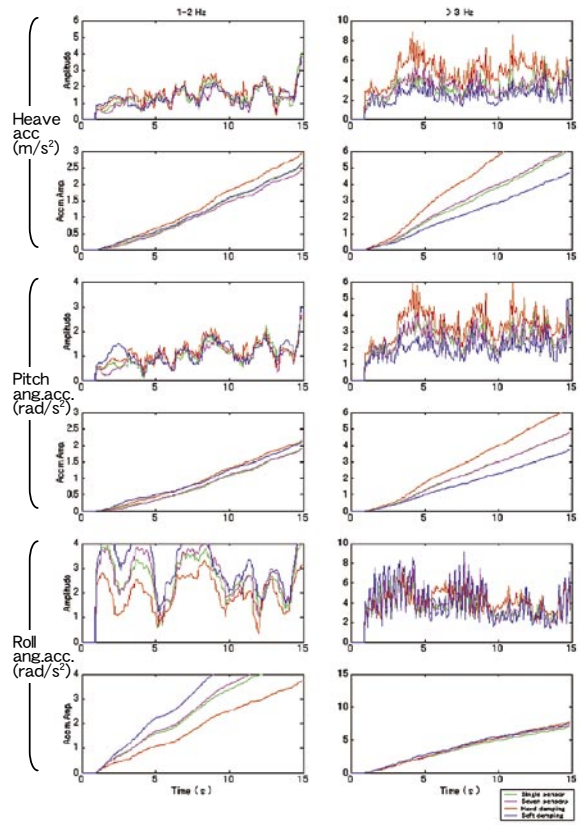


図 17 ランダム信号路によるシミュレーション

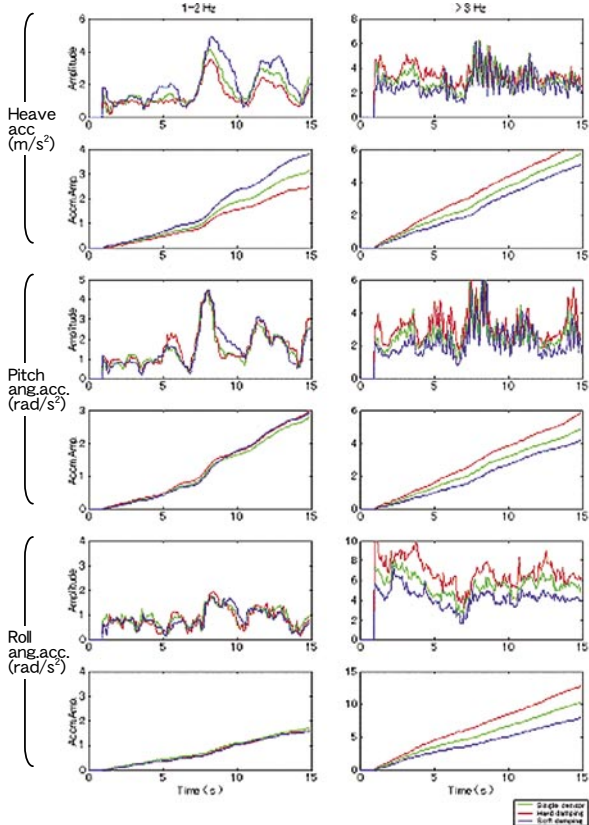


図 18 教師信号路による実走テスト

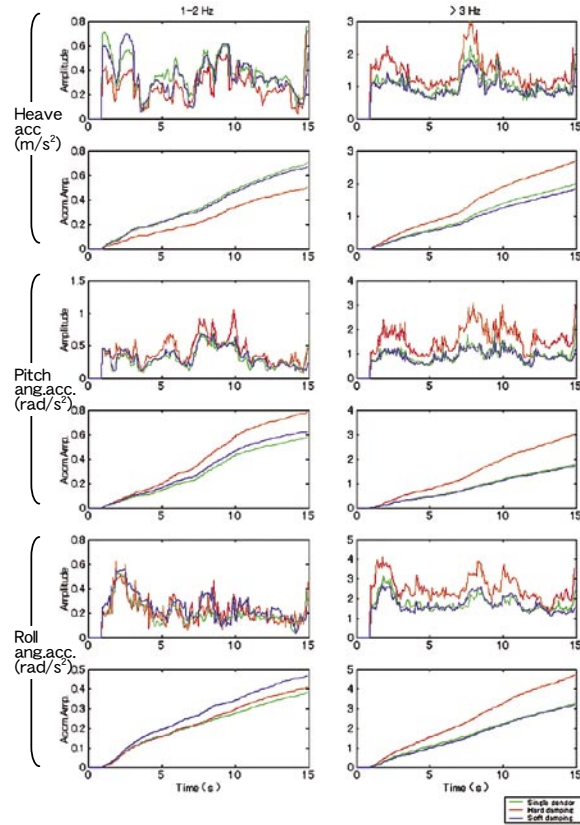


図 19 別路面による実走テスト

分に分けて表示してある。各グループの上段は加速度振幅の時間変化を示し、下段はその値を時間で積算した物で、各仕様の比較をしやすくしている。

ロバスト性を見るため、別の路面信号でもシミュレーションを行った（図 17）。ここで用いた路面信号は実測した物ではなく、教師信号と異なった周波数特性を持つランダム信号から作ったものである。

4.2 実走行による評価

実走行テストは装置の都合上システム1と固定減衰係数により行った。図 18 は教師信号路で行ったテスト結果である。

走行テスト環境は路面形状が道路補修の為若干変わってしまったこと以外シミュレーションとほとんど同じであったが、車載の加速度センサー信号にはシミュレーションと比べ高い周波数成分が多く含まれている。

ロバスト性を見るために行った教師信号路とは別の路面での走行テスト結果を図 19 に示す。

5 考察

表2の学習結果を見るとシステム1の方がシステム7よりルール数が少ないにも係わらず、小さなエラーとなっている。図 13、14 に示すファジー推論のシミュレーション結果にもその様子が現れているが、これは適切に選んだ入力信号群により、前者の方がより優れた知識ベースを構築する事が出来た為と思われる。

すなわちシステム1では入力信号処理に用いたフィルター群が、車両の上下加速度信号から様々な要素を分離し、制御に必要な情報を上手く引き出していると思われる。そのため重量など車両特性が変わった場合はこのフィルター特性も変える必要があり、実車への適用に当たってはこの点の対応も必要であるが、この点の確認はこれから行う。

シミュレーションで見る制御性能は、教師信号路の路面信号を使う限りシステム1とシステム7との間に大きな差は無い（図 16）。両者とも評価関数として意図された通りピッチの低い周波数成分は低く抑えているが、ヒープの高い周波数成分については満足な結果が得られていない。しかしシステム1は教師信号路とは別の路面において僅かながら制御性能に勝り、高いロバスト性を示している（図 17）。

システム1は実走行においてもシミュレーションと同様の傾向を示し（図 18）、教師信号路以外の路面においても良好に制御している（図 19）。これは知識ベースが路面自体の情報を学習したのではなく、車両挙動の特徴を学習した結果、路面からの入力により誘起された特徴的な車両の動きを、上手く制御しているからではないかと考える。

6 おわりに

数学モデルを使った設計手法により、ソフトコンピューティングに基づく自動車用ファジー制御セミアクティブサスペンションシステムを開発し、次の結論が得られた。

- (1) 乗り心地や走行安定性など相反する項目からなる評価関数を持ち、ダンパー制御のために広域的に最適化された教師信号を遺伝的アルゴリズムにより生成する事が出来た。
- (2) 適切なフィルターによる適切な入力信号群を設定する事で、優れた制御性能とロバスト性を持つファジー制御器を実現する事が出来た。
- (3) 実走行をせずにコンピュータ上で様々な路面に適合する知識ベースを構築する事が出来た。

■参考文献

- 1) C.L.Karr: Design of an Adaptive Fuzzy Logic Controller Using a Genetic Algorithm, Proc. of the 4th. Int'l Conf. on Genetic Algorithms, pp. 450/457, 1992
- 2) Hashiyama T., Furuhashi T., Uchikawa Y.: Fuzzy Controllers for Semi-Active Suspension System Generated through Genetic Algorithms, Proc. of IEEE Int'l Conf. Syst Man Cybern, Vol.95, No. Vol. 5, pp. 4361/4366, 1995
- 3) Hashiyama T., Furuhashi T., and Uchikawa Y.: On Finding Fuzzy Rules and Selecting Input Variables for Semi-Active Suspension Control Using Genetic Algorithm, Proc. of 11th Fuzzy System Symposium, pp. 225/228, 1995
- 4) D.Karnopp, et al.: Vibration Control Using Semi-Active Force Generators, ASME J. of Engineering for Industry, Vol.96, No.2, pp. 619/626, 1974
- 5) Hagiwara T., Panfilov S.A., Ulyanov S.V. and Kurawaki I.: Intelligent robust control suspension system based on soft computing, Proc. of the 4th. Int'l Conf. on Application of Fuzzy Systems and Soft Computing, pp. 180/189, 2000
- 6) <http://eu.st.com/stonline/index.shtml>

■著者



萩原 孝英



Sergey A. Panfilov



Sergei V. Ulyanov



高橋 一樹



Olga Diamante