

論文・解説

41

走行場を学習し判断する創発型制御システムの研究

Study on Emergent Control System to Learn and Judge the Driving State

古郡 了*1 Satoru Furugori	山崎 卓*2 Taku Yamazaki	黒田 康秀*3 Yasuhide Kuroda	農沢 隆秀*4 Takahide Nouzawa
末富 隆雅*5 Takamasa Suetomi	氏家 良樹*6 Yoshiki Ujiie	中澤 和夫*7 Kazuo Nakazawa	松岡 由幸*8 Yoshiyuki Matsuoka

要約

自動車自体に高度な知能を持たせることにより、走行場の状態を判断し、適切な制御や情報表示を行う未来の乗り物の機能を検討している。本稿で提案する創発型制御システムは、未知の場であっても、その状態を判断し獲得する機能を持ち、様々な走行場に対応した新しい制御を創発していくシステムである。ドライバの意思に沿った制御をしていく新しいロジックにより、従来に比べリアルタイムの走行場推定が可能で走行状態の時間軸変化に細やかに対応できるので、より一層の安全性能・エネルギー効率の向上が期待できる。今回、ハイブリッド自動車の低燃費化とバッテリー寿命の長寿命化に適用し、効果を確認した。

Summary

We have been studying the future mobility in which the vehicle itself, with a high-level of intelligence given, judges the driving state and exercises appropriate control and information display. The emergent control system proposed here is a system to learn and judge the driving state even in an unknown location and create a new control algorithm that can meet various driving states. New logic which enables vehicle control along the driver's intention, allows the real-time estimation of the driving state. Accordingly the system makes it possible to correspond to the change of time axis finely and will be expected further improvement of safety performance and energy efficiency. This time we applied it to the engine control of a hybrid vehicle with a view to improving the fuel economy and the battery life and confirmed a greater effect than the ordinary control system does.

1. はじめに

走行場を学習し、運転者の潜在的な要求をリアルタイムに判断する技術を開発することにより、①運転者の要求に対応した適切な情報を提示する、②適切なタイミングで警報を与え注意を喚起する、③制御を介入させ事故防止や環境負荷低減を図る、ことが可能となる。また、本技術は、安全・環境面での実利的な付加価値を向上させるだけでなく、運転者と車が意思疎通を図れ、愛着が増加するといった精神的な付加価値を向上させることが期待できる。しか

し、覚醒低下や焦り運転など正常でない運転心理状態のために運転者の潜在的な要求が適切でない場合は、自動車自体が何らかの判断基準を持ち、自動車・運転者系全体の総合的な評価が高くなるように制御介入する必要がある。そのためには、あたかも、助手席に着座している乗員が運転者の運転に異常がないかを見守っているような機能を持つ高度な知能システムを自動車に搭載する必要がある。高度な知能システムがリアルタイムに機能するようになれば、より一層の安全性能、エネルギー効率の向上が期待できる。

近年、周辺環境や運転者の状態を計測する多数のセンサ

*1~4 技術研究所
Technical Research Center

*6~8 慶應義塾大学
Keio Univ.

*5 電気駆動システム開発室
Electric Drive System Development Office

が市販車にも搭載され始めた。運転者の脇見を検出するシステム、居眠り運転や疲労を検知するシステム、ステレオカメラで前方障害物を検出し衝突しないように急ブレーキをかけるシステムなどが市販され、着実に自動車の知能化は進化してきた。しかし、これらのシステムは、限定された周辺環境条件において作動するシステムであり、通常のあらゆる運転場面をシームレスに見守るシステムにはなっていない。

運転場面を限定しない通常の運転行動への支援を対象とした研究も行われている⁽¹⁾が、まだ実証データが乏しく、基礎研究の蓄積が期待される。また、人間と機械が協調した未来システムの実現のためには、人間の可塑性（経験が蓄積され同じ状態に戻らない性質）や非定期的な時間軸変動を考慮した新しいデザイン方法論の適用が必要である⁽²⁾といわれている。そこで、基礎研究データの蓄積と方法論検討を目的とし、未知の走行場を走行した場合でも学習し判断することによりリアルタイムに走行場を推定し、推定した走行場に対応した制御を進化学習させる創発型制御システムを考案した。また、試作した車載可能な創発型制御システムを、ハイブリッド車両の低燃費化とバッテリー寿命の長寿命化に適用し、効果の検証を行った。

2. 走行場推定技術の検討

2.1 走行場推定の考え方

従来の自動車において、周辺車両との関係、車両挙動、運転者状態は独立に計測され、個別の支援システムが搭載されてきた。従って、それらの相互作用がある場合の支援ができず、あらゆる走行場面への適用拡大が難しかった。

そこで今回、走行場は、①周辺環境（道路形状、勾配、交通標識・信号、他車両、歩行者など）、②車両挙動（自車両速度、加速度、ステアリング操舵量、ペダル操作量など）、③運転者状態（覚醒状態、疲労状態、脇見、リスク感など）、といった3種類の要因から推定されるものとする。従って、推定される走行場は、例えば高速道路・交差点といった地理的条件のみで決定されるものではなく、同一運転者が同じ道路を走行したとしても走行ごとに異なる。人間は機械システムのように同じ条件で入力を与えたときに、同じ出力が返ってくるのではなく、過去の経験の積み重ねが運転行動に影響を与え、同じ道路環境で走行しても、同じ運転行動をとることはない。そういった人間の可塑性な性質を考慮して走行場推定システムの基本フレームを考えることにした。つまり、すべての走行場が既知であり整理分類されたデータテーブルとして準備できるものではなく、走行するごとに、未知の走行場であるか、既知の走行場であるか判定し、未知の走行場ならば新たな走行場であると学習し記憶していくものとした。

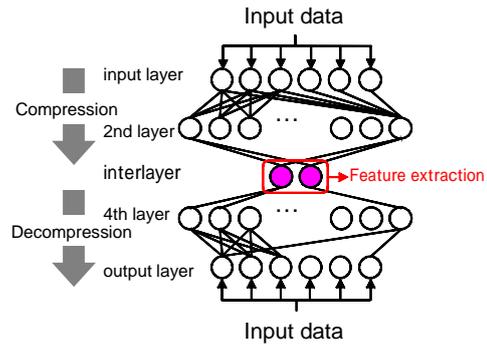


Fig.1 Identity Mapping Model

2.2 走行場推定アルゴリズム

周辺環境、車両挙動、運転者状態を入力として走行場の基本因子を抽出するアルゴリズムを考える。入力は、必ずしも線形データではないので、非線形データの次元圧縮手法として、ニューラルネットワークの一種である恒等写像モデル⁽³⁾を用いる。恒等写像モデルの構成をFig.1に示す。恒等写像モデルでは、入力層のデータを中間層で圧縮し、出力層で復元する。入力層と出力層の値が等しくなるように学習を行うことにより、中間層には入力層に含まれる必要な情報がコンパクトに表現される。第2層および中間層のニューラルネット数は、出力層で復元したときの入力層との誤差に基づき決定される。中間層のパラメータ値から走行場を判定する。走行場を判別するためのパラメータ値の閾値は固定値ではなく、走行場データの蓄積に伴い変化する変数とする。

3. 創発型制御システムの検討

3.1 創発型制御の考え方

(1) 創発型制御の必要性

創発とは、部分の性質の単純な総和にとどまらない性質が、全体として現れることである。また、ここでいう制御は、エンジンやモータ等を制御することだけでなく、運転者への情報提示の種類やタイミングを決定することを含む。自動車が、周辺環境、車両挙動および運転者状態に基づき、最適な制御を決定しても、人間が生来保有する可塑性のために、運転者は決定された制御に対して一定の操作を繰り返すことはない。自動車は、変化した運転者に対し更に学習し、制御を変化させていくが、運転者は変化した制御も経験として取り込んで、新たな適応を求める。このように、自動車が運転者に適応すると同時に、運転者も自動車に適応する双方向性の適応系においては、系全体として現れる性質を制御する必要があると考えられる。運転者が適応を繰り返す理由として、

- ①多様な走行場への運転経験や知識の蓄積により効率的な運転行動へ変化したが
- ②運転中の制御目標が事故防止などの生命を維持する目標から、楽しく運転するなどの自己実現の目標まで多

階層であり、価値観や状況に応じて目標が変動する

- ③単調な作業の繰り返しによる飽きや覚醒低下を防止するために、適応目標を自ら変動させている

などが考えられ、「場や価値観の多様性とそれらの時間軸変動」へ対応可能な創発型制御のシステム検討が必要である。創発型制御を搭載した自動車は市販化されておらず、挑戦的な取り組みとなる。

(2) タイム軸・デザインの必要性

運転者の運転中の潜在的な要求には、時間スケールの異なる要求が混在している。例えば、周辺車両と衝突しそうな緊急事態には、事故回避のために秒スケールの要求が発生する。また、通常運転時には、渋滞回避やエコ運転支援など分・時間スケールの要求が発生する。更に、長期間愛着を持って運転してきた自家用車を故障しないように労わって乗りたいときには、月・年スケールの要求が発生する。次にどのような制御をするか決定する際には、タイムスケールの異なるそれぞれの要求の強さが比較評価され、総合的な満足度が高くなるように制御が決定されるべきである。そこで、創発型制御システムは、秒・分レベルのショートタイムスケールの要求、時間・日レベルのミディアムタイムスケールの要求、および月・年レベルのロングタイムスケールの要求の相互影響を考慮したタイム軸・デザイン⁽⁴⁾の考え方を取り入れたアルゴリズムを開発することにした。

3.2 創発型制御システム

(1) 基本構成

開発した創発型制御システムの基本構成を Fig.2 に示す。周辺車両、車両挙動、運転者状態を入力として、走行場を推定する。推定した走行場が既知の場合は、メモリに記憶してある制御アルゴリズムから、走行場に対応したアルゴリズムを選択実行することにより制御量に変換し、情報表示または制御を行う。走行場が未知の場合は制御アルゴリズムを創発し、創発したアルゴリズムを実行することにより制御量に変換し、情報表示または制御を行う。

(2) 全体アルゴリズム

創発型制御システムの基本アルゴリズムを Fig.3 に示す。ショートタイムスケールでは、メモリに蓄積された学習済みの走行場と比較することにより、走行場が既知であるか未知であるかの判断を行う。既知の場合は対応する制御アルゴリズムを選択し、未知の場合は近似する走行場に対応する制御アルゴリズムを選択し、制御量に変換を行う。ショートタイムスケールの処理では、入力データに対して、既知か未知かのタグ付けと、選択する制御アルゴリズムの紐付けがされるだけなので、リアルタイムの処理が可能である。近似する走行場で制御を行っていた未知の走行場は、ミディアムタイムスケールで、将来に備えて既知の走行場への変換と制御アルゴリズムの創発を行う。制御アルゴリズムは、ロングタイムスケールでメモリに蓄積され、既知

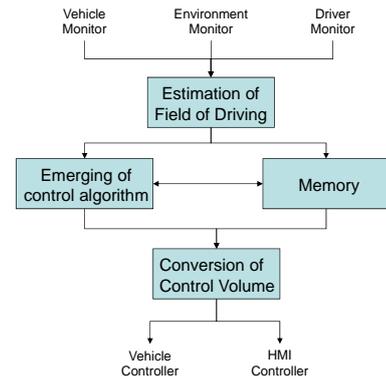


Fig.2 Block Diagram of Emergent Control System

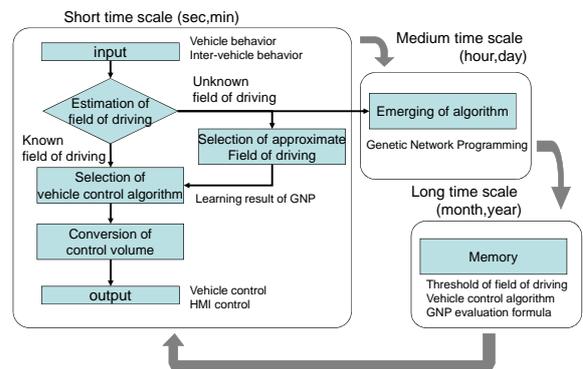


Fig.3 Flowchart of Emergent Control System

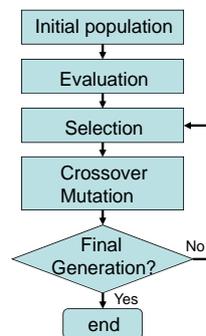


Fig.4 Basic Algorithm of GNP

に変換された走行場と創発された走行場を判別するための閾値は更新される。

(3) 創発アルゴリズム

制御アルゴリズムを創発する方法として、遺伝的ネットワークプログラミング (GNP) を適用する。GNP は、遺伝アルゴリズム (GA) の拡張であり、基本アルゴリズムは Fig.4 に示すとおり同様である。評価値は個体の適合度や有効性を数値化したものであり、その値は評価関数によって求められる。交叉や突然変異を実行し、世代を進化させることにより評価値の最適化が行われる。Fig.5 に GNP の基本構成を示す。個体では、状態が各ノード上を遷移していき、ノード関数を逐一実行していく。ノード関数には、If-then 文による条件判定のみを行う判定ノード、処理内容

を実行する処理ノード、状態を遷移させるのみのフラグノードがある。基本アルゴリズムを実行することにより、接続先ノードの変更、ノード内容の変更が行われ、準最適解が探索される。

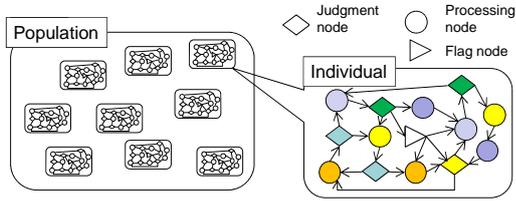


Fig.5 GNP Configuration

4. 創発型制御システムによる低燃費制御

4.1 検討モデルと条件

創発型制御システムが、どんな運転者に対しても優れた環境安全性能を発揮することを確認したい。今回は、昨今特に脚光を浴びている環境性能に着目し、効果の確認を行った。具体的には、Fig.6 に示すシリーズ型のハイブリッド車両のバッテリー走行とエンジン走行を切り替えることにより、バッテリー劣化量と燃料消費の合計コストを低減できるか検討した。また、走行場を学習し判断することで制御アルゴリズムを切り替えることが、合計コスト低減効果として反映されるか検討した。更に、個人の走行特性を学習させた場合の効果も検討した。

ここで、バッテリー劣化量と燃料消費の合計コストとして、(1)式を用いた。

$$cost = \frac{C_{battery} \times \frac{E_{Bmax}}{1000}}{X} \times d + \frac{C_{fuel}}{F_l} \quad (1)$$

t_{drive}

ただし、 $C_{battery}$ [¥/kWh] はバッテリーコスト、 E_{Bmax} [Wh] はバッテリー容量、 X [day] はバッテリー寿命予測日、 t_{drive} [day] は走行時間、 d [km] は走行距離、 C_{fuel} [¥/l] は燃料コスト、 F_l [km/l] は燃費である。

(1) 車両モデル

車両モーションを再現できるドライビングシミュレータに車両モデルを構築し、シミュレータで走行データを取得し、創発型制御システムの検証を行う。車両重量 1.5t、バッテリー容量 4 kWh、エンジン Max パワー 80kW とし、エンジンモデルとバッテリーモデルは以下のように設定した。

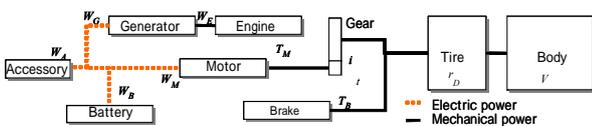


Fig.6 Series Hybrid Vehicle System

(a)エンジンモデル

発電量 W_G [W] は式(2)により求める。

$$W_G = \eta_G W_E \quad (2)$$

ただし、 W_E [W] はエンジン出力、 η_G は発電機の発電効率である。 W_E は、トルク T_E [Nm] と回転数 ω [rpm] によって(3)式で表される。

$$W_E = T_E \cdot \omega \quad (3)$$

エンジン出力変更時は、あらかじめ求められた最適なエンジントルクと回転数に収束するよう、PID制御を行う。燃料消費率 F_E [g/kWh] は、トルク・回転数からの燃料消費換算テーブルより求める。1秒当たりの燃料消費量 F_C [g/s] は(4)式より求める。 F_C と時間との積算により燃料消費量が得られ、これを積分したものが総燃料消費量となる。

$$F_C = W_E \cdot F_E / 1000 / 3600 \quad (4)$$

(b)バッテリーモデル

バッテリー残容量 E_B [Wh] は式(5)より求める。

$$\dot{E}_B = W_B - \left(\frac{W_B}{V_B} \right)^2 R_B \quad (5)$$

$$W_B = W_G - W_M - W_A \quad (6)$$

ただし、 W_B [W] はバッテリー入出力量、 V_B [V] はバッテリー内部電圧、 R_B [mΩ] はバッテリー内部抵抗である。また、等価燃料消費量 F_B [g] は式(7)より求める。等価燃料消費量とは、走行終了後にエンジンを稼働させて、バッテリー残量 SOC を初期の状態に戻すために必要とする燃料消費量である。

$$F_B = -\Delta SOC \cdot E_{Bmax} \cdot F_E / \eta_G / 1000 \quad (7)$$

ただし、 ΔSOC [%] は走行終了時と開始時のバッテリー残量 SOC との差である。

バッテリーの劣化量 Y は \sqrt{t} 時間に比例し、その傾きとなる劣化係数 k は放置時とサイクル時によって異なる。劣化係数は温度 T [K]、平均電流 I_{rms} [A] によって決まる。本研究では、充放電電流と温度とから劣化量を算出する実験式を用いた。

(2) シミュレータ走行条件

100km/h の平坦走行、上り走行、下り走行、および 40km/h 以下の前方車両追従の渋滞走行の 4 種類のモードの走行データを取得した。各モードの走行時間は 5 分とし、3名の被験者データを取得し、2名分を学習に 1名を検証に用いた。制御条件として以下の 4 条件の評価を実施した。

① 未学習

バッテリー残量 SOC が 70%以上でエンジンを停止しバッテリー電力で走行。40%以下でエンジンを稼働させバッテリー充電を行う。

② 固定学習

1 つの GNP (平坦走行) により創発された制御アルゴリズムにより制御。

③ 走行場適合学習

推定された走行場ごとに GNP を切り替える制御。

④ 走行場・個人適合学習

検証に用いる 1 名の走行データにより、走行場推定閾値と走行場ごとの GNP を個人適合させた制御。運転者個人の潜在的な要求 (速度制御にエンブレキを使用したいかなど) を取り込んだ制御である。

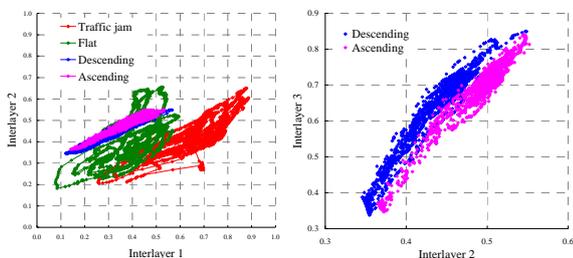
4.2 結果

(1) 走行場の推定結果

恒等写像モデルにおける中間層出力の一例を Fig.7 に示す。非線形情報圧縮された中間層 1 と 2 で平坦、渋滞と上り/下り走行場、中間層 2 と 3 で上りと下り走行場を分離できることがわかった。

(2) 創発型制御による合計コスト低減効果

4 つの制御に対する合計コストを Fig.8 に示す。未学習、固定学習、走行場適合学習、走行場・個人適合学習という順序で高度な創発制御になるほど合計コスト低減効果が大きくなることがわかった。



(a) Interlayer 1-2 (b) Interlayer 2-3
Fig.7 Estimation of Driving Situation

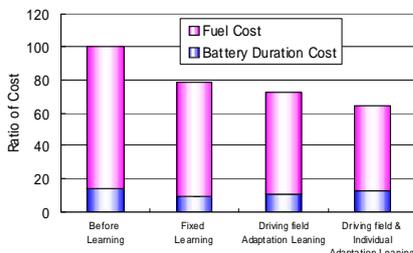


Fig.8 Improvement of Total Cost by Control Types

5. まとめ

未知の走行場に遭遇しても学習し判断する創発型制御システムの考え方と基本構成を示した。創発型制御システムを用いて、ハイブリッド車両のシステム制御を行うことに

より、燃料消費量とバッテリー劣化量の合計コストを低減できること、運転者個人の潜在的な要求を取り込むと効果が最大になることが示された。このように、走行場を推定しながら制御を変更していくことが、新たな価値を創成する可能性があることを示唆している。

今後の課題として、走行場推定に運転者状態を入力として取り入れた場合の研究事例蓄積を行いたい。更に、運転者の行動を蓄積し利用することにより、時間軸変動に対応して運転者に適応するシステムが、運転者の好みの特性に近づき、自動車と運転者がともに成長していくような特性を有することで、自動車に対する深い愛着を創発するといった、精神価値増大の可能性を検討していきたい。

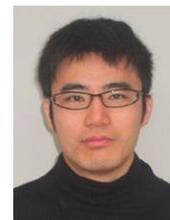
参考文献

- (1) 手塚ほか:進化的予防安全システムの開発, スバル技報, No.35, p.151-157 (2008)
- (2) 松岡由幸:タイムアクシス・デザインの世界—世界—やさしい国のモノ・コトづくり—, 丸善出版 (2012)
- (3) 柳沼義典ほか:砂時計型ニューラルネットワークを用いたセンサ情報融合による内部表現の自動獲得, ファジシステムシンポジウム講演論文集, 11, p.715-718, (1995)
- (4) 松岡由幸:タイムアクシス・デザインの概念, 横幹, Vol.6, No.1, p.9-16 (2012)

■ 著 者 ■



古郡 了



山崎 卓



黒田 康秀



農沢 隆秀



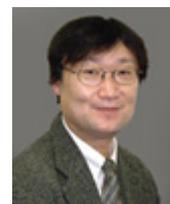
末富 隆雅



氏家 良樹



中澤 和夫



松岡 由幸