

ハイブリッドシステム論が拓く人間機械学の新展開

Innovation of Human-machine System based on Hybrid System Approach

1091901



研究代表者	名古屋大学大学院 工学研究科 機械理工学専攻	教 授	鈴木 達 也
共同研究者	名古屋大学大学院 工学研究科 機械理工学専攻	博士研究員	奥 田 裕 之

[研究の目的]

人間の行動は通常、「認知」「判断」「動作」の各フェーズから構成され、これらの各フェーズが人間と機械の間で複合的なインタラクションを有する高次人間機械系に対する設計論の必要性が高まっている。申請者らのグループはこれまで、判断が主に離散的かつ事象駆動的な数理表現で、また動作が連続的かつ時間駆動的な数理表現でモデル化できる点に着目し、連続・離散ハイブリッドシステム理論に基づいた判断・動作系の統一的モデル化手法を提案した。一方、高次人間機械系においては、人間と機械が同一の判断特性を有することが不可欠であり、この判断特性の整合性に適切な動作アシストが加わってはじめて親和性の高い人間機械系が実現できる。本研究では、このような人間機械系を「判断特性共有型人間機械系」と呼ぶこととし、高次人間機械系における重要な設計原理と位置づける。本研究では、ハイブリッドシステムモデルに基づいた行動モデリングに関する最新の成果をこの設計原理と融合することで、革新的な高次人間機械系の設計論を創出することを目的とする。

[研究の内容、成果]

図1に、研究者らが提案する高次モーションモデルの概略を示す。図1において、「認知」

は「知覚(情報の取捨選択, 加工)」を、「判断」は「動作の選択(動作モード間の遷移)」を、また、「動作モード」は脳内で生成されるプリミティブな動作を表しており、いくつかの異なったモードがあると仮定する。最終的には、脳から出力される指令に基づいて、手足が動作し、あるタスクを遂行する。図1に示すモデルでは、「動作モード」は知覚情報に対してある連続的な情報処理を行うのに対し、「判断」は、いくつかの動作モードの選択・切り替え、つまり離散的な情報処理を行っていることになる。このように、タイプの異なる情報処理をハイブリッドダイナミクスの観点から明示的に混在させている点が従来のモデルと比べた場合のこのモデルの大きな特徴である。

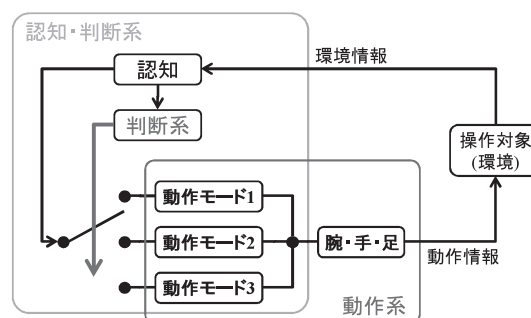


図1 ハイブリッドシステムとしての人間行動

[確率重み付き ARX モデルの提案] 【目標1】

一方で、人間の行動に着目すると、同様の状況であっても、時として異なる振る舞いを見ることが観察される。これは認知した情報を基

にした判断にばらつきがあることに起因すると考えられる。このようなばらつきを確率的に捉えるため、本研究では確率重み付き ARX モデル（以下、Probability weighted ARX モデル）を提案し、判断のばらつきの確率的表現を含んだ人間行動のハイブリッドシステム表現として用いる。PrARX モデルは、線形なダイナミクスを表現する ARX モデル（Auto Regressive eXogenous モデル）を複数用意し、それらが確率的に切り換えられるとの仮定に基づいて、その確率重み付き和（期待値）が出力される、としたモデルであり、下記のように記述される。

$$y(k) = \sum_{i=1}^s P_i(k) \theta_i^T \phi(k) + e(k) \quad (1)$$

ここで $y(k)$ は出力であり、 $P_i(k)$ は時刻 k における出力が、 i 番目の ARX モデルから出力される確率を表しており、これはソフトマックス関数に基づいて以下の式に従って計算される。

$$P_{i(k)} = \frac{\exp(\eta_i^T \phi(k))}{\sum_{j=1}^s \exp(\eta_j^T \phi(k))} \quad (2)$$

$$\eta_s^T = 0 \quad (3)$$

式 (1)～(3) における $\mathbf{q}$ 、 $\mathbf{h}$ はそれぞれ線形ダイナミクス、および判断特性に関連するパラメータである。また、 $\mathbf{f}$ は入力と出力の再帰項から構成された拡大回帰ベクトルである。

本モデル中のパラメータ $\mathbf{q}$ 、 $\mathbf{h}$ は、取得された行動データに基づいて、下記の誤差関数を最小化することで推定される。

$$\epsilon = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e^T(k) e(k) \quad (4)$$

$$e(k) = y(k) - \sum_{i=2}^s P_i(k) \theta_i^T \phi(k) \quad (5)$$

この誤差最適化は非線形計画問題となることから、様々な初期値から再急降下法を用いて最適化を行うことで、疑似最適なパラメータの推定値を得ることができる。

本モデルは一連の複雑な振る舞いを複数の単純な線形モデル（モード）に分割して表現できることから、物理的に理解のしやすい構造の単

純さを持ちつつ、モード数に応じてモデル化精度を向上できる。さらに、ソフトマックス関数のパラメータ $\mathbf{h}$ に注目することで、動作モードがどのような基準で切り替えられているかを類推しつつ、その確率的なばらつきをエントロピーを用いて評価することが可能である。エントロピー H は、たとえば下記のように計算できる。

$$H = - \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^s P_i(k) \log P_i(k) \quad (6)$$

このエントロピーが大きいほど、モードに関する不確実性が大きく、同じ状況であっても動作モードが曖昧になることを示している。本研究ではこの提案モデルを用い、二つの発展研究を行った。

〔運転中の注意力散漫状態の推定〕【目標 2】

本研究では PrARX モデルを用いて、運転行動中の覚醒時と眠気時におけるドライバモデルを作成し、運転行動の変化と、それに対応したそのモデルパラメータや特徴量の違いを観察し、これらの関連を考察した。また、生体情報を用いてその妥当性について評価した。図 2 に行動の観測に用いたドライビングシミュレータ（以下 DS）の運転席左後方からの眺めを示す。

通常時の運転行動と、眠気時の運転行動のデータを観測するため、複数の被験者に、10 分間、それぞれの状態で DS にて走行してもらった。この時観測されたデータの一例を図 3、



図 2 ドライビングシミュレータ

図4にそれぞれ示す。図には上から順に前方車との車間距離、相対速度、ペダル操作量、横方向の変位、ステアリング操作量、計測した脳波のスペクトログラムが示されている。このように観測された行動データに着目すると、眠気時にはステアリング操作量に若干のふらつきが確認できるものの、大きな差異は見いだせなかった。そこで、本研究で提案したPrARXモデル(2モードとした)を用い、これらの行動データをモデル化する。本研究では、縦方向(自動車の前後方向)と横方向(自動車の左右方向)の二つの方向について、独立に運転行動モデルを同定し、行動解析を行った。横方向のモデルについて、同定した結果を図5、図6に示す。

図の横軸は車線中央からの横位置、縦軸はステアリング操作量であり、各データ点はモードの確率に従って色づけされている。赤い点はモード1である確率が高い点、青い点はモード

2である確率が高い点、紫の点はこれらの確率が曖昧である点を表している。これらのモードは、ステアリングの分布を見ると、それぞれ直線時とカーブ時のモードに対応することが分かる。また眠気時の分布は覚醒時に比べて各モードの広がりが大きくなっており、二つのモードの間の紫の点、すなわち判断が曖昧になっている点が多いことが読み取れる。各データ点のモード所属の曖昧さを評価するため、これらのデータに関して式(6)に従い。被験者Aのデータ4本、被験者Bのデータ3本についてエントロピーを計算した結果を表1に示す。表中のデータ番号欄には、その時の被験者の主観的な眠気の状態を併記した。眠気が強い時にはエントロピーの値が増加することがわかる。これは眠気により、同じ状況にあっても画一的な判断ができず、判断が曖昧になり、確率的にばらついていることが原因と考えられ、PrARXモデルのエントロピーを介して眠気状態の弁別可能性が示された。

一方で、表1には走行時に同時に計測した脳

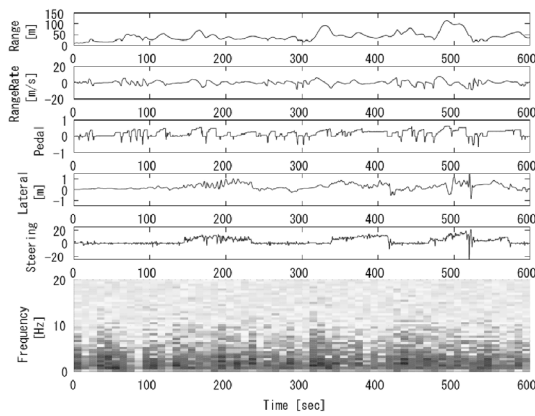


図3 観測された行動情報と脳波情報(通常時)

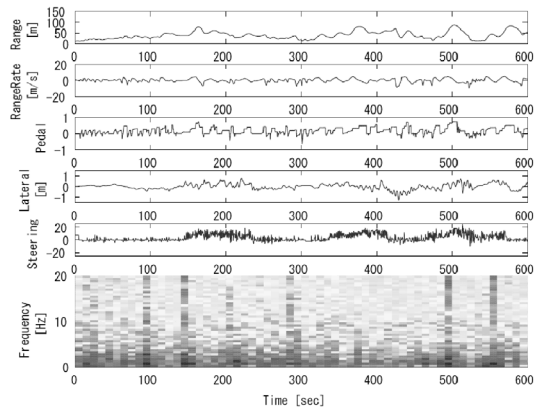


図4 観測された行動情報と脳波情報(眠気時)

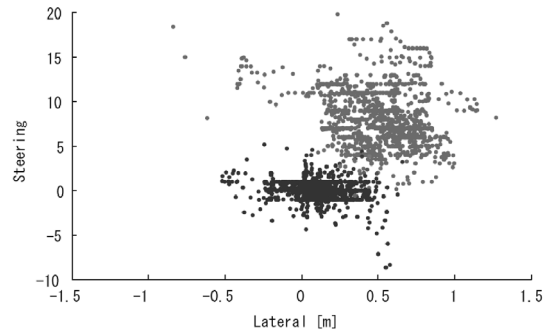


図5 モデル化結果(通常時)

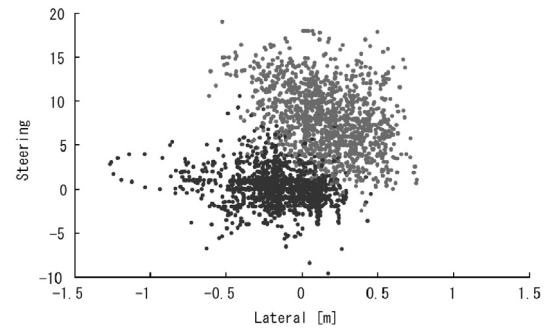


図6 モデル化結果(眠気時)

表1 脳波中の α 波含有率と PrARX モデルによる判断のエントロピー

被験者	データ番号	α 波含有率 [%]	エントロピー
A	1 (通常)	9.90	110.0
	2 (通常)	9.87	89.6
	3 (眠気)	14.01	209.9
	4 (眠気)	15.36	207.8
B	1 (通常)	14.24	109.4
	2 (通常)	16.10	97.2
	3 (眠気)	21.47	178.7

波中の α 波含有率を示しているが、一般に眠気と相関が見られることが示されている α 波含有率とエントロピーの間には相関が見られた。このことから、エントロピーによる評価の有効性が生体信号計測の観点からも示されたと言える。

以上のことから、人間の行動の判断・操作を、連続系と離散系の混在したハイブリッドシステムモデルの同定論に立脚して行動データから抽出することで、運転中のドライバの判断を数理モデル化した。その際、人間が持つ判断の曖昧さを定量的に評価する指標としてエントロピーを導入し、眠気状態を対象として判断の曖昧さとモデルから計算されたエントロピーとの関連を示した。また、脳情報を客観的に観測することで、脳神経学的な観点からの眠気指標を観測し、エントロピーと比較することで、提案するハイブリッドシステムモデルを通した眠気状態評価手法のエビデンスが確認できた。

[今後の研究の方向，課題]

今後は被験者数のさらなる増加，想定タスクの多様化等が重要な課題となる。

[成果の発表，論文等]

- (1) 奥田，伊神，三上，田崎，鈴木：“確率重み付き ARX モデルに基づく追従行動モデルを用いたモデル予測型ブレーキアシストシステムの提案”，ロボティクス・メカトロニクス講演会 2010，2A1-E05，pp.1-4，2010，旭川
- (2) 勝，高橋，奥田，鈴木：“筋電位に基づく確率的意図推定を組み込んだ協調搬送システムの実現”，ロボティクス・メカトロニクス講演会 2010，2A1-D03，pp.1-4，2010，旭川
- (3) K. Mikami, H. Okuda, S. Taguchi, Y. Tazaki, T. Suzuki: “Model Predictive Assisting Control of Vehicle Following Task Based on Driver Model,” 2010 IEEE Multi-conference on Systems and Control, WeC06.2, pp.890-895, 2010, Yokohama, Japan
- (4) R. Terada, H. Okuda, T. Suzuki, K. Isaji, N. Tsuru: “Multi-Scale Driving Behavior Modeling Using Hierarchical PWARX Model,” 13th International IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation Systems, WA4.5, pp.1638-1644, Madeira, Portugal (2010)
- (5) 張，奥田，鈴木：“ハイブリッド動的モデルによる遠隔操作型軸挿入作業の模倣学習”，平成 22 年電気学会産業応用部門大会，Y-77，p.1，芝浦工業大学，東京（2010）
- (6) 奥田，鈴木：“ハイブリッドシステムとして捉える人間行動モデル”，計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2010，2G4-2，pp.1-4，京都【優秀論文賞受賞】（2010）
- (7) 伊神，鈴木，田崎，奥田：“確率重み付き ARX モデルを用いたハイブリッドシステムの逐次的パラメータ推定”，第 48 回離散事象システム研究会，pp.13-18，名古屋（2010）
- (8) 鈴木，奥田：“ハイブリッド動的システムモデルに基づく運転行動の解析・モデル化・支援”，電子情報通信学会誌，Vol. 94, No. 4, pp.282-287（2011）（解説記事）
- (9) 松島，奥田，鈴木：“確率重みを持つ複数 ARX モデルによる運転行動のモデル化と注意力散漫状態の推定”，計測自動制御学会第 11 回制御部門大会，163-3-4，pp.1-4，沖縄（2011）