Advanced Motion as a Hybrid System

Tatsuya Suzuki Member (Nagoya University, t.suzuki@nuem.nagoya-u.ac.jp)

Keywords: hybrid dynamical system, advanced complex motion, parameter estimation, symbolic grounding

Recently, the demand for motion control systems is shifting from the realization of high performance to the development of human-friendly control systems. This implies that the emphasis is shifting toward design of motion control systems that meet each customer's specific requirements. Although considered important, this matter has not yet been addressed entirely due to the wide variety of customer demands. To formally address this problem, it is necessary to develop a mathematical model of the complex motion of different operators and to exploit it to design a control system. This viewpoint is of particular importance when the elderly and/or the disabled person are involved in the system.

Due to the abovementioned circumstances, human motion modeling has attracted much attention from several researchers. In order to model human motion, the conventional techniques such as the nonlinear regression models, neural networks and fuzzy systems have been used. The usage of these techniques, however, pose certain problems: (1) the obtained model is often too complicated and (2) this, in turn, makes it impossible to understand the physical meanings of the operator's manipulation. When we consider human motion, it is often found that a operator appropriately switches between certain simple primitive motions instead of adopting a complex nonlinear control law. This switching between primitive motions can be caused by the operator's decision-making process and/or the change of the environment. This consideration strongly motivates us to model the complex human motion as a hybrid dynamical system (HDS) as shown in Fig. 1. HDSs comprise both continuous dynamics and discrete mode changes. The former are typically associated with differential (or difference) equations and the latter with automata, logic, etc. By regarding the operator's primitive motions and switching scenario as the continuous and discrete parts of an HDS, respectively, the understanding of the human motion can be recast as a parameter estimation problem in the HDS framework. In control and computer science communities, many studies have reported on the expression, stability analysis, control, verification, and identification of the HDSs. However, the application of the HDS model to the analysis of human motion has not yet been fully discussed. The advantages of motion modeling based on the hybrid dynamics are: (1) The complex dynamical behavior can be represented by underlying some primitive dynamics together with switching mechanism between them. (2) The obtained model could be useful for various application, such as, design of assist controller, recognition of the human motion, and so on.

This paper presents a modeling and analysis strategy of complex human motion based on a HDS framework. In particular, the modeling and analysis problem of human motion is addressed as a parameter estimation problem of the piecewise ARX (PWARX) model. The PWARX model is one of the classes in the HDSs, and can be broadly classified into two subclasses: The first subclass is the PWARX models wherein the transition between discrete states (modes) is specified in terms of deterministic logic, which is given by the following form:

$$\begin{cases} y_k = \psi_k^T \theta_1 + e_{1,k}, & \text{if } \psi_k \in C_1 \quad (\text{Mode 1}) \\ y_k = \psi_k^T \theta_2 + e_{2,k}, & \text{if } \psi_k \in C_2 \quad (\text{Mode 2}) \\ \vdots \\ y_k = \psi_k^T \theta_N + e_{N,k}, & \text{if } \psi_k \in C_N \quad (\text{Mode N}) \end{cases}$$

The second one is the PWARX models wherein the transition is specified by transition probabilities, which can be regarded as an extension of the standard hidden markov models. The outline of parameter estimation for both subclasses are briefly reviewed in this paper. Then, the parameter estimation for the deterministic PWARXs is applied to a driver's vehicle following task. Also, the parameter estimation for the stochastic PWARXs is applied to a peg-in-hole task. These two applications represent two typical classes of the advanced complex human motion. The obtained results show the high potential ability of the HDSs for representing complex human motion.

Fig. 1. Advanced motion as a hybrid system

ハイブリッドシステムと高次モーション

正 員 鈴木 達也*

Advanced Motion as a Hybrid System

Tatsuya Suzuki*, Member

This paper presents a modeling and analysis strategy of advanced complex human motion based on a hybrid system framework. The motion modeling problem is addressed as a parameter estimation problem of the piecewise ARX model which is a class of the hybrid dynamical systems. The advantages of motion modeling based on the hybrid dynamics are: (1) The complex dynamical behavior can be represented by underlying some primitive dynamics together with switching mechanism between them. (2) The obtained model could be useful for various application, such as, design of assist controller, recognition of the human behavior, and so on. Finally, the developed strategy is applied to a driver's vehicle following task and a peg-in-hole task which represent two typical classes of the complex human motion. The obtained results show the usefulness of the hybrid dynamics for representing complex human motion.

キーワード：ハイブリッドシステム，高次モーション，パラメータ推定，記号接地

Keywords: hybrid dynamical system, advanced complex motion, parameter estimation, symbolic grounding

1. はじめに

人間行動モデルの構築は，人間と共存する人工物の設計において不可欠の重要な課題である。高次の人間行動は，通常，「認知」，「判断」，「動作」の各プロセスを経て発現すると考えられているが，このような高次の人間行動をモデル化するためには，各プロセスを個別に切り出してモデル化・解析するだけでは不十分であり，それらの相互作用まで考慮に入れる必要がある。そのためには，これらをできるかぎり統一的に扱う枠組みが必要となるが，これまで，これらを統一的に捉えた例はあまりない。これは，高次の人間行動における「判断」が「する」か「しない」かの離散的な（二値的な）情報処理であるのに対して，認知系における処理や動作系における動特性が連続的な情報処理であることから，適切な統一的数値表現が欠落していたことが要因の一つであると考えられる。

一方，複雑な環境に対して人間が見せる高度なスキルにおいては，巧みに「モード遷移」を引き起こしながら，複雑な環境に適応している例を良く見かける。スキルにおいて見られる「モード遷移」は通常，無意識のうちに（環境に適応する形で自発的に）起こるモード遷移と考えられるのに対し，上述の高次の人間行動における「判断」は一種の

意図的なモード遷移と解釈することができる。いずれにしても，モード遷移はシステム論的には離散的な情報処理であることから，やはり，連続系と離散系の混在した統一的な数値表現が必要となってくる。本論文では，このような高次の人間行動や高度なスキルを総称して「高次モーション」と呼ぶことにする。

以上を踏まえて本論文では，「人間が見せる高次モーションは，一連のプリミティブな動作とその切り替え（判断）によって実現される」との考え方に立って，連続／離散ハイブリッドシステム（例えば，文献(1)）の観点から高次モーションの解析・設計のための新たな枠組みを提案し^{(2)~(9)}，その有用性と今後の可能性について論じる。本論文では特に，高次の人間行動や高度なスキルの具体例として，前方車追従運転⁽⁷⁾とペグ挿入作業⁽⁸⁾をそれぞれ取り上げ，ハイブリッドシステムとして捉えることの有用性を示す。

本論文で提案する枠組みの基本的な戦略は，観測されたモーションデータに対して，ハイブリッドシステムに対するパラメータ推定手法を適用し，プリミティブな動作とモード遷移を観測データから同時にモデル化するというものである。ここで得られる高次モーションのモデルは，一見すると複雑に見える高次モーションを，いくつかの動作モードの集合とその切り替えで表現することにより，(1) 物理的理解が容易，(2) 計算コストが少ない，(3) 表現能力が高い，モデルとなっている。結果として，高次モーションに対する実時間予測やアシスト系の設計等の工学的利用につなげやすいモデルであるという特長を有することから，ハイブ

* 名古屋大学

〒464-8603 名古屋市千種区不老町

Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya 464-8603

リッドシステムとして高次モーションを捉える試みは、高次モーションをモデル化、解析、設計するための基本的な枠組みを提供することになると期待される。

2. ハイブリッドシステムと高次モーション

図1に本論文で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、‘Perception’は「知覚（情報の取捨選択、加工）」を、‘Decision making’は「判断」あるいは「モード遷移」を、また、‘Motion’は脳内で生成される「動作モード」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。

ハイブリッドシステムに対する研究が盛んになってきたのは90年後半からであるが、プリミティブな動作の合成に基づく行動モデルの考え方の起源も同時期であり、神経科学分野におけるE. Bizziらによる研究^{(10) (11)}やパターン認識分野におけるC. Breglerら⁽¹²⁾やL. Goncalvesら⁽¹³⁾の研究に見ることができる。これらの研究に共通している点は、とりもなおさず、人間が見せる複雑な高次モーションはプリミティブな動作の（広い意味での）合成により表現される、としている点である。プリミティブな動作の合成方法は、単純な線形和や、順序結合や並列結合といった組み合わせ結合的なもので様々な可能性が考えられるが、観測されたモーション全体の特徴を捉える数理モデルの構築、およびその工学的利用を考えると、特に順序関係を伴った結合関係の抽出が重要になると思われる。このことは、モーションをいくつかの動作モードの一連のつながりで表現することを意味するが、このようにモーションを捉える例を以下にいくつか示す。例えば、歩行運動は接地、非接地の

状態に応じて「左脚遊脚・右脚接地」「両脚接地（左脚前）」「左脚接地・右脚遊脚」「両脚接地（右脚前）」といった区分動作の繰り返しと解釈することができる⁽⁴⁾。また、環境との接触状態が時々刻々変化するpeg-in-hole作業や把握作業においては、環境の変化から引き起こされる無意識のモード遷移が存在すると考えられる⁽⁸⁾。また、低速歩行から高速歩行への切り替えや、障害物回避動作、あるいは自動車等の運転行動等においては、目標とするタスクの遂行状況に応じて人間が意図的にモードを切り替えていると考えられる^{(5)~(7)}。さらには、体の一部に不具合（故障）が発生した場合にもやはりそれをリカバーすべく必要なモード遷移を行っていると考えられる。このように非常に幅広い高次のモーションに対してハイブリッドシステムとしての解釈が可能である。

本論文では、以下、観測されたモーションデータに対してハイブリッドシステムのパラメータ推定手法を

導入することで高次モーションを解析・モデル化する手法について具体例を交えて論じる。

3. ハイブリッドシステムのパラメータ推定

ハイブリッドシステムに対するパラメータ推定法はさまざまな形で提案されているが、大きく分けてモード（離散状態）の遷移が確定的な場合^{(15)~(19)}と、確率的な場合^{(20)~(22)}とで異なる。以下に、本研究で用いたデータクラスタリングに基づいたアプローチ⁽¹⁷⁾とEMアルゴリズムに基づいたアプローチ⁽²²⁾の概要を述べるが、これらの詳細や他の手法については紙面の都合上、各文献を参照されたい。

〈3・1〉 データクラスタリングを用いた確定的ハイブリッドシステムのパラメータ推定 (1)式に示すような N 個のモードからなる区分的ARXモデル(PWARX: PieceWise AutoRegressive eXogenous model)を考える。(1)式において、 k は離散時刻を表し、 y_k は時刻 k での出力を表す。また、 ψ_k は時刻 $k-1$ 以前の入出力データから構成されるregressorベクトルであり、 θ_i は第 i モードのダイナミクスに関するパラメータベクトルを表す。このモデルは、regressorベクトルの存在領域によってモード（ダイナミクス）が切り替わるタイプのハイブリッドシステム表現となっている。また、 $e_{i,k}$ はモードごとに異なる式誤差であり、白色性と仮定する。

$$\begin{cases} y_k = \psi_k^T \theta_1 + e_{1,k}, & \text{if } \psi_k \in C_1 \quad (\text{Mode 1}) \\ y_k = \psi_k^T \theta_2 + e_{2,k}, & \text{if } \psi_k \in C_2 \quad (\text{Mode 2}) \\ \vdots \\ y_k = \psi_k^T \theta_N + e_{N,k}, & \text{if } \psi_k \in C_N \quad (\text{Mode N}) \end{cases} \dots\dots\dots (1)$$

データクラスタリングを用いた確定的ハイブリッドシステムのパラメータ推定⁽¹⁷⁾の基本的アイデアは、まず、局所ダイナミクスを特徴量としたクラスタリング手法を用いて各データの属するモードを決定し、そのあとでSupport Vector Machine (SVM) 等を用いて各モード間の分離面を求める

図1 ハイブリッドシステムとしての高次モーション

Fig. 1. Advanced motion as a hybrid system.

図2 クラスタリングを用いたモード分割の概要

Fig.2. Outline of mode segmentation based on a clustering.

という点にある。クラスタリング手法は比較的大量のデータを扱うことが可能なため、モーションの解析のように大量のデータを扱う必要がある問題に対しても実用性は高いと言える。以下にその概要を示す(図2参照;ただし,図2において ψ は一次元としている)。

まず準備として,時刻 k での観測データ o_k を以下のように定義する。

$$o_k = (y_k, \psi_k) \quad (k = 0, 1, \dots, T) \dots\dots\dots (2)$$

- 入出力からなるデータ系列 $\mathbf{O} = (o_0, \dots, o_T)$ が得られた場合,図2(a)のように各 o_k ($k = 0, 1, \dots, T$)に対し距離の近い c 個のデータを集め局所集合 LDs_k を作り,特徴量 ξ_k を求める。ここで,特徴量 ξ_k は LDs_k 中のデータに対してARXモデルを当てはめ,最小二乗推定を施すことにより得られるパラメータ((1)式中の θ_i に相当)と LDs_k 中のデータの平均値とから構成される。
- データ系列 $\mathbf{O}$ 中の各データ o_k ($k = 0, 1, \dots, T$)を特徴量 ξ_k に変換することで特徴空間における分布を得る(b)(b)では,特徴空間は三次元としている)。そして,特徴空間上のデータに対し,K-means法に基づいてクラスタリングを行う(c)。
- 特徴空間におけるクラスタリング結果を元のデータ系列 $\mathbf{O}$ に割り当てる(d)。

クラスタリングされたデータ系列 $\mathbf{O}$ 中の各モードに対し,通常の最小二乗推定を施すことで各モードにおけるパラメータを求める。

なお,上記の方法の場合,同時に複数本のデータ系列を解析対象としても何ら問題はない。ただし,K-means法は基本的にはひずみ誤差を極小化するクラスタリング手法で

図3 確率的切り替えを伴うPWARXモデル

Fig.3. Stochastic switched PWARX model.

あるため,常に最適なクラスタリング結果が得られるとは限らない。したがって本研究では,初期参照ベクトルの配置を変更しながらクラスタリングを行った。

次に切り替え条件の推定であるが,モード分割(クラスタリング)がすでになされているので,各クラスタ間の分離面を求めることで,モードの切り替え条件が求められる。データが十分多ければ,例えばSVM等を適用することで,非線形な分離面を含めたより一般的な切り替え条件(分離面)を推定することも可能である。

〈3・2〉 確率的ハイブリッドシステムのパラメータ推定

図3に示すような各モード(離散状態)にそれぞれ異なるARXモデルが割り当てられ(図3ではモード数は3としている),かつモードの遷移が確率的に引き起こされるモデルを考える。図3において,各モードに割り当てられる動的モデルは(1)式中のARXモデルと同じであるが,モード間の遷移が条件ではなく,確率値で与えられている点が確定的なモデルとの違いである。このようなモデルのパラメータ推定法は隠れマルコフモデル(Hidden Markov Model: HMM)⁽²⁰⁾におけるパラメータ推定法を拡張することで得ることができる⁽²²⁾。以下にその概要を示す。

〈3・2・1〉 パラメータの定義 モードの数を N とすると,推定対象となるパラメータは以下のようになる。

a_{ij} : モード遷移確率($i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, N$),

a_{ij} はモード S_i から S_j への遷移確率

π_i : 初期モード確率($i = 1, \dots, N$), π_i は時刻 $k = 0$ で,モード S_i をとる確率

θ_i : 各モード S_i での線形モデルのパラメータベクトル($i = 1, \dots, N$)

σ_i : 各モード S_i に割り当てられた線形モデルの式誤差を表すガウス分布の分散($i = 1, \dots, N$)

ここで,式誤差 $e_{i,k}$ は白色性と仮定しているが,モードごとに分散が異なるとする(平均値はいずれも零とする)。このとき,(2)式で定義された観測データ o_k のモード i における生起確率 $b_i(o_k)$ は,次のように与えられる。

$$b_i(o_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp \left\{ -\frac{(\psi_k^T \theta_i - y_k)^2}{2\sigma_i^2} \right\} \dots\dots\dots (3)$$

このように定義することで EM アルゴリズムに基づいた連続型 HMM のパラメータ推定と同様な形でパラメータの推定アルゴリズムが導出できる。

〈3・2・2〉 パラメータの最尤推定 前節で定義したパラメータの組を λ し、EM アルゴリズムを用いた最尤推定によりパラメータ λ は以下のように推定される。

まずはじめに、後で必要となる前向き確率 $\alpha(i, k)$ と、後ろ向き確率 $\beta(i, k)$ を以下のように定義する。今、観測できないモード遷移系列を $s = (s_0, s_1, \dots, s_k, \dots, s_T)$ 、観測できるデータ系列を $O = (o_0, o_1, \dots, o_k, \dots, o_T)$ とする。前向き確率 $\alpha(i, k)$ とは、パラメータが λ で与えられるモデルが、時刻 k までに観測データ系列 $O = (o_0, o_1, \dots, o_k)$ を出力して、かつモード S_i に達する ($s_k = S_i$ となる) 確率である。また、後ろ向き確率 $\beta(i, k)$ とは、時刻 k でモード S_i から ($s_k = S_i$ から)、観測データ系列 $O = (o_{k+1}, o_{k+2}, \dots, o_T)$ を出力して、最終モードに達する確率である。従って、前向き確率 $\alpha(i, k)$ と、後ろ向き確率 $\beta(i, k)$ は、次式のように表される。

$$\alpha(i, k) = \sum_{s_0=1}^N \sum_{s_1=1}^N \cdots \sum_{s_{k-1}=1}^N \pi_{s_0} b_{s_0}(o_0) \times a_{s_0 s_1} b_{s_1}(o_1) \times \cdots \times a_{s_{k-1} s_k} b_{s_k}(o_k), \dots (4)$$

$$\beta(i, k) = \sum_{s_{k+1}=1}^N \sum_{s_{k+2}=1}^N \cdots \sum_{s_T=1}^N a_{s_k s_{k+1}} b_{s_{k+1}}(o_{k+1}) \times a_{s_{k+1} s_{k+2}} b_{s_{k+2}}(o_{k+2}) \times \cdots \times a_{s_{T-1} s_T} b_{s_T}(o_T) \dots (5)$$

次に、観測できないモード遷移系列 s と観測できるデータ系列 O が生起する尤度 $L(s, O; \lambda) = P(s, O | \lambda)$ を、最大化する λ (最尤推定量) を求めることを考える。この問題は解析的に解くことはできないため、EM (Expectation and Maximization) アルゴリズムを用いる。モード遷移系列が観測できないことから、EM アルゴリズムではモード遷移系列に関する観測データ系列の尤度の期待値を極大化することを考える。具体的には、EM アルゴリズムは次式

$$Q(\lambda, \lambda') = E[\log \{P(s, O | \lambda')\} | O, \lambda] \\ = \sum_s P(s | O, \lambda) \log \{P(s, O | \lambda')\} \dots (6)$$

で定義される Q 関数を最大化する λ' を

- (1) 適当な初期パラメータ λ を定める。
- (2) $Q(\lambda, \lambda')$ を最大化する λ' を求める。
- (3) $\lambda = \lambda'$ として収束するまで 2. を繰り返す。

に従って逐次的に求める方法である。

EM アルゴリズムを適用することにより、具体的には、次のような更新則でパラメータを更新する。

$$\pi'_i = \frac{\pi_i b_i(o_0) \beta(i, 0)}{\sum_{l=1}^N \pi_l b_l(o_0) \beta(l, 0)}, \dots (7)$$

$$a'_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^T \alpha(i, k-1) a_{ij} b_j(o_k) \beta(j, k)}{\sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^T \alpha(i, k-1) a_{il} b_l(o_k) \beta(l, k)} \dots (8)$$

$$\theta'_i = \left\{ \sum_{k=0}^T \left\{ \psi_k \psi_k^T \alpha(i, k) \beta(i, k) \right\} \right\}^{-1} \\ \times \left\{ \sum_{k=0}^T \left\{ \psi_k y_k \alpha(i, k) \beta(i, k) \right\} \right\} \dots (9)$$

$$\sigma_i'^2 = \frac{\sum_{k=0}^T \left\{ |\psi_k^T \theta'_i - y_k|^2 \alpha(i, k) \beta(i, k) \right\}}{\sum_{k=0}^T \left\{ \alpha(i, k) \beta(i, k) \right\}} \dots (10)$$

(7)~(10) 式を用いて、EM アルゴリズムにおける 3 つのステップを繰り返すことにより、逐次的にパラメータ λ を求めることができる。

また、モード遷移時刻の推定に関しては Viterbi アルゴリズム⁽²⁰⁾ と呼ばれる強力なアルゴリズムがあり、推定されたパラメータを用いて、最も尤もらしいモード遷移時刻を推定することが可能である。

4. 確定的ハイブリッドシステムモデルに基づく前方車追従行動のモデル化

本章では、認知や判断を伴う高次の人間行動の一例として、高速道路等におけるドライバの前方車追従行動を対象として、確定的ハイブリッドシステムモデルに基づいたモデル化について論じる⁽⁷⁾。ドライバの行動モデリングに関してはすでに多くの先行研究があるが^{(23)~(26)}、本研究の特徴は、モードとその遷移という概念を明示的に導入してモデル化を行う点にある。運転データ取得に当たっては立体視可能なドライビングシミュレータを用い、前方車の速度は 0[km/h] から 120[km/h] の範囲内で可変とした。このとき得られた観測データを図 4 に示す。図 4 は、上から順に、車間相対速度 (x_3)、車間距離 (x_2)、KdB (x_1)、アクセル/ブレーキ操作量 (y : アクセル操作量を正、ブレーキ操作量を負として一元化) を表す。ここで、KdB とは文献 (27) で提案されている接近度に対する評価指標の一つで、運転者の網膜上に映る前方車背面の面積の時間変化率を表す。詳細は文献を参照されたい。また本研究では、前方車追従行動における運転モードが 4 つに分けられるとし、その各モードにおける動作の定義を次式のように異なる ARX モデルで表現する。ここで、モード名の横にある括弧書きのラベルは、得られたモード分割結果に対して適切と思われる表現を当てはめたものである。ただし、following control I と II は車間距離の違い (I: 車間距離大、II: 車間距離小) で区別した。

Mode A (collision avoidance)

$$y_k = a_1 x_{1,k-1} + b_1 x_{2,k-1} + c_1 x_{3,k-1} + d_1 y_{k-1} \quad \text{if } x_{k-1} \in C_1$$

Mode B (approaching)

$$y_k = a_2 x_{1,k-1} + b_2 x_{2,k-1} + c_2 x_{3,k-1} + d_2 y_{k-1} \quad \text{if } x_{k-1} \in C_2$$

Mode C (following control I)

$$y_k = a_3 x_{1,k-1} + b_3 x_{2,k-1} + c_3 x_{3,k-1} + d_3 y_{k-1} \quad \text{if } x_{k-1} \in C_3$$

図 4 前方車追従行動における観測データ

Fig.4. Measured data profile of vehicle following behavior.

図 5 前方車追従行動のモード分割結果

Fig.5. Mode segmentation of the vehicle following behavior.

Mode D (following control II)

$$y_k = a_4 x_{1,k-1} + b_4 x_{2,k-1} + c_4 x_{3,k-1} + d_4 y_{k-1} \quad \text{if } x_{k-1} \in C_4$$

ここで添え字の k はサンプリング時刻を表す。今、

$$\psi_k = (x_{1,k-1}, x_{2,k-1}, x_{3,k-1}, y_{k-1})^T \dots\dots\dots (11)$$

$$\theta_i = (a_i, b_i, c_i, d_i)^T \dots\dots\dots (12)$$

と定義することで、〈3・1〉節で述べたデータクラスタリングをベースとしたハイブリッドシステムのパラメータ推定手法が適用できる。これにより観測データのモード分割を行った結果を図 5 に示す。図 5 は車間距離-車間相対速度の空間でモード分割結果を示している。また、図 4 に示す観測データにはこのように得られたモード分割結果が示してある。

これらを見ると、4 つのモードの特徴を垣間見ることができるばかりか、SVM 等を適用してモード間の分離面を求めることでモード間の遷移条件も導出可能となる。得られたパラメータの詳細についてはここでは省略するが、モード間の分離面に現れるパラメータを調べた結果、モード間の遷移において最も本質的な役割を果たしている知覚情報が KdB であることが明らかとなった。以上により、前方車追従行動のハイブリッドシステムとしてのモデル化が可能となった。

次にこの分割結果に基づいて、モード間の遷移を計測し、遷移確率を求めた結果を図 6 に示す。ただし、ここではモード遷移を「運転者の制御動作による遷移」と「環境（前方車）の変化による遷移」とに分けて考え、両者の違いは操作量 y の変化率に閾値を設けることで識別した。図 6 において、各アークに割り当てられている $p_1|p_2$ はそれぞれ「運転者の制御動作による遷移」と「環境（前方車）の変化による遷移」の確率を表す。また、下線付きの太数字は確率値の高い遷移を表す。この遷移図とモード間の遷移条件を

図 6 前方車追従行動の状態遷移図

Fig.6. State transition diagram of the vehicle following behavior.

組み合わせることで前方車追従行動の高次レベルでの制御戦略を把握することができる。また、安全性の観点からは、モード A に長い間停留しないことが重要であるため、そのようなアシストを実現する際の指針を得ることができる。

5. 確率的ハイブリッドシステムモデルに基づくペグ挿入作業のモデル化

本章では、人間の高度なスキルの一例として、ペグの挿入作業を取り上げ、確率的ハイブリッドシステムに基づいたモデル化について論じる⁽⁸⁾。今、図 7 に示すようなペグ挿入作業を考える。ここで、図中の番号は接触状態から予想されるモードを表しており（ただし、モードの切り替え時刻は正確にはわからないとする）、各モードでは異なる

図 7 ペグの挿入作業の概略
Fig. 7. Outline of peg-in-hole task.

インピーダンス制御が実行されていると仮定する。ここでは、紙面の都合上、特に y 軸周り（座標 ρ で表現する）のインピーダンス制御モデルについてのみ以下に示すが、他の座標軸におけるモデルについても同様に導ける。各モードの y 軸周りのインピーダンスモデルが次式で与えられるとする。

$$m = M_i \ddot{\rho} + C_i \dot{\rho} + K_i \rho + D_i \dots \dots \dots (13)$$

ここで、 M_i , C_i , K_i , D_i はそれぞれ、インピーダンスモデル中の慣性項、粘性項、剛性項、オフセット項を表す。また、 m はペグに加わる y 軸周りのモーメントを表す。さらに、連続時間系のパラメータをそのまま保存した離散時間モデルを得ることが可能となるフィルタリング⁽²⁸⁾ を入出力信号 (ρ と m) に施すことによって、次式のような PWARX モデルによる表現を得る。

$$m_{F,k} = M_i \rho_{F0,k} + C_i \rho_{F1,k} + K_i \rho_{F2,k} + D_i d_{F,k} + e_{i,k} \\ = \psi_k^T \theta_i + e_{i,k} \dots \dots \dots (14)$$

ここで、

$$\theta_i = (M_i, C_i, K_i, D_i)^T, \dots \dots \dots (15)$$

$$\psi_k = (\rho_{F2,k}, \rho_{F1,k}, \rho_{F0,k}, d_{F,k})^T \dots \dots \dots (16)$$

である。なお、フィルタリングの詳細については文献を参照いただきたい。また、離散構造としては 5 状態の left-to-right 型のモデルを考える。各離散状態（モード）にはそれぞれ異なるインピーダンスモデルが割り当てられている。

以上の準備のもと、被験者にペグ挿入作業を実行してもらい、〈3・2〉節で示したパラメータ推定法を用いて各モードのインピーダンスモデルと切り替え（モード遷移）時刻を推定した。紙面の都合上、得られたパラメータは省略するが、図 8 に推定したパラメータと切り替え時刻を用いて再現した y 軸周りのモーメントと観測されたモーメントを示す。これを見ると両者はよく一致しており、5 モードのインピーダンス制御でモデル化することの妥当性が見てとれる。また、同図には、推定した切り替え時刻とそのときのペグと環境の接触状態が示してある。これを見ると、接触状態変化にはほぼ対応したモード遷移が推定できていることがわかる。これより、被験者は接触状態に応じて適切に

図 8 ペグ挿入作業の同定とモード分割結果
Fig.8. Identification of the peg-in-hole task and obtained mode segmentation.

インピーダンスパラメータを切り替えながら作業を行っていることが明らかとなったが、このように連続的な制御則とその切り替え戦略とで高度なスキルをモデル化できる点がハイブリッドシステムとして捉える利点であると言える。また、音声認識の分野で HMM が大きな成功を収めたことからわかるように、確率的なハイブリッドシステムモデルの有力な応用先の一つとして、モデルに基づく行動認識が挙げられる⁽⁹⁾。未知の行動データが観測された際にそのデータのモデルに対する尤度を計算することで、一種の行動認識が可能となり、バイオメトリクス等様々な分野での応用が期待できる。

6. 記号接地問題とハイブリッドシステム

エキスパートシステムに代表される記号処理的な AI において、記号接地の問題、すなわち記号化された表現と実世界での現象をどのように関連付けるかは大きな課題となっている。この点が克服されない限り記号処理的な AI には限界があると思われる。本論文で述べたハイブリッドシステムモデルをベースとした現象の表現、モデル化手法は、実世界における現象からはほぼ自動的に記号化された表現を抽出することができる一種の信号-記号変換との見方もできる。その意味では、記号処理的な AI における記号接地問題の有力な解決手法の一つとなり得ると考えられる。

また、上位概念としての記号処理的な AI と融合することで、実世界との親和性が高い知的人工システムの構築につながると期待できる。

7. まとめ

本論文では、確定的／確率的なハイブリッドシステムモデルに基づいた高次モーションの解析・設計のための新たな枠組みを提案し、具体例を交えてその有用性、可能性について論じた。確定的なモデルは、動作と判断の両側面を明示的に同時に表現しているという点で、今後必要となる各種の高次モーション支援系の設計に重要な情報を与えてくれると期待できる。また、確率的なモデルは、行動情報に

よるバイオメトリクス等, 行動の認識や識別問題において重要な役割を果たすと考えられる。さらには, ハイブリッドシステムモデルに基づく行動解析そのものが, 記号処理的 AI における記号接地問題解決の有力な方法論になると期待される。ハイブリッドシステム研究のそもそもの動機付けが, 計算機科学と制御工学との融合にあったことから, 多角的な視点が必要とされる人間の高次モーションをハイブリッドシステムとして捉える試みは極めて自然であると考えられる。また本論文では, 主にパラメータ推定の視点からハイブリッドシステムと高次モーションの関係について述べたが, 最適化の視点⁽²⁹⁾⁽³⁰⁾からこれらの関係について検討する研究例もあり⁽³¹⁾, 今後の発展が期待される。いずれにしても, ハイブリッドシステムをベースとした人間行動の解析・モデル化は, 新たな数理モデルを提供する可能性があるという点において, 従来の人間工学や制御工学では得られなかった新たなブレークスルーをもたらしてくれる可能性を秘めていると言える。

(平成 19 年 7 月 27 日受付, 平成 19 年 10 月 19 日再受付)

文 献

- (1) 「特集: ハイブリッドシステムの最前線」, 計測と制御, Vol.44, No.7 (2005)
- (2) 鈴木達也: 「ハイブリッドシステムモデルに基づく行動情報処理」, 計測と制御, Vol.44, No.7, pp.452-457 (2005)
- (3) 鈴木達也・井村順一: 「ハイブリッドシステムとして捉える人間行動モデル」, 計測と制御, Vol.45, No.12, pp.1055-1061 (2006)
- (4) 高崎秀明・稲垣伸吉・鈴木達也: 「確率的切り替えを伴う動的モデルに基づく歩行動作の解析」, 計測自動制御学会 SI 部門学術講演会, pp.99-100 (2005)
- (5) J.H. Kim, S. Hayakawa, T. Suzuki, K. Hayashi, S. Okuma, N. Tsuchida, M. Shimizu, and S. Kido: "Modeling of Driver's Collision Avoidance Maneuver based on Controller Switching Model", IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics, part B, Vol.35, No.6, pp.1131-1143 (2005)
- (6) 山田・鈴木達也・稲垣伸吉・早川・土田・津田・藤波: 「ハイブリッドシステムモデルに基づく運転行動解析—データクラスタリング手法からのアプローチ」, 日本人間工学会誌, Vol.42, No.3, pp.181-189 (2006)
- (7) T. Akita, S. Inagaki, T. Suzuki, S. Hayakawa, and N. Tsuchida: "Analysis of Vehicle Following Behavior of Human Driver Based on Hybrid Dynamical System Model", Proc. of IEEE Multi-conference on Systems and Control, pp.1233-1238 (2007)
- (8) T. Suzuki, S. Inagaki, and N. Yamada: "Human Skill Modeling based on Stochastic Switched Dynamics", Proc. of the IFAC Conf. on Analysis and Design of Hybrid Systems, pp.64-70 (2006)
- (9) S. Sekizawa, S. Inagaki, T. Suzuki, S. Hayakawa, N. Tsuchida, T. Tsuda, and H. Fujinami: "Modeling and Recognition of Driving Behavior Based on Stochastic Switched ARX Model", IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems (2007) (to appear)
- (10) F.A. Mussa-Ivaldi, S.F. Giszter, and E. Bizzi: "Linear Combinations of Primitives in Vertebrate motor control", Proc. of the National Academy of Science, 91, pp.7534-7538 (1994)
- (11) E.E. Bizzi and F.A. Mussa-Ivaldi: "Toward a neurobiology of coordinate transformations", The New Cognitive Neurosciences, Second Edition Cambridge, MA: MIT Press, pp.489-500 (1999)
- (12) C. Bregler and J. Malik: "Learning and recognizing human dynamics in video sequences", Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.568-674 (1997)
- (13) L. Goncalves, E.D. Bernardo, and P. Perona: "Reach out and touch space (motion learning)", Proc. of Third Inter. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.234-239 (1998)
- (14) D.D. Vecchio, R.M. Murray, and P. Perona: "Decomposition of human motion into dynamics-based primitives with application to drawing tasks", Automatica, Vol.39, pp.2085-2098 (2003)
- (15) T. Roll, A. Bemporad, and L. Ljung: "Identification of piecewise affine systems via mixed-integer programming", Automatica, Vol.40, pp.37-50 (2004)
- (16) A. Bemporad, A. Garulli, S. Paoletti, and A. Vicino: "A greedy approach to identification of piecewise affine models", Hybrid Systems - Computation and control LNCS 2643, pp.97-112 (2003)
- (17) G. Ferrari, M. Muselli, D. Liberati, and M. Morari: "A clustering technique for the identification of piecewise affine systems", Automatica, vol.39, pp.205-217 (2003)
- (18) R. Vidal, S. Soatto, Y. Ma, and S. Sastry: "An Algebraic Geometric Approach to the Identification of a Class of Linear Hybrid Systems", Proc. of the IEEE Conf. on Decision and Control, pp.167-172 (2003)
- (19) A.L. Juloski, S. Weiland, and W.P.M.H. Heemels: "A Bayesian Approach to Identification of Hybrid Systems", Proc. of the IEEE Conf. on Decision and Control, pp.13-18 (2004)
- (20) L.R. Rabiner: "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition", Proceedings of the IEEE, Vol.77, No.2, pp.257-285 (1989)
- (21) H. Balakrishnan, I. Hwang, J.S. Jang, and C.J. Tomlin: "Inference Methods for Autonomous Stochastic Linear Hybrid Systems", Hybrid Systems - Computation and control LNCS 2993, pp.64-79 (2004)
- (22) 山田直幸・鈴木達也・稲垣伸吉: 「確率的切り替えを伴う ARX モデルのパラメータ推定」, 計測自動制御学会論文集, Vol.41, No.9, pp.754-762 (2005)
- (23) D. McRuer and D. Weir: "Theory of manual vehicular control", Ergonomics, Vol.12, pp.599-633 (1969)
- (24) A. Modjtahedzadeh and R. Hess: "A Model of Driver Steering Control Behavior for Use in Assessing Vehicle Handling Qualities", ASME J. of Dynam. Syst. Meas. Contr., Vol.15, Sept., pp.456-464 (1993)
- (25) C. MacAdam: "Application of an optimal preview control for simulation of closed-loop automobile driving", IEEE Trans. on Syst. Man and Cyber., Vol.11, No.9, pp.393-399 (1981)
- (26) 鈴木達也: 「運転におけるヒューマンファクターの解析—コントローラとしてのドライバー」, 計測と制御, Vol.45, No.3, pp.231-236 (2006)
- (27) T. Wada, S. Doi, K. Imai, N. Tsuru, K. Isaji, and H. Kaneko: "Analysis of Drivers' Behaviors in Car Following Based on A Performance Index for Approach and Alienation", SAE paper 2007-01-0440, Proc. of SAE2007 World Congress
- (28) S. Sagara, Z.J. Yang, and K. Wada: "Identification of Continuous Systems Using Digital Low-pass Filters", Int.J. Syst. Sci., Vol.22, No.7, pp.1159-1176 (1991)
- (29) Y. Wada, Y. Koike, E.V. Bateson, and M. Kawato: "A Computational Theory for Movement Pattern Recognition based on the Optimal Movement Pattern Generation", Biological Cybernetics, Vol.73, pp.15-25 (1995)
- (30) 井村順一: 「ハイブリッドシステムのリアルタイム最適制御」, 計測と制御, Vol.44, No.7, pp.464-470 (2005)
- (31) 田崎勇一・井村順一: 「平面 2 足歩行ロボットのグラフ型モデル予測制御」, 日本ロボット学会誌, Vol.24, No.5, pp.663-671 (2006)

鈴木達也 (正員) 1964 年 1 月 3 日生。1991 年名古屋大学

大学院博士課程後期課程電子機械工学専攻修了。工学博士。同年名古屋大学工学部助手。2000 年同助教授。2006 年同教授。現在に至る。この間、1998 年から 1 年間、U.C.Berkeley 客員研究員。ハイブリッドシステム論に基づくディベンダブルシステムの設計・実現や人間行動の解析とその人間機械系への応用等に関する研究に従事。1995 年電気学会論文賞, 2004 年 SICE システム情報部門学術講演会論文賞などを受賞。計測自動制御学会, 電子情報通信学会, 日本機械学会, システム制御情報学会, 日本ロボット学会, 日本人間工学会, IEEE の各会員。