

Support Vector Machine を用いた人の手作業の認識

○松尾 一矢 村上 剛司 倉爪 亮 長谷川 勉 (九大)

Recognition of Manipulation Sequences by Human Hand Based on Support Vector Machine

Kazuya MATSUO, Kouji MURAKAMI, Ryo KURAZUME, and Tsutomu HASEGAWA(Kyushu University)

Abstract— We propose a method to recognize manipulation of an object by a human hand based on Support Vector Machine. Manipulation consists of a sequence of manipulation states. The method recognizes this manipulation state from the angular trajectory of joints of a human hand measured by a data glove. Experimental results are demonstrated.

Key Words: support vector machine, manipulation by human hand, recognition of motion

1. はじめに

多関節多指ロボットハンドは、人の手と同様に器用な作業ができるものと期待されている。しかし、同時協調的に動作する多数の指の動きを動作プログラムとして記述するのは、容易ではない。そこで、実際に作業をしている人の手の動きを計測し、ロボットハンドの動作プログラミングに用いる方法が提案されている [1][2][3][4]。筆者らは、人が多本指を用いて行う物体操作について、Support Vector Machine(SVM)を用いた連続動作認識手法を開発したので報告する。

人の手と多関節多指ロボットハンドとの間には、指の本数、関節数、リンク長等の構造上の差があるのが普通である。従って、人の手の関節角度データをそのままロボットハンドに入力しても作業は遂行できない。しかし、人が作業対象に対して、何をしようとしているのかが分かれば、人とは異なった構造をもつロボットハンドの指の動作を計画し、作業を遂行できる。そこで、関節角度データから人の手が行っている作業を認識することを試みる。人の手の連続動作は、それぞれの時点での作業上の意味の違いに応じて分節化され、認識されてシンボルで記述される [5]。

本稿では、データグローブで計測した人の手の関節角度軌跡を入力データとし、実行中の手作業を認識してシンボル化する手法について述べる。実際にバルブ操作の認識を行い、提案した手法の有用性を示す。

2. 人の手作業と作業状態

人が行う手作業に関して、その作業分節を作業状態と定義する。これにより手作業は、複数の作業状態の一連のシーケンスとして表現される。従って、手作業の認識は、手作業中における作業状態とその遷移を認識することで実現される。多関節多指ロボットハンドへの作業指令は、作業状態単位でシンボル化される。

作業状態と手作業との関係を下式に示す。

$$\mathbf{P} = \{v_i \mid 1 \leq i \leq N, N: \text{作業状態数}\}$$

$$\mathbf{V} = \mathbf{P}^+$$

ただし \mathbf{P}^+ は、 \mathbf{P} 上の長さ1以上の全ての語の集合

\mathbf{P} : 作業状態集合, v_i : 作業状態, \mathbf{V} : 手作業集合

まず、多関節多指ロボットハンドが行う典型的な作業動作を検討し、下記の5つの作業状態を定義した。

- v_1 open :
対象物体に触れずに、手指を広げておく。
- v_2 pull :
対象物体を掴み、指で手前に引きつけておく。
- v_3 grasp :
対象物体を掴み、静止する。
- v_4 rotate right :
対象物体を掴み、右に回し続ける。
- v_5 rotate left :
対象物体を掴み、左に回し続ける。

人が回転作業を行う際には、関節の角度限界のために、ある程度回したら手を戻して再び回すということが行われる。 v_4 と v_5 で定義した作業状態は、単純な回転動作ではなく、手を戻しながら回転動作を続ける一連の作業として定義している。

上記で定義した作業状態のシーケンスとして表現される手作業の典型例としては、バルブ操作が挙げられる。人がデータグローブをはめた状態でバルブ操作を行い、その操作中における作業状態を認識する。

3. 作業入力

3.1 入力デバイス

人の手の関節角度データの入力デバイスとして、Immersion社製のCyber Glove(CG1802-R)を用いる。Cyber Gloveの外観をFig.1に、仕様をTable1に示す。Cyber Gloveでは、手指部の18ヶ所の角度を計測できる。本研究では、手首部の2個の角度データを除いた16個の角度データを作業認識に用いる。この16個の角度データに対応する計測箇所をFig.2に示す。Fig.2において、左図の親指の根元の関節のみ2自由度であり、他は全て1自由度である。



Fig.1 Cyber Glove

Table 1 Cyber Glove の仕様

計測角度数	18
角度分解能	0.5 度
インターフェース	RS-232
最高通信速度	115.2 kbaud

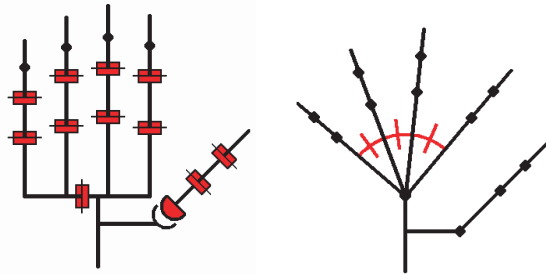


Fig.2 Cyber Glove で計測する関節と角度

3.2 入力データ

作業認識に用いる入力データとして、Cyber Glove から直接得られる 16 個の角度データと、その各々に対応する角速度データとの、計 32 個のデータを用いる。角速度データは角度データの時間差分から求め、7 段階に量子化した。時系列の情報を持つ角速度を用いることで、物体操作等の指の動きを伴う動的な作業の認識にも対応できる。

4. 人の手作業の認識手法

機械学習の一種である SVM を用いて作業状態の認識を行う。SVM とは、2 クラス識別法の 1 つである。学習パターンとして正例、負例のサンプルを与えると、SVM は入力データの正負を判別する識別器を作る。学習サンプルは、人が Cyber Glove をはめて教示作業を行うことで獲得できる。

この SVM を用いた作業状態の認識手法として、まず作業状態を直接的に認識する手法と、作業状態間の遷移を認識する手法とを示す。その上で、両手法を統合した手法を示す。

4.1 決定木による認識法

決定木を用いて、作業状態を直接的に認識する手法を示す。作業状態の中から、近いものを 2 つ単位でまとめてクラスタリングする。例えば、「rotate right」と「rotate left」は、「rotate」としてまとめられる。この

クラスタリングを繰り返し行くと、作業状態は抽象化されていく。クラスタリングの結果は、最終的に決定木で表現できる。2. 章で定義した作業状態をクラスタリングした結果を、Fig.3 に示す。決定木の下層ほど作業状態は詳細化され、クラスノードが認識すべき作業状態となる。この決定木に入力データを与えて、作業状態を認識する。決定木の判別ノードにおける分岐は、判別ノード毎に用意された SVM によって行われる。

Fig.3 の決定木では、判別ノード毎に計 4 つの SVM ($d_1 \sim d_4$) を用意した。各 SVM は、下記の識別を行う。

d_1 : 手が閉じているか、開いているか。 (close or open)

d_2 : 回しているか、否か。 (rotate or fix)

d_3 : 掴んでいるだけか、引いているか。 (grasp or pull)

d_4 : 左回転か、右回転か。 (left or right)

これらの SVM の学習パターンは、判別ノードの下層にある作業状態の正例サンプルから作成される。まず、クラスノードの作業状態のそれぞれについて、CyberGlove による教示作業を行って、正例サンプルを計測する。判別ノードの SVM の学習パターンは、判定を行う 2 つの作業状態の各々の正例サンプルについて、一方を正例サンプル、もう一方を負例のサンプルとすることで得られる。また、クラスタリングした場合には、クラスタリングされた 2 つの接触状態の正例サンプルの和集合を、新たな正例サンプルとする。

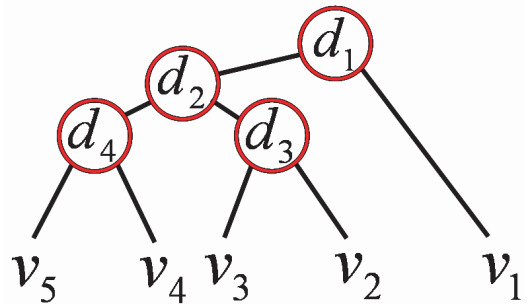


Fig.3 5 つの作業状態の決定木

4.1.1 バルブ操作の認識実験

決定木による認識法を用いて、バルブ操作の認識実験を行った。その結果を、Fig.4 に示す。各 SVM に与えた学習パターンのサンプル数は、505~1960 である。縦軸は 2. 章で定義した作業状態の識別子に対応しており、横軸は時間を表す。CyberGlove の計測周期は約 21Hz であった。CyberGlove からの入力データに対して、作業認識はリアルタイムで実行された。

この実験では、バルブを回転させた際に、誤認識が多くみられた。これは、回転作業の際に、手の動きが止まった瞬間の入力データを誤認識したためと思われる。

4.2 作業プリミティブによる認識法

作業状態間の遷移を認識する手法を示す。これは、作業状態から抽出した作業プリミティブを、この遷移の判定条件として用いるものである。各作業プリミティブ毎に用意された SVM の出力と、直前の作業状態か

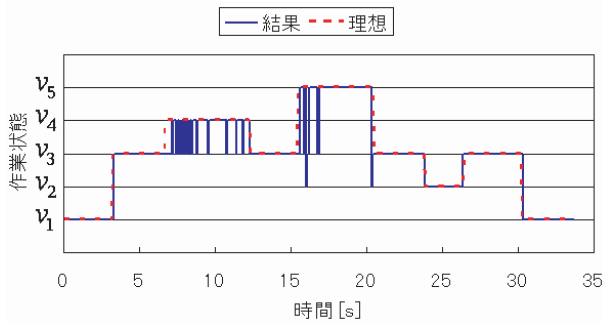


Fig.4 決定木による認識法の認識結果

ら、作業状態間の遷移を認識する。SVMでは対応する作業プリミティブが実行中であるかどうかを判定する。

4.2.1 作業プリミティブの抽出

作業状態からの抽出のし方により、作業プリミティブを3種類に分類する。作業プリミティブの抽出手順を示す。まず、作業状態を2種類に分類する。すなわち、指の動きを伴う作業状態を動的な作業状態とし、指の動きを伴わない作業状態を静的な作業状態とする。その上で、動的な作業状態を、動作単位でさらに分割し、それらを作業プリミティブとする。例えば、「rotate right」という作業状態は、対象物体を掴んで右に回す動作と、対象物体から手を放して左に戻す動作の2つの動作の繰り返しで構成されている。従って、この2つの動作を作業プリミティブとする。次に、静的な作業状態は、そのまま作業プリミティブとする。最後に、静的な作業状態間を遷移する動作を、作業プリミティブとする。例えば、作業状態が「open」から「grasp」へと移行変わる際、対象物体を掴む動的な動作が行われるので、この動作を作業プリミティブとする。

抽出した作業プリミティブ毎に CyberGlove による教示作業を行って、SVMの正例サンプルを計測する。負例サンプルは、他の作業プリミティブのSVMの正例サンプルの和集合を用いる。

2.章で定義した5つの作業状態は、 v_1, v_2, v_3 が静的な作業状態、 v_4, v_5 が動的な作業状態である。これらの作業状態から、下記の11の作業プリミティブを抽出した。

- 1 rotate right with grasp
- 2 return left without grasp
- 3 rotate left with grasp
- 4 return right without grasp
- 5 open
- 6 pull
- 7 grasp
- 8 open \rightarrow grasp
- 9 pull \rightarrow grasp
- 10 grasp \rightarrow open
- 11 grasp \rightarrow pull

1,2,3,4が、動的な作業状態を分割して作られた作業プリミティブである。ここでは、 v_4 と v_5 が両方とも、対象物体を掴んで回す動作と、放して手を戻す動作との2つの作業プリミティブに分割されている。また、5,6,7が静的な作業状態から直接得られた作業プリミティブ

であり、8,9,10,11が静的な作業状態間の遷移動作を表す作業プリミティブである。矢印は、左の作業状態から右の作業状態への遷移を表す。なお、バルブ操作における静的な作業状態間の遷移を検討し、「open \rightarrow pull」等の起こりえない作業プリミティブは省いた。

4.2.2 作業状態間の遷移判定

作業状態間の遷移に関して、常に全ての作業プリミティブが関係するわけではない。そこで、判定する遷移毎に、用いるSVMの組を選定する必要がある。本稿では、この作業状態間の遷移条件を経験的に決定した。バルブ操作における5つの作業状態間の遷移条件図を、Fig.5に示す。図中の遷移条件の番号は、前述の作業プリミティブの番号に対応している。また、図中の○は対応する作業プリミティブのSVMの出力が正であることを、×は負であることを示している。SVM群の出力が遷移条件を満たした際に、接触状態の遷移が起こったと判定する。

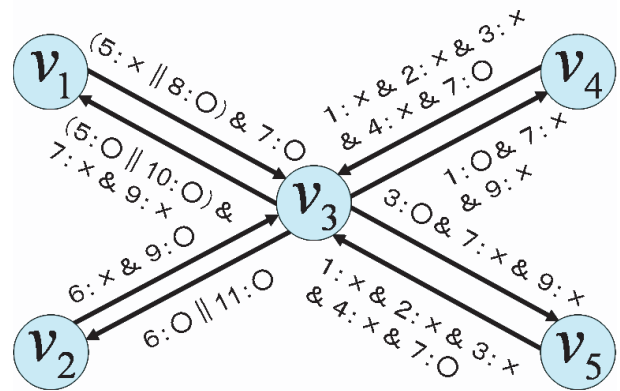


Fig.5 バルブ操作における作業状態間の遷移条件

4.2.3 バルブ操作の認識実験

作業プリミティブによる認識法を用いて、バルブ操作の認識実験を行った。その結果を、Fig.6に示す。各SVMに与えた学習パターン数のサンプル数は、1074である。初期作業状態は「open」とした。

この実験では、作業状態の遷移をよく認識できた。しかし、現在の作業状態が遷移条件に含まれるため、作業状態間の遷移の認識にいったん失敗すると、以降の認識結果は致命的な影響を受ける。認識の失敗例を、Fig.7に示す。

4.3 統合認識法

前述の2つの手法を統合し、作業プリミティブによる認識法をベースとして、決定木による認識法を誤り訂正に用いることで、より頑健な作業認識を行う。具体的には、決定木による認識法で認識した作業状態と、作業プリミティブによる認識法から得られている現在の作業状態との差を積分し、その積分値に閾値処理を行って、誤り訂正を実行する。

まず、作業状態に対応する積分パラメータを用意し、初期値を0とする。現在の作業状態 v と、決定木による認識法で認識した作業状態 v' が一致するかを調べる。

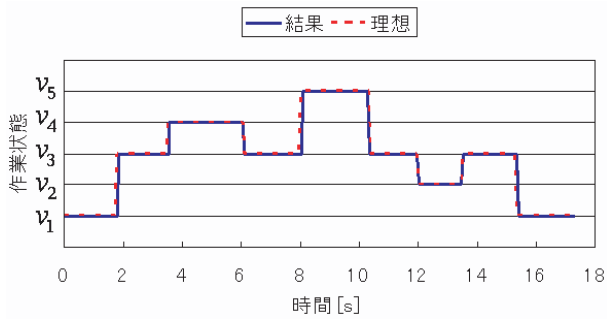


Fig.6 作業プリミティブによる認識法の認識結果

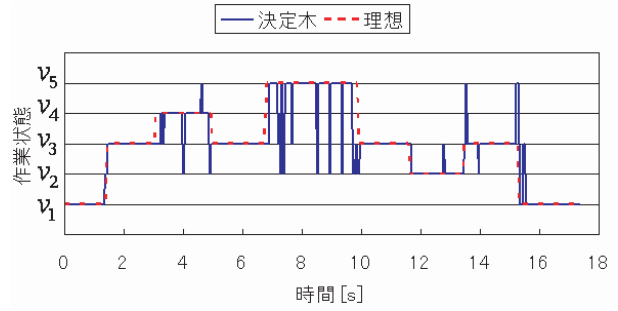


Fig.9 決定木による認識法の認識結果

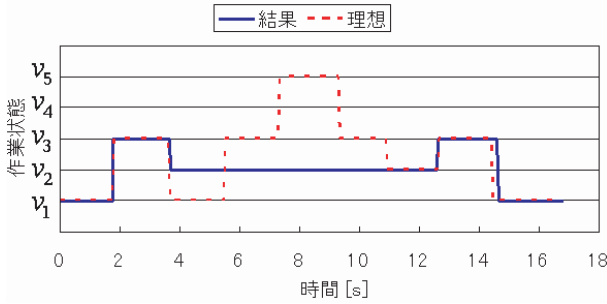


Fig.7 作業プリミティブによる認識法の認識結果の失敗例

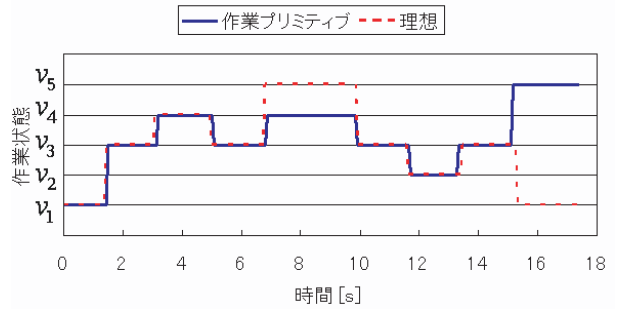


Fig.10 作業プリミティブによる認識法の認識結果

一致しない場合は、 v' に対応する作業状態の積分パラメータをプラス 1 する。一致する場合は、 v に対応する作業状態以外の作業状態の積分パラメータを-1 する。その際、最小値は 0 とする。これを繰り返し、 v 以外の作業状態の積分パラメータが閾値を越えたら、現在の作業状態を、その作業状態へ変更する。この変更の際および、作業状態が遷移した際に、全ての積分パラメータを 0 にする。

4.3.1 バルブ操作の認識実験

統合認識法によるバルブ操作の認識実験を行った。その結果を、Fig.8 に示す。また、同じ入力データに対して、決定木による認識法と作業プリミティブによる認識法の 2 つでも認識実験を行った。それらの結果を、Fig.9 と Fig.10 とにそれぞれ示す。これらの結果より、作業プリミティブによる認識法の誤りを、決定木による認識法により訂正できたことが分かる。なお、誤り訂正の閾値は 20 とした。入力データの計測周期が 21Hz であることから、誤り訂正には 1 秒以上の遅れが生じる。

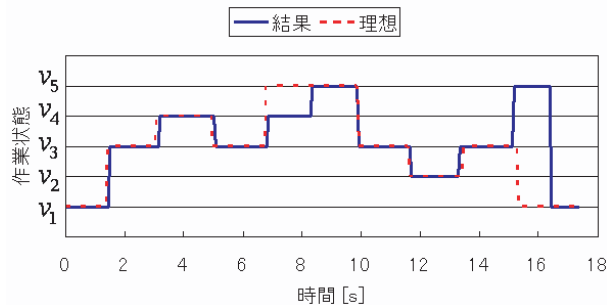


Fig.8 統合認識法による認識結果

5. おわりに

Cyber Glove で計測した人の手の関節角度軌跡から、実行中の作業状態を認識する手法を提案した。また、実際にバルブ操作に対する認識実験を行い、提案手法の有用性を確認した。

現在、決定木の構造や作業状態間の遷移条件等を人為的に決めている。今後の課題としては、これらの設定の自動的な決定手法を検討する。

参考文献

- [1] 池内克史: “人間の把持行動観察によるロボットの把持戦略の生成”, 日本ロボット学会誌, Vol.18, No.6, pp.792-797, 2000
- [2] 池内克史, カン S.B.: “視覚によるハンドの教示”, 日本ロボット学会誌, Vol.13, No.5, pp.599-602, 1995
- [3] Keni Bernardin, Koichi Ogawara, Katsushi Ikeuchi and Ruediger Dillmann: “A Sensor Fusion Approach for Recognizing Continuous Human Grasping Sequences Using Hidden Markov Models”, IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS, VOL.21, NO.1, pp.47-57, 2005
- [4] 近藤誠宏, 上田淳, 松本吉央, 小笠原司: “掌面の接触状態遷移を用いた円柱物体の操作認識”, 日本ロボット学会誌, Vol.24, No.2, pp.213-221, 2006
- [5] 瀬川友史, 下坂正倫, 森武俊, 佐藤知正: “人に近い日常動作のセグメンテーションのための力学系の切替に着目した分節モデルの獲得”, 第 11 回ロボティクスシンポジウム, pp.68-73, 2006