六軸電気油圧双腕マニピュレータの協調作業* (離散イベント制御の電線のスリーブへの挿入作業への応用)

安 耿 寛^{*1}, 横 田 眞 一^{*2}, 古 田 裕 彦^{*3}

Coordinative Control of 6-Link Electro-Hydraulic Manipulators with Dual Arm (Application of a Discrete Event Control to the Insertion Task of Electric Lines into Sleeves)

Kyoungkwan AHN^{*4}, Shinichi YOKOTA and Hirohiko FURUTA

^{**} P & I Lab., Tokyo Institute of Technology,
4259, Nagatsuta-cho, Midori-ku, Yokohama-shi, Kanagawa, 226-8503 Japan

To supply electric power uninterruptedly during the maintenance task of live power electric line, it is necessary to realize an autonomous control of 6-link electro-hydraulic manipulator for the safe maintenance task. However electro-hydraulic manipulator using hydraulic actuators has many nonlinear elements and its parameter fluctuations are greater than those of an electrically driven manipulator. Therefore it is relatively difficult to realize autonomous assembly tasks particularly in the case of manipulating flexible objects. In this report, a discrete event control system is introduced for the assembly task of electric lines into sleeves as a typical task of live power electric lines. In the implementation of a discrete event control system, a novel learning vector quantization neural network is proposed and applied to the insertion task. To apply the proposed discrete event control system to the electric lines and sleeves which are not used in the neural network learning, learning data have been generated by using the fuzzy inference. By the experimental results of 2 types of electric lines and sleeves, the proposed discrete event control algorithm and neural network learning using the generation of learning data by the fuzzy inference are confirmed very effective to the complex task such as the insertion of electric lines to sleeves.

Key Words: Fluid Power System, Coordinative Control, Discrete Event System, Learning Vector Quantization, Neural Network, Hydraulic Manipulators, Dual Arm, Multi Link

1. ま え が き

近年, 配電線の補修工事の際, 電力を安定的に供給するために送電を止めずに工事を行う活線工事が主流になっている。これらの活線工事は高所不安定な場所での作業であり, また感電などの危険性, 作業者の減少などの原因からその作業の完全な自律化への要求がますます高まっている。著者らはすでに六軸電気油圧双腕マニピュレータに, 外乱オブザーバによる高精度な位置制御をベースとするコンプライアンス制御を適用することにより, 安定的な接触作業⁽¹⁾ およびクリアランス $7\mu\text{m}$ の Peg-in-Hole 作業を実現している⁽²⁾。

本報ではこれらの活線工事作業の代表例の一つである電線のスリーブへの挿入作業に, 離散イベント制御 (Discrete Event Control, 以下 DEC と呼ぶ) の「学習

ベクトルの量子化ニューラルネットワーク」(Learning Vector Quantization Neural Network, 以下 LVQNN と呼ぶ) を用いた学習に適用し, 学習された電線の挿入作業を実現している。さらに, 未学習の電線のスリーブへの挿入作業を実現するために, ファジールールを用いて仮想学習データを生成し, LVQNN

Fig. 1 System configuration of 6-link electro-hydraulic manipulator

* 原稿受付 1999 年 4 月 13 日.

^{*1} 正員, 東京工業大学大学院 (☎ 226-8503 横浜市緑区長津田町 4259).

^{*2} 正員, 東京工業大学精密工学研究所.

^{*3} 正員, 古河電工(株) (☎ 290-8555 千葉県市原市八幡海岸通 6).

E-mail: syokota@pi.titech.ac.jp

の学習に用いることにより、未学習の電線のスリーブへの挿入作業への応用も試みている。

2. 実験装置

実験に用いる片側の六軸電気油圧マニピュレータのシステムの概略図を図1に示す。各関節の回転角度はロータリエンコーダによって 0.0044° の分解能で検出され、サンプリング周波数2 kHzでコンピュータに取込まれる。また、マニピュレータが外界と接触する際に発生する力はマニピュレータ先端に取付けられた六軸力センサによって検出され、A/Dボードを介してコンピュータに取込まれる。

実際の配電工事は図2のように双腕のマニピュレータを使用して行う。左のマニピュレータの手先には電線をつかむための、空気圧で作動するグリッパが、右のマニピュレータの手先にはスリーブをつかむための空気圧で作動するグリッパが設置されている。また、作業現場で使う電線とスリーブは16種類にのぼるが、実験ではその中で代表的なものとして図3に示すような径の異なる2種類の電線とスリーブを用いている。ここで、Type Aの電線とスリーブ(電線外径18 mm)はニューラルネットワークの学習に用い、Type B(電線外径14 mm)はニューラルネットワークの学習には用いていない。

3. LVQNNによる離散イベントの学習法の提案

3.1 離散イベント制御システム 本研究の対象

Fig. 2 Insertion task of electric lines to sleeves

Fig. 3 Two types of electric lines and sleeves

になっている電線のスリーブへの挿入作業は電線がはじめにリールにまきついているため、作業中には電線の形状が曲がっていること、電線の剛性が電線ごとに異なること、挿入作業中に電線が変形することなどから、単純なマニピュレータの作業計画のみでは挿入作業の実現が困難である。そこでこれらの問題点を解決するため図4のような離散イベント制御システムを導入する。図4で x_r はマニピュレータに前もって与えておく参照軌跡を、 x_d は目標位置および姿勢の修正量を、 x_c は修正された目標軌跡を、 u はマニピュレータに与える制御入力値を、 θ は各軸の角度を、 f はマニピュレータの手先に発生する力をそれぞれ示す。ここで用いる離散イベント制御システムはマニピュレータシステムの状態変数(ここでは環境との接触の際に発生する力)から現在のマニピュレータのハンドがつかんでいる電線とスリーブのお互いの接触状況を判断し、次の段階の目標位置と姿勢の修正量をつくりだす役割をする。現在までに、このような離散イベント制御システムを実現するためにペトリネットなど種々の理論が提案されているが、いずれも電線のような柔軟物に対しては電線とスリーブの間の正確な接触状態の判断が難しいという欠点があった。本研究では、これらの問題点を克服するために、LVQNN⁽⁶⁾による離散イベントの学習法を提案する。提案する学習法は次のような特徴をもっている。

(1) 電線とスリーブの間の可能な中心位置と姿勢に対する最低限の学習データさえ用意できれば電線の挿入作業に簡便に用いることができる。

(2) 離散化しているため、挿入作業に必要な計算時間が少なくてすむ。

また、この学習法は代表的な電線とスリーブの学習ができれば形状が類似な電線とスリーブにも同様に適用できると考えられる。次に、提案するLVQNNによる離散イベントの学習方法について説明する。

3.2 LVQNNによる離散イベントの学習 本研究の対象となっている電線とスリーブの挿入作業の場合、マニピュレータの手先に発生する力から力学的な計算に基づいて電線とスリーブの接触状態を調べるの

Fig. 4 Discrete event control system

Fig. 5 Architecture of LVQNN

Fig. 6 Learning data for LVQNN

はかなり困難である。ここで、マニピュレータの現在の状態量から目標位置および姿勢の修正量を簡便かつ高速に計算する手法としてLVQNNを導入する。図5に、提案するLVQNNの構造を示している。導入するLVQNNはまず二つの層からなる。1番めの層は競合層で、入力ベクトルの分類の学習を行う。また2番めの層は競合層のクラスについて設計者が定義したターゲットの分類を行う。図5で p は入力ベクトルを、 y は出力ベクトルを、 W_1 は競合層の重みを、 W_2 は線形層の重みを、 R は入力層の数を、 S_1 は競合層のニューロンの数を、 S_2 は線形層のニューロンの数を、 T は出力層の数をそれぞれ示す。ここで学習用の入力データと出力データについては手探り動作によってマニピュレータの手先に発生する力とその際の位置および姿勢の修正量を、実際の作業を行う前に準備して、LVQNNの学習を行う。LVQNNの学習の際には次に示すKohonen⁽⁹⁾の学習ルールを用いてその重みを更新する。

$$\Delta W_1(i, j) = lr \cdot a_1(i) \cdot (p(j) - W_1(i, j)) \quad \dots\dots (1)$$

ここで、 lr は学習比を、 a_1 は競合層の出力を示す。

3.3 手探り動作によるLVQNNの学習用データの生成およびLVQNNの学習 本節では3.2節で紹介したLVQNNを学習する際に必要となる学習用データの生成法について説明する。提案する

Fig. 7 One sample of learning data in the case of class 7

Fig. 8 Initial attitude between electric line and sleeve

LVQNNの学習法を図6に示す。ここで、LVQNNへの入力データはマニピュレータの手先で発生する x, y, z 軸(図1座標系参考)の力(F_x, F_y, F_z)と y 軸を除いた x, z 軸のモーメント(M_x, M_z)とする。また、LVQNNへの出力データは18段階の離散電線の x 軸、 z 軸の目標軌跡の修正量 Dx, Dz およびスリーブの姿勢の修正量 $D\phi$ (図1の実験装置の座標系で、 x 軸の姿勢の修正量である)とする。学習用データを生成する際には手探り動作により電線の中心位置を x, z 軸それぞれに対して+、0、-方向に移動し、またスリーブのRoll姿勢を+、-にしたそれぞれ18種類の電線とスリーブの位置姿勢関係に対して電線とスリーブの間に発生する力とモーメントを20秒間測定する。学習用に用いたTYPE Aの電線とスリーブを使用して発生した力とモーメントを測定した一例を図7に示す。図7は図6の中でClass7に対応する力とモーメントである。すなわち提案するLVQNNは図7のような力とモーメントが発生した場合、接触状態がClass7に対応するようにニューラルネットワークを学習させる役割をする。学習用データは実際の電線とスリーブの挿入作業の前に用意して学習を行う。LVQNNの学習の際には競合層のニューロンの数を12個、学習比を0.01として学習を100,000回とした。次にこれらの学習を完了したLVQNNを用いてType AとType Bの電線とスリーブの挿入作業実験を行った結果を示す。

Fig. 9 Experimental results of insertion task in the case of Type A Electric line (condition 1)

Fig. 12 Experimental results of insertion task in the case of Type B electric line

Fig. 10 Experimental results of insertion task in the case of Type A electric line (condition 2)

Fig. 11 Experimental results of insertion task in the case of Type A electric line (condition 3)

4. Type A の電線のスリーブへの挿入作業実験

3章で学習用データを生成する際に用いた電線とスリーブ(Type A)を用いて挿入作業実験を行った。実際の配電工事現場での電線とスリーブの姿勢関係は一律ではないことから、実際の作業現場での条件を想定して図8のように電線とスリーブの初期姿勢角度が異なる三つの場合に対して実験を行った。Type Aの電線とスリーブを用いたときの実験結果を図9から11に示す。図9は図8の条件1に、図10は図8の条件2に、図11は図8の条件3にそれぞれ対応する。それぞれの図では、上段から電線をつかんでいるマニピュレータ手先の位置、発生力、発生モーメントとLVQNNの出力値(これは1から18までの離散値で電線とスリーブの接触状態を示す)をそれぞれ示す。この図の下段部はこれらのLVQNNの結果に応じて修正された電線の中心位置とスリーブの姿勢をそれぞれ示す。上段部の電線の先端位置からわかるように三つの異なる初期姿勢に関係なく完全な挿入が実現されていることがわかる。提案するLVQNNによる離散イベントの学習法は対象とする電線とスリーブに対して学習用のデータを実際の作業に前もって用意しておけば、電線とスリーブの間の接触状態を判断する際に、特に電線とスリーブ間の複雑な力学計算あるいは画像による電線の曲がり方などの情報を必要とせず電線の挿入作業に適用可能な、有効な手法であると考えられる。また、Type Aと仕様が類似している電線とスリーブの挿入作業も上記の学習法を用いることにより実現できると考えられる。

しかし、同様に Type A と仕様が大きく異なる Type B の未学習の電線とスリーブを用いたときの挿入作業を行ったが、図 12 に示すように実現することが出来なかった。これは使用する電線とスリーブの種類によって挿入作業の際に発生する力の絶対値が大きく異なる結果、仕様が大きく異なる Type B に関しては LVQNN での学習が十分ではなくなるなどが原因であると考えられる。そこで 5 章では未学習の電線とスリーブの組み合わせの場合でも実際の学習用データを測定によって得られない場合にも応用可能な新たな手法を提案する。

5. ファジィルールを用いた 学習データの生成法

配電工事で使用する電線とスリーブは電力会社ごとに仕様が異なっており、その数は 16 種類程度である。4 章の結果より、これらの全種類の電線とスリーブに対して学習を行った電線とスリーブとかなり異なる仕様を有する電線とスリーブの挿入作業を実現するためには 4 章のような学習用データを設定して学習を行わなければならない。しかし、大きく仕様が異なる電線とスリーブの学習用データをすべて実験より求めるの

Fig. 13 Algorithm for learning data generation

Fig. 14 One example of membership function

Fig. 15 Experimental results of insertion task in the case of Type B electric line (condition 1)

Fig. 16 Experimental results of insertion task in the case of Type B electric line (condition 2)

Fig. 17 Experimental results of insertion task in the case of Type B electric line (condition 3)

(a)

(b)

(c)

(d)

Fig. 18 Insertion task of electric line to sleeve

は大変手間がかかることになる。そこで、4章の問題点であった仕様が大きく異なる未学習の電線とスリーブを用いたときの挿入作業を実現するためにファジィルールによる学習データの生成法を提案する。ここで提案するファジィルールによる学習データの生成法は電線とスリーブの種類が異なる場合、挿入作業の際に

発生する力とモーメントの絶対値は異なっても、その力とモーメントの方向性は変わらないことを前提とする。この前提条件はここでは示していないが他の仕様の電線とスリーブを用いて測定した力とモーメントの結果からも証明できる。そこで未学習の電線とスリーブに対しても、その挿入作業を実現するために図13に示すようなLVQNNの学習用データの生成法を提案する。ここで提案する学習用データの生成法の手順を説明すると、まず任意の電線とスリーブについていくつかの位置および姿勢(ここでは18ケース)に対して、人間の手探り動作により力およびモーメントを測定する。測定する電線とスリーブは代表的な一つの電線とスリーブのみで十分である。次にこれらの測定したデータにファジィルールを適用し、新たな学習用データを用意する。最後に測定したデータとファジィルールにより生成したデータを用いてLVQNNを学習させる。ファジィ推論の際にはLarsen⁽¹⁰⁾により提案されたProduct-Max法を用いた。実際にファジィルールに用いられる仮想学習データを生成する際には、Type AとType Bのみで(16種類の電線のデータを比較する必要はない)図7と同様の実験を行い、Type AとType Bで発生する力とモーメントを測定し、その発生力とモーメントの絶対値の比の最大値を求めた。ここではその最大比が約130%であることが実験より確認されている。この最大比を用いてファジィルールのメンバシップ関数を設定する。具体的なファジィルールのメンバシップ関数を図14に示す。ここで、図14は電線とスリーブの接触状態が図6のClass 7の場合の、仮想学習データを生成するためのメンバシップ関数の一例である。このようにファジィルールで生成した学習用データを用いてLVQNNの学習を行った。学習が完了したLVQNNを用いた電線のスリーブへの挿入作業の実験結果を図15から17に示す。各図上段部の結果からわかるように提案した手法により電線のスリーブへの完全な挿入が実現していることがわかる。図18にはType Bの電線とスリーブを使って図8の(a)の姿勢の条件下で電線とスリーブの挿入作業を行ったようすを示している。最初は電線とスリーブ間に8°ぐらいの姿勢誤差が避けられなかったが上記で提案した手法を用いることによりスリーブの姿勢と電線の中心位置が修正され、完全な挿入作業が実現されていることが確認できる。

6. あとがき

配電工事の活線作業の自律化を行う際に必要となる作業の中で代表的な例である「電線のスリーブへの挿

入協調作業」を実現するために LVQNN による離散イベントの学習法を提案し、電線のスリーブへの挿入作業を実現した。

また、仕様が大きく異なる未学習の「電線とスリーブの組」への挿入作業にも適用するために、ファジィルールを用いて仮想学習データを生成した。また、生成した仮想学習データを用いて LVQNN による離散イベントの学習を行い、未学習の「電線とスリーブ」に対する挿入作業に応用した結果、その挿入作業についても実現することができた。

最後に本研究に機材などを提供していただいた古河電気工業株式会社の関係者の方々に謝意を表す。

文 献

- (1) 横田真一・篠原潤・安耿寛・山本敏郎, 3 軸電気油圧マニピュレータのコンプライアンス制御, 油空圧学会論文集, **29-1** (1998), 23-29.
- (2) 安耿寛・横田真一・尾関倫彦・山本敏郎, 6 軸電気油圧マニピュレータのコンプライアンス制御, 機論, **64-624**, C (1998), 235-241.
- (3) 安耿寛・横田真一・古田裕彦, 6 軸電気油圧双腕マニピュレータの協調作業(離散イベント制御の電線の挿入作業への応用), 日本機械学会第 76 期秋季全国大会講演会講演論文集 V, (1998-10), 263-264.
- (4) 山本敏郎・横田真一・田村尉, H_∞ 制御による電気油圧マニピュレータのロバスト軌跡制御(モデルマッチング 2 自由度系における安定化制御器の H_∞ 制御による設計), 機論, **64-617**, C (1998), 177-184.
- (5) 山本敏郎・横田真一・田村尉, 6 軸油圧マニピュレータのロバスト制御に関する研究(各ロバスト制御手法の実験的比較), 機論, **64-620**, C (1998), 1312-1319.
- (6) McCarragher, B. J. and Asada, H., The Discrete Event Control of Robotic Assembly Tasks, *Trans. ASME, J. DSMC*, **117** (1995), 384-393.
- (7) Hogan, N., Impedance Control: An Approach to Manipulation Part 2, *Trans. ASME, J. DSMC*, Vol. **107** (1985), 8-16.
- (8) Beale, M., *Neural Network Toolbox User's Guide*, (1994), 164-168, The Math Works, Inc.
- (9) Kohonen, T., *Self-Organization and Associative Memory, 2nd Edition*, (1987), Berlin: Springer-Verlag.
- (10) Lotfi, A., *FISMAT: Fuzzy Inference Systems Toolbox User's Guide*, (1996), 3-8, The Math Works, Inc.