バリ取り作業におけるヒューマンスキルの 教示方法に関する検討

下 倉 健一朗*¹ 浅 田 春比古*² 劉 申*²

A Study of Human Skill Transfer for Teaching a Deburring Robot

Ken-ichiro Shimokura*¹, Haruhiko Asada*² and Sheng Liu*²

This paper discusses a new method for teaching a deburring robot based on demonstration of human skillful motion. The robot is programmed to adjust the tool feedrate in accordance with the varying burr characteristics, such as burr size and material properties. This dynamic change of tool feedrate is motivated by the effective human skill in performing a deburring task. The relationship between the tool feedrate and burr characteristics is obtained from human demonstration data and stored in a computer as an associative memory. This associative memory enables the robot to select the tool feedrate that well matches the burr characteristics. Therefore, the robot motion is always effective in removing burrs and generating smooth finish of workpiece surface without severe tool wear. In order to identify burr characteristics, a laser displacement sensor has been used for direct burr height measurement, and a deburring process model has been applied for material property differentiation. The learned associative memory is stored and represented by a neural network, which can be easily incorporated into robot programming. Experimental results show that a robot can perform a deburring task in a manner similar to its human teacher.

Key Words: Human Skill, Teaching by Demonstration, Robotic Deburring, Associative Memory

1. は じ め に

組み立てや研磨、バリ取りなど、生産現場における多くの作業をロボットに代行させる場合には、位置目標値だけでなくロボットと作業対象間の相互作用に対する方策を適確にプログラミングすることが要求される。バリ取りを例にとると、加工工具のワークに対する作用の仕方の善し悪しが作業の正否を左右する重要な要因である。上記の問題に対処するため、力制御やコンプライアンス制御を用いて工具を保持したロボットとワークの間の相互作用を直接制御しようとする試みは数多く報告されている。

Plank らは力覚センサの情報を用いて動作速度を制御する方法を報告している[1]。山口らは工具の駆動電流をモニタすることにより工具にかかる負荷を推定し、過負荷にならないように送り速度を調整する一種のダンピング制御システムを開発した[2]。Asada らはバリ取りロボットが工具を保持するのに最適なコンプライアンスの導出を試みた[3]。Her らは形状倣いと安定な Metal removal を実現するためにコンプライアンス制御を適用した[4]。これらの報告では作業時にロボット

が受ける力情報のみから目標値を設定しており、ワークに関する情報が積極的に反映されているとは言い難い。

ワークに関する情報を活用するため、Whiteney らはビジョンシステムを用いたバリ取りシステムを開発した[5]。このシステムではビジョンシステムにより溶接ビードのサイズを計測し、計測結果をもとにビード除去のための必要エネルギーを準静的モデルに基づいて計算している。そのため切削力は、計算により求められた消費エネルギーから間接的にしか導かれない。また Ichinohe らはレーザーレンジファインダを用いてバリ形状を測定し、形状情報に基づいて速度目標値を変化させるシステムを開発した[6]。バリ形状と速度の関係は、ロボットによる切削実験に基づき、単位時間あたりの切削量が一定となるような関数を用いて近似している。これらの研究は、比較的サイズの大きなバリを除去することを目的とした大型のロボットシステムを対象としている。この場合、作業戦略はロボットに加わるダメージを軽減することを主目的としており、仕上がり状態を細かく制御することは考慮していない。

一方、サイズの小さいバリを除去する場合には、加工精度などの条件が厳しくなり、より綿密な作業戦略をプログラミングすることが必要となる。熟練作業者はこのような作業戦略を経験的に獲得している。しかしそれらは暗黙知の形で蓄えられているため、システム上に陽な形で記述することは非常に困難である。

原稿受付 1995年2月10日

*¹NTT ヒューマンインタフェース研究所

*²マサチューセッツ工科大学

*¹NTT Human Interface Laboratories

*²Massachusetts Institute of Technology

このような壁を乗り越えるため、作業者のデモンストレーションによって得られる運動情報を用いて、作業状態（インプット）に対して作業者が選択した制御戦略（アウトプット）の関係を教示する手法が提案されている。ここでは、前述のような熟練作業者が有するタスクレベルの適応戦略をスキルと呼ぶ。浅田らは組立作業を対象として位置・力制御を併用した教示法を提案した[7]。荒巻は書字作業における筆位置・筆圧を計測し、これに基づいて人間の書字動作のスキルをロボットに教示・実行させた[8]。また Hirzinger ら[9]や Izumi ら[10]、DeSchutter ら[11]は人間の動作をハイブリッド制御の枠組みを用いて、また Asari ら[12]はインピーダンス制御の観点から人間の動作を解釈し、ロボットへの作業教示を試みている。しかしこれらの報告も、作業プロセスの認識については十分に考慮されていないため、バリ取りのように実行中にプロセスがダイナミカルに変動する作業への適用は難しい。そこで、以下の章ではバリ取り作業におけるスキル教示の課題について考える。

2. バリ取り作業におけるスキル教示

バリ取り作業におけるスキルとは、バリの発生部位や大きさ、材質による硬さなどの特性が毎回の作業で変動することを考慮して、これらに起因する作業プロセス変化を認識し目標軌道を変更するタスクレベルでの適応制御能力と定義できる[13]。Fig. 1 にタスクレベルの適応制御に基づくロボットシステムのブロック図を示す。このシステムでは、スキルは作業プロセス変化の認識と、この認識結果に対する作業者の工具操作法の選択過程を写像関数として記述する連想記憶とで構成される。

認識されたプロセスの状態を表すベクトルを $\mathbf{b}$ で、これに対して選択した作業者が修正する工具操作のためのパラメータベクトルを $\mathbf{a}$ で表すと、連想記憶は以下に示す非線形関数の形で記述できる。

$$\mathbf{a} = f(\mathbf{b}) \quad (1)$$

Fig. 2 はバリ取り作業の2次元平面内での模式図である。ここでは、工具操作に関するパラメータとして工具の送り方向速度 V_x (Fig. 2 の X 軸方向) と工具のワークに対する押しつけ力

Fig. 1 Block diagram of a task-level adaptive control based on human demonstration

F_n (Fig. 2 の Y 軸方向) を考えると、式(1)は以下のように表される。

$$V_x = V_x(\mathbf{b}) \quad (2)$$

$$F_n = F_n(\mathbf{b}) \quad (3)$$

バリ取りにおけるスキルの教示とは、様々な種類のセンサを用いて作業時における操作者の挙動や工具・作業対象物の状態を計測し、ロボットが作業を実行する際にも安定に動作する連想記憶を同定すること他にない。この連想記憶を用いた教示方法が効果的に機能するためには、次の2点が重要な課題となる。

(a) プロセス状態の高信頼な定量化。

(b) 連想記憶の関数構造の正確な同定。

(a) に関しては、バリ取りのプロセスを支配する要因である大きさや硬さなどのバリの特性をパラメータとして考えた場合[14]、これらを直接計測する、あるいは適切なモデルを導入し、計測可能なセンサ情報と適切なモデルとを用いて作業実行中にリアルタイムで推定することが必要となる。Liu らは、金属材料の切削プロセスの線形モデルの係数とバリ特性との相関関係を利用して、逐次最小二乗法を応用して推定したモデルの係数をパラメータとして用いている[13]。しかし複数の異なる性質の特性を一つのモデルから推定するため、ノイズなどの影響により推定値が簡単に変動するという問題がある。このため上記手法では、短期間の相対変化を監視するのには有効であるが、長時間にわたる作業においてバリ特性を安定に定量化することは難しい。

(b) に関しては、デモンストレーション結果より得られる教示情報は、 (a_1, b_1) , (a_2, b_2) , ..., (a_n, b_n) のように離散的なデータ構造を持つ。これらの教示データ列を式(1)のような非線形関数で近似するために、ニューラルネットワークが有する非線形関数の写像能力を利用する方法が提案されている[13]。しかしこの連想記憶の有効性は、先に述べた課題(a)のバリ特性のパラメータの安定度に左右されるため、定量的な評価はなされていない。

以上の点を考慮して、本報告ではバリ特性のうち大きさに注目し、レーザー距離センサを導入してバリサイズの直接測定可能な作業計測システムを構築した。さらに、計測されたバリサイズと工具操作戦略の關係に着目して連想記憶を抽出し、同一作業に対する汎化能力について検証した。また硬さについては、切削に要するパワーに基づき異なる金属の硬さ判別について考察した。詳細を以下に示す。

Fig. 2 Schematic of a deburring task

Fig. 3 2 DOF direct-drive robot with LDS

Fig. 4 Schematic of a virtual link

3. 作業計測システムの構成

ここではレーザー距離センサ (LDS) をバリ高さの測定に用いた。Fig. 3 に 2 自由度の DD マニピュレータと LDS を用いて構成した作業計測システムの概要を示す。LDS はマニピュレータの第 2 リンクに装着され、レーザー光は工具前方のバリの表面に対して投射される。バリ表面の測定点の位置は、仮想リンクの概念を用いることにより、絶対座標系で記述することができる。Fig. 4 に仮想リンクの概念を示す。図中の p は仮想リンクの端点で、バリ表面におけるレーザー光の照射点である。 p をロボットベース座標系 (X_0 - Y_0) で記述すると、位置ベクトル $r_{0,p}$ は以下ようになる。

$$r_{0,p} = l_1 y_1 + (l_s + l_2) x_2 - l_2 y_2 \quad (4)$$

ここで、 l_s : LDS 間の測定距離、 l_2, l_{2y} : マニピュレータ関節座標系 (X_2 - Y_2) における LDS の位置座標、 l_1 : 第 1 リンクの長さであり、 $y_1 = [-\sin \theta_1 \cos \theta_1]^T$, $x_2 = [\cos \theta_2 \sin \theta_2]^T$, $y_2 = [-\sin \theta_2 \cos \theta_2]^T$ である。

除去されるバリの高さは、目標となるワーク仕上がり面とバリとの相対位置として定義される。 x_p, y_p を $r_{0,p}$ の要素、 y_d を $x_d = x_p$ における目標仕上がり面の位置とすれば、バリ高さ h は y_p と y_d の差となり次式で表される。

$$h = y_p - y_d \quad (5)$$

構築した作業計測システムの性能を評価するため、寸法既知

Fig. 5 Measurement result and the dimension of the sample burr

のサンプルバリについて計測値と実寸法とを比較した。実験では、研削は行わずに工具をサンプルバリに沿って移動させその際に得られるセンサ情報を計測した。Fig. 5 に工具の送り方向位置 (X 軸方向) に対するバリ高さの関係を示す。ノイズ等の影響下においても、バリ高さに関して 0.2 [mm] 以内の分解能が得られている。また、実際に研削を行った場合でも同様の分解能が得られ、有効性を確認した。

4. 連想記憶の同定

同一材質のワークを用いた作業では、押し付け力には著しい変化は生じないが、工具送り速度とバリサイズの変化には相関がある。本章では、同材質のワークを用いて、バリサイズ A と工具送り速度 V_x との間の連想記憶を作業者のデモンストレーションデータから抽出する。

デモンストレーションでは、作業者がマニピュレータ先端に取り付けた工具を保持し作業を実行する。使用したワークでは、バリの厚さはほぼ均一 (約 1 [mm]) であり、バリサイズはバリ高さ h で代表することができる。またセンサは工具から 15 [mm] 先行して取り付けられているため、工具位置 (工具速度) に対するバリ高さは以下のように求める。

(a) 時系列データとして得られるセンサ情報を、工具の送り方向 (X 軸方向) に対する高さ情報のテーブルとして計算機上に格納する。

(b) 上記のテーブルから工具の X 軸方向位置に対応したバリ高さを求め、工具の送り速度との比較を行う。

Fig. 6 はバリ高さ h の変化に対して、作業者が選択した送り速度 V_x の変化を示している。 h と V_x の間には逆相関関係が存在することがわかる。Fig. 7 に h と V_x の関係を示す。得られた計測データを関数表現するため、ニューラルネットワークを導入する。このネットワークは、 h を入力として V_x の推定値を出力する。Fig. 7 に生成されたネットワークによる内挿結果を併せて示す。Fig. 8 に h を入力、 V_x を出力とする学習後のネットワークを示す。

Fig. 6 Measured burr height and the change of feedrate of human demonstrator

Fig. 7 The relation between burr height and feedrate measured and interpolated data with NN

Fig. 8 Neural network that generates the interpolating curve

次に得られたニューラルネットの作業汎化能力を評価するため、同一作業者による新たなデモンストレーションデータを用いて、 V_x の推定値と作業者による実測値を比較した。Fig. 9に比較結果を示す。 V_x の推定誤差を次式を用いて定量化し、評価することを試みた。

$$e_m = \sum |(V_{xest} - V_{xm})| / n \quad (6)$$

式中、 e_m ：誤差絶対値の平均、 V_{xest} ： V_x の推定値、 V_{xm} ： V_x の実測値、 n ：測定したデータ数、である。この結果 $e_m =$

Fig. 9 Comparison between the feedrate demonstrated by the operator and those estimated by the neural nets

Fig. 10 Comparison between the feedrate demonstrated by the operator and those estimated by the neural nets (Material: Copper)

0.1303 となり、ニューラルネットワークの収束判定条件である $e_m = 0.1$ と比較しても良好な結果であると言える。以上より、得られた連想記憶は作業者の工具操作戦略のプログラム手段として有効であることを確認できた。

5. ワークの硬さ選別に関する考察

工具送り速度や押しつけ力は、ワークの材質が変わった場合にも当然変化する。例えば同じサイズのバリを扱った場合でも、作業者は鋼材を削る場合にはアルミに比して送り速度を遅く押しつけ力を大きくする。それゆえ、作業者のスキルを抽出する際には、幾何情報に加えてワークの材質をバリ特徴のパラメータとして考慮しなくてはならない。比較のために、ワーク材質として銅を用いてデモンストレーションを行った。Fig. 10に比較結果を示す。当然ながら Fig. 8のニューラルネットワークは、銅材についての作業者の連想記憶を記述できていないことがわかる。

ワークの硬さを識別する方法として切削時に工具が消費するパワーを用いることが考えられる。すなわち、硬い材質のワークに対しては多くのパワーを消費することが直観的に理解でき

Fig. 11 Relation between power consumption rate and material removal rate

る。また消費パワーは切削量とも相関があるため、ここではこの両者を考慮して異なる材質に対するパワー消費率を比較した。

工具のパワー消費率 P は計測されるセンサデータを用いて次式により計算できる。

$$P = F_t \omega r \quad (7)$$

式中の r は回転工具の直径である。また、金属の単位時間あたりの切削量を MRR とおくと、次式を用いて近似できる。

$$MRR = A V_x \quad (8)$$

ここで A はバリの断面積、 V_x は実際のツールの送り速度である。Fig. 11 は銅とアルミニウムの2種類の試験片を切削した場合の P と MRR の関係を示している。この結果、同一のパワー消費率においては、アルミ試験片を切削した場合の MRR は硬い材質の銅試験片の MRR を上回っている。この実験結果を定量的に評価するため、次式を導入する。

$$A = \Sigma P / \Sigma MRR \quad (9)$$

計算の結果、 $A_{cu} = 16260.8$ 、 $A_{al} = 5340.7$ となり A_{cu} は A_{al} の約3倍であることがわかる。以上の結果より、 P と MRR を用いることにより硬さの識別に有効であることが確認できた。しかし実際の硬さ判別は作業中にリアルタイムで計算する必要があるため、式(8)をそのまま適用することは困難である。今後は、逐次最小自乗法などを用いて硬さを識別するパラメータをオンラインで推定する手法を確立することが課題である。

6. 結 論

本報告では、熟練作業者のスキルをデモンストレーションデータから抽出しロボット教示するための手法について検討した。得られた結果は以下の通りである。

- (1) レーザ距離センサを用いてバリ高さを0.2[mm]の分解能で計測する作業計測システムを構築した。上記システムを用いて、計測されたバリサイズとそれに対応した作業者の工具操作との関係を記述する連想記憶を抽出した。
- (2) 上記の連想記憶を記述するためニューラルネットワークを導入し、送り速度について作業者の実行結果と平均0.13[mm/sec]以内の誤差で推定でき、得られた連想記憶が作業者の工具操作戦略のプログラム手段として有効であることを確認した。
- (3) ワークの材質による硬さの違いを識別するため、工具の消費パワー P と金属の切削量 MRR の比: A を用いた

識別法を検討した。オフラインでのシミュレーションの結果 $A_{cu} = 3.0 A_{al}$ となり、 P と MRR を用いることにより硬さの識別に有効であることが確認できた。

今後は、ワーク硬さをパラメタライズしオンラインで推定する手法を確立するとともに、硬さ情報を入力の一つとして連想記憶を改良し、多様な材質に対する作業者の一般化された連想記憶を導くことが課題である。

最後に本研究の機会を与えていただいた酒井高志知能ロボット研究部長、柿崎隆夫グループリーダーに感謝します。また研究を進めるにあたり多くのアドバイスをいただいた、水川真主幹研究員をはじめとするNTT知能ロボット研究部のメンバと、Dr. Boo-ho YangをはじめとするMIT CIDMSのメンバの皆様へ感謝します。

参 考 文 献

- [1] G. Plank and G. Hirzinger: "Controlling a Robot's Motion Speed by a Force-Torque Sensor for Deburring Problems," Proc. 1982 IFAC/IFIP Symposium on Informant Control Problems in Manufacturing Technology, pp. 97-102, 1982.
- [2] 山口雅行: "バリ取りロボットシステムにおける加工送り速度制御", 日本ロボット学会誌, vol. 9, no. 3, pp. 349-352, 1991.
- [3] H. Asada and N. Goldfine: "Optimal Control Design for Grinding Robot Tool Holders," Proc. 1985 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 316-322, 1985.
- [4] M. G. Her and H. Kazerooni: "Automated Robotic Deburring of Parts Using Compliance Control," ASME Journal of Dynamic Systems Measurement and Control, vol. 113, no. 2, pp. 60-66, March, 1991.
- [5] D. E. Whitney et al.: "Development and Control of an Automated Robotic Weld Bead Grinding System," ASME Journal of Dynamic Systems Measurement and Control, vol. 112, no. 3, pp. 166-176, March, 1990.
- [6] M. Ichinohe et al.: "Development of Deburring Robot for Cast Iron with Vision and Force Sensing," Proc. 24th ISIR, pp. 49-54, 1993.
- [7] 浅田春比古, 花房秀郎: "力教示機構を備えたロボットのプレイバック制御", 計測自動制御学会論文集, vol. 15, no. 3, pp. 410-411, 1979.
- [8] 荒巻: "人工の手の柔軟性のあるプレイバック制御", 計測自動制御学会論文集, vol. 19, no. 6, pp. 494-499, 1983.
- [9] G. Hirzinger and K. Landzettel: "Sensory Feedback Structures for Robots with Supervised Learning," Proc. 1987 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 627-635, 1987.
- [10] H. Asada and H. Izumi: "Direct Teaching and Automatic Program Generation for the Hybrid Control of Robot Manipulators," Proc. 1987 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 1401-1406, 1987.
- [11] J. De Schutter and J. Leysen: "Tracking in Compliant Robot Motion: Automatic Generation of the Task Frame Trajectory Based on Observation of Natural Constraints," Proc. Int. Symp. of Robotics Research, pp. 215-223, 1987.
- [12] H. Asada and Y. Asari: "The Direct Teaching of Tool Manipulation Skills via the Impedance Identification of Human motions," Proc. 1988 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 1269-1274, 1988.
- [13] S. Liu and H. Asada: "Task-level Robot Adaptive Control Based on Human Teaching Data and Its Application to Deburring," Proc. 1993 American Control Conference, pp. 1414-1417, 1993.
- [14] B. Yang and H. Asada: "Hybrid Linguistic/Numeric Control of Deburring Robots Based on Human Skills," Proc. 1992 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 1467-1474, May, 1992.

下倉健一朗 (Ken-ichiro Shimokura)

1959年4月1日生。1982年早稲田大学理工学部機械工学科卒業。1984年同大学院理工学研究科博士前期課程修了。同年電電公社に入社。現在日本電信電話株式会社ヒューマンインタフェース研究所主任研究員。この間1993～1994年マサチューセッツ工科大学客員研究員。知能ロボットシステムに関する研究に従事。日本機械学会、計測自動制御学会会員。

(日本ロボット学会正会員)

浅田春比古 (Haruhiko Asada)

1950年4月2日生。1978年京都大学大学院研究科博士課程修了。マサチューセッツ工科大学助教授、京都大学助教授を経て、現在マサチューセッツ工科大学機械工学科教授、情報化機械システム研究センタ所長。ロボット工学、制御工学、生産工学、及び人工知能応用の研究と教育に従事。

(日本ロボット学会正会員)

劉 申 (Sheng Liu)

Was born in Taipei, Taiwan in 1959. He received his B. Sc. degree in mechanical engineering from the National Taiwan University, Taiwan, in 1982, the M. Sc. degree from the University of California, Irvine, in 1986, and Ph. D degree from the Massachusetts Institute of Technology in 1992. Between 1987 and 1989, he worked as a project engineer in the Tatung Company of America, Inc., Long Beach, California. Currently, he is a research scientist in the Department of Mechanical Engineering at MIT. His research interests include adaptive and learning algorithms for the control of robots, HVAC systems, and other thermofluid systems.