

산업용로봇을 이용하는 지능 버 제거 시스템 개발에 관한 연구

신상운 · 최규종 · 안두성*
부경대학교 대학원 · *부경대학교
(1997년 11월 20일 접수)

Development of Intelligent Deburring System Based on Industrial Robot

S. W. Shin, G. J. Choi and D. S. Ahn

Pukyong University

(Received November 20, 1997)

Abstract

This study presents intelligent deburring system which can transfer the expert's skill to deburring robot through neural network. The expert's skill is expressed as associate mapping between the characteristics of the burr and human expert's action. Under the fundamental idea that the state of the deburring process can be extracted via the visual sense of the human, we employ vision system for the perception and identification of the changing burr. From the demonstration of human experts, force data are measured and fitted impedance model. Finally the characteristics of the burr and coresponding force are associated by the neural network which is trained through many demonstrations. The proposed method is verified in the deburring process of welding burr.

Key Words : vision system(비전 시스템), expert's skills(숙련자 기술), deburring(버 제거), neural network(신경회로망)

서 론

버 제거 작업은 공작물의 표면 또는 모서리에 초과한 재료를 제거, 원하는 표면을 만드는 것으로 기계가공 공정에서 제품의 가치를 결정하는 중요한 공정가운데 하나이다. 이러한 버 제거 작업은 열악한 작업환경 상태를 낳고, 인명 및 산업 재해의 소지를 안고 있다. 또한 복잡한 작업조건을 충족 시켜야 하는 동시에 다양한 작업 목표를 요구하기 때문에, 버 제거의 자동화는 매우 어려운

문제이다. 본 연구에서는 생산합리화와 생산 체계적인 측면에서 산업용 로봇을 이용하여 버 제거 작업공정의 자동화를 위한 지능 버 제거 시스템의 개발을 목적으로 한다. 로봇의 버 제거 작업은 절삭공구와 공작물간에 상호 작용력이 발생되어 가혹한 환경하에서 작업이 실행되는 경우가 대부분이다. 이때 과도한 상호 작용력은 공작물 또는 로봇에 손상을 줄 수 있다. 현재까지 로봇에 설치된 공구와 공작물간에 상호 작용력을 직접 제어하기 위한 많은 연구들이 발표되어 왔다.^{1)~4)}

이 연구들은 공작물에 대하여 정확한 지식이 없는 상태에서 공작물과 로봇간에 상호작용 목표를 정의하여 로봇에 상호작용력이 주어졌다. 이와같은 경우에는 지정된 한가지의 상호작용력 목표는 다양한 공작물의 특징들을 거의 충족시킬 수 없게 된다. 특히 버 제거와 같은 복잡한 작업을 로봇으로 수행시키기 위하여 인간의 기술을 습득하여 숙련 기술을 로봇에 전수시키는 연구가 진행되어 왔다. Asada와 Asari⁹⁾는 로봇에 인간의 컴플라이언스를 전달하기 위한 방법을 연구하여, 로봇이 인간의 행동을 흉내내는 것을 가능케 하였다. 그러나 티칭 작업에서 확인되어진 컴플라이언스는 동일한 작업에 같은 조건하에서 실행될 때만 타당한 것이다. Liu와 Asada⁶⁾는 인간 숙련자가 작업실행 동안에 공정특성에 따라 작업 실행전략으로 연관시켜 숙련 기술을 밝히는 티칭법(teaching method)을 개발하였다. 그들은 작업공정 특성을 효과적으로 나타내기 위하여, 작업공정 모델의 파라미터를 사용했다. 그러나 파라미터 추정에 과도한 계산의 부하로 인하여 실제 적용에 제한될 수 있다.

버 제거 작업은 불확실하고 변화가 심한 특성을 가진 버를 제거하는 작업이므로, 본 연구에서는 작업환경인 버의 특성들을 비전 장치로 사전에 인식한 후 이러한 특성과 연관된 숙련자의 작업동작을 추출하는 것이다. 이 방법은 숙련자가 버의 특성을 먼저 인식한 후 작업동작을 수행한다. 인식 단계에서는 버의 특징 값들을 비전으로 측정하여 버의 성질을 해석한다. 그리고 작업동작 단계로는 숙련자의 시범작업으로부터 힘 신호를 얻어서 공구에 작용하는 동력학을 해석한다. 두 개의 결과를 연상 매핑(mapping)에 적용하여 로봇 제어치를 얻는다. 이러한 연상 매핑은 신경회로망(neural network)을 사용하므로 로봇 제어기에 쉽게 결합할 수 있다. 따라서 숙련자의 기술을 로봇에 효과적으로 전달시킬 수 있게 된다.

버 제거 숙련기술의 모델

버 제거 작업은 버의 특징들이 매우 다양하게 변하므로 로봇으로 작업할 때는 상호간에 심한 점

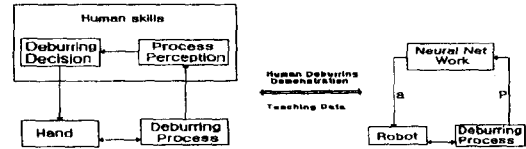


Fig. 1 Transfer of human deburring skill to neural net controller using teaching.

측력이 발생한다. 이러한 상황을 극복하려면 버의 특징을 예측하면서 공정상의 기준 궤적을 선택하는 능력을 로봇에 가르쳐야 한다. 이러한 능력은 버 제거 작업동작을 충분히 습득한 숙련자들에게서 쉽게 찾을 수 있다. 그러나 숙련자들이 습득하고 있는 버 제거 기술을 해석하여 로봇구동을 위한 프로그래밍작업은 쉽지않다. 특히 버 제거 작업은 숙련자가 작업을 시행하기 전에 공작물 위에 버를 시각 정보로부터 확인하여 그들의 특성을 충분히 파악한다. 버의 특성을 인지한 숙련자는 버의 형상에 따른 특징을 기억하면서 버 제거 작업에 필요한 전략들을 연상하게 된다. 이때 시시각각 변하는 버의 특성에 대해 숙련기술은 연상기억으로 해석할 수 있다. 그러므로 숙련기술은 버의 특징과 숙련자가 제어할 전략사이에 관계의 모델이 성립된다. Fig. 1은 숙련자의 시범을 통한 버 제거 기술을 신경망으로 전달하는 모형을 보여주고 있다. 여기서 신경망의 입력은 버의 특징값(P)으로 하고 그에따른 출력이 제어전략(a)이 된다.

이렇게 버의 특징과 제어 요소들의 관계를 연상 기억 장치인 신경회로망으로 구성하면 쉽게 로봇 제어기에 통합시켜 사용할 수 있다. 그러므로 본 연구에서는 버의 상태에 따라서 작업전략을 표현하는 능력을 숙련기술로 정의하고, 숙련자의 작업 시범을 통한 티칭법을 사용하여 숙련기술을 로봇에 전달하는 방법을 제안한다.

숙련자의 제어전략

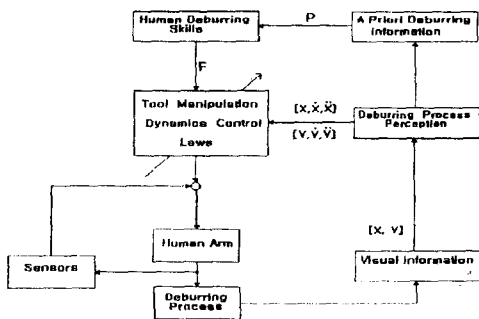


Fig. 2 A schematic model of deburring expert skills.

버 제거 작업에서 숙련자가 공작물 표면과 공구에 손상 없이 버를 제거할 수 있는 기술은 공구를 쥐는 강성과 함께 공구의 이송속도를 효율적으로 조정하는데 있다. 이러한 구조를 로봇 제어 장치로 구성하면 Fig. 2와 같이 나타낼 수 있다. 비전을 이용하여 획득한 버의 특징값(P)으로써 타당한 제어전략(a)을 연상하여 디버링작업을 수행할 수 있다. 숙련자의 시범으로부터 버의 특성에 따른 동역학식을 아래와 같이 쓸 수 있다.

$$F_x = m_x \cdot \ddot{X} + b_x \cdot \dot{X} + k_x \cdot X + V_0 \quad (1)$$

$$F_y = m_y \cdot \ddot{Y} + b_y \cdot \dot{Y} + k_y \cdot Y + F_0 \quad (2)$$

여기서, F_x, F_y 는 이송방향, 법선방향에 주어지는 힘을, F_0, V_0 는 기준입력을, X, Y 는 이송방향, 법선방향의 공구변위를 각각 나타내며, m, b, k 는 관성, 댐퍼, 강성계수를 각각 나타낸다. 버 제거 작업에서는 버의 특성에 따라서 숙련자의 제어 전략이 주로 이송력과 법선력으로 표현되므로, 숙련자의 제어전략의 요소는 위 동역학식 내에 파라미터들로 정의할 수 있다. 본 연구의 목표는 버의 특징에 관련된 제어전략을 확인하는 방법을 보여 주는 것이다. 숙련자로부터 인식한 버에 대한 작업전략인 이송력과 법선력을 시범작업에서 획득한다.

실험 및 결과

1. 실험 장치 설치

실험장치 X-Y축 테이블 위에는 공작물 고정대와 CCD카메라가 설치되어 있다. 버 제거 장치 끝

에는 공구가 장치되고, 공구와 버 제거 장치 사이에 힘(Force /Torque) 센서가 결합되어 있다. X-Y축 테이블의 각 축은 DC모터로 구동되며, 모터후부에 엔코드가 부착되어져 있다. 모터 구동에는 서보 드라이브(servo drive)와, 컨트롤러(controller), 그리고 PC가 마스터(master)로서 연결되어 있다. 공작물의 시편은 두께 6-10mm, 재질 SS41연강판이며, 가스 절단 시에 생성되는 버들을 이용하였다. 힘 센스는 버 제거 시범작업을 할 때 공구에 작용되는 X축과 Y축 방향에 힘과 모멘트를 측정한다. 버 제거 시범 동안에 힘신호들은 약 6msec로 샘플링 된다. 이러한 연속적인 실험을 비전 시스템에서 버 특징 인식 과정과 버 제거 실행 과정의 두 단계로 구분하여 실험하였다.

2. 버 특징 인식

버를 찾고 인식하는 부분에서는 비전 시스템을 사용한다. 먼저 룩업 테이블(Look Up Table)를 사용하여 실시간에 이진화처리를 행한다. 그리고 이진화 처리된 화상에서 일정한 관심 영역 이하는 모두 무시하여 라벨링을 행한다. 작업 경로 상에 존재하는 버에 대한 정보는 화상 처리 시스템에서 버의 유무, 크기, 면적, 그리고 변화량을 얻는다. 따라서 비전 시스템으로 버의 복잡하고 다양한 형상과 특징들을 얻고 해석을 수행하여 어떤 하나의 버에 대한 높이와 변화량을 알아낼 수 있다.

3. 작업 시범 과정

숙련자는 시범 작업을 수행한다. 버 제거 동안에 숙련자는 버의 특성들을 관찰하면서, 버가 제거되는 소리들을 듣고 연삭 불꽃을 확인하며 최적의 조건을 적용한다. 이때 공구의 디스크 끝이 원하는 표면에 위치되도록 유지시키면서 최적의 이송속도를 연상하여 진행한다. 한번만에 원하는 표면 또는 모서리를 얻도록 버를 제거한다. Fig.3에서 (a)는 버의 높이를 나타내고, (b)는 버를 제거할 때 법선방향으로 작용되는 힘을 힘 센스로부터 습득된 신호를 보여 주고 있다. 이 그림은 버높이의 변화량에 따른 힘의 변화량을 보여 주고 있다. Fig. 4의 (a)는 비전장치에서 확인된 버높이 형상을 해석한 재료제거율(MRR)을 나타내고, (b)는

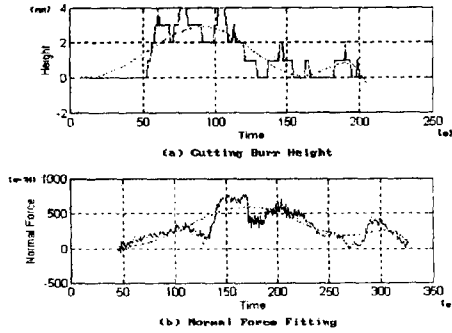


Fig. 4 Metal Remove Rate(MRR) and tangential force signals.

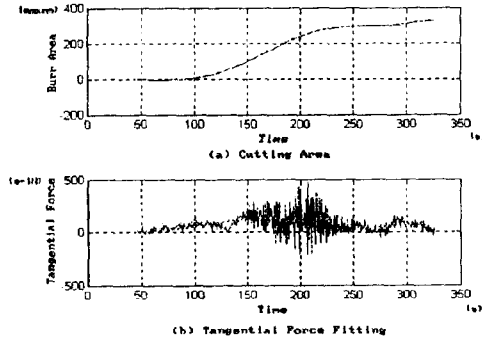


Fig. 3 Burr height and normal force signals.

숙련자가 동일한 버를 제거할 때 접선방향으로 작용하는 힘을 힘 센서로부터 습득된 신호를 보여 주고 있다. Fig.4(a)에서의 기공기의 크기 변화는 MRR의 변화임을 알 수 있다.

4. 신경회로망의 학습

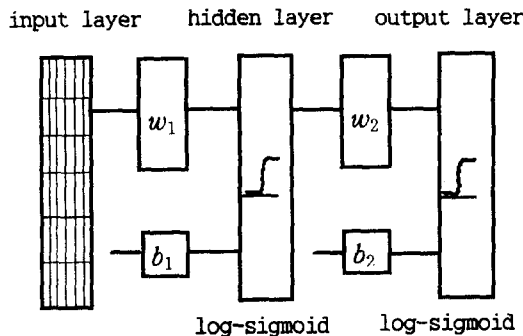


Fig. 5 The structure of neural network .

버 제거의 숙련기술은 신경회로망의 학습을 통하여 나타낼 수 있다. Fig. 5는 본 논문에서 사용한 신경회로망의 전체 구조를 나타낸다. 역전파(backpropagation)네트워크로서 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)으로 구성되며 w, b 는 각각 가중치와 바이어스를 나타낸다. 액티베이션 함수(activation function)는 로그-시그모이드(log-sigmoid)를 사용하였고 입력은 버의 특징값들이 주어지고 출력으로는 각 방향으로의 작용력이 주어진다. 뉴런의 갯수는 30개를 사용한 결과 충분한 수렴을 하였다.

5. 실험 결과

Fig. 6과 Fig. 7은 학습이 완료된 함수를 이용하여 다른 종류의 버를 입력한 결과를 보여주고 있다. Fig. 6은 법선방향으로 숙련자가 인식하는 버(아래쪽 그림)에 대한 예측 작용력(윗쪽그림)을 보여 주고 있다. 입력으로는 버의 특징인 버높이($y_1=y$), 버높이변화율($y_2=\dot{y}$), 그리고 2차변화율($y_3=\ddot{y}$)이 주어졌다. 버 특징의 입력에 대한 출력의 연상된 예측 힘은 버의 상태에 따라서 각각의 법선력을 나타내고 있다. 결과적으로 숙련 작업자가 버의 특성을 인지하여 적합한 힘을 연상하는 숙련기술을 신경회로망으로 연상매핑할 수 있다. 이렇게 예측된 힘에 대한 동역학식의 파라미터들은 최소 자승법으로 추정하여 확인하여 나타났다. 이 파라미터의 값들은 제어전략으로 이용될 수 있다. Fig. 7은 접선방향으로 숙련자가 인식하는 버(아래쪽그림)에 대한 예측 작용력(윗쪽그림)을 보

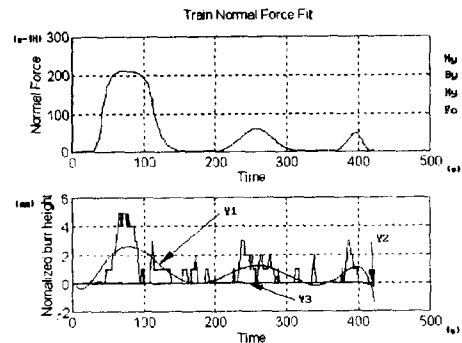


Fig. 6 The result of normal force from input burr property vector.

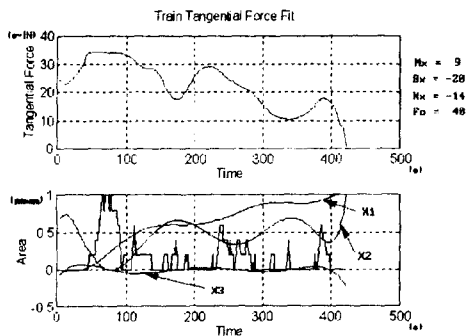


Fig. 7 The result of tangential force from input burr property vector.

여 주고 있다. 입력으로는 버의 특징인 버면적의 변화율 즉 절삭면적의 변화율($x_1 = \Delta A$), 절삭이송비($x_2 = \dot{x}$), 그리고 이송변화율($x_3 = \ddot{x}$)이 주어진다. 입력에 대한 출력의 예측 힘은 버의 상태에 따라서 일정한 크기의 예측 접선력을 나타내고 있다. 결과적으로 숙련 작업자가 버의 특성을 인지하여 적합한 힘을 연상하는 숙련기술을 신경회로망으로 연상매핑시킬 수 있다. 마찬가지로 동역학식에 파라미터들은 최소 자승법으로 추정하여 확인하여 나타냈다. 이 파라미터의 값을 제어전략으로 쓸 수 있다. 이러한 결과는 다른 종류의 버에도 실행한 결과 버의 특징에 따라 충분한 결과를 나타내었다. 연상 매핑 기능을 가진 숙련자의 기술을 신경회로망을 사용함으로써 법선과 접선방향에 예상되는 힘을 충분히 나타내었다. 이러한 신경회로망은 로봇에 쉽게 통합시킬 수 있다. 이 상에서 보여 주듯이 신경회로망을 이용함으로써 버 제거 숙련기술을 로봇에 전달시킨다.

결 론

본 연구는 버 제거 작업에서 숙련자가 인지하는 버의 특성을 비전 시스템으로부터 인식하는 방법을 확인 하였다. 그리고 숙련자가 버의 특징에 따라 제어전략을 나타내는 능력과 유사하게, 신경회로망을 사용하여 숙련기술을 도출할 수 있는 방법을 개발하였다. 이는 인식된 버의 특징들을 가지고 법선과 접선방향에 예측 힘을 나타냈으며, 그 결과

로 제어전략 파라미터 값을 추정했다. 숙련자의 기술을 습득할 수 있는 새로운 방법을 소개하면서 다음과 같은 결론을 얻었다. 첫째로 비전시스템의 정보를 이용하여 버 제거 작업공정의 특징을 나타낼 수 있다. 둘째로 버의 특징으로부터 숙련자의 제어 전략요소로 연상 매핑의 일치성을 확인하였다. 셋째로 신경회로망을 사용함으로써 숙련자의 기술을 로봇에 전달시킬 수 있음을 확인하였다.

참고문헌

1. D.E. Whitney and E.D. Tung (1992): Robot Grinding and Finishing of Cast Iron Stamping Dies. *Journal of Dynamic System, Measurement, and Control* 114, 132-140
2. 신상운, 갈축석, 강근택, 안두성 (1996): 비전 센서와 TSK형 퍼지를 이용한 디버링 공정의 자동화. *Journal of the Korean Society of Precision Engineering* 13(3), 102 - 109
3. Pavan Sikka and Brean J. McCarragher: Stiffness-based Understanding and Modeling of Contact Tasks by Human Demonstration. *Proceeding on the 1997 IEEE/RSJ International conference on Intelligent Robot and System*, 464-470
4. Ken-ichiro Shimokura and Sheng Liu (1994): Programming Deburring Robots Based on Human Demonstration with Direct Burr Size Measurement. *Proceedings of the 1992 IEEE International Conference Robotics and Automation*, 572-577
5. Haruhiko Asada and Yukio Asari (1988): The Direct Teaching of Tool Manipulator Skills Via the Impedance Identification of Human Motions. *Proceedings of the 1988 IEEE International Conference Robotics and Automation*, 1269-1274
6. S. Liu and H. Asada (1992): Transferring Manipulative Skills to Robots: Representation and Acquisition of Tool Manipulative Skills Using a Process Dynamics Model. *ASME Journal of Dynamic System, Measurement and Control* 114(2), 220-228