

Neural Network 알고리즘을 이용한 용접공정제어

조만호[#], 양상민^{*}

The Welding Process Control Using Neural Network Algorithm

Man Ho CHO[#] and Sang Min Yang^{*}

ABSTRACT

A CCD camera with a laser stripe was applied to realize the automatic weld seam tracking in GMAW. It takes relatively long time to process image on-line control using the basic Hough transformation, but it has a tendency of robustness over the noises such as spatter and arc light. For this reason, it was complemented with adaptive Hough transformation to have an on-line processing ability for scanning specific weld points. The adaptive Hough transformation was used to extract laser stripes and to obtain specific weld points. The 3-dimensional information obtained from the vision system made it possible to generate the weld torch path and to obtain the information such as width and depth of weld line. In this study, a neural network based on the generalized delta rule algorithm was adapted for the process control of GMA, such as welding speed, arc voltage and wire feeding speed.

Key Words : Neural Network(인공지능), Adaptive Hough Transformation(적응하프변환), Welding Automation(용접자동화)

1. 서론

용접은 기계산업에서 부품의 결합을 위한 공정으로 이용되고 있으나 아크 빛, 스파터, 매연과 같은 열악한 작업환경으로 인해 작업자들이 기피할 뿐만 아니라 용접사의 기능에 따라 품질의 균일성이 많은 차이를 보일 수 있는 민감한 작업이므로 용접공정의 자동화를 통하여 이러한 문제해결과 동시에 생산성 증가를 위한 연구가 진행되어 왔다. 용접공정의 자동화를 실현하기 위해서는 용접선의 형상과 경로변화에 따라 적응할 수 있는 센서 시스템의 개발이 필수적이다¹. 최근 이러한 요구에 따

라 용접자동화 시스템에 시각센서를 적용한 용접자동화 시스템의 적용에 관한 연구가 진행되고 있으며^{2,3} 용접 중 발생하는 아크 광과 spatter가 레이저 스트라이프(laser stripe)와 함께 영상에 포함됨으로써 용접선의 영상처리에 많은 어려움이 수반되었다^{4,5}. 본 연구에서는 아크 광, 스파터와 같은 용접 외란에 강건하게 적응하는 Hough 변환 알고리즘을 개발하여 적용함으로써 영상처리 시간을 단축시켰고, 용접 개선부의 형상정보를 신경회로망 학습을 통하여 용접공정변수를 제어할 수 있는 용접 자동화 시스템을 개발하였다.

접수일 : 2003년 12월 15일 ; 게재승인일 : 2004년 6월 11일
교신저자 : 한밭대학교 기계공학부
Email : cho1007@hanbat.ac.kr Tel. (042) 821-1581
* 한밭대학교 기계공학부 겸임교수

2. 영상처리 알고리즘

용접자동화를 수행하기 위해 선결되어야 할 용접모재의 형상 및 용접선의 인식은 시각센서를 적용하였으며 영상처리를 통해 추출한 용접이음부의 폭, 깊이, 용접점의 정보를 이용하여 용접공정변수(용접전압, 와이어 송급속도, 용접속도)를 제어하여 용접을 수행하였다. 그러나 용접공정은 용접 중 발생하는 외란(아크 광, 스패터 등)에 의한 영상처리의 어려움이 수반된다. 이러한 환경에서 용접경로 정보를 추출하기 위해서는 고기능의 영상처리 기법이 필요하다.

Fig. 1은 용접이음부의 정보를 추출하기 위해 설치한 영상처리부로서 다이오드 레이저와 CCD (Charge Coupled Device) 카메라로 구성되어 있으며 다이오드 레이저의 점광원을 스트라이프 광원으로 변환하기 위해 레이저 전단부에 원통형렌즈(cylindrical lens)를 설치하였다. 또한 영상정보에서 레이저 스트라이프 만을 추출하기 위해 협대역통과필터(narrow band pass filter)를 사용하였다. 아크 광은 백색잡음에 가까운 전 대역의 파장을 가지고 있어 필터는 아크 광이나 스패터 등의 노이즈를 완전히 차단하지 못한다. 따라서 아크광과 스패터 등의 레이저 스트라이프와 함께 CDD 카메라에 반응 하므로 이를 효과적으로 제거할 수 있는 영상처리 알고리즘이 수반되어야 한다.

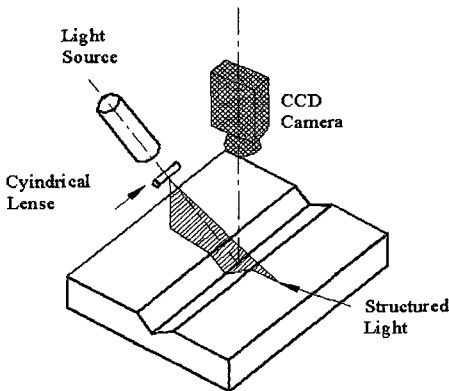


Fig. 1 Principle of slit beam projection

기존의 Hough 변환은 영상의 윤곽 또는 직선이 매개변수로 표현될 수 있는 경우에 윤곽을 검출하는데 효과적인 방법으로써 직선의 정보를 Hough

평면상의 정보인 ρ 와 θ 의 관계로 매핑시키는 것이다. 즉, 직선의 식을 식(1)과 같이 변환하여 Hough 변환에 적용한다.

$$x \cos \theta + y \sin \theta = \rho \quad (1)$$

Fig. 2는 Hough 변환의 원리를 나타낸 것이다. Hough 변환은 구하고자 하는 직선의 파라타들의 정보 즉 ρ 와 θ 가 어느 정도 주어지지 않았을 때는 전 영역의 ρ 와 θ 를 증가시켜 가면서 직선을 검색해야 하기 때문에 처리시간이 많이 소요되는 단점이 있어 본 연구에서는 영상처리속도를 줄이기 위해 전 단계의 파라메타 ρ 와 θ 를 중심으로 ρ 는 15 픽셀(pixel)과 θ 는 5° 를 검색범위로 설정하여 직선을 탐색하는데 이용하였고 영상처리 시간은 0.3초 이내로 소요 되었다. 검색영역을 2배로 증가 시킨 경우 1.8초가 소요되므로 영상처리시간을 매우 많이 감소시킬 수 있음을 알 수 있다. 이것은 용접 모재 단면의 형상이 급격히 변화하지 않으며, 용접선의 불연속점이 존재하지 않는 특징이 있기 때문이다.

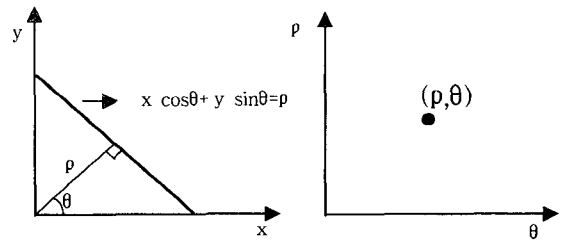


Fig. 2 The principle of Hough transformation

Fig. 3은 V홈 시편에 레이저 스트라이프 빔을 투사한 영상의 영상처리 과정을 보여주고 있다. 좌측 상부는 노이즈가 포함된 초기 영상의 광도 분포이고, 우측 상부는 문턱치 값 t_c 를 적용하여 반이진화 처리를 수행한 이후의 영상정보이다. 노이즈는 일부 제거되었으나 강한 스패터와 겹반사가 남아 있음을 알 수 있다. 좌측 하부는 컨벌루션 문턱치 값 t_{con} 을 적용한 영상으로 스패터와 겹반사는 완전히 제거되었으나 용접선이 부분적으로 단락된 것을 알 수 있다. 우측 하부는 수정 Hough 변환한 이후의 영상으로 전 단계에서 얻어진 영상 정보를 이용하여 직선을 추출한 결과를 보여주고 있다. 이

부분은 전 단계의 영상정보와 추출된 3개의 직선을 겹쳐서 표현하였다. 두 시편의 높이가 동일한 경우, 3개의 직선(상향경사면(Up slope, Down slope, Horizontal slope)을 검색하고 서로의 교차점을 이용하여 용접 특징점을 추출하였다. 이러한 용접 특징점을 이용하여 용접 추적점, 용접선의 깊이(W) 그리고 용접선의 폭(H)을 구할 수 있다.

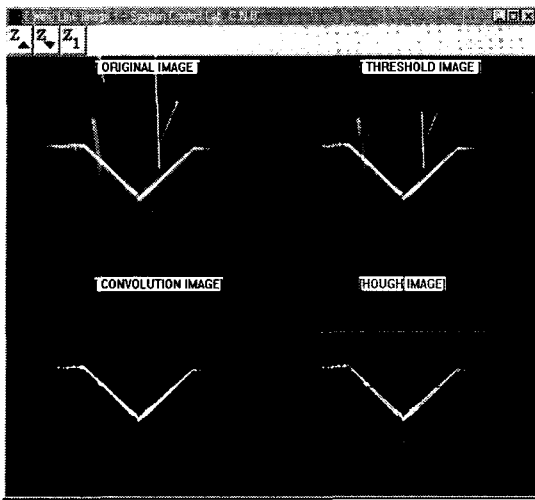


Fig. 3 Noise filtering and image processing.

3. 용접공정변수 추출

용접공정은 외부의 환경적인 여건이나 실제 용접 중 발생하는 스패터, 아크 열에 의한 시편의 변형 등으로 인해 수학적 모델링에 기반한 물리적 현상의 해를 구하기 어렵다. 따라서 실제 용접 공정에서 용접 개선부의 깊이, 폭 및 개선부의 단면적 등에 따라 용접변수(아크전압, 용접전류, 와이어 송급속도, 용접속도)를 결정하는데는 여러 가지 어려움이 있다. 이러한 인자들의 관계는 특히 수학적 모델링이 거의 불가능하므로 실제 현장에서 용접할 때 각 모재의 두께에 따른 적절한 용접조건을 얻기 위해서는 시행오차법에 의한 실험적 데이터에 의존할 수밖에 없다. 신경회로망은 비선형적 복잡성에 대한 해결 능력이 우수하므로 다양한 공정 변수에 의한 복합적인 영향이 고려되는 용접에 있어서 좋은 품질의 용접 상태를 얻기 위한 용접 공정

변수들을 예측하는데 아주 적합하다. 따라서 본 연구에서는 용접 품질에 영향을 주는 용접 공정변수 중에 용접의 품질에 큰 영향을 미치는 용접 전압, 용접 속도, 와이어 송급속도를 제어하고 이를 위한 용접 품질변수는 용접 비드의 폭과 높이를 선정하여 신경회로망 학습을 위한 데이터로 결정하였다. Fig. 4는 신경회로망의 구성도이며, 영상정보를 통하여 얻은 시편의 폭과 깊이 정보를 입력 변수로 하고 입력변수에 따른 용접속도, 용접전압, 와이어의 이송속도를 출력변수로 한 2입력 3출력 구조를 구성하였다.

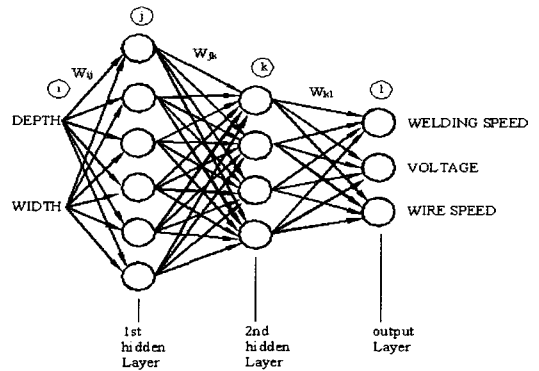


Fig. 4 Neural Network for determining welding parameters

Fig. 5는 neural network 알고리즘의 학습을 위해 용접변수의 조건을 변화시키면서 용접비드의 높이와 폭을 측정하여 용접시편의 단면을 보여주고 있다. 용접시편은 폭 14 mm, 깊이 7 mm로 점차 확대되는 V형 이음부 시편을 사용하였다. Table 1은 학습을 위한 샘플 데이터를 만들기 위하여 용접속도, 용접전압, 와이어 송급속도를 단계적으로 변형시키면서 용접을 한 후 용접 그루브의 폭과 깊이를 측정하여 얻은 결과이다. 학습을 통한 학습률, 모멘텀률, 은닉층(hidden layer)의 수, 은닉유닛(hidden units)의 수를 결정하기 위하여 4가지 조건 중 3조건을 고정시키고 나머지를 변형시켜 가면서 실험을 하였고, 오차는 0.01 %, 은닉층의 수를 1~2, 은닉유닛 4~8, 모멘텀률을 0.3~0.9, 학습률을 0.3~0.9의 범위에서 실험하였다.

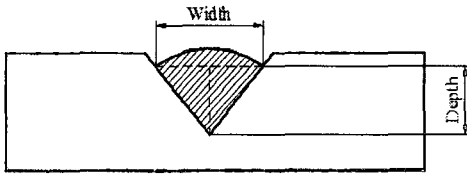


Fig. 5 Weld material of v groove joint

Table 1 Simulation results of neural network

Division	Learning rate(η)	Momentum rate(α)	Hidden Layer	Hidden Units	Normalized System error(%)
Trans. of learning rate(η)	0.9	0.7	2	4 / 3	0.0235
	0.7	0.7	2	4 / 3	0.0223
	0.5	0.7	2	4 / 3	0.0181
Trans. of momentum rate(α)	0.5	0.7	2	6 / 5	0.0100
	0.5	0.5	2	6 / 5	0.0100
	0.5	0.3	2	6 / 5	0.0100
Trans. of hidden layer(L)	0.5	0.7	2	8 / 6	0.0100
	0.5	0.5	2	8 / 6	0.0100
	0.5	0.3	2	8 / 6	0.0100
	0.5	0.7	3	8/6/6	0.0100
Trans. of hidden units(u)	0.5	0.7	2	10 / 8	0.0100
	0.5	0.7	2	12/10	0.0100

4. 실험장치 및 실험방법

실험장치는 용접선의 변화를 감지하여 컴퓨터에 전달하는 센싱부와 감지된 위치로 토오치를 이송하는 구동부 그리고 용접부로 이루어져 있다. 센싱부는 CCD 카메라, 다이오드 레이저(diode laser), 협대역 통과필터(narrow band pass filter), DC 서보전동기로 구성되어 있으며 CCD 카메라는 Watec사의 WAT-202B이며 760(W)X494(H)인 화소로 이루어져 있고, 렌즈와 시편과의 거리가 70 mm에서 300(W)X120(H)의 영역만을 선택하였다. 이경우의 분해능은 0.05 mm이다. 레이저광은 690 ± 10 nm의 통과 영역을 갖는 협대역 통과필터를 통과하여 용접 시편에 조사된 레이저 스트라이프가 CCD 카메라로 투영된다. 용접선의 중앙으로 토치와 독립적으로 CCD 카메라를 회전시킴으로써 용접 특징점을 찾기 위한 최소한의 영역만을 검색할 수 있고, 이는 영상처리 시간을 단축시킬 수 있는 적응 Hough

변환 알고리즘의 수행을 가능하게 한다. 구동부는 이송명령을 전달하는 펄스 발생기와 AC 모터를 장착한 XYZ 테이블로 구성되어 있다. 용접부는 MIG/TIG 겸용 용접기와 원격제어가 가능한 와이어 송출기(wire feeder)를 장착하였다. Fig. 6은 본 실험에서 용접자동화를 위해 구성된 실험장치이고 Fig. 7은 시스템의 개념도이다.

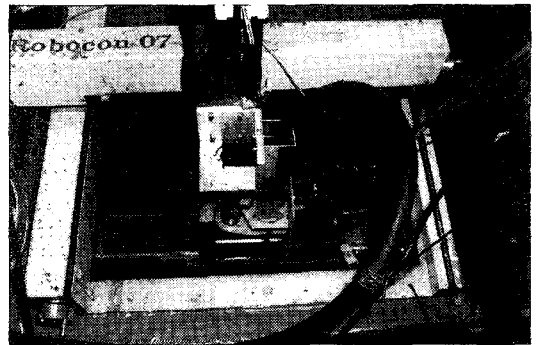


Fig. 6 Experiment equipment for automatic welding system

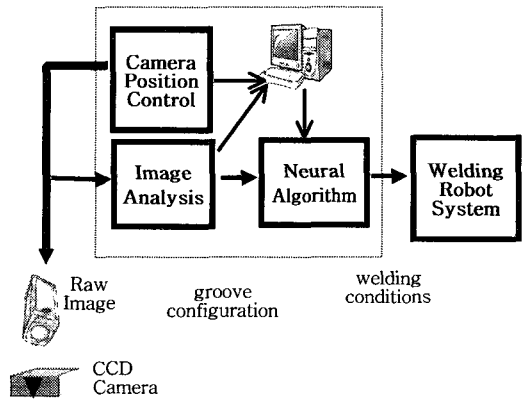


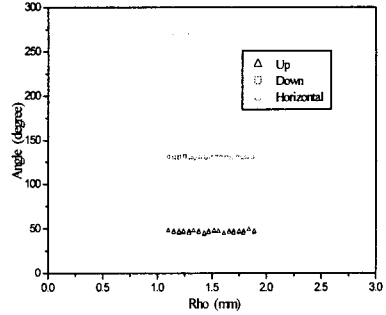
Fig. 7 Schematic diagram of welding system using neural network

5. 실험결과 및 고찰

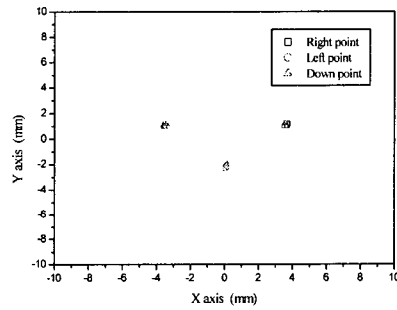
Neural network 학습결과로부터 얻은 학습률 0.5, 모멘텀률 0.7, 은닉층 2, 은닉유닛 8, 6을 적용하여 용접을 수행하였다. 폭 7.2 mm, 깊이 3.4 mm이고 일정한 폭과 깊이로 가공된 용접 시편에 대한

용접 정보를 Fig. 8에 나타내 주고 있다.

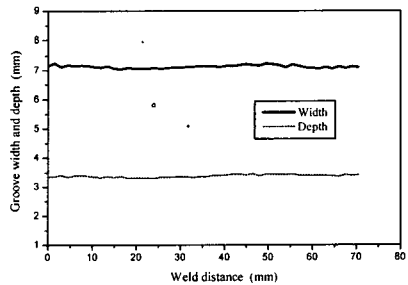
Fig. 8(a)는 영상정보를 적응 Hough 변환하여 추출한 용접이음부의 형상정보로 영상의 중심에서 상향경사면(Up slope)은 거리(ρ)가 1.49 mm ~ 1.71mm, 경사각(θ)은 47° ~ 49°이고 하향경사면(Down slope)은 거리(ρ)가 1.31 mm ~ 1.73 mm, 경사각(θ)은 130° ~ 133°이고 수평사면(Horizontal slope)은 거리(ρ)가 0.99 mm ~ 1.26 mm, 경사각(θ)은 269° ~ 270°이다. 여기에서 상향경사면은 용접진행 방향을 기준으로 용접선의 중앙으로부터 우측경사면, 하향경사면은 좌측경사면 그리고 수평면은 시편의 윗면을 의미한다. 용접시편의 형상을 영상처리를 이용하여 추출한 용접선의 형상정보로부터 폭과 깊이가 미소하게 변하는 것은 용접시편의 가공 정밀도에 의한 변화로 판단되며 영상의 중심에서 경사면의 거리가 변화한 것은 시편의 수평면이 용접 진행방향으로 미소하게 기울어져 있기 때문에 발생하였다. Fig. 8의 (b)는 영상정보에서 검색한 직선의 교차점 즉, 용접선의 특징점을 영상좌표에 표시한 것으로 right point와 left point의 위치가 X축에서 변화하지 않고 일정한 것으로 보아 시편의 폭 변화가 없음을 알 수 있다. 또한 down point의 Y축의 위치가 일정한 것으로 용접선의 깊이가 일정한 것을 알 수 있다. 여기에서 right point와 left point는 상향경사면과 수평면의 직선이 만나는 교점과 하향경사면과 수평면의 직선이 만나는 교점을 의미하고 down point는 두 경사면이 만나는 교점을 의미한다. Fig. 8의 (c)는 CCD의 영상정보로부터 추출한 결과로 폭은 7.1 ~ 7.24 mm, 깊이 3.36 ~ 3.42 mm의 변화가 있음을 알 수 있고 이것은 용접시편의 가공 정밀도와 용접시편의 높이 변화로 인하여 발생한 것이다. Fig. 8의 (d)는 neural network의 학습정보를 적용하여 용접공정변수를 추출한 결과로 용접전압은 21.7 V ~ 22.4 V, 용접와이어 송급속도는 214.1 ~ 216.4 in/min, 용접속도는 5 mm/s로 용접선의 폭과 깊이가 거의 일정함으로써 용접공정변수의 변화가 거의 없이 일정함을 알 수 있다.



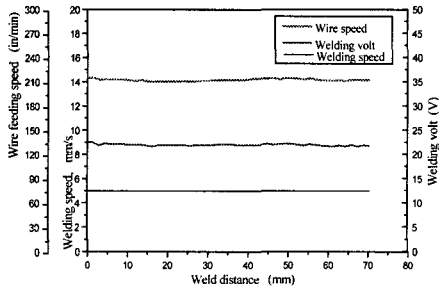
(a) Hough parameters



(b) Weld specific points



(c) Weld groove



(d) Weld process parameters

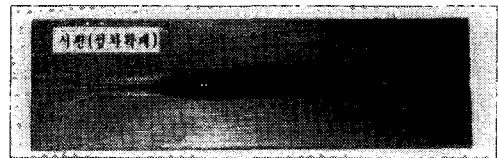
Fig. 8 The experimental results of weld process control with neural network.

Fig. 9는 폭과 깊이가 증가하는 용접시편에 대한 용접 전, 후의 영상을 보여주고 있다. Fig. 10(a)는 적응 Hough 변환하여 추출한 용접이음부의 형상정보로 영상의 중심에서 상향경사면(Up slope)은 거리(ρ)가 1.1 mm ~ 1.79 mm, 경사각(θ)은 48° ~ 49° 이고 하향경사면(Down slope)은 거리(ρ)가 1.1 mm ~ 1.73 mm, 경사각(θ)은 130° ~ 133° 이고 수평사면(Horizontal slope)은 거리(ρ)가 0.99 mm ~ 1.26 mm, 경사각(θ)은 269° ~ 270°이다. 용접시편의 형상을 영상처리를 이용하여 추출한 용접선의 형상정보로부터 폭과 깊이가 점진적으로 증가하는 형상임을 알 수 있다. Fig. 10의 (b)는 용접선의 특징점을 영상좌표에 표시한 것으로 right point와 left point 위치가 X축에서 변화하는 것은 용접선의 폭이 점차 확대된다는 것을 의미한다. 또한 down point의 Y축의 위치가 변화하는 것은 깊이가 점차 증가함으로 의미하나 right point와 left point의 높이 변화가 발생한 것은 용접시편이 초기위치에서 용접진행방향으로의 시편의 초기 높이 보다 0.29 mm 정도 아래로 처짐이 발생하였기 때문이다. Fig. 10의 (c)는 CCD의 영상정보로부터 추출한 결과로 폭은 6.49 ~ 7.58 mm, 깊이 3.0 ~ 3.76 mm의 변화가 있음을 알

수 있다. Fig. 10의 (d)는 neural network의 학습정보로부터 얻은 용접공정변수의 수행결과로 용접선의 폭과 깊이가 증가함에 따라 용접 공정제어 변수의 출력 값을 보여 주고 있다. 용접전압은 21.3 V에서 23.7 V, 용접와이어 송급속도는 203.2 in/min에서 225.3 in/min로 점차적으로 증가하며 용접속도는 5 mm/s로 일정하였다. 용접속도가 다른 용접공정 변수와 달리 일정한 것은 학습된 정보에서 용접선의 폭이 10 mm 이내인 경우 용접속도를 5 mm/s의 입력 조건으로 학습하였기 때문이고 앞으로 용접속도의 학습정보도 세분화해야 할 것이다.

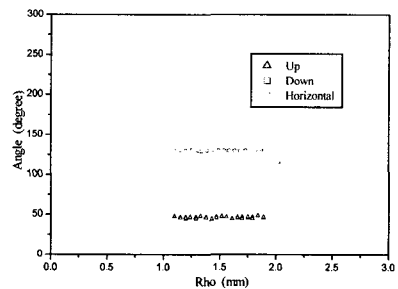


(a) before welding

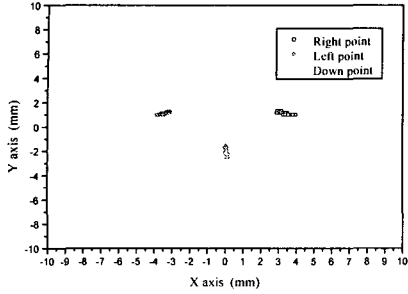


(b) after welding

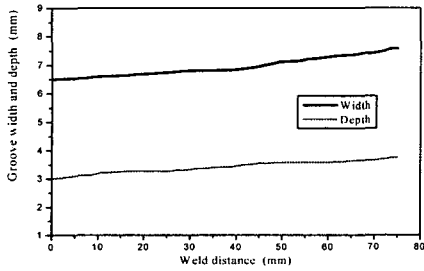
Fig. 9 Weld material and results with width and depth variation.



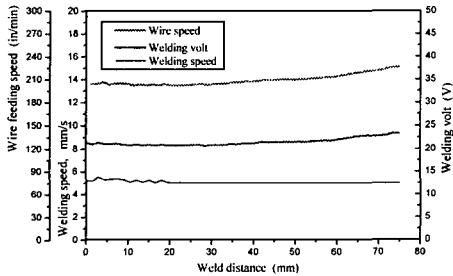
(a) Hough parameters



(b) Weld specific points

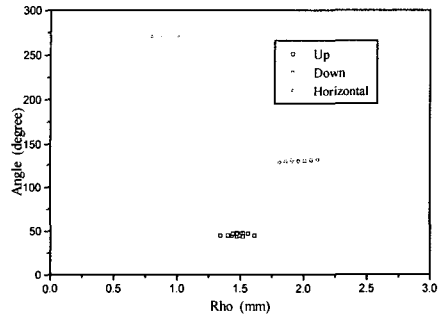


(c) Weld groove

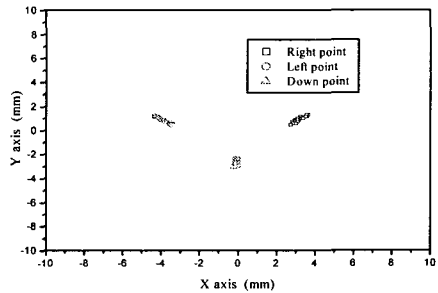


(d) Weld process parameters

Fig. 11의 (a)와 (b)는 용접선의 영상정보를 이용하여 얻은 결과로 용접선의 특징점 중 right point와 left point 위치가 X축에서 변화하는 것은 용접선의 폭이 점차 감소된다는 것을 의미하고 down point의 Y축의 높이가 변화하는 것은 깊이가 점차 감소함으로 의미한다. Fig. 11의 (c)에서 용접선의 폭은 7.96 ~ 6.48 mm, 깊이가 3.73 ~ 3.03 mm로 감소함을 알 수 있다. Fig. 11의 (d)에서 용접선의 폭과 깊이가 감소함에 따라 용접전압은 24.8 V에서 20.8 V, 용접 와이어 송급속도는 237.4 in/min에서 201.1 in/min로 점차적으로 감소하였다.

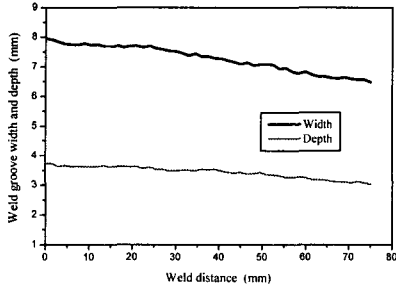


(a) Hough parameters

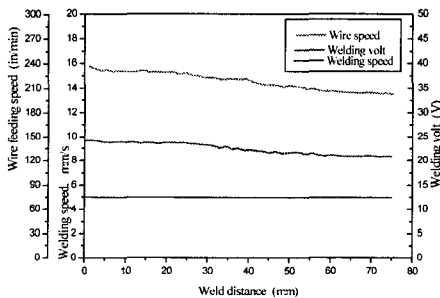


(b) Weld specific points

Fig. 10 The experimental results of weld process control with neural network.



(c) Weld groove



(d) Weld process parameters

Fig. 11 The experimental results of weld process control with neural network.

6. 결론

본 연구는 neural network 알고리즘을 이용한 용접 공정변수의 제어에 대한 연구를 수행하였으며 용접 이음부의 형상을 검출하기 위해 CCD 카메라로 얻은 영상정보를 적용 Hough 변환 알고리즘을 적용하여 용접 특징점을 추출하였다.

용접이음부에 대한 형상정보를 CCD 카메라를 이용하여 얻고 용접 중 발생하는 아크 빛, 스파터와 같은 용접 외란을 최소화 할 수 있는 적용 Hough변환 알고리즘을 개발하여 적용하였다. 용접선의 폭과 깊이 정보는 영상처리를 통하여 얻어진 용접 특징점의 관계로부터 구했고 영상처리 시간을

줄이기 위해 영상처리 영역을 300×200, Hough 변환의 검색영역을 θ 는 5° , ρ 는 15 pixel만을 선택함으로써 화상 당 최대 영상처리 시간은 0.22초가 소요됨으로써 실시간 용접이 수행이 가능하였다. 영상처리 결과로 얻어진 용접선의 폭과 깊이 정보를 신경회로망의 입력 변수로 적용하여 원하는 용접공정변수인 용접전압, 용접속도, 와이어 송급속도를 얻었고 이를 이용하여 용접시스템의 공정변수를 제어하여 용접을 수행한 결과 3 % 오차 범위 내에서 용접이가능하였고 제시한 용접 결과는 visual test 만으로 비드 형성이 양호 하였다.

향후 용접공정변수의 다양한 변화에 따른 neural network 알고리즘을 위한 학습데이터를 형성하고 용접수행결과에 대한 정량적인 고찰을 병행하는 용접 품질을 보장할 수 있는 연구가 진행되어야 한다.

참고문헌

1. Cho, T.D., Yang, S. M., Chun, J. H., "A Study on Automatic Seam Tracking using Vision Sensor," Journal of the KSPE Conference, pp. 1105-1109, 1997.
2. Cho, M. H., Yang, S. M., Kim, O. H., "Process Automation of Gas Metal Arc Welding Using Artificial Neural Network," Journal of the KSPE Conference, pp. 558-561, 2002.
3. Shapiro, Lina G., Haralick, Robert M., "Computer and Robot Vision," Addison Wesley publishing company.
4. Suga, Y., Sano, Y., "Recognition of the Weld Line by a Visual system and Weld Line Tracking in Automatic Welding of thin aluminium plates," Welding International, 50. pp. 18-25, 1993.
5. Suga, Y., Kitaoka, T., Okawa, K., "On Detection of the weld Line and Automatic Seam Tracking by the a welding Robot with a visual Sensor for the lap Welding of the thin aluminum plates," Welding international, 12, pp. 218-225, 1990.