

히스토그램과 퍼지 기법을 이용한 레이저 용접 결함 인식에 관한 연구

A Study on Defect Recognition of Laser Welding using Histogram and Fuzzy Techniques

張 永 健*

(Young-Gun Jang*)

요 약

본 논문은 용접이상을 검출하기 위한 특징벡터의 선택과 퍼지 기술을 사용한 용접이상 분류기의 설계 및 구현에 관한 것이다. 용접이상 특징 벡터로써 시간 영역에서 절대적분치, 영교차수를, 주파수 영역에서 파워 스펙트럼 계수를, 두 영역 모두를 고려하여 히스토그램을 비교하였다. 그래프 분석에 의하여 특징벡터로서 히스토그램을 선택하였고, 상대 히스토그램의 최대 빈도수와 대응 구간 값이 정상 용접과 용입불량을 구분하는 데 가장 유효하다는 것을 발견하였다. 이 특징 벡터를 사용하여 퍼지 용접이상 분류기를 구현하였고, 695개의 용접 데이터 프레임에 대하여 시험하여 정분류율이 92.96%을 보여, 그 유효성을 입증하였다.

실험실에서의 결과로써 실제적인 산업용 레이저 용접 검사기로써 상대적 히스토그램을 이용한 퍼지 용접이상 분류기가 효과적임을 알 수 있다.

Abstract

This paper is addressed to welding defect feature vector selection and implementation method of welding defect classifier using fuzzy techniques. We compare IAV, zero-crossing number as time domain analysis, power spectrum coefficient as frequency domain, histogram as both domain for welding defect feature selection. We choose histogram as feature vector by graph analysis and find out that maximum frequent occurrence number and section of corresponding signal scale in relative histogram show obvious difference between normal welding and welding with penetration depth defect. We implement a fuzzy welding defect classifier using these feature vector, test it to verify its effectiveness for 695 welding data frame which consist of 4000 sampled data. As result of test, correct classification rate is 92.96%.

Lab experimental results show a effectiveness of fuzzy welding defect classifier using relative histogram for practical Laser welding monitoring system in industry.

Key words : Welding defect, Fuzzy, Classifier, Relative histogram, Penetration depth defect

* 清州大學校 컴퓨터情報工學科

接受日: 2001年 8月24日, 修正完了日: 2001年11月 5日

(Dept. of Computer & Information Eng., Chongju Uni.)

I. 서론

생산 현장에서는 최적의 용접조건을 도출하고, 그 조건을 유지하므로 용접 결함은 레이저 용접기의 특성변화 및 신뢰성 저하, 공급되는 재료의 오염, 지그의 오동작 및 용접기의 부적절한 보수에 의하여 발생한다. 공급되는 판재는 절단상태가 달라질 수 있고, 판재 상에 긁힘과 같은 기계적 손상, 부식 또는 윤활유에 의한 오염 등 여러 요인에 의해 용접결함이 발생된다[1-3]. 레이저 용접 중에 플라즈마에서 발생하는 광을 탐지하여 용접성을 감시하는 광 분석 감시기법은 현재까지 가장 신뢰성이 있다고 알려져 있으며, 산업적으로도 응용되고 있다[3-13]. 그러나 현재까지는 용접결함의 과검출 현상이 산업현장에서 나타나고 있어 필요이상의 자재 손실, 라인 중단 및 정밀검사 비용이 추가적으로 요구되어 용접결함인식 방식의 신뢰성 향상과 과검출율을 줄이는 연구가 요구되고 있다.

Seidel[7] 등은 플라즈마에서 발생하는 근자외선을 광검출기로 검출하고 분석하여 용접결함을 인식하는 방식을 취했다. 급작스러운 용접결함이 나타날 때 근자외선 신호의 신호강도가 급격히 떨어지는 현상이 발생하며, 작업대상의 용입 깊이가 신호의 파워 스펙트럼밀도합수의 저주파수 대역과 고주파 대역의 비와 상관관계가 있다는 것을 밝혀 내었다. 그러나 본 연구에서의 실험결과에서는 용입 불량과 같은 용입 깊이의 변화가 나타날 때 신호강도의 급격한 변화가 나타나지 않아 Seidel의 결과와 다른 현상을 보였다. Duncan[10]은 신호강도의 히스토그램을 이용하여 용접재료상태를 금속, 금속과 플라스틱이 혼재된 상태, 플라스틱상태로 구분 지을 수 있었으며, 이를 이용하여 레이저 용접헤드의 작업물에 대한 정렬의 적합성을 판정하였고, 정렬이 적합하지 않은 경우 용접 불량이 발생한다. 그는 신호의 크기를 주파수로 변환하는 전압주파수변환기를 이용하여 카운터회로에 연결하고, 마이크로컴퓨터를 사용하여 구현하였다. 이 연구는 신호강도의 히스토그램이 용접 현상의 특징을 잘 반영한다는 점을 밝혀낸 최초의 연구이나 히스토그램의 벡터 크기가 크고, 용접결함에 의한 강도변화가 모호한 경우에는 적용하기가 어려운 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 상대적 히스토그램을 이용하였고, 용접불량의 판정에도 다차원 벡터값을 퍼지논리를 이용한 지능적 기법을 사용하였다. Schnners[3]등은

플라즈마의 신호강도의 변화를 감지하여 용접 불량률의 원인인 용접경로이탈과 작업물의 이물질 오염 등을 탐지하였다. 그는 급격한 두께변화를 갖는 용접재료를 사용하여 두께변화가 일어나는 지점에서 플라즈마 신호강도가 급격히 떨어지는 현상을 발견하였고, 이러한 현상은 Seidel 등의 것과 일치한다. 신호처리는 100 Hz의 차단주파수를 갖는 저역필터를 사용하였고, 용접헤드의 경로이탈, 기계적 손상 등을 신호강도의 급격한 하락에 의하여 탐지하였고, 윤활유 등 이물질에 오염된 경우에 신호강도가 정상적인 경우보다 현저하게 작다는 것을 발견하였다. 오사카대학의 Maede Dakeo[8]는 광다이오드와 고감도 카메라를 사용하여 플라즈마 키흐의 동작 거동을 해석하여 키흐 개구부가 약 430 Hz의 주파수로 진동하며, 플라즈마 룬의 발광강도 변동주파수가 약 1.8kHz이고, 용접속도가 증가할수록 변동주파수가 높아진다는 것을 밝혀 내었다. 이 데이터는 플라즈마 신호의 처리대역폭을 결정하는데 유용하다. 日産자동차에서는 레이저 용접장치에 쓰이는 감시장치를 개발하였다. 이 장치는 용체를 공급하는 와이어피더와 평행하게 일체형으로 광검출기가 설치되고, 광검출기를 사용하여 플라즈마의 거동을 감시하여 용접결함을 찾아낸다. 용접결함이 발생하면 플라즈마 신호의 강도가 15%이상 급격히 감소한다고 보고되었다[11-12]. 이 연구는 광 검출기 특성 및 설치 위치가 실험결과와 밀접한 관계가 있다고 사료되며, 판재의 오염 또는 기하적 결함에서는 비슷한 양상을 보였으나 용입불량 결함의 경우에는 실제 본 연구의 실험결과와 일치하지 않았다. Longinow[9]는 용접구멍을 인식하는 소프트웨어를 개발하였고, 신경회로망을 사용하여 실시간으로 신호를 분석하여 결함을 검출하였다.

본 연구는 레이저 용접에서 용접불량의 대부분을 차지하는 용입불량의 온라인 인식방식과 그 구현에 관한 것으로서 광 검출기에서 검출한 원 신호로부터 여러 가지 특징벡터를 추출하여 비교하고, 정상용접에서의 특징벡터와의 분리도, 실시간 구현의 용이성, 구현 난이도를 고려하여 특징벡터를 선정하는 문제와 퍼지 기법을 이용하여 물리적 해석이 가능한 결함인식 규칙 및 귀속도합수를 추출하여 그 신뢰성을 규명하는 문제에 관한 것이다.

II. 용접데이터의 획득과 특징 벡터의 선정

2.1 용접데이터의 획득

박판용접을 레이저 용접으로 행할 때 레이저 용접기에 부착된 광 검출기를 사용하여 8kHz로 샘플링한 데이터를 분석하여 용입불량이란 비정상 용접현상을 탐지하는 연구를 수행하였다. 일반적으로는 레이저 용접에서 발생하는 플라즈마의 키포의 주 주파수가 500Hz정도[8]이고, 유효주파수가 2.5kHz정도[5]로 알려져 있다. 용접헤드와 박판 사이의 거리는 레이저 용접기의 위치 정밀도, 반복정밀도로 보아 일정하다고 가정해도 좋고, 박판의 상태는 비교적 균일하다고 할 수 있으나 실험 전에 선처리를 하지 않은 상태이므로 100% 균일성은 보장하기 어렵다. 실험에서 발생한 광 검출기의 출력을 파형으로 관찰한 결과 결정적 시스템으로 보기는 어렵고, 일종의 랜덤 프로세스로 보는 것이 타당하다. 또한 잡음을 최대한 억제하였으나 신호에 잡음이 어느 정도 포함되어 있다. 이러한 잡음의 영향을 줄일 수 있는 특징 매개변수를 선정하는 것이 신호 분석으로부터 용접성 평가를 하는 가장 중요한 인자가 된다. 용접 데이터는 0.5초 동안 획득된 데이터(4000 샘플)를 하나의 프레임으로 구성하였고, 획득된 데이터 프레임은 총 695개이다. 여기에서 정상용접 데이터 프레임의 수는 411개이며, 불량용접 데이터 프레임의 수는 284개이다. 용접불량 데이터의

경우 실제 상황의 발생 확률은 1%미만이므로, 생산현장에서 생산된 용접 제품 중에서 구하여야 하나, 생산이 이루어지고 있지 않아 강제적으로 발생시키는 방법을 취하였다. 용접불량이 발생하는 조건을 구하고, 구한 용접 조건으로 용접을 한 후에, 실제 용접된 시편을 분석하여 용접결함을 판정하여 정상용접과 용접불량 데이터를 획득하였다. 용접 데이터의 획득을 위하여 설정한 용접조건은 표 1과 같다.

표1. 실험조건

Table 1. Experimental conditions.

	정상적인 용접조건	용입불량 용접조건
레이저 출력(kW)	4.0	3.0
용접속도(mm/min)	6500	8000
온도(℃)	13	
습도	52	
용접거리(mm)	700	
판재 두께	0.9t / 0.9t (shearing side)	
Z축 높이	-113.7	-112.7
실드 가스	H60	

2.2 특징 벡터의 검출과 비교

특징 벡터로서 신호의 절대적분치, 영교차수, 64 포인트 FFT계수, 히스토그램을 선택하여 각 특징 벡터의 특징을 분석하고, 정상 용접과 용입불량에서 발생한 신호의 특징 벡터들을 각각 그림. 1, 2, 3, 4에 표시하였다.

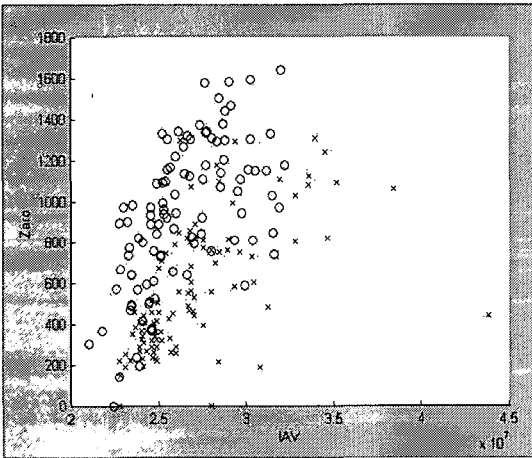


그림 1. 용접 데이터의 절대적분치와 영교차수

○ : 정상용접 x : 용입 불량

Fig. 63. Distributions of IAIV and zero crossing number of welding Data, ○ : normal welding, x : welding with penetration depth defect

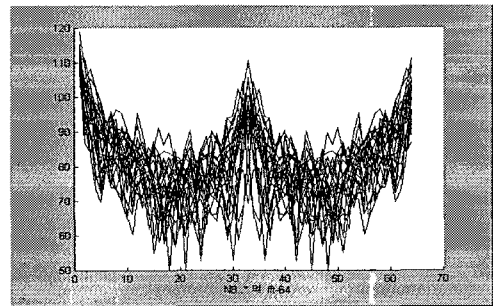


그림 2. 정상용접에서의 중첩된 64점

FFT 계수

Fig. 64. Superposed 64 point FFT coefficients in normal welding

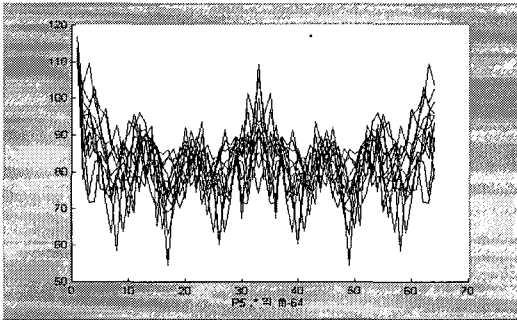


그림 3. 용입불량시의 중첩된 64점 FFT 계수
 Fig. 65. Superposed 64 point FFT coefficients in welding with penetration depth defect

절대적분치와 영교차율을 정상 용접의 경우와 용입불량의 경우에 획득된 대표적인 용접데이터에 대하여 세로축을 영교차수로 하여 Zero로 표현하였고, 가로축을 절대적분치로 하여 IAV로 표현하여 이차원으로 그림 1에 표시하였다. 그림에서 알 수 있듯이 정상용접과 용입불량의 경우가 중첩이 심하여 전문가라도 경계영역을 설정하기가 어려워 보인다. 만일 전백색화 기법을 적용한다면 약간의 분리도 향상이 예견되지만 큰 진전은 어려울 것이다. 정상 용접과 용입불량의 경우에 얻어진 용접데이터에 대하여 64점 FFT계수를 구하여 그림 2와 그림 3에 각각 중첩하여 표시하였다. 그림 2와 그림 3을 비교하여 보면 계수들의 분포는 상당히 유사하지만 정상 용접의 경우가 90이상과 60이하에서 나타나는 경우가 용입불량의 경우보다 많아 더욱 변화가 큰 것으로 나타난다. 따라서 일부 구간의 계수의 분포로 두 현상을 잘 분리할 수 있는 가능성이 크나, 확연한 차이를 그림에서 확보할 수 없으므로, 분리율이 90%를 상회하기는 어려울 것으로 판단된다. 그림 4는 세로축이 표준화된 히스토그램 값, 가로축이 나타난 신호 값의 최대, 최소를 각각 0과 100으로 하여 100등분하여 나타낸 것이다. 이 그림을 보면 히스토그램이 가장 두 용접현상의 차이를 잘 반영하고 있다는 것을 알 수 있다. 그 이유로는 히스토그램은 일정 구간의 데이터 크기의 빈도를 표현하므로 순간적 잡음의 영향을 잘 억제하며, 플라즈마의 생성과 소멸, 레이저 소스의 변화에 따른 신호 변화를 어느 정도 시간적으로 평균한 결과라고 볼 수 있기 때문이다.

그 외의 실험으로는 파워 스펙트럼의 대역간의 파

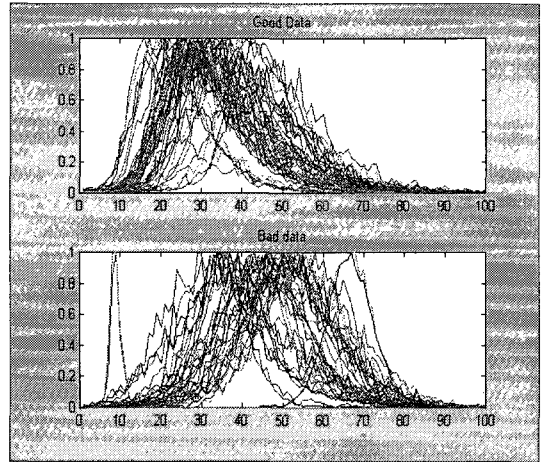


그림 4. 용접데이터의 히스토그램
 Good: 정상용접 Bad: 용입불량
 Fig. 66. Histogram of welding data,
 Good : normal welding
 Bad : welding with pen. depth defect

워 비로써 용접이상을 검출하는 seidel[7]의 연구에 대한 검증을 위하여 파워 스펙트럼을 구하고, 여러가지 대역을 정하여 실험 데이터를 분석하였다. 실험결과 Seidel의 연구 결과와는 대역폭이 일치하지는 않지만 기포발생의 경우에는 상당히 높은 분리도를 가지고 그 현상을 인식할 수 있었다. 기포발생 검출에 사용한 방법은 1-250, 251-500, 501-750, 751-1000 Hz사이의 4가지 영역에서의 파워스펙트럼의 평균치 M1,M2,M3,M4를 구하고, 그 비를 식(1)과 같은 결정 규칙을 적용하였을 때 정분류율이 98.3%에 달하였다. 그러나 정상용접과 용입불량의 분리는 분리도가 매우 낮게 나타나 효과적인 방법이 아니다.

$$\begin{aligned}
 & \text{If } M1/M4 > 3 \text{ Then 정상 또는 용입불량} & (1) \\
 & \text{Else If } M1/M4 < 2 \text{ Then 기포발생} \\
 & \text{Else if } (2 \leq M1/M4 \leq 3) \text{ \& } \\
 & \text{Max}(M1,M2,M3,M4)=M1 \text{ Then 정상 또는 용입 불량} \\
 & \text{Else if } (2 \leq M1/M4 \leq 3) \text{ \& } \\
 & \text{Max}(M1,M2,M3,M4)=M3 \text{ Then 기포발생}
 \end{aligned}$$

III. 히스토그램의 분석

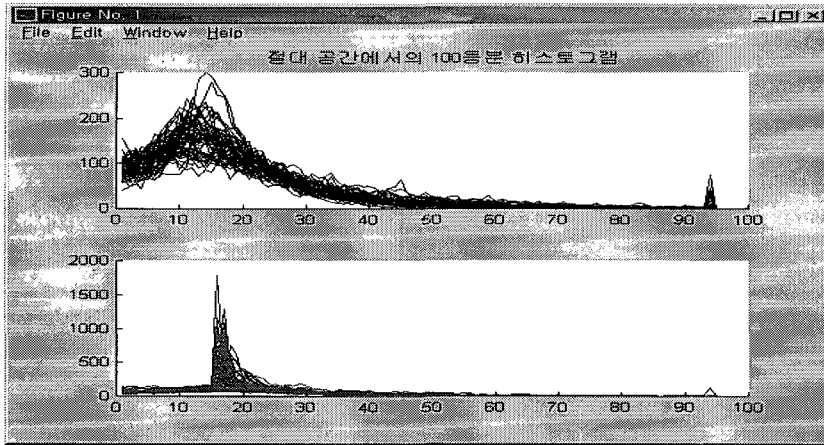


그림 5. 용접 데이터의 절대 히스토그램 (a) 정상용접 (b) 용입불량
 Fig. 5. Histogram of welding data in absolute domain.
 (a) normal welding (b) welding with penetration depth defect

3.1 절대 히스토그램과 상대 히스토그램

용접데이터의 히스토그램은 데이터의 크기에 대한 빈도함수로써 정의될 수 있다. 용접에 발생하는 플라즈마 신호를 검출한 용접데이터는 상당히 넓은 범위의 크기 구간에서 발생된다. 이러한 데이터의 물리적 크기를 분석에 이용할 수 있는지, 아니면 최소, 최대 구간 사이에서 일정하게 세부구간을 나누어 해당되는 구간 발생의 빈도를 측정할 것인지를 결정하는 것이 중요하다. 전자의 경우는 발생한 신호의 크기가 물리적으로 중요한 의미를 가질 수 있고, 후자는 발생 히스토그램의 형태적 특성이 강조된다. 본 논문에서는 이것들을 각각 절대 히스토그램, 상대 히스토그램이라고 부를 것이다. 절대 히스토그램은 전체 데이터 프레임에 대한 획득이 끝나지 않은 경우에도 히스토그램을 생성할 수 있어 데이터를 메모리에 저장할 필요가 없고, 시간적 구간을 선택하여 데이터 프레임을 변경할 때에도 프로그램을 변경할 필요가 없어 구현상 유리하고, 발생한 히스토그램의 물리적 해석이 용이하다. 빈도수는 표준화하여 사용한다. 정상 용접과 용입불량의 용접데이터에 대한 100구간 절대 히스토그램을 중첩하여 그림 5에 표시하였다. 그림에서 보듯이 용입불량의 경우는 특정한 크기의 빈도수가 정상용접에 비하여 매우 높게 나타나는 경우가 많으나 많은 경우 중첩되어 나타난다. 또한 두 용접 현상의 차이를 보여 주었던 최대 빈도가 나타나는 크기의

차이가 상대 히스토그램에 비하여 줄어들었다. 따라서 절대 히스토그램이 여러 가지 구현과 해석상의 장점에도 불구하고, 상대 히스토그램에 비하여 분리도가 낮아 특정 벡터로써 부적합함을 알 수 있다.

3.2 상대 히스토그램 구간의 크기 선정

상대적 히스토그램을 만드는데 있어서 인가되는 신호 크기에 대한 빈도를 구하기 위해서는 빈도에 대응되는 크기 값의 범위를 규정하는 것이 필수적이다. 이 범위가 너무 크면 해당 신호의 크기 변화의 특징이 손실되고, 너무 작으면 해석 시간과 소모 메모리 공간이 증가하고, 처리 규칙이 복잡해지는 문제가 발생한다.

구간 크기의 선정 방식은 신경회로망의 일종인 퍼셉트론(Perceptron)을 이용하여, 데이터 중에서 정상 용접과 용입불량의 경우 연속적으로 취득된 4000개의 데이터를 1개 군으로 한 각각 50개 군을 학습 데이터로 선정하고, 자동 학습 알고리즘을 적용하여 학습이 100% 가능한 구간을 선정하는 방식을 취하였다. 이 방식은 각 구간의 히스토그램 데이터가 선형적으로 처리될 수 있다는 것과 분류가 가능하다는 것을 보장한다. 크기 구간을 최소, 최대값을 대상으로 5, 10, 30, 50, 100등분하여 적용하고, 시험하였다. 50등분 이상에서는 학습이 100%이루어 졌고, 10등분과 30등분의 경우는 학습이 되지 않는 데이터가 발생되었다.

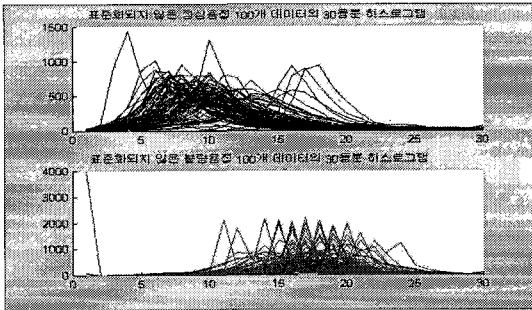


그림 6. 각 100개 데이터에 대해 30등분 비표준화 히스토그램 (a) 정상용접 (b) 용입불량
 Fig. 6. Unnormalized histogram with 30 equally divided scale for each 100 data (a) normal (b) pen. depth defect

그러나 그 발생 빈도가 1, 2개로 매우 작아 후에 비선형 예외 규칙을 적용하면 해결이 가능하여, 해석시간의 단축과 해석 능력의 신뢰성을 고려하여 구간 등분을 30등분으로 설정하여 각각의 히스토그램값을 특징벡터의 요소로 사용하였다.

3.3 처리 시간과 처리복잡성을 고려한 특징 벡터 선택

처리 대상이 되는 상대 히스토그램의 특징 벡터 요소는 30개로 이 요소들이 전부 정상 용접과 용입 불량을 구분 짓는 특징을 갖고 있는 것은 아니다. 따

라서 두 용접 현상을 구분하는 요소의 공헌도를 평가하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 신경회로망에서처럼 각 요소가 출력 또는 은닉층에 공헌하는 정도를 가중치로써 정량화하는 접근 방식 대신에 히스토그램의 형태를 인간이 분석하여 얻어진 직관적이고 발견적인 방식을 사용하였다. 표준화된 100등분 히스토그램으로써는 최대 빈도수에 대한 특성을 알 수 없으며, 연산속도와 입력 벡터의 수를 줄이기 위해 30등분으로 표현된 표준화되지 않은 히스토그램을 사용하기로 한다.

그림 6에서는 표준화되지 않은 각각의 100개의 데이터에 대하여 30등분 히스토그램을 표시한 것이며, 이 부분에서 불량용접 데이터의 경우가 정상용접 데이터의 경우보다 최대 빈도수가 높은 것을 알 수 있다. 전체적인 모양으로 보면, 정상용접 데이터의 경우가 불량용접 데이터의 경우보다 좀 더 완만함을 알 수 있다. 그림 6에서의 최대 빈도수에 대한 특성을 살펴보기 위하여, 최대 빈도수에 대한 상대 크기 구간 값의 관계를 그림 7과 같이 표현하여 도시하였다.

그림 7에서, 정상용접 데이터의 경우는 최대값일 경우 구간 4이하에 분포하며, 최대 빈도수의 특성을 보면, 1200에서 2200사이에서 주로 분포됨을 알 수 있다. 불량용접 데이터의 경우는, 크기 구간 값이 5 이상에 분포하며, 전체적인 크기 구간 값 5에 대하여, 최대 빈도수의 크기가 정상용접의 경우보다 큼을 알 수 있다.

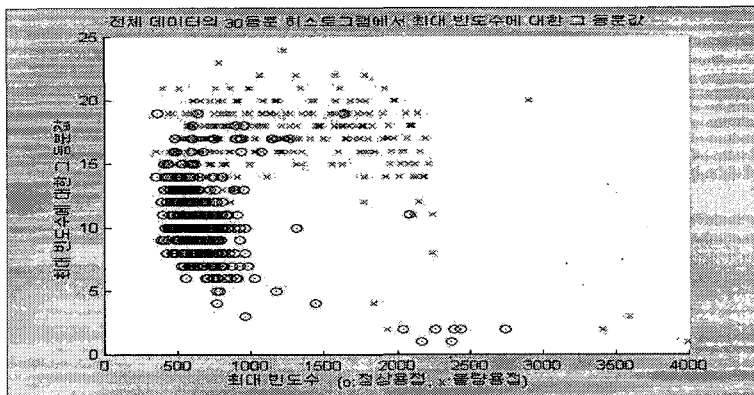


그림 7. 30등분 히스토그램의 최대 빈도수와 대응 구간
 Fig. 7. Maximum frequent number vs its section number with equally divided 30 scales.

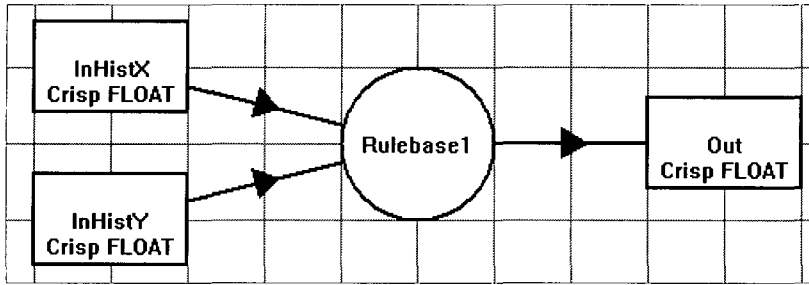


그림 8. 용입불량 퍼지 분류기의 구조

Fig. 8. Architecture of fuzzy classifier for welding penetration defect.

이러한 특성으로, 본 논문에서는 표준화되지 않은 히스토그램을 사용함으로써, 각 데이터의 분포특성과 모양특성을 이용하고, 그 특성으로 잘 구분되지 않는 부분을 위해 최대 빈도수의 크기 특성을 이용하여, 분석하였다.

컴퓨터에서 퍼지 논리를 이용하여 변별하는 계층구조를 갖는다[13]. 퍼지 논리는 규칙기반이 적을 경우에 실시간 처리에 유리하며, 많을 경우에 규칙엔진을 H/W로 구현한 상용화된 보드를 사용하여 처리 시간을 단축할 수 있다.

IV. 용입 불량 퍼지 분류기

플라즈마신호 데이터로부터 상대적 히스토그램을 추출하여 특징벡터로 사용한다. 인식의 대상은 정상 용접과 용입불량의 변별이다. 패턴인식기법으로서 지능적 기법의 일종인 퍼지 로직을 이용한다. 퍼지 로직은 지식기반과 경험기반을 사용할 수 있고, 데이터 분석의 기회가 누적될수록 안정되고 견고한 변별능력을 갖는 장점이 있다[14,15]. 컴퓨터 시뮬레이션을 위하여 Togai사의 TilShell Professional Edition을 사용하였다. 용접 특징추출은 DSP보드에서 수행하고, DSP보드에서 전달된 히스토그램 벡터에 대하여 퍼스널

4.1 구조설계

원래의 용접데이터로부터 구한 비표준화 30등분 상대 히스토그램의 최대 빈도수의 크기와 그 때의 구간값을 갖는 특징벡터에 대하여, 규정한 귀속도 함수를 사용하여 퍼지화시킨 다음, 규칙기반에서 분석적 지식과 경험 지식에 따른 규칙을 적용하고, 그 결과를 출력에 적용하고, 규정한 출력 변수의 귀속도 함수를 사용하여 결과를 정량화하여 도출하는 방식을 취한다. 그림 8은 Togai사 제품의 퍼지 논리 도구인 TILSHELL을 이용하여 작성한 퍼지 분류기의 구성도이다. InHistX는 30등분 히스토그램의 X성분으로 최대 빈도수에서의 구간 번호이며, 신호의 상대적 크기를 나타낸다. InHistY는 30등분 히스토그램의 최대 빈

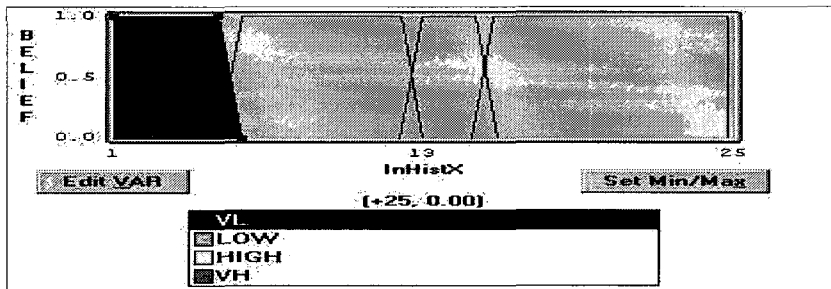


그림 9. InHistX의 귀속도 함수 정의

Fig. 9. Definition of membership functions in InHistX

도수를 나타낸다. 입력성분은 InHistX와 InHistY의 2개, 출력성분은 Out으로 1개, 규칙기반은 RuleBase에 구현하며, 단일 규칙기반으로 설계하였다.

4.2 변수 정의

InHistX는 입력데이터에 대한 변수로서 신호의 상대적 크기 구간이 30개이므로 Min/Max를 1/30으로 입력하고, 귀속도 함수를 크기에 따라 VL(매우 작음), LOW(작음), HIGH(큼), VH(매우 큼)로 규정하여, 각각에 대하여 그림 9에서와 같이 사다리꼴의 형태를 선택하였다. 함수값 구간은 최초에는 전 데이터를 분석하여 선택하였으며, 규칙을 반영한 제어표면에 대한 실험을 행하면서 튜닝하였다. InHistY는 최대 빈도수를 나타내는 입력변수로써 하나의 데이터 군에서의 데이터수가 4000개씩이므로, 최대가 4000이 될 수 있어, Min/Max를 1/4000으로 입력하고, 귀속도함수를 5개로 규정하고, 각각에 대하여 사다리꼴의 형태로 작성하였다. 실제 값은 3000이상은 극히 적으며, 250이하의 데이터가 존재하지 않는다.

출력 변수 Out는 정상 용접을 0, 용입 불량을 1로 규정하였으므로, Min/Max를 0/1로 하고 모양은 사다리꼴로 작성한다. 정상용접을 Low로, 용입 불량을 High의 귀속도 함수로 규정하였다.

4.3 규칙 기반

규칙기반을 생성하기 위해서는 선형적인 지식과 분석에 의한 경험 지식을 이용한다. 현대의 퍼지 논리 개발 도구들은 대부분 자동 규칙 생성 도구를 가지고 있으며, 그 원리는 신경회로망의 학습기능을 퍼지 규칙기반 생성에 이용하는 것이다[15,16]. 따라서 규칙기반 자동 생성을 위해서는 학습 패턴이 필요하다. 그러나 생성된 규칙기반의 신뢰도와 지능성을 향상시키기 위해서는 귀속도 함수와 규칙의 전문가에 의한 튜닝이 필요하다. 본 연구에서는 일차적인 규칙기반 생성은 자동생성 도구를 이용하였고, 전체 데이터를 대상으로 1차 규칙기반을 이용하여 시험하면서 규칙기반을 수정하는 방식을 취하였다. 자동 규칙생성을 위해서는 각각의 특징에 맞는 특징 벡터의 선별이 먼저 필요하다. 특징벡터의 개수는 총 20개의 규칙과 2개의 출력 소속함수를 가지고 있으므로 총 40개 이상이 필요하다. 1차 생성된 규칙은 그림 10에 표시하였다. 규칙에서 볼 수 있듯이 평균적으로 등분

OUT		INHISTX			
		VL	LOW	HIGH	VH
I N H I S T Y	VeryLow	LOW	LOW	LOW	HIGH
	Low	LOW	LOW	HIGH	HIGH
	Medium	HIGH	HIGH	HIGH	HIGH
	High	LOW	HIGH	HIGH	HIGH
	VeryHigh	HIGH	HIGH	HIGH	HIGH

그림 10. 규칙 기반의 내용
Fig. 10. Contents of the rule base.

값이 낮을 경우, 빈도수가 낮으면 정상용접으로 되어 있다. 생성된 규칙과 입출력간의 관계를 입체적으로 표현하는 제어표면을 그림 11에 표시하였다.

1차 생성된 규칙기반과 단일 입력 패턴에 대한 시험기능을 사용하여 제어표면에서 관찰한 문제가 되는 입력 값과 출력 값과의 매칭 부분을 시험하였다. 시험결과로써 나타나는 규칙과 귀속도함수의 적용 결과는 그림 12와 같은 입출력 매핑 도구를 사용하여 검증하였고, 규칙과 귀속도함수를 수정하여 올바른 결과를 유도할 수 있다. 규칙과 귀속도함수 수정에서 고려할 사항은 하나의 입력 패턴에 대한 수정은 이미 검증된 다른 데이터에 대한 검증 결과를 백지화시킬 수 있으므로, 종합적인 시각에서 수정을 해야한다는 점이며, 그런 의미에서 제어표면의 적극적 활용이 요구되었다.

그림 12는 입력한 값의 결과를 통해 규칙의 변화를 보여준 것이다. 소속함수와 규칙에서 이 부분의

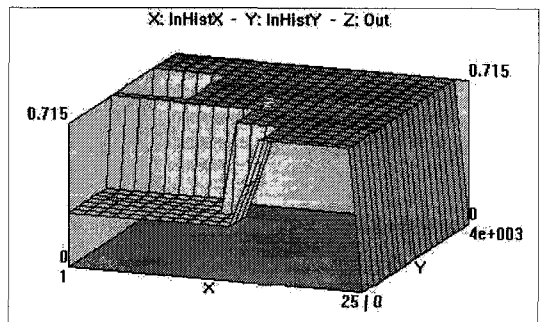


그림 11. 퍼지 분류기의 제어 표면
Fig. 11. Control surface of the fuzzy classifier.

OUT		INHISTX			
		VL	LOW	HIGH	VH
VeryLow	LOW	LOW	LOW	HIGH	
	0%	0%	88%	0%	
Low	LOW	LOW	HIGH	HIGH	
	0%	0%	31%	0%	
Medium	HIGH	HIGH	HIGH	HIGH	
	0%	0%	0%	0%	
High	LOW	HIGH	HIGH	HIGH	
	0%	0%	0%	0%	
VeryHigh	HIGH	HIGH	HIGH	HIGH	
	0%	0%	0%	0%	

그림 12. 단일 입력에 대한 규칙기반 적용 결과 화면

Fig. 12. Results of applying rule base for single entry input.

값은 출력 변수 Out가 LOW에 속하여 정상용접으로 판정하였다. HIGH의 결과는 31%가 나와 약간의 용입 불량일 것으로 판정하였으나, 실제 실험에서는 용입불량으로 결과가 나왔다. 이러한 부분은 실제로 히스토그램상의 전체 모습과 최대값이 유사하여 분류하기 애매하며, 이 구간에서 입력변수의 구간설정값에 민감하기 때문이다.

4.4. 시험 결과

레이저 용접실험은 고등기술연구원에 설치된 박판 레이저 용접기인 DLW400을 이용하여 수행하였고, 실험에서 계측된 정상용접과 용입불량 데이터를 취득하여 데이터베이스화하고, 그 데이터베이스를 사용하여 연구를 진행하였다. 튜닝된 20개 규칙을 갖는 규칙 기반과 귀속도함수를 적용하여 정상용접 411개 군과 불량용접 284개 군의 전체 데이터를 기준으로 시험하였다. TilShell에서는 전체 데이터에 대해서는 도구에서 시험 결과를 제공하지 않으므로, 시험은 프로그램 작성이 용이한 MatLab을 사용하여 시험하였다. TilShell에서 구한 규칙기반과 귀속도함수는 그대로 MatLab의 퍼지 툴박스에 이식하였다. 각각의 데이터를 퍼지 툴박스에 인가하고, 그 결과와 원하는 결과를 비교하였다. 시험 결과 정분류율은 92.96%로써, 정상용접 데이터의 경우 93.67%이고 불량용접 데이터의

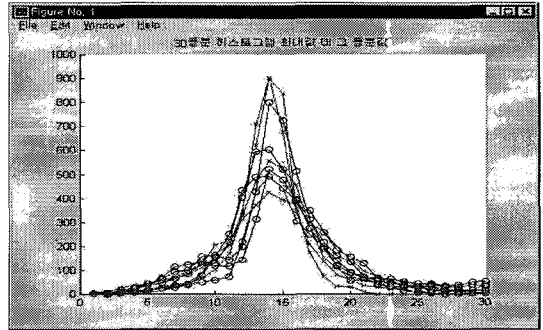


그림 13. 잘못 분류된 30등분 히스토그램 데이터
Fig. 13. Histograms of failed data with equally divided 30 scales.

경우는 92.96%이다.

그림 13은 튜닝 실험에서 구분이 되지 않는 약 7%의 인식할 수 없는 부분에서의 일부분을 30등분 히스토그램을 표시한 것이다. 그림에서는 최대 빈도수 부분에서의 교차뿐 아니라 전체 히스토그램 모양과 크기가 비슷하다. 그러나 구간 12-13 정도에서 두 특성의 분포가 차이가 나며, 구간 18정도에서도 차이가 있다. 따라서 특징 벡터를 최대 빈도수 뿐만 아니라, 2개 정도의 빈도수를 더 추가한다면 96-97%의 정분류율을 보일 것이 예상된다. 그러나 이러한 특성은 좀 더 많은 실험 데이터를 통하여 검증되어야 할 것이다.

V. 결론 및 향후계획

레이저 용접 시스템을 사용할 때 발생할 수 있는 용접이상을 비접촉식 수단을 통하여 인식하는 방법을 고찰하였다. 주요 용접 이상은 용입 불량, 기포발생 순이다. 본 연구는 주요 용접 이상 중 제일 빈도가 높은 용입 불량을 효과적으로 감지할 수 있는 특징 벡터에 대한 비교 연구와 특징 벡터를 분석하여 자동적으로 용입불량 현상을 분리할 수 있는 지능적 퍼지 분류기의 설계 방법과 구현에 관한 것이다. 본 연구에서 얻어진 결론은 다음과 같다.

1. 용접 데이터의 용입불량에 대한 특징 벡터로서 절대적분치, 영교차율, 파워스펙트럼 및 히스토그램을 선택하여 분리도를 고려하여 상호 비교한 결과 히스토그램이 시간적 영역의 특징벡터인 절대

적분치, 영교차율과 주파수 영역의 특징벡터인 FFT계수에 비하여 용입불량 특징을 잘 반영하고 있다.

2. 히스토그램의 종류 중에서 신호 크기 정보를 유지하는 절대 히스토그램과 상대적 크기 정보를 갖는 상대 히스토그램 중에서 상대 히스토그램이 분포의 일관성 측면에서 더 우수하였고, 상대 크기는 30 등분이 처리시간과 용접 특성의 유지 측면을 고려하여 가장 타당하며, 상대 히스토그램의 특징벡터 중에서 최대 빈도수와 대응하는 구간 값 정보가 용입 불량을 구분하는 가장 중요한 요소라는 것을 확인하였다. 최대 빈도수는 정상 용접과 용입불량 사이에 크기 차이가 있어서, 표준화하지 않는 것이 특징을 분리하는 데 유리하다.
3. 정상용접과 용입불량에 대하여 30 등분 비표준화 상대 히스토그램의 최대 빈도수와 대응하는 구간 값을 특징 벡터로 선정하여 퍼지 분류기를 설계하고, 구현하였다. 규칙기반을 구축한 결과 20개의 규칙을 생성하였으며, 적용 시험 결과 정분류율은 92.96%로써, 정상용접 데이터의 경우 93.67%이고 불량용접 데이터의 경우는 92.96%의 정분류율을 얻을 수 있었다. 잘못 분류하는 상대 히스토그램의 관찰 결과 구간 12-13와 구간 18의 값을 특징 벡터로 추가하여, 규칙기반을 만들면 96-97%의 정분류율을 얻을 수 있을 것으로 판단된다.

추후 연구과제로는 좀 더 많은 용접 데이터베이스를 구축하여 만들어진 규칙을 검증하는 것이 남아 있고, 웹을 이용하여 도처에 분포된 동일 목적의 실험실, 산업 현장에서의 데이터와 용접 이상 인식 S/W의 협동적 사용 방식에 대한 연구가 필요하다고 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] Seiji Katayama, "Formation Mechanism and Prevention of Defects in Laser Welding", Proc. of the 6th Symp. on Laser Processing, pp.29-45, Nov 1995
- [2] 장영건, 이경돈, "맞춤판재 용접용 3차원 비전 감시기 개발", 한국정밀공학회지, 제 14권, 제 12호, pp17-23, 1997.12

- [3] U Schnars et al, "Quality Assurance of Laser Beam Welding by Evaluation of Plasma Density Fluctuation", Proc. of 25th Int. Symp. on Automotive Technology and Automation, pp.103-109, Jun. 1992
- [4] D M Roessler et al, "Laser Material Processing in General Motors Corporation", Proc. of 25th Int. Symp. on Automotive Technology and Automation, pp.37-51, Jun. 1992
- [5] 윤충섭 등, "레이저 용접에서의 On-line process monitoring 방법과 플라즈마와 음파의 관계", Proc. of the 6th Symp. on Laser Processing, pp.251-262, Nov 1995
- [6] 방세윤 등, "광센서를 이용한 레이저용접공정 모니터링", '96년도 한국정밀공학회 추계학술대회 논문집, pp.474-478, 1996. 11
- [7] B. Seidel et al, "Quality Assurance and Advanced use of Process Gas by means of Process Monitoring and Control for Laser Beam Welding", DVS 163, pp.240-248
- [8] 레이저기술, pp63-64, 1996.12
- [9] N.E. Longinow et al, "Development of a Neural Network Based Real Time Control for Laser Welding", SPIE Vol. 1094 Thermosense XI, pp93-102, 1989
- [10] Duncan, Hibbert A., "Optical Detection System for the Evaluation of Laser Welds", Review of Scientific Instruments, Vol. 55, No. 10, pp. 1585-1589, Oct 1984
- [11] 日産自動車株式会社, 용접상태의 모니터장치, 일본특허 特開平5-77074, 1993
- [12] 日産自動車株式会社, 용접장치, 일본특허, 特開平7-290260, 1995
- [13] 장영건 등, "레이저 용접품질 해석용 플라즈마 감시장치 개발", 1999년도 한국해양정보통신학회 춘계종합학술대회, Vol. 3, No. 1, pp425-431, 1999. 5. 7
- [14] M. Jamshishi edition, "Fuzzy Logic and Control : software and Hardware Applications", Vol.2, Prentice Hall Int. Inc., 1993.
- [15] Bart Kosko, "Neural Networks and Fuzzy Syetema", Prentice Hall Int. Inc., 1992
- [16] Y. Lin et al, "Using Fuzzy Partitions to Create Fuzzy Systems from Input-Output Data and Set the

Initial Weights in a Fuzzy Neural Network", IEEE
Trans on Fuzzy Systems, Vol. 5, No. 4, pp614-621,
Nov. 1997.

저 자 소 개

張 永 健



E-Mail: ygjang@chongju.ac.kr
1980 인하대학교 전자공학과
학사
1979 ~ 1983 국방과학연구소
연구원
1983 ~ 1994 대우중공업 중앙
연구소 책임연구원
1991 인하대학교 전자공학과

석사(정보공학)

1995 인하대학교 전자공학과 박사(정보공학)

1995 ~ 1996 고등기술연구원 책임연구원

1996 ~ 현재 청주대학교 컴퓨터정보공학과 조교수

관심분야 : HCI, 음성정보처리를 이용한 웹 프로그래
밍, 자동화시스템, 지능로봇