

# 신경회로망을 이용한 레이저 용접 내부결함 모니터링 방법

## Monotoring Secheme of Laser Welding Interior Defects Using Neural Network

손중수\*, 이경돈\*, 박상봉\*\*

Joong-Soo Son\*, Kyung-Don Lee\*, Sang-Bong Park\*\*

\*고등기술연구원 설계기술연구실/아주대 시스템공학과, 고등기술연구원 생산기술연구실

**Key Words** : laser weld quality, interior defects, feature vector, single-layer neural network

### ABSTRACT

This paper introduces the monitoring scheme of laser welding quality using neural network. The developed monitoring scheme detects light signal emitting from plasma formed above the weld pool with optic sensor and DSP-based signal processor, and analyzes to give a guidance about the weld quality. It can automatically detect defects of laser weld and further give an information about what kind of defects it is, specially partial penetration and porosity among the interior defects. Those could be detected only by naked eyes or X-ray after welding, which needs more processes and costs in mass production. The monitoring scheme extracts four feature vectors from signal processing results of optical measuring data. In order to classify pattern for extracted feature vectors and to decide defects, it uses single-layer neural network with perceptron learning. The monitoring result using only the first feature vector shows confidence rate in recognition of 90%(±5) and decides whether normal status or defects status in real time.

### 1. 서 론

레이저 용접은 레이저 가공기술의 한 분

야로 넓은 응용분야를 가지고 있으며, 정밀도가 높고, 자동화가 용이하고, 고속용접이 가능하여 생산성이 높으며, 고기능 부품가공 등 그 활용범위가 계속 확장 추세에 있는

고부가가치의 첨단기술이다. 이러한 측면에서 타 용접에 비해 우위를 점하고 있지만, 생산현장에서 레이저 용접 도입이 제한된 이유는 몇 가지가 있다. 먼저, 고풍력 레이저의 비용과 경험부족, 둘째는 용접선 추적장치와 같은 정교한 제어장치의 미개발로 무겁고 강한 고정장치의 필요성, 셋째는 용접공정의 자동화를 위한 모니터링 장치의 미개발 등으로 레이저 용접이 현재 생산라인에 극히 제한적으로 사용되고 있다. 특히, 용접 품질 모니터링 장치는 기존의 용접 후 샘플에 의한 통계적 품질 검사 방식에서 전 시편을 대상으로 100% 용접부의 용접성을 확인할 수 있는 장점을 갖고 있다. 따라서, 자동차 및 철강 등의 생산공정의 자동화를 위해 갖추어야 할 필수적인 요소기술이지만, 전세계적으로 일부 선진자동차국가(미국, 일본 등)의 산업현장에서 제한적으로 활용되고 있다. 그 중 에서 일본의 닛산자동차<sup>(1)</sup>에서는 비전 시스템과 광분석방식을 혼용한 방법을 수년동안의 연구결과로 최근에 산업현장에 적용하였고, 미국의 아르곤 연구소<sup>(2)</sup>는 미국의 빅3 자동차 회사와의 공동개발로 광분석방식을 적용한 모니터링 시스템을 개발 완료하여 현장에 적용중이며, 모니터링 시스템의 제품가격은 기존의 모니터링 시스템 가격 \$50,000보다 훨씬 저렴한 \$15,000로 알려졌다. 그러나, 개발한 업체에서의 관련 기술에 대한 기술적 보호로 인해서 관련 기술에 대한 상세 정보를 얻는데에는 많은 현실적인 어려움이 있다.

레이저 용접 공정 중에 발생하는 결함의 감시에는 크게 용접비드 및 용융풀의 형상을 해석하는 영상해석법<sup>(3)</sup>, 용접 중에 발생하는 용접음을 분석하는 음파해석법<sup>(4)</sup>과 고온의 플라즈마에서 발생하는 광을 분석하는 광분석방식<sup>(5,6,7)</sup>의 3가지 방식이 제안되었다. 이중 음파해석법은 용접공정시 발생하는 특

유의 음파를 해석하는 방법이나, 배경음의 간섭효과가 크고, 상관도가 떨어져 산업용으로는 잘 사용하지 않는다. 영상처리 방식은 인라인으로 사용하는 경우 용접비드의 크기와 용접 침투깊이가 상관관계가 크다는 점을 이용하지만 용접공정이 끝난 다음에 검사공정에서 결함을 검출하므로 라인이 길어지고, 공정간에 지연시간이 발생하여 작업물의 종류에 따라 생산성이 떨어지는 적용상의 단점이 있다. 용접공정시 발생하는 광을 탐지하여 용접성을 감시하는 광분석감시법은 현재까지는 가장 신뢰성이 있다고 알려져 있다. 그러나, 제안된 방법들이 산업 현장 적용에 실패하는 이유는 판정의 반응성, 판정의 정확도, 그리고 설계비용 등 사용자의 요구사항을 만족시키지 못했기 때문이다. 이러한 원인은 기본적으로 용접 공정 현상을 반영하는 신호의 특징벡터를 적절하게 추출하지 못함으로써 이들 특징벡터를 분리하기 위한 복잡한 분류기 설계가 필요하게 되고, 상대적으로 빠른 속도의 CPU를 필요하게 됨으로써 개발비용의 증대<sup>(2,8)</sup>를 가져왔다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 용접공정시 발생하는 광신호를 감지하여, 용접 결함들을 대표하는 특징벡터를 도출함으로써 구현이 용이하고, 연산시간이 짧은 분류기의 적용으로 용접 공정 자동화에 필수 요건인 판정의 반응성, 판정의 정확성을 개선한 모니터링 시스템을 제안하였다.

## 2. 실험방법

### 2.1. 용접부의 시편 결함 해석

그림 1은 용접부의 정상용접 상태를 나타내는 광학사진으로 모니터링 결함의 선정기준은 결함부가 시편 용접부의 성형(stamping)

시 기계적 인장특성에 직접적으로 영향을 미치는 용입결함과 기포결함으로 한정하였다<sup>(9)</sup>.

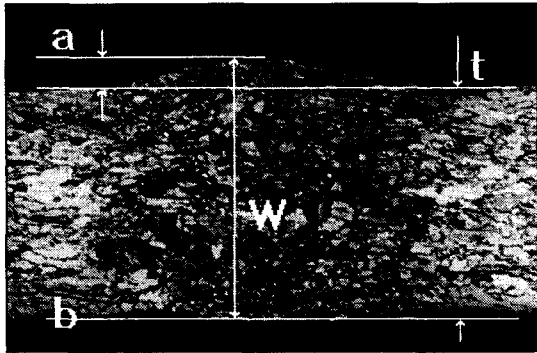


Fig. 1 Optical photography of weld bead at normal weld status

박판용접에서 용접부의 양호한 용접기준을 국제 표준 규격<sup>(10)</sup>에 의거하여 살펴보면, 용입결함은 상부비드와 하부비드의 크기가 시편두께의 10%를 초과한 상태를 나타내며, 각각 식(1)과 식(2)로 표현된다. 여기서,  $t$ 는 시편의 두께이고,  $a$ ,  $b$ 는 각각 상부비드와 하부비드의 두께를 나타낸다. 또한, 용접부 내부의 결함인 기포결함은 식(3)에서 나타낸 것처럼 기포의 직경( $D$ )이 0.5mm 이상이 되면, 용접부의 성형성에 영향<sup>(10)</sup>을 주는 것으로 나타났다.

$$\frac{a}{t} \leq 0.1 t \text{-----(1)}$$

$$\frac{b}{t} \leq 0.1 t \text{-----(2)}$$

$$D \leq 0.5 \text{ mm -----(3)}$$

## 2.2. 실험장치의 구성

본 연구에서 사용한 센서는 파장감도범위

가 200~1100nm인 한 개를 선택했으며, 신호 증폭을 위한 앰프가 내장된 포토다이오드를 사용하였다. 센서의 전단부에는 볼록렌즈를 부착하여 센서의 공간분해능을 높였고, 볼록렌즈 전단에 열차단과 다양한 파장 대역의 신호를 얻기 위해 광필터를 각각 부착하였으며, 센서의 사양은 표 1과 같다.

Table 1. Specification of sensor

Spec.	Class	Photo-diode
Type		GaAsP
Spectral response range		200~1100nm
Peak sensitivity wavelength( $\lambda p$ )		450nm
Dark current(Max)		50pA
Photo sensitivity(at $\lambda p$ )		30mA/W

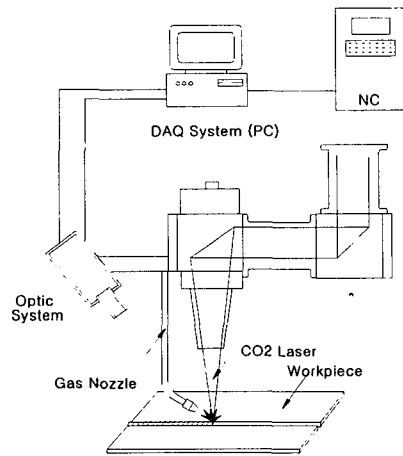


Fig. 2 Experimental setup for monitoring weld defects in laser welding

그림 2는 실험에 사용된 장치의 개략도이다. 테일러드 블랭크용 고출력 CO<sub>2</sub> 레이저 용접기에 센서를 내장한 광센싱장치를 부착하여 레이저접빔의 이송부와 함께 움직이며

용접부에서 발생하는 광신호를 계측하였다. 이때 센서의 지향점은 실험의 신뢰성과 반복성을 높이기 위해서 레이저빔의 중심과 센싱장치에 내장된 레이저다이오드의 초점을 맞추어 항상 일정한 거리(15cm)와 각도(25°)를 유지하도록 설계되어 있다. 본 실험에서 측정된 신호를 받아들이기 위해 사용된 데이터 획득장치는 분해능이 16bit, 샘플링비가 50kHz, 채널이 4개이다. 데이터 측정할 때에는 증폭기를 내장한 센서에서 증폭한 신호를 Texas Instrument사의 DSP 보드에 내장된 A/D변환기의 입력범위에 적합하게 스케일링하여 용접시간 동안 8kHz/CH의 샘플링비로 저장시킨다. 이러한 샘플링비의 선정은 예비실험을 통하여 주파수분석을 해본 결과, 신호가 1.8kHz이내의 주파수특성을 가지고 있었고, 실시간 모니터링 시스템의 개발과 용접부의 미세결합의 동특성의 변화추이를 밀도 있게 계측하기 위해서 8kHz를 사용하였다. DSP보드에서는 8kHz로 샘플링한 125 $\mu$ s씩 총 32 프레임의 데이터에 대하여 64포인트 FFT를 32번 구한 뒤 이를 평균하여 PC로 보낸다. 64 고속 푸리에 표본수 선정은 용접 결합별 신호에 대한 특징벡터 고유특성의 유용성을 예비실험을 통하여 얻은 실험데이터를 이용하여 주파수분석결과, 그 특성이 최소 64 포인트 수에서도 유지되기 때문에 선정하였고, 또한 실제 산업현장에서의 용접공정 생산성의 경제성을 위해서는 품질결합의 속응 응답특성을 요구하기 때문이다. 이러한 구성의 실험장치 구성은 기존의 시스템에 대해서 가격경쟁력을 갖고 있는데, 그 주요원인은 용접결합과 용접부에서 발생하는 광신호와의 상관관계를 규명하는 용접공정현상 관측실험을 통하여 용접부의 미세한 용접결합을 반영하는 특정과장대역을 찾아내어 그 대역만을 관측하여 분석한 결과, 이러한 영향은 결

합별 특징벡터 추출과 분류기 설계를 용이하게 함으로써 이를 DSP보드에서 처리하는데 소요되는 시간을 감소시킬 수 있었다. 따라서, 모니터링 시스템의 신호처리 DSP보드의 CPU속도 경감으로 소요비용이 감소되고, 광필터를 전단에 부착한 단일센서를 사용함으로써 전체 개발비를 줄일 수 있었다. 결과적으로 모니터링 시스템 개발에서의 개발목표사양(성능, 일정, 비용) 달성에 가장 중요한 핵심설계변수를 집중 연구함으로써 효과적으로 원하는 제품개발을 할 수 있었다.

### 2.3. 실험조건

실험에 사용된 시편은 자동차 구조용 냉연강판(SPCEN)을 사용하였으며, 가로 80cm, 세로 30cm, 두께 0.9mm인 동종이며, 모의실험은 맞대기용접을 하였다. 실험방법은 표 2에 정리된 3가지의 가변조건을 조합하여 실제 용접시 발생하는 결함을 인공적으로 모사하였다. 이중 용입결함은 주요 결함 원인 즉, 레이저 출력부족, 초점위치의 변동, 그리고 이송속도를 가변하면서 실시하였고, 기포결함은 맞댄 판재면의 상태(전단 진직도, 오염상태, 틈새크기)와 보조가스 분사봉의 지향위치를 가변 시키면서 결함을 각각 재현하였다.

Table 2. Laser welding parameters

No	구분	실험 조건
1	기본 조건	<ul style="list-style-type: none"> <li>* 레이저 : CO2 레이저(최대출력 4kW/ Rofin-sinar 840D)</li> <li>* 시편 : SPCEN (자동차용 냉연강판 - 0.9t/0.9t)</li> <li>* 보조가스 : Argon</li> </ul>

No	구분	실험 조건
2	가변 변수 조건	* 용접조건 : 레이저출력[kW] → 3, 3.3, 3.5, 3.7, 4.0(정상) 용접속도[m/min] → 4, 6(정상), 8 가스유량[CFH] → H40, H60(정상), H75  * 판재관리조건 : 판재 절단상태(진직도), 흠집 오염물질잔존(산화물, 오일)  * 기구부 정도 : 판재틈새[μm] → 0, 30, 50, 70, 100 보조 가스봉 초점위치[mm] → -1, 0, +1 레이저빔 초점 이탈[mm] → -0.5, 0, +0.5
		용접 모드별 조건
3	*용입 불량	* 레이저 출력, 레이저빔 초점이탈, 용접속도 가변
	*기포 불량	* 보조 가스봉 위치 가변

반응하는 특정 파장대역을 추출하여 광필터 설계에 반영한 입력 광센싱장치를 제작하였고, 이 장치를 그림 2의 실험장치 입력단에 부착하여 용접결함의 미세한 변화를 간접적으로 관측하였다.

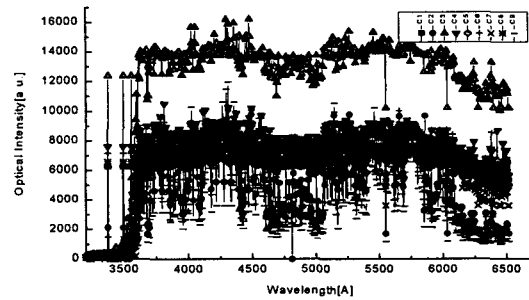


Fig. 3 Overall spectrum characteristic of optical signal

Table 3. Description of experimental condition on the graph

분류	조건	실험 조건*
C 1		정상용접
C 2		C1 + ΔL + ΔZ (용입불량)
C 3		C1 + ΔP (기포불량)
C 4		C1 + ΔB
C 5		C1 + ΔL
C 6		C1 + ΔM + ΔM1
C 7		C1 + ΔK
C 8		C1 + ΔG
C 9		C1 + ΔS

\* Description :

- L : Laser power, S : Welding speed,
- G : Flow rate of assist gas,
- P : P osition of assist gas bar,
- Z : Focal length, M : Status of material
- B : Gap size,
- K : Artificial scratch of material

### 3. 결과 및 고찰

#### 3.1. 용접부 결함과 특징벡터와의 상관관계

##### 3.1.1. 결함발생 용접조건 & 입력 광신호와의 상관관계

그림 3은 용접결함 발생시(C<sub>1</sub>-C<sub>3</sub>)와 정상 용접 조건하에서 개별적 가공조건들의 가변(C<sub>4</sub>-C<sub>9</sub>)에 따른 용접 공정 현상을 관측한 결과이다. 그림에서, C<sub>1</sub>은 정상용접상태를 나타내고, C<sub>2</sub>는 C<sub>1</sub>에서 레이저 출력과 초점 위치 가변에 따른 용입결함 발생시 스펙트럼이고, C<sub>3</sub>은 C<sub>1</sub>에서 보조 가스봉의 지향위치 가변에 의한 기포결함 생성시 광신호의 특성이다. 그리고, 표 3은 그림 3의 그래프 상에 있는 첨자에 대한 설명으로 구체적인 실험조건은 표 2에서 제시하였다. 그림 3의 분석결과로부터 용접공정 현상을 민감하게

3.1.2. 용접결함 & 특징벡터 상관관계

표 4는 표 3의 용접조건 가변에 따른 용접공정 현상을 반영한 광신호를 신호처리하여 도출한 특징벡터군의 상대적 비교 우위를 분석한 결과이다. 주요 특징벡터는 정상용접과 불량용접 신호를 분석하여 A, B, C, D 4개로 구분하였으며, 각각의 의미는 표 4의 아래에 기술하였다. 특징벡터간의 차이점을 구체적으로 살펴보면, A)는 주파수영역에서의 용접시 발생하는 광신호의 파형의 변화를 보기 위해 대수단위로 환산한 후, 정상용접 신호의 -48[db]를 crossing하는 포인트수를 카운트한 값이고, B)는 용접결함별 광신호의 최대 크기를 갖는 특정 주파수대역,

C)는 주파수영역(log scale)으로 변환된 광신호 파형 자체, D)는 용접시 발생하는 광신호에 포함된 저주파수대역과 고주파대역의 면적비(LPB/HPB)를 나타낸다. 상기한 특징벡터를 4개로 한정된 것은 fisher's weight criterion 원리(11)에 의해 정해진 순위순위 중 구현의 용이성과 처리시간을 상대적으로 비교하여 선정하였다. 표 4에서는 용접품질의 양, 불량을 구분하는 특징벡터군의 비교우위에서는 A>B>C>D 순서로 중요도가 나타났으며, 용접결함별 상대적 우선순위는 정상용접과 용접결함 모두에 대해서 특징벡터 A, B가 가장 중요한 것으로 분석되었다.

Table 4. Relative comparison results of feature vectors for welding defects

(weight value : ○ - 9, ◇ - 5, ▽ - 1)

welding defects feature vectors*	비교 결과				
	분석기준	정상용접	용입불량	기포불량	비교우위
A	Threshold : -60[DB]	○	○	○	1
B	* 정상 : 400~600Hz * 용입 : 2kHz * 기포 : 850Hz	○	○	○	1
C	Log scale	○	○	◇	2
D	Power ratio : 0~0.5/0.5~1[kHz]	◇	○	▽	4
상대적 우위		B>A>D>C	B>D>A>C	B>A>D>C	
Remark	특징벡터 A, B, C, D 분석 영역 : log(fft(optic signal))				

\* Feature vectors :

A : Number of peaks exceeding a specific threshold,

B : Specific frequency at 1st amplitude of largest pulse

C : Envelop waveform(log scale), D : Power spectrum energy ratio

### 3.2. 특징벡터를 이용한 용접 품질 추정

그림 4는 미지의 입력 신호를 최종적으로 구성된 분류기에 적용하는 과정을 나타낸다.

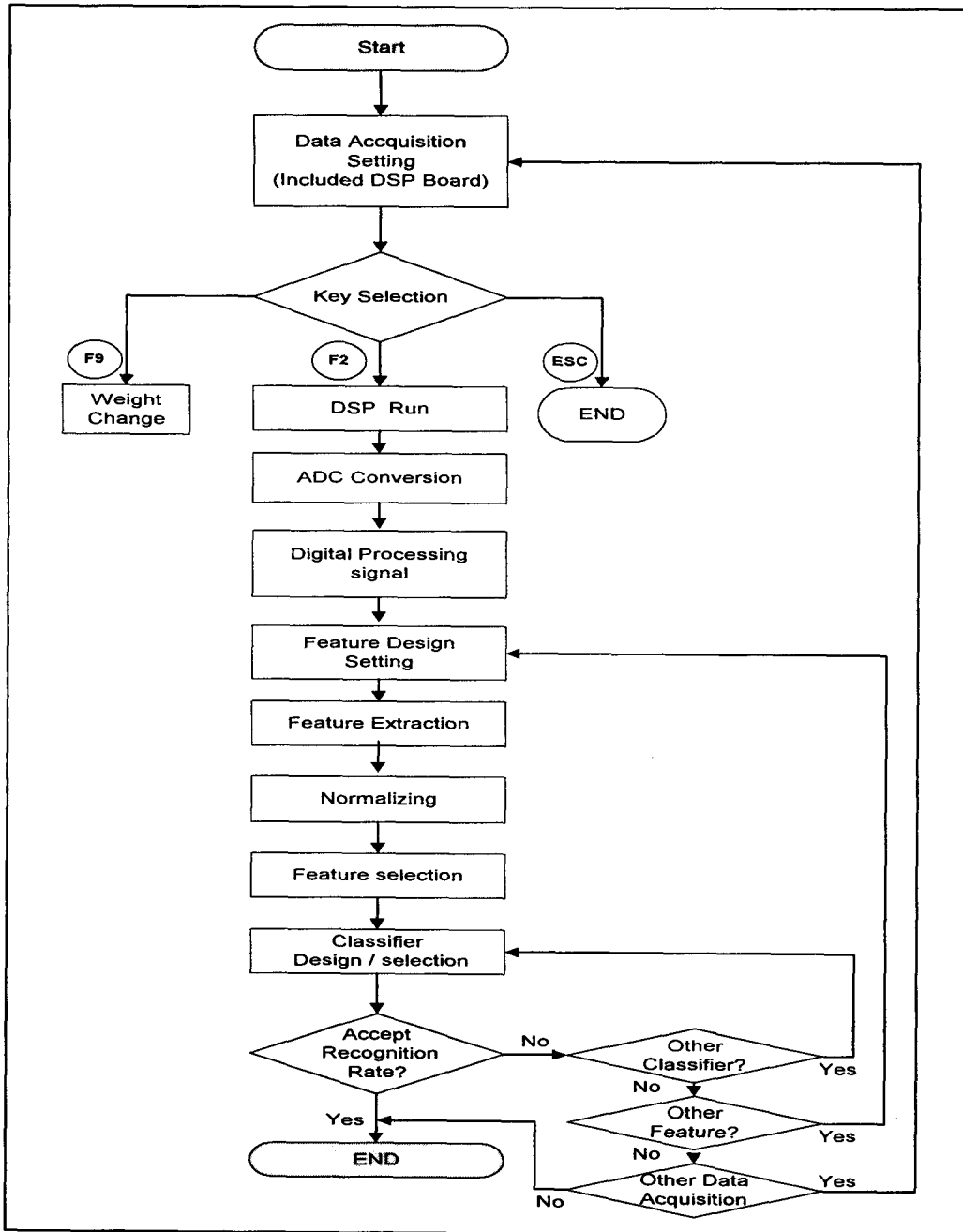


Fig. 4 Flow chart of pattern recognition

이 과정을 살펴보면, 데이터 획득은 용접 공정시 발생하는 광신호를 센싱장치로 받아들인다. 그리고, 신호처리 및 특징벡터 추출은 시간축상의 데이터를 파워 스펙트럼 파형으로 변환시켜서 용접결합별 특징벡터를 수나 영역으로 도출한다. 이렇게 도출된 특징벡터는 정규화 과정을 거쳐 분류기 설계로 들어가게 되며, 이 과정에서는 각 결합별 특징값을 이용하여 최종적으로 얻고자하는 분류기를 선정한다. 분류기의 선택은 특징벡터 모두를 이용하는 것이 아니므로 분리도가 높은 특징벡터를 중심으로 분류하였다. 따라서, 이러한 분리도에 fisher's weight criterion 원리를 적용하여 순위를 정하고, 이 순위와 물리적 의미를 중심으로 특징벡터를 선택한다. 이 방법의 기본원리는 동일한 분류군에 속한 데이터 사이의 분산도는 작으며, 분류군과 분류군 사이의 거리는 큰 순서로 특징벡터를 선택하는 방법이다. 시분할영역에서의 특징벡터도출은 시간축에 따른 포락선 파형의 불규칙인 동특성으로 너무나 많은 차원을 가지고 있음으로 결합분류를 위한 정보를 얻는 한계가 있다.

따라서, 본 논문에서는 특징벡터를 용이하게 도출하기 위해서 계산상의 복잡성을 줄이고, 원파형이 갖고 있는 정보를 잃지 않은 고속 푸리에 변환을 적용한 주파수영역을 그 대상으로 한다. 주파수영역에서의 특징벡터 추정에는 여러 가지 방법이 있으나, 여기서는 고속 푸리에변환을 이용한 Welch추정<sup>(11)</sup>을 이용한다. Welch추정은 광신호 해석에서 광대역(wide band) 잡음이 존재하는 환경에서 특정 협대역(narrow band)의 신호를 추출하기 위한 추정방법으로써 파워스펙트럼 영역에서의 특징벡터도출에 많이 활용되는 기법이다. 여기서, 데이터의 시이퀀스  $x(n)[0 \leq n \leq N-1]$   $N=KM$  이 되도록  $M$ 개의 샘플을 가진  $K$ 개의 세그먼트로 분

할할 때, 고속 푸리에 변환 알고리즘을 적용하여 각 섹션을 계산하면 식(4)와 같다.

$$x^{(i)}(n) = x(n + iM - M), \quad 0 \leq n \leq M-1, \quad 1 \leq i \leq K \quad (4)$$

그리고, 고속 푸리에 변환 알고리즘을 적용하여 각 세그먼트를 계산하면 식(5)와 같다.

$$X^{(i)}_m(k) = \sum_{n=0}^{M-1} x^{(i)}(n)w(n)e^{-j2\pi k n / M}, \quad k=0,1,\dots,M-1 \quad (5)$$

특징벡터의 선택은 신호를 분류하는 과정에서 몇 개의 특징벡터만이 필요함으로 fisher원리를 이용하여 특징벡터 순위를 정하였고, 상기한 특징벡터를 4개로 한정된 것은 fisher 원리에 의해 정해진 상위순위 중 표 4의 결과에서 분석한 것처럼 구현의 용이성과 처리시간을 고려하여 결합별 종류에 무관하게 특징벡터의 공통성을 유지하는 정도를 상대적으로 비교·평가하여 선정하였다.

그림 5는 용접 품질 판정을 용접 결합별 3개의 클러스터로 분류하기 위해 사용한 퍼셉트론 신경회로망이다.

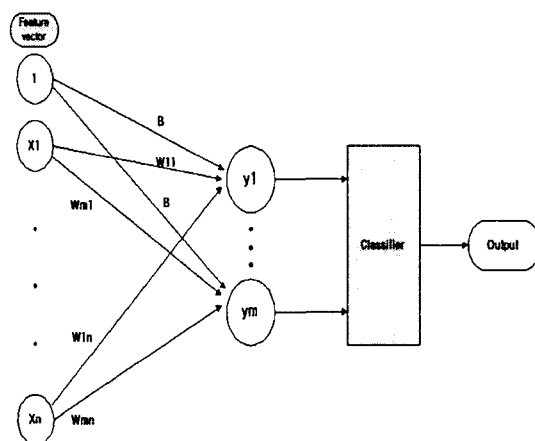


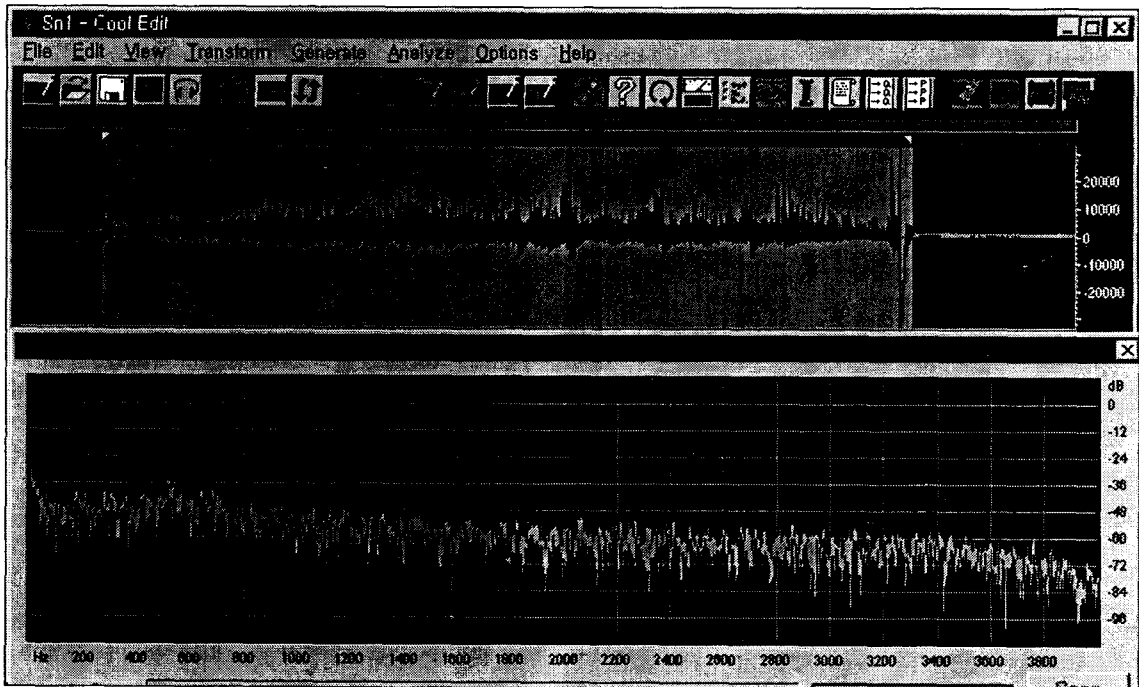
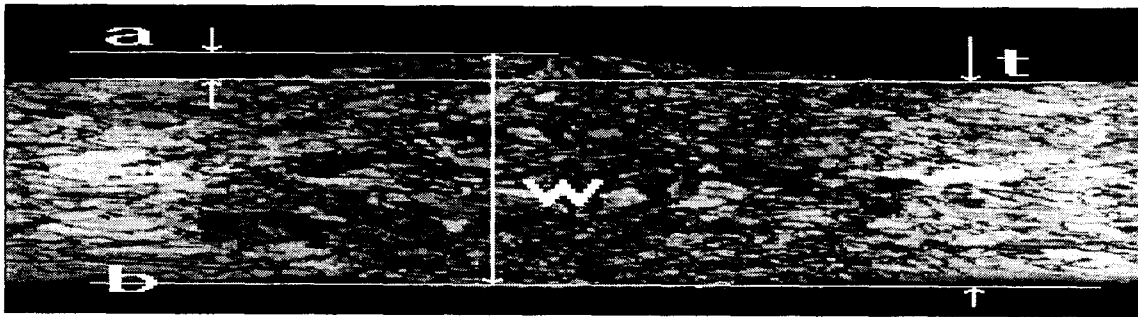
Fig. 5 Single-layer neural network using pattern classifier



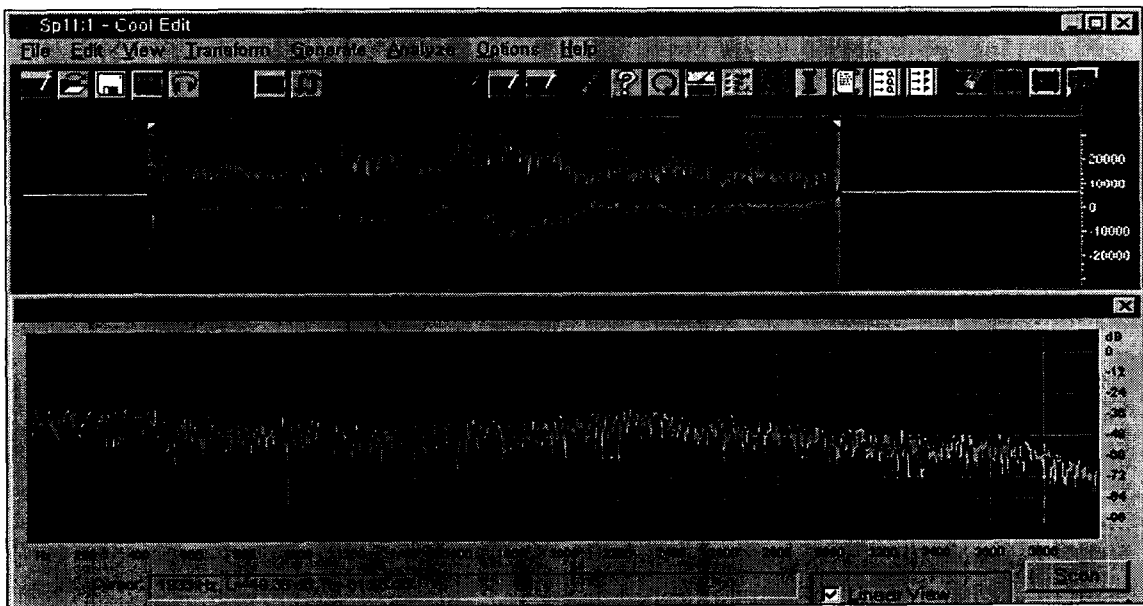
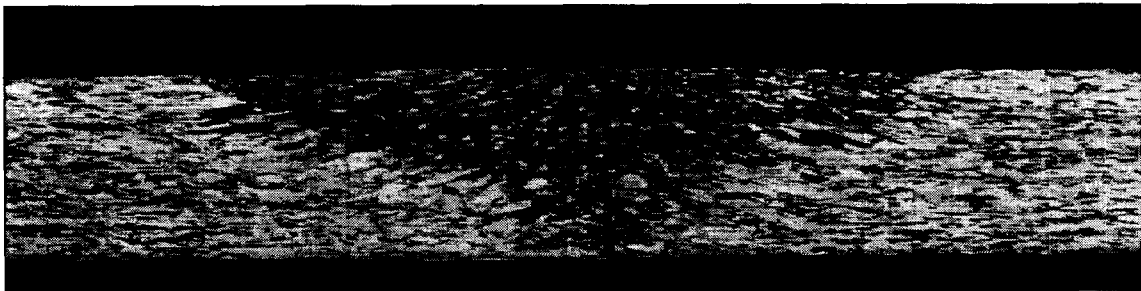
분류기에서 특징벡터  $X_i(i=1, 2, 3, \dots, 32)$ 는 64포인트 고속 푸리에 변환으로 생성된 32개의 데이터이고, 특징벡터를 3개의 클러스터로 분리하기 위한 판단면(decision surface)은 2차원 특징공간에서 직선 방정식을 사용한다. 그리고, 분류기는 입력벡터  $X_i$ 에 대한 뉴런출력  $Y_i(i=1, 2, 3)$ 의 합산 결과값을 판단면을 기준으로 클러스터군으로 분류한다.

그림 6은 그림 3의 용접상 C1, C2, C3에 대한 각각의 용접 비드 형상, 센서출력신호

(ADC raw data), 그리고 고속 푸리에 변환된 신호 파형을 나타내며, 분광기로 관측한 광신호는 그림 3에 나타내었다. 여기서, 센서출력신호와 고속 푸리에 변환 신호의 파형은 신호처리 전용 S/W인 Cool96을 사용하였으며, 주파수 축상에서 각 주파수에 대한 진폭과 자기 상관 함수를 통한 신호간격에 따른 유사성, 그리고 포락선의 파형을 용이하게 해석하기 위해서 대수단위(log scale)로 신호크기를 설정하였다.



(a) C1 : Normal status → 상 : 용접비드 형상, 중 : 광센서 출력, 하 : FFT data



(b) C2 : Partial penetration → 상 : 용접비드 형상, 중 : 광센서 출력, 하 : FFT data



(c) C3 : Porosity → 상 : 용접비드 형상, 중 : 광센서 출력, 하 : FFT data

Fig. 6 Configuration of weld bead and waveform of FFT for C1, C2, C3

그림 7은 그림 6의 각 경우에 대한 주파수 영역에서의 특징벡터를 추출하여 상위 4개 A, B, C, D를 순위에 따라 하나씩 조합하여 증가시키면서 분류율을 분석한 결과이다. 그래프상의 첨자 N, N.P, N.V는 각각 정상용접, 용입결함, 그리고 기포결함 분류 상태를 의미하고, A>B>C>D는 특징벡터의 우선 순위를 나타낸다.

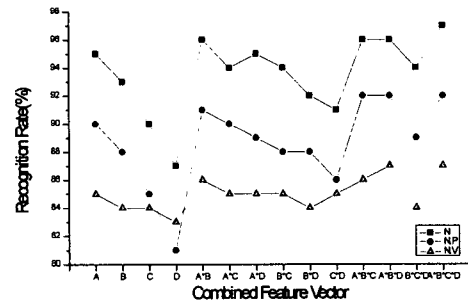


Fig. 7 Recognition rate according to the feature vector

분류결과를 살펴보면, 특징벡터의 수를 하나씩 점차적으로 증가시키면 결함별 인식율은 증가하지만 큰 차이를 보이지 않으며, 특히, 4개의 특징벡터 조합에서는 인식율이 거의 변화가 없었다. 따라서, 용접부의 용접결함을 실시간(12)(0.5초)으로 감시하기 위해서 특징벡터의 수를 최소화하는 것이 필요하며, 1순위의 특징벡터(A)만을 사용하여 분류시킨 결과 신경회로망 분류기의 평균 인식 성공율은 90%(±5)로 나타났다.

#### 4. 결 론

본 논문은 신경회로망을 이용하여 레이저 용접품질을 모니터링할 수 있는 방법을 제안하였고, 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- 가. 모니터링의 대상은 생산공정 중 프레스 공정 후 용접선을 포함한 판재에 대한 성형성의 고려시 용접부의 기계적 인장 특성에 영향을 미치는 내부결함(용입결함, 기포결함)으로 한정하였다.
- 나. 특징벡터의 선택은 신호를 분류하는 과정에서 몇 개의 특징벡터만이 필요함으로 fisher 원리를 이용하여 특징벡터 순위를 정하였고, 4개만 선택하였다.
- 다. 특징벡터의 조합수(4가지)의 증가에 따른 인식율은 점진적으로 증가하지만 조합전의 결과(A)와는 큰 차이를 보이지 않은 것은 용접결함별 특징벡터의 특성이 미약한 상관관계로 독립적인 특성을 갖고 있기 때문이며, 실시간으로 용접품질을 감시하기 위해서 1순위 특징벡터(A)만을 사용하였다. 분류결과, 정상용접 인식율은 95%이고, 정상용접 대비 용입결함과 기포결함은 각각 90%와 85%의 인식특성을 나타냄으로 결함 전체의 평균 인식 성공율은 90%(±5)수준

으로 평가되었다.

- 라. 특징벡터의 분류에 퍼셉트론 신경회로망을 적용하여 용접결함을 실시간 판정하였고, 설계비용은 경쟁사에 비해 2/3수준으로 향후 생산현장 적용의 가능성을 제시하고 있다.

#### 〈후기〉

본 연구는 1998년도 G7 차세대자동차 기술개발 지원사업에 의하여 수행되었습니다. 이에 관계자 여러분께 감사드립니다.

#### 참 고 문 헌

1. K. Shibata, "Laser Welding of Tailored Blanks at Nissan", ICALEO '96, pp.12-20, 1996
2. L.R. Johnson, "On-line Monitor Ensures strong laser-Beam Welds", Trans Form, spring, 1998
3. D M Roessler et al, "Laser Material Processing in General Motors Corporation", Proc. of 25th International Symposium on Automotive Technology and Automation, pp.37-51, Jun. 1992
4. 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
5. U Schnars et al, "Quality Assurance of Laser Beam Welding by Evaluation of Plasma Density Fluctuation", Process of 25th International Symposium on Automotive Technology and Automation, pp.103-109, Jun. 1992
6. N.E. Longinow et al, "Development of a Neural Network Based Real Time

- Control for Laser Welding", SPIE Vol. 1094, Thermosense XI, pp.93-102, 1989
7. 방세운, 윤충섭, "광센서를 이용한 레이저 용접 공정 모니터링", '96년도 한국 정밀 공 학회 추계학술대회 논문집, pp.474-478, Nov. 1996
  8. 이창석, 뉴로 컴퓨터, 지성출판사, pp.68-158, 1997
  9. Seiji Katayama, "Formation Mechanism and Prevention of Defects in Laser Welding", Proc. of the 6th Symposium on Laser Processing, pp.29-45, Nov. 1995
  10. General Motors Engineering Standards 4485 M/ ISO 13919-1:1996
  11. Rechar O. Duda and Peter E. Hart, "Pattern Classification and Science Analysis", John Willy & sons, 1973
  12. C.M. Krishna, K.G. Shin, "Real-Time Systems", pp.223-359, McGraw-Hill Co., Inc, 1997