

신경 회로망을 이용한 J-리드 납땜 상태 분류

A Classification Techniques of J-Lead Solder Joint using Neural Network

유창목, 이종호, 차영엽

(Chang Mok Yu, Joong Ho Lee and Young Youp Cha)

Abstract : This paper presents a optic system and a visual inspection algorithm looking for solder joint defects of J-lead chip which are more integrate and smaller than ones with Gull-wing on PCBs(Printed Circuit Boards). The visual inspection system is composed of three sections: host PC, imaging and driving parts. The host PC part controls the inspection devices and executes the inspection algorithm. The imaging part acquires and processes image data. And the driving part controls XY-table for automatic inspection. In this paper, the most important five features are extracted from input images to categorize four classes of solder joint defects in the case of J lead chip and utilized to a back-propagation network for classification. Consequently, good accuracy of classification performance and effectiveness of chosen five features are examined by experiment using proposed inspection algorithm.

Keywords : j-lead solder joint, visual inspection system, neural network, solder joint inspection, back-propagation

I. 서론

최근 들어 전자, 정보, 통신 기기의 고용량화 및 고기능화가 요구됨에 따라 이를 부품에 대한 고밀도화가 요구되고 있다. 특히, 이를 기기의 기본 부품인 PCB(Printed Circuit Board)의 품질 및 회로의 정밀도가 제품의 성능에 결정적인 영향을 미치고 있다. 이에 따라 PCB 상에서 전자 부품들의 표면 실장 질적도 향상을 위하여 기존의 Gull-wing 리드에서 J형 리드, BGA, Flip Chip 등으로 바뀌고 있다. 따라서 SMD(Surface Mount Device) 부품의 검사작업은 기판이 고밀도화 되고 복잡해질수록 그 신뢰성 및 처리시간이 문제가 된다. 기판의 실장기술이 높아질수록 부품도 소형화되므로 인식 분해 능이 높아야 하며 검사 부분이 많을수록 실시간 처리가 가능하고 다양한 불량 형태에 대응할 수 있는 시스템 개발이 요구된다.

현재 고밀도 PCB 자동검사에는 X선을 이용한 검사, 레이저를 이용한 검사, 써모그램(thermogram)을 이용한 검사, 비전 시스템을 이용한 검사방법이 있다[1]-[8]. 이 중에서 Gull-wing 리드의 납상태 검사에 많이 이용되는 비전 시스템을 이용한 검사는 필렛 경사에 따른 반사각 도를 이용한 방법으로 gray level 값을 감지하여 필랫을 검사하는 방법이다. 그럼 1에서는 비전을 이용한 납땜상태 검사 시스템에 대한 전체적인 개략도를 보여주고 있다. J형 리드의 납땜상태 검사에서 비전 시스템을 이용한 방법이 다른 방법에 비해 갖는 장점은 PCB의 새로운 전자 부품으로 사용되는 J형 리드 부품 검사 시 기존의 Gull-wing형 리드 검사 시스템[9][10]에 J형리드 검사

대응 광학계[11] 만을 추가하면 되므로, 다른 검사 시스템보다 적은 비용으로 장치 구현이 가능하다. 또한, 고속으로 영상 획득이 가능하므로 실시간 검사의 실현이 가능하다는 것이다.

본 연구에서는 비전 시스템을 이용하여 PCB상에서 고밀도화의 이점으로 새로이 사용이 급증하고 있는 J형 리드 납땜 검사를 위한 광학계를 설계하고, J형 리드 납땜분류에 유효한 특징값을 선정하며, 최적의 분류 알고리즘을 찾는 것을 목적으로 한다. 먼저, 2장에서는 영상 입력부의 광학계를 설계하여 양질의 영상을 얻는 것이 중요하므로, J형 리드 납땜 면의 반사 모델에 대응하여 제작된 광학계를 설명하겠다. 3장에서는 이런 광학계를 사용하여 영상을 분석함으로써 알맞은 특징값을 제안하겠다. 4장에서는 납땜상태 분류를 위하여 신경 회로망 중 역전파 알고리즘을 설명하고, 마지막으로 5장에서는 역전파 알고리즘을 이용한 분류 네트워크와 그 변수를 결정하고, 실제 영상에 적용하여 통계학적인 분류보다 정확한 분류가 가능한 새로운 J형 리드 납땜 상태 검사 알고리즘을 제안한다.

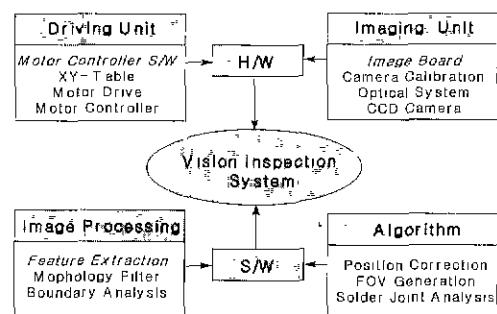


그림 1. 검사시스템의 흐름도.

Fig. 1 Flowchart of inspection system

II. J-리드 납땜 검사 시스템

PCB기판에 있는 J-리드 chip의 납땜상태를 자동으로 검사하기 위한 전체 시스템은 조명부, 영상 처리부, 위치 결정부, 전체 시스템 제어부로 구성되어이며 그림 2와 같다. 다음은 각 요소에 대해 설명한다.

1. 조명부

시각 검사장치의 성능을 좌우하는 요소 중의 하나가 조명장치로서, 상용화된 제품들의 조명방식은 대부분 LED를 조명원으로 하는 구조화된 조명을 사용하고 있다. 일반적으로 Gull-wing 형 리드 납땜검사에서는 신뢰성 있는 납땜검사가 이루어질 수 있도록 다단 환형 조명을 사용하고 있다. 만약 J-리드 검사를 위한 대용 광학계도 이러한 다단 환형 조명 방식으로 구성을 하게 되면 전체 시스템이 필요 이상으로 커지게 된다.

Gull-wing 형 리드에 비해 J-리드는 납땜상태가 다르게 나타나므로 동축 조명으로 설계하여 공간을 작게 차지하도록 하였다. 그리고 J-리드 검사용 대용 광학계는 키메라 광축으로부터 숨겨져 있는 납땜상태를 보기 위하여 하단부에 거울(mirror)을 설치하였다. 거울 설치 각도에 의해 검사 가능한 영역이 그림 3과 같이 나타나게 되며, 이를 식으로 표시하면 다음과 같다.

$$H_{\text{offset}} = \frac{z}{\tan(2\theta - 90^\circ)} \quad (\text{단, } 45^\circ < \theta < 90^\circ) \quad (1)$$

본 연구에서 제작된 J-리드용 광학계에서 LED 조명은 대상 물체에 직접 투사되게 하였고, 거울은 경통 하

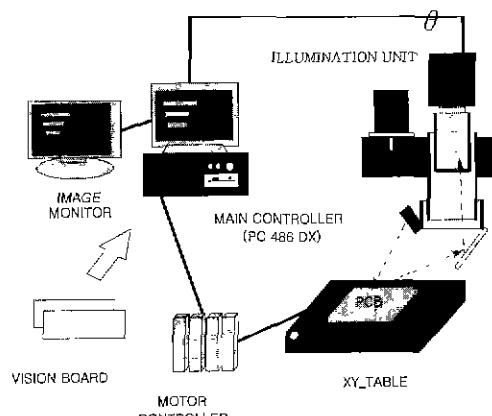


그림 2. J 리드 검사를 위한 시스템.

Fig. 2. System for J-lead inspection.

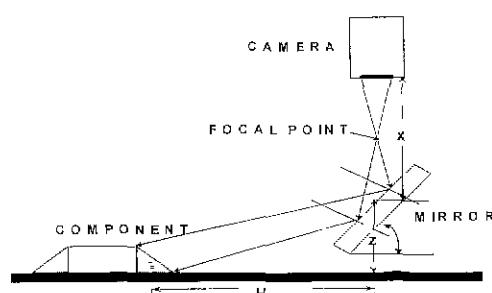


그림 3. J 리드 납땜검사를 위한 광학.

Fig. 3. Optics for J-lead solder joint inspection

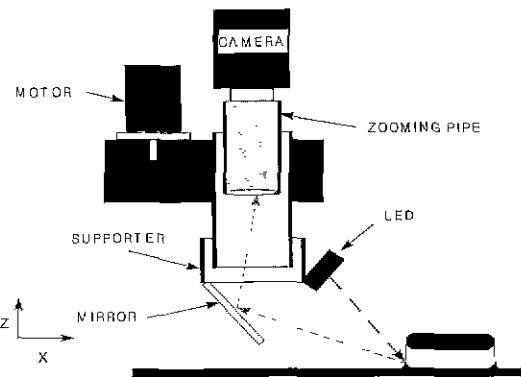


그림 4. 광학계.

Fig. 4 Optical system.

단부에 한 개를 설치하여 모터에 의해 360° 회전이 가능하도록 그림 4와 같이 설계하였다. 조명원으로는 고속 점멸이 가능하고, 다른 광원보다 수명이 길며, 제어가 용이한 φ5mm인 적색의 고화도 LED 조명(8개)을 사용하였고, 경통 외벽에서 직접 J-리드 납땜부에 투사된다. 그리고 영상입력을 위하여 TELI CS8320 흑백 카메라를 사용하였다.

2. 영상 처리부

영상처리 장치는 이스라엘 BarGold사의 IVP-550 모델로서, 이 장치는 TI사의 DSP 칩(TMS320C50 40 MIPS)을 이용하므로 고속 영상처리가 가능하다. 또한, 여러 카메라로부터 영상을 동시에 처리할 수 있고, 영상 메모리는 최고 64 frame을 저장할 수 있으며, 해상도는 640×480 픽셀을 갖는다.

3. 위치 결정부

PCB의 이동을 위하여 직교 XY-Table을 사용하였다. 허용하중은 95Kg이고, 최대행정은 203×203mm이다. 모터와 계이기는 Parker사의 25000 pulse/rev의 마이크로 스템핑 모터와 OEM650X를 사용하였다.

4. 시스템 제어부

검사 알고리즘을 구현하는 부분으로 486 PC를 이용하여 부품상태 검사와 납땜상태 검사가 이루어진다.

III. J-리드 납땜 상태 분류

1. J-리드 납땜불량 형태

J-리드 납땜 형상은 그림 5와 같이 정상, 미납, 무납, 과납으로 나뉜다.

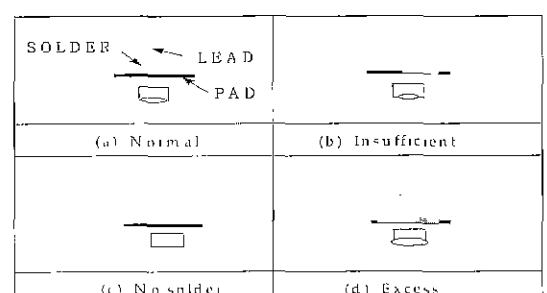


그림 5. J-리드 납땜의 형상.

Fig. 5 Configurations of J-lead solder joint.

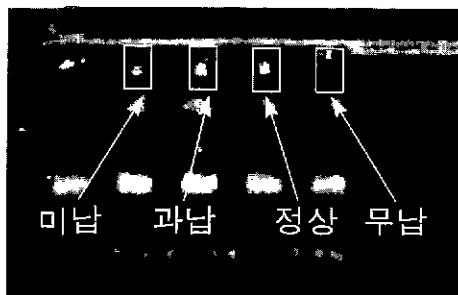


그림 6. J-리드 납땜부의 실제영상.

Fig. 6. Real image of J-lead solder joint.

- a) 정상 : 적당량의 납이 묻어 있는 상태로, 미납정상과 과납정상을 포함한다.
- b) 미납 : 땜납이 없거나 부족하여 전기적 연결이 부족한 상태.
- c) 무납 : 리드와 패드 사이에 납땜이 없는 상태.
- d) 과납 : 납량에 관계된 불량으로 전기적 단락의 원인이 되며 리드의 연성이 감소하여 크랙 등 기계적 파괴가 발생 가능한 상태.

그림 6은 앞에서 설계한 광학재로부터 획득한 J리드 납땜부의 실제 이미지이며, 리드와 납땜부분을 확연히 구분 할 수 있음을 알 수 있다.

2 특징값 정의

일반적으로 우수한 특징값의 선정은 대상 결합의 특성, 또는 경험에 의해 좌우된다. 본 연구에서는 결합을 분류하기 위한 특징값의 선정에 있어 기본적으로 다음과 같은 사항을 고려하였다.

분리성(Discrimination) : 서로 다른 결합들 사이에 특징값의 차이가 가능한 쿨수록 좋다.

신뢰성(Reliability) : 특징값은 한 개의 class에서 가능 한 작은 표준 편차를 가질수록 좋다.

독립성(Independence) : 특징값들 상호간에 상관도가 적어야 한다.

Feature 개수 : 대상 결합 종류가 많고 형상이 복잡할수록 사용되는 특징값의 수가 증가되나 빠른 판단과 적은 데이터 처리를 위해서는 최소한의 특징값을 정하는 것이 좋다.

이상과 같은 기준 하에서 특징값을 다음과 같이 다섯 가지로 선정하였다.

Feature 1 (평균 그레이 레벨값) : 검사 원도우 내의 평균 그레이 레벨 값을 구한다.

$$F_{\text{ave}} = \frac{1}{l} \sum_{i=0}^l \sum_{j=0}^h u(i, j) / A_l, \quad (2)$$

여기서, l 과 h 는 검사 원도우의 길이와 높이의 픽셀 수를 나타내고, A_l 는 검사 원도우 내의 총 픽셀 수를. $u(i, j)$ 는 (i, j) 좌표에서의 그레이 레벨 값을 나타낸다.

Feature 2 (납땜영역 점유율) : 검사 원도우에 대한 납땜영역의 점유율로 나타낸다.

$$F_{\text{ratio}} = \frac{A_b}{A_l}, \quad (3)$$

여기서, A_b 는 검사 영역 내에서 threshold F_{thr} 이상인 픽셀의 수를 나타낸다.

Feature 3 (Highlight 점유율) : 그레이 레벨 값이 어떤 threshold $F_{\text{thr}} + \alpha$ 이상의 값을 갖는 픽셀의 수를 highlight로 나타낸다

$$F_{\text{hi}} = \frac{A_h}{A_l} \quad (4)$$

여기서, A_h 는 검사 영역 내에서의 highlight 개수이다

Feature 4 (장축 x의 평균 그레이 레벨 값) : 원도우 중심에서의 x축 평균 그레이 레벨 값을 구한다

$$F_x = \frac{A_c}{l} \quad (5)$$

여기서, $A_c = \sum_{i=0}^l u(i, h/2)$ 이고, l 은 검사원도우의 가로 길이, h 는 검사원도우 높이, 그리고 A_c 는 검사 원도우 중심에서 x축 그레이 레벨 값을 나타낸다.

Feature 5 (장축 y의 평균 그레이 레벨 값) : 검사 원도우 중심에서의 y축 평균 그레이 레벨 값을 구한다.

$$F_y = \frac{A_c}{h_c} \quad (6)$$

여기서, A_c 는 검사 원도우 중심에서 y축 그레이 레벨, $A_c = \sum_{j=0}^h u(l/2, j)$ 이며, h_c 는 검사 원도우 중심에서의 높이를 나타낸다.

IV. Back-propagation Algorithm

획득한 이미지에서 결합 분류 알고리즘을 수행하여 직접 결합의 종류를 판별하는 일은 매우 어려운 일이다 그 원인으로 그레이 레벨 화상으로부터 이진화상으로 전환 시에 많은 정보손실이 있고 또한 최종 결합 이미지 자체에는 주위 환경에 대한 정보가 이미 상실되어 있으며, 영상 자체에도 노이즈가 있기 때문이다[11]. 한편, 결합의 형태가 그 종류에 상관없이 매우 다양하기 때문에 특징값을 적절히 선정하더라도 선형적으로 패턴을 분류 할 수 있는 방법을 찾는 것은 불가능하다. 따라서, 본 연구에서는 이러한 비선형 패턴 분류(nonlinear pattern classification)를 위해 특징값을 적절히 선정하고, 선정된 특징값을 이용하여 결합을 판별하는 신경회로망 분류기를 이용한다.

신경회로망의 학습 규칙 중에 가장 많이 사용되어지는 역전파 알고리즘은 기울기 하강법(gradient descent law)을 다층 네트워크에 적용한 것으로서 비선형 패턴 분류에 탁월한 성능을 발휘하는 일종의 supervised 학습 규칙이다. 학습단계에서는 초기에 가중치가 주어지고 일련의 입력 패턴과 원하는 출력 패턴(desired output)이 주어진다. 주어진 입력 패턴에 대한 실제 출력 패턴(actual output)이 나오면 원하는 출력 값과의 오차를 계산하여 이 오차가 작아지는 방향으로 초기 가중치가 조절되어 간다. 오차가 허용 범위 내에 들어오면 학습이

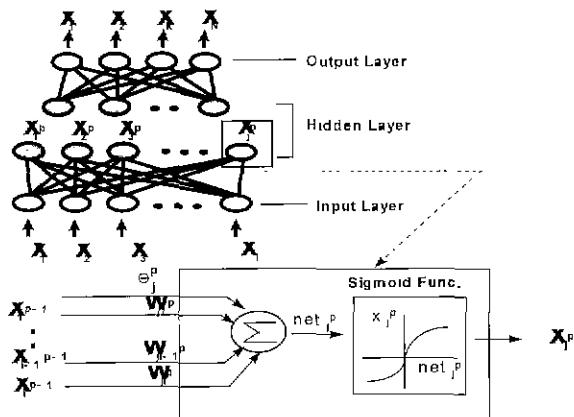


그림 7 역전파 네트워크의 개략도.

Fig. 7. Diagram of back-propagation network.

종료되고 이때의 함수 관계를 기억하여 이후 회상(recall) 단계에 적용하는 것이다. 신경회로망은 그림 7에 표시된 것처럼 여러 개의 층 내에 있는 수많은 node로 구성된다[12][13].

학습 과정을 살펴보면 다음과 같다. P 번째 layer의 j 절점(node)에서 net 값은 다음과 같다.

$$net_j^{(P)} = \sum_i \omega_{ji}^{(P)} x_i^{(P-1)} + \theta_j^{(P)} \quad (7)$$

여기서, $\omega_{ji}^{(P)}$ 는 P-1 번째 layer의 i node 와 P 번째 layer의 j node 사이의 가중치이고, $x_i^{(P-1)}$ 는 P-1 번째 layer에서 i node의 출력 값이다. $\theta_j^{(P)}$ 는 P 번째 layer의 j node에서의 bias 값이다. 주어진 함수에서 활성화 함수(activation function)는 그림 7에서와 같이 sigmoid 함수를 사용한다. j node에서 활성화 함수 값은 다음과 같이 표현된다.

$$x_j^{(P)} = \frac{1}{1 + \exp^{-net_j^{(P)}}} \quad (8)$$

만약, i node가 input layer에 속해 있다면 x_i 는 input value 자체이다. 그리고, layer를 고려한 표준 텔타 규칙은 다음과 같이 표현이 가능하다.

$$\Delta \omega_{ji}^{(P)} = \eta \delta_j^{(P)} x_i^{(P-1)} \quad (9)$$

특히, output node에서는

$$\delta_j^{(P)} = (d_j^{(P)} - x_j^{(P)}) x_j^{(P)} (1 - x_j^{(P)}) \quad (10)$$

이고, hidden layer에서는

$$\delta_j^{(P)} = x_j^{(P)} (1 - x_j^{(P)}) \sum_i \delta_i^{(P-1)} \omega_{ij}^{(P+1)} \quad (11)$$

이다. 그리고, η 는 학습상수(training rate)로서 클수록 빠른 속도로 학습이 이루어지지만 반면에, 진동을 수반하는 경우가 있으며, 더욱 빠른 학습속도로 수렴을 위하여 다음과 같이 모멘트 항을 추가한다.

$$\Delta \omega_{ji}^{(P)}(n+1) = \eta \delta_j^{(P)} x_i^{(P)} + \alpha \Delta \omega_{ji}^{(P)}(n) \quad (12)$$

즉, 가장 최근의 가중치 변화 방향을 첨가함으로서 가중

치 공간에서 현재의 가중치가 움직이는 방향으로 관성을 부여한다.

V. 실험결과 및 고찰

본 연구에서는 고밀도화의 장점을 갖는 J-리드 chip의 납땜상태를 검사하기 위하여 J-리드 광학계 및 전체 시스템을 구성하였고, J-리드 광학계에 의해서 얻어진 영상에서 20×20 픽셀의 원도우에서 5개의 특징값을 추출하여 역전파 알고리즘의 입력으로 이용하였다.

실제 보드의 결합이 많지 않기 때문에 신경회로망의 학습에 필요한 결합을 파납 21개, 정상 53개, 미납 21개, 부납 21개로 하였다. 신경 회로망에 들어가는 input node에 특징 값은 정규화되어 들어가며, output node에서 가장 근접한 node를 찾아 납땜상태 분류가 이루어진다. 그리고 network 구조와 변수를 결정하는 것은 일반적인 규칙이 없기 때문에 시행착오를 바탕으로 한다.

결정해야 할 파라미터는 hidden layer의 개수, node의 개수, learning constant η , momentum constant α 이다. hidden layer는 두 개의 층으로 고정하고 각 층의 node 개수를 2개부터 8개까지 변화 시켜가면서 오차율을 조사하였다. 그림 8은 $\eta = 0.9$, $\alpha = 0.7$ 로 고정하였을 때, 200,000번 반복 수행까지의 오차율을 보여준다. 결과적으로 $5 \times 6 \times 4 \times 4$ 에서 최소의 오차율을 보여주고 있다. 결정된 back-propagation network $5 \times 6 \times 4 \times 4$ 에서 η 와 α 를 변화시켜 가면서 오차 수렴률을 조사한 결과를 표 1에서 보여주며, $\eta = 0.1$, $\alpha = 0.5$ 에서 가장 빠른 수렴에 따른 최소 오차율을 보이고 있다.

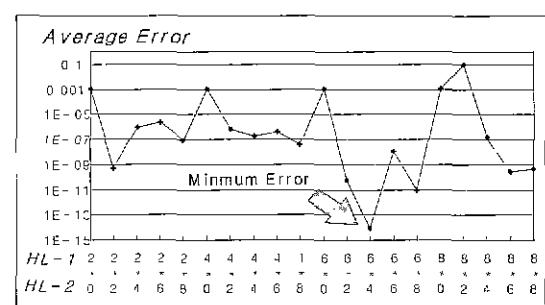


그림 8. 은닉층의 뉴런개수에 따른 오차

Fig. 8. Error according to number of neuron in hidden layer.

표 1. η 와 α 에 따른 오차.Table 1. Error according to η and α .

α	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
η					
0.1	2.42×10^{-1}	1.48×10^{-8}	1.80×10^{-7}	1.75×10^{-7}	6.72×10^{-8}
0.3	2.59×10^{-1}	4.27×10^{-8}	2.13×10^{-7}	1.50×10^{-7}	4.99×10^{-8}
0.5	9.05×10^{-10}	1.37×10^{-9}	8.97×10^{-9}	6.24×10^{-9}	1.10×10^{-9}
0.7	8.60×10^{-8}	3.27×10^{-10}	1.11×10^{-10}	2.02×10^{-10}	4.34×10^{-11}
0.9	1.12×10^{-5}	9.71×10^{-7}	3.98×10^{-9}	5.45×10^{-11}	9.40×10^{-12}

표 2. J-리드 납땜 분류 결과.

Table 2. Classification result of J-lead solder joint

표본	납땜 타입	각 납상태 분류값				분류 결과
		과 납	정 상	미 납	무 납	
1	과 납	97.94	1.250	0.004	0	과 납
2		97.67	0.089	0.001	0	과 납
3		98.94	0.440	0.002	0	과 납
4		97.39	0.120	0.001	0	과 납
5		98.84	0.440	0.002	0	과 납
6		95.26	0.0887	0.001	0	과 납
7		98.51	0.149	0.001	0	과 납
8	정 상	0.108	99.90	0.106	0	정 상
9		0.082	96.21	0.381	0	정 상
10		0.227	99.81	0.063	0	정 상
11		0.225	99.80	0.062	0	정 상
12		0.423	99.65	0.048	0	정 상
13		0.119	99.90	0.095	0	정 상
14		0.136	99.89	0.086	0	정 상
15		0.510	99.57	0.044	0	정 상
16		0.102	99.86	0.155	0	정 상
17		0.767	92.80	0.011	0	정 상
18	미 납	0.055	0.334	95.39	0.204	미 납
19		0.005	0.149	97.71	0.890	미 납
20		0.004	0.207	96.93	0.492	미 납
21		0.005	0.324	94.28	0.541	미 납
22		0.006	0.147	97.78	0.849	미 납
23		0.004	0.284	95.95	0.284	미 납
24		0.003	0.324	94.67	0.264	미 납
25	무 납	0.195	2.628	0.356	96.87	무 납
26		0.201	2.820	0.298	97.26	무 납
27		0.197	2.715	0.328	97.06	무 납
28		0.207	2.869	0.285	97.35	무 납
29		0.194	2.602	0.364	96.82	무 납
30		0.197	2.715	0.328	97.06	무 납
31		0.193	2.569	0.375	96.75	무 납

학습이 끝난 뒤 실제 PCB의 결함을 대상으로 성능 실험을 하였다. 표 2는 실제 데이터 31개에 대한 납땜 결함 분류의 결과를 나타낸다. Gull-wing 형 리드를 갖는 부품은 과 납인 경우 납땜이 리드 위로 타고 올라가므로 무 납과 분류가 어려운 반면에, J-리드를 갖는 부품의 납땜은 그림 7과 같이 수직인 리드에 형성되므로 모양이 단순하였다. 과 납, 정상, 미 납, 무 납을 검사한 결과 모두 정확한 분류가 가능하였다.

VI. 결론

본 연구에서는 PCB에서 사용이 급증하고 있는 J-리드 납땜상태 검사를 실시간으로 처리하기 위하여 J-리드 대용 광학계를 설계하였고, J형 리드 납땜분류에 유효한 5가지 특징값을 선정하였으며, 최적의 납땜 상태 분류 알고리즘 선정에 관련하여 연구를 수행하였다. 결과적으로 대상물체의 반사특성을 고려하여 양질의 영상을 얻기 위한 대용 광학계가 구성되었고, 그에 따라 양질의 영상을 얻을 수 있었다 그리고 신경 회로망을 이용한 납땜

결함 분류에서는 5가지 특징값을 이용하여 분류하였으며, 실제 PCB 실험에서 정확한 분류가 가능하였다.

참고문헌

- [1] S. L. Bartlett, P. J. Besl., C. L. Cole, R. Jain, D. Mukherjee, and K. D. Sklstad, "Automatic solder joint inspection", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 10, no. 1, pp. 31-43, 1988.
- [2] E. K. Teoh, D. P. Mital, B. W. Lee, and L. K. Lee, "An intelligent robotic vision system for Inspection of Surface mount PCBs", *Proc. ICSMC91*, vol. 1, pp. 13-17, 1991.
- [3] T. S. Newman and A. K. Jain, "A survey of automated visual inspection", *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 61, no. 2, pp. 231-261, 1995.
- [4] D. W. Capson and S. K. Eng, "A Tiered-color illumination approach for machine inspection of solder joints", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 10, no. 3, pp. 387-393, 1988.
- [5] S. K Nayer, A. C. Sanderson, L. E. Weiss and D. A. Simon, "Specular surface inspection using structured highlight and gaussian images", *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 6, no. 2 pp. 208-218, 1990.
- [6] J. S. Park and J. T. Tou, "A solder joint inspection system for automated printed circuit board manufacturing", *Proc. ICRA*, vol. 1, pp. 1290-1295, 1990.
- [7] Y. Takagi, S. Hata, W. Beutel and S. Hibi, "Visual inspection machine for solder joints using tiered illumination". *Proc. SPIE Machine Vision Systems Integration in Industry*, vol. 1386, pp. 21-29, 1990.
- [8] Y. K. Ryu and H. S. Cho, "A neural network approach to extended gaussian image based solder joint inspection", *Mechatronics*, vol. 7, no 2, pp. 159-184, 1997
- [9] 오재희, 차영엽, "비전 시스템에서 신경회로망을 이용한 검사영역에 관한 연구", 제어·자동화·시스템공학회지, 제4권, 제3호, pp. 378-383, 1998.
- [10] 오재희, 차영엽, "시각 검사 시스템에서 신경회로망을 이용한 납땜상태분류기법", 한국정밀공학회지, 제15권, 제7호, pp. 26-35, 1998.
- [11] 유창목, 차영엽, 김철우, 권대갑, 윤한종, "시각센서를 이용한 인체회로기판의 J-리드 납땜검사에 관한 연구", 한국정밀공학회지, 제15권, 제5호, pp. 9-18, 1998.
- [12] D. R. Hush and B. G. Horne, "Progress in supervised neural networks", *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 8-39, 1993.
- [13] A. S. Pandya and R. B. Macy, *Pattern Recognition with Neural Networks in C++*, CRC Press, 1995



유 창 목

1996년 원광대학교 기계공학과 졸업,
1998년 동대학원 석사. 주관심 분야
는 영상처리, 납땜검사, 지능제어



차 영 엽

1984년 부산대학교 기계공학과 졸업. 1987년 한국과학기술원 생산공학과 졸업(공학석사). 1995년 한국과학기술원 정밀공학과 졸업(공학박사). 1987년 3월-1990년 2월 삼성종합기술원 주임연구원 1995년 3월-현재 원광대학교 기계설계공학과 조교수 주관심 분야는 이동로봇, 지능제어, 영상처리 등임.



이 종 호

1997년 원광대학교 기계공학과 졸업.
1999년 동대학원 석사. 주관심분야는
영상처리, 납땜검사.