

# Support Vector Machine과 원형 조명을 이용한 납땜 검사 시스템

심광재, 윤태수, 김항준  
경북대학교 컴퓨터공학과 인공지능연구실

## Solder Joint Inspection System using Support Vector Machine and Circular Illumination

Kwang Jae Sim, Tae Soo Yun, Hang Joon Kim  
Dept. of Computer Engineering, Kyungpook National University

### 요 약

본 논문에서는 SVM(Support Vector Machine)과 3단의 칼라 원형 조명장치를 이용한 효율적인 납땜 검사 시스템을 제안한다. 원형 조명장치를 이용하여 납땜부의 표면의 경사도에 의해서 생기는 명암의 분포로부터 납땜 검사를 위한 특징값을 추출한다. SVM은 추출된 특징값을 이용하여 납땜 영상을 정의된 타입중의 하나로 분류한다. SVM은 두 부류의 경계를 최대로 하는 최적경계를 학습하므로 납땜 영상과 같이 각 부류의 경계가 모호한 문제에 대해서 적은 수의 학습 데이터를 사용해도 우수한 성능을 나타낸다. 제안된 시스템은 현 산업에서 사용되고 있는 다양한 표면실장형 부품에 대해서 적용해 본 결과 적은 학습 데이터에도 효율적으로 적용될 수 있음을 보였다.

## 1. 서론

부품의 경박단소화, 밀집화 추세, 표면실장 기술, 그리고 고도의 자동화된 조립장비로 말미암아 자동 검사 시스템의 필요성이 증대되고 있다. 표면실장 부품의 납땜 영역의 결함을 검사하는 일은 신뢰성 있는 제품을 위한 가장 중요한 부분이다. 하지만 작업자가 수많은 PCB상의 납땜 불량 여부를 일일이 검사하기에는 납땜 영역은 매우 미세하며, 너무 힘든 일이기 때문에 신뢰성 있는 납땜 검사를 위한 자동 시각 검사 장비가 필수적이다.

본 논문에서는 효율적인 납땜 검사를 위하여 서로 다른 조사 각도를 갖는 3단의 칼라 원형 조명 장치와 SVM(Support Vector Machine)을 이용한 납땜 검사 시스템을 제안한다. 제안된 검사 시스템은 원형 조명에 의해 얻어진 납땜 영역으로부터 평균 밝기값 및 하이라이트 비율 등의 특징값[3]을 추출하고 SVM의 최적 경계 학습에 의하여 각 납땜 영상은 정의된 납땜 형태 중 하나로 분류한다.

SVM 방법은 V. Vapnic에 의해 개발된 학습방법으로서 일반적인 패턴인식 문제에 대해 매우 효율적인 방법으로 제안되었다[1][2]. SVM은  $n$ 차원 특징공간 위에서 두 부류간의 거리를 최대화하면서 같은 부류에 속하는 데이터들을 같은 쪽

에 위치하도록 만드는  $n-1$ 차원의 Hyperplane를 찾아가는 방법으로서 신경망이나 Radial Basis Functions 분류기에 비해 새로운 학습 방법이다.

납땜 영상은 각 부류의 경계가 모호하여 선형적으로 분류하기가 곤란하기 때문에 일반적인 신경망을 통하여 분류하기 위해서는 많은 학습 샘플들이 필요하다. 본 논문에서 제안된 SVM을 이용한 분류 방법은 두 부류 간의 거리를 최대화하기 때문에 각 부류마다 적은 수의 데이터를 학습에 사용해도 우수한 분류 능력을 나타내었다.

## 2. 납땜 검사 시스템

### 2.1 검사 원리

납땜 영상을 분류하기 위해서는 먼저 납땜 표면의 3차원 정보를 추출해야 한다. 검사 대상인 납땜 영상과 같은 경면 반사 물체에 대해서 빛의 반사각은 입사각과 같다. 따라서 납땜 영역에 대해서 집 광원을 사용할 경우에는 납땜 표면의 법선 벡터가 광원의 입사각과 카메라 사이의 각을 양분하는 제한된 영역만을 검사할 수 있다. 그러나, 링 형태의 광원을 사용하여 조명하면 납땜 표면 전체에 대한 영상을 얻을 수 있기 때문에 이 영상으로부터 납땜 검사를 위한 특징값을 추

출할 수 있다

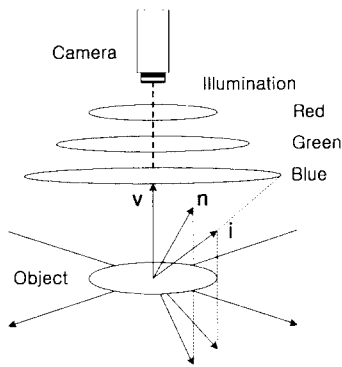


그림 1. 원형 조명 장치의 기하학적 반사 모델

본 논문에서 사용한 원형 조명 장치와 기하학적 반사모델은 그림 1에서 보는 바와 같다. 실험장치는 CCD 칼라 카메라와 서로 다른 조사 각도를 갖는 칼라(Red, Green, Blue) 형광램프들로 이루어져 있으며 R, G, B 칼라 원형 조명을 동시에 사용함으로써 한번에 하나의 램프를 순차적으로 켜서 3장의 납땜 영상을 획득하는 것과 같은 효과를 타나내도록 설계하였다.  $v$ 와  $i$ 는 각각 카메라 방향과 조명 방향의 단위 벡터이며,  $n$ 은 표면의 법선 벡터이다.

납땜부와 같은 경면 반사 물체는 표면의 법선 벡터가 카메라와 조명사이의 각을 양분하는 조건일 때 가장 밝게 빛난다. 이렇게 해서 얻어진 영상은 표면의 기울기가 같은 부분은 같은 밝기의 띠로 나타나는데, 이 띠를 등경사도 곡선[4]이라 한다. 이 등경사도 곡선으로부터 평균 밝기, 하이라이트 비율 등의 특징값을 추출하게 된다.

납땜 분류	납땜 형상	등경사도 분포
정상(Good)		
과다(Excess)		
부족(Insufficient)		
없음(No)		

그림 2. 납땜부의 형상 및 등경사도 곡선의 분포도

## 2.2. 납땜 형상의 칼라 이미지

검사할 납땜의 형상은 미리 정상(Good), 과다(Excess), 부족(Insufficient), 없음(no solder)의 4가지 형태로 나누었다.

그림 2는 3단 원형 조명에 의해 얻어진 각 부류의 납땜 영상과 등경사도 곡선을 나타낸다. 그림 2에서 보는 바와 같이 납땜부의 형상에 따라 다양한 패턴의 영상을 얻을 수 있다. 이 형상으로부터 납땜 영상을 분류하기 위한 3차원 정보를 추출할 수 있다.

## 2.3. 특징값 추출

칼라 CCD 카메라로부터 취득된 영상은 역분해를 통해서 Red, Green, Blue의 3개의 프레임으로 분리된다. 각 프레임에서의 등경사도 곡선은 칼라 원형 조명을 순차적으로 켜서 얻은 영상에 해당한다. 이 등경사도 곡선으로부터 납땜 분류를 위한 3차원 특징값들을 추출한다. 실험에 사용된 특징값은 식 1에서와 같이 특징값 벡터로 표현된다.

$$X = (X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6) \quad (1)$$

$$X_1 = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in R} I_{red}(x, y)$$

$$X_2 = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in R} I_{green}(x, y)$$

$$X_3 = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in R} I_{blue}(x, y)$$

$$X_4 = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in R} T_{red}(x, y) \times 100$$

$$X_5 = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in R} T_{green}(x, y) \times 100$$

$$X_6 = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in R} T_{blue}(x, y) \times 100$$

$N$  : 납땜 영역의 픽셀 수      $R$  : 납땜영역

$I_i(x, y)$  :  $i$  단에서의 영상

$$T_i(x, y) = 1 : \text{if } I_i(x, y) \geq T$$

$$0 \quad \text{otherwise}$$

## 3. SVM을 이용한 납땜 영상의 분류

SVM은  $n$ 차원 공간 위에서 두 부류간의 거리를 최대화 하면서 같은 부류에 속하는 데이터들을 같은 쪽으로 위치하게 만드는  $n-1$ 차원의 hyperplane을 찾아가는 방법이다. SVM의 개략적인 구조는 그림 3에서 보는 것과 같다. 학습을 통해서 생성된 hyperplane을 OSH(Optimal Separating Hyperplane)[2]이라 하며 식 2와 같이 나타낸다.

$$a(x, w) = w^T z + b = \sum_i a_i y_i K(x, x_i) + b \quad (2)$$

$w$ 와  $z$ 는 각각 가중치 벡터와 커널 함수( $K$ )에 의해 맵핑된 특징공간 상에서의 벡터를 나타내며  $b$ 는 바이어스이다. 학습된 SVM은 입력 패턴  $x$ 에 대하여 식 2의 부호에 따라 어느 부류에 속하는지를 결정한다.

납땜 영상과 같이 그 품질의 경계가 모호하여 선형적으로 분류하기가 곤란한 문제는 분류 가능한 고차원 공간으로 비

선형 맵핑을 함으로써 OSH를 구할 수 있다.

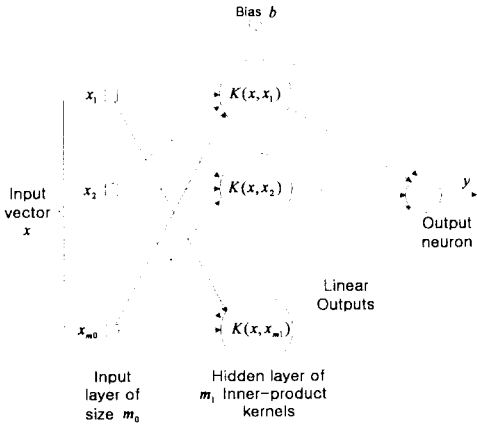


그림 3. SVM의 구조

SVM을 이용한 방법은 기본적으로 두 부류의 패턴을 분류하게 된다. 본 논문에서는 납땜 영상과 같은 멀티 클래스를 분류하기 위해서는 SVM을 연속된 이진 분류문제로 확장하였다. 그림 4에서 보는 것과 같이 먼저, 정상납땜 부류와 다른 부류, 과다납땜 부류와 다른 부류등, 4개의 SVM 분류기를 디자인하였다. 입력 테스트 패턴에 대하여 4개의 SVM의 출력값을 구하고 그 중 가장 큰 값을 내는 SVM을 그 부류로 판별하게 된다.

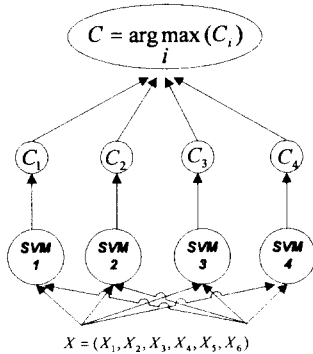


그림 4. SVM을 이용한 멀티 클래스 분류기

4. 실험 및 성능평가

제안된 납땜 검사 시스템의 성능을 평가하기 위해서 다양한 납땜에 대해서 실험을 하였다. 먼저 SVM을 이용한 분류기의 성능을 평가하였으며, 다음으로 학습 데이터의 크기에 따른 분류 성능에 대하여 평가하였다.

실험은 IBM-PC 상에서 Matlab를 이용하여 하였으며, 실험에 사용된 영상 취득 보드는 Dipix PicPort이다. CCD 칼라 카메라의 FOV(Field of View)는 약  $27 \times 23 \sim 20 \times 17(\text{mm})$ 이며 취득 영상의 해상도는 512(H) x 512(V)이다. 표 1은 SVM을 이용한 분류기의 학습 및 테스트 결과를 나타내었다. 학습

데이터에서는 99%, 테스트 데이터에서는 98%의 높은 인식률을 보여 주었다. 두 부류의 경계를 최대화시키는 SVM의 특성을 알아보기 위하여 학습 데이터의 크기를 다르게 하여 실험한 결과를 표 2에 나타내었다. 실험을 통하여 학습 데이터의 크기가 적은 경우에도 좋은 성능을 나타냄을 알 수 있다.

표 1. 분류 결과

	분류 타입	개수	결과	
			Correct (%)	Incorrect (%)
학습	Good	51	98	2
	Excess	50	98	2
	Insufficient	50	100	0
	No Solder	50	100	0
	Total	201	99	1
테스트	Good	51	100	0
	Excess	50	92	8
	Insufficient	50	100	0
	No Solder	50	100	0
	Total	201	98	2

표2. 데이터 크기에 따른 인식률

학습 데이터의 크기	50	100	150	200
인식률 (%)	98	98	98	99

6 결론

본 논문에서는 납땜부의 3차원 정보를 추론하기 위해 제안된 원형 조명과 SVM(Support Vector Machine)을 이용한 효율적인 납땜 검사 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 3색의 원형 조명을 사용하여 납땜부의 3차원 정보를 효과적으로 추출할 수 있었다. 그리고, SVM이 두 부류의 경계를 최대화한다는 특징을 이용하여 적은 수의 샘플 데이터를 학습시켜도 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 향후에는 납땜 표면의 기울기 등의 3차원 정보를 활용할 수 있다면 더 좋은 결과를 기대할 수 있을 것으로 생각된다. 그리고, 원형 조명장치에서의 링의 개수 및 조명각도 등에 대한 파라메타를 추정할 수 있는 최적화 기법에 대한 연구도 더 수행되어야 할 것이다.

참고문헌

[1] E. Osuna, R. Freund, and F. Girosi, Training Support Vector Machines: an Application to Face Detection, Proc. Of CVPR97, Puerto Rico, pp. 130-136, June, 1997.  
 [2] M., Pontil and A. Verri, Support Vector Machines for 3D Object Recognition, IEEE Trans. On PAMI, Vol. 20, No. 6, pp. 637-646, 1998.  
 [3] T. H. Kim, T. H. Cho, Y. S. Moon, S. H. Park, Visual inspection system for the classification of solder joints, Pattern Recognition, Vol. 32, pp. 565-575, 1999.  
 [4] J. H. Kim and H. S. Cho., Neural Network-based inspection of solder joints using a circular illumination, Image and Vision Computing, Vol. 13, No. 6, pp. 479-490, 1995