

인서트 자동검사를 위한 시각인식 알고리즘

A Machine Vision Algorithm for the Automatic Inspection of Inserts

이 문 규, 신 승 호
(Moon-Kyu Lee, Sung-Ho Shin)

Abstract : In this paper, we propose a machine vision algorithm for inspecting inserts which are used for milling and turning operations. Major defects of the inserts are breakage and crack on insert surfaces. Among the defects, breakages on the face of the inserts can be detected through three stages of the algorithm developed in this paper. In the first stage, a multi-layer perceptron is used to recognize the inserts being inspected. Edge detection of the insert image is performed in the second stage. Finally, in the third stage breakages on the insert face are identified using Hough transform. The overall algorithm is tested on real specimens and the results show that the algorithm works fairly well.

Keywords : machine vision application, insert inspection, multi-layer perceptron, Hough transform

I. 서론

국내외를 막론하여 생산기술 부문은 그 동안의 많은 연구와 노력으로 인해 어느 정도 경쟁력을 갖추고 있는데 반하여 품질관리 분야에서는 아직까지 많은 부분을 인력에 의존하고 있다. 이로 인하여 검사자는 동일한 작업을 반복해서 검사해야 하기 때문에 판단 오류나 작업의 효율이 떨어지는 경우가 많다. 영상인식을 이용하여 검사작업을 수행하는 데에는 검사대상물에 따라 달라지게 되는데 국내의 관련 연구를 보면 역전파 신경망(back-propagation neural network)을 이용한 반도체기판의 결함검사[3], 타이어 표면의 반사특성을 이용한 마크추출[4], 분말야금 공정에서 불량검사[1] 등이 그예의 일부이다. 그러나 물체표면의 파손이나 흠을 찾아내는 자동검사는 제지, 섬유, 합판, 철강 등 여러 생산현장에서 활용 가능성이 크지만 아직까지 국내에서 개발한 상용검사시스템은 미미한 실정에 있다. 외국의 경우에도 가공된 금속면에 대한 자동검사[5], 신경망을 이용한 윤곽선 부위의 결점을 찾고 분류하거나[11], 허프변환(Hough transform)을 이용한 심해케이블의 상태를 판별하는[7] 등 여러 가지 연구가 수행된 바 있으나 본 연구의 대상인 인서트(insert)를 위한 자동검사에 대해서는 발표된 연구결과가 거의 없다. 본 연구에서는 이러한 인서트 자동검사시스템 구축을 위한 기초 연구로서 인서트 불량을 감지하는 시각인식 알고리즘을 개발하였다.

II. 검사 대상

본 연구의 대상인 인서는 대부분의 제조업체에서 많이 사용하는 공구로서 선반의 봉재 외경 및 내경의 가공시 사용되는 바이트로 흔히 쓰이고 있다. 또한 밀링머신의 평면 정밀가공 및 홈(slot)에 사용되는 밀링커터 등과 같이 가장 마모가 많이 발생하는 날 부분을 대신함으로써 공구 몸체를 경제적으로 사용할 수 있도록 한다. 이러한 인서는 가공하고자 하는 용도에 따라 크게 삼

각형, 사각형, 마름모형 및 기타 특수한 형태 등으로 나뉘어 진다(그림 1 참조). 인서트가 공구와 결합되어 정밀가공될 때 인서트에 약간의 결합이 있어도 가공물의 품질이 현저히 떨어지기 때문에 인서트의 파손(breakage)이나 균열(crack)에 대해서는 전수검사를 해야 한다. 그러나 그 외에 인서트 규격에 대한 측정용은 합금분말 프레스 공정을 거치기 때문에 규격의 공차를 거의 벗어나지 않으므로 샘플링검사도 무방하다. 현재 인서트 제조업체에서는 파손과 균열의 전수검사를 위하여 검사원들의 수작업에 의한 육안검사에 치중되어 있는데 이 과정에서 단순, 반복적인 작업으로 인한 검사자 판단 오류와 검사 중 취급 부주의로 양품이 불량화 되는 경우가 많다. 예로서 국내 최대 가공 업체인 D사의 경우에도 불량율이 무려 3%-5%에 이르고 있는 실정이다.

이와 같이 전수검사 항목이 품질이나 생산성면에서 미치는 영향이 지대하기 때문에 본 연구에서는 이종에서 인서트 날부위의 일부가 떨어져 나간 불량상태를 나타내는 파손 여부를 자동으로 검사하기 위한 시각인식 알고리즘을 개발하였다.

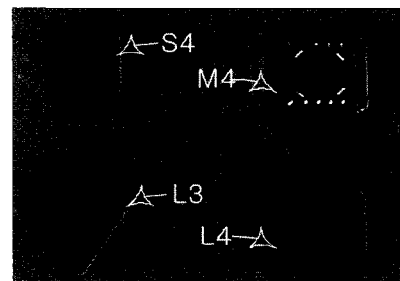


그림 1. 본 연구에서 고려한 4가지 인서트 유형.
Fig. 1. Four types of inserts considered in this paper.

III. 검사 알고리즘

인서트 검사는 그림 2와 같이 크게 3단계의 과정을 통해서 이루어 진다. 단계 1은 인공신경망을 이용하여

대상검사물의 유형을 판단하는 과정이고 단계 2는 인식된 인서트에 대한 영상 전처리, 그리고 단계 3은 그 해당 인서트에 대한 불량검사처리 과정이다. 본 연구에서는 인서트 검사시스템의 기초연구로서 프로토타입(prototype)형태의 기본적인 불량검사처리 과정을 구축하는데 중점을 두고 있다. 따라서 단계 1에서는 수많은 인서트 유형 중 간단하게 그림 1에 주어진 4가지 유형만을 고려하였고 단계 3에서는 네개의 유형 중 사각 인서트의 하나인 L4만을 대상으로 하였다. 그러나, 본 연구에서 제시된 접근방법은 여러 유형의 형태에도 쉽게 확장될 수 있기 때문에 향후 완벽한 시스템을 구축하기 위한 기본 알고리즘으로 활용될 수 있을 것이다.

1. 인서트 인식

1.1 특징 추출

인서트 유형에 따라 검사알고리즘이 달라지기 때문에 인서트검사의 첫 단계로서 우선 검사대상 인서트의 유형을 인식하는 과정이 필요하다. 여기서는 인식 및 집단화(clustering) 분야에 우수한 성능을 나타내는 다층퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron: MLP) 신경망[3]을 활용하여 인서트 유형을 인식하였다. 이러한 다층퍼셉트론을 활용하기 위해서는 우선 대상물체의 영상에 대한 특징을 파악해야 한다. 영상의 일반적인 특징은 크게 위치, 크기, 모양 및 명암값에 대한 정보들로 나뉘어진다[2]. 본 연구에서는 이 중에서 위치에 따른 변동요인이 없고 모양이 유사한 것들이 많기 때문에 이들을 제외한 크기와 명암도(grey level)에 관한 특징정보를 활용하였다. 크기에 관한 특징으로는 검사대상의 윤곽선을 이루는 윤곽화소개수(perimeter)와 검사대상에 속하는 대상물 화소개수(area)를 추출하였다. 명암값에 의한 특징으로서는 영상상의 모든 화소에 대하여 그 값을 히스토그램으로 표현하였을 때 명암도의 분산(variance)과 최빈치(mode)에 해당되는 화소 수를 추출하였다. 윤곽선의 화소개수를 추출하기 위하여 구배마스(mask)인 Prewitt 마스크를 사용하여 획득한 영상과의 연산을 통해서 그 명암값이 일정한 값 이상이 되는 화소의 개수를 추출하였다. 각각의 인서트를 나타내는 화소의 총개수로서는 명암도 임계치가 70이상인 화소만을 대상으로 하였다. 이 임계치는 경험적으로 여러 번의 실험을 통해 구한 수치이다.

1.2 인서트 구분을 위한 신경망

여기서는 앞 절에서 설명한 인서트의 네가지 특징정보를 다층퍼셉트론의 입력자료로 이용하여 인서트를 구분한다. 즉, 구축된 다층퍼셉트론의 입력층은 인서트 특징인 윤곽화소 개수, 대상물 화소개수, 명암도 분산 및 최빈치에 해당하는 4개의 입력뉴런(I₁)으로 이루어져 있고 출력층은 작은 사각형(S4), 삼각형(L3), 칩브레이크(chip break)가 있는 사각형(M4), 큰 사각형(L4)을 구분되기 때문에 역시 각 인서트 유형을 나타내는 4개의 뉴런으로 구성되어 있다. 이러한 신경망의 구조를 결정하는 변수는 학습율(learning rate), 모멘텀(moment term) 계수, 층의 수, 층내의 뉴런 수 등인데 이의 최적 구조는

통상 시행착오에 의하여 학습효과를 분석하여 가장 적절한 신경망을 구축하게 된다. 본 연구에서는 최적구조를 결정하기 위하여 여러 번 실험한 결과 그림 3과 같이 5개의 뉴런(H_j)으로 이루어진 은닉층 구조가 우수한 결과를 나타내었기 때문에 이를 사용하였다. 신경망의 각 뉴런에 정의된 활성화 함수(activation function)는 시그모이드(sigmoid) 함수이고 학습율(learning rate)은 0.3, 그리고 모멘텀(moment term) 계수는 0.2를 사용하였다.

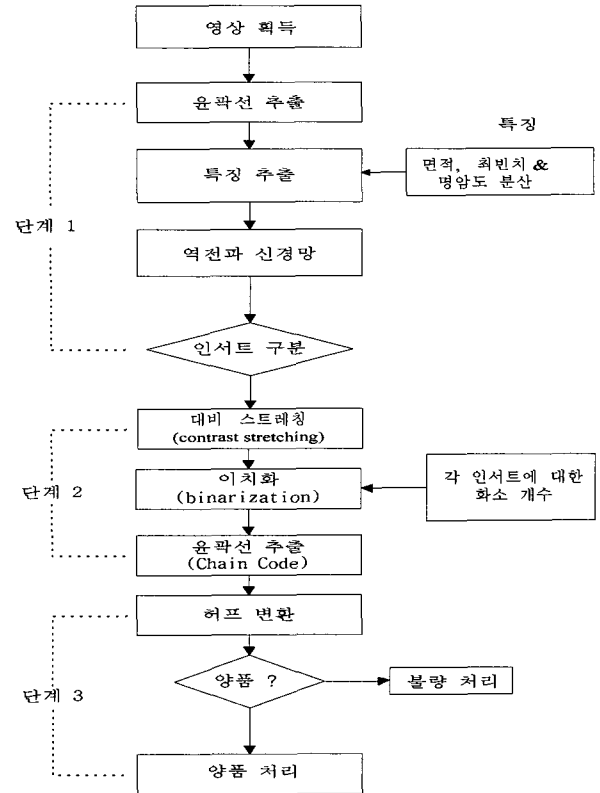


그림 2. 검사절차의 흐름도.
Fig. 2. Flowchart of the inspection procedure.

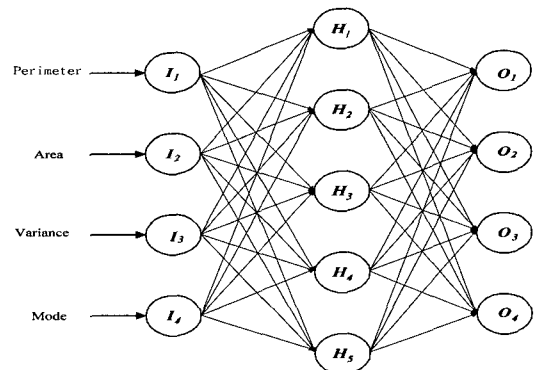


그림 3. 다층 퍼셉트론 신경망 구조.
Fig. 3. Configuration of the MLP.

1.3 신경망의 성능평가

신경망 학습을 위한 데이터는 표 1에서와 같이 영상으로부터 추출한 4개의 입력값으로 구성된다. 출력값은

인서트 S4의 경우에는 {1, 0, 0, 0}, L3는 {0, 1, 0, 0}, M4는 {0, 0, 1, 0}, L4는 {0, 0, 0, 1}의 형태로 나타내었다. 4가지의 특징값을 신경망에 입력하면 출력값이 0~1 사이의 실수값을 갖게 된다. 이렇게 계산된 출력값을 이용하여 4개의 숫자로 표현된 인서트의 형태를 결정하는 판단기준이 되는 것이다.

이러한 신경망의 학습자료는 시간에 따른 조명변화를 학습할 수 있게 하기 위하여 오후 2시, 6시, 10시에 각각 4가지 인서트에 대하여 총 120개를 추출하여 사용하였다. 학습시 종료조건으로 오차를 0.01로 주었다. 이렇게 학습된 신경망의 성능평가를 위하여 각 인서트별로 임의의 시각에 모두 30개씩의 검증자료를 추출하였다. 이 자료를 가지고 학습한 신경망의 성능을 평가한 결과 총 120개의 검증자료에 대하여 100% 모두 완벽하게 인식해 내는 우수한 성능을 보였다. 본 연구에서는 전체적인 검사과정 구축에 중점을 두었으므로 인서트 구분을 위하여 매우 간단한 인공신경망 기법을 활용하였다. 그러나, 실제로 매우 다양한 인서트들을 다룰 수 있기 위해서는 보다 더 정밀한 기법, 예로서 Fuzzy ART[6]등을 이용할 수도 있을 것이다.

2. 윤곽선 추출 알고리즘

인sert가 인식된 상태에서 각 인서트의 정확한 윤곽선을 찾아야만 이 선 부위에 해당하는 파손부위를 찾아낼 수 있기 때문에 보다 정확한 윤곽선을 찾기 위하여 대비 스트레칭기법[8]을 사용하였다. 그림 4에서 보는 바와 같이 인서트 영상보다 대비 스트레칭된 영상이 훨씬 더 선명하게 대비되기 때문에 윤곽선 부위가 뚜렷해짐을 보여주고 있다. 다음에는 이와 같이 대비 스트레칭된 영상에 대하여 윤곽선을 쉽게 찾아낼 수 있도록 이치화 한다. 본 연구에서는 영상이 주어지면 임계치를 자동으로 정할 수 있게 하기 위하여 신경망에서 인서트를 분류하면 대상 인서트의 크기에 부합하는 percentile에 해당하는 명암도값을 임계치로 하는 P-tile기법을 사용하였다. 이치화과정을 거치면 영상이 가지는 정보는 배경(0)과 인서트(255)로 구분되기 때문에 물체의 윤곽선을 정확하게 추출하기가 쉬워진다.

이치화된 영상에 대하여 일반적인 윤곽선추출 마스크(Sobel, Prewitt 등)를 사용하면 그 두께가 2-3화소 정도 차지하기 때문에 다시 세선화 과정이 필요하고 또 이로 인한 정보손실 때문에 파손 부위를 찾기가 어렵게 된다. 이러한 문제점을 해소하기 위하여 윤곽선 추출 방법 중

물체의 윤곽선만을 체인코드(chain code)로 표현하는 체인코드기법[13]을 사용하였다.

3. 윤곽선 불량추출 알고리즘

인sert는 그 모양 특성상 삼각형, 사각형, 마름모형이 있지만 자세히 보면 각 다각형의 모서리부분이 다듬질(chamfering) 되어 있어서 실제로는 여러 면으로 이루어져 있다. 따라서 검사대상의 여러 면 중에서 모서리 부분과 다각형을 이루는 선 부위에 대해서는 불량탐색 알고리즘이 서로 다르게 된다. 본 연구에서는 다각형의 면 부분에는 직선을 찾기 위한 허프변환을 이용하였고 모서리 부분에 대해서는 체인코드를 구한 후 표준코드 값과의 비교를 통하여 불량을 탐색하였다.

3.1 허프 변환에 의한 직선 부분 검사

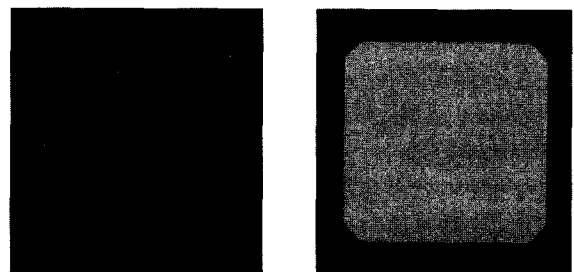
허프변환은 획득한 디지털 영상에서 윤곽선 중 직선[12] 및 곡선[10]을 나타내는 부분에 대하여 그 방정식을 알고자 할 때 흔히 사용되는 기법으로서 곡선보다는 직선을 찾기 위해 종종 사용된다. 허프변환의 기본 원리는 영상 상의 각 점(x, y)를 매개변수 공간인 (γ, θ)로 다음 식과 같이 변환 시키는 것이다:

$$\gamma = x \cdot \cos \theta + y \cdot \sin \theta. \tag{1}$$

영상상의 직선의 방정식을 찾기 위하여 매개변수 (γ, θ)공간을 여러 구간으로 나누어 각 점들이 가장 많이 변환되는 매개변수 값을 그 직선의 방정식으로 결정한다. 따라서 매개변수 공간을 세분할수록 정밀한 직선의 방정식을 찾을 수 있겠지만 변환에 필요한 계산량이 대폭 증가되고 이로 인해 실시간 처리가 어렵게 된다. 이러한 점을 감안하여 본 연구에서는 윤곽선의 정확한 직선의 방정식을 알도록 하며 아울러 짧은 시간내에 검사를 수행하기 위하여 θ의 대상 범위를 최소화 하였다. 인서트의 특성상 사각형에 대해서는 다각형을 이루는 선 부위의 각도가 x축에 대하여 0° 또는 90°의 각도를 나타내는데 영상상에서 정확하게 이 각도가 유지되려면 인서트를 정밀하게 고정시킬 수 있는 치구가 설치되어야 한다. 그러나 실제 검사시스템에서 치구를 이렇게 정밀하게 제작하기가 극히 어렵기 때문에 여유각을 ±5°로 상정하였다. 이에 따라 허프변환의 θ범위를 영상에 대해 수

표 1. MLP의 입출력자료의 예.
Table 1. An example I/O data for the MLP.

| 구분 | 입력 벡터 | | | | 출력 벡터 | | | |
|----|-----------|--------|----------|-------|-------|---|---|---|
| | Perimeter | Area | Variance | Mode | | | | |
| S4 | 5707 | 80923 | 679.7 | 24458 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| L3 | 5890 | 106825 | 1248.7 | 19816 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| M4 | 39187 | 117284 | 1497.8 | 18058 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| L4 | 6057 | 127782 | 1581.1 | 20662 | 0 | 0 | 0 | 1 |



(a) 원래의 영상 (b) 대비스트레칭된 영상

그림 4. 원래의 영상과 대비스트레칭된 영상과의 비교.

Fig. 4. Comparison between the original image and its modified image by contrast stretching.

직, 수평에 가까운 직선만 찾을 수 있도록 $-5^\circ \leq \theta \leq 5^\circ$ 로 고정하였다. 이렇게 하면 Ker et al.[9]에 의해 제시된 간이 허프변환 방법을 수정하여 적용할 수 있게 된다. 허프변환 후 (r, θ) 의 누적배열 중 최대 회수에 해당되는 직선을 찾으면 인서트의 4면을 이루는 수직 또는 수평선이 된다. 그런데 인서트 각이 4각이기 때문에 네 개의 직선식에 해당되는 (γ, θ) 배열을 각각 찾으면 직선식들을 모두 쉽게 구할 수 있는 것처럼 보인다. 그러나 직선식이 영상에서 연속이 아닌 이산 값으로 나타나고 또한 모서리와 파손부위 등의 영향으로 인하여 (γ, θ) 누적배열 중 최대 4개의 배열값이 4개의 직선식에 대응되지 않는 경우가 종종 발생한다. 따라서 누적배열 값 중 최대치에 해당하는 직선식을 찾아서 4각형의 성질을 이용하여 이에 대응되는 맞은 편 직선식을 구하는 것이 보다 바람직할 것으로 판단된다. 그러므로 본 연구에서는 허프변환에 의하여 2개의 수직선 중 한 개가 찾아지면 그림 5에서 보는 것처럼 이로부터 인서트의 수평폭 ($=\Delta x$) 만큼 평행이동하여 대칭인 다른 수직선을 찾는 방법을 이용하였다. 즉 그림 5(a)에 주어진 바와 같이 허프변환에 의하여 찾은 γ 값과 그때의 x 값을 각각 γ_v^* (>256), x_v^* 라고 할 때 이 직선에 평행 대응되는 직선의 γ 와 x 좌표값 γ_{vm} , x_{vm} 은 각각

$$\begin{aligned} \gamma_{vm} &= \gamma_v^* - \Delta x, \\ x_{vm} &= x_v^* - \Delta x \cos \theta_v^* \end{aligned}$$

이 된다. 마찬가지로 수평방향 직선의 γ 값이 γ_h^* (단, $\gamma_h^* \leq 256$)일 때 맞은편 y 좌표(y_{hm})와 γ 값(γ_{hm})은

$$\begin{aligned} \gamma_{hm} &= \gamma_h^* + \Delta y, \\ y_{hm} &= y_h^* + \Delta y \sin \theta_h^* \end{aligned}$$

가 된다.

여기서 Δy 는 인서트의 수평방향 폭이다.

이상의 허프변환에 의한 인서트 직선식 도출과정을 단계적으로 정리하면 다음과 같다:

단계 1 : 매개변수 평면 (r, θ) 공간에 있는 2차원의 누적배열 $A_v(i, j)$, $A_h(i, j)$, $i = 1, \dots, Nr$; $j = 1, \dots, N_\theta$ 를 선언하고 초기화한다. 여기서 $A_v(i, j)$ 와 $A_h(i, j)$ 는 각각 영상의 수직방향과 수평방향의 직선을 찾기 위한 누적배열이고 Nr 과 N_θ 는 각각 γ 과 θ 의 분할수이다.

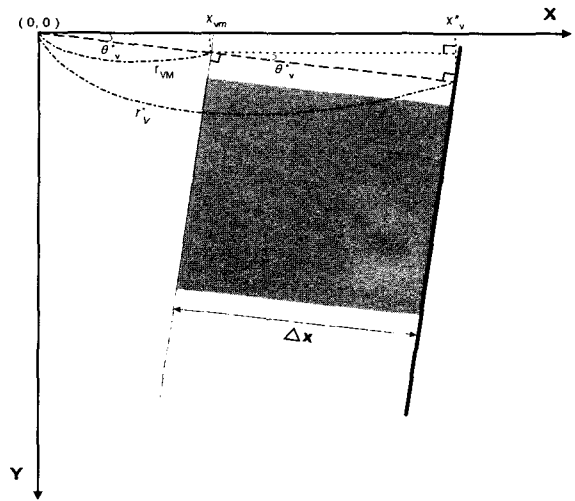
단계 2 : 영상상의 윤곽선에 대한 각 좌표값 (x, y) 에 대하여 식(1)을 만족하는 모든 (r_i, θ_j) 에 대응되는 $A_v(i, j)$ 와 $A_h(i, j)$ 를 정수 1씩 증가시킨다.

단계 3 : 윤곽선에 해당되는 모든 점 (x, y) 에 대하여 단계 2를 수행한 후 누적배열 $A_v(i, j)$, $A_h(i, j)$ 의 값 중에서 최대값을 가지는 (θ_v^*, γ_v^*) 와 (θ_h^*, γ_h^*) 값을 찾는다.

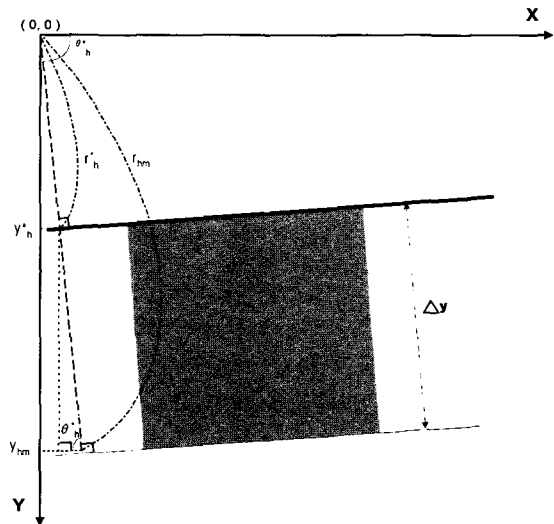
단계 4 : 단계 3의 (θ_v^*, γ_v^*) , (θ_h^*, γ_h^*) 값을 이용하여 수평, 수직에 대한 좌표값을 찾는다. 즉,

1) 수직선의 경우

$$x_v^* = \frac{(\gamma_v^* - y_v \sin \theta_v^*)}{\cos \theta_v^*}, \quad y_v = 0, 1, \dots, 511 \text{ 이고}$$



(a) 수직방향에 대한 허프변환.



(b) 수평방향에 대한 허프변환.

그림 5. 허프변환 결과.

Fig. 5. Results of Hough transformation.

이에 대응되는 직선의 좌표값(x_{vm} , y_{vm})은

$$x_{vm} = \begin{cases} x_v^* + \Delta x \cos \theta_v^* & \text{if } \gamma_v^* \leq 256 \\ x_v^* - \Delta x \cos \theta_v^* & \text{if } \gamma_v^* > 256 \end{cases} \quad y_{vm} = y_v^*$$

된다.

2) 수평선의 경우

$$y_h^* = \frac{(\gamma_h^* - x_h \cos \theta_h^*)}{\sin \theta_h^*}, \quad x_h = 0, 1, \dots, 511 \text{ 이고}$$

이에 대응되는 직선의 좌표값(x_{hm} , y_{hm})은

$$y_{hm} = \begin{cases} y_h^* + \Delta y \sin \theta_h^* & \text{if } \gamma_h^* \leq 256 \\ y_h^* - \Delta y \sin \theta_h^* & \text{if } \gamma_h^* > 256 \end{cases} \quad x_{hm} = x_h^*$$

된다.

위 식에서 x_h 와 y_v 의 최대값이 511인 것은 CI 512보드의 해상도가 512×512 이기 때문이다.

단계 5 : 단계 4에서 구한 (x_{vm}, y_{vm}) 과 (x_{hm}, y_{hm}) 에 대응되는 γ_{vm} 과 γ_{hm} 은

$$r_{vm} = \begin{cases} r_v^* + \Delta x, & \text{if } r_v^* \leq 256 \\ r_x^* - \Delta x, & \text{if } r_v^* > 256 \end{cases}$$

$$r_{hm} = \begin{cases} r_h^* + \Delta y, & \text{if } r_h^* \leq 256 \\ r_h^* - \Delta y, & \text{if } r_h^* > 256 \end{cases}$$

이 된다.

단계 6 : 단계 5에서 구한 r_{vm} 과 r_{hm} 은 미리 계산된 인서트 폭인 Δx 와 Δy 의 값에 좌우된다. 일반적으로 이러한 Δx 와 Δy 의 값은 영상왜곡(image distortion)에 주로 영향을 받기 때문에 허프변환에 의하여 추정된 하나의 직선식과 그 인서트 폭만큼 조정된 대응 직선식을 정확하게 구하기 위하여 미세조정이 필요하다. 여기서는 이를 위하여 수직선의 경우 해당 윤곽선으로부터 (r_{vm} , θ_v^*)로 정의되는 직선식까지의 평균거리가 최소가 되도록 r_{vm} 의 값을 조정한다. 즉, 윤곽선에 속하는 i 번째 점을 (x_i^v , y_i^v)라 할 때 그 점으로부터 $r_{vm} + \Delta r$ 로 미세조정되는 직선과의 거리는

$$d_i = | x_i \cos \theta_v^* + y_i \sin \theta_v^* - (r_{vm} \pm \Delta r) | \quad i=1, \dots, n$$

가 되고 r_{vm}^* 는 이들의 평균거리 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i$ 가 최소가 되는 Δr 로서 $r_{vm}^* = r_{vm} + \Delta r^*$ 로 한다. 마찬가지로 방법으로 수평 직선 매개변수 (r_{hm}^* , θ_h^*)를 구할 수 있다.

이상의 단계를 통하여 인서트 4개의 직선식을 구할 수 있다. 다음에는 이러한 직선식들을 이용 하여 4면의 불량부위를 검사하는 과정이다. 인서트 4면은 양품일 경우에는 직선에 일치하게 된다. 그러나 파손으로 인하여 불량이 되면 윤곽선이 직선에서 벗어나게 된다. 따라서 본 연구에서는 이와 같이 직선에서 벗어난 정도를 추정하여 그 값이 일정 수준 이상이 되면 그 부분이 불량인 것으로 처리하였다. 즉, 윤곽선 추출 방법에 의거 구해진 체인코드를 따라 직선식과의 거리를 측정할 때 연속한 3화소의 평균거리가 1.8이상이면 불량으로 처리하였다. 여기서 불량판단의 기준이 되는 임계치인 1.8은 다수의 실험을 통하여 가장 바람직하다고 판단되는 값을 선택한 것이다.

그림 6은 인서트 L4에 대하여 이상의 알고리즘을 적용하여 나타난 결과를 예시한 것으로서 그림 6(a)는 체인코드기법에 의하여 구한 윤곽선을 나타내고 있다. 그림 6(b)는 이 윤곽선에 대한 불량탐색 결과를 나타낸 것인데 수직·수평방향의 불량부위가 사각형으로 표시되어 있다.

3.2 체인코드를 이용한 모서리 검사

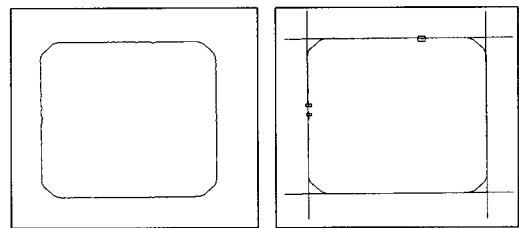
그림 7과 같이 체인코드는 윤곽선의 모든 좌표점에 대하여 코드값을 가지고 있는데 그 위치에 따라 모서리 부분의 형태를 나타내는 7, 5, 3, 1의 값(기준코드)과 파손이 발생하였을 경우의 코드값을 비교하여 양·불량을 구분할 수 있다. 그러나 인서트의 모서리 부분의 각도가 검사대상 또는 검사위치에 따라 달라질 수 있기 때문에 항상 동일한 값이 연속하여 나오는 것이 아니고 모서리 부분의 형태를 나타내는 기준 코드값과 수평·수직방향의 코드값이 함께 섞여져서 나타나게 된다.

표 2는 각 기준값에 대하여 흠으로 추정되는 코드값들을 나타내고 있다. 검사 대상 부위의 기준 코드값을 기준으로 하여 주변의 4개의 코드 중 어느 하나가 나타났을 때 다시 기준코드값으로 되돌아 갈 때까지의 길이가 일정 이상일 경우(여기서는 3)에 이를 불량으로 규정하였다. 그림 8은 이러한 방법에 따라 구한 인서트 L4에 대한 불량 탐색의 예인데 불량 부위가 사각형으로 표시되어 있다.

IV. 시스템 성능평가

인서트의 자동검사를 위하여 본 연구에서 구축한 시스템은

- 1) 프레임 그래버(frame grabber) : 흑백 CI-512 보드(board)
- 2) Controller : IBM-PC 486
- 3) CCD mono 카메라 : PULNIX TM-7CN
- 4) 렌즈 : 10배율 줌렌즈, 20mm 확장링(extension ring)
- 5) 조명설비 : ring light 와 ELI-100M2 광원, 암흑상자(black box) 등으로 구성되어 있다.



(a) 4 면부위가 불량인 예 (b) 허프변환에 의한 불량탐색 결과.

그림 6. 4 면부위가 불량인 인서트의 검사결과.
Fig. 6. An inspection result for a defective with breakages on straight lines.

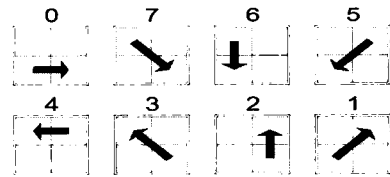
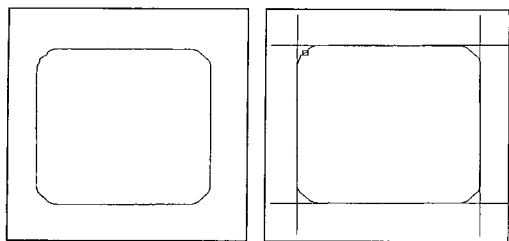


그림 7. 윤곽선을 표현하는 체인 코드.
Fig. 7. Chain codes representing a boundary.

표 2. 각 기준코드에 대한 파손 부위로 추정되는 코드값.

Table 2. A set of codes regarded as breakages for each standard code.

| 기준코드 | 파손 부위로 추정되는 코드값 |
|------|-----------------|
| 7 | 0, 1, 5, 6 |
| 5 | 3, 4, 6, 7 |
| 3 | 1, 2, 4, 5 |
| 1 | 0, 2, 3, 7 |



a. 모서리 불량인 인서트의 윤곽선 예 b. 체인코드에 의한 불량탐색 결과

그림 8. 모서리 불량인 인서트의 검사결과 모습.
 Fig. 8. An inspection result for a defective with breakages on corners.

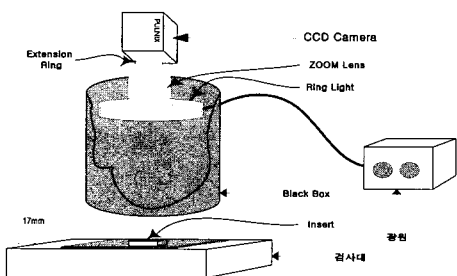


그림 9. 조명장치의 구조.
 Fig. 9. Configuration of the lighting system.

본 시스템에서는 인서트의 재질이 금속인 만큼 영상 처리에서 가장 크게 영향을 미치는 조명장치의 설계가 중요하다. 기존의 연구[14]에 의하면 유리표면 검사를 위해서 조명장치를 여러 개 사용하여 그림자 부위를 없애고 금속의 표면 및 경계선 부위만 반사시키는 방법을 사용하고 있다. 이러한 방법은 각각의 조명 각도에 따라 인서트 측면 부위의 그림자가 발생하기 때문에 정확한 경계선이 불분명하고 시간에 따라서 획득된 영상의 명암도(gray level)가 달라질 수 있다. 따라서 일반적으로 사용되는 윤곽선추출 마스크(edge detection mask)로는 경계선을 정확하게 찾기가 쉽지 않기 때문에 본 연구대상인 인서트 파손 부위에 적용하는 데는 무리가 있다. 따라서 본 연구에서는 이러한 어려움을 해결하기 위하여 그림 9과 같이 검사대에 검은 종이를 설치한 후 그 위에 인서트를 위치시키고 카메라의 줌렌즈에 검은 종이를 붙인 원통을 씌워서 외부환경 변화에 많은 영향을 받지 않도록 조명장치를 구성하였다. 또한 검사부품의 크기가 아주 작기 때문에 고배율 렌즈와 확장링을 장착하여 보다 더 정밀한 검사가 가능하도록 하였으며, 일정한 조명 공급을 위하여 높은 조도를 지원하는 조명장치와 광원을 활용하였다. 이 결과 인서트 상면부위만 반사되게 하고 그 외의 부분은 모든 빛을 흡수하여 시간별로 거의 영상의 명암도에 영향을 받지 않으며, 일정한 조도를 유지할 수 있게 되었다.

이상의 검사시스템을 이용하여 본 연구에서 개발된 검사알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 양품 및 불량품 각각 5개씩 모두 10개의 인서트 표본을 무작위로 검사하

표 3. 검사알고리즘을 적용한 결과.
 Table 3. Results obtained by applying the inspection algorithm.

| 수평방향 불량 | 수직방향 불량 | 모서리 불량 | 시각검사 알고리즘을 적용한 결과 | 육안검사 결과 |
|---------|---------|--------|-------------------|---------|
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |

였다. 각 양품에 대하여 5회씩 제안된 검사알고리즘을 적용하여 보았고 각 불량품에 대하여는 수평·수직 방향 및 모서리 부위를 구분하여 5회씩 적용하였다. 1개의 검사표본에 대하여 5회씩의 무작위 실험을 한 것은 대상물을 놓는 위치에 따라 알고리즘 적용결과가 달라질 수 있음을 고려한 것이다. 표 3은 실험결과를 정리한 것인데 수평방향, 수직방향, 모서리 부분으로 나누어 각 부위에 불량으로 나타나면 1을 출력하고 양품으로 나타나면 0을 출력하도록 하였다. 표 4에서는 이 결과를 정리한 것으로서 양품과 불량품을 그 부위에 따라 5회씩 검사하여 성공률을 나타낸 것이다. 모서리 부분에 불량 발생하면 인서트의 위치에 따라 체인코드 결과가 달라질 수 있기 때문에 오판정할 경우가 발생하게 되어 성공률이 떨어지나 인서트의 불량부위가 수직수평방향에 나타난 경우에는 우수한 결과를 보이고 있다. 따라서 완벽한 검사 알고리즘이 되기 위해서는 모서리 부분에 대한 보완이

필요할 것으로 판단된다.

V. 결론

본 연구에서는 인서트 자동 검사용 시스템을 구축하기 위한 시각인식 검사 알고리즘을 제시하였다. 이러한 시각인식 알고리즘 개발은 인서트의 가장 중요한 검사항목인 파손에 대한 육안검사를 대신할 수 있는 기초 연구로서 그 의의가 있다. 본 연구에서 제시된 검사 알고리즘을 기반으로 더욱 완벽한 검사시스템을 개발하기 위한 향후의 연구로서 여러 가지 다각형의 인서트를 다룰 수 있는 검사해법을 개발하고 모서리 부분의 검사 성능을 향상시키기 위하여 퍼지(fuzzy) 이론을 포함한 다양한 인공지능 기법을 활용하는 것을 들 수 있다. 또한 검사시스템의 완전 자동화를 구현하기 위하여 X-Y 테이블을 포함한 전용자재 취급장치 구축에 관한 연구도 주요한 과제라고 생각된다.

표 4. 검사해법의 성능평가.

Table 4. Results of performance evaluation for the inspection algorithm.

| | test자료 | 반복 횟수 | 성능평가결과 | | |
|-----------------|--------|-------|--------|-----|------|
| | 자료수 | | 양품 | 불량품 | 성공율 |
| 양품 | 5 | 5 | 25 | 0 | 100% |
| 불량품 (수평, 수직) | 5 | 5 | 0 | 25 | 100% |
| 불량품 (모서리) | 5 | 5 | 7 | 18 | 72% |

참고문헌

[1] 권기룡, 최재완, 최성락, "시각감지장치를 이용한 분말야금 공정의 검사자동화 기술개발에 관한 연구," 제어·자동화·시스템 공학 논문지, vol. 3, no. 1, pp. 89-93, 1997.
 [2] 윤두만, 한준희, "표면 결함 검사를 위한 CCL기반의 기하학적 특징과 보류알고리즘," 한국정보과학회지, 21권, 5호, pp. 739-749, 1994.
 [3] 안상섭, 유영기, 노병옥, 조형석, "신경망 회로망을 이용한 인쇄회로 기판의 결함 검출과 분류 알고리즘," '94한국 자동제어학술회의 논문집, pp. 950-955, 1994.
 [4] 하중은, 이재용, 권인소, "표면의 반사특성을 이용

한 타이어 정보 마크의 추출," 제어·자동화·시스템 공학 논문지, vol. 2, no. 4, pp. 324-329, 1996.

[5] G. A. Al-kindi, R. M. Baul and k. F. Gill, "An application of machine vision in the automated inspection of engineering surface," *International Journal of Production Research*, vol. 30, no. 2, pp. 241-253, 1992.
 [6] G. A. Carpenter, S. Grossberg and D. B. Rosen, "Fuzzy ART : fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system," *Neural Networks*, vol. 4, no. 6, pp. 759-771, 1991.
 [7] C. Chen and M. Nakajima, "A study on underwater cable automatic recognition using hough transformation," *Proc. of SPIE on Machine Vision Applications In Industrial Inspection III*, Wu F., Y. and Wilson, S. S. (eds.), vol. 2423, pp. 94-105, 1995.
 [8] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Proc.* Addison Wesley Publishing Company, 1992.
 [9] J. I. Ker, F. F. Chen, and J. Lu, "A quick Hough transform parameter search algorithm for flexible part inspection," *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 15, no. 6, pp. 404-418, 1996.
 [10] P. Kierkegaard, "A method for detection of circular arcs based of the Hough transform," *Computer Vision and Applications*, vol. 5, pp. 249-263, 1992.
 [11] T. Kim, and S. R. T. Kumara, "Boundary defect recognition using neural networks," *International Journal of Production Research*, vol. 35, no 9, pp. 2397-2412, 1997.
 [12] P. L. Palmer, J. Kittler and M. Petrou, "An optimizing line finder using a Hough transform algorithm," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 67, no. 1, pp. 1-23, 1997.
 [13] J. R. Paker, *Practical Computer Vision Using C*, John Wiley and Sons Inc., 1994.
 [14] H. Raafat and S. Taboun, "An integrated robotic and machine vision system for surface flaw detection and classification," *Computers and Industrial Engineering*, vol. 30, no. 1, pp. 27-40, 1996.

이 문 규



현재 계명대학교 산업공학과 교수로 재직중이다. 서울대학교 산업공학과에서 공학사(1979), 한국과학기술원에서 공학석사(1981), 공학박사(1989) 학위를 취득하였고, 미국 Rutgers대학 산업공학과에서 객원교수(1991-3)

로 있었다. 주요 관심분야는 machine vision, 신경망, 물류시스템 등이다.

신 승 호



계명대학교 산업공학과에서 공학사(1996), 공학석사(1998)학위를 취득하였고, 주요 관심분야는 신경망, machine vision 등이다.