

압착단자의 자동검사를 위한 시각인식 알고리즘*

이문규** · 이정화**

A Machine Vision Algorithm for Inspecting a Crimped Terminal

Moon-Kyu Lee · Jung-Hwa Lee

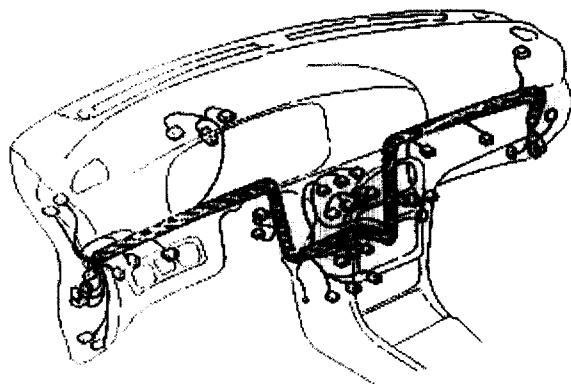
〈Abstract〉

This paper describes a machine vision algorithm for inspecting a crimped terminal. The crimped terminal is one of wire harness assemblies which transmit current or signals between a pair of electrical or electronic assemblies. The major defect considered is wire exposure on wire barrels. To detect the wire exposure, we developed a multi-layer perceptron in which three features extracted from the image of the crimped terminal are used as input data. The three features are edginess, variance, and total number of valley points(TVP). The multi-layer neural network has been successfully tested on a number of real specimens collected from a wire-harness factory.

1. 서 론

본 연구의 검사대상인 와이어하니스(wire-harness)는 전기/전자제품 및 자동차의 자동제어 및 지능화에 필수 불가결한 요소이자 인체의 혈관에 비유할 수 있는 중요부품으로서 최종조립제품의 전기/전자적인 신호의 매개체 역할을 수행하는 제품이다. 〈그림 1〉에서는 자동차의 계기판 부분에 조립된 와이어하니스 형태를 보여 주고 있는데 중앙선으로부터 분기된 지선에는 각 전자장비와 접속이 되는 하우징(housing)이 연결되어 전기적신호를 전달한다. 그중 일부분을 확대한 〈그림 2〉는 전선에 압착된 단자(terminal)가 하우징속에 삽입되어 사용되거나 압착단자 그대로 전자장비에 접속되는 모습을 나타내고 있다.

이러한 와이어하니스 제조공정은 흐름생산형태를 취하고 있는데, 제품구조의 특성상 조립이전의 부분은 대부분 자동화되어 있으나 조립공정은 거의 수작업에 의존하고 있어서 노동집

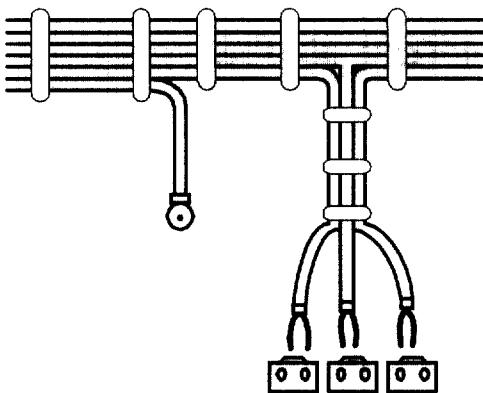


〈그림 1〉 Instrument 와이어하니스가 자동차에 장착된 모습

약적 성격이 강하다. 특히, 제품의 탈피 및 압착상태와 단자 및 연결자(connector) 삽입상태에 대한 품질검사는 국내업체의 경우, 전적으로 작업자의 육안검사에 의하여 이루어지고 있는

* 이 논문은 1996년도 한국과학재단 지정 저공해 자동차 부품기술연구소(RRC)지원으로 수행되었음.

** 계명대학교 산업공학과



〈그림 2〉 〈그림 1〉의 타원형 부위를 확대한 모습

실정이다. 이와 같이 시각인식에 의한 작업자의 품질검사는 단순반복적인 특성으로 인한 피로의 누적과 의욕저하로 생산성 및 품질수준의 향상을 이루기 어려운 특성을 가진다. 특히 PPM(Part per Million) 단위의 품질불량수준이 강조되는 요즈음 이 분야의 시각인식검사의 자동화가 보다 더 요구된다. 그런데, 시각인식 자동검사시스템의 성패는 검사대상부품을 인식하여 양·불량을 구별해내는 시각인식 알고리즘에 거의 전적으로 좌우된다. 따라서, 본 연구에서는 압착단자 조립상태의 검사작업을 자동화한 자동검사시스템의 핵심부분으로서 시각인식 알고리즘을 개발하는 것을 그 목적으로 한다.

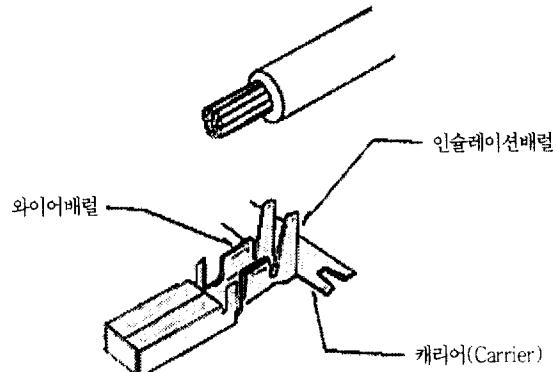
시각인식을 이용한 자동검사는 품질관리자료의 on-line 처리와 컴퓨터통합생산시스템(Computer Integrated Manufacturing)의 구현을 위한 대표적인 요소기술이라 할 수 있다. 이와 같은 중요성에 비하여 기존의 시각인식을 이용한 국내의 관련연구는 선진국에 비하여 상대적으로 미미하다. 본 연구와 직접적으로 관련된 연구는 최근에 발표된 전선의 색깔인식[2]에 관한 연구와 이를 기반으로 한 접속케이블(wire-harness connector) 자동검사시스템[3]의 연속 연구를 들 수 있다. 동 연구에서는 특정 housing에 복수의 단자(terminal)가 결합된 접속케이블의 자동검사를 위한 신경망해법을 제시하고 이를 구현한 프로토타입(prototype) 검사시스템을 발표한 바 있다.

2. 검사대상

본 연구의 대상인 압착단자는 와이어하니스의 중요부품 중 하나로서 가공전 모습은 〈그림 3〉과 같이 전선(wire)에 인수레이션 배럴(insulation barrel)과 와이어배럴(wire barrel)이 압

착된 단자이다. 이러한 압착단자는 우선 전선을 조립사양에 맞게 절단하고 표피제거한 다음 단자와 함께 압착금형(applicator)에 삽입 압착되어 가공된다. 이와 같이 가공된 압착단자의 가공된 모습이 앞의 〈그림 4〉에 나타나 있고, 〈그림 5〉에는 본 연구에서 사용된 프레임그래버(frame grabber)를 통하여 화면에 도시한 영상이 주어져 있다. 〈그림 6〉은 압착단자의 도형적인 평면도를 도시한 것으로서 앞으로의 설명의 편의를 위하여 주어진 것이다. 이러한 압착단자의 각 부위별 기능은 〈표 1〉에 주어져 있는데 검사기준은 이러한 기능을 원활하게 수행될 수 있는지의 여부를 판별하도록 되어 있다.

압착단자 각 부위별 불량유형은 대부분 목시검사에 의존할 수 밖에 없고, 또한 계량화되기 힘든 부분이 많다. 이러한 불량특성을 고려하여 본 연구에서 다룬 검사항목은 최근 압착공



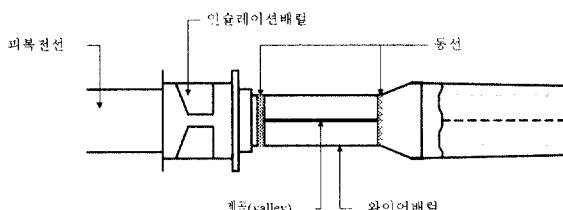
〈그림 3〉 압착단자 구성요소



〈그림 4〉 압착단자



〈그림 5〉 압착단자 영상

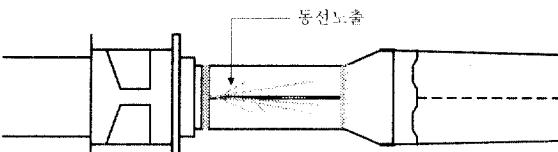


〈그림 6〉 압착단자의 도형적인 평면도

〈표 1〉 압착단자 부위별 명칭 및 기능

부위 명칭	기 능
전 선	연동선위에 비닐등 절연체를 피복한 것으로서 전장부 품간의 회로를 연결하여 전류를 흐르게 함.
인슐레이션 배럴	전선의 피복을 감합하여 피복밀립 방지, 전선의 움직임(인장 및 rolling)에 의한 도체절단 방지.
와이어 배럴	전선의 도체부와 단자의 접속부의 연결 기능, 전기적 접속 유지기능, 도체와 단자간의 기계적 상승 유지.

정의 불량요인별 점유율자료와 검사원과의 토의를 바탕으로 선정하였다. 여러 불량유형 중 우선 목시검사에 의하여 비교적 검사가 쉬운 인슐레이션밸爾 어긋남, 단자이종, 동선재질 이종, 피복밀립, 단자누락 등의 검사항목과 자체검사기를 가지고 있는 인장력 관련 불량은 제외하였다. 그에 따라, 미세한 불량에 대한 계량적인 검사장치가 없는 “동선노출여부”(그림 7 참조)를 최종적으로 선정하였다. 동선노출은 압착금형의 앤빌(anvil)과 크림퍼(crimper) 마모시와 장비의 가공속도가 너무 빠를 때 발생하는 불량으로 동선이 와이어밸爾 외부로 노출되는 현상으로서, 최종제품에 과전류 발생, 화재의 원인 및 인장력 미달 등의 치명적 손실을 야기한다.



〈그림 7〉 동선노출불량의 예

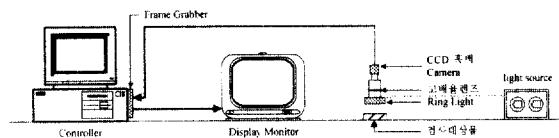
3. 자동검사시스템의 개요

시각인식에 의한 자동검사과정은 일반적으로 검사대상의 화

상(image)을 CCD카메라로부터 입력받아 화상정보화한 후, 주어진 목적에 따라 영상을 개선하기 위한 전처리(preprocessing)와 영상분할(segmentation)과정을 거쳐 대상물의 특징을 추출(feature extraction)하는 것을 포함한다. 다음으로, 추출된 특징정보를 이용하여 주어진 해법에 따라 판단하여 검사를 수행하고 그 결과를 출력한다. 이를 위한 본 와이어하니스 부품의 자동검사시스템을 위한 시스템은

- 1) CCD 흑백카메라: PULNIX TM-7CN 카메라,
- 2) 렌즈: 6배율 zoom 렌즈, 20mm 확장Ring(extension ring),
- 3) 프레임그래버: 흑백 CI-512 보드 (해상도: 512*512),
- 4) 조명장치: ring light와 광원(light source)(ELI-100M2)
- 5) 콘트롤러(Controller): IBM-PC 586(133 MHz)

으로 구성되고 그 구조는 〈그림 8〉과 같다. 여기서는 검사부품의 크기가 작기 때문에 고배율 렌즈와 확장Ring을 장착하여 보다 더 정밀한 검사가 가능하도록 하였으며, 밝고 안정적인 조명공급을 위하여 높은 조도를 지원하는 조명장치와 광원을 장착하여 환경의 변화에 따른 영향을 최소화함으로써 검사의 신뢰도를 높일 수 있도록 하였다.



〈그림 8〉 압착단자 자동검사 시스템

4. 동선노출여부 검사

단자의 동선노출여부를 검사하기 위해서는 여러가지 다양한 형태로 나타나는 노출형태를 대부분 검사할 수 있는 범용성과 유연성이 요구된다. 여기서는 이러한 검사작업의 요구를 성공적으로 수용할 수 있다고 판단되는 3가지 특징을 영상으로부터 추출하여 인식작업과 균집화(classification)에 월등한 성능을 나타내는 다중퍼셉트론 신경망을 사용하여 대상물의 불량여부를 판정하였다.

4.1 특징추출

검사수준을 만족시키기 위하여 본 연구에서는 여러가지 가

능한 특징중 와이어배럴 부분의 결(texture)을 정량적으로 표현하는 표시자(descriptor)인 윤곽도(edginess)와 화소명암도의 통계적인 특징을 나타내는, 와이어배럴 자체의 압착상태를 설명할 수 있는 계곡점(valley point)의 개수를 사용하였다. 윤곽도는 Sutton & Hall[4]에 의하여 처음으로 제시된 단순한 결표시자(texture descriptor)로서, 실시간(real time) 결분석이나 결을 이용한 자동검사에 적합하다. 그러나 이것을 사용하려면 결의 특성을 미리 알고 있어야 하고 구배 마스크(gradient mask)의 성능에 상당한 영향을 받는다는 단점을 가지고 있다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 본 연구에서는 많은 표본을 분석하여 결의 특성을 파악하였고 조명의 위치를 수직으로 하여 그림자의 영향을 최소화하여 왜곡을 감소시켰다. 구배마스크로는 Frei-Chen 마스크[6]를 사용하였다. Frei-Chen 마스크는 <그림 9>와 같이 3×3 행렬구조인데, 직선이나 윤곽선 등의 여러 복합적인 영상에 적용가능하고 다른 윤곽선 검출자와는 다르게 가중치가 실수이기 때문에 적용 후 나오는 결과값이 실제 윤곽선을 보다 더 정확하게 추정할 수 있게 하는 장점이 있다.

1	$\sqrt{2}$	1
0	0	0
-1	$-\sqrt{2}$	-1

1	0	-1
$\sqrt{2}$	0	$-\sqrt{2}$
1	0	-1

<그림 9> Frei-Chen 윤곽선 검출자.

이러한 결표시자인 윤곽도 M 은 아래와 같이 정의된다:

$$M = \sum_R |G(x,y)|$$

여기서

R = 영상분할된 와이어배럴 영역, $G(x,y)$ = 영상좌표 (x,y) 에 위치한 화소에 구배마스크를 적용하여 재정의한 명암도를 의미한다. 이와 같이 정의된 윤곽도는 동선노출정도를 효과적으로 반영할 수 있을 것으로 기대되는데 윤곽도의 값이 크면 동선의 노출량이 많고, 작으면 상대적으로 동선의 노출량이 적은 것으로 추정할 수 있다.

본 연구에서는 검사시스템 구축시 대상물이 놓이는 배경으로 흑색을 사용하였기 때문에 명암도가 낮게 나타나는 동선이 많이 노출된 불량품은 양품에 비하여 상대적으로 분산이 작게 나타난다. 이러한 현상을 이용하여 노출정도를 알 수 있게 하는 또 하나의 특징으로서 아래와 같이 정의되는 분산을 사용

한다:

$$\text{분산} = \frac{\sum_{(x,y) \in R} (g(x,y) - \bar{g}(x,y))^2}{n-1}$$

여기서

$$g(x,y) = (x,y)에 위치한 화소의 명암도값,$$

$$\bar{g}(x,y) = 영역R에 속한 g(x,y)의 평균값,$$

$$n = 영역R에 속한 총 화소의 수$$

이다.

마지막 특징표시자에 사용되는 계곡점은 압착단자를 상하로 양분하였을 때, 와이어배럴 중심선상에 위치하는 계곡 모양을 한 부분에 해당하는 화소로서 명암도의 수준이 낮아 거의 흑색으로 나타나는 영역이다(그림 10참조). 와이어배럴의 다른 영역은 금속이 평면으로 압착되어 있으므로 빛을 반사하는 성질이 커서 통상적으로 흰색에 가깝게 나타난다. 계곡점의 이러한 성질을 이용하여 본 논문에서는 동선노출여부를 판단케 하는 특성의 하나로서 총계곡점수(total number of valley points:TVP)를 사용한다. 영상에서 계곡점을 확인하는 과정은, 우선 영상분할하여 와이어배럴에 해당하는 부분을 찾은 후 그 부분을 양분하는 중심선(ymid)를 설정하고 와이어배럴의 시작점(x_s)과 종점(x_e)의 좌표를 구한다. 이러한 정보를 가지고 중심선 상하로 Δy 범위내의 모든 수평선에 존재하는 계곡점을 찾게 되는데, 범위내의 각 화소가 계곡점에 해당하는지의 여부를 판단하기 위하여 다음 식으로 정의되는 오차값을 이용하여 화소값을 재정의한다.

$$\hat{g}(x,y) = 2(g(x,y) - g(x,y - \Delta y)) + G_{\max}/2, \quad (1)$$

$$x_s \leq x \leq x_e, y_{mid} - \Delta y \leq y \leq y_{mid} + \Delta y.$$

여기서 G_{\max} = 최대 명암도 값(본 연구에서는 255)이고, (1)식은 다시

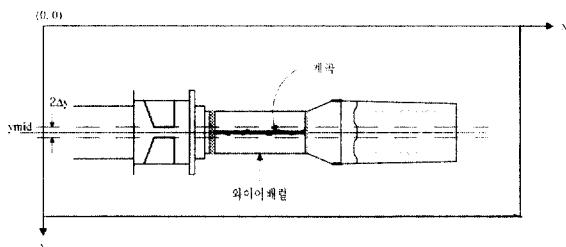
$$\hat{g}(x,y) = \begin{cases} 0 & \text{if } \hat{g}(x,y) < G_{\max} \\ 1 & \text{if } \hat{g}(x,y) \geq G_{\max} \end{cases} \quad (2)$$

로 재정의 된다. 따라서, 총계곡점의 수는

$$TVP = \sum_{y=y_{mid}-\Delta y}^{y_{mid}+\Delta y} \sum_{x=x_s}^{x_e} \hat{g}(x,y)$$

가 된다. (1)식과 (2)식을 통하여 재정의된 화소값은 계곡에 속한 화소들의 모두 명암도가 모두 0에 가깝게 된다. 특히, 계곡부근에 이물질이 삽입되어 있거나 동선이 노출된 불량품의 경우에는 회색이나 흰색에 가까운 명암도를 나타나게 되어 TVP가 클수록 양품일 가능성 커지는 특성을 띠게 된다. 이러한 TVP의 특성으로 인하여 계곡부위에 동선이 노출되어 압착되어 있기 때문에 육안검사시 잘 구분할 수 없는 불량에 대한 검사까지 수행할 수 있는 것이다.

이상의 세가지 특징 중 분산과 윤곽도는 와이어배럴 전체표면에 대한 표시자이고, 계곡점은 골 부분에 대한 표시자로서 주어진 검사요구조건인 유연성과 범용성 및 정확성을 만족시킬 것으로 기대된다.



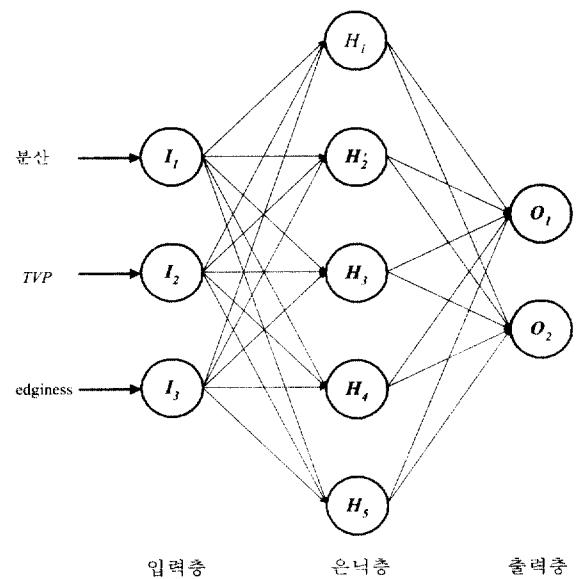
〈그림 10〉 와이어배럴상의 계곡점들이 추출된 모습

4.2 동선노출여부 검사를 위한 다층퍼셉트론

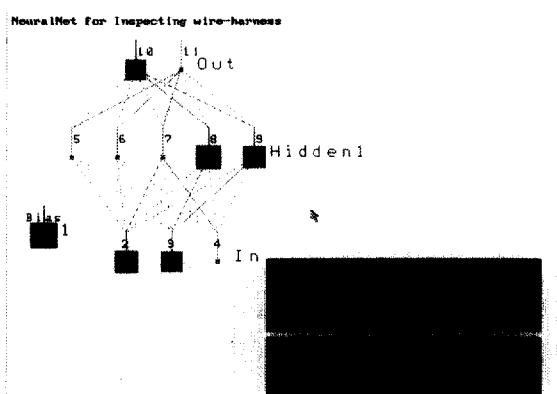
신경망 중에서 가장 일반적으로 이용되고 있는 다층퍼셉트론신경망은, 주로 패턴인식, 실시간 음성인식, 다른 언어간의 번역, 로보트 동작제어 등에 응용되고 있다[1]. 이 다층퍼셉트론 신경망을 이용할 경우, 문제의 성격에 따라 시행착오(trial & error) 방식으로 신경망의 구조를 결정하게 된다. 즉, 신경망의 구조에 영향을 주는 여러가지 매개변수(parameter) - 학습률(learning rate), 모멘텀(momentum)계수, 층수(number of layers), 층내의 유니트의 수 - 들의 조합에 대하여 학습효과를 분석하여 가장 적절한 신경망을 구축하게 된다. 이와 같이 문제의 성격에 따라 시행착오 방식으로 최적의 신경망의 구조를 결정해야 하는 단점이 있으나, 한번 학습된 신경망의 경우 입력자료에 대하여 단순한 가중치 계산과정에 의하여 출력값이 생성되므로 신속하게 결과를 얻을 수 있고, 비선형 모형을 잘 표현할 뿐만 아니라, 규모가 커질수록 많은 자료를 수용할 수 있는 등의 장점이 있다.

본 연구에서는 동선노출여부 검사를 위하여 개발된 인공신

경망의 구조는 〈그림 11〉과 같이 입력층과 하나의 은닉층 및 출력층으로 구성된 다층퍼셉트론(총별 뉴런수는 각각 3, 5, 2 개)을 사용하였다. 입력층의 3가지 입력값은 앞에서 추출된 3 가지 특징인 윤곽도, 분산, TVP가 되고 출력층의 2값은 양품과 불량품을 지칭하게 된다. 다층퍼셉트론의 구조에서 특히 각 은닉층의 뉴런(neuron)의 개수가 중요한데, 본 연구에서는 이에 대한 결정을 위한 최적화를 시도하지 않았다. 그 이유는 실험초기에 직관적으로 설정된 〈그림 11〉의 구조가 학습결과의 검정과 학습시 수렴기준(convergence criteria)에 잘 부합하여 전제적으로 그 성능이 본 연구에 사용하기에 적합하다고 판단되었기 때문이다. 신경망의 훈련과 성능평가를 위해서 상용 신경망소프트웨어인 NeuralWare사의 NeuralWorks Explorer[5]를 사용하였다. 〈그림 12〉는 NeuralWorks Explorer상에 구현된 신경망의 형태를 보여준다. 그림의 우측 하단부에 위치한 두 상자 중 위에 있는 것은 학습중 발생하는 연결강도값의 변화를 시각적으로 보여주는 도수분포표(histogram)이다. 밑에 있는 것은 최종해의 수렴과정으로서 평균제곱오차의 제곱근(root mean square error)이 학습시간에 따라 변화해감을 보여 주고 있다. 이러한 상자를 이용하여 신경망의 최종해가 지역최적해로의 수렴여부 및 기타 정보를 확인할 수 있다.



〈그림 11〉 다층 퍼셉트론 신경망의 구조



〈그림 12〉 NeuralWorks Explorer01 수행된 화면의 예

4.3 성능평가

신경망 학습을 위한 입력자료들은 실제 압착단자의 영상으로부터 채취하였고, 학습자료는 〈표 2〉에 주어진 예와 같이 입력된다. 즉, 입력값으로 분산, TVP, 윤곽도 값의 순서로 입력하였고 양품의 학습시 양품에 대응되는 출력층의 출력값은 {1, 0}, 불량품은 {0, 1}의 형태로 지정 입력하였다. 신경망 학습을 위한 학습자료는 모두 양품 20개와 불량품 24개의 압착단자시편으로부터 추출된 특징자료를 사용하였다. 또한 이를 이용하여 학습시킨 신경망의 성능평가를 위하여 양품과, 불량품이 각각 25개씩으로 구성된 단자시편들로부터 새로이 추출된 검증자료(test data)를 사용하였다. 이러한 압착단자 시편에 대한 3가지 특징값을 영상으로부터 추출하여 신경망의 입력층에 입력하면 출력값이 0~1사이의 실수값을 갖게 된다. 이렇게 계산된 출력값을 이용하여 동선노출 검사를 수행하기 위하여 아래의 판단규칙을 사용하였다:

If A > 0.55 AND B < 0.45, then 양품;	
If A < 0.45 AND B > 0.55, then 불량품;	
Otherwise	판정불능.

실제 압착단자 표본으로서 양품과 불량품 각각 25개씩의 검증자료를 학습된 신경망에 입력하여 결과를 분석한 결과, 〈표 3〉에서 보는 바와 같이 구축된 다충퍼셉트론 신경망은 만족할 만한 성능을 보였다.

신경망의 성능평가결과를 통하여 보면 양품의 성공율은

〈표 2〉 신경망 입출력자료의 예

구 분	입력벡터			출력벡터	
	분산	TVP	윤곽도		
양 품	2899	137	141.3	1	0
불량품	2599	89	160.2	0	1

〈표 3〉 신경망의 성능평가 결과

	test 자료	성능평가 결과			
		자료수	양품	불량품	판정불능
양 품	25개	24개	0개	1개	96 %
불량품	25개	1개	24개	0개	96 %

100%에 달하지만, 불량품의 경우 25개 표본 중 1개의 불량을 양품으로 판정하는 오류를 보였다. 이 불량표본은 동선 한가닥이 와이어배럴 표면에 같이 압착되어 있어, 본 연구에서 와이어배럴의 특징표시자로 사용된 윤곽도나 분산의 값에 큰 변화를 주지 못하였기 때문이라고 해석된다. 그러나, 이런 불량은 보통 다음 공정인 조립공정에서 작업자의 육안으로 즉시 확인되거나 또는 압착공정에서 압력이 가해지기 때문에 운반시 떨어져 나가게 되는 경우가 대부분이다(압착단자에서 전선이 한가닥 정도가 이탈되어도 부품성능에는 전혀 지장을 주지 않음). 따라서 불량품을 확인·제거한다는 측면에서 이러한 불량은 큰 문제가 되지 않는다고 판단되기 때문에 현 시스템의 전체적인 검사성능은 만족할 만한 것으로 평가된다. 그러나, 실제 작업현장에서 사용될 경우에는 연구종료까지 경험하거나 예상하지 못한 검사결과가 나타날 수 있고 이것이 후공정에서 확인되지 않을 가능성이 있다. 따라서, 이러한 인공신경망을 기초로 하여 알고리즘이 100% 검사성능을 나타낼 수 있도록 계속 보완할 필요가 있다.

5. 결 론

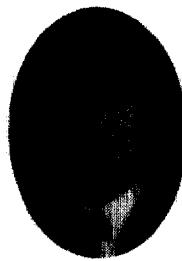
본 연구에서는 기존에 거의 연구된 바 없는 와이어하니스 부품중 하나인 압착단자를 시각인식기법을 이용하여 불량을 검사하는 시스템을 개발하기 위하여 압착단자의 여러가지 불량유형 중 동선노출불량에 대해 자동검사를 수행하는 해법을 개발하였다. 동선노출 불량을 검사하기 위하여 윤곽도, 분산, 계곡점을 특징으로 추출하고 다충퍼셉트론신경망을 이용하여

양불량을 판단하였다. 다중페셉트론의 일반적인 성능은 우수하였으나, 너무 다양한 불량형태로 인하여 검사결과에서는 약간의 오류가 나타났기 때문에 이를 보완하기 위한 추가 연구가 필요하다고 생각된다.

본 연구를 통해 개발된 프로토타입의 자동검사시스템은 압착단자의 검사작업을 대신할 수 있는 기초연구 결과로서 그 의의가 있다고 생각된다. 향후 실제 현장에서 활용할 수 있는 시스템 구축을 위하여 검사해법의 다양성과 높은 수준의 안정성이 요구된다. 이를 위하여 다른 다양한 불량유형에 대한 검사해법개발을 수행하고, 검사시스템의 완전 자동화를 구현하기 위하여 본 시스템에 적합하고 생산공정에 투입 가능한 자재취급기(material handling device)의 개발 등이 필요할 것이다.

【참 고 문 헌】

- [1] 김대수, 신경망 이론과 응용, (도서출판)하이테크정보, pp. 17-39, 1992.
- [2] 이문규, 윤찬균, “역전파 신경망을 이용한 케이블의 색깔 인식,” 산업공학, vol. 8(1), pp. 5-13, 1995.
- [3] 이문규, 윤찬균, “접속케이블 품질검사를 위한 자동검사시스템,” 산업공학, vol. 9(1), pp. 63-72, 1996.
- [4] Nadler M. and Smith, E. P., Pattern Recognition Engineering, John Wiley and Sons Inc., 1993.
- [5] NeuralWare Documentation, NeuralWorks Corp., 1993.
- [6] Paker, J. R., Practical Computer Vision using C, John Wiley and Sons Inc., 1994.



이문규	
1979년	서울대학교 산업공학과 공학사
1981년	한국과학기술원 공학 석사
1989년	한국과학기술원 공학 박사
1992년	미국 Rutgers대학 산업공 학과 Post Doc.과정 이수
현 재	계명대학교 산업공학과 교수
관심분야	Machine Vision, 신경망, 물류시스템 등



이정화	
1994년	계명대학교 산업공학과 공학사
1997년	계명대학교 산업공학과 공학석사
현 재	계명대학교 산업공학과 박사과정
관심분야	Machine Vision, Camera Calibration 등

97년 8월 최초 접수, 97년 11월 최종 수정