

인공신경망과 비전 시스템을 이용한 자동차용 오일씰의 검사

노병국*, 김기대#

Inspection of Automotive Oil-Seals Using Artificial Neural Network and Vision System

Byoung-Gook Loh*, Gi Dae Kim#

ABSTRACT

The Classification of defected oil-seals using a vision system with the artificial neural network is presented. The artificial neural network for classification consists of 27 input nodes, 10 hidden nodes, and one output node. The selection of the number of the input nodes is based on an observation that the difference among the defected, non-defected, and smeared oil-seals is greatly pronounced in the 26 step gray-scale level thresholding. The number of the hidden nodes is chosen as a result of a trade-off between accuracy and computing time. The back-propagation algorithm is used for teaching the network. The proposed network is capable of successfully classifying the defected from the smeared oil-seals which tend to be classified as the defected ones using the binary thresholding. It is envisaged that the proposed method improves the reliability and productivity of the automotive vision inspection system.

Key Words : Artificial neural network (인공신경망), Vision System (비전시스템), Oil-seal (오일씰), Smear (얼룩), Level distribution (레벨분포)

1. 서론

Fig. 1 과 같은 형상을 가진 자동차용 오일씰 (oil-seal)은 내경의 치수를 축의 치수보다 약간 작게 설계한 후, 고무와 스프링의 예압을 통해 밀폐 효과를 얻고, Fig. 2 에 나타난 바와 같이 축과 오일씰 사이에 1~3 μ m 두께의 얇은 유막을 형성하여 누유를 방지하는 역할을 하는 부품이다. 따라서 오일씰 고무 부위의 형상 및 치수는 자동차 부품의 수명과 밀폐 효과에 큰 영향을 미치며, 이러

한 오일씰의 불량 유무를 검사하기 위하여 현재 검사자의 육안에 의한 전수 검사를 실시하고 있다. 그러나 작업자의 주관적 판단에만 의지하고 있는 육안 검사는 단시간에 적은 양의 부품을 검사할 때는 불량품 검사를 위해 적절한 방법이 될 수 있지만, 많은 양의 부품을 장시간 동안 검사하기에는 작업자의 착시 현상과 정성적 판단 기준에 의한 오차 등으로 인해 부적합하다. 따라서 불량품을 판별하기 위해 정량화된 기준을 확립하고자 CCD 카메라, 조명, 영상취득장치 등으로 구성되는

접수일: 2004 년 2 월 3 일; 게재승인일: 2004 년 5 월 7 일

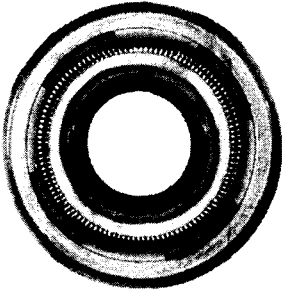
* 한성대학교 기계시스템공학과

교신저자: 대구가톨릭대학교 기계자동차공학부

E-mail: gidkim@cu.ac.kr, Tel: (053)850-2724



(a) Front view



(b) Top view

Fig.1 Photos of an oil-seal for automotive parts

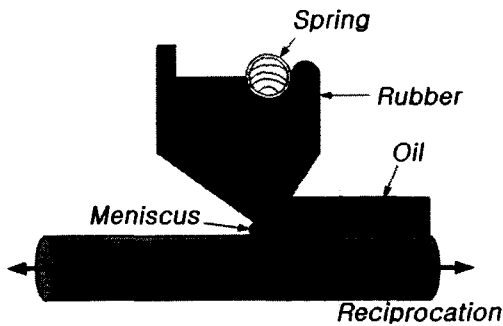


Fig.2 Cross-sectional view of an oil-seal

비전 시스템을 이용할 수 있다.

비전 기술을 이용한 검사 방법에 관한 현재까지의 연구 동향을 살펴보면 Moganti¹ 등은 PCB 기판 검사 응용에 비전 시스템을 적용하는 연구를 수행하였고, Baykut², Tridic³ 등은 고속으로 이동되는 섬유제품의 표면을 검사하기 위해 비전을 이용하였으며, Rajeswari⁴ 등은 IC wire-bonding 결과를 검사하기 위해 비전을 응용하였다. 박희재⁵ 등은 형상 측정에 비전 시스템을 이용하였고, 권오달⁶, 이창희⁷ 등은 절삭 공구의 마모량을 검사하기 위해 비전을 응용하는 등 비전 기술을 이용한 측정 시스템으로 제품의 형상을 측정하고 불량 유무를

판별하며 불량률의 정도까지도 정량화하는 연구가 현재 활발히 진행되고 있다.⁸

자동차용 오일셀의 경우, 주로 나타나는 불량 유형을 살펴보면 동심도 및 치수불량, 과량의 고무를 사용하여 옆면으로 고무가 넘치는 불량(외부고무넘침), 외부 고무가 부족하거나 뜯긴 불량(외부고무부족), 내부 고무 사이가 벌어졌거나 고무가 부족해 내부면이 제대로 형성되지 않은 불량(내부고무부족), 고무의 안쪽면에 예압을 유지하는데 필요한 스프링이 누락되었거나 일부분이 늘어났거나 파손된 불량, 고무의 안쪽 면에 버(burr)가 남아있는 불량, 고무 성형시 금형과의 마찰로 인해 오일셀 상부에 고무가 함몰된 형태로 나타나는 불량(흐름불량), 윗부분의 고무를 제거하는 과정에서 필요 이상으로 절단된 불량(과사상) 등으로 나눌 수 있다. 이러한 불량 유형들을 비전 시스템을 이용하여 검사하는 기본적인 방법은 CCD 카메라를 이용하여 부품의 영상을 취득한 후, 부품의 불량 영역을 양호한 영역과 구별되도록 이진화 영상으로 이미지 처리한 후 불량 영역의 흰 화소 혹은 검은 화소의 수치를 정량화하여 양품과 불량품을 구별하는 것이다. 비전 시스템을 이용한 오일셀의 검사를 실제 산업 현장에 적용할 때, 위에서 밝힌 대부분의 불량 유형들은 제품(오일셀)의 형상 및 치수의 이상으로 나타나기 때문에 이진화 이미지 처리 방법으로 불량품을 판별하기 쉬우나, 고무 제품의 특성상 고무가 함몰된 형태로 나타나는 흐름 불량인 경우에는 이러한 처리 방법으로는 불량품을 명확하게 판별하기 어렵다.

따라서, 본 연구에서는 오일셀의 불량 유형 중 이진화 방법으로 불량품 판별이 어려운 흐름 불량을 가진 불량품을 비전시스템을 이용하여 명확하게 검사할 수 있는 인공신경망(artificial neural network)을 구성하였으며, 이를 실험을 통해 검증하였다.

2. 비전을 이용한 불량품 검사

2.1 비전 시스템 구조

검사 시스템의 구조는 Fig. 3 과 Fig. 4 에 보인 바와 같이 내부 및 외부면의 검사를 위한 두 개의 회전 테이블, LED 조명, CCD 카메라 및 구동 기구부로 구성되어 있다. 호퍼(Hopper)에서 초당 두 개의 속도로 공급되는 오일셀은 우선 내부면 검사를

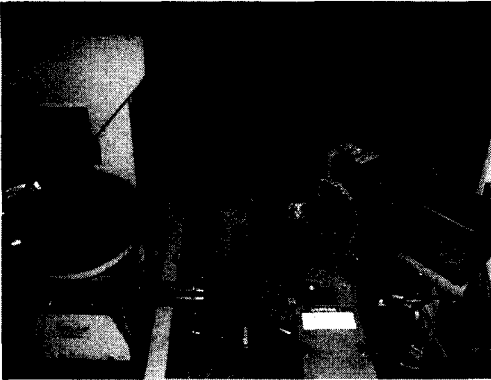


Fig. 3 Photo of a vision system for oil-seal inspection

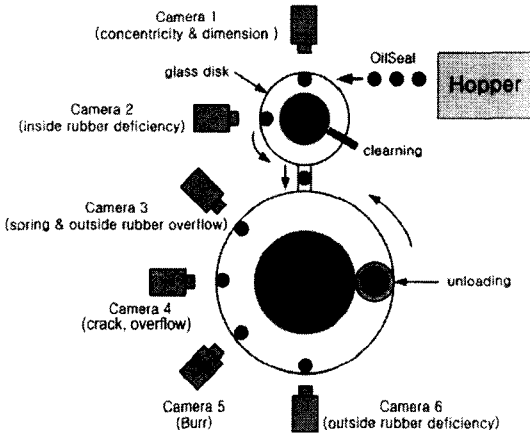


Fig.4 Schematic drawing of an inspection system

위해 첫 번째 광학 유리 회전 테이블로 이송되어 오일셀의 치수 및 동심도, 내부고무부족을 검사하며, 두 번째 8 등분 회전 테이블 위에서 나머지 검사 과정인 스프링 이상 유무, 외부고무넙침, 과사상, 버, 외부고무부족 및 흐름불량을 검사한다. 상태가 불량한 영역과 양호한 영역이 명확하게 구별되도록 조명의 방향과 특성을 조정하였으며, 일정한 광량을 유지하기 위해 스트로브(strobe) 조명을 사용하였다. 각 단계에서 불량으로 판정된 오일셀은 다음 단계로 가기 전에 공압으로 배출된다.

2.2 단순 이진화 처리에 의한 검사

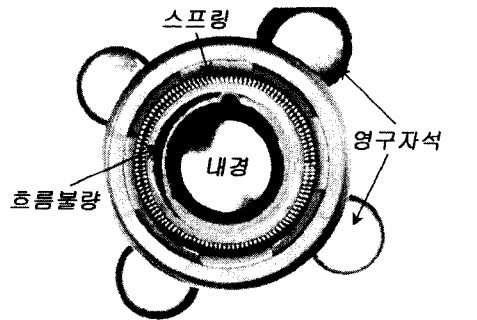
검사 과정은 CCD 카메라를 이용하여 취득한 영상 화소의 농담값(intensity)을 8 bit 로 디지털화하는 과정으로 시작한다. 임의의 경계값(threshold value)를 정한 후, 식 (1)에 나타난 바와 같이 관심

구역(검사영역) 내의 영상 화소의 농담값이 경계값 이상이면 '1' (white)로 하고, 경계값 이하이면 '0' (black)으로 이진 변환한다.

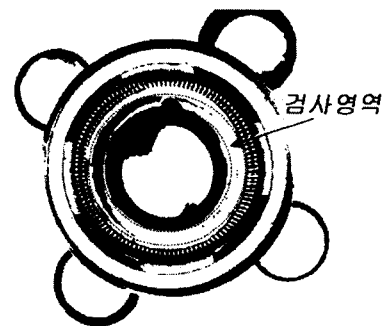
$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x,y) < T \end{cases} \quad (1)$$

여기서 $f(x,y)$, $g(x,y)$ 는 각각 영상처리 전,후의 (x,y) 에 있는 화소의 농담값을, T 는 경계값을 나타낸다.

Fig. 5 는 흐름불량을 가진 오일셀의 영상과 이 영상을 이진화 처리한 후의 영상을 보여주고 있다. 흐름불량은 오일셀 제작시 고무 성형에 문제가 발생하여 오일셀 상부에 나타나는 불량 유형이므로 Fig. 4 에서 보인 두 번째 회전 테이블 상에서 영구자석으로 오일셀을 고정한 후 상부의 영상을 취득하고, Fig. 5(b)와 같이 흐름불량이 발생하는 검사 영역을 설정한 후 이 부분을 검사한다. 경계값은 스프링 안쪽의 함몰 영역이 다른 영역과 명확하게 구별될 수 있도록 설정한다. 이러한 경계값 이진화 과정을 거친 후 검사 영역 내의 불량 영역에



(a) Before thresholding



(b) After thresholding

Fig.5 Oil-seal images before and after thresholding

해당하는 검은 화소 수를 계산함으로써 부품의 불량 정도를 정량화 할 수 있게 된다. 그러나 이 방법은 경계값 설정을 위하여 시행착오(trial and error)를 반복적으로 수행해야 하고 또한 이러한 방법으로 설정된 경계값이 최적의 값이라는 보장이 없을 뿐더러 '0'과 '1'로 구분되는 이진화된 영상이 경계값의 크기에 너무 민감하게 반응한다는 단점을 가지고 있다.

3. 인공신경망의 구성

오일셀은 고무 성형시 고무와 금형과의 마찰로 인해 오일셀 상부면에 연속적인 형태의 얼룩(smear)이 생기는 경우가 자주 발생한다. 하지만 이러한 얼룩은 오일셀의 기능에 전혀 영향을 끼치지 않는 요소이므로 불량으로 간주하지 않는다. Fig. 6 은 미세한 흐름 불량과 얼룩이 동시에 발생한 경우에 이진화 처리 전후의 영상을 보여주고 있다. 그림에서 보이는 바와 같이 미세한 흐름 불량이 발생한 경우에도 오일셀의 형상 및 치수의 변화가 거의 없고 또한 불량부분 화소의 농담값이

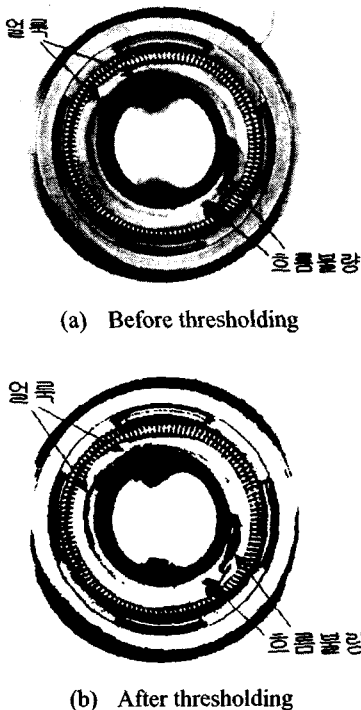


Fig.6 Oil-seal images with smear and defects

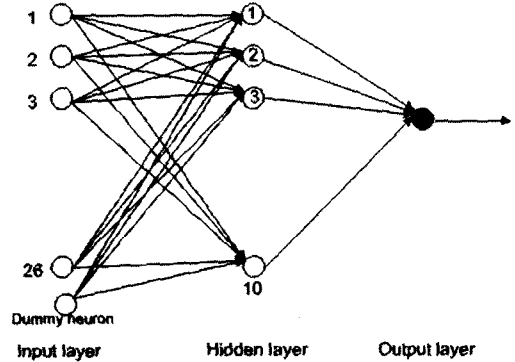


Fig.7 Structure of the neural network to detect oil-seal defects

얼룩의 농담값과 큰 차이를 보이지 않기 때문에 이진화 처리 전후 검사 영역 내의 검은 화소의 수치에서 큰 차이를 보이지 않았다. 만약 경계값을 더 낮춘다면 위의 경우에서 얼룩과 흐름 불량을 구분할 수 있었지만, 보다 더 많은 얼룩이 생긴 경우 양품이 불량품으로 분류되었다. 불량으로 분류된 제품은 모두 폐기 처분해야 하므로 이는 전체 수율(yield)의 심각한 감소를 초래한다

본 연구에서는 미세한 흐름 불량일지도 육안으로는 얼룩과 확연히 구별할 수 있다는 점에 착안하여 인공신경망을 미세한 흐름 불량 구별에 적용하였다. 인공신경망은 생물학적 뉴런(neuron)의 학습, 연산 및 기억 능력을 모방하여 수학적으로 모델링이 난해한 시스템의 모델링에 적용할 수 있는 인공지능이다.⁹⁻¹⁰ 인공신경망은 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer) 및 출력층(output layer)으로 구성되며 반복 계산을 통해 입력 데이터와 출력 데이터의 상관관계를 가중치(weight)의 값으로 저장한다. 인공신경망을 이용하여 흐름불량과 단순 얼룩을 명확하게 구분짓기 위해서, 검사 영역 내의 8 bit, 256 단계로 단순하게 이진화된 그레이 스케일(gray scale) 화소의 농담값을 식 (2)와 같이 26 단계로 재분류하였다. 즉,

$$\begin{aligned} \text{If } 10n \leq f(x,y) < 10(n+1) \text{ then } f(x,y) = n+1, \\ \text{where } n=0,1,2, \dots, 24, \\ \text{If } 250 \leq f(x,y) < 255 \text{ then } f(x,y) = 26 \end{aligned} \quad (2)$$

흐름불량을 가진 불량품과 단순하게 얼룩이 생긴 양품을 구분하기 위한 인공신경망은 Fig. 7

과 같이 더미뉴런(dummy neuron)을 포함하여 27 개의 입력뉴런, 10 개의 은닉뉴런 및 1 개의 출력뉴런으로 구성하였다. 은닉뉴런의 개수가 너무 적으면 신경망의 학습 능력이 떨어지며 일정 개수까지 은닉뉴런의 개수가 증가함에 따라 학습능력 및 계산량이 증가한다. 따라서 시행착오법에 의해 은닉뉴런의 개수를 학습능력과 계산량이라는 두 가지 관점에서 최적화할 수 있는 개수인 10 개로 정하였다. 출력뉴런의 결과값은 제품이 불량품이면 '0', 양품이면 '1'의 값을 가지도록 학습시켰다.

4. 실험 및 결과

실제 양산라인에 적용하기 위한 인공신경망을 구성하기 위해 우선 50 만개의 오일셀을 수작업으로 분류한 후, 양품 1000 개, 얼룩이 생긴 양품 100 개, 불량품 9 개를 준비하였다. 9 개의 불량품은 제조 공정상에서 발생하는 흐름불량의 대표적인 형태를 가지는 것으로 선정하였다. 준비한 오일셀의 영상의 화소를 26 단계로 단순화시킨 후, 각 단계에 해당되는 화소의 갯수를 검사 영역 전체에 걸쳐 누적하였다. 얼룩이 없는 양품, 얼룩이 생긴 양품, 불량품의 26 단계별 화소의 누적 수치의 분포 경향을 살펴보기 위하여 각 제품별로 단계별 화소의 누적 수치 평균값을 구하였으며, 이를 Fig. 8 에 나타내었다.

양품의 경우 검사 영역 내의 영상은 밝은 부분으로 나타나고 농담값이 큰, 즉 '1'에 가까운 화소의 수가 증가하게 된다. 따라서 26 단계 중 상위

레벨에서 화소의 누적 수치가 증가하였고 하위 레벨에서는 감소하였다. 불량품인 경우 검사 영역 내의 영상은 어두운 부분이 많이 나타나게 되며, 이는 결국 하위 레벨에서의 누적 수치의 증가로 나타난다. 얼룩이 존재하는 양품의 경우에는 상위 레벨에서의 피크(peak) 뿐만 아니라, 얼룩의 영향으로 16 단계 근처의 중간 레벨에서도 상대적으로 뚜렷한 피크가 나타났다. 결과에서 알 수 있듯이 양품과 불량품, 그리고 얼룩이 생긴 양품은 26 단계별 화소의 누적 수치의 분포가 각각 다른 양상을 보이므로 이 패턴을 인공신경망에 적용하여 불량과 얼룩을 구분하기로 하였다.

인공신경망의 구성을 위해 50 개의 얼룩이 생긴 양품과 9 개의 불량 제품을 오차 역전파법(error back-propagation method)⁹을 이용하여 학습시켰으며, 학습의 진행에 따른 오차의 변화를 Fig. 9 에 나타내었다. Epoch 4000 정도에 이르러 오차는 0.1 이하로 감소하였으며, epoch 11152 에서 오차 한계인 0.01 에 도달하였다.

학습된 인공신경망으로 불량품과 얼룩이 생긴 양품을 명확하게 구분할 수 있는 지를 검증하기 위해 인공신경망의 학습 시에 사용하지 않았던 나머지 50 개의 얼룩 제품과 불량품을 학습된 인공신경망에 입력하여 결과를 고찰해 보았으며, 그 결과를 Fig. 10 에 나타내었다. 그림에서 보는 바와 같이 삼각형으로 표시된 50 개의 얼룩이 생긴 양품 중 47 개 제품의 출력뉴런 값은 양품을 의미하는 '1'로 나타났고, 나머지 3 개 제품의 최소값도 0.6 이상으로 나타났다. 따라서 불량과 얼룩을 구

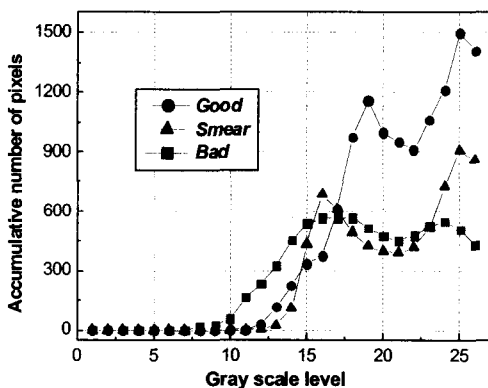


Fig. 8 Results of gray-scale level distribution

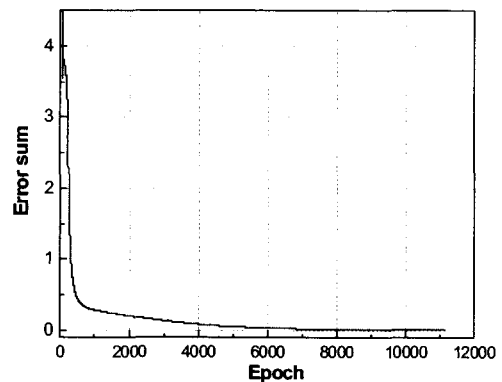


Fig.9 Decrease of the sum of error.

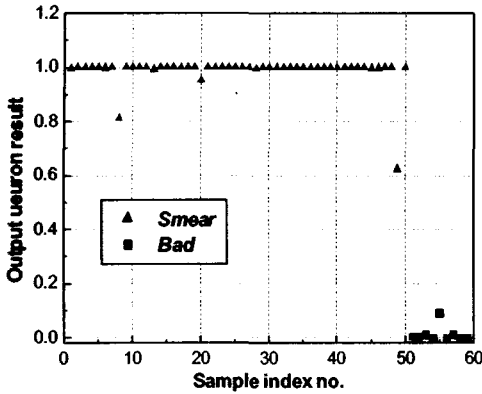


Fig.10 Output neuron results of smeared and bad oil-seals

분하는 임계치를 0.4 정도의 값으로 설정한다면 불량품과 얼룩이 생긴 양품을 충분히 구별할 수가 있다.

5. 결론

기존의 단순 이진화로 처리하는 비전 기술로는 명확하게 구분하기 어려웠던 오일셀의 불량 유형을 인공지능망을 이용하여 검사하는 방법을 제안하였고, 이를 실험을 통해 검증하였다. 양품과 불량품, 그리고 얼룩이 생겼지만 양품인 제품을 CCD 카메라로 찍은 영상에서 검사 영역 내 26 단계로 단순화시킨 단계별 화소의 누적 수치의 분포를 확인해 본 결과, 양품의 경우에는 상위 레벨의 누적 수치가, 불량품의 경우 하위 레벨의 누적 수치가 상대적으로 크게 나타난 반면, 얼룩이 생긴 제품의 경우에는 중간 레벨과 상위 레벨에서 뚜렷한 두 개의 피크를 보였다. 기존의 단순 이진화 비전 기술로는 오일셀 상부에 고무가 함몰된 형태로 나타나는 불량품과 얼룩이 생긴 양품을 구분하기 어려웠으나, 위에서 서술한 패턴을 학습시킨 인공지능망 알고리즘을 적용시킨 결과, 명확하게 구분할 수 있었다. 제안한 알고리즘의 적용으로 오일셀의 불량품 검사에 정확도를 높여 생산성이 크게 향상될 것으로 기대된다.

참고문헌

1. Moganti, M., Ercal, F., Dagli, C., Tsunekawa, S., "Automatic PCB Inspection Algorithms: A Survey," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.63, No.2, pp.287-313, 1996.
2. Baykut, A., Atalay, A., Ercil, A., Guler, M., "Real-time Inspection of Textured Surfaces," *Real-Time Imaging*, Vol.6, pp.17-27, 2000.
3. Tridic, F., Sirok, B., Bullen, P.R., Philpott, D.R., "Monitoring Mineral Wool Production Using Real-Time Machine Vision," *Real-Time Imaging*, Vol.5, pp.125-140, 1999.
4. Rajeswari, M., Rodd, M.G., "Real-Time Analysis of an IC Wire-bonding Inspection System," *Real-Time Imaging*, Vol.5, pp.409-421, 1999.
5. Park, H. J., Hwang, Y. M., "Dimensional Measurement Using the Machine Vision," *Journal of the Korean Society of Precision Engineering*, Vol. 18, No.3, pp.10-17, 2001.
6. Kwon, O. D., "A study on the development of Cutting Tool Inspection System Using Computer Vision," Ph.D. dissertation, KAIST, 1996.
7. Lee, C. H., Cho, T. D., "A Study on the End Mill Wear Detection by the Pattern Recognition Method in the Machine Vision," *Journal of the Korean Society of Precision Engineering*, Vol.20, No.4, pp.223-229, 2003.
8. Han, S. H., Jang, G. J., Yoon, K. J., Cha, J. H., Roh, K. S., Kweon, I. S., "Recent Developments in Machine Vision Research," *Journal of the Korean Society of Precision Engineering*, Vol.18, No.3, pp.23-34, 2001.
9. Zurada, Jacek M., "Introduction to Artificial Neural Network," 1992 West Publishing Company.
10. Bishop, Christopher M., "Neural Networks for Pattern Recognition," Clarendon Press, 1995.