

# 오류 역전파법으로 구현한 컬러 인쇄물 검사에 관한 연구

A study on the realization of color printed material check using Error Back-Propagation rule

한희석\* · 이규영\*\*

Hee-Suk Han\*, Kyn-Young Rhee\*\*

\*대전 산업대학교 제어계측 공학과 대학원

\*\*대전 산업대학교 제어계측 공학과 교수

## ABSTRACT

This paper concerned about a imputed color printed material image in camera to decrease noise and distortion by processing median filtering with input image to identical condition. Also this paper proposed the way of compares a normal printed material with an abnormal printed material color tone with trained a learning of the error back-propagation to block classification by extracting five place from identical block(3×3) of color printed material R,G,B value. As a representative algorithm of multi-layer perceptron the error Back-propagation technique used to solve complex problems. However, the Error Back-propagation is algorithm which basically used a gradient descent method which can be converged to local minimum and the Back-Propagation train include problems, and that may converge in a local minimum rather than get a global minimum. The network structure appropriate for a given problem. In this paper, a good result is obtained by improve initial condition and adjust the number of hidden layer to solve the problem of real time process, learning and train.

## I 서론

정보 사회의 발전에 따라 영상 정보의 정확한 전달과 변환 그리고 표현을 위해서는 컬러의 변환, 해석 및 표현의 연구가 뒷받침되어야 한다. 인쇄물 오류의 주원인은 인쇄과정이나 인쇄물의 이동과정에서 발생하는데 그 종류가 다양하고 검출하기 난해한 분야이다. 본 연구에서는 이 부분을 집중 분석하여 컬러 인쇄물의 검사를 위한 알고리즘을 구현 하고자 한다. 인쇄기나 별도의 검사장치에 영상시스템을 설치할 경우 대기 중에서 발생하는 빛의 굴절과 반사, 카메라 렌즈에 낀 먼지, 기계의 진동 등 여러 가지 잡음의 요소가 존재하므로 이를 제거하기 위하여 밀폐된 block box내에 카메라를 설치하고 인쇄용지를 통과시켜서 영상을 인식하는 방법, 필터를 이용하여 인식률을 높이는 방법, 역전파법을 이용한 인쇄물의 실시간 검사 방법 등이 있다. [1,2] 따라서 본 연구에서는 컬러영상의 변환과 필터링, 영상의 특징추출과 해석, 신경망의 개요, 역전파 알고리즘을 구현하고 실험을 통하여 양호한 특성을 보였다.

## II. 본론

### 1. 컬러영상의 변환과 필터링

컬러 공간은 컬러들과의 관계를 표현하는 방법으로 영상처리 시스템은 서로 다른 이유 때문에 서로 다른 공간을 사용하며 컬러로 된 인쇄물은 CMY 컬러모형, 컬러 CRT모니터와 컴퓨터 그래픽에는 RGB 컬러 모형, 색상 채도 명도를 다루는 경우 HSI 컬러 모형을 사용한다. 인간의 컬러 시각능력은 삼중 자극값 (RGB, CMY, HSI, YCbCr)에 기반 하여 많은 컬러들을 인식하며 YIQ 컬러 공간은 텔레비전 방송, XYZ 공간은 물리적인 원색과 관계는 없지만 컬러 표준으로 사용하며 간단한 행렬 곱으로 다른 컬러 공간으로 쉽게 변환할 수 있다. [3,4,5] RGB 공간에서 HSI로의 변환하는 목적은 컬러카메라는 RGB의 광 파장에 감응하는 센서로 얻은 강도를 디지털화상  $R(x,y)$ ,  $G(x,y)$ ,  $B(x,y)$ 로 변환하는데 일반적으로 컬러화상은 조명 불균일의 영향으로 동일한 대상물일지라도 동일 R, G, B의 데이터를 갖는다고 할 수 없다. 또한 컬러화상을 일정 명도로 정규화 하면 색조성분만의 화상을 얻을 수 있으며 색도 변환은 다음 식으로 표시된다.

$$\begin{pmatrix} r \\ g \\ b \end{pmatrix} = \frac{255}{R+G+B} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

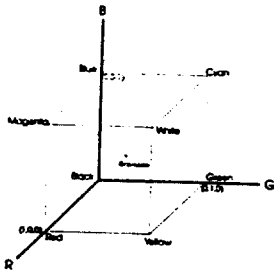


그림 2.1 RGB 컬러 모형  
Fig.2.1. RGB Color model



C 영상          M영상          Y영상          K영상

그림 2.2 에지 검출 영상  
Fig.2.2 Edge Check Image

그림 2.1과 같은 RGB 3차원 컬러공간을 보면 명도85를 갖는 평면과 색 벡터와의 교점좌표가 색도로 되어 있는 것을 알 수 있다. 이렇게 하여 색도 변환된 컬러 화상은 색조 정보만 갖기 때문에 조명 불균일을 제거하여 대상물을 추출할 때 유용하다. 카메라에서 인쇄물의 화상을 입력하여 데이터 처리를 하는 가장 기본적인 처리로서 주파수 대역 필터가 있다. [5,6] 저주파 통과 필터링은 가우시안 잡음을 제거하는데 적합하지만 임펄스 잡음을 제거하기 위해서는 적합하지 않으며 임펄스 잡음에 의해 왜곡된 영상은 0 또는 255와 같은 뚜렷하게 잘못된 밝기 값을 가진 많은 화소들을 갖게된다. 컬러화상은 명도, 채도, 색상이라고 하는 3속성으로 분해가능하고 또 대상물의 추출, 에지 추출 등을 위한 하나의 방법으로 그림 2.2에 나타냈다. 임펄스 잡음을 제거하기 위한 더욱 효과적인 방법은 미디안 필터링 기법으로 비선형 영역처리 기법이다. 저주파 통과 필터에 비하여 미디안 필터의 큰 장점은 미디안 필터는 강한 에지를 보존하고 기존의 에지 들을 좀더 상세하게 보존할 수 있다. 미디안 필터링은 한 영상의 화소들에 대하여 임의 크기의 윈도우를 슬라이딩하면서 오른쪽순으로 윈도우 안에 있는 화소들에 대하여 순위를 파악하는 방법으로 수행되는데 중간에 해당하는 화소 값은 윈도우의 중심에 대응하는 출력영상의 위치에 채워진다. 중심 값이 선택되기 때문에 미디안 필터의 윈도우가 가진 화소의 수는 홀수개가 된다. 미디안 필터링의 기본함수는 매우 뚜렷한 밝기를 가진 점들이 그들의 이웃한 화소들과 유사하도록 만들어서 추출되는 화소 값을 제거하는 것이다.

컬러 영상을 필터링에서는 세 개의 다른 밝기 값인 빨간색, 초록색, 파랑색이 있으며 이들을 오름차순으로 정렬하는 적절한 방법을 선택하는 것이 문제가 되므로 중앙값을 결정하기 위한 알고리즘은 다른 방법으로 수행되는데 컬러영상을 필터링 할 때 이용할 수 있는 미디안 값이 가진 유일한 특징은 미디안 값과 집합에서 모든 다른 값들 사이의 차를 합한 것은 집합에서의 임의의 다른 값에 대한 차를 합한 것보다 작다는 것이다.

$$\sum_{i=1}^N |x_{med} - x_i| \leq \sum_{i=1}^N |y - x_i| \quad (2.2)$$

N은 데이터 집합에서 원소의 수를 나타내며 3×3 미디안 필터인 경우에는 9개의 원소가 되며 y는 데이터 집합에서 임의의 값을 나타내고  $x_{med}$ 는 중앙값을 나타낸다. 데이터 집합의 각 화소에 대하여 다른 화소들의 빨간색, 초록색, 파랑색 요소들 사이의 차들을 합하여 가장 작은 합을 가진 화소가 미디안 필터의 출력이 된다. 컬러 미디안 필터 출력을 계산하기 위하여 필터 윈도우에서 나타나는 N 개의 각 화소의 샘플에 대하여 각각의 컬러 요소들에 대한 차들을 합한다.

$$Distance_i = \sum_{j=1}^N (|red_i - red_j| + |green_i - green_j| + |blue_i - blue_j|) \quad (2.3)$$

여기서  $i$ 는 처리된 화소이고  $j$ 는 다른 화소 샘플들을 나타내며 이전 식에서  $x$ 와  $y$ 는 빨간색, 초록색, 파랑색 요소들 즉  $x_i = \{red_i, green_i, blue_i\}$ 로 분할되었으며 가장 작은 값을 가진  $Distance_i$ 는 필터의 출력인  $x_i$ 에 대응되고 일반적으로 출력화소 값을 윈도우의 중심 값과 연관시키므로 필터의 수는 홀수 개를 사용하는 방법을 사용하여 본 연구에 적용한 것을 그림 2.3에 나타내었다.



그림 2.3 잡음영상과 필터링 영상  
Fig. 2.3 Noises image and filtering image

## 2. 화상의 특징 추출과 해석

화상 해석의 처리는 화상의 분할이라 불리는데 추출되는 화상의 특징으로는 에지와 영역이 있다. [7, 8] 그레이, 2진 이미지는 에지 검출 기법이 효과적이지만 칼라 이미지를 처리하는데는 적합하지 않으며 영역분할 기법을 사용하여 화상의 특징을 추출하고 해석하는 것이 효과적이다. 처리하고자 하는 인쇄물의 데이터는 104×142 화소로 이루어져 있으며 이를 R, G, B 데이터로 환산할 경우 14,768×3 = 44,304개의 데이터 값을 가지게 된다. 이 많은 데이터를 실시간으로 처리한다는 것은 현재의 영상처리 장비로서는 거의 실현이 불가능하며 칼라 데이터 처리는 영상의 특징을 고려하여 영역분할 기법을 이용 데이터를 추출하여 처리함으로써 실시간 처리를 가능하도록 하는 방법을 택하였다.

- 인쇄물 영상의 히스토그램을 정보를 얻어 다른 인쇄물 영상의 히스토그램과 비교하는 해석 방법. [3, 5, 6]
- 인쇄물 영상을 각각의 R, G, B 영상으로 분해하여 이 영상을 그레이로 변환 해석하는 방법. [9]
- 인쇄물 영상에서 104×142 화소 크기의 영상규격을 변경하여 데이터를 해석하는 방법. [7, 10]
- 인쇄물 영상에서 색상의 특징이 다양한 부분의 세로, 가로 1줄의 화소를 3개소 추출하고 추출한 1줄의 데이터에서 10 화소씩 각기 3개소의 데이터를 해석하는 방법. [11]
- 인쇄물 영상에서 5×5 블록의 데이터를 3개소 추출하여 해석하는 방법. [3, 7]
- 인쇄물 영상에서 화소의 깊이 동일한 3×3 블록의 데이터를 5개소 추출하여 해석하는 방법.

a) 방법은 영상처리 분야에서 현재 가장 많이 사용하는 방법으로 히스토그램과 다른 처리기법을 병행하여 처리해야 좋은 결과를 얻을 수 있다. 위의 여섯 가지 방법으로 데이터를 처리해본 결과를 그림 2.4에 나타내었으며 . d, e, f) 방법은 데이터를 줄이면서 색상검색의 효과를 높일 수 있는 방법으로 생각되어 본 연구에서는 f) 방법을 사용하여 데이터를 줄여 색상을 실시간에 검색하는 방법을 선택하였다.

### 3. 역전파 알고리즘

신경망 모델은 수많은 계산요소를 가중치를 가한 연결선으로 연결하고 동시에 실행시키고 그 연결방식에 따라 여러 가지 모델이 제시되고 있다. 계산요소 또는 신경망 노드의 작동함수는 비선형적이며 대체로 아날로그 식으로 디지털 회로에 비하여 느리며 가장 간단한 노드의 모델은 그림 3.1의 간단한 계산 요소와 출력 결정 함수에서 보는 바와 같이  $N$ 개의 가중치가 곱해진 입력의 합을 비선형 함수를 통과시켜서 출력시키는 것이며 노드의 출력결정은 내부의 역치(threshold or offset)  $\theta$ 와 비선형 함수의 유형에 의하여 결정된다. 비선형 함수의 유형은 단형(Hard Limiter), 역치논리형(Threshold Logic), 시그모이드형(Sigmoid) 등으로 좀 더 복잡한 계산요소는 단순함뿐 아니라 적분, 시간의존형 계산 등의 수학적식을 포함시킨다. [12,13,14] 신경망 모델의 장점은 고도의 병렬처리에 의한 계산성능의 향상에만 있는 것이 아니고 몇 개의 입력 노드가 여러 개의 처리 노드에 국소적으로 연결되어 있기 때문에 한 두 개의 노드에 이상이 있다해도 전체적인 성능에는 현저하게 영향을 주지 않으며 또한 전 단계의 출력결과에 따라 가중치를 변경할 수 있어서 사물에 따라 적응하여 연속적 학습이 가능하며 적응능력과 학습기능은 신경망에 대한 연구의 주요한 초점이 되고 있다. 신경망을 구분해보면 입력이 이진 자료인 것과 연속적 수치자료로 나눌 수 있고 제어 감독하에 훈련될 수 있는 것과 그렇지 않은 것으로 나눌 수 있다. Hopfield, Hamming 신경망, Carpenter/Grossberg 분류기는 입력을 2진 자료를 이용하여야 하며 퍼셉트론, 다층 퍼셉트론, Widrow-Hoff, Kohonen 자가조직 신경망 등은 연속치 입력을 사용한다. 여기서 퍼셉트론은 계단 응답 전이함수를 가지며 Widrow-Hoff는 선형전이함수를 가지므로 인체물과 같은 비선형 함수에는 적합하지 않다. 따라서 비선형 전이함수를 가진 다층 퍼셉트론 중에 역전파 법에 의한 학습 및 훈련을 본 연구에 적용 시켰다.

그림 2.4는 하나의 은닉층을 갖는 다중계층 퍼셉트론으로 입력은  $N_I$ 개, 중간 은닉층 뉴론은  $N_H$ 개, 출력층 뉴론은 1개이다.  $N_I$ 개의 입력은  $p_1, \dots, p_{N_I}$ 로 표기되며,  $p_0 \equiv 1$ 은 계산의 편의를 위해 첨가되었다. 학습에 의해 개선되는 뉴론간 연결강도는 입력층 중간층의 경우  $(N_I + 1) \times N_H$  행렬로 표현할 수 있으며 이 행렬의 원소  $w_{km}$  ( $k=0, \dots, N_I, m=1, N_H$ )는  $k$ 번째 입력과  $m$ 번째 중간층 뉴론 사이의 연결 강도이다.

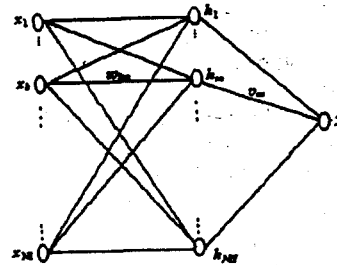


그림 2.4 하나의 은닉층을 갖는 다중계층 퍼셉트론  
Fig. 2.4 A multi-layered perceptron with one hidden layer

또한 중간층 출력층의 경우 연결 강도를  $(N_H + 1) \times 1$  벡터로 표현할 수 있으며, 각 원소  $n_m$  ( $m=0, 1, \dots, N_H$ )은  $m$ 번째 중간층 뉴론의 출력과 출력층 뉴론 사이의 연결 강도이다. 중간층 뉴론을 위한 활성화 함수로는 일반적으로 Sigmoid 함수를, 그리고 출력층 뉴론을 위한 활성화 함수로는 문제에 따라 Sigmoid 함수나 선형함수를 사용한다. Sigmoid 함수  $f(u)$ 는 단조 증가하는 연속 함수로서 아래의 조건을 만족한다. [15,16]

$$\lim_{n \rightarrow -\infty} f(n) = a, \quad \lim_{n \rightarrow +\infty} f(n) = b \quad (a < b) \quad (2.4)$$

흔히 활성화 함수 출력의 범위에 따라 log-Sigmoid 비선형 함수는 다음 식으로 표시된다.

$$a = f(n) = \frac{1}{1 + \rho^{-n}} \in (0, 1) \quad (2.5)$$

또한 Hapergolic tangent sigmoid 함수는 다음 식으로 표시된다.

$$a = f(n) = \text{tansig}(n) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} \quad (2.6)$$

이러한 log-Sigmoid 와 Tan-sigmoid 함수는 일반적으로 S 형태의 입력과 출력 포화 특성을 갖게되며 그림 2.5그래프와 같이 표현된다. 본 연구에서는 식(2.5)와 같이 주어지는 log-Sigmoid 함수를 중간 뉴런 활성화함수로 사용하고 출력층 뉴런은  $f^2(n) = \frac{d}{d_n}(n) = 1$ 과 같은 선형 함수를 활성화함수로 사용하였다.

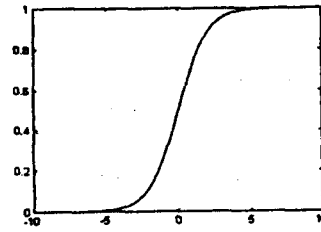


그림 2.5 Sigmoid 활성화함수  
Fig.2.5 Sigmoid activation functions

#### 4. 시뮬레이션 및 실험

본 실험에 적용한 장치는 단 초점 렌즈의 이미지 센서를 내장한 컬러카메라 (TMC-7RGB, Pu-Inix)를 사용하였으며 카메라로부터 전송된 영상 신호를 처리하는 독립된 컴퓨터 시스템으로 구성된 보드로서 실시간 영상 검사를 위한 하드웨어(OCULUS TCI VGA-ULTRA)로 구성하였다. 주 컴퓨터(ASUS P/I-XP6NP5)는 이미지 프로세서 보드의 다운로드와 PC 프로그램 수행시 전송된 데이터를 비교하고 연산을 수행하며 조명은 할로겐 램프(15W×4)의 광원을 사용한 사방 간접 조명방식을 이용하였다. 스캐너(HP-5P)는 입력된 영상과 카메라에서 입력된 화상을 비교 분석하여 조명상태를 조정하기 위한 보조 기기로 사용하였다.

#### 가) 데이터 변환 및 추출

##### a) 정상적인 인쇄물에서 데이터 추출

시뮬레이션에 사용된 인쇄물은 컬러 카메라를 사용하여 우표 104×142 화소크기의 정상적인 인쇄물을 획득하여 컬러 검사에 필요한 3×3화소 5개소를 추출하고 추출한 5 종류에 R,G,B 화소의 값을 구하고 오차 검출 알고리즘에 적용될 파라미터를 추출하기 위하여 이 값을 뉴럴 네트워크의 정상치 입력 데이터로 사용하였으며 또한 컬러 인쇄물을 CMYK로 분해하여 그레이 처리 후 에지를 추출하여 각 색상 상태를 검사하는 데이터로 사용하였다. 시뮬레이션에 사용된 인쇄물의 영상은 그림 2.6과 같다.



그림 2.6 정상 인쇄물  
Fig.2.6 Normal printing

##### b) 비정상적인 인쇄물에서 데이터 추출

비정상적인 인쇄물 15종류를 선정하여 정상적인 인쇄물과 동일한 위치의 3×3 화소를 5개소 추출하여 뉴럴 네트워크의 비교 입력 데이터로 사용하였으며 CMYK로 분해한 영상을 그레이 처리하여 정상 인쇄물과 비교 데이터로 사용하였다. 시뮬레이션에 적용한 인쇄물의 영상은 그림 2.7과 같다.

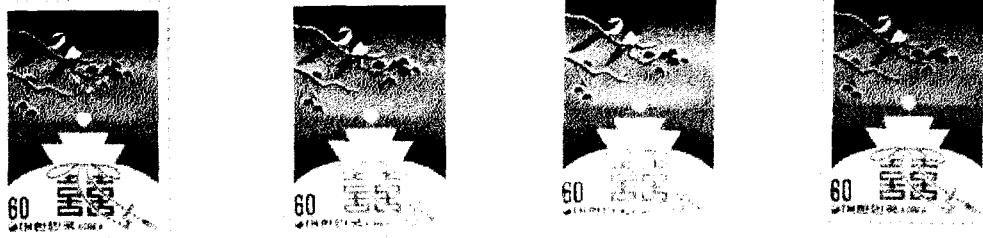


그림 2.7 비정상 인쇄물  
Fig.2.7 abnormal printing

## 나) 역전파법에 의한 학습 및 훈련

### a) 가중치와 옵셀치의 초기화

역전파 네트워크는 종종 한 개나 그 이상의 시그모이드 뉴런의 은닉 층과 선형 뉴런의 출력층으로 구성된다. 비선형 전이함수를 가지는 다층 뉴런은 네트워크가 선형이나 비선형 관계를 갖는 입력과 출력 벡터 사이를 학습 로그-시그모이드 전이함수를 가진 네트워크의 첫 번째 뉴런 층의 초기  $W1$ (연결강도)과  $B1$ (편차)을 찾기 위하여 Nguyen과 Widrow가 개발한 초기조건을 개선한 방법을 적용하고 두 번째층의  $W2$ (연결 강도)와  $B2$ (편차)는 작은 양이나 음의 난수 값으로 초기화 하였다.

$$\begin{aligned} &> [ R, Q ] = \text{size}( P ); \\ &> S1 = 2; \\ &> [ S2, Q ] = \text{size}( T ); \\ &> [ W1, B1 ] = \text{nwlog}( S1, R ); \end{aligned} \quad (2.7)$$

$$> [ W2, B2 ] = \text{rands}( S2, S1 ) * 0.5 \quad (2.8)$$

### b) 입력과 요구되는 출력 값의 제시

연속성 입력벡터  $P_0, P_1, \dots, P_{N-1}$ 을 제시하고 요구되는 출력  $T_0, T_1, \dots, T_{M-1}$ 을 지정한다. 네트워크의 출력층에 대하여 오차의 미분을 계산하고 각 은닉 층에 델타벡터가 유용할 때까지 네트워크를 통하여 역전파 한다. 함수  $\text{deltalog}$ 로 이들 벡터를 계산하는데 각각의 함수는 출력층의 델타 벡터를 찾기 위하여 호출되거나 은닉층에 델타를 역전파하기 위하여 호출된다. 출력층에 대한 델타벡터는 네트워크의 오차벡터로부터 계산할 수 있고 ( $E = T - C$ ) 은닉층에 대한 델타 벡터는 다음층의 델타벡터로부터 계산할 수 있다.

### c) 실제 출력치의 산출

시그모이드 비선형 동작함수를 이용하여  $A_0, A_1, \dots, A_{M-1}$ 을 계산한다.

$$a = \text{simuff}( p, w1, b1, 'logsig', w2, b2, 'purelin' ) \quad (2.9)$$

### d) 가중치의 적응

회귀 알고리즘을 이용하여 출력노드에서 시작하여 제 1은닉 층으로 후진 적용 시키며 가중치에 의하여 얻을 수 있으며  $K$ 는  $j$ 번째 노드 이상의 층에 존재하는 모든 노드를 의미하고 내부 노드들의 역치도 비슷한 방법으로 적용된다. 이는 그 노드들의 역치가 보조적인 상수치 입력으로부터의 연결선에 대한 가중치임을 가정한 상태에서 이루어진 값이다. 수렴 속도는 모멘트 항이 추가되고 가중치 변화가 아래 식에 의해 유연하게 구성된다면 신속히 처리될 수 있다. 여기서  $0 < \alpha < 1$  이다.

$$[W1, B1, W2, B2] = \text{initff}( P, S1, 'logsig', T, 'purelin' ) \quad (2.10)$$

### e) 훈련

모든 훈련벡터에 대하여 평방향 오차가 허용오차 보다 작으면 훈련은 멈추고 그렇지 않으면 델타 벡터를 출력 층에 대하여 계산하고 다른 델타 벡터를 다른 네트워크를 통하여 역전파 시킨다. 결국에는 역전파 학습 규칙으로 연결 강도를 갱신하고 이 과정을 반복한다. 먼저 입력 벡터의 행렬  $P$ 와 이들에 대한 목표  $T$ 를 랜덤하게 초기화된 층의 연결강도  $W$ 와 편차  $B$ 를 구하고 층의 전이함수를 추가한다. 그러면 원하는 epochs 수( $\text{max\_epoch}$ )와 허용오차( $\text{err\_goal}$ ) 및 원하는 학습속도 ( $lr$ )로 2층 네트워크를 훈련하였다.

$$> TP = [\text{disp\_freq} \text{ max\_epoch} \text{ err\_goal} \text{ lr}]; \quad (2.11)$$

$$> [W1, B1, W2, B2, \text{epochs}, TR] = \text{trainbpm}( W1, B1, 'logsig', W2, B2, 'purelin', P, T, TP ); \quad (2.12)$$

시뮬레이션 및 실험 결과를 그림 2.8에 나타내었다.

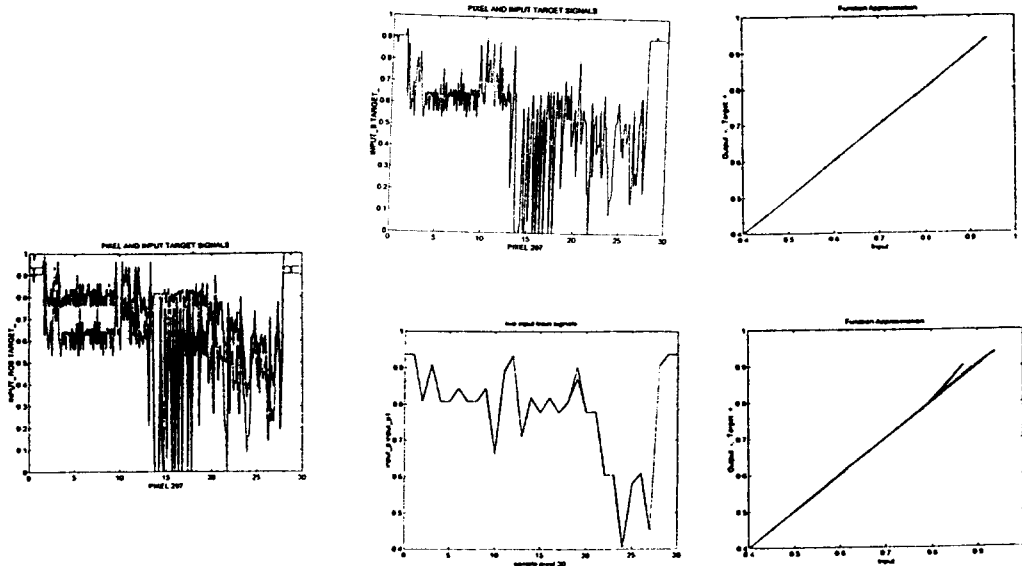


그림 2.8 실험 결과  
Fig.2.8 Testing result

### III. 결론 및 고찰

영상 정보의 정확한 전달과 표현을 위해서는 컬러의 변환과 해석을 위해 RGB 영상정보를 CMYK, HSI 변환을 시도하였다. 컬러 카메라는 RGB의 광 파장에 감응하는 센서로 얻은 강도를 디지털화상  $R(x,y)$ ,  $G(x,y)$ ,  $B(x,y)$ 로 변환하는데 일반적으로 컬러화상은 조명 불균일의 영향으로 동일한 영상정보라도 동일 R,G,B의 데이터를 갖는다고 할 수 없으나 컬러화상의 명도가 변동하기 때문이며 색조 성분은 일정하므로 HSI공간에서 밝기 채널을 이용하여 에지 검출을 시도 하였다. 또한 필터링 방식에는 화상에 직접 조작하는 공간 필터와 직교함수를 이용하여 스펙트럼 영역으로 변환한 후 조작을 가하는 주파수 대역 필터가 있으며 저주파 통과 필터링은 가우시안 잡음을 제거하는데 적합하지만 임펄스 잡음을 제거하기 위해서는 적합하지 않으며 임펄스 잡음에 의해 왜곡된 영상은 0 또는 255와 같은 잘못된 밝기 값을 가진 많은 화소들을 갖게되므로 임펄스 잡음을 제거하기 위한 효과적인 영역처리 방법인 미디안 필터링 기법이다. 강한 에지를 보존하고 기존의 에지 들을 좀더 상세하게 보존할 수 있는 미디언 필터를 이용하여 화상 내에 포함되는 잡음, 왜곡 등을 제거하므로써 영상정보의 동일성을 기하였다. 많은 데이터를 실시간으로 처리한다는 것은 현재의 영상처리 장비로서는 거의 실현이 불가능하기 때문에 칼라 데이터 처리를 영상의 특징을 고려하여 영역분할 기법을 이용 데이터를 추출하여 처리함으로써 실시간 처리를 가능하도록 하는 방법으로 인쇄물 영상에서 화소의 값이 동일한  $3 \times 3$  블록의 데이터를 5개소를 추출하여 데이터를 처리해본 결과 다른 기법들 보다 데이터를 줄이면서 색상 비교검색에 있어서 양호한 결과를 얻을 수 있었다. 색상의 비교분석은 신경망의 비선형 전이함수를 가지는 역전파법을 이용하여 로그-시그모이드 전이함수와 선형 전이함수를 가진 네트워크의 첫 번째 뉴런 층의 초기  $W1$ (연결강도)와  $B1$ (편차)을 찾기 위하여 Nguyen과 Widrow가 개발한 초기조건을 개선한 방법을 적용하고 두 번째 층의  $W2$ (연결 강도)와  $B2$ (편차)는 작은 양이나 음의 난수 값으로 초기화하므로써 국부적 최적해에 도달하는 것과 역전파 훈련에서 지역 최소 값에 빠질 수 있는 단점을 보완하므로써 매우 양호한 결과를 얻을수 있었다.

#### IV. 참고문헌

- 1) 이양범, 강경일, 이용중 共編, "화상처리응용기술" 圖書出版 技文社 PP.109-133,253-278,1996
- 2) M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color Indexing", Intl. J. Computer Vision, Vol.7 No.1, PP 11-32, 1991
- 3) 柳明分, 禹錫勳, 朴東權, 元致善, "블럭단위 특성분류를 이용한 컬러 영상의 검색" 電子論 第 34卷 S編 第 12號, PP. 81-89
- 4) 安錫出 著, "印刷畫像工學" 釜山工業大學, pp 61-95.
- 5) Randy Crane 著, 최형일, 이근수, 이양원 共譯, "영상처리 이론과 실제" 흥릉과학 출판사. pp 13-83 (1997)
- 6) 金熙昇 著, "영상인식 -영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식, 신경망-" 生能. pp 129-199,305-347 (1993)
- 7) 朴廷珉, 孫光薰, 許榮 "물체 정합을 위한 특징점 추출및 물체 표현에 관한 연구" 電子論 第 35卷 S編 第 6號 PP. 101-107 (1998)
- 8) H. Freeman and L. S. Davis " A corner-finding algorithm for chain-coded curves" IEEE Trans. Comput. vol. C-26, PP.291-296, (1987)
- 9) 金技承, 金準哲, 李俊煥, "빠른 영상처리 기법을 이용한 직물 검사" 電子論 第 35卷 S編 第 6號.(1998)
- 10) 橫轉雅和, 小版利率, 大松繁 "ニューロハターン 認識 はよる米ト\*ル 紙幣 の 識別" 電子論 C編 115卷 3號 平成 7年
- 11) 竹田史音, 大松繁, "ランダムマスクを前處理機構に有する小規模 ニューラルネットワーク による貨 幣識別技術" 電子論 C 114卷 1號 平成 6년.
- 12) 尹炳文, 辛堯安, "다중계층 퍼셉트론 내 Sigmoid 활성화함수의 구간 선형 근사와 양자화 근사와의비교" 電子論. 第 35卷. C編, 第 2號 PP. 56-64 (1998)
- 13) K. Hornik, M. Stinchcombe and H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators," Neural Networks vol. 2, pp.359-366 (1989)
- 14) K. Funahashi, "On the approximate realization of continuous mappings by neural networks," Neural Networks, vol. 2, pp. 183-192,
- 15) 金三植, 閔昌宇, 金明源, "오류 역전파 학습에서 확률적 가중치 교란에 의한 전역적 최적해의 탐색" 電子論. 第 35卷. C編, 第 3號 PP. 79-89 1998
- 16) S. C. Ng, S. H. Leung and A. Luk, " Evolution of Connection Weights Combined with Local Search for Multilayered Neural Network," IEEE, PP.726-731, 1996
- 17) B. Widrow, R. G. Winter & R. A. Baxter, "Layered Neural Nets for Pattns Recognition," IEEE Trans. Acoust., Speech & Signal Process. 36. NO. 7. 1109 (1988)
- 18) 車晉宇, 柳忠相, 徐春源, 金恩洙, "모둠구조 mART 신경망을 이용한 3차원 표적 피쳐 맵의 최적화" 電子論. 第 35卷. C編, 第 2號 PP. 71-79 1998
- 19) Michael W. Roth, " Survey of Neural network Technology for Automatic Target Recognition " IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 1, no. 1, Mach 1990
- 20) Simon Haykin, Neural Networks A Comprehensive Foundation, Macmilan College Publishing Co., Inc., PP.138-235, 1994
- 21) Martin T. Hagan, Howard B. Demuch, Mark H. Beale, Neural Network Design, Contents 11, 12.