

Recognition of Patterns and Marks on the Glass Panel of Computer Monitor

安仁模* · 李起常**

(In-Mo Ahn · Kee-Sang Lee)

Abstract - In this paper, a machine vision system for recognizing and classifying the patterns and marks engraved by die molding or laser marking on the glass panels of computer monitors is suggested and evaluated experimentally. The vision system is equipped with a neural network and an NGC pattern classifier including searching process based on normalized grayscale correlation and adaptive binarization. This system is found to be applicable even to the cases in which the segmentation of the pattern area from the background using ordinary blob coloring technique is quite difficult. The inspection process is accomplished by the use of the NGC hypothesis and ANN verification. The proposed pattern recognition system is composed of three parts: NGC matching process and the preprocessing unit for acquiring the best quality of binary image data, a neural network-based recognition algorithm, and the learning algorithm for the neural network. Another contribution of this paper is the method of generating the training patterns from only a few typical product samples in place of real images of all types of good products.

Key Words : NGC, Neural network, Glass panel, Pattern recognition, Adaptive binarization, Noise model

1. 서 론

모니터용 유리 패널 면에 모델명이나 제품번호를 나타내는 마크나 문자를 표시하여 공정 중 필요한 때에 이를 자동으로 인식함으로써 제품을 분류하고, 공정상의 위치를 확인하며, 효과적으로 공정관리를 하기 위한 중요한 정보를 제공하여 이를 통해 보다 넓은 범위의 생산자동화를 이룰 수 있다.

그런데 이러한 문자나 마크는 조명의 상태, 각인의 품질, 주변 환경의 변화 등에 의해서 이미지의 가시화 상태가 좋지 않은 경우가 많다. 또한 빛의 투과 및 반사를 수반하는 유리 재질의 특성 상 종래의 OCR(optical character reader) 알고리즘을 이용해서는 인식하기가 곤란하다. 지금까지 패턴 인식을 위한 많은 비전 기술들이 개발되어 왔지만 문자인식 분야의 대부분은 주로 종이 위에 쓰인 문서 영상을 대상으로 한 것들이므로, 이들을 이용하여 공장과 같은 열악 환경에서 생산 공정 중 제품에 표기된 문자나 마크를 인식하는 것은 어려운 일이다. 또한 이러한 문자 및 마크는 금형에서 찍혀 나오거나 레이저로 각인되며 특수한 모양의 도형 등이 포함되어 있어 일반적인 문서 영상과는 다른 특징을 갖고 있다. 컴퓨터 모니터나 텔레비전 브라운관에 사용되는 유리 패널에 새겨진 문자와 마크는 구조 조명등 최적의 조명 방법을 적용하여도 이치화가 어려운 저 화질의 영상으로서, 기존의 연구

결과와 상용으로 발표된 문자인식 장치로는 인식을 수행할 수가 없는 상태이다. 우선적으로 조명을 최적으로 하여 입력 이미지의 질을 높이는 방법을 강구하여야 하며, 아울러 인식을 올릴 수 있는 새로운 알고리즘의 개발이 필요하다.

따라서 본 논문에서는 가시화 상태가 좋지 않은 컴퓨터 모니터용 유리 패널 상에 금형 또는 레이저에 의해 각인된 문자나 마크를 자동으로 인식, 분류하기 위하여 NGC(normalization grayscale correlation)를 기반으로 한 탐색 과정 및 적응형 이치화 (adaptive binarization)를 포함하는 전처리 방법을 적용하여 최적의 이치화 영상을 얻어 NGC 매칭을 수행하고, 그물망 특징을 추출한 후 다층 신경회로망으로 이를 검증하여 인식율을 증대시키는 알고리즘을 제시하고자 한다. 또한 신경회로망 학습을 위한 교사 모델을 실제의 양품 시료로부터 직접 입력하지 않고 몇 개의 대표 시편만으로 유사한 모델 패턴을 생성하여 학습 과정을 간단히 할 수 있는 방법을 제시한다.

본 논문의 내용은 영상 취득 및 전처리 과정, 신경망을 이용한 인식, 잡영 모델을 만들어 신경망을 학습시키는 방법 등으로 구성되어 있다. 2절에서는 최적의 2치화 영상 데이터를 얻기 위한 전처리 과정을 설명하고, 3절에서는 패턴 인식을 위한 인공신경망 구조 및 학습, 학습 패턴의 생성 및 특징 추출에 대한 내용을 기술하며, 신경망 학습 패턴을 생성시키기 위한 잡영 모델을 4절에서 설명한다. 마지막으로 인식시스템 구현에 대한 사항 및 실험 결과를 기술한다.

2. 전처리

고성능 영상인식시스템 설계시에는 우선 가장 선명한 영상을 얻을 수 있도록 조명과 광학계를 구성하는 것이 중요하다

* 正 會 員 : 馬山大學 컴퓨터電氣工學部 副教授

** 正 會 員 : 檀國大學校 電氣電子컴퓨터工學部 教授 · 工博

接受日字 : 2003年 1月 9日

最終完了 : 2003年 2月 22日

다. 조명은 별도의 조명 설계 방법에 의하여, 형광등을 광원으로 하고 확산광을 이용한 전면 경사 방향 조명으로 한 상태에서 최적의 이미지를 얻을 수 있다.[1] 입력 영상으로부터 패턴 영역을 찾기 위해 NGC를 이용한다. NGC에 의한 매칭 방법은 정해진 기준 패턴을 검사할 영상 내부에 위치시키는 것으로, 기준 패턴은 영상의 모든 가능한 위치로 이동되면서 서로 겹쳐진 값들에 대해 대응 픽셀의 값을 곱하고 이 값들을 저장한다.[2][3]

유리 패턴은 그림 1에 예시한 바와 같이 가시화 상태가 매우 좋지 않기 때문에 블롭 칼라링(blob coloring)등의 일반적인 방법으로는 배경으로부터 패턴 영역을 직접 분리해 낼 수가 없다. 그러므로 NGC를 이용하여 패턴 영역을 분리 할 필요가 있다.

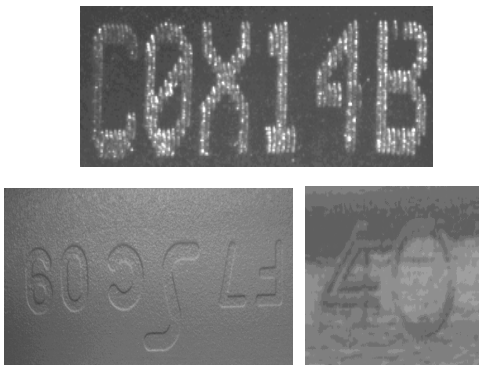


그림 1 유리 패널 영상 예
Fig. 1 Examples of glass panel image

NGC 매칭을 적용하는 과정은 다음과 같다. 우선 입력 영상으로부터 패턴이 있는 영역을 찾기 위하여 인식할 문자들로 구성된 템플레ートを 만들고 이 템플레ートを 이용하여 영상 내부에 존재하는 문자를 탐색한다. 여러 개의 템플레ートを 반복해서 검사할 영역에 적용시키고 최대의 NGC계수치를 주면서 가장 잘 매칭되는 문자를 선택한다. 이 과정에서 매칭된 한개의 문자가 발생하면 매칭을 반복함으로써 영상에서 문자 영역을 추출하는 것이 가능하게 된다. NGC를 통해 영역을 탐색하게 되면 가장 잘 매칭되는 위치에서 최대 계수치를 주게 되므로 이 계수치 및 위치를 이용하여 매칭 위치를 얻어 내는 것이 가능하다. 매칭 위치에서 템플레트가 중첩된 영상 영역이 문자 영역이라고 가정하는 것이다.

진술한 바와 같이 유리 패널상의 패턴에는 잡음이 존재하고 가시화가 좋지 않은 영상에서 적절한 이치화를 수행하기가 쉽지 않으므로, 적응형 이치화 방법을 도입하여 최적의 이치화 영상 데이터를 얻는다. 모델 템플레트에 대해 겹쳐진 영역에서 임계치를 0부터 255까지 변화시키면서 이치화를 수행하고 이 이치화 된 영상과 템플레트에 대해 NGC 계수치를 계산한다. 즉 최대 NGC 계수치를 주는 임계치에 의해 최적으로 이치화 된 영상을 결정할 수 있다. 식(1)을 통해 최대 NGC계수치를 주는 이치화 영상 I_t 및 임계치 t_{opt} 을 결정한다. 이치화 레벨 t 는 0~255사이 존재하는 값이 된다.

$$t_{opt} = \max_{t \in (0, 255)} \left(\frac{\{N \sum I_t M - (\sum I_t) \sum M\}^2}{\{N \sum N_t^2 - (\sum I_t)^2\} \{N \sum M^2 - (\sum M)^2\}} \right) \quad (1)$$

식(1)에서 N 은 모델 템플레트의 화소 수이고 I 는 입력 영상 화소의 그레이 레벨이며 M 은 모델 화소의 그레이 레벨이다. 이치화 된 영상이 추출되면 그 문자 영역에 대해 40(가로) x 80(세로) 화소의 크기로 정규화 한다. 그림 2는 이러한 전처리 과정을 보여준다.

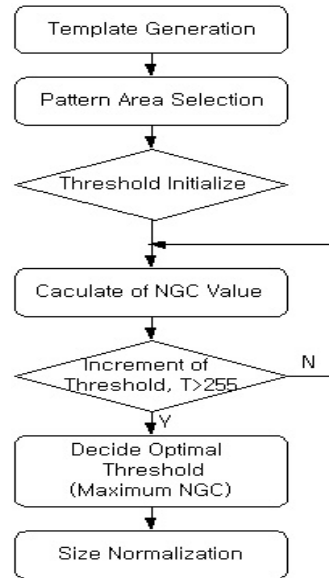
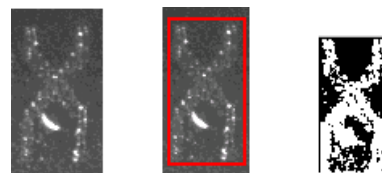


그림 2 전처리 과정
Fig. 2 Preprocessing process

그림 3에 NGC를 통해 추출된 잡음 영상에 대해 식 (1)을 통해 이치화 및 정규화 시킨 예를 나타낸다.

그림 3(a)는 인식할 영상의 한 예를 보여 주고 있다. 그림 3(b)에서 직사각형에 의해 표시된 영역은 모델 템플레트가 최적의 계수치를 주면서 매칭된 위치를 나타내고 있다. 이 영역이 처리될 문자 영역이 된다. 이 영역에 대해 식(1)을 이용하여 이치화 시키고 정규화로 크기를 조정한 결과가 그림 3(c)에 나타나 있다.



(a)입력 영상 (b)매칭 위치 (c)정규이치화 영상
그림 3 정규화 및 이치화 예
Fig. 3 Example of normalized binary image

그림 3은 열악한 가시화 상태의 'X'자가 잘 가시화 되었음을 보여준다. 이 영상 데이터에 대해 템플레트 매칭 방법을 이용하여 문자를 검출해 보아도 일반적인 임계치 계산 방식을 적용한 매칭 시 보다 현저히 높은 인식율을 보이기

만 여전히 90% 이하의 인식율을 보인다. 본 연구에서는 3(c)영상에 대해 적절한 특징치를 추출하고 이 특징치에 대해 신경망을 이용하여 인식을 수행하고 NGC 매칭 결과를 검증하는 방식을 시도한다.

3. 패턴인식을 위한 인공신경망 구조 및 학습

3.1 신경망 구조

생산자동화를 위한 비전시스템 적용 시 중요하게 고려해야 할 요소 중의 하나는 실행시간이다. 따라서 패턴 인식기로 사용한 신경망은 다층 전향 퍼셉트론 구조를 채택하였다. 또한 4층 구조의 신경망은 다른 신경망에서 학습할 수 있는 모든 기능을 학습할 수 있다. 그림 4에 사용된 신경망의 구조를 나타내고 있다.

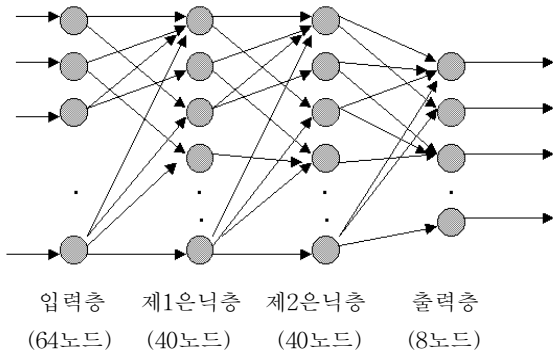


그림 4 적용된 다층 신경망 구조
Fig. 4 Selected structure of neural network

신경망은 두개의 은닉층(hidden layer)을 가진 4층 구조이며 교사학습에는 오차 역전파(error back-propagation)방법을 사용하였다.[4] 입력 노드 수는 특징벡터의 차원과 같아야 하므로 64개이고 두 은닉층의 노드 수들은 학습 및 실행시간이 가장 빠르게 되도록 실험적으로 결정하였다. 출력 노드의 수는 256개까지의 패턴을 분류할 수 있도록 8개로 하였다.

각 층의 노드 수들은 아래와 같다.

- 입력 노드 수: 64개
- 첫번째 은닉층 노드 수: 40개
- 두번째 은닉층 노드 수: 40개
- 출력층 노드 수: 8개

3.2 학습 알고리즘

인식할 문자들을 학습시켜 신경망의 층과 층 사이의 가중 계수치들을 결정하기 위한 오차 역전파 학습 알고리즘의 내부 설정치는 다음과 같다.

- 수렴을 위한 허용 오차값: 각 문자 당 0.000001이하
- 학습율(η) 설정: 오차 감소 및 증가 시, 각 10% 씩 증가 또는 감소, 초기 학습율은 1

- 동일 학습율에서 반복 횟수: 5회
 - 입력값의 정규화 방법: 0~1사이 값으로 선형 정규화
- 각 노드의 전달함수로는 식(3)의 시그모이드 함수를 사용하였다. 학습 과정에서 시그모이드 함수가 포화되지 않도록, 입력되는 교사치들은 작은 값으로 유지 시켜야 하며 이것은 입력 특징 값이 어떻게 결정되든지 정규화 한 후 입력되어야 함을 의미한다. 각 노드의 출력과 전달함수는 다음 식과 같다.[5]

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \theta_i\right) = f(\text{net}_i) \quad (2)$$

$$y_i = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_i/\theta_0}} \quad (3)$$

3.3 학습 패턴의 생성

일반적인 경우, 학습을 위해 템플레이트 모델용 입력 영상은 다양한 형태의 양품 시료로부터 하나 하나 실험적으로 영상을 취득해야 한다. 그러나 시료의 개수가 아주 많고, 더구나 현재는 구할 수 없지만 향후 생산한 제품 중에도 양품으로 분류해야 할 시료가 있으므로, 모든 종류의 제품 시료를 다 수집하여 학습시키는 것은 매우 어렵고 지루한 일이다.

그래서 본 연구에서는 실제의 생산 공정에서 발생될 수 있는 패턴 특성을 가진 모델 템플레이트로 사용하기 위한 잡영 모델을 임의로 만들었는데, 이것은 백색 소음이 아니면서 간단한 전처리 기법으로 잘 제거할 수 없는 것이다.[6] 잡영 모델에 대해서는 4절에서 설명한다.

각각의 패턴 부류에 대해 40자씩 잡영 섞인 문자 데이터를 생성한 다음, 신경망에 교사치로 사용하였다. 그림 5는 잡영 모델에 의해 발생시킨 'X'자에 대하여 잡영섞인 정규화 패턴의 예들을 보여주고 있다. 이렇게 발생시킨 잡영 영상에 대해 그물눈 특징을 추출하고 각 교사 영상에 대해 64개의 값을 가지는 입력 벡터를 결정하고 대응되는 출력 교사 값의 쌍(pairs)을 결정한다. 만일 5개의 모델 패턴이 있다면 교사 쌍의 수는 5x40=200개의 학습 쌍이 발생하게 된다.



그림 5 학습 모델에 대한 잡영 패턴의 예들
Fig. 5 Training patterns generated by the noise model

3.4 특징 추출

사용할 영상 특징으로는 다양한 특징량 중에서 그물눈 특징(mesh feature)을 이용한다. 그물눈 특징은 입력 문자 영상을 8x8의 동일 크기의 부 영역으로 분할한 다음, 각 부 영

역에 대하여 255의 값을 가지는 화소 수를 센다(그림 6). 그리고 각 부 영역에 대한 255밝기 값의 화소 수는 부 영역의 면적으로 정규화 된다. 따라서 하나의 입력 문자 영상에 대해 총 64차원의 특징 벡터를 추출할 수 있다.



그림 6 'X'자에 대한 그물 눈 특징
Fig. 6 Mesh feature for pattern 'X'

4. 학습 패턴 자동 발생을 위한 잡영 모델

신경망의 학습 패턴으로 사용될 잡영 모델을 생성하는 알고리즘을 나타내기 위해, 한 개의 문자 데이터를 행렬 **A**로 나타내자. 이때 또 하나의 행렬 **B**를 다음처럼 정의한다.

$$B(i, j) = \text{random number for each } i, j \quad (4)$$

B행렬을 0과 1사이에서 균일 분포된 요소값을 가진 행렬이라 하자. 또한 행렬 **A**에 가해져서 **A** 행렬 각요소 중 0인 값은 1로, 1인 값은 0으로 변화시켜주는 잡음 행렬 **N**을 정의한다. 이 행렬 **N**의 요소값은 행렬 **B**의 값에 의존하며 다음처럼 결정된다.

$$N(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } B(i, j) \leq \alpha \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

여기서 α 값은 잡음의 정도를 반영하는 미리 정해진 값이다. 이렇게 형성된 잡영 모델은 백색 잡음 모델형태를 띠고, 미디언 필터와 같은 간단한 전처리 과정을 도입하면 쉽게 제거할 수 있는 잡영이 된다. 그런데 유리에 문자나 마크를 각인할 때 발생하는 패턴을 조사하면 잡영은 특정 지점에서 뭉쳐져서 나타나며, 이것은 어느 한 지점에서 잡음이 주위의 다른 화소들과 어떤 상관관계를 가지고 있다는 것을 나타낸다. 이러한 현상을 잡영 모델에 도입하여 다음과 같은 모델을 만든다.

$$N(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } t \leq \alpha \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기서 t 값은

$$t = \sum_{k=-2}^{+2} \beta \cdot B(i+k, j+k) \quad (7)$$

이다. β 값은 실험적으로 결정되는 상수이다. 식(7)은 만일 어떤 점 (i, j) 가 잡음에 의한 점이라면, 이점 근처의 점들도

잡음에 의한 점일 가능성이 높음을 나타내고 있다.

실제로 양각 또는 음각으로 새겨진 유리상의 문자로부터 취득한 입력 패턴은 구석 등 특정 지점에서 뭉쳐져서 나타나므로 인접한 화소에 잡음을 추가하여 실제 각인 상태에서 생길 수 있는 모양과 비슷한 형태를 띠게 된다. 근처에 있는 점과 관련된 잡음을 가질 경우 여러 가지 전처리 필터에 의해 잘 제거되지 않는 잡영 효과를 가지므로 신경망의 학습을 위한 모델 영상으로 적절히 사용될 수가 있다.

이 방법에 의하여 2, 3개의 양품 시료를 이용하여 각 마크에 대한 템플레이트 모델을 40개씩 만들었다. 모델 패턴이 5개이면 200개의 학습 쌍이 자동적으로 만들어진다. 이 잡영 모델을 이용하여 발생된 모델 템플레이트를 갖고 학습을 수행한다.

5. 인식 시스템 구현 및 실험

5.1 학습 실행

모델 문자 마크로부터 자동 발생된 잡영 학습 패턴들을 이용하여 신경망을 학습시킨다. 모델 마크들은 검사할 시편에서 잡음이 없는 깨끗한 영상으로 가공하여 사용한다. 학습이 완료된 후에는 시편의 영상을 광학카메라를 통해 자동으로 입력하고 인식 및 검사를 수행한다.

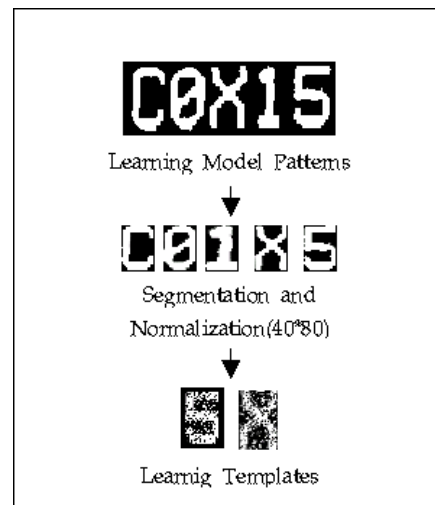


그림 7 학습 템플레이트 생성 과정
Fig. 7 Generation of learning templates

그림 7은 인식 프로그램에서 학습 템플레이트가 만들어지는 과정을 예시하고 있다. 7개의 모델 패턴을 입력하고 280개의 잡영 학습 패턴을 생성하여 신경망을 학습시킨다. 3.2의 학습 조건하에서 280개 패턴에 대하여 신경망을 학습하는데 걸리는 시간은 약 15초가 소요된다. 학습 과정은 다음과 같다.

먼저 기준패턴(templates)들을 차례로 입력한다. 입력되는 기준패턴은 이치화된 문자부의 블럽이 블럽 칼라링에 의해 잘 추출될 수 있도록 가공된 모델 패턴이어야 한다. 배경부는 0의 밝기값, 문자부는 255의 밝기값을 가진 템플레이트 영상들이 입력된다. 예를 들어 기준 패턴이 "1s_t0.bmp"에서 "1s_t6.bmp"의 7개의 패턴으로 구성되어져 있다고 가정하면,

입력되어 인식될 패턴은 이 7개의 카테고리 중 하나에 속하게 된다. 기준 패턴을 모두 입력한 후 학습을 시작할 수 있다. "학습"을 시작하면 우선 각 패턴 당 40개의 잡영 모델 패턴을 만들고 위에서 정리해 놓은 인수들을 가진 역전과 신경망이 학습을 시작하여 정해진 오차율이 만족될 때까지 반복한다. 윈도우 상에 현재 상태에서의 학습율과 현재 반복횟수의 수, 현재 상태의 오차 값들이 나타나도록 하였는데, 오차 값이 0.000001이하로 떨어지면 학습이 완료된다. 일단 학습이 끝난 후에는 재 학습을 피하기 위해, 계산된 신경망 가중 계수치 값들을 저장할 수 있게 하였다. 저장된 계수치 값들은 다음 실행 때, 재 학습 없이 읽어 들여 인식을 수행할 수 있다. 학습에 사용되는 많은 수의 잡영 영상들은 자동으로 발생되어 화면상에 표시되므로 어느 정도의 템플레이트의 잡영 영상이 사용되고 있는지를 직접 확인 할 수 있다.

5.2 인식 시스템

인식을 위해서도 학습단계에서와 마찬가지로 문자부를 분리한 후 크기를 정규화 시키고 학습 때 추출했던 것과 동일한 특징들을 유사하게 추출하여야 한다. 먼저 기준 패턴의 템플레이트들을 이용하여 문자부를 탐색한다. 처리할 영역 내부에서 미리 구축되어 있는 템플레이트를 반복하여 매칭시켜 가장 잘 매칭되는 템플레이트를 이용하여 문자 영역의 가설을 발생시킨다.

만일, 이렇게 추출된 영역을 이용하여 신경망으로 인식한 패턴이 템플레이트에서 최적으로 매칭된 기준 패턴과 일치한다면 문자는 인식된 것으로 가정한다. 즉 NGC 가설, ANN 검증 방식으로 인식이 이루어진다. 그림 8에 이러한 인식시스템의 동작 흐름을 나타내었다.

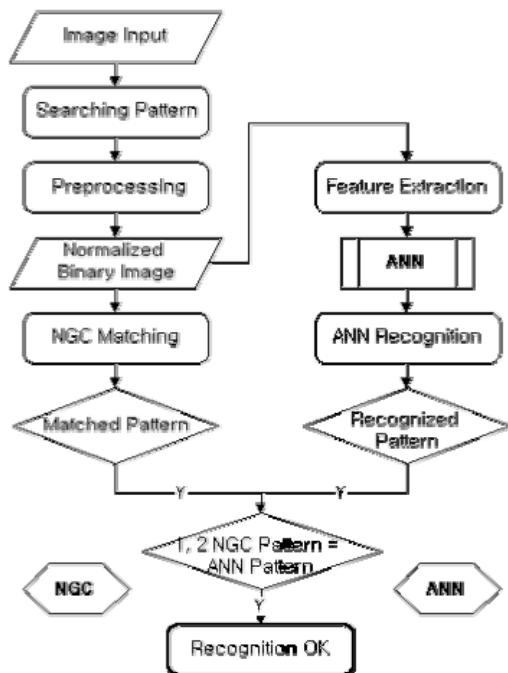


그림 8 인식시스템 동작 흐름
Fig. 8 Operation of recognition system

인식시스템은 Pentium 800 MHz PC의 Windows NT 환경하에서 Matrox frame grabber를 이용하여 구성되었으며, 원시코드는 Visual C++로 작성되었다.

5.3 실험 결과 및 검토

인식시스템의 성능을 평가하기 위하여 레이저 마킹에 의한 비트맵 영상에 대해 인식 실험을 하였다. 그림 9에 입력으로 사용한 레이저 마킹 영상 중 일부를 나타내었다.

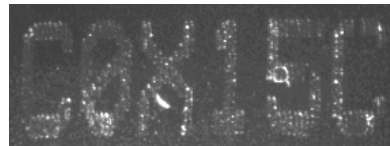


그림 9 레이저 마킹 영상 예
Fig. 9 Example of bitmap input image

유리 패널의 패턴은 5~6개의 문자 또는 마크로 이루어져 있다. 실험을 위해 7개의 영문 또는 숫자 형태를 띤 모델을 입력하고 총 40개의 실험 세트를 사용하였다. 영역을 설정하고 인식을 시작하면 설정된 영역에 대해서 NGC 매칭을 실행한 후, 각 모델 패턴에 대해 NGC 값을 계산하여 순위(NGC ranking)를 부여하고 제 1순위의 패턴이 인식될 패턴이라는 가설을 발생시킨다. 다음으로 ANN이 인식을 수행하고 인식 결과를 NGC 1 순위 패턴과 비교하여 일치하면 인식이 일어난 것으로 하고 그 패턴을 인식 결과로 준다. 만일 첫 번째 패턴이 일치하지 않으면 다음으로 2순위 NGC 패턴과 다시 비교하고 그 결과가 일치하면 인식이 된 것으로 결정한다. 2번째 패턴과도 일치하지 않으면 인식 실패로 처리한다. 표 1에 실험결과를 요약한다. 모든 모델 패턴에 대해 NGC 순위를 매기지만 표에는 3위 까지만 표기한다.

표 1 NGC 매칭 결과
Table 1 Result of NGC matching

Template Model #	Inspection Results						
	Model #1	Model #2	Model #3	Model #4	Model #5	Model #6	Model #7
Model #1	36(1)	3(2)	0	0	1(3)	0	0
Model #2	0/0	35(1)	0	0(3)	0	0	5(2)
Model #3	0/0	1(3)	37(1)	0	0	2(2)	0
Model #4	1(3)	0	0	32(1)	0	7(2)	0
Model #5	0	1(3)	0	0	34(1)	0	5(2)
Model #6	0	0	0	0	2(2)	37(1)	1(3)
Model #7	0	0	0	0	0(3)	0(2)	40(1)

*괄호 안의 숫자는 입력 패턴과 템플레이트 모델간의 NGC 순위를 나타냄.

표 1에서 7개의 템플레이트 모델에 해당하는 입력 패턴 40개를 NGC 매칭으로 검사한 결과를 보여주고 있다. 템플레

이트 모델 1번의 경우, 모델 번호 1로 분류된 것이 36개(순위 1), 모델 번호 2호 분류된 것이 3개(순위 2), 모델 번호 5로 분류된 것이 1개(순위 3)이다. 즉 NGC 매칭 만으로는 40개 중 36개만 자기 모델로 정인식된 것이다.

이 결과에 대해 신경망을 이용하여 검증을 실시한 결과는 표 2와 같다.

표 2 ANN 검증 결과

Table 2 Result of ANN verification

Template Model #	Inspection Results						
	Model #1	Model #2	Model #3	Model #4	Model #5	Model #6	Model #7
Model #1	36/36(1)	3/3(2)	0	0	1(3)	0	0
Model #2	0/0	35/35(1)	0	0(3)	0	0	4/5(2)
Model #3	0/0	1(3)	37/37(1)	0	0	2/2(2)	0
Model #4	1(3)	0	0	32/32(1)	0	7/7(2)	0
Model #5	0	1(3)	0	0	34/34(1)	0	4/5(2)
Model #6	0	0	0	0	2/2(2)	37/37(1)	1(3)
Model #7	0	0	0	0	0(3)	0(2)	40/40(1)

*괄호 안의 숫자는 입력 패턴과 템플레이트 모델간의 NGC 순위를 나타냄.

표 2에서 ANN 검증 결과, 모델 1의 경우 NGC 순위 1인 36개는 전부 모델 1로 확인되었으며, 순위 2위인 모델 2로 분류된 3개 중 3개 모두 모델 1로 확인되었다는 것을 나타낸다. 3위인 모델 5로 분류된 것에 대해서는 검증을 실시하지 않는다. 즉 모델 1에 해당하는 입력 패턴에 대하여 ANN 검증 결과 NGC 순위 1인 36개와 순위 2위인 3개까지 합쳐 총 39개가 모델 1로 확인된다는 것이다. 한편 모델 5의 경우, NGC 순위 1위인 34개 중 34개 모두 제 모델인 모델 5로 확인되었으며, 순위 2위인 모델 7로 분류된 5개를 검증한 결과 4개만 맞고(모델 5로 확인), 1개는 모델 5가 아닌 것으로 확인되었다. 즉 ANN 검증 결과 NGC 순위 1위인 34개와 순위 2위인 5개 중 4개를 합쳐 총 38개가 모델 5로 올바르게 확인된다는 것이다.

이렇게 하여 NGC 2순위의 것이 ANN 검증 결과, 총 29회 중 27회가 올바른 자기 모델로 정인식 될 수 있었으며, NGC 3순위 이하의 검증하지 않고 오인식으로 처리하였다. 이 결과에서 알 수 있는 바와 같이 ANN으로 인식한 패턴들이 대부분 제 1순위의 NGC 패턴과 일치한다. 이것은 여기서 제시하는 패턴 탐색 과정 및 적응형 이치화를 포함하는 전처리 방법과 NGC 매칭만으로도 열악한 영상에 대해서 상당한 효과를 보인 것임을 알 수 있다. 그러나 가끔 다른 것으로 인식되는 것을 볼 수 있다. 이것을 ANN 검증을 통하여 확인한 결과 정인식으로 분류되는 것을 알 수 있었다.

전체적으로 NGC 매칭만으로 처리한 결과는 총 280번 중 29번의 오인식이 발생하여 인식율은 약 89.64%이다. 본 논문에서 제시하는 NGC 가설, ANN 검증 방식에 의한 인식시스템을 적용한 인식율은 97.5%(273/280)에 달하였다. 즉 신경망을 이용한 검증 과정을 통하여 인식율을 약 10% 정도 증

대시킬 수 있었다. 이것은 유리에 새겨진 문자와 같이 가시화 상태가 좋지 않은 경우에 매우 유용한 방법이다.

5.4 잡영 모델에 의한 인식 성능

실제 제품으로부터 취득한 7개의 영상을 이용하여 280개의 잡영 모델을 이용하여 학습한 신경망과 실제 제품 샘플로부터 입력한 280개의 영상을 대상으로 각각 학습한 신경망을 비교하기 위하여 40개의 입력 패턴을 대상으로 인식율을 조사한 결과 꼭 같은 결과를 보여주었다.

즉 잡영 모델을 템플레이트로 하여 인식을 수행하여도 실제 제품 시료로부터 입력을 받아서 템플레이트를 생성한 경우와 비교하여 별 차이가 없어 이러한 방법을 실제 적용 시에 사용하여도 큰 문제가 없음을 보여주고 있다.

잡영 모델에 의해 생성된 패턴은 실제 입력한 데이터와 다를 수 있겠지만 이러한 방법을 사용하면 학습 절차가 훨씬 간편해져 응용 기술자들이 지루한 작업을 하지 않아도 될 것이다. 특히 양품의 유형이 아주 많은 경우 이와 같은 방법을 이용하면 영상 취득 과정에서 발생할 수 있는 여러 가지 예러 요인을 막을 수 있고 시간과 노력을 단축할 수 있으므로 효과적인 학습을 수행할 수 있다.

6. 결 론

컴퓨터 모니터용 유리 패널의 문자와 마크를 인식하기 위하여 NGC와 신경회로망을 결합시킨 인식법을 제시하고 실험적으로 시스템을 구현하였다. 제안된 비전시스템은 인공신경망을 기반으로 한 패턴 분류기와 NGC를 이용한 패턴 영역 탐색 과정 및 최적 이치화를 통한 전처리 과정을 결합하여 구성되었으며, 블러프 칼라링등에 의해 배경으로부터 문자부를 분리하기 힘든 영상에 대해서도 적용할 수 있다.

또한 학습 작업을 간단히 하기 위하여 실제의 샘플 대신에 잡영 모델을 이용하여 만든 학습 패턴을 이용하여 학습하는 방법을 적용해 본 결과 실제의 양품으로부터 영상을 입력 받아 학습한 결과와 비교하여 별 차이 없이 사용할 수 있음을 알 수 있었다. 이것은 수 없이 많은 입력 모델을 수집하여 학습시켜야 하는 신경망 학습이나 비전 프로그래밍 작업 시 유형별로 양품 시료를 찾아 일일이 모델 입력을 해야 하는 부담을 획기적으로 줄일 수 있어 실제의 응용에서 매우 유용하게 사용할 수 있을 것이다. 정해진 FOV내에 입력된 영상을 조사하여 잡영 모델을 적절히 조정하여 실제로 생산될 수 있는 제품과 유사한 잡영 모델들을 만들어 낼 수 있었다.

실험결과 이 방법은 공장 환경에서 조명 조건의 변화 및 재질의 고유 특성에 의해 가시화가 좋지 않게 되는 제품의 문자 또는 마크를 인식하는 패턴 인식 시스템에 적용 가능함을 알 수 있었다. 제안된 기법을 이용하면 반도체 웨이퍼의 Lot code, 자동차의 차대번호 등 가시화 상태가 아주 좋지 않은 제품의 식별 번호 인식에도 적용 가능할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

[1] 안인모, 이기상, "컴퓨터 비전용 조명 시스템 설계 코드 개발", 전기학회논문지, 51D권, 11호, pp 514-520, 2002

- [2] Swami Manickam, Scott D. Roth, Thomas Bushman, "Intelligent and Optimal Normalized Correlation for High-Speed Pattern Matching", Datacube Technical Paper, Datacube Incorporation, Feb., 2000
- [3] Matrox, Searches, model, and model search parameters, Matrox User Manual, Matrox Incorporation, pp. 135-158, 2001.
- [4] R. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing, 1992.
- [5] Jacek M. Zurada, Introduction to Artificial Neural Systems, West Publishing Company, 1992.
- [6] Y.X.Gu, and C.Y.Suen, "Application of a Multiplayer Decision Tree in Computer Recognition of Chinese Characters", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, V. 5(1), pp. 83~ 89, 1983

저 자 소 개



안 인 모(安仁模)

1959년 4월 9일생. 1981년 동아대 전기공학과 졸업. 1983년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1996 KAIST 자동화및설계공학과 박사수료. 2000 단국대 대학원 전기공학과 박사수료 1994년~현재 마산대학 컴퓨터전기공학부 부교수

Tel : 055-230-1328, Fax : 055-230-1325

E-mail : imahn@masan-c.ac.kr



이 기 상(李起常)

1952년 10월 24일생. 1978년 고려대 전기공학과 졸업(학사). 1981년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1984년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1983년~현재 단국대 전기전자컴퓨터공학부 교수. 1995년~1996년 미국 University of Washington 방문교수.

Tel : 02-709-2575, Fax : 02-795-8771

E-mail : keesang@dku.edu