

컴퓨터 화상처리 및 인공지능을 이용한 식물조직의 인식

김 민, 전봉수*, 양철곤*

한국섬유기술연구소, *성균관대학교 섬유공학과

1. 서론

최근 컴퓨터와 그 주변장치들의 비약적인 발전과 함께 섬유 공업의 여러 분야에서 컴퓨터를 이용하여 공정을 자동화하거나 생산 속도의 향상과 품질의 균일성을 높이는 사례들이 많이 보고되고 있다. 특히 1960년대 초반부터 비약적으로 발전한 기술의 하나는 디지털 화상 분석 기술(Digital Image Analysis Technology)이다. 이것은 인간의 시각과 비슷한 기능을 컴퓨터에 부여하기 위한 것으로 사진, 그림 등의 화상에서 필요로 하는 여러 가지 정보를 추출하는 기술로 섬유 공정에 접목되어 식물 표면의 평가 및 검사, 식물 결점의 검출, 면섬유의 성숙도 평가, 카펫 표면의 마찰 손실 평가, 카펫 표면의 특징 측정, 섬유의 크립프 측정, 합사의 불균제도의 측정등에 이용되고 있다.

이와 같이 컴퓨터 기술이 섬유 산업의 여러 분야에 접목되어 이용되고 있음에도 불구하고 제직을 하는데 있어 가장 기본적으로 알아야 하는 식물 분석(실 변수, 적물밀도, 식물조직의 계측)이나 설계 공정은 숙련자의 시각 및 촉각기능에 의존하여 작업이 이루어지고 있는 현실이다. 식물 분해 설계 작업은 분해경과 분해침을 사용해서 숙련자의 시각 및 촉각에만 의존하여 이루어지는 작업으로서 지루하고, 또한 장시간이 소요되기 때문에 발생하는 생리적·심리적 피로 등으로 정밀도가 저하됨을 볼 수 있다.

그러므로 본 연구는 화상 분석 기술^{1,2,3,4}을 이용해서 식물의 조성 정보 및 식물 조직점에서의 경사·위사의 교차상태를 결정한 후 이 정보를 이용하여 신경망을 학습시킴으로서 식물조직을 인식하여 식물 설계에 필요한 조직 변수들을 생성하는 시스템의 개발에 관한 것이다.

2. 실험

2.1 시스템의 구성

본 연구에서 사용된 시스템의 구성은 CCD(Charged Coupled Device) 카메라, 펜티엄 100 MHz 퍼스널 컴퓨터, 조명장치, 시료확대장치등으로 하였으며, Fig. 1에 본 연구에서 이용한 시스템의 구성도를 나타내었다. 본 연구에서 식물 구조를 인식하기 위하여 개발한 프로그램은 Windows 95환경에서 동작하며 사용언어는 Visual C++ 2.0이다. 식물구조를 인식하기 위한 실험 순서는 Fig. 2와 같다. 투과광으로 받은 화상을 처리하여 경·위사의 교차점을 측정하고, 반사광으로 받아 처리한 화상으로 부터 그 교차점에서의 경·위사의 부출여부를 결정하였다.

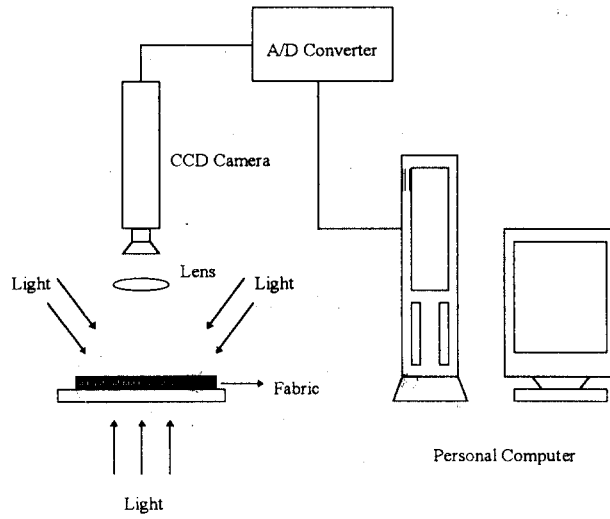


Fig. 1. Schematic diagram of image processing for automatic analysis system of woven fabric types.

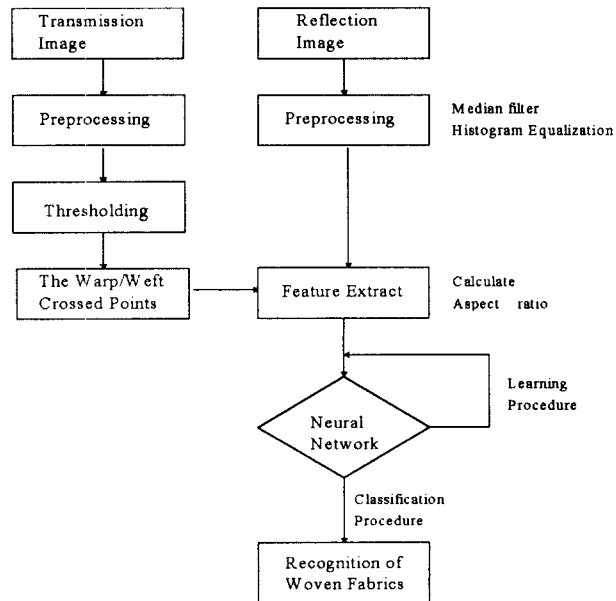


Fig. 2. Flowchart of automatic detection of woven fabric types.

2.2 신경망의 구성

신경망은 출력층이 하나의 패턴을 나타내는 Learning vector quantization(LVQ)으로 Fig. 3과 같이 구성하였다. LVQ 신경망은 학습되는 동안 유니트 사이의 가중치가 입력패턴과 목적패턴에 맞추어 조정된다. 따라서 LVQ 신경망은 학습이 끝나게 되면 각각의 입력패턴에 대해서 입력패턴과 가장 유사한 가중치를 가지는 출력층을 구하여 패턴을 분류하게 된다.

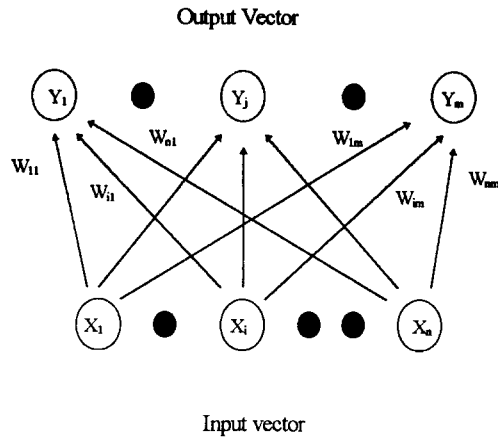


Fig. 3. Learning vector quantization neural net.

3. 결과 및 고찰

3.1 회상처리 결과

본 연구에서는 직물의 반사광 이미지(Fig. 4)에 미디언 필터링(Median filtering) 처리를 함으로서 이미지내의 잡음성분을 제거하였으며(Fig. 5), 히스토그램 균등화(Histogram equalization) 처리(Fig. 6)를 하여 이미지를 분석하는데 있어서 조명의 불균일에 의한 영향을 최소화 하였다. 또한 직물의 투과광 이미지(Fig. 7)에 임계값 처리를 하여 이미지내에서 실의 존재 부분과 존재하지 않는 부분을 분리한 후 직물의 구성 요소인 경사 및 위사의 위치정보를 구하였다(Fig. 8). 이러한 위치정보를 이용하여 경사와 위사의 교차점의 좌표를 구하였다(Fig. 9). 교차점에서 위로 부출되는 실이 직물표면에 나타나는 형상은 실의 폭 방향에 비해서 길이 방향이 길어서 장방형 또는 타원형과 같이된다. 따라서 경사와 위사의 부출상태를 판별하기 위하여 교차점에서 수직방향과 수평방향으로 픽셀값의 크기 변화(gray intensity change)를 구한 후 이 수치를 입력값으로 하여 학습에 이용하였다.

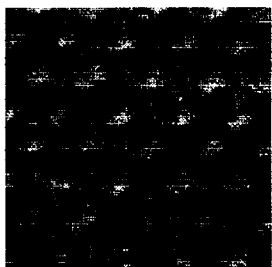


Fig. 4. Fabric image obtained by CCD camera in reflective illumination.

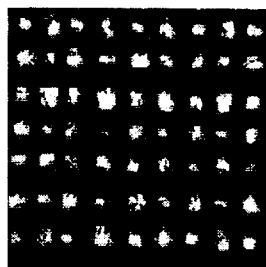


Fig. 7. Fabric image obtained by CCD camera in transmissive illumination.

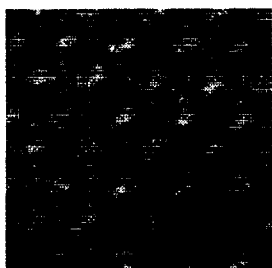


Fig. 5. Fabric image processed by the smoothing processing on Fig. 4.

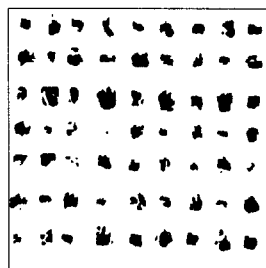


Fig. 8. Fabric image processed by the thresholding processing on Fig. 7.

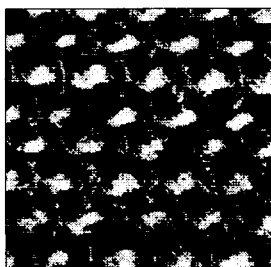


Fig. 6. Fabric image processed by histogram equalization on Fig. 5.

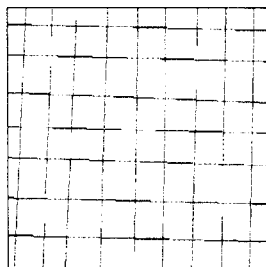


Fig. 9. Detect lines of fabric image on Fig. 8.

3.2 신경망 학습 및 패턴분류 결과

신경망은 SNNsv4.1⁵을 이용하여 구성하였다. 각각의 경·위사 교차점에서 구한 타원의 종횡비를 25개의 입력벡터로 하였으며, 목적벡터는 평직, 능직 3종류, 주자직 등 5가지로 하였다. 신경망의 패턴 분류 결과는 Table 1에서 볼 수 있듯이 평직은 5개중 5개, 능직은 15개중 12개, 주자직은 5개중 5개를 인식하였는데, 능직의 경우 인식 오차가 큰 것은 신경망의 입력 벡터의 수가 적기 때문에 입력 벡터의 반복단위가 일정한 규칙을 따르지 않기 때문에 생기는 것으로서 입력 벡터의 수를 증가시키면 이 오차는 줄일 수 있을 것으로 생각된다.

Table 1. Results of discrimination.

Fabric Type	Sample Number	Desired	Actual
Plain(1/1)	P-1	0	0
	P-2	0	0
	P-6	0	0
	P-7	0	0
	P-8	0	0
Twill(1/3)	T-1	1	1
	T-1	1	4
	T-1	1	1
	T-1	1	1
	T-1	1	1
Twill(1/2)	T-2	2	2
	T-2	2	2
	T-2	2	2
	T-2	2	4
	T-2	2	2
Twill(2/1)	T-3	3	3
	T-3	3	3
	T-3	3	4
	T-3	3	3
	T-3	3	3
Satin(4/1)	S-1	4	4
	S-1	4	4
	S-1	4	4
	S-1	4	4
	S-1	4	4

4. 결론

투과광 직물 이미지와 반사광 직물 이미지를 화상 처리한 후 여기에서 얻은 특징 벡터값을 이용하여 직물 조직의 패턴을 인식하기 위하여 신경망을 학습시킨 결과 얻은 결론은 다음과 같다.

경·위사 교차점의 좌표는 투과광 직물 이미지에 임계값 처리를 한 후 실이 존재하는 부분과 존재하지 않는 부분을 분리하여 구하였다. 이렇게 하여 구한 교차점들로부터 직물 밀도를 구하기 위하여 경·위사 간극들의 중심 좌표들을 단순 회귀 분석방법으로 정렬시킨 후 경·위사 간극을 나타내는 직선들을 구하였다. 이렇게 하여 얻은 직선들간의 밀도를 실제 직물의 경·위사 밀도와 비교하여 보면 그 값이 일치함을 알 수 있었다.

경·위사의 교차상태의 판별은 반사광 직물 이미지에 중위수 선택에 의한 노이즈의 제거와 히스토그램 평활화 처리를 하였으며, 투과광 직물 이미지에서 얻어진 교차점에서의 명암도의 변화를 분석한 후 경·위사 교차 지점에서의 타원의 종횡비를 결정함으로써 경사와 위사의 부출 형태를 판별할 수 있었다.

그리고 타원의 종횡비를 이용하여 신경망을 학습시킨 후, 미지의 시료에 대하여 신경망을 이용한 패턴분류를 한 결과 실제 직물의 조직과 잘 일치하였는데 평직과 주자직은 100%, 능직은 80%의 인식이 가능하였다.

참고문헌

1. 김희승, "영상인식", 생능출판사, 1993.
2. 이문호외, "C언어를 이용한 영상신호처리", 대영사, 1994.
3. R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing", Addison-Wesley, 1993.
4. M. A. Sid-ahmed, "Image Processing", McGraw-Hill, Inc., 1995.
5. "Stuttgart Neural Network Simulator User Manual", Germany 1995.