

빠른 영상처리 기법을 이용한 직물 검사

(The Texture Inspection using a Fast Image Processing Technique)

金 技 承 * , 金 準 哲 ** , 李 俊 煥 ***

(Ki-Seung Kim, Joon-Cheol Kim, and Joonwhoan Lee)

요 약

직물의 오류를 검사하는 영상처리 시스템은 빠르고 정확하며 안정된 동작이 필요하다. 본 논문에서는 직물 검사에 적합한 새로운 결함 검사 방법을 제안하였다. 제안된 방법에서는 직물 결함은 이진화후 공간적으로 일관성있게 분포하고 잡음은 공간적으로 랜덤하게 분포한다는 선지식을 질감 영상의 이진화와 결함 결정 과정에 적용하였다. 결함 결정 과정에서는 영상 분할이나 구역화 과정이 없기 때문에 빠른 검사가 가능하다. 직물 영상에 대한 실험을 통하여 제안된 방법을 평가하였다.

Abstract

The requirements of the accuracy, the high speed and the stability are very important factors in the defect-detection system for the texture. In this paper, we describe a novel scheme of the defect detection using a statistical behavior of defect patterns. Some prior knowledge as to the characteristics of flaws is that the defects are consistently distributed in the space and the noise are randomly generated. An empirical knowledge is adapted for the binarization and the determination process of defects in textured images. Since the process of the determination exclude the segmentations or delineation steps, we are able to meet the speed requirements. We show the validity of the scheme through the simulation of textured images.

I. 서 론

직물의 제직 단계나 염색과정에서 발생하는 오류들은 그 종류가 매우 다양하며 검출이 까다로운 분야이다. 예를 들어, 제직과정에서 울의 빠짐이나 끊어짐등은 빈번히 발생하는 오류들이며 크기가 미세하여 검사

작업에서 간과하기 쉬운 것들이다. 이러한 미세한 오류를 검출하기 위해서는 고해상도의 라인 스캔 카메라와 영상처리 기술을 이용한 자동 오류 검사 시스템의 구현이 필요하다. 그러나 영상처리 기술을 직물에 적용할 때 야기되는 문제들은 대상 직물의 종류에 따라 달라지게 되므로 직물 검사 시스템은 이런 다양한 문제들을 고려해야 한다. 즉 직물의 폭, 직물의 감기는 속도, 오류의 종류, 오류의 크기, 직물 자체의 무늬등이 고려되어야 하는 주요 문제점이며 이외에도 직물 종류에 따라 발생하는 다양한 문제등이 고려되어야 한다.

인건비 절감과 품질검사의 신뢰성을 높이기 위한 직물검사 분야에서는 푸리에 해석을 이용하는 방법, 고해상도와 저해상도 영상을 동시에 추출하여 저해상

* 正會員, 國防科學研究所

(Agency for Defense Development)

** 正會員, 西南大學教 電子工學科

(Dept. of Electronics Eng., Seonam Univ.)

*** 正會員, 全北大學教 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Chonbuk Nat'l Univ.)

接受日字: 1997年5月31日, 수정완료일: 1998年3月27日

도 영상에서 오류의 징후를 발견하고 고해상도 영상에서 정밀하게 검사하는 방법, 이진화후 공간적으로 뭉쳐진 오류부분을 구역화하는 방법, 신경회로망을 이용한 오류 종류판별 방법등이 제안되었다^[1-3].

그러나, 직물 검사의 핵심은 얼마나 빠른 속도에서 어느 정도로 정확하게 검사할 수 있느냐 하는 것이다. 영상처리를 보다 빠르게 하기 위해서는 칼라 영상보다는 일정한 준위로 한정되어지는 그레이 영상을 사용하는 것이 적합하며 일련의 처리들은 모두 실시간 처리가 가능하도록 고속으로 이루어져야 한다. 따라서 그레이 레벨을 이용한 동시-발생 행렬(co-occurrence matrix) 방법이나 패턴의 통계학적 정보의 특징 파라미터를 이용한 방법은 많은 시간이 소요되므로 빠른 직물 검사 시스템에는 부적절하여, 그레이 영상을 이진 영상으로 변환후 고속으로 직물 영상의 오류를 판단하는 것이 바람직하다^[4]. 직물을 검사함에 있어서 적절한 문턱치로 이진화를 하여 직물의 오류만을 크게 부각시키는 것은 오류를 검출하는데 있어서 매우 유용할 수 있다.

이진화에는 크게 전역적 이진화와 지역적 이진화가 있다. 전역적 이진화는 영상 전체에 대해 유일한 문턱치를 두어 결과를 얻는 것으로 처리 속도가 빠르고 알고리즘 구현이 용이한 반면 유실되는 정보의 양이 적지 않다. 지역적 이진화는 원하는 부분마다 적절한 문턱치를 두어 유실되는 정보를 최소화 하지만 알고리즘이 복잡해지고 전역적 이진화보다 많은 시간을 필요로 한다^[4-6]. 이상적인 이진화를 위한 그레이 영상의 히스토그램 분포는 두개의 최고점과 그사이의 깊고 날카로운 계곡으로 이루어져있는 경우이다. 그러나 실제 영상에서는 잡음, 조명의 영향, 배경과 물체의 비슷한 히스토그램 분포로 계곡이 평평해지거나, 계곡이 존재하지 않을 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 많은 연구가 진행되어 왔다^[4-6].

그러나 이진화후 오류만 이진 영상에 남도록 문턱치를 결정하는 방법은 직물 검사에서는 불가능하다. 첫번째 이유는 기존의 이진화 방법은 물체와 배경으로 이루어진 영상으로부터 히스토그램 분포를 조사하는데 반해 검사 시스템 이용자의 편의성과 오류 샘플의 제한성 때문에 직물 검사에서는 정상직물 영상으로만 문턱값을 결정하여야 하고, 이러한 정상 직물에서는 분리가 용이한 히스토그램을 얻을 수 없기 때문이다. 또한 아무리 정교한 문턱치를 결정하였다고 하더라도

이진 영상에는 반드시 오류 이외의 잡음이 포함되어 이들 잡음을 제거하고 오류 부분만을 담기 위해서는 후처리 과정이 필요한데 이 후처리 과정이 수반되면 계산량이 많아지는 단점이 있다.

따라서, 직물품질 검사를 위한 이진화 방법은 기존의 영상 이진화 방법과는 다르게 문턱치가 결정되어야 하며, 고속 처리를 위해서는 잡음제거를 위한 후처리에 많은 계산량을 할당하지 않는 검사방법이 바람직하다. 본 논문에서는 기존에 제안되었던 일반적인 이진화 방법과 달리 직물 영상의 특수성을 고려하여 공간적인 일관성을 갖는 실제 직물의 오류 및 공간적으로 랜덤하게 분포하는 잡음을 함께 얻는 이진화 방법을 제안하였다. 또한, 잡음제거를 위한 후처리 과정이 없이 오류와 잡음이 혼재하는 이진 영상으로 부터 화소들의 수의 전체적인 공간 분포를 통계적인 측면에서 포괄적으로 분석하고 직물의 오류를 크게 경사방향, 위사방향, 면적을 가진 오염이나 오류 등으로 한정지어 그 유형을 판별하는 새로운 직물검사 기법을 제안하였다.

이 방법에서는 그레이 영상의 이진화에 필요한 문턱치와 오류 결정에 필요한 파라미터들은 직물 검사의 선처리과정(off-line processing)과정에서 추출되어 그 값만이 주처리과정(on-line processing)에서 사용되도록 하여 주처리 과정에서의 계산량을 줄였다. 직물에 오류가 있는지 여부를 판별하기 위해서는 검사대상의 정상직물을 이용하여 선처리 과정에서 결정된 이진화 문턱치로 이진화하고, 오류와 잡음이 혼재하는 이진영상에서 선처리 과정에서 정상직물로부터 추출한 특징 파라미터의 문턱치들을 기준으로 하여 단순히 그 범위를 벗어난 경우를 오류가 있다고 판단하고, 이어서 오류일 경우 이진화후 남아있는 화소의 공간 분포를 이용하여 경사 방향, 위사 방향, 면적을 갖는 오염 등 그 유형을 판별 하였다.

자동 직물검사에 수반되는 의사결정에 있어서 오류를 오류가 아니라고 판단하는 것은 오류가 아닌 경우 오류로 판단하는 것보다 더 위험스럽다. 왜냐하면 고품질의 직물에 있어서는 자동 검사에서 얻어진 오류부분만을 작업자에 의해 다시 한번 확인하는 과정이 수반되는 경우가 있는데 이러한 검사에서 오류인데 오류가 아니라고 판단된 경우는 수동 검사에서 누락될 수 있기 때문에 안정적이지 못하다. 제안된 방법은 고해상도 라인 스캔 카메라로 얻어진 직물 영상에 적용하

여 안정된 결합 검사가 이루어 짐을 확인 할 수 있었 으며 복잡한 속성이나 구역화 등의 과정이 없기 때 문에 실시간 처리에 유용하다.

본 논문의 II 절에서는 이진화 과정과 파라미터 추 출 방법을 소개하고 III 절에서는 실험 결과를 요약하 였으며 IV 절에서는 결론을 맺었다.

II. 영상처리 알고리즘

1. 이진화 처리

이진화된 영상은 크게 유용한 정보와 잡음으로 이 루어져 있다. 정보는 직물의 특성, 즉, 직물의 모양이 나 오류를 포함하고 있고 잡음은 임펄스 형태로 불규 칩하게 영상전체에 흩어져 있다. 가장 이상적인 이진 화는 오류 정보를 최대한으로 유지하면서 잡음을 완전 히 제거하는 것이나 이러한 문턱치 결정은 불가능하다. 직물 영상에서의 오류는 크게 두 가지로 직물이 겹쳐 져서 그 부분이 진한 색의 영상으로 획득되어 정상 직 물보다 낮은 그레이 값을 가지고 또 하나는 실이 빠져 서 연한 색의 영상으로 획득되어 정상직물보다 높은 그레이 값을 가지게 되어, 오류나 잡음등의 그레이 값 은 전체 영상의 평균 그레이 값으로 벗어나는 특징을 가지고 있다. 따라서 제안된 방법에서는 이진화 속도 를 개선하기 위해 이진화는 전역적으로 수행하되 그림 1과 같이 평균을 기준으로 상위 문턱치와 하위 문턱치 값을 설정하고, 상하위 문턱치 사이의 값은 0 이를 벗 어난 화소는 1로 영상을 이진화하였다^[4-7]. (이후 이 진화 영상에서 1로 남아 있는 화소만 남아있는 화소로 표현함)

전술한 바와 같이 직물 영상의 이상적인 이진화를 위한 문턱치는 실제의 오류는 최대한 부각되고 조명 불균일 등의 잡음에 의한 영향은 최대한 억제되는 것 이 바람직하다. 그러나 그림 1에서 알 수 있드시 잡음 의 효과를 줄이기 위해 문턱치를 그레이 레벨의 평균 값에서 멀리 설정하면 오류는 이진화 결과에 잘 나타 나지 않을 수 있으며, 반대로 오류의 결과를 부각시키 기 위해서는 문턱치를 평균치 가깝게 설정하면 잡음의 영향 역시 커지게 된다. 따라서 문턱치는 이러한 효과 를 고려하여 잡음의 효과는 최대한 억제하되 실제 오 류는 이진화 결과에 부각될 수 있도록 설정하여야 한 다. 또한 제안된 방법의 이진화 과정에서는 시스템 운 영의 편의성과 오류 샘플의 제한성 때문에 정상직물로

부터 문턱치를 구하는데 정상직물에는 실제 오류는 없 다.

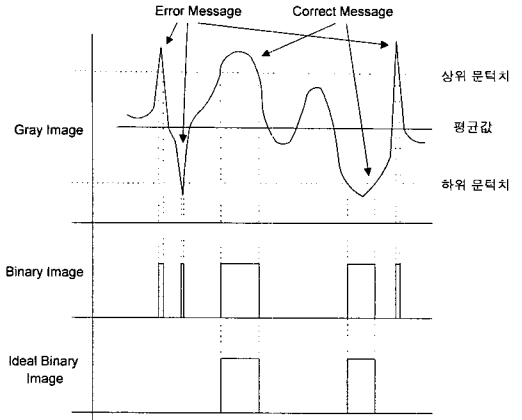


그림 1. 2단 문턱치를 이용한 이진화
Fig. 1. Two level thresholding.

따라서 본 논문에서는 단순히 정상직물의 잡음이 크게 증가하기 시작하는 지점을 문턱치로 결정하였다. 즉 정상의 직물의 이진화 영상에서 잡음이 크게 증가 한다는 것은 오류 직물의 영상에서 이진화 후에 오류 뿐 아니라 잡음도 공간적으로 연결되어 나타나서 다음 단계의 오류 판별에 나쁜 영향을 줄 수 있기 때문이었 다.

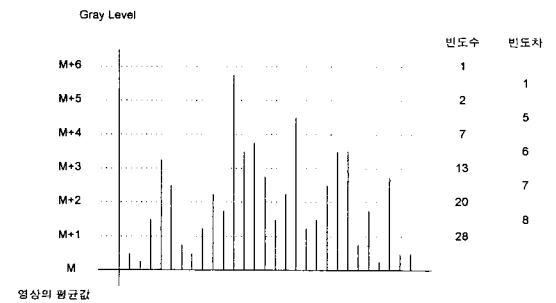


그림 2. 1차원 영상에서 error message의 분포
Fig. 2. The distribution of error message in 1-D image.

그림 2는 1차원 영상에서 각각의 그레이 값에 따른 잡음의 빈도 수와 빈도 차를 표현한 것이다. 문턱치를 M+1로 설정했을 때 잡음 빈도 수는 28이다. 특히 문턱치 M+5에서 M+4 이하로 문턱치를 옮길 때 잡음 수가 갑자기 증가함을 알 수 있다. 따라서 이 영상의 문턱치는 M+4로 설정된다. 실험을 통하여 확인한 결

과 이 경우 잡음에 의한 이진화 결과는 공간적으로 불규칙하게 분포되며, 실제 오류와 줄무늬 등의 영상 특징들은 공간적으로 일관성을 가지고 분포하였다. 본 논문에서 사용된 이진화 문턱치 결정 알고리즘은 그림 3과 같다. 그림 3에서 필터링은 그림 4(a) 와 (b) 조건을 만족하면 중심 화소는 공간적으로 일관성이 없는 잡음이라 가정하기 위한 작업이다.

For each $T_B(T_w)$ from 255(0) to 0(255),
 where $T_B(T_w)$ is upper(lower) threshold
 Threshold the image with $T_B(T_w)$
 Filter the binary image using the
 window as Fig. 4(a) (Fig. 4(b))
 Count the number of spots
 Calculate
 $\Delta \text{Count} = \text{Count}(T_B) - \text{Count}(T_B - 1)$
 $(\Delta \text{Count} = \text{Count}(T_w) - \text{Count}(T_w - 1))$
 If $\Delta \text{Count} > \Delta \text{Th}$, Then break
 otherwise, continue
 Set the threshold as $T_B(T_w)$

그림 3. 제안된 이진화 알고리즘
 Fig. 3. The proposed binarization algorithm.

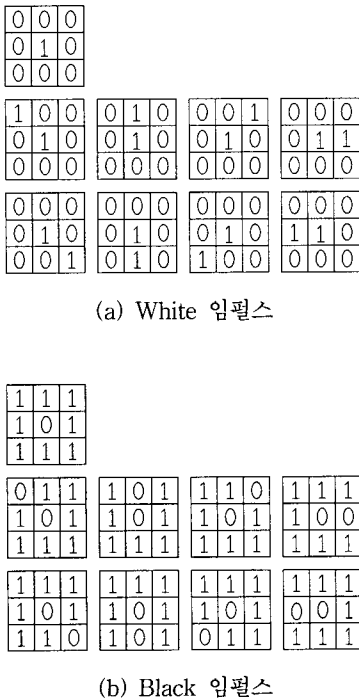


그림 4. 잡음의 정의
 Fig. 4. The definition of noise.

그림 5의 (b)와 (c)는 그림 5(a)의 정상 직물을 이용하여 각각의 그레이 값에 따른 white 잡음과 black 잡음의 빈도수를 구하고, 이 잡음의 빈도수가 갑자기 증가하는 곳을 상하위 문턱치로 정한 그림이고, 그림 5(d)는 이 문턱치를 적용하여 구한 정상 직물의 이진 영상이다. 그림 6(a)는 그림 5(a)의 오류 영상이며 그림 6(b)는 그림 5에서 구한 상하위 문턱치를 적용하여 구한 이진 오류 영상이다. 그림 5(d)와 6(b)에서 알 수 있듯이 잡음에 의한 이진화는 공간적으로 불규칙하게 분포되어 있으며, 실제 오류의 영상 특징은 공간적으로 일관성을 가짐을 알 수 있다.

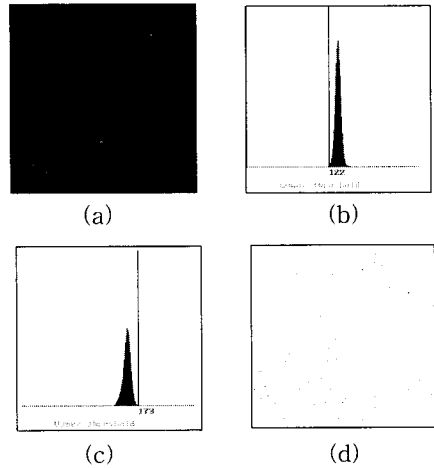


그림 5. 정상 직물의 이진화 영상과 문턱치
 (a) 정상 영상 (b) 하위 문턱치 (c) 상위 문턱치 (d) 이진화 영상

Fig. 5. Binary image and threshold of normal texture.
 (a) normal image (b) lower threshold (c) upper threshold (d) binary image

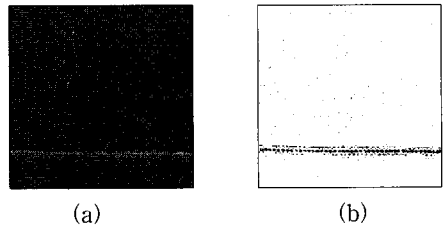


그림 6. 오류 영상의 이진화
 (a) 오류 영상 (b) 이진화 영상
 Fig. 6. Binary image of defected texture.
 (a) error image (b) binary image

2. 특징 파라미터의 문턱치 결정

라인 스캔 카메라에 의해 획득된 영상은 무한히 펼

쳐진 직물의 영상 중에서 하나의 표본만을 채취한 것으로 볼 수 있다. 그러나 대부분의 직물은 거의 동일한 패턴들이 반복적으로 구성되어 있으므로 하나의 표본을 채취하여 특징을 추출하는 것은 모집단의 특징을 대변한다고 볼 수 있다^[8-9]. 이진화 과정을 통하여 얻어진 영상에서 문턱치를 정상 영상의 잡음이 급격히 증가하는 점을 문턱치로 설정하였기 때문에 이진화 영상에 남아있는 화소중 잡음은 비교적 공간적으로 흩어져서 분포하고, 오류가 있을 경우에는 이들 화소는 많은 수가 공간적으로 일관성있게(수평방향, 수직방향, 뭉친 형태) 분포한다. 따라서 본 논문에서는 이진화 영상에서 이러한 잡음과 오류가 갖는 성질을 이용하여 오류를 찾아낼 수 있는 6개의 파라미터를 설정하고, 이들의 문턱치를 통계적 방법을 이용하여 결정하였다.

(1) N x N 창안의 화소 수의 총합 (NUM)

N x N 창에서 이진화 결과에 남아 있는 화소수의 평균을 NUM 이라 하고, 표본집단을 이루는 n 개의 창에서 구한 화소들의 합의 평균이 NUM 라면, 임의의 오차를 a에 대해 NUM 은 다음과 같은 부등식을 만족한다.

$$\overline{NUM} - z \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < NUM < \overline{NUM} + z \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad (1)$$

여기서 z는 정규 분포 곡선에서 신뢰도 (1-a)100%를 만족하는 상한과 하한 값이다. 만약 $n \rightarrow \infty$ (n : 창의 수)라고 가정하면 $NUM \cong \overline{NUM}$ 이 된다. 결국 샘플의 수가 충분히 크다고 가정하면 정상 영상에서 구한 표본평균 NUM 는 모집단의 평균 NUM 을 대변한다고 볼 수 있다. 이러한 표본평균 NUM 은 정규 분포를 가진다. 표본의 평균값이 신뢰 구간에 포함되면 오류가 없는 정상 영상으로 하였고, 이 범위를 벗어나면 잡음의 영향을 초과한 오류의 징후가 있다고 가정할 수 있다. 그러나 실제 오류 검출에서는 이진화 결과에 의해 남아있는 화소수가 없는 경우는 오류가 없는 경우이므로 $\overline{NUM} + 3\sigma$ 를 문턱치로 하여 각 창에 남아 있는 화소수가 이 문턱치 이상일 경우 오류가 있을 가능성이 있는 창으로 가정하였다. $\overline{NUM} + 3\sigma$ 이상의 경우는 정규분포에서 0.13%에 해당되며 이 범위에 드는 특이한 창은 오류가 있다고 가정하였다. 여기서, σ 는 실제 σ 값을 알 수 없기 때문에 정상 영상의 이진화후 남아 있는 화소수 NUM 의 샘플 표준 편차로 가정하였다.

(2) N/2 x N/2 창안의 화소 수의 총합(subNUM)
N x N 창안의 이진화 결과에 남아있는 화소들의 공간적인 중심을 구하여, 그 좌표를 중심으로하는 N/2 x N/2 창안의 화소수를 subNUM이라 하면 NUM에서 문턱치를 구한 것과 마찬가지로 subNUM의 문턱치를 찾을 수 있다. 대개 오류는 덩어리의 형태로 나타나므로 오류가 있는 창은 반드시 오류에 아주 가깝게 중심 좌표가 위치해 있다. 따라서, 여기에 새로운 하위 창을 씌워 그 화소수를 검색하면 오류 검출에 있어서 새로운 파라미터를 생성할 수 있다. (1)의 NUM에서와 같이 subNUM이 정규 분포를 따른다고 가정하고 같은 방법으로 신뢰구간을 갖는 범위를 구하여 문턱치를 구하였다.

(3) 화소 수의 합의 비(Prop)

NxN 크기의 창내에 남아있는 화소의 총합 NUM과 N/2xN/2 크기의 하위창내에 남아있는 화소의 총합 subNUM과의 비를 구하면, 이 비는 NxN 크기의 창안에 분포하는 화소들의 밀집 정도를 나타내므로 그 창의 오류를 검출하는 파라미터로 사용할 수 있다.

일반적으로 정상적인 직물의 경우 이진 영상에 남아 있는 화소의 비 \hat{p} 은 약 1/4 로 예상된다. 실제 영상에서 얻어진 \hat{p} 를 N x N(64 x 64) 창안에 있는 화소와 N/2 x N/2(32 x 32)인 창안에 있는 화소와의 비 p의 estimator라면 \hat{p} 은 정규 분포 $N(p, \sigma^2)$ 를 갖는다. 여기서 $\sigma^2 = pq/n$ 으로 n은 이 분포를 구하는데 이용된 창의 크기 N x N 이다. 만약 (1-a)100%의 신뢰구간을 설정하면

$$\hat{p} - z_{a/2} \sqrt{\frac{\hat{p}\hat{q}}{n}} < p < \hat{p} + z_{a/2} \sqrt{\frac{\hat{p}\hat{q}}{n}} \quad (2)$$

의 부등식을 만족하며, 여기서 $z_{a/2}$ 는 (1-a)100%의 신뢰도를 갖는 구간의 상한과 하한을 표현한다. 식 (2)에 의해 p의 상한과 하한을 구할 수 있으며 상한의 범위를 넘으면 오류가 있는 경우로 간주 할 수 있다.

(4) NxN크기의 창에서 화소들의 x축 방향 분산 (Var X)

x축 방향의 분산은 화소들의 수평 방향으로의 분포 정도를 나타내며 각 창의 화소들은 정규분포 σ_x^2 을 가진다. 또, 표본분산 s_x^2 은 σ_x^2 의 estimator로 chi-square 분포를 가지고 $\nu = n - 1$ 의 자유도를 가진다. 표본분산 s_x^2 은

$$s^2 = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2}{n(n-1)} \quad (3)$$

이고 chi-square는 $X^2 = \frac{(n-1)S_x^2}{\sigma_x^2}$ 이므로 신뢰 구간 $(1-\alpha)100\%$ 에 대해 식(4)와 같은 확률을 가진다.

$$P (\chi_{1-\alpha/2}^2 < X^2 < \chi_{\alpha/2}^2) = 1-\alpha \quad (4)$$

따라서, 구하고자하는 분산의 신뢰구간은

$$\frac{(n-1)s_x^2}{\chi_{\alpha/2}^2} < \sigma_x^2 < \frac{(n-1)s_x^2}{\chi_{1-\alpha/2}^2} \quad (5)$$

로 표현되며, 이 신뢰구간을 이용하여 직선 형태의 오류 검출 파라미터로 사용할 수 있다.

(5) $N \times N$ 크기의 창에서 화소들의 y축 방향 분산 (Var Y)

y축 방향의 분산은 화소들의 수직 방향으로의 분포 정도를 나타내며 문턱치는 x축 방향의 분산의 문턱치를 구하는 방법과 동일한 방법으로 구할 수 있다.

(6) x축 방향의 분산과 y축 방향의 분산의 비(W)

이 파라미터는 일단 오류 징후가 있는 화소들로부터 어떤 다각형 형태의 오류인지를 검색하데 사용된다. 예를 들어, 두 분산의 비 σ_x^2/σ_y^2 이 1이면, 이 분산을 이루는 화소들은 동심원의 형태를 가진다. 분산의 비가 1 이하일 경우는 오류가 x축 방향으로, 1 이상일 경우는 y축 방향으로 찌그러진 형태의 다각형을 형성하고 있음을 알 수 있다. 두 분산의 비 σ_x^2/σ_y^2 의 estimator는 표본 분산의 비 s_x^2/s_y^2 이며 F-분산을 이루고 신뢰구간에서의 확률로부터 문턱치를 결정할 수 있으나 자유도가 검색할 이전 영상의 창에 남아 있는 화소수의 함수이므로 문턱치가 일의적으로 결정될 수 없으므로, 실험에 의해 얻어진 값을 이용하였다.

3. 오류 검출 알고리즘

2절에서 제안한 파라미터들의 문턱치를 이용하여 여러가지 오류 종류의 검출 조건과 알고리즘을 구현할 수 있다. 검출 방법으로는, 먼저 $N \times N$ 크기의 창을 씌워 나가면서 각각의 창에 대해 NUM과 subNUM의 신뢰 구간중 직물 영상에는 의미없는 하위 문턱치는 제외한 상위 문턱치 구간을 동시에 벗어난 창만을 오류의 징후가 있다고 가정하고 오류 판별 알고리즘을 적용하였고 오류의 징후가 없는 창은 이 알고리즘이 적용되지 않도록 하여 오류 검출에 걸리는 시간을 최

소화하였다. 그림 7은 오류 검색 과정을 흐름도로 나타내었다. up_th는 상위 문턱치를 의미하고, low_th는 하위 문턱치를 의미한다.

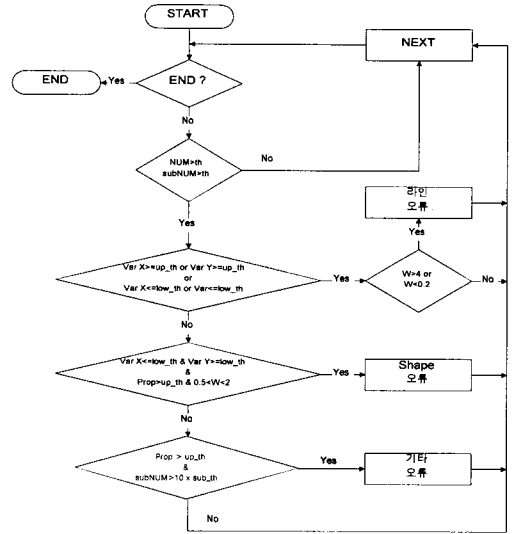


그림 7. 직물의 오류 판별 알고리즘 흐름도

Fig. 7. A flow chart of texture-defect-detection algorithm.

(1) 직선 형태의 오류 검출

먼저 x축 방향과 y축 방향의 오류만을 분류하는데는 상, 하위 문턱치를 통과하면서 W의 문턱치를 만족하는 것만 직선 형태의 오류로 간주할 수 있다. W의 분포는 F-분포를 가지지만 각각의 창에서 취해지는 샘플 화소의 수가 다양하므로 일의적으로 문턱치를 얻을 수 없다. 따라서 실험적으로 $W > 2$ 인 경우와 $W < 0.5$ 인 경우를 취하여 축 방향의 라인 성질을 가진 오류를 검출하였다. 실제 직물의 경우 직선오류는 위사나 경사의 손상에 의한 경우가 대부분이기 때문에 실험에 의해 정해진 문턱치가 대부분의 직물영상에서 동등하게 적용하여도 문제가 야기되지는 않는다.

(2) 다각형 형태의 오류 검출

임의의 형태를 이루고 있는 오류는 화소들이 뭉쳐져 있기 마련이므로 분산은 x축과 y축 모두의 하위 문턱치만을 만족하도록 하였고 또한 W도 (1)에서 제시한 문턱치를 만족함과 동시에 Prop의 조건을 만족하도록 하였다. Prop 조건을 삽입한 이유는 대각선방향의 오류도 검출하기 위함인데 축 방향의 오류를 검사하는 방법만으로는 이 오류를 검출할 수 없지만 W

와 분산의 조건을 만족하면서 이 조건을 만족할 때에는 이 오류도 겹하여 찾을 수 있다.

(3) 기타 오류 검출

오류가 $N \times N$ 창의 크기보다도 더 큰 경우에는 NUM과 subNUM의 수가 같아져서 Prop이 매우 커지고 subNUM도 매우 커진다. 따라서, 이러한 오류는 Prop 이 up_th보다 크고 subNUM이 10배의 sub_th보다 크다는 가정을 이용하여 검색하였다.

III. 실험 및 검토

본 논문에서 제안한 알고리즘의 타당성을 검토하기 위한 실험은 펜티엄급 IBM/PC를 주처리 장치로 사용하였고 오류를 판별하기 위한 알고리즘이 적재된 영상처리 보드는 모토롤라사의 DSP96002가 수행하도록 하였다. 영상 입력 장치로는 EG&G사의 LC1902 라인 스캔 카메라를 사용하였고 LC1902로 부터의 영상 획득은 Data Transfer사의 DT2825 보드를 사용하여 분당 42m의 처리 속도로 알고리즘을 수행하였다. 실험에 사용된 식물 영상은 256x256 크기의 오류가 있는 영상과 오류가 없는 영상으로 라인 스캔 카메라를 이용하여 각각 획득하였다. 영상의 해상도는 1 화소당 가로와 세로 각각 약 0.5mm이다. 정상 영상은 오류를 판별하는데 필요한 파라미터를 구하는데 사용되며, 오류가 있는 영상은 오류를 판별하는 알고리즘을 적용하는데 사용하였다. 이렇게 구한 그레이 영상을 대상 식물의 이진화에 필요한 상하 문턱치를 구하여 이진화하였다. 오류 검출 알고리즘에 적용될 파라미터를 추출하기 위하여 256x256 크기의 정상 영상에 대하여 창틀크기를 64x64 블록으로하여 창틀을 32 스텝씩 행과 열로 이동하여 49개의 하위 창을 사용하였으며 II절에서 언급된 통계적 방법으로 결정된 문턱치들은 신뢰도 99.9%를 기준으로 설정하였다. 또한 창틀의 크기가 변화된다 하더라도 언급된 문턱치들이 통계적인 방법에서 다르게 설정되기 때문에 실험결과에 큰 영향을 미치지 않을 것으로 기대되며 주어진 해상도에서 약 3 cm간격으로 오류검사를 수행한다는 가정을 바탕으로 하였다.

그림 8은 실험에 사용된 식물 영상 이고 그림 9는 수평 오류(a), 수직오류(b,c,g), 겹친 수평오류(d,i), 울빠짐(e), 수평 밀림(f), 지역적 오염(h)을 가진 오류 영상이다.

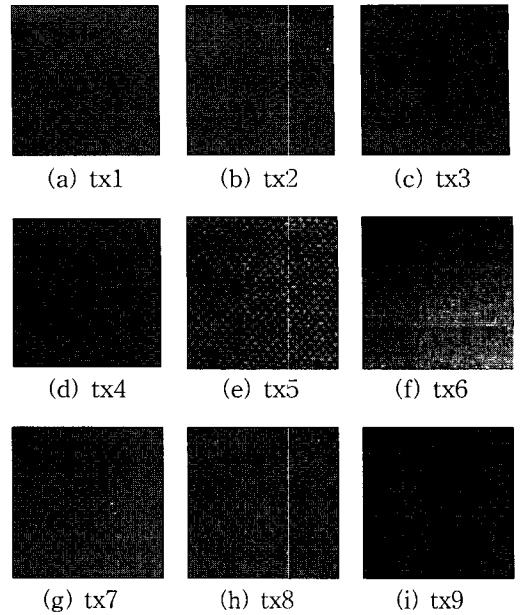


그림 8. 실험에 사용된 정상 식물 영상
Fig. 8. Normal textured image for experiments.

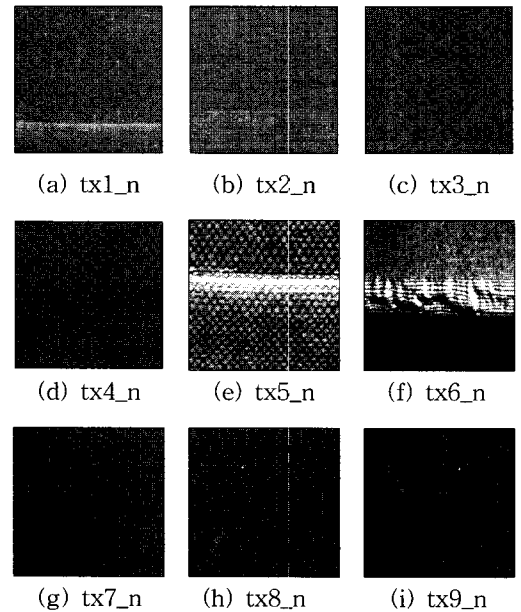


그림 9. 실험에 사용된 오류 식물 영상
Fig. 9. Error image for experiments.

그림 10은 오류 영상을 본 논문에서 제시한 방법으로 선처리 과정에서 구한 문턱치를 이용하여 구한 이진화 영상이다. 그림 10의 (g) 와 (h)는 오류외에 조명의 영향과 주변 방해 요소로 인하여 오른쪽에 많은 잡음을 포함하고 있다.

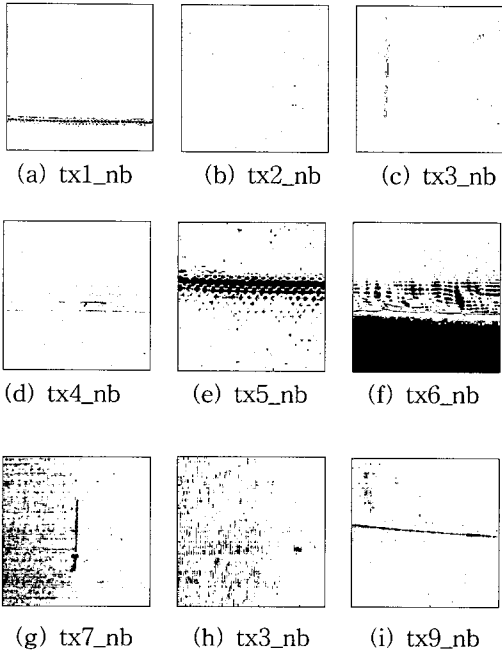


그림 10. 오류 영상의 이진화
Fig. 10. Binary images of defected texture.

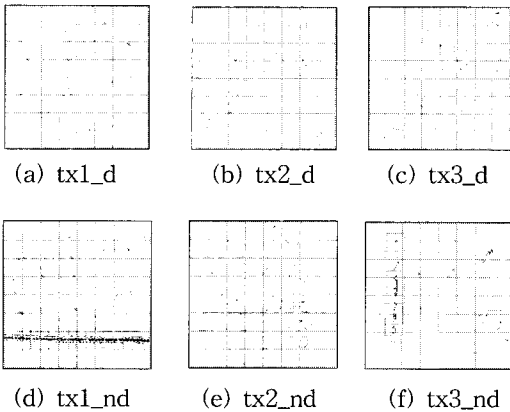


그림 11. 오류 검출 영상
Fig. 11. Detected error image.

그림 11은 정상 영상(a,b,c)과 오류 영상(d,e,f)을 본 논문에서 제시한 알고리즘을 이용하여 오류를 검출한 예이다. 그림 11에서 규칙적인 격자모양 이외의 사각형이 오류를 나타내었다. 그림 11의 (b) 와(c)는 정상 직물이지만 각각 하나의 오류를 검출했으며, (d)는 수평 오류가 있는 이진 영상의 실험 결과를 나타내었고, (e)와 (f)는 수직 오류가 있는 이진 영상의 실험 결과를 나타내었다. 표 1은 영상당 49개의 64x64 크

기의 창 9개의 정상영상과 9개의 오류가 있는 영상에 대해 본 논문에서 제시한 알고리즘을 이용하여 실험한 결과로서 혼돈 행렬(confusion matrix)을 나타내었다.

표 1. 혼돈 행렬

Table 1. Confusion matrix of experiment.

| 실 제 \ 판 별 | 판 별 | |
|-----------|-----|-----|
| | 정상창 | 오류창 |
| 정상영상의 정상창 | 431 | 10 |
| 오류영상의 정상창 | 242 | 0 |
| 오류영상의 오류창 | 0 | 199 |

표 1의 실험 결과에서 알 수 있듯이 오류가 있는 창은 완벽하게 오류를 검출하였고 정상영상의 정상인 창에 대해서도 오류로 검출되는 경우가 있었다. 이는 실제 시스템 구현시 다시 한번 사람이 검사해야 되는 번거로움이 수반되는 경우로 바람직하지 않으나 오류를 정상이라 판단하여 오류 재검사의 기회를 놓쳐 버리는 경우 보다는 고품질의 검사에서는 안정적이다.

IV. 결 론

본 논문에서는 기존에 제안되었던 일반적인 이진화 방법과 달리 직물 영상의 특수성을 고려하여 정상 직물에서 잡음이 크게 증가하여 공간적으로 뭉쳐지지 않게 하는 이진화 방법을 제시하였다. 제시된 이진화 방법은 정상 직물에서 잡음이 크게 증가하기 시작하는 곳을 이진화 문턱치로 취해서 검사 대상 직물 영상을 이진화 한다. 제안된 이진화 결과는 잡음은 공간적으로 불규칙하게 분포하고, 오류는 공간적으로 뭉쳐서 분포하기 때문에 이러한 성질을 이용하여 직물 오류를 검출하고 이를 분류하는 방법을 제시하였다. 제안된 방법에서 이진화 문턱치의 오류 검출을 위한 파라미터들의 문턱치는 선처리 과정에서 통계처리를 이용하여 구해지며, 주처리 과정에서는 이들을 이용한 룩업 테이블 방식의 이진화와 파라미터 추출을 위한 전용 프로세서를 사용하여 온라인 오류 검출이 가능할 것으로 예상된다. 제안된 방법은 이진화 과정을 이용하고 오류를 검출하기 위한 구역화 과정등이 없고 단순한 문턱치 비교에 의해 이루어지기 때문에 간단하고 기존의 통계 행렬 및 푸리에 분석등의 질감 분석 방법에 비해 계산량이 적다.

참 고 문 헌

[1] Chuanjun and Chin-Ho Yu, "Machine Vision Based Inspection of textile fabrics," *MVA IAPR Workshop on Machine Vision Applicatopns*, pp. 494-497, 1994.

[2] Fernand S. Cohen, Zhigang Fan and Stephane Attali, "Automated Inspection of Textural Models", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 13, No. 13, 1991.

[3] Roland T. Chin, "Automated Visual Inspection," *CVGIP*, vol. 42, pp. 346-381, 1988.

[4] Haralick & Shapiro, "Computer and Robot Vision," Addison-Wesley, 1992.

[5] P.K. Sahoo, S. Soltani, and A. K. C. Wong, "A Survey of Thresholding Techniques," *CGVIP*, vol. 41, pp. 233-260, 1988.

[6] Nobuyuki Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 9, No 1, pp. 62-66, 1979,

[7] Mark Bradshaw, "Delineation of Defects in noise ternary images using a Piecewise Dynamic Approach," *SPIE vol.2423 Visual Communication and Image Processing*, pp. 334-342, 1995.

[8] Ronald E. Walpole, *Introduction to Statistics*, MACMILLAN, 1974.

[9] Wilbur B. Davenport, JR, *Probability and random processes*, International Student Edition. 1970.

저 자 소 개

金 技 承(正會員)
 1994년 전북대학교 전자공학과 학사. 1997년 전북대학교 전자공학과 석사. 현재 국방과학 연구소 근무. 관심분야는 패턴인식, 신경망 등임

金 準 哲(正會員) 第 31卷 B編 第 3號 參照
 현 서남대학교 전자공학과 조교수

李 俊 煥(正會員) 第 34卷 S編 第 3號 參照
 현 전북대학교 전자공학과 부교수