

# 독립성분분석을 이용한 TFT-LCD불량의 검출

## (Detection of TFT-LCD Defects Using Independent Component Analysis)

박 노 갑 <sup>†</sup>    이 원 희 <sup>\*\*</sup>    유 석 인 <sup>\*\*\*</sup>  
 (No Kap Park)    (Won Hee Lee)    (Suk In Yoo)

**요 약** 최근 TFT-LCD (Thin film transistor liquid crystal display)패널의 수요증가에 비례하여 공정상 발생하는 LCD 불량률의 수도 증가하고 있다. LCD 불량은 배경화면과 미세한 밝기대비 차이를 가지는 패널상의 불균등한 영역으로서 크게 정형과 비정형으로 나누어지며 사람의 눈에 매끄럽지 않게 보여진다. 이러한 불량은 배경과의 대비 차이가 미세하여 기존의 임계수준 검출이나 윤곽선 검출로는 불량을 검출할 수 없다. 본 논문은 비정형 LCD 불량을 독립성분분석, 적응 임계수준 검출 그리고 왜도를 이용하여 검출하는 방법을 제시한다. 본 검출방법은 잡음이 심한 영상에 대해서도 대응력이 뛰어나며, 생산라인에서 성공적으로 적용된다.

**키워드** : TFT-LCD, LCD 불량, 독립성분분석, 왜도

**Abstract** TFT-LCD(Thin Film transistor liquid crystal display) has become actively used front panel display technology with increasing market. Intrinsically there is region of non uniformity with low contrast that to human eye is perceived as defect. As the gray level difference between the defect and the background is hardly distinguishable, conventional thresholding and edge detection techniques cannot be applied to detect the defect. Between the patterned and un-patterned LCD defects, this paper deals with un-patterned LCD defects by using independent component analysis, adaptive thresholding and skewness. Our method showed strong results even on noised LCD images and worked successfully on the manufacturing line.

**Key words** : TFT-LCD, LCD defect, Independent component analysis, skewness

### 1. 서론

최근 TFT-LCD(Thin film transistor liquid crystal display)패널이 활발하게 사용되는 평판 디스플레이 기술로 각광받고 있다. 일반 컴퓨터 사용자의 대부분이 TFT-LCD 모니터를 사용할 정도로 TFT-LCD 시장은 커지고 있고 생산량도 증가하고 있다. TFT-LCD의 공정 과정에서 발생하는 본질적인 불량률이 있는데, 이런 불량률은 배경화면과 미세한 밝기대비 차이를 가지는 불균등한 패널상의 영역으로 사람의 눈에 매끄럽지 않게 보이게 된다. 이러한 불량들을 LCD불량이라 부른다.

TFT-LCD 패널 제조업체에서는 자사 패널의 품질을 향상시키기 위해 생성되는 모든 패널에 대해 인간 검사자가 불량을 검사하도록 한다. 불량이 검출되면 패널은 공정에서 폐기시킨다. 하지만 인간 검사자가 불량을 판별하는 작업은 생산비용을 많이 증가시키고 또한 속도가 느린 단점이 있다. 이와 더불어 인간의 주관성에 의존해 서로 다른 검사자가 상반되는 결론을 내릴 수도 있다. 이러한 이유 때문에 영상처리에 기반한 LCD 불량 검출에 관심을 가지게 되었고 이 논문의 주제도 이러한 연구의 한 부분이다.

본 논문에서는 독립성분분석(Independent component analysis)[1,2]을 적용해 얻어낸 거리지도에 적응 임계수준 검출(Adaptive thresholding)[3]과 왜도(Skewness)[4]를 적용하여 최종 불량을 검출하는 방법을 제시한다. 2장에선 관련연구를 다루고 3장에선 독립성분분석을 사용하여 독립성분과 혼합행렬(Mixing matrix)을 구한다. 4장에선 혼합행렬을 이용하여 거리지도를 얻고 적응 임계수준 검출을 사용해 불량영역을 검출하며 왜도를 측

· 본 연구는 서울대학교 컴퓨터연구소 지원으로 이루어졌음

<sup>†</sup> 비 회 원 : 서울대학교 컴퓨터공학부  
 hotpoem@ailab.snu.ac.kr

<sup>\*\*</sup> 학생회원 : 서울대학교 컴퓨터공학부  
 hotpoem@ailab.snu.ac.kr

<sup>\*\*\*</sup> 종신회원 : 서울대학교 컴퓨터공학부 교수  
 siyoo@ailab.snu.ac.kr

논문접수 : 2007년 2월 6일

심사완료 : 2007년 2월 27일

정하여 양/불 판정한다. 5장에서 실험결과를 나열하며 6장의 결론으로 논문을 마무리 짓는다.

2. 관련연구

LCD 불량은 정형과 비정형으로 나눌수 있다. 정형불량은 특정한 형태를 가지는 불량으로 줄 불량(Line defect)과 영역 불량(Area defect)으로 나눌 수 있다. 그림1의 (a), (b)가 정형 불량 of 예이다. 줄 불량은 패널에 일정한 두께를 가지는 선으로 나타나며 항상 가로 또는 세로 방향으로 패널의 한쪽 끝에서 반대쪽 끝까지 뻗는 불량이다. 영역 불량은 타원형에 가까운 모양을 가지며 면적을 가진다. 이 두 종류의 불량은 형태가 뚜렷하고 면적을 잴수 있으며 경계부분에서 밝기대비가 특정 기울기를 가지면서 변한다. 반대로 비정형 불량은 특정한 형태를 가지지 않고 대체적으로 낮은 밝기대비를 가지며 주로 임의의 형태의 곡선으로 나타난다. 그림 1의 (c), (d), (e), (f)는 비정형 불량을 나타낸다. (c)의 고온 불량은 고온상태에서 주로 발생하므로 고온불량이라 부르고, 물 불량은 물이 흐르는 모양과 흡사해 물 불량이라 부른다. 비정형 불량 중 가장 비율을 많이 차지하는 건 글래스 불량으로서 그림 1의 (e)와 (f)에 나타나 있다.

정형불량의 검출은 [5,6]에서 수행하였고, 특징추출에 기반한 정형 불량 of 불량 수준 측정은 [7]에서 수행하였다. 비정형 불량 검출방법으로는 [8,9]를 언급할 수 있다. 이들은 배경의 노이즈를 줄이면서 불량 of 경계는 강조시켜 불량 of 검출하며, 이방성 분산(Anisotropic diffusion)을 이용한 방법과, 콘볼루션 필터(Convolution filter)를 설계하는 방법을 제시한다. LCD 패널의 정형불량 검출 연구는 비교적 활발하게 진행되어 여러 결과들이 있으나 비정형 관련 연구는 많지 않다. 하지만 생산

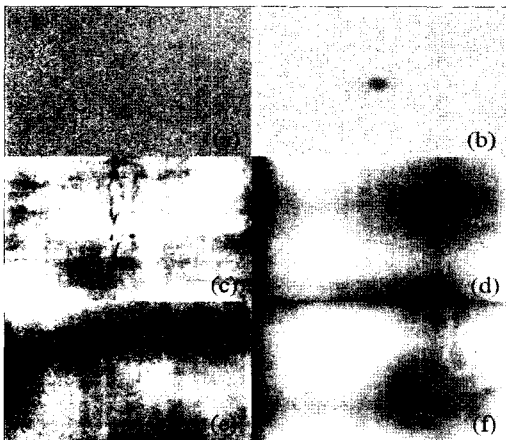


그림 1 LCD 불량 of 종류 (a) 줄 (b) 영역 (c) 고온 (d) 물 (e) 글래스 (f) 글래스

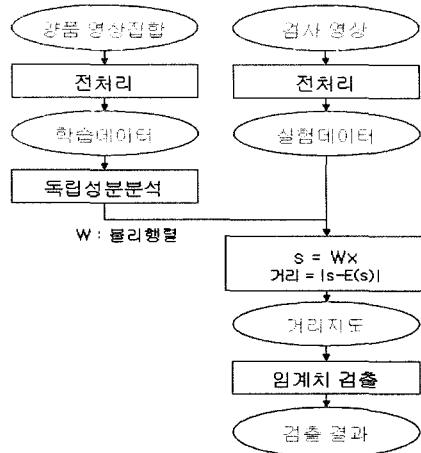


그림 2 검출 과정

라인에서 발생되는 비정형 불량 of 비율이 20% 이상이므로 비정형 불량 of 검출 또한 아주 중요하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문은 비정형 불량 of 검출을 다루며 3절과 4절에 걸쳐 전체적인 검출과정을 소개한다. 그림 2는 검출과정을 보여준다.

3. 독립성분분석을 이용한 데이터 학습

3.1 전처리 과정

생산라인에서 TFT-LCD가 생성되면 검출기는 패널의 영상을 촬상하고 촬상된 영상을 이용해 LCD불량을 검출한다. 하지만 촬상 과정에서 잡음이 추가될 수 있고 또한 카메라의 광학특성에 따른 비네팅 효과(Vignetting effect)[10]에 의해 중심부에서 바깥쪽으로 갈수록 밝기가 감소하는 현상이 발생하게 된다(그림 3). 이러한 왜곡들은 낮은 밝기대비의 잡음과 섞여 불량 of 검출을 더 어렵게 한다. 그러므로 검출의 정확도를 높이기 위해 잡음제거와 왜곡 보정작업을 해야 한다. 그러므로 다음과 같은 전처리 작업을 해준다. 첫째로 3x3 크기의 중간 값 필터를 적용해 가우스성 잡음(Gaussian noise)과 백색잡음(White noise)을 제거한다. 중간값 필터 적용후 밝기대비 값이 급격하게 변하는 부분을 부드럽게 만들기 위해 평활화 연산을 해주는데 평활화 필터로는 5x5

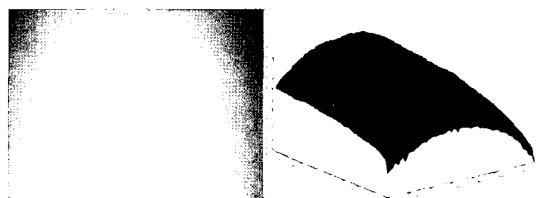


그림 3 실 불량 영상과 3차원 구성도

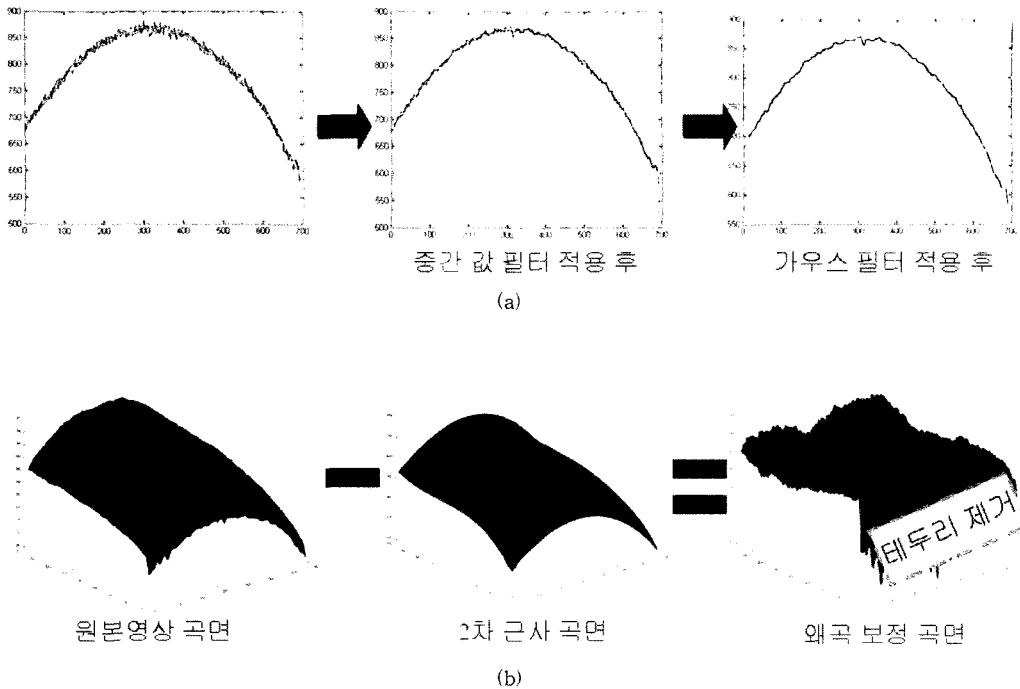


그림 4 영상 전처리 과정 (a) 원본영상의 잡음 제거 (b) 비네팅 효과 보정 과정

크기의 가우스 필터를 사용했다. 다음으로 비네팅 효과에 의해 굴곡된 배경을 보정시키기 위해 차수가 낮은 2차 곡면으로 배경을 근사하고 실 영상과 근사된 곡면의 차이를 보정된 영상으로 정한다. 차수가 낮은 평면은 실 영상의 테두리를 정확히 근사하지 못하므로 테두리부분에서 배경이 다른 부분보다 어두워질 수 있다. 그러므로 테두리 부분의 20 화소씩 잘라낸다. 전처리의 각 과정들은 그림 4에 나타나 있다.

3.2 양품영상 데이터의 분리행렬의 학습

만약 우리가 불량 영상과 배경 영상을 가지고 있고 이들이 서로 독립이라 가정하면 두 영상을 섞어 배경과 불량이 섞인 불량 영상을 얻어낼 수 있다. 생산라인에서 주어지는 LCD 불량 영상은 배경과 불량이 섞인 영상에 속한다. 배경과 불량이 섞인 영상에서 배경과 불량을 구분해 내는 것이 우리의 과제다. 다양한 영상이 섞여있을 때 서로 독립인 영상들(서로 독립인 불량과 배경)을 분류하는 종류의 문제를 칵테일 파티(Cocktail-party) 문제라고 부르며 독립성분분석을 사용해 효과적으로 풀 수 있다. 독립성분분석의 정의는 다음과 같다.

확률벡터  $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 가 주어질 때 독립성분분석은 다음 모델을 근사한다.

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} \tag{1}$$

여기서  $\mathbf{s}=(s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ 이고 각 독립성분  $s_j$  들은 서로 통계적 독립이라 가정한다. 독립성분  $s_j$ 를 은닉 변수(Latent variable)라 부르는데 이는 독립성분분석을 수행한 후 알 수 있는 변수이기 때문이고, 행렬  $\mathbf{A}$ 는 혼합 행렬이라 부르는데 이는  $x_i$ 와  $s_j$  관계를 표현하기 때문이다.  $\mathbf{A}$ 의 준역행렬(Pseudo-inverse)  $\mathbf{W}$ 를 생각해보자. 그럼 식 (1)을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{s} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{x} = \mathbf{W}\mathbf{x} \tag{2}$$

$\mathbf{W}$ 는 확률벡터  $\mathbf{x}$ 에서 독립성분들을 추출해 내는 역할을 하므로 분리행렬(Separating matrix)이라 부른다. 양품 영상  $L$ 개가 주어지면 각 영상에서 크기  $n \times n$ 의 영역을 가로와 세로 방향으로 영상의 왼쪽상단으로부터  $n$  화소마다 선택해 각 영역을 길이  $n \times n$ 의 열 벡터로 나열하고 이 벡터들의 전체 집합을 학습데이터  $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 로 놓는다(그림 5). 학습데이터를 이용해 독립성분분석을 수행하면 양품 데이터를 가장 잘 표현하는 독립성분  $\mathbf{s}$ 와 혼합행렬  $\mathbf{A}$ 를 근사한다.

4. LCD 불량량의 검출

양품 학습데이터를 근사 시킨 혼합행렬  $\mathbf{A}$ 의 준역행

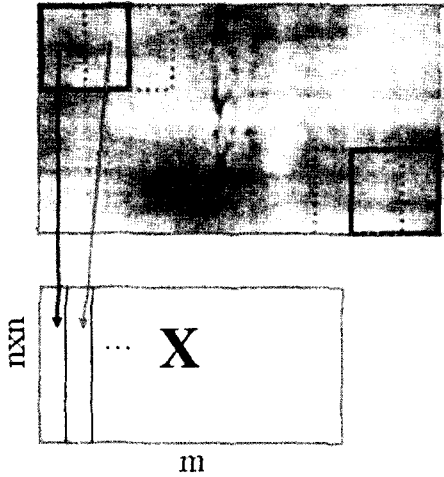


그림 5 Image에서 x를 얻어내는 과정

렬  $W$ 는 LCD 영상에서 불량을 검출하는데 유용하게 쓰인다. 불량 검출을 원하는 LCD 영상이 주어졌을 때 검출과정을 살펴보자. 영상의 왼쪽상단부터 가로와 세로  $k$  화소( $k < n$ )마다  $n \times n$  크기의 사각영역을 추출한다. 추출된 사각영역에 대해  $n$ 개의 열을 세로로 나열하여 열벡터를 만든다.  $W$ 는  $n \times n$  길이의 벡터를 표현하는 독립성분  $s_j, j=1,2,\dots,l$ 를 얻어낸다. 즉 식 (2)를 사용하여 각  $x_j$ 에 대해  $s_j$ 를 구한다.

$$s_j = Wx_j \quad (3)$$

LCD 영상의 각  $25 \times 25$  사각영역은 이제 길이  $l$ 개의 독립성분 계수 벡터로 표현된다. 일반적으로 배경 영역이 LCD 영상의 많은 부분을 차지하고, 이 부분들의 회색도(Gray-level)수준과 잡음수준이 비슷하므로 배경에 해당하는 사각영역들의 독립성분 계수 벡터들은 1차원의 벡터 공간의 인접한 위치에 군(Cluster)을 형성하게 된다. 전체 독립성분계수의 평균  $E(s)$  또한 같은 이유로 배경의 계수벡터들이 이루는 군의 근방에 위치할 것이다. 하지만 이와는 달리 불량 영역이 포함된 사각영역의 독립성분계수 벡터는 배경의 독립성분계수 벡터들이 이루는 군에서 일반적으로 거리가 멀게 분포할 것이다. 우리는 영상을 사각영역으로 나누고 각 사각영역에 대한 독립성분 계수를 가지고 있으므로 각 독립성분 계수 벡터가 독립성분 전체의 평균  $E(s)$ 에서 떨어진 거리를 측정하여 불량을 검출한다. 거리를 측정하기 위해 다음과 같은 유클리디안 거리를 사용한다.

$$\text{거리} = \left( \sum_k |s_k - E(s)|^2 \right)^{1/2} \quad (4)$$

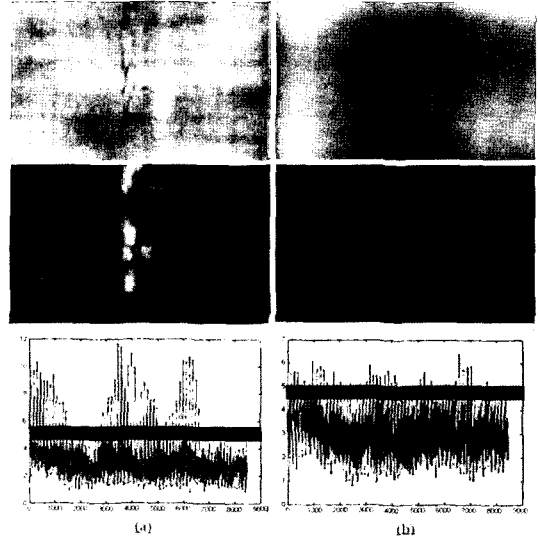


그림 6 거리지도와 거리의 히스토그램 (a) 불량 영상 (b) 양품영상

영상에서 추출된  $n \times n$ 의 개수를 세로  $M$ 개, 가로  $N$ 개라고 하면,  $M \times N$  크기의 거리지도로 만들 수 있는데 거리지도에 적당한 임계수준을 적용해 불량을 검출한다. 임계수준 검출을 적용하기 위해 거리지도의 특성을 살펴보고 하자(그림 6).

불량 패널은 평균에서 멀리 떨어진 거리 값을 많이 가지고 양품 패널은 평균 근처에 거리 값들이 분포한다. 거리의 평균을  $m_{dist}$ , 거리의 표준편차를  $\sigma_{dist}$ 라고 하고,  $Z=2.58$ 로 고정한 후 임계수준 검출(식 5)을 사용해 불량을 검출할 수 있다.

$$\alpha = m_{dist} + Z \sigma_{dist} \quad (5)$$

하지만 이 경우 양품 패널의 표준편차가 작아 양품 패널에서도 많은 불량을 찾아내는 문제점을 가지게 된다. 이를 해결하기 위해 적용 임계수준 검출 방법을 사용하는데 절차는 다음과 같다.

**Step 1.** 히스토그램 불량 영역을 제외한 거리들의 표준편차를 다음과 같이 구한다(그림 7). 히스토그램의 높이 2/3 이상이 되는 지역 (a)의 세로축을 가중 평균하여 (b)를 구한다. 히스토그램의 시작점부터 (b)까지의 거리의 1.6배가 되는 지점을 (c)라고 하면, 시작점부터 (c)까지 표준 편차를  $\sigma_{dist}$ 로 놓는다.

**Step 2.** 거리지도를  $4 \times 4$ 개의 부분 거리지도로 나누어 각각에 대해 평균  $m_{dist}$ 를 구한다.

**Step 3.** 각 거리지도마다 앞에서 구한 표준편차  $\sigma_{dist}$ 와 평균  $m_{dist}$ 을 식 (4)에 대입해 임계 수준 검출을 한다.

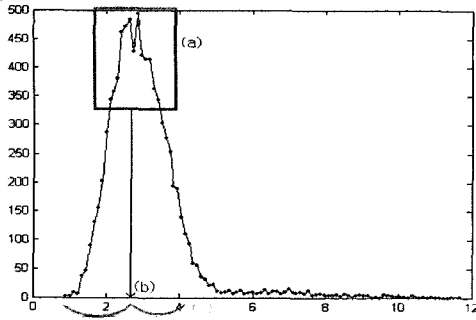


그림 7 불량 영역을 제외하는 알고리즘

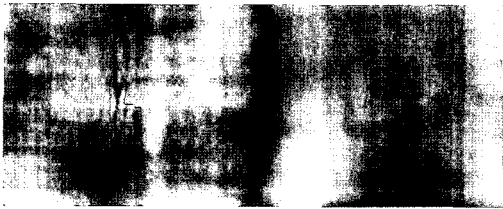


그림 8 불량 영역 검출 영상  
(좌:불량영상, 우:양품영상)

불량 영역(그림 8)을 검출하면 불량 패널에선 불량 검출이 잘 되는 것을 볼 수 있다. 하지만 양품 패널의 영상에서도 일부 영역이 불량으로 검출됨을 볼 수 있다. 독립성분분석을 사용한 검출 방법은 배경영역과 성격이 다른 부분을 검출하는데 양품 패널이라 할지라도 패널 영상의 촬상 상태 약간의 잡음 그리고 희미한 불량등에 의하여 불량이 아닌 부분이 불량처럼 검출될 수 있다. 임계수준을 잘 조절하면 불량품영상에서의 실제 불량은 잘 검출하고, 양품 영상에서의 불량 검출을 최소화하는 임계수준을 찾을 수도 있지만 이러한 접근은 한계가 있기 때문에 검출 결과의 판정을 도울 추가적인 측도가 필요하다. 새로운 측도는 거리지도의 히스토그램을 통해서 찾아볼 수 있다.

불량 거리지도의 히스토그램(그림 9(b))을 보면 왼쪽으로 치우쳐 있는 것을 볼 수 있다. 이는 불량 영역에 해당하는 부분의 거리가 크게 나타나므로 오른쪽에 길게 늘어지는 꼬리로서 나타나기 때문이다. 반면에 양품 거리지도의 히스토그램(그림 9(d))을 보면 정규분포에 가깝고 꼬리가 거의 없어 최대값이 중앙에 분포함을 알 수 있다. 꼬리의 퍼짐 정도를 측정하기 위한 측도로 왜도를 사용할수 있는데, 왜도란 '기울어진 정도'라는 뜻으로 자료 집단의 분포가 왼쪽 또는 오른쪽으로 얼마나 기울어져 있는가를 측정하는 단위이다. 왜도는 다음과 같이 표현된다.

$$a_3 = \frac{1}{s^3} \sum_k (M_i - \bar{x}) \times p_i \quad (6)$$

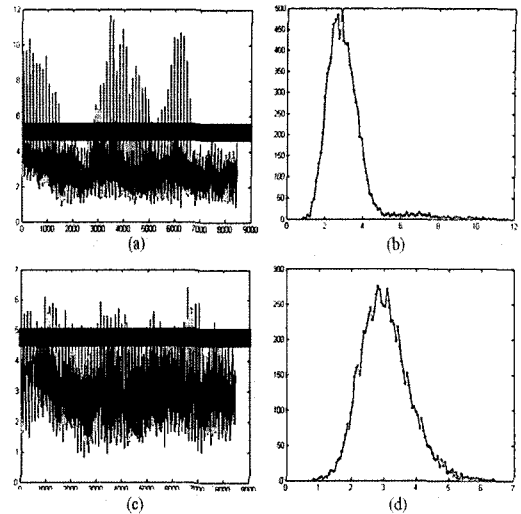


그림 9 (a) 불량 거리 지도 (b) 불량 거리지도의 히스토그램 (c) 양품 거리 지도 (d) 양품 거리지도의 히스토그램

여기서  $s$  는 표준편차이고,  $P_i$ 는  $i$  번째 계급의 상대도수이다. 자료 집단이 평균을 중심으로 오른쪽으로 편중되어 있으면 왜도 값은 음의 값을 가지고 자료 집단이 왼쪽으로 편중되어 있으면 왜도는 양의 값을 가진다. 즉 왜도가 큰 것은 히스토그램의 꼬리가 오른쪽으로 길게 나와 있다는 것을 의미하고, 왜도가 0에 가까운 것은 히스토그램의 분포가 정규분포에 가깝다는 것을 의미한다. 따라서 히스토그램의 왜도를 이용해 불량과 양품을 구별하였다.

## 5. 실험

### 5.1 혼합행렬과 독립성분의 학습

생산라인에서 얻은 380개의 양품 영상을 이용하여 오프라인으로 혼합행렬  $A$ 를 학습 시키고 양품의 독립성분 13개를 얻어내었다. 380 개의 영상에서 크기  $25 \times 25$ 의 사각영역을 겹치지 않도록 추출해 각 사각영역을 길이  $25 \times 25$ 의 열 벡터로 나열한 뒤, 이렇게 모아진 벡터 중 임의로  $m = 50000$  개의 벡터를 추출하여 독립성분 분석을 수행했다. 여러 번의 실험을 통해 13개의 독립성분을 이용했을 때 얻은 혼합 행렬  $A$ 를 사용했을 때 가장 좋은 결과를 얻어냈다. 그림 10에서 최종 13개의 독립성분을 볼 수 있고, 학습에 사용된 인자는 표 1에 나타나 있다.

### 5.2 LCD 불량 검출

생산라인에서 기존 방법으로 검출이 어렵고 발생 빈도가 높은 불량 12개와 임의로 추출된 양품 영상 16개

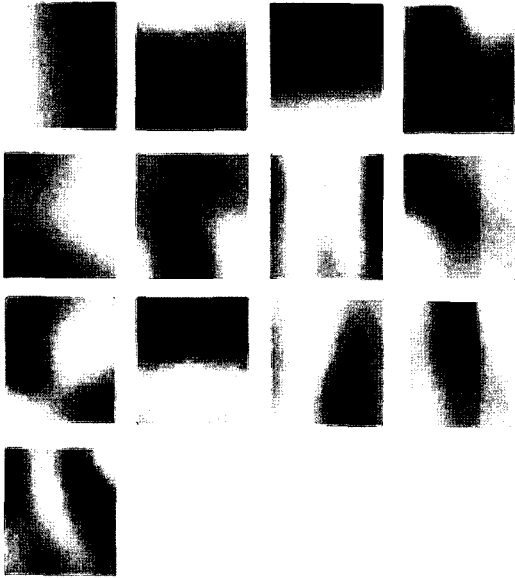


그림 10 독립성분분석 과정 수행 후 얻어낸 13개의 독립성분을 대상으로 실험을 수행했고, 불량 검출에 사용된 인자는 표 2와 같다. 즉, 각LCD 영상에 대해 5화소 간격으로

표 1 학습 인자

독립성분의 개수	13
사각영역의 크기 (화소)	25 × 25
사각영역 추출크기 (화소)	25
학습 벡터 개수	50000

표 2 검출인자

사용된 독립성분 개수	13
사각영역 크기 (화소)	25 × 25
사각영역 추출 간격 (화소)	5
임계수준	3.5
왜도	0.76

로 25×25 크기의 사각영역을 추출해 벡터화 하고 독립성분계수를 계산 후 이들에 대해 거리지도를 만들고 임계수준을 3.5 그리고 왜도를 0.76으로 놓고 불량 검출하였다.

불량영상의 검출 결과는 그림 11에 양품영상의 검출 결과는 그림 12에 나타나 있다. 흰 색 테두리는 적용 임계수준 검출을 적용하여 검출된 불량 영역을 나타낸 것이고, 검은 테두리는 불량 영역을 대상으로 왜도를 적용하여 최종으로 얻어낸 불량 지역을 나타낸다. 임의로 선

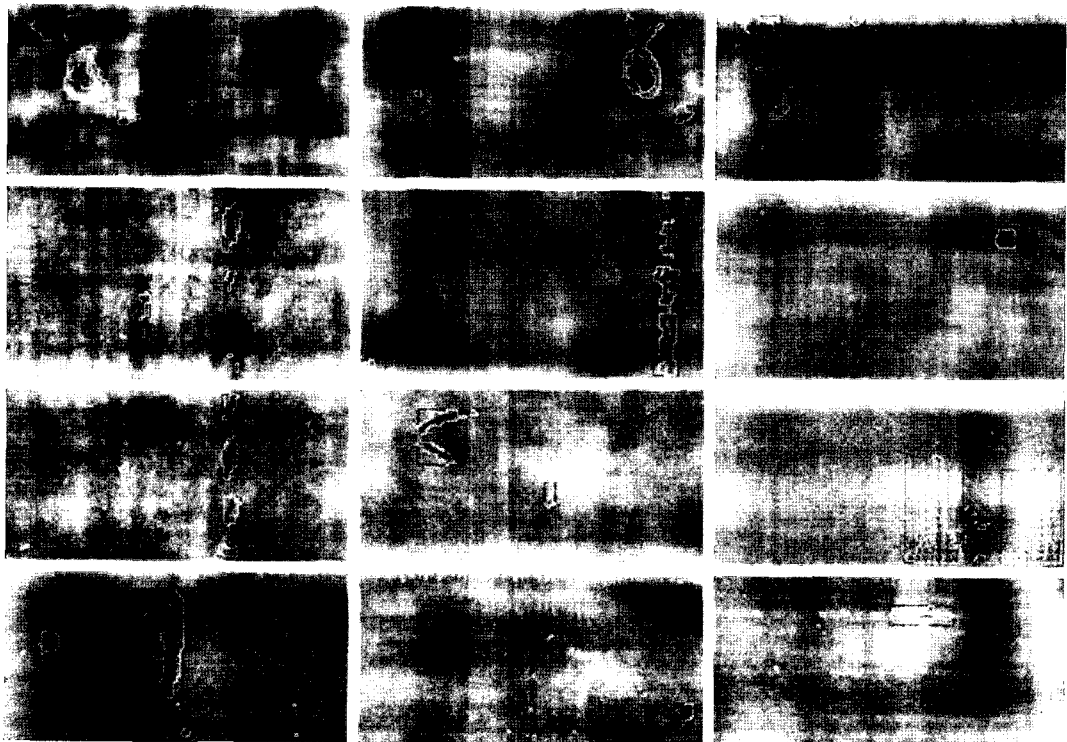


그림 11 불량 패널 실험 결과

하얀 테두리는 LCD 불량 영역을 나타내고 검은 테두리는 최종 불량을 나타낸다.

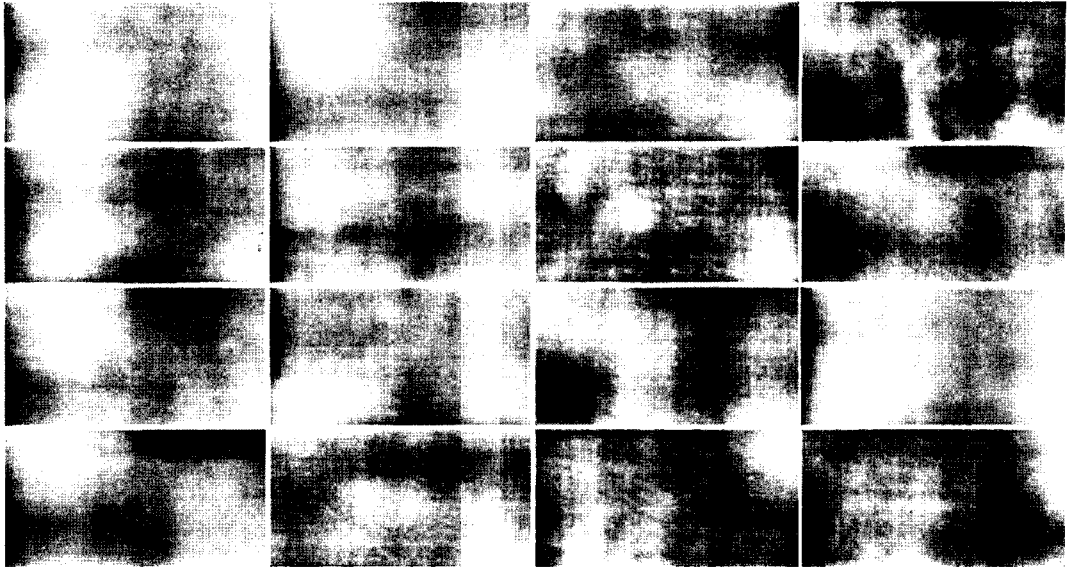


그림 12 양품패널 실험 결과

LCD 불량 영역을 나타내는 테두리가 보이지만 양품영상에서는 최종 불량으로 선택되는 영역이 없다.

표 3 실험 결과

패널번호	패널종류	불량영역의 왜도	관정결과
1	불량	1.601555	불량
2	불량	1.364637	불량
3	불량	1.010633	불량
4	불량	1.782357	불량
5	불량	1.392144	불량
6	불량	2.202607	불량
7	불량	1.471985	불량
8	불량	0.843347	불량
9	불량	2.449682	불량
10	불량	2.054276	불량
11	불량	0.689721	양품
12	불량	2.052607	불량
13	양품	0.438619	양품
14	양품	0.586367	양품
15	양품	0.344449	양품
16	양품	0.401817	양품
17	양품	0.250495	양품
18	양품	0.607131	양품
19	양품	0.33222	양품
20	양품	0.279946	양품
21	양품	0.561875	양품
22	양품	0.30056	양품
23	양품	0.284665	양품
24	양품	0.497757	양품
25	양품	0.519527	양품
26	양품	0.247193	양품
27	양품	0.467535	양품
28	양품	0.491977	양품

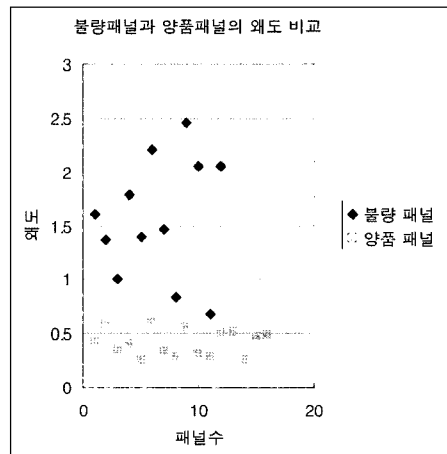


그림 13 불량 패널과 양품 패널의 왜도 비교

표 4 테스트 환경

CPU 타입	Intel P4
CPU 속도	2.4 GHz
RAM	2Gbyte

택한 28개의 LCD영상에서 1개의 오류가 발생하므로 약 96.4%의 성능을 보인다(표 3). 불량 패널과 양품패널과의 왜도의 차이는 그림 13에서 시각적으로 관찰할 수 있다.

표 4와 같은 테스트 환경에서 LCD영상이 들어왔을 때 평균불량 검출시간은 617ms 이다.

## 6. 결론

본 논문에선 독립성분분석을 사용하여 효과적으로 비정형 LCD불량을 검출하는 알고리즘을 구현하였다. 우리가 실험에서 얻은 불량들은 기존의 방법으로 검출하지 못하는 분류에 속한다. 검사자의 눈에는 불량처럼 보여도 기존 알고리즘을 사용하면 어떠한 특징도 잡아내지 못하였다. 특히 밝기대비가 낮거나 잡음과 왜곡 등의 추가 요소가 있으면 더욱 검출하기 어려웠다. 대표적으로 생산라인에서 물 불량과 글래스 불량에 대해 기존 방법이 불량을 검출을 못하였다. 독립성분분석은 이런 점을 극복하고 미세한 불량에 상관없이 독립성분을 얻어내는 방법이므로 비정형 불량 검출에 강한 장점을 가지고 있고, 잡음이 심한 영상에 대한 대응력이 뛰어났으며 생산라인에서 효과적인 성능을 보였다. 단 불량이 화면의 절반 이상을 차지하거나 일정 형태가 패널 전반에 걸쳐 반복되는 불량외의 경우 불량 그 자체를 독립성분처럼 취급하므로 불량과 양품 모두 비슷한 독립성분계수를 가지며 하나의 군을 형성하기 때문이다. 하지만 이러한 불량은 대체적으로 비율이 적고 이런 종류의 불량을 해결하는 다른 방법이 있으므로 큰 문제가 되지 않는다.

## 참고 문헌

- [1] A. Hyvarinen, A survey on Independent Component Analysis, <http://www.cis.hut.fi/~aapo/>
- [2] A. Hyvarinen and E. Oja, Independent Component Analysis: Algorithms and Applications. Neural networks 13:4-54-5, 411-430, Elsevier Science, 2000.
- [3] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Prentice-Hall, 2002.
- [4] P. Z. Peebles Jr., Probability, random variables and random signal principles, McGraw-Hill 1993.
- [5] J.Y. Lee and S.I Yoo, "Automatic Detection of Region-Mura Defect in TFT-LCD," IEICE Trans. Information and System, vol. E87-D, no. 10, pp. 2371-2378, Oct. 2004.
- [6] K. N. Choi, J. Y. Lee and S. I. Yoo, "Area-Mura Detection in TFT-LCD Panel," Proc. of SPIE-IS&T Electronic Imaging, Vision Geometry XII, vol. 5300, pp. 151-158, Jan. 2004.
- [7] N.K. Park, K.N. Choi and S.I. Yoo, "Quantification of line Mura defect levels based on multiple characterizing features," Proc. of SPIE-IS&T Electronic Imaging, Vision Geometry XIV, vol. 6066, 606603, Jan. 2006.
- [8] S. M. Chao, D. M. Tsai, Y. H. Tseng and Y. R. Jhang, Defect detection in low-contrast glass substrates using anisotropic diffusion, ICPR 2006. 18th International Conference on Pattern Recognition Volume 1, Issue, 20-24 Aug. 2006 Page(s): 654-657.
- [9] D.M.Tsai, P. C. Lin and C. J Lu An independent component analysis-based filter design for defect detection in low-contrast surface images, Pattern Recognition, Volume 39, Issue 9, September 2006, Pages 1679-1694, Elsevier.
- [10] W. Yu, "Practical Anti-vignetting Methods for Digital Cameras," IEEE Trans. on Consumer Electronics, vol. 50, no. 4, Nov, 2004.



박 노 갑

2000년 서울시립대학교 전기공학부 학사  
2002년 서울대학교 컴퓨터공학부 석사  
2001년 8월~2002년 10월 Univ. of Illinois at Urbana-Champaign 컴퓨터 공학과 방문. 2002년~현재 서울대학교 컴퓨터공학부 박사과정. 2005년~현재 서울대학교 수리과학부 석사과정. 관심분야는 영상처리, 패턴 인식



이 원 회

2005년 서울대학교 물리학과 학사. 2007년 서울대학교 컴퓨터공학부 석사. 2007년~현재 삼성전자 생산기술연구소. 관심 분야는 영상처리



유 석 인

1977년 서울대학교 전기공학부 학사. 1980년 서울대학교 전기공학부 석사. 1985년 Univ. of Michigan 박사. 1985년~현재 서울대학교 컴퓨터공학부 교수. 관심분야는 패턴인식, 기계학습