

인간의 시각 특성에 기반한 LCD 영역형 얼룩의 불량 수준 측정

이원희[○] 박노갑 최규남 유석인
서울대학교 컴퓨터공학부 인공지능연구소
{hotpoem[○], pnk, knchoi, siyoo}@ailab.snu.ac.kr

KISS 33rd Fall Conference

Won-Hee Lee[○], Kyu-Nam Choi, Suk-In Yoo
Artificial Intelligence Lab., Seoul National University

요 약

TFT-LCD의 생산 과정에서 나오는 불량 제품의 검출은 자동화 과정에 의해 선택된 잠재적 불량 제품의 선택에 이은 인간의 목시검사에 의한 판단을 통해 이루어진다. 이러한 목시검사를 자동화하기 위해서는 불량 의 식별성에 영향을 미치는 각 요소들에 대한 정량적인 분석, 그리고 각 요소들과 실제 최종적인 불량 판단 여부 사이의 체계적인 함수 관계의 파악이 필요하다. 본 논문에서는 TFT-LCD의 영역형 얼룩을 구성하는 특징적인 요소들을 정의하고, 이를 통해 불량 수준을 정의하는 수치화 함수를 유도하는 과정과, 이를 영역형 얼룩의 불량 수준 수치화에 적용한 결과를 보여 준다.

1. 서 론

TFT-LCD 등의 평판 디스플레이(FPD)는 생산 과정에서 각 픽셀의 불량여부 및 밝기의 균일도 등에 생기는 이물이나 픽셀 전극의 불량, 물성특성의 차이 등의 원인으로 인해 다양한 형태의 미세한 불량이 발생하곤 한다. 이러한 불량들은 그 형태가 일정하지 않고, 미세한 차이에 따라 불량으로 인정되는 정도도 관측자에 따라 다르며, 불량여부 관측 가능한 조건 또한 일정하지 않다. 컴퓨터 비전 기법은 이러한 불량 검출의 자동화와 객관적인 판단을 가능하게 한다.

컴퓨터 비전 기법을 기반으로 TFT-LCD 불량 검출을 자동화하기 위해서 두 가지 방향의 연구 개발이 이루어져 왔다. 하나는 TFT-LCD의 패널 영상으로부터 영상 분석을 통해 미세한 불량까지 불량 위치를 정확하게 검출할 수 있는 고 신뢰도의 검출 알고리즘 개발([1]-[3]) 이고 다른 하나는 검출된 불량들에 대해서 인간의 시각 특성을 기반으로 불량 수준을 수치화 할 수 있는 알고리즘의 개발이다.([4],[5])

그러나 현재까지 연구된 수치화 알고리즘은 현장에서 요구하는 신뢰도를 만족하기엔 아직 미흡한 부분이 있으며, 현장 검출 시스템에 적용할 수 있는 수준의 인덱스 함수를 개발하기 위해서는 지속된 연구 수행을 통해 수치화 함수에 대한 개선 및 보완 연구가 필요하다. 이를 위해 인간의 시각 특성에 대한 연구와 함께 이를 기반으로 불량 의 크기, 형태, 밝기 및 경계 특성 등 식별성에 영향을 미치는 각 요소들에 대한 체계적인 함수화 작업이 필요하다.

본 논문은 영역형 얼룩(Area-Mura)에 대한 불량 수준을 측정하는 수치화 작업에 대한 연구로서, 인간의 시각

특성에 기반하고 있다. 2장에서는 불량 의 수치화에 필요한 배경 지식에 대해서 설명하고, 3장에서는 수치화 함수의 유도 과정에 대해서 설명한다. 4장에서는 이를 영역형 얼룩에 적용한 결과를 보여 준다.

2. 수치화 배경 지식

2.1 수치화 함수의 역할

현장에서의 목시검사는 '양/불'의 형태로 이루어진다. 수치화의 역할은 누구에게나 눈에 잘 띄는 불량 의 서열을 정의하는 것이 아니라 불량과 양품의 경계점 부근에서 둘 사이를 잘 분류할 수 있도록 해 주는 것이다.

2.2 JND(Just Noticeable Difference)

JND(Just Noticeable Difference)는 두 자극의 차이를 판별할 수 있는 최소한의 자극 크기를 의미한다. 예를 들어 모니터 패널의 밝기가 gray scale 128이라고 할 때, 패널상의 얼룩이 gray scale 130 이상이 되어야 보인다면, 이 경우 JND는 2라고 할 수 있다.

통계적으로는 JND 개념을 약간 다르게 생각할 수 있다. 자극의 강도가 점점 강해짐에 따라 자극을 인지할 수 있는 사람의 비율이 점차 증가하는데, 이 때 약 50%의 사람이 인지할 수 있는 자극의 크기를 JND라고 생각할 수 있다.

2.3 Features

불량을 인식하는 데 영향을 주는 feature들에는 여러가지가 있으며, 각자의 고유한 방법으로 불량 의 식별성에 영향을 준다.([6])

- Contrast: 흑백 영상을 가정했을 때, 얼룩이 눈에 보이는 것은 얼룩의 배경과 얼룩과 밝기의 차이가 나기 때문이다. 이러한 전경과 배경 간의 밝기 차이가 contrast이며 얼룩을 인지하는 데 가장 기본 요소가 된다.

- Size: SEMU index([7])에 따르면, 영역형 얼룩의 경우 그 크기가 작으면 식별력이 낮고 크기가 커질수록 식별력이 높아진다.

- Edge Sharpness: Edge Sharpness는 얼룩의 가장자리와 배경과의 차이가 얼마나 완만하게 변화하는가를 나타낸 수치이다. 대체로 얼룩의 edge가 급격하면 경계가 뚜렷이 보이기 때문에 식별력이 높고, edge가 완만하면 경계가 뚜렷하지 않기 때문에 식별력이 낮다.

- Shape: 영역형 얼룩의 경우, 얼룩의 모양이 식별성에 영향을 줄 수 있다. 점얼룩(Spot-mura)와 줄얼룩(Line-mura)의 경우에는 모양이 한정되어 있으므로 영역형 얼룩에만 적용되는 feature이다. Schnell & Zwahlen에 따르면 같은 면적의 직사각형인 경우 가로와 세로의 비율이 1에 가까울수록 식별성이 낮게 나타난다고 한다.([8])

- Uniformity: Uniformity는 얼룩 내부의 밝기 변화 정도를 의미한다.

3. 수치화 함수의 유도

3.1 인지율 실험

인지율 실험은 가상 불량을 화면에 띄워 놓고 전체 실험자 중에서 몇%의 사람이 그 불량을 인지할 수 있는가를 알아보는 실험이다. Contrast를 포함해서 총 n개의 feature를 고려했을 때, 인지율 실험 데이터는 다음과 같은 형식을 가진다.

$$(f_1, \dots, f_n, \text{visibility})$$

f_1, \dots, f_n 의 feature값을 가진 가상 불량에 대해서 인지율(visibility)을 측정하고 이렇게 얻어진 데이터를 사용하여 인지율을 f_1, \dots, f_n 의 함수의 형태로 나타내고자 하는 것이 이 인지율 실험의 목적이다.

3.2 Feature Space의 정의와 등급 데이터의 분포

불량의 정도를 결정하는 Feature가 n개 있을 때 feature space는 n차원의 실수 공간(R^n)으로 나타난다. 이 n차원 feature space는 불량을 보는 인간의 시각 특성을 나타내는 공간이 되고, 이 안에 있는 불량 데이터들에 대해서 인지율 실험을 한다. 인지율은 총 실험자 중 그 불량을 인지한 사람의 비율로 나타낸다. 이 인지율을 토대로 하여 실험에 사용된 data들을 등급 별로 나눌 수 있다.

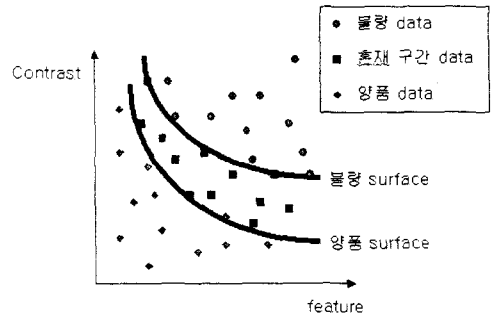


그림 1 양품 surface와 불량 surface를 이용한 등급 분류

그림에서는 양품 surface와 불량 surface를 이용하여 불량 등급이 분류되는 것을 보여준다. 불량(양품) surface는 확실히 불량(양품)이라고 할 수 있는 data와 나머지 data 사이의 경계가 되는 surface로서, 인지율 실험 결과의 인지율을 기준으로 구분한다. 예를 들어 90% 이상의 인지율을 가지는 불량 data는 불량 surface 위쪽에 존재하도록 하고, 10% 미만의 인지율을 가지는 불량 data는 양품 surface 아래쪽에 존재하도록 불량 surface와 양품 surface를 결정할 수 있다.

3.3 수치화 함수의 형태

수치화 함수는 JND surface를 기준으로 한다. JND surface는 n차원의 feature space상에서 데이터의 인지율이 50% 미만인 되는 영역과 50% 이상이 되는 영역을 구분하는 곡면이 된다. Contrast 축을 수직 방향으로 생각했을 때, 불량 등급의 인지율이 50% 미만이면 JND surface 아래쪽에 위치하고, 50% 이상이 되면 JND surface 위쪽에 위치하게 된다.

수치화 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$Index(f_1, \dots, f_{n-1}, c) =$$

$$\begin{cases} \frac{c - c_{JND}(f_1, \dots, f_{n-1})}{c_D(f_1, \dots, f_{n-1}) - c_{JND}(f_1, \dots, f_{n-1})} \times \frac{v_D - 50}{50} & \text{if } c \geq c_{JND} \\ \frac{c_{JND}(f_1, \dots, f_{n-1}) - c}{c_{JND}(f_1, \dots, f_{n-1}) - c_N(f_1, \dots, f_{n-1})} \times \frac{50 - v_N}{50} & \text{otherwise} \end{cases}$$

c : 불량 등급의 contrast

c_{JND} : JND contrast

f_1, \dots, f_{n-1} : n-1개의 feature

v_D : 불량(defect) 기준 인지율 백분율

v_N : 양품(non-defect) 기준 인지율 백분율

수치화 함수가 0이면 인지율이 50%임을 의미하고 음수일 때는 인지율 50% 미만, 양수일 때는 50% 이상을 의미한다. 수치화 함수가 1 이상이면 거의 대부분의 사람들이 인지할 수 있는 불량 등급이 되고, -1 미만이면 거의 대부분의 사람들이 인지하지 못하는 정도의 불량 등급이 된다.

4. 영역형 얼룩에의 적용

영역형 얼룩은 LCD 표면에 나타나는 주변보다 밝거나 어두운 얼룩이다. 영역형 얼룩은 일반적으로 Contrast가 낮으며 일정한 크기와 형태가 없기 때문에 쉽게 식별이 되지 않는다. 영역형 얼룩은 발생 원인에 따라 크게 얼룩과 빛샘으로 나눌 수 있다. 얼룩은 대체로 LCD 패널의 Back-light 불균일성에 발생되며, 빛샘은 liquid crystal material의 주입구에서 주입량의 불균일성으로 인하여 발생한다.

영역형 얼룩의 인지율 실험을 위해서 타원형 모양의 가상 불량을 생성하였으며, 크기와 밝기, 경계 부분의 밝기 변화 정도, 타원의 이심률 등을 다양하게 생성하였다.

4.1 Feature 추출 알고리즘

이렇게 생성된 영역형 얼룩의 가상 불량으로부터, Size, Contrast, Edge Sharpness, 그리고 Shape 이렇게 네 가지의 feature값을 계산한다.

- Size, Contrast

영역형 얼룩의 Size는 최대contrast의 40% 이상에 해당하는 점들의 수를 세어 얻고, Contrast는 최대contrast의 60% 이상에 해당하는 점들의 평균 contrast를 측정하여 얻는다.

- Edge sharpness

영역형 얼룩의 Edge sharpness는 얼룩의 다양한 형태와 처리 시간을 고려하여 다음과 같이 계산한다.

Edge sharpness의 측정 알고리즘은 다음과 같다.

- ① 현재 얼룩의 최대 contrast를 20단계로 나누고, 각 단계의 contrast를 c_i 라고 한다. ($1 \leq i \leq 20$)
- ② Contrast가 c_i 이상인 점들의 개수를 n_i 라고 하면 n_i 는 등고선으로 둘러싸인 부분의 면적이 된다.
- ③ n_i 에 루트를 취한 값을 x 축으로 하고, c_i 를 y 축으로 하여 좌표평면에 나타낸다.
- ④ 스무 개의 점 ($\sqrt{n_i}, c_i$) 중에서 8개의 점을 양 끝에서 제외한 후 나머지 점들을 1차식으로 fitting하여 기울기를 구한 후 \arctan 값을 취한다
- ⑤ feature공간 전체에서 edge sharpness값의 범위가 $0^\circ \sim 90^\circ$ 사이가 되도록 스케일링한다.

- Shape

주축(Principal axis)을 구하여 장축과 단축의 방향을 구한 후, 각 방향으로 점에서 축에 이르는 최소 길이의 표준편차를 구하여 그 비율을 계산한다.

4.2 Feature의 유의성 분석

각 feature가 인지율에 주는 영향을 분석하기 위해 분산분석을 사용하여 유의성을 테스트하였다. 각 feature마다 2개씩 값을 가지는 데이터 총 16개를 대상으로 인지율 실험을 수행하여 분산분석을 하였다.

표 1 Feature들의 유의성 체크를 위한 분산분석 결과

Analysis of Variance for Visibility					
Source	DF	SS	MS	F	P
Size	1	0.11748	0.11748	6.09	0.031
Edge	1	0.34310	0.34310	17.78	0.001
Contrast	1	1.75496	1.75496	90.95	0.000
Shape	1	0.01802	0.01802	0.93	0.355
Error	11	0.21227	0.01930		
Total	15	2.44583			

S = 0.138913 R-Sq = 91.32% R-Sq(adj) = 88.17%

표 1에서 보면 유의수준 0.05 수준에서 보았을 때, Size, Edge, Contrast 이 세 가지가 visibility에 주요한 영향을 미치는 것으로 나타났고, Shape의 P 값은 0.05보다 훨씬 큰 0.355로 나타났다. 이는 Visibility에 미치는 Shape의 영향이 다른 feature들에 의한 영향보다 미약하다는 것을 나타내므로, Area mura의 feature는 Contrast, Edge sharpness, Size 이 세 가지로 한다. Shape을 feature에서 제외한다는 것은 불량을 원형으로만 생성한다는 것을 의미한다.

4.3 실험 환경과 실험 데이터 구성

인지율 실험은 (Size, Edge sharpness, Contrast)로 주어지는 3차원 공간상의 점들을 data로 하여 가상 불량 이미지 set을 만들고, 통계적으로 몇%의 사람이 그 불량을 인지할 수 있는가를 알아보는 실험이다.

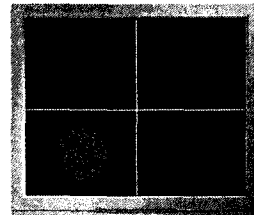


그림 2 영역형 얼룩의 인지율 실험 모습

그림 2와 같이 화면을 사분면으로 나눈 후, 그 중 하나의 지역에 가상 불량을 표시한다. 불량률의 인식에 성공하면 1로 기록되고, 실패하면 0으로 기록된다. 실험 결과를 평균하여 인지율을 얻게 된다.

인지율 실험은 총 332개의 가상 불량에 대해서 6명의 실험자가 각각 3번씩 실험을 하였다.

4.4 실험 결과

- 데이터 분포

세 개의 feature 가운데 두 개씩 골라 2차원 공간에서 데이터의 분포를 확인함으로써 불량 영역, 중간 영역, 양품 영역이 잘 나누어지는가 보았다.

Edge와 Size를 각각 5개의 영역으로 나누고, 각각의 단면을 살펴 본다. 그래프에서 점의 색은 인지율에 따라서 결정되며, 인지율을 3개의 영역 (0~13% : 양품 영역, 13~91% : 중간 영역, 91~100% : 불량 영역)으로

임의로 나누어 그래프 분석을 편하게 하였다. (그래프 상의 size와 edge 축은 log scale이다.)

Genetic Algorithm으로 찾은 양품, JND, 불량 surface 의 계수는 다음과 같다.

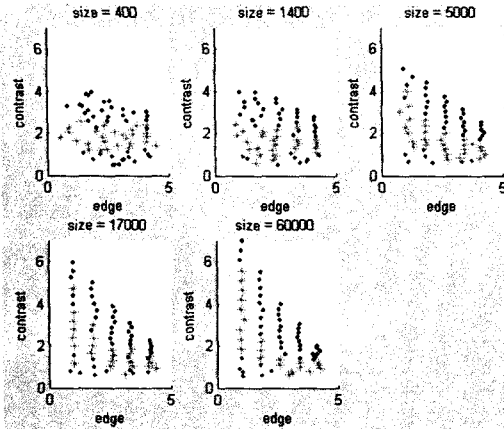


그림 3 각 size별 edge sharpness에 따른 인지율 분포

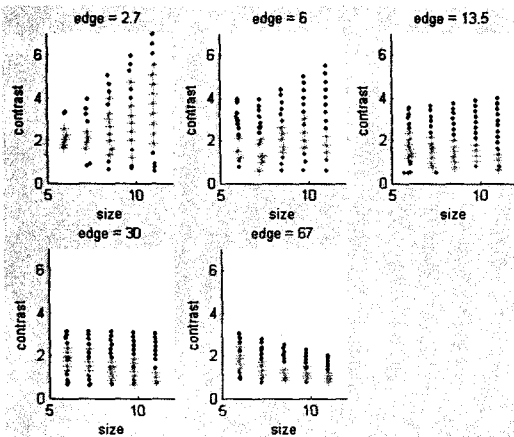


그림 4 각 edge sharpness별 size에 따른 인지율 분포

그림 과 그림 에서 볼 수 있듯이, contrast나 edge sharpness가 증가할수록 인지율이 높아지며, size에 의한 영향은 edge sharpness에 따라 달라진다. Edge sharpness가 클 때는 size가 증가함에 따라서 인지율도 증가하는 경향을 보이는데 반해, edge sharpness가 작을(=2.7) 때는 size가 증가함에 따라 인지율은 감소하는 경향을 보인다. 이 결과는 2002년 SEMI에서 수행한 SEMU index로는 설명할 수 없는 것으로서, edge sharpness를 feature로 추가하는 것에 대한 타당성을 보여 주는 것이다.

- Surface Fitting 결과

(양품, 불량, JND) Surface를 정의하는 수식은 다음과 같다.

$$Surface(size, edge) =$$

$$(c_0 \times c_1^{\ln(edge)} + c_2) \times (\ln(size) + c_3) + c_4$$

표 2 GA로 찾은 양품, JND, 불량 surface의 계수

	c_0	c_1	c_2	c_3	c_4
양품 surface	0.6322	0.3723	-	-5.9	1.0495
JND surface	1.3114	0.3929	-	-5.9	1.5979
불량 surface	2.4740	0.3275	-	-5.9	2.3209

c_3 의 값이 모두 -5.9인 이유는 surface 모양의 제약 조건 때문인데, c_3 의 값이 -5.9보다 작으면 size가 작은 영역에서, edge 값이 작아짐에 따라 (edge가 smooth해 짐에 따라) surface의 높이가 낮아지는 (불량의 인지율이 높아지는) 현상이 발생한다. 실제로 데이터의 분포는 그렇지 않지만 다른 부분을 data에 세밀하게 맞추려고 할 때 이런 현상이 발생한다. Edge가 smooth할 때 불량률의 인지율이 더 높게 나온다는 것은 기본적인 직관에 어긋나는 것이고, 실제로 데이터의 분포도 그렇게 나오지 않기 때문에 c_3 의 값이 -5.9보다 작을 때는 function에 penalty를 주어서 surface의 모양에 제약을 주었기 때문이다.

양품 surface와 불량 surface를 feature의 영역별로 그려 보면 다음과 같다.

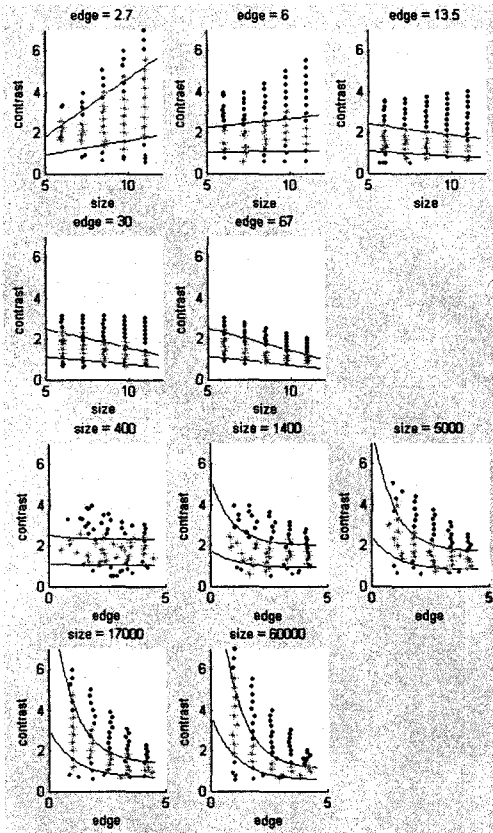


그림 5 양품, 불량 surface 그래프

5. 결론

본 연구를 통해 영역형 얼룩의 인지도를 평가하는 객관적 기준을 제시하였고, 불량에 대한 데이터를 획득하는 방법에서부터 이를 이용하여 불량 수치화 함수를 유도하는 알고리즘을 정의하였다. 줄얼룩과 점얼룩에 비하여 영역형 얼룩의 수치화가 어려운 점은, 줄얼룩에서는 projected 1-D image를 가지고 하기 때문에 평균적인 개념이 자연스럽게 들어가 있고, 노이즈에 의한 영향도 적다. 그리고 점얼룩에서는 edge sharpness가 비교적 영향을 덜 미치기 때문에 2-D feature space에서 처리할 수 있어서 편하다. 이에 반해 영역형 얼룩에서는 크기와 edge sharpness 둘 다 중요한 feature일 뿐더러, 측정도 쉽지 않고(edge), feature space의 모양도 이상하기 때문에 어려움이 있었다.

향후 과제로는 가상 불량을 대상으로 얻은 수치화 함수를 생산 현장에 적용시켜 실제 패널 불량을 대상으로 평가하는 것이 있다. 현재의 수치화 함수는 가상 불량을 대상으로 하였기 때문에 가상 불량과 실제 패널 사이에서 발생할 수 있는 오차를 분석하고 이를 통해 수치화 함수를 개선시키는 방법을 연구해야 할 필요가 있다. LCD 생산 현장에서 데이터를 누적시켜가며 실제 패널 불량률의 특성을 분석하고, 이에 맞는 알고리즘 개선 방법을 찾아간

다면 현실적으로 유용한 수치화 함수가 될 것으로 기대된다.

감사의 글

이 연구를 위해 연구장비를 지원하고 공간을 제공한 서울대학교 컴퓨터연구소에 감사드립니다.

6. 참고문헌

- [1] J. Y. Lee and S. I. Yoo "Automatic Detection of Region-Mura Defect in TFT-LCD" IEICE Transactions on Information and Systems, Vol. E87-D, No. 10, October 2004.
- [2] Kazutaka Taniguchi, Kunio Ueta, Shoji Tatsumi, "A mura detection method", Pattern Recognition 39, pp. 1044-1052, 2006
- [3] Chi-Jie Lu · Du-Ming Tsai, " Automatic defect inspection for LCDs using singular value decomposition ", Int J Adv Manuf Technol 25, pp.53- 61,2005.
- [4] M. Yumi, T. Kohsei, T. Satoshi " Quantitative evaluation of visual performance of liquid crystal displays" Proc. SPIE Vol. 4113, pp. 242-249, Algorithms and Systems for Optical Information Processing IV, Bahram Javidi Demetri Psaltis 2000.
- [5] Y. Mori, K. Tanahashi, R. Yoshitake, and S. Tsuji, "Extraction and evaluation of mura images in liquid crystal displays," Proceedings of SPIE, Vol. 447, pp. 299-306, 2001.
- [6] No K. Park, Kyu N. Choi, and Suk I. Yoo, " Quantification of line Mura defect levels based on multiple characterizing features" , Proceedings of SPIE Volume 6066, 606603, 2006.
- [7] SEMU Index for luminance mura in FPD image quality inspection, SEMI standard: SEMI D31-11-2, <http://www.semi.org>.
- [8] Schnell, Thomas and Zwahlen, Helmut T., " Visibility of Rectangular Targets as a Function of Length and Width" , Published in the Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society 43rd Annual Meeting, September 27 - October 1, pp. 1338-1342, 1999