

Mura 검출을 위한 Model Fitting 및 Least Square Estimator의 비교

Comparison of Model Fitting & Least Square Estimator for Detecting Mura

오 창 환, 주 효 남*, 류 근 호
(Chang-Hwan Oh, Hyo-nam Joo, and Keun-Ho Rew)

Abstract : Detecting and correcting defects on LCD glasses early in the manufacturing process becomes important for panel makers to reduce the manufacturing costs and to improve productivity. Many attempts have been made and were successfully applied to detect and identify simple defects such as scratches, dents, and foreign objects on glasses. However, it is still difficult to robustly detect low-contrast defect region, called Mura or blemish area on glasses. Typically, these defect areas are roughly defined as relatively large, several millimeters of diameter, and relatively dark and/or bright region of low Signal-to-Noise Ratio (SNR) against background of low-frequency signal. The aim of this article is to present a robust algorithm to segment these blemish defects. Early 90's, a highly robust estimator, known as the Model-Fitting (MF) estimator was developed by X. Zhuang et. al. and have been successfully used in many computer vision application. Compared to the conventional Least-Square (LS) estimator the MF estimator can successfully estimate model parameters from a dataset of contaminated Gaussian mixture. Such a noise model is defined as a regular white Gaussian noise model with probability $1-\epsilon$ plus an outlier process with probability ϵ . In the sense of robust estimation, the blemish defect in images can be considered as being a group of outliers in the process of estimating image background model parameters. The algorithm developed in this paper uses a modified MF estimator to robustly estimate the background model and as a by-product to segment the blemish defects, the outliers.

Keywords : defect on LCD glass, robust model-fitting estimator, low-contrast defect

I. 서론

Mura는 흄, 결점을 의미하는 일본어에서 LCD glass 표면의 불완전성을 표현하기 위한 단어로 사용된다. 이러한 mura는 다양한 원인들로 인해 생기는데, LCD display에서 액정의 불균일한 분포로 인해 나타나는 경우, 패턴 불량, 이물로 인한 경우 등이 있다. mura는 형태에 따라 line mura, dot mura, region mura로 구분되고, 색깔은 배경에 따라 상대적으로 white mura, black mura로 인지된다.

Mura는 low contrast의 특성을 가지고 있고, 대부분의 경우 주변의 contrast가 균일하지 않기 때문에 기존의 segmentation 기법으로 검출하는 데는 한계가 있다[1,2]. 현재 산업 현장에는 이러한 LCD panel 상의 결함을 검출하기 위해 수많은 인원이 동원되어 육안 검사 작업을 하고 있다. 그래서, LCD panel 제작자들은 비용절감과 생산성 증대를 위해서 mura를 자동으로 검출하는 방법을 필요로 한다. 일반적으로 LCD glass 위의 결함 영역은 수 mm에서 수 cm이며, 배경과 상대적으로 어둡거나 밝게 분포한다. mura는 수백 가지 타입으로 구분할 수 있고, 각각의 타입은 경험에 의해 사람의 눈으로 규정한 다른 특징을 가지고 검출 할 수 있다.

Mura는 low contrast의 균일하지 않은 밝기를 갖는 영역으

로 low frequency 성분의 배경에 존재한다. 따라서, mura를 검출하는 알고리즘의 핵심은 잡음을 제거하고 배경을 어떻게 표준화 하느냐에 있다.

이전 연구에서는 조명 불균일을 제거하기 위해 LS fitting을 사용하였다[1,2]. 조명을 다루는 것은 머신 비전에서 중요한 주제이다[2-10]. Low contrast를 갖는 배경으로부터 mura를 찾기 위해서는 조명 불균일을 제거하는 것이 필요하다. 일반적으로 LS method는 outlier에 민감하다고 알려져 있어, 매우 강인한 검출 방법을 찾던 사람들에게 흥미로운 주제였다[11-16]. 1964년에 Huber에 의해 개발된 M-estimator는 효율적 이지만, 최초의 시작점에 민감하다고 알려져 있다. Zhaung은 model fitting(MF) estimator를 개발했고, 1990년대에 MF estimator가 매우 강인한 방법이라는 것을 보였다[13,14]. LS method는 그렇지 않은데 비해 MF estimator는 가우시안 분포로부터 벗어난 outlier들을 제외시키는데 매우 강인한 방법이라고 알려져 있다. 강인한 것으로 알려진 M, L, R estimator 각각은 아래 1)-3)의 특성을 가지고, MF estimator는 4)의 특성도 포함한다.

- 1) 추정된 잡음 분포에 훌륭한 효율을 가진다.
- 2) 적은 수의 Outlier에 대해 강인하다.
- 3) 추정 분포로부터 벗어나는 경우 큰 영향이 없다.
- 4) 크게 벗어나는 경우에도 성능의 하락이 적다.

이 논문에서 LCD panel 상의 mura를 검출하는데 매우 강인한 방법인 MF estimator를 적용할 것이다. 우선 mura를 검출에 적용할 MF estimator를 설명한 후 MF estimator와 LS estimator의 실험 결과를 비교할 것이다.

II. MF estimator 의 적용

MF estimator의 초기 값인 $\theta(0)$, $\sigma(0)$ 는 LS estimator로부터

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 1. 31., 채택확정 : 2008. 2. 24.

오창환, 주효남 : 호서대학교 디지털 디스플레이공학과
(yan3211@paran.com/hnjoo@hoseo.edu)

류근호 : 호서대학교 로봇공학과(khrew@hoseo.edu)

※ 본 연구는 산업자원부의 지역혁신 양성 사업의 연구 결과로 수행

되었음. 본 연구는 산업자원부의 지방기술혁신사업(RTI04-01-02)

지원으로 수행 되었음.

얻은 파라미터를 취한다. 파라미터들은 location step과 scale step으로 수렴되고, 이후의 절차를 거쳐서 완성하며, Zhaung [13]에서 세부 사항을 확인 할 수 있다.

- 1단계: 수식 (1), (2)를 이용하여 LS method의 $\theta(0)$, $\sigma(0)$ 을 얻는다.

$$\min_{\theta} \sum r_k = \min_{\theta} \sum (y_k - S_k(\theta)) \rightarrow \theta(0), \quad (1)$$

$$\min_{\sigma} (-q(\theta(0), \sigma(0); 0)) \rightarrow \sigma(0), \quad (2)$$

여기서 y_k 는 취득영상이고, S_k 는 조명 불균일을 제거하기 위한 fitting 함수로 수식 (3)을 이용하여 얻는다.

$$S_k = a_0 + a_1x + a_2x^2 + a_3y + a_4xy + a_5y^2. \quad (3)$$

그리고, θ 는 수식 (4)의 파라미터 벡터로 얻는다

$$\theta = (\theta_1, \dots, \theta_p)', \quad (4)$$

- 2단계: $\#G_n$ 이 $< L$ 이면 정지한다. 이 경우 수식 (5), (6)을 만족하지 않는다. 위에서 L 은 계산을 위한 good guy의 최소 값이다.

$$\#G_n \geq L, \quad (5)$$

$$\sigma \leq U, \quad (6)$$

여기서 $\#G_n$ 은 $G = \{k : g_k > t\}$ 의 개수를 의미하며, g_k 는 수식 (7)을 이용해 구한다. g_k 는 가우시안 분포를 따르는 good guy의 분포를 의미한다.

$$g_k = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{(y_k - s_k)^2}{2\sigma^2}\right\}, \quad (7)$$

여기서 σ 는 $r_k (= y_k - s_k)$ 의 표준편차이다.

- 3단계: $\sigma_n \leq U$ 이면 정지한다. 이 경우 수식 (5), (6)을 만족하고, $\#G_n$ 은 가능한 크다. 회귀의 풀이는 θ_n 에 의해 주어진다.

- 4단계: θ_n , σ_n 을 이용한 θ_{n+1} , σ_{n+1} 의 계산은 수식 (8)을 따른다.

$$\begin{pmatrix} \theta_{n+1} \\ \sigma_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \theta_n \\ \sigma_n \end{pmatrix} + \Delta t \cdot M_n^{-1} \cdot V_n, \quad (8)$$

여기서 Δt 는 step size이고, V 와 M 은 (9), (10)으로부터 얻어진다.

$$V(\theta, \sigma, t) = \left(\frac{\partial^2 q}{\partial \theta_1 \partial t}, \dots, \frac{\partial^2 q}{\partial \theta_p \partial t}, \frac{\partial^2 q}{\partial \sigma \partial t} \right)', \quad (9)$$

$$M(\theta, \sigma, t) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 q}{\partial \theta_1^2} & \dots & \frac{\partial^2 q}{\partial \theta_1 \partial \theta_p} & \frac{\partial^2 q}{\partial \theta_1 \partial \sigma} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial^2 q}{\partial \theta_p \partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial^2 q}{\partial \theta_p^2} & \frac{\partial^2 q}{\partial \theta_p \partial \theta_\sigma} \\ \frac{\partial^2 q}{\partial \sigma \partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial^2 q}{\partial \sigma \partial \theta_p} & \frac{\partial^2 q}{\partial \sigma \partial \sigma} \end{pmatrix}, \quad (10)$$

여기서, q 는 수식 (11)로 정의한다.

$$q(\theta, \sigma, t) = \sum \log(g_k + t) \quad (t \geq 0), \quad (11)$$

V, M 의 항은 수식 (12)-(18)을 이용하여 계산 할 수 있다.

$$\lambda_k = \frac{g_k}{g_k + t}, \quad (12)$$

$$\frac{\partial^2 q}{\partial \theta_j \partial \theta_i} = \sum \frac{1}{\sigma^2} \frac{\partial S_k}{\partial \theta_i} \frac{\partial S_k}{\partial \theta_j} \left\{ \lambda_k \left(\frac{r_k^2 t}{\sigma^2 (g_k + t)} - 1 \right) \right\}, \quad (13)$$

$$\frac{\partial^2 q}{\partial \sigma \partial \theta_i} = \sum r_k \frac{\lambda_k}{\sigma^3} \frac{\partial S_k}{\partial \theta_i} \left\{ \frac{t \left(\frac{r_k^2}{\sigma^2} - 1 \right)}{(g_k + t)} - 2 \right\}, \quad (14)$$

$$\frac{\partial^2 q}{\partial \sigma^2} = \sum \frac{\lambda_k}{\sigma^4} \left\{ \frac{t(r_k - \sigma^2)^2}{\sigma^2 (g_k + t)} - 3r_k^2 + \sigma^2 \right\}, \quad (15)$$

$$\frac{\partial^2 q}{\partial t \partial \theta_i} = \sum -\frac{r_k}{\sigma^2} \frac{\lambda_k}{(g_k + t)} \frac{\partial S_k}{\partial \theta_i}, \quad (16)$$

$$\frac{\partial^2 q}{\partial \sigma \partial \theta_i} = \sum r_k \frac{\lambda_k}{\sigma^3} \frac{\partial S_k}{\partial \theta_i} \left\{ \frac{t \left(\frac{r_k^2}{\sigma^2} - 1 \right)}{(g_k + t)} - 2 \right\}, \quad (17)$$

$$\frac{\partial^2 q}{\partial t \partial \sigma_i} = \sum r_k \frac{\left(r_k^2 - \sigma^2 \right)}{\sigma^3} \left\{ -\frac{\lambda_k}{(g_k + t)} \right\}, \quad (18)$$

n+1을 n으로 치환하고 2단계 이후의 과정을 수식 (5), (6)의 수렴 조건을 만족할 때까지 반복한다.

III. 수치 모사 결과 및 토의

LS와 MF estimator를 비교하기 위한 실제 값은 그림 1, 2 그리고, 표 2와 같이 만들었다. 조명 불균일은 영상의 주변보다 중심을 더 밝게 한 parabolic 함수로 만들었다. 평균이 0인 가우시안 잡음을 Ground truth에 더했다. 잡음의 대부분은 가우시안 잡음의 표준편차이고, Ground truth의 원의 깊이는 각각 모의 실험을 위해 표 1, 2와 그림 1과 같이 만들었다. 두 방법으로 처리된 결과 영상은 그림 1, 2에서 볼 수 있고, 이때

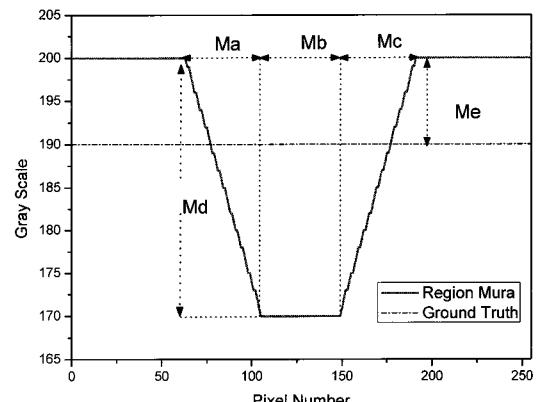


그림 1. 인위적인 mura의 라인 프로파일.

Fig. 1. Line profile of artificial mura.

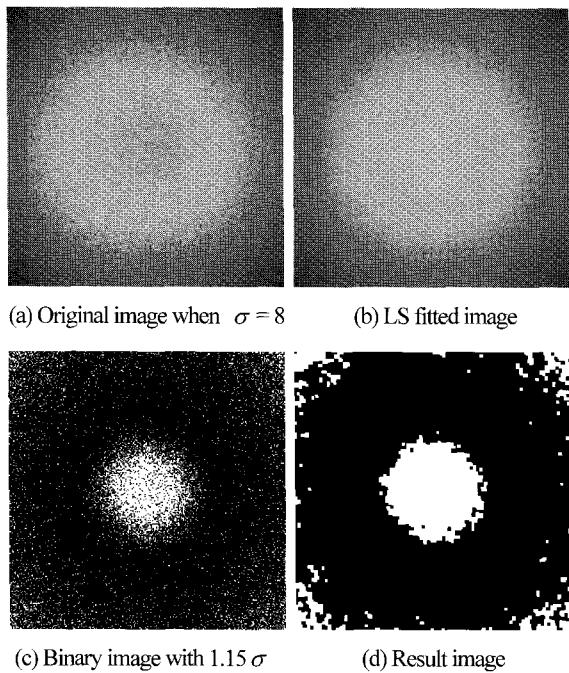


그림 2. 원영상과 LS 방법으로 처리한 영상.

Fig. 2. Original and processed image using LS method.

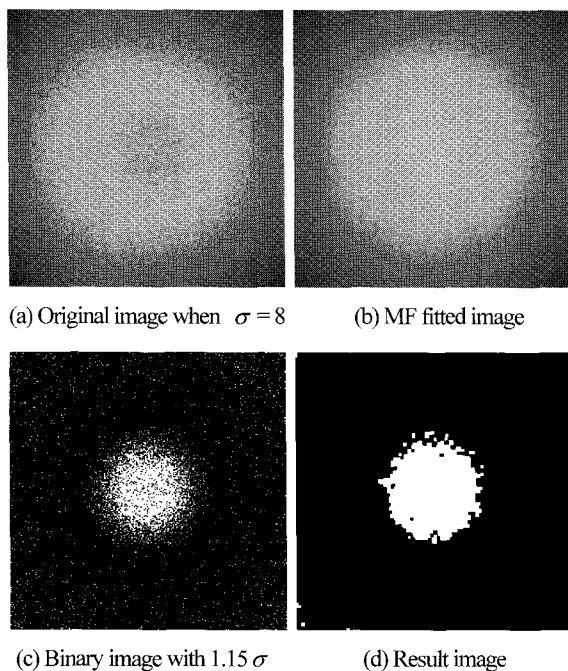


그림 3. 원영상과 MF 방법으로 처리한 영상.

Fig. 3. Original and processed image using MF method.

가우시안 잡음의 표준편차는 8, 즉 수식 (19)로 정의한 SNR이 11.48이고, mura 영역의 모의 실험을 위한 원의 지름은 64이다.

$$SNR = 20 \log_{10}(D/\sigma_n), \quad (19)$$

여기서 D 는 mura의 깊이이고, σ_n 은 잡음의 표준편차이다.

LS와 MF estimator 방법을 위해 그림 2(c), 3(c)에서 보는 것

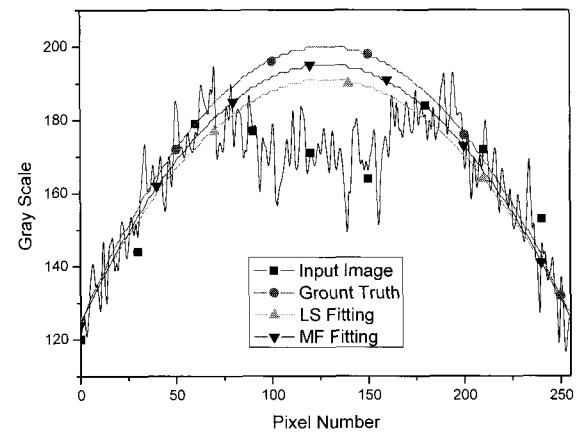


그림 4. 각 방법의 라인 프로파일.

Fig. 4. Line profile of each method.

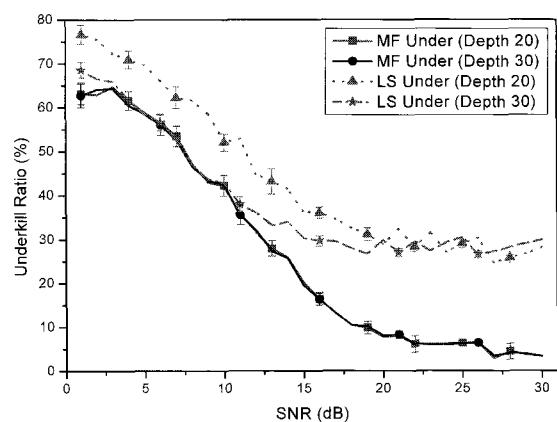


그림 5. LS와 MF 방식의 미검율.

Fig. 5. Underkill ratio of LS and MF method.

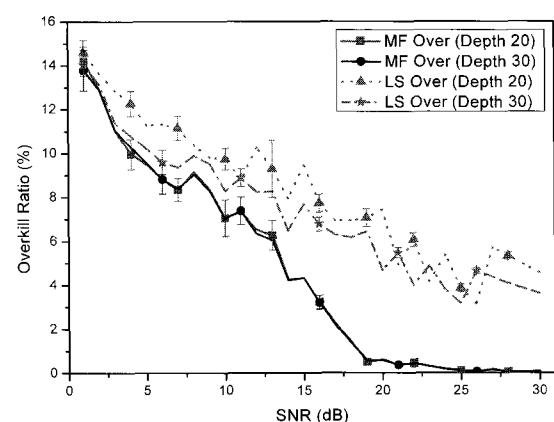


그림 6. LS와 MF 방식의 과검율.

Fig. 6. Overkill ratio of LS and MF method.

과 같아 threshold level을 σ 의 1.15배로 하였다. 결과 이미지의 후처리는 작고, 분리된 잡음을 제거하기 위함이고, 최종 결과 영상은 그림 2(d), 3(d)에서 보는 것과 같다. 그림 4와 표 2에서 보이는 것과 같이 MF estimator는 LS estimator 보다 ground truth에 더 가깝다. 각 방법의 장단점은 과검율(overkill ratio)과 미검율(underkill ratio)을 통해서 비교할 수 있다.

$$(\text{Underkill Ratio}) = \#(\text{detected}) / \#(\text{mura}), \quad (19\text{a})$$

$$(\text{Overkill Ratio}) = [1 - \#(\text{detected}) / \#(\text{total})], \quad (19\text{b})$$

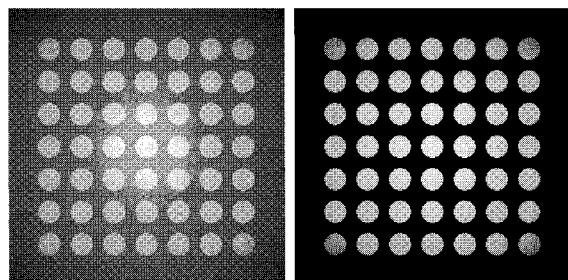
여기서 #()은 () 픽셀의 수이다

그림 5, 6에서 볼 수 있듯이 MF estimator는 LS estimator보다 미검율과 과검율에서 잡음에 대해 더 강인함을 보인다. MF estimator의 과검율과 미검율은 잡음이 감소할 때 항상 LS estimator보다 더 낮다.

표 2. 각 방식의 파라미터.

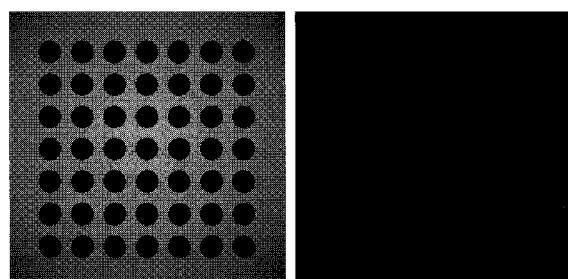
Table 2. Parameters for each method.

	Ground truth	LS estimator	MF estimator
A_0	50	59.39	52.46
A_1	1.1719	1.025	1.129
A_2	-4.5776e-3	-3.998e-3	-4.407e-3
A_3	1.1719	1.024	1.124
A_4	0	-7.348e-7	-5.172e-6
A_5	-4.5776e-3	-3.995e-3	-4.395e-3
σ_{r_k}	0	10.03	3.652



(a) Original image when SNR= 20

(b) Pads with LS image



(c) Background for LS image

(d) Image when (a)-(b)



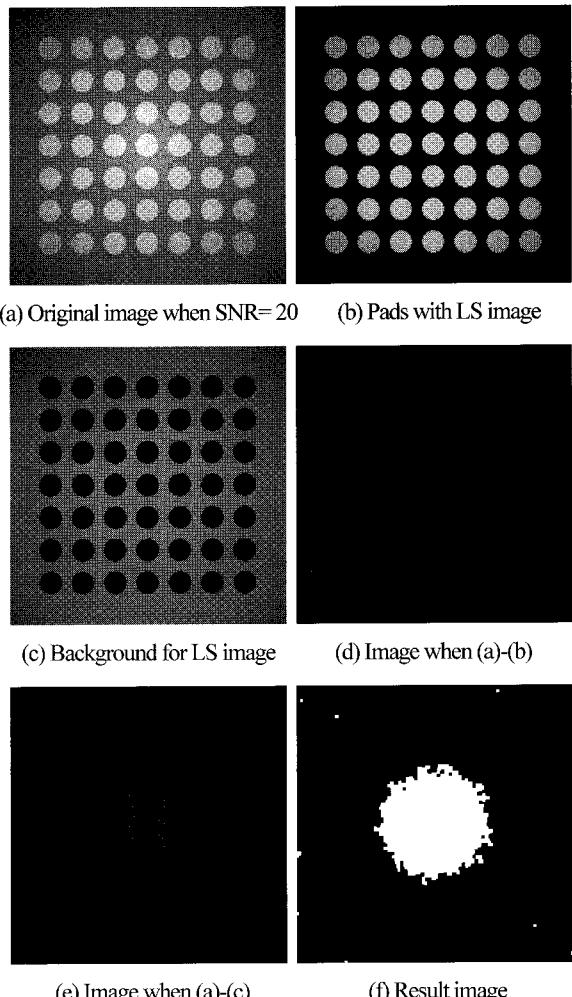
(e) Image when (a)-(c)

(f) Result image

그림 7. 원영상과 LS 방법으로 처리한 영상.

Fig. 7. Original and processed image using LS method.

본 논문에서 제안한 방법은 LCD panel과 같이 시료 전반이 동일한 재질인 경우 이외에 2가지 이상의 다른 재질의 시료를 테스트하는 경우에도 사용할 수 있다. BGA나 LGA는 배경과 lead 부로 나눌 수 있고, 이때 IC 도면을 이용하여 금박 부분과 나머지 부분의 영역을 확인하여 Ground Truth를 확인



(a) Original image when SNR= 20

(b) Pads with LS image

(c) Background for LS image

(d) Image when (a)-(b)

(e) Image when (a)-(c)

(f) Result image

그림 8. 원영상과 MF 방법으로 처리한 영상.

Fig. 8. Original and processed image using LS method.

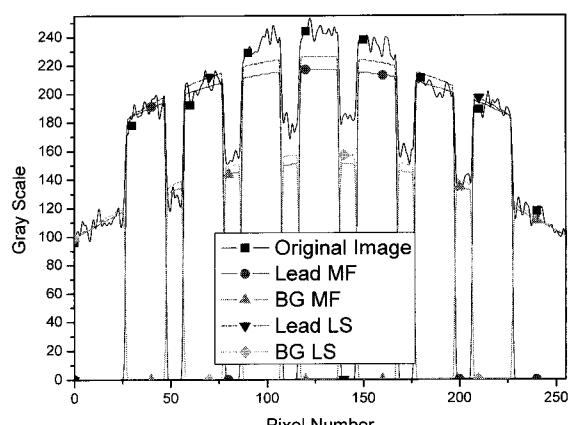


그림 9. 각 방법의 라인 프로파일.

Fig. 9. Line profile using each method.

할 수 있다. 그림 7, 8에서 보는 것과 같이 금속박 부분을 만들고, 금속박 부분과 아닌 부분을 나누어 검출한 후 합하여 후처리 하였다. 첫 번째 실험의 결과와 마찬가지로 LS Estimator에 비해 MF Estimator가 과검율과 미검율 모두 좋은 결과를 관찰할 수 있다.

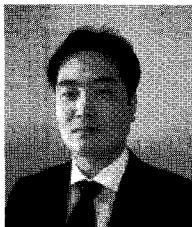
IV. 결론

본 논문에서 잡음에도 불구하고 LCD glass 위의 low contrast를 갖는 mura를 찾기 위해 매우 강인한 MF estimator를 구현하여 MF method과 LS method의 성능을 비교하였다. 전통적인 LS estimator에 비하여 MF estimator는 조명 불균일과 잡음에도 불구하고 항상 과검율과 미검율 측면에서 무라를 강인하게 검출해 냈다.

MF estimator는 전통적인 LS estimator에 비하여 조명 불균일과 잡음에도 불구하고 과검율과 미검율이 낮아 무라 검출을 더 강인하게 할 수 있음을 보였다.

참고문헌

- [1] J. Y. Lee and S. I. Yoo, "Automatic detection of region-mura defect in TFT-LCD," *IEICE TRANS. INF. & SYST.*, vol. E87-D, no. 10, pp. 2371-2378, 2004.
- [2] K. H. Rew, T. H. Nam, H. Joo, and K. W. Ko, "Enhancement of illumination irregularity for the 2D blot detection under low contrast," *Journal of the Korean Society for Precision Engineering*, vol. 24, no. 4, pp. 29-35, 2007.
- [3] D. Dechow, *Integrating Machine Vision Systems manual from the Vision Show West 2005*, Automated Imaging Association Pub., 2005.
- [4] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, and S. L. Eddins, *Digital Image Processing Using MATLAB*, Prentice-Hall Pub., Ch. 2-3, 2004.
- [5] K. Taniguchi, K. Ueta, and S. Tatsumi, "A mura detection method," *Pattern Recognition*, vol. 39, no. 2, pp. 1044-1052, 2006.
- [6] H. C. Na, Y. K. Ryu, B. O. Rho, and H. S. Cho, "Design of a lighting system for PCB visual pattern inspection using reflectance property," *Trans. of the KSME(B)*, vol. 18, no. 1, pp. 867-872, 1994.
- [7] P. Dutre, P. Bekaert, and K. Bala, *Advanced Global Illumination*, AK Peters Pub., Ch. 6-7, 2003.
- [8] D. Forsyth and J. Ponce, *Computer Vision-a Modern Approach*, PrenticeHall Pub., Ch. 5, 2003.
- [9] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle, *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*, Brooks/Cole Pub., Ch. 9, 1999.
- [10] E. R. Davies, *Machine Vision - Theory Algorithms Practicalities*, Elsevier Pub., Ch. 27, 2005.
- [11] P. Huber, *Robust Statistics*, NewYork, Wiley Pub., 1981.
- [12] S. Z. Li, "Robustizing robust M-estimation using deterministic annealing," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 1, pp. 159-166, 1996.
- [13] X. Zhuang, T. Wang, and P. Zhang, "A highly robust estimator through partially likelihood function modeling and its application in computer vision," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 1, pp. 19-35, 1992.
- [14] X. Zhuang, Y. Huang, K. Palaniappan, Y. Zhao, "Gaussian mixture density modeling, decomposition, and applications," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 5, no. 9, pp. 1293-1302, 1996.
- [15] D. G Sim and R. H. Park, "Robust reweighted MAP motion estimation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 4, pp. 353-365, 1998.
- [16] C. V. Stewart, "Robust parameter estimation in computer vision," *SIAM Review*, vol. 41, no. 3, pp. 513-537, 1999.



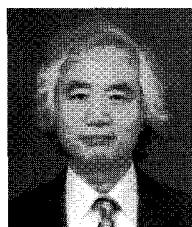
오 창 환

1975년 1월 23일생. 2006년 호서대학교 물리학과 졸업. 2006년~현재 호서대학교 디지털 디스플레이공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 반도체/디스플레이 장비 개발.



류 균 호

1971년 1월 30일생. 1994년 KAIST 기계공학과(공학사). 1996년 동 대학원(공학석사). 2001년 동 대학원(공학박사). 1998년~2003년 미래산업. 2003년~2005년 파인디앤씨. 2005년~현재 호서대학교 로봇공학과 교수. 관심분야는 모터의 잔류진동 제어, 온도 제어, 생체신호처리, 반도체/디스플레이 장비 개발.



주 효 남

1953년 8월 2일생. 1976년 서울대학교 전기공학(공학사). 1976년~1982년 국방과학연구소(선임연구원). 1985년 Virginia Polytechnic Institute & State Univ. VA, USA 전기전자공학(공학석사). 1985년~1987년 Machine Vision International(선임연구원). 1990년~1996년 The Boeing Company(Principal Engineer). 1991년 Univ. of Washington 전기전자공학(공학박사). 1996년~2000년 삼성전자 생산기술센터 자동화연구소(연구소장). 2000년~2002년 (주)넥스트아이 연구개발 부문(사장). 2002년~현재 호서대학교 디스플레이공학과 교수. 2003년~2007년 호서대학교 반도체 제조장비 국산화 연구센터(소장). 최근 연구과제로는 반도체 소자의 결함 검사를 위한 Vision Inspection Module 개발, FPD종합 구동 검사용 Vision Inspection Module 개발, LCD 핵심 부품용 검사장비 개발.