TFT-LCD 패널의 불량 검출을 위한 영상 복원
(Image Restoration for Detecting Muras in TFT-LCD Panels)

최 규 남 † 유 석 인 ††
(Kyunam Choi) (Suk I. Yoo)

요 약 TFT-LCD(Thin Flat Transistor Liquid Crystal Display) 패널의 불량(Mura)을 정확히 검출하기 위해서는 패널 영상에 포함된 왜곡을 반드시 보정해야 한다. 일반적인 컴퓨터 비젼 시스템의 촬상 영상에 대한 왜곡 보정 알고리즘은 이미 알려져 있지만, 패널 영상에만 독특하게 나타나는 비네팅(Vignetting) 효과는 패널 고유의 특성으로 인한 배경 불균일성(Background Non-uniformity)과 결합되어 기존의 알고리즘을 바로 적용하기 어려운 문제점이 있다. 영상 복원 결과의 정확도를 높이기 위해서는 비네팅 효과를 영상 배경과 분리하여 적절히 보정해주어야만 한다. 따라서, 본 논문에서는 주성분분석(Principle Component Anlaysis)을 통해 비네팅 효과를 분석하고 이를 보정하는 새로운 알고리즘을 제안한다. 불량이 포함된 175개의 영상을 대상으로 복원 실험을 수행한 결과, 왜곡 영상에 포함된 불량들의 평균 밝기 오차는 37% 에서 11% 로 내려갔으며 불량에 대한 판정 실패율도 14.8%에서 2.2%로 떨어졌음을 확인하였다.

키워드 : 영상 복원, 패널, 불량, 주성분 분석, 비네팅

Abstract To correctly detect muras, visual defects in TFT-LCD panels, image distortion occurring on the process of capturing panels should be corrected. In general vision systems, there are several known methods to restore the observed image. However, the vignetting effect particularly shown only in panel images cannot be easily restored through traditional methods because it is combined with background non-uniformity due to the unique characteristic of panel. To increase the reliability of image restoration, the vignetting effect should be properly corrected after being separated from image background. Therefore, in this paper we present a new method to analyze and correct the vignetting effect of panel images using principal component analysis. Experimental results for a total of 175 test images showed that the average contrast error of the muras in the distorted images was reduced from 37% to 11% and the mura misidentification rate was decreased from 14.8% to 2.2% by image restoration.

Key words : Image Restoration, TFT-LCD, Mura, Principal Component Analysis, Vignetting

1. 서 론

TFT-LCD 패널이 광범위하게 사용되면서 제조사들은 제품의 품질을 향상시키기 위하여 많은 관심을 쏟고 있다. 제조 과정에서 불량이 발생하지 않도록 생산 기술력을 높이는 것은 물론, 많은 검사원들을 동원하여 패널에 발생한 불량을 찾아내도록 철저히 검사를 하고 있다. 이러한 작업은 시간과 비용을 많이 요구하기 때문에, 패널내의 불량(Mura)을 자동으로 검출하는 시스템이 개발되어 현장에 도입되었다[1,2]. 그러나, 아직까지는 인간 검사원만큼 만큼 불량을 정확히 검출해 내지는 못하고 있는 실정이다.

검출력이 떨어지는 주요한 이유중에 하나는 패널을 촬상하면서 발생하는 왜곡을 보정하지 않은채 촬상 영상에서 그대로 불량을 검출하고 있기 때문이다. 그림 1(a)와 같은 패널내의 불량은 왜곡으로 인하여 그림 1(c)와 같이 형태가 임의로 변할 수 있다. 두 영상의 3차원 구성도 및 가로축 2차원 단면도를 보면 그 차이를 명확히 알 수 있다(그림 1(b,d,e)). 인간이 변형전의 불량을 본다면 시스템은 변형후의 불량을 검사를 하게 되므로, 이 둘의 결과에 차이가 발생할 수 있다. 따라서,

· 본 연구는 삼성전자 생산 기술 연구소와 서울대학교 컴퓨터연구소간의 산학과제(ICT 0421-20050009)와 BK21의 지원을 받아 수행되었습니다. 서울대학교 컴퓨터연구소는 연구장비 및 공간을 지원하였습니다.
† 학생회원 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부
knchoi@ailab.snu.ac.kr
†† 종신회원 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부 교수
siyoo@ailab.snu.ac.kr
논문접수 : 2007년 1월 31일
심사완료 : 2007년 7월 7일

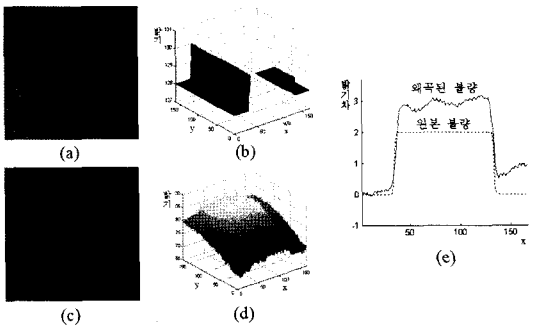

그림 1 왜곡으로 인한 불량의 변형

정확한 불량 검출을 위해서는 촬상된 영상을 원상태로 복원하는 과정이 반드시 필요하다.

촬상 영상의 복원은 이미 오래전부터 관심의 대상이었으며, 많은 연구가 이루어져 일부 왜곡 보정 알고리즘은 본 불량 검출 시스템에 그대로 적용이 가능하다. 그러나, 패널 영상에 포함된 배경 왜곡은 기존의 알고리즘으로 바로 보정하기 어렵다. 이 배경 왜곡에는 패널 고유의 특성으로 인한 배경 불균일성(Background Non-uniformity)과 카메라에 의한 비네팅(Vignetting) 효과가 혼합된 형태로 나타나기 때문이다. 지금까지는 두 왜곡 요소가 쉽게 구분이 되지 않아 비네팅 효과 보정없이 배경 불균일성 제거만 해왔으나, 이는 변형된 불량의 형태가 복원되지 못하고 그대로 남게 되는 문제점이 있다. 따라서, 정확한 복원을 위해서는 두 성분이 혼합된 배경에서 비네팅 효과에 대한 성분을 분해하여 그에 대한 적절한 보정을 해주어야 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 TFT-LCD 패널 영상에 나타나는 전반적인 왜곡 요소를 살펴보고, 이를 보정할 수 있는 기존의 방법들에 대하여 설명한다. 3장에서는 패널 영상의 비네팅 효과를 보정할 때 발생하는 문제점과 이를 해결하는 새로운 알고리즘에 대하여 설명한다. 4장에서는 왜곡된 형태의 불량이 복원 알고리즘을 통해 원래의 형태로 돌아오는 것을 실험을 통해 보이며, 더불어 불량 판정의 결과 변화도 확인한다. 마지막으로 5장에서는 본 연구에 대한 결론을 맺는다.

2. TFT-LCD 패널 영상의 왜곡 보정

패널 영상에 영향을 주는 왜곡 요소는 그림 2와 같이 크게 패널 고유의 특성에 의한 것과 카메라에 의한 것으로 나눌 수 있다. 다음 절에서는 각 왜곡 요소와 그에 대한 보정 방법에 대하여 자세히 설명하도록 한다.

2.1 패널에 의한 왜곡 요소

패널은 동일한 회색도(Gray-level)를 가진 단색 패턴을 출력하더라도, 패널 전영역에 걸쳐 밝기가 고르지 못하는 특성을 가지고 있다. 이러한 특성을 배경 불균일성이라 하며, 이는 패널에 빛을 밝히는 후면 조명(Back-light)의 밝기가 미세하게 변화하거나 후면 조명과 패널 사이의 거리가 일정하지 않은 데에서 기인한다[1]. 이러한 배경 불균일성은 패널마다 다를 수 있기 때문에 그림 3과 같이 각 패널의 배경은 고유한 밝기 분포를 가지게 된다. 이를 보정하기 위하여 배경 영역만을 다항함수로 근사하여 원본 영상에서 제거하여 불균일한 배경을 평평하게 만드는 배경 불균일성 제거 알고리즘[2]을 사용할 수 있다.

2.2 카메라에 의한 왜곡 요소

패널의 밝기는 촬상 과정을 거치면서 카메라에 의한 왜곡으로 인하여 또 다른 밝기의 영상이 된다. 그림 2와 같이 패널 밝기에서 영상 밝기로의 변환은 s와 f 두 가지 함수로 구성되어 있다[3].

함수s는 잡음(Noise), 블러링(Blurring), 비네팅 효과에 영향을 받는다. 일반적으로 컴퓨터 비젼 시스템에는 잡음이 포함되며 평균값, 중간값, 평활화등과 같은 적절한 필터을 사용하여 이를 완화시킬 수 있다. 블러링은 촬상시에 초점을 흐리게 하여 영상을 의도적으로 부드럽게 만드는 방법이다. 따라서, 초점을 맞추고 촬상을 하는 것이 블러링을 방지하는 가장 좋은 방법이지만, Blind Deconvolution, Inverse Filtering, Wiener Filtering과 같은 블러링 제거(Deblurring) 알고리즘을 통해 블러링을 보정할 수도 있다[4]. 비네팅 효과는 줌(Zoom)을 사용하는 렌즈 시스템에서 발생하며, 카메라 중심으로 멀어지면서 밝기가 감소하는 효과이다. 이러한 비네팅 효과는 밝기 보정 요소(Correction Factor)를 통해 보정할 수 있으며, 데이타 저장 방식에 따라 LUT (Look Up Table)방법 및 근사 함수 방법으로 분류할 수 있다[5,6]. 밝기 보정 요소를 함수로 근사 시킬 경우 근사 오차가 발생할 수 있기 때문에, 보다 정확한 보정 결과가 필요한 영상 복원에서는 LUT 방법이 사용되고 있다.

함수 f는 카메라 응답 함수(Camera Response Function)로 알려져 있다. 이 함수는 제조회사에서 영상의 품질향상을 위해 의도적으로 카메라에 내장한 것으로, 대체로 그에 대한 역함수를 통해 보정이 가능하다. 카메라 응답 역함수를 구하는 방법은 렌즈 노출 시간을 달리하여 얻은 여러 장의 영상을 통해 구하는 방법[7,8], 조명의 밝기를 이용한 방법[9], 실제 카메라 응답 함수를 데이타 베이스화하여 근사 함수를 유도해내는 방법[3]등이 있다.

3. TFT-LCD 패널 영상의 비네팅 효과 보정

3.1 문제점

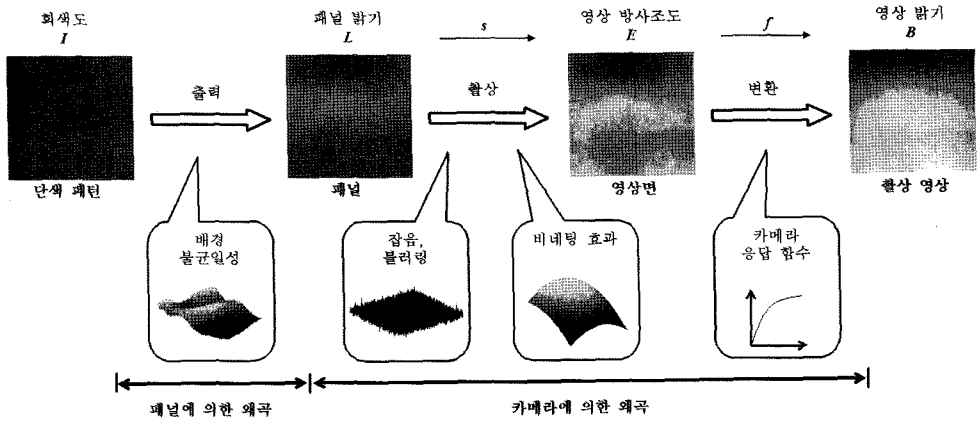

그림 2 패널 촬상시 발생하는 왜곡 요소

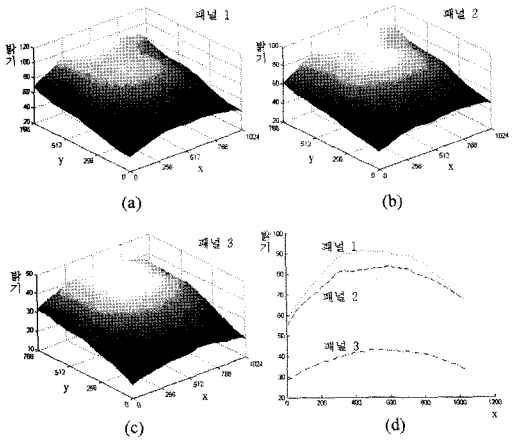

그림 3 다른 배경 불균일성을 가진 패널 영상들

앞서 설명한 여러 왜곡 요소들은 기존의 알고리즘을 이용하여 적절히 보정할 수 있지만, 패널 영상에 포함된 비네팅 효과는 쉽게 보정할 수 없는 문제점이 있다. 일반적으로 비네팅 효과를 보정하기 위해서는 비네팅 효과에 의한 밝기 왜곡만을 담고 있는 비네팅 참조 영상(Reference Image)을 사용하게 된다[10]. 그런데, 패널 영상은 그림 3에서와 같이 동일한 단색 패턴을 촬상하더라도 패널에 따라 그 밝기 분포가 다르기 때문에 패널 영상 자체를 비네팅 참조 영상으로 사용하는 것은 바람직하지 않다. 특정 패널 영상에 적합한 비네팅 참조 영상이 다른 패널 영상에는 적합하지 않을 가능성이 있기 때문이다. 따라서, 전체 패널 영상에 공통적으로 적용할 수 있는 비네팅 참조 영상을 생성하는 새로운 방법이 필요하다.

3.2 비네팅 참조 영상의 획득

패널 고유의 특성으로 나타나는 배경 불균일성은 패널 영상마다 다를 수 있으나, 카메라에 의한 비네팅 효과은 모든 패널 영상에 공통적이다(그림 4). 따라서, 모든 패널 영상에 포함된 공통된 밝기를 추출하여 영상으로 저장한다면, 그 것을 비네팅 참조 영상으로 간주할 수 있다. 본 논문에서는 이를 위해 주성분분석(Principal Component Analysis)을 사용하였다. 주성분분석을 통하여 비네팅 참조 영상을 구하는 알고리즘은 다음과 같다.

동일한 카메라를 통해 여러 개의 패널에 여러 단계의 회색도를 출력하여 촬상한다. 이렇게 하여 크기가 $W\times H$인 N개의 패널 영상이 주어졌다고 할 때, 좌표 (i,j)에 위치한 밝기 $b_{i,j}$로 구성된 k번째 영상 I^k는 다음과 같이 정의 된다.

$$I^k = \left\{\left(b^k_{i,j}\right)\right\},\ i=1,...,H, j=1,...,W, k=1,...,N \quad (1)$$

각 i번째 행에 대하여, 그 행의 화소들을 벡터형태로 변환하여 u^k_i를 얻는다.

$$u^k_i = \left(b^k_{i,1}, b^k_{i,2}, \cdots, b^k_{i,W}\right) \quad (2)$$

전체 패널 영상에 대하여 각 i번째 행에 대한 벡터 데이타를 추출하여 다음과 같이 주성분 분석에 사용할 데이타 집합을 구성한다.

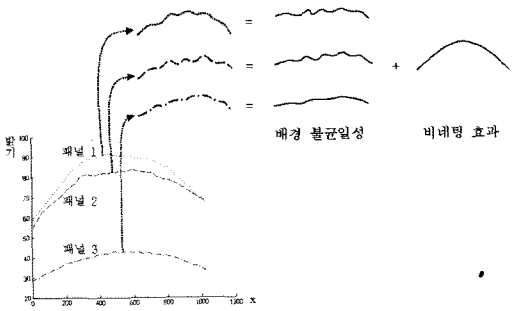

그림 4 패널 영상의 배경 왜곡 구성

$$\Psi_i = \left(u_i^1, u_i^2, \cdots, u_i^N\right) \tag{3}$$

주어진 데이타 집합에 대하여 평균 벡터 $\overline{u}_i$를 구한 다음, 각 벡터에서 평균 벡터를 빼서 제로섬(Zero-sum) 데이타 u'^k_i로 변환한다.

$$\overline{u}_i = \frac{1}{N}\sum u_i^k \tag{4}$$

$$u'^k_i = u_i^k - \overline{u}_i = \left(b'^k_{i,1}, b'^k_{i,2}, \cdots, b'^k_{i,W}\right) \tag{5}$$

그리고, 행렬 D를 다음과 같이 구성한다.

$$D = \begin{bmatrix} u'^1_i \\ u'^2_i \\ \vdots \\ u'^N_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b'^1_{i,1} & b'^1_{i,2} & \cdots & b'^1_{i,W} \\ b'^2_{i,1} & b'^2_{i,2} & \cdots & b'^2_{i,W} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b'^N_{i,1} & b'^N_{i,2} & \cdots & b'^N_{i,W} \end{bmatrix} \tag{6}$$

행렬 D의 공분산 행렬을 구하여 주성분 분석을 수행한 후, 고유치(Eigen Value) λ와 고유행렬(Eigen Matrix) ν를 얻는다. 이중에서 최대 고유치 $\lambda_{\max}$에 대응되는 고유행렬 $\nu_{\max}$를 선택하여 데이타에 포함된 최대 공통 요소를 추출한다.

$$\hat{u}'^k_i = \nu^+_{\max}\nu_{\max}u'^k_i = \left(\hat{b}'^k_{i,1}, \hat{b}'^k_{i,2}, \cdots, \hat{b}'^k_{i,W}\right) \tag{7}$$

$\nu^+_{\max}$는 $\nu_{\max}$의 의사역행렬(Pseudo Inverse Matrix)이다. $\hat{u}'^k_i$는 모든 영상이 가지고 있는 각 행의 공통 밝기를 나타내며, k번째 패널 영상에 대응되는 비네팅 참조 영상의 i번째 행에 해당한다. 따라서, 비네팅 참조 영상 R^k는 다음과 같이 구해질 수 있다.

$$R^k = \begin{bmatrix} \hat{u}'^k_1 \\ \hat{u}'^k_2 \\ \vdots \\ \hat{u}'^k_H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{b}'^k_{1,1} & \hat{b}'^k_{1,2} & \cdots & \hat{b}'^k_{1,W} \\ \hat{b}'^k_{2,1} & \hat{b}'^k_{2,2} & \cdots & \hat{b}'^k_{2,W} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \hat{b}'^k_{H,1} & \hat{b}'^k_{H,2} & \cdots & \hat{b}'^k_{H,W} \end{bmatrix} \tag{8}$$

결과적으로, 각 패널 영상에 대응되는 N개의 비네팅 참조 영상을 구할 수 있다. 그러나, 각 비네팅 참조 영상은 평균 밝기만 다를 뿐 같은 밝기 변화 형태를 띄고 있기 때문에 정규화(Normalization)과정을 통하여 하나의 비네팅 참조 영상으로 관리할 수 있다. 비네팅 참조 영상중 하나를 선택하여 그 중 최대값 R^k_{max}로 나누어 주면 최종적으로 정규화된 비네팅 참조 영상 R을 구할 수 있다.

$$R = \frac{R^k}{R^k_{\max}} \tag{9}$$

그림 5는 정규화된 비네팅 참조 영상을 구하는 과정을 도식화 하여 보여주고 있다. 결과적으로, 비네팅 참조 영상 R과 평균 벡터 $\overline{u}_i$를 각 행으로 하는 평균 영상 U를 생성하여 분석 데이타로 저장한다.

3.3 비네팅 참조 영상의 밝기 조정

검사 패널 영상 I_T의 비네팅 효과를 보정하기 위해서는 정규화된 비네팅 참조 영상 R을 해당 영상의 밝기에 맞게 다시 조정해야 한다. 밝기가 조정된 비네팅 참조 영상 R_T는 다음과 같이 정의된다.

$$R_T = cR \tag{10}$$

c는 스케일 요소(Scale Factor)이다. 이상적인 경우에

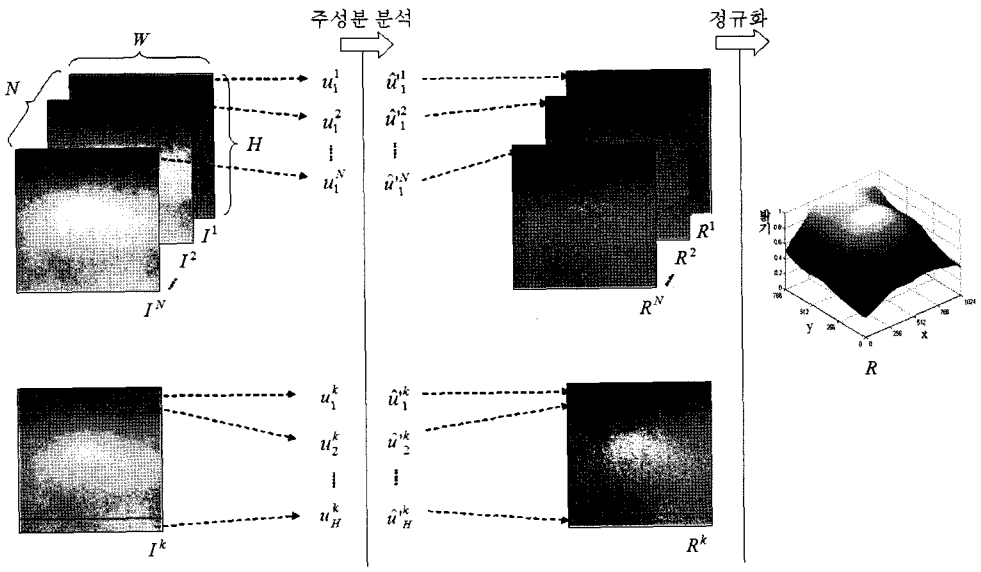

그림 5 정규화된 비네팅 참조 영상을 생성하는 과정

는 R_T가 I_T와 정확히 일치하겠지만, 패널마다의 배경 불균일성으로 인하여 이 둘 사이에는 오차가 발생하게 된다. 따라서, 오차를 최소로 만드는 c값을 스케일 요소로 간주하였다.

검사 패널 영상 I_T와 밝기가 조정된 비네팅 참조 영상 cR의 관계식이 다음과 같다면,

$$cR \approx I_T \tag{11}$$

스케일 요소 c는 최소 자승 회귀법(Least-squares Regression)으로 구할 수 있다. 이를 계산하는 간단한 방법은 다음 식과 같이 영상을 행렬로 간주하고, 행렬의 의사 역변환(Pseudo Inverse Transformation)연산을 수행하는 것이다.

$$c = I_T R^+ \tag{12}$$

R^+는 행렬 R의 의사역행렬이다. c를 식 (10)에 대입하여 밝기가 조정된 비네팅 참조 영상을 구하는 식을 다음과 같이 변경할 수 있다.

$$R_T = I_T R^+ R \tag{13}$$

사실, 비네팅 참조 영상은 제로섬 데이타를 통해 유도되었기 때문에 주어진 패널 영상 역시 제로섬 데이타를 만들어 연산을 수행해야 한다. 연산을 시작하기전에 패널 영상에서 평균 영상 U를 빼서 제로섬 데이타로 변환시킨다. 그리고, 연산이 끝나면 다시 평균 영상을 더하여 패널 영상의 원래 밝기로 되돌리도록 한다. 따라서, 밝기가 조정된 비네팅 참조 영상을 구하는 최종적인 수식은 다음과 같다.

$$R_T = (I_T - U)R^+ R + U \tag{14}$$

그림 6은 그림 3에서 소개된 세가지 패널 영상에 대응되는 비네팅 참조 영상을 보여주고 있다.

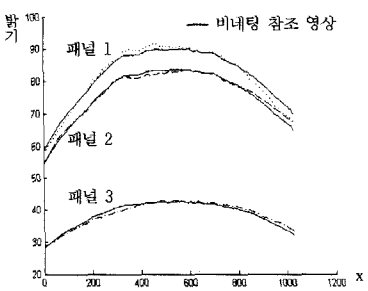

그림 6 패널 영상에 대응되는 비네팅 참조 영상의 단면도

3.4 비네팅 효과의 보정

패널 영상에 대응되는 비네팅 참조 영상이 구해지면, LUT 방법을 통하여 간단히 비네팅 효과를 보정할 수 있다[6]. 보정 요소값을 저장하는 I_{LUT}는 비네팅 참조 영상을 이용하여 다음과 같이 구하게 된다.

$$I_{LUT} = \frac{R_{T\max}}{R_T} \tag{15}$$

R_{Tmax}는 비네팅 참조 영상내의 최대 밝기이다. 이렇게 LUT 가 구해지면, 패널 영상과 LUT를 단순히 서로 대응되는 화소끼리 곱하는 방법으로 비네팅 효과를 보정한 영상 I'_T를 구할 수 있다.

$$I'_T = I_T \cdot I_{LUT} \tag{16}$$

4. 실 험

산업체의 도움으로 현장에서 사용중인 컴퓨터 비젼 시스템과 동일한 구성의 장비를 구축하였다. 최대 4006×2672 해상도 및 12 비트심도(Bit-depth)의 영상을 촬상할 수 있는 MegaPlus II ES11000 CCD 카메라를 사용하였으며, 1280×1024 해상도를 가진 17인치 삼성 TFT-LCD 패널을 사용하였다. 카메라의 해상도가 패널의 해상도 보다 높긴 하지만, 카메라 줌을 사용하였기 때문에 한번에 패널 전체를 촬상할 수는 없었다. 따라서, 1024×768 크기를 가지는 패널의 부분 영상만을 사용하였으며, 빠른 영상 처리를 위해 8비트심도를 채택하였다.

4.1 비네팅 참조 영상의 생성

비네팅 참조 영상을 생성하기 위하여 3개의 패널에 5단계의 회색도(64, 96, 128, 160, 192)를 가진 패턴을 출력하여 5회씩 촬상하여 75개의 영상을 획득하였다. 이 영상들을 주성분 분석용 데이타로서 사용하여 본 논문에서 제안한 알고리즘을 통해 정규화된 비네팅 참조 영상을 유도하였다. 이 때, 영상의 각 행에 대한 최대 고유치들의 평균 성분 비율은 99.76%이었다. 성분 비율은 특정 고유치의 전체 고유치 합에 대한 비율로서, 이 같은 높은 수치는 최대 고유치들이 나타내는 밝기 요소가 각 행의 공통 밝기 요소를 지배적으로 잘 반영하고 있다는 것을 의미한다.

4.2 패널 영상의 복원

패널 영상에 대한 복원 실험을 수행하기 위해 선형 가상 불량을 포함하고 있는 전체 175개의 영상을 사용하였다. 선형 불량을 선택한 이유는 불량을 검출할 때 불량의 밝기차, 크기, 경계 경사도와 같은 식별 요소가 사용되는데, 선형 불량은 패널을 가로 질러 선형으로 나타나는 특성이 있어 다른 형태의 불량에 비해 이러한 식별 요소를 비교적 정확하게 계산할 수 있는 장점이 있기 때문이다(그림 7). 그리고, 왜곡 보정 전후의 불량과 원본 불량 형태를 원활히 비교하기 위하여 실제 불량 대신 가상 불량을 사용하였다.

본 실험에서는 비네팅 효과 보정외에 노이즈 완화를 위하여 평균값 필터를 사용하였으며, 블러링 제거를 위

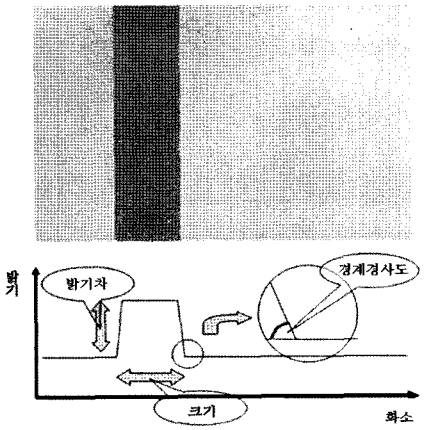

그림 7 선형 불량의 식별 요소 정의

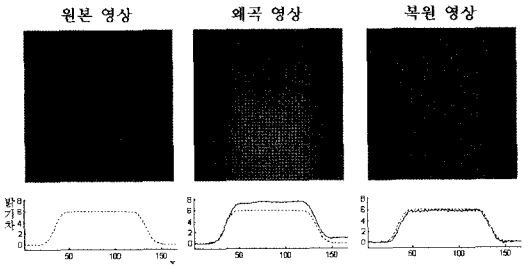

그림 8 패널 영상의 복원 결과와 2차원 단면도

한 Wiener Filtering 방법[4]과 카메라 응답 함수를 찾기 위한 Mitsunaga와 Nayar의 알고리즘[7]을 사용하였다. 그림 8은 왜곡된 패널 영상에 복원 알고리즘을 적용하여 얻은 복원 결과를 보여주고 있다. 이상적인 형태를 가지고 있는 원본 영상의 불량이 왜곡으로 인하여 그 형태가 변하였지만, 복원 과정을 거치면서 다시 원래의 형태로 되돌아오게 되었다. 영상 하단의 영상 밝기에 대한 가로축 2차원 단면도를 보면 그 차이를 명확히 알 수 있다.

보다 정확한 비교를 위하여 원본 영상, 왜곡 영상, 복원 영상에 포함된 각 불량의 식별 요소값들을 계산하여 이들의 오차를 구하였다. 그림 9는 결과의 일부를 보여주고 있다. 결과에서 볼 수 있는 것과 같이 식별 요소값들의 평균 오차율(상대 오차)은 왜곡 영상보다 복원 영상에서 더 작은 값을 가졌다. 이것은 왜곡으로 인하여 변형된 불량이 영상 복원으로 인하여 다시 원래 형태에 가까워졌음을 의미한다. 특히, 불량 식별에 큰 영향을 주는 밝기차를 보면, 왜곡 영상에서 37%이었던 평균 오차율이 복원후 11%로 줄었음을 알 수 있다. 불량 판정이 엇갈리는 식별이 모호한 불량의 밝기차가 1에서 2 정도라고 볼 때, 평균 밝기 오차는 0.1에서 0.2 정도의 수준으로 낮은 편이라 할 수 있다.

원본 영상			왜곡 영상			복원 영상		
크기	경계경사도	밝기차	크기	경계경사도	밝기차	크기	경계경사도	밝기차
8	75	1.83	10	58	1.6	9	74	1.8
9	61	1.11	11	44	1.03	9	67	1.08
10	53	0.99	12	43	0.96	9	65	1.01
12	50	0.78	14	35	0.86	15	35	0.71
14	46	0.78	16	31	0.81	12	30	0.77
15	34	0.71	17	30	0.78	15	42	0.71
52	75	1.98	53	60	2.47	30	57	1.81
54	50	0.8	54	29	0.94	52	18	0.76
55	50	1.2	54	41	1.42	55	48	1.16
57	34	1.58	54	38	1.95	52	42	1.61
104	60	1.6	103	52	2.28	103	62	1.51
107	35	1.97	105	42	2.72	104	48	1.88
109	16	1.18	113	18	1.59	109	23	0.94
114	16	1.92	102	25	2.65	111	25	1.83
125	8	1.47	100	16	1.56	103	12	1.19
204	60	1.6	199	49	2.54	182	52	1.28
205	51	1.6	198	47	2.58	200	58	1.31
206	34	1.59	197	35	2.57	208	45	1.31
209	35	1.99	199	37	2.99	201	39	1.67
302	75	2	296	58	4.15	298	66	1.52
304	67	2	297	57	4.17	297	60	1.55
305	54	2	298	50	4.21	298	52	1.54
307	33	1.98	297	37	4.23	301	30	1.46
402	75	2	393	57	5.35	395	67	1.42
405	71	3.99	395	68	7.51	396	70	3.21
406	64	3.99	395	63	7.57	407	65	3.14
408	55	3.98	395	57	7.52	396	57	3.15
415	34	3.94	397	40	7.51	413	38	2.98
평균 오차율(상대 오차)			8%	16%	37%	6%	11%	11%

그림 9 결과 리스트

4.3 패널 영상의 불량 판정

패널 영상 복원의 목적이 불량의 정확한 판정에 있기 때문에, 더불어 복원으로 인한 불량 판정 결과의 변화도 확인하였다. 불량 판정의 방법은 기존에 사용중인 불량 검출 알고리즘에 적용하였다[2]. 그림 10은 각 영상내의 불량들에 대한 판정 결과와 왜곡 및 복원 영상에서의 결과 일치 여부를 보여주고 있다. 판정 결과는 영상을 패널이라 간주하고 불량이 있으면 '불량품', 없으면 '양품'으로 표기하였다. 판정 결과를 판정 일치 여부에 따라 4가지 그룹으로 나누었다. 그림 10(a)-(d)는 각 그룹에 속하는 불량에 대한 예를 보여주고 있다. 그룹 A와 D는 모두 불량품 또는 모두 양품으로서 판정 결과에 변화가 없었다. 그룹 C는 원래 양품이었던 원본 영상이 왜곡으로 인하여 불량품으로 평가되었으나, 복원 후 다시 양품으로 평가되었다. 이는 전체 중에 약 14.8%에 해당하는 26개의 패널 영상이 왜곡으로 인하여 원본과는 다르게 평가 되었다가, 영상 복원으로 인하여 그 결과가 올바르게 정정되었음을 나타낸다.

그러나, 그룹 B에서 바람직하지 않은 경우가 발생하였다. 불량품 판정을 받은 패널 영상이 복원 과정을 거

그룹 (영상색인)		불량 판정 결과			판정 결과 일치 여부	
		원본 영상	왜곡 영상	복원 영상	왜곡 영상	복원 영상
A	1-100	불량품	불량품	불량품	일치	일치
B	101-104	불량품	불량품	양품	일치	불일치
C	105-130	양품	불량품	양품	불일치	일치
D	131-175	양품	양품	양품	일치	일치

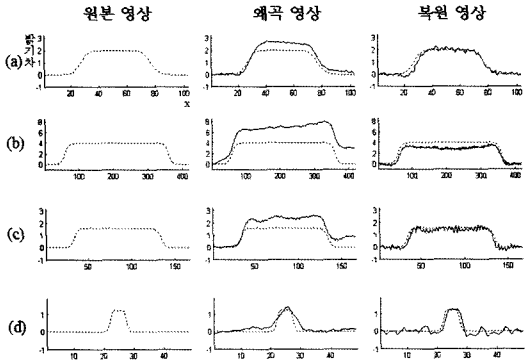

그림 10 불량의 판정 결과와 2차원 단면도

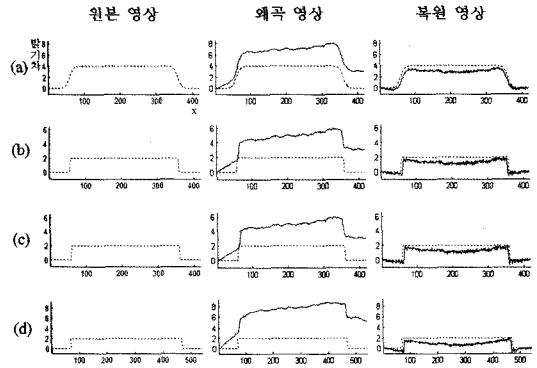

그림 11 복원에 오차가 발생한 영상의 2차원 단면도

치면서 뜻하지 않게 양품 판정을 받게 된 경우이다. 여기에 해당하는 경우는 4가지로서(전체 중에 2.2%에 해당) 그림 11과 같이 공통적으로 모두 불량의 폭이 400화소 정도 되는 크기가 큰 불량이었다. 불량의 크기가 크면 패널의 고유 특성인 배경 불균일성의 영향을 받는 면적이 커지므로, 상대적으로 작은 불량에 비해 그 왜곡 정도가 심해져 복원 결과에 오차가 발생할 수 있다. 이러한 배경 불균일성은 패널마다 다르게 나타나기 때문에 불량 크기에 따른 복원 실패 가능성이 어느 정도인지 정확히 평가하기는 어렵다. 향후, 이를 해결하기 위하여 보정 영역을 고려한 개선책이 필요하다.

5. 결론 및 향후 연구 과제

본 논문에서는 TFT-LCD 패널 영상을 복원하기 위하여 다양한 왜곡 요소를 정의하고 그에 대한 보정 방법을 살펴보았다. 이 중에서 비네팅 효과는 패널 영상만이 가지고 있는 특징으로 인하여 기존의 알고리즘으로 쉽게 보정하기 어려운 문제점을 가지고 있었으나, 본 논문에서 제시한 알고리즘을 적용하여 적절히 보정할 수 있었다. 일부 예기치 않은 결과는 현장 적용 및 실제 불량을 이용한 테스트를 거치면서 수정해나가야 할 것으로 보인다. 본 알고리즘은 기존에 사용중인 불량 검출 시스템에 적용할 목적을 두고 산업체와 동일한 장비를 통해 실험을 수행하였기 때문에, 큰 어려움 없이 현장에 도입할 수 있을 것으로 예상된다.

참 고 문 헌

[1] 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.

[2] 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.

[3] M.D. Grossberg and S.K. Nayer, "Modeling the Space of Camera Response Functions," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.26, No.10, Oct. 2004.

[4] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, Digital Image Processing, 2nd Ed., ch. 5, pp. 220-281, Prentice-Hall, 2002.

[5] N. Asada, A. Amano and M. Baba, "Photometric Calibration of Zoom Lens System," IEEE Proc. of ICPR, pp. 186-190, 1996.

[6] W. Yu, "Practical Anti-vignetting Methods for Digital Cameras, IEEE Trans. on Consumer Electronics," Vol.50, No.4, Nov, 2004.

[7] T. Mitsunaga and S.K. Nayer, "Radiometric Self Calibration," Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.2, pp. 374-380, 1999.

[8] Y. Tsin, V. Ramesh, and T. Kanade, "Statistical Calibration of CCD Imaging Process," Proc. Int'l Conf. Computer Vision, pp. 480-487, 2001.

[9] C. Manders, C. Alimone and S. Mann, "Camera Response Function Recovery from Different Illuminations of Identical Subject Matter," Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, Vol.5, pp. 2965-2968, 2004.

[10] G. Wyszecki and W.S. Stiles, Color science: concepts and methods, quantitative data and formula, 2nd ed., John Wiley & Sons, Inc., 2000, pp. 155-156.

최 규 남
1998년 중앙대학교 컴퓨터공학과 학사
2003년 중앙대학교 컴퓨터공학과 석사
2003년~현재 서울대학교 컴퓨터공학부 박사과정. 관심분야는 영상 처리, 패턴 인식, 컴퓨터 비젼

유 석 인
정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용
제 34 권 제 5 호 참조