

명암도 분포 및 형태 분석을 이용한 효과적인 TFT-LCD 필름 결함 영상 분류 기법

노충호[†], 이석룡^{**}, 조문신^{***}

요 약

TFT-LCD 생산 과정에서 발생하는 결함을 정확하게 분류하여 결합 유형에 따라 폐기, 사용가능 등의 의사결정을 적절하게 내리는 것은 수율 증가 및 생산성 향상에 필수적인 요소이다. 본 논문에서는 TFT-LCD 생산 라인에서 획득한 결합 영상에 대하여 명암도 분포(intensity distribution) 및 결합 영상의 형태 특징(shape feature)을 분석하여 효과적으로 필름 결함 유형을 분류하는 기법을 제시한다. 본 연구에서는 먼저 필름 결합 영상을 결합 영역과 결함이 아닌 배경 영역으로 이진화하고, 결합 영역에서 결합의 선형성(linearity), 명암도 분포를 고려한 형태 특징 등의 여러 가지 특징을 분석하여 기준 영상(referential image) 데이터베이스를 구축 하였으며, 분류하고자 하는 결합 영상과 데이터베이스에 저장된 기준 영상과의 매칭 비용(matching cost function)를 정의하여 적절히 매칭시킴으로써 결합의 유형을 결정하였다. 제시한 기법의 성능을 검증하기 위하여 실제 TFT-LCD 생산 라인에서 획득한 결합 영상들을 대상으로 분류 실험을 수행하였으며, 실험 결과 생산 라인에서 이용할 수 있을 정도의 상당한 수준의 분류 정확도를 달성하였음을 보여주었다.

An effective classification method for TFT-LCD film defect images using intensity distribution and shape analysis

Chung-Ho Noh[†], Seok-Lyong Lee^{**}, Moon-Shin Zo^{***}

ABSTRACT

In order to increase the productivity in manufacturing TFT-LCD(thin film transistor-liquid crystal display), it is essential to classify defects that occur during the production and make an appropriate decision on whether the product with defects is scrapped or not. The decision mainly depends on classifying the defects accurately. In this paper, we present an effective classification method for film defects acquired in the panel production line by analyzing the intensity distribution and shape feature of the defects. We first generate a binary image for each defect by separating defect regions from background (non-defect) regions. Then, we extract various features from the defect regions such as the linearity of the defect, the intensity distribution, and the shape characteristics considering intensity, and construct a referential image database that stores those feature values. Finally, we determine the type of a defect by matching a defect image with a referential image in the database through the matching cost function between the two images. To verify the effectiveness of our method, we conducted a classification experiment using defect images acquired from real TFT-LCD production lines. Experimental results show that our method has achieved highly effective classification enough to be used in the production line.

Key words: TFT-LCD, defect classification(결합 분류), defect inspection(결합 검사), image analysis(영상 분석), shape feature(형태 특징)

* 교신저자(Corresponding Author): 이석룡, 주소: 경기도 용인시 모현면 왕산리 89 한국외국어대학교 산업경영공학과(449-791), 전화: 031)330-4357, FAX: 031)330-4093, E-mail: sllee@hufs.ac.kr
접수일: 2009년 7월 1일, 수정일: 2010년 1월 8일
완료일: 2010년 4월 19일
** 정회원, 한국외국어대학교 산업경영공학과 석사

(E-mail: nochu@nate.com)

** 정회원, 한국외국어대학교 산업경영공학부 교수

*** 정회원, (주) 카사테크 대표이사

(E-mail: michael@casatech.co.kr)

* 이 논문은 2008년도 정부재원(교육인적자원부 학술연구 조성사업비)으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음(KRF-2008-521-D00433).

1. 서 론

디스플레이 장치는 전자장치로부터 생성된 정보를 인간이 인지할 수 있는 시각정보로 변환하는 역할을 하는 기계 장치와 인간 사이의 인터페이스 역할을 하는 제품으로 정보화 사회에서 매우 중요하며, 다양한 분야에서 폭넓게 사용되고 있다. 브라운관으로 불리는 CRT(cathode ray tube)가 화질과 가격 면에서의 경쟁력을 바탕으로 디스플레이 시장을 주도해 왔으나, 최근 이동성과 가시성이 중요시되는 정보환경에 대응하여 기존의 CRT를 대체하는 평판 패널(flat panel) 디스플레이 제품인 PDP(plasma display panel), TFT-LCD, FED(field emission display), OLED(organic light emitting diode)등의 사용이 지속적으로 확산되고 있다. 이중 전체 평판 디스플레이 시장의 80% 이상을 차지하는 TFT-LCD는 1990년대 중반 이후를 시작으로 유해한 전자기파를 적게 방출하고, 경량이며 전력 소모가 적은 이점 때문에 시장 점유율이 급격히 증가해 왔다. 현재 TFT-LCD 시장은 성숙기에 다다른 시장구도와 시장 점유율 향상을 위한 업체 간의 기술 협력, 기술 개발을 위한 대규모 투자 등으로 인하여 시장 내의 경쟁이 더욱 가열되고 있는 실정이다. 따라서 관련 기업들은 치열한 경쟁 속에서 신기술 개발에 대한 투자와 소비자를 만족시킬 수 있는 품질 향상에 대한 노력을 기울이고 있다.

TFT-LCD 필름의 결함 검사 시스템은 필름에 포함된 결점을 자동 추출하고, 불량 영역의 위치 파악 및 표시(marking)을 위한 신호 송출을 할 수 있는 장비를 말한다. 자동화된 결함 검사 시스템은 제품 생산 중간 단계에서 불량 부품의 사용으로 인한 제품의 오동작을 방지할 수 있으며 불량 및 양품 판정에 있어 작업자의 검사 시간을 줄일 수 있을 뿐만 아니라, 보다 빠르고 정확한 검사를 한다는 점에서 생산 공정에서 중요한 역할을 하고 있다. TFT-LCD 결함 검사 시스템의 전체적인 구성은 LED 조명과 고해상도 라인 스캔 카메라 및 영상 획득장치 보드가 장착된 PC로 이루어진 영상 획득 부분, 영상 정보를 분석하여 결함 영역을 분할하는 영상 영역 분할 부분, 결함 영상으로부터 특징을 추출하고 그 특징들을 분석하여 결함을 검출하고 결함 발생 위치에 적절한 표시(marking)을 하는 결함 검출(defect detection) 부분, 그리고 보다 정교한 특징을 추출하여 영상을 분석하

고 결합의 유형을 분류(defect classification)하는 부분으로 이루어져 있다. 결합 검사에 관한 지금까지의 연구는 생산 공정에서 디스플레이 패널상에 결함이 존재하는지의 여부를 검사하고, 결함이 존재할 경우 결합의 발생 위치에 적절히 표식을 하는 것에 중점을 두었다. 그러나 결함이 존재할 경우, 그 결함의 유형에 따라 해당 제품을 폐기할지, 단순한 결함 제거조치 후 다시 사용할지 등의 의사결정을 적절하게 내리는 것은 제품의 수율 증가 및 생산성 향상에 필수적인 요소이다. 다음 그림 1은 결합 검사 시스템의 전체적인 구성도를 나타낸 것이며, 본 논문에서는 결합의 검출보다는 결합의 유형을 분류하는 부분에 중점을 두어 연구한다.

TFT-LCD 필름 영상의 결합 분류가 생산 현장에서 매우 중요함에도 불구하고 현재까지 결합 분류에 대한 연구는 많이 이루어지지 않았고, 연구의 초기에 불과한 실정이다. 본 논문에서는 TFT-LCD 패널 생산 라인에서 획득한 결합 영상에 대하여 명암도 분포 및 결합 영상의 형태 특징(shape feature)과 같은 영상의 특성을 분석하여 효과적으로 필름 결합 유형을 분류하는 기법을 제시한다. 본 연구에서 제시하는 결합 분류 기법의 절차는 다음과 같다: (1) 필름 결합 영상을 결합 영역과 결합이 아닌 배경 영역으로 이진화하고, (2) 결합 영역에서 결합의 선형성, 명암도 분포, 명암 분포를 고려한 형태 특징 등의 여러 가지 특징을 추출하고, (3) 추출한 특징들을 분석하여 기준 영상 데이터베이스를 구축한 후, (4) 분류하고자 하는 결합 영상과 데이터베이스에 저장된 기준 영상과의 매칭 비용 함수(matching cost function)를 정의하여 적절히 매칭시킴으로써 결합의 유형을 결정

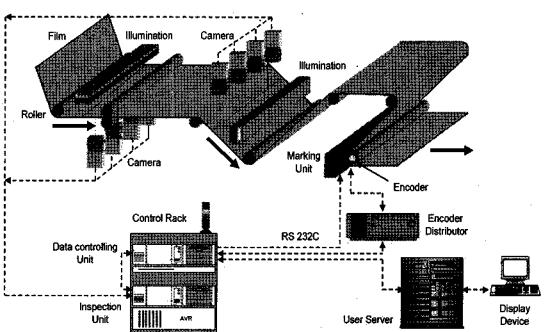


그림 1. 결합 검사 시스템의 전체적인 구성도

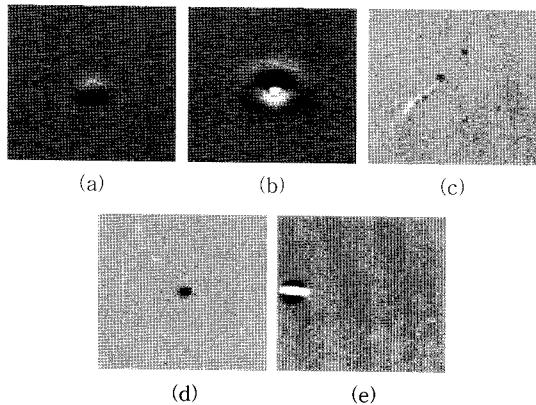


그림 2. 라인카메라로 획득한 TFT-LCD 필름 결합 영상: (a) 놀림, (b) 크레이터, (c) 스크래치, (d) 잉크, (e) 물방울

한다. 분류할 결함의 유형은 다음 그림 2와 같이 생산 현장에서 자주 발생하는 놀림, 크레이터, 스크래치, 잉크, 물방울 등의 5가지를 대상으로 하였다.

본 논문의 공헌은 다음과 같이 요약할 수 있다.

첫째, 본 논문의 결합 분류 시스템은 TFT-LCD 패널의 생산에 있어서 생산성 향상 및 품질 관리 등을 위한 도구로 효과적으로 이용할 수 있다.

둘째, 본 논문에서는 생산 공정에서 자주 발생하는 5가지 유형의 결합 분류를 위하여 다양한 특징 추출 및 매칭 기법을 개발하였고 생산 현장에서 효용성이 높다.

셋째, 본 논문에서 연구한 명암도 분포와 명암 분포를 고려한 형태 특징 및 매칭 기법은 TFT-LCD 필름의 결합 검사뿐만 아니라 의료 영상 분석, 객체 인식, 위성 영상 분석 등의 다른 영역에서도 유용하게 적용할 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2절은 TFT-LCD 결합 영상 처리 분야의 관련 연구를 소개하고, 3절에서는 결합 영상을 특징 추출 기법을 기술하며, 추출된 특징을 이용한 분류 기법을 설명한다. 4절에서는 본 논문에서 제안한 방법을 검증하기 위한 실험 및 실험 결과를 기술하고, 5절에서는 결론 및 향후 연구를 제시한다.

2. 관련 연구

최근 TFT-LCD 패널의 시장 경쟁이 심화됨에 따

라 생산성 향상 및 제품 수율 개선을 위해 생산 과정에서 발생하는 결함의 자동 검출 방법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. [1]에서는 결함의 유형을 정의하고 고해상도 필름 영상에서 결함을 검출하는 기법에 대하여 연구하였다. 이 연구에서는 결함의 크기가 크고 명확한 매크로(macro) 결함과 결함의 크기가 매우 작아 비전 시스템을 이용하지 않고서는 검출해 내기 어려운 마이크로(micro) 결함을 대상으로 검출하였다. [2,3]에서는 고해상도의 필름 영상에서 일정한 패턴이 존재하는 조건하에서 결함 부분을 검출하는 기법을 연구하였다. [2]에서는 SVD(singular value decomposition)를 이용하여 결합 영역을 추출하였다. TFT-LCD 패널은 수평과 수직으로 반복적인 직교 성분을 가지게 되는데, SVD를 이용하여 직교 패턴을 제거하고 결합 영역만을 선택적으로 검출하는 기법을 제안하였다. [3]에서는 고해상도 패널 영상에서 1차원 고속 푸리에 변환을 수행한 후 나타나는 주파수 성분의 반복적 특징을 분석하여 결함을 검출하였다. 이 방법은 패턴이 있는 영상에 적합하도록 설계되었고, TN(twisted nematic) 유형의 TFT-LCD의 결합을 검출하며, 영역 스캔 카메라를 사용하여 마이크로 결합인 핀홀(pinhole), 스크래치(scratch), 그리고 미립자(particle)의 검출에 중점을 두고 있다. 그러나 이 방법들은 실행 시간이 매우 느리기 때문에 실제 사용에는 제약이 많다. [4]에서는 영역 스캔 카메라를 이용하여 TFT-LCD용 패널의 패턴이 있는 영상에서 결함을 검출하였으며, 마이크로 결합인 미립자, 물 얼룩(water stain), 가늘거나 긴 섬유질 결함 (fiber defects) 등의 검출에 중점을 두고 있다. 이 방법들은 고해상도 영상을 사용한 결합 검출에 초점을 맞추고 있으며, 결합 유형의 분류는 지원하지 않는다.

[5,6]에서는 고해상도 영상이 아닌 저해상도 영상을 사용하여 패턴이 존재하지 않는 다소 균일한 패널 영상을 획득한 후, 결함을 검출하는 방법을 제시하였다. [5]는 저해상도 영상에 대하여 전 처리를 거쳐 영상을 균일하게 만든 후, 평균과 표준편차를 이용한 통계적 방법 및 적응적 다수준 임계 값(adaptive multi-level threshold) 방법을 사용하여 결합 영역을 검출하였다. 얼룩 형태의 결함을 방울(blob) 형태와 점(point) 형태의 두 가지로 나누어 검출하였는데 방울 형태 결함은 크기와 모양이 육안으로도 식별이

가능할 정도의 결함으로써 매크로 뷰 영역 카메라(macro view area camera)로 검출하여 낮은 해상도 영상을 사용하였고, 점 형태의 결함은 패턴을 제거한 후 적응적 다치 임계값 방법을 사용하여 결함을 검출하였다. [6]에서는 웨이브릿(wavelet) 변환을 이용하여 결함을 검출하는 기법을 연구하여 mura¹⁾ 유형의 결함에 적용하였다.

[7]에서는 변형된 회귀 진단(regression diagnostics)과 임계 값 결정 방법을 이용하여 결합 영역을 결정하였다. 결합의 크기 및 형태에 따라 점 mura, 라인 mura, 그리고 영역 mura 결합으로 분류하고, 변형된 회귀진단 방법을 사용하여 영상에서 배경 영상과 결합 영역을 분리한 후, Niblack의 임계 값 결정 방법을 적용하여 결합 영역은 흰색, 배경 영역은 검정색으로 표시한 이진 영상으로 변환하여 최종적인 결합 영역을 결정하였다. [8]에서는 패널의 배열이 균일하지 못하는 등 제조 과정상의 문제점으로 발생하는 선 형태의 결함을 검출하는 방법을 제시하고 있다. 이 방법에서는 DFB(directional filter bank) 및 적응적 다수준 임계 값 방법을 병행하여 적용하고 있으며, 라인 스캔 카메라 및 영역 스캔 카메라를 모두 사용한다. 또한 배경 픽셀보다 밝거나 어두운 선 형태의 결합을 검출하기 위하여 통계적 접근 방법에 근거한 임계 값 결정 방법을 사용한다. [9]에서는 영역 스캔 카메라(640×480 2차원 CCD 카메라)를 사용하여 이 물질이 보호필름 내부에 존재하는 이물(alien substance) 결함, 실오라기(thread), 접착제 코팅 시 층의 상하부에 형성되는 기포 등의 결함을 검출하였다. 이 방법들 역시 결합 검출에 초점을 맞추거나 소수 개의 결합 유형 판정에 중점을 두고 있다.

이 밖에 위에 제시된 방법들을 조합한 결합 검출 기법[10,11]이 연구되었다. [10]에서는 먼저 영역 확장(region growing) 방법을 사용하여 영역을 구분한 후, 명암 대비, 기울기(gradients) 및 경계선의 모양 등에 따라서 영역 사이의 에지를 제거, 수정함으로써 결함을 분리하여 검출하였고, [11]에서는 여러 가지 채널로부터 획득한 에지 지도(edge map)를 이용한 영상 영역 분할 및 에지 지도를 통합하는 최적화 기법을 도입하여 결함을 검출하였다.

결합 분류에 대한 연구는 [12,13]이 있으며, [12]에서는 결합의 형태적 특징과 GLCM (grey level co-occurrence matrix) [14]을 이용한 질감 특징, 명암의 분포를 분석하여 결합을 분류하였다. 이 연구에서는 LCD용 편광 필름에 나타나는 이물, 기포 및 피트 결합을 검출하기 위하여 영상 영역 분할 및 템플릿 정합 기법을 이용하였으며, 이 결합들은 고배율 렌즈에 의해 획득된 결합들로써 특수한 영상획득 장치를 필요로 한다. 또한 [13]에서는 명암의 분포, MBR (minimum bounding rectangle)을 사용하여 선형적 특징을 분석하여 결합을 분류하였다.

본 연구에서는 결합 유형에 따라서 대표적인 기준 결합 영상을 선정하고, 이 기준 영상과 다른 결합 영상들과의 비용 함수(cost function)를 계산하여 유사도(similarity)를 측정하는 방식으로 결합 유형으로 분류하였다. 본 연구에서의 분류하는 결합 영상은 7K 100MHz 데이터 처리 속도(data rate)를 갖는 CCD(charge coupled device) 라인 스캔 카메라와 LED 조명 광원(illumination source)을 사용하여 획득하였다. 본 논문에서 제안하는 방법은 위에 언급한 기존 방법과 다음과 같은 차별성을 가지고 있다. 첫째, 기존의 방법들이 대부분 결합의 검출에 초점을 맞추는 데 비하여 제안한 방법은 결합의 분류에 중점을 두고 있다. 결합의 검출과 더불어 결합의 유형을 분류하는 작업도 매우 중요하다 할 수 있다. 결합의 유형을 정확하게 파악할 수 있다면 생산된 제품의 폐기 및 재사용 등의 의사 결정에 도움을 줄 수 있으며, 이는 제품의 수율 증대 및 생산성에 많은 영향을 미치기 때문이다. 둘째, 관련 연구의 대부분이 라인 유형이나 점 유형, 혹은 mura 결합 등 특정한 유형의 결합 검출에만 집중하고 있다. 생산 현장에서 생성되는 결합의 유형은 매우 다양하며 제안한 방법은 생산 현장에서 자주 발생하는 5 가지 유형의 결합을 분류하였다. 셋째, 제안한 방법을 기반으로 추가적으로 발생하는 새로운 유형의 결합 유형에 대하여 적절한 파라미터 조정 및 새로운 특성의 추가로 다양한 결합의 분류를 가능하도록 확장할 수 있다. 넷째, 제안한 방법은 결합을 형태적 특징 및 명암도에 기초하여 표현(representation)하였고, 비용 매칭(cost matching) 기법을 이용하여 획득된 영상의 특징에 맞게 비교적 정확하게(정확도 93%) 결합의 영역 및 유형을 결정할 수 있도록 하였다.

1) 비교적 크기가 큰 결합으로서 명암 대비(contrast)가 작으며 비정형적인 형태의 결합을 지칭함.

3. 결함 영상 특징 추출 및 분류 기법

3.1 이진화 영상 생성

결함 영역의 특징 추출에 앞서 영상 영역 분할 과정을 거쳐 결함 영상을 결함 영역과 비 결함 영역으로 분할한다. 여기에 사용되는 기법은 아래 식 (1)과 같이 평균과 표준편차를 이용한 적응적 임계 값(adaptive threshold) 방식을 이용하여 검출한다.

$$I_{bin}(i) = \begin{cases} 0 & (\text{background region}) \text{ when } \mu_b - k\sigma_b \leq I(i) \leq \mu_b + k\sigma_b, \\ 255 & (\text{defect region}), \quad \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

위 식에서 $I_{bin}(i)$ 는 변환된 이진 영상으로서 i 번째 픽셀의 명암 값을 나타내며, $I(i)$ 는 원영상의 i 번째 픽셀의 명암 값 나타낸다. μ_b 와 σ_b 는 비 결함 영역의 명암의 평균과 표준편차를 나타낸다. 이 평균과 표준편차가 변화함에 따라 결함 영역과 비 결함 영역으로 분할하는 기준 값인 임계 값도 적응적으로 변하게 된다. 비 결함 영역의 명암도를 추출하기 위하여 다음 그림 2와 같이 영상의 수평라인과 수직라인의 명암 분포를 구한다. 이렇게 산출한 수평, 수직라인의 명암 분포를 오름차순으로 정렬하여 일정 비율(α) 이하의 분포를 가진 부분의 픽셀을 비 결함 영역이라 간주한다. 이 α 값은 실험적으로 결정되며, 비 결함 영역으로부터 μ_b 와 σ_b 를 산출한다. 왜냐하면 결함 영역에서는 급격한 명암 분포의 증감으로 명암도가 현저한 차이를 보이며, 비 결함 영역은 분포가 일정하여 거의 차이가 없기 때문에 결함을 제외한 부분을 대상으로 평균과 표준편차를 산출하여 임계 값을 결정한다. 이러한 과정은 큰 크기의 영상에서는 불필요하지만, 본 논문에서 사용하는 작은 크기의 영상에서는 결함 영역이 위 식 (1)의 표준편차에 큰 영향을 미치게 되어 k 값의 영향이 불안정하게

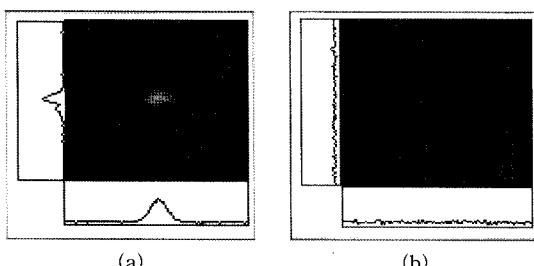


그림 2. 결함 영상의 라인 별 분산(variance)의 변화: (a) 결함 영상, (b) 비 결함 영상

되기 때문에 이러한 과정이 필요하게 된다.

다음 그림 3은 결함 영상의 이진화를 위한 절차를 나타낸다. 위 식 (1)을 통해 추출된 후보 결함 영역들을 검출한 후, 영역의 넓이가 기준 이하인 작은 영역은 노이즈로 간주하여 제거한다. 레이블링(labeling) 과정은 검출한 영역들에 레이블을 붙이고, 인접한 결함 영역들을 기준에 따라 병합하여 크기가 큰 병합된 영역을 만드는 과정이다. 최종적으로 선택된 결함 영역을 닫힘(close) 연산을 통해 외곽을 정리하여 이진화 영상을 생성한다. 다음 그림 4는 위 단계를 거쳐 결함 영상들을 이진화하여 최종적으로 생성한 영상들이다.

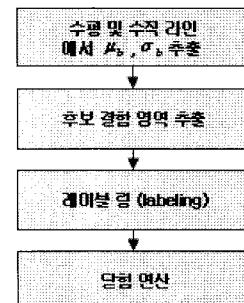


그림 3. 결함 영상의 이진화 영상 절차

3.2 선형성 특징(Linearity feature: LF)

선형성 특징은 결함 객체의 선형성(linearity)을 판정하기 위한 특징이다. 이 특징은 결함 중 스크래치와 같이 직선의 형태를 보이는 결함을 판별할 때 사용된다. 추출 방법은 결함 영역의 픽셀들을 x, y 좌표의 2차원 형태의 벡터 값으로 변환한 후 다음 식 (2)와 같이 최소 자승법으로 계산하여 결함 영역을 표현하는 직선의 식을 산출한다.

$$\bar{y} = \bar{C}\bar{x} + \bar{D} \quad (2)$$

위 식에서 (x_i, y_i) 는 픽셀 p_i ($1 \leq i \leq m$)의 좌표를 나타낸다. 식 (2)로 산출된 직선과 결함 영역의 픽셀들간의 차이 값의 분포를 산출하면 이렇게 산출된 분포는 결함 영상과 직선간의 차이를 나타내는 특징으로 볼 수 있다. 그 분포의 분산을 다음 식 (3)과 같이 결함 영역 내의 픽셀 간 거리의 최대값으로 나누어 선형성 특성의 값(LF)을 계산한다.

$$LF = \frac{V_{d(i,j)}}{\max(d(i, j))} \quad (3)$$

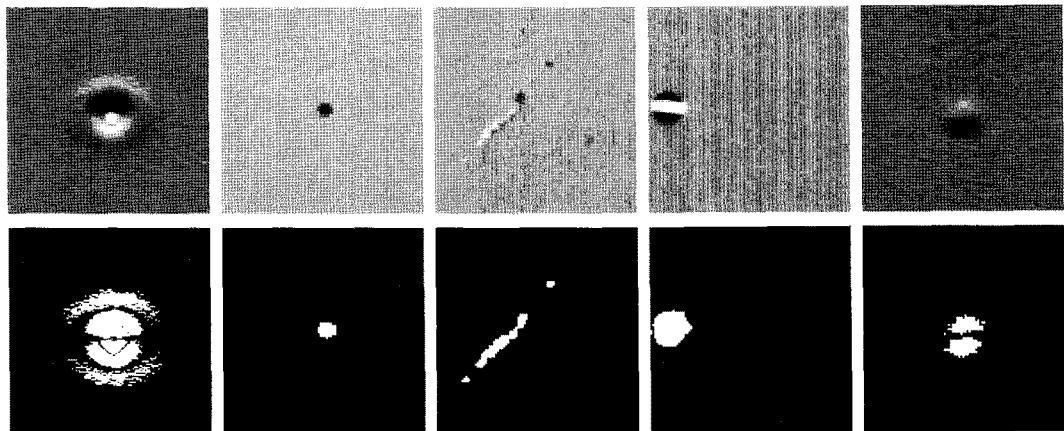


그림 4. TFT-LCD 필름 결합 영상 이진화 결과

위 식에서 $d(i, j)$ 는 두 픽셀 p_i 와 p_j 사이의 유clidean 거리이고, $i, j \in P$ (P 는 결합 영역에 포함되어 있는 픽셀들의 집합)이다. 또한 $i' = \arg \min_{l \in L} d(i, l)$ 이며, 이 때 L 은 결합 영역을 표현하는 직선 상에 있는 점들의 집합을 나타내고 $V_{d(i, i')}$ 는 $d(i, i')$ 에 대한 분산을 나타낸다. 선형성 특성의 값이 낮을수록 결합의 형태가 직선에 가까운 형태를 띠고 있는 것을 의미한다. 이 선형성 특성을 이용하여 스크래치 형태의 결함을 분류하며 그 임계 값은 실험적으로 정한다.

3.3 명암도 분포 특징(Intensity distribution feature: IDF)

결합이 일정하고 명확한 형태를 가지지 않을 경우에 명암도 분포 특징을 사용한다. 명암도 분포는 각 픽셀이 0~255의 명암도 값을 가질 때, 각 명암 값을 가지는 픽셀이 전체 픽셀에서 어느 정도의 비율을 차지하는지를 나타내는 척도이다. 추출 방법은 먼저 다음 식 (4)와 같이 결합 영역에 있는 각 픽셀의 명암도 값을 계산하여 명암도 히스토그램 IR 의 해당 명암도 빈(bin)에 1씩 증가시킨다.

$$IR_A(t) = \#\{p : I(p) = t, p \in DR_A\} \quad (4)$$

위 식에서, A 는 영상 객체인 결합을 의미하며, DR_A 는 결합 A 의 영역 내에 있는 픽셀들의 집합을 나타내고, p 는 영상 객체의 픽셀을 나타낸다. 또한 t 는 0~255의 명암도 값을 나타내고, $I(p)$ 는 픽셀 p 의 명암도를 나타낸다. 이와 같은 방법으로 계산한 IR 을 정규화하여 정규화된 명암도 분포 히스토그램

(normalized intensity distribution histogram)을 산출한다. 다음 그림 5는 결합 영상에 대하여 256개의 빈(0~255의 명암도 값)을 가지는 히스토그램의 예이다.

256개의 빈으로 구성된 정규화된 명암도 분포 히스토그램을 특징으로 사용할 수 있으나, 명암도 분포를 양자화하여 히스토그램의 빈의 수를 줄여 간소화 시킬 수 있다. 명암도 분포에 대한 두 객체 A 와 B 의

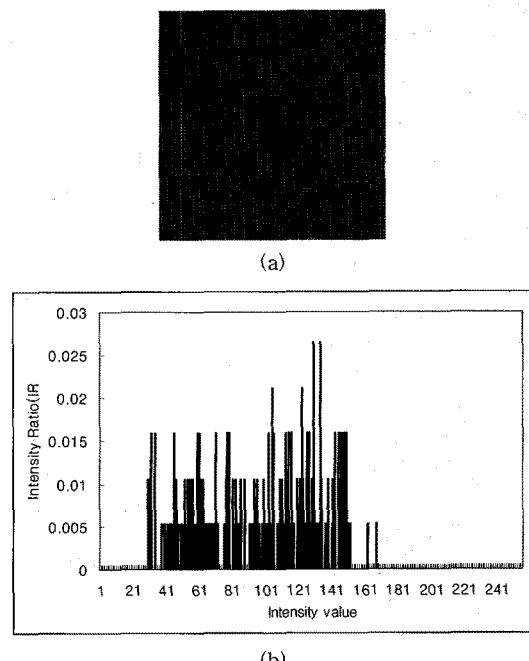


그림 5. 명암도 분포 히스토그램: (a) 원영상, (b) 원영상에 대한 명암도 분포 히스토그램

매칭 비용 $C_{IDF}(A, B)$ 은 다음 식 (5)와 같이 나타낼 수 있으며, 이 식에서 사용된 적도는 두 집단간의 명암도 분포를 비교하여 비용을 측정하는 x^2 를 사용하였다.

$$C_{IDF}(IR_A, IR_B) = \frac{1}{m} \left(\frac{2}{\sum_{n=1}^m \sum_{k=1}^{2^n}} \left(\frac{\sum_{i=2^{n-1}(k-1)+1}^{2^n k} IR_A(i) - \sum_{i=2^{n-1}(k-1)+1}^{2^n k} IR_B(i)}{\sum_{i=2^{n-1}(k-1)+1}^{2^n k} IR_A(i) + \sum_{i=2^{n-1}(k-1)+1}^{2^n k} IR_B(i)} \right)^2 \right) \quad (5)$$

위 식에서 m 은 어느 명암도 레벨까지 양자화(quantization)할 것인가를 의미하며, $IR_A(i)$ 는 객체 A 의 i 번째 히스토그램 빈을 의미한다. 이 방법은 0~255 사이의 명암 값이 차지하는 비율로 두 객체의 유사성을 나타내며, 세분화된 각각의 명암 값뿐만 아니라, 그림 6과 같이 각 단계별로 양자화하여, 양자화된 영역별 명암 값을 비교한다. 예를 들어 4-수준 양자화인 경우, 0~63, 64~127, 128~191, 192~255와 같이 양자화를 시켜 영역별로 명암도를 단일화시킨 후 비교를 수행하게 된다. 이러한 방법은 단일화된 명암도 분포와 양자화된 명암도 분포의 차이를 모두 고려하기 때문에 세부적인 차이부터 전반적인 차이까지 비교하는 효과를 얻게 된다. 본 논문에서는 256, 128, 64, 32, 16, 8, 4 수준 (즉, $m = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$)으로 양자화를 하여 비교하였다.

128, 64, 32, 16, 8, 4 수준 (즉, $m = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$)으로 양자화를 하여 비교하였다.

3.4 명암 형태 문맥(Shape context with intensity)

형태 특징은 영상 객체를 표현하는 중요한 특징 중 하나이다. 이 특징을 사용하여 객체의 형태적 분류가 가능하며, 이러한 형태 특징을 기초로 두 영상 객체의 유사성을 판별할 수 있다. 본 논문에서는 TFT-LCD 결함 영상의 분류를 위하여 이러한 형태 특징과 결합 영역 전반에 걸친 명암도 분포를 같이 고려한 명암 형태 문맥 기법을 제시한다.

형태 특징은 형태 인식을 목적으로 [15]와 같은 여러 가지 기법들이 개발되었다. 이러한 기법을 바탕으로 결합의 형태적 특징을 다차원 데이터로 표현할 수 있으며, 이러한 다차원 데이터를 비교함으로써 두 객체의 형태적 특징의 유사성을 측정한다. 객체의 형태는 객체의 윤곽을 나타내는 n 개 점들의 집합 $P = \{p_1, \dots, p_n\}$, $p_i \in R^2$ 으로 표현될 수 있다. 한 점을 기준으로 나머지 $n-1$ 개의 점들의 상대적 위치를 벡터로 표현하여 기준점에 대하여 객체의 전체 형태를 표현한다. 형태를 이루는 한 점 p_i 에 대하여 히스토

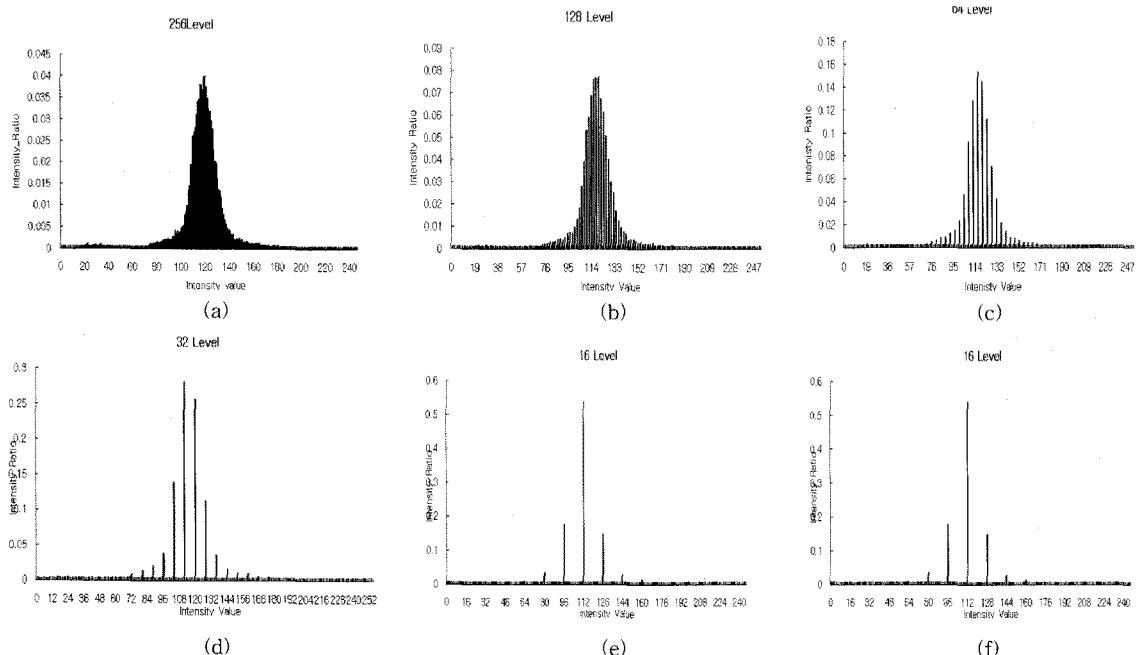


그림 6. 명암 값 양자화를 통한 히스토그램 변화 : (a) 256 Level($m=1$), (b) 128 Level($m=2$), (c) 64 Level($m=3$), (d) 32 Level($m=4$), (e) 16 Level ($m=5$), (f) 16 Level($m=6$)

그램 sh_i 는 p_i 의 형태 문맥으로 정의되며, 다음 식으로 표현된다.

$$sh_i(k) = \#\{q \neq p_i : (q - p_i \in bin(k))\} \quad (6)$$

예를 들어 다음 그림 7에 있는 곤충 영상을 고려해보자. (a)의 영상에 대하여 (b)와 같이 외곽선을 이루는 픽셀의 집합으로부터 무작위로 외곽 점들을 표본 추출한다. (c)는 특정 점을 기준으로 구성한 5×12 빈의 로그-원형 히스토그램(log-polar histogram)을 나타낸다. 표본 추출된 외곽 점들이 N 개일 경우, 모든 N^2 개의 점들의 쌍들에 대한 거리의 중앙 값 λ 는 그림 아래에서와 같이 나타나며, 이 λ 를 기준으로 원형 히스토그램의 반경이 결정된다. 각 히스토그램 빈에 포함된 외곽 점들의 수를 기초로 로그-원형 히스토그램을 구성한다. (d)는 각 히스토그램 빈의 빈도 수를 나타낸 로그-원형 히스토그램이며, 빈도 수가 높을수록 빈의 색갈이 검은 색에 가까워 진다.

위의 형태 문맥 특성을 사용하여 두 객체의 유사성을 비용(cost) 함수로 정의한다. 즉, 한 객체의 히스토그램을 다른 객체의 히스토그램과 일치시키기 위한 매칭 비용을 기초로 두 객체의 유사성 척도를 정의하며, 이 유사성은 두 히스토그램 사이의 거리를 X^2 로 적용하여 계산한다. 비용이 높을수록 유사성이 낮아지며, 비용이 낮을수록 유사성은 높아진다. 두 개의 K -bin 히스토그램을 각각 $h_i(k)$ 및 $h_j(k)$ 라고 하면 두 히스토그램의 비용 함수 $C_{S(i,j)}$ 은 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$C_{S(i,j)} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[h_i(k) - h_j(k)]^2}{h_i(k) + h_j(k)} \quad (7)$$

$h_i(k)$ 및 $h_j(k)$ 가 각각 객체 A 및 B 에 대한 히스토그램이고, 객체 A 및 B 에서 각각 총 N 개의 외곽점을 표본 추출하였다고 할 때, 두 객체 사이의 유사성은 객체 A 및 B 에 속한 외곽점을 비용이 최소가 되는 쌍으로 1:1 매칭시켜 그때의 비용을 구한다. 본 논문에서는 1:1 할당 문제(assignment problem) 해결 기법으로 널리 알려진 헝가리언 매칭 방법[16]을 사용하여 비용이 최소가 되는 쌍을 구한 후, 그 때의 비용을 두 객체 사이의 매칭 비용으로 결정한다. 따라서 두 객체 A 및 B 의 비용 함수는 다음의 식으로 표현될 수 있다.

$$C_{S(A,B)} = \min_{i \in A, j \in B} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N C_{S(i,j)} \quad (8)$$

본 논문에서는 위와 같이 [15]에서 연구된 형태 문맥 기법을 확장하여, 결합 분류를 목적으로 하는 본 연구에 맞도록 명암 형태 문맥 기법을 제시한다. 제안된 기법은 기존의 기법이 형태만을 고려하는 대비하여, 명암의 분포를 부가하여 결합 유형 판정에 사용하였다. 이 기법은 각각의 외곽 점에서 형태적 특징을 가진 형태 문맥 기술자를 산출하고, 또한 그림 8과 같이 결합 영역의 무게 중심을 기준으로 원형의 좌표계를 설정하며, 좌표계를 이루는 2 가지 기준인 각도와 무게 중심과의 거리를 기준으로 명암도 히스토그램 빈(intensity histogram bin: $Ibin$)을 생성한다. 여기에서 각 빈은 결합 영역 픽셀 간 거리의 중앙값을 λ 로 하여, 2λ 를 동일한 간격으로 4개의 동심원으로 나누며, 무게 중심을 기준으로 30° 간격의 각도로 나누면 다음 그림과 같은 48개의 빈을 가지는 히스토그램이 생성된다.

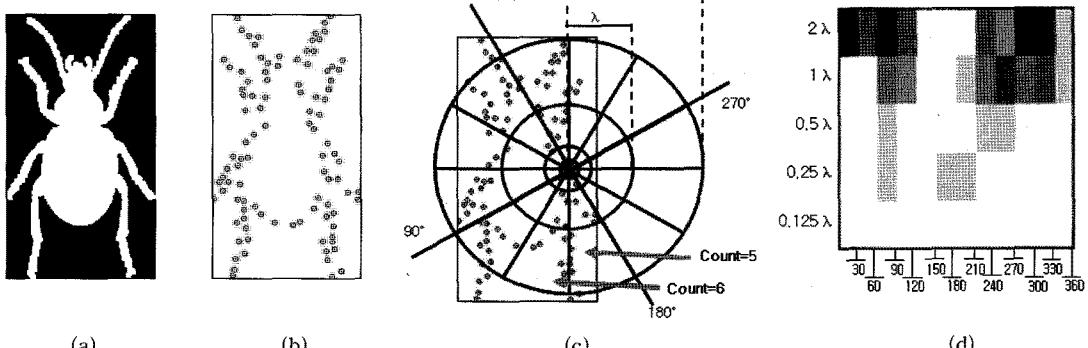


그림 7. 형태 문맥을 표현한 로그-원형 히스토그램: (a) 원영상, (b) 원 영상에서 표본 추출된 외곽 점들, (c) 특정 점을 기준으로 구성한 5×12 빈의 로그-원형 히스토그램, (d) 각 빈의 빈도 수를 명암도로 나타낸 그래프

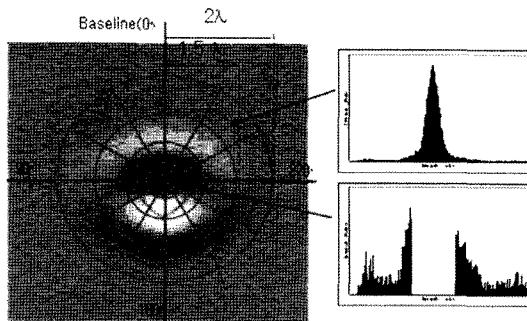


그림 8. 명암도를 사용하는 명암 형태 문맥 히스토그램

위의 히스토그램의 각 빈은 해당 빈에 속하는 픽셀들의 명암도 값에 따라 3.3절에서와 같이 명암도 분포 히스토그램을 내포하게 되며, 이 히스토그램의 수는 명암도의 양자화 수준에 따라 결정되게 된다. 명암도를 사용하는 명암 형태 문맥 히스토그램은 다음과 식 (9)를 기초로 생성된다. 여기에서 $I(p)$ 는 픽셀 p 의 명암도를 나타내며, t 는 $0 \leq t \leq 255$ 의 범위를 가지는 명암도 레벨을 의미하고, $Ibin(h)$ 는 명암 형태 문맥 히스토그램의 h 번 째 빈(전체 빈은 H 개)을 나타낸다.

$$PIR^h(t) = \#\{p : I(p) = t, p \in Ibin(h)\} \quad (9)$$

위의 명암 형태 문맥 히스토그램에 기초한 두 객체 A 및 B 사이의 매칭 비용 함수 $C_{I(A,B)}$ 는 다음 식으로 계산되며, 이 비용 함수는 두 객체 사이의 유사성을 측정하기 위하여 사용된다.

$$C_{I(A,B)} = \sum_{h=1}^H C_{IDF}(PIR_A^h, PIR_B^h) \quad (10)$$

객체 사이의 유사성을 측정하기 위하여 형태 문맥 특성[15]에 기초한 비용 함수와 본 논문에서 제안한 명암 형태 문맥 히스토그램에 기초한 비용 함수를 조합하여 사용한다. 즉, 식 (8)과 식 (10)을 조합하여 두 객체 A 및 B 사이의 총 매칭 비용 함수 $cost(A, B)$ 를 다음 식 (11)과 같이 계산한다.

$$cost(A, B) = \omega C_{S(A,B)} + (1 - \omega) C_{I(A,B)} \quad (11)$$

위 식에서 C_S 는 형태 문맥에 기초한 비용을 나타내고, C_I 는 명암 형태 문맥 히스토그램에 기초한 비용을 나타낸다. $\omega (0 \leq \omega \leq 1)$ 는 가중치를 나타내며, 총 비용이 높을수록 두 결합 객체 간의 유사성이 낮아지며, 총 비용이 낮을수록 유사성은 높아진다. 위와 같

이 계산된 두 결합 객체의 매칭 비용은 결합 유형 판정에 있어 중요한 척도가 되며, 형태뿐만 아니라 명암 비율도 동시에 고려하여 보다 정확한 결합 분류를 가능하게 한다는 장점이 있다.

3.5 결합 분류 기법

앞 절에서 기술한 여러 가지 특징 추출 기법을 이용하여 결합 영상의 전체 분류 기법을 구성한다. 전체 분류 절차를 나타내는 블록 다이어그램은 다음 그림 9와 같다.

결합 영상 이진화를 통해 결합 영상을 결합 영역과 비 결합 영역으로 분리한 후, 분리된 결합 영역의 픽셀에서 특징을 추출하여, 1단계 선형성 측정 기법으로 스크래치를 분류한다. LF_{th} 는 스크래치를 분류하기 위한 임계 값이며 실험을 통하여 정해진다. 스크래치로 분류되지 않은 결합을 대상으로 2단계 명암도 분포 특징을 이용하여 잉크와 물방울을 분류한다. 분류 방법은 데이터베이스에 저장된 기준 영상과의 비교를 통해 매칭 비용이 임계 값(ITH_{th}) 이하로 산출될 경우, 분류 대상의 결합이 잉크와 물방울의 두 결합 중 매칭 비용이 낮은 결합으로 분류한다. 다음으로 분류되지 않고 남아 있는 결합을 대상으로 명암 형태 비교 기법을 이용하여 데이터베이스에 저장된 기준 영상과의 비교를 통해 매칭 비용이

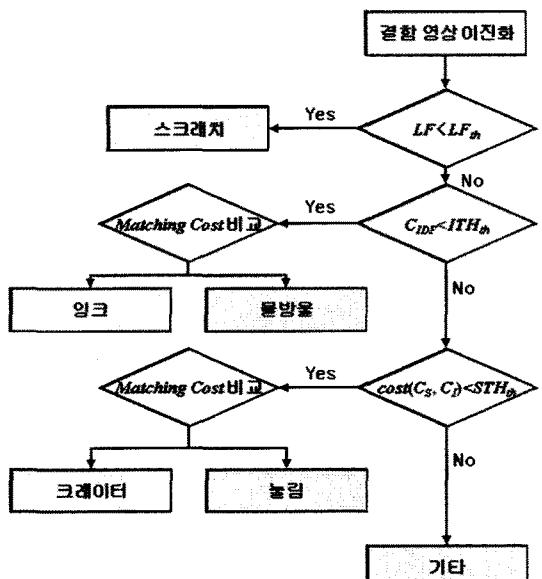


그림 9. 제안한 분류 시스템의 블록 다이어그램

임계 값(STH_{th}) 이하인 경우, 분류 대상의 결함이 크레이터와 놀림의 두 결함 중 매칭 비용이 낮은 결함으로 분류한다. 위와 같은 절차로 대부분의 결함이 적절하게 분류되었으며, 마지막까지 분류되지 않고 남은 영상은 기타(unknown) 영상으로 분류한다. 이러한 영상에 대해서는 새로운 특징 추출 방법 및 매칭 비용에 대한 연구가 필요하며, 추후 본 논문에서 제시한 방법으로 분류되지 않은 적지만 다양한 결함의 분류에 대해서도 연구할 예정이다.

4. 실험 결과

본 논문에서 제안한 방법의 성능을 검증하기 위해 Microsoft Visual C++을 사용하여 결함 분류 시스템을 구현하였으며, Xeon 2.5GHz Dual CPU가 장착된 PC 환경 하에서 실험을 수행하였다. 실험 데이터는 실제 TFT-LCD 생산 라인에서 7K 100MHz 데이터 처리 속도를 갖는 CCD 라인 스캔 카메라 및 LED 조명을 사용하여 획득한 70개의 결함 영상을 대상으로 하였다. 실제 결함의 물리적 크기는 유형별로 약간씩 다르지만 직경 100~300 μm 정도이고, 결함 영상은 먼저 결함을 검출한 후 검출된 결함 영역을 중심으로 1500×1500 크기의 사각형 영역을 추출하여 생성하였으며, 해상도는 50×50 μm 크기의 결함을 하나의 픽셀로 나타내는 해상도를 갖는다. 실험에 사용된 TFT-LCD 필름의 유형별 결함 종류는 다음 표 1과 같다.

실험은 결함 유형 분류의 정확도(precision)와 재현율(recall)의 측정에 중점을 둔다. 결함 분류는 그림 1의 전체 결함 검사 시스템의 구성도에서 후행 처리(post processing) 모드로 실행되기 때문에 일반적으로 실시간으로 운영될 필요는 없으며, 따라서 정확도와 재현율처럼 결정적인 요소로 고려되지는 않는다. 제안한 시스템의 결함 분류 속도 측정 결과 하나의 결함을 분류하는 데 스크래치, 잉크 및 물방울의 경우는 0.02~0.03 sec, 크레이터, 놀림 및 기타의 경우는 약 0.5~0.7 sec 사이에 분포하였다. 크레이터,

놀림 및 기타 결함의 경우는 형태에 기반한 매칭 방법을 사용하므로 시간이 더 소요되는 것으로 분석되었다.

결합 유형의 분류를 위하여 먼저 선형성 특성을 이용하여 스크래치 결함을 판정한다. 이를 위하여 임계 값 LF_{th} 을 결정하기 위한 실험 결과가 다음 그림 10에 제시되어 있다. 아래 그래프에서 LF 값이 0에 가까운 18개가 스크래치 결함으로 판정되었으며, 그림 10과 같이 스크래치와 다른 유형의 선형성 측정 수치가 확연히 구분되는 것을 볼 수 있어 제안한 방법이 스크래치의 분류에서 효과적으로 판단된다. 스크래치 결합 유형의 선형성 수치의 평균은 0.011이며, 표준편차 0.006, 최대 0.027, 최소 0.0035로 나타났으며, 스크래치 유형의 결함을 판정하기 위한 임계 값은 실험을 통하여 $LF_{th}=0.03$ 으로 결정하였다.

다음으로, 잉크와 물방울 형태의 결함을 판정하기 위하여 명암도 분포 특징을 사용한다. 먼저 시스템 파라미터인 임계 값 ITH_{th} 을 결정하기 위하여 임계 값을 변화시켜가며 정확도와 재현율을 측정한 결과가 그림 11에 나타나 있다. 실험 방법은 k-NN (k-nearest neighbor)를 사용한다. 잉크와 물방울 결합 영상 각각을 대표 영상으로 하여 자기 자신을 포함한 총 70개의 결함 영상과 비교한다. 여기서 k 는 결합 유형의 개수로 한다. 실험 결과, 정확도는 잉크 0.73, 물방울 0.88로 측정되었으며, 실험 결과를 관찰할 때, 명암도 분포 특징은 현장의 생산 라인에서 사용하는데 적절한 성능을 보인다. 임계 값을 결정하기 위한 실험 결과, 가장 좋은 성능을 보이는 $ITH_{th}=0.21$ 로 설정한다.

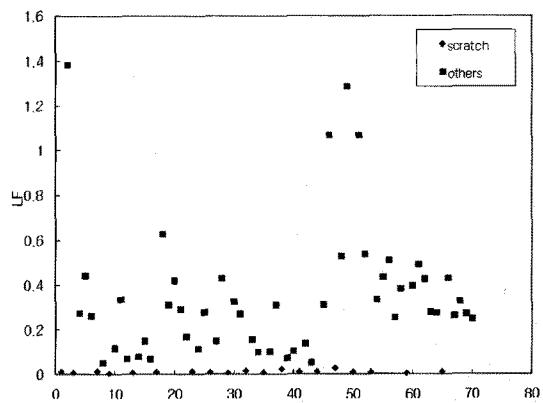
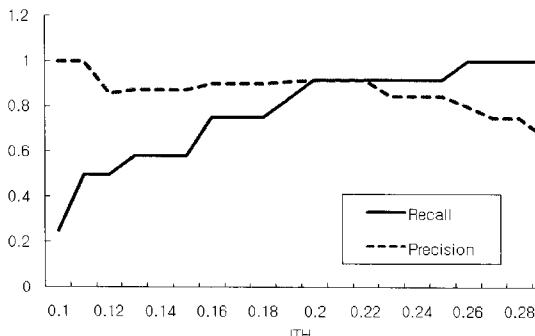


표 1 실험용 TFT-LCD 필름의 유형별 결함 종류

결합 유형	놀림	크레이터	스크래치	잉크	물방울	기타	Total
개수	15	18	19	7	5	6	70

그림 10. 선형성 측정 실험 결과

그림 11. 임계 값 ITH_{th} 변화에 따른 IDF의 성능 그래프

명암 형태 문맥 기법은 형태적인 특징과 함께 명암도 특징이 함께 존재하는 크레이터와 놀림 결합 등을 검출할 때 사용된다. 다음 그림 12은 기존의 형태 문맥 기법과 본 연구에서 제안한 형태 명암 문맥 기법과의 비교 실험 결과이다. 실험 결과, 가장 좋은 정확도는 기존의 형태 문맥 기법과 제안한 기법이 각각 0.90, 0.93을 나타내어, 제안한 기법이 기존 기법에 비하여 좀 더 개선된 성능을 보이는 것을 알 수 있다. 실험 결과에 기초하여 임계 값은 $STH_{th} = 0.4$ 로 설정하였다.

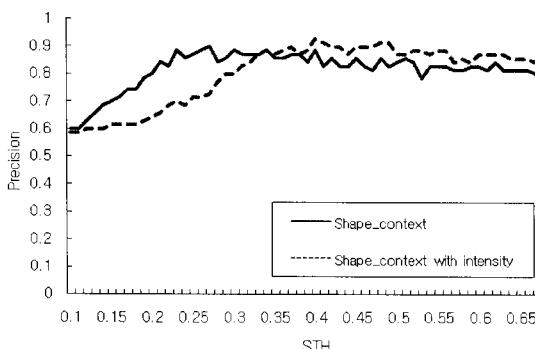
그림 12. 형태 문맥 기법과 형태 명암 문맥 기법의 STH_{th} 의 변화에 따른 비교 실험

표 2. TFT-LCD 필름 결합 영상 분류 시스템 실험 결과

		결합 유형						Total
		스크래치	잉크	물방울	놀림	크레이터	기타	
Ground Truth		19	7	5	15	18	6	70
실험 결과	정	19	6	5	13	18	4	65
	부	0	1	0	1	2	1	5
정 확 도		1	0.86	1	0.87	1	0.67	0.93
재 현 율		1	0.86	1	0.93	0.9	0.8	0.93

위와 같은 각 영상 특성을 위한 임계 값들을 설정하고, 이 임계 값들을 적용하여 실험한 결합 분류 시스템의 실험 결과는 다음 표 2에 요약되어 나타나 있다. 실험 결과, 재현율과 정확도가 모두 0.93으로서 높은 수준의 정확도를 달성하였다. 5 가지 유형의 결합 분류는 재현율 0.83-1.0, 정확도 0.86-1.0으로 높은 성능을 보인다. 기타(unknown) 결합은 재현율 0.67, 정확도 0.8로 재현율이 다소 낮게 나타나는 것으로 파악되어 이 유형에 대한 추후 연구가 필요하다.

5. 결 론

본 논문에서는 TFT-LCD 패널 생산 과정에서 발생하는 결합을 정확하게 분류하기 위한 TFT-LCD 필름 결합 분류 시스템을 설계하고 구현하였다. 정확한 결합 유형 분류를 위하여 여러 가지 특징 추출 기법을 제안하고, 각 특징을 비교하여 결합을 분류하기 위한 비용 매칭 함수를 제시하였다. 결합 영상의 특징으로서 결합의 선형성과 명암도 분포, 명암 분포를 고려한 형태 특징을 사용하였으며, 이러한 특징을 분석하여 기준 영상 데이터베이스를 구축하였고, 분류하고자 하는 결합 영상과 데이터베이스에 저장된 기준 영상과의 매칭 비용 함수를 정의하여 적절히 매칭시킴으로써 결합의 유형을 결정하였다. 개발된 결합 분류 시스템은 패널 생산 현장에서 자주 발생하는 크레이터, 스크래치, 놀림, 잉크, 물방울 등의 5 가지 결합 유형을 분류할 수 있도록 설계되었다.

본 논문에서 제안한 결합 분류 시스템의 성능을 측정하기 위하여, 실제 생산라인에서 획득된 실험 영상을 대상으로 실험하였으며, 실험 결과 정확도 및 재현율이 각각 0.93으로 나타나 현장에서 유용하게 사용할 수 있는 정도의 높은 성능을 보여 주었다. 본 논문에서 연구한 기법은 사전에 많은 데이터 분석으

로 각 결함을 정하는 것이 아닌, 데이터베이스에 저장된 유사 영상의 특징들을 비교하는 방법으로 분류하였으며, 이것은 새로운 결함 유형이 발생할 때 관련 영상에 대한 방대한 사전 분석이나 시스템 재구성의 필요성이 감소되는 장점이 있다. 그러나 선형성, 명암도 분포, 그리고 명암 형태 문맥 등의 제한된 특징으로는 모든 결함 유형을 분류할 수 없어 이에 대한 추후 연구로 다양한 결함 유형을 분류하기 위한 특징 추출 기법의 연구가 필요하다.

추후 연구로서 GLCM과 같은 질감 특징 등과 같은 다양한 특징 추출 기법을 연구할 것이며, 이러한 특징 추출 기법을 종합하여 신경망 등의 학습 이론(learning theory)을 적용하고, 자동적으로 결함을 분류하는 연구를 진행할 것이다. 또한, 여기에서 사용된 명암도 분포 비교 기법, 명암 형태 문맥 기법들을 객체 인식이나 영상 검색 등에 적용하는 방안에 대하여 연구할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] Tsunashimahigashi, Kouhoku-ku, and Yokohama, "Hybrid Inspection System for LCD Color Filter Panels," Proc. of 10th Int. Conf. on Instrumentation and measurement Technology, 1994, pp. 689-692.
- [2] Lu. C.J. and Tsai. D.M., "Defect inspection of patterned thin film transistor-liquid crystal display panels using a fast sub-image-based singular value decomposition," *IJPR*, Vol.42, No.20, 2004, pp. 4331-4351.
- [3] Tsai D.M and Hung C.Y., "Automatic defect inspection of patterned thin film transistor-liquid crystal display (TFT-LCD) panels using one-dimensional Fourier reconstruction and wavelet decomposition," *IJPR*, Vol.43, No.21, 2005, pp. 4589-4607.
- [4] D.M. Tsai, S.T. Chuang, and Y.H. Tseng, "One-dimensional-based defect inspection of multiple patterned TFT-LCD panels using Fourier image reconstruction," *IJPR*, Vol.45, No.6 (2007), pp. 1297-1321
- [5] Kim W.S., Kwak D.M., Song Y.C., Choi D.H., and Park K. H., "Detection of Spot-Type Defects on Liquid Crystal Display Modules," *Key Engineering Materials*, Vols. 270-273, 2004, pp. 808-813
- [6] Ryu J.S., Oh J.H., Kim J.G., Koo T.M., and Park K.H., "TFT-LCD Panel Blob-Mura Inspection using the correlation of wavelet coefficients," *IEEE TENCON 2004*.
- [7] J.Y. Lee and S.I. Yoo, "Automatic Detection of Region-Mura Defect in TFT-LCD," *IEICE TRANS. INF. & SYSE*, Vol. E87-D. No.10, 2004, pp. 2371-2378
- [8] J.H. Oh, D.M. Kwak, K.B. Lee, Y.C. Song, D.H. Choi, and K.H. Park, "Line Defect Detection in TFT-LCD Using Directional Filter Bank and Adaptive Multilevel Thresholding," *Key Engineering Materials*, Vol.270-273, 2004, pp. 233-238
- [9] 박종성, 정규원, 강찬구, "비전 시스템을 이용한 LCD용 편광 필름의 결함 검사에 관한 연구," 산업과학기술연구 논문집, 17권(2003), pp. 47-54.
- [10] T. Pavlidis and Y. T. Liow, "Integrating Region Growing and Edge Detection," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.12(1990), pp. 225-233.
- [11] C. Chu and J.K. Aggarwal, "The Integration of Image Segmentation Maps Using Region and Edge Information," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.15(1993), pp. 1241-1252.
- [12] Y.G. Yoon, S.L. Lee, C.W. Chung, and S.H. Kim, "An Effective Defect Inspection System for Polarized Film Images Using Image Segmentation and Template Matching Techniques," *Computers & Industrial Engineering*, Vol.55 Issue 3, October 2008, pp. 567-583
- [13] 김성진, 노충호, 이석룡, "영상 분석에 기초한 실시간 필름 결함 검출," 데이터베이스 연구, 2008.
- [14] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification." *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, SMC, Vol.3, No.6(1973), pp. 610-620.

- [15] Belongie S. and Malik J., "Matching with Shape Contexts," IEEE Workshop on Content-based Access of Image and Video Libraries (CBAIVL'00), 2000.
- [16] Joncker R. and Volgenant A., "A shortest augmenting path algorithm for dense and sparse linear assignment problem," *Computing*, Vol.38, 1987, pp. 325~340.



노 총 호

2007년 한국외국어대학교 산업 정보시스템공학부 학사
2009년 한국외국어대학교 산업 경영공학과 석사
관심분야: 영상 인식, 데이터 마이닝, 메타 휴리스틱



이 석 룡

1984년 연세대학교 기계공학과 학사
1993년 연세대학교 산업공학과 전자계산전공 석사
2001년 한국과학기술원 정보및통신공학과 박사
1984년 ~1995년 한국IBM 소프트웨어연구소 선임연구원
2002년 ~ 현재 한국외국어대학교 산업경영공학부 교수
관심분야: 멀티미디어 데이터베이스, 데이터마이닝, 정보검색



조 문 신

1987년 연세대학교 물리학과 학사
1989년 연세대학교 물리학과 석사
1998년 서울대학교 경영대학원 수료
2008년 영남대학교 센서 및 시스템공학 박사
1991~2000년 (주) SKC 과장
2000년 ~현재 (주) 카사테크 대표이사
관심분야: 결합검출 및 분류, 머신 인터페이스, 검사기 알고리즘, 센서 데이터 처리, 영상 인식,