

# 다가자료에 적합한 다변수 감마-포아송 모델과 파라미터 추정방법 : LCD 화소불량 응용

하 정 훈<sup>†</sup>

홍익대학교 정보컴퓨터공학부 산업공학전공

## Multivariate Gamma-Poisson Model and Parameter Estimation for Polytomous Data : Application to Defective Pixels of LCD

Jung-Hoon Ha<sup>†</sup>

School of Information and Computer Engineering, Hongik University

Poisson model and Gamma-Poisson model are popularly used to analyze statistical behavior from defective data. The methods are based on binary criteria, that is, good or failure. However, manufacturing industries prefer polytomous criteria for classifying manufactured products due to flexibility of marketing. In this paper, I introduce two multivariate Gamma-Poisson(MGP) models and estimation methods of the parameters in the models, which are able to handle polytomous data. The models and estimators are verified on defective pixels of LCD manufacturing. Experimental results show that both the independent MGP model and the multinomial MGP model have excellent performance in terms of mean absolute deviation and the choice of method depends on the purpose of use.

**Keywords** : Yield Model, Parameter Estimation, Liquid Crystal Display, Polytomous Data, Defective Pixels

### 1. 서 론

자료(data)의 표현이 pass/fail, 예/아니오, 0/1 등과 같이 두 가지로 나타날 때 이를 이진자료(binary data)라고 한다. 상대적으로 good/normal/bad, 리커드 5점 척도 등과 같이  $k+1$ 개 이상( $k \in \{2, 3, 4, \dots\}$ )의 분류를 갖는 데이터는 다가자료(polytomous data)라고 한다[1]. 일반적으로 생산공정을 통하여 제조된 제품은 고객의 요구 사항(specification)의 만족여부에 따라 양품(pass) 또는 불량품(fail)로 구분되는 이진자료의 형태를 갖는다. 그러나 제품의 품질 관정에 있어서 양품과 불량률의 기준이 모호하여 수준별로 관리하거나 다양한 관정기준이

존재하는 경우 관정결과는 다가자료로 표현된다. 예를 들면, LCD 패널의 품질관정에 있어서 얼룩불량이나 빛샘불량은 그 심각도와 위치에 따라 A급/B급/C급/불량 등으로 구분하여 관리할 수 있으며, 화소불량은 형태와 개수, 위치에 따라 여러 기준으로 분류하여 관정이 가능하다[2].

제조에서 가장 중요한 관리요소 중 하나는 총 투입량 대비 양품의 비율로 표현되는 제조수율이다. 정의에서 보듯이 수율은 일반적으로 양품과 불량만 존재하는 이진분류를 가정한 지표이다. 제품의 생산에 있어서 이진분류 수율에 의한 관리는 양품의 분류만 가능하므로 고객의 품질 요구사항(specification), 물량, 납기를 맞추

논문접수일 : 2011년 01월 14일    논문수정일 : 2011년 02월 11일    게재확정일 : 2011년 03월 14일

<sup>†</sup> 교신저자 chunghun.ha@hongik.ac.kr

※ 본 논문은 2008학년도 홍익대학교 학술연구진흥비에 의하여 지원되었음.

기 위해 과도한 수준의 품질관리를 필요로 하고 이로 인한 제조 수율의 저하로 인하여 과도생산이 필연적으로 발생한다. 과도생산은 재고증가와 원가상승의 요인이 되어 기업의 수익성을 저하시킨다. 반면에 제품의 판정기준에 다가분류를 이용하면 고객을 세분화(segmentation)하여 다양한 고객의 요구사항을 만족시킬 수 있으므로 이로 인한 판매 증대, 재고 감소, 원가 절감, 수익 증대 등의 효과를 얻을 수 있다. 따라서 제조현장에서는 제품의 품질 판정에 있어서 이진분류보다는 다가분류를 실시하는 경향이 크며, 이 경우 기존의 이진자료에 의한 수율 연구는 활용이 불가하므로 다가자료에 적합한 수율 연구가 필요하다.

최근 LCD 또는 반도체 검사설비의 기능향상과 다양한 분류기법의 발전을 통하여 공정 중 발생한 결함의 크기, 모양, 색, 위치 등 화상 데이터를 통하여 최종 제품에 발현하는 불량률 구별하고 판별할 수 있는 기술적인 방법이 많이 연구되어 왔다[3, 4]. 하지만 이러한 방법이 어떻게 활용되어 기업의 이익에 기여할 수 있는지에 대한 명확한 제시는 이루어지지 않고 있다. 공정진행 중 발생하는 결함의 판정과 이를 통한 수율예측은 크게 세 가지 이유에서 중요한 의미를 갖는다. 첫째, 발생한 결점 또는 결함을 신속히 분석하고 그 원인을 제거 또는 완화시킴으로써 나중에 투입되는 제품의 수율을 전반적으로 향상시킬 수 있다. 둘째, 결함을 판정한 시점에서 후속공정 진행 여부에 대한 판단근거를 제공할 수 있다. 셋째, 생산라인의 고유 특성을 파악함으로써 다양한 고객의 요구사항을 만족시키는 최적의 생산계획 수립에 기여할 수 있다. 본 연구의 목적은 제품의 품질 판정이 다가자료로 나타날 경우 공정 중에 발생하는 결함 데이터를 이용하여 통계적으로 수준별 수율을 예측하는 방법을 제안하는 것으로 위에서 언급한 것에 대한 논리적 수학적 근거를 제공하고 있다. 또한 다양한 결함에 대한 모니터링 그리고 이를 이용한 다양한 기준별 수율관리는 생산공정 진행 중에 SPC(statistical process control)에 적용하여 실시간으로 공정을 통제하는 방법으로 활용하는 것도 가능하다.

본 논문에서는 다양한 품질 판정기준을 가진 생산공정에 적용할 수 있는 통계적 수율예측 모델을 제시하고 관측 데이터를 통하여 모델 파라미터를 추정하는 방법을 제시한다. 그리고 제안한 방법을 LCD 패널 공정에서 발생하는 화소불량에 적용하여 이에 대한 적합성을 검증하였다. 본 논문에서 제안한 방법은 일반적인 방법론이므로 LCD 공정뿐만 아니라 다양한 수준의 다가자료 형태를 갖는 분야에 공통적으로 적용이 가능하다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 우선 제 2장에서는 LCD 패널의 제조공정과 결함에 대해서 설명하고, 제 3장에서는 결함정보를 이용한 기존의 수율 모델과 본 논문에서 제시하는 다변수 감마-포아송 모델에 대하여 기술한다. 제 4장에서는 제안 모델의 각 파라미터를 추정하는 방법론에 대하여 설명한다. 제 5장에서는 모의실험을 통하여 각 모델에 대하여 파라미터 추정을 실시하고 실험결과를 분석한다. 마지막으로 제 6장에서는 본 논문의 결과를 요약하고 향후 연구방향을 제시한다.

## 2. LCD 패널 제조공정의 품질관리

Liquid Crystal Display(LCD) 패널 모듈은 화소별로 전계의 양을 조절할 수 있는 Thin Film Transistor(TFT) 기판과 Red, Blue, Green의 화소를 가지고 있는 Color Filter(CF) 기판의 사이에 액정(Liquid Crystal)을 투입하고 밀봉하여 접합한 후 Driving Circuit Unit(DCU)를 이용하여 전계를 조절함으로써 Back Light Unit(BLU)로부터 투과되는 빛의 양을 변화시켜 화상을 표현하는 디스플레이 장치이다. LCD 패널공정은 유리 원판을 가공하여 하나의 원판에서 다수의 패널을 분리하는 전공정과 분리된 패널을 가공하여 DCU와 BLU를 결합하는 후공정으로 분리된다. 전공정은 TFT 어레이 공정, CF 공정, 셀공정(액정공정)과 패널 분리공정, 후공정은 모듈공정과 최종검사 공정으로 구분할 수 있다[5].

LCD 제조 또는 반도체 제조공정에서 수율손실(yield loss)의 주원인은 오염으로 인해 제조공정 중에 발생하는 결점(defect)으로 알려져 있다[6]. 결점은 제조공정 중 발생하는 설계와 다른 모든 것을 의미한다. 결점은 제품의 최종평가에서 제품의 불량률(failure)으로 나타나기도 하고 최종평가를 통과한 일부 결점은 정상동작 중 성장하여 불량을 일으키기도 한다[7]. 결점 중에 최종 제품의 평가에 불량으로 나타나는 것을 결함(fault)이라고 한다[8]. 결점은 그 위치와 크기, 그리고 심각도에 따라 결함으로 진행되며, 결점이 결함이 될 것인가를 공정진행 중에 판단하는 것은 상당히 기술적인 문제이다. 이의 해결을 위하여 그동안 화상을 이용한 결함의 분류 및 판정에 대한 연구방법[3, 4]과 critical area를 이용한 통계적 방법에 대한 연구[9, 10, 11]가 지속적으로 이루어져 왔다. 본 연구는 이러한 문제를 다루는 것이 목적은 아니므로 본 연구에서는 모든 결점을 결함이라고 가정한다.

LCD 패널의 공정 진행 중 발생하는 결점(defect)은 광학장비인 automatic optical inspection(AOI)를 이용한 인라

인 검사(in-line inspection)에서 검출한다[11]. 검출된 결점은 크기와 위치 정보만을 가지고 있으며 결점의 결합화 여부나 불량종류에 대한 판단은 이루어지지 않는다. 따라서 제조 공정 중에는 제품의 품질상태를 정확히 판별할 수 없으며 LCD 패널의 최종 품질판정은 모든 공정이 완료되고 화상을 판별할 수 있는 최종검사에서 이루어진다. 그러나 최종검사 후 발현된 불량을 통한 생산관리는 선제적 대응이 어려우므로 일반적으로는 제조공정 중 발생하는 결점을 검출하고 수집된 결점의 크기와 위치정보를 가공하여 수율을 예측하거나 공정을 분석하는 방법을 사용한다.

### 3. 결합에 대한 수율 모델링

검출된 결점 또는 결합을 이용하여 수율을 예측하는 통계적인 방법은 결합에 대한 분포를 정의하고 이에 대한 파라미터를 추정하는 방법을 사용한다. 제 3.1절과 제 3.2절에서는 일반적으로 이진분류에 적용하는 포아송 수율 모델과 감마-포아송 수율 모델을 소개하고, 제 3.3절에서는 이를 발전시켜 본 논문에서 제시하는 다관정기준에 사용할 수 있는 다변수 감마-포아송 모델을 설명한다.

#### 3.1 포아송(Poisson; P) 모델

포아송 모델은 결합으로 인한 제품의 평가가 단순히 양품과 불량으로 구분되는 이진자료(binary data)를 가정한 수율 모델이다. 예를 들면, 무결점(zero defect) 정책과 같이 LCD 패널에 하나의 불량화소라도 발생하면 LCD 패널을 불량으로 판정하는 경우에 사용할 수 있는 방법이다.

우선 확률변수  $F$ 를 일정한 단위면적, 즉, LCD에서는 하나의 패널에 해당하는 면적에 존재하는 결합의 수라고 하면,  $F$ 는 포아송 확률분포를 따른다. 단위면적당 평균 결합의 수가  $\lambda$ 일 때 단위면적에  $k$ 개의 결합이 발생할 확률은 다음과 같이 표현할 수 있다[9].

$$f_{POR}(k|\lambda) = \frac{e^{-\lambda}\lambda^k}{k!}, \quad k=0, 1, 2, \dots$$

이때 LCD 패널의 수율은 결합이 없을 때, 즉,  $k=0$  일 때의 확률이므로  $\lambda$ 를 알고 있을 때,

$$Y_{POR} = f_{POR}(0|\lambda) = e^{-\lambda}$$

가 된다.

#### 3.2 감마-포아송(Gamma-Poisson; GP) 모델

결합은 일반적으로 유리 원판 내에서 균등하게 분포되어 있지 않고 집합적으로 발생하는 클러스터링(clustering) 특성을 가진다. 이러한 경우 하나의 유리 원판에 존재하는 다수의 LCD 패널에 결합이 골고루 분포되지 않고 일부 패널에 결합이 몰리므로 전체적인 수율은 증가하게 된다. 따라서 단위면적당 평균 결합의 수가 동일하더라도 클러스터링 현상이 많이 나타날수록 포아송 수율 모델의 예측수율은 실제수율보다 낮아지게 된다.

클러스터링 현상이 발생할 때, 정확한 예측 수율을 구하기 위해서는 이를 보정해 주어야 하는 데, 포아송 분포는 평균과 분산이 동일하므로 이를 보정할 수 없다. 이러한 단점을 극복하기 위하여 결합이 없을 경우와 있을 경우의 분포를 분리하여 적용하는 영과잉 포아송(zero-inflated Poisson) 분포[12]나 분포의 평균과 분산을 동시에 고려할 수 있는 복합 포아송(compounded Poisson) 분포를 이용하는 모델[9, 13]이 제안되었다. 대표적인 복합 포아송 수율모델은 단위면적 당 평균 결합의 수  $\lambda$ 가 상수가 아닌 감마(Gamma) 분포를 따르는 확률변수로 가정하는 감마-포아송(GP) 모델이다[11]. 확률변수  $L$ 을 단위면적 당 평균결합의 수로 정의하고 파라미터  $\alpha$ 와  $\beta$ 를 갖는 감마 분포  $G(\alpha, \beta)$ 를 따른다고 하면,  $L$ 의 확률밀도함수는 다음과 같다.

$$f_L(\lambda|\alpha, \beta) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^\alpha} \lambda^{\alpha-1} e^{-\lambda/\beta}, \quad \lambda \geq 0,$$

여기서  $\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty t^{\alpha-1} e^{-t} dt$ 이다. 그러면, 단위면적당 결합의 수가  $k$ 일 확률은

$$\begin{aligned} f_{GP}(k|\alpha, \beta) &= \int_0^\infty \frac{e^{-\lambda}\lambda^k}{k!} \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^\alpha} \lambda^{\alpha-1} e^{-\lambda/\beta} d\lambda \\ &= \frac{(k+\alpha-1)!}{k!(\alpha-1)!} \left(\frac{\beta}{1+\beta}\right)^k \left(1 - \frac{\beta}{1+\beta}\right)^\alpha \end{aligned}$$

가 되어, 파라미터  $\alpha$ 와  $1/(1+\beta)$ 을 갖는 음이항(negative binomial) 분포가 된다.  $NB(\alpha, 1/(1+\beta))$  분포의 평균은  $\alpha\beta$ 이고 분산은  $\alpha\beta(\beta+1)$ 로 서로 다르므로  $\alpha$ 와  $\beta$ 의 조합에 의해 클러스터링 현상을 반영할 수 있다. 평균 결합의 수는  $\lambda$ 이고 평균은  $\alpha\beta$ 이므로  $\beta$ 를  $\lambda\alpha$ 로 치환하면 다음과 같이 표현이 가능하다.

$$f_{GP}(k|\alpha, \lambda) = \frac{\Gamma(k+\alpha)}{\Gamma(k+1)\Gamma(\alpha)} \left(\frac{\lambda}{\alpha+\lambda}\right)^k \left(\frac{\alpha}{\alpha+\lambda}\right)^\alpha$$

수율은 결함의 개수가 0일 확률이므로

$$Y_{GP} = f_{GP}(0|\alpha, \lambda) = \left(1 + \frac{\lambda}{\alpha}\right)^{-\alpha}$$

가 된다.

감마·포아송 모델은 클러스터링 현상을 반영할 수 있는 장점은 있지만, 역시 양불의 판정을 이진변수로 간주하고 있음에 주의해야 한다.

### 3.3 다변수 감마-포아송(Multivariate Gamma-Poisson; MGP) 모델

포아송 수율 모델이나 감마-포아송 수율 모델은 모두 제품의 평가가 단순히 pass 또는 fail인 이진자료를 가정하고 있다. 그러나 제조 공정 중 발생한 결함이 하나의 불량으로 발견되지 않고 핫 픽셀, 데드 픽셀, 스틱 픽셀과 같이 다양한 불량으로 나타나는 다가자료의 경우를 고려해 보자. 이는 두 가지 경우로 나누어 해석할 수 있다. 하나는 결함으로부터 불량 종류를 유추할 수 있는 경우이고, 다른 하나는 결함으로부터 불량 종류를 유추할 수 없는 경우이다.

#### 3.3.1 독립적 다변수 감마-포아송(independent MGP; IMG) 모델

공정 중 발생한 하나의 결함은 일대일로 한 종류의 불량으로 발견되며 불량 종류 또한 결함의 화상데이터 등을 통하여 판명이 가능하다고 가정하자. 만약 결함의 발생이 독립적이라면 불량 종류 사이의 관계는 독립적이 되며 임의의 한 불량 종류 내의 결함의 수는 확률변수가 된다. 제품에 결함과 관련된 불량 종류가  $m (> 1)$  가지 존재한다고 하면, 단위면적당  $j$  번째 종류의 결함이  $k_j$  개 발생할 조건부 확률은 다음과 같이 표현할 수 있다[14].

$$f_{IMG}(\mathbf{k}|\alpha, \lambda) = \prod_{j=1}^m f_{GP}(k_j|\alpha_j, \lambda_j)$$

여기서  $\mathbf{k} = (k_1, k_2, \dots, k_m)$ ,  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$ ,  $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$ 이다. 만약 제조업체의 불량 종류별 기준이  $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_m)$ 이면, 이때의 수율은 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$Y_{IMG} = F_{IMG}(\mathbf{k} \leq \mathbf{s}|\alpha, \lambda) = \prod_{j=1}^m F_{GP}(k_j \leq s_j|\alpha_j, \lambda_j)$$

여기서  $F_{IMG}(\cdot)$ 는  $f_{IMG}(\mathbf{k}|\alpha, \lambda)$ 의 누적확률질량함수(cumulative probability mass function),  $F_{GP}(\cdot)$ 는  $f_{GP}$ 의  $(k|\alpha, \lambda)$  누적확률질량함수,  $\mathbf{k} \leq \mathbf{s}$ 는 모든  $j (= 1, \dots, m)$ 에 대하여  $k_j \leq s_j$ 을 의미한다.

#### 3.3.2 다항 다변수 감마-포아송(multinomial MGP; MMGP) 모델

공정 중 발생한 결함이 한 종류의 불량으로 발견되거나 그 불량 종류를 미리 판정할 수 없는 경우에는 결함의 일정비율이 각 불량에 할당된다고 볼 수 있다. 하나의 결함이  $j$  종류의 불량으로 발견될 비율을  $p_j$  ( $0 \leq p_0, p_1, \dots, p_m \leq 1$ ,  $\sum_{j=1}^m p_j = 1$ )라고 정의하자.  $\lambda$ 를 단위면적 당 평균 결함의 수라고 하면,  $j$  종류의 불량으로 발견되는 단위  $\lambda_j$  면적 당 평균 결함의 수는  $\lambda_j = p_j \lambda$ 가 된다. 이 경우에 가 독립이 아니므로 IMG 모델은 이용할 수 없다.

일정한  $j$  번째 불량 발생 비율  $p_j$ 를 가지고 총  $k (= \sum_{j=1}^m k_j)$  개의 결함이 발생하였을 때, 단위면적당  $j$  번째 종류의 결함이  $k_j$  개 발생할 확률은 다항(multinomial) 분포를 따르며[14] 결함 확률은 다음과 같다.

$$f_{MN}(\mathbf{k}|\mathbf{p}, k) = \frac{(k)!}{k_1!k_2!\dots k_m!} p_1^{k_1} p_2^{k_2} \dots p_m^{k_m} = k! \prod_{j=1}^m \frac{p_j^{k_j}}{k_j!}$$

여기서  $\mathbf{k} = (k_1, k_2, \dots, k_m)$ 이고  $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_m)$ 이다. 단위면적당  $k$  개의 결함이 발생할 확률은 감마-포아송 모델에서  $f_{GP}(k|\alpha, \lambda)$ 이므로 단위면적당  $j$  번째 종류의 결함이  $k_j$  개 발생할 확률은

$$f_{MMGP}(\mathbf{k}|\mathbf{p}, \alpha, \lambda) = f_{MN}(\mathbf{k}|\mathbf{p}, k) f_{GP}(k|\alpha, \lambda) = \left(\prod_{j=1}^m \frac{p_j^{k_j}}{k_j!}\right) \frac{\Gamma(k+\alpha)}{\Gamma(\alpha)} \left(\frac{\lambda}{\alpha+\lambda}\right)^k \left(\frac{\alpha}{\alpha+\lambda}\right)^\alpha$$

가 된다. 만약 제조업체의 불량 종류별 최소기준이  $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_m)$ 이면, 이때의 수율은 다음과 같다.

$$Y_{MMGP} = F_{MMGP}(\mathbf{k} \leq \mathbf{s}|\mathbf{p}, \alpha, \lambda)$$

여기서  $F_{MMGP}(\cdot)$ 는  $f_{MMGP}(\mathbf{k}|\mathbf{p}, \alpha, \lambda)$ 의 누적확률질량함수이다.

## 4. MGP 모델에서의 파라미터 추정

포아송 수율모델과 감마-포아송 수율 모델의 파라미터

터 추정에 대한 연구는[13]에 정리되어 있으므로 본 논문에서는 MGP 모델의 파라미터 추정방법을 다룬다. 파라미터 추정의 대표적인 방법은 적률추정법(method of moment estimation; MME), 최우추정법(maximum likelihood estimation; MLE), 베이저안 추론방법 등이 있으나 본 논문에서는 유연하며 불변성이 있어 일반적으로 가장 선호되는 MLE를 이용하여 파라미터를 추정하는 방법을 제시한다.

#### 4.1 IMGP 모델의 파라미터 추정

IMGP 모델의 파라미터는  $\alpha$ 와  $\lambda$ 이므로 이를 추정하면 된다. 관측값  $x_1, x_2, \dots, x_n$ 을 단위면적당 발현된 불량 수이며 각각의 관측값은 i.i.d.(independent and identically distributed)라고 하자. 여기서  $i$ 번째 데이터  $x_i$ 는( $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{im}$ )이고  $x_{ij}$ 는  $i$ 번째 관측값에서  $j$ 종류 불량 수이며  $NB(\alpha_j, \alpha_j/(\lambda_j + \alpha_j))$ 를 따른다고 하면, IMGP 모델에서의 우도함수는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} l_{IMGP}(\alpha, \lambda) &= \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^m \frac{\Gamma(x_{ij} + \alpha_j)}{\Gamma(x_{ij} + 1)\Gamma(\alpha_j)} \left( \frac{\lambda_j}{\alpha_j + \lambda_j} \right)^{x_{ij}} \left( \frac{\alpha_j}{\alpha_j + \lambda_j} \right)^{\alpha_j} \\ &= \prod_{j=1}^m \left\{ \left[ \prod_{i=1}^n \frac{\Gamma(x_{ij} + \alpha_j)}{\Gamma(x_{ij} + 1)\Gamma(\alpha_j)} \right] \left( \frac{\lambda_j}{\alpha_j + \lambda_j} \right)^{\sum x_{ij}} \left( \frac{\alpha_j}{\alpha_j + \lambda_j} \right)^{n\alpha_j} \right\} \end{aligned}$$

여기서  $\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}$ 이다. 양변에 자연로그를 취하여 로그우도함수를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \ln l_{IMGP}(\alpha, \lambda) &= \sum_{j=1}^m \left\{ \sum_{i=1}^n \left[ \sum_{u=0}^{x_{ij}-1} \ln \left( 1 + \frac{u}{\alpha_j} \right) - \ln \Gamma(x_{ij} + 1) \right] \right. \\ &\quad \left. + n x_j \ln \lambda_j + n(x_j + \alpha_j) [\ln \alpha_j - \ln(\lambda_j + \alpha_j)] \right\} \end{aligned}$$

파라미터  $\lambda_j$ 의 최대우도추정량을 구하기 위해 로그우도함수를  $\lambda_j$ 로 편미분하고 1계조건을 구하면,

$$\frac{\partial}{\partial \lambda_j} \ln l_{IMGP}(\alpha, \lambda) = n \bar{x}_j \frac{1}{\lambda_j} - n(\bar{x}_j + \alpha_j) \frac{1}{\lambda_j + \alpha_j} = 0$$

이므로  $\lambda_j$ 의 MLE는

$$\hat{\lambda}_j = \bar{x}_j$$

가 된다. 파라미터  $\alpha_j$ 의 최대우도추정량을 구하기 위해 로그우도함수를  $\alpha_j$ 로 편미분하고 1계조건을 구하면,

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \alpha_j} \ln l_{IMGP}(\alpha, \lambda) &= \sum_{i=1}^n \sum_{u=0}^{x_{ij}-1} \left( \frac{1}{\alpha_j + u} - \frac{1}{\alpha_j} \right) \\ &\quad + \frac{n \lambda_j (\alpha_j + \bar{x}_j)}{\alpha_j (\alpha_j + \lambda_j)} + n(\ln \alpha_j + \ln(\lambda_j + \alpha_j)) = 0, \forall j \end{aligned} \quad (3)$$

가 된다. 식 (3)은 모든  $j$ 에 대하여 만족해야 하므로 연립방정식의 형태를 가지고 있으나 각 변수  $\alpha_j$ 에 대하여 방정식이 독립적으로 존재하므로 각각의 방정식에 대한 해를 구하면 된다. 근을 구하는 방법은 개별 방정식에  $\hat{\lambda}_j = \bar{x}_j$ 를 대입하고 수치적 비선형 해찾기(nonlinear root finder)[15]를 이용하거나  $\alpha_j$ 를 변화시키면서 식 (3)의 근사해를 구하면 된다. 본 논문에서는 Matlab을 이용하여 근사해를 탐색하는 방식으로 해를 구하였다.

#### 4.2 MMGP 모델의 파라미터 추정

MMGP 모델의 경우 추정해야 하는 파라미터는  $p$ ,  $\alpha$ , 그리고  $\lambda$ 이다. 관측값  $x_1, x_2, \dots, x_n$ 을 단위면적당 발현된 불량 수이며 각각의 관측값은 i.i.d.(independent and identically distributed)라고 하자. 여기서  $i$ 번째 데이터  $x_i$ 는( $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{im}$ )이고  $x_{ij}$ 는  $i$ 번째 관측값에서  $j$ 종류 불량 수이다.  $i$ 번째 관측값  $x_i$ 의 총 불량 수  $s_i (= \sum_{j=1}^m x_{ij})$ 는  $NB(\alpha, \alpha/(\lambda + \alpha))$ 를 따른다고 하자. 총 불량 중에서  $j$ 종류 불량 수의 비율을  $p_j$ 라고 하면  $0 \leq p_0, p_1, \dots, p_m \leq 1$ 과  $\sum_{j=1}^m p_j = 1$ 을 만족한다.

MMGP 모델에서의 우도함수는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} l_{MMGP}(p, \alpha, \lambda) &= \prod_{i=1}^n \left[ \left( \prod_{j=1}^m \frac{p_j^{x_{ij}}}{\Gamma(x_{ij} + 1)} \right) \frac{\Gamma(s_i + \alpha)}{\Gamma(\alpha)} \right] \left( \frac{\lambda}{\alpha + \lambda} \right)^{n s_i} \left( \frac{\alpha}{\alpha + \lambda} \right)^{n \alpha} \end{aligned}$$

여기서  $\bar{s}_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i$ 이다. 양변에 자연로그를 취하여 로그우도함수를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \ln l_{MMGP}(p, \alpha, \lambda) &= \sum_{i=1}^n \left[ \sum_{j=1}^m (x_{ij} \ln p_j - \ln \Gamma(x_{ij} + 1)) + \sum_{u=0}^{s_i-1} \ln \left( 1 + \frac{u}{\alpha} \right) \right] \\ &\quad + n s_i \ln \lambda + n(s_i + \alpha) [\ln \alpha - \ln(\lambda + \alpha)] \end{aligned} \quad (4)$$

각 파라미터의 최대우도추정량을 구하기 위해서는 각 파라미터에 대하여 로그우도함수를 최대로 하는 값을 구하면 된다. 식 (4)의 경우 제약조건  $\sum_{j=1}^m p_j = 1$ 이 있으므로 Lagrange multipliers  $\zeta$ 를 이용하여 다음 식을 각 파라미터에 대하여 편미분하여 1계 조건을 만족하는 값

을 구한다.

$$L_{MMGP}(\mathbf{p}, \alpha, \lambda, \zeta) = \sum_{i=1}^n \left[ \sum_{j=1}^m (x_{ij} \ln p_j - \ln \Gamma(x_{ij} + 1)) + \sum_{u=0}^{s_i-1} \ln \left( 1 + \frac{u}{\alpha} \right) \right] + n \bar{s}_i \ln \lambda + n(\bar{s}_i + \alpha) [\ln \alpha - \ln(\lambda + \alpha)] + \zeta \left( 1 - \sum_{j=1}^m p_j \right)$$

파라미터  $\lambda$ 의 최대우도추정량을 구하기 위해 함수  $L_{MMGP}(\mathbf{p}, \alpha, \lambda, \zeta)$ 을  $\lambda$ 에 대하여 미분하고 1계 조건을 구하면,

$$\frac{\partial}{\partial \lambda} L_{MMGP}(\mathbf{p}, \alpha, \lambda, \zeta) = n \bar{s}_i \frac{1}{\lambda} - n(\bar{s}_i + \alpha) \frac{1}{\lambda + \alpha} = 0$$

이므로  $\lambda$ 의 MLE는

$$\hat{\lambda} = \bar{s}_i$$

가 된다.

파라미터  $p_j$ 의 최대우도추정량을 구하기 위해  $L_{MMGP}(\mathbf{p}, \alpha, \lambda, \zeta)$ 를  $p_j$ 로 미분하고 1계조건을 구하면,

$$\frac{\partial}{\partial p_j} L_{MMGP}(\mathbf{p}, \alpha, \lambda, \zeta) = \frac{s_j}{p_j} - \zeta = 0, \quad \forall j$$

여기서  $s_j = \sum_{i=1}^n x_{ij}$ 이다. 연립방정식을 풀면

$$\zeta = \sum_{j=1}^m s_j = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij}$$

이되므로  $p_j$ 의 MLE는

$$\hat{p}_j = \frac{s_j}{\sum_{j=1}^m s_j}$$

가 된다.

파라미터  $\alpha$ 의 최대우도추정량을 구하기 위해  $L_{MMGP}(\mathbf{p}, \alpha, \lambda, \zeta)$ 를  $\alpha$ 로 편미분하고 1계조건을 구하면,

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} L_{MMGP}(\mathbf{p}, \alpha, \lambda, \zeta) = \sum_{i=1}^n \sum_{u=0}^{s_i-1} \left( \frac{1}{\alpha + u} - \frac{1}{\alpha} \right) + \frac{n \lambda (\alpha + \bar{s}_i)}{\alpha (\alpha + \lambda)} + n(\ln \alpha - \ln(\lambda + \alpha)) = 0 \quad (5)$$

가 된다. 식 (5)에  $\hat{\lambda} = \bar{s}_i$ 을 대입하고 근을 구하면  $\alpha$ 의 MLE를 구할 수 있다. 근을 구하는 방법은 식 (3)의 해 찾기 방법과 동일한 방법으로 수행하였다.

## 5. 모의실험을 통한 파라미터 추정의 검증

### 5.1 픽셀불량의 ISO기준

<표 1> ISO 13406-2의 최대 불량 허용 개수(백 만 화소 당)

Class	Type1 (hot)	Type2 (dead)	Type3 (stuck)	Type1 or 2의 Cluster	Type3의 Cluster
I	0	0	0	0	0
II	2	2	5	0	2
III	5	15	50	0	5
IV	50	150	500	5	50

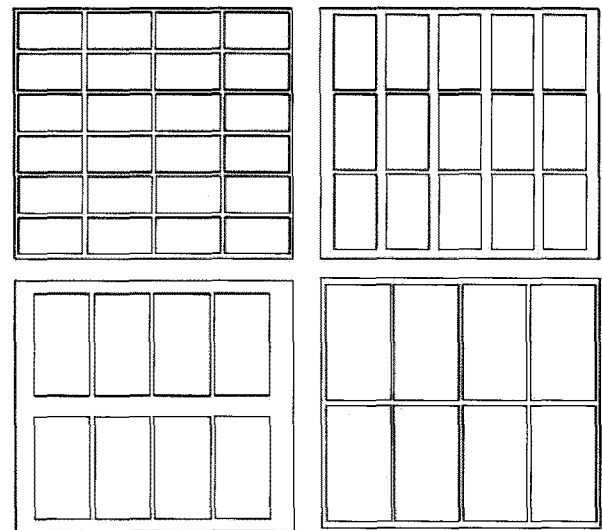
LCD 패널불량은 크게 구동불량과 화면 불량으로 나누어지고 화면불량의 많은 부분을 차지하는 것이 화소 불량과 얼룩불량이다. 불량화소는 정상적인 동작을 하지 않는 LCD 화면의 화소로써 핫 픽셀(Hot Pixel), 데드 픽셀(Dead Pixel), 스틱 픽셀(Stuck Pixel)의 세 가지 종류로 구분할 수 있다. 핫 픽셀은 픽셀이 항상 켜있는 상태로써 어두운 화면에서 항상 흰색으로 나타나며, 데드 픽셀은 항상 꺼져있는 픽셀로써 보통 흰색 배경에서 검정색 화소로 나타난다. 픽셀은 빨강, 파랑, 초록의 하부 화소(sub-pixel)로 구분되어 있는데, 핫 픽셀과 데드 픽셀 불량은 세 개의 하부화소가 모두 비정상 동작을 하는 것이다. 상대적으로 스틱 픽셀은 하나 이상의 하부화소가 항상 켜져 있거나 꺼져 있는 상태로써 보통 검은 배경에서 빨간색, 초록색, 파랑색, 하늘색, 노란색 등 특정한 색을 지닌 화소로 나타난다. 스틱 픽셀은 핫 픽셀이나 데드 픽셀과 달리 사용 중 사라질 수 있으며, 화면 문지름 등을 통하여 완화될 수도 있다.

ISO(International Standard Organization) 13406-2는 LCD의 응답속도(Response Time), 시야각(Viewing Angle), 명암비(Contrast Ratio), 명도(Brightness) 등 몇 가지 화면의 특성에 대한 표준을 정하고 있는데, 불량화소에 대한 등급 또한 명시하고 있다. 불량화소의 등급은 핫 픽셀, 데드 픽셀, 스틱 픽셀의 수와 위치에 따라 “Class I”에서 “Class IV”로 구분하고 있으며 상세한 내용은 <표 1>과 같다[2]. 여기서 Cluster는 패널에서 5×5픽셀의 범위 내에서 허용되는 불량 수이다. Cluster 불량 의 경우는 위치 정보를 획득해야 추정이 가능하나 본 논문에서는 위치 정보를 다루지 않으므로 이에 대한 고려는 후속 연구에 진행할 것이다.

<표 2> 모의실험에 사용한 제품의 사양과 ISO 13406-2 불량화소 기준

제품 사양	size(inch)	26	32	32	40	46
	size(mm)	660.4	812.8	812.8	1016	1168.4
	ratio	16:9	16:9	16:9	16:9	16:9
	resolution	HD	HD	FHD	FHD	FHD
	h_pixels	1368	1368	1920	1920	1920
	v_pixels	768	768	1080	1080	1080
	pixels(천개)	1050.6	1050.6	2073.6	2073.6	2073.6
C I	원판당 패널수	24	15	15	8	8
	hot	0	0	0	0	0
	dead	0	0	0	0	0
C II	stuck	0	0	0	0	0
	hot	2	2	4	4	4
	dead	2	2	4	4	4
C III	stuck	5	5	10	10	10
	hot	5	5	10	10	10
	dead	15	15	31	31	31
C IV	stuck	52	52	103	103	103
	hot	52	52	103	103	103
	dead	157	157	311	311	311
	stuck	525	525	1036	1036	1036

Glass 4에 46인치 TV제품을 적용한 결함지도 이다. 각각의 유리원판은 각각 총 결함의 수와 핫 픽셀, 데드 픽셀, 스텍 픽셀의 수가 다르다. 뿐만 아니라 생산하는 TV의 크기가 변하면 유리원판에서 취득하는 패널의 위치와 크기가 다르므로(<그림 2> 참조) 각각의 결함의 수는 고려하는 제품에 따라 달라진다.



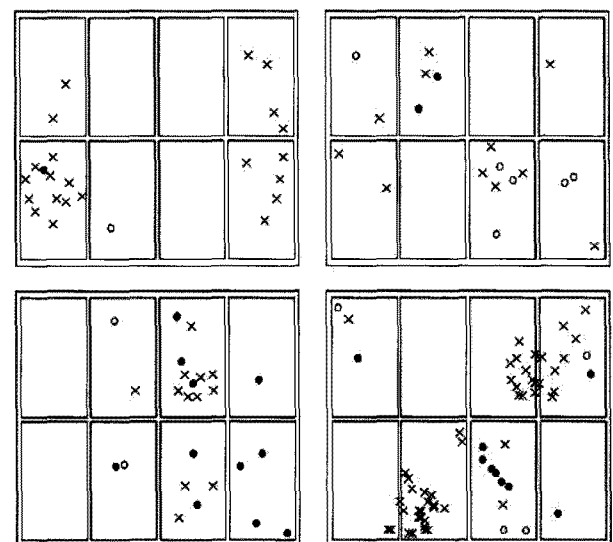
(좌상 : 26인치, 우상 : 32인치, 좌하 : 40인치, 우하 : 46인치)

<그림 1> 유리원판에서 TV 크기에 따른 패널 배치도

### 5.2 실험 환경

생산라인은 유리원판 크기가 2200mm× 2500mm인 8세대 라인을 고려하였고, 생산제품은 현재 주력 생산제품인 HD급 26인치, HD와 FHD급 32인치, FHD급 40인치와 46인치 TV를 고려하였다. 제품의 크기에 따라 하나의 유리원판에서 취득할 수 있는 제품의 수는 패널의 배치에 따라 차이가 있으며, 본 논문에서는 <그림 1>의 배치를 가정하였다. 화소불량의 기준은 백만화소당 최대 허용 불량화소이므로 고려하는 LCD 패널의 해상도에 따라 허용 기준이 유동적으로 변한다. 예를 들어, 32인치 FHD(1920×1080) TV는 2,073,600개의 화소를 가지므로 Type I인 핫 픽셀 불량을 Class I은 0개(= 0×2.0736), Class II는 4개(4.1472 = 2×2.0736), Class III는 10개(10.363 = 5×2.0736), Class IV는 103개(103.63 = 50×2.0736)까지 허용이 가능하다. <표 2>에 실험 대상인 제품들의 특성과 ISO 13406-2(<표 1>)의 기준에 따른 최대 허용불량기준을 비교 제시하였다.

실험은 결함의 수가 많은 것과 적은 것, 2개의 배치로 구성하였다. 하나의 배치는 12개의 유리원판으로 구성되어 있으며 각 유리원판에 대하여 결함지도(fault map)를 생성하였다. <그림 2>는 2번째 배치의 Glass 1에서



지도(○ : hot pixels, ● : dead pixels, × : stuck pixels)

<그림 2> 46인치 TV에 적용한 Batch 2 Glass 1-4의 결함

### 5.3 실험결과

각각의 수율모델에 대한 성능비교를 위하여 생성한

<표 3> 배치별 제품별 파라미터 추정치와 예측수율 실험결과

구 분			Batch 1					Batch 2					
제품			46"FHD	40"FHD	32"FHD	32"HD	26"HD	46"FHD	40"FHD	32"FHD	32"HD	26"HD	
총패널수			96	96	180	180	288	96	96	180	180	288	
총결함수			184	154	157	157	172	334	274	282	282	311	
파라미터 추정치	P	$\lambda$	1.9167	1.6042	0.8722	0.8722	0.5972	3.4792	2.8542	1.5667	1.5667	1.0799	
		$\alpha$	1.2303	1.2615	0.6952	0.6952	0.6800	1.1138	1.1866	0.6942	0.6942	0.7615	
	GP	$\lambda$	1.9167	1.6042	0.8722	0.8722	0.5972	3.4792	2.8542	1.5667	1.5667	1.0799	
		$\alpha_{hot}$	13.4956	13.4956	0.5667	0.5667	0.9284	0.5447	0.8177	0.1935	0.1935	0.2133	
	IMGP	$\lambda_{hot}$	0.1979	0.1979	0.0944	0.0944	0.0590	0.5833	0.4167	0.2222	0.2222	0.1701	
		$\alpha_{dead}$	4.3085	4.6027	0.3651	0.3651	0.7515	0.5537	0.5778	0.4666	0.4666	0.3260	
		$\lambda_{dead}$	0.2292	0.1875	0.1056	0.1056	0.0799	0.5833	0.4688	0.2556	0.2556	0.1875	
		$\alpha_{stuck}$	0.6523	0.6829	0.3537	0.3537	0.3401	0.5666	0.6159	0.3613	0.3613	0.3798	
		$\lambda_{stuck}$	1.4896	1.2188	0.6722	0.6722	0.4583	2.3125	1.9688	1.0889	1.0889	0.7222	
		$p_{hot}$	0.1033	0.1234	0.1083	0.1083	0.0988	0.1677	0.1460	0.1418	0.1418	0.1576	
	MMGP	$p_{dead}$	0.1196	0.1169	0.1210	0.1210	0.1337	0.1677	0.1642	0.1631	0.1631	0.1736	
		$p_{stuck}$	0.7772	0.7597	0.7707	0.7707	0.7674	0.6647	0.6898	0.6950	0.6950	0.6688	
		$\alpha$	1.2303	1.2615	0.6952	0.6952	0.6800	1.1138	1.1866	0.6942	0.6942	0.7615	
		$\lambda$	1.9167	1.6042	0.8722	0.8722	0.5972	3.4792	2.8542	1.5667	1.5667	1.0799	
		I	0.3021	0.3438	0.5500	0.5500	0.6458	0.1979	0.2292	0.4167	0.4167	0.5035	
	실제수율	II	0.6875	0.6458	0.4500	0.4167	0.3472	0.7188	0.7188	0.5667	0.5056	0.4618	
		III	0.0104	0.0104	0.0000	0.0333	0.0069	0.0833	0.0521	0.0167	0.0722	0.0313	
		IV	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0056	0.0035	
		P	I	0.1471	0.2011	0.4180	0.4180	0.5504	0.0308	0.0576	0.2087	0.2087	0.3396
	예측수율	GP	I	0.3149	0.3552	0.5683	0.5683	0.6514	0.2064	0.2336	0.4406	0.4406	0.5105
II			0.3026	0.3397	0.5731	0.5731	0.6548	0.1798	0.2094	0.4258	0.4258	0.5077	
IMGP		III	0.6892	0.6568	0.4254	0.4066	0.3380	0.7579	0.7591	0.5609	0.4962	0.4525	
		IV	0.0082	0.0035	0.0016	0.0204	0.0072	0.0621	0.0315	0.0133	0.0762	0.0391	
		I	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0002	0.0000	0.0001	0.0019	0.0006	
		II	0.3149	0.3552	0.5682	0.5682	0.6514	0.2064	0.2336	0.4406	0.4406	0.5105	
MMGP		III	0.6827	0.6439	0.4315	0.4227	0.3458	0.7694	0.7550	0.5564	0.5187	0.4740	
		IV	0.0024	0.0009	0.0002	0.0091	0.0028	0.0242	0.0113	0.0030	0.0406	0.0154	
		I	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000	
		II	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000	
MAD		I	P	0.1550	0.1427	0.1320	0.1320	0.0955	0.1671	0.1716	0.2079	0.2079	0.1638
			GP	0.0128	0.0114	0.0183	0.0183	0.0056	0.0085	0.0045	0.0239	0.0239	0.0070
			IMGP	0.0005	0.0041	0.0231	0.0231	0.0090	0.0181	0.0198	0.0091	0.0091	0.0042
			MMGP	0.0128	0.0115	0.0182	0.0182	0.0056	0.0085	0.0044	0.0239	0.0239	0.0070
		I ~ IV	IMGP	0.0011	0.0055	0.0123	0.0115	0.0046	0.0197	0.0202	0.0046	0.0065	0.0061
			MMGP	0.0064	0.0057	0.0092	0.0121	0.0028	0.0296	0.0204	0.0120	0.0185	0.0096



결합지도에 대하여 각 TV 모델별 실제 수율을 계산하고 P 모델, GP 모델, IMG P 모델, MMGP 모델에 대하여 파라미터를 추정한 후 예측 수율을 계산하였다. 각 모델의 파라미터는 제 3장과 제 4장에 제시한 방법으로 MATLAB R2008A를 사용하여 추정하였다. 실제 수율과 예측수율의 차이는 평균절대편차(mean absolute deviation; MAD)로 비교 평가 하였고 결과는 <표 3>에 제시하였다. <표 4>에는 <표 3>의 제품별 MAD 값에 대한 배치별 그리고 전체 평균값을 제시하고 있다. P 모델과 GP 모델은 이진자료를 사용하므로 Class II~IV에는 예측수율 값이 존재하지 않기 때문에 Class I에 대해서만 네 가지 모델을 비교하고, Class II~IV에 대해서는 IMG P와 MMGP 모델 두 가지만 비교하였다.

<표 4> 수율모델별 배치별 MAD 평균

Class	모델	Batch 1	Batch 2	평균
I	P	0.1314	0.1837	0.1575
	GP	0.0133	0.0136	0.0134
	IMG P	0.0119	0.0121	0.0120
	MMGP	0.0132	0.0136	0.0134
I~IV	IMG P	0.0070	0.0114	0.0092
	MMGP	0.0073	0.0180	0.0126

Class I기준으로는 P 모델의 MAD가 타 모델에 비해 10배 이상 큰 값을 보이고 있으며 다른 모델들은 대동소이한 결과를 보이고 있다. 이는 LCD의 경우 패널의 크기가 커서 상대적으로 클러스터링 효과가 크게 나타나기 때문이다. 제 3.2절에서 설명하였듯이 GP 모델은 클러스터링 효과를 반영하기 위해 제안된 모델이고, IMG P나 MMGP 모델은 GP 모델을 기반으로 하였으므로 우수한 결과를 보이는 것이다.

Class I~IV기준에서는 IMG P와 MMGP 모델 두 가지만 비교가 가능한 데, 이는 기존의 P 모델과 GP 모델에서 할 수 없는 다기준 판정에 대한 예측을 본 논문에서 제안한 IMG P와 MMGP 모델로는 가능하기 때문이다. <표 3>의 두 모델의 Class I~IV에 대한 MAD값 들의 F-Test 결과 p-value는 0.5383으로서 두 모델의 분산은 동일하며, T-Test의 p-value도 0.1554이므로 두 모델의 MAD관점에서의 성능은 통계적으로 차이가 없다고 판단할 수 있다. 또한, 두 모델 모두 수율예측오차가 1%내 외이므로 매우 우수한 성능을 보이고 있어 두 방법 모두 실제로 사용이 가능할 것으로 판단된다. 그러나 두 모델의 적용 용도에는 차이가 있다. MMGP 모델은 불량률의 종류를 미리 판별할 수 없는 경우에도 적용할 수 있는 반면, IMG P 모델은 화상 또는 기타 방법을 통하여 결합으로부터 미리 불량률의 종류를 유추하여 구분할 수

있는 경우에만 적용할 수 있다. 또한 미리 불량률의 종류를 판별할 수 있는 경우라도 판별의 정확성이 100%가 아니라면 그 성능은 낮아지게 되며, 추정해야 하는 파라미터의 수도 MMGP 모델보다 많으므로 이점에 유의해서 적용해야 한다.

배치 별 차이를 보면 결합의 수가 적은 Batch 1의 MAD가 전 모델에 대하여 Batch 2보다 우수함을 알 수 있다. 이는 결합의 수가 증가하면  $\lambda$ 의 변동성이 커져 오차를 증가시키는 것으로 판단된다. 배치 내 차이를 보면 하나의 원판에서 취득하는 패널의 수가 증가할수록 클러스터링 효과는 감소( $\lambda$ 와  $\alpha$  모두 감소)하며 이에 따라 예측오차도 감소하는 경향을 보인다.

결론적으로 양불의 판정만 진행할 경우 패널의 크기가 클수록 결합의 군집도가 클수록 GP 모델의 정확도가 높으며, 다기준 판정을 진행할 경우 IMG P나 MMGP 모델을 모두 적용할 수 있으나, 화상데이터를 이용한 불량률의 판정에 대한 정확도가 높으면 IMG P 모델이 유리하고 그 외에는 MMGP 모델의 활용도가 높다고 판단할 수 있다.

## 6. 결 론

기업에서는 이익의 극대화를 위하여 제품의 판정에 있어서 다기준으로 이루어진 다기준류 방법을 많이 적용하고 있다. 그러나 기존의 수율모델과 수율예측 방법은 이진분류를 기본으로 한 방법이 주류를 이루고 있으므로 다기준류를 가진 제품을 다룰 수 없다. 본 논문에서는 다기준류를 적용하는 공정에서 수율을 예측할 수 있는 모델을 제시하고 파라미터를 추정하는 방법을 제안하였다. 또한 이를 LCD 제품의 화소불량에 적용하여 현실적으로 본 논문에서 제안한 방법을 적용할 수 있음을 입증하였다.

후속 연구로써 결합크기분포와 critical area를 포함한 수율 모델 및 파라미터 추정방법 그리고 기존의 데이터를 활용하는 데 적합한 베이지안 추론에 의한 파라미터 추정 방법에 관한 연구가 유용할 것으로 판단된다.

## 참고문헌

- [1] Shiau, J. H., Chen, C. R., and Feltz, C. J.; "An empirical Bayes process monitoring technique for polytomous data," *Quality and Reliability Engineering International*, 21 : 13-28, 2005.
- [2] International Organization for Standardization; ISO 13406-2 : 2001(F) Ch 7.20, ISO, 2001.
- [3] Dai, X. L., Hunt, M. A., and Schulze, M. A.; in : *Machine*

- Vision Applications in Industrial Inspection XI, Proceedings of SPIE, 5011, *Santa Clara, CA*, 23-24, 2003.
- [4] Shankar, N. G. and Zhong, Z. W.; "Defect Detection on Semiconductor Wafer Surfaces," *Microelectronic Engineering*, 77(3-4) : 337-346, 2005.
- [5] Ha, C.; "Relationship Between Yield and Cost Considering Repair and Rework for LCD Manufacturing System," *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 33(3) : 364-372, 2007.
- [6] ICE; Yield and Yield Management, Chapter 3 in Cost Effective IC Manufacturing 1998-1999, *Integrated Circuit Engineering Corporation*, 1997.
- [7] Shindo, W., Nurani, R. K., and Strojwas, A. J.; "Effects of defect propagation/growth on inline defect-based yield prediction," *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 11(4) : 546-551, 1998.
- [8] Stapper, C. H. and Rosner, R. J.; "Integrated circuit yield management and yield analysis : development and implementation," *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 8(2) : 95-102, 1995.
- [9] Stapper, C. H.; "Modeling of defects in integrated circuit photolitho graphic patterns," *IBM Journal of Research and Development*, 28(4) : 461-475, 1984.
- [10] Milor, L. S.; "Yield modeling based on in-line scanner defect sizing and a circuit's critical area," *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 12(1) : 26-35, 1999.
- [11] Ha, C.; "Effective construction method of defect size distribution using AOI data : application for semiconductor and LCD manufacturing," *IE Interfaces*, 21(2) : 151-160, 2008.
- [12] Ghosh, S. K., Mukhopadhyay, P., and Lu, J. C.; "Bayesian analysis of zero-inflated regression models," *Journal of Statistical Planning and Inference*, 136 : 1360-1375, 2006.
- [13] Ha, C., Chang, J. H., and Kim, J. H.; "Estimation of Defect Clustering Parameter Using Markov Chain Monte Carlo," *Journal of the Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, 32(3) : 99-109, 2009.
- [14] Nelson, J. F.; "Multivariate Gamma-Poisson Models," *Journal of the American Statistical Association*, 80(392) : 828-834, 1985.
- [15] Piegorsch, W. W.; "Maximum Likelihood Estimation for the Negative Binomial Dispersion Parameter," *Biometrics*, 46 : 863-867, 1990.