

# Neyman-Pearson Test 를 이용한 Descramble error 보정 기법

이영호, 양승준, 유필호

(주)삼성전자, DM 연구소, AV Solution Team, Video Lab.

## Neyman-Pearson Test for Descrambling Error Correction

Young Ho Lee, Seungjoon Yang, and Pilho Yu

Video Lab., AV Solution Team, Digital Media R&D Center,

Samsung Electronics Co., Ltd., Suwon, Korea

E-mail : leo.yh.lee@samsung.com

### Abstract

본 논문에서는 입력영상의 휘도 신호에 Neyman-Pearson Test 를 이용하여 descramble error 를 효과적으로 보정하는 기법을 제안한다. 아날로그 회로의 오차와 noise 의 영향으로 scramble 된 라인의 오프셋 값을 정확히 보상하지 못할 경우에 발생하는 descramble error 를 scrambler/ descrambler 의 기기별 차이에 관계없이, 또한 scrambler 와 descrambler 로 부터 어떠한 정보없이 descramble 시에 발생한 error 의 offset 값과 scramble 된 라인을 검출하여 보상하는 방법을 논하였다.

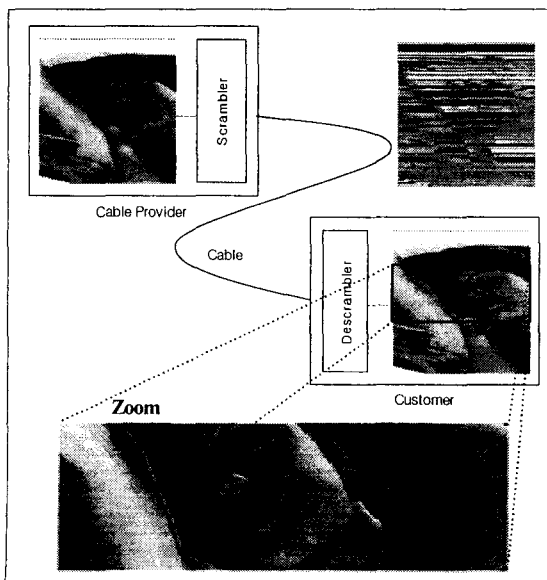
유료 케이블 채널 공급자는 요금을 부담한 시청자들만이 유료 영상을 볼 수 있도록 영상 신호를 scramble 한다. 케이블을 통해 소비자의 케이블 셋탑 박스로 전송된 영상신호는 요금을 지불한 소비자의 케이블 셋탑 박스에서 descramble 된다. 이 과정에서 아날로그 회로의 noise 와 전송간의 noise 의 영향으로 scramble 시 가해진 offset 값과 descramble 시 보상하는 offset 값에 차이가 발생하면서 수직 방향으로 noise 를 가지게 된다. 이러한 noise 를 descramble error 라고 하는데, 이는 화질 열화요인이 된다. 이 descramble error 를 제거하기 위해서는, 첫째로 ‘어떤 라인에 offset 이 가해졌는가?’, 둘째로 ‘라인에 가해진 offset 의 크기가 얼마인가?’ 라는 문제에 당면한다.

### I. 서론

첫 번째 문제를 해결하기 위해서 제안된 알고리즘에서는 통계적 검증 [1],[2],[3] Neyman-Pearson test 를 modification 하여 해결하였다. 제기된 문제에 대하여 Gaussian mixture model 을 세우고, model 의 parameter 들을 가지고 있는 정보와 얻고자 하는 정보에 대한 지식을 바탕으로 간략히 한 후, Hypothesis test 를 적용하였다. 두번째 문제는 edge 의 영향을 받지 않은 정확한 offset 값을 구하기 위해서, 첫 번째 문제의 Neyman-Pearson test 를 통해 선택된 하나의 히스토그램 분포를 기준으로 offset 값을 추정 하였다.

본 논문에서 제안된 알고리즘을 통해 실험한 결과, 테스트용으로 가공된 영상뿐만 아니라 실제 케이블 방송 신호를 capture 한 영상에 대해서도 확연한 화질 개선 효과를 거두었다. 제안된 알고리즘의 적용 대상은 Descrambling error 보정뿐만 아니라, 수직 방향의 noise 제거에도 효과적으로 이용될 수 있다.

본 논문의 내용은 다음과 같다. II 장에서는 제안하는



<그림 1> Pay Cable System

방법에 대해 Neyman-Pearson Test 를 이용한 Offset-added Line Detection, Offset Estimation, Descrambling Error Correction Algorithm 의 3 단계로 설명한다. 그리고, III 장에서는 제안한 방법에 대한 몇 가지 실험 결과를 통해 성능 분석을 하고, 마지막으로 IV 장에서는 결론을 맺는다.

## II. 제안하는 Descramble Error 보정 기법

Descramble error 는 주어진 영상에서 random 하게 선 정된 라인에 일정한 offset 이 가해지는 것으로 나타난다. 이러한 descramble error 를 보정하기 위해서는, 라인에 offset 이 가해졌는지의 여부와 가해졌다면 어느 정도의 크기로 offset 이 가해졌는지를 측정하여, 측정된 offset 만큼 그 라인에 보상하여야 한다.

### 2.1 Neyman-Pearson Test 를 이용한 Offset-added Line Detection

먼저 현재의 라인에 offset 이 추가되어 있는지의 여부를 판단하기 위해, (식 1)과 같은 가설의 검증을 이용하여, 두 라인간 pixel 의 차가 있는지를 판단한다.

$$H_0 : \text{there is no offset}, \quad (\text{식 } 1)$$

$$H_1 : \text{there is offset of } b.$$

두 라인 X1, X2 의 pixel 간 차를 X 라 하고, X 가 Gaussian Distribution ( $N(\mu, \sigma^2)$ )를 가진다고 가정하면, (식 1)은 (식 2)와 같아진다.

$$H_0 : X \sim N(0, \sigma^2), \quad (\text{식 } 2)$$

$$H_1 : X \sim N(b, \sigma^2).$$

Gaussian Distribution 을 따른다는 가정하에 log-likelihood 는

$$L(X) = \frac{b}{\sigma^2} \left( X - \frac{b}{2} \right). \quad (\text{식 } 3)$$

과 같이 주어지는데, 이는 Gaussian random variable X 에 선형적이다. 따라서 가설은

$$H_0: L(X)/d \sim N\left(-\frac{d}{2}, 1\right), \quad (\text{식 } 4)$$

$$H_1: L(X)/d \sim N\left(\frac{d}{2}, 1\right), \quad (\text{where } d = b/\sigma)$$

으로 주어진다. Neyman-Pearson Lemma[2]에 따라 (식 5)와 같은 test 가 가장 효과적인 test 임을 알 수 있다. (식 5)에서 Miss 와 False Alarm 의 확률이 같도록 임계값 K 를 정한다.

$$\begin{aligned} \phi(x) &= 1, & \text{if } (L(x)/d > K) \\ &\gamma, & \text{if } (L(x)/d = K) \\ &0, & \text{if } (L(x)/d < K) \end{aligned} \quad (\text{식 } 5)$$

Neyman-Pearson Test 를 이용하여 offset 이 있는 라인을 찾은 후, 이를 보정하기 위해 offset 값 b 를 추정하여야 한다.

지금까지 Model X 가 Gaussian Distribution 을 지니고 있다고 가정하였지만, 실제 영상에서는 Edge 에서 X 가 큰 값을 갖게 되므로, X 가 Gaussian Distribution 이라는 가정은 맞지 않는 경우가 많이 발생한다. 이 오류를 극복하기 위하여 ㉠~㉣ 의 4 단계와 같이, Gaussian Mixture Model X 를 세운 후, Model Parameter 들을 추정하고, 적절한 하나의 분포를 선택하여, 선택된 분포에 대해서 Hypothesis Test 를 한다.

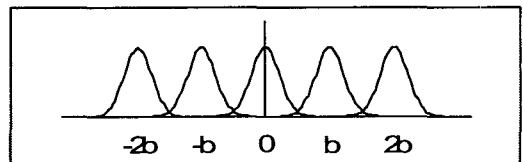
#### ㉠ Gaussian Mixture Model

$$f(x) = \sum_i p(\omega = i) (2\pi)^{-\frac{N}{2}} (2\sigma_i)^{-\frac{1}{2}} \exp\{- (x - \mu)^T (2\sigma_i)^{-1} (x - \mu_i)\}$$

$$\begin{aligned} \text{Model parameters : } &(\mu_i, \sigma_i^2) : \text{for } i=1,2,3,4,5 \quad (\text{식 } 6) \\ &p(\omega = i) : \text{mixture probability} \end{aligned}$$

#### ㉢ Estimate the model parameters.

수많은 영상들에 대하여 Model 의 Parameter 들을 추정하기는 복잡하고, 어려운 문제이므로 Model 의 Parameter 들을 추정하기 보다는, 현재 가지고 있는 정보와 얻고자 하는 정보에 대한 지식을 바탕으로 다음 <그림 2>와 같이 Model 의 Parameter 들을 간략화 한다.



<그림 2> Model Parameters

위의 Model 을 이용하여 주어진 Pixel Data 를 다섯 개의 Cluster 중 하나로 classify 한다.

#### ㉣ Select one distribution that represents the shift in mean by the offset.

if  $\exists i$  such that  $f(\mu_i) > \sum_{j=1, j \neq i}^3 f(\mu_j)$ ,  
 select distribution  $i$   
 else if  $p(\omega = i) > p(\omega = j)$  for  $\forall j \in [1,3], j \neq i$ ,  
 select distribution  $i$

즉, 얻고자 하는 정보는 offset  $b$  또는  $-b$  의 존재 여부  
 이므로,  $(-b, 0, b)$ 에서 peak value 인  $f(\mu_i)$  값이 다른 두  
 위치에서 peak value 의 함보다 클 때,  $i$  위치의 분포를 선  
 택한다. 조건을 만족할 수 없을 때는 가장 큰 확률을  
 가진  $i$ , 즉 가장 넓은 영역의  $i$  분포를 선택한다.

④ Run the hypothesis testing based on the selected distribution.

2.2 Offset Estimation

지금까지는 offset  $b$  를 알고 있다고 가정하였지만, 사  
 실상 픽셀간 차  $X$  로부터 offset  $b$  를 (식 7)과 같이 구해  
 야 한다.

$$b = E[E[X]] \tag{식 7}$$

$|E[x]|$  를 구하는 과정에서 outliers 의 영향을 줄이기 위  
 한 robust estimation [4], [5]을 통하여 보다 정확한 offset  
 값을 estimation 할 수 있다. Robust estimation 을 할 때,  
 potential function 으로 truncated quadratic function 을 사용  
 한다. 최종적으로 보상 되는 라인에 적용되는 offset  $b$  값  
 은 아래의 (식 8)과 같다.

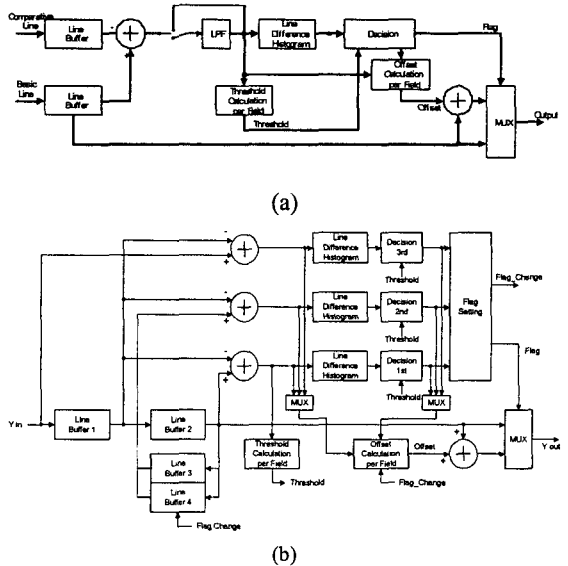
$$b = E[\mu_i | \phi = 1] \tag{식 8}$$

측정된 offset  $b$  값은 hypothesis testing 을 위한 임계값  $K$   
 를 계산하는데 사용된다.

2.3 Descramble Error Correction Algorithm

입력, 히스토그램 누적, hypothesis test, 오프셋 측정,  
 에러 보정으로 이루어져 있는 <그림 3-a>는 2 개의 라  
 인 입력에 대해서 Neyman-Pearson test 를 통해 오프셋을  
 검출하는 회로이다. 입력 2 라인간 차의 히스토그램을  
 누적하여 생성한 후, 생성된 히스토그램은 매 필드 단  
 위로 계산되는 임계값에 의해 주어지는 영역내의 히스  
 토그램 분포에 대해 Neyman-Pearson test 를 한다. 마지막  
 으로 offset 유무를 알리는 flag 의 상태에 따라, 매 필드  
 단위로 계산 되는 offset 값을 현재의 line 에 보상하여  
 Descramble error 를 correction 하게 된다. <그림 3-b>은  
 제안된 알고리즘의 시뮬레이션을 위해 구현된 회로 이  
 다. Three tier detection 을 위해, <그림 3-a>의 회로가 각각  
 다른 라인 입력을 처리할 수 있도록 세 개로 구성되어

있음을 볼 수 있다.



<그림 3> Schematics of the proposed method

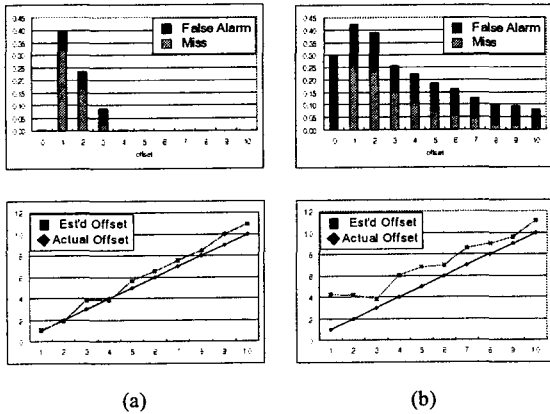
III. 실험결과



<그림 4> Test Images, (a) 'Face' Image (b) 'Tulip' Image

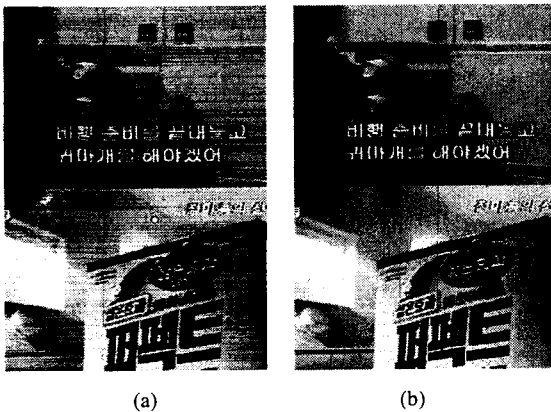
제안된 알고리즘의 실험 영상으로 검출의 정확성을 테  
 스트하기 위해 offset 값과 offset 이 가해진 위치를 알고  
 있는 영상을 가공 하였다. 저주파 성분이 많은 <그림  
 4-a> 'Face'와 같은 단순한 영상과 고주파 성분이 많은 <  
 그림 4-b> 'Tulip' 과 같은 세부 정보가 많은 영상에 임의  
 의 offset 을 부가하였다. 저주파 성분이 많은 'Face' 영  
 상은 <그림 5-Top>에서 보는 바와 같이 offset 값이 4 를  
 넘어가면서부터 거의 100%에 가까운 정확성을 보였으  
 며, 고주파 성분이 많은 'Tulip' 영상의 경우는 offset 값  
 이 커질수록 보다 정확한 Descramble error 보정이 되었  
 다. 일반적으로 offset 값이 1~3 정도 까지는 인간의 시  
 각으로 구별하기 힘들다. 특히 고주파 성분이 많은 영  
 상의 경우 1~3 정도의 차이는 거의 느낄 수가 없다. 실

제 가해진 offset 값과 제안된 알고리즘에서 측정된 offset 값의 차이는 단순한 'Face' 영상은 <그림 5-Bottom>과 같이 거의 일치 하였으며, 복잡한 영상 'Tulip'영상은 offset 값이 아주 작을 때는 3~4 정도의 차이를 보이다가 offset 값이 높아짐에 따라 측정치는 실제 값에 근접함을 알 수 있다.



<그림 5> Simulation with test images, (a) 'Face' image, (b) 'Tulip' image, Top : detection failure rate, Bottom : estimation of offset.

실제 영상에서의 제안된 알고리즘의 테스트를 위하여, cable 셋탑 박스를 통하여 TV 로 출력되는 영상을 capture 하였다. <그림 6>에서 보는 바와 같이 captured image 에서도 Descramble error 가 감소됨으로써 화질개선의 효과를 느낄 수 있다.



<그림 6> Simulation with captured images, (a) descramble error images, (b) images with descramble error correction.

#### IV. 결론

본 논문에서 제안한 알고리즘은 Neyman-Pearson Test 을 이용하여 Descramble error 를 Correction 하는 기법이 다. 테스트용으로 가공된 영상뿐만 아니라 실제 케이블 방송신호를 capture 한 영상에 제안된 알고리즘을 적용 시에도 확연한 화질개선 효과를 거두었다. 제안된 알고리즘은 Descramble error correction 뿐만 아니라, 수직 방향의 noise 제거에도 효과적으로 이용될 수 있다.

#### 참고문헌

- [1] G. de Haan. *Video Processing for Multimedia Systems*. University Press Eindhoven, 2000.
- [2] L. Scharf. *Statistical Signal Processing, Detection, Estimation, and Time Series Analysis*. Addison Wesley, 1991.
- [3] Alvin W. Drake, *Fundamentals of Applied Probability Theory*. McGRAW-HILL.
- [4] D.C. Hoaglin and F. Mosteller and J.W. Tukey, *Understanding Robust and Exploratory Data Analysis*. John Wiley & Sons, Inc., 1983.
- [5] P.J. Huber, *Robust Statistical Procedures 2nd*. Siam, 1977.