

# Gradient 방향을 고려한 허프 변환을 이용한 직선 검출 방법

論 文

56-1-31

## A Novel Line Detection Method using Gradient Direction based Hough transform

金 廷 泰<sup>†</sup>  
(Jeongtae Kim)

**Abstract** - We have proposed a novel line detection method based on the estimated probability density function of gradient directions of edges. By estimating peaks of the density function, we determine groups of edges that have the same gradient direction. For edges in the same groups, we detect lines that correspond to peaks of the connectivity weighted distribution of the distances from the origin. In the experiments using the Data Matrix barcode images and LCD images, the proposed method showed better performance than conventional methods in terms of the processing speed and accuracy.

**Keywords** : Edges, gradient, line detection, Hough transform, connectivity

### 1. 서 론

허프변환은 영상에서 특징점 (feature point) 들로 이루어진 직선, 원, 타원 등의 인자화 된 곡선을 발견하기에 유용한 변환방법이다. 특히, Duda 와 Hart 의 직선 방정식을 사용하여 직선과 원점간의 거리인  $\rho$  와  $x$ 축과 직선 사이의 각도인  $\theta$  로 인자화 된 직선상에 존재하는 특징점 들의 빈도를 검출하는 변환 방법은 직선의 검출을 필요로 하는 여러 분야에서 효과적으로 사용되었다 [1-10].

허프변환을 수행하는 가장 일반적인 방법은 각 특징점에서 각도  $\theta$  를  $N$  개의 일정한 구간으로 나누어 샘플링한 각도  $\theta_i, i = 1, 2, \dots, N$  을 가지는 직선들을 구하고, 각 직선에 해당하는  $\rho$  를 직선 방정식으로부터 구한 후 이를  $M$  개의 구간으로 양자화하여 해당하는 셀의 숫자를 증가시키는 방법이다. 이렇게 하여 구하여진 허프 평면은  $M \times N$  개의 셀들로 이루어져 있게되고 이 셀들 중 빈도가 일정 문턱치 이상이 되는 경우 그 셀에 해당하는 직선이 존재한다고 판단한다 [1-2].

상기와 같은 SHT (Standard Hough Transform) 방법에는 몇 가지 문제점이 존재한다. 첫째로는, 연산시간이 많이 걸린다는 것이다. 각 특징점 마다 모든  $\theta_i$  에 해당하는 직선을 생성하고 이에 해당되는  $\rho_j$  를 구한 후  $(\theta_i, \rho_j)$  셀의 빈도를 증가시키므로 존재하지 않는 직선들에 대해서도 연산을 하게된다는 단점이 있다 [3]. 둘째로는,  $\theta$  의 샘플링과  $\rho$  의 양자화로 인하여 동일한 직선상에 존재하는 특징점들이 허프 평면상에서 다른 셀에 존재하게 되는 문제점이 있

다. 이 경우, 단순히 문턱치 값을 넘는 셀에 해당하는 직선이 존재하는 것으로 판단하게 되면, 실제로는 하나의 직선이 다른 여러 개의 직선으로 검출되거나 혹은 문턱치 값이 높으면 선이 존재하지 않는 것으로 판단하는 문제가 생기게 된다 [4]. 또한 각 특징점들이 직선상에 존재하는지의 여부만 판단하게 되어서 직선의 연결성을 고려하지 않는다는 문제점을 가지고 있다. 즉, 잘 연결되어 있는 짧은 직선이 연결이 잘 되어 있지 않고 특징점의 개수만 많은 경우보다 검출이 잘 되지 않는 문제점을 가진다 [3].

이와 같은 문제점들을 극복하기 위해서 여러 선행연구들이 진행되어 왔다. 먼저, 연산시간을 줄이기 위한 방법으로 인수 공간에서 대략적인 직선을 먼저 발견하고 이를 점점 정밀하게 반복적으로 탐색하는 FHT (Fast Hough Transform) 방법 [5], 다 해상도의 영상을 사용하여 연산 시간을 줄이는 방법 [6], gradient 정보를 사용하여 검출하고자 하는 직선과 유사한 기울기를 가지는 허프평면상에서의 셀의 빈도수만 증가시키는 GWHT (Gradient Weighted Hough Transform) 방법 [7] 등이 제안되었다. 특히, GWHT 방법은 이차원 허프평면상에서의 내삽 (interpolation) 을 수행하여  $\theta$  의 샘플링과  $\rho$  의 양자화로 인하여 발생하는 정밀도의 문제점을 완화하는 장점도 가지고 있다. 정밀도의 문제점을 해결하는 다른 연구들로는, 확률밀도 함수를 고려하여 허프 평면상에서의 퍼형을 내삽하여 피크를 검출하는 방법 [8], 허프평면상에서의 퍼형을 고려한 정합 필터를 사용하는 방법 [9] 등이 있다. 이러한 방식들은 기존의 히스토그램 방식의 문제점을 완화해준다는 장점을 가지고 있으나 상대적으로 연산시간은 더 걸리게 된다.

연결성을 고려하기 위한 방법으로는 CWHT (Connectivity Weighted Hough Transform) 방법이 있다 [3]. 이 방법은 특징점들로부터 두 개의 점을 선택하여 직선을 구하고, 이 직선상에 존재하는 에지점들의 개수를 고려하여 연결이 보다 잘 되어 있는 경우에, 더 높은 가중치를 주는 방법으로 연결

<sup>†</sup> 교신저자, 正會員 : 梨花女子大學教 電子情報通信工學科  
助教授 · 工博

E-mail : jtkim@ewha.ac.kr

接受日字 : 2006年 8月 21日

最終完了 : 2006年 12月 19日

성 문제를 완화한다. 그러나, 특징점들로부터 가능한 모든 두 점의 조합에 대하여 연산을 수행하므로, 영상의 크기가 커지는 경우에는 SHT 보다 연산량이 많아지는 문제점을 가지고 있다 [3].

여러 선행연구들 중 GWHT 방법은 연산 시간을 줄이면서도 정밀한 직선 검출이 가능한 장점이 있다. 본 논문에서는 GWHT 방법을 개선하여 연산시간을 보다 줄이면서 SHT 방식이 가지고 있는 문제점들을 해결하는 방법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 gradient 정보가 유사한 특징점들을 그룹화하고 동일한 그룹에 속하는 특징점들 중 원점으로부터의 거리가 유사한 특징점들을 다시 그룹화하는 것을 기반으로 하는 방법이다. 이러한 그룹화를 수행하게 되면, 동일한 그룹에 속하는 특징점들은 같은 직선에 속하게 되므로 이 특징점들의 연결성을 고려하여 허프 변환을 수행할 수 있고, 히스토그램과 문턱치를 사용하지 않고 확률밀도함수의 피크값을 검출하는 방법으로  $\theta$  의 샘플링과  $\rho$  의 양자화 문제점을 완화할 수 있다. 또한, GWHT와는 달리 이차원 허프 평면상의 모든 셀들의 값들을 구하는 연산을 수행하지 않으므로 연산시간도 줄일 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 제안하는 알고리즘을 기존 알고리즘들과 비교하여 설명한다, 3장에서는 제안한 알고리즘을 이차원 바코드 영상과 LCD 영상에서의 특정 직선 패턴을 발견하는 문제에 응용하여 그 성능을 검증한다. 4장에서는 실험결과를 바탕으로 제안하는 알고리즘과 기존 알고리즘의 성능 비교 분석, 추후 연구 과제들을 토론하고 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 에지점으로 이루어지는 직선 검출

### 2.1 에지점으로 이루어진 직선

이차원 영상에서 에지점들로 이루어지는 곡선의 검출은 물체의 윤곽선 검출등에 응용할 수 있는 것으로 널리 연구되어 왔다. 특별히, 에지점들로 이루어진 직선의 검출은 직선으로 이루어진 바코드와 같은 영상 인식에 매우 유용하게 응용될 수 있다 [10].

에지점들로 이루어지는 직선을 검출하기 위하여는 먼저 에지점을 검출하여야 한다. 대부분의 에지 검출방법은 영상의 일차 미분 값이 일정 문턱치보다 큰 점들 혹은 이차 미분치의 영점 교차가 벌어지는 점들 중에서 일차 미분치의 크기가 일정 문턱치보다 큰 점들을 에지점으로 선택한다 [2].

동일한 직선상에 존재하는 에지점들의 gradient 방향들은 이론적으로 동일한 방향을 가지게 되므로 그 에지점의 gradient 방향에 수직인  $\theta$  를 구하고 그 점의 좌표  $(x, y)$  를 이용하면 다음 식 (1)과 같은 Duda 와 Hart 의 직선 방정식으로부터 그 직선의  $\rho$  를 구할수 있다.

$$x \cos \theta + y \sin \theta = \rho \tag{1}$$

위와 같이 구한  $(\theta, \rho)$  를 적절한 양자화를 실행한 후 해당되는 셀과 인접한 셀들의 빈도수를 증가시키는 것이 잘 알려진 GWHT 알고리즘이다 [5]. 이 방법은 인접한 셀들에

도 적절한 가중치를 부여하기 때문에 내삽의 효과를 얻을 수 있고, 각 에지점을 통과하는 가능한 모든 직선에 해당하는 허프 셀의 빈도 수를 증가시키는 것이 아니고 일부의 셀의 값만 증가시키므로 연산량을 줄일 수 있는 장점을 가지고 있다. GWHT의 결과로 얻어지는 허프평면상에서 피크 위치 혹은 문턱치값 이상의 빈도수를 가지는 셀의 위치를 발견하여 직선을 검출한다.

GWHT 방법의 단점으로는 이차원 평면상에서의 연산을 수행하므로 일차원 연산보다 많은 연산시간이 필요하다는 것과 하나의 에지점만을 이용하기 때문에 연결성을 고려할 수 없다는 점들을 들 수 있다. 이러한 문제점들을 해결하기 위하여 본 논문에서는 동일한 방향을 가지는 에지점들을 그룹화하고 각 그룹에 속하는 에지점들의 원점으로부터의 거리를 계산하여 다시 그룹화하여 최종적으로 동일한 그룹에 속하는 에지점들의 연결성을 고려하는 허프 변환방법을 제안한다. 제안하는 방법은 피크에 해당하는 그룹에 속하는 에지점들에 대해서만 연산을 수행하므로 연산시간이 보다 빨라지게 된다. 제안하는 방법을 구현하기 위해서는 우선 동일한 그룹에 속하는 에지점들을 발견하는 방법을 필요로 하게된다. 동일한 그룹에 속하는 에지점들을 발견하기 위해서 SHT 방법에서처럼 히스토그램을 이용한 허프 변환을 수행하고 문턱치보다 큰 빈도수를 가지는 셀들에 속하는 에지점들을 동일 그룹으로 간주하게 되면, 앞서 언급한 것처럼  $\theta$  의 샘플링과  $\rho$  의 양자화 문제가 발생하게 된다. 이를 해결하기 위하여 본 논문에서는 커널 밀도 추정기 (kernel density estimator) 를 사용하여  $\theta$  와  $\rho$  의 확률밀도를 추정하고 이의 피크 위치를 검출하여 그룹화를 수행하게 된다.

### 2.2 Gradient 방향의 확률밀도 함수 추정

히스토그램을 사용하는 확률밀도 함수의 추정은 가장 단순하면서도 널리 사용되고 있는 방법이다. 연산의 단순성이나 직관적으로 이해가 용이하다는등의 장점에도 불구하고 히스토그램을 사용한 확률밀도 함수의 추정은 히스토그램 bin의 초기 위치, 잡음등에 의해서 추정되는 확률 밀도 함수의 형상이 왜곡되어 피크값의 위치들이 변동될 수 있다는 단점이 있다 [11].

본 논문에서는, 이러한 문제점을 해결할 수 있는 방법으로 커널 밀도 추정기를 사용하여 특징점들의 gradient 방향과 원점으로부터의 거리의 확률 밀도 함수를 추정하고 그 피크를 발견하는 방법을 사용한다. 피크는 추정된 확률밀도 함수의 값의 1차 미분치가 0 이 되는 점을 찾는 방법으로 발견될 수 있다.

함수의 커널 밀도 추정기는  $N$ 개의 에지점의 gradient 방향들로부터 연산한  $\theta_m, m=1, \dots, N$  들에 해당하는 위치에 연속인 커널함수들을 배치하고 그 합으로서 확률밀도 함수를 추정하는 방법이다. 가장 널리 사용되고 있는 커널 함수중의 하나인 Gaussian 커널함수를 사용한 확률밀도 함수 추정기는 다음 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$f_{\theta}(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N K_{\sigma_{\theta}}(\theta - \theta_m) \tag{2}$$

여기서,  $K_\sigma(\cdot)$ 는 커널 함수이고 다음 식 (3)과 같이 정의된다.

$$K_{\sigma_\theta}(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\theta^2}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma_\theta^2}} \quad (3)$$

여기서, 인수  $\sigma_\theta$ 는 Gaussian 확률밀도함수의 표준편차 값이다.

식 (3)으로부터, 식 (2)는  $\theta$ 에 대하여 적분한 값이 1이 되는 유효한 확률밀도 함수임을 알 수 있다. 식 (2)를 사용하여 확률밀도 함수를 추정함에 있어서 가장 중요한 설계 인수는  $\sigma_\theta$  값으로 이 값에 따라서 추정기의 bias와 variance 특성 등 중요한 통계적 특성이 달라진다 [11].

식 (2)를 사용하여 추정된 각도  $\theta$ 의 확률밀도 함수로부터 직선을 발견하는 방법에는 두 가지가 있을 수 있다. 먼저 일정 문턱치 이상 값을 가지는  $\theta$  값들을 검출하여 이에 해당하는 직선들이 있다고 판단하는 방법이 있을 수 있는데, 이는 앞서 설명한 바와 같이 하나의 직선이 여러 개의 다른 직선으로 나타나는 문제점을 일으킬 수 있다.

본 논문에서 제안하는 방법은, 어떤 각도의 직선이 있으면 이 각도에서 확률밀도 함수가 피크를 가진다고 가정하고 추정된 확률밀도 함수의 피크점을 발견하는 것이다. 만약, 직선이 존재하고 그 직선으로부터 생성된 에지점들이 직선과 수직인 gradient 방향을 피크점으로 하여 분포되어 있는 확률밀도 함수를 가진다면, 적절한 커널 함수의 선택을 통하여 추정된 확률밀도 함수에서도 피크가 생성됨을 보일 수 있다. 따라서, 피크점들을 발견하고 이 피크점에 해당하는 각도에 직선이 있다고 가정하는 것은 충분히 현실성이 있다. 그러나, 모든 피크점에 해당하는 직선이 있다고 가정하면, 발생 빈도 수가 매우 작은 각도들도 모두 검출하게 되어 연산량이 증가한다는 단점을 가지게 된다. 따라서 본 논문에서 제안하는 방법은 먼저 피크점들을 검출하고 검출된 피크점들 중 일정 이상의 확률밀도 값을 가지는 각도  $\theta_i$  들에 해당하는 직선이 있다고 가정한다. 실제로는 동일 직선상의 에지점들이더라도 잡음 등의 영향으로 조금씩 다른 gradient 방향을 가질 수 있게 되므로 피크점  $\theta_i$  들을 검출하고  $I_i = [\theta_i - \Delta\theta, \theta_i + \Delta\theta]$  구간에 속하는 에지점들을 검출하여 동일한 그룹으로 판단한다.

동일 그룹에 속하는 에지점들은 어떤 직선 혹은 그 직선과 평행한 직선들이나 그 직선과 평행한 법선을 가지는 곡선상에 포함되어 있게 된다. 따라서, 동일한 그룹  $I_i$ 에 속하는 에지점들을 원점으로부터의 거리를 고려하여 다시 그룹화하여 동일 직선에 속하는 에지점들로 그룹화 할 수 있다. 만약,  $I_i$ 에 속하는 에지점들이  $M$ 개가 있고 이들의 원점으로부터의 거리가  $\rho_{ik}, k=1, \dots, M$ 으로 나타난다면 커널밀도 함수 추정기를 사용하여 식 (4)와 같이 원점으로부터의 거리의 확률밀도함수를 구할 수 있다.

$$f_{\rho_i}(\rho) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M K_{\sigma_\rho}(\rho_{ik} - \rho) \quad (4)$$

식 (4)로부터 피크점들을 발견하고 그 중 일정 문턱치 값을 넘는  $\rho_{ij}$ 를 발견하여  $(\theta_i, \rho_{ij})$  방향의 직선이 존재한다고 판단한다. 단순히 이러한 방법만을 사용하면 얼마나 많은 특징점들이 그 해당 직선에 존재하는지의 여부만을 고려하게 되고 특징점들의 연결성은 전혀 고려하지 않게 된다. 본 논문에서는, 이러한 문제점을 해결하기 위하여, 피크점 근처에 속하는 에지점들을 그룹화하고 동일 그룹에 속하는 에지점들의 좌표값들을 이용하여 연결성을 계량화한다.

식 (3)과 (4)에서 확률 밀도 함수를 추정할 때 사용하는  $\sigma$  값의 선택은  $\theta$ 와  $\rho$ 의 해상도와 밀접한 관계를 가진다. 만약  $\sigma$  값이 너무 크게 되면 인접한 피크들을 하나로 통합하므로 해상도가 떨어진다. 반면  $\sigma$  값이 너무 작게 되면 잡음 및  $\theta$ 의 샘플링과  $\rho$ 의 양자화 문제 등으로 허프 평면상에서 인접한 많은 피크가 검출되어 연산량이 많아지고 피크 위치에 오차가 발생한다. 일반적으로는 검출하고자 하는 직선이 얼마나 인접해 있는가에 따라서 최적의  $\sigma$ 를 발견하여야 하는데 검출하고자 하는 직선들이 얼마나 떨어져 있는지를 고려하여 수동으로 설계하는 경우가 많다.  $\sigma$ 의 자동설계는 cross-validation 기법 [11] 등을 사용하여 수행 될 수 있을 것으로 생각되는데 이는 차기 연구과제이다.

### 2.3 연결성을 고려한 허프 변환

제안하는 알고리즘에서 연결성을 고려한 허프변환을 수행하는 방법으로는 두 가지가 있을 수 있다. 첫번째 방법으로는  $\theta_i$  방향으로 원점으로부터 균일한 간격으로 샘플링된  $\rho_{ij}$ 를 구하고 각 구간에 속하는 에지점들을 구하여 그 연결성을 고려한 허프변환을 수행하는 방법이다. 이 방법의 장점은 연결성을 고려하지 않았을 때는 허프변환된 결과값이 작아서 직선으로 검출되지 못하던 직선 성분이 그 연결성을 고려하였을 때는 값이 커져서 잘 검출될 수 있다는 장점을 가지고 있으나 연산시간이 많이 걸리게 된다. 두 번째 방법으로는 균일한  $\rho_{ij}$ 에 대하여 허프변환된 값을 계산하는 것이 아니라 확률밀도 함수에서의 피크의 위치만 고려하는 방법을 사용할 수 있다. 즉  $I_i = [\theta_i - \Delta\theta, \theta_i + \Delta\theta]$ 에 속하는 특징점들을 이용하여 추정된 확률밀도 함수 (4)의 피크점들 중 일정 문턱치 값을 넘는  $\rho_{ij}$ 를 발견한 후, 이 피크값에 해당하는 직선 주변의 점들을 그룹화하여  $I_{ij} = (\theta_i, [\rho_{ij} - \Delta\rho, \rho_{ij} + \Delta\rho])$  구간을 정의 하면, 여기에 속하는 구간들은 그림 1에 나타난 것과 같이 이차원 공간상에서의 여러 개의 바(bar) 패턴들을 이루게 되고 각  $I_{ij}$ 에 속하는 에지점들의 좌표를 발견하여 연결성을 계산할 수 있다.

어떠한 연결성을 사용하면 보다 효과적으로 연결된 직선을 검출할 수 있을지에 관한 연구는 본 논문의 범위를 벗어난다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 신규성은 연결성을 효과적으로 연산할 수 있도록 하는 환경의 제공에 있다. 즉, 본 논문에서 제안하는 알고리즘을 사용하면 피크점 근처의 그룹에 속하는 특징점들을 동시에 고려하므로 짧은 연산시간 안에 연결성을 고려할 수 있다.

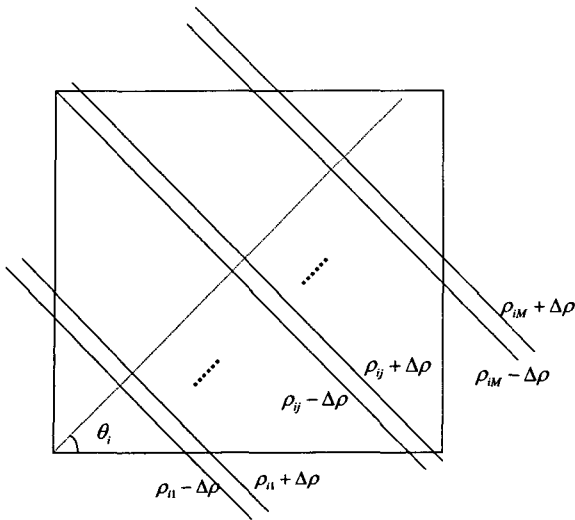


그림 1 영상 영역에서의 Bar 패턴  
Fig. 1 Bar pattern in image domain

본 논문에서는, 동일한 구간  $I_{ij}$  내부에 속하는  $N$  개의 에지점  $x_1^{ij}, x_2^{ij}, \dots, x_N^{ij}$  들의 연결성을 계량화하기 위하여, 에지점들의 좌표값이 얼마나 가까이 밀집하여 있는지를 계량화하는 다음과 같은 연결성 지수를 사용한다.

$$w_{ij}^2 = \max \left[ \frac{1}{VAR(N)(N-1)} \sum_{k=1}^N (x_k^{ij} - \overline{x_k^{ij}})^2, \frac{1}{VAR(N)(N-1)} \sum_{k=1}^N (y_k^{ij} - \overline{y_k^{ij}})^2 \right] \quad (5)$$

여기서,  $\overline{x^{ij}}, \overline{y^{ij}}$  는 각각  $x^{ij}, y^{ij}$  의 평균값이고,  $VAR(N)$  은  $N$ 개의 연속된 점들의 분산 추정 값으로 다음 식과 같이 정의 된다.

$$VAR(N) = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (j - \bar{j})^2 \quad (6)$$

상기와 같은 가중치 지수는 어떤 직선의  $x$  좌표들의 분산 값과  $y$  좌표들의 분산 값 중 큰 값에 기반한 것으로, 점들이 서로 잘 연결되어 있으면 좌표들의 분산 값은 작게 될 것이고 멀리 떨어져 있으면 크게 된다는 사실을 이용한 것이다. 직선이  $x$  축이나 혹은  $y$  축에 보다 평행하게 될수록  $y$  좌표들의 분산 값 혹은  $x$  좌표들의 분산 값이 0에 가깝게 되므로, 길이 방향의 좌표 분산을 이용하기 위하여 두 분산중 큰 값을 선택한다. 또한 직선이 길면 길수록 분산 값이 더 크게 나타나므로 식 (6)으로 정의되는  $N$  개의 에지점들이 모두 연결된 경우의 분산으로 나누어서 표준화해준다. 상기와 같은 연결성 지수를 사용하면 에지점들이 모두 연결되어 있는 경우 연결성 지수는 1이 될 것이고 연결이 잘 되지 않은 직선들일 수록 그 연결성 지수 값들은 크게 나타날 것이다. 이러한 연결성 지수와 허프 변환된 값을 서로 조합하면 효과적으로 짧은 직선을 구할 수 있게 된다.

식 (5)와 같이 정의된 연결성 지수값은 하나의 세그먼트를 이루는 직선을 잘 검출하기에는 적합하나 동일한 각도에 두 개 이상의 유효한 직선 세그먼트가 있는 경우에는 효과적이지 못하다. 즉, 두 개의 잘 연결된 직선 세그먼트가 있어도 두 세그먼트 사이의 거리가 멀면 그 분산 값은 매우 크게 나올 수 있다. 따라서 이러한 경우에는 엔트로피 형태의 연결성 지수값을 적용하면 유효할 것으로 생각된다 [12]. 각 좌표값들을 알고 있을 때, 구체적으로 연결성을 어떻게 고려하는가 하는 방법은 본 논문의 연구범위를 벗어난다. 특정 연결성 지수가 최종 직선 검출 성능에 어떠한 영향을 미치는 가는 선 검출성능 (line detectability) [3] 등을 고려하여 평가할 수 있을 것으로 생각되며 이에 대한 연구는 차기 연구과제이다.

### 2.4 알고리즘

본 논문에서 제안한 직선 검출 알고리즘은 다음 표 1 과 같이 정리 된다.

표 1 제안된 알고리즘  
Table 1 Proposed algorithm

<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 에지점출기를 통하여 에지점들을 검출하고 gradient 방향을 검출</li> <li>2. 검출된 에지점들의 gradient 방향의 확률밀도 함수를 식 (2)에 의해서 추정</li> <li>3. 추정된 확률밀도 함수의 피크점 <math>\theta_i</math> 들을 검출하고 <math>[\theta_i - \Delta\theta, \theta_i + \Delta\theta]</math> 구간에 속하는 에지점들을 발견</li> <li>4. 각 <math>[\theta_i - \Delta\theta, \theta_i + \Delta\theta]</math> 에 속하는 점들의 원점에서부터의 거리를 연산하고 식 (2)에 의해 확률밀도 함수 추정</li> <li>5. (a) 균일하게 <math>\rho_{ij}</math> 를 나누고 <math>[\rho_{ij} - \Delta\rho, \rho_{ij} + \Delta\rho]</math> 의 구간을 정의 (b) 피크 검출기를 이용하여 피크 <math>\rho_{ij}</math> 를 발견하고 <math>[\rho_{ij} - \Delta\rho, \rho_{ij} + \Delta\rho]</math> 의 구간을 정의.</li> <li>6. 해당 구간의 허프 변환 값을 연결성을 고려하여 연산</li> </ol>
--

앞서 설명한 바와 같이 단계 5)에서 두 가지 방법으로  $\rho_{ij}$  를 정의할 수 있다. 다음 장에서 설명하는 실험결과에서는 5) (b) 의 방법을 사용하였다.

## 3. 실험 결과

### 3.1 바코드 영상을 이용한 실험

본 논문에서 제안한 알고리즘의 효율성을 시험하기 위하여 Data Matrix 규격을 가지는 이차원 바코드 영상을 이용하여 선 검출을 실험하여 보았다. Data Matrix 영상을 정확히 복호 하기 위하여서는 이 영상의 주위를 감싸고 있는 L 자 형태의 직선을 정확히 검출하여 그 위치를 파악하는 것

이 매우 중요한 과제이다. 그림 2는 Data Matrix 규격의 바코드를 포함하고 있는  $640 \times 480$  크기의 영상과 이 영상을 LoG (Laplacian of Gaussian) 방법을 사용하여 에지점들을 추출한 에지 영상을 보여주고 있다.

그림 2에서 볼 수 있듯이 많은 경우, 바코드를 포함하고 있는 영상에 바코드 이외에도 직선들이 존재하게 된다. 따라서 주어진 영상에서 바코드 영상을 구성하고 있는 직선을 빠르고, 정확하게 검출하기 위하여서는 바코드를 구성하고 있는 L 자의 직선들이 연결성이 뛰어나다는 사실에 착안하여 연결성을 고려한 허프 변환을 수행할 필요성이 있게 된다. 뿐만 아니라, 연산을 빠르게 수행하여야 실시간 복호가 가능하게 된다.



(a)



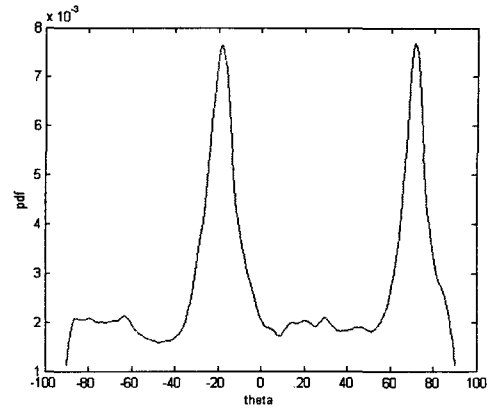
(b)

그림 2 데이터 매트릭스 규격의 영상 (a) 원 영상 (b) 에지점으로 구성된 이진 영상

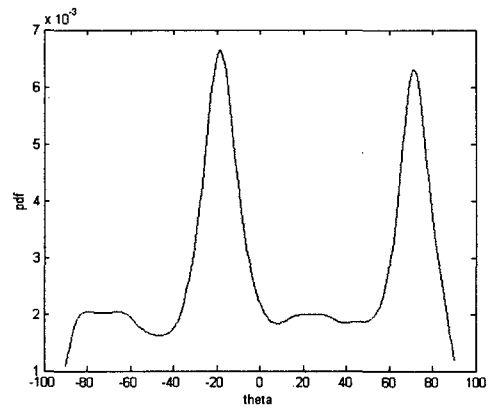
Fig. 2 Data Matrix barcode images (a) Gray scale image (b) Binary image based on edge points

그림 3은 표 1의 알고리즘에서 (1), (2) 단계를 수행하고 난 후 추정된 확률밀도 함수이다. 그림 2와 그림 3에서 볼 수 있듯이 두 개의 큰 피크가 존재한다.

그림 3에서 피크 위치를 구하고 일정 문턱치 값 이상의 확률 밀도 값을 가지는  $\theta_i$  들을 검출한다. 그림 3의 (a) (b) 에서 볼 수 있듯이 가장 중요한 설계 인자중의 하나가 커널 함수의 분산 값  $\sigma$  이다. 큰  $\sigma$  를 사용하면 추정되는 확률 밀도 함수가 보다 부드러워지고 그 추정 결과의 variance 가 작아지게 되나 bias 가 커지고, 반대로 작은  $\sigma$  를 사용하면 그 추정 결과의 bias 는 줄어드나 variance 는 커지게 된다 [11].



(a)

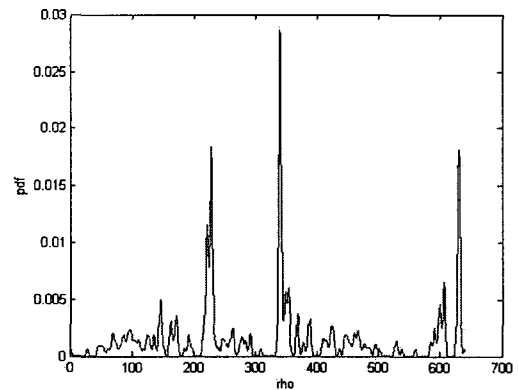


(b)

그림 3 추정된 확률밀도 함수 (a)  $\sigma = 0.001$  radian (b)  $\sigma = 0.005$  radian

Fig. 3 Estimated pdfs (a)  $\sigma = 0.001$  radian (b)  $\sigma = 0.005$  radian

그림 4는  $\theta_i$  중 가장 큰 값을 가지는 그룹에 속하는 에지 점들의 원점으로 부터의 거리의 확률밀도 함수이다. 앞서 설명한 바와 같이 이 경우에도 커널함수의 분산 값이 매우 중요한 설계 인자이다. 그림 3의 확률밀도 함수로부터 두 개의 큰 피크 값을 검출하고 각 피크 값에 해당하는 각도의



(a)

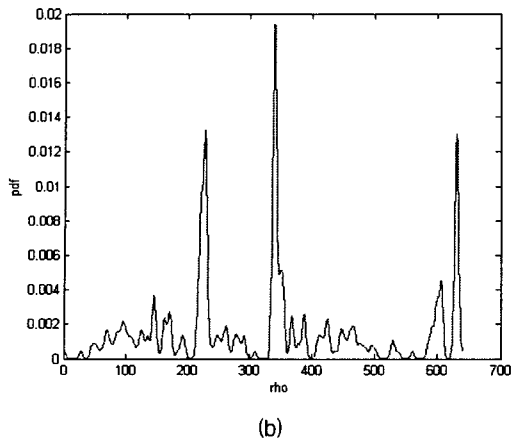


그림 4 거리 확률밀도 함수 (a)  $\sigma_\rho = 3$  (b)  $\sigma_\rho = 7$   
 Fig. 4 Estimated pdf of the distance (a)  $\sigma_\rho = 3$  (b)  $\sigma_\rho = 7$

직선들 중 원점으로 부터의 거리의 확률밀도 함수 값이 상위 8개에 해당하는 직선을 에지 영상위에 나타내면 그림 5와 같은 영상을 얻을 수 있다.

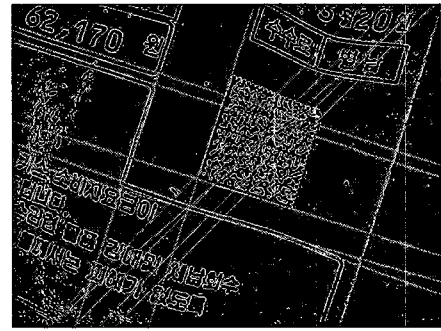


그림 5 제안한 방법으로 검출된 직선  
 Fig. 5 Detected lines using the proposed method

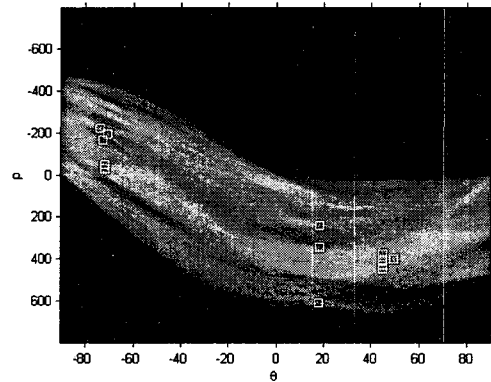
그림 6 (a)는 SHT 방법을 사용하여 일정한 문턱치 이상 값을 가지는 허프 셀에 해당하는 직선을 원래의 바코드 영상에 나타낸 그림이다. 그림 6 (a)에서 볼 수 있듯이  $\theta$ 의 샘플링과  $\rho$ 의 양자화 문제로 인하여 존재하지 않는 직선이 검출되기도 하고 존재하는 직선이라도 정확도가 떨어지는 경우가 있다 [4]. 그림 6 (b)는 허프 평면상에서 빈도수가 많은 13개의 셀들의 위치를 나타내고 있다. 이 실험에서 13개의 셀을 선택한 것은 L자 패턴을 모두 검출할 수 있었던 최소 숫자가 13이기 때문이다.

보다 많은 다른 종류의 영상에 대해서 제안한 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 Data matrix 규격을 가지는 다른 영상들을 이용하여 실험을 수행하였다. 그림 7은 실험에 사용된 Data Matrix 규격의 다른 바코드 영상들의 예를 보여준다.

연산시간을 비교하기 위하여 여러 가지 Data Matrix 규격을 가지는 바코드 영상에 대하여 본 논문에서 제안한 방법과 기존 방법과의 연산 속도를 비교하여 보았다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘과 기존 허프변환의 연산 복잡도의



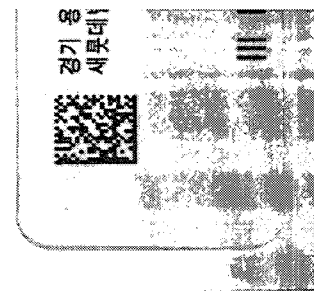
(a)



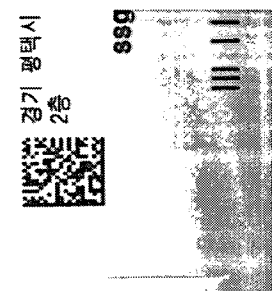
(b)

그림 6 허프변환으로 발견한 직선 (a) 허프평면상에서의 13개의 피크점으로 나타나는 직선들 (b)허프평면과 직선들에 해당하는 허프셀

Fig. 6 Detected lines using the standard Hough transform (a) 13 lines (b) 13 peaks in the Hough plane



(a)



(b)

그림 7 Data Matrix 규격을 가지는 실험영상들  
 Fig. 7 Datamatrix barcode images

비교는, 특징점의 개수, 허프셀의 크기, 커널함수의 윈도우 크기등의 매우 많은 인자가 관련되어 있으므로 빅 오 (Big O)와 같은 간단한 방법으로 계량화될 수 없다. 이는 기존의 선행 연구에서 잘 지적되어 있는 것으로 [3], 일반적으로 허프 변환 방법을 사용하는 경우에 있어서는 공통적으로 발생하는 현상이다.

따라서 본 논문에서는 실제의 연산시간을 측정하여 그 연산속도를 비교하였다. 실험은 Pentium 4 3.2GHz CPU 와 1GB RAM 을 가지는 하드웨어에서 실행하였다. 기존 방법으로는 360개의  $\theta$  셀과 800 개의  $\rho$  셀을 가지는 SHT 를 사용하는 방법과 GWHT 방법을 구현하였다. 연산시간에서 CWHT 방법은 제외하였는데 이는 CWHT 방법이 SHT 방법보다 약 3배의 시간이 걸리는 것으로 이미 보고가 되었기 때문이다 [3].

표 2는 실험 결과를 정리한것이다. 1번은 그림 2에 나타난 영상을 사용하였을때의 결과이고 2번부터 10번까지는 그림 7에 나타난 것과 유사한 Data Matrix 규격의 640×480 영상 9장을 사용한 결과이다.

표 2 연산시간 (단위:초)  
Table 2 Computation time (unit:second)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	평균
SHT	1.28	1.03	1.04	0.98	1.02	0.96	1.03	0.97	0.99	1.04	1.03
GWHT	0.54	0.45	0.44	0.44	0.42	0.45	0.44	0.47	0.43	0.58	0.47
제안된 알고리즘	0.23	0.37	0.22	0.22	0.36	0.22	0.24	0.22	0.21	0.37	0.27

SHT 방법, GWHT 방법, 제안하는 방법의 연산 결과에서 볼 수 있듯이 제안한 알고리즘의 수행속도가 가장빨랐다. 기존 방법과 비교할 때 GWHT의 연산속도가 빠른 것은 gradient 방향에 대해서만 연산을 수행하기 때문에 당연한 결과로 생각되고 본 논문에서 제안한 알고리즘이 GWHT 보다 빠른 것은 이차원 허프 평면에서의 연산을 수행하는 것이 아니라 일차원인 추정된 확률밀도 함수의 피크에 대해서만 연산을 수행하기 때문으로 설명될 수 있다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 연결성을 고려한 허프 변환을 수행할 수 있다. 그림 5에서 볼 수 있듯이 발견하고자 하는 L 패턴보다 연결성이 떨어지지만 허프평면상의 셀에 해당되는 특징점이 더 많은 직선들이 있게 된다. 이런 경우, 상위 몇 개의 직선만 검출하여 L자 패턴을 찾하고자 하는 경우에 오류가 발생할 수 있게 되는데 이는 연결성을 고려하여 해결할 수 있다.

그림 5에서 발견된 8개의 직선에 대하여 식 (4)와 같이 정의된 연결성 지수를 계산한 결과를 표 3에 나타내었다. 표 3에서 H1부터 H5 까지는 보다 수평에 가까운 5개의 직선을 나타내고 V1부터 V3까지는 보다 수직에 가까운 3개의 직선을 나타낸다.

표 3 확률밀도함수 피크값 및 그 가중치 값  
Table 3 Peak pdf values and corresponding weights

	H1	H2	H3	H4	H5	V1	V2	V3
피크값	1.98 e-2	1.94 e-2	19.4 e-2	1.32 e-2	1.82 e-2	1.83 e-2	2.87 e-2	1.81 e-2
가중치	9.93	7.47	11.8	10.3	17.3	12.5	4.1	41.1

표 3에서 검출하고자 하는 L 패턴은 H2와 V2에 해당한다. 표 3에서 볼 수 있는 바와 같이 H2와 V2의 해당 연결성 지수가 다른 직선들에 비해서 훨씬 더 좋으므로 이를 이용하면 항상 원하는 L 패턴, 즉 보다 더 연결성이 좋은 직선들을 후보 직선들로부터 찾을 수 있을 것으로 생각된다. 바코드 복호시 연결성을 고려하여 후보 직선들을 검출하고자 하는 L 패턴이 이루어지는 L 패턴들을 후보로 하여 복호를 수행하게 된다. 따라서 작은 개수의 후보 직선들에 항상 검출하고자 하는 L 패턴이 속하게 만드는 것이 중요하게 되고 연결성을 고려하여 그러한 목적을 달성할 수 있게 된다.

3.2 LCD 영상을 이용한 실험

제안된 알고리즘의 성능을 바코드 영상이외의 영상을 사용하여도 검증하기 위하여 LCD 패널상에 발생하는 선형의 얼룩을 검출하는 용도로 제안한 알고리즘을 사용하여 실험을 수행하였다. LCD 패널에는 제조 공정상의 문제로 다양한 형태의 얼룩이 존재하게 되는데 이의 자동 검사는 LCD 패널의 품질 관리를 위하여 매우 중요하다 [13]. 특히 선형의 얼룩은 가장 널리 발생하는 얼룩중의 하나로서 불량과의 상관관계가 높아서 그 검출이 매우 중요하다 [14].

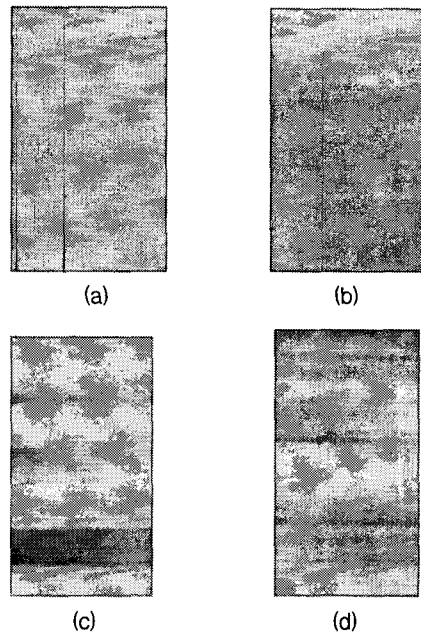


그림 8 선 얼룩을 가지는 LCD 영상  
Fig. 8 LCD images with line type alluk

그림 8은 실험에 사용된 LCD 패널 영상들을 보여준다. 영상의 크기는 426x254 이고 32 인치 LCD 패널의 제조공정 중에 얻은 영상이다. 그림에서 볼수 있듯이 불량 발생하여 수직 혹은 수평 방향의 얼룩들이 존재함을 알수 있다.

그림 8 (a)의 영상에 SHT 방법, GWHT, 제안한 방법등을 적용하여서 그 성능을 검증하여 보았다. 다음 그림 9 (a)는 SHT 방법으로 발견한 직선이고 그림 9 (b)는 제안된 알고리즘을 사용하여 발견한 직선이다.

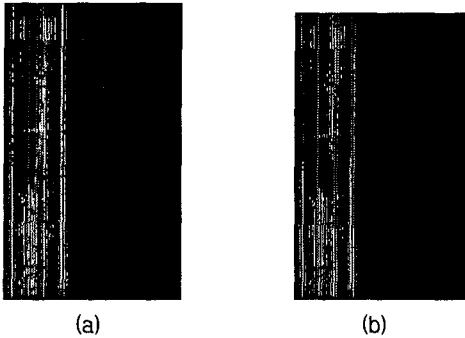


그림 9 SHT와 제안한 방법으로 발견된 직선 (a) SHT 방법 (b) 제안한 방법

Fig. 9 Detected lines (a) SHT (b) proposed method

그림 10은 그림 9의 영상의 왼쪽 부분을 확대해 나타낸 그림이다. SHT 방법으로 발견된 직선보다 제안한 방법으로 발견된 직선이 원 영상에 존재하는 직선과 보다 더 잘 일치함을 알 수 있다. 이는 히스토그램과 이를 이용한 방법보다 확률밀도 함수와 그 피크를 추정하는 방법으로  $\theta$  의 샘플링과  $\rho$  의 양자화 문제점을 완화할 수 있기 때문에 이차원 허프 평면상에서의 고정밀 직선 탐지 알고리즘을 사용한 경우에도 이와 유사한 결과들이 보고되었다 [8-9]. 종래의 알고리즘들은 SHT 보다 많은 연산시간이 필요한 반면 제안하는 알고리즘은 짧은 연산시간안에 정확히 직선을 검출할 수 있다는데 그 의의를 가진다.

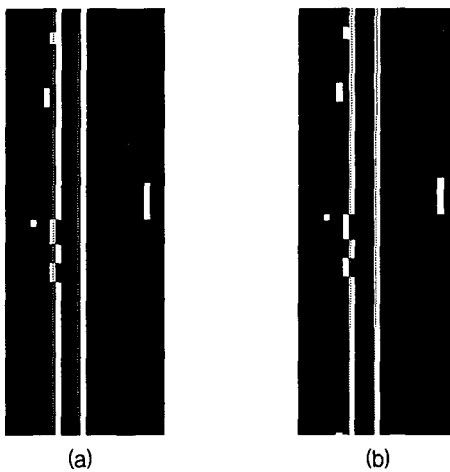


그림 10 SHT와 제안한 방법으로 발견된 직선 (a) SHT 방법 (b) 제안한 방법

Fig. 10 Detected lines (a) SHT (b) proposed method

표 3은 그림 8의 LCD 영상들을 이용한 직선 검출의 실행 속도를 비교한 표이다. 실험에 사용한 하드웨어의 규격은 3.1 절의 실험에서 사용한 것과 동일하다. 제안한 알고리즘이 가장 빠른 연산 속도를 가지고 있음을 알 수 있다.

표 3 LCD 영상을 이용한 실험의 연산 시간 (단위: 초)  
Table 2 Computation time using LCD images (unit: second)

	1	2	3	4	평균
SHT	0.73	0.78	0.96	0.88	0.84
GWHT	0.36	0.36	0.36	0.36	0.36
제안한 알고리즘	0.14	0.13	0.10	0.09	0.12

#### 4. 토 론

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 기존 알고리즘들과 다음과 같이 비교될 수 있다. 먼저 SHT 방법과 비교하여 보면, gradient 정보를 사용하여 연산량을 줄였을 뿐만 아니라 커널 추정기를 이용한 확률밀도 함수와 피크 검출기를 이용하여 보다 정확한 직선 검출을 가능하게 하였다. 또한 연결성을 고려한 허프변환을 보다 효율적으로 수행할 수 있다는 장점을 가지고 있다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘을 GWHT 와 비교하여 보면, 두 방법 모두 gradient 정보를 이용하여 효율적인 허프변환을 수행한다는 공통점을 지니고 있으나, GWHT 는 gradient 정보를 이용하여 이차원 허프평면상에서 허프셀의 값을 증가시키는 방법을 사용하고 있고 본 논문에서 제안하는 방법은 이차원 허프셀의 값들이  $\theta$  와  $\rho$  방향으로 프로젝션된 파형의 피크값을 구하는 방법으로 볼 수 있다. 제안하는 알고리즘은 이차원 허프 평면에서의 연산이 아니라 일차원 확률밀도 함수만을 구하는 방식을 사용하여 연산시간을 줄이는 장점이 있다. 또한  $\theta$  와  $\rho$  의 피크점들을 추정하고 이에 해당하는 직선과 평행한 구간에 속하는 점들의 연결성을 고려하기 때문에 짧은 직선을 잘 검출한다는 장점을 가지고 있다.

본 논문에서는 연결성을 고려하기 위하여 두 가지 방법을 제안하고 있다. 첫째로는,  $\theta$  의 피크를 검출하고  $\rho$  방향으로 균일한 샘플링을 수행하는 방법으로, 연결성을 고려한 허프변환을 사용할 수 있다는 장점이 있다. 다른 방법으로는  $\rho$  방향으로도 확률밀도 함수를 구하여 그 피크 값들을 연결성을 고려하여 다시 연산하는 방법이다.

제안하는 방법은 검출하고자 하는 직선이 피크를 나타내지 않는 경우에는 사용할 수 없다는 단점이 있으나, 피크가 나타나는 경우에는 연산량을 줄일 수 있다는 장점이 있다. 본 논문의 실험에서 사용한 이차원 바코드 영상과 LCD 영상의 경우에는 항상 피크가 검출되어서 이 방법을 효과적으로 사용할 수 있었다. 추후 보다 많은 종류의 영상들에의 응용을 연구할 계획으로 있다.

GWHT 방법은 각 에지점에 해당하는  $\theta$  와  $\rho$  셀 근처의 셀들에 커널 함수를 배치하고 이차원 허프평면상에서의 피



크 위치를 검출하여 그에 해당하는 직선이 있다고 판단하는 알고리즘과 유사하다고 볼 수 있다. 이 경우는 본 논문에서 제안하고 있는 방법과는 달리, 이차원 내삽 (interpolation) 과 피크 검출기가 필요하게 되어 연산시간이 보다 증가하게 된다. 이는 이차원 피크 검출기를 사용하여 검출 정밀도를 높이고자하는 다른 연구들 [8-9] 에도 공통적인 현상이다. 일차원으로 프로젝트된  $\theta$  와  $\rho$  의 피크점들을 검출하는 것과 이차원상에서 피크점을 검출하는 여러 방법들과의 보다 상세한 성능비교는 다음 연구과제이다.

CWHT 방법과 비교하여 보면, CWHT 는 gradient 정보를 사용하지 않고 임의의 두 점을 선택하여 직선의 연결성을 계산하게되므로 실제로는 동일 직선에 속하지 않은 많은 두 점들에 대해서 연산을 하기 때문에 효율적이지 못하다는 문제점을 가지고 있다. 이를 보완하기 위하여, gradient 정보를 이용하여 동일한 gradient 방향을 가지는 에지점들만을 그룹화하고 이 그룹에 속하는 에지점들만을 이용하여 CWHT 를 수행하는 방법을 고려해 볼 수 있다. 이 경우에도 평행한 여러개의 직선들 중에서 찾아내고자하는 직선에 속하는 에지점들의 비율이 작은 경우에는 연산량이 늘어나게 될 것으로 생각된다 [3]. 이를 보완하기 위해서 전체의 영상을 여러 개의 작은 영상으로 나누어 CWHT 를 수행하고 그 결과를 조합하는 방법을 고려해 볼 수 있는데 이는 추후 연구과제이다.

연산 속도를 보다 빠르게 하기 위해서는 FHT 방법 [5] 이나 다해상도 영상을 사용하는 기법등과의 결합, 변형을 통한 방법들을 연구해 볼 수 있다. 이 방법들이 사용하고 있는 계층적 (hierarchical) 접근 방법을 응용하면 본 논문에서 제안한 알고리즘을 보다 빠르게 할 수 있을 것으로 예측되는데 이의 연구는 추후 과제이다.

### 5. 결 론

본 논문에서는, 에지점들의 gradient 방향의 확률밀도 함수를 구하여 동일 피크 위치에 속하는 에지점들을 그룹화하고, 동일 그룹에 속하는 점들의 원점으로부터의 거리의 확률밀도 함수를 이용하여 직선을 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 알고리즘은 연산 시간을 줄이면서 정확한 직선을 검출할 뿐만 아니라 연결성도 고려할 수 있다는 장점을 가진다. 이차원 바코드 영상과 LCD 영상에서 직선을 찾는 응용에서, 제안한 알고리즘은 기존의 허프변환 방법들에 비하여 빠른 연산속도로 정확하게 직선을 검출 할 수 있었다.

### 참 고 문 헌

[1] R O Duda and P Hart, "Use of Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures : Graphics and Image Processing," *Comm. ACM*, Vol.15, pp. 11-15, 1972.  
 [2] R C Gonzalez, R E Woods, and S L Eddins, *Digital Image Processing using MATLAB*, Prentice Hall, 2004.  
 [3] M C K Yang, J S Lee, C C Lien, and C L Huang, "Hough Transform Modified by Line Connectivity and Line Thickness," *IEEE Trans. PAMI*, Vol.19,

No.8, pp. 905-910, 1997.

[4] T M Van Veen and F C A Groen, "Discretization Errors in the Hough Transform," *Pattern Recognition*, Vol.14, pp. 137-145, 1981.  
 [5] N Guil, J Villaiba and E L Zapata, "A Fast Hough Transform for Segment Detection." *IEEE Trans. Image Processing*, vol.4, No.11, Nov. 1995.  
 [6] M Atiquzzaman, "Multiresolution Hough Transform - An Efficient Method of Detecting Patterns in Image," *IEEE Trans. PAMI*, vol.14, No.11, Nov., 1992.  
 [7] F O'Gorman and M B Clowes, "Finding Picture Edges Through Collinearity of Feature Points," *IEEE Trans. Computers*, Vol.25, No.4, pp.449-456, 1976.  
 [8] W Niblack and D Petkovic, "On improving the Accuracy of the Hough Transform," *Machine Vision and Applications*, vol.3, No.2, 1990.  
 [9] E Magli and G Olmo, "On High Resolution Positioning of Straight Patterns via Multiscale Matched Filtering of the Hough Transform," *Pattern Recognition Letters* 22, 2001.  
 [10] R Muniz, L Junco and A Otero, "A Robust Software Barcode Reader using the Hough Transform," *Proc. of International Conference on Information, Intelligence, and Systems*, pp.313-19, 1999.  
 [11] B W Silverman, *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*, Chapman and Hall, 1986.  
 [12] T M Cover and J A Thomas, *Elements of Information Theory*, John Wiley and Sons, New York, 1991.  
 [13] Y Mori, K Tanahashi, R Yoshitake and S Tsuji, "Extraction and Evaluation of Mura Images in Liquid Crystal Displays," *Proceedings of SPIE*, Vol. 4471, pp. 299-306, 2001.  
 [14] J Oh, D Kwak, K Lee, Y Song, D Choi, and K Park, "Line Defect Detection in TFT-LCD using Directional Filter Bank and Adaptive Multilevel Thresholding," *Trans Tech Publications*, Vol. 270-273, pp. 233-238, 2004.6.

## 저 자 소 개



### 김 정 태 (金廷泰)

1989년 서울대학교 제어계측공학과 졸업.  
 1991년 동 대학원 석사과정 졸업. 1991년 -1998년 삼성전자 디지털미디어연구소 책임연구원. 2004년 미시간대학교 전기공학박사(Ph.D).  
 2004년-현재 이화여자대학교 정보통신학과 조교수  
 Tel : +82-2-3277-4084  
 Fax : +82-2-3277-3494  
 E-mail : jtkim@ewha.ac.kr