
경계선 강도를 이용한 허프 변환의 개선

허경용* · 이광의** · 우영운***

Edge Strength Hough Transform : An Improvement on Hough Transform Using Edge Strength

Gyeongyong Heo* · Kwang Eui Lee** · Young Woon Woo***

요 약

디지털 영상에서 기하학적인 요소들을 찾아내는 일은 컴퓨터 비전 분야에서 기본적인 작업 중 하나이며, 허프 변환(Hough transform)은 파라미터로 표현되는 기하학적 요소 추출을 위해 널리 사용되고 있는 방법 중 하나이다. 하지만 허프 변환은 영상의 한 픽셀이 허프 공간의 한 방정식에 대응되는 일대다 특성으로 인해 잡음에 민감한 특성을 갖는다. 이 논문에서는 이러한 잡음 민감성을 줄이는 방법으로 경계선 강도를 이용한 허프 변환을 제안하고, 이를 허프 공간에서의 피크 비(peak ratio)를 이용하여 증명하였다. 또한 직선을 대상으로 한 실험을 통하여 이를 확인하였다. 실험 결과, 제안한 경계선 강도 허프 변환은 기존의 허프 변환에 비해 잡음에 의해 검출되는 직선의 수가 줄어드는 것을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

The detection of geometric primitives from a digital image is one of the basic tasks in computer vision area and the Hough transform is a well-known method for detecting analytical shape represented by a number of free parameters. However the basic property of the Hough transform, the one-to-many mapping from an image space to a Hough space, causes the innate problem, the sensitivity to noise. In this paper, we proposed Edge Strength Hough Transform which uses edge strength to reduce the sensitivity to noise and proved the insensitivity using the ratio of peaks in a Hough space. We also experimented the proposed method on lines and got small number of peaks in a Hough space compared to traditional Hough transform, which supports the noise insensitivity of the proposed method.

키워드

경계선 강도 허프 변환, 허프 변환, 경계선 강도, 잡음 민감성, 캐니 경계선 검출
Edge Strength Hough Transform, Hough Transform, Edge Strength, Noise Sensitivity, Canny Edge Detector

I. 서 론

디지털 영상으로부터 기하학적인 요소들을 검출하는 것은 컴퓨터 비전 분야에서 기본적인 작업 중 하나이다. 이 때 기하학적인 요소는 그 형태를 정의하는 몇 가지 파

라미터로 정의되며, 디지털 영상으로부터 기하학적인 요소의 검출은 영상의 정보를 이용하여 파라미터 값을 추출하는 것으로 볼 수 있다.

기하학적 형태를 검출하기 위한 기법들 중의 하나인 허프 변환(Hough transform)은 영상의 픽셀과 기하학적인

* Dept. of Computer and Information Sci. and Eng., University of Florida 접수일자 : 2006. 10. 27

** 동의대학교 멀티미디어공학과

*** 교신저자 : 동의대학교 멀티미디어공학과

형태를 나타내는 파라미터의 대응 관계를 이용하여 기하학적 형태를 검출하는 기법으로 널리 사용되고 있다[1]. 허프 변환은 직선을 검출하기 위한 기법으로 허프(Hough)에 의해 제안되었지만, 이후 다양한 형태의 기하학적인 요소를 검출하거나[3], 임의의 형태를 추출하기 위한 방법[2], 명암 대비값(contrast)이 낮은 영상에서 직선을 추출하기 위한 방법 등으로 발전되어 왔다[4].

이처럼 허프 변환은 많은 연구를 통해 부분적으로 변형되거나 개선된 기법들이 제안되고 활용되어 왔지만, 잡음(noise)이 많은 영상에서는 직관적으로 판단할 수 있는 실제 기하학적인 요소들 이외에 잡음에 의한 부적절한 기하학적 요소들이 함께 검출되는 근본적인 문제점을 안고 있다. 이는 영상 공간과 허프 공간의 일대다 대응이라는 허프 변환의 기본 특성에 따른 것이다.

이 논문에서는 경계선 강도를 이용하여 잡음이 많은 영상에서 기존의 허프 변환보다 잡음에 강한 방법, 즉 실제 기하학적인 요소와 잡음에 의한 기하학적인 요소를 구별해 낼 수 있는, **경계선 강도 허프 변환(Edge Strength Hough Transform)**을 제안하였다. 제안된 방법은 허프 공간에서의 피크 비(peak ratio)를 통해 잡음 민감성의 감소가 증명되었으며, 이를 직선을 포함하는 영상에 대한 실험을 통해 확인하였다. 이 논문에서는 직선을 대상으로 실험하였지만, 경계선 강도를 이용하는 방법은 찾아내고자 하는 요소의 파라미터 개수나 형태에 의존하지 않으므로, 임의의 기하학적인 요소를 찾아내기 위해서도 적용될 수 있다.

II. 허프 변환

허프 변환은 영상 내의 기하학적인 형태를 추출하기 위하여 사용되는 기법 중 하나로, 일반적으로 추출을 원하는 형태는 파라미터 형식으로 표현되어야 한다. 하지만 파라미터의 수가 증가함에 따라 변환을 위해 필요한 메모리 공간과 연산량이 기하급수적으로 증가하기 때문에 파라미터로 표현되지 않는 임의의 형태를 검출하기 위한 일반화된 허프 변환(**generalized Hough transform**)[2]도 제안되었지만, 허프 변환은 대부분 직선, 원, 타원 등의 적은 개수의 파라미터로 표현되는 도형의 검출을 위해 사용되고 있다.

허프 변환의 처리 과정은 경계선 검출(edge detection),

파라미터 추출(parameter extraction), 파라미터 검증(parameter verification)의 3 단계로 나누어 생각할 수 있다. 첫 번째 단계인 경계선 검출은 이 논문의 주요 관심사가 아니기 때문에 경계선 검출에 많이 사용되는 캐니 경계선 검출기(Canny edge detector)[5]를 이용하였다. 마지막 단계인 파라미터 검증은 필수적인 단계는 아니지만 대부분의 시스템에서 추출된 기하학적 형태의 실제 존재 여부를 검증하는 단계로 채택하고 있다. 이 논문에서는 두 번째 단계인 파라미터 추출 단계를 개선하여 잡음에 의해 부적절한 기하학적 형태가 검출되는 것을 줄이도록 하는 것을 그 목적으로 하며, 이를 위하여 경계선 강도(edge strength)를 활용하는 경계선 강도 허프 변환을 제안하였다.

III. 직선 검출을 위한 허프 변환

직선 검출을 위한 허프 변환의 기본 아이디어는 영상의 각 픽셀이 전역적으로 일관성 있는 해의 유도에 기여한다는 것에 기초를 두고 있다[6]. 직선을 묘사하기 위한 수식은 여러 가지가 있지만, 허프 변환을 위해 널리 사용되는 것은 수식 (1)과 같은 ‘파라미터 형식(parametric form)’ 또는 ‘정규 형식(normal form)’이라고 불리는 형태의 수식이다.

$$x \cos(\theta) + y \sin(\theta) = r \quad (1)$$

여기서 x, y 는 카테시안(Cartesian) 평면의 픽셀 좌표를 의미하며, r 은 원점으로부터 직선까지의 거리, θ 는 x 축에 대한 r 의 각도이다. 영상에서는 픽셀의 좌표가 알려져 있고 그 좌표가 파라미터에 의해 표현되는 직선의 상수 역할을 하는 반면 r 과 θ 는 알 수 없는 변수이다. 만약 임의의 픽셀 (x, y) 에 의해 정의되는 (r, θ) 의 모든 가능한 값을 $r-\theta$ 좌표계에 나타낸다면 곡선을 얻을 수 있다. 이 때 $r-\theta$ 로 표현되는 좌표계를 ‘허프 공간(Hough space)’ 또는 ‘파라미터 공간(parameter space)’이라고 한다. 이러한 픽셀로부터 곡선을 얻어내는 일대다 변환을 직선에 대한 허프 변환이라고 부르며, 그림 1에서 알 수 있듯이 동일한 직선에 존재하는 점들에 대해 얻어진 곡선들은 공통된 (r, θ) 좌표에서 교차하게 된다.

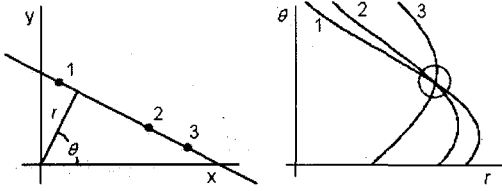


그림 1. 영상 공간의 픽셀로부터 허프 공간의 곡선으로의 대응 관계

Fig. 1. Mapping from points in a image space to curves in a Hough space

직선을 검출하기 위한 허프 변환은 영상의 모든 픽셀들에 대하여 유도되는 모든 곡선 함수값을 이산화하여 2차원 배열($\theta \times r$ 개의 요소)로 구성된 축적기(accumulator)에 누적시킨 후, 축적기에서 피크 값(peak value)을 가지는 (r, θ) 값이 영상에 존재하는 각 직선 성분들에 대한 (r, θ) 값으로 판단될 수 있다. 8개의 직선 성분을 갖는 영상에 대한 허프 공간 영상은 그림 2와 같이 나타난다.

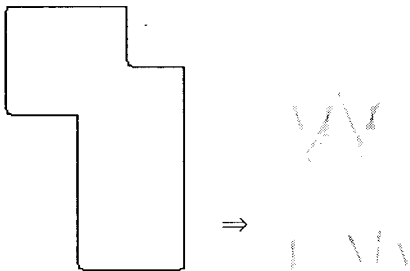


그림 2. 경계선 영상과 그 영상의 허프 공간 영상
Fig. 2. An edge image and its Hough space image

비록 허프 변환이 영상에서의 직선을 검출하기 위한 좋은 방법들 중의 하나로 알려져 있지만, 영상 공간의 모든 점들에 대하여 허프 공간으로의 일대다(one-to-many) 대응이 이루어지는 기본적인 특성 때문에 잡음에 민감하다는 특징을 가진다. 즉 영상의 실제 경계선 픽셀들에 의해서만 축적기에 값이 누적되는 것이 아니라, 경계선은 아니지만 잡음으로 인해 검출된 픽셀들로 인해서도 축적기에 값이 누적됨으로써 허프 공간에 잘못된 피크를 형성할 수 있다. 잡음이 존재하는 영상의 한 예에 대한 기존의 허프 변환 결과는 그림 3과 같다. 그림 3에서 알 수 있듯이 직관적으로는 3개의 직선만이 검출되는 것이 최상의 결과

이나, 허프 변환에 의한 결과에는 잡음으로 인하여 중복되거나 잘못된 직선들이 다수 검출됨을 알 수 있다.

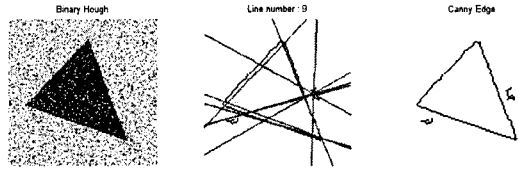


그림 3. 잡음 영상에 대한 허프 변환 결과
Fig. 3. Result of the Hough transform applied to a noisy image

IV. 경계선 강도를 이용한 허프 변환의 제안

허프 변환은 영상에서 파라미터 형식으로 나타나는 임의의 형태를 찾아내기에 유용하다. 하지만 그림 3에 나타나 있듯이 허프 변환은 잡음에 민감한 성질을 갖는다. 이 논문에서는 이러한 잡음 민감성을 완화시키고자 경계선 강도를 이용한 새로운 허프 변환을 제안하였으며, 이는 심리학에서 시행된 실험에서도 그 근거를 찾을 수 있다.

심리학에서 행해진 실험 결과에 따르면, 인간은 ‘선분으로 그려진 그림(line drawings)’만으로도 사물을 인식할 수 있음이 밝혀졌고[7], 이러한 결과는 물체 인식 시스템(object recognition system)의 저수준(low-level) 영상 처리 단계는 경계선 검출만으로 충분하다는 주장의 근거로 종종 사용되고 왔다. 하지만 심리학에서 말하는 ‘선분으로 그려진 그림’은 컴퓨터 비전에서의 경계선(edge)과는 다르며, 이는 위에서 언급한 근거를 바탕으로 만들어진 시스템이 성공하지 못하는 이유 중의 하나가 된다. 심리학에서 말하는 ‘선분으로 그려진 그림’은 알려진 대상을 묘사하기 위한 하향식(top-down) 과정을 말하지만, 컴퓨터 비전에서의 경계선 검출은 상향식(bottom-up) 과정으로 대상을 인식하기 이전에 사전 지식 없이 행해지는 과정을 말한다.

Evelyne Lutton과 Patrice Martinez의 실험 결과에 따르면, 이러한 ‘선분으로 그려진 그림’과 경계선 맵(edge map)의 차이는 경계선 강도를 사용하여 영상을 표현하는 경우 줄어드는 것으로 나타났다[8]. 비록 이 결과가 허프 변환에서의 잡음 민감성이 경계선 강도를 사용함으로써 줄어든다는 것을 직접적으로 뒷받침하지는 않지만, 인간의 인식 과정에서 경계선 강도의 유용성은 기계의 인식

과정에서도 유용할 수 있다는 근거가 되며, 만약 기계의 인식과정에서 경계선 강도가 유용하지 않다면, 기계의 인식 과정은 인간의 인식 과정을 모사한다는 인공지능의 전제와 상충하게 된다.

4.1. 경계선 강도

심리학에서의 실험에 따르면 경계선 강도는 인식 과정에서 경계선 픽셀의 중요성을 나타내는 가중치로 생각할 수 있으며, 대상 물체에 그 경계선 픽셀이 소속된 정도를 나타낸다고도 볼 수 있다. 일반적으로 대상 물체의 실제 경계선 픽셀은 잡음에 의한 경계선 픽셀보다 큰 경계선 강도를 가지므로, 경계선 강도를 결정할 때 잡음 픽셀에서보다 경계선 픽셀에서 큰 값을 가지도록 해주면 대상 물체만을 선택적으로 추출하거나 인식하는 것이 가능해진다.

대부분의 경계선 검출 알고리즘은 경계선의 판단 근거로 그라디언트(gradient)를 사용하고 있으며, 일반적으로 그라디언트는 위에서 말한 특성을 만족시킨다. 즉, 경계선 픽셀에서의 그라디언트는 잡음 픽셀의 그라디언트보다 크다. 따라서 본 논문에서는 그라디언트를 경계선 강도로 사용하여 실험하였다. 일반적인 경계선 맵(edge map)과 경계선 강도 허프 변환에 사용되는 경계선 강도 맵(edge strength map)이 그림 4에 나타나 있다. 경계선 강도 맵은 N 픽셀의 두께를 가지며, 중심에서부터 기하급수적으로 감소하는 경계선 강도를 가지는 것이 그 특징이다.

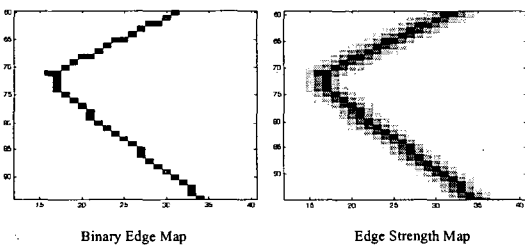


그림 4. 경계선 맵과 경계선 강도 맵
Fig. 4. An edge map and an edge strength map

4.2. 경계선 강도 허프 변환

이 논문에서 제안한 경계선 강도 허프 변환의 처리 과정은 그림 5와 같다.

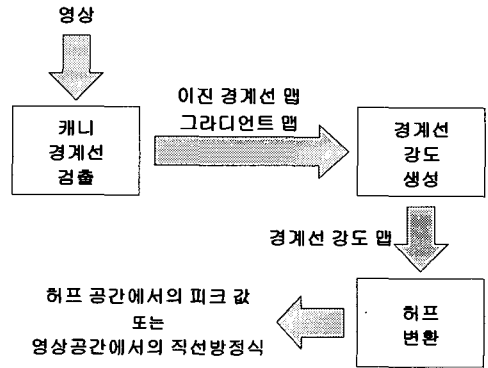


그림 5. 경계선 강도 허프 변환의 처리 과정
Fig. 5. The process of edge strength Hough transform

먼저 입력 영상에 캐니 경계선 검출기(Canny edge detector)를 적용하여 경계선 맵과 그라디언트 맵을 얻으며, 이 두 가지 맵과 이용하여 경계선 강도 맵을 생성한다. 이렇게 생성된 경계선 강도 맵을 허프 변환 과정을 거치게 되면 개선된 허프 공간에서의 피크 값 리스트나 영상 공간에서의 직선 방정식을 얻을 수 있다. 이 때 허프 변환 과정에서는 모든 픽셀이 축적기에 동일한 양을 증가시키는 기존 허프 변환과 달리, 경계선 강도만큼의 양을 증가시킨다.



그림 6. N 픽셀 경계선에 의한 국부적인 최대값 억제 효과
Fig. 6. Local maxima suppression using N-pixel wide edge

경계선 강도 맵은 기존의 한 픽셀 두께의 경계선과 그라디언트를 활용하여 임의의 두께를 갖는 경계선을 얻은 것으로, 이 때 추가된 경계선 픽셀에서의 강도는 기하급수적으로 감소하도록 설정되었다. $N(= 2n + 1)$ 픽셀 두께의 경계선은 잡음에 의해 생성되는 직선 성분을 억제하는 역할을 하며, 그림 6에 나타난 것과 같이 N 픽셀 두께의 경계선을 사용함으로써 허프 공간에서 국부적인 최대값(local maxima)이 실제 직선에 해당하는 파라미터 값 주위에 하나만 생성되는 확률을 높일 수 있음을 의미한다. 즉,

그림 6의 허프 변환에서 두 직선은 각각이 국부적인 최대 값이 될 수 있지만, 경계선 강도 허프 변환에서는 둘 중 하나만이 최대값이 될 확률이 커지게 된다. 사용된 N 값은 실험에 의해 5로 설정되었으며, 그림 7의 의사(pseudo) 코드는 경계선 강도 맵을 얻는 과정을 나타낸 것이다.

```
function edgeStrengthMap =
EdgeStrengthMapGenerator(binaryMap; gradientMap)
n ← iteration_count
edgeWeight ← [1, 0.6, ..., 0.6^n]
% exponentially decreasing weight
beforeBroadening ← edgeStrengthMap
weightMatrix ← [] % equal size with image
for i = 1 to n
afterBroadening ← dilate(beforeBroadening)
difference ← afterBroadening - beforeBroadening
weightMatrix ← weightMatrix
+ difference * edgeWeight[i]
beforeBroadening ← afterBroadening
end
edgeStrengthMap ← gradientMap * weightMatrix
```

그림 7. 경계선 강도 맵을 얻기 위한 의사 코드
Fig. 7. Pseudo code for calculating edge strength map

4.3. 경계선 강도 허프 변환의 잡음 민감성 감소에 대한 증명

허프 변환에 의해 축적기에 누적되는 값을 생각해 보자. 영상에 실제 직선 하나와 잡음에 의한 직선 하나가 있다고 가정하면, 허프 공간의 축적기 상에는 2개의 피크가 발생할 것이다. 이 2개의 피크 값을 각각 '실제 피크 값'과 '잡음 피크 값'이라고 하고 이 피크 값들에 해당하는 축적기 상의 값들을 각각 N_{real} , N_{noisy} 라고 하자. 이 중 N_{real} 에 영향을 미치는 경계선 픽셀의 수를 a , 잡음 픽셀의 수를 b 라고 하고, 이들의 경계선 강도를 각각 N , M 이라고 하면 N_{real} 의 값은 수식 (2)과 같이 된다. 유사하게 잡음 피크 값에 영향을 미치는 경계선 픽셀과 잡음 픽셀의 수를 c , d 라고 하면 N_{noisy} 의 값은 수식 (3)과 같이 표현될 수 있다.

$$N_{real} = aN + bM \quad (2)$$

$$N_{noisy} = cN + dM \quad (3)$$

일반적으로 경계선 픽셀의 강도는 잡음 픽셀의 강도에 비해 크다($N > M$). 또한 픽셀의 수에 있어, 일반적으로 잡음 픽셀의 수는 경계선 픽셀의 수보다 적으며($a > b$), 각 피크 값에 영향을 미치는 잡음 픽셀의 수는 균일 백색 잡음

(uniform white noise)으로 가정할 경우 비슷한 것으로 볼 수 있다($b \approx d$). 마지막으로 잡음 피크 값에 영향을 미치는 경계선 픽셀의 수는 실제 피크 값에 영향을 미치는 경계선 픽셀의 수보다 적다($a > c$). 만약 그 반대의 경우라면 실제 피크 값과 잡음 피크 값이 바뀐 것으로 생각할 수 있다. 이러한 4가지 가정을 정리하면 아래와 같다.

- 가정(assumptions)

1. $N > M$
2. $a > b$
3. $b \approx d$
4. $a > c$

허프 변환의 신뢰성(reliability)을 실제 피크 값과 잡음 피크 값을 구별하는 능력에 따라 판단할 경우, 위에서 유도한 축적기 값의 비(ratio)는 그 지표가 될 수 있다.

$$R = N_{real} / N_{noisy} \quad (4)$$

기존 허프 변환에서 경계선과 잡음 픽셀의 강도는 1로 생각할 수 있으므로 경계선 강도 허프 변환과 기존의 허프 변환에서 R 은 각각 다음과 같다.

$$R_{strength} = \frac{N_{real}}{N_{noisy}} = \frac{aN + bM}{cN + dM} \approx \frac{aN + bM}{cN + bM}$$

$$R_{binary} = \frac{N_{real}}{N_{noisy}} = \frac{a + b}{c + d} \approx \frac{a + b}{c + b} \quad (5)$$

이 두 값의 차이를 계산해 보면 항상 영(zero)보다 큰 값을 가짐을 알 수 있다. 즉, 경계선 강도 허프 변환은 실제 피크 값과 잡음 피크 값을 구별하는 능력이 기존 허프 변환보다 뛰어남을 알 수 있다.

$$D = R_{strength} - R_{binary}$$

$$\approx \frac{aN + bM}{cN + bM} - \frac{a + b}{c + b}$$

$$= \frac{(aN + bM)(c + b) - (cN + bM)(a + b)}{(cN + bM)(c + b)}$$

$$= \frac{acN + abN + bcM + b^2M - acN - bcN - abM - b^2M}{(cN + bM)(c + b)}$$

$$= \frac{bN(a - c) - bM(a - c)}{(cN + bM)(c + b)}$$

$$= \frac{b(N - M)(a - c)}{(cN + bM)(c + b)} > 0 \quad (6)$$

V. 실험 및 결과 고찰

이 논문에서 제안한 경계선 강도 허프 변환의 실험을 위하여 그림 8과 같이 가우시안 잡음이 첨가된 영상을 사용하였다. 기존 허프 변환과 경계선 강도 허프 변환은 Matlab으로 구현하여 실험하였다.

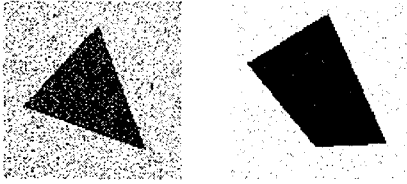


그림 8. 실험 영상
Fig. 8. Images for experiment

그림 8의 영상을 이용하여 허프 변환과 경계선 강도 허프 변환을 수행하여 얻어진 허프 공간 영상은 그림 9과 같다. 그림에 나타나 있듯이 허프 변환의 경우, 실제 피크 위치 주변에 2개의 피크가 있는 것을 볼 수 있지만, 경계선 강도 허프 변환의 경우에는 한 개의 피크만이 발생하고 있다. 이처럼 경계선 강도 허프 변환의 허프 공간 변화는 허프 변환에서보다 부드럽고, 동일한 잡음 영상에 적용한 경우 피크의 개수가 적다. 이는 단일 픽셀 폭을 이용하는 허프 변환에 비해 그 이웃한 점들도 축적기에 영향을 미치는 경계선 강도 허프 변환의 특징에 의한 것으로, 잡음에 의해 끊어진 선분도 경계선 강도 맵에서는 연결된 것으로 간주될 수 있기 때문에 실제 직선에 의한 피크 값은 더 큰 값을 가지기 때문이다. 또한 잡음에 의한 픽셀의 그라디언트가 경계선 픽셀의 그라디언트보다 작음으로 인해 잡음에 의한 급격한 축적기 상의 값 변화가 억제된 데에도 그 이유가 있다.

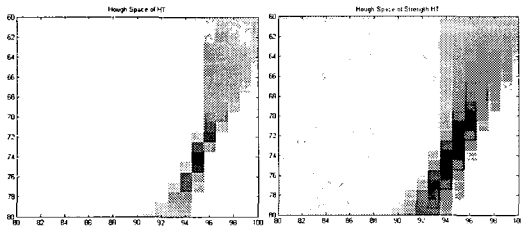


그림 9. 허프 변환과 경계선 강도 허프 변환의 허프 공간 영상

Fig. 9. Hough space images of Hough transform and edge strength Hough transform

그림 8의 실험 영상에 대하여 허프 공간에서 동일한 기준으로 추출한 피크 값으로 생성된 직선을 그림 10, 그림 11에 나타내었다. 이 때 피크 값의 기준은 일반적으로 사용되는 축적기 최대값의 50%로 설정하였다.

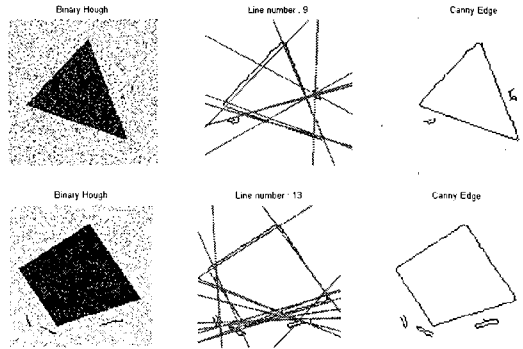


그림 10. 허프 변환 결과
Fig. 10. Results of Hough transform

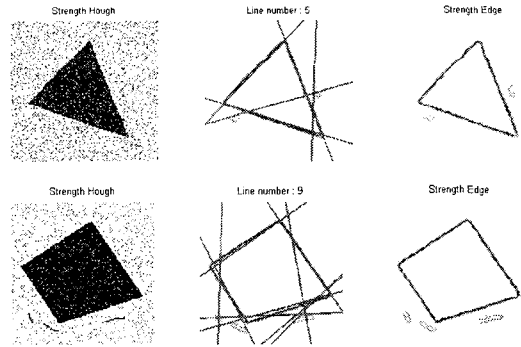


그림 11. 경계선 강도 허프 변환 결과
Fig. 11. Results of edge strength Hough transform

실험 결과에서 알 수 있듯이 잡음을 첨가한 영상에 대하여 기존 허프 변환과 경계선 강도 허프 변환을 시행한 경우, 제안한 방법에서 잡음에 의해 잘못 추출되는 직선 요소가 적은 것을 알 수 있었다. 이는 동일한 임계값을 이용하여 피크 값을 축적기에서 추출하는 경우에, 경계선 강도 허프 변환에서는 실제 경계선에 의한 축적기의 피크 값들이 잡음에 의한 축적기의 피크 값들보다 상대적으로 더 크기 때문이다.

VI. 결 론

이 논문에서는 허프 변환의 잡음 민감성을 줄이기 위한 방안으로 경계선 강도를 이용한 허프 변환을 제안하고 이를 허프 공간에서의 피크 비를 이용하여 증명하였다. 또한 제안한 방법을 직선을 포함하는 영상에 적용해본 결과 잡음 민감성이 줄어든 것을 확인할 수 있었다.

경계선 강도 허프 변환은 기존의 허프 변환에 비해 실제 찾아내고자 하는 기하학적인 요소들을 잡음에 의한 요소들로부터 구별해 낼 수 있는 장점을 가지고 있으나, 개선의 여지도 많이 남아 있다.

우선 제안한 경계선 강도 허프 변환이 최적화되려면 식 (6)의 D 값을 최대화 시키는 N, M 값을 알아낼 필요가 있다. 그러나 허프 변환 이전에 경계선 픽셀과 잡음 픽셀을 구별하여 값을 할당할 수는 없기 때문에 이 값을 영상을 통해 알아낼 수 있는 방법이 필요하다. 또한 이 논문에서는 픽셀의 지역적 특성인 그라디언트를 경계선 강도로 이용하고 있지만 단순히 그라디언트만을 강도로 이용하는 것보다 이 값을 선형 또는 비선형 매핑을 통해 더욱 효과적인 강도를 얻는 방법과, 픽셀 자체의 특성뿐만 아니라 픽셀의 이웃까지 고려한 강도 계산 방법에 대한 연구가 이어져야 할 것으로 생각한다. 마지막으로 직선뿐만 아니라 원이나 타원과 같이 영상 처리 분야에서 자주 사용되는 2차 곡선들에 적용될 수 있도록 결과를 확장하는 것이 필요할 것으로 생각한다.

참고문헌

[1] P. V. C. Hough, "Method and Means for Recognizing Complex Patterns," *U.S. Patent 3069654*, 1962
 [2] D. H. Ballard, "Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes," *IEEE Trans. on PAMI*, 13(2), pp. 111-122, 1981
 [3] A. S. Aguado, M. E. Montiel and M. S. Nixon, "On using directional information for parameter space decomposition in ellipse detection," *Pattern Recognition*, 29(3), pp. 359-381, 1996
 [4] R. Gonzalez and R. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd ed. New Jersey: Prentice Hall, pp. 587-591, 2002
 [5] Mark Nixon and Alberto Aguado, *Feature Extraction in Computer Vision and Image Processing*, Newnes, pp.

112-119, 2002

[6] R. D. Duda and P. E. Hart, "Use of the Hough transform to detect lines and curves in pictures," *Communications of the ACM*, 15, pp. 11-15, 1972
 [7] I. Biederman and G. Ju, "Surface versus edge-based determination of visual recognition," *Cognitive Psychology*, 20, pp. 28-64, 1988
 [8] Evelyne Lutton and Patrice Martinez, "A genetic algorithm for the detection of 2D geometric primitives in images," *Proceedings of the 12th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 526-529, 1994

저자소개

허 경 용(Gyeongyong Heo)



1994년 2월 연세대학교 전자공학과 (공학사)
 1996년 8월 연세대학교 본대학원 전자공학과(공학석사)

2004년 9월 ~ 현재 : Dept. of Computer and Information Science and Engineering, University of Florida
 ※ 관심분야: 영상처리, Machine Learning, Bayesian Network

이광의(Kwnag Eui Lee)



1990년 2월 서강대학교 전산학과(공학사)
 1992년 2월 서강대학교 대학원 전산학과(공학석사)

1997년 8월 서강대학교 대학원 전산학과(공학박사)
 1997년 12월 ~ 2001년 2월 : 한국전자통신연구원 선임연구원
 2001년 3월 ~ 현재 : 동의대학교 멀티미디어공학과 교수
 ※ 관심분야: 계산이론, 상황인지, 인공지능

우 영 운(Young Woon Woo)



1989년 2월 연세대학교 전자공학과 (공학사)
 1991년 8월 연세대학교 본대학원 전자공학과(공학석사)

1997년 8월 연세대학교 본대학원 전자공학과(공학박사)
 1997년 9월 ~ 현재 : 동의대학교 멀티미디어공학과 교수
 ※ 관심분야: 인공지능, 영상처리, 의료정보