

論文2002-39SP-4-10

# 로그폴라 영상 표현을 위한 매개변수 방정식의 Hough 변환 (Parametric Equation of Hough Transform for Log-Polar Image Representation)

崔 一 \* , 金東守 \*\* , 秦成一 \*

(Il Choi, Dong Su Kim, and Sung Il Chien)

## 요 약

본 논문에서는 로그폴라 (log-polar) 영상 평면에서의 Hough 변환을 위하여, 잘 알려진 unboundedness 문제를 해결하는 새로운 폴라 형태의 로그 직선 (log line) 매개변수 방정식을 제안한다. 직각 좌표상의 영상으로부터 로그폴라 영상을 생성하기 위하여, 황반부와 주변 영역으로 분리되는 Bolduc의 방법을 이용한다. 그리고 Hough 변환의 입력으로 이용되는 로그폴라 에지 영상은 Sobel 연산자로부터 추출되는 황반부 에지 영상과 본 논문에서 제안하는 공간변형 가중치가 고려된 새로운 그래디언트 연산자가 적용되어 추출되는 주변 영역을 결합하여 생성한다. 그런데 LPM (log-polar mapping; LPM)의 고유한 특성인 비선형 표본화로 인하여 시선고착점으로부터 멀리 떨어진 주변 영역에 포함되는 로그 직선들을 구성하는 화소들은 매우 산재되어 분포된다. 이러한 로그 직선들을 효과적으로 검출하기 위하여 Hough 누적 셀의 깊이 공간변형 가중치가 고려되어 계산되도록 한다. 본 논문에서 제안하는 방법이 황반부와 주변 영역을 동시에 지나는 직선들뿐만 아니라 시선고착점으로부터 멀리 떨어진 주변 영역에 존재하는 직선들도 검출될 수 있음을 실험을 통하여 확인한다.

## Abstract

This paper presents a new parametric log line equation of polar form for Hough transform in log-polar plane, in which it can remove the well-known unboundedness problem of Hough parameters. Bolduc's method is used to generate a log-polar image dividing the fovea and periphery from a Cartesian image. Edges of the fovea and periphery are detected by using the Sobel mask and the proposed space-variant gradient mask, and are combined in the log-polar plane. The sampled points that might constitute a log line are quite sparse in a deep peripheral region due to severe under-sampling, which is an inherent property of LPM. To cope with such under-sampling, we determine the values of cumulative cells in Hough space by using the space-variant weighting. In our experiments, the proposed method demonstrates its validity of detecting not only the lines passing through both the fovea and periphery but also the lines in a deep periphery.

**Key Words** : parametric log line equation, Hough transform, space-variant operator

\* 正會員, 慶北大學校 大學院 電子電氣工學部

(School of Electronic and Electrical Engineering,  
Kyungpook National University)

\*\* 正會員, (주) 엔트

(YIENT Co.)

接受日字:2002年2月25日, 수정완료일:2002年6月20日

## I. 서 론

최근에 영장류의 시각 기능을 모사하는 생물학적인 시각 시스템에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다.<sup>[1]</sup> 특히 영장류의 망막으로부터 대뇌의 시각 피질로의 사

상이 수학적으로 표현되는 LPM<sup>[2,3]</sup>을 이용한 영상 처리와 컴퓨터 비전 분야의 응용에 대한 관심이 고조되고 있다.<sup>[4-8]</sup> 이러한 응용 분야 가운데에서 로그폴라 좌표상의 영상에 존재하는 로그 직선을 검출하기 위하여 Hough 변환<sup>[9]</sup>이 연구되고 있다.<sup>[4,10]</sup>

본 논문에서는 직각 좌표상에 존재하는 직선들이 LPM되는 경우에 그 평면에서 표현되는 로그 직선(log line)을 검출하기 위하여 새로운 Hough 변환을 제안한다. 제안하는 방법은 Fischl 방법<sup>[4]</sup>에서 Hough 변환의 대상이 되는 매개변수의 값이 무한대인 경우에 제한된 Hough 공간에서의 표현이 불가능하게 되는 문제(unboundedness problem)를 풀라 형태의 매개변수 방정식을 이용하여 해결한다. 특히 제안하는 방법은 Hough 매개변수 공간에서 공간변형(space-variant)가 중치를 고려하여 누적 셀(cell)의 값을 계산한다. 따라서 시선고착점(fixation point)으로부터 멀리 떨어진 주변(periphery)영역에 산재된 화소들로 구성되는 로그 직선들도 제안하는 방법으로 검출이 가능하게 된다. 그리고 직각 좌표상의 영상으로부터 로그폴라 영상을 생성하는 방법으로 본 논문에서는 균일 표본화(sampling)가 적용되는 황반부(fovea)와 LPM이 적용되는 주변 영역으로 분리되는 Bolduc의 모델<sup>[3]</sup>을 이용한다. 이 방법으로 생성되는 각각의 영상에 대하여 Sobel 연산자와 본 논문에서 제안하는 공간변형 가중치가 고려되는 그래디언트(gradient)연산자가 적용되어 추출되는 에지를 결합하여 단일 로그폴라 에지 영상을 생성한다. 황반부와 주변 영역이 결합된 하나의 로그폴라 에지 영상에 대하여 제안하는 Hough 변환 방법이 적용되므로 황반부와 주변 영역을 동시에 지나는 로그 직선들도 검출할 수 있게 된다. 그런데  $\log(z+a)$  모델에 기반한 Fischl 방법과 생물학적인 시각 특성에 기반하여 황반부와 주변 영역으로 분리되며, 중복 원형 수용 영역(overlapping circular receptive field)을 가지는  $\log(z)$  모델을 이용하는 Nattel 방법<sup>[10]</sup>들은 황반부와 주변 영역을 동시에 지나는 로그 직선들을 검출할 수 없다. 그리고 연산자 테이블(operator table)을 이용하는 Nattel 방법은 수학적으로 명확하게 매개변수 방정식을 기술하지 않았다.

본 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성된다. 본 논문에서 이용되는 LPM의 구현 방법은 2장에서 기술한다. 로그폴라 영상에 적용 가능한 새로운 공간변형

그래디언트 연산자에 대하여 3장에서 상세히 기술한다. 제안하는 Hough 변환은 4장에서 자세히 기술한다. 5장에서는 제안하는 방법의 타당성을 입증하기 위한 실험 결과에 대하여 기술한다. 결론은 6장에서 기술한다.

## II. LPM의 구현 방법

그림 1에 나타낸 바와 같이 황반부와 주변 영역을 분리하여 로그폴라 영상을 생성시키는 Bolduc의 방법을 이용하여, 직각 좌표계의 영상으로부터 로그폴라 영상을 생성한다. 본 논문에서 이 방법을 구현하는 방법은 다음과 같다. 그림 1의 (a)에서 수평축과 수직축의 교점은 시선고착점이다. 시선고착점을 중심으로 근접한 영역은 그림 1의 (b)에 나타낸 바와 같이 황반부를 나타내며, 이 영역의 화소 값은 직각 좌표상의 화소 값을 직접 이용한다. 그리고 그림 1의 (c)에 나타낸 바와 같

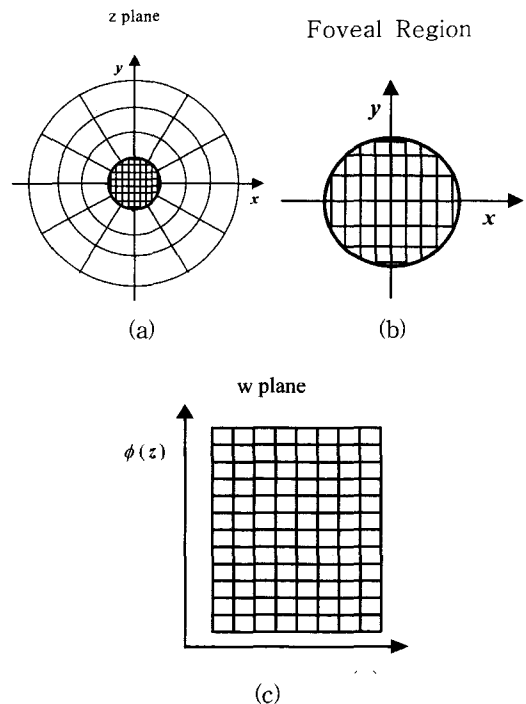


그림 1. 황반부와 주변 영역으로 분리된 격자망을 가지는 Bolduc의 방법. (a) 직각 좌표 상에 나타낸 LPM의 격자망 형태. (b) 황반부의 격자망. (c) 주변 영역이 LPM된 로그폴라 출력 격자망  
Fig. 1. Bolduc's method of the LPM grid dividing input image into foveal and peripheral region. (a) LPM grid in Cartesian plane. (b) Foveal output image. (c) Peripheral output grid.

이 LPM되는 주변 영역의 화소 값은 그림 1의 (a)에 나타낸 직각 좌표상에서 고리 (ring)와 방사선 (ray)의 교점에 해당되는 위치의 화소 값으로 결정된다. 이 과정에서 필요한 크기 요소와 황반부의 반경을 다음과 같이 결정한다.

Schwartz에 의하여 제안된  $\log(z)$  모델에 크기 요소  $K$  <sup>[1],[2]</sup>를 포함시키면 모델은 다음과 같이 표현된다.

$$w = \rho(z) + i\phi(z) = K \ln(z) \quad (1)$$

여기서  $w$ 는  $(\rho(z), \phi(z))$ 로 표현되는 대뇌피질의 한 점이다. 그리고 망막 좌표 상의 한 점을 나타내는  $z$ 는 복소수이며 다음과 같이 표현된다.

$$z = re^{i\phi} = x + iy \quad (2)$$

여기서  $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ 이며 시선고착점으로부터의 거리를 나타내며,  $\phi = \tan^{-1}(y/x)$ 이며  $x$ 축과 이루는 각도를 나타낸다. 그리고  $\phi = K\theta$ 이다. 크기 요소  $K$ 는 직각 좌표상의 임의의 시선고착점으로부터 최대 반경  $r_{max}$ 와 로그폴라 평면의 최대 해상도  $\rho_{max}$ 를 이용하여 다음과 같이 계산된다.

$$K = \rho_{max} / \ln r_{max} \quad (3)$$

Bolduc의 방법에서 결정되어야 하는 요소는 황반부와 주변 영역을 구분하는 황반부의 반경이다. 직각 좌표상에서 시선고착점이 결정되면 이 위치에 근접한 영역은 생물학적으로 밀도가 높게 표본화가 이루어지며, 주변 영역으로 갈수록 밀도가 낮게 표본화가 이루어진다.<sup>[3]</sup> 이는 황반부의 영역에서는 일대다 표본화가 이루어지며, 주변 영역에서는 다대일 표본화가 이루어지게 됨을 의미한다. 따라서 황반부와 주변 영역의 경계는 일대일 표본화가 발생하는 위치로 결정할 수 있게 된다. 이는 직각 좌표와 로그폴라 좌표 사이의 거리 변화를  $d\rho/dr = 1$ 인 관계로부터 황반부의 반경  $r_f = K$ 로 결정된다. 그리고 이 경계선 상에서 중복 표본화가 허용되지 않으면 경계선 상의 최대 화소 수는  $\phi_{max} = 2\pi K$ 로 정해진다.<sup>[8]</sup>

### III. 공간변형 그래디언트 연산자를 이용한 로그폴라 에지 영상 추출

직각 좌표계의 영상으로부터 2장에서 언급된 방법으로 생성되는 황반부와 주변 영역의 영상으로부터 Hough 변환에 이용되는 하나의 로그폴라 에지 영상을 추출하기 위하여 공간변형 가중치가 고려되는 그래디언트 연산자를 유도한다. 본 논문에서는 Fischl에 의하여 제안된 방법에 크기 요소  $K$ 가 고려되는 다음과 같은 그래디언트 연산자를 고려한다.

$$\begin{aligned} \nabla f &= \left( \frac{\partial f}{\partial x} \mathbf{i} + \frac{\partial f}{\partial y} \mathbf{j} \right) \\ &= \left( \frac{\partial f}{\partial \rho} \frac{\partial \rho}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial \phi} \frac{\partial \phi}{\partial x} \right) \mathbf{i} + \left( \frac{\partial f}{\partial \rho} \frac{\partial \rho}{\partial y} + \frac{\partial f}{\partial \phi} \frac{\partial \phi}{\partial y} \right) \mathbf{j} \\ &= Ke^{-\rho/K} \left( \frac{\partial f}{\partial \rho} \mathbf{e}_\rho + \frac{\partial f}{\partial \phi} \mathbf{e}_\phi \right) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서  $\mathbf{i}$ 와  $\mathbf{j}$ 는 직각 좌표계의 단위 벡터이고,  $\mathbf{e}_\rho$ 와  $\mathbf{e}_\phi$ 는 각각  $\mathbf{e}_\rho = \cos\phi/K + \mathbf{j}\sin\phi/K$ 와  $\mathbf{e}_\phi = -\sin\phi/K + \mathbf{j}\cos\phi/K$ 로 표현되는 로그폴라 좌표계의 단위 벡터이다. 그리고  $Ke^{-\rho/K}$ 는 공간변형 가중치를 나타낸다. 이 공간변형 가중치는 2장에서 언급한 직각 좌표상의 거리와 로그폴라 평면상의 거리와의 연관성을 나타내는  $d\rho/dr = K/r = Ke^{-\rho/K}$ 로부터 유도되어질 수 있다.

식 (4)를 이산적인 로그폴라 영상 평면에 적용 가능하도록 변환하면 다음과 같게 된다.

$$\begin{aligned} G_\rho &= v(\rho+1, \phi) - v(\rho-1, \phi) \\ G_\phi &= v(\rho, \phi+1) - v(\rho, \phi-1) \\ |\nabla G(\rho, \phi)| &= Ke^{-\rho/K} (G_\rho^2 + G_\phi^2)^{1/2} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서  $v(\rho, \phi)$ 는 로그폴라 평면상에서 하나의 화소 값을 나타낸다. 그런데 Nattel은 식 (5)에서 공간변형 가중치가 고려되지 않는 그래디언트 연산자를 제안하였다. 따라서 이 방법은 주변 영역에 존재하는 에지가 매우 강조되는 단점이 있다.

### IV. 매개변수 방정식의 Hough 변환

로그폴라 영상에 존재하는 로그 직선을 추출하기 위

하여 새로운 폴라 형태의 Hough 변환을 제안한다. 직각 좌표  $(x, y)$  상의 영상에서 임의의 기울기를 가지는 직선을 검출하는 폴라 형태의 Hough 변환은 다음과 같이 주어진다.

$$s = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (6)$$

식 (6)을 로그폴라 좌표계  $(\rho, \phi)$ 로 변환하면 다음과 같이 주어진다.

$$s = e^{\rho/K} \cos(\theta - \phi/K) \quad (7)$$

여기서  $s$ 는 직각 좌표계의 원점으로부터 특정한 직선에 대한 정규 거리 (normal distance)이며,  $\theta$ 는 그 정규 직선의 기울기를 나타내는 정규 방향 (normal direction)이다. 그리고 이 두 매개변수들은 로그폴라 좌표상에서 Hough 누적으로부터 계산되어진다. 시선고착점으로부터 멀리 떨어진 직각 좌표상의 주변 영역에 존재하는 직선들이 로그폴라 평면상으로 사상되는 경우에 undersampling됨으로 직각 좌표상의 직선들을 구성하는 점들의 수가 로그폴라 평면상에서는 감소된다. 직각 좌표상에서 하나의 직선을 검출하기 위하여 Hough 변환을 수행하는 경우보다, 로그폴라 평면상에서 해당되는 로그 직선을 검출하기 위하여 공간변형 가중치에 반비례하는 값을 고려하지 않는 Hough 변환을 수행하는 경우에는 Hough 누적 셀의 값이 현저하게 감소하게 된다. 따라서 주변 영역들에 존재하는 로그 직선들의 검출 성능을 저하시키게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 식 (5)에 나타난 바와 같이 그래디언트의 크기를 계산하는 경우에 고려되어진 공간변형 가중치에 반비례하는 값을 Hough 누적 셀의 누적 값으로 계산하는 방법을 제안한다. 실제 누적 값은 계산량과 시간을 감소시키기 위하여  $K/r = Ke^{-\rho/K}$ 인 관계로부터  $r/K$ 를 계산한다. 반면에 중복 원형 수용 영역을 가지는 LPM 모델을 이용하는 Nattel의 방법에서는 특정한 수용 영역의 반경에 반비례하는 값을 암시적으로 해당되는 Hough 누적 셀의 누적 값으로 결정하였다. 황반부로부터 LPM된 로그폴라 에지 영상에서는 공간변형 가중치를 고려하지 않는다.

본 논문에서 제안하는 Hough 변환 방법의 특징은 다음과 같다. 식 (7)을 살펴보면 폴라 형태의 매개변수

방정식이 아닌 Fischl의 방법에서 제기되는 unboundedness 문제가 해결됨을 알 수 있다. 연산자 테이블 방식의 Nattel 방법은 수학적으로 명확하게 매개변수 방정식을 표현하지 않았으며, 또한 황반부와 주변 영역을 동시에 지나가는 직선들은 검출될 수 없게 된다. 그런데 본 논문에서 제안하는 방법은 황반부와 주변 영역을 동시에 지나가는 직선들도 식 (7)만 이용하여 용이하게 검출할 수 있게 된다.

## V. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 이용되는 LPM의 구현 방법에 따라서 생성되는 황반부의 영상과 주변 영역의 영상들은 그림 2에 나타난다. 그림 2의 (a)는 직각 좌표상에서 입력되는  $256 \times 256$  해상도를 가지는 영상이다. 여기서 흰색 십자 선은 시선고착점의 위치를 나타낸다. 그리고  $r_{\max} = 128$ 과  $\rho_{\max} = 128$ 이 주어지는 경우에  $K = 26.4$ 가 되며,  $\phi_{\max} = 166$ 가 된다. 따라서 황반부의 반경  $r_f = 26.4$ 가 되며, 그림 2의 (a)에 나타난 영상에서 흰색 원으로 표시되었다. 이  $r_f$ 보다 작은 경우에는 직각 좌표상의 영상이 직접 이용되어 황반부의 영상이 그림 2의 (b)에 나타난 바와 같이 생성된다. 그리고 이  $r_f$ 보다 같거나 큰 경우에는 식 (1)이 이용되어 LPM되는 주변 영상이  $42 \times 166$ 의 해상도를 가지는 로그폴라 영상으로 그림 2의 (c)에 나타난 바와 같이 생성된다.

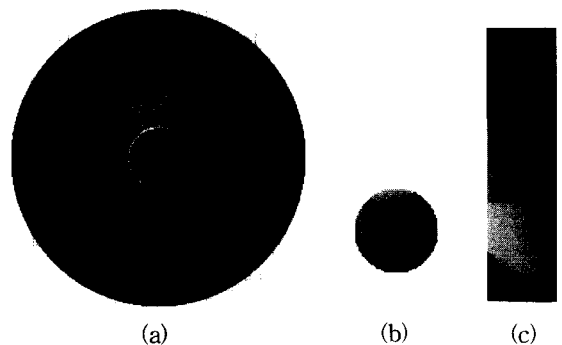


그림 2. 황반부와 주변 영역이 분리되어 생성된 로그폴라 영상. (a) 직각 좌표상의 영상. (b) 황반부 영상. (c) 주변 영역 영상.

Fig. 2. Log-polar images dividing fovea and periphery. (a) Original image. (b) Foveal image. (c) Peripheral image.

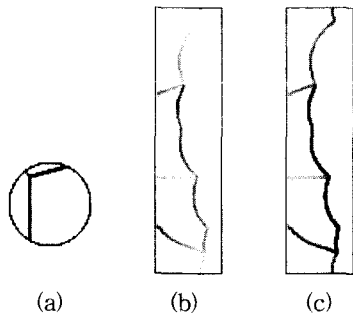


그림 3. 그래디언트 영상. (a) 황반부. (b) 공간변형 가중치가 고려된 경우의 주변 영역 그래디언트 영상. (c) 공간변형 가중치가 고려되지 않은 경우의 주변 영역 그래디언트 영상

Fig. 3. Gradient images. (a) Fovea. (b) Gradient image of periphery with space-variant weighting. (c) Gradient image of periphery without space-variant weighting.

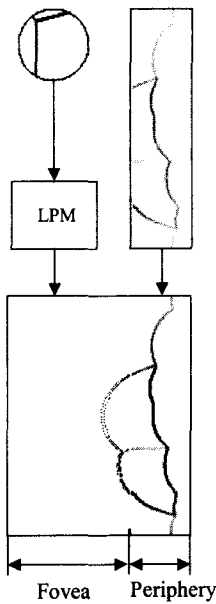


그림 4. 황반부와 주변 영역이 결합된 단일 로그폴라 그래디언트 영상 생성

Fig. 4. Generation of single log-polar gradient image including fovea and periphery.

Hough 변환의 입력에 이용되는 로그폴라 에지 영상을 생성하기 위하여, 그림 2의 영상으로부터 황반부와 주변 영역으로부터 그래디언트 영상을 추출한다. 그림 3의 (a)는 그림 2의 (b)로부터  $3 \times 3$  Sobel 연산자를 적용하여 추출된 황반부의 그래디언트 영상을 나타낸다. 그림 2의 (c)로부터 본 논문에서 공간변형 가중치가 고

려되어 유도되는 식 (5)로부터 추출되는 로그폴라 에지 영상은 그림 3의 (b)에 나타난다. 그리고 공간변형 가중치가 고려되지 않는 그래디언트 연산자로부터 추출되는 에지 영상은 그림 3의 (c)에 나타난다. 이 두 영상에서 주변 영역에 존재하는 동일한 에지 화소들을 비교하여 보면, 공간변형 가중치가 고려된 그림 3의 (b)에 나타난 에지 화소들보다 그림 3의 (c)에 나타난 에지 화소들이 매우 강조되어짐을 알 수 있다.

Hough 변환의 입력으로 이용되는 로그폴라 에지 영상을 생성하는 과정은 그림 4에 나타난다. 그림 3의 (a)에 나타난 황반부의 에지 영상은 식 (1)이 적용되어

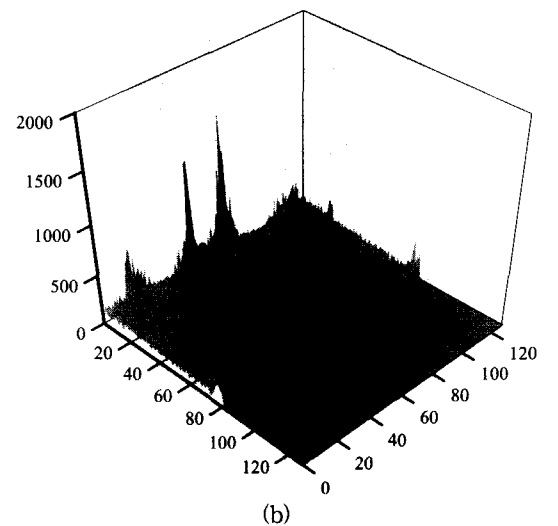
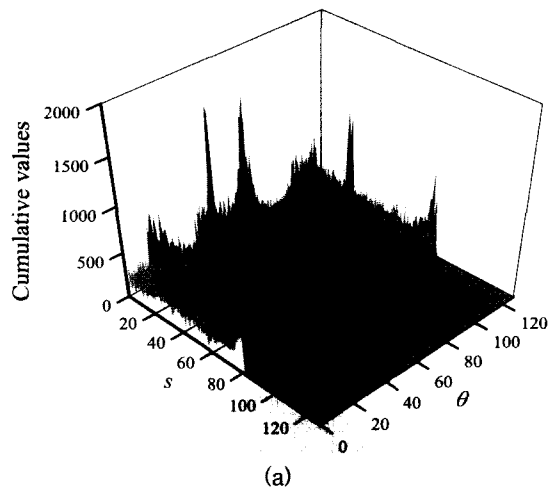


그림 5. Hough 맵. (a) 공간변형 가중치가 고려된 경우. (b) 공간변형 가중치가 고려되지 않은 경우

Fig. 5. The resultant Hough maps, (a) with space-variant weighting, and (b) without space-variant weighting.

LPM 된다. 이 로그플라 에지 영상과 그림 3의 (b)에 나타난 주변 영역에서 추출된 에지 영상들이 로그플라 평면상에서 결합되어 단일 로그플라 에지 영상이 생성되게 된다.

본 논문에서 제안하는 매개변수 방정식의 Hough 변환이 그림 4에 나타난 로그플라 그래디언트 영상에 적용되어 생성된 Hough 맵에 대한 결과는 그림 5에 나타난다. 그림 5의 (a)는 Hough 변환의 매개변수 공간에서 공간변형 가중치를 고려하여 누적된 셀을 3차원으로 보여준다. 이 그림을 살펴보면 황반부와 주변 영역을 동시에 지나는 직선들뿐만 아니라 시선고착점으로부터 멀리 떨어진 주변 영역에 존재하는 직선들에 대응되는 첨두치들을 명확하게 나타냄을 알 수 있다. 그리고 그림 5의 (b)는 공간변형 가중치가 고려되지 않는 경우의 누적 셀을 나타낸다. 그림 5의 (a)와 그림 5의 (b)를 비교해보면 본 논문에서 제안하는 공간변형 가중치가 고려되어 계산된 누적 셀에서 해당되는 직선들의 첨두치들이 더욱 명확하게 나타남을 알 수 있다. 그리고 그림 6은 국부 첨두치 검출기를 이용하여 그림 5의 (a)로부터 그림 2의 (a)에 존재하는 직선들에 대한 최종적인 검출 결과를 나타낸다.

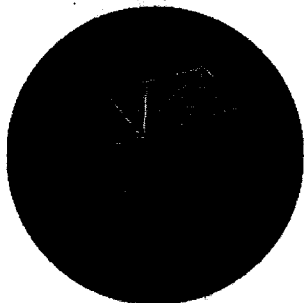


그림 6. 제안하는 방법으로 검출된 직선들  
Fig. 6. Detected lines by the proposed Hough method.

### VI. 결 론

본 논문에서는 로그플라 영상 평면의 로그 직선을 검출하는 새로운 공간변형 Hough 변환을 제안하였다. 각각 좌표 영상으로부터 로그플라 영상을 생성시키기 위하여, 황반부와 주변 영역으로 분리되는 Bolduc의 LPM 구현 방법을 이용하였다. 이 방법에서 요구되는 황반부의 반경을 해석적으로 결정하였다. 그리고 이 방

법으로 생성되는 영상에 공간변형 가중치가 고려되는 새로운 그래디언트 연산자를 이용하여 로그플라 에지 영상을 추출하는 방법을 제안하였다. 시선고착점으로부터 멀리 떨어진 주변 영역에 산재되어 분포하는 로그 직선을 검출하기 위하여, Hough 매개변수 공간의 누적 셀의 값을 공간변형 가중치를 고려하여 결정하는 방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안하는 방법으로 황반부와 주변 영역을 동시에 지나는 직선뿐만 아니라 시선고착점으로부터 멀리 떨어진 주변 영역에 산재되어 분포되는 직선도 검출될 수 있음을 실험을 통하여 확인하였다.

### 참 고 문 헌

- [1] S-W. Lee, Heinrich H. Bulthoff, and T. Poggio (Eds), *Biologically Motivated Computer Vision*, LNCS 1811, Springer, 2000.
- [2] E. L. Schwartz, "Spatial mapping in the primate sensory projection: Analytic structure and relevance to perception," *Biological Cybernetics*, Vol. 25, pp. 181~194, 1977.
- [3] M. Bolduc and M. D. Levine, "A review of biologically motivated space-variant data reduction models for robotic vision," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 69, pp. 170~184, 1998.
- [4] B. Fischl, M. A. Cohen, and E. L. Schwartz, "The local structure of space-variant images," *Neural Networks*, Vol. 10, pp. 815~831, 1997.
- [5] R. Wallace, P. Wen Ong, B. Bederson, and E. Schwartz, "Space variant image processing," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 13, No. 1, pp. 71~90, 1994.
- [6] R.A. Messener and H.H. Szu, "An image processing architecture for real time generation of scale and rotation," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 31, pp. 50~66, 1985.
- [7] B.B. Bederson, R.S. Wallace, and E.L. Schwartz, *A miniaturized active image processing: Cortex I*, Chap. 24, pp. 429~455, Champman &

Hall, London, 1994.

[8] 최일, "로그폴라 영상 변환을 이용한 얼굴 검출 및 인식," *경북대학교 박사학위논문*, 2000년 12월

[9] J. Illingworth and J. Kittler, "A Survey of the Hough transform," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 44, pp. 87~116, 1988.

[10] E. Nattel and Y. Yeshurun, "An efficient data structure for feature extraction in a foveated environment," *LNCS 1811, Springer*, pp. 217~

226, 2000.

[11] A. Peters and E.G. Jones, *Cerebral cortex*, vol. 10, Primary visual cortex in primates, Plenum Press, 1994.

[12] B. Fischl, A. Cohen, and E.L. Schwartz, "Rapid anisotropic diffusion using space-variant vision," *International Journal of Computer Vision*, 28(3), pp. 199~212, 1998.

저 자 소 개



崔 一(正會員)

1986年 2月 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1988年 2月 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 2001年 2月 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 1988年 2月~1994年 12月 국방과학연구소 연구원. 1996年 3月~1997年 8月 한국천문연구원 선임 연구원. 1998年 3月~1999年 8月 경운대학교 전산공학과 전임강사. 2001年 3月~2002년 2월 구미1대학 정보통신전공 전임강사. 2002年 4月~현재 경북대학교 전자전기공학부 부교수대우계약교수. <주관심분야: Computer vision, Pattern recognition, Image processing, ATR>



金 東 守(正會員)

1992年 2月 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1996年 2月 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 2002年 2月 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 2002年 3月~현재 (주)엔트 선임연구원. <주관심분야: Computer vision, Pattern recognition, Image processing>



秦 成 一(正會員)

1977年 2月 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1981年 2月 한국과학기술원 전자공학과 졸업(공학석사). 1988年 2月 Carnegie Mellon University (Ph. D). 1977年~1978年 (주)대영전자공업 연구원. 1982年~현재 경북대학교 전자전기공학부 교수. <주관심분야: Computer vision, Pattern recognition, Image processing, PDP>