

논문 2008-45SC-4-3

L1-norm 기반 이산 극좌표에서의 영상처리

(Image processing in a discrete polar coordinate system based on L1-norm)

천민수*, 이남구**, 김원하***, 김성민****

(Minsu John, Namkoo Lee, Wonha Kim, and Sungmin Kim)

요약

본 논문에서는 L1-norm 기반 이산 극좌표에서의 방사형 영상처리 기법을 제안하고자 한다. 이를 위하여, 먼저 L2-norm 기반 극좌표는 이산 시스템에서 존재할 수 없음을 확인하였고, Cartesian 좌표를 이산 극좌표로 변환하는 기법을 개발하였다. 제안된 방법을 유방암 영상의 안정화와 극도의 무정형 물체 경계 탐지에 적용한다. Cartesian 좌표계에서 수행된 Gaussian 필터링 방법과 비교하여, 제안된 방법은 전반적인 방사형 mass 영상을 유지하는 동안 영상 신호를 안정화했다. 기존의 경계 탐지가 무정형 물체의 모양을 정확하게 찾을 수 없는 반면, 제안된 경계 탐지 기법은 높은 정밀도로 탐지해낸다. 본 논문은 또한, 홍채 영상 분리 기법에의 응용과 좋은 검증 결과를 갖게 되었다.

Abstract

We propose a radial image processing method in a discrete polar coordinate system based on L1-norm. For this purpose, we first verified that the polar coordinate based on L2-norm can not exist in discrete system and then develop a method converting the Cartesian coordinate to the discrete polar coordinate. We apply the proposed method to smooth mass images of breast tissue and to detect the boundaries of extremely deformable objects. Compared to the Gaussian smoothing method performed in the Cartesian coordinate system, the proposed method stabilized the image signal while maintaining the overall radial shape of mass images. The proposed boundary detection method can detect shapes with high precision while conventional edge detectors can not accurately detect the shape of deformable objects. We also exploit the method to perform pupil detection and have had good experimental results

Keywords: 방사형 영상처리, 극좌표, 이산 좌표

I. 서론

최근 영상 신호처리 기술은 의료 영상 신호처리 및 인식 분야 등에 응용되어 실생활에 유용성을 더해가고

있으며, 앞으로도 많은 분야에 응용되어 갈 것으로 보인다. 대부분의 영상신호처리 알고리즘들은 영상평면을 직각좌표로 모델링하여 영상신호를 처리한다. 하지만 암세포와 같은 생체 영상신호들은 암 조직의 중심에서부터 방사형으로 퍼져 나가는 특징이 있다. 또한 홍채와 같은 영상은 홍채 및 동공의 중심에서부터 일정한 거리에 홍채의 영역이 존재하는 특징이 있다. 이러한 영상들의 예제로는 종괴형 유방암, 홍채, 연기와 기체, 뇌의 해마 영상 등이 있다. 이러한 영상들은 영상 평면을 극좌표로 모델링하여 중심에서부터 각과 거리에 따라 영상신호를 처리하는 것이 적절하다^[1].

기존의 L^2 -norm 기반의 극좌표는 중심에서 등거리에 있는 도형이 원이 된다. 이러한 L^2 -norm 기반의 극

* 정회원, 삼성전자 DM 연구소
(Samsung Electronics)

** 학생회원, *** 정회원, 경희대학교 전자정보대학
(College of Electronics and Information Engr.
Kyunghee University)

**** 정회원, 건국대학교 의용공학과
(Dept. of Biomedical Engr. Kunkoon University)

※ 본 연구는 보건복지부 의료공학 융합기술 개발 (02-PJ3-PG6-EV06-2002) 사업 지원으로 수행되었음.

접수일자: 2007년11월9일, 수정완료일: 2008년7월17일

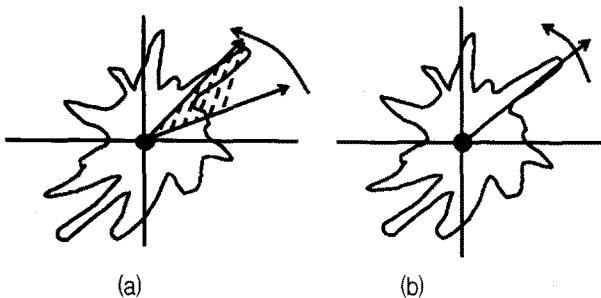


그림 1. (a) 기존의 부채꼴 모양의 영상 신호 분석 방법
(b) 제안하는 방사형 영상 신호 분석 방법
Fig. 1. (a) Conventional radial image processing method and (b) Proposed radial image processing method.

좌표에서는 중심에서의 각을 일정한 간격으로 나누어 생성되는 부채꼴 모양의 영역을 단위 영역으로 처리해야 한다. 이러한 기법은 중심으로부터 멀어 질수록 포함되는 영역이 넓게 펼쳐지기 때문에 중심에서 멀어질수록 영상 신호의 방향성에 대한 정보를 상실하게 된다^[2-3].

본 논문에서는 부채꼴 모양의 처리 기법을 보완하기 위하여 중심점에서의 거리에 관계없이 특정한 각도 상에 위치한 화소들만을 처리하는 기법을 개발한다. <그림 1>은 기존의 부채꼴 모양의 처리 기법과 제안하는 방사형 영상 신호처리 기법을 비교한다. 제안하는 방법은 영상의 방사형 방향에 따른 신호의 변화를 자세하게 조사할 수 있다. 이를 위하여 이산 영상평면을 L^1 -norm을 기반으로 극좌표로 변환하는 방법을 제안하고, 방사형 방향성을 가진 물체의 영상을 2차원의 이산 극좌표 평면으로 영상 처리하는 기법을 제안하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 직각좌표 영상평면을 L^1 -norm기반의 극좌표로 변환하는 방법에 관하여 설명하고, III장에서는 유도된 극좌표를 이용하여 다양한 응용에 적용시켜 유용성을 검증하며, IV장에서 결론을 내린다.

II. 이산 영상 평면의 극좌표

1. 이산 영상 평면의 Lattice 모델

이산 영상평면에서 화소들은 일정한 영역을 차지하고 있으며 정사각형 구조로 상하 좌우의 동일한 간격으로 배열되어 있기 때문에 이산 영상 평면은 Z^2 격자(Lattice) 구조로 모델링될 수 있다^[4]. 일반적으로 화소들이 차지하는 영역의 중심점을 화소가 위치하는 좌표가 된다.

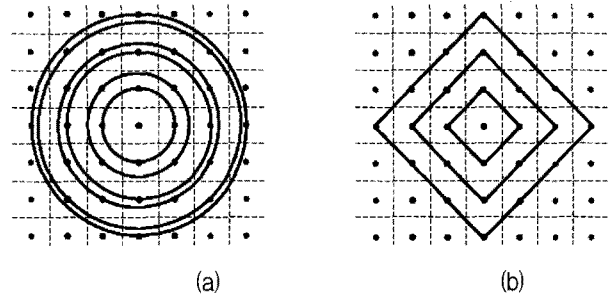


그림 2. 화소 영역의 Z^2 격자 구조. (a) L^2 -norm을 사용했을 때 등거리에 있는 화소들의 분포. (b) L^1 -norm을 사용했을 때 등거리에 있는 화소들의 분포

Fig. 2. Z^2 lattice structures of pixel areas. Distribution of pixels belonging to (a) Circles using L^2 -norm distance and (b) Pyramids using L^1 -norm distance

2차원 공간에서의 두 점 (x_0, y_0) 와 (x_1, y_1) 사이의 거리를 측정하는 L^p -norm은 다음과 같이 정의된다^[5].

$$\| (x_0, y_0) - (x_1, y_1) \| = \sqrt[p]{|x_0 - x_1|^p + |y_0 - y_1|^p} \quad (1)$$

2차원 공간에서 일반적으로 사용하는 L^2 -norm 거리는 중심에서 등거리에 있는 도형은 원이 된다.

반면 L^1 -norm 거리의 영상평면에서 등거리에 있는 화소들의 위치는 피라미드모양을 이룬다. <그림 2>는 L^2 -norm과 L^1 -norm에 따른 등거리에 있는 화소들의 분포를 나타낸다. <그림 2>에서 검은 점들은 화소 영역의 중심으로 화소의 위치를 결정하는 좌표가 된다^[6-7].

2. L^2 -norm 기반 이산 직각 좌표계의 극좌표 변환 영상 평면과 같은 이산 직각 좌표계에서의 화소의 위치 (m, n) 을 L^2 -norm 거리 기반의 극좌표에서의 위치 (r, θ) 로 변환하는 식은 다음과 같이 된다.

$$r = \sqrt{m^2 + n^2}, \quad \theta = \tan^{-1}\left(\frac{n}{m}\right), \quad m, n \in Z \quad (2)$$

L^2 -norm 거리 기반 극좌표에서의 위치 (r, θ) 을 이산 직각 좌표계에서의 화소의 위치 (m, n) 으로 변환하기 위해서는 삼각함수를 사용하여 연속적인 위치 값이 구해야 한다. 그러나 영상평면과 같은 이산 좌표계에서는 화소의 좌표가 정수가 된다. 그러므로 삼각함수로 구한 연속적인 좌표를 정수로 근사화 시켜야 한다. 따라서 이산 극좌표에서의 위치 (r, θ) 를 이산 영상 평면의 직각 좌표계 (m, n) 로 변화하는 식은 다음과 같다.

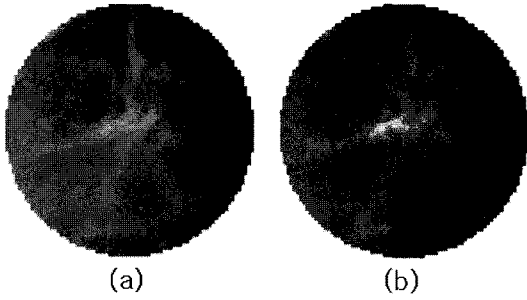


그림 3. L2-norm을 이용한 원본영상의 복원. (a) 원본 영상 (b) L2-norm을 이용하여 극좌표로 변환한 후 다시 극좌표로 복원한 영상

Fig. 3. An example of image reconstruction using L^2 -norm: (a) Original image and (b) Converts an image to polar coordinate and then convert it back to Cartesian coordinate.

$$m = \partial(r \cos(\theta)), \quad n = \partial(r \sin(\theta)) \quad (3)$$

여기서 $\partial(x)$ 는 x 에 가장 가까운 정수를 구하는 함수이다.

위의 근사화 과정에서 극좌표에서의 한 위치가 여러 개의 이산 직각 좌표로 구하여 지는 중복 화소들이 발생된다. 이는 <그림 2(a)>에서 보듯이 화소들이 존재하는 원의 반경이 $r=0,1,\sqrt{2},2,\sqrt{5},2\sqrt{2},\dots$ 와 같이 불규칙하며 각 원주에 있는 화소들의 위치도 불규칙하고 개수도 $N = 1,4,4,4,8,4,4,\dots$ 와 같이 불규칙하기 때문이다. 위와 같은 이유로 L^2 -norm을 사용하면 이산 극좌표와 이산 직각좌표가 정확하게 1:1 mapping이 되지 않으며, 이산 극좌표의 구현이 불가능하다.

<그림 3>은 원본 영상을 극좌표로 변환하고 이를 다시 직각 좌표로 복원된 영상을 보여준다. 그림에서도 알 수 있듯이 원본영상을 다시 복원하였을 때 정확히 복원하지 못함을 알 수 있다. 예제로 유방암 영상의 경우 복원된 화질은 PSNR 35dB가 된다. 따라서 L^2 -norm을 사용할 경우 극좌표에서 이산 직각 좌표계의 원래 영상으로 복원하려면 stretching 및 interpolation을 통하여 원 영상에 근접하도록 하는 부가적인 과정을 수행하여야 한다.

3. L1-norm 기반 이산 직각 좌표계의 극좌표 변환

L^1 -norm 기반으로 이산 직각 좌표계에서의 화소의 위치 (m,n) 을 이산 극좌표에서의 위치 (r,θ) 로 변환하는 식은 다음과 같이 된다.

$$r = |m| + |n|, \quad \theta = \tan^{-1}\left(\frac{n}{m}\right) \quad (4)$$

<그림 2.(b)>에서 알 수 있듯이 L^1 -norm은 거리의 반지름 $r = 0,1,2,3,4,5,\dots$ 로 규칙적으로 증가하고, 각 피라미드상에 있는 화소의 위치가 규칙적으로 배열되어 있고 화소들의 개수도 $N = 1,4,8,12,16,\dots$ 로 규칙적이다. 따라서 같은 거리에 있는 화소들은 서로 중복되는 각의 범위를 가지고 있지 않기 때문에 극좌표로 정확히 표현 가능하다.

다음은 이산 극좌표에서의 위치 (r,θ) 을 직각 좌표계에서의 화소의 위치 (m,n) 로 변화하는 식을 유도한다. 이산 극좌표에서의 위치 (r,θ) 는 직각 좌표계에서의 화소의 위치 (m,n) 에서 반경 r 상에 있는 화소들 중에서 중심에서 θ 방향으로 뻗은 직선에 가장 가까운 화소의 좌표라 하는 것이 합당하다. 따라서 본 절에서는 원점에서 특정 각 θ 방향으로 그은 직선상에서 이산 거리 $r (= 0,1,2,3,4,5,\dots)$ 에 위치한 극좌표 (r,θ) 에서 가장 가까운 이산 직각 좌표계의 좌표 (m,n) 를 구하는 식을 유도한다. 그림 4은 (r,θ) 와 (m,n) 의 관계성을 보여준다. 그림에서 보듯이 (r,θ) 에 가장 가까운 이산 직각 좌표계의 위치 (m,n) 은 (r,θ) 이 속해 있는 Voronoi 영역의 중심 좌표이다.

$r = |m| + |n|$ 과 좌표계의 대칭성을 이용하면 제 1 사분면에 있는 좌표 $(|m|,|n|)$ 로부터 임의의 사분면에 있는 좌표 (m,n) 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$(m,n) = \begin{cases} (r - |n|, |n|) & : 0^\circ \leq \theta < 90^\circ \\ (-r + |n|, |n|) & : 90^\circ \leq \theta < 180^\circ \\ (-r + |n|, -|n|) & : 180^\circ \leq \theta < 270^\circ \\ (r - |n|, -|n|) & : 270^\circ \leq \theta < 360^\circ \end{cases} \quad (5)$$

식 (5)로부터 임의의 사분면의 좌표는 1 사분면의 좌

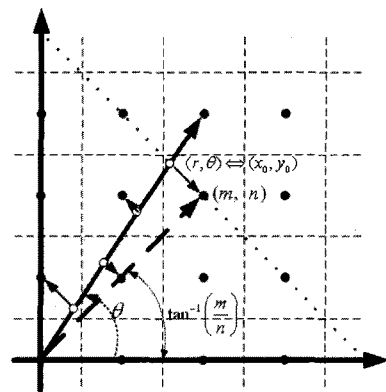


그림 4. 2차원 연속 극좌표를 L1-norm 기반 이산 직각 좌표로 대응되는 격자점의 분석

Fig. 4. A lattice point mapping from the continuous Cartesian coordinate to a discrete polar coordinate based on L^1 -norm.

표로 결정할 수 있음으로 임의의 사분면에 있는 (m,n) 에 대칭성이 되는 1 사분면에서의 좌표 $(|m|,|n|)$ 을 결정하면 된다. 임의의 사분면의 극좌표 위치 (r,θ) 에 대칭되는 1 사분면의 극좌표 위치는 $(r,\text{mod}(\theta,90^\circ))$ 이다. 여기서 $\text{mod}(\alpha,\beta)$ 는 modular 계산으로 α 를 β 로 나누었을 때의 나머지 값이 된다. 즉, $\alpha = l \cdot \beta + \text{mod}(\alpha,\beta)$ 이면서 $l = 0, \pm 1, \pm 2, \pm 3 \dots$, $0 \leq \text{mod}(\alpha,\beta) < \beta$ 이다. 따라서 $(r,\text{mod}(\theta,90^\circ))$ 에 해당하는 1 사분면에서의 $|n|$ 을 결정하면 이산 직각 좌표계에서의 해당 위치 (m,n) 을 결정할 수 있다.

<그림 4>에서 보듯이 $(|m|,|n|)$ 은 피라미드 반경 r 상에 있는 격자점에서 $(r,\text{mod}(\theta,90^\circ))$ 에 가장 가까운 점이며, $(|m|,|n|)$ 과 $(r,\text{mod}(\theta,90^\circ))$ 는 동일한 피라미드 상에 있으므로 반경 r 에 있는 다른 격자점보다도 중심점과 이루는 각이 $\text{mod}(\theta,90^\circ)$ 에 가장 근접한다. 따라서 $(|m|,|n|)$ 은 다음의 식을 만족한다.

$$\left| \tan^{-1}\left(\frac{|n|}{|m|}\right) - \text{mod}(\theta,90^\circ) \right| < \left| \tan^{-1}\left(\frac{|n'|}{|m'|}\right) - \text{mod}(\theta,90^\circ) \right| \quad (6)$$

여기서 $(m,n) \neq (m',n')$ 이고 (m',n') 도 (m,n) 과 동일한 피라미드 상에 존재하는 격자점으로 $|m'|+|n'|=r$. Tangent 함수는 단순 증가함수 이므로 식(6)은 다음과 동일하다.

$$\left| \frac{|n|}{|m|} - \tan(\text{mod}(\theta,90^\circ)) \right| < \left| \frac{|n'|}{|m'|} - \tan(\text{mod}(\theta,90^\circ)) \right| \quad (7)$$

식 (7)에서 $\tan(\text{mod}(\theta,90^\circ)) = |\tan\theta|$ 이고 $|m|+|n|=r$, $|m'|+|n'|=r$ 이므로 다음과 같이 된다.

$$\left| \frac{|n|}{r-|n|} - |\tan\theta| \right| < \left| \frac{|n'|}{r-|n'|} - |\tan\theta| \right| \quad (8)$$

식(8)으로부터 $|n|$ 은 다음의 식을 만족해야 한다.

$$|n| = \underset{0 \leq |n| \leq r}{\text{argmin}} \left\{ \left| \frac{|n|}{r-|n|} - |\tan\theta| \right| \right\} \quad (9)$$

식 (9)에서 $|n|$ 를 구하기 위하여 실수 변수 y 에 대한 함수 $D(y)$ 를 다음과 같이 정의 한다.

$$D(y) = \frac{y}{r-y} - |\tan\theta| \quad (10)$$

여기서 y 는 실수이며 $0 \leq y < r$.

$D(y)$ 는 단조 증가 함수이고 $D(0) < 0$, $D(r^-) > 0$

이기 때문에 $D(y) = 0$ 의 해는 하나만 존재한다. $D(y) = 0$ 의 해를 y_0 라 하면 다음과 구할 수 있다.

$$y_0 = \frac{r \cdot |\tan\theta|}{1 + |\tan\theta|} \quad (11)$$

<그림 4>에서 보듯이, $x_0 = r - y_0$ 라 하면 (x_0, y_0) 는 $(r,\text{mod}(\theta,90^\circ))$ 에 해당하는 연속 평면에서의 실수 좌표이다. 따라서 (x_0, y_0) 에 가장 가까운 격자점은 (x_0, y_0) 에 가장 가까운 정수 좌표이므로 $|n|$ 은 y_0 에 가장 가까운 정수가 된다. 따라서 식 (9)는 다음과 같다.

$$|n| = \underset{0 \leq |n| \leq r}{\text{argmin}} \left\{ \left| \frac{|n|}{r-|n|} - |\tan\theta| \right| \right\} = \vartheta \left(\frac{r \cdot |\tan\theta|}{1 + |\tan\theta|} \right) \quad (12)$$

여기서 $\vartheta(y)$ 는 실수 y 에 가장 가까운 정수를 구하는 함수이다.

그러므로 원점에서 각 이산 거리 $r (= 0,1,2,3,4,5,\dots)$ 에서 임의의 각 θ 에 있는 극좌표 위치 (r,θ) 에 해당하는 이산 직각 좌표 (m,n) 은 식 (12)에서 $|n|$ 을 구한 후에 식 (5)로부터 (m,n) 을 구하면 된다.

<그림 5>는 $\theta = \tan^{-1}(5/4) (\approx 51.34^\circ)$ 방향으로 중심에서 거리 $r=0,1,2,3,4,5,6,7$ 에 해당하는 이산 직각 좌표들의 위치를 나타낸다. 즉, 그림에서

$$\begin{aligned} & \{(r, \theta = 51.34^\circ)\} \\ & \{(0, \theta), (1, \theta), (2, \theta), (3, \theta), (4, \theta), (5, \theta), (6, \theta), (7, \theta)\} = \\ & \{(m, n) | (0, 0), (0, 1), (1, 1), (1, 2), (2, 2), (2, 3), (3, 3), (3, 4)\} \end{aligned}$$

예에서 보듯이 임의의 각 θ 에서 각 r 에 대하여 하나의 이산 직각 좌표만 대응하여 직각 좌표계에서의 화소

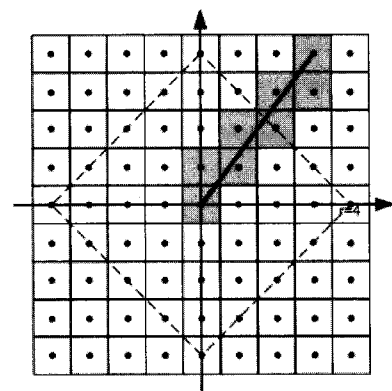


그림 5. $\theta = \tan^{-1}(5/4) (\approx 51.34^\circ)$ 방향으로 중심에서 거리 $r=0,1,2,3,4,5,6,7$ 에 해당하는 이산 직각 좌표들의 위치

Fig. 5. Lattice points on the line drawn at $\theta = \tan^{-1}(5/4) (\approx 51.34^\circ)$ with distance $r = 0,1,2,3,4,5,6,7$.

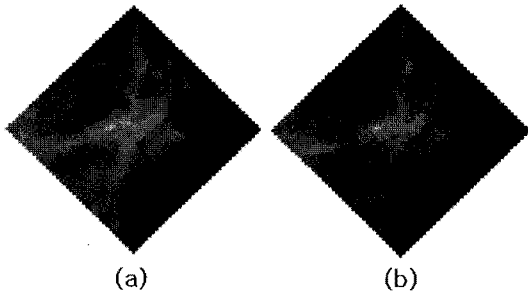


그림 6. L1-norm을 이용한 원본영상의 복원.
(a) 원본 영상. (b) L1-norm 을 이용하여 극좌표로 변환한 후 다시 극좌표로 복원한 영상

Fig. 6. An example of image reconstruction using L^1 -norm: (a) Original image and (b) An image converted to polar coordinate system and then converted back to the Cartesian coordinate system.

의 위치 (m,n) 과 이산 극좌표에서의 위치 (r,θ) 가 완벽하게 1 대 1 대응이 된다.

<그림 6>은 영상을 L1-norm기반 극좌표로 변환하고 이를 본 논문에서 유도한 극좌표에서 이산 직각좌표로 복원하는 식(5)과 (12)를 이용하여 복원된 영상을 보여준다. 복원된 영상의 화질은 PSNR ∞ 가되어서 영상의 차이가 없다. 그림에서도 알 수 있듯이 원본영상을 다시 복원하였을 때 완벽하게 복원됨을 알 수 있다. 이는 본 논문에서 유도한 극좌표에서 이산 직각 좌표로의 변환식이 각 좌표계에서의 화소의 위치를 완벽하게 1 대 1 대응되도록 한다는 것을 검증한다.

4. 극좌표계에서의 방사형 영상 처리 기법

본 절에서는 <그림 1.(b)>에서와 같이 중심점에서의 거리에 관계없이 특정한 각도 상에 위치한 화소들만을

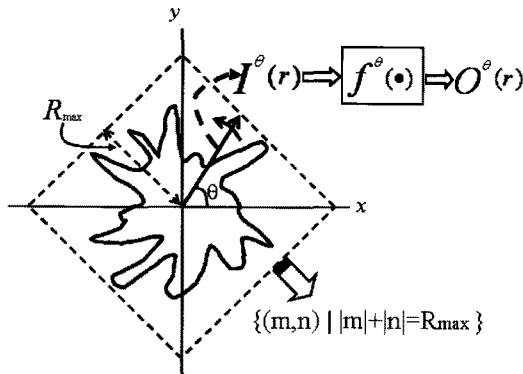


그림 7. 제안하는 방사형 영상처리 기법의 개념도. 각 변수와 함수는 <표 1.>의 처리 기법 알고리즘 흐름 참조

Fig. 7. A conceptualized diagram for the proposed radial image processing algorithm.

처리하는 기법을 개발한다. 이 방법은 특정한 각도 상에 위치한 화소들만을 처리하므로 중심에서의 거리에 관계없이 영상의 방향에 따른 특성을 유지하면서 영상 신호를 처리할 수 있다. 제안하는 방법은 특정 각 방향으로 처리하고자 하는 반경 안에 나열되어 있는 화소들의 위치를 알아내어 해당하는 화소들의 신호 특성에

표 1. 제안하는 방사형 영상 처리 알고리즘
Table 1. Proposed Radial Processing Algorithm.

<ul style="list-style-type: none"> - R_{max} : L^1-norm radius of an object - (m,n) : the position of a pixel on the pyramid of radius R_{max} - $(m_r^{\theta}, n_r^{\theta})$: the position of the pixel at (r,θ). - $I^{\theta}(r)$: the signals of pixels lying on the direction of θ - $f^{\theta}(r)$: the process applied to $I^{\theta}(r)$ - $O^{\theta}(r)$: the processed signals of pixels lying on the direction of θ <p>for $n =0$ to R_{max}</p> <p>/* Determine the angle between (m,n) and $(0, R_{max})$ with respect to the origin */</p> $ m = R_{max} - n ; \quad \theta = \tan^{-1}\left(\frac{n}{m}\right);$ <p>/* Determine the positions $(m_r^{\theta}, n_r^{\theta})$ of all pixels sitting on line from the origin to R_{max} at the direction of θ, and construct the vector $I^{\theta}(r)$ containing the values of pixels at $(m_r^{\theta}, n_r^{\theta})$.</p> <p>*/</p> <p>for $r=0$ to R_{max}</p> $ n_r^{\theta} = \theta \left(\frac{r \cdot \tan\theta }{1 + \tan\theta } \right);$ $(m_r^{\theta}, n_r^{\theta}) = \begin{cases} (r - n_r^{\theta} , n_r^{\theta}) & : 0^{\circ} \leq \theta < 90^{\circ} \\ (-r + n_r^{\theta} , n_r^{\theta}) & : 90^{\circ} \leq \theta < 180^{\circ} \\ (-r + n_r^{\theta} , - n_r^{\theta}) & : 180^{\circ} \leq \theta < 270^{\circ} \\ (r - n_r^{\theta} , - n_r^{\theta}) & : 270^{\circ} \leq \theta < 360^{\circ} \end{cases};$ $I^{\theta}(r) = I^{\theta}(r-1) \cup \mathcal{A}(m_r^{\theta}, n_r^{\theta});$ <p>end</p> <p>/* Apply the desired process $f^{\theta}(\cdot)$ to $I^{\theta}(r)$ to produce desired output vector $O^{\theta}(r)$*/</p> $O^{\theta}(r) = f^{\theta}(I^{\theta}(r))$ <p>end /* of n */</p>

알맞게 처리를 한다. 이러한 방법으로 모든 방향에 대하여 수행한다. 여기서 주목할 점은 특정 각 방향으로 나열되어 있는 화소들을 위치를 결정하는 일반적인 방법은 L^1 -norm 거리 기반으로 극좌표를 구현 하였을 때 만 가능하며, 해당 화소들의 위치는 식 (5)과(12)에 의하여 구하여 진다. <표 1.>은 제안하는 방사형 영상 처리 기법에 관한 알고리즘 흐름이다. <그림 7>은 <표 1.>에 따른 제안하는 방사형 영상처리 기법의 개념도이다.

III. 방사형 영상 처리의 응용

1. 방사형 영상의 안정화 (smoothing)

많은 생체 영상 신호들은 중심에서부터 방사형으로 퍼져 나가는 방향성의 특징이 있다. 또한 생체신호들은 국지적으로 변화가 심하여 영상신호가 불안정하다. 따라서 효과적으로 영상 처리 수행하기 위해서는 영상의 방향성의 특징을 유지 하면서 영상신호를 안정화시킬 필요가 있다.

<그림 8>는 본 논문에서 제안하는 방사형 smoothing 필터 기법을 도식화 한다. 제안하는 방법은 반경 R_{max} 안에 특정 각 θ 방향으로 나열되어 있는 화소들의 신호에 least mean square (LMS) filter을 적용한다. Least mean square (LMS) filter을 적용하면 국지적인 변화를 제거한 안정된 신호에 가장 근접한 화소들의 신호를 얻을 수 있다. 이러한 방법으로 LMS filter를 360도의 모든 방향에 대하여 적용한다. 제안하는 기법은 각 각의 방향에 따라서 최적화되게 filter을 적용하기 때문에 전체적으로 화소들의 신호를 최적하게 안정

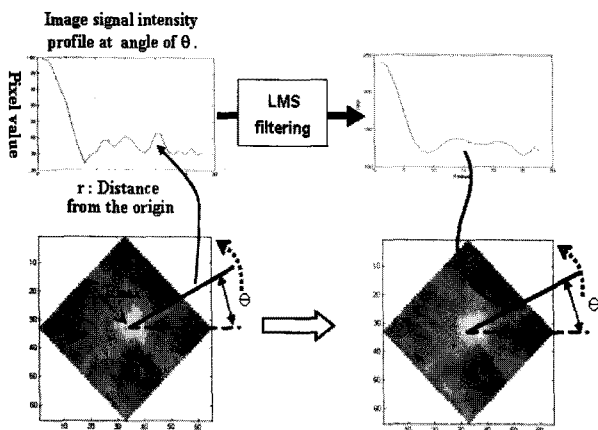


그림 8. 방사형 Smoothing 필터 적용 방법
Fig. 8. A diagram of the proposed radial filtering method.

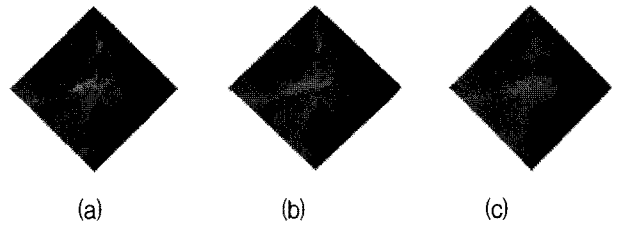


그림 9. 방사형 Smoothing 필터 적용 예. (a) 원 mass형 유방암 영상, (b) Gaussian 필터를 이용한 smoothing 영상, (c) 제안하는 방사형 LMS 필터를 사용한 smoothing 영상. Gaussian 필터와 제안하는 방사형 LMS 필터의 차수는 7임

Fig. 9. Examples of directional smoothing filtering: (a) Original mass image, (b) The proposed radial filtering method using LMS filter, and (c) Gaussian filtering.

화시킨다.

<그림 9>에서는 본 논문에서 제안하는 방법과 대표적인 smoothing 필터인 Gaussian 필터를 이용한 방법과 비교하였다^[8]. 공정한 비교를 위하여 2D Gaussian 필터와 본 논문에서 제안한 방사형 LMS 필터의 차수가 같도록 하였다. <그림 9.(c)>에서 보는 바와 같이 기존의 2D Gaussian 필터는 영상 평면을 가로 및 세로 방향으로 smoothing하여서 영상의 방향성 정보를 잃어버린다. 반면 <그림 9.(b)>에서 보듯이 제안하는 방사형 smoothing 기법은 영상신호의 불안정성을 줄이면서 방사형 형태의 특성을 유지한다.

2. 극도의 무정형 물체

(Extremely deformable object)의 영상 분리

본 논문에서는 무정형 물체의 방사형으로 퍼져 나가는 특징을 이용하여 극도의 무정형 물체의 경우에도 비교적 정확하게 초기 경계점을 결정하는 방법을 제시한다. <그림 10>은 제안하는 경계점 결정 기법을 도식화한 것이다. 제안하는 방법은 반경 R_{max} 안에 특정 각 θ 방향으로 나열되어 있는 화소 값들의 변화를 분석하여 경계점을 검출한다.

<그림 11>은 경계점이 되는 3가지 경우를 나타낸다. 경계점을 추출하기 식을 도출하기 위하여 $I_\theta(r)$ 은 θ 방향으로 중심으로부터 거리 r 에 존재하는 화소 값이라 하고, r_θ 는 θ 의 방향으로 중심으로부터 경계점이 되는 거리라 한다. (a)의 경우는 물체의 영역과 배경이 확연히 구분되지 않는다. 이 경우는 상대적으로 화소 값들이 점차적으로 감소하다가 배경 영역에 도달 하였을 때 일정한 값으로 수렴한다. 본 논문에서는 상대적

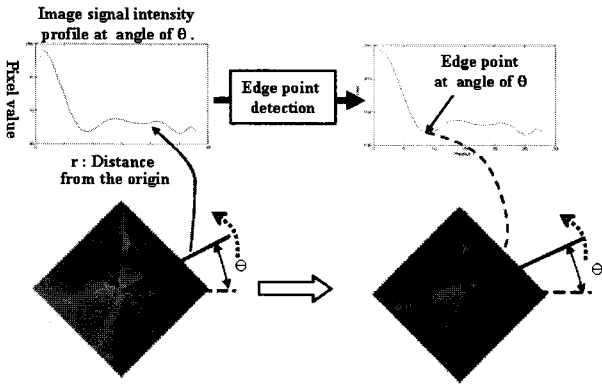


그림 10. 제안하는 초기 경계점 검출 기법(Proposed initial boundary points detection technique)

Fig. 10. Proposed initial boundary points detection technique.

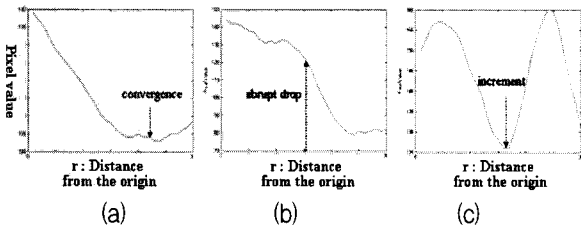


그림 11. 방향별 화소 값들의 변화. (a) 일정수준으로 수렴하는 경우, (b)갑작스럽게 감소하는 경우, (c) 수렴하지 않고 증가하는 경우 각 화살표에 해당하는 반경을 종괴형 암 조직의 (mass)영역의 경계점으로 정하였다

Fig. 11. Three typical profiles of radial signal: (a) convergence case, (b) abrupt drop case, and (c) valley case.

인 화소 값들이 연속적으로 3 점이 일정한 범위안에 있으면 수렴하였다고 간주하여 다음과 같이 경계점을 구한다.

$$r_{\theta}^1 = \arg \min_r \left\{ r \left| \frac{I_{\theta}(r-i+1) - I_{\theta}(r-i)}{I_{\theta}(r-i+1)} \right| < \epsilon_1, \quad i=0,1,2 \right\}$$

(b)의 경우 물체의 영역과 배경이 명확히 구분된다. 이 경우 상대적인 화소 값의 차이가 급격히 증가하기 시작하는 점이 경계점이 된다. 본 논문에서는 상대적인 화소 값들의 차이가 연속적으로 3 점이 일정한 범위 밖에 있다면 경계점이 된다고 간주하여 다음과 같이 경계점을 구한다.

$$r_{\theta}^2 = \arg \min_r \left\{ r \left| \frac{I_{\theta}(r-i+1) - I_{\theta}(r-i)}{I_{\theta}(r-i+1)} \right| > \epsilon_2, \quad i=0,1,2 \right\}$$

(c)의 경우 물체의 한 영역에 다른 영역이 인접해 있다. 이 경우는 상대적인 화소 값이 감소하다가 다시 증

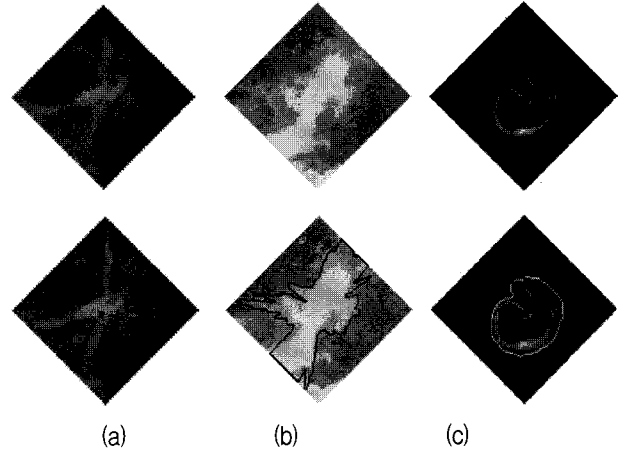


그림 12. 상단의 영상은 원 영상이고 하단은 제안한 기법으로 경계점 추출하고 active snake를 적용한 영상. (a) 종괴형 유방암, (b) 연기, (c) 해마

Fig. 12. The top row shows the original images and the bottom row shows the images processed using the proposed method with the Active Snake algorithm in order to find the shape: (a) Mass type breast cancer, (b) Smoke, and (c) Hippocampus.

가한다. 본 논문에서는 화소 값들이 연속적으로 3 번 감소하였다가 연속적으로 3 번 증가할 때 이 경우이라고 간주하여 다음과 같이 경계점을 구한다.

$$r_{\theta}^3 = \arg \min_r \left\{ r \left| \frac{I_{\theta}(r-i+1) - I_{\theta}(r-i)}{I_{\theta}(r-i+1)} > 0, \quad i=0,1,2 \right. \right\}$$

ϵ_1, ϵ_2 는 영상의 특성에 따라 적절하게 결정하여야 한다. 예로 종괴형 암조직의 경우 실험을 통하여 ϵ_1, ϵ_2 가 각각 0.001과 0.005으로 결정하였다.

<그림 12>는 무정형 물체에 제안한 방법으로 초기 경계점을 결정하고 active snake 알고리즘을 적용하여 물체의 경계선을 추출한 결과를 보여준다. 그림에서 보듯이 제안하는 기법은 극도의 무정형 물체라도 비교적 정확하게 영상을 분리한다.

3. 흉채 영상의 처리에 응용

흉채 인식을 하기 위해서는 동공 영역과 흉채 영역을 정확히 분리하는 것이 중요하다. Cartesian coordinate에서 수평 또는 수직 방향으로 경계선 검출하는 방법은 동공의 경계선은 원형이므로 원의 접선 근처에서는 경계선이 불분명하여 경계선 검출이 어렵다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여 Polar coordinate에서 동공 경계선을 검출하는 방법을 사용하는 것이 바람직하다. 기존의 L^2 -norm 기반 극좌표를 이용하는 방법은 동공의

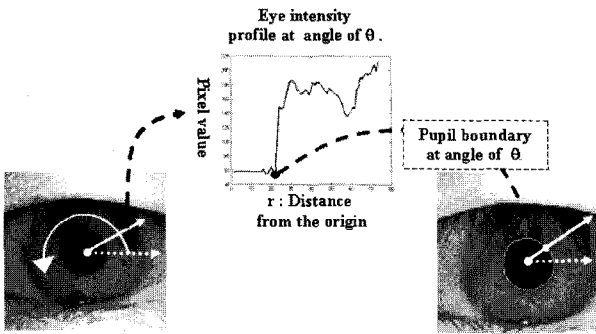


그림 13. 공동 경계선 추출 방법. 극좌표의 원점은 동공 내의 임의의 위치이다
 Fig. 13. A conceptualized diagram of the proposed pupil detection method.

경계선이 원이 된다는 근거로 중심에서부터 반지름을 증가하면서 발생하는 원주에서 경계선 추출 기법을 적용한다. 이러한 방법은 홍채와 동공의 중심이 일치해야 원형 경계선이 정확하게 검출된다^[10-11]. 그러나 일반적으로 동공과 홍채의 중심은 일치 하지 않기 때문에 중심의 불일치를 보상하는 과정이 필요하다.

이러한 기존의 방법을 단점을 극복하기 위하여 본 논문에서는 제안한 방사형 경계점 추출 기법을 동공영역과 홍채 영역을 분리하는 데 적용한다. <그림 13>은 동공 경계선 결정하는 기법을 도식화 한다. <그림 13>에서 극좌표의 원점을 동공내의 임의의 위치로 하고 각 방향으로 화소 값들의 변화를 관찰한다. 동공 영역은 홍채 영역에 비해 상당히 작은 화소 값을 가지므로 상대적인 화소 값의 차이가 급격히 증가하는 점이 경계점이 된다. 동공은 원형이기 때문에 모든 방향으로의 경계점들을 구하면 동공의 경계선을 찾게 된다. $I_{\theta}(r)$ 은 θ 방향으로 중심으로부터 거리 r 에 존재하는 화소 값이라 하고, r_{θ} 는 θ 의 방향으로 중심으로부터 동공의 경계점이 되는 거리라 하고, R 을 동공의 경계선이라 하면, r_{θ} 와 R 은 다음과 같이 구하여 진다. 본 논문에서는 ϵ 을 2로 설정하였다.

$$r_{\theta} = \operatorname{argmin}_r \left\{ r \left| \frac{I_{\theta}(r-1) - I_{\theta}(r)}{I_{\theta}(r-1)} \right| > \epsilon \right\} \text{이며, } R = \bigcup_{\theta=0}^{360} \{r_{\theta}\}$$

본 논문에서 제안하는 기법은 극좌표의 원점이 동공의 내부의 임의의 위치이면 되므로 동공과 홍채의 중심이 일치할 필요가 없다. 또한, 극좌표에서 동공의 원형 경계선을 검출하므로 직각 좌표계를 사용하는 것보다 안정적으로 경계선을 검출한다. 또 다른 이점은 제안하는 기법은 경계선 검출 filtering 과정이 필요하

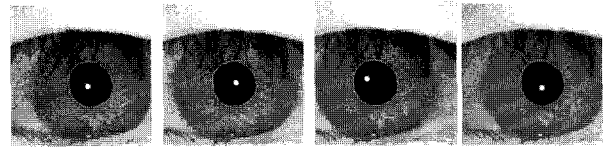


그림 14. 제안한 방향성 경계점 검출 방법을 이용한 동공 영역 검출 결과. 흰 점들은 제안한 방법을 적용 시 사용한 원점들의 위치임
 Fig. 14. Examples of pupil detection results using the proposed method with initial points (white dots) which are randomly chosen.

지 않기 때문에 계산 량을 현저히 줄일 수 있다. 예로, 영상의 크기가 $M \times N$ 이고 경계선 검출 필터의 크기가 $L \times L$ 이라면 기존의 방법은 $(M \times N) \times (L^2)$ 개의 곱셈연산이 필요하나 제안하는 방법은 이러한 연산과정이 필요하지 않다.

<그림 14>는 제안한 방향성 경계점 검출 방법을 이용한 동공 영역 검출 결과이다. 그림에서 흰 점은 제안한 방법을 적용 시 사용한 원점의 위치이다. 그림에서 보듯이 원점의 위치와 상관없이 완벽한 동공의 경계선을 추출함을 알 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서 방사형 영상처리를 위한 이산 극좌표를 구현 하는 방법과 이산 극좌표에서 방사형으로 영상을 처리하는 기본적인 알고리즘을 개발하였다. 이를 위하여 기존의 L^2 -norm 기반으로 이산 극좌표 구현하면 이산 직각 좌표계와 이산 극좌표계가 완벽하게 호환되지 않으나, L^1 -norm 기반으로는 완벽하게 호환됨을 검증하였다. 이를 바탕으로 이산 극좌표와 이산 직각 좌표계를 호환하는 알고리즘을 개발하였다.

본 논문에서 제안한 방사형 영상 처리 기법을 유방암 영상의 안정화, 생체 영상과 같은 극심하게 무정형인 영상 물체의 영상 분리, 홍채 영상처리에 적용하였다. 유방암 영상의 안정화에 적용하였을 때 영상이 가지는 방향적 특성을 유지하면서 영상을 smoothing 할 수 있음을 보여 주었다. 극심한 무정형 물체 영상의 분리에 응용했을 때는 비교적 정확하게 물체의 영역을 분리 할 수 있었다. 홍채 영상에서도 동공과 홍채의 정확한 중심을 찾지 않고서도 기존의 방법보다 현저히 계산량을 줄이면서도 동공과 홍채의 영역을 정확하게 분리하였다.

향후 연구로는 제안하는 방사형 영상처리 기법의 의

료영상과 같은 다양한 영상에 적용하여 그 유용성을 검증하는 것이 필요하다.

참고 문헌

[1] Karssemeijer, N. "Detection of masses in mammogram", *Image Processing Techniques for Tumor Detection (ed. Strickland, R. N.)*, Marcel Dekker, Inc., New York, pp. 187-212, 2002.

[2] Rangayyan, R. M., Mudigonda, N. R., Desautels, J. E. L., "Boundary modeling and shape analysis methods for classification of mammographic masses", *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol.38, pp. 487-496, 2000.

[3] Costa, L. F., Cesar, R. M., "Shape Analysis and Classification", *CRC Press, New York*, 2001.

[4] Gibson, J., Syood, K., "Lattice Quantization", *Advanced Electronic Physics*, Vol. 72, pp. 259-330, June 1988.

[5] Rudin, W., "Principles of mathematical analysis. 3rd ed.", *McGraw Hill*, 1976.

[6] Bardaud, M., "Wavelets in image communication", *ELSEVIER*, pp. 131-159, 1994.

[7] Bardaud, M., Sole, P., Antonini, M., Mathieu, P., "Pyramidal lattice vector quantization for multiscale image coding", *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 3, pp. 367-380, 1994.

[8] Rafael C. Gonzales, Richard E. Woods, "Digital Image Processing", *Prentice Hall*, 2002.

[9] Chenyang Xu, Jerry L. Prince, "Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow", *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 7, No. 3, pp. 359-369, March 1998.

[10] Jeong, D., Park, H., Park, K., Kim, J., "Iris recognition in mobile phone based on adaptive Gabor filter", *LNCS*, Vol.3832, pp. 457-466, 2006.

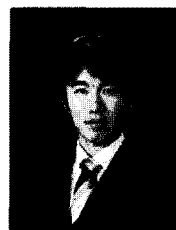
[11] Daugman, J. D., "How iris recognition works", *IEEE Trans. circuits and systems for video technology*, Vol.14, No. 1, pp. 21-29, 2004.

저 자 소 개



천민수(정회원)
2006년 경희대학교 전자공학과 졸업(학사)
2007년 경희대학교 전자전파공학 대학원 졸업(석사)
2007년~현재 삼성전자 DM 연구소

<주관심분야 : 영상신호처리, 동영상 부호화>



이남구(학생회원)
2007년 경희대학교 전자공학과 졸업(학사)
2008년 경희대학교 전자전파공학 석사 과정
<주관심분야 : 영상신호처리, 비디오 코딩, 통신>



김원하(정회원)
1985년 연세대학교 전자공학과 학사졸업
1988년 Univ. of Wisconsin-Madison 전기공학과 석사졸업
1997년 Univ. of Wisconsin-Madison 전기공학과 박사졸업

1996년 1월~7월 (미) Motorola, 연구원
1997년 8월~2000년 2월 Los Alamos National Lab. 연구원
2003년 8월 명지대학교 정보통신공학과 조교수
2003년 8월~현재 경희대학교 전자정보대학 전자공학과 부교수
<주관심분야 : 영상/동영상부호화, 영상처리>



김성민(정회원)
1985년 연세대학교 전자공학과 (학사).
1987년 연세대학교 전자공학과 (석사).
1996년 Univ. of Iowa 의용공학과 (박사).

1999년 5월~2002년 8월 보건산업진흥원 책임연구원
2002년 9월~현재 건국대학교 의료 생명대학 의공학부 부교수
<주관심분야 : 의용전자, 재활공학, 생체역학>