

PDE 기반의 이미지 인페인팅을 이용한 시신경 원판 경계 검출에 관한 연구

Detection of the Optic Disk Boundary in Retinal Images using Image inpainting based on PDE

김태형*, 김성현*, 김진만*, 공제웅*, 김두영*

Tae-hyoung Kim*, Seng-hyen Kim*, Jin-man Kim*, Jae-woong Gong*, Doo-Young Kim*

요약

본 논문은 실명(loss of eyesight)의 원인 중 하나인 녹내장의 진행과 진단 등의 의료 정보제공을 목적으로 양방향 곡선 전개 방식을 이용하여 망막 영상에서 시신경 원판(optic disk)의 경계를 검출하는 방법을 제안한다. 정확한 경계 검출을 위하여 PDE 기반의 Image inpainting 방법으로 시신경 원판 위를 지나는 혈관을 제거하고 전처리 과정에서 발생하는 잡음제거와 경계의 보존을 위해 비등방성 필터링(anisotropic filtering)을 행한다. 혈관이 제거된 망막 영상에서 시신경 원판의 경계 검출은 초기 곡선에 강인한 양방향 곡선 방식으로 검출한다. 실험결과, 제안한 방법이 전체영상의 블러링 현상뿐만 아니라 시신경 원판 경계의 블러링 현상을 줄일 수 있었고, 기존의 방법에 비하여 정확한 경계를 검출할 수 있었다.

Abstract

This paper describes a technique for detecting the boundary of the optic disk in digital image of the retina using inward and outward curve evolution. Optic disk boundary offers medical information about glaucoma progresses. For accurate boundary detection, image inpainting based on PDE removes blood vessels crossing the optic disk. For removing noises and preserving boundary of optic disk in image inpainting process, the anisotropic diffusion filtering is developed. After pre-processing, the optic disk boundary is determined using inward and outward curve evolution. Experimental results show that blurring effect of original region and optic disk boundary is reduced considerably. By the proposed method, we can detect correct disk boundary compare to conventional method.

Keywords : glaucoma, retina, optic disk, inpainting, anisotropic filtering, levelset evolution

I. 서론

녹내장은 눈 안의 압력, 즉 안압이 높아져서 시신경이 손상을 받아 시각장애를 일으키는 병으로 백내장, 당뇨병성 망막증과 함께 전 세계적으로 실명의 3대 원인에 해당한다. 우리 눈 속에는 늘 일정한 양의 물(방수)이 만들어지고 눈 밖으로 배출되어 일정한 안압이 유지되는데 이러한 방수의 배출경로에 이상이 생기면 안압이 오르게 되고 상승된 안압은 눈 기저의 신경 축색돌기(Optic-nerve Axon)들을 손상시켜

시각장애를 일으키고 실명에 이를 수도 있다. 이런 시신경 축색돌기들은 눈의 기저에 위치한 직경 2mm의 원형 구조를 가진 시신경 원판(Optic disk)을 지난다. 녹내장이 경과함에 따라 시신경 섬유들의 위축과 시신경 원판의 모양과 색의 농도 변화가 뚜렷이 나타난다. 이와 같은 변화는 수년 혹은 더 긴 시간에 걸쳐 진행된다. 그러므로 그 변화하는 시간동안의 시신경 원판 경계 검출의 양과 질적인 비교는 질병 진행 경과를 측정할 수 있는 중요한 표준이 된다. 따라서 시신경 원판 경계를 결정하기 위한 정확한 영상 처리 기술로 획득한 경계의 데이터 베이스는 유용한 의학 정보를 제공할 것이다 [1]. 그림1 영상은 Fundus Camera라 불리는 의학용으로 특별히 제작된 카메라로 촬영한 영상이며 안과 의사들이 눈의 기저와 망막의 상태를 검진할 때 흔히 사용한다. 시신경 원판은 그림1에서 보는 바와 같이 혈관이 모이고 있는 가운데

*동아대학교 전자공학과

논문 번호 : 2007-3-10

접수 일자 : 2007. 7. 24

심사 완료 : 2007. 10. 23

※이 논문은 2005학년도 동아대학교 학술연구비(공보과제) 지원에 의하여 연구되었음.

밝은 원형 부분이다. 시신경 원판 경계 검출의 가장 큰 장애 요인은 시신경 원판 위를 지나는 혈관들이다. 기존의 혈관 제거 방법인 morpho- logical filtering[1] 방법 등은 혈관이 지나지 않는



그림 1. 망막 영상
Fig. 1. Retinal image

시신경 원판 경계에서도 블러링 현상을 유발한다. 이런 문제점 개선을 위해 지정된 영역만 제거하는 PDE 기반의 Image inpainting 방법을 사용한다.[2][5][6] inpainting 처리 중 발생할 수 있는 잡음제거와 검출 성능을 높이기 위해 비등방성 필터링 방식을 추가하는 방법을 제안하고, 관심 영역인 시신경 원판 경계는 참고문헌[1]의 snake 방식이 아닌 양방향 곡선전개 방식을 사용하여 검출한다[3][4].

II. 시신경 원판 경계 검출

2.1 Image inpainting based on PDE

편미분 방정식(PDE)을 바탕으로 한 Image inpainting은 원래 훼손된 미술 작품을 복원하기 위한 방법을 지칭하는 것으로 디지털 영상처리에서는 손상된 그림이나 디지털 영상을 PC 기반으로 원래 모습으로 복원하는 기술이다. 본 논문에서는 Sapiro가 제안한 inpainting 방법을 적용하여 시신경 원판위의 혈관을 제거한다. 그림2와 같이 복원 될 영역을 Ω , Ω 의 경계를 $\partial\Omega$ 로 둔다. $I^n(i, j)$ 를 n inpainting시간에서의 Ω 안의 한 점을 나타낸다고 할 때 이산 inpainting 방정식은 식(1)과 같이 표현 된다.

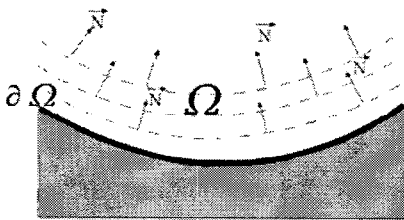


그림 2. inpainting 영역
Fig. 2. inpainting region

$$I^{n+1}(i, j) = I^n(i, j) + \Delta t I_t^n(i, j) \tag{1}$$

여기서

$$I_t^n(i, j) = \left(\overrightarrow{\delta L^n}(i, j) \cdot \frac{\vec{N}(i, j, n)}{|\vec{N}(i, j, n)|} \right) |\nabla I^n(i, j)| \tag{2}$$

$$\overrightarrow{\delta L^n}(i, j) := \begin{pmatrix} L^n(i+1, j) - L^n(i-1, j), \\ L^n(i, j+1) - L^n(i, j-1) \end{pmatrix} \tag{3}$$

$$L^n(i, j) = I_{xx}^n(i, j) + I_{yy}^n(i, j) \tag{4}$$

$$\frac{\vec{N}(i, j, n)}{|\vec{N}(i, j, n)|} := \frac{(-I_y^n(i, j), I_x^n(i, j))}{\sqrt{(I_x^n(i, j))^2 + (I_y^n(i, j))^2 + \epsilon}} \tag{5}$$

$$\beta^n(i, j) = \overrightarrow{\delta L^n}(i, j) \cdot \frac{\vec{N}(i, j, n)}{|\vec{N}(i, j, n)|} \tag{6}$$

$$|\nabla I^n(i, j)| = \begin{cases} \sqrt{(I_{xmn}^n)^2 + (I_{xfm}^n)^2 + (I_{ymn}^n)^2 + (I_{yfm}^n)^2} & \text{when } \beta^n > 0 \\ \sqrt{(I_{xbm}^n)^2 + (I_{xfm}^n)^2 + (I_{ybm}^n)^2 + (I_{yfn}^n)^2} & \text{when } \beta^n < 0 \end{cases} \tag{7}$$

이 된다. 식(4)에서 L은 smoothness 추정치이며 추정을 위하여 Laplacian 마스크를 사용한다. 식(5)의 $\vec{N}(i, j, n)/|\vec{N}(i, j, n)|$ 은 등조선(isophote)의 방향([그림2]의 \vec{N})이다.

식(1)~(7)을 $\partial\Omega$ 에서 적용할 때 $\Omega^c - \Omega$ 의 밴드에서 초기 정보(isophote direction and gray value etc)를 얻어서 적용한다.

2.2 비등방성 확산 필터링

앞서 살펴본 inpainting 과정에서 발생하는 잡음을 제거하기 위해 비등방성 확산 필터링을 수행한다. 비등방성 확산 필터링은 영상의 밝기 변화가 크게 일어나는 에지 부분에서는 확산을 아주 적게 하거나 전혀 하지 않음으로서 에지 부분을 보존하고 밝기 변화가 아주 적은 영역의 내부에서는 확산을 많이 함으로서 잡음제거는 물론 에지 부분의 흐림 현상도 방지하며 동시에 에지가 아닌 부분들에 대해서는 아주 부드럽게 영상을 처리할 수 있는 방식이다. 영상에 대한 비등방성 확산 방정식은 식 (8)과 같다.

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \div (c(x, y, t) \nabla I) = c(x, y, t) \Delta I + \nabla c \cdot \nabla I \tag{8}$$

식 (8)에서 $I(x, y, t)$ 는 공간상의 각 점에서 영상의 밝기

값을 나타내며, 확산 함수 c 를 식 (9)와 같이 영상 밝기 값의 그라디언 크기에 따라 값을 달리하는 함수로 사용한다.

$$c(x,y,t) = g(\|\nabla G * I(x,y,t)\|) \quad (9)$$

$G * I$ 는 원 영상 I 를 가우시안 필터링한 것을 의미하며, 함수 $g(\cdot)$ 는 식 (10)과 같이 양수 값을 가지는 단조 감소형의 지수 함수나 식 (11)와 같은 함수를 이용하였다.

$$g(\nabla I) = \exp^{-\left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2} \quad (10)$$

$$g(\nabla I) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2} \quad (11)$$

K 는 그라디언 크기의 어느 값을 중심으로 확산을 많이 또는 적게 하는가를 결정하는 기준 상수 값이다. 식 (8)에 대한 이산식을 구하기 위해 한 화소에 이웃하는 네 화소에 대하여 식 (12)와 같은 유한 미분법을 적용한다.

$$I_{i,j}^{(t+1)} = I_{i,j}^t + \lambda [c_N \cdot \nabla_N I + c_S \cdot \nabla_S I + c_E \cdot \nabla_E I + c_W \cdot \nabla_W I] \quad (12)$$

여기서 $I_{i,j}^t$ 는 확산이 진행중인 가운데 임의의 시점에서 현재의 변화된 영상 밝기 값을 나타내며, λ 는 영상을 반복하여 확산시켜 나갈 때 확산 정도를 제어하는 가중치로서 $0 \leq \lambda \leq 1/4$ 의 값을 가진다. ∇ 기호는 가장 가까운 이웃 화소와의 차를 의미한다.

$$\begin{aligned} \nabla_N I_{i,j} &= I_{i-1,j} - I_{i,j}, & \nabla_S I_{i,j} &= I_{i+1,j} - I_{i,j} \\ \nabla_E I_{i,j} &= I_{i,j+1} - I_{i,j}, & \nabla_W I_{i,j} &= I_{i,j-1} - I_{i,j} \end{aligned} \quad (13)$$

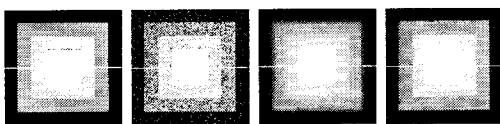
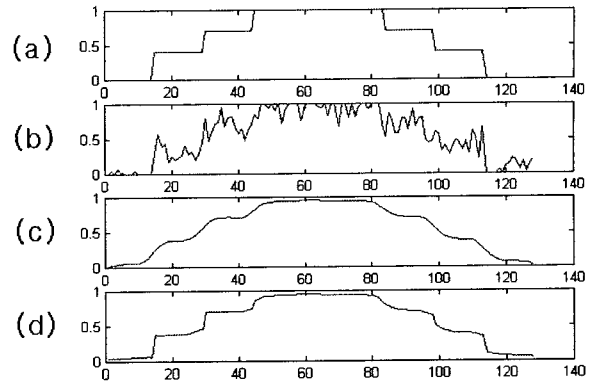


그림 3. 30회 반복 후 필터링 결과

Fig. 3. Results of different filtering schemes for 30 iterations : (a)Original image, (b)Noise image, (c)Gaussian, (d)Anisotropic diffusion.



x axis- Image 단면의 수평좌표
y axis- Gray value normalized 1
그림 4. 그림3의 각 그림 명암의 크기 단면도
Fig. 4. Profiles of the magnitude of the intensity at the same row in each image of Fig. 3

2.3 곡선 전개방식

곡선 전개방정식은 성질이 서로 다른 물질 사이의 시간에 따라 변화되는 경계를 추적하기 위해 소개되었으며, 이 때 경계에 놓여진 각 점들은 속도 성분 F 에 의하여 움직이게 되며 이 속도 성분은 다양한 물리적 영향의 변화에 의존한다. $N-1$ 차원의 임의 레벨의 곡면 γ 가 시간에 따라 법선 벡터 방향으로 곡률에 의한 속도 $F(K)$ 로 움직일 때 이동하는 곡면들의 전체 집합 $\gamma(t)$ 에 대해 N 차원 공간상에서 유클라디안(Euclidian) 수식 표현으로 나타낸 것이 레벨 세트 방정식이다. 제로 레벨의 2차원 폐곡선 $\gamma(t=0)$ 의 시간에 따른 모양을 나타내기 위해 3차원 함수를 Ψ 로 두면(즉, $\Psi = 0$), 어떤 임의의 시각 t 에서 곡선의 현재 진행된 모습은 $\Psi = 0$ 가 되는 부분을 구하면 알 수 있다. 레벨 세트 0에 대한 Ψ 함수를 시간함수로 표현하면,

$$\Psi(x,t) = 0 \quad (14)$$

가 된다.

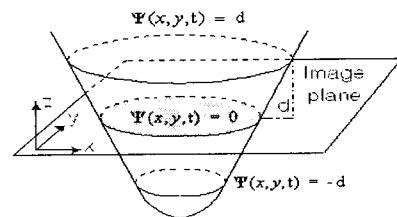


그림 5. 레벨세트 거리함수

Fig. 5. Level-set signed Distance Function
여기서, 다음과 같은 가정을 둔다.

$$I(\mathbf{x}) = \begin{cases} I_{in} & \text{if } \mathbf{x} \in D \\ I_{out} & \text{if } \mathbf{x} \notin D \end{cases} \quad (15)$$

여기서 D 는 검출되어진 물체의 영역을 나타내며, I_{in} 과 I_{out} 은 각각 그 물체 영역의 내부와 외부를 뜻한다. 원 영상에 컨벌루션 연산자인 $C(\cdot)$ 를 적용하여 관측된 데이터를 g 라고 두면, 다음과 같은 수식으로 표현이 가능하다.

$$g = C(I) \quad (16)$$

단지 g 만을 알고 있는 상황에서 원 영상 I 의 물체를 정확히 분할하기 위해서는 본 모델에 일치하는 영역 D 를 찾아야만 된다.

즉, 식 (17)에서 처럼,

$$\partial D_t = \{ \mathbf{x} | \Psi(\mathbf{x}, t) = 0 \} \quad (17)$$

인 D 의 경계를 찾아내야 한다.

폐곡선 $\gamma(p, t)$ 에 대하여 경계 D 를 다시 표현하면,

$$\partial D_t = \{ \gamma(p, t) | \Psi(\gamma(p, t), t) = 0 \} \quad (18)$$

와 같이 표현이 되며, 여기서 p 는 곡선에 대한 매개변수이다. 식 (18)을 임의의 시간 t 에 대하여 표현을 하면

$$\Psi_t + F|\nabla\Psi| = 0 \quad (19)$$

이 된다. $F = \frac{\partial D}{\partial t}$ 인 곡선의 속도 성분이다.

만약, 법선 벡터 $\mathbf{n} = \frac{\nabla\Psi(\mathbf{x}, t)}{|\nabla\Psi|}$ 방향으로의 속도 성분을 F 로 두면,

$$F(\mathbf{x}, t) = \mathbf{s}(\mathbf{x}, t) \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x}, t) \quad (20)$$

이 되므로 다음과 같은 레벨 세트 곡선 전개 방정식을 구할 수 있게 된다.

$$\Psi_t + \mathbf{s}(\mathbf{x}, t)|\nabla\Psi| = 0 \quad (21)$$

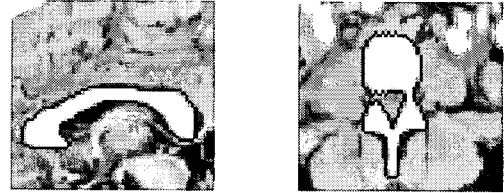
속도 성분 $\mathbf{s}(\mathbf{x}, t)$ 을 구하면,

$$\Psi_t + (\mathbf{s}(\mathbf{x}, t) + \Delta t \cdot K)|\nabla\Psi| = 0 \quad (22)$$

여기에서

$$\mathbf{s}(\mathbf{x}, t) = - \left((CI_{in} - g)^2 - (CI_{out} - g)^2 \right) \text{ on } \partial D_t \quad (23)$$

이다. 이 표현식에서 알 수 있듯이, 전개 속도 항은 양수 또는 음수가 될 수 있다. 그러므로 동일한 곡선의 전개 과정에서 폐곡선의 팽창과 수축이 동시에 가능하게 된다. 곡선전개 방식에 의한 형태 추출의 결과를 [그림6]에 나타내었다.[4]



(a) Brain section (b) Abdominal section

그림 6. 곡선전개방식에 의한 형태 추출 결과.

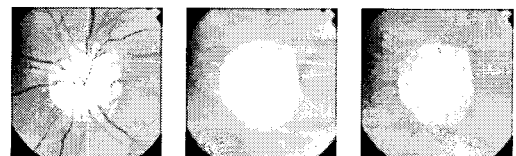
(a)뇌 영역, (b)배 영역

Fig. 6. results of picture extraction : (a)Brain section, (b)Abdominal section

본 연구에서는 초기곡선이 추출하고자 하는 영역의 내부나 외부 또는 물체의 경계에 걸쳐있을 경우에도 물체경계영역을 정확히 추출 가능한 양방향 곡선전개 방식을 사용하였다.

III. 실험 결과

본 논문에서는 제안한 혈관제거 방법인 PDE 기반의 image inpainting의 성능 평가를 위해서 기존의 방법과 비교하였다. 그림 7 (a)는 원 망막영상이며, (b)는 morphological filtering방법으로 혈관을 제거한 모습이며, (c)는 PDE 기반의 image inpainting방법으로 혈관을 제거한 모습이다. (c)와 (b)를 비교해 보면 optic disk 경계에서의 블러링 현상은 거의 없으나 픽셀과 픽셀 사이에 미세한 차이로 인하여 잡음이 생겼다.



(a) (b) (c)

그림 7. 혈관 제거 방법 (a)원영상, (b)morphological filtering, (c) PDE 기반의 image inpainting

Fig. 7. Removing blood vessel method

(a)Original image, (b)morphological filtering, (c)PDE image inpainting

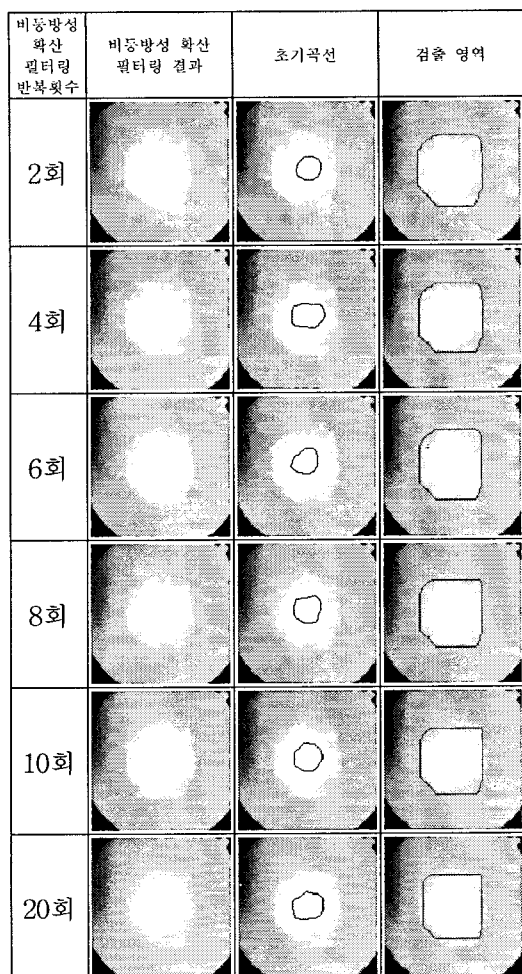


그림 8. 비등방성 확산 필터링에 따른 검출 영역

Fig. 8. Detection region of anisotropic diffusion filtering

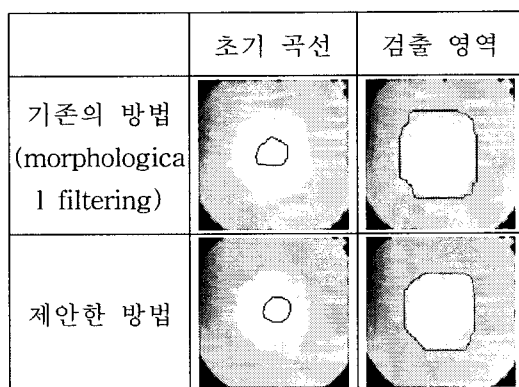


그림 9. 기존의 방법과 제안한 방법의 비교

Fig. 9. Comparison between preexistence results and experimental results

그림 8에서 PDE 기반의 image inpainting 방법 후 잡음 제거를 위하여 비등방성 확산 필터링을 수행한 결과와 그 결과에 따라서 양방향 곡선 전개 초기 곡선과 양방향 곡선전개로 optic disk의 영역을 검출한 결과를 보였다. 여기서 기존의 처리과정[4]로 얻은 결과인 비등방성 확산 필터링의 확산 상수 $K=0.08$, 확산 속도 $\lambda=0.25$ 로 고정하고 확산반복에 따른 결과이다. 검출 영역은 양방향 곡선 전개의 반복 회수 70회에서 영역 검출이 완료된 결과이다. 비등방성 필터링 반복 횟수 2회에서 가장 정확한 optic disk 영역이 검출 되었다. 몇 가지 영상에 대해 실험하였지만 비슷한 결과를 얻었다. 그림 9에서 기존의 방법과 제안한 방법을 비교하였다. 기존의 방법에 비해 블러링 현상을 줄임으로서 더욱 정확한 경계가 검출 되었지만 처리 시간이 크다는 단점은 있었다.

IV. 결론

본 논문에서는 망막 영상에서 시신경 원판 위를 지나가는 혈관을 제거하기 위해 PDE 기반의 Image inpainting 방법을 사용하였으며 이때 발생하는 잡음제거를 위하여 비등방성 확산 필터링을 추가하는 방법을 제안하였고, 양방향 곡선전개 방식을 이용하여 망막 영상에서 시신경 원판 경계를 검출 하였다. 본 연구에서 처리한 방법으로 전체영상의 블러링 현상뿐만 아니라 시신경 원판 경계의 블러링 현상을 줄일 수 있었고, 정확한 경계를 검출할 수 있었다. 검출된 경계선 정보는 픽셀의 좌표값이므로, 이 값으로 경계선의 둘레와 면적의 정보를 계산하는 것은 용이하며, 이런 정보는 전문의사의 판단에 도움을 줄 수 있으리라 사료된다. 향후 Image inpainting의 처리속도의 향상과 검출된 영역의 효율적인 데이터베이스 구축에 관한 연구가 필요하다.

참고 문헌

- [1] F. Mendels, C. Heneghan, and JP. Thiran. "Identification of Optic Disk Boundary in Retinal Images Using Active Contours," Irish Machine Vision and Image Processing Conference, 1999.
- [2] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles and C. Ballester. Image Inpainting. Proceedings of SIGGRAPH 2000, New Orleans, USA, July 2000.
- [3] J.A. Sethian, Level set methods : evolving interfaces in geometry, fluid mechanics, computer vision, and materials science, Cambridge University Press (1996).

[4] 김두영, 김성곤, 김하형, "양방향 곡선 전개를 이용한 개선된 형태 추출" 한국신호처리 시스템학회 논문지 1권 1호, 2000.

[5] A.C.Kokaram, R.D.Morris, W.J. itzgerald, P.J.W. Rayner. "Dectection of missing data in image sequence." IEEE Transactions on Image Processing 11(4), 1509-1519, 1995.

[6] T.Chan and J. Shen, Mathematical models for local deterministic inpaintings, UCLA CAM TR 00-11, March 2000.



김두영(Doo-Young Kim)

1972년 : 부산대학교
전자공학과 공학사

1975년 : 부산대학교
전자공학과 공학석사

1983년 : 경북대학교 전자공학과 박사수료

1977년~현재:동아대학교 전자공학과 교수

1998년~1999년:대한전자공학회 부산경남지부장

2000년 8월~현재:한국신호처리·시스템 학회장

<관심분야> 디지털 신호처리, 신경망, 영상처리 및 컴퓨터 비전



김 태 형(Tae-hyoung Kim)

1997년 2월 : 동아대학교 전자
공학과 졸업

1999년 2월 : 동아대학교 전자
공학과 공학석사

2001년 2월 : 동아대학교 전자 공학과 박사수료

<관심분야> 영상처리 및 컴퓨터 비전, 웨이브렛 변환,
디지털워터마킹



김 진 만(Jin-man Kim)

2004년 2월 : 동아대학교
전자 공학과 졸업

2006년 3월 : 동아대학교
전자 공학과 공학석사

<관심분야> 영상 압축, 디지털 신호처리



김 성 현(Seng-hyen Kim)

2004년 2월 : 동아대학교
전자 공학과 졸업

2006년 3월 : 동아대학교
전자 공학과 공학석사

<관심분야> 영상 압축, 컴퓨터 비전, 패턴인식



공 재 응(Jae-woong Gong)

2004년 2월 : 한국해양대학교
제어계측공학과 졸업

2006년 9월 : 동아대학교
전자 공학과 공학석사

<관심분야> 영상처리 및 컴퓨터 비전, 신경망