

이방성 확산 필터에서 수정된 확산 함수를 이용한 영상 개선 방법

정회원 송영철*, 정회원 최두현**

An Image Enhancement Method Using Modified Diffusion Function in Anisotropic Diffusion Filter

Young-Chul Song* Regular Member, Doo-Hyun Choi** Regular Member

요 약

본 논문은 수정된 이방성 확산 필터를 이용한 영상 개선 방법을 제안하였다. 이를 위하여 최소 신뢰 스케일을 기반으로 하는 센서 잡음 추정과 스케일 스페이스 방법을 도입하였다. 이때 이방성 필터는 구해진 임계값 함수와 국부 기울기에 의해 수정되었다. 모의 실험을 통해 제안한 방법이 평탄 영역에서의 잡음을 거의 증폭시키지 않으면서도 뛰어난 에지 향상을 보임을 증명할 수 있었다.

ABSTRACT

An image enhancement method using modified anisotropic diffusion filter is proposed in this paper. It employs sensor noise estimation and scale space methods based on the minimum reliable scale. Then the anisotropic diffusion filter is modified by the calculated critical value function and local gradient. Through simulation, it is verified that the proposed algorithm has the capability of little or no noise amplification in homogenous region as well as superior edge enhancement.

Key words : image enhancement, anisotropic diffusion filter, critical value function

I. 서론

영상 개선(image enhancement)의 목적은 특정한 응용에 적합하도록 원영상을 개선시킴으로써 최종 출력 결과를 향상시키는데 있다. 이 접근은 크게 공간 영역에서의 개선과 주파수 영역에서의 개선으로 분류할 수 있다. 주파수 영역에서의 영상 개선 방법으로 푸리에 변환과 웨이브렛 변환을 기반으로 하는 방법들이 사용되고 있지만 대부분은 공간 영역에서의 개선 방법을 주로 사용하고 있다. 영상 개선

방법은 기본적으로 영상내의 에지와 상세 정보들로 나타나는 고주파 성분들을 강조함으로써 가능하다. 그러나 이러한 방법들은 에지 영역에서의 개선 강도와 평탄 영역에서의 개선 강도를 적절히 조절하지 못하므로 다양한 문제점들을 발생시킨다. 이러한 현상은 영상 개선의 대표적인 방법중의 하나인 식 (1)의 선형적인 UM(Unsharp Masking) 방법에서도 나타난다.

$$y[j, i] = x[j, i] + \lambda z[j, i] \quad (1)$$

* 경북대학교 전자전기공학부 신호처리연구실(songyc03@ee.knu.ac.kr)

** 경북대학교 전자전기공학부 지능정보시스템 연구실
논문번호 : 030197-0513, 접수일자 : 2003년 5월 13일

여기서 $z[j, i]$ 는 $x[j, i]$ 에 고주파 필터를 적용한 결과 영상이며, λ 는 양수값으로써 영상의 향상 정도를 조절하는 스케일 팩터(scale factor)이다. 식 (1)의 $z[j, i]$ 를 출력하기 위하여 식 (2)의 라플라시안 연산자(Laplacian operator)를 사용하였다.

$$z[j, i] = 4x(j, i) - x(j-1, i) - x(j+1, i) - x(j, i-1) - x(j, i+1) \quad (2)$$

앞서 지적했듯이 기존의 UM 방법을 영상 향상에 적용하게 되면 두 가지의 단점을 보인다. 첫째로 원 영상내에 존재하는 잡음 성분들을 크게 증폭시킬 수 있다. 특히 평탄 성분이 강한 영역에 존재하는 작은 잡음성분 조차도 크게 증폭되므로 개선된 영상에서의 시각적 저하를 가져오게 된다. 둘째로 영상내의 에지 성분을 가진 화소들을 지나치게 증폭함으로써 에지 부분에서의 오버슈트(overshoot)를 발생시킬 수 있다. 이러한 선형 UM에서의 잡음에 대한 민감도를 제거하기 위하여 비선형 연산자들을 기반으로 하는 여러 가지 방법들이 연구되어 왔다. 국부 평균으로 가중화된 적응 고주파 필터로 정의되는 quadratic 필터^[1,2]와 Weber의 법칙에서 제안한 것 같이 시각적인 기준으로부터 균일하게 영상의 상세 정보를 향상시키는 방법^[3] 등이 있다. 그러나 앞서 제시한 방법들이 선형 UM의 잡음 민감도를 줄이는 방법들로 사용되지만 여전히 원영상내의 평탄 영역에 존재하는 잡음 성분을 증폭시키는 것으로 알려져 있다. 이에 본 논문에서는 영상의 필터링에 쓰이는 이방성 확산 필터(anisotropic diffusion filter)의 확산 함수(diffusion function)를 영상 개선에 사용할 수 있도록 수정하여 원영상이 가지는 평탄 영역에서의 센서 잡음의 증폭으로 인한 시각적인 저하를 방지하는 새로운 영상 개선 방법을 제안하였다. 제안한 방법이 평탄 영역에서 어떠한 잡음도 증폭시키지 않으므로 성능 평가는 가장 대표적인 식 (1)과 식 (2)에 정의된 UM 방법을 사용하여 비교 분석하였다.

II. 이방성 확산

이방성 필터링은 Perona와 Malik에 의해 제안된 이방성 확산(anisotropic diffusion) 과정을 기반으로 한다^[4]. 이방성 확산 필터링은 평탄 영역에서 강한

확산 작용으로 잡음 영상을 평탄화 시키는 반면 에지 영역에 도달하여서는 확산 작용을 멈춤으로써 에지를 보존하게 된다. 즉 확산 과정은 일종의 평탄화 과정이라 할 수 있다. 식 (3)은 비선형 확산 필터를 이산적 형태로 표현한 것이다.

$$\begin{aligned} I_{x,y}^{n+1} &= I_{x,y}^n + \mu [c_N \cdot \nabla_N I + c_S \cdot \nabla_S I + c_E \cdot \nabla_E I + c_W \cdot \nabla_W I]_{x,y}^n \\ &= I_{x,y}^n + \mu [h_N + h_S + h_E + h_W]_{x,y}^n \\ &= I_{x,y}^n + \mu h_{tot} \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 μ 는 확산율을 조절하는 파라미터로 $0 \leq \mu \leq 1/4$ 을 가지며, E, W, S, N(동,서,남,북)은 국부 기울기를, 기호 ∇ 는 기울기 연산자 그리고 n 은 필터링의 반복 회수를 나타낸다. 국부 기울기는 식 (4)와 같이 현재 픽셀에 가장 가까운 이웃 4 픽셀의 차이로 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \nabla_N I_{x,y} &= I_{x-1,y} - I_{x,y}, & \nabla_S I_{x,y} &= I_{x+1,y} - I_{x,y} \\ \nabla_E I_{x,y} &= I_{x,y+1} - I_{x,y}, & \nabla_W I_{x,y} &= I_{x,y-1} - I_{x,y} \end{aligned} \quad (4)$$

비선형 이방성 확산 필터의 확산 강도는 확산 함수라 불리는 c 에 의해서 조절된다. 확산 함수 c 는 국부 기울기의 크기에 의존하는 점진적으로 감소하는 형태를 나타내며, 영역 내부에서는 확산하지만 큰 기울기들을 갖는 경계 영역에서는 확산을 멈추게 된다. 식 (5)에 알려진 확산 함수들을 나타내었다.

$$\begin{aligned} c(x, y, \sigma) &= \exp\left(-\left(\frac{|\nabla I|}{K}\right)^2\right) \\ c(x, y, \sigma) &= \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla I|}{K}\right)^2} \end{aligned} \quad (5)$$

식 (5)에서 파라미터 K (제안한 방법에서는 σ_n)는 영상 내의 잡음을 나타내며 이러한 잡음을 결정하기 위한 여러 방법이 존재하지만 본 논문에서는 Perona와 Malik가 사용한 영상 전체의 기울기에 대한 누적 히스토그램의 90%에 해당되는 값을 K 값으로 정의하였다^[4]. 만약 K 에 비해 국부 기울기 $|\nabla I|$ 가 크다면 확산 정도가 작아져 확산 함수의 강

도가 약해지므로 필터링 효과가 줄어들게 된다.

III. 확산 필터의 필터링과 영상 개선

3. 1 잡음이 가지는 기울기의 추정

Eris Bayram 등은 이방성 확산 필터의 확산 합수를 평탄 영역에서의 기울기 기반 다중 스케일 신뢰(gradient-based multiscale confidence)라는 통계적 수치로 정의하였다^[5]. 결국 다중 스케일 접근에서는 영상내의 각 화소에서의 기울기의 계산이 필수적이다. Elder와 Zucker^[6]는 영상의 각 화소에서의 기울기 계산시 최소의 신뢰성 있는 스케일(minimum reliable scale)이 선택될 수 있는 방법을 제안하였다. 일반적으로 이산 데이터로부터의 기울기의 계산은 식 (6)의 가우시안(Gaussian) 1차 미분 기본 필터를 사용하여 추정할 수 있다.

$$g_1^x(x, y, \sigma_1) = \frac{-x}{2\pi\sigma_1^4} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma_1^2}$$

$$g_1^y(x, y, \sigma_1) = \frac{-y}{2\pi\sigma_1^4} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma_1^2}$$
(6)

여기서 σ_1 은 1차 미분 가우시안 커널 $g_1(x, y, \sigma_1)$ 의 스케일을 나타낸다. 임의의 방향 θ 를 가지는 영상 $I(x, y)$ 에서의 1차 미분 가우시안 필터의 반응은 식 (7-9)와 같이 나타나게 된다.

$$I_1^x(x, y, \sigma_1) = g_1^x(x, y, \sigma_1) \cdot I(x, y)$$

$$I_1^y(x, y, \sigma_1) = g_1^y(x, y, \sigma_1) \cdot I(x, y)$$
(7)

이 때

$$I_1^\theta(x, y, \sigma_1) = \nabla I$$

$$= \cos(\theta)I_1^x(x, y, \sigma_1) + \sin(\theta)I_1^y(x, y, \sigma_1)$$
(8)

여기서

$$\theta = \arctan(I_1^y(x, y, \sigma_1) / I_1^x(x, y, \sigma_1))$$
(9)

영상 $I(x, y)$ 의 기울기 계산 과정에서 균일한 영역임에도 불구하고 센서 잡음으로 인해 기울기가 영이 되지 않는 곳이 존재하게 되는데 이런 이유로

순수하게 잡음으로 인하여 발생할 수 있는 기울기에 대한 가능성이 고려되어야 한다. 이를 위한 잡음 기울기의 절대값에 대한 pdf(distribution density function)가^[5]에 의해 정의되었다.

$$f_{|\nabla I|}(\nu) = \frac{1}{2s_1^2} e^{-\frac{\nu^2}{2s_1^2}} \quad (10)$$

여기서 s_1 은 식 (11)과 같이 정의되며, 잡음에 대한 표준 편차인 σ_n 과 가우시안 커널의 스케일인 σ_1 으로 구성된다.

$$s_1 = \frac{\sigma_n}{2\sqrt{2\pi}\sigma_1^2} \quad (11)$$

센서 잡음이 첨가된 영상에서의 에지 검출에 대한 신뢰성의 보장은 영상의 pointwise Type I 에러(false positive error) α_p 와, 전체 영상에 대한 Type I 에러 α_I 를 정의함으로써 가능하다. 만약 α_I 가 5%라고 가정한다면 각 영상점에서의 Type I 에러들이 발생할 확률은 5% 보다 적게 된다. 즉 n의 크기를 가지는 영상에서의 pointwise Type I 에러는 식 (12)와 같이 정의된다.

$$\alpha_p = 1 - (1 - \alpha_I)^{1/n} \quad (12)$$

여기서 α_I 가 5%라고 가정하면 512×512 크기를 갖는 영상에서는 $\alpha_p = 2.0 \times 10^{-7}$ 로 결정 된다. 결국 이 예에서의 pointwise Type I 에러 α_p 는 영상 전반에 걸쳐 5% 이하가 되도록 보장된다. 즉 어떤 화소에서 잡음으로 인해 에지라고 판정할 될 확률이 5% 이하가 된다는 것이다. 에지를 검출하기 위하여 기울기 문턱값(threshold) T를 사용했을 때 Pointwise Type I 에러 α_p 의 정의를 식 (13)에 나타내었다.

$$\alpha_p = \int_T^\infty f_{|\nabla I|}(\nu) d\nu \quad (13)$$

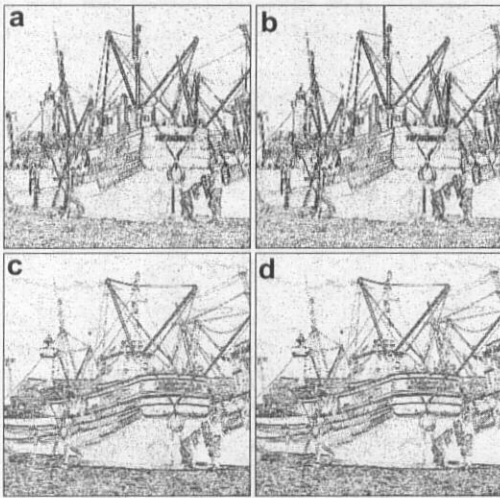


그림 1. 임계 문턱 T 를 사용하여 평탄 영역들과 에지 영역들로 분류된 Boat 영상들. 현재 화소에 대해서 (a) 왼쪽 기울기, (b) 오른쪽 기울기, (c) 위쪽 기울기, 그리고 (d) 아래쪽 기울기
 Fig. 1. Boat images classified as plain regions and edge regions using the critical threshold T . For the current pixel, (a) Left gradient, (b) Right gradient, (c) Upper gradient, and (d) Lower gradient.

식 (13)에 볼 수 있듯이 센서 잡음의 기울기가 평탄 영역에서 문턱값 T 이하의 크기로 존재한다면 pointwise Type I 에러 α_p 가 존재하지 않는 신뢰성 있는 구간이 된다. 여기서 α_f 가 고정된 값을 사용한다면(예를 들어 5% 에러) 식 (12)를 통해 α_p 가 결정되고, 식(13)에 의해서 임계 문턱값(critical threshold) $T(\sigma_1)$ 을 구할 수 있다.

$$T(\sigma_1) = \frac{\sigma_n}{2\sigma_1} \sqrt{\frac{-\ln(\alpha_p)}{\pi}} \quad (14)$$

주어진 센서 잡음과 연산자 스케일 레벨에서 임계 문턱값 $T(\sigma_1)$ 는 통계적으로 신뢰성 있는 최소 응답치를 나타낸다. 식 (14)는 가우시안 커널의 스케일 σ_1 이 변화됨에 따라 영향을 받게 되는데 본 논문에서는 $\sigma_1 = \{0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5\}$ 의 스케일을 사용하였다. 스케일 σ_1 이 작아지게 되면 $T(\sigma_1)$ 는 상대적으로 커지게 되어 원영상에 존재하는 에지 성분을 추출해 낼 수 있으며, 반대로 σ_1 이 커질 수록 $T(\sigma_1)$ 이 작아지게 되어 원영상의 평탄

성분을 추출해 낼 수 있다. 그림 1은 현재 확산의 왼쪽, 오른쪽, 위쪽, 아래쪽에 해당되는 네 방향에 따른 임계 문턱값 $T(\sigma_1)$ 의 크기에 따라 Boat 영상(256×256 크기를 갖는 8 비트 영상)을 에지 영역과 평탄 영역으로 분리해 낸 것이다. 밝은 부분일수록 평탄 영역을 나타내며 어두운 부분일수록 에지 영역을 나타낸다. 이러한 관계를 이용하여 이방성 필터에서 사용되는 확산 함수 c 를 재정의할 수 있다.

$$C(x, y) = \max \{ T(\sigma_1) : |\nabla I| \geq T(\sigma_1) \} \quad (15)$$

$$c(x, y, \sigma_1) = 1 - \frac{C(x, y)}{T(\sigma_1)} \quad (16)$$

3. 2 새로운 확산 함수를 사용한 영상 필터링

식 (16)의 확산 함수를 영상의 필터링에 적용하는 경우를 고려해 보면, c 는 $C(x, y)$ 와 $T(\min(\sigma_1))$ 이 같은 조건에서(즉 강한 에지 영역) 식 (3)의 이방성 필터에 영향을 주지 못하므로 강한 에지 성분을 가진 화소들은 보존되며, 만약 $C(x, y)$ 가 $T(\min(\sigma_1))$ 보다 작다면, c 는 두 파라미터의 크기의 비에 따라 필터링 강도가 조절될 수 있다. 이때 $C(x, y)$ 는 $T(\min(\sigma_1))$ 보다 클 수 없으므로 c 는 0과 1사이에서 결정된다. 그림 2는 새로운 확산 함수가 필터링에 이용될 수 있음을 보인 것으로, 그림 2(a)는 원영상(Boat 영상)에 백산 가우시안 잡음을 첨가한 28 dB 잡음 영상이며, 그림 2(b)는 식 (16)을 이용하여 식 (3)을 통해 그림 2(a)의 잡음 영상을 필터링한 결과 영상이다. 제안한 방법에서는 이러한 필터링 효과를 이용하여 일반적인 영상 개선 방법에서 발생하는 평탄 영역에 존재하는(예를 들어 배경 영역 등) 센서 잡음의 증폭으로 인한 화질 저하의 문제점을 해결 할수 있다.

3. 3 새로운 확산 함수를 사용한 영상 개선

식 (16)의 확산 함수를 영상 개선에 이용하기 위해서 σ_1 의 스케일을 변화시켰다. σ_1 의 스케일이 커질수록 $T(\sigma_1)$ 이 작아지므로 확산 함수 c 는 $-z \sim 1$ 의 범위를 갖는다. 이러한 확산 함수의 변화는 영상을 개선시킬 수 있는 형태로 확산 필터의

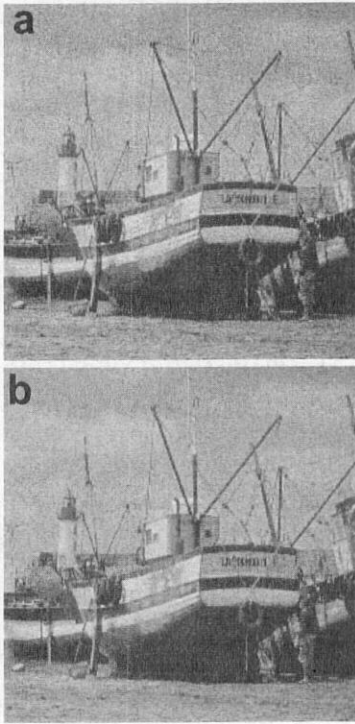


그림 2. 수정된 확산 함수를 사용하여 필터링된 Boat 영상. (a) 잡음 영상(28 dB), (b) 필터링된 영상(30.8 dB)
 Fig. 2. Boat image filtered using modified diffusion function. (a) Noise image(28 dB), (b) Filtered image(30.8 dB).

계수를 변화시키게 된다. 제안한 방법에서 음의 범위에 있는 c 의 값들은 원영상의 각 화소가 가지는 기울기 크기에 따라 영상 개선 정도를 조절하는 가중치로서의 역할을 하며, 작은 양수의 범위를 갖는 c 는 평탄 영역의 화소들에 존재하는 센서 잡음들을 제거하는 역할을 하여 평탄 영역에서 발생하는 잡음 증폭 현상을 방지하게 된다. 식 (3)에서 보듯이 영상의 개선은 이웃 화소간의 기울기와 새로이 정의된 확산 함수의 곱으로써 이루어진다. 이런 이유로 제안된 영상 개선 방법을 분석하기 위해서는 개선된 화소 P와 주변 이웃 화소들간에 발생 가능한 기울기 차이에 대한 경우의 수를 분석할 필요가 있다. 이것을 그림 3에 나타내었다. 그림 3(a)는 화소 P가 이웃 화소 A, B 사이에 존재하는 경우이며, 그림 3(b)는 화소 P가 이웃 화소 A, B 모두 보다 작은 경우이고, 마지막으로 그림 3(c)는 화소 P가 이웃 화소 A, B 모두 보다 큰 경우이다. 이것들의 각각은 세부적으로 서로 다른 4가지 형태로 다시

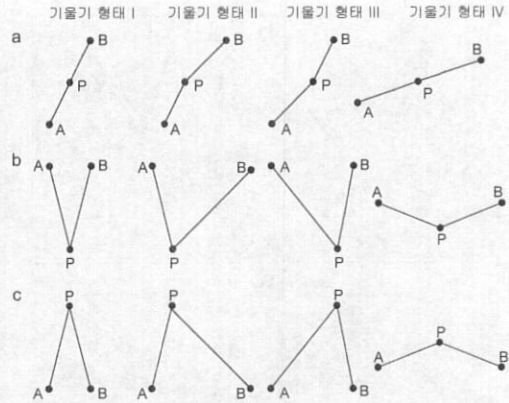


그림 3. 현재 화소 P와 주변 이웃 화소 A, B 간의 기울기 관계

Fig. 3. Gradient relationship between the current pixel(P) and neighborhood pixels(A, B)

분류되는데 예를 들어 그림 3(b)의 형태 II에 속하는 화소 P는 화소 B 보다 A에 대한 기울기가 더 큼을 의미한다. 다시 말하면 화소 P는 화소 B와 비슷한 레벨의 화소값을 가지게 된다. 표 1은 그림 3의 각각의 경우가 식 (3)의 계수 h_{tot} 에 미치는 영향을 분석한 것이다. 여기서 사용된 h_{tot} 는 식(3)에서 정의된 것처럼 각 방향에 따른 $h = c \times \nabla I$ 들에 대한 전체 합을 나타낸다. 표 1에서 그림 3(a)의 경우를 보면 기울기 형태 I에 속하는 화소 P는 이웃 화소 A, B의 중간 정도의 크기를 가지므로 두 기울기의 차는 아주 작다. 이런 경우에는 화소 P가 $h_A - h_B$ 만큼 자신과 가까운 이웃 화소로 이동하게 된다. 즉 개선된 화소 P는 자신과 가까운 이웃 화소로 이동하게 되어 상대적으로 나머지 이웃 화소와는 보다 큰 기울기 차이를 가지게 되는데 이것이 영상 향상 효과로 나타난다. 그러나 이 향상 정도는 이웃 화소들과의 기울기의 차에 의해서 결정되므로 이 경우에는 아주 적게 된다. 그림 3(b)의 기울기 형태 II와 III에서는 화소 P가 이웃 화소 A, B 들 중 어느 한쪽으로 편중되어 있는 경우로 화소 P의 크기는 편중되어 있는 이웃 화소 방향으로 크게 증가한다. 즉 화소 P가 7이웃의 큰 화소값을 가지는 화소에 편중되어 있다면(기울기 형태 II 로써 화소 P는 강한 에지 영역에 속함) 에지를 강조할 목적으로 P의 화소값을 더욱 크게 증가($h_A + h_B$) 시킨다. 반대로 화소 P가 이웃의 작은 화소값을 가지는 화소에 편중되어 있다면(기울기 형태 III 로써

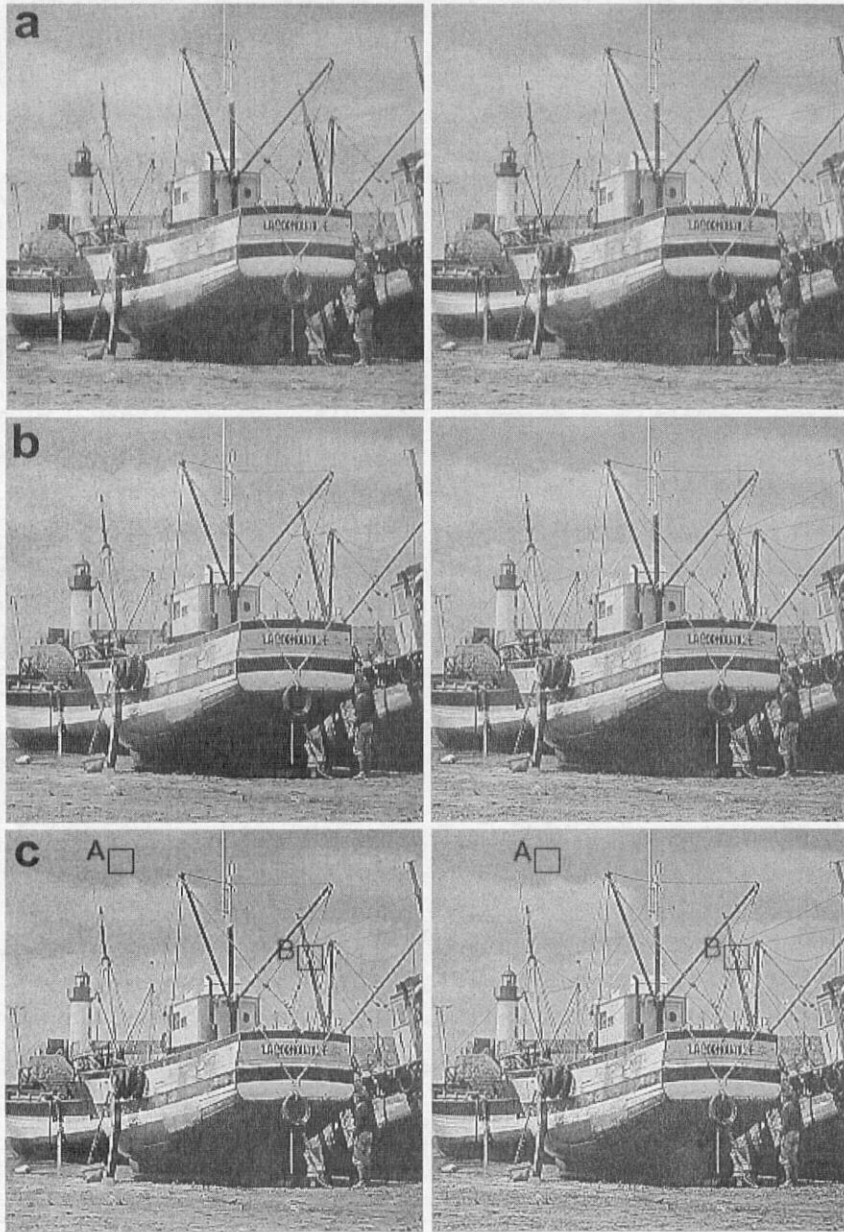


그림 4. 제안한 방법과 UM 방법을 사용하여 개선된 영상들. (a) 제안한 방법(top left, $\sigma_1 = 1.5$, PSNR=25.6)과 UM 방법(top right, $\lambda = 0.29$, PSNR=25.6), (b) 제안한 방법(middle left, $\sigma_1 = 2.0$, PSNR=19.9)과 UM 방법(middle right, $\lambda = 0.63$, PSNR=19.9), (c) 제안한 방법(bottom left, $\sigma_1 = 2.5$, PSNR=17.1)과 UM 방법(bottom right, $\lambda = 1.0$, PSNR=17.1)

Fig. 4. Images enhanced using the proposed method and the UM method. (a) The proposed method(top left, $\sigma_1 = 1.5$, PSNR=25.6) and the UM method(top right, $\lambda = 0.29$, PSNR=25.6), (b) The proposed method(middle left, $\sigma_1 = 2.0$, PSNR=19.9) and the UM method(middle right, $\lambda = 0.63$, PSNR=19.9), (c) The proposed method(bottom left, $\sigma_1 = 2.5$, PSNR=17.1) and UM method(bottom right, $\lambda = 1.0$, PSNR=17.1).

표 1. 제안한 영상 개선에서 식 (3)의 계수 h_{tot} 의 변화
 Table 1. Changing of coefficient h_{tot} of Eq.(3) in the proposed image enhancement

	Fig.3(a)	Fig.3(b)	Fig.3(c)
기울기 형태 I	$h_A - h_B$	$-h_A - h_B$	$h_A + h_B$
기울기 형태 II	$h_A + h_B$	$-h_A + h_B$	$h_A - h_B$
기울기 형태 III	$-h_A - h_B$	$h_A - h_B$	$-h_A + h_B$
기울기 형태 IV	$-h_A + h_B$	$h_A + h_B$	$-h_A - h_B$

화소 P는 약한 평탄 영역에 속함) 화소 P의 화소값을 더욱 작게 감소($-h_A - h_B$) 시킴으로써 상대적으로 주변 화소들이 향상되어 보이도록 한다. 마지막으로 기울기 형태 IV는 화소 P와 주변 화소 A, B의 기울기 차이가 거의 없는 경우(강한 평탄 영역)로 화소 P를 아주 작은 크기($-h_A + h_B$) 만큼 증가 또는 감소시킨다. 이것은 제안된 방법에서 강한 평탄 영역에 존재하는 센서 잡음을 크게 증폭시키지 않는 원인이 된다. 그림 3(b)의 경우는 화소 P가 이웃 화소 A, B 모두에 비하여 항상 작은 크기의 화소값을 가지는 경우이다. 화소 P가 이웃 화소 A, B 모두에 큰 기울기 차이를 보이면(기울기 형태 I) 화소 P를 크게 감소시킴으로써 주변 값들을 상대적으로 향상되어 보이도록 한다. 만약 화소 P가 이웃 화소 A, B들 중 어느 한쪽에 치우쳐 있다면(기울기 형태 II와 기울기 형태 III) 두 기울기의 차를 비교하여 화소 P를 증가시키거나 감소시키므로 중간 레벨의 에지 성분들을 보존하게 된다. 마지막으로 기울기 형태 IV의 강한 평탄 영역은 보존되거나 약한 저주파 필터링이 이루어지게 된다. 그림 3(c)는 그림 3(b)와 반대로 화소 P가 이웃 화소에 비해 항상 큰 화소값을 가지는 경우이다. 만약 화소 P가 이웃 화소 A, B 모두에서 매우 큰 기울기 차를 보인다면 화소 P를 크게 증가시켜 영상의 향상 정도를 크게 하며, 화소 P가 이웃 화소 A, B들 중 어느 한쪽에 치우쳐 있는 경우와 강한 평탄 영역의 경우에 있어서는 그림 3(b)와 같은 처리가 이루어진다.

IV. 모의 실험 결과

제안한 영상 향상 성능을 조사하기 위하여 256 그레이 레벨을 갖는 256×256 크기의 천연 영상인 Boat 영상을 이용하여 모의 실험을 수행하였다. 객관적인 성능 평가를 위하여 식 (17)의 rms(root mean square)를 사용하였다.

$$rms = \sqrt{\frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (x_{i,j} - \hat{x}_{i,j})^2} \quad (17)$$

여기에서 $x_{i,j}$ 및 $\hat{x}_{i,j}$ 는 원영상 및 개선된 영상의 화소 값을 나타내고, N은 영상 크기를 나타낸다. 제안한 방법의 성능 비교를 위하여 영상 개선의 대표적인 방법으로 알려져 있는 식 (1)과 식 (2)를 이용하는 UM 방법을 사용하였다. 그림 4는 제안한 방법과 UM 방법을 사용하여 개선한 결과 영상들이다. 두 방법에 의해서 출력된 결과 영상들은 공정한 성능 평가를 위하여 동일한 최대신호대잡음비(peak signal-to-noise ratio)를 갖도록 하였다. UM 방식에서는 λ 가 클수록 그리고 제안한 방법에서는 σ_1 이 클수록 영상 개선 효과가 크다. 그림 4에서 볼 수 있듯이 제안한 방법은 영상 개선 효과의 증가에도 불구하고 배경 영역과 같은 평탄 영역내에 존재하는 잡음 성분을 전혀 증폭시키지 않는다. 반면에 UM 방식에서는 영상의 향상 정도에 무관하게 평탄 영역에서의 잡음 증폭 현상이 발생됨을 관찰할 수 있다. 그림 5는 제안한 방법의 영상 개선 효과를 좀더 자세히 관찰하기 위하여 그림 4(c)의 영상들을 확대하여 나타낸 것이다. 그림 5에서 볼 수 있듯이 제안한 방법은 영상의 개선 효과를 크게 증가시킨 $\sigma_1 = 2.5$ 에서도 잡음들을 전혀 증폭시키지 않으므로 주관적인 해상도 관점에서 매우 우수하다. 제안한 방법의 객관적인 성능 평가를 위하여 그림 4(c)의 ROI(region of interest) 영역들에 대한 표준 편차를 표 2에 나타내었다. 또한 그림 4(a), 그림 4(b)에 대해서도 그림 4(c)와 동일한 ROI 영역에서의 표준 편차를 구하여 표 2에 나타내었다. 표 2에서 볼 수 있듯이 제안한 방법은 영상의 향상 정도에 무관하게 평탄 영역에서 원영상의 표준 편차와 거의 비슷한 값을 유지하고 있다. 이것은 제안한 방법이 평탄 영역에 존재하는 잡음 성분을 증폭하지 않음을 의미한다. 원영상에 비해 다소 낮게 측정된 표준 편차는 앞서 언급한 것처럼 제안한 방법이 평탄 영역 내부에 존재하는 센서 잡음을 제거하는

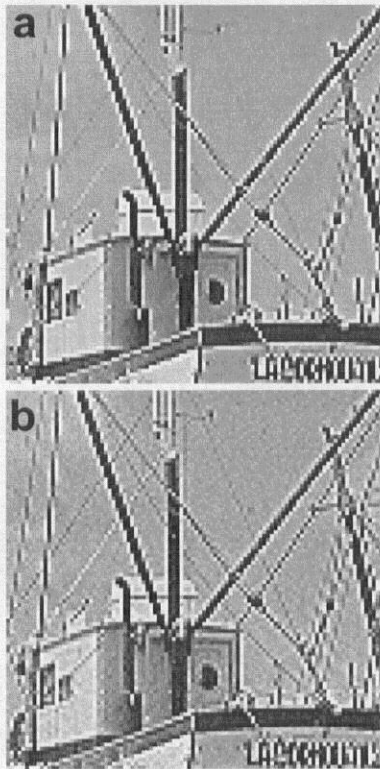


그림 5. 시각적 향상 효과를 보이기 위한 그림 4(c)의 확대 영상들. (a) 제안한 방법, (b) UM 방법
 Fig. 5. Zoomed images of Fig. 4(c) to show the effect of the perceptually enhancement. (a) The proposed method ($\sigma_1 = 2.5$, PSNR=17.1), (b) The UM method($\lambda = 1.0$, PSNR=17.1)

표 2. 그림 4의 ROI 영역들에 대한 표준 편차들
 Table 2. The standard deviations of ROI regions in Fig.4

	$\sigma_1 = 1.5$, $\lambda = 0.29$			$\sigma_1 = 2.0$, $\lambda = 0.63$			$\sigma_1 = 2.5$, $\lambda = 1.0$		
	원영상	제한 방법	UM 방법	원영상	제한 방법	UM 방법	원영상	제한 방법	UM 방법
ROI A (평탄 영역)	1.8	1.1	3.8	1.8	1.2	6.3	1.8	1.5	9.1
ROI B (에지 영역)	34.2	49.5	50.6	34.2	68.2	67.6	34.2	79.6	79.4

주파 필터 기능을 가지고 있기 때문이다. 이러한 잡음 증폭에 대한 강한 억제력을 가지고 있음에도 불

구하고 에지 영역에 대한 영상 개선 성능은 UM 방법과 거의 동일한 표준 편차를 보임으로써 계속 유지되고 있음이 확인되었다.

V. 결 론

본 논문에서는 이방성 필터의 확산 함수를 수정하여 영상 개선에 이용하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법에서는 센서 잡음에 대한 표준 편차 σ_n 과 가우시안 커널의 스케일 σ_1 을 이용하여 임계 문턱값 T를 구하여 새로운 확산 함수를 정의하는데 사용하였다. 수정된 확산 함수를 통해 영상을 개선한 결과 에지 영역에 대한 성능은 계속 유지하면서도 기존의 UM 알고리즘에서 발생하는 평탄 영역에서의 잡음 증폭에 대한 단점을 극복할 수 있었다.

추후 연구 과제로는 현재 제안한 알고리즘이 영상 개선 효과를 극대화하기 위하여 경우에 따라서 화소 P의 크기를 이주 크게 줄임으로써 약한 강도를 갖는 에지 성분이 더욱 약화될 소지가 있으므로 화소 P의 최대 변동폭을 조절하는 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] S. K. Mitra and H. Li, "A new class of nonlinear filters for image enhancement," in Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, Signal Processing, Toronto, Ont., Canada, May 14-17, 1991, pp. 2525-2528.
- [2] G. Ramponi, N. Strobel, S. K. Mitra, and T. Yu, "Nonlinear unsharp masking methods for image contrast enhancement," J. Electron. Imag., vol. 5, pp. 353-366, July 1996.
- [3] T. N. Cornsweet, Visual Perceptron. New York: Academic, 1970.
- [4] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 12, pp. 623-639, July. 1999.
- [5] C. L. Wyatt, G. Yaorong, and E. Bayram, "Confidence-based anisotropic filtering of magnetic resonance images," IEEE Eng. Med. Bio., vol. 21, pp. 156-160, Sep/Oct. 2002.

- [6] J. K. Elder and S. W. Zucker, "Local scale control for edge detection and blue estimation," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 20, pp. 699-716, July, 1998.

송 영 철(Young-Chul Song)

정회원



1994년 : 광운대학교 전기공학과 졸업
1997년 : 광운대학교 전기공학과 석사
2001년 : 광운대학교 전기공학과 박사

2002년 3월 ~ 현재 : 경북대학교 전자전기공학부 조교수

<주관심분야> 영상 처리, 생체신호처리, 패턴 인식

최 두 현(Doo-Hyun Choi)

정회원



1991년 : 경북대학교 전자공학과 졸업
1993년 : 포항공과대학교 대학원 전자전기공학과 석사
1996년 포항공과대학교 대학원 전자전기공학과 박사

1996~2003 2월: 경북대학교와 서울대학교에서 강의와 연구 수행

2003년 3월 ~ 현재 : 경북대학교 전자전기공학부 조교수

<주관심분야> soft-computing 이론 및 응용, 생물정보학, 정보처리 및 산업응용