

적응 가중 미디언 필터를 이용한 영상 확산 알고리즘

정회원 황인호*, 이경훈*, 김웅희**

Nonlinear Anisotropic Diffusion Using Adaptive Weighted Median Filters

In-Ho Hwang*, Kyung-Hoon Lee*, Woong-Hee Kim** *Regular Members*

요 약

편미분 방정식을 도입하여 새로운 영상처리 기술을 개발하려는 연구가 활발히 진행 중이며, 특히 확산 방정식을 풀어 잡음 제거, 영상 복원, 에지 검출 및 영상 분할 등에 응용할 수 있는 이미지 확산 알고리즘에 관심이 높다. 본 논문에서는 기존의 비등방성 확산 방식이 결국은 커널 크기가 작은 적응 필터링 방식과 동일한 효과를 낸다는 것을 보이고, 확산 과정에서 선형 필터의 단점을 보완할 수 있도록 가중 미디언(WM, Weighted Median) 필터를 적용한 새로운 확산 기법을 제안하였다. 제안된 WM 필터가 비등방성 커널을 갖도록 필터계수에 대응하는 가중치들을 이미지의 국부적인 변화량에 따라 적응적으로 가변할 수 있는 기법을 제안하였다. 뿐만 아니라 반복 과정에서의 확산 속도를 증가할 수 있도록 커널의 크기를 증가시키기 위한 방안도 제시하였다. 실제 영상을 사용한 실험을 통하여 제안된 방식이 기존의 방식에 비해 잡음 제거 (특히 임펄스성 잡음) 특성이나 에지 보존 특성이 더 우수하다는 것을 보였다. 또한 기존의 방식에 비해 확장된 크기를 갖는 커널을 이용함으로써 확산 속도를 높일 수 있다는 것을 보였다.

Key Words : Median diffusion, Anisotropic, Adaptive, Weighted Median, Partial Differential Equation

ABSTRACT

Recently, many research activities in the image processing area are concentrated on developing new algorithms by finding the solution of the 'diffusion equation'. The diffusion algorithms are expected to be utilized in numerous applications including noise removal and image restoration, edge detection, segmentation, etc. In this paper, at first, it will be shown that the anisotropic diffusion algorithms have the similar structure with the adaptive FIR filters with cross-shaped 5-tap kernel, and this relatively small-sized kernel causes many iterating procedure for satisfactory filtering effects. Moreover, it will also be shown that lots of modifications which are adopted to the conventional Gaussian diffusion method in order to weaken the edge blurring nature of the linear filtering process increases another computational burden.

We propose a new Median diffusion scheme by replacing the adaptive linear filters in the diffusion process with the AWM (Adaptive Weighted Median) filters. A diffusion-equation-based adaptation scheme is also proposed. With the proposed scheme, the size of the diffusion kernel can be increased, and thus diffusion speed greatly increases. Simulation results shows that the proposed Median diffusion scheme outperforms in noise removal (especially impulsive noise), and edge preservation.

* 국가보안기술연구소 전략기술연구부 (jihwang, khl)@etri.re.kr

** Communication Systems Group, Technical University of Berlin (whkim@nue.tu-berlin.de)

논문번호 : KICS2007-02-087, 접수일자 : 2007년 2월 26일, 최종논문접수일자 : 2007년 5월 2일

I. 서론

이미지에 대한 다해상도(multi-scale) 표현 방식에 대한 관심이 높아져 이에 관한 연구가 활발히 진행 중이며, 특히 이미지를 일종의 빛의 흐름(optical flow)으로 인식하여, 유체 해석에 많이 이용되는 편미분 방정식(PDE, Partial Differential Equation)을 도입하여 새로운 영상처리 기법을 개발하려는 다양한 연구들이 진행되고 있다. 그 중 가장 대표적인 분야로 확산 방정식(diffusion equation)을 풀어 잡음 제거, 영상 복원, 에지 검출 및 영상 분할(segmentation)에 응용할 수 있는 이미지확산 알고리즘을 개발하려는 시도를 들 수 있다.

윌킨(Witkin) 등은 영상처리에 PDE를 도입하여 이미지를 다해상도로 표현하는 scale-space 기술을 정립하였다^[1]. 이들은 $I_t = c\Delta I$ 의 확산 방정식을 풀어 영상에 대한 다해상도 표현 기법을 모색하고, 그 결과로 가우시안 필터를 반복적으로 적용하는 방안을 제시하였다. 각 반복 단계에서의 가우시안 필터 출력이 서로 다른 스케일을 갖는 다해상도 이미지를 생성하는 것이다. 여기에서 I 는 이미지를 의미하며, 필터를 반복적으로 적용하는 확산 과정에서 $I(x, y, t)$ 로 표현된다. (x, y) 는 이미지 내의 위치를 가리키는 좌표이며, t 는 scale에 해당한다. I_t 는 $\partial I(x, y, t)/\partial t$ 를 의미한다. 그리고 Δ 는 이차 미분에 해당하는 라플라시안 연산자이다.

이들이 해법으로 제시한 가우시안 필터와 같이 등방형(isotropic) 선형(linear) 필터를 이용하여 이미지를 확산하는 방식은 원 영상의 에지를 변형시킬 수 있다는 큰 약점을 안고 있다. 이를 해결하기 위하여 Perona 등은 확산 과정에 '단열재'의 개념을 도입하여, 확산 방정식 $I_t = c\Delta I$ 내의 전도(conductivity) 상수 c 를 $g(|\nabla I|)$ 로 대체한 새로운 확산 방정식을 제안하였다^[2]. 여기에서 ∇ 는 일차 미분에 해당하는 그래디언트(gradient)를 의미하며, $g(\cdot)$ 는 입력값이 클 때는 0에 가까운 값을, 작을 때는 1에 가까운 값을 출력하는 비선형 함수이다. 페로나(Perona) 등은 확산 방정식을 $I_t = \text{div}(g(|\nabla I|)\nabla I)$ 와 같이 새롭게 정의하고, 이를 풀어 비등방성(anisotropic) 커널을 갖는 적응적 필터링 방식을 제안하였다. 이러한 방식은 기존의 방식에 비해 잡음 제거 특성이나 에지 보존 특성이 더 우수하다고 알려져 있다.

하지만 이러한 확산 알고리즘들은 커널 사이즈가 작은 필터를 이용하다 보니 만족할만한 확산 효과

를 얻기 위해서는 상당한 횟수의 반복(iteration) 적용을 필요로 한다. 따라서 매 반복 과정마다 연산량이 급증하게 되며, 과도하게 세밀한 다해상도 이미지들을 얻게 된다. 또한 적응(adaptive) 필터를 사용한다고는 하더라도, 기본적으로는 선형 필터를 사용하기 때문에 잡음 제거 성능이나 에지 보존 성능이 상대적으로 큰 커널을 사용하는 비선형 필터(미디언 필터 등)보다 떨어지게 된다. 이러한 단점을 보상하기 위해서도 반복 필터링이 요구된다.

본 논문에서는 이러한 단점을 해결하기 위하여 적응적 가중미디언(AWM, Adaptive-Weighted Median) 필터를 사용하는 새로운 비선형 확산 기법을 제안하였다. 이를 위하여 본 논문에서는 먼저 페로나 등에 의해 제안된 비등방성 확산 방식이 결국은 커널 크기가 5이고, 십자 형태를 갖는 적응 필터링 방식과 동일한 효과를 낸다는 것을 보이고, 확산 과정에서 선형 필터의 단점을 보완할 수 있도록 가중 미디언(WM, Weighted Median) 필터를 적용한 새로운 확산 기법을 제안하였다.

또한, 제안된 WM 필터가 비등방성 커널을 갖도록 필터 계수에 대응하는 가중치들을 이미지의 국부적인 변화량에 따라 적응적으로 가변할 수 있는 기법을 제안하였다. 더 나아가 반복과정에서의 확산 속도를 증가할 수 있도록 커널의 크기를 증가시키기 위한 방안도 제시하였다.

실제 영상을 사용한 실험을 통하여 제안된 방식이 기존의 방식에 비해 잡음 제거(특히 임펄스성 잡음) 특성이나 에지 보존 특성이 더 우수하다는 것을 보였다. 또한 기존의 방식에 비해 확장된 크기를 갖는 커널을 이용함으로써 확산 속도를 높일 수 있다는 것을 보였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 기존의 비등방성 확산 기법에 대하여 알아보고, 이들이 결국은 적응필터링 방식과 동일한 효과를 낸다는 것을 보였다. 3장에서 새로운 비선형 확산 기법을 제안하고, 필터 계수 및 커널 크기를 적응적으로 변화시키기 위한 방식을 제안하였다. 이 과정에서 기존의 AWM 필터와 제안된 필터의 특성을 비교하였다. 4장에서 실제 영상을 이용한 실험결과를 보이고, 5장에 결론을 제시하였다.

II. 비등방성 확산 기법

여기에서는 먼저 기존의 비등방성 확산 기법에 대하여 알아보고, 이들이 결국은 적응필터링 방식과

동일한 효과를 낸다는 것을 유도하였다.

2.1 확산 알고리즘

페로나 등은 확산 방정식을 아래와 같이 정의하고, 이를 풀어 비등방성 커널을 갖는 적응적 필터링 방식을 제안하였다²⁾.

$$I_t = \text{div}(g(|\nabla I|)\nabla I) = g(|\nabla I|)\Delta \nabla I \quad (1)$$

이들은 식 (1)을 디지털 영역에서 근사화한 후, 다음과 같은 확산 기법을 제안하였다.

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + \lambda [c_N \cdot \nabla_N I + c_S \cdot \nabla_S I + c_E \cdot \nabla_E I + c_W \cdot \nabla_W I] \quad (2)$$

$$\begin{aligned} c_{N_{i,j}}^t &= g(|(\nabla I)_{i+(1/2),j}^t|) \\ c_{S_{i,j}}^t &= g(|(\nabla I)_{i-(1/2),j}^t|) \\ c_{E_{i,j}}^t &= g(|(\nabla I)_{i,j+(1/2)}^t|) \\ c_{W_{i,j}}^t &= g(|(\nabla I)_{i,j-(1/2)}^t|) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \nabla_N I_{i,j} &\equiv I_{i-1,j} - I_{i,j} \\ \nabla_S I_{i,j} &\equiv I_{i+1,j} - I_{i,j} \\ \nabla_E I_{i,j} &\equiv I_{i,j+1} - I_{i,j} \\ \nabla_W I_{i,j} &\equiv I_{i,j-1} - I_{i,j} \end{aligned}$$

2.2 근사화

식 (1)에서 식 (2)의 해를 풀어내기 위한 근사화 해법은 다음과 같이 유도 된다. 먼저 영상에 대한 그래디언트는 아래와 같이 근사화할 수 있다.

$$\nabla I = [I_x, I_y] = \left[\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right]$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial I}{\partial x} &\equiv \frac{I_{i+(1/2),j}^t - I_{i-(1/2),j}^t}{2} \\ &\equiv \frac{I_{i,j}^t + I_{i+1,j}^t - I_{i,j}^t + I_{i-1,j}^t}{2} = \frac{I_{i+1,j}^t - I_{i-1,j}^t}{2} \\ \frac{\partial I}{\partial y} &\equiv \frac{I_{i,j+1}^t - I_{i,j-1}^t}{2} \end{aligned}$$

또, 영상에 대한 디버전스는 아래와 같이 근사화 된다.

$$\begin{aligned} \Delta I = \nabla^2 I &= I_{xx} + I_{yy} = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} &\equiv \frac{\partial I}{\partial x} \Big|_{i+(1/2),j} - \frac{\partial I}{\partial x} \Big|_{i-(1/2),j} \\ &\equiv (I_{i+1,j}^t - I_{i,j}^t) - (I_{i,j}^t - I_{i-1,j}^t) \\ &= I_{i+1,j}^t + I_{i-1,j}^t - 2I_{i,j}^t \end{aligned}$$

$$\frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \equiv I_{i,j+1}^t + I_{i,j-1}^t - 2I_{i,j}^t$$

$c \equiv g(|\nabla I|)$ 로 나타내기로 하면, $I^{t+1} = I_t + c\Delta I = I_t + c(I_{xx} + I_{yy})$ 가 되고, 여기에 위의 근사화 결과를 대입하면 아래와 같이 정리된다.

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + \lambda [c^t ((I_{i+1,j}^t + I_{i-1,j}^t - 2I_{i,j}^t) + (I_{i,j+1}^t + I_{i,j-1}^t - 2I_{i,j}^t))]$$

이는, 참고문헌 [2]에서 제시한 것처럼, 아래와 같이 식 (2)와 유사하게 정리된다.

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + \lambda [c_{i+(1/2),j}^t (I_{i+1,j}^t - I_{i,j}^t) + c_{i-(1/2),j}^t (I_{i-1,j}^t - I_{i,j}^t) + c_{i,j+(1/2)}^t (I_{i,j+1}^t - I_{i,j}^t) + c_{i,j-(1/2)}^t (I_{i,j-1}^t - I_{i,j}^t)] \quad (3)$$

이는 다음과 I 에 대해서 다시 정리할 수 있다.

$$I_{i,j}^{t+1} = (1 - \lambda (c_{i+(1/2),j}^t + c_{i-(1/2),j}^t + c_{i,j+(1/2)}^t + c_{i,j-(1/2)}^t)) I_{i,j}^t + \lambda (c_{i+(1/2),j}^t I_{i+1,j}^t + c_{i-(1/2),j}^t I_{i-1,j}^t + c_{i,j+(1/2)}^t I_{i,j+1}^t + c_{i,j-(1/2)}^t I_{i,j-1}^t) \quad (4)$$

2.3 분석

이해를 돕기 위하여 예를 들어 보자.

$$c_{i,j}^t = g(|\nabla I|) = \begin{cases} 1, & \text{in flat area} \\ 0, & \text{in edge area} \end{cases}$$

와 같이 비선형성이 강하게 동작한다고 가정하고, $\lambda = 1/4$ 로 설정하면, 평평한 영역에서는 $I_{i,j}^{t+1} = (I_{i+1,j}^t + I_{i-1,j}^t + I_{i,j+1}^t + I_{i,j-1}^t)/4$ 와 같이 평균

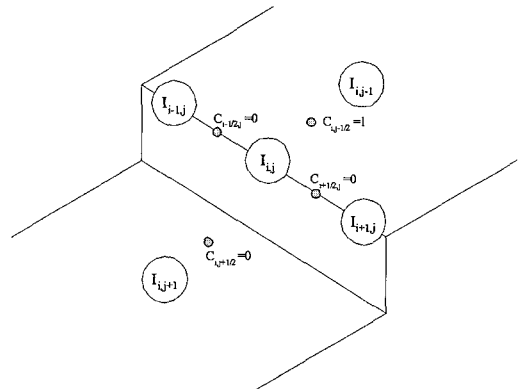


그림 1. 비등방성 확산 필터의 동작 예
Fig. 1. Example of anisotropic diffusion filter operation

필터로 동작하고, 아래 그림 1과 같은 에지 영역에서는 $I_{i,j}^{t+1} = \frac{3}{4}I_{i,j}^t + \frac{1}{4}I_{i,j-1}^t$ 과 같이 현재 픽셀값을 보존하는 경향이 강하도록 동작한다.

결국, 비등방성 확산 과정은 커널의 크기가 5인 십자형 CWA(Center-Weighted Adaptive) FIR 필터로 영상을 필터링 하는 것과 동일한 효과를 낸다. 필터 계수의 적응 방식도 결국은 영상의 국부적 특성값에 의해 결정되는 것으로, 기존의 적응 필터와 크게 다르지 않다.

다시 말해서 식 (2)의 비등방성 확산은 $I^{t+1} = h * I^t$ 와 같은 필터링 과정으로 해석할 수 있다.

$$I_{i,j}^{t+1} = \sum_{(a,b) \in B} h_{a,b} I_{i+a,j+b}^t$$

$$h_{a,b} = \begin{cases} \lambda c_{i+a,j+b}^t & \text{if } (a,b) \neq (0,0) \\ 1 - \sum_{(a,b) \in B} \lambda c_{i+a,j+b}^t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$B = \{(0,0), (1,0), (-1,0), (0,1), (0,-1)\}$$

$$B = B - \{(0,0)\}$$

식 (5)에서 B 는 필터의 커널을 의미하며, $h_{a,b}$ 가 필터 계수이다.

이와 같은 방식으로 처리되는 비등방성 확산은 결국 커널 사이즈가 작은 필터를 이용해서 처리하다 보니 만족할 만한 확산 효과를 얻기 위해서는 상당한 횟수의 반복적용(iteration)을 필요로 한다. 또한 적응 필터를 쓴다고는 하더라도, 기본적으로는 선형 필터를 이용하기 때문에 잡음 제거 성능이나 에지 보존 성능이 상대적으로 큰 커널을 사용하는 비선형 (미디언 필터 등) 보다 떨어질 것으로 예상된다. 이를 보상하기 위해서도 반복적용이 필요하다.

참고문헌 [2]에서 제안한 필터의 성능을 개선하기 위하여 다양한 방식이 제안되었다. 알바레즈(Alvarez) 등은 식(2)의 c' 추정 정밀도를 높이기 위하여 가우시안 필터를 도입하여 $c' = g(|\nabla G_\sigma * I|)$ 로 변경하고, $I_t = g(|\nabla G_\sigma * I|) \nabla I \operatorname{div}(\nabla I \nabla I^{-1})$ 처럼 변형된 확산방정식을 제안하였다^[3]. 노드스트롬(Nordstrom)은 식 (1)에 forcing term을 도입하여 확산방정식을 $I_t - \operatorname{div}(g(|\nabla I|)\nabla I) = I_0 - I$ 로 변형하는 것을 제안하였다^[4]. 여기에서 I_0 는 초기 영상을 의미한다. 더 나아가 바르셀로즈(Barcelos) 등은 [3]와 [4]의 아이디어를 결합하고, balancing term을 더하여 $I_t - g(|\nabla I|) \nabla I \operatorname{div}(\nabla I \nabla I^{-1}) = \lambda(1-g)(I_0 - I)$ 과 같이 확산방정식을 보완하였다^[5]. 여기에서 $g = g(|\nabla G_\sigma * I|)$ 를 의미한다. 또 원영

상의 에지 맵을 추출하여 확산과정에 활용한다든지^[6], 확산 알고리즘을 컬러 영상에 적용한 사례들도 발표되었다^[7].

이와 같은 아이디어를 통하여 원영상의 에지를 보다 확실히 보존하면서 영상을 평탄화하거나 잡음을 제거하는 개선 효과를 가져오기는 했지만, 이들은 모두 식 (1)을 기반으로 하고 있기 때문에 이들에 대한 해는 결국 식 (5)와 같은 center-weighted adaptive FIR 필터의 형태가 된다. 따라서 앞에서 언급한 것과 같이 연산량이 늘어나고, 복잡한 필터 계수 계산이 필요하다는 한계를 극복하기는 힘들다.

III. Anisotropic Median Diffusion

링(Ling) 등은 확산 과정에 미디언 필터를 도입하여 잡음 제거성능을 높이고, 에지 보존 효과를 개선하고자 하는 아이디어를 제안하였다^[8]. 이 방식은 페로나 등의 방식을 기본적인 확산 방식으로 사용하고, 매 반복 과정마다 미디언 필터링 과정을 추가한 것이다. 즉, 각 scale-space 마다 식 (2)의 확산 알고리즘을 적용한 후, 다음과 같은 미디언 필터링을 수행하여 주로 임펄스성 잡음을 제거하는 효과를 노리고 있다.

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + \lambda [c_N \nabla_N I + c_S \nabla_S I + c_E \nabla_E I + c_W \nabla_W I] \quad (6)$$

$$I_{i,j}^{t+1} = \operatorname{Median}(I_{i,j}^{t+1}, W)$$

여기에서 W 는 미디언 필터의 윈도우를 의미한다. 이들은 확산 과정에 미디언 필터를 도입함으로써 임펄스성 잡음 제거 성능을 높이고, 연속적으로 이어지는(piecewise-smooth) 형태의 에지에 대한 처리 성능이 더 우수하다고 주장하고 있다. 그러나, 이 방식은 확산 알고리즘에 단순히 미디언 필터링 과정을 추가한 것으로, 비등방성 커널을 사용하여 확산을 수행하는 의미를 크게 훼손시킨다는 단점을 갖는다. 또한, 확산 과정과 미디언 필터링 과정이 분리되어 있기 때문에 추가적인 계산량을 필요로 한다는 단점을 갖는다.

본 논문에서는 제안하고자 하는 새로운 비선형 확산 방식은 식 (2)의 확산 필터를 아래 식 (7)과 같이 ACWM (Adaptive Center-Weighted Median) 필터로 대체하는 것이다.

$$I_{i,j}^{t+1} = \operatorname{Median}_{(a,b) \in B} \{W_{a,b} \circ I_{i+a,j+b}^t\} \quad (7)$$

여기에서 B 는 필터의 커널을 의미하며, $W_{a,b}$ 는 음이 아닌 정수값을 갖는 미디언 필터의 가중치를 가리킨다. \circ 는 반복(replication)을 의미하며, $W_{a,b} \circ I'_{i,j}$ 는 $I'_{i,j}$ 를 $W_{a,b}$ 개 만큼 반복하라는 것을 의미한다.

$$W_{a,b} \circ I'_{i,j} = \underbrace{\{I'_{i,j}, I'_{i,j}, \dots, I'_{i,j}\}}_{W_{a,b} \text{ times}} \quad (8)$$

식 (7)의 필터 커널이 비등방성을 갖기 위해서는 필터 계수 $W_{a,b}$ 가 영상의 국부적 특성에 따라 적응적으로 변화하는 값을 가져야 한다. 본 논문에서는 이를 위하여 각 픽셀에서 필터링을 수행하는 단계에서 아래와 같이 미디언 필터 가중치를 결정하도록 하였다.

$$W_{a,b} = \begin{cases} 1, & \text{if } I'_{i+a,j+b} \text{ is in plain area for } (a,b) \neq (0,0) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$$W_{0,0} = N - \sum_{(a,b) \in B, (a,b) \neq (0,0)} W_{a,b}$$

식 (9)에서 N 은 커널의 크기, 즉 필터의 윈도우 B 내에 포함되는 픽셀의 개수를 의미한다. $(a,b) \neq (0,0)$ 인 $W_{a,b}$ 가 식 (9)에 제시된 값을 갖도록 아래와 같은 식을 이용하였다.

$$W_{a,b} = g(\sqrt{|I'_{i+a,j+b}|})$$

$$g(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } |x| < K \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

식 (7) 및 식 (9)에 제안된 미디언 확산 방식은 기존의 방식 보다 커널의 크기를 확장할 수 있도록 설계되어 있다는 점을 주목할 필요가 있다.

식 (7)과 식 (9)는 제안된 미디언 확산 방식이 일종의 가변 중심 가중 미디언 (ACWM, Adaptive Center Weighted Median) 필터를 이용하고 있다는 것을 알 수 있다. 하지만, 기존의 ACWM 필터는 영상의 국부적인 특성에 따라 커널의 중심에 해당하는 가중치를 변화시켜 필터의 잡음 제거 특성과 에지 보존 특성을 제어하였다⁹⁾.

ACWM 필터의 또 다른 예로 필터의 가중치를 커널의 중심으로부터 바깥쪽으로 일정하게 감소하도록 설정하고, 영상의 국부적인 특성에 따라 가중치가 감소하는 기울기를 조절함으로써 필터의 특성을 제어하는 방식도 제안된 바 있다¹⁰⁾. 하지만 이들은 모두 등방형 커널을 갖기 때문에 본 논문에서 제안

하는 방식에 적용하기는 어렵다.

또한, 영상의 국부적인 특성에 따라 필터의 커널 크기를 가변함으로써 필터 특성을 제어하는 기법도 소개된 바 있다¹¹⁾. 이 기법 또한 커널의 크기만 변화할 뿐 각 가중치들은 일정한 값을 갖는 등방형 커널을 이용한다. 반면, 본 논문에서 제안한 ACWM 필터는 영상의 국부적 특성에 따라 가중치가 0이 될 수도 있기 때문에 부분적으로 필터의 커널 크기가 가변되는 효과를 가질 수 있다.

식 (7) 및 식 (9)에 정의된 ACWM을 이용한 확산 방식은 기존의 방식에 비해 여러가지 장점을 갖는다. 우선 기존의 방식에 비해 커널의 크기를 확장할 수 있기 때문에 확산 속도를 크게 증가시킬 수 있으며, 이로 인해 훨씬 적은 반복 횟수로도 기존의 확산 방식을 수백 번 반복시킨 것과 동일한 확산 효과를 얻을 수 있다.

실제로 시뮬레이션을 통하여 확인한 결과 5x5 크기의 커널을 사용할 경우, 3x3 크기의 커널을 사용하는 경우에 비하여 확산 속도는 훨씬 빨라진다는 것을 확인할 수 있었다.

물론 확산 과정에서 우수한 에지 보존 특성을 갖는다는 것을 확인하였으며, 이는 같은 크기의 가우시안 커널을 사용하는 [1]의 확산 방식과 비교하여 보았을 때 확연히 드러난다.

제안된 미디언 확산 방식이 갖는 또 하나의 장점은 기존의 방식에 비해 임펄스성 잡음 제거 효과가 훨씬 크다는 것이다. 기존의 선형 필터를 사용하는 확산 방식으로 임펄스성 잡음을 완전히 제거하기 위해서는 수 회 또는 십 여 회의 반복 과정이 요구되나, 제안된 방식으로는 단 한차례의 필터링 과정으로 임펄스성 잡음을 효과적으로 제거한다는 것을 확인하였다.

제안된 방식이 기존의 방식에 비해 성능이 떨어지는 부분은 확산 과정에서의 에지 보강(enhancement) 효과이다. 식 (2)를 해석하면 기존의 확산 방식은 현재 픽셀에 이웃한 픽셀들 간의 차를 가중합(weighted sum)하여 더한다는 것을 알 수 있다. [2]에서는 이러한 계산 방식으로 인해 확산 과정에서 에지가 보강되는 효과가 있음을 보이고 있다.

반면에 제안한 확산 방식은 미디언 필터를 사용하고 있기 때문에 에지를 보존할 수는 있지만, 보강하는 효과까지는 나타내지 못한다. 이는 미디언 필터 등과 같은 순위기반(order statistics) 필터들이 입력 샘플들 중 하나를 선택하여 출력하는 특성을 갖기 때문이다. 하지만, 기존의 방식도 에지 부근에서

는 $g(|\nabla I|)$ 값이 작아지기 때문에 실제로는 에지 보강 효과가 크지 못하다는 것을 실험을 통하여 확인하였다.

IV. 모의 실험

본 절에서는 모의 실험을 통하여 제안된 확산 알고리즘의 유효성을 시험한 결과를 제시하였다. 이를 위하여 본 논문에서는 제안된 알고리즘의 확산 속도 및 임펄스 잡음 제거 성능을 식 (2)에 제시된 페로나 확산 모델 및 참고문헌 [5]의 바르셀로즈 확산 모델과 비교하였다.

먼저 확산 알고리즘의 동작에 대한 이해를 돕기 위하여 식 (2)에 제시된 페로나 확산 모델을 이용하여 레나(Lena) 이미지를 처리한 결과를 그림 2에 제시하였다. 그림 2의 (a)는 원영상을, 그리고 (b) ~ (d)는 반복적용 횟수가 증가함에 따라 확산 효과가 강해지는 결과를 보여주고 있다.

그림 3은 기존의 확산 모델들을 비교한 결과를 보여 주고 있다. 그림 3의 (a)는 식 (2)의 페로나 확산 모델을 이용하여 100회 반복한 결과를, 그리

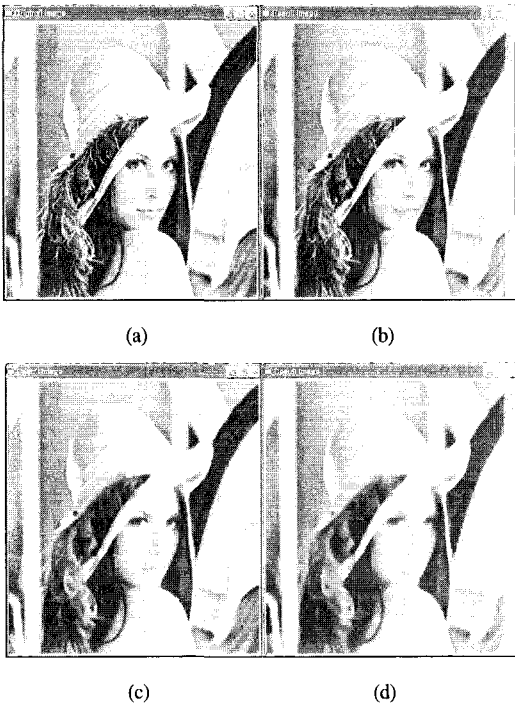


그림 2. 페로나 확산 모델을 이용한 처리 결과 : (a) 원영상, (b) 10회 반복, (c) 50회 반복, (d) 100회 반복.
Fig. 2. Diffusion results based on Perona model : (a) original image, (b) after 10 iteration, (c) after 50 iteration, (d) after 100 iteration.

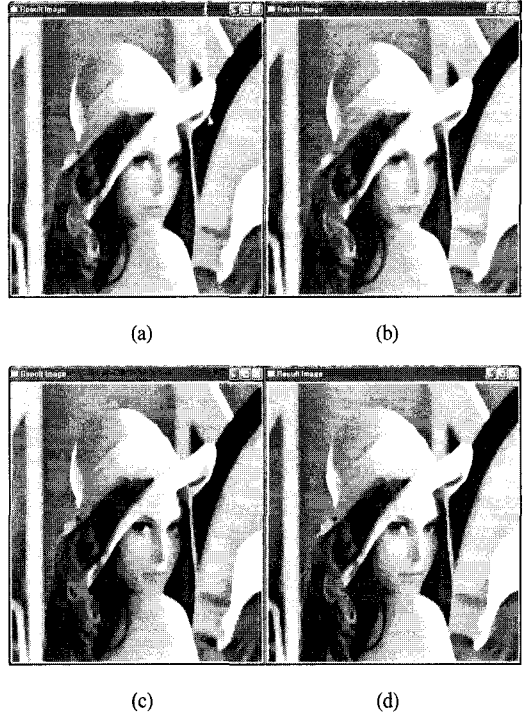


그림 3. 기존의 확산 모델 비교 : (a) 페로나 확산 모델 (100회 반복), (b) 바르셀로즈 확산 모델 (100회 반복), (c) 페로나 모델 + Median 필터 (30회 반복), (d) 바르셀로즈 모델 + Median 필터 (30회 반복).

Fig 3. Comparison of diffusion performance : (a) Perona diffusion model (after 100 iteration), (b) Barcelos model (100회 iteration), (c) Perona model + Median filtering (30회 iteration), (d) Barcelos model + Median filtering (30회 iteration).

고 (b)는 바르셀로즈 확산 모델을 이용하여 100회 반복한 결과를 보여주고 있다. 그리고 (c)는 식 (6)에 제시된 페로나 확산 모델에 미디언 필터를 도입한 확산 모델을 이용하여 30회 반복한 결과를, 그리고 (d)는 바르셀로즈 확산 모델에 미디언 필터를 도입한 확산 모델을 이용하여 30회 반복한 결과를 보여 주고 있다. 네 그림 모두 비슷한 확산 효과를 보여 주고 있으며, (c)와 (d)의 경우, 확산 과정 중간에 미디언 필터링을 수행하였기 때문에 적은 반복 횟수로도 확산 효과가 커졌다는 것을 알 수 있다.

그림 4는 식 (7)에 제안된 모델을 이용하여 영상을 확산한 결과를 보여주고 있다. (b)는 5x5 커널을 이용하여 10회 반복적용한 결과를, (c)는 30회 반복한 결과를 보여주고 있다.

그림에서 모자나 배경의 평탄 영역에 존재하는 텍스처들이 확산되어 평탄화 되었다는 것을 알 수 있다. 반면, 그림 3과 비교하여, 눈이나 머리카락, 그리고 배경의 구성물들의 경계 등과 같이 영상의

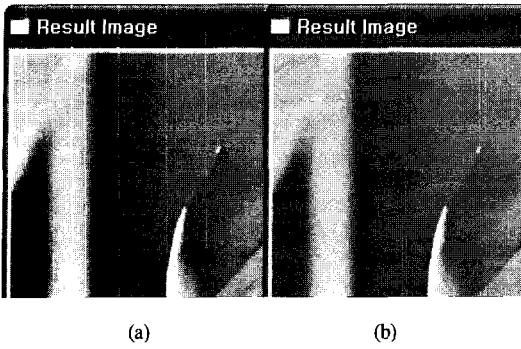


그림 4. 제안된 확산 모델 :
 (a) 5x5 확산 커널을 이용하여 10회 반복적용한 결과, (b) 30회 반복한 결과.
 Fig 4. Proposed diffusion model with 5x5 kernel :
 (a) after 10 iteration, (b) after 30 iteration.

세밀한 부분은 잘 보존되어 있다는 것을 알 수 있다. 제안된 확산 모델의 임펄스 잡음 제거 성능을 시험하기 위하여 원영상의 약 5%에 해당하는 픽셀에 pepper-and-salt 잡음을 추가하고, 각 확산 모델로 처리한 결과를 그림 5에 보였다.

그림5의 (a)는 잡음 섞인 입력 영상을, (b)는 제안된 확산 모델을 이용하여 10회 반복 적용한 결과를 보여 주고 있다. (c)와 (d)는 바르셀로즈 모델을 이용하여 각각 30회 및 100회 반복한 결과를 보여 주고 있다. (c)를 보면 아직도 임펄스 잡음이 완벽하게 제거 되지 않았다는 것을 알 수 있으며, 반면 (d)의 경우는 임펄스 잡음은 제거 되었으나, 영상이 과도하게 평탄화되었다는 것을 알 수 있다.

반면, 제안된 모델의 경우 적은 반복 횟수로도 평탄 영역에 존재하는 임펄스 잡음은 완벽하게 제거되었다는 것을 알 수 있다. 예지 부근의 임펄스 잡음은 제거되지 않았지만, 상대적으로 눈에 띄지 않는다는 점을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 기존의 확산 모델들이 결국은 상대적으로 크기가 작은 커널을 사용하는 적응 FIR와 동일한 효과를 보인다는 것을 보이고, 확산 속도 및 에지 보존효과를 개선할 수 있도록 AWM 필터를 사용하는 새로운 비선형 확산 기법을 제안하였다.

이를 위하여 본 논문에서는 먼저 페로나 등에 의해 제안된 비등방성 확산 방식이 결국은 커널 크기가 5이고 십자 형태를 갖는 적응 필터링 방식과 동일한 효과를 낸다는 것을 보이고, 확산 과정에서 선형 필터의 단점을 보완할 수 있도록 WM 필터를

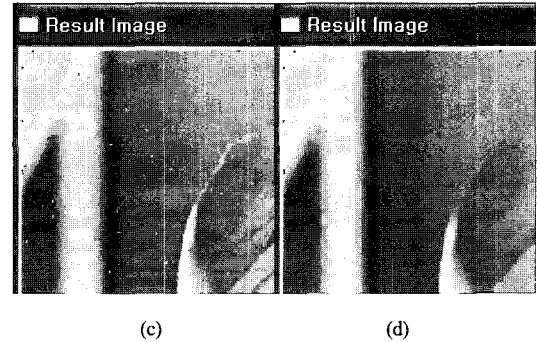
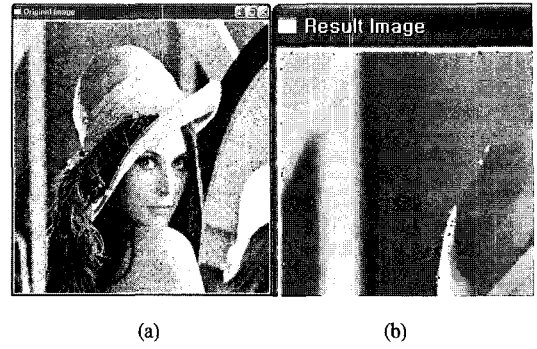


그림 5. 임펄스 잡음 제거 성능 비교 :
 (a) 입력 영상 (5% 임펄스 잡음), (b) 제안된 확산 모델 (10회 반복적용), (c) 바르셀로즈 확산 모델 (30회 반복), (d) 바르셀로즈 확산 모델 (100회 반복).
 Fig 5. Comparison of impulse noise filtering performance :
 (a) input image (5% pepper-and-salt noise), (b) diffusion result using the proposed method (after 10 iteration), (c) Barcelos model (30 iteration), (d) Barcelos model (100 iteration).

적용한 새로운 확산 기법을 제안하였다.

또한, 제안된 WM 필터가 비등방성 커널을 갖도록 필터 계수에 대응하는 가중치들을 이미지의 국부적인 변화량에 따라 적응적으로 가변할 수 있는 기법을 제안하였다.

실제 영상을 사용한 실험을 통하여 제안된 방식이 기존의 방식에 비해 잡음 제거 (특히 임펄스성 잡음) 특성이나 에지 보존 특성이 더 우수하다는 것을 보였다. 또한 기존의 방식에 비해 확장된 크기를 갖는 커널을 이용함으로써 확산 속도를 높일 수 있다는 것을 보였다.

참고 문헌

- [1] J. Babaud, et. al., "Uniqueness of the Gaussian kernel for scale-space filtering," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, Jan. 1986.

- [2] P. Perona and J. Malic, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Trans. Pattern. Anal. Machine Intell.*, vol. 12, no. 7, pp. 629-639, Jul. 1990.
- [3] L. Alvarez, et. al., "Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion," *SIAM J. Numer. Anal.*, vol. 29, no. 3, pp. 845-866, 1992.
- [4] K. N. Nordstrom, "Biased anisotropic diffusion: a unified regularization and diffusion approach to edge detection," *Image Vis. Comput.*, no. 8, pp. 318-327, 1990.
- [5] C. A. Z. Barcelos, et. al., "A well-balanced flow equation for noise removal and edge detection," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 12, no. 7, pp. 751-763, Jul. 2003.
- [6] W.-H. Kim and T. Sikora, "Image denoising method using diffusion equation and edge map estimated with K-means clustering algorithm," *WIAMIS*, 2007.
- [7] J.-H. Kim and T. Sikora, "Color image noise reduction using perceptual maximum variation modeling for color diffusion," *WIAMIS*, 2006.
- [8] J. Ling, and A. C. Bovik, "Smoothing low-SNR molecular images via anisotropic median-diffusion," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 21, no. 4, pp. 377-384, Apr. 2002.
- [9] S.-J. Ko, and Y.-H. Lee, "Center weighted median filters and their application to image enhancement," *IEEE Trans. CAS*, vol. 38, no. 9, pp. 984-993, Sep. 1991.
- [10] T. Loupas, et. al., "An adaptive weighted median filters for speckle suppression in medical ultrasonic images," *IEEE Trans. CAS*, vol. 36, no. 1, pp. 129-135, Jan. 1989.
- [11] R. Suoranta, and K.-P. Estola, "Robust median filter with adaptive window length," *Proc. IEEE Int. Sym. CAS*, pp. 108-111, 1991.

황 인 호 (In-Ho Hwang)

정회원

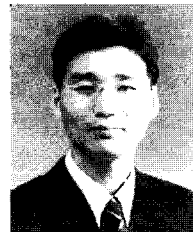


1980년 2월 : 한양대학교 전파 및 통신공학과 졸업
 1982년 2월 : 중앙대학교 전자공학과 공학석사
 1986년 2월~2000년 1월 : 국방과학연구소 선임연구원
 1992년 3월~1999년 2월 : 한국과

학기술원 전기 및 통신공학과 공학박사
 2000년 2월~현재 : 국가보안기술연구소 팀장
 <관심분야> 정보보호, 통신신호처리, 이동통신EMI/EMC

이 경 훈 (Kyung-Hoon Lee)

정회원

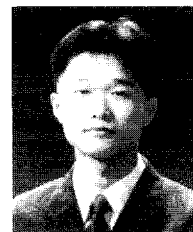


1992년 2월 : 고려대학교 전자공학과 졸업
 1998년 8월 : 고려대학교 대학원 전자공학과 공학박사
 1998년 12월~2000년 10월 : 한국전자통신연구원 선임연구원
 2002년 1월~현재 : 국가보안기술

연구소 선임연구원
 <관심분야> 영상처리, DSP, 디지털통신

김 응 희 (Woong-Hee Kim)

정회원



2000년 2월 : 고려대학교 전기전자공학부 졸업
 2002년 2월 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 석사
 2002년 1월~2006년 6월 : 국가보안기술연구소 연구원
 2006년 7월~현재 : Comm. Systems Group, Tech. Univ. of Berlin

박사과정
 <관심분야> Video Communication System, 3DTV, Image Analysis