

論文2002-39SP-2-9

3차원 이방성확산 방정식을 이용한 동영상의 영상잡음제거 (Noise removal of video sequences with 3-D anisotropic diffusion equation)

李石鎬*, 崔銀喆*, 姜文基**

(Suk Ho Lee, Eun Cheol Choi, and Moon Gi Kang)

요 약

최근에 확산방정식을 영상처리에 응용하는 연구가 세계적으로 활발하다. 특히 이방성확산 방정식은 영상에서 잡음을 제거하면서도 경계선을 강화시키는 성질로 인하여 영상잡음제거의 알고리즘으로 각광을 받고 있다. 그러나 2차원 이방성확산방정식을 그대로 동영상의 영상잡음제거에 적용할 경우, 각 프레임간의 밝기 차로 인한 깜빡임 현상(flickering artifact)과 프레임간 필터링으로 인한 고스트 현상(ghost artifact)이 나타난다. 그러므로 본 논문에서는 2차원 이방성확산방정식을 시퀀스축으로 확장시킨 3차원 이방성확산방정식을 제안한다. 제안한 3차원 이방성확산방정식은 2차원 이방성확산방정식보다 더 효율적으로 영상잡음을 제거할 뿐만 아니라, 깜빡임 현상과 고스트 현상도 효율적으로 제거한다는 것을 이론적으로 그리고 실험적으로 검증하였다.

Abstract

Nowadays there is a trend to apply the diffusion equation to image processing. The anisotropic diffusion equation is highly favoured as a noise removal algorithm because it can remove noise while enhancing edges. However if the two dimensional anisotropic diffusion equation is applied to the noise removal of video sequences, flickering artifact due to the luminance difference between frames and ghost artifact due to the interfiltering between frames occur. In this paper the two dimensional anisotropic diffusion equation is extended to the sequence axis. The proposed three dimensional anisotropic diffusion equation removes noise more efficiently than the two dimensional equation, and furthermore removes the flickering and ghost artifact as well.

Key Word : Noise removal, ghost artifact, flickering artifact, diffusion equation

I. 서 론

정보통신분야와 멀티미디어분야의 발달로 인하여 영

상처리기술에 대한 수요는 과거의 어느때보다도 증가하고 있는 추세이다. 특히 더 개선된 고품질의 영상에 대한 요구가 늘어나고 있는 실정이다. 이와 같은 추세는 디지털 카메라의 출시와 실시간 동영상의 구현으로 인해 더욱 가속화되고 있다. 이는 디지털 신호가 아날로그 신호에 비해 상대적으로 SNR이 낮은 반면에 전후처리과정으로 통한 수정작업이 가능하기 때문이다. 최근에는 물리학에서 쓰는 확산방정식을 영상처리에 응용하는 연구가 활발하게 진행되고 있다. 확산방정식을 영상처리에 응용하는 연구는 유명한 scale-space 이

* 學生會員, 延世大學校 電氣電子工學科
(Department of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University)

** 正會員, 延世大學校 電氣電子工學科
(Department of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University)

接受日字:2001年7月11日, 수정완료일:2001年11月27日

론^[1]에 근거를 두고 있는데, 이 scale-space 이론은 오랜 동안 컴퓨터 비전의 중요한 이론적 바탕이었다. 이 scale-space 이론의 결과영상들이 바로 확산방정식의 해로 구해질 수 있다는 것이 최근에 밝혀지면서 확산방정식의 영상에 대한 응용에 관한 연구가 활발해지기 시작했다^[3-7]. 그 중에서도 이방성 확산방정식^[3]은 기존의 어떤 알고리즘보다 좋은 결과를 보여주어, 집중적인 연구대상이 되어왔다. 이방성 확산방정식은 특히 CCD 영상잡음을 제거하는데 좋은 결과를 보여주고 있다.

CCD의 특성상 CCD에 의해 기록된 동영상은 신호종속적이고 비정적인 잡음을 가지게 된다. 이 잡음은 포아송의 분포를 갖는다. 이 CCD 잡음은 조명이 어두운 데서 기록된 동영상일수록(SNR이 작을수록) 더 뚜렷해지는데, 이는 조명이 어두운 곳에서는 감광판이 열잡음에 대해 더 민감하기 때문이다. 그러므로 선처리 과정에서 이런 CCD 잡음을 제거하는 것이 중요하다. 그러나 영상의 잡음제거는 한가지 어려움을 안고 있는데, 이는 잡음을 제거하기 위해 평활화를 행하면 경계선도 뭉개진다는 것이다. 그러므로 이를 위해서는 경계선에서보다는 영역내에서 더 많이 평활화시키는 영상잡음 제거방법이 필요하게 되었다. 이것은 비선형 편미분방정식의 한 종류인 비선형확산방정식을 사용하면 가능하다는 것이 최근에 알려졌다.

특히 이방성확산방정식을 사용하면 경계선의 뭉개짐이 지양되며, 영상신호에 영향을 주지 않으면서도 효과적으로 영상의 잡음을 제거할 수 있다. 그러므로 이차원 이방성확산방정식을 가지고 정지영상의 처리에 응용할 때, 양질의 결과영상을 얻어낼 수 있다. 그러나 이차원 이방성확산 방정식을 비디오 시퀀스에 적용하고자 할 때 몇 가지 문제가 발생한다. 첫째, 각 프레임의 지역적인 명암의 차이로 인한 깜빡임현상이 일어난다. 이런 현상이 나타나는 것은 각 프레임을 독립적으로 처리함으로써 생기는 결과이다. 이런 현상을 제거하기 위해 각 프레임을 독립적으로 처리해서는 안된다. 즉, 각 프레임을 연계적으로 처리하여야 한다. 둘째, 3차원에 적용하였을 때, 반복횟수가 많아져서 실행시간이 많이 걸린다는 것이다. 이러한 문제들은 이차원 이방성확산 방정식을 삼차원으로 확장시키면 해결될 수 있다. 그러므로 본 연구에서는 이방성 확산방정식에 시간축이라는 제 3의 축을 첨가한 3차원의 이방성확산 방정식을 구성하였다.

이렇게 3차원으로 확장된 이방성확산방정식은 여러

가지 흥미있는 성질을 가지고 있다. 이것은 2차원 이방성 확산 방정식처럼 경계선을 건드리지 않으면서도 잡음을 제거하는 성질을 갖는 것은 물론 시간축으로도 작은 신호의 파동들을 없애주면서 에지를 날카롭게 하는 성질을 가지고 있다. 이것은 비디오 시퀀스에서의 깜빡임현상과 고스트현상을 없애주는 효과를 가져온다. 그리하여 비디오 시퀀스의 질을 시각적으로 대폭 향상시킨다. 본 논문에서는 1장에서 기존의 2차원 이방성확산방정식에 대하여 간단히 설명한 후에, 2장에서 동영상의 잡음제거, 깜빡임현상과 고스트현상의 제거를 위한 3차원 이방성확산방정식을 제안하며, 이의 특성을 살펴본다.

II. 2차원 이방성확산방정식을 이용한 정지영상에서의 노이즈 제거

영상에서 잡음을 제거하는 기술은 한 가지 커다란 어려움을 안고 있다. 그것은 잡음을 제거할 때 경계선도 동시에 뭉개진다는 것이다. 그러므로 경계선을 그대로 유지하면서 잡음만 제거하는 것은 중요한 연구과제 중의 하나이다. 최근에는 확산방정식을 영상의 잡음제거에 응용하려는 연구가 새롭게 각광을 받고 있다. 이는 Koenderick이 scale-space이라는 개념을 확산방정식의 해로 보면서부터 시작되었다^[2]. 이 개념의 기본은 다음과 같다: 먼저 식 (1)에서의 같이 원영상 $I_0(x, y)$ 을 편차가 t 인 가우시안 커널 $G(x, y, t)$ 과 컨볼루션시킨 일단의 영상집합 $I(x, y, t)$ 들을 결과영상의 집합들로 간주한다.

$$I(x, y, t) = I_0(x, y) * G(x, y, t) \quad (1)$$

여기서 t 는 scale-space 파라미터인데 이것이 클수록 더 해상도가 낮은 영상들을 얻게 된다. 그림 1에서 일차원신호에 대하여 이 개념을 나타내었다. 여기서 위로 갈수록(t 가 커질수록) 신호가 평활화되는 것을 볼 수 있다.

이 결과영상들의 집합들은 다음의 열전달방정식(heat conduction equation) 또는 확산방정식의 해로 볼 수 있다.

$$I_t = \Delta I = (I_{xx} + I_{yy}) \quad (2)$$

여기서 초기조건 $I(x, y, 0) = I_0(x, y)$ 은 원영상이다. 그러므로 가우시안 블러링이 된 영상을 얻기 위해서는 식

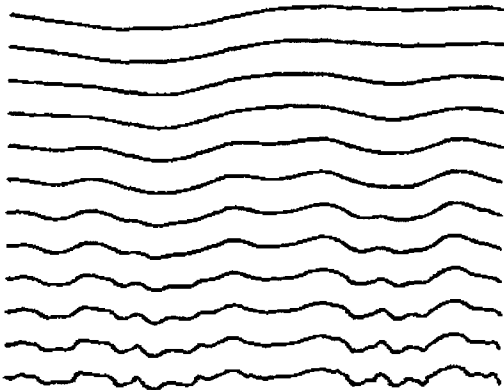


그림 1. 1차원 신호의 확산 추이(Witkin[1]중에서)
Fig. 1. Diffusion of 1-D signal.

(2)의 확산 방정식의 해를 구하면 된다. 이 scale-space 패러다임을 이용하여 영상잡음을 제거할 수도 있고, 또한 영상 분할에도 적용할 수 있다.

그러나 상기의 scale-space 패러다임은 여러 약점을 지니고 있다. 첫째, scale-space 패러다임에서는 해상도가 낮은 영상에서의 경계선의 정확한 본래 위치를 구할 수 없다. 즉, 초기의 경계선들의 위치들이 시간이 지남에 따라 변한다(그림 2). 이와같은 문제점이 생기는 이유는 가우시안 블러링이 물체의 경계선을 보존하지 않기 때문이다. 둘째는 전체적으로 영상이 뭉개지는 현상이 나타난다. 그러므로 경계선들이 블러링이 되는 현상이 나타나는데, 이 경계선들은 공간상의 정보를 많이 포함하고 있기 때문에 경계선을 살리는 것이 중요한 과제이다.



그림 2. 선형 scale-space에서의 경계선의 위치변화 (Witkin[1]중에서)
Fig. 2. Change of edge position in the linear scale-space.

그러므로 Perona와 Malik는 scale-space 패러다임과는 다른 기준을 가진 새로운 패러다임인 이방성확산 패러다임을 만들었다. scale-space에서의 확산방정식에서 확산 상수 c 는 공간의 위치에 불변하는 상수이라고 여겼다. 그런데 이방성확산방정식 패러다임에서는 이 c

를 변수로 놓고, $c(x, y, t)$ 를 적당하게 선택함으로써 scale-space 패러다임의 약점을 극복한다. 다음과 같은 이방성확산방정식을 살펴보자.

$$I_t = \text{div}(c(x, y, t)\nabla I) = c(x, y, t)\Delta I + \nabla c \cdot \nabla I \quad (3)$$

여기서 div 는 발산 연산자(divergence operator)를 나타내고, ∇ 와 Δ 는 각 그래디언트 연산자(gradient operator)와 라플라시안 연산자(Laplacian operator)를 나타낸다. 여기서 $c(x, y, t)$ 를 상수라고 가정하면 이 방정식은 등방 열전달 방정식(isotropic heat diffusion equation) $I_t = c\Delta I$ 와 같아진다. 여기서 영역간의 평활화보다는 영역내의 평활화를 장려하려고 한다. 이것은 전도상수 c 를 영역내부에서는 큰 값으로 놓고, 경계선에서는 작은 값으로 놓음으로써 가능하다. 이렇게 함으로써 영역의 경계선들은 뚜렷하게 남을 것이다.

그러나 현재 각 scale에서 영역의 경계선들의 위치는 모르고 있는 상태이다. 그러므로 경계선들의 위치를 추정할 수 있는 추정치가 필요하다.

$E(x, y, t)$ 가 그러한 추정치라고 하자. 이것은 다음과 같은 특성을 가져야 한다.

- 1) 영역내에서는 $E(x, y, t) = 0$ 이어야 한다.
- 2) 각 경계점위에서는 $E(x, y, t) = Ke(x, y, t)$ 인데, 여기서 e 는 경계점에서의 경계선에 수직인 단위 벡터이고, K 는 지역대비(local contrast)이다.

이러한 추정치 $E(x, y, t)$ 가 주어졌을 때, $c(x, y, t)$ 는 $c = g(\|E\|)$ 라는 함수로 선택되어질 수 있다. 여기서 $g(\cdot)$ 는 그림 3에 나타난 것과 같이 양의 단조감소함수이고 $g(0) = 1$ 이다.

이렇게 하여 확산과정은 주로 영역내에서 일어나고, $E(x, y, t)$ 의 크기가 큰 영역경계선은 영향을 주지 않을 것이다. 특히 Perona와 Malik은 $E(x, y, t) = \nabla I(x, y, t)$

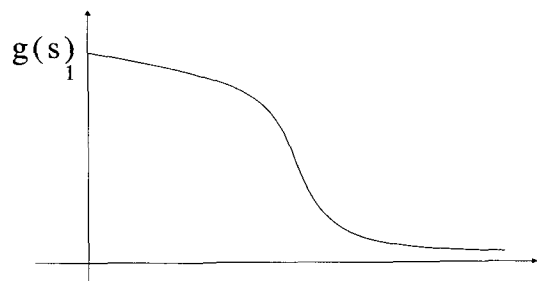


그림 3. 단조감소함수인 $g(\cdot)$
Fig. 3. Decreasing function $g(\cdot)$.

로 잡았을 때 좋은 결과가 나온다는 것을 보여주었고, $g(\cdot)$ 함수를 합당하게 선택하면 오히려 경계선을 강화한다는 것을 보여주었다. 이는 식 (3)에서 $\nabla c \cdot \nabla I$ 항에 기인한 것이다. 또한 편미분방정식이론의 하나인 maximum principle을 이용하여 이 이방성확산이 인과 관계 기준(causality criterion)을 만족시킨다는 것을 보여 주었다.

Ⅲ. 3차원 이방성 확산 방정식을 이용한 동영상에서의 영상잡음 제거

3.1 이방성 확산 방정식의 시간축으로의 확장

이차원이방성확산방정식을 가지고 정지영상의 잡음 제거에 응용할 때, 양질의 결과영상을 얻어낼 수 있다. 그러나 이차원 이방성확산 방정식을 비디오 시퀀스에 적용하고자 할 때 몇 가지 문제가 발생한다. 첫째, 각 프레임의 지역적인 명암의 차이로 인한 깜빡임현상이 일어난다. 이런 현상이 나타나는 것은 각 프레임을 독립적으로 필터링함으로써 생기는 결과이다. 이런 현상을 제거하기 위해 각 프레임을 독립적으로 필터링해서는 안된다. 즉, 각 프레임을 연계적으로 필터링하여야 한다. 둘째, 실시간 동작이 되지 못한다. 그러므로 본 연구에서는 2차원 이방성확산 방정식에 시간축이라는 제 3의 축을 첨가한 3차원의 이방성확산 방정식을 구성하였다. 3차원 이방성확산방정식은 여러개의 프레임을 계산에 포함시키기 때문에 프레임간의 상관성이 알고리즘에 고려가 된다. 이를 이용하여 프레임간의 깜빡임현상을 없앨 수 있다. 한편 3차원 이방성확산방정식의 경우 경계선 강화의 2차원적인 성질이 시간축으로도 적용이 되기 때문에 이를 이용하여 고스트 현상을 없애줄 수 있다.



그림 4. 시간축으로 확장
Fig. 4. Extension to the sequential axis.

이제 이 이방성 확산 방정식에 시간축이라는 제 3의 축을 첨가함으로써 이 식을 확장시켜보자(그림 4).

주의해야할 것은 여기서 말하는 시간이란 scale-space 이론에서 말한 편차 t 가 아니라 영상의 시퀀스가 흘러가는 시간을 말한다는 것이다. 여기서는 scale-space 이론에서의 t 와 구분하기 위해서 편의상 τ 라는 기호를 쓰기로 한다.

즉, 그래디언트를 계산하기 위해서 시간이라는 좌표까지 포함한 3차원 그래디언트 연산자를 사용하였다.

$$\nabla = \frac{\partial}{\partial x} i + \frac{\partial}{\partial y} j + \frac{\partial}{\partial \tau} \tau \quad (4)$$

이렇게 그래디언트 연산자를 정하고 나면 전도상수 $c(x, y, t)$ 도 이제는 시간이라는 변수를 포함한 상수 $c(x, y, t, \tau)$ 가 되어야 한다.

예를 들어 우리가 g 함수로서 $g(s) = \frac{1}{1+s}$ 를 선택했다고 하면, $6c(x, y, t, \tau)$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$c(x, y, t, \tau) = \frac{1}{1 + \sqrt{I_x^2 + I_y^2 + I_\tau^2}} \quad (5)$$

또한 라플라시안 연산자도 다음과 같은 3차원 라플라시안 연산자로 변화하게 된다.

$$\Delta I_{\tau\text{포함}} = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial \tau^2} \quad (6)$$

3.2 경계선 강화와 영상잡음제거 성질

3 차원 이방성확산방정식은 크기가 작은 불연속값은 평활화시키고, 크기가 큰 불연속값은 더 가파르게 만드는 성질을 갖는다. 이 성질은 물체의 움직임이 있을 때에도 성립한다.

경계선을 스텝 함수와 가우시안 함수의 컨볼루션으로 모델링한 후, x축 방향으로 움직임이 있었다고 가정하자. 이때 경계선의 기울기의 시간에 따른 변화율은 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t} (\nabla_{x,y} f) &= \frac{\partial}{\partial t} \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right) = \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial f}{\partial t} \right) \\ &= \frac{\partial}{\partial x} \left\{ -\frac{\partial}{\partial x} (c(x, y, t, \tau) \frac{\partial f}{\partial x}) + \frac{\partial}{\partial \tau} (c(x, y, t, \tau) \frac{\partial f}{\partial \tau}) \right\}. \end{aligned} \quad (7)$$

이의 값을 계산하여 특성곡선을 그리면 그림 5와 같이 된다. 즉, 그림 5는 이 알고리즘의 특성곡선으로 시간에 따른 불연속값의 변화율을 보이고 있다. 여기서 보아

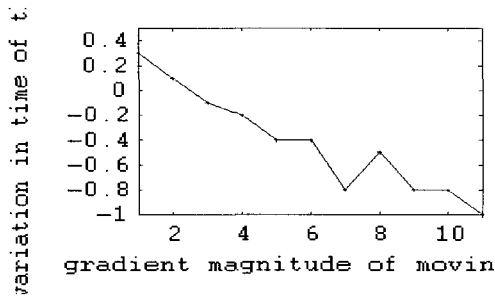


그림 5. 특성곡선
Fig. 5. Characteristic curve.

알 수 있듯이 변화율은 일정한 경계치 이하에서는 +의 부호를 갖다가, 경계치를 넘게 되면 -의 부호를 갖게 된다. 이것은 불연속값이 경계치 이하일 때는 평활화되며, 경계치 이상일 때는 가파라진다는 것을 뜻한다. 이것은 영상잡음을 제거하면서 경계선을 살리는 결과를 가져온다.

3.3 깜빡임현상과 고스트현상의 제거

그레디언트 크기가 작은 불연속값들을 평활화시키고, 그레디언트 크기가 큰 불연속값들을 더 가파르게 만드는 성질은 시간축상으로도 성립한다. 여기서 깜빡임현상은 시간축상으로 있는 크기가 작은 불연속값들로 볼 수 있다. 그러므로 작은 불연속값들을 평활화시키는 이방성확산방정식의 성질을 시간축상으로 적용하게 되면 이는 곧 깜빡임현상을 제거해주는 결과를 가져온다. 한편 고스트현상은 시간축상의 크기가 큰 불연속값들로 볼 수 있다. 그러므로 큰 불연속값들을 더 가파르게 만드는 이방성확산방정식의 성질을 시간축상으로 적용하게 되면 이는 고스트현상을 없애주게 된다. 시간축상로의 기울기의 시간에 따른 변화율의 식은 다음과 같다.

$$\frac{\partial}{\partial t} \left(\frac{\partial f}{\partial \tau} \right) = \frac{\partial}{\partial \tau} \left\{ \frac{\partial}{\partial x} \left(c(x, y, t, \tau) \frac{\partial f}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial \tau} \left(c(x, y, t, \tau) \frac{\partial f}{\partial \tau} \right) \right\} \quad (8)$$

이 식을 경계선의 중심에서 계산하여 특성곡선을 그려 보면 시간축으로 그림 5와 같은 결과가 나온다. 그러므로 시간축으로도 작은 불연속값들은 평활화되고, 큰 불연속값들은 더 가파라진다는 성질이 성립함을 볼 수 있다.

IV. 실험 및 고찰

3차원 이방성확산방정식을 이용한 알고리즘을 가우시안 노이즈가 랜덤하게 분포된 비디오 시퀀스의 영상 잡음제거에 적용하여 실험하였다. 그리고 적용한 알고리즘을 기존의 영상잡음제거 알고리즘들과 비교하였다. 또한 프레임간의 깜빡임현상의 제거를 판별해주는 새로운 판별기준으로서 다음과 같은 측정지수(Flickering Artifact Measurement)를 제안하였다.

$$FAM = \frac{1}{M} \sum_i \sum_j [(f1(i, j) - Th(i, j))^2 + (f2(i, j) - Th(i, j))^2] \quad (9)$$

여기서

- $f1(i, j)$: 프레임1 의 (i,j) 좌표에서의 밝기값
- $f2(i, j)$: 프레임2 의 (i,j) 좌표에서의 밝기값
- $Th(i, j) = (f1(i, j) + f2(i, j))/2$

이다.

FAM은 전 프레임과 후 프레임의 두 프레임의 평균에 대한 분산의 합이다. 그러므로 깜빡임 현상이 많을 때 이 값은 커지게 된다. 그림 6에서 볼 수 있듯이 3차원 이방성확산방정식은 잡음영상에서의 깜빡임 현상을 효과적으로 제거한다. 영상잡음제거 성능의 측정을 위해서는 PSNR(peak signal to noise ratio)을 사용하였다. 본 알고리즘의 비교대상으로서의 알고리즘에는 미디안 필터링과 저역통과 필터링, 그리고 2-D 이방성 확산 알고리즘을 선택하였다.

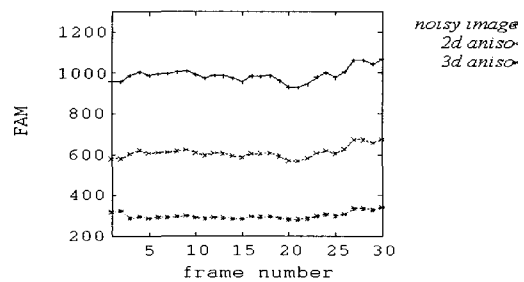


그림 6. FAM 비교
Fig. 6. Comparison of the FAM.

그림 8부터 그림 13까지는 각 알고리즘을 flower 비디오 시퀀스에 적용한 결과영상을 보였으며, 그림 7에서 각 알고리즘의 PSNR을 비교하였다. 비교결과에서

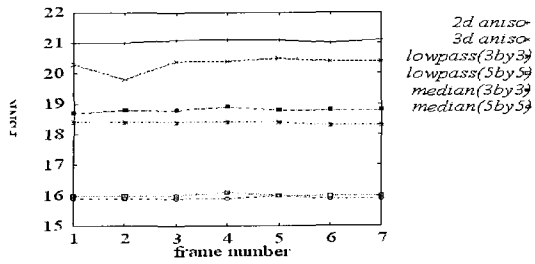


그림 7. PSNR 비교
Fig. 7. Comparison of PSNR.



그림 11. 저주파수의 지역통과필터를 이용한 잡음제거
Fig. 11. Noise removal with low frequency low-pass filter.

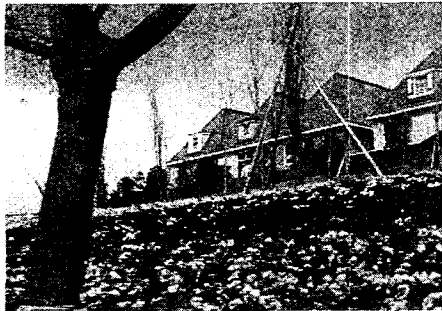


그림 8. 가우시안 노이즈가 낀 프레임
Fig. 8. Frame with Gaussian noise.



그림 12. 2-D 이방성확산방정식을 이용한 영상잡음제거
Fig. 12. Noise removal with 2-D anisotropic diffusion.

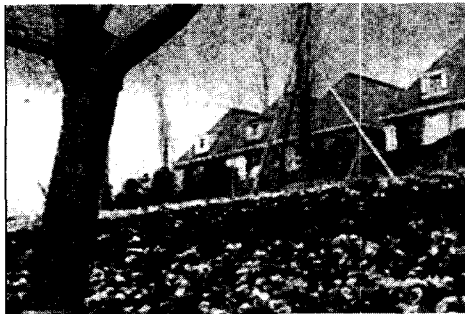


그림 9. 지역통과필터를 사용한 영상잡음제거
Fig. 9. Noise removal with low-pass filter.

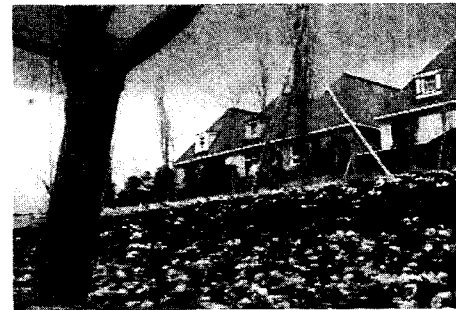


그림 13. 3-D 이방성확산방정식을 이용한 영상잡음제거
Fig. 13. Noise removal with 3-D anisotropic diffusion.



그림 10. 미디안 필터를 이용한 영상잡음제거
Fig. 10. Noise removal with median filter.



그림 14. 고스트 현상이 있는 비디오 프레임
Fig. 14. Video frame with ghost artifact.



그림 15. 고스트 현상이 제거된 비디오 프레임
Fig. 15. Ghost artifact removed video frame.



그림 16. 나무 주위의 고스트 현상을 흑백의 밝기값으로 보여줌.
Fig. 16. Ghost artifact shown in black and white.



그림 17. 나무 주위의 고스트 현상 제거를 흑백의 밝기값으로 보여줌.
Fig. 17. Removal of ghost artifact shown in black and white.

알 수 있듯이 3차원 이방성 확산 알고리즘은 기존의 여러 필터링 알고리즘들보다 영상잡음제거에서 월등한 성능을 보였다. 그림 15는 3차원 이방성 확산방정식을 고스트현상이 있는 비디오 시퀀스에 적용하여 고스트 현상을 없애준 결과를 보여주고 있다. 고스트 현상이 나타나는 부분의 강도를 흑백의 밝기로 나타냈을 때의 결과그림이 그림 17이다.

V. 결 론

본 연구에서는 정지영상이나, 동영상 모두에 적용될 수 있는 3-D 이방성확산 방정식을 이용한 영상잡음제거 알고리즘을 개발하였다. 이 알고리즘을 사용한 잡음 제거의 특징은 에지와 같은 고주파수영역은 해치지 않을 뿐만 아니라 오히려 살리면서 잡음만 선택적으로 제거한다는 것이다. 이는 물체가 움직이는 여부에 관계 없이 성립하는 것으로 별도의 움직임 보상 알고리즘이 필요없다. 특히 본 알고리즘을 동영상에 적용하였을 때, 각 프레임의 지역적인 명암의 차이로 인한 깜빡임현상과 동영상을 시간축상으로 필터링할 때 흔히 나타나는 고스트현상의 제거도 함께 수행하도록 설계하였다. 이를 위해서 비디오 시퀀스에서 상관성이 높은 여러 개의 프레임을 얻을 수 있다는 사실을 이용하여 시간축상으로의 픽셀을 확산 방정식에 포함되도록 설계하였다. 이때 사용하는 연산자는 모두 3차원으로 확장된 연산자이다. 3차원 이방성 확산 방정식의 한 프레임당 실행시간은 Pentium-II 233Mhz급 컴퓨터에서 2초였다. 이를 하드웨어로 구현할 경우 실시간으로 실행이 가능할 것으로 보인다.

참 고 문 헌

- [1] A. Witkin, "Scale-space filtering," in Joint Conf. Artificial Intelligence, Karlsruhe, West Germany, pp. 1019~1021, 1983.
- [2] Jan J. Koenderick, "The structure of images," Biol. Cybern. 50, pp. 363-370, 1984
- [3] Pietro Perona and Jitendra Malik, "Scale-Space and Edge detection using anisotropic diffusion," IEEE PAMI vol. 12, No. 7, pp. 629~639, July 1990.
- [4] Adel I. El-Fallah and Gary E. Ford, "Nonlinear adaptive image filtering based on inhomogeneous diffusion and differential geometry," in Proc. SPIE vol. 2182, pp. 49~63 1994.
- [5] Adel I. El-Fallah and Gary E. Ford, "Mean Curvature evolution and surface area scaling in image filtering," IEEE Trans. Image Processing, vol. 6, No. 5, pp.750~753, May 1997.

[6] R. Malladi and J. A. Sethian, "Image Processing : Flows under Min/Max curvature and mean curvature," *Graphic. Models Image Processing*, vol. 58, No. 2, pp. 127~141, Mar. 1996.

[7] L. Alvarez, P. L. Lions, and J. M. Morel, "Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion II," *SIAM J. Numer. Anal.* vol. 29, No. 3, pp. 845~866, 1992.

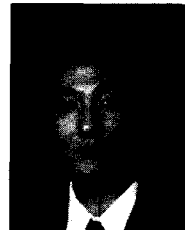
저 자 소 개



李石鎬(學生會員)

1993년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1996년 3월~1998년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1998년 3월~현재 : 연세대학교 대학원 전기.전자공학과(박사과정). <주관

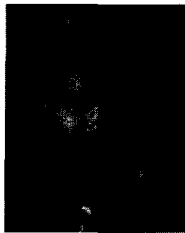
심분야 : 영상복원, 영상분할, 영상 신호처리>



姜文基(正會員)

1986년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1988년 2월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학 석사). 1994년 2월 : Northwestern University 졸업(공학 박사). 1994년 3월~1994년 10월 :

Northwestern University Research Fellow. 1994년 11월~1997년 2월 : University of Minnesota, Duluth 조교수. 1997년 3월~1999년 2월 : 연세대학교 전자공학과 조교수. 1999년 3월~현재 : 연세대학교 전기·컴퓨터 공학과 부교수. <주관심분야 : 영상복원, 초고해상도 영상복원, 디지털 비디오 처리>



崔銀喆(學生會員)

2000년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 2000년 3월~현재 : 연세대학교 대학원 전기·컴퓨터 공학과 석사과정. <주관심분야 : 영상처리(영상복원, 위성영상 처리), 신호처리>