

방향성 비선형 필터에 의한 화상의 잡음 제거

° 이 상식, 이태홍

영남대학교 전자공과대학

Image Smoothing Algorithm using Nonlinear Direction Filter

° SANG SIK LEE, TAE HONG LEE

Dept. of Electronic Engineering, Yeungnam University

Abstract

We consider the smoothing of images degraded by only an additive white Gaussian noise. In this paper, using direction filter, a nonlinear image smoothing algorithm which removes the noise in flat regions and does not blur the edge and line that are important to human vision is proposed. The performance is improved both in MSE sense and in subjective observation at the vicinity of the edge and line so that we can obtain a clear image.

1. 서론

일반적으로 화상 정보는 정보의 발생, 저장 및 전송에 여러 가지 형태의 잡음과 왜곡에 의해 훼손되는 경우가 많으며, 이렇게 훼손된 화상으로부터 원래 화상에 가장 가까운 화상을 찾는 작업을 화상의 복원이라 한다. 백색 가우시안 잡음에 의해 훼손된 화상의 복원을 위해 지금까지는 전체 알고리즘의 단순화와 실시간 처리의 가능성에 의해 MMSE에 의한 선형 필터가 많이 사용되었지만, 이러한 선형 필터의 저역 어파 성격에 의해 우수한 화상의 복원이 어려웠다.

이러한 단점 보완을 위해 IIR, ABRAMATIC 등은 화상의 국부적 특성에 따라 필터의 이득을 달리하는 L-LMMSE에 의한 적용식 필터를 제안하였다.

L-LMMSE에 의한 비선형 필터는 윤곽 정보의 크기에 따라 성탄 부분은 지역 어파하고 윤곽이나 선 부분들은 고역 어파하여 시작적으로 중요한 정보들은 보전 한다. 그러나, 이러한 필터들은 윤곽이나 선 정보의 보전성을 뛰어나지만 윤곽 부분의 잡음을 완전하게 제거하지 못하여 전체적으로 깨끗한 화상의 복원이 어렵다.

본 논문에서는 L-LMMSE 필터의 개념을 확장 하여 화상의 국부적 특성에 따라 적용성을 가진 방향성 필터를 도입하여 시작적 중요 정보인 윤곽이나 선 등을 잘 보전 할 뿐만 아니라 부근 잡음을 제거하여 시작적으로 원만한 화상의 복원을 보이고자 한다.

2. MMSE에 의한 필터

(1). MMSE에 의한 필터

MMSE에 의한 복원이란 관측 화상 $g(x, y)$ 에서 원래 화상 $f(x, y)$ 와 복원 화상 $\hat{f}(x, y)$ 와의 오차 $|f(x, y) - \hat{f}(x, y)|$ 를 최소화 하는 화상 $\hat{f}(x, y)$ 를 찾는 것이다. 이러한 오차를 구할 때 밑이 쓰이는 것이 MSE이다.

관측 화상 $g(x, y)$ 는 원 화상 $f(x, y)$ 에 잡음 $n(x, y)$ 가 부가된 형태라면

$$g(x, y) = f(x, y) + n(x, y) \quad [1]$$

와 같다. 여기서 잡음은 신호의 복잡성이며 전체 강도는 zero라고 가정 한다. MSE를 최소화 하는 선형 중간 값 $h(x, y)$ 와 관측 화상 $g(x, y)$ 로 복원 화상 $\hat{f}(x, y)$ 를 나타내면

$$\hat{f}(x, y) = g(x, y) * h(x, y) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N g(i, j) * h(x-i, y-j) \quad [2]$$

와 같다. 서로 정리에 의해 $h(x, y)$ 는 다음과 반복 해야 한다.

$$E[|f(x, y) - \hat{f}(x, y)|^2 * g(x', y')] = 0 \quad [3]$$

식 (3)에서 $h(x, y)$ 를 전역 범위 스웨트럼 형식으로 나타내면

$$h(w_1, w_2) = \frac{S_{ff}(w_1, w_2)}{S_{ff}(w_1, w_2) + \sigma_n^2} \quad [4]$$

인데, 이러한 형태는 WIENER FILTER와 같은 형태이다. WIENER FILTER를 이용하는 복원은 화상 정보가 징상적이어야 한다는 가정과 화상의 국부 특성이 전체 화상의 통계적 특성과 일치해야 한다는 가정을 만족 해야하는데 실제 적용 화상들은 이러한 가정을 만족 못 하므로 실제 응용하기엔 어렵다. 또한 이러한 필터는 신호 주파수 성분 보다 더 넓게 퍼진 잡음 성분을 제거하기 위해 저역 필터의 성질을 가지는데, 이럴 경우 밤기의 변화가 작은 성탄 부분에서의 성능은 우수하지만 비정상적인 복장을 지나 국부적인 처리를 하여야 하는 윤곽이나 선 부분 등도 함께 저역 어파 형으로서 시작적으로 우수한

화상의 복원이 어려워 진다. 그래서 다음에서 나타나는 LLMMSSE에 의한 필터의 개념이 도입 되었다.

(2). LLMMSSE에 의한 필터

MMSE를 이용한 필터의 단점을 보완 하기 위하여 ABRAMATIC, LER등은 화상의 국부적 성질에 따라 복원을 하는 LLMMSSE에 의한 복원 방법을 제안 하였다. 인간의 시각은 정단 부분의 잡음들을 잘 감지 하지만 변화가 큰 윤곽이나 선 부분에 존재하는 잡음을 잘 감지 못하는 특성이 있다. 이런 시각적 특성에 의해 잡음을 정단 부분에 존재하는 주로 잡음과 윤곽이나 선 부분에 존재하는 신호에 포함된 잡음으로 구분 할 수 있다. 즉,

$$n(x,y) = a(x,y) \cdot n(x,y) + (1-a(x,y)) \cdot n(x,y) \quad [5]$$

와 같이 표현 할 수 있다.

여기서 $a(x,y)$ 는 윤곽이나 선 정보의 크기를 나타내는 합수로, 윤곽 부분에서는 큰 값이 되고 정단 부분에서는 작은 값을 갖는다. 이러한 조건에서 관측화상 $g(x,y)$ 를 다시 쓰면

$$g(x,y) = f(x,y) + a(x,y) \cdot n(x,y) + (1-a(x,y)) \cdot n(x,y) \quad [6]$$

$$= f_1(x,y) + n_1(x,y)$$

와 같이 쓸 수 있다.

식 (6)를 이용하여 식 (4)에서와 같은 방법으로 정단 합수를 구하면 다음과 같은 필터가 구해진다.

$$H_1(w_1, w_2) = H(w_1, w_2) + a(x,y) \cdot (1-H(w_1, w_2))$$

$$= H(w_1, w_2) + a(x,y) \cdot B^*(w_1, w_2) \quad [7]$$

이는 MMSE에 의한 서이 필터와 윤곽이나 선 정보의 크기에 따라 필터의 이동이 변화하는 고역 필터의 결합 형태이다.

3. 방향성 필터

앞에서 제시된 LLMMSSE에 의한 방법은 정단 부분의 잡음을 제거와 윤곽 보존 특성을 우수 하지만 윤곽 부분의 완전한 잡음 제거는 하지 못 하므로 복원 화상이 전체적으로 깨끗하지 않다. 이러한 현상의 원인은 인간의 시각이 윤곽이나 선 뜻을 판별 할 때 방향성을 가지기 때문이다. 이러한 시각 특성에 의해 고역 필터 부분에서 윤곽이나 선 등의 방향과 같은 방향성의 잡음을 그대로 두고 이웃나는 방향성의 잡음을 제거 하는 방향성 고역 필터 개념을 도입 했다.

그러나 국부 선형적인 방향성 고역 필터 처리를 하면 자선적인 부분은 방향의 변화가 없이 잘 복원 할 수 있지만, 방향의 변화가 큰 부분에서는 우수 하지 못하다. 즉, 구매가 큰 부분을 선형 방향성 필터 처리 하면 주 경계 방향으로만 처리 하고 다른 방향의 정보들은 모두 차운으로 간주하여 처리 하므로 신호 상환의 감소를 막을 수가 없게 된다. 이에 방향의 변화율 합수인 $b(x,y)$ 를 도입 하여 방향의 변화율이 큰 부분에서는 고역 필터만 처리하고 방향의 변화율이 작은 부분에서는 방향성 필터 처리를 하는 알고리즘을 본 논문에서 도입 하였고 한다.

식 (7)을 방향성 고역 필터의 형태로 다시 쓰면 다음과 같다.

$$H_2(w_1, w_2) = H(w_1, w_2) + a(x,y) \cdot H_B^*(w_1, w_2) \quad [8]$$

여기 방향의 변화율 합수 $b(x,y)$ 를 도입하면,

$$H_3(w_1, w_2) = H(w_1, w_2) + a(x,y) \cdot ((1-b(x,y)) \cdot H_B^*(w_1, w_2)) + b(x,y) \cdot H^*(w_1, w_2) \quad [9]$$

와 같다. 최종 필터의 각 항을 살펴보면 국부적 방향성 필터는 화상을 전제적으로 지역 여파 하는 저역 필터와 윤곽 방향의 방향성 필터, 그리고 방향의 변화가 심한 부분의 고역 필터의 선형 결합 형태로 나타난다.

4. 필터의 구현

두 필터들의 구현은 계산량의 감소와 기억 용량의 필요를 최소화 하기 위하여 공간 영역에서 국부적인 처리를 하는 WINDOW를 도입 하였다.

(1). 서이 필터, 고역 필터 및 윤곽 정보 추정

LOWENBERG, FREDERICK를 구현 하기 위해서는 신호와 잡음의 전역에 대한 선형 정보를 알아야 하는 문제점이 있다. 본 논문에서는 이러한 어려움을 피하고 개인 사용을 단축 하기 위하여 지역 필터로서의 우수한 특성을 지닌 평균자 필터를 지역 필터로 대체 하였다. 평균자 필터의 형태는 다음과 같다.

$$m_g(x,y) = \frac{1}{(2p+1)(2q+1)} \sum_{i=x-p}^{x+p} \sum_{j=y-q}^{y+q} g(i,j) \quad [10]$$

식 (7)과 식 (10)에서 고역필터를 구하면 다음 형태의 같다.

$$m_h(x,y) = 1 - m_g(x,y) \quad [11]$$

한편, 윤곽 정보인 초기 $a(x,y)$ 는 이제까지 제작된 여러 방법들 중에서 LER가 사용한 방법을 도입하여 추정 하였다. LER는 화상의 국부 평균치와 분산치를 사용하여 윤곽 정보의 크기를 추정 하였는데 다음과 같다.

$$a(x,y) = \frac{v_x(x,y)}{v_x(x,y) + v_n(x,y)}$$

$$v_x(x,y) = v_y(x,y) - v_n(x,y) \quad , \text{for } v_y > v_n$$

$$= 0 \quad , \text{for } v_y \leq v_n \quad [12]$$

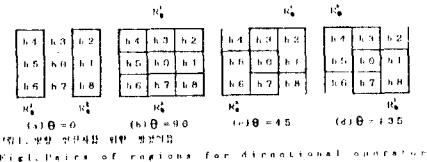
위에서 $v_n(x,y)$ 는 잡음의 분산치인데, 밝기의 변화가 작은 정단 부분에서의 분산치는 거의 잡음 분산에 가까우므로 이 값을 대하였다.

여기 $v_y(x,y)$ 는 같은 화상의 분산치를 나타내며 다음과 같다.

$$v_y(x,y) = \frac{1}{(2p+1)(2q+1)} \sum_{i=x-p}^{x+p} \sum_{j=y-q}^{y+q} (g(i,j) - m_g(i,j))^2 \quad [13]$$

(2). 방향성 고역 필터 및 방향 변화율 추정

본 논문에서는 국부 경사 인산자인 PREWITT 인산자를 방향 인산자로 확장하여 4방향에 대한 유파의 방향 유사성을 조사하였다. 그리고 4종 유사성이 가장 큰 방향으로 방향성 처리를 하였고, 차례 방향과 중심 화소의 방향성으로 부여하는 방향성 필터를 구현하였다.



(그림 1)은부터 4방향에 대한 PREWITT 인산자를 다음과 같다.

$$D_\theta = D_\theta^+ - D_\theta^- = (1/3) \sum_{h_i \in R_\theta^+} h_i - (1/3) \sum_{h_i \in R_\theta^-} h_i \quad [14]$$

$$\theta = 0, 45, 90, 135$$

이때 D_θ 는 x 축과 각각 이루는 각을 주자 식과 하늘 결과의 방향성을 나타낸다. (그림 1)과 같이 경사를 구할 때 현재 처리하고자 하는 중심 화소 주변의 어려게 화소를 이용하는 이유는 윗줄의 영향을 줄이기 위해서이다. 각 방향으로의 경사도를 구한 다음에는 유사성이 가장 큰 방향을 구해야 하는데 이것을 방향 유사성 S_θ 를 구하면 알 수 있다.

$$S_\theta = \frac{D_\theta^+ + D_\theta^-}{2} = |D_\theta^+ - D_\theta^-|$$

$$= \frac{D_\theta^+ + D_\theta^-}{2} = |D_\theta|, \theta = 0, 45, 90, 135 \quad [15]$$

윗식에서 S_θ 는 각 방향으로의 유사성 크기를 말하며 S_θ 가 가장 큰 방향으로의 1차원 필터링을 하면 된다. 그리고 방향 유사성 S_θ 가 가장 큰 때의 값을 차례하고자 하는 중심 화소의 방향 $\phi(x, y)$ 로 대체 한다.

1차원 방향성 필터의 결과는 다음과 같다.

$$\hat{h}(x, y) = (1/2)h_0 + (1/4) \cdot (h_n + h_{n+4}), n=1, 2, 3, 4 \quad [16]$$

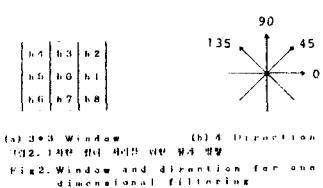
한편, 방향의 변화율은 중심 화소와 4방향 화소의 방향성의 차로 나타낼 수 있다. 즉,

[17]

$$b'(x, y) = \nabla^2 \phi(x, y) = (1/8) \sum_{i=1, j=-1}^{i=1, j=1} |\phi(x, y) - \phi(x+i, y+j)|$$

$$b(x, y) = (1 - \cos(b'(x, y)))^\frac{1}{2}, 0 \leq b \leq 1 \quad [18]$$

으로 표시 할 수 있다. 여기서 b 는 방향성의 변화율을 항상시키기 위한 계수이다.



5. 실험 결과 및 검토

이제 확장으로 가진 배색 가우시안 유파으로 제작된 8bit 소리 편집을 가진 2.6GHz 85MHz GPU를 사용해 실험하였으며, HIGH RESOLUTION MONITOR를 통하여 그 결과를 나타내었다.

제작된 필터의 성능을 비교하기 위해 동일 영상 필터와 방향성을 고려하지 않고 1차원 필터로 함께 처리하였다. 그리고 확장의 유파를 비교하기 위해 MSE를 이용한, 오직 확장의 필터만으로 필터화하는 조건의 방법을 사용하였다.

MSE 계산식은 다음과 같으며, 그 결과는 (표 1)에 나타내었다.

$$MSE = \frac{1}{p \cdot q} \sum_{x=1}^p \sum_{y=1}^q [f(x, y) - \hat{f}(x, y)]^2$$

표 1. MSE의 계산 결과

Table 1. Result of calculated MSE

	정규자 필터	LEE 필터	방향성 필터
20 dB	204.10	49.99	45.28
10 dB	252.97	202.41	197.45

동일 SNR의 경우, 정규 필터의 경우, LEE 필터에 비해 차이가 적고 LEE 필터는 유파를 제거하는 데 좋지만 유파 방향과 어긋난 방향의 유파는 제거하지 못하여 유파의 진재성을 살피기 어렵습니다. 그러나 본 논문에서 제작된 필터는 유파의 진재성을 살피기 위해 유파를 차로 필터하고 유파를 차로 필터하는 유파를 제거하여 유파의 진재성을 살피는 경우가 가능합니다. 그 결과는 (그림 3)에 나타내었습니다.

낮은 SNR의 경우 유파가 많아 어려운데, 이것은 유파의 유파가 전후의 유파와 거의 비슷하고, 유파의 유파가 아니라 유파 등이 전후에 헷갈리어 차 계수를 더 주워 한 주장을 어렵게 때문인 것으로 간주된다.

작장이 본연에 필요한 시간은 약 600분 정도가 소요되었는데, 각 필터 처리 및 계수 조정을 동시에 해야하였다.

6. 결 론

본 논문에서는 가진 배색 가우시안 유파에 의해 제작된 확장을 본연에 있어야 하는 부분의 유파를 제거하는 아니라 유파마다 전부 유파를 제거하게 또한 주부자 사용성을 지닌 방향성 필터를 제작하였다. 전집에 의해 본연의 확장을 통해 다음과 같은 결과를 얻었다.

동일 SNR의 경우 확장의 경우, 본 논문에서는 1차원으로 본연의 확장을 전달 본문에서는 MMS 곡에 대한 처리의 성능을 살펴보았다. 유파가 아니라 유파의 유파가 중요한 유파를 처리하기 어렵게 되었지만 차계수로 우주한 본연 유파를 기울 수 있었고, 1.17MM 곡에 대한 처리의 결과와 비교해보니 유파에 깨끗한 가장

을 알 수 있었다. 객관적 판단의 한 수단인 MSE면에서도 (표 1.)에서의 값이 45.28로 가장 좋은 결과를 나타내고, 시각적 판단에서도 우수한 복원 효과를 가짐을 알 수 있었다.

낮은 SNR의 입력 화상일 경우에서는 MMSE에 의한 저역 필터 보다는 우수하고 LLMMSE를 이용한 LEE 필터의는 대등한 효과를 보인다.

결론적으로, 본 논문에서 제시한 필터는 화상 복원에 있어서 객관적 판단에서 뿐만 아니라 시각적으로도 우수한 화상을 복원 할 수 있었고, 제시된 모든 필터들은 공간 영역에서 국부적으로 처리하므로 병렬 처리가 가능하여 실시간 처리를 위한 하드웨어의 구성이 용이 할 것이다.

7. 참고 문헌

- (1) J.S.Lee, "Digital enhancement and noise filtering by use of local statistics", IEEE Trans.Patt.Anal.Machine.Intel., vol.PAMI-2, pp.165-168, Mar.1980.
- (2) S.Chan and J.S.Lim, "One-dimensional processing for adaptive image restoration", IEEE Trans.Acoust.Speech.Signal.Processing., vol.ASSP-33, pp.117-126, Feb.1985.
- (3) I.E.Abdou and W.K.Pratt, "Quantitative design and evaluation of enhancement by thresholding edge detectors", Proc.IEEE, vol.67, pp.75-77, Jan.1979.
- (4) J.R.Rajwade, "Circularity-A new principle underlying the design of accurate edge orientation operators", Image Vision Computing., vol.2, pp.134-145, Aug.1984.
- (5) J.F.Abramatic and D.M.Silberman, "Nonlinear restoration of noisy Images", IEEE Trans.part.anal.machine.intel., vol.PAMI-4, pp.141-147, Apr.1982.
- (6) H.E.Knutsson, R.Wilson, G.H.Granlund, "Anisotropic nonstationary image estimation and its application:Part I", IEEE Trans. on Commun., vol.COM-31, pp.388-397, Mar.1983.
- (7) S.S.Jiang and A.A.Sawchuk, "Non updating repeated Wiener Filter and other adaptive noise smoothing filters using local image statistics", Applied Optics., vol.25, No.7, pp.2326-2337, Jul.1986.



그림 3. 임을 화상과 처리 화상 및 원본 화상