

Contourlet의 이변수 가우시안 모델을 이용한 영상의 잡음 감소

*김윤아 **김아람 ***양세정 ****이병욱

이화여자대학교

****bulee@ewha.ac.kr

Image Denoising Using Bivariate Gaussian Model in Contourlet Transform Domain

*Kim, Yoon-Ah **Kim, A-Ram ***Yang, Sejung ****Lee, Byung-Uk

Ewha Womans University

요약

본 논문에서는 contourlet 변환을 이용하여 잡음을 제거하는 방법을 제안한다. 영상 센서의 발전으로 이미지의 해상도가 좋아지는 반면 잡음에 민감해진다. 그러므로 이를 전처리 단계에서 처리해주는 것이 필요하다. 잡음은 주로 자연 영상의 윤곽선에서 민감하게 반응하기 때문에 고주파대의 잡음을 최대한 정확하게 제거하는 과정이 중요하다. Contourlet 변환은 기존의 wavelet 변환의 다중 스케일과 더불어 다양한 방향 필터뱅크를 이용하여 방향 성분에 대하여 풍부한 정보를 얻을 수 있는 변환이다. 영상의 화이트 가우시안 잡음을 제거하기 위해 contourlet 변환 영역에서의 계수를 이변수 가우스 확률 모델로 설정하고 Bayes 추정법을 사용한다. Bayes 추정법에 필요한 파라미터들은 근사적으로 추정한다. 제안한 방식을 통하여 잡음이 제거된 영상에 추가적으로 Wiener filter와 cycle-spinning을 적용하여 더 높은 PSNR (peak signal-to-noise ratio) 값을 얻을 수 있다. 모의 실험을 통해 제안한 방식의 PSNR 값과 결과영상으로 성능이 우수함을 확인하였다.

I. 서 론

영상 센서의 발달은 디지털 카메라, TV, 의료영상, 휴대폰 그리고 군사 장비의 개발로 이어졌고, 좀 더 세밀하면서도 고품질의 영상을 얻고자 하는 방향으로 연구가 계속되고 있다. 고품질 영상의 가장 큰 방해요소로 잡음을 꼽을 수 있다. 잡음은 주로 영상장치의 획득과정 및 주변 환경으로 생겨난다. 하지만 영상의 해상도가 증가 할수록 화소당 수집되는 photon의 수가 감소하여 잡음의 영향도 커진다. 이로 인한 잡음을 전처리 과정 (pre-processing)에서 처리하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 영상 영역에서 잡음과 원래 신호를 구별하고 이를 제거하는 것이 어렵기 때문에, 주파수 영역에서 이를 제거하려는 노력이 이루어지고 있다. 잡음 제거에 한 방법으로 활발하게 사용되는 방법 중 하나인 wavelet 변환은 다중 스케일 필터를 사용하여 고주파와 저주파를 단계적으로 나누어 잡음 제거에 유리하게 접근한다. 주파수가 고주파와 저주파로 단계적으로 나뉜 wavelet 변환 계수를 통계적 기법을 이용하여 잡음 성분을 제거하는 연구가 활발히 진행되고 있다.^{[1][2]}

하지만, wavelet 변환은 연속적인 특성을 표현해 내는 것에는 한계점을 갖고 있다. 이를 보완하기 위해 고안된 contourlet 변환은^[3] 기존의 wavelet 변환의 다중 스케일과 더불어 다양한 방향의 필터뱅크를 통과하여 자연영상의 풍부한 방향성분 정보를 얻어 낼 수 있어 여러 분야에서 유용하게 쓰일 수 있으며 최근에는 의료 영상 등의 분야에서 응용되고 있다.^{[4][5]} 본 논문은 wavelet 변환의 이변수 가우시안 모델

을 이용하여 잡음을 제거한 연구^[1]를 contourlet 변환으로 바꾸어 영상의 잡음을 효과적으로 제거할 수 있는 방법을 보여준다.

II. Contourlet 변환

1. Contourlet 변환의 정의^[3]

대부분의 자연 영상은 부드러운 선으로만 구성된 것이 아니라 모서리와 같은 불연속점으로 이루어져있다. 그러나 wavelet은 모서리 점의 불연속성은 잘 표현하나 곡선의 윤곽선을 충분히 반영하지 못한다. 이런 단점을 보완하기위해 contourlet 변환이 개발되었다. Contourlet은 극좌표계 (polar coordinate)에 기반한 회전 연산과 2D 주파수영역 분할을 수행한다. 그렇기 때문에, 영상의 다양한 방향 정보를 얻을 수 있으며 영상의 윤곽선과 에지 성분을 잘 살려낸다.

그림 1은 곡률이 있는 윤곽선을 wavelet 변환과 contourlet 변환으로 표현한 그림이다. 그림에 비유하자면, wavelet (그림 1 (a))은 붓으로 작은 점을 찍어서 영상의 외곽선을 표현하지만, contourlet (그림 1 (b))은 붓으로 길게 그어가면서 윤곽선을 표현하기 때문에 연속적인 윤곽선을 얻을 수 있다.

2. Contourlet 구조도

Contourlet Transform은 두 종류의 filter를 필요로 한다. Laplacian Pyramid (LP) Filter^[6]를 이용하여, 고주파와 저주파로 단

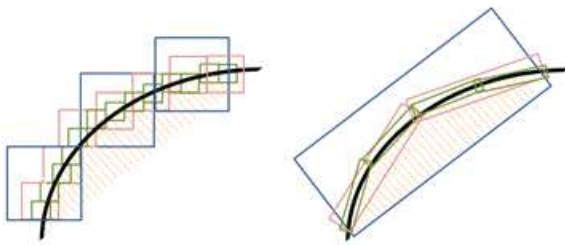


그림 1. (a) Wavelet 변환 (b) Contourlet 변환 [3]

계적으로 나누고, Directional Filter Bank (DFB)를 추가하여 영상의 방향성분의 정보를 얻는다. 그림 2와 그림 3에서 이를 설명해준다. LP Filter는 영상을 고주파와 저주파로 나눈다. DFB는 고주파 영상을 방향별로 주파수를 나누고, 저주파 영상은 다운 샘플링한 다음, LP에 의해 다시 저주파와 고주파대역으로 나뉘고, 고주파 대역 영상은 DFB를 다시 통과하는 과정을 계속 거치게 된다. 이와 같이 contourlet은 다해상도와 다중방향성 정보로 표현할 수 있기 때문에, 자연영상의 주요 특징인 윤곽선을 효과적으로 표현할 수 있다.

III. Contourlet 영역에서의 잡음 제거

1. 이변수 가우시안 모델을 이용한 잡음 제거

Wavelet 계수의 스케일 간 상관관계모델^[1]을 contourlet 계수의

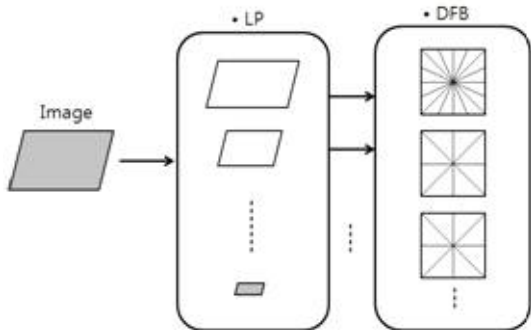


그림 2. Contourlet의 Filter 구조도^[3]

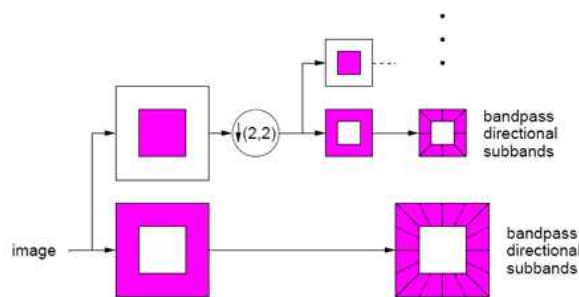


그림 3. Contourlet의 필터 बैं크^[3]

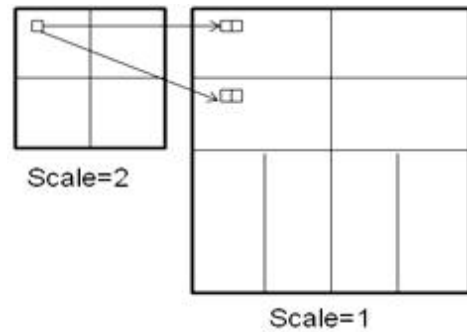


그림 4. Contourlet의 부모-자식 관계

스케일간 관계성으로 바꾸어 적용하였다. Contourlet의 계수도 스케일 간 부모-자식의 관계성이 있기 때문에, 이를 선형적으로 모델링하여 이변수 가우시안 모델에 적용하였다. 높은 스케일의 계수 하나가 부모이고, 한 단계 낮은 스케일의 4개의 계수가 자식에 해당한다. Contourlet의 부모-자식 관계를 나타내면 그림 4와 같다.

그림 4의 관계성과 이변수 가우시안 확률 모델의 Bayes 추정법을 통해 나온 다음 식^[1]을 통해 잡음을 제거할 수 있다.

$$\hat{c}_{1,k} = \frac{\sigma_{1,k}^2 \sigma_{2,k}^2}{\sigma_{1,k}^2 \sigma_{2,k}^2 + \sigma_n^2 (a^2 \sigma_{1,k}^2 + \sigma_{2,k}^2)} y_{1,k} \quad (1)$$

식 (1)의 $y_{1,k}$ 은 잡음이 있는 영상, $\sigma_{1,k}^2$ 은 자식 계수의 분산, $\sigma_{2,k}^2$ 은 부모 계수의 분산, σ_n^2 은 잡음의 분산, a 는 자식계수와 부모계수의 비율을 의미한다. 상기 파라미터 추정은 앞선 연구^[1]를 따른다.

2. 잡음 제거 성능의 Upper Bound

추정해야 하는 세 가지 $\sigma_{1,k}^2$, $\sigma_{2,k}^2$, a 파라미터들을 잡음이 없는 원래 영상의 contourlet 계수로부터 구하여 식(1)에 적용한 결과를 통해 upper bound를 구할 수 있다. 표 1의 noise level은 화이트 가우시안 잡음의 표준편차를 의미한다. Lena 이미지에 대하여 wavelet과 contourlet 변환을 사용한 잡음 제거의 upper bound를 구한 결과 contourlet을 이용한 방법의 PSNR (dB)값이 높음을 확인하였다. 하지만, 실제 제한한 방법의 잡음 제거 성능은 wavelet변환보다 좋지 못하다. Contourlet 은 wavelet 보다 변환영역에서 계수의 개수가 많아 사용할 수 있는 정보가 더 많아진다. 하지만, 같은 스케일의 계수들은 독립적이라 가정하였기 때문에 변수 추정에 해당 정보를 사용하지 않았다. 더 정확한 파라미터 추정을 한다면, upper bound 까지 잡음 제거 성능을 높일 수 있다.

표 1. Lena 이미지에 대한 Upper bound

PSNR/noise level	10	20	30	40
Wavelet ^[1]	35.28	32.01	30.37	29.11
Contourlet	35.42	32.27	30.40	29.11

3. Cycle-spinning

잡음 제거의 성능을 높이기 위하여 cycle-spinning 방법을 추가한다. Cycle-spinning^[7]은 다음의 수식을 따른다.

$$\hat{s} = \frac{1}{K_1 K_2} \sum_{i=1, j=1}^{K_1 K_2} S_{-i, -j} (T^{-1}(\theta[T(S_{i, j}(x))])) \quad (2)$$

식 (2)의 $S_{i, j}$ 는 잡음 영상 x 에 대하여, i (가로방향), j (세로방향)만큼 2-D circular shift 를 수행한다. T 는 contourlet 변환을 의미한다. θ 는 잡음 제거의 단계이다. K_1 은 가로방향의 shift 최대값을, K_2 는 세로방향의 shift 최대값을 의미한다. 총 $K_1 K_2$ 번의 iteration을 통해 잡음이 제거된 영상 \hat{s} 을 구한다. Cycle-spinning 방법을 추가하여 contourlet 변환의 잡음제거에서 더 나은 성능을 보임을 실험을 통해 확인하였다.

IV. 실험 및 결과

제안한 방법을 이용하여 contourlet 영역에서 영상 잡음 효과를 실험한다. 실험에 사용된 필터는 다음과 같다. Laplacian Pyramid 'Daubeichies 8'을 Directional Filter Bank는 'damxflat5'^[9] 필터를 사용하였다. 총 5개의 스케일로 나누었으며, 스케일 방향은 [4, 4, 4, 4, 8]로 나누었다. 잡음은 평균이 0, 표준편차가 10, 20, 30, 40의 화이트 가우시안 분포를 가진다. 추가적으로 Wiener filter와 cycle-spinning 을 적용시켰다.

그림 5와 표 2는 barbara 이미지의 잡음 제거 결과를 보여주고 있다. 그림 5를 통해서 잡음 제거가 우수한 방법을 찾기는 힘들다. 표 2의 PSNR (dB) 값으로 결과를 정확히 비교해볼 수 있다. 표 2의 WT는 wavelet transform을, CT는 contourlet transform을 의미한다. CS는 cycle-spinning을 마지막으로 Wiener 는 2-D Wiener filter를 의미한다. Wavelet과 contourlet을 이용한 잡음 제거 성능의 결과는 비슷하지만, cycle-spinning 방법을 추가하면 wavelet방법보다 contourlet을 이용한 잡음 제거 성능이 우수함을 확인할 수 있다.

표 2 .Barbara 영상의 잡음 제거 비교

Method/noise level	10	20	30	40
Noisy (PSNR (dB))	28.17	22.15	18.63	16.63
WT ^[1]	32.89	29.02	26.83	25.36
WT+Wiener	32.99	29.16	26.99	25.51
WT+CS	33.42	29.49	27.28	25.77
WT+CS+Wiener	33.46	29.60	27.40	25.90
CT	32.88	29.19	27.09	25.63
CT+Wiener	32.98	29.31	27.22	25.76
CT+CS	33.40	29.68	27.54	26.07
CT+CS+Wiener	33.42	29.72	27.60	26.13

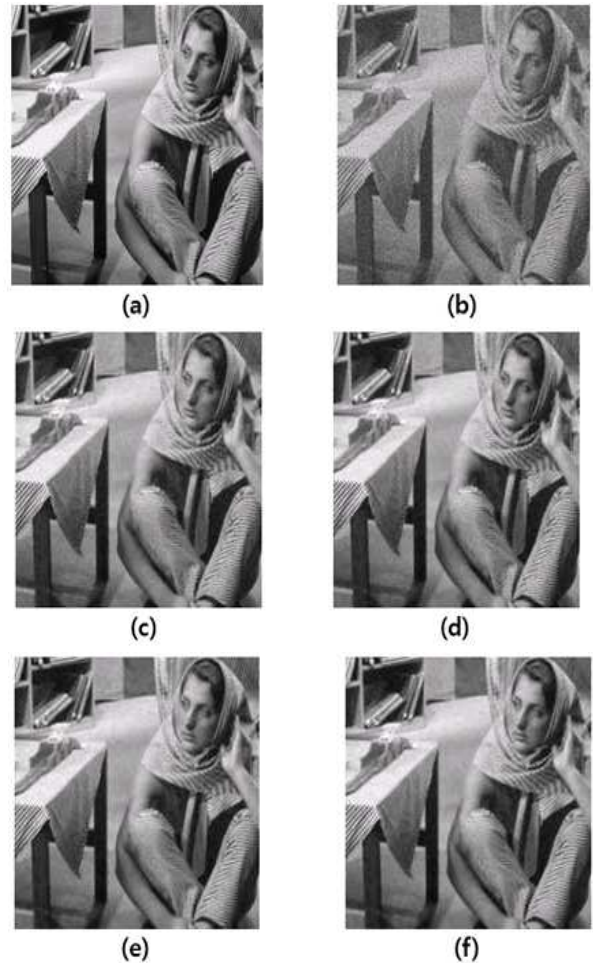


그림 5. Barbara 영상의 잡음제거 결과영상 (a) original image (b) noisy image (22.15 dB) (c) wavelet and cycle spinning (29.49 dB) (d) (c) + wiener filter (29.60 dB) (e) contourlet and cycle spinning (29.68 dB) (f) (e) + wiener filter (29.72 dB)

V. 결론

본 논문은 자연 영상의 잡음을 제거하기 위해서 방향 필터 성분이 있는 contourlet 변환을 기존 연구에 적용하였다. Contourlet 변환은 기존의 wavelet 변환보다 자연영상의 윤곽선 및 곡선성분을 훨씬 자연스럽게 나타낼 수 있다. Contourlet 변환 계수를 이변수 가우시안확률 분포로 모델링 하고 Bayes 추정법을 사용하여 화이트 가우시안 노이즈를 제거하였다. Wavelet 변환에서같은 방법으로 잡음을 제거한 결과와 PSNR 수치가 비슷하지만, 2-D Wiener filter 및 cycle-spinning 방법을 적용하면 제안한 방법의 성능이 좋아진다.

감사의 글

본 연구는 한국과학재단 도약연구과제 (KOSEF R17-2008-041-01001-0) 및 지식경제부와 한국산업기술평화위원회의 전략기술인력양성사업으로 수행된 연구결과임.

참 고 문 헌

- [1] 엄일규, "웨이블릿 영역에서 이변수 가우스 모델을 이용한 영상 잡음 제거," 전자공학회, 제 45권 제 6호 590-596쪽, 2008년 11월
- [2] L. Sendur and I. W. Selesnick, "Bivariate shrinkage with local variance estimation," *IEEE Signal Processing Letter*, vol. 9, no. 12, pp. 438 -441, December, 2002.
- [3] M. N. Do and M. Vetterli, "The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 14, no. 12, pp. 2091-2106, December, 2005.
- [4] J. S. L. Jasmine, A. Govardhan and S. Baskaran, "Classification of Microcalcification in Mammograms using Nonsubsampled Contourlet Transform and Neural Network," *European J. of Scientific Research*, vol. 46, no. 4, pp.531-539, 2010
- [5] F. Rahimi and H. Rabbani, "A Dual Adaptive Watermarking Scheme in Contourlet Domain for DICOM Images," *Biomed Eng. Online*, Jun., 2011
- [6] P. J. Burt and E.H. Adelson, "The Laplacian pyramid as a compact image code," *IEEE Transaction Communication*, vol. 31, no. 4, pp. 532-540, April, 1983.
- [7] R. R. Coifman and D. L. Donoho, "Translation Invariant Denoising," in *Wavelets and Statistics*, Springer Lecture Notes in Statistics 103, New York, Springer-Verlag, pp.125-150, 1994.
- [8] R. Eslami and H. Radha, "The Contourlet Transform for Image De-noising Using Cycle Spinning," in Proc. *Asilmar Conference on Signal, Systems and Computer*, Pacific Grove, CA. pp, 1982-1986, November, 2003.
- [9] Arthur L. Cunha, Jianping Zhou and Minh N. Do, "The Nonsubsampled Contourlet Transform: Theory, Design, and Applications," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, no.10, pp. 3089-3101, October, 2006.