국부통계특성을 이용한 적응적 영상 Enhancement 알고리듬

*김 경 호, **홍 민 철
*숭실대학교 정보통신전자 공학부
*rokmcops821@vipl.ssu.ac.kr, **mhong@e.ssu.ac.kr

Adaptive Image Enhancement Algorithm using Local Statistics

*Kyoung Ho Kim, **Min-Cheol Hong
*School of electronic engineering, college of engineering, Soongsil university

요 약

본 논문에서는 MAP(maximum a posteriori) 추정방식과 국부통계특성을 이용한 적응적 영상 향상 방법을 제안한다. 원 영상의 에지를 보존 할 수 있는 MAP추정 방식과 인간의 시각 특성을 나타내는 시각 함수를 이용한 가중치 행렬을 사용하였다. MAP 추정 방식은 컨벡스 함수를 최적화하여 원 영상의 에지를 보존하는 방법을 이용하였으며, 시각 함수는 국부 정보의 평균, 분산을 이용하여 정의하였다. 제안 방식으로부터 국부영역의 비용함수에 의해 발생되는 스무딩 정도를 다르게 하여 보간된 영상의 화질을 개선시킨다. 제안된 방식의 성능을 실험 결과로부터 확인할 수 있었다.

1. 서 론

영상 처리는 크게 영상 복원(restoration), 영상 향상(enhancement) 으로 나눌 수 있다. 영상 복원은 저장이나 전송 중의 잡음의 영향으로 원 영상이 왜곡되어 있을 때 이를 원래대로 복원하는 것을 말한다. 영상 향상은 원래의 영상과는 다르더 라도 필요에 따라 사람이 분석하기 좋게 개선하는 것으로 보간, 반전, 히스토그램 평활화 등이 있다. 영상 향상중에서도 정확한 영상 보간은 영상 처리의 많은 분야에서 중요한 문제로 대두되어 왔으며 위성 사진 분석, 의료영상, 군사적 목적등 여러 분야에서 사용 되어진다. 현재 많은 영상 보간 방법들이 존재하며 일반적인 영상 보간 기법에는 이웃화소(zero-order hold) 보간법, 선형(linear) 보간법, 여러 가지 스플라인(spline) 보간법 등이 있다[1][2]. 이웃화소 보간법, 선형 보간법은 계산량이 적고 비교적 구현이 용이하다는 장점이 있지만 에지 부근에서 계단모양의 왜곡과 열화현상을 일으키게 된다. 스플라인 보간법은 위의 두 방법보다는 정확하지만 에지부근에서의 스무딩을 발생시키게 된다. 원 영상의 에지를 보존하는 것은 보간된 영상의 화질을 좌우하는 가장 큰 요인중 하나이다. 그러나 낮은 해상도의 영상으로부터 높은 해상도 영상이 될 수 있는 무수히 많은 해가 존재하기 때문에 영상 보간은 특이 행렬을 갖는 조건(ill-pose condition) 문제가 된다[3]. 이 문제는 영상과 노이즈의 확률모델을 가진 통계적 구조로 대치 시켜 해결할 수 있는데 Richard R. Schultz와 Robert는 MAP 추정방식을 사용함으로써 영상 보간시 원 영상의 에지를 보존할수 있는 방법을 제안하였다[4]. 각각의 확률모델들은 컨벡스 함수로 정의 되어지며 각 함수의 최소값을 찾는 최적화의 문제로써 해결될 수 있다. MAP 추정방식을 사용하여 원 영상의 에지를 보존함으로써 보간된 영상의 화질을 개선시킬수는 있으나 여전히 컨벡스 함수에 의한 스무딩 현상이 발생하게 된다. 따라서 본 논문에서는 MAP 추정방식에 국부정보를 이용한 가중치 행렬을 사용함으로써 원 영상의 에지를 보존하는 동시에 에지 부근에서 생기는 스무딩을 감소시켜 보간된 영상의 화질을 개선하는 방법을 제안하고자 한다. 2절에서는 제안방식의 배경에 대해 소개하고, 3절에서는 본 논문에서 제안하고자 하는 방식에 대하여 설명하며, 4절과 5절에서는 실험결과와 결론을 내고 끝을 맺는다.

2. 배 경

작은 영상을 $\{y_{i,j}\}$, 보간된 영상을 $\{z_{k,l}\}$라 하면 제한된 조건을 갖는 작은 영상 $y_{i,j}$는 $z_{k,l}$의 주변 픽셀들의 평균값으로 구해질 수 있으며 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$y_{i,j} = \frac{1}{q^2}\left(\sum_{k=qi}^{q(i+1)-1}\sum_{l=qj}^{q(j+1)-1} z_{k,l}\right) \tag{1}$$

여기서 q는 스케일링 매개변수, i, j 와 k, l은 각각 작은 영상과 보간된 영상 픽셀의 위치를 나타낸다.

본 연구는 중점연구소 지원에 의해 수행되었음.

작은 영상 픽셀들을 $N_1N_2\times 1$ 크기의 순차적 벡터 y라 표시하고 마찬가지로 스케일링 매개변수 q로 보간된 영상 픽셀들을 $q^2N_1N_2\times 1$ 크기의 벡터 z로 표시 하면 식(1)은 다음과 같은 행렬 형태로 나타낼수 있다.

$$y = Dz \tag{2}$$

여기서 D 는 $N_1N_2\times q^2N_1N_2$ 크기의 상수 행렬로써 아래와 같은 형태를 갖는다.

$$D=\frac{1}{q^2}\begin{bmatrix} 11\cdots1 & & & 0 \\ & 11\cdots1 & & \\ & & \cdot & \\ 0 & & \cdot & \\ & & & 11\cdots1 \end{bmatrix}$$

영상 획득과정에서 노이즈가 존재하기 때문에 식(2)의 축소모델은 노이즈가 첨가된 형태로 바뀌게 된다.

$$y = Dz + n \tag{3}$$

여기서 n은 영상 획득 과정에서 발생하는 첨가노이즈를 나타낸다. 보간된 영상 벡터 z는 무수히 많은 해를 가질 수 있기 때문에 y가 주어진 상황에서의 영상 벡터 z를 구하는 문제는 특이 행렬을 갖는 조건(ill-pose condition)의 문제가 된다[3].

이 문제를 해결하기 위한 방법 중 하나로 MAP(maximum a posteriori)추정방식이 제안되었다[4].

MAP 추정방식에서 이상적인 보간 영상$\hat{z}$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{z} = \arg\max_z L(z\mid y) \tag{4}$$

여기서 $L(z|y)$는 log-likelihood 함수이며 이 함수는 Bayes's 공식에 의하여 아래와 같이 계산되어질 수 있다.

$$\begin{aligned} L(z\mid y) &= \log\Pr(z\mid y) \\ &= \log\Pr(y\mid z)+\log\Pr(z)-\log\Pr(y) \end{aligned} \tag{5}$$

$\log\Pr(y)$는 상수이기 때문에 식(5)를 최적화시키는데 영향을 미치지 않게 된다. $\log\Pr(y)$를 제거하여 식(5)를 정리하면 식(6)이 된다.

$$\begin{aligned} \hat{z} &= \arg\max_z\{\log\Pr(y\mid z)+\log\Pr(z)\} \\ &= \arg\min_z\{-\log\Pr(y\mid z)-\log\Pr(z)\} \end{aligned} \tag{6}$$

위의 식(6)을 계산하기 위해서는 $\log\Pr(y|z)$와 $\log\Pr(z)$가 정의되어야한다. [4]에서 영상은 Gibbs 밀도 함수로, 노이즈는 매우 작은 분산을 갖는 가우시안 노이즈로 가정되며 각각 아래와 같은 형태를 갖는다.

$$\Pr(z)=\frac{1}{z}\exp\left(-\frac{1}{\lambda}\sum_{c\in C}V_c(z)\right) \tag{7}$$

$$\Pr(y\mid z)=\frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{N_1N_2}{2}}}\exp\left(\frac{-\|y-Dz\|^2}{2\sigma^2}\right) \tag{8}$$

식(7)에서 λ는 Gibbs 밀도함수의 temperature 라 불리는 매개변수를 나타내며 $V(\cdot)$는 clique라 명칭 되는 국부 c 영역에서의 비용함수를 나타낸다[5].

식(8)에서 σ^2는 노이즈의 분산을 나타내며 $\|\cdot\|$는 유클리디안 노름(norm)을 나타낸다. 식(6), (7), 식(8)에 의하여 노이즈를 포함한 MAP 추정 식은 식(9)가 된다.

$$\hat{z}=\arg\min_z\left\{\frac{\|y-Dz\|^2}{2\sigma^2}+\frac{1}{\lambda}\sum_{c\in C}V_c(z)\right\} \tag{9}$$

함수 $\sum_{c\in C}V_c(z)$의 선택은 보간된 영상의 화질을 결정하는 중요한 문제가 된다. 컨벡스 함수는 전역 최소 값을 찾기 용이하고 영상 보간 문제를 정칙 행렬을 갖는 조건(well-posed condition)으로 만들 수 있기 때문에 이 함수의 가장 이상적인 형태는 컨벡스 함수이다. Stevenson et al.[6]은 Tikhonov 정규화를 배경으로 하여 안정된 컨벡스 함수를 유지하는 불연속성을 검증하였고 일반적인 영상 모델은 다음과 같은 형태를 갖는다.

$$\Pr(z)=\frac{1}{z}\exp\left(-\frac{1}{\lambda}\sum_{c\in C}\rho(d'_c z)\right) \tag{10}$$

여기서 $\rho(\cdot)$는 아래의 특성을 만족하는 함수이다.

1. Convexity : $\forall\alpha,x,y\in R,$
   $\rho[\alpha x+(1-\alpha)y]\le\alpha\rho(x)+(1-\alpha)\rho(y)$
2. Symmetry : $\forall x\in R,$
   $\rho(x)=\rho(-x)$
3. Allows regions of discontinuities : for $|x|$ large
   $\rho(x)<x^2$

MAP 추정방식을 이용한 영상 보간 방법에서는[4] 컨벡스 이면서 2차 함수가 아닌 Huber 함수 $\rho(x)$를 사용하였다. Huber함수는 아래와 같이 정의되어진다.

$$\rho_T(x)=\begin{cases} x^2, & |x|\le T \\ T^2+2T\left(|x|-T\right), & |x|>T \end{cases} \tag{11}$$

Markov random field 모델과 Huber 함수를 사용하여 Huber-Markov random field(HMRF) 영상 모델은

$$\sum_{c \in C} Vc(z) = \sum_{k=0}^{qN_1-1} \sum_{l=0}^{qN_2-1} \sum_{m=0}^{3} \rho(d'_{k,l,m} z) \tag{12}$$

과 같은 형태를 가지게 된다. 각 clique내 비용함수들의 합을

$$\|\Omega[z,T]\| = \sum_{c \in C} Vc(z) \tag{13}$$

로 정의하고 영상 벡터 z와 temperature 매개변수 λ, 기준값 T를 가진 함수를 $M_\lambda(z,T)$라고 정의하면 식(9)와 식(12)에 의하여 MAP 추정방식은

$$M_\lambda[z,T] = \|\Omega[z,T]\| + \frac{\lambda}{2\sigma^2}\|y - Dz\|^2 \tag{14}$$

로 정리되며 식(14)를 최소화 시키는 문제로 대치 시킬 수 있다.

3. 제 안 방 식

MAP추정 방정식 식(14)를 최소화함으로써 원 영상의 에지를 보존하여 보간된 영상의 화질을 개선시킬 수는 있으나 여전히 영상이 스무딩되는 현상이 발생하게 된다. Anderson 과 Netravali는 인간의 시각은 평탄한 영역에서의 노이즈에는 민감하지만 에지가 존재하는 부분같이 급격한 변화가 있는 영역에서의 노이즈에는 둔감하다는 특성을 이용하여 국부평균, 분산값을 사용한 시각함수를 정의하였다[7]. 국부평균($m_x(k,l)$), 국부분산($M(k,l)$)은 다음과 같이 정의된다.

$$m_x(k,l) = \frac{1}{(2P+1)(2Q+1)} \sum_{m=k-P}^{k+P} \sum_{n=l-Q}^{l+Q} z(m,n) \tag{15}$$

$$M(k,l) = \sigma^2(k,l) = \frac{1}{(2P+1)(2Q+1)} \times \sum_{m=k-P}^{k+P} \sum_{n=l-Q}^{l+Q} \left|z(m,n) - m_x(k,l)\right|^2 \tag{16}$$

여기서 $(2P+1), (2Q+1)$는 clique의 창 크기를 말한다.

가중치 행렬 W는 아래와 같은 형태의 대각행렬의 형태를 가지며

$$W = \begin{bmatrix} w_{00} & & & & 0 \\ & w_{01} & & & \\ & & \cdot & & \\ & & & \cdot & \\ 0 & & & & w_{qN_1-1,qN_2-1} \end{bmatrix}$$

각 clique내의 가중치 $w_{k,l}$을 대각원소로 갖는 행렬형태가 된다. 대각원소인 가중치 $w_{k,l}$는 다음과 같이 계산되어진다.

$$w(k,l) = \frac{1}{\sqrt{M(k,l)+1}} \tag{17}$$

여기서 $M(k,l)$는 국부분산을 나타낸다. 대각행렬 W를 사용함으로써 식(14)는 아래의 식(18)로 바뀐다.

$$M_\lambda[z,T] = \|\Omega[z,T]\|_W + \frac{\lambda}{2\sigma^2}\|y - Dz\|^2 \tag{18}$$

여기서 $\|\,\|_w = W \times \|\,\|$ 을 의미한다. 식(18)을 최소화시키기 위하여 gradient descent 방법을 사용하였다. 영상 벡터 $z_{(n)}$을 각 반복에서 갱신하기 위한 스텝 사이즈 $\alpha_{(n)}$ 과 방향벡터 $d_{(n)}$은 다음과 같이 계산되어진다[5].

$$\alpha(n) = \frac{-\nabla M_\lambda\left[z_{(n)},T\right]' d_{(n)}}{d_{(n)}'\nabla^2 M_\lambda\left[z_{(n)},T\right] d_{(n)}} \tag{19}$$

$$d(n) = -\left(W\nabla\|\Omega[z,T]\| - \frac{\lambda}{2\sigma^2}\left(D^T y + D^T Dz\right)\right) \tag{20}$$

식(19), (20)에 의하여 계산된 $\alpha_{(n)}$, $d_{(n)}$를 이용하여 $n+1$ 번째 영상 벡터 $z_{(n+1)}$은 아래와 같이 반복적으로 갱신되어진다.

$$z_{(n+1)} = z_{(n)} + \alpha_{(n)} d_{(n)} \tag{21}$$

4. 실 험 결 과

본 논문에서는 airfield, lena, camera man, bird 영상을 사용하였으며 이웃화소 보간법, 선형 보간법, MAP 추정방식과 제안한 방식을 비교하였다. 객관적인 평가를 위하여 아래의 수식으로 계산되어진 PSNR 과 MSE(mean square error) 를 사용하였다. $N_1 \times N_2$크기의 8bit 작은 영상에 대하여,

$$PSNR = 10\log_{10}\frac{255\times255\times qN_1\times qN_2}{\sum_{k=0}^{qN_1-1}\sum_{l=0}^{qN_2-1}\left\|z_{k,l} - \hat{z}_{k,l}\right\|^2} \tag{22}$$

$$MSE = \frac{\sum_{k=0}^{qN_1-1}\sum_{l=0}^{qN_2-1}\left(\hat{z}_{k,l} - z_{k,l}\right)^2}{\sum_{k=0}^{qN_1-1}\sum_{l=0}^{qN_2-1}\left(z_{k,l}\right)^2} \tag{23}$$

여기서 z는 원 영상을 $\hat{z}$는 보간된 영상을 나타낸다.
식(21)의 반복기법을 위한 초기벡터 z_0는 이웃화소보간법으로 보간된 영상을 사용하였다. 각 clique의 창크기는 3×3으로 하여 실험하였다.

여러 가지 영상 확대 기법들의 PSNR과 MSE를 표 1에 나타내었다. 이 표들로부터 기존의 방식들보다 제안한 방식의 성능이 뛰어남을 확인할 수 있다.

그림 1은 128×128 lena RAW 영상을 q=2 로 보간된 결과 영상을 보여준다. (a)영상은 이웃화소보간법으로서 에지 주변에 계단모양의 왜곡이 나타나며 (b)영상은 선형 보간법으로 영상 전체에 생긴 열화현상을 볼 수 있다. 기존의 MAP 추정방식을 이용한 (c)영상은 물체의 전체 에지를 보존할 수 있으나 부분적인 에지의 스무딩을 발견할 수 있다. 특히 평탄한 영역에서의 에지(모자의 접힌 부분 등)는 스무딩에 의하여 뭉개지는 현상이 눈에 띄게 된다. 반면에 제안한 방식인 (d)영상은 평탄한 영역에서의 에지 스무딩을 감소시켜 보간된 영상의 화질이 개선되었음을 확인할 수 있다.

	확대방식	PSNR	MSE
airfield	이웃화소보간법	21.959	0.017
	선형보간법	21.106	0.021
	MAP추정방식	22.504	0.015
	제안한 방식	22.878	0.014
bird	이웃화소보간법	33.506	0.002
	선형보간법	32.448	0.002
	MAP추정방식	34.151	0.001
	제안한방식	35.826	0.001
camera	이웃화소보간법	25.502	0.010
	선형보간법	24.232	0.014
	MAP추정방식	26.335	0.008
	제안한 방식	26.758	0.007
lena	이웃화소보간법	27.672	0.009
	선형보간법	26.542	0.012
	MAP추정방식	28.681	0.007
	제안한 방식	29.675	0.006

표1. 여러 가지 영상 확대 기법의 성능 비교
(q=2, 256×256 RAW 이미지)

(a)이웃화소보간법 (b)선형 보간법

(c)MAP 추정방식 (d)제안된 방식

그림1. 보간 결과 영상 (λ=10, T=25, 반복횟수:74)

5. 결 론

본 논문에서는 보간된 영상의 화질 개선을 위하여 MAP 추정방식과 국부특성을 이용한 가중치 행렬을 제안하였다. MAP 추정방식은 보간된 영상의 화질을 좌우하는 중요한 요소 중 하나인 에지를 유지시켜줌으로써 기존의 방법에 비해 개선된 결과를 볼수 있었다. 하지만 영상의 국부적 특성에 상관없이 같은 정도의 스무딩이 일어나기 때문에 상대적으로 평탄한 영역에 존재하는 에지는 뭉개지는 현상이 발생하게 된다. 이러한 현상은 작은 에지가 많이 존재하는 영상에서 더욱더 심각하게 일어난다. 가중치 행렬은 급격한 변화가 있는 부분에서의 노이즈에는 둔감하다는 인간의 시각 특성을 이용하여 유추하였으며 국부적 활동성을 나타내는 국부 분산 값을 이용하여 각 clique 내에 비용함수에 의한 스무딩의 정도를 달리 줌으로써 물체의 에지를 유지하는 동시에 평탄한 영역에 존재하는 에지를 보존 시킬 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] "Model-based image interpolation by generalized splines," in *Proc, Seventh Int. Conf. Patt. Recogn.* (Montreal, Canada), July 30-Aug.2, 1984, pp. 120-122

[2] Michael Unser, Akram Aldroubi, and Murray Eden "B-Spline Signal Processing:Part I-Theory" *IEEE Tras.*vol.41, no 2. feb, 1993

[3] J.Hadamard, Lectures on the Cauchy Problem in Linear Partial Differential Equations. New Haven, CT: Yale University Press, 1923

[4] Richard R. Schultz, Robert L. Stevenson, "A Bayesian Approach to Image Expansion for Improved Definition" *IEEE Tras*, vol 3, No, 3, MAY 1994

[5] Michael Chan, Emanuel Levitan and Gabor T. Herman, "Image_Modeling Gibbs Distributions for Bayesian Restoration" 1994 *IEEE*

[6] R.L. Stevenson, B. E. Schmitz and E. J. Delp, "Discontinuity preserving regularization of inverse visual problems," *IEEE Trans. Syst.* Man Cybern, vol. 24, no.3, Mar. 1994

[7] Aggelos K. Katsaggelos, MEMBER SPIE Northwetern University, "Iterative image restoration algorithms"*OPTICAL ENGINEERING*, July 1989, Vol.28 No.7