

최적 적응 보간 커널 기반 2차원 M-채널 완전 복원 Filter Bank를 이용한 이미지 재구성

論文

56-4-24

Image Reconstruction Using 2D M-ch Perfect Reconstruction Filter Bank with Optimized Adaptive interpolation kernel

金振榮* · 南尙沅†
(Jin-Young Kim · Sang-Won Nam)

Abstract - In this paper, we propose an image reconstruction method utilizing an optimized adaptive interpolation kernel along with a 2D M-channel perfect reconstruction filter bank (M-ch PR-FB) structure. In particular, the proposed approach leads to construction of a sharper image than a direct conversion, still preserving high frequency components of the original image through the subband processing of the 2D M-ch PR-FB. Finally, the image quality of the proposed approach is demonstrated by comparing with those of the direct methods using conventional interpolation kernels

Key Words : Image reconstruction, M-ch PR-FB, Compactly Supported Sampling Function, Adaptive interpolation, PSO

1. 서 론

최근 디지털 기술의 급속한 발전에 따라 이미지, 동영상 등을 단시간 내에 주고받을 수 있는 멀티미디어 통신 환경이 조성되었고, 모바일 기기의 소형화와 다기능화에 의해 멀티미디어 기능은 디지털 기기의 필수 요소가 되었다. 따라서 송신측으로부터 전달된 이미지 및 동영상을 수신측에서 변형 없이 재구성하는 기법은 멀티미디어 통신에서 중요한 과정이 되었다. 특히, 이산 표본 신호로부터 연속된 이미지를 얻어내는 과정을 이미지 재구성 기법이라 하며, 표본화 과정에서 손실된 신호 정보를 추정해내는 보간 기법에 따라 재구성된 이미지의 화질이 영향을 받는다.

표본화 과정에서 이상적인 보간 커널로서 sinc 함수가 널리 알려져 있으나, 실제 적용에는 많은 문제점을 갖고 있다[1,2]. 따라서, sinc 함수와 비슷한 형태를 가지며, 길이가 제한된 보간 함수를 유도하는 연구가 계속 진행되어 왔는데[2], 그 중에서 일반적으로 많이 사용되는 방법으로는 bilinear 및 bicubic 보간 방법 등이 있으나, 이러한 방법들도 윤곽선 부분의 흐림 현상과 jaggy 잡음을 발생시키는 문제가 있고, fluency 이론에 의한 bifluency 방법[3,4]과 2차원 보간 함수[5]가 제안되어 그 문제들을 조금은 개선시킬 수 있었지만, 여전히 윤곽선 부분에서 흐림 현상과 jaggy 잡음이 나타났다. 또한, 윤곽선 부근에 위치한 표본 픽셀에 대해서 보간 커널의 형태를 변형시키는 적용 보간 기법[6]이 최근 제안되었는데, 윤곽선이 보다 선명해지는 효과가 있었으나, 이 방법에서 사용된 임의 변수들이 경험적으로 얻어진 값이기 때문에 이 변수들을 통해 얻어진 결과가 최적이라고 보기는 어렵다. 따라서 Particle Swarm Optimization이라는 최적화 기법을 적용하여 임의 변수들을 최적화시키는 방법이 최근 제안되었다[7].

본 논문에서는 최적 적용 보간 기법을 2차원 M-채널 완전 복원 filter bank 구조에 적용하여 표본화 커널을 통해 크기가 줄어든 이미지를 재구성할 때 생기는 윤곽선 부분의 흐림 현상과 jaggy 잡음을 개선하면서 subband 처리 과정을 통해 신호의 표본화시 제거된 고주파 성

분을 보존하여 이미지의 화질을 높이는 방법을 제안한다. 다음 2장에서 보간 커널에 최적 적용 기법을 적용한 방법을 구체적으로 설명하고, 3장에서는 2차원 완전 복원 filter bank 구조에 대해 기술한다. 4장에서는 모의실험을 통해 개선된 이미지를 확인하고, 5장에서 결론을 맺는다.

2. 최적 적응 기법을 적용한 표본화 커널

표본화 이론은 대역 제한 신호가 sinc 함수에 의해 완벽히 재구성될 수 있음을 설명하고 있다. 이는 재구성되는 신호가 무한대로 미분 가능하다는 것을 의미한다. 그러나, 이상적인 표본화 함수인 sinc 함수는 실제 적용에서 계산량이 많이 요구되며, 윤곽선과 같이 불연속성을 지닌 이미지 신호를 정확하게 재구성해내지 못하는 문제점이 있다. 이에 본 논문에서는 sinc 함수와 비슷한 형태이며, 제한된 길이를 갖는 새로운 표본화 함수를 이용한 이미지 재구성 기법을 제안한다. 즉, 새로운 표본화 함수를 2차 compactly supported 표본화 함수라 하고, fluency 이론[3,4]에 의해 다음과 같이 유도된다[1].

$${}_{[b]}^m \Psi_l(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \left(\frac{\sin \pi f h}{\pi f h} \right)^m e^{j 2 \pi f (t - lh)} df \quad (1)$$

$$\psi_{[s],0}^3(t) = \sum_{\lambda=-2}^2 b(\lambda) \Phi_3(t + \frac{3}{2} - \frac{\lambda}{2}) \quad (2)$$

$$\Phi_1(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad \Phi_3(t) = \Phi_1(t) * \Phi_1(t) * \Phi_1(t) \quad (3)$$

$$\Phi_3(t) = {}_{[b]}^3 \psi(t - \frac{3}{2}) \quad (4)$$

$$\widehat{\Phi}_3(f) = H_3(e^{j \pi f}) \widehat{\Phi}_3\left(\frac{f}{2}\right), \quad H_3(e^{j \pi f}) = \left(\frac{1 + e^{-j \pi f}}{2}\right)^3 \quad (5)$$

$$\Phi_3(t) = \sum_{k=0}^3 \frac{1}{2^k} {}_{[k]}^3 \Phi_3(2t - k) \quad (6)$$

$$\psi_{[s],0}^3(t) = \sum_{\lambda=-2}^2 2a_3(2t - \lambda)b(\lambda), \quad a_3(\lambda) = \sum_{k=0}^3 \frac{1}{2^k} {}_{[k]}^3 \Phi_3(k - \lambda) \quad (7)$$

$$\psi_{[s],0}^3(t) = -\frac{1}{2}\Phi_3(t+2) + 2\Phi_3(t+\frac{3}{2}) - \frac{1}{2}\Phi_3(t+1) \quad (8)$$

식 (1)에서 $\{{}_{[b]}^m \Psi_l\}_{l=-\infty}^{\infty}$ 는 $(m-1)$ 차 B-Spline 기저함수이다[4]. 여기서 h 는 표본화 간격이고, l 이 0일 때 2차 B-Spline 기저함수 ${}_{[0]}^m \Psi_0(t)$ 는 $t=0$ 에 대해 대칭이다. 이 기저함수를 1/2 표본화 간격마다 이동합으로써 compactly supported 표본화 함수에 의해 특성화된 신호공간의 함수 시스템을 식 (2)와 같이 표현할 수 있다. 여기서 $\psi_{[s],0}^3(t)$ 는 $t=0$ 에 대

* 學生會員 : 漢陽大學校 電子通信 컴퓨터學科 碩士課程

† 教授 저자, 正會員 : 漢陽大學校 電子通信 컴퓨터學科 教授 · 工博

E-mail : swnam@hanyang.ac.kr

接受日字 : 2006年 12月 27日

最終完了 : 2006年 2月 18日

해 대칭인 2차 compactly supported 표본화 함수로 정의되며, $\phi_3(t)$ 는 식 (3)에서와 같이 1차 piecewise 다항식을 두 번 컨볼루션하여 얻어지는 식 (4)의 2차 piecewise 다항식으로 정의된다. 또한, 식 (2)에서 $b(\lambda)$ 는 계수로서, 식 (5)에서 $\phi_3(t)$ 의 뿌리에 변환인 $\hat{\phi}_3(f)$ 과 $\hat{\phi}_3(f/2)$ 의 관계를 통해 시간영역에서 식 (6)과 같이 표현되고, 이를 식 (2)에 대입하여 식 (7)을 유도한 후, 표본화 함수 특성인 $\psi_{[s],0}^3(k) = \delta_k$ 조건을 이용하면 2차 compactly supported 표본화 함수 $\psi_{[s],0}^3(t)$ 가 식 (8)과 같이 유도된다. [1]에서 제안된 표본화, 보간 커널의 sinc 함수를 대체하여 $\psi_{[s],0}^3(t)$ 를 이용한 커널이 표 1에 제시되었다. 또한, 2차 compactly supported 보간 커널에 적용된 적응 알고리즘은 그림 1과 같다[7].

$$V = \frac{\sum_{k=1}^8 (d_k - \bar{d})^2}{8}, \quad \bar{d} = \frac{\sum_{k=1}^8 d_k}{8} \quad (9)$$

식 (9)와 같이 입력 이미지의 각 표본 픽셀과 주변 8개 픽셀간의 차이 값 d_k 의 분산 V 를 구하고, 분산 V 의 지정된 한계 값인 V_s 와 비교하여, 표본 픽셀이 유판선 근처에 존재하는지 여부를 판단한다. 즉, V_s 보다 분산이 큰 경우 표본 픽셀이 유판선 근처에 있다고 판단하게 된다.

$$R_k = \frac{d_k}{G_{\max}} R_{\max} \quad (10)$$

$$E_{a_k} = \frac{D_{\max} - d_k}{D_{\max}} E_{\max} \quad (11)$$

$$E'_{a_k} = \frac{\sqrt{E_{a_k} E_b} + \sqrt{E_{a_k} E_c} + \sqrt{E_a E_d}}{3}, \quad E_{b_2} = \frac{G_{\max} - |S_a - S_b|}{G_{\max}} E_{b_2} \quad (12)$$

$$\gamma_k = 1 - R_k + E_k \quad (13)$$

$$\gamma_D(\theta, \gamma_k, \gamma_{k+1}) = \frac{\gamma_k \gamma_{k+1}}{(\sqrt{2} \gamma_{k+1} - \gamma_k) \sin \theta + \gamma_k \cos \theta} \quad (14)$$

$$\text{가로 방향(열)} : \psi_{[s],0}^3(x, y, i, j) = \psi_{[s],0}^3(x - i) \psi_{[s],0}^3((\frac{y}{M} - j) / \gamma_D) \quad (15)$$

$$\text{세로 방향(행)} : \psi_{[s],0}^3(x, y, i, j) = \psi_{[s],0}^3((\frac{x}{M} - i) / \gamma_D) \psi_{[s],0}^3(y - j)$$

유판선 근처에 있는 표본 픽셀에 대해 식 (10)과 식 (11)을 통해 각각 contraction 값(R_k)과 expansion 값(E_{a_k})을 구하고, 식 (13)을 통해 contraction 비율(γ_k)을 구한다. 여기서 D_{\max} 값은 d_k 의 최댓값이고, G_{\max} 값은 주변픽셀의 최댓값이다. 또한, V_s , R_{\max} , E_{\max} 은 각각 한계 값, 최대 contraction, expansion 값으로 추후 최적화되는 임의의 값이다. 특히, expansion 값은 식 (12)에 의해 L번 반복하여 업데이트가 된다. E_b , E_c , E_d 값은 각각 표본픽셀 S_b 의 유판선 방향에 위치한 주변픽셀 S_b , S_c , S_d 의 expansion 값이고, E_{b_2} , E_{c_2} , E_{d_2} 값은 각각 E_b , E_c , E_d 의 업데이트 값으로 E'_{a_k} 을 구하는데 이용된다. 여기서 업데이트 반복 횟수인 L 값도 추후 최적화되는 임의의 값이다. 그리고, 보간되는 픽셀의 여러 방향에 따라 식 (14)를 이용하여 expansion-contraction 비율을 구한다. 이를 통해 식 (15)와 같이 표 1에서 제시된 보간 커널을 변형시킨다. 즉, 각 표본 픽셀들의 8개 방향에 대해 각 위치에 따라 보간되는 픽셀의 값을 추정함에 있어서 한 쪽 방향을 수축시켜 유판선을 가로지르는 픽셀의 영향을 줄이고, 팽창시킴으로써 유판선 방향으로의 영향을 강조하게 되어 유판선에서 발생하는 이미지의 흐림 현상과 jaggy 잡음이 줄게 된다. 특히, 여기에서 2차원 완전 복원 filter bank에 적용하기 위해 가로(열), 세로(행) 방향에 대해서만 적용 보간 기법이 적용된다.

다음은 임의의 변수로 정해진 값에 대해 재구성된 이미지의 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)값이 최대가 되도록 최적변수들을 찾아내는 과정이다. 본 논문에서는 particle swarm optimization(PSO) 방법[8]이 적용되었다. 먼저 임의의 변수를 지정하고, 입력 이미지의 $m \times m$ 픽셀 중에서 좌측 상단의 픽셀을 취하여 입력 이미지의 $1/m$ 크기의 이미지를 얻은 후 다시 보간

기법을 적용하여 재구성된 이미지와 비교하게 된다. 이 때 재구성된 이미지의 PSNR이 더 낮은 경우 PSO 방법으로 변수를 찾아내어 미리 지정된 수만큼 반복한다. 구체적으로, 다음과 같은 과정이 진행된다. 우선, 검색 공간(search space)을 지정하고 이 범위 안에서 불규칙하게 선택된 위치벡터($\vec{x}(t)$)와 0과 1사이에서 불규칙하게 선택된 속도벡터($\vec{v}(t)$)를 N차원으로 만든 후 N차원의 변수의 집합 중에서 PSNR 값을 최대로 만드는 집합을 찾아낸다. 특히, 최적화 하려는 변수가 K개 일 때 $\vec{x}(t)$, $\vec{v}(t)$ 는 각각 $N \times K$ 행렬이 된다.

$$\begin{aligned} \vec{x}(t+1) &= \vec{x}(t) + \vec{v}(t+1) \\ \vec{v}(t+1) &= \vec{v}(t) + \lambda_1(p - \vec{x}) + \lambda_2(g - \vec{x}) \end{aligned} \quad (16)$$

$\vec{x}(t)$, $\vec{v}(t)$ 는 수식 (16)에 의해 업데이트 되며, 여기서 \vec{p} 는 N차원의 변수의 집합 중 PSNR 값을 최대로 만드는 집합을 저장하는 $1 \times K$ 벡터이며, \vec{g} 는 반복 업데이트 과정에서 \vec{p} 와 비교하여 PSNR이 높은 집합이 저장되는 $1 \times K$ 벡터이다. 따라서, $\vec{v}(t)$ 는 PSNR이 높은 변수를 향해 업데이트가 된다. 여기서 불규칙하게 선택된 양수인 λ_1 , λ_2 에 의해 \vec{p} , \vec{g} 벡터가 $\vec{v}(t)$ 에 미치는 영향도 조절된다. 이와 같이 지정된 수만큼 반복하여 최적의 변수는 \vec{g} 벡터로 수렴된다.

표 1 2D PR-FB에 적용된 2차 Compactly Supported 보간 커널과 표본화 커널

Table 1 Interpolation and Sampling kernel using CSSF of degree 2

$\uparrow M$ 인수에 의한 보간 커널	가로 (열)	$F(x, y) = \sum_{i,j \in N(x,y)} G(i, j) \psi_{[s],0}^3(x - i) \psi_{[s],0}^3(\frac{y}{M} - j)$
	세로 (행)	$F(x, y) = \sum_{i,j \in N(x,y)} G(i, j) \psi_{[s],0}^3(\frac{x}{M} - i) \psi_{[s],0}^3(y - j)$
$\downarrow M$ 인수에 의한 표본화 커널	가로 (열)	$F(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{i,j \in N(x,y)} G(i, j) \psi_{[s],0}^3(x - i) \psi_{[s],0}^3(y - Mj)$
	세로 (행)	$F(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{i,j \in N(x,y)} G(i, j) \psi_{[s],0}^3(x - Mi) \psi_{[s],0}^3(y - j)$

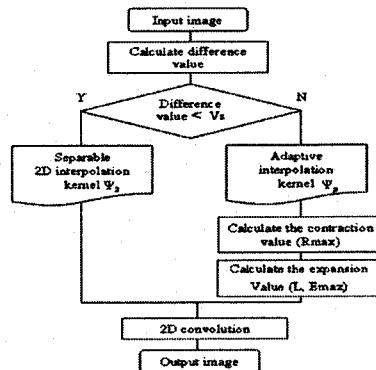


그림 1 적용 보간 기법의 적용 과정

Fig. 1 The flow of the adaptive interpolation process

3. 2차원 M-채널 완전 복원 Filter Bank 구조

그림 2는 가로, 세로 방향을 분리하여 각 채널에서 표본화와 보간 기법을 적용하여 입력된 이미지를 재구성해 낼 수 있는 완전 복원 filter bank 구조이다. 본 논문에서는 [1]에서 제안된 임의(즉, rational or irrational) 스케일링 계수를 사용하는 2D 불균일 4채널 완전 복원 filter bank 구조를 2D 균일 M-채널 완전 복원 filter bank 구조로 일반화하여 각 커널에서의 스케일링 계수를 모두 정수 M으로 고정시켰다. 이는 스케일링 계수가 2보다 큰 경우 채널 수를 늘려서 완전 복원 성질을 유지할 수 있기 때문에 [1]에서 제안된 구조에서 스케일링 계수 선택의 제한을 완화시킬 수 있다.

또한, 무리수(irrational) 스케일링 계수로 인한 잘림 오차를 줄일 수 있다. 표본화 이론에 따라 표본화되는 신호는 원래의 신호로 재구성되기 위해 표본화 이전에 anti-aliasing filter에 의해 대역이 제한된다. 이 때 신호의 고주파수 성분이 제거되어 입력된 이미지를 완벽히 재구성해내는 것은 불가능하다. 그러나, 완전 복원 filter bank를 사용하여 고주파수 성분을 다른 채널을 통해 전송하고, synthesis 과정을 거치면 완전한 재구성이 가능하다. 기존에 진행된 여러 연구에서 완전 복원 filter bank 구조를 image processing에 응용한 사례를 찾을 수 있다. 그러나, 본 논문에서는 filter를 직접 설계하는 대신 시간영역에서의 표본화 커널과 보간 커널을 이용한다. 즉, 실용화 될 수 없는 이상적인 보간 커널로서의 sinc 함수[2]를 대체하여 유사한 형태를 가지는 표본화 함수를 유도하였고, 최적 적용 기법을 통해 성능이 향상된 커널이 적용된다. 표 1에서 정리된 표본화 커널과 보간 커널이 각각 analysis부분과 synthesis부분에서 사용된다. 특히, 보간 커널은 그림 1과 같이 유판선 근처에 있는 표본 픽셀에 대해서 식(15)와 같이 변형된다. 표 1에서 $G(i,j)$ 는 표본 픽셀이고, $F(x,y)$ 는 출력되는 이미지의 픽셀이다. $G(i,j)$ 픽셀 중에서 $\psi_{[s],0}^3(t)$ 을 0으로 만들지 않는 픽셀이 $F(x,y)$ 을 추정해내는데 사용된다. 그림 2의 구조에서 이미지의 변화 과정을 분석하면 다음과 같다. 입력 이미지는 analysis 부분에서 가로 방향(열)에 대해 modulation과정을 거친 후 M개의 채널로 나누어지고, 표본화 커널을 통해 스케일링 계수 M만큼 크기가 줄어든다. 또한, 각 채널에서는 세로 방향(행)에 대해 M개의 채널로 나누어지고, M만큼 크기가 줄어들게 된다. Synthesis 부분에서 M개의 채널로 나누어진 이미지는 analysis 부분과 반대로 세로방향(행)에서 보간 커널을 통해 먼저 M만큼 크기가 늘어나고, 다음 가로방향(열)에서 M만큼 크기가 늘어난다. 그리고, demodulation과정을 거친 후 합쳐지게 된다. 즉, 가로, 세로 방향의 분리된 과정을 통해 2차원으로 이미지를 처리하고, subband과정을 통해 표본화시 제거되는 고주파 성분을 보존하여 보다 높은 화질을 갖는 이미지로 재구성하게 된다.

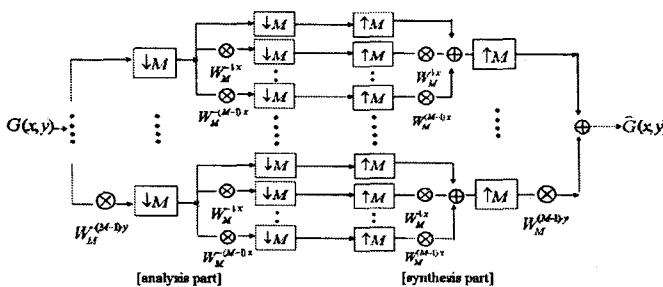


그림 2 2차원 M-채널 완전 복원 Filter Bank 구조
Fig. 2 2D M-Ch Perfect Reconstruction FB structure

4. 모의실험

모의실험에서는 입력된 이미지를 표 1에서 제시된 스케일링 계수(M) 가 2인 표본화 커널을 통하여 가로, 세로 각 방향에서 크기를 1/2로 줄인 후 일반적으로 이미지 보간법으로 널리 사용되는 bicubic 보간법 및 최근 제안된 최적 적용 보간법[6]을 통해 원래의 크기로 재구성된 이미지를 본 논문에서 제안한 최적 적용 보간 커널 기반의 가로 2채널, 세로 2채널로 분리된 4채널 완전 복원 filter bank구조를 통해 재구성된 이미지와 PSNR을 통해 비교한다. 여기서 PSNR 값은 다음과 같이 계산된다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{MAX_I^2}{MSE}, \quad MSE = \frac{\sum_{j=1}^y \sum_{i=1}^x (X'_{ij} - X_{ij})^2}{x \times y} \quad (17)$$

식 (17)에서 x, y 는 각각 이미지의 행, 열의 크기이고, X'_{ij}, X_{ij} 는 각각

재구성된 이미지와 입력 이미지를 나타낸다. 또한, MAX_I 값은 픽셀의 최댓값으로 본 실험에서는 256단계(0~255)의 그레이 스케일 이미지를 사용하므로 255로 지정하였다. 사용된 이미지는 그림 3에서 각각 64×64, 256×256 크기를 갖는 “Lena”, “Camera man”, “peppers” 이미지이다.

표 3은 재구성된 이미지의 PSNR과 실행시간을 나타낸다. 제안된 기법을 통해 재구성된 이미지의 PSNR 값이 가장 높게 나타나고, 원본 이미지의 크기가 커질수록 재구성된 이미지의 PSNR 값도 커지는 것을 알 수 있다. 반면, 실행시간은 bicubic 보간법을 이용한 방법이 가장 빠르다. 이는 제안된 방법에 적용 보간 과정이 포함되어 있고, 2차원 완전 복원 filter bank가 적용되어 연산량이 늘어났다는 것을 의미한다.

최적 적용 보간법에 사용된 최적 변수는 2절에서 제시된 PSO 과정을 거쳐 최적화하는데, 입력 이미지에 따라 달라진다. 입력 이미지마다 PSO 과정을 수행하여 가장 적합한 변수를 찾아낼 수 있지만, 많은 시간이 소요되므로 일반적으로 유판선 방향과 명암의 명확성에 따라 표본 이미지들을 선정하고, 최적 변수를 구하여 표본 이미지들의 유판선 특성이 반영된 입력 이미지에 각각 적용한다[7]. 본 실험에서는 64×64 크기의 “Lena”, “Camera man”, “peppers” 이미지를 각각 표본 이미지로 사용하고, PSO 과정을 100회 반복하여 얻어진 표 2의 최적 변수를 사용한다.

그림 4는 재구성된 “Lena” 이미지(256×256)에서 원본 이미지에 표시된 특정 유판선 부분을 확대한 이미지와 재구성된 이미지의 주파수 영역을 나타낸다. 제안된 기법을 통해 재구성된 이미지에서 유판선 부분이 선명해졌음을 알 수 있다. 이는 유판선 근처의 픽셀에 최적 적용 기법을 사용하여 보간 픽셀에 주는 영향을 조절하고, 2차원 완전 복원 filter bank에 적용하여 그림 4의 주파수 영역과 같이 재구성된 이미지가 고주파수 영역의 신호를 보존하여 나타나는 차이라고 할 수 있다.

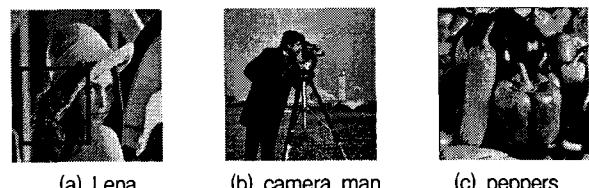


그림 3 원본 이미지

Fig. 3 Original Image

표 2 표본 이미지에 따른 최적 변수

Table 2 Optimized parameters of sample images

이미지	E_{\max}	R_{\max}	L	V_s
(a)	0.0353	0.0577	1	321.2327
(b)	0.0443	0.0061	1	822.1388
(c)	0.0323	0.0040	1	266.6764

표 3 재구성된 이미지의 PSNR과 실행시간 비교

Table 3 Comparison of the PSNR and Execution time

크기	이미지	Bicubic 보간법(Direct)		최적 적용 보간 기법(Direct)		최적 적용 보간 커널이 적용된 2D PR-FB(2Ch)	
		PSNR	sec	PSNR	sec	PSNR	sec
64X64	(a)	21.7024	0.375	22.6510	13.187	24.1616	16.547
	(b)	18.9585	0.313	19.3737	6.719	22.0557	9.547
	(c)	19.0793	0.39	20.2493	16.516	22.5079	22.094
256X256	(a)	26.7106	0.562	28.4179	409.33	29.8624	842.67
	(b)	24.0399	0.563	25.0898	371.69	27.2844	809.56
	(c)	25.6698	0.61	27.5690	424.3	29.5263	867.95

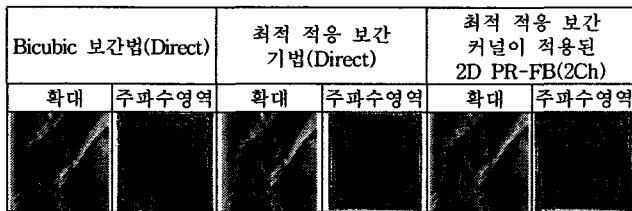


그림 4 Lena 이미지(256X256)의 특정 부분 및 주파수 영역 비교
Fig. 4 Comparison of the zoomed image and frequency domain

5. 결 론

본 논문에서는 이상적인 표본화 함수로서 알려진 sinc 함수를 대체하여 보다 실용적인 2차 compactly supported 표본화 함수를 이용한 최적 적응 보간 커널을 2차원 완전 복원 filter bank 구조에 적용하여 재구성된 이미지가 기존 이미지 보간 방법 통해 재구성된 이미지보다 높은 PSNR과 선명한 윤곽선을 보임을 확인하였다. 앞으로 제안된 기법을 실제 real-time 환경에 적용하는 연구를 계속하려 한다.

Acknowledgement

This study was supported by a grant of the Korea Health 21 R & D Project, Ministry of Health & Welfare, Republic of Korea (02-PJ3-PG6-EV08-0001).

참 고 문 헌

- [1] S.C. Pei and M.P. Kao, "Two dimensional nonuniform perfect reconstruction filter bank with irrational down-sampling Matrices," *Proc. of ISCAS2005*, vol. 2, pp. 1086-1089, May 2005.
- [2] E.H.W. Meijering, K.J. Zuiderveld, and M.A. Viergever, "Image reconstruction by convolution with symmetrical piecewise nth-order polynomial kernels," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 8 no. 2, pp. 192-201, Feb. 1999.
- [3] K. Katagishi, K. Toraichi, K. Hattori, S.L. Lee, and K. Nakamura, "Practical compactly supported sampling functions of degree 2," *Proc. of IEEE PACRIM. Communications, Computers and signal Processing*, pp. 552-555, Aug. 1999.
- [4] K. Katagishi, K. Toraichi, M. Obata and K. Wada, "A practical least squares approximation based on biorthonormal expansions in the signal space of piecewise polynomials," *Trans. IEICE*, vol. 118-C, no. 3, pp. 353-365, 1998.
- [5] H. Aokage, K. Wada and K. Toraichi, "High quality conversion of image resolution using two-dimensional sampling function," *Proc. of IEEE PACRIM. Communications, Computers and signal Processing*, vol. 2, pp. 720-723, Aug. 2003.
- [6] Y. Ohmiya, K. Katagishi, P.W.H. Kwan, K. Toraichi, A. Matsumura, R. Kawada, A. Koike, and H. Murakami, "A method for high precision enlargement of pictures taken by cellular phone on personal computer," *Proc. of CCCT2004*, pp. 30-35, 2004.
- [7] A. Fujii, K. Kameyama, T. Kamina, Y. Ohmiya, and K. Toraichi, "Image resolution conversion by optimized adaptation of interpolation kernels," *Proc. of the 24th IASTED International Multi-Conference Signal Processing, Pattern Recognition, and Applications*, Feb. 2006.
- [8] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle Swarm optimization," *Proc. of IEEE ICNN*, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.

저 자 소 개



김 진 영 (金振榮)

1978년 4월 10일생. 2004년 한양대학교 졸업 2006년~현재 한양대학교 대학원 전자통신컴퓨터공학부 석사과정
Tel : (02) 2281-0588
E-mail : aureola@hanyang.ac.kr



남 상 원 (南尙元)

1957년 2월 24일생. 1981년 서울대학교 전자공학과 졸업. 1990년 Univ. of Texas at Austin 졸업(공박). 1991년~현재 한양대학교 전자통신컴퓨터공학부 교수.
Tel : (02) 2220-0346
Fax : (02) 2298-1957
E-mail : swnam@hanyang.ac.kr