

논문 2004-41SP-3-6

웨이블릿 부대역의 통계적 상관성에 기반한 영상 보간

(Image Interpolation based on Statistical Correlation of Wavelet Subbands)

우 동 현*, 엄 일 규**, 김 유 신***

(Dong Hun Woo, Il Kyu Eom, and Yoo Shin Kim)

요 약

웨이블릿 변환은 영상을 분석하고 처리하는데 유용한 도구로써 영상 압축, 영상 잡음 제거 등의 분야에서 우수한 성능을 보여주었다. 웨이블릿 영역에서 영상을 보간하는 것은 저주파 부대역들의 계수들로부터 고주파 부대역 계수의 크기와 부호를 추정하는 과정으로 볼 수 있다. 웨이블릿 영역의 부모 계수와 자식 계수 사이에는 통계적 관점에서 밀접한 관계가 있다. 이 관계는 은닉 마코프 트리(Hidden Markov Tree:HMT) 모델에 의해 효과적으로 모델링될 수 있다^[1]. 그러나 영상 보간에서 은닉 마코프 트리 모델의 적용은 잡음제거에서와는 달리 입력 영상으로부터 고주파 부대역에 대한 어떤 정보도 직접 얻을 수 없다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 웨이블릿 영역에서 부대역간의 통계적 상관성을 이용하여 영상을 보간하는 방법을 사용한다. 제안 방법에서는 고주파 부대역의 각 계수의 확률밀도함수로써 부모계수와 혼련 영상으로부터 유도되는 가우스 혼합모델(Gauss Mixture Model : GMM)을 사용한다. 또한 계수의 부호를 결정하기 위해서 부모 계수와 자식 계수의 밀접한 연관성을 이용하여 기본적으로 부모계수의 부호를 자식 계수의 부호로 사용하고, 부모계수의 부대역의 부호패턴의 분포와 자식 계수의 부대역의 부호패턴의 분포의 연관성을 추가하는 방법을 제안하였다. 모의실험에서 제안 방법은 전통적인 bicubic 방법이나 kinebuchi의 방법^[2]보다 여러 테스트 영상에 대해서 개선된 성능을 보여주었다.

Abstract

Wavelet transform is the useful tool for analysis and process of image. This showed good performance in image compression and noise reduction. The interpolation of image interpolation in the wavelet domain can be considered as the estimation of coefficients of subband for highest frequency band from subbands for lower. Parents coefficient and child coefficient are correlated each other in statistical sense. This relationship can be modeled by Hidden Markov Tree(HMT) model effectively^[1]. Unlike the case of noise reduction, in application of image interpolation of HMT model, any information from input image is not obtained in subband for highest frequency band from input image. To solve this problem, in this paper, image interpolation based on the correlation between subband in the wavelet is proposed. In the proposed algorithm, to determine probability density function, Gaussian Mixture Model(GMM) that is derived from information of parents coefficients and training images is used. For decision of the sign of coefficient, basically, the sign of parents coefficient is used as the sign of child coefficient, using relationship between parents and children coefficients. In addition, the method that uses the relationship between sign pattern in the subband with parents coefficient and that in the subband with child coefficient is added. In simulation, the proposed method shows improvements of performance compared with conventional bicubic method and kinebuchi's method^[2].

Keywords : 영상 확대, HMT, 웨이블릿, GMM

* 정회원, 부산대학교 전자공학과
(Dept. of Electronic Engineering, Pusan National University)

** 정회원, 밀양대학교 정보통신공학과
(Dept. of Information and Communication Miryang National University)

*** 정회원, 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신 연구소
(Research Institute of Computer and Information and Communication Pusan University)

접수일자: 2004년1월27일, 수정완료일: 2004년4월27일

I. 서 론

영상 보간은 영상을 확대하기 위해 기존 화소들 사이에 적절한 값을 삽입하는 기술이다. 오늘날, 디지털 카메라나 캠코더 같은 디지털 영상 획득 매체의 개발로 영상 보간의 중요성은 점점 커지고 있다. 또한 영상 보간은 SDTV의 비월주사 방식의 영상을 HDTV의 순차주사 방식으로 전환하는 deinterlacing과 여러 장의 저

해상도(low resolution) 영상들로부터 고해상도의 영상을 복원하는 superresolution과도 밀접한 관련을 맺고 있다.

디지털 영상매체에 의해 획득되는 영상은 고해상도(high resolution) 영상이 저대역 통과 필터를 통과한 후 다운샘플링된 영상으로 모델링 될 수 있다^[3]. 이 과정을 거치면서 획득된 영상은 aliasing에 의해 많은 고주파 성분의 정보가 손실된다^[4]. 따라서 이런 손실된 고주파 성분을 효과적으로 복원하는 것이 영상 보간에서 중요한 연구 주제이다. 전통적인 영상 보간의 방법들은 저해상도 입력 영상의 화소들의 가중치 합(weighted-sum)에 기반을 두고 있으며, 대표적인 방법들로 bilinear 방법과 bicubic 방법 등이 있다. 이 방법들은 선형 필터의 개념으로 해석될 수 있다. 즉 저해상도 영상의 입력 화소들은 필터의 입력 신호가 되고 이 화소들에 곱해지는 가중치들은 필터 계수가 되며, 전체적인 영상 확대 과정은 저해상도 입력 영상을 업샘플링한 후 해당 필터를 적용하는 것으로 볼 수 있다. 따라서 필터 계수가 되는 가중치들의 주파수 특성을 살펴봄으로서 해당 보간 방법의 성능을 분석할 수 있다. 이런 관점에서 볼 때 가중치 기반 방법들의 가장 큰 문제는 고주파 성분들을 효과적으로 복원하지 못하는 것이다. 즉 가중치 기반 방법들은 대부분 저대역 통과 필터 특성을 가지고 있으므로 aliasing에 의해 손상된 고주파 성분을 효과적으로 복원할 수 없다. 이러한 문제점들을 해결하기 위해 Allebach는 그의 논문^[5]에서 비선형 보간 방법을 제안했다. 그러나 이 방법은 에지를 선명하게 하지는 않지만, 많은 artifact들을 만들어낸다. 한편 Xin Li에 의해 제안된 NEDI(New Edge Directed Interpolation) 방법^[6]은 저해상도 영상의 화소들의 상관성을 LSM(Least Square Method)방법에 의해 가중치에 반영시키는 가중치 합 방식이다. 이 방법은 강하고 긴 에지 영역에서는 고주파 성분을 효과적으로 복원할 뿐 아니라 주관적인 화질도 우수하다. 그러나 텍스처 같은 복잡한 에지영역에서는 에지의 방향성을 잘못 찾아 화질을 열화시키는 경우가 종종 생긴다. 또한 이 방법의 구현에는 행렬의 역변환이 수행되어야 하므로 전반적인 계산량의 부담이 크다.

최근에는 영상 보간을 웨이블릿 영역에서 수행하는 여러 방법들이 제안되었다^{[2][3][7]}. 웨이블릿 영역에서의 영상보간은 저주파 대역을 나타내는 부대역들의 계수들로부터 고주파 대역을 나타내는 부대역들의 계수의 크기와 부호를 추정하는 과정으로 볼 수 있다. 웨이블릿 영

역의 각 부대역들의 같은 위치에 해당하는 계수들은 통계적으로 밀접한 연관성을 가지고 있으며, 이 계수들의 크기는 은닉 마코프 트리(Hidden Markov Tree : HMT)모델로써 효과적으로 모델링될 수 있다. 이러한 웨이블릿 영역에서 은닉 마코프 트리 모델은 잡음 제거 분야에서 좋은 성능을 보여주었다^[1]. 그러나 잡음 제거와는 달리 영상보간에서는 저해상도 입력 영상으로부터 고주파 대역의 부대역에 대한 어떤 정보도 직접 획득할 수 없다. 이 부대역에 대한 정보는 보통 훈련 데이터로부터 획득된다. 그러나 이렇게 획득된 통계적 정보는 입력 영상의 원래의 정보와 비교할 때 신뢰성이 낮다.

이러한 문제를 개선하기 위해, 본 논문에서는 고주파 대역의 부대역의 웨이블릿 계수를 부대역간의 통계적인 연관성을 이용하여 추정하는 방법을 제안한다. 제안 방법은 은닉 마코프 트리 모델의 가우스 혼합모델의 파라미터들 중 상태확률(state probability)을 저주파 부대역의 웨이블릿 계수들에 대한 파라미터로부터 유도한다. 이를 통해서 제안 방법에서의 확률밀도함수는 입력 데이터에 보다 편향된 형태를 가질 수 있다. 웨이블릿 영역에서 영상보간의 또 하나의 중요한 문제는 계수의 부호추정이다. 본 논문에서는 기본적으로 웨이블릿 영역의 각 부대역의 계수들 사이의 상관성을 이용하여 부모 계수의 부호를 그대로 자식 계수의 부호로 사용하였다, 또한 추가적으로 부모 계수의 부대역의 부호 패턴의 분포와 자식 계수의 부대역의 부호 패턴의 분포의 연관성을 이용한 방법을 더해주었다.

제안 방법은 모의실험에서 기존의 bicubic 방법뿐만 아니라 확률밀도함수로 단일 가우스 분포를 사용하고 복잡한 부호 추정 방식을 사용하는 kinebuchi의 방법^[2]보다 개선된 PSNR성능을 나타내었다. 또한 주관적인 면에서도 기존 방법들에 비해 좋은 화질을 보여주었다.

본 논문은 다음과 같은 순서로 구성되었다. 먼저, II장에서 웨이블릿 영역에서의 은닉 마코프 트리 모델을 소개하고, III장에서 제안 방법을 설명한다. IV장에서는 모의 실험 결과를 보여주며, V장에서 결론을 맺는다.

II. 웨이블릿 영역에서 은닉 마코프 트리 모델

웨이블릿 변환된 영상은 여러 개의 부대역으로 나누어지며, 각 부대역들은 영상의 특정한 주파수 대역의 특성을 나타낸다. 또한 그림 1에서 볼 수 있는 바와 같이 각 부대역들의 계수들은 다른 부대역의 해당 위치에 있는 계수들과 통계적인 측면에서 밀접한 상관성을 보여

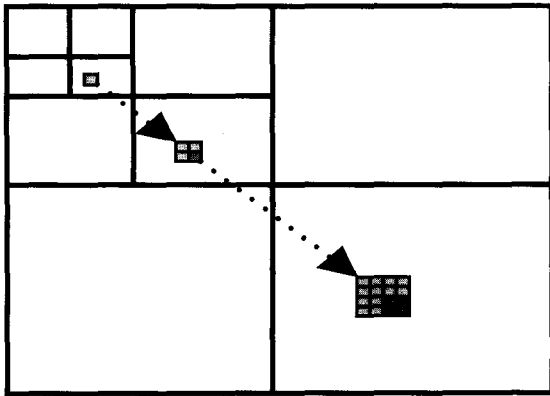


그림 1. 웨이블릿 영역에서 다른 부대역들의 계수들 사이의 상관성

Fig. 1. The correlation between coefficients of different subbands in wavelet

준다. 이러한 상관성은 영상 압축이나 잡음 제거 분야에서 널리 이용되어 왔다. 그림 1에서 하나의 계수에 대해 그 계수의 바로 위의 저주파 부대역에서 해당 위치에 있는 계수를 그 계수의 부모계수(parents coefficient)라고 하고, 그 계수의 바로 밑의 고주파 부대역에 있는 해당 계수를 그 계수의 자식 계수(child coefficient)라고 한다.

웨이블릿 영역에서 해당 계수의 부모 계수와 자식 계수 사이의 통계적 상관성은 그림 2와 같이 웨이블릿 영역에서의 은닉 마코프 트리 모델에 의해 효과적으로 모델링 될 수 있다^[1]. 그림 2에서 가로축은 공간 영역을 나타내며 세로축은 주파수 영역을 나타낸다. 검은 원은 웨이블릿 계수를 의미하고, 흰 원은 각 계수의 상태(state)를 뜻한다. 본 논문에서는 각 계수는 2개의 상태 중 하나를 가진다고 가정하며, 이는 상태 확률(state probability)로 표현된다. 또한 계수들의 상태들 사이의 실선은 계수들 간의 상관성을 나타내며 상태 천이 확률(state transition probability)의 형태로 모델링 된다. 일반적으로 웨이블릿 계수는 라플라스 확률모델, 가우스 혼합모델, 또는 일반화된 가우스 모델등으로 모델링 될 수 있다. 본 논문에서는 계수의 각 상태에 하나의 가우스 확률모델을 할당하고 각 가우스 확률모델들을 선형 조합한 가우스 혼합모델로써 웨이블릿 계수를 모델링한다.

그림 2와 같은 구조를 가진 HMT 모델은 상태 확률, 상태 천이 확률, 각 상태의 가우스 확률모델의 평균과 분산을 구함으로써 다음과 같이 모델링 될 수 있다.

$$\theta = [P(S_i(m)), \epsilon_{i,\rho(i)}^{mn}, \mu_{m,i}, \sigma_{m,i}^2] \quad (1)$$

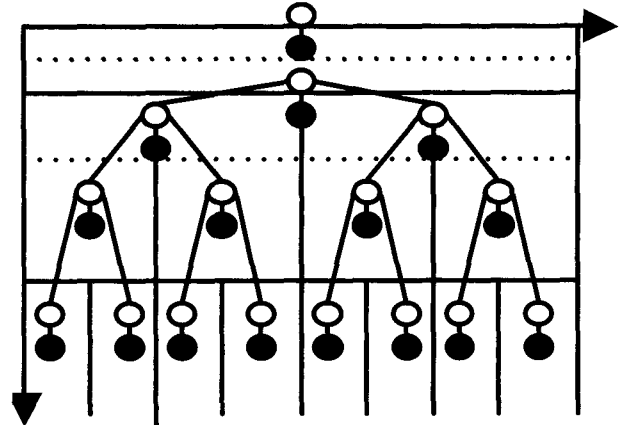


그림 2. 웨이블릿 영역에서의 은닉 마코프 트리 모델

Fig. 2. The hidden Markov tree model in wavelet domain

여기서 $P(S_i(m))$ 는 i 번째 계수 w_i 가 m 상태가 될 확률이며, $\epsilon_{i,\rho(i)}^{mn}$ 는 i 번째 계수의 부모계수 $w_{\rho(i)}$ 가 n 상태일 때, i 번째 계수 w_i 가 m 상태로 천이할 확률이다. 또한 $\mu_{m,i}, \sigma_{m,i}^2$ 은 각각 w_i 가 m 상태일 때의 평균과 분산이다. 웨이블릿 계수의 부대역간의 상관성은 상태천이 확률로써 모델링 될 수 있다. 즉, 부모계수가 '1'의 상태를 가질 때, 자식 계수의 상태가 '1' 또는 '0'될 확률을 구함으로써 웨이블릿 계수의 부대역간 상관성을 간단히 표현할 수 있다. 공간 영역의 영상 보간은 웨이블릿 변환 영역에서 고주파 부대역의 계수추정문제로 변환된다. 따라서 상태천이 확률로 표현되는 부대역간의 통계적 상관성을 이용하여 웨이블릿 영역에서 영상 보간을 수행할 수 있다. 그림 3은 각 계수 당 2개의 상태가 존재할 때, 상태천이 확률의 개념을 보여준다.

식 (1)의 파라미터들은 훈련 영상들에 대해 EM(Expectation Maximization) 알고리즘을 사용하여 추정될 수 있다. 그러나 식 (1)에서 보는 바와 같이 파라미터들은 각 계수들에 대해 존재하므로 훈련해야 할 파라미터의 수가 너무 많다. 또한 이렇게 훈련된 파라미터들은 훈련 영상에 대해 편향되어 실제 입력 영상에 대해서는 잘 반응하지 않는 문제점이 있다. 이런 문제점을 해결하기 위해 실제 적용에서는 일반적으로 각 부대역 안에서는 모든 계수에 대해 동일한 파라미터들을 사용하는 묶음(tying) 방법이 사용된다.

III. 제안 방법

웨이블릿 영역에서의 영상 확대는 저주파 부대역들의 계수들로부터 고주파 부대역의 계수의 크기와 부호

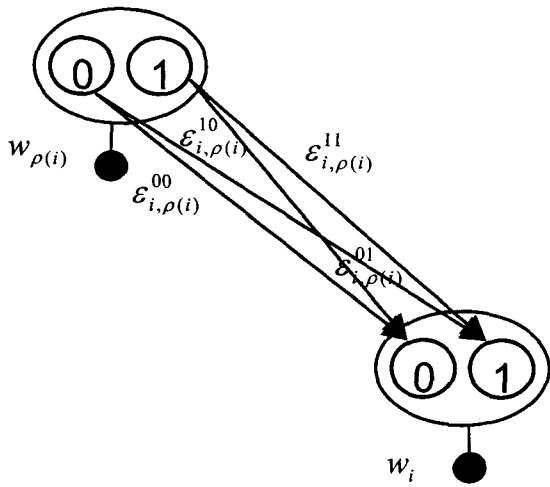


그림 3. 상태전이확률의 개념
Fig. 3. The interpretation of state transition probability

를 추정하는 과정으로 볼 수 있다[7]. 영상 잡음 제거의 경우와는 달리 웨이블릿 영역에서 영상 확대에서는 입력 영상으로부터 고주파 부대역에 대한 어떤 정보도 직접적으로 주어지지 않는다. 또한 훈련 영상에서 획득한 고주파 부대역에 대한 파라미터들은 훈련 영상에 대한 파라미터들이므로 입력 영상에 대해 바로 적용하기에는 무리가 있다. 따라서 은닉 마코프 트리 모델을 이용한 웨이블릿 영역에서의 영상 확대를 위해서는 모델의 파라미터를 입력 저주파 부대역들의 파라미터와 훈련 영상들로부터의 파라미터 양쪽 모두의 정보를 적절하게 이용하여 추정하는 것이 합리적이다.

그림 4는 웨이블릿 영역에서 은닉 마코프 트리 모델을 사용한 영상 확대 과정을 보여준다. 그림 4에서 저해상도 입력 영상은 업샘플링과 저대역 통과 필터를 거친 후 웨이블릿 변환된다. 그러면 그림 4의 우측 상단에 보이는 것처럼 확대할 영상의 웨이블릿 변환의 저주파 부대역이 완성된다. 이 저주파 부대역들에 대해서 묶임(tying)이 없는 EM 알고리즘을 통해 저주파 부대역의 계수들에 대한 은닉 마코프 모델의 파라미터들을 한번 업데이트 해준다. 이를 통해 저주파 부대역의 파라미터들은 입력 영상에 편향된 추정치를 가지게 된다. 그런 다음 업데이트 된 저주파 부대역의 파라미터들과 훈련 과정에서 획득한 고주파 부대역의 파라미터들을 이용하여 최종적인 고주파 부대역의 각 계수에 대한 확률밀도 함수를 형성하게 되고, 이 확률밀도 함수에 따라 난수를 발생시킴으로 고주파 부대역의 웨이블릿 계수의 크기를 추정하게 된다. 또한 웨이블릿 영역에서의 영상 확대에서는 계수의 부호도 적절한 알고리즘을 사용하여 결정

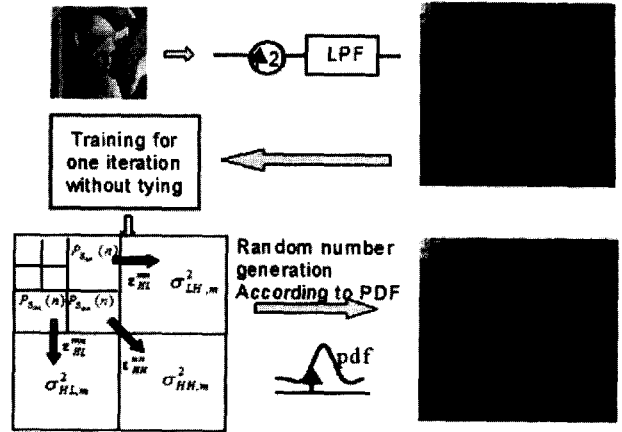


그림 4. 웨이블릿 영역에서 은닉 마코프 트리 모델을 사용한 영상 확대
Fig. 4. The image interpolation using hidden Markov tree model in wavelet domain

해야한다.

3.1 웨이블릿 계수의 크기 추정

본 논문에서는 웨이블릿 계수를 가우스 혼합모델에 의한 랜덤 변수로서 가정한다. 웨이블릿에 대한 가우스 혼합 모델에 대한 확률밀도 함수는 각 상태에 대해 다른 평균과 분산을 가지는 가우스 확률밀도 함수의 선형 조합으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 P(w_i) &= P(w_i|\xi_i(0))P(\xi_i(0)) + P(w_i|\xi_i(1))P(\xi_i(1)) \\
 &= g(w_i;0,\sigma_{i,0}^2)P(\xi_i(0)) + g(w_i;0,\sigma_{i,1}^2)P(\xi_i(1))
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

식 (2)에서 $g(w_i;\mu,\sigma^2)$ 은 평균 μ 와 분산 σ^2 을 가진 가우스 확률밀도 함수를 나타내며 가우스 확률밀도 함수는 다음과 같다.

$$g(w_i;\mu,\sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(w_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right]
 \tag{3}$$

일반적으로 웨이블릿 영역에서 LL 부대역이 아닌 부대역의 웨이블릿 계수의 평균은 0으로 설정된다. 식 (2)에 필요한 파라미터들은 모두 훈련 영상에 대한 EM 알고리즘에 의해 획득될 수 있다. 그러나 이 파라미터들은 훈련 영상에 편향되어 있으므로 주어진 입력 영상에 대해서는 바람직하지 못하다. 그러므로 저해상도 입력 영상으로부터 주어진 저주파 부대역의 파라미터로부터

의 정보를 식 (2)에 첨가할 필요가 있다. 이를 위해 식 (2)의 상태확률 $P(S_i(m))$ 을 다음과 같이 전개한다.

$$P(S_i(m)) = \epsilon_{i,\rho(i)}^{m0} P(S_{\rho(i)}(0)) + \epsilon_{i,\rho(i)}^{m1} P(S_{\rho(i)}(1)) \quad (4)$$

식 (4)를 식 (2)에 대입하면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$P(w_i) = g(w_i;0,\sigma_{i,0}^2)(\epsilon_{i,\rho(i)}^{00} P(S_{\rho(i)}(0)) + \epsilon_{i,\rho(i)}^{01} P(S_{\rho(i)}(1))) + g(w_i;0,\sigma_{i,1}^2)(\epsilon_{i,\rho(i)}^{10} P(S_{\rho(i)}(0)) + \epsilon_{i,\rho(i)}^{11} P(S_{\rho(i)}(1))) \quad (5)$$

제안 방법에서는 부모계수의 상태를 다음과 같이 기대값을 사용해서 결정한다.

$$E[S_{\rho(i)}(m)] = \sum_{m=0}^1 m P(S_{\rho(i)}(m)) \quad (6)$$

즉, 식 (6)과 같이 부모계수의 상태에 대한 기대값을 구한 다음, 기대값과 가까운 상태를 부모계수의 상태로 다음과 같이 결정한다.

$$\begin{cases} 0 \text{ state} & \text{if } E[S_{\rho(i)}(m)] < 0.5 \\ 1 \text{ state} & \text{if } E[S_{\rho(i)}(m)] \geq 0.5 \end{cases} \quad (7)$$

만일 부모계수의 상태가 상태 1로 결정되면, $P(S_{\rho(i)}(0))$ 는 0이 되고 $P(S_{\rho(i)}(1))$ 은 1이 되므로 식 (5)는 다음과 같이 표현된다.

$$P(w_i) = g(w_i;0,\sigma_{i,0}^2)\epsilon_{i,\rho(i)}^{01} + g(w_i;0,\sigma_{i,1}^2)\epsilon_{i,\rho(i)}^{11} \quad (8)$$


반대로 부모계수의 상태가 상태 0가 되면, 식 (5)는 다음과 같이 표현된다.

$$P(w_i) = g(w_i;0,\sigma_{i,0}^2)\epsilon_{i,\rho(i)}^{00} + g(w_i;0,\sigma_{i,1}^2)\epsilon_{i,\rho(i)}^{10} \quad (9)$$

이와 같이 계수에 대한 확률밀도함수가 구해지면 확률 밀도함수에 따른 난수를 발생시켜 보간하고자하는 웨이블릿 계수의 크기를 결정한다.

3.2 웨이블릿 계수의 부호 결정

웨이블릿 영역에서 영상 보간을 위해서는 웨이블릿 계수의 부호를 결정해야 한다. 먼저 제안 방법에서는

- For parents pattern : 

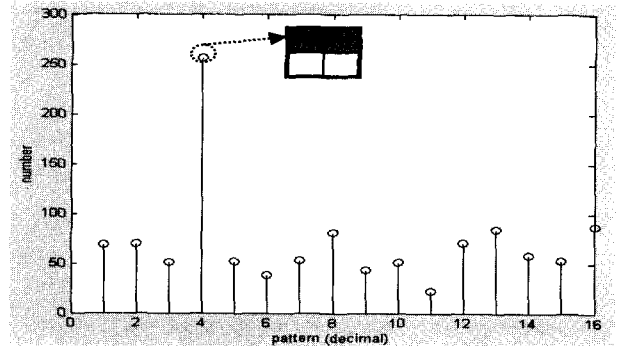


그림 5. 부모 계수 부대역의 부호 패턴과 자식계수의 부호 패턴의 연관성의 예

Fig. 5. The example of relation between sign pattern in the subband of parents coefficient and sign pattern in the subband of child coefficients .

기본적으로 보간할 부대역의 웨이블릿 계수의 부호는 부모계수의 부호를 따른다. 둘째로, 부모 계수와 그 주위의 계수들의 특정한 부호 패턴에 대해서 자식 계수의 특정한 부호 패턴이 통계적으로 높은 확률을 가질 경우, 그 자식 계수들의 부호 패턴을 최종부호로 선택한다. 그림 5는 그런 경우의 예를 보여준다.

그림 5는 15개의 512*512 영상에 대해 LH 부대역에서 부모계수의 부대역에서의 특정한 패턴과 그에 해당하는 자식계수의 부호 패턴의 분포를 보여준다. 그림 5에서 흰색은 양의 부호를 뜻하고 회색은 음의 부호를 뜻한다. 그림에서 x축은 자식 계수들의 부호패턴을 10진수로 나타낸 것이며, y축은 각 패턴의 수를 뜻한다. 만약 그림 5에서 보는 바와 같은 부호패턴이 부모계수의 부대역에 보이면 자식계수들의 부호들은 그림에서 표시된 가장 확률이 높은 4번째 부호 패턴으로 결정된다.

IV. 모의 실험 결과

본 논문에서는 객관적인 성능 평가를 위해 lena, woman, boat, peppers 영상에 대해 제안 방법과 다른 알고리즘들의 PSNR이 구해졌다. 실험에서 저해상도 입력 영상으로는 원영상을 한 단계 웨이블릿 변환을 한 후 얻은 LL영상을 사용하였다. 영상의 혼련은 입력 영상의 고해상도 영상으로 행해졌다. 제안 방법의 성능 평가를 위해 bicubic 방법과 kinebuchi의 방법을 사용했을 때의 결과도 함께 표시되었다. 표에서 사용된 웨이블릿 필터는 daubechies 쌍직교 9/7 필터이다.

표 1. 제안 방법과 다른 알고리즘들과의 PSNR 비교
Table 1. The PSNR comparison between proposed method and other algorithms

	Bicubic	Kinebuchi's method	Prop. (1)	Prop. (2)
Lena	30.29	32.20	33.06	33.08
Woman	36.02	36.69	37.99	37.98
Boat	27.40	29.54	29.86	29.89
Peppers	30.82	31.73	32.13	32.16
Barbara	23.92	24.07	24.14	24.17

표 2. 웨이블릿 필터에 따른 제안방법(1)의 성능 변화
Table 2. The performance change of proposed method(1) according to wavelet filter

Wavelet filter	DB 8	DB 16	DB biorthogonal 9/7
PSNR	32.69	32.80	33.06

표 3. Lena 영상을 훈련 영상으로 사용한 경우의 woman 영상에 대한 PSNR 결과 비교

Table 3. The PSNR comparison for woman image in the case of lena image as training image

	bicubic	kinebuchi's method	Proposed (2)
PSNR	36.02	35.51	36.58

표 1은 이들 테스트 영상에 대한 PSNR 결과이다. 표 1에서 제안방법(1)은 부호 추정을 위해 부모 계수의 부호를 사용하는 방법만을 포함한 것이고 제안방법(2)는 부호 추정을 위해 부모 계수의 부호를 사용하는 방법과 부호 패턴의 통계적 특성을 이용한 방법을 결합한 것이다. 표 1에서 보는 바와 같이 제안방법(1)은 전통적인 bicubic 방법보다 우수한 성능을 보여줄 뿐 아니라, 계수 모델링을 위해 단일 가우스 분포를 사용하고 복잡한 부호추정 방식을 사용하는 kinebuchi의 방법^[2]에 비해 서로 약0.7dB 이상의 성능 개선을 보인다. 또한 부호 추정을 위한 통계적 방법을 추가한 제안방법(2)는 제안 방법(1)보다 약간의 추가적인 개선을 보여주었다.

표 2는 여러 웨이블릿 필터에 대한 제안 알고리즘의 성능 변화이다. 표 2에서 사용된 제안 방법은 부호 추정부분을 부모 계수의 부호를 사용한 제안방법(1)이다. 표 2에서 보는 바와 같이 사용되는 웨이블릿 필터에 따라 보간 성능이 달라진다. 표 2에서는 직교 웨이블릿



그림 6 bicubic 방법과 제안방법의 주관적인 화질 비교
(a) bicubic 방법(30.29dB) (b) 제안 방법(33.06dB)
Fig 6. The subjective quality comparison between bicubic method and proposed method (a) bicubic method(30.29dB) (b) proposed method(33.06dB)

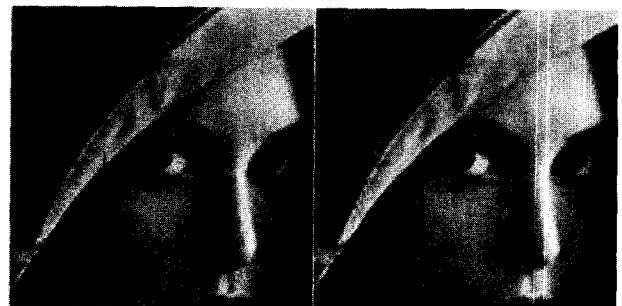


그림 7 kinebuchi 방법과 제안방법의 주관적인 화질 비교
(a) kinebuchi 방법(32.20dB) (b) 제안 방법(33.06dB)
Fig 7. The subjective quality comparison between kinebuchi's method and proposed method (a) kinebuchi's method(32.20dB) (b) proposed method (33.06dB)

필터보다 쌍직교 웨이블릿 필터가 더 좋은 성능을 나타내는데, 이는 부대역 간의 상관성이 직교 웨이블릿 필터보다 쌍직교 웨이블릿 필터에서 더 높게 나타나기 때문이다.

표 3은 훈련 영상으로 입력 영상과 다른 영상의 고해상도 영상을 사용했을 경우의 PSNR 결과이다. 이 경우 훈련 영상으로부터 얻어진 파라미터의 신뢰성을 높이기 위해서 서로 유사한 특성을 가진 영상이 사용하는 것이 필요하다. 표 3에서는 woman 영상의 확대를 위해, 같은 얼굴 영상인 lena 영상을 훈련 영상으로 사용했을 때의 결과이다. 표 3에서 보는 바와 같이 이 경우, 입력 영상의 고해상도 영상을 훈련에 사용한 경우보다는 성능이 떨어지지만 여전히 bicubic 방법 및 kinebuchi의 방법보다 나은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.

그림 6과 그림 7은 제안 방법과 다른 알고리즘들의 lena 영상에 대한 주관적인 화질 평가이다. 그림 6은 제안 방법과 bicubic 방법과의 비교이며 그림 7은 제안 방

법과 kinebuchi의 방법과의 비교이다. 그림 6에서 bicubic 방법은 전반적으로 흐린(blurred) 영상이 복원되는 데 비하여, 제안 방법은 상대적으로 선명한 영상을 복원하는 것을 볼 수 있다. 또한 그림 7에서 제안 방법은 kinebuchi의 방법보다 웨이블릿 계수를 잘못 추정함으로써 생기는 잡음들이 상대적으로 덜한 것을 볼 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 웨이블릿 영역에서 부대역간의 통계적 상관성에 기반을 둔 영상보간 방법을 제안하였다. 제안 방법에서는 고주파 부대역의 계수의 크기 추정을 위해서 은닉 마코프 모델을 사용하고 계수의 부호 추정을 위해서 부모 계수와 자식 계수의 연관성을 이용한 방법을 사용하였다. 제안 방법의 은닉 마코프 트리 모델은 각 계수에 대한 확률밀도함수로 가우스 혼합모델을 사용한다. 영상 보간 응용에서는 입력영상으로부터 고주파 부대역에 대한 어떤 정보도 직접 얻을 수 없으므로 제안된 가우스 혼합모델은 저주파 부대역의 파라미터들과 훈련 영상으로부터 추정된 파라미터들로부터 유도된다. 또한 계수의 부호 추정을 위해서 제안 방법에서는 부모 계수와 자식 계수 사이의 연관성을 이용해서 기본적으로 부모 계수의 부호를 자식계수의 부호로 사용하되, 부모 계수 부대역의 부호 패턴이 통계적으로 적절한 패턴인 경우에는 그에 해당하는 자식 계수의 부호패턴을 할당하였다. 모의실험에서 제안 방법은 전통적인 bicubic 방법에 비해 우수한 PSNR성능을 보여주었으며, 주관적인 화질에서도 보다 선명한 영상을 복원하였다. 또한 제안 방법은 계수의 확률밀도함수로 단일 가우스 분포를 채택하고 복잡한 부호 추정방식을 사용하는 kinebuchi의 방법에 대해서도 약 0.7dB이상의 PSNR 성능 개선을 이루었고 주관적으로 우수한 영상을 얻을 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] M. S. Crouse, R. D. Norwak, R. G. Baraniuk, "Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models," *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 46, No. 4, pp. 886-902, April, 1998.
- [2] K. Kinebuchi, D. D. Muresan, T. W. Parks, "Image interpolation using wavelet-based hidden markov trees," in *Proc. of IEEE Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. 3, pp. 7-11, May, 2001.
- [3] Hasan F. Ates, Michael T. Orchard, "Image interpolation using wavelet-based contour estimation," in *Proc. of IEEE Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. 3, pp. 109-112, April, 2003.
- [4] A. V. Oppenheim, and R.W. Schaffer, *Discrete-time Signal Processing*, Prentice Hall, pp. 102-111, 1989.
- [5] J. Allebach and P. W. Wong, "Edge directed interpolation," in *Proc. of IEEE Conf. on Image Processing*, Vol. 3, pp. 707-710, 1996.
- [6] X. Li and M. T. Orchard, "New edge-directed interpolation," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 10, No. 10, pp. 1521-1527, Oct., 2001.
- [7] W. K. Carey, D. B. Chuang, Sheila S. Hemami, "Regularity-preserving image interpolation," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 8, No. 9, Sep., 1999.

저 자 소 개



우 동 헌(정회원)

1998년 부산대학교 전자공학과
학사

2000년 부산대학교 전자공학과
석사

2000년~현재 부산대학교 전자공
학과 박사 과정

<주관심분야: 영상처리, 패턴인식, 웨이블릿 변환
신호처리, 신경회로망>



엄 일 규(정회원)

1990년 부산대학교 전자공학과
학사

1992년 부산대학교 전자공학과
석사

1998 부산대학교 전자공학과
박사

1997년~현재 밀양대학교 정보통신학과 부교수

<주관심분야: 통계신호처리, 영상처리, 웨이블릿
변환 신호처리, 신경회로망>



김 유 신(정회원)

1974년 서울대학교 전자공학과
학사

1980년 U.C. Berkeley 전자공학과
석사

1983년 Standford University 전자
재료 박사과정 수학

1995년 Cornell University Ph.D

1983년~현재 부산대학교 전자공학과 교수

현재 한국 과학철학회 회장

<주관심분야: 영상처리, 신경회로망, 공학윤리, 과
학기술철학>