

# 가중치 윤곽선 검출기를 이용한 저 복잡도 하이브리드 보간 알고리즘

준회원 권혁진\*, 전광길\*, 정회원 정제창\*

## Low Complexity Hybrid Interpolation Algorithm using Weighted Edge Detector

Hyeokjin Kwon\*, Gwanggil Jeon\* Associate Members, Jechang Jeong\* Regular Member

### 요약

예측(predictive) 이미지 코딩에서는 최소 자승법을 기반으로 하는 적응적인 예측기가 에지 주변에 있는 픽셀(pixel)의 예측 결과를 향상 시키는데 효과적인 방법으로 알려져있다. 본 논문에서는 가중치 윤곽선 검출기(weighted edge detector)를 이용한 하이브리드 보간 알고리즘(hybrid interpolation algorithm)을 제안한다. 전체적인 계산의 복잡도를 감소시키기 위해서 2차원 선형 보간(bilinear interpolation)과 에지 방향성을 이용한 보간(edge directed interpolation) 알고리즘을 선택적으로 적용시키는 하이브리드 접근방법을 이용한다. 이런 접근 방법을 2차원 선형 보간 알고리즘과 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘을 적용했을 경우와 비교하기 위해서 PSNR과 SSIM 측정값을 이용하여 객관적이고 주관적인 영상의 화질 비교는 제안한 알고리즘이 비슷한 성능을 나타냄을 보여준다. 또한 제안하는 가중치 윤곽선 검출기를 이용한 하이브리드 보간 알고리즘은 정규화된 CPU 수행 시간을 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘과 비교하면 최대 20배의 복잡도 감소 효과를 얻을 수 있다.

**Key Words** : Hybrid Interpolation, Edge Detector, Geometric Duality, EDI, SSIM index.

### ABSTRACT

In predictive image coding, a LS (Least Squares)-based adaptive predictor is an efficient method to improve image edge predictions. This paper proposes a hybrid interpolation with weighted edge detector. A hybrid approach of switching between bilinear interpolation and EDI (Edge-Directed Interpolation) is proposed in order to reduce the overall computational complexity. The objective and subjective quality is also similar to the bilinear interpolation and EDI. Experimental results demonstrate that this hybrid interpolation method that utilizes a weighted edge detector can achieve reduction in complexity with minimal degradation in the interpolation results.

### I. 서론

이미지 보간 알고리즘(interpolation)이란 낮은 해상도의 영상을 높은 해상도를 갖는 영상으로 변환하는 것을 지칭한다. 전통적인 선형 보간 알고리즘

의 구조는 공간불변 모델(space-invariant models)을 가정하기 때문에 윤곽선 주변에서 급격히 변하는 현상을 정확히 검출하지 못해서 에지의 번짐 효과와 아티팩트(artifact)가 포함된 결과 영상이 만들어진다.

\* 이 논문 또는 저서는 2006년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (KRF-2006-005-J040101)

\* 한양대학교 전자통신컴퓨터공학과 영상통신 및 신호처리 연구실 (logics@ece.hanyang.ac.kr)

논문번호 : KICS2006-11-486, 접수일자 : 2006년 11월 14일, 최종논문접수일자 : 2007년 2월 23일

비손실 이미지 부호화(lossless image coding)에 서 최근에 많이 사용되는 방법은 문맥(context)을 기반으로 하는 모델을 이용한 예측 부호화이다<sup>[1][2]</sup>. 문맥 기반 적응적인 예측 구조(context-based adaptive prediction schemes)<sup>[3]</sup>는 비손실 JPEG(joint photographic coding experts group)처럼 고정된 예측 구조(fixed prediction schemes)에서는 좋은 향상을 보인다. 이런 구조를 대표하는 것으로는 최신 부호기 CALIC<sup>[2]</sup>에 사용된 GAP(gradient adaptive prediction)와 새로운 비손실 영상 압축 표준(new lossless image compression standard) JPEG-LS에 적용되어진 중간 값 윤곽선 검출기(median edge detector)가 있다. 이미지 모델은 예측 과정에서 정지(stationary)한 가정이 필요하다. 그러나 실제 자연 영상(natural image)에서는 정지(stationary) 하지 않으므로 특히 부호화 되는 픽셀이 에지 영역에 있을 경우에 큰 예측 에러가 발생한다. 따라서 예측 비손실 이미지 부호화에서는 정확한 예측기가 사용되어지는 것이 바람직하다.

간단하고 가장 널리 사용되는 예측 방법으로는 선형 예측이 있다. 그러나 비정지(nonstationary) 영상에 선형 예측을 적용할 경우에는 국부적인 특성에 따라 예측기를 적응적으로 변환시키기 위해서 adaptation scheme이 사용되어야 한다. 최소 자승(Least Squares) 최적화를 적용한 선형 예측기는 부호화하려는 영상의 변화하는 확률 구조에 잘 적응하는 효율적인 예측기이다. 효과적인 성능을 가진 에지 방향성 예측(edge directed prediction)을 이용한 최소 자승 최적화의 우수함은 에지 방향 지향성 특성(edge-directed property)에 있음을 알려 준다. 복잡도 관점에서 보면 픽셀단위로 최소 자승법을 적용시키는 것은 효율적이지 못하다. 그러므로 예측 에러가 특정 임계값을 넘을 경우에만 최소 자승 최적화를 사용한다면 계산의 복잡도를 충분히 낮출 수 있고 좋은 결과를 얻을 수 있다.

일반적으로 큰 예측 에러는 에지 영역의 픽셀에서 자주 발생하므로 에지가 존재함을 미리 알 수 있다면 예측 에러를 줄일 수 있다. 이런 사실을 바탕으로 본 논문에서는 최소 자승법 적용 과정에서 에지 방향지향성 특성을 충분히 살릴 수 있는 가중치 윤곽선 예측기를 이용한 하이브리드 보간 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘을 실행하기 위해서 오직 인과적(causal) 픽셀을 사용한 간단하면서 효율적인 가중치 윤곽선 검출기를 적용한다. 가중치 윤곽선 검출기는 큰 예측 에러가 일어나는

것을 방지하기 위해서 부호화하려는 픽셀이 에지 영역에 있는지 판단한 후에 최소 자승 과정을 실행시킨다.

제안된 에지 검출기가 비록 간단하지만 성공적으로 에지를 추출해낼 수 있음을 실험 결과를 통해서 알 수 있다. 또한 우리의 실험 결과는 계산의 복잡도와 예측 결과 사이에 매우 좋은 트레이드 오프(trade-off) 관계가 있음을 보여준다. 에지 주변의 국부적인 구조를 더 좋게 매치시키기 위해서 적응적인 보간 테크닉은 공간적으로 보간 계수를 적용시킨다. 본 논문에서는 에지 영역에서 보간 알고리즘을 실행하기 위해서 에지 방향성을 가지는 보간 알고리즘<sup>[4]</sup>을 사용한다.

가장 널리 사용되어지는 화질 측정법(quality metric)은 왜곡된 영상의 픽셀과 원본 영상 픽셀사이의 제곱의 차이를 평균하는 방식인 평균 제곱 오차합(mean squared error)과 PSNR이 있다. 평균 제곱 오차합과 PSNR은 계산이 간단하고 분명한 물리적인 의미를 가진다는 점에서 장점이 있지만 시각적인 화질과 충분히 매치하지 않는다. 그러므로 최근 연구의 주요 관심은 HVS(human visual system)에 대한 철저한 분석이 이루어지고 있으며 지난 30년 동안 HVS의 특성을 이용한 화질 평가(quality assessment) 알고리즘은 많은 연구가 이루어졌다.

영상 화질 측정에 대한 구조적인 접근을 기반으로 하는 가장 기본적인 원리는 HVS가 시각적인 인지로 부터 구조적인 정보를 추출하기 위해서 적용된다. HVS는 정신물리학적 의미를 가지므로 너무 어려워서 충분히 이해하기 힘들지만 간단한 모델에 대한 측정 은 인간의 시각적인 반응에 효과적으로 상관 관계를 보인다. 따라서 SSIM(structural similarity)은 인지(perceptual) 영상 화질에 좋은 근사치를 제공하므로 주관적인 화질 측정에 용이하다.

본 논문의 구성은, 2장에서는 기존의 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘에 대해서 살펴본 후, 3장에서는 제안된 가중치 윤곽선 검출기를 이용한 보간 알고리즘에 대해 제시한다. 4장에서는 제안된 알고리즘을 이용한 실험 결과를 보이고 마지막 장에서는 결론을 맺는다.

## II. 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘

이번 장에서 영상의 공간 좌표계를 정의하기 위해서  $n$ 을 사용한다. 영상이 래스터 스캔(raster scan)으로 주사되어 진다면,  $X(n)$ 의 예측은 항상 과거 인

과적 이웃(past causal neighboring) 픽셀을 기반으로 한다. 예측된 모델 영상(predictive modeling image)이 정확하게 픽셀간의 공간 상관성을 특징지을 수 있다면 예측 차이성분(prediction residues)은 일반적으로 비상관성을 가지므로 비손실 이미지에서 예측 모델 적용이 가능하다. 따라서 자연 영상에서는 N 차 마르코프 모델링(Markov modeling)이 가능하다고 타당한 가정을 내릴 수 있다.

$$\hat{X}(n) = \sum_{k=1}^N a(k)X(n-k) \quad (1)$$

여기서 N은 예측 차수이고 X(n-k)는 X(n)의 k 번째 가까운 픽셀이다. 또한 a(k)는 그에 대응하는 예측기 계수이다.

GAP<sup>[2]</sup>와 MED 처럼 문맥 기반의 적응적인 예측 구조가 부드러운 영역에서 에지 영역까지 적절한 적응을 실행하기 위해서는 선택적 매커니즘을 기반으로하는 에지 검출 방법을 이용해야 한다. 직관적으로 최적화된 예측 구조는 우선 에지의 존재를 판단하고 에지의 방향에 따라서 예측한다. 그러나 명확한 방법을 사용한 강건한 에지 검출과 방향 예측은 복잡한 문제이므로 쉽게 접근하기 힘들다.

부호화하려는 픽셀 주위의 환경이 확률적으로 변화하는 곳에서 예측기가 적응하기 위해서 최소 자승 기반 적응 과정이 실행되어진다. 트레이닝 윈도우(training window)에서 M 픽셀을 가진다면 시스템에 대한 최소 자승 해를 찾는 것이 목적이 된다.

$$Ca = y \quad (2)$$

$$C = \begin{bmatrix} X(n-1-1) & X(n-1-2) & \dots & X(n-1-N) \\ X(n-2-1) & X(n-2-2) & \dots & X(n-2-N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X(n-M-1) & X(n-M-2) & \dots & X(n-M-N) \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서 C 행렬은 M 트레이닝 윈도우의 N 개의 이웃하는 픽셀로 구성된 M×N 행렬이다.  $\vec{a} = [a(1), a(2), \dots, a(N)]^T$ 는 결정되어야할 최적화된 예측 상수이고 M 트레이닝 윈도우 내의 픽셀로 구성된 M 차 벡터는  $\vec{y} = [X(n-1), X(n-2), \dots, X(n-M)]^T$ 이다.

예측 상수는 트레이닝 윈도우 내에서 최소 자승 최적화를 적용해서 구한다.

$$\min \|\vec{y} - C\vec{a}\|_2 \quad (4)$$

최소 자승 최적화는 식 (5)와 같은 닫힌 형태의 해(closed-form solution)를 갖는다.

$$\vec{a} = (C^T C)^{-1} (C^T \vec{y}) \quad (5)$$

자연 영상은 국부적인 정지 가우시안 프로세스(locally stationary Gaussian process)로 모델링 할 수 있으므로 위너 필터링 이론에 의하면 최적의 MMSE(minimum mean squared error) 선형 보간 상수는 식 (6)으로 나타낸다.

$$\vec{a} = R^{-1} \vec{r} \quad (6)$$

여기서 R과  $\vec{r}$ 는 고해상도 영상의 국부적인 공분산이다. 저해상도 영상의  $\hat{R}$ 와  $\hat{\vec{r}}$ 는 고전적인 공분산 방법을 적용한 저해상도 영상의 국부적인 윈도우에서 예측이 가능하다.

$$\vec{a} = \frac{1}{M} C^T C \quad (7)$$

$$\vec{r} = \frac{1}{M} C^T \vec{y} \quad (8)$$

저해상도 영상의 공분산과 고해상도 영상의 공분산 사이의 기하학적인 쌍대성(geometric duality) 관계를 이용해서 고해상도 영상에 제안한 알고리즘을 적용하기 위해서 우선 저해상도 영상에서 국부적 공분산 상수를 예측한다.

기하학적인 쌍대성은 기하학적인 규칙성(geometric regularity)<sup>[5]</sup>로 알려진 이상적인 계단 에지(ideal step edge)의 기본적인 성질을 바탕으로 한다. 예를 들면, 영상의 강도(intensity) 영역의 분포는 에지를 가로지르는 방향 보다는 에지의 방향을 따라서 더욱 느리게 점진적으로 변한다. 특히 기하학적인 규칙성은 급격한 경사의 에지와 아티팩트가 덜한 자연 영상의 시각적인 화질에 중요한 영향을 준다. 에지는 자연 영상에서 중요한 특성이므로 에지의 기하학적인 규칙성을 활용하는 것은 이미지 프로세싱 분야에서 주요한 역할을 한다.

기하학적인 쌍대성은 고해상도 영상의 공분산과 저해상도 영상의 공분산이 서로 대응한다는 사실에 기반을 둔다. 즉, 다른 해상도를 가지는 영상이지만 방향이 같은 픽셀들을 대응시킨다. 공분산 기반의 적응적인 보간 알고리즘(covariance-based adaptive interpolation)을 사용하는 기하학적인 쌍대성의 주요

결점은 방대한 계산의 복잡성이다. 영상의 모든 픽셀에 이 방법을 적용한다면 선형 보간 알고리즘과 비교했을 경우에 크기의 제곱승 만큼 복잡도가 증가한다.

계산의 복잡도를 감소시키기 위해서 우리는 다음의 하이브리드 접근 방법을 제안한다. 공분산 기반의 적응적인 보간 알고리즘은 에지 픽셀에만 적용하고 에지 영역이 아닌 픽셀에는 2차 선형 보간 알고리즘을 사용한다. 전체 영상에서 에지 성분은 적게 포함된다는 관점을 이용해서 이런 접근 방법을 선택하였다.

### III. 가중치 윤곽선 검출기를 이용한 보간 알고리즘

에지는 픽셀의 밝기가 낮은 값에서 높은 값으로 또는 높은 값에서 낮은 값으로 급격하게 변화되는 부분으로 에지를 통하여 물체의 위치나 크기, 물체의 텍스처(texture)에 대한 정보를 얻을 수 있으므로 에지검출은 영상처리단계에서 가장 중요한 단계이다. 사람은 종종 물체를 에지성분들로 구성된 윤곽선을 추적함으로써 인식하고 또한 명확하지 않은 물체를 포함하는 영상을 이해하는데 에지를 검출함으로써 물체에 대한 모양이나 인식을 용이하게 한다.

지금까지 에지검출은 주로 단순한 영상에 대해 미분 연산자를 이용한 수학적 방법들에 의해 이루어져 왔으나, 본 논문에서는 픽셀이 에지 영역에 존재하는지 결정하기 위해서 우리는 오직 인과적(causal) 픽셀을 사용한 매우 간단한 알고리즘을 제안한다. "Sobel" 연산자(operator)와 같은 전통적인 에지 디텍터들은 에지 픽셀을 판단하기 위해서 비인과적(noncausal) 픽셀을 사용하므로 적용할 수 없다. 에지 픽셀이 포함된 영역의 분산은 보통은 큰 값을 가진다. 또한 그런 영역의 히스토그램은 평균

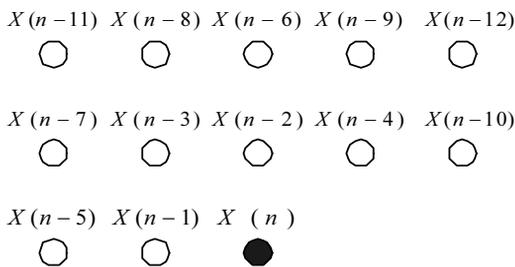


그림 1. 예측 입력을 위한 픽셀 순서

을 기준으로 양쪽으로 2개의 피크 값을 가지는 경향이 있다. 따라서 우리는 2가지 관점을 이용해서 에지의 존재 가능성을 결정한다. 그림 2에서 보는 바와 같이 부호화 픽셀의 텍스처 문맥(texture context)  $\zeta$  를 4개의 이웃하는 인과적 픽셀  $X(n-1)$ ,  $X(n-2)$ ,  $X(n-3)$ ,  $X(n-4)$ 로 정의한다.

$$\zeta = \{X(n-1), \dots, X(n-4)\} \quad (9)$$

우선 텍스처 문맥의 평균  $\bar{x}$  와 분산  $\sigma^2$ 가 계산되어진다. 4개 픽셀의 평균을 기준으로 2개의 그룹으로 나눈다. 평균 보다 큰 값을 가지는 픽셀은 그룹  $\zeta_H$  로 분류하고, 평균 보다 작은 값을 가지는 픽셀은 그룹  $\zeta_L$  로 분류한다. 그룹에 속한 픽셀들 간의 분산  $\sigma_H^2, \sigma_L^2$  를 각각 구하고 각 그룹에 속한 픽셀들의 평균  $w_H, w_L$  를 계산한다.

$$w_L = \frac{a}{S}, w_H = \frac{b}{S} \quad (10)$$

여기서 S 는 사용된 인과적 픽셀의 개수이고 a 와 b는 각 그룹에 속한 픽셀들의 개수이다. 본 논문에서는 4차 예측 차수를 적용하므로 S에는 4를 대입한다. 에지 주변의 픽셀들은 큰  $\sigma^2$  를 가지는 경향이 있지만 각 그룹의  $\sigma_H^2, \sigma_L^2$  는 작은 값을 가진다. 우리는 다음의 2가지 컨디션을 만족하는 경우에 부호화하려는 픽셀이 에지 영역에 있다고 판단한다.

$$\sigma^2 \geq \gamma_1 \quad (11)$$

$$\frac{\sigma^2}{0.01 + w_H \sigma_H^2 + w_L \sigma_L^2} \geq \gamma_2 \quad (12)$$

여기서  $\sigma_H^2$  와  $\sigma_L^2$  가 모두 0 인 경우에 식 (12)의 분모가 0 이 되는 것을 막기 위해서 0.01을 추가하였다. 인공 영상(artificial image)에서는  $\sigma_H^2$  와  $\sigma_L^2$  가 모두 0 이 되는 경우가 발생 할 수 있다. 에지가 많이 포함된 국부 영역에서는 상대적으로 분산이 크게 나오므로 특정 값보다 큰 분산일 경우에 에지로 판별하기 위해서 실험적으로  $\gamma_1 = 100$ . 또한 국부 영역에서 평균을 기준으로 2개의 그룹으로 나누고 국부 영역의 분산과 각 그룹의 분산과의 비율이 특정 값보다 큰 값을 가질 경우에 에지로 판별할 수 있으므로 실험적으로  $\gamma_2 = 10$  정하여 에지를 판별하였다.

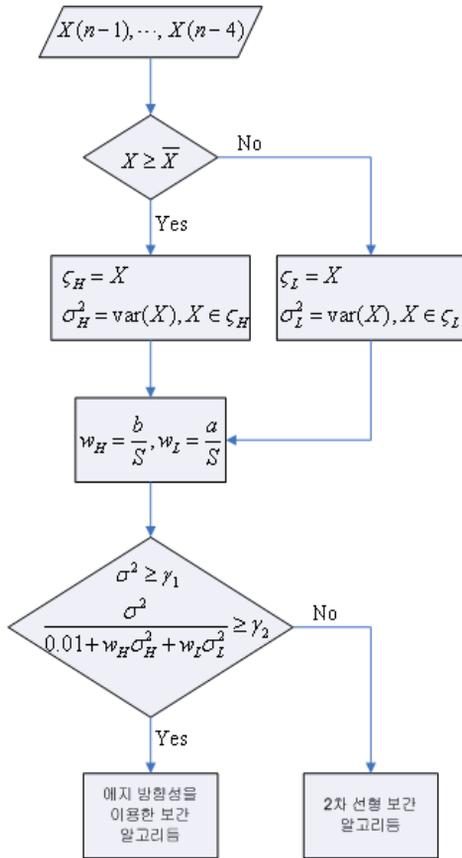


그림 2. 제안된 하이브리드 보간 알고리즘 순서도

식 (11), (12) 에서의 2가지 컨디션이 만족되면 부호화하려는 픽셀 주위의 환경이 확률적으로 변화하는 곳에서 최소 자승 기반 적응 과정을 실행하기 위해서 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘을 적용한다. 2가지 컨디션 중에서 하나라도 만족하지 않을 경우에는 에지가 없는 것으로 판단되어져서 2차 선형 보간 알고리즘을 적용한다.

#### IV. 실험 및 결과

이번 장에서는 제안된 가중치 윤곽선 검출기와 하이브리드 보간 알고리즘의 성능을 평가한다. 이 실험에서 사용된 테스트 영상들의 사이즈는 512×512이다. 향상된 예측 결과를 보여주는 최소 자승법을 적용하기 위해서 에지 방향성 예측(edge-directed prediction)<sup>[1]</sup>에서 사용되었던 트레이닝 윈도우를 사용하고 4차 예측 차수로 제한한다.

#### 4.1 가중치 에지 검출기



그림 3. (a) 인공 영상 "House"; (b) 자연 영상 "Lena"

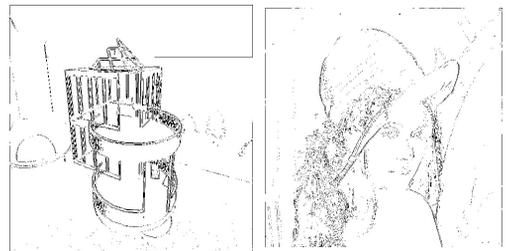


그림 4. 식 (11), (12)에서  $w_H$  와  $w_L$  가 모두 1 일 경우 픽셀 (a) "House" (b) "Lena"

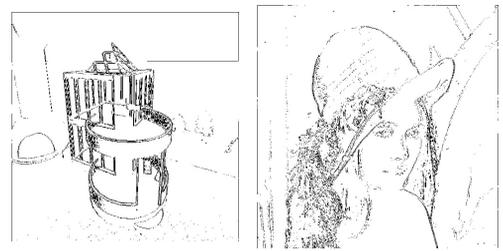


그림 5. 식 (11), (12)를 만족하는 픽셀 : (a) "House"; (b) "Lena"

그림 3 에서 보는 바와 같이 제안된 가중치 윤곽선 검출기의 유용성을 보이기 위해서 인공 영상 "House" 와 자연 영상 "Lena"를 사용한다. "House" 인공 영상과 "Lena" 자연 영상은 많은 에지 성분과 라인 성분이 포함되어 있으므로 알고리즘 성능 평가에 충분한 테스트 영상이다. 그림 4는 식 (11), (12)에서  $w_H = 1, w_L = 1$  를 만족하는 경우에 얻은 에지 영상 이다. 그림 5은 제안된 가중치 윤곽선 검출기를 적용했을 경우에 얻은 에지 영상인데, 그림 4과 비교했을 때 더 효과적으로 에지 성분을

추출함을 알 수 있다.

#### 4.2 하이브리드 보간 알고리즘의 성능 평가

우선 계산의 복잡도를 낮추어 주기 위해서 제안된 하이브리드 보간 알고리즘의 유용성에 대해서 알아본다. 제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 비교 대상으로는 2차 선형 보간 알고리즘과 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘을 이용하였고, 테스트 영상으로는 4개의 자연 영상(Lenna, Finger, Boat, Peppers)을 선택하였다. 알고리즘을 적용한 결과의 성능을 측정하기 위해서 PSNR 과 SSIM 측정값을 사용한다.  $m \times n$ 의 해상도 [0, 255]의 밝기 범위를 가지는 영상의 PSNR은 다음과 같이 정의된다.

$$PSNR = 10 \log \frac{(m \times n \times 255^2)}{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (f(i, j) - f'(i, j))^2} \quad (13)$$

여기에서  $f(i, j)$ 는 원 영상이며,  $f'(i, j)$ 는 복원된 영상이다.

에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘의 주요한 단점은 계산의 복잡도가 너무 높아서 실시간 구현이 힘들다는 것이다. 최소 자승법 최적화 방법은 식 (5)에  $C^T C$  행렬계산이 포함되므로 계산이 복잡해서 시간 소모가 크다. 이런 문제점을 해결하기 위해서 전체 이미지에 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘을 적용하는 것 보다는 에지 픽셀에만 에지 방향성을 가진 보간 알고리즘을 적용해서 복잡도를 충분히 낮출 수 있다.

표 1은 제안된 하이브리드 보간 알고리즘이 객관적인 화질 측면에서는 2차 선형 보간 알고리즘보다 좋지만 에지 방향성을 가진 보간 알고리즘 보다는 약간 낮음을 보여준다. 표 2는 제안된 알고리즘이 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘 보다 매우 낮은 복잡도를 갖는 것을 보여준다. 따라서 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘 보다는 객관적인 화질 측면, 즉 PSNR이 약간 낮게 나오지만 복잡도 면에서 상당히 낮은 결과를 얻을 수 있었다. 예측 결과를 이용한 제안된 알고리즘이 기존의 에지 방향성을 가진 보간 알고리즘 보다는 PSNR이 약간 낮게 나오지만 계산의 복잡도면에서는 우수한 성능을 보임을 알 수 있기에 객관적인 화질과 계산의 복잡도 사이에는 트레이드 오프 관계에 있음을 보여준다.

모바일 어플리케이션에서는 프로세싱 파워와 저장 용량이 제한되어 있으므로 알고리즘의 복잡도

표 1. 4개의 테스트 영상에 대해서 3가지 보간 알고리즘에 대한 PSNR

| Image   | Bilinear | EDI   | Proposed |
|---------|----------|-------|----------|
| Lena    | 34.55    | 34.96 | 34.63    |
| Finger  | 30.06    | 30.87 | 30.55    |
| Boat    | 30.39    | 30.98 | 30.55    |
| peppers | 32.29    | 32.76 | 32.36    |

단위 : dB.

표 2. 4개의 테스트 영상에 대해서 3가지 보간 알고리즘에 대한 정규화된 CPU 수행시간 비교

| Image   | Bilinear | EDI    | Proposed |
|---------|----------|--------|----------|
| Lena    | 1        | 336.82 | 19.34    |
| Finger  | 1        | 253.61 | 55.38    |
| Boat    | 1        | 222.05 | 20.92    |
| Peppers | 1        | 296.06 | 15.63    |

문제가 매우 중요하기에 우리가 제안한 알고리즘을 적용한다면 화질의 차이는 거의 없고 실시간 구현이 가능하게 된다.

#### 4.3 SSIM Metric

전통적으로 기존의 방식과 전혀 다른 메트릭의 이용은 인기가 없었으나 근래에는 PSNR 과 MSE 가 자주 사용된다. PSNR과 MSE는 이해하기 쉽고 구현이 간단하는 장점이 있어서 일반적인 성능 평가에 자주 이용된다. 영상의 품질 측정에 있어서 제안된 하이브리드 보간 알고리즘의 인지된 화질을 HVS 관점으로 평가하기 위해서 SSIM metric을 적용한다. SSIM metric은 에러의 민감도를 측정하기 보다는 인지된 시각적 왜곡에 따른 구조적인 변형을 이용하므로 화질이 나쁜 영역을 검출하는데 탁월한 효과를 나타낸다. 또한 SSIM 측정 시스템의 다이어그램은 2개의 신호에 대해서 휘도, 명도, 구조에 대한 혼합 비교를 통한 측정값을 얻고 인지 영상 화질에 좋은 근사치를 제공하기 때문에 HVS 와 높은 상관 관계를 갖는다. 따라서 주관적인 화질 측정에 용이하며 더 간단한 구현이 가능하다는 점에서 SSIM 측정값을 주관적인 성능 평가의 메트릭으로 사용한다<sup>[6]</sup>.

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma \quad (14)$$

$\alpha, \beta, \gamma$  는 휘도, 명도, 구조에 대한 3가지 성분의 상대적인 중요성을 조절하기 위한 인자이며  $\alpha > 0$ ,

표 3. 4개의 테스트 영상에 대해서 3가지 보간 알고리즘에 대한 SSIM 측정값 비교

| Image   | Bilinear | EDI    | Proposed |
|---------|----------|--------|----------|
| Lena    | 0.9233   | 0.9314 | 0.9238   |
| Finger  | 0.9350   | 0.9496 | 0.9389   |
| Boat    | 0.8547   | 0.8707 | 0.8571   |
| Peppers | 0.8568   | 0.8820 | 0.8574   |

$\beta > 0, \gamma > 0$  이다.

SSIM 측정값은 1.0 에 가까울 수록 우수한 성능을 나타내기에 표 3의 결과를 보면 제안된 알고리즘이 2차 선형 보간 알고리즘 보다 우수한 주관적인 성능을 보이지만 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘 보다는 약간 낮은 값을 가짐을 알 수 있다. 따라서 표 2 에서 얻은 객관적인 화질 결과와 표 3 의 주관적인 화질 결과가 같음을 알 수 있다.

일반적으로 영상의 확률적인 특성은 공간적으로 높은 비정지(nonstationary) 특성을 보이고 영상의 왜곡 또한 공불변하므로 SSIM 측정값을 영상 전체에 적용하는 것 보다는 국부적으로 적용하는 것이 유용하다.

### V. 결론

기존의 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘이 우수한 성능을 가지는 반면에 매우 복잡도가 높다는 단점이 있다. 이 논문에서는 낮은 복잡도를 가지면서 효과적인 알고리즘인 가중치 윤곽선 검출기를 가진 하이브리드 보간 알고리즘을 제안하였다.

제안한 에지 검출기를 이용해서 에지로 판정되는 픽셀에는 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘을 적용하고 에지가 아닌 영역에서는 2차 선형 보간 알고리즘을 적용한 제안된 하이브리드 알고리즘의 정규화된 CPU 수행 시간을 기존의 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘과 비교하면 최대 20배의 복잡도 감소 효과를 얻을 수 있다. 제안한 방식을 이용한 영상은 객관적이고 주관적인 화질측면에서 2차 선형 보간 알고리즘보다는 좋은 성능을 보이고 에지 방향성을 이용한 보간 알고리즘과 비교해서는 약간 낮은 결과를 얻었지만 전체 계산의 복잡도 측면에서는 우수한 감소 효과를 얻을 수 있기에 제안된 저 복잡도 알고리즘은 모바일 어플리케이션에 효율적으로 적용이 가능하다.

### 참고 문헌

- [1] X. Li and M. T. Orchard, "Edge-directed prediction for lossless compression of natural images," IEEE Trans.on Image Processing, Vol. 10, No. 6, pp. 813-817, June 2001.
- [2] X. Wu and N. Memon, "Context-based, adaptive, lossless image coding," IEEE Trans. Communications, Vol. 45, No. 4, pp. 437-444, April 1997.
- [3] N. Memon and X. Wu, "Recent developments in context-based predictive techniques for lossless image compression" Comput. J., vol. 40, no. 2/3, pp. 127-136, 1997.
- [4] X. Li and M. T. Orchard, "New edge-directed interpolation," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 10, No. 10, pp. 1521- 1527, Oct. 2001. Multimedia, vol. 1, pp. 30-40, Mar. 1999.
- [5] S. G. Mallat., A Wavelet Tour of Signal Processing. New York: Academic. 1998.
- [6] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 4, pp. 600-612, Apr. 2004.
- [7] Zenka, R.,Slavík, P, "Evaluation of Two Principal Approaches to Objective Image Quality Assessment", IEEE ICIV 2004 p. 513-518.

권혁진 (Hyeokjin Kwon)

준회원

2005년 8월 : 한양대학교 전자  
전기컴퓨터공학과 졸업

2005년 9월~현재 : 한양대학교  
전자통신컴퓨터공학과 석사과정  
<관심분야> 영상처리, 영상압축



전 광 길 (Gwanggil Jeon)

준회원



2003년 2월 : 한양대학교 전기  
전자컴퓨터 공학과 졸업  
2005년 2월 : 한양대학교 전자  
통신전파 공학과 석사  
2005년 3월~현재 : 한양대학교  
전자통신컴퓨터 공학 박사과정  
<관심분야> 영상처리 및 영상압축

정 제 창 (Jechang Jeong)

정회원



1980년 2월 : 서울대학교 전자 공  
학과 졸업  
1982년 2월 : KAIST 전기전자  
공학과 석사  
1990년 : 미국 미시간대학 전기공  
학과 공학박사  
1980~1986 : KBS 기술연구소 연  
구원 (디지털 TV 및 뉴미디어 연구)  
1990~1991 : 미국 미시간대학 전기공학과 연구교수  
(영상 및 신호처리 연구)  
1991~1995 : 삼성전자 멀티미디어 연구소  
(MPEG, HDTV, 멀티미디어 연구)  
1995~현재 : 한양대학교 전자전기컴퓨터공학부 교수  
(영상통신 및 신호처리 연구실)  
1998년 11월 27일 : 과학기술자상 수상  
1998년 12월 31일 : 정보통신부장관상 표창  
<관심분야> 영상처리 및 영상압축