

논문 2012-50-3-13

적응적 2차원 FIR 필터를 이용한 부화소 렌더링 기법

(Sub-Pixel Rendering Algorithm Using Adaptive 2D FIR Filters)

남 연 오*, 최 익 현*, 송 병 철**

(Yeon Oh Nam, Ik Hyun Choi, and Byung Cheol Song)

요 약

본 논문은 학습 기반의 2D-FIR필터를 이용한 부화소 렌더링 기법을 제안한다. 제안 기법은 크게 학습 단계와 합성 단계로 나뉜다. 학습 단계에서는 충분히 많은 수의 저해상도/고해상도의 영상 블록 쌍들을 이용하여 고해상도/저해상도 블록의 관계에 따른 합성 정보를 계산하고, 그 합성 정보를 담은 소위 사전을 생성한다. 합성 단계에서는 각 입력 영상에 대응하는 후보 블록을 상기 학습된 사전에서 찾는다. 탐색된 사전 내 합성 정보를 이용하여 부화소 레벨의 축소된 블록을 합성함으로써 최종 축소 영상을 얻는다. 한편, 영상 합성 시 디스플레이 장치의 RGB 패턴을 고려한 필터링을 통해 선명도를 향상시킨다. 모의 실험을 통해 제안 기법이 일반적인 영상축소 기법에 비해 흐림 효과, 엘리어싱 등의 화질 열화없이 고화질의 축소 영상을 생성함을 확인하였다.

Abstract

In this paper, we propose a sub-pixel rendering algorithm using learning-based 2D FIR filters. The proposed algorithm consists of two stages: the learning and synthesis stages. At the learning stage, we produce the low-resolution synthesis information derived from a sufficient number of high/low resolution block pairs, and store the synthesis information into a so-called dictionary. At the synthesis stage, the best candidate block corresponding to each input high-resolution block is found in the dictionary. Next, we can finally obtain the low-resolution image by synthesizing the low-resolution block using the selected 2D FIR filter on a sub-pixel basis. On the other hand, we additionally enhance the sharpness of the output image by using pre-emphasis considering RGB stripe pattern of display. The simulation results show that the proposed algorithm can provide significantly sharper results than conventional down-sampling methods, without blur effects and aliasing.

Keywords : sharpening, contrast enhancement, down-sampling, sub-pixel rendering

I. 서 론

영상 콘텐츠의 해상도는 디스플레이 해상도가 증가함에 따라 그에 맞게 고해상도화되는 추세에 있다. 근래에는 UD (Ultra Definition)급 디스플레이가 개발됨에 따라 향후 UD급 콘텐츠들이 급속히 증가될 것으로 기대된다.

그러나 대형 화면에 적합하게 제작된 고해상도 콘텐츠들을 휴대용 기기에서 시청할 때, 부득이 휴대용 디스플레이의 해상도 한계 때문에 저해상도로 축소된 영상을 볼 수밖에 없다. 일반적으로 축소된 영상은 본래 영상이 가지고 있던 정보들을 일부 손실하게 된다. 따라서 휴대용 기기에서의 원활한 영상 콘텐츠 활용을 위해서는 영상 축소 과정에서 발생하는 화질 열화를 개선할 필요성이 있다.

최신 휴대용 단말기의 디스플레이는 대부분 LCD나 OLED이다. 이런 디스플레이 기기를 위한 영상축소 기법 중 하나가 소위 부화소 렌더링 (sub-pixel rendering, 이하 SPR) 기법이다^[1~2].

통상적인 화소 렌더링 (pixel rendering, 이하 PR) 영

* 학생회원, ** 평생회원 인하대학교 전자공학부
(School of Electronic Engineering, Inha University)
※ 이 논문은 2012년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구이며 (2012R1A1B3000446), 인하대학교의 지원에 의하여 연구되었음.
접수일자:2012년8월20일, 수정완료일:2013년2월18일

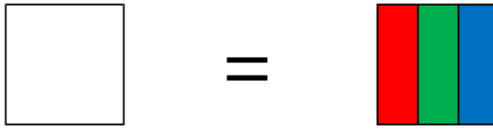


그림 1. LCD 디스플레이에서 흰색픽셀의 부화소
Fig. 1. sub-pixel of single white pixel on LCD display.

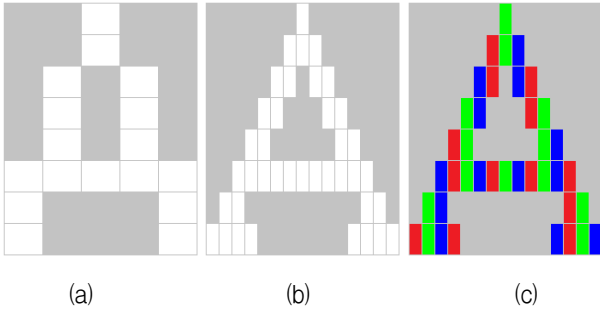


그림 2. 에지 경사에 대한 렌더링. (a) PR, (b) SPR, (c) RGB 부화소 측면의 SPR.
Fig. 2. Rendering of a sloping edge. (a) PR (b) SPR, (c) SPR in terms of RGB sub-pixels.

상축소 기법은 축소비율에 맞게 일정간격의 픽셀마다 샘플링하여 출력을 얻어내는 서브샘플링 기법이다. 하지만 이와 같은 방법은 고주파 성분이 있는 지역에서 앨리어싱이 발생하는 단점이 있다. 이런 단점을 극복하기 위해 안티 앨리어싱 필터를 사용하여 앨리어싱 현상을 완화할 수는 있지만 상당수의 고주파 성분이 손실되어 흐림 현상이 초래될 수 있다.

초기에 SPR 기법은 작은 글자의 가독성을 개선하기 위해 사용되었다. 그림 1은 LCD 디스플레이에서의 한 픽셀을 보여주고 있다. 하나의 픽셀은 R, G, B 성분으로 나누어져 있고, 각각의 R, G, B 성분을 부화소(sub-pixel) 성분이라고 한다. SPR 기법은 기존의 픽셀 단위의 처리와는 달리 부화소를 조절하여 낮은 물리적 해상도에서도 가로방향으로 3배의 많은 화소를 처리하여 곡선 등의 표현을 가능하게 하는 장점을 가지고 있다 [3-6]. 그림 2 (a)와 (b)는 개념적으로 PR과 SPR의 차이를 잘 설명하고 있다. 그림 2 (a)는 화소단위로 표현되는 알파벳 'A'를 보여주고 있고, 그림 2 (b)는 그림 2 (a)와 같은 물리적 해상도에서 부화소 단위로 표현되는 알파벳 'A'를 보여주고 있다. PR은 알파벳 'A'를 표시하는데 있어 에지의 경사가 매우 불분명한 것을 볼 수 있지만, SPR은 각 부화소를 하나의 화소처럼 표현하여 훨씬 부드럽게 'A'가 표현됨을 알 수 있다. 그림 2 (c)는 부화소 R, G, B가 맵핑된 'A'의 예를 보인다. 그러나 SPR은 화소 내 색상의 균형을 무너뜨리는 아티팩

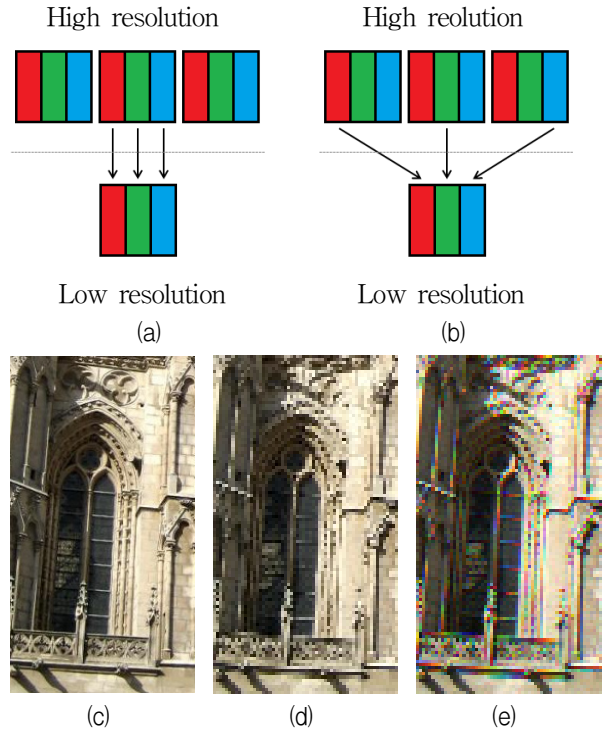


그림 3. PRDS와 SPRDS. (a) PRDS의 개념, (b) SPRDS의 개념, (c) 원본 고해상도 영상, (d) PRDS에 의해 축소된 영상, (e) SPRDS에 의해 축소된 영상.

Fig. 3. PRDS vs. SPRDS. (a) Concept of PRDS, (b) concept of SPRDS, (c) input high-resolution image, (d) result by PRDS, (e) result by SPRDS.

트를 가끔 유발하기도 한다. 그림 2 (c)를 픽셀 단위로 볼 때, 흰색으로 이루어진 알파벳 A가 아니라 픽셀의 위치마다 붉은색과 푸른색을 띄는 픽셀을 찾아볼 수 있다. 이러한 현상은 출력되는 영상에서 심각한 색상 왜곡을 발생시키고, 이를 소위 색조 왜곡 현상(color fringing artifact)이라고 한다^[1-2]. 이러한 현상은 그림 2 (c)에서처럼, 한 화소를 표현하는데 하나 혹은 두 개의 부화소만 활성화되면서 워낙 표현하고자했던 색상을 제대로 표현하지 못하기 때문에 발생한다. 그림 3는 PR 기반 영상 축소 (PR-based down-sampling, 이하 PRDS)방법과 SPR 기반 영상 축소 (SPR-based down-sampling, 이하 SPRDS) 방법을 소개하고 그에 따른 결과 영상들을 보여준다. 그림 3 (a)는 PRDS 기법을 설명한다. 저해상도 (low-resolution; 이하 LR) 영상의 한 화소는 고해상도 (high-resolution; 이하 HR) 영상의 한 화소와 동일하다. 그림 3 (b)는 SPRDS를 설명한다. LR 영상의 한 화소는 HR 영상의 세 개의 화소로부터 R, G, B 부화소들을 차례로 샘플링하는 방식이다. 그림 3 (d)와 (e)는 그림 3 (c)의 HR 영상을 각각

PRDS와 SPRDS한 결과 영상들이다. SPRDS 기법이 PRDS 기법에 비해 에지 부분을 더 조밀하게 표현하고 있다. 그러나 SPRDS가 수행되는 과정에서 색상의 균형이 깨져서 색조왜곡 현상이 발생하는 것을 관찰할 수 있다. 이와 같이 부화소 기반의 영상축소 방식에서는 색조왜곡 현상이 발생하기 때문에 흐림 현상이나 계단 현상을 최소화하면서 상기 색조왜곡을 억제할 수 있는 필터가 필요하다. 상기 문제점들을 해결하기 위해 그동안 많은 연구들이 진행되어 왔다^[7~12].

Kim 등은 영상축소 과정에서 선명도를 유지하면서 색조왜곡을 감소시키기 위한 하나의 최적화된 1D (one dimensional; 1차원) 필터를 제안하였다^[9]. Fang 등은 가상의 축소 영상을 원본 크기와 동일하게 확대시킨 후 원본과 차이가 최소가 되도록 최적화된 2-D (two-dimensional; 이차원) 필터를 제안하였다^[12]. 상기 기법들은 최적화된 단일 필터를 사용하여 선명도 향상 및 색조왜곡 감소 효과를 가지는 공통점들이 있다. 그러나 영상의 지역적 특성을 고려하지 않기 때문에 지역적으로 화질 열화를 겪음을 확인할 수 있었다.

본 논문은 선행 학습 과정을 통해 충분한 수의 HR-LR 영상 쌍들로부터 LR 생성을 위한 2D FIR 필터들을 생성한 후, 합성 과정에서 학습된 정보를 이용하여 입력 HR 영상을 축소하는 기법을 제안한다. 일반적으로 영상 축소 시 발생하는 흐림 현상을 줄이기 위해 학습용 LR 영상들에 pre-emphasis를 적용하여 출력 영상의 선명도가 충분히 향상될 수 있도록 하고, 블록 단위로 최적의 2D FIR 필터를 적용함으로써 화질 열화 문제 및 색조 왜곡현상을 완화한다. 모의 실험을 통해 제안 기법을 Kim 방법 [9]과 비교하였을 때, 평균적으로 1.09 % 높은 선명도를 보이고, U, V성분의 PSNR 측면에서 평균적으로 각각 4.95dB, 4.74dB만큼 향상되는 것을 확인할 수 있다.

본 논문의 II절에서는 제안 기법을 단계 별로 설명하고, III절에서는 모의 실험을 통해 제안 기법과 기존의 SPR 기법을 선명도와 색조왜곡 관점에서 비교 및 분석한다. 마지막 IV절에서는 결론을 맺는다.

II. 제안 기법

제안 기법은 학습 단계와 합성 단계로 나누어진다 (그림 4 참조). 학습 단계는 학습용 HR-LR 영상 쌍들로부터 LR 합성 정보를 생성하는 단계이다. 그림 3과 같이 학습단계는 합성 LR 영상의 선명도를 향상하기

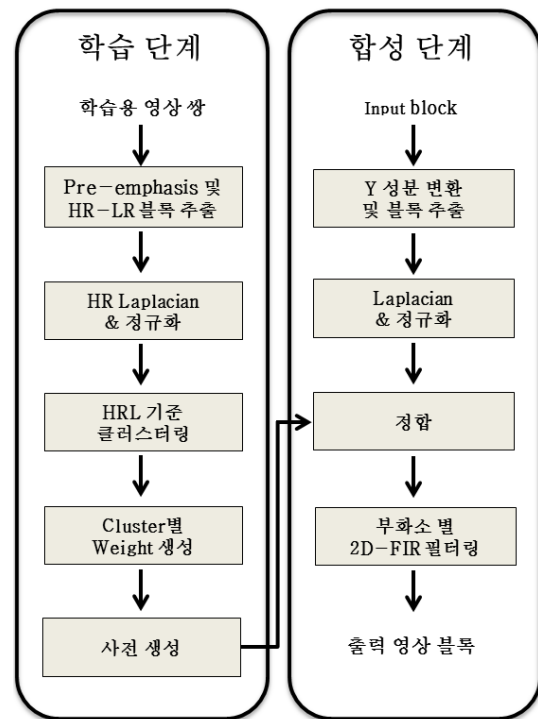


그림 4. 제안하는 알고리즘 블록도.
Fig. 4. Block diagram of the proposed algorithm.

위한 pre-emphasis과정, 색인을 위한 라플라시안 패턴 추출과 정규화 과정, 패턴에 따른 클러스터링, 후보 패턴 별 필터 생성 과정, 그리고 사전 생성 등으로 구성된다.

LR 합성 단계는 학습 단계와 마찬가지로 각 입력 블록의 라플라시안 패턴 추출과 정규화 과정으로 시작한다. 입력 블록 패턴은 사전에 저장되어있는 모든 후보 블록 패턴들과 비교되고, 가장 유사한 블록 패턴의 필터 계수가 선택된다. 최종적으로 입력 블록 패턴에 대응하는 최적의 필터계수를 이용하여 출력 LR 블록이 생성된다.

제안 기법은 블록 단위 필터링 방식으로 각 블록의 패턴에 알맞게 학습을 통해 최적화된 필터를 사용하기 때문에 SPR 과정에서 발생하는 색조왜곡 현상을 줄이고, pre-emphasis과정을 통해 출력 영상의 선명도를 더욱 향상시킬 수 있다.

1. 학습 단계

가. Pre-emphasis 및 LR-HR 블록 추출

먼저 충분한 수의 LR-HR 영상들로부터 LR-HR블록들을 추출한다. 여기서 LR은 입력된 원본블록을 뜻하고, HR은 축소비율에 맞게 확대시켜 생성된 블록을 의

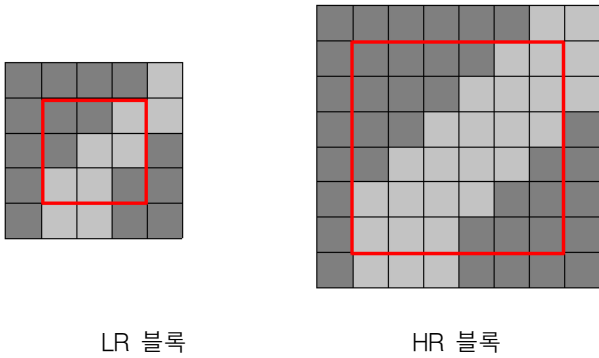


그림 5. 추출된 LR-HR 블록.
Fig. 5. Extracted LR-HR blocks.

미한다. HR 블록은 bi-cubic filter를 사용하여 생성하였다. 추출된 블록들은 블록마다 가로방향의 얇은 에지, 대각선방향의 두꺼운 에지, 방향성이 없는 텍스처 등 다양한 패턴을 가진다. 추출된 블록은 블록의 패턴에 따라 분류 될 것이다. 분류방법에 대해서는 ‘II.1.다’에서 다룰 것이다. 블록 화소 분포 패턴이 중요하므로, 본 논문은 부화소 별 학습이 아닌 Y성분에 기반하여 패턴을 추출한다. 한편, 학습용 HR 영상과 LR 영상 간 선명도 차이가 합성할 때 출력 영상의 선명도에 큰 영향을 줄 수 있다. 따라서 본 논문에서는 출력 LR 영상의 선명도 향상을 위해 학습 과정이 수행되기 이전에 학습용 LR 영상들의 선명도를 미리 향상시키는 pre-emphasis (PE)과정 삽입을 제안한다. 본 논문에서는 PE의 한 방법으로 적응적 언샤프 마스크링 (adaptive unsharp masking; 이하 AUM) 기법을 채택하였다^[13]. PE된 LR 영상과 대응되는 HR 영상들로부터 $M \times N$ 크기와 $\alpha M \times \alpha N$ 크기의 블록 쌍들을 추출한다. 여기서 α 는 scale factor를 의미하고, M, N은 블록의 세로, 가로 크기를 뜻한다. 그림 5는 $\alpha=2, M=N=3$ 일 때 추출되는 LR-HR의 블록의 예를 보인다.

나. HR 라플라시안 및 정규화

영상 축소를 위해서 HR 블록을 중심으로 색인이 이루어진다. HR 블록의 고주파 에너지 및 에지의 특징을 충분히 반영한 패턴을 추출하기 위해 HR 블록에 라플라시안 연산자를 적용하여 HR Laplacian (HRL)을 생성한다. 본 논문에서는 전형적인 3x3의 라플라시안 연산자를 사용하였다. 또한, 밝기 수준에 덜 민감한 패턴을 수집하기 위해 수집된 모든 블록들에 대하여 정규화 작업을 수행한다. HRL블록의 평균을 μ , 표준편차를 σ 라고 할 때, HRL블록 내 각 화소 값들에 대한 정규화는 식 (1) 과 같이 정의된다.

$$\overline{HRL}(m,n) = \frac{HRL(m,n) - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

\overline{HRL} 은 정규화된 HRL블록을 의미하고, (m, n)은 추출된 블록 내부의 좌표를 의미한다. 최종적으로 \overline{HRL} 이 블록 분류 즉, 색인 기준으로 활용된다.

다. HRL 기준 클러스터링

이제 (\overline{HRL} , HR, LR) 블록 쌍들을 \overline{HRL} 을 기준으로 K개의 클러스터들로 분류한다. 본 논문에서는 전형적인 SSE (Sum of Square Error) 기반 K-means Clustering을 이용한다^[14]. 결국 각 클러스터의 \overline{HRL} 블록들의 평균값이 그 클러스터의 색인블록이 된다.

라. 클러스터별 Weight 및 사전 생성

각 클러스터에 속한 HR-LR 블록 쌍들로부터 그 클러스터를 대표하는 필터계수를 계산한다. 먼저, 필터 계수를 생성하기 위해 새로운 매개변수 X와 Y를 식 (2), (3)와 같이 정의한다.

$$X(i,j) = HR_{1D}(i)HR_{1D}(j) \quad (2)$$

$$Y(i,j) = LR_{1D}(i)HR_{1D}(j) \quad (3)$$

식 (2), (3)에서 (i,j)는 X와 Y의 행렬 내 위치를 나타내는 변수로 사용하였다. 행렬 X는 $\alpha 2MN \times \alpha 2MN$ 의 크기를 가지고, 행렬 Y는 $\alpha 2MN \times MN$ 의 크기를 가진다. HR 1D와 LR 1D는 클러스터링 된 2-D블록을 1-D방향으로 늘인 벡터를 의미한다.

식 (2), (3)으로부터 출력 LR 블록을 풀기 위해 가우스-조단 소거법^[15]를 사용하여 X의 역행렬을 만들어낸다. 이제 식 (3)에 X의 역행렬을 곱해주면 식 (4)와 같은 형태가 만들어진다.

$$Y(i,j)X^{-1}(i,j) = LR_{1D}(i)HR_{1D}(j)X^{-1}(i,j) \quad (4)$$

이제 식 (4)의 양변 오른쪽에 HR1D(i)를 곱해주고, X에 식 (2)를 대입하여 풀어쓰면, 식 (5)와 같은 형태가 된다.

$$Y(i,j)X^{-1}(i,j)HR_{1D}(i) = LR_{1D}(i)HR_{1D}(j)HR_{1D}^{-1}(j)HR_{1D}^{-1}(i)HR_{1D}(i) \quad (5)$$

식 (5)의 역행렬 곱을 정리하면, 우변에 최종출력 블록인 LR로 정리 된다. 좌우변을 바꿔서 다시 정리하면 식 (6)과 같이 정리 할 수 있다.

$$LR_{1D}(i) = Y(i,j)X^{-1}(i,j)HR_{1D}(i) \quad (6)$$

결국 YX-1행렬이 HR로부터 LR을 생성하기 위한 필터 계수가 되며, 우리는 이를 “W”로 명명한다. 이제, 1-D형태의 식 (6)를 2-D형태로 나타내면 식 (7)과 같다

$$LR(i,j) = \sum_{m=0}^{\alpha M-1} \sum_{n=0}^{\alpha N-1} W_{i,j}(m,n)HR(m,n) \quad (7)$$

예를 들면, k번째 클러스터에 속한 LR-HR 블록들은 식 (8)과 같은 관계를 이룬다.

$$LR(i,j) = \sum_{m=0}^{\alpha M-1} \sum_{n=0}^{\alpha N-1} W_{k,i,j}(m,n)HR(m,n) \quad (8)$$

식 (8)에서 k는 k번째 클러스터를 의미하고, ij는 출력 LR 블록 내 좌표를 뜻한다. k번째 클러스터의 필터 계수 집합 W_k 는 다음과 같이 행렬 형태로 사전에 저장된다.

$$W_k = \begin{bmatrix} W_{k,0,0} & W_{k,0,1} & & W_{k,0,N-1} \\ W_{k,1,0} & W_{k,1,1} & \cdots & W_{k,1,N-1} \\ W_{k,2,0} & W_{k,2,1} & & W_{k,2,N-1} \\ & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{k,M-1,0} & W_{k,M-1,1} & \cdots & W_{k,M-1,N-1} \end{bmatrix}$$

출력 LR 블록 내 (ij)에 대응하는 $W_{k,i,j}$ 는 다음과 같은 필터 계수를 저장하고 있다.

$$W_{k,i,j} = \{ W_{k,i,j}(m,n) | 0 \leq m < \alpha M, 0 \leq n < \alpha N \}$$

필터계수 $W_{k,i,j}$ 의 크기가 HR 학습 영상의 블록 크기인 $\alpha M \times \alpha N$ 이므로, W 는 $K\alpha^2 M^2 N^2$ 개의 필터 계수들을 담고 있다. 여기서 K는 총 클러스터 개수를 의미한다. 최종적으로 얻어진 W 는 영상 합성 시 이용될 정보로 사전에 저장한다.

2. 합성 단계

가. Y성분 변환 및 블록 추출

각각의 부화소 R, G, B성분을 사전에 담긴 정보와 정합하고, 그에 알맞은 필터를 적용해야 한다. 하지만, 부화소 별 정합 과정을 수행하는 것은 전체 연산과정에서 높은 비중을 차지하고 있다. 그래서, 우리는 연산량 감소를 위해 부화소별 정합과정을 수행하지 않고 Y성분을 이용한 정합과정을 수행한다. Y성분은 R, G, B 부화소의 정보를 충분히 가지고 있다. 따라서, Y성분으로

정합을 하면, 한번의 정합 과정을 수행함으로써 3개의 부화소에 동일하게 적용할 수 있다. Y성분 블록은 학습된 데이터를 활용하기 위해 학습 과정에서 수행했던 데이터 처리 유형과 동일한 형태로 이루어져야 한다. 따라서 입력 영상의 Y성분 블록크기는 학습 과정의 HR 블록을 추출한 것과 같은 $\alpha M \times \alpha N$ 의 크기로 블록을 추출한다.

나. 라플라시안 및 정규화

정합 과정이 수행되기 전에 추출된 블록을 사전의 색인 블록으로 저장되어있는 \overline{HRL} 블록과 동일한 형태로 만들어 준다. 추출된 Y성분 블록은 학습 과정에서 사용한 것과 동일한 라플라시안 연산자 적용 및 정규화 과정을 수행하여 \overline{HRL}' 블록을 생성한다.

다. 정합

\overline{HRL}' 블록을 사전에 포함되어있는 K개의 색인 블록들과 비교하여 가장 유사한 블록 패턴을 가지는 클러스터를 찾는다. 비교하는 과정을 수행하기 위해 SAD (sum of absolute difference)를 사용해서 블록 간 거리 측정하여, 거리가 가장 낮은 클러스터를 선택한다. \overline{HRL}' 블록과 사전에 담긴 블록패턴과의 거리는 식 (9)과 같다

$$d_k = \sum_{m=0}^{\alpha M} \sum_{n=0}^{\alpha N} |S_k(m,n) - \overline{HRL}'(m,n)| \quad (9)$$

S_k 는 사전의 k번째 클러스터에 담긴 색인 블록을 의미한다. d_k 는 k번째 클러스터에 담긴 색인 블록과 \overline{HRL}' 블록과의 SAD값을 의미한다. 정합을 통해 선택된 클러스터에 저장되어있는 필터계수는 현재 블록을 필터링하기 위해 사용한다.

라. 부화소 별 2D-FIR 필터링

입력받은 HR 블록과 출력 LR 블록과의 관계는 다음과 같다

$$LR_r(i,j) = \sum_{m=0}^{\alpha M-1} \sum_{n=0}^{\alpha N-1} W_{k,i,j}(m,n)HR_r(m-1,n-1) \quad (10)$$

$$LR_g(i,j) = \sum_{m=0}^{\alpha M-1} \sum_{n=0}^{\alpha N-1} W_{k,i,j}(m,n)HR_g(m,n) \quad (11)$$

$$LR_b(i, j) = \sum_{m=0}^{\alpha M - 1} \sum_{n=0}^{\alpha N - 1} W_{k, i, j}(m, n) HR_b(m+1, n+1) \quad (12)$$

여기서 LRr과 HRr은 LR과 HR의 부화소 R블록을 의미하며, LRg, LRb, HRg, HRb는 각각의 LR과 HR의 G, B블록을 의미한다. 축소 영상 합성은 식 (10), (11), (12)와 같이 부화소 별 필터링을 통해 이루어진다. 이때 부화소 R 블록과 G, B 블록에 대한 필터 계수는 정합 과정을 통해 결정된 클러스터 내에 저장된 필터를 사용한다. 부화소 별 필터링을 수행할 때 그림 6와 같이 G 블록을 기준으로 R, B 블록은 각각 1픽셀씩 이동된 블록을 필터링하여 출력 LR 블록을 합성한다. 그림 6에서 좌측 상단에서 우측 하단의 순서로 이동하며 R, G, B 블록이 위치하고 있다. 좌측 하단에서 우측 상단으로, 혹은 상하를 배제하고 좌측에서 우측, 좌우를 배제한 위에서 아래 순서로 위치한 R, G, B 블록을 샘플링하는 등 다양한 방법들이 존재할 수 있지만, 그림 6와 같은 부화소 블록 샘플링이 실험적으로 가장 좋은 성능을 보였다. 한편, 입력 LR 블록의 분산이 낮은 평탄한 영역은 위와 같은 작업을 수행하지 않고, 일반적

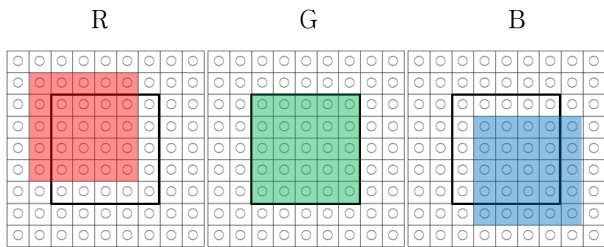


그림 6. 부화소 별 블록 기반 필터링.
Fig. 6. Block-based filtering for each sub-pixel.

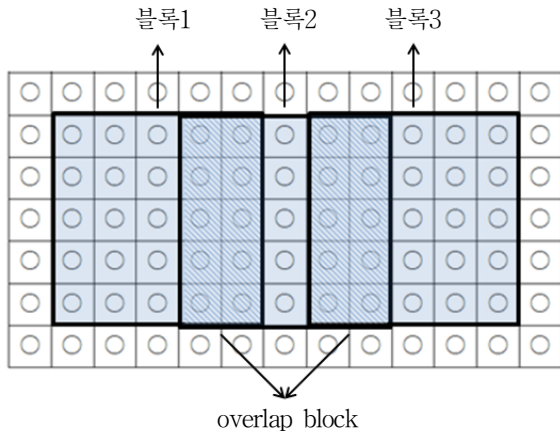


그림 7. 인접 블록과의 오버랩.
Fig. 7. Overlapping of adjacent blocks.

인 PRDS기법을 통해 출력한다. 또한, 블록화 현상같은 아티팩트를 최소화하기 위해 각 LR 합성 블록은 그림 7과 같이 이웃 블록과 중복되도록 한다. 본 논문에서는 수평, 수직으로 각각 2개 화소가 중복되도록 하였다. 이러한 경우 중복 픽셀들 간의 평균값을 계산하여 합성 영상의 최종 화소값이 결정된다.

III. 모의 실험 결과

제안 기법의 성능 평가를 위해 그림 8의 실험 영상들을 사용하였다. 또한, 제안 기법의 학습을 위해서는 그림 9의 HD급 영상들을 사용하였다. 상기 학습용 영상들로부터 약 200만개의 HR-LR 블록 쌍들을 추출되었고, 추출된 LR블록의 크기는 5x5이다. 이들을 총 512개의 클러스터로 분류하여 학습하였다. 우리는 제안 기법을 전형적인 PRDS, SPRDS, Kim의 방법 [9], Fang [12] 방법 등과 비교하였다.

제안 기법의 주 목적은 출력 LR 영상의 선명도 향상 및 색조 왜곡을 줄이는 것이다. 따라서 성능 평가를 위해 먼저 각 알고리즘의 출력 영상이 가지는 선명도와 색조 왜곡 정도를 비교하였다. 객관적 평가를 위해, 우리는 [11-12]에서 사용된 선명도 측정 방법과 UV성분의 PSNR을 측정하였다. 또한, 축소 비율은 1:2인 경우와 1:4인 경우 두 가지를 고려하였다. 그림 10은 원본 영상 (그림 8-1)을 1:2 비율로 축소한 결과의 일부를 비

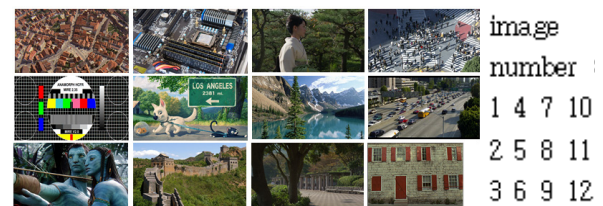


그림 8. 실험영상, 1-6 : 1920x1080, 7-11 : 1280x720, 12 : 768x512.
Fig. 8. Test images. 1-6 : 1920x1080, 7-11 : 1280x720, 12 : 768x512.



그림 9. 학습 영상
Fig. 9. Training images.

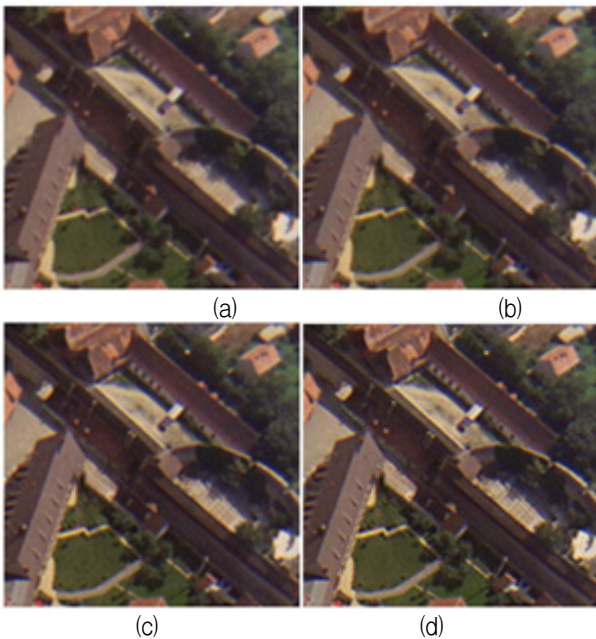


그림 10. (a) PRDS, (b) SPRDS, (c) [9], (d) 제안 기법
Fig. 10. (a) PRDS, (b) SPRDS, (c) [9], (d) proposed.

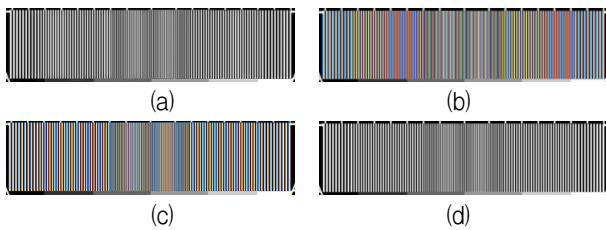


그림 11. (a) PRDS, (b) SPRDS, (c) [9], (d) 제안 기법
Fig. 11. (a) PRDS, (b) SPRDS, (c) [9], (d) proposed.

교한다. PRDS와 전형적인 SPRDS는 건물의 경계 부분 및 숲 안에 있는 길의 경계 부분에서 심한 흐림 현상을 보이는 것에 비해 Kim 방법과 제안 기법은 분명한 경계를 보이면서도 계단 현상 및 물결 현상이 거의 없는 것을 확인할 수 있다. 그림 11는 얇은 경계 및 고주파 영역을 가지는 TV test pattern 영상 (그림 8-2)을 1:2로 축소한 출력 LR영상들의 일부 영역을 비교하고 있다. 일반적으로 그림 11 (b)의 SPR 결과처럼 색상 왜곡 현상은 얇은 경계 및 고주파에서 발생하곤 한다. Kim 방법은 전형적인 SPR보다는 왜곡 현상이 완화되었지만, 일부 남아 있음을 알 수 있다. 반면, 제안 기법의 결과에서는 색조 왜곡 현상은 찾아보기 힘들다.

그림 12는 그림 8-12의 실험 영상을 1:4의 비율로 축소했을 때의 결과 비교이다. PR 결과에서는 심한 흐림 현상으로 벽돌의 무늬가 거의 사라짐을 확인할 수 있다. SPR은 PR보다는 벽돌의 무늬가 살지만, 색조 왜곡이 심하게 발생되고 있다. 최신 기법들은 Kim 방법과

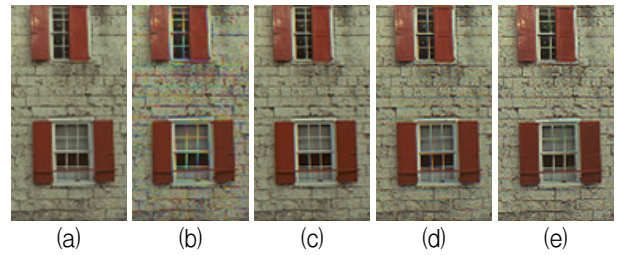


그림 12. (a) PRDS, (b) SPRDS, (c) [12], (d) [9], (e) 제안 기법.

Fig. 12. (a) PRDS, (b) SPRDS, (c) [12], (d) [9], (e) proposed.

Fang 방법 등은 색조 왜곡 현상을 현저히 줄이면서 벽돌의 무늬를 비교적 잘 표현하고 있다. 그러나, 제안 기법의 결과와 비교하면, 제안 기법이 [9]나 [12]의 결과보다 선명도 및 색조 왜곡 측면에서 훨씬 우수함을 알 수 있다.

한편, 여러 기법들의 선명도를 정량적으로 측정하기 위해서 x, y 방향 그래디언트 (G_x 와 G_y)에 기반한 선명도 metric P를 다음과 같이 정의한다.

$$G_x(m,n) = I(m,n) - I(m,n-1) \quad (13)$$

$$G_y(m,n) = I(m,n) - I(m-1,n) \quad (14)$$

$$P = \frac{\| \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \|_1}{MN} \quad (15)$$

$I(m,n)$ 은 측정하고자 하는 영상의 (m,n)위치에서의 밝기값을 의미한다. 식 (15)의 선명도 metric은 전체 영상의 고주파 에너지 평균에 해당한다. 표 1은 실험 영상들에 대한 P 값들을 PRDS의 결과 PPBDS로 나눈

표 1. 선명도 비교 결과.

Table 1. Sharpness comparison.

	SPRDS	[9]	Proposed
image 1	0.9698	1.0995	1.2643
image 2	0.9414	0.9816	1.0307
image 3	0.9508	1.0660	1.1785
image 4	0.9338	1.0911	1.1975
image 5	0.9044	1.0463	1.1665
image 6	0.8636	1.0044	1.2105
image 7	0.9519	1.0580	1.0829
image 8	0.9174	1.1006	1.1186
image 9	0.8809	1.0298	1.0756
image 10	0.9100	1.0374	1.0317
image 11	0.8971	1.0374	1.0187
image 12	0.8889	1.0331	1.2921
average	0.9167	1.0488	1.1390

표 2. PSNR_U 비교Table 2. Comparison of PSNR_U.

	PSNR _U		
	SPRDS	[9]	Proposed
image 1	35.36	35.17	33.71
image 2	22.08	21.72	31.31
image 3	34.46	33.96	36.42
image 4	29.05	27.84	31.45
image 5	31.13	30.68	34.34
image 6	28.80	29.31	31.28
image 7	37.15	36.22	40.51
image 8	32.08	31.36	36.83
image 9	33.34	33.08	39.59
image 10	27.16	27.24	38.07
image 11	28.68	29.06	41.22
image 12	28.92	29.48	29.82
average	30.68	30.43	35.38

표 3. PSNR_V 비교Table 3. Comparison of PSNR_V.

	PSNR _V		
	SPRDS	[9]	Proposed
image 1	36.58	34.01	34.20
image 2	23.20	22.98	31.35
image 3	35.66	35.30	37.07
image 4	29.87	28.70	31.78
image 5	32.24	32.19	34.23
image 6	28.90	29.70	31.32
image 7	39.31	39.26	43.39
image 8	32.48	31.98	37.53
image 9	33.93	34.07	40.33
image 10	27.06	27.24	38.77
image 11	29.53	29.74	41.11
image 12	28.76	29.34	30.26
average	31.46	31.21	35.95

비율이다. 결과적으로 제안 기법인 종래 기법들보다 선명도 측면에서 우위에 있음을 알 수 있다. 특히, image 12의 경우 제안 기법의 선명도는 종래 기법들 대비 20~30% 이상 선명도가 향상됨을 알 수 있다.

PBDS는 색조왜곡이 없기 때문에 각 결과들과의 U, V성분의 PSNR로 색조 왜곡의 정도를 확인 할 수 있다. 따라서, 색조 왜곡 정도를 비교하기 위해 우리는 각 결과 영상들 U, V 성분을 각각 PBDS의 U, V성분에 대한 PSNR을 측정한다. 표 2와 표 3은 실험 영상들에 대한 U, V성분 PSNR 측정값들을 나타낸다. 표 2에서 실험영상 1을 제외한 모든 실험에서 제안 기법이 가장 높은 PSNR을 가지고 있는 것을 확인할 수 있다. 평균적으로 기존 기법에 비해서 4dB이상 증가한다.

표 3에서도 표 2에서 보이는 결과와 유사한 결과를 보이고 있다.

IV. 메모리 및 복잡도 분석

제안 알고리즘은 학습 과정에서 생성된 사진을 저장하고, 실제 영상 축소과정 진행을 할 때 저장된 사진을 불러온다. 사진은 색인블록 사진과, 필터 사진으로 나누어 저장한다. 색인블록 사진은 $K\alpha^2 MN \times 4byte$, 필터 사진은 $K\alpha^2 M^2 N^2 \times 4byte$ 크기의 메모리가 필요하다. section III에서는 200Kb의 색인블록 사진과 5Mb의 필터사진이 사용되었다.

한편, 제안 기법은 최종적인 결과 블록을 얻기 위해 라플라시안 필터, 클러스터와의 정합 및 부화소별 필터링 과정 등 많은 연산과정을 거치게 된다.

표 4는 Intel(R) core (TM)2 Quad CPU Q9440 @ 2.66Ghz, 4GB Ram, GeForce 8600GT, Microsoft Window 7(64bit), Microsoft Visual Studio 2010 환경에서 알고리즘 별 영상 축소 시 평균적으로 걸리는 연산 시간을 초 단위로 보여준다. 제안 기법이 기존 기법들에 비해 많은 연산 시간이 사용되는 것을 볼 수 있지만 1초 미만의 연산 시간 안에서 동작하는 것을 확인할 수 있다.

표 4. 연산 시간 비교.

Table 4. Comparison of operating time.

(단위 : s)			
1:2 비율			
	SPRDS	[9]	Proposed
1920x1080	0.01	0.13	0.64
1280x720	> 0.01	0.06	0.29
768x512	> 0.01	0.03	0.13
1:3 비율			
	SPRDS	[9]	Proposed
1920x1080	> 0.01	0.06	0.34
1280x720	> 0.01	0.03	0.15
768x512	> 0.01	0.01	0.06

V. 결론

기존의 SPR 기반 영상 축소 기법들은 지역적 블록의 패턴을 고려하지 않은 채 축소 영상의 선명도 및 색조 왜곡 현상을 억제하려고 했기 때문에 성능이 제한적이었다. 제안 기법은 블록 단위로 최적화된 2D FIR 필터를 학습하여 적재적소에 적용함으로써, 선명도는 물론 색조 왜곡 현상을 최소화하였다. 또한 학습 과정에서 학습용 LR 영상들을 pre-emphasis하여 결과 LR 영상의 선명도를 추가로 향상시킴을 확인하였다. 모의 실험

결과 최신 SPR 기반 영상 축소 기법들보다 제안 기법이 선명도 및 색상 왜곡 측면에서에서 우위에 있음을 관찰할 수 있었다. 하지만 제안 기법은 실시간 동영상 처리 어플리케이션으로 활용하기에는 다소 많은 연산시간을 가지고 있다. 우리는 제안기법의 실시간 동영상 처리를 위해 최적화 및 고속화 연구를 할 계획이다.

참 고 문 헌

[1] S. J. Daly, "Analysis of subtriad addressing algorithms by visual system models," SID Dig., Vol 32, No. 1, pp. 1200-1203, 2001.

[2] S. J. Daly, "Methods and system for improved display resolution in images using sub-pixel sampling and visual error filtering," U.S. Patent 6,608,632 B2, Aug.19, 2003.

[3] E. Brown et al., "Co-optimization of color AMLCD subpixel architecture and rendering algorithms," in Proc. Soc. Inf. Display, 2002, pp.172 - 175.

[4] L. M. Chen and S. Hasegawa, "Influence of pixel-structure noise on image resolution and color for matrix display devices," J. Soc. Inf. Display, Vol. 1, pp. 103-110, 1993.

[5] Y. Amano, "A flat-panel TV display system in monochrome and color," IEEE Trans. Electron. Devices, Vol. ED-22, No. 1, pp. 1-7, 1975.

[6] T. Benzschawel and W. Howard, "Method of and apparatus for displaying a multicolor image," U.S. Patent 5,341,153, Aug. 23, 1994.

[7] J. C. Platt, "Optimal filtering for patterned displays," IEEE Signal Processing Letters, Vol. 7, No. 7, pp. 179-181, July 2000.

[8] J. C. Platt, B. Hill, B. Dresevic, C. Betrisey, D. P. Mitchell, G. Hitchcock, J. F. Blinn, and T. Whitted, "Displaced filtering for patterned displays," in Proc. SID Symp. Dig. Tech. Papers, Vol. 31, pp. 296-299, 2000.

[9] C. S. Kim, and J. S. Kim, "A filter design algorithm for subpixel rendering on matrix displays," EUSIPCO, 2007.

[10] D. S. Messing, S. Daly, "Improved display resolution of subsampled color images using subpixel addressing," IEEE International Conference on Image Processing, Vol. 1, 22-25 Sept. 2002.

[11] L. Fang, and O. C. Au, "Subpixel-based image down-sampling with min-max directional error for stripe display," IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, Vol. 5, No. 2,

Aprill. 2011.

[12] L. Fang, and O. C. Au, K. T. Wen, and H. Wang, "Novel 2-D MMSE subpixel-based image down-sampling," IEEE transactions on circuits and systems for video technology, Vol. 22, No 5. may. 2012.

[13] A. Polesel, G. Ramponi, V. J. Mathews "Image enhancement via adaptive unsharp masking," IEEE Trans. Image Processing, vol. 9, no. 3, pp. 505-510, 2000.

[14] R. P. Duda, P. E. Hart, D. G. Stork, "Pattern Classification 2/e", WILEY-INTERSCIENCE, pp.526-530

[15] Howard Anton, Robert C. Busby, "Contemporary linear algebra," WILEY, pp. 51-53, 2002.

[16] <http://r0k.us/graphics/kodak/>

저 자 소 개



남 연 오(학생회원)
2012년 인하대학교 전자공학과
학사 졸업.
2012년~현재 인하대학교 전자
공학과 석사 과정.
<주관심분야 : 영상처리, 선명도
개선, 초해상도 영상복원>



최 익 현(학생회원)
2011년 인하대학교 전자공학과
학사 졸업.
2011년~현재 인하대학교 전자
공학과 석사 과정.
<주관심분야 : 영상처리, 선명도
개선, 초해상도 영상복원>



송 병 철(평생회원)
1994년 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 졸업 (학사).
1996년 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 졸업 (석사).
2001년 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 졸업
(공학박사).

2001년~2008년 삼성전자 디지털미디어연구소
책임연구원
2008년~현재 인하대학교 전자공학부 교수
<주관심분야: 영상 신호처리, 영상시스템/SoC>