

논문 2016-53-10-11

광각 영상을 위한 ELBP 분류기를 이용한 초해상도 기법과 CUDA 기반 가속화

(CUDA Acceleration of Super-Resolution Algorithm Using ELBP
Classifier for Fisheye Images)

최 지 훈*, 송 병 철**

(Ji Hoon Choi and Byung Cheol Song[Ⓒ])

요 약

최근 어라운드 뷰 모니터링 시스템이나 보안 시스템 등에서는 광각 카메라를 이용하여 사용자에게 영상을 제공하고 있다. 광각 카메라로 촬영된 영상은 보다 넓은 범위의 장면을 제공하는 장점이 있으나 영상에 왜곡이 존재하고 특히 영상 외곽 부분은 초점이 맞지 않아 영상의 선명도가 저하되는 단점이 존재한다. 따라서 광각 영상에 대하여 초해상도 기법을 적용할 경우 영상 외곽에서의 블러 영향이 그대로 남아 있어 고해상도 영상의 선명도가 저하되고 아티팩트가 발생하는 등 결과적으로 초해상도 기법의 성능 저하로 이어진다. 따라서 본 논문에서는 자기 유사성 기반의 전처리 기법을 적용하여 영상 외곽부에서의 화질 저하를 개선하고자 한다. 추가로 전체 알고리즘에 대하여 GPU 환경에서의 가속화를 수행하여 알고리즘의 가속성을 확인한다.

Abstract

Most recently, the technology of around view monitoring(AVM) system or the security systems could provide users with images by using a fisheye lens. The filmed images through fisheye lens have an advantage of providing a wider range of scenes. On the other hand, filming through fisheye lens also has disadvantages of distorting images. Especially, it causes the sharpness of images to degrade because the edge of images is out of focus. The influence of a blur still remains at the end of the range when the super-resolution techniques is applied in order to enhance the sharpness. It degrades the clarity of high resolution images and occurs artifacts, which leads to deterioration in the performance of super-resolution algorithm. Therefore, in this paper we propose self-similarity-based pre-processing method to improve the sharpness at the edge. Additionally, we implement the acceleration in the GPU environment of entire algorithm and verify the acceleration.

Keywords : fisheye images, super-resolution, ELBP classifier, sharpness enhancement, GPU acceleration

I. 서 론

차량 주위의 주차 공간과 주행 공간 등을 촬영하여 협소한 도로 주행 등의 상황에서 촬영된 영상을 제공해 줌으로써 운전자에게 편의성을 제공하는 어라운드 뷰 모니터링(Around View Monitoring, AVM) 시스템이나

침입자 감시를 위한 보안용, 교통관제용, 방재용 등의 목적으로 사용되는 CCTV 등에서는 일반적인 렌즈와 비교해 보다 넓은 화각을 갖는 광각 렌즈를 이용하여 사용자에게 영상을 제공하고 있다.

광각 카메라로부터 획득한 저해상도 영상을 고해상도 영상으로 제공하기 위하여 다양한 방식의 초해상도 기법을 적용할 수 있다. 초해상도 기법은 크게 두 가지로 나눌 수 있는데, 다수의 저해상도 영상 정보를 활용하여 1개의 고해상도 영상으로 복원하는 다중 영상 기반의 초해상도 기법과 1개의 저해상도 영상만을 이용하

* 학생회원, ** 평생회원, 인하대학교 전자공학과
(Department of Electronic Engineering, Inha University)
Ⓒ Corresponding Author (E-mail : bcsong@inha.ac.kr)

Received ; June 21, 2016

Revised ; October 5, 2016

Accepted ; October 7, 2016

여 동일한 장면의 고해상도 영상으로 복원하는 단일 영상 기반의 초해상도 기법으로 나눌 수 있다. 전자의 경우, 더 많은 영상 정보를 이용함으로써 선명도가 크게 개선된 영상을 획득할 수 있는 반면에 입력된 저해상도 영상들을 정합하는 과정, 1차적으로 합성한 고해상도 영상의 선명도를 개선하는 최적화 과정 등에서 매우 많은 연산이 필요하기 때문에 실제로 적용하여 사용하기에는 어려움이 있다^[1~2].

단일 영상을 이용한 초해상도 기법은 방식에 따라서 복원 기반의 기법, 학습 기반 및 자기 학습 기반 기법, 학습된 필터를 이용한 기법 등으로 나눌 수 있다. 단일 영상을 이용하는 경우 다중 영상 기반의 초해상도 기법과 비교해 사용할 수 있는 영상 정보가 적기 때문에 선명도가 떨어지거나 아티팩트가 존재하는 등 상대적으로 성능이 저하되는 대신 적은 연산량만을 가지고 고해상도 영상을 획득할 수 있는 장점이 있다.

단일 영상 기반의 초해상도 기법 중 ELBP 분류기를 이용한 초해상도 기법^[3]은 사전에 학습된 필터를 이용하여 고주파를 합성함으로써 영상의 선명도를 개선하는 기법이다. 이 기법은 먼저, 입력 영상의 각 패치에 대하여 제안된 ELBP 분류기를 이용해 패치를 대표하는 특성을 추출한다. 이어서 추출된 패턴에 따라서 해당 패치를 복원하기 위한 최적의 필터를 선택한다. 최종적으로 선택된 필터를 이용하여 입력된 패치에 맞는 고주파 정보를 합성하는 과정을 거쳐 고해상도 영상을 획득하게 된다. 사전에 학습된 필터가 존재하지 않는 경우 일반적인 선형 보간법 중 하나인 Lanczos 필터를 이용하여 복원 과정을 수행한다.

일반적인 렌즈로 촬영된 헝각 영상에 대해서 초해상도 기법을 적용할 경우 영상 전 영역에 걸쳐 대체로 선명도가 개선되는 결과를 확인할 수 있다. 그러나 광각 렌즈는 더 넓은 영역의 정보를 한 프레임 안에서 얻을 수 있는 장점이 있는 반면, 광각 렌즈의 특성상 광각 영상 외곽 부분에서 초점이 맞지 않기 때문에 영상이 흐려지는 단점이 있다. 이러한 영상 외곽에서의 화질 저하는 초해상도 기법의 성능 저하로 이어진다. 이를 해결하기 위해 광각 영상에 대한 전처리로 영상 외곽부에 대한 디블러 과정을 수행하게 되면 영상 외곽에서의 선명도를 개선시킬 수 있고, 초해상도 기법의 성능 저하 문제를 해결할 수 있다.

본 논문에서는 광각 영상에 대한 초해상도 기법을 위한 전처리 과정을 제안하여 초해상도 기법의 성능을 개선하고자 한다. 그러나 ELBP 필터를 이용한 고주파 합

성 과정과 제안하는 선명도 향상 전처리 과정 등은 필요로 하는 연산량이 많기 때문에 일반적인 C언어를 이용할 경우 많은 연산 시간이 소요되는 문제점이 있다. 따라서 제안 알고리즘의 실시간성을 확인하기 위하여 CUDA를 이용한 GPU 환경에서의 가속화를 수행하고 각 과정에서의 가속 성능을 확인한다.

II. 본 론

1. ELBP 분류기를 이용한 초해상도 기법

LBP(Local Binary Pattern)는 입력 패치의 중심 밝기 값을 기준으로 인접한 픽셀들의 밝기 값을 비교하여 이를 0과 1로 이루어진 이진 패턴으로 추출하여 해당 패치를 대표하는 특성으로 이용하는 방법이다. 이를 응용하여 패치의 중심 밝기 값 이외에 다른 기준을 이용하여 각 패치의 특성을 나타내는 이진 패턴을 추출할 수 있는데 이를 ELBP(Extended LBP)라고 하고 추출 방법에 따라 다양한 ELBP를 정의할 수 있다.

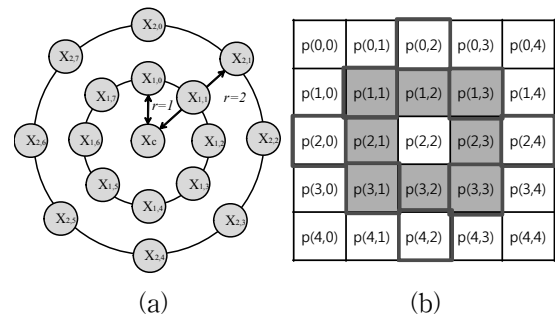


그림 1. (a) ELBP 분류기 개념도, (b) 입력 패치에서의 샘플링 위치

Fig. 1. (a) ELBP classifier model, (b) sampling positions in the input patch.

ELBP 분류기를 이용한 초해상도 기법에서의 ELBP는 기존의 LBP와 패치 중심으로부터의 거리가 각각 1, 2인 8개의 픽셀들로 이루어진 두 집합(그림 1)에서 각 집합의 평균 밝기 값을 기준으로 해당 집합 내 픽셀들의 밝기 값의 대소를 비교한 두 개의 LBP를 추가로 이용하여 식 (1)과 같이 총 24비트의 ELBP를 패치들을 분류하기 위한 특징량으로 사용한다.

$$ELBP(X) = \sum_{p=0}^{P-1} S(X_{1,p} - \mu_1) \cdot 2^p + S(X_{2,p} - \mu_2) \cdot 2^{p+P} + S(X_{1,p} - X_c) \cdot 2^{p+2P} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} S(a-b) &= 1 & a \geq b \\ S(a-b) &= 0 & a < b \end{aligned} \quad (2)$$

가. 학습 과정

사전에 다양한 특성을 가지고 있는 충분히 많은 수의 영상으로부터 저해상도-고해상도 패치 쌍을 추출하여 동일한 ELBP를 갖는 저해상도 패치들을 같은 클래스로 분류한다. 분류 과정을 마치면, 각 클래스에 포함된 저해상도-고해상도 패치 쌍에 대하여 식 (3)과 같은 관계식을 적용하였을 때 실제 고해상도 영상과 복원된 고해상도 영상의 오차를 최소화 할 수 있는 최적의 필터 계수 $w_{i,j}(m,n)$ 을 찾는 방법으로 각 클래스를 대표하는 필터를 생성하는 학습 과정을 수행한다.

$$HR(i, j) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} w_{i,j}(m, n) LR(m, n) \quad (3)$$

식 (3)에서 $HR(i, j)$ 은 고해상도 영상의 픽셀 위치 (i, j) 에서 복원되는 밝기 값을 나타낸다. 이를 복원하기 위해 (i, j) 위치에 해당하는 저해상도 영상에서의 위치 (m, n) 을 중심으로 하는 $M \times N$ 크기의 저해상도 패치 $LR(m, n)$ 과 동일한 크기의 필터 $w_{i,j}(m, n)$ 을 이용하여 최종 고해상도 영상을 복원하게 된다. 본 논문에서는 학습 과정에 필요한 저해상도 영상 및 필터의 크기를 $M = N = 5$ 로 설정하였다.

나. 합성 과정

합성 과정에서는 입력된 저해상도 영상의 각 패치에 해당하는 ELBP 값을 추출하고 이를 각 패치의 고주파 정보 합성을 위한 필터의 주소 값으로 사용하여 사전에 학습하여 저장되어 있는 필터를 선택하도록 한다. 최종적으로 선택된 필터를 이용하여 식 (3)과 동일하게 필터링 과정을 수행함으로써 고해상도 영상을 획득한다. 단, 패치에서 추출한 ELBP에 해당하는 필터가 존재하지 않을 경우 일반적인 선형 보간법인 Lanczos 기법을 이용하여 복원한다.

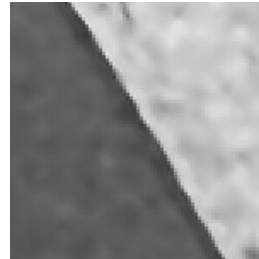
2. 광각 영상의 화질 개선을 위한 전처리 기법

광각 영상의 경우 광각 렌즈의 광학적 특성상 영상 외곽 부분에서 초점이 맞지 않기 때문에 선명도가 떨어지는 특징을 보인다. ELBP 분류기를 이용한 초해상도 기법을 광각 영상에 그대로 적용할 경우 입력 영상 외

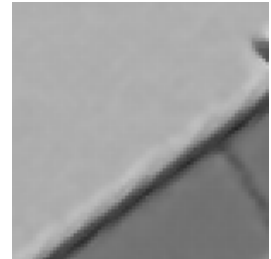
곽의 선명도가 저하되어 있는 상태이기 때문에 초해상도 기법을 적용하더라도 복원 성능이 현저히 떨어지는 결과를 확인할 수 있다(그림 2). 이와 같은 문제점은 광각 영상 외곽 부분의 선명도를 개선할 수 있는 전처리 과정을 적용함으로써 해결할 수 있다.



(a)



(b)



(c)

그림 2. 광각 영상의 영역에 따른 초해상도 기법의 결과 영상 (a) 입력 영상 (b) 영상 중심부 (c) 영상 외곽부

Fig. 2. The results of the super-resolution algorithm using ELBP classifier according to the area of the fisheye images (a) input image, (b)(c) the output of ELBP SR method in the middle of the image, and at the outskirts of fisheye image, respectively.

광각 영상 외곽의 선명도를 개선시키기 위하여 자기 유사성(self-similarity)^[4] 기반의 방법을 적용할 수 있다. 자기 유사성은 동일한 장면의 영상을 축소 혹은 확대할 경우 영상이 서로 다른 해상도를 가지게 되더라도 에지 등 영상이 기본적으로 가지고 있는 특성은 지역적으로 유사한 경향을 보이는 것을 말한다. 예를 들어, 입력된 저해상도 영상을 일정 비율로 축소하면 영상이 가지고 있는 지역적 특징은 유지되면서 고주파 정보가 강조된 영상을 획득할 수 있다(그림 3). 이러한 성질을 이용하여 입력 패치와 가장 유사한 패치를 축소 영상의 일정 영역 안에서 탐색한 이후 탐색된 패치가 가지고 있는 고주파 정보를 추출하여 입력 영상과 합성하는 과정을 수행함으로써 입력 영상의 선명도를 개선시킬 수 있다(그림 4).

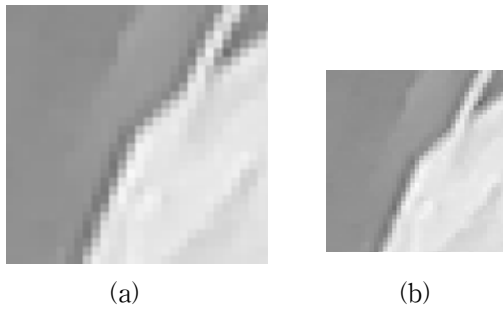


그림 3. 자기 유사성의 그림 예 (a) 원본 영상 (b) 축소 영상
Fig. 3. The example of self-similarity (a) original image, (b) down-scaled image.

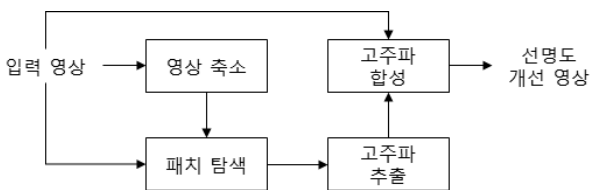


그림 4. 전처리 기법의 블록도
Fig. 4. The block diagram of pre-processing algorithm.

가. LoG^[5]를 이용한 에지 검출

영상 전체에 동일한 조건으로 전처리 기법을 적용하는 경우 전처리의 개선 효과가 적은 광각 영상의 중심부나 평탄한 영역에서도 처리가 이루어지기 때문에 필요 이상의 과도한 연산을 하게 된다. 연산량을 최소화하기 위하여 LoG(Laplacian of Gaussian) 등을 이용한 에지 검출 과정을 거친 후, 에지 영역에 대해서만 전처리 과정을 수행하는 방법을 이용할 수 있다.

LoG를 이용한 에지 검출 과정은 다음과 같은 순서로 이루어진다. 먼저 식 (4)와 같은 LoG 필터를 이용하여 입력 영상과의 컨볼루션을 수행한다. 컨볼루션을 통하여 얻은 $g(x,y)$ 에 대한 영점 교차점들이 입력 영상 $f(x,y)$ 에서의 에지가 된다. 영점 교차점을 찾는 대표적인 방법은 한 픽셀을 중심으로 인근의 3×3 크기의 영역을 사용하여 중심을 기준으로 마주 보고 있는 픽셀들의 부호를 비교하는 것이다. 이 과정에서 문턱치를 적용하여 일정 크기 이상의 값 차이가 발생하는 경우에만 에지로 선정할 수 있다. 본 논문에서는 일반적으로 적용되는 LoG 에지 검출의 영점 교차 과정과는 다르게 광각 영상의 영역별 가중치를 적용하여 영상 중심부에서의 검출을 최소화하였다.

$$\nabla^2 G(x,y) = \left[\frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

$$g(x,y) = [\nabla^2 G(x,y)] * f(x,y) \quad (5)$$

나. 에지 검출 성능 향상을 위한 전처리 기법

에지 검출 과정에서 텍스처 영역을 에지로 검출하여 전처리 기법이 적용될 경우, 고주파 합성 과정에서 오히려 해당 영역이 고유하게 가지고 있는 자연스러운 질감 등이 사라지고 실제 장면과는 다른 부자연스러운 영상으로 합성되는 단점이 존재한다. 이러한 문제점은 최초 입력 영상이 가지고 있는 선명한 에지는 유지하면서 텍스처 영역에 존재하는 에지를 제거할 수 있는 전처리 기법을 적용하고 이를 이용한 에지 검출을 통해 텍스처 영역에 대한 에지 검출을 최소화함으로써 해결할 수 있다.

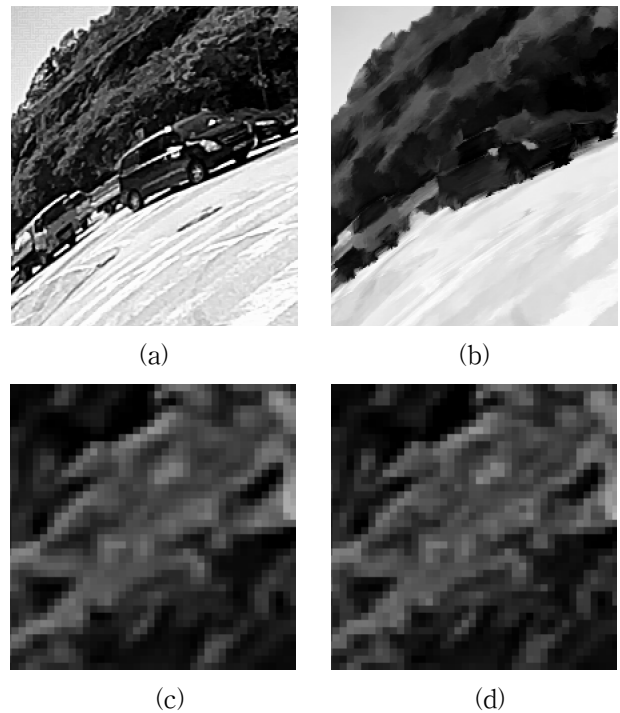


그림 5. (a) 기존 영상, (b) Papari et al. 기법^[6] 실시 후, (c) (a)를 이용한 선명도 개선 전처리 결과, (d) (b)를 이용한 선명도 개선 전처리 결과
Fig. 5. (a) Original image, (b) the output of the Papari's, (c), (d) the output of the pre-processing method using image (a), (b), respectively

Papari et al.^[6]은 다음과 같은 방법을 제안하였다. 먼저 각각의 픽셀을 중심으로 일정 크기를 가진 원 모양의 영역을 설정하고 식 (6)과 같은 가우시안 필터로 각 픽셀에 해당하는 가중치를 할당한다. 이어서, 원 모양의 영역은 각 영역의 중심을 기준으로 동일한 모양과 크기의 부채꼴 형태로 총 N 개의 영역으로 나눈다. 식 (7)과 식 (8)을 이용해 N 개 각각의 영역에 대하여 가중치가

적용된 지역적 평균(m_i)과 표준 편차(s_i)를 계산할 수 있는데 여기서 가중치 w_i 는 g_σ 와 V_i 의 곱으로 나타낼 수 있다. 최종적으로 식 (12)를 이용하여 결과 영상을 얻을 수 있는데 파라미터 q 가 큰 값을 가질수록 각 영역에서의 표준 편차를 최소화하는 방향으로 필터링을 수행한다. 따라서 텍스처 영역보다 비교적 평탄한 영역의 영향이 더 커지는 방향으로 영상이 변화하기 때문에 그림 5.(b)와 같은 결과 영상을 얻을 수 있다.

$$g_\sigma(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \tag{6}$$

$$m_i = I * w_i \tag{7}$$

$$s_i^2 = I^2 * w_i - m_i^2 \tag{8}$$

$$V_i = U_i * g_{\sigma/4} \tag{9}$$

$$U_i(r, \theta) = \begin{cases} N, & i - \frac{1}{2} < \frac{N}{2\pi}\theta < i + \frac{1}{2} \\ 0, & otherwise \end{cases} \tag{10}$$

$$w_i = g_\sigma \cdot V_i \tag{11}$$

$$\Phi_q(x, y) = \frac{\sum_i m_i(x, y) s_i^{-q}(x, y)}{\sum_i s_i^{-q}(x, y)} \tag{12}$$

3. GPU 환경에서의 CUDA 가속화^[7-8]

CUDA는 GPU 환경에서의 병렬 처리를 위하여 사용되는 GPGPU 기술로 GPU는 다수의 코어 구조를 가지고 있고 각 코어에서는 수백~수천 개의 쓰레드를 동시에 이용하여 연산이 가능하기 때문에 병렬 처리 연산에 적합한 알고리즘의 경우 CPU와 비교해 큰 가속성을 확인할 수 있다. GPU의 대략적인 메모리 구조는 그림 6. 과 같다. CPU로부터 필요한 데이터를 읽고 다양한 종류의 메모리에 값을 할당해 각 블록에서 병렬적으로 연산을 수행한 다음 연산 결과를 다시 CPU 메모리로 전달하는 과정으로 진행하는데 GPU에서 사용하는 메모리에 따라서 동일한 연산 과정도 서로 다른 수행 속도를 보인다. 대표적으로 공유 메모리, 상수 메모리, 텍스처 메모리 등을 이용하여 가속화를 수행할 수 있다.

가. 공유 메모리(shared memory)

커널 내 각 블록의 전체 연산과정에서 메모리로부터

읽고 사용하는 영상 정보는 해당 블록 인근의 일정 범위 내의 영역으로 제한되어 있고, 대체로 인접한 서로 다른 쓰레드의 연산과정에서 규칙성 있게 중복되어 사용되는 특성을 가진다. 이와 같이 제한된 영역의 영상 정보를 반복적으로 사용하는 경우, 각 블록의 연산 과정 이전에 해당 블록의 연산에 필요한 영상 정보를 공유 메모리로 선언하여 저장한 다음 연산 과정을 진행함으로써 일반적인 전역 메모리를 사용하여 연산을 수행하는 것과 비교해 빠른 속도로 필요한 정보를 읽고 사용하는 것이 가능하다.

나. 상수 메모리(constant memory)

전처리 과정에서 축소 영상을 획득하기 위해 사용되는 필터, 저해상도 영상 패치의 ELBP 필터가 존재하지 않을 경우 고해상도 영상을 획득하기 위해 사용되는 Lanczos 필터 등은 전체 알고리즘 수행 과정에서 항상 고정된 값으로 비교적 적은 수의 필터 탭을 가진다. 이와 같은 특성을 가지는 필터 계수 등을 상수 메모리로 선언하면 가속 효과를 얻을 수 있다.

ELBP 필터의 경우에는 사전에 학습되어 합성과정에는 항상 고정된 필터 계수를 가지지만 상대적으로 매우 큰 크기의 필터이기 때문에 GPU 메모리에서 제한된 크기만 사용 가능한 상수 메모리로 이용하기 어렵다.

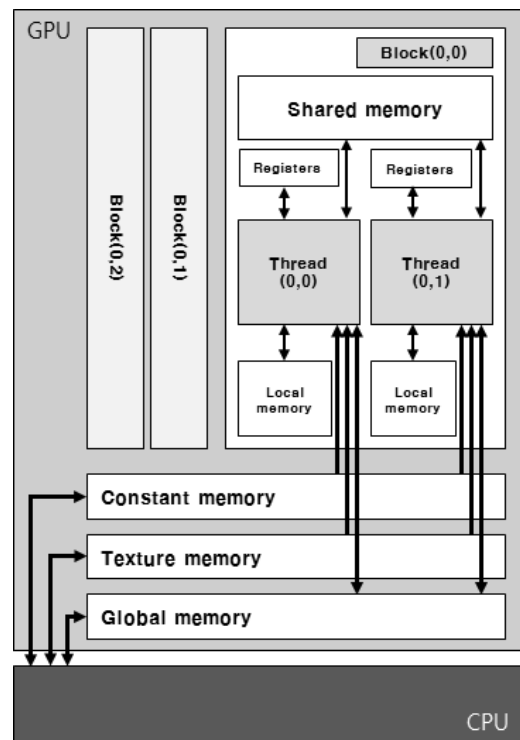


그림 6. GPU 메모리 구조
Fig. 6. GPU memory architecture.

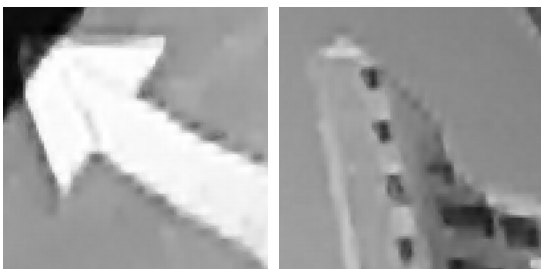
다. 텍스처 메모리(texture memory)

상수 메모리로 사용하기 어려운 ELBP 필터는 텍스처 메모리를 이용해 가속화한다. 텍스처 메모리는 접근 패턴을 공간적으로 캐시하여 사용하는 메모리로, ELBP 필터의 경우 입력 패치에 해당하는 필터 주소 값이 정해지면 서로 다른 각각의 필터가 가지고 있는 25개의 필터 계수에 동일한 패턴으로 접근하기 때문에 텍스처 메모리로 활용하기에 적합하다.

위와 같이 메모리 특성을 활용한 가속화 방법 이외에 각 커널에서 사용하는 쓰레드의 차원, 방향, 크기에 따라서 가속 성능의 차이를 확인할 수 있다. 최적의 쓰레드 차원, 방향 및 크기는 일반적인 경향이 존재하지만 각 커널의 동작과 사용하는 데이터의 특성에 따라서 다른 경향을 보이기 때문에 실험적인 결과로 최적의 값을 판단할 수 있다.

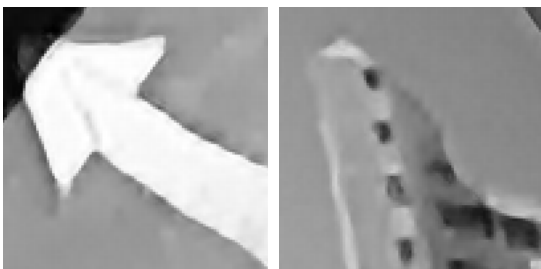


(a)



(b)

(c)



(d)

(e)

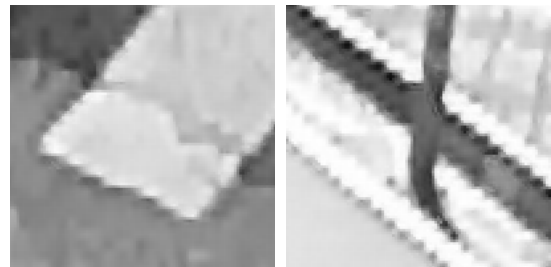
그림 7. 전처리 기법 적용에 따른 초해상도 기법 결과 (a) 입력 영상, (b)(c) 전처리 미적용 (d)(e) 전처리 적용
Fig. 7. The ELBP SR results according to the pre-processing technique applied (a) input image, (b)(c) without pre-processing, (d)(e) with pre-processing.

III. 실험

제안하는 전처리 기법의 성능 및 CUDA를 이용한 GPU 환경에서의 가속 성능을 확인하기 위하여 실험 영상으로 1280×720 크기의 광각 영상을 사용하여 실험하였다. 전처리 기법으로 개선된 초해상도 기법의 성능은 정성적인 평가와 더불어 선명도를 정량적으로 평가할 수 있는 JNB(Just Noticeable Blur)^[9] 수치를 이용하여 비교하였다. GPU 환경에서의 가속 성능은 3.2GHz 로 동작하는 i5-4570 CPU와 GeForce GT 730을 이용하여 비교하였는데, 가속 성능 비교는 Papari 기법을 제외하여 실시하였다.

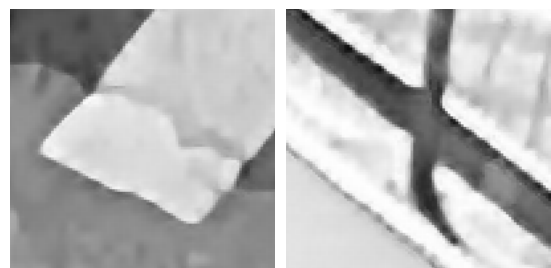


(a)



(b)

(c)



(d)

(e)

그림 8. 전처리 기법 적용에 따른 초해상도 기법 결과 (a) 입력 영상, (b)(c) 전처리 미적용 (d)(e) 전처리 적용
Fig. 8. The ELBP SR results according to the pre-processing technique applied (a) input image, (b)(c) without pre-processing, (d)(e) with pre-processing.

선명도 개선 전처리 알고리즘 및 초해상도 기법은 입력 영상의 Y 채널에 대해서만 수행하였다. 선명도 개선

은 x1/2배 축소 영상, x2/3배 축소 영상을 이용하여 두 단계에 걸쳐 실시하였고 에지 검출 정보는 두 번째 단계에서만 반영하여 전처리를 수행하였다. 에지 검출 과정은 입력 영상을 1/2배로 축소된 영상에 대해서 실시하고 검출한 에지 맵을 2배 확대하는 방법으로 적용하였는데 해당 과정에서는 Y 채널뿐만 아니라 Cb, Cr 채널을 동시에 활용하여 수행하였다.

먼저, 그림 7-8.은 전처리 기법의 적용으로 개선된 초해상도 기법의 성능을 보여준다. 입력 영상을 그대로 이용하여 초해상도 기법을 적용한 경우 외곽 부분의 선명도 저하로 인해 그림 7-8. (b)(c)의 결과 영상과 같이 흐릿한 특성이 유지되어 있는 것을 확인할 수 있고 특히 에지 주변에서는 아티팩트가 발생하는 등 육안으로 성능 저하를 확인할 수 있다. 반면, 전처리 기법을 적용하여 초해상도 기법을 수행한 경우 그림 7-8. (d)(e)의 결과 영상과 같이 기존의 결과 영상과 비교해 아티팩트가 크게 줄어든 것을 확인할 수 있고 선명도 또한 눈에 띄게 향상된 결과를 확인할 수 있다.

표 1. 각 방법에 대한 JNB 비교
Table1. The JNB for different methods.

JNB	bicubic	ELBP SR	pre-processing + ELBP SR
image1	16.4196	18.4369	19.5920
image2	17.4111	19.8134	21.1575
image3	16.4579	19.0388	20.1930
image4	18.8883	21.0074	22.4920
image5	18.2444	19.7131	22.1005
image6	17.3610	19.0244	20.2687
image7	17.7640	19.6233	20.5839
image8	18.1754	19.6426	21.2661
image9	17.5509	19.6628	21.4101
image10	19.3254	21.1784	22.7058
image11	15.7646	17.7688	18.9469
Average	17.5784	19.5373	20.9742

이를 정량적으로 평가하기 위하여 JNB 지표를 이용하여 비교해보면 표 1.과 같다. JNB는 더 선명한 영상일수록 더 큰 값을 가지는데, 기존의 ELBP를 이용한 SR 기법이 종래의 bicubic 보간법과 비교해 평균적으로 1.9589만큼 그 수치가 증가한 것을 확인할 수 있다. 추가로 본 논문에서 제안하는 전처리 기법을 적용하여 영상 외곽의 선명도를 개선한 경우 추가로 1.4369의 성능 향상을 확인할 수 있다.

표 2. CPU/GPU의 수행 시간 비교
Table2. The comparison of processing time CPU/GPU.

	CPU (msec)	GPU (msec)	가속 성능
에지 검출	27.52	3.80	x7.24
전처리	33.41	9.12	x3.66
ELBP SR	104.81	30.04	x3.49
Total	165.74	42.96	x3.86

다음으로, CPU/GPU 환경에서의 수행 시간 비교를 위해 먼저 CPU 환경에서 전체 알고리즘을 수행하는데 걸리는 시간을 측정하면 평균적으로 165.74ms가 소요되는 것을 확인할 수 있다. 각 과정별로 소요 시간을 확인해보면 ELBP 분류기를 이용한 영상 확대 과정이 104.81ms로 약 63.24%의 매우 많은 연산 시간을 차지하고 에지 검출 부분에서도 비교적 많은 27.52ms의 시간이 소요된다.

각 과정에 대하여 GPU 환경에서의 가속화를 수행한 결과, 총 42.96ms로 평균적으로 3.86배의 가속 성능을 보인다. 영상 축소 과정과 LoG를 이용한 필터링 부분이 포함되어 있는 에지 검출 과정에서는 각 필터를 상수 메모리로 활용함으로써 약 7.24배의 매우 큰 가속 성능을 얻을 수 있다. 반면 전처리 과정에서는 비교적 가속 성능이 떨어지는 모습을 확인할 수 있는데 전처리의 경우 에지 영역 여부에 따라 선택적으로 동작을 수행하는 등 고정적이지 않은 연산을 포함하고 있고 각 과정에서 사용하는 정보가 각 영상마다 다른 값을 가지고 있기 때문에 성능 개선에서 한계를 보인다. 또, 검출된 에지 영역이 더 많은 영역에 걸쳐 있을수록 시간이 더 많이 걸리는 등 매우 유동적인 경향을 가지고 있다. 마지막으로 ELBP 분류기를 이용한 영상 확대 과정에서는 ELBP 필터가 존재하지 않을 경우 사용하는 Lanczos 필터를 상수 메모리로 사용하는 것이 가능하며 크기가 큰 ELBP 필터는 텍스처 메모리를 이용하여 가속화가 가능하다. 그러나 텍스처 메모리는 상수 메모리와 비교해 가속 성능이 떨어지는 단점을 보인다.

IV. 결론

광각 영상에 대하여 초해상도 기법을 적용할 경우 광각 렌즈의 특성에 의해 영상 중심부보다 영상 외곽부의 선명도가 떨어지기 때문에 합성한 고해상도 영상에서도 아티팩트가 발생하는 등 성능 저하의 원인이 된다. 따

라서 본 논문에서 제안한 전처리 기법을 통하여 영상 외곽 부분의 선명도를 개선한 후 ELBP를 이용한 초해상도 기법을 적용한 결과 이전의 결과와 비교해 선명도가 개선된 결과를 확인할 수 있다.

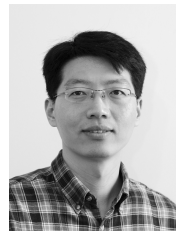
REFERENCES

- [1] S. Farsiu, M. D. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar, "Fast and Robust Multiframe Super Resolution," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 10, Oct. 2004.
- [2] E. Faramarzi, D. Rajan, F. C. A. Fernandes, and M. P. Christensen, "Blind Super Resolution of Real-Life Video Sequences," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 25, no. 4, Apr. 2016.
- [3] Dong Yoon Choi and Byung Cheol Song, "Fast Super-Resolution Algorithm using ELBP Classifier," IEEE VCIP2015, Singapore, Dec. 2015.
- [4] G. Freedman and R. Fattal, "Image and video upscaling from local self-examples," ACM Transactions on Graphics, vol. 30, no. 2, Apr. 2011.
- [5] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing 3rd Edition," Pearson Education, pp. 736-739.
- [6] G. Papari, N. Petkov, and P. Campisi, "Artistic Edge and Corner Enhancing Smoothing", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 16, no. 10, Oct. 2007.
- [7] J. Sanders and E. Kandrot, CUDA by Example: An Introduction to General-Purpose GPU programming. Addison-Wesley, July 2010. ISBN 978-0-13-138768-3.
- [8] D. B. Kirk and W. W. Hwu, Programming Massively Parallel Processors: A Hands-on Approach, Morgan Kaufmann, 2010, ISBN 978-0-12-381472-2.
- [9] R. Ferzli and L. J. Karam, "A No-Reference Objective Image Sharpness Metric Based on the Notion of Just Noticeable Blur(JNB)," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 18, no. 4, Apr. 2009.

저 자 소개



최 지 훈(학생회원)
2015년 인하대학교 전자공학과 학사 졸업.
2015년~현재 인하대학교 전자공학과 석사 과정.
<주관심분야: 영상 처리, 초해상도 기법>



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 전자공학과 교수
<주관심분야: 영상 처리, 컴퓨터 비전>