

# GPGPU를 이용한 단일 영상에서의 깊이 추정에 관한 연구

유태훈\*, 박영수\*\*, 이종용\*\*, 이강성\*\*, 이상훈\*\*  
광운대학교 대학원\*, 광운대학교 교양학부\*\*

## A Study of Depth Estimate using GPGPU in Monocular Image

Tae Hoon Yoo\*, Gang Seong Lee\*\*, Young Soo Park\*\*,  
Jong Yong Lee\*\*, Sang Hun Lee\*\*  
Graduate School, Kwang Woon University\*  
Dept. of General Education, Kwang Woon University\*\*

**요 약** 본 논문에서는 GPU(Graphics Processing Unit)에서 데이터를 처리할 수 있게 하여 단일 영상에서 효율적으로 깊이를 추정하는 방법을 제안한다. 단일 영상은 카메라의 투영 과정에 의해 깊이 정보가 소실되게 되며 영상에서 소실된 깊이를 추정하기 위해서 단안 단서를 이용한다. 제안하는 깊이 추정 알고리즘은 좀 더 신뢰성 있는 깊이를 추정하고자 여러 단안 단서를 이용하며 에너지 최소화를 통해 단안 단서들을 결합한다. 그러나 여러 단안 단서들을 고려해야하기 때문에 처리해야 할 데이터가 많은 단점이 존재한다. 따라서 GPGPU(General Purpose Graphics Processing Unit)를 통해 데이터를 병렬적으로 처리하게 하여 효율적으로 깊이를 추정하는 방법을 제안한다. 객관적인 효율성을 검증하기 위해 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)을 통해 실험하였으며 GPGPU을 이용함으로써 알고리즘의 수행시간을 평균 61.22% 감소시켰다.

**주제어** : GPGPU, 단안 단서, 깊이 추정, 에너지 최소화, 마르코프 랜덤 필드

**Abstract** In this paper, a depth estimate method is proposed using GPU(Graphics Processing Unit) in monocular image. a monocular image is a 2D image with missing 3D depth information due to the camera projection and we used a monocular cue to recover the lost depth information by the projection present. The proposed algorithm uses an energy function which takes a variety of cues to create a more generalized and reliable depth map. But, a processing time is late because energy function is defined from the various monocular cues. Therefore, we propose a depth estimate method using GPGPU(General Purpose Graphics Processing Unit). The objective effectiveness of the algorithm is shown using PSNR(Peak Signal to Noise Ratio), a processing time is decrease by 61.22%

**Key Words** : GPGPU, Monocular Cue, Depth Extraction, Energy Minimization, Markov Random Field

\* 본 논문은 2013년 광운대학교 교내 학술 연구비 지원에 의하여 연구되었음

Received 16 October 2013, Revised 28 November 2013

Accepted 20 December 2013

Corresponding Author: Sang Hun Lee(Kwangwoon University)

Email: leesh58@kw.ac.kr

ISSN: 1738-1916

© The Society of Digital Policy & Management. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## 1. 서론

3D 콘텐츠에 대한 수요는 최근 할리우드를 중심으로 증가하고 있다. 2011년 애니메이션 라이온킹을 3D로 변환하여 재개봉한 라이온킹 3D는 미국 박스 오피스 2주 연속 1위를 하며 3D 변환 산업에 대한 가능성을 확인하게 되었다. 또한 영화 아바타가 흥행에 성공함에 따라 3D 영화의 붐이 일어나기 시작했다.

3D영상의 제작 방법은 CG영상 제작, 실사 촬영제작, 실사 촬영과 CG영상을 결합한 제작, 2D 영상을 3D 영상으로 바꾸는 2D-3D컨버팅 제작 등 크게 네 가지로 분류할 수 있다. 그러나 CG영상 제작이나 실사 촬영제작은 많은 비용과 시간이 소요되어 3D 콘텐츠의 병목현상이 일어나고 있다. 이에 따라 기존의 방대한 2D 콘텐츠를 재활용 할 수 있는 2D-3D컨버팅 제작에 대한 많은 연구가 이루어지고 있다.[1]

2D-3D 컨버팅은 영상에서 객체와 배경, 전경과 후경 등의 영역분할을 하고 단안 단서를 분석하여 각 영역 깊이를 추정하는 과정으로 이루어진다. 단안 단서는 인간이 단안만으로 깊이를 지각하는 깊이 단서를 말하며 인간은 단안만으로도 깊이를 지각하는데 어려움을 느끼지 못한다. 이것은 깊이 단서로 양안 단서뿐만 아니라 다양한 단안 단서들이 있기 때문이다. 회화나 자연영상등과 같은 단일 영상에는 객체와 객체 혹은 객체와 배경간의 거리에 대한 정보가 없지만, 인간은 다양한 단안단서들을 이용하기 때문에 객체와 배경간의 거리를 비교적 정확하게 추측 할 수 있다. 단안 단서의 종류에는 텍스처, 외곽선, 에지, 색상, 실안개, 비초점, 상대적 크기 변화등이 있다. 또한 사람은 특징적 구조를 갖는 하늘이나 건물 같은 사견경험으로부터 상대적 거리를 추측 할 수 있다.

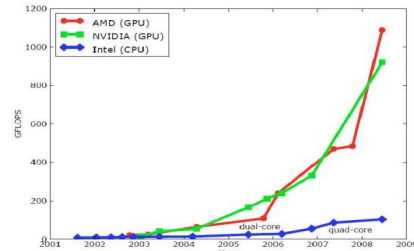
기존 2D-3D 컨버팅의 깊이 추정 알고리즘은 하나의 단안 단서만을 이용하기 때문에 특정 영상에서만 적용되는 문제점을 가진다. 따라서 본 논문에서는 영상에 존재하는 여러 단안 단서들을 이용하여 깊이를 추정하고자 한다. 단안 단서들을 결합하기 위해서 MRF(Markov Random Field)모델을 기반으로 에너지 함수를 정의하게 되는데 MRF 모델은 영역의 전후 관계 분석을 위한 확률 이론의 한 분야로 다양한 영역 정보를 통합할 수 있는 방법을 제공한다. 그러나 MRF는 반복적인 가역 모델로써 에너지 함수가 수렴할 때까지 반복하여 수행하게 된다.

따라서 처리해야 할 데이터가 큰 단점이 존재하는데, 이 문제를 GPGPU(General Purpose Graphics Processing Unit)를 이용하여 해결하고자 한다.

## 2. 관련연구

### 2.1 GPGPU

GPGPU는 GPU성능을 그래픽 처리뿐만 아니라 일반적인 데이터 처리로도 이용되는 것을 말한다. GPGPU를 이용한 처리 방법은 2003년 이후로 주목받기 시작하였는데 반도체 업체가 마이크로프로세서를 설계하는 방향이 바뀌기 시작하면서이다. 단일 프로세서는 병렬문제에 에너지 소모로 인해 성능 향상이 둔화되었고 반도체 업체는 다중 프로세서를 설계하는 방향으로 전환하였다. 또한 CPU보다 GPU가 구조적으로 유연한 환경을 갖추고 있어 멀티코어인 GPU는 급격한 성능 발전을 이룰 수 있었다.[2]



[Fig. 1] Performance Chart

따라서 GPGPU를 이용하여 GPU에서 병렬적으로 처리하면 효율적으로 데이터를 처리할 수 있다.

### 2.2 Markov Random Field(MRF)

MRF는 시간적·공간적 상관성에 따른 전후 관계의 분석을 위한 확률 이론의 한 분야이다.[3] 그리고 미래의 상태는 현재의 상태에만 의존하고 과거의 상태와는 독립적이라는 Markov 이론을 2 차원으로 확장한 개념이 기도하다. MRF모델은 영상내의 한 점( $x, y$ )와 이웃하는 점을( $x_N, y_N$ )이라고 정의 할 때, 현재의 상태  $S(x, y)$ 는 이웃의 상태  $S(x_N, y_N)$ 에만 의존 한다. 일반적으로 확률변수  $f$ 가 근접관계  $N = \{N_i, i \in S\}$ 에

관하여 다음 두 조건을 만족할 때 MRF라 정의 한다.

$$P(f) > 0, \forall f \in \bar{f} \quad (\text{positivity}) \quad (1)$$

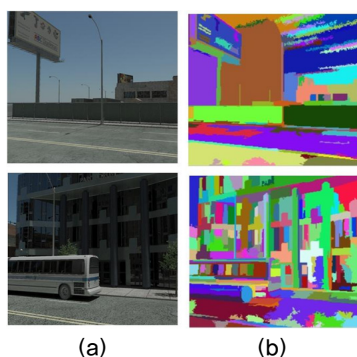
$$P(f_s | f_{S(i)}) = P(f_s | f_{N_i}) \quad (\text{locality}) \quad (2)$$

양(Positivity)의 조건은 모든 사건이 양의 확률 값을 갖는다는 제약을 의미하고, 국부적(Locality)인 조건은 확률 변수 값은 이웃관계의 레이블에만 영향을 받는다는 확률 변수  $f$ 의 지역적 특성을 말한다. 다시 말해 한 점  $(x, y)$ 의 상태변화는 이웃간의 관계에 따른 확률변수  $f$ 에 의존한다는 의미이다.

### 2.3 초기 깊이 지도

본 논문에서는 기존의 깊이지도 생성 방법을 이용하여 초기 깊이를 할당한다.[4] 기존의 깊이지도 생성 방법은 Graph-Cut 영상 분할을 이용하며, Graph-Cut 영상 분할은 영상에서 한 픽셀 주변 유사한 색상을 가진 이웃픽셀들을 하나의 영역으로 결합하는 분할 알고리즘이다.[5] Graph-Cut은 꼭지점의 집합  $V$ 와 변의 집합  $E$ 의 순서쌍  $G=(V, E)$ 로 정의하며 그래프 이론을 이용하여 영상분할을 하기위해 영상을 그래프로 나타낸다. 영상을 그래프로 나타낼 때 영상의 각 픽셀은 꼭지점이 되고 각 이웃 픽셀이 변을 통해 연결되어 영상을 분할한다.

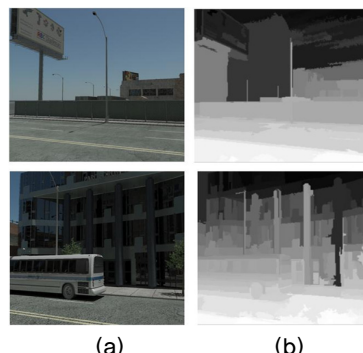
Fig. 2는 Graph-Cut 영상 분할의 결과영상이다.



[Fig. 2] (a)Input Image, (b) Segmented Image

분할된 영상에 초기 깊이를 할당하기 위해서 상대적 높이가 단서를 이용한다. 상대적 높이 단서는 일반적인 카메라 구도로 인해 형성되며, 영상에서 카메라의 위치가

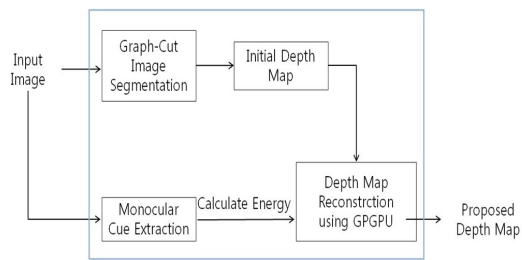
가장 아래에 위치하기 때문에 영상에 하단 부는 깊이가 작고 상단 부는 깊이가 크게 되는 깊이 단서이다. 분할 영상의 하단 영역부터 상단 영역까지 깊이를 내림차순으로 할당하여 깊이지도를 생성한다. Fig. 3는 생성된 초기 깊이지도 영상이다.



[Fig. 3] (a)Input Image, (b)Initial Depth Map

### 3. 제안하는 방법

Fig. 4는 초기 깊이지도를 생성하고 보다 정확한 깊이를 추정하기 위해 단안 단서를 이용하여 깊이지도를 재구성하는 전체 흐름을 보여준다. 먼저, Graph-Cut 영상 분할을 이용한 초기 깊이지도를 생성한 후 각 영역에 단안 단서를 추출한다. 다양한 영상에 적용하기 위해 단안 단서인 색상 특징, 텍스처 특징, 외곽 특징, 하늘 특징을 추출하며 이들을 결합하기 위해 에너지 함수를 정의한다. 그리고 정의된 에너지 함수를 통해 GPGPU를 기반으로 영역 간 에너지 최소화하여 깊이를 재구성한다.



[Fig. 4] Proposed Flow Chart

### 3.1 단안 단서 추출

초기 깊이지도에서 각 영역에 대한 단안 단서를 추출한다. 단안 단서는 색상, 텍스처, 외곽선 그리고 사진 경험의 단서인 하늘 영역 탐지를 이용한다.

#### 3.1.1 Lab 특징

인간의 색상 정보를 받아들이는 신경절 세포에는 색 상대비에 강하게 반응하는 동질(homogeneous)의 형태 수용야를 가지고 있다. CIE에서는 R+G-(‘적/녹’대립)세포와 B+Y-(‘청/황’대립)세포를 모델링하여 Lab 색 공간을 정의하였다.[6] L은 Luminance를 말하고 a와 b은 적/녹과 청/황을 나타낸다. 색상 특징을 얻기 위해서 먼저, RGB 입력 영상 I에 대해서 평균화하여 각각의 색 공간으로 나눈다:

$$L_{a\mu} = \begin{bmatrix} L_{a\mu} \\ a_{a\mu} \\ b_{a\mu} \end{bmatrix} = Lab\left(\left(\frac{\sum I(x,y)}{wh}\right)\right) \quad (3)$$

Lab 특징을 추출하기 위해서 다음과 같은 식을 따른다:

$$L = \frac{1}{3}(|L_{\mu} - L_{a\mu}| + |a_{\mu} - a_{a\mu}| + |b_{\mu} - b_{a\mu}|) \quad (4)$$

$L_{\mu}, a_{\mu}, b_{\mu}$ 는 평균화 하지 않은 영상 I의 Lab 색공간이다.

#### 3.1.2 가보 텍스처 특징

가보 필터를 통해 텍스처 특징을 얻는다. 가보 필터는 가우시안 함수를 복소지수함수로 변조한 사인 평면 파이며, 방향성과 주파수 선택성을 가지게 된다. 영상에서 추출하고자 하는 주파수 대역과 방향성을 선택 할 수 있기 때문에, 특정 주파수 성분과 방향성 정보를 효과적으로 표현 할 수 있다. 2차원 가보 필터를 생성하기 위한 가보커널함수는 다음과 같다.[7]

$$g(x,y) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (5)$$

where,  $\begin{cases} x' = x \cos\theta + y \sin\theta \\ y' = -x \sin\theta + y \cos\theta \end{cases}$

여기서 필터의 방향성은  $\theta$ 이고  $\lambda$ 는 사인파의 주파수,  $\psi$ 는 파장의 오프셋 그리고  $\sigma$ 는 가우시안 커널 함수의 표준편차이다.  $\psi$ 의  $0^\circ$  와  $90^\circ$  는 각각 실수부와 허수부를 뜻하는데 본 논문에서는 실수부만을 이용하며  $\theta$ 에 따른 총 18가지의 필터를 생성하여 텍스처 특징을 얻는다. 영상 I에 대하여 다음 식과 같이 특징을 추출한다.

$$G(x,y) = I(x,y) \otimes g(x,y) \quad (7)$$

$(\theta = 0^\circ, 10^\circ, 20^\circ, \dots, 180^\circ)$

#### 3.1.3 외곽선 특징

YUV색공간에서 경계(Edge)를 얻고 주변 영역 차이 마스크를 통해 외곽선 특징을 얻는다. 색공간 영상의 경계를 얻기 위해서 각 색 평면에서 경계선을 찾아 유클리디언거리(Euclidean distance) D를 계산 한다.

$$D = [(w_Y \cdot E_Y)^2 + (w_U \cdot E_U)^2 + (w_V \cdot E_V)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

(8) 식에서  $w_Y, w_U, w_V$ 는 각 색상 성분에 대한 가중치(weight)를 의미한다. 그리고 각 색 평면 영상의 경계선을 검출하기 위하여 프리윅트(Prewitt)마스크를 사용하였다.[8] 마지막으로 생성된 경계 영상에 대하여 주변 영역 차이 마스크를 적용하여 외곽선 특징을 추정한다.

$$C(x,y) = C(x,y) - \frac{1}{9} \left( \sum_{j=y-1}^{y+1} \sum_{i=x-1}^{x+1} C(i,j) \right) \quad (9)$$

#### 3.1.4 하늘 특징

초기 깊이지도에서 하늘 영역에 깊이가 할당되는 경우가 있다. 이러한 문제점을 해결하고자 하늘영역을 검출하고 초기 깊이지도에 올바른 깊이를 할당한다. 하늘영역을 검출하기 위해 HSV 색공간을 이용하며 H는 색, S는 채도, V는 명도를 의미한다. 일반적으로 하늘이 갖는 색, 채도, 명도를 추출하여 하늘 특징을 추정한다

$$S = \{(S+V) | H < \alpha, S+V > \beta\} \quad (10)$$

초기 깊이지도에서 하늘 영역에 깊이가 할당 되어 있을 경우 깊이 오류가 발생하기 때문에 깊이를 0으로 초

기화한다.

$$P(N_t = 1 | X_t, N_t \in \{0, 1\}) = 1 - E(X_t) \quad (14)$$

### 3.2 GPGPU를 이용한 깊이지도 재구성

초기 깊이지도는 상대적 높이 단서만을 이용하여 대략적인 깊이를 할당했기 때문에 신뢰할 수 없는 깊이지도이다. 예를 들어, 나무나 건물등과 같은 세로 길이가 긴 객체인 경우 잘못된 깊이가 할당되는 오류가 빈번히 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 초기 깊이도에 상하 영역간의 단안 단서 에너지를 구하고 이에 따라 깊이를 재할당하는 알고리즘을 제안한다. 초기 깊이도에서 분할된 영역을 나타내는 라벨 값의 집합을  $l = \{1, 2, \dots, n\}$ , 라벨 값을 나타내는 특정 영역 집합인  $R = \{R_t, t \in l\}$ , 라벨링에 관한 랜덤 변수의 집합을  $X = \{X_t, t \in l\}$ 로 나타낸다. 이 때, 랜덤 변수  $X$ 는 이웃시스템  $N = \{N_t, t \in l\}$ 에 대한 MRF 모델을 사용한다. 즉, 국부적 조건인 다음의 식을 만족한다.

$$\begin{aligned} P(X_t = R_t | X_q = R_q, q \in l, q \neq t) \\ = P(X_t = R_t | X_{N_t} = R_{N_t}) \end{aligned} \quad (11)$$

알고리즘은 6 by 3 마스크를 사용하며 상단 영역은  $R_t$ 와 하단 영역인  $R_{t-1}$ 간의 확률 변수  $X_t$ 에 대한 에너지 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$E(X_t) = \exp(-V(R_t, R_{t-1})/T) \quad (12)$$

$T$ 는 루프 반복 횟수에 따라 감소하는 온도변수이며  $V(R_t, R_{t-1})$ 은 상하 영역간의 관계를 계산하는 잠재 함수이다. 초기 깊이의 집합을  $I$ , Lab 특징 집합을  $L$ , 가보 특징 집합을  $G$ , 외곽선 특징 집합을  $C$ , 하늘 특징 집합을  $S$ 라 하며 잠재함수  $V(R_t, R_{t-1})$ 을 다음과 같이 정의한다.

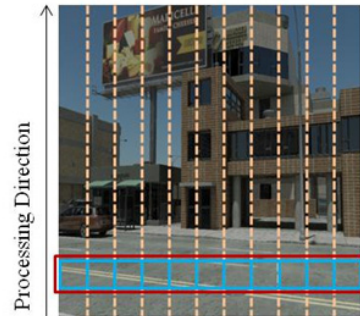
$$\begin{aligned} V(R_t, R_{t-1}) = \\ \frac{(I_{R_t} - I_{R_{t-1}})^2 - S_{R_t}}{\alpha \cdot ((I_{R_t} - I_{R_{t-1}})^2 + (G_{R_t} - G_{R_{t-1}})^2 + (C_{R_t} - C_{R_{t-1}})^2)^\alpha} \end{aligned} \quad (13)$$

한 영역의 상태는 에너지 함수에 따라 다음 식으로 계산된다.

알고리즘은 맨 아래 행부터 위로 진행하면서  $N_t = 1$ 인 경우 식 (15)와 같이 하단의 깊이를 할당한다. 하단의 깊이를 할당하는 이유는 영역의 전체 깊이는 하단 영역에 의해 결정되기 때문이다.

$$R_t = R_{t-1} \times e^{-\alpha} \quad (15)$$

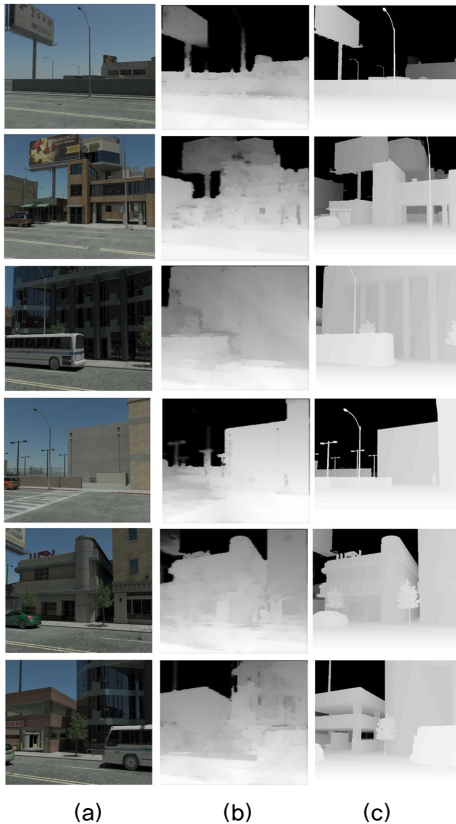
알고리즘은 에너지함수  $E(X_t)$ 가 수렴할 때까지 반복하게 되며 Fig.5와 같이 행 방향으로 진행함에 따라 하단 영역의 상태 변화가 상단 영역에 상태에 영향을 미치게 되므로 MRF 모델을 구현 할 수 있다. GPU를 이용하여 효율적으로 계산하기 위해 병렬 단위를 Fig 5.의 하단 정합창과 같이 구성하며 GPU의 한 클록에 처리하는 단위로 설정한다. 하나의 마스크내의 연산을 하나의 GPU 스레드가 처리할 수 있도록 NVIDIA에서 제공하는 CUDA를 통해 구축하였다.



[Fig. 5] Process Direction of Algorithm and Parallel Unit

## 4. 실험 결과

실험 데이터로 ICCV(International Conference on Computer Vision)에서 제공하는 663장의 도시 영상 데이터 베이스를 이용하였다.[9] 비교 실험하기 위하여 실제 깊이지도인 지상 검증 자료와 비교하였으며 Fig. 6은 실험 결과 영상이다.



[Fig. 6] (a) Input Image, (b) Proposed Depth Map, (c) Ground Truth Depth Map

객관적인 비교 실험을 위하여 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)을 통해 평가한다. PSNR은 영상의 화질을 객관적인 방법으로 평가하는 방법 중 가장 많이 쓰이는 방법으로 원영상과 비교영상을 서로 비교하여 비교 영상이 원 영상에 비해 얼마만큼 손실이 생겼는지 측정하는 방법이다. PSNR은 두 영상의 MSE(Mean Squared Error)를 이용하여  $\log$  함수를 통한  $dB$ 값으로 표현 한다.

$$MSE = \frac{1}{w \cdot h} \sum_{j=1}^h \sum_{i=1}^w (O_{ij} - T_{ij})^2 \quad (16)$$

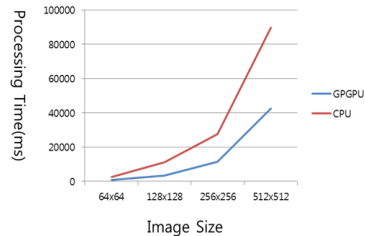
$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255}{MSE} \quad (17)$$

ICCV에서 제공하는 도시 영상 데이터 베이스 663장의 지상 검증 자료와 제안하는 깊이 지도를 비교하여 Table 1과 같은 평균적인 수치를 얻었다.

<Table 1> Result of Experiment

PSNR/MSE	Initial Depth Map	Proposed Depth Map
PSNR	9.8242dB	15.1258dB
MSE	6771.1176	1997.5626

PSNR의 데시벨(dB)이 높을수록 영상의 실제 깊이와 유사하다. 본 논문에서는 GPGPU를 이용하여 효율적으로 데이터를 처리하는 방법을 제안하였다. Fig. 7은 CPU에서 처리하는 실행시간과 GPGPU를 이용하여 처리하는 실행시간을 비교한 그래프이며 영상 크기에 따라 실행시간을 측정하였다. 64x64는 CPU로 처리하였을 때 2540ms, GPGPU로 처리하였을 때 918ms의 시간이 걸렸다. 128x128은 각각 3316ms, 11021ms의 시간이 걸렸고 256x256은 27578ms, 11453의 시간이 걸렸으며 512x512는 89599ms, 42433ms의 시간이 걸렸다. 따라서 CPU에서 데이터를 순차적으로 처리하는 것 보다 GPU에서 데이터를 병렬적으로 처리하는 것이 더 나은 처리 속도를 보였다.



[Fig. 7] Process Time by Image Size

### 5. 결론

기존의 깊이 추정 알고리즘은 하나의 깊이 단서만을 사용하기 때문에 다양한 영상에 적용할 수 없는 문제점이 있었는데, 깊이 단서로 텍스처, 경계, 색상, 하늘의 단안 단서를 사용함으로써 다양한 영상에 적용할 수 있었다. 또한 깊이 지도를 재구성하면서 행-방향으로 처리하여 상하 영역간의 특징을 얻을 수 있었고 건물이나 나무와 같은 긴 객체에 대해서 신뢰성 있는 깊이를 추정할 수 있었다. 그러나 다양한 단안 단서를 결합해야 하기 때문



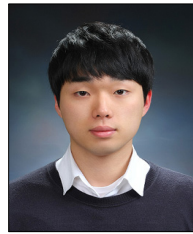
에 실행 시간이 긴 단점이 존재한다. 따라서 본 논문에서는 알고리즘의 순차적인 처리를 GPGPU를 이용하여 병렬적으로 처리함으로써 단일 영상에서 효율적으로 깊이를 추정하는 방법을 제안하였다. GPGPU를 이용함으로써 수행 시간을 평균 61.22% 감소시킬 수 있었다.

향 후 연구로는 순차적 처리를 병렬 처리로 변환하면서 병렬 처리에 맞는 데이터 메모리 할당이나 동기화 부분을 보완하여 처리 속도를 향상 시키는 것이다. 또한 제안하는 알고리즘을 병렬 처리에 적합하게 설계하여 실시간 처리도 가능하게 한다면 3D콘텐츠 부족 현상을 해결할 수 있다.

## REFERENCES

- [1] Hyeon Ho Han, Gang Sung Lee, Sang Hun Lee, A Study on Create Depth Map using Focus/Defocus in single frame, Korea Society of Digital policy, Vol 10, No. 4, pp. 191-197, 2012.
- [2] Corporation NVIDIA, Nvidia cuda programming guide (version 1.0), NVIDIA Corporation, 2007
- [3] S. Z. Li, Markov Random Field Modeling in Image Analysis, 2nded. New York:Springer-Verlag, 2001.
- [4] Y. J. Jung, A. Baik, J. Kim, and D. Park, A novel 2D-to-3D conversion technique based on relative height depth cue, Proc. Of SPIE-IS&T Electronic Imaging, SPIE Vol. 7237, 2009.
- [5] P. Felzenszwalb and D. Huttenlocher, Efficient graph-based image segmentation, IJCV, 59, 2004.
- [6] Connolly, C., Fleiss, T. "A study of efficiency and accuracy in the transformation from RGB to CIELAB color space", IEEE Transactions on, 6, 1046-1048, 1997.
- [7] T. Lee. Image representation using 2d gabor wavelets. PAMI, 1996.
- [8] X L. Ci and G. G Chen Analysis and Reserch of Image Edge Detection Methods, Journal of Infrared, pp. 20-23, JuL 2008.
- [9] BiliianaKaneva, Antonio Torralba, William Freeman. Evaluation of Image Features Using a Photorealistic Virtual World. ICCV, 2011.

### 유 태 훈(Yoo, Tae Hoon)



- 2012년 2월 : 광운대학교 컴퓨터공학과(학사)
- 2012년 2월 ~ 현재: 광운대학교 대학원 플라즈마바이오디스플레이학과
- 관심분야 : 영상인식, 3D 영상처리
- E-Mail : taehunwoo@kw.ac.kr

### 박 영 수(Park, Young Soo)



- 1996년 2월 : 광운대학교 전산대학원 전산학과(석사)
- 2006년 2월 : 광운대학교 대학원 컴퓨터학과(박사)
- 2011년 2월 ~ 2012년 2월: 광운대학교 정보과학교육원 컴퓨터공학과 주임교수
- 2013년 2월 ~ 현재: 광운대학교 조교수
- 관심분야 : 소프트웨어엔지니어링, XML, 웹 서비스, 분산처리, 무인인터넷, 모바일 컴퓨팅, 3D 영상처리
- E-Mail : yspark@kw.ac.kr

### 이 종 용(Lee, Jong Yong)



- 1983년 2월 : 한양대학교 원자력공학과(학사)
- 1988년 2월 : 광운대학교 대학원 전자공학과(석사)
- 1993년 2월 : 광운대학교 대학원 전자공학과(박사)
- 1991년 2월 ~ 2004년 2월: 광운대학교 정보과학교육원 대우교수
- 2005년 2월 ~ 현재: 광운대학교 정교수
- 관심분야 : 자동제어, 로보틱스, 영상인식
- E-Mail : jyonglee@kw.ac.kr

### 이강성(Lee, Gang Seong)



- 1986년 2월 : 광운대학교 컴퓨터공학과(학사)
- 1988년 2월 : 광운대학교 대학원 컴퓨터공학과(석사)
- 1993년 2월 : 광운대학교 대학원 컴퓨터공학과(박사)
- 1990년 2월 : 서울대학교 음악대학

원 작곡과(석사)

- 1998년 2월 ~ 1999년 2월: CMU(Carnegie Mellon University), U.S.A. 교환교수
- 1990년 2월 ~ 현재: 광운대학교 정교수
- 관심분야 : 음성공학, 음악공학, 미디어아트, 작곡
- E-Mail : gslee@kw.ac.kr

### 이상훈(Lee, Sang Hun)



- 1983년 2월 : 광운대학교 응용전자공학과(학사)
- 1987년 2월 : 광운대학교 대학원 전자공학과(석사)
- 1992년 2월 : 광운대학교 대학원 전자공학과(학사)
- 1990년 2월 ~ 현재: 광운대학교 정교수

- 2001년 2월 ~ 2007년 2월: 세계기능경기대회 (심사위원)
- 2006년 2월 ~ 2007년 2월: 서울특별시 기능경기위원회 (기술위원장)
- 2010년 2월 ~ 2012년 2월: 광운대학교 교양학부장
- 2012년 2월 ~ 2013년 2월: 광운대학교 정보통신처장
- 2013년 2월 ~ 현재: 광운대학교 학생복지처장
- 관심분야 : 무선인터넷, 무선네트워크, USN, 영상인식, 3D 영상처리
- E-Mail : leesh58@kw.ac.kr