

입체영상에서 특징의 군집화를 통한 대상객체 분할

장석우¹, 최현준², 허문행^{1*}

¹안양대학교 디지털미디어학과, ²목포해양대학교 전자공학과

Segmentation of Target Objects Based on Feature Clustering in Stereoscopic Images

Seok-Woo Jang¹, Hyun-Jun Choi² and Moon-Haeng Huh^{1*}

¹Department of Digital Media, Anyang University

²Department of Electronic Engineering, Mokpo National Maritime University

요 약 다양한 영상으로부터 사용자가 원하는 대상 물체를 정확하게 분할하는 기존의 기법은 2차원적인 특징을 위주로 사용하므로 3차원적인 정보가 부족하여 여러 제한사항이 존재한다. 따라서 본 논문에서는 연속적으로 입력되는 3차원의 스테레오 입체 영상으로부터 2차원과 3차원의 특징을 결합하여 군집화함으로써 대상 물체를 보다 강건하게 분할하는 기법을 제안한다. 제안된 방법에서는 먼저 촬영된 장면의 좌우 스테레오 영상으로부터 스테레오 정합 알고리즘을 이용해 영상의 각 화소별로 카메라와 물체 사이의 거리를 나타내는 깊이 특징을 추출한다. 그런 다음, 깊이 특징과 색상 특징을 효과적으로 군집화하여 배경에 해당하는 영역을 제외하고, 전경에 해당하는 대상 물체를 감지한다. 실험에서는 본 논문에서 제안된 방법을 여러 가지 영상에 적용하여 테스트를 해 보았으며, 제안된 방법이 기존의 2차원 기반의 물체 분리 방법에 비해 보다 강건하게 대상물체를 분할함을 확인하였다.

Abstract Since the existing methods of segmenting target objects from various images mainly use 2-dimensional features, they have several constraints due to the shortage of 3-dimensional information. In this paper, we therefore propose a new method of accurately segmenting target objects from three dimensional stereoscopic images using 2D and 3D feature clustering. The suggested method first estimates depth features from stereo images by using a stereo matching technique, which represent the distance between a camera and an object from left and right images. It then eliminates background areas and detects foreground areas, namely, target objects by effectively clustering depth and color features. To verify the performance of the proposed method, we have applied our approach to various stereoscopic images and found that it can accurately detect target objects compared to other existing 2-dimensional methods.

Key Words : Feature Clustering, Stereoscopic Images, Target Object, Disparity Map, Stereo Matching Algorithm

1. 서론

입력되는 영상을 분석하여 배경 부분을 제외하고 전경 부분에 해당하는 대상 물체만을 강건하게 분리하는 작업은 영상처리 및 멀티미디어 분야에서 매우 중요한 연구 주제 중의 하나이며, 이동 물체의 추적, 보안, 얼굴 인식, 제스처 분석, 자동차 교통량 통계 추출, 항공사진 분석 등의 여러 응용 분야에서 매우 유용하게 사용되고 있다[1].

그러나 대상 물체를 정확하게 탐지하는 작업은 장면의 해석을 위해 중요한 작업이지만 조명의 변화, 사용된 광학기기의 다름, 카메라의 임의의 방향으로의 이동, 실내외의 복잡한 환경 등으로 인해 매우 어려운 작업으로 알려져 있다.

관련문헌에서 대상 물체를 효과적으로 감지하기 위한 다양한 연구 방법들을 발견할 수 있다. 이런 방법들에는 윤곽선(contour)을 이용한 방법[2], 고유배경(eigenbackground)

*Corresponding Author : Moon-Haeng Huh

Tel: +82-11-725-1511 email: moonh@anyang.ac.kr

접수일 12년 07월 31일

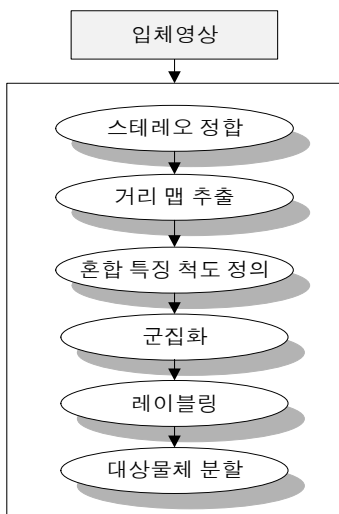
수정일 (1차 12년 08월 22일, 2차 12년 09월 19일)

게재확정일 12년 10월 11일

의 동적 모델링을 이용한 방법[3], 명암이나 컬러 대조에 의한 방법[4], 차영상을 이용한 방법[5], 광류(optical flow) 측정에 의한 방법[6] 등이 있다.

이와 같이 대상물체를 감지하는 많은 기법에 대한 연구가 진행되었으나 여전히 해결해야 할 문제들이 남아 있다. 특히, 카메라가 고정되어 있지 않은 자유로운 상황에서는 차영상을 사용하기가 어려우므로 대상 물체를 정확히 감지하는 작업은 매우 어려운 작업 중의 하나이다. 또한, 기존의 많은 방법들은 색상, 예지, 텍스처, 그리고 모양 등의 2차원적인 특징을 위주로 대상물체를 분할하므로 3차원적인 정보가 부족하여 제한사항이 존재한다. 다시 말해, 2차원적인 특징만으로 실세계에 3차원으로 존재하는 물체를 분할하기에는 한계가 존재한다. 물론, 3차원의 거리 정보를 이용하여 물체 분할을 시도하고 있는 기존의 방법이 있으나 아직까지 그 완성도가 높지 않다. 또한, 기존의 2차원 기반의 방법은 2차원 특징만을, 그리고 3차원 기반의 방법은 3차원 특징만을 주로 이용하여 물체 분할을 시도하려고 하는 경향이 있다.

따라서 본 논문에서는 카메라가 고정되어 있지 않은 일반 환경에서 시스템으로 입력되는 3차원의 스테레오 영상으로부터 2차원과 3차원의 특징들을 군집화를 통해서 효과적으로 결합하면서 대상 물체를 보다 강건하게 분할하는 새로운 기법을 제안한다. 그림 1은 본 논문에서 제안하는 대상 물체 분할 알고리즘의 전체적인 흐름도를 보여준다.



[그림 1] 시스템 흐름도
[Fig. 1] Overall flow diagram

그림 1에서 확인할 수 있듯이 제안된 방법에서는 먼저

3차원으로 촬영된 장면의 좌우 스테레오 영상으로부터 스테레오 정합 알고리즘을 이용하여 화소별로 카메라와 물체 사이의 거리를 나타내는 깊이 특징을 추출한다. 그런 다음, 추출된 깊이와 컬러를 혼합한 특징을 정의한 후, 이를 군집화하여 배경에 해당하는 영역을 제외하고, 전경에 해당하는 대상 물체를 감지한다.

1장에서는 본 연구를 수행하게 된 동기 및 배경, 그리고 전체적인 개요를 기술하였다. 2장에서는 스테레오 매칭 알고리즘을 통해 좌우 영상으로부터 거리 맵을 추출하는 방법에 대해 소개하고, 3장에서는 컬러와 거리 값을 결합한 특징을 정의하는 방법을 기술하며, 4장에서는 군집화를 통해 대상물체를 분할하는 기법을 설명한다. 그리고 5장에서는 제안한 물체 분할 방법의 성능을 비교 평가하기 위해서 수행한 실험결과를 보이며, 6장에서는 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

2. 변이 맵 획득

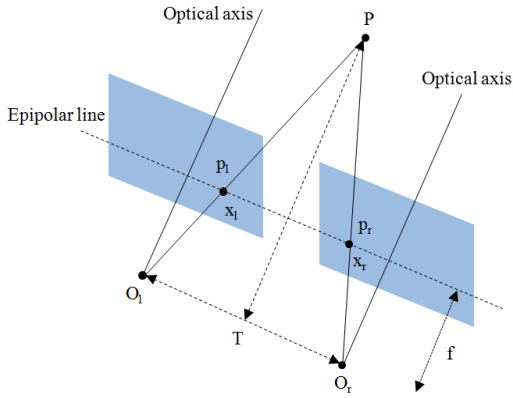
영상의 정합(matching) 문제는 스테레오 비전의 중요한 과제 중의 하나로서 3차원 공간 상의 한 점이 좌우 영상에 투영되는 점의 대응성(correspondence)을 계산하는 과정이다[7]. 스테레오 비전 분야에서는 이러한 과정을 스테레오 정합이라 부르는데, 두 영상으로부터 선택된 점들이 대응점을 가지는 가를 판단하고 그 점에서의 깊이 정보의 지표가 되는 변이(disparity)를 계산하는 것이 핵심이 된다.

일반적으로, 변이를 구하는 방법은 크게 전역적인 방법과 지역적인 방법으로 분류될 수 있다. 전역적인 방법은 전체 영상을 대상으로 에너지 함수를 최소화하는 변위 값을 찾음으로써 정합을 수행한다. 이 방법은 정확도가 높은 편이나 다른 스테레오 정합 기법에 비해 상대적으로 많은 연산시간이 요구되므로 실시간 구현에 어려움이 있다. 한편, 지역적인 방법은 정합 윈도우 내의 색상과 명암값을 이용하여 각 화소의 변위 값을 추출한다. 이 방법은 전역적인 방법에 비해서 간단하고 효율성이 높은 편이나 비교적 균일한 텍스처를 가지는 영역, 그리고 깊이 불연속(depth discontinuities)이 존재하는 상황 등에는 좋지 않은 결과를 산출하는 경향이 있다.

본 논문에서는 최근 들어 좋은 성능을 발휘한다고 알려진 그래프 컷(graph cut)[8] 기반의 스테레오 정합 알고리즘을 적용하여 변이 맵(disparity map)을 측정한다. 이를 위해, 입력영상을 그레이 영상으로 변환한 후 좌우 영상 사이의 정합을 통해 변이 정보를 추출한다.

좌우 스테레오 입력영상으로부터 변이 정보를 추출하

는 기본적인 개념은 그림 2와 같이 표현된다.



[그림 2] 변이 추출 개요
[Fig. 2] Basic concept of extracting disparity

그림 2에서와 같이 P 는 실세계의 한 점, x_l 과 x_r 은 P 가 좌우 영상에 맺힌 x 좌표, f 는 카메라의 초점거리 (focal length), T 는 카메라의 baseline, 그리고 Z 는 추출하고자 하는 깊이 정보라고 하자. 그러면 삼각형 (p_l, P, p_r) 과 (O_l, P, O_r) 은 닮은 형태이므로 식 (1)이 성립하고, 식 (1)을 Z 에 대해 전개하면 식 (2)와 같이 정리되어 깊이 정보인 Z 를 추출할 수 있게 된다.

$$\frac{T + x_l - x_r}{Z - f} = \frac{T}{Z} \quad (1)$$

$$Z = f \times \frac{T}{d} \quad (2)$$

식 (2)에서 $d = x_r - x_l$ 는 변이 정보를 나타낸다.

3. 혼합된 특징 정의

본 논문에서는 영상 내에 존재하는 대상 물체를 분할하기 위한 혼합 특징을 정의하기 위해서 색상과 깊이 특징을 사용한다. 이 두 가지 특징은 물체 분할을 간단하게 하면서도 효과적으로 수행할 수 있으며, 2차원적인 특징 (색상)과 3차원적인 특징(거리)을 결합할 수 있다는 장점을 가진다.

먼저, 색상 특징은 YCbCr 컬러 공간을 사용한다. 일반적으로, 2차원 또는 3차원 영상을 처리할 때 RGB 컬러 공간이 기본적으로 제공되지만 RGB 컬러공간의 경우 3가지 구성요소인 R, G, B를 모두 사용해야 하고, 주변 환

경의 조명변화에 민감하다는 단점이 있다. 따라서 색상 요소와 명암값 요소를 분리시킨 HSI, YIQ, 그리고 YCbCr 컬러공간 등으로 변환되어 사용된다.

이런 컬러공간 중에서 YCbCr 공간은 JPEG과 MPEG 등 디지털 비디오 성분 표준을 정하기 위하여 개발되었는데, YUV 공간의 색 좌표와 매우 관련이 큰 좌표로 YUV 공간의 위치와 크기 변동으로 획득될 수 있다. 그리고 YCbCr 컬러공간은 감마(gamma) 보정된 RGB 신호를 이용하여 유도될 수 있다.

본 논문에서 분할하고자 하는 주요한 대상은 사람이므로 위에서 언급한 컬러공간 중에서 사람의 색상을 검출하는데 가장 많이 활용되는 YCbCr 공간[9]을 사용한다. 식 (3)은 RGB 공간으로부터 YCbCr 컬러공간으로 변환하는 기본적인 수학적식을 보여준다.

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65.481 & 128.533 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112 \\ 122 & -93.786 & -84.214 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3)$$

YCbCr 공간에서 Y는 명암값을 나타내고, Cb와 Cr이 색상 정보를 나타낸다. 본 논문에서는 대상 물체를 분할하기 위한 색상 특징으로 YCbCr 공간에서 Cb와 Cr 요소를 사용하여 식 (4)와 같이 정의한다. 식 (4)에서 x 와 y 는 영상의 위치 좌표를 나타내는 인덱스를 의미한다.

$$F_c(x, y) = \{C_b(x, y), C_r(x, y)\} \quad (4)$$

그리고 대상물체 분할을 위한 깊이 특징은 2장에서 기술한 카메라와 물체 사이의 거리 정보인 Z 를 사용하여 식 (5)와 같이 정의한다.

$$F_d(x, y) = Z(x, y) \quad (5)$$

결론적으로, 본 논문에서 사용하는 색상과 깊이 특징을 결합한 혼합 특징 $F(x, y)$ 는 식 (6)과 같이 기술할 수 있다.

$$F(x, y) = \{F_c(x, y), F_d(x, y)\} \quad (6)$$

본 논문에서는 식 (6)에서 정의한 혼합 특징을 4장에서 기술할 균집화 알고리즘의 입력으로 받아들여 대상 물체를 분할하게 된다.

4. 군집화를 통한 대상물체 분할

일반적으로, 군집화(clustering) 기법은 컴퓨터 비전의 영상분할(segmentation) 분야에서 많이 사용되는 알고리즘으로, 주어진 데이터들의 유사성을 이용하여 비슷한 것끼리 배치하는 과정을 의미한다. 그리고 이와 같은 과정을 통해 형성된 무리를 군집(cluster)이라고 한다[10].

일반적으로, 군집화 알고리즘은 크게 감독(supervised) 군집화와 비감독(unsupervised) 군집화 알고리즘으로 분류될 수 있다. 감독 군집화 방법은 사전에 분류해야 할 군집의 개수를 알고 있는 경우로, 대표적인 예로는 k-means 알고리즘이 있다. 그리고 비감독 군집화 방법은 분류해야 할 군집의 개수가 사전에 알려지지 않은 경우로, 대표적인 예로는 ISODATA 군집화 알고리즘이 있다.

영상분할에 사용되는 군집화 알고리즘은 위에서 기술한 K-means, ISODATA 외에 Fuzzy C-means 등 그 종류가 다양하나 본 논문에서는 대표적인 비감독 군집화 알고리즘으로 알려진 ISODATA 알고리즘을 사용하며, 전체 수행 과정은 아래와 같다.

매개변수(parameters) 리스트
M_f : 원하는 군집의 개수
M_c : 현재 군집의 개수
M_{\min} : 군집에 포함되어야 하는 최소 패턴 개수
σ_{\max} : 군집에 허용되는 최대 분산값
D_{\min} : 허용되는 군집 사이의 최소 거리
S : 허용되는 군집 사이의 최대 병합 개수
L : 최대 반복 횟수

- 1) 알고리즘에서 사용하는 파라미터와 군집의 중심을 설정한다.
- 2) 입력된 패턴을 가장 가까운 군집에 할당한다.
- 3) 패턴의 수가 N_{\min} 보다 적은 군집들은 제거하고, 이들의 패턴을 다른 군집들에 분배한 후, 현재 군집의 수인 M_c 를 감소시킨다.
- 4) 군집들의 중심을 다시 계산한다.
- 5) 각 군집 C_j 에 대해 패턴 X 와 해당 군집 중심 μ_j 간의 평균거리 D_j 를 계산한다. 여기서, N_j 는 C_j 에 속하는 패턴들의 개수이다.

$$D_j = \left(\sum_{X \in C_j} \| X - \mu_j \|^2 \right) / N_j, \quad j = 1, 2, \dots, M_c \quad (7)$$

- 6) 전체 패턴들에 대해 패턴들과 해당 군집중심 사이의 평균적인 거리 D 를 계산한다. 아래의 식 (8)에서 N 은 모든 패턴들의 개수를 나타낸다.

$$D = \left(\sum_{j=1}^{M_c} N_j D_j \right) / N \quad (8)$$

- 7) 다음의 조건에 따라 분기를 수행한다.
 - 만약, 마지막 반복(L)이면 단계 12)를 수행한다.
 - 만약, $M_c < M_f/2$ 이면 단계 8)을 수행한다. 즉, 현재 군집의 개수가 원하는 군집의 개수보다 적은 경우에는 현재 군집들 중에서 몇 개를 분할한다.
 - 만약, $M_c \geq 2M_f$ 이면 병합을 수행하는 단계10)으로 간다. 즉, 현재 군집의 수가 원하는 군집의 개수보다 많은 경우에는 현재 군집들 중에서 몇 개를 병합한다.
 - 위의 어느 경우도 아니면 계속 진행한다.

- 8) (분할과정) 군집의 분산을 나타내는 표준편차 벡터 σ_j 를 구한다. 여기서, d, X_k^i, N_j 는 각 패턴의 차원, 군집 C_j 의 k 번째 패턴의 $i(i = 1, 2, \dots, d)$ 번째 차원의 성분, 군집 $C_j(j = 1, 2, \dots, M_c)$ 의 패턴의 개수이다.

$$\sigma_j = [\sigma_j^1, \sigma_j^2, \dots, \sigma_j^d]^T \quad (9)$$

$$\sigma_j^i = \sqrt{\left(\sum_{X_k \in C_j} (X_k^i - \mu_j^i)^2 / N_j \right)}$$

- 9) 각 군집의 표준편차 벡터들의 최대값 성분을 σ_j^{\max} 라고 가정하자. 그리고 각 군집에 대해 σ_j^{\max} 가 σ_{\max} 보다 크고, 군집 패턴들의 평균거리 D_j 가 전체 패턴들의 평균거리 D 보다 크며, 소속패턴의 개수가 너무 많으면, 다시 말해, $N_j > 2(N_{\min} + 1)$ 이면 이 군집을 두 개의 군집으로 분할하고, M_c 를 증가한 후 단계 2)를 수행한다. 이 때 새로운 두 개의 군집들의 중심벡터 μ_{j-} 와 μ_{j+} 는 다음과 같이 계산한다.

$$\mu_{j-} = \mu_j - k\mu_j^{\max}, \quad \mu_{j+} = \mu_j + k\mu_j^{\max} \quad (10)$$

$$(0 < k \leq 1)$$

- 10) (병합과정) 군집들의 모든 가능한 쌍을 취하여 이들의 중심벡터 간의 거리벡터 D_{ij} 를 구한다.

$$D_{ij} = \|\mu_i - \mu_j\|, 1 \leq i < j \leq M_c \quad (11)$$

11) 거리벡터 D_{ij} 중에서 변수 D_{\min} 보다 작은 최대 S 개의 거리벡터들을 오름차순으로 정렬한다. 그리고 각 D_{ij} 에 대해 대응되는 군집 C_i 와 C_j 가 이미 병합되지 않았다면, 이 두 군집들을 한 개의 새로운 군집으로 병합하고, 새로운 군집의 중심을 $(N_i(\mu_i) + N_j(\mu_j))/(N_i + N_j)$ 로 구한 후 현재 군집의 수 M_c 를 감소시킨다.

12) 만약, 마지막 과정이면 종료하고, 그렇지 않으면 단계 2)를 수행한다.

본 논문에서는 위와 같이 ISODATA 군집화 알고리즘의 입력으로 3장에서 기술한 특징 데이터를 사용한다. 그리고 다른 군집에 비해 거리 정보가 작고, 화면의 정면 부근에 위치하며, 사람의 피부색상을 포함하고 있는 군집을 최종적인 대상 객체로 판단한다.

5. 실험결과

본 논문의 실험을 위하여 사용한 컴퓨터는 인텔 Pentium Core 2 Duo의 2.66GHz CPU와 4GB의 메모리를 사용하였다. 그리고 운영체제로는 마이크로소프트사의 Windows XP Professional을 사용하였다. 그리고 제안된 대상물체 분할 알고리즘의 구현을 위한 컴파일러로는 Visual C++ 2005를 이용하였다. 또한, 실험에서 사용할 영상 데이터베이스를 구축하기 위해 여러 종류의 입체 영상을 사용하였다.

그림 3은 제안된 방법으로 실험한 결과를 보여준다. 그림 3 (a)는 입체 영상 중에서 왼쪽 영상을 보여주며, 그림 3 (b)는 스테레오 매칭을 통해 추출한 카메라와 물체 사이의 거리를 나타내는 깊이 맵을 보여준다. 그리고 그림 3 (c)는 대상 물체에 대한 색상특징만을 기반으로 분할한 이진화된 물체 영역을 나타내며, 그림 3 (d)는 혼합 특징들의 군집화를 통해 최종적으로 분할한 대상 물체를 보여준다.

그림 3의 결과에서와 같이 제안된 방법은 깊이 정보의 도움으로 동영상으로부터 물체를 정확성 있게 분리하고 있음을 시각적으로 확인할 수 있었다.



(a) 입력영상

(b) 깊이 맵



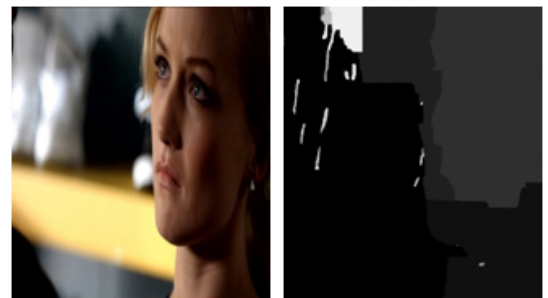
(c) 색상 분할

(d) 대상 물체

[그림 3] 대상물체 분할의 예

[Fig. 3] Example of detecting a target object

그림 4는 3차원의 거리 측정이 잘못되어 깊이 맵 정보가 부정확하게 측정된 예를 보여준다. 다시 말해, 영역의 색상 값이 유사하거나 텍스처가 빈약하거나 없는 영역에서는 스테레오 정합이 부정확하게 수행되므로 깊이 정보를 올바르게 추출하기가 어렵다.



(a) 입력영상

(b) 깊이 맵

[그림 4] 부정확하게 추출된 깊이 맵

[Fig. 4] Inaccurately estimated depth map

본 논문에서는 제안된 대상물체 분할 알고리즘의 성능을 측정하기 위해서 식 (12)와 같은 오차의 제곱 평균 제곱근 (RMSE) 척도를 정의하였다. RMSE는 영상 화질의 일반적이면서도 구체적인 관점을 다루는 척도로서 실제

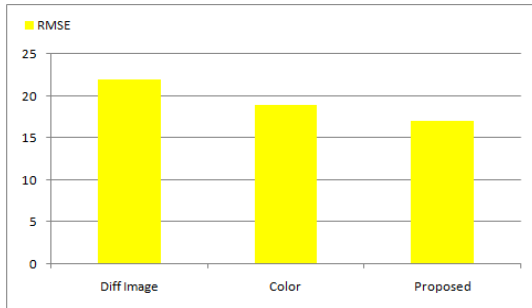
적인 값과 측정값의 차이를 측정하기 위해 자주 사용되는데, 정확성 측정에 있어 좋은 척도라고 알려져 있다 [11].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=m}^M \sum_{j=n}^N |OB(i,j) - RB(i,j)|^2} \quad (12)$$

× 100

식 (12)에서 M과 N은 입력영상의 가로와 세로의 길이를 나타내고, i와 j는 영상의 위치를 나타내는 행과 열의 인덱스를 의미한다. 그리고 OB(i,j)는 그라운드 트루스 (ground truth) 이진 영상을 의미하며, RB(i,j)는 대상물체 영역을 검출한 이진 결과영상을 나타낸다.

그림 5는 기존의 2차원적인 방법 중에서 차영상을 이용한 방법[5]과 색상특징 군집화만을 이용한 방법, 그리고 제안한 혼합 특징의 군집화를 이용한 방법을 여러 종류의 입체 영상에 적용하여 구한 RMSE 에러 척도를 그래프로 보여주고 있다. 그림 5에서 확인할 수 있듯이 여러적인 측면에서 제안된 방법의 물체 분할 에러가 보다 작음을 확인할 수 있었다.

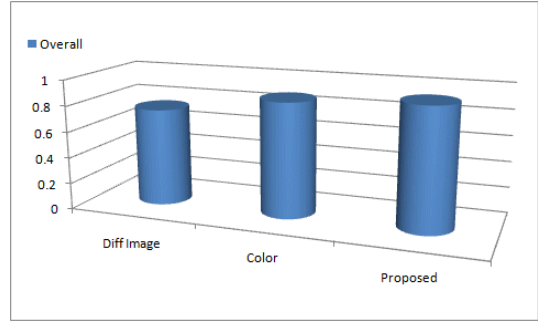


[그림 5] RMSE 성능비교
[Fig. 5] Performance comparison of RMSE

성능을 보다 정확히 평가하기 위해 테스트 영상을 대상물체 영역과 비 대상물체 영역으로 수작업으로 변환한 후에 결과영상과 비교 분석하였다. 그리고 대상물체 추출에는 두 가지 종류의 에러, 즉 false positive와 false negative가 존재하므로 다음 식 (13)과 같은 척도 overall을 정확도 평가에 사용했다[12].

$$overall = \frac{|True\ Positive|}{|False\ Negative| + |True\ Positive|} \times \left(2 - \frac{1}{\frac{|True\ Positive|}{|True\ Positive| + |False\ Positive|}} \right) \quad (13)$$

그림 6은 기존의 방법과 제안된 방법을 여러 영상에 적용하여 overall 정확도 척도를 구하고, 이에 대한 평균 값을 그래프로 보여주고 있다.



[그림 6] 성능비교
[Fig. 6] Performance comparison

그림 6에서 확인할 수 있듯이 기존의 방법은 2차원적인 특징만을 사용하여 대상 물체의 분할을 시도하므로 오류가 많은 반면 제안된 방법은 2차원 위주의 특징만을 사용하지 않고 3차원적인 특징인 거리 정보를 효과적으로 군집화하여 활용함으로써 기존의 방법에 비해 보다 정확하게 대상 물체를 분할함을 정량적으로 확인할 수 있었다.

6. 결론

본 논문에서는 연속적으로 입력되는 3차원의 스테레오 입체 영상으로부터 특징의 군집화를 통해서 대상물체를 강건하게 분할하는 방법을 소개하였다. 제안된 방법에서는 먼저 촬영된 장면의 좌우 스테레오 영상으로부터 스테레오 매칭 알고리즘을 이용하여 영상의 각 화소별로 카메라와 물체 사이의 거리를 나타내는 깊이 특징을 추출하였다. 그런 다음, 추출된 깊이 특징을 효과적으로 군집화하여 배경에 해당하는 영역을 제외하고, 전경에 해당하는 대상 물체를 분할하였다. 그리고 실험결과 제안된 방법이 기존의 2차원 기반의 분할 방법에 비해 보다 정확하게 대상 물체를 분할할 수 있음을 확인하였다.

향후에는 보다 다양한 종류의 3차원의 스테레오 실험 영상을 가지고 제안된 방법을 테스트 해 볼 계획이며, 구현된 알고리즘의 각 모듈에 대한 코드 최적화를 수행할 예정이다. 그리고 분할 대상을 사람 이외의 물체로 확장하는 연구를 수행할 계획이다. 이를 위해서 분할하고자 하는 대상 물체를 보다 잘 표현할 수 있는 특징들을 추가하여 해당하는 물체 분할의 정확도를 향상할 계획이다.

References

- [1] X. Zhao, Y. Satoh, H. Takauji, S. Kaneko, K. Iwata, R. Ozaki, "Object Detection Based on a Robust and Accurate Statistical Multi-point-pair Model," Pattern Recognition, Vol. 44, No. 6, pp. 1296-1311, Jun. 2011.
- [2] X. Yang, H. Liu, L. J. Latecki, "Contour-based Object Detection as Dominant Set Computation," Pattern Recognition, Vol. 45, No. 5, pp. 1927- 1936, May 2012.
- [3] S.-Y. Kim, "Dynamic Modeling of Eigenbackground for Object Tracking," Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol. 17, No. 4, pp. 67-74, Apr. 2012.
- [4] K. Huang, L. Wang, T. Tan, S. Maybank, "A Real-Time Object Detecting and Tracking System for Outdoor Night Surveillance," Pattern Recognition, Vol. 41, No. 1, pp. 432-444, Jan. 2008.
- [5] W.-S. Lee, H.-H. Kim, Y.-G. Cho, "Passenger Monitoring Method Using Optical Flow and Difference Image," In Proc. of the Fall Conference of the Korean Society for Railway, pp. 1966-1972, Oct. 2010.
- [6] S.P.N. Singh, P.J. Csonka, K.J. Waldron, "Optical Flow Aided Motion Estimation for Legged Locomotion," In Proc. of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 1738 - 1743, 2006.
- [7] Y.-M. Paik, H.-J. Choi, Y.-H. Seo, D.-U. Kim, "A Study on the Outlier Improvement Method Using Cost Function," In Proc. of the Conference of the Korean Society of Broadcast Engineers, Vol. 2009, No. 11, pp. 269-272, 2009.
- [8] A. Jama and S. Rakshit, "Augmenting Graph Cut with TV-L Approach for Robust Stereo Matching," In Proc. of the International Conference on Image Information Processing, pp. 1-6, 2011.
- [9] S.-W. Jang, Y.-J. Park, G.-Y. Kim, H.-I. Choi, M.-C. Hong, "An Adult Image Identification System based on Robust Skin Segmentation," Journal of Imaging Science and Technology, Society for Imaging Science and Technology, Vol. 55, No. 2, pp. 020508-1~020508-10, Mar. 2011.
- [10] W.-S. Kim, Digital Image Processing and Pattern Recognition, Life & Power Press, 2007.
- [11] G.-J. Liu, X.-L. Tang, H.-D. Cheng, J.-H. Huang, and J.-F. Liu, "A Novel Approach for Tracking High Speed Skaters in Sports Using a Panning Camera," Pattern Recognition, Vol. 42, No. 11, pp. 2922-2935, Nov. 2009.
- [12] H.-H. Do, S. Melnik, and E. Rahm, "Comparison of

Schema Matching Evaluations," Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2593, pp.221-237, 2003.

장 석 우(Seok-Woo Jang)

[정회원]



- 1995년 2월 : 송실대학교 전자계학과 (공학사)
- 1997년 2월 : 송실대학교 컴퓨터학과 (공학석사)
- 2000년 8월 : 송실대학교 컴퓨터학과 (공학박사)
- 2009년 3월 ~ 현재 : 안양대학교 디지털미디어학과 조교수

<관심분야>

로봇비전, 증강현실, HCI, 비디오 색인 및 검색, 등

최 현 준(Hyun-Jun Choi)

[정회원]



- 2003년 2월 : 광운대학교 반도체 및신소재공학과 (공학사)
- 2005년 2월 : 광운대학교 전자재료공학과 (공학석사)
- 2009년 2월 : 광운대학교 전자재료공학과 (공학박사)
- 2011년 9월 ~ 현재 : 목포해양대학교 전자공학과 조교수

<관심분야>

디지털콘텐츠, 유비쿼터스, 미디어 컨버전스 등

허 문 행(Moon-Haeng Huh)

[정회원]



- 1979년 2월 : 송실대학교 전자계학과 (공학사)
- 1989년 2월 : 연세대학교 전자계산학과 (공학석사)
- 2003년 8월 : 충북대학교 전자계산학과 (공학박사)
- 2004년 3월 ~ 현재 : 안양대학교 디지털미디어학과 교수

<관심분야>

디지털콘텐츠, 유비쿼터스, 미디어 컨버전스 등