

정규논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제18권 제1호, 2013년 1월 (JBE Vol. 18, No. 1, January 2013)

<http://dx.doi.org/10.5909/JBE.2013.18.1.1>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

모델 기반 카메라 추적에서 3차원 객체 모델링의 허용 오차 범위 분석

이은주^{a)}, 서병국^{a)}, 박종일^{a)‡}

Tolerance Analysis on 3-D Object Modeling Errors in Model-Based Camera Tracking

Eun Joo Rhee^{a)}, Byung-Kuk Seo^{a)}, and Jong-Il Park^{a)‡}

요 약

모델 기반 카메라 추적에서 추적을 위해 사용되는 3차원 객체 모델의 정확도는 매우 중요하다. 하지만 3차원 객체의 실측 모델링은 일반적으로 정교한 작업을 요구할 뿐만 아니라, 오차 없이 모델링하기가 매우 어렵다. 반면에 오차를 포함하고 있는 3차원 객체 모델을 이용하더라도 모델링 오차에 의해서 계산되는 추적 오차와 실제 사용자의 육안으로 느끼는 추적 오차는 다를 수 있다. 이는 처리 비용이 높은 정밀한 모델링 과정을 요구하지 않더라도 사용자가 느끼는 오차 허용 범위 내에서 추적을 위한 객체 모델링을 효과적으로 수행할 수 있기에 중요한 측면이 된다. 따라서 본 논문에서는 모델 기반 카메라 추적에서 모델링 오차에 따른 실제 정합 오차와 사용자의 육안으로 인지되는 정합 오차를 사용자 평가를 통해 비교 분석하고, 3차원 객체 모델링의 허용 오차 범위에 대해 논의한다.

Abstract

Accuracy of the 3-D model is essential in model-based camera tracking. However, 3-D object modeling requires dedicated and complicated procedures for precise modeling without any errors. Even if a 3-D model contains a certain level of errors, on the other hand, the tracking errors cause by the modeling errors can be different from its perceptual errors; thus, it is an important aspect that the camera tracking can be successful without precise 3-D modeling if the modeling errors are within the user's permissible range. In this paper, we analyze the tolerance of 3-D object modeling errors by comparing computational matching errors with perceptual matching errors through user evaluations, and also discuss permissible ranges of 3-D object modeling errors.

Keyword : Tolerance analysis, model-based camera tracking, 3-D object modeling, error analysis

a) 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과(Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University)

‡ Corresponding Author : 박종일 (Jong-Il Park)

E-mail: jipark@hanyang.ac.kr

Tel: +82-2-2220-0368 Fax: +82-2-2299-7820

※ 본 연구는 지식 경제부 및 한국산업평가관리원의 산업융합원천기술개발사업(정보통신)의 일환으로 수행하였음. [KI002058, 대화형 디지털 홀로그램 통합서비스 시스템의 구현을 위한 신호 처리 요소 기술 및 하드웨어 IP 개발]

· Manuscript received September 10, 2012 Revised October 24, 2012 Accepted December 31, 2012

1. 서론

비전 기반 카메라 추적 기술은 추적 환경 또는 객체로부터 획득한 카메라 영상으로부터 카메라의 상대적인 위치 및 방향을 추정하는 기술로 로봇 비전(robot vision), 인간과 컴퓨터 상호작용(human-computer interaction), 증강 현실(augmented reality), 영상 감시 체계(visual surveillance) 등과 같은 컴퓨터 비전 분야에 오랫동안 적용되어 왔다^[1]. 지금까지 다양한 비전 기반 카메라 추적 기술이 제안되어 왔으며, 그 중 마커 기반 카메라 추적 기술은 제작이 간단하고 구현이 쉬운데 비해 빠르고 강건한 카메라 추적이 가능하여 다양한 분야에서 활용되어 왔다^[2]. 하지만 인위적으로 제작한 마커는 주변 환경에 어울리지 못하여 사용자에게 시각적 불편함을 줄 뿐 아니라 사용자의 몰입을 방해하는 단점이 있다. 이에 부가적인 장치나 인위적인 표식 없이 추적 환경이나 객체의 영상 정보에서 강건한 특징 정보를 활용하여 카메라 추적을 수행하는 특징점 기반 카메라 추적 기술에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다. 특히, SIFT^[3]나 SURF^[4]와 같은 특징점 기술자의 발전으로 자연스러운 실공간의 영상 정보를 이용해서도 강건한 카메라 추적이 가능하였다. 하지만 특징점 기반 카메라 추적 기술은 주로 평면을 포함하거나 텍스처가 풍부한 객체에 효과적으로 적용할 수 있다. 반면에, 모델 기반 카메라 추적 기술은 추적 환경 및 객체의 3차원 모델 정보를 이용하기 때문에 텍스처가 없거나 다양한 3차원 구조를 가지는 환경 및 객체를 이용한 카메라 추적 시 매우 유용하다^[5]. 그러나 카메라 추적을 위해 사용되는 모델의 정확도가 카메라 추적 성능에 직접적으로 영향을 줄 수 있기 때문에 신뢰성 있는 추적을 위해서는 정확한 3차원 모델 정보를 필요로 한다.

일반적으로 추적하고자 하는 추적 환경 또는 객체의 3차원 모델은 광학 장비를 이용해 재구성할 수 있다. 하지만, 광학 장비를 이용하는 방법은 정밀한 모델링을 위한 처리 비용이 매우 높기 때문에 비전 기반 모델링 방법이 효과적으로 활용되어 왔다^{[6][7]}. 비전 기반 모델링 방법은 사용자 개입의 정도에 따라 자동, 반자동, 수동 모델링으로 크게 분류할 수 있다. 자동 모델링은 실루엣이나 특징점을 이용하여 자동적으로 3차원 객체를 모델링하는 방법이다. 예를

들면, Debevec 등^[8]은 기하학 기반과 이미지 기반 방법을 동시에 사용하여 영상으로부터 3차원 객체를 모델링하는 방법을 제안했다. Snavely 등^[9]은 인터넷 영상을 사용하여 Structure from Motion (SfM)과 이미지 기반 모델링 알고리즘을 이용하여 3차원의 실공간을 모델링하였다. Mulayim 등^[10]은 여러 장의 영상에서 객체의 실루엣을 추출하여 3차원 객체를 모델링하였다. 반면에, 반자동 모델링은 사전에 제공된 영상 정보와 사용자의 개입을 이용하여 3차원 객체를 모델링하는 방법이다. 이 방법은 영상 정보뿐만 아니라 사용자 입력을 통해 얻는 정보를 함께 사용하기 때문에 효과적으로 모델링이 가능하다. 예를 들어, OutlinAR^[11]은 3차원 선형 객체 모델을 온라인상에서 모델링 할 수 있고, VideoTrace^[12]는 일련의 비디오 영상으로부터 상호적인 3차원 객체를 모델링할 수 있다. 또한, Hengel 등^[13]은 VideoTrace와 PTAM^[14]을 이용한 이미지 기반 모델링 방법을 제안하였고, Lee 등^[15]은 모바일 플랫폼 기반의 3차원 모델링 방법을 제안하였다. 반자동 모델링 방법은 사용자 입력 정보를 모델링에 사용하기 때문에 사용자의 직관이나 지식을 모델링 과정 중에 반영할 수 있다는 장점이 있다. 특히, 2차원 영상을 기반으로 3차원 모델링을 수행할 경우 3차원 깊이 정보와 같은 중요한 정보를 사용자가 제공해 줄 수 있기 때문에 매우 유용하다. 수동 모델링 방법은 3D 스튜디오 맥스나 마야 같은 3차원 그래픽 툴을 이용하여 보다 복잡한 3차원 객체를 모델링할 수 있다. 수동 모델링 방법은 다양한 그래픽 툴을 이용하여 정교하고 사실적인 모델링이 가능하다는 장점이 있지만, 그래픽 툴에서 제공하는 다양한 기능은 일반 사용자에게 익숙하지 않기 때문에 이에 대한 습득하는 과정이 요구된다.

이러한 다양한 비전 기반 모델링 방법은 처리 비용이 높지 않더라도 3차원 객체 모델링을 가능케 하였지만, 모델 기반 카메라 추적에 있어 재구성된 모델의 정확도는 여전히 중요한 문제로 대두된다. 한편, 모델링 오차에 의해서 계산되는 추적 오차와 실제 사용자가 육안으로 느끼는 추적 오차는 다를 수 있다. 이는 처리 비용이 높은 정밀한 모델링 과정을 요구하지 않더라도 사용자가 인지하는 오차 허용 범위 내에서 추적을 위한 객체 모델링을 효과적으로 수행할 수 있기 때문에 매우 중요한 측면이다. 따라서 본 논문에서는 모델

기반 카메라 추적에서 모델링 오차에 따른 실제 정합 오차와 사용자의 육안으로 인지되는 정합 오차를 비교 분석한다. 이를 위해서 32명의 참가자를 연구 종사자와 일반 사용자 집단으로 세분화하여 주관 평가를 실시하고 3차원 객체 모델링의 허용 오차 범위에 대해 논의한다.

II. 모델링 오차에 따른 실제 정합 오차

본 논문에서는 모델링 오차에 의해서 계산되는 추적의

실제 정합 오차를 분석하기 위해서 다음과 같은 추적 환경을 구축하였다. 추적 객체는 텍스처가 없는 단일 정육면체 모형(75×75×75mm)으로 정하고, 모형의 3차원 모델은 8개의 정점과 18개의 선으로 이루어진 와이어프레임(wire-frame)으로 모델링하였다. 추적 객체의 배경은 텍스처가 없는 단일 색을 인위적으로 구성하여 정합을 수행하였다. 이는 본 논문에서 모델링 오차에 따른 카메라 추적의 정합 오차에만 초점을 두고 있기 때문에 추적 성능에 영향을 줄 수 있는 다른 요인, 예를 들어 배경의 복잡도로 인한 오류나 에지 검출 오류 등은 최대한 배제할 수 있는 분석 환경을

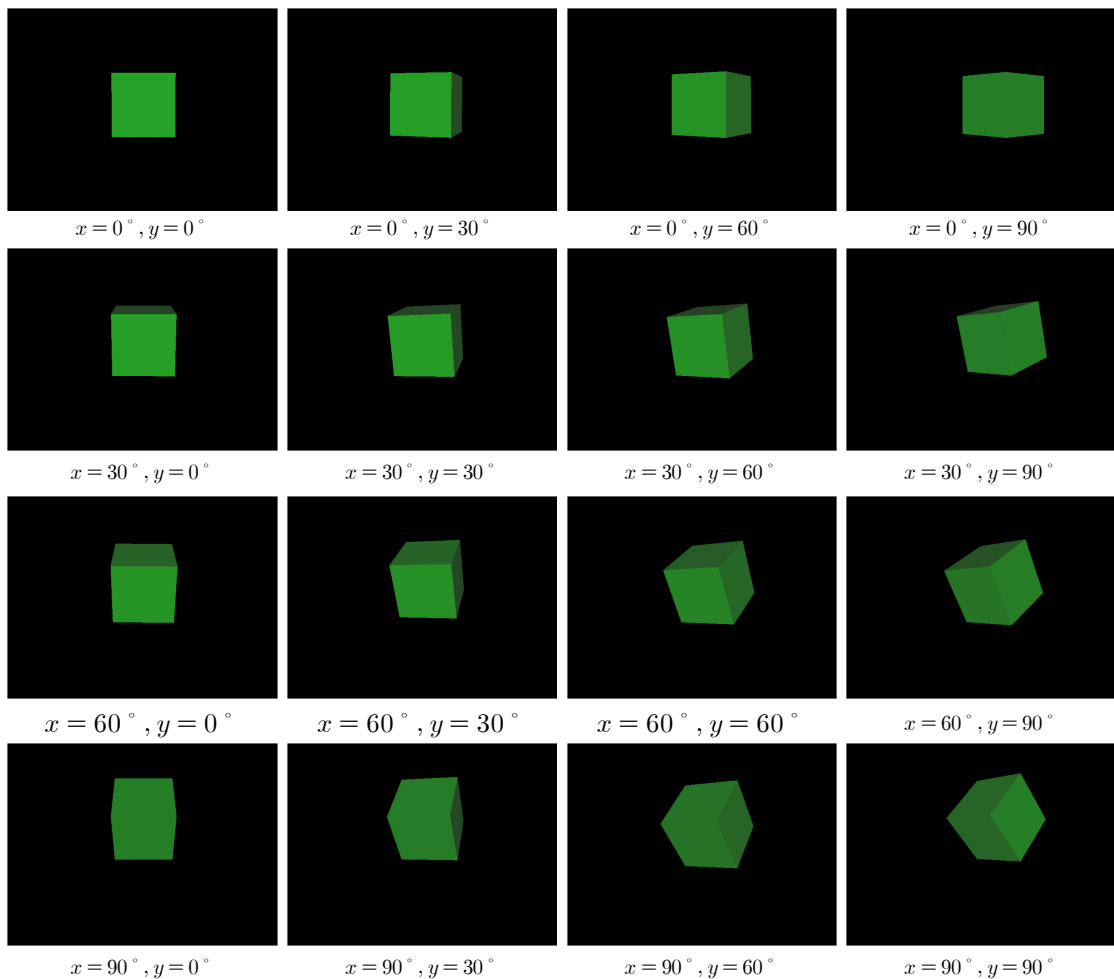


그림 1. 다양한 시점에서 바라본 3차원 객체 모델
 Fig. 1. 3-D object models in various viewpoints

가상적으로 구성하였고, 카메라의 움직임이나 객체의 가려짐 등도 고려하지 않았다. 모델링 오차를 위해서는 객체 모델의 각 정점에 가우시안 랜덤 노이즈(Gaussian Random Noise)를 표준 편차 0.1부터 1.0까지 단계적으로 주었다. 또한, 동일한 3차원 객체를 이용하여 카메라 추적하더라도 보는 시점에 따라 사용자가 느낄 수 있는 정합 오차가 다를 수 있기 때문에, 3차원 객체를 x, y축으로 0, 30, 60, 90도 만큼 회전시킨 16가지 경우에 대해서 각각의 객체 모델을 구성하였다(그림 1 참조). 단, 추적 객체의 외형적 특성이 90도를 기준으로 대칭되는 구조를 가지고 있기 때문에 90도 이상의 x, y축 회전에 대한 경우는 제외하였다.

분석을 위한 객체 정합은 [16]의 모델 기반 카메라 추적 방법을 이용하여 수행하였다. 일반적으로 모델 기반 카메라 추적 방법은 사전에 모델링된 3차원 객체 모델을 2차원 영상 평면에 투영하고, 영상에서 검출된 윤곽 정보와 정합하여 카메라 포즈를 추정한다. 여기서 두 영상 정보의 정합은 사전에 모델링 된 3차원 객체 모델을 이전 카메라 포즈를 통해 2차원 영상 평면에 투영하고, 그 윤곽 정보 M와

현재 카메라 영상에서 검출된 윤곽 정보 m 간의 거리차를 최소화하는 과정을 말한다. 이러한 최소화 과정을 통해 이전 프레임과 현재 프레임의 카메라 포즈의 미소 변화 ($\Delta R, \Delta t$)를 추정할 수 있다.

$$P_{n+1} = K_{n+1}E_{n+1} = K_n E_n \begin{bmatrix} \Delta R_{n+1} \Delta t_{n+1} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} = K_0 E_0 \begin{bmatrix} \Delta R_1 \Delta t_1 \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \dots \begin{bmatrix} \Delta R_{n+1} \Delta t_{n+1} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서,

$$[\Delta R_{n+1} | \Delta t_{n+1}] = \arg \min_{[\Delta R_{n+1} | \Delta t_{n+1}]} \sum_i d(P_n \begin{bmatrix} \Delta R_{n+1} \Delta t_{n+1} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} M_i, m_i)$$

단, 본 논문에서 객체 정합을 위해서 사용된 영상 정보는 객체 외곽 에지만 고려하였고, 추적 배경을 객체와 확연히 다른 단일색으로 구성하였기 때문에 투영된 모델의 윤곽 정보 M의 노말 방향에서 가장 가까운 영상의 윤곽 정보 m을 탐색하여 그 대응 관계를 결정하였다. 카메라 캘리브레이션 과정은 사전에 수행하였다.

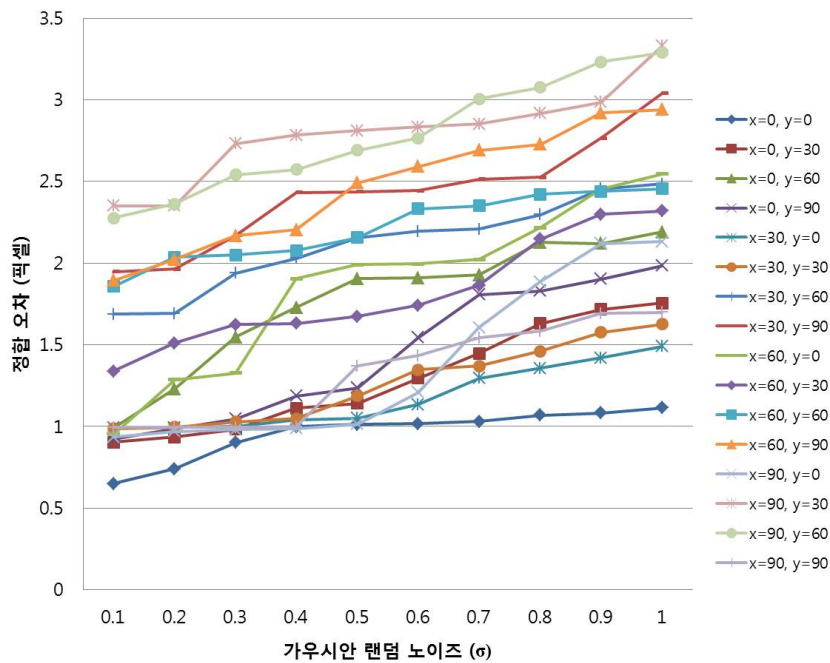


그림 2. 모델링 오차에 따른 실제 정합 오차
 Fig. 2. Computational matching errors computed by modeling errors

표 1. 실제 정합 오차 분석을 통한 3차원 객체 모델링의 허용 오차 범위 (정합 오차: 1 픽셀 이내)

Table 1. Permissible error ranges of 3-D object modeling by computational matching errors (matching error: less than 1 pixel)

x 축(°) \ y 축(°)	0	30	60	90
0	< 0.5	< 0.4	< 0.2	< 0.3
30	< 0.4	< 0.3	< 0.1	< 0.1
60	< 0.2	< 0.1	< 0.1	< 0.1
90	< 0.5	< 0.1	< 0.1	< 0.5

모델링 오차에 의해서 계산되는 실제 정합 오차는 객체 모델의 각 정점에 주어진 가우시안 랜덤 노이즈에 따른 정합 오차 즉, 노이즈가 포함된 모델을 영상 평면에 투영하여 탐색을 통해 결정된 각 대응점 간의 평균 거리를 구하여 분석하였다. 그림 2는 16가지 추적 환경에 대해서 주어진 가우시안 랜덤 노이즈에 따른 정합 오차를 나타낸 결과이다. 이로부터 정합의 수렴 조건을 평균 거리 1 픽셀 이내로 설정한다면, 3차원 객체 모델링의 허용 오차는 대략 가우시안 랜덤 노이즈 표준편차 0.3 이내임을 추정할 수 있다. 표 1은 16가지 추적 환경에 대해서 정합 오차 1 픽셀 이내를 수렴 조건으로 하는 3차원 객체 모델링의 허용 오차 범위를 구한 결과이다.

III. 모델링 오차에 의해 인지되는 정합 오차

모델링 오차에 의해 인지되는 정합 오차는 32명의 참가자를 대상으로 주관 평가를 통해 분석하였다. 참가자 집단은 컴퓨터 비전 분야의 연구 종사자(7명)와 일반 사용자(25명)로 세분화하였고, 이는 컴퓨터 비전 등의 전문 지식을 가지고 있는 연구 종사자는 관련 기술에 대한 기본적인 지식을 가지고 있기에 추적 오차의 인지 수준이 일반 사용자와 다른 경향을 보일 것으로 예상하였기 때문이다. 또한, 모바일 증강현실 서비스 등과 같이 모델 기반 카메라 추적이 활용되는 응용 서비스를 이용하는 대상의 대다수가 일반 사용자이고 이들을 대상으로 실질적인 서비스를 제공하기 위해서 요구되는 허용 오차 범위를 고려할 경우, 보다 효과적인 모델링을 수행할 수 있다는 점에서 충분히 고려해야할 측면으

로 생각하였다. 사용자 주관 평가는 실제 정합 분석을 위해 구성된 동일한 추적 환경을 사용하되, 모델링 오차에 따른 추적의 정합 결과를 사용자에게 보여주고 사용자가 정합이 실패했다고 인지하기 시작했을 때 가우시안 랜덤 노이즈의 표준 편차를 응답하도록 질의하는 방식으로 수행하였다.

그림 3-6은 정합 오차에 대한 연구 종사자와 일반 사용자의 주관 평가 결과이다. 여기서 주관 평가는 각 가우시안 랜덤 노이즈의 표준 편차 당 카메라 추적이 실패했다고 응답한 사용자의 비율로 나타내었다. 먼저, 모든 경우에 대해서 참가자가 인지하는 정합 오차는 실제 정합 오차보다 그 범위가 넓게 분포함을 볼 수 있었다. 예를 들어, x , y 축 모두 회전시키지 않은 상태에서 연구 종사자와 일반 사용자 모두 가우시안 랜덤 노이즈의 표준 편차 0.5부터 정합이 실패했다고 대답하였다. 이는 실제 정합 오차 분석에 의한 객체 모델링의 허용 오차 범위와 부합하는 결과이다. 하지만, 일반 사용자의 경우 표준 편차 0.5 에서부터 0.7까지 넓은 범위에 걸쳐 추적의 실패를 인지하였고, 이는 모델링 오차에 의해 실제 정합이 실패했음에도 불구하고 일반 사용자의 육안으로는 성공적인 추적으로 인지할 수 있음을 말해준다. x 축으로 30도, y 축으로 0도 회전시킨 상황에서는 연구 종사자와 일반 사용자 모두 가우시안 랜덤 노이즈의 표준 편차 0.4부터 정합이 실패했다고 대답했고, 이것 역시 실제 정합 오차 분석에 의한 객체 모델링의 허용 오차 범위와 부합하는 결과이다. 하지만, 이 경우에도 일반 사용자의 경우 표준 편차 0.4부터 0.7까지 넓은 범위에 걸쳐 추적의 실패를 인지했다. x 축으로 60도, y 축으로 0도 회전시킨 상황에서도 연구 종사자와 일반 사용자 모두 가우시안 랜덤 노이즈의 표준 편차 0.2부터 정합이 실패했다고 대답하였고, 실제 정합 오차 분석에 의한 객체 모델링의 허용 오차 범위와 부합하는 결과를 보였다. 그러나 일반 사용자 중 표준 편차 0.5에서부터 추적이 실패했다고 대답한 참가자들도 다소 많았음을 볼 수 있었다. x 축으로 90도, y 축으로 0도 회전시킨 상황에서도 마찬가지로 연구 종사자와 일반 사용자 모두 가우시안 랜덤 노이즈 표준 편차 0.5부터 정합이 실패했다고 대답하여 실제 정합 오차 분석에 의한 객체 모델링의 허용 오차 범위와 같은 결과를 보였지만, 일반 사용자의 경우 표준 편차 0.5부터 0.8에 이르기까지 넓은 범위

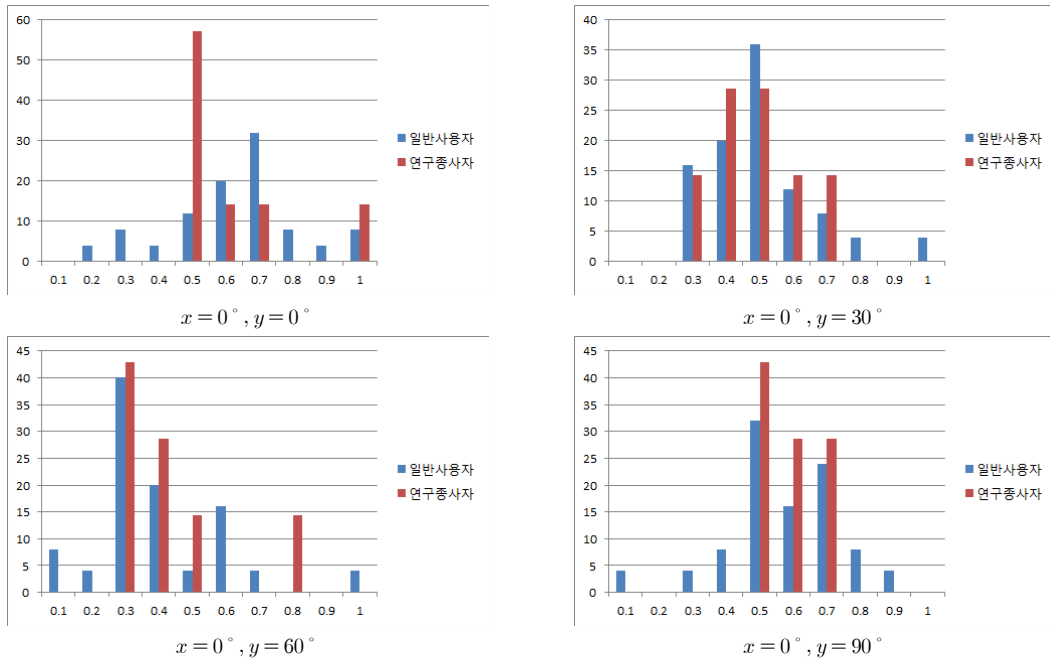


그림 3. 사용자가 인지하는 정합 오차의 허용 범위 ($x=0, y=0, 30, 60, 90$ 도 일 경우)
 Fig. 3. Permissible ranges of perceptual matching errors (when $x=0, y=0, 30, 60, 90$ degree)

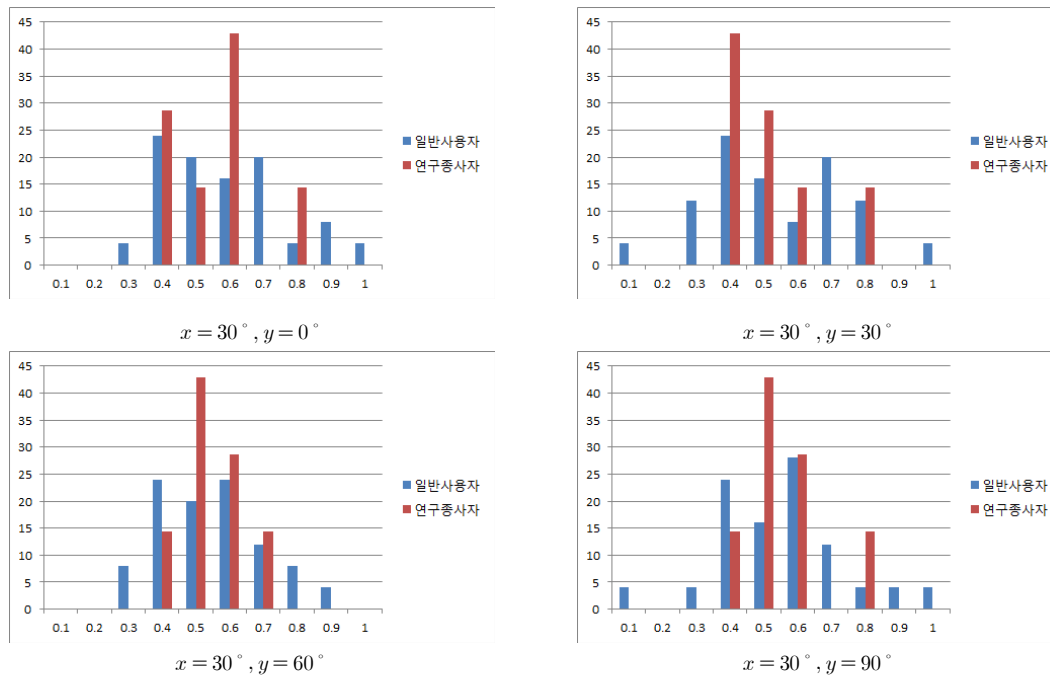


그림 4. 사용자가 인지하는 정합 오차의 허용 범위 ($x=30, y=0, 30, 60, 90$ 도 일 경우)
 Fig. 4. Permissible ranges of perceptual matching errors (when $x=30, y=0, 30, 60, 90$ degree)

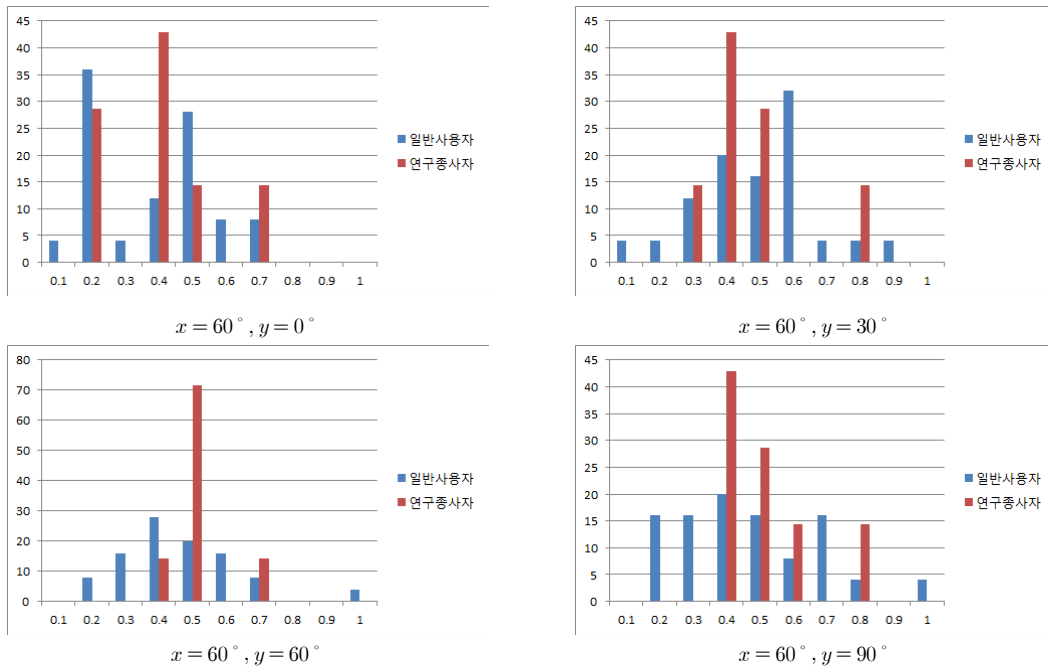


그림 5. 사용자가 인지하는 정합 오차의 허용 범위 ($x=60, y=0, 30, 60, 90$ 도 일 경우)
 Fig. 5. Permissible ranges of perceptual matching errors (when $x=60, y=0, 30, 60, 90$ degree)

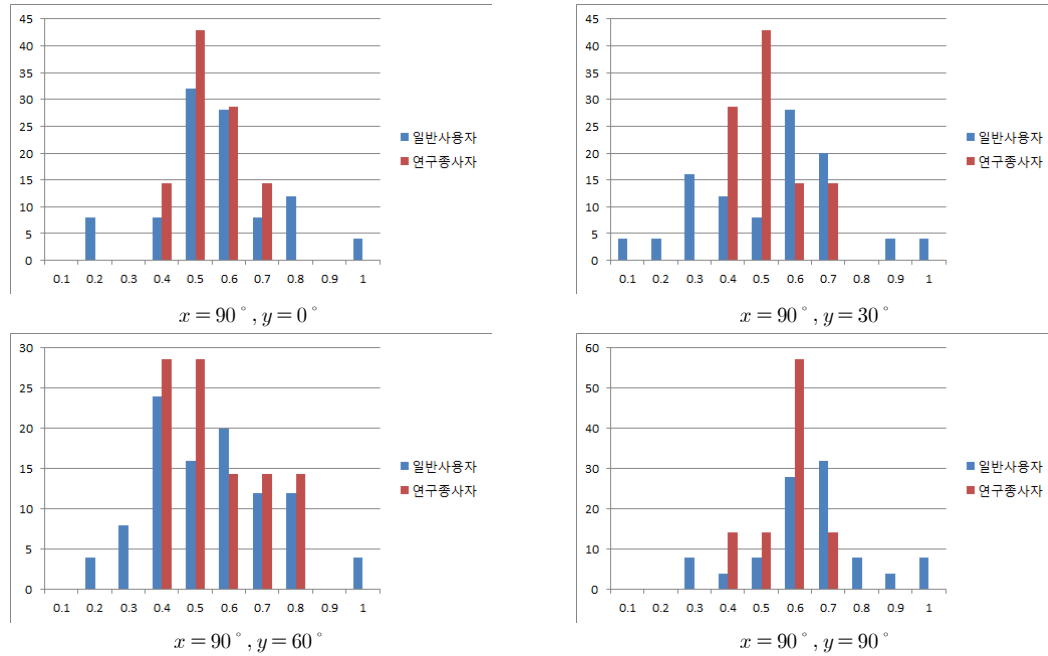


그림 6. 사용자가 인지하는 정합 오차의 허용 범위 ($x=90, y=0, 30, 60, 90$ 도 일 경우)
 Fig. 6. Permissible ranges of perceptual matching errors (when $x=90, y=0, 30, 60, 90$ degree)

에서 추적의 실패를 인지하였음을 볼 수 있었다. 이를 볼 때, 일반 사용자의 육안으로는 실제 정합이 실패했어도 성공적인 추적으로 인지할 수 있음을 확인할 수 있었다. 경우에 따라서는 연구 종사자 역시 실제 정합 오차에 비해 넓게 추적의 실패를 인지하였다. 예를 들어, x축으로 0도, y축으로 90도 회전시킨 상황에서 연구 종사자의 경우 가우시안 랜덤 노이즈의 표준 편차 0.5부터 0.7에 걸쳐 추적의 실패를 인지했으며 x축으로 30도, y축으로 30도 회전시킨 상황에서도 표준 편차 0.4부터 0.6까지 걸쳐 추적의 실패를 인지했다. x축으로 90도, y축으로 60도 회전시킨 상황에서는 표준 편차 0.4부터 0.8까지 가장 넓은 범위에 걸쳐 추적의 실패를 인지했다. 따라서 사용자가 육안으로 추적을 인지할 때 느끼는 3차원 객체 모델링의 허용 오차 범위는 실제 정합의 오차 범위보다 넓게 분포할 수 있음을 알 수 있었다.

반면에, 연구 종사자의 경우 일반 사용자에 비해 카메라 추적의 실패를 정확하게 인지하는 경향을 보였다. x, y축 모두 회전시키지 않은 상황에서 실제 정합 오차 분석에 의한 객체 모델링의 허용 오차 범위는 가우시안 랜덤 노이즈의 표준 편차 0.5이내이고, 이는 연구 종사자의 대부분이 추적이 실패했다고 인지한 표준 편차 값과 부합하였다. x축으로 30도, y축으로 0도 회전시킨 상황, x축으로 60도, y축으로 0도 회전시킨 상황, x축으로 90도, y축으로 0도 회전시킨 상황 모두 연구 종사자가 추적이 실패했다고 인지한 표준 편차의 값이 실제 정합 오차 분석에 의한 객체 모델링의 허용 오차 범위와 부합함을 볼 수 있었다. 또한, x축으로 0도, y축으로 60도 회전시킨 상황이나, x축으로 30도, y축으로 30도 회전시킨 상황, x축으로 90도, y축으로 90도 회전시킨 상황에서는 연구 종사자가 정합이 실패했다고 응답한 표준 편차와 실제 정합 오차 분석에 의한 객체 모델링의 허용 오차 범위와 부합하지 않더라도 그 차이는 매우 적었다. 따라서 연구 종사자가 일반 사용자에 비해 카메라 추적의 정합 실패를 인지하는 정도가 다소 높음을 알 수 있었다.

추가적으로 x, y축의 회전 각도에 따라 인지되는 정합 오차와 실제 정합 오차의 차이가 다소 크게 발생하였다. 예를 들어, x축이 30도, y축이 60도 또는 90도 회전되었을 경우 실제 정합 오차 분석에 의한 객체 모델링의 허용 오차 범위는 가우시안 랜덤 노이즈의 표준 편차가 0.1이내였으나, 사

용자들은 표준 편차 0.5에서부터 추적의 실패를 인지하였다. x축이 60도, y축이 60도 또는 90도 회전되었을 경우에도 실제 정합 오차 분석에 의한 객체 모델링의 허용 오차 범위는 표준 편차가 0.1이내인데 반해 사용자들은 각각 표준 편차 0.4와 0.5에서 실패를 인지하였다.

IV. 결론

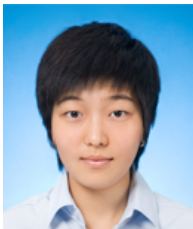
본 논문에서는 모델 기반 카메라 추적에서 3차원 객체 모델의 오차에 따른 카메라 추적의 실제 정합 오차와 사용자가 인지하는 정합 오차를 비교 분석하고, 3차원 객체 모델링의 허용 오차 범위를 논의하였다. 특히, 사용자가 인지하는 정합 오차 분석을 위해서 연구 종사자와 일반 사용자 집단으로 세분화하여 주관 평가를 수행하였다. 이를 통해 모델링 오차에 의해 인지되는 정합 오차는 실제 정합 오차에 비해 허용 오차 범위가 다소 넓게 분포함을 보였고, 집단에 따라 연구 종사자에 비해 일반 사용자 집단에서 허용 오차 범위가 넓게 분포함을 확인할 수 있었다. 이는 모델링 오차에 따른 추적 오차가 실제 발생하였음에도 불구하고 사용자가 추적 실패를 인지하는 정도가 다르기 때문에, 실제 신뢰성 있는 모델 기반 카메라 추적 성능을 위해 요구되는 모델링의 허용 오차 범위를 고려할 때 중요한 척도로 활용될 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] R. Hartley and A. Zisserman, "Multiple View Geometry in Computer Vision," 2nd Ed., Cambridge University Press, 2004.
- [2] H. Kato and M. Billinghurst, "Marker tracking and HMD calibration for a video-based augmented reality conferencing system," In Proc. International Workshop on Augmented Reality (IWAR), pp. 85-94, 1999.
- [3] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," International Journal of Computer Vision (IJCV), vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [4] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Speeded-Up Robust Features (SURF)," Computer Vision and Image Understanding (CVIU), vol. 110, no. 3, pp. 346-359, 2008.
- [5] T. Drummond and R. Cipolla, "Real-time tracking of complex struc-

- tures with on-line camera calibration,” In Proc. British Machine Vision Conference (BMVC), pp. 574-583, 1999.
- [6] M. Pollefeys, L. V. Gool, M. Vergauwen, F. Verbiest, K. Cornelis, J. Tops, and R. Koch, “Visual modeling with a hand-held camera,” International Journal of Computer Vision (IJCV), vol. 59, no. 3, pp. 207-232, 2004.
- [7] M. Brown, T. Drummond, and R. Cipolla, “3D model acquisition by tracking 2D wireframes,” In Proc. British Machine Vision Conference (BMVC), pp. 574-583, 2000.
- [8] P. E. Debevec, C. J. Taylor, and J. Malik, “Modeling and rendering architecture from photographs: a hybrid geometry- and image-based approach,” In Proc. ACM SIGGRAPH Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques (ACM SIGGRAPH), pp. 11-20, 1996.
- [9] N. Snavely, S. M. Seitz, and R. Szeliski, “Modeling the world from internet photo collections,” International Journal of Computer Vision (IJCV), vol. 80, no. 2, pp. 189-210, 2008.
- [10] A. Y. Mulayim, U. Yilmaz, and V. Atalay, “Silhouette-based 3-D model reconstruction from multiple images,” IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B, Cybernetics, vol. 33, no. 4, pp. 582-591, 2003.
- [11] P. Bunnun and W. Mayol-Cuevas, “OutlinAR: An assisted interactive model building system with reduced computational effort,” In Proc. International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR), pp. 61-64, 2008.
- [12] A. Hengel, A. Dick, T. Thormahlem, B. Ward, and P. H. S. Torr, “VideoTrace: Rapid interactive scene modelling from video,” ACM Transactions on Graphics (ToG), vol. 26, no. 3, 2007.
- [13] A. Hengel, R. Hill, B. Ward, and A. Dick, “In situ image-based modeling,” In Proc. International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR), pp. 107-110, 2009.
- [14] G. Klein and D. Murray, “Parallel tracking and mapping for small AR workspaces,” In Proc. IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR), 2007.
- [15] W. Lee, K. Kim, and W. Woo, “Mobile Phone-based 3D Modeling Framework for Instant Interaction,” In Proc. International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), pp. 1755-1762, 2009.
- [16] H. Park, J. Oh, B.-K. Seo, and J.-I. Park, “Automatic confidence adjustment of visual cues in model-based camera tracking,” Computer Animation and Virtual Worlds (CAVW), vol. 21, no. 2, pp. 69-79, 2010.

— 저 자 소 개 —



이 은 주

- 2011년 : 한양대학교 전자통신컴퓨터공학부 학사
- 2013년 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 석사
- 주관심분야 : 증강 현실, 인간컴퓨터 상호작용



서 병 국

- 2006년 : 한양대학교 전자전기컴퓨터공학부 학사
- 2008년 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 석사
- 2008년 ~ 현재 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 박사과정
- 주관심분야 : 3차원 컴퓨터 비전, 증강 현실, 인간컴퓨터 상호작용



박 종 일

- 1987년 : 서울대학교 전자공학과 학사
- 1989년 : 서울대학교 전자공학과 석사
- 1995년 : 서울대학교 전자공학과 박사
- 1992년 ~ 1994년 : 일본 NHK 방송 기술연구소 객원연구원
- 1995년 ~ 1996년 : 한국방송개발원 선임연구원
- 1996년 ~ 1999년 : 일본 ATR 지능영상통신연구소 연구원
- 1999년 ~ 현재 : 한양대학교 컴퓨터공학부 교수
- 주관심분야 : 가상현실, 컴퓨터그래픽스/비전, 3차원 영상처리, 인간컴퓨터 상호작용