

DEM과 산영상을 이용한 비전기반 카메라 위치인식

차 정 희 *

Vision-based Camera Localization using DEM and Mountain Image

Jeong-Hee Cha *

요 약

본 논문에서는 DEM(Digital Elevation Model)과 산 영상을 매핑하여 3차원 정보를 생성하고 이를 이용한 비전기반 카메라 위치인식방법을 제안한다. 일반적으로 인식에 사용된 영상의 특징들은 카메라뷰에 따라 내용이 변해 정보양이 증가하는 단점이 있다. 본 논문에서는 카메라뷰에 무관한 기하학의 불변특징을 추출하고 제안하는 유사도 평가함수와 Graham 탐색방법을 사용한 정확한 대응점을 산출하여 카메라 외부인수를 계산하였다. 또한 그래픽이론과 시각적 단서를 이용한 3차원 정보생성 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 불변 점 특징 추출단계, 3차원 정보 생성단계, 외부인수 산출단계의 3단계로 구성된다. 실험에서는 제안한 방법과 기존방법을 비교, 분석함으로써 제안한 방법의 우월성을 입증하였다.

Abstract

In this paper, we propose vision-based camera localization technique using 3D information which is created by mapping of DEM and mountain image. Typically, image features for localization have drawbacks, it is variable to camera viewpoint and after time information quantity increases. In this paper, we extract invariance features of geometry which is irrelevant to camera viewpoint and estimate camera extrinsic parameter through accurate corresponding points matching by proposed similarity evaluation function and Graham search method. we also propose 3D information creation method by using graphic theory and visual clues, The proposed method has the three following stages: point features invariance vector extraction, 3D information creation, camera extrinsic parameter estimation. In the experiments, we compare and analyse the proposed method with existing methods to demonstrate the superiority of the proposed methods.

▶ Keyword : DEM(Digital Elevation Model), 불변특징(Invariance feature), 유사도평가함수(Similarity Evaluation Function), Graham탐색방법(Graham Search Method), 카메라외부인수(Camera Extrinsic Parameter)

• 제1저자 : 차정희
• 접수일 : 2005.11.07, 심사완료일 : 2005.12.10
* 숭실대학교 미디어학부, 한경대 컴퓨터공학과 강사

I. 서론

유비쿼터스 컴퓨팅은 모든 컴퓨터가 서로 연결되어 이용자 눈에 보이지 않으며 언제 어디서나 사용 가능하고 현실 세계의 사물과 환경 속으로 스며들어 일상생활에 통합되는 것을 기본 전제로 한다. 특히 사람과 사물같은 객체의 위치를 인식하고 이를 기반으로 유용한 서비스를 제공하는 유비쿼터스 위치기반 서비스(Ubiquitous Location based Services: u-LBS)가 중요한 서비스로 대두되고 있는데, 위치기반 서비스 제공에서 가장 중요한 요소기술인 위치인식 시스템 기술이 현재 선진 각국에서 활발한 연구가 진행되고 있다. 위치인식 정보를 얻기 위한 방법으로는 주행거리계(Odometer), 관성 항법센서(INS)등과 같은 센서를 이용하는 방법과 센서 정보보다 정확한 영상 정보를 가지고 위치 인식을 하는 비전기술을 이용한 방법이 있다. 비전기반 위치인식을 위해 사용되는 방법의 대표적인 예로 인위적인 표식(mark)을 영상에 부가하고 이를 인식하여 위치를 확인하는 방법이 있는데, 이 경우 카메라 동작이 발생하면 특징 정보가 변하여 오정합이 발생하므로 많은 가정과 제약사항을 설정해야 하는 단점을 가지고 있다[1]. 따라서 본 논문에서는 카메라의 뷰포인트에 무관한 영상 특징인 사영과 치환불변 벡터(PPIV: Projective and Permutation Invariant Vector)를 추출[2]하고 이들로 특징모델을 구성하되, Graham 탐색방법을 이용한 정확한 대응점 산출방법을 제안하여 카메라 외부인수를 계산한다. 또한 DEM과 실사영상을 그래픽이론과 시각적 단서를 이용하여 매핑, 3차원 정보를 생성하는 방법을 제안한다. 마지막으로 3차원 좌표와 영상 특징점의 부정확성이 카메라 외부인수의 정확도에 미치는 영향을 분석한다.

II. 기존연구

사진 측량학에서는 오래전부터 영상에서 특징을 추출하고 이를 이용하여 카메라의 위치와 방향을 결정하는 방법을 연구하여왔다. 비전기반 위치인식 방법에서는 인식을 위해 초음파나 추측항법, 관성센서를 사용하는 대신 레이저기반 레인지 파인더(laser-based range finder)나 CCD Array를 이용하는 광측 카메라를 사용한다. 이 방법은 환경적 특징을 미리 알고 있다는 가정 하에 이루어지는 방법인데, 비전 센서를 통해 환경에 대한 많은 정보가 제공되지만 인식에 필요한 시간적인 특징의 추출은 쉽지 않은 작업이다. 주변 환경지도가 주어질 경우, 카메라를 이용한 2차원 위치인식 방법으로는 한 대의 카메라를 사용하는 방법과 두 대의 카메라를 사용하는 방법이 있다. 한 대의 카메라를 이용하는 경우 카메라가 차량이나 이동 로봇위에 탑재되어 있다면 주변의 수직 모서리가 랜드마크로 이용될 수 있는데 영상에 나타난 수직 모서리가 서로 구분 가능하고 높이 방향으로 변화가 없는 경우 세 개의 점 특징을 이용하여 판측 카메라의 위치와 방향을 결정할 수 있다. 하지만 구분이 불가능한 경우는 측정한 모서리의 모든 가능한 대응관계를 조사해야 하는 복잡한 절차를 거쳐야 한다. 두 대의 카메라를 이용하는 경우는 스테레오 영상을 관찰하여 2차원 위치를 결정하고 모든 가능한 지도상의 세 개의 점과 이 점들의 판측 위치상의 대응성을 인식하여 카메라의 위치와 방향을 결정한다. 이 경우 판측된 자료와 저장된 지도상의 점들 사이에 이동과 회전에 불변한 변환식을 적용해야 한다. 한 대의 카메라 보정을 통한 3차원 위치인식 접근방법은 계산된 외부인수로부터 물체나 특징점이 나타나는 세계좌표계에 대한 카메라의 위치와 회전정보를 획득하는 것으로 유일한 해를 구하려면 적어도 6개의 특징 대응점들이 필요하게 된다. 본 논문에서는 카메라 보정을 통한 위치인식 접근방법에 기반을 두되 평면상에 존재하는 불변특징을 사용하여 대응점을 산출한다.

$$\lambda_1 = \frac{\det(m_{431})\det(m_{521})}{\det(m_{421})\det(m_{531})}$$

$$\lambda_2 = \frac{\det(m_{432})\det(m_{512})}{\det(m_{412})\det(m_{532})} \dots \dots \dots \text{식(1)}$$

III. 점 특징 불변벡터 추출 단계

본 장에서는 점 특징 불변벡터를 추출하기 위해 사영기하학의 복비를 소개하고 영상에서 점 특징을 추출하는 과정과 특징모델을 구성하여 정합하는 단계를 설명한다. (그림 1)은 제안하는 불변 특징추출과 정합의 단계도이다. 특징추출 단계에서는 영상의 두드러진 영역에서 코너점을 찾고 5개의 코너점으로 순열조합을 구성하여 PPIV를 계산, 특징모델 후보를 생성한다. 학습과 인식단계에서는 특징모델 후보에 대해 동일 평면상의 점인지와 동일선상의 점인지를 검사하고 벡터오더링 기법을 사용하여 강건 특징모델을 형성한다. 정합단계에서는 Graham 탐색방법을 이용한 볼록면 검사와 대응성 검사를 통해 정합된 특징모델을 추출하게 된다.

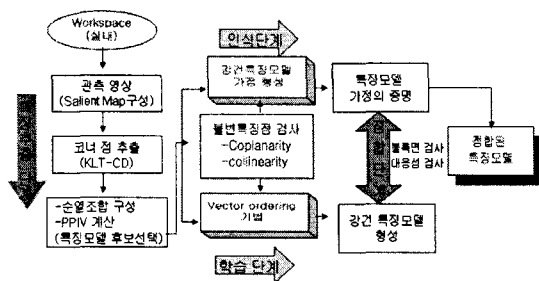


그림 1. 특징추출 및 정합도
Fig 1. Feature extraction and Matching Diagram

3.1 복비와 사영과 치환불변 벡터

본 논문에서는 뷰포인트에 무관한 특징추출을 위해 기하학의 동일 평면상의 5개점의 복비를 사용한다. 사영기하학 (Projective Geometry)의 정리에 의하면 2차원 공간에서 동차 좌표계내의 5개의 점이 있을 때 이 점들이 동일 평면에 존재하고, 이 중 3개의 점이 동일선상에 없으면, 식 (1)과 같은 두개의 독립적인 사영 불변값인 복비(cross ratio)가 존재한다[3].

위 식에서 m_{431} 은 코너 점 c_1, c_3, c_4 의 x, y 좌표 값을 가지고 계산되는 행렬 값을 의미한다. 그러나 복비 λ_1, λ_2 는 변화에 민감하므로 각 점들의 치환에 강건한 안정적인 J 벡터를 사용한다. 5개의 2차원 불변 J 벡터의 각 요소 식 (3)은 식 (2)에 의해 계산되어지는데, 이를 사영과 점치환 불변 벡터 (PPIV: Projective and Point Permutation Invariant Vector)라 부른다. 논문에서는 계산량을 줄이고 강건한 특징모델 형성을 위해 영상의 두드러진 부분(Salient Map)을 구별하여 이 영역 안에서 KLT-CD(Kanade-Lucas-Tomasi Corner Detector) 알고리즘(4)를 사용하여 코너점을 추출하였는데, 이것은 영상내의 특징영역의 값이 평활한 영역의 값보다 더 큰 값을 가진다는 이론(5)에 근거한다.

$$J[\lambda] = \frac{2\lambda^6 - 6\lambda^5 + 9\lambda^4 - 8\lambda^3 + 9\lambda^2 - 6\lambda + 2}{\lambda^6 - 3\lambda^5 + 3\lambda^4 - \lambda^3 + 3\lambda^2 - 3\lambda + 1} \dots \dots \dots \text{식(2)}$$

$$J^{(1)} = J[\lambda_1], J^{(2)} = J[\lambda_2], J^{(3)} = \left[\frac{\lambda_1}{\lambda_2} \right]$$

$$J^{(4)} = J\left[\frac{\lambda_2 - 1}{\lambda_1 - 1} \right], J^{(5)} = J\left[\frac{\lambda_1(\lambda_2 - 1)}{\lambda_2(\lambda_1 - 1)} \right] \dots \dots \dots \text{식(3)}$$

5개 각각의 코너 점은 구해진 2차원 불변벡터 $J^{(i)}$ 각각과 1:1 매핑 관계에 있다. KLT-CD 알고리즘에서는 정해진 영역안의 영상을 식(4)와 같이 x 방향과 y 방향으로 각각 미분하고, 전치행렬(Transpose matrix)을 곱한 후, 영역 W 의 모든 행렬 값을 더한다.

$$g = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \nabla I \quad gg^T = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_x & g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_x^2 & g_x g_y \\ g_x g_y & g_y^2 \end{bmatrix}$$

$$Z = \iint_w \begin{bmatrix} g_x^2 & g_x g_y & g_y^2 \\ g_x g_y & g_y^2 \end{bmatrix} w dx, \quad x = (x, y), \quad w : \text{가중치함수} \dots \dots \dots \text{식(4)}$$

위 식에서 2×2 행렬인 Z 는 순수한 텍스처 정보를 가지므로 Z 의 고유 값(Eigenvalue)을 분석하여 영역 W 안의 특징을 분류하는데 두 개의 고유 값이 큰 경우가 영역 안에 코너 점이 존재하고 있음을 의미한다. 다음에는 추출된 코너점으로 순열조합을 구성하는데, 순열 조합은 영역내 코너 점 중에서 5개를 뽑되, 중복을 허용치 않고 순서대로 배열하는 경우의 수의 집합이다. 그리고 구해진 순열조합에 대해 위에서 정의한 식 (1)과 (2),(3)을 이용하여 사영과 점치환 불변벡터인 $PPIV$ 를 계산한다. (그림 2)는 KLT-CD 알고리즘을 이용하여 코너점을 추출하는 과정의 영상이다. (a)는 원영상, (b)는 x 방향 미분영상, (c)는 y 방향 미분영상이며, (d)는 코너점이 추출된 영상을 확대한 그림이다. (그림 3)은 고유값의 히스토그램 분포도이다.

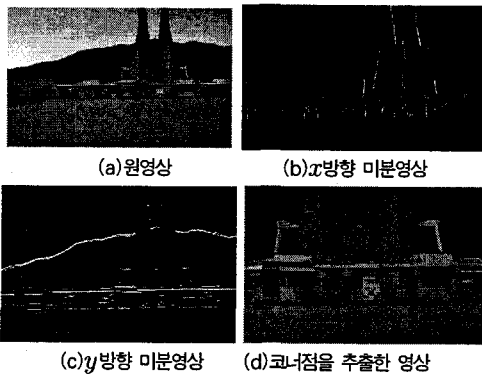


그림 2. 코너점 추출과정
Fig. 2. Corner Point Extraction Process

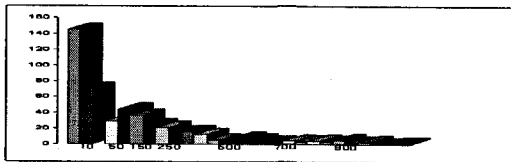


그림 3. 고유값의 히스토그램
Fig. 3. Histogram of Eigenvalue

3.2 학습과 인식

위에서 언급했듯이 $PPIV$ 가 사영변환(Projective Transformation)하에서도 보존되려면 첫째 동일선상에 세 개의 점이 존재하지 않아야 하는데, 이는 동일선상의 세 점의 좌표로 구한 행렬 값(determinant)이 0가 되어 복비가 0 또는 ∞ 의 값이 되기 때문이다. 둘째는 동일평면상의 점들로 구성되어야 하는데, 동일 평면상에 존재하지 않는

경우 복비인 $PPIV$ 값이 변하기 때문이다. 실험에서는 동일선상의 3개점을 포함하는 순열조합을 제외시키기 위해 그림 매트릭스(3)를 사용하였고 동일평면상에 있는 점일 경우 사영불변 J 벡터 값이 2.0~2.8사이의 값을 가지므로 동일 평면상에 없는 점이 포함된 순열조합을 제외하기 위해 $PPIV$ 값이 이 범위 안에 있는지 검사하였다. 이렇게 구성된 특징모델 후보집합은 다시 벡터오더링(Vector Ordering)기법(6)을 거치면 강건한 특징모델들만 남게된다. 벡터오더링기법은 특징모델 후보들의 평균 불변 벡터값을 식 (5)에 의해 구하고 각 특징모델의 불변 벡터 값과 평균 불변 벡터값의 차이를 식 (6)과 같이 계산한 후 정해진 임계치(0.001)를 기준으로 바람직한 특징모델만을 선택하는 방법이다.

$$PPIV_{mean} = (1/q) \sum_{i=0}^{q-1} PPIV_i \quad q : \text{특징모델후보수} \dots \text{식(5)}$$

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=0}^4 (PPIV_i^j - PPIV_{mean}^j)^2} \dots \text{식(6)}$$

기존연구(7)에서는 수치적으로 불안정한 요소가 포함될 수 있는 $PPIV$ 값만으로 정합을 수행하였는데, 잡음과 코너추출시의 왜곡에 민감한 $PPIV$ 값만을 적용하는 것은 비합리적이므로, 실험에서는 임계 값($t_{PPIV} = 0.08$)을 적용하여 정합을 수행하였다. 그리고 Graham 탐색 알고리즘을 이용한 볼록면 검사(Convex Hull)를 통하여 잘못된 정합 후보들을 걸러내고 대응점들을 수정하는 방법을 제안하였다. 사영변환하에서 볼록면상의 점들은 보존된다. 볼록면상의 점들의 수는 보존되며, 볼록면상에 존재하는 이웃하는 점들과의 관계 역시 보존된다(8). 따라서 구성된 특징모델의 정확한 일대일 대응성(Correspondence) 결정을 위해 볼록면검사가 부가적으로 사용될 수 있다. 볼록면 검사를 위해 사용된 Graham 탐색법은 해를 찾기 위한 반복 횟수가 많은 기존의 단점(9)(10)을 보완할 수 있는 역추적법(back tracking)을 사용하는 알고리즘으로 해라고 생각되는 것을 일단 해집합에 포함시켜 두었다가 필요시에 역추적하여 최적의 해를 찾아내는 방법이다. 소요시간을 생각해 보면 일 반적인 역추적 알고리즘은 지수 시간(Exponential Time)이 걸리지만 Graham 탐색에서는 조건에 위배되는 해는 영

구적으로 제거되므로 다항식 시간(Polynomial Time)으로 해결될 수 있다. (그림 4)는 Graham 알고리즘을 이용하여 볼록면상의 점을 찾는 과정을 나타낸 것이다.

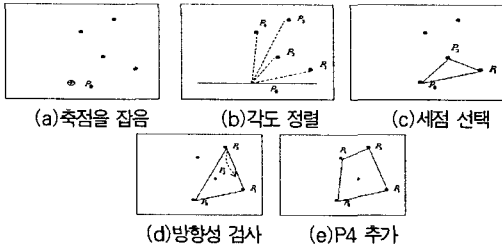


그림 4 Graham 알고리즘의 탐색과정
Fig 4. Searching Process of Graham Algorithm

먼저 5개 점중 가장 작은 y 좌표를 가지며 또한 가장 큰 x 좌표값을 가지는 P_0 를 축점으로 선택(a)하고 이 축점을 중심으로 x 축의 양의 방향에 대한 각도를 키(key)로하여 나머지 점들을 정렬(b)한다. 정렬 후 (c)와 같이 우선 P_0, P_1, P_2 세 점을 볼록면상의 점으로 생각하고 P_3 도 볼록면상의 점으로 추가한다. 이 과정에서 P_2 가 볼록면상의 점인지 확인하는 방법은 P_3, P_2, P_1 의 방향을 검사(d)해서 반시계 방향인 경우 세 점중 가운데 점을 볼록면상의 점에서 제외한다. (e)에서는 다시 P_4 를 볼록면상의 점으로 추가하고 P_4, P_3, P_2 방향을 조사해서 반시계 방향이 아니면 P_4 를 볼록면상의 점으로 간주한다. (그림 5)은 실내영상을 이용하여 PPIV의 불안정으로 잘못된 대응이 이루어졌을 때 볼록면 검사를 통해 수정한 예를 보여주는 그림이다. 먼저 PPIV값을 이용해서 참조영상의 1번 점과 입력영상의 1번, 그리고 2번과 2번, 3번과 3번, 4번과 4번, 5번과 5번 코너점이 결정되었는데, 1번과 2번의 대응성이 잘못 결정된 경우이다. 이 경우 Graham 탐색을 거친 후, 두 영상의 정합점은 1=2, 2=1, 3=3, 4=4, 5=5의 결과가 된다. 영상에서의 잡음과 코너추출시의 왜곡 등으로 벡터 값이 정확하지 않은 경우이다. <표 1>은 참조 영상과 입력영상의 5개 점 좌표와 계산된 PPIV 벡터 값, 그리고 Graham 탐색 후 수정된 정합결과이다.

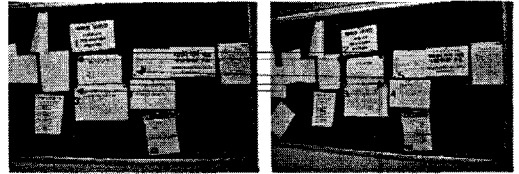


그림 5. PPIV 값에 의해 결정된 5개 대응점들
Fig 5. Determined Five Corresponding Point by PPIV Value

표 1. Graham 탐색결과 수정된 대응점들
Table 1. Corrected Corresponding Points by Graham Search Result

참조영상			입력영상		
좌표값(x,y)	PPIV	코너점인덱스	좌표값(x,y)	PPIV	코너점인덱스
139,112	2,013123	1	158,111	2,107451	2
224,110	2,143221	2	227,106	2,011458	1
132,171	2,355421	3	151,162	2,437645	3
236,169	2,439234	4	237,161	2,437645	4
251,151	2,460000	5	250,146	2,456786	5

마지막으로 대응성이 결정된 특징모델의 변환 행렬을 사용하여 나머지 후보 집합에 대한 검증을 실시하게 되는데 변환 행렬은 8개의 방정식이 이루는 선형시스템의 해로부터 구해진다[11].

IV. 3차원 정보생성 단계

본 장에서는 DEM과 참조영상을 매핑하여 3차원 좌표를 생성하는 내용을 기술한다. (그림 6)은 3차원정보 생성 절차도이다. 먼저 참조영상에서 정의된 특징 점들을 추출하여 앞에서 설명한 것과 같은 특징모델을 생성하고 그래픽이론을 이용하여 DEM으로 와이어프레임(Wirframe)을 형성한다. 그리고 형성된 와이어프레임을 참조영상에 겹쳐 놓은 후 시각적인 단서를 이용하여 정합, 3차원 위치좌표를 획득한다.

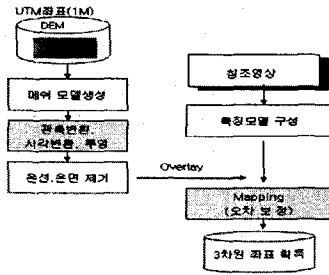


그림 6. 3차원 정보 생성절차
Fig 6. 3D information creation procedure

DEM은 일정한 간격마다 X, Y 로 표현되는 위경도 좌표와 높이 Z 에 대한 수치를 포함하고 있다. 따라서 각 점들을 연결, 수치적인 3차원 좌표들을 풀리곤 메쉬 구조를 이용하여 와이어프레임으로 재구성할 수 있다. 그리고 윈도우와 뷰포트를 결정하고 은선과 은면을 제거한 후 3차원의 와이어프레임을 2차원 영상에 겹쳐놓은 후 시각적 단서를 이용하여 와이어프레임과 센서영상의 오차를 보정하여 두 영상을 정합한다. 3차원 물체를 2차원 평면상에 표시하기 위한 방법은 물체가 눈의 망막에 맺히는 원리를 이용한다. 3차원 물체는 실 좌표계(world coordinate) 상에서 x, y, z 좌표로 표시된다. 그러나 우리가 물체를 볼 때에는 우리의 눈(시점)을 중심으로 하는 새로운 좌표계인 시각좌표계(eye coordinate) 상에서 본다고 생각할 수 있다. 그러므로 어떤 물체가 정지해 있고 우리가 그것을 서로 다른 장소에서 볼 경우 물체에 대한 실 좌표계 상에서의 좌표는 변함이 없지만 시각 좌표계 상에서의 좌표는 우리의 움직임에 따라 변하게 된다. 이와 같이 시점에 따라 달라지는 어떤 물체를 2차원 상에 나타내기 위해서는 실 좌표계 상에서 정의된 물체의 좌표를 시점을 원점으로 하는 시각 좌표계 상에서의 좌표로 바꾸어야 하는데 이 과정을 시각변환(viewing transformation)이라고 한다. 따라서 먼저 실 좌표계 상에서 정의된 물체의 좌표를 시각 변환하여 시각좌표계 상의 좌표로 바꾼다. 두 번째는 시점과 물체사이에서 스크린을 놓고 물체를 원근 투영한다. 실 좌표계를 스크린 좌표계로 나타내기 위한 과정은 (그림 7)과 같다.

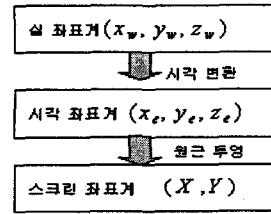


그림 7. 시각변환과 원근투영 절차
Fig 7. Process of viewing transformation and perspective projection

다각형의 면을 모서리가 아닌 면의 색으로 나타낸다면 깊이 값으로 정렬된 삼각형 배열을 단순히 아래에서부터 위로 그려 올라가기만 하면 될 것이다. 왜냐하면 어떤 삼각형 위에 다른 삼각형을 겹쳐 칠하게 되면 겹친 부분은 새로운 삼각형의 색으로 칠해지기 때문이다. 은선과 은면의 제거는 설명한 것과 같이 화면에 표시될 물체들을 깊이 값으로 정렬을 한 뒤 가장 작은 값(시점에 가까운 값)을 가진 메쉬들만을 렌더링(rendering)함으로써 이루어진다. 오차보정 과정에서는 은선과 은면이 제거된 와이어프레임을 센서영상과 매핑하기 위해 영상위에서 렌더링한다. 형성된 와이어프레임 영상은 센서영상을 획득할 시점의 카메라의 위치와 동일한 인자(시야각(FOV), 위치정보, 자세정보, 방향정보)를 갖는 가상의 카메라를 정의하여 렌더링 한 영상이다. 그러나 와이어프레임영상을 센서영상위에 겹쳐 놓았을때 일치하지 않는 것을 볼 수 있는데, 이는 입력된 위치정보와 방향정보의 오차 때문이다. 따라서 입력영상위에 겹쳐진 와이어프레임 영상을 x, y, z 축 방향으로 이동하고 ϕ, ψ, θ 를 변경하여 x, y, z 축에 대하여 회전시켜서 두 영상을 시각적으로 일치[12] 시켰다. (그림 8)은 메쉬구조를 이용해 형성된 와이어프레임과 이를 센서영상위에 겹쳐서 시각적으로 오차를 보정하는 과정의 그림이다.

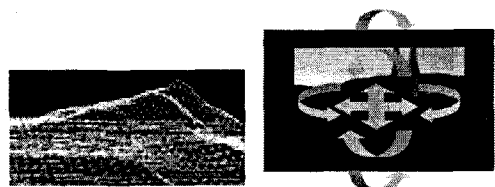


그림8. 와이어프레임과 오차보정 과정
Fig 8. wireframe and mapping on sensor image

V. 3차원좌표를 이용한 외부인수 산출

카메라 외부인수는 위에서 생성된 3차원 좌표가 정확하다고 가정하여 Tsai 카메라 보정 알고리즘[13]을 이용하여 산출하였다. Tsai 알고리즘은 컴퓨터비전 분야에서 일반적으로 널리 사용되는 카메라 보정알고리즘으로 평면상의 점들을 이용하는 방법과 여러 평면상의 점들을 이용하는 방법이 있다. 알고리즘은 크게 2단계로 나누는데 첫 번째 단계에서는 입력된 카메라 사양과 합성데이터를 이용하여 카메라 내, 외 인수 대부분을 계산하게 된다. 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 구한 카메라 인수들을 초기치로 하고 보정용 데이터를 입력받아 정확한 카메라 인수를 산출하게 된다. 실험 (그림 9)의 왼쪽 영상은 실험에 사용된 실외영상이고 오른쪽 영상은 제안한 방법을 사용하여 특징이 추출된 영상을 확대한 그림이다. 또한 <표 2>는 특징점의 3차원 좌표와 대응되는 영상좌표이다. <표 3>은 <표 2>의 좌표를 이용하여 산출된 카메라 외부인수이다.



그림 9. 입력영상과 특징추출 영상
Fig 9. Input image and extracted feature image

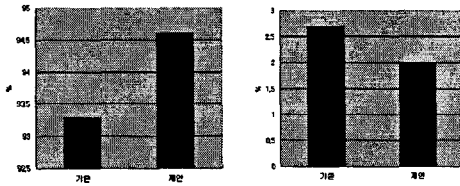
표 2. 3차원 좌표와 대응되는 영상좌표
Table 2. Image coord. corresponding to 3D coord.

3차원 좌표 (3D좌표)			영상좌표	
x	y	z	x	y
2.2831990000e+005	3.6432190000e+005	0.0000000000e+000	4.2100000000e+002	2.0000000000e+002
2.2832240000e+005	3.6432110000e+005	0.0000000000e+000	4.4000000000e+002	2.7900000000e+002
2.2831850000e+005	3.6432120000e+005	0.0000000000e+000	4.2600000000e+002	2.7800000000e+002
2.2832280000e+005	3.6432250000e+005	0.0000000000e+000	4.4300000000e+002	2.9300000000e+002
2.2832210000e+005	3.6432340000e+005	0.0000000000e+000	4.4400000000e+002	3.0300000000e+002
2.2831550000e+005	3.6432370000e+005	0.0000000000e+000	3.7700000000e+002	2.7500000000e+002
2.2831630000e+005	3.6432460000e+005	0.0000000000e+000	4.0600000000e+002	2.7100000000e+002
2.2831260000e+005	3.6432250000e+005	0.0000000000e+000	3.7000000000e+002	2.9200000000e+002
2.2831610000e+005	3.6432370000e+005	0.0000000000e+000	3.9900000000e+002	2.9500000000e+002
2.2831590000e+005	3.6432500000e+005	0.0000000000e+000	3.0400000000e+002	3.0400000000e+002

표 3. 산출된 카메라 외부인수
Table 3. Estimated camera extrinsic parameter

Translation(mm)			Rotation(deg)		
Tx	Ty	Tz	Rx	Ry	Rz
-96839.88	-35102.27	-413153.10	91.14	-45.12	-164.11

위 표의 수치는 III장과 IV장에서 제안하는 방법으로 추출한 정확한 영상 대응점 좌표와 이에 해당하는 3차원 좌표를 Tsai 알고리즘 두 번째 단계의 보정용 데이터로 입력하여 얻은 결과이다. 따라서 이렇게 얻어진 외부인수는 정확하다고 가정하였다. 일반적으로 카메라 외부인수의 정확도에 영향을 미치는 원인에는 여러 가지가 있다. 3차원좌표 측정과정의 오류로 부정확한 3차원 좌표가 생성될 수도 있고 참조영상과 입력영상의 특징 정합과정에서도 오차가 생길 수 있다. 인위적인 합성좌표를 사용할 경우에는 영상 좌표간의 완벽한 대응이 가능하겠지만 실제 영상에서는 조명이나 특징추출시의 여러 가지 잡음으로 인해 완벽한 대응이 불가능하다. 실험에서는 잡음의 영향을 분석해 보았는데, 먼저 3차원 좌표의 정확성이 얼마나 중요한지 알아보기 위해 <표 2>의 10점의 3차원 좌표에 잡음을 추가해 보았다. 사용한 모든 잡음은 평균이 0인 가우시안 잡음(normal gaussian noise)를 사용하였고, 영상 특징점에는 잡음을 추가하지 않았다. 또 3차원 좌표에는 잡음을 추가하지 않고 영상 특징점에 잡음을 추가하여 특징점 간의 정합이 부정확한 경우 어떤 결과가 나타나는지 확인하였다. 일반적으로 잡음 크기가 커질수록 오차도 증가하는 경향을 보여주었다. 그러나 영상 특징점간의 정합이 정확하게 이루어진 경우 3차원 좌표의 부정확성으로 인해 오차가 크게 전파되지 않는다는 사실을 알 수 있었는데, 이것은 초기 3차원 좌표 값이 약간의 오차를 갖고 있다 해도 영상 간 정합 정확도가 높으면 높은 정확도를 보장할 수 있다는 것을 의미한다. (그림 10)은 불변 점 특징 벡터인 PPIV값으로 정합을 수행한 경우와 PPIV값으로 정합 후 제안하는 볼록면 검사인 Graham 탐색을 통해 대응성을 다시 한번 확인한 경우의 인식율을 비교한 그래프이다. 인식율(CR: Correct Recognition) (a)는 기존방법(왼쪽그래프의 왼쪽 막대그래프)이 93.3%이고 제안한 방법(오른쪽)이 94.6%로 1.3% 향상되었다. 또한 학습단계에서 최종적으로 선택된 특징모델을 인식시에 특징모델에서 제외(FN: False Negative)시킨 경우(b)는 2.7%(왼쪽 그래프)에서 2%(오른쪽)로 감소하여 제안한 방법의 성능이 향상되었음을 알 수 있다.



(a)인식률 (b)특징모델을 제외시킨 경우
 그림 10. CR과 FN 비교
 Fig 10. Comparison of CR and FN

Ⅶ. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 카메라 뷰포인트에 무관한 불변특징을 추출하고 유사도 평가함수와 Graham 탐색방법을 사용한 정확한 대응점을 산출하여 카메라 외부인수를 계산하였다. 또한 3차원좌표 생성을 위해서 그래픽이론과 시각적 단서를 이용하여 DEM과 참조영상의 매핑방법을 제안하였다. 마지막으로 3차원좌표나 영상간 특징의 부정확한 대응성이 카메라 외부인수의 정확도에 미치는 영향을 분석하였다. 실험결과 제안한 방법은 기존방법에 비해 성능이 향상된 결과를 보였다. 본 논문의 향후 연구 과제는 다음과 같다.

첫째, 본 논문에서 제안한 특징 추출 방법은 평면상에 존재하는 특징으로 기하학적인 물체가 있는 장면을 선택해야 하는 제약 사항이 존재하였다. 따라서 제약사항 없이 카메라의 뷰포인트에 무관한 자연물 기반의 특징추출 방법에 대한 연구를 수행해야 한다.

둘째, 본 논문에서는 3차원 정보를 생성하기 위해서 일반 그래픽이론을 사용하고 매핑된 결과가 정확하다고 가정하여 카메라 외부인수를 산출하였다. 따라서 향후에는 측량 기구등을 이용한 3차원 좌표를 사용하여 알고리즘을 실험해보는 것이 타당하다.

참고문헌

- [1] Christian Drewniok and Karl Rohr, "High-Precision Localization of Circular Landmarks in Aerial Images," Proc. 17. Dagn-Symposium, Musterkennung 1995, pp.594-601, Bielefeld, Germany, 13-15. September 1995..
- [2] Reiner Lenz and Peter Meer, "Point Configuration Invariants under Simultaneous Projective and Permutation Transformations," Pattern Recognition, Vol. 27, No. 11, pp. 1523-1532, 1994.
- [3] K. Kanatani, "Computational Projective Geometry," CVGIP:Image Understanding Workshop, Washington, DC, pp. 745-753, 1993.
- [4] S. Birchfield, "KLT:An Implementation of the Kanade-Lucas-Tomasi Feature Tracker, <http://vision.stanford.edu/~birch/klt/>.
- [5] Panos E. Trahanias, Savvas Velissaris and Thodoris Garavelos, "Visual Landmark Extraction and Recognition for Autonomous Robot Navigation," Proc. IROS 97, pp. 1036-1042, 1997.
- [6] V. Barnett, "The Ordering of Multivariate Data," Journal of Royal Statistical Society A, Part 3 139 pp. 318-343, 1976.
- [7] Vicente, M.A., Gil, P., Reinoso., Torres, F, "Object Recognition by Means of Projective Invariants Considering Corner-Points," Proc. SPIE. Vol. 4570. pp. 105-112. 2002.
- [8] J.L. Mundy, A. Zisserman, "Geometric Invariance in Computer Vision," MIT Press, Cambridge, MA, 1992.
- [9] 김성근. "전역탐색 알고리즘을 이용한 이동 무선통신 네트워크의 최적화에 대한 연구." 한국컴퓨터정보학회 논문지 제9권 제1호, 2004.3.
- [10] 지정규, 김용균, "가변탐색창을 이용한 실시간 객체추적 시스템," 한국OA학회 논문지 제7권 제4호, 2002.12.

- [11] Fishler, M.A. and Bolles, R.C., "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Application to Image Analysis and Automated Cartography," *Commumination ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381-395, 1981
- [12] Kiohide Satoh, M. Anabuki, "A Hybrid Registration Method for Outdoor Augmented Reality," *Proc. IEEE. and ACM Int'l Symp. Augmented Reality*, pp.67-76, 2001.
- [13] Roger Y. Tsai, "An Efficient and Accurate Camera Calibration Technique for 3D Machine Vision", *Proc.of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami Beach, 리, pp.364-374, 1986.

저자 소개



차 정 희

1983년 숭실대 전자계산학과

졸업(공학사)

1983~1998 신용보증기금 전산실
근무

2001년 8월: 동국대 대학원
컴퓨터공학과 졸업(공학석사)

2005년 8월 숭실대 대학원
컴퓨터학과 졸업(공학박사)

2005.9~현재 숭실대, 한경대 강사

〈관심분야〉 로봇비전, 영상처리,

지문인식, 가상현실, 3D

모델링 등