

논문 2006-43SC-2-2

# PPIV 인식기반 2D 호모그래피와 LM방법을 이용한 카메라 외부인수 산출

( Camera Extrinsic Parameter Estimation using 2D Homography and  
LM Method based on PPIV Recognition )

차 정 희\*, 전 영 민\*\*

( Jeong Hee Cha and Young Min Jeon )

## 요 약

본 논문에서는 사영과 치환불변 점 특징을 기반으로 카메라의 외부인수를 산출하는 방법을 제안한다. 기존 연구에서의 특징 정보들은 카메라의 뷰 포인트에 따라 변화하기 때문에 대응점 산출이 어렵다. 따라서 본 논문에서는 카메라 위치에 무관한 불변 점 특징을 추출하고 시간 복잡도 감소와 정확한 대응점 산출을 위해 유사도 평가함수와 Graham 탐색 방법을 이용한 새로운 정합방법을 제안한다. 또한 카메라 외부인수 산출단계에서는 LM 알고리즘의 수렴도를 향상시키기 위해 2단계 카메라 동작 인수 산출방법을 제안한다. 실험에서는 다양한 실내영상을 이용하여 기존방법과 비교, 분석함으로써 제안한 알고리즘의 우수성을 입증하였다.

## Abstract

In this paper, we propose a method to estimate camera extrinsic parameter based on projective and permutation invariance point features. Because feature informations in previous research is variant to camera viewpoint, extraction of correspondent point is difficult. Therefore, in this paper, we propose the extracting method of invariant point features, and new matching method using similarity evaluation function and Graham search method for reducing time complexity and finding correspondent points accurately. In the calculation of camera extrinsic parameter stage, we also propose two-stage motion parameter estimation method for enhancing convergent degree of LM algorithm. In the experiment, we compare and analyse the proposed method with existing method by using various indoor images to demonstrate the superiority of the proposed algorithms.

**Keywords :** 사영과 치환불변 벡터(PPIV), 2D 호모그래피(2D Homography), LM 방법(LM Method),  
카메라 외부인수(Camera Extrinsic Parameter)

## I. 서 론

유비쿼터스 컴퓨팅은 모든 컴퓨터가 서로 연결되어 사용자 눈에 보이지 않으며 언제 어디서나 사용 가능하고 현실세계의 사물과 환경 속으로 스며들어 일상생활에 통합되는 것인데, 특히 사람과 사물같은 객체의 위

치를 인식하고 이를 기반으로 유용한 서비스를 제공하는 유비쿼터스 위치기반 서비스(Ubiquitous Location based Services:u-LBS)가 중요한 서비스의 하나로 대두되고 있으며, 이중 위치인식 기술은 가장 중요한 요소기술이다. 위치인식 정보를 얻기 위한 방법으로는 주행거리계(odometry), 관성 항법센서(INS)등과 같은 센서를 이용하는 방법이 있는데, 센서 자체가 가지고 있는 오차로 정확한 정보를 얻는데 한계를 지니고 있다. 센서 정보보다 정확한 영상 정보를 가지고 위치 인식하는 비전기술을 이용하면 거리나 각도같은 지리적 특징없이 수동적인 관측을 통해 위치인식이 가능한데, 이

\* 정회원, 숭실대학교 컴퓨터학부  
(Dept. of Computing, Soongsil University)

\*\* 정회원, 윈스로드주식회사 전략사업본부  
(WINSROAD INC. Strategic Business Div.)

접수일자: 2005년10월10일, 수정완료일: 2006년3월13일



1. 복비와 사영과 치환불변 벡터

본 논문에서는 뷰포인트에 무관한 특징추출을 위해 기하학에서 정의하고 있는 동일 평면상의 5개 점의 복비를 사용한다. 사영기하학의 정리에 의하면 2차원 공간에서 동차 좌표계내의 5개의 점이 있을 때 이 점들이 동일 평면상에 존재하고, 이중 3개의 점이 동일선상에 없으면, 식 (1)과 같은 두개의 독립적인 사영 불변값인 복비(cross ratio)가 존재한다<sup>[7]</sup>.

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

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

위 식에서  $\det(m_{431})$ 은 코너 점  $c_1, c_3, c_4$ 의  $x, y$  좌표 값을 가지고 계산되는 행렬 값을 의미한다. 그러나 복비  $\lambda_1, \lambda_2$ 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. 먼저 계산량을 줄이고 강건한 특징모델 형성을 위해 영상의 두드러진 부분(Salient Map)을 구성하고, 이러한 영역안에서 KLT-CD (Kanade-Lucas-Tomasi Corner Detector) 알고리즘<sup>[8]</sup>을 사용하여 코너점을 추출하였다. 영상의 Salient Map은 영상내의 특징영역이 평활한 영역의 값보다 더 큰 값을 가진다는 이론<sup>[9]</sup>에 근거한다.

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

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

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

5개 각각의 점  $c_i$ 는 구해진 2차원 불변벡터  $J^{(i)}$  각각과 1:1 매핑 관계에 있다. KLT-CD 알고리즘은 정해진 영역안의 영상을 식 (4)와 같이 x방향과 y방향으로 각각 미분하고, 전치행렬(Transpose matrix)을 곱한 후, 영역  $W$ 의 모든 행렬값을 더하게 된다.

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

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

$2 \times 2$  행렬인  $z$ 는 순수한 텍스처 정보를 보유하고 있어,  $z$ 의 고유 값(Eigenvalue)을 분석하면 영역  $W$  안의 특징을 분류할 수 있는데, 두 개의 큰 고유 값은 영역안에 추출하고자 하는 코너 점이 존재하고 있음을 의미한다. 다음에는 추출된 코너점으로 순열조합을 구성하는데, 순열 조합은 영역내 코너점 중에서 5개를 뽑되, 중복을 허용치 않고 순서대로 배열하는 경우의 수의 집합이다. 이렇게 구한 순열조합에 대해 위에서 정의한 식 (1)과 (2),(3)을 이용하여 사영과 점 치환 불변벡터인 *PPIV*를 계산한다. 그림 2는 KLT-CD 알고리즘을 이용하여 코너점을 추출하는 과정의 영상이다. (a)는 원영상, (b)는 x방향 미분영상, (c)는 y방향 미분영상이며, (d)는 코너점이 추출된 영상이다. 그림 3은 두 개 중 작은 고유값의 히스트그램 분포도이다.

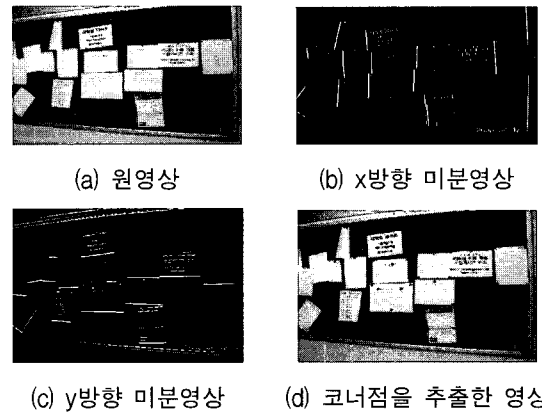


그림 2. 코너점 추출과정  
Fig. 2. Corner Point Extraction Process.

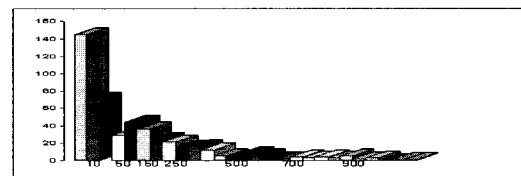


그림 3. 고유값의 히스트그램  
Fig. 3. Histogram of Eigenvalue.

2. 학습 및 인식

위에서 언급했듯이 *PPIV*가 사영변환(Projective Transformation)하에서도 보존되려면, 첫째 동일선상에 세 개의 점이 존재하지 않아야 하는데, 이는 동일선상의 세 점의 좌표로 구한 행렬값(determinant)이 0가 되

어 복비가 0 또는 ∞의 값이 되기 때문이다. 둘째는 동일평면상의 점들로 구성되어야 하는데, 동일평면상에 존재하지 않는 경우, 복비, 즉 PPIV값이 변하기 때문이다. 실험에서는 동일선상의 3개점을 포함하는 순열조합을 제외시키기 위해 그람 매트릭스<sup>[7]</sup>를 사용하였고, 동일평면상의 점인지를 검사하기 위해서 사영불변 J벡터 값이 2.0~2.8사이의 값을 가지므로 PPIV값이 이 범위가 아닌 순열조합을 제외하였다. 나머지가 특징모델 후보집합이 된다. 이러한 단계를 거치고 남은 특징모델 후보는 인식단계의 강건한 정합을 위해 벡터오더링 (Vector Ordering)기법<sup>[10]</sup>을 이용해 강건한 특징모델들만을 추려내게 된다. 먼저 특징모델 후보들의 평균 불변벡터값을 식 (5)에 의해 구하고, 각 특징모델의 불변벡터 값과 평균 불변벡터값의 차이를 식 (6)과 같이 계산한 후 정해진 임계치(0.001)를 기준으로 바람직한 특징모델을 선택한다.

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

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

3. 정합

가. 유사도 함수와 Graham탐색을 이용한 대응성확인  
기존연구에서는 정합단계에서 두드러진 영역 전체를 탐색(전역탐색: Exhaustive Search)하면서 가능한 모든 블럭들에 대해 정합을 수행하므로 시간 복잡도가 크고 오정합 발생율이 높게된다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 유사도 평가함수를 통해 두 블럭간 유사도가 큰 블럭만을 대응블럭으로 결정하여 정합 단계를 수행하는 방법을 제안한다. 그림 4는 제안하는 유사도함수를 이용한 블럭 정합구조이다.

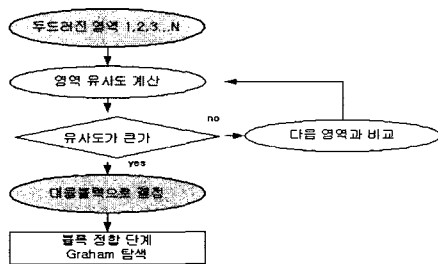


그림 4. 유사도함수를 이용한 블럭 정합구조  
Fig. 4. Block Matching Structure using Similarity Function.

유사도 함수  $R_N$ 은 식 (7)과 같이 두 블럭간 영역 상관관계식을 이용한다. 식에서  $\mu_n$ 과  $\mu_m$ 은 블럭  $N$ 과  $M$ 의 평균 명암값을 나타내고,  $\mu_{mn}$ 은 블럭  $M, N$  픽셀단위의 곱의 평균값이다. 그리고  $\sigma_m$ 과  $\sigma_n$ 은 각 블럭의 표준편차를 나타낸다.

$$R_N = \frac{\mu_{mn} - \mu_m \mu_n}{\sigma_n \sigma_m} \quad (7)$$

기존연구<sup>[11]</sup>에서는 수치적으로 불안정한 요소가 포함되어 있는 PPIV값만으로 정합을 수행하였는데, 잡음과 코너추출시의 왜곡에 민감한 PPIV를 엄격하게 적용하는 것은 비합리적이므로, 실험에서는 임계 값( $t_{PPIV} = 0.08$ )을 적용하였다. 그리고 Graham 탐색 알고리즘을 이용한 볼록면 검사(Convex Hull)를 통하여 잘못된 정합 후보들을 걸러내고 대응점들을 수정하는 방법을 제안하였다. 사영변환 하에서 볼록면상의 점들은 보존된다. 볼록면상의 점들의 수는 보존되며, 볼록면 상에 존재하는 이웃하는 점들과의 관계 역시 보존된다<sup>[12]</sup>. 따라서 구성된 특징모델의 정확한 일대일 대응성 (Correspondece) 결정을 위해 볼록면검사가 부가적으로 사용될 수 있다. 볼록면 검사를 위해 사용되는 Graham 탐색법은 해를 찾기 위한 반복 횟수가 많은 기존의 단점을 보완할 수 있는 역추적법(back tracking)을 사용하는 알고리즘으로, 해라고 생각되는 것을 일단 해집합에 포함시켜 두었다가 필요시에 역추적하여 최적의 해를 찾아내는 방법이다. 시간 소요를 생각해 보면, 일반적인 역추적 알고리즘은 지수 시간(Exponential Time)이 걸리지만, Graham 탐색에서는 조건에 위배되는 해는 영구적으로 제거되므로 다항식 시간(Polynomial Time)으로 해결될 수 있다. 그림 5는 Graham 알고리즘

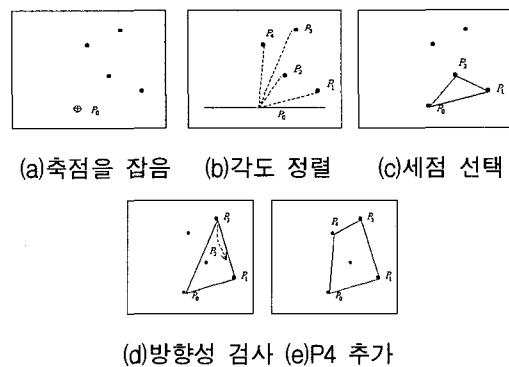


그림 5. Graham 알고리즘의 탐색 과정  
Fig. 5. Searching Process of Graham Algorithm.

을 이용하여 블록면상의 점을 찾는 과정을 나타낸 것이다.

먼저 5개의 점중 가장 작은  $y$  좌표를 가지며, 또한  $x$  값이 가장 큰  $P_0$ 를 축점으로 선택(a)하고 이 축점을 중심으로  $x$ 축의 양의 방향에 대한 각도를 키(key)로 하여 나머지 점들을 정렬(b)한다. 정렬 후, (c)와 같이 우선  $P_0, P_1, P_2$  세 점을 블록면상의 점으로 생각하고  $P_3$ 도 블록면상의 점으로 추가한다. 이 과정에서  $P_2$ 가 블록면상의 점이 맞는지의 확인은  $P_3, P_2, P_1$ 의 방향을 검사(d)해서 반시계 방향인 경우 세 점중 가운데 점을 블록면상의 점에서 제외한다. (e)그림에서는 다시  $P_4$ 를 블록면상의 점으로 추가하고  $P_4, P_3, P_2$  방향을 조사해서 반시계 방향이 아니면  $P_4$ 를 블록면상의 점으로 간주한다. 그림 6은 PPIV의 불안정으로 잘못된 대응이 이루어졌을때 블록면 검사를 통해 수정한 예를 보여주는 그림인데, 먼저 PPIV만 비교해서 참조영상의 1번 코너점과 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=5 의 결과가 된다. 영상에서의 잡음과 코너추출시의 왜곡 등으로 벡터 값이 정확하지 않은 경우이다. 표 1은 참조 영상과 입력영상의 5개 점 좌표와 계산된 PPIV 벡터 값, 그리고 Graham 탐색 후 수정된 정합결과를 보여준다.

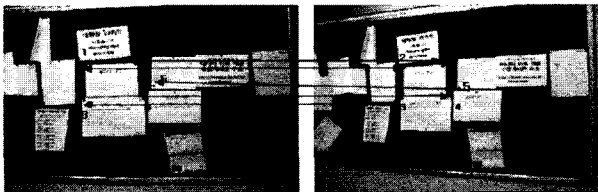


그림 6. PPIV 값에 의해 결정된 5개 대응점들  
Fig. 6. Determined Five Corresponding Point by PPIV Value.

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

참조영상		입력영상	
좌표 값(x,y)	PPIV	좌표 값(x,y)	PPIV
139,112	2.013123	158,111	2.107451
224,110	2.143221	227,106	2.011458
132,171	2.355421	151,162	2.437645
236,169	2.439234	237,161	2.437645
251,151*	2.460000	250,146	2.456786

마지막으로 대응성이 결정된 점 특징모델의 변환 행렬을 사용하여 나머지 후보 집합에 대한 점중을 실시하게 되는데, 변환 행렬은 8개의 방정식이 이루는 선형시스템의 해로부터 구해진다<sup>[13]</sup>.

#### IV. 카메라 외부인수 측정

본 장에서는 정합단계에서 얻어진 특징모델 집합을 이용하여 카메라 외부인수를 측정하는 방법을 기술한다. 카메라 외부인수 측정시 사용되는 최소화기법 중 LM 방법은 결과 값이 정확하게 목표 값에 수렴하지만, 수렴을 위해 아주 작은 스텝크기(step size)로 최소화를 진행하므로 지역 최소점(local minima)에 빠질 위험이 있고, 소요 시간이 긴 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 정확도와 수렴시간을 고려해서 초기 해를 호모그래피를 이용하여 일차적으로 구하고 그 해를 다시 LM에 입력해서 수렴도와 정확도를 동시에 향상시킨 최종적인 해를 구하는 2단계 카메라 외부인수 측정방법을 제안한다.

##### 1. 좌표 변환

원근투영하의 3차원 좌표와 대응되는 영상 좌표  $(x, y)$ 가 있을때, 이동과 회전에 의한 영상좌표  $(x', y')$ 는 식 (8)과 같은 8개의 변수로 표현될 수 있으며, 카메라의 회전이 적고 초점거리가 일정하면서 크다면 대응되는 영상 좌표사이의 관계는 식 (9)와 같은 어파인 모델로 표현<sup>[14]</sup>할 수 있다.

$$x' = \frac{a_1x + a_2y + a_3}{a_7x + a_8y + 1}, y' = \frac{a_4x + a_5y + a_6}{a_7x + a_8y + 1} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} x' &= x + \gamma y - \beta f = a_1x + a_2y + a_3 \\ y' &= -\gamma x + y + \alpha f = a_4x + a_5y + a_6 \end{aligned} \quad (9)$$

그리고 식 (9)의 어파인 인수로부터 카메라의 회전정보인 초점거리  $f$ , 상하각(tilt angle)  $\alpha$ , 좌우각(pan angle)  $\beta$ , 경사각(swing angle)  $\gamma$ 가 유도될 수 있다.

##### 2. 호모그래피를 이용한 초기값 측정

영상을 통한 카메라 동작은 투영된 2차원 호모그래피를 찾는 문제로 볼수 있는데, 이는 원근 투영하의 3차원 공간에서 같은 평면상에 존재하는 점들에 대한 2차원 점들에 대한 이동이  $3 \times 3$ 의 호모그래피 행렬로 표현되기 때문이다<sup>[15]</sup>. 그림 7과 같이 참조 영상에 대한

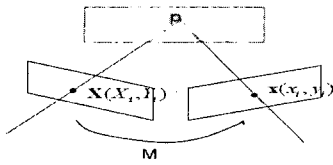


그림 7. PPIV 값에 의해 결정된 5개 대응점들  
Fig. 7. Determined Five Corresponding Point by PPIV Value.

동차좌표를  $X = (X, Y, W)^T$ , 입력 영상에 대한 동차좌표를  $x = (x, y, w)^T$  라 하고, 두 좌표간의 대응관계를  $X \leftrightarrow x$ 라 할때, 식 (10)의 관계식을 만족하면 두 영상사이에는 호모그래피 행렬  $M$ 이 존재한다.

$$X = Mx \quad (M = [r_1, r_2, t]) \quad (10)$$

실험에서는 정합된 특징모델 중 4쌍의 점들에 대한 대응관계로부터 직접 선형변환인 DLT(Direct Linear Transformation) 알고리즘에 의해 호모그래피 행렬을 계산하였다. 내부 파라미터를 알고 있다고 가정하면, 처음 두개의 열벡터  $r_1$ 과  $r_2$ 를 얻어낼 수 있으므로 카메라의 회전행렬  $R$ 의 직교성을 이용하여 나머지 열벡터  $r_3$ 는 식 (11)와 같이 외적  $r_1 \times r_2$ 로부터 얻어 P를 완성한다.

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}, \quad P = [r_1, r_2, r_1 \times r_2, t] \quad (11)$$

호모그래피로부터 회전행렬  $R$ 이 계산되면, 각 축에 대한 회전 변환 각도를 식(12)과 같이 추정할 수 있다 [16].

$$\alpha = \text{atan}\left(\frac{r_{12}}{r_{11}}\right), \beta = \text{asin}(-r_{13}), \gamma = \text{atan}\left(\frac{r_{23}}{r_{33}}\right) \quad (12)$$

구해진  $\alpha, \beta, \gamma$ 는 주기 함수인  $\sin$  과  $\tan$  함수로부터 유도되기 때문에 비슷한 값에 대해서도 다른 각도가 나오는 모호성을 지니게 된다. 따라서 실험에서는 이 해를 다시 LM에 입력해서 수렴도와 정확도를 향상시킨 최종적인 해를 구한다.

### 3. LM 방법을 이용한 최소화 기법

LM(Levenberg-Marquardt) 방법은 비선형 최소 제곱 측정을 이용한 최소화 기법의 하나로, 그림 8과 같이 최소화 기법의 반복시 목적 함수가 지역적인 2차원

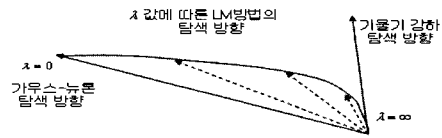


그림 8. LM 알고리즘의 탐색방향  
Fig. 8. Search Direction of LM Algorithm.

함수로 올바르게 근사될 경우에는 가우스 뉴턴법을 적용하고, 올바르게 근사되지 못할 경우에는 기울기 강하 방법을 적용하는 방법이다.

LM 알고리즘은 평균 제곱 오차(Mean Square Error)를 정의함으로써 출력과 실제 출력과의 근접성을 평가하므로 식 (13)과 같은 어파인 측정모델을 기반으로 목적함수를  $\chi^2(a)$ 라 하면 식 (14)와 같이 설정되어진다.

$$y(x, y, a) = \begin{bmatrix} u(x, y) \\ v(x, y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1x + a_2y + a_3 \\ a_4x + a_5y + a_6 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\chi^2(a) = \sum_{i=1}^N w_i \left[ \frac{y'_i - y(x_i, y_i, a)}{\sigma_i} \right]^2 = \sum_{i=1}^N w_i \|r_i\|^2 \quad (14)$$

식 (14)에서  $y'_i$ 는  $i$ 번째 입력으로 들어온 특징모델을 의미하고,  $\sigma_i$ 는  $i$ 번째 자료의 분산,  $w_i$ 는 가중치로서 0과 1의 값을 가진다. 식 (14)의 목적 함수를 테일러 급수(Taylor Series)를 이용, 인수  $a$ 에 대한 2차 방정식의 형태로 근사시키면 식 (15)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\chi^2(a) \approx r - d \cdot a + \frac{1}{2} a \cdot D \cdot a \quad (15)$$

위 식에서  $d$ 는 목적 함수에 대한 인수  $a$ 의 1차 미분 행렬을 의미하고,  $D$ 는 인수  $a$ 의 2차 미분 행렬인 헤시안 행렬을 의미한다. 또한 인수  $a$ 는 식 (16)과 같이 역 헤시안 방법을 통해 계산할 수 있다. 반대로, 위 식이 2차 방정식의 형태로 근사 할 수 없다면 식 (17)과 같이 기울기 강하 방법을 통해 해결한다.

$$a_{min} = a_{cur} + D^{-1} \cdot [-\nabla \chi^2(a_{cur})] \quad (16)$$

$$a_{next} = a_{cur} - constant \times \nabla \chi^2(a_{cur}) \quad (17)$$

또한 LM 방법은 해를 구하기 위해 식 (16)과 식(17)을 결합한 식 (18)과 같은 선형 방정식으로 정의될 수 있다.

$$\sum_{L=1}^M \alpha_k \delta a_l = \beta_k \quad (18)$$

$$\alpha_k = \begin{cases} \alpha_k(1+\lambda) & \text{if } (k=j) \\ \alpha_k & \text{if } (k \neq j) \end{cases}$$

위 식에서  $\alpha$  는  $0.5 \times \mathbf{D}$  를 의미하며,  $\beta$  는  $-0.5 \times \mathbf{d}$  를 의미한다.  $\delta a_l$  는 인수  $a$  의 변화량을 의미한다. 식(18)이 인수에 대한 2차 방정식의 형태로 올바르게 근사될 경우, 식 (18)에서  $\lambda$  를 감소한 후 역 헤시안 방법을 이용하여 해를 구하고, 근사되지 못할 때에는  $\lambda$  를 증가한 후 기울기 강화 방법을 이용하여 해를 구하게 된다.

### V. 실험 결과

실험을 위해 사용된 컴퓨터는 IBM사의 인텔 2.6GHz, 256 램을 장착한 컴퓨터이며, 운영체제는 MS사의 윈도우 XP를, 컴파일러는 MS사의 비주얼C++를 사용하였다. 영상은 실내에서 Nikon사의 Coolpix 3200로 촬영한 후 640×480 화소의 크기로 정규화하여 사용하였다. 실험에서는 참조영상에서 3개의 강건 특징모델을 학습을 통해 최종적으로 추출하고 참조영상과 카메라 뷰가 다른 50개의 입력영상을 이용하여 인식율을 계산하였다. 표 2는 뷰가 다른 50개의 영상을 사용하여 구해진 3개의 강건 특징모델과의 인식 결과를 나타낸 것이다. 표에서 CR(Correct Recognitions)은 강건 특징모델이 올바르게 인식된 수를 백분율로 표시한 것이며, MR(Mis-Recognitions)은 오인식된 경우를, FP(False Positive)는 다른 특징모델을 강건 특징모델로 인식한 건수를, FN(False Negative)은 강건 특징모델을 제외시킨 경우의 수이다.

그림 9는 기존 방법과 제안한 방법인 유사도함수와 Graham 탐색 알고리즘을 이용한 정합방법의 인식율을 비교한 그래프이다. 인식율(CR)은 기존방법이 93.3%이

표 2. 특징모델 인식결과  
Table 2. Recognition Result of Feature Model.

SL	CR		MR		FP		FN	
	#	%	#	%	#	%	#	%
L0	48	96	1	2	0	0	1	2
L1	45	90	1	2	3	6	2	4
L3	49	98	0	0	1	2	0	0
Total	47.3	94.6	0.7	1.4	1.3	2.7	1	2

고 제안한 방법이 94.6%로 1.3% 향상되었다. 또한 강건 특징모델을 제외시킨 경우(FN)는 2.7%에서 2%로 감소하여 제안한 방법의 성능이 향상되었음을 알 수가 있다.

그림 10은 카메라 외부인수 산출을 위해 사용된 영상으로 (a)는 참조영상에 대해 Y축을 기준으로 오른쪽으로 2도 회전(pan angle)한 영상이고 (b)는 (a)에서 특징을 추출한 영상이다. 3쌍의 특징모델이 정합단계에서 추출되어, 총 15개의 정합된 좌표 값을 가지고 표 3의 호모그래피 행렬을 산출하였다. 표 4는 호모그래피로 구한 값을 초기치로 사용하여 LM 방법으로 산출된 카메라 동작인수의 추출결과이다.

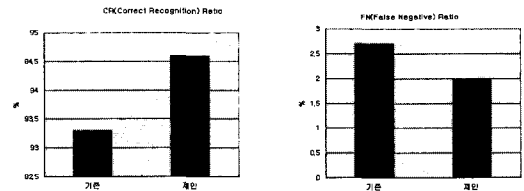


그림 9. 인식율(좌)과 오인식율(우) 비교  
Fig. 9. Comparison of CR(left) and FN(right).

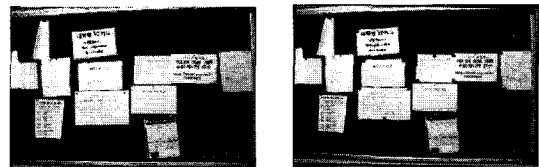


그림 10. 입력영상(a)과 특징이 추출된 영상(b)  
Fig. 10. Input Image(a) and Extracted Features in Input Image(b).

표 3. 2D 호모그래피행렬을 이용해 산출된 동작인수결과

Table 3. Extracted Camera Motion Parameter using 2D Homography Matrix.

(a)호모그래피 행렬결과 (b)추출된 카메라회전인수

2D 호모그래피 행렬							
i1	i2	i4	i1	i2	i4	i1	i2
0.914	0.008	9.595	-0.021	0.948	8.696	-0.000	0.003

Method		$\alpha$ (tilt)	$\beta$ (pan)	$\gamma$ (swing)
이상적	값	0.000	+2.000	0.000
	오차	0.000	0.000	0.000
2D 호모그래피	값	0.007	1.006	1.571
	오차	0.007	0.994	1.571

표 4. 호모그래피와 LM을 이용하여 추출된 카메라동작인수

Table 4. Extracted Camera Motion Parameter by Homography and LM Method.

Method		$\alpha$ (tilt)	$\beta$ (pan)	$\gamma$ (swing)
이상적	값	0.000	+2.000	0.000
	오차	0.000	0.000	0.000
LM	값	-0.354	1.9780	0.000
	오차	-0.354	-0.0220	0.000

표 5. 반복회수와 속도비교  
Table 5. Comparison of Repetition and Speed.

		LM의 반복회수(글호 안은 속도(sec))										
영상번호		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	평균
초기값 사용		4 (0.05)	3 (0.04)	5 (0.06)	4 (0.05)	5 (0.05)	4 (0.05)	5 (0.055)	2 (0.02)	3 (0.03)	6 (0.08)	4.1 (0.053)
랜덤값 사용		6 (0.09)	5 (0.07)	8 (0.1)	7 (0.09)	8 (0.15)	6 (0.09)	8 (0.16)	5 (0.07)	6 (0.08)	9 (0.2)	6.8 (0.11)

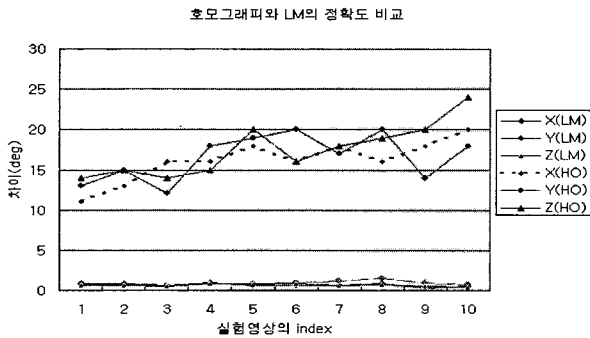


그림 11. 정확도 비교  
Fig. 11. Accuracy Comparison.

표 5는 10개의 영상을 이용하여 호모그래피의 값을 초기치로 사용한 경우와 랜덤한 값을 사용한 경우에 LM의 반복회수와 속도를 나타낸 것으로, 속도와 반복 회수 모두 1/2로 줄어들었음을 알 수 있다. 따라서 제안한 방법이 LM의 수렴시간을 호모그래피의 값을 초기치로 사용함으로써 단축시키고 호모그래피로 구한 값의 부정확성을 LM 방법을 이용하여 보완할 수 있음을 알 수 있다.

그림 11은 회전정보가 알려진 10개의 다른 영상을 사용하여 호모그래피 행렬로 동작정보를 구한 경우와 LM 방법까지 사용한 경우의 정확도를 비교한 결과이다. 호모그래피로부터 구한 회전변환 각도  $\alpha, \beta, \gamma$  는 주기 함수인  $\sin$  과  $\tan$  값으로 유도되므로 비슷한 값에 대해서도 다른 값이 나올수 있어 실제와의 오차가 매우 커서 정확한 동작인수 산출이 되었다고 할 수 없다. 하지만 LM 방법까지 사용한 경우 결과가 많이 향상되었음을 알 수 있다. x축은 실험에 사용된 10개의 영상이고 y축은 알려진 회전정보와 호모그래피 행렬로 구한 회전정보와의 차이와 LM 방법까지 사용한 경우의 차이이다.

VI. 결 론

본 논문에서는 카메라 위치에 무관한 특징추출을 위해 기하학의 PPV기반 특징모델을 추출하고 이를 이용

하여 카메라의 동작인수를 산출하는 방법을 제안하였다. 제안된 특징추출은 실내영상을 대상으로 하였으며, 영상을 분석하기 위해 블럭 단위 연산을 수행하였다. 동작인수 산출 단계에서 제안한 방법은 기존 방법인 LM 알고리즘의 단점을 보완하여 수렴도와 정확도를 향상시켜 최적의 카메라 동작인수를 추출할 수 있게 해준다. 실험영상은 실내 영상을 대상으로 실험하였으므로 실외영상을 이용할 경우에는 특징추출에 어려움이 있을 수 있다. 또한 본 논문에서 사용된 특징은 평면상에 존재하는 특징이므로 건물이나 기하학적인 모델이 존재하는 장면을 선택해야 하는 제약사항이 존재한다. 따라서 실외의 잡음에 강하고 제약사항이 없는 카메라의 뷰포인트에 무관한 특징 추출방법에 대한 연구가 계속되어야 한다.

참 고 문 헌

- [1] Christian Drenniok and Karl Rohr, "High-Precision Localization of Circular Landmarks in Aerial Images," Proc. 17. Dagm-Symposium, Musterkennung 1995, pp.594-601, Bielefeld, Germany, 13-15. September 1995.
- [2] Martin T.Hagan and Mohammad B.Menhaj, "Training Feedback Networks with the Marquardt Algorithm", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 5, No. 6, November 1994.
- [3] Reiner Lenz and Peter Meer, "Point Configuration Invariants under Simultaneous Projective and Permutation Transformations," Pattern Recognition, Vol. 27, No. 11, pp. 1523-1532, 1994.
- [4] K. Sugihara, "Some Location Problems for Robot navigation Using a Single Camera," Computer Vision, Graphics and Image Processing 42, pp. 112-129, 1988.
- [5] O. Faugeras and G. Toscani, "The Calibration Problem for Stereo," In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 15-20, Miami Beach, FL, June 1986.
- [6] P. C. Naval Jr., M.Mukunoki, M. Miinoh, and K. Ikeda. "Estimation camera position and orientation from geographical map and mountain image", 38th Research Meeting of the Pattern Sensing Group, Society of Instrument and Control Engineers, pp. 9-16, 1997.
- [7] K. Kanatani, "Computational Projective Geometry," CVGIP: Image Understanding Workshop, Washington, DC, pp. 745-753, 1993.



[8] S. Birchfield, "KLT: An Implementation of the Kanade-Lucas-Tomasi Feature Tracker, <http://vision.stanford.edu/~birch/klt/>."

[9] Panos E. Trahanias, Savvas Velissaris and Thodoris Garavelos, "Visual Landmark Extraction and Recognition for Autonomous Robot Navigation," Proc. IROS 97, pp. 1036-1042, 1997.

[10] V. Barnett, "The Ordering of Multivariate Data," Journal of Royal Statistical Society A, Part 3 139 pp. 318-343, 1976.

[11] 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.

[12] J.L. Mundy, A. Zisserman, "Geometric Invariance in Computer Vision," MIT Press, Cambridge, MA, 1992.

[13] 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.

[14] 장석우, "카메라의 동작을 보정한 장면 전환 검출", 숭실대학교 박사학위 청구논문, 2000.

[15] Hartley, R. I, Zisserman, A, "Multiple View Geometry in Computer Vision," Cambridge University Press, 2000.

[16] Michael A. Penna, "Determining Camera Parameters From The Perspective Projection Of A Quadrilateral," Pattern Recognition, Vol. 24. No. 6, pp. 553-541, 1991.

저 자 소 개



**차 정 희**(정회원)  
 1983년 숭실대 전자계산학과 졸업 (공학사)  
 1998년 신용보증기금 전산실근무  
 2001년 동국대 대학원 컴퓨터 공학과 졸업(공학석사)  
 2005년 숭실대 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학박사)

2005년~현재 숭실대 컴퓨터학과 시간강사  
 <주관심분야: 로봇비전, 영상처리, 지문인식, 가상 현실, 3D 모델링 등>



**전 영 민**(정회원)  
 1997년 군산대학교 컴퓨터과학과 졸업(이학사)  
 1999년 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업 (공학석사)  
 2004년 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학박사)

2005년~현재 윈스로드(주) 전략사업본부, 개발팀장  
 <주관심분야: HCI, 컴퓨터비전, 패턴인식, 음성인식, 디지털 워터마킹, 인터페이스이전트>