

기하학적 불변벡터 기반 2D 호모그래피와 비선형 최소화기법을 이용한 카메라 외부인수 측정

Camera Extrinsic Parameter Estimation using 2D Homography and Nonlinear Minimizing Method based on Geometric Invariance Vector

차 정 희*
Cha Jeong Hee

요 약

본 논문에서는 불변 점 특징에 기반한 카메라 동작인수 측정방법을 제안한다. 일반적으로 영상의 특징정보는 카메라 뷰 포인트에 따라 변하는 단점이 있어 시간이 지나면 정보량이 증가하게 된다. 또한 카메라 외부인수 산출을 위한 비선형 최소 제곱 측정을 이용한 LM 방법은 초기값에 따라 최소점에 근접하는 반복회수가 다르고 지역 최소점에 빠질 경우 수렴시간이 증가하는 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 개선하기 위해 첫째, 기하학의 불변 벡터를 사용하여 특징 모델을 구성하는 것을 제안하였다. 둘째, 2D 호모그래피와 LM 방법을 이용하여 정확도와 수렴도를 향상시키는 2단계 측정 방법을 제안하였다. 실험에서는 제안한 알고리즘의 우수성을 입증하기 위해 기존방법과 제안한 방법을 비교 분석하였다.

Abstract

In this paper, we propose a method to estimate camera motion parameter based on invariant point features. Typically, feature information of image has drawbacks, it is variable to camera viewpoint, and therefore information quantity increases after time. The LM(Levenberg-Marquardt) method using nonlinear minimum square evaluation for camera extrinsic parameter estimation also has a weak point, which has different iteration number for approaching the minimal point according to the initial values and convergence time increases if the process run into a local minimum. In order to complement these shortfalls, we, first proposed constructing feature models using invariant vector of geometry. Secondly, we proposed a two-stage calculation method to improve accuracy and convergence by using 2D homography and LM method. In the experiment, we compared and analyzed the proposed method with existing method to demonstrate the superiority of the proposed algorithms.

↳ Keyword : Invariant Feature, Levenberg-Marquardt Method, 2D Homography, camera extrinsic parameter

1. 서 론

유비쿼터스 컴퓨팅은 모든 컴퓨터가 서로 연결되어 이용자 눈에 보이지 않으며 언제 어디서나 사용 가능하고 현실세계의 사물과 환경 속으로 스며들어 일상생활에 통합되는 것이다. 이중 유비쿼터스 위치기반 서비스(Ubiquitous Location based Services: u-LBS)는 사람과 사물같은 객체의 위치를 인식하고 이를 기반으로 유용한

서비스를 제공하는 것으로, 이를 위한 위치인식은 가장 중요한 요소 기술이다. 위치인식 정보를 얻기 위한 방법으로는 센서를 이용하는 방법과 비전기술을 이용하는 방법, 이 둘을 융합하는 방법등이 있는데, 주행거리계(odometry), 관성 항법센서(INS)등과 같은 센서를 이용하는 방법은 센서 자체가 가지고 있는 오차문제를 해결해야 정확한 정보를 얻을 수 있다. 센서 정보보다 정확한 영상 정보를 가지고 위치 인식을 하는 비전기술을 이용하면 거리나 각도같은 지리적 특징없이 수동적인 관측을 통해 위치인식이 가능한데, 이러한 비전기반 위치인식의 대표적인 예

* 정 희 원 : 숭실대학교 컴퓨터학부 강사
pelly@vision.ssu.ac.kr(제1저자)
[2005/11/08 투고 - 2005/11/18 심사 - 2005/12/20 심사완료]

로는 인위적인 표식(mark)을 영상에 부가하여 이를 인식하거나 영상 내 특징 정합을 통해 위치를 확인하는 방법이 있다. 이 경우 카메라의 동작 시 특징정보가 달라져서 오정합이 발생하거나 많은 가정과 제약사항을 설정해야 하는 단점이 있고[1], 또한 카메라 외부인수 측정을 위해 사용되는 비선형 최소화 기법은 오차를 최소화하여 최적화된 해를 산출하나 초기치에 따라 최소점에 근사되는 반복 횟수가 다르고, 지역적 최소점에 빠질 경우 수렴시간이 길어지는 단점이 있다[2]. 따라서 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 첫째, 카메라의 뷰포인트에 무관한 영상 특징치인 사영과 치환불변 벡터(PPIV: Projective and Permutation Invariant Vector)를 이용[3]하여 특징모델을 구성, 두 영상의 대응점을 찾는 방법을 제안한다. 둘째, 카메라 외부인수 중 카메라의 동작인수 측정 시 기존 문제점을 해결하기 위해 2D 호모그래피(Homography)로 얻은 정보를 LM(Levenberg-Marquardt) 방법의 초기치로 사용해서 정확성과 수렴도를 향상시키는 2단계 계산방법을 제안한다.

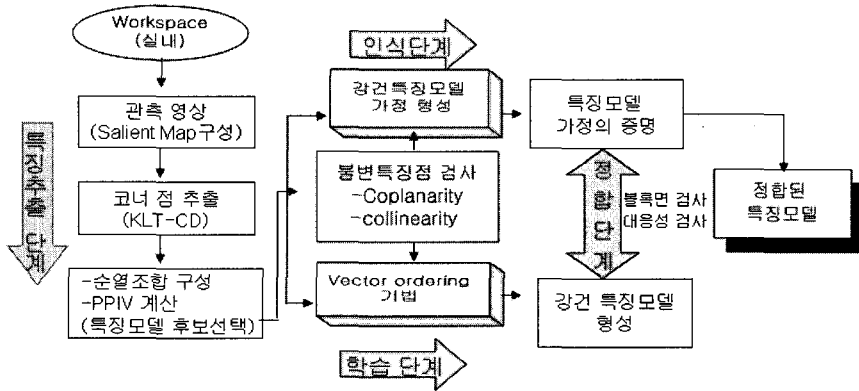
2. 기존연구

사진 측량학에서는 오래전부터 영상에서 특징을 추출하고, 이를 이용하여 카메라의 위치와 방향을 결정하는 방법을 연구하여왔다. 비전기반 위치인식 방법은 초음파나 추측항법, 관성센서를 사용하는 대신 레이저기반 레인지 화인더(laser-based range finder)나 CCD Array를 이용하는 광측 카메라를 사용하는 것이다. 이 방법은 환경적 특징을 미리 알고 있다는 가정 하에 이루어지는 방법인데, 센서를 통해 환경에 대한 많은 정보가 제공되지만 인식에 필요한 시각적인 특징추출이 쉽지 않으며, 인식하고자 하는 위치에서의 특징을 시스템이 미리 알고 있어야 한다. 즉, 환경이 변화하면 시스템에 저장되어 있는 정보를 다시 구축해야 한다. 환경지도가 주어지

을 경우, 2차원 인식 방법으로는 한대의 카메라를 사용하는 방법과 2대의 카메라를 사용하는 경우가 있다. 한대의 카메라를 사용하고 카메라가 차량이나 이동 로봇위에 탑재되어 있는 경우는 영상의 수직 모서리가 랜드마크로 이용될 수 있는데, 수직 모서리가 서로 구분 가능하고 높이 방향으로 변화가 없는 경우 3개의 점 특징을 이용하면 핀-홀 카메라의 위치, 방향을 결정할 수 있다. 하지만, 구분이 불가능한 경우는 추출된 모서리의 모든 대응관계를 조사해야 하므로 시간 복잡도가 커지게 된다[4]. 2대의 카메라를 이용하는 경우는 스테레오 영상을 관찰하여 2차원 위치를 결정하고 지도상의 모든 세 개의 점과 이 점들과 대응되는 관측 위치를 추출하여 카메라의 위치, 방향을 결정한다. 또한 관측된 위치와 지도상의 점들에 대해 이동과 회전에 불변한 변환식을 찾아내어 적용해야 한다[5]. 카메라 보정을 통한 위치인식 방법은 계산된 외부변수로부터 물체가 표시되는 세계좌표계에 대한 카메라의 위치와 회전정보를 획득하는 것으로 유일한 해를 구하려면 적어도 6개의 특징점에 대응되는 세계좌표가 필요하다. 또한 3차원 모델이나 DEM(Digital Elevation Model)을 환경정보로 하고 해당지역의 산 영상을 이용해 카메라 위치와 방향을 예측하는 방법이 있는데, 이 경우 많은 가설과 제약조건을 설정한 후 필요 없는 가설을 제거해 나감으로써 최종적인 정합 특징점들을 결정하여 카메라 위치 정보를 구하게 된다[6]. 본 논문에서는 카메라 보정을 통한 위치인식 접근방법에 기반을 두되 평면상에 존재하는 불변특징을 사용하여 대응점을 산출한다.

3. 사영과 치환불변 벡터(PPIV: Projective and Permutation Invariance Vector)기반 특징추출 및 정합

본 장에서는 영상의 특징 벡터로 사용된 사영



〈그림 1〉 특징추출 및 정합도

기하학의 복비를 소개하고, 점 특징을 추출하는 단계와 점 특징으로 구성된 특징모델을 정합하는 단계를 설명한다. 그림 1은 본 논문에서 제안하는 특징 추출과 정합 단계도이다. 특징추출 단계에서는 영상의 두드러진 영역에서 코너점을 찾고, 5개의 코너점으로 순열조합을 구성하여 각 순열조합의 PPIV를 계산한다. 5개의 코너점으로 이루어진 하나의 순열조합은 특징모델 후보가 된다. 학습과 인식단계에서는 특징모델 후보에 대해 동일 평면상의 점인지와 동일선상의 점인지를 검사하고 벡터오더링 기법을 사용하여 강건 특징모델을 형성한다. 정합단계에서는 불특면 검사와 대응성 검사를 통해 일치하는 특징모델을 추출하게 된다.

3.1 복비(CROSS RATIO)와 사영과 치환불변 벡터(PPIV)

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

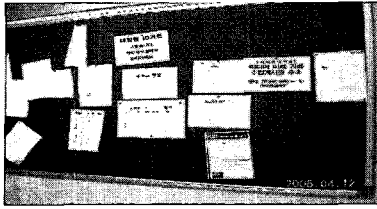
$$\lambda_1 = \frac{\det(m_{431})\det(m_{521})}{\det(m_{421})\det(m_{531})}$$

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

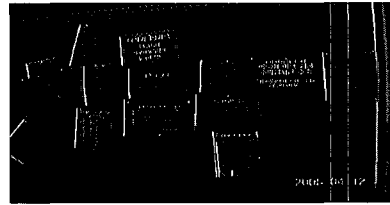
위 식에서 $\det(m_{431})$ 은 코너 점 c_1, c_3, c_4 의 x, y 좌표 값을 가지고 계산되는 행렬 값이다. 복비 λ_1, λ_2 는 치환에 민감하므로 각 점들의 치환에 강건한 안정적인 J 벡터를 사용하는데, 5개의 2차원 불변 J 벡터의 각 요소인 식 (3)은 식 (2)에 의해 계산되어진다. 기하학에서는 이를 사영과 점치환 불변 벡터(PPIV: Projective and Point Permutation Invariant Vector)라 부른다. 계산량을 줄이고 강건한 특징모델 형성을 위해 영상의 두드러진 부분(Salient Map)을 추출하고, 이 영역안에서 KLT-CD(Kanade-Lucas-Tomasi Corner Detector) 알고리즘[8]을 사용하여 코너 점을 추출하였다. Salient Map은 영상내의 특징 영역이 그렇지 않은 영역의 값보다 더 큰 값을 가진다는 이론[9]에 근거한다.

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

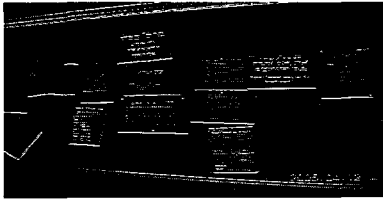
$$J^{(1)} = J[\lambda_1], J^{(2)} = J[\lambda_2], J^{(3)} = \left[\frac{\lambda_1}{\lambda_2} \right]$$



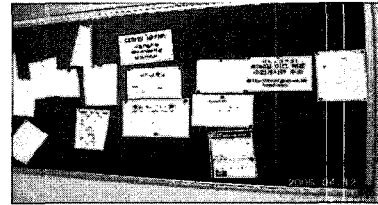
(a) 원영상



(b) x방향 미분영상



(c) y방향 미분영상



(d) 코너점을 추출한 영상

〈그림 2〉 코너점 추출과정

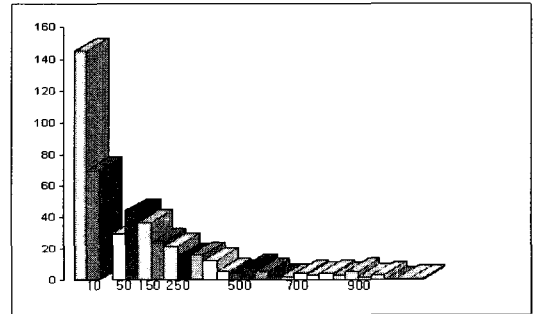
$$J^{(4)} = J\left[\frac{\lambda_2 - 1}{\lambda_1 - 1}\right], J^{(5)} = J\left[\frac{\lambda_1(\lambda_2 - 1)}{\lambda_2(\lambda_1 - 1)}\right] \quad (3)$$

5개 각각의 점 c_i 는 계산된 2차원 불변벡터 J^{i0} 각각과 1:1 매핑 관계에 있다. KLT-CD 알고리즘에 의해 정해진 영역 안의 영상을 식 (4)와 같이 x 방향과 y 방향으로 각각 미분하고, 전치행렬(Transpose matrix)을 곱한 후, 영역 w 의 모든 행렬값을 더하게 된다.

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

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

2x2 행렬인 Z 는 순수한 텍스처 정보를 보유하고 있어, Z 의 고유 값(Eigenvalue)을 분석하면 영역 w 안의 특징을 분류할 수 있는데, 계산된 두 개의 고유 값이 매우 큰 경우 이 영역 안에 추출하고자 하는 코너 점이 있음을 의미하게 된다. 순열 조합은 영역내 코너점 중에서 5개를 뽑되, 중복을 허용치 않고 순서대로 배열하는 경



〈그림 3〉 고유값의 히스토그램

우의 수의 집합인데, 각각의 순열조합에 대해 위의 식 (1)과 (2),(3)을 이용하여 PPIV를 계산한다. 그림 2는 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 영상이다. 그림 3은 고유값의 히스토그램 분포도이다.

3.2 학습 및 인식

PPIV가 사영변환(Projective Transformation) 하에서도 보존되려면, 첫째 동일선상에 세 개의 점이 존재하지 않아야 하는데, 동일선상의 세 점

은 행렬값(determinant)을 0으로 만들어 복비가 0 또는 ∞ 의 값이 되기 때문이다. 둘째는 동일 평면상의 점들로 구성되어야 하는데, 동일평면상에 존재하지 않는 경우, 복비, 즉 PPIV 값이 변하기 때문이다. 실험에서는 동일선상의 3개점을 가진 순열조합을 제외시키기 위해 그람 매트릭스[7]를 사용하였고, 또한 동일 평면상의 점인지는 동일평면상의 점의 J 벡터 값이 2.0~2.8사이의 값을 유지하므로 이 범위인지를 검사하였다. 이러한 단계를 거치고 남은 특징모델 후보들에 대해 벡터오더링(Vector Ordering)기법[10]을 적용해 이중 강건한 특징모델들만을 추려내었다. 벡터오더링기법은 특징모델 후보들의 평균 불변 벡터값을 식 (5)에 의해 구하고, 각 특징모델의 불변 벡터 값과 평균 불변벡터값의 차이를 식 (6)과 같이 계산한 후 정해진 임계치(0.001)를 기준으로 바람직한 특징모델을 선택하는 방법이다.

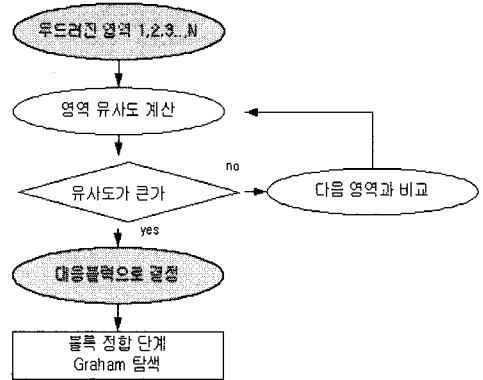
$$PPIV_{mean} = (1/q) \sum_{i=0}^{q-1} PPIV_i \quad q:\text{특징모델 후보수} \quad (5)$$

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

3.3 유사도 함수와 Graham탐색을 이용한 정합

정합단계에서 두드러진 영역 전체를 탐색(전역탐색: Exhaustive Search)하면서 가능한 모든 블럭들에 대해 정합을 수행할 경우에는 시간 복잡도가 크고 오정합 발생율이 높게 되므로 본 논문에서는 유사도 평가함수를 통해 두 블럭간 유사도가 큰 블럭만을 대응블럭으로 결정하여 정합단계를 수행하는 방법을 제안한다. 그림 4는 제안하는 유사도함수를 이용한 블럭 정합구조이다.

유사도 함수 R_N 은 식 (7)과 같이 두 블럭간 영역 상관관계식을 이용한다. 식에서 μ_n 과 μ_m 은

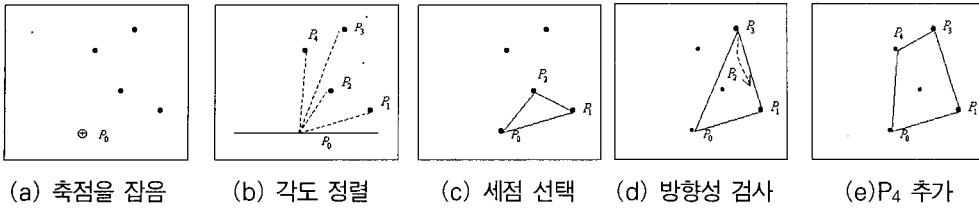


〈그림 4〉 유사도함수를 이용한 블럭 정합구조

블럭 N 과 M 의 평균 명암값을 나타내고, μ_{mn} 은 블럭 M, N 픽셀단위의 곱의 평균값이다. 그리고 σ_m 과 σ_n 은 각 블럭의 표준편차를 나타낸다.

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

기존연구[11]에서는 수치적으로 불안정한 요소가 포함되어 있는 PPIV 값만으로 정합을 수행한다. 이 경우잡음과 코너 추출시의 왜곡에 민감한 PPIV는 부정확한 정합결과의 원인이 된다. 따라서 실험에서는 임계 값($t_{PPV}=0.08$)을 적용한 후, Graham 탐색 알고리즘을 이용한 볼록면 검사(Convex Hull)를 통하여 잘못된 정합 후보들을 걸러내고 대응점들을 수정하는 방법을 제안한다. 사영변환 하에서 볼록면상의 점들은 보존된다. 볼록면상의 점들의 수는 보존되며, 볼록면 상에 존재하는 이웃하는 점들과의 관계 역시 보존된다[12]. 따라서 구성된 특징모델의 정확한 일 대 일 대응성(Correspondence) 결정을 위해 볼록면검사가 부가적으로 사용될 수 있다. Graham 탐색법은 해를 찾기 위한 반복 횟수가 많은 기존의 단점을 보완할 수 있는 역 추적법(back tracking)을 사용하는 알고리즘으로, 해라고 생각되는 것을 일단 해집합에 포함시켜 두었



〈그림 5〉 Graham 알고리즘의 탐색 과정

다가 필요시에 역추적하여 최적의 해를 찾아내는 방법이다. 소요 시간은 일반적인 역추적 알고리즘은 지수 시간(Exponential Time)이 걸리지만, Graham 탐색에서는 조건에 위배되는 해는 영구적으로 제거되므로 다항식 시간(Polynomial Time)으로 해결된다. 그림 5는 Graham 알고리즘을 이용하여 불록면상의 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 불록면상의 점으로 생각하고 P_3 도 불록면상의 점으로 추가한다. 이 과정에서 P_2 가 불록면상의 점이 맞는지의 확인은 P_3, P_2, P_1 의 방향을 검사(d)해서 반시계 방향인 경우 세 점중 가운데 점을 불록면상의 점에서 제외한다. (e)그림에서는 다시 P_4 를 불록면상의 점으로 추가하고 P_4, P_3, P_1 방향을 조사해서 반시계 방향이 아니면 P_4 를 불록면상의 점으로 간주한다.

이렇게 대응성이 결정된 점 특징모델을 사용하여 두 영상 간 변환 행렬을 구하게 되는데, 변환행렬은 8개의 방정식이 이루는 선형시스템의 해로부터 구한다[13].

4. 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 길다. 본 논문에서는 정확도와 수렴 시간을 개선하기 위해 호모그래피를 이용해 초기해를 구하고 그 해를 다시 LM의 초기치로 사용하여 수렴도와 정확도를 향상시킨 최종 해를 구하는 2단계 카메라 외부인수 측정방법을 제안한다.

4.1 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 크면서 일정하다면 대응되는 영상 좌표사이의 관계는 식 (9)와 같은 어파인 모델로 표현[14]할 수 있다.

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

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

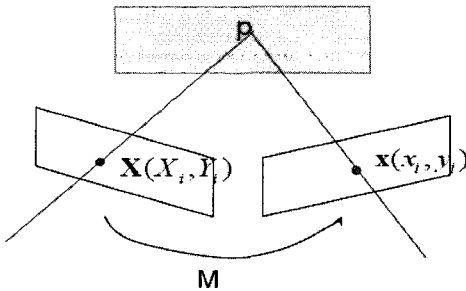
그리고 식 (9)의 어파인 인수로부터 카메라의

회전정보인 초점거리 f , 상하각(tilt angle) α , 좌우각(pan angle) β , 경사각(swing angle) γ 가 유도될 수 있다.

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

4.2 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 3×3 의 호모그래피 행렬로 표현되기 때문이다 [15]. 그림 6과 같이 참조 영상에 대한 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.



〈그림 6〉 PPIV값에 의해 결정된 5개의 대응점들

$$X = Mx \quad (M = [r_1 \quad r_2 \quad t]) \tag{10}$$

실험에서는 정합된 특징모델 중 4쌍의 점들에 대한 대응관계로부터 직접 선형변환(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 있고, 카메라의 회전행렬 R 의 직교성을 이용하여 나머지 열벡터 r_3 도 식 (11)와 같이 외적 $r_1 \times r_2$ 로부터 얻을 수 있다.

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

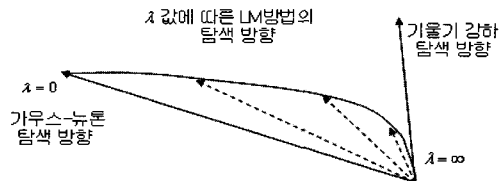
$$\alpha = \text{atan}\left(\frac{r_{12}}{r_{11}}\right), \quad \beta = \text{asin}(-r_{13}),$$

$$\gamma = \text{atan}\left(\frac{r_{23}}{r_{33}}\right) \tag{12}$$

구해진 α, β, γ 는 주기 함수인 \sin 과 \tan 함수로부터 유도되기 때문에 비슷한 값에 대해서도 다른 각도가 나오는 모호성을 지니게 되므로 실험에서는 이 해를 다시 LM에 입력해서 수렴도와 정확도를 향상시킨 최종적인 해를 구한다.

4.3 LM 방법을 이용한 최소화 기법

LM(Levenberg-Marquardt) 방법은 비선형 최소 제곱 측정을 이용한 최소화 기법의 하나로, 그림 7과 같이 최소화 기법의 반복시 목적 함수가 지역적인 2차원 함수로 올바르게 근사될 경우에는 가우스 뉴턴법을 적용하고, 올바르게 근사되지 못할 경우에는 기울기 강하 방법을 적용하는 방법이다.



〈그림 7〉 LM 알고리즘의 탐색방향

LM 알고리즘은 평균 제곱 오차(Mean Square Error)를 정의함으로써 출력과 실제 출력과의

근접성을 평가하므로 실험에서 사용된 식 (13)과 같은 어파인 측정모델을 기반으로 목적함수를 $\chi^2(a)$ 라 하면 식 (14)와 같이 설정할 수 있다.

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

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

식 (14)에서 y_i 는 i 번째 입력으로 들어온 특징모델을 의미하고, σ_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.

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

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

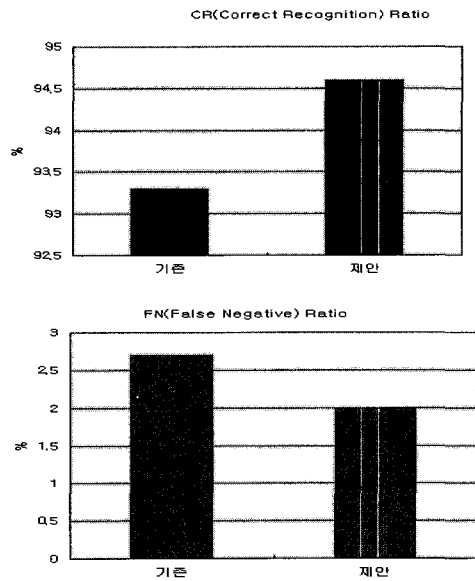
5. 실험결과

실험을 위해 사용된 컴퓨터는 IBM사의 인텔 2.6GHz, 256 램을 장착한 컴퓨터이며, 운영체제는 MS사의 윈도우 XP를, 컴파일러는 MS사의 비주얼C++를 사용하였다. 영상은 실내에서

Nicon사의 Coolpix 3200로 촬영한 후 640×480 화소의 크기로 정규화하여 사용하였다. 실험에서는 참조영상에서 3개의 강건 특징모델을 학습을 통해 추출하고 카메라 뷰가 다른 50개의 입력영상을 이용하여 인식율을 계산하였다. 표 1은 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.

〈표 1〉 특징모델 인식결과

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

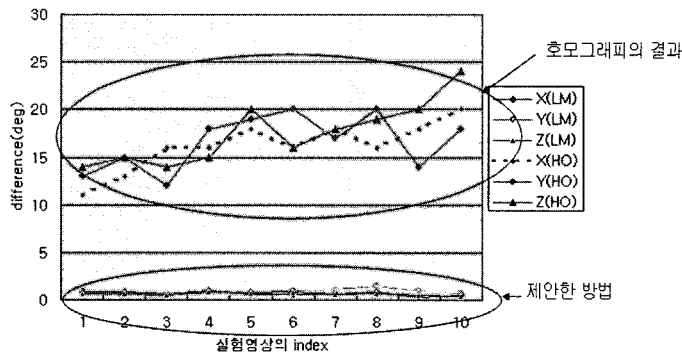


〈그림 8〉 인식율(좌)과 오인식율(우) 비교

그림 8은 기존 방법과 제안한 방법인 유사도

〈표 2〉 반복회수와 속도비교

영상번호	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	평균
초기값사용 (제안)	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)
랜덤 값 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 9〉 정확도 비교

함수와 Graham 탐색 알고리즘을 이용한 정합방법의 인식율을 비교한 그래프이다. 인식율(CR)은 기존방법이 93.3%이고 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.

표 2는 10개의 영상을 이용하여 호모그래피의 값을 초기치로 사용한 경우와 랜덤한 값을 사용한 경우에 LM의 반복회수와 속도를 나타낸 것으로, 속도와 반복회수 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 9는 회전정보가 알려진 10개의 다른 영상을 사용하여 호모그래피 행렬로 동작정보를 구한 경우와 LM 방법까지 사용한 경우의 정확도를 비교한 결과이다. 호모그래피로부터 구한

회전변환 각도 α, β, γ 는 주기 함수인 \sin 과 \tan 값으로 유도되므로 비슷한 값에 대해서도 다른 값이 나올 수 있어 실제와의 오차가 매우 커서 정확한 동작인수 산출이 되었다고 할 수 없다. 하지만 제안한 LM 방법까지 사용한 경우는 결과가 많이 향상되었음을 알 수 있다. x 축은 실험에 사용된 10개의 영상이고 y 축은 알려진 회전정보와 호모그래피 행렬로 구한 회전정보와의 차이와 LM 방법까지 사용한 경우의 차이이다.

6. 결 론

본 논문에서는 카메라 위치에 무관한 특징추출을 위해 기하학의 PPV기반 특징모델을 추출하고 이를 이용하여 카메라의 외부인수를 산출하는 방법을 제안하였다. 제안된 특징추출은 실내영상을 대상으로 하였으며, 영상을 분석하기 위해 블럭 단위 연산을 수행하였다. 회전정보 산출 단계에서 제안한 방법은 기존 방법인 LM 알

고리즘의 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.

참고 문헌

- [1] Christian Drewniok 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/klf/>."
- [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 전

- 환 검출”, 송실대학교 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 (Cha Jeong Hee)

1979년 송실대학교 전자계산학과 졸업(공학사)
2001년 동국대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학석사)
2005년 송실대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학박사)
2005년 12월~현재 송실대학교, 한경대학교 강사
관심분야 : 로봇비전, 영상처리, 지문인식, 가상현실, 3D 모델링 등.
E-mail : pelly@vision.ssu.ac.kr