韓國 컴퓨터情報學會 論文誌
第10卷 第3號, 2005. 7.

2005-10-3-1-17

기하학적 불변벡터기반 랜드마크 인식방법

차 정 희*

Landmark Recognition Method based on Geometric Invariant Vectors

Jeong-Hee Cha*

요 약

본 논문에서는 항해 시 위치인식에 사용하기 위하여 카메라의 뷰포인트에 무관한 랜드마크를 인식하는 방법을 제안한다. 기존연구에서 사용된 특징들은 카메라의 뷰포인트에 따라 변하고 이에따른 정보 양의 증가로 위치확인을 위한 시각적인 랜드마크의 추출이 어렵다. 본 논문에서 제안된 방법은 특징 추출단계, 학습과 인식단계, 정합단계의 삼단계로 구성된다. 특징 추출단계에서는 영상의 관심영역을 설정, 이 영역 안에서 코너점을 추출하는데, 추출 시 작은 고유값의 통계적 분석을 통해 보다 정확하고 잡음에 강한 특징을 추출하는 방법을 제안한다. 학습 및 인식단계에서는 5개의 특징점으로 구성된 특징모델이 뷰포인트에 무관한 특징점인지를 검사하여 강건 특징모델을 구성한다. 정합단계에서는 시간 복잡도를 줄이고 정확한 대응점을 산출하기 위하여 유사도 평가함수와 Graham 탐색방법을 이용한 정합 방법을 제안한다. 실험에서는 다양한 실내영상을 가지고 제안한 방법과 기존방법을 비교 분석함으로써 제안한 방법의 우수함을 보였다.

Abstract

In this paper, we propose a landmark recognition method which is irrelevant to the camera viewpoint on the navigation for localization. Features in previous research is variable to camera viewpoint, therefore due to the wealth of information, extraction of visual landmarks for positioning is not an easy task. The proposed method in this paper has the three following stages; first, extraction of features, second, learning and recognition, third, matching. In the feature extraction stage, we set the interest areas of the image, where we extract the corner points. And then, we extract features more accurate and resistant to noise through statistical analysis of a small eigenvalue. In learning and recognition stage, we form robust feature models by testing whether the feature model consisted of five corner points is an invariant feature irrelevant to viewpoint. In the matching stage, we reduce time complexity and find correspondence accurately by matching method using similarity evaluation function and Graham search method. In the experiments, we compare and analyse the proposed method with existing methods by using various indoor images to demonstrate the superiority of the proposed methods.

▸ Keyword : 사영과 치환 불변벡터(Projective and Permutation Invariant Vectors), 특징모델(Feature Model), 복비(Cross Ratio), 유사도 함수(Similarity Function), Graham 탐색 방법(Graham Search Method)

• 제1저자 : 차정희
• 접수일 : 2005. 06.23 심사완료일 : 2005. 7. 18
* 숭실대학교 컴퓨터학부 박사과정

Ⅰ. 서 론

컴퓨터 관련기술과 산업의 발달로 컴퓨터와 인간사이의 간격은 더욱 더 좁아지고 있으며, 인간과 컴퓨터의 상호작용이 가능하게 되었다. 그리고 그 이면에는 엄청나게 발전하고 있는 컴퓨터의 연산능력과 네트워크(network)기능이 중요한 역할을 하고 있다. 컴퓨터의 새로운 패러다임으로 등장한 유비쿼터스화 역시 유비쿼터스 컴퓨팅과 유비쿼터스 네트워크를 기반으로 물리공간을 지능화함과 동시에 물리공간에 펼쳐진 각종 사물들을 네크워크로 연결시키려는 노력으로 정의할 수 있다[1]. 유비쿼터스 컴퓨팅은 모든 컴퓨터가 서로 연결되고 이용자 눈에 보이지 않으며 언제 어디서나 사용 가능하고 현실세계의 사물과 환경 속으로 스며들어 일상생활에 통합되는 것을 기본 전제로 한다. 특히 사람과 사물 같은 객체의 위치를 인식하고 이를 기반으로 유용한 서비스를 제공하는 유비쿼터스 위치기반 서비스(Ubiquitous Location Based Services: u-LBS)가 중요한 서비스로 대두되고 있는데, 유비쿼터스 위치기반 서비스 제공에서 가장 중요한 요소 기술인 위치인식시스템 기술이 현재 선진 각국에서 활발한 연구가 진행되고 있다. 위치인식 정보를 얻기 위해서 센서를 이용하는 방법이 있는데, 센서 자체가 가지고 있는 오차로 정확한 정보를 얻는데 한계를 지니고 있다. 이러한 한계점을 극복할 수 있는 방안으로 센서보다 우수한 성능을 가진 영상정보를 이용한 컴퓨터 비전 기술에 대한 연구가 많이 이루어지고 있는데, 이 방법은 컴퓨터 비전 기술을 이용하여 기존의 센서 정보보다 정확한 영상 정보를 가지고 전방 물체 인식과 자기 위치 인식을 하는 방법이다[2]. 비전 기술을 이용하면 위치 인식을 위해 거리나 각도와 같은 지리적인 특징이 필요하지 않고, 수동적인 관측을 통해 위치인식이 가능하다. 이러한 비전기반 위치 인식을 위해 사용된 기존 방법의 대표적인 예로 인위적인 표식(mark)을 영상에 부가하고 이를 정합하여 위치를 인식하는 방법이 있다. 하지만 이 경우 환경 특징치를 데이터베이스로 구축해서 미리 알고 있어야 하고, 환경이 변화했을 경우엔 시스템에 저장된 자료를 추가로 구축해야한다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 기존 방법의 문제점을 보완하기 위해 카메라의 뷰포인트에 무관한 환경 특징치를 추출하여 이를 랜드마크로 이용하는 방법을 제안하고자 한다. 기존연구에서는 이동과 회전에 불변한 특징치를 얻기 위해 전방향 카메라로 획득한 영상에 대해 FFT나 영상 magnitude를 추출, 원 영상을 회전과 이동에 독립적인 정보로 가공하고 이에 PCA(Principle Component Analysis)를 적용하여 원본 정보와 축소된 정보와의 평균제곱오차(mean square error)를 최소화하거나 제어 점을 통해 두 영상사이의 정규화된 상관관계를 얻고 이를 통해 매핑 함수를 계산하고 있다[3]. 또한 상관관계 계산시 수동으로 제어점을 선택하거나 눈에 띄는 영상에서의 마크(mark)를 이용하여야 하고, 영상의 잡음이나 카메라의 뷰포인트에 민감하다는 단점이 있다. 이를 해결하기 위해 논문에서는 카메라의 뷰포인트에도 변하지 않는 기하학의 불변 벡터성질을 이용한 특징 모델을 추출한다[4]. 그러나 사용된 특징모델은 코너점에 대한 순열을 이용해서 특징 모델 후보를 형성하므로 특징이 많아지면 계산량이 증가하는 단점이 있다. 따라서 정합단계에서 유사도 평가함수와 Graham 탐색방법을 이용하여 최적의 정합 후보 영역을 선택하여 반복 횟수를 줄이고 특징점간 정확한 대응성을 획득하는 방법을 제안한다. (그림 1)은 제안하는 시스템 구성도이다.

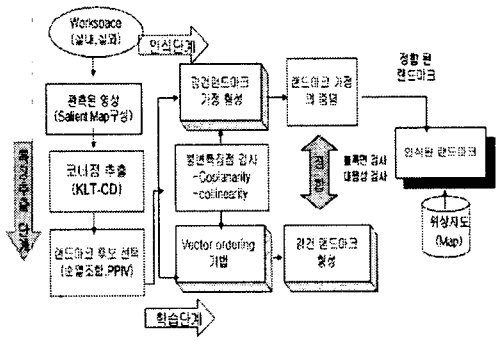

그림 1.전체 시스템 구성도
Fig 1. Overall System Configuration

Ⅱ. 기존의 위치인식 방법

위치인식에 사용되는 기술적 방법들은 일반적으로 측정되는 위치가 상대위치인지 혹은 절대위치인지에 따라 추측

항법(DR:Dead-Reckoning)이라고 하는 상대위치 측정방법과 참고기준에 기초한 절대위치 측정방법의 두 가지로 나뉜다. 상대위치 측정방법에는 주행계(odometry)를 사용하는 방법과 관성항법장치(INS: Inertial Navigation System)을 사용하는 방법이 있으며, 절대 위치 측정 방법에는 삼각측량법과, 맵 정합을 이용한 방법, 비전에 기반한 방법 등으로 구분 할 수 있다. 그러나 맵 매칭 방법, 비전에 기반한 방법 등은 사용되는 센서가 서로 다를 뿐 위치인식에 필요한 기본적인 개념과 기술 등은 동일하게 적용되고 있다. 여기서는 맵 매칭 방법과 논문에서 사용한 비전에 기반한 방법에 대해서만 간단히 서술하고자 한다.

2.1 맵기반 위치인식 방법

맵 매칭이라고 알려진 맵 기반 위치인식은 센서를 사용하여 주변 환경 지도를 생성하는 기술로, 생성된 주변지도(local map)가 이미 메모리에 저장된 전체지도(global map)와 비교 되어, 정합이 되면 실제위치와 각도를 계산할 수 있게 된다. 맵 기반 위치인식의 주된 장점은 환경을 재구성하는 것 없이 위치정보를 확인하기 위해 본래 구성된 환경 구조물을 사용하고, 외부 환경의 갱신된 지도를 생성한다는 점이다. 단점은 최적 탐색을 위해서는 특수한 필수 조건이 있어야 한다는 것이다. 즉, 정합 단계에서 쉽게 구분되는 특징들이 있어야 한다는 것이고 충분한 정확성 획득을 위해 많은 데이터처리가 요구되므로 빠르게 처리 할 수 있는 시스템 사용이 필수적이다.

2.2 비전기반 위치인식 방법

비전기반 위치인식방법이 맵기반 위치인식방법과 다른 점은 초음파나 추측항법, 관성센서를 사용하는 대신 광학센서를 이용한다는 것이다. 이 방법은 환경적 특징을 미리 알고 있다는 가정 하에서 이루어지는 방법이다. 따라서 관측되어진 장면은 표현되기 쉽고 추후에 비교하기 쉬운 특징들로 단순화되어야 하는데, 비전 센서를 통해 환경에 대한 많은 정보가 제공되지만 인식에 필요한 시각적인 특징치들의 추출은 쉽지 않은 작업이다. 이 방법은 관측된 장면 그 자체를 데이터베이스에 저장, 비교하는 정적인 분석(static analysis)과 연속적인 장면의 차이에 의한 차등적인 분석(differential analysis) 두 가지 방법이 있다. 비전기반 위치인식의 장점은 위치 인식이 거리나 각도와 같은 지리적인 특징을 필요로 하지 않고 수동적인 관측만을 이용해서도 가능하다는 것이다. 단점으로는 위에서 언급했듯이 인식하고자 하는 위치에서의 장면이나 특징을 시스템이 미리 알고 있어야 한다는 것이다. 이는 환경이 변화했을 경우엔 시스템에 저장되어 있는 데이터베이스를 다시 구축해야 하는 문제가 있다. 환경 표현방법은 점이나 선 같은 매우 간단한 특징점의 형태로 주어지기도 하고 좀 더 복잡한 패턴, 3차원 환경이나 모델과 같은 형태로 주어지기도 한다. 이러한 비전기반 기술들은 측정 장치들이 가진 오차 보정을 위해 추측항법이나 관성센서, 초음파나 레이저기반 센서들과 센서 퓨전을 통해 연결되어지면 훨씬 정확한 위치인식이 가능하다.

III. 기하학적 불변벡터기반 특징추출

우리의 주변이나 자연계에 존재하는 물체가 가지고 있는 대부분의 성질을 사영(projection)한 후, 그 모양과 크기만을 대상으로 하여 형상화한 것이 도형이다. 이러한 도형 자체가 갖고 있는 성질, 그리고 도형에 위치나 모양의 변화를 주었을 때 발생하는 여러 가지 현상, 나아가 그 도형이 놓여있는 공간 구조 등에 관심을 가지고 연구하는 것이 기하학이라 할 수 있다. Klein은 아핀기하(affine geometry)는 아핀공간에서 아핀변환에 대해 불변인 도형의 성질을 취급하는 기하학이고, 유클리드기하(euclidean geometry)는 유클리드공간의 합동변환에 대해 불변인 성질을 연구하는 기하학이며, 사영기하학(projective geometry)은 사영공간에서 사영 변환군에 대해 불변인 성질을 연구하는 기하학이라고 정의하였다[5]. 사영 공간에서 사영변환에 의해 불변인 도형의 성질을 사영적 성질이라고 하는데, 복비는 사영적 성질이다. 본 논문에서는 뷰포인트에 무관한 특징 추출을 위해 기하학에서 정의하고 있는 영상에서의 동일 평면상의 5개 점의 복비를 사용한다. 사영기하학의 정리에 의하면 2차원 공간에서 동차좌표계내의 5개의 점 $c_i, i = 1,2,3,4,5$ 가 있을 때, 이 점들이 동일 평면상에 존재하고, 이 중 3개의 점이 동일선상에 없으면, 식(3.1)과 같은 두개의 독립적인 사영 불변(projective invariant)값인 복비 λ_1, λ_2 가 존재한다.

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

$$\lambda_2 = \frac{\det(m_{432})\det(m_{512})}{\det(m_{412})\det(m_{532})} \quad \cdots\cdots (3.1)$$

위 식에서 $det(m_{431})$ 은 점 c_1, c_3, c_4 의 x, y 좌표 값을 가지고 계산되는 행렬 값이다. 복비 λ_1, λ_2 는 변화에 민감해서 동일한 점들의 좌표를 사용해도 계산된 순서에 따라 다른 값을 산출하게 된다. 따라서 점들의 치환에 강건한 안정적인 J벡터를 사용한다. 2차원 불변 J벡터의 요소는 아래 식(3.2)와 식(3.3)과 같이 계산되는데, 이를 사영과 점치환 불변 벡터(*PPIV* : Projective and Point Permutation Invariant Vector)라 부른다.

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

$$J^{(4)} = J\left[\frac{\lambda_2 - 1}{\lambda_1 - 1}\right] \quad J^{(5)} = J\left[\frac{\lambda_1(\lambda_2 - 1)}{\lambda_2(\lambda_1 - 1)}\right] \cdots (3.2)$$

$$J[\lambda] = \frac{2\lambda^6 - 6\lambda^5 + 9\lambda^4 - 8\lambda^3 + 9\lambda^2 - 6\lambda + 2}{\lambda^6 - 3\lambda^5 + 3\lambda^4 - \lambda^3 + 3\lambda^2 - 3\lambda + 1} \cdots (3.3)$$

5개 각각의 점 c_i 는 2차원 불변벡터 $J^{(i)}$ 각각과 1:1 매핑 관계에 있다. 논문에서는 특징으로 코너점을 사용하고 계산된 값을 크기 순(ascending order)으로 정렬하여 정합 단계에서 이용한다. 참고영상으로부터 획득된 5개 점 집합의 불변 벡터 값과 입력영상의 5개 점 집합의 벡터 값을 비교하여 이 값이 동일하면 사영된 두개의 점 집합은 정합되었다고 볼 수 있다.

특징추출단계에서는 먼저 계산량을 줄이고 강건한 인식에 이용될 특징 추출을 위해 두드러진 영역을 분류, saliency map을 구성하였다. 먼저 전체 영상에서 명암 값의 평균을 구하고, 그 평균과 일정한 윈도우내의 명암 값과의 표준편차를 픽셀단위로 구해 더해나간다. 이 map은 영상내의 두드러진 영역의 값이 그러지 않은 평활한 영역의 값보다 더 큰 값을 보유하게 되고, 큰 값을 가진 영역은 두드러진 패턴, 즉 특징을 보유할 가능성이 많다는 이론[6]에 근거한다. 영상에서 두드러진 영역을 찾은 후에는 이러한 영역 안의 코너점을 추출한다. 코너점 추출 알고리즘은 KLT-CD(Kanade-Lucas-Tomasi Corner Detector) 알고리즘[7]을 사용하였다. KLT-CD 알고리즘에서는 일정한 윈도우안의 영상을 식(3.4)와 같이 x방향과 y방향으로 각각 미분하고, 전치행렬(Transpose matrix)을 곱한 후, 윈도우 W 영역의 모든 행렬값을 더하게 된다.

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

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

$$\cdots\cdots (3.4)$$

2×2 매트릭스인 Z 는 순수한 텍스쳐 정보를 보유하고 있어, Z 의 고유 값(eigenvalue)을 분석하면 영역 W 안의 특징을 분류할 수 있다. 즉, 너무 작은 두개의 고유 값은 윈도우 W 영역이 거칠지만 일정한 밝기 값 (intensity) 패턴을 가지고 있음을 나타내고, 하나는 작고 하나는 큰 고유 값은 선형패턴이 포함되었음을 의미하며, 두개의 큰 고유 값은 윈도우 영역 W 안에 우리가 추출하고자 하는 코너 점을 포함하고 있음을 의미한다. (그림 2)는 KLT-CD 알고리즘을 이용하여 코너점을 추출하는 과정의 영상이다. (a)는 원영상, (b)는 x방향 미분영상, (c)는 y방향 미분영상이며, (d)는 코너점이 추출된 영상이다.

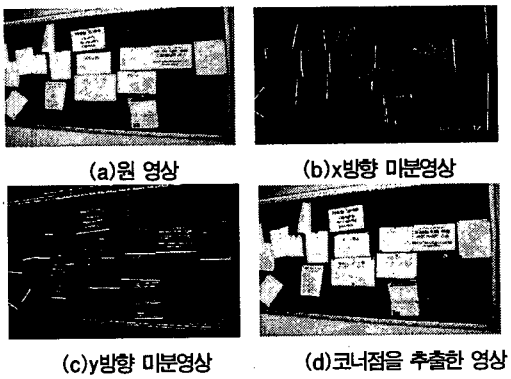

그림 2. 코너점 추출과정
Fig 2. Corner Point Extraction Process

논문에서는 두개의 고유 값 중 작은 고유 값을 분석하여 원하는 코너 점의 수를 제한하고 환경의 변화에 강건한 특징치를 추출하였는데, 두 개의 고유값이 클수록 더욱 분명한 코너점을 형성하기 때문이다. 따라서 구해진 작은 고유값을 크기 순으로 정렬한 후 TOP 리스트에서부터 원하는 수의 코너 점들을 특징점으로 선택함으로써 잡음에 보다 강건한 특징이 되도록 하였다. (그림 3)은 (그림 2)의 (a)의 명함 값 히스토그램이며, (그림 4)는 작은 고유값의 히스토그램 분포도이다.

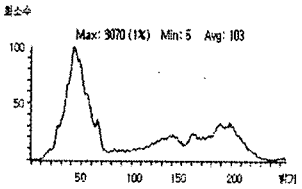

그림 3. 명암값 히스토그램
Fig 3. Intensity Value Histogram

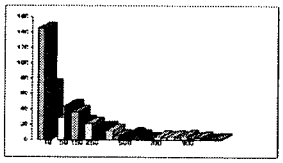

그림 4. 작은 고유값의 히스토그램
Fig 4. Histogram of Small Eigenvalue

다음 단계에서는 추출된 코너 점으로 이루어진 5개의 순열 조합을 구성한다. 순열은 블럭내 코너점 중에서 5개를 뽑되, 중복을 허용하지 않고 순서대로 배열하는 경우의 수이다. 윈도우에서 추출된 코너 점을 N개라고 하고, 이중 r 개 코너 점으로 구성된 순열 집합의 수를 구하면 ${}_N P_r$ 개가 된다. 이렇게 구한 순열조합에 대해 위에서 정의한 사영과 점 치환불변 벡터인 *PPIV* 를 계산한다. 앞서 정리한 대로 하나의 순열조합에 대해 2개의 복비가 만들어지는데 복비는 코너 점의 좌표 값을 가지고 계산된다. (그림 5)는 5개 코너 점으로 형성된 순열조합의 예와 계산된 *PPIV* 이다.

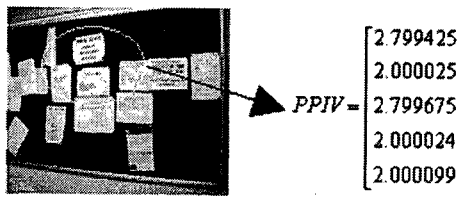

그림 5. 순열조합의 예와
Fig 5. Example of Permutation Combination and PPIV

Ⅳ. 학습 및 인식단계

본 논문에서는 동일 평면상에 존재하는 5개 순열 조합중 사영과 치환불변 검사를 거친 점집합을 특징모델이라 지칭하였다. 최종적으로 인식된 특징모델은 랜드마크로 사용하게 된다. 5개 순열조합 집합의 *PPIV* 가 사영변환(projective transformation)하에서도 보존되려면 동일선상에 세 개의 점이 존재하지 않아야 하고 동일평면상의 점들로 구성되어야 하는데, 세 개의 점이 동일선상에 존재하지 않아야 한다는 제약사항은 복비 계산과 관련이 있다. 동일선상에 세 개 점이 놓이면 세 점의 좌표로 구한 행렬 값(determinant)이 0가 되어 복비가 0이나 ∞의 값이 되기 때문이다. 동일평면상에 존재해야 한다는 내용은 복비, 결과적으로 *PPIV* 의 값이 불변하기 위한 제약사항이다. 동일선상에 있는 3개 점들을 보유한 순열 조합을 제외시키기 위해 식(4.1)의 그림 매트릭스(Grim matrix)[8]를 사용하였다. M_{012}의 가장 작은 고유 값은 3개 점의 행(column) 벡터로 만들어진 매트릭스 $x_{012} = (x_0 x_1 x_2)$의 가장 작은 고유 값이 된다. 즉, x_{012} 의 Rank Deficiency 근접도(고유 값이 0에 가깝게 되는 것을 Rank Deficiency라고 한다)는 3개 점이 동일 선상에 있는지의 가장 강건한 측정기준이 된다.한다.

$$M_{012} = \sum_{i=0}^{2} x_i x_i^T \quad \cdots\cdots (4.1)$$

다음 단계에서는 선택된 5개의 점이 동일 평면상에 존재하는지 검사한다. 사영불변 J 벡터 값이 보통 2.0~2.8사이의 값을 가지므로 $PPIV$ 값이 이 범위인지를 검사한다. J 벡터의 수치적인 불안정성은 영상의 잡음이나 코너 점 추출시의 왜곡 때문이다. 이렇게 5개의 코너점 집합 중에서 동일선상에 3개의 점집합을 보유한 것과 동일평면상의 점이 아닌 코너점 집합을 제외한 나머지가 특징 모델 후보 집합이 된다.

V. 정합

본 절에서는 참조영상과 입력영상에서 생성된 특징모델 후보 중에서 정합되는 특징모델을 찾는 단계를 설명한다. 그리고 보다 정확하고 효율성 있는 정합을 위하여 본 논문에서 제안하는 유사도 평가함수와 Graham 탐색 방법을 기술하고 실험결과를 보여준다.

5.1 유사도 평가함수를 이용한 대응블럭 결정

기존연구에서는 정합단계에서 일반적으로 두드러진 영역 전체를 탐색(전역탐색: Exhaustive Search)하면서 가능한 모든 블럭들에 대해 정합을 수행하므로 시간 복잡도가 크고 오정합 발생율이 높게된다[9][10].

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 유사도 평가함수를 통해 두 블럭간 정합 유사도를 계산하고 유사도가 큰 블럭만을 대응블럭으로 결정하여 정합단계를 수행하는 방법을 제안한다[11]. (그림 6)은 기존 방법과 제안한 방법의 차이를 나타낸 그림이다.

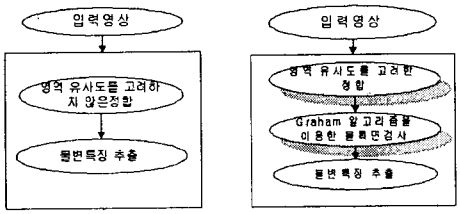

그림 6. 기존방법과 제안한 정합방법
Fig 6.Previous and Proposed Matching Method

유사도 함수 R_N 은 식(5.1)과 같이 두 블럭간 영역 상관관계식을 이용한다. 또한 (그림 7)은 유사도 함수를 이용한 블럭 정합 구조이다.

$$R_N = \frac{\mu_{mn} - \mu_m \mu_n}{\sigma_n \sigma_m} \quad \cdots\cdots (5.1)$$

위 식에서 μ_n 과 μ_m 은 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.

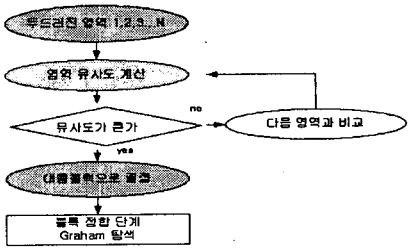

그림 7. 유사도함수를 이용한 블록 정합구조
Fig 7. Block Matching Structure using Similarity Function

5.2 PPIV 불변검사

만일 참조영상의 하나의 특징모델이 입력영상의 하나의 특징모델과 일치한다면 불변벡터는 식(5.2)와 같이 일치할 것이다.

$$PPIV - PPIV' = 0 \quad \cdots\cdots (5.2)$$

그러나 사영불변 벡터 J의 값은 잡음과 코너추출시의 왜곡에 민감하므로 이를 엄격하게 적용하는 것은 비합리적이다. 따라서 식(5.3)과 같이 임계 값을 적용하여 $PPIV$ 의 값을 비교한다.

$$PPIV - PPIV' \leq t_{PPIV} \quad \cdots\cdots (5.3)$$

실험에서는 임계치(t_{PPIV})를 0.08을 적용하였다.

5.3 Graham 탐색을 이용한 볼록면검사

기존 연구에서는 또한 수치적으로 불안정한 요소가 포함되어 있는 *PPIV* 요소만으로 정합을 수행하고 대응성을 결정하고 있는데, 이는 잘못된 정합 결과를 가져올 수 있다. 본 논문에서는 Graham 탐색 알고리즘을 이용한 볼록면 검사(convex hull test)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 일 대 일 대응성(correspondece) 결정을 위해 볼록면검사가 부가적으로 사용될 수 있다. 또한 이웃관계의 보존은 적어도 4개의 점들이 볼록면 상에 있을 때 유용하게 사용될 수 있다. 기존에 사용된 볼록면 검사 알고리즘은 해를 찾기 위한 반복 횟수가 많은 것이 단점이다. Graham 탐색법은 이러한 단점을 보완할 수 있는 역 추적법(back tracking)을 사용하는 알고리즘이다. 역추적법은 해라고 생각되는 것을 일단 해집합에 포함시켜 두었다가 필요시에 역추적하여 최적의 해를 찾아내는 방법을 의미한다. Graham 탐색법의 시간 소요를 생각해 보면, 다른 알고리즘들과는 달리 해라고 생각되는 것을 일단 해집합에 포함시켰다가 계속 해집합을 늘려나가는 도중 해에 적합하지 않다고 결정되면 되추적하여 제거하는 방법인 역추적(back tracking) 알고리즘이 사용되었다. 따라서 일반적인 역추적 알고리즘은 지수 시간(exponential time)이 걸리지만, Graham 알고리즘에서는 한 번 제거된 해는 영구적으로 제거시키므로 다항식 시간(polynomial time)의 방법으로 해결될 수 있다. 〈표 1〉은 Graham 알고리즘의 탐색 과정을 나타낸 것이다.

표 1. 볼록면상의 점 추적 알고리즘
Table 1. Point Tracking Algorithm on Convexhull

Graham Search Algorithm
단계1: 축점 P_0(axis point)를 찾는다. P_0 : y좌표가 가장 작은 점 중에서 x좌표가 가장 큰 점
단계2: 나머지 점과의 각도를 구한 후 정렬한다. 즉, P_0를 중심으로 한 각도를 두 점사이의 거리차를 이용하여 P_1-P_4까지 구함.
단계3: 방향성 검사를 한다.
단계4: 볼록면상의 점의 좌표와 개수를 되돌린다.

참조 영상의 5개의 점과 입력 영상의 5개의 점을 x_i, x'_j 라고 각각 정의하고 임계치 조건을 만족하는 5개의 *PPIV* 요소의 점 집합(set) 대응성이 다음과 같이 결정되었다고 할 때,

$$\{x_0,x'_3\},\ \{x_1,x'_0\},\ \{x_2,x'_4\},\ \{x_3,x'_2\},\ \{x_4,x'_1\}$$

볼록면 검사를 수행하면, 잘못 정합된 두 점을 추출할 수가 있는데, 위 결과에서 첫 번째와 마지막 점의 대응성이 잘못 결정되었다면 이 집합을 제거하는 것이 아니라 *PPIV* 의 불안정성으로 잘못된 정합결과가 나왔으므로 이 두 점의 위치를 바로잡는다. 그러면 수정된 점의 대응결과는 아래와 같을 것이다.

$$\{x_0,x'_1\},\ \{x_1,x'_0\},\ \{x_2,x'_4\},\ \{x_3,x'_2\},\ \{x_4,x'_3\}$$

하지만 두 개점 이상이 잘못된 것으로 나오면 수정할 수 있는 더 이상의 부가 정보가 없으므로 후보 집합에서 제외한다. 결론적으로 Graham 탐색방법을 이용한 볼록면 검사를 통해서 정확히 대응성이 확인된 5개의 점 집합을 확인할 수 있고, 1개 점이 잘못된 대응성을 보유한 경우 이를 수정하여 올바른 대응성을 가진 4개, 혹은 5개 점 집합을 추출할 수 있게 된다. (그림 8)은 참조영상과 입력영상에서 대응성이 결정된 특징모델을 보여준다. 벡터 값에 의해 결정된 대응성은 참조영상의 1번 코너점과 입력영상의 1번 코너점, 그리고 2번과 2번, 3번과 3번, 4번과 4번, 5번과 5번 코너점이다. 1번과 2번의 대응성이 잘못 결정된 경우이다. 이 경우 Graham 탐색을 이용한 볼록면 검사를 거치면 두 영상의 정합점은 1=2, 2=1, 3=3, 4=4, 5=5 의 결과가 된다. 영상에서의 잡음과 코너추출시의 왜곡 등으로 벡터 값의 계산 역시 정확하지 않은 경우이다. 〈표 2〉는 참조 영상과 입력영상의 5개 점 좌표와 계산된 *PPIV* 벡터 값, 그리고 Graham 탐색결과 수정된 정합결과를 보여준다.

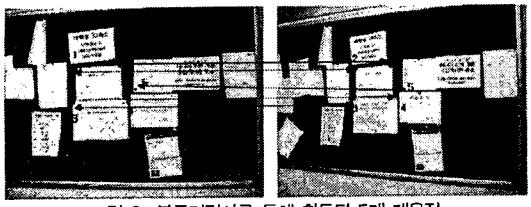

그림 8. 볼록면검사를 통해 획득된 5개 대응점
Fig 8. Acquired Five Corresponding Point by Convexhull Test

표 2. Graham 탐색결과 수정된 대응점들
Table 2. 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

5.4 특징모델 후보들의 대응성 확인

앞서 기술한 바와 같이 특징모델의 정합 후보 집합은 완전한 정합 쌍이 아니고 잡음 등으로 이상치(outlier)가 포함될 수 있다. 따라서 Graham 탐색방법을 이용하여 정확히 대응성이 획득된 4, 5개 점 특징모델의 변환 행렬을 사용하여 후보 집합에 대한 검증을 실시할 수 있다. 이때 사영검사가 검증을 위해 사용되어지는데, 볼록면 검사로 결정된 알려진 사영 변환 행렬(3×3)를 가지고 검사한다[13]. 즉, 5개의 점과 정합된 5개의 점이 이러한 변환 행렬을 계산하는데 사용된다. 구해야 할 변환 행렬은 8개의 방정식이 이루는 선형시스템의 해(solution)로부터 값이 구해진다. 5개중 4개의 점이 사영기저(projective basis)를 구성하고 사영기저는 사영 변환식을 계산하는데 사용되어진다. 변환식이 구해지면 이 식을 가지고 5번째 점의 위치를 추정하고, 실제 위치와 계산된 위치의 유클리디안 거리(euclidean distance)가 정확도를 측정하는데 사용된다. 아래 수치는 Graham 탐색 알고리즘을 이용해 대응성이 획득된 (그림 8)의 코너 점 중 4개를 이용하여 계산된 변환행렬이다.

$$\text{좌표값}\begin{Bmatrix}139,112\\224,110\\132,171\\236,169\end{Bmatrix}\ \text{좌표값}\begin{Bmatrix}158,111\\227,106\\151,162\\237,146\end{Bmatrix}\Rightarrow\begin{bmatrix}t_{11}\\t_{12}\\t_{13}\\t_{14}\\t_{15}\\t_{16}\\t_{17}\\t_{18}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0.544\\-0.058\\69.071\\-0.111\\0.723\\31.611\\-0.001\\0.000\end{bmatrix}$$

Ⅵ. 실험결과

실험을 위해서 사용된 컴퓨터는 IBM사의 인텔 2.6GHz, 256 램을 장착한 컴퓨터이다. 운영체제로는 마이크로소프트사의 윈도우 XP를, 컴파일러는 마이크로소프트사의 비주얼 C++을 사용하였다. 실험에 사용된 영상은 실내와 실외에서 Nicon사의 Coolpix 3200로 촬영한 후 640×480 화소의 크기로 정규화하였다. 실험에서는 참조영상에서 3개의 강건 특징모델을 학습을 통해 최종적으로 추출하고 참조영상과 카메라 뷰가 다른 50개의 입력영상을 이용하여 인식율을 계산하였다. 〈표 3〉은 뷰가 다른 50개의 영상을 사용하여 이를 구해진 3개의 강건 특징모델과의 인식 결과를 나타낸 것으로, 선택된 특징모델에 대해 인식된 경우를 수와 백분율로 표시하였다. 〈표 3〉에서 CR(correct recognitions)은 강건 특징모델이 올바르게 인식된 수를 나타낸다. 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 3. 특징모델 인식결과
Table 3. 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

(그림 9)는 기존 방법과 제안한 방법인 유사도함수와 Graham 탐색 알고리즘을 이용한 정합방법의 인식율을 비교한 그래프이다. 인식율(CR)은 기존방법이 93.3%이고 제안한 방법이 94.6%로 1.3% 향상되었다. 반면에 오인식율(MR)은 1.4%로 동일하였고, 다른 특징모델을 강건 특징모델로 인식(FP)한 경우도 2.7%로 동일하였다. 반면에 강건 특징모델을 특징모델에서 제외시킨 경우(FN)는 2.7%에서 2%로 감소하여 제안한 방법의 성능이 향상되었음을 알 수가 있다.

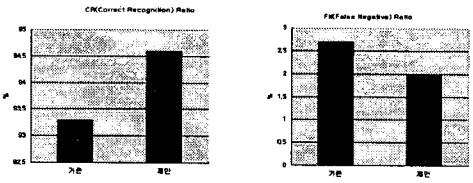

그림 9. 인식율(좌)과 오인식율(우) 비교
Fig 9. Comparison of CR(left) and FN(right)

Ⅶ. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 항해시 랜드마크에 이용될 특징추출을 위해 카메라의 뷰포인트에 무관한 사영기하학의 사영과 치환 불변 벡터를 이용한 방법을 제안하였다. 제안한 특징 추출 단계의 실험에서는 3개의 강건 특징모델을 보유한 참조영상에 대해 뷰가 다른 50개의 영상을 입력영상으로 하여 인식율을 계산하였는데, 만족할 만한 수준이었다. 본 논문의 향후 연구 과제는 다음과 같다.

첫째, 본 논문에서 제안한 사영과 치환 불변 벡터를 이용한 특징 추출 방법은 평면상에 존재하는 특징이다. 따라서 제안한 방법의 성능 입증을 위해서는 건물이나 기하학적인 모델을 가지고 있는 장면을 선택해야 하는 제약 사항이 존재하였다. 따라서 제약사항 없이 카메라의 뷰포인트에 무관한 자연물 기반의 특징추출 방법에 대한 연구를 수행해야 한다.

둘째, 제안한 방법에서는 특징점을 추출하기 위해서 KLT 코너 검출기를 사용하였다. 검출기중 가장 우수하다고 알려져 있으나, 한 화소의 좌표로 코너점을 표현하므로 조명에 민감하고 잡음이나 대응점 산출시 오차가 존재할 수 있다. 따라서 이러한 단점을 해결하여 조명이나 잡음에 강건한 정확한 대응점을 산출하는 것도 연구 과제이다.

참고문헌

[1] Jeffrey Hightower and Gaetano Borriello, "A Survey and Taxonomy of Location Systems for Ubiquitous Computing," Technical Report, Computer Science and Engineering, University of Washington, Aug. 2001.

[2] D'Orazio, T., Distante, A., Attolico, G., Caponetti, L., and Stella, E., "A Vision Algorithm for Mobile Vehicle Navigation," Proceedings of the 1991 SPIE Conference on Mobile Robots, Boston, pp. 302-309, Nov. 14-15, 1991.

[3] Taejung Kim, Yong-Jo Im, "Automatic Satellite Image Registration by Combination of Matching and Random Sample Consensus," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol.41, No.5, May 2003.

[4] Bong Seop Song, Il Dong Yun, Sang Uk Lee, "A Target Recognition Technique Employing Geometric Invariants," Pattern Recognition, 33, pp.413-425, 2000.

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

[6] R. Milanese, "Detecting Salient Regions in an Image: from Biological Science to Computer Implementation," Ph.D. Thesis. Department of Computer Science, University of Geneva, 1993.

[7] Carlo Tomasi and Takeo Kanade, "Detection and Tracking of Point Features," Carnegie Mellon University Technical Report CMU-CS-91-132, April 1991.

[8] K. Kanatani, "Computational Projective Geometry," CVGIP:Image Understanding Workshop, Washington, DC, pp. 745-753, 1993.
[9] 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.
[10] 김성곤. "전역탐색 알고리즘을 이용한 이동 무선통신 네트워크의 최적화에 대한 연구," 한국컴퓨터정보학회 논문지 제9권 제1호, 2004.3.
[11] 지정규, 김용균, "가변탐색창을 이용한 실시간 객체추적 시스템," 한국OA학회 논문지 제7권 제4호, 2002.12.
[12] R. M. Haralick, L. G. Shapiro, "Computer and Robot Vision," Addison-Wesley, Reading, MA, 1993.
[13] J.L. Mundy, A. Zisserman, "Geometric Invariance in Computer Vision," MIT Press, Cambridge, MA, 1992.

저 자 소 개

차 정 희

1983년: 숭실대 전자계산학과 졸업 (학사)
1983~1998 : 신용보증기금 전산실 근무
2001년: 동국대 대학원 컴퓨터공학과 졸업(석사)
2001년~현재: 숭실대 컴퓨터학과 박사 과정
〈관심분야〉 로봇비전, 영상처리, 지문인식, 가상현실, 3D모델링 등