

논문 2013-50-11-20

2차원 영상 템플릿으로부터 3차원 모델 템플릿 형성 - SVD가 필요 없는 선형 방법

(3D Model Construction from Image Scanning without Iteration or SVD)

한 영 모*

(Youngmo Han[©])

요 약

2차원 영상으로부터 3차원 모델을 형성할 때, 계산량을 줄이거나 비선형 알고리즘의 초기화를 위해서 선형 알고리즘이 종종 사용된다. 하지만 기존의 선형 알고리즘은 표면적으로는 선형구조의 형태를 갖지만, 실제로는 SVD (Singular Value Decomposition)을 사용하여 문제를 풀어야 하는데, 이 SVD 역시 초기화를 필요로 하는 수치해석 알고리즘을 통해 구현된다. 또한 SVD 분해를 사용하는 형태의 해는 닫힌 형태의 해 보다 분석이 어렵다. 이러한 기존 방법의 사용이 불편한 수치해석적인 알고리즘을 피하고, 해의 분석이 편리하도록 본 논문에서는 닫힌 형태의 해석적인 해를 제공하는 편리한 선형방법을 제안한다.

Abstract

When we build up a 3D model from the given 2D images, linear algorithms are often used to reduce computational cost or for initialization of nonlinear algorithms. However, contemporary linear algorithms have apparently linear structures, but virtually they are implemented using SVD. The SVD is also implemented using numerical analysis algorithms that need initialization. Moreover, solutions using SVD are more difficult to analyze than closed-form solutions. To avoid from such inconvenient numerical analysis algorithms of the contemporary methods and for convenient analysis of solutions, this paper proposes a convenient linear method that produces a closed-form solution.

Keywords: 3차원 모델 형성, 템플릿 매칭, 반복 연산, SVD.

I. 서 론

2차원 영상으로부터 3차원 모델을 형성하는 문제는 템플릿 매칭을 통한 컴퓨터 그래픽스 모델링, 영상인식, CT 등에 사용되는 주요한 기술이다. 2차원 영상으로부터 3차원 모델을 형성하는 문제는 대상체의 각 점의 2

차원 영상 위치($q_i = [q_{ix}, q_{iy}, 1]^T \in R^3, i = 1, \dots, n$) 또는 영상 속도($\dot{q}_i, i = 1, \dots, n$)로부터 3차원 위치($X_i = [x_i, y_i, z_i]^T \in R^3, i = 1, \dots, n$)를 찾아내는 문제로 정식화할 수 있다. 이 문제를 풀기 위한 기존의 방법들은 크게 비선형 알고리즘과 선형 알고리즘으로 분류될 수 있다.

비선형 알고리즘들^[1-2]은 부가적인 초기화 과정과 많은 되풀이(iteration) 계산을 통한 수렴 과정을 필요로 한다. 그 수렴해도 초기화에 매우 민감해서 정확한 초기화가 이루어진 경우 정밀도가 높은 해를 구할 수 있다는 장점이 있지만, 정확한 초기화가 이루어지지 않는

* 정회원, 한양사이버대학교 컴퓨터공학과 부교수
(Dept. of Computer Engineering, Hanyang Cyber University, Associate Professor)

© Corresponding Author (E-mail: ymhan123@hanmail.net)

※ 본 논문은 한양사이버대학교 연구년 기간 중에 연구되었음.

접수일자 : 2013년7월4일, 수정완료일 : 2013년10월27일

경우 원하는 해를 구할 수 없다. 또한, 수렴 과정도 많은 계산량을 필요로 하므로 실시간 사용에 불편한 경우가 많다. 그리고 이러한 방법은 가능한 해의 집합(feasible solution set)을 분명하게 집어내기가 어려워서 닫힌 형태(closed-form)의 해석적인 해(analytical solution)에 비해 분석이 어렵다는 단점이 있다.

비선형 알고리즘의 사용상의 불편함을 피하기 위해 종종 선형 알고리즘이 사용된다^[3~5]. 2차원 영상으로부터 3차원 모델을 형성하는 문제가 계산량이 많은 비선형 형태가 되는 이유는 거리 파라미터가 각 영상점마다 존재하고, 운동 파라미터 중 선속도 파라미터가 거리 파라미터와 곱해지는 비선형 형태이기 때문이다. 이러한 많은 변수를 갖는 비선형 문제를 선형 형태로 바꾸기 위한 방법은 크게 근사화를 통하는 방법과 epipolar geometry를 이용하는 방법이 있다. 근사화를 통하는 방법의 대표적인 예는 참고문헌^[3~4]에서 찾아볼 수 있는데, 이 방법은 각 영상점들을 4개의 가상 제어 점(virtual control point)들의 선형 결합으로 근사화함으로써 각 영상점의 거리 파라미터를 일일이 기술하는 것을 피하고 선속도와 곱 형태도 피하였다. 대신 선형 결합 파라미터를 구하는 형태로 문제를 단순화하였다. 이와 같은 근사법을 통한 방법은 계산을 쉽게 하는 장점은 있지만, 도입된 근사법이 성립하는 조건에 의해 그 응용 범위가 줄어들고 근사오차 때문에 정확도가 떨어져서 측정 오차(영상 잡음, 조명 차, 가려짐 현상 때문에 생기는 오차 등)에 민감한 단점이 있다.

이와 같은 단점을 보완하기 위해서 직접적인 근사화를 통하기 보다는 epipolar geometry를 사용하여 자연스럽게 각 영상점의 거리 파라미터를 제거하여 변수 숫자를 줄이고 운동 파라미터만 구하는 방법^[6]이 널리 사용되고 있다. 이 방법의 장점은 epipolar geometry를 활용하여 많은 수의 거리(depth) 매개변수들을 제거함으로써 변수의 숫자를 극적으로 줄일 수 있다는 장점이 있다. 하지만, 그 결과로 얻게 되는 변수의 형태가 선속도, 선속도와 각속도의 곱 두 가지가 되므로 선속도는 쉽게 구할 수 있지만 각속도를 구할 때 SVD 방법을 사용해야만 풀 수 있게 된다. SVD는 표면적으로는 해석적인 방법인 것 같지만, 실제 구현상에서는 수치해석을 통해 수행되어야 하고, 그 계산량도 적지 않다. 따라서 완전한 닫힌 형태(closed-form)의 해석적인 해(analytical solution)라고 보기 어렵고, 사용하는 수치해

석 방법에 따라 정확도가 달라질 수 있다. 또한 이 SVD 기반 선형 알고리즘은 일반적으로 여러 개의 가능한 해 집합을 제공하므로, 이 들 중에 진짜 해가 무엇인지 찾아내야 하는 부가적인 과정 또한 필요로 한다.

본 논문은 이러한 기존의 방법들의 단점들을 보완하기 위해서 근사화 방법을 사용하는 대신 epipolar geometry를 사용하는 방법을 선택한다. 하지만 기존의 epipolar geometry 방법이 선속도와 각속도를 구하는데 모두 epipolar geometry가 사용함으로써 각속도를 구하는 과정이 SVD를 사용하게 되고 거리 파라미터는 복원할 수 없게 된 점에 주목하였다. 이와 같은 기존의 epipolar geometry와 SVD 기반 방법의 단점을 보완하기 위해서, epipolar geometry를 선속도를 구하는 데만 부분적으로 사용하고, 각속도와 거리 파라미터를 구하는 과정에 사용될 새로운 최적화 과정을 제안한다. 그 결과로서, SVD가 필요 없는 닫힌 형태의 해를 제공하는 선형 알고리즘을 제안하고자 한다.

II. 2차원 영상으로부터 3차원 모델 형성

주어진 대상체 상의 3차원 위치점들 $X_i = [x_i, y_i, z_i]^T \in R^3$, $i = 1, \dots, n$ 을 찍은 영상 프레임상의 영상 좌표가 (q_{ix}, q_{iy}) , $i = 1, \dots, n$ 라 하자. 그리고 이 주어진 대상체가 선속도 $v = [v_1, v_2, v_3]^T \in R^3$, 각속도 $\omega = [\omega_1, \omega_2, \omega_3]^T \in R^3$ 로 움직이고, 그 결과 이 영상점들이 영상 속도 $(\dot{q}_{ix}, \dot{q}_{iy})$, $i = 1, \dots, n$ 로 움직인다고 하자.

Yima는 식 (1)에 주어진 미분 epipolar 제약조건(differential epipolar constraint)을 제안하였다^[6].

$$(\dot{q}_i - [\omega]q_i)^T [v]q_i = 0 \quad (1)$$

여기서, $q_i = [q_{ix}, q_{iy}, 1]^T \in R^3$, $i = 1, \dots, n$ 는 정의되

고, $[v] = \begin{bmatrix} 0 & -v_3 & v_2 \\ v_3 & 0 & -v_1 \\ -v_2 & v_1 & 0 \end{bmatrix}$ 는 반대칭(skew-symmetric) 행렬이다. 식(1)은 식(2)와 같이 고쳐 쓸 수 있다.

$$[\dot{q}_i^T \quad q_i^T] E q_i = 0 \quad (2)$$

여기서 $E = \begin{bmatrix} [v] \\ s \end{bmatrix}$ 는 essential 행렬이다. 그리고

$$s = \frac{1}{2}([\omega][v] + [v][\omega]) = \begin{bmatrix} s_1 & s_2 & s_3 \\ s_2 & s_4 & s_5 \\ s_3 & s_5 & s_6 \end{bmatrix} \text{로 정의된 대칭}$$

행렬(symmetric matrix)이다. $\dot{q}_i = [\dot{q}_{i1} \quad \dot{q}_{i2} \quad \dot{q}_{i3}]^T \in R^3$ 를 영상위치 $q_i = [q_{i1} \quad q_{i2} \quad q_{i3}]^T \in R^3$ 에서의 optical flow라고 하자. 그러면, 식(2)는 식(3)과 같이 고쳐 쓸 수 있다.

$$A^T e = 0 \quad (3)$$

여기서, $e = [v_1, v_2, v_3, s_1, \dots, s_6]^T$ 는 essential 벡터이고,

$$A = [A_1 \dots A_n],$$

$$A_i = [\dot{q}_{i3}q_{i2} - \dot{q}_{i2}q_{i3}, -\dot{q}_{i3}q_{i1} + \dot{q}_{i1}q_{i3}, \dot{q}_{i2}q_{i1} - \dot{q}_{i1}q_{i2}, q_{i1}^2,$$

$$2q_{i1}q_{i2}, 2q_{i1}q_{i3}, q_{i2}^2, 2q_{i2}q_{i3}, q_{i3}^2]$$

이다.

식(3)을 푸는 방법은 주어진 optical flow 집합 $\dot{q}_i, i=1, \dots, n$ 에 대해, 제약 조건: $\|e\|=1$ 을 만족하면서 식(4)의 에러함수를 최소화하는 벡터 e 를 찾는다.

$$J(e) = \|Ae\|^2 \quad (4)$$

이 최적화 문제의 해 e 는 $A^T A$ 의 최소 고유치(eigenvalue)가 된다. 그러면, 대상체의 선형속도는 다음 식과 같이 주어진다.

$$v = [e_1, e_2, e_3]^T \quad (5)$$

여기서 e_i 는 e 의 i -번째 성분이다. 식(5)에 주어진 선형속도를 구하는 데까지는 Yima^[5]의 방법과 본 논문의 방법이 동일하다. 하지만, 각속도와 거리(depth)를 구하는 방법이 다르다. 비교를 위해서 먼저, Yima의 SVD 기반 방법을 살펴보자.

(가) $v_0 = [e_1, e_2, e_3]^T$ 로 잡는다. 대칭행렬 s 의 고유치 분해를 다음과 같이 구한다.

$$s = V_1 \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\} V_1^T$$

여기서, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ 이다. 다음에 주어진 값들을 계산한다.

$$\sigma_1 = (2\lambda_1 + \lambda_2 - \lambda_3)/3, \quad \sigma_2 = (\lambda_1 + 2\lambda_2 + \lambda_3)/3,$$

$$\sigma_3 = (2\lambda_3 + \lambda_2 - \lambda_1)/3$$

(나) 다음에 주어진 값들을 정의한다.

$$\lambda = \sigma_1 - \sigma_3, \quad \lambda \geq 0$$

$$\theta = \arccos(-\sigma_2 / \lambda), \quad \theta \in [0, \pi]$$

다음에 주어진 값들을 계산한다.

$$V = V_1 R_Y^T(\theta/2 - \pi/2), \quad U = -V R_Y(\theta)$$

여기서, $R_Y(\theta)$ 는 Y 축을 중심으로 θ 만큼 회전하는 회전행렬을 말한다. 그러면 다음에 주어진 4개의 속도 후보 쌍들을 얻는다.

$$[\omega] = U R_z(\pm\pi/2) \Sigma_1 V^T, \quad [v] = V R_z(\pm\pi/2) \Sigma_1 V^T$$

$$[\omega] = V R_z(\pm\pi/2) \Sigma_\lambda V^T, \quad [v] = U R_z(\pm\pi/2) \Sigma_1 U^T$$

여기서,

$$\Sigma_\lambda = \begin{bmatrix} \lambda & 0 & 0 \\ 0 & \lambda & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \Sigma_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

그리고, $R_Z(\theta)$ 는 Z 축을 중심으로 θ 만큼 회전하는 회전행렬이다.

(다) 스텝(나)에서 계산한 4개의 속도 후보 쌍들에 대해서, 다음 식을 만족하는 속도 쌍(ω^*, v^*)을 선택한다.

$$v^{*T} v_0 = \max_i v_i^T v_0$$

그러면, 다음과 같이 각속도와 선속도를 구할 수 있다.

$$\omega = \omega^*, \quad v = v_0$$

이 식에서 보듯이, Yima의 방법은 각속도를 찾기 위해서, SVD를 사용하며, 가능한 해를 구하기 위해 별도의 선택 과정들이 필요하다. 따라서 표면적으로는 해석적인 해 같지만, 실제적으로는 여러 해석 등의 분석이

불편하고, SVD를 풀기 위해서 수치해석 방법을 사용해야 한다.

이 문제를 해결하기 위해서, 본 논문에서는 SVD를 사용하지 않으면서 별도의 해 선택 과정이 필요 없는 닫힌 형태의 단일해 형태로 각속도를 구하는 방법을 제안한다. 이를 위해서 Yima의 방법이 선속도뿐만 아니라 각속도를 구하는 데 모두 epipolar geometry를 사용하고 있다는 점에 주목한다. 이러한 epipolar geometry 하에서 선속도는 쉽게 구해지지만, 각속도를 구하려면 각속도와 선속도가 곱해진 형태의 변수를 SVD를 사용하여 풀어야만 한다. 또한 전체 과정에 epipolar geometry를 사용함으로써 거리 파라미터에 대한 복원이 불가능하게 된다. 이러한 기존 방법의 난점들을 피하기 위해서, 본 논문은 선속도를 구하는 데만 Yima의 방법과 같은 epipolar geometry를 사용하고, 각속도와 거리 파라미터를 구하는 데는 epipolar geometry를 사용하지 않는 최적화 문제를 새로 설계한다. 그 세부 과정은 다음과 같다.

각속도와 선형속도의 관계는 식(6)과 같이 표현할 수 있다.

$$\dot{q}_i = A_i(-[q_i]\omega + v/z_i) \quad (6)$$

식(6)의 양변에 $[A_i v]$ 를 곱하면, 다음 식을 얻는다.

$$[A_i v]\dot{q}_i = -[A_i v](A_i[q_i])\omega \quad (7)$$

식(7)을 풀기 위해서는 주어진 optical flow 집합 \dot{q}_i , $i = 1, \dots, n$ 과 선형속도 v 에 대해, 다음 식에 주어진 에러함수를 최소화 하는 벡터 ω 를 찾는다.

$$J(\omega) = \sum_{i=1}^n \|C_i \omega + D_i\|^2 \quad (8)$$

여기서, $C_i = [A_i v](A_i[q_i])$, $D_i = [A_i v]\dot{q}_i$. 이 최적화 문제의 해는 다음과 같이 주어진다.

$$\omega = \left(\sum_{i=1}^n C_i^T C_i \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^n C_i^T D_i \right) \quad (9)$$

식(9)에서 보듯이, 제안하는 방법은 SVD를 사용하지 않고 별도의 해를 선택하는 번거로운 과정도 필요 없는 닫힌 형태의 단일해 형태로 각속도를 구한다.

Yima의 SVD 기반 선형알고리즘은 식(1)에 주어진

Epipolar 제약조건을 사용하기 때문에 거리(depth)를 구하지 못한다. 하지만 3차원 모델 복원을 위해서는 거리 정보를 구해야 하므로, 본 논문에서는 거리를 구하는 방법을 다음과 같이 제안한다. 식(25)의 양변에 $A_i v$ 를 곱하면, 다음 식을 얻는다.

$$z_i = 1 / \{ (A_i v)^T (\dot{q}_i + A_i[q_i]\omega) / \|A_i v\|^2 \} \quad (10)$$

III. 결 과

앞 절에서 안한 2차원 영상 템플릿들로부터 3차원 모델을 복원하는 선형 알고리즘은 Epipolar 제약조건에 기반한 SVD 방법에 비해, 좀 더 실질적인 닫힌 해를 제공함으로써 여러 분석에 용이하고 SVD를 풀기 위해 도입한 수치해석적인 난점들을 피할 수 있다는 긍정적인 장점이 있다.

이에 덧붙여 본 절에서는 제안한 선형 알고리즘의 정량적인 성능을 평가해 본다. 본 성능 평가는 CPU 속도가 2.5GHz인 Intel(R) Core(TM) i5-2450 CPU와 2.7GB RAM을 탑재한 Toshiba Satellite 노트북에서, MATLAB을 사용하여 수행되었다.

성능 평가를 위해 시나리오는 그림 1에 주어져 있다. 이 그림은 대상체인 컴퓨터(본체, 모니터), 스피커, 시계를 여러 각도와 크기에서 촬영한 2차원 영상 템플릿들을 보여주고 있다. 그림 1에 주어진 영상 템플릿들로부터 대상체의 3차원 모델을 복원해 내고자 한다. 이를 위해서, 이 영상 템플릿들을 순서대로 2개씩 짝을 지어서, 각각의 영상 템플릿 짝에 대해 제안한 선형 알고리즘을 적용하였다. 각각의 영상 템플릿 짝으로부터 얻어진 3차원 모델 템플릿들을 평균하여 표시한 결과가 그림 2에 주어져 있다. 그림 2에서 보듯이 제안한 선형 알고리즘을 적용한 결과 그림1의 영상 템플릿들로부터 3차원 모델이 잘 복원된 것을 확인할 수 있다.

정량적인 분석을 위해서 이 복원(주어진 영상 대응점들의 거리 복원)의 에러율이 표1에 주어져 있다. 여기서, 에러율은 (선형 알고리즘으로 복원된 거리 - 거리의 참값)/거리의 참값*100으로 정의되는데, 거리의 참값을 직접적으로 알기 어렵기 때문에 이를 대신하기 위해 좀 더 정확한 값인 비선형 알고리즘[2]을 사용하여 구한 값으로 대치하였다.

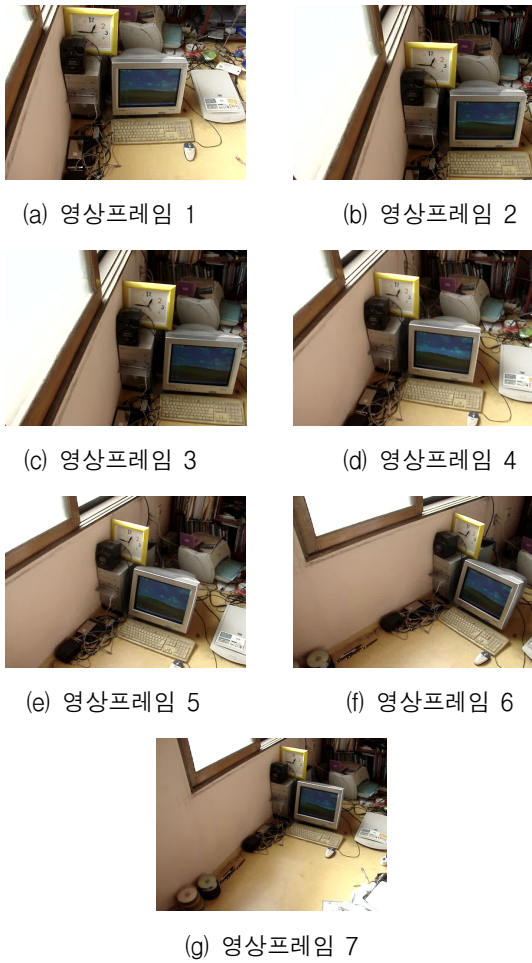


그림 1. 여러 각도와 여러 크기의 2차원 영상 템플릿
Fig. 1. 2D image templates with various angles and sizes.

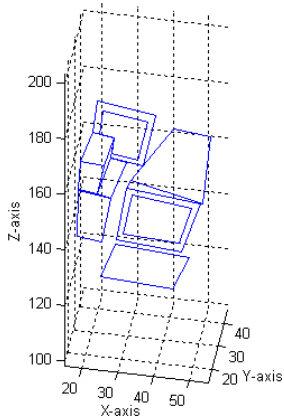


그림 2. 제안한 알고리즘을 사용하여 형성된 3차원 모델 템플릿 (각 프레임 쌍의 평균)
Fig. 2. Built-up 3D model using the proposed algorithm (mean value for frame pairs).

표 1. 거리 복원 에러 (각 프레임 쌍의 평균)
Table 1. Error in the recovered depth. (mean value for frame pairs).

사용 방법	평균 에러율(%)
제안하는 방법	8.9581
SVD Epipolar	20.9760

표 2. 계산 시간 (각 프레임 쌍의 평균)
Table 2. Computing time (mean value for frame pairs).

사용방법	시간 [sec]
제안하는 방법	0.0030
SVD Epipolar	0.0056

비교를 위해 기존의 대표적인 선형 알고리즘인 Epipolar 제약조건에 기반한 SVD 방법^[5]의 결과도 함께 제시하였다. (Yima의 SVD 방법은 본래 거리정보를 구하는 과정이 없지만, 거리의 복원값을 비교하기 위해서 Yima의 방법으로 구한 선형속도와 각속도를 식(10)에 대입하여 사용한다). 표 1에서 보듯이 제안한 선형 알고리즘이 기존의 선형 알고리즘에 비해 복원 에러가 적은 것을 알 수 있다.

표 2는 이 복원의 계산 시간을 보여주고 있다 (2.50GHz 펜티움에서 MATLAB을 사용하였다). 표 2를 살펴보면, 제안한 선형 알고리즘이 기존의 선형 알고리즘에 비해 계산 시간이 조금 덜 걸리는 것을 볼 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 2차원 영상 템플릿들로부터 3차원 모델을 복원하는 선형알고리즘을 제안하였다. 제안한 방법은 기존의 SVD 기반 선형 알고리즘들과 달리 SVD를 사용하지 않고, 좀더 실제적인 닫힌 형태의 해를 제공함으로써 에러 해석에 용이하고 SVD를 풀기 위한 수치해석 과정을 생략할 수 있는 장점을 가진다. 또한 예제에 적용해 본 결과 기존의 SVD 기반 선형 알고리즘에 비해 3차원 모델의 복원 에러값과 계산시간도 적었다. 본 논문에서 제안한 방법은 간단하지만 실제적인 사용에서는 매우 편리하고 유용하다는 점에서 그 강점이 있다.

제안하는 방법의 계산 시간은 영상의 복잡도나 크기와 직접 관련되기 보다는 대상체의 영상 화소수와 관련이 있다. 따라서 대상체가 영상에서 더 작게 비치는 경

우나 해상도가 더 낮은 영상을 사용할 경우 계산 시간에서의 이점도 더 커진다. 이 부분에 대한 자세한 성능 평가는 후속 논문에서 다루도록 하겠다

REFERENCES

- [1] D. Nistér, "An efficient solution to the five-point relative pose problem," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 6, pp. 756 - 770, 2004.
- [2] V. Lepetit, F. Moreno-Noguer, and P. Fua, "EPnP: an accurate $O(n)$ solution to the PnP problem," *International Journal of Computer Vision*, vol. 81, no. 2, pp. 155 - 166, 2009.
- [3] Z. Shijie, L. Fenghua, C. Xibin, and H. Liang, "Monocular vision-based two-stage iterative algorithm for relative position and attitude estimation of docking spacecraft," *Chinese Journal of Aeronautics*, vol. 23, no. 2, pp. 204 - 210, 2010.
- [4] S. J. Zhang, X. B. Cao, F. Zhang, and L. He, "Monocular vision-based iterative pose estimation algorithm from corresponding feature points," *Science in China, Series F*, vol. 53, no. 8, pp. 1682 - 1696, 2010.
- [5] Yi Ma, Stefano Soatto, Jana Kosecka, and Shankar Sastry, "An invitation to 3-D vision: from images to geometric models", *Interdisciplinary Applied Mathematics (IAM #26)*, Springer, pp. 117-123, November 2003.

저 자 소 개



한 영 모 (정회원)

- 1992년 서울대학교 물리교육학과 학사 졸업(준우등 졸업)
 1995년 서울대학교 제어계측공학과 학사 졸업(차석 졸업)
 1998년 서울대학교 대학원 전기공학부 석사 졸업(컴퓨터 기반 신호처리용 VLSI 설계 전공)
 2002년 서울대학교 대학원 기계항공공학부 박사 졸업(컴퓨터비전 기반 인체 영상의 자세 인식, 로봇 제어 전공)
 2002년~2003년 세종-록히드마틴 우주항공연구소 전임연구원, 전임연구교수
 2004년~2005년 이화여자대학교 정보통신공학과 연구전임강사, 연구교수
 2006년~현재 한양사이버대학교 컴퓨터공학과 전임강사, 조교수, 부교수
 2007년~현재 International Biographical Centre (England), Deputy Director General 및 Honorary Director General
 2007년~현재 World Congress of Arts, Science and Communications (England), Vice President
 2009년~현재 American Biographical Institute Research Association (USA), Deputy Governor
 2010년~현재 World Academy of Letters (USA), Vice Chancellor
 <주관심분야 : 컴퓨터비전 응용 멀티미디어 및 생체 영상 인식, 모바일 및 로봇 임베디드 시스템, 인간과 컴퓨터의 시각적 인터페이스, 정보기술을 위한 통합 과학적 접근법 등>