

퍼지추론에 의한 시각적 구동방법

°김 태원*, 서 일홍*, 오 상록**

* 한양대학교 전자공학과

** 한국과학기술원 제어시스템 연구실

Visual Servoing by a Fuzzy Reasoning Method

Tae Won Kim*, Il Hong Suh*, and Sang-Rok Oh*

* Dept. of Electronics Eng.,
Hanyang Univ., Seoul, Korea

** Control System Lab.,
KIST, Seoul, Korea

Abstract

In this paper, a novel type of a visual servoing method is proposed for eye-in-hand robots by employing a self-organizing fuzzy controller. For this is there defined a new Jacobian not to be the function of a relative position of the object but to be a function of the only image features. Instead of obtaining an analytic form of the proposed Jacobian, a self-organizing fuzzy controller is then proposed to alleviate difficulties in real-time implementation. To show the validities, the proposed method is applied to a 2-dimensional visual servoing task.

1. 서 론

지난 수년간 로봇에게 주변환경에 유연하게 대응하는 능력을 부가하려는 연구가 여러 각도에서 시도되어 왔다. 로봇관련 분야에서는 기존의 단순한 pick-and-place 동작의 범주를 넘어 대상이나 환경의 불확실성을 보상하며 원하는 동작을 하길 원하고 있다. 그러나 센서 정보(sensor information)가 없다면 사전에 계획된 바에서 조금이라도 오차가 발생하는 경우에는 이에 대처할 수가 없다. 따라서 로봇에게 센서 신호 처리 기능을 부여하여 지시한 작업을 상황에 맞게 수행하도록 하여야 한다. 특히 시각기능을 통해 주위환경을 인지하여 로봇이 작업수행중의 상황 변화에 유연하게 대처하도록 한다는 것은 비교적 일찍부터 많은 연구자들의 관심사였다.

로봇에 시각장치를 부착하는 경우에, 3차원 위치를 1대 혹은 2대의 카메라를 이용하여 정확하게 실시간내에 알아낸다는 것은 과대한 영상정보 처리량 및 광학계통중에서 발생하는 필연적 오차등으로 인하여 매우 어려운 실정이다. 이와같은 난점들을 해결하기 위한 접근방법을 찾기 위해 자연계를 관찰해 보면, 영장류가 물건을 보고 잡는 등 시각에 의존하는 작업을 하는 경

우에 정밀한 위치 정보를 이용하는 것같지 않다. 이는 생물체가 갖고 있는 또다른 감각기능 및 출생이후 계속되어온 학습의 능력으로서 가능할 것으로 사료되며, 따라서 적절한 학습기능을 부여한다면 정밀한 위치의 계산없이도 시각을 이용한 제어의 구현이 가능하리라는 판단을 내릴 수 있다. 실제로 영상에서 비교적 간단하게 추출할 수 있는 정보인 영상특징을 직접 이용하여 로봇을 제어하는 시각 구동 문제에 대해서 최근들어 Sanderson등이 제안한 'dynamic feature-based visual tracking system'을 비롯한 몇몇 연구가 발표된 바 있다[1,2]. Sanderson등이 제안한 시스템은 로봇의 관절의 joint servo까지 open-loop으로 변경한 다음, 핸드에 장착된 카메라를 포함하는 하나의 closed loop을 구성하고 적응 제어 방식을 채용하였다. 그러나 상용의 카메라로 joint servo가 요구하는 샘플링 시간(sampling time)마다 (보통 1msec 이하) 영상을 촬영한다는 것이 불가능하며, 계산량이 많이 요구되는 적응제어 방식을 선택하였다는 것등이 실제 구현을 어렵게하는 약점으로 지적된다. 대상 물체의 정확한 CAD 모델이 주어진다는 가정하에 이 CAD 모델로부터 얻을 수 있는 정보를 영상특징으로 하여 vision-guided servoing system을 구현한 연구가 있었으나[3,4], CAD 모델이 주어지지 않은 물체에 대해서는 적용하기가 어려우며, 영상특징 공간과 카메라 공간 사이의 Jacobian이 특이(singular)한 경우에 대한 대책이 없다는 등의 어려운점이 있다. CMAC을 이용한 학습제어가 시도되기도 하였으나[5], 사전에 학습에 위한 반복 시행이 많이 필요하다는 것이 단점으로 지적된다. 이외에도 Augmented Image Space[6]를 정의하고 이 공간에서 에러를 계산하는 방식으로 시각 구동을 구현하는 등의 연구가 있었는데[7], [3,4]에서의 연구내용과 마찬가지로 영상특징 변화량과 카메라의 미소운동량과의 관계를 규정짓는 영상특징 Jacobian 행렬을 유도하여 사용하였다. 일반적으로 영상특징 Jacobian 행렬은 그 유도가 다소 복잡하고 영상특징에 따라 바뀌며, 영상특징의 위치에 따라 특이성이 발생할 수가 있어 제어가 어려워지는 경우도 있다.

본 논문에서는 기존의 영상특징 Jacobian과는 다른 형태의 Jacobian을 이용하여 영상특징의 변화량을 카메라 운동량(로

봇 운동)으로 사영(mapping)시키는 방법을 제안하고자 한다. 기존의 영상특징 Jacobian은 카메라에 대한 물체의 상대위치의 함수로 나타내어지므로[3,4], 상대위치에 관한 정보가 반드시 필요하다. 그렇지만 상대위치를 알기 위해서는 별도의 장비나 계산을 필요로 하고 또한 상대위치가 정확하지 않았을 때 올바른 제어는 기대하기 힘들다. 게다가 영상특징 Jacobian의 역함수가 존재하지 않는 경우에는 제어가 불가능해지므로 이에 대한 주의가 필요하다[4]. 따라서 이러한 단점들을 해결하기 위하여 영상특징으로 표현되는 새로운 Jacobian을 제안한다. 제안하고자 하는 Jacobian은 영상특징의 함수이므로 물체나 상대위치에 대한 정보를 요하지 않는다. 그렇지만 기존의 영상특징 Jacobian은 기하학적 계산에 의해 물체의 변화량과 영상특징의 변화량 사이의 관계를 해석적으로 표현가능한데 반하여 제안한 Jacobian은 상기 관계를 해석적으로 표현하기가 상대적으로 힘들다. 따라서 영상류가 시각정보 및 학습을 통하여 시각 구동을 할 수 있는 것을 근거로 하여, 기존의 Jacobian과 같은 효과를 낼 수 있는 퍼지 시각구동 방법을 제안하고자 한다.

퍼지 제어는 해석적으로 제어법칙을 찾기 어려운 비선형 시스템에 대해서도 좋은 제어성능을 보였으므로[8,9] 제안한 Jacobian을 대체할 수 있는 가능성이 있다고 사료된다. 또한 퍼지 제어의 가장 큰 장점중의 하나인 적은 계산량이 실제 구현에 많은 도움이되리라 예상된다. 여기서 채택하고자 하는 추론 규칙은 인간이 경험에 의해 터득한 규칙과 유사한 것으로서, 예를 들면 물체와의 거리가 멀면 물체가 작게 보이고 가까우면 크게 보인다는 것 등이다. 이러한 경험적 규칙을 퍼지 추론규칙으로 정확히 표현하기 위해서는 많은 시행오차가 필요하므로 제어를 스스로 학습되도록 하는 자기조정 퍼지 제어를 이용하고자 한다.

자기조정 퍼지 시각구동을 위하여 2장에서 물체와 영상특징 사이의 관계를 이용하여 영상특징으로 표현되는 새로운 Jacobian을 제안하고, 3장에서는 제안한 Jacobian을 인간의 학습적 경험을 근거로한 퍼지규칙으로 만들어 자기조정에 의해 학습되도록 한다. 4장에서는 제안한 방법의 타당성을 보기 위하여 자기조정 퍼지 시각구동 방법을 2차원의 경우에 적용한 모의실험을 하였다.

2. 영상공간에서 Cartesian 공간으로의 변환

cX 를 카메라 좌표계 C에 대한 물체의 m차원 상대 위치 벡터, F를 영상의 n차원 영상특징 벡터라 하자. 일반적으로 cX 와 F의 기구학관계(forward kinematic relationship)는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$F = I(cX) \quad (1)$$

여기에서 $I(\cdot)$ 는 $cX \in R^m$ 에서 $F \in R^n$ 으로의 사영이다. 만약 cX 에서 F로의 사영이 일대일로 이루어진다면 역기구학관계(inverse kinematic relationship)는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$cX = I^{-1}(F) \quad (2)$$

여기에서 $I^{-1}(\cdot)$ 는 $F \in R^n$ 에서 $cX \in R^m$ 으로의 사영이다.

식 (2)는 기존의 look-and-move방법으로서 기하학적 모델(geometric model)을 기초로하여 영상특징에서 위치와 자세를 직접 얻는 방법이다. 그러나 이러한 기하학적 모델은 이상적인 조건하에서만 정확한 결과를 얻을 수 있다.

한편, 영상특징 공간과 카메라 공간 사이의 관계는 differential Feature Jacobian으로 나타낼 수도 있다. 즉, 물체의 속도와 영상특징의 속도 사이의 관계식은 다음과 같이 1차 선형 근사화시켜 표현할 수 있다.

$$dF/dt = J(cX) dcX/dt \quad (3)$$

여기서 $J(cX) = \partial I(cX) / \partial cX$ 인 $n \times m$ 행렬로서 영상특징 Jacobian이라고 한다.

만약 행렬 J가 full-rank라면 물체의 이동속도와 영상특징의 이동속도 사이의 관계는 의사역행렬(pseudoinverse matrix)을 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$dcX/dt = J^*(cX) dF/dt. \quad (4)$$

따라서 영상특징의 변화량은 $J^*(cX)$ 에 의해 카메라와 물체 사이의 상대적 거리의 변화량으로 사영된다. 식(2)대신 식(4)를 이용하는 경우에도 $J^*(cX)$ 를 얻기 위해 카메라와 물체사이의 기하학적 모델이 들어가나 [4]에서 지적했듯이 영상왜곡이나 노이즈(noise)에 의해 생기는 계산오차는 위치오차에 큰 영향을 미치지 않는다. 그러나 $J(cX)$ 의 해석적 표현이 힘들며 $J^*(cX)$ 의 계산량이 많기 때문에 식(4)를 이용한 시각구동이 쉬운것만은 아니다. 특히, 물체가 바뀌면 카메라와 물체사이의 기하학적 관계도 변하므로 $J(cX)$ 를 다시 구해야 한다. 게다가 $J(cX)$ 가 full-rank가 아니라면 pseudoinverse Jacobian을 이용한 방법은 로봇제어에 이용할 수 없다.

식(2)에서 보듯이 카메라에 대한 물체의 상대위치와 영상특징의 관계가 unique inverse mapping이 성립한다면, 즉 cX 가 F의 single-valued function이라면, 시각정보에 의한 로봇 제어가 가능하다. 그러나, 시각장치자체의 변환오차와 노이즈가 포함되고 물체와 영상특징 사이의 관계식도 정확하지 않으므로 식(2)를 그대로 사용하여 로봇을 제어하는 것은 어렵다. 따라서 역변환에 의해 상대위치를 계산하지 않고 영상특징의 변화량에 따라 카

메라와 물체의 상대적 위치의 변화량을 구하기로 한다. 즉, 물체의 속도와 영상특징의 속도를 1차 선형 근사화시켜 영상특징의 변화량에서 카메라와 물체의 상대적 위치의 변화량을 다음과 같이 구하기로 한다.

$$\delta cX = G(F) \delta F \quad (5)$$

여기에서 $G(F) = dI^{-1}(F) / \delta F$ 이다.

영상특징의 변화량에 따라 카메라와 물체의 상대적 위치의 변화량을 구하는 목적은 앞에서 언급한 영상특징 Jacobian과 같으나 기존의 Jacobian $J(cX)$ 는 카메라에 대한 물체의 상대위치의 함수이고, 제안한 Jacobian $G(F)$ 는 영상특징인 점이 다르다. $G(F)$ 를 이용하는 방법은 물체의 변화량을 구하기 위하여 영상특징과 영상특징의 변화량만을 이용하므로 카메라에 대한 물체의 상대적 위치를 매 샘플링 시간마다 구하여 Jacobian을 계산하여야 하는 번거로움이 없고 역변환을 하지 않으므로 특이성에 대한 부담이 없으므로 실제 구현에 훨씬 유리하다는 장점이 있다. 그러나 물체의 변화량과 영상특징의 변화량사이의 관계식을 해석적으로 유도하기가 매우 어렵다. 따라서 다음절에서 식(5)의 $G(F) \delta F$ 를 자기조정 퍼지제어 방법을 이용하여 구현하는 방법을 제시하기로 한다.

3. 자기조정예 의한 퍼지 시각구동

2절에서 기술한 바와 같이 물체의 변화량과 영상특징의 변화량 사이의 관계를 나타내는 제안한 Jacobian $G(F)$ 는 기존의 Jacobian $J(cX)$ 보다 여러가지 장점이 있음을 알 수 있다. 그러나 제안한 Jacobian을 해석적으로 표현하기가 힘들므로 퍼지논리를 이용하여 시각구동을 구현하기로 한다. 이를 구체화하기 위하여 다음과 같은 문제를 생각하기로 한다.

문제 I

3차원 공간내의 한 위치 (x_1, y_1, z_1) 에 XYZ type 로봇의 end-effector에 부착된 카메라가 있고, 카메라의 시야범위내의 한 위치 (x_2, y_2, z_2) 에 목표물체가 있다고 하자. 목표물체와의 근접 위치 (x_3, y_3, z_3) 에서 목표물체의 영상특징을 알게 한 후, (x_1, y_1, z_1) 에서 (x_3, y_3, z_3) 까지 직선으로 잇는 경로를 물체의 영상특징 및 변화량만을 이용하여 추적할 수 있는 퍼지추론 법칙을 구하라. 여기서 카메라는 핀홀 모델(pin-hole model)이고, 로봇의 X, Y, Z 방향의 모터(motor)의 동역학적 특성은 "unity"이며 각 방향간의 간섭은 없는 것으로 가정한다.

상기문제 I에서 첫째로 주목할 것은 상기문제가 영상특

징을 이용한 경로추적이라는 관점에서 다루기가 수월하지가 않는 점이다. 직관적으로 영상특징의 변화량에 선형적으로 비례하여 카메라의 운동을 결정하면 물체의 변화량과 영상특징의 변화량사이의 비선형성때문에 직선을 따라갈 수 없다. 둘째로 물체를 향한 카메라의 직선운동이 전 운동 영역에서 보장된다면 움직이는 물체도 동일한 법칙을 이용하여 추적 가능하다는 점이다. 이것은 기존의 영상특징 Jacobian을 이용하여 임의의 물체운동을 추적케하는 것과 동일한 개념일 수 있다. 셋째로, 영상특징 Jacobian을 사용하려면 역변환과정에서의 특이성(singularity)을 반드시 피해야 하나 새로운 Jacobian은 역변환과정이 없으므로 특이성에 대한 우려가 없다. 넷째로, 로봇의 동역학적 특성이 "unity"라고 가정하고 각 링크(link)간 운동간섭이 없다고 가정하는 것은 위치 제어가 부착된 기존의 산업용 로봇의 경우 직각좌표계에서의 속도명령 (단위시간당 이동거리 명령)을 최대속도 범위 내에서 정확하게 추종할 수 있으므로 무리한 가정이 아니라는 점이다.

카메라에 대한 물체의 상대 위치에 따른 영상특징의 양을 알아보기 위하여 문제 I의 가정하에서 2차원의 경우를 살펴보기로 한다. $F=[f_1 \ f_2]^T$ 이고 f_1 과 f_2 는 각각 영상공간내의 물체의 무게중심과 길이라고 가정하자. 카메라를 x 나 y 방향으로만 움직이면 f_1 과 f_2 는 그림 2, 3과 같이 변한다. 그림 2, 3에서 볼 수 있듯이, F 와 cX 의 관계는 비선형이므로 해석적으로 구하기 힘들다. 이러한 비선형성을 갖는 문제 I을 해결하기 위해 F 와 δF 만을 이용하여 로봇 운동 명령을 만드는 퍼지 규칙을 제안하고자 한다.

사람의 경우, $G(F)$ 와 δF 를 각각 구한후 이를 곱하여 움직임을 결정한다기 보다는 $G(F) \delta F$ 를 한꺼번에 구하는 것으로 생각하는 것이 타당할 것이다. 본 논문의 목적은 이러한 인간의 능력을 퍼지 규칙으로 만드는 것이다. 이때의 퍼지 규칙은 인간의 경험을 고려하여 쉽게 만들 수 있다. 예를 들면, 눈과 물체사이의 거리가 멀면 물체는 작게 보이고, 거리가 가까워질수록 눈에 보이는 물체의 크기의 변화는 더 커짐을 알 수 있다. 그러나 이러한 퍼지 규칙을 여러번의 시행오차에 의해 구한다는 것은 매우 지루한 일이다. 따라서 [8,9]에서와 유사한 방법으로 초기 퍼지 규칙을 수정해나가는 자기조정 퍼지제어 방법을 제안한다. 이를 위하여 모든 퍼지 값으로는 삼각형모양의 소속 함수(membership function)가 사용되었다. $h(X)=0$ 을 기준경로, $h_a(X)=0$ 을 제안한 퍼지시각구동에 의해 생성된 경로라 하자. $A \equiv \{X | h(X)=0\}$, $A_a \equiv \{X | h_a(X)=0\}$ 라 정의하고 $X^*=[x_1^*, x_2^*, \dots, x_m^*]^T \in A_a$ 가 주어질때 $h(x_1, x_2^*, x_3^*, \dots, x_m^*)=0, h(x_1^*, x_2, x_3^*, \dots, x_m^*)=0, h(x_1^*, x_2^*, x_3, \dots, x_m^*)=0, \dots, h(x_1^*, x_2^*, x_3^*, \dots, x_m)=0$ 를 만족하는 x_1, x_2, \dots, x_m 을 구한후 $e=[x_1-x_1^*, x_2-x_2^*, \dots, x_m-x_m^*]^T$ 라 정의하자. 그리고 R_i 와 v 는 각각 에러인 $(x_1^*-x_1)$ 가 생겼을때의 i 번째 퍼지 규칙과 퍼지값이라

하면 $X \in A_v$ 는 A_v 에 속한다고 말할 수 있다. v 가 출력 퍼지값의 집합 Ω 에 속할 때 성능지수 $I_{v,i}$ 는 다음과 같다.

$$I_{v,i} = \sum |x_i - x_i^*|, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (6)$$

for all $X^* \in A_v$, and $v \in \Omega$.

모든 성능지수를 최소화시키기 위하여 간단한 Gradient Method를 이용한다. 이때 $I_{v,i}$ 의 변화량은 다음과 같이 구한다.

$$\nabla I_{v,i} = (I_{v,i}^k - I_{v,i}^{k-1}) / (\tau_{v,i}^k - \tau_{v,i}^{k-1}), \quad (7)$$

for $i = 1, 2, \dots, m$ and $v \in \Omega$,

여기에서 k 는 반복횟수, $\tau_{v,i}^k$ 는 k 번째 반복때 i 번째 출력퍼지값을 내는 퍼지규칙에 이용되는 v 의 소속 함수의 중심위치이다. 식(7)의 $\nabla I_{v,i}$ 를 이용하여 $|\nabla I_{v,i}| < \varepsilon$ 일때까지 $\tau_{v,i}^k$ 는 다음과 같이 수정된다.

$$\tau_{v,i}^{k+1} = \tau_{v,i}^k - \beta \nabla I_{v,i} \quad (8)$$

여기에서 β 는 수렴조절용 상수이고, ε 는 종료 조건용 상수이다.

4. 모의 실험

제안한 방법의 타당성을 보기위해 다음과 같이 모의실험을 하였다. 그림 1과 같은 2차원 시각구동 문제를 고려하기로 한다. 이를 위하여 $t_f(k)$ 와 $c_f(k)$ 는 각각 시간 t 때 얻은 물체영상의 길이와 무게중심이라 하자. 이때 $F \equiv [t_f \ c_f]^T$ 가 되고 t_f 와 c_f 는 x 축과 일대일 대응한다. 2차원의 경우, $c_x = [c_x \ c_y]^T$ 이고 $x(t)$ 와 $y(t)$ 는 각각 x 축 모터와 y 축 모터의 궤적이된다. 물체는 두께가 없는 막대이고 동역학 특성이 없고 링크간 간섭이 없는 XY형 로봇의 end-effector에 핀홀모델 카메라가 부착되어 있다고 가정하자. 물체가 world coordinate의 (1,1)에 위치할 경우, (1.1.1)에서 기준 영상 특성벡터 $F^r = [t_f^r \ c_f^r]^T$ 를 얻는다. 로봇이 (2,3)에서 (1,1.1)로 직선 경로를 따라 움직이게 하는 제어입력을 제한한 퍼지제어기가 배우게 하였다. 그림5는 표 1.2,3과 식(8)의 자기조정 퍼지규칙을 적용하였을때의 출력 성능이다. 표 1과 2에서 NL, NS, ZO, PS, PL은 각각 'Negative Large', 'Negative Small', 'Zero', 'Positive Small', 'Positive Large'를 나타낸다. 각 fuzzy 변수의 membership function은 그림 4와 같이 높이와 기울기가 같고 중심위치만이 다른 삼각형 형태이며 초기 중심위치는 표 3과 같다. 앞절에서 설명했듯이 본 논문에서는 후건부 변수의 소속 함수의 중심위치만을 이동시켜 시각정보에 의해 로봇을 제어한다.

그림 5에서 보면, 반복조정에 의해 로봇의 경로가 목표

경로인 직선에 점점 다가감을 알 수 있다. 이때 퍼지 규칙의 각 소속 함수의 초기 중심위치는 표 3과 같고, 10회의 반복후 소속 함수의 변경된 중심위치는 표 4에 나타내었다. 한편, 자기조정된 규칙을 이용하여 학습한 위치가 아닌 다른 임의의 위치에서 로봇을 시각구동시킨 결과는 그림 6과 같다. 그림 6은 로봇을 퍼지 시각 구동에 의해 (2.2)에서 (1.1.1)로 움직인 것으로 학습된 규칙이 완벽하지 않았기때문에 비록 정확한 직선 경로는 아니지만 학습된 규칙이 전영역에서 통용될 수 있음을 보여주고 있다.

5. 결론

본 논문에서는 기존의 시각구동방법의 단점을 해결하기 위한 새로운 형태의 시각구동 방법을 제안하였다. 이를 위하여 물체와 카메라 사이의 상대적 위치를 이용하는 기존의 영상특징 Jacobian대신 영상특징만을 이용하는 새로운 Jacobian을 이용하였다. 2차원 모의실험을 통해 제안한 방법이 기존의 영상특징 Jacobian방법을 대체할 수 있음을 보였다. 또한 한 경로에 대해 조정된 퍼지규칙은 다른 임의의 경로에 대해서도 유사한 추종성능을 지닐 수 있었다. 그러나 소속 함수의 중심위치만을 조정하여 원하는 특성을 모두 얻을 수 있는지에 대한 정밀한 검토가 필요하다.

References

- [1] Sanderson, Arthur C. and Lee E. Weiss, "Adaptive Visual Servo Control of Robots," *Robot Vision*, ed. Alan Pugh, pp.107-116, IFS Ltd., 1983.
- [2] Weiss, Lee E., Arthur C. Sanderson, and Charles P. Neuman, "Dynamic Sensor- Based Control of Robots with Visual Feedback," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol.3, no.5, pp.404-417, IEEE, Oct.1987.
- [3] Feddema, John T., C. G. G. Lee, and O. R. Mitchell, "Automatic Selection of Image Features for Visual Servoing of a Robot Manipulator," *Proceedings of 1989 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.832-837, IEEE, May 1989.
- [4] Feddema, John T. and Owen R. Mitchell, "Vision-Guided Servoing with Feature- Based Trajectory Generation," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol.5, no.5, pp.691-700, IEEE, Oct.1989.
- [5] Miller, W. Thomas III, "Sensor-Based Control of Robotics Manipulators Using a General Learning Algorithm," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol.3, no.2, pp.157-165, Apr. 1987.
- [6] Jang, W., K. J. Kim, M. J. Chung, and Z. Bien, "Concepts of Augment Image Space and Transformed Feature Space for Efficient Visual Servoing of an Eye-In-Hand robot," *ROBOTICA*, 1991.
- [7] Jang, W., "Visual Servoing of an Eye-In-Hand Robot based on Features," Ph.D. Thesis, KAIST, Korea, 1991.

[8] Shao, S., "Fuzzy Self-Organizing Controller and its application for dynamic processes," vol.26, pp.151-164, Fuzzy Sets and System, 1988

[9] Yamazaki, T. and M. Sugeno, "Self-Organising Fuzzy Controller," vol.20, no.8, pp.720-726, Journal of SICE, 1984

표 1. δx 를 구하기 위한 퍼지 규칙
Table 1. Fuzzy rules to determine δx

$l_{f^r} - l_f$	$\Delta l_f / \Delta x$	δx
PL	any	NL
PS	ZO	NL
PS	PS	NL
PS	PL	NS
ZO	any	NS
NS	PL	PS
NS	PS	PL
NS	ZO	PL
NL	any	PL

표 2. δy 를 구하기 위한 퍼지 규칙
Table 2. Fuzzy rules to determine δy

$c_{f^r} - c_f$	$\Delta c_f / \Delta y$	δy
ZO	any	NB
PS	NS	NB
PS	NL	NS
PL	NS	NS
PL	NL	ZO

표 3. 소속함수의 초기 중심위치
Table 3. Initial parameter of triangular membership functions for fuzzy values

퍼지 수	소속함수의 중심위치
N L	10
N S	20
Z O	30
P S	40
P L	50

표 4. 소속함수의 학습된 중심위치
Table 4. Self-organized parameter of triangular membership function for output fuzzy variables

퍼지 수	δx 를 위한 소속함수의 중심위치	δy 를 위한 소속함수의 중심위치
N L	12	8
N S	24	21
Z O	30	28
P S	38	40
P L	48	50

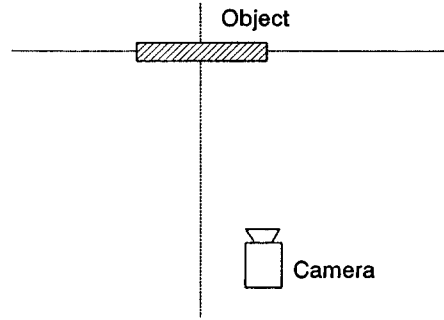


그림 1. 카메라와 물체의 2차원 배치도
Fig.1. Layout of the object and the camera for the 2D case

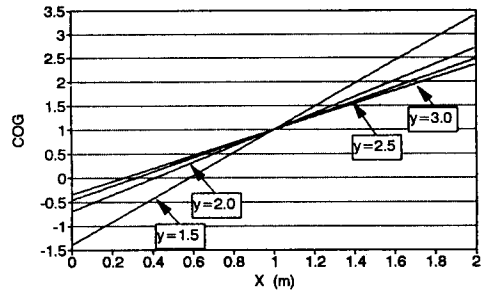


그림 2. 카메라가 x축으로만 움직일때 y값에 대한 막대의 무게중심위치

Fig.2. Center of gravity of bar image with respect to four fixed y positions for the camera movement along the x-axis

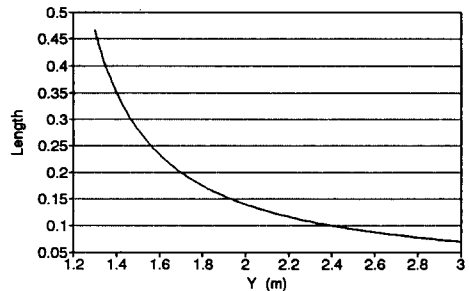


그림 3. 카메라가 y축으로만 움직일때 막대의 길이

Fig.3. Length of bar image for the camera movement along the y-axis

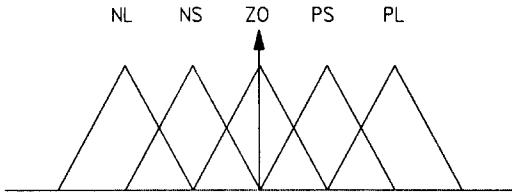


그림 4. 삼각형 소속함수

Fig.4. Triangular type membership function for the fuzzy variable

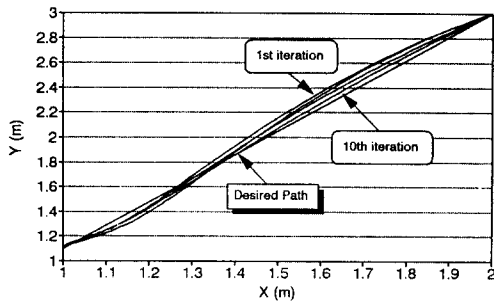


그림 5. (2,3)에서 (1,1.1)로 제안한 방법으로 움직일때의 End-effector의 경로

Fig.5. Paths of the robot end-effector when applying the proposed method for the reference linear path from (2,3) to (1,1.1)

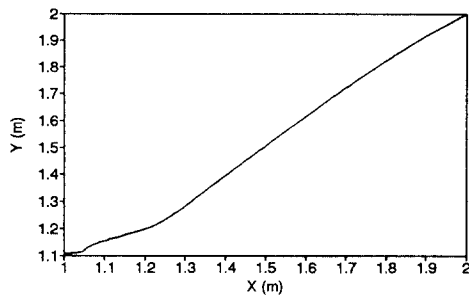


그림 6. 조정된 퍼지규칙을 이용하여 (2,2)에서 (1,1.1)로 움직일때의 End-effector의 경로

Fig.6. Path of the robot end-effector when applying the self-organizing fuzzy rule in Table I, II and IV for the reference linear path from (2,2) to (1,1.1)