

# 엘리트 유전 알고리즘을 이용한 비전 기반 로봇의 위치 제어

박광호\*, 김동준\*, 기석호\*\*, 기창두\*\*\*

## Vision Based Position Control of a Robot Manipulator Using an Elitist Genetic Algorithm

Kwang-Ho Park\*, Dong -Joon Kim\* , Seok-Ho Kee\*\* and Chang-Doo Kee\*\*\*

### ABSTRACT

In this paper, we present a new approach based on an elitist genetic algorithm for the task of aligning the position of a robot gripper using CCD cameras. The vision-based control scheme for the task of aligning the gripper with the desired position is implemented by image information. The relationship between the camera space location and the robot joint coordinates is estimated using a camera-space parameter model that generalizes known manipulator kinematics to accommodate unknown relative camera position and orientation. To find the joint angles of a robot manipulator for reaching the target position in the image space, we apply an elitist genetic algorithm instead of a nonlinear least square error method. Since GA employs parallel search, it has good performance in solving optimization problems. In order to improve convergence speed, the real coding method and geometry constraint conditions are used. Experiments are carried out to exhibit the effectiveness of vision-based control using an elitist genetic algorithm with a real coding method.

**Key Words** : Elitist genetic algorithm(엘리트 유전 알고리즘), Vision based control(비전 기반 제어) , Camera estimation method(시각 추정 모델), Optimization(최적화), Image feature points(영상 특징점)

### 1. 서론

로봇 제어를 위한 비전의 사용은 로봇 분야에서 주요한 연구분야로 많은 연구가 되고 있다. 1970년대 후반부터 로봇 시스템의 페루프 제어를 위해 비전 기반 제어의 개념이 기술되기 시작했으며 크게 위치기반 제어와 영상 기반 제어로 나눌 수 있다. 위치 기반 제어에서는 제어법칙을 생성하기 위해 영상으로부터 특징을 추출한 후 영상 내

물체의 위치가 결정된다. 그러나 영상 기반 제어에서는 물체의 위치 추정없이 영상의 특징 정보가 매니플레이터의 제어에서 직접 피드백으로 사용하는 방법으로 물체의 카메라 이미지 상의 변화와 카메라 자세 사이의 관계인 영상 자코비안을 가지고 로봇을 제어하는 방법이다<sup>(1)(2)</sup>. 로봇 관절각의 변화에 대한 영상 평면 내 특징 변화의 관계를 특징 자코비안이나 영상 자코비안 행렬(image jacobian matrix)<sup>(3)</sup>로 정의하였으며 이러한 관계는

2001년 6월 8일 접수  
\* 전남대학교 대학원 기계공학과  
\*\* 서강정보대학 소방관리학과  
\*\*\* 전남대학교 기계공학과

비선형성이 높지만 현재 추정점을 중심으로 한 미소 범위내에서 선형화하며 로봇의 움직임에 따라 갱신된다. 목표 특징과 관찰된 특징사이의 오차를 줄이도록 영상 자코비안의 역행렬이 사용되며 카메라의 움직임과 관절 명령사이의 변환은 매니플레이터의 기구학과 카메라 좌표계사이의 변환에 의해 얻어진다. 영상 자코비안을 계산하는 방법은 경험적 방법과 적응 제어에 의한 추정방법<sup>(4)</sup>이 있으며 자코비안에 기반한 방법은 계산상 자코비안의 갱신이 필요하므로 위치 추정방법에 있어 계산량이 많다는 것이 단점이다. 대안적 방법은 관찰된 2 차원 특징의 편차와 로봇의 움직임사이 비선형 관계를 학습시키는 시스템을 갖는 것이다. Skaar<sup>(5)(6)</sup>는 최소 자승 오차법(least square estimation method)에 의해 영상 자코비안을 학습시키는 방법을 제안하였으며 G. Wells<sup>(7)</sup> 등은 4 개의 특징점과 6 자유도 매니플레이터의 관절 각 사이의 직접적인 매핑을 학습시키기 위해 신경회로망을 사용하였다. 역기구학을 포함하는 학습된 결과는 자세에 의존하며 특정위치에서 목표물체에 대한 위치에만 적용되었으며 영상을 기반으로 자세의 변화와 특징의 편차사이의 자세에 무관한 매핑을 학습시키는 신경회로망이 사용되었다. 특히 로봇 고정단과 카메라 고정단이 독립적인 경우 로봇과 비전시스템 상호간의 보정이 필요하다. 로봇과 비전 시스템의 효과적인 모델링과 보정을 하기 위해서는 3 차원 공간에서 움직이는 로봇 위치를 2 차원 카메라 좌표계로 맵핑하는 상호간의 관계에 대한 정확한 정보가 필요하다.

본 논문에서는 로봇 말단의 위치벡터에 대한 카메라 좌표값과 로봇 기구학적 모델사이의 상호관계식을 6 개의 시각 매개변수를 사용하여 설명하고 이러한 관계를 이용하여 불확실한 환경하에서 로봇의 위치 제어를 위해 도함수에 기초한 구배법 대신 유전적 계승과 생존경쟁이라는 자연현상을 알고리즘 형태로 모델링한 확률적 탐색법인 유전 알고리즘을 이용하였다.

유전 알고리즘은 연속성, 미분가능성, 다변수 등과 같은 탐색공간의 제약성으로부터 자유롭다는 장점을 가지고있다. 본 논문에서는 기존에 많이 사용되는 이진코딩 유전 알고리즘 대신에 실수코딩 유전알고리즘<sup>(8)</sup>을 이용하였으며 이러한 실수코딩 알고리즘을 사용하면 변수(표현형)와 유전자(유전자형)간에 일대일 일치로 프로그래밍이 간편

해지고 이진코딩 GA 에서 요구되는 부호화, 복호화 프로세스가 필요 없게 되어 탐색시간을 줄여 전체적인 시간을 감소시킬 수 있다.

논문의 구성은 제 2 장에서 카메라모델과 로봇 위치 추정각에 대해 간략히 기술하고, 3 장에서 엘리트 유전 알고리즘의 적용 그리고 4 장과 5 장에서 실험 및 결론 순으로 기술한다.

## 2. 카메라 모델과 위치 추정각 계산

카메라 좌표계(camera frame)에 대한 그리퍼상의 점을  $P=(x, y, z)$  라고 하면 이 점의 영상 투영 좌표는 핀-홀 카메라모델(pin-hole camera model)에 의해 식 (1)로 표현할 수 있다<sup>(1)(2)</sup>.

$$x_c = f \frac{X}{Z}, \quad y_c = f \frac{Y}{Z} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서  $f$ 는 초점 거리이며  $\mathbf{R}$ 는 카메라 좌표계와 그리퍼 좌표계 사이의 회전변환 행렬이며  $[X_0, Y_0, Z_0]$ 은 이동변환 행렬이다.

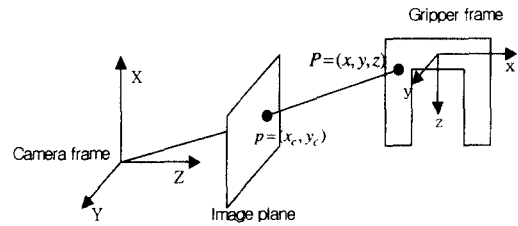


Fig. 1 Camera model

카메라와 그리퍼 좌표 사이의 회전변환 행렬을 오일러 파라미터(Euler parameter)를 이용하여 기술하면 식 (3)으로 표현 할 수 있다<sup>(5)</sup>.

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} e_0^2 + e_1^2 - e_2^2 - e_3^2 & 2(e_1e_2 + e_0e_3) & 2(e_0e_3 - e_1e_2) \\ 2(e_1e_2 - e_0e_3) & e_0^2 - e_1^2 + e_2^2 - e_3^2 & 2(e_2e_3 + e_0e_1) \\ 2(e_1e_3 + e_0e_2) & 2(e_2e_3 - e_0e_1) & e_0^2 - e_1^2 - e_2^2 + e_3^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

그러므로 핀-홀 카메라 모델은 식(4.a)와 식(4.b)로 표현될 수 있다.

$$x_c = f \frac{X}{Z} = \frac{N_x}{D + 1/\epsilon} = \psi_x(\epsilon) \quad (4.a)$$

$$y_c = f \frac{Y}{Z} = \frac{N_y}{D + 1/\epsilon} = \psi_y(\epsilon) \quad (4.b)$$

여기서  $N_x, N_y, D, \epsilon$  은 각각 아래식과 같다.

$$N_x = f[(e_0^2 + e_1^2 - e_2^2 - e_3^2)x + 2(e_1e_2 + e_0e_3)y + 2(e_1e_3 - e_0e_2)z + X_0] \quad (5)$$

$$N_y = f[2(e_1e_2 - e_0e_3)x + 2(e_0^2 - e_1^2 + e_2^2 - e_3^2)y + 2(e_2e_3 + e_0e_1)z + Y_0] \quad (6)$$

$$D = [2(e_1e_3 + e_0e_2)x + 2(e_2e_3 - e_0e_1)y + 2(e_0^2 - e_1^2 - e_2^2 + e_3^2)z] \quad (7)$$

$$\epsilon = \frac{1}{Z_0} \quad (8)$$

대상물체의 크기가 카메라에서 물체까지의 거리인  $Z_0$  와 비교하여 상대적으로 충분히 작다고 가정하면 핀-홀 카메라 모델은 위 식을  $\epsilon=0$  에 대해 테일러 급수로 전개하여 정리하면 아래 식으로 쓸 수 있다.

$$\psi_x(\epsilon) = \psi_x|_{\epsilon=0} + \frac{\delta\psi_x}{\delta\epsilon}|_{\epsilon=0} \epsilon + \frac{\delta^2\psi_x}{\delta^2\epsilon}|_{\epsilon=0} \frac{\epsilon^2}{2} + \Lambda \quad (9.a)$$

$$= N_x\epsilon - N_x D\epsilon^2 + \Lambda$$

$$\psi_y(\epsilon) = \psi_y|_{\epsilon=0} + \frac{\delta\psi_y}{\delta\epsilon}|_{\epsilon=0} \epsilon + \frac{\delta^2\psi_y}{\delta^2\epsilon}|_{\epsilon=0} \frac{\epsilon^2}{2} + \Lambda \quad (9.b)$$

$$= N_y\epsilon - N_y D\epsilon^2 + \Lambda$$

카메라의 위치와 초점거리의 변화성을 나타내는 오일러 파라미터( $e_0, e_1, e_2, e_3$ )와 카메라에 대한 로봇의 위치 불확실성을 의미하는 변수 ( $C_5, C_6$ )을 포함하는 카메라 추정 매개변수  $C$ 로 정의하면 다음과 같다.

$$C_1 = \epsilon fe_0, C_2 = \epsilon fe_1, C_3 = \epsilon fe_2, C_4 = \epsilon fe_3$$

$$C = [C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6]^T \quad (10)$$

여기서  $x_c$  와  $y_c$  는 6 개의 매개 변수가 알려져 있다고 가정할 때 실제 물체의 위치 벡터를 카메라 좌표계의 변환 관계를 나타낸다. 매개 변수

( $C_1, C_2, C_3, C_4$ ) 은 로봇 매니플레이터에 대한 카메라의 방향 및 초점거리의 불확실성을 나타내고 나머지 2 개의 매개변수 ( $C_5, C_6$ ) 는 로봇 말단의 위치와 2 차원 카메라 좌표계 사이의 위치 불확실성을 나타낸다.

$x_c^l, y_c^l$  이  $l$  번째 카메라의 공간에서 로봇 그리퍼상의 목표 영상 위치를 나타낸다면 카메라 추정 매개변수  $C$  을 이용하여  $l$  번째 카메라의 공간에서 식(4.a)와 (4.b)는 식 (11.a)와 (11.b)로 표현될 수 있다.

$$x_c^l = (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2)x + 2(C_2C_3 + C_1C_4)y + 2(C_2C_4 - C_1C_3)z + C_5 \quad (11.a)$$

$$y_c^l = 2(C_2C_3 - C_1C_4)x + (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2)y + 2(C_3C_4 + C_1C_2)z + C_6 \quad (11.b)$$

여기서 카메라 매개변수의 추정은 뉴턴 랩슨법에 기반한 최소 제곱 오차법(least square error method)을 이용하여 얻을 수 있다.

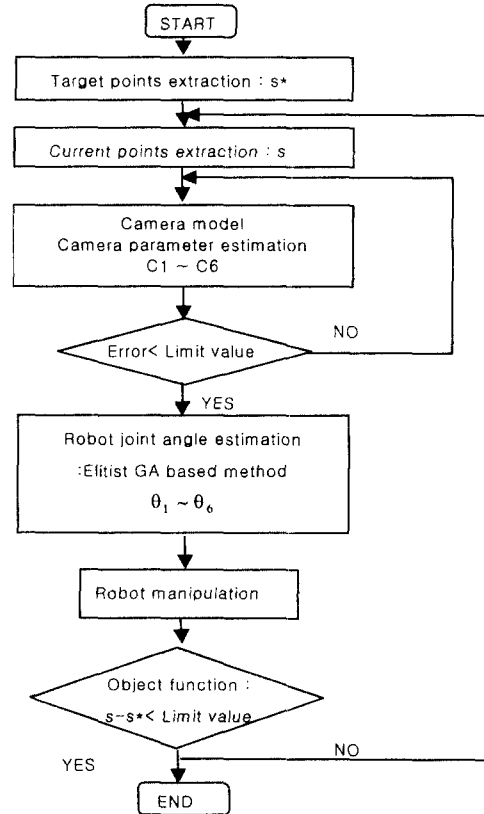


Fig. 2 Flow chart of the position control using GA

카메라의 영상의 좌표는 카메라의 매개변수의 추정된  $C^l$  와 로봇의 위치 함수 형태로 다음식 (12)로 표현할 수 있다.

$$x_c^l = f_x(x(\theta), y(\theta), z(\theta), C^l) \quad (12.a)$$

$$y_c^l = f_y(x(\theta), y(\theta), z(\theta), C^l) \quad (12.b)$$

여기서  $x(\theta), y(\theta), z(\theta)$  는 로봇의 6 개 관절각도에 의한 로봇 말단의 위치 벡터를 의미하고  $f_x(x(\theta), y(\theta), z(\theta), C^l)$  와  $f_y(x(\theta), y(\theta), z(\theta), C^l)$  은 직교공간으로부터  $l$  번째 카메라 공간으로의 국부적 매핑을 나타낸다. 그러므로 영상 기반 제어는 로봇 그리퍼의 현재 영상 좌표와 목표 영상 좌표 사이의 오차를 최소화 시키는 로봇의 관절 각도를 계산하기 위해 다음 식(13)로 표현된다.

$$\min J = \sum_{l=1}^L \{ [x_c^l - f_x(x_i, y_i, z_i, C^l)]^2 + [y_c^l - f_y(x_i, y_i, z_i, C^l)]^2 \} \quad (13)$$

식(13)을 최소화 시키기 위해 본 연구에서는 엘리트 유전 알고리즘을 이용하여 목적함수  $J$  가 최소가 되는 로봇의 이동 관절 각도를 구한다. 영상 정보를 이용한 로봇의 위치 제어에 대한 전체 구성은 Fig. 2 에 나타내었다.

### 3. 엘리트 유전 알고리즘

유전알고리즘<sup>9)</sup>은 생물집단이 자연선택과 유전자 교환을 통해 번식하는 과정을 수학적 방법으로 모델링한 알고리즘이다. 즉 어떤 세대를 형성하는 개체들 중 환경에 대한 적합도가 높은 개체가 더 높은 확률로 살아 남아 교배, 돌연변이를 통해 다음세대의 개체들을 형성하게 된다. 이 알고리즘의 주요 요소는 여러 유전자(Gene)로 이루어지는 개체(Individual), 그리고 개체들의 집합으로 이루어지는 개체군(Population)과 이들을 다음 세대로 진화시키는 연산자와 선택과정, 개체들의 적합도(Fitness)를 평가하는 적합도 함수들로 이루어져있다. Fig.3 은 엘리트 유전 알고리즘의 개략도를 나타낸다.

유전 알고리즘에 영향을 미치는 요소들은 집단크기, 교배확률, 돌연변이 확률, 유전연산자 등이 있으며 이들은 수렴속도와 탐색공간에 영향을 미친다. 집단의 크기가 너무 크면 탐색속도가 느

러지고, 너무 적으면 탐색이 원치 않은 방향으로 빨리 적응해 가며, 교배는 염색체간 유전자 교환을 통해 탐색을 도운다. 그 교배확률이 너무 적으면 새로운 개체발생이 적게되어 탐색이 침체되기도 한다. 돌연변이는 유전자를 임의로 변경함으로써 탐색 공간이 어느 특정영역에만 머무르지 않고 탐색공간을 확대시켜 진구간을 탐색할 수 있어 지역해로 수렴하는 것을 막아준다. 또한 유전알고리즘의 성능은 교배확률이나 돌연변이확률의 영향보다는 유전연산자의 영향을 더 많이 받는다. 그러므로 적용되는 문제에 따라 유전연산자를 달리 적용함으로써 효과적인 결과를 얻을 수 있을 것이다.

### 3.1 엘리티즘

이전세대의 최적개체를 저장하고 있다가 재생산-교배-돌연변이 연산을 거쳐 현세대 개체가 완성된

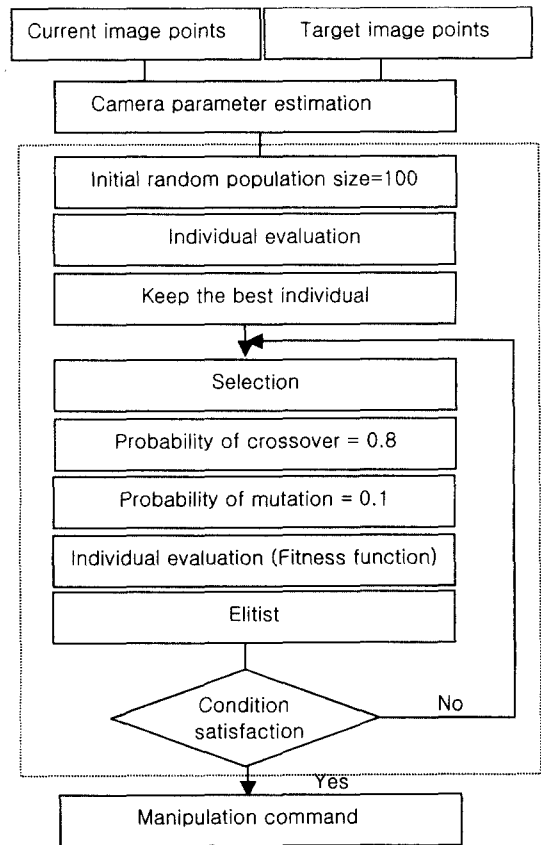


Fig. 3 Flow chart of a genetic algorithm

후 이전세대의 최적개체가 소멸되면, 저장된 이전 세대의 최적개체를 현 세대에서 적합도가 낮은 개체와 교환해주는 것이다. 이러한 엘리트 전략은 집단 내에서 가장 강한 개체가 다음 세대로 진화 시 소멸되지 않고 생존하는 것을 보장해준다.

### 3.2 초기 집단의 생성

초기 집단의 생성을 위한 각 개체 벡터는 다음식(14)와 같이 정의된다.

$$\theta = \{\theta : \theta_k \in [\theta_k^-, \theta_k^+]; k = 1, 2, \Lambda, 6\} \quad (14)$$

각 회전축의 회전각을 유전자로 하여  $\theta_k^-$ ,  $\theta_k^+$ 은  $k$  번째 회전각이 가질 수 있는 최소, 최대 범위값으로 정의되며 그 한계 값 내에서 임의적으로 개체군을 생성하고 로봇의 그리퍼가 항상 영상 평면 내에 존재하도록 로봇의 회전각의 한계를 설정하기 위해 Table 1 은 파라미터의 상한과 하한의 범위를 설정하였다. 이는 로봇의 이동에 따라 로봇의 그리퍼가 영상면으로부터의 이탈을 방지하도록 하기 위해 최대 이동 각도내에서 구동 되도록 하기 위함이다. 코딩방법은 실수코딩 방법을 사용하였으며 이 방법은 이진코딩보다는 더 자연적이고, 제약 조건이 따르는 문제에서는 이진코딩보다는 실수코딩이 더 효과적이다.

세대의 새로운 생성은 다음 식(15)로 계산된다.

$$\begin{cases} \theta_i' = (\theta_1, \Lambda, \theta_k, \theta_6), & 1 \leq i \leq N \\ \theta_i^{t+1} = (\theta_1, \Lambda, \theta_k', \theta_6), & k \in (1, \Lambda, 6) \end{cases} \quad (15)$$

여기서  $\theta_i'$ 는  $t$  세대에서의  $i$  번째 개체를 나타내며  $\theta_i^{t+1}$ 는 선택 후 새로 생성된  $t+1$  세대에서의 개체를 의미한다. 그리고  $\theta_k'$ 는 진화과정동안 변환된 파라미터를 의미하며  $N$ 은 각세대의 개체 수를 나타낸다.

Table 1 GA parameters

Robot joint angle	Limit (θ <sub>k</sub> <sup>±</sup> )
θ <sub>1</sub> , θ <sub>6</sub>	-45° ~ +45°
θ <sub>2</sub> , θ <sub>3</sub>	-30° ~ +30°
θ <sub>4</sub> , θ <sub>5</sub>	-15° ~ +15°

### 3.3 적합도 함수(Fitness function)

적합도 함수는 영상평면상의 현재 그리퍼의 위치와 목표 위치 사이의 차를 최소화하는 로봇의 각도를 찾는 것으로 평가하였다. 그러므로 평가 함수  $F_{Objective}$ 는 현재 그리퍼의 영상 좌표와 물체를 잡기 위해 최종적으로 위치해야 할 영상 평면상의  $x, y$  좌표 값의 차이가 된다.

$$F_{Objective} = \sum_{i=1}^L \{ [x_i^t - x_c^t]^2 + [y_i^t - y_c^t]^2 \} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} x_c^t &= f_x(x(\theta), y(\theta), z(\theta), C^t) \\ y_c^t &= f_y(x(\theta), y(\theta), z(\theta), C^t) \end{aligned}$$

적합도 함수로 정의되는  $F_{Fitness}$  값이 항상 양의 값을 갖도록 임의의 큰 상수  $C$ 를 사용하여 추정된 로봇의 회전에 의한 영상 좌표와 목표영상 좌표의 차이가 최소가 될 때 적합도 함수는 최대가 되도록 식(17)으로 설계하였다.

$$F_{Fitness} = C - F_{Objective} \quad (17)$$

### 3.4 교배 및 돌연변이

교배는 염색체간 유전자 교환을 통해 탐색을 도운다. 그 확률이 너무 적면 탐색이 침체된다. 교배의 방법에는 산술적 교배(arithmetical crossover), 수정단수 교배(modified simple crossover), 단수교배(simple crossover) 등 여러 방법 등이 있다. 우리는 선정된 부모 염색체를 임의로 선택된 교배점에서 교차하여 두 자손을 생성하는 단수교배방법을 사용하였다.

돌연변이는 유전자를 임의로 변경함으로써 탐색 공간이 어느 특정영역에 머무르지 않고 탐색공간을 확대시켜줘 전 탐색공간을 탐색할 수 있어 지역해로 수렴하는 것을 막아준다. 돌연변이를 일으키는 방법에는 염색체내에서 한 요소를 임의로 선정하고 이를 다시 임의의 위치에 삽입하는 삽입돌연변이(insertion mutation)방법과 염색체 내에서 임의로 두 요소를 취하고 이들을 서로 교환하는 상호 돌연변이(reciprocal mutation)등이 있으며, 본 연구에서는 삽입돌연변이 방법을 이용하여 돌연변이를 생성하였다. Fig.4 에 교배와 돌연변이의 간단한 방법을 보여주며 GA 매개변수는 아래 Table 2 와 같이 설정하였다.

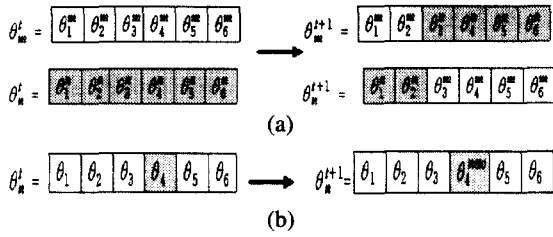


Fig. 4 A simple crossover (a) and mutation (b)

Table 2 GA parameters

GA parameter	Value
Population size	100
Probability of crossover	0.8
Probability of Mutation	0.1
Elitist	Yes
Coding method	Real coding

#### 4. 실험 및 결과

##### 4.1 실험 방법

실험을 위한 제어 시스템은 비전 시스템, 주컴퓨터, 제어기, 로봇 매니플레이터로 구성된다. Matrox 사의 영상 처리 보드(Meteor II Image Processing Board)를 사용하여 영상 처리를 수행하였으며 Pulnix 사의 RGB CCD 카메라 2 대 (640×480)를 사용하였다. 로봇 제어기는 MMC 보드를 사용했으며, 주컴퓨터와 로봇 구동부를 연결하여 주컴퓨터의 구동입력을 로봇 매니플레이터에 전달한다. 제어 대상은 삼성 FARAMAN AS-1 6축 로봇 매니플레이터이다. 두 대의 카메라는 로봇으로부터 각각 1.5m 에 위치하였으며 약 90°를 이루도록 설치하였다.

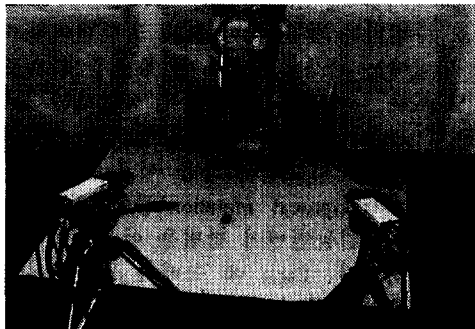


Fig. 5 Experiment setup

영상처리의 부담을 줄이기 위해 원형 큐(cue or marker)를 사용하여 영상의 임계값 처리를 통해 라벨링하여 4 점의 영상 중심을 구하여 사용하였다. Fig.6 은 그리퍼상의 영상에서 라벨링된 영상을 보여준다. 각 영상의 특징점 사이의 거리는 60mm 이다. 또한 로봇이 이동할 때 영상의 특징은 정규화 상관계수를 이용한 계층적 매칭 알고리즘에 의한 영역 탐색법에 의해 특징점의 위치를 추적하여 중심 좌표값을 구하였다.

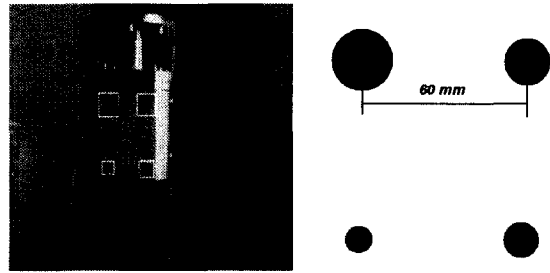


Fig. 6 Configuration of feature points

##### 4.2 실험 결과

수렴속도를 향상시키기 위해 몇 가지 제한조건을 두었다. 첫째, 로봇의 그리퍼가 항상 영상 평면 내에 존재하도록 로봇의 회전각의 한계를 설정하였다. 둘째, 작업공간에 대해 목표 물체를 잡기 위해서는 물체의 좌표와 로봇 말단의 좌표가 수직하도록 1 번 회전각과 6 번 회전각이 동일하게 이동해야 한다는 조건을 만족하도록 기하학적인 구속조건을 두었다.

Fig.7 은 진화하면서 각 세대의 진화에 따른 적합함수의 값이 오차 1%내로 수렴함을 나타낸다.

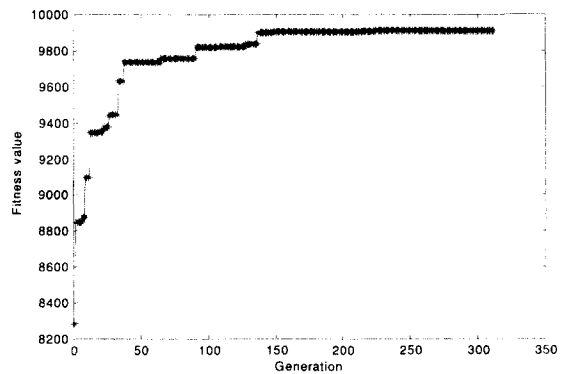


Fig. 7 Fitness value responding to each generation

Table 3 Error and position in each step

Step	Gripper position (mm)			$\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2}$
	x	y	z	
Initial	500	0	830	137.48
1	515.97	51.06	783.83	68.54
2	531.42	74.75	763.98	34.33
3	554.24	92.86	755.10	9.75
4	550.10	96.57	751.78	3.86
5	548.33	98.40	750.34	2.20
Target	550	100	750	

목적함수(Object function)는 현재 그리퍼 상의 큐점에 대한 영상 좌표  $x_c^i, y_c^i$  와 물체를 잡기 위해 최종적으로 위치해야 할 영상 평면상의  $x_t^i, y_t^i$  좌표 값의 차이다.

C는 임의의 큰 상수 값( $C=10000$ )으로 적합함수 값은 항상 양의 값을 갖도록 하였으며 적합함수는 대부분 200 세대정도에서 수렴하였다. 초기 로봇의 위치와 목표 위치 그리고 그리퍼의 각 단계별 이동에 따른 위치와 목표 위치에 대한 위치 오차를 Table 3에 보여준다. 위치오차는 카메라 광축 방향인 x축의 오차가 크게 나타났다.

로봇의 이동에 따른 좌우 카메라의 영상면상에서 특징 점의 변화를 Fig.8 과 Fig.9에 나타내었다. 좌측 카메라에서의 이동 경로는 초기위치에서 목표위치까지의 로봇 그리퍼의 이동 상태를 영상 공간에 나타냈으며 단계적으로 목표점으로 접근해가는 것을 알 수 있으며 반면 우측 영상은 로봇의 이동경로가 우측 카메라 전방측으로 이동하므로 영상면상의 영상 점의 변화는 목표점에 가까이 갈 때 따라 광축을 따라 이동함을 알 수 있다.

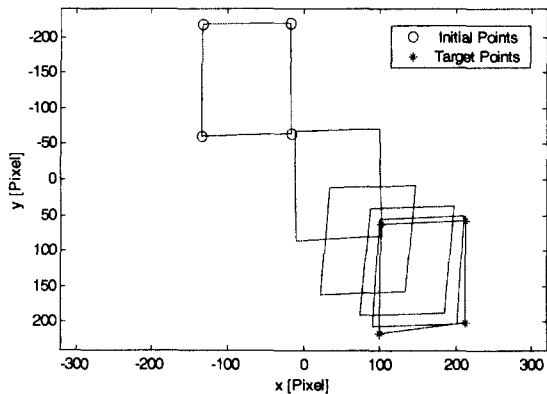


Fig. 8 Trajectory of feature points on left image (1<sup>st</sup> camera)

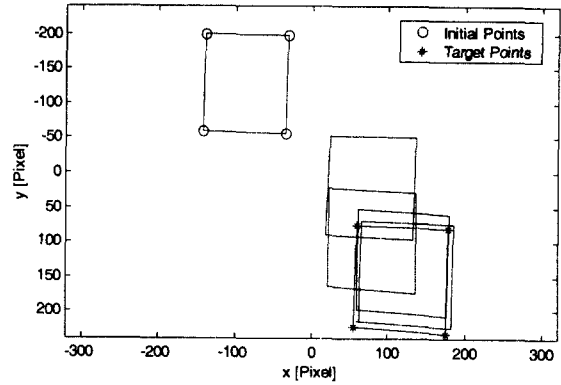


Fig.9 Trajectory of feature points on right image (2<sup>nd</sup> camera)

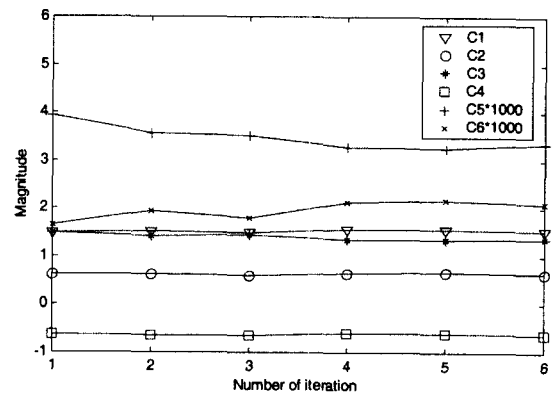


Fig. 10 Experimental result of camera parameter

3 차원 공간에서 움직이는 매니플레이터 끝단 위치를 2 차원 카메라 좌표계로의 변환 관계를 나타내는 시각 매개변수의 변화를 Fig.10에 보여준다. 각 단계에 따라 목표점의 시각 매개변수 C 값이 변화하는 것은 로봇말단의 위치가 목표위치로 변화하기 때문이다. 카메라와 로봇의 방향 변화는 거의 나타나지 않지만 로봇의 이동에 따라 위치 변화를 의미하는  $C_5$  와  $C_6$ 의 변화가 나타나는 것을 알 수 있다. 또한 영상 평면상에서 그리퍼상의 4 개의 특징점에 대한 초기위치에서 목표점으로 단계적으로 이동 시 각 단계에서 각 특징점의  $x, y$  값의 오차를 Fig.11에 나타내었다.

Fig.12은 초기위치에서 목표위치까지의 로봇 매니플레이터 이동상태를 직교 공간에 나타냈으며 몇 번의 반복계산에 의해 빠르게 목표점으로 접근해가는 것을 알 수 있다. 영상 평면에 평행한 방향의 오차 보다 카메라 광축 방향과 일치하는 로봇의 x방향 위치가 가장 큰 오차를 보였다.

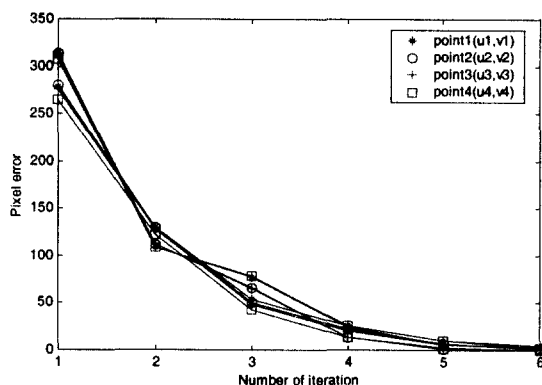


Fig. 11 Feature point errors on image plane

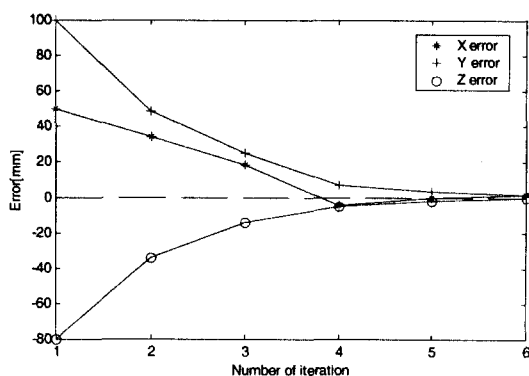


Fig. 12 Position errors of end-effector

### 5. 결론

본 연구에서는 불확실한 작업 환경하에서 효과적인 로봇 매니퓰레이터의 위치제어를 위해 엘리트 유전 알고리즘을 로봇의 비전 기반 위치 제어에 적용하였다. 로봇 말단의 위치벡터에 대한 카메라 좌표값과 로봇 기구학적 모델사이의 상호관계식을 6 개의 시각 매개변수를 사용하여 설명하고 로봇 구동을 위한 회전각들은 영상 오차를 최소화하기 위한 최적화 문제에 도함수에 기초한 구배법을 대신 유전적 계승과 생존경쟁이라는 자연 현상을 알고리즘 형태로 모델링한 확률적 탐색법인 엘리트 유전 알고리즘을 이용하여 해를 구할 수 있었다. 또한 비선형 최소 오차법에 비해 수렴 속도가 느린 단점은 유전인자의 탐색 범위를 제한하는 로봇의 기하학적 구속조건, 그리고 실수형 유전알고리즘을 사용함으로써 진화속도를 증가시켜 수렴에 이르는 세대 수를 감소시킬 수 있었다.

영상 내 오차의 발생은 카메라 모델의 매개변수 불확실성과 영상 특징점을 추출 시에 발생하는 중심 좌표의 산출 오차로 생각되며 더욱 정밀한 위치 제어를 위해서는 건설한 카메라 모델에 대한 연구가 필요할 것으로 생각된다.

### 후 기

본 연구는 전남대학교 BK21 사업단의 연구비 지원에 의하여 수행되었으며 이에 감사 드립니다.

### 참고문헌

1. P. I. Corke, "Visual Control of Robot Manipulators - a review in Visual Servoing," K. Hashimoto, Ed. World Scientific, pp. 1-32, 1993.
2. R. Horaud, F. Dornaika, C. Bard and B. Espiau, "Visually Guided Object Grasping," IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 14, No. 4, August, pp. 525-532, 1998.
3. K. Hashimoto, T. Kimoto, T. Ebine and H. Kimura, "Manipulator Control with Image Based Visual Servo," Proceedings of the IEEE Int. conf. on Robotics and Automation," April, pp. 2267-2271, 1991.
4. N. Papanikolopoulos, "Adaptive Control, Visual Servoing and Controlled Active Vision," IEEE Conf. On robotics and automation, notes for workshop M-5 May, 1994.
5. W. Z. Chen, U.A Korde, S.B. Skaar, " Position Control Experiments Using Vision," The International Journal of Robotics Research Vol.13, No. 3, pp. 199-1208, 1994.
6. E. J. G. Galvan, S. B. Skaar, U. A. Korde and W. Chen, "Application of a Precision Enhancing Measure in 3D Rigid Body Positioning using Camera-space Manipulation," The Internat. Journal of Robotics Research, Vol. 16, No. 2, April, pp. 240-257, 1997.
7. G. Wells, C. Venaille and C. Torras, "Promising Research Vision-based Robot Positioning using Neural Networks," Image and Vision Computing, Vol 14, pp. 715-732, 1996.
8. 진강규, "유전 알고리즘과그응용," 교우사, 2000.