

## 영상 기반 로봇 제어 시스템을 위한 벡터 양자화 최적 퍼지 시스템 설계

김 영중, 김 영락, 김 범수, 임 묘택  
고려대학교 전기공학과

### A Design of Vector Quantization Optimal Fuzzy Systems for Vision-Based Robot Control Systems

Young-Joong Kim, Young-Rak Kim, Beom-Soo Kim, Myo-Taeg Lim  
Department of Electrical Engineering, Korea University

**Abstract** - In this paper, optimal fuzzy systems using vector quantization and fuzzy logic controllers are designed for vision-based robot control systems. The complexity of the optimal fuzzy system for vision-based control systems is so great that it can not be applied to real vision-based control systems or it can not be useful, because there are so many input-output pairs. Therefore, we generally use the clustering of input-output pairs, in order to reduce the complexity of optimal fuzzy systems. To increase the effectiveness of the clustering, a vector quantization clustering method is proposed. In order to verify the effectiveness of the proposed method experimentally, it is applied to a vision-based arm robot control system.

#### 1. 서 론

퍼지 이론은 1965년에 Lotfi A. Zadeh에 의하여 탄생된 이후에 수학 및 시스템 제어 분야에서 중요한 연구의 장이 되었다[1]. 1970년대에는 Zadeh와 Bellman에 의하여 퍼지 판단 알고리즘이 제안되고[2], Zadeh에 의하여 퍼지 제어 이론이 도입되었으며, 또한 언어적 변수 및 퍼지 IF-THEN 룰이 제안되었다[3]. Mamdani와 Assilian에 의하여 실제 시스템을 제어하기 위하여 퍼지 제어를 도입하였다. 1980년대에 이르러 일본에서는 Sugeno, Nishida, Yasunobu와 Miyamoto 등에 의하여 수학적 모델을 얻기 어려운 시스템에 퍼지 제어를 도입하여 성공을 거두었다[4]. 이러한 일본에서의 성공에 힘입어 1990년대에는 퍼지 수학, 퍼지 로직 및 인공 지능, 퍼지 시스템, 불확실성 및 정보, 퍼지 판단 등의 분야로 세분되어 활발히 연구가 진행되고 있다. 이러한 퍼지 시스템을 보다 효율적으로 설계하기 위하여, gradient descent training, recursive least squares, clustering, adaptive 등의 방법을 이용한다[5].

본 논문에서는 영상 기반 제어에 많이 사용되는 클러스터를 이용한 방법을 이용하여, 최적 퍼지 시스템을 설계한다. 최적 퍼지 시스템은 매우 정확한 솔루션을 제공한다. 입출력 쌍의 개수가 많아지면 퍼지 룰의 개수가 많아지고, 이에 따른 엄청난 계산량에 의하여 실제 시스템에 적용하기에는 비효율적이 된다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 입출력 쌍을 그룹화하여 퍼지 룰의 개수를 줄여 시스템을 설계하는 것이 클러스터를 이용한 방법이다[5]. 하지만, 영상의 많은 정보를 큰 그룹에 의하여 그룹화하면 그만큼 정보의 손실이 크게 되므로 최적 퍼지 시스템의 정확성이 떨어지게 된다. 따라서, 보다 효율적인 클러스터를 이용한 방법이 필요하며, 방향과 거리 정보를 갖는 벡터 양자화를 이용한 최적 퍼지 시스템을 제안한다. 제안하는 벡터 양자화는  $i$ 축과  $j$ 축의 위치에 따른 영상 정보인  $K(i, j)$ 를 영상의 중심과의 각도  $\theta$ 와 거리  $\rho$ 에 의한 영상 정보인  $H(\theta, \rho)$ 로 변화하여, 극 좌표 상에서 양자화 하는 것으로써, 각각의 클러

스터는 방향과 거리 정보를 포함한다. 이러한 벡터 양자화는 영상 정보에서 방향 정보의 정확성을 필요로 하는 퍼지 시스템 설계에 매우 효율적일 것이다.

영상 정보로부터 시스템을 제어하는 것이 목적인 영상 기반 제어는 현재 많은 연구가들에 의하여 연구되는 분야이다. 특히 영상 정보로부터 깊이 정보를 얻는 연구가 영상 기반 제어에서는 매우 중요한 분야가 된다[7],[8]. 한 개의 카메라에 의한 영상에서는 정확한 깊이 정보를 얻는 것이 불가능하기에 깊이 정보에 따른 오차가 항상 존재하게 된다. 이러한 오차에 의하여 영상 기반 제어는 어려운 부분이 많이 발생하게 된다[8]. 또한, 많은 파라미터에 의하여 비선형적으로 발생하는 오차를 보상하기 위하여 퍼지 제어 이론을 적용한다. 퍼지 제어 이론은 모델링하기 어려운 시스템을 근사적이지만 효율적으로 제어할 수 있기 때문이다. 본 논문에서는 암 로봇 시스템의 제어를 위하여, 영상 정보의 양을 벡터 양자화에 의하여 줄이고, 효율적으로 사용하는 최적 퍼지 로직 제어를 설계한다.

2절에서는 퍼지 시스템을 소개하고 최적 퍼지 시스템 설계를 다룬다. 또한, 벡터 양자화 기법을 제안하고, 효율성에 관하여 논한다. 3절에서는 영상 기반 제어를 위한 최적 퍼지 시스템을 설계하여, 암 로봇의 도킹(docking)과 호밍(homing) 작업을 실험하고, 결과에 대하여 논의한다. 마지막으로, 4장에서 결론을 맺는다.

#### 2. 벡터 양자화 최적 퍼지 시스템

##### 2.1 최적 퍼지 시스템 설계

본 절에서는 최적 퍼지 시스템을 소개하고, 최적 퍼지 시스템의 설계를 다룬다. 주어진  $N$ 개의 입출력 쌍  $(x_0^l, y_0^l)$ 이 적다고 가정하자. 다시 말하여,  $N$ 이 작은 수라고 가정한다. 여기서,  $l=1, 2, \dots, N$ . 최적 퍼지 시스템 설계는 모든  $N$ 개의 입출력 쌍에 대하여 주어진 정확성을 만족하는 퍼지 시스템  $f(x)$ 를 구하는 것으로써, 어떠한 주어진  $\epsilon > 0$ 에 대하여 다음의 식을 만족한다.

$$|f(x_0^l) - y_0^l| < \epsilon \text{ for all } l=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

이러한 최적 퍼지 시스템은 다음 식(2)에 의하여 구성된다.

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^N y_0^l \exp\left(-\frac{|x-x_0^l|^2}{\sigma^2}\right)}{\sum_{l=1}^N \exp\left(-\frac{|x-x_0^l|^2}{\sigma^2}\right)} \quad (2)$$

다음의 정리 1은 퍼지 시스템 (2)가 모든  $N$ 개의 입출력 쌍에 대하여 주어진 정확성을 만족하도록 하는 적당한 파라미터  $\sigma$ 이 존재함을 보여준다.

**정리 1**

임의의  $\epsilon > 0$ 와 모든  $l=1,2,\dots,N$ 에 대하여,  $\sigma = \sigma^*$ 인 퍼지 시스템 (2)이 다음 식을 만족하게 하는  $\sigma^* > 0$ 이 존재한다.

$$|f(x_l^0) - y_l^0| < \epsilon \quad (3)$$

여기서  $\sigma$ 는 스무딩(smoothing) 파라미터이다.  $\sigma$ 가 작아질수록, 매칭 오차  $|f(x_l^0) - y_l^0|$ 가 작아진다. 하지만, 퍼지 시스템은 반대로 될 때 드러워진다. 따라서, 퍼지 시스템의 매끄러움과 매칭 오차사이에 균형을 맞추는  $\sigma$ 를 구하는 것이 최적 퍼지 시스템의 설계의 핵심이다.

**2.2 벡터 양자화 클러스터**

앞에서 다룬 최적 퍼지 시스템은 작은 수의 입력력 쌍과, 작은 수의 퍼지 룰을 사용하였다. 하지만, 입력력 쌍의 수가 커지면 실제 시스템에는 엄청난 계산량과 복잡성 때문에 비효율적이다. 또한, 영상 기반에서 로봇 시스템을 제어하기 위한 퍼지 시스템은 영상 정보가 많아질수록 보다 정확한 제어가 가능하여 지지만, 그에 따라 퍼지 시스템은 더욱 복잡하여진다. 따라서 매우 많은 언어적 변수와 제어기 설계 시 사용하게 될 look-up 테이블이 복잡해지고, 출력의 언어적 값이 많아진다. 이러한 문제를 해결하는데 일반적으로 클러스터(cluster)를 이용하여, 언어적 값을 줄여 look-up 테이블을 간단하게 하는 방법이 있다. 본 논문에서는 [5]에서 소개하고 있는 최소 이웃 클러스터를 이용한 퍼지 시스템 설계 알고리즘을 이용하여 설계한다.

본 논문에서는 같은 수의 클러스터를 이용하여 보다 효율적인 퍼지 시스템을 설계하기 위하여 벡터 양자화를 제안한다. 영상 기반에서 로봇 시스템을 제어할 때, 특징점의 방향 정보와 거리 정보를 이용하게 되는데 방향 정보에 따른 오차가 더 심각하게 되는 경우가 발생한다. 일반적인 클러스터 방법을 이용하면 방향 정보의 부족에 따른 오차의 발생으로 더 많은 클러스터를 요구하게 된다. 이러한 문제점을 보완하고자 하는 벡터 양자화는 영상의 직각 좌표 상의  $i$ 축과  $j$ 축 좌표 따른 정보를 극 좌표 상의  $\theta$ 축과  $\rho$ 축 좌표의 정보로 변환하여 양자화 하는 것이다. 다음은 직각 좌표로부터 극 좌표로의 좌표 변환식이다.

$$\rho = \sqrt{(i - i_c)^2 + (j - j_c)^2} \quad (4)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{i - i_c}{j - j_c}\right) \quad (5)$$

여기서,  $(i_c, j_c)$ 는 영상의 중심의 좌표이다.

제안하는 방법의 효율성을 알아보기 위하여,  $640 \times 480$  [pixels]인 영상의 중심을 원점으로 잡고, 영상의 3사분면에서 일반적인 클러스터 방법으로 직각 좌표상에서, 제안하는 벡터 양자화 방법으로 극 좌표상에서 각각

	최대값	평균값
직각 좌표상의 각도 오차	45 [degrees]	2.4288 [degrees]
직각 좌표상의 거리 오차	20 [pixels]	7.5962 [pixels]
극 좌표 상의 각도 오차	4.5 [degrees]	2.2333 [degrees]
극 좌표 상의 거리 오차	20 [pixels]	9.3778 [pixels]

표 1. 양자화 오차

100개의 클러스터를 사용하여 각각의 각도와 거리 양자화 오차를 구하여, 다음 표와 같이 오차의 평균값과 최대값을 구하였다. 표 1을 보고 알 수 있듯이 벡터 양자화 방법은 거리 오차의 평균 값이 크나, 로봇 시스템의 방향을 제어하는 데에 매우 효율적이라 할 수 있다.

**3. 영상 기반 제어기 설계 및 실험**

**3.1 벡터 양자화 최적 퍼지 제어기 설계**

본 절에서는 암 로봇의 영상 기반 제어 실험을 위한 벡터 양자화 최적 퍼지 제어기를 설계한다. 제안하는 퍼지 제어기는 다음 식과 같이 방향오차,  $e_\theta$ 와 방향오차 변화율,  $\Delta e_\theta$ , 그리고 거리오차,  $e_\rho$ 와 거리오차 변화율,  $\Delta e_\rho$ 을 입력으로 한다.

$$y = f^*(e_\theta, \Delta e_\theta, e_\rho, \Delta e_\rho) \quad (6)$$

식 (6)에서  $f^*$ 는 식 (2)로 표현되는 최적 퍼지 시스템이고,  $y$ 는 제어 입력으로 사용되는  $f^*$ 의 출력이고, 사용되는 입력 변수들은 영상처리 결과를 앞에서 제안한 벡터 양자화 클러스터 방법에 의한 클러스터 중심 값들로서 다음과 같이 표현된다.

$$e_\theta = O_\theta - R_\theta \quad [\text{degrees}] \quad (7)$$

$$\Delta e_\theta = \frac{e_\theta^{\text{now}} - e_\theta^{\text{last}}}{\tau} \quad [\text{degrees/sec}] \quad (8)$$

$$e_\rho = O_\rho - R_\rho \quad [\text{pixels}] \quad (9)$$

$$\Delta e_\rho = \frac{e_\rho^{\text{now}} - e_\rho^{\text{last}}}{\tau} \quad [\text{pixels/sec}] \quad (10)$$

식 (7)에서  $O_\theta$ 와  $R_\theta$ 는 각각 영상의 중심과 목적 물체나 목적 위치의 특징의 중심 사이의 각도와 로봇의 특징 중심 사이의 각도이고, 식 (9)에서  $O_\rho$ 와  $R_\rho$ 은 각각 영상의 중심과 목적 물체나 목적 위치의 특징의 중심 사이의 거리와 로봇의 특징 중심 사이의 거리이다. 식 (8)과 (10)에서  $\tau$ 는 전 영상처리 결과와 현재의 영상처리 결과 사이에 걸린 시간으로 샘플링 시간이라 할 수 있다. 첨자로 쓰인 *last*와 *now*는 전 단계 영상처리 결과와 현재의 영상처리 결과를 뜻한다.

퍼지 제어기의 설계 시 제어 규칙의 결정이 가장 중요한데, 다음과 같이 구성하였다. 각도 제어를 먼저 할 것인지, 거리 제어를 먼저 할 것인지를 결정하기 위하여 먼저 다음 식과 같이 *index*라는 변수를 정의한다.

$$\text{index} = \omega_1(e_\theta + \Delta e_\theta \tau) - \omega_2(e_\rho + \Delta e_\rho \tau) \quad (11)$$

여기서,  $\omega_1$ 과  $\omega_2$ 는 각각 각도 제어와 거리 제어의 가중치 상수이다. 따라서, 설계자가 시스템에 맞게 설정하여 준다. 이렇게 설정된 *index*에 의하여 다음 식에서 각도 제어를 먼저 할 것인지를 거리 제어를 먼저 할 것인지를 결정한다.

$$\text{Rule} = \begin{cases} \text{Rule 1} & \text{index} \geq 0 \\ \text{Rule 2} & \text{index} < 0 \end{cases} \quad (12)$$

식 (4.7)에서 먼저 수행할 제어 규칙이 결정되면, 그에 따른 제어 규칙은 다음 식과 같이 설계된다.

$$\begin{aligned} \text{Rule1} &= \text{IF } e_\theta \text{ is } A_{11} \text{ and } \Delta e_\theta \text{ is } A_{12}, \text{ THEN } y \text{ is } B_1 \\ \text{Rule2} &= \text{IF } e_\rho \text{ is } A_{21} \text{ and } \Delta e_\rho \text{ is } A_{22}, \text{ THEN } y \text{ is } B_2 \end{aligned}$$

여기서,  $A_{11}$ ,  $A_{12}$ 와  $B_1$ 은 각각 Rule 1의 각도 오차, 각도 오차 변화율, 그리고 제어기 출력의 멤버함수이고,  $A_{21}$ ,  $A_{22}$ 와  $B_2$ 은 각각 Rule 2의 각도 오차, 각도 오차 변화율, 그리고 제어기 출력의 멤버함수이다. 본 실험에서는 로봇이 모든 작업공간에서 동작하도록 하기 위하여 일정한 클러스터 환경을 사용하였다. 만약, 로봇의 작업공간을 축소하면, 클러스터 환경을 변화하여 사용되는 벡터 양자화 클러스터의 수를 더욱 많이 축소할 수 있게 되고 제어 규칙의 수 또한 축소할 수 있을 것이다.

### 3.3 실험 결과

실험에 사용된 암 로봇은 모델링이 하기 어려운 시스템이고, 로봇의 위치에 대한 데이터 값을 알 수 없기 때문에 카메라를 이용한 영상의 처리 결과에 따른 정보를 이용한 벡터 양자화 최적 퍼지 시스템을 설계하고, 퍼지 논리 제어기로 로봇 시스템의 제어를 수행한다. 실험에 사용한 로봇과 물체, 목적 위치는 그림 1과 같다.

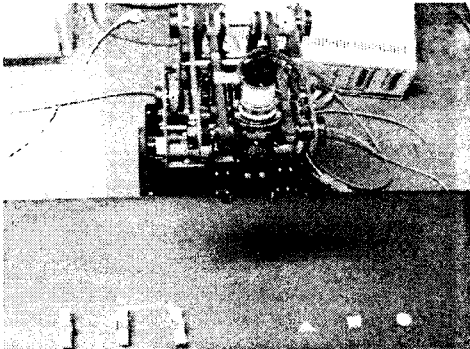


그림 1. 영상 기반 암 로봇 시스템

로봇의 특징은 노란색으로 마크하였고, 물체를 파란색으로 마크하였는데, 각각의 물체를 인식하기 위하여, 원, 삼각형, 사각형 모양의 마크를 부착하였다. 또한, 목적 위치를 주황색으로 마크하였고, 각각의 위치를 인식하기 위하여, 마찬가지로 원, 삼각형, 사각형 모양의 마크를 부착하였다. 실험의 내용은 먼저 로봇의 특징의 위치를 파악하고 잡을 물체 모양의 위치를 파악하여, 물체를 잡아서, 목적 모양의 위치에 적재하는 것이다. 실험 결과는 일반적인 클러스터를 이용한 경우와 제안된 벡터 양자화 클러스터를 이용한 경우를 비교실험 하였다. 각각의 경우 실패한 위치를 기록하여, 다음 그림들로 도시하였다.

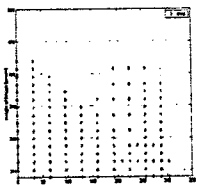


그림 2. 직각 좌표상에서 225개의 클러스터를 이용한 경우 실패

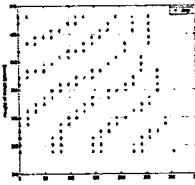


그림 3. 극 좌표상에서 225개의 클러스터를 이용한 경우 실패

그림 2는 직각 좌표 평면  $ix/j$ 상에서 225개의 클러스터를 사용한 경우, 총 147번의 실패한 것을 도시한 것이고, 그림 3은 극 좌표 평면  $\theta \times \rho$ 상에서 225개의 클러스터를 사용한 경우 총 133번의 실패를 도시한 것이다.

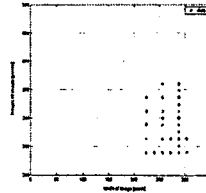


그림 4. 직각 좌표상에서 400개의 클러스터를 이용한 경우 실패

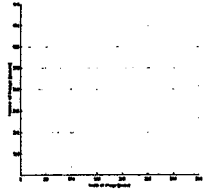


그림 5. 극 좌표상에서 400개의 클러스터를 이용한 경우 실패

결과 적으로, 극 좌표 평면  $\theta \times \rho$ 상에서는 400개의 클러스터를 사용한 경우 실패가 없음을 그림 5에 도시하였다. 하지만, 직각 좌표 평면  $ix/j$ 상에서 같은 수의 클러스터를 사용한 경우, 그림 4와 같이 28번의 실패가 존재하였다. 따라서, 본 논문에서 제안한 벡터 양자화 방법의 효율성이 입증되었다 할 수 있다.

## 3. 결 론

본 논문에서는 모델링 되지 않아 불확실성을 갖는 로봇 시스템의 도킹 및 호밍 동작의 제어를 위하여 영상 기반 퍼지 제어기의 개념을 도입하였다. 먼저 퍼지 제어 시스템을 소개하였고, 최적 퍼지 시스템에 대하여 논하였다. 최적 퍼지 시스템의 단점인 복잡성을 해결하기 위하여 클러스터를 이용한 방법을 다루었으며, 영상 기반 제어 시스템에 보다 효율적인 벡터 양자화 클러스터를 이용한 최적 퍼지 시스템을 제안하였다. 오차의 모델링을 통하여 제안된 벡터 양자화 클러스터 방법의 타당성을 입증하였고, 또한, 제안된 벡터 양자화 최적 퍼지 제어기의 실험적인 검증을 위하여 영상 기반 암 로봇 시스템에 적용하였다. 결과적으로 일반적인 클러스터 방법보다 적은 입력력 쌍에 의하여 시스템을 설계할 수 있으므로, 최적 퍼지 시스템 설계시 보다 효율적인 방법이라 할 수 있었다. 정확도를 요구하며 방향 정보를 입력을 사용하는 모든 퍼지 시스템에 적용하면 보다 효율적인 제어를 설계할 수 있을 것이다.

### (참 고 문 헌)

- [1] Zadeh, L. A., "Fuzzy sets," *Informat. Control*, 8, pp. 338-353., 1965.
- [2] Bellman, R. E. and Zadeh, L. A., "Decision-making in a fuzzy environment," *Management Science*, 17, no. 4, pp. 141-164.
- [3] Zadeh, L. A., "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybern.*, 3, 1, pp. 28-44., 1973.
- [4] Sugeno, M., Nishida, M., "Fuzzy control of model car," *Fuzzy Sets and Systems*, pp. 103-113.
- [5] Wang, L. X., *A Course in Fuzzy Systems and Control*, Prentice-Hall, Inc., 1997.
- [6] Bell, G. S., W. J. Willson and C. C. W. Hulls, "Relative end-effector control using cartesian position based visual servoing," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 12(5), 1996.
- [7] Chen, W., James K. Mills, Jiaxin Chu, and Dong Sun, "A Fuzzy Compensator for Uncertainty of Industrial Robots", *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, May, 2001.
- [8] T. Shakunaga, "An Object Pose Estimation System Using a Single Camera", *Proc. IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, July, 1992.