

# 진화활동성을 이용한 퍼지 제어기의 진화 분석

## An Analysis of the Evolution of a Fuzzy Logic Controller using Evolutionary Activity

이승익 · 조성배  
연세대학교 컴퓨터과학과

Seung-Ik Lee and Sung-Bae Cho  
Computer Science, Yonsei University  
E-mail : cypher@candy.yonsei.ac.kr, sbcho@csai.yonsei.ac.kr

### ABSTRACT

This paper analyzes the evolutionary process of a fuzzy logic controller using evolutionary activity. An evolutionary algorithm is commonly used to find solutions for given problems. However, little has been done on the analysis of the evolutionary pathways to the optimal solutions. This paper uses a genetic algorithm to construct a fuzzy logic controller for a mobile robot and applies evolutionary activity to measure the adaptability quantitatively. Evolutionary activity can be defined as the rate at which useful genetic innovations are absorbed in the population. By measuring the evolutionary activities, we will show quantitatively that the optimal fuzzy logic controller is not from other genetic phenomena like chance or necessity, but from the adaptability to a given environment

**Keywords** : 적응성, 진화활동성, 퍼지제어기, 유전자 알고리즘

### I. 서론

퍼지제어기는 전문가의 지식을 표현하기가 쉽기 때문에 케프라같은 행동기반 이동로봇의 제어기를 구성하는데 많이 이용되고 있다. 퍼지제어기가 다른 전통적인 방법들에 비하여 많은 장점을 지니고 있기는 하지만 제어기를 구축하는데 있어 최적의 파라미터를 구성하기가 어렵다는 단점이 있다. 이러한 문제를 해결하고자 많은 연구들이 진화 알고리즘을 적용하여 퍼지제어기의 내부 파라미터를 최적화하고자 하는 시도들이 있었다. 지금까지의 이러한 연구들이 많은 좋은 성과를 내고 있기는 하지만, 최종적인 규칙이 생성되는 과정에서 진화 알고리즘이 명확히 어떠한 역할을 하였는지에 대하여는 분석미 미비한 실정이다[1-3].

이 논문에서는 Bedau가 제안한 진화활동성 측정방법을 이용하여, 주어진 문제를 해결하는데 필요한 규칙을 발견하는 과정에서 진화 알고리즘의 역할을 규명하고자 한다[5, 6].

일반적으로 적응적 진화는 복잡한 기능을 수행하는 구조를 만들어 낸다고 알려져 있지만,

그러한 구조가 적응성에서 비롯된 것인지 아니면 다른 유전현상들 예를 들면 유전적 표류나 우연 같은 현상들에 기인한 것인지를 구별하기가 쉽지 않다. 이 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 진화활동성 측정을 통하여 진화 결과 획득된 결과가 다른 유전현상에 의한 것이 아니라 주어진 문제에 적절히 적응한 것에 기인한 것임을 보이고자 한다.

### II. 진화활동성

적응성은 다른 유전현상과 비교하여 새로운 기능을 수행하는 구조의 계속적 생성과 이러한 구조가 지속적으로 진화과정에서 존재한다는 특성을 보인다. 이러한 특성에 기반하여 Bedau는 진화활동성이라는 측정기법을 제안하였다. 진화활동성은 새로운 유전적 조합들이 집단에 지속적으로 유입되는 정도를 측정하는 수단이다.

이를 위하여 진화의 각 구성요소에 카운터가 부착된다. 여기서 구성요소는 문제에 따라 달라

질 수가 있는데, 보통 개체나 유전자가 그 구성 요소로서 정의될 수 있다. 시간  $t$ 에서  $i$ 번째 구성요소의 카운터  $a_i(t)$ 는 다음과 같은 식에 의하여 변경된다.

$$A_i(t) = \sum_{k \leq t} \Delta_i(k) \quad (1)$$

여기에 기반하여 여러 가지 통계적 단위가 정의될 수 있다. 시간  $t$ 에서의 구성요소의 다양성  $D(t)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$D(t) = \#\{i \mid a_i(t) > 0\} \quad (2)$$

여기서  $\#$ 는 집합의 크기를 나타낸다. 시간  $t$ 에서 활동성  $a$ 를 갖는 구성요소의 개수를 나타내는 구성요소 활동분포,  $C(t, a)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$C(t, a) = \sum_i \delta(a - a_i(t)) \quad (3)$$

여기서  $\delta(a - a_i(t))$ 는 만약  $a = a_i(t)$ 이면 1 이고 그렇지 않으면 0인 함수이다. 주어진 시간  $t$ 에서 구성요소들의 지속적인 적응성을 평가하기 위한 총 진화활동성  $A_{cum}(t)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$A_{cum}(t) = \sum_i a_i(t) \quad (4)$$

이에 기반하여 평균활동성,  $\overline{A}_{cum}$ 은 다음과 같이 정의된다.

$$\overline{A}_{cum}(t) = \frac{A_{cum}(t)}{D(t)} \quad (5)$$

진화시스템에 유입되는 새로운 적응적 개체의 측정,  $A_{new}(t)$ 은 다음과 같이 정의된다.

$$A_{new}(t) = \frac{1}{D(t)} \sum_{a=a_0}^{a_1} C(t, a) \quad (6)$$

여기서  $a_0, a_1$ 은 적응성을 갖는다고 판단되는 최소의 진화활동성의 범위를 규정한다.

이와 같은 진화활동성의 측정과 더불어 측정된 진화활동성에서 비적응적인 유전자형의 효과를 없애기 위하여 중립적 그림자 모델(neutral shadow)을 구성한다.

### III. 퍼지 제어기의 진화

퍼지 제어기를 진화적으로 구성하기 위하여 8개의 입력변수와 2개의 출력변수, 그리고 최대 20개의 규칙을 가질 수 있도록 다음 그림과 같이 유전자를 코딩하였다.

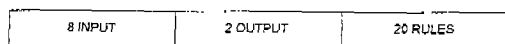


그림 1 퍼지 파라미터의 코딩

각 입력변수에는 (VF, F, M, C, VC)의 다섯 개의 퍼지 집합이 정의되었고 출력변수에는

(BF, B, S, F, FF)가 정의되었다. 이중 유전자 코드에는 이중에서 3개만 코딩하면 된다.

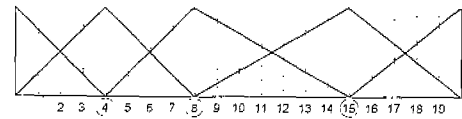


그림 2 소속함수의 코딩

퍼지 제어기의 규칙은 다음과 같이 구성하였다.

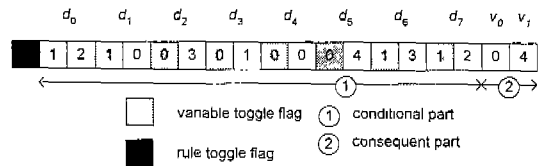


그림 3 규칙의 코딩

여기서 rule toggle flag은 해당규칙이 퍼지 제어기에 참여할지 여부를 표시하고 variable toggle flag은 해당변수가 규칙의 조건부에 참여하는지 여부를 표시한다. 따라서 위와 같은 규칙은 다음과 같이 해석된다.

IF (  $d_0=M$ ) and (  $d_1=VF$ ) and (  $d_6=C$ ) and (  $d_7=M$ )

THEN (  $v_0=BF$ ) and (  $v_1=FF$ )

유전자 알고리즘을 적용하기 위하여  $s$  번의 동작시간을 가지고  $n$ 개의 주요지점을 지난 퍼지 제어기의 적합도 함수  $\Theta$ 를 다음과 같이 정의하였다.

$$\Theta = \left( \frac{n}{N} \right) \sum_{i=0}^s V_i (1 - \sqrt{D_i}) (0.5 + 0.5(1 - I_i)) \quad (7)$$

여기서  $N$ 은 주요지점의 총 개수이고  $V_i$ 는 단계  $t$ 에서의 로봇의 모터의 평균 회전속도,  $D_i$ 는 두 모터의 속도차를 정규화한 값,  $I_i$ 는 가장 큰 값을 센서값을 정규화 한 값이다.

## IV. 실험결과

### 4.1 실험의 환경설정

퍼지 제어기의 진화를 위하여 유전자 알고리즘을 사용하였고[4] 초기에 50개의 개체를 생성한 후 임의로 초기화하였다. 최대 1000세대까지 실험을 수행하였으며, 최우수개체보전 전력과 함께 50%의 개체들이 다음세대에 남도록 하는 overlap 기법을 적용하였다. 교차율은 0.5, 돌연변이율은 0.01로 하였다. 중립적 그림자 모델은 위의 퍼지모델의 설정과 동일하지만, 선택이 적합도에 따라서 이루어지는 것이 아니라 임의로 선택이 일어나도록 하였다.

진화활동성을 위한 증가함수는 다음과 같이 정의하였다.

$$A_i(t) = \begin{cases} \int_0^t n_i(t) & \text{유전자 형 } i \text{ 가 시간 } t \text{ 에 존재할 때} \\ 0 & \text{그외} \end{cases}$$

4.2 시뮬레이션 결과

그림 4는 진화결과 형성된 적합도의 변화를 보여준다. 평균적합도는 세대가 지남에 따라 서서히 증가하는 모습을 보여주고 있고, 최고적합도의 경우에는 초기에 서서히 증가하다가 550세대 근처에서 급격하게 증가하는 모습을 보여준다. 이중에서 최대 적합도를 가진 개체는 746세대에서 발생하였으며 이 개체의 이동모습이 그림 5에 나타나있다.

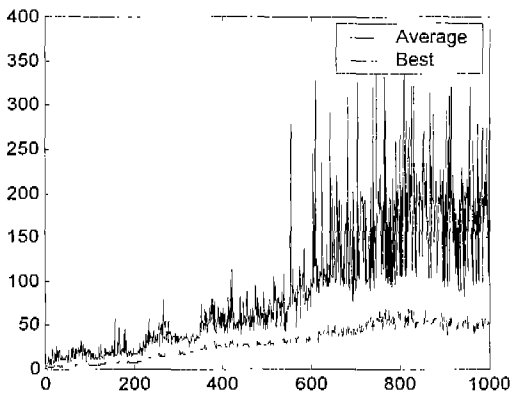


그림 4 적합도 변화

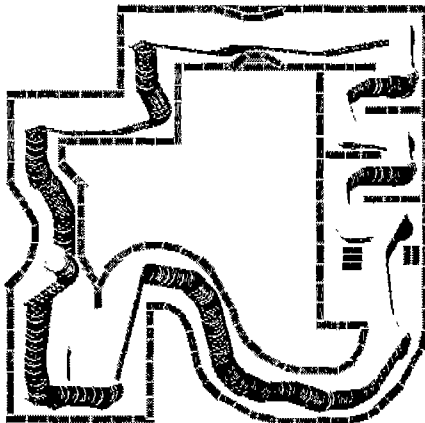


그림 5 최고개체의 궤적

V. 진화활동성 측정

그림 6은 시간에 따른 각 유전자형의 진화활동성을 표시한다. 진화활동성의 정의에 의하여, 각 진화활동성을 표시하는 선은 항상 증가하는 형태로 표시가 되며, 어느 순간에 유전자형이 소멸하면 선이 끊기는 형태로 나타나게 된다. 이 그림에서는 각 유전자형의 발생 및 소멸 그리고 집단에서의 분포정도를 알 수 있다.

그림 7은 퍼지 모델 및 그림자 모델에서의

집단의 다양성  $D(t)$ 를 표시한다. 퍼지모델보다 그림자 모델에서의 다양성이 더 높게 나타나는 것을 볼 수 있는데, 이는 퍼지모델에서는 높은 적응성을 보이는 개체들이 집단내에서 보다 많은 비율을 차지하게 되므로 그림자모델에서보다 다양성이 적게 나타나게 됨을 알 수 있다.

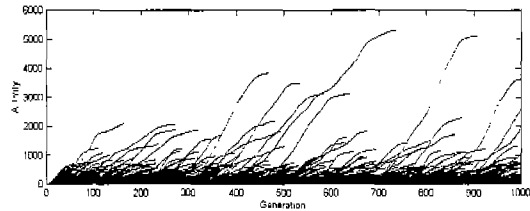


그림 6 진화활동성 분포 C(t,a)

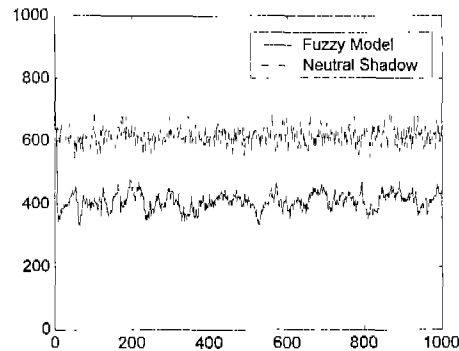


그림 7 다양성 D

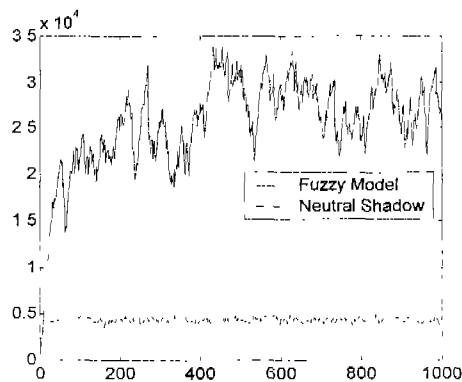


그림 8 총 진화 활동성

그림 8은 총 진화활동성  $A_{cum}(t)$ 을 표시한다. 이 그림에서 볼 수 있듯이, 퍼지모델에서의 총 진화활동성이 그림자모델에 비하여 상당히 높음을 알 수 있다. 이는 퍼지모델에서 보다 높은 적응성을 가지는 규칙들이 그림자모델에서 보다 월등히 많음을 의미하며, 결국 이것은 적응적인 개체가 지속적으로 진화과정에서 유지

되고 있음을 증명한다.

그림 9는 시간을 축으로 하여 진화활동성을 합하고 이를 각 분포에서의 총 진화 활동성값으로 나눈 도표이다. 높은 진화활동성에서의 분포는 퍼지 모델이 높고 낮은 진화활동성에서의 분포를 그림자 모델이 높는데, 이는 높은 진화활동성은 퍼지모델에서 유지되고 있고, 선택압이 없는 그림자모델에서는 적응적 개체가 오래 존재할 수 없기 때문에 낮은 진화활동성에서의 값이 더 높음을 볼 수 있다. 여기서 퍼지 모델과 그림자 모델이 교차하는 부분이 있는데, 이 부분에서의 진화활동성 값이 적응성을 평가하는 기준이 된다.

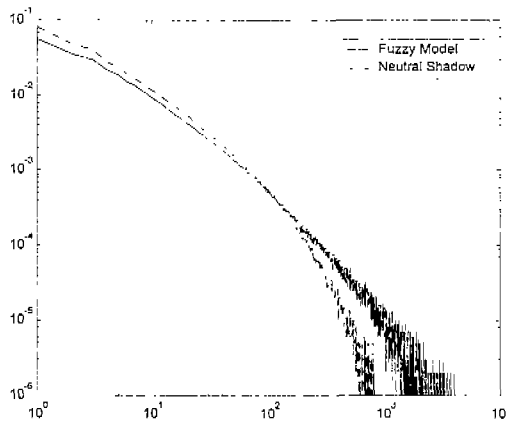


그림 9 구성요소 진화 활동분포 함수

두 분포가 교차하는 지점  $a'$ 를 기준으로 식 (6)의  $a_0$ 와  $a_1$ 을 구하게 된다. 구체적으로  $a_0$ 는  $a_0 = a'$ 로 정하였으며,  $a_1$ 은 다음과 같이 결정하였다.

$$a_1 = a' + (0.05 \times (a_{\max} - a'))$$

여기서  $a_{\max}$ 는 두 개의 분포 중 양의 값을 가지는 최대의 진화활동성을 의미한다. 그림 9에서는 다음과 같이 결정된다.

$$\begin{aligned} a_{\max} &= 5.313 \times 10^3 \\ a' &= 1.45 \times 10^1 \\ a_0 &= a' = 1.45 \times 10^1 \\ a_1 &= 4.05 \times 10^1 \end{aligned}$$

이러한 값을 바탕으로 하여 진화 시스템에 새롭게 유입되는 적응적인 개체의 비율은 식 (6)으로부터 구하여진다. 그림 10은 진화시스템에 새롭게 유입되는 적응적인 개체의 비율을 나타낸다. 그림에서 볼 수 있는 것처럼 퍼지 모델에서의 값이 그림자모델에서의 값보다 높게 나타남을 볼 수 있다. 이는 선택압이 존재하지 않는 그림자 모델에선 적응적인 개체로 평가될

수 있는 구성요소들이 쉽게 나타날 수 없음을 의미하며, 반대로 퍼지 모델에서는 이보다 훨씬 높게 적응적인 개체가 시스템에 지속적으로 유입되고 있음을 볼 수 있다.

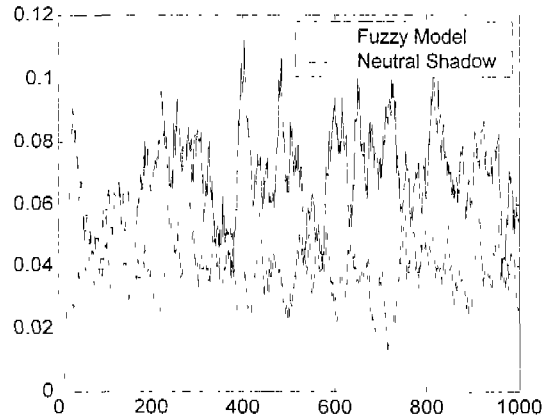


그림 10 새로운 진화활동성  $A_{\text{new}}$

## VI. 결론

이 논문에서는 진화시스템에서의 적응성 측정을 위하여 진화활동성 개념을 적용하였다. 이 개념을 이동로봇을 위한 퍼지제어기의 진화적 구성에 적용한 결과, 진화알고리즘에 의하여 구성된 퍼지 제어기가 우연이나 기타 다른 유전 현상에 의하여 구성된 것이 아니라 제어기를 구성하는 각 규칙의 적응성에 기인하여 제어기가 구성됨을 볼 수 있었다.

## VII. 참고문헌

- [1] Cho, S.-B., Lee, S.-I., Mobile robot learning by evolution of fuzzy controller, *Journal of intelligent and fuzzy systems*, 65, pp. 91-97, 1997.
- [2] Fukuda, T., Kubota, N., An intelligent robotic system based on a fuzzy approach, *Proceedings of the IEEE*, vol. 97, no. 9, pp. 1448-1470, 1999.
- [3] Zadeh, L.A., Fuzzy sets, *Information and control*, 8, 338-353, 1965.
- [4] Goldberg, D.E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [5] Bedau, M.A., Packard, N.H., Measurement of evolutionary activity, teleology, and life, *Artificial Life 2*, pp. 431-461, 1992.
- [6] Bedau, M.A., Snyder, E., Packard, N., A classification of long-term evolutionary dynamics, *Artificial Life 6*, pp. 228-237, 1998.