

# 퍼지 분류자 시스템을 이용한 영상의 에지 검출 규칙 학습

## Learning of Rules for Edge Detection of Image using Fuzzy Classifier System

정치선 · 반창봉 · 심귀보

Chi-Sun Joung, Chang-Bong Ban and Kwee-Bo Sim

중앙대학교 전자전기공학부

### 요 약

본 논문에서는 영상의 에지 검출을 수행하기 위한 퍼지 규칙을 학습하는 퍼지 분류자 시스템을 제안한다. 퍼지 분류자 시스템은 기계학습의 방법을 퍼지 논리의 개념에 적용한 것이다. 즉 분류자의 조건부와 행동부는 퍼지 규칙에서의 전건부와 후건부와 같은 것이 된다. 퍼지 규칙을 진화에 의해 획득하는 방법론으로는 크게 미시간 접근법과 피츠 접근법이 있으며, 본 논문에서는 미시간 방법의 퍼지 분류자 시스템을 사용한다. 미시간 접근법은 하나의 퍼지 IF-THEN 규칙이 진화연산의 직접적인 진화 대상이 되는 하나의 개체로 코드화된다. 또한 퍼지 분류자 시스템은 유전 알고리즘을 사용하여 새로운 규칙을 생성하거나 규칙을 수정하여 시스템의 성능을 향상시킨다. 제안된 방법은 영상 처리와 컴퓨터 비전 분야에서 인식과 구분을 수행하기 위한 전처리 단계에 해당하는 에지 검출에 적용하여 그 유효성을 검증한다. 즉, 영상에서 한 픽셀의 이웃하는 픽셀들의 평균 그레이 레벨의 차이를 퍼지 집합으로 표현하고 퍼지 IF-THEN 규칙을 사용하여 에지를 검출하고, 이것을 Sobel 에지 검출방법으로 얻어진 결과와 비교하여 에지 검출에 사용된 규칙의 유용성을 판단한다.

### ABSTRACT

In this paper, we propose a Fuzzy Classifier System(FCS) to find a set of fuzzy rules which can carry out the edge detection of an image. The FCS is based on the fuzzy logic system combined with machine learning. Therefore the antecedent and consequent of a classifier in FCS are the same as those of a fuzzy rule. There are two different approaches, Michigan and Pittsburgh approaches, to acquire appropriate fuzzy rules by evolutionary computation. In this paper, we use the Michigan style in which a single fuzzy if-then rule is coded as an individual. Also the FCS employs the Genetic Algorithms to generate new rules and modify rules when performance of the system needs to be improved. The proposed method is evaluated by applying it to the edge detection of a gray-level image that is a pre-processing step of the computer vision. The differences of average gray-level of the each vertical/horizontal arrays of neighborhood pixels are represented into fuzzy sets, and then the center pixel is decided whether it is edge pixel or not using fuzzy if-then rules. We compare the resulting image with a conventional edge image obtained by the other edge detection method such as Sobel edge detection.

### 1. 서 론

분류자 시스템(classifier system)은 주어진 작업을 완수하기 위해 환경과의 상호작용을 통해서 학습을 하는 적응 시스템, 또는 강화학습 시스템의 한 종류라고 할 수 있다. 분류자 시스템은 문장적 의미를 가지는 간단한 문자열 규칙을 학습시키는 기계학습법(machine learning)으로써 Holland에 의해서 제안되었다[1]. Holland는 Bucket Brigade 알고리즘을 사용하여 각 분류자의 유용성을 학습하도록 하였다. 또한 유전 알고리즘을 사용하여 새로운 규칙을 생성하거나 유용하지 못한 규칙을 제거하는 것이 가능하다[2]. 그러나 Holland의 분류자 시스템은 환경으로부터의 정보를 비

트로 표현되는 이산적인 코드의 학습을 수행한다. 실제로 대부분의 시스템은 연속적인 데이터를 취급한다. 연속적인 데이터를 이산적인 코드로 코드화하여 취급하면 대부분의 정보를 상실하게 된다[3]. 퍼지 분류자 시스템은 이러한 문제에 대해서 입력 값을 퍼지 집합으로 분할하고 퍼지 제어기의 개념을 도입하여 연속적인 입력에서 연속적인 출력으로 매핑을 실현하는 시스템이다. 즉, 분류자의 조건부와 행동부가 퍼지 집합으로 확장된 것이다. 퍼지 분류자 시스템은 Valenzuela-Rendon에 의해서 처음으로 제안되었다[4]. 그의 시스템은 Michigan 방법을 기반으로 하여 개개의 규칙에 신뢰도를 할당하는 방법을 사용하고 1입력 1출력 함수 근사 문제에 적용하였다. 앞의 연구가 미

리 정한 소속함수를 이용한 반면 Parodi와 Bonelli는 실수를 사용하여 소속함수의 모양도 같이 학습하는 방법을 사용하였다. 또한 메시지 리스트와 Bucket Brigade 알고리즘을 사용하지 않고, 신뢰 할당 절차를 간략화하고 있다[5]. 하지만 위의 연구들은 각각의 입력에 대한 정답이 주어지고 있는 교사 학습이기 때문에 강화학습 방법의 적용으로 보기에는 힘들다. 일반적으로 퍼지시스템에서의 출력은 하나의 규칙에 의한 것이라기보다는 다수의 규칙에 의해서 출력이 정해지는 것이 더 적합하다. Furuhashi는 다중 stimulus-response Michigan 방법의 퍼지 분류자 시스템을 사용하여 배의 조션문제에 적용하였다[6]. 퍼지 분류자 시스템에서는 퍼지 규칙에 대해서 기계학습이 이루어지기 때문에 퍼지 규칙의 코딩, 메시지의 퍼지화, 퍼지 규칙을 이용한 행동결정, 퍼지 규칙에 대한 신뢰도 할당, 유전자 알고리즘에 의한 규칙의 갱신 등에 대해서 고려해야한다.

본 논문에서는 분류자 시스템에서의 메시지 리스트를 사용하고 내재적인 Bucket Brigade 알고리즘을 적용하였다. 실수의 입력 값을 detector를 통과시켜 입력 변수가 포함되는 소속함수와 그 소속정도를 나타내는 퍼지화된 메시지를 생성한다. 하나의 입력 변수에 대해서 퍼지화된 메시지는 그 소속함수의 모양에 따라 하나 이상의 메시지를 생성할 수 있다. 생성된 메시지는 메시지 리스트에 저장이 된다. 저장된 메시지를 토대로 메시지를 만족하는 규칙을 퍼지 분류자 리스트에서 찾는다. 만족하는 규칙들은 퍼지 rule-base에 참가하기 위해 각 규칙이 보유하고 있는 신뢰도를 토대로 서로 경합을 한다. 마지막으로 rule-base에서 출력을 결정한다. 이 출력을 토대로 환경으로부터 강화신호를 받아서 출력에 관련된 규칙들에게 분배한다.

에지 검출은 이미지 프로세싱과 컴퓨터 비전의 분야에서 인식과 구분을 수행하기 위한 전처리 단계에 해당한다. 최근 퍼지 개념을 이용하여 에지를 검출하는 연구가 수행되고 있다. Bezdek은 퍼지 제어기의 개념을 사용한 FRED 퍼지 에지 검출기를 연구하였다[7]. 본 논문에서는 에지 검출을 수행할 수 있는 퍼지 규칙을 학습하기 위하여 퍼지 분류자 시스템을 적용한다. 한 픽셀의 이웃하는 픽셀들의 평균 그레이 레벨의 차이를 퍼지 집합으로 표현하고 퍼지 IF-THEN 규칙을 사용하여 에지를 검출한다. Sobel 에지 검출방법으로 얻어진 결과와 비교하여 에지 검출에 사용된 규칙의 유용성을 판단한다. 시스템은 분류자의 유용성을 토대로 유전 알고리즘을 사용하여 새로운 규칙을 생성하거나 기존의 규칙을 수정한다. 퍼지 분류자 시스템은 여러 개의 규칙 집합 후보 중에서 가장 좋은

규칙 집합을 찾는 것이 아니라 개개의 규칙들로부터 유용한 규칙집합을 얻는 것이 가능하다.

## 2. 퍼지 분류자 시스템

Michigan 방법에 의한 GBML(Genetic Based Machine Learning)을 분류자 시스템(classifier system)이라고 부르고, 1976년에 Holland[8]에 의해서 처음 제안되었다. GBML은 규칙의 표현방법에 따라 Michigan 방법과 Pittsburgh 방법으로 구분한다. Pittsburgh 방법은 완전한 규칙의 집합을 하나의 스트링으로 표현하며 Michigan 방법은 하나의 규칙을 하나의 스트링으로 표현하여 진화 연산에 적용한다. 즉 Michigan 방법에서는 규칙집합을 하나만 가지고 Pittsburgh 방법은 여러 개의 규칙집합을 보유한다.

Holland에 의해 제안된 분류자 시스템은 환경으로부터의 정보를 비트로 표현되는 이산적인 코드의 학습을 수행한다. 연속적인 데이터를 이산적인 코드로 코드화 하여 취급하면 대부분의 정보를 상실할 수 있다. 이 점을 보완하기 위하여 제안된 것이 퍼지 분류자 시스템이다. 즉, 퍼지 시스템을 도입하여 연속적인 데이터를 처리할 수 있도록 하였으며, 규칙을 분류자로 표현하여 반복되는 학습을 통하여 유용한 규칙 집합을 형성하는 것이 퍼지 분류자 시스템이라고 할 수 있다.

그림 2는 본 논문에서 제안된 퍼지 분류자 시스템의 구성도를 보여준다. 본 논문에서는 Michigan 방법의 퍼지 분류자 시스템을 사용하며, 입력 값을 퍼지화를 수행하여 메시지를 생성하여 메시지 리스트를 만들고 내재적 Bucket Brigade 알고리즘을 사용한다.

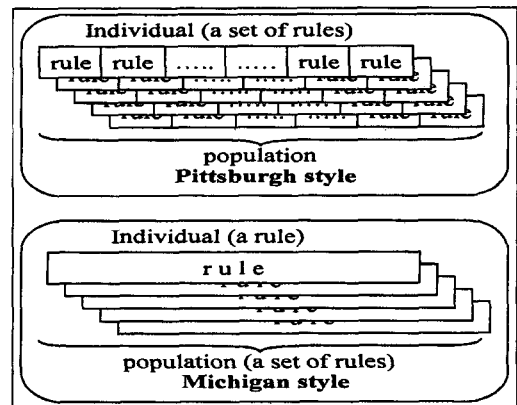


그림 1. 미시간 접근 방법과 피츠 접근 방법  
Fig. 1. Michigan and Pittsburgh style

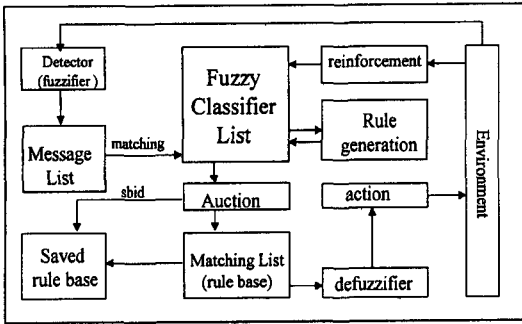


그림 2. 퍼지 분류자 시스템의 구조  
Fig. 2. Structure of Fuzzy Classifier System

2.1 메시지와 메시지 리스트

그림 2에서 detector는 환경으로부터 각 입력변수로 부터 값을 받아서 퍼지화를 수행한다. detector는 퍼지 논리 제어기의 퍼지화기와 같은 역할을 한다. 퍼지화를 수행하게 되면 메시지 리스트에 저장되는 메시지가 생성된다. 그림 3은 퍼지화된 메시지의 형식을 나타낸다.

그림에서 알 수 있는 바와 같이 메시지는 3부분으로 이루어진다. 처음 부분은 입력변수를 표시하고 두 번째는 그 입력변수의 실수 값에 소속정도를 가지는 소속함수를 나타낸다. 마지막 부분은 그때의 소속정도를 0과 1사이의 실수 값으로 표시한다. 예를 들어 입력 벡터  $x$ 에 대해서 다음과 같이 정의한다.

$$x = \{ (x_i, U_i, \{T_{x_i}^0, T_{x_i}^1, \dots, T_{x_i}^{k_i}\}, \{u_{x_i}^0, u_{x_i}^1, \dots, u_{x_i}^{k_i}\}) \mid i = 0, \dots, n \} \quad (1)$$

여기서  $x_i$ 는 입력변수,  $U_i$ 는 universe of discourse,  $T(x_i) = \{T_{x_i}^0, T_{x_i}^1, \dots, T_{x_i}^{k_i}\}$ 는 언어항 집합,  $u_{x_i}^0, u_{x_i}^1, \dots, u_{x_i}^{k_i}$ 는 소속함수를 나타낸다. 입력  $x_0, x_1$ 이 있고 각각 4개의 언어항과 소속함수가 정의 되어 있다고 가정한다. 입력  $x_0$ 의 crisp 입력값  $\bar{x}_0$ 이 첫 번째와 두 번째 소속함수에 각각  $u_{x_0}^0(\bar{x}_0) = 0.6, u_{x_0}^1(\bar{x}_0) = 0.4$ 의 소속 정도를 가지고 있을 때 crisp 입력값  $\bar{x}_0$ 가 detector를 통과했을 때 생성되는 메시지는 그림 3과 같은 형식으로 00:000:0.6, 00:001:0.4가 된다. 각 메시지가 소유하고 있는 실수 값은 매칭과정에서 분류자의 발화 강도(firing strength)를 결정할 때 사용된다.

2.2 분류자 리스트

퍼지 분류자 리스트의 분류자는 조건부에 각 입력 변수의 소속함수를 bit string으로 표시하고 행동부에 각 출력변수의 소속함수를 bit string으로 표시하여

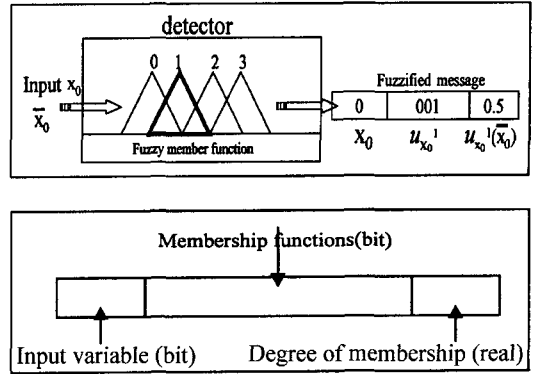


그림 3. 메시지 형식과 생성  
Fig. 3. Construction and format of a message

IF-THEN 규칙을 생성한다. 퍼지 분류자 시스템의 입력변수가  $k$ 개 존재한다면 분류자의 조건부에는  $k$ 개의 조건이 존재한다. 각 분류자는 유용성을 가를할 수 있게 하는 신뢰도 값을 소유하고 학습을 통해서 그 값을 변화시킨다. 분류자가 입력변수의 소속함수를 "dont' care"로 표시할 수 있도록 하여 일반적인 규칙을 표현할 수 있도록 하였다.

2.3 신뢰할당 알고리즘

Detector가 입력변수 값을 메시지로 변환하고 그것을 메시지 리스트에 저장을 하면, 시스템은 메시지 리스트에 있는 메시지를 만족하는 분류자를 찾는다. 이 과정을 Matching과정이라고 부른다. 입력 변수가  $k$ 개 존재하면 메시지 리스트에는 각 입력 변수에 대해서 하나 이상의 메시지가 저장되어 있다. 분류자 리스트의 분류자는  $k$ 개의 조건을 가지고 있으며, 메시지의 각 입력변수 비트가 몇 번째 조건과 비교를 해야하는지를 알려준다. 분류자의 각 조건과 메시지의 소속함수 비트와 비교하여 모두 일치하면 분류자가 matching된 것이다. 이때 각 메시지의 소속 정도값의 최소값을 matching된 분류자의 발화 강도로 한다. 이는 퍼지 제어기의 추론 부에서 발화 강도를 구할 때와 같다. 그림 4에서의 같이 분류자를 matching하는 4개의 메시지가 각각  $u_{x_0}(\bar{x}_0), u_{x_1}(\bar{x}_1), u_{x_2}(\bar{x}_2), u_{x_3}(\bar{x}_3)$  소속정도를 가지고 있다면 발화 강도는 다음 식과 같다.

$$F_k = u_{x_0}(\bar{x}_0) \wedge u_{x_1}(\bar{x}_1) \wedge u_{x_2}(\bar{x}_2) \wedge u_{x_3}(\bar{x}_3) \quad (2)$$

Matching된 분류자들은 rule-base에 참여하기 위해서 분류자 시스템과 마찬가지로 bid값을 제시하게 된다. bid값은 식 (3)과 같이 bid 상수( $C_{bid}$ )와 신뢰도( $S$ ), 그리고 발화 강도( $F_r$ )의 곱으로 표시한다.

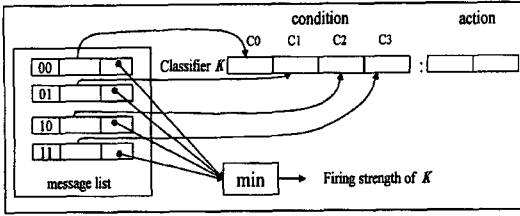


그림 4. 메시지 리스트와 분류자의 Matching  
Fig. 4. Message list and Matching classifier

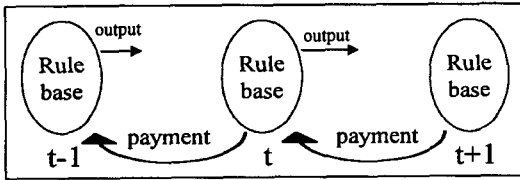


그림 5. 내재적 Bucket Brigade 알고리즘  
Fig. 5. Implicit Bucket Brigade Algorithm

$$Bid_r = C_{bid} \cdot S_r \cdot F_r \quad (3)$$

만족된 각 규칙의 bid 값에 확률적으로 비례해서  $N$  개의 규칙을 선택하여 rule-base를 구성한다. 분류자 시스템과 같이 bid-process를 통해서 출력 값을 결정하기 위한 권한을 얻는 것이다. 일반적인 Bucket Brigade 알고리즘에서는  $t+1$  시간에 활성화되는 분류자는  $t$ 시간의 분류자에 의해 생성된 메시지에 의해서 활성화된다. 그러므로 현재 만족된 분류자들은 현재 분류자를 만족하는 메시지를 생성한 이전 분류자들에게 대가를 지불하게 된다. 반면 퍼지 분류자 시스템에서는 규칙과 규칙사이의 직접적인 영향을 설명하기가 부적절하다. 그림 5에서 현재 구성된 rule base와 이전 시간에 구성된 rule base 사이에 메시지 리스트를 통한 직접적인 연결관계는 없지만 rule base 사이에 신뢰도를 대가로 지불하는 것을 보여준다. 이것은  $t$  스텝의 rule-base가  $t-1$  스텝의 rule base에 의해서 내재적으로 영향을 받아서 활성화 되었다고 볼 수 있다. 이것을 내재적인 Bucket Brigade 알고리즘이라고 한다[8].

내재적인 Bucket Brigade 알고리즘을 퍼지 분류자 시스템에 적용하기 위한 수식은 아래와 같다. 우선  $t$  스텝 rule-base를 구성한 모든 분류자들이 제시한 모든 bid값의 합을 구한다.

$$S_{bid}(t) = \sum_{k \in M(t)} Bid_k \quad (4)$$

여기서  $M(t)$ 는  $t$  스텝에 rule-base를 구성한 분류자

의 인덱스 집합을  $k$ 는 분류자의 인덱스를 나타낸다. 그리고 시스템은 이 bid합을 이전 rule-base를 구성한 분류자들에게 분배한다. Bid-process 동안  $t$  스텝의 rule-base내의 규칙  $r$ 은  $t+1$  스텝에 신뢰도를 변화하게 된다.  $t+1$  시간에 규칙  $r$ 은 식 (3)에 의한 bid 값을 신뢰도에서 제거한다. 그리고 규칙  $r$ 은  $t+1$  스텝에 얻어진  $S_{bid}(t+1)$ 를 규칙  $r$ 의  $t$  스텝 발화 강도에 비례해서 받게 된다. 이를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$S_r(t+1) = S_r(t) - Bid_r + \frac{F_r}{\sum_{i \in M(t)} F_i} S_{bid}(t+1) \quad (5)$$

### 2.4 강화 학습

$t$  스텝에 구성된 rule-base의 규칙들은 각각 가중치를 가지는 출력을 만들고 그 제시된 출력들을 규합하여  $t$ 스텝의 출력을 결정한다. 이 퍼지 분류자 시스템의 출력 값은 실수 값이 된다. 퍼지 분류자 시스템의 출력에 따라서 시스템은 환경으로부터 강화 값  $R(t)$ 를 받는다. 그리고 식 (6)과 같이 구성된 rule base의 분류자들에게 발화 강도값에 비례해서 분배한다.

$$S_r(t+1) = S_r(t) + \frac{F_r}{\sum_{i \in M(t)} F_i} R(t) \quad (6)$$

또한 분류자 시스템에서 사용되지 않는 분류자를 찾기 위해서 tax를 각각 분류자에게 부과한다. 퍼지 분류자 시스템에서도 강화신호를 받은 시점에서 분류자 리스트에 존재하는 모든 분류자에게 식(7)와 같이 tax를 부과한다.

$$S_r(t) = S_r(t-1) - C_{tax} S_r(t-1) \quad (7)$$

여기서  $C_{tax}$ 는 Tax 상수로서  $C_{tax} \ll C_{bid}$ 의 관계를 만족한다.

### 2.5 규칙 생성

제한된 퍼지 분류자 시스템은 반복적인 학습에도 불구하고 더 이상의 성능 향상이 없으면 새로운 규칙생성을 시도한다. 퍼지 분류자 리스트의 분류자들이 가지고 있는 신뢰도 값을 GA의 적합도로 사용한다. 분류자 리스트에 입력 상태를 만족하는 규칙이 존재하지 않을 때는 cover detector[9] 방법을 사용하여 입력을 만족하는 규칙을 추가한다.

퍼지 분류자 시스템에서는 가장 우수한 하나의 규칙을 찾는 것을 목적으로 하지 않는다. 가장 적합한 규칙의 집합을 찾는 것을 목적으로 한다. 따라서 룰렛 선택과 교차, 돌연변이 연산을 통해서 만들어진 새로

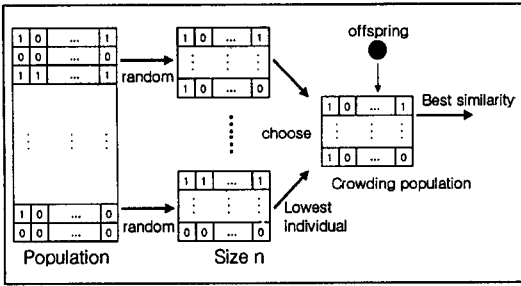


그림 6. 집단 대체 방법  
Fig. 6. Crowding Replacement

은 규칙을 분류자 리스트에 포함시키는 방법으로 crowding replacement 방법을 적용한다. 전체 분류자 리스트에서 규칙을  $n$ 개씩 임의적으로 선택하여 이들 중에서 신뢰도 값이 가장 낮은 규칙만을 따로 선택한다. 이 과정을 crowding population을 채울 때까지 반복한다. 선택된 crowding population중에서 새로 만들어진 규칙과 가장 유사한 규칙을 서로 대체하는 방법을 사용한다[1].

### 3. 에지 검출

퍼지 분류자 시스템을 이용하여 영상의 에지를 검출할 수 있는 퍼지 규칙을 획득하기 위하여 다른 에지 검출 방법과 같이  $3 \times 3$  크기의 윈도우 이미지를 사용하여 에지 검출을 시도한다. 그림 7에서와 같이 윈도우 내의 9개의 픽셀은 각각 그레이 레벨의 값을 보유하고 있다. 중앙의 픽셀  $p_5$ 가 에지인지 아닌지를 그 픽셀의 주변 8개의 픽셀 정보를 이용하여 검사한다. 우선 4개의 수평 수직 방향의 이웃하는 픽셀의 평균 그레이 값을 계산한다. 식 (8), (9)와 같이 각각 수평 평균값과 수직 평균값을 계산한다. 그리고 수평 평균값들의 차이와 수직 평균값들의 차이를 식 (10), (11)과 같이 계산한다.

$$P_1 = \frac{(p_1 + p_2 + p_3)}{3} \quad P_2 = \frac{(p_7 + p_8 + p_9)}{3} \quad (8)$$

$$P_3 = \frac{(p_1 + p_4 + p_7)}{3} \quad P_4 = \frac{(p_3 + p_6 + p_9)}{3} \quad (9)$$

$$X1 = |P1 - P2| \quad (10)$$

$$X2 = |P3 - P4| \quad (11)$$

위와 같이 구한  $X1, X2$ 를 각각 입력 변수로 하고 이에 대한 퍼지 소속함수는 그림 8(a)와 같이 정의하며, 출력변수  $G_{fcs}$ 에 대한 소속함수는 그림 8(b)로 정

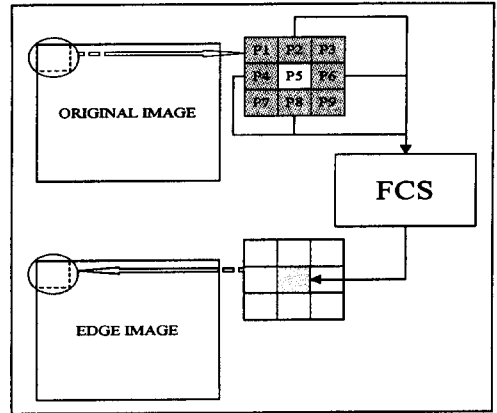
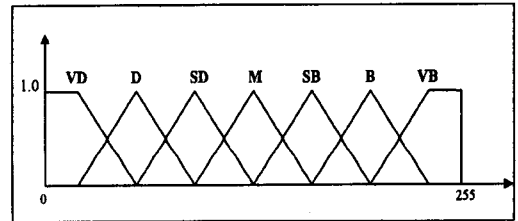
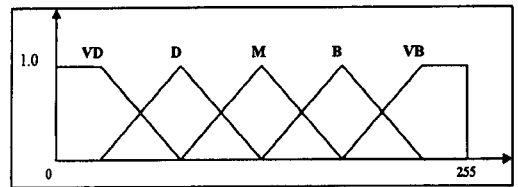


그림 7. FCS를 이용한 에지 검출  
Fig. 7. Edge detection with FCS



(a) Fuzzy Sets of input variables



(b) Fuzzy Sets of output variable

그림 8. 퍼지 집합과 소속함수  
Fig. 8. Fuzzy Sets and Membership Functions

의한다.

그림에서 VD는 Very Dark, D는 Dark, SD는 Slightly Dark, M은 Middle, SB는 Slightly Bright, B는 Bright, VB는 Very Bright를 각각 나타낸다.

$n \times m$  크기의 영상에 대해서 퍼지 분류자 시스템은 윈도우를 행방향으로 이동하면서 출력값  $G_{fcs}$ 를 계산한다. 그리고 아래 식 (12)와 같이 threshold 연산을 수행하여 에지 픽셀을 결정한다.

$$P_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{if } G_{fcs} \leq Th \\ 255 & \text{if } G_{fcs} > Th \end{cases} \quad (12)$$

여기서  $Th$ 는 임계값을 나타내고,  $i = 1, \dots, n-1, j = 1, \dots, m-1$ 이다.

그리고 원 영상의 sobel 연산을 수행한 픽셀과 비교한다. 그리고 그 비교한 결과를 토대로 보상을 나타내는 상수값  $R$ 을 강화 신호로 제공한다. 이 경우에는 강화 신호보다는 교사신호에 가깝다고 할 수 있다.

$$R_{ij} = \begin{cases} R & \text{if } P_{ij,sobel} = P_{ij} \\ -R & \text{else} \end{cases} \quad (13)$$

### 3.1 실험

256×192 크기의 영상을 실험에 사용하였다. CCD 카메라를 통해서 그림 9와 같은 영상을 얻어 사용하였다. 사용된 소속함수는 그림 8에서와 같이 입력 값  $X1, X2$ 에 대해서 7개의 언어항을 정의하고 출력  $G_{fcs}$ 에 대해서는 5개의 언어항을 정의하였다. 보상값 상수  $R$ 의 값은 1로 설정하여 실행하였다. 초기 분류자의 개수는 100개에서 시작을 하였으며, 50번의 rule discovery 과정을 마친 후 100개의 분류자중에서 25개의 유용한 분류자가 좋은 신뢰도를 보여주고 있다.

그림 10은 그림 9를 Sobel 에지 연산을 수행한

결과이다. 퍼지 분류자 시스템의 출력과 그림 10의 이미지와 픽셀단위로 비교를 하여 강화신호를 부여하게 된다. 퍼지 분류자 시스템은 초기 학습단계에서는 그림 11에서와 같이 명확하지 않은 에지를 검출하였다.

퍼지 분류자 시스템이 점점 에지 이미지를 학습을 해 나가면서 점점 명확하게 에지를 찾는 것을 확인할 수 있었다. 그림 12는 100회 Rule Discovery를 수행 한 후 얻어진 에지 이미지이다. Sobel 에지 이미지와 비교해보면 좀더 깨끗한 에지 이미지가 얻어졌다. 전체적으로 에지 라인이 Sobel 에지 보다 가늘게 형성이 되었다. 그래서 우측 상단의 숫자 부분이 좀더 명확하게 보임을 알 수 있다. Sobel 에지에 존재하는 조그만 에지들이 퍼지 분류자 시스템으로 얻은 에지 이미지에서는 존재하지 않는다. 이것은 입력 값이 평균의 차이기 때문에 입력 단계에서 필터링이 이루어지고, 또한 입력 값을 퍼지화하여 연산을 수행한 효과라고 생각되어진다.

표 1은 이 때 획득된 분류자 리스트(규칙 집합)를 표시한 것이다.

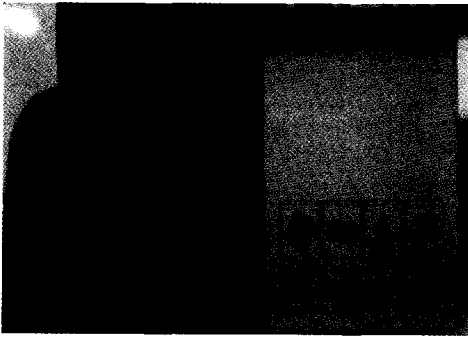


그림 9. 실험 이미지  
Fig. 9. Test image

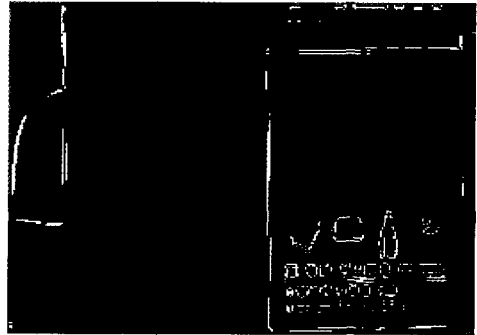


그림 11. 학습 초기의 에지 이미지  
Fig. 11. Edge image at first learning

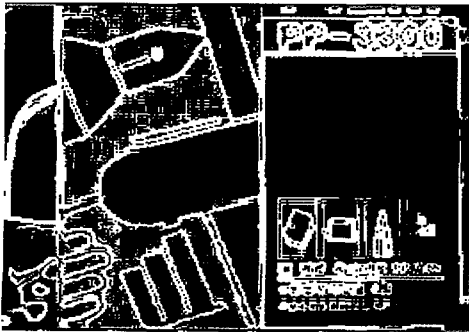


그림 10. Sobel 에지 이미지  
Fig. 10. Sobel edge image

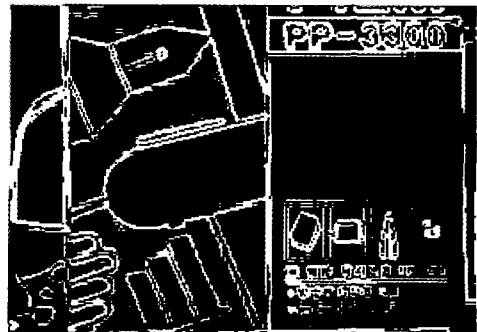


그림 12. 100회 규칙생성 후 에지 이미지  
Fig. 12. Edge image after 100 rule discoveries

표 1. Edge 검출에 사용된 유용한 분류자  
Table 1. Useful classifiers for the edge detection

Rules	State	Conditions		Output
		X0	X1	Gfcs
R1		D		D
R2			VD	VB
R3		VD		M
R4		SD		D
R5			D	B
R6		M		D
R7			SD	VB
R8			M	VB
R9		D	VD	M
R10		VD	VD	VD
R11		SD	VD	VB
R12			B	VD
R13			SB	M
R14		VD	D	VB
R15		M	VD	M
R16		VD	SD	D
R17		D	D	VB
R18		VD	B	D
R19		VD	M	D
R20		VD	SB	VD
R21			VB	VB
R22		SB		M
R23		VD	VB	M
R24		SB	VD	VB
R25		SD	D	B

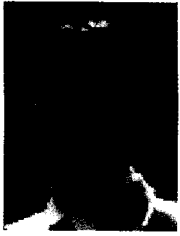
#### 4. 결 론

본 논문에서는 퍼지 분류자 시스템을 제안하고 퍼지 분류자 시스템을 이용하여 에지 검출을 수행할 수 있는 규칙 집합을 학습하는 방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안된 퍼지 분류자 시스템은 미시간 방법을 사용하고 입력 값을 퍼지화하여 메시지를 만들어 낸다. 주변 픽셀들의 정보를 퍼지화 하여 메시지로 표현

하였다. 시스템은 퍼지화된 메시지들을 메시지 리스트에 저장하고 내재적인 Bucket Brigade 알고리즘을 사용하여 분류자의 신뢰도를 수정한다. 퍼지 분류자 시스템을 이용하여 에지 검출의 규칙을 학습하기 위하여 반복되는 학습과 규칙생성을 수행하였다. 퍼지 분류자 시스템은 하나의 규칙을 찾는 것이 아니라 서로 협조하여 환경에 적응하는 규칙의 집합을 찾는 것을 목적으로 한다.

#### 참고문헌

- [1] David E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [2] Holland J. H., "Properties of the bucket brigade algorithm," *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 1-7. 1985.
- [3] Whitehead, S. D., & D. H. Ballard, "Learning to perceive and act by trial and error," *Machine Learning*, 7, pp. 45-83.
- [4] Valenzuela-Rendon M, "The Fuzzy classifier system: Motivations and first results," *Parallel Problem Solving from Nature-PPSN II, Springer-Verlag*, pp. 330-334, 1991.
- [5] Parodi A., Bonelli P., "A new approach to fuzzy classifier systems," *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 223-230, 1993.
- [6] Furuhashi T., Nakaoka K., Morikawa K., Uchikawa Y., "Controlling excessive fuzziness in a fuzzy classifier system," *Proceeding of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 635, 1993.
- [7] Bezdek J. C., M. Shirvaikar, "Edge detection using the fuzzy control paradigm," *Proc. 2nd Eur. Congress Intell. Tech. Soft Computing, Aachen, Germany*, vol. 1, pp. 1-12. 1994.
- [8] Dorigo, M., and Bersini, H., "A Comparison of Q-Learning and Classifier Systems," *Proc. of From Animals to Animats, Third International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*, MIT Press, pp. 248-255. 1994.
- [9] Wilson, S. W., "Knowledge growth in an artificial animal," *Proceedings of the first International Conference on Genetic Algorithms and their Applications*, 1985.



**정 치 선 (Chi-Sun Joung)**

1998년 : 중앙대학교 제어계측학과 학사  
2000년 : 중앙대학교 제어계측학과 석사  
관심분야 : 분류자 시스템, 진화하는 하드웨어 등



**심 귀 보 (Kwee-Bo Sim)**

1984년 : 중앙대학교 전자공학과 학사  
1986년 : 중앙대학교 전자공학과 석사  
1990년 : The University of Tokyo 전자공학과 박사  
1990년 : 동경대학 생산기술연구소 연구원  
1998년~현재 : 한국 퍼지 및 지능시스템 학회 논문지 편집위원장 및 이사



**반 창 봉 (Chang-Bong Ban)**

2000년 : 중앙대학교 전자전기공학부 학사  
2000년~현재 : 중앙대학교 전자전기공학부 석사과정  
관심분야 : 진화하는 하드웨어, 지능 로봇시스템 등

1999년~현재 : 한국 뇌학회 학술위원  
1991년~현재 : 중앙대학교 전자전기공학부 교수  
관심 분야 : 인공생명, 진화연산, 지능로봇시스템, 뉴로-퍼지 및 소프트 컴퓨팅, 자율분산시스템, 로봇비전, 진화하는 하드웨어, 인공면역계 등