

# 교차점과 오차행렬을 이용한 사람 검출용 퍼지 분류기 진화 설계

## Evolutionary Design of Fuzzy Classifiers for Human Detection Using Intersection Points and Confusion Matrix

이 준 용\*, 박 소 연, 최 병 석, 신 승 용, 이 주 장  
(Joon-Yong Lee<sup>1</sup>, So-Youn Park<sup>1</sup>, Byung-Suk Choi<sup>1</sup>, Seung-Yong Shin<sup>1</sup>, and Ju-Jang Lee<sup>1</sup>)

<sup>1</sup>Korea Advanced Institute of Science and Technology

**Abstract:** This paper presents the design of optimal fuzzy classifier for human detection by using genetic algorithms, one of the best-known meta-heuristic search methods. For this purpose, encoding scheme to search the optimal sequential intersection points between adjacent fuzzy membership functions is originally presented for the fuzzy classifier design for HOG (Histograms of Oriented Gradient) descriptors. The intersection points are sequentially encoded in the proposed encoding scheme to reduce the redundancy of search space occurred in the combinational problem. Furthermore, the fitness function is modified with the true-positive and true-negative of the confusion matrix instead of the total success rate. Experimental results show that the two proposed approaches give superior performance in HOG datasets.

**Keywords:** fuzzy classifier, HOG, genetic algorithms, confusion matrix.

### I. 서론

영상 정보를 이용하여 사람을 감지하려는 노력이 계속 되고 있다. 특히 사람의 얼굴이 아닌 사람 특유의 신체적 구조, 즉 머리, 몸통, 팔, 다리의 분포를 이용하여 사람인지 아닌지를 구분하려는 시도가 있다[1]. 하지만 사람의 경우 다수의 관절로 연결되어 있을 뿐만 아니라, 관절의 자유도가 높고 강체가 아니기 때문에 휘어지고 변형되는 특성이 있어, 사람을 감지하는 것은 어려운 일이다. 이러한 어려움을 극복하여 영상으로부터 사람을 감지해 내기 위해, 다양한 특징 점들이 제안되어 왔다. 그 가운데 HOG (Histogram of Oriented Gradient) 는 사람 감지 부분에 특화되어 다른 특징 점들에 비해 속도와 정확성 측면에서 가장 우수한 성능을 보이고 있다[2]. 다양한 이미지로부터 추출된 HOG 데이터를 학습시키기 위해 [2]에서는 SVM (Support Vector Machine)을 사용하였다. 이 외에도 신경망(neural network) 학습과 같은 방식을 사용하여 HOG 데이터를 학습할 수도 있다. 하지만 이러한 SVM과 신경망 학습의 경우 HOG 데이터가 실제 사람 감지에 어떤 식으로 활용되는지를 알 수 없고, 학습된 모델 내부를 설명하는 것이 매우 어렵다. 따라서 퍼지 논리를 이용한 분류기 설계는 HOG 데이터와 실제 사람 감지 사이의 연관성을 조사하는데 좋은 방법이 될 수 있다.

퍼지 분류기의 경우 각 특징 값들을 사람의 말로 표현하게 되고 퍼지 규칙 역시 사람의 언어로 해석하기가 용이하다.

따라서 퍼지 분류기 설계의 경우 다른 학습 기법들에 비해 추출된 HOG 데이터의 특징 값들이 퍼지 규칙에서 어떠한 역할을 하는지 한눈에 알아볼 수 있다는 장점을 갖고 있다. 하지만 차수가 높고, 특징 점의 개수가 많을수록 전문가가 직접 최적화된 퍼지 분류기를 설계하는 데는 한계가 있다. 따라서 이를 해결하기 위해 선행적인 정보들을 바탕으로 해를 찾아가는 최적화 기법들이 퍼지 분류기 설계에 적용되고 있다[3,4]. 저자들의 사전 연구에서는 HOG 데이터가 아닌 일반적인 실제 데이터를 분류하는데 유전자 알고리즘(genetic algorithms)을 사용하였고, 기존의 인코딩 기법과 다르게 멤버십 함수들 사이의 교차점을 이용한 새로운 인코딩 기법을 제안하였다. 본 논문에서는 사전 연구를 확장하여 사람 감지를 위한 퍼지 분류기를 설계하는데 특화된 유전자 기법을 제안하고자 한다. 이를 위해 교차점을 이용한 인코딩 기법에 순차적 개념을 도입하여 새로운 인코딩 기법을 제안하였으며, 기존 분류기 설계에서 주로 사용되었던 적합도 함수 대신에 새로운 방식의 적합도 함수를 도입하였다. 앞으로 II 장에서 HOG 데이터 추출 과정을 설명하고, III 장에서는 퍼지 분류기 구조에 대해 설명할 것이다. IV 장에서 제안된 방법들을 설명하고, V 장에서 제안된 방법들을 이용한 모의 실험 결과를 보인 후, VI 장에서 본 논문의 결론을 맺을 것이다.

### II. HOG을 이용한 사람 특징 점 추출

앞서 언급한 것과 같이 본 논문에서는 사람 감지를 위해 HOG 특징 점을 사용하였다. 주어진 사진으로부터 HOG 데이터를 추출하는 상세한 과정은 논문[2]를 참조하기 바란다. 대표적인 사람 감지를 위한 데이터 세트로는 MIT 데이터 세트와 INRIA 데이터 세트가 있다. MIT 데이터 세트의 경우, INRIA 데이터 세트에 비해 분류가 용이하며, 기존의 기법들을 사용하였을 경우 100%에 근접한 정확도를 얻을 수 있다. 반면에 INRIA 데이터 세트의 경우, 학습이 어렵고, 정확도

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 4. 16., 수정: 2010. 6. 4., 채택확정: 2010. 6. 10.  
이준용, 박소연, 최병석, 신승용, 이주장: KAIST 전기 및 전자공학부  
(leejy79@kaist.ac.kr/syparkfjm@gmail.com/bs\_choi@kaist.ac.kr/go\_hms@  
yahoo.co.kr/jjilee@ee.kaist.ac.kr)

\* 본 연구는 (KAIST 로봇 지능기술 연구센터를 통한) 지식경제부/한국산업기술진흥원 융·복합형 로봇 전문 인력 양성 사업의 지원으로 수행되었음.

\* 본 논문은 2010년도 ICROS 학술대회에서 초안이 발표되었습니다.

면에서 80% 미만의 성능을 보이고 있다. 본 논문에서는 퍼지 분류기 학습을 위해 INRIA 데이터를 사용하였다. 하나의 셀을 8-by-8 픽셀로 정의했으며 셀 내부에 속한 픽셀의 기울기의 크기와 방향 정보로부터 해당하는 셀의 모서리 방향 정보를 히스토그램으로 만들었다. 이때 논문에서 제안한 것과 같이 0에서 180도 사이의 기울기 정보를 이용하였고, 에일리어싱 현상을 방지하기 위해 이선형 보간법을 사용하였다. 4개의 셀, 즉 16-by-16 픽셀을 하나의 블록으로 설정하고, 블록을 셀 단위로 겹치며 기울기 정보를 정규화해 주었다. 결과적으로 각 셀은 4개의 블록에 영향을 미치게 된다. 각 이미지의 경계 부분에서 4 픽셀씩 제거한 뒤 총 180개의 블록을 만들었다. 하나의 블록에 36개의 값들이 있으므로 하나의 이미지에 대한 HOG 데이터의 차수는 6440이 된다. 이미지의 윈도우 크기는 훈련용 이미지 데이터의 크기와 같은 96-by-160 픽셀을 이용하였다.

또한 6440개의 차수를 갖는 이미지 데이터가 8440개나 되기 때문에 직접 학습에 사용하기에는 무리가 있다. 따라서 차수를 줄이기 위해 주성분 분석(PCA: Principal Component Analysis)을 사용하였으며, 상위 20개의 주성분(PC)을 사용하였다. 결론적으로 추출된 HOG 특징 점 데이터는 8440-by-20 크기의 행렬로 다룰 수 있게 된다.

### III. 퍼지 분류기

본 논문에서 다루고자 하는 퍼지 분류기는 다음과 같은 퍼지 규칙에 기초한다.

k번째 퍼지 규칙:  $x_1$ 은  $MF_1^1$ ,  $x_2$ 은  $MF_2^m$ , ...,  $x_{N_a}$ 은  $MF_{N_a}^n$  이면 클래스는 p이다. (규칙 신뢰도:  $CR_k$ )

이때,  $N_a$ 는 특성 값의 차수를 의미하며,  $MF_o^i$ 는 o번째 특성 값이 i번째 멤버십 함수에 속한다는 것을 의미한다. 또한 각 퍼지 규칙은 신뢰도를 가지고 있다. 따라서 훈련용 데이터가 들어오게 되면, 각 퍼지 규칙마다 적용하여, 퍼지 추론을 진행한다.

그림 1에서 보는 바와 같이 각 입력의 특징 값은 다수의 멤버십 함수들을 갖는다. 해당하는 k번째 퍼지 규칙에서 입력의 i번째 특징 값이 i번째 멤버십 함수에 포함된다고 정의 되어 있다면, 해당 멤버십으로부터 얻는 점수는 아래 식과 같다.

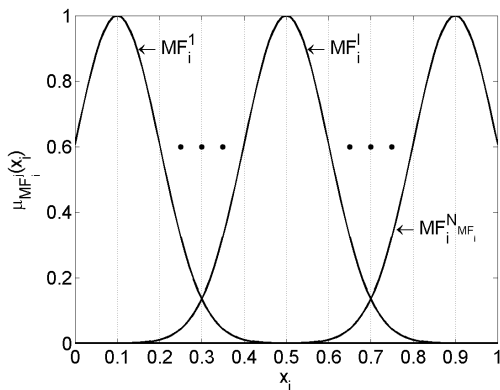


그림 1. 입력 X의 i번째 특성의 멤버십 함수.

Fig. 1. Membership functions for the i-th attribute of an input X.

$$\mu_k(x_i) = \exp\left(-\frac{(x_i - c_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (1)$$

여기에서  $c_i$ 과  $\sigma_i$ 은 1번째 멤버십 함수의 중심과 표준편차 값이 된다. 따라서 k번째 퍼지 규칙에서 입력 데이터 X는 전체적으로 식 (2)에 해당하는 점수를 얻게 된다.

$$\mu_k(X) = CR_k \cdot \prod_{i=1}^{N_a} \mu_k(x_i) \quad (2)$$

이렇게 얻어진 점수는 k번째 퍼지 규칙의 후건 부에 정의된 p번째 클래스의 점수가 된다. 모든 퍼지 규칙에 데이터 X를 적용한 후, 클래스들 가운데 총 점수를 가장 많이 받은 클래스가 퍼지 분류기의 최종 결과로 출력되게 된다. 이러한 추론 과정을 통해 데이터의 분류가 이루어지게 되고 이렇게 분류한 결과가 미리 뽑아 놓은 참 결과와 최대한 동일하도록 학습이 이루어지게 된다.

### IV. 최적 퍼지 분류기 설계를 위한 제안

일반적으로 퍼지 분류기를 설계하기 위해 필요한 요소는 크게 두 부분으로 분리하여 생각할 수 있다. 먼저는 각 특징 값들을 위한 멤버십 함수를 결정하는 부분이다. 이는 다시 말해서, 각 특성 별 멤버십 함수의 개수와 구조를 결정하는 것을 의미하며, 결국은 분류에 적합한 변수 값을 찾는 문제로 생각할 수 있다. 두 번째 부분은 퍼지 규칙을 결정하는 부분이다. 각 특성마다 멤버십 함수들이 결정되게 되면, 퍼지 규칙은 특성들이 포함될 멤버십 함수들의 조합에 따라 결과 값을 출력하는 중요한 역할을 하게 된다. 또한 차수가 늘어나고 각 특성의 멤버십 함수 개수가 늘어날수록 생겨날 수 있는 조합은 기하급수적으로 늘어나기 때문에 반드시 필요한 규칙만을 골라낼 필요가 있다. 결론적으로 퍼지 멤버십 함수들과 그에 적합한 퍼지 규칙들을 설계하는 것이, 곧 최적 퍼지 분류기를 설계하는 것을 의미한다. 이를 위해 본 논문에서는 최적화 기법 가운데 가장 일반적으로 널리 사용되고 있는 유전자 알고리즘을 사용하였다. 사람을 감지하는 퍼지 분류기를 설계하기 위한 유전자 알고리즘을 위해서 새로운 인코딩 기법을 도입하고, 적합도 함수 역시 수정하여 적용하였다.

#### 1. 교차점을 이용한 순차적 인코딩 기법

이미 언급했듯이, 본 논문에서는 본 저자들이 선행 연구로 제안한 인코딩 기법[4]에 기초로 한다. 일반적으로 함수 간의 교차점 부근에서 분류의 경계가 형성되기 때문에 교차점을 직접 찾는 것이 더욱 직관적이며 의미가 있다는 사실에 착안한 것이었다[4,5]. 기존에 제안돼오던 인코딩 기법을 사용한 퍼지 분류기 설계의 경우, 멤버십 함수를 인코딩 하기 위해 그 중심점과 폭을 사용하였다. 이는 매우 단순하며, 가우시안 형태의 멤버십 함수를 사용하는 경우, 당연시되는 인코딩 기법이다. 하지만 이럴 경우, 멤버십 함수의 중심점과 폭이 달라진다 하더라도 인접한 함수들 간의 교차점이 일치하는 경우가 무한히 만들어 질 수 있다. 다시 말해 중심점과 폭이 다름에도 같은 분류 경계를 만들어내는 분류기가 만들어질 수 있다는 것을 의미한다. 따라서 교차점을 직접 찾는 것이 중심점과 폭을 찾는 것보다는 중복성을 방지하여 어느 정도 검색 공간을 줄일 수 있게 된다. 하지만 여전히 순열 개수만큼의 동일한 멤버십 함수들의 조합이 만들어 질 수 있기 때문

에, 교차점 인코딩 시, 초기 위치와 그 다음 교차점까지의 거리들로 유전자를 꾸렸다. 이는 마치 교차점을 순차적으로 선정하는 것과 같은 효과를 가져 오기 때문에 그 만큼에 해당하는 중복 성을 감소시키게 된다. 결과적으로 기존의 인코딩 기법에 비해 상당한 양의 중복 구간을 감소시키므로 검색 영역을 줄여 유전자 알고리즘의 수렴 성능을 향상시킬 수 있게 된다.

또한, 퍼지 분류기 설계에 있어서 간과할 수 없는 부분은 바로 멤버십 함수의 가독성(interpretability)이다. 이는 퍼지 학습을 하는 이유이며, 학습된 모델을 사용자로 하여금 해석하기 쉽도록 하는 특성을 의미한다. 기존에 활용되었던 중심 점과 폭을 찾는 인코딩 기법의 경우 멤버십 함수들이 복잡하게 겹쳐져서 만들어질 수 있기 때문에 가독성을 측정할 수 있는 지표를 설정하여 적합도 함수에 반영하거나, 성능을 저하시키지 않는 범위에서 문제가 되는 멤버십 함수들을 수정 보완(repair)하는 프로세스가 추가되어야 하는 부담이 있다. 이로 인해 알고리즘의 계산 량이 늘어나며, 최적 해를 찾는 수렴 속도를 저하 시킬 가능성이 있다. 이에 반해, 새로 제안된 교차점을 찾는 방식의 경우, 인접한 교차점들의 Y좌표를 0.4에서 0.6 사이의 값으로 제한할 경우, 멤버십 함수간에 겹치는 문제를 미리 방지할 수 있게 된다.

2. 오차 행렬을 활용한 적합도 함수

오차 행렬(confusion matrix)은 인공 지능 분야에서 지도 학습(supervised learning)의 성능을 한 눈에 보기 위해 사용되는 시각화 도구이다. 참인 것을 참이라고 말했을 경우를 양성 참(true positive), 참인 것을 거짓이라고 말했을 경우를 음성 거짓(false negative), 거짓인 것을 참이라고 말했을 경우를 양성 거짓(false positive), 마지막으로 거짓인 것을 거짓이라고 말했을 경우를 음성 참(true negative)라고 한다. 이 가운데 양성 참과 음성 참을 높이는 것이 사람 감지를 위한 분류기 설계에서 가장 중요한 요소이다. 기존의 경우 분류기 설계를 위한 적합도 함수에는 일반적으로 학습 데이터 전체의 분류 성공률이 사용되었다. 하지만 HOG 데이터 학습에는 사람이 포함되지 않는 음성 이미지의 개수가 양성 이미지의 개수에 비해 4-5배 정도 더 많기 때문에 모두 사람이 아니라고 판단하는 분류기의 경우에도 전체 성공률만을 본다면 80% 이상의 좋은 분류기라고 할 수 있게 된다. 하지만 이러한 분류기의 경우 사람이 포함되었을 경우 사람을 전혀 감지 하지 못하게 된다. 따라서 이러한 분류기의 오류를 방지하기 위해서, 본 논문의 경우 적합도 함수에 전체 성공률이 아닌 양성 참과 음성 참의 평균값을 사용하였다. 유전자 개체 X에 대해 제안된 적합도 함수는 아래 식과 같다.

$$f(X) = \frac{C_{TP}(X)+C_{TN}(X)}{2} - \omega_{MF} \cdot N_{MF} - \omega_R \cdot N_R \quad (3)$$



그림 2. INRIA 학습 양성 데이터 중 일부.

Fig. 2. Partial positive data of the total INRIA dataset.

여기서  $C_{TP}(X)$ 와  $C_{TN}(X)$ 는 각각 양성 참과 음성 참의 백분율을 의미하며,  $N_{MF}$ 와  $N_R$ 는 각각 멤버십 함수의 개수와 퍼지 규칙의 개수를 의미한다.  $\omega_{MF}$ 와  $\omega_R$ 는 전체 적합도 함수 값에서 멤버십 함수의 개수와 퍼지 규칙의 개수가 차지하는 비중을 조절할 수 있는 가중치 변수들이다. 본 논문에서는 각각 0.001과 0.1을 사용했다. 결론적으로 제안된 유전자 알고리즘은 식 (3)의 적합도 함수를 통해 각 클래스 별 정확도를 최대화 하면서 동시에 퍼지 분류기의 구조를 최소화 하는 방향으로 검색을 진행하게 된다.

V. 실험 결과

표 1과 표 2는 유전자 알고리즘을 이용한 퍼지 분류기를 실험하기 위해 사용한 파라미터 설정 정보를 표시한 것이다. 표 1에서 언급한 것과 같이 학습을 위해 5-폴드 크로스 확인을 사용하였다.

결과는 10번씩 반복하여 그 평균으로 이루어 졌으며, 양성 참(TP)과 음성 참(TN)을 비교하여 성능을 평가하였다. 최대 세대 수 동안의 함수 호출 횟수(number of function evaluations)에 따른 성능의 변화를 통해 우수성을 입증하였다. 먼저 그림 3-6는 함수 호출 횟수에 따른 양성 참과 음성 참의 변화 추이를 보여 주고 있다. 세로축은 각 클래스를 정확히 예측한 정도를 나타내는 백분율을 의미한다. 그림 3과 4는 학습 데이터에서의 성능을 나타내며, 그림 5와 6은 테스트 데이터에서의 성능을 나타낸다. 성능 지표에서 볼 때, 본 논문에서 새롭게 제안한 순차적인 교차점을 찾는 인코딩 기법이 다른 기존의 방식들 보다 우수 하다는 것을 볼 수 있다. 퍼지 분류기의 구조에 있어서도 제안된 인코딩 기법이 다른 기법들에 비해 훨씬 적은 퍼지 규칙과 멤버십 함수를 사용하면서도 좋은 성능을 보이고 있다. 그림 7과 8은 각각 적합도 평가 횟수에 따른 퍼지 멤버십 함수의 개수와 퍼지 규칙의 개수를 보여주고 있다.

표 1. 퍼지 분류기 파라미터 설정.

Table 1. Parameter setting of fuzzy classifiers.

퍼지 분류기 설계를 위한 파라미터	값 (개)
데이터 속성 개수	20
클래스 개수	2
폴더 개수	5
특성 최대 MF의 개수	10
퍼지 규칙 최대 개수	10
양성/음성 데이터 개수	1440/7000

표 2. 유전자 알고리즘 파라미터 설정.

Table 2. Parameter setting of genetic algorithms.

최적화를 위한 파라미터	값
세대 개체 수	100
자손 세대 수	50
교차 교배 확률	0.8
돌연변이 확률	0.02
최대 세대 수	150
MF 개수에 대한 가중치	0.001
퍼지 규칙 개수에 대한 가중치	0.1

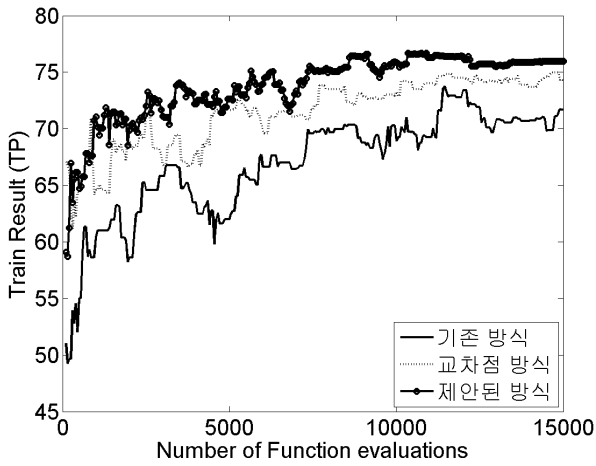


그림 3. 학습용 데이터에서의 양성 참 성능.  
Fig. 3. Train results (TP) versus the number of function evaluations.

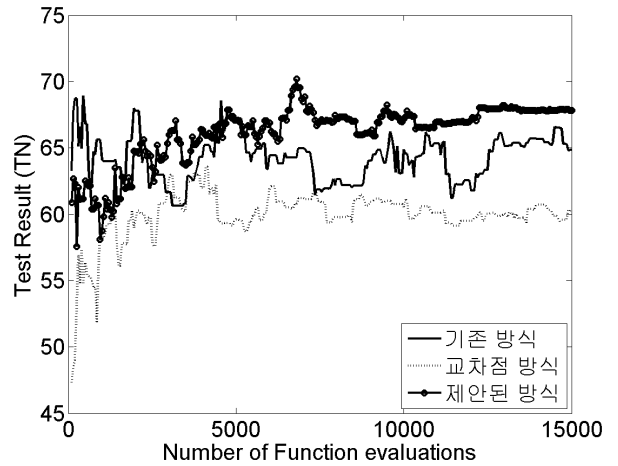


그림 6. 테스트용 데이터에서의 음성 참 성능.  
Fig. 6. Test results (TN) versus the number of function evaluations.

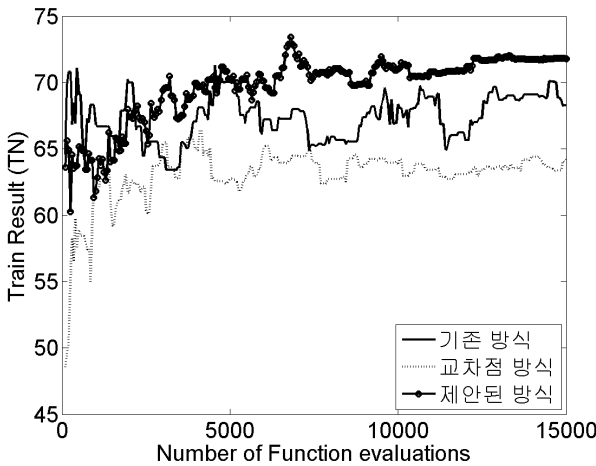


그림 4. 학습용 데이터에서의 음성 참 성능.  
Fig. 4. Train results (TN) versus the number of function evaluations.

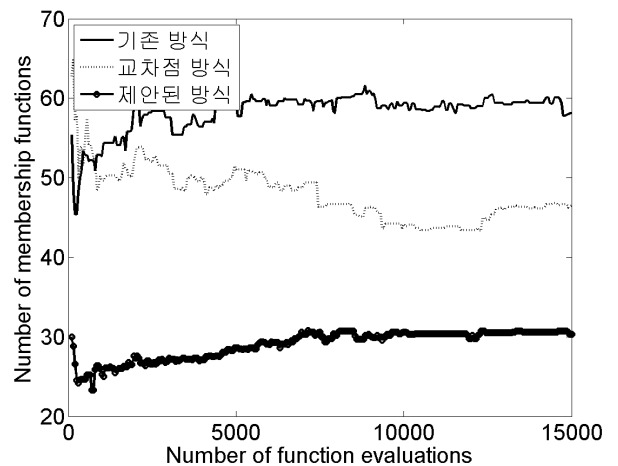


그림 7. 사용된 멤버십 함수 개수.  
Fig. 7. The number of membership functions versus the number of function evaluations.

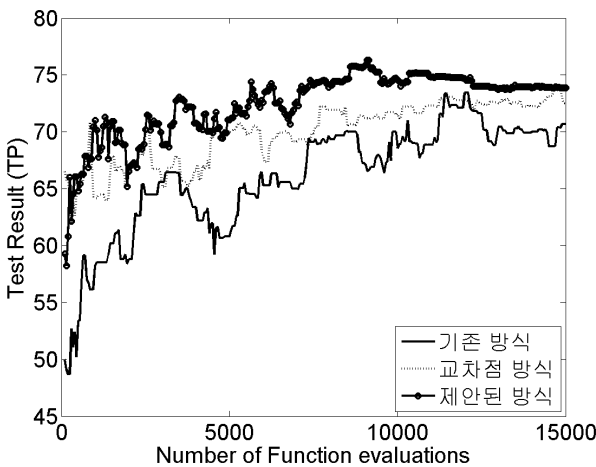


그림 5. 테스트용 데이터에서의 양성 참 성능.  
Fig. 5. Test results (TP) versus the number of function evaluations.

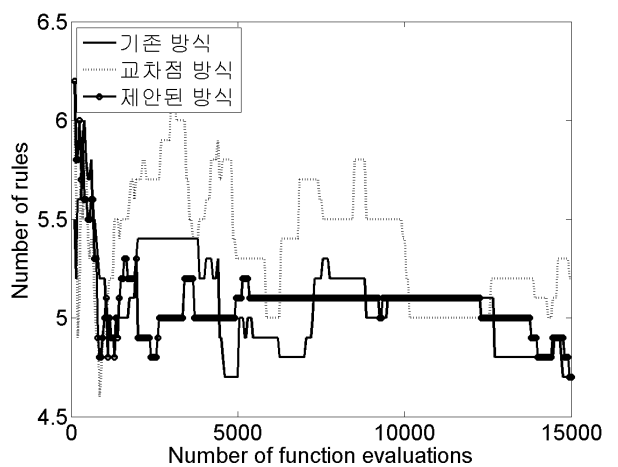


그림 8. 사용된 퍼지 규칙의 개수.  
Fig. 8. The number of rules versus the number of function evaluations.

## VI. 결론

본 논문은 사람을 감지하는 퍼지 분류기 설계에 관하여 논하고 있다. 퍼지 분류기의 최적 설계를 위해 유전자 알고리즘을 도입하였고, 이 과정에서 학습의 능률을 개선하기 위해 새로운 인코딩 기법과 오차행렬을 활용한 적합도 함수 설계를 제안하였다. 특히 선행 연구에서 좋은 성능을 보였던 교차점을 활용한 인코딩 기법에 순차적인 개념을 추가 도입하여 HOG 데이터를 학습하는데 좋은 성능을 얻을 수 있었다. 또한 모의 실험 결과를 통해 제안된 방법들이 최적화된 퍼지 분류기를 설계하는데 긍정적인 효과를 가져오는 것을 확인하였다.

## 참고문헌

[1] T. B. Moeslund, A. Hilton, and V. Krüger, "A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 104, no. 2, pp. 90-126, Nov. 2006.

- [2] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," *Proc. of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, California, USA, vol. 1, pp. 886-893, Jun. 2005.
- [3] O. Cordon, F. Gomide, F. Herrera, F. Hoffmann, and L. Magdalena, "Ten years of genetic fuzzy systems: current framework and new trends," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 141, no. 1, pp. 5-31, 2004.
- [4] J.-Y. Lee, J.-H. Seok, M. Sugisaka, and J.-J. Lee, "New encoding scheme for evolving fuzzy classifiers," *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, Seoul, Korea, pp. 461-465, July 2009.
- [5] A. Klose and A. Nurnberger, "On the properties of prototype-based fuzzy classifiers," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, vol. 37, no. 4, pp. 817-835, Aug. 2007.
- [6] J.-Y. Lee, S.-Y. Park, B.-S. Choi, S.-Y. Shin, and J.-J. Lee, "Optimal design of fuzzy classifier for human detection in vision system," *Proc. of ICROS Annual Conference 2010*, Chuncheon, Korea, pp. 117-118, May 2010.



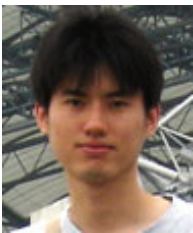
### 이 준 용

2002년 아주대학교 전자공학부 졸업. 2004년 KAIST 전기 및 전자공학과 석사졸업. 2004년~현재 KAIST 전기 및 전자공학과 박사과정 재학중. 관심분야는 진화연산알고리즘 및 지능 제어.



### 박 소 연

2004년 KAIST 전기 및 전자공학과 졸업. 2004년~현재 KAIST 전기 및 전자공학과 석·박사 통합과정 재학중. 관심분야는 차등진화연산 알고리즘 및 다목적 진화연산 알고리즘.



### 최 병 석

2004년 부산대학교 전자공학부 졸업. 2006년 부산대학교 전자공학부 석사졸업. 2006년~현재 KAIST 전기 및 전자공학과 박사과정 재학중. 관심분야는 이동 로봇 및 센서 네트워크.



### 신 승 용

2009년 KAIST 전기 및 전자공학과 졸업. 2009년~현재 KAIST 전기 및 전자공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 슬라이딩 모드 제어 및 강화 학습.



### 이 주 장

1973년 서울대학교 전기공학과 공학사. 1977년 서울대학교 전기공학과 공학석사. 1984년 Univ. of Wisconsin 전기공학과 공학박사. 1977년~1978년 Korean Electric Research & Testing Institute in Korea 연구원. 1978년~1979년 G.T.E Automatic

Electric Co., U.S.A. Design and processing engineer. 1983년 Wisconsin Electric Power Co., U.S.A.의 프로젝트 엔지니어. 1984년~현재 KAIST 전기 및 전자공학부 교수. 1987년 영국 런던의 Imperial College의 로보틱스 랩 방문 교수. 1991년~1992년 미국 Pittsburgh의 Carnegie-Mellon University Robotics Institute 방문 교수. 현 IEEE Fellow Member(IEEE Robotics and Automation Society, IEEE Control Society, IEEE Industrial Electronics Society, IEEE Evolutionary Computation Society). 현 KIEE, KITE, KISS, SICE and ICROS Society의 Fellow Member. 연구 관심분야는 인공지능을 이용한 비서/동반자 로봇, 강인제어, 지능제어.