

Human-Livestock Classifier by Using Fuzzy Bayesian Algorithm

오 명 재* · 주 영 훈†
(Myung Jae Oh · Young Hoon Joo)

Abstract - In this paper, we propose a real-time classifier to distinguish humans from livestock by using the spatial integral. The image-difference method and the Expectation Maximization are used to reduce noises in input image. A histogram analysis based on Simulated Annealing and the fuzzy-Bayesian algorithm are used to classify human and livestock. Finally, the experiment results show the validity of the proposed method.

Key Words : Fuzzy-bayesian, Histogram, Expectation maximization, Simulated annealing

1. 서 론

최근 지능형 영상 감지 시스템에 대한 관심이 보안 감시 시스템 업체를 중심으로 급격히 증가하고 있다. 감시카메라는 정부기관 및 회사, 학교 가정뿐만 아니라 자동차등 산업 전반으로 보안 시스템의 사용 범위가 넓어지고 있으며, 특수 목적으로써 시스템이 개발되어 가고 있다. 축사의 보안 시스템은 CCTV와 RFID를 이용하여, 미리 설정된 영역이 침범된 경우 간단히 벨이 울리는 시스템이 대부분이다. 이러한 단순한 보안 시스템으로는 가축의 도난 상황을 안전하게 관리할 수 없다. 또한 침입한 인간과 짐승의 분류에 있어 동적인 배경을 가지는 환경에서는 정확한 분류가 어렵기 때문이다. 보안 감시 시스템에서 이동 객체가 인간, 짐승인지 인식하고 대처 할 수 있는 시스템이 필요하며, 이동 객체 분류에 있어서 다음과 같은 연구가 진행 되고 있다.

기존 연구로써 이동 객체 추출과 분류 방법이 있다. 이동 객체 추출 방법으로는 장면 차분 기법을 이용하여 전경을 추출하는 방법이 있다[1]. 본 연구에서는 장면 차분 기법을 이용해 움직임 객체를 추출하고자 하며 장면 차분 기법은 기존의 GMM(Gaussian Mixture model)과 배경 모델링에 비해 이동 객체만을 추출하는 장점이 있으나 잡음까지 다 검출하는 단점이 있어 이를 극복하기 위해 EM(Expectation Maximization) 알고리즘을 이용해 잡음을 제거하고자 한다 [2,3,4]. 분류 방법은 형태기반 분류 방법[5]과 형태 윤곽선 기반 매칭 분류 방법이 있다[6]. 형태기반 분류 방법은 단일 객체 형태를 분산 정로를 따져, 분류 하는 방법이 있다. 하지만 이동 객체가 겹치는 현상이나 이동 객체가 다 수 일시 분류가 불가능하다는 단점을 가진다. 형태 윤곽선 기반 매

칭 분류 방법은 객체의 변화가 없는 숫자, 비행기, 사물 등 회전과 상관없이 매칭 할 수 있다는 장점을 가진다. 하지만 외형의 변화가 있는 객체에 대해서는 분류에 있어서 어려움이 있다. 다른 분류 방법으로는 학습에 의한 분류 방법인 에이다부스트를 이용해 이동 객체를 분류하는 방법이다[7]. 대표적인 예는 손과, 얼굴, 특징이 있는 사물을 학습시켜 분류 하는 방법이다. 단, 학습을 시켜야하는 데이터가 많고, 움직임이 많은 이동 객체나 위치에 따라 형태가 변하는 객체에 대해서는 분류가 어려우며, 다중 객체의 겹침 부분이 있을 때에도 분류의 어려움이 있다. 현재 이러한 문제점을 해결하고자 많은 연구가 활발히 진행되고 있다.

본 논문은 이동 객체를 추출하기 위해 장면 차분 방법과 EM 알고리즘을 사용한다. 장면 차분 방법을 이용하여 실시간으로 변화하는 이동 객체를 추출한다. 동적 배경을 학습시키는 과정에는 EM(Expectation Maximization) 알고리즘을 적용해 잡은 움직임을 가지는 방해 요소들을 제거 한다. 이동 객체가 추출된 영상에서 히스토그램 기법을 이용하여 히스토그램을 생성한다. SA(Simulated Annealing) 알고리즘을 적용해 히스토그램의 데이터를 분석한다[8]. 분석된 DB(data base)를 퍼지-베이지안 알고리즘의 조건부 확률을 이용하여 인간과 가축을 분류하게 된다. 마지막으로, 본 논문에서 제안한 알고리즘은 여러 실험을 거쳐 인간과 가축이 분류됨을 보인다.

2. 퍼지-베이지안을 이용한 인간·가축 분류

인간과 가축 분류 알고리즘은 이동 객체 추출과 객체 분류 두 단계로 이루어진다. 논문에서 제안한 인간과 가축을 분류시스템은 그림 1과 같다. 먼저, 이동 객체 추출 단계는 입력 영상에서 장면 차분기법 및 EM 알고리즘으로 구성된다. 객체 분류 단계는 추출된 이동 객체의 히스토그램을 추출하고 객체의 특성 분석을 위한 SA 알고리즘을 이용하여 히스토그램을 분석한다. 분석된 DB를 퍼지-베이지안 알고

* 준 회원 : 군산대학교 제어로봇공학과 석사과정

† 교신저자, 시니어회원 : 군산대학교 제어로봇공학과 교수

E-mail : yhjoo@kunsan.ac.kr

접수일자 : 2011년 7월 8일

최종완료 : 2011년 9월 20일

리즘을 이용하여 인간과 가축을 분류 한다.

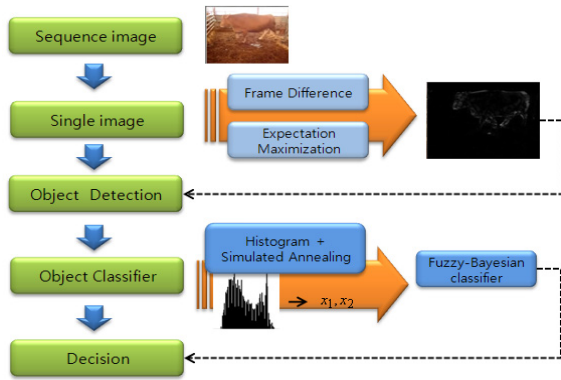


그림 1 객체 분류 시스템 구성도
Fig. 1 system configuration of object classifier

2.1 장면 차분과 EM을 이용한 이동 객체 추출

인간과 가축을 분류하기 위해서는 이동 객체를 정확하게 추출해야 한다. 이동 객체 추출 방법에는 배경 모델링방법과 장면 차분 방법이 있다. 배경 모델링 방법보다 장면 차분 방법이 이동 객체 추출에서 유리하기 때문에 장면 차분 방법을 이용한다. 장면 차분 방법은 입력 영상 N 개의 각 프레임 마다 저장한다. 저장된 영상 중 N 번째 들어온 것을 현재 영상이라 가정하고 이전 영상을 $N-1$ 번째로 저장 시켜 $I(t)$ 에 따라 새로운 영상에 대한 적응적인 모델링을 할 수 있다.

$$T = \max |I(t) - I(t-k)|, \forall k \in [1, N] \quad (1)$$

식(1)에는 이동 객체를 추출하기 위해서 가장 큰 변화를 가지는 객체만을 추출하게 된다. 식(1)에 나온 결과를 이용해 표본 데이터의 집합을 $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]$ 로 정의한다. 식(1)에서 정의된 x 를 이용해 EM 알고리즘을 적용한다. EM 알고리즘은 2가지 단계로 분류 된다. 1단계인 E-step에서 숨겨진 확률 변수의 기대치를 계산하여 관찰된 값 대신 사용할 수 있도록 하는 평균(μ_j), 분산(σ_j^2), 가중치($\alpha_j = P(w_j)$)를 구한다.

$$\mu_k^{j+1} = \frac{\sum_{n=1}^N x_n m_n \alpha_{n,k}}{\sum_{n=1}^N m_n \alpha_{n,k}} \quad (2)$$

$$\sigma_k^{j+1} = \frac{\sum_{n=1}^N m_n \alpha_{n,k} (X - \mu_k^{j+1})(X - \mu_k^{j+1})^T}{\sum_{n=1}^N m_n \alpha_{n,k}} \quad (3)$$

$$w_k^{j+1} = \frac{\sum_{n=1}^N m_n \alpha_{n,k}}{\sum_{k=1}^C \sum_{n=1}^N m_n \alpha_{n,k}} \quad (4)$$

2단계인 M-step에서는 상기의 관찰된 데이터 X 와 숨겨진 확률변수의 기대치를 이용하여, 데이터의 로그-우도를 최대로 하는 각 혼합 성분 가우시안들의 파라미터들을 추정한다. 이때 θ 는 평균, 분산, 가중치의 데이터이다.

$$p(x_n | w_j, \theta) = p(x_n | \mu_j, \sigma_j^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_j} \exp\left(-\frac{(x_n - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (5)$$

$$p(x_n | \theta) = \sum_{j=1}^M p(x_n | \mu_j, \sigma_j^2) \alpha_j \quad (6)$$

유도 과정에서 학습 데이터 집합 x_n 이 주어질 때, i 번째 혼합 성분의 사후 확률(posterior probability)이 필요하므로 다음과 같은 식이 정리 된다.

$$P(w_j | x_n, \theta) = \frac{p(x_n | \mu_j, \sigma_j^2) \alpha_j}{p(x_n | \theta)} \quad (7)$$

식(5)와 같이 학습이 진행이 되고, 식(6)으로 확률 밀도함수를 따르는 데이터를 구한다. 그리고 식(7)과 같이 사후 확률을 구하게 된다. 이는 어떤 정보가 숨겨진 경우 가장 그럴듯한 모델을 추정할 때 사용하는 효과적인 반복 알고리즘이 된다. 이때 반복 데이터를 적절하게 조정하는 것이 중요하다. 분산의 횡수를 적절하게 정해주지 않는다면 움직임이 작은 영상은 없어지게 되고, 반복 횡수가 많아지면 모델의 유사도가 떨어지기 때문에 적절하게 정해주는 것이 중요하다.



(a) 입력영상 (b) 장면차분영상 (c) EM결과영상

그림 2 이동 객체의 추출 영상
Fig. 2 Result image of moving object detection

그림 2는 (a)에서 사람과 가축의 입력 영상을 받아 장면 차분 방법을 사용하여 (b)의 결과를 얻었다. 장면 차분 영상에서 빨간 원에 보이는 잡음을 제거하기 위해서 EM 알고리즘을 적용한다. 적용된 결과는 그림 2의 (c)와 같이 잡음을 제거한 결과를 얻을 수 있다.

3. 인간과 가축 분류 기법

입력된 영상으로부터 장면 차분 방법과 EM알고리즘을 이용하여 이동 객체를 추출 하였다. 추출된 이동 객체를 분

류하기 위해서 퍼지-베이지안 분류기를 사용한다. 분류하기 위해서는 추출된 이동 객체를 히스토그램으로 생성하고, SA 알고리즘을 이용하여 히스토그램을 분석한다. 분석된 인간의 데이터 x_1 과, 가축의 데이터 x_2 를 이용하여 퍼지-베이지안 분류기를 적용해 분류하게 된다.

3.1 히스토그램의 SA분석

이동 객체를 추출하기 위해서 장면 차분 방법을 사용하였다. 히스토그램을 이용하기 위해서는 정확한 모델링이 필요하기 때문에 장면 차분 방법의 잡음을 제거하기 위해서 EM 알고리즘을 이용하였다. 히스토그램 방법은 많은 한계가 있음에도 불구하고 데이터의 밀도를 비교적 간단한 형태로 표현할 수 있기 때문에 오랫동안 사용된 방법이다. 히스토그램은 측정되는 스케일이나 길이와 같은 연속적인 변수를 가질 경우 적절하게 사용될 수 있다. 그림 2의 (c) EM 결과 영상을 이용하여 히스토그램을 생성한다. 입력 영상에서의 히스토그램을 생성 하는 방법보다 이동 객체 추출된 영상을 히스토그램 생성하게 되면 주변 영역의 색상, 잡음 등을 제거하기 때문에 정확한 인간과 가축에 대한 데이터를 얻을 수 있다. 히스토그램을 생성할 때 이동 객체 추출된 영상에서 x축은 사용자 임의로 구간을 정하며, y축은 전체를 생성한다. 히스토그램 생성방법은 식(12)와 같고, 그림 3에 (b)는 인간과 가축의 히스토그램이다.

$$his[n] = \sum_x \sum_y \Delta I(t) \tag{12}$$



(a) 입력 영상



(b) 히스토그램 결과

그림 3 인간과 가축의 히스토그램 결과

Fig. 3 The histogram of the results of human and livestock

그림 3과 같이 인간과 가축의 히스토그램 결과가 서로 상이함을 확인할 수 있다. 본 논문에서는 히스토그램의 차이점을 분석하기 위해 SA 알고리즘 방법을 사용한다. SA 알고리즘은 언덕오르기(hill climbing) 휴리스틱을 변형한 것이다. 탐색 공간의 한 점에서 시작하여 임의로 이동이 이루어진다. 즉, 사용자 임의의 지점을 설정하고, 입력된 히스토그램의 기울기를 분석하여 데이터를 얻는 방법이다. SA 알고리즘을 이용한 히스토그램 분석은 그림 4와 같다.

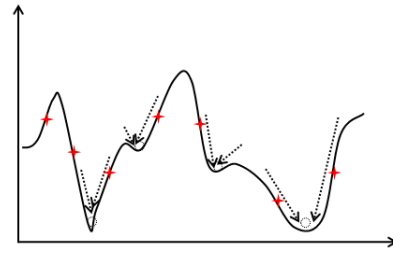


그림 4 SA 알고리즘 방법

Fig. 4 method of SA algorithm

SA 알고리즘 수식은 다음과 같다.

$$f(s') > f(s) \text{ or } random() < e^{-\frac{f(s')-f(s)}{t}} \tag{13}$$

인간과 가축에 대한 히스토그램을 식(13)과 같은 방법으로 분석하게 된다. 분류하는 방법은 최대, 최소, 변곡점들을 이용하여 분석하게 된다. 인간의 경우 최대 극점을 1개 가지게 되고 가축의 경우 2개 이상을 가지게 되며, 인간의 경우보다 가축의 경우 변곡점이 더 많다는 결과를 얻을 수 있다. 얻은 데이터를 정확하게 분류하기 위해 인간 x_1 과 가축 x_2 로 데이터를 정의한다.

3.2 퍼지-베이지안 인간과 가축분류를 위한 분류기

분석된 데이터 분포를 분류하기 위해서 퍼지-베이지안 알고리즘을 이용한다. 퍼지 분류기는 애매모호한 데이터를 효율적으로 해석하는데 많이 사용된다. 대표적으로 Takagi-Sugeno(T-S) 퍼지 모델 기반 분류 시스템이 있다. 인간과 가축을 분류를 위해서 두 개의 DB(Data Base)를 구한다. SA 알고리즘을 이용하여 히스토그램을 분석한 $histo_1$ 은 사람의 DB, $histo_2$ 는 가축의 DB이다. 인간과 가축을 분류하기 위한 규칙은 다음과 같다.

$$\text{If } x_1 \text{ is } histo_1 \text{ and } x_2 \text{ is } histo_2 \text{ THEN } b \text{ is } f(a) \tag{14}$$

베이지안 분류기의 경우는 확률 기반 시스템으로 구성된다. 이전 확률 $P(X)$ 와 조건부 확률 $P(X|\omega_i)$ 을 사용한다. 이전 확률은 사람 1명의 $histo_1$ 과 가축 1마리의 $histo_2$ 가 기준이 된다. 이 때, 다 변수 가우시안 모델 기반 베이지안 분류기는 다음과 같은 판별 함수를 가진다[9,10].

$$d_i(A) = \frac{1}{(2\pi)^2 |\Sigma_i|^2} e^{-\frac{1}{2}(x-m_i)T\Sigma_i^{-1}(x-m_i)} P(\omega_i) \tag{15}$$

여기에서 x 는 n 개의 행을 지닌 벡터이며, m_i 는 평균 벡터를 Σ_i 는 공분산을 나타낸다. 베이지안의 조건부 확률은 다음 식(16)과 같이 구한다.

$$P(\omega_i|X) = \frac{p(X|\omega_i)P(\omega_i)}{p(X)} = \frac{\text{우도} \cdot \text{사전확률}}{p(X)} \quad (16)$$

조건부 확률을 구한 후 인간과 가축의 분류 방법은 다음 식(17)과 같이 분류하게 된다.

$$\begin{aligned} P(\omega_1|X) > P(\omega_2|X) \text{ 이면, } X \text{를 } \omega_1 \text{로 분류하고} \\ P(\omega_1|X) < P(\omega_2|X) \text{ 이면, } X \text{를 } \omega_2 \text{로 분류하라} \end{aligned} \quad (17)$$

5. 실험 및 고찰

본 실험에서 사용된 영상은 320x240크기, 24bit 칼라 영상, 프레임 속도 30 frame/sec이다. window XP환경에서 Visual C++언어로 개발 했다. 데이터 분석을 위해서 matlab을 사용 하였다. 실험 영상은 농가의 도움을 얻었다. 그림 5은 (a)축사 입구 영상과 (b)축사 내부 영상을 가지고 실험한다.



그림 5 2개의 실험 영상
Fig. 5 Two test images

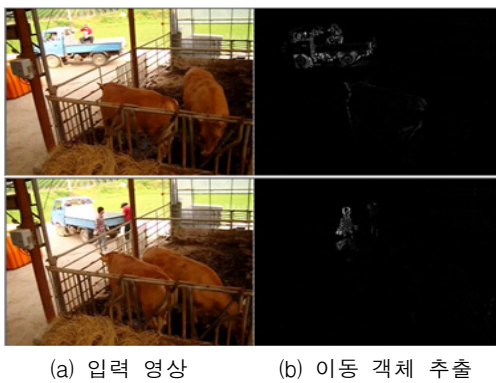


그림 6 이동 객체 추출
Fig. 6 Moving object Extraction

그림 6은 (a)의 입력 영상에 대해서 차분 영상과 EM 알고리즘을 이용하여 이동 객체 추출 한 결과 영상은 (b)와 같다. 큰 움직임을 가지는 이동 객체를 추출하였고, 추출된 이동 객체의 히스토그램을 생성하였다. SA 알고리즘을 이용하여 히스토그램을 분석하여 DB화 하였다. 결과 영상으로는 그림 7과 같다. 그림 8에서는 사람과 가축이 있는 DB이다.

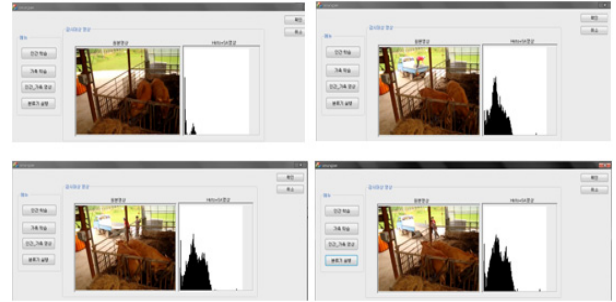


그림 7 히스토그램 생성 및 SA 알고리즘 분석
Fig. 7 Histogram creation and SA algorithm Analysis

그림 8은 퍼지-베이시안 분류기에 DB로 사용한다. 인간의 경우 히스토그램보다 가축의 경우 완만하거나, 최대 극점을 가지는 지점이 많다는 것을 확인 할 수 있다.

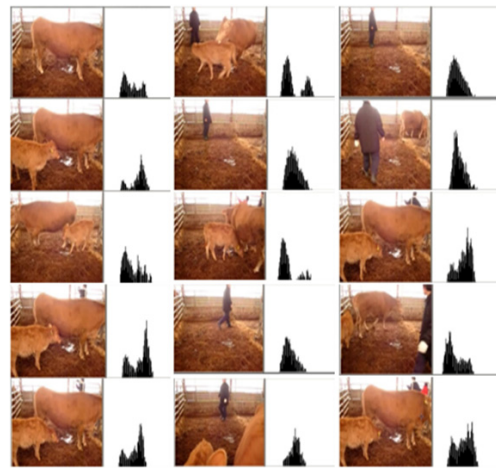


그림 8 인간과 가축의 DB
Fig. 8 Human and livestock DB

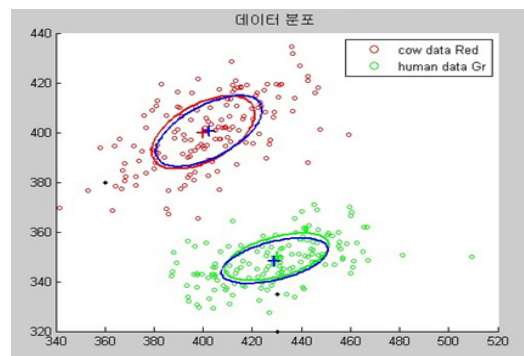


그림 9 퍼지-베이시안에 의한 분류 결과
Fig. 9 Results of Classification by Fuzzy-Bayesian

그림 8에서의 DB를 이용하여 그림 9와 같이 인간과 가축의 분포를 보여준다. 퍼지-베이시안 분류기를 이용하여 분류됨을 보였다. 실험 중에 그림 10의 (a)와 같이 가축이 정면을 응시 하고 있을 때에는 인간과 비슷한 히스토그램을 가지기 때문에 분류에 문제점을 보이며, 그림 10의 (b)는 이

동 객체의 추출을 하지 못하는 문제점을 가진다. 가축이 정면의 카메라에 너무 근접하게 붙어있어 검출에 오류를 보인다. 문제점을 해결하기 위해 다수의 카메라를 이용하여 옆 측과, 뒤 측에 카메라를 설치하면 가축의 측면 영상을 확보 할 수 있기 때문에 위의 그림 8과 같은 결과를 얻을 수 있다.

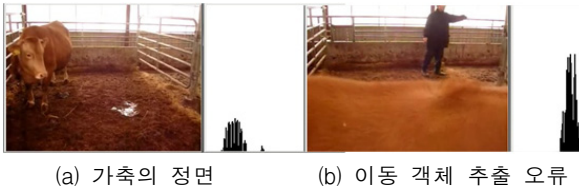


그림 10 히스토그램 분석의 오류
Fig. 10 the error analyzed of histogram

6. 결 론

본 논문에서는 퍼지-베이지안을 이용한 인간과 가축 분류 방법을 제안 하였다. 실험 영상은 실제 농가의 축사에서 도움 받아 고정된 카메라로부터 영상을 획득했다. 장면 차분 방법을 이용하여 이동 객체를 추출하였다. 추출된 이동 객체의 잡음을 제거하기 위해 EM 알고리즘 적용 했다. 이동 객체가 추출된 영상에서 히스토그램을 생성하였다. SA 알고리즘을 이용하여 히스토그램을 분석하였다. 분석한 DB를 퍼지-베이지안 분류기를 이용하여 인간과 가축을 분류하였다. 실험 결과 본 논문에게 제안한 방법의 우수성과 응용가능성을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] A. Elgammal, R. Duraiswami, D. Harwood, and L. Davis, "Background and foreground modeling using nonparametric kernel density Estimation for visual surveillance," *Proceedings of the IEEE*, vol. 90, pp. 1151-1163, 2002.

[2] A. Yilmaz, O. Javed, and M. Shah, "Object tracking : A survey," *Image processing and Computer Vision*, Vol.38 No.4, 2006.

[3] J. J. Verbeek, N. Vlassis, and B. Krose, "Efficient greedy learning of Gaussian mixture models," *Published in Neural Computation*, Vol. 5, No. 2, pp. 469-485, 2003.

[4] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 39(Series B), pp. 1-38, 1977.

[5] A. J. Lipton, H. Fujiyoshi, and R. S. Patil, "Moving target classification and tracking from real-time video," in *Proc. IEEE Workshop Applications of Computer Vision*, pp. 8-14, 1998.

[6] M. Salotti, "An efficient algorithm for the optimal polygonal approximation of digitized curves," *Pattern Recognition Letters*, 22(2):215-221, February 2001.

[7] X. Li, L. Wang, and E. Sung, "AdaBoost with SVM-based component classifiers", *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 21, pp. 785 - 95, 2008.

[8] P. L. Leung and K. Lau, "Estimating the city-block two-dimensional scaling model with simulated annealing," *European Journal of Operational Research*, vol. 158, pp. 518-524, 2005.

[9] D. W. kim, j.park, and Y. H. Joo, "Design of fuzzy rule-based classifier: pruning and learning," *LNAI 3613*. pp. 416-425, 2005.

[10] 성화창, 박진배, 소제윤, 주영훈, "퍼지분류기 기반 지능형 차단 시스템," *퍼지 및 지능시스템학회 논문지*, vol. 17 no. 4, pp. 534-539, 2007.

저 자 소 개



오 명 재 (吳 明 在)

2010년 : 군산대 전자정보과 졸업.
2010년~현재 : 동 대학원 전자정보공학부 석사과정
관심분야 : 지능형 로봇, 보안 감시 시스템
Phone : 063-469-4706
E-mail : ftaudwo12@naver.com



주 영 훈 (周 永 焄)

1982년, 1984년, 1995년 연세대학교 전기공학과 졸업 (공학사, 공학석사, 공학박사). 1986-1995년 삼성전자(주) 생산기술센터 팀장, 1995년~현재 군산대학교 전자정보공학부 정교수. 1998~1999년 미국휴스턴대학 박사후과정, 2008~ 2009년 한국지능시스템학회 회장, 2010년 현재, 대한전기학회 정보제어부문회 편집위원장, Int. Journal of Control, Automation, and Systems(IJCAS) Editor.
Tel : 063-469-4706
E-mail : yhjoo@kunsan.ac.kr