

공간적분을 이용한 인간·가축 분류

오명재, 김진규, 탁명환, 주영훈
 군산대학교 제어로봇학과

Human · Livestock Classifier Using Spatial Integration

Myung Jae Oh, Jin Kyo Kim, Myung Hwan Tak, Young Hoon Joo
 Kunsan University*, Kunsan University

Abstract - 본 논문은 공간적분을 이용한 인간·가축 분류를 위한 실시간 영상처리 방법을 제안한다. 입력 영상에 장면 차분 방법을 이용해 차분 영상을 구하고 잡음 제거를 위해 EM 알고리즘을 이용한다. 잡음 제거된 템플릿 영상에 대해 KLT 알고리즘을 이용하여 특징 벡터를 구한다. 추출된 이동 객체의 움직임 벡터 기반으로 히스토그램을 생성한다. SA 알고리즘을 이용하여 히스토그램을 분석 하여, 최종적으로 인간과 가축을 분류한다.

1. 서 론

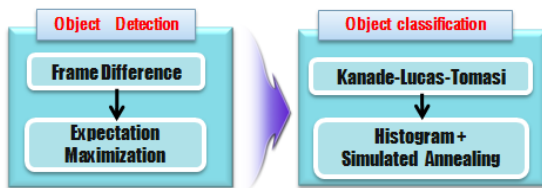
최근 지능형 영상 감지 시스템에 대한 관심이 보안 감시 업체를 중심으로 증가하고 있다. 감시 카메라는 보안, 감시, 도난, 치한 등 학교나 회사, 가정뿐만 아니라 공공시설 공간에서 사용된다. 동적인 배경을 가지는 환경에서는 침입자의 분류에 있어 많은 연구가 진행되고 있다. 그러나 실시간으로 분류하는 방법이 있어서 많은 오차를 보이고 있는 실정이다.

기존 침입자 분류 방법으로는, 장면 차분 기법을 이용하여 진경을 추출하는 방법이 있다[1]. 장면 차분 기법은 움직임이 없는 환경에서 움직이는 대상을 검출할 때 유리하며, 짧은 시간동안 움직인 부분만을 검출할 때 장점을 보인다. 그러나 움직이는 대상의 모든 범위를 검출하는 문제점이 생기며, 움직임이 잠시라도 멈추면 객체 검출을 못하는 단점이 있다. 가우시안 혼합 모델은 확률 분포를 사용하기 때문에 정확한 모델링이 가능하지만, 모든 현상을 가우시안 혼합 모델화하기 때문에 불필요한 처리 요소가 증가하여 처리율이 떨어지게 된다. 동적인 배경에서의 장면 차분 기법은, 나뭇잎과 같은 작은 움직임 까지 검출하는 문제점이 발생하기에 이동하는 객체의 검출에 대해 어려움이 있다. 따라서 동적인 배경을 정확하게 모델링하며 이동 객체를 분류하는 알고리즘이 필요하다.

본 논문은 DoG(Difference of Gaussian)알고리즘을 사용한다. DoG 알고리즘은 장면 차분(Frame Difference)을 이용해 실시간으로 변화하는 이동 객체를 검출한다[2]. 동적 배경을 학습 시키는 과정에는 EM(Expectation Maximization) 알고리즘을 적용해 잡은 움직임을 가지는 방해 요소들을 제거 한다[3]. 템플릿 영상에 KLT 알고리즘을 이용하여 특징 벡터를 구한다. 구해진 특징 벡터를 히스토그램을 생성한다[4]. SA(Simulated Annealing) 알고리즘[5]을 적용해 히스토그램을 분석하여 인간과 가축을 분류하는 알고리즘을 제안한다.

2. 제안하는 알고리즘

입력 영상에서 장면 차분기법을 이용하여 이동 객체를 추출한다. EM 알고리즘을 이용하여 배경의 잡음을 제거한다. KLT 알고리즘을 이용하여 템플릿 영상에 대한 특징 벡터를 추출내고, 히스토그램으로 생성한다. SA 알고리즘을 이용하여 히스토그램을 분석하고 인간·가축을 분류한다. 제시한 알고리즘은 <그림 1>과 같다.



<그림 1> 전체 시스템 블록도

2.1 DoG을 이용한 이동 물체 추출

입력 영상에서 이동 객체를 추출하기 위해 장면 차분(Frame Difference)방법을 사용한다. 입력 영상 N 개의 각 프레임 마다 저장한다. 저장된 영상 중 N 번째 들어온 것을 현재 영상이라 가정하고 이전 영상을 $N-1$ 번째로 저장을 시켜 (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)에서 나온 결과로 표본 데이터의 집합을 $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]$ 와 같이 구한다. 표본 데이터를 구한 후 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.

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

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

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

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.

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

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

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)와 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 횟수가 많아지면 모델의 유사도가 좋지 않아지기 때문에 적절하게 정해주는 것이 중요하다.

2.2 KLT를 이용한 특징 벡터 추출

이동 객체 변화량의 벡터를 $W(X;p)$, 이전 이미지를 $T(X)$ 로 나타낸다. 특징 벡터를 찾는 수식은 다음과 같이 정리 된다.

$$W(X;p) = \begin{bmatrix} x+p1 \\ y+p2 \end{bmatrix}, p \leftarrow p + \Delta p \quad (8)$$

$$\sum_x [I(W(X;p)) + \nabla I \frac{\partial W}{\partial p} \Delta p - T(X)]^2 \quad (9)$$

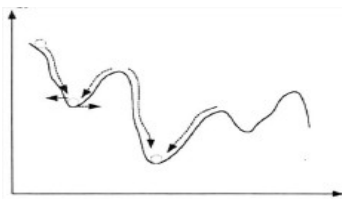
상기의 식(9)에서 입력 영상 $I(X)$ 의 변화량 벡터와 시간에 따른 변화량에 대해서 나타내게 된다.

2.3 히스토그램의 SA분석

상기의 변화량의 데이터 영상에서 히스토그램을 생성한다. 특징 벡터의 x축은 사용자 임의로 구간을 정하며, y축은 전체를 생성한다.

$$his[n] = \sum_x^n \sum_y^{m_i} \Delta point \quad (10)$$

생성된 히스토그램을 분석하기 위해 SA 알고리즘을 방법을 사용한다. SA 알고리즘이란 단순한 언덕 오르기 기법과 유사하다. 즉, 사용자 임의의 지점을 설정하고, 입력된 그래프의 기울기를 분석하여 데이터를 얻는 방법이다. 다음 <그림 2>와 같이 히스토그램을 분류 하게 된다.



<그림 2> SA 알고리즘 방법

수식은 다음과 같다.

$$f(s') > f(s) \text{ or } random() < e^{-\frac{f(s')-f(s)}{t}} \quad (11)$$

식(11)에서 미분의 기울기 값과 변곡점과 극점을 검출해 인간·가축을 분류 하게 된다.

3. 실험 및 고찰

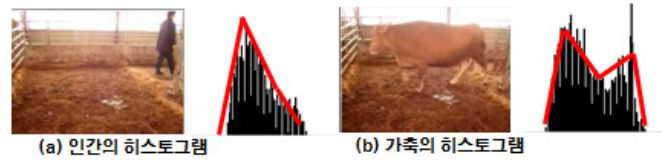
본 실험에서 사용된 영상은 320x240크기, 24bit 컬러 영상, 프레임 속도 30 frame/sec이다. window XP환경에서 Visual C++언어로 개발 했다.



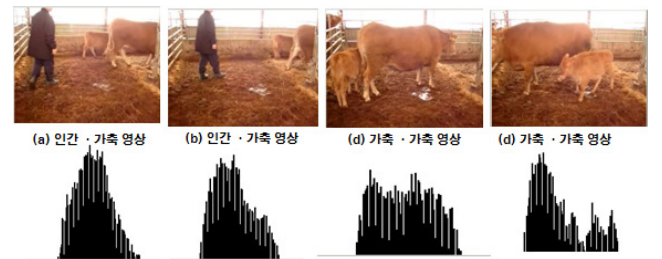
<그림 3> 인간·가축의 입력 영상 처리 과정

입력 영상을 DoG 알고리즘을 사용하여 이동 객체를 검출 및 배경 모

델링을 하였다. 템플릿 영상에 대한 이동 객체 특징 벡터를 검출한 그림은 <그림 3>과 같다. 템플릿 영상에 대한 특징 벡터를 이용하여 히스토그램을 생성한다. <그림4>은 단일 인간·가축의 히스토그램의 SA방법이다.



<그림 4> 인간·가축의 히스토그램 생성과 SA 방법



<그림 5> 인간·가축의 판단 실험 영상

<그림 4>(a),(b)처럼 배경에서 단일 객체가 검출되었을 때 인간과 가축을 분류 할 수 있다. <그림 5>는 인간과 가축이 함께 영상 (a),(b)와 가축만 있는 영상 (c),(d)를 상황에 따른 분류 한다.

4. 결 론

본 논문에서는 공간적분을 이용한 인간과 가축 분류 방법을 제안 하였다. 실험 영상은 실제 농가의 축사에서 도움 받아 고정된 카메라로부터 영상을 획득했다. 이동 객체를 검출하기 DoG 알고리즘을 이용하였다. 템플릿 영상에 대해 KLT 알고리즘을 이용해 이동 객체의 변화율에 대한 특징 벡터를 추출 하였다. 구해진 특징 벡터에 대해서 히스토그램을 생성하였고, SA 알고리즘을 적용하여 인간과 가축을 분류하였다. <그림 5>는 인간과 가축이 있는 영상과 가축만 있는 영상을 분류 할 수 있지만 개별적인 이동 객체를 분류하지는 못한다. 차후에는 다중 객체를 분류하기 위한 연구가 필요하다.

감사의 글: 본 연구는 2011년 교육과학기술부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(KRF-2009-220-D00034).

[참 고 문 헌]

- [1] A. Elgammal, R. Duraiswami, D. Harwood, and L. Davis, "Background and foreground modeling using nonparametric kernel density for visual surveillance", Proc. IEEE, vol. 90, pp. 1151-1163, 2002.
- [2] Yilmaz, A. , Javed, O. , Shah, M. "Object Tracking : A Survey", ACM computing surveys, Vol.38 No.4 [2006]
- [3] A Dempster, N. Laird, and D. Rubin. "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," Journal of the Royal Statistical Society, Vol. 39(Series B), pp. 1-38, 1977.
- [4] B. D. Lucas and T. Kanade. "An iterative image registration technique with an application to stereo vision", Int. Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 674-679, 1981, 8.
- [5] 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