
EGML 기반 이동 객체 검출 알고리즘의 하드웨어 설계조건 분석

안효식* · 김정훈* · 신경욱*

*금오공과대학교

An analysis of hardware design conditions of EGML-based moving object detection algorithm

Hyo-sik An* · Keoung-hun Kim* · Kyung-wook Shin*

*Kumoh National Institute of Technology

E-mail : spyu12@kumoh.ac.kr

요 약

본 논문에서는 EGML (Effective Gaussian Mixture Learning) 기반 이동 객체 검출 알고리즘의 하드웨어 구현을 위한 설계조건을 분석하였다. EGML 알고리즘을 OpenCV 소프트웨어로 구현하였으며, 다양한 영상들에 대한 시뮬레이션을 통해 배경학습 시간과 이동 객체 검출에 영향을 미치는 파라미터 조건을 분석하였다. 또한, 고정소수점 시뮬레이션을 통해 파라미터들의 비트 폭이 이동 객체 검출 성능에 미치는 영향을 평가하고, 최적 하드웨어 설계 조건을 도출하였다.

ABSTRACT

This paper describes an analysis of hardware design conditions of moving object detection algorithm which is based on effective Gaussian mixture learning (EGML). The simulation model of EGML algorithm is implemented using OpenCV, and it is analyzed that the effects of parameter values on background learning time and moving object detection sensitivity for various images. In addition, optimal design conditions for hardware implementation of EGML-based MOD algorithm are extracted from fixed-point simulations for various bit-width parameters.

키워드

moving object detection, MOD, gaussian mixture model, EGML, background learning

1. 서 론

실시간 감시시스템은 가정과 사무실, 도로 교통, 주요무인 시설 등에서 카메라를 이용한 실시간 감시시스템이 방법과 각종 사고 예방을 위해 널리 사용되고 있다.[1-2] 감시시스템의 첫 단계는 객체의 검출이며 이는 일반적으로 전체 성능에 가장 중요한 요인으로 작용한다.

이동 객체 검출 알고리즘 중 배경을 모델링하여 배경과 이동 객체를 구분하는 적응적 배경 차분 알고리즘이 있다. 적응적 배경 차분 알고리즘에 사용되는 적응적 가우시안 혼합모델(Gaussian mixture model)은 영상의 각 픽셀에 대해 여러 개의 가우시안 혼합 분포를 이용해 확률적으로 배경을 모델링 하는 방법으로서 환경의 변화에 적응해 나갈 수 있는 장점을 가지고 있다.[3] 그러나 이 방법은 배경에 적응해 나가는 학습 속도

에 따라 성능에 큰 차이를 보이는 단점이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 EGML 알고리즘이 제안되었으며, 고정된 학습율을 각 가우시안 분포에 맞게 적절히 조절함으로써 이동 객체를 구분하는 정확도를 향상시킨다.[4] 그러나 역동적인 배경, 화면 흔들림, 조명 변화, 그림자 등 다양한 상황들에서 이동 객체 검출에 문제를 야기한다.[5] 이러한 요인들의 영향을 줄이기 위해서는 학습 속도와 함께 알고리즘의 파라미터 값을 적절하게 조절해야 한다.

본 논문은 EGML 알고리즘을 C++와 openCV로 구현하고, IEEE CDW-2012 dataset[6]에 제시된 기준 영상에 대한 시뮬레이션을 통해 EGML 알고리즘의 파라미터 값과 비트 길이가 이동 객체 검출 성능에 미치는 영향을 ROC-Curve와 F-measure 값을 이용하여 분석하였다.

II. EGML 알고리즘

EGML 알고리즘은 가변 학습율을 적용하여 가우시안의 평균과 분산을 업데이트함으로써 빠른 수렴속도와 높은 안정도를 갖도록 개선된 가우시안 혼합 모델 기반의 배경 생성 방법이다. 배경 학습 과정에서 학습율(α)에 의해 가중치(ω)가 업데이트되는 관계는 식 (1)과 같으며, 가중치는 최초로 생성되는 배경의 조건을 판단하고 새로운 객체를 배경으로 추가할 때 적용되어 가우시안 생성과 소멸의 기준으로 사용된다.

$$\omega_k(t) = (1-\alpha) \cdot \omega_k(t-1) + \alpha \cdot q_k \quad (1)$$

각 가우시안의 매칭 빈도수(c)를 이용하여 평균(μ)과 분산(σ)을 계산하는 과정은 식 (2)~식 (5)와 같다. EGML 알고리즘은 “Winner-Take-All” 방식을 적용하므로, 가장 높은 확률을 가진 가우시안은 $q_k = 1$ 이 되고, 나머지 가우시안은 $q_k = 0$ 이 되어 파라미터들이 업데이트된다.

$$c_k(t) = c_k(t-1) + q_k \quad (2)$$

$$\eta_k = q_k \cdot \{(1-\alpha)/c_k + \alpha\} \quad (3)$$

$$\mu_k(t) = (1-\eta_k) \cdot \mu_k(t-1) + \eta_k \cdot x \quad (4)$$

$$\sigma_k^2(t) = (1-\eta_k) \cdot \sigma_k^2(t-1) + \eta_k \cdot (x - \mu_k(t-1))^2 \quad (5)$$

입력되는 화소값이 어느 가우시안에도 포함되지 않을 경우에는 식 (6)에 의해 가장 낮은 가중치를 갖는 가우시안의 파라미터들이 초기화된다. 새롭게 생성되는 가우시안은 $c_k = 1$ 로 초기화되어 평균과 분산이 빠른 속도로 수렴되며 시간이 지날수록 α 값에 근접해져 높은 안정도를 갖는다.

$$\forall_{j=1..K}, k = \operatorname{argmin}_j(\omega_j) \quad (6)$$

$$\omega_k = \alpha, \mu_k = x, \sigma_k = V_0, c_k = 1$$

III. 소프트웨어 구현 및 파라미터 분석

그림 1은 이동 객체 검출의 일반적인 과정을 보이고 있다. 입력 영상을 전처리한 후에 EGML

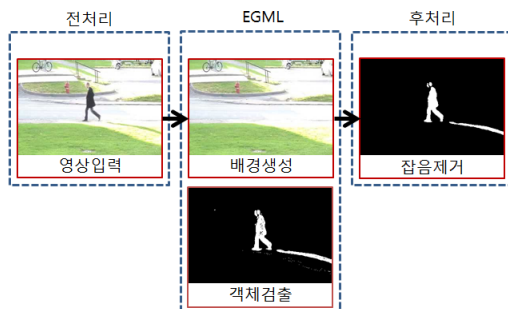


그림 1. 이동 객체 검출 과정

알고리즘을 적용하여 배경을 생성하고 배경 차분 방법으로 이동 객체를 검출한 후, 후처리를 통해 잡음을 제거하는 과정으로 이루어진다. EGML 알고리즘 기반의 이동 객체 검출 과정을 C++ 및 OpenCV를 이용하여 소프트웨어로 구현하였으며, IEEE CDW-2012 dataset에 제시된 기준 영상에 대해 ROC-Curve와 F-measure 값을 구하여 이동 객체 검출 성능을 분석을 하였다. 영상의 전처리와 후처리에는 각각 가우시안 필터와 메디안 필터를 적용하였다.

IEEE CDW-2012 dataset의 6개의 범주별 대표 영상에 대한 분석 결과는 그림 2 와 같으며, 대부분의 영상에 대해서 ROC-Curve가 좌측 상단에 위치하므로, 이동 객체 검출 성능이 우수함을 확인할 수 있다.

EGML 알고리즘 파라미터에 대해서는 학습율(α), 입력된 픽셀에 대해 배경 여부를 결정하는 임계값(T), 입력된 픽셀의 표준편차(σ)에 대해 분석했다. 그림 2-(b), (d)의 영상에 대해서는 EGML 알고리즘의 객체 검출 성능이 떨어지는 것을 확인할 수 있으며, α 값이 작을수록, 그리고 T 와 σ 의 값이 30인 경우에 가장 좋은 성능을 나타냈다. 그림 2-(a), (c), (e), (f)의 영상에 대해서는 파라미터값의 변화에 따른 큰 차이는 없지만, 학습율 α 값이 클수록, 그리고 T 와 σ 의 값이 20인 경우에 가장 좋은 성능을 나타냈다.

F-Measure 값은 $Recall = TP/(TP+FN)$ 와 $Precision = TP/(TP+FP)$ 의 조화 평균(harmonic mean)으로 $0 \leq F-Measure \leq 1$ 의 값을 가지며, 1에 가까울수록 성능지표가 높다. 단, TP (True Positive)는 객체 픽셀이 객체로 인식된 총 픽셀

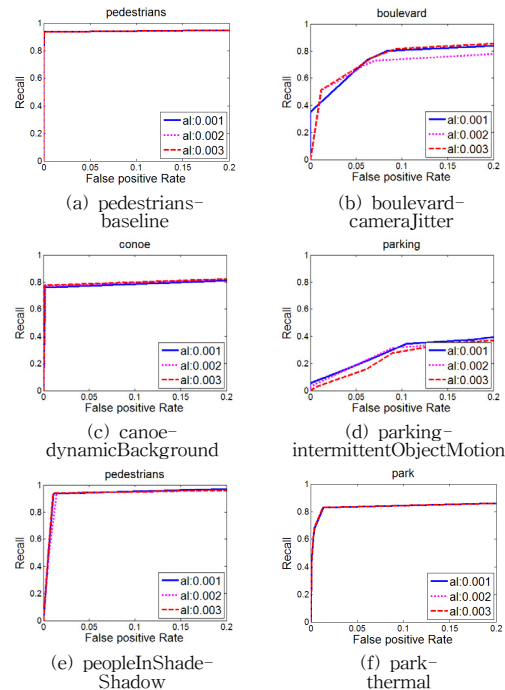


그림 2. 범주별 대표 영상의 ROC-Curve

표 1. 범주별 대표 영상의 F-Measure 값

영상 이름	파라미터	F-Measure
pedestrians	$\alpha=0.003, T=3, \sigma=7$	0.93395
boulevard	$\alpha=0.001, T=3, \sigma=10$	0.48441
canoe	$\alpha=0.003, T=3, \sigma=7$	0.85365
parking	$\alpha=0.001, T=3, \sigma=10$	0.26468
peopleInShade	$\alpha=0.003, T=3, \sigma=7$	0.88234
park	$\alpha=0.003, T=3, \sigma=7$	0.72649

수를 나타내며, FN (False Negative)과 FP (False Positive)는 각각 객체 픽셀이 배경으로 인식된 총 픽셀 수, 그리고 배경 픽셀이 객체로 인식된 총 픽셀 수를 나타낸다. 표 1은 최적의 파라미터 값을 적용했을 경우에 범주별 대표 영상들의 F-Measure 값이다.

IV. 고정 소수점 비트길이 분석

EGML 기반의 이동 객체 검출 알고리즘의 하드웨어 설계조건을 도출하기 위해 고정소수점 시뮬레이션으로 성능을 분석하였다. pedestrians 영상에 대해 앞에서 구해진 최적 파라미터 값을 적용하였으며, 파라미터와 연산과정의 소수점 이하 비트 길이에 따른 성능 분석 결과는 표 2와 같다.

표 2. 비트길이 변화에 따른 F-Measure 값

구분	비트 길이	F-Measure
case-(a)	floating point	0.93395
case-(b)	$\omega:15\text{bit}, \mu:5\text{bit}, \sigma:6\text{bit}$	0.93891
case-(c)	$\omega:15\text{bit}, \mu:5\text{bit}, \sigma:2\text{bit}$	0.936181
case-(d)	$\omega:13\text{bit}, \mu:0\text{bit}, \sigma:0\text{bit}$	0.31553
case-(e)	$\omega:12\text{bit}, \mu:5\text{bit}, \sigma:6\text{bit}$	0

표 2에서 case-(a)는 부동소수점 연산 결과이다. case-(b)는 성능이 가장 좋은 경우이며, case-(c)는 문헌[7]에 제시된 비트 길이를 적용한 경우이다. case-(d)는 MOD가 가능한 최소의 비트 길이이며,

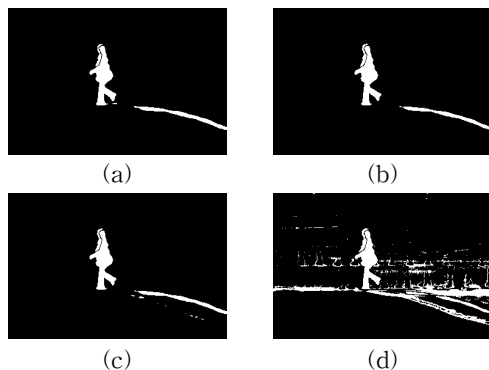


그림 3. 비트 길이에 따른 이동 객체 검출 결과

(a) floating point (b) $\omega:15\text{bit}, \mu:5\text{bit}, \sigma:6\text{bit}$ (c) $\omega:15\text{bit}, \mu:5\text{bit}, \sigma:2\text{bit}$ (d) $\omega:13\text{bit}, \mu:0\text{bit}, \sigma:0\text{bit}$

식 (1)의 가중치 ω 의 비트 길이가 12-비트 이하가 되면, μ 와 σ 의 비트 길이에 상관없이 객체가 검출되지 못한다. 비트 길이에 따른 이동 객체 검출 결과는 그림 3과 같다.

V. 결론

본 논문에서는 EGML 알고리즘과 배경 차분을 이용한 이동 객체 검출 방법을 소프트웨어로 구현하여 성능을 평가함으로써 유용성을 확인하고, 하드웨어 설계를 위한 고정소수점 비트 길이를 분석하였다. 알고리즘 특성상 심한 흔들림이 있는 화면과 배경으로 학습된 객체가 움직이는 경우에 바로 객체로 인식 되지 못하는 경우를 제외하고 매우 뛰어난 성능을 가진 것으로 판명되었다.

참고문헌

- [1] J. Hsieh, S. Yu, Y. Chen, and W. Hu, "Automatic traffic surveillance system for vehicle tracking and classification", IEEE transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 7, no 2, pp. 175-187, 2006.
- [2] J. Black, S. Velastin, B. Boghossian, "A real time surveillance system for metropolitan railways," IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, pp. 189-194, 2005.
- [3] C. Stauffer and W. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking," Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 246-252, June, 1999.
- [4] A. Elgammal, R. Duraiswami, D. Harwood and L.S. Davis, "Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance," Proc. IEEE, vol. 90, no. 7, pp. 1151-1163, Jul. 2002.
- [5] S. Kulchandani, J. Dangarwala, "Moving object detection: Review of recent research trends", Pervasive Computing (ICPC), 2015 International Conference, Jan. 2015
- [6] D. Lee, "Effective Gaussian Mixture Learning for Video Background Subtraction," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 27, no. 5, pp. 827-832, May 2005.
- [7] 임조성, "감시시스템에서 배경차 알고리즘의 FPGA 구현" 한국교육학술정보원 dec 2006.