ISSN 1229-800X The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers Vol. 64P, No. 3, pp. 187~192, 2015
http://dx.doi.org/10.5370/KIEEP.2015.64.3.187

HOG와 칼만필터를 이용한 다중 표적 추적에 관한 연구

A Study on Multi Target Tracking using HOG and Kalman Filter

서 창 진†
(Chang-Jin Seo)

Abstract - Detecting human in images is a challenging task owing to their variable appearance and the wide range of poses the they can adopt. The first need is a robust feature set that allows the human form to be discriminated cleanly, even in cluttered background under difficult illumination. A large number of vision application rely on matching keypoints across images. These days, the deployment of vision algorithms on smart phones and embedded device with low memory and computation complexity has even upped the ante: the goal is to make descriptors faster compute, more compact while remaining robust scale, rotation and noise. In this paper we focus on improving the speed of pedestrian(walking person) detection using Histogram of Oriented Gradient(HOG) descriptors provide excellent performance and tracking using kalman filter.

Key Words : HOG, Pedestrian detection, Kalman filter, Target tracking

1. 서 론

최근 컴퓨터를 이용하여 인간의 시각기능을 구현하고자 하는 컴퓨터 시각에 관한 연구들이 활발히 연구 되어 지고 있다. 특별히 도로상에서 움직이는 보행자의 움직임을 추적하여 지능형교통시스템(intelligent transport systems)에 적용하고자 하는 관심이 커지고 있다. 컴퓨터 시각은 어떤 장면에서의 영상을 분석하여 장면에 대한 정보를 추출해 내고자 하는 것에 주된 관심이 있다. 최근 물체 탐지 기법 및 영상처리속도의 발전으로 연속적인 영상에서 움직이는 물체에 대한 정보를 추출하고 추적하는 분야에 대한 연구가 활발하다[1-3]. 도로상에서 주행하는 차량 및 보행자의 움직임 추적은 지능형교통시스템 구축에 필요한 분야이며 최근 들어 무인자동차 및 운전자 보조시스템에 적용이 시작되고 있다.

영상검지기를 이용한 다중 표적 추적 시스템은 영상의 변화를 탐지하고 관찰자와 객체의 특성을 결정해야 하며, 다음으로 상위 수준 추상화를 사용하여 표적의 정보를 특성화해야 하며, 마지막으로 원하는 표적의 개체를 인식해야 한다[4].

움직임 분석의 주된 주제는 움직이는 표적의 3차원적인 움직임 성분을 추정하는 것이다. 움직임 분석에 초점을 맞추고 있는 시각을 기반으로 한 시스템에서 얻을 수 있는 정보는 어떤 3차원 표적의 실제 속도를 영상면(image plane)에 투사한 것과 관련이 있다. 관측자가 어느 한 방향을 향해 걸어가고 있을 때 관측자의 움직임에 따라 영상면에 각기 다른 움직임 장(motion field)이 형성된다. 이러한 명백한 움직임은 표적의 움직임을 이해하는데 매우 유용하다. 그러므로 움직이는 표적의 분석은 분명한 움직임을 추정하고 3차원적인 움직임을 구해내는 것이다.

움직이는 표적 추적은 영상검지기로 입력되어지는 영상을 분석하여 영상내에 존재하는 다양한 특징 정보를 추출, 분석, 처리하여 영상에 존재하는 물체를 인식하고 추적하는 기술이다. 입력되어지는 영상에 존재하는 표적을 탐지하는 방법은 영상면에 투영된 표적의 정보를 해석하는 기법이며, 영상의 특징 정보를 어떻게 추출하느냐에 따라 그 성능의 차이를 보이고 있다. 이러한 표적의 특징분석은 단일 영상에 존재하는 특징 분석에서부터 다중 영상에 존재하는 특징을 분석하는 방법까지 매우 다양하게 연구가 진행되고 있다. 단일 영상에서 특징을 추출하는 SIFT(scale invariance feature transform)), SURF(speeded up robust features), BRISK(binary robust independent elementary features), FREAK(fast retina keypoint), HOG(histogram of oriented gradient)등의 기법은 영상에 존재하는 다양한 표적의 특징 정보를 학습되어진 특징 정보와 비교 분석하여 영상에 존재하는 표적을 탐지하는 방법으로 좋은 성능을 보이고 있다. SIFT는 크기에 불변한 특징 정보를 찾기 위하여 다양한 스케일의 영상을 분석하고 영상에 존재하는 특징 정보를 분석하여 표적 탐지에 사용하고 있으며 우수한 성능을 보이고 있다[5-8]. HOG는 영상에 존재하는 특징 정보의 방향과 기울기를 이용하여 특징 정보의 히스토그램을 분석하여 영상에 존재하는 표적을 탐지하고 있으며 특별히 보행자 탐지에 우수한 성능을 보이고 있다[7]. 표적 탐지를 위한 다양한 알고리즘이 최근 10년 사이에 많은 발전을 보이고 있고 SIFT와 HOG의 성능을 개선하여 특별한 환경에서 더욱 좋은 성능을 보이는 알고리즘들이 개발되고 있다. 다중 영상을 이용한 방법은 영상에 존재하는 물체의 특징을 찾기 위해서 여러 프레임에 존재하는 표적의 특징을 찾아 분석하여 영상에 존재하는 표적의 이동경로 복잡도 등을 분석하여 물체의

† Corresponding Author : Dept. of National Defense Intelligence Engineering, Sangmyung University, Korea
E-mail : cjseo@smu.ac.kr
접수일자 : 2015년 8월 3일
수정일자 : 2015년 8월 24일
최종완료 : 2015년 8월 26일

위치를 판단하고 있다. 이러한 물체를 탐지하는 기법은 대부분 영상에 존재하는 특징 정보를 어떻게 분석하는가에 따라 다양한 방법으로 분류되고 있다[9].

단일 영상 분석은 영상에 존재하는 표적과 배경간의 밝기 정보의 변화 및 영상의 복잡도 그리고 표적의 형태가 다양하게 변화하는 경우 완벽하게 표적을 탐지하지 못하는 단점은 가지고 있다. 다중 영상을 분석하는 알고리즘은 다중 프레임에 존재하는 표적의 움직임 변화가 작은 경우와 표적과 배경의 정보가 유사한 경우 표적을 탐지하기 어렵다는 단점을 가지고 있다[10].

보행자 추적은 지능형 교통시스템의 한분야로 도로위에 있는 보행자의 움직임을 추적하여 지능형 교통신호 제어시스템 및 무인자동차의 보행자보호시스템(PPS)과 첨단긴급브레이크시스템(AEBS)등에 적용이 가능하며 군사, 보안 목적으로 적용이 가능한 분야이다.

본 논문에서는 움직이고 있는 보행자의 움직임을 추적하기 위하여 HOG 기반의 특징 추출을 이용하여 보행자를 탐지하고, 움직이는 보행자의 이동 경로 추적을 위하여 칼만 필터를 이용하여 보행자의 움직임을 추적하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 연구의 배경이 되는 HOG와 Kalman 필터에 대하여 살펴보며, 3장에서는 제안하는 연구방법, 4장에서는 제안하는 연구방법의 실험결과, 5장에서는 결론 및 향후연구 과제를 제시한다.

2. 관련 연구

2.1 HOG(Histogram of Oriented Gradient)

HOG는 Dalal와 Trigg에 의해 개발되었으며 단일영상에서 보행자 검출을 목적으로 제안한 알고리즘으로 슬라이딩 윈도우 기반의 특징 추출 알고리즘이다[7]. 영상에서 검출하고자 하는 검출 대상영역에서 나타나는 색상의 밝기나 방향의 분포 정보를 특징으로 사용한다. 영상의 그래디언트의 크기정보는 색상이 얼마나 급격하게 변화하가에 따라 결정되고 방향정보는 색상이 변화하는 방향에 따라 결정된다.

HOG의 특징은 영상분할, 히스토그램생성, 히스토그램 병합의 3단계로 나누어지며 첫 번째 단계인 영상분할과정은 입력된 영상을 나누는 과정으로 영상에서 추출할 특징을 추출할 영상의 동일한 크기로 N개의 윈도우로 나누는 작업을 수행한다. 두 번째 단계는 윈도우내의 그래디언트의 크기 및 방향 정보를 이용하여 히스토그램을 생성하는 단계이다. 그래디언트의 크기 및 방향정보는 x축과 y축의 밝기변화를 이용하여 측정된다. 세 번째 단계는 이전 단계에서 생성한 N개의 윈도우에서 각자 생성한 R개의 벡터로 이루어진 히스토그램들을 연결하여 병합하는 과정을 거치게 된다. 병합과정을 거치게 되면 N×R개의 벡터로 이루어진 HOG 특징 벡터가 생성되게 된다.

이렇게 생성된 특징 벡터를 이용하여 보행자를 탐지하는 방법으로 SVM을 이용하였으며 보행자 탐지에 대표적으로 사용되고 있는 INRIA Dataset을 적용하였다[7].

2.2 Kalman Filter

Kalman 필터는 시스템 상태의 최적예측인 선형최소오차(LMV: linear minimum variance of error) 예측을 위한 순차적이면서 재귀적인 알고리즘을 제공한다. Kalman 필터는 잡음이 따르는 측정을 하게 되는 시스템의 실시간 추적에 사용되어지는 베이지 추정기법을 사용한다[11].

Kalman 필터는 현 상태의 벡터 x_t에 대한 일정시간 경과 후 전개된 상태를 묘사하는 시스템 모델이다. 상태들 사이의 천이는 알려진 천이(transition)행렬 Φ_t와 공분산(covariance) Q_t의 가우시안 잡음의 첨가에 의해 특징지어진다.

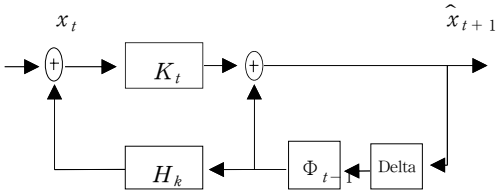


그림 1 칼만 필터 블록 다이어그램
Fig. 1 Diagram of Kalman filter

칼만 필터 다이어그램은 그림 1과 같다. 추적을 위한 Kalman 필터의 효율적인 구성을 위하여 먼저 적절한 운동 모델의 설정이 필요하며 본 논문의 보행자의 운동 모델에서 사용된 가정은 다음과 같다.

(1) 관성운동을 하는 보행자는 일반적으로 완만하게 움직이므로 운동 파라미터의 급격한 변화는 발생하지 않는다.
(2) 추적 목표의 속도는 인접한 시간 축에서는 상수의 값을 가지는 비교적 등가속도 운동을 한다.

운동 모델의 상태변수는 영상에서의 현재 좌표 점과 (x, y)축 방향의 변량으로 설정한다. 시간 t에서의 추적목표의 상태벡터는 식 (1)과 같다.

$$x(t) = [x(t)\ \ y(t)\ \ \Delta x\ \ \Delta y]^T \tag{1}$$

운동모델의 상태변수를 이용한 이산치 시간후의 예측을 위한 상태방정식은 식 (2)와 같다.

$$x(k+1) = \Phi(x)x(k) + w(k) \tag{2}$$

여기서 : $\Phi(x)$: 상태천이행렬, $w(k)$: prediction error, 평균 0, 공분산행렬 $Q(k)$인 가우시안 분포

목표물체의 궤적은 등가속도 운동을 한다고 가정하고 물체의 이동방향은 비교적 선형적으로 변화한다고 가정을 하면 상태천이 행렬은 식 (3)과 같이 정의된다.

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

본 논문에서는 입력 벡터의 차원이 좌표점과 x, y축상의 변량을 가지는 4차원 벡터를 가지므로 관측행렬 H_k는 식 (4)와 같이 정의된다.

$$H(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기서 $H(k)$는 상태영역에서 관측영역으로 맵핑하는 관측행렬이며, $w(k)$, $v(k)$는 운동잡음과 측정잡음으로 평균이 0이고 공분산행렬이 각각 $Q(k)$, $R(k)$인 가우시안 분포를 가지며 서로 독립적인 확률과정으로 가정한다. $k+1$시간에서의 상태예측과 공분산 예측은 식 (5), (6)로 계산된다.

$$\hat{x}(k+1) = \Phi(k)\hat{x}(k) \quad (5)$$

$$P(k+1|k) = \Phi(k)P(k|k)\Phi(k)^T + Q(k)^T \quad (6)$$

상태예측 과정에서 k시간에서의 예측값 $\hat{z}(k|k-1)$과 측정값 $z(k)$와의 오차성분 $v(k)$를 식 (7)과 (8)로 측정할 수 있다.

$$\hat{z}(k|k-1) = H(k)\hat{x}(k|k-1) \quad (7)$$

$$v(k) = z(k) - \hat{z}(k|k-1) \quad (8)$$

오차성분 $v(k)$를 이노베이션(innovation)이라 하며, 다음 보행자의 이동 궤적 탐지과정에서 제안하는 가변적인 탐색영역 설정 정보로 사용된다.

3. 제안하는 연구방법

본 논문은 영상에 존재하는 보행자의 위치를 탐지하는데 HOG 기반의 특징 추출 방법을 이용하고 다중 프레임에서 보행자의 움직임 추적을 위하여 칼만 필터를 이용한 추적 방법을 제안한다. 일반적 환경에서 물체의 추적은 상당히 어려운 작업이다. 그 이유는 영상의 연속적인 변화와 방대한 양의 데이터 처리를 필요로 하며 또한 데이터 처리에 높은 속도가 요구되어지기 때문이다. 본 논문에서는 실제 도로상에서 촬영된 영상을 이용하여 HOG 기반의 특징 분석으로 보행자를 탐지하고 탐지되어진 보행자를 칼만 필터의 보행자 추적의 정보로 활용한다. 일반적으로 보행자 탐지에 많이 활용하고 있는 HOG기반 특징추출방법에 INRIA Person Dataset을 이용하여 보행자를 탐지하고 가변적 탐색영역을 통한 이동궤적 추적을 위한 칼만 필터의 구성방법을 제안한다.

일반적으로 보행자 추적을 위하여 고정된 영역 설정으로 보행자를 탐지하는 방법은 보행자의 이동 속도 및 크기 변화에 민감하지만 제안하는 연구 방법은 탐지되어진 보행자 정보를 가변 탐색 영역을 사용하여 추적하므로 보행자의 이동속도 및 크기에 상관없이 움직임을 추적할 수 있다. 본 논문에서는 가변적인 탐색영역 설정에 칼만 필터의 예측기법과 이노베이션을 적용하여 물체의 다음 이동지점을 예측하여 물체의 이동궤적 추적에 사용함으로써 일반적인 전체 윈도우 탐색 기법에 비하여 빠르게 보행자의 이동궤적을 추적할 수 있다. 실험은 이동하는 보행자의 탐지에 효과적인 일반적으로 많이 사용하는 HOG 기반의 탐색과 칼만필터를 사용하여 고정 윈도우 영역 탐색기법에 비하여 높은 추적 성공률을 보이는 것을 알 수 있다.

3.1 HOG 기반 보행자 탐지

HOG는 국소영역에 대한 밝기의 크기와 방향을 히스토그램으로 작성된 정보를 특징 정보 벡터로 나타내는 것으로 물체의 형태정보로 활용된다. HOG는 국소영역의 히스토그램을 이용함으로 밝기의 변화에 영향을 적게 받으며 기하하적인 변화에도 강한 특징을 보이고 있다.

HOG 기반의 특징 정보를 추출하기 위하여 입력영상 $I(x,y)$에서 x축과 y축의 변화에 대한 그래디언트 정보 Θ와 크기정보 G을 다음 식 (9)를 이용하여 추출한다.

$$G(x,y) = \sqrt{\triangle I_x^2 + \triangle I_y^2} \quad (9)$$

$$\Theta(x,y) = \tan^{-1}\frac{\triangle I_y}{\triangle I_x}$$

$$\triangle I_x = I(x+1,y) - I(x-1,y)$$

$$\triangle I_y = I(x,y+1) - I(x,y-1)$$

입력영상에서 계산되어진 그래디언트의 방향과 크기정보를 이용하여 8×8 픽셀 크기를 하나의 셀(cell)로 나타내고, 이 셀 내부의 정보를 이용하여 밝기의 변화에 대한 히스토그램을 작성한다. 여기서 작성된 방향성분은 0~360도를 0~+180도 기준으로 작성해서 나타내었으며, 매 20도씩 9개의 방향에 대한 히스토그램을 작성하였다. 검출된 크기와 그래디언트 히스토그램을 셀 단위로 영상을 구분하여 값을 누적하는 것은 영상에서 에지성분이 분포하는 영역을 구별하기 때문이다. 각 셀에서 작성된 밝기에 대한 그래디언트 히스토그램을 2×2블록으로 정규화를 실시한다. 이는 부분적인 조명의 차이, 각종 영상에서 발생하는 노이즈의 영향을 줄여준다. 본 논문에서는 105개의 블록을 생성하여 특징정보를 9개로 나누었다.

입력영상이 64×128픽셀인 경우 수평으로 7개, 수직으로 15의 블록이 생성되어지며 전체 105개의 블록에 대한 정규화가 이루어지며 정규화 과정은 L2 norm을 이용하였다. 본 논문에서는 64×128 픽셀의 이미지를 기준으로 오버랩 비율을 50%로 설정하였기 때문에 총 105개의 블록을 가지게 된다. 각 셀별로 각도를 9개 영역으로 나눈 영역인 빈(bin)을 생성하기 때문에 105×2×2×9 = 3,780 차원의 특징벡터를 얻

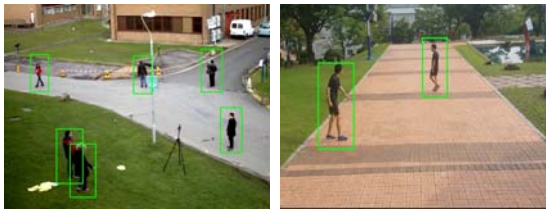


그림 2 HOG 기반 보행자 탐지

Fig. 2 Pedestrian detection using HOG

을 수 있다. 이렇게 얻어진 특징벡터는 선형 SVM을 이용하여 보행자와 비보행자로 학습시킨다. 본 논문에서는 보행자 탐지에 대표적으로 사용되는 INRIA Person Dataset을 이용하였다. HOG기반의 보행자 탐지결과는 그림 2와 같다.

3.2 가변적 탐색영역을 통한 보행자 추적

기존의 보행자 추적 연구를 살펴보면 이동궤적를 고려하지 않고 이전 프레임에서 탐지되어진 보행자의 이동점의 특성만을 고려한 대응관계만을 계산한다. 이러한 방법에서는 프레임간의 대응관계 계산에 주위에 존재하는 여러 보행자에 대하여 검색을 하여야 하므로 상대적으로 계산량이 많아지고 이동하는 보행자의 이동궤적을 고려하지 않기 때문에 근접 이동하는 보행자로 오 인식하는 경우가 발생한다. 시간의 흐름에 따라 변화하는 보행자의 이동궤적을 이용하여 보행자를 추적하면 탐색영역(scope)을 합리적으로 변화시킬 수 있으며 근접 주행시 이동방향을 고려하므로 오류를 줄일 수 있다. 여기서 탐색영역이란 다음 프레임에서 보행자가 최대 움직일 수 있는 거리를 계산하여 설정한 특정한 영역을 말한다. 일반적으로 트랩(trap)이라고도 한다.

탐색영역 범위는 물체 추적을 위하여 설정해 놓은 영상의 영역 범위를 의미하며, 전체 영상을 탐색영역 범위로 정할 경우 영상의 첫 행과 끝 행의 사이가 된다. 그리고 탐색영역을 전체 영상으로 하면 한명의 보행자가 FOV(field of view)내에 진입하여 빠져나가는 시점까지 지속으로 보행자의 위치에서 전후방향으로 계산이 이루어져야 한다. 따라서 보행자의 대응관계 계산을 위하여 여러 번의 비교 과정이 불가피하게 진행된다.

반면에 탐색 범위를 일정한 범위로 고정하는 경우 다음과 같은 문제가 발생할 수 있다.

(1) 보행자의 이동속도가 빠르고 탐색 범위가 작으면 보행자가 측정되지 않고 통과 될 수 있다.
(2) 이동 속도가 느리고 탐색 범위가 크면 불필요한 추적이 계속되어 측정 시간이 많이 소요된다.

그러므로 탐색영역은 각각 보행자의 이동 벡터에 기반 하여 설정되어야 한다. 보행자의 이동벡터에 따라 탄력적으로 탐색영역을 제한하면 다음과 같은 장점이 있다.

(1) 탐색 범위를 영상전체에서 부분으로 축소함으로서 보행자의 추적 시간을 단축할 수 있다.
(2) 불필요한 이동 추적이 이루어지지 않음으로써 이동 추적 알고리즘을 단순화할 수 있다.

이러한 탐색영역설정은 이동물체를 추적하는데 불필요한 계산을 줄여 속도를 개선할 수 있는 장점이 있다. 가변적인 탐색영역 설정을 위해서는 보행자의 이동 궤적의 분산정보를 알아야 한다. 이러한 분산정보의 계산을 위하여 칼만 필터의 이노베이션의 정보를 이용한다. 이노베이션의 의미는 실제 측정치와 이전프레임에서 예측되어진 예측치와의 오차이다. 이러한 오차의 정보는 칼만 필터의 weight를 수정하는 칼만 이득과정에서 계산되어지며 실제 관측치에 근접한 예측치 계산을 위하여 사용된다. 이러한 이유로 제안하는 가변적인 탐색영역 설정을 위하여 보행자가 추적되어져온 궤적의 실측치와 예측치의 오차정보인 이노베이션을 사용하여 가변적 탐색영역을 설정한다. 제안하는 이노베이션을 이용하는 가변적 탐색영역설정은 알고리즘1과 같다.

[알고리즘 1] 가변적 탐색영역설정
입력 : 측정되어진 이노베이션 v(k)
출력 : 가변탐색영역 Search_Area(x, y)
과정
Step 1 : $v(k) = z(k) - \hat{z}(k|k-1)$
Step 2 : for i = 1 to k
BEGINfor
$$Search_Area = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} v(i) + v(k)$$
ENDfor

보행자의 운동이 점차 선형운동을 할 경우 이노베이션의 값은 0의 값에 근사하여 진다. 이러한 경우 보행자의 가속운동이나 진행방향의 흐름이 변화하는 경우 현재 프레임에서 생성되어진 이노베이션의 값만으로는 탐색영역 설정에 문제발생 가능성을 가지게 된다. 그러므로 이전 추적에서 발생되어진 이노베이션의 평균정보를 이용한다. 보행자의 이동에 따라 점차 이노베이션의 값이 감소하므로 평균정보도 감소하게 되는 형태를 가진다. 하지만 초기에 발생되어진 이노베이션의 값은 상당히 크게 측정되어지므로 보행자의 추적이 시작되어 추적이 만료되는 시점까지 가변적인 탐색영역은 0에 근사하지 않는다. 이러한 이유로 인하여 가변적 탐색영역 설정에 이전 추적에서 발생되어진 보행자의 이노베이션의 평균을 포함하여 최소 탐색영역 크기를 보장하도록 한다.

기존의 연구에서는 보행자의 이동궤적을 고려하지 않고 일반적으로 프레임내의 일정영역을 계수지역으로 선정하여 물체를 탐지하는 방법을 사용하고 있다. 이러한 연구의 단점은 보행자의 이동 속도나 크기 등의 영향에 민감하여 보행자의 추적에 실패할 가능성이 있으며 이동하는 보행자를 계수하기 위한 계수영역범위 선택에 문제점을 가지고 있다. 하지만 제안하는 보행자의 계수방법은 기존의 방법이 가지고 있는 계수영역을 사용하지 않고 이전 프레임에서 추적되어져온 보행자의 이동궤적 추적 횟수가 일정횟수 이상으로 추적되어지면 하나의 보행자로 계수를 한다. 이러한 방법의 장점은 영상 내에서 갑작스러운 환경의 변화로 잘못 탐지된 영역에 대하여 민감하게 반응하지 않으므로 기존의 계수영역을 설정한 시스템보다 안정적인 보행자를 계수를 할 수 있다. 이동 궤적 추적에 의한 보행자의 계수는 알고리즘 2와 같다.

[알고리즘 2] 이동궤적 추적횟수에 따르는 보행자의 계수
입력 : 보행자의 이동궤적 추적횟수 Tracking_Step
출력 : 보행자의 계수 Count
과정 :
Step 1 :
if($Lower_{boundary} \le Tracking_{step} \le Upper_{boundary}$) $Count_{Ok}$
otherwise $Tracking_{continue}$

4. 실험 결과

제안하는 알고리즘의 성능을 측정하기 위하여 실제 보행자 도로에서 촬영된 영상을 가지고 실험을 하였다. 실험에 사용한 영상은 2종류로 640×480의 크기로 실험에 사용을 하였으며 표 1은 제안하는 알고리즘과 고정된 탐색영역설정으로 실험영상1을 이용하여 보행자의 움직임 추적결과 계수 되어진 보행자 수를 제시한 결과이다. 표 2는 실험영상2를 이용하여 실험한 결과이다. 실험결과 제안하는 가변탐색영역을 설정한 보행자의 계수방법이 칼만 필터를 사용한 고정된 탐색영역을 설정한 방법보다 2%정도 정밀하다는 것을 알 수 있다.

HOG 기반의 특징 추출로 탐지되어진 보행자의 형태정보의 중심점을 탐지하여 칼만 필터의 운동 상태벡터로 구성을 하여 다음 프레임의 예측위치를 산출하였다. 그리고 제안하는 가변적 탐색영역설정으로 보행자의 이동궤적 추적에 사용하였다. 그림 3에서 (a)는 1인 보행자의 추적경로를 표시한 것이며 (b)다수의 보행자 탐지 결과를 보이고 있다.

그림 3의 (b)에서 가로등 뒤의 보행자는 보행자 탐지에는 실패한 것이다. 이런 경우는 보행자의 이동 궤적 추적에 실패한 경우이다. 그림 4는 칼만 필터의 측정값과 예측 값을 표현한 것이다 실선은 실제 보행자의 이동 궤적이며 점선은 이전 프레임에서 생성되어진 예측 값이다.

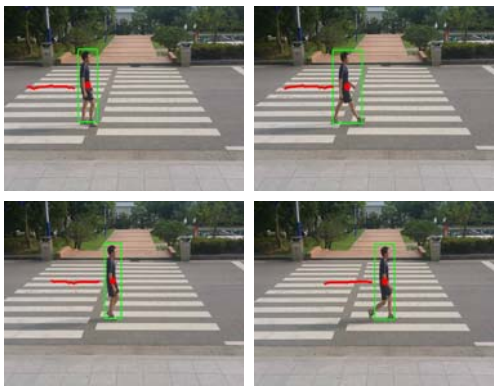
표 1 영상1을 이용한 보행자 추적결과
Table 1 Experiment of pedestrian tracking by video1

	제안하는 알고리즘	탐색영역 30*30	탐색영역 40*40	탐색영역 50*50	탐색영역 60*60
실제 통과 보행자	23	23	23	23	23
추적성공	22	17	18	20	20
추적 오류	1	6	5	3	3
추적 성공률	95.65%	73.91%	78.26%	86.96%	86.96%

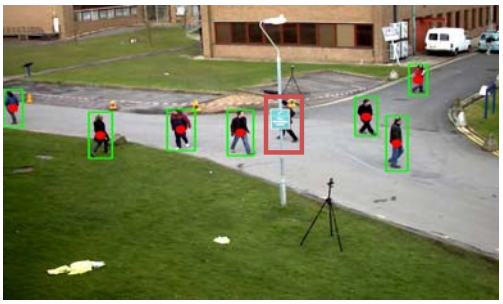
표 2 영상2을 이용한 보행자 추적결과
Table 2 Experiment of pedestrian tracking by video2

	제안하는 알고리즘	탐색영역 30*30	탐색영역 40*40	탐색영역 50*50	탐색영역 60*60
실제 통과 보행자	52	52	52	52	52
추적성공	48	40	44	46	47
추적 오류	4	12	6	6	5
추적 성공률	92.31%	76.92%	84.62%	88.46%	90.38%

본 논문에서는 실제 보행자의 탐지 후 이전 프레임에서 생성되어진 예측값, 관측값 차이로 구성되어지는 이노베이션 값에 의한 가변적 탐색영역을 제공하므로 고정된 탐색영역을 가지는 시스템보다 효율적인 보행자의 계수 및 탐지를 할 수 있는 것으로 실험결과 알 수 있었다. 그리고 보행자의 이동궤적을 보행자의의 계수과정에 포함시키므로 일반적인 보행자의 계수영역을 가지는 시스템보다 효율적인 보행자의 계수를 할 수 있었다. 보행자 도로상에서 보행자가 Δt



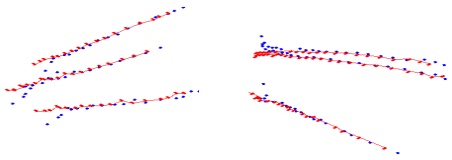
(a)



(b)

그림 3 제안하는 방법의 보행자 탐지 결과
Fig. 3 Result of pedestrian detection using propose method

시간 동안 이동할 수 있는 변화는 보행자의 속도가 아주 빠른 경우에도 실제 이동 벡터는 비교적 선형으로 변화를 하며 속도벡터의 변화는 급격하게 발생하지는 않았다. 또한 실험에 의해 나타난 결과로 프레임간의 연산처리 능력은 프레임간의 처리 알고리즘에 의해서도 처리시간이 차이는 나지만 실험결과 프레임간의 처리능력은 프레임에 존재하는 보행자의 수에 비례하는 것으로 알 수 있다.



Solid line : real trace of pedestrian
doted line: prediction value of Kalman filter

그림 4 칼만 필터를 이용한 보행자 추적 궤적
Fig. 4 Prediction value and measurement value of Kalman filter

제안하는 방법의 실험 결과 다음과 같은 문제점이 발생되었다.

(1) 2명 이상의 보행자가 하나의 보행자로 병합되어져 판단되는 경우
(2) 1명의 보행자가 2명 이상의 보행자로 분리되어 판단되는 경우

(1), (2)의 경우는 실제 환경에서 표현되어질 수 있는 보행자의 최대 크기 산정 및 최소 크기와 보행자의 이동 정보를 이용하여 해결되어 질 수 있다. 하지만 영상검지기가 지상에 일정부분 기울어져 촬영이 되므로 경우 움직이는 보행자의 크기는 영상면의 위치에 따라 상이하다. 본 실험에서는 영상면에의 거리가 먼 상단부위에서 (1)의 문제가 발생하였고 영상면의 거리가 가까운 하단에서 (2)의 문제가 발생하였다.

5. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 보행자의 움직임 추적에 가변적인 탐색영역과 이동궤적 추적에 의한 계수방법을 제시하여 고정된 탐색영역을 활용하여 추적하는 방법보다 정확한 보행자 추적 방법에 대하여 제안하였다. 보행자 추적을 위한 현재 탐지 위치의 다음 예측 위치를 설정하여 물체를 추적함으로 고정 탐색 영역을 설정하여 보행자의 움직인 궤적을 탐지하는 기법에 비하여 불필요한 과정을 거치지 않으므로 빠르게 보행자의 움직임을 추적 할 수 있었다. 향후 연구 과제로는 여러 명의 보행자가 교차 진행하거나 근접 움직임을 할 경우에 하나의 보행자로 병합되는 경우와 하나의 보행자가 분리되어 탐지되는 경우를 해결하는 방법에 대한 연구가 진행되어야 할 것이다.

감사의 글

본 연구는 2014년도 상명대학교 교내연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

References

[1] A Yilmaz, O Javed, M Shah, “Object tracking: A survey,” ACM Computing Surveys (CSUR) Volume 38 Issue 4, 2006.

[2] Xi Li, Weiming Hu, Chunhua Shen, Zhongfei Zhang, Anthony Dick, Anton van den Hengel, “A Survey of Appearance Models in Visual Object Tracking,” Appearing in ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2013.

[3] Rodrigo Benenson, Mohamed Omran, Jan Hosang, Bernt Schiele, “Ten Years of Pedestrian Detection, What Have We Learned?,” Computer Vision - ECCV 2014 Workshops, Lecture Notes in Computer Science Volume 8926, pp 613-627, 2015.

[4] 서창진, “시각정보처리과정을 이용한 인공시각시스템,” 한국디지털정책학회 디지털융복합연구 제12권 제11호, pp349-355, 2014년 11월.

[5] Comaniciu, D. J. Ramesh, V. and Meer, P. , “Kernel-based object tracking,” Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on (Volume:25 , Issue: 5), pp. 564 - 577, May 2003.

[6] Lowe, D. G., “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints”, IJCV 2004.

[7] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," In Proc. of CVPR 2005.

[8] Q. Zhu, M.-C. Yeh, K.-T. Cheng, and S. Avidan. "Fast human detection using a cascade of histograms of oriented gradients," In Proc. of CVPR 2006.

[9] P. F. Felzenszwalb, R. B. Girshick, D. McAllester, and D. Ramanan, "Object Detection with Discriminatively Trained Part Based Models," IEEE Trans. on PAMI, 32(9), pp1627-1645, 2010.

[10] A. Alahi, R. Ortiz, and P. Vandergheynst, "FREAK: Fast Retina Keypoint," in CVPR 2012.

[11] Arndt R., Schweiger R., Ritter W., Paulus, D. and Lohlein O., “Detection and Tracking of Multiple Pedestrians in Automotive Applications,”Intelligent Vehicles Symposium, 2007 IEEE, pp13 - 18, june 2007.

저 자 소 개

서 창 진 (徐 彰 辰)

1999년 부산대학교 대학원 멀티미디어 석사과정 졸업 2003년 동대학원 박사과정 졸업(공학박사), 현재 상명대학교 국방정보공학과 조교수,

E-mail : cjseo@smu.ac.kr

Copyright ⓒ The Korean Institute of Electrical Engineers

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.