

힐버트 스캔 거리값을 이용한 사람/차 식별 알고리즘

백영민, 최정환, 최진영
서울대학교 전기컴퓨터 공학부

Human/Vehicle Classification using Hilbert Scan Distance

Young Min Baek, Jeong Hwan Choi, Jin Young Choi
Electrical Engineering Department, Seoul National University

Abstract - 물체 식별은 감시 시스템에서 중요한 역할을 수행한다. 특히 사람/차 식별은 해당 사물의 존재 유무를 파악하기 위해 다양한 어플리케이션에서 사용된다. 우리는 외곽선 정보를 이용하여 빠르게 물체 식별을 할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 감시 영상에서 움직이는 물체를 찾은 후, 외곽선 정보를 추출하여 미리 저장해 둔 사물의 모델과 비교하여 가장 가까운 거리값(유사도)을 찾는 방식이다. 2차원의 영상 처리에는 기본적으로 많은 연산량이 필요하지만, 주변 픽셀 정보를 최대한 유지할 수 있는 힐버트 패스(Hilbert Path)를 사용하여 1차원의 배열로 변환한 후 비교하기 때문에 기존 알고리즘보다 빠르게 두 모델간의 유사도를 측정할 수 있다. 제안된 알고리즘은 사람/차 식별에 매우 강한 성능을 보여주었으며, 기존 템플릿 매칭 기법보다 연산량의 감소로 실시간 감시 시스템에서 사용할 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서 론

사람/차 식별 과제는 감시 시스템에서 주로 사용되는 알고리즘으로 기존에 많은 방식이 제안되었다. 주로 사용되는 알고리즘으로는 외곽선 정보(Silhouette)를 이용한 방식, 특징점(Feature)를 이용한 방식, 신경망(Neural network)을 이용한 학습 방식 등으로 구분할 수 있다. 외곽선 정보를 이용한 방식[2]은 기본적으로 템플릿 매칭 기법에 중점을 두며, 모델과의 유사도를 측정해서 가장 유사한 모델로 선택하는 방식이다. 특징점을 이용한 방식[3]은 차 종류에서 세부적으로 식별할 수 있지만, 속도가 느리며 부분적인 특징을 사용하기 때문에 오인식의 확률이 높아진다. 학습의 의한 방식은 성능과 연산 시간의 측면에서 가장 좋은 성능을 보여주지만, 미리 여러 가지 패턴을 학습해야 한다는 단점이 있다.

외곽선 정보를 이용한 방식은 사물의 형상을 이용해서 식별하는 방식이다. 몇 가지 사물의 실루엣에 대한 정보를 미리 저장한 후, 발견된 물체의 실루엣 정보와 비교하여 가까운 사물을 찾는다. 하우스도프프 거리값(Hausdorff Distance)[4]이 두 사물의 형상을 비교하기 위해 가장 많이 사용되는 알고리즘으로서, 두 형상의 유사도를 거리값으로 측정할 수 있다. 하지만 하우스도프프 거리값은 2차원의 영상의 외곽선을 나타내는 모든 픽셀간의 거리를 상호비교하기 때문에, 연산량이 많은 단점이 있다. 실시간성이 요구되는 감시 시스템에서는 연산량을 줄이는 것이 중요한 문제가 된다. 따라서 2차원의 영상을 1차원의 배열로 변형할 수 있다면 연산량을 크게 단축시킬 수 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해 Li TIAN는 힐버트스캔 거리값(Hilbert Scan Distance)[1]라는 새로운 기준을 제시하였다. 힐버트 패스(Hilbert path)란 영상의 모든 영역을 포함하는 단방향의 패스를 나타낸다. 따라서 힐버트 패스는 2차원 영상을 1차원의 패스로 1대1 대응 시킬 수 있는 근거를 제시한다. 또한 힐버트 패스는 기존의 사용하던 순차적인 접근 방식이나, 지그재그 패스(Zigzag Path)보다 주변 픽셀의 정보를 더 포함할 수 있는 확률이 높기 때문에, 2차원 템플릿 영상을 1차원의 영상간의 유사도 측정으로 변형시킬 수 있다.

본 논문에서는 힐버트 패스를 이용해서 빠르게 유사도를 측정할 수 있는 방법에 대해 소개하고, 이를 실제 사람/차 식별에 응용해서 구현된 시스템에 대한 결과를 제시한다. 힐버트 스캔 거리값을 이용한 사람/차 식별 알고리즘은 매우 높은 인식률을 보여주며, 기존의 템플릿 매칭과 비교하여 빠른 성능을 보여준다.

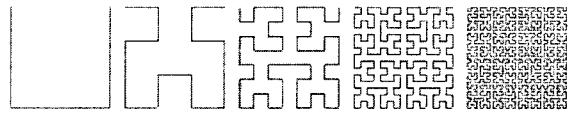
2. 본 론

2.1 힐버트 패스(Hilbert Path)

2.1.1 힐버트 패스(Hilbert Path)의 생성

힐버트 패스는 1891년 David Hilbert에 의한 고안된 연속적인 공간에 생기는 패스이다. 이 패스는 2차원 영상의 각 픽셀을 1차원의 각 픽셀로 1대1 대응시키는데 사용될 수 있다. 힐버트 패스는 주변 픽셀의 대한 정보를 최대한 유지하면서 데이터의 차원을 낮출 수 있기 때문에, 현재도 많은 응용 분야에서 연구되고 있다.

힐버트 패스는 하나의 인자를 갖으며, 이를 이용하여 힐버트 차수(Hilbert Order)를 정할 수 있다. 힐버트 차수에 따라서 힐버트 패스의 크기가 달라지는데, 힐버트 차수가 d 의 경우 힐버트 패스의 크기는 2^d 가 된다. <그림 1>은 힐버트 차수가 각각 1부터 5까지의 경우, 힐버트 패스가 생성된 모습을 나타낸다.

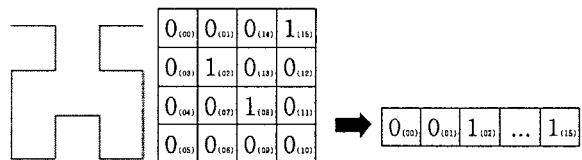


<그림 1> 힐버트 패스

2.1.2 힐버트 스캔 거리값(Hilbert Scan Distance)의 정의

우리는 사람/차의 모델과의 유사도 측정을 위해서 힐버트 스캔 거리값을 사용한다. 기존의 유사도 측정 알고리즘으로 하우스도프프 거리값이 널리 사용되고 있다. 하우스도프프 거리값은 각 픽셀간의 최단 거리를 합산하여, 두 모델의 유사도를 측정하는 방식으로, 완전한 외곽선의 대한 정보를 갖고 있는 경우 유사도 측정에 유용하지만, 연산속도가 느리며 노이즈에 약하다는 단점이 있다. 이를 개선한 것이 힐버트스캔 거리값으로서 계산방식은 다음과 같다.

먼저 두 개의 2차원 이진영상 A와 $B(A = \{a_1, \dots, a_n\}, B = \{b_1, \dots, b_n\})$ 가 있다고 가정한다. 여기서 a, b 는 각 픽셀의 값을 나타낸다. 이진영상은 물체의 외곽선 정보만을 갖고 있다. 이 영상을 힐버트 패스를 이용해서 1차원 영상 S와 $T(S = \{s_1, \dots, s_j\}, T = \{t_1, \dots, t_j\})$ 로 변환할 수 있다. <그림 2>



<그림 2> 힐버트 패스를 이용한 2차원 영상의 1차원화의 예

1차원된 영상 간의 방향성 힐버트스캔 거리(Directed Hilbert Scan Distance)는 식(1)으로 인해 계산된다.

$$h_{hsc}(A, B) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \rho(\min_j \|s_i - t_j\|) \quad (1)$$

여기서 $\|\cdot\|$ 은 유클리드 놈 거리값(Euclidean norm distance)이 되며 함수 ρ 는 다음 식(2)와 같이 정의된다. 여기서 τ 는 일정한 임계치로서 각 픽셀별로 떨어진 거리의 한계를 제한함으로써 노이즈의 영향을 최소화할 수 있다.

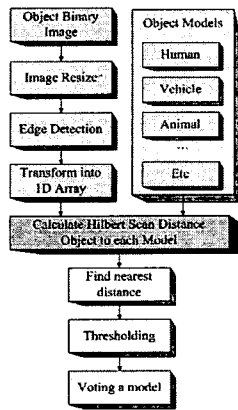
$$\rho(x) = \begin{cases} x & (x \leq \tau) \\ \tau & (x > \tau) \end{cases} \quad (2)$$

힐버트 스캔 거리값은 A영상을 기준으로 B영상의 유사성을 판별하는 것과, B영상을 기준으로 A영상과의 유사성을 판별할 때 값이 다르기 때문에 방향성을 갖는다. 여기서 최종 힐버트 스캔 거리값은 두 개의 방향성을 갖는 힐버트 스캔 거리값의 최대값으로서 식(3)과 같이 계산된다.

$$H_{hsc}(A, B) = \max(h_{hsc}(A, B), h_{hsc}(B, A)) \quad (3)$$

2.1.3 힐버트스캔 거리값 계산법

영상의 유사성을 판별하는 순서는 <그림 3>과 같다. 먼저 물체 탐지(Object Detection) 과정을 통해 내부가 채워진 이진 물체 영상을 얻는다. 힐버트 패스는 정사각형 영상을 표현할 수 있기 때문에, 얻어진 영상의 가로, 세로비가 유지되도록 영상의 크기를 변형한다. 영상의 크기를 맞추는 과정을 통해, 카메라의 위치에 따라서 탐지된 물체가 크거나 작더라도 사물의 크기(Scale)에 관계없이 식별할 수 있다는 장점이 있다. 그리고 외곽선 추출 알고리즘(Edge Detection)을 이용해서 물체의 내부 정보를 제외한 외곽선 정보만을 추출한다. 외곽선 정보만은 갖는 2차원 영상은 힐버트 패스를 통해서 1차원화 되며, 1차원화 된 데이터는 미리 생성된 각 모델의 1차원 배열과 비교하여, 각 모델과의 거리값을 계산한다. 거리값이 가깝다는 것은 사물이 해당 모델과 가장 유사하다는 의미이므로 가장 가까운 거리값을 갖는 사물을 찾고, 이 거리값이 일정한 임계치(Threshold) 이내에 들어온다고 판단되면 해당 모델을 선택한다.



〈그림 3〉 힐버트 스캔 거리값을 이용한 유사성 판별 순서

2.1.4 대표 모델의 선택

대표 모델을 선택하는 것 또한 성능에 있어서 중요한 요소로 작용한다. 대표 모델은 일반적으로 해당 사물의 외곽선을 가장 잘 표현할 수 있는 것으로 택한다. 하지만 움직이는 차의 경우 각도에 따라서 다양한 형상이 나타날 수 있으며, 이러한 형상은 하나의 모델로 표현하기 어렵다. 반면, 사람의 형상은 어느 각도에서도 비슷한 실루엣 모양을 나타내기 때문에 시점에 따른 형상을 다수 모델링 할 필요가 없다. 이러한 특성에 따라 사람의 모델은 하나만 정하고, 각도에 따라 모양이 변할 수 있는 자동차는 여러개의 대표 모델을 세웠다. 또한 사람이 나란히 걷는 경우 한 사람의 형상과는 유사도가 작아지기 때문에 보완하도록 사람 그룹에 대한 모델을 정하였다. 다음은 실제 시스템에서 사용된 기준 모델의 모습이다.



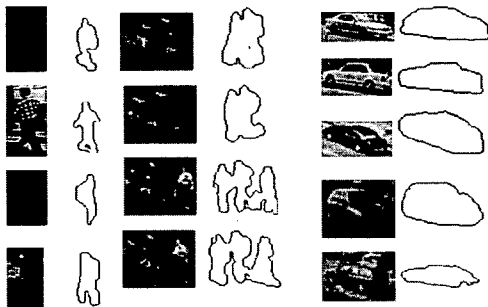
〈그림 4〉 실험에 사용된 대표 모델

이러한 대표 모델의 개수 역시 모델과 비교하는 알고리즘의 특성상 중요한 요소로 작용한다. 모델의 수가 많으면 많을수록 식별에 성공할 확률은 높아지지만, 연산량 증가를 초래하기 때문에 적절한 수준의 모델의 수는 중요하다. 다른 시스템에 적용할 경우, 영상을 얻는 카메라가 설치되어 있는 위치와 각도에 따라서 보이는 차와 사람의 형상을 모델링하는 것이 최적의 성능을 발휘할 수 있다.

2.2 실험결과

2.2.1 실제 영상에서의 사람/차 식별

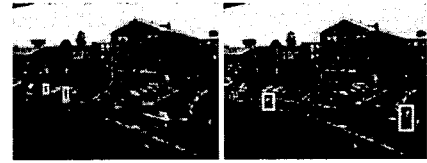
제한한 알고리즘으로 계산된 거리값을 이용해서 가장 비슷한 사물을 추출할 수 있다. 현재는 사람과 차를 식별하는데 응용하였지만, 차량 모델을 다양하게 추가한다면 트럭, 버스, 승용차 등의 세부적인 식별도 가능하다. 사람과 차의 두 가지 모델을 이용해서 실험한 결과, 두 사물이 겹쳐지는 (Occlusion) 경우를 제외하고 95% 이상의 인식 성능을 보여주었다. 〈그림 5〉는 탐지된 사물이 어떠한 사물로 식별 되었는지에 대한 결과를 나타낸다.



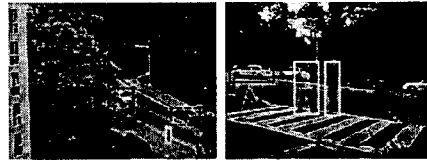
(a) 사람 (b) 사람 단체 (c) 자동차
〈그림 5〉 힐버트 스캔 거리값을 이용한 사람/차 식별

기본적으로 힐버트 스캔 거리값을 구하는 방식은 가까운 픽셀간의 거리를 합산하는 것과 유사하기 때문에, 실루엣이 비슷한 사물에 대해 작은 거리값을 갖게 된다. 실험에 사용한 사물의 크기는 작게는 10*10의 영상에서부터 크기는 150*150의 영상까지 다양하지만, 영상의 크기 힐버트 패스의 크기에 맞춰서 정규화 하기 때문에, 사물의 크기에 무관한 식별 알고리즘을 구현하였다.

알고리즘의 성능 검증을 위해서 실외에서 감시 영역의 동영상상을 촬영해서 탐색된 영역에 따른 식별값의 결과를 검토하였다. 카메라의 위치와 높은 각도에 따라 사물의 외곽선이 다르게 나오는데, 탐지된 사물과 사물 모델과의 거리값 측정을 통해 알고리즘의 유용성을 검증하였다. 〈그림 6〉는 이동 물체 탐지 알고리즘과 연동되어 식별까지 수행하는 프로그램의 결과를 나타낸다. 여기서 노란색은 사람 모델을, 흰색은 사람 그룹, 빨간색을 차 모델을 나타낸다. 화면에 나타난 사물 모두 적절히 식별하는 것을 확인할 수 있다.



(a) PETS 감시 영상



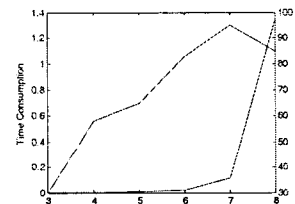
(b) 서울대 감시 영상

〈그림 6〉 힐버트 스캔 거리값을 이용한 사람/차 식별

2.2.2 연산 속도 및 차원별 정확도

힐버트 스캔 거리값을 구하는 함수는 힐버트 차수는 6으로 (64*64 영상) 설정한 경우에 평균적으로 약 15msec가 소요되었다. 물체 탐지 알고리즘과 함께 구현된 시스템의 경우 320*240의 입력 영상을 펜티엄4 2GHz의 사양에서 구동시킬 경우, 15frame/sec의 처리 능력을 보여주었다. 힐버트 스캔 거리값을 구하는 함수는 많은 연산량을 요구하지 않기 때문에, 탐색된 물체의 수가 많이 증가하지 않는 한, 초당 프레임수의 저하는 미미하였다.

힐버트 스캔 거리값의 연산량과 정확도는 힐버트 차수값에 영향을 받게 된다. 차수가 1이 증가할수록 처리되는 영상 정보는 4배가 되므로, 일반적으로 $O(n^2)$ 의 연산량 증가를 보이게 된다. 이에 따라 정확도도 증가하지만 일정한 값 이후에는 더 이상 정확도가 증가하지 않는 영역이 발생하게 된다. 〈그림 7〉은 차원의 증가에 따른 연산량과 식별 정확도의 관계를 나타낸 그래프이며, 이 그래프를 통해 힐버트 차수가 6 혹은 7인 경우 식별 알고리즘에 가장 적합한 것을 알 수 있다.



〈그림 7〉 힐버트 차수 증가에 따른 연산량과 인식 성공률의 변화

3. 결론

본 논문에서는 힐버트 스캔 거리값을 사용하여 감시 영상에서 사람/차를 식별하는 알고리즘을 제안하였다. 기존에 2차원 영상에서 처리하여 연산량이 많은 템플릿 매칭 알고리즘의 한계를 극복하기 위해, 주변 픽셀 정보를 많이 포함하는 힐버트 패스를 이용해서 1차원으로 변환시키고, 1차원의 두 영상간의 유사도를 측정하여 사람/차를 식별한다. 이로 인해 연산량을 감소시키면서 모델과의 유사한 영상을 찾는 방법을 제시함으로써 별도의 학습이 필요 없는 사람/차 식별 알고리즘을 구현하였다. 추후 과제는 사람/차를 더 정확히 판별할 수 있는 기준(특징점 등)을 이용해서 더 강한 사람/차 식별 알고리즘을 연구하는 것이다. 또한, 탐지된 사물이 해당 모델로 선택되는 경우, 모델을 사물의 모양과 유사하도록 학습하는 것도 식별 성능 향상에 도움이 된다.

〈참고 문헌〉

- [1] Li TIAN, et al, "A Fast and Accurate Algorithm for Matching Images Using Hilbert Scanning Distance with Threshold Elimination Function", IEICE INF.&SYST., Vol.89, pp.209-297, 2006
- [2] Yigithan Dedeoğlu, et al, "Silhouette-Based Method for Object Classification and Human Action Recognition in Video", LNCS, Vol. 3979, pp.64-77, 2006
- [3] Xiaoxu Ma, et al, "Edge-based rich representation for vehicle classification", ICCV, Vol.2, pp.1185-1192, 2005
- [4] Gunte Rote, "Computing the Minimum Hausdorff Distance Between Two Point Sets on a line under translation", IPL, Vol.38, pp.123-127, 1991
- [5] Lisa M. Brown, "View Independent Vehicle/Person Classification", Workshop on Video Surveillance & Sensor Networks, pp.114-123, 2004