

Object Classification Method using Hilbert Scanning Distance

崔正煥* · 白榮民** · 崔鎮榮[†]

(Jeong-Hwan Choi · Young-Min Baek · Jin-Young Choi)

Abstract - In this paper, we propose object classification algorithm for real-time surveillance system. We have approached this problem using silhouette-based template matching. The silhouette of the object is extracted, and then it is compared with representative template models. Template models are previously stored in the database. Our algorithm is similar to previous pixel-based template matching scheme like Hausdorff Distance, but we use 1D image array rather than 2D regions inspired by Hilbert Path. Transformation of images could reduce computational burden to compute similarity between the detected image and the template images. Experimental results show robustness and real-time performance in object classification, even in low resolution images

Key Words : Hilbert Scan Distance, Template Matching, Object Classification, Surveillance System

1. 서 론

영상 감시 시스템은 소수의 관리자로 하여금 원거리 현장에서 발생하는 각종 상황에 대하여 효율적인 관제 또는 관리를 가능하게 한다. 이러한 영상 감시 시스템은 현대 사회에서 날로 다양해지는 각종 반사회적인 범죄행위에 대해 소수의 인원으로 가장 효율적으로 대응하기 위한 수단으로의 역할을 수행하며, 각종 사고의 발생 유무를 판단할 수 있는 정보 매개체로서 활용될 수 있다. 영상 감시 시스템이 주목 받는 데는 다음과 같은 이유를 들 수 있다. 먼저 인간중심의 감시 시스템은 피로와 주의력 저하로 인한 문제가 발생할 수 있고, 단순한 영상 장비 중심의 감시/경비 시스템은 감시범위에 한계가 있기 때문이다. 이러한 영상 감시 시스템에서 물체식별 알고리즘의 역할은 탐지된 물체의 형태, 색상 정보 등을 바탕으로 탐지된 물체가 어떤 개체에 속하는지를 알아내는 과정으로, 탐지된 물체에 대해 판단한 정보를 사용자에게 전달함으로써, 단순히 현재 영상만 전송하는 것이 아닌 지능적 감시 시스템을 구성할 수 있는 기반을 마련할 수 있다.

기존에 많은 식별 알고리즘이 영상 감시 시스템을 위해 제안되었지만 각 알고리즘별 다음과 같은 제한점을 가지고 있다. 먼저, 특징 정보[8],[9]를 이용한 방식은 탐지된 물체의 고유의 색상(Color), 표면(Texture) 정보 등을 이용하여 물체를 식별하는데, 이러한 방식은 탐지된 물체의 특징을 추출하

기 위해서 시간이 오래 걸리며, 특징에 대한 많은 데이터베이스를 갖고 있어야 정확히 비교할 수 있다는 제한점을 가지고 있다.

행동 정보[10]를 이용한 방식은 탐지된 물체의 행동패턴을 가지고 물체를 식별한다. 특히 사람과 같이 관절로 연결된 물체의 주기적인 행동패턴은 움직이는 물체를 식별하는 데 중요한 단서가 된다. 그러나 이와 같은 방법은 다양한 행동패턴을 학습해야하는 제한점과 유사한 행동패턴에 대한 정확한 식별이 어려운 제한점이 있다.

형상 정보[5]를 이용하여 탐지된 물체를 식별하는 방법 중 템플릿 매칭(Template Matching) 기법이 있다. 이 방법은 사전에 사물을 모델링해서 해당하는 템플릿을 저장하고, 탐지된 물체와의 유사성을 판별함으로써 물체를 식별한다. 이러한 템플릿 매칭 방법은 비교적 구현이 간단하고, 많은 연산을 요구하지 않는 장점이 있지만, 탐지된 물체와 비교할 수 있는 적절한 모델을 결정하기 어려운 단점이 있다. 그러나 영상 감시 시스템에서처럼 움직이는 물체로 탐지되는 대상이 주로 차와 사람과 같이 확연히 구분될 때는 사물 모델과 탐지된 물체간의 템플릿 매칭을 통한 유사도 측정만으로도 식별이 가능한데, 이러한 유사도 측정을 위해 가장 많이 사용되는 알고리즘은 하우스도르프 거리값(Hausdorff Distance)[1]을 이용한 방식이다. 그러나 이 방법은 2차원 상에서 탐지된 물체의 외곽선 정보와 모델과 외곽선 각각의 픽셀간 거리를 모두 계산해야 하기 때문에 연산량에 대한 문제를 극복하기 어렵다. 따라서 실시간 처리능력이 요구되는 영상 감시 시스템에서는 사용에 제한이 있으며, 식별 성능측면에서도 노이즈에 따라 유사도 변화폭이 커지기 때문에 정확한 식별성능을 기대하기 어렵다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 Li TIAN[2]등은 힐버트 패스(Hilbert Path)를 이용하여 1차원 평면상에서 유사도 측정이 가능한 힐버트 스캔 거리값(Hilbert Scan Distance)을 제안하였다. 우리는 이를

* 學生會員 : 서울大 工科大学 電氣컴퓨터工學科 碩士課程

** 學生會員 : 서울大 工科大学 電氣컴퓨터工學科 碩士課程

[†] 교신저자, 正會員 : 서울大 工科大学 電氣컴퓨터工學科 教授

E-mail : jychoi@neuro.snu.ac.kr

接受日字 : 2007年 12月 20日

最終完了 : 2008年 2月 16日

기반으로 하여 물체 식별에 필요한 새로운 템플릿 매칭 기법을 구현하였다. 본 논문에서는 힐버트 스캔 거리값을 이용하여 영상 감시 시스템에서 요구되는 실시간성을 보장함과 동시에 저해상도 영상에 대해서도 높은 정확도를 갖는 식별 알고리즘에 대해 소개하고, 이를 사람, 사람그룹, 차량 등의 식별에 응용하여 구현된 시스템에 대한 결과를 제시한다.

2. 본 론

2.1 힐버트 패스(Hilbert Path)

2.1.1 힐버트 패스(Hilbert Path)의 생성

힐버트 패스는 1891년 David Hilbert에 의한 고안되었으며, 영상의 모든 영역을 포함하는 단방향의 패스를 나타낸다. 따라서 N-차원의 공간을 1차원으로 일대일 매핑시키는데 사용할 수 있다. 또한 힐버트 패스는 다른 선형대응 방식인 순차적인 접근 방식이나, 지그재그 패스(Zigzag Path)보다 주변 픽셀의 정보를 많이 보존 할 수 있기 때문에 2차원 영상을 1차원으로 매핑 시킨 후 영상간의 유사도 측정시, 주변 픽셀 정보에 대한 손실이 적다.[3]. 결과적으로 영상의 정보는 잘 보존하면서 연산에 필요한 차원은 낮출 수 있다는 장점을 갖는다. 힐버트 패스는 하나의 인자를 갖는데, 이 인자에 따라서 힐버트 차수(Hilbert Order)가 정해진다. 힐버트 차수는 힐버트 스캔 거리값을 구하는데 있어 매우 중요한 역할을 한다. 힐버트 차수에 따라서 힐버트 패스의 크기가 달라지며, 이러한 힐버트 패스의 크기에 따라 연산속도와 정보의 보존정도가 달라진다. 2차원 평면에서 모조-힐버트 스캔(Pseudo-Hilbert Scan)[4]을 제외한 힐버트 패스는 2의 거듭 제곱근으로만 표현이 가능하다. 힐버트 차수가 d일 경우 힐버트 패스의 크기는 $2^d \times 2^d$ 이 된다. 그림 1은 힐버트 차수가 각각 1부터 3일 때 힐버트 패스를 생성한 결과이다.

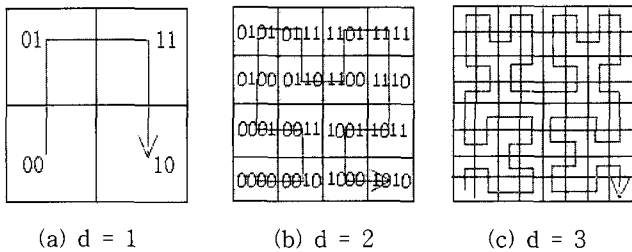
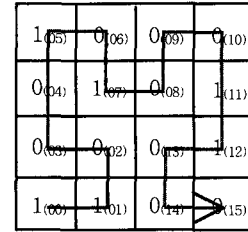


그림 1 힐버트 차수에 따른 힐버트 패스
Fig. 1 Hilbert path according to Hilbert order

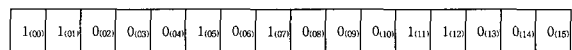
2.1.2 힐버트 스캔 거리값(Hilbert Scan Distance)의 정의

힐버트 스캔 거리값은 하우스도르프 거리값과 유사한 방식으로 계산되어 진다. 동일하게 두 개의 이진 영상에서부터 추출된 예지의 픽셀 집합 A와 B($A = \{a_1, \dots, a_j\}$, $B = \{b_1, \dots, b_j\}$)의 거리값을 통해 두 영상간의 유사도를 측정한다. 그러나 힐버트 스캔 거리값은 위에서 설명한 힐버트 패스를 이용하여 유사도를 측정해야 할 두 개의 영상을 2차원 배열($S = \{s_1, \dots, s_j\}$)가 아닌 1차원 배열 ($T = \{t_1, \dots, t_j\}$)

로 변환하여 거리값을 구한다. 그림 2는 힐버트 패스를 이용하여 2차원의 영상을 1차원으로 변환한 예이다. 그림 2의 (a)에서 '1'은 외곽선이 추출된 픽셀을 의미하며 힐버트 패스가 지나가는 순서에 따라 1차원 배열로 변환 한다.



(a) 2차원의 원본 영상



(b) 1차원 배열로 변환한 결과

그림 2 힐버트 패스를 이용한 1차원 배열 변환
Fig. 2 Transformation into 1D image array using Hilbert path

이러한 1차원 배열 변환 방법을 이용하여 입력된 영상과 모델 영상간의 거리값을 계산하며 구체적인 정의는 다음과 같다.

$$h_{hsd}(A, B) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \rho(\min \|s_i - t_i\|) \quad (1)$$

여기서 $\|\cdot\|$ 은 1차원에서의 유클리드안 절대 거리값(Euclidean norm distance)이 되며 ρ 함수는 노이즈에 대한 강인성을 확보하기 위해 일정거리 값 이상의 픽셀은 정해진 거리값 이내로 한정 시키는 역할을 한다. 다음은 ρ 에 대한 구체적인 정의이다.

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

힐버트 스캔 거리값은 하우스도르프 거리값과 같이 기준 영상에 대한 방향성을 갖는다. 따라서 A영상을 기준으로 B영상의 유사성을 판별하는 것과, B영상을 기준으로 A영상과의 유사성을 판별할 때 값이 다르다. 최종적인 힐버트 스캔 거리값은 두 개의 거리값 중 최대값 선택하는 식(3)과 같이 정의된다.

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

하우스도르프 영역을 기반으로 하는 템플릿 매칭 기법의 경우 각 픽셀간 총 거리값의 합으로 구해지는데, 한 쪽 영상이 일방적으로 픽셀 수가 적은 경우 거리값이 작아질 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 양방향의 거리 중 최대값을 선택하는 방법을 취한다.

2.1.3 힐버트스캔 거리값을 이용한 물체식별

힐버트 스캔 거리값을 이용하여 입력된 두 영상간의 유사성을 판별하기 위한 절차는 다음과 같다.

- 1) 입력 영상 A와 비교 영상 B의 에지를 추출한다.
- 2) 입력 영상 A의 모든 에지의 픽셀값을 '1'로 정의한다.
- 3) 비교 영상 B의 모든 에지의 픽셀값을 '2'로 정의한다.
- 4) 두 영상을 합친 영상 C를 구한다. (이 때 C는 0, 1, 2의 값을 갖게 된다.)
- 5) 영상 C를 힐버트 패스를 이용 1차원으로 대응 시킨다.
- 6) 1차원으로 대응된 C에서 값이 '2'이면 다음 에지 픽셀로 이동하고, '1'이면 가장 가까운 '2' 또는 '3'을 찾아 거리값을 구한다. 만약 값이 '3'이면 해당 픽셀은 겹쳐지기 때문에 거리값은 '0'이다. 단, 거리값이 사전에 설정된 임계값보다 크면 해당 거리값은 설정된 임계값으로 한다.
- 7) 6)에 의해 산출된 거리값의 평균을 구한다.
- 8) 영상 A, B에 대해 2),3)의 값을 바꿔서 동일하게 수행한다.
- 9) 두 개의 거리값 중 큰 값을 힐버트 스캔 거리값으로 선택한다.

위의 유사도 측정 방법을 이용해서 실제 감시 시스템에서 탐지된 물체에 대한 식별방법의 순서는 다음과 같다. 먼저 그림 3의 (b)와 같이 물체 탐지(Object Detection) 과정을 통해 내부가 채워진 이진 물체 영상을 얻는다. 물체 탐지는 기본적으로 회색 영상에서 배경 모델링을 이용한 차영상 기법을 이용해 구한다.

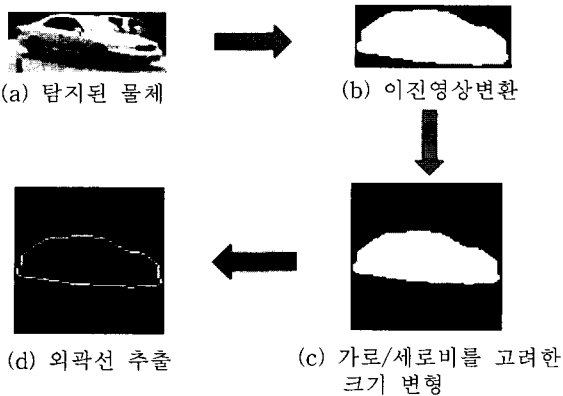


그림 3 힐버트 패스를 위한 에지 추출 단계
Fig. 3 Edge detection for Hilbert transformation

최종적으로 구해진 영상을 힐버트 패스가 생성 가능한 정사각형 영상으로 변환하는데, 이때 얻어진 영상의 가로, 세로비가 유지되도록 영상의 크기를 변형한다. 이러한 영상의 크기를 맞추는 과정은 카메라의 위치에 따라서 탐지된 물체가 크거나 작더라도 사물의 크기에 관계없이 탐지된 물체를 식별할 수 있게 한다. 그리고 이 영상을 에지 추출 알고리즘(Edge Detection)을 이용하여 물체의 내부 정보를 제외한 외곽 에지 정보만 추출하고, 에지 정보를 갖는 2차원 영상을 힐버트 패스를 통해 1차원 배열로 변환한다. 최종적으로 1차원화 된 영상을 미리 생성된 각 대표모델의 1차원 배열과 비교하여, 각 모델과의 거리값을 계산하고 거리값이 가장 작은 대표모델로 해당개체를 분류하여 식별하도록 한다. 그림 4는 위와 같은 방법을 이용한 탐지된 물체에 대한 식별 알고리즘의 순서도이다.

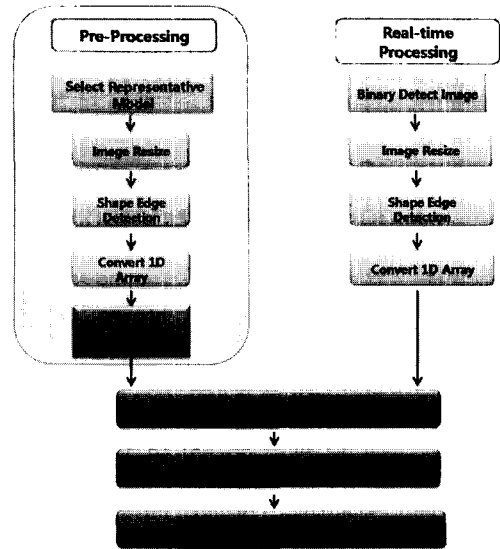


그림 4 힐버트 스캔 거리값을 이용한 식별 순서도
Fig. 4 Flowchart of object classification using Hilbert scan distance

2.1.4 대표모델의 선택

대표모델을 선택하는 것은 힐버트 스캔 거리값을 이용한 식별에서 중요한 요소로 작용한다. 대표모델은 일반적으로 해당 사물의 에지를 가장 잘 표현할 수 있는 것으로 선택한다. 실험결과 차량의 경우에는 촬영 각도에 따라서 다양한 형상이 나타났으며, 사람 및 사람 그룹은 각도에 의한 차이는 거의 없었다. 따라서 대표모델을 선정함에 있어서도 이러한 차이를 반영하여 사람 및 사람그룹은 1개, 차량은 각도별로 제작된 3개의 대표모델을 사용하였으며, 그림 5는 실제 탐지된 물체의 식별을 위해 사용된 대표모델을 나타낸다.

이러한 대표모델은 해당 모델의 개수에 따라 식별 성공률과 연산량 간에 차이가 발생하는데, 다양한 대표모델을 사용할 경우 식별 성공률은 높아지지만, 연산량 증가를 초래하기 때문에 적절한 수준의 모델의 수를 선택하여 사용하는 것이 바람직하다. 따라서 다른 영상 감시 시스템에 적용할 경우, 영상을 얻는 카메라가 설치되어 있는 위치와 각도에 따라 대표모델을 모델링하면 최적의 성능을 발휘할 수 있다.

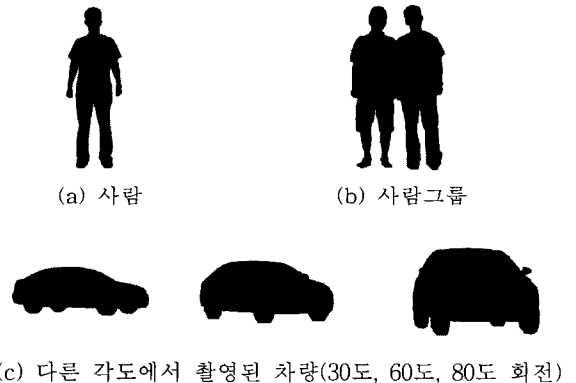


그림 5 실험에 사용된 대표모델
Fig. 5 Representative object models

2.2 실험결과

힐버트 스캔 거리값을 이용한 식별 성능 검증을 위해 교내에서 자체 제작한 동영상(320×240)과 PETS(Performance Evaluation of Tracking and Surveillance) workshop에서 벤치마킹용으로 제공되는 동영상을 사용하였으며, 실험환경은 Pentium IV 2GHz 컴퓨터에서 수행하였다.

2.2.1 힐버트 스캔 거리값 측정결과






























힐버트 스캔 거리값을 이용하여 탐지된 물체와 대표모델 간의 유사도를 측정하였다. 측정결과 탐지된 물체의 형태를 심하게 왜곡시킬 정도의 장애물에 의해 가려진 경우와 크기가 아주 작은 경우를 제외하고는 탐지된 물체에 대해 정확한 분류가 이루어 졌다. 힐버트 스캔 거리값 측정은 20×20 정도의 크기의 물체에서부터 100×100 크기의 물체까지 다양하게 수행하였는데, 실험결과를 통해 탐지된 물체의 크기가 너무 작아 다른 정보를 얻기 힘들지라도, 외곽 형태 정보만 추출 가능하다면 물체에 대한 분류가 가능함을 보여주었다. 또한 다양한 방향에서 탐지된 물체에 대해서도 적절한 대표 모델만으로도 유사도 측정을 통한 분류가 가능함을 확인하였다. 탐지결과가 양호하면 힐버트 스캔 거리값을 이용한 분류의 성공률은 매우 높다고 할 수 있다. 표 1에서와 같이 각각의 탐지된 물체에 대한 힐버트 스캔 거리값 측정 결과 각각의 물체의 거리값이 해당 모델에서 가장 작게 나왔는데 이는 해당 대표 모델과의 유사성이 가장 높다는 뜻을 의미한다. 또한 다른 대표 모델과의 거리값은 확연히 차이가 난 결과를 나타냈는데 이러한 거리값의 차이는 힐버트 스캔 거리값을 이용한 분류의 정확도를 반영한다고 볼 수 있다. 물론 일부 차량의 거리값이 다소 높게 나오기는 했지만 이는 대표 모델로 사용된 일반적인 승용차가 아닌 다른 종류(SUV, 승합차)의 차량을 분류한 결과로서 이렇게 다른 종류의 차량임에도 불구하고 분류결과는 크게 영향을 받지 않았다.

2.2.2 연산 속도 및 차원별 정확도

힐버트 스캔 거리값을 구하는 함수는 힐버트 차수를 6으로 (64×64 영상) 설정한 경우에 한번 비교하는데 평균적으로 약 15msec가 소요 되었다. 320×240영상에 대해 물체 탐지 알고리즘과 함께 구현된 시스템에서는 탐지 과정까지 포함해서 30frame/sec 이상의 실시간 처리 능력을 보여주었다. 힐버트 스캔 거리값을 구하는 함수는 많은 연산량을 요구하지 않기 때문에, 탐색된 물체의 수의 증가에 따른 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 6은 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.

표 1 대표모델과의 힐버트 스캔 거리값 측정결과

Table 1 Hilbert scan distance result

구분	탐지된 물체영상	추출된 에지영상	대표모델과의 힐버트 스캔 거리값				
							
사람			8	44	112	111	81
			19	35	102	98	96
			8	31	115	117	86
			9	36	108	105	86
사람 그룹			16	31	129	127	82
			35	27	113	105	56
			78	33	94	89	51
차			33	22	128	120	58
			93	71	92	84	48
			108	65	117	106	49
			108	109	10	7	45
			109	123	11	11	47

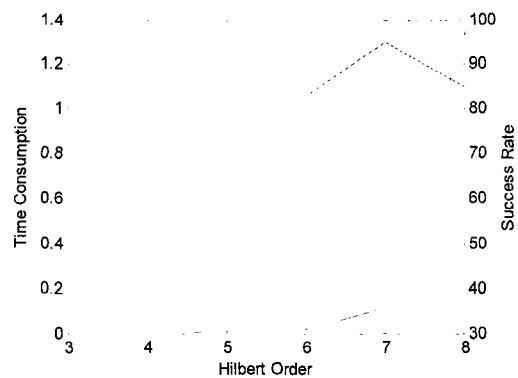


그림 6 힐버트 차수 증가에 따른 연산량과 인식 성공률의 변화

Fig. 6 Success rate and time consumption through Hilbert Order

다른 알고리즘과의 성능비교를 위해 힐버트 스캔 거리값과 유사한 유사도 측정방법인 하우스도르프 거리값과 처리속도를 비교하였다. 비교 결과 그림 7에서와 같이 힐버트 스캔 거리값을 이용한 방법이 64×64 영상에서는 약 9배, 128×128 영상에는 3.5배이상 빠른 처리속도를 보였다. 이러

한 빠른 처리속도는 실시간성이 요구되는 영상 감시 시스템에서 힐버트 스캔 거리값을 이용한 식별방법의 유용성을 나타낸다고 볼 수 있다.

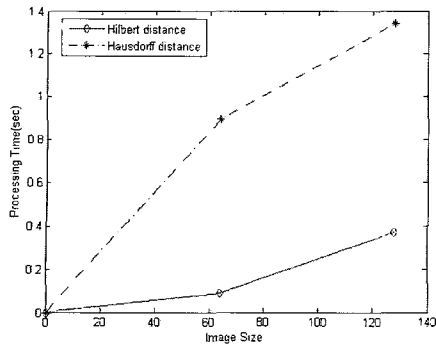


그림 7 하우스도르프 거리값과의 처리속도 비교
Fig. 7 Comparison processing time with Hausdorff distance

2.2.3 실제 영상에서의 식별

PETS에서 사용하는 동영상 샘플 및 자체 촬영한 동영상을 사용하여, 구현된 식별 알고리즘과 탐지 알고리즘과 통합하여 종합적인 성능평가를 위한 실험을 수행하였다. 실험결과에서 노란색과 빨간색, 흰색 박스는 각각 사람과 차량, 사람그룹으로 분류된 결과를 나타낸 것이며, 녹색은 분류가 불가능한 물체를 나타낸 것이다. 가장 유사도가 큰 모델이라고 할지라도 거리값에 제한을 두어, 거리값이 너무 크면 분류할 수 없는 물체로 판단하였다. 이러한 방식으로 모델링 되지 않은 나뭇잎이나 현수막 등의 탐지 실패 물체도 제거할 수 있었다. 이번 실험은 일반적으로 감시 시스템에서 가장 많이 탐지되는 사람과 차, 사람 그룹을 식별하는데 응용하였지만, 다른 개체에 대한 대표 모델을 추가 하면 보다 다양한 물체에 대한 식별이 가능하다. 실험결과 탐지 알고리즘에서 문제가 되는 사물이 겹쳐지는(Occlusion) 경우를 제외하고 95%이상의 인식 성능을 보여주었으며, 그림 8과 그림 9는 각기 다른 환경에서 촬영된 동영상에서 탐지된 사물이 어떠한 사물로 식별 되었는지에 대한 결과를 나타낸 결과이다.

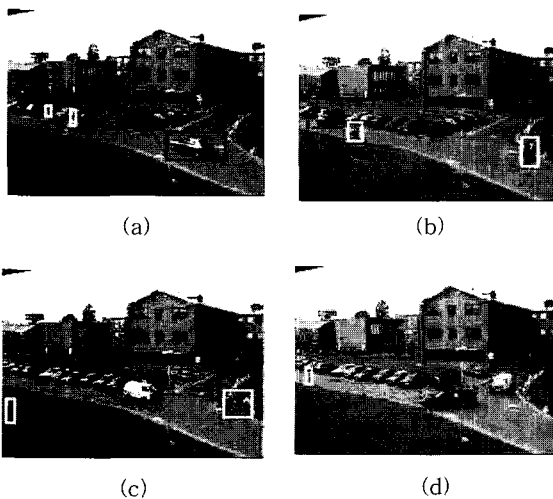


그림 8 PETS 동영상을 이용한 실험결과
Fig. 8 PETS results

그림 8은 PETS동영상을 대상으로 실험한 결과로서 탐지된 물체를 각각 사람, 사람그룹, 차량으로 정확하게 식별하였다. 결과에서 알 수 있듯이 다양한 각도의 차량이 탐지 되었음에도 불구하고 3개의 대표모델만으로도 정확하게 차량을 식별하였다. 다만, 그림 (b)에서 자전거를 타고 가는 사람이 사람그룹으로 분류되었는데 이는 해당 대표 모델이 없지만 가장 유사한 거리값을 가지는 개체를 사람그룹으로 판별하였기 때문이다.



그림 9 자체 촬영한 동영상을 이용한 실험결과
Fig. 9 Seoul National University results

그림 9는 서울대학교 교내에서 자체적으로 촬영한 동영상으로 실험한 결과이다. 위의 그림에서 알 수 있듯이 탐지되는 물체의 크기가 매우 작아 다른 특징(색상, 표면 정보)을 추출하기 어려운 동영상임에도 불구하고, 힐버트 스캔 거리값을 이용한 물체 식별 방법은 탐지단계에서 외곽에지만 추출이 가능하다면 각 개체에 대한 정확한 분류가 가능하였다. 따라서 탐지된 물체의 크기가 매우 작음에도 불구하고 해당개체를 정확하게 식별하였을 뿐만 아니라 일부 탐지된 물체가 나뭇잎에 가려졌음에도 불구하고, 해당개체를 식별해 내었다.

3. 결 론

본 논문에서는 힐버트 스캔 거리값을 이용하여 영상 감시 시스템에서 탐지된 물체를 식별하는 알고리즘을 제안하였다. 기존 2차원 영상에서 처리되어 연산량에 제한을 가지고 있었던 템플릿 매칭 알고리즘의 한계를 극복하기 위해, 주변 픽셀간 정보의 손실이 적은 힐버트 패스를 이용하여 2차원 영상을 1차원 배열로 변환하고, 변환된 1차원 배열을 사전에 제작된 대표 모델과 힐버트 스캔 거리값을 이용하여 유사도를 측정하는 방식으로 탐지된 물체를 식별하였다. 본 논문에서 제안한 방법은 특징 추출이 어려운 저해상도 물체에 대해서도 외곽선 정보만을 이용 탐지된 물체의 식별이 가능할 수 있으며, 또한 빠른 연산속도를 보장하기 때문에 실시간성이 요구되는 영상 감시 시스템에서도 제약 없이 사용이 가능하다.

본 논문의 연구와 관련된 향후 개선 방안은 적응적 대표 모델의 학습이다. 현재는 사전에 제작된 대표모델만을 이용하여 탐지된 물체와 힐버트 스캔 거리값을 측정하고 있지만, 만약 사용 환경에 적합한 대표모델을 찾아 비교 할 수만 있다면 더욱 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다. 따라서 향후 개선 하고자 하는 부분은 사람, 사람 그룹, 자동차 3종류로 제작되어 있는 대표 모델은 초기식별 시에만 사용하고, 이후에는 탐지된 물체에 대한 힐버트 스캔 거리값을 분석하여

가장 많은 분포를 가지는 물체들의 방향, 형태 등을 분석한 후, 보다 다양한 시점에서의 미리 저장된 대표 모델을 선택하거나 또는 초기식별 시 사용했던 모델의 형태를 현재 탐지되는 물체의 형태에 맞게 갱신한다. 대표 모델을 설치된 카메라의 위치와 각도에 맞춰서 적응적으로 변화시키면, 분류의 정확도도 높일 수 있을 뿐 아니라 불필요한 대표모델과의 연산을 줄일 수 있어 전체적인 속도 향상이 가능하리라 기대된다.

감사의 글

본 연구는 산업자원부와 삼성 테크윈에서 지원하는 연구비에 의하여 수행되었음.

참 고 문 헌

[1] Gunte Rote, "Computing The Minimum Hausdorff Distance Between Two Points Sets On a Line Under Translation", Information Processing Letter, pp.123-127, 1991.

[2] 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.

[3] Bongki Moon, H.V. Jagadish, Christos Faloutsos, et al., "Analysis of the Clustering Properties of the Hilbert Space-Filling Curve", IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERING, VOL.13, NO.1, pp. 124-141, Jan/Feb 2001.

[4] Jian ZHANG, Sei-ichiro KAMATA and Yoshifumi UESHIGE, "A Pseudo-Hilbert Scan for Arbitrarily-Sized Arrays", IEICE TRANS .FUNDAMENTALS, VOL.E90-A, NO.3, Mar. 2007.

[5] Yiğithan Dedeoğlu, et al, "Silhouette-Based Method for Object Classification and Human Action Recognition in Video", LNCS, Vol. 3979, pp.64-77, 2006.

[6] Xiaoxu Ma, et al, "Edge-based rich representation for vehicle classification", ICCV, Vol.2, pp.1185-1192, 2005.

[7] Lisa M. Brown, "View Independent Vehicle/Person Classification", Workshop on Video Surveillance & Sensor Networks, pp.114-123, 2004

[8] Tatsuya YOSHIDA, Shirmila MOHOTALLA, Masataka KAGESAWA, Katsushi IKEUCHI "Vehicle Classification System with Local-Feature Based Algorithm Using CG Model Images. IEICE TRANS.

Volume E85-D, No11, page 1745-1752. 2002.

[9] Xiaoxu Ma, Grimson. W.E.L. Edge-based rich representation for vehicle classification. ICCV, Volume 2, page 1185-1192. 2005.

[10] Yang Ran Weiss, I. Qinfen Zheng Davis, L.S. An Efficient and Robust Human Classification Algorithm Using Finite Frequencies Probing. CVPR Workshop, page 132. 2004.

저 자 소 개



최정환 (崔正煥)

1976년 10월 13일생.
1999년 목포해양대 해상운송시스템학부 졸업
1999년~현재 해 군
2006년~현재 서울대학교 전기/컴퓨터 공학부 석사 과정.
Tel : 02-872-7283
Fax : 02-885-4459
E-mail : jhchoi@neuro.snu.ac.kr



백영민 (白榮民)

1982년 1월 8일생.
2007년 연세대 전기컴퓨터공학부 졸업.
2007년~현재 서울대학교 전기/컴퓨터 공학부 석사 과정.
Tel : 02-872-7283
Fax : 02-885-4459
E-mail : ymbaek@neuro.snu.ac.kr



최진영 (崔鎭榮)

1959년 7월 16일생.
1982년 서울대 제어계측공학과 졸업.
1984년 동 대학원 석사 졸업.
1993년 동 대학원 박사 졸업.
1994년~현재 서울대학교 전기공학부 교수.
Tel : 02-872-7283
Fax : 02-885-4459
E-mail : jychoi@neuro.snu.ac.kr