

# 4방향 윤곽선을 이용한 동영상에서 이동 물체 인식

김성훈 한준희

Department of Computer Science and Engineering, POSTECH  
San 31 Hyoja-dong, Nam-gu, Pohang, Kyungbuk, 790-784, Korea  
Tel: +82-054-279-2719, Fax: +82-054-279-2299, E-mail: ksh0418@postech.ac.kr  
포항공과대학교 컴퓨터공학과  
경북 포항시 남구 효자동 산 31번지, 790-784  
Tel: +82-054-279-2719, Fax: +82-054-279-2299, E-mail: ksh0418@postech.ac.kr

## 요약

움직이는 물체를 분류하는 것은 영상 감시 시스템에서 가장 중요한 분야 중의 하나이다. 사람과 자동차는 영상 감시 시스템에서 인식해야 하는 가장 중요한 물체의 종류이기 때문에 본 연구에서는 인식하는 물체의 종류를 이것들로 제한한다. 사용되는 특성으로는 물체의 움직임에서 추출되는 특성과 형태에서 추출되는 특성이 있다. 이 두 가지 특성들은 정지된 하나의 카메라로부터 입력된 영상에 나타나는 물체를 분류하기 위하여 사용된다. 움직임으로부터 추출되는 특성은 연결 성분 분석을 이용한 물체 추적과 밀접한 관련이 있다. 그리고 형태 기반 특성에 관한 학습은 종횡비 (aspect ratio)와 4개의 윤곽선을 가지고 수행된다. 움직임 기반 특성과 종횡비는 물체를 사람과 자동차로 구분하는데 이용되고 각각의 종류를 더욱 세분화하기 위하여 4개의 윤곽선이 사용된다.

## 키워드

움직임 기반 특성, 형태 기반 특성, 윤곽선, 물체 추적, 물체 분류

## 개요

움직이는 물체 분류는 영상 감시 시스템에서 중요한 부분의 하나이다. 영상 감시 시스템은 관심 영역에서 이상 징후를 인지하는 것을 목적으로 한다. 그러므로 물체 분류는 물체에 대한 더 많은 정보를 제공하기 위하여 물체의 행동 분석 전에 행해져야 한다. 또한 일반적으로 영상 감시 시스템의 실행에는 많은 하드웨어 자원과 긴 처리시간이 필요하다. 그래서 영상 감시 시스템의 목적에 맞는 특정한 물체의 종류에 대해서만 정보를 처리함으로써 시스템을 더욱 효율적으로 만들 수 있다. 본 연구의 목적은 정지된 하나의 카메라로부터 입력된 영상에서 나타나는 물체들을

사람, 자동차로 구분하고 나아가 자동차의 종류를 파악함으로써 자동차의 그룹 여부까지 판별하는 것이다. 고안된 프로그램은 세 단계로 구성되어 있다. 먼저 가우시안의 합[1](Mixture of Gaussian)에 의해 형성된 배경 모델이 움직이는 물체를 발견한다. 각 화소는 5개의 가우시안 분포를 유지하므로 가우시안의 합을 이용한 전경 분리는 잡음에 민감하지 않고 나뭇잎의 흔들림이나 물결과 같은 주기적인 움직임으로 인한 전경 분리 오류를 최소화하는 장점을 가지고 있다. 전경으로 판단되는 화소들은 연결 성분 분석에 의하여 근접한 화소들끼리 결합하여 하나의 물체로 정의된다. 두번째 단계는 움직임 기반 특성을 추출하기 위한 물체 추적 과정이다. 각각의 물체는 가우시안 분포를 가진다고 가정하여 단지, 화소들의 좌표, 물체의 속도, 연결 성분 분석의 결과만 이용하여 물체 추적을 수행한다. 이런 정보를 이용하여 다음 프레임에서 각 화소는 이전 프레임에 존재했던 물체들에 속할 확률을 갖게 된다. 그리고 가장 높은 확률 값을 갖게 되는 물체에 속하는 것으로 판단함으로써 추적을 수행한다. 마지막으로, 형태 기반 특성과 움직임 기반 특성을 이용하여 인식 모델을 학습한다. 각각의 물체는 연속된 두 프레임 사이에서 물체 윤곽선의 변화를 이용한 변화성(rigidity)을 측정하고 물체의 속도, 종횡비와 결합하여 3차원 특성 벡터를 형성한다. 이 특성 벡터에 의해 물체가 사람과 자동차 중 어떤 분류에 속하는지 결정된다. 아울러, 학습 기간 동안, 물체를 4방향에서 보았을 때, 추출되는 윤곽선을 이용한 형태 기반 특성 정보가 수집되고, 이를 이용해 자동차의 세부 종류를 인식한다. 또한, 기존 연구에서는 행해지지 않았던 자동차의 그룹 여부에 대한 판단을 수행한다. 이 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 먼저 움직이는 물체 인식과 관련된 기존 연구에 대한 검토가 이어지고, 물체 인식에 대한 알고리즘의 자세한 기술이 주어진다. 다음 장에서는 제안한 알고리즘으로 수행한 여러 가지

실험 결과를 보여주고 마지막으로 본 연구의 장, 단점과 향후 연구에 대한 계획으로 끝맺는다.

## 관련 연구

이용하는 특성의 종류를 결정하는 것은 물체 분류에 있어 가장 중요한 부분이다. 그래서 특성에 따라 주로 움직임 기반 특성을 이용하는 방법과 형태 기반 특성을 이용하는 방법으로 나누어 진다. 형태 기반 인식 방법들[2], [3], [4]은 한 프레임에서 물체에 대한 공간적인 특성들을 추출하고 이를 적절히 결합하여 물체를 구분한다. 한편, 움직임 기반 인식 방법[2]은 연속된 프레임에서 물체의 변화를 관찰하여 특성들을 추출한다. Collins et al. [2]은 종횡비, 넓이, 윤곽선의 복잡도, 카메라 줌 정도를 움직이는 물체에 대한 특성으로 계산한다. 이러한 특성들은 신경 회로망의 입력으로 작용하고 이 신경 회로망에 의해 각 물체는 사람, 사람 그룹, 자동차, 그리고 잡음으로 결정된다. 또 다른 형태 기반 인식 방법[3]은 각 물체의 윤곽선을 계산하고 물체의 중심으로부터 윤곽선의 각 점들까지의 거리를 측정하여 미리 수집된 자료들과의 비교를 통한 유사도를 계산하여 가장 큰 유사도를 갖는 모델을 물체의 종류로 결정한다. 이런 형태 기반 인식 방법은 물체의 형태에 대한 다양한 특성들을 바탕으로 정확하고 세밀한 분류를 가능하게 한다. 하지만, 물체의 특성들이 카메라의 위치에 따라 변하기 때문에 카메라 관점에 의존적이라는 단점이 존재한다. 움직임 기반 인식 방법[5], [6], [7]은 물체의 변화성에 기반한다. 사람과 같은 변화를 가진 물체는 정기적인 움직임을 보여준다. 이런 특성을 가지고 Selinger and Wixson [6]은 물체가 처음 발견되었을 때, 모양에 관한 모델을 만들고 매 프레임에서 물체의 모양의 유사성을 측정하였다. 이 수치를 분석하여 물체 움직임의 주기성을 결정함으로써 물체를 사람과 자동차로 구분한다. 또한, Lipton의 연구[7]에서는, 물체의 윤곽선에 위치하는 화소들에 대한 residual flow를 변화성을 측정하는 또하나의 특성으로 계산한다. 변화가 없는 물체는 낮은 평균 residual flow를 갖는 반면에 변화를 갖는 물체는 높은 평균 residual flow와 주기성을 갖는다. 움직임 기반 인식 방법은 카메라의 관점에 독립적이지만, 다양한 물체의 종류를 구분하는데 한계를 가지고 있다. 결과적으로 움직임 기반 특성과 형태 기반 특성을 적절하게 결합하는 것이 물체 인식 결과를 향상시키는데 중요하다.

## 방법

### 움직임 기반 특성

사람은 움직임에서 유연성이 있지만 자동차는 강제운동을 한다. 그러므로 유연성을 반영하는

변화성은 동영상에서 움직이는 물체를 구분하는 명백한 근거가 된다. 본 연구에서 변화성은 두 프레임 간에 물체의 윤곽선을 비교함으로써 측정된다. 또한, 물체의 이동방향도 중요한 특성이 될 수 있다. 카메라의 위치가 고정되어 있을 때, 물체는 이동 방향에 따라 다른 형태로 보여질 수 있다. 그리고 이러한 결과는 카메라 관점의 변화로 간주될 수 있기 때문이다. 이런 움직임 기반 특성들은 다음과 같이 계산된다.

1. 아이겐 값 분해(Eigen value decomposition)에 의해 이동하는 물체  $O$ 의 새로운 주축  $\mathbf{x}_{new}$ 을 구한다.
2. 좌표축  $\mathbf{x}_{new}$ 으로  $\mathbf{x}$  축을 회전시켜  $O$ 의 새로운 좌표값을 계산한다.
3. 4방향에서 윤곽선에 대한 막대그래프를 구한다.

$$\text{left}_j = \min(i \text{ of } O_{ij}) - \min O_x \quad \min O_y \leq j \leq \max O_y$$

$$\text{right}_j = \max O_x - \max(i \text{ of } O_{ij}) \quad \min O_y \leq j \leq \max O_y$$

$$\text{up}_i = \min(j \text{ of } O_{ij}) - \min O_y \quad \min O_x \leq i \leq \max O_x \quad (1)$$

$$\text{right}_i = \max O_y - \max(j \text{ of } O_{ij}) \quad \min O_x \leq i \leq \max O_x$$

$O_{ij}$ 는 이동하는 물체에 속한 각각의 화소들이고  $\min O_x, \max O_x, \min O_y, \max O_y$ 는 이동하는 물체를 둘러싸는 사각형의 4개의 꼭지점들이다.

4. 이동하는 물체의 중심 좌표  $O_c$ 를 구한다.
5. 위의 과정을  $t$ 와  $t+1$ 에서 수행한다.
6.  $t$ 와  $t+1$ 에서 구한 막대 그래프를 각각 비교한다.

$$\text{Left}_j = |\alpha \cdot \text{left}_j^t - \text{left}_{\beta \cdot j}^{t+1}| \quad 1 \leq j \leq \max O_y^t - \min O_y^t + 1$$

$$\text{Up}_i = |\beta \cdot \text{up}_i^t - \text{up}_{\alpha \cdot i}^{t+1}| \quad 1 \leq i \leq \max O_x^t - \min O_x^t + 1$$

(2)

$\alpha$ 와  $\beta$ 는 물체를 둘러싼 사각형의 가로와 세로 값에 대한 크기 변화율이다.

7. 각 막대 그래프의 비교 후, 차이 값들에 대한 표준 편차  $\sigma_{\text{Left}}, \sigma_{\text{Right}}, \sigma_{\text{Up}}, \sigma_{\text{Down}}$ 를 구한다. 자동차는 모든 방향에서 윤곽선의 변화가 일어나지 않지만, 사람의 경우에는 몇몇 방향에서 윤곽선의 변화가 발생하기 때문에 표준편차의 최대값이 물체의 변화성으로 간주된다.

8.  $O_c^{t+1}$ 와  $O_c^t$ 의 차이를 이용하여 물체의 이동 속도와 이동 방향을 계산한다.

여기서 1~2, 6단계 그리고 추적 과정은 변화성을 측정하는데 물체의 회전, 위치 및 크기 변화에 영향 받지 않도록 보장한다.

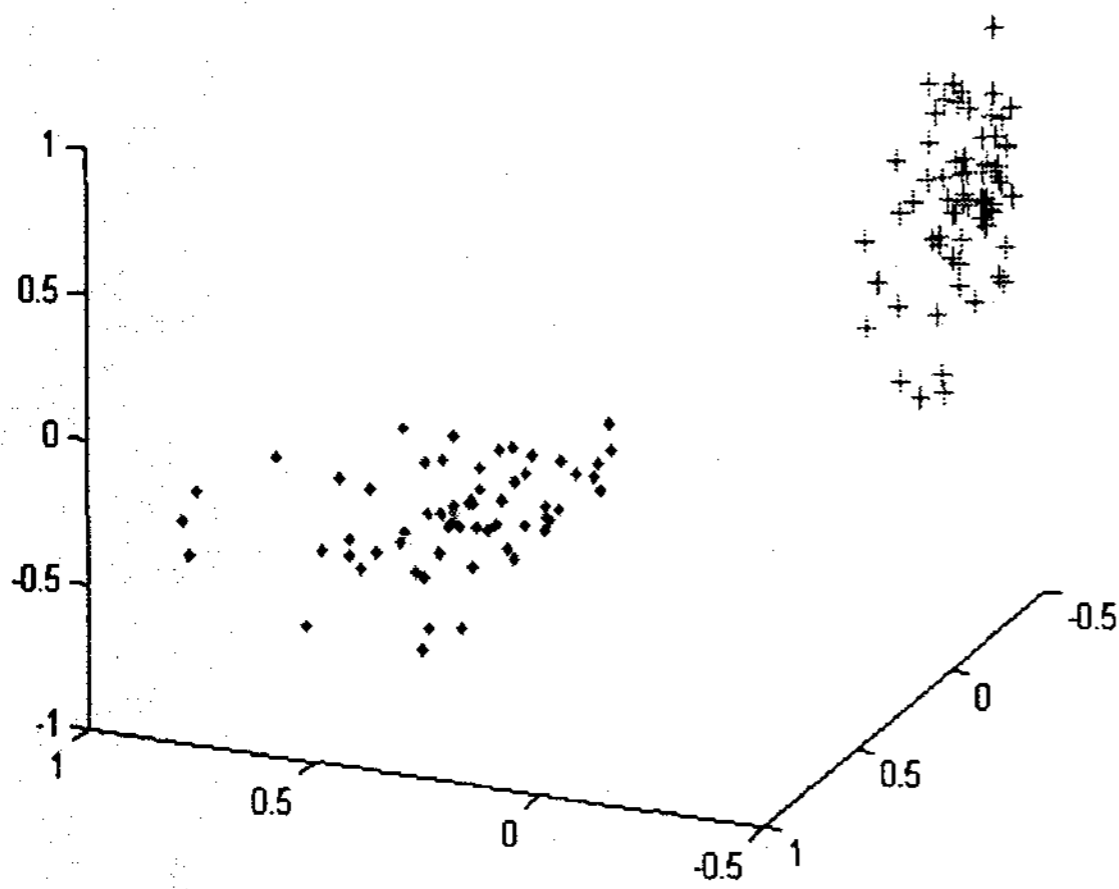


그림 1- 특성 벡터 분포

### 형태 기반 특성

움직임 기반 특성을 이용하면, 물체를 사람과 자동차로만 구분할 수 있다. 형태 기반 특성은 물체를 더욱 세밀하게 분류하기 위해 필요하다. 4방향에서 측정된 막대 그래프들은 물체의 형태에 대한 확실한 정보이다. 그러나 잡음의 영향을 배제하기 위하여 몇 가지 과정을 거쳐야 한다. 먼저 각 막대 그래프에서 특징점들을 추출한다. 특징점은 이전까지 점들의 흐름에서 급격하게 벗어나는 점으로 정의된다.

$$\theta_{cur} = \arccos \frac{(C_i^{last} - C_i^{first}) \cdot (P_{cur} - C_i^{last})}{|(C_i^{last} - C_i^{first})| \cdot |(P_{cur} - C_i^{last})|} \quad (3)$$

만약,  $\theta_{cur}$  가 특정값보다 크다면,

$$C_{i+1}^{first} = C_i^{last} \quad C_{i+1}^{last} = P_{cur} \quad (4)$$

그렇지 않으면,

$$C_i^{last} = P_{cur} \quad (5)$$

결국, 그래프는 몇 개의 흐름으로 나누어진다. 여기서  $N(C_i) < 2$  이면,  $C_i$  은 잡음으로 간주되어 막대 그래프에서 제거된다. 그리고 그래프 전체의 양 끝의 점들도 특징점으로 포함하여 특징점들을 기준으로 선형 보간법(linear interpolation)을 수행함으로써 물체에 대한 윤곽선 모델을 형성한다.

### 학습

변화성, 속도, 종횡비를 이용하여 물체를 사람과 자동차로 구분한다. 그림 1은 사람과 자동차에 대한 이들 특성값들의 분포를 나타낸 것이다. 그림 1

에서 볼 수 있는 것처럼, 두 분포 사이에는 명백한 경계선(decision boundary)가 존재한다. 그러므로 학습을 통하여 얻어진 각 분포를 가우시안 분포라 가정하여 각각에 대한 모델을 얻게 된다. 이러한 모델들은 이동방향에 따라 모두 8방향에 대하여 만들어진다. 한편, 형태 모델도 학습 기간 동안 만들어진다. 각 물체의 종류(사람, 승용차, 트럭, 지프차, 버스 등)에 대한 4개의 막대 그래프들이 수집되고 각 막대 그래프의 원소들은 1차원 가우시안 모델로 가정함으로써 모델이 형성된다.

$$Left_j = (\mu_j, \sigma_j) \quad 1 \leq j \leq \text{height}$$

$$Up_j = (\mu_j, \sigma_j) \quad 1 \leq i \leq \text{width} \quad (6)$$

### 인식 방법

학습이 끝나면, 사람과 자동차의 경계선이 결정되고, 각 물체의 종류와 이동 방향 별로 모델이 형성된다. 그래서 화면에 새로운 물체가 나타나면, 추적을 통하여 물체의 변화성, 속도, 종횡비, 이동방향이 계산된다. 이동방향은 형성된 모델에 대한 검색 시간을 줄이고 특성 벡터  $\mathbf{x}$  는 물체를 사람과 자동차로 구분한다.

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \text{변화성} \\ \text{종횡비} \\ \text{속도} \end{bmatrix}, \quad p(\omega_i | \mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x} | \omega_i) p(\omega_i)}{\sum_i p(\mathbf{x} | \omega_i) p(\omega_i)} \quad (7)$$

그리고 나서, 형태 모델들과의 유사도를 측정하여 세밀한 분류를 수행한다.

$$Left_{sim} = \frac{N(|\alpha \cdot left_j^t - left_{\beta,j}^{t+1}| \leq \sigma_j^{left})}{\max O_y^t - \min O_y^t}$$

$$Up_{sim} = \frac{N(|\beta \cdot up_i^t - up_{\alpha,i}^{t+1}| \leq \sigma_i^{up})}{\max O_x^t - \min O_x^t}$$

$$\text{Similarity} = \frac{Left_{sim} + Right_{sim} + Up_{sim} + Down_{sim}}{4} \quad (8)$$

한편, 최대 유사도 값이 현저히 낮다면 물체는 그룹으로 간주된다.

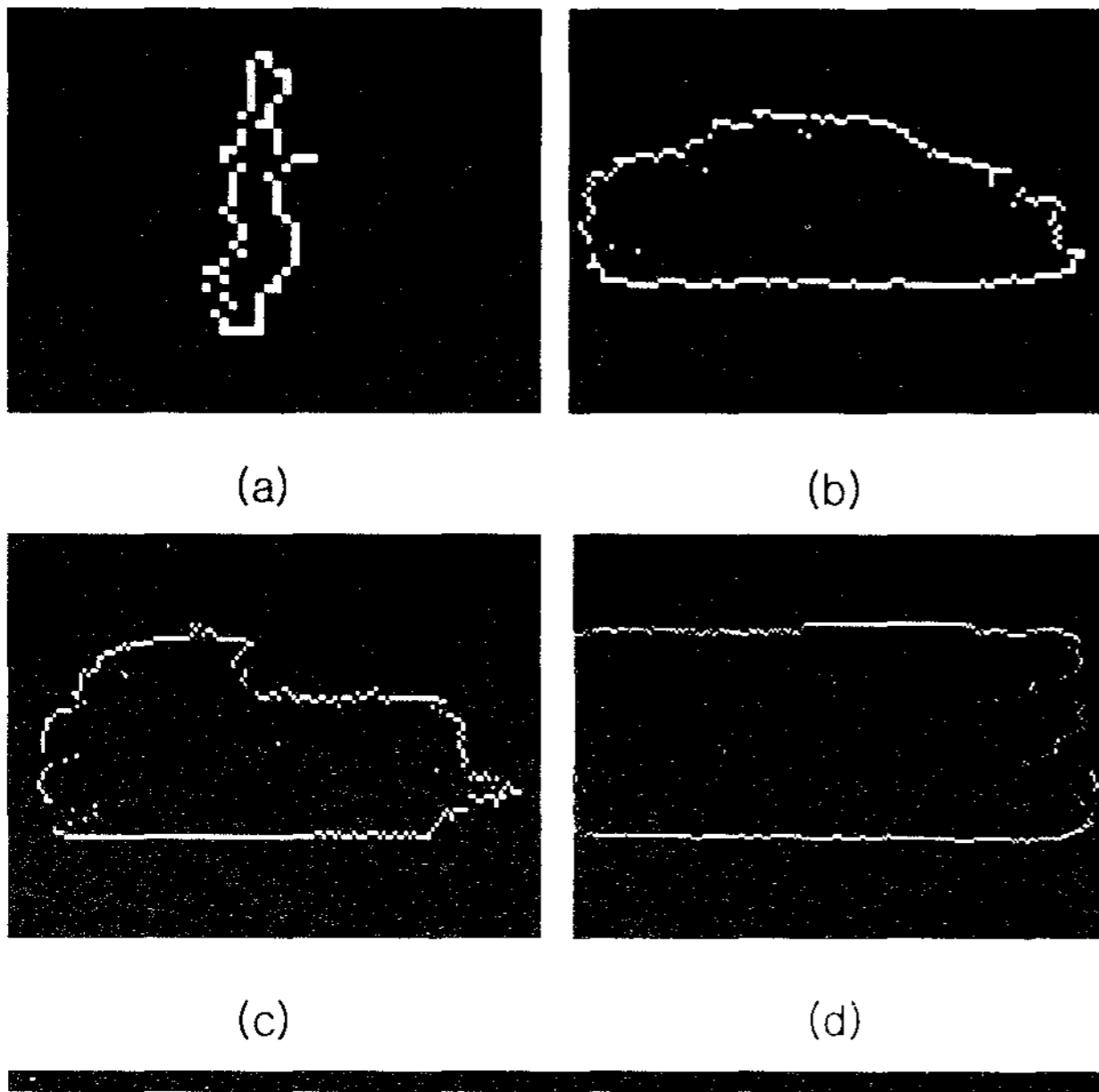


그림 2-학습 이미지

실험 결과

그림 2는 학습을 위하여 사용된 이미지의 예이다. (a) human, (b) sedan, (c) truck, (d) bus). 총 121개의 이미지가 학습을 위하여 사용되었고 이로부터 학습에 사용된 동영상에서 사람과 자동차에 대한 변화성, 종횡비, 속도, 이동 방향에 대한 정보가 추출되었다. 3차원 특성 벡터는 8방향에서 모델을 형성하고 아울러 4개의 막대 그래프에 의한 형태 모델도 학습된다. 학습 후에 새로운 물체가 화면에 나타나면, 특성 벡터와 4개의 막대 그래프가 측정된다. 특성 벡터에 의해 물체를 사람과 자동차로 구분하고 형태 모델과의 유사도를 측정하여 구체적인 종류를 결정한다. 그림 3은 본 연구에서 제안한 방법을 이용한 실험 결과이다. 이 동영상은 지상 약 20m의 높이에서 비디오카메라로 촬영되었다. 학습에 사용되는 이미지는 하나의 물체에 대한 것이어야 하기 때문에 되도록 높은 곳에서 촬영함으로써 학습에 사용될 이미지를 보다 많이 추출할 수 있다. 왼쪽 열은 전경 영상을 추출한 것이고 오른쪽 열은 인식 결과이다. 여기서, 적색 사각형은 아직 화면에 나타난 후 얼마 지나지 않아 물체의 종류가 결정되지 않았음을 의미한다. 몇몇 물체들은 전경으로 검출 되지 않기 때문에 추적이 이루어지지 않고 인식도 되지 않는다. 이 실험에 사용된 시스템은 Intel Core2 CPU 2.13GHz, 램 2GB 이고 Intel Compiler가 설치되었다. 실행 속도는 화면에 나타나는 물체의 수와 크기에 따라 전경 분리에 소요되는 시간의 편차가 크기 때문에 다르지만, 평균적으로 33프레임/초를 보인다.

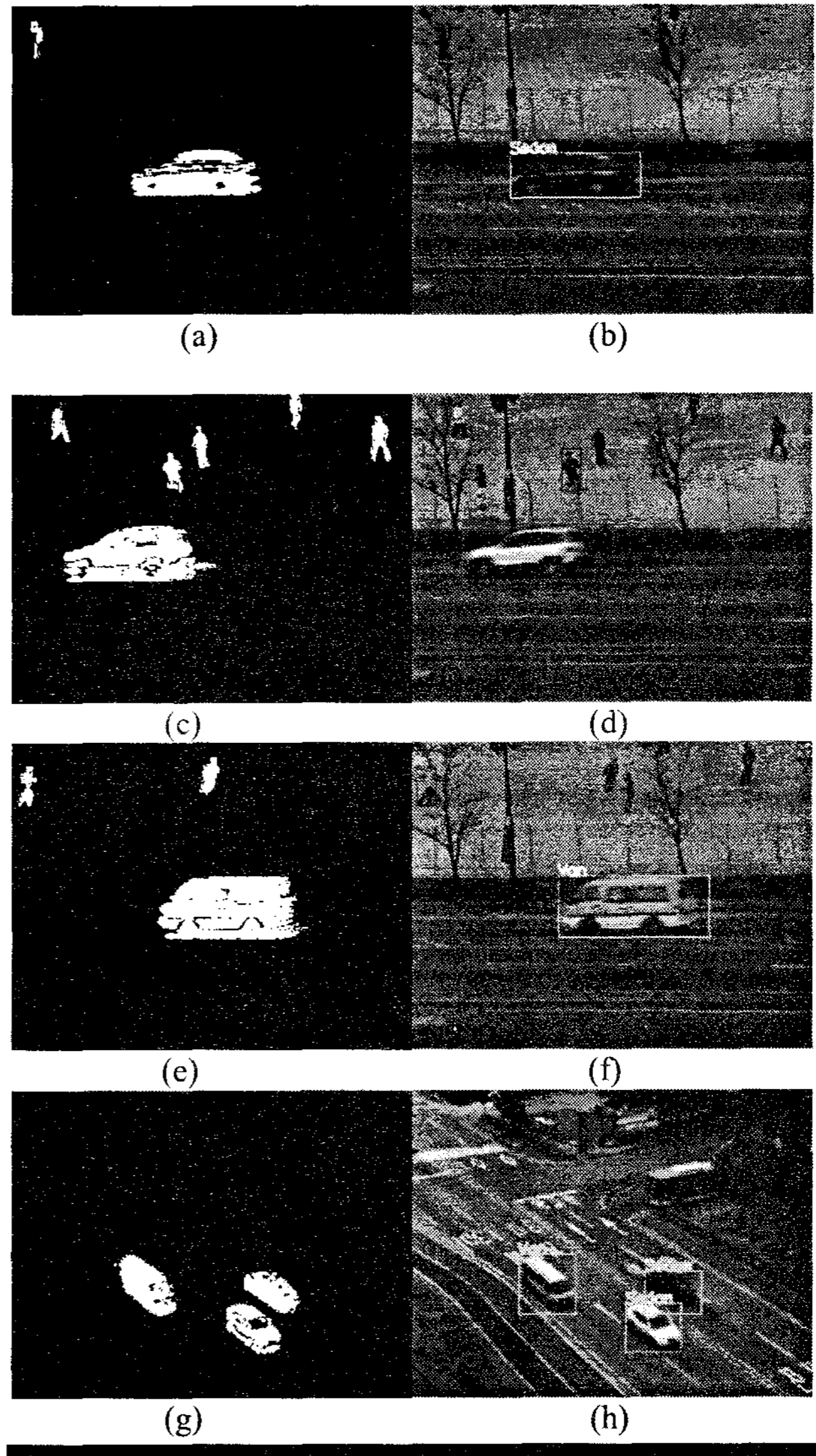


그림 3-인식 결과

표 1 은 전체적인 인식 결과이다. 표 1에서 볼 수 있는 것처럼 사람과 자동차의 구분은 매우 정확하다. 그리고 자동차의 세밀한 분류도 상당히 정확한 결과를 보인다.

표 1- 세부 인식 결과

		사람	자동차				
			승용차	승합차	지프	트럭	버스
사람		137	2	0	0	0	0
자동차	승용차	5	79	2	3	0	0
	승합차	0	3	23	4	0	0
	지프	0	0	1	16	0	0
	트럭	0	0	1	0	7	0
	버스	0	0	0	0	0	4



## 결론

본 논문에서는 비디오에서 움직이는 물체의 보다 세밀한 인식에 초점을 맞춘 분류 방법을 기술하였다. 가우시안의 합 방법이 전경 분리를 위하여 사용되었고 연결 성분 분석에 바탕을 둔 추적은 움직임 기반 특성을 추출하기 위하여 수행되었다. 변화성은 윤곽선의 변화로 가정되어 두 프레임 사이에서 윤곽선의 변화율로 측정되었다. 또한, 윤곽선에 의해 형성된 모델은 물체를 더욱 세밀하게 분류하는데 핵심적인 역할을 하였다. 결국, 물체를 사람과 자동차로 성공적으로 분류하였고 자동차의 세밀한 분류도 가능하였다. 윤곽선을 이용한 새로운 변화성 측정 방법 제안과 세밀한 분류가 본 논문의 핵심이라 할 수 있다.

본 논문에서 제안하는 방법에서는 두가지 보완해야 할 점이 있다. 먼저, 본 논문에 사용된 영상은 그림자가 잘 드러나지 않는 저녁 무렵에 촬영된 영상이다. 그림자 제거는 쉬운 문제가 아니기 때문에 여전히 확실한 해결 방법이 제안되지 않았다. 또 다른 문제점은 윤곽선을 이용한 인식이기 때문에 전경 분리의 결과에 직접적인 영향을 받는다는 것이다. 전경 분리 방법은 현재 활발히 연구 중이기 때문에 새로운 방법의 적용으로 인한 향상 가능성이 높다.

그럼에도 불구하고 본 연구에서 제안한 방법은 다른 물체에 의해 가려진 물체의 일부분만으로 물체를 인식하거나 그룹에 속한 물체의 수를 구할 수 있는 방법을 제시하고 있어 중요한 의미를 가진다.

## 참조논문

- [1] C. Stauffer and W. Grimson, Learning Patterns of Activity Using Real-Time Tracking, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 22(8): 747-757 (2000)
- [2] Hongming Zhang, Wen Gao, Xilin Chen, Debin Zhao, Object detection using spatial histogram features, Image and Vision Computing
- [3] Yigithan Dedeoglu, B. Ugur Toretin, Silhouette-Based Method for Object Classification and Human Action Recognition in Video. HCI/ECCV 2006, LNCS 3979, pp. 64-77, 2006
- [4] Masamitsu Tsuchiya, Hironobu Fujitoshi, Evaluating feature Importance for Object Classification in Visual Surveillance. The 18th International Conference on Pattern Recognition.
- [5] R. Cutler, L.S Davis, Robust real-time periodic motion detection, analysis, and applications IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(8)(2000)
- [6] A. Selinger, L. Wixson, Classifying moving objects as rigid or non-rigid without correspondences. Proc. of Dapra Image Understanding Workshop, Vol. 1, 1998, pp.341-358.
- [7] A.J. Lipton, Local application of optic flow to analyze rigid versus non-rigid motion. In the website <http://www.eecs.lehigh.edu/FRAME/Lipton/iccvframe.html>