

Object Feature Extraction and Matching for Effective Multiple Vehicles Tracking

Du-hyung Cho[†] · Seok-Lyong Lee^{††}

ABSTRACT

A vehicle tracking system makes it possible to induce the vehicle movement path for avoiding traffic congestion and to prevent traffic accidents in advance by recognizing traffic flow, monitoring vehicles, and detecting road accidents. To track the vehicles effectively, those which appear in a sequence of video frames need to be identified by extracting the features of each object in the frames. Next, the identical vehicles over the continuous frames need to be recognized through the matching among the objects' feature values. In this paper, we identify objects by binarizing the difference image between a target and a referential image, and the labelling technique. As feature values, we use the center coordinate of the minimum bounding rectangle(MBR) of the identified object and the averages of 1D FFT(fast Fourier transform) coefficients with respect to the horizontal and vertical direction of the MBR. A vehicle is tracked in such a way that the pair of objects that have the highest similarity among objects in two continuous images are regarded as an identical object. The experimental result shows that the proposed method outperforms the existing methods that use geometrical features in tracking accuracy.

Keywords : Object Matching, Vehicle Tracking, Object Feature Extraction, Image Processing

효과적인 다중 차량 추적을 위한 객체 특징 추출 및 매칭

조 두 형[†] · 이 석 룡^{††}

요 약

차량 추적 시스템(vehicle tracking system)은 교통 흐름 파악, 차량 감시, 사고 감지 등을 통하여 교통 정체에 따른 차량의 이동 경로를 유도할 수 있고, 교통사고를 사전에 방지할 수 있게 하는 시스템이다. 효과적인 차량 추적을 위해서는 먼저 연속된 영상 내의 각 객체의 특징 값을 추출하여 영상 내에 존재하는 차량 객체를 인지할 수 있어야 한다. 다음으로, 검출된 다중 객체에 대하여 영상 간 객체 매칭을 통해 연속된 프레임에 걸쳐 출현하는 동일한 차량을 인식함으로써 각 차량의 움직임을 추적할 수 있다. 본 논문에서는 차 영상의 이진화 및 레이블링(labeling)을 통하여 객체를 검출하고, 검출한 객체의 최소 외접 직사각형(minimum bounding rectangle: MBR)의 중심 좌표와 이 MBR의 가로, 세로 방향에 대한 라인(line)별 1D FFT(fast Fourier transform) 변환 결과의 평균 계수 값을 계산하여 객체의 특징 값을 구한다. 다음으로, 연속된 프레임에 걸쳐 출현하는 객체들 중 유사도가 가장 높은 객체 쌍을 동일한 객체로 인식하여 객체를 추적하는 방법을 제안한다. 실험 결과, 제안한 방법은 객체의 기하학적 특성에 기초한 기존 방법들에 비하여 정확한 추적이 가능함을 보여주었다.

키워드 : 객체 매칭, 차량 추적 시스템, 객체 특징 추출, 영상 처리

1. 서 론

기능형 CCTV와 같이 교통 관련 영상 시스템은 최근에 급속도로 발전하며 실생활에 광범위하게 사용되고 있다. 특히 차량 추적을 통한 교통 영상 시스템은 교통 흐름, 사고, 차량 도난 방지 등 교통과 관련하여 발생할 수 있는 상황을

사전에 탐지하여 사고를 미연에 방지하기도 하고 교통 흐름을 사전에 인지하여 이동 계획을 변경하기도 한다[1]. 효과적인 차량 추적 시스템을 위해서는 연속된 영상 내에서 차량의 특징을 구분할 수 있는 특징 값(feature value) 분석 및 그 값을 활용한 차량 매칭 기법이 매우 중요하다. 현재까지 연속된 영상에서 객체를 구분할 수 있는 다양한 특징 추출 방법 및 객체 매칭 기법들이 제시되었다. 객체의 영역을 구분한 후 구분된 객체의 분할 영역의 특징을 비교하는 기법[2]과 객체의 윤곽을 활용한 동일 객체의 매칭 방법[3]이 제시되었고, 또한 추출된 객체의 영역 내 밝기, 크기, 방향, 컬러 정보 등을 특징 값으로 활용하여 비교하는 방법[4]과 객체를 둘러싸는 최소한의 사각형을 검출하고 가로와 세

※ 이 논문은 한국외국어대학교 교내학술연구비의 지원에 의하여 이루어진 것임.

† 준 회 원: 한국외국어대학교 산업경영공학과 석사과정

†† 정 회 원: 한국외국어대학교 산업경영공학부 교수

논문접수: 2013년 7월 19일

심사완료: 2013년 8월 29일

* Corresponding Author : Seok-Lyong Lee(sllee@hufs.ac.kr)

로의 비율 및 크기를 특징 값으로 활용하는 방법[5]이 제시되었다. 이 외에도 이러한 특징 값들을 단순 비교하는 방법 외에 군집화를 통한 객체 구분 방법[6]이 제시되었다. 그러나 실시간 영상을 활용하는 차량 추적 시스템에서는 알고리즘 계산의 복잡도가 높아지면 실행시간이 증가하기 때문에 실제 적용하기는 어려워지는 문제점이 있다.

본 논문에서는 효과적인 다중 차량 추적을 위하여 먼저 다중 객체를 포함하고 있는 연속된 영상에 대하여 기준 영상과의 차 영상(difference image)을 계산하고, 차 영상의 이진화 및 레이블링을 통하여 객체를 검출한다. 다음으로, 객체를 둘러싸고 있는 최소 외접 사각형인 MBR (minimum bounding rectangle)의 가로, 세로 방향에 대한 라인별 1D FFT (one dimensional fast Fourier transform) 변환을 한 후, 변환 결과 얻어진 가로, 세로의 평균 계수 값을 산출하여 특징 값으로 사용한다. 2D FFT 대신 1D FFT 변환을 사용하는 것은 실행 시간을 줄여 실시간 추적이 가능하게 하기 위함이다. 마지막으로, 산출된 특징 값을 활용하여 연속된 프레임에 출현하는 각 객체 쌍들의 유사도를 비교하여 가장 높은 유사도를 가지는 객체의 쌍을 동일한 객체로 간주하여 연속된 프레임에서 다중 객체를 추적하는 방법을 제안한다.

2. 다중 차량 추적 방법

2.1 차영상을 이용한 객체 검출

영상 내 차량 검출은 정확한 차량 추적 시스템을 위해 중요한 기능이다. 그러나 원 영상을 그대로 사용할 경우 데이터의 잡음 및 손실 등으로 정확한 검출이 어려워지므로 잡음을 제거하기 위해 영상 완화(smoothing)방법을 사용한다. 본 논문에서는 잡음 제거를 위해 널리 사용되는 가우시안 필터(Gaussian filter)[7]를 적용한다.

가우시안 필터에서는 σ 값에 따라 영상 완화의 레벨이 다르게 나타나며, 이 값은 실험적으로 결정된다. 각각 영상 완화가 적용된 기준 영상과 비교 영상의 차 영상을 통해 객체 후보군을 검출한다. 이 때 두 영상 간 픽셀 값의 차이가 임계값 TH_{diff} 이하인 경우, 객체 검출 비후보군으로 간주하여 차 영상에 표시하지 않는다.

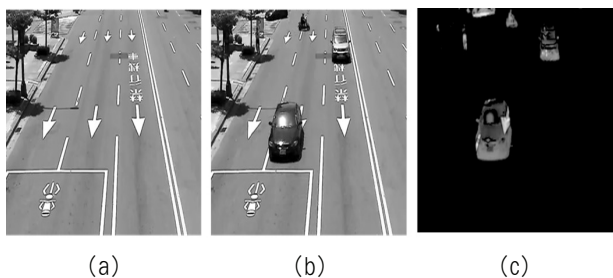


Fig. 1. Object candidate identification through a difference operation: (a) referential image, (b) target image, (c) frame difference image after noise elimination

Fig. 1은 두 영상간의 차 영상을 통하여 얻은 객체 후보군을 보여 주고 있다. Fig. 1의 (c)에서 보는 바와 같이 영상 완화 방법과 차 영상만으로는 촬영하는 카메라의 흔들림이나 그림자, 조명에 의해 발생하는 영상 내 잡음을 완전히 제거하지 못한다. 따라서 두 영상 간 차 영상을 이진화 영상으로 변환한 뒤 연결된 픽셀 집단의 크기를 통해 남은 잡음을 제거한다. 먼저 영상의 이진화를 위해 널리 사용되고 있는 Otsu 방법[8]을 적용한다. Otsu 이진화 방법은 영상의 히스토그램이 쌍봉형(bimodal)과 유사한 형태를 가질 때 높은 성능을 보이는 적응적 (adaptive)방법으로서 두 클래스의 분산을 최대화시켜 주는 값을 통계적으로 찾아 임계값으로 사용하여 영상을 이진화 한다. 이진화 영상으로 변환한 후 남은 잡음을 제거하고 객체를 검출하기 위해 레이블링 방법[9]을 적용한다. 레이블링 방법은 서로 인접하고 연결된 픽셀들을 하나의 집단으로 보고 그 픽셀 집단에 번호를 부여하는 방법이다. 레이블링을 통해 얻어진 픽셀 집단의 크기가 임계값 TH_{size} 보다 작은 경우 잡음으로 간주하여 제거한다. 그리고 남은 픽셀의 집단을 객체 후보로 검출하고 각 객체 후보의 MBR을 구한다. MBR은 영상의 위에서 아래로, 좌에서 우 방향으로 스캔하며, 검출된 각 객체 후보에 대하여 처음과 마지막에 검출된 x축과 y축 좌표를 기록하는 방식으로 구한다. Fig. 2는 영상의 이진화 및 잡음 제거, 그리고 최종적으로 검출된 객체를 보여주고 있다. 본 논문에서는 빠른 처리를 가능하게 하기 위하여 차영상을 이용하여 객체를 검출하는 방식을 채택하고 있으며, 이 경우 정체구간이나 신호 대기 중에는 움직임 객체를 정확히 검출할 수 없는 문제점이 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 영상 보정 (image correction) 및 영상 정합 (image registration)등을 이용한 보다 정교한 객체 검출 방법에 대한 추가 연구가 필요하다.

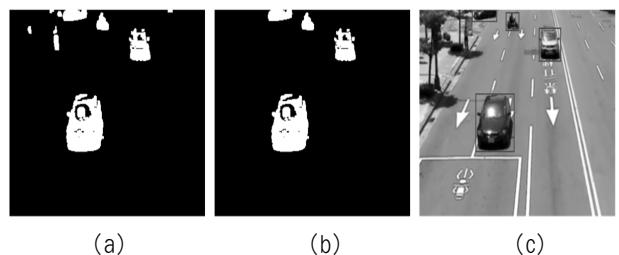


Fig. 2. Object identification through binarization and labelling: (a) binary image with labelling, (b) small region elimination, (c) identified objects with MBR

2.2 객체의 특징 추출

본 논문에서는 검출한 객체에 대하여 연속된 영상 내에서 객체 간 매칭을 하기 위해 2개의 특징 값을 사용한다. 먼저, 각 객체의 MBR의 중심 좌표를 구한다. 연속된 영상 내의 객체 즉 차량이 이동할 수 있는 거리는 제한적이기 때문에 객체별 MBR의 중심좌표를 통해 객체 간 떨어진 정도를 측정하여 객체의 유사도를 구한다. 두 객체 o_i, o_j 사이의 유

클리디안 거리 $d(o_i, o_j)$ 는 두 객체 MBR의 중심을 각각 c_i, c_j 라 할 때 $d(o_i, o_j) = d(c_i, c_j)$ 로 나타낼 수 있다.

또 다른 특징 값인 FFT 변환 결과의 가로, 세로 방향의 라인 별 평균 계수 값을 산출하기 위해서 각 객체의 MBR 영역에 포함되어 있는 영상에 대하여 가로, 세로축 방향으로 각각 1차원 푸리에 변환을 진행한다. Fig. 3에서 보는 바와 같이 객체 영상의 가로와 세로의 길이를 각각 W 와 H 라 하면, 객체의 MBR 영역에 포함되어 있는 영상 $I(x,y)$ 내 존재하는 가로, 세로 방향 픽셀 수의 범위는 각각 $0 \leq x \leq W-1, 0 \leq y \leq H-1$ 가 된다. 영상을 가로와 세로 방향으로 각각 1차원 푸리에 변환을 하면 $I(x,y)$ 의 값은 $F_{hor}(u,v)$ 와 $F_{ver}(u,v)$ 로 변환되며, 각 행과 열의 계수 값 평균은 다음 식으로 계산된다.

$$avg_F_{hor}(v) = \frac{1}{W} \cdot \sum_{u=0}^{W-1} F_{hor}(u,v) \quad (1)$$

$$avg_F_{ver}(u) = \frac{1}{H} \cdot \sum_{v=0}^{H-1} F_{ver}(u,v) \quad (2)$$

즉, 영상의 가로와 세로 방향에 대하여 각각 1차원 푸리에 변환을 하여 얻어진 계수를 자연수로 변환한 후 각 행과 열의 계수 평균값을 구하여 특징 값으로 사용한다. 따라서 객체 MBR의 크기에 따라 특징 값의 수는 달라진다. 예를 들어 Fig. 4에 있는 객체 MBR의 가로, 세로 크기가 104×71 인 영상의 경우, 특징 값 $avg_F_{hor}(v)$ 와 $avg_F_{ver}(u)$ 는 각각 71개와 104개의 숫자를 가지게 된다.

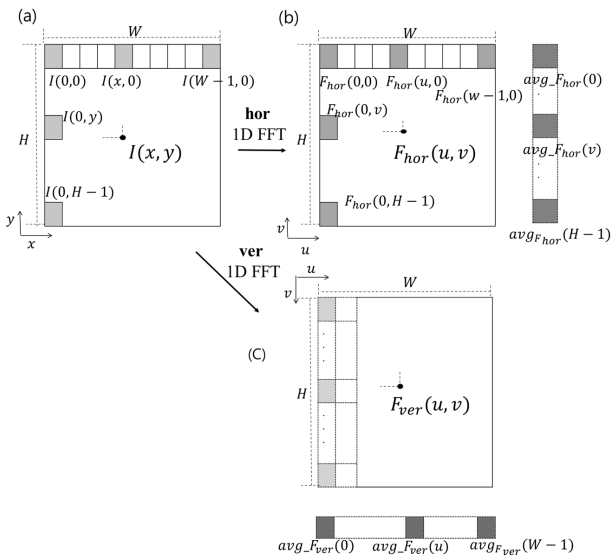


Fig. 3. Feature extraction through one-dimensional Fourier transform: (a) original image with size $W \times H$, (b) 1D FFT with respect to the horizontal axis, (c) 1D FFT with respect to the vertical axis

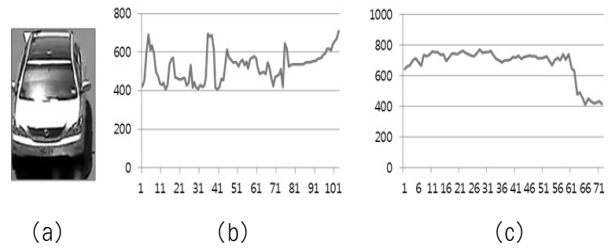


Fig. 4. Example of 1D FFT feature value: (a) vehicle image with 104×71 MBR, (b) graph for $avg_F_{hor}(v)$ value, (c) graph for $avg_F_{ver}(u)$ value

2.3 객체의 매칭

연속된 영상 내의 객체 간 매칭을 위해 앞서 추출한 특징 값에 대해 유사도를 정의한다. 먼저 객체의 MBR 중심 값의 비교를 위해 영상 내 가장 긴 거리에 해당하는 영상의 대각선 길이 $diag$ 를 사용하여 거리의 정규화 된 값을 구한다. 두 객체 사이의 유클리디안 거리를 유사도로 표현하면 수식 (3)과 같다. 이 식에서 sim_l 은 객체의 위치(location)에 대한 유사도로써, 0과 1사이의 값을 가지며 1에 가까울수록 비교하는 두 객체가 유사할 확률이 높음을 의미한다.

$$sim_l = 1 - \frac{d(o_i, o_j)}{diag} \quad (3)$$

연속된 영상에 존재하는 두 객체 o_i 와 o_j 의 가로 및 세로 방향의 유사도 $sim_{F_hor}(o_i, o_j)$ 및 $sim_{F_ver}(o_i, o_j)$ 를 수식으로 표현하면 각각 $avg_F_{hor}(v)$ 와 $avg_F_{ver}(u)$ 를 사용하여 다음과 같이 정의된다.

$$sim_{F_hor}(o_i, o_j) = 1 - \left(\frac{1}{H} \cdot \sum_{v=0}^{H-1} \frac{|avg_F_{hor}(v)_i - avg_F_{hor}(v)_j|}{avg_F_{hor}(v)_i + avg_F_{hor}(v)_j} \right) \quad (4)$$

$$sim_{F_ver}(o_i, o_j) = 1 - \left(\frac{1}{W} \cdot \sum_{u=0}^{W-1} \frac{|avg_F_{ver}(u)_i - avg_F_{ver}(u)_j|}{avg_F_{ver}(u)_i + avg_F_{ver}(u)_j} \right) \quad (5)$$

수식 (4)과 (5)의 값이 커질수록 두 객체의 유사도는 높다고 할 수 있다. 그리고 두 객체 간 매칭을 위해 $sim_{F_hor}(o_i, o_j)$, $sim_{F_ver}(o_i, o_j)$ 를 하나의 특징 값으로 통합하여 정의하면 다음과 같다.

$$sim_F(o_i, o_j) = \max(sim_{F_hor}(o_i, o_j), sim_{F_ver}(o_i, o_j)) \quad (6)$$

영상 내 객체가 새롭게 출현하거나 사라짐으로 인하여 객체가 부분적으로 가려지거나(occlusion), 영상의 가장 자리에

서 일부만 보이는 경우가 자주 발생한다. 객체의 유사도를 식 (6)과 같이 $sim_{F_hor}(o_i, o_j)$ 와 $sim_{F_ver}(o_i, o_j)$ 중 큰 값으로 정의함으로써, 가로 혹은 세로의 변화에 따라 둘 중 하나의 값은 정확도가 떨어지더라도 안정적인 유사도 값을 얻을 수 있다. 단, 영상의 사각형 꼭지점 부근에서 객체가 출현하거나 사라질 경우에는 정확도가 떨어지는 한계가 존재한다. 만일 비교하고자 하는 두 객체 간의 데이터 크기가 다를 시에는 두 객체 중 데이터 크기가 큰 데이터에 맞게 크기를 변환하여 유사도를 계산한다.

앞서 유사도 분석을 위해 추출한 특징 값 sim_l 와 $sim_F(o_i, o_j)$ 를 이용하여 연속된 영상 간 가장 유사한 객체의 매칭을 위해 다음과 같이 통합된 유사도 $SIM(o_i, o_j)$ 을 정의한다.

$$SIM(o_i, o_j) = \alpha \cdot sim_l(o_i, o_j) + (1 - \alpha) \cdot sim_F(o_i, o_j) \tag{7}$$

여기에서 α 값은 영상에 따라 특징 값의 가중치를 다르게 적용하기 위해 사용되었다. 그리고 연속된 영상 내 객체 간 $SIM(o_i, o_j)$ 값이 가장 높은 두 객체를 가장 유사한 객체로 인식하고 서로 매칭한다.

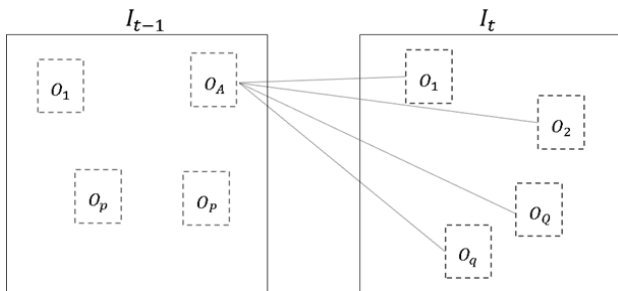


Fig. 5. Object matching example for two objects $o_{p,t-1}$ and $o_{q,t}$

Fig. 5에서 보는 것과 같이 P개의 객체를 가지고 있는 시간 t-1에서의 영상 I_{t-1} 와 Q개의 객체를 가지고 있는 시간 t에서의 영상 I_t 의 객체를 각각 $o_{p,t-1}$ 와 $o_{q,t}$ ($0 \leq p \leq P-1, 0 \leq q \leq Q-1$) 이라 하면, I_{t-1} 내의 객체 $o_{A,t-1}$ 과 매칭 되는 I_t 내의 객체 $o_{A,t}$ 는 다음과 같이 정의된다. 즉, 영상 간 $SIM(o_{p,t-1}, o_{q,t})$ 의 값이 가장 큰 값을 가지는 객체의 쌍을 매칭하고 이를 동일 객체로 인식한다.

$$o_{A,t} = \operatorname{argmax}_{0 \leq q \leq Q-1} SIM(o_{A,t-1}, o_{q,t}) \tag{8}$$

3. 실험

본 논문에서는 일반 도로에서 CCTV로 촬영한 영상을 이용하여 차량을 추적하는 실험을 진행하였다. 획득한 CCTV

영상 내에서 10프레임 당 1장씩의 영상을 추출하고, 잡음 제거를 위해 $\sigma=2.2$ 의 가우시안 필터와 임계값 $TH_{diff}=40$ 와 $TH_{size}=150$ 을 실험적으로 구하였다. 먼저 그림 6(a)의 영상 I_{t-1} 의 (1)번 차량과 매칭 되는 차량을 (b)의 I_t 에서 찾기 위해서는 I_t 내에 존재하는 (1)~(4)번 차량과 I_{t-1} 의 (1)번 차량의 유사도 비교를 통해 가장 유사한 차량의 쌍을 찾는다. 이 때 (a)의 (1)번 차량의 경우 연속된 영상에서 CCTV 촬영 반경으로 인해 점차 부분적으로 차체가 가려지는 현상 (occlusion)이 발생한다. 만일 단순히 MBR의 가로, 세로 비율, 크기 등의 기하학적 특징 비교를 할 경우에는 정확한 매칭을 할 수 없지만, 본 논문에서 제시한 $sim_F(o_i, o_j)$ 함수를 통해 부분적으로 존재하는 차량에 대해서도 비교적 정확한 매칭을 할 수 있다. Fig. 6(b)의 I_t 내의 차량과 (c)의 I_{t+1} 내의 차량 간의 매칭도 같은 방식으로 진행된다.

Fig. 7의 (a)와 같이 $sim_{F_hor}(o_i, o_j)$ 만 비교할 경우에는 Fig. 6(a)의 (1)번 차량과 (b)의(1)번, (4)번의 차량을 구

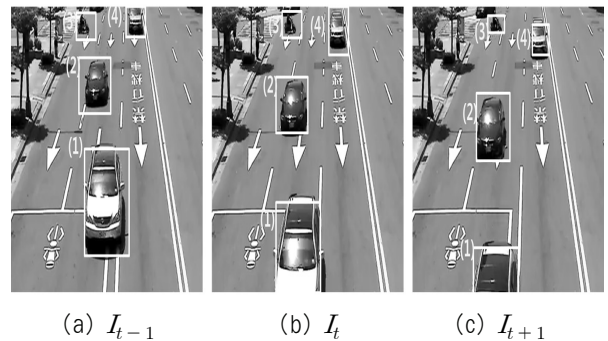


Fig. 6. Example images with multiple vehicles in a sequence of video frames

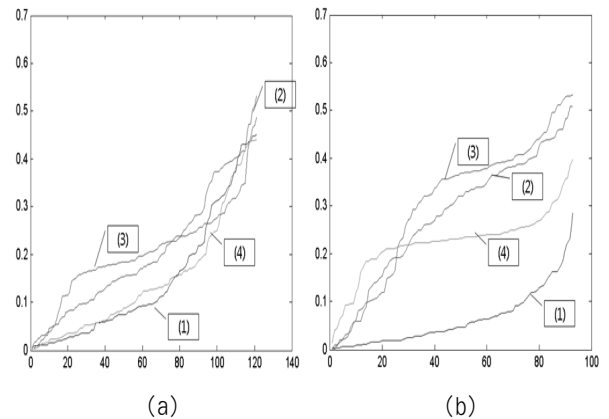


Fig. 7. Comparison of the differences $sim_{F_hor}(o_i, o_j)$, $sim_{F_ver}(o_i, o_j)$ for car no.(1) in Fig. 6(a) and car no.(1)~(4) in Fig. 6(b): (a) $sim_{F_hor}(o_i, o_j)$, (b) $sim_{F_ver}(o_i, o_j)$

분하기에 큰 차이가 없으므로 차량 매칭에 어려움이 발생한다. 그러나 $sim_{F_ver}(o_i, o_j)$ 의 관점에서 보면 차량 (1)번과 (4)번은 분명한 차이가 발생한다. 이는 객체의 가로 혹은 세로의 특징은 연속된 영상 내에서 동일한 객체에 대해서는 지속적으로 존재하므로 $sim_{F_hor}(o_i, o_j)$ 와 $sim_{F_ver}(o_i, o_j)$ 값 중 큰 값으로 $sim_F(o_i, o_j)$ 를 정의하면 가장 유사성이 높은 객체의 쌍을 매칭 할 수 있다.

본 실험에서는 각 특징 값에 대한 가중치를 동일하게 적용하기 위해 $\alpha = 0.5$ 를 적용하였다. Table 1에 나타난 바와 같이 Fig. 6(a) 영상의 차량 (1)번의 경우 $SIM(o_i, o_j)$ 값이 Fig. 6(a)의 (1)번 차량과 가장 높은 0.917의 유사도를 보이므로 서로 매칭 된다. 다른 차량에 대해서도 동일한 방법으로 $SIM(o_i, o_j)$ 이 가장 높은 차량의 쌍을 매칭 한다. Table 1에서 보는 바와 같이 연속된 영상에 출현하는 동일한 차량의 쌍이 정확히 매칭 됨을 알 수 있다.

Table 1. Object matching results using $SIM(o_i, o_j)$ for vehicle no. (1)~(4) in Fig. 6(a) and Fig. 6(b)

(a) Vehicle No. in I_{t-1}	(b) Vehicle No. in I_t	$sim_F(o_i, o_j)$	sim_t	$SIM(o_i, o_j)$
(1)	(1)	0.937	0.896	0.917
	(2)	0.794	0.824	0.809
	(3)	0.795	0.689	0.742
	(4)	0.853	0.666	0.760
(2)	(1)	0.695	0.685	0.690
	(2)	0.946	0.952	0.949
	(3)	0.883	0.822	0.853
	(4)	0.814	0.815	0.815
(3)	(1)	0.710	0.651	0.681
	(2)	0.903	0.822	0.863
	(3)	0.935	0.981	0.958
	(4)	0.892	0.834	0.863
(4)	(1)	0.813	0.551	0.682
	(2)	0.859	0.771	0.815
	(3)	0.860	0.833	0.847
	(4)	0.967	0.979	0.973

4. 결 론

본 논문에서는 객체의 MBR의 중심 좌표 정보와 이 MBR 영역의 가로, 세로 방향에 대한 라인별 1D FFT 변환 결과의 평균 계수 값을 특징 값으로 정한 후, 연속된 프레임에 걸쳐 출현하는 객체들 중 유사도가 가장 높은 객체의 쌍을 매칭하고 객체를 추적하는 방법을 제안하였다. 단순히 MBR의 가로, 세로 비율, 크기 등의 기하학적 특성에 기초한 객체 비교는 속도는 빠르지만 정확한 객체의 매칭에는 한계가 있다. 본 논문에서 제시한 방법은 객체를 둘러싸고 있는 MBR의 크기나 기하학적 형태가 달라지더라도 제안한 특징 값을 이용하여 객체를 매칭 할 수 있고, CCTV 촬영 반경으로 인해 객체의 일부만이 화면 밖으로 사라지는 경우에도 정확한 매칭이 가능함을 실험을 통하여 검증하였다.

향후 연구로서, 보다 많은 CCTV 교통 영상의 확보를 통해 다양한 환경에서 객체 검출 및 매칭의 정확도를 개선할 예정이다. 또한, 연속된 영상 내에서 객체의 겹침(overlap) 현상이 발생 할 경우, 각 객체를 구분할 수 있는 추가 연구가 필요하다. 이러한 추가 연구를 통해 제안한 방법을 체계적으로 개선하게 되면 실제 CCTV 시스템에 내장되어 도난 차량 추적 및 차량 경로 추적 등 실제 환경에서도 활용이 가능할 것으로 기대한다.

참 고 문 헌

- [1] A. David and P. Jean, "Computer vision: A modern approach," Prentice-Hall, USA, Vol.16, No.11, 2011.
- [2] J.Y. Choi, K.S. Sung and Y.K. Yang, "Multiple Vehicles Detection and Tracking based on Scale-Invariant Feature Transform," Intelligent Transportation Systems Conference, pp.528-533, 2007.
- [3] Koller Dieter, Joseph Weber, and Jitendra Malik. "Robust multiple car tracking with occlusion reasoning." Proceedings of the third European conference on Computer vision, Springer-Verlag New York, Inc., Vol.1, pp.189-196, 1994.
- [4] L. Vasu and D.M. Chandler, "Vehicle tracking using a human-vision-based model of visual similarity," Image Analysis & Interpretation (SSIAI), 2010 IEEE Southwest Symposium on. IEEE, pp.37-40, 2010.
- [5] S.L Lee and D.H. Cho, "Efficient data association for multiple vehicles tracking," Applied Mechanics and Materials, Vol.263, pp.2426-2431, 2013.
- [6] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean shift: a robust approach toward feature space analysis," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, Vol.24, No.5, pp.603-619, 2002.
- [7] A. Yilmaz, O. Javed and M. Shah, "Object Tracking: A Survey," Acm Computing Surveys(CSUR), Vol.38, No.4, pp.13, 2006.
- [8] N.A. Otzu, "Threshold Selection Algorithm from Gray Level Histograms," Automatica, Vol.11, No.285-296, pp.23-27, 1975.
- [9] H. Samet and M. Tamminen, "Efficient Component Labeling of Images of Arbitrary Dimension Represented by Linear Bintreees," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.), Vol.10, No.4, pp.579-586, 1988.



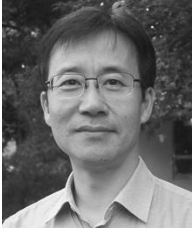
조 두 형

e-mail : jadie@hufs.ac.kr

2012년 한국외국어대학교 산업경영공학과 (학사)

2012년~현재 한국외국어대학교 산업경영공학과 석사과정

관심분야 : Image processing, Data mining, Pattern recognition



이 석 통

e-mail : silee@hufs.ac.kr

1984년 연세대학교 기계공학과(학사)

1993년 연세대학교 산업공학과 전자계산
전공(석사)

2001년 한국과학기술원 정보및통신공학과
(박사)

1984년~1995년 한국IBM 소프트웨어연구소 선임연구원

2002년~현 재 한국외국어대학교 산업경영공학부 교수

관심분야: Multimedia database, Data mining, Information
retrieval