

## 움직임 객체의 의미적 모델링을 통한 차량 흐름 자동 분석

### Auto-Analysis of Traffic Flow through Semantic Modeling of Moving Objects

최 창\*                      조 미 영\*\*                      최 준 호\*\*\*                      최 동 진\*\*\*\*                      김 판 구\*\*\*\*\*  
(Chang Choi)                      (Mi-Young Cho)                      (Jun-Ho Choi)                      (Dong-Jin Choi)                      (Pan-Koo Kim)

#### 요 약

최근 도로상의 비디오 영상에서 다양한 저차원 정보를 바탕으로 자동 차량 흐름 파악과 사고 탐지에 대해 관심이 높아지고 있다. 본 논문에서는 CCTV 동영상 교통관리시스템을 이용하여 자동으로 차량의 흐름을 파악하고 이를 이용하여 교통체증과 더 나아가 사고탐지를 위한 알고리즘과 그 응용에 대해 연구하였다. 이를 위하여 우선 움직임 객체를 시공간 관계 모델링을 통해 차량의 실제 궤적과 매핑하고 이를 통해 차량의 흐름 파악에 사용하였다. 또한 시공간 관계 모델링과 차량의 실제 궤적 매핑을 위해 TSR (Tangent Space Representation) 알고리즘을 사용하였다. 또한, 객체의 움직임 추출을 위해 먼저 차(Difference)영상을 이용하여 움직임 객체 추출을 하였고, 이를 통하여 객체의 움직임 트래킹(Tracking)을 하고 각 객체에 번호를 부여하여 동시에 여러 객체를 인식시키고 이를 저장하였다. 이를 통하여 의미적 움직임 객체를 인식하고, 차량 흐름을 파악하는 어플리케이션을 구현하였다.

본 연구를 통해 기본적인 움직임 객체에 대한 의미적인 결과를 얻을 수 있었고, 나아가 CCTV를 이용한 자동 사고 탐지에 관한 연구로 확장시킬 수 있을 것으로 기대된다.

#### Abstract

Recently, there are interested in the automatic traffic flowing and accident detection using various low level information from video in the road. In this paper, the automatic traffic flowing and algorithm, and application of traffic accident detection using traffic management systems are studied. To achieve these purposes, the spatio-temporal relation models using topological and directional relations have been made, then a matching of the proposed models with the directional motion verbs proposed by Levin's verbs of inherently directed motion is applied. Finally, the synonym and antonym are inserted by using WordNet. For the similarity measuring between proposed modeling and trajectory of moving object in the video, the objects are extracted, and then compared with the trajectories of moving objects by the proposed modeling. Because of the different features with each proposed modeling, the rules that have been generated will be applied to the similarity measurement by TSR (Tangent Space Representation). Through this research, we can extend our results to the automatic accident detection of vehicle using CCTV.

**Key words:** Traffic flow detection, object tracking, trajectory extraction, semantic modeling, tangent space representation

† 본 논문은 교육과학기술부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 광역경제권 선도산업 인재양성사업의 연구결과입니다.

\* 주저자 : 조선대학교 컴퓨터공학과 박사수료

\*\* 공저자 : 한국전자통신연구원(ETRI) 중소기업진흥팀 연구원

\*\*\* 공저자 : 조선대학교 컴퓨터공학과 시간강사

\*\*\*\* 공저자 : 조선대학교 컴퓨터공학과 석사과정

\*\*\*\*\* 교신저자 : 조선대학교 컴퓨터공학과 교수

† 논문접수일 : 2009년 1월 29일

† 논문심사일 : 2009년 5월 4일(1차), 2009년 11월 24일(2차)

† 게재확정일 : 2009년 11월 26일

## I. 서 론

최근 멀티미디어 데이터의 증가와 효율적이고 정확한 멀티미디어 데이터의 검색의 필요성이 증가함에 따라 기존 텍스트매칭(Text Matching) 검색방법을 벗어나 오디오, 비디오, 이미지 등의 멀티미디어 데이터의 특징을 이용한 다양한 검색방법들이 연구되고 있다. 특히 비디오의 경우는 컬러, 음성, 형태 등 복합적이고 다양한 특징들을 이용한 검색이 활발히 연구되고 있다.

비디오 데이터의 색인(Indexing)과 검색(Retrieving)과 관련하여 크게 2 가지의 연구방향으로 나눌 수 있다[1]. 첫째는 비디오 내 객체의 컬러(Color), 형태(Shape), 질감(Texture) 등의 시각적인 특징과 오디오(Audio)와 음악(Music) 등의 청각적인 특징을 이용하는 것이고[2-3], 둘째는 비디오 내 객체의 시공간적 특징을 이용하여 비디오의 특정 부분을 검색, 색인하는 연구이다[4-6]. 전자의 경우는 스포츠 비디오와 같은 특정 비디오에 대한 연구들이 활발하게 이루어지고 있으나 비디오마다 시각적인 특징과 청각적인 특징이 서로 다르므로 이를 일반화시키기에는 다소 무리가 있다. 후자의 경우는 비디오 내 움직임 객체의 시간관계(Temporal relation), 위상관계(Topological relation), 방향관계(Directional relation) 등을 이용하여 일반적인 객체의 움직임에 대한 정보를 얻을 수 있고, 이를 통하여 특정 비디오에 대한 규칙을 설정하여 의미적인 객체의 움직임 분석에 대한 연구가 시도되고 있다.

위 두 접근법을 바탕으로 본 논문에서는 움직임 객체의 시공간적 특징을 이용하여 일반적인 객체의 움직임을 정의하고, 이들의 움직임을 모션 동사를 이용하여 어휘적으로 매칭시켜 의미적인 객체의 움직임을 정의해보고자 한다. 즉, CCTV 동영상을 이용하여 자동으로 차량의 흐름을 파악해보았다. 이를 위하여 우선 움직임 객체 사이의 시공간 관계를 모델링하였으며, 구축된 모델을 차량의 실제 궤적과 매핑하고 이를 통해 차량의 흐름 파악에 사용하였다. 여기서 시공간 관계 모델링과 차량의 실제 궤적 매핑을 위해 TSR(Tangent Space Representation) 알

고리즘을 사용하였다.

또한, 객체의 움직임 처리를 위해 먼저 차(Difference)영상을 이용하여 움직임 객체의 추출을 하였고, 이를 통하여 객체의 움직임 트래킹(Tracking)과 각 객체에 번호를 부여하여 동시에 여러 객체를 인식시키고 이를 저장하였다. 이를 통하여 의미적 움직임 객체를 인식하고 저장하였다.

## II. 선행 연구

비디오에서 의미를 가지는 최소의 단위가 신(Scene)이며, 여기서 가장 중요한 요소 중 하나가 객체(Object)이다. 이 객체는 시간의 흐름에 따라 객체 사이의 위상관계와 방향관계로 객체를 표현할 수 있는데, 비디오 상에서는 각 객체가 독립적으로 존재하고 각각에 대한 색상, 형태, 움직임 위치 정보의 저차원 정보를 추출해야하므로 비록 다른 시간에 발생한 이벤트라 할지라도 이를 동 시간에 움직이는 객체로 생각해볼 수 있다.

### 1. 비디오 내 객체 정의

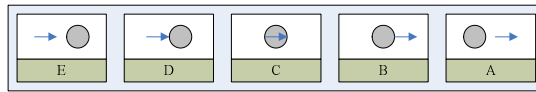
비디오에서는 시간의 흐름에 따른 움직이는 객체 사이의 위상관계가 필요하며, 이를 시간에 따라 나누어 보면 한 객체가 움직이고 있을 때, 한 객체는 멈추어 있다고 말할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 가장 기본이 되는 고정 객체와 이동 객체 사이의 관계에 대해 표현하고, 이를 확장하도록 하겠다. <그림 1>에서 도로에 설치된 CCTV영상을 이용하여 고정 객체로는 교차로, 건물목 등이라고 가정한다. 또한 이동객체는 도로를 주행하는 차량으로 설정하고 객체는 MBR(minimum bounding rectangle)로 추출하였으며 고정 객체의 정의로 고정 객체는 파란색 사각형으로 이동 객체는 빨간색 사각형으로 표현하고 있다.. 이동객체는 개체수가 한정되지 않기 때문에 이를 각 객체별로 라벨링하여 표현하였다. 객체 추출과 라벨링에 대해서는 3장에서 자세히 설명하도록 하겠다.



<그림 1> CCTV상에서 움직이는 객체의 추출과 고정된 객체의 정의

<Fig. 1> Extraction of moving object and definition of non-moving object on CCTV

객체를 표현하고 있으며, 각각의 움직이는 객체 사이의 거리(T)가 일정하다고 가정했을 때, 이를 통해서 좌표의 변화와 거리를 수치적으로 표현할 수 있다. 예를 들면, 고정된 객체 NM(Non-Moving)과 객체 C(Object C)처럼 같은 위상관계에서 객체 C가 객체 A로 움직였다고 가정했을 때, 좌표 값은 증가한다. 이와 같이 고정된 객체와 객체 A부터 객체 E까지의 위상관계를 표현하면 <그림 3>과 같다. 즉, <그림 2>에서 객체 E와 객체 NM의 관계가 <그림 3>에서 E로 표현되고 있으며, 객체 A와 객체 NM의 관계는 A로 표현할 수 있다.

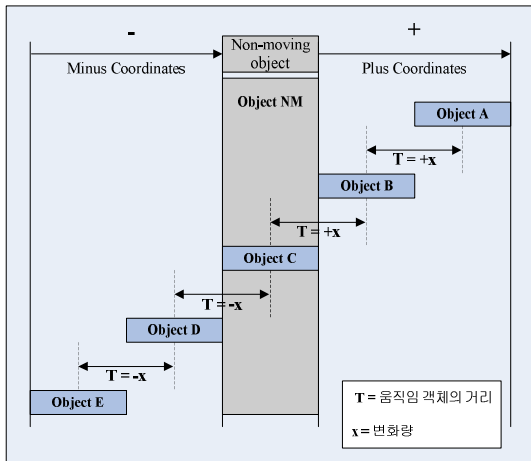


<그림 3> 좌표에 따른 모션의 표현

<Fig. 3> Representation of motions through the coordinates

2. 객체 사이의 위상관계

<그림 1>과 같은 정의를 바탕으로 고정 객체와 이동 객체간 위상관계[7]로 나타내 볼 수 있다. <그림 2>는 좌표에 따른 객체의 위상관계이다.



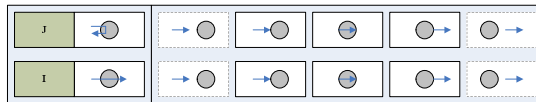
<그림 2> 좌표에 따른 객체의 위상관계

<Fig. 2> Definition of basic elements

위 그림에서 좌표는 음의 좌표(Minus Coordinates)와 양의 좌표(Plus Coordinates)로 분류하여 움직이는

3. 객체 사이의 방향관계

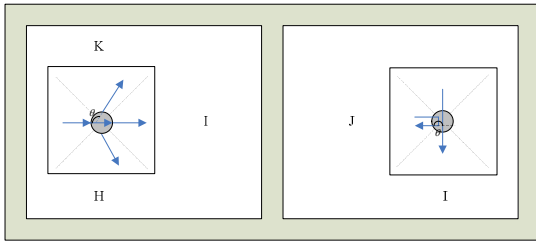
위와 같은 위상관계들만을 고려한다면 <그림 4>와 같이 서로 같은 위상을 가지나 방향에 따라 서로 다른 의미를 가지는 움직임들을 구별하지 못하는 문제점이 있으므로, 객체간의 방향관계 또한 고려되어야 한다.



<그림 4> I와 J에 대한 위상관계 표현

<Fig. 4> Representation of basic elements

이러한 방향관계를 고려하여 위상관계를 살펴보면 <그림 5>와 같다. 여기서 북서(Northwest)방향과 남서(Southwest)방향으로 변화하였을 때, I가 아닌 K와 H로 표현됨을 보여주고 있다. 또한 I가 각도에 따라 J로 표현됨을 보여준다. 이를 통해, 모두 같은 위상관계를 가지고 있지만 방향에 따라 이들이 모두 다른 의미를 표현하고 있음을 보여주고 있다.



<그림 5> 방향성을 갖는 확장된 움직임  
 <Fig. 5> Extensive motion according to directions

<표 1> 위상관계에 따른 모션동사와 Radian값  
 <Table 1> Motion verbs and radian value through topological relations

위상관계	모션동사	Radian( $\theta$ )
H	turn right	-2.356 ~ -0.785
I	go through	-0.786 ~ 0.785
J	return	0.786 ~ 2.355
K	turn left	-3.141 ~ -2.355 2.356 ~ 3.142

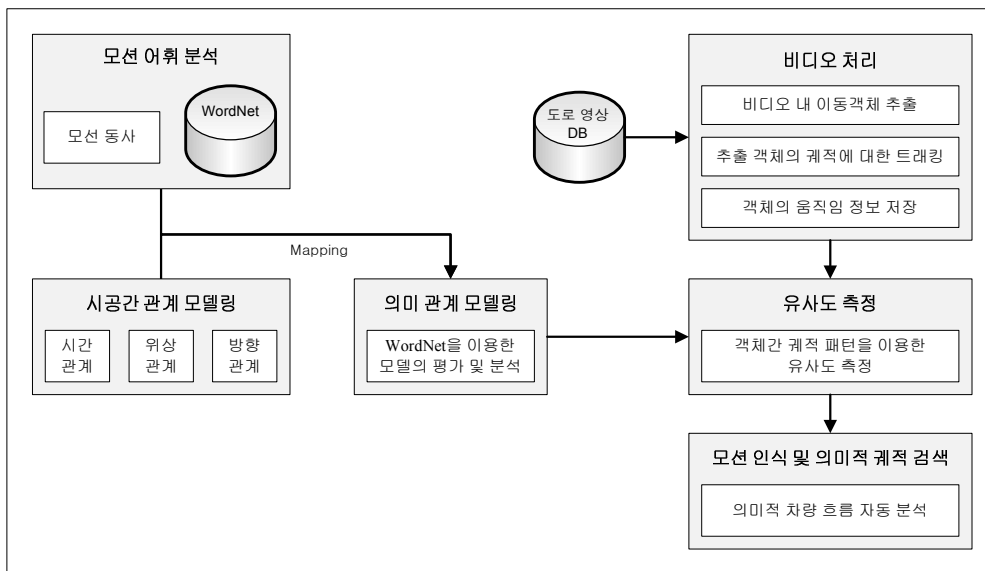
<표 1>은 <그림 5>에서  $\theta$ 에 따른 모션동사와 라디안(Radian) 값을 나타내고 있다. 여기서  $\theta$ 는 +180

도 ~ -180도 사이의 값을 라디안(Radian) 값으로 표현하였다. 또한 각 방향에 맞춰 Levin의 동사의 분류 중 ‘verbs of Inherently directed motion’[8]과 링귀스틱 온톨로지인 WordNet[11]을 이용하여 움직임 동사(Motion verb)를 각각 매핑하였으며, 이를 통하여 교차로에서 차량의 진행 방향에 따른 관계를 설정하였다.

본 논문에서는 <그림 6>과 같은 과정을 통하여 의미적 차량 흐름 자동 분석을 하였다. 모션 어휘 분석과 시공간 관계 모델링을 통한 의미 관계 모델링은 2장 선행연구에서 기술하였고 3장은 도로 영상 DB로부터 영상을 추출하여 비디오 처리 과정을 통하여 움직임 객체를 인식하고 4장은 움직임 객체의 궤적 패턴을 이용한 유사도 측정 알고리즘을 제안한다. 마지막 5장은 실제 실험을 통해 움직임 객체에 대한 모션 인식과 의미적 궤적 검색에 대해 기술하겠다.

### III. 움직임 객체의 인식

움직임을 인식하고 궤적 검색에 응용하기 위해서는 움직임 정보를 추출하는 비디오처리 단계가 필요하다. 이는 장면 분석 단계에서 카메라로부터 들어온 영상에 대해 프레임 간 배경연산 처리를 행한 후

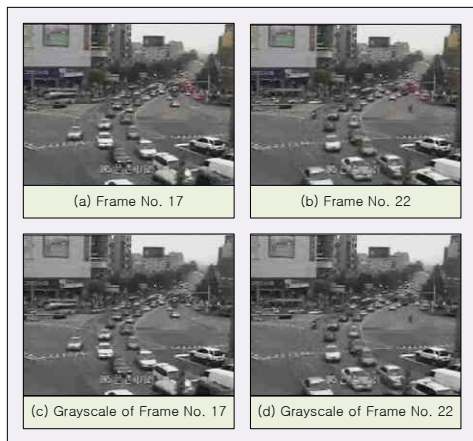


<그림 6> 의미적 차량 흐름 자동 분석을 위한 전체 구성도  
 <Fig. 6> Structure for semantic auto-analysis of traffic flow

각 이미지에서 움직임 객체에 대한 영역을 추출한다. 장면 분석을 거친 후 각 장면별로 객체를 추출하고 움직임이 없는 고정 객체와 이동 객체를 정의하였다. 여기서 교차로를 고정 객체로 정의하고 움직임 객체의 궤적을 추출하여 저장하며 차량들의 모션을 통해 움직임을 의미적으로 파악하였다.

### 1. 비디오 내 이동 객체 추출

비디오 내 움직임 객체들은 (x, y, t)공간상에 나타내어지며, 이는 이동 객체의 위치 좌표와 시간의 집합으로 표현된다. 여기서 시간에 따른 위치좌표를 추출함으로써 객체의 이동경로를 표시할 수 있으며, 프레임 간 배경연산의 차[9]를 이용하여 객체의 궤적을 구할 수 있다. 이와 같은 과정을 통해 영상에서 추출한 프레임 이미지의 색상은 RGB색상으로 각각 0~255의 색상을 갖기 때문에 영상처리를 용이하게 하기 위해 이미지를 그레이 스케일화 하여 색상차이를 256단계로 변화시킨다. <그림 7>(a)와 (b)는 CCTV를 이용하여 얻은 예제 영상이고 이에 대한 Grayscale 영상은 <그림 7>(c)와 (d)이다.



<그림 7> 예제 영상과 Grayscale 영상  
<Fig. 7> Sample video and Grayscale

이렇게 얻은 영상을 이용하여 차(Difference) 영상을 구해보면 와 같이 배경을 제거한 움직임 객체를 얻을 수 있다.



<그림 8> <그림 7>에 대한 차(Difference) 영상  
<Fig. 8> Difference frame of <Fig. 7>

<그림 8>와 같은 차(difference)영상을 median filter와 Threshold연산을 통하여, 노이즈를 제거하고, 이미지를 보정한다. 이렇게 보정한 이미지를 이용하여 인접 영역과의 병합과정을 거쳐 객체를 추출한다.

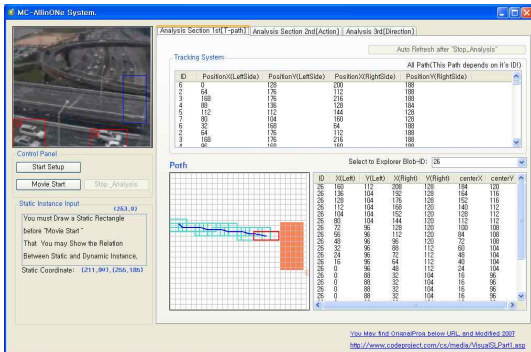
### 2. 객체의 움직임 추적

비디오 내에서 시간에 따른 움직임 객체의 개수는 일정치 않기 때문에 모든 움직임 객체를 라벨링(Labeling)을 하여 리스트로 관리하는 것이 필요하다. 이를 위해 초기 인식되어진 객체를 저장하며, 이전 프레임과의 차(difference) 이미지에 대하여 객체 영역과의 포함정도를 통해 움직임 객체의 라벨을 결정한다. 현재 영역이 인식되어진 객체 라벨번호와 비교하여 포함관계가 있다면 동일한 라벨번호를 부여하며, 그렇지 못한 경우에는 새로운 라벨 넘버를 부여한다.

<그림 1>에서 보듯이 실험하고자 하는 도로 CCTV 영상에서 고정 객체로는 교차로, 건물목 등이라고 가정하며 이 또한 MBR로 표현하여 정의한다. 이를 통해 “교차로로 들어간다(enter)”, “교차로를 통과하다(go through)”, “좌회전하다(turn left)”, “우회전하다(turn right)” 등의 의미적 정보를 추출할 수 있다. 여기서 고정 객체는 파란색 사각형으로 이동 객체는 빨간색 사각형으로 표현한다. 또한, 움직임 객체의 궤적 정보를 추출을 위해 특정 시간에 대한 고정 객체와 이동 객체의 x, y 좌표의 위치 값을 이용한다.

### 3. 객체의 움직임 저장

고정 객체와 이동 객체에 대한 움직임 정보는 특정 시간(t)에 대한 MBR의 좌표 쌍으로 다음과 같이 표현한다. <그림 9>에서 중앙의 객체 인덱싱 화면에서 주황색 사각형은 고정 객체의 영역을 MBR로 표현한 것으로 고정 객체의 좌표와 파란색으로 표현된 시간의 흐름에 따른 이동 객체들의 MBR은 이동 객체의 위상변화에 따른 인덱싱 값으로 데이터베이스에 저장된다. 이때 입력 영상은 여러 움직임들이 있으므로 각각 라벨링하여 이동 객체를 따로 인식하였다. 우측 하단은 특정 객체(ID:26)에 대한 움직임 정보로 MBR 영역의 좌측 상단 및 우측 하단 좌표와 중앙 좌표를 이용하여 표현한 것이다. 위의 좌표값 비교를 통하여 의미적 움직임을 인식하고 해석하여 의미기반 궤적 검색에 응용한다.



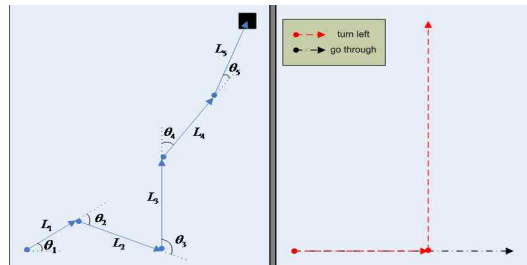
<그림 9> 움직임 객체에 대한 정보 저장  
<Fig. 9> Repository of moving object

### IV. 움직임 객체와 모델간 유사도 측정

움직임 인식 과정을 통해서 얻은 궤적 정보를 바탕으로 TSR을 사용하여 <그림 10>과 같은 모델간의 유사도 측정을 하였다.

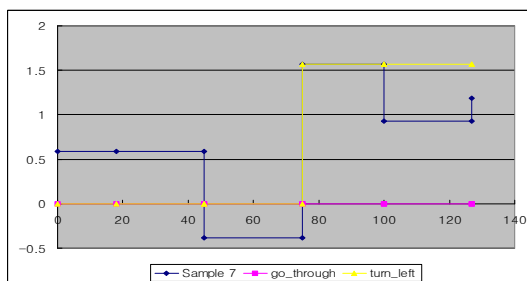
TSR(Tangent Space Representation)[10]은 주로 2, 3차원 객체의 형태(shape)에 대한 유사도를 측정할 때 많이 사용된 방법이나 본 논문에서는 궤적간 유사성 측정을 위해 적용하였다. 객체의 형태는 선으로 구

성되어있고, 이 선은 좌표간의 연결이라고 할 수 있기 때문에, 궤적을 TSR로 표현할 수 있다. 이를 통해 객체의 방향과 이동거리를 고려한 유사성 측정이 가능하고 움직이는 객체의 궤적의 크기에 상관없이 정형화를 시킬 수 있으며, 면적을 통하여 유사도를 구할 수 있다.



<그림 10> 움직임 객체와 모델간의 궤적 비교  
<Fig. 10> Comparison of trajectories between moving object and models

<그림 10>의 왼쪽 그림은 움직임 객체의 예제이고 오른쪽 그림은 'go\_through'와 'turn\_left'에 대한 궤적을 나타내고 있다. 여기서 x축은 움직임 객체의 길이의 합( $L_{sum} = L_1 \sim L_5$ )을 나타내고 y축은 각도 변화의 합( $\theta_{sum} = \theta_1 \sim \theta_5$ )를 나타내고 있다.



<그림 11> <그림 10>에 대한 TSR 그래프  
<Fig. 11> TSR graph of <Fig. 10>

여기서 값은 라디안(Radian)값으로 변환하여 TSR로 표현한다. 예를 들어, 이 33.6901도이면 에 대한 라디안은 이 되어 약 0.588값을 나타낸다.

이러한 과정을 통하여 <그림 11>과 같이 TSR 그

래프를 이용하여 각 궤적간 면적의 차를 이용하여 유사도를 판별할 수 있으며 이는 항상 상대적인 값을 가지고 있다. 여기서 면적의 차가 가장 적은 궤적이 유사하다고 할 수 있다. 예를 들어 'go\_through'는 직선의 형태로 표현되어 변화된 각이 없고 'turn\_left'는 중앙값을 기준으로 하여 90도가 변화하여 위의 그래프와 같이 표현된다. sample 7의 경우는 각도의 변화가 심하며 <그림 11>에서와 같이 표현된다.

<표 2> TSR을 이용한 유사도 측정  
<Table 2> Similarity measurement using TSR

	go_through	turn_left
유사도	102.098	57.163

<표 2>는 sample 7에 대하여 'go\_through'와 'turn\_left' 간의 면적차를 구한 결과로써 상대적인 수치이며 편차가 적을수록 유사하다.

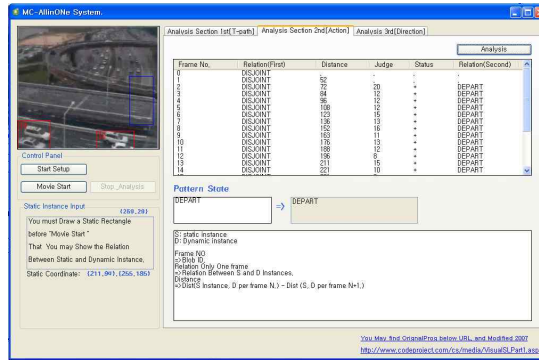
### V. 실험 및 평가

실험을 위해 C#을 사용하여 어플리케이션을 구현하였으며 입력영상으로는 교통 CCTV영상을 이용하였고 영상 크기는 300\*240으로 처리하였다. 도로영상 데이터베이스로부터 교통영상을 입력받아 객체의 궤적을 추출하고 각 객체마다 라벨링을 부여하여 움직임 객체를 추적하였다.

이렇게 추출된 궤적 정보를 이용하여 4장과 같이 TSR을 사용하여 유사도 측정을 하였으며 <그림 12>는 결과 화면이다. 여기에서 방향성을 파악하기 위하여 4방위를 기준으로 진행방향을 고려하여, 고정 객체가 이동객체의 오른쪽에 위치하며, 전체 이동 궤적에서 주된 흐름이 왼쪽에서 오른쪽으로 흐르는 경향이 더 강한 것을 알 수 있다.

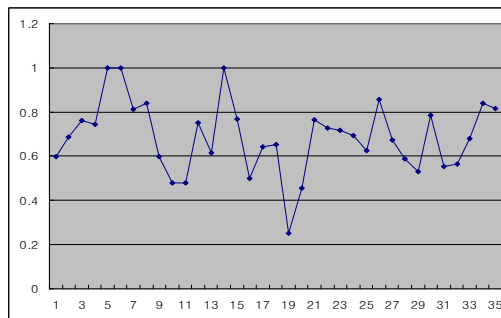
최종적으로 교통 흐름 탐지를 위한 모션을 추가하였는데, 고정된 객체와 움직임 객체가 겹치는 부분에 대하여 <그림 3>의 5가지 모델(E-'leave', D-'depart', C-'go\_into', B-'approach', A-'go to')과 이들의 중간 단계인 'enter'와 'exit' 그리고 방향성을 갖는 4가지 모

델('H-'turn\_right', I-'go\_through', J-'return', K-'turn\_left')을 가지고 실험을 하였다.



<그림 12> 입력영상 분석 결과  
<Fig. 12> Analysis results of input video

이와 같은 궤적 검색을 위한 대상으로 움직임 인식 단계에 의해 자동으로 주석이 생성된 영상을 이용한다. 총 35개의 영상에서 784개의 궤적을 추출하였으며 539개 움직임에 대해 정확한 의미를 파악하였다. 본 실험에서 도로영상 데이터베이스로부터 입력받은 영상에 대한 궤적추출에 대한 인덱싱 비율인 Recall Rate 평균 68.8%를 보이고 있으며 인덱싱 된 영상으로부터 의미적 움직임 객체 인식이 된 확률인 Precision Rate는 92.9%를 얻었다. 이는 입력영상의 각 영상별 Recall Rate를 살펴보면 <그림 13>과 같다.



<그림 13> 입력영상을 통한 Recall Rate  
<Fig. 13> Recall rate of input video

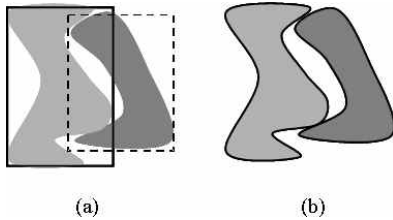
위의 Recall Rate 분석 결과는 영상의 특징에 영향



을 많이 받는다. 정확률이 높은 영상 5번과 6번의 경우 배경과 객체의 구분이 명확하며 이동 객체의 수가 적어서 인덱싱하기 쉽다. 반면, 19번의 경우 객체의 크기가 너무 작아 대부분 중요하지 않은 객체로 인식되어 추출된 궤적이 매우 적다.

본 실험의 Precision Rate 분석 결과는 복잡한 궤적이나 움직임 객체가 여러 개가 있는 샘플은 객체 추출부분에서 문제점을 보였다. 각각의 궤적들은 총 (320, 240) pixel로 구성이 되는데 객체의 움직임을 추출하는 과정에서 8 pixel 단위로 객체를 추출하기 때문에 이 보다 작은 객체는 인식하지 못하여 92.9%의 결과를 얻었다.

위 움직임 객체의 인덱싱 결과에서 문제점은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 먼저, 비디오 내에서 객체는 MBR을 이용해 추출하기 때문에 엄밀하게 말하면 정확한 객체 영역이 아니다.

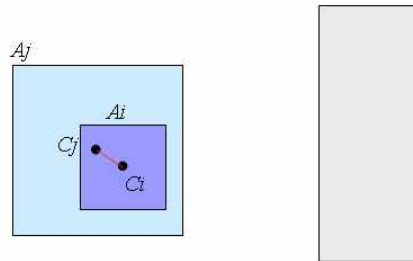


<그림 14> MBR을 이용 시 문제점  
<Fig. 14> Problems with MBR

위 <그림 14>에서 (a)는 MBR로 객체를 추출하였을 경우로 두 움직임간의 위상관계는 overlap이다. 하지만 실제 객체는 (b)와 같이 meet 관계이다. 이로써 움직임을 잘못 인식하는 오류가 발생한다.

다음은 트래킹 문제로 컬러값의 차이에 의해 움직임 객체를 트래킹하기 때문에 컬러값의 변화가 급격한 지점에서의 추출된 영역의 크기 또한 크게 변화한다. 주로 기상상황이 좋지 않은 영상과 움직임 객체의 그림자 발생이 많은 영상 그리고 입력 영상의 객체가 작고 화소값이 낮은 영상에서 이러한 현상이 많이 발생하였다. 이로 인해 궤적 추출을 위한 중앙값의 변화가 의도하지 않은 방향으로 변화하게 된다. <그림 15>에서  $i$ 와  $j$ 가 특정 시간이라 하면( $i < j$ )

동적 객체는 실제 정적 객체로 다가가고 있으나 급격한 컬러값의 변화로 추출된 영역의 크기가 변화되어 다음과 같이 오히려 고정 객체로부터 거리가 점점 멀어지는 것처럼 보인다.



<그림 15> 트래킹 문제점  
<Fig. 15> Problem of tracking

## VI. 결 론

본 연구에서는 CCTV를 이용한 차량 흐름 탐지에 관해 연구하였으며, 비디오에서 가장 중요한 의미적 정보인 객체의 움직임에 대한 의미적 표현에 관해 연구했다. 움직임 객체의 시간관계(Temporal relation), 위상관계(Topological relation), 방향관계(Directional relation)를 이용하여 객체의 움직임에 대한 정보를 얻고, 모션 동사를 매핑함으로써 의미적인 요소를 부여할 수 있었다. 이와 같이 제안한 의미적인 움직임 객체의 시공간 관계 모델과 비디오에서 움직임 객체의 궤적을 통해 객체의 의미적인 움직임을 분석하였다. 이를 위해 각 시공간 관계 모델에 대한 규칙을 설정하고, 특히 방향성을 갖는 경우 TSR을 이용하였다.

실험에서 움직임에 대해 정확한 의미를 파악하여 평균 68.8%의 Recall Rate와 92.9%의 Precision Rate를 얻었는데, 특히 Recall Rate 분석 결과에서 객체 추출시 MBR의 문제점과 이 객체의 궤적 추출시 트래킹 문제로 인하여 오차가 발생하였다. 이를 통해서 영상처리기반 객체 추출과 탐지는 아직까지 영상에 종속적이며 영상에 따라 많은 문제와 편차를 가지고 있음을 보여준다.

향후 이러한 문제에 대한 개선을 위해 칼만 필터



(Kalman Filter)등을 이용하여 움직임 객체의 추출 성능을 향상시킬 필요성이 있으며 움직임뿐만 아니라, 소리, 자막 등 추출된 다른 의미적 특징들을 통합과 방향성을 갖지 않는 모션 동사와 교차로의 신호 대기시간을 이용하여 자동 사고 탐지에 대하여 연구를 진행할 계획이다.

## 참 고 문 헌

- [1] Z. A. Aghbari, *Studies on Modeling and Querying Video Databases*, Ph. D. Dissertation, Kyushu University, 2001.
- [2] S. F. Chang, W. Hsu, L. Kennedy, L. Xie, A. Yanagawa, E. Zavesky, and D. Q. Zhang, "Video search and high-level feature extraction," *Proc. Text Retrieval Conf. Video Retrieval Evaluation*, pp. 1-8, Oct. 2005.
- [3] A. Ekin, A. Tekalp, and R. Mehrotra, "Automatic soccer video analysis and summarization," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 12, no. 7, pp. 796-807, July. 2004.
- [4] J. W. Chang and Y. J. Kim, "Spatial-match iconic image retrieval with ranking in multimedia databases," *Proc. Int. Conf. Advances in Web-Age Information Management*, pp. 3-13, July. 2001.
- [5] W. Ren, M. Singh, and S. Singh, "Image retrieval using spatial context," *Proc. Int. Workshop on Systems, Signals and Image Processing*, pp. 44-49, Nov. 2002.
- [6] P. Y. Chen and A. L. P. Chen, "Video retrieval based on video motion tracks of moving objects," *Proc. SPIE*, vol. 5307, pp. 550-558, Dec. 2003.
- [7] M. Cho, C. Choi, J. Choi, H. Yi, and P. Kim, "Trajectory annotation and retrieval based on semantics," *Lecture Note in Computer Science 4918*, pp. 251-264, July. 2008.
- [8] B. Levin, *English Verb Classes and Alternations : A Preliminary Investigation*, The University of Chicago Press, 1993.
- [9] 김영주, "배경 분리 기반의 실시간 객체 추적을 위한 개선된 적응적 배경 혼합 모델," *한국컴퓨터정보학회 논문지*, 제10권, 제6호, pp. 187-193, 2005. 12.
- [10] M. Hwang, S. Baek, H. Kong, J. Shin, W. Kim, S. Kim, and P. Kim, "Adaptive-tangent space representation for image retrieval based on Kansei," *Lecture Note in Artificial Intelligence 4293*, pp. 828-837, Nov. 2006.
- [11] <http://wordnet.princeton.edu/>

저자소개



최 창 (Choi, Chang)

2009년 2월 : 조선대학교 컴퓨터공학과 박사과정 수료  
2007년 2월 : 조선대학교 컴퓨터학과 석사



조 미 영 (Cho, Mi-Young)

2009년 9월 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 중소기업진흥팀 연구원  
2008년 7월 ~ 2009년 6월: Carnegie Mellon University visiting scholar  
2008년 2월 : 조선대학교 전자계산학과 박사



최 준 호 (Choi, Jun-Ho)

2006년 ~ 2009년 : 조선대학교 문화콘텐츠기술연구소 연구교수  
2004년 8월 : 조선대학교 전자계산학과 박사  
2000년 8월 : 조선대학교 전자계산학과 석사



최 동 진 (Choi, Dong-Jin)

2009년 8월 ~ 현재 : 조선대학교 컴퓨터공학과 석사과정  
2002년 3월 ~ 2009년 8월 : 조선대학교 컴퓨터공학과 졸업



김 판 구 (Kim, Pan-Koo)

1995년 3월 ~ 현재 : 조선대학교 컴퓨터공학과 교수  
1994년 8월 : 서울대학교 컴퓨터공학과 박사  
1990년 2월 : 서울대학교 컴퓨터공학과 석사