



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

시공간 관계 온톨로지 구축을
통한 이동 객체의 움직임 이해에
관한 연구

A Study on Motion Understanding of Moving
Object through Ontology Building based on
Spatio-temporal Relations

2012년 8월 24일

조선대학교 대학원

컴퓨터공학과

최 창

시공간 관계 온톨로지 구축을
통한 이동 객체의 움직임 이해에
관한 연구

지도교수 김 판 구

이 논문을 공학박사학위신청 논문으로 제출함.

2012년 4월

조선대학교 대학원

컴퓨터공학과

최 창

최창의 박사학위논문을 인준함

위원장	조선대학교 교수	<u>이 준</u>	(인)
위 원	조선대학교 교수	<u>김 충 원</u>	(인)
위 원	목포대학교 교수	<u>이 상 돈</u>	(인)
위 원	제주대학교 교수	<u>김 한 일</u>	(인)
위 원	조선대학교 교수	<u>김 판 구</u>	(인)

2012년 6월

조선대학교 대학원

목 차

ABSTRACT

I. 서 론	1
A. 연구 배경 및 목적	1
B. 연구 내용	3
C. 논문 구성	4
II. 관련 연구	5
A. 시공간 관계 정의 및 표현	5
B. 온톨로지 설계 및 구축	11
C. 논리 표현 및 추론	13
1. 논리 표현	13
2. 확률적 추론	16
a. Bayesian Networks	16
b. Markov Networks (Markov Random Field)	18
D. 이동 객체의 움직임 인식 및 이해	21
III. 시공간 관계	26
A. 영역 기반 객체의 움직임 특징 분석	27
B. 시공간 관계 정의	29
1. 시간 관계	29
2. 크기 관계	30
3. 위상 관계	30
4. 방향 관계	33
5. 속도 관계	34

IV. 시공간 관계기반 객체의 의미적 움직임 인식	35
A. 시공간 관계 모델의 분류	35
B. 규칙기반 시공간 관계 모델간 개념화	40
C. 이동 객체의 의미적 움직임 인식	42
V. 이동 객체의 의미적 움직임 이해	47
A. 시공간 관계 모델에 대한 움직임 동사 매핑	48
1. 움직임 동사 분석	48
2. 시공간 관계 모델에 대한 어휘선정	50
B. 시공간 관계 온톨로지 설계 및 구축	54
C. MLNs를 이용한 의미적 움직임 이해	59
1. MLNs의 적용을 위한 규칙 설계	59
2. MLNs의 적용을 위한 가중치 값 설정	60
3. MLNs의 학습에 따른 최적화	64
4. MLNs을 이용한 이동 객체의 의미적 움직임 이해	65
VI. 실험 및 평가	67
A. 비디오 내 움직임 객체 및 궤적 추출	68
B. TSR기반 방향 유사성 측정	72
C. 비디오기반 이동 객체의 움직임 이해	76
D. 실험 결과 분석	79
VII. 결론	82
참고문헌	84

표 목 차

[표 2-1] 3D C-string을 이용한 객체 정의	9
[표 2-2] 명제 논리의 Connective	13
[표 2-3] 1차 논리의 정량자(Quantifier)	14
[표 2-4] 서술 논리와 1차 논리를 이용한 예	15
[표 2-5] Bayesian Networks와 Markov Networks의 특징 비교[3]	20
[표 3-1] 영역기반 이동 객체의 위상 판별 규칙	32
[표 4-1] 위상 모델의 특징별 분포 수	39
[표 5-1] Lisa Pearl의 'GO primitive and a particle'	49
[표 5-2] 'disjoint'로 시작하는 위상 관계 정의 및 표현	51
[표 5-3] 'disjoint' 아닌 위상 관계 정의 및 표현	52
[표 5-4] 시공간 관계 온톨로지 설계	55
[표 5-5] 움직임 동사의 온톨로지 설계	56
[표 5-6] 서술 논리를 이용한 규칙 설정	58
[표 5-7] 서술 논리의 규칙에 대한 1차 논리 형식으로의 변환	59
[표 5-8] 시공간 관계 규칙에 대한 1차 논리 형식으로의 표현	60
[표 5-9] 규칙에 따른 가중치 부여 규칙	62
[표 5-10] 가중치 부여에 따른 추론 결과	63
[표 5-11] 학습(L)에 따른 추론 결과	64
[표 5-12] MLNs를 이용한 이동 객체의 추론 결과	65
[표 6-1] TSR 알고리즘을 이용한 유사성 측정 결과 예	75

그 립 목 차

[그림 1-1] 논문의 전체 구성도	4
[그림 2-1] 시각 정보 기반 시공간 관계의 연구 동향[2]	5
[그림 2-2] M.J. Egenhofer의 8가지 위상 관계	7
[그림 2-3] M.J. Egenhofer의 위상 관계 규칙	7
[그림 2-4] W. Ren의 위상 관계	8
[그림 2-5] 3D C-string을 이용한 객체 움직임 표현	9
[그림 2-7] 서술 논리의 구성	15
[그림 2-8] Bayesian networks의 예[23]	18
[그림 2-9] Markov networks의 예[3]	20
[그림 2-10] 시공간 관계를 이용한 비디오 구조에 대한 계층적 관계 표현	21
[그림 2-11] 3D C-String을 이용한 이동 객체 검색	22
[그림 2-12] BilVideo-7을 이용한 시각정보 질의 인터페이스	23
[그림 2-13] Jian Li의 의미적 Scene Segmentation	24
[그림 2-14] B. Morris의 좌회전에 대한 확률기반 최적 경로 표현	25
[그림 3-1] 본 논문에서 제안하는 시공간 관계	26
[그림 3-2] 이동 객체들과 고정 객체들의 표현	27
[그림 3-3] Allen이 제안한 객체 X와 객체 Y 사이의 시간 관계 정의	29
[그림 3-4] 이동 객체의 크기 변화에 따른 관계	30
[그림 3-5] 객체간 위상 판별을 위한 영역 구분	31
[그림 3-6] 위치 변화에 대한 객체간 위상 판별 조건	31
[그림 3-7] John Z의 8 방향 표현	33
[그림 3-8] 9DLT scheme	33
[그림 3-9] 방향 관계를 갖는 위상의 변화	34
[그림 4-1] 이동 객체의 의미적 움직임 인식 과정	35
[그림 4-2] Z1에 대한 위상 모델 #1	36
[그림 4-3] Z1에 대한 위상 모델 #2	36
[그림 4-4] Z2에 대한 위상 모델 #1	37
[그림 4-5] Z2에 대한 위상 모델 #2	38

[그림 4-6] Z3에 대한 위상 모델 #1	38
[그림 4-7] Z3에 대한 위상 모델 #2	39
[그림 4-8] 객체 크기 관계	40
[그림 4-9] 위상 변화에 따른 방향 관계	41
[그림 4-10] 위상 관계와 크기 관계의 연결 규칙	42
[그림 4-11] (ME1, IN)과 (ME2, DJ2) 사이의 거리 관계	45
[그림 5-1] 이동 객체의 의미적 움직임 이해를 위한 전체 구성도	47
[그림 5-2] 'disjoint'에 대한 위상 관계 표현	50
[그림 5-3] 방향 관계를 갖는 움직임 표현	51
[그림 5-4] 시공간 온톨로지의 전체 구성도	54
[그림 5-5] 시공간 관계 온톨로지	57
[그림 6-1] 비디오 내 이동 객체의 움직임 이해 위한 전체 시스템 구성도	67
[그림 6-2] 비디오 데이터의 전처리 과정	68
[그림 6-3] 비디오 영상의 Grayscale로 변환	69
[그림 6-4] 차(Difference) 영상	69
[그림 6-5] 이동 객체 추출 및 라벨링 결과	70
[그림 6-6] 움직임 객체와 고정 객체의 표현	71
[그림 6-7] 궤적의 연속과 불연속	72
[그림 6-8] TSR 알고리즘의 표현	73
[그림 6-9] 'turn left'에 대한 TSR 표현	73
[그림 6-10] 이동 객체의 움직임 궤적의 예	74
[그림 6-11] TSR 그래프 표현	74
[그림 6-12] 방향 관계 대한 TSR 그래프	75
[그림 6-13] 이동 객체의 움직임 이해를 위한 세부 시스템 구성도	76
[그림 6-14] 의미적 움직임 이해에 대한 실험 #1	77
[그림 6-15] 비디오에서 움직임 객체 정보	78
[그림 6-16] 의미적 움직임 이해에 대한 실험 #2	78
[그림 6-17] 영상별 Recall Rate 평가	79
[그림 6-18] 영상별 Precision Rate 평가	79
[그림 6-19] 모션별 Precision Rate 평가	80

ABSTRACT

A Study on Motion Understanding of Moving Object through Ontology Building based on Spatio-temporal Relations

Chang Choi

Advisor : Prof. Pankoo Kim, Ph.D

Department of Computer Engineering

Graduate School of Chosun University

These days, data size has been increasing and has grown exponentially not only in text data but also multimedia data of visual and auditory information due to the development of the IT environment. Image and video in multimedia data are typical representation methods which include various information such as color, shape, texture, pattern, and other characteristics. Especially in video data, information such as object movement is included. Objects have the passage of time and spatial features in spatio-temporal relations. In this connection, a lot of research studies which have been carried out over the time concentrate on information recognition by computer using low level data.

Vocabulary for representing human thinking has a semantic gap between low level and high level information. A lot of research for reducing semantic gap are focus on the representation methods of logic such as, Propositional Logic, Predicate Logic, First-order Logic, Description Logic, Horn Logic and others. Other approach methods used also include Neural Network, Semantic Web, Knowledge base, and Heuristic approach among others.

Ontology is the most important concept of semantic web among the

mentioned methods and is a representation method for understanding the meaning of information using concept and relation of data, information, knowledge and others. Ontology is a representation of relation between concepts and it can be applied to find new concept relations using inference. Rules of Inference are to have sound, complete and tractable because it use premise relations.

The goal in this paper is understanding of object movement and definition of spatio-temporal relation through mapping between vocabulary and object movement. Ontology mapping methods used between low level and high level information. In this case, spatio-temporal relation consist of temporal relation obedient to the passage of time, directional relation obedient to changes of object movement direction, changes of object size relation, topological relation obedient to changes of object movement position, and velocity relation using concept relations between topology models.

This paper in the ontology building part defines the inference rules using proposed spatio-temporal relation and the use of Markov Logic Networks (MLNs) for probabilistic reasoning.

Finally, the experiment and evaluation performs the verification recognition and understanding of object movement based on video data. This paper can be extended to retrieval and comparison between object movement, automatical annotation, and summarization in video.

I. 서론

A. 연구 배경 및 목적

오늘날 정보기기의 발전과 네트워크의 향상에 따라 웹상의 정보의 양이 급격히 증가하고 있으며, 기존의 텍스트 데이터의 형식을 벗어나 시각정보와 청각 정보로 표현되는 멀티미디어 데이터로 인해 데이터의 크기도 많이 증가하고 있다. 멀티미디어 데이터 중 이미지와 비디오는 시각정보를 표현하는 대표적인 표현 매체로써, 컬러, 형태, 질감, 패턴 등 다양한 저차원 정보를 포함한다[1]. 특히 비디오 데이터는 기존 시각정보가 갖고 있지 않은 객체의 움직임 정보를 포함하고 있는데, 객체는 시간적 흐름과 공간적 특징을 갖고 있으며 시공간 관계로 표현될 수 있다[2]. 이와 관련하여 오랜 기간 동안 많은 연구들이 진행되고 있으며, 저차원 정보의 데이터를 컴퓨터에게 인식시키는데 초점이 맞춰져 있다.

인간이 생각하는 사고를 표현하는 어휘는 고차원 정보로 저차원 정보와는 시맨틱 갭(Semantic Gap)을 가지고 있으며, 명제 논리와 1차 논리(술어 논리), 서술 논리, 혼 논리와 같은 논리적 표현 방법과 신경망, 시맨틱 웹, 지식베이스, 휴리스틱 접근 등의 연구가 시도되고 있다[3].

이 중 온톨로지는 사람과 컴퓨터 사이에 정보 공유, 재사용을 위한 시맨틱 웹의 핵심으로써 컴퓨터가 정보의 의미를 이해하여 사람에게 제공할 수 있도록 데이터, 정보, 지식 등의 개념과 관계를 표현하는 형식이다. 이러한 온톨로지는 개념간 연결을 통해 표현하며, 연결 관계에 대한 추론을 통해 정의되지 않았던 새로운 개념적 관계를 찾아낼 수 있다. 이러한 추론은 전제된 관계를 이용하므로 결점이 없어야 하고 완벽해야 하며 빠른 시간 내에 처리가 가능해야 한다.

본 논문에서는 위의 저차원 정보 중 객체의 시공간 관계를 정의하여 도메인 온톨로지로 구축하고 추론을 통해 객체 움직임을 이해하는데 그 목적이 있으며, 궁극적으로 인간과 컴퓨터사이의 시맨틱 갭을 줄이고자 한다. 이를 위해, 객체의 움직임을 표현하는 어휘를 선정한 후 제안한 시공간 관계와 매핑하고, 저차원 정보와 고차원 정보를 연결하기 위한 수단으로 온톨로지를 사용하여 시공간 관계를 의미적으로 표현한다. 시공간 관계는 시간의 흐름에 따른 객체의 시간 관계, 공간상에

서 객체의 위치와 방향 변화에 따른 위상 관계와 방향 관계, 객체의 크기 변화에 따른 크기 관계, 속도 변화를 정의한 속도 관계를 이용하여 정의하며, Markov Logic Network를 이용한 추론 규칙을 기반으로 온톨로지를 구축하여 검증하고, 비디오 데이터를 이용하여 이동 객체의 움직임을 인식하고 이해하도록 한다.

시공간 관계를 이용한 객체 움직임 이해를 통해 이동 객체 비교, 검색과 비디오 자동 주석 및 요약이 가능하며, 응용 분야에는 ITS에서 사고탐지 및 정체구간 파악, 보안 분야에서 감시 시스템 및 침입 탐지 시스템에 적용이 가능하다. 뿐만 아니라 소셜 네트워크에서 맵 기반의 위치 정보를 활용한 객체의 관계 표현 등에 이용 가능하다.

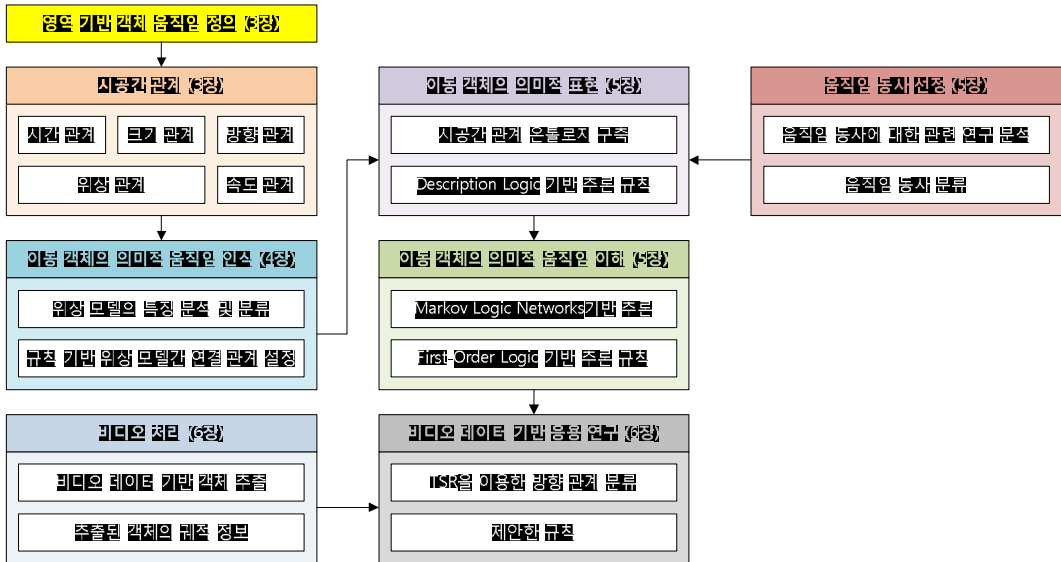
B. 연구 내용

본 연구는 객체의 영역을 기반으로 시공간 관계를 정의하고, 이를 바탕으로 온톨로지를 구축하며 추론 기능을 이용한 객체의 움직임을 인식함으로써 어휘 매핑을 통해 사용자 수준의 객체 움직임을 파악하고자 한다.

1. 영역기반 객체의 시공간 관계를 정의한다.
 - 객체의 움직임 특징 분석
 - 시간의 흐름에 따른 시간 관계 정의
 - 공간상의 객체의 크기 변화에 따른 크기 관계 정의
 - 공간상의 객체의 위치 변화에 따른 위상 관계 정의
 - 공간상의 객체의 움직임 방향 변화에 따른 방향 관계 정의
 - 이동 객체의 속도 변화에 따른 속도 관계 정의
2. 이동 객체의 의미적 움직임을 인식한다.
 - 시공간 관계 모델들의 분류
 - 시공간 관계 모델간 연결 관계 규칙 설계
 - 시공간 관계를 이용한 의미적 움직임 인식 방안
3. 시공간 관계 온톨로지를 설계하고 구축한다.
 - 인간의 사용하는 어휘 중 움직임을 표현하는 동사 선정
 - 시공간 관계를 구성하는 모델들을 이용한 개념화
 - 온톨로지를 구성하는 개념간 추론 규칙 설계
4. 이동 객체의 의미적 움직임을 이해한다.
 - Markov Logic Network를 위한 확률적 추론 규칙 설계
 - 온톨로지의 추론을 통한 움직임 이해
5. 비디오 데이터를 이용한 시공간 관계 실 응용을 다룬다.

C. 논문 구성

본 논문의 구성은 [그림 1-1]과 같다.



[그림 1-1] 논문의 전체 구성도

2장은 관련 연구로, 본 연구의 이론적 배경인 기존 연구들의 현재 수준과 동향을 파악하며, 연구 진행에 필요한 관련 연구들을 제시한다.

3장은 시공간 관계에 대해 기술한다. 이를 위해, 객체의 움직임 특징을 분석하고, 위상 판별 조건에 따라 위상 모델을 생성하며, 이를 표현한다.

4장은 시공간 관계를 구성하는 각 모델들을 분류하고, 연결 관계를 정의하며, 이를 통해 이동 객체의 움직임 인식 방안을 제시한다.

5장은 시공간 관계와 움직임 동사와 매핑하여 시공간 관계 온톨로지를 구축하고, Markov Logic Network를 이용한 추론을 수행하며 컴퓨터에 이동 객체의 의미적 움직임을 학습시킨다.

6장은 CCTV 영상을 이용한 응용연구를 수행한다.

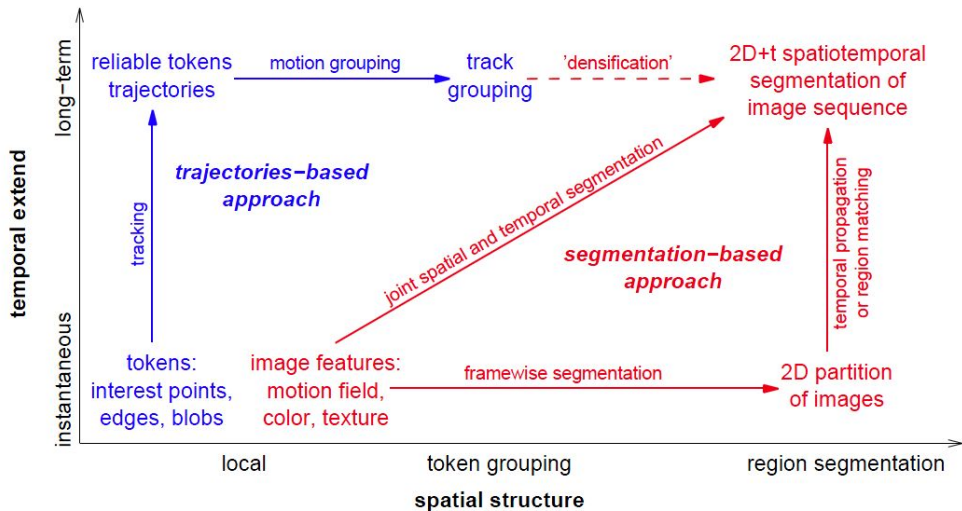
마지막으로 7장은 결론을 맺고 향후 연구의 방향을 제시한다.

II. 관련 연구

본 연구는 객체의 영역을 기반으로 시공간 관계를 정의하고, 움직임 동사 매핑을 바탕으로 온톨로지를 구축하여 이동 객체의 움직임을 이해하고자 한다. 이와 관련된 이론적 배경인 기존 연구들의 현재 수준과 동향을 파악한다.

A. 시공간 관계 정의 및 표현

시공간 관계는 시간적 흐름과 공간적 특징 요소가 결합된 관계로 오랜 기간 동안 많은 연구가 진행되고 있으며, 그 응용 분야에 따라 다양하게 표현된다. 시공간 관계의 구성 요소로는 시간의 흐름에 따른 객체의 시간 관계, 공간상에서 객체의 위치와 방향 변화에 따른 위상 관계와 방향 관계, 객체의 크기 변화에 따른 크기 관계, 속도 변화를 정의한 속도 관계가 있으며, 시각 정보의 표현을 위해 주로 사용된다.



[그림 2-1] 시각 정보 기반 시공간 관계의 연구 동향[2]

멀티미디어 데이터 중 이미지와 비디오는 시각정보를 표현하는 대표적인 표현 매체로써, 컬러, 형태, 질감, 패턴 등 다양한 정보를 포함한다. 특히 비디오 데이터는 기존 시각정보가 갖고 있지 않은 객체의 움직임 정보를 포함하고 있는데, 객체의 움직임은 시간적 흐름과 공간적 특징을 갖고 있으며 시공간 관계로 표현될 수 있다.

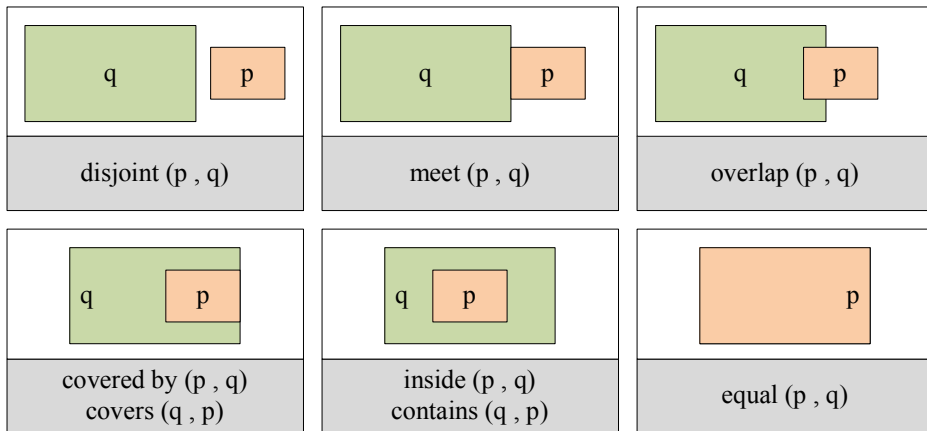
[그림 2-1]은 시각 정보를 대상으로 한 시공간 관계의 연구 동향을 나타내고 있다. 시공간 관계의 표현을 위한 방법으로는 시각 정보를 구성하는 저차원 정보의 구성에 따라 크게 케적 기반 접근과 세그먼테이션 기반 접근으로 나눌 수 있으며, 시공간 관계 구성 요소의 다양화를 통하여 기존 2차원적 표현의 한계를 벗어나 다차원 관계로 표현이 이루어지고 있는 추세이다[2].

시공간 관계 중 시간 관계의 대표적 연구로는 Allen[4]이 제안한 시간 관계 표현이 많이 인용되고 있으며, ‘before’, ‘after’, ‘equal’ 등 총 13가지의 관계로 시간의 흐름에 따른 객체 관계를 표현하였다.

공간 관계는 객체의 위치, 방향, 크기, 속도 변화에 따른 위상 관계, 방향 관계, 크기 관계, 속도 관계가 있으며, 위상 관계 정의에 대한 대표적 연구로는 M.J. Egenhofer[5, 6, 7, 8]의 위상 관계가 있으며, ‘equal’, ‘inside’, ‘cover’, ‘overlap’, ‘touch’, ‘disjoint’, ‘covered-by’, ‘contains’를 이용하여 8가지로 구분하였다. (수식 2-1)은 M.J. Egenhofer가 제안한 판별 규칙으로 점, 선, 영역을 이용하여 행렬로 구성하고 [그림 2-2]의 결과를 도출하였다.

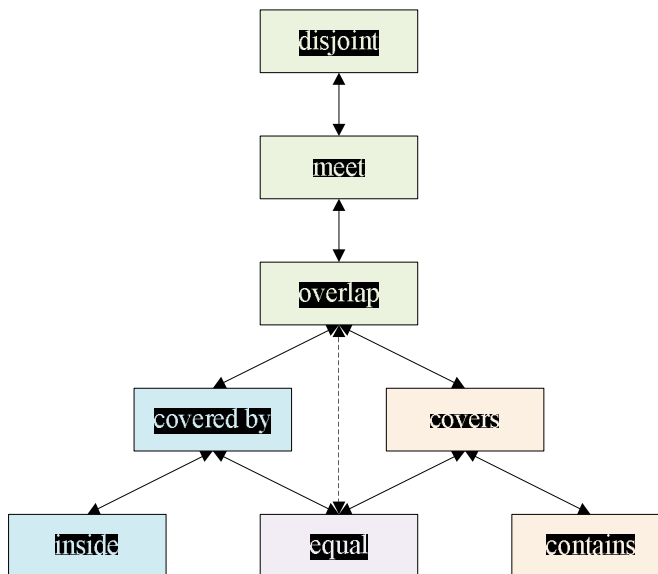
$$M(A, B) = \begin{pmatrix} A^{\circ} \cap B^{\circ} & A^{\circ} \cap \partial B & A^{\circ} \cap B^{-} \\ \partial A \cap B^{\circ} & \partial A \cap \partial B & \partial A \cap B^{-} \\ A^{-} \cap B^{\circ} & A^{-} \cap \partial B & A^{-} \cap B^{-} \end{pmatrix} \quad (\text{수식 2-1})$$

(수식 2-1)에서 두 개의 영역을 기준으로 객체들의 교집합 또는 공집합 여부에 따라 위상 관계를 행렬을 이용하여 표현하였으며, A와 B는 점, 선, 영역으로 표현되는 객체를 의미한다. 예를 들어, 객체 A를 기준으로 A° 는 객체 A의 내부를 의미하며, ∂A 는 A의 경계를, A^{-} 는 A의 외부를 표현한다. 정의된 행렬 각 요소들은 정의에 따라 교집합의 존재 유무에 따라 0 또는 1의 값을 갖는데, 이에 대한 결과는 [그림 2-2]와 같다.



[그림 2-2] M.J. Egenhofer의 8가지 위상 관계

[그림 2-3]은 위상 관계들의 규칙이며, 위상들 사이의 관계는 인접 위상으로만 이동이 가능하며, 다른 위상으로의 변화는 가능하지 않다. 예를 들어 'disjoint'에서는 'disjoint'와 'meet'로의 변화는 가능하나, 'equal', 'inside', 'covers', 'overlap', 'covered by', 'contains'로는 변화가 불가능함을 알 수 있다.



[그림 2-3] M.J. Egenhofer의 위상 관계 규칙

이외에도 Erwig[53]은 M.J. Egenhofer의 시공간 관계를 바탕으로 3차원 시공간 관계를 정의하였으며, ‘Touch’, ‘Snap’, ‘Release’, ‘Excuse’, ‘Into’, ‘outOf’, ‘Enter’, ‘Leave’, ‘Cross’, ‘Melt’, ‘Separate’, ‘Graze’와 같은 모션 동사를 매핑하였다.

Chang[9, 10]은 이동 객체의 움직임을 위한 위상 관계로 SMR 스키마(Spatial Match Representation Scheme)와 SRR(Spatial-match Representation Supporting Ranking with Minimum Bounding Rectangle) 스키마를 제안하였다. SMR 스키마는 15가지의 위상 연산자로 구성되고, SRR 스키마는 SMR 스키마를 바탕으로 고정된 두 객체의 거리관계를 이용하여 7가지의 위상관계 표현하였다. W. Ren[11]의 경우는 [그림 2-4]와 같이 6가지의 위상 관계(‘Left’, ‘Right’, ‘Up’, ‘Down’, ‘Touch’, ‘Front’)의 정의를 통하여, 공간 관계와 결합시켰다.

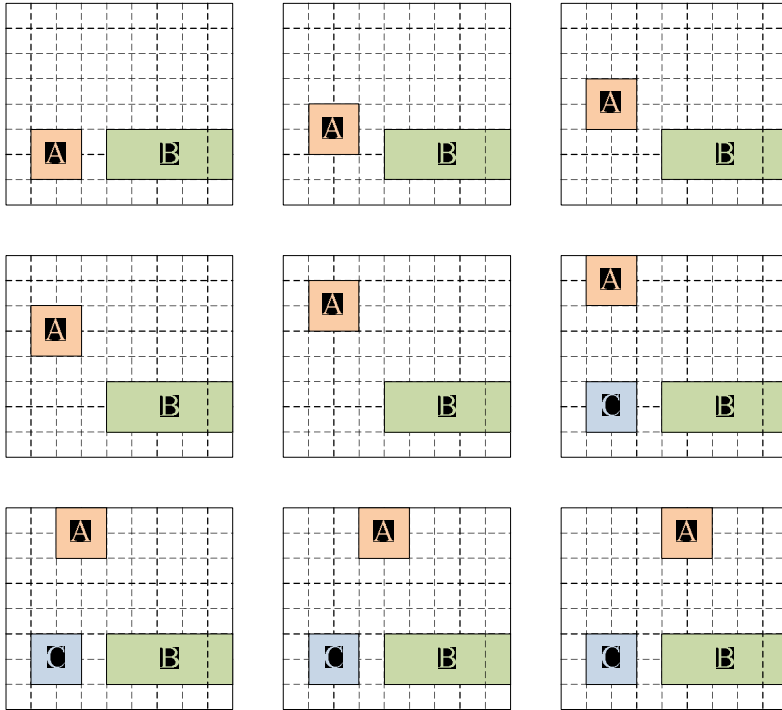
A is <i>left</i> of B B is <i>right</i> of A		A is <i>up</i> of B B is <i>down</i> of A		A and B <i>touch</i> (A and B with more than one pixel on shared edge)	
(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
Front Relationship: A in the <i>front</i> of B (part of the edges coincide)					

[그림 2-4] W. Ren의 위상 관계

위상 관계의 표현을 위한 연구로 C-string[12, 13]이 있다. C-string은 2D C-string이 먼저 제안되었으며, 이를 발전시켜 3D C-string이 제안되었다. 3D C-string은 객체에 대한 크기 관계, 연산자의 거리 관계, 모션 연산자의 크기변화에 따른 속도 관계를 이용하여 u-string과 v-string 그리고 t-string 3가지로 정의하였으며, 이동 객체의 움직임을 표현하였다. 3D C-string의 목적은 이동 객체의 빠른 검색이며, [그림 2-5]의 이동 객체의 움직임은 [표 2-1]과 같이 3D C-string을 이용하여 구조화할 수 있다.

[표 2-1] 3D C-string을 이용한 객체 정의

u-string: $((A2 \uparrow_{0,1} \uparrow_{1,1} = C2 \uparrow_{0,1} \uparrow_{0,1,225}) < {}_1B_4)$
 v-string: $(A2 \uparrow_{1,1} \uparrow_{0,1} = B2 = C2 \uparrow_{0,1} \uparrow_{0,1})$
 t-string: $((A6|_tA3 = B9) \ C2|_tC2)$



[그림 2-5] 3D C-string을 이용한 객체 움직임 표현

이외에도 Chen[14]은 시간에 따른 객체 표현을 위해 시간적 흐름을 나타내는 인스턴스 t_i 와 객체 출현 관계인 d_j 를 이용하여 객체를 표현하였으며, t_i 와 d_j 를 이용한 객체들의 관계를 정의하였다.

방향 관계는 John. Z[15]의 8가지 표현(North(NT), Northwest(NW), Northeast(NE), West (WT), Southwest(SW), East(ET), Southeast(SE) and Southwest(SW))이 대표적이다

이러한 시공간 관계 정의 및 표현의 목적은 특정 객체나 도메인에 한정적이지 않고, 일반적인 객체의 움직임을 표현하는데 있다. 기존의 시공간 관계는 2차원이거나 3차원으로 표현되며, 다양한 정보를 모두 포함하지 못하는 단점을 가지고 있다. 또한 수학적 계산만을 통해 모델을 도출한 관계로써 실제로 존재할 수 없는 모델을 포함하고 있다.

이에 본 논문에서는 시공간 관계를 시간의 흐름에 따른 객체의 시간 관계, 공간 상에서 객체의 위치와 방향 변화에 따른 위상 관계와 방향 관계, 객체의 크기 변화에 따른 크기 관계, 속도 변화를 정의한 속도 관계를 이용하여 다양한 정보를 포함하고자 한다.

B. 온톨로지 설계 및 구축

온톨로지[16, 17, 18, 19, 20]는 사람과 컴퓨터 사이에 정보 공유 및 재사용을 위한 시맨틱 웹의 핵심으로써 컴퓨터가 정보의 의미를 이해하여 사람에게 제공할 수 있도록 데이터, 정보, 지식 등의 개념간 관계를 표현하는 형식이며, 온톨로지 표준으로는 W3C(World Wide Consortium)에서 2004년 2월 온톨로지 구축 언어인 OWL(Web Ontology Language)와 RDF(Resource Description Framework)를 국제 표준으로 제정하였으며, 2008년 12월에는 한국정보통신기술협회(TTA, Telecommunications Technology Association)에서 OWL에 관한 국제표준 5개문서(OWL Web Ontology Language Guide, Reference, Semantics and Abstract Syntax, Test Cases, Use Cases and Requirements)를 한글화하여 국내표준으로 제정하였다.

이러한 온톨로지는 시맨틱 웹에서 가장 중심에 있는 개념으로 철학적인 존재의 본질과 유형에 관한 이론을 의미하며, 일반적으로 용어와 용어들 간의 관계를 표현하는 컴퓨터 판독이 가능한 공식 규정을 의미한다. 또한, 사용자가 원하지 않는 데이터를 필터링 할 수 있으며, 관련성이 높은 정보의 발견 가능성을 높여주기 위해 검색 단어에 대한 의미성을 온톨로지로 구축하게 된다. 이를 위해서는 온톨로지 설계 및 구축시 각각의 단어에 대한 관계 정의 및 연결이 필수적이다.

온톨로지의 설계 및 구축을 위해 Protégé와 같은 에디터들도 존재하고 있으며, 각 에디터의 특징에 따라 다양한 기능을 제공한다.

설계 및 구축된 온톨로지는 추론 규칙을 설정하여 의미적 검색이 가능하며, OWL의 경우는 보통 OWL-DL을 통해 규칙을 정의하는데, 여기서 DL은 술어 논리를 나타낸다. OWL-DL에서는 교집합(intersectionOf), 합집합(unionOf), 여집합(complementOf), 개체의 열거를 위한 클래스(oneOf), 서로소(dishointWith)와 같은 연산자의 표현을 제공하고 있다[18, 19].

온톨로지 설계 및 구축 절차는 일반적으로 다음과 같은 4단계를 거치게 된다. 1 단계는 온톨로지 설계 및 구축을 위한 자료 수집 및 분석을 수행하고, 2단계는 적절한 도메인을 선정하는 단계이며, 3단계는 도메인에 대한 클래스와 인스턴스에 대한 설계이다. 마지막으로 4단계는 각 클래스와 인스턴스에 대한 속성 정의 및 관계 설정 단계이다.

본 논문에서는 시공간 관계에 대한 온톨로지를 설계 및 구축하고, OWL-DL을 이용한 규칙 정의를 통하여 이동 객체의 의미적 인식 및 이해에 활용하고자한다.

C. 논리 표현 및 추론

위의 온톨로지는 개념간 연결을 통해 표현하며, 추론을 통해 정의되지 않았던 새로운 개념적 관계를 도출해 낼 수 있다. 이러한 추론은 진제된 관계를 통해서만 이용하므로 결점이 없어야하고, 완벽해야하며, 빠른 처리시간 내에 가능해야한다.

추론은 일반적으로 정의한 규칙에 따라 결과의 존재여부만 판단하는데, 추론 규칙은 논리 표현 언어를 통해 정의되며, 논리 표현 언어는 명제 논리(Propositional Logic), 1차 논리(First-order Logic 또는 Predicate Logic), 서술 논리(Description Logic), 혼 논리(Horn Logic) 등이 있다. 최근 추론에 확률적 특징을 결합한 확률적 추론(Probabilistic Inference) 방법이 등장하고 있으며, Bayesian Networks, Markov Random Field 등을 활용하여 추론 결과에 대한 확률을 도출할 수 있다[3].

1. 논리 표현

논리는 예전부터 사고의 규칙과 학문적 도구로서 연구되었으며, 기호(Symbol)를 통해 표현한다. 논리 표현을 위한 언어로는 명제 논리, 1차 논리, 서술 논리, 혼 논리 등이 있으며, 자세히 살펴보면 다음과 같다.

명제 논리는 여러 명제의 옳고 그름에 대한 결정을 다루며, [표 2-2]와 같이 기호를 통해 표현한다.

[표 2-2] 명제 논리의 Connective

연결사	의미
$\neg A$	Negation
$A \wedge B$	Conjunction, A와 B는 Conjunct
$A \vee B$	Disjunction, A와 B는 Disjunct
A(antecedent) \rightarrow B(consequent)	Implication
$A \leftrightarrow B$	biconditional, iff(If and only if), $(A \rightarrow B) \wedge (B \rightarrow A)$

명제 논리가 표현하는 명제는 참이나 거짓인 문장으로 연산자를 통해 표현되며, 일반적인 사건의 현상을 표현할 때 많이 사용한다. 명제 논리의 단점은 기호화 된 사실들은 서로 독립적이어서 상호관계를 알 수 없고, 또 수량화 시킬 수 없다는 점이다. 따라서 이를 보완하고자 1차 논리가 등장하였다.

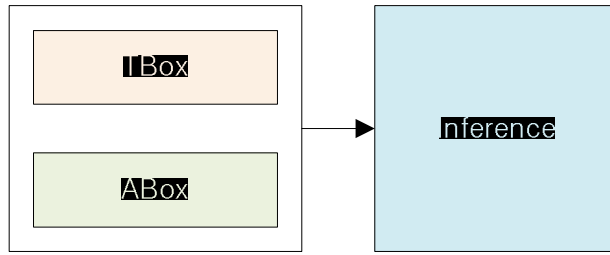
1차 논리는 명제 논리의 제약을 보완하기 위해 생성되었으며, 문장의 각 성분을 자유로이 분리하여 사용 할 수 있다. 뿐만 아니라, [표 2-3]과 같이 변수와 정량자(Quantifier)를 이용하여 불특정 다수의 개념도 표현할 수 있다. First-order logic에서는 상수(constants), 변수(variables), 함수(functions), 명제(Predicates) 네 가지 기호를 사용하여 표현한다.

[표 2-3] 1차 논리의 정량자(Quantifier)

Quantifier	의미
$\forall x$	전칭기호 (모든 x에 대하여, for all x.)
$\exists x$	존재기호 (어떤 x에 대하여, for some x.)

1차 논리는 논리적인 내용을 대부분 나타낼 수 있지만, 계산 속도가 느리고 결과를 예상할 수 없는 경우가 발생한다는 문제점을 갖고 있다.

서술 논리[54]는 지식의 표현과 공유를 위하여 개발되었고, 실세계 환경 도메인에 대한 지식 표현을 위한 언어이며, 일반적인 개념에 대한 지식 표현 및 각 개념의 관계를 정의할 수 있다. 이를 통해, 현실에 존재하는 방대한 양의 정보를 사람을 대신하여 기계가 처리 가능하도록 규칙 정의가 가능하다. 이를 통해 추론이 가능하며, 새로운 의미 정보를 도출 할 수 있다. [그림 2-7]은 서술 논리의 구성으로 TBox는 개념(Concept) 및 용어(Terminology)에 관한 지식을 포함하기 위하여 용어적 공리를 표현하며, ABox는 실세계의 데이터 개체들의 선언(assertion)에 관한 지식으로 구성된다.



[그림 2-7] 서술 논리의 구성

서술 논리는 일반적으로 1차 논리를 이용하여 표현되며, 추론 엔진에서 명시적(Explicit)으로 표현된 지식으로부터 추론을 통하여 암묵적(Implicit)인 새로운 지식을 도출할 수 있으며, 구성자(Constructor)를 이용하여 개념을 표현한다. 서술 논리의 장점은 함축적인 관계를 미리 계산하여 빠른 응답을 제공하고, 1차 논리보다 표현력은 떨어지지만 결정가능성은 뛰어나며, 실용적으로 최적의 표현력과 결정가능성을 제공한다[21].

[표 2-4] 서술 논리와 1차 논리를 이용한 예

구분	예
TBox	$Woman \equiv Person \sqcap Female$ $Man \equiv Person \sqcap Male$ $Mother \equiv Woman \sqcap \exists hasChild.Person$ $Father \equiv Man \sqcap \exists hasChild.Person$
ABox	$hasChild(JANE, JHON)$ $Father(ABRAHAM)$

혼 논리는 혼 문장에 의해 논리가 표현되는 것으로, \neg 이 선행되지 않은 모든 원소들이 $P1 \wedge P2 \wedge \dots \wedge Pn \Rightarrow Q$ 와 같이 연결되어진 문장이다. 만약, $\neg Q$ 이면, $\neg(P1 \wedge P2 \wedge \dots \wedge Pn) \equiv \neg P1 \vee \neg P2 \vee \dots \vee \neg Pn$ 이다. Horn Logic은 모든 지식이 표현될 수 없으나, 추론 과정이 간단하다는 장점이 있다.

일반적으로 온톨로지는 서술 논리, 1차 논리, 혼 논리를 이용한 추론 규칙을 사용한다. 이 때, 추론 결과는 관계가 있거나 없는 경우로 표현된다.

2. 확률적 추론

확률이란 통계 현상의 확실함의 정도를 나타내는 척도이고, 확률 이론은 비결정론적 현상을 수학적으로 기술하는 것을 말하며, 그래픽 모델로 표현될 수 있다. 예를 들어, 사건이 일어날지 또는 일어나지 않을지 확실하지 않은 경우, 일어날 가능성의 정도를 나타내는 척도로, 불확실한 상황에서 발생하는 사건에 대한 인식을 다루는 패턴인식에 꼭 필요한 이론이다. 조건부확률(Conditional Probability)은 어떤 사건이 일어난 또는 일어날 조건하에서, 즉 변화된 표본공간에서 어떤 사건이 일어날 확률을 말한다. 예를 들어, 사상 A가 발생했다는 조건하에서 사상 B가 발생할 확률은 기호를 이용하여 나타내면 $P(B|A)$ 로 쓰며, 이는 사건 A가 발생할 조건하에서 사건 B가 발생할 확률을 의미한다.

확률적 추론(Probabilistic Inference)은 규칙에 따라 결과의 존재여부를 판단 후, 존재하는 결과에 대해 가중치 값을 이용하여 수치화 시키는 것으로, Bayesian networks, Markov Random Field 등을 활용하여 추론 결과에 대한 확률을 도출할 수 있다.

a. Bayesian Networks

Bayesian Networks는 Belief Networks 또는 Directed Acyclic Graphical Model 이라고도 하며, 주로 영상처리에서 많이 활용되고 있다. Bayesian networks의 장점으로서는 다양한 불확실한 정보를 대상으로 강인한 확률 분포 모델을 구성하고, 각각의 변수들 간의 확률적 의존 관계를 노드로 표현함으로써, 특정 모델에 대한 확률 값을 추론하기에 적합한 DAG(Directed Acyclic Graph) 모델이라는 점이다.

Bayesian Networks에서 각 노드들 간의 관계는 방향을 가지 에지로 표현하고, 이를 부모노드와 자식노드로 나눈다. 부모노드가 자식노드와 연결될 때는 종속 관계를 갖게 되며, 이는 원인과 결과로 나타낸다. 각 노드들은 여러 개의 관계로 나타낼 수 있으며, 이들이 가질 확률의 총 합은 1이 된다. 이러한 Bayesian

Networks는 조건부 확률 테이블로부터 확률 값이 계산되며, 부분적인 연결만으로도 추론을 통한 결과가 예측가능하기 때문에 불확실한 조건에서 부분적인 신뢰도를 얻는데 유용하다[22, 23].

(수식 2-1)은 부모노드에 따른 자식 노드가 갖는 확률 값을 나타내고 있다.

$$p(x) = \prod_{v \in V} p(x_v | x_{pa(v)}) \quad (\text{수식 2-2})$$

(수식 2-2)에서 $X_{pa(v)}$ 는 부모 노드이고, x_v 는 자식 노드이다. 여기서 v 는 부모 노드의 상태 수를 의미한다. 이러한 확률 값 $p(x)$ 는 부모 노드와 자식 노드의 조건부 확률 값으로 표현된다. (수식 2-3)은 임의의 수로 구성된 집합을 위해 체인 룰 (Chain rule)을 이용한 수식이다.

$$P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n) = \prod_{v=1}^n P(X_v = x_v | X_{v+1} = x_{v+1}, \dots, X_n = x_n) \quad (\text{수식 2-3})$$

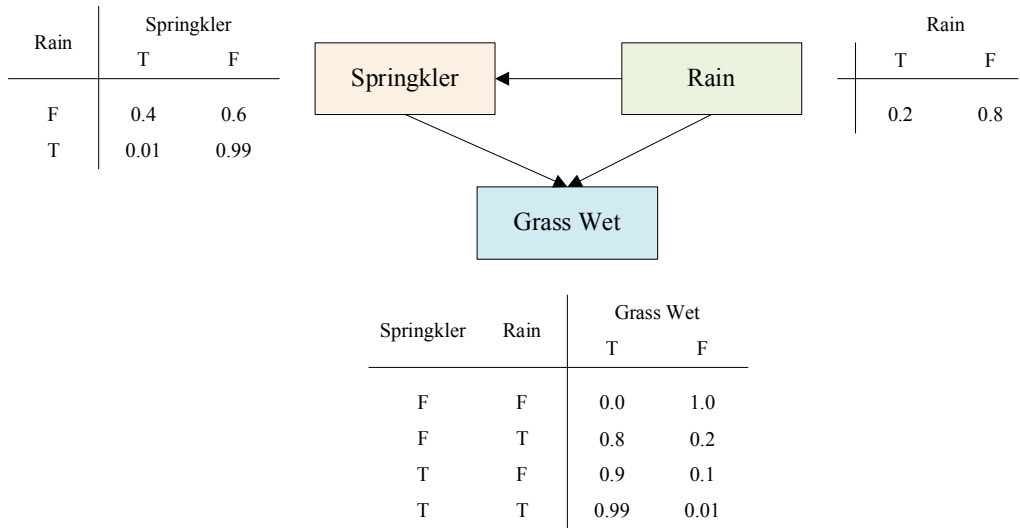
(수식 2-3)은 (수식 2-4)와 같이 표현될 수 있다.

$$P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n) = \prod_{v=1}^n P(X_v = x_v | X_j = x_j) \quad (\text{수식 2-4})$$

for each X_j which is a parent of X_v

예를 들어, 잔디가 젖을 경우의 수는 2가지로 Sprinkler가 작동하고 있거나 비가 올 때만 가능하다고 가정하자. 3가지 사건(sprinkler, rain, grass wet)은 가능성에 따라 참과 거짓을 갖게 되며, 사건이 일어날 확률은 다음과 같이 표현된다.

$$P(G, S, R) = P(G|S, R)P(S|R)P(R)$$



[그림 2-8] Bayesian networks의 예[23]

[그림 2-8]은 잔디가 젖을 경우에 대한 확률테이블과 그래프의 표현이다. 이에 대한 결과는 다음과 같으며, 비가 올 확률이 약 35.77%임을 알 수 있다.

$$\begin{aligned}
 P(R = T | G = T) &= \frac{P(G = T, R = T)}{P(G = T)} = \frac{\sum_{S \in T, F} P(G = T, S, R = T)}{\sum_{S, R \in T, F} P(G = T, S, R)} \\
 &= \frac{(0.99 \times 0.01 \times 0.2 = 0.00198_{TTT}) + (0.8 \times 0.99 \times 0.2 = 0.1584_{TFT})}{0.00198_{TTT} + 0.288_{TF} + 0.1584_{TFT} + 0_{TFF}} \approx 35.77\%
 \end{aligned}$$

b. Markov Networks (Markov Random Field)

Markov Networks는 Markov Random Field 또는 Undirected Graphical Model이라고 불리며, Markov 성질을 가진 이산 시간 확률 과정이다. 이는 Bayesian networks가 가지고 있는 단점인 순환관계가 형성되지 않는 점을 보완하였으며, 일반적으로 영상 처리나 모델링에서 많이 사용된다. 이러한 Markov Networks는 위의 Bayesian networks에서의 표현방법 및 종속관계가 비슷하다.

이와 같은 Markov Networks는 확률이론과 그래프 이론을 결합하여 불확실성을

확률이론을 통해 해결하고자 하며, 복잡한 계산은 Undirected Graph를 이용하여 표현한다[24]. 그래프는 각 변수마다 할당된 노드를 가지며, 각 clique 상에 에너지 Potential을 가지며 이들의 곱을 이용해 확률을 표현한다[25, 26]. (수식 2-5)는 변수집합 X 에 대한 마르코프 망이 나타내는 결합 확률 분포를 나타내고 있다.

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \prod_k \Phi_k(x_{(k)}) \quad (\text{수식 2-5})$$

(수식 2-5)에서 x_k 는 k 번째 clique의 변수 값을 나타내며, 분할 함수(partition function) Z 는 다음과 같이 주어진다.

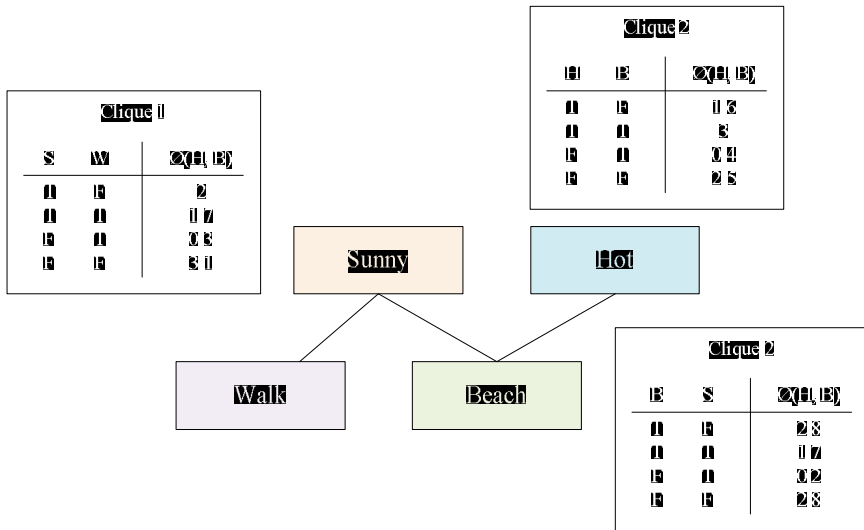
$$Z = \sum_{x \in X} \prod_k \Phi_k(x_k) \quad (\text{수식 2-6})$$

Markov Networks는 log-linear models을 이용하여 표현되기도 하며, Potential 함수가 상태의 가중치의 합을 나타내는 함수로 바뀌는데 이는 (수식 2-7)과 같다.

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp\left(\sum_j w_j f_j(x)\right) \quad (\text{수식 2-7})$$

사실 분할 함수 Z 는 통계상 많은 개념을 포함하고 있는 중요한 함수이며, 실제 문제 해결을 위한 다양한 변형을 통해 0과 1사이의 확률 값으로 표현된다. 사실 이는 제약조건을 나타낸다[27].

다음은 Markov Networks의 간단한 예제로 4가지 확률변수와 그들의 Potential 값을 나타낸 것이다. [그림 2-9]에서 clique 1은 $\{sunny, Walk\}$, clique 2는 $\{Hot, Beach\}$, clique 3은 $\{Beach, Sunny\}$ 각 노드들이 결합한 형태이다. 조건이 날씨가 'sunny'이고 'hot'일 때, 'Beach'에 있고 'Walk'하지 않을 확률을 구하고자 할 때, 이는 다음과 같다.



[그림 2-9] Markov networks의 예[3]

$$P(S = true, H = true, W = false, B = true) = \frac{1}{Z} (2 * 3 * 1.7) = \frac{10.2}{Z}$$

Bayesian Networks와 Markov Networks 둘 다 불확실성을 확률 이론과 복잡한 정도를 그래프 이론을 통해 해결하는 결합모델이며, 이들의 차이는 다음과 같다.

[표 2-5] Bayesian Networks와 Markov Networks의 특징 비교[3]

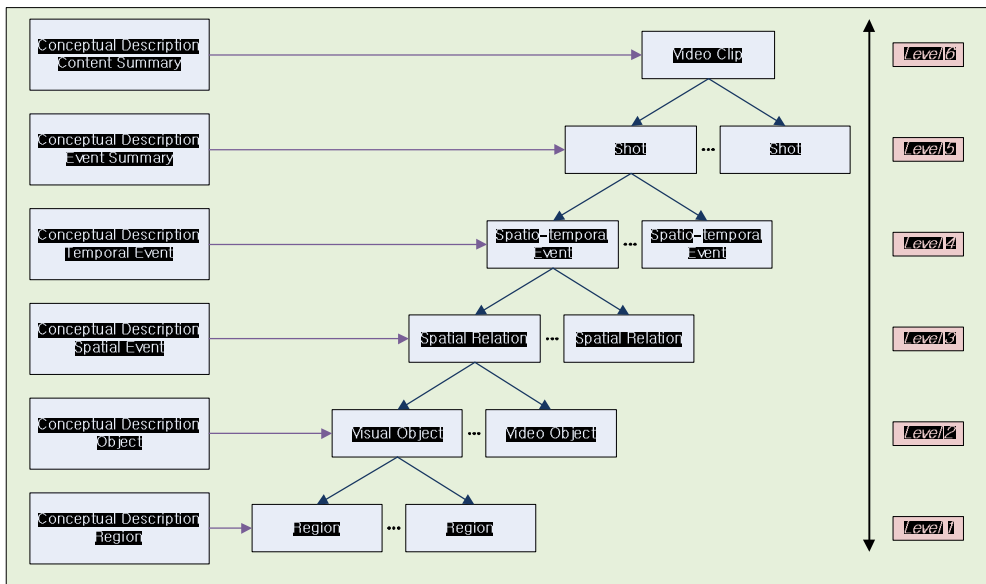
Property	Bayesian Network	Markov Network
Graph	Directed	Undirected
Parameterization	Conditional Probabilities	Potential Function/Features
Cycles	Non-allowed	Allowed
Partition Function	Not necessary ($Z=1$)	Necessary
Independence	Parents/D-separation	Neighbors

본 논문에서는 온톨로지의 추론 결과를 확률로 표현하기 위하여 Markov Networks와 논리가 결합된 Markov Logic Networks를 이용하고자하며, 시공간 관계를 표현하는 모델들 사이의 연결성을 검증한다.

D. 이동 객체의 움직임 인식 및 이해

이동 객체의 움직임 인식은 객체의 움직임 정보 추출과 같은 저차원 정보의 처리를 통하여 얻을 수 있으며, 고차원 정보의 매핑을 통하여 움직임을 이해할 수 있다. 움직임 인식 및 이해는 인간과 컴퓨터 사이에 존재하는 시맨틱 갭을 해소하는데 그 목적이 있으며, 멀티미디어 데이터 중 비디오를 이용한 연구가 가장 활발히 진행 중에 있다.

비디오를 구성하는 최소 단위는 픽셀이 모여 이루어진 장면이다. 비디오에서 장면의 전환이 이루어지는 부분을 컷이라고 하고, 컷으로 구분되며 하나의 카메라로 촬영한 영상을 나타내는 작은 비디오 단위를 샷, 논리적인 내용이 같은 연속된 샷으로 이루어진 단위를 장면 또는 에피소드라고 한다. [그림 2-10]에서는 시공간 관계를 이용한 비디오 구조의 계층적 관계 표현으로써 각 요소를 개념화시켜 정의하고 있다[28].



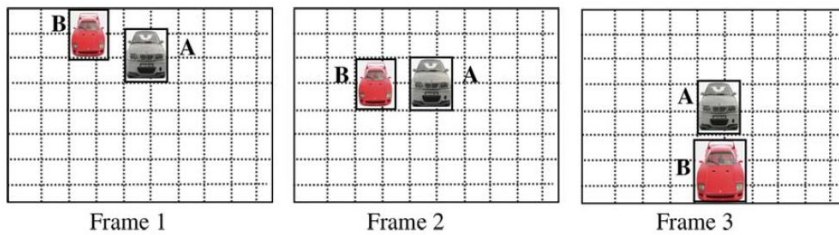
[그림 2-10] 시공간 관계를 이용한 비디오 구조에 대한 계층적 관계 표현

이동 객체의 움직임 인식과 이해에 대한 연구 중 의미기반 검색과 관련 연구는 다음과 같다.

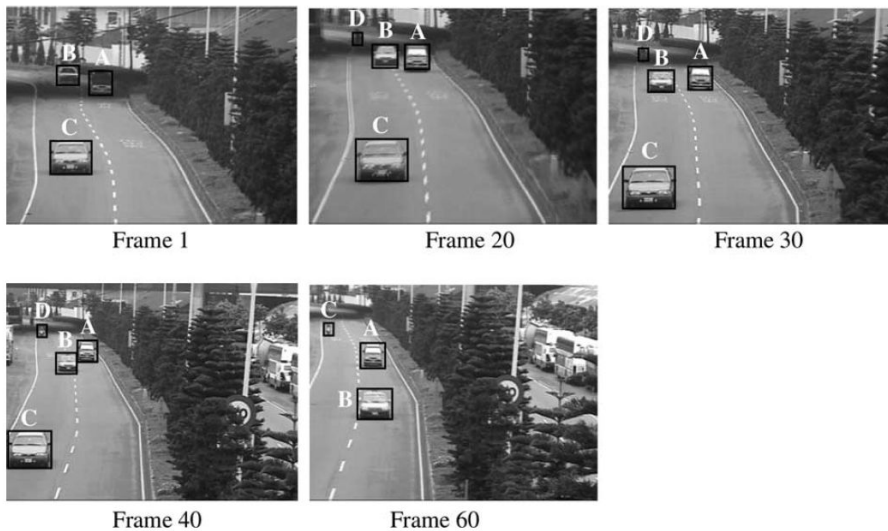
시공간 관계에서 설명한 C-string[12, 13]에서는 질의를 통하여 [그림 2-11]과 같이 비디오의 이동 객체를 검색하는 연구를 수행하였다. [그림 2-11]에서 (A)는 3D C-String을 이용한 질의 규칙이며, 이는 (B)와 같이 도식화 된다. 또한 데이터베이스로부터 검색을 통해 (C)와 같은 결과를 보인다.

u-string: $(B_{14} \uparrow_{0,1} \downarrow_{18,1} <_6 A_{16} \downarrow_{0,1})$
 v-string: $(A_{22} \downarrow_{10,1} <_8 B_{20} \downarrow_{20,1} \downarrow_{40,1})$
 t-string: $(A_3 = B_2) \wedge B_t$

(A) A 3D C-string query.



(B) The corresponding video of the 3D C-string in (A).

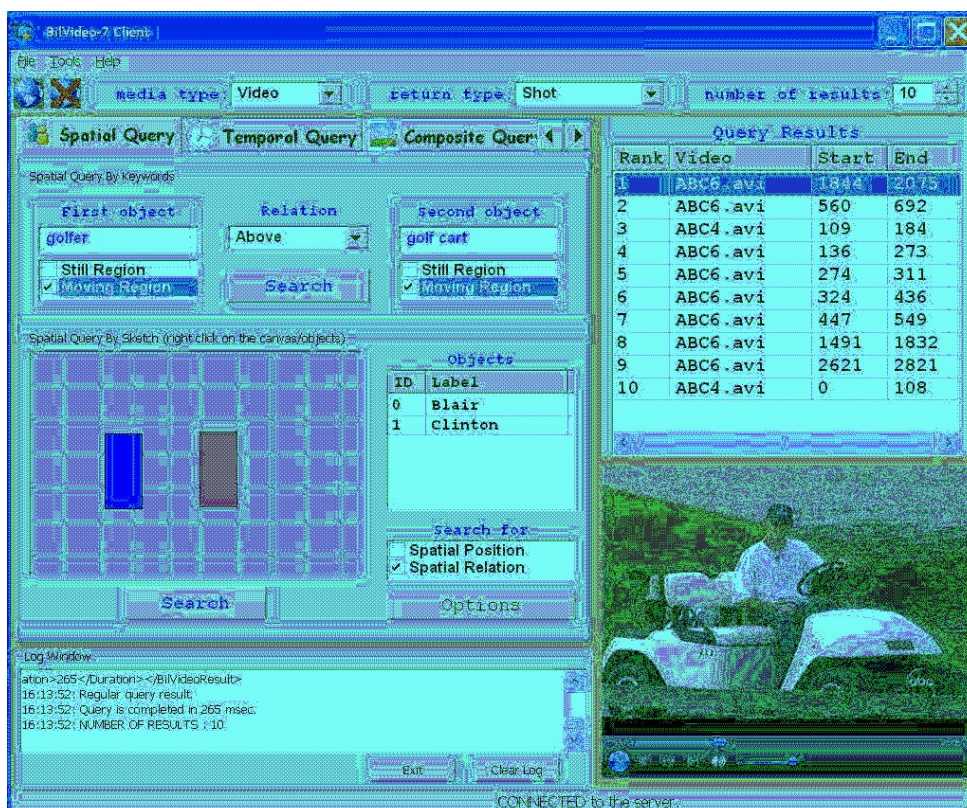


(C) A matched database video.

[그림 2-11] 3D C-String을 이용한 이동 객체 검색

Naphade[29]는 시공간 관계 프레임워크를 생성하고 비디오 데이터의 저차원 정보를 이용한 영상 처리 통해 ‘rocks’, ‘sky’, ‘snow’, ‘water-body’, ‘forestry/greenery’ 등과 같은 어휘로 분류하였다. 이를 위해 Markov Chain을 이용하여 규칙을 선정하였으며, Probabilistic Multimedia Objects를 분류하였다.

Bastan[30]은 [그림 2-12]와 같이 BilVideo-7과 MPEG-7의 Descriptor와 Description Schemes을 이용하여 비디오 검색 시스템을 제안하였는데, BilVideo는 Bilkent 대학의 Multimedia Database Group[31]에서 일반 비디오 데이터의 시공간 관계를 이용한 의미적 검색을 위한 시스템으로 반자동의 메타데이터의 입력을 통해 언어적 질의를 제공한다. 또한 MPEG-7에서는 Descriptor와 Description Schemes를 이용하여 의미적 표현을 제공하고자 노력하고 있다.

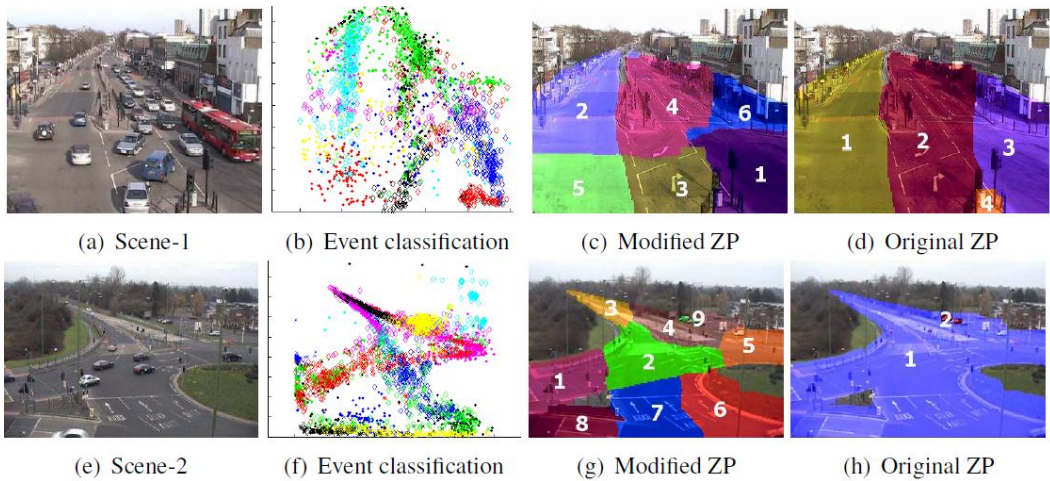


[그림 2-12] BilVideo-7을 이용한 시각정보 질의 인터페이스

이 외에도 다양한 연구들이 있으며, 대부분 저차원 정보 처리를 통한 어휘와 매핑을 이용한다. 다음은 비디오 데이터를 이용한 의미기반 응용 연구이다.

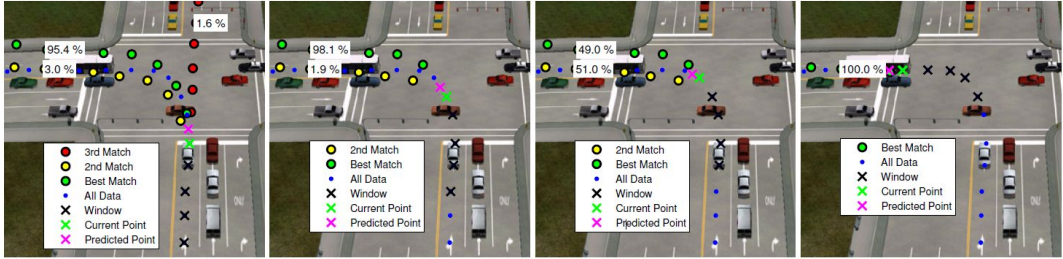
비디오 데이터를 이용한 의미기반 응용연구 중 자동 주석에 대한 최근 연구동향을 살펴보면 주로 스포츠 비디오에서 특정 장면에 대한 주석이 주를 이루고 있으며, Xu[32]는 스포츠 비디오 분석을 위해 인터넷 방송 텍스트를 조합하는 연구, Vincent S.Tseng[33]는 의미적 비디오 주석을 위한 시각적 특징과 언어적 특징 패턴을 통합하는 방법에 관하여 연구하였다. Ju Sun[34]은 계층적 시공간 모델링을 통한 동작인식을 시도하는 등 다양한 연구들이 수행되었다.

Jian Li[35]는 [그림 2-13]과 같이 비디오 데이터를 이용한 확률기반의 의미적 분석 방법을 제안하였고, 비디오 내 이벤트를 분류하여 분할하였다.



[그림 2-13] Jian Li의 의미적 Scene Segmentation

B. Morris[36]는 [그림 2-14]과 같이 라이브 비디오를 대상으로 시공간 관계 어휘의 학습을 통해 POI(Point of Interest)와 활동영역에 대응하는 엣지 정보를 활용하였다. 또한, HMM(hidden Markov models)과 MLLR(Maximum LikeLihood Regression)를 사용하여, 행동 예측과 이상 탐지를 위해 장면 그래프를 이용하였다.



[그림 2-14] B. Morris의 좌회전에 대한 확률기반 최적 경로 표현

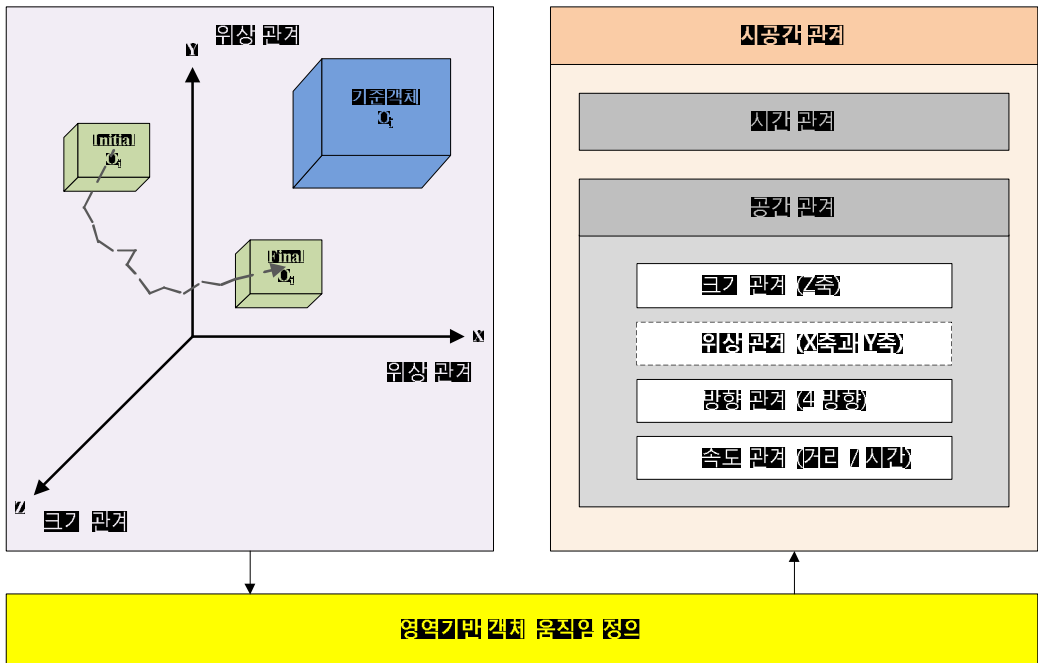
위와 같은 비디오를 이용한 검색 및 의미기반 응용 연구들이 많이 존재하지만 특정 값의 한계성과 도메인의 제약성 그리고 동작에 한정성을 보이고 있으며, 일반 화하기에는 어려움이 있다.

이에 본 논문에서는 특정 도메인에 한정되지 않는 일반적인 시공간 관계를 제안 하고, 이를 활용하여 응용의 제약성 및 한정성을 극복하고자 한다.

Ⅲ. 시공간 관계

시공간 관계는 시간적 흐름과 공간적 특징 요소가 결합된 관계로 시간의 흐름에 따른 객체의 시간 관계, 공간상에서 객체의 위치와 방향 변화에 따른 위상 관계와 방향 관계, 객체의 크기 변화에 따른 크기 관계, 속도 변화를 정의한 속도 관계로 구성된다.

이에 본 논문에서는 기존 선행연구[37]에서 제안된 시공간 관계의 문제점을 수정하고, 확장하여 [그림 3-1]과 같이 새로운 시공간 관계를 정의하고 표현하고자 한다.

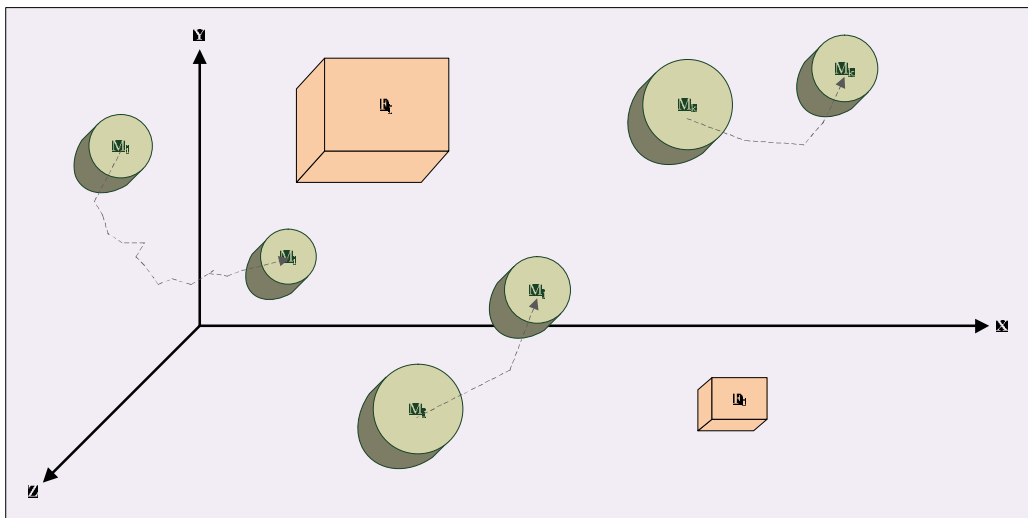


[그림 3-1] 본 논문에서 제안하는 시공간 관계

A. 영역 기반 객체의 움직임 특징 분석

객체는 점, 선, 영역의 집합으로 구성되며, 일반적으로 영역으로 표현된다. 객체는 움직임에 따라 이동 객체와 고정 객체로 나눌 수 있으며, 이동 객체는 연속적인 시간의 흐름에 따른 좌표의 변화를 통해 움직이는 객체이며, 고정 객체는 시간의 흐름에 관계없이 항상 좌표가 일정한 영역이다.

이동 객체와 고정 객체의 관계는 3가지 경우를 고려하여 움직임 정보를 유추해 볼 수 있다. 첫 번째는 고정 객체와 고정 객체 사이의 관계이고, 두 번째는 이동 객체와 고정 객체 사이의 관계이며, 마지막으로 세 번째는 이동 객체와 이동 객체 사이의 관계이다. 첫 번째에서는 시공간 관계에 영향을 받지 않고 항상 동일하며, 두 번째에서 고정 객체는 시공간 관계에 영향을 받지 않으나 이동 객체는 시간에 따른 움직임 정보가 변할 수 있다. 세 번째는 둘 이상의 이동 객체가 시공간 관계에 영향을 받게 되는데, 이러한 이동 객체들의 관계는 각 이동 객체가 각각의 대응 관계를 통해 표현되고, 이를 통해 다중 객체들 사이의 집합으로 표현된다.



[그림 3-2] 이동 객체들과 고정 객체들의 표현

[그림 3-2]는 이동 객체들(M_i , M_j , M_k)과 고정 객체(F_i , F_j)들로 구성되며, 집합 $M=\{M_i, M_j, M_k\}$ 과 $F=\{F_i, F_j\}$ 의 각각의 원소끼리는 관계를 가지고 있다.

고정 객체의 경우, 시공간 관계의 응용에 따라 고정 객체들 사이의 관계를 특성화시켜 정의해야하며, 한번 정의된 고정 객체들 사이의 관계는 변하지 않는다. 그러나 이동 객체의 경우는 그 움직임의 변화에 따라 객체들 사이의 관계가 달라지기 때문에, 이동 객체의 움직임을 일반화시켜 정의할 필요가 있다.

이를 종합하여, 영역기반 객체의 움직임 특징을 다음과 같이 정의할 수 있다.

1. 객체는 점, 선이 아닌 영역으로 표현되어야 한다.
2. 객체는 이동 객체와 고정 객체로 구성된다.
3. 객체는 시공간 영역에 표현된다.
4. 객체는 시간적 흐름 따른 시간 관계(T)를 가지고 있다.
5. 공간 영역은 X, Y, Z 좌표를 갖는 3차원으로 구성되며 각 좌표를 갖는다.
6. 객체는 시공간 영역에서 T 에 따른 3차원 공간으로 표현된다.
7. 고정 객체는 시간적 흐름에 따른 공간 좌표 변화가 없다.
8. 이동 객체는 시간적 흐름에 따른 공간 관계 변화가 일어난다.
9. 고정 객체들 사이에는 공간 관계 변화가 없다.
10. 고정 객체와 이동 객체 사이에는 공간 관계 변화가 일어난다.
11. 이동 객체들 사이에는 공간 관계 변화가 일어난다.
12. 이동 객체의 움직임은 공간 좌표의 변화로 인해 다른 객체와의 관계가 변할 수 있다.

본 논문에서는 위의 특징에 따라 시공간 관계상에 표현되는 이동 객체들의 움직임을 분류하고 인식하고자 한다.

B. 시공간 관계 정의

영역기반 객체의 시공간 관계는 시간 관계와 공간 관계로 표현할 수 있으며, 이를 시공간 관계로 정의한다. 특히 객체의 움직임 정보를 갖는 이동 객체는 공간 관계에서 위상으로 표현된다. 이러한 위상은 객체의 방향 변화에 따른 방향 관계, 객체의 위치 변화에 따른 위상 관계, 객체 크기 변화에 따른 크기 관계, 객체의 속도 변화에 따른 속도 관계로 나눌 수 있다.

본 논문에서는 이동 객체 위상을 나타내는 위상 모델의 표현을 위해 관련 연구에서 소개한 M.J. Egenhofer의 8가지 위상 관계 표현을 이용하였다.

1. 시간 관계

시공간 관계에서 시간 관계는 시간적 흐름을 나타내는 관계로 특정 시간 t 에 객체가 출현하는 관계를 의미한다. 대표적 연구로는 Allen[4]이 제안한 시간 관계가 있으며, 총 13가지의 시간관계를 정의하고 있다. [그림 3-3]은 Allen이 제안한 객체 X와 객체 Y 사이의 시간 관계 정의로써, 'equal'를 제외한 6가지 시간 관계 모델은 X와 Y의 기준 시점에 따라 총 12가지의 시간 모델들로 나뉜다.

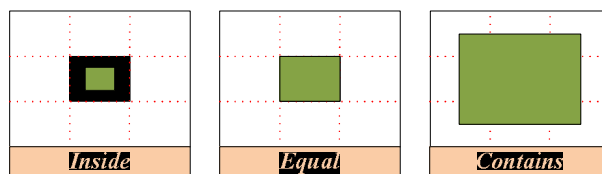
before	X ——— Y ———	during	X ——— Y ———
meets	X ——— ——— Y	start	X ——— Y ———
overlaps	X ——— ——— Y	equals	X ——— Y ———
finishes	——— X ——— Y		

[그림 3-3] Allen이 제안한 객체 X와 객체 Y 사이의 시간 관계 정의

시공간 관계는 모든 공간 관계가 시간적 흐름에 따라 진행된다. 따라서 본 논문에서 시간 관계는 위의 정의를 따른다.

2. 크기 관계

이동 객체의 위상이 움직임에 따라 객체 크기가 변할 수 있으며, 이는 기준이 되는 객체(고정 객체 또는 이동 객체)와 비교를 통해 판별 할 수 있다. [그림 3-4]에서 크기가 변하지 않는 기준 객체(검정색 사각형)을 O_j 라 하고, 크기가 변하는 이동 객체(연두색 사각형)를 O_i 라고 할 때, 이들 사이의 관계는 $O_i = O_j$, $O_i < O_j$, $O_i > O_j$ 3가지로 구성이 되며, 이는 'equal', 'contains', 'inside'로 표현할 수 있다.

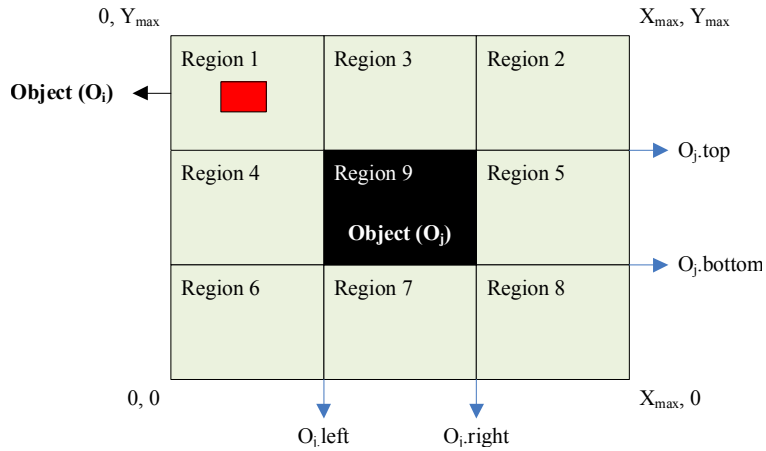


[그림 3-4] 이동 객체의 크기 변화에 따른 관계

위 3가지 모델에 따라 객체 크기 변화에 따른 크기 관계로 설정하고, 이들의 집합을 Z_n 이라고 할 때, $Z_n = \{Z_1, Z_2, Z_3\}$ 라고 정의한다. 예를 들어, 'inside'의 Z좌표 값은 1이 된다. Z좌표를 중심으로, 위의 각 모델에 대한 X좌표와 Y좌표의 위치 변화를 고려해 볼 수 있는데, 이를 통해 Z_n 에 대한 위상 모델을 유추할 수 있다.

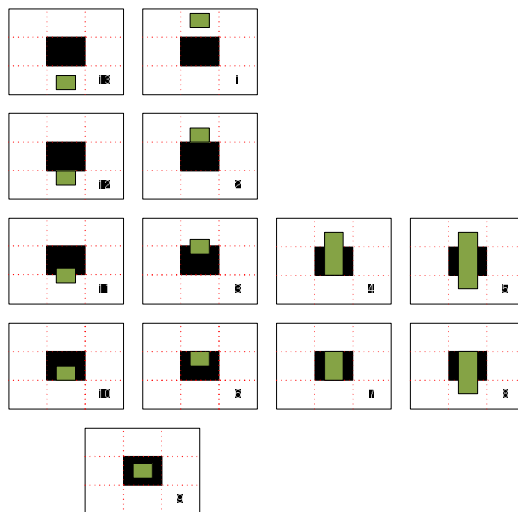
3. 위상 관계

위상 관계는 이동 객체의 위치 변화에 따라 표현되며, 먼저 두 객체 O_j 와 O_i 객체의 상, 하, 좌, 우 좌표를 top, bottom, left, right로 정의한다. 또한 영역 전체의 x축 좌표는 $0 \sim X_{max}$ 이고 y축 좌표는 $0 \sim Y_{max}$ 일 때, 2차원 공간상에 9개의 영역으로 분할되며, 영역의 크기는 모두 다를 수 있다.



[그림 3-5] 객체간 위상 판별을 위한 영역 구분

이는 [그림 3-5]에서와 같이 기준 객체 O_j 의 위치를 기준으로 객체 O_i 의 위치를 구분할 수 있다. 먼저 두 객체 O_j 와 O_i 의 X축 좌표는 변함이 없다고 가정하면, O_i 는 $O_j.top$ 과 $O_j.bottom$ 을 기준으로 O_i 의 위상이 변화할 수 있으며, [그림 2-2]와 같은 M.J. Egenhofer의 위상 관계를 8가지 표현('equal', 'inside', 'cover', 'overlap', 'meet', 'disjoint', 'covered-by', 'contains')을 이용하여 구분해보면, 이는 [그림 3-6]과 같다. 결국 Y좌표 변화에 따른 객체의 움직임은 총 13가지로 구성된다.



[그림 3-6] 위치 변화에 대한 객체간 위상 판별 조건

[그림 3-6]에서 1 - 2 - 3 - 6 - 9 - 10 - 11 - 12 - 13의 경우는 총 8단계를 거쳐 각 위상의 위치에 따른 변화를 나타내고 있으며, 3과 6에 대한 객체의 크기 관계를 살펴보면 4, 5, 7, 8과 같다. 이와 동일한 과정을 통해 Y축에 적용하면 X좌표 변화에 대한 객체간 위상 판별 조건 13가지와 동일하게 결과를 얻을 수 있으며, 이에 대한 조건을 propositional Logic으로 표현하면 [표 3-1]과 같다.

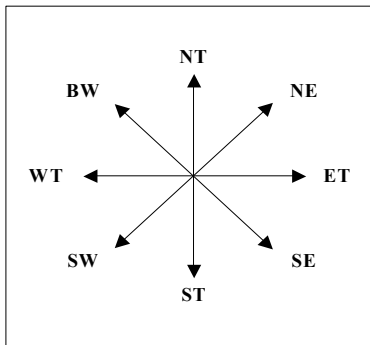
[표 3-1] 영역기반 이동 객체의 위상 판별 규칙

번호	관계	규칙
1	Y axis	$O_i.bottom < O_j.top$
2		$O_i.bottom = O_j.top$
3		$(O_i.top < O_j.top) \wedge (O_i.bottom > O_j.top)$
4		$(O_i.top < O_j.top) \wedge (O_i.bottom = O_j.bottom)$
5		$(O_i.top < O_j.top) \wedge (O_i.bottom > O_j.bottom)$
6		$(O_i.top = O_j.top) \wedge (O_i.bottom < O_j.top)$
7		$(O_i.top = O_j.top) \wedge (O_i.bottom = O_j.top)$
8		$(O_i.top = O_j.top) \wedge (O_i.bottom > O_j.top)$
9		$(O_i.top > O_j.top) \wedge (O_i.bottom < O_j.top)$
10		$(O_i.top > O_j.top) \wedge (O_i.bottom = O_j.top)$
11		$(O_i.top > O_j.top) \wedge (O_i.bottom > O_j.top)$
12		$O_i.top = O_j.bottom$
13		$O_i.top > O_j.bottom$
14	X axis	$O_i.right < O_j.left$
15		$O_i.right = O_j.left$
16		$(O_i.left < O_j.left) \wedge (O_i.right > O_j.left)$
17		$(O_i.left < O_j.left) \wedge (O_i.right = O_j.right)$
18		$(O_i.left < O_j.left) \wedge (O_i.right > O_j.right)$
19		$(O_i.left = O_j.left) \wedge (O_i.right < O_j.left)$
20		$(O_i.left = O_j.left) \wedge (O_i.right = O_j.left)$
21		$(O_i.left = O_j.left) \wedge (O_i.right > O_j.left)$
22		$(O_i.left > O_j.left) \wedge (O_i.right < O_j.left)$
23		$(O_i.left > O_j.left) \wedge (O_i.right = O_j.left)$
24		$(O_i.left > O_j.left) \wedge (O_i.right > O_j.left)$
25		$O_i.left = O_j.right$
26	$O_i.left > O_j.right$	

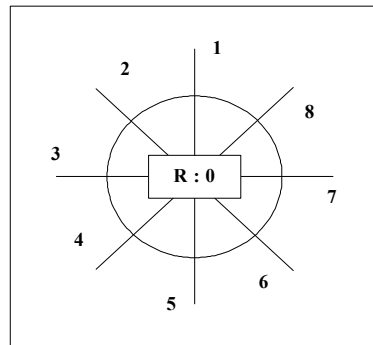
[그림 3-6]을 기준으로 시공간 관계의 X축을 X_i , Y축을 Y_j , Z축을 Z_k 라 할 때, X_i 와 Y_j 는 객체의 좌표 값의 변화에 따른 위상 변화를 표현하고, Z축은 객체 크기 변화 관계라고 정의하자. 이를 통해, 위상과 객체 크기 변화 관계를 3차원으로 각 위상 모델을 표현할 수 있으며, X_i 와 Y_j 의 조건에 따른 위상들은 13×13 으로 총 169개로 정의된다. Z_k 는 두 객체의 크기 비교를 통하여 $O_i = O_j$, $O_i < O_j$, $O_i > O_j$ 로 3가지로 구성되며, 이론상으로 507개의 위상 모델이 도출되게 된다.

4. 방향 관계

방향 관계는 시간적 흐름을 따른 위상의 방향 변화 관계이다. 방향 관계에 관한 대표연구로는 John Z[15]의 8가지 방향 관계 표현(North(NT), Northwest(NW), Northeast(NE), West(WT), Southwest(SW), East(ET), Southeast(SE) and South(ST))이 있으며, Chang과 Jiang[24]은 1부터 8까지의 8가지의 방향과 무방향 관계를 0으로 표현하고 객체들 간의 방향에 대한 공간적 관계를 9DLT scheme를 통해 제안하였다. [그림 3-7]은 John Z의 8 방향 관계 표현이며, [그림 3-8]은 Chang과 Jiang[38]의 9DLT scheme이다.

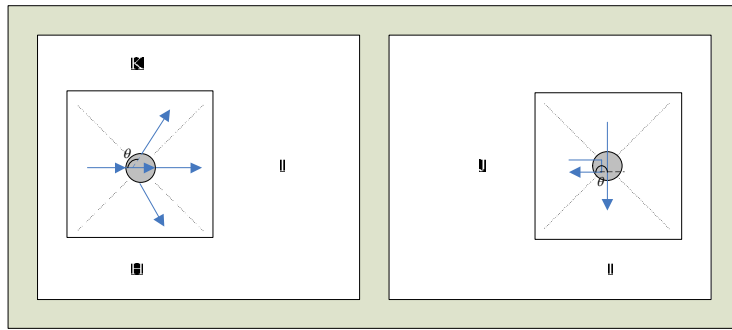


[그림 3-7] John Z의 8 방향 표현



[그림 3-8] 9DLT scheme

본 논문에서 방향성이 갖는 기준은 4가지 방향으로 제한하는데, 이는 필요시 차후 방향성을 추가 할 수 있기 때문에, 기본 방향만을 이용하기로 한다. [그림 3-9]은 4가지 방향의 변화를 각도에 따라 표현할 수 있으며, Θ 에 따라 H, I, J, K 4방향으로 구분할 수 있다.



[그림 3-9] 방향 관계를 갖는 위상의 변화

결과적으로, [그림 3-6]에서 1과 13은 같은 'disjoint'를 표현하는 같은 위상 관계이다. 그러나 상대적 위치에 따라 [그림 3-9]와 같이 다른 방향 관계를 갖고 있음을 알 수 있다.

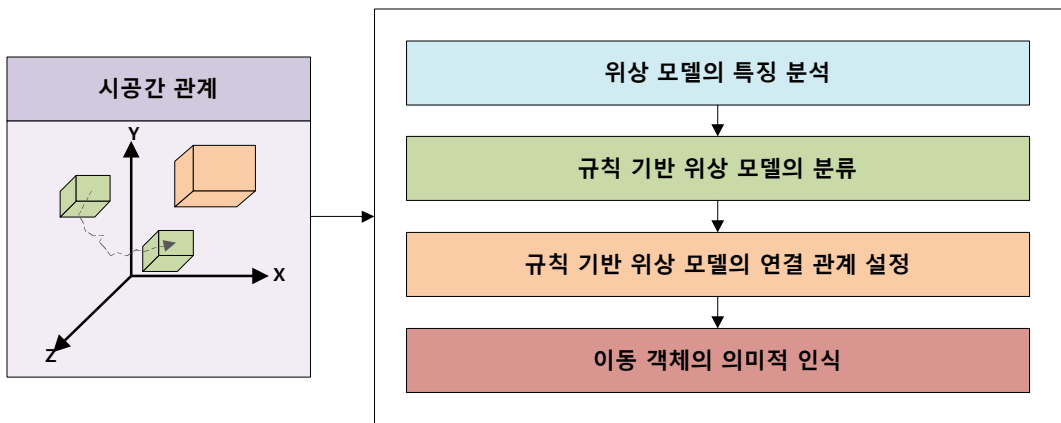
5. 속도 관계

속도 관계는 시간적 흐름을 따른 위상의 방향 변화 관계로, 위상 변화시 상대적으로 얼마나 빨리 이동했는지를 나타내는 관계이다. 일반적으로 속도는 이동 객체의 움직인 거리를 시간으로 나눈 값을 사용한다. 본 논문에서도 속도 관계는 각 위상에서 위상까지의 움직인 거리들의 평균값으로 사용한다.

본 장에서는 시공간 관계를 정의하기 위하여 시간의 흐름에 따른 시간 관계, 공간 관계(객체 방향, 위치, 크기, 속도에 따른 위상 관계)에 대하여 정의하였으며, 다음 장에서는 이를 분류하여 의미적 인식 방안에 대해 기술한다.

IV. 시공간 관계기반 객체의 의미적 움직임 인식

이동 객체의 의미적 움직임 인식을 위해서는 먼저 3장에서 정의한 위상 관계를 기반으로 위상 모델의 분석 및 규칙에 따른 분류가 선행되어야 하며, 위상 모델들에 대해 시공간적 연결 관계 설정을 통해 이동 객체의 의미적 움직임을 인식하는 방안을 제시한다. [그림 4-1]는 이동 객체의 의미적 움직임 인식을 위한 과정을 도식화 한 것이다.

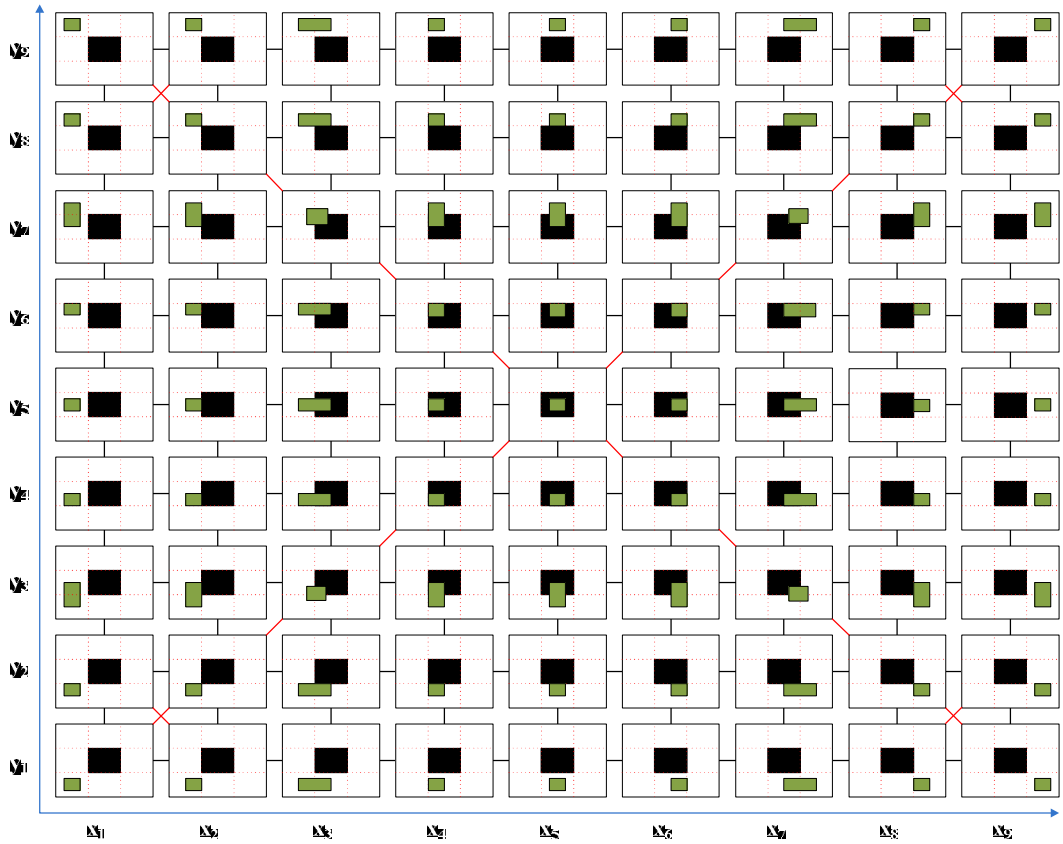


[그림 4-1] 이동 객체의 의미적 움직임 인식 과정

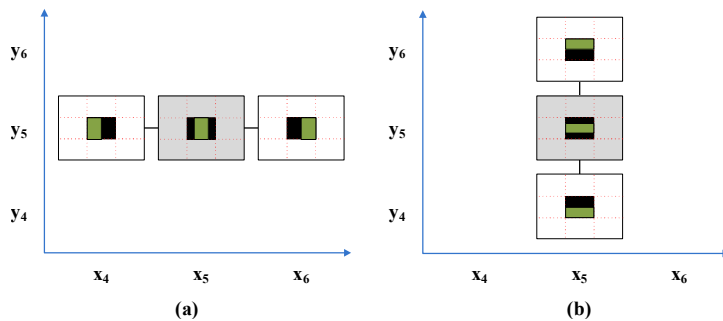
A. 시공간 관계 모델의 분류

3장의 시공간 관계 중 위상 관계는 $13 \times 13 \times 3$ 으로 이론상 507개의 모델이 존재한다. 507개의 위상 모델의 분류를 위해 값이 가장 작은 수(객체의 크기 관계)를 기준으로 하였을 때, [그림 3-4]와 같이 'equal', 'contains', 'inside'는 가장 중심에 있는 위상 모델이 된다. 따라서 'equal', 'contains', 'inside'을 크기 별로 정리하면 'inside'가 가장 작고, 'contains'가 가장 크며, 'equal'는 중간에 위치하게 되며, 이를 Z_1 , Z_2 , Z_3 라고 정의한다. 이와 같이 객체 크기 변화를 기준으로 위상별 모델을 분류하면 다음과 같다.

[그림 4-2]는 크기 관계 중 기준 객체(O_j)보다 이동 객체(O_i)의 크기가 작을 때, 나타낼 수 있는 위상 모델들을 ‘inside’를 기준으로 분류하였으며, ‘inside’의 좌표 값은 (x_5, y_5) 로 표현할 수 있다.



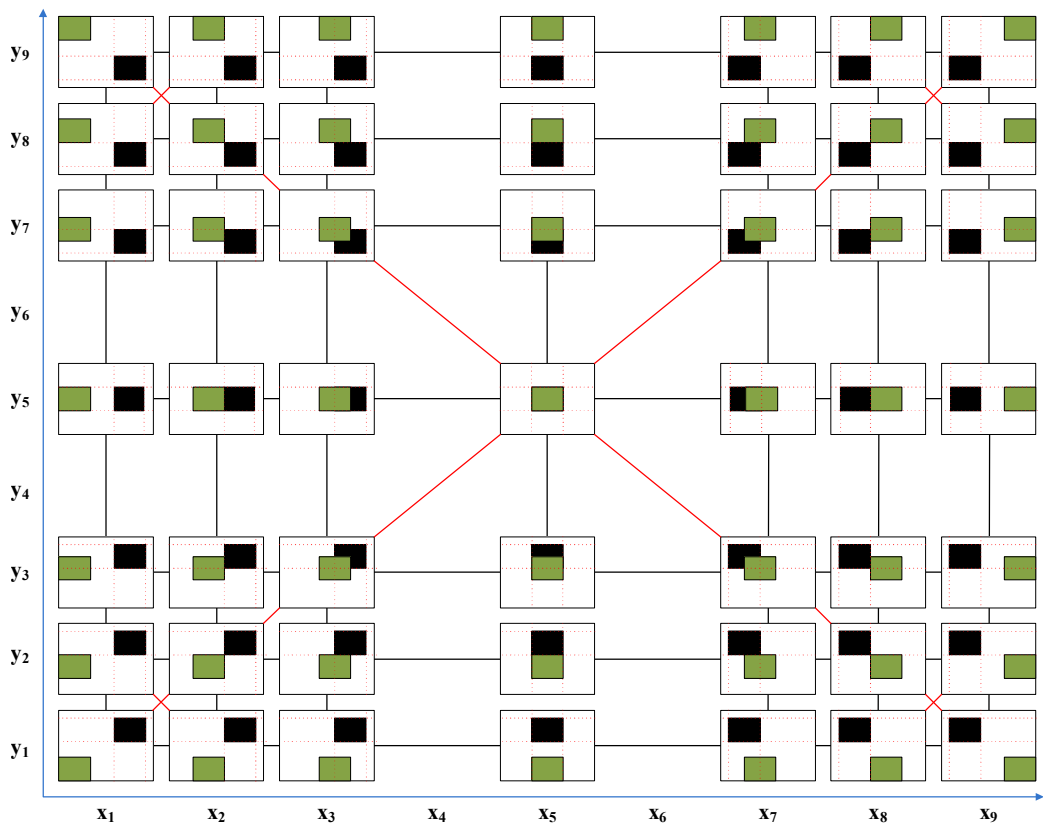
[그림 4-2] Z_1 에 대한 위상 모델 #1



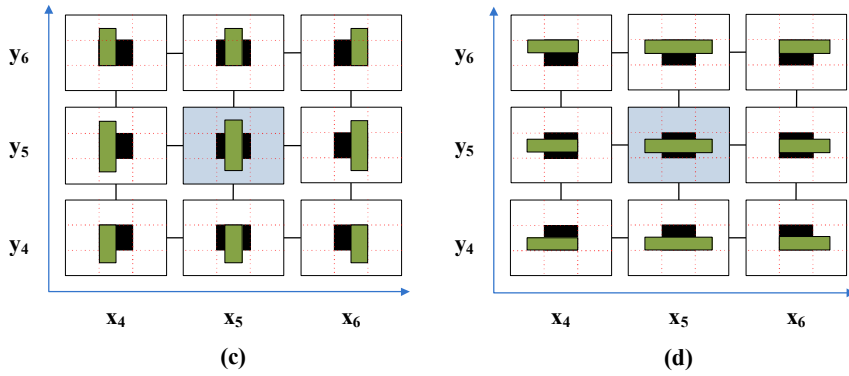
[그림 4-3] Z_1 에 대한 위상 모델 #2

[그림 4-3](a)와 (b)는 'inside'을 대신할 수 있는 위상 모델이다. 따라서 본 논문에서는 이를 스위치(switch) 위상 모델이라고 정의하겠다. 'inside', (a), (b)는 서로 스위치 될 수 있으며, 각각 연결 관계는 없다. 따라서 'inside' 대신에 (a)가 들어간다고 가정할 때, [그림 4-2]의 (x_5, y_5) 에 [그림 4-3](a)에 (x_5, y_5) 가 대신 들어갈 수 있다. 이때, (x_4, y_5) 와 (x_6, y_5) 에 [그림 4-3](a)의 위상 모델들이 같이 스위치 되어야 한다. 이와 같은 경우, (x_4, y_5) 와 (x_6, y_5) 는 각각 (x_3, y_5) 와 (x_7, y_5) 에 자연스럽게 연결될 수 있다. [그림 4-3](b)의 경우도 마찬가지로 IN이나 (a)가 스위치 될 수 있으며, (x_5, y_4) 와 (x_5, y_6) 이 같이 스위치 되어야 한다.

[그림 4-4]는 'equal'과 관련 있는 모델들으로써, 이동 객체의 움직임이 두 객체의 크기가 $O_i = O_j$ 이며, 스위치 모델로 [그림 4-5](c)와 (d)가 존재한다.

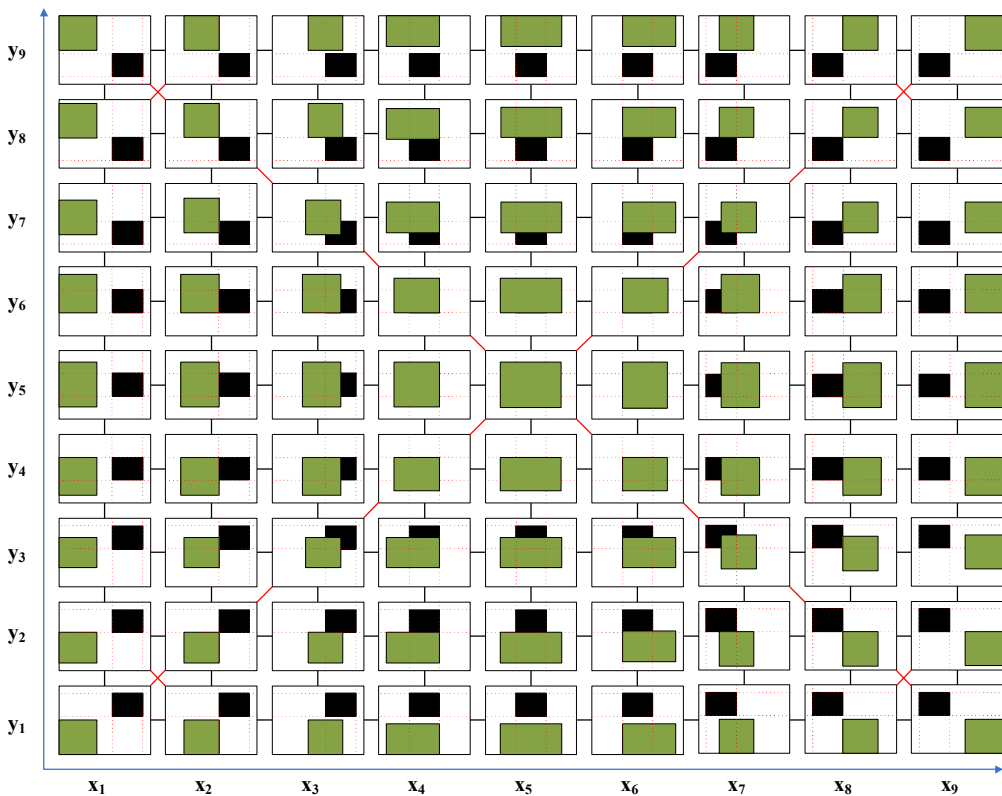


[그림 4-4] Z_2 에 대한 위상 모델 #1

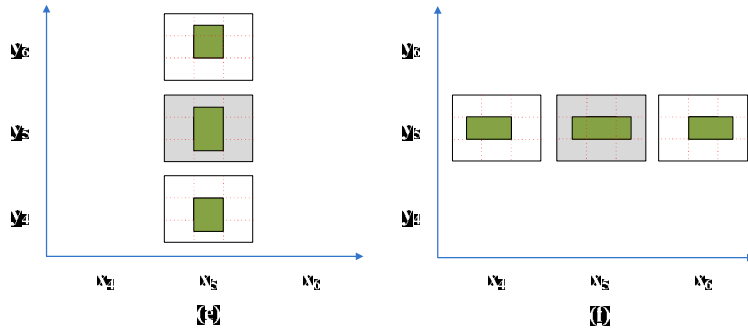


[그림 4-5] Z_2 에 대한 위상 모델 #2

마지막으로 [그림 4-6]은 ‘contains’와 연관성이 있는 모델들로서, 이동 객체의 움직임이 두 객체의 크기가 $O_i > O_j$, 같은 위상 모델이며, 스위치 모델로 [그림 4-7](e)와 (f)가 존재한다.



[그림 4-6] Z_3 에 대한 위상 모델 #1



[그림 4-7] Z_3 에 대한 위상 모델 #2

이와 같이, Z축을 기준으로 위상 모델을 분류한 결과 507개중 중복 모델을 제외한 241개의 모델이 243개의 좌표를 갖고 분류되었다. 위상 모델 사이의 특징 중 [그림 4-4]는 ‘equal’와 관련된 위상 모델이며, ‘equal’의 특성상 ‘covered by’와 ‘covers’가 존재할 수 없는 특징을 보이고 있다. 위상 모델의 특징별 개수는 [표 4-1]와 같다.

[표 4-1] 위상 모델의 특징별 분포 수

번호	객체 크기 관계	위상 모델	개수	특징
1	Z_1	#1	81	‘inside’
2		#2	6	스위치 모델
3	Z_2	#1	49	‘equal’
4		#2	18	스위치 모델
5	Z_3	#1	81	‘contains’
6		#2	6	스위치 모델

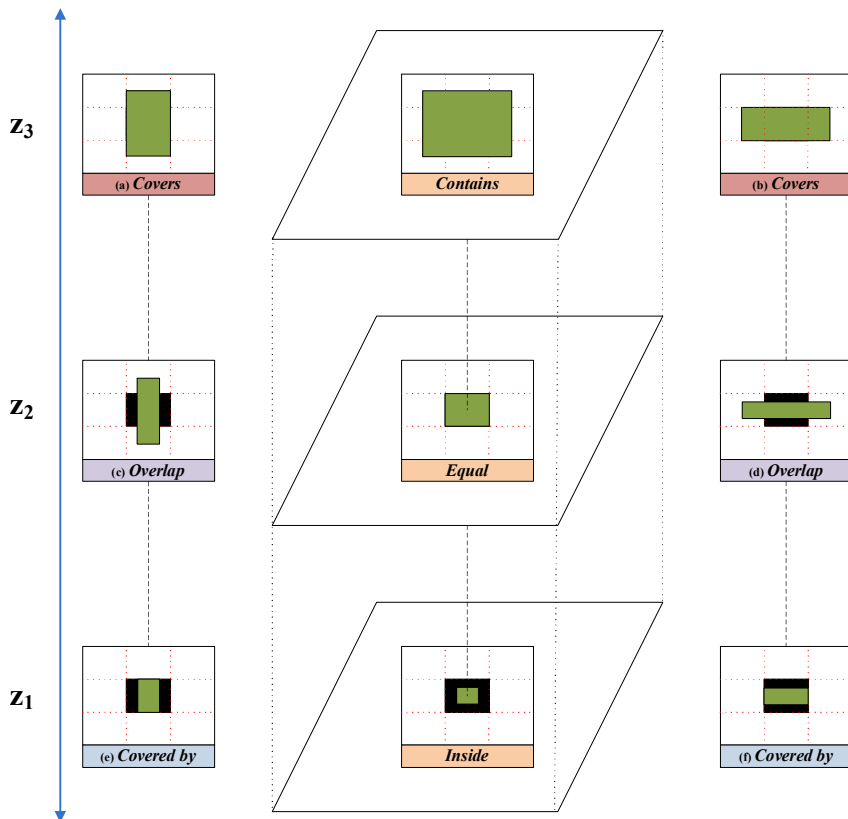
결과적으로 본 논문에서는 총 $13 \times 13 \times 3 = 507$ 가지의 위상 관계 도출하고, 이에 대한 중복 모델 제거 후 총 241가지의 모델로 분류하며, 이를 $9 \times 9 \times 3 = 243$ 의 공간상에 표현한다.

B. 규칙기반 시공간 관계 모델간 개념화

시공간 관계 모델들의 연결 관계는 [그림 4-2]에서 [그림 4-7]에서 보이는 연결을 통해 정의될 수 있다. 시공간 관계 모델들이 Euclidean space[39]를 만족한다고 가정할 때, (x_5, y_5) 를 중심으로 이웃한 모델과는 위상 관계가 성립되며, 각 위상 모델에서 이웃 위상 모델간 연결은 가중치가 1이라고 할 때, 최대 가중치는 8임을 알 수 있다.

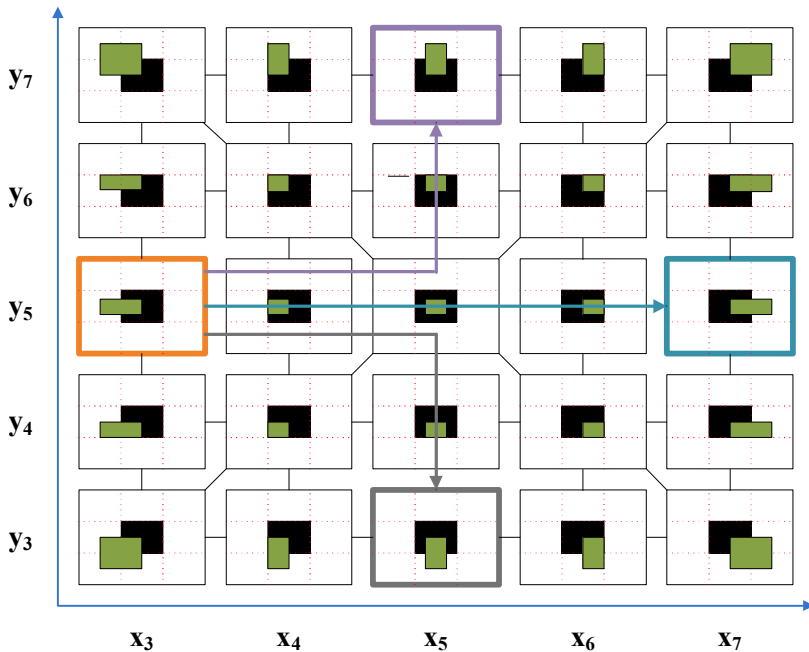
크기 관계는 X축과 Y축이 같고, Z축이 다를 때, 위상 관계가 있다면 가중치가 1이다. 예를 들어, [그림 4-8]과 같이 (x_5, y_5, z_n) 일 때, 'inside'와 'equal', 'equal'과 'contains'사이에 연결은 크기 관계를 통해 이루어진다.

따라서 위상 관계와 크기 관계에 따라 가장 많은 변화는 (x_1, y_1, z_1) 에서 (x_9, y_9, z_3) 으로 가중치는 총 10을 갖게 된다.



[그림 4-8] 객체 크기 관계

방향 관계의 경우 같은 위상 변화 관계이지만, 방향성이 다른 위상 관계로 [그림 4-9]에서 (x_3, y_5) 의 위상 모델로부터 (x_5, y_5) 의 위상 모델로 변화한 후, 각각 (x_3, y_5) , (x_7, y_5) , (x_5, y_7) , (x_5, y_3) 로 변화한다고 가정하였을 때, 이들은 모두 'overlap' - 'covered by' - 'inside' - 'covered by' - 'overlap'의 동일한 위상 모델들의 변화로 표현된다. 따라서 방향 관계를 4방향을 이용하여 정의하였다.



[그림 4-9] 위상 변화에 따른 방향 관계

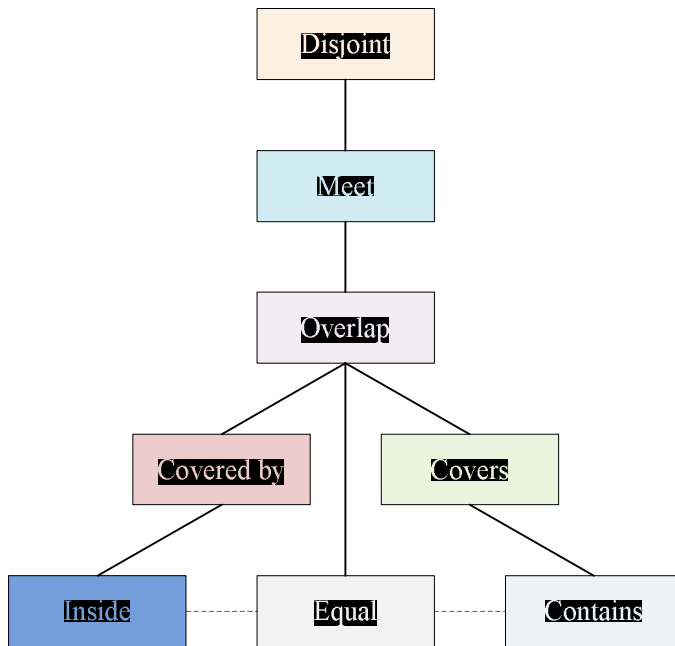
시실 위상 모델 자체는 모두 방향성을 가지고 있지 않는 특징을 가지고 있으며, 단지 위상 모델들 사이의 변화에 따라 방향 관계가 나타내게 된다.

마지막으로 속도 관계는 시간에 따른 각 위상간 변화를 이용하며, 총 위상 변화 거리를 시간으로 나눈 평균값을 사용한다.

결과적으로 본 논문에서 제안하고 있는 시공간 관계는 총 241가지의 모델로 분류하고, 이를 $9 \times 9 \times 3 = 243$ 의 공간상에 표현하며, 241가지의 모델간의 연결은 795개의 관계로 구성된다.

C. 이동 객체의 의미적 움직임 인식

앞 절에서는 시공간 관계 모델의 개념화를 통해 시공간 관계를 정의하였으며, [그림 4-10]은 시간의 흐름에 따른 위상 관계와 크기 관계에 대한 개념적 관계도로 각 위상 관계가 실선으로 정의되며, 크기 관계는 점선으로 표현된다. 여기서 ‘disjoint’에서 ‘disjoint’로 ‘meet’에서 ‘meet’ 등의 움직임과 같이 동일 위상 변화는 허용된다.



[그림 4-10] 위상 관계와 크기 관계의 연결 규칙

제안한 시공간 관계에서 가장 많은 모델을 포함한 관계는 (x_1, y_1, z_1) 에서 (x_9, y_9, z_3) 으로 가중치는 총 10을 갖게 된다. 이는 위상 모델간 최대 이동이 8이고, 객체 크기 변화 모델의 이동이 2로 구분할 수 있다. 예를 들어, ‘disjoint’에서 ‘inside’으로 이동한 후, ‘contains’을 거쳐 다시 ‘disjoint’로 움직임은 가중치가 최대 10이 된다.

편의상 ‘disjoint’에서 ‘inside’이나 ‘equal’로의 이동은 DJ_1, ME_1 등과 같이 표현하고, ‘inside’나 ‘equal’에서 ‘disjoint’로 이동은 DJ_2, ME_2 와 같이 표현할 때, 위치 집

합 L을 (정의 4-1)과 같이 정의할 수 있다.

- Location Set : L

$$(정의 4-1) \quad L = \{DJ_1, ME_1, OL_1, CD_1, \dots, ME_2, DJ_2\}$$

(정의 4-1)의 집합 L안의 원소 사이에는 다음과 같은 순서(order)가 주어지며, CD와 CR은 크기만 다르므로 상호 변환이 가능하다.

(정의 4-1)의 집합 L의 순서는 (정의 4-2)와 같다.

$$(정의 4-2) \quad \begin{aligned} T_1 &= DJ_1 < ME_1 < OL_1 < CD_1 < IN < CD_2 < \dots < DJ_2 \\ T_2 &= DJ_1 < ME_1 < OL_1 < CR_1 < CN < CR_2 < \dots < DJ_2 \\ T_3 &= DJ_1 < ME_1 < OL_1 < EQ < OL_2 < ME_2 < DJ_2 \end{aligned}$$

(정의 4-2)에서 T_x 는 위상 관계와 크기 관계를 이용한 위상들의 관계이다. (정의 4-1)과 (정의 4-2)를 바탕으로 이동 객체의 움직임을 집합으로 정의할 수 있으며, 이는 (정의 4-3)과 같다.

- Movement Set : M

$$(정의 4-3) \quad M = \{(x, y) \mid x, y \in L, \text{ and } x < y\}$$

(정의 4-3)을 이용한 예를 살펴보면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$x = ME_1$ 이고 $y = IN$ 이라고 가정하였을 때,

$$(x, y) = (ME_1, IN) \text{이 된다.}$$

(정의 4-3)에서 인접한 movement 원소만을 모아놓은 집합 M_0 는 (정의 4-4)와 같이 표현할 수 있다.

$$(정의 4-4) \quad M_0 = \{(x, y) \in M \mid \nexists z \in L \text{ such as } x < z < y\}$$

(정의 4-4)에서는 집합 M에서 인접한 movement 원소만을 모아놓은 집합으로

$M_0 \subset M$ 을 만족한다.

- Position function of movement : p

움직임의 위치 함수인 p 는 각 M 의 원소(movement)들의 위치를 나타내는 함수로써 수학적으로 (정의 4-5)와 같이 표현할 수 있다.

$$(정의 4-5) \quad p: M \rightarrow \mathbb{R}$$

(정의 4-5)에서 \mathbb{R} 은 실수 집합(real set)이며, $(x, y) \in M_0$ 인 경우에 $p(x, y)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$(정의 4-6) \quad p(DJ_1, ME_1) = 1, p(ME_1, OL_1) = 2, \dots, p(ME_2, DJ_2) = 8$$

이러한 정의를 통해서 임의의 원소 $(x, y) \in M$ 에 대해서 $p(x, y)$ 는 다음과 같은 수식으로 표현된다.

$$p(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{(z, w) \in M_{x, y}} p(z, w)$$

where

$$M_{x, y} = \{(z, w) \in M_0 \mid x \leq z, w \geq y\} \quad (\text{수식 4-1})$$

$$n = \#(M_{x, y})$$

(수식 4-1)에서 $M_{x, y}$ 는 $(z, w) \in M_0$ 이고, x 는 z 보다 작거나 같고, w 는 y 보다 크거나 같은 원소의 집합이다. 이를 통해 $p(x, y)$ 는 $p(z, w)$ 의 조건들의 합에 대한 평균값을 나타낸다. 여기서 n 은 $M_{x, y}$ 의 원소의 개수를 의미한다.

이와 같이 (수식 4-1)의 $p(x, y)$ 를 이용하여 이동 객체의 움직임 위상 관계들 간 거리 값을 구할 수 있으며, 다음과 같은 정의로 표현될 수 있다.

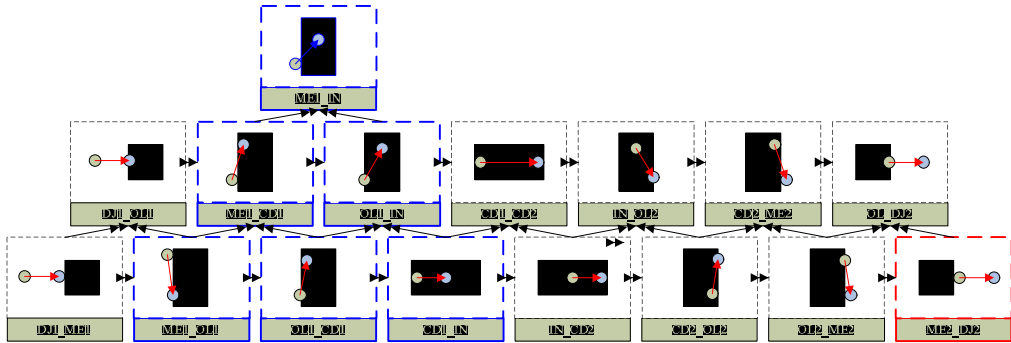
- Distance between the movements : dist

$$\text{dist}((x_1, y_1), (x_2, y_2)) = |p(x_1, y_1) - p(x_2, y_2)| \quad (\text{수식 4-2})$$

(수식 4-2)을 이용하여 (ME_1, IN) 과 (ME_2, DJ_2) 사이의 거리는 예를 구하고자하며, [그림 4-11]는 (ME_1, IN) 과 (ME_2, DJ_2) 사이의 위상 관계 추출한 것으로

$ME_1_IN = (ME_1, CD_1) + (CD_1, IN) = (ME_1, CD_1) + (OL_1, CD_1) + (CD_1, IN)$ 으로 구성된다.

단, 여기서 같은 위상 관계의 중복은 생략한다. 예를 들어, 집합 $M = \{(DJ_1, DJ_1), (DJ_1, DJ_1), (DJ_1, DJ_1), (DJ_1, ME_1)\}$ 일 경우, 같은 위상으로 변화하는 관계는 생략하고 단순히 $M = \{(DJ_1, ME_1)\}$ 으로 표현한다.



[그림 4-11] (ME_1, IN) 과 (ME_2, DJ_2) 사이의 거리 관계

$$\begin{aligned}
 p(ME_1, IN) &= \frac{1}{n}(p(ME_1, OL_1) + p(OL_1, CD_1) + p(CD_1, IN)) \\
 &= \frac{1}{3}(2 + 3 + 4) = 3
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 p(ME_2, DJ_2) &= \frac{1}{n}(p(ME_2, DJ_2)) \\
 &= \frac{1}{1}(7) = 7
 \end{aligned}$$

$$|p(ME_1, IN) - p(ME_2, DJ_2)| = |3 - 7| = 4$$

(수식 4-2)을 통해서 위상 관계를 표현하는 모델들 사이의 거리 값을 구할 수 있으며, (수식 4-3)에 의해서 유사성 값을 구하면 6이 된다.

위상 모델 사이의 거리 값은 0부터 8 사이의 값으로 표현되며, 그 값이 작을수록 비슷한 위상 관계를 나타낸다. 예를 들어, 위상 모델 사이의 거리 값이 0이면 같은 위상 관계이며, 거리 값이 8일 경우는 반대 위상이다.

- Similarity between the movements : sim

집합 M의 임의의 두 원소 (x_1, y_1) 과 (x_2, y_2) 의 유사성은 다음과 같다.

$$\text{sim}((x_1, y_1), (x_2, y_2)) = N - \text{Obj}_{sc} - \text{dist}((x_1, y_1), (x_2, y_2))$$

where (수식 4-3)

$$N = \#(M_{x,y}) = 10$$

(수식 4-3)에서는 (수식 4-2)의 dist를 이용하여 유사성을 측정한다. 여기서 N은 위상 관계와 크기 관계를 고려한 최댓값으로 10이 되고, Obj_{sc} 는 객체 크기 변화의 수를 의미하며 0부터 2사이의 값을 갖게 된다. 예를 들어, 'inside'에서 'inside'로의 변화는 $\text{Obj}_{sc}=0$, 'equal'로의 변화는 $\text{Obj}_{sc}=1$, 'contains'로의 변화는 $\text{Obj}_{sc}=2$ 이며, 그 값이 작을수록 같은 크기 변화 관계를 갖게 된다.

따라서 위상 관계의 거리 값(0부터 8사이)와 크기 관계 변화 값(0부터 2사이)로 최대 10이 되며, 유사도가 10에 가까울수록 같은 움직임을 나타낸다.

결론적으로 위의 유사성 측정을 통해 위상 관계와 크기 관계의 최솟값은 0이 되며, 최댓값은 10이 된다. 즉, 유사도가 클수록 같은 위상 관계라 볼 수 있으며, 값이 0에 가까울수록 다른 위상 관계를 나타낼 수 있다.

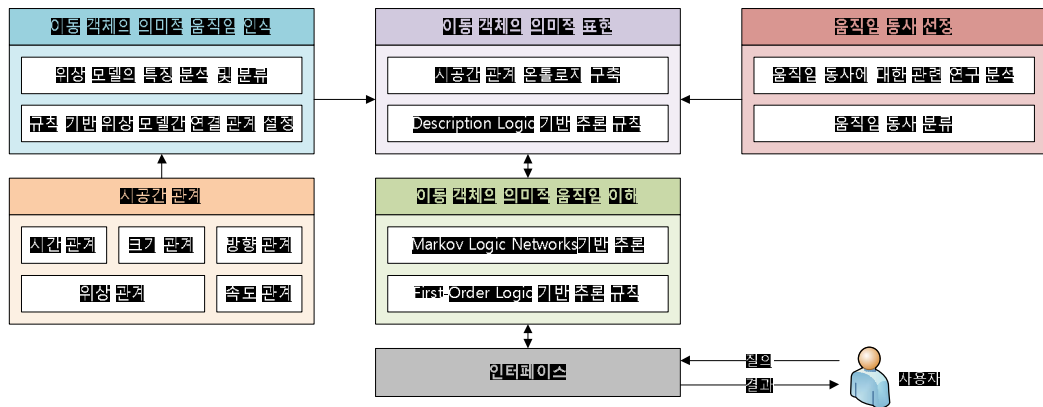
이러한 시간의 흐름에 따른 위상 관계, 방향관계, 크기 관계에 대하여 각각의 최초 위상과 최종 위상에 따른 유사성 측정을 통해 다른 시공간 관계를 갖고 있는 이동 객체의 움직임과의 비교 및 분석이 가능하다. 여기서, 속도 관계는 각 위상변화에 따른 거리를 시간으로 나눈 값을 이용한다. 예를 들어, 'disjoint'에서 'disjoint'로 변화하는 시공간 관계에서 이동 거리를 시간으로 나눈 값을 통해 그 속도를 판별할 수 있다.

본 장에서는 시공간 관계를 기반으로 위상 모델의 분석 및 규칙에 따라 분류하고, 위상 모델들 사이의 연결 관계 설정을 통하여, 이동 객체의 의미적 움직임이 인식 방안을 제시하였다. 제시한 움직임 인식 방안은 실험 및 평가에서 검증한다.

V. 이동 객체의 의미적 움직임 이해

본 장에서는 시공간 관계의 의미적 표현을 위해 저차원 정보와 고차원 정보를 이용하여 매핑하고, 이동 객체의 의미적 움직임을 컴퓨터에 이해시키고자 한다. 저차원 정보는 3장에서 제안한 시공간 관계이며, 4장에서는 이동 객체의 의미적 움직임이 인식 가능한 방안을 제시하였다. 고차원 정보는 인간이 사용하는 움직임 어휘이며. 고차원 정보와 저차원 정보사이의 의미 관계 연결을 통해 Middle Level을 구성하고, 움직임 객체의 의미적 이해가 본 장의 실험 목표이며, 시맨틱 갭의 의미 불일치 문제를 해결하고자 한다.

이를 위해 본 논문에서는 [그림 5-1]과 같이 시공간 관계와 인간의 어휘 중 움직임을 표현하는 언어(움직임 동사)를 이용하여 매핑하고, 도메인 온톨로지 구축을 통해 시공간 관계를 의미적으로 표현하고자한다. 온톨로지는 Markov Logic Network를 이용한 확률적 추론을 이용하였다.



[그림 5-1] 이동 객체의 의미적 움직임 이해를 위한 전체 구성도

A. 시공간 관계 모델에 대한 움직임 동사 매핑

인간의 어휘는 여러 가지 품사로 구성되며, 이중 움직임을 표현하는 품사는 동사(動詞)이다. 동사라는 의미 자체는 움직임을 포함하고 있다. 사실 어떤 행위 및 상태에 대해서 표현하는 어휘는 다양하게 존재하는데, 대표성을 나타내는 어휘는 선정되기 어렵다. 따라서 각 상황에 따라 각각 다른 어휘로 표현할 수 있으며, 사용하는 사람에 따라 달라지게 된다.

본 논문에서 시공간 관계를 표현하는 객체들의 움직임을 대표성을 가진 움직임 동사로 선정하기 위해 다음과 같은 관련 연구들을 분석하여, 14개의 어휘를 선정하였다. 이러한 움직임 동사의 매핑은 향후 그 응용에 따라 제안한 모델이 다양한 어휘로 표현될 수 있다.

1. 움직임 동사 분석

인지적인 측면을 통한 인간의 움직임을 표현하는 어휘는 동사로 표현되며, 선행 연구[37]에서 이를 분석하였다. 움직임 동사에 대한 분류에 관한 대표연구로는 Levin[40]이 제안한 동사의 분류 중에서 방향성 움직임 동사들(verbs of Inherently directed motion)이 있으며, Levin의 동사 분류는 정확하게 각 클래스에 대한 구문을 다음과 같이 기술하고 있으며, 클래스 내 동사들은 정확한 방향은 아니더라도 움직임의 방향 표현을 포함한 의미를 가지고 있다.

1) verbs of Inherently directed motion

Class members: advance, arrive, ascend, climb, come, cross, depart, descend, enter, escape, exit, fall, flee, go, leave, plunge, recede, return, rise, tumble

이러한 Levin이 분류한 방향성이 있는 움직임 동사를 이용하여 Lisa Pearl[41]은 [표 5-1]과 같이 “Go +전치사” 형태로 변환하였으며, Tonia Bleam[42]은 문장에서 Levin이 분류한 방향성이 있는 움직임 동사를 이용하여 의미적인 분석을 시도하였다.

[표 5-1] Lisa Pearl의 'GO primitive and a particle'

Levin 51.1.a: Verbs of inherently directed motion	GO primitive and a particle
ascend, climb, rise	go up
come	go to
cross	go over
depart, escape, flee, leave	go away
descend, fall, plunge	go down
go	go
recede, return	go back
tumble, walk, run	go manner of motion

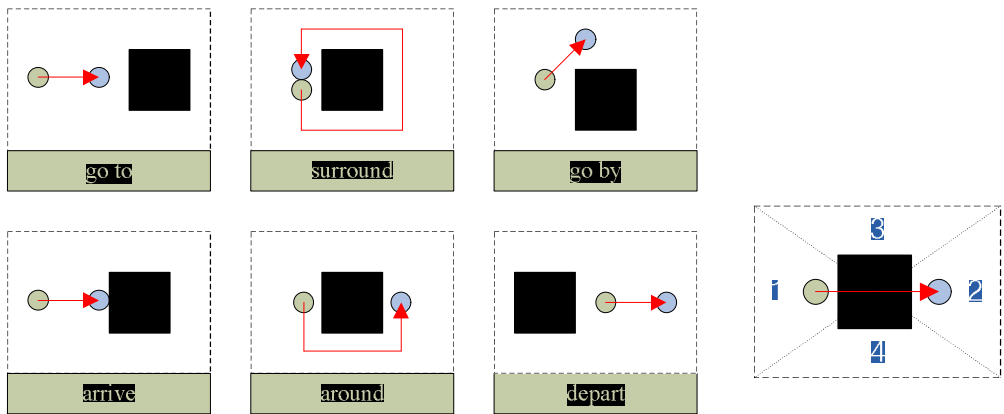
어휘 온톨로지(Linguistic Ontology)의 일종인 WordNet[44]은 인간의 어휘지식에 대한 심리언어학 연구의 성과를 토대로 1985년도 중반부터 프린스턴 대학 인지 과학연구소가 구축해온 영어어휘 데이터베이스이다. WordNet은 인간의 어휘지식을 모방하여 다의성과 동의 관계를 이용하였으며, 의미를 최대한 정확히 표현하고 있을 뿐만 아니라 개념간의 관계 표현 등을 통해 개념을 계층적으로 표현하고 있다. 또한 각 단어들은 synset이라는 동의어의 집합을 기준으로 노드들 사이의 관계를 이용하여 정의하고 있다. 즉 같은 단어나 하더라도 의미에 따라 synset이 다르며, 다른 synset이라고 하더라도 같은 단어로 표현할 수 있다[37].

선행연구[37]에서는 이동 객체의 움직임과 움직임 동사를 매핑하였으며, 이를 WordNet을 통해 확장하였다. 또한 관련연구[43]에서는 위상 모델을 대상으로 상관계수의 특징을 이용하였으며, 이동 객체의 움직임 동사를 상관계수를 통한 비교를 수행하고 제안한 모델을 평가하였다. 따라서 본 논문에서는 기존 연구에서 제안된 위상 관계에 대한 어휘를 기반으로 확장시켜 위상 관계의 움직임을 표현하고자 한다.

2. 시공간 관계 모델에 대한 어휘선정

이동 객체의 의미적 움직임 인식 방안에서 8가지 위상 관계('equal', 'inside', 'cover', 'overlap', 'meet', 'disjoint', 'covered-by', 'contains') 사이의 개념적 연결 관계를 설명하였다. 이를 통해 객체의 최초 위상관계와 최종 위상 관계 따른 움직임이 결정되며, 이를 어휘와 매핑하여 의미성을 부여할 수 있다.

예를 들어, [표 5-2]와 [그림 5-2]는 이동 객체의 움직임을 위상 관계의 이동으로 표현한 것으로 최초 위상 관계가 'disjoint'이고 최종 위상 관계가 'disjoint'일 때의 움직임으로 표현이 가능하다.



[그림 5-2] 'disjoint'에 대한 위상 관계 표현

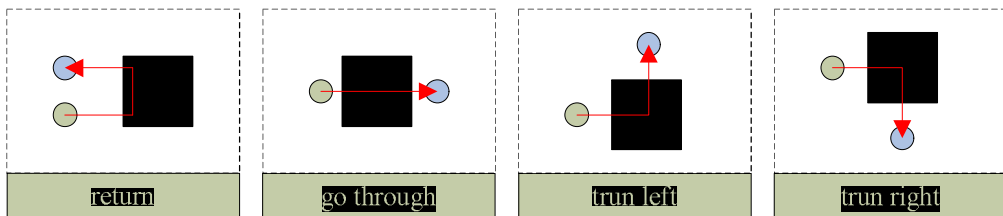
[그림 5-2]에서 사각형은 고정된 객체이고 화살표는 최초 위상 관계로부터 최종 위상 관계로의 이동 경로를 표현이다. 여기서 고정된 객체를 중심으로 왼쪽에서 오른쪽 방향으로 진행하고 있음을 가정하자. [표 5-2]의 1, 2, 3, 5, 6번으로 정의되고, 그 움직임은 'go to', 'surround', 'go by', 'around', 'depart'로 표현된다. 여기서 그 위상의 위치 또한 중요한 요소로 작용하는데 1, 2, 3의 경우는 [그림 5-2]에서 초기 및 최종 위치가 모두 1인 경우이고 5번의 경우는 초기 위치는 1이고 최종 위치는 2가 되며, 6번의 경우는 초기 위치와 최종 위치가 모두 2인 경우이다. 4번의 경우는 'disjoint'의 위치1에서 'meet'의 위치 1로 이동시 'arrive'로 표현된다. 'disjoint'는 'disjoint' 또는 'meet'로의 이동만 가능하므로 [표 5-2]에서 1~6번을 제외한 나머지 경우는 이동이 불가능하다.

[표 5-2] 'disjoint'로 시작하는 위상 관계 정의 및 표현

번호	최초 위상 관계		최종 위상 관계		움직임
	위상	위치	위상	위치	
1	disjoint	1	disjoint	1	go to
2	disjoint	1	disjoint	1	surround
3	disjoint	1	disjoint	1	go by
4	disjoint	1	meet	1	arrive
5	disjoint	1	disjoint	2	around
6	disjoint	2	disjoint	2	depart
	disjoint	1	overlap	1	-
	disjoint	1	covered by	1	-
	disjoint	1	covers	1	-
	disjoint	1	inside	all	-
	disjoint	1	contains	1	-
	disjoint	1	equal	all	-

[표 5-3]에서 7번부터 26번은 'disjoint'를 제외한 나머지 위상 관계 정의 및 표현을 나타내고 있으며, 위치가 all인 경우는 위치가 1~4를 모두 포함하는 관계를 의미한다. 단, 'equal'의 경우는 이동 객체와 고정 객체의 크기가 정확히 일치하므로 그 위치를 표현할 수 없다.

방향 관계는 다음 4가지 모델로 선정하였으며, [그림 5-3]은 방향 관계를 표현하는 모델이다. 방향 관계를 갖는 모션은 [표 5-3]에서 27번부터 30번이다.



[그림 5-3] 방향 관계를 갖는 움직임 표현

[표 5-3] 'disjoint' 아닌 위상 관계 정의 및 표현

번호	최초 위상 관계		최종 위상 관계		모션
	위상	위치	위상	위치	
7	meet	1	disjoint	1	leave
8	meet	1	meet	1	contact
9	meet	1	overlap	1	enter
10	overlap	1	meet	1	exit
11	overlap	1	overlap	1	contact
12	overlap	1	covered by	1	enter
13	overlap	1	covers	1	include
14	overlap	1	equal	1	same
15	covered by	1	overlap	1	exit
16	covered by	1	covered by	1	included by
17	covered by	1	inside	all	included by
18	covers	1	overlap	1	exit
19	covers	1	covers	1	include
20	covers	1	contains	1	include
21	inside	all	covered by	all	included by
22	inside	all	inside	all	included by
23	contains	all	covers	all	include
24	contains	all	contains	all	include
25	equal	-	overlap	all	exit
26	equal	-	equal	-	same
27	disjoint	1	disjoint	1	return
28	disjoint	1	disjoint	2	go through
29	disjoint	1	disjoint	3	turn left
30	disjoint	1	disjoint	4	turn right

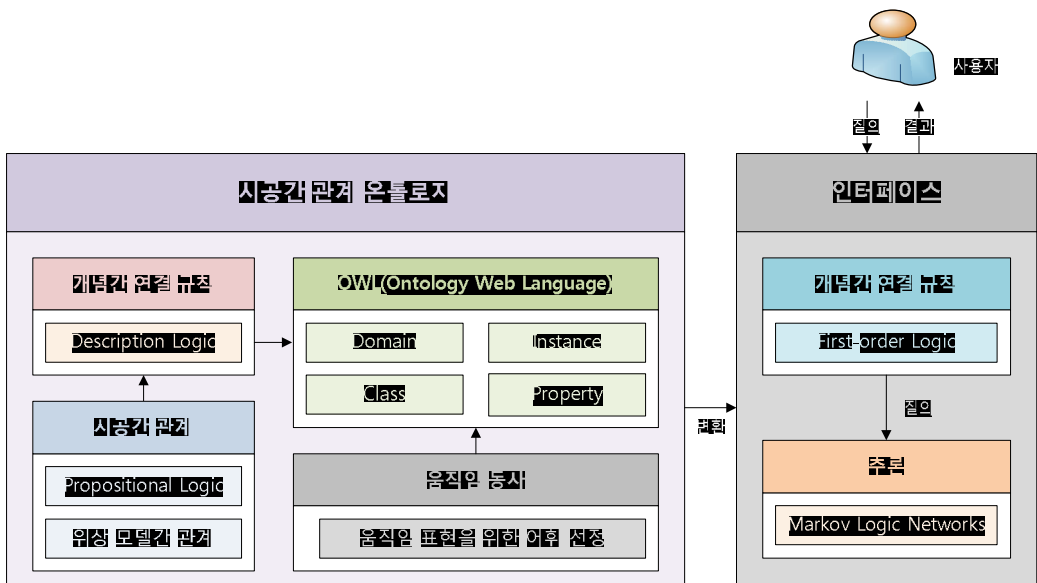
객체의 크기 관계는 두 객체의 크기를 비교하였을 때, 기준 객체에 대한 이동 객체가 *'forward'*, *'same'*, *'backward'*라고 볼 수 있다. 사실 우리가 사용하는 어휘에서 움직임을 표현하는 동사는 상대적으로 많이 있으나, 크기 관계는 *'large'*, *'small'*, *'same'* 등으로 그 표현이 아주 소수로 구성된다. 또한, 3차원 공간상의 움직임을 표현하는 어휘도 찾아보기 힘들다. 따라서 본 논문에서는 크기 관계를 위의 관계로만 정의한다. 속도 관계의 경우도 마찬가지로 상대적인 표현이 가능하며, *'fast'*, *'slow'*, *'same'*을 이용한다.

결론적으로, 이동 객체의 이동에 따른 어휘는 총 17가지로 정의하였고, 방향 관계는 4가지로 정의하였으며, 크기 관계와 속도 관계는 각각 3가지로 정의하였다. 이는 필요시 상황에 따라 자유로운 확장이 가능하며, 그 적용에 따라 다양한 어휘가 매핑될 수 있다.

B. 시공간 관계 온톨로지 설계 및 구축

온톨로지는 사람과 컴퓨터 사이에 정보 공유 및 재사용을 위한 시맨틱 웹의 핵심으로써 컴퓨터가 정보의 의미를 이해하여 사람에게 제공할 수 있도록 데이터, 정보, 지식 등의 개념간 관계를 표현한다.

본 논문에서는 온톨로지를 제안한 시공간 관계를 정형화 및 개념화를 시켜 이동객체의 의미적 움직임 이해를 위한 도구로 사용하며, Markov Logic Networks를 이용하여 시공간 관계를 검증하고자 한다. [그림 5-4]는 시공간 관계 온톨로지의 전체 구성도이다.



[그림 5-4] 시공간 온톨로지의 전체 구성도

[그림 5-4]와 같이 시공간 관계 모델의 분류와 연결을 통해 규칙을 정의하며, 이를 명제 논리를 이용하여 표현한다. 온톨로지는 도메인과 클래스, 인스턴스 그리고 속성을 이용하고, OWL을 이용하여 구축한다. OWL은 서술 논리를 사용하여 규칙을 표현하므로 명제 논리를 서술 논리로 변환하는 과정이 필요하다. 마지막으로 선정한 어휘를 이용하여 속성 정보를 추가한다.

온톨로지 설계 및 구축을 위해 [그림 4-10] 위상 관계와 크기 관계에 대한 개념적 관계도를 이용하여 도메인은 “Spatio-temporal Relation”으로 선정하고, 시공간 관계를 구성하는 요소로 클래스를 구축한다.

[표 5-4] 시공간 관계 온톨로지 설계

No.	Domain : Spatio-temporal Relation				
	Class	Level	Class	Level	Relation
1	Directional Relation	1	Left_Direction	2	disjointWith
2			Right_Direction	2	
3			Go_through_Direction	2	disjointWith
4			Return_Direction	2	
5	Topological Relation	1	equal	2	disjointWith
6			inside	2	
7			contains	2	
8			overlap	2	
9			meet	2	disjointWith
10			cover	2	
11			covered_by	2	
12			contains	2	
13	Velocity Relation	1	Fast	2	disjointWith
14			Slow	2	
15			V_same	2	
16	Size of object changes relation	1	Large	2	disjointWith
17			Small	2	
18			S_same	2	

[표 5-4]의 시공간 관계 온톨로지 설계는 각 시공간 관계를 클래스와 하위클래스로 구성하고 이들에 대한 속성 값을 정의한다. 예를 들어, “Left_Direction”은 “Directional Relation”의 하위 클래스로 ‘subClassOf’의 관계를 갖게 되며,

"Right_Direction"과는 Antonym을 관계로 'disjointWith'로 설정된다.

[표 5-2]와 [표 5-3]에서 정의한 움직임 동사도 이와 마찬가지로 클래스로 설정하였다. 본 논문에서 이를 인스턴스가 아닌 클래스 선정이유는 'unionOf'와 'intersectionOf'는 클래스에서만 표현이 가능하기 때문이다.

[표 5-5]는 움직임 동사들의 클래스로 구성된 정보이며, 'go_through'는 'pass'와 'go_across'와 같은 단어와 'equivalentClass'관계를 갖게 되는데, 이는 WordNet의 같은 synset 번호에 따라 움직임 동사의 확장으로, 이를 통하여 이동 객체의 움직임을 다양한 어휘로 표현할 수 있다.

움직임 동사는 [표 5-2]와 같이 'disjoint'와 'disjoint'가 결합된 형태이며, 방향과 순서가 중요하다. 방향은 위의 방향 관계를 이용하여 표현가능하며, 순서는 <rdf:Seq>를 이용하여, 순서를 정의해 줄 수 있다.

[표 5-5] 움직임 동사의 온톨로지 설계

Domain : Spatio-temporal Relation				
Class	Level	Class	Level	Relation
Movement_Representation	1	go_to	2	disjointWith
		leave	2	
		exit	2	
		go_through	2	equivalentClass
		pass	2	
		go_across	2	
	
		include	2	
		included by	2	
		enter	2	
		return	2	Directional Relation
		go through	2	
		turn left	2	
		turn right	2	

[그림 5-5]는 시공간 관계 온톨로지로 “Movement Representation”클래스의 하위 클래스로 움직임 동사를 갖는다.

Spatio-temporal Ontology

For Understanding of Object Movement through Semantic Representation of Multi-dimensional Spatio-temporal Relations

온톨로지 시각화, 온톨로지 검색

The screenshot shows a web interface for an ontology. At the top, there are tabs for 'Classes(클래스)', 'Properties(속성)', 'Individuals(개체)', and 'SPARQL-DL'. Below the tabs, a list of ontology terms is displayed, including 'Directional relation', 'Velocity relation', 'direction 1', 'direction 2', 'direction 3', 'direction 4', 'fast', 'slow', 'large', 'Topological Relation', 'disjoint', 'meet', 'overlap', 'covers', 'covered by', 'inside', 'equal', 'contain', 'Movement Representation', 'go to', 'surround', 'go by', 'arrive', 'around', 'depart', 'leave', 'contact', 'enter', 'exit', 'include', 'included by', 'same', 'return', 'go through', 'turn left', and 'turn right'. Below this list, there are two radio buttons for 'Treeview' (selected) and 'Navigation Bar'. The 'Treeview' panel shows a hierarchical tree structure for 'Movement Representation' with the following terms listed: go to, surround, go by, arrive, around, depart, leave, contact, enter, exit, include, included by, same, return, go through, turn left, and turn right. To the right of the treeview is a panel titled 'Movement Representation 설명' (Description) with the text 'Terms: Movement Representation'. At the bottom left, there is a search input field labeled '검색어 입력'.

[그림 5-5] 시공간 관계 온톨로지

이와 같은 과정을 거쳐 정형화 시킨 온톨로지에 [표 5-6]과 같이 서술 논리 형태로 ‘unionOf’, ‘intersectionOf’, ‘SubClassOf’ 등을 이용하여 표현한다. 여기서 Axiom은 다른 명제를 증명하는 데 전제가 되는 원리이다.

[표 5-6] 서술 논리를 이용한 규칙 설정

Axiom (Subclass)	Axiom (Movement_Representation)
SubClassOf(disjoint, disjoint)	unionOf(disjoint, disjoint)
SubClassOf(disjoint, meet)	unionOf(disjoint, meet)
SubClassOf(meet, overlap)	unionOf(overlap, meet)
SubClassOf(overlap, covered by)	unionOf(inside, inside)
SubClassOf(overlap, covers)	unionOf(contains, covers)
SubClassOf(covers, inside)	unionOf(contains, covers)
SubClassOf(covered by, contain)	...
SubClassOf(inside, equal)	unionOf(enter, exit)
SubClassOf(inside, equal)	unionOf(meet, inside)
...	...

온톨로지는 규칙 관계 설정을 통한 추론이 가능하다는 장점이 있다. 예를 들어, “A는 B이고, B이면 C이다.”를 정의하였을 때, “A는 C이다.” 라는 Transitive Property 관계의 추론이 가능하다.

본 논문에서는 추론을 위해 Markov Logic Networks(MLNs)를 이용하여 추론 결과에 대한 확률 값을 측정하며, 이는 다음절에서 설명한다.

C. MLNs를 이용한 의미적 움직임 이해

MLN[2, 45, 46, 47]는 인공지능 위해 1차 논리와 확률 모델에 기반을 둔 확률적 추론을 위한 언어로 1차 논리 형식으로 표현한다. 또한 Markov network를 이용하여 의미성을 표현하며 논리와 확률 기반의 추론을 제공한다. 추론에 의한 확률 값은 MLN에서는 학습이 가능하며, 이를 통해 정의하기 어려운 문제를 확률적으로 분류함으로써 좀 더 나은 결과를 제시한다. MLN는 데이터 종속관계가 없는 명령들을 동시에 실행하는 ILP(Instruction-Level Parallelism)의 특징을 가지고 있으며, 이를 이용하여 영상 처리 및 자연어 처리에서 많이 사용되고 있다.

MLN에서 사용하는 MC-SAT[45, 46]는 Markov Chain Monte Carlo Algorithms을 기반으로 학습을 수행하는 알고리즘으로, 이는 특정 단계에서 표본을 추출한 후, 이를 수용할 만한 오차범위 안에서 가중치 값의 차이를 명확하게 하여 분류를 용이하게 하는 알고리즘이다.

본 논문에서는 이러한 추론을 통해 이동 객체의 의미적인 움직임을 이해하고, 시맨틱 갭의 의미 불일치 문제를 해결한다.

1. MLNs의 적용을 위한 규칙 설계

MLN는 1차 논리 형식으로 표현한다. 따라서 온톨로지에서 정의된 서술 논리 규칙을 1차 논리 형식으로 변환이 필요하다.

[표 5-7] 서술 논리의 규칙에 대한 1차 논리 형식에서의 변환

OWL Axiom	First-order logic Formula
SubClassOf(disjoint, disjoint)	$\forall x : \text{disjoint}(x) \Rightarrow \text{disjoint}(x)$
unionOf(disjoint, disjoint)	$\text{disjoint}(x) \vee \text{disjoint}(x)$
Transitive Property(go to)	$\text{disjoint}(x) \vee \text{disjoint}(x) \Rightarrow \text{movement}(x, y)$
ClassAssertion(Spatio-temporal Relation, Topological Relation)	Spatio-temporal Relation(Topological Relation)

이와 같은 변환을 통해 서술 논리를 1차 논리 형식의 변환하며, 시공간 관계에 대한 1차 논리의 표현은 [표 5-8]과 같다

[표 5-8] 시공간 관계 규칙에 대한 1차 논리 형식에서의 표현

단일 위상 규칙	위상 결합에 따른 규칙
$st(DJ) \Rightarrow st(DJ)$ $st(DJ) \Rightarrow st(ME)$... $st(CN) \Rightarrow st(CN)$ $st(CN) \Rightarrow st(EQ)$ $st(CN) \Rightarrow st(CR)$	$st(DJ) \vee st(DJ) \Rightarrow moving(DJ,DJ)$ $st(DJ) \vee st(ME) \Rightarrow moving(DJ,ME)$... $st(EQ) \vee st(EQ) \Rightarrow moving(EQ,EQ)$ $st(EQ) \vee st(OL) \Rightarrow moving(EQ,OL)$ $st(EQ) \vee st(IN) \Rightarrow moving(EQ,IN)$ $st(EQ) \vee st(CN) \Rightarrow moving(EQ,CN)$

2. MLNs의 적용을 위한 가중치 값 설정

MLN은 가중치 값을 부여하는데, 이는 결과 값의 차이를 명확하게 하여 분류하고자 함이다. 가중치는 특별한 기준은 특별히 없고, 일반적으로 가중치 값이 클수록 확률 값이 높아지며, 제약이 더 강해지는데, log를 이용하기 때문에 가중치 값에 따른 편차는 그리 크지 않은 편이다. 관련 연구[2, 45, 46, 47]를 살펴보면, 보통 가장 큰 제약의 경우에 10의 가중치를 보였다.

본 논문에서는 4장 움직임 인식 방안에서 507개중 중복 모델을 제외한 241개의 모델이 243개의 좌표를 갖고 분류되었으며, 8가지 위상 관계와 크기 관계에 따른 연결이 총 795개를 갖는다. 위상 관계와 크기 관계에 따른 위상 모델간 연결 규칙을 표현하면 [표 5-9]와 같다.

본 논문에서는 Alchemy[48]을 이용하여 가중치 값을 3가지 경우로 비교한다. 첫 번째는 모두 가중치를 1로 부여하고, 두 번째는 [표 5-9]에서 DJ(disjoint)로 시작하는 위상이 2가지일 경우는 10을 기준으로 균등 확률(각각 5)로 가중치를 부여하며, 마지막으로 4장에서 보이는 795개의 확률을 위상의 변화 개수에 따라 가중치로 사용한다. 이에 대한 예를 살펴보면 다음과 같다.

■ 확률 가중치

- 시공간 관계의 연결 관계 이용 (총 795개의 연결 관계)
- 위상 결합에 따른 규칙의 예
- 'disjoint'에서 'disjoint'로의 움직임 확률 값은 $148/795$ 이므로 14.8 이용
- 'disjoint'에서 'meet'로의 움직임 확률 값은 $88/795$ 이므로 8.8 이용
- 단일 위상 규칙의 예
- 'disjoint'에서 'disjoint'로 이동할 확률 값은 $148/(148+88) = \text{약 } 0.627$
- 'disjoint'에서 'meet'로의 이동할 확률 값은 $88/(148+88) = \text{약 } 0.373$

■ 균등 가중치

- 각 위상 변화에 따른 확률 값 이용
- 위상 결합에 따른 규칙의 예
- 'disjoint'에서 'disjoint'로의 움직임 확률 값은 $1/2 = 0.5$
- 'disjoint'에서 'meet'로의 움직임 확률 값은 $1/2 = 0.5$
- 단일 위상 규칙의 예
- 'disjoint'에서 'disjoint'로 이동할 확률 값은 0.5
- 'disjoint'에서 'meet'로의 이동할 확률 값은 0.5

■ 동일 가중치

- 모든 규칙에 연결 관계가 있으면 1을 부여
- 위상 결합에 따른 규칙의 예
- 'disjoint'에서 'disjoint'로의 움직임 확률 값은 = 1
- 'disjoint'에서 'meet'로의 움직임 확률 값은 = 1
- 단일 위상 규칙의 예
- 'disjoint'에서 'disjoint'로 이동할 확률 값은 1
- 'disjoint'에서 'meet'로의 이동할 확률 값은 1

[표 5-9]는 확률 가중치이다.

[표 5-9] 규칙에 따른 가중치 부여 규칙

가중치	단일 위상 규칙	가중치	위상 결합에 따른 규칙
6.27	st(DJ)=>st(DJ)	14.8	st(DJ) v st(DJ) => moving(DJ,DJ)
3.73	st(DJ)=>st(ME)	8.8	st(DJ) v st(ME) => moving(DJ,ME)
3.87	st(ME)=>st(ME)	9.6	st(ME) v st(ME) => moving(ME,ME)
2.58	st(ME)=>st(OL)	8.8	st(ME) v st(DJ) => moving(ME,DJ)
3.55	st(ME)=>st(DJ)	6.4	st(ME) v st(OL) => moving(ME,OL)
4.17	st(OL)=>st(OL)	8	st(OL) v st(OL) => moving(OL,OL)
3.33	st(OL)=>st(ME)	6.4	st(OL) v st(ME) => moving(OL,ME)
1	st(OL)=>st(CD)	2	st(OL) v st(CD) => moving(OL,CD)
1	st(OL)=>st(CR)	2	st(OL) v st(CR) => moving(OL,CR)
0.42	st(OL)=>st(EQ)	0.8	st(OL) v st(EQ) => moving(OL,EQ)
2.73	st(CD)=>st(CD)	1.2	st(CD) v st(CD) => moving(CD,CD)
5.45	st(CD)=>st(OL)	2.4	st(CD) v st(OL) => moving(CD,OL)
1.82	st(CD)=>st(IN)	0.8	st(CD) v st(IN) => moving(CD,IN)
2.73	st(CR)=>st(CR)	1.2	st(CR) v st(CR) => moving(CR,CR)
5.45	st(CR)=>st(OL)	2.4	st(CR) v st(OL) => moving(CR,OL)
1.82	st(CR)=>st(CN)	0.8	st(CR) v st(CN) => moving(CR,CN)
0.91	st(EQ)=>st(EQ)	0.1	st(IN) v st(IN) => moving(IN,IN)
7.27	st(EQ)=>st(OL)	0.8	st(IN) v st(CD) => moving(IN,CD)
0.91	st(EQ)=>st(IN)	0.1	st(IN) v st(EQ) => moving(IN,EQ)
0.91	st(EQ)=>st(CN)		
		0.1	st(CN) v st(CN) => moving(CN,CN)
1	st(IN)=>st(IN)	0.8	st(CN) v st(CR) => moving(CN,CR)
1	st(IN)=>st(EQ)	0.1	st(CN) v st(EQ) => moving(CN,EQ)
8	st(IN)=>st(CD)		
		0.1	st(EQ) v st(EQ) => moving(EQ,EQ)
		0.8	st(EQ) v st(OL) => moving(EQ,OL)
		0.1	st(EQ) v st(IN) => moving(EQ,IN)
		0.1	st(EQ) v st(CN) => moving(EQ,CN)

가중치에 따른 결과는 [표 5-10]과 같다. [표 5-10] 추론 결과와 상관없이 시공간 관계 모델 자체가 존재할 경우 약 0.5의 값을 갖게 된다. 즉, 약 0.5의 값을 보일 경우는 직접적인 연결 규칙이 없음을 나타낸다. 결과적으로 약 0.5의 값을 보이는 경우는 직접적인 연결 규칙은 없다 할지라도 추론을 통한 연결 관계는 존재하므로 0이 아닌 약 0.5의 값을 갖게 된다.

[표 5-10]의 결과에서 34, 37, 38, 40, 57, 59, 61, 63, 64번의 경우는 [표 5-9]에서 규칙 설정에 따라 동일 가중치에서 대부분 0.6 이상을 갖게 되며, 값이 클수록 시공간 모델간 연결 관계가 많음을 의미하며, 값이 0.5에 가까울수록 연결 관계가 작음을 나타낸다. 34, 37, 38의 경우, 동일 가중치에서는 다른 결과와 비슷한 값을 보이고 있으나, 균등 가중치와 확률 가중치에서 상대적으로 가장 작은 값을 보이고 있으며, 이는 실제 795개의 연결에서 단 1개씩만 존재하기 때문이다. 결국, 균등 가중치와 확률 가중치는 실제 연결에 따라 그 편차를 크게 해주는 역할을 수행하게 되므로, 본 논문에서는 확률 가중치를 이용한다.

[표 5-10] 가중치 부여에 따른 추론 결과

번호	움직임 표현	동일 가중치	균등 가중치	확률 가중치
...
33	moving(EQ,CD)	0.495000	0.494000	0.492900
34	moving(EQ,CN)	0.609800	0.507300	0.524900
...
37	moving(EQ,EQ)	0.576500	0.514500	0.513100
38	moving(EQ,IN)	0.613300	0.512900	0.512300
39	moving(EQ,ME)	0.505000	0.495100	0.508100
40	moving(EQ,OL)	0.613700	0.596500	0.599500
...
57	moving(OL,CD)	0.607900	0.645600	0.666400
58	moving(OL,CN)	0.497300	0.496000	0.501400
59	moving(OL,CR)	0.610300	0.654000	0.667700
60	moving(OL,DJ)	0.498300	0.502000	0.495500
61	moving(OL,EQ)	0.613700	0.591200	0.605400
62	moving(OL,IN)	0.497400	0.491700	0.502100
63	moving(OL,ME)	0.615400	0.694800	0.712800
64	moving(OL,OL)	0.577000	0.633600	0.651600

3. MLNs의 학습에 따른 최적화

MLN에서 사용하는 MC-SAT 알고리즘은 Markov Chain Monte Carlo Algorithms을 기반으로 학습을 수행하며, Markov Chain Monte Carlo Algorithms는 특정 단계에서 표본을 추출한 후, 이를 수용할 만한 오차범위 안에서 가중치 값의 차이를 명확하게 한다. 학습에 따른 결과를 얻기 위해, 학습은 100번, 1,000번, 10,000번, 100,000번을 수행하여 각 결과를 비교하였다. 이는 [표 5-11]과 같다.

[표 5-11] 학습(L)에 따른 추론 결과

모션번호	움직임 표현	L=100	L=1,000	L=10,000	L=100,000
1	moving(CD,CD)	0.500000	0.589000	0.588900	0.591880
2	moving(CD,CN)	0.450000	0.510000	0.500200	0.497490
3	moving(CD,CR)	0.460000	0.515000	0.502000	0.500540
4	moving(CD,DJ)	0.500000	0.502000	0.493500	0.499220
5	moving(CD,EQ)	0.530000	0.489000	0.497600	0.500380
6	oving(CD,IN)	0.650000	0.576000	0.584000	0.594800
7	moving(CD,ME)	0.580000	0.485000	0.501500	0.502580
8	moving(CD,OL)	0.670000	0.675000	0.674700	0.676000
...
14	moving(EQ,EQ)	0.520000	0.511000	0.497600	0.513250
15	moving(EQ,IN)	0.480000	0.514000	0.516800	0.517960
16	moving(EQ,ME)	0.530000	0.495000	0.499000	0.499320
17	moving(EQ,OL)	0.550000	0.615000	0.601400	0.601530

위 결과에서 대체적으로 1,000번 이상일 때, 시공간 관계에 대한 학습이 최적화 되었다고 말할 수 있으며, 학습 횟수가 증가할 때, 좀 더 안정적인 성능을 보이고 있다.

4. MLNs를 이용한 이동 객체의 의미적 움직임 이해

MLN를 이용한 이동 객체의 의미적 움직임 이해를 위해, [표 5-2]와 [표 5-3]의 움직임 동사를 이용하고, 확률 가중치와 10,000번의 학습으로 값을 비교한다.

[표 5-12] MLNs를 이용한 이동 객체의 추론 결과

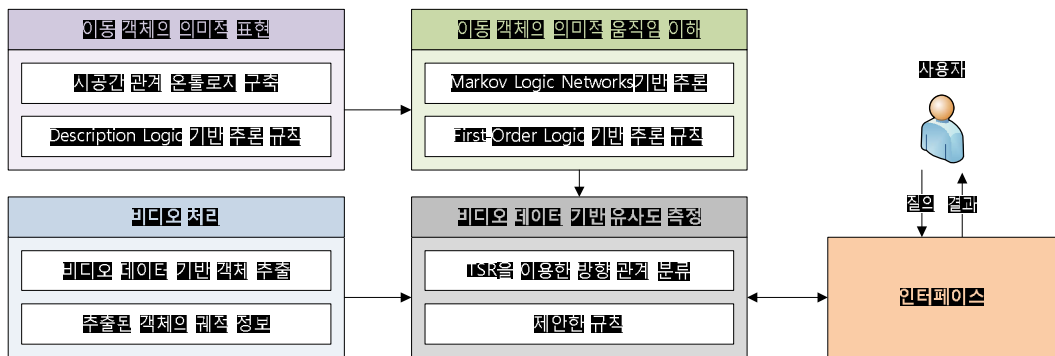
번호	최초 위상 관계		최종 위상 관계		움직임 동사	가중치 값
	위상	위치	위상	위치		
1	disjoint	1	disjoint	1	go to	0.655300
2	disjoint	1	disjoint	1	surround	0.655300
3	disjoint	1	disjoint	1	go by	0.655300
4	disjoint	1	meet	1	arrive	0.685300
5	disjoint	1	disjoint	2	around	0.748100
6	disjoint	2	disjoint	2	depart	0.655300
7	meet	1	disjoint	1	leave	0.685300
8	meet	1	meet	1	contact	0.654200
9	meet	1	overlap	1	enter	0.702000
10	overlap	1	meet	1	exit	0.712800
11	overlap	1	overlap	1	contact	0.651600
12	overlap	1	covered by	1	enter	0.666400
13	overlap	1	covers	1	include	0.667700
14	overlap	1	equal	1	same	0.605400
15	covered by	1	overlap	1	exit	0.668900
16	covered by	1	covered by	1	included by	0.590600
17	covered by	1	inside	all	included by	0.596500
18	covers	1	overlap	1	exit	0.681800
19	covers	1	covers	1	include	0.600100
20	covers	1	contains	1	include	0.594800
21	inside	all	covered by	all	included by	0.603700
22	inside	all	inside	all	included by	0.498900
23	contains	all	covers	all	include	0.583200
24	contains	all	contains	all	include	0.508600
25	equal	-	overlap	all	exit	0.599500
26	equal	-	equal	-	same	0.513100
27	disjoint	1	disjoint	1	return	0.748100
28	disjoint	1	disjoint	2	go through	0.748100
29	disjoint	1	disjoint	3	turn left	0.748100
30	disjoint	1	disjoint	4	turn left	0.748100

[표 5-12]의 결과에서 보듯이 대체적으로 약 0.6에서 약 0.75 사이의 결과를 보이고 있으며, 특히 5, 27, 28, 29, 30번의 경우는 직접적인 연결 규칙 설정이 없음에도 불구하고 추론을 통해 상대적으로 높은 확률 값을 보이고 있다. 또한 여기서 22, 24, 26번의 경우는 객체의 움직임 변화가 아니라 객체 크기 변화이므로, 이동 객체가 22, 24, 26번일 경우에 795개의 연결 중 단 1개의 연결만이 존재한다. 따라서 상대적으로 작은 확률 값을 보이고 있다.

본 장에서는 시공간 관계의 의미적 표현을 위해 저차원 정보와 고차원 정보를 이용하여 매핑하고, 이동 객체의 의미적 움직임을 이해하고자 온톨로지 구축과 MLN를 이용해 추론을 수행하였다. 추론을 통해 만족스러운 결과를 얻었으며, 다음 장에서는 이러한 결과를 토대로 실제 비디오를 통한 응용 연구를 수행한다.

VI. 실험 및 평가

5장에서는 이동 객체의 의미적 움직임 인식을 시공간 관계 온톨로지로 구축하고 확률적 추론을 통하여 제안한 시공간 관계를 검증하였다. 본 장에서는 비디오 데이터를 이용하여 이를 응용해보고자 한다. [그림 6-1]은 비디오 내 이동 객체의 움직임 이해를 위한 시스템 구성도로 이와 같은 과정을 통해서 이동 객체의 움직임을 이해한다.



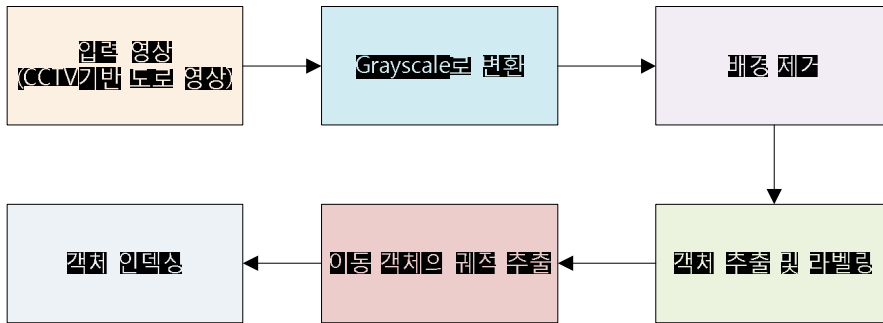
[그림 6-1] 비디오 내 이동 객체의 움직임 이해 위한 전체 시스템 구성도

본 장에서는 [그림 6-1]과 같이 비디오 데이터로부터 처리 과정(이동 객체를 추출하고 추출된 이동 객체의 궤적을 추출)을 통해 얻을 수 있는 궤적 정보와 시공간 관계에서 제안한 모델간 유사성 측정을 통하여 제안한 비디오 내 이동 객체의 움직임 이해에 응용해보고자 한다. 이동 객체의 움직임 이해를 위해 TSR을 이용한 방향 관계의 분류를 먼저 수행하고, 제안한 규칙에 따른 위상 관계와 크기 관계의 유사성을 측정한다.

이를 위한 실험 환경은 Windows 7 OS를 사용하며, Intel Core i7 2.80Ghz CPU에 4GB의 메모리 기반으로 C#을 이용하여 실험을 한다. 또한 비디오 데이터는 도로 CCTV 영상을 이용하여 이동 객체의 의미적 이해 결과를 도출한다.

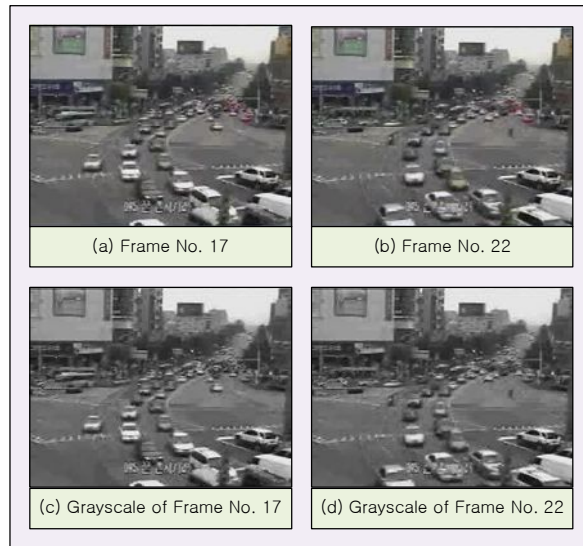
A. 비디오 데이터의 전처리

비디오 데이터에서 객체의 정보를 이용하기 위하여 [그림 6-2]와 같은 전처리 과정을 통해 객체의 인덱싱이 필요하며, 이를 위해서는 먼저 입력 영상을 Grayscale로 변환하고 객체와 배경을 제거하여 객체를 추출하고 라벨링 한다. 이를 통해 이동 객체의 궤적을 추출할 수 있으며, 최종적으로 객체의 영역 정보 및 이동 정보를 인덱싱한다.



[그림 6-2] 비디오 데이터의 전처리 과정

비디오 내 움직임 객체들은 (x, y, t) 공간상에 나타내어지며, 이는 이동 객체의 위치 좌표(x, y)와 시간의 집합(t)으로 표현된다. 여기서 시간에 따른 위치좌표를 추출함으로써 객체의 이동경로를 표시할 수 있으며, 프레임 간 배경연산의 차[49]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 [그림 6-3]과 같이 이미지를 그레이 스케일화 하여 색상 차이를 256단계로 변화시킨다[50].



[그림 6-3] 비디오 영상의 Grayscale로의 변환

이렇게 얻은 영상은 차(Difference) 영상을 통해 [그림 6-4]와 같이 배경이 제거됨을 알 수 있다. 사실 이는 배경이 항상 동일한 고정된 영상만 가능하다. 일반적으로 픽셀 기반의 배경 분리(pixel-based background subtraction) 알고리즘에 의해 배경과 이동 객체를 분리하는 방법이 사용되나, 이는 임계 값 설정 및 주변 픽셀과의 연관성을 고려가 필요하기 때문에, 본 논문에서는 간단히 위와 같은 방법을 사용하였다. [그림 6-4]는 [그림 6-3]의 차 영상으로 배경이 분리되었음을 알 수 있다.

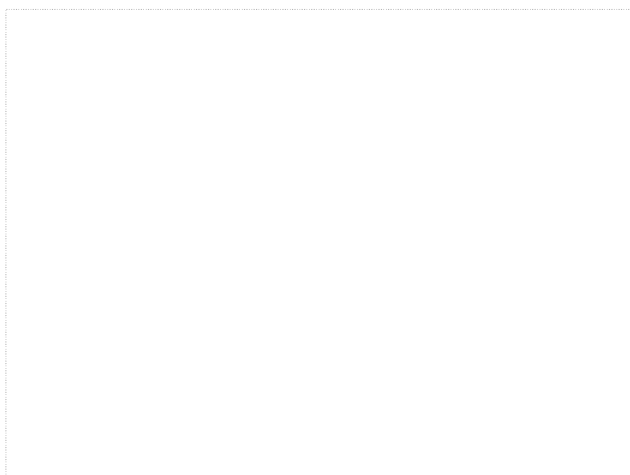


[그림 6-4] 차(Difference) 영상

위와 같이 차 영상으로 배경과 이동 객체를 분리한 영상을 좀 더 정확히 추출하기 위해서는 median filter와 Threshold 연산을 통하여 노이즈를 제거하고, 이미지를

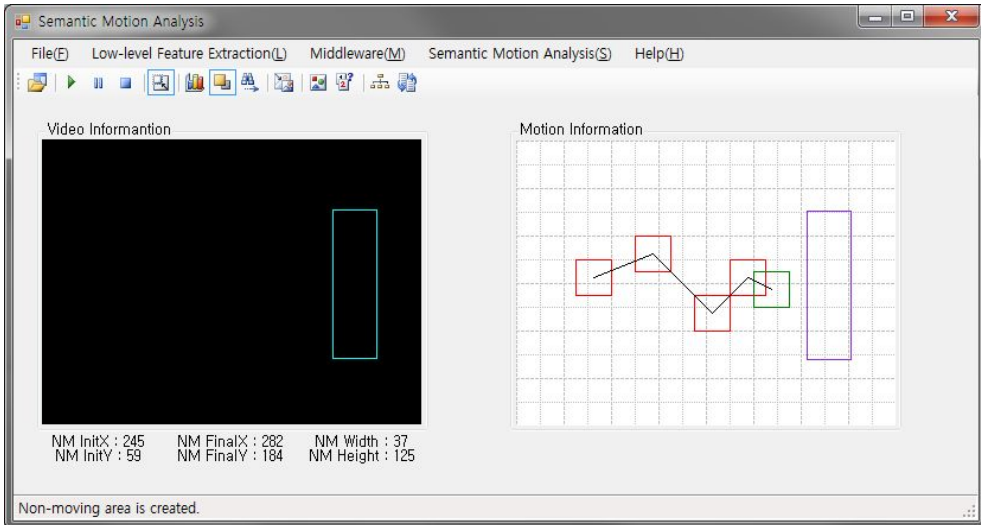
보정해야하며, 이렇게 보정한 이미지를 이용하여 인접 영역과의 병합과정을 거쳐 객체를 추출하는 작업이 필요하다.

비디오 내에서 이동 객체의 수는 비디오마다 상이하므로 라벨링(Labeling)을 통하여 저장하여야한다. 이를 위해서는 맨 처음 인식된 이동 객체의 저장을 시작으로 이전 프레임과의 차 영상에 대해서 같은 이동 객체를 연속적으로 추적하여 라벨링이 필요하다. 이를 위해 이동 객체가 동일한 이동 객체인지를 판별하여야 한다. 본 논문에서는 *Andrew Kirillov*[51]의 알고리즘을 변형하여 객체 추출(Object Detection)과 추출된 객체에 대한 궤적 추출을 수행하였으며, 각각의 객체별 라벨링을 수행하였다. 이는 [그림 6-5]와 같다.



[그림 6-5] 이동 객체 추출 및 라벨링 결과

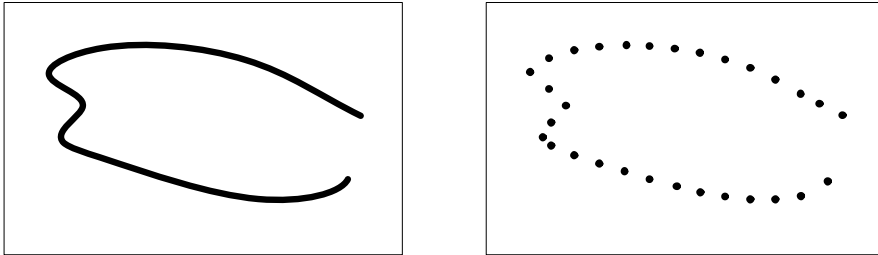
[그림 6-5]에서 이동 객체의 MBR(Minimum Bounding Rectangle)을 추출하여 이동 객체를 표현하고, 객체의 라벨링을 통하여, 같은 시공간상의 다른 움직임 객체를 구분하였다. 다음 [그림 6-6]에서 이동 객체의 움직임과 고정 객체를 인덱싱하여 나타내고 있으며, 비디오 정보에서 사각형은 설정한 고정 객체의 영역으로 최초 좌표, 최종 좌표, 높이, 넓이 값을 보이고 있으며, 움직임 정보에서는 동일한 고정 객체를 표현한다. 또한 움직임 정보는 이동 객체에 대한 영역을 인덱싱하여 보여주고 있으며, 움직임 궤적을 표현하고 있다.



[그림 6-6] 움직임 객체와 고정 객체의 표현

B. TSR기반 방향 유사성 측정

방향 관계의 표현은 컴퓨터상에서 픽셀단위로 나타난다. 또한 이동 객체의 움직임을 추출할 때, 시간 간격에 따라 [그림 6-7]과 같이 연속적인 움직임이 불연속적인 움직임으로 표현된다. 결국 선으로 표현되는 이동 객체의 움직임은 컴퓨터상에서 점들의 집합으로 표현되며, 어느 정도의 오차는 필수불가결한 요소이며, 대부분 이는 무시할 수 있는 수준이 된다.



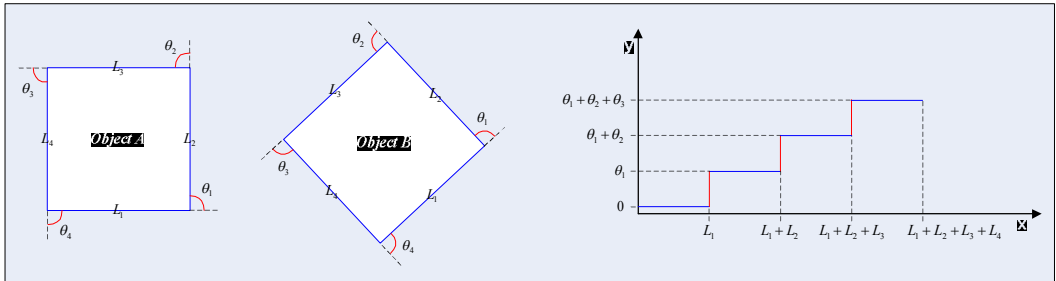
[그림 6-7] 궤적의 연속과 불연속

본 논문에서 방향 관계는 고정 객체를 중심으로 4방향으로 정의하며, 방향 관계를 표현하는 위상 모델간 유사성 측정을 위해 수정된 TSR(Tangent Space Representation) 알고리즘[37]을 이용하였다. 그 이유로는 먼저 TSR은 이동 객체의 움직임 정보를 움직인 거리와 각도를 이용하여 면적의 합을 통해 유사성을 측정하고, 단순히 방향 관계에 따른 위상 관계 파악을 위함으로 세밀한 처리를 수행하지 않기 때문에 빠른 수행시간을 보인다. 사실 정밀한 곡선을 측정하기 위한 알고리즘으로는 DTW(Dynamic Time Warping)[43, 52]을 사용가능하나 단순한 방향 관계 파악을 위해서는 TSR이 좀 더 효율적이다. 원래 TSR은 주로 2차원 또는 3차원 객체의 형태(shape)에 대한 유사성을 측정하기 위한 알고리즘이며, 객체의 이동거리를 x축으로 선정하고, 방향을 y축으로 구성하여 면적의 합을 통한 유사성 측정을 수행한다.

본 논문에서는 이러한 TSR 알고리즘의 특징을 이용하고 형태가 아닌 궤적의 특성에 맞게 수정하였다. 이를 위해 최소공배수(Least Common Multiple)를 이용하여 x축의 길이를 동일하게 맞추으로써 궤적의 크기에 상관없이 정형화시킬 수 있었다.

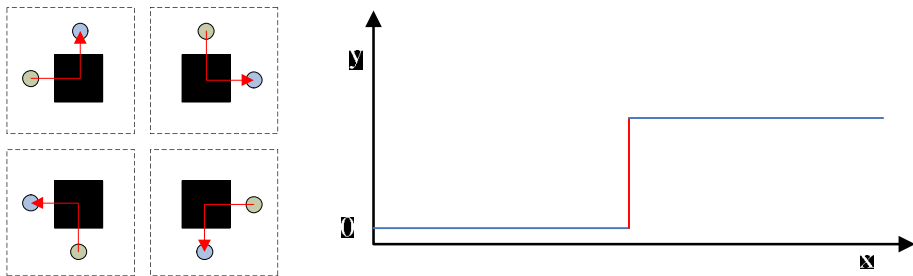
[그림 6-8]은 TSR 알고리즘을 이용한 그래프 형태의 표현이며, 그 위치가 일정

각에 의해 회전할지라도 같은 그래프로 표현된다. TSR은 먼저 객체의 이동거리를 x축으로 L_x 로 표현하고 있으며, 움직인 각을 y축의 Θ_y 로 표현하고 있다. 여기서 Θ_y 는 라디안 값으로 변환하여 사용한다.



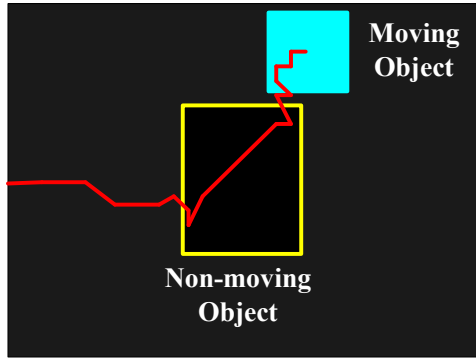
[그림 6-8] TSR 알고리즘의 표현

[그림 6-9]는 최초 위상 관계의 위치와 최종 위상 관계 위치가 모두 다르나 'turn left'의 모션을 보이고 있다. 또한 이를 TSR 그래프로 표현해보면 모두 같은 그래프의 형태를 보이고 있음을 알 수 있다.



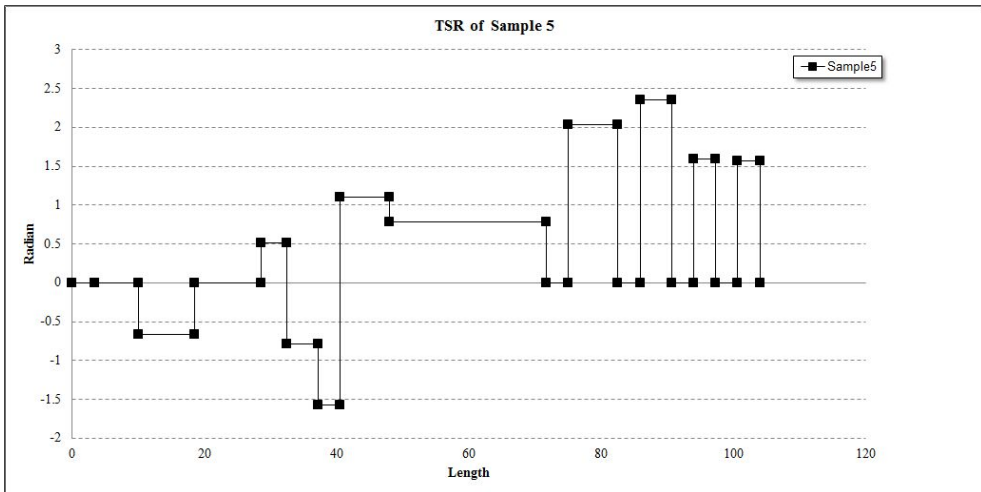
[그림 6-9] 'turn left'에 대한 TSR 표현

이러한 TSR 알고리즘을 이용하여 [그림 6-10]은 실제 비디오 데이터에 대한 인덱싱으로 이동 객체의 움직임 궤적을 표현하고 있으며 왼쪽에서 상단부로 이동함을 보여주고 있다.

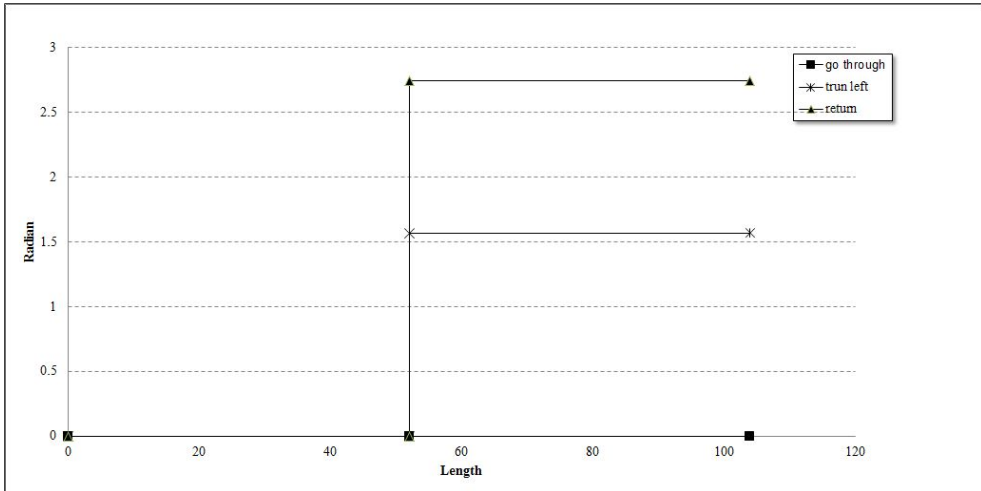


[그림 6-10] 이동 객체의 움직임 궤적의 예

위와 같이 추출된 좌표를 바탕으로 TSR 알고리즘을 이용한 그래프 표현은 다음 [그림 6-11]과 같다. 여기서 Y축의 값의 '0'을 기준으로 하여 면적의 합을 구하면 약 51.26의 값을 얻을 수 있다. 이를 이용하여 방향 관계를 갖는 움직임 동사 ('go_through', 'turn_left', 'turn_right', 'return')와 유사성 값을 비교할 수 있다. 즉, 이는 [그림 6-11]의 면적의 합과 [그림 6-12]의 면적의 합을 통해 비교가 가능하며, 이는 [표 6-1]과 같다. [그림 6-12]은 방향성을 갖는 시공간 관계 모델 ('go_through', 'turn_left', 'return')의 일반화시킨 TSR 그래프이다.



[그림 6-11] TSR 그래프 표현



[그림 6-12] 방향 관계 대한 TSR 그래프

[표 6-1] TSR 알고리즘을 이용한 유사성 측정 결과 예

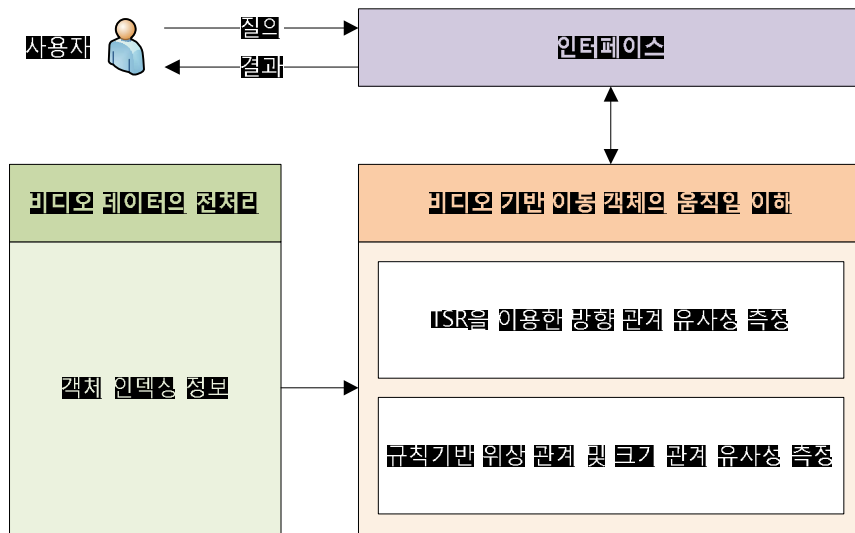
	go_through	turn_left	return
면적 합 (Similarity)	51.26031	30.4637	97.0059

[표 6-1]의 결과에서 위 예제와 'go_through'와의 유사도는 약 51.26이며, 'return'과의 유사성은 가장 큰 약 97.00이다. [표 6-1]의 유사도는 값이 작을수록 같은 방향 관계를 나타내므로 예제와 'turn_left'와의 유사성 약 30.46이 가장 비슷하다고 할 수 있다.

C. 비디오기반 이동 객체의 움직임 이해

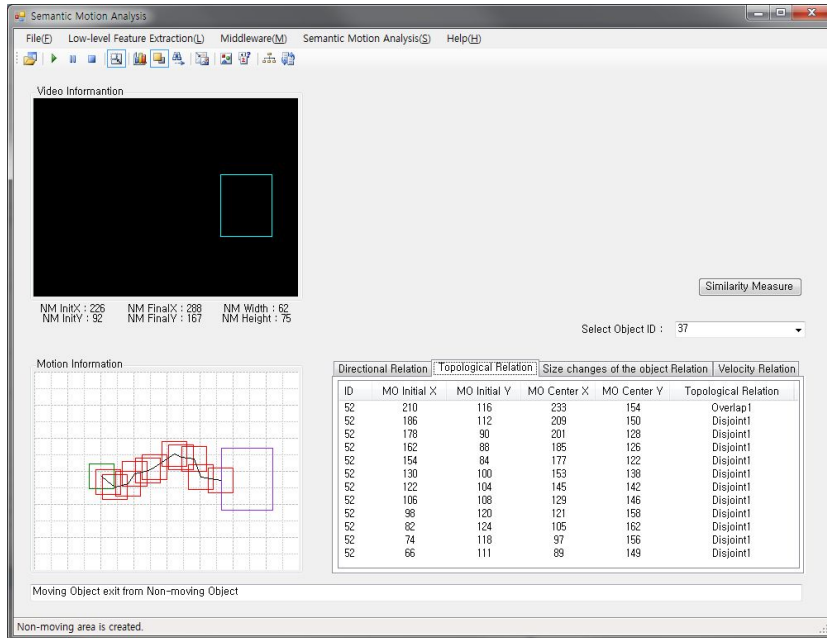
앞 절의 과정을 바탕으로 비디오기반 이동 객체의 움직임 이해를 위한 실험을 진행하였다. 이를 위한 실험 환경은 Windows 7 OS를 사용하며, Intel Core i7 2.80Ghz CPU에 4GB의 메모리 기반으로 C#을 이용하여 실험을 한다. 또한 비디오 데이터는 도로 CCTV 영상을 이용하여 이동 객체의 의미적 이해 결과를 도출한다.

[그림 6-13]은 비디오 기반 이동 객체의 움직임 이해를 위한 세부 시스템 구성도이며, 앞 절에서는 비디오 데이터의 전처리를 통한 객체 인덱싱 정보를 바탕으로 TSR을 이용한 방향 관계 유사성을 측정하였다. 본 절에서는 이러한 정보를 바탕으로 규칙기반 위상 관계 및 크기 관계의 유사성 측정을 통한 비디오 기반 이동 객체의 움직임을 판단하는 실험을 진행한다.



[그림 6-13] 이동 객체의 움직임 이해를 위한 세부 시스템 구성도

실험에서 추출된 궤적 정보를 이용하여 방향 관계를 분류하기 위해 TSR을 사용하여 유사성 측정을 하였으며, [그림 6-14]는 이동 객체 움직임 궤적 정보 추출을 통한 이동 객체의 움직임 이해를 위한 실험으로써, 입력 영상을 바탕으로 이동 객체의 움직임 정보와 고정 객체 영역과의 관계를 나타내고 있다.



[그림 6-14] 의미적 움직임 이해에 대한 실험 #1

또한, [그림 6-14]에서 고정 객체와 이동 객체의 움직임 정보는 특정 시간(t)에 대한 이동 객체의 좌표 값과 MBR의 중앙 좌표 값을 쌍으로 표현하고, 이동 객체의 움직임에 따른 위상 관계의 변화를 표현하여 정의한 움직임 동사와 매핑을 수행한다. 위 그림에서 비디오 출력부분의 사각형(파란색) 영역은 고정 객체의 영역으로 비디오와 인텍싱 영역에서 동일하게 나타내고 있으며, 이동 객체와 같은 비디오에서 여러 움직임 객체가 동시에 출현할 수 있기 때문에, 라벨링을 통해 객체 번호(Obj No : 37)로 구분하였다. 이를 통해 위 움직임은 5장에서 기술한 움직임 동사로 결과가 표현되며, 이동 객체의 움직임은 'exit'로 표현됨을 알 수 있다.

[그림 6-16]는 이동 객체와 고정 객체 사이의 크기 관계와 이동 객체의 넓이와 높이를 표현하고 있으며, 고정 객체와 이동 객체들 사이의 크기를 비교를 하고 있다. 최종 결과는 $DJ_1_DJ_1$ 에서 $DJ_4_OL_4$ 를 보이고 있으며, 'enter'로 출력된다. [그림 6-15]는 [그림 6-16]의 실제 비디오와 추적한 객체에 대한 정보이다.



[그림 6-15] 비디오에서 움직임 객체 정보

Semantic Motion Analysis

File | Low-level Feature Extraction(L) | Middleware(M) | Semantic Motion Analysis(S) | Help(H)

Video Information

NM InitX : 120 NM FinalX : 203 NM Width : 83
 NM InitY : 62 NM FinalY : 112 NM Height : 50

Motion Information

Moving Object enter to Non-moving Object
 Non-moving area is created.

Similarity Measure

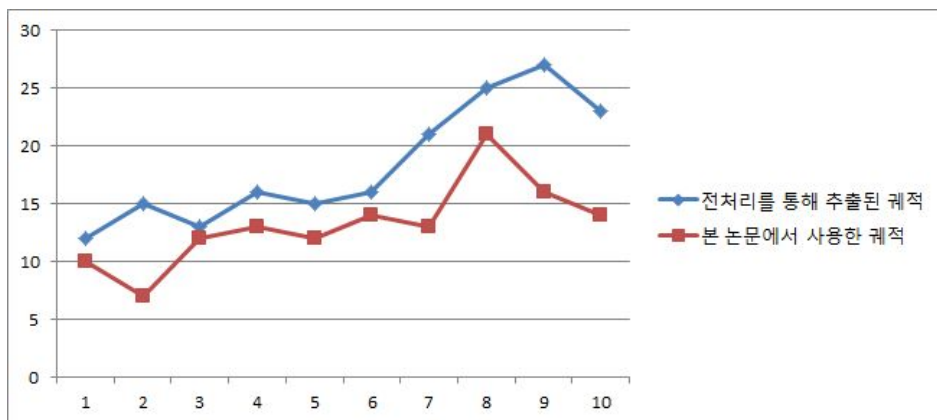
Select Object ID : 52

ID	Directional Relation		Topological Relation		Size changes of the object Relation		Velocity Relation
	MO Width	MO Height	Size changes(N...)	Size changes(MO)	Relation		
52	29	22	Small	Small	Disjoint4		
52	27	21	Small	Small	Disjoint4		
52	24	21	Small	Small	Disjoint4		
52	24	20	Small	Small	Disjoint4		
52	23	18	Small	Small	Disjoint4		
52	23	17	Small	Small	Disjoint4		
52	22	16	Small	Small	Disjoint4		
52	20	15	Small	Small	Disjoint4		
52	19	14	Small	Small	Disjoint4		
52	18	13	Small	Small	Disjoint4		
52	18	12	Small	Small	Disjoint4		
52	17	12	Small	Small	Disjoint4		

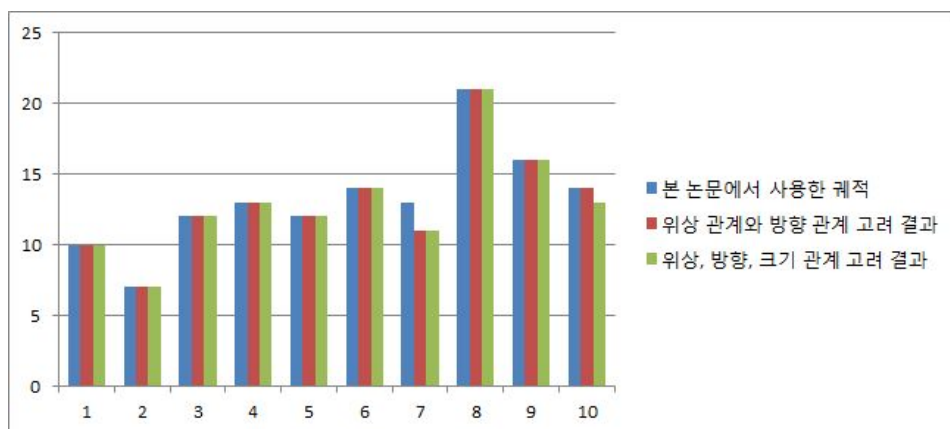
[그림 6-16] 의미적 움직임 이해에 대한 실험 #2

D. 실험 결과 분석

위 실험에 사용한 도로 CCTV 영상은 10개이며, 이에 대한 궤적 183개가 추출되었다. 이중에서 정확한 의미를 파악할 수 있는 132개를 실험에 사용하였다. [그림 6-17]은 영상별 입력 영상에서 궤적추출에 대한 인덱싱 비율인 Recall Rate로 X축은 10개의 영상을 나타내고 Y축은 영상별 궤적 수를 나타낸다. 실험에서 Recall Rate는 72.1%(132/183)를 보이고 있으며, 각 영상에 따른 추출된 궤적과 추출된 궤적 중 오류가 없는 궤적으로 본 논문에서 사용한 궤적을 이용하였다.



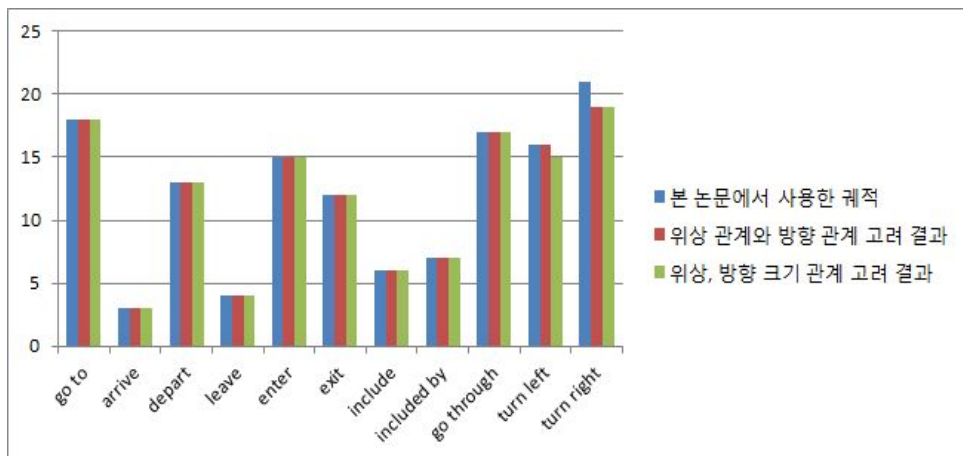
[그림 6-17] 영상별 Recall Rate 평가



[그림 6-18] 영상별 Precision Rate 평가

[그림 6-18]은 10개의 영상으로부터 인덱싱된 정보를 바탕으로 이동 객체의 의미적 이해가 잘 된 확률을 나타내고 있으며, 위상 관계 및 방향 관계만 고려한 결과와 위상, 방향, 크기 관계를 고려한 결과이다. [그림 6-19]는 움직임 동사를 이용한 [그림 6-18]을 재분류한 결과이다. 본 논문에서는 총 17가지의 움직임 동사를 선정하였으나 도로 영상을 이용한 실험에서 ‘go by’, ‘around’, ‘surround’와 같은 표현하기 힘든 관계와, ‘same’, ‘contact’와 같이 정적인 관계, ‘return’과 같은 고속도로에서 존재할 수 없는 관계를 제외한 12가지의 움직임 동사를 이용하여 실험하였다.

이와 같은 실험에 대한 Precision Rate는 [그림 6-18]과 같이 98.5%(130/132)를 얻었고, 크기 관계까지 고려한 결과는 약 97.7%(129/132)을 보였다.



[그림 6-19] 모션별 Precision Rate 평가

Recall Rate의 결과가 낮은 이유는 비디오 처리에서 객체 추출 및 궤적 추출에 대한 문제점으로 비디오에서 가로등이 있거나 장애물이 있는 경우, 장애물까지 객체로 추출하는 오류가 발생하였다.

Precision Rate에서 위상 관계 고려 결과에서 2건의 오류는 방향성의 오류로 TSR을 이용하여 각 면적의 합을 이용한 유사도를 측정하여 방향성을 판별하는데, 추출된 궤적의 면적이 서로 상쇄되어 방향성을 표현하지 못하고, ‘go_through’로 분류되는 문제점이 있었다. 또한 크기 관계는 사실상 배경에 대한 소실점(vanishing point)을 중심으로 표현해야하지만, 대체적으로 객체 크기로 소실점을 대체할 수 있는 관계로 비교적 좋은 결과를 얻었다. 하지만 도로가 심한 커브를 그리면서 소실

점이 양쪽으로 분산되는 경우는 이러한 오류가 발생했다.

속도 관계는 같은 비디오 데이터 내에서 시간에 흐름에 따른 이전 프레임의 객체와 현재 프레임의 차를 이용하여, 속도를 계산할 수 있다. 본 응용에서 속도 관계는 제외하였는데, 추출된 객체와 궤적간이들의 속도 관계는 표현이 가능하나, 다른 영상들 사이의 속도 관계는 시점(view point)이 상이하므로 서로 비교 대상이 되지 않는다. 또한 같은 비디오에서 비슷한 위상 관계에서만 의미가 있으므로 본 응용에서 속도 관계는 제외하였다.

이동 객체의 움직임 이해와 관련된 기존 연구들과 본 연구와는 실험 데이터 및 조건이 상이하여 상대적인 비교평가가 힘들다. 이에 선행 연구[37]와 본 연구 사이의 정량적 평가는 기존 약 92.9%에서 98.5%으로 성능이 향상되었다. 선행 연구에서는 방향 관계와 위상 관계만 고려하였으므로 본 연구에서도 같은 조건을 고려하여 평가하였다. 결과적으로 선행 연구보다 본 연구에서 시공간 관계가 더 명확히 정의되고 세분화되었기에 이와 같은 성능 향상이 이루어졌다.

VII. 결 론

인간이 생각하는 사고를 표현하는 어휘는 고차원 정보로 컬러, 형태, 질감, 패턴 등 다양한 저차원 정보와는 시맨틱 갭을 가지고 있으며, 이를 해결하고자 많은 연구가 진행되고 있다. 본 연구도 시공간 관계를 기반으로 이동 객체의 의미적 이해를 목표로 하고 있다.

저차원 정보는 오랫동안 많은 연구를 통해 어느 정도 가시적인 성과를 보이고 있으나, 고차원 정보를 표현하는 어휘는 그 특성상 대표성을 띄는 어휘가 선정되고 분류를 통한 체계화가 이루어져있지 않다.

본 논문의 최종 목표는 이동 객체의 의미적 이해를 통한 시맨틱 갭을 줄이고자 하는데 그 목적이 있으며, 그 대상은 영역 기반 시공간 관계를 구성하는 모델들 사이의 의미적 관계를 연결하고, 어휘를 매핑하여, 이를 해결하고자 한다. 이를 위해 시간에 흐름에 따른 객체의 시간 관계, 공간상에서 객체의 위치의 변화에 따른 위상 관계와 방향 관계, 크기 변화에 따른 크기 관계, 속도 변화를 정의한 속도 관계를 이용하여 시공간 관계를 정의하며, 저차원 정보와 고차원 정보의 매핑을 위해 추론 규칙을 기반으로 온톨로지를 구축하고, Markov Logic Network를 이용하여 제안한 방법론을 검증하였다. 마지막으로 본 연구에 대한 실 응용으로 비디오 데이터를 사용하였으며, 이동 객체의 의미적 이해를 위한 실험에서 97.7%의 좋은 결과를 도출하였다. 그러나 비디오 처리 중 객체 및 궤적 추출에 관한 실험에서는 72.1%로 그렇지 못하였으며, 향후 좀 더 나은 알고리즘 적용을 통한 인식률 향상이 필요하다.

본 논문의 의의는 다음과 같다. 먼저 시공간 관계를 구성하는 객체의 관계를 일반화하여 정의하였고, 공유 및 재사용을 위해 온톨로지 구축을 통하여 정형화시켰으며, 확률적 추론을 통한 시공간 관계의 검증을 수행하여 이를 검증하였다. 마지막으로 비디오 데이터를 이용한 실 응용을 통하여 향후 다양한 분야에 적용 가능성을 보였다.

이와 같은 시공간 관계를 이용한 객체 움직임 이해를 통해 이동 객체 비교, 검색과 비디오 자동 주석 및 요약이 가능하며, 응용 분야에는 ITS에서 사고탐지 및 정체구간 파악, 보안 분야에서 감시 시스템 및 침입 탐지 시스템에 적용이 가능하다.

뿐만 아니라 소셜 네트워크에서 맵 기반의 위치 정보를 활용한 객체의 관계 표현 등의 그 활용분야가 다양하리라 생각된다.

참고문헌

- [1] Zaher A. Aghbari, "Studies on Modeling and Querying Video Databases", degree of Doctorate of Philosophy, Kyushu University, 2001.
- [2] Remi Megret et al, "A Survey of Spatio-Temporal Grouping Techniques", Research Report CS-TR-4403, LAMP, Univ. of Maryland, 2002.
- [3] Pedro Carvalho de Oliveira, "Probabilistic Reasoning in the Semantic Web using Markov Logic", MSc Thesis, July, 2009.
- [4] J. F. Allen, "Maintaining Knowledge About Temporal Intervals", Communications of the ACM, vol. 26, no. 11, Nov. 1983, pp. 832-843.
- [5] M. J. Egenhofer, "Definitions of Line-Line Relations for Geographic Databases", Proc. 16th Int'l Conf. Data Eng, 1993, pp. 40-46.
- [6] M. J. Egenhofer and K.K. Al-Taha, "Reasoning about Gradual Changes of Topological Relationships", Proc. Int'l Conf. GIS - From Space to Territory: Theories and Methods of Spatio - Temporal Reasoning in Geographic Space, 1992, pp. 196-219.
- [7] M. J. Egenhofer and R. Franzosa, "Point-set topological spatial relations", International Journal of Geographical Information Systems, vol. issue 2, 1991, pp. 161-174.
- [8] M. J. Egenhofer and D. Mark, "Modeling Conceptual Neighborhoods of Topological Line-Region Relations", Int'l J. Geographical Information Systems, vol. 9, no. 5, 1995, pp. 555-565.
- [9] J. W. Chang, Y. j. Kim and K. J. Chang, "A Spatial Match Representation Scheme for Indexing and Querying in Iconic Image Databases", ACM International Conference on Information and Knowledge Management, Nov. 1997, pp. 169-176.
- [10] Jae-Woo Chang and Yeon-Jung Kim, "Spatial-Match Iconic Image Retrieval with Ranking in Multimedia Databases", Proceedings of Advances in Web-Age Information Management: Second International Conference, Jul.

2001, pp. 3-13.

- [11] W. Ren, M Singh and S Singh, "Image Retrieval using Spatial Context", 9th International Workshop on Systems, Signals and Image Processing, Nov. 2002, pp. 44-49.
- [12] Anthony J. T. Lee, H. P. Chiu and P. Yu, "Similarity Retrieval of Videos by using 3D C-String knowledge Representation". Journal of Visual Communication & Image Representation, 2005, pp. 749-773.
- [13] S. Y. Lee and F. J. Hsu, "Spatial reasoning and similarity retrieval of images using 2D C-String knowledge representation", Pattern Recognition, vol. 25, no. 3, 1992, pp. 305-318.
- [14] Vincent S. Tseng, Ja-Hwung Su, Jhih-Hong Huang and Chih-Jen Chen, "Semantic Video Annotation by Mining Association Patterns from Visual and Speech Features", PAKDD, 2008, pp. 1035-1041.
- [15] John Z. Li, M. Tamer Ozsu and Duane Szafron, "Modeling of Moving Objects in a Video Data-base", In Proceedings of the International Conference on Multimedia Computing and Systems, 1997, pp. 336-343.
- [16] N. Guarino and P. Giaretta, "Ontologies and Knowledge bases: towards a terminological clarification", In N. Mars, Ed. Toward Very Large Knowledge Bases: Knowledge Building and Knowledge Sharing, 1995, pp. 25-32.
- [17] A. Akolekar, F. Huch and K. Sycara, "Concurrent Semantics for the Web Services Specification Language Daml-S", In Proc. of the Coordination 2002 conf., 2002, pp. 14-21.
- [18] Jeremy J. Carroll, Jos De Roo, "OWL Web Ontology Language Reference", <http://www.w3.org/TR/owl-test/>, W3C Recommendation 10 February 2004.
- [19] Peter F. Patel-Schneider, Patrick Hates, Ian Horrocks, "OWL Web Ontology Language Semantics and Abstract Syntax", <http://www.w3.org/TR/owl-semantics/>, W3C Recommendation 10 February 2004
- [20] Chang Choi et. al., "Travel Ontology for Intelligent Recommendation System", Third Asia International Conference on Modelling & Simulation, 2009, pp. 637-642.

- [21] 최용준, “대용량 ABox에서 서술논리 SHIQ(D) 추론 지원 방법” 숭실대학교 대학원 석사학위 논문, 2006.
- [22] E. Charniak, “Bayesian networks without tears” AI Magazine, vol. 12, issue 4, 1991, pp. 50-63.
- [23] http://en.wikipedia.org/wiki/Bayesian_networks
- [24] http://en.wikipedia.org/wiki/File:Markov_random_field_example.png
- [25] S. Kok, and P. Domingos, “Learning the Structure of Markov Logic Networks”, ICML 2005: Proceedings of the 22nd international conference on Machine learning, 2005, pp. 441 - 448.
- [26] C. M. Bishop, “Pattern Recognition and Machine Learning”, Text book., Springer, 2006.
- [27] 황규백, 봉서용, 구현서, 백은옥, “마코브 논리 기반의 시맨틱 문서 검색”, 정보과학회 논문지 제16권 6호, 2010. 06, pp. 631-751.
- [28] 조미영, “비디오 데이터의 객체 움직임간 의미 유사성 측정”, 조선대학교 일반대학원 박사 학위 논문, 2008.
- [29] Milind Ramesh Naphade et al., “A Factor Graph Framework for Semantic Video Indexing”, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 12, no. 1, 2002, pp. 40-52.
- [30] M. Bastan, H. Çam, U. Güdükbay and Ö. Ulusoy, “BilVideo-7: An MPEG-7 Compatible Video Indexing and Retrieval System” IEEE Multimedia, vol. 17, no. 3, 2010, pp. 62-73.
- [31] Mehmet Emin Donderler, Ediz Saykol, Umut Arslan, Ozgur Ulusoy and Ugur Gudukbay, “Bilvideo: Design and Implementation of a Video Database Management System”, Multimedia Tools and Applications, vol. 27, no. 1, Sep. 2005, pp. 79-104.
- [32] Changsheng Xu et al, “A Novel Framework for Semantic Annotation and Personalized Retrieval of Sports Video”, IEEE TRANSACTIONS ON MULTIMEDIA, 2008, pp. 421-436.
- [34] Ju sun et al, “Hierarchical Spatio-Temporal Context Modeling for Action Recognition”, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009, pp. 2004-2011.

- [35] Jian Li, Shaogang Gong and Tao Xiang “Global Behaviour Inference using Probabilistic Latent Semantic Analysis”, British Machine Vision Conference, 2008, pp. 193-202.
- [36] B. Morris and M. Trivedi, “Learning and Classification of Trajectories in Dynamic Scenes: A General Framework for Live Video Analysis”, in Proc. IEEE Inter. Conf. on Advanced Video and Signal based Surveillance, Sep. 2008, pp. 154-161.
- [37] 최창, “비디오 내 움직임 객체의 의미적 표현을 통한 궤적 검색”, 조선대학교 일반대학원 석사 학위 논문, 2007.
- [38] C, C, Chang and J,H Jiang, “A fast Spatial Match Retrieval Using a Superimposed Coding Techniques”, International Symposium on ADT(Nara, Japan), 1994, pp. 71-78.
- [39] http://en.wikipedia.org/wiki/Euclidean_space
- [40] Beth Levin, “English Verb Classes and Alternations : *A preliminary Investigation*”, The University of Chicago Press, 1993.
- [41] Lisa Pearl, “Home to the castle and Other Locative Oddities”, For graduate syntax class spring 2003.
- [42] LT. Blear, M. Palmer, and K. Vijay-Shanker. “Motion verbs and semantic features in TAG”, In TAG+4 Workshop, 1998.
- [43] 이홍렬 “의미적 움직임 모델링 기반 비디오 내 이동 객체 그룹화”, 조선대학교 일반대학원 석사 학위 논문, 2009.
- [44] <http://wordnet.princeton.edu/>
- [45] Domingos, P. and Lowd, D., “Markov Logic: An Interface Layer for Artificial Intelligence”, Morgan & Claypool, 2009, pp. 1-155.
- [46] http://en.wikipedia.org/wiki/Markov_logic_network
- [47] Matthew Richardson and Pedro Domingos, “Markov Logic Networks”, Machine Learning, vol. 62, 2006, pp. 107-136.
- [48] <http://alchemy.cs.washington.edu/>
- [49] 김영주, “배경 분리 기반의 실시간 객체 추적을 위한 개선된 적응적 배경 혼합 모델”, 한국컴퓨터정보학회 논문지 제10권 제6호, 2005. 12, pp. 187-193.
- [50] 최창, 조미영, 최준호, 최동진, 김판구, “움직임 객체의 의미적 모델링을 통한 차량 흐

를 자동 분석”, 한국ITS학회논문지 제8권 제6호, 2009. 12, pp. 36-45.

[51] http://www.codeproject.com/cs/media/Motion_Detection.asp

[52] 광근환 외, “임베디드 환경에서의 새로운 문자 입력 솔루션 : 온라인 문자 인식 알고리즘과 응용 프로그램 적용”, 마이크로소프트웨어 마소인터랙티브, 2008.

[53] Martin Erwig and Markus Schneider, “Spatio-Temporal Predicates”, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 14, no. 4, July/August. 2002, pp. 881-901.

[54] I. Horrocks and U. Sattler, “Ontology Reasoning in the SHOQ(D) Description Logic,” Proc. of 17th International Joint Conference on Artificial Intelligence(IJCAI01), American Association for Artificial Intelligence, 2001.

감사의 글

항상 부족한 저에게 많은 사랑과 관심을 베풀어주신 어머니님, 장인어른, 장모님의 격려 덕분에 연구에만 매진할 수 있었습니다. 힘든 상황에도 불구하고 항상 믿고 따라주는 사랑하는 아내와 너무도 작고 힘들게 이 세상에 나와 행복을 안겨준 우리 딸 유나에게 정말 감사하고 있습니다.

지난 10년간 때로는 아버지같이 때로는 선배같이 항상 바른길로 인도해주시고, 힘들 때마다 다독여주신 김판구 교수님께 무한한 감사를 드립니다. 바쁘신 중에도 기꺼이 부족한 논문을 심사하여 주시고, 소중한 조언을 해 주신 이준 교수님, 김충원 교수님, 이상돈 교수님, 김한일 교수님께 감사드립니다. 대학원 생활동안 많은 가르침을 주신 이성주 교수님, 조범준 교수님, 이정아 교수님, 정일용 교수님, 배용근 교수님, 정현숙 교수님께 감사 말씀을 전합니다.

연구실을 떠나 각자 자신의 위치에서 열심히 맡은바 업무에 충실히 임하고 있는 선후배와 연구실에서 많은 연구를 같이한 조미영 박사에게 항상 행운이 깃들길 바랍니다. 특히 항상 옆에서 많은 조언과 힘이 되어준 최준호 박사님께 진심어린 감사를 전합니다.

앞으로 연구실을 이끌어나갈 박사과정 최동진, 고병규, 김정인 후배와 열심히 석사 졸업 준비 중인 김하영 후배, 연구실에 들어와서 묵묵히 맡은바 일과 연구에 적응해 나가고 있는 정희진, 이은지 후배에게 고맙다는 말을 전합니다.

앞으로 언제 어디서든 부끄럽지 않은 제자, 선배, 후배의 모습을 살아가겠습니다. 저를 아는 모든 분들께 항상 행복과 기쁨이 넘치길 바랍니다.