

# 상황인식을 위한 물체간 토폴로지관계의 표현 및 추론

## Representation and inference of topological relations between objects for spatial situation awareness

미나미 타카시<sup>1</sup>, 유 재 관<sup>2</sup>, 정 낙 영<sup>2</sup>

Minami Takashi<sup>1</sup>, Ryu Jae-Kwan<sup>2</sup>, Chong Nak Young<sup>2</sup>

**Abstract** Robots need to understand as much as possible about their environmental situation and react appropriately to any event that provokes changes in their behavior. In this paper, we pay attention to topological relations between spatial objects and propose a model of robotic cognition that represents and infers temporal relations. Specifically, the proposed model extracts specified features of the co-occurrence matrix represents from disparity images of the stereo vision system. More importantly, a habituation model is used to infer intrinsic spatial relations between objects. A preliminary experimental investigation is carried out to verify the validity of the proposed method under real test condition.

**Keywords** : Situation Awareness, Topological Relation, Habituation Model, Co-occurrence Matrix

### 1. 서 론

최근 지능로봇의 연구는 종래의 상정된 환경에서 정해진 작업을 수행하는 수준에서 벗어나 인간의 생활환경과 같은 복잡하고 가변적인 환경에서 로봇이 필요한 동작을 자율적으로 생성하도록 하는 방향으로 발전하고 있다. 향후 로봇이 일상생활에서 인간과 공존해 나가기 위해서는 실공간의 정보를 실시간으로 취득하여 상황을 이해하고 그 상황에 적절한 행동을 구현하는 것이 필수불가결하다. 상황인식이란 「환경에 존재하는 요소를 시공간적으로 지각하여, 그 의미를 이해하고, 그것들의 가까운 장래를 예측하는 것」이라고 정의된다<sup>[1]</sup>. 예를 들어 무인자동차, 무인항공기<sup>[2,3]</sup>, 로봇<sup>[4,8]</sup> 등의 이동을 위한 인식시스템의 개발이나 긴급사태를 정확하게 인식하기 위한 구급차 관리센터의 개발 등 다방면에 걸쳐 중요성이 대두되고 있다. 최근 많은 연구자들로부터 효율적인 상황인식을 위한 여러 가지 방법들이 시도되고 있지만<sup>[9-14]</sup>, 아직 근본적인 해결방법은 제시되지 못하고 있다.

본고에서는 미지의 동적 환경하에서 로봇이 스스로 공간적 상황변화를 판단할 수 있도록 물체간의 토폴로지(topology)관계를 정의하고, 화상정보로부터 얻어지는 픽셀과 거리정보를 co-occurrence matrix를 이용하여 표현함으로써 토폴로지관계를 취득하는 방법을 기술한다. 아울러 순화평가모델(habituation model)을 이용하여 물체와 물체 간의 일시적인 관계가 아닌 고유의 상관관계를 추론하고 지식화할 수 있는 방법을 제안한다. 제안된 추론 알고리즘의 유효성을 검증하기 위하여 평가실험을 실시하였다.

### 2. 공간표현의 정의

실공간내의 두개의 물체간의 관계를 표현하기 위하여 그림 1과 같이 거리정보, 방향정보, 접촉정보가 이용될 수 있다. 거리는 일반적으로 정량적 기준을 이용하여 절대적 개념으로 정의할 수 있으나, 「대소, 원근, 장단」 등의 상대적인 개념으로도 정의되어질 수 있다. 방향은 「동서남북」 등의 절대적 방향관계와 「전후, 좌우, 상하」 등의 상대적 방향관계가 있다. 절대적 방향은 공통된 좌표계를 이용하여 판단해야 하나, 상대적 방향은 각각의 기준물체를 중심으로 상대물체의 방향을 표현할 수 있다. 접촉은 상대적인 관계로 「연속, 극한」

<sup>1</sup> Yaskawa Electric 반도체로봇사업부

<sup>2</sup> Japan Advanced Institute of Science and Technology 정보과학연구과  
로보틱스연구실 {jaekwan, nakyoung}@jaist.ac.jp

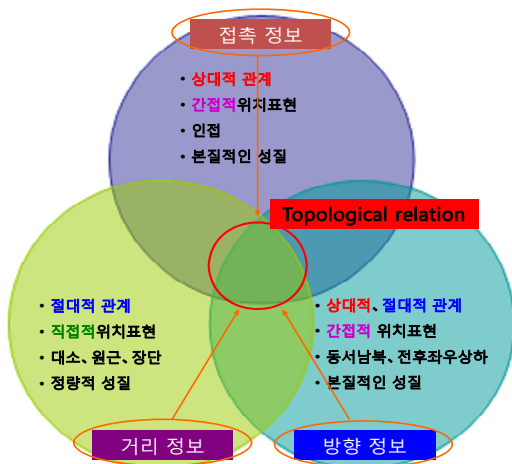


그림 1. 공간관계의 표현요소

이라는 개념이 있어 물체가 서로 접촉하고 있는지의 구별이 가능하다. 이처럼 물체간 공간내의 위치관계를 표현하는 방법은 절대적인 표현과 상대적인 표현으로 나눌 수 있다.

사람은 공간상에 존재하는 물체들의 대략적인 3차원 구조나 물리법칙들에 관한 지식을 바탕으로 물체들간의 관계를 쉽게 추정한다. 그리고 물체나 자신의 위치를 전달함에 있어 위도나 경도 등의 절대적 표현을 사용하지 않고 물체와 자신과의 공간적 관계, ‘내 앞에 책상이 있다’, ‘모니터 앞에 키보드가 있다’와 같이 상대적인 표현을 사용한다. 이것은 전술한 것처럼 물체간 잠재적 상호관계를 표현하고 추정하는데 용이하기 때문이다. 그리고 부분적 데이터의 결핍이나 정량적 측정오차에 상관없이 다른 데이터로부터 정보를 보완할 수 있는 장점이 있다. 따라서, 본 연구에서 사람이 사용하는 상대적 표현에 주목하여 카메라의 화상정보로부터 토폴로지관계를 추출한다.

### 3. 토폴로지(topology) 관계

앞장에서 분류한 것처럼 두개의 물체간의 관계를 표현하기 위하여 거리정보, 방향정보, 접촉정보를 이용할 수 있는데, 그림 1과 같이 각 정보가 가지는 상대적인 특징을 종합한 것을 토폴로지관계라고 정의한다. 이 토폴로지관계는 사람이 사용하는 상대적 표현과 유사하며, 정성적인 물리법칙을 사용하기 때문에 표현과 추론이 쉽다. 이하 각 정보의 토폴로지관계를 정의한다.

#### 3.1 거리정보

본고에서는 거리정보로서 근접도를 나타내는 「가까이 있다(NEAR)」의 정보를 정식화한다. 일반적으로 방

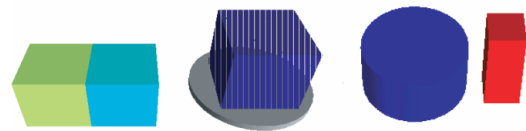
과 같은 공간에서는 거리의 최대치가 결정되어 있고, 「가깝다」가 아니면 「멀다」라고 표현될 수 있으므로 근접도만으로도 물체간 거리정보의 표현이 충분하다.

#### 3.2 방향정보

목적물체가 기준물체에 대해서 어느 방향에 위치하는지를 표현하려면 기준물체에 정의된 등간격의 방향축을 이용하여 표현하는 방식과, 기준물체마다 전후관계가 미리 결정된 좌표축을 이용하는 방식이 있다. 후자는 시점이 변해도 방향정보가 변하지 않는 이점이 있지만 미리 각 물체의 앞뒤를 결정해야 어려움이 있다. 사람은 사전지식을 이용하여 물체의 형상으로부터 쉽게 앞뒤를 구별할 수 있지만 로봇에서는 매우 어려운 작업이 될 수가 있다. 본고에서는 전자의 경우를 이용하여 방향정보를 결정한다.

#### 3.3 접촉정보

접촉정보는 그림 2와 같이 물체의 경계의 일부가 다른 물체와 좌우의 방향정보를 가지고 접하는 「인접관계(BORDER)」, 다른 물체를 지지하고 있는 상하의 방향정보를 가지고 접하는 「지지관계(OVERLAP)」 및 기타 인접 및 지지관계로 분류할 수 없지만 「접촉관계가 있다(CONTACT)」, 「물체간의 관계가 없다(DISCONNECT)」의 네가지로 유형화한다.



(왼쪽부터 BORDER, OVERLAP, DISCONNECT)

그림 2. 접촉관계

## 4. 물체간의 관계표현

Co-occurrence matrix는 발생하는 이벤트(event)속에 포함되어 있는 각각의 항목간의 연관성을 이벤트의 발생빈도로 나타내어 모든 항목간 이벤트의 관련성을 표현하는 행렬이다<sup>[15-16]</sup>. 본고에서는 co-occurrence matrix를 이용하여 물체간 토폴로지관계를 표현하기 위해서 카메라의 화상정보를 재표현함으로써 아래와 같이 관계표현행렬  $R^0$ 를 정의한다.

$$R^0 = \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,N+1} & b_1 & c_1 \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,N+1} & b_2 & c_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{N+1,1} & a_{N+1,2} & \dots & a_{N+1,N+1} & b_{N+1} & c_{N+1} \end{pmatrix} \quad (1)$$

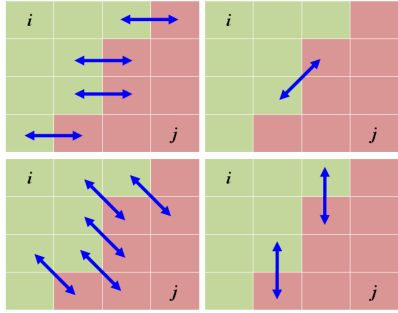
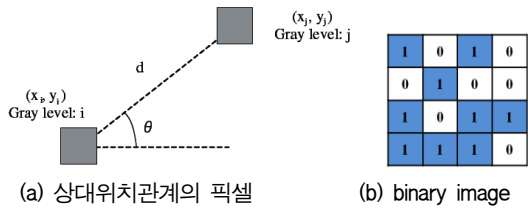


그림 3. 카메라 화상정보의 재표현

$$A^\theta = \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,N+1} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,N+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N+1,1} & a_{N+1,2} & \dots & a_{N+1,N+1} \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$B = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{N+1} \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$C = \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_{N+1} \end{pmatrix} \quad (4)$$

상기 관계표현행렬에서 N은 물체의 수,  $\theta$ 는 픽셀 간의 방향성을 의미한다.  $A^\theta$ 는 각 방향에 따른 물체간의 관련성을 나타내는 행렬(co-occurrence matrix)이며, 접촉정보의 지표가 된다. 그림 3과 같이 이미지상에서 물체 i와 물체 j가 있으면, 각각의 물체는 특정 픽셀 값으로 표현되어 구분하게 된다.  $A^\theta$ 의 각 요소  $a_{ij}$ 는 그림 3-(a)와 같은 상대위치관계의 픽셀 값들이 0°, 45°, 90°, 135°의 방향에 얼마나 존재하는지를 나타내는 카운트(count)를 정규화한 값을 의미한다. 그림 3-(b)의 바이너리 이미지를 예로 계산하면, 픽셀값 0과 1의 네 방향의 정규화하지 않은 co-occurrence matrix는 픽셀간격 d가 1의 경우 0°=[2 8; 8 6], 45°=[6 2; 2 8], 90°=[2 9; 9 4], 135°=[4 4; 4 6]가 된다. 본고에서는 스테레오 비전시스템으로부터 계산되는 시차이미지(disparity image)를 이미지 정보로 사용함으로써, 물체의 색깔, 무늬에 영향을 받지 않고, 물체들과 배경의 분리를 용이하도록 하

였다. B는 시차이미지로부터 계산되는 거리정보를 이용하여, 카메라로부터 물체까지의 거리데이터를 표시하는 행렬로 방향정보인 전후관계의 지표가 된다. C는 물체간의 상대적인 방향정보를 나타내는 행렬이며, 이미지상의 제일 좌측의 물체를 기준으로 했을 때 각각의 목적물체와의 방향정보의 지표가 된다. 따라서 관계표현행렬  $R^\theta$ 는 각각의 정보를 나타내는 3개의 행렬을 하나로 정리한 행렬이 된다.

### 5. 토폴로지관계 도출알고리즘

앞서서, 거리, 방향, 접촉정보가 가지는 상대적인 특징을 종합한 것을 토폴로지관계라고 정의했다. 이하에서는 각 정보의 도출알고리즘을 설명한다.

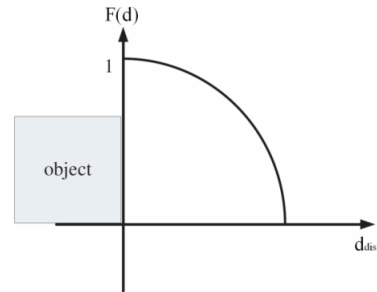


그림 4. “NEAR”의 정의

#### 5.1 거리정보

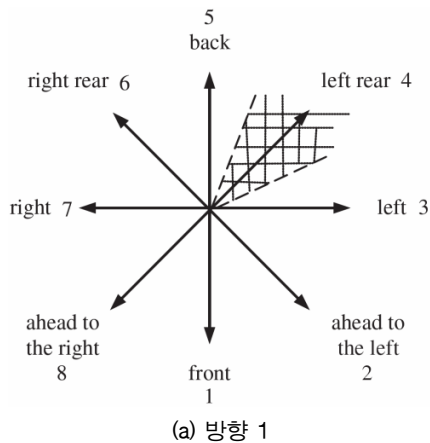
거리정보는 그림 4와 같이 기준물체의 위치로부터 거리의 제공에 비례해 거리가 0일 때가 가장 확실성이 높고, 거리가 멀수록 확실성이 낮아지는 함수를 이용하여 결정한다. 즉, 값이 1에 가까워질수록 「인접관계(BORDER)」가 될 가능성이 높아진다. 이 함수의 비례 정수, 즉 거리에 따라 얼마나 확실성이 변화하는가 하는 값은 물체의 높이나 폭에 의존한다고 생각할 수 있다. 통상 물체의 높이나 폭이 클수록 확실성이 높은 범위가 넓어진다고 생각할 수 있으므로 비례계수는 작아진다. 따라서 「가까이 있다(NEAR)」의 확실성을 나타내는 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$F(d) = -\alpha \left( \frac{d_{dis}}{R_h} \right)^2 + 1 \quad (5)$$

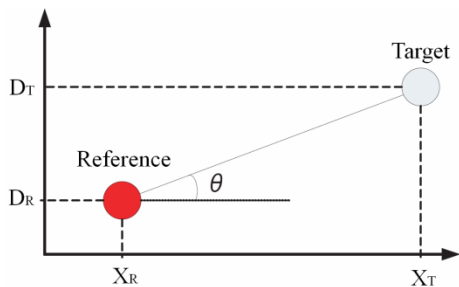
여기서  $R_h$ 는 물체의 높이,  $d_{dis}$ 는 기준물체로부터 목적물체까지의 거리를 나타낸다.

#### 5.2 방향정보

기준물체에 대한 목적물체의 방향정보는 기준물체



(a) 방향 1



(b) 방향 2

그림 5. "Direction"의 정의

를 원점으로 그림 5-(a) 총 여덟개의 방향축으로 표현한다. 기준물체와 목적물체의 위치는 스테레오 비전시스템을 이용하여 측정한다.

$$X = X_T - X_R \quad (6)$$

$$D = D_T - D_R \quad (7)$$

$$\theta_d = \arctan \frac{|D|}{|X|} \quad (8)$$

실제 방향정보를 계산하기 위해서 그림 5-(b)에서의 각각의 값들을 식 (6), (7), (8)을 이용하여 계산하였다.  $X_T$ ,  $X_R$ 은 각각 목적물체와 기준물체의 위치정보이고  $D_T$ ,  $D_R$ 은 각각 목적물체와 기준물체의 거리정보,  $\theta_d$ 는 방향지표이다.  $\theta_d$ 에 의해서 절대적인 방향을 알 수 있지만 본고에서는 상대적인 표현방법에 착안하고 있기 때문에 각 방향은  $\pm 22.5^\circ$ 의 폭을 가지고 「앞, 뒤, 왼쪽, 오른쪽, 왼쪽앞, 오른쪽앞, 왼쪽뒤, 오른쪽뒤」 등을 결정한다.

### 5.3 접촉정보

4장에서 정의한  $A^\theta$ 의 각 요소  $a_{ij}$ 를 이용하여 각 방

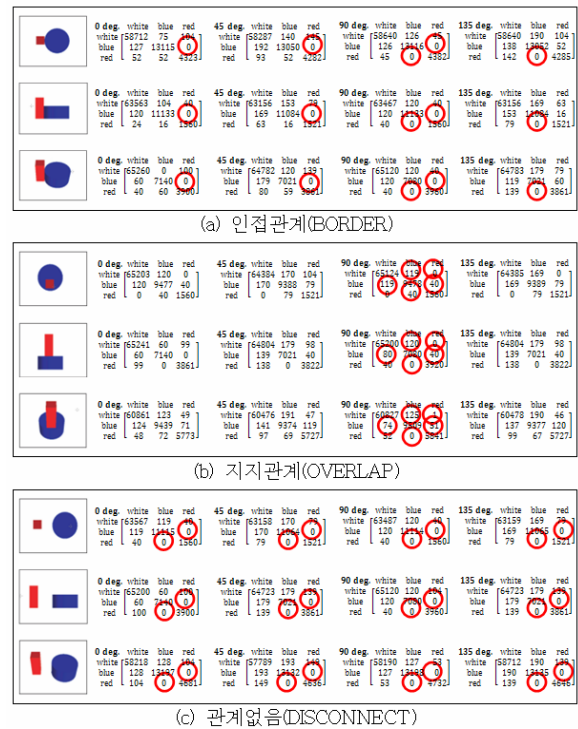


그림 6. 관계 변화에 따른  $A^\theta$ 의 특징(시점: 위, 옆, 45도)

향에 따른 픽셀간 상대위치관계를 표현할 수 있는데, 기준물체와 목적물체의 좌우 및 상·하의 방향정보도 동시에 얻을 수 있다. 물체간 접촉관계를 판단하기 위해서 기준물체와 목적물체간의 경계에서 나타나는 각 방향별 관계표현행렬의 특징을 이용한다. 관계표현행렬에서의 값의 크고 작음은 각 방향별 상대위치관계의 픽셀들이 많거나 적다는 것을 의미한다. 그림 6은 두 물체간의 접촉관계인 인접, 지지, 관계없음이 각 방향별 관계표현행렬에서 나타나는 특징(빨간 동그라미)으로 구별되며, 카메라시점이 상단, 측면, 45°로 바뀌어도 방향별 관계표현행렬의 특징이 유지되는 것을 보여준다. 또한, 물체간 관계가 앞의 세 관계로 분류되지 않을 경우는 「관계있음(CONTACT)」으로 분류하여 차후 토폴로지관계를 추론함에 있어서 보상관계로 사용한다.

실환경에서는 노이즈에 의한 오차 등을 고려할 필요가 있고 각각의 물체의 크기에 의해서 threshold에 차이가 나면 계산프로세스를 자동화할 수 없어서 다음과 같이 각 요소를 정규화했다.

$$a_{ij}^* = \max \left( \frac{a_{ij}}{\sum_i a_{ij}}, \frac{a_{ij}}{\sum_j a_{ij}} \right) \quad (9)$$

상기 식에 의해서 본 연구의 실험에서는 실환경의 threshold를 1.85로 설정했다.

### 6. 순화평가모델(habituation model)

인간은 태어나면서부터 학습과 경험을 통해 지식을 축적해 나간다. 지식에 근거하여 외부 상황을 예측하고, 감각계를 통해 취득한 관찰과의 일치도를 높이고, 지식을 갱신해 간다. 특히 유아는 새로운 자극, 신기한 자극을 주면 주위를 기울인다. 그러나 같은 자극이 계속 주어지면 사람은 서서히 그 자극에 익숙해져 다른 자극에 주위를 기울이게 되는데 이러한 현상을 순화(habituation)라고 한다. 이것은 동물의 일상생활에 있어서 의미가 없는 반응을 배제하려는 환경적응의 좋은 예가 된다. 반복되는 자극에의 응답이라고 하는 경험을 쌓은 이유로 행동에 변화가 발생했으므로 가장 단순한 형태의 학습이라고 할 수 있다. 또, 일단 순화가 성립하면 자극 정지 후에도 비교적 장기간 유지되는 경우가 많아 기억의 한측면이라는 면도 견비하고 있다. 예를 들면 동물의 도피행동이 일레로, 그림 7은 미국가재의 도피행동의 순화곡선을 보여주고 있다<sup>[17-18]</sup>. 그림에서 보여주듯이, 자극간격이 작을수록 반복 자극에 대해 더 빠르게 순화되는 것을 알 수 있다. LG(lateral giant neuron)는 가재의 도피반응에 관련된 복부 중추신경의 중간 뉴런을 말하며, n은 각 자극조건에서의 피실험체의 개체수를 의미한다.

본고에서는 로봇이 시간변화, 환경변화에 따라 자율적으로 물체간의 관계를 파악하고, 그 관계의 신뢰성을 표현하는 순화평가모델을 식(10)으로 정의한다.

$$H = 1 - \alpha \times \exp(-kx_{j,A,B}) \quad (10)$$

여기서  $\alpha$ ,  $k$ 는 정수,  $j$ 는 토폴로지관계의 종류,  $A, B$ 는 물체를 나타낸다. 즉,  $x_{j,A,B}$ 는 「물체 A 와 물체 B의 관계는 j 이다」라는 의미를 지닌다. 함수  $H$ 는 0에서 1사이의 값을 가지는데 관계정보가 정확할수록 1에 가까운 값이 된다. 그리고 입력이 적을 때는 크게

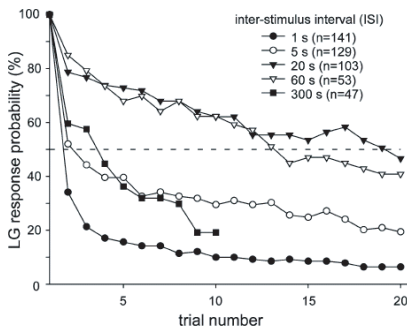


그림 7. 가재의 도피반응(crayfish)

변화하지만, 반복이 진행됨에 따라 변화율은 낮아진다. 이것은 순화현상을 모방한 것으로 물체간 고유관계의 획득 및 더 나아가 로봇행동의 자율적인 취사선택이 가능해질 수 있다.

### 7. 시스템 구성

본 장에서는 실제 스테레오 비전시스템을 이용하여 제안된 물체간 표현방법과 추론방법을 구현한다.

#### 7.1 실험장치

스테레오 비전시스템은 Point Grey사의 CCD 컬러카메라 Flea를 이용하여 구성하였다. Flea는 30×30×30mm(렌즈 제외)로 소형이면서 640×480의 해상도와 60fps의 반응속도를 갖고, IEEE1394로 PC와 통신한다. 그림 8과 같이 두 대의 카메라를 15cm 간격(base-line)으로, 높이 17cm의 Pan/Tilt장치위에 설치하였다. Pan/Tilt 장치는 RS-232방식으로 PC와 통신한다. 실험에 사용된 PC는 일반적인 Intel CPU 기반의 컴퓨터(Pentium 4, 2.8Ghz)를 이용하였다.

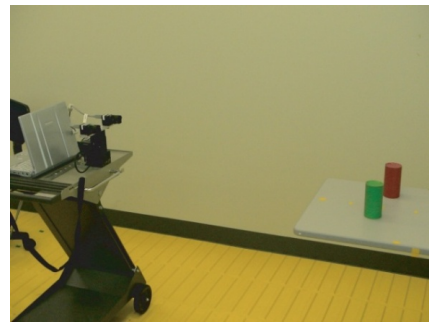


그림 8. 실험 환경

#### 7.2 인식/추론 프로그램

스테레오 비전시스템의 화상정보를 이용하여 제안된 인식 및 추론 알고리즘을 마이크로소프트사의 Windows 하에서 Visual C++를 이용하여 구현하였다. 인식 및 추론 프로그램은 크게 다섯가지 기능으로, 카메라로부터의 화상정보 취득, 취득된 영상으로부터 거리정보 계산, 환경변화를 인식하기 위한 모션벡터 계산, 관계표현행렬을 이용하여 물체간 토폴로지관계 표현, 순화모델을 이용한 물체간 잠재적 상호관계 추론으로 구성된다. 본 절에서는 스테레오 비전을 이용한 거리정보 계산, 모션 벡터를 이용한 이벤트 발생에 관하여 기술한다.

##### 7.2.1 시차이미지(disparity image)

물체의 거리정보는 카메라로부터 들어오는 화상정보

를 그림 9의 Pixel-to-Pixel 법<sup>[19,20]</sup>으로 시차이미지를 작성하여 구한다. 2차원 이미지만으로는 각 물체들을 배경으로부터 분리하기 어려울 뿐만 아니라 각 물체간 불연속성을 판단하기 어렵다. 따라서 3차원 시차이미지를 이용하여 물체들의 배경분리와 불연속성을 판단한다.

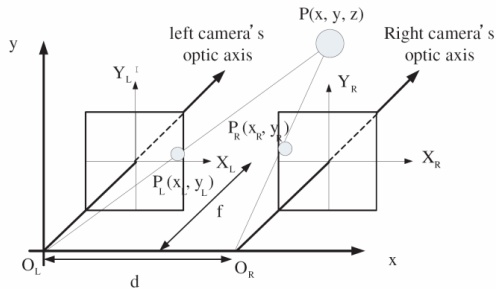


그림 9. 스테레오 매칭의 원리 (pixel-to-pixel method)

### 7.2.2 모션벡터

모션벡터는 카메라와 이동물체와의 상대적인 움직임에 의해서 생기는 화면상에 발생하는 속도벡터를 계산하는 것이다. 속도벡터는 현재 이미지 프레임에 나타나는 한 점의 픽셀 정보가 그다음 프레임상에서 어느 방향, 어느 정도의 거리를 이동했는지를 나타낸다. 선분의 방향은 시간  $t$ 에서  $t+1$ 사이의 물체의 이동 방향을, 선분의 길이는 물체의 이동크기를 나타낸다. 점은 그 점의 속도벡터의 방향과 크기가 제로인 것을 의미한다. 모션벡터를 계산하는 방법은 크게 블록매칭법과 구배법이 있다. 블록매칭법은 물체의 움직임을 잘 검출할 수 있지만 처리량이 많은 반면 구배법은 처리량이 적지만 검출의 정도가 좋지 않다. 본 연구에서는 그림 10과 같이 블록매칭법을 사용하였다. 계산된

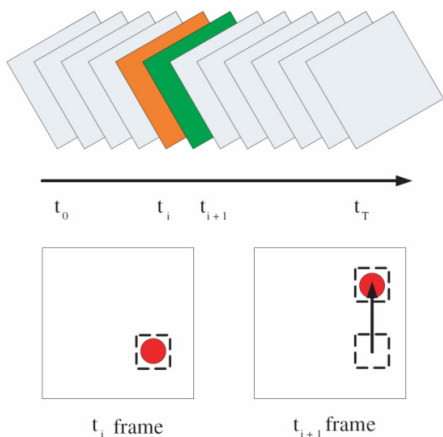
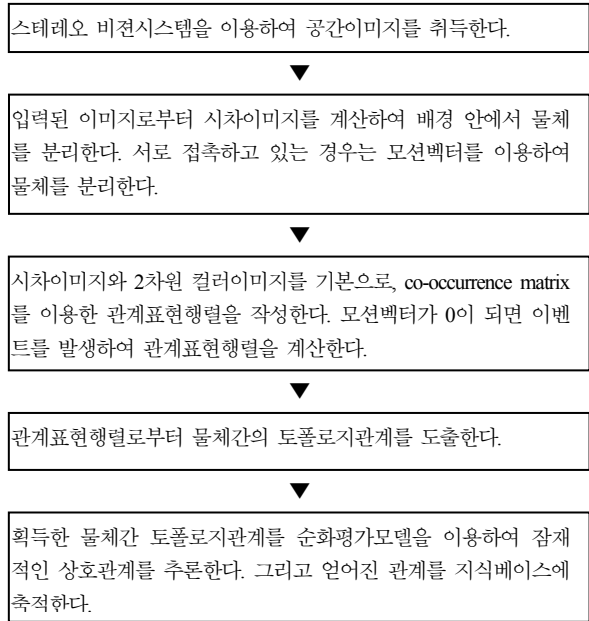


그림 10. 블록 매칭의 개념

모션벡터를 이용하여 물체의 움직임을 인식하여 환경 변화의 이벤트로 정의한다. 이벤트가 발생하면 물체간 토폴로지관계를 도출하는 프로세스가 시작된다.

### 7.3 인식 및 추론 과정

인식 및 추론 과정은 크게 외부세계로부터 데이터를 취득, 화상처리, 관계표현행렬의 작성, 물체간의 토폴로지관계의 추출, 물체간 상호관계의 지식축적의 다섯개의 과정으로 나눌 수 있다.



## 8. 평가 실험

본 장에서는 실험을 통해 인식시스템으로부터 얻어진 각각의 정보들을 확인하고 전체시스템에 대한 평가를 수행한다.

### 8.1 관계도출 알고리즘 평가

#### 8.1.1 거리정보

거리정보는 그림 11과 같이 기준물체를 고정하고 목적물체를  $d = 5 \sim 15\text{cm}$ 로 이동시켰을 때의 거리정보를 계산하여 실제위치와 일치하는지를 평가했다. 「이론」은 실제로 배치한 거리정보이고, 「실측」은 시스템의 출력이다. 표 2에서 보여주듯이 이론치와 실측치의 오차가 존재하지만, 상정한 거리( $\alpha = 0.3$ )안에 있으면 「가까이 있다」라고 판단되고 있는 것을 알 수 있다.

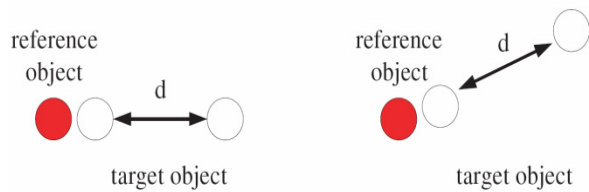


그림 11. 거리정보의 평가 방법

표 1. 측정된 거리정보의 평가

거리(cm)	확실성(이론)	확실성(실측)	관계	판정
5	0.925	0.853	BORDER	○
6	0.892	0.850	NEAR	○
7	0.853	0.850	NEAR	○
8	0.808	0.757	NEAR	○
9	0.757	0.730	NEAR	○
10	0.700	0.688	NEAR	○
11	0.637	0.634	NEAR	○
12	0.568	0.556	NEAR	○
13	0.493	0.556	NEAR, FAR	△
14	0.412	0.481	FAR	○
15	0.325	0.400	FAR	○

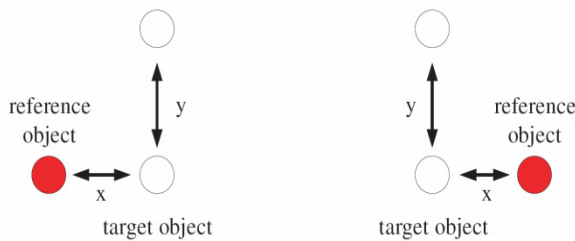


그림 12. 방향정보의 평가 방법

표 2. 측정된 방향정보의 평가

깊이(cm)	이론 10	실측 10	판정	이론 20	실측 20	판정
0	(3, 7)	(3, 7)	○	(3, 7)	(3, 7)	○
10	(4, 8)	(4, 8)	○	(4, 8)	(4, 8)	○
20	(4, 8)	(5, 8)	△	(4, 8)	(4, 8)	○
30	(5, 1)	(5, 1)	○	(4, 8)	(4, 8)	○
40	(5, 1)	(5, 1)	○	(4, 8)	(5, 8)	△
50	(5, 1)	-	-	(5, 1)	(5, 1)	○
60	(5, 1)	-	-	(5, 1)	(5, 1)	○

8.1.2 방향정보

방향정보는 그림 12와 같이 기준물체를 고정하고 목적물체를 x = 10 ~ 20cm, y = 0 ~ 60cm 로 이동시켰을 때의 방향정보를 계산하여 실제 배치와 일치하는지를

평가했다.

표 3의 「이론」은 실제로 배치한 거리관계로부터 구한 방향정보이며, 「실측」은 시스템의 출력이다. 그림 5 (a)의 6 (오른쪽뒤) → 5 (뒤), 4 (왼쪽뒤) → 5 (뒤), 2 (오른쪽앞) → 1 (앞), 8 (왼쪽앞) → 1 (앞)에 관련되는 곳에서 오인식되는 비율이 높았다. 이는 기준 물체와 목적물체와의 거리가 떨어져 있기 때문에 오차가 생겼다고 생각되어 진다. 더욱이 본 방법의 경우, 예를 들어 4 (왼쪽뒤) → 5 (뒤)의 경우를 생각하면 4 (왼쪽뒤)로 판단되어지는  $\theta$ 의 범위는  $2.5^\circ < \theta \leq 67.5^\circ$ 이며,  $67.5^\circ$  이상이 되면 5 (뒤)로 판단한다. 따라서 이 기준의 선정에 의해서 생긴 오차에 따른 오인식으로 생각되나 전혀 잘못된 방향정보를 나타내고 있지는 않다.

8.1.3 접촉정보

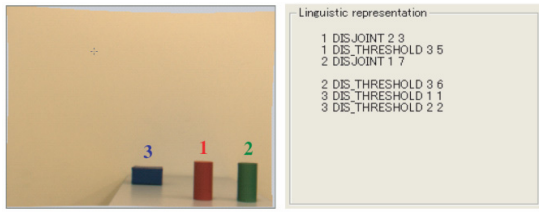
접촉정보에 관해서는 개별평가와 종합평가를 실시했다. 각각의 기준물체와 목적물체간에 하나의 관계가 도출되므로 화면중의 물체 수가 N이면  $N \times (N-1)$ 개의 관계를 얻어진다. 개별평가에서는 화면으로부터 얻을 수 있는  $N \times (N-1)$ 개의 관계를 각각의 정보로 분할해 그 도출 정도를 평가했다. OVERLAP, BORDER, DISCONNECT의 각 샘플수는 123, 41, 268 이다. 종합평가에서는 화면으로부터 얻을 수 있는 복수의 정보를 하나의 정보로 해, 그 도출 정도를 평가했다. 샘플수는 182이다. 개별평가의 결과를 표 3에 나타냈다. DISCONNECT는 100%의 신뢰성을 얻었지만, OVERLAP와 BORDER는 80% 안팎이었다. 이러한 현상은 접촉의 비율을 구할 때 실화상의 노이즈나 각각의 물체에 대한 오인식으로 발생한다고 생각된다. 종합평가에서는 76.4%의 신뢰성을 얻었다.

표 3. 고정된 물체의 토폴로지관계(%)

	일치	접촉	오차
OVERLAP	81.3	12.2	6.5
BORDER	75.6	2.4	22.0
DISCONNECT	100	0	0

8.1.4 토폴로지관계

이상의 각 정보의 인식률은 80%정도이다. 이러한 각각의 정보를 종합하여 이용함으로써 그림 13의 (d)와 같은 가상환경을 작성할 수 있다. 그림 13의 (a)는 실공간을 촬영한 화면이고, 이것으로부터 그림 13의 (b), (c)에 나타내는 관계표현행렬 및 언어표현을 얻을 수 있다. 그림에서 알 수 있듯이 실공간의 영상과 가



(a) (b)

Representation matrix

0 deg					90 deg				
99.937	4.167	4.000	2.000	0.000	99.964	2.174	2.174	3.704	0.000
4.167	96.939	0.000	0.000	1.01	2.174	97.826	0.000	0.000	1.01
4.000	0.000	96.000	0.000	1.01	2.174	0.000	97.826	0.000	1.01
2.000	0.000	0.000	96.000	1.23	3.704	0.000	0.000	96.296	1.23

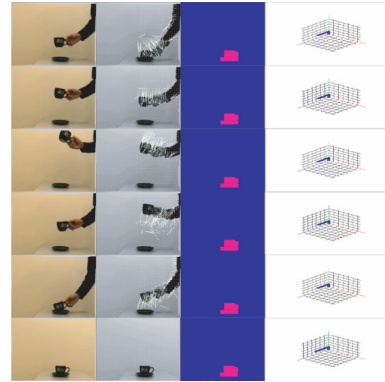
45 deg					135 deg				
99.704	6.250	6.087	5.630	0.000	99.704	6.250	6.087	5.630	0.000
6.250	92.750	0.000	0.000	1.01	6.250	92.750	0.000	0.000	1.01
6.087	0.000	93.919	0.000	1.01	6.087	0.000	93.919	0.000	1.01
5.630	0.000	0.000	94.370	1.23	5.630	0.000	0.000	94.370	1.23

(c)

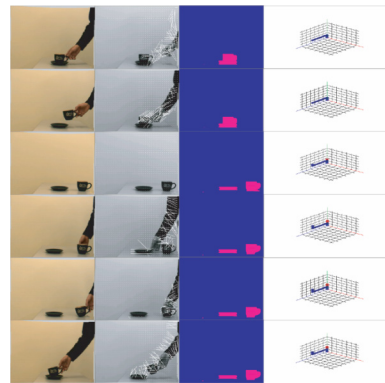


(d)

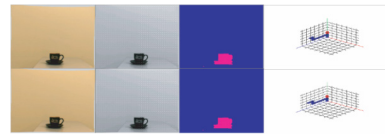
그림 13. 토폴로지관계의 평가 (물체: 3)



(c) 위로부터 58, 61, 64, 70, 73, 80 sec.

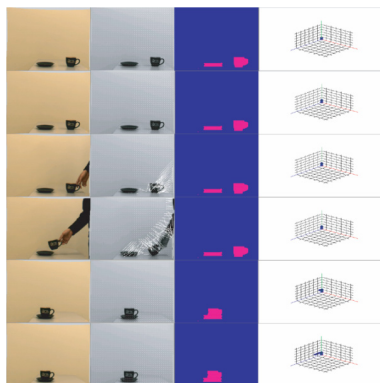


(d) 위로부터 93, 95, 97, 107, 108, 113 sec.

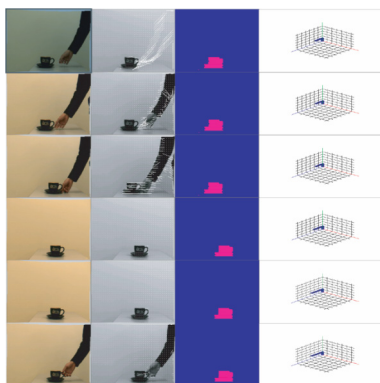


(e) 위로부터 120, 123 sec.

그림 14. 시스템 전체 평가



(a) 위로부터 0, 5, 8, 10, 19, 25 sec.



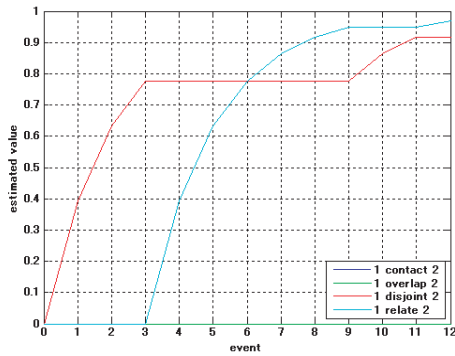
(b) 위로부터 34, 36, 38, 43, 50, 54 sec.

상공간의 물체배치가 정확하게 일치하는 것을 확인할 수 있다. 따라서 정지물체나 이동물체의 국소관계를 토대로 전체의 관계를 추정함으로써 공간전체의 상황을 명확히 파악할 수 있음을 알 수 있다.

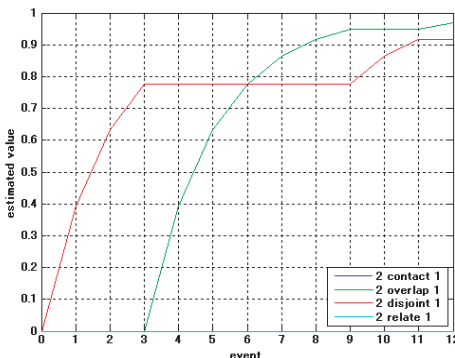
### 8.2 시스템 전체의 평가

본고에서는 제안한 시스템이 사전지식이 없이도 자율적으로 지식을 취득할 수 있는지 확인하기 위해서, 공간상에 존재하는 물체들이 이동하는 변화에 대응하여 물체간의 관계를 재표현하고, 이 관계에 존재하는 어떤 규칙을 도출할 수 있는지를 평가하였다. 평가방법은 책상 위에 위치하는 컵과 받침을 이동시켜 두 물체간의 관계를 추론하도록 하였다. 인지시스템은 사전에 공간과 물체에 대해 어떠한 정보를 갖고 있지 않다. 상황변화에 대한 이벤트는 이미지상의 모션벡터가 0이 되었을 때로 정의했다. 그림 14는 평가실험을 하는





(a) 기준 1: cup, 2: saucer



(b) 기준 1: saucer, 2: cup

그림 15. 시스템의 추론모델 평가

동안의 시스템의 동작모습을 시간 순서에 따라 나타낸 것이다. 왼쪽으로부터 비전시스템의 이미지, 모션 벡터 이미지, 시차이미지, 물체간 상호관계 추론그래프를 나타낸다. 매 이벤트가 발생할 때 추론그래프가 갱신되는 것을 볼 수 있다.

그림 15는 시스템 평가시 제안된 순화평가모델이 이벤트 발생에 따라 컵과 받침과의 관계를 추론해 가는 것을 그래프를 통해서 보여주고 있다. 평가실험은 기준 물체를 컵으로 했을 경우와 받침으로 했을 경우를 같이 수행하였다. 기준물체가 다르게 설정되어도 시스템이 물체간 동일한 관계를 추론함을 알 수 있다. 결과적으로, 어떠한 사전지식이 없이도 제안시스템이 공간상의 상황변화를 인식하고, 그 상황변화에 따른 물체간 관계를 적절히 추론할 수 있음을 확인하였다.

### 9. 결론 및 향후과제

본고에서는 「거리, 방향, 접촉」의 세 가지 정보를 조합하여 토폴로지관계로 정의하고, 공간내의 물체간의 토폴로지관계를 표현, 추출하는 관계표현행렬을 제안하였다. 행렬의 특징추출을 통해 얻어진 물체사이의

국소적 위치관계를 종합하여 전체관계를 추정할 수 있었고, 물체간의 잠재적인 상호관계를 추론하기 위하여 순화모델을 제안하였다. 제안된 방법을 비전시스템에 실장하여 실환경 인식 및 추론시스템으로서의 가능성을 확인했다.

토폴로지관계와 사전에 얻을 수 있는 지식들을 융합하면 보다 신뢰성이 있는 지식을 재생산할 수 있고 더불어 로봇이 상황변화에 따라 의사를 결정함에 있어서 보다 많은 자율성을 부여할 수 있다. 로봇이 스스로 미지의 공간상에 위치한 물체간의 상호관계를 추론하고 공간관계의 법칙을 학습함으로써 사전 지식이 없이도 공간상의 물건을 정리하거나 물건을 찾는 것이 가능해진다. 향후 논문에서 구현된 인식시스템을 실제 로봇에 실장하여 로봇이 자율적으로 임무를 수행할 수 있을지에 대한 검증과 좀더 효율적인 공간표현법에 대한 연구를 진행하고자 한다.

### 참고 문헌

- [1] M. R. Endsly, "Toward a theory of situation awareness in dynamics system", *Human Factor*, 37(1), pp32-64, 1995
- [2] H. A. Yanco and J. Drury, "'Where Am I?' Acquiring Situation Awareness Using a Remote Robot Platform", *Proceeding of the IEEE Conference on Systems, Man and Cybernetic*, 2004
- [3] W. Zhang and R. W. Hill, "A Template-Based and Pattern-Driven Approach to Situation Awareness and Assessment in Virtual Humans", *Proceeding of the Fourth International Conference on Autonomous Agents, Barcelona, Cataluma, Spain*, pp. 116-123, 2000
- [4] M. Asada, H. Ishiguro, and Y. Kuniyoshi, "Toward Cognitive Robotics", *the Robotics Society of Japan*, Vol. 17, No. 1, pp. 2-6, 1999
- [5] T. Nakamura, T. Sato, Y. Kuniyoshi, K. Hiraki, T. shibata, M. Asada, K. F. MacDorman, and J. Tani, "Why is cognitive robotics promising?", *The Robotics Society of Japan*, Vol. 17, No. 1, pp. 38-43, 1999
- [6] M. Asada, "認知発達ロボティクスによる赤ちゃん学の試み (in Japanese)", *The Japanese Society of Baby Science*, Vol.4, pp. 2-7, 2004
- [7] S. Hughes and M. Lewis, "Robotic camera control for remote exploration", *Proceeding of the Conference on Human Factors in Computing System*, Vienna, Austria, pp. 511-517, 2004
- [8] W. E. Green and P. Y. Oh, "An aerial robot prototype for situation awareness in closed quarters", *Proceeding of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent*

- Robots and Systems, pp. 61-66, 2003
- [9] A. Torralba, K. P. Murphy, W. T. Freeman, and M. A. Rubin, "Context-Based Vision System for Place and Object Recognition", Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision, Nice. France, pp. 273-280, 2003
- [10] Y. Nakamura, Y. Namimatsu, N. Miyazaki, Y. Matsuo and T. Nishimura, "Toward Information Support using Local Relationship and Topology in the Real World", The 20th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 1F2-03, 2006
- [11] K. Yanai and K. Deguchi, "Recognition of Indoor Images Employing Supporting Relation between Object", IEICE, Information and System, Vol. J84-D2, No. 8, pp1741-1752
- [12] M. Higuchi, A. Kojima and K. Fukunaga, "Scene Recognition by Observing Human Behavior and Function of Objects", Technical report of IEICE PRMU, pp55-58, 2003
- [13] Y. Yanagisawa, T. Hattori, K. Hiramatsu, and T. Okadome, "物体間の関係記述に基づく実世界中のイベント検出手法 (in Japanese)", Information Processing Society of Japan, 5k-4, 2005
- [14] W. Chou and J. Xiao, "Real-time and Accurate Multiple Contact Detection between General Curved Objects", Proceeding of International Conference on Intelligent Robots and Systems, Beijing, China, pp. 556-561, 2006
- [15] S. Ekvall and D. Kragic, "Receptive Field Cooccurrence Histograms for Object Detection", Proceeding of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 3969-3974, 2005
- [16] P. Chang and J. Krumm, "Object Recognition with Color Cooccurrence Histograms", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Fort Collins, CO, 1999
- [17] T. Nagayama,  
<http://nag3.sci.hokudai.ac.jp/welcome.html>
- [18] M. Araki and T. Nagayama, "Decrease in excitability of LG following habituation of the crayfish escape reaction", J of Comp Physical A, Vol. 191, No. 5, pp. 481-489, 2005
- [19] S. Birchfield and C. Tomasi, "Depth Discontinuities by Pixel-to-Pixel Stereo", Internal Journal of Computer Vision, 35(3), pp. 269-293, 1999
- [20] M. Z. Prown, D. Burschka, and G. D. Hager, "Advances in Computational Stereo", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 25, No. 8, pp. 993-1008, 2003



### 미나미 타카시

- 2005 Toyama National College of Technology 기계전기 시스템전공(공학사)
- 2007 JAIST 정보과학연구과 (정보과학석사)

2007~현재 Yaskawa Electric 반도체 로봇사업부 연구원  
관심분야: 인지로봇시스템, 산업용로봇



### 유재관

- 2004 경희대학교 기계공학과 (공학석사)
- 2005 JAIST 교환연구학생(일본 학생지원기구)

2005~현재 JAIST 정보과학연구과 박사과정  
관심분야: 인간형로봇, 인지로봇시스템



### 정낙영

- 1987 한양대학교 기계공학과 (공학사)
- 1994 한양대학교 기계설계학과(공학박사)

1994~1998 대우중공업 선박해양기술연구소 선임연구원  
1995~1996 통산성 기계기술연구소 방문연구원  
1998~2007 AIST 지능시스템연구부 연구펠로우  
2001 Northwestern대학 방문연구원  
2008~현재 Georgia Tech. 방문교수  
2003~현재 JAIST 정보과학연구과 부교수  
관심분야: 생물규범형 로보틱스