

논문 2007-44C1-6-3

# 이동 로봇의 물체 인식과 주행을 위한 로봇 지식 체계

## ( Robot Knowledge Framework of a Mobile Robot for Object Recognition and Navigation )

임 기 현\*, 서 일 홍\*\*

( Gi Hyun Lim and Il Hong Suh )

## 요 약

본 논문에서는 이동 로봇의 다계층으로 로봇 지식 체계를 구축함으로써 실생활 환경에서 잡음이 섞인 센서 때문에 소실되거나 잃어버리거나 가려진 정보를 찾아낼 수 있는 추론(inference)할 수 있는 로봇 지식을 구현하고자 한다. 로봇 지식 체계는 4개의 지식 계층과 2종류의 규칙 (rule) 과 공리 (Axiom)으로 구성되어 있다. 인지, 모델, 정황, 활동의 4 개의 지식 계층 (KClass) 으로 구성된다. 각각의 지식 계층은 3개의 지식 층 (KLevel) 과 3개의 온톨로지 층 (OLayer) 으로 구성된다. 3개의 지식층은 하위 층, 중간, 상위 지식층이고, 3 개의 온톨로지 층은 메타 온톨로지, 온톨로지 스키마, 온톨로지 인스턴스 층이다. 공리는 각 온톨로지 층 내에서 온톨로지 요소인 개념간의 관계를 표현하고, 2종류의 규칙은 서로 다른 온톨로지 층간, 서로 다른 지식 계층 간의 연관을 각각 표현한다. 따라서 이러한 특징의 로봇의 하위 수준의 센서 정보에서 상위 수준의 의미 정보를 통합 할 수 있도록 하고, 통합된 지식을 가지고 이웃한 층간의 단방향 추론 및 몇 개의 층들 간의 양방향 추론을 통해 불확실하고 부분적인 정보에 대한 질문에 응답할 수 있다. 이러한 우리의 로봇 지식 체계의 유용성이 물체 인식과 주행을 위한 여러 실험을 통하여 검증할 수 있다.

## Abstract

This paper introduces a robot knowledge framework which is represented with multiple classes, levels and layers to implement robot intelligence at real environment for mobile robot. Our root knowledge framework consists of four classes of knowledge (KClass), axioms, rules, a hierarchy of three knowledge levels (KLevel) and three ontology layers (OLayer). Four KClasses including perception, model, activity and context class. One type of rules are used in a way of unidirectional reasoning. And, the other types of rules are used in a way of bi-directional reasoning. The robot knowledge framework enable a robot to integrate robot knowledge from levels of its own sensor data and primitive behaviors to levels of symbolic data and contextual information regardless of class of knowledge. With the integrated knowledge, a robot can have any queries not only through unidirectional reasoning between two adjacent layers but also through bidirectional reasoning among several layers even with uncertain and partial information. To verify our robot knowledge framework, several experiments are successfully performed for object recognition and navigation

**Keywords:** Robot Knowledge, Robot ontology, Bi-directional reasoning, Object Recognition, Navigation

## I. 서 론

가정용 서비스 로봇은 사용자의 요구를 이해하고 그들이 사는 환경을 인지해야 하며, 로봇의 근원적 행동 (primitive behavior)을 이용하여 복잡한 임무를 수행해야 한다. 이를 위해 로봇은 환경을 인지하기 위해 낮은 레벨의 센서 데이터(low level sensor data) 뿐 아니라 높은 레벨의 상징적 데이터(high level symbolic data)

\* 정회원, 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과  
(Division of Electrical Computer Engineering,  
Hanyang University)

\*\* 평생회원, 한양대학교 정보통신대학  
(Collage of Informaion and Communications,  
Hanyang University)

※ 이 연구(논문)는 산업자원부 지원으로 수행하는 21세기 프론티어 연구개발사업(인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)의 일환으로 수행되었습니다.  
접수일자: 2007년6월28일, 수정완료일: 2007년11월4일

와 같은 다수의 데이터가 필요하다. 예를 들어, 앞뒤 정황 인식(context-awareness)이나 물체 인식 또는 방위 인식과 같은 작업은 지능 로봇에게 필수적인 높은 레벨의 지각(high level perceptual) 작업이다. 또한, 로봇은 전진, 회전, 장애물 회피 등과 같은 원자적인 행동(atomic behavior)을 결합하여 물건 심부름과 같은 높은 레벨의 서비스에 수행하게 된다.

본 논문에서는 이동 로봇이 고차원의 서비스를 수행하기 위한 기본 임무로써 사물 인식과 주행, 방위 측정을 위한 지식과 지식 처리를 포함하는 로봇 지식체계를 구축함으로써 서비스 로봇이 거주하게 되는 실생활 환경에서 다양한 예외 사항으로 잡음이 섞인 센서 정보나 소실되거나 잃어버리거나 가려진 정보를 찾아낼 수 있는 추론(inference)할 수 있는 로봇 지식을 구현하고자 한다.

우리는 로봇 지식 체계로써 인간 중심의 온톨로지와 연관된 로봇 중심의 온톨로지와 지식 추론 시스템을 제안한다. 제안된 방식은 센서에서의 수치 정보와 상징적인 의미 정보를 연관 지을 수 있도록 하고, 연관된 지식으로 같은 계층내의 지식을 단방향 추론 및 다른 계층간의 양방향 추론을 가능하게 하여 불확실하고 부분적인 정보에 대한 질의에도 추론을 통한 응답할 수 있다.

본 논문의 로봇 지식 체계에게 로봇의 지식 표현 및 추론 구조에 일차 술어 논리 (First Order Predicate Logic : FOPL, FOL)을 사용하였다. 로봇 지식 체계는 단방향 추론과 양방향 추론이 가능한 다양한 지식 계층을 포함한다. 잘 정의된 규칙을 사용하여 새로운 지식을 찾는데 있어서 FOL은 풍부한 추론 방법을 제공한다. 그리하여, 로봇의 잡음이 섞인 센서 정보 때문에 잃어버리거나 숨겨진 정보를 발견할 수 있게 된다. 제안된 추론 엔진은 우선 같은 지식 계층에서 간단한 단방향 추론 방법을 통하여 추론을 한다. 하지만, 이것만으로 증거가 부족하면, 다른 지식 계층 간의 양방향 추론 방법을 통하여 추가적인 규칙을 적용하게 된다.

II장에서는 기존의 관련 연구에 대하여 언급하고, III장에서는 다계층으로 표현된 로봇 지식체계 의 논리 표현과 각 구성 요소에 대하여 적는다. IV장에서는 실험을 통하여 로봇 지식 체계의 추론 방법을 보이고, 마지막으로 결론과 추후 과제를 언급한다.

## II. 관련 연구

로봇은 환경을 인지를 위하여 다양한 센서를 사용한

다<sup>[1]</sup>. 그중 시각 기반 인식 방법은 이동로봇에 주요한 인식 방법이다. 이는 인간이 대부분의 정보를 시각에서 얻는 것과 같이 로봇이 비전 센서의 내제된 풍부한 정보량을 통하여 물체 인식, 거리뿐만 아니라 상황 정보 등 고차원 정보 획득을 할 수 있다. 시각 기반 인식을 위하여 컴퓨터 비전 분야에서 텍스처, 칼라, SIFT<sup>[2]</sup> 등 다양한 시각 특징을 이용한 물체인식 방법이 연구되었으며, 여러 특징을 확률 기반으로 추론하는 방법<sup>[3]</sup>들이 연구되고 있다.

하지만 실생활 환경에서 인식하는 것은 많은 어려움이 있다. 로봇이나 물체 이동에 따른 불확실한 센서 정보와 다른 물체 등에 부분적으로 가려진 물체를 인식해야 하는 문제 들이 있다. 최근 고차원의 의미적 정보(Semantic information) 특히 상황 정보를 이용한 환경 인지 방법이 활발히 이루어지고 있다<sup>[4~6]</sup>. 상황정보를 Hidden Markov Model로 모델링<sup>[7]</sup>하여 위치 및 물체를 인식하는 방법들이 제시되었다.

우리는 물체인식 및 장소 구분을 위하여 여러 시각 특징을 혼합하는 방법뿐만 아니라 상황, 물체의 연관관계 등의 시멘텍 정보를 사용하는 방법을 제안한다. 이 방법은 양방향 추론<sup>[8]</sup>을 하게 되는데, 센서를 통해 들어온 정보를 기반으로 시각 특징뿐만 아니라 상황 정보를 통하여 추론한다. 이를 통하여 가려지거나 센서의 불완전한 정보에서도 사물인식을 가능하게 된다.

로봇이 수행할 수 있는 기본적인 행위를 조합하여 복잡한 임무를 수행하는 것 또한 쉽지 않은 일이다. 예를 들면, 가려지거나 부분적으로 보이는 물체를 인식하면서 장애물을 피하며 주행을 하는 작업이 부분적으로 연구가 진행되고 있는 어려운 작업이다. 특별히 센서를 통하여 입력되는 정보와 상징(Symbol)화 되어 있는 정보를 연결하기 위해서(grounding) 강인한 물체 인식 방법을 필요로 하고, 이는 센서와 행동의 연결(Sensory Motor Coordination)을 통하여 구현하는 방법이 연구되고 있다<sup>[9]</sup>.

또한, 기존의 로봇 시스템에서는 주어진 임무를 수행하기 위한 행동 선택이 개별적이고 독립적으로 이루어져 왔다. 로봇들은 자신만의 알고리즘이나 데이터 구조를 가졌기 때문에 그것들을 재사용하거나 공유하기가 매우 힘들었다. 따라서 그것들의 공유와 확장이 가능한 로봇 지식(knowledge)이 요구된다.

온톨로지는 IEEE Standard Upper Ontology Working Group(SUO WG)에 정의된 “온톨로지는 사전 또는 용어집과 비슷하다. 그러나 더 방대한 세부사항과

구조는 컴퓨터가 자신의 콘텐츠를 처리하는 것을 가능하게 한다.” 라는 내용과 유사하다<sup>[10]</sup>. 온톨로지는 인간과 컴퓨터가 인간의 오감을 통해 인식하고 상징화된 사물에 대한 개념을 공유할 수 있도록 한다. 로봇 중심의 온톨로지(Robot-centered ontology)는 로봇이 주변 환경을 인지하고 행동하는 것은 인간과 다르기 때문에 로봇이 지식을 공유하거나 재사용하기 위한 로봇을 위한 지식 체계 구축에 있어서 필수이다. 로봇 자신이 가지고 있는 센서와 행동에 적합한 로봇 중심의 온톨로지를 개발하는 것이 필요하다. 즉, 로봇 지식은 인간의 지능을 위해서가 아니라, 로봇 지능을 위해서 필요한 것이다. 이와 같은 지식을 로봇 중심 온톨로지라 정의하였다. 이는 로봇이 인간 서비스를 위해 충분한 행동을 선택하고 수행하도록 만든다. 또한, 로봇은 인간과 상호작용을 위해 인간 중심의 온톨로지를 이해하는 것도 필요하다. 따라서 로봇 중심 온톨로지는 인간 중심 온톨로지와 긴밀하게 연결되어 있어야 한다<sup>[16]</sup>.

지식의 개념과 관계는 세부적이고 올바르게 모델링되어야 하는데, 온톨로지 웹 언어는 표현이 제한적이다. 로봇 분야에서 지식 처리를 위해서는 다양한 형태의 규칙(rule)을 사용할 수 있도록 표현 방법(Representation Mechanism)이 필요하다. 따라서 숨겨진 지식(Hidden Knowledge)을 찾기 위한 충분하면서 완전하고(Complete) 건전한(Sound) 추론 도구가 필요하다. FOL 기반 언어(Language)로는 KIF나 Ontolingua, Prolog<sup>[12]</sup> 등이 있다. FOL 기반 언어들은 표현(Expressiveness)과 구문(Syntax)의 구조적인 제한이 적으며, FOL은 개념(Concept)이나 관계(Relation), 공리(Axioms)를 충분히 표현할 수 있다.

로봇은 인간의 논리에 의해 만들어진 인간 중심의 온톨로지로는 지식을 공유하기가 힘들다. 인간은 오감으로 자연스럽게 물체나 앞뒤 상황(context)을 인식할 수 있으나, 로봇은 로봇이 주로 사용하는 카메라나 encoder, sonar와 같은 센서만으로는 물체나 상황을 파악하는 것이 힘들다<sup>[11]</sup>. 그런데도 서비스 로봇은 인간의 요구사항을 이해함으로써 인간과 상호 작용을 할 수 있어야 한다.

### III. 다계층으로 표현된 로봇 지식 프레임워크

로봇이 환경을 인식(Perception)하고, 주변 환경을 모델링(Modeling)하거나 작업의 순서를 계획하고 행동(Activity)을 수행하고, 주어진 주변 상황(Context)을 인

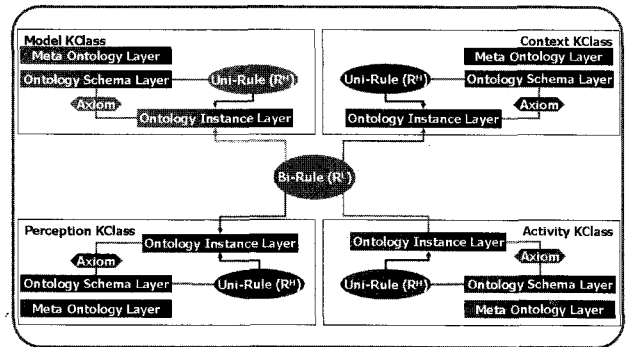


그림 1. 로봇 지식 체계의 구조

Fig. 1. Architecture of Root Knowledge Framework.

식하여 임수 수행을 용이하게 한다. 본 논문에서 다계층으로 표현되는 로봇의 지식 체계를 구축하여 로봇이 숨겨진 지식을 추론하도록 하며 쉽게 지식을 관리할 수 있도록 한다.

로봇 지식 체계는 지식 보드(KBoards)와 규칙으로 구성되어 있다. 지식 보드는 다시 4개의 지식 계층 - 인식(Perception KClass), 모델(Model KClass), 상황(Context KClass), 행동(Activity KClass)-으로 이루어져 있으며, 각 계층은 다시 3개의 지식 층과 3개의 온톨로지 층으로 구성이 된다. 그리고 규칙은 증명이 필요 없는 추론의 기본 명제로써 공리(Axiom)와 각 계층 간 또는 개념간의 연관성을 표현하는 규칙(Rule)을 포함한다. 그림 1은 로봇 지식 체계의 구조이다.

#### 1. 로봇 지식 체계의 정형 모델

이 절에서는 로봇 지식 체계의 정형적인 의미론(formal semantics)를 정의한다. 이는 KAON<sup>[13]</sup> 온톨로지의 표현을 기반으로 작성하였다.

정의 1.

*Multi-layered Robot Knowledge framework*

$$MRKF := (KBoards, R_0)$$

*Such that KBoards are knowledge boards and R<sub>0</sub> is a finite set of rules.*

정의 1은 로봇 지식 체계의 기본 구성 요소 (Basic Element)로써 지식 보드(knowledge board)와 규칙(rule)을 정의한다.

정의 2.

*A set of Knowledge Boards of MRKF consists of 4Knowledge Types;*

$$KBoards := \{KClasses_i \mid 1 \leq i \leq 4\}$$

*We define a knowledge board KClasses<sub>i</sub> for i ∈ N (set*

of natural numbers),  $1 \leq i \leq 4$ .

$KClass_1$  is a class of knowledge for the perception (P),  
 $KClass_2$  is a class of knowledge for the model (M),  
 $KClass_3$  is a class of knowledge for the activity (A),  
 $KClass_4$  is a class of knowledge for the context (C).

정의 2에서, 지식 보드의 계층을 정의한다. 지식 보드는 4 지식 계층(KClass)으로 구성되는데 각각은 인지 레벨(Perception class), 모델 레벨(Model class), 상황 레벨(Context class) 및 활동 레벨(Activity class)이다.

정의 3.

A set of a Type of Knowledge of MRKF consists of 3 Knowledge Levels;

$KClass_i := \{KLevel_{ij} \mid 1 \leq i \leq 4, 1 \leq j \leq 3\}$

We define a Knowledge Level for  $ij \in N$  (set of natural numbers),  $1 \leq i \leq 4, 1 \leq j \leq 3$ .

$KLevel_{i1}$  is a knowledge level for the low level knowledge ( $P_1, M_1, A_1, C_1$ ),

$KLevel_{i2}$  is a knowledge level for the middle level knowledge ( $P_2, M_2, A_2, C_2$ ),

$KLevel_{i3}$  is a knowledge level for the high level Knowledge ( $P_3, M_3, A_3, C_3$ ).

정의 4.

A set of a Knowledge Level of MRKF consists of 3 Ontology Layers;

$KLevel_{ij} := \{OLayer_{ijk} \mid 1 \leq i \leq 4, 1 \leq j \leq 3, 1 \leq k \leq 3\}$

We define a Ontology Layer for  $ij, k \in N$  (set of natural numbers),  $1 \leq i \leq 4, 1 \leq j \leq 3, 1 \leq k \leq 3$ .

$OLayer_{i1}$  is an ontology layer for the meta-ontology layer ( $P_{j1}, M_{j1}, A_{j1}, C_{j1}$ ),

$OLayer_{i2}$  is an ontology layer for the ontology schema layer ( $P_{j2}, M_{j2}, A_{j2}, C_{j2}$ ),

$OLayer_{i3}$  is an ontology layer for the ontology instance layer ( $P_{j3}, M_{j3}, A_{j3}, C_{j3}$ ).

정의 3과 정의 4에서, 지식 보드(Kboard)의 집합-지식 층(knowledge level: KLevel)과 온톨로지 층(ontology layer: OLayer)을 정의한다. 지식 보드는 9개 ( $3 \text{ KLevel} * 3 \text{ OLayer}$ )로 구성된다. 3 지식 층(KLevel)은 낮은 레벨 지식 층(low level knowledge), 중간 레벨 지식 층(middle level knowledge) 및 상위 레벨 지식 층(high level knowledge)이고, 각각의 지식층(KLevel)은 메타-온톨로지 층(meta-ontology layer), 온톨로지 층(ontology schema layer) 및 온톨로지 예제 층(ontology instance layer)과 같은 3개의 온톨로지 층(OLayer)으로 구성된다.

정의 5.

The  $ijk$ -th ontology layer in MRKF consists of 6-tuples:

$OLayer_{ijk} := (Cp_{ijk}, R_{ijk}, Rel_{ijk}, H_{ijk}^C, H_{ijk}^R, A_{ijk}^0)$

For  $1 \leq i \leq 4, 1 \leq j \leq 3, 1 \leq k \leq 3$ ,

$Cp_{ijk}$  is a set of concepts in  $OLayer_{ijk}$ ,

$R_{ijk}$  is a set of relations in  $OLayer_{ijk}$ ,

$Rel_{ijk}$  is a set of relation functions in  $OLayer_{ijk}$ ,  $H_{ijk}^C$  is a set of concept hierarchies in  $OLayer_{ijk}$ ,  $H_{ijk}^R$  is a set of relation hierarchies in  $OLayer_{ijk}$ ,  $A_{ijk}^0$  is a set of axioms.

정의 5는 지식 보드 구조 온톨로지 층(knowledge board structure OLayer)의 기본적인 온톨로지 요소들(basic ontology elements)을 보이고 있다. 이들의 구조는 6-Tuple로 구성된다, 각각의 성분은 다음과 같이 개념(Concept), 관계(Relation), 관계 기능(Relation function), 개념 계층(Concept hierarchy), 관계 계층(Relation hierarchy) 및 공리(Axiom)이다.

정의 6.

representation of logical language.  $\Lambda$  is represented by structures of  $OLayer_{ijk}$  ( $P_{ijk}, M_{ijk}, A_{ijk}, C_{ijk}$ ) (elements of  $C_{ijk}, R_{ijk}$  and  $Rel_{ijk}$  of  $OLayer_{ijk}$ ) for  $1 \leq i \leq 4, 1 \leq j \leq 3, 1 \leq k \leq 3$ , which are the elements in the same  $OLayer_{ijk}$ . Also, a sentence of  $\Lambda$  specifies the meaning of the elements by describing the relationship of the elements in a  $OLayer_{ijk}$ . Any sentence in  $\Lambda$  can not be entailed by other sentences in  $\Lambda$ .

정의 7.

Axioms are a structure of 3-tuples:

$A^0 = \{AI, \Lambda, a\}$

(i) AI is a set of axiom identifiers

(ii)  $\Lambda$  is a set of logical sentences, and

(iii) a is a set of axiom mapping functions:  $a: AI \Rightarrow \Lambda$

정의 6과 정의 7은 개념(Concept)과 관계(Relation)를 명확히 정의하는 공리(Axiom)을 나타낸다. 여기서, 공리는 같은 온톨로지 층(OLayer) 사이의 Concept들의 관계를 말한다.

정의 8.

A structure of rules for knowledge board consists of 2 sets of rules:

$R^0 = (R^H, R^L)$

$R^H$  is rules between hierarchical layers of  $KLevel_{ij}$  in the same  $KClass_i$  for uni-direction

$R^L$  is rules among hierarchical layers of  $KLevel_{ij}$  but the different  $KClass_i$  for bi-direction

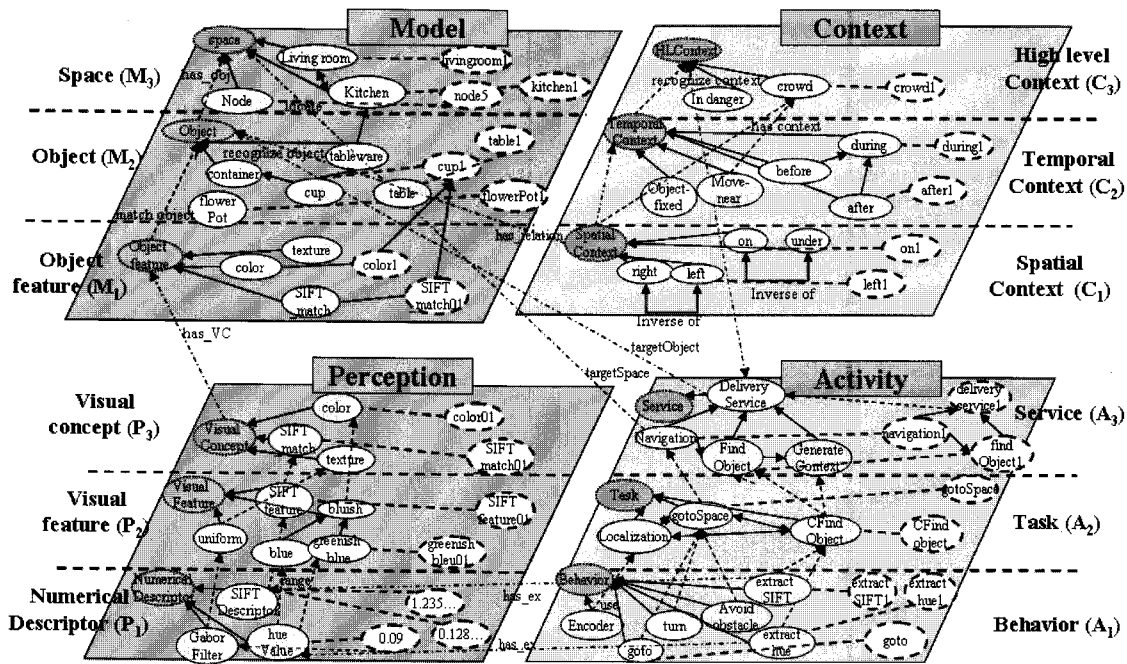


그림 2. 로봇 지식 체계의 예제  
Fig. 2. Example of Robot Knowledge Framework.

정의 9.

logical language.  $\Omega$  is represented by 3-tuples of  $OLayer_{ijk}$  (elements of  $C_{ijk}$ ,  $R_{ijk}$  and  $Rel_{ijk}$  of  $OLayer_{ijk}$ ). A sentence of  $\Omega$  represents the relationship between the three elements of  $OLayer_{ij}$  ( $C_{ijk}$ ,  $R_{ijk}$  and  $Rel_{ijk}$ ), and is used to entail other concept or relation. The rule should include at least two elements, one from a  $OLayer_{ijk}$  and the other from another  $OLayer_{ijk}$ .

정의 10.

Rules between hierarchical layers are a structure of 3 tuples:  $R^H = \{RI^H, \Omega^H, \beta^H\}$   
 (i)  $RI^H$  is a set of layer rule identifiers  
 (ii)  $\Omega^H$  is a set of logical sentences for layer rules, and  
 (iii)  $\beta^H$  is a set of layer rule mapping functions:  $\beta^H: RI^H \Rightarrow \Omega^H$

정의 11.

Rules between levels of knowledge are a structure of 3 tuples:  $R^L = \{RI^L, \Omega^L, \beta^L\}$   
 (i)  $RI^L$  is a set of association rule identifiers  
 (ii)  $\Omega^L$  is a set of logical sentences for association rules, and  
 (iii)  $\beta^L$  is a set of association rule mapping functions:  $\beta^L: RI^L \Rightarrow \Omega^L$

정의 12.

Meta-rule is a rule template in the form of  $P_1 \wedge P_2 \wedge \dots \wedge P_m \wedge U \Rightarrow Q_1 \wedge Q_2 \wedge \dots \wedge Q_n$

where  $P_i$  (for  $i=1, \dots, m$ ) and  $Q_i$  (for  $i=1, \dots, n$ ) are either concepts or relations defined in meta-ontology layer ( $OLayer_{ijk}$  where  $i=1,2,3,4$  and  $j=1,2,3$ ), and  $U$  presents additional user-defined predicates.

정의 8, 9, 10, 11 및 12는 같은 지식 레벨의 OLayer 사이의 추론 로직으로써의 규칙과 별개의 지식 레벨의 OLayer 사이의 데이터 연관 로직에 대한 규칙을 정의한다. OLayer에서 Axiom이 정의되면 OLayer 사이의 규칙도 정의된다. 그리고 정의 12는 규칙의 템플릿 폼 (Template Form)으로써 메타규칙(Meta-rule)을 나타낸다.

정의 13.

A structure of knowledge query;  
 $KQuery_i := (KBoards_{ij3}, R_{ij}^A)$  ( $1 \leq i \leq 4, 1 \leq j \leq 3$ )  
 $KQuery$  is a subset of instance of  $KBoards_{ij3}$   
 $R_{ij}^A$  is a set of rules for association between ontology instances of knowledge level-  $OLayer_{ij3}$

정의 13에서 지식 보드 실례-KBoards의 질문 (Query)을 정의한다. 지식의 질문은 질문을 위한 규칙에 의한 지식 레벨의 예제 또는 추상적인 예제와 연관된다.

## 2. 4계층 지식

로봇은 자신의 센서들을 가지고 사물을 인식하고, 주변 환경을 모델링하고, 일련의 작업을 계획하고, 행동을 가지고 작업을 수행하고, 다시 인식한다. 또는 로봇은 계획에 의한 행동 선택뿐만 아니라 미리 프로그래밍된 행동을 자신의 센서 값들에 따라 반응적으로(Reactive) 행동한다<sup>[14]</sup>. 그러나 이러한 센서 데이터는 불확실하거나 부분적인 정보이다. 그리고 서비스 로봇은 그들이 변화하는 주변상황에 적응하기 위해 주변 상황 인식(Context-awareness)이 필요하다. 상황(Context)은 로봇에게 적절한 행동 선택 메커니즘의 몇 가지 단서를 제공한다. 정황의 발전에 따라 정황 표현 및 정황 공유를 용이하게 하기 위해서 정형화된 정황 모델이 필요하다. 따라서 로봇 지식 체계는 지식 보드(KBoard)와 규칙(Rule)으로 구성된다. 지식 보드(KBoard)는 4 레벨의 지식으로 구성된다. 그림 2는 로봇 지식 체계의 예제이다.

### 가. 인식 지식 계층 (Perception KClass)

정의 3에서의 인지 레벨은 3개의 지식 층(KLevels: P1, P2, P3)로 이루어진다. P1은 수치 기술 층(Numerical Descriptor layer)으로서 자신의 센서들과 데이터 프로세싱 알고리즘에 의해 생성된 SIFT, 컬러(Color), 가버 필터(Gabor Filter) 및 해리스 코너(Harris corner)와 같은 이미지 프로세싱 알고리즘의 numerical descriptor의 set을 포함한다.

P2는 시각 특징 층(visual feature layer)로서 P1의 수치 기술에 의해 추출된 사이즈(size), 색상(hue), 형태(shape) 및 라인(line)과 같은 시각 특징을 포함한다. 예를 들어, 형태 특징은 캐니 에지(Canny edge descriptor) 또는 해리스 코너(Harris corners)에 의해 추출된다.

P3는 P2의 상위 레벨 추론 엔진에 사용될 수 있는 심볼(symbols)과 시각 특징을 가지고 접근할 수 있는 시각 개념 층(Visual Concept Layer)이다.

그림 2는 왼쪽 아래 부분은 인식 지식 계층의 예로써 "hue value"의 수치 기술 값의 실 예인 "0.09"는 시각 특징 "hue" 개념의 "greenish blue01"에 속하게 된다. 이는 다시 "color"의 시각 개념은 "color01"의 예가 된다. 그 외 "text", "SIFT"를 위한 시각 개념이 있다.

이러한 인지(Perception) 타입은 온톨로지 지식 구조와 그것의 연관된 추론을 포함하는 인식(cognitive) 시각 프로세스로 고려될 수 있다.

### 나. 모델 지식 계층 (Model KClass)

정의 3에서 모델 지식 계층은 3가지 지식 층(KLevels) 즉, M1, M2 및 M3을 가진다. M1은 사물의 부분, 사물 시각 특징(color, shape, texture) 및 사물의 캐릭터(mobility)를 포함하는 사물 특징 층(object feature layer)이다. 이러한 특징들은 인지(perception) 레벨의 시각 개념 층에서 연결된 것이다.

M2는 사물 명칭과 그것의 기능을 포함하는 사물 층(object layer)이다. 그리고 M3는 주변 모델의 일부분으로서의 공간 층(space layer)으로서, 다양한 표현(grid map, feature-based map, topological map, semantic map)을 가진다.

그림 2의 좌 상단은 모델 레벨의 온톨로지를 나타낸다. "kitchen"이라는 공간(space) 모델에 "kitchen1"이라는 실 예가 있고, 이는 또한 "node5"를 포함한다. "kitchen1"의 공간에는 사물 모델 개념의 "table1", "cup1", "flowerpot1"의 예제를 포함하고 있다. 그 중 "cup1"의 사물 모델은 "color1"과 "SIFT match01"의 사물 특징 모델 예의 특징을 가진다.

사물 특징 모델은 인식 지식 계층의 상위 층인 시각 개념 특징의 예들과 연결되어 시각 센서에서 얻어진 수치 기술 값이 사물과 의미 연결(Symbol grounding)된다.

### 다. 상황 지식 계층 (Context KClass)

정의 3의 상황 지식 계층은 3개의 층(KLevels) 즉, C1, C2 및 C3를 가진다. C1은 위(on), 안(in), 왼쪽(left) 및 오른쪽(right) 등과 같은 공간 개념을 가지는 공간 상황 층(spacial context layer)이다. C2는 현재(now), 좀전에(just before), 후에(after)와 같은 시간 개념을 가진 시간 상황 층(temporal context layer)이다. C3은 고차원 상황 층(high level context layer)으로 C1과 C2를 통하여 생성된다. 상황(Context)은 단순히 사물 인식뿐 아니라 환경 이해에 관련되거나 이해하는 것을 돕는 일반적인 상황이다.

그림 2의 우 상단은 각각 3개의 지식층을 가진 상황 레벨 온톨로지(context level ontology)와 관련 사물 온톨로지(relevant object ontology)의 예시이다. 모델 지식 계층의 사물 정보 속성 중 위치 정보를 이용하여 상황 지식 계층의 공간 상황 정보를 생성한다. 예에서는 모델 지식 계층의 "cup1"과 "flowerpot1"이 "left1"이라는 공간 상황의 실 예로 표현되며, 시간 상황 정보로는 "evening1"의 실 예와 고차원 상황 정보로 "crowd1"의 상황 정보가 추론 되었다.

#### 라. 활동 지식 계층 (Activity KClass)

정의 3의 활동 레벨은 3가지 지식 계층 즉, A1, A2 및 A3로 구성되어 있다. A1은 앞으로 “전진”, “후진”, “좌회전”, “사진 촬영”과 같은 로봇의 기본 함수에 관련된 행동 층(behavior layer)이다.

A2는 행동들의 몇몇 조합에 따른 작업 층(task layer)이다. A2는 다른 공간으로 이동(gotoSpace), 방위 찾기(localization), 사물 인지(object recognition)와 같은 행위(Behavior)의 단순한 순서로 조합 가능한 동작으로 이루어진다.

A3는 심부름 서비스 및 다른 공간의 물건 찾기를 포함하는 장기적 목표에 대한 서비스 층(service layer)이다.

그림 2의 우하단은 활동 지식 계층의 예이다. 상위 지식 계층인 서비스 계층에는 “delivery service” 개념은 “delivery service1”의 예를 실체화 되고 이는 다시 “navigation1” 과 “find object1” 의 서비스로 계층화 된다. 그 중 “find object1”의 서비스는 업무 계층의 다른 공간으로 이동의 “gotoSpace1”와 현재 화면에서 물건의 찾기인 “CFindobject1”로 구성 된다. 그리고 “gotoSpace1”은 로봇의 원시 행위인 “goto” 와 “turn”으로 구성 된다.

이러한 활동 순서는 계획 수립기(planner)에 의하여 수립이 되는데, 본 논문에서는 이벤트 연산기(abductive event calculus)를 각 지식 계층별로 적용을 하여 수립하였다<sup>[15]</sup>.

#### 마. 공리(Axioms) 과 규칙(Rule)

로봇 지식 체계는 온톨로지 스키마를 기반으로 온톨로지 실 예를 생성하기 위한 추론 방법으로써 공리와 규칙을 포함한다. 공리는 일반적으로 증명 없이도 유효성이 인정되는 규칙이다. 우리의 로봇 지식 체계에서 공리는 동일한 온톨로지 층 내에서 온톨로지 실 예가 일관성을 유지하는지 점검하기 위한 규칙으로 정의된다. 그림 1에서 “오른쪽” 과 “왼쪽”, “위” 와 “아래” 는 반대 관계 (inverse relation) 의 공리를 보여준다.

규칙의 일반적인 표현은 “IF-THEN” 이다. 본 논문에서 규칙을 다른 지식 계층이나 다른 온톨로지 계층 간의 연관 관계로 정의된다. 규칙은 두 가지 형태가 있는데, 동일 지식 계층 간 또는 다른 계층 간의 규칙으로 단 방향 추론(uni-directional reasoning)을 위한 규칙(RH)과 다른 계층 간의 양방향 추론 (bi-directional reasoning) 규칙(RL)이 있다.

#### 바. 단 방향 질의

많이 사용되고 있는 물체 인식은 시각 특징을 모델에 따라 물체별 데이터베이스를 구축하고, 얻어진 영상에서 추출된 시각 특징과 비교(match)하는 방법이다. 본 논문에서 단 방향 추론을 통한 하향식 물체 인식 방법은 그림 5와 같다. 우선, 비전 모듈은 찾고자 하는 물체의 시각 특징을 지식베이스에 질의를 하고, 그 특징에 맞는 시각 특징 알고리즘을 구동한다. 나누어진 각 영역별 획득된 수치 값을 찾고자 하는 물체의 모델과 비교를 하여 물체를 인식하게 된다. 각 영역은 주어진 이미지에서 에지 특징을 추출하여 가로 세로 축별 히스토그램을 구한다. 구해진 히스토그램에서 변곡점을 찾아내고, 변곡점을 기준으로 영역을 나누었다. 사용된 지식베이스는 Table 1에 나타나 있다. 지식베이스에는 로봇 중심으로 정의된 지식 스키마와 센서를 통하여 인지되어 실체화된 지식 인스턴스, 지식 간의 관계를 정의한 규칙 (Rule and axiom)을 포함하고 있다.

또한, 단 방향 추론을 통한 상향식 물체 인식 방법은 그림 6과 같다. 우선, 각각 나누어진 영역별로 물체 인식을 위한 기본 알고리즘으로 칼라 특징을 찾는다. 찾아진 칼라 특징과 매치되는 물체 후보군을 질의 한다. 물체 후보군에 따라 다시 단방향 하향식 물체 추론을 통하여 물체를 인식하게 된다. 이때는 인식을 위해 처음 사용된 칼라 특징에 대한 처리 과정은 생략되고, 그 영역에서만 비교를 하게 된다. 다음 영역에서 이러한 작업을 반복한다.

#### 사. 양 방향 질의

양방향 추론에 있어서 첫 번째는 단방향 추론과 같은 절차를 따른다. 그림 7은 양방향 물체 인식을 위한 방법을 보여 준다. 우선, 인식하고자 하는 물체가 주어졌을 때, 하향식추론에서와 같이 물체 인식을 위한 추론을 진행한다. 하지만 물체가 먼 곳에 있어 인식하기 어렵거나 센서 정보에 오차가 있거나 혹은 부분적으로 가려져 있는 경우 물체의 모델과 일치하는 시각 특징을 얻을 수 없게 된다. 시각 특징이 일치하지는 않지만, 물체 모델과 유사한 시각 특징을 가지게 되면 그 물체의 후보라는 규칙이 활성화 된다. 그러면, 단방향 물체 인식을 위한 사용된 시각 정보 이외 물체와 관련된 의미적 규칙이 있는지 확인을 하고, 그 규칙을 통하여, 현재 인식하고자 하는 영역이 찾고자 하는 컵과 유사한 시각 특징을 보이지만 일치 하지 않을 경우에도 부엌 식탁에서 찾아진다면 이 또한 물체 인식을 위한 하나의 증거로 이용된다.

IV. 실험

우리는 지식 체계와 양방향 추론을 검증하기 위하여 그림 4와 같이 부엌에 있는 컵을 찾는 실험을 실시하였다. 산자부 지원 “21세기 프론티어 과제”에서 사용되는 이동 로봇인 “인포테인먼트 로봇”을 이용하였다. 그림 3은 실험 환경이다. 거실과 주방이 있는 실험 환경에서 거실에 있는 로봇에게 (a) 컵 찾기를 요청한다. (b) 알고 있던 컵의 위치인 부엌으로 이동하고 (c) 부엌에서 컵 찾기를 시도 한다. (d) 찾아진 컵 주위의 시공간 상황 정보를 생성하고, (e) 원래 자리도 돌아와 상황을 보고하는 것으로 컵 찾기 서비스를 완료한다.

로봇이 “컵 찾기”를 하면서 수행하는 물체 인식과 주

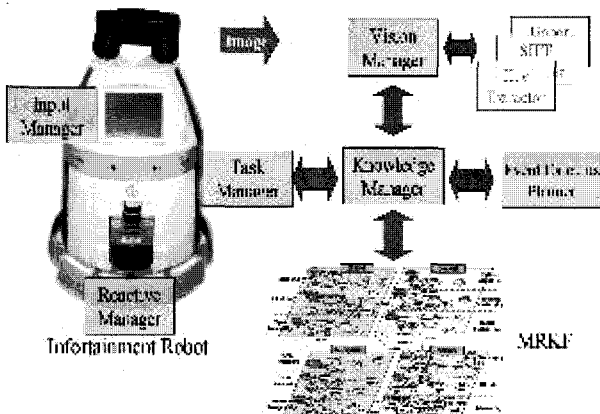


그림 3. 실험 환경  
Fig. 3. Experimental environments.

행 및 방위 인식 과정에서 발생하는 각각의 경우에 대하여 추론 방법은 다음과 같다.

경우 1: 단방향 상향식 물체 인식

이동 로봇에게 “컵”을 찾아 달라는 지시하게 되면, 컵이 주로 위치하거나 기준에 발견된 컵의 위치를 지식 베이스에 질의를 하여 부엌 식탁의 결과를 얻게 된다. 이동 로봇은 컵을 찾기 위하여 부엌으로 이동하게 된다. 부엌에 들어섰을 경우 식탁을 향한다. 상향식 물체 인식 방법을 이용하여 컵(“cup”)의 시각 특징(“Visual concept”)을 지식베이스로부터 질의를 하여 “greenish blue”와 “SIFT match::5”의 결과를 얻게 되면, 비전 모듈은 “hue\_extract”와 “SIFT\_extract”를 실행하여 결과

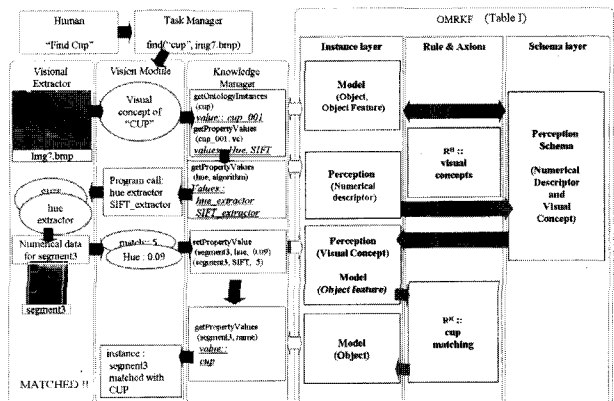


그림 5. 단방향 하향식 추론  
Fig. 5. Uni-directional Top-down Reasoning.

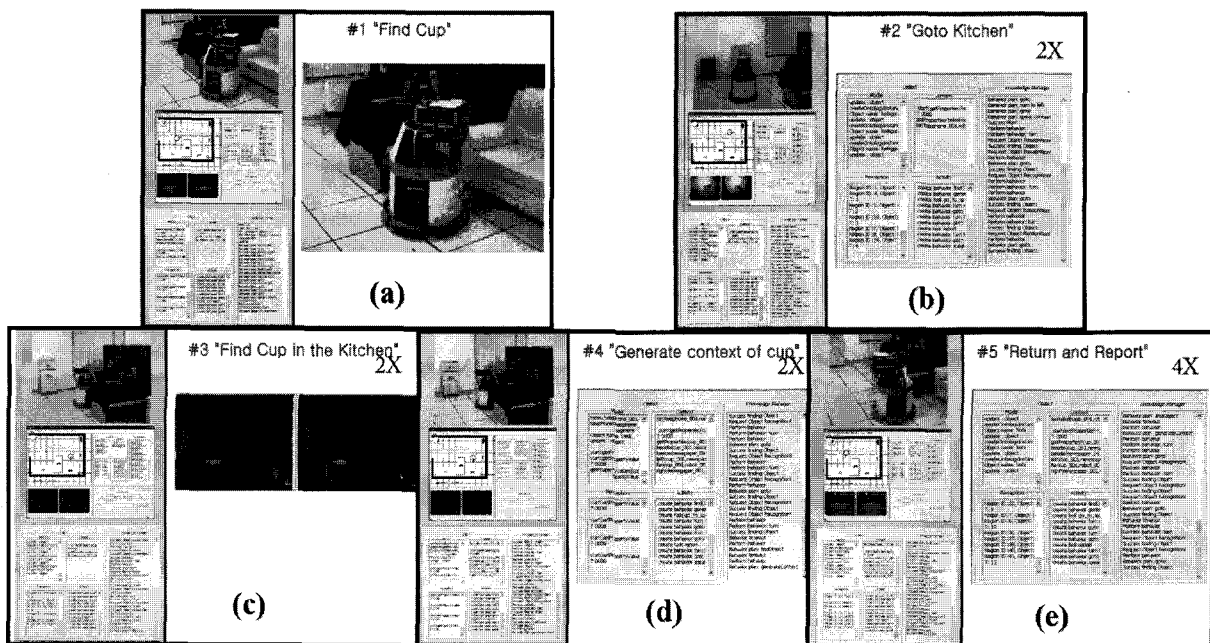


그림 4. 실험 결과 영상  
Fig. 4. Snapshots to show experimental results.



값은 얻게 된다. 실행된 결과가 질의한 컵의 시각 특징과 일치하면 찾고자 하는 물체인 “Cup”이 추론된다. 그림 5는 단방향 하향식 추론의 과정을 시퀀스 다이어그램과 지식 베이스로 표현한 것이다. 지식 베이스에 적용된 예는 표 1에 나타나 있다.

경우 2: 단방향 하향식 물체 인식

하향식의 경우, 상향식과는 다르게, 특정한 물체를 찾는 질의가 아닌 주어진 영상에서 임의의 물체를 인식하는

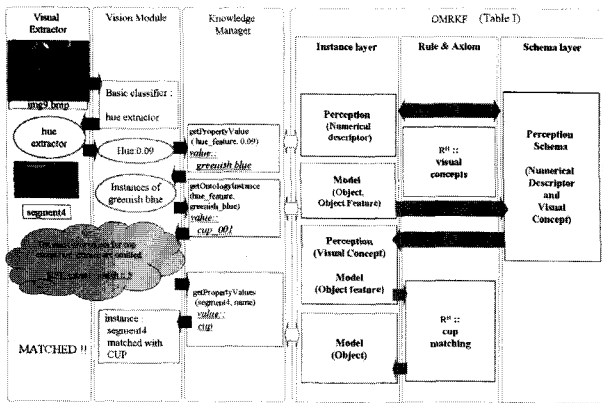


그림 6. 단방향 상향식 추론  
Fig. 6. Uni-directional Bottom-up Reasoning.

는 경우이다. 하향식 물체 인식의 질의가 들어오면 시각 모듈은 먼저 각 영역을 나누고 나누어진 영역에서 칼라 특징을 추출을 한다. 칼라 추출 알고리즘의 칼라 값에 따라 칼라의 특징 값을 정하게 된다. 실험에서는 hue 값으로 0.09가 나왔으며, 이 값은 “greenish blue”의 특징이 된다. 다시 비전 모듈은 지식베이스에 “greenish blue”의 특징을 가지는 지식 인스턴스를 질의하여 “컵” 등의 응답을 얻게 된다. 이후는 다시 하향식 추론에서와 같이 “컵”을 인식 하기 위한 절차를 따르게 된다. 이 과정에서 이미 추출된 칼라 특징에 대한 계산은 생략이 된다. 그리하여 “컵”이 맞는지 확인하게 된다. 이후 다음 영역에서 같은 작업을 반복하게 된다. 그림 6은 단방향 상향식 추론을 나타낸다.

경우 3: 양방향 물체 인식

경우 1의 단방향 상향식 추론 방법을 통하여 물체 인식을 시도하였지만, 거리가 멀거나 부분적으로 가려진 경우 컵을 인식하기에 충분한 시각 특징을 얻지 못하였다. 하지만, 컵과 유사한 시각적인 특징을 획득하여 “컵 후보”가 된다. 이 경우 “컵” 인식을 위한 추가 정보가 있는지를 질의하고 추가로 “컵은 부엌 식탁위에 놓여

표 1. 로봇 지식 체계의 지식 베이스로 사실과 규칙 예제에 대한 FOL 기반 지식 표현

Table 1. FOL-based Representation of Exemplar facts and rules for Knowledge base of Robot Knowledge Framework.

Knowledge Instance	Rule	Knowledge Schema
Uni-directional reasoning for Object recognition		
M <sub>1</sub> and M <sub>2</sub>	$R^H: \text{visual concept}$ IF visual_feture_instnace::X has extractor::D AND X has numerical_descriptor::V AND 'visual_concept: C' has range from L to H AND L < V < H THEN X has 'visual concept: C'	$P_2$ and $P_3$ has_ex(hue, hue_extract). has_ex(SIFT, sift_extract). has_ex(shape, shape_extract). range(hue, greenish blue, 0.0, 0.1). range(SIFT_match, cup, 5, 1000).
P <sub>1</sub> and P <sub>2</sub>	$R^H: \text{cup match}$ IF Object_instance U has visual concept instances: V1 ... Vn AND Object 'cup' has visual concepts 'hue:greenish blue' and 'SIFT_match:5' AND all 'cup' relevant visual concepts are exists in V1..Vn THEN U is instance of 'cup'	
M <sub>2</sub>	$R^H: \text{cup match}$ type ( segment3, cup)	
Uni-directional reasoning for Object recognition (Not matched case)		
P <sub>1</sub>	$R^H: \text{visual concept}$ IF visual_feture_instnace::X has extractor::D AND X has numerical_descriptor::V AND 'visual_concept: C' has range from L to H AND L < V < H THEN X has 'visual concept: C'	$P_2$ and $P_1$ range(hue, blue, 0.1 0.2). range(SIFT_candidate, 3, 4).
P <sub>2</sub>	$R^H: \text{cup candidate}$ IF Object_instance U has visual concept instances: V1 ... Vn AND Object 'cup' has visual concepts 'hue:blue' and 'SIFT:4' AND all 'cup' relevant visual concepts are exists in V1..Vn THEN U is candidate of 'cup'	$M_1$ has_vc(cup, hue, blue). has_vc(cup, SIFT, matched 4).
M <sub>2</sub>	$R^H: \text{cup candidate}$ type(segment4 , candidate(cup))	
Bi-directional reasoning for Object recognition (Matched case)		
M <sub>2</sub>	$R^H: \text{in}$ IF X is object And Y is space And location of X is included in Y THEN X is in Y	
M <sub>3</sub>	$R^H: \text{cup recognition}$ IF Object_instance U is 'cup' candidate AND space instance is 'cup' relevant space: 'kitchen' AND context instance is 'cup' relevane: 'on:table' AND there exist object instance near U which has relation context 'on' with object 'cup' and 'table' THEN U is instance of 'cup'	$M_3$ has_obj(kitchen, cup) has_obj(kitchen, table)
C <sub>1</sub>	$R^H: \text{cup recognition}$ on(cup_001, tabke_001)	
M <sub>2</sub>	$R^H: \text{cup recognition}$ type(segment4, cup)	

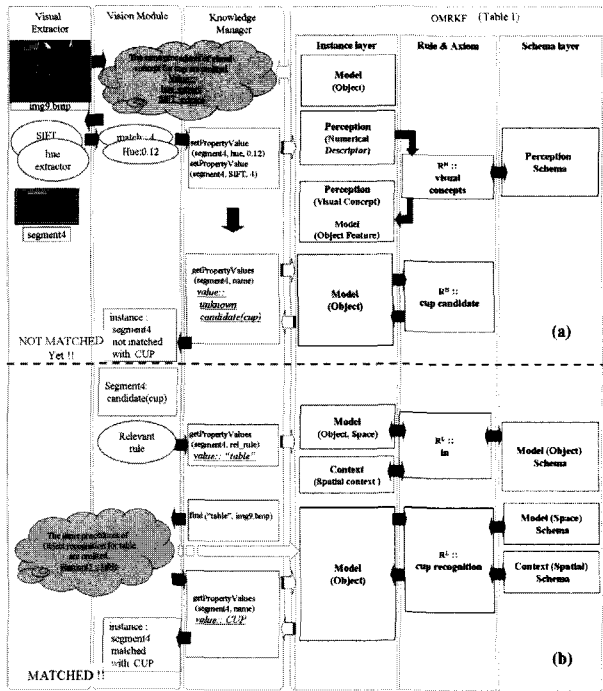


그림 7. 양방향 추론  
Fig. 7. Bi-directional Reasoning.

있다”는 상황 지식 계층의 다른 지식 계층 정보에 따라 양방향 추론 규칙이 활성화 되어 컵을 확실하게 되었다. 이후 컵을 향해 좀 더 다가가 다시 사물 인식을 하는 행동에 따라 시각 특징만을 이용하여 컵을 확실할 수 있다.

그림 7은 양방향 추론 과정의 왼쪽의 시퀀스 다이어그램과 오른쪽의 로봇 지식 체계의 추론 과정을 나타낸다. 추론 과정에서 사용된 로봇 온톨로지와 물의 예제는 표 1에 기록을 하였다.

경우 4: 방위 인식

로봇 지식 체계의 모델 지식 계층의 공간 지식층에는 공간 지식을 표현한다. 각 공간에는 주행을 위한 노드를 포함하며 각 노드에는 노드에서 관찰되는 사물이 연결되어 있다. 본 논문에서 방위 인식은 로봇이 가지고 있는 기본 센서인 엔코더(encoder)와 초음파 센서 정보를 사용한다. 각각의 센서는 일정 수준의 오차율을 가지고 있으며, 센서 혼합을 통하여 방위를 인식하다. 추가적으로 사물을 인식 정보를 이용한다. 시각 정보에서 입력되는 물체와의 거리 정보를 다른 센서와 혼합하여 방위 정보의 정확도를 올림과 동시에 거리 센서 정보만으로 추론하기 어려운 장소 구분에서 발견된 사물 정보를 사용한다. 예에서 “부엌”의 “node5”에는 “탁자”와 “컵”, “꽃병”이 발견될 수 있다. 이 중 물체의 속성에

서 이동성이 낮은 “탁자”를 인식함에 따라 로봇의 위치가 부역임을 추론하게 된다. 이렇게 추론된 위치 정보는 다시 “컵”이나 “꽃병” 인식의 증거로 사용된다.

이상의 경우를 통하여 로봇 지식 체계를 통하여 물체 인식과 주행을 위한 방위 정보 인식의 경우에 불완전한 센서 정보에서도 사용될 수 있음을 확인하였다.

V. 결 론

우리는 공유와 증식으로 가정 서비스 로봇을 위한 온톨로지 기반 다층 로봇 지식 체계를 이용함으로써 로봇이 숨겨지거나 부분적으로 소실된 데이터에도 불구하고 지식을 찾을 수 있다. 또한, 논문에서는 로봇이 적은 단서를 가지고 각 지식 레벨들 사이뿐만 아니라 각 층들 사이에서 어떤 지향적 추론을 통해 질문을 할 수 있음을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] O. Martinez Mozos, A. Rottmann, R. Triebel, P. Jensfelt, W. Burgard. “Semantic labeling of places using information extracted from laser and vision sensor data.” In In Proc. of the IEEE/RSJ IROS 2006 Workshop, Beijing, China, 2006.
- [2] D. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *International Journal of Computer Vision*, Vol.60, pp.91-110, 2004.
- [3] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox, “Probabilistic Robotics.” MIT Press 2005, ch. 1.
- [4] N. Maillot, M. Thonnat, and A. Boucher, “Towards ontology-based cognitive vision,” *Machine Vision and Applications*, pp.33-40, 2004.
- [5] W. Hwang, J. Park, H. Suh, H. Kim and I.H. Suh, “Ontology-based Framework of Robot Context Modeling and Reasoning for Object Recognition,” *Lecture notes in Computer Science*, 2006, pp. 596-606.
- [6] E. Wang, Y. S. Kim, H. S. Kim, J.H. Son, S. Lee, and I. H. Suh, “Ontology Modeling and Storage System for Robot Context Understanding,” *Lecture notes in Computer Science*, 2005, pp. 922-929.
- [7] 김성호, 권인소, “비디오에서 양방향 문맥 정보를 이용한 상호협력적인 위치 및 물체 인식”, *로봇공학회 논문지*, 1(2): 172-179
- [8] K.J. Holyoak, D. Simon, “Bidirectional Reasoning in Decision Making by Constraint Satisfaction,”

- Journal of Experimental Psychology: General, 128, 3 - 31.
- [9] R. Pfeifer, and Ch. Scheier, "Understanding Intelligence." MIT Press 2001.
- [10] J. Schoening, IEEE P1600.1 Standard Upper Ontology Working Group, <http://suo.ieee.org>.
- [11] N. Maillot, M. Thonnat, and A. Boucher, "Towards ontology-based cognitive vision," Machine Vision and Applications, pp.33-40, 2004.
- [12] I. Bratko, "Prolog programming for artificial intelligence," 3rd ed. Pearson education, 2001, pp. 57.
- [13] E. Bozsak, M. Ehrig, S. Handschuh, A. Hotho, A. Maedce, B. Motik, D. Oberle, C. Schmitz, S. Staab and L. Stojanovic, "KAON - Towards a Large Scale Semantic Web," Lecture notes in Computer Science, 2002, pp. 304-313.
- [14] R.C Arkin, "Behavior-based Robotics," MIT Press, 1998.
- [15] K. Eshghi, "Abductive planning with event calculus," Proc. Of the Fifth International Conference on Logic Programming, pp562-579, 1988.
- [16] I.H. Suh, G. H. Lim, W. Hwang, H. Suh, J.H. Choi and Y.T Park, "Ontology-based Multi-layered ROBOT Knowledge Framework for Robot Intelligence," Proc. of IROS 2007, 2007, pp. 429-436.

---

 저 자 소 개
 

---



임 기 현(정회원)  
 1997년 한양대학교 학사 졸업.  
 2007년 한양대학교 석사 졸업.  
 2007년~현재 한양대학교  
 박사 과정.  
 <주관심분야 : 인공지능, 로봇공  
 학, 온톨로지>



서 일 홍(평생회원)  
 1977년 서울대학교 학사 졸업.  
 1979년 한국과학기술원  
 석사 졸업.  
 1982년 한국과학기술원  
 박사 졸업.  
 현재 한양대학교 교수  
 <주관심분야 : 지능응용시스템, 인공지능, 로봇  
 공학>