

# 강인한 지식 등록 방법을 통한 동적 환경에서의 로봇 지식 갱신

## Robot Knowledge Update in Dynamic Environments using Dependable Knowledge Instantiation Method

이대식, 임기현, 서일홍  
Dae Sic Lee, Gi Hyun Lim, and Il Hong Suh

**Abstract** - Incomplete knowledge instances may be registered from misidentifications of sensors, such as vision sensor. In previous study, we proposed robust object instance registration method to robot centered knowledge framework to guarantee the consistency of the registered knowledge. In real environment, a persistent update is necessary due to the objects can be moved dynamically. In this paper, we propose the way to update robot knowledge continually using the registration method. Our experiment in this paper shows that sound and complete knowledge can be registered and updated by the proposed method, even under imperfect sensing data.

**Key Words** : Robot Knowledge, False-Negative, False-Positive, Context Reasoning, Knowledge Instantiation

### 1. 서론

서비스 로봇에 있어서 인간에게 다양한 서비스를 제공하고 주어진 임무를 완수하기 위해 의미적 지식은 없어서는 안 될 중요한 요소이다. 이러한 의미적 지식을 사용하여 로봇은 상황을 추론하고 행동을 선택하여 임무를 수행하게 된다. 이전 논문에서 우리는 서비스 로봇의 의미적 지식을 관리와 추론을 위해 OMRKF[1]를 제안하고 그 효용성을 보였다. 일반적으로 상용 비전 센서는 로봇의 움직임에 의한 영상의 변형, 빛의 변화, 다른 사물에 의한 가려짐 등으로 인해 False-Negative, False-Positive와 같은 오 인식을 발생시키며, 이것은 불확실한 지식 인스턴스가 생성되는 원인이 된다. 이러한 오 인식을 검출하고 지식 인스턴스의 일관성 있는 등록을 보장하기 위해 비전센서를 통해 인식된 물체를 버퍼에 임시적으로 저장하고 시간적 추론, 공간 추론, 온톨로지 추론, 통계적 추론 방법을 사용하여 강인한 로봇 지식 등록을 보장하는 방법을 제안하였다[2]. 실제 환경에서 물체들은 여러 가지 이유로 위치가 변경되는 경우가 많이 생긴다. 이를 위해 로봇 지식은 끊임없이 갱신될 필요가 있다. 본 논문에서는 앞서 제안된 강인한 로봇 지식 등록 방법을 통하여 로봇 지식을 일관성 있게 갱신하고 유지하는 방법을 제안하고 실험을 통하여 그 유용성을 보인다.

### 2. 강인한 로봇 지식 등록 방법

#### 저자 소개

- \* 이 대 식 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학 석사과정
- \*\* 임 기 현 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학 박사과정
- \*\*\*서 일 홍 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학 교수

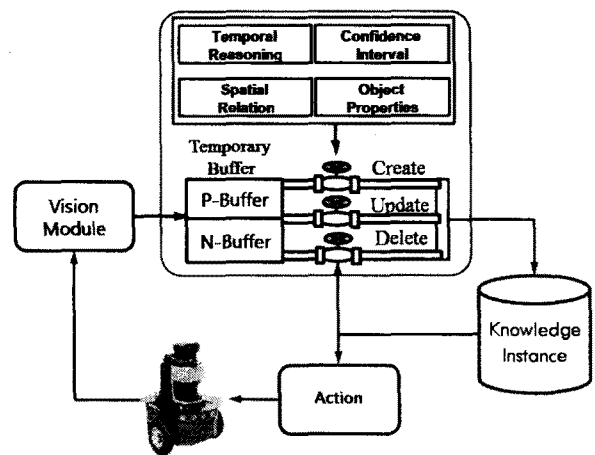


그림 1. 강인한 로봇 지식 등록 방법 시스템 구조도

비전 센서를 통한 물체인식에 있어 오 인식은 조명의 변화, 다른 물체에 의한 가려짐 등 많은 원인에 의해 발생하게 된다. 이러한 오 인식은 False-Negative와 False-Positive로 나뉜다. 부정-오류는 어떤 물체가 실제로 시야 안에 존재함에도 그 물체를 인식하지 못하는 경우이고, 긍정-오류는 어떤 물체가 인식이 되었지만 실제로 그 물체가 시야 안에 존재하지 않는 경우를 말한다. 이러한 오 인식으로부터 생성된 지식 인스턴스는 로봇 지식 관리에 있어 문제점을 야기시킨다. 예를 들어 어떤 물체가 긍정-오류를 통해 실제 있는 위치가 아닌 잘못된 위치에서 인식되어 그 위치로 그 물체가 지식 인스턴스로 등록된 경우 사용자가 그 물체가 어디 있는지 물었을 때 지식 시스템은 자신이 알고 있는 오 인식된 위치를 대답해 줄 것이다. 이것은 지식 시스템의 신뢰를 떨어뜨리고 로봇의 인간 서비스 지원 및 임무 수행에 영향을 줄 것이다.

이전 연구에서 우리는 이러한 문제를 해결하고 강인한 지

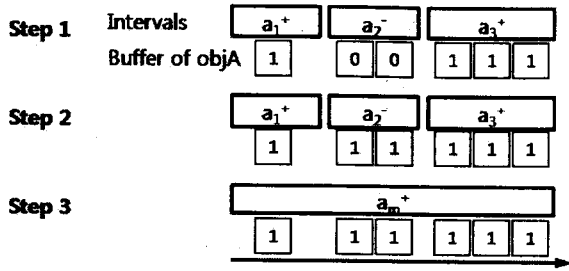


그림 2. objA의  $\gamma$  값이 3일 때, 강인한 로봇 지식 등록 방법을 사용하여 True-Positive와 False-Negative의 검출 예. ('1', '0'은 인식여부를 나타내며, '+', '-'는 각각 'is-interval', 'has-to-be-interval'을 의미함.)

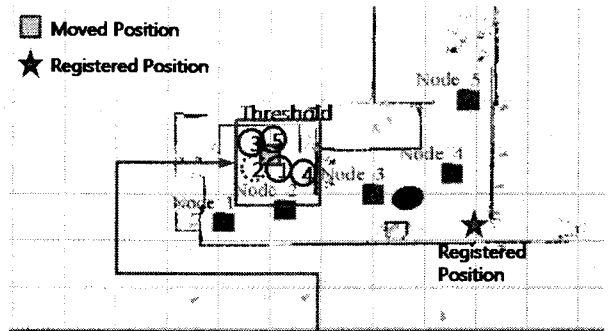
식 등록을 위한 로봇 지식 등록 방법을 제안하였다[2]. 지식 시스템의 입장에서 오 인식 여부는 인식된 순간에는 판단하기 쉽지가 않다. 그래서 제안된 로봇 지식 등록 방법에서는 <그림 1>과 같이 물체 인식 결과를 임시적으로 버퍼(P-Buffer와 N-Buffer)에 저장하고 이렇게 저장된 인식 데이터로부터 매 프레임마다 각 물체들에 대한 인터벌(is-Interval 또는 has-to-be-interval)을 생성한다. 이렇게 생성된 각 물체의 인터벌에 시간적 관계(Temporal Relation), 공간적 관계(Spatial Relation), 신뢰 구간(Confidence Interval), 물체 속성을 사용한 추론 방법을 통하여 인터벌의 신뢰도를 구하고, 각 물체의 인식률을 통해 계산된 인터벌 카운터(Interval Counter:  $\gamma$ )로부터 신뢰 수준 95%를 만족하는 인터벌내의 연속된 인식결과들은 오 인식이 아닌 것으로 판단하고 그 물체의 인스턴스를 등록, 수정, 삭제하도록 한다. 인스턴스가 등록되는 경우 지식 시스템은 함께 오 인식이 아니 것으로 판단된 물체와 물체간의 공간관계 또한 추론하여 등록 한다. <그림 2>는 강인한 로봇 지식 등록 방법을 사용하여 True-Positive와 False-Negative를 검출하는 한 예를 보여준다. 실험을 통해 우리는 제안된 로봇 지식 등록 방법은 물체의 인식률이 52%( $\gamma=4$ ) 이상이면 이상적으로 동작한다는 것을 확인하였다.

실제 환경에서 물체들은 사람들에 의해 또는 스스로 위치가 변화한다. 이러한 동적 환경에서 로봇 지식 등록 방법이 어떻게 로봇 지식을 지속적으로 갱신을 하여 로봇 지식의 일관성을 유지하는지 보고자 한다.

### 3. 강인한 로봇 지식 등록 방법을 통한 로봇 지식 갱신

앞에서 강인한 로봇 지식 등록 방법이 어떻게 적용되는지 간단히 살펴보았다. 이번 장에서는 제안된 방법이 옮겨진 물체에 대해서 어떻게 적용되고 로봇 지식을 지속적으로 갱신할 수 있는지 보도록 한다.

위에서 언급한 것처럼 제안된 로봇 지식 등록 방법은 각 프레임마다 각 물체별로 버퍼를 생성하고 인식 여부에 따라 is-interval 또는 has-to-be-interval을 생성한다. 이렇게 생성되는 버퍼와 인터벌은 각 필드마다 그 프레임의 Timestring, Object ID, 인식여부, X, Y, Z 포지션을 갖는다. 필드에 저장되는 X, Y 포지션에 따라 한 물체에 대한 버퍼가 따로 생성되나. <그림 3>은 인식된 위치에 따른 물체 A 인스턴스 갱



P-Buffer					
timestring	T1	T2	T3	T4	T5
objID	A	A	A	A	A
Recognition	1	0	1	1	1
X	150	0	168	157	165
Y	100	0	110	109	120

is-Interval		has-to-be-Interval		is-Interval		
T1	A	T2	A	T3	T4	T5
1	0	0	0	1	1	1
150	0	0	0	168	157	165
100	0	0	0	110	109	120

그림 3. 등록된 위치가 아닌 다른 위치에서 인식되었을 때 로봇 지식 등록 방법 적용 예

신에 대한 간단한 예제를 보여준다.

T1 시간에 Y가 3인 물체 A가 등록된 위치가 아닌 (1)의 위치에서 인식되었다. 인식된 위치가 등록된 위치와 일정 거리 이상으로 떨어져 있으므로 물체 A에 대한 버퍼가 생성되고 인식된 결과의 신뢰성을 알아보기 위해 임시 저장된다.  $\gamma$  값을 통해 T5시간에 물체 A의 is-interval이 신뢰 수준 95%에

IF (ObjA is in DB) AND

$|(recognized\_x - registered\_x)| > Threshold$  AND

$|(recognized\_y - registered\_y)| > Threshold$  AND

$Interval\_count(ObjA^+) > \gamma(ObjA)$

THEN

IF  $ObjA^+$  THEN update position of ObjA

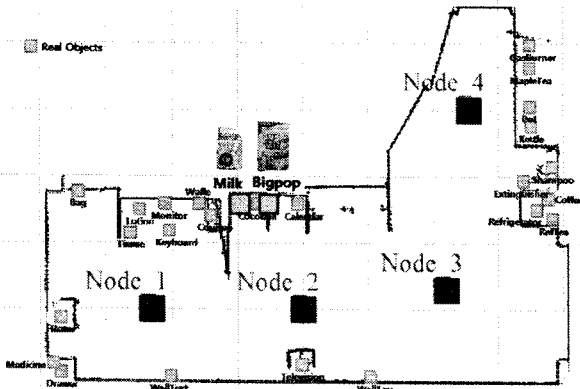
IF  $ObjA^-$  THEN retract position of ObjA 식(1)

도달하였음을 알 수 있고, 이를 통해 물체 A는 새로 인식된 위치로 갱신되게 된다. 이를 룰로 표현하면 식(1)과 같다.

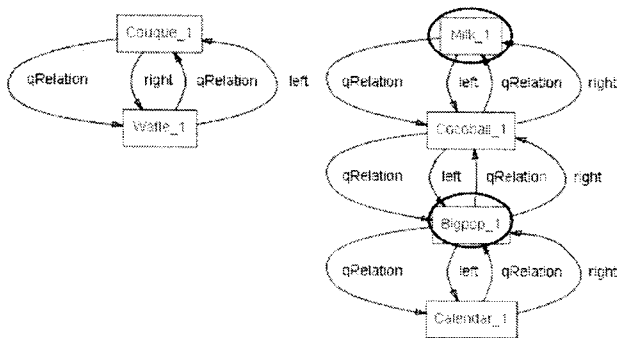
위의 룰을 통해 제안된 로봇 지식 등록 방법으로 로봇 지식의 지속적인 갱신이 가능하다. 다음 장에서는 실제 실험을 통해 지식 갱신이 제대로 이루어지는 지 보도록 한다.

## 4. 실험

### 4.1 실험 환경



(a)



(b)

그림 4. 실험 환경 및 초기 등록 인스턴스

실험에는 Pioneer 3-AT가 사용되었고, 레이저 센서와 로지텍 웹캠이 한 대씩 로봇에 설치되었다. 레이저 센서는 네비게이션에 사용되었고, 웹캠은 물체 인식에 사용되었으며, 물체 인식 알고리즘으로는 ERSP의 비전 모듈을 사용하였다. 이 비전 모듈은 인식된 물체 이름과 피사체와의 거리 화면 내의 X, Y 포지션을 반환한다.

환경은 <그림 4>의 (a)와 같이 Room, LivingRoom, Kitchen으로 이루어져 있으며, 이 환경 내에서 로봇은 물체를 인식하면서 Node 1에서 출발하여 약 3회 돌아다니면서 물체 인스턴스들을 초기화 하였다. 갱신 실험을 위해 Milk와 Bigpop을 옮겨놓을 것이며, <그림 4>의 (b)는 옮겨 놓을 물체 주변의 인스턴스와 그들의 관계만 보여주고 있다. 이때 Milk와 Bigpop을 <그림 5>의 위치로 옮겼을 때 제안된 등록 방법을 통해 갱신이 제대로 이루어지는지 실험을 진행하였다.

### 5. 결 론

제안된 지식 등록 방법으로 지식의 갱신이 이루어지는 지를 보기 위해 로봇을 한 바퀴 더 순회시켜 보았다. 로봇은

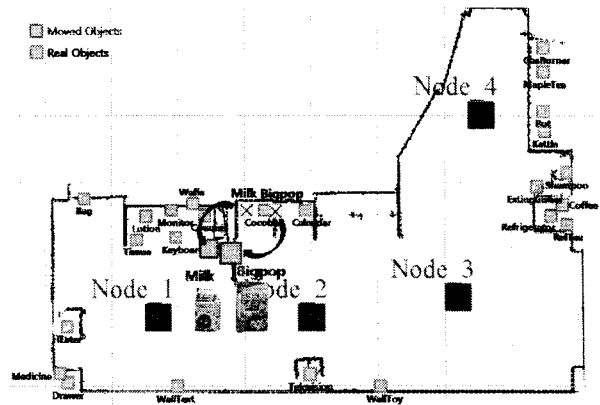
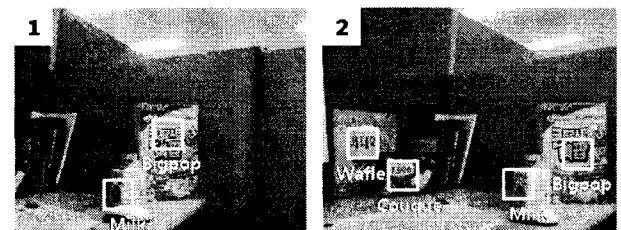
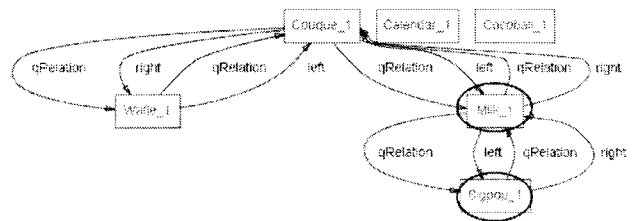


그림 5. Milk, Bigpop이 옮겨짐.



(a)



(b)

그림 6. 물체가 옮겨짐에 따라 갱신된 인스턴스

<그림 6>의 (a)에서 제안된 지식 등록 방법의 통계적 추론과 시간적 추론을 통하여 Milk와 Bigpop이 옮겨졌다는 것을 확인하였고, 위치를 갱신하면서 함께 인식된 Milk와 Bigpop 그리고 Waffle과 Couque와의 공간적 관계 또한 생성하여 <그림 6>의 (b)와 같이 갱신되었음을 확인하였다.

### 5. Acknowledgement

본 연구는 2009년도 산업자원부의 지원으로 수행되는 21세기 프론티어 연구개발 사업의 일환으로 수행되었음.

### 참 고 문 헌

- [1] Il Hong Suh 외, "Ontology-based Multi-layered Robot Knowledge Framework(OMRKF) for Robot Intelligence", 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2007
- [2] Dae Sic Lee 외, "Robust Object Instance Registration to Robot-centered Knowledge Framework", in International Symposium on Artificial Life and Robotics (AROB 14th '09), Beppu, Japan, 2009.