

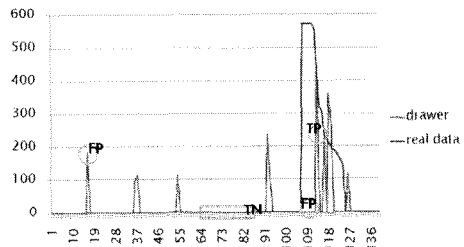
Vision Sensor를 사용하는 로봇지식 관리를 위한 Rule 기반의 인식 오류 검출 필터

이대식, 임기현, 서일홍
한양대학교

Rule-Based Filter on Misidentification of Vision Sensor for Robot Knowledge Instantiation

Lee Dae Sic, Lim Gi Hyun, Suh Il Hong
Hanyang University

Abstract - 지능 로봇은 표현 가능한 사물, 공간을 모델링하기 위해 주변 환경을 인지하고, 자신이 수행할 수 있는 행동을 결합하여 임무를 수행하게 된다. 이를 위해 온톨로지를 사용하여 사물, 공간, 상황 및 행동을 표현하고 특정 임무 수행을 위한 자바 기반 Rule을 통해 다양한 추론 방법을 제공하는 로봇 지식 체계를 사용하였다. 사용된 로봇 지식 체계는 생성되는 인스턴스가 자료의 클래스와 속성 값이 일관성 있고 다른 자료와 모순되지 않음을 보장해 준다. 이러한 로봇 지식 체계를 효율적으로 사용하기 위해서는 완전한 온톨로지 인스턴스의 생성이 밀박침 되어야 한다. 하지만 실제 환경에서 로봇이 Vision Sensor를 통해 사물을 인식할 때 False Positive, False Negative와 같은 인식 오류를 발생시키는 문제점이 있다. 이를 보완하기 위해 본 논문에서는 물체와 물체간의 Spatial Relation, Temporal Relation과 각 물체마다의 인식률 및 속성을 고려하여 물체 인식 오류에서도 안정적으로 인스턴스 관리를 가능하게 하는 Rule 기반의 인식오류 검출 필터를 제안한다.



〈그림 2〉 SIFT를 통한 물체 인식오류의 예

TP는 물체가 인식되었고 실제로도 존재하는 경우, FP는 인식되었지만 실제로는 없는 경우, TN은 물체가 인식되지 않았고 실제로도 존재하지 않는 경우, 그리고 FN은 인식되지 않았지만 실제로는 존재하는 경우를 의미한다. 〈그림 2〉. 이렇게 불확실한 Vision Sensor를 통한 로봇 지식은 안정적으로 관리되기 힘들다.

1. 서 론

지능 로봇은 임무 수행을 위해 여러 센서를 통해 주변 환경을 인지하여 자신이 표현 가능한 사물, 공간을 모델링하고 이러한 환경 모델을 바탕으로 어떤 임무가 주어졌을 때 자신이 수행할 수 있는 행동을 결합하여 임무를 수행하게 된다. 이를 위해 우리는 이전 논문에서 온톨로지 기반의 로봇 지식 체계를 제안하고 사용하였다. 이 로봇 지식 체계는 온톨로지를 사용하여 사물, 공간, 상황 및 행동을 표현하고 이를 통해 불확실한 센서를 통해 생성되는 데이터 클래스 및 속성에 대한 일관성을 보장하며, 상황 정보를 통해 효율적인 임무수행을 위한 추가적인 정보를 제공한다. 또한 도메인 한정된 자바 기반의 Rule을 통해 다양한 추론 방법을 제공함으로써 로봇이 특정 임무를 효율적으로 수행할 수 있도록 해준다[1][2]. 하지만 이러한 로봇 지식 체계를 효율적으로 사용하기 위해서는 완전한 온톨로지 인스턴스의 생성이 밀박침 되어야 한다. 일반적으로 물체 인스턴스의 생성은 Vision Sensor를 통해 이루어지는데 이 Vision Sensor는 많은 인식 오류를 발생시킨다. 이러한 이렇게 불확실한 Vision Sensor를 통한 보다 안정적인 인스턴스 관리를 위해 물체와 물체간의 Spatial Relation, Temporal Relation과 각 물체마다의 인식률 및 속성을 고려한 Rule 기반의 인식오류 검출 필터를 제안하고 실제 실험을 통해 그 유용성을 보인다.

3. Rule 기반 인식오류 검출 필터

3.1 인식오류 검출 필터의 시스템 구성

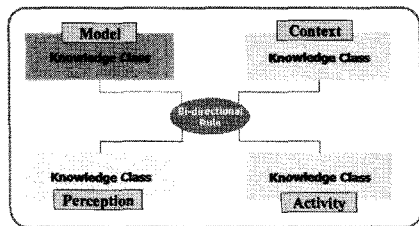
Vision Sensor의 인식오류에서도 안정적인 로봇 관리를 위해 각 물체의 인식률로부터 계산된 Data Confidence, 물체와 물체간의 Spatial Relation, 그리고 Temporal Relation을 고려하여 4가지 인식 오류 중 TN을 제외한 TP, FP, FN에 각각 대응하는 Semantic Filter의 사용을 제안한다. Semantic Filter의 전체적인 시스템 구성은 〈그림 3〉과 같다.

로봇은 제한된 실내 환경 내에서 주행을 하면서 Vision Sensor를 통해 물체들을 계속 인식하게 된다. 이렇게 인식된 모든 결과는 임시 저장소인 P-Buffer에 먼저 저장된다. Positive Buffer인 P-Buffer는 인식 시간을 milli second 단위로 기록하는 timestamp와 물체의 ID, 인식여부, 그리고 연산된 x, y 좌표로 구성되어 있다. 축적된 데이터들은 매 프레임마다 Rule을 적용시켜 Rule을 만족할 때까지 축적하고, Rule을 만족한 데이터는 상황에 맞게 DB에 적용되게 된다.

2. Vision Sensor를 사용하는 로봇지식 관리

2.1 온톨로지 기반 로봇 지식 체계

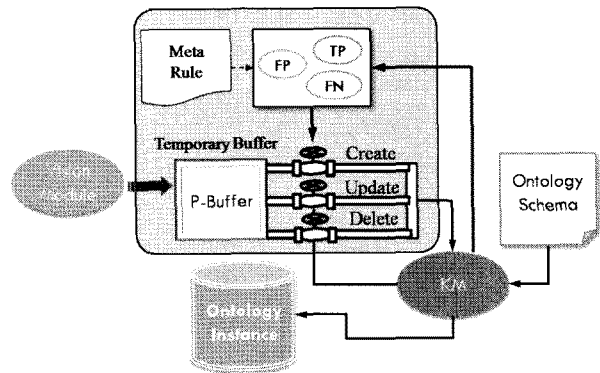
서비스 로봇의 개발에 있어서 심플리한 지식은 로봇 지능에 매우 유용하다. 로봇이 인간과 상호작용을 하고 사용자의 요구사항을 이해하기 위해서는 심플리한 지식이 필요하다. 로봇은 주위 환경을 인지하여 모델링 하고 수행할 수 있는 행동들을 결합하여 임무를 수행한다. 상황정보는 로봇 주위의 환경에 대한 특징을 나타내며 이를 통해 행동 선택을 위한 추가적인 정보를 제공한다.



〈그림 1〉 온톨로지 기반 로봇 지식 체계의 구조

2.2 비전 센서 물체 인식 오류

온톨로지 기반 로봇 지식 체계를 사용하기 위해서는 Vision Sensor를 통한 환경 인지가 이루어져야 한다. 하지만 Vision Sensor는 실제 환경에서 다양한 인식오류를 발생시킨다. 인식오류는 True-Positive(TP), False-Positive(FP), True-Negative(TN) 그리고 False-Negative(FN)로 나눌 수 있다.



〈그림 3〉 인식오류 검출 필터 시스템 구성도

3.2 인식오류 검출 필터 Rule 생성을 위해 고려된 사항

인식오류 검출 필터 Rule을 생성하고 적용하는데 고려된 사항들로 Data Confidence, Spatial Relation, Temporal Relation의 세 가지가 있다. Data Confidence(γ)는 인식 결과의 신뢰도를 나타낸다. 한 물체의 인식률이 x 일 때 그 물체의 인식 결과가 틀렸을 확률은 $(1-x)$ 로 볼 수 있다. 축적된 인식결과가 γ 만큼 연속적으로 틀릴 확률이 0.05% 이하이면 0.95%로 그 결과를 신뢰할 수 있다고 말할 수 있다<식 1>.

$$\gamma : (1-x)^n \leq 0.05 \quad \text{〈식 1〉 한 물체의 } \gamma$$

Spatial Relation은 물체와 물체와의 공간적 관계를 나타낸다. Spatial Relation을 가진 여러 물체에 대한 γ_{multi} 를 사용하면 보다 빠르게 결정을 내릴 수 있다<식 2>

$$\gamma_{multi} : \left(\prod_{i=1}^n (1 - x_i) \right)^{\gamma} \leq 0.05 \quad \text{<식 2>여러 물체의 } \gamma_{multi}$$

Temporal Relation은 한 물체가 인식되는 Event와 그 Event들의 집합인 Interval로 구성되어 있다. 물체 O1의 Interval은 O1이 인식되어 P-Buffer에 등록되고 그때 계산된 물체의 위치를 중심으로 일정영역의 Threshold안에서 물체가 다시 인식되는 True 데이터와 그 인식된 위치를 로봇이 바라보고 있는데도 물체가 인식되지 않을 경우인 False 데이터들로 구성된다.

3.3 인식오류 검출 필터 Rules

Data Confidence, Spatial Relation, Temporal Relation을 고려하여 TP, FP, FN을 검출하기 위한 작성된 Rule들은 <표 1>과 같다.

Rule for Create	
IF	O1 is recognized AND is not in DB
THEN	Create Instance of O1
Rule for Update	
IF	O1 is recognized AND is in DB and has Location AND recognized location is out of Threshold of the location in DB
THEN	Update O1 Data
True Positive Rule 1	
IF	O1 is recognized in Image1 AND is in DB and has Location AND Recognized Location is in Threshold of the location in DB
True Positive Rule 2	
IF	O1 is recognized AND [is not in DB OR recognized location is out of Threshold] AND Every elements of Interval of O1 is true continuously as long as γ
True Positive Rule 3	
IF	O1 is recognized AND O2 is recognized AND O1 has spatial relation with O2 AND Intervals of the objects is overlapped AND the length of overlapped intervals is γ_{multi} AND Every elements in the overlapped intervals is true
False Negative	
IF	O1 is recognized AND some elements of interval of O1 is false AND some elements of the interval is true continuously after false data as long as γ
THEN	False data in the interval is considered as False Negative. AND convert them to true.
False Positive	
IF	O1 is not recognized since it was AND the length of continuous data in the interval which elements are false is γ
THEN	True data in the interval is considered False Positive AND convert them to false so these data are ignored.
True Positive Rule 4	
IF	The data of O1 is not satisfied any rules till the length is 3γ
THEN	False data in the interval is considered as False Negative AND convert them to true.

<표 1> 인식오류 검출 필터 Rule

True Positive Rule 1은 물체 O1이 이미 DB에 기록되어 있는 물체인 경우 DB상 위치의 Threshold 내에서 다시 O1이 발견되면 바로 TP로 판정한다. Rule 2는 O1이 인식되었고, O1은 아직 등록이 되지 않은 물체이거나 DB상 위치의 Threshold내에 포함되지 않는 위치에서 인식되었다면, 즉, O1의 위치가 옮겨졌을 경우, O1의 Interval내의 모든 데이터가 γ 만큼 연속으로 true라면 TP로 판정한다. Rule 3는 O1이 인식되었고, O1과 Spatial Relation을 갖는 O2가 동시에 γ_{multi} 만큼 연속으로 인식되었다면 이 두 물체는 TP로 판정된다. O1의 interval내에 False 데이터가 있고 그 False 데이터가 γ 만큼 연속되어 있다면 O1의 인식된 데이터는 FP로 판정되어 O1의 데이터는 무시되어지고, False 데이터 후에 O1이 다시 γ 만큼 연속적으로 인식되었다면 그 interval내의 False 데이터는 FN로 판정되어 True로 변경되고 DB에 적용된다. Rule 4는 O1의 interval의 길이가 3γ 가 될 때까지 어떤 rule도 만족시키지 못했다면 interval내의 모든 False 데이터를 True로 변환하고 TP로 판정한다.

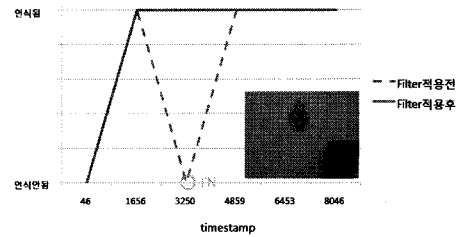
4. 실험 및 결론

4.1 실험 환경 및 방법

주어진 실내 환경은 주방과 거실로 구성되어 있으며 각 물체는 임의로 배치하였다. 로봇은 16개 물체 목록과 각각의 인식률에 대한 정보를 미리 가지고 있으며, 임의로 주행하면서 SIFT Vision Module을 통한 물체 인식 결과를 Rule을 적용하면서 인스턴스를 생성, 관리하게 된다. 로봇이 어느 곳을 바라보고 있고 그로 인해 False 데이터를 등록하기 위해서 [3]에서 사용된 물체의 위치를 이용해 로봇이 그 물체를 바라보기 위해서 Heading값을 얼마만큼 조정해야 하는지 판단하기 위한 식을 통해 계산되어진 Theta가 로봇의 시야각에 포함되는지를 판단하는 방법을 사용하였다.

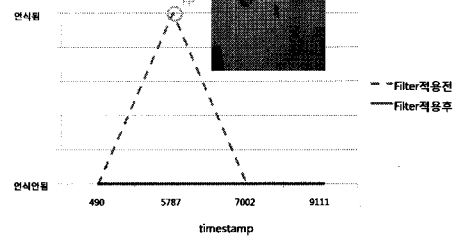
4.2 실험 결과

TV의 경우



<그림 4> TV에 대해 인식오류 검출 필터의 적용 전, 후

Gas-Burner의 경우



<그림 5> Gas-Burner에 대해 인식오류 검출 필터의 적용 전, 후

<그림 4>, <그림 5>는 TV와 Gas-Burner에 대해 인식오류 검출 필터의 적용 전과 후를 보여준다. 점선은 적용 전, 실선은 적용 후를 나타내며, 이를 통해 필터 적용 전 FN, FP가 발생했던 데이터가 필터 적용 후 바르게 보정된 것을 확인할 수 있다.

[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] 이대식 외, "OWL 온톨로지 추론과 Java 기반 툴 결합을 통한 이동 로봇 지식 추론 엔진의 구현", 제 3회 한국지능로봇 종합학술대회, pp. 524-525, 2008
- [3] 방희범, "시간의 순서적인 컬러 영상을 이용한 질의 기반의 물체 주류 시스템", 석사학위논문, 2008