

지능형로봇 행동의 능동적 계획수립을 위한 온톨로지 기반 사용자 의도인식

Ontology-based User Intention Recognition for Proactive Planning of Intelligent Robot Behavior

전호철 · 최중민

Hocheol Jeon and Joongmin Choi

한양대학교 컴퓨터공학과

요 약

사용자의 행동에 따른 의도 인식의 불확실성 때문에 사용자가 동일한 행동을 하더라도 상황에 따라 그 의도는 다르게 해석되며, 불확실성을 최소화함으로써 사용자 의도 인식의 정확성을 향상시킬 수 있다. 본 논문에서는 사용자 의도 인식을 위한 온톨로지 기반의 새로운 방법을 제안하고, 불확실성을 최소화하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 사용자 의도에 대한 온톨로지를 생성하고, 사용자 의도간 계층적 구조와 관계를 RuleML과 동적 베이저안 네트워크를 이용해서 정의하며, 온도, 습도, 시각 등의 수집된 센서 데이터와 정의된 RuleML을 통해 사용자 의도 인식을 보다 정확하게 하는 것이다. 로봇의 능동적 계획수립 방법의 성능을 평가하기 위해 시뮬레이터를 개발했고, 발생 가능한 모든 상황에 대해 의도인식의 정확도를 측정하는 실험을 했으며, 이에 대한 결과를 제시하였다. 실험결과 비교적 높은 수준의 의도인식 정확도를 나타냈다. 그러나 불확실성을 내재한 행동이 보다 정확한 의도 인식을 방해한다는 것을 알 수 있었다.

키워드 : 온톨로지, 사용자 의도인식, 지능형 로봇, 능동적 계획수립, 능동적 태스크 수행

Abstract

Due to the uncertainty of intention recognition for behaviors of users, the intention is differently recognized according to the situation for the same behavior by the same user, the accuracy of user intention recognition by minimizing the uncertainty is able to be improved. This paper suggests a novel ontology-based method to recognize user intentions, and able to minimize the uncertainties that are the obstacles against the precise recognition of user intention. This approach creates ontology for user intention, makes a hierarchy and relationship among user intentions by using RuleML as well as Dynamic Bayesian Network, and improves the accuracy of user intention recognition by using the defined RuleML as well as the gathered sensor data such as temperature, humidity, vision, and auditory. To evaluate the performance of robot proactive planning mechanism, we developed a simulator, carried out some experiments to measure the accuracy of user intention recognition for all possible situations, and analyzed and detailed described the results. The result of our experiments represented relatively high level the accuracy of user intention recognition. On the other hand, the result of experiments tells us the fact that the actions including the uncertainty get in the way the precise user intention recognition.

Key Words : Ontology, User intention recognition, Intelligent robot, Proactive planning, Proactive task execution

1. 서 론

최근 로봇산업이 활성화되고 발달함에 따라 다양한 형태의 로봇들이 상업화되고 있으며, 여러 사람들에게 다양하게 실생활에서 도움을 주고 있다. 그러나 이러한 로봇들은 스스로 지능적인 활동을 하지 못하거나 또는 매우 낮은 수준의 지능적 행동을 한다. 사람들은 이러한 로봇들에 대해 초기엔 매우 신기해하거나 새로운 것에 대한 호기심으로 접근했지만, 점점 더 지능적이고 다양한 행동들을 요구하기 시작했다. 즉, 실제 생활에서 발생 가능한 다양한 상황에 보다

능동적이고 지능적이며, 즉각적으로 반응하기를 원한다. 예를 들면, 병원에서 환자들을 돌보며 간호할 수 있는 로봇, 가정에서 가사 도우미 역할을 수행하는 로봇, 또는 식당에서 서빙을 하는 로봇 등이 그런 예이다. 실제로 이러한 로봇들이 상용화되기 위해서는 사용자들과의 직접적인 상호작용이 필수적이며, 사용자의 반응에 대한 적절한 행동을 취해야 한다. 즉, 사용자의 의도를 인식하고 적절한 행동을 취함으로써 사용자의 다양한 요구를 수용할 수 있어야 한다. 이렇듯 사용자 의도 인식을 통한 로봇의 지능적이고 능동적인 행동들은 향후 IT 산업의 유용한 기술이 될 것이다. 그러나 이러한 모든 발생 가능한 상황을 로봇이 고려하는 것은 현실적으로 매우 어려운 것이 사실이다. 왜냐하면, 사용자 의도 인식, 능동적 계획수립, 온톨로지 생성과 추론 등에 대한 연구는 여전히 초보적 단계에 머물러 있다. 그렇기

접수일자 : 2010년 8월 30일
완료일자 : 2010년 12월 10일

때문에 지능형 로봇 분야에서 능동적 사용자 의도 인식을 통한 실제적 방법들의 연구가 기술적, 사회적, 문화적, 경제적으로 중요한 연구과제가 될 것이다.

능동적 계획수립은 명시적으로 목표가 주어지지 않았을 때, 상황정보와 사용자의 의도를 능동적으로 인식하고, 사용자의 어떠한 간섭 없이도 능동적으로 계획을 수립하고 수립된 계획을 수행하는 것을 말한다[1,2]. 로봇이 불확실한 상황에 능동적으로 반응하는 지능적 행동을 수행할 수 있도록 이러한 능동적 계획수립 능력을 로봇에 적용하는 방법에 대한 여러 연구가 수행되었다[3,4,5,6].

본 논문에서는 사용자 의도 발견 알고리즘을 개발하고, 상황정보와 사용자 의도 인식의 정확성을 감소시키는 불확실성을 최소화하는 방법을 제안한다. 또한 로봇의 능동적 계획수립 기법의 성능을 평가하기 위해 시뮬레이터를 개발하였다. 시뮬레이터에서 사용자 의도는 규칙기반 규칙 마크업 언어(RuleML) 기법을 사용하여 인식되고, 능동적 계획수립은 조건부 엔트로피 측정법에 따라 이루어진다. 시뮬레이터를 통한 평가결과를 통해 우리는 지능형 로봇에 의한 적절한 행동 또는 서비스에 대한 능동적 수행은 사용자 의도 인식과 애매모호한 상황에 대한 능동적 인식을 통해 가능하다는 것을 알 수 있었고, 또한 실험을 통해 후보 의도 선택을 위한 적절한 임계값을 구했으며, 만족할 만한 수준의 의도 인식에 대한 정확성을 확인했다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 로봇 분야에서의 사용자 의도 인식과 능동적 계획수립에 대한 관련 연구들에 대해 살펴보고, 3절에서는 본 논문에서 사용한 온톨로지에 대해 살펴본다. 4절에서는 능동적 계획 수립을 위한 로봇 구조를 설명하고, 5절에서는 사용자 의도 인식을 위해 본 논문에서 제안하는 사용자 의도 발견 기법에 대해 기술하며, 6절에서는 시스템의 구성에 대해 설명한다. 7절에서는 본 논문에서 제안한 사용자 의도 인식에 대한 성능 평가와 그 가능성을 살펴보기 위한 제작한 시뮬레이터를 통해 시뮬레이션을 하고, 의도인식의 성능을 평가하기 위한 실험과 그 결과를 기술한다. 마지막 절에서는 사용자 의도 인식 기법에 대해 요약하고, 사용자 의도 인식의 정확성을 향상시키기 위한 향후 작업에 대해 기술한다.

2. 관련연구

2.1 사용자 의도 인식

로봇 분야에서 사용자 의도 인식은 매우 중요한 이슈지만, 매우 어려운 과제이기도 하다. 사용자 의도가 쉽게 파악되지 않는 것은 사용자 의도의 불확실성에 원인이 있다. 인텔(Intel)에서 사용자 의도 인식의 불확실성에 대한 연구를 진행했다[7]. 계획수립 시 명확한 의도 인식이 불가능한 경우 시스템의 불확실성을 줄이도록 태스크의 능동적 수행(Proactive Execution)이 필요하다. 예를 들어 와인 파티장에서 파티장을 돌아다니며 와인을 리필(refill)하는 웨이터 로봇을 가정할 때, 만약 로봇이 파티 참석자에게 다가갔을 때 그 참석자가 들고 있던 와인 잔을 로봇에게 내밀 때 로봇은 참석자가 와인을 리필 하길 원해서 잔을 내민 것인지 아니면 잔을 수거해 가길 원해서 내민 것인지 판단할 필요가 있다. 이때 로봇이 와인 병을 기울여 잔을 채우는 능동적 수행을 하면, 그 참석자의 의도가 리필이었다면 가만있을 것이고, 그렇지 않고 잔을 수거해 가길 원하는 의도였다면 잔을 빼는 행동을 할 것이다. 또한 [7]에서는 예측 불가

능성(unpredictability)과 불결정성(undeterministic)으로 인한 로봇 행동 실행에 대한 불확실성을 고려할 것을 언급하고 있다. 즉, 로봇 자체 또는 외부환경의 불확실성으로 인하여 어떤 행동이 선택되어 실행되더라도 그 결과가 예측한대로 이루어진다는 것을 보장할 수가 없으므로, 태스크 실행 계층에서는 이러한 상황변화에 맞도록 적절히 대처할 것을 기술하고 있다. 최근 사용자의 행동을 관찰하고 이를 기초로 다양한 기법을 사용해서 확률적으로 사용자의 의도를 인지하려는 여러 시도들이 진행되어왔다[6,8,9]. 이러한 시도들의 공통적 목표는 의도 인식의 정확도에 대한 확률을 향상 시키는 데에 있다.

2.2 로봇의 계획수립

로봇의 능동적 계획수립을 위해 사용할 수 있는 방법들은 매우 다양하다. 분산 계획(Distributed Planning) 기법은 사용자가 현재 처해있는 상황과 궁극적으로 원하는 상황을 시스템에 입력하면 시스템은 목표점에 도달할 수 있는 방법과 그 순서를 스스로 계산해 내며, 이러한 일련의 과정을 분산 처리 함으로써 빠른 처리를 기대할 수 있다[10]. 그러나 분산 계획수립을 위해 매 순간 중앙 통제가 필요하며, 최종 목표가 정해져야 한다[4,11]. 인터리브 계획(Interleaved Planning) 기법은 불완전한 정보를 가지고도 계획수립을 가능하게 하며, 전체 문제에 대한 해결방안을 제공하는 것이 아니라 일부의 문제들을 해결함으로써 전체 문제를 해결하는 계획기법이다[5,12]. 이 기법은 정보의 불완전성(incompleteness)으로 인해 발생하는 복잡도를 줄이고 빠른 계획수립을 가능케 한다. 그러나 이 기법은 부분계획 수행에 따른 발생 가능한 상황에 대한 분석이 요구되며, 수행 결과가 목표를 향해 진행되고 있는지 판단해야 한다. 부분순서 계획수립(Partial-order Planning)은 계획을 세울 때 부 목표 여러 개를 설정하여 개별적으로 해결한 다음 그 해들을 합하여 전체 계획을 구성하도록 하는 것으로 인터리브 계획수립과 유사하다[13-15]. 실시간 재계획(Real-time Replanning) 기법은 지도가 갱신될 때 로봇의 행동 계획을 빠르게 재수정하고 적용할 수 있도록 한다. 즉, 환경의 변화에 빠르게 적응할 수 있도록 한다[16-18]. 그러나 이 기법의 알고리즘은 매우 복잡하고 이해하기 어려울 뿐만 아니라 분석과 확장도 용이하지 않다. 또한 사용자와의 상호작용을 통해 계획을 생성할 수 있는 상호작용 계획(Interactive Planning)[19,20]을 사용함으로써, 동적인 계획수립이 가능하며, 상황에 따라 사용자에게 적절한 조언을 할 수 있다. 그러나 선택을 요하는 비결정 연산이나 반복 연산이 없기 때문에 보다 실제적이며, 다양한 상황에 적용하기 어렵다. 앞서 기술한 이러한 계획기법들은 명시적인 목표를 요구하거나 사용자의 명시적, 묵시적 간섭을 요구한다.

본 논문에서는 명시적으로 목표가 주어지지 않았을 때, 상황정보와 사용자의 의도를 능동적으로 인식하고, 사용자의 어떠한 간섭 없이도 능동적으로 계획을 수립하고 수립된 계획을 로봇이 실행하도록 하는 능동적 계획수립 기법을 실현하였다.

3. 온톨로지

본 절에서는 논문에서 사용한 온톨로지에 대한 특성과 사용에 대해 기술한다. 본 논문에서는 SOUPA(Standard Ontology for Ubiquitous and Pervasive Applications)[21]

온톨로지를 사용했다.

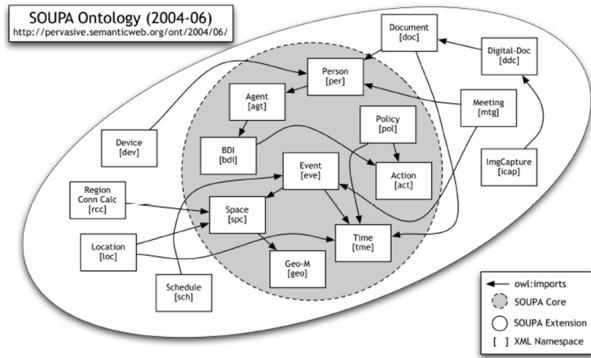


그림 1. SOUPA 온톨로지
Fig. 1. SOUPA Ontology

SOUPA 온톨로지는 크게 두 온톨로지 문서의 집합으로 구성된다. SOUPA Core와 SOUPA Extension이 그것이다. SOUPA Core 온톨로지의 집합은 일반적으로 pervasive computing application에서 다루는 어휘들을 정의하고 있고, SOUPA Extension 온톨로지의 집합은 특정 유형의 응용들을 지원하기 위해 어휘들을 추가해서 코어 온톨로지를 확장한 것이다. 그림 1은 SOUPA 온톨로지를 표현한 것이다.

3.1 SOUPA Core

SOUPA Core 온톨로지의 집합은 person, agent, belief-desire-intention(BDI), action, policy, time, space, event와 관련된 concept들을 표현하는 어휘들로 구성된다. 그림 1에서처럼 SOUPA Core 온톨로지는 9개의 서로 다른 온톨로지 문서로 구성된다. OWL class per:Person 은 SOUPA 도메인에 존재하는 모든 사람들의 집합이다. 각 클래스는 개인의 신상정보(이름, 성, 나이, 생일 등)와 접촉 가능한 정보(email, mailing address, homepage, phone-numbers, instant message chat ID 등), 사회적, 전문적 정보(친분이 있는 사람들, 개인이 속한 조직 등)를 포함한다. SOUPA policy 온톨로지는 보안, 개인정보 정책을 표현하고, 정의된 정책에 따른 추론을 위한 논리 기반의 메커니즘을 나타내는 어휘들을 정의한다. action 온톨로지는 action 온톨로지 문서에 정의되며, act:Action class 는 모든 action의 집합을 표현한다. agt:Agent class 는 SOUPA 도메인 내에 있는 모든 agent를 표현하며, agt:believes, agt:desires, agt:intends의 세 프로퍼티를 포함한다. Time은 시간을 표현하거나, temporal 프로퍼티를 나타내기 위해 사용된다. time 에 대한 기본적인 표현은 tme:TimeInterval 과 tme:Time-Instant class로 나타낸다. Space는 공간상의 지역적 관계에 대한 추론을 지원하기 위한 온톨로지이다. 이 온톨로지와 관련된 두 개의 온톨로지 문서는 space와 geo-measurement다. space는 공간과 공간 내 지역적 관계에 대한 기호 표현을 정의하며, geo-measurement는 경도, 위도, 고도, 거리, 표면적 등과 같은 전형적인 지리 관련 어휘들을 정의한다. Event는 시간과 공간상의 확장을 지니는 event activities 이다. event 온톨로지는 서로 다른 activities, schedules 과 sensing events의 발생을 기술하는데 사용된다. eve:SpatialTemporalThing class 는 시간과 공간상의 확장을 지니는 것들의 집합을 표현하고, 이것은

tme:TemporalThing 과 spc:SpatialThing class 의 교집합으로 정의된다.

3.2 SOUPA Extension

SOUPA Extension 온톨로지는 특정 유형의 pervasive application domains에 대한 확장된 어휘들의 집합을 정의하는 것과, SOUPA Core 온톨로지를 확장함으로써 새로운 온톨로지들을 정의하는 방법을 제시하기 위한 두 가지 목적으로 정의된다. 기존에 정의된 SOUPA Extension 온톨로지들은 Meeting & Schedule, Document & Digital Document, Image Capture, Region Connection Calculus, Location 등이 있다. Meeting & Schedule 은 회의나, 일정, 이벤트 참가자들과 관련된 일반적인 정보들을 표현한다. Document & Digital Document는 생성날짜, 작성자, 디지털 문서의 source URL, 파일 크기, 파일 유형(type) 과 같은 문서 또는 디지털 문서에 대한 메타 정보를 표현한다. Image Capture는 카메라 폰으로 사진을 찍었을 때, 이 event는 image capturing event 이며, capture 온톨로지는 이러한 image capturing event를 기술하기 위한 어휘들을 정의한다. Region Connection Calculus 는 core space 온톨로지를 보충하는 공간 온톨로지이다. Location은 센서들을 통해 지각된 사람 또는 객체의 위치 상황을 표현하기 위한 것이며, 이때 위치 상황은 사람 또는 객체가 있는 장소에 대한 시간과 공간상의 특성들을 표현하는 정보다.

4. 능동적 계획 수립을 위한 시스템 구조

본 절에서는 능동적 계획수립을 위한 시스템 구조에 대해 살펴본다. 능동적 계획수립을 위한 일반적인 로봇 시스템구조는 그림 2와 같다[9,22]. 각 구성에 대해 살펴보면 다음과 같다. 먼저 센서는 사람의 오감에 해당하는 요소로 시각(Visual Sensor), 청각(Auditory Sensor), 촉각 (Tactile Sensor)이 있다. 시각은 스테레오 카메라(stereo camera)를 사용해서 시각 정보를 수집하고, 청각은 마이크로폰 어레이(microphone array)를 통해 청각 정보를 수집한다. 촉각은 인공피부(artificial skin)를 사용해서 촉각정보를 수집한다. 액츄에이터(Actuator)는 머리, 몸통, 팔, 다리 등을 의미하며, 각 모듈 별 전달된 태스크의 수행이 주된 역할이다. 계획기(Planner)는 데이터베이스(Database), 센서(Sensor), 의도인식(Intention Recognition)을 통해 현재 상황에 대한 주변 상태정보, 계획기 자신의 상태정보, 사용 가능한 기술(Skill)과 행동(Action)의 목록을 얻고, 이러한 정보를 가지고 태스크를 직접 수행할 수 있는 연산자를 구성한다. 또한 각 모듈에 대한 자원 할당을 결정하고 수행할 연산자를 모델링 언어(Modeling Language)로 표현하고, 모션 컨트롤(Motion Control)을 위한 태스크 수행을 명령한다. 의도 인식(Intention Recognition)은 사용자의 의도를 직접적으로 파악하는 역할을 수행한다. 파악된 사용자 의도는 계획기에 전달된다. 모션 컨트롤(Motion Control)은 계획기로부터 전달된 명령을 각 액츄에이터가 인식할 수 있는 형태로 해석한다. 데이터베이스(Database)는 환경 내 객체의 정보(위치, 형태), 학습된 행동, 불변의 유한 상태 머신(hard-coded finite state machine)을 저장하고 있다.

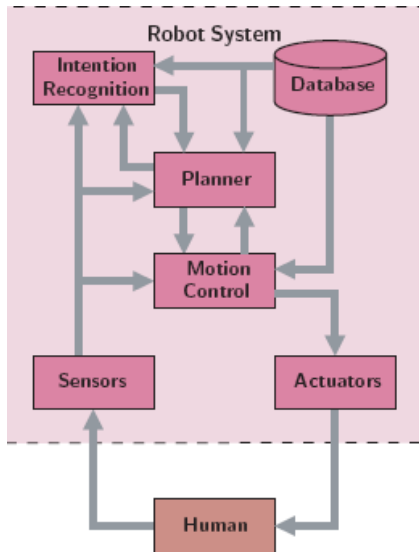


그림 2. 일반적인 로봇 시스템 구조
Fig. 2. Robot system architecture

본 논문에서는 그림 3에서처럼 이러한 일반적인 로봇 시스템을 확장해서 사용한다.

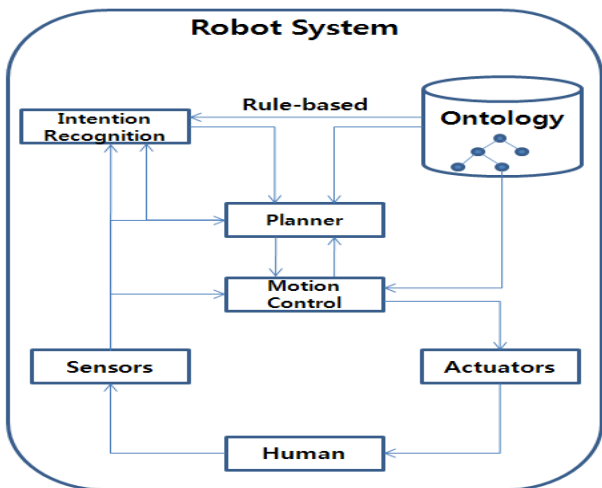


그림 3. 확장된 형태의 로봇 시스템 구조
Fig. 3. Extended robot system architecture

의도 인식(Intention Recognition) 모듈은 상황정보와 센서 데이터에 기초해 가장 적절한 사용자 의도를 추론한다. 또한 의도 인식 모듈은 이러한 추론 결과들 중 현재의 도메인 정보와 센서 데이터 및 이에 기반한 상황정보를 사용하는 규칙기반 규칙 마크업 언어(RuleML)에 따라 최적의 사용자 의도를 추론한다. 사용자 의도 인식을 위해 사용하는 각 규칙들은 데이터베이스에 저장되고, 의도 인식 모듈이 의도 추론을 위해 사용된다. 그림 4는 로봇의 행동 패턴과 온톨로지를 나타내는 규칙 마크업언어를 사용한 로봇 행동들에 기반해 그 의도를 추론하는 한 예를 보여주고 있다. 그림 4 에서 사용한 각 인자에 대해 정의하면 다음과 같다.

T : 시간에 대한 온톨로지 집합
A : 액션 온톨로지 집합

D : 도메인 온톨로지 집합
M : 센서 데이터 온톨로지 집합

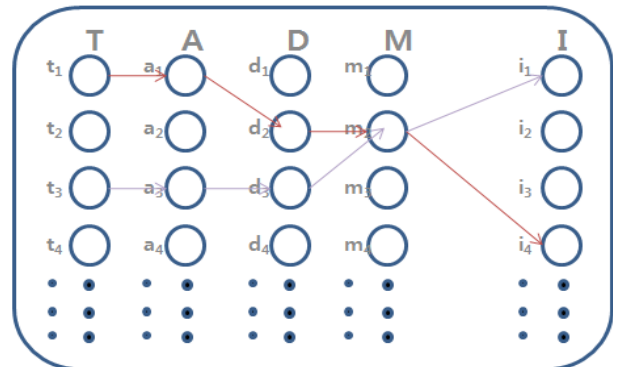


그림 4. 사용자 의도 예측 모델
Fig. 4. Model for user intention recognition

센서정보와 도메인정보가 입력되면 의도 인식 모듈은 저장된 규칙들을 사용해서 사용자 의도를 추론한다. 예를 들어, 사용자가 시간 t1에 액션 a1을 수행했고, 이때 도메인 정보가 d2, 수집된 센서 데이터가 m2였다면, 의도 인식 모듈은 사용자의 의도가 i4 라고 추론 할 것이다. 이러한 인자들은 의도 인식 모듈로 하여금 규칙들에 쉽게 적용하고 그에 대한 의도 인식을 쉽게 할 수 있도록 한다. 그러나 이러한 인자들이 일부 주어지지 않거나 부정확한 경우는 해당 인자에 대한 조건을 무시하거나, 해당 인자의 모든 가능한 값을 고려해서 가능한 모든 의도를 고려한다. 이전의 예에서 사용된 인자들을 사용해서 이를 다시 조건식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\left. \begin{array}{l} \text{IF}(\text{time.t} \equiv t_1) \\ \text{and}(\text{action.a} \equiv a_1) \\ \text{and}(\text{domain.d} \equiv d_2) \\ \text{and}(\text{measurement.m} \equiv m_2) \end{array} \right\} \text{Then} \quad (1)$$

$$\text{intention.i} = i_4$$

사용자 의도 예측을 위한 모델은 사전에 작성되며, 사용자의 의도는 가능한 액션 벡터, 도메인 정보, 수집된 센서 데이터를 표현하는 센서 데이터 벡터를 사용해서 계산된다.

5. 태스크의 능동적 수행

본 절에서는 정확한 사용자의 의도 인식을 위해 사용자의 명확한 의도를 이끌어 낼 수 있는 행동을 능동적으로 수행하거나 명확하게 인지된 사용자의 의도에 대해 적절한 행동을 능동적으로 수행토록 하기 위해 의도 인식을 위한 행동의 선택 및 그 수행에 대해 기술한다.

능동적 계획수립을 위한 계획기는 반드시 현재의 태스크 수행에 필요한 자원들을 제공하고, 태스크가 수행될 수 있도록 선택하는 방법을 제공해야 한다. 현재의 사용자 의도 인식에 기초해 적절한 태스크가 선택된다[8]. 의도 인식 모듈은 주어진 조건에 부합하는 의도들과 각 후보 의도들에 대한 센서 데이터들을 계획기에게 전달하고, 계획기는 각 전달된 센서 데이터에 기초해서 가장 적절한 의도를 선택하기 위해 태스크의 능동적 수행을 요청한다. 다시 말하면, 태

스크의 능동적 수행은 의도 인식 모듈로부터 전달된 후보 의도들에 대해 각 후보 의도와 사전에 작성된 규칙들 중에서 규칙 조건에 부합하는 규칙이 존재하는 의도에 대한 로봇이 취할 수 있는 액션을 수행한다.

본 논문에서 제안하는 시스템은 부합하는 규칙이 2~3 개 또는 그 이상일 수 있기 때문에 가장 적합한 하나의 의도를 선택하도록 해야 하고, 이러한 상황을 위해 의도 선택 상황에 대한 3가지 경우를 고려했다. 먼저, 로봇의 센서 데이터 같은 입력 데이터가 모든 의도에 대한 규칙들에 부합되는 경우, 계획기는 대기 태스크(idle task), 사용자의 주의를 끄는 태스크, 사용자의 다음 명령을 요구하는 태스크 중에서 임의로 선택하고 능동적으로 수행하도록 요구한다. 두 번째 경우는, 2~3개의 의도가 선택되는 경우이다. 이러한 경우 계획기는 정확한 의도 인식을 위해 불확실성을 최소화하는 각 액션의 조건부 엔트로피를 계산한다. 계산된 조건부 엔트로피 값 중 가장 작은 값을 지니는 액션을 능동적으로 수행하도록 요구한다. 마지막으로, 단 하나의 의도가 선택되는 경우이다. 이러한 경우, 의도에 대응하는 능동적 액션을 수행하도록 요구한다. 적합한 사용자 의도의 능동적 선택을 위해, 본 논문에서는 액션과 센서에 대한 조건부 엔트로피를 사용하는 방법을 고려했다.

5.1 액션에 대한 조건부 엔트로피

Intention I의 불확실성에 대한 엔트로피는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$H(I) = - \sum_j p(i_j) \log(i_j) \tag{2}$$

Action A에 대해, intention I로 수행 가능한 행동들 중에서 임의로 하나의 action a_i를 선택(picking)했을 때 시스템의 불확실성은 조건부 엔트로피 H(I|A)로 줄어든다.

$$H(I|A) = - \sum_i p(a_i) \sum_j p(i_j|a_i) \log p(i_j|a_i) \tag{3}$$

여기서 p(i_j|a_i)를 p(a_i|i_j)로 표현하면,

$$\begin{aligned} H(I|A) &= - \sum_i p(a_i) \sum_j \frac{p(a_i|i_j)p(i_j)}{p(a_i)} \log \frac{p(a_i|i_j)p(i_j)}{p(a_i)} \\ &= - \sum_i \sum_j p(a_i|i_j)p(i_j) \log \frac{p(a_i|i_j)p(i_j)}{p(a_i)} \end{aligned} \tag{4}$$

그러면, 최소 조건부 엔트로피 값을 갖는 action a를 다음 식에 의해 결정할 수 있다.

$$\tilde{a} = \arg_{A} \min H(I|A) \tag{5}$$

능동적 태스크 수행(proactive task execution) 상황에서 최소 조건부 엔트로피를 만족하는 action a 수행 중 발생하는 데이터의 변경은 데이터 베이스내의 임시 저장소에 저장되며, 의도 인식에 실패하는 경우 모든 변경된 데이터는 삭제되고 action a의 수행 이전 상태로 돌아간다.

5.2 센서에 대한 조건부 엔트로피

사용자 의도에 대한 상호 정보(mutual information)를 사용하기 위해 특정 센서 정보를 사용하기 전, 후의 엔트로피(entropy) 값의 차이를 다음과 같이 계산한다.

$$\begin{aligned} M(I^t|S_j) &= H(I^t) - \sum_j p(m_j) H(I^t|m_j) \\ &= - \sum_k p(i_k^t|I^{t-1}) \log p(i_k^t|I^{t-1}) + \\ &\quad \sum_j \left[p(m_j) \sum_k p(i_k^t|I^{t-1}, m_j) \times \log p(i_k^t|I^{t-1}, m_j) \right] \end{aligned} \tag{6}$$

I^{t-1} 과 I^t는 time step t-1 과 time step t에서의 intention을 의미하고, s_j는 센서 j의 측정값을 의미한다.

6. 시스템 구성

본 절에서는 앞서 제시한 능동적 계획 수립을 위한 기술들을 실제 구현하여 구동해 봄으로써 기술의 가능성과 성능을 시험해 보는 것이 목적이다. 본 논문에서 제안하는 사용자 의도 인식 시스템은 그림 5와 같은 RuleML기반 온톨로지를 사용해서 구현하였다.

6.1 도메인 정보

앞서 설명한 것과 같이 도메인 정보는 외부 환경의 영향을 반영하기 위한 정보다. 시스템에 사용된 도메인 정보는 시간과 장소에 대한 정보를 의미하며, 시간은 {"오전", "오후"}의 두 개의 값을 지니도록 구현했다. 장소는 {"방", "주방"}의 값을 지니도록 구현했으며, 그 외 장소 도메인 정보가 지닐 수 있는 "복도", "발코니" 같은 나머지 공간들은 구현 시 생략했다.

6.2 의도 정보

의도는 로봇시스템이 사람 사용자의 행동을 관찰하고 사람 사용자가 의미하는 바를 인식하여 그에 맞는 적절한 행동을 하기 위한 것이다. 본 시스템 구현 시 사용한 의도는 총 6개이며, 장소에 따라 2개의 카테고리로 구분할 수 있다. 표 1은 시스템 구현에 사용된 의도를 장소에 따라 구분하여 표현 한 것이다.

표 1. 시스템 구현 시 사용된 의도.

Table 1. The used intentions for system.

방	주방
	계란 프라이 요리
	설거지
	가계부 작성
	라디오 청취
취침	
음악감상	

각 의도에 대한 행동들은 여러 제약 사항들을 지니고 수행되며, 각 행동들에 대한 제약 사항은 다음의 표 2에 나타나 있다.

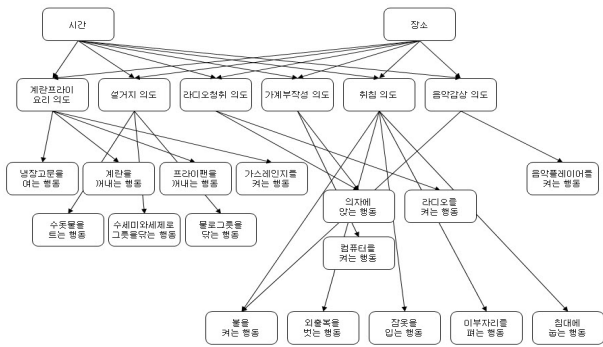


그림 5. 시뮬레이션에 사용한 RuleML
Fig. 5. RuleML for simulation

표 2. 시스템에 사용된 각 의도의 제약사항
Table 2. Constrains for each intention

의도	제약사항
계란 프라이 요리	주방에서만 이루어지며, 계란 프라이 요리는 프라이팬과 가스레인지 사용해서 요리한다.
설거지	주방에서만 이루어지며, 세제와 수세미를 사용한다.
가계부 작성	주방에서만 이루어지며, 컴퓨터에 설치된 가계부 응용 프로그램을 사용한다. 오전에는 거의 이루어 지지 않고, 오후에 주로 이루어진다.
라디오 청취	주방에서만 이루어진다.
취침	방에서만 이루어지며, 거의 오후에 이루어진다.
음악 감상	방에서만 이루어진다.

6.3 행동 정보

행동은 사람 사용자의 의도에 기초한 연속된 동작을 명시적으로 나타내는 것으로, 로봇 시스템은 이러한 의존 관계에 기초해 사람 사용자의 행동을 관찰 하고 관찰된 행동이 나타내는 의도를 파악하도록 한다. 본 시스템에서 사용한 각 의도 별 행동은 표 3과 같다.

6.4 센서 측정 정보

센서 정보는 로봇시스템이 인간 사용자의 행동을 인식하기 위해 사용하는 것으로, 본 시스템 구현 시 현재는 {"true","false"} 값만 지니는 형태로 구현되었다. 시스템 구현에 사용된 각 센서는 시각, 청각, 온도, 습도의 네 개의 센서가 사용되었고 각각은 {"true","false"} 값을 지니도록 구현되었다. 각 행동에 대해 중복되는 센서 데이터가 많도록 하기 위해 구현한 것이다. 즉, "냉장고 문을 여는 행동"에 대해 시각, 청각, 온도, 습도 센서데이터는 "true", "true", "true", "false"의 값을 지니고 "싱크대물을 트는 행동"의 경우도 역시 동일한 센서 데이터를 지니도록 한다. 본 논문에서는 각 행동에 대해 센서 데이터값들을 측정하기 보다는 미리 정해진 센서 데이터값들을 사용했으며, 대부분의 동작들이 유사한 센서 데이터를 지니도록 함으로써 인간 사용자의 의도를 파악하는데 있어서 애매모호한 상황들이 발생하도록 하였다. 물론 압력센서나 가속도센서 등을 사용함으로써 장소나 상황에 따라 보다 정확한 행동인지가 가능하지만 본 논문에서는 적용하지 않았다.

표 3. 각 의도 별 행동
Table 3. Actions for each intention

의도	행동
계란프라이요리	냉장고 문을 연다
	계란을 꺼낸다
	프라이팬을 꺼낸다
	가스레인지를 켜다
	음악플레이어를 켜는 행동
설거지	싱크대 물을 튼다
	수세미와 세제를 사용해서 그릇을 닦는다
	물로 그릇을 닦는다
	의자에 앉는다
가계부 작성	컴퓨터를 켜다
	의자에 앉는다
라디오 청취	라디오를 켜다
	불(전등)을 켜다
취침	외출복을 벗는다
	잠옷을 입는다
	침대에 눕는다
	이부자리를 편다
음악 감상	불(전등)을 켜다
	음악 플레이어를 켜다

6.5 확률정보

시스템 구현 시 RuleML의 규칙 구성 및 추론에 필요한 각 확률값들은 사전에 XML 파일로 저장되어 사용된다. 각 파일에 저장된 각 확률값은 초기 테스트를 위해 임의로 작성되었으며, 사용자의 행동 및 의도인지가 이루어 질 때마다 각 상황별 발생빈도에 따른 확률값을 계산함으로써 동적으로 갱신할 수 있다. 파일에 저장된 각 확률값에 대한 예를 살펴보면 다음의 그림들과 같다. 그림 6은 도메인 정보 중 시간에 대한 확률값을 표현하는 것이며, TABLE 태그로 둘러싸인 부분이 확률 값을 의미한다. 앞의 0.5는 "오전"에 발생하는 확률을 의미하며, 뒤의 0.5는 "오후"에 발생하는 확률을 의미한다.

```
<PROBABILITY>
  <FOR>시간</FOR>
  <TABLE>0.5 0.5 </TABLE>
</PROBABILITY>
```

그림 6. 시간 도메인 정보에 대한 확률값
Fig. 6. Probability values for Time domain

그림 7은 시스템에 사용된 "계란프라이요리_의도"에 대한 확률값을 표현하는 것으로, FOR 태그로 둘러싸인 문자열은 의도명칭을 의미하고, GIVEN 태그로 둘러싸인 부분은 각 주어진 조건에 대한 부분으로 그림에서는 주어진 시간과, 장소에 따라 서로 다른 확률값을 지니는 것을 표현하고 있다.

```
<PROBABILITY>
  <FOR>계란프라이를요리하는_의도</FOR>
  <GIVEN>시간</GIVEN>
  <GIVEN>장소</GIVEN>
  <TABLE>0.98 0.01 0.98 0.01 0.02 0.99 0.02 0.99 </TABLE>
  <OWNTABLE>0.17 0.83 </OWNTABLE>
</PROBABILITY>
```

그림 7. “계란프라이요리” 의도에 대한 확률값.

Fig. 7. Probability values for “Fried Egg Cooking” intention.

TABLE 태그 내 각 확률값은 시간값 (“오전”, “오후”), 장소값 (“방”, “주방”)에 대한 “계란프라이요리_의도”의 발생 확률값을 의미한다. 이를 다시 표로 나타내면 다음과 같다.

표 4. 주어진 도메인 정보에 대한 계란프라이 요리 의도의 확률값

Table 4. Probability values “Fried Egg Cooking” intention for a given domain information

계란프라이 요리 의도	시간	장소	확률
true	“오전”	“주방”	0.98
true	“오전”	“방”	0.01
true	“오후”	“주방”	0.98
true	“오후”	“방”	0.01
false	“오전”	“주방”	0.02
false	“오전”	“방”	0.99
false	“오후”	“주방”	0.02
false	“오후”	“방”	0.99

OWNTABLE 태그에 있는 확률값은 의도가 발생할 확률 P(intention)를 의미한다. 이 값은 전체 6개의 의도에 대한 각 의도 발생 확률인 1/6(≒0.17)로 모든 의도에 대해 동일하게 적용해서 사용한다.

```
<PROBABILITY>
  <FOR>냉장고문을여는_행동</FOR>
  <GIVEN>계란프라이를요리하는_의도</GIVEN>
  <TABLE>0.99 0.5 0.01 0.5</TABLE>
  <BACKTABLE>0.48 0.01 0.52 0.99</BACKTABLE>
  <OWNTABLE>0.0625 0.9375</OWNTABLE>
</PROBABILITY>
```

그림 8. 주어진 “계란프라이요리” 의도에 대한 “냉장고 문을 여는 행동”의 확률값

Fig. 8. Probability values of “Open Refrigerator” action for “Fried Egg Cooking” intention

그림 8은 각 의도에 대한 각 행동들의 확률값을 나타내는 예제다. TABLE 태그 사이에 나타난 확률값을 다시 표로 나타내면 표 5와 같다.

그림 8에서 BACKTABLE 태그에 나타난 확률값은 해당 행동이 발생했을 때 의도가 발생할 확률을 의미한다. 이를 다시 표로 나타내면 표 6과 같다.

그림 8에서 OWNTABLE 태그에 나타난 확률값은 전체 16개의 확률에 대한 각 행동의 발생 확률인 1/16(≒0.0625)로 모든 행동에 대해 동일하게 적용해서 사용한다.

표 5. 주어진 “계란프라이요리” 의도에 대한 “냉장고문을 여는 행동”의 발생 확률값

Table 5. Probability values of “Open Refrigerator” action for “Fried Egg Cooking” intention

냉장고문을 여는 행동	계란프라이 요리 의도	확률값
true	true	0.99
true	false	0.5
false	true	0.01
false	false	0.5

표 6. 주어진 “냉장고 문을 여는 행동”에 대한 “계란프라이 요리” 의도의 발생 확률값

Table 6. Probability values of “Fried Egg Cooking” intention for “Open Refrigerator” action

계란프라이 요리 의도	냉장고문을 여는 행동	확률값
true	true	0.48
true	false	0.01
false	true	0.52
false	false	0.99

```
<PROBABILITY>
  <FOR>비디오_데이터</FOR>
  <GIVEN>냉장고문을여는_행동</GIVEN>
  <TABLE>0.99 0.01 0.01 0.99 </TABLE>
  <BACKTABLE>0.2 0.01 0.8 0.99 </BACKTABLE>
</PROBABILITY>
<PROBABILITY>
  <FOR>오디오_데이터</FOR>
  <GIVEN>냉장고문을여는_행동</GIVEN>
  <TABLE>0.99 0.2 0.01 0.8 </TABLE>
  <BACKTABLE>0.5 0.01 0.5 0.99 </BACKTABLE>
</PROBABILITY>
<PROBABILITY>
  <FOR>온도_데이터</FOR>
  <GIVEN>냉장고문을여는_행동</GIVEN>
  <TABLE>0.99 0.01 0.01 0.99 </TABLE>
  <BACKTABLE>0.5 0.01 0.5 0.99 </BACKTABLE>
</PROBABILITY>
<PROBABILITY>
  <FOR>습도_데이터</FOR>
  <GIVEN>냉장고문을여는_행동</GIVEN>
  <TABLE>0.01 0.01 0.99 0.99 </TABLE>
  <BACKTABLE>0.01 0.01 0.99 0.99 </BACKTABLE>
</PROBABILITY>
```

그림 9. 주어진 행동에 대한 각 센서의 확률값

Fig. 9. Probability values of each sensor for a given action

표 7. 주어진 “냉장고문을 여는 행동”에 대한 “비디오 데이터”의 발생 확률값

Table 7. Probability values of “Video data” for “Open Refrigerator” action

비디오 데이터	냉장고문을 여는 행동	확률값
true	true	0.99
true	false	0.01
false	true	0.01
false	false	0.99

그림 9는 주어진 행동에 대한 각 센서의 발생확률 및 각 센서의 발생에 따른 행동의 발생 확률을 나타내고 있다. 비디오 데이터와 “냉장고문을여는_행동” 간 확률을 표로 다시 나타내면 표 7과 표 8과 같이 나타난다.

그림 10은 이전 시간단계에서 발생했던 의도가 현 시간 단계의 의도에 영향을 미치는 것을 고려하기 위한 것이다. 그림 10의 예는 이전 시간단계에서 “계란프라이요리” 의도가 있을 후, 현 시간단계에서 “설거지” 의도가 발생하는 확률에 대해 나타내고 있다. 각 확률값을 다시 표로 나타내면 표 9와 표 10과 같이 나타난다.

표 8. 주어진 “비디오 데이터”에 대한 “냉장고 문을 여는 행동”의 발생 확률값

Table 8. Probability values of “Open Refrigerator” for “Video data”

냉장고 문을 여는 행동	비디오 데이터	확률값
true	true	0.2
true	false	0.01
false	true	0.8
false	false	0.99

```
<PROBABILITY>
  <FOR>설거지_의도</FOR>
  <GIVEN>계란프라이를요리하는_의도</GIVEN>
  <TABLE>0.6 0.5 0.4 0.5 </TABLE>
  <BACKTABLE>0.6 0.5 0.4 0.5 </BACKTABLE>
</PROBABILITY>
```

그림 10. 이전 시간 단계에서 발생한 의도에 대한 각 의도의 확률값

Fig. 10. Probability values of each intention for the occurred intention in the previous time step

표 9. 주어진 “계란 프라이 요리” 의도에 대한 “설거지” 의도의 발생 확률값

Table 9. Probability values of “dish-washing” intention for “Fried Egg Cooking” intention

설거지 의도	계란 프라이 요리 의도	확률값
true	true	0.6
true	false	0.5
false	true	0.4
false	false	0.5

표 10. 주어진 “설거지” 의도에 대한 “계란 프라이 요리” 의도의 발생 확률값

Table 10. Probability values of “Fried Egg Cooking” intention for “dish-washing” intention

설거지 의도	계란 프라이 요리 의도	확률값
true	true	0.6
true	false	0.5
false	true	0.4
false	false	0.5

```
<PROBABILITY>
  <FOR>냉장고에서계란을꺼내는_행동</FOR>
  <GIVEN>냉장고문을여는_행동</GIVEN>
  <TABLE>0.99 0.01 0.01 0.99 </TABLE>
  <BACKTABLE>0.01 0.5 0.99 0.5 </BACKTABLE>
</PROBABILITY>
```

그림 11. 이전 시간 단계에서 발생한 행동에 대한 각 행동의 확률값.

Fig. 11. Probability values of each action for the occurred action in the previous time step.

그림 11은 이전 시간단계에서 발생 했던 행동이 현 시간 단계의 행동에 영향을 미치는 것을 고려하기 위한 것이다. 이러한 행동들은 동일한 의도를 지니는 행동일수록 더 높은 상관관계가 있음을 의미하고, 때로는 순서에 따라 행동들이 발생하는 것을 의미하기도 한다. 그림 11의 예는 이전 시간 단계에서 “냉장고문을여는_행동”이 발생 후, 현 시간단계에서 “냉장고에서계란을꺼내는_행동”이 발생하는 확률에 대해 나타내고 있다. 각 확률값을 다시 표로 나타내면 표 11과 표 12와 같이 나타난다.

표 11. 주어진 “냉장고 문을 여는 행동”에 대한 “냉장고에서 계란을 꺼내는 행동”의 발생 확률값.

Table 11. Probability values of “TakeOut Eggs” action for “Open Refrigerator” action.

냉장고에서 계란을 꺼내는 행동	냉장고 문을 여는 행동	확률값
true	true	0.99
true	false	0.01
false	true	0.01
false	false	0.99

표 12. 주어진 “냉장고에서 계란을 꺼내는 행동”에 대한 “냉장고 문을 여는 행동”의 발생 확률값.

Table 12. Probability values of “Open Refrigerator” action for “TakeOut Eggs” action.

냉장고 문을 여는 행동	냉장고에서 계란을 꺼내는 행동	확률값
true	true	0.01
true	false	0.5
false	true	0.99
false	false	0.5

6.6 RuleML 정보

표 13은 시뮬레이션에 사용한 RuleML 규칙들의 조건을 나타내고 있다. 각 규칙들은 아래의 각 요소에 대한 조건을 포함하도록 하며, 의도 발견을 위해 작성된 규칙을 사용한다. 이때, 발생 가능한 경우들을 보면 단 하나의 의도가 발견되는 경우, 조건에 부합하는 의도가 없는 경우, 여러 개의 의도가 부합하는 경우가 있다. 첫 번째의 경우는 쉽게 처리할 수 있다. 발견된 의도에 대한 확률밀도 값을 계산하고 선택한다. 반면에 두 번째, 세 번째 경우처럼 발견에 실패하거나 의도가 불분명 한 경우는 발견된 모든 의도에 대해 또는 모든 의도에 대해 확률 밀도값을 계산하고, 각 의도에

대해 계산된 확률밀도 값에 대해 다시 세 가지 상황으로 나누어 진행한다. 그 세 가지 상황은 모든 확률밀도 값이 유사한 경우, 2~3개 의도에 대한 확률밀도 값이 상대적으로 큰 경우, 단 하나의 확률밀도 값이 상대적으로 매우 큰 경우다. 이에 대한 처리는 시물레이션 부분에서 다룰 것이다.

표 13. 실험에 사용한 RuleML 규칙 조건
Table 13. RuleML rule conditions

시간	장소	행동	센서데이터(<비디오,오디오, 온도,습도>)	의도
오전/오후	주방	냉장고 문을 여는 행동	<true,true,true,true>	계란프라이오리 의도
오전/오후	주방	계란을 꺼내는 행동	<true,true,false,false>	계란프라이오리 의도
오전/오후	주방	프라이팬을 꺼내는 행동	<true,true,false,false>	계란프라이오리 의도
오전/오후	주방	가스레인지틀 켜는 행동	<true,true,true,false>	계란프라이오리 의도
오전/오후	주방	수돗물을 트는 행동	<true,true,true,true>	설거지 의도
오전/오후	주방	수세미와 세제로 그릇을 닦는 행동	<true,true,false,false>	설거지 의도
오전/오후	주방	물로 그릇을 닦는 행동	<true,true,false,false>	설거지 의도
오후	주방	의자에 앉는 행동	<true,true,false,false>	라디오 청취 의도
오후	주방	라디오를 켜는 행동	<true,true,false,false>	라디오 청취 의도
오후	주방	의자에 앉는 행동	<true,true,false,false>	가계부 작성 의도
오후	주방	컴퓨터를 켜는 행동	<true,true,false,false>	가계부 작성 의도
오후	방	불을 켜는 행동	<true,true,false,false>	취침 의도
오후	방	외출복을 벗는 행동	<true,false,false,false>	취침 의도
오후	방	잠옷을 입는 행동	<true,false,false,false>	취침 의도
오후	방	이부자리를 펴는 행동	<true,true,false,false>	취침 의도
오후	방	침대에 눕는 행동	<true,true,false,false>	취침 의도
오전/오후	방	불을 켜는 행동	<true,true,false,false>	음악 감상 의도
오전/오후	방	음악 플레이어를 켜는 행동	<true,true,false,false>	음악 감상 의도

6.7 사용자 인터페이스

그림 12는 시스템의 초기 화면을 나타내고 있다. 좌측 상단의 작은 붉은색 원을 사람 사용자라 가정하고 마우스를 사용해서 붉은색 원을 드래그(drag)해서 주방 또는 방에 위치시킬 수 있다. 주변에 위치한 각 시설물들에 대한 행동을

위해 붉은색 원에 마우스 포인터를 가져다 놓은 후, 오른쪽 마우스버튼을 클릭하면 사용 가능한 행동들의 리스트가 펼쳐지고, 수행하고자 하는 행동을 마우스 왼쪽 버튼을 클릭해서 선택하면 시스템은 선택된 행동에 대한 도메인 정보와 센서 측정값을 이용해서 해당 행동에 대한 의도를 추측해낸다. 이때, 도메인 정보 중 시간 정보는 시스템의 현재 시간에 기초해서 12시를 기준으로 이전 이면 “오전”, 이후면 “오후”로 적용한다.



그림 12. 시물레이터 초기 화면
Fig. 12. Simulator initial screen

7. 시물레이션 및 실험

본 절에서는 앞서 제시한 능동적 계획 수립을 위한 기술들을 실제 구현하여 구동해 봄으로써 기술의 가능성과 성능을 시험해 보는 것이 목적이다.

7.1 시물레이션

시물레이션은 사람 사용자가 선택한 행동에 대해 그 의도를 파악하는 것으로 이루어지며, 세부적으로는 세 가지 상황에 대해 이루어지도록 세팅되었다. 첫 번째는 2~3개의 후보 의도들이 선택되는 상황, 두 번째는 거의 모든 의도들이 선택되는 상황, 마지막은 특정 의도만 선택되는 상황이 발생하도록 할 것이다.

7.1.1 2~3개의 후보 의도가 선택되는 상황

2~3개의 후보 의도들이 발생하는 상황의 연출을 위해 붉은색 원을 끌어다가 주방의 냉장고 앞으로 옮겨 놓고 냉장고문을 여는 행동을 취하면, 계란프라이오리, 라디오청취, 설거지 의도가 후보들로 선택된다. 가계부작성 의도가 후보로 선택되지 않은 이유는 수행시간이 “오전” 이어서 상대적으로 적은 확률밀도 값을 나타냈기 때문이다. 실제 시스템에 의해 계산된 각 의도의 확률밀도 값은 다음의 표 14와 같고, 그림 13에는 이에 기초해 선택된 의도가 나타나있다.

그림 13에서 나타난 것처럼 두세 개의 후보 의도들이 선택되는 경우 후보 의도들 중 불확실성을 최소화 하는 행동에 대한 엔트로피 계산을 하고 그 결과에 따라 의도를 파악할 필요가 있다. 그림 13에서는 계란프라이오리, 라디오청취, 설거지 의도 중 계란프라이오리에 대한 행동이 최소 엔

트روف피 값을 나타냈기 때문에 계란프라이요리를 하기 위한 의도로 먼저 판명한다. 따라서 로봇은 프라이팬을 꺼내거나 가스레인지의 불을 켜거나 또는 전자레인지의 불을 켜는 등의 일련의 행동을 능동적으로 수행할 필요가 있다.

표 14. “오전”에 “냉장고 문을 여는 행동”에 대한 각 의도별 확률밀도값.
Table 14. Probability density values of each intention for “Open Refrigerator” action and “Morning”.

의도	확률밀도값
음악 감상	0.00953
가계부작성	0.292
설거지	0.876
라디오 청취	0.762
취침	0.00999
계란프라이요리	0.9045



그림 13. “오전”에 “냉장고 문을 여는 행동” 선택 시 선택된 의도들

Fig. 13. Intentions for “Open Refrigerator” action and “Morning”

7.1.2 대부분의 후보 의도가 선택되는 상황

동일한 “냉장고 문을 여는 행동”을 시간만 달리해서 수행한다면 이전 2~3개의 후보 의도가 선택되는 상황에 선택되었던 후보 의도들 이외에 가계부 작성 의도가 추가로 선택되며, 이로 인해 전체 6개의 의도 들 중에서 4개의 의도가 비슷한 확률밀도 값을 가지게 된다. 시스템에서는 4개 이상의 후보의도가 선택되는 경우 행동에 대한 불확실성을 계산하지 않고 사용자의 명시적인 명령이나 대기 상태로 있게 된다. 따라서 이러한 상황 발생 시 시스템에서 선택한 의도는 없다. 실제 시스템에 의해 계산된 각 의도의 확률밀도 값은 다음의 표 15와 같고, 그림 14에서 보는 것과 같이 선택된 의도는 없고 후보 의도들만 보이고 있다.

각 도메인 정보가 {“시간”, “장소”} = {“오후”, “주방”} 이고, 각 센서에 대한 정보가 {“비디오”, “오디오”, “온도”, “습도”} = {“true”, “true”, “false”, “false”} 인 경우, 각 의도에 대한 확률밀도 함수 값을 계산하는 과정을 예를 들어 설명하면 다음과 같이 계산된다. 각 의도의 확률밀도값은 크게 두 부분으로 나뉘어 계산되며, 이는 도메인 정보를 포함하는 f1 중간 확률밀도값과 센서 정보들을 포함하는 f2 중간 확률밀도값으로 계산된다. 각 의도에 대한 최종 확률밀도값은 f1과 f2의 곱으로 계산된다. 만약 이전 시간단계에 발생한 의도가 있으면 이를 계산에 포함해야 하며, 예에서는 초

기 발생이라 가정하고 계산한다. 각 의도들의 f1은 XML 파일에 저장된 확률밀도값을 그대로 사용한다.

- P(음악청취_의도|“오후”, “주방”) = 0.01
- P(가계부작성_의도|“오후”, “주방”) = 0.99
- P(설거지_의도|“오후”, “주방”) = 0.88
- P(라디오청취_의도|“오후”, “주방”) = 0.8
- P(취침_의도|“오후”, “주방”) = 0.01
- P(계란프라이요리하는_의도|“오후”, “주방”) = 0.98

각 센서정보에 대한 각 행동의 확률값을 구하기 위해 Bayes 정리에 대입한다.

$$P(C_i|x_1, \dots, x_n) = \frac{P(C_i)P(x_1|C_i) \dots P(x_n|C_i)}{\sum_{j=1}^k P(C_j)P(x_1|C_j) \dots P(x_n|C_j)} \quad (7)$$

$$P(A_1|v, a, \sim t, \sim h) = \frac{P(A_1)P(v|A_1)P(a|A_1)P(\sim t|A_1)P(\sim h|A_1)}{P(A_1)P(v|A_1)P(a|A_1)P(\sim t|A_1)P(\sim h|A_1) + P(\sim A_1)P(v|\sim A_1)P(a|\sim A_1)P(\sim t|\sim A_1)P(\sim h|\sim A_1)} \quad (8)$$

이때, A1 은 냉장고문을여는 행동의 “true”, ~A1은 냉장고문을여는 행동의 “false”, v는 비디오데이터의 “true”, a는 오디오데이터의 “true”, ~t는 온도데이터의 “false”, ~h는 습도데이터의 “false”를 나타낸다. 주어진 각 센서정보들에 대한 각 행동들의 확률값을 위의 정리에 따라 계산하면 다음과 같다.

- P(냉장고문을여는_행동|v,a,~t,~h) = 0.998
- P(냉장고에서계란을꺼내는_행동|v,a,~t,~h) = 0.985
- P(프라이팬을꺼내는_행동|v,a,~t,~h) = 0.868
- P(가스레인지를켜는_행동|v,a,~t,~h) = 0.998
- P(싱크대를물트르는_행동|v,a,~t,~h) = 0.992
- P(수세미와세제를사용해서그릇을닦는_행동|v,a,~t,~h) = 0.868
- P(물로그릇을닦는_행동|v,a,~t,~h) = 0.992
- P(의자에앉는_행동|v,a,~t,~h) = 0.999
- P(라디오를켜는_행동|v,a,~t,~h) = 0.983
- P(컴퓨터를켜는_행동|v,a,~t,~h) = 0.983
- P(불을켜는_행동|v,a,~t,~h) = 0.868
- P(잡옷을입는_행동|v,a,~t,~h) = 0.868
- P(음악플레이어를켜는_행동|v,a,~t,~h) = 0.868
- P(침대에눕는_행동|v,a,~t,~h) = 0.868
- P(이부자리를펴는_행동|v,a,~t,~h) = 0.868
- P(외출복을벗는_행동|v,a,~t,~h) = 0.868

각 의도에 대한 f2 확률밀도값인, 각 행동에 대한 해당 의도의 확률을 계산하면 다음과 같다.

- P(음악청취_의도|불을켜는_행동, 음악플레이어를켜는_행동) = 0.953
- P(가계부작성_의도|의자에앉는_행동, 컴퓨터를켜는_행동) = 0.975
- P(설거지_의도|싱크대물트르는_행동, 수세미와세제를사용해서그릇을닦는_행동, 물로그릇을닦는_행동) = 0.995
- P(라디오청취_의도|의자에앉는_행동, 라디오를켜는_행동) = 0.953

$P(\text{취침_의도불을켜는_행동, 잠옷을입는_행동, 침대에눕는_행동, 이부자리를펴는_행동, 외출복을벗는_행동}) = 0.999$

$P(\text{계란프라이를요리하는_의도, 냉장고문을여는_행동, 냉장고에서계란을꺼내는_행동, 프라이팬을꺼내는_행동, 가스레인지를켜는_행동}) = 0.923$

각 의도에 대해 $f1$ 과 $f2$ 의 곱을 구하면 다음과 같다.

- 음악청취_의도 = $0.953 \times 0.01 = 0.0095$
- 가계부작성_의도 = $0.975 \times 0.99 = 0.965$
- 설거지_의도 = $0.995 \times 0.88 = 0.876$
- 라디오청취_의도 = $0.953 \times 0.8 = 0.762$
- 취침_의도 = $0.999 \times 0.01 = 0.00999$
- 계란프라이를요리하는_의도 = $0.923 \times 0.98 = 0.9045$

표 15. “오후”에 “냉장고 문을 여는 행동”에 대한 각 의도별 확률밀도값

Table 15. Probability density values of each intention for “Open Refrigerator” action and “Night”

의도	확률밀도값
음악 감상	0.00953
가계부작성	0.965
설거지	0.876
라디오 청취	0.762
취침	0.00999
계란프라이요리	0.904

7.1.3 유일하게 하나의 의도만 선택되는 상황
상황유일하게 하나의 의도만 선택되는 상황

“오전”에 방에서 불을 켜는 행동을 하는 경우 음악 감상 의도만 선택 될 것이다. 이는 방에서 이루어지는 두 개의 의도 중, 취침 의도는 주로 오후에 이루어지기 때문에 음악 감상 의도만 유일하게 확률밀도 값이 상대적으로 높게 된다. 실제 시스템에 의해 계산된 각 의도의 확률밀도 값은 다음의 표 16과 같고, 그림 15에는 이에 기초해 선택된 의도가 나타나고 있다.

표 16. “불을 켜는 행동”에 대한 각 의도별 확률밀도값
 Table 16. Probability density values of each intention for “Turn on the light” action

의도	확률밀도값
음악 감상	0.943
가계부작성	0.00975
설거지	0.00995
라디오 청취	0.00953
취침	0.00999
계란프라이요리	0.00923

7.2 성능평가

우리는 시뮬레이터를 이용해 본 논문에서 제안한 의도 인지 방법의 정확도를 측정하기 위한 간단한 실험을 했다. 표 17은 우리가 정의한 각 사용자 행동이 발생했을 때, 이를 참조하는 의도가 발생할 확률값들을 나타낸 것이다. 표

17에서 나타나는 것처럼, “의자에 앉는 행동”, “전등을 켜는 행동”과 같이 둘 이상의 의도에 의해 참조되는 행동들은 그 행동만으로 특정 의도를 알기가 쉽지 않다.

즉, 이러한 불확실성을 내재한 행동들은 의도인식의 정확성을 떨어뜨리는 요인이다. 반면 “수세미와 세제로 그릇을 닦는 행동”과 같이 특정 의도에 의해서만 참조되는 행동들은 정확한 의도인식을 가능하게 한다. “냉장고를 여는 행동”, “계란을 꺼내는 행동”, “프라이팬을 꺼내는 행동”, “가스레인지 켜는 행동”, “수돗물을 트는 행동” 들은 비록 하나의 의도에 의해 참조되긴 하지만, 이러한 행동들 하나만으로 각 참조하는 의도가 반드시 발생한다고 보기 어렵기 때문에 낮은 의도 발생 확률값을 적용했다.



그림 14. “오후”에 “냉장고 문을 여는 행동” 선택 시 선택된 의도들

Fig. 14. Intentions for “Open Refrigerator” action and “Night”



그림 15. “오전”에 “방”에서 “불을 켜는 행동” 선택 시 선택된 의도들

Fig. 15. Intentions of for “Turn on the light” action and “Morning”

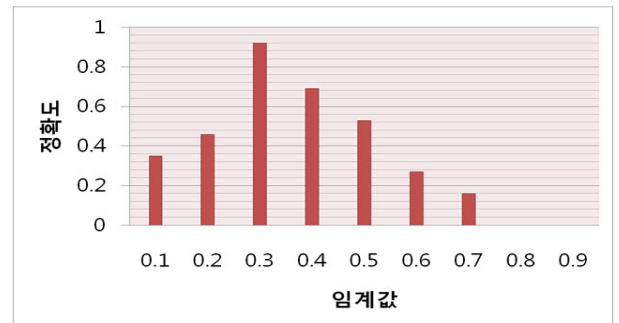


그림 16. 임계값에 따른 의도 인식의 정확도.

Fig. 16. Accuracy of intention recognition by threshold.

표 17. 각 사용자 행동에 대한 의도 발생 확률.
Table 17. Probability values of intentions for each user action.

의도	행동	확률값
음악 감상 의도	불을 켜는 행동	0.5
	음악 플레이어를 켜는 행동	0.99
가계부작성 의도	의자에 앉는 행동	0.5
	컴퓨터를 켜는 행동	0.99
설거지 의도	수돗물을 트는 행동	0.48
	수세미와 세제로 그릇을 닦는 행동	0.99
	물로 그릇을 닦는 행동	0.99
라디오청취 의도	의자에 앉는 행동	0.5
	라디오를 켜는 행동	0.99
취침 의도	전등을 켜는 행동	0.5
	외출복을 벗는 행동	0.99
	잠옷을 입는 행동	0.99
	이부자리를 펴는 행동	0.99
	침대에 눕는 행동	0.99
	가스레인지 켜는 행동	0.6
계란프라이요리 의도	냉장고문을 여는 행동	0.48
	계란을 꺼내는 행동	0.63
	프라이팬을 꺼내는 행동	0.66
	가스레인지를 켜는 행동	0.6

그림 16은 시스템에 사용된 임계값에 따른 의도 인식의 정확도를 나타낸 것이다. 그림에서 보이는 것처럼, 임계값이 0.3 일 때 정확도가 0.92로 가장 높게 나타나기 때문에 이 값을 임계값으로 사용했다. 이 임계값은 시물레이션을 통해 설명한 세 가지 경우 중 “유일하게 하나의 의도만 선택되는 경우”와 “두세 개의 의도가 선택되는 경우”에 적용되며, 각 의도에 대해 계산된 확률값들의 차이가 이 임계값보다 큰 경우 해당 의도는 후보 의도로 선택된다. 그림 17은 “의자에 앉는 행동”처럼 둘 이상의 의도에 의해 참조되는 불확실성을 내재한 행동들을 참조하는 의도들에 대한 의도인식 정확도를 측정한 것이다. 그림 17에 나타난 각 의도들은 모두 불확실성을 내재한 행동들을 포함해서 2개 이상의 행동들을 참조하며, 동일한 의도에 의해 참조되는 명확한 의도를 지닌 행동과 불확실성을 내재한 행동의 실행 순서에 따른 정확도를 각각 측정했다. 즉, “라디오 청취 의도”의 경우 “의자에 앉는 행동”을 실행하고 “라디오를 켜는 행동”을 실행했을 때, 시뮬레이터에 “라디오 청취 의도”가 나타나는 확률과 “라디오를 켜는 행동”을 먼저 실행하고 “의자에 앉는 행동”을 실행했을 때 시뮬레이터에 “라디오 청취 의도”가 나타나는 확률을 측정하는 것이다. 각 발생 확률값은 지정되어 사용되기 때문에 사용자 행동을 실행 때마다 동일한 확률값이 적용되며, 따라서 각 의도에 대한 실험은 한 번씩 실행했다. 정확도1은 “의자에 앉는 행동”, “전등을 켜는 행동”과 같이 둘 이상의 의도에 의해 참조되는 불확실성을 내포한 행동들을 먼저 실행하고, 명확한 의도를 지닌 행동 즉, “라디오를 켜는 행동”, “컴퓨터를 켜는 행동”, “음악플레이어를 켜는 행동”, “외출복을 벗는 행동”, “잠옷을 입는 행동”, “이부자리를 펴는 행동”, “침대에 눕는 행동”과 같이 다른 의도에 의해 참조 되지 않는 행동들을 나중에 실행 했

을 때 해당 의도가 Estimator에 의해 선택되는 확률을 나타낸 것이다. 반면에 정확도2는 반대의 순서, 즉, 명확한 의도를 지닌 행동들을 먼저 실행하고, 불확실성을 내재한 행동을 실행했을 때 해당 의도가 선택되는 확률을 나타낸 것이다. 이때, 명확한 의도를 지닌 행동과 불확실성을 내재한 행동은 모두 동일한 의도에 의해 참조되는 행동들을 대상으로 했다.

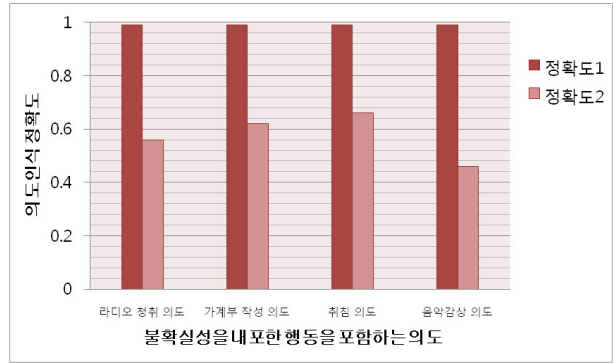


그림 17. 불확실성을 내포한 행동을 포함한 의도에 대한 연속된 행동에 따른 의도인식 정확도
Fig. 17. Accuracy of intention recognition for intentions referring actions including uncertainty

그림에서 나타난 것처럼 명확한 의도를 지닌 행동을 나중에 실행하는 경우 그 정확도는 0.99로 매우 높은 수준의 의도 인식 정확도를 나타냈으며, 반면에 불확실성을 내재한 행동을 나중에 실행한 경우는 평균 0.575의 상대적으로 낮은 수준의 정확도를 나타냈다.

표 18은 논문에서 정의한 모든 행동들을 “불확실성을 내포한 행동”과 “명확한 의도를 지닌 행동”으로 구분하고 각 행동을 참조하는 의도 이외의 의도에 의해 참조되는 모든 행동들의 수를 나타낸 것이다. 즉, 모든 가능한 의도변화의 수는 각 행동을 참조하는 의도 이외의 의도에서 참조하는 행동들의 수와 같다. 그림 18은 표18에서 나타난 것처럼 모든 가능한 의도 변경 상황에 대한 인식의 정확도를 측정하는 것이다. 즉, 사용자가 “가스레인지를 켜는 행동”을 한 뒤, “수돗물을 트는 행동”을 실행한다면 이것은 사용자의 의도가 “계란프라이를 요리하는 의도”에서 “설거지 의도”로의 변화를 의미하는 것이다. 그림 18은 이러한 사용자 의도의 변화를 제안한 시스템이 얼마나 정확하게 인지하는지를 측정하는 것이다. 그림에서 보이는 것처럼 의도변화는 네 가지 가능한 경우에 대해서 측정했으며, 각각의 경우에 대해 모든 가능한 상황을 고려했다. 네 가지 가능한 경우는 불확실성을 내포한 행동을 실행 한 후, 다른 불확실성을 내포한 행동을 실행하는 경우, 불확실성을 내포한 행동을 실행 한 후, 명확한 의도를 지닌 행동을 실행하는 경우, 명확한 의도를 지닌 행동을 실행 한 후, 불확실성을 내포한 행동을 실행하는 경우, 명확한 의도를 지닌 행동을 실행 한 후, 다른 명확한 의도를 지닌 행동을 실행하는 경우 이다. 그림에서 불확실성을 내포한 행동을 실행 한 후, 다른 불확실성을 내포한 행동을 실행하는 경우, 의도 인식의 정확도가 매우 높은 이유는 논문에서 정의한 불확실성을 내포한 두 행동이 서로 다른 장소 도메인 정보를 지니기 때문이다. 즉, “의자에 앉는 행동”은 주방에서만 이루어지며, “전등을 켜는 행동”은 방에서만 이루어지기 때문이다. 만약 두 행동이 동일

한 장소 도메인에서 발생 하다면 그 정확도는 매우 낮았을 것이다. 또한 불확실성을 내포한 행동을 나중에 실행하는 경우 상대적으로 낮은 정확도를 나타냈다.

표 18. 발생 가능한 의도 변화의 경우의 수
Table 18. The number of cases for all the available changes of intention

	불확실성을 내포한 행동 → 불확실성을 내포한 행동	불확실성을 내포한 행동 → 명확한 의도를 지닌 행동	명확한 의도를 지닌 행동 → 불확실성을 내포한 행동	명확한 의도를 지닌 행동 → 명확한 의도를 지닌 행동
가능한 경우의 수	2	28	28	146

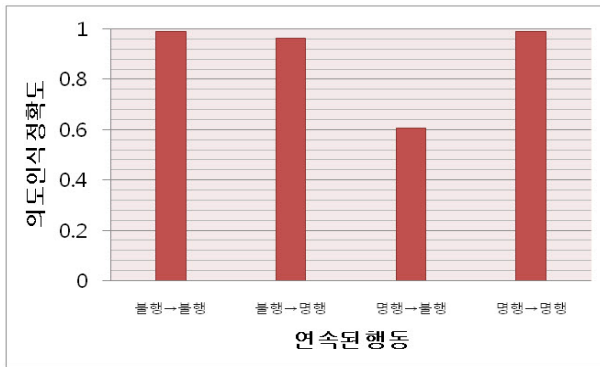


그림 18. 의도변화를 위한 연속 행동에 따른 의도인식 정확도

Fig. 18. Accuracy of intention recognition for a series of actions for the change of intention

8. 결 론

본 논문에서는 로봇이 목표가 명확하게 주어지지 않았을 때 상황정보와 사용자의 의도를 능동적으로 인식하고, 궁극적으로는 수립된 계획에 따라 능동적으로 사용자의 개입 없이 수행하도록 하는 로봇의 능동적 계획수립 기법을 제안했다. 시스템에서 사용자 의도의 발견 및 인식을 위해 동적 베이저안 네트워크 접근법과 온톨로지를 사용했으며, 능동적 계획수립 및 태스크의 수행은 조건부 엔트로피 값을 측정해서 이루어지며, 인식된 사용자 의도에 가장 적절한 행동을 로봇이 취하도록 한다. 시뮬레이터를 이용한 평가를 통해 사용자의 의도 인식과 애매모호한 상황의 능동적 인지를 활용함으로써 지능형 로봇의 능동적 수행이 가능하다는 것을 알 수 있었다. 또한 실험을 통해 비교적 높은 수준의 의도인식 정확도를 나타냈으나 불확실성을 내재한 행동이 보다 정확한 의도 인식을 방해한다는 것을 알 수 있었다. 본 시스템의 구현 시 센서 데이터의 노이즈에 대해 고려하지 않았으며, RuleML의 규칙 구성 및 추론에 필요한 각 확률값들을 수동으로 작성했다. 따라서 향후 노이즈에 대한 고려와 규칙 구성 및 확률값 계산의 자동화 과정을 향후 구

현할 예정이며, 또한 인간 활동에 대한 정형화 과정을 추가함으로써 활동모델을 구축하고, 다양성과 장애에 대한 추가적인 연구도 함께 추가할 예정이며, 불확실성을 내재한 행동으로 인한 의도 인식의 정확성 저하를 해결할 방법이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] R. Want, T. Pering, D. Tennenhouse, "Comparing Autonomic and Proactive Computing," *IBM Systems Journal*, Vol. 42, No. 1, pp. 129-135, 2003.
- [2] Proactive Computing, *Intel Research*, 2002.
- [3] J. Miura, Y. Shirai, "Parallel Scheduling of Planning and Action of a Mobile Robot based on Planning-Action Consistency," *IJCAI*, 1999.
- [4] Z. Butler and D. Rus, "Distributed planning and control for modular robots with unit-compressible modules," *International Journal of Robotics Research*, Vol. 22, No. 9, pp. 699-716, September 2003.
- [5] I. Nourbakhsh, "Interleaving planning and execution for autonomous robots," *Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic. Ph.D. thesis*. Also available as technical report STAN-CS-TR-97-1593, Department of Computer Science, Stanford University, Stanford, CA, 1997.
- [6] D. Aarno and D. Kragic, "Motion intention recognition in robot assisted applications," *Robot. Auton. System*, Vol. 56, No. 8, pp. 692 - 705, 2008.
- [7] Human Activity Recognition Project, *Intel Research*, 2005.
- [8] J. Smith, K. Fishkin, B. Jiang, A. Mamishev, M. Philipose, A. Rea, S. Roy, K. Sundara-Rajan, "RFID-based Techniques for Human-activity Detection," *Communications of the ACM*, Vol. 48, No. 9, pp. 39-44, 2005.
- [9] J. Jung, C. Lee, J. Lee and Z. Bien, "User Intention Recognition for Intelligent Bed Robot System," in *Proceedings of the 8th ICORR*, pp. 100-103, 2003.
- [10] E. Durfee, "Distributed problem solving and planning," in Weiss G, editor. *Multiagent systems: a modern approach to distributed artificial intelligence*, Cambridge, MA:MIT Press, pp. 121-64, [chapter 3], 2000.
- [11] S. Saidani, "Self-reconfigurable robots topodynamic," in *Proceedings IEEE International Conference on Robotics & Automation (ICRA'04)*, New Orleans, Louisiana, USA, pp. 2883-2887, 2004.
- [12] K. Z. Haigh and M. Veloso, "Interleaving Planning and Robot Execution for Asynchronous User Requests, Autonomous Robots," Vol. 5 No. 1, pp. 79-95, March 1998.
- [13] D. Garcia, A. Garcia, and G. Simari, "Defeasible

Reasoning and Partial Order Planning,” in *Foundations of Information and Knowledge Systems: 5th International Symposium, Foiks 2008*, Pisa, Italy, February 11-15, 2008, Proceedings. Springer-Verlag New York Inc, 2008.

[14] Young, R. M., Pollack, M. E., and Moore, J. D., “Decomposition and causality in partialorder planning,” in *Proceedings of the 2nd International Conference on AI and Planning Systems*, Chicago, IL, pp. 188-193, July, 1994.

[15] S. Minton, J. Bresina, M. Drummond, “Total-order and partial-order planning: A comparative analysis,” *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2, pp. 227-261, 1994.

[16] A. Stentz, “The focussed D* algorithm for real-time replanning,” in *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 1652-1659, 1995.

[17] M. Likhachev, D. Ferguson, G. Gordon, A. Stentz, and S. Thrun, “Anytime Dynamic A*: An Anytime, Replanning Algorithm,” in *Proceedings of the International Conference on Automated Planning and Scheduling (ICAPS)*, pp. 262-271, 2005.

[18] Y. Xu, W. Yue and K. Su, “The BDD-Based Dynamic A* Algorithm for Real-Time Replanning,” in *Proceedings of the 3rd International Workshop on Frontiers in Algorithmics*, Vol. 5598 pp. 271-282, 2009.

[19] J. L. Ambite, G. Barish, CA Knoblock, M. Muslea, J. Oh, S. Minton, “Getting from Here to There: Interactive Planning and Agent Execution for Optimizing Travel,” in *Proceedings 14th Conference Innovative Applications of Artificial Intelligence (IAAI 2002)*, AAAI Press, Menlo Park, Calif., pp. 862869, 2002.

[20] U. Kuter, D. Nau, and J. F. Lemmer, “Interactive planning under uncertainty with causal modeling and analysis,” *Dept. Comput. Sci., Univ. Maryland, College Park, Tech. Rep. CS-TR-4434*, 2003.

[21] H.Chen, F.Perich, T.Finin, and A.Joshi, “SOUPA: Standard Ontology for Ubiquitous and Pervasive Applications,” *First Annual International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Networking and Services (MobiQuitous'04)*, pp.258-267, 2004.

[22] O. Schrempf, U. Hanebeck, A. Schmid, H. Worn, “A Novel Approach to Proactive Human-Robot Cooperation,” *IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication*, pp.555-560, 2005.

저 자 소 개



전호철(Jeon Hocheol)

1998년 : 서원대학교 전자계산학과 졸업.
 2000년 : 한양대학교 대학원 컴퓨터공학과 석사학위 취득
 2006년~현재 : 한양대학교 대학원 컴퓨터 공학과 박사과정

관심분야 : 지능형 에이전트, 정보검색/정보추출, 인공지능, 상황인지

Phone : 031-400-4110

Fax : 031-409-7351

E-mail : hcjeon@cse.hanyang.ac.kr



최종민(Choi Joongmin)

1984년 : 서울대학교 컴퓨터공학과 졸업.
 1986년 : 서울대학교 대학원 컴퓨터공학과 석사학위 취득
 1993년 : State University of New York at Buffalo 박사학위 취득
 1995년~현재 : 한양대학교 컴퓨터공학과 교수로 재직중

관심분야 : 웹지능, 텍스트마이닝, 정보검색/정보추출, 인공지능, 지능형 모바일정보시스템

Phone : 031-400-5666

Fax : 031-409-7351

E-mail : jmchoi@hanyang.ac.kr