

# 로봇의 어포던스 지각 과정 및 계층 분석법을 이용한 우선 순위 동작 결정

## Affordance Perception And Behavior Planning Based on Analytic Hierarchy Process

이 근 호<sup>1</sup>, 권 철 민<sup>†</sup>, 이케다 아키히로<sup>1</sup>, 정 낙 영<sup>1</sup>

Geunho Lee<sup>1</sup>, Chulmin Kwon<sup>†</sup>, Akihiro Ikeda<sup>1</sup>, Nak Young Chong<sup>1</sup>

**Abstract** This paper presents a new behavior planning scheme for autonomous robots, allowing them to handle various objects used in our daily lives. The key idea underlying the proposed scheme is to use affordance concepts that provide a robot with action possibilities triggered by a relation between the robot and objects around it. Specifically, the robot attempts to find the affordances and to determine the most adequate action among them. Through a series of the perception processes, robot motions can be planned and performed to complete assigned tasks. What is of particular importance from the practical point of view is a decision making capability to determine the best choice by comparing the human's body characteristics and behavioral patterns as criteria with action possibilities as alternatives. For this, the analytic hierarchy process (AHP) technique is employed to systematically evaluate the correlation between the criteria and the alternatives. Moreover, the alternatives arranged in order of priority through the decision making process enable the robot to have redundant solutions for the assigned task, resulting in flexible motion generation. The effectiveness and validity of the proposed scheme are verified by performing extensive simulations using objects of our daily use.

**Keywords:** autonomous robot, affordance, affordance perception, action possibilities, AHP

### 1. 서론

근래의 로봇 매니플레이션 기술은 공장, 창고, 건설 현장 등과 같은 장소에서 인간을 대신하여 다양한 작업을 수행하며 빠르게 진보하고 있다. 하지만 아직까지 그 적용분야는 구조화된 환경에서 자동화 작업을 수행하기 위한 산업용 로봇으로 주로 이용되고 있다. 80년대 중반 이후로 자율 로봇의 물체 파악 또는 조작기술에 대한 연구가 많은 연구자들에 의하여 지속되고 있다. 이 분야에서 진행되고 있는 연구들은 행동 기반 기술<sup>[1]</sup>, 데이터베이스 기반 기술<sup>[2]</sup>, 학습 모델 기반 기술<sup>[3]</sup>와 같이

크게 세 범주로 분류할 수 있다. 각각의 분류에 대해서 [1]에서는 구형, 피라미드, 입방체, 또는 실린더 등 여러 가지 기하학적인 기본 도형으로 개체의 형태를 분류하고 그 도형에 따라 동작을 생성하는 데에 필요한 규칙을 이용하였으며, [2]의 저자들은 형상 인식 알고리즘을 이용하여 얻어진 물체에 모션 캡처시스템을 통해서 얻은 과거 동작의 데이터베이스를 활용하는 방법론을 제안하였다. [3]에서 저자들은 임의의 28종류의 개체 라이브러리에 대한 원시적인 행동을 배우고 다른 물체에 적용하는 방법론을 제시하였다. 여기에 소개한 범주의 연구 이외에도 매니플레이션 기술에 대한 연구가 제시되었지만, 미지의 물체나 파악하기 어렵고 손재주가 필요한 곳에 적용할 수 있는 매니플레이션 기술의 확장 연구는 아직 불충분하다. 예를 들어, 로봇 손보다 크거나 무거운 물체에 대한 매니플레이션 및 다른 작업을 수행

Received: Apr. 23. 2012; Reviewed: Jun. 18. 2012; Accepted: Jul. 4. 2012

<sup>†</sup> Corresponding author: School of Information Science, JAIST

<sup>1</sup> School of Information Science, JAIST (Japan Advanced Institute of Science and Technology), Asahidai, Nomi, Ishikawa, Japan  
E-mail: {geun-lee, cmkwon, a-ikeda, nakyoung}@jaist.ac.jp

하기 위한 도구로 이용하는 기술 등은 불행하게도 아직 출발선상에 있다.

최근에는 로봇의 활동 영역이 가정<sup>[4]</sup>이나 사무실<sup>[5]</sup>을 포함하여 인간의 생활환경을 대상으로 점차 확대되고 있다. 이와 함께 시대적인 요구 또한 로봇이 다양한 형태와 다른 크기를 갖는 사물에 대하여 자율적으로 작업을 수행하기를 기대하고 있다. 그렇다면 인간이 활동하는 공간에서 공존하는 자율 로봇에 대한 기대 효과는 무엇인가? 별도의 작업 도구와 환경을 구축하지 않고도 손쉽게 인간과의 협조를 가능하게 한다는 것과 함께 이를 통한 다양한 서비스 창출을 들 수 있다. 로봇의 자율 작업 수행을 달성하기 위해 필요한 기술로는 크게 1) 구조화된 지식 네트워크 환경 구축, 2) 자율 로봇의 지능 및 인식 기술, 3) 환경 및 작업에 대한 적응 기법, 그리고 4) 물건 또는 도구를 사용 및 이용 가능하도록 하는 지각 기법 등을 꼽을 수 있다. 이러한 기술 분야와 관련하여 근래의 연구에서는 인간이 생활하는 환경에서 사람이 사용하는 물건을 로봇이 다룰 수 있도록 하는 응용 연구도 보고되고 있다<sup>[6]</sup>. 하지만, 이들 연구에서는 다양한 물건이나 도구를 다룰 수 있는 일반적 체계 개발에 초점을 두기보다는 한 가지의 특화된 조작 방법을 창출하는데 주력하고 있는 추세이다.

우리는 로봇에게 인간과 공존하는 환경에서 주변의 물건과 도구를 활용하여 작업을 수행하기를 기대하고 있다. 이런 기대를 충족시키기 위해서 로봇은 작업 목적에 따른 물체나 주변 환경과의 상호작용을 통하여 보다 나은 행동의 가능성을 추론하고 적응적인 동작 계획을 수립할 필요가 있다. 이를 위해서는 무엇보다도 로봇의 지각 기법의 개발을 도모하는 것이 중요한 과제라고 할 수 있다. 실제로 지각 능력의 향상을 위하여 어포던스(affordance) 개념<sup>[8-9]</sup>이 다양한 분야에서 재조명되고 있다. 대표적으로 건축·웹·제품 디자인 분야 등에서는 별도의 설명 없이 보다 사용하기 쉬운 제품의 설계에 이용되고 있으며<sup>[10]</sup>, 로봇 분야에서는 환경이나 물건 속에서 숨겨진 어포던스를 활용하여 특정 목표로 이어지는 행동 계획에 활용되고 있다<sup>[11]</sup>. (어포던스 관련한 내용은 본 논문의 2장에서 보다 자세히 기술한다.)

본 연구에서는 자율 로봇에 대한 지각 능력의 개발을 위한 첫걸음으로, 어포던스 지각 기반 매니플레이션 체계를 제안한다. 이 체계의 주요 개념은 행동의 가능성으로 정의된 어포던스를 발견하여 구조화된 의사 결정

으로 다수의 가능성 중에서 최적의 해결책을 결정하여 일련의 행동 계획으로 이끌어 내는 것을 목표로 한다. 즉, 행동의 가능성으로부터 의사 결정을 통하여 일련의 동작 계획과 연결시키는 지각 과정의 체계를 소개하고자 한다. 또한 본 연구는 인체 특징과 사람의 행동 특성을 이용하여 로봇이 물건을 다루기 위한 어포던스를 지각하고 물건의 조작 가능성을 찾는 것을 목표로 한다. 제안된 체계는 첫째로, 동작 계획에 있어서 다수의 가능성을 발견할 수 있으므로 상황에 따라 적응적이다. 둘째로, 다중적인 해결책을 제시할 수 있으므로 처음의 동작을 시도하고 대안 동작으로 연결하여 보다 견실한 대응 체계를 만들 수 있다. 셋째로, 주어진 조건에서 가장 적합한 해결책을 찾기 위한 의사 결정 수단을 활용하는 과정은 앞으로 로봇의 학습 또는 추론 영역의 확장에 토대가 되는 요소가 될 수 있다. 우리는 본 연구에서 제안하는 기법을 이용하여 위의 내용과 같은 특징을 갖는 시뮬레이션을 수행하고 행동의 가능성 추론과 적응적 동작 계획 구성의 타당성 및 유효성을 검증한다.

끝으로 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 어포던스의 개념 및 어포던스를 활용한 로봇 연구 그리고 제안된 기법에서 사용된 의사 결정법을 간략히 소개한다. 3장에서는 제안된 어포던스 지각 기반 매니플레이션 체계를 나타낸다. 4장에서는 의사 결정법과 그 정식화를 기술한다. 5장에서는 시뮬레이션 검증을 위한 구현과 그 결과를 제시하고, 향후 연구전망에 관하여 논한다. 6장에서 본 연구의 결론을 맺는다.

## 2. 배경 지식

먼저 이 장에서는 어포던스(affordance)의 개념 및 어포던스 개념을 적용한 로봇에 관련된 주요 연구들 중 몇 가지에 대해서 간단히 소개한다. 다음으로 의사 결정을 위한 구조적 기술 방법 중, 계층분석법(analytic hierarchy process: AHP)에 관하여 간략히 설명하고자 한다.

‘어포던스<sup>[8]</sup>’는 어느 환경 또는 환경에서의 물체의 시각적 자극이 충분히 상세하다면 어떠한 해석 없이도 모든 관찰자에게 그 특성을 전달할 수 있다는 이론적인 배경으로서 생태심리학자인 깁슨(J. J. Gibson)이 발표한 논문에서 설명된 바 있다. 노먼(D. A. Norman)은 디자인 인지심리학 연구에서<sup>[9]</sup>, 물건이 제공하는 어포던스는 관찰자 또는 행위자(주로 인간)가 지각할 수 있는 ‘행위의

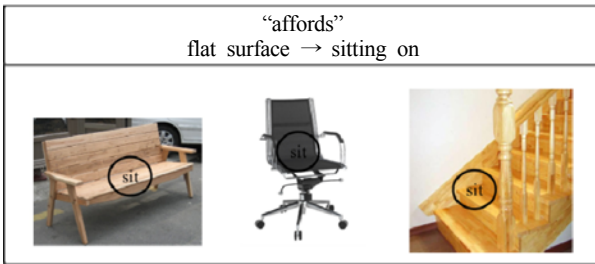


Fig. 1. Opportunities for sitting on afforded by different objects in the environment

가능성'이라는 의미로 정의하고 있다. Fig. 1에서 나타내는 것과 같이 평면이라는 어포던스는 행위자의 지각 과정에서 습득된 특정 행동 즉, '앉기'를 자극하여 그 대상이 제공하는 행동의 가능성을 알아채도록 도와준다. 따라서 어포던스를 지각한다는 것은 행위자가 주어진 환경에서 수행가능한 행동인지를 판단하게 할 수 있다는 것이다. 또한, 행위자의 행동 수행 유무에 관계없이 이와 같은 가능성들이 원하는 목표를 달성하기 위한 지식 구축으로 이루어진 정보의 집합으로 활용될 수 있다. 이러한 어포던스의 개념을 응용한 연구는 최근의 로봇 분야에서도 활발하게 발표되고 있다. 다음에서 소개하는 어포던스 지향 연구 이외에도 많은 결과가 있지만, 선도적인 연구 중심으로 소개하고자 한다.

로봇 연구 분야에서 응용되고 있는 어포던스는 일상 생활환경의 변화하는 조건에 맞추어 로봇이 스스로 동기 부여된(self-motivated) 행동의 개발 방법을 제공할 수 있는 고수준의 도구로 간주한다. 로봇에 있어서 고수준이라는 관점의 어포던스를 활용하는 연구는 크게 어포던스와 학습 또는 인식 사이의 상관관계를 이끌어 내는 연구로 분류할 수 있다. 먼저, [12]의 연구에서는 주어진 상황에서 행동 결과들의 학습을 어포던스 학습으로 정의한 바 있으며, 이와는 별도로 어떤 행위를 각기 다른 환경에서 유발된 불변속성으로 여기고, 이를 어포던스 학습에 대해서 초점을 둔 연구들도 보고되었다<sup>[13-15]</sup>. 이들 연구에서의 어포던스는 환경의 변화에 대한 불변하는 속성보다는 로봇 내부 상태의 변동에 관계한 속성만을 고려하였다. 한편, 로봇이 어떤 사물과 물리적으로 상호 작용하며 반응을 관찰하는 것만으로도 무엇이 가능하며 무엇을 할 수 있는지를 학습하는 방법을 [16]의 연구에서 소개하고 있다. [16]을 기반 한 [17]의 연구는 행위 어포던스와 목표는 로봇의 상태를 내부적으로 표현할 수 있으며, 시나리오에 따른 각각의 동작에

있어서 사전 조건과 동작 효과를 일치하는 예측과 결과 지표를 나타냈다.

다음으로, 어포던스를 기반으로 하는 인식의 관점에서 기능적 물체 표현 방법은 상대적인 방향, 안정도, 근접도 등과 같은 원초적인 특징 요소의 집합이 이용되었다. 이 원초적인 특징은 면과 정점을 포함한 특정 기능 속성을 정의한다. 특히 이 특징은 '지원 가능'의 기능적 속성을 만들어 내는 기하학 표면을 포함한다<sup>[18-19]</sup>. 이와 같은 표현 방법은 물체와 상호작용의 관측의 결부와 어떤 목적의 이행을 위한 물체의 적용에 대한 기능 이해라고 하는 활성 인식<sup>[20]</sup>의 관점으로 확장되었다. 그렇지만 기능지향 표현방법은 상호작용에 의하여 배우는 것이 아니라 기본적으로 시스템 설계자에 의하여 정의되는 것이라고 할 수 있다. 한편으로 어포던스는 물체 인식의 분류 기준으로도 사용되었다<sup>[21]</sup>. 이 기준을 이용하여 비정형화 환경에서 물체의 식별에 성공하였으나 새로운 환경에 적용하기 위해서는 물체에 대한 초기 분류 기준이 요구된다. 이와 별도로 로봇의 행동은 단순한 제어 문제가 아니라 지각 과정을 고려한 제어로 다루어져야 한다는 주장도 제기 되었다<sup>[22]</sup>. 여기에서는 어포던스를 지각대상으로 하여, 모터 동작과 환경에서 발견된 어포던스를 통합하는 구조로 제안된 방법이다. 구체적으로 보면 시각적 흐름에서 어포던스가 발견되고, 이 어포던스와 관절 위치 정보 사이의 연관성이 뉴럴 네트워크에 의하여 학습된다. 그래서 스스로 동작을 발생시킨 후 무엇이 인식될 수 있는지를 예측할 수 있다. 제안된 방법이 완전한 어포던스 구조가 아닐지라도, 지각과 행위사이에서의 직접적 관련성 및 환경과의 상호작용은 노만의 어포던스 개념과 일치한다. 이 제안 방법은 어포던스 지향 시스템 구조에 대하여 충분히 고려할 만한 가치가 있다. 이와 같은 선행 연구에서 제안한 방법과 달리 우리가 고려하고 있는 어포던스 지향 기법은 로봇에 의한 작업 수행에 대한 목적 의도와 기능 기반 물체와의 분석을 통하여 가장 적합한 행동의 가능성을 결정하는 것이다.

다음으로, 서티(T. L. Saaty)에 의하여 제안된 AHP<sup>[23]</sup>는 복잡한 상황에서 의사 결정을 위한 구조화된 방법의 하나이다. 문제 분석에서 인간의 필연성과 이해에 의한 주관적인 판단과 수학적인 시스템적 방법이라는 양측면에서 최종 의사를 결정하는 문제 해결형 기술이라고 할 수 있다. 즉, 이 기술은 올바르게 정확한 결정을 내

리기 위하여 이용되기 보다는 결정자 자신에게 있어서 필연성과 이해를 가장 잘 반영시킨 결정을 이끌어 내기 위한 방법이다. 이 기법은 20여년 이상에 걸쳐 정치, 비즈니스, 산업, 의료, 교육 등 다양한 현장의 의사 결정 분야에 이용되고 있다. 특히 [10]의 연구에서는 디자인 분야에서 어포던스를 평가하기 위하여 AHP를 이용하였다.

AHP는 포괄적이고 합리적인 의사 결정을 위한 몇 가지의 구조를 근간으로 하는 체계이다. 앞으로 검토할 문제를 계층화하는 구조, 문제에 포함되는 요소들을 수량화하는 구조, 그 요소의 상호 평가하기 위한 연관 구조, 그리고 대안으로 설정되는 해결 방안을 문제 전체에서 평가하는 구조가 있다. 첫째, 결정 문제를 보다 구체적으로 하위 문제의 계층으로 분할한다. 각 계층의 아래에 자리 잡은 문제는 각각 독립적으로 분석된다. 일단 계층이 구축되면, 둘째로 각 계층에서 요소를 2개씩 거론하며 비교하는 것으로 각 요소를 체계적으로 평가하게 된다. 이 비교는 요소들에 대한 구체적인 데이터를 사용할 수도 있지만 요소 간의 상대적인 의미와 중요성을 판단한다. 따라서 객관적인 정보뿐만 아니라 주관적인 판단도 평가에 이용 가능한 것이 AHP의 특징이다. 셋째, AHP는 얻어진 평가 문제의 전체에서 상호 비교를 할 수 있도록 수량화한다. 실제 계층 구조의 각 요소에 대해 중요도 또는 우선순위가 구체적인 수치로 얻어진다. 마지막으로, 각 대안에 대한 우선순위가 구체적인 수치로 계산된다. 여기서 얻어지는 수치가 처음에 설정한 문제를 해결하기 위한 대안과 대안 사이의 상대적인 평가 요소가 된다. 이 평가는 문제의 본질에 맞게 해석된다.

### 3. 어포던스 지각과 매니플레이션

#### 3.1 로봇 어포던스 정식화

본 연구의 내용은 인간과 공존하는 환경 하에서 사람과 유사한 크기의 로봇에 의한 물체 파지(grasping)와 조작의 실현을 목표로 어포던스 기반 매니플레이션 체계를 개발하고자 하는 것이다. 여기에서 제안하는 체계가 지닌 특징은 대안 행위의 가능성에 대해서 가용성을 제공함으로써, 실제 환경에서미지 물체에 대한 매니플레이션을 수행하는 자율 로봇이 보다 유연하고 지능적인 동작을 계획할 수 있다는 것이다. [13]에서 논의된 관점과 유사하게 로봇과 물체에 대한 관측 및 행동 사이의 관계를 어포던스로 정의한다. 이 형식주의적인 개념을

로봇에 적용하기에는 너무나 포괄적이므로, 로봇에 의한 매니플레이션을 다루기 위해서는 명시적인 문제 해결을 위한 재정의의 필요로 한다. 따라서 로봇 어포던스를 “로봇과 물체 또는 물체를 포함한 환경의 두 독립체가 존재할 때에 물체로부터 로봇이 얻을 수 있는 행위의 가능성에 관계하는 모티브이다” 와 같이 정의한다. 또한 로봇 어포던스를 다음과 같이 표현하고자 한다.

$$\langle \text{motive} \leftarrow (\text{object}, \text{action}) \rangle$$

정의된 로봇 어포던스는 두 독립체에 있어서 로봇의 행위가 물체에 작용할 때 잠재적으로 어떤 효과를 발생시키기 위한 행위의 가능성을 표현한다. 즉, 이 정의는 로봇과 물체 사이에 내재된 관계이며, 어포던스는 행위의 주체자인 로봇에 의하여 발견된다는 것을 의미한다. 따라서 우리는 어포던스를 통하여 로봇 센서 시스템에서 감지된 정보로부터 상호 작용 가능성을 생성하는 일련의 지각-행동의 실행 효과를 기대할 수 있다. 우리는 로봇에 적용되는 어포던스를 어포던스 지각, 어포던스 학습, 행위 구현의 세 가지 모듈로 나타내고 구체적인 세 가지 모듈의 정의는 다음과 같이 정식화한다.

- 어포던스 지각 (affordance perception) 모듈: 로봇은 물체로부터 어포던스를 어떻게 찾고 인지할 것인가?
- 어포던스 학습 (affordance learning) 모듈: 배우거나 경험한 어포던스를 어떻게 내재적인 지식으로 구축할 것인가?
- 행위 구현 (action generation) 모듈: 어포던스를 고려한 로봇의 행위를 어떻게 계획하고 실행할 것인가?

위의 구성을 근간으로 Fig. 2에서 나타낸 것과 같이 어포던스를 기반으로 한 매니플레이션 체계를 제안한다. 이 체계에서는 먼저 첫째로, 어포던스 지각 블록은 어포던스 학습 블록의 지식과 물체에 대한 인식정보를 활용

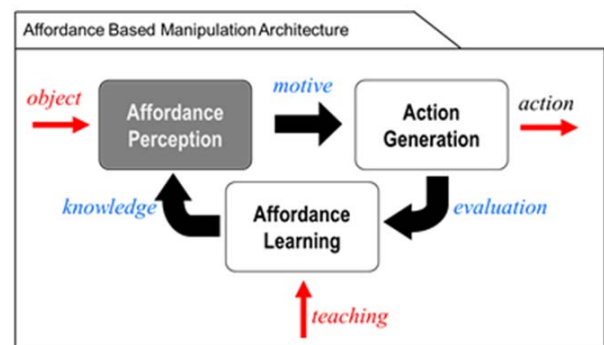


Fig. 2. Affordance-based manipulationarchitecture

하여 어포던스를 발견하고 지각한다. 둘째로, 어포던스 학습 블록은 행위 구현 블록에서 얻은 경험과 교시로부터 어포던스 지식을 창출하며 그 블록 내의 데이터베이스에 저장한다. 셋째로, 행위 구현 블록은 앞 단계의 어포던스 지각 블록에서 얻은 어포던스와 로봇의 운동 기구학적 특성을 고려하여 지각 지향 행위를 생성한다. 실제로 제안된 제어 체계에서 각 기능 블록들은 복잡한 역할과 상호보완적 관계성을 가지고 있다. 특히 각 블록은 개별적 로봇 제어의 방편을 갖는 동시에 조합하여 매니플레이션의 통합 해결책을 제시한다. (제한된 지면에 제어 구조를 상세히 소개하기에는 어렵다.) 여기에서는 어포던스 지각 기능 블록에 초점을 맞추어 제안된 어포던스 지각 기반 제어 기법을 소개하고자 한다.

### 3.2 어포던스 지각 기반 동작

매니플레이션 기술의 진보로 로봇은 공장과 같이 자동화와 정규화가 가능한 곳에서 다양한 작업을 수행하고 있다. 하지만 근래의 시대적인 요구는 다른 형태와 크기를 갖는 사물에 대하여 로봇의 자율적 매니플레이션을 기대한다. 미지의 물체에 대한 로봇 매니플레이션 연구에 대한 쟁점은 크게 로봇 손과 상반신 사이의 운동 제어를 통한 적절한 파지 계획의 합성과 이에 필요한 인식으로 귀결된다. 본 논문에서 다루고자 하는 어포던스 지각을 기반으로 하는 동작 수행 문제는 “미지의 물체로부터 어포던스를 어떻게 찾고, 어포던스를 어떻게 이용할 것인가?”이다. 이와 같은 연구 문제에 대해서 우리가 연구에 적용한 로봇 손에 관한 어포던스 지각 기반 동작 기법을 소개한다. 이 쟁점에서는 보다 명확하게 정의해야 할 이론 및 실제적 측면이 존재한다. 로봇은 물체를 어떻게 식별하고 인식할 것인가? 물체에 대한 실시간 센서 정보는 어떻게 다룰 것이며, 모터에 대한 입력으로 무엇을 변환할 것인가? 로봇 파지에 있어서 적절한 파지 형태는 무엇이며 어떻게 정의할 것인가? 이와 같은 각각의 질문에 대하여 답을 할 수 있는 다양한 매니플레이션 방법이 존재하지만, 각각의 방법은 우리와 연구 관점을 달리한다. 모델 지향 물체 인식 및 행동 계획에 의존하는 기존의 방법에 비하여 물체와 로봇 사이의 상호작용 가능성을 활용한 어포던스가 본 연구에서 중심적인 개념이다. 2장에서 언급된 기존 연구의 한계점을 극복하기 위하여 사전 지식과 로봇 역량 사이의 차이 및 사전에 예측되지 않은 상황을 지능적 그리

고 자율적으로 대응할 수 있는 지각 능력이 필요하다. 또한, 자율 로봇은 일상 환경에서 물체를 파지하고 도구를 사용하는 것은 물론 대안적 행위 가능성이 필요하다.

### 3.3 어포던스 지각 모듈

먼저, 어포던스 지각 모듈의 역할을 이해하기 위하여 간단한 예를 소개한다. Fig. 3은 ‘커피 마시기’의 상황을 어포던스 기반 지각 과정에 따라 단계별로 묘사하였다. Fig. 3(a)에서 물체(커피 캔)의 센싱 정보 해석과 분석을 통하여 물체의 특징을 인식한다. Fig. 3(b)는 ‘커피 마시기’의 본래 의도를 따라 필요한 상호작용의 행동 요소에 대한 분석을 한다. 커피 마시기를 원하였던 의도 아래서 파지, 집어 올리기, 그리고 입에 넣기와 같은 세 가지의 순차적인 행동 요소를 찾는다. Fig. 3(c)에서 물체 특징 및 행동 요소를 고려한 최종 의도 즉, 커피 마시기에 있어서 어포던스를 분석 및 예측한다. 예제의 목적은 커피 캔과의 상호작용 관점에서 순차적 행동 요소를 발현하는 과정에서 나타나는 의도 지향 어포던스 지각에 주목하고자 하는 데에 있다. 특히, 물체의 특징과 행동 요소는 상호간 독립 요소로 분리하여 다루고자 한다. 물체와 행동 요소가 상황적 인식을 위하여 원인-결과와 같은 종속적인 상호작용 과정이 중요한 역할을 담당할지라도, 최종 목표(의도)를 전제로 하는 상호작용만이 예측적 상황 즉, 행위의 가능성을 발현하는 효과를 기대할 수 있다. 예제의 개념을 고려하여 어포던스 지각 과정에 관한 단계를 다음과 같이 구체화한다.

- 감각 암시 (sensory cueing) 함수 : 물체 인식 후 물체의 구성 요소 및 특징을 분석
- 의도 표현 (intention representation) 함수 : 로봇의 최종 의도를 고려한 행위 요소를 분석
- 어포던스 분석 (affordance analysis) 함수: 최종 의도에 도달하기 위한 상호 작용을 분석 및 해석

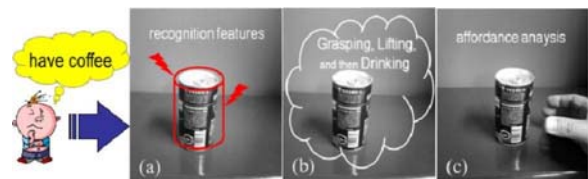


Fig. 3. Conceptual illustration of an affordance perception process (a) detection of object entities, (b) prospective action entities, (c) affordance analysis considering both object entities and action entities)



본 논문에서 제안된 어포던스 지각 단계 및 주요 구성 함수의 역할을 Fig. 4에 나타낸다. 첫째, 감각 암시 함수는 물체를 인식 그리고 물체의 구성 요소 및 특징을 분석하는 역할을 수행한다. 예를 들어서, 카메라 시스템을 가진 로봇이 시공간 정보를 이용하여 물체의 특징 정보를 구별 및 인식하는 과정에 의하여 물체의 구성 요소를 해석 및 분석한다. 둘째, 의도 표현 함수는 최종 목표에 대하여 기대되는 행동 요소의 분석을 수행한다. 어포던스 지각의 관점에서 ‘의도’는 지정된 작업(즉, 최종 목표)을 달성하기 위하여 활성화되는 행동 요소의 집합을 의미한다. 앞에서 예를 든 커피 마시기와 같이 사람은 파지, 집어 올리기, 그리고 입에 넣기와 같은 세 가지의 행동을 발현한다. 종래의 물체 인식 방법과 달리, 의도 표현 함수를 활용하는 지각은 작업 목적에 따라 물체 구성 요소 명확하게 구분 및 선택하는 관점에서 어포던스의 인식을 효과적으로 지원하는 가치를 지닌다. 게다가, 이 함수는 관련한 행위 요소를 작업 상황과 로봇의 역량에 기준한 특정 유용성을 연관시킨다는 의미에서 기능적이다. 어포던스 지각 모듈에서 세 번째 함수는 최종 목표에 대응하는 가능성을 선택하기 위한 분석을 수행한다. 최종 목표에 대한 다수의 대안이 존재한다면 차후에 가장 적합한 요소를 AHP에 의하여 산출한다. 다음 장에서 AHP에 의한 분석 방법을 구체적으로 설명한다. 어포던스 지각 모듈 안의 함수들에 의한 지각 과정은 1) 어포던스 지향 가능성(예측)을 구성하는 기능적 요소들을 분석 및 조사, 2) 기계 학습 기술과 유사한 어포던스 학습 기능을 통하여 물체 특징 및 행위 요소들 사이의 상호적 관계를 확인할 수 있도록 한다. 이와 같은 지각 과정은 임의 물체와의 상호작용에 관하여 가능성을 예측하여 특정한 행위 요소들부터 선택한다는 관점에서 기존 연구와 다른 점이다. 이 함수들에 관한 논의를 바탕으로 어포던스 지각은 다음과 같이 표현할 수 있다.

< interaction ← (object entities, action entities) >

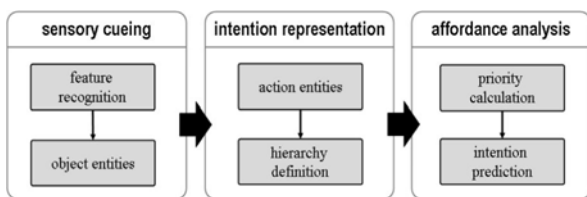


Fig. 4. Affordance perception stage and key component functions

결과적으로 어포던스 지각은 물체 특징과 행위 요소 (object entities, action entities) 사이의 관계로 얻어지는 상호작용 가능성을 제공한다. 더불어 행위요소가 물체의 특징을 선택할 때 잠재적인 상호작용을 발현시키는 예측적 측면도 제공한다.

#### 4. AHP 기반 의사 결정

본 논문에서는 로봇과 인간이 공존하는 환경에서 물건이 지닌 어포던스를 통해서 동작 가능성으로부터 자율적으로 그 물건을 파지하고 동작으로 연결시키는 과정을 제시하고자 한다. 로봇은 인체의 특징 및 사람의 행동특성을 활용하여 어포던스를 발견하고 다수의 행동 가능성으로부터 가장 적합한 결정에 도달하도록 하는 일련의 과정이 전제된다. 따라서 어포던스 지각 모듈을 통하여 로봇은 파지 또는 매니플레이션을 위한 신변의 물체 특징과 행위 요소 사이의 상호작용 가능성의 분석 그리고 이를 통한 가장 적합한 행위를 선택할 필요가 있다. 즉, 결정자인 자율로봇에게 있어서 다수의 가능성으로부터 행동의 필연성과 물체에 대해서 상황적 이해를 가장 잘 반영시킨 결정을 이끌어 내기 위한 방법이 요구된다. 그 결정을 도모하기 위하여 AHP가 어포던스 지각모듈에 적용되었다.

##### 4.1 인체 특징 및 행동 특성을 고려한 가중치 정식화

위에서 언급하였던 것처럼, 로봇이 인체 특징 및 사람의 행동 특성을 활용하여 신변의 물건을 조작한다는 전제 하에서 로봇은 일반인과 유사한 신체적 특징(신장 1669mm, 손 길이 160mm)을 가진다고 가정한다. 먼저, 일반인을 대상으로 하여 사람이 팔을 뻗어 물건을 파지할 때 잡기 쉬운 자세와 위치, 그리고 물체 직경에 관한 측정과 조사 결과<sup>[24-25]</sup>를 토대로 하여 일상생활에서 접하는 물체에 대한 파지 편의성을 고려한다. 이에 대한 조사 결과는 다음과 같이 나타난다. 1) 서서 편안히 팔을 뻗어 물건을 잡을 수 있는 범위는 798~1162mm이다. 2) 잡기 쉬운 손잡이 직경의 범위는 23~45mm이다. 3) 손잡이 직경의 파지 편의성이 파지 자세 및 방법에 관련하지 않는 경향이 있다.

위의 조사 결과를 토대로 물체의 직경과 편안히 팔을 뻗어서 물체를 잡을 수 있는 위치에 관한 가중치를 먼저 정의하였다. 직경과 위치에 관한 가중치를 각각  $W_d$ 와  $W_p$ 로 표현하였다. 또한,  $W_d$ 와  $W_p$ 의 계산에 있어

서 기준치는 각각의 범위 안에서 중간값이 선택되었다. 직경에 관한  $W_d$  환산 수식은 다음과 같다.

$$w_d = \begin{cases} \frac{d-10}{34-10} = \frac{d-10}{24} & (10 < d \leq 34) \\ \frac{100-d}{100-34} = \frac{100-d}{66} & (34 < d < 100) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

다음으로 위치에 관한  $W_p$  수식은 다음과 같이 환산된다.

$$w_p = \begin{cases} \frac{p-195}{980-195} = \frac{p-195}{785} & (195 < p \leq 980) \\ \frac{1854-p}{1854-980} = \frac{1854-p}{874} & (980 < d < 1854) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

손잡이를 잡고 문을 열 때, 시계 반대 방향으로 회전시키기보다는 무의식적으로 시계 방향으로 회전시키는 공통적인 행동 양식을 가지고 있다. 이와 같이 인간의 행동에서 공통적으로 관찰되는 한 가지의 경향이나 습관을 스테레오타입(stereotype)이라고 한다. 본 논문에서는 물체에 대한 조작 방향의 스테레오타입에 대한 조사 연구<sup>[24-25]</sup>를 기반으로 원형, 가로 또는 세로로 긴 사각형, 정사각형, 그리고 그 밖의 형태를 갖는 5종류의 조작대, 손잡이의 형상에 따라서 각각의 형상 가중치  $W_s$ 를 얻었다. 끝으로, 피조사자에게 일상생활에서 문, 옷장, 서랍, 창문 등을 여는 상황에 대한 스테레오타입 조사를 실시하였다. 조사 내용은 위의 대상 물체를 직사각형의 형태로 가정하였고, 왼쪽에서 오른쪽으로 3등분 그리고 위에서 아래로 3등분 즉 9개의 구역으로 분할하였다. 즉, 왼쪽 맨 위로부터 오른쪽 아래의 순서로 1부터 9까지의 번호를 지정하였다. 문을 여는 행위를 밀기, 당기기, 왼쪽으로 밀기, 오른쪽으로 밀기, 올리기, 내리기와 같은 6가지의 행동으로 구분하였다. 이와 같은 설정으로부터 각각의 구역에 대하여 어느 방향으로 힘을 가하면 문을 열 수 있을 것 같은지를 조사하였다. 답변을 토대로 응답자 전원을 기준으로 한 각각의 구역에 대한 정규화 값을 얻었다. 특별히 열기에 대한 행위에 대하여, 조사된 정규화 값과 각 손잡이 위치에 따른  $W_p$ 를 합산 후 2로 나눈 값을 가중치로 간주하였다.

#### 4.2 의사 결정 문제의 정식화

AHP의 적용에 있어서 첫 번째 단계는 Fig. 5와 같이 문제 해결의 요소를 최종 목표(goal), 평가 기준(criteria), 대안(alternatives)이라는 3단계로 분류하여 계

층화를 한다. 여기서 최종 목표는 행동 의도를 달성하기 위한 최선 행위의 선택이고, 대안은 행동 의도를 달성할 수 있게 하는 후보군이다. 그리고 평가 기준은 파지 또는 매니플레이션의 관점에서 대안을 평가 할 때에 기준이 되는 요소들로 구성된다. 평가 기준과 대안의 각 계층마다 해당되는 요소들을  $x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i$ 으로 정의한다.

두 번째 단계로, 평가 기준 계층의 요소 간 상대적 가중치 (weight)를 계산한다. 먼저 이 계층에서 임의의 두 요소 ( $x_i^e$ 와  $x_j^e$ ) 상호 간 상대적 중요성의 정도를 판별하여  $a_{ij}^e$  또는  $a_{ji}^e$ 로 표현한다. (수식의 간편성을 도모하기 위하여 같은 계층의 요소인 경우,  $a_{ij}^e$  대신에  $a_{ij}$ 로 나타낸다.) 편의상  $x_i$ 가  $x_j$ 에 비해 중요성이 높으면  $a_{ij} > 1$ , 그렇지 않으면  $a_{ij} < 1$ 로 나타낸다. 여기서  $a_{ii} = 1$ 이고,  $x_j$ 에 관한  $x_i$ 의 관계는  $a_{ji} = 1/a_{ij}$ 로 정의된다. 이 계층에서  $n$ 개의 비교 요소가 존재하면, 비교 요소의 모든 조합은  $n(n-1)/2$ 가 되며  $n \times n$ 의 비교행렬  $A = [a_{ij}]_{n \times n}$ 가 얻어진다. 다음으로,  $A = [a_{ij}]$ 에 대하여 요소 간의 상대적인 중요도를 나타내는 가중치에 대한 벡터  $W = [w_1 \dots w_n]^T$ 를 얻기 위하여 다음과 같이 가중치 계수 행렬을 계산한다.

$$A = [a_{ij}] = \begin{bmatrix} 1 & w_1/w_2 & \dots & w_1/w_n \\ w_2/w_1 & 1 & \dots & w_2/w_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_n/w_1 & w_n/w_2 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

(여기서,  $a_{ij} = w_i / w_j$ )

또한 비교 행렬과 가중치 계수 행렬은 상호 동치의 관계를 가지며, 다음과 같이 정리된다.

$$A \cdot W = \gamma \cdot W \rightarrow (A - \gamma I) \cdot W = 0 \quad (4)$$

(여기서,  $I$ 는 단위행렬)

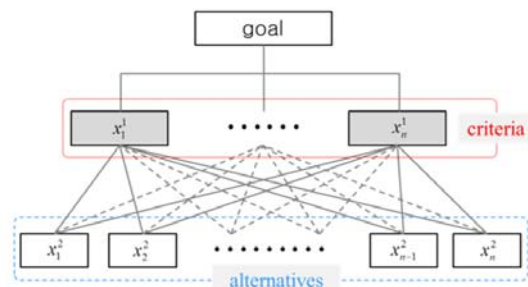


Fig. 5. AHP hierarchy for choosing a goal

위의 수식에서  $W=0$ 의 조건이 성립하기 위해서는  $\gamma$ 와  $W$ 는 각각  $A$ 의 고유값과 고유벡터에 해당하는 것을 알 수 있다. 게다가  $A$ 의 두 번째 행부터는 첫 번째 행의 고유값의 상수배가 되기 때문에,  $A$ 의 계수는 '1'이 되는 '0'이 아닌 유일한 고유값을 가진다. 이를 정리하면 다음과 같다.

$$\sum_i \gamma_i = \gamma_{max} = tr(A) = n \quad (5)$$

(여기서,  $tr(\cdot)$ 는  $n \times n$  행렬의 대각합(trace))

따라서  $\gamma_{max}$ 에 대응하는 고유벡터를 계산하여 얻고 상대적 중요도를 표현하는 가중치 계수는  $\sum_i w_i$ 이 되도록 표준화한다. 이와 같이 요소의 중요도를 순차적으로 결정한다.

세 번째 단계로, 평가 기준 계층의 요소에 대한 가중치와 중요도의 계산이 완료되면 이 결과를 이용하여 대안 계층의 가중치 계산을 수행한다. 구체적으로 평가 기준 계층의 어느 한 요소  $x_i^e$ 에서 각 대안 계층의 각 요소  $x_j^a$ 에 대하여 비교하며 가중치  $x_{ij}^a$ 를 계산한다. 모든 대안 요소에 대한 선정 기준의 효용치를  $X$ 라 하면 다음과 같이 정리된다.

$$X = [w_{i1}^a \quad w_{i2}^a \quad w_{i3}^a] \cdot W^e \quad (6)$$

다음으로,  $w_{ij}^a$ 과  $w_i^e$ 의 (벡터) 내적을 계산하고 최대 효용치 ( $\max_j \sum_i w_{ij}^a w_i^e$ )에 대하여 최선의 선택으로 선별한다. 결과적으로 최종 목표에 대한 각 대안의 우선순위를 결정하게 된다.

## 5. 어포던스 지각 기반 파지 기법의 구현과 시뮬레이션 결과

### 5.1 어포던스 지각을 기반으로 한 로봇 손 시스템 구현

Fig. 6에서는 물체 파지 및 매니퓰레이션을 위하여 구성된 어포던스 지각 기반 로봇 손 시스템에 대한 제어 구조를 나타내고 있다. 센서에 의한 입력 데이터로부터 물체의 특징 및 구성 요소를 인식하고, 의도에 따라 행동 요소를 분석하고 AHP에 의하여 가능한 행동을 결정한다. 다음으로 물체 특징과 결정된 행동에 대한 파지 및 동작 계획이 얻어지며, 마지막으로 실제적인 상호작용이 실행된다. 이와 별도로 오프라인으로 물체의 시각 정보에 대한 패턴 매칭의 기준 데이터 및 적절한 로봇

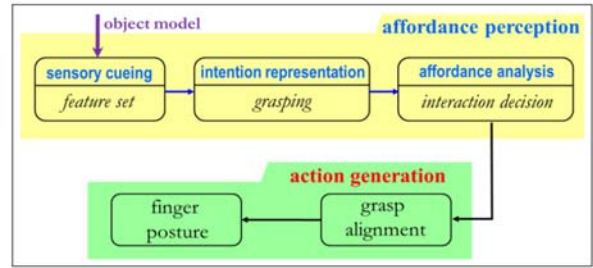


Fig. 6. Robot hand control architecture based on affordance perception

손의 자세 데이터 등에 관련한 정보를 제공받는다. 본 논문에서는 어포던스 지각 모듈에 초점을 두고, 그 밖의 기능 블록 소개는 간략히 하고자 한다. 데이터베이스에는 손가락의 관절 각도와 로봇 손 모양의 자세에 대한 견본을 포함한다. 로봇 손의 파지 정렬은 결정된 물체의 외형과 데이터베이스에서 가장 유사한 손 모양을 따라 일치시킨다. 일단 가장 적절한 손 모양의 자세가 자동적으로 선택되면, 손 모양 자세의 단계에서 로봇 손과 물체가 최대 접촉을 가능하게 하는 손가락 및 손의 위치와 방향이 계산된다. 본 논문에서 사용된 로봇 손 모델은 각 손가락의 관절과 손바닥과 손가락 사이의 관절에 의하여 물체의 크기에 해당하는 손가락 위치를 조절하는 형태로 구성된다. 로봇 손에서 국소 좌표계의 원점은 손바닥 위의 3차원 중심점 즉, 손바닥의 내부에 존재한다.

### 5.2 시뮬레이션 결과

시뮬레이션을 통해서 본 연구의 제안 기법을 평가하기 위하여 로봇 손과 물체 모델은 3D CAD 소프트웨어 Solidworks로 설계되었으며, poly trans를 통하여 비주얼 스튜디오 기반 OpenGL 프로그램으로 변환하였다. 역학 해석을 위하여 RecurDyn 소프트웨어도 시뮬레이터에 포함하였다. 다음으로, 앞에서 소개하지 않은 시뮬레이션에 관하여 몇 가지 가정을 기술한다. 파지할 물체 (polygon mesh형태)의 3차원 캐드 모델을 초기 입력으로 한다. 로봇의 센서 시스템은 카메라 중심으로 물체를 관찰하거나 인식에 있어서 계산 지연 및 노이즈는 고려하지 않는다. 로봇은 손 모델에 관한 관절각도 제약 및 링크 길이 등 기구 정보를 가지고 있다. 그리고 로봇 손의 기구적인 제약이 있는 상태에서 적합한 파지는 안정적이고 구현 가능한 것으로 간주한다. 끝으로 위의 가정 하에서 로봇이 수행할 작업으로 두 종류의 작업(문



열기, 손수레 밀기)을 지정하였다.

먼저 처음으로 문 열기에 관한 시뮬레이션 결과이다. Fig. 7은 감각 암시 함수에 의하여 물체(문)의 구성 요소(손잡이, 경첩)가 검출된 결과이다. 여기서 구성 요소 중 4장에서 언급한 파지 편의성의 가중치 계산에 의하여 손잡이를 식별할 수 있었다. 다음으로, 의도 표현 함수는 일자형 손잡이에 대하여 밀기(↖), 당기기(↗), 왼쪽으로 밀기(←), 오른쪽으로 밀기(→), 올리기(↑), 내리기(↓)와 같은 6가지의 대안 행동 요소를 도출한다. 어포던스 분석 함수는 AHP를 이용하여 손잡이와 대안으로부터 문 열기의 의도에 가장 적합한 행동 요소를 결정한다. 여기서, Fig. 7의 시뮬레이션에 대하여 최종 행동 요소를 결정하기까지의 과정을 설명하고자 한다.

Fig. 8은 위치, 형상, 그리고 직경의 평가 기준 요소와 각 행동 요소들의 환산 값을 나타낸 표이다. 환산 값으로부터 물체의 특징 요소인 손잡이에 관련한 비교 행렬을 구하고 Fig. 9와 같이 가중치 계수 행렬을 계산하여 얻는다. 다음으로 고유치와 고유벡터를 얻어서 중요도를 얻는다. 어포던스 지각 모듈에서 얻어진 각 평가 기준 요소의 중요도와 각 대안 행동 요소의 가중치를 바탕으로 각 대안의 효용치를 계산하여 결과를 출력한다. 이 결과 중에서 최대 효용치를 가진 행동 요소가 결정된다. 마지막으로 Fig. 10은 Fig. 7의 문 형태에 대하여 행동 요소의 선택 후 문 열기를 수행하는 과정의 스냅샷이다. 시뮬레이션 결과는 최대 효용치의 행동 요소에 의하여 행동 계획이 수립되고 원하던 행위가 구현되는 과정을 통하여 제안된 기법의 유효성을 확인 할 수 있었다. 이러한 일련의 과정에서 AHP를 이용한 본 연구의 중요한 부분은 문 열기가 실패한 경우 사물을 새롭게 인지 또는 지각의 과정을 반복하는 것이 아니라, 순서화된 다른 대안 행동 요소들이 순차적으로 실행될 수 있다는 것이다. 이는 어포던스 지각 기반 로봇 손



Fig. 7. Simulation result for detecting the object entities of the door

	Push	Pull	Left Side Forward	Right Side Forward	Upward	Downward	
notation	↖	↗	←	→	↑	↓	
position	①	1.12	4.53	1.29	1.27	1.31	1.11
	②	1.21	4.18	1.27	1.32	1.13	3.91
	③	1.31	4.32	1.29	1.13	1.21	1.31
	④	3.31	3.29	1.51	3.31	1.41	1.38
	⑤	1.29	4.18	1.42	1.31	1.29	2.18
	⑥	2.93	3.41	3.19	1.81	1.28	2.13
	⑦	1.91	3.29	1.78	1.81	1.63	1.31
	⑧	1.33	3.18	1.51	1.27	4.32	1.61
	⑨	1.42	4.32	1.31	1.27	1.21	1.51
shape	○	3.31	3.29	1.42	1.13	1.51	1.42
	□	4.18	4.32	1.27	1.41	3.41	3.29
	▭	3.31	3.19	3.18	3.29	1.27	1.41
	□	3.41	3.29	3.41	3.19	3.31	3.41
etc	4.53	1.41	1.27	1.11	1.31	1.21	
diameter	L	4.32	2.18	1.31	1.27	1.38	1.33
	M	3.19	3.29	3.19	2.93	2.13	2.18
	S	1.33	3.29	1.21	1.31	1.11	1.38

Fig. 8. Consistency calculation results between criteria and alternatives for the simulation condition in Fig. 7

position : ①	↖	↗	←	→	↑	↓
↖	1	2.93/3.41	2.93/3.19	2.93/1.81	2.93/1.28	2.93/2.13
↗	3.41/2.93	1	3.41/3.19	3.41/1.81	3.41/1.28	3.41/2.13
←	3.19/2.93	3.19/3.41	1	3.19/1.81	3.19/1.28	3.19/2.13
→	1.81/2.93	1.81/3.41	1.81/3.19	1	1.81/1.28	1.81/2.13
↑	1.28/2.93	1.28/3.41	1.28/3.19	1.28/1.81	1	1.28/2.13
↓	2.13/2.93	2.13/3.41	2.13/3.19	2.13/1.81	2.13/1.28	1
shape : ▭	↖	↗	←	→	↑	↓
↖	1	3.31/3.19	3.31/1.42	3.31/1.13	3.31/1.51	3.31/1.42
↗	3.19/3.31	1	3.19/3.18	3.19/3.29	3.19/1.27	3.19/1.41
←	3.18/3.31	3.18/3.19	1	3.18/3.29	3.18/1.27	3.18/1.41
→	.	.	.	1	.	.
↑	.	.	.	.	1	.
↓	.	.	.	.	.	1
diameter : M	↖	↗	←	→	↑	↓
↖	.	.	.	.	.	.
↗	.	.	.	.	.	.
←	.	.	.	.	.	.
→	.	.	.	.	.	.
↑	.	.	.	.	.	.
↓	.	.	.	.	.	.

Fig. 9. Weight calculation results for the simulation condition in Fig. 7

제어에 있어서 행동의 가능성을 가지고 미지의 물체에 대하여 좀 더 유연한 작업을 가능하게 할 수 있다.

둘째로, 이번에는 다른 형태의 문과 손잡이에 대한 시뮬레이션 결과이다. Fig. 11의 옷장과 유사한 시뮬레이션 조건(Fig. 11(a))에 대하여 6종류의 대안 행동 요소에서 AHP 효용치는 Fig. 11(b)과 같이 계산된다. 결정된 당기기에 대한 행동 계획에 따라서 로봇은 옷장을 열 수 있었다. Fig. 12(a)과 같은 양방향 문의 시뮬레이션 조건 하에서 계산된 대안 행동 요소의 효용치 Fig. 12(b)를 얻었다. 이상의 시뮬레이션 결과로부터 어포던스 지각 기반 로봇 손 제어는 최종 의도에 따라 행동 가능성을 지닌 대안을 추출하고 AHP 지향 어포던스 분석에 의하여 대안 행동 요소 중 가능성이 가장 높은 최대 효용치를 가진 행동 요소를 로봇이 자율적으로 결정할 수 있었다. 즉, 다수의 대안과 평가 요소가 상호 관계 속에서 효율적으로 최종 의도에 적합한 행동 요소가

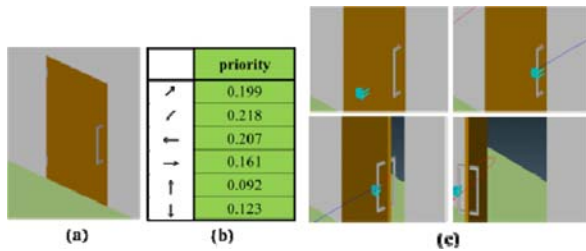


Fig. 10. Simulation result for the simulation condition presented in Fig. 7 ((a) door shape, (b) priority, (c) snapshots for the door open process)

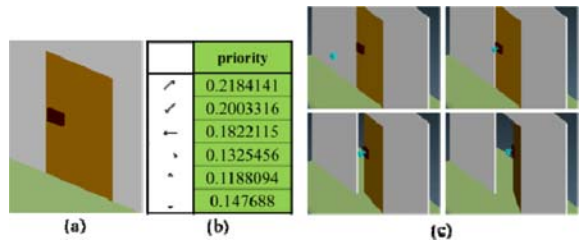


Fig. 12. Simulation result for opening a bidirectional door ((a) door shape, (b) priority, (c) snapshots for opening the door)

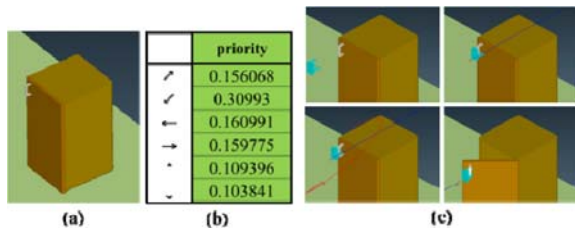


Fig. 11. Simulation result for opening a closet ((a) closet shape, (b) priority, (c) snapshots for opening the closet)

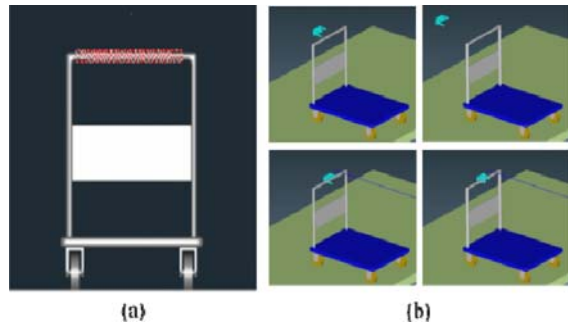


Fig. 13. Simulation result for pushing a cart ((a) detecting the object entities of the cart, (b) snapshots for pushing the cart)

결정된다는 것을 확인할 수 있었다. 특히 Fig. 12의 시뮬레이션으로부터 흥미로운 사실은 밀기와 당기기에 대하여 높은 효용치를 나타냈다. 신체 특징과 행동 특성을 토대로 최대 효용치를 산출하는 과정으로부터 인간과 공존하는 환경에서 로봇을 활용할 때 보다 유익한 정보를 제공한다는 것을 확인할 수 있었다.

셋째로, 손수레 밀기에 관한 시뮬레이션 결과이다. 감각 암시 함수에서 잡기 쉬움의 가중치 계산에 의하여 손잡이 부분을 인식 Fig. 13(a), 의도 표현 함수는 밀기(구체적으로 의도 표현 함수에서 대안 행동 요소는 최종 목표와 동일), 어포던스 분석에 의하여 밀기 행동을 어포던스 지각 모듈에서 출력된다. 다음으로 밀기 행동은 행동 계획을 통하여 최종적으로 구현된다(Fig. 13(b)). 이 시뮬레이션 결과를 통하여 다른 작업에도 제안된 어포던스 지각 기반 로봇 손 제어에 적용 가능성을 확인할 수 있었다.

### 5.3 논의

이상의 시뮬레이션 결과로 어포던스 지각에서부터 행동 계획을 통한 최종 의도에 달성하는 과정의 기법에 대한 타당성을 확인하였다. 통제된 환경이 아니라 인간과 공존하는 복잡한 환경에서의 행동이라는 관점에서 제안된 기법은 적응성이 있다고 할 수 있다. 제안된 기

법을 시뮬레이션 의하여 분석 및 평가를 실시한 결과, 미지 물체의 매니플레이션 적용에 있어서 유용하며 효율적 기법임을 확신할 수 있었다. 이 기법을 실제 로봇을 이용한 환경에서 활용을 고려하면 다음과 같은 쟁점에 있어서 개선의 여지가 필요하다. 첫째, 어포던스 지각 모듈, 특히 AHP 지향 어포던스 분석 함수에 있어서 신체 특성과 인간의 행동 특성을 토대로 최대 효용치를 계산 및 가장 적합한 대안 행동을 결정한다. 물론 인간과 공존하는 환경이라는 전제에서 인간의 신체적 및 행동 모델을 활용하는 것 자체는 논리적이다. 하지만, 미지 물체뿐 아니라 미지의 환경을 고려한다면 로봇 중심의 추론 및 분석에 의한 행동 가능성을 결정하는 것이 필요할 것이다. 또한, 센서 오류 및 동작 제한 사항이 존재할 때 제안된 추론은 얼마나 처리할 수 있는지를 확인 할 필요가 있다. 둘째, 감각 암시 함수에 있어서 2.5차원 물체 인식 방법이 사용되었다. 최근의 기술적 진보에 의하여 키넥트(kinect)와 같은 인식 시스템이 활발히 개발되고 있고, 이들 기술은 공간적으로 물체를 정확하게 인식할 수 있도록 응용 연구가 계속 진행되고 있다. 또한 본 논문에서는 비현실적 가정(관측 잡

음과 계산 오류는 없음)을 토대로 하였다. 이를 시물레이션이 아닌 실제 적용 단계에서는 좀 더 현실적인 물체 인식 방법을 고려할 필요가 있다. 셋째, 앞에서 논의한 것처럼 실제 로봇에 제안된 기법을 구현하는 것이 장래의 연구 방향이다.

## 6. 결론

본고에서는 로봇이 인간과 공존하는 일상생활 환경에서의 작업 수행을 목표로 하는 첫걸음으로, 주변의 물건 또는 도구를 다루는 어포던스 지각 기반 기법을 소개하였다. 제안된 기법에서 주요 개념은 행동의 가능성으로 정의된 어포던스를 발견하고 AHP를 활용하여 다수의 가능성 안에서 최적의 해결책을 결정하여 일련의 행동 계획으로 이끌어 내는 기법이다. 특히, 인체의 특징과 인간의 행동 특성을 근간으로 어포던스를 지각하고자 하였다. 구체적으로 잡기 쉬운 크기와 손이 닿기 쉬운 위치의 인체 특징과 스테레오타입 지향 행동 특성을 기반으로 가장 적절한 동작을 추론하는 AHP의 평가요소를 활용하여 문 열기, 손수레 밀기와 같은 상황의 시물레이션을 통해서 제안된 기법의 유효성과 타당성을 검증하였다. 시물레이션 결과로부터 인간 공존 환경에서 자율 로봇에 적용 가능성에 대한 가능성을 확인할 수 있었다. 앞으로 5장에서 논하였던 것처럼 향후의 연구 방향은 실제 로봇을 이용하여 좀 더 현실적 상황에서 검증 및 개선을 계획하고 있다.

## 참고문헌

- [1] A. Miller, S. Knoop, H. Christensen, and P. Allen, "Automatic grasp planning using shape primitives", Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.1824-1829, 2003
- [2] M. Moussa, "Combining expert neural networks using reinforcement feedback for learning primitive grasping behavior", IEEE Trans. Neural Networks, vol.15, no.3, pp.629-638, 2004
- [3] J. Aleotti and S. Caselli, "Grasp recognition in virtual reality for robot pregrasp planning by demonstration", Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.2801-2806, 2006
- [4] M. Tenorth, U. Klank, D. Pangercic, and M. Beetz, "Web-enabled robots: robots that use the web as an information", IEEE Robotics and Automation Magazine, vol.18, no.2, pp.58-68, 2011
- [5] E. Pacchierotti, H. Christensen, and P. Jensfelt, "Design of an office-guide robot for social interaction studies", Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp.4965-4970, 2006
- [6] C.C. Kemp, A. Edsinger, and E. Torres-Jara, "Challenges for robot manipulation in human environments", IEEE Robotics and Automation Magazine, vol.14, no.1, pp.20-29, 2007
- [7] A. Wykowska, A. Maldonado, M. Beetz, and A. Schubo, "How humans optimize their interaction with the environment: the impact of action context on human perception", Communications in Computer and Information Science, vol.44, no.2, pp.162-172, 2009
- [8] J.J. Gibson, *The ecological approach to visual perception*, Houghton Mifflin, Boston, 1979
- [9] J. Norman, "Ecological psychology and the two visual systems: not to worry", Ecological Psychology, vol.13, no.2, pp.135-145, 2001
- [10] S.-H. Hsiao, C.F. Hsu, and Y.-T. Lee, "An online affordance evaluation model for product design", Design Studies, vol.33, no.2, pp.126-159, 2011
- [11] R. Detry, E. Baseski, M. Popovic, Y. Touati, N. Kruger, O. Kroemer, J. Peters, and J. Piater, "Learning object-specific grasp affordance densities", IEEE 8th Int. Conf. Development and Learning, pp.1-7, 2009
- [12] A. Stoytchev, "Behavior-grounded representation of tool affordances", Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.3060-3065, 2005
- [13] K. MacDorman, "Responding to affordances: learning and projecting a sensorimotor mapping", Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.3253-3259, 2000
- [14] I. Cos-Aguilera, L. Canamero, and G. Hayes, "Motivation-driven learning of object affordances: first experiments using a simulated Khepera robot", Proc. 9th Int. Conf. Cognitive Modeling, pp.57-62, 2003
- [15] G. Fritz, L. Paletta, M. Kumar, G. Dorffner, R. Breithaupt, and E. Rome, "Visual learning of

- affordance based cues”, Proc. 9th. Int. Conf. the Simulation of Adaptive Behavior, LNAI, vol.4095, pp.52-64, 2006
- [16] P. Fitzpatrick, G. Metta, L. Natale, A. Rao, and G. Sandini, “Learning about objects through action-initial steps towards artificial cognition”, Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.3140-3145, 2003
- [17] V.N. Papudesi and M. Huber, “Learning behaviorally grounded state representations for reinforcement learning robots”, Proc. Int. Conf. Epigenetic Robotics: Modeling Cognitive Development in Robotic Systems, 2006
- [18] L. Stark and K. W. Bowyer, “Function-based recognition for multiple object categories”, Image Understanding, vol.59, no.10, pp.1-21, 1994
- [19] E. Rivlin, S. J. Dickinson, and A. Rosenfeld, “Recognition by functional parts”, Computer Vision and Image Understanding, vol.62, no.2, pp.164-176, 1995
- [20] L. Bogoni and R. Bajcsy, “Interactive recognition and representation of functionality”, Computer Vision and Image Understanding, vol.62, no.2, pp.194-214, 1995
- [21] M. Wunstel and R. Moratz, “Automatic Object Recognition within an Office Environment”, Proc. 1st IEEE Canadian Conf. Computer and Robot Vision, pp.104-109, 2004
- [22] M.A. Lewis, “Perception Driven Robot Locomotion”, Journal Robot Society of Japan, vol.20, no.3, pp.51-56, 2002
- [23] T.L. Saaty, *The analytic hierarchy process: planning, priority setting, resource allocation* (decision making series), McGraw-Hill, 1980
- [24] A. Neudorfer and K. Tanaka, *Design of Safety Machinery in Accordance with International Standards*, Nippon HyoronSha Co. Publisher, 2002 (in Japanese)
- [25] Reference Manual of Anthropometry in Ergonomic Designing, edited by National Institute of Bioscience and Human-Technology, 1996 (in Japanese)



**이근호**

1999 서울과학기술대학교 전자공학과(공학사)  
2002 연세대학교 전기전자공학과(공학석사)  
2008 JAIST 정보과학연구과(공학박사)

2010~현재 JAIST 정보과학연구과 특임조교수  
관심분야: 군집 로봇의 분산 제어, 복지·재활 로봇  
E-mail : geun-lee@jaist.ac.jp



**권철민**

2008 한양대학교 기계공학부(공학사)  
2011~현재 JAIST 정보과학연구과 석사과정  
관심분야: 비전인식, 지능형 로봇, learning 시스템

E-mail : cmkwon@jaist.ac.jp



**이케다 아키히로**

2009 Chubu University 기계공학과(공학사)  
2012 JAIST 정보과학연구과(공학석사)  
2012~현재 Aisin Seiki Co., Ltd.

관심분야: 어포던스, 계층분석법, 매니플레이션  
E-mail : a-ikeda@jaist.ac.jp



**정낙영**

1987 한양대학교 기계공학과(공학사)  
1994 동대학원 기계설계학과(공학박사)  
2003~현재 JAIST 정보과학연구과 교수

2011~현재 JAIST 지능로봇센터 센터장  
관심분야: 네트워크 기반 로보틱스, 인지 로보틱스  
E-mail : nakyoung@jaist.ac.jp