

Mirror Neuron System 계산 모델을 이용한 모방학습 기반 인간-로봇 인터페이스에 관한 연구

A Study on Human-Robot Interface based on Imitative Learning using Computational Model of Mirror Neuron System

고광은 · 심귀보[†]

Kwang-Enu Ko and Kwee-Bo Sim[†]

중앙대학교 전자전기공학부

[†] School of Electrical and Electronics Engineering, Chung-Ang University

요 약

영장류 대뇌 피질 영역 중 거울 뉴런들이 분포한 것으로 추정되는 몇몇 영역은 목적성 행위에 대한 시각 정보를 기반으로 모방학습을 수행함으로써 관측 행동의 의도 인식 기능을 담당한다고 알려졌다. 본 논문은 이러한 거울 뉴런 영역을 모델링 하여 인간-로봇 상호작용 시스템에 적용함으로써, 자동화 된 의도인식 시스템을 개발하고자 한다. 거울 뉴런 시스템 계산 모델은 동적 신경망을 기반으로 구축하였으며, 모델의 입력은 객체와 행위자 동작에 대한 연속된 특징 벡터 집합이고 모델의 모방학습 및 추론과정을 통해 관측자가 수행할 수 있는 움직임 정보를 출력한다. 이를 위해 제한된 실험 공간 내에서 특정 객체와 그에 대한 행위자의 목적성 행동, 즉 의도에 대한 시나리오를 전제로 키넥트 센서를 통해 모델 입력 데이터를 수집하고 가상 로봇 시뮬레이션 환경에서 대응하는 움직임 정보를 계산하여 동작을 수행하는 프레임워크를 개발하였다.

키워드 : 거울 뉴런 시스템, RNNPB, 모방학습, HRI, 의도인식

Abstract

The mirror neuron regions which are distributed in cortical area handled a functionality of intention recognition on the basis of imitative learning of an observed action which is acquired from visual-information of a goal-directed action. In this paper an automated intention recognition system is proposed by applying computational model of mirror neuron system to the human-robot interaction system. The computational model of mirror neuron system is designed by using dynamic neural networks which have model input which includes sequential feature vector set from the behaviors from the target object and actor and produce results as a form of motor data which can be used to perform the corresponding intentional action through the imitative learning and estimation procedures of the proposed computational model. The intention recognition framework is designed by a system which has a model input from KINECT sensor and has a model output by calculating the corresponding motor data within a virtual robot simulation environment on the basis of intention-related scenario with the limited experimental space and specified target object.

Key Words : Mirror neuron system, RNNPB, Imitative learning, HRI, Intention recognition

1. 서 론

접수일자: 2013년 9월 1일

심사(수정)일자: 2013년 9월 7일

게재확정일자: 2013년 11월 12일

[†] Corresponding author

본 논문은 본 학회 2013 춘계 학술대회에서 선정된 우수 논문입니다.

본 논문은 한국연구재단 중견연구지원사업(No. 2012-0008726)에서 지원하여 연구하였습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

인간-컴퓨터 상호작용 (Human Computer Interaction, HCI) 연구 분야에서 주된 논제 중 하나인 “사람의 의도를 기계가 인식하는 방법”에 대하여 여러 연구가 선행된 바 있으나 아직 명확한 해답은 나오지 않았다. 이 문제에 대해 최근 뇌 기능의 모델을 통한 비선형적 해석 방법이 주목을 받고 있는데, 사람의 의도를 인식하기 위하여 그 의도를 내포한 행동에 대한 모방을 통한 시도가 그 예이다. Rizzolatti [1]는 거울 뉴런 또는 거울 시스템이라 불리는 모방적 동기화 기능을 수행하는 뇌 영역에 대한 증명을 했는데, 이러한 모방 기능에 대한 계산 모델링의 연구를 다양한 연구자들이 수행해왔다. 뇌 과학 분야에서 수행된 대뇌 피질 상 거울 뉴런 영역에 대한 연구는 심리학, 인지과학 등의 다 학제간 분야에서 적용되어 왔다. 일반적인 거울 뉴런 시스템의 동작 특성은 행동 유발성(affordance)을 내포하는 임의의 행위에 대하여 관측자(observer)와 행위자(actor)를 전제

했을 때, 실제 행위를 수행하지 않지만 행위를 관찰하는 과정에서 관측자의 거울 뉴런 시스템 영역이 행위를 수행하는 것과 유사한 활성화를 보이게 된다는 점이다 [2]. 이러한 특성은 행동에 대한 모방학습을 통해 의도를 인지하는 고유의 뇌 기능에 대한 설명을 가능하게 하며, 많은 연구자들이 거울 뉴런 시스템의 모방학습 기능을 직접적으로 활용하거나, 모델링하게 된 근거이다. 예를 들어, Buccino와 동료 연구자들은 거울 뉴런에 의한 행동인식 과정에 대한 신경생리학적 선행 연구를 수행하였다. 이 때 원숭이를 관측자로 하여 목표 객체의 가림 여부가 행위 기반 의도인식 과정에 미치는 영향을 생리학적 신호 측정 데이터로 분석한 결과, 거울 뉴런에서 객체와 행위자의 행동을 통해 의도를 인지하는 과정은 입력으로 들어오는 영상정보와 더불어 기존에 인지를 통해 학습한 경험을 토대로 수행된다는 사실을 증명했다 [2]. 이러한 의도 인지 과정이 구현 가능한 시스템을 설계하기 위해서는 거울 뉴런을 동작 및 기능의 동적 특성을 모델링하여 적용한 의도인식 프레임워크를 개발해야 한다.

본 논문에서는 특정 객체와 그에 대한 활용 목적을 가지는 임의의 손동작에 대한 인식을 기반으로 의도를 추론하기 위하여 행위자 역할의 사용자와 관측자 역할의 로봇 에이전트 간에 제한된 실험 공간 및 목표 객체에 대한 시뮬레이션 시나리오를 구성하였고, 이를 바탕으로 의도 인식 시스템 입, 출력을 계산하였다. 의도 인식 수행을 위한 거울 뉴런 계산 모델은 선행 연구에 따라 Recurrent Neural Network with Parametric Biases (RNNPB)를 토대로 구축하였으며 [3] 기존의 RNNPB를 개선하기 위해 구조, 파라미터 학습 과정을 보완하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 거울 뉴런에 대한 생리학적 동작 특성과 제안하는 거울 뉴런 계산 모델을 구성하는 핵심 알고리즘에 대하여 소개한다. 3장에서는 의도인식에 적용된 거울 뉴런 계산 모델의 제어 구조 및 입력 출력 계산 과정을 다루고 이를 통해 4장에서는 제안 방법에 기반한 의도인식 시뮬레이션을 수행, 그 결과를 분석한다. 5장에서 결론 및 향후 보완 연구 과제에 대하여 논한다.

2. 관련 연구

2.1 거울 뉴런

Rizzolatti와 연구자들은 일련의 핵심 실험을 통해 premotor cortex (F5)에서의 뉴런들이 원숭이가 목적성 객체-기반 움직임을 수행할 때뿐만 아니라 동종의 원숭이나 인간에 의해 그 움직임의 수행이 관측할 때에도 활성화를 발견하였다. 이러한 뉴런들을 거울 뉴런이라 칭하고 타인에 의한 움직임에 관측자 스스로가 움직임을 수행하는 것처럼 반응하는 능력의 기저로 여겨진다 [1][4].

인간의 대뇌 피질성의 영역 중에서 이러한 거울 특성을 가진 뉴런들이 분포한 PF, PFG 영역을 포괄하는 inferior parietal lobule (IPL)과 F5 영역이 포함된 premotor cortex (PMC)를 주목할 필요가 있다. 참고로 superior temporal sulcus (STS)도 IPL이나 PMC의 유사한 동작을 보이지만 엄밀히 말하면 거울 특성을 가지고 있지는 않다. 흥미롭게도, 거울 뉴런의 발화 비율 중 대부분이 그 입력되는 행동 또는 움직임의 최종 목적에 따라 강하게 좌우된다. 예를 들어 “움켜쥐어-먹기” 행동에서 보이는 뉴런의 활성화는 “움켜쥐어-움직이기” 행동에서의 뉴런 활성화도에 비해 상대적으로

으로 높게 나타나며 심지어 두 행동을 구성하는 하위 움직임이 서로 유사하게 구성되어 있다할 지라도 그 결과는 동일하다. 즉, 거울 뉴런과 그에 관련된 운동 뉴런들은 행동의 목적, 의도에 종속되어 있음을 의미한다. 이 사실은 서로 다른 뇌 영역 간의 상호작용에 대한 해석의 근거가 될 수 있다. 예를 들어 parietal cortex (PC)는 하위 움직임의 해석 및 실행을 능동적으로 참여하는데, PC 중 IPL과 PMC의 F5에 분포한 운동-거울 뉴런들 대부분은 보다 고차원의 인지적 정보, 즉 최종 목표나 의도 등을 해석하는 기능을 포함한다고 추정된다. 이와 같이, 두 주요 거울 뉴런 영역, IPL과 F5의 구별 점은 첫 번째, F5는 보다 구체화된 움직임 (예, ‘precision grip’, ‘finger prehension’, ‘whole hand grasp’) 등을 담당하며, IPL은 보다 함축적인 움직임 (일반화된 ‘grasp’, ‘reach’, ‘place’) 등을 담당한다는 점이다 [4]. 이러한 측면에서 PC와 PMC는 상호 계층적 관계가 있다고 해석할 수 있는데, PC는 상위 레벨의 명령을 PMC에 전달하고, PMC는 이를 보다 구체화된 하위 움직임 명령으로 해석한다고 볼 수 있다. 예를 들어 상위 레벨의 명령은 물체의 intraparietal sulcus 내 뉴런에 의해 제공되는 행동 유발 특성(affordance)의 세부 정보와 하위 움직임 명령은 primary motor cortex에서 분석된 정밀 근육 움직임 제어 명령으로 대응할 수 있다. 특히, IPL 영역은 시각 영역과 연결된 STS로부터 강한 입력을 전달 받는데, 이로 인해 거울 뉴런의 시각적 특성이 STS 후반부에 분포하고 있는 시각 정보 처리를 담당하는 뉴런들과 유사한 특성을 가진다. STS 내 일부 뉴런이 손-객체 상호작용에 선택적으로 반응하지만, 오직 관측 시에만 반응하기 때문에 거울 특성을 보인다고 할 수 없다.

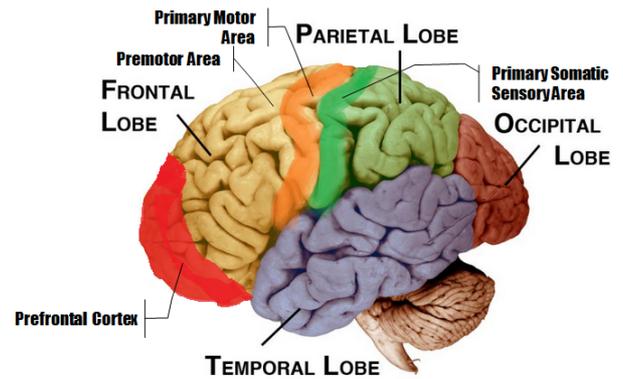


그림 1. 대뇌 피질 상 기능 영역 구분
Fig. 1. Functional areas of the cerebral cortex

일련의 뇌 내에서 가동되는 시각적 인지정보처리 기반 행위 의도 인지의 간략한 과정을 살펴볼 때, 한 장면 내에서 관측되는 실행기(effector)와 객체(object) 간의 상호작용에 대한 시점-불변 묘사가 이미 거울 뉴런 클래스에서 수용된 이후 진행되기 때문에 거울 뉴런 클래스가 직접적인 시각정보처리를 수행한다고 볼 수 없다. 즉, IPL에 도달하는 신호들은 시각적 입력으로부터 이미 처리된 하위 움직임 명령들이라고 할 수 있다. 이러한 측면에서 STS로부터 IPL로 전달되는 정보는 ‘시각적 입력’을 운동-거울 뉴런에 의해 처리되고 이해될 수 있는 ‘움직임 정보’ 포맷으로 변환한 결과라고도 볼 수 있다.

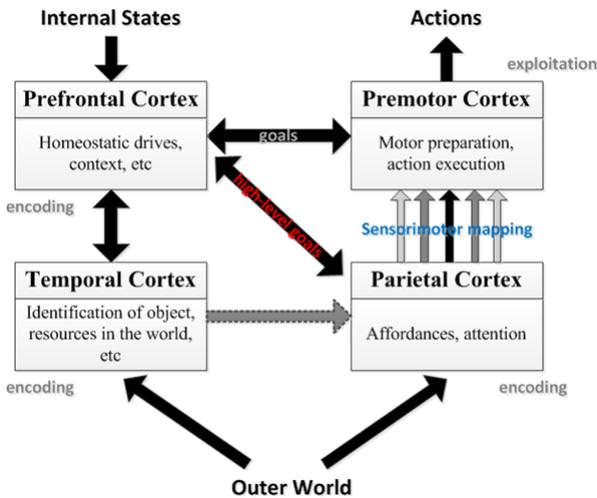


그림 2. 거울 뉴런 신호 전파 시 생물학적 경로
Fig. 2. Biological path of propagation of mirror neuron signal

2.2 거울 뉴런 시스템 모델링 선행 방법론

mirror neuron을 모델링하는 인공적인 계산모델을 구축하기 위한 여러 가지 선행 연구들이 존재해왔다. 대표적으로 Friston의 predictive coding scheme을 이용한 계층적 뇌 모델에 대하여 연구[5]와 이를 기반으로 뉴로 로보틱스 환경에서의 거울 뉴런의 동적 특성을 구현한 연구[6]를 찾아볼 수 있다. 보다 생리적 자극에 따른 반응의 동적 특성을 모델링하고자 한다면, spiking neuron model을 통한 뉴런 모델 구축 방법도 선행되었다 [7]. 이 경우 단일 뉴런 모델만으로 동적 입력에 대응하는 거울 뉴런 시스템 특성을 모방하기에 무리가 있기 때문에 Chersi는 신경체 집단(neuronal pool)으로 구성된 사슬(chain)을 통해 거울 뉴런 시스템에서 발생하는 시각적 인지정보처리 기반 행동의 인지 과정을 표현한 연구들을 수행한 바 있다 [8][9]. 이러한 거울 뉴런 계산 모델을 이용하여 비전 시스템으로 구성된 입력계와 액츄에이터 이펙터로 구성된 로봇 플랫폼 기반 출력계의 연동을 통해 목적성 행동을, 즉 의도적 행동을 관측하고 이에 대한 모방학습 과정을 표현하는 인간-로봇 상호작용 프레임워크를 제안한다. 이를 위해 본 논문에서는 앞서 언급한 거울 뉴런 시스템 모델링에 활용되어온 방법론 중 하나인 recurrent neural network with parametric biases(RNNPB)를 사용한다.

2.3 Recurrent Neural Network with Parametric Biases

RNNPB는 simple RNN을 기반으로 구축된다. 기존의 피드포워드 네트워크와 구조 상 유사하지만 입력층에 context 노드 집합이 적용되며 이전 시점, 즉 t-1에서의 가중치 값이 재귀적으로 피드백됨으로써 주어진 반복 설정 기간 동안에 예측 및 오류 역전파 과정을 반복하는 역전파 알고리즘의 규칙을 따른다. 만일 context 노드가 없다면 일반적인 다층 퍼셉트론과 동일하며, 이 context는 입력 패턴이 동일한 경우에도 주어진 패턴에 대한 이전 시점에서의 hidden layer로부터의 피드백 값의 변화에 따라 네트워크 출력 값을 제어하기 때문에 분기(bifurcation) 파라미터라고 할 수 있다. 이러한 simple RNN에 parametric biases (PB)를 추가함으로써 RNNPB를 정의할 수 있다. RNNPB는 context 노드와 함께 시간에 따라 연속적으로

입력되는 패턴에 대한 예측 및 오류보정을 수행하며, PB에 따라서 서로 다른 학습되지 않은 시변 출력 패턴을 정의하는데 활용할 수 있다. PB에 대한 학습은 노드 별 가중치와 마찬가지로 역전파 알고리즘이 활용되지만, RNNPB가 시변 입력에 대한 반복적 학습을 구현하기 때문에 Backpropagation Through Time 알고리즘을 통해 PB 및 가중치를 학습할 수 있다. RNNPB의 구조는 다음 그림 3과 같다.

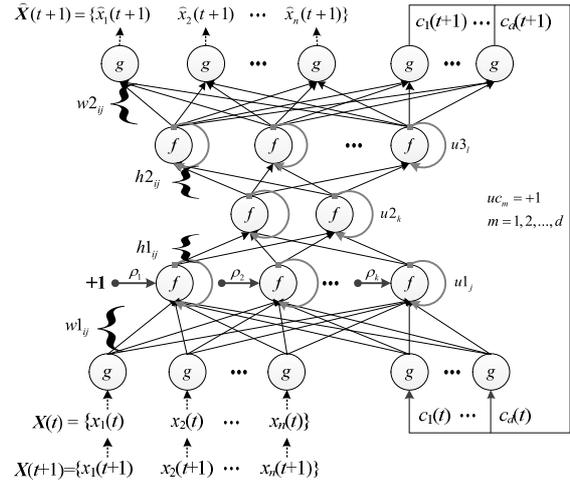


그림 3. RNNPB 구조
Fig. 3. RNNPB Architecture

위 RNNPB 구조에서 n차원의 입력을 가정하면, 네트워크의 각 노드 및 파라미터는 다음과 같다.

입력노드: $\mathbf{X}(t) = \{s_1(t), \dots, s_n(t), m_1(t), \dots, m_n(t)\}$

상태노드: $\mathbf{c}(t) = \{c_1(t), \dots, c_d(t)\}$

Parametric bias: $\mathbf{p}_n(t) = \{\rho_1(t), \dots, \rho_k(t)\}$

활성함수: $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$

이러한 RNNPB의 동작은 학습과정과 인식, 생성과정으로 구성된다. 학습과정은 순차적 입력되는 훈련집합에 따라, $\mathbf{c}(0)$ 과 $\mathbf{p}_n(0)$ 의 초기 값을 기반으로 $\mathbf{X}(t+1)$ 을 예측하는 동적 시스템의 전달함수, $f(\mathbf{X}, \mathbf{c}, \mathbf{p})$ 를 구하는 과정이다. 훈련집합을 구성하는 각 패턴 별로 forward dynamics 계산 후 BPTT 알고리즘을 통해 신경망 가중치와 parametric biases를 학습한다.

$\mathbf{p}_n(t)$ 은 행동패턴에 따라 개별적으로 학습되고, 가중치는 행동 패턴에 관계없이 통합적으로 학습되는데, 이는 모델링하고자 하는 mirror neuron system이 다양한 행동입력들을 단일영역을 통해 처리하기 때문이다. 학습과정을 통해 n개의 행동패턴이 학습되었다면 임의의 관측 입력을 인지하고 이를 모방하여 생성하는 행동패턴이 PB에 종속됨을 의미한다. 인지 및 생성과정에서는 기 학습된 동적 시스템을 기반으로 임의의 입력에 대해 생성되는 다음 시점의 예측 치와 실제 예측치 간의 차이에 따른 $\mathbf{p}_n(t)$ 의 갱신에 초점을 둔다. 만약, 입력 패턴이 시스템에 학습된 훈련집합에 유사하다면, $\mathbf{p}_n(t)$ 는 수렴하게 된다. 즉, 학습되지 않은, 생물학적 관점에서 익숙하지 않은 행동은 거울 뉴런을 통해 모방학습을 할 수 없음을 뜻한다. 일정 크기의 시간 창(time window)을 특정하고 시간 창 내에서의 $\mathbf{p}_n(t)$ 의 수렴

범위가 사용자 정의에 따른 기준에 도달한다면, 고정된 $P_n(t)$ 를 설정하고 계속적으로 입력에 대응하는 행동 패턴을 생성하게 된다.

앞서 RNNPB를 이용한 모방학습 기능을 구현한 Tani [3]나 인지-실행 계층적 모델을 구축한 Demaris [10]와 같은 기존의 연구에서와 같이 의도적 행동의 대상을 인지하는 과정과 이에 대한 모방을 통한 의도를 파악하는 과정이 각각 필요하다. 본 논문에서는 RNNPB의 학습 과정을 보완하고 이를 토대로 동적 행동의 관측 입력에 내재된 행동의 의도를 추정하기 위한 계산 모델을 구축하였다.

3. 거울 뉴런 계산 모델

3.1 RNNPB 기반 거울 뉴런 시스템 계산 모델링

그림 3의 구조를 가지는 RNNPB는 학습, 생산, 인식 3단계로 구성된 모방 상호작용을 수행할 수 있다. 우선 학습 단계에서 RNNPB를 구성하는 노드를 연결하는 호의 가중치와 더불어 PB 값들에 대한 학습이 이루어진다. 우선 네트워크의 가중치를 구하기 위해 출력층의 context 노드 $c_m(t+1)$ 에서 입력층의 $c_m(t)$ 으로의 self-피드백 루프가 이루어진다. $c_m(t)$ 는 context 노드로서 네트워크의 내부 상태를 표현하는 변수이다. 학습 단계는 가중치와 PB에 임의의 값을 부여하고 시작된다. 본 논문에서는 은닉층의 활성화함수를 다음의 hyperbolic tangent 함수로 대체한다. 이 때, 보다 빠른 네트워크 모델 수렴효과를 기대할 수 있다.

$$f(net_i(t)) = \tanh\left(\frac{net_i(t)}{2}\right) = \frac{1 - e^{-net_i(t)}}{1 + e^{-net_i(t)}} \quad (1)$$

그림 3에서의 입력층과 출력층의 활성화함수로써 기존의 시그모이드 함수를 활용한다. 이러한 구조는 mirroring 구조라 칭하며 기존의 구조를 수동으로 변경한 결과이다 [11]. 임의의 j 번째 노드의 계산식을 정의하면 아래와 같다.

- 첫 번째 은닉층의 입력 :

$$net1_j(t) \Big|_{j=1, \dots, k} = \rho_j + \sum_{i=1}^n w1_{ij} \cdot x_i(t) + f(net1_j(t-1)) \cdot u1_j \quad (2)$$

- 두 번째 은닉층의 입력 :

$$net2_j(t) \Big|_{j=1, 2} = \sum_{i=1}^k h1_{ij} \cdot f(net1_i(t)) + f(net2_j(t-1)) \cdot u2_j \quad (3)$$

- 세 번째 은닉층의 입력 :

$$net3_j(t) \Big|_{j=1, \dots, l} = \sum_{i=1}^2 h2_{ij} \cdot f(net2_i(t)) + f(net3_j(t-1)) \cdot u3_j \quad (4)$$

- 출력층의 출력 :

$$\hat{x}_j(t+1) \Big|_{j=1, \dots, n} = g\left(\sum_{i=1}^l w2_{ij} \cdot f(net3_i(t))\right) \quad (5)$$

$\hat{x}_j(t+1)$ 는 네트워크를 통해 도출되는 다음 시점에서의 예측 입력치라고 할 수 있다. 이 때 PB는 다음 식 (6)과 (7)에 따라 역전과되면서 갱신된다.

$$\delta PB_i = \gamma_1 \sum_{i=1}^L \delta \epsilon_i^{bp} + \gamma_2 (PB_{i+1} + 2PB_i + PB_{i-1}) \quad (6)$$

$$\Delta PB_i = \delta PB_i + \eta \Delta PB_{i-1} \quad (7)$$

δPB_i 는 내부 값 ρ_i 의 delta 요소이며 $\delta \epsilon_i^{bp}$ 의 합과 출력 오류항에 대한 지역 보정을 통해 구해진다. ΔPB_i 는 갱신된 내부 값으로 학습률에 따라 의존적으로 갱신되면서 구해진다. 학습률 및 계수 η, γ_1, γ_2 는 임의로 정의한다. PB 값 ρ_i 는 시그모이드 출력을 통해 아래 식 (8)과 같다.

$$\rho_i = \text{sigmoid}(PB_i) \quad (8)$$

지금까지 그림 3의 구조를 가지는 RNNPB의 학습 단계를 살펴보고, 남은 생산 및 인식 단계에 대하여 논하도록 하겠다. 생산 단계에서는 입력으로 들어오는 원시 행동 패턴에 대응하여 동기화된 예측치를 순차적으로 계산하는 과정을 수행한다. 예를 들어, 로봇이 관측자로 역할을 수행한다면, 행위자의 원시 행동 패턴이 로봇에 입력으로 수용되어 그에 대응하는 로봇의 행동 패턴, 즉 관절각 변량, 궤적 좌표, 벡터 등을 산출하게 되는 과정이 생산 단계가 된다. 그림 3의 구조 중 일부만을 집중한다면 다음 그림 4와 같이 생산 단계에서의 데이터 전계가 이루어진다.

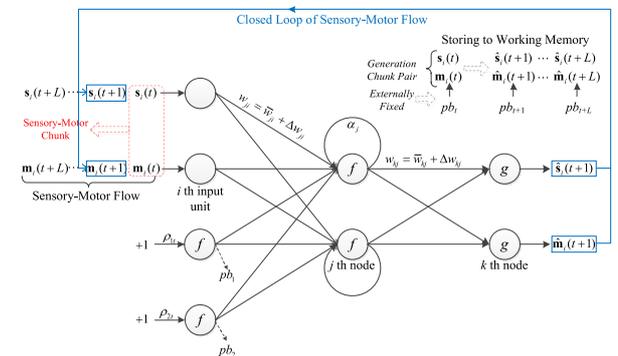


그림 4. RNNPB의 생산 단계
Fig. 4. Generation phase of RNNPB

그 다음의 인식 단계는 네트워크가 페루프 상태로 반복 수행되며 학습단계에서 계산된 가중치와 예측 입력을 적용하여 반복적으로 출력 값을 계산하고 PB를 갱신한다. 이 때 갱신되는 PB값이 궁극적인 HRI 도메인 상에서 보았을 때 의도에 대하여 구체화된 변수라고 할 수 있다. 인식 단계에서의 데이터 전계 또한 다음 그림 5에서 도시하였다.

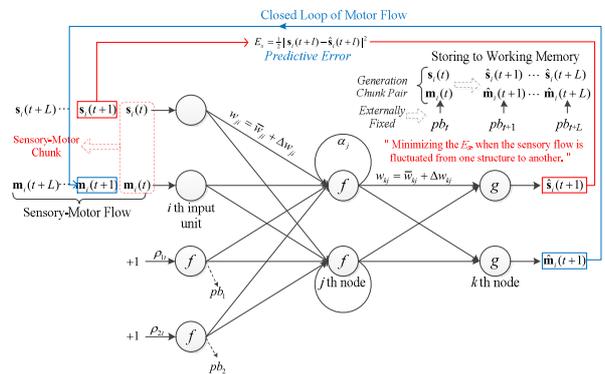


그림 5. RNNPB의 인식 단계
Fig. 5. Recognition phase of RNNPB

3.2 거울 뉴런 시스템 계산 모델 기반 의도 인식

mirror neuron을 모델링하는 인공적인 계산모델을 구축하기 위한 방법으로 사슬 모델 (chain model) 이 있다 [8, 9]. 선행 연구에서의 사슬 모델은 신경체 집단 (neuronal pool) 으로 구성된 사슬을 통해 거울 뉴런 시스템에서 발생하는 시각적 인지정보처리 기반 행동 의도 인지 과정을 표현한다. 이 때 선행되어야 할 두 가지 가정이 존재한다.

<가정 1> IPL과 PMC에 분포한 운동-거울 뉴런들은 특정 목표로 연결되는 연속된 하위 움직임에 관련된 신경체 집단의 사슬로 구성된다.

<가정 2> 이러한 mirror neuron들의 활성화도는 관측된 행동의 최종 목표에 의해 조절된다.

사슬 모델은 신경체 집단으로 각 하위 계층의 움직임을 표현한다. 이러한 단일 신경체 집단 또는 신경체 집단을 연결하는 사슬로 거울 뉴런들이 분포한 피질 영역인 PFC, IPL의 PC, PMC 중 F5를 각각 표현가능한다 이렇게 표현된 피질 영역들은 또한 순차적인 계층 관계를 이루며 데이터의 계층 간 전파 또는 역전파가 발생하면서 행동에 대한 의도 인지 과정을 수행하게 된다. 이와 같이 담당 기능에 따른 피질 영역 간의 계층 구조 형성은 피질 영역의 기능에 의해 수행되는 동작 또는 행위 간의 계층 구조를 형성하는 것과 유사하다.

우선 PFC는 단일 신경체 집단으로 표현되며, 객체와 행동에 대한 시각 입력 정보 혹은 자기수용 (proprioceptive) 입력을 통해 행위 주체가 관측 또는 실행하는 행동에 대한 의도를 해석한다. 또한, 의도를 바탕으로 행동을 구성하는 하위 계층 움직임들로 전개될 사슬을 선택하는데 각각의 움직임들이 단일 신경체 집단에 대응하는 사슬로 대응된다. PC는 행동 목적에 따르는 하위 움직임 전개 사슬로 대응되며, F5는 보다 구체화된 움직임 정보를 전달과 동시에 그 피드백 받는다. 이와 같은 PFC->IPL->F5로 이루어진 정보 처리 체계를 이용하여 거울 뉴런 시스템의 계산 모델을 구축하고 의도 인식 과정을 구현할 수 있다.

본 논문에서는 신경체 집단을 구성하는 개별 뉴런들에 대한 spiking response model로 접근했던 선행 연구 [8]과 달리 신경체 집단을 하나의 RNNPB로 정의하였다. 거울 뉴런 시스템 모델을 구성하는 RNNPB 연결 관계는 그림 6에 도시하였다.

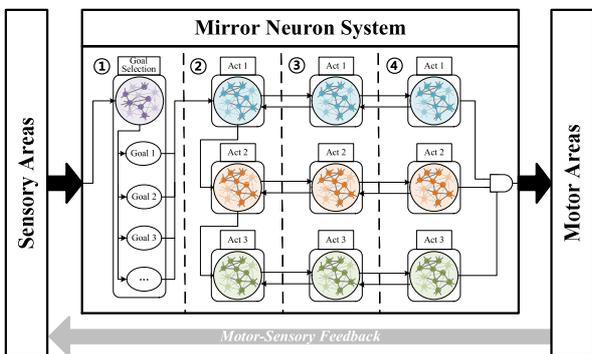


그림 6. 사슬 모델 기반 거울 뉴런 시스템 연결 구조
Fig. 6. Connection scheme of mirror neuron system based on chain model

제안된 계산 모델을 활용하기에 앞서 행위자와 객체에

의한 목적성 행위를 시각적 입력으로 수용하기 위한 연구가 선행되어야 한다. 이때의 시각적 입력은 객체의 정의, 위치, 행동 유발 특성 및 행위자와의 관련 정보와 행위자가 수행하는 행위의 순차적 움직임 특징, 예를 들어 이펙터의 아핀 공간 상의 위치와 궤적, 주요 관절의 각도 등의 정보를 들 수 있다. 본 논문에서는 단순한 손 움직임과 특정된 객체 간의 목적성 행위를 다음 장에서 설명할 시나리오에 기반으로 전개하였기 때문에 시각적 입력 추출 과정은 본 연구실에서 선행한 손 움직임 기반 의도 인식 연구의 일부를 활용하기로 한다[12][13]. 이렇게 제안된 모델을 통해 시각적으로 표현된 입력을 토대로 관측자가 대응되는 모방 행동 패턴을 생성하고 수행한 결과를 인식함으로써 인간의 거울 뉴런 기능을 유사하게 모방 수행하는 적응 학습 기능을 구현하였다. 다음 장에서는 이를 구체화하기 위한 시나리오에 대하여 소개하도록 하겠다.

4. 거울 뉴런 시스템 계산 모델 기반 의도 인식 시뮬레이션

거울 뉴런 시스템의 계산 모델을 기반으로 목적성 행위의 의도 추정을 위한 모방학습 기능 구현을 위해 본 논문에서는 다음 그림 8과 같은 예시의 HRI 프레임워크를 설계하였다. 본 프레임워크에는 다 관절 액츄에이터를 이펙터로 활용하는 로봇 에이전트를 관측자로 가정하고 관측자가 제어 가능한 행동 유발 특성이 내재되었다고 가정된 객체들로 시뮬레이션 환경을 구축하였다. 이 때 로봇 에이전트는 KINECT 센서를 통해 수집되는 3차원 움직임 데이터 및 객체 인식 데이터를 기반으로 대응 행동을 계산 수행하게 되는데 구체화된 과정은 다음 그림 7과 같다.

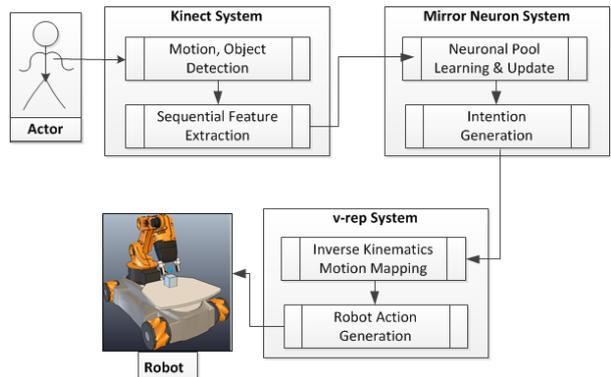


그림 7. 모바일 로봇 에이전트 및 다중 의도 유발 객체로 구성된 시뮬레이션 환경

Fig. 7. Simulation environment of with mobile robot agents and multiple objects

논문에서 제안하는 3차원 영상 입력 기반 목적성 행위의 의도인식 시스템의 시뮬레이션을 수행을 위하여 다음의 시나리오를 따라 실험을 수행하였다.

- (s1) 다면체와 구체 형 객체를 집어 작업 공간 상에 위치시킨다.
- (s2) 다면체 형 객체를 집어 작업 공간 상에 위치시키고 구체 형 객체는 작업 공간에서 집어 내린다.

- (s3) 격자 무늬 객체들을 집어 작업 공간 위에 위치시키고 다른 객체는 작업 공간에서 집어 내린다.
- (s4) [r→g→b] 순서로 다면체 객체를 작업 공간 상에 쌓아 올린다.
- (s5) [b→g→r] 순서로 다면체 객체를 작업 공간 상에 쌓아 올린다.

5. 결론 및 향후 고찰

본 논문은 거울 뉴런 시스템의 계산 모델을 제안하고 이를 기반으로 HRI 시스템에서의 목적성 행위에 대한 의도인식을 수행하기 위한 프레임워크를 연구하였다. 거울 뉴런 계산 모델은 RNNPB를 기반으로 구축되었으며 사출 모델과의 연동을 통해 거울 뉴런이 분포한 대뇌 피질 영역의 주요 동작 수행 과정을 모델링하였다. 일반적으로 거울 뉴런의 동작이 시각적 입력을 토대로 수행된다는 사실을 근거하여 선행 연구된 3차원 영상 기반 객체 및 움직임 패턴 추정 기술을 활용하였으며, 제안하는 거울 뉴런 시스템 계산 모델을 적용한 의도인식 프레임워크 시나리오를 설계하였다.

궁극적으로는 동적 특성이 보장된 실환경에서 수행하는 의도인식 시뮬레이션을 통한 성능 검증을 수행할 예정이고, 계산 모델의 방법론적 구체화 및 개선에 있어 보다 심층적인 연구를 계속적으로 수행해 나갈 예정이다.

References

- [1] G. Rizzolatti, M. A. Arbib, "Language within our grasp," *Trends in Neurosciences*, vol. 21, no. 5, pp. 1-3, 1998.
- [2] G. Buccino, F. Binkofski, and L. Riggio, "The mirror neuron system and action recognition," *Brain and Language*, vol. 89, no. 2, pp. 370-376, 2004.
- [3] J. Tani, M. Ito, Y. Sugita, "Self-organization of distributedly represented multiple behavior schemata in a mirror system: Reviews of robot experiments using RNNPB," *Neural Networks*, vol. 17, no. 8-9, pp. 1273-1289, 2004.
- [4] S. Thill, D. Caligiore, A. M. Borghi, T. Ziemke, and G. Baldassarre, "Theories and computational models of affordance and mirror systems: An integrative review," *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, vol. 37, no. 3, pp. 491-521, 2013.
- [5] K. Friston, "Hierarchical models in the brain," *PLoS Computational Biology*, vol. 4, no. 11, pp. 1-24, 2008.
- [6] J. C. Park, J. H. Lim, H. Choi, and D. S. Kim, "Predictive coding strategies for developmental neuro-robotics," *Frontiers in Psychology*, vol. 3, no. 134, pp. 1-10, 2012.
- [7] W. Gerstner and W. M. Kistler, "Spiking Neuron Models. Single Neurons, Populations, Plasticity," *Cambridge University Press*, 2002.
- [8] F. Chersi, P. F. Ferrari, and L. Fogassi, "Neuronal chains for actions in the parietal lobe: a computational model," *PLoS One*, vol. 6, no. 11, pp. e27652, 2011.
- [9] F. Chersi, "Learning through imitation: a biological

approach to robotics," *Autonomous Mental Development, IEEE Transactions on*, vol. 4, no. 3, pp. 204-214, 2012.

- [10] Y. Demiris, and B. Khadhour, "Hierarchical attentive multiple models for execution and recognition of actions," *Robotics and autonomous systems*, vol. 54, no. 5, pp. 361, 2006.
- [11] D. R. Deepthi, K. Eswaran, "A new hierarchical pattern recognition method using mirroring neural networks," *International Journal of Computer Applications*, vol. 1, no. 12, pp. 70-78, 2010.
- [12] K.-E. Ko, S. M. Park, J. Y. Kim, K. B. Sim, "HMM-based Intent Recognition System using 3D Image Reconstruction Data," *Journal of Korean Institute of Intelligent systems*, Vol.22, No.2, pp.135-140, 2012. 04.
- [13] R. Poppe, "Vision-based human motion analysis: An overview," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 108, pp. 4-18, 2007

저자 소개



고광은(Kwang-Eun Ko)

2007년 : 중앙대학교 전자전기공학부 공학사
 2007년 ~ 현재 : 중앙대학교 대학원
 전자전기공학부
 석박사통합과정

관심분야 : Multi-Agent Robotic System (MARS),
 Machine Learning, Context Awareness,
 Emotion Recognition System 등.

Phone : +82-2-820-5319

E-mail : kkeun@cau.ac.kr



심귀보(Kwee-Bo Sim)

1990년 : The University of Tokyo
 전자공학과 공학박사
 1991년~현재 : 중앙대학교 전자전기공학부 교수
 2006년~2007년 : 한국지능시스템학회 회장

관심분야 : 인공지능, 뇌-컴퓨터 인터페이스, 의도인식, 감성인식, 유비쿼터스 지능형로봇, 지능시스템, 컴퓨터이셔널 인텔리전스, 지능형 홈 및 홈 네트워크, 유비쿼터스 컴퓨팅 및 센서 네트워크, 소프트 컴퓨팅(신경망, 퍼지, 진화연산), 다개체 및 자율분산로봇시스템, 인공면역시스템, 지능형 감시시스템 등.

Phone : +82-2-820-5319

E-mail : kbsim@cau.ac.kr

Homepage URL : http://alife.cau.ac.kr