

목적성 행동 모방학습을 통한 의도 인식을 위한 거울뉴런 시스템 계산 모델

Computational Model of a Mirror Neuron System for Intent Recognition through Imitative Learning of Objective-directed Action

고 광 은, 심 귀 보*
(Kwang-Eun Ko¹ and Kwee-Bo Sim^{1,*})

¹School of Electrical and Electronics Engineering, Chung-Ang University

Abstract: The understanding of another's behavior is a fundamental cognitive ability for primates including humans. Recent neuro-physiological studies suggested that there is a direct matching algorithm from visual observation onto an individual's own motor repertoires for interpreting cognitive ability. The mirror neurons are known as core regions and are handled as a functionality of intent 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, we addressed previous works used to model the function and mechanisms of mirror neurons and proposed a computational model of a mirror neuron system which can be used in human-robot interaction environments. The major focus of the computation model is the reproduction of an individual's motor repertory with different embodiments. The model's aim is the design of a continuous process which combines sensory evidence, prior task knowledge and a goal-directed matching of action observation and execution. We also propose a biologically inspired plausible equation model.

Keywords: mirror neuron system, imitative learning, human-robot interaction, intent recognition

I. 서론

거울뉴런을 통한 인간 행동의 이해와 의도 인식에 대한 연구는 뇌-신경 및 인지공학 분야 전반에 걸쳐 많은 주목을 받아왔다. 거울뉴런이 최근 10여 년간 신경과학 분야에서의 가장 중요한 발견 중 하나라는 2000년도에 제기된 V. Ramachandran의 주장과 같이 거울뉴런 관련 연구는 심리학에서부터 컴퓨터 공학을 아우르는 다양한 학제 간 분야에서 새로운 연구 방향성을 제시하고 있다. 특히 모방을 통한 학습 기능을 포함하는 거울뉴런의 생태학적 특성을 기반으로 정립된 거울뉴런 시스템의 동작 메커니즘과 그 기능을 구현하는 연구들을 주목해야한다.

거울뉴런의 생리적 특성에 대한 분석은 G. Rizzolatti et al.의 짧은 꼬리 원숭이의 대뇌 피질 상에 분포하는 거울 시스템이라 불리는 뉴런 영역이 모방적 동기화를 수행한다는 가설의 증명을 시작으로 모방 및 학습 기능에 대한 계산모델을 구현하는 단계까지 진행되었다[1]. 잘 알려진 거울뉴런의 특성은 특정 객체와 연관하여 어포던스가 내포된 행동에 대한 관측자와 행위자를 전제할 때, 실제 행위를 수행하지 않지만 관찰 과정에서 해당 영역이 행위 수행

시와 유사한 활성도를 보인다는 사실이다[2]. 이러한 거울뉴런의 고유특성은 행동의 모방과 학습을 통해 의도를 인지하는 뇌 영역의 동작과 메커니즘에 대한 설명을 가능하게 하고, 인간-컴퓨터 상호작용(HCI: Human-Computer Interaction) 분야의 연구자들이 행동과 의도 인지 과정에 거울뉴런에 관련된 생리적 반응을 직접 활용하거나, 모델링하여 시스템으로 적용하는 근거가 되었다. 이 과정에서 모방적 동기화 및 학습을 구현하는 다양한 거울뉴런 시스템 모델의 개념들이 정립되었으며 해당 시스템을 구현한 HCI 분야의 다양한 연구들이 선행된 바 있다[4-6]. 대부분의 선행연구들은 거울뉴런 시스템의 계산모델링 구현을 통해 관측된 행동의 목적을 추론하는 동작의 구현을 목표로 한다. 이를 뒷받침하는 거울뉴런에 대한 생리적 반응 측정 실험에서는 거울뉴런이 행동인식 과정에서 행동을 구성하는 저수준의 운동요소에 대한 복사가 아닌 상위 계층의 의도를 이해하는 과정에서 활성화된다는 사실이 이미 증명된 바 있다[1,3].

본 논문에서는 최근에 연구된 거울뉴런 시스템의 동작 특성 모델링에 대한 동향들을 살펴보고 모방적 동기화 및 학습 수행이 가능한 거울뉴런 시스템 계산모델을 기반으로 하는 인간-로봇 상호작용 시스템 프레임워크를 제안한다.

II. 거울뉴런 모델링 연구 동향

기존의 거울뉴런 모델링 연구들은 거울뉴런에게 존재하는 신경생리학적 복잡성을 고려하여 모델링에 참여하는 중요 변인들에 대한 제약을 걸고 한정적으로 연구를 수행

* Corresponding Author

Manuscript received February 15, 2014 / revised March 15, 2014 / accepted March 30, 2014

고광은, 심귀보: 중앙대학교 전자전기공학부

(kkeun@cau.ac.kr/kbsim@cau.ac.kr)

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

해왔다. Oztop et. al.은 이러한 모델링 방법론들 중 기준이 되는 네 가지의 연구 방향을 정리한 바 있다[5]. 최근 진행된 선행연구들의 방향성도 [5]에서 정리된 분류체계에서 크게 벗어나지 않는다. 뇌신경학자 및 뇌 공학자들에 의해 선행된 거울뉴런의 동작특성 모델링에 대한 연구들은 개념 모델(conceptual model)과 계산 모델(computational model)로 맥락화 할 수 있다. 전자는 관측 행동에 대하여 뇌 영역 별 동작 요소를 개념화하여 표현한 모델이고, 그 모델을 구성하는 동작 요소를 구체화된 도메인에서 시스템 등을 통해 수식 모델로서 정의한 모델이 후자에 속한다. 거울뉴런의 계산 모델을 구현하기 위해서는 운동-감각 데이터 간 정합(matching) 요소는 무엇이며 표현 방식의 구체화를 위한 종속 변인 제약조건에 대한 정의가 선행되어야만 한다. 본 논문에서는 개념 모델을 기반으로 구축한 시스템 프레임워크를 따라 세부 동작 계층 별 계산 모델을 구축하는 방식을 사용한다. 본 장에서는 개념 모델과 계산 모델의 선행 예시 및 포괄적인 정의에 대하여 상세하게 알아보도록 하겠다.

1. 개념 모델(conceptual models)

짧은 꼬리 원숭이를 대상으로 한 실험에서 “움켜쥐어-먹기” 행동에서 보이는 뉴런의 활성화도는 “움켜쥐어-움직이기” 행동에서의 뉴런 활성화도에 비해 상대적으로 높게 나타나며 두 행동을 구성하는 세부 운동이 유사하거나 운동의 일부가 가려지더라도 결과는 동일하게 나타났다[3]. 거울뉴런의 발화 비율 중 대부분이 입력되는 행동의 목적에 따라 강하게 좌우된다는 것을 알 수 있다. 이를 통해 거울 뉴런과 그에 연결된 운동 뉴런들은 행동의 목적에 종속되어 있으며, 이는 거울뉴런이 행위의 목적과 같은 추상화된 개념을 암호화(encoding)하는 기능을 담당하기 때문에 서로 다른 뇌 영역 간의 상호작용에 대한 해석의 근거가 될 수 있다는 주장이 제기되었다. 짧은 꼬리 원숭이를 대상으로 하는 실험을 통해 밝혀진 거울뉴런 영역의 분포도를 기반으로 인간 대뇌 영역 중 거울뉴런이 포함되어 있을 것이라고 추정되는 대표적인 두 영역은 열성 두정엽(IPL: Inferior Parietal Lobule) [3]과 전운동 피질(PMC: Premotor Cortex)내 F5[1] 영역이다. 두정엽(parietal lobe)은 세부운동의 해석(decoding)과 실행에 관여하는데, IPL과 F5에 분포하는 것으로 추정되는 운동-거울뉴런은 세부운동정보를 고차원의 행동명령, 즉 목적으로 정합(matching)하는 기능을 포함한다고 추정된다. IPL과 PMC에 의해 처리되는 정보는 계층적 관계를 보이는데, PMC를 통해 세부 운동이 처리되며, IPL에서는 함축적인 행동이 처리된다. 이러한 측면에서 IPL은 상위 계층의 명령을 PMC에 전달하고, PMC는 이를 구체화된 하위 움직임 명령으로 해석한다고 볼 수 있다[4].

목적성을 갖는 객체와 연관된 행동의 수행-관찰과정에서 발생하는 모방학습의 메커니즘은 단순히 거울뉴런에만 의존하지 않는다. 이는 거울뉴런 영역을 코어로 하는 인지과정의 틀이 존재한다고도 표현할 수 있다. 일반적으로 의도 인식이 속한 상호작용의 과정은 지각-인지-행동의 단계를 따르는데, 거울뉴런의 동작은 인지단계에 속하였으며, 지각 및 행동 단계를 담당하는 대뇌 피질 영역이 별도로 정의되어 거울뉴런 영역과의 교류를 통한 의도인지 상호작용을 구축

하는 것이 정설이다.

전전두엽(PFC: Prefrontal Cortex) 영역은 거울 뉴런과 연계되어 행동의 목적을 결정하는 최상위단계의 정보를 처리할 수 있다고 알려져 있다. PFC는 다중 센서 모달리티와 내적 상태에서부터 전파되는 신경 정보를 취합하여 목적에 부합하도록 운동 영역을 제어하는 기능을 담당한다고 알려져 있다[5,7]. 거울뉴런 영역이 실제 모방적 동기화 및 학습을 실행하기 위해서는 PFC 영역에 종속되어야 한다.

거울뉴런 분포 추정 영역 중 IPL은 시각 영역과 연결된 상측 두구(STS: Superior Temporal Sulcus)로부터 입력을 전달받는데, 이로 인해 거울뉴런의 시각적 자극에 대한 생리적 반응 특성이 STS 후반부에 분포된 뉴런에서 보인다. 하지만 행위 수행 시에는 반응하지 않는 특성으로 인해 일반화된 거울뉴런 코어에 해당영역을 포함시키지 않는다.

이와 같이 거울뉴런에 관련된 뇌 영역 별 동작 요소들을 체계화하여 구축한 모델링 결과물들을 개념 모델이라 한다. 대표적인 개념 모델로 M. A. Arbib 등이 제안한 MNS (Mirror Neuron System) I, II, 그리고 Extended MNS II가 있다[9,10]. MNS I에서는 시각적 입력에 대응하는 모방학습 메커니즘에 대한 정리가 이루어졌으며, 코어 뉴런 영역 뿐만 아니라 상위 계층의 의도 및 시각 정보 처리 등을 담당하는 뇌 영역에 대한 개념 모델도 함께 구현되었다. MNS II와 Extended MNS II에서는 청각적 자극에 대응하는 처리 과정을 개념화 하였다. 이에 대한 상세한 설명은 참조논문을 참고하기 바란다.

2. 계산 모델(computational models)

위의 개념 모델로 서술된 프레임워크를 바탕으로 구체화된 계산 모델에 대한 다수의 연구들이 존재한다. 앞서 언급한 바와 같이 목적성 행동의 수행과 관찰 시에 발생하는 모방적 동기화 및 학습은 거울뉴런 자체에만 종속되기보다는 주변 영역과의 계층적 관계 구축을 통한 상호작용에서 이루어진다고 볼 수 있다. 따라서 계산 모델을 구축하기에 앞서 각 영역 별로 일종의 모듈화를 고려해야한다. 모듈화 된 거울뉴런 및 주변 영역은 다양한 모델링이 가능한데, 선도적인 방법론으로 K. Friston의 predictive coding strategy [15,16]와 neuro-dynamic model [17,18]이 있다. 이에 대한 상세한 설명은 참조논문을 참고하기 바란다.

III. 객체 행동 모방학습을 위한 비선형 거울뉴런 모델

본 논문에서 수행하는 모델링 연구는 모든 행동이 목적 지향적 측면에서 비롯된다는 사실로부터 시작된다. 이를 통해 제안하는 거울뉴런 모델의 설계 방향은 관측자와 행위자 간의 상이한 구동계를 가정할 때 관측자가 시각 입력으로 들어오는 행동 시퀀스에 대하여 고유의 운동 레퍼토리로 재구성하는 과정을 재연하는 것이다. 이 패러다임은 객체 별로 상이한 목적을 기반으로 활용된다는 사실을 전제한다. 기존의 방법과의 주요한 차이점은 단순한 실행-객체 상호작용에 따른 행동의 목적을 정의하는 것 뿐 만이 아니라 행동 시퀀스의 종료 상태로써 그 목적을 정의한다는 점이다. 이는 행동 수행 주체와 관측자 간의 기구학적 구성의 유사 여부와 관계없이 각각의 고유의 운동 레퍼토

리를 재연할 수 있게 되었다는 점에서 그 의의가 있다.

이를 검증하기 위해서는 제안 모델을 통해 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 분석할 필요가 있으며 이 때 시뮬레이션 환경 상의 제약조건을 본 장에서 설명한다.

1. 거울뉴런 시스템 개념 모델

본 논문에서 설계하고자 하는 모방학습 수행을 위한 거울 뉴런 시스템의 개념 모델은 그림 1에서와 같이 뇌에 분포하는 거울뉴런 관련 영역을 대표하는 블록으로 개념화한다. 일반화된 거울뉴런 개념 모델에 따라 STS와 PFC를 제외한 블록으로 거울뉴런 코어영역을 설계하고 PFC와 STS에 의해 상위 계층의 목적성 의도 및 시각적 입력 처리 결과 값을 받아 거울뉴런을 통한 모방학습의 기능을 구현한다. 코어영역은 직접 정합(direct matching)이나 운동 공명(motor resonance)를 하는 수준을 넘어 입력된 시각적 묘사 표현 데이터를 주어진 목적 바이어스를 따라 관측자가 보유하고유 레퍼토리로 재생산하는 일련의 과정을 거친다.

2. 거울뉴런 시스템 계산 모델

그림 1의 개념 모델을 토대로 거울 뉴런 시스템의 계산 모델을 구축한다. 계산 모델 구축을 위한 첫 번째 제약조건으로서 모델로의 입력을 시각입력과 운동입력으로 구분한다. 시각입력은 객체에 대한 어포던스와 실행기, 즉 손에 대한 시각적 상태, 그리고 객체와 손 사이의 상호 작용을 특징화한 벡터로 정의된다. 운동입력은 관측자의 실행기 구동계에 대한 제어 파라미터로 정의되며 대표적으로 로봇 팔의 관절각을 예로 들 수 있다. 기존의 연구는 손의 시각적 상태 특징을 객체의 어포던스와의 상호작용에 의한 특징과 연동되어 입력벡터로 정의하였다[9]. 이 때, 고려된 어포던스는 그림특성으로 표현되며 손의 상태를 2차원 좌표계에서의 엄지-검지 간 간격 a , 엄지-손 간 상대 각도 o 로 표현하여 $[a_1(t), o_3(t), o_4(t)]$ 로 정의하였으며 손-객체 간 상호작용에 따른 상태변화는 손-객체 운동 요소와 객체 주축과 검지-엄지가 이루는 벡터 간의 상대 각도들인 $[d(t), \arccos(o_2(t)), \arccos(o_1(t))]$ 로 정의된다[9]. 하지만 이를 모두 고려한 상태에서 계산 모델을 실제 환경에서 구현하기에는 한계가 있기 때문에 본 논문에서는 별도의 시각적 입력 처리 과정을 활용하였다. 또한, 운동입력으로

활용되는 로봇 팔의 관절각은 기존의 다수 수행된 forward-inverse kinematics에서의 활용 사례들을 정리하여 특징 벡터로 생성 할 수 있다.

우리가 주장하는 핵심은 이러한 입력들을 토대로 시각 입력과 그에 대응하는 운동입력 간의 모방적 동기화 및 학습을 구현하는 것이다. 이를 위해 실제 거울뉴런 영역에서 수행되는 동기화 및 학습 과정 중의 생체 조직 활성도를 반영한 계산 모델을 네트워크 모델을 토대로 제안한다. 이 때 활용되는 네트워크 모델은 기존 연구에서 가장 널리 쓰이는 leaky integrate-and-fire 모델이다[11].

시각적 자극에 대응하는 모델 응답의 동역학을 정의하기 위해 제안된 SRM (Spike Response Model)은 뉴런 외부의 자극에 의해 촉발된 활동전위와 뉴런 집단 간의 활동전위 전파 시점에 대한 전달함수를 구하기 위해 현상학적 모델을 적용함으로써 구해진다. 임의의 한 집단의 뉴런에서의 NEF (Neural Engineering Framework) [12]를 기반으로 SRM은 “Spike”라 칭하는 뉴런의 임계치를 초과하는 활동전위 발생 시점에 대한 코딩과 이를 기반으로 뉴런의 내, 외부 경계에 위치하는 매질에 대한 컨덕턴스를 외부 전류 입력 및 전해질 이온 농도 확산으로 표현 가능하다.

임의의 한 집단을 구성하는 뉴런 간의 연결을 가정할 때 SRM으로 leaky integrate-and-fire model을 적용시킨다면 다음 식 (1)을 구할 수 있다.

$$\tau_m \frac{du_i(t)}{dt} = -u_i(t) + R \sum_j w_{ij} \sum_f h_i(t - t_j^{(f)}) + RI_i^{ext}(t) \quad (1)$$

임의의 뉴런 i 가 뉴런 j 로 연결되었고 외부 자극 입력 I_i^{ext} 를 받을 때 τ_m 은 뉴런 세포막의 시정수이고, w_{ij} 는 뉴런 i 와 j 간의 시냅스 강도 가중치이다. h_i 는 뉴런 j 로부터 뉴런 i 가 받는 시냅스 후부(postsynaptic) 전류이고, $t_j^{(f)}$ 는 뉴런 j 로부터 전류를 전달받는 시점이다. 이 때 구하고자 하는 세포막 전위(membrane potential) $u_i(t)$ 는 (1)의 미분방정식을 풀거나 비선형 계산 모델을 통해 구할 수 있다.

위 식을 토대로 거울뉴런 시스템 계산모델을 구현해보도록 하겠다. 본 논문에서는 SRM 특성이 반영된 동적 신경망 모델을 활용하고자 한다. 네트워크 모델의 구성에 대한

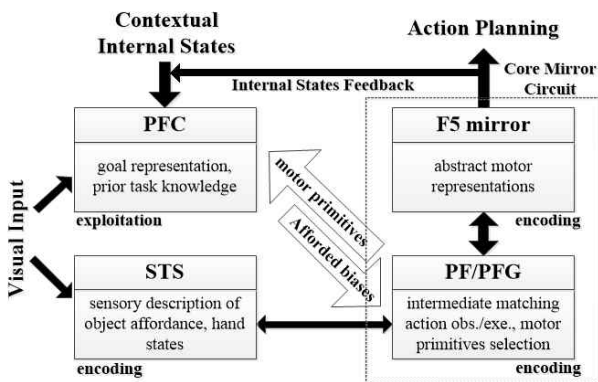


그림 1. 거울뉴런 기반 모방학습 시스템 개념 모델.
Fig. 1. Conceptual model of imitative learning system based on mirror neurons.

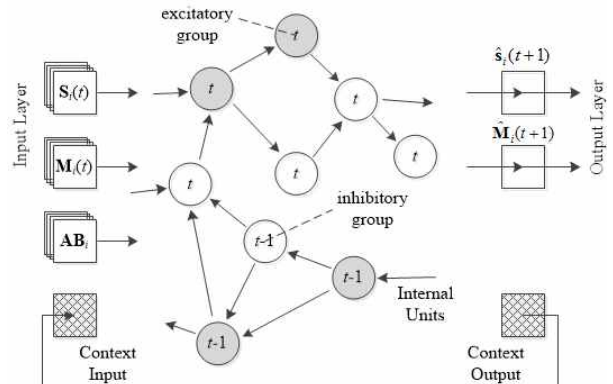


그림 2. Afforded Biases 기반 recurrent neural network 구조.
Fig. 2. Structure of Recurrent neural network with afforded biases.

예시를 그림 2와 같이 도시하였다. 입력 계층의 데이터는 앞서 언급한 시각적 자극 대응 입력벡터이다. 출력 계층의 데이터는 재생산 가능한 운동코드이다. 따라서 해당 네트워크 모델이 수행하는 임무는 시각 자극에 대응하는 운동 공명이라고 할 수 있다. 앞서 언급한 바와 같이 본 논문에서 제안하는 거울뉴런 시스템의 핵심적인 기능이 단순한 운동 공명에 있지 않고 목적 바이어스를 따라 관찰자가 보유한 고유 레퍼토리로 재생산하는 데 있기 때문에 별도의 추가 요소들을 설계하였다. 구현 과정의 복잡도에 따른 제약으로 인해 연속 시간 계에서의 leaky integrate-and-fire model을 식 (2)로 가정하여 근사화하였다.

$$\tau \frac{du_i(t)}{dt} = -u_i(t) + \sum_{j=1}^p w_{ij}^{ext} f(u_j(t)) + \sum_{j=1}^q w_{ij}^{inh} f(u_j(t)) \quad (2)$$

$u_i(t)$ 는 뉴런의 입력이고, w_{ij} 는 뉴런 간의 방향성 가중치이다. 흥분성(excitatory) 시냅스의 가중치는 w^{ext} , 억제성(inhibitory) 시냅스의 가중치는 w^{inh} 로 표현되며, 네트워크 내 출력의 부호가 달라진다. w^{ext} 의 경우 주변에 분포한 뉴런들과의 흥분성 연결관계를 모델링함으로써 계산되는데, 크기가 A 이고 표준편차 σ 인 가우시안을 적용하여 주변 분포 뉴런에 따른 감쇄함수 형태로 다음 식과 같이 구해진다.

$$w_{ij}^{ext} = Ae^{-\left(\frac{i-j}{2\sigma^2}\right)}, w_{ij}^{inh} = -w_{ij}^{ext} \quad (3)$$

$f(u_i(t))$ 는 해당 뉴런에서의 입력 활성화도 함수 값으로써 다음 식의 hyperbolic tangent 형 활성화함수가 쓰인다. 이 때, 보다 빠른 네트워크 모델 수렴효과를 기대할 수 있다.

$$f(u_i(t)) = \tanh\left(\frac{u_i(t)}{2}\right) = \frac{1 - e^{-u_i(t)}}{1 + e^{-u_i(t)}} \quad (4)$$

입력 계층에 위치한 context 계층은 t-1에서의 출력 계층의 context 계층 값이 채귀적으로 귀환 받는다. 이는 설정된 반복주기 내에 네트워크의 내부 상태를 표현하기 위하여 존재하는 것으로서 입력 패턴이 동일한 경우에도 주어진 패턴에 대한 이전 시점에서의 출력 계층으로부터 귀환되는 값의 변화에 따라 네트워크 출력 값을 제어하기 위한 목적으로 존재하기 때문에 별도의 분기(bifurcation) 파라미터가 추가로 필요하다. 본 논문에서는 TPB (Topology Preserving Biases)가 해당 역할을 수행한다. TPB는 주어진 context에 대한 적응을 수행하기 위하여 SOFM (Self-Organized Feature Map)에 의해 구축된 TPM (Topology Preserving Map) 형태를 가진다. 해당 내용의 상세한 설명은 [13]으로 대신한다. 이러한 네트워크의 적응성을 고려한 파라미터의 특성은 신경생리학적인 관점에서의 신경 가소성(neural plasticity)와 밀접한 관련이 있다. 실제 뇌 영역을 구성하고 있는 세포들의 구성은 수많은 뉴런과 신경교세포(glial cell)로 구성되어 있다. 신경교세포는 뇌 영역 별 신경가소성을 제어한다. 제안하는 거울뉴런 시스템에도 신경교세포의 역할을 하는 TPB를 네트워크 모델에 포함시킨다. 계산 모델 내에서 TPB의 역할은 PFC에 해당한다. 출력 계층의 context 계층으

로부터의 내부 상태 변수와 입력 계층의 시각적 자극 벡터에 대응하는 운동 코드를 재생산할 수 있도록 상위 계층의 바이어스를 수행하기 때문이다.

네트워크 모델의 학습은 시냅스 가중치와 더불어 TPB를 학습하는 과정을 의미한다. 따라서 네트워크 학습과정은 별도의 학습 알고리즘을 수행해야하는데, 동적 네트워크 시냅스의 가중치에 대한 추정을 위해 확장 칼만 필터를 사용한다. 해당 내용에 대한 자세한 설명은 [14]로 대신한다.

IV. 실험 및 결과

제안된 거울 뉴런 시스템의 계산 모델을 검증하기 위하여 HRI 시스템에서의 목적성 행위에 대한 인식과 재생산을 수행하는 핵심 거울 회로' (CMC, Core Mirror Circuit)를 설계한다. CMC의 입력으로 객체 상태 및 행동요소로 구성된 시각입력과 로봇의 구동계 상태로 구성된 운동입력이 정의되었다. 본 논문에서는 별도의 영상처리를 통해 생성된 시각입력 특징 벡터와 로봇 플랫폼의 팔 관절각 데이터 집합으로 구성된 운동입력 특징벡터를 가정했다. 구현된 거울 뉴런 시스템은 다음 그림 3과 같다.

시각적 입력으로는 Microsoft 社의 Kinect 센서를 통해 수집된 목적성 행동에 대한 행동 데이터베이스를 활용하였다. 활용 데이터베이스는 [18]에서 제안된 실험과정 중 MSRDailyActivity3D 데이터 집합에 해당된다. 입력 영상은 15fps로 하나의 행동 당 프레임의 개수는 행동 별로 상이

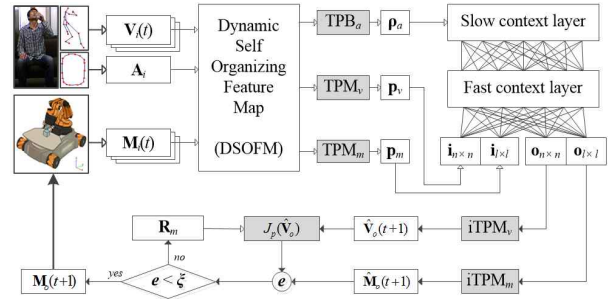


그림 3. 모방적 동기화 및 학습을 위한 거울 뉴런 시스템.

Fig. 3. Mirror neuron system for imitative synchronizing and learning.

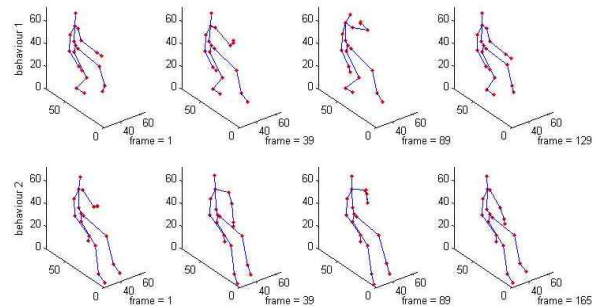


그림 4. 목적성 행동 시계열 시각 입력 패턴. 예시) 행동 1: 마시기, 행동 2: 먹기.

Fig. 4. Time-series of visual input pattern of objective a behaviour. ex) behaviour1: drinking, behaviour2: eat.

하다. 실제 CMC에 적용하기 위한 입력 생성에 있어 그림 3의 스켈레톤 관절점 전체를 포함하기보다 목적성 행동에 대응하는 10개(손, 손목, 팔, 어깨, 목)의 특징 점을 선별하여 $[3 \times 10 \times l]$ 차원의 특징 벡터 $V_i(t)$ 를 추출한다. 또한 운동입력은 로봇 플랫폼이 시각입력에 대응하여 취할 수 있는 자기 수용적 데이터로서 레퍼토리를 학습하기 위해 필요하다. 본 논문에서는 위의 그림 4와 같이 v-rep 시뮬레이터를 활용하여 운동입력 학습 데이터를 수집하고 CMC를 통해 예측된 데이터를 플랫폼을 통해 구동하는 실험을 수행하고자 한다.

로봇 플랫폼은 KUKA Lab의 YouBot CAD 모델을 활용한다. 수집되는 운동입력은 팔을 구성하는 5개 관절부와 엔드 이펙터 그림에서의 엔코더 값에 의해 $M_i(t) = [H(t) \theta_1(t) \theta_2(t) \theta_3(t) \theta_4(t) \theta_5(t)]$ 로 이루어진다.

시각입력으로 측정되는 행동 주체의 수행 기관 구조와 관측자, 즉 로봇의 구조가 상이하다. 이는 제안하는 계산 모델이 단순히 영상 입력에서의 정밀 궤적인식을 수행하는 것이 아니라 저수준의 행위로 구성된 고수준의 목적을 인지하여 플랫폼의 구동계를 통해 고유의 행동 레퍼토리로 재생산하는 능력을 보이기 위함이다.

CMC는 학습, 모방적 동기화, 실행의 3가지 모드로 동작하게 된다. 이 가운데 모방적 동기화 단계는 학습된 CMC 가중치를 기반으로 로봇이 재생산하는 고유의 운동 레퍼토리를 생성하는 과정으로 위에서 언급된 객체 어포던스에 대한 TPB가 활용된다. 객체 어포던스에 대한 TPB를 본 연구에 적용하는 과정에서 실시간 영상처리에 기반한 객체 추적 및 인식 기능을 필요하지만 이는 제안 모델의 성능 검증에 있어 독립적인 변인이라고 볼 수 있다. 따라서 의도적 행동의 대상이 되는 객체의 어포던스 ρ_a 에 대한 전처리 및 인지결과는 다음과 같이 가정하였다.

- 객체 1 - 음료수 캔: 상태 = {<intact-filled>, <crushed>, <intact-empty>}
- 객체 2 - 과자 봉지: 상태 = {<intact-filled>, <crumpled>, <intact-empty>}
- 객체 3 - 사과: 상태 = {<intact>, <bite>}

시각입력 $V_i(t)$ 과 운동입력 $M_i(t)$ 은 TPM을 구성하는 노드 별 Intensity \mathbf{p}_v 와 \mathbf{p}_m 의 시계열 패턴으로 변환된다. 이 값은 CMC 입력 계층의 $n \times n$ 개의 시각입력 노드 \mathbf{p}_v 와 $l \times l$ 개의 운동입력 노드 \mathbf{p}_m 으로 적용된다. CMC의 동작은 해당 입력이 순차적으로 주어질 때, 객체 어포던스 ρ_a 에 의해 바 이어스되는 slow-context 계층을 기점으로 하여 시각과 운동

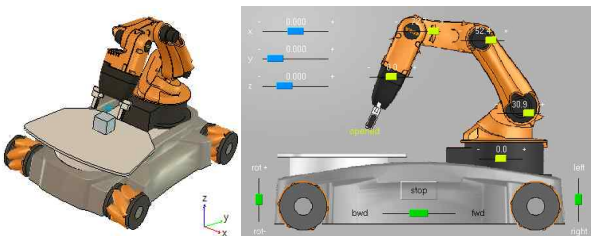


그림 5. 모방적 동기화 및 학습을 위한 HRI 플랫폼.

Fig. 5. HRI platform for imitative synchronizing and learning.

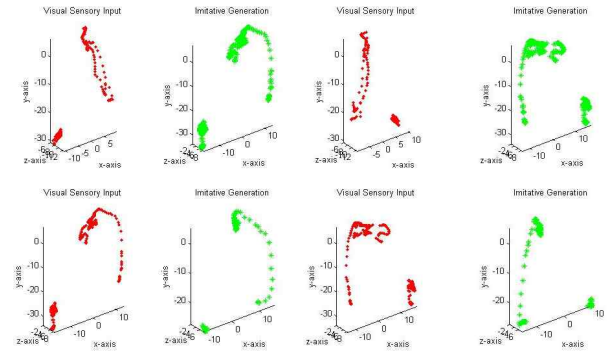


그림 6. CMC를 이용한 모방적 동기화 기반 행동재생 실험 결과.

Fig. 6. Result of action regeneration experiment based on imitative synchronization using CMC.

자극에 대한 출력을 계산한다.

확장 칼만 필터를 통해 학습된 CMC는 TPM_v , TPM_m 의 입력을 기반으로 $V_i^*(t+1)$, $M_i^*(t+1)$ 를 생성한다. 두 가지 출력의 활용은 CMC의 동작 모드에 따라 차이가 있다. CMC가 학습모드로 동작하는 경우 $V_i^*(t+1)$ 와 $M_i^*(t+1)$ 는 CMC를 구성하는 가중치에 대한 교사학습의 제어 파라미터로 적용된다. 모방적 동기화 모드로 동작하는 경우에는 기 학습된 가중치를 기반으로 $V_i^*(t+1)$ 에 대응하는 $M_i^*(t+1)$ 를 레퍼토리로 구축한다. 실행모드에서 $V_i^*(t+1)$ 는 레퍼토리 내 대응하는 $M_i^*(t+1)$ 을 생성을 제어하고, 생성된 $M_i^*(t+1)$ 는 구동계로 적용되어 동작을 수행한다.

제안 모델을 통해 행동 모방을 구현한 결과 3차원 상의 객체이동 궤적으로 다음과 같이 도시하였다. 동일한 목적성 행동에 대한 모방학습 수행 시 CMC를 통해 재현된 결과는 관측 행동의 운동 요소에 대한 모방보다는 은닉화 된 목적에 대한 모방을 수행하였다.

제안 모델과 MTRNN [17]과 RNNPB [19]를 비교하기 위하여 학습 외 데이터에 대한 모방 행동 재생 평균을 계산할 때, 은닉화된 목적에 대한 추론 기능을 기준으로 제안 모델이 상대적으로 우위를 보이기도 하였다.

V. 결론

본 논문은 거울 뉴런 시스템의 계산 모델을 제안하고 이를 기반으로 목적성 행위에 대한 의도 인식을 수행하기 위한 프레임워크를 연구하였다. 이를 위해 선행 연구된 거울뉴런 시스템의 개념모델과 계산모델의 대표적인 사례를 살펴보고, 본 논문에서 제안하는 계산 모델은 상이한 운동기관 구조 하에서도 모방적 동기화 및 학습을 통한 고유의 운동 재생산을 수행에 차별점을 두었다. 이를 위해 거울뉴런 시스템을 구성하는 코어 거울뉴런 영역, PFC, STS 영역에 대한 개별적인 시스템을 구성하고 상호 간의 연동을 통하여 통합적인 시스템을 구축하였다. 실험을 통해 객체와 연관된 목적성 행동에 의해 발생한 시각 자극과 그에 대응하는 운동 코드 재생산과정을 수행할 수 있음을 보였다.

제안하는 모델은 인간-로봇 상호작용에 적용하여 영상정보 처리 기술과의 결합을 통해 의도인지 차원에서 활용 가능한 서비스 로봇 플랫폼을 구상할 수 있을 것이다. 기술의

활용은 어린이 대상 일대일 교육, 노약자 대상 생활 행동 관측, 사회 안전 및 방법 시스템 등의 다양한 범위를 망라할 수 있으며, 미래의 개인용 로봇 활용 방안에 대한 다양한 연구 저변 확대에도 기여할 수 있을 것이다.

REFERENCES

- [1] G. Rizzolatti and 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] L. Fogassi, P. F. Ferrari, B. Gesierich, S. Rozzi, F. Chersi, and G. Rizzolatti, "Parietal lobe: from action organization to intention understanding," *Science*, vol. 308, no. 5722, pp. 662-667, Apr. 2005.
- [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] E. Oztop, M. Kawato, and M. Arbib, "Mirror neurons and imitation: a computationally guided review," *Neural Networks*, vol. 19, no. 3, pp. 254-271, Apr. 2006.
- [6] E. Oztop, M. Kawato, and M. A. Arbib, "Mirror neurons: functions, mechanisms and models," *Neurosci Lett*, vol. 540, pp. 43-55, Apr. 2013.
- [7] E. K. Miller, "The prefrontal cortex and cognitive control," *Nat Rev Neurosci*, vol. 1, no. 1, pp. 59-65, Oct. 2000.
- [8] E. K. Miller and J. D. Cohen, "An integrative theory of prefrontal cortex function," *Annu Rev Neurosci*, vol. 24, pp. 167-202, 2001.
- [9] E. Oztop and M. A. Arbib, "Schema design and implementation of the grasp-related mirror neuron system," *Biol Cybern*, vol. 87, no. 2, pp. 116-40, Aug. 2002.
- [10] J. Bonaiuto, E. Rosta, and M. Arbib, "Extending the mirror neuron system model, I. Audible actions and invisible grasps," *Biol Cybern*, vol. 96, no. 1, pp. 9-38, Jan. 2007.
- [11] W. Gerstner and W. M. Kistler, "Spiking neuron models: Single neurons, populations, plasticity," Cambridge University Press, pp. 101-124, Aug. 2002.
- [12] C. Eliasmith, "A unified approach to building and controlling spiking attractor networks," *Neural Comput*, vol. 17, no. 6, pp. 1276-314, Jun. 2005.
- [13] T. Villmann, R. Der, M. Herrmann, and T. M. Martinetz, "Topology preservation in self-organizing feature maps: exact definition and measurement," *IEEE Trans Neural Netw*, vol. 8, no. 2, pp. 256-66, 1997.
- [14] H. Jaeger, "A tutorial on training recurrent neural networks, covering BPPT, RTRL, EKF and the "echo state network" approach," *German National Research Center for Information Technology*, pp. 18-20, 2002.
- [15] J. M. Kilner, K. J. Friston, and C. D. Frith, "Predictive coding: an account of the mirror neuron system," *Cognitive Processing*, vol. 8, no. 3, pp. 159-166, 2007.
- [16] K. Friston, "Hierarchical models in the brain," *PLoS Computational Biology*, vol. 4, no. 11, pp. 1-24, 2008.
- [17] H. Arie, T. Arakaki, S. Sugano, and J. Tani, "Imitating others by composition of primitive actions: A neuro-dynamic model," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 60, no. 5, pp. 729-741, 2012.
- [18] J. Wang, Z. Liu, Y. Wu, and J. Yuan, "Mining actionlet ensemble for action recognition with depth cameras," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2012)*, Providence, Rhode Island, Jun. 2012.



고 광 은

2007년 중앙대학교 전자전기공학부(공학사). 2007년~현재 중앙대학교 대학원 전자전기공학부 석·박사 통합과정 수료. 관심분야는 Human-Computer Interaction, Brain-Computer Interface System, Intention Recognition, Neuro-Science, Neuro-Robotics, 소프트웨어컴퓨팅 등.



심 귀 보

1984년 중앙대학교 전자공학과(공학사). 1986년 중앙대학교 전자공학과(공학석사). 1990년 The University of Tokyo 전자공학과(공학박사). 1991년~현재 중앙대학교 전자전기공학부 교수. 2002년~현재 중앙대학교 중소기업산학협력센터 센터장. 2006년~2007년 한국지능시스템학회 회장. 2007년~현재 (사)한국산학연협회 서울지역협회 회장. 2009년~2010년 중앙대학교 중앙도서관장 및 박물관장. 2011년~현재 중앙대학교 스마트지능로봇연구센터 센터장. 관심분야는 인공지능, 뇌-컴퓨터 인터페이스, 의도 인식, 감성 인식, 유비쿼터스 지능형로봇, 지능시스템, 컴퓨터이셔널 인텔리전스, 지능형 홈 및 홈 네트워크, 유비쿼터스 컴퓨팅 및 센서 네트워크, 소프트웨어 컴퓨팅(신경망, 퍼지, 진화연산), 다개체 및 자율분산 로봇시스템, 인공 번역시스템, 지능형 감시시스템 등.