

거울 뉴런 시스템의 모방적 동기화 및 학습 기능 기반 HRI 응용 기술 개발

인간의 행동을 통해 내재된 의도를 인식하고 그 의도에 대응하는 서비스를 제공할 수 있는 능력을 로봇에게 부여하기 위한 연구의 일환으로 모방적 동기화 및 학습에 의한 인간-로봇 상호작용 (Human-Robot Interaction, HRI) 시스템의 개발이 주목받고 있다. 하지만 인간이 관찰과 모방을 통해 목적을 가진 행동을 학습하는 과정은 감각 정보를 대응하는 운동 정보로 연계하고 모방 주체와 모방 대상 간의 물리적 상태의 차이를 보정하고 관찰된 행동에 내재된 의도 또는 목표를 이해하는 복잡한 메커니즘 단계의 연속이기 때문에 이를 수행하기 위한 기술개발이 필요하다. 본고에서는 실제 인간이 수행하는 모방적 동기화 및 학습에 관여하는 것으로 추정되는 거울뉴런 시스템에 대하여 소개하고 이를 HRI 시스템에 활용하기 위해 개발된 선행 기술 동향을 논하고자 한다. 또한, 본 연구실에서 관련하여 진행해온 관련 연구를 통해 현재 거울 뉴런 시스템의 발전 정도와 향후 활용 방안 및 가능성을 고찰해보도록 한다.

■ 고평은, 심귀보*
(중앙대학교 전자전기공학부)

I. 서론

이러한 거울 뉴런의 발견이 지난 10년간 신경과학 분야에서 가장 중요한 발견 중 하나라는 V. S. Ramachandran의 주장과 같이 90년도 중반 발견되어 최근 10여 년간 급속도로 발전해온 거울뉴런 이론은 신경과학 분야에서 뿐만 아니라 다양한 학제 간 분야에 큰 영향을 끼쳤다. 거울뉴런의 발견은 전운동피질 (premotor cortex, PMC)에 의해 제어되는 것으로 추정되는 운동 행위에 대한 인식 과정을 발표한 Rizzolatti et. al[1][2]의 연구에 의해 시작되었다. 발표 내용 중에는 짧은 꼬리 원숭이가 손으로 물체를 잡거나 의도를 가지고 이 물체를 조정할 때 이를 제어하는 역할을 수행하는 대뇌 피질 상의 영역을 관찰하기 위한 침습적인 실험이 포함되어 있었는데, 짧은 꼬리 원숭이의 하두정피질(inferior parietal lobule, IPL)에 전극을 설치하고 음식과 같은 특정 객체에 손을 내미는 (reaching) 과정을 관찰하는 신경세포들의 분포와 그 활동량을 측정하였다. 그 결과, 실험을 진행하면서 원숭이들이 주체가 된 행동뿐만 아니라 원숭이가 관측하는 다른 주체, 예를 들어 연구원들이 해당 객체를 가지고 유사 행동을 수행하는 것을 관측했을 때에도 비슷한 결과가 도출된다는 사실이 밝혀졌다. Rizzolatti와 그의 동료들은 반복 실험을 통해 원숭이의 하전두피질(inferior frontal cortex, IFC)과 하두정

피질(inferior parietal lobule, IPL)에 분포한 신경세포의 10% 정도가 시각적 자극에 대한 모방 특성을 보이고 있으며 주로 손으로 목적성 행위를 직접 실행하거나 다른 대상의 행동을 관찰할 때 이러한 특성이 관찰된다고 결론을 내리고 이 신경세포를 거울 뉴런이라고 명명하여 발표하였다. 이후의 연구를 통해 인간에게도 거울뉴런에 해당하는 뇌 영역이 존재할 것이라는 가설과 거울뉴런의 활성화가 시각적 자극뿐만 아니라 청각적 자극을 통해서도 가능할 것이라는 가설이 새롭게 제기되었다[3][4]. 수많은 신경과학자들은 이러한 가설들에 근거하여 거울뉴런이 행동 관찰에 의한 모방 학습 및 인지 과정을 중재하는 역할을 수행한다고 주장하기도 했다.

하지만 인간의 경우 원숭이를 통한 실험과는 다르게 거울 뉴런에 해당하는 단일 세포만을 분류해서 실험하기가 실질적으로 어렵고 단일 신경 세포만으로는 저차원의 행동일지라도 이해와 모방이 불가능하기 때문에 어떤 신경계 구조가 존재하여 거울뉴런의 기능을 포함하여 수행한다는 가설을 세워졌다. 이를 입증하기 위하여 fMRI, EEG, PET 등의 뇌 영상 및 뇌 활동전위 측정 실험을 통해 목적을 가진 행동을 직접 수행하거나 다른 사람의 행동을 관찰하는 동안 활성화되는 대뇌 피질 영역의 반응성을 확인하여 다양한 결과를 얻게 되었다[5]. 이를 통해 확인된 거울뉴런으로 추정되는 신경세포의 집단을 거울뉴런 시스

템이라 명명하였으며 해당 영역의 위치와 주요 기능들은 원숭이 실험을 통해 확인된 거울뉴런의 위치 및 기능에 유사하고 저 수준의 운동에 대한 모방에 관여하는 것으로 추정된다는 가설이 세워지게 되었다[5].

하지만 인간이 실제로 관찰과 모방을 통해 목적을 가진 행동을 학습하는 과정은 훨씬 복잡한 메커니즘의 연속체이다. ① 감각 정보를 대응하는 운동 정보로 연계하고 ② 모방 주체와 모방 대상 간의 물리적 상태의 차이를 보정하고 ③ 관측된 행동에 내재된 의도 또는 목표를 이해해야 한다. 이러한 내재된 의도는 거울뉴런 시스템만으로 해석이 불가능하기 때문에 신경과학자들은 모방적 동기화 및 학습에 기여하는 중추 신경계에 연결된 내적 모델이 추가로 존재한다고 가정하였다. 그림 1은 거울뉴런 시스템의 기능을 모델링한 'core-mirror circuit' 과 시각적 정보 처리 및 관측 행동 목적 이해를 제어하는 별도의 모듈들을 도시하고 있다.

이러한 모델은 다양한 학제 간 분야에서, 특히 인지 공학과 로봇 공학에서, 활용될 수 있다. 모방에 의한 학습 및 동기화를 수행하는 거울뉴런 시스템의 주요 특성은 추측을 기반으로 동작하기 때문에, 다른 사람의 행동의 목적을 이해하는 기능을 새롭게 입력되는 행동이나 기술을 모방을 통해 본인의 상황에 맞게 추측하는 기능에 대응할 수 있다. 이러한 특성은 인간-로봇 상호작용(Human-Robot Interaction, HRI) 시스템 관련 분야에서 매우 중요한 이슈이다.

본 논문에서는 거울뉴런 시스템에 기반한 중추신경계 모델을 기반으로 관찰된 행동에 대한 모방 학습 및 동기화 기능을 주목하였다. 이를 위해 거울뉴런의 생태학적 특성을 기반으로 정립된 거울뉴런 시스템의 동작 메커니즘과 그 기능을 구현한 다양한 기술 동향들을 분석하고자 한다. 또한 거울뉴런 시스템과 이를 중심으로 한 내적 모델이 실제 HRI에 적용되기 위해 기

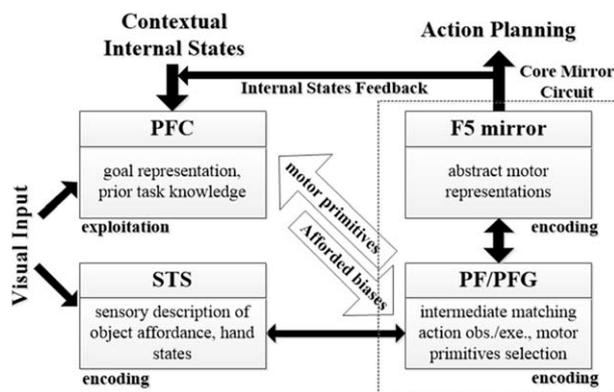


그림 1. 거울뉴런 시스템 기반 모방적 동기화 및 학습 개념 모델 구조도.

준에 활용된 다양한 방법론을 소개하도록 하겠다. 거울뉴런 시스템을 이용한 HRI 시스템과 관련하여 본 연구실에서 수행된 관련 연구[24]에 대한 간략한 소개와 더불어 향후 발전 전망을 논해보고자 한다.

II. 관련 기술 동향

본 장에서는 거울뉴런 시스템과 이에 연계된 중추신경계 모델을 구현하기 위해 기존에 선행된 방법론 가운데 대표적인 사례들을 소개하도록 하겠다.

(1) FARS 모델

거울뉴런 시스템을 모델링함에 있어 가장 중요한 요소 중 하나는 행동유발특성, 즉 어포던스(affordance)이다. 본격적인 거울뉴런 시스템 모델에 대해 논하기 이전에 대부분의 거울뉴런 시스템 모델들의 근간이 되는 어포던스 모델에 대하여 소개할 필요가 있다. Fagg와 Arbib가 제안한 FARS (Fagg-Arbib-Rizzolatti-Sakata) 모델의 고차원 개요는 다음 그림 2와 같다.

FARS 모델은 비인간형 영장류의 'grasping' 행동을 제어하는 연구를 통해 개발되었다. 행동의 대상이 되는 객체와 행동을 수행하는 본체의 상태를 기반으로 객체-본체 간의 상호작용 관계성과 객체에 의해 유발되는 'grasp' 어포던스를 계산하는 기능을 구현을 목표로 하였다[6]. 어포던스는 객체를 쥐기 위한 그림의 형태로 정의하였으며, F5, F2의 행동인지 영역과 46, F6의 운동명령 생성 영역, M1의 운동수행 영역 간의 데이터 흐름을 정의하여 그림 2의 모델을 개발하였다. FARS 모델을 구성하는 세부 뇌 영역은 이후 개발된 MNS 시리즈 모델의 구축에 큰 영향을 끼쳤다.

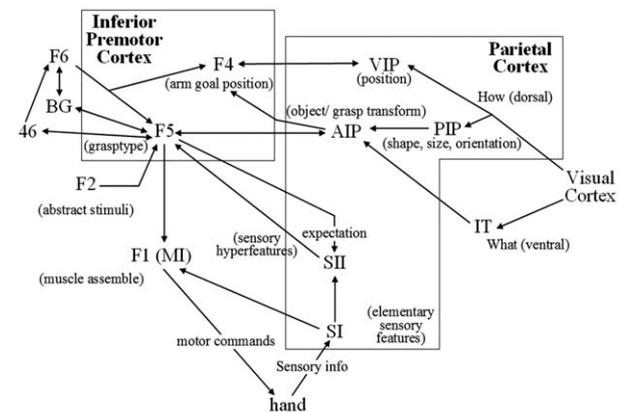


그림 2. FARS 모델의 고차원 개요 [6].

(2) Mirror Neuron System 1 (MNS1) 모델

Oztop과 Arbib는 FARS를 기반으로 특정 객체에 'reach-grasp' 하는 손 움직임에 대하여 관측자의 입장에서 해당 동작을 이해하기 위한 거울 뉴런 시스템의 모델을 제안하였다 [7]. 전운동 피질에 속하는 F5의 거울 뉴런의 기초적인 기능을 'hand-state 가설'로 표현하였으며 F5를 비롯한 주변 뇌 피질 영역을 모델링한 MNS1을 제안하였다. 이와 관련된 뇌 영역 간의 상관관계를 기반으로 MNS1의 아키텍처는 그림 3과 같다. 그림 3의 아키텍처는 F5mirror 뉴런과 그에 연결된 7b 영역으로 구성되는 core-mirror circuit 영역과 'hand states'에 대한 포괄적인 영상처리 과정을 담당하는 영역, F5 canonical에 대응하는 'reach-grasp' 행동

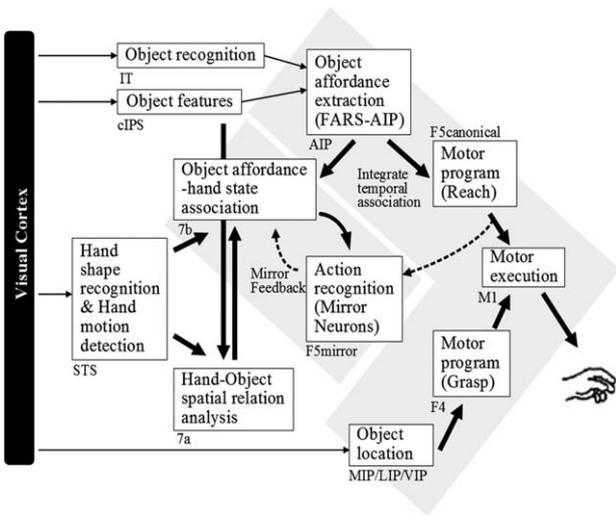


그림 3. MNS1 모델 아키텍처 [7].

제어 담당 영역의 세 하부 시스템으로 구성할 수 있다.

우선 FARS 모델의 'grasping' 어포던스 계산 기능을 AIP-F5canonical 관계를 통해 구현하고 MIP/LIP/VIP-F4-M1으로 이어지는 신경 전과 경로를 통해 'reaching' 행동을 제어하는 기능을 확장하였다.

STS와 7a는 시각적 피질 영역을 통해 수집된 행동에 관련된 정보를 처리한다. 이 때 시각적 피질 영역의 전처리 과정은 별개의 영상처리 및 기계학습 알고리즘을 따른다. STS와 7a는 손의 움직임, 형태 등의 정보를 기반으로 객체-손의 시간, 공간적인 'hand states'를 정의한다. 이 정보는 MIP/LIP/VIP와 7b에서의 객체 어포던스와 연동된다.

Core-mirror circuit의 하부 시스템은 'hand state' 객체 어포던스를 입력으로 'reach-grasp' 행동을 출력하는 시스템으로 구현되고 관측 행동에 대한 인식과 고유수용감각적(proprioceptive) 피드백을 수행한다. 이와 같이 MNS1 모델은 모델을 구성하는 하부 시스템 간의 정보 전과 경로에 따라 다양한 역할 수행이 가능한데, [7]에서의 목적인 'reach-grasp'을 수행함에 있어 각각의 적절한 파라미터를 선택하기 위한 'inverse kinematics' 문제의 해법으로 볼 수도 있다. 하지만 이론 계산 모델이기 때문에 실질적인 시스템 구현을 위해서는 별도의 영상처리 기법과 신경망 등의 기계학습을 활용해야 한다.

(3) Mirror Neuron System 2 - I (MNS2-I) 모델

MNS2-I은 MNS1을 확장판으로써 새롭게 발견된 거울뉴런의 특성을 반영한다. 기존의 거울뉴런에 대한 연구가 시각적 자극

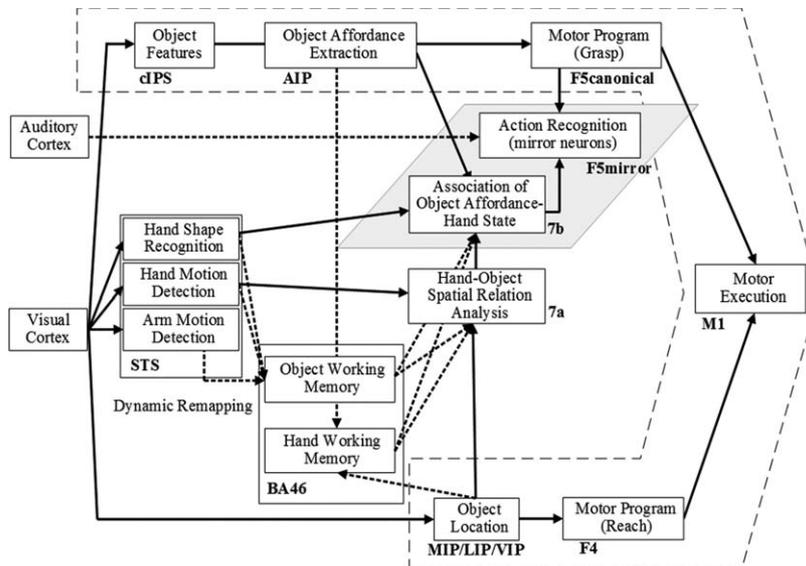


그림 4. MNS2-I 모델 아키텍처 [8].

에 의해서만 활성화가 가능하다는 전제였으나 ① [3]과 [9]의 연구에 의해 행동과 관련된 청각적 자극에 의해서도 거울뉴런의 활성화가 진행되며, ② 수행 과정을 관측하는 도중 마지막 단계가 가려지거나 하더라도 거울뉴런이 활성화 된다는 사실이 새롭게 밝혀진 것이다. 이러한 사실은 거울뉴런을 통한 행동의 모방학습 및 인지 과정을 수행함에 있어 기존의 모델에 부가적인 하부 시스템이 추가되어야 함을 의미하고, 특히 ②의 경우에 시스템의 동적 특성이 반드시 고려되어야 함을 의미한다[8]. 그림 4에서와 같이 그림 3의 구조에 청각 피질에서의 입력과 시각적 입력 처리 결과 시퀀스에 의한 동적 메모리 관련 영역이 추가되었다. 이러한 확장은 MNS 모델을 보다 실제 뇌의 동작과 유사하게 만들었다.

(4) Mirror Neuron System 2 - II (MNS2-II) 모델

앞의 두 모델에 비해 상대적으로 최근에 제안된 MNS2-II은 기존의 MNS1이나 MNS2-I을 보다 구체화된 계산 모델로 표현한 모델이다. 그림 5에 도시된 바와 같이, 기존의 모델들이 거울뉴런 시스템을 하부 시스템 간의 상호 관계를 통해 구현하고자했다면, MNS2-II는 행동 주체가 수행하는 목적성 행위의 결과에 대한 감시 기능에 초점을 맞추었다. 이는 동적으로 변화하는 상황에서 거울뉴런 시스템의 활용방안을 모색하기 위한 시도이다. 이를 위해 강화학습 기반으로 평가(critic) 모델을 추가하였으며 core-mirror circuit의 출력이 평가 모델의 입력으로 적용되어 행위의 목적에 근사하였는지 여부를 판단하는 단계에 활용

된다. 객체 어포던스나 손의 상태와 같은 시각적 입력과 운동 요소 간의 연결은 거울 뉴런 시스템을 통해 인지된 결과와 실제 행동 주체가 수행하는 행동 간의 정합이 이루어질수록 가중치가 커지게 되는데 [10]에서는 이를 실행성(executability)이라고 정의하고 추측된 행동의 당위성을 평가하는 지표로 활용한다.

(5) 뉴런 집단 연계 사슬 모델

거울뉴런의 역할은 실행기의 궤적과 같은 저수준의 행동 요소에 대한 모방이 아니라 해당 행동을 통해 의도하는 목적을 이해하고 모방하는데 있다. 목적성을 갖는 객체와 연관된 행동의 수행-관찰과정에서 발생하는 모방학습의 메커니즘은 단순히 거울 뉴런에만 의존하지 않으므로 행동의 시각입력에 대응하는 목적 판단을 제어하기 위한 별도의 모듈이 필요하다. 일부 선행 연구에서는 두정엽(parietal cortex, PC)과 이에 연결된 전전두엽(prefrontal cortex, PFC)에서 행동의 목적을 표현하는 과정을 포함한 계층화 된 거울뉴런 시스템 구현하려 시도하였다. Fogassi et. al[11]의 연구에서는 IPL 내에 분포한 것으로 추정되는 일부 거울 뉴런이 저수준의 운동 요소와 고수준의 행동 목적이 모두 처리되는 것으로 확인되었는데 이 결과를 토대로 모델이 제안되었다.

예를 들어, 'eat' 과 'place' 라는 목적성 행동을 가정한다면 각각 'reach→grasp→bring to mouth' 와 'reach→grasp→place' 의 원시적 운동 집합으로 표현 가능하며, 원시적 운동의 집합을 표현하는 계층 별 뉴런의 집단을 구성할 수 있다. 그림 6은 이러한 일련의 계층화 과정을 수행하기 위해 Chersi et. al[12]가 제안한 뇌

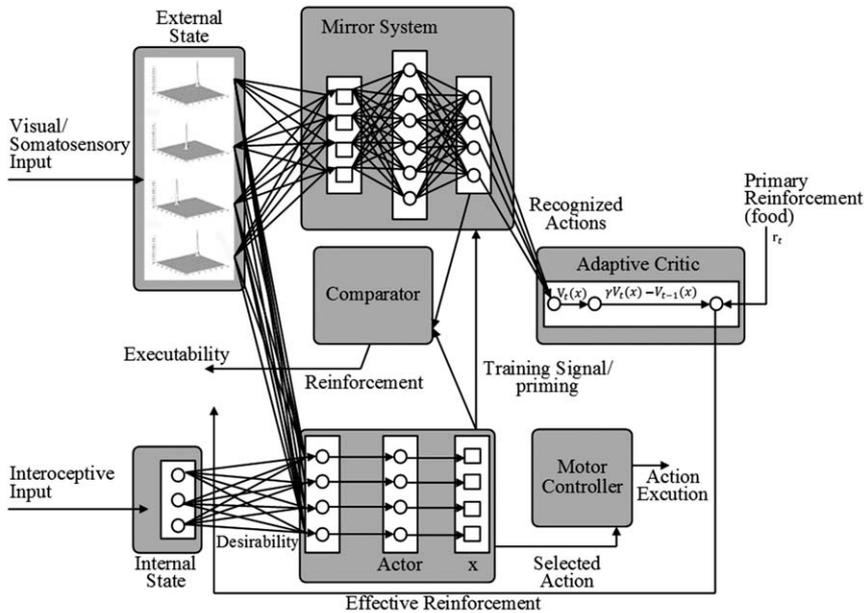


그림 5. MNS2-II 모델 아키텍처 [10].

영역과 IPL을 구성하는 거울뉴런 집단으로 모델링을 도사한 것이다. 이 모델에서 뉴런 집단은 사슬 형태로 연계되어 개별적인 목적성 행동을 표현하고 있으며 고수준의 목적에 대한 표현은 PFC 해당 뉴런 집단을 통해 제어된다[13].

또 다른 예시로 Thill이 제안한 사슬 모델에서는 'action understanding hypothesis'를 self-organizing map(SOM)을 이용하여 구현한 계산 모델을 통해 검증하였다[14]. 계산 모델의 입력은 관측되거나 주체에 의해 직접 실행된 원시적 운동의 인코딩 데이터이고 행동이 실행되는 맥락(context)에 따라 원시적 운동의 SOM에 사상된 응답을 결과로 도출하였다. 이를 통해 저자는 SOM의 유닛들이 맥락에 의존적으로 활성화되었으나 나머지 유닛은 맥락에 관계없이 활성화되는 거울뉴런의 고유 특성을 모델링한 결과를 도출했다. 이는 SOM의 비교사(unsupervised) 학습에 의한 고유 특성에 기인한다고 볼 수 있다. 또한 거울뉴런에 해당하는 뇌의 단일 영역이 고수준의 목적을 지각함으로써 행동에 적합한 측면으로 자기 조직화를 통하여 모방적 동기화 및 학습을 수행하는 실험 결과를 제시하였다.

(6) 경험적 베이지안 (Empirical Bayesian) 추론 모델

거울뉴런 시스템을 통해 행동의 목적을 모방하는 과정에서 행동 목적에 가장 크게 관여하는 모듈은 PFC이다. PFC에서 고수준의 행동목적과 저수준의 운동 명령 및 내적 상태를 주어진 맥락적 (contextual) 상황에 맞게 연결하는 '실행 기능'을 담당한다. 최근 연구에서는 거울뉴런 시스템의 주요 기능으로 받아들여지고 있으며, 전질의 Chersi[12][13]와 Thill[14]의 뉴런 집단이 연계된 사슬 모델도 PFC의 모델을 포함하여 거울뉴런 시스템을 구현한 것이다.

기존의 PFC 모델은 고수준의 행동 목적을 구하는 것이지만 기존 모델이나 활용방식으로는 규칙 기반의 객체 어포던스나 행동 선택에 대한 바이어싱의 형태를 벗어나지 못하고 있다. 보다 실제적인 구현 환경에서 대뇌 피질 연산과정에 유사한 새로운 모델의 제시가 필요한데, 이를 위해 Friston et. al.[15][16]은 베이지 추론 기법에 근거한 거울뉴런 시스템 모델을 제안하였다. 그림 6의 계층 구조는 경험적 베이지 추론을 활용한 예측 코딩(predictive coding) 과정이다. 예측 코딩은 계층 구조화된 피질 영역 간의 시간 축을 기준으로 회귀 방향 (lateral), 또는 계층 구조 데이터 전파의 역방향 (backward) 간의 상호 작용을 통해 오류를 최소화하기 위한 연산을 기반으로 한다. 계층화된 피질 영역은 전방향 연산을 통해 각각에 연결된 하위 계층의 표현 값을 예

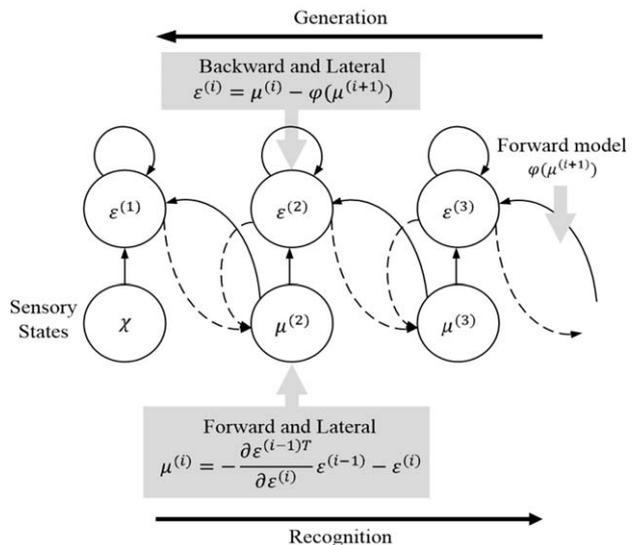


그림 7. 뉴런 계층 구조 기반 경험적 베이즈 추론을 활용한 예측 코딩 (predictive coding) [16].

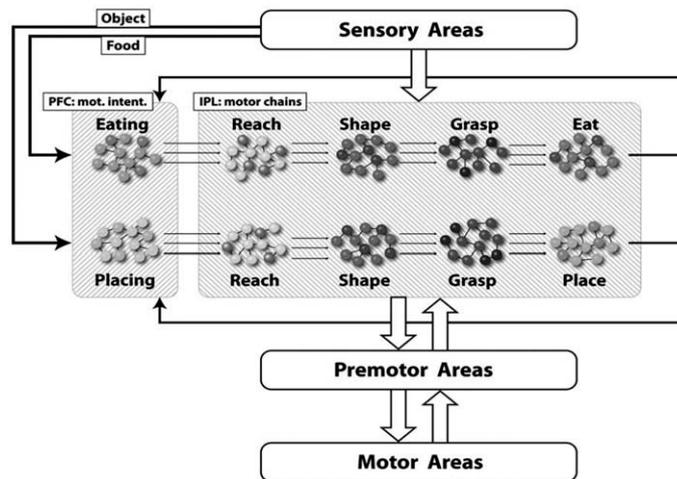


그림 6. 목적성 행동에 따른 대뇌 피질 영역 및 뉴런 집단의 활성화 계층 관계 개략도 [12].

측, 생산하고 이 예측치는 역방향 연결을 통한 오류 계산을 수행한다. 반복적인 탐색 과정을 통해 관측 행동의 원인 중 가장 높은 확률 값을 갖는 행동 목적을 탐색하는데 이를 경험적 베이즈 추론이라 부르고 있다 [15].

예측 코딩의 특성은 PFC에서 수행하는 '실행 기능'을 구현하기에 적합하기 때문에 이를 활용한 뉴런 모델이 존재한다. 뉴런 간의 계층을 통해 전파되는 데이터는 자유에너지를 이용하여 표현한 계산모델도 존재한다. 이후로 Friston et. al.[17][18]은 비선형 상태 모델로 정의된 동적 생성 모델을 기반으로 행동의 목적 인지 과정을 자유에너지 방정식을 적용하여 해석하기도 하였다.

(7) Neurodynamic 시스템 모델

지금까지 살펴본 모델들은 거울뉴런 시스템 모델과 이를 중심으로 연계된 피질 영역 모델 간의 상호 관계성을 중심으로 모델링을 수행하였다. 그 밖에도 시계열 입력에 대한 예측을 기반으로 적응적 모방학습 기능을 구현하기 위하여 recurrent neural network(RNN) 등의 동적 시스템을 통해 기술적으로 거울뉴런 시스템을 모델링한 사례들이 존재한다. Tani et al[19-21]은 recurrent neural network with parametric biases (RNNPB)라고 불리는 생성 학습구조를 제안하였다. RNNPB의 핵심적인 역할을 수행하는 parametric bias (PB)는 시계열 행동 패턴을 학습함으로써 자기 조직화 생성이 가능하며 이는 저수준 운동 요소를 학습하는 것과 동일한 기능을 한다. RNNPB의 기본 구조는 그림 8과 같다.

하지만 RNNPB를 이용하여 거울뉴런 시스템의 역할을 수행하기 위해서는 별도의 시각 정보 처리 및 행동 목적 제어 기능을 담당하는 피질 영역 모델이 추가되어야 한다. 또한 관측 행동을 고차원의 행동 목적과 저차원의 운동 요소로 세분화해야

하지만 RNNPB 계산 모델은 관측 행동 시퀀스의 모방을 위한 바이어스 파라미터의 역할을 수행할 뿐 행동의 목적과 운동 요소를 구분하여 학습하지 않는다. 이를 보완하기 위해 Tani et. al[22][23]은 Multiple Timescale Recurrent Neural Network (MTRNN) 기반의 계산모델을 제안하였다. 이 모델의 구조는 그림 9와 같다.

MTRNN의 구성 유닛들 간에 존재하는 유닛 활성화 함수 응답을 구하기 위하여 기존의 feedforward 네트워크와 다르게 스파이크 응답 모델(spike-response model, SRM)을 통해 정의된 leaky integrated-and-fire (LIF) 모델을 활용함으로써 거울뉴런 시스템의 동적 시스템으로서의 특성을 구현하였다. 관련된 상세내용은 문헌을 참조하기 바란다[22][23]. 구축된 모방학습 및 동기화 모델은 휴머노이드 로봇 플랫폼을 기반으로 단순 객체를 이용한 목적성 행동의 모방실험에 적용되었다. 비록 실험 환경 내에서 제약된 상황에서 수행된 결과이지만 거울뉴런 시스템을 기반으로 하는 모방적 동기화 및 학습기능이 구현되었음을 볼 수 있다.

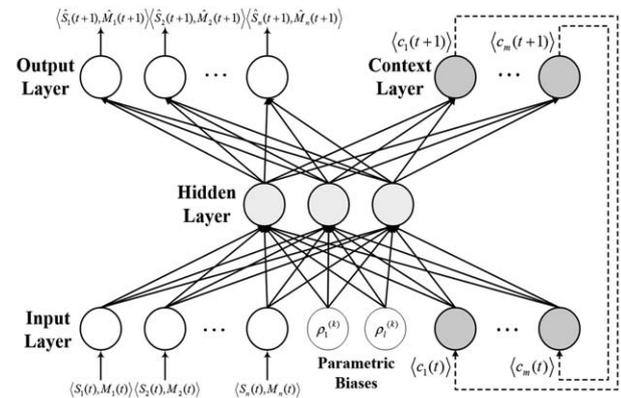


그림 8. 시계열 감각-운동 데이터 기반 RNNPB 구조 (19).

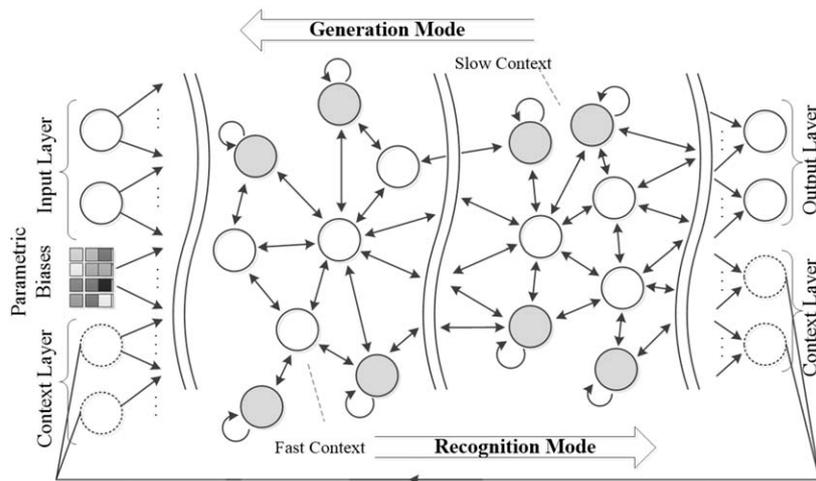


그림 9. 시계열 감각-운동 데이터 기반 MTRNN 구조 (22).

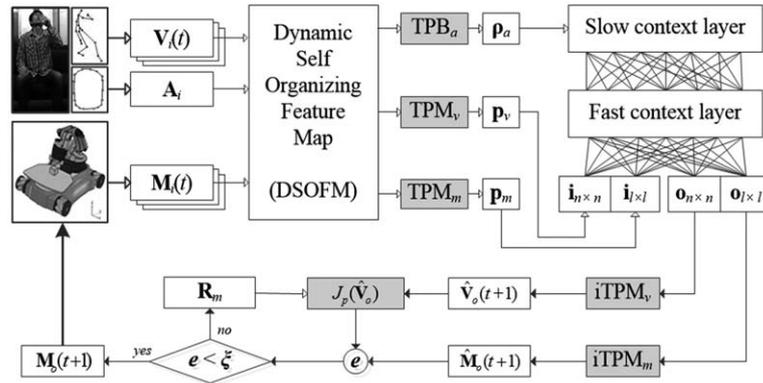


그림 10. 모방적 동기화 및 학습 모델 (24).

(8) 목적성 행동 관측 기반 인간-로봇 상호작용 프레임워크

지금까지 소개한 연구들은 관측행동을 기반으로 모방학습 및 동기화 수행을 목적으로 거울뉴런 시스템의 생태학적 특성에 대한 모델링을 다양한 방향에서 시도해왔다. 본 연구실에서도 이와 관련된 연구를 수행하였는데, 행동 시퀀스로 구성된 3차원 입력 데이터를 시각입력으로 정의하고 이에 대응하는 운동입력 간의 모방적 동기화 및 학습 과정을 구현하려하였다. 이를 위해 생체조직 거울뉴런 시스템에서 수행되는 것과 유사하게 동기화 및 학습 과정이 구현하도록 SRM을 기반 LIF 모델로 새로운 RNN 응답 모델을 제시하고 이를 core-mirror circuit으로 활용하였다. 거울뉴런 시스템에 연계된 시각정보처리 영역은 선행 학습된 topological preserving map (TPM) 기반 방법을 활용하였으며, 관측 행동의 목적 판단을 위한 별도의 바이어스 유닛을 적용하였다. RNN 응답 모델을 구축하기 위하여 [22]에서 활용한 MTRNN을 기반으로 네트워크 학습 방법 및 구조를 개선하는 방향으로 연구를 진행하였다. 제안하는 거울뉴런 시스템 기반 모방적 동기화 및 학습 모델은 그림 10과 같다.

계산 모델 구축을 위한 첫 번째 제약조건으로서 모델로의 입력을 시각입력과 운동입력으로 구분하였다. 시각입력은 객체 어포던스와 손의 시각적 상태와 함께 객체와 손 사이의 상호작용을 특징화한 입력벡터로 정의했다. 출력에 해당하는 운동요소는 관측자의 실행기 구동계에 대한 제어 파라미터 로봇 팔의 관절각을 특징화하였다. 제안 모델을 통해 관측자와 행위자 간의 상이한 구동계에서 관측자가 고유의 레퍼토리로 재구성하는 과정이 수행되었다.

Ⅲ. 결론 및 향후 전망

본 논문에서는 거울뉴런 시스템과 이를 중심으로 하는 중추

신경계 모델을 구현하기 위한 이론적 배경과 선행된 관련 기술 동향들을 소개하였다. 거울뉴런의 생태학적 특성을 인간-로봇 상호작용 시스템에 적용하기 위하여 신경망, 확률 추론 기법, 동적 시스템 등의 다양한 방법들이 활용되었으며 대부분의 연구는 주어진 실험 환경조건에서 좋은 성능을 보였다.

이러한 모방적 동기화 및 학습을 통한 의도인식 기술이 보다 다양한 목적으로 인간-로봇 상호작용 시스템에서 적용된다면 관련 연구 분야의 활성화뿐만 아니라 로봇 산업 관련 시장의, 예를 들어 어린이 대상 일대일 교육, 노약자 대상 생활 보조지원, 사회 안전망 구축 등과 같은 다양성을 확보할 수 있고 개인용 로봇의 앞으로의 새로운 발전 방향을 제시하는 촉매로 작용할 수 있을 것이라 기대해본다.

참고문헌

[1] G. Rizzolatti, L. Fadiga, V. Gallese, and L. Fogassi, "Premotor cortex and the recognition of motor actions," *Cogn Brain Res*, vol. 3, pp. 131-141, 1996.

[2] V. Gallese, L. Fadiga, L. Fogassi, and G. Rizzolatti, "Action recognition in the premotor cortex," *Brain*, vol. 119 (Part 2), pp. 593-609, 1996.

[3] E. Kohler, C. Keysers, M. A. Umiltà, L. Fogassi, V. Gallese, and G. Rizzolatti, "Hearing sounds, understanding actions: action representation in mirror neurons," *Science*, vol. 297, pp. 846-848, 2002.

[4] V. Gazzola, L. Aziz-Zadeh, and C. Keysers, "Empathy and the somatotopic auditory mirror system in humans," *Curr Biol*, vol. 16, pp. 1824-1829, 2006.

[5] G. Rizzolatti and L. Craighero, "The mirror-neuron system," *Annu Rev Neurosci*, vol. 27, pp. 169-192, 2004.

[6] A. H. Fagg and M. A. Arbib, "Modeling parietal-premotor

- interactions in primate control of grasping," *Neural Netw*, vol. 11, pp. 1277-1303, 1998.
- [7] E. Oztop and M. A. Arbib, "Schema design and implementation of the grasp-related mirror neuron system," *Biol Cybern*, vol. 87, pp. 116-140, 2002.
- [8] J. Bonaiuto, E. Rosta, and M. Arbib, "Extending the mirror neuron system model, I. Audible actions and invisible grasps," *Biol Cybern*, vol. 96, pp. 9-38, 2007.
- [9] M. A. Umiltà, E. Kohler, V. Gallese, L. Fogassi, L. Fadiga, C. Keysers, and G. Rizzolatti, "I know what you are doing. a neurophysiological study," *Neuron*, vol. 31, pp. 155-165, 2001.
- [10] J. Bonaiuto and M. A. Arbib, "Extending the mirror neuron system model, II: what did I just do? A new role for mirror neurons," *Biol Cybern*, vol. 102, pp. 341-359, 2010.
- [11] L. Fogassi, P.F. Ferrari, B. Gesierich, S. Rozzi, F. Chesi, G. Rizzolatti, "Parietal lobe: from action organization to intention understanding," *Science*, vol. 308, pp. 662-667, 2005
- [12] F. Chersi, P. F. Ferrari, and L. Fogassi, "Neuronal chains for actions in the parietal lobe: a computational model," *PLoS One*, vol. 6, p e27652, 2011.
- [13] F. Chersi, "Learning Through Imitation: a Biological Approach to Robotics," *Autonomous Mental Development, IEEE Transactions on*, vol. 4, pp. 204-214, 2012.
- [14] S. Thill, H. Svensson, and T. Ziemke, "Modeling the Development of Goal-Specificity in Mirror Neurons," *Cognit Comput*, vol. 3, pp. 525-538, 2011.
- [15] J. M. Kilner, K. J. Friston, and C. D. Frith, "Predictive coding: an account of the mirror neuron system," *Cognitive Processing*, vol. 8, pp. 159-166, 2007.
- [16] J. M. Kilner, K. J. Friston, and C. D. Frith, "The mirror-neuron system: a Bayesian perspective," *Neuroreport*, vol. 18, pp. 619-623, 2007.
- [17] K. Friston and S. Kiebel, "Predictive coding under the free-energy principle," *Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci*, vol. 364, pp. 1211-1221, 2009.
- [18] K. J. Friston, J. Daunizeau, J. Kilner, and S. J. Kiebel, "Action and behavior: a free-energy formulation," *Biological Cybernetics*, vol. 102, pp. 227-260, 2010.
- [19] J. Tani, M. Ito, and Y. Sugita, "Self-organization of distributedly represented multiple behavior schemata in a mirror system: reviews of robot experiments using RNNPB," *Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society*, vol. 17, pp. 1273-1289, 2004.
- [20] M. Ito and J. Tani, "On-line imitative interaction with a humanoid robot using a dynamic neural network model of a mirror system," *Adaptive Behavior*, vol. 12, pp. 93-115, 2004.
- [21] R. Yokoya, T. Ogata, T. Jun, K. Komatani, and H. G. Okuno, "Experience Based Imitation Using RNNPB," *Intelligent Robots and Systems, 2006 IEEE/RSJ International Conference on*, vol., pp. 3669-3674, 2006.
- [22] Y. Yamashita and J. Tani, "Emergence of functional hierarchy in a multiple timescale neural network model: a humanoid robot experiment," *PLoS Comput Biol*, vol. 4, p e1000220, 2008.
- [23] 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, pp. 729-741, 2012.
- [24] K.E. Ko, K.B. Sim, "Computational Model of Mirror Neuron System for Intent Recognition through Imitative Learning of Objective-Directed Action," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 20, no. 6, pp. 1-6, 2014

저 자 약 력



고 광 은

- 2007년 중앙대학교 전자전기공학부(공학사).
- 2007년~현재 중앙대학교 대학원 전자전기공학부 석·박사 통합과정 수료.
- 관심분야 : Human-Computer Interaction, Brain-Computer Interface System, Intention Recognition, Neuro-Science, Neuro-Robotics, 소프트웨어공학 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)한국산학연합회 서울지역협회 회장.
- 2009년~2010년 중앙대학교 중앙도서관장 및 박물관장.
- 2011년~현재 중앙대학교 스마트지능로봇연구센터 센터장.
- 관심분야 : 인공생명, 뇌-컴퓨터 인터페이스, 의도 인식, 감성 인식, 유비쿼터스 지능형로봇, 지능시스템, 컴퓨터이셔널 인텔리전스, 지능형 홈 및 홈 네트워크, 유비쿼터스 컴퓨팅 및 센서 네트워크, 소프트웨어공학(신경망, 퍼지, 진화연산), 다개체 및 자율분산로봇시스템, 인공 면역시스템, 지능형 감시시스템 등.