

생명체의 유연한 자연지능 모사 방법과 데이터 기반 방법을 융합한 통합 인공지능

한국해양과학기술원 ■ 김진아
 한국전자통신연구원 ■ 김영길·장민수
 한국전자기술연구원 ■ 이영한
 동국대학교 ■ 류제광
 코그넷나인 ■ 우성호
 ■ 박재득
 상명대학교 ■ 이지향
 한국과학기술원 ■ 박영균·류중원·이상완
 한양대학교 ■ 윤기중
 건국대학교 ■ 김태희
 서울대학교 ■ 장병탁
 정보통신기획평가원 ■ 박상욱·최윤호

1. 서 론

구글 딥마인드의 AlphaGo [1]를 시작으로 MuZero [2]에 이르는 인공지능 에이전트, OpenAI의 혁신적인 언어 생성모델 GPT-3 [3], 보스턴다이나믹스의 로봇기술 등이 보여주듯이 데이터, 알고리즘, 하드웨어의 급속한 증가와 발전에 힘입어 인공지능은 특정 목적의 단일 기능 수행에 있어서 인간수준 이상의 성능을 보여주고 있다. 이와 같은 인공지능의 급진적 발전은 산업 전반의 융합을 가속화하고 혁신을 유발함으로써 고용 구조의 변화를 비롯한 광범위한 사회·경제적 파급효과를 창출할 것으로 기대한다. 이에 따른 인간과의 공존 기회 또한 급격히 증가할 것으로 예상되는바 안전하고 신뢰가 가능하며 나아가 소통·공감이 가능한 범용성을 갖춘 인공지능에 대한 기대 수준이 매우 높아지고 있다. 그러나 이러한 예상과 기대에도 불구하고 현 데이터 기반의 인공지능은 단일 기능 구현에도 많은 비용과 자원, 경험을 필요로 하며 적응력 (Adaptability), 유연성 (Flexibility) 부족으로 특정 분야에서 목표로 한 기능에 제한적으로

적용되는 협소성 (Narrowness) 등으로 실생활 및 산업 활용의 확산과 보급이 더딘 것도 사실이다. 이는 새로운 상황과 문맥에 대한 개념수준의 인지과 이해, 환경과의 상호작용을 통한 지속적 학습, 상식기반 추론, 경험기반 개념 학습과 적응 및 장기기억, 메타인지 [4] 등의 결여에서 오는 현 인공지능의 한계로 이를 해결하기 위해서는 모델의 제한된 표상력 (Representation) 또는 네트워크 용량 (Capacity) 등의 현재 당면한 이슈를 넘어서는 새로운 방법론이 필요하며, 이와 동시에 고도화된 인공지능 기술이 인간생활에 깊숙이 관여할 미래에 대한 고려가 함께 이루어져야 한다.

인간을 비롯한 생명체의 자연지능 (Natural Intelligence)은 매우 적은 자원과 경험으로도 고위 수준의 인지 능력을 가질 뿐만 아니라 유연성을 기반으로 주변과 상호작용하며, 새로운 환경에서도 탁월한 자율학습과 빠른 적응능력 등의 특징을 가진다. 이에 미래 인공지능은 실세계 다양한 상황변화와 환경과의 상호작용을 통한 적응력 및 유연성을 가장 잘 발휘하고 있는 인간 및 각종 생명체의 지능 메커니즘에 착안하여 효율적이며 유연한 고위수준의 지능확보가 가능한 기계지능을 지향하여야 한다. 본 특집원고에서는 현재 데이터 기반의 인공지능과의 통합을 통한 저비용·고효율의 통합 인공지능 기술 개발에 대해 살펴보고자 한다.

† 본 원고는 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원(인공지능 기술 청사진 기반 후속사업 기획)의 지원을 받아 작성되었습니다.
 지면 게재상 생략된 본 기획에 함께 참여해 주신 다수 전문가분들께도 깊은 감사를 드립니다.

2. 자연지능과 인공지능

지능은 생물학, 뇌과학, 심리학, 컴퓨터과학 분야에서 광범위하게 연구되고 있으며, 지능이 무엇이며 또한 정량화할 수 있는지에 대해서 많은 논란과 이견이 있다[5]. 지능의 정의에 대해서도 연구분야 및 연구자별 다양한 정의를 내리고 있으며, Binet et al. [6]은 지능을 판단, 추론, 그리고 이해를 잘하는 능력이라고 정의했으며, Pintner et al. [7]은 새로운 상황에 잘 적응하는 능력, Wechsler et al. [8]은 목적지향적으로 행동하고, 합리적으로 사고하며, 환경에 효과적으로 대응하는 개인의 전체적 능력, Sternberg et al. [9]은 정보처리를 자동화하고 새로운 사건에 대한 반응으로 맥락적으로 적합한 행동을 발현하도록 하는 심적 능력 등으로 달리 정의하고 있다.

또한 심리학적, 인지과학적 지능이론의 대표적인 예들로서 지능의 일반적이고 단일 요소적 측면을 강조한 2요인 이론 [10], 다양한 세부 지능요소들의 구성적 측면을 강조한 다요인이론 [11], 결정지능·유동지능 이론 [12] 등이 있다. 지능의 발달 관점에서는 감각-운동 연합에 의한 행위자-환경 인지발달이론 [13], 사회·문화적 관점(행위자 간)에서의 인지발달이론 [14] 등이 있다.

표 1 인간의 자연지능에 대한 주요 특징

(학습) 이론학습, 직관학습, 관계학습
- 소수의 경험을 통해 빠르게 이론을 정립하고 일반화
- 한번보고 다른 상황 예측, 환경 물리법칙 파악, 작업의 근본 원리 파악
(인지, 적응) 메타인지, 메타제어
- 자신의 학습 능력에 대한 확신을 갖고 새로운 환경에서 빠르게 학습하고 적응
(사회·윤리·도덕·생존) 목적기반학습, 가치학습
- 내재적 가치를 스스로 구축하고 활용하여 인간과 올바른 상호작용과 공존가능

이와 같은 지능에 대한 다양한 학문적 견해들이 있지만 일반적으로 지능은 말하고 읽고 쓰는 능력, 학습, 지각, 사고와 문제해결, 논리적 추론, 계획, 직관과 창의성, 학습과 기억, 감정, 복합적 세계에서 생존, 의식 등 정신작용을 포괄하는 것으로 이해할 수 있다 [16]. 이와 같은 사고능력, 문제해결 능력, 학습능력, 기억능력 등을 비롯한 특정 능력을 지능으로 보는 데에서 나아가 생명체에 대한 다양한 의견이 있을 수 있으나, 가장 포괄적인 측면에서 지능 즉, 자연지능은

표 2 인간의 자연지능과 데이터기반 인공지능 비교 [15]

인간의 자연지능	데이터기반 인공지능
- 복잡한 인지프로세스를 통한 학습과 태스크 수행	- 컴퓨터 알고리즘을 사용한 데이터 처리
- 새로운 데이터의 독립적 탐색	- 사람이 입력으로 제공하는 데이터
- 비교적 느린 데이터 처리	- 신속한 데이터 처리
- 동시에 다수 작업 수행	- 한번에 한두개의 작업 수행
- 평생에 걸쳐 수백가지 스킬 습득	- 몇가지 특정 태스크만 수행하도록 설계
- 과거 경험을 바탕으로 가치 결정	- 가치결정이나 상식사용 불가
- 추상적으로 생각하고 추론	- 일반적으로 모르는 데이터에 대해 성능 저하

‘생명체의 어떤 능력’이라고 한다면, 이는 생명체의 생존 및 번식에 유용한 모든 능력으로, 타고난 (Innate) 생물학적 지능이라고 정의할 수 있다.

특히 인간은 생물학적 관점에서 40억년 진화의 과정을 거치면서 다양한 서식지에서 생존할 수 있는 적응 가능한 동물로 진화했으며, 문화적 관점에서 언어뿐만 아니라 유용한 도구, 유용한 개념, 부모·교사가 자녀에게 전하는 지혜를 축적·활용하며, 환경과의 상호작용을 통해 적응하고, 평생 지속학습을 통해 지식과 기술을 축적하는 이상적인 자연지능을 가진 생명체이다. 이와 같은 자연지능은 극히 제한된 경험에 의거한 빠른 학습, 지속적·점진적인 자기주도 학습, 기억의 저장과 검색, 추상화, 개념화 및 지식 추론, 내재적 가치를 통한 상황 판단 및 행동 결정, 실세계 상호작용을 통해 다양한 외부 환경 변화에 대한 대응 능력 및 문제해결 능력, 인지·감정·사회지능, 자의식 (Self-conscious), 상호작용을 통한 자각 (Self-aware), 집단지성·협동행동을 통한 발달진화 등의 주요 특징을 갖는다 (표 1). 내재적 가치란 외부의 입력에 의존하지 않고 스스로 무엇이 좋은지 혹은 나쁜지에 대해 형성한 가치 혹은 목표의 표상, 선천적 가치체계 (쾌락, 고통 등)과 발달과 학습을 통한 개인 고유 가치체계 (개인차, 성격, 신념체계 등)을 의미한다.

인공지능은 1950년대 당시 사이버네틱스 (Cybernetics), 오토마타 이론 (Automata theory)과 같은 ‘사고하는 기계’에 대한 연구분야를 지칭하는 여러 용어들이 있었으나, 현대의 인공지능이라는 용어의 등장과 개념의 정립은 1955년 Dartmouth 워크샵에서 시작되었다. 인공지능에 대해 John McCarthy는 지능적인 기계, 특별히 지능적인 컴퓨터 프로그램을 만드는 과학 혹은 기술이라고 정의했고, Marvin Minsky는 사람이 했을 경우 지능을 요구하게 되는 일을 기계가 하도록 하는

학문이라고 설명하였다 [17]. 이는 인지과학, 시스템 신경과학, 전산과학 등의 다양한 분야의 기술로 만든 인식, 사고, 이해, 문제해결 능력을 가진 사물 또는 기계 지능 (Machine Intelligence)을 의미한다.

이후 2018년 Gartner [18]에서는 인공지능을 사람과 자연스러운 대화를 나누고, 인간의 인지 능력을 향상 시키거나, 반복적인 작업 수행 시 사람들을 대체함으로써 인간을 모방하는 기술로 정의하고 있으며, 과학 기술정보통신부에서는 인지, 학습 등 인간의 지적능력의 일부 또는 전체를 컴퓨터를 이용해 구현하는 지능으로 정의하고 있다.

인간의 지능과 인공지능의 학습과 추론과정을 일대일로 비교하면 다음 표 2와 같으며, 특히 인공지능이 현격한 차이를 보이는 자연지능의 주요 요소는 효율성, 유연성, 적응력, 직관, 상식, 가치, 협동이라고 볼 수 있다 [19, 20].

3. 현 인공지능 기술의 한계와 극복 방향

많은 연구자들이 지적하고 있는 현재 데이터 기반 심층신경망을 이용한 딥러닝 기술의 한계 [21]는 대량 학습 데이터 요구, 다중 도메인·태스크 유연한 적응과 일반화 어려움, 블랙박스 모델, 성장·평생 지속 학습 불가, 자가인지 불능, 신뢰성·공정성 이슈, 상식, 공감·소통 부재 등으로 인한 고비용·저효율의 이슈와 실세계 적용의 어려움 등이 있으며, 이를 극복하기 위한 메타학습 등의 학습방법과 설명가능 인공지능 등 신뢰·소통·공감을 위한 다양한 기술들이 차세대 인공지능 기술로 개발되고 있다.

그러나 인간을 포함한 생명체의 고위수준 지능 구현을 위해서는 이러한 데이터 기반의 현재 딥러닝기술로는 여전히 극복하기 힘든 보다 근원적인 기술적·개념적 한계가 존재한다 [22-24]. 이는 기존 딥러닝 기술의 의미론적 전이 추론 및 추론 결과에 대한 인과적 타당성 보장의 어려움, 적응력 및 유연성, 그리고 범용성의 부족, 메타인지 및 메타제어 부재, 개별 기능 연합을 통한 지능 발현의 불가능, 주관적 가치에 따른 다른 보상과 목표 설정 및 재조정을 통한 태스크 수행, 인간과 올바른 상호작용과 공존을 위한 내재적 가치학습 능력 부재 및 창발적인 지능과 의식 구현 불가능성 등의 (준) 지능형 자율 에이전트의 한계로 볼 수 있다.

이에 통합 인공지능 기술 개발을 통해 현 딥러닝 기반 인공지능 기술이 극복해야 할 문제를 기술적 한계와 개념적 한계로 구분하여 살펴보고자 한다. 기술적 한계는 현 딥러닝 기술의 지속적인 기술 개발을

통해 극복 가능한 한계로 학습, 정보전달, 과적합 및 스케일, 기능의 경계 등이 있다 [25, 26]. 이에 비해 개념적 한계는 현 딥러닝 기반 인공지능 기술 개발의 기본 개념과 방향성이 지니는 한계로 이를 극복하기 위해서는 새로운 개념과 방향성이 요구되며, 여기에는 의미능력, 기호정초, 체화 및 System II 문제 등이 해당된다 [27-30].

System I은 직관적이며 의식적인 처리가 거의 필요없고 직관적으로 빠르게 센싱하며 설명 불가능한 함축적 지식의 표현이 가능한 현 인공지능으로 간주하며, 이에 반해 System II는 사고는 느리지만 분석적이고 심의적·추상적인 문제 해결 또는 새로운 상황을 다루기 위한 노력이 가능하며, 복잡한 수수께끼 풀기, 사회적 환경에서 특정 행동의 적절성 결정 등 느리고 논리적이며 의식적으로 추론하고 구체적 지식의 표현을 통한 설명 가능성 등이 확보된 미래 인공지능으로 간주한다 [31].

기술적 한계

- 학습의 한계
 - 신경망의 태생적 정보처리 능력
 - 인지주의적 학습 참조
- 정보전달의 한계
 - 신경망의 Top-down과 Bottom-up 양방향 정보 처리를 통한 학습과 단일 뉴런의 보편적 근사
- 과적합 및 스케일의 한계
 - 기존 데이터 기반, 경험적, 상향식 모델에서 뇌 동작원리의 Top-down + Bottom-up 모델링 등 다각적 접근을 통해 인간의 고위수준 지능요소 구현
 - 도메인 적응성 및 유연성 확보와 모델의 확장성 (Scalability) 및 재학습 속도 향상
- 기능 경계의 한계
 - 학습-추론-다개체-메타인지 등의 통합 메타제어를 통한 공학적 한계들의 통합적 극복

Top-down은 뇌 기능 형성에 중요한 정보처리 과정들을 인공지능 네트워크에 적용하고자 하는 연구로 시각, 언어, 소리, 체감각 등 뇌의 특정 기능으로부터 출발하여, 각각의 주요 인지기능에 관련된 뇌 기능 부위들간의 상호작용에 대한 네트워크 시스템 레벨의 연구결과를 신경망 모델에 구현하고자 하는 연구방향을 의미하며, 예를 들어 감각기능을 담당하는 두뇌피질(Cortex)간 매크로 수준의 복합적 연결, 기억 메카니즘, 인지, 반응·학습 등에 대한 연구로 볼 수 있다. Bottom-up은 뇌 네트워크를 이루는 요소들을 인공지능 네트워크에 적용하여 신경망 모델을 개선하고자

하는 연구로 뇌를 이루는 기본적 프로세서인 개별 신경 혹은 신경간 연결의 구조·기능·정보처리 과정의 구현을 통해 개선하고자 하는 연구 방향을 의미하며, 예를 들어 개별 뉴런 수준에서 입출력 형태나 각 뉴런 간의 연결 (컨볼루션, 순환 신경망의 장단기메모리 셀 등)의 작동방식을 연구하고 이를 신경망모델에 구현하기 위한 연구라 할 수 있다.

개념적 한계

- 의미능력 문제
 - 인공지능이 처리하는 정보가 그 정보 외에 어떤 것과 지향적 관계 또는 지향성을 갖는 것에 대한 의미 능력 (함의, 전제, 인과, 부분-전체, 목적-수단, 시·공간적 관계 등 다양한 연관관계 등의 개념관계 학습·생성과 이들의 조합을 통한 상황을 인지하는 능력의 문제)
- 기호정초 문제 (Symbol grounding problem)
 - 기호주의의 인지 (규칙에 의거한 기호들을 형식적으로 처리하는 과정)에 대한 의미 문제 (구조화된 정보를 어떻게 세계와 연결할 것인가) 및 심적 상태 (동기 내재화)에 대한 의미 문제
- 체화 문제
 - 정보와 세계를 연결, 즉 의미를 생성하기 위해 신체가 필요하다는 체화된 인지 (Embodiment cognition) 개념에 따른 물리적·유기체형 체화를 통한 체화된 인공지능 (Embodied AI)

이와 같은 현 인공지능의 한계를 극복하기 위해 국외 인공지능 전문가들이 바라보고 있는 미래 인공지능의 개발 방향은 다음과 같다.

- Hinton et al. [28] : Top-down 방식과 Bottom-up 방식의 조합을 통한 인간의 학습을 모방
- Bengio et al. [31] : System I 을 넘어 계획, 추상적인 추론, 인과적 이해 및 개방형 일반화와 같은 System II 기능으로 이동할 수 있는 새로운 방법을 추구
- Marcus et al. [30] : System II에 대한 비 딥러닝 접근 방식 필요, 기호화 방법과 신경망을 결합한 하이브리드 솔루션 개발 필요
- Pearl [32] : System II 추론이 딥러닝을 넘어서는 길로 인과적 추론이 진정으로 지능적인 기계를 구축하는 열쇠
- Hassabis et al. [23, 33] : 현재 딥러닝은 좁은 인공지능 (Narrow AI)으로 유연하고 적응력 있으며 창의적인 범용 인공지능 (Artificial General Intelligence, AGI)을 위해서는 사전 프로그램되지 않고 원시 데이터로부터 자동적으로 스스로 배우고, 다양한 태스크에 적용 가능한 범용 목적의 학습 알고리즘이 필요

4. 통합 인공지능

현 인공지능의 한계는 모델의 제한된 표상력 또는 네트워크 용량 증대 등 기술적 한계를 넘어서 보다 개념적인 한계에서 오는 문제로 이를 해결하기 위한 새로운 차원의 인공지능이 필요하며 이러한 한계를 이미 해결한 인간의 뇌를 모사한 인공지능 기술 개발은 가장 효율적인 접근 방법임을 위에서 살펴보았다 (그림 1).

4.1 자연지능 모사 인공지능

인간의 뇌는 수백만년의 진화를 통해 선택되고 최

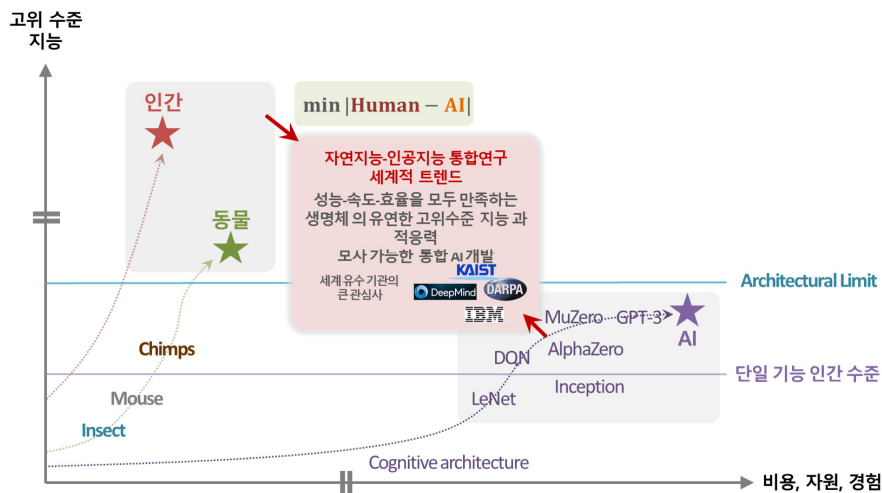


그림 1 미래 통합 인공지능 발전 방향

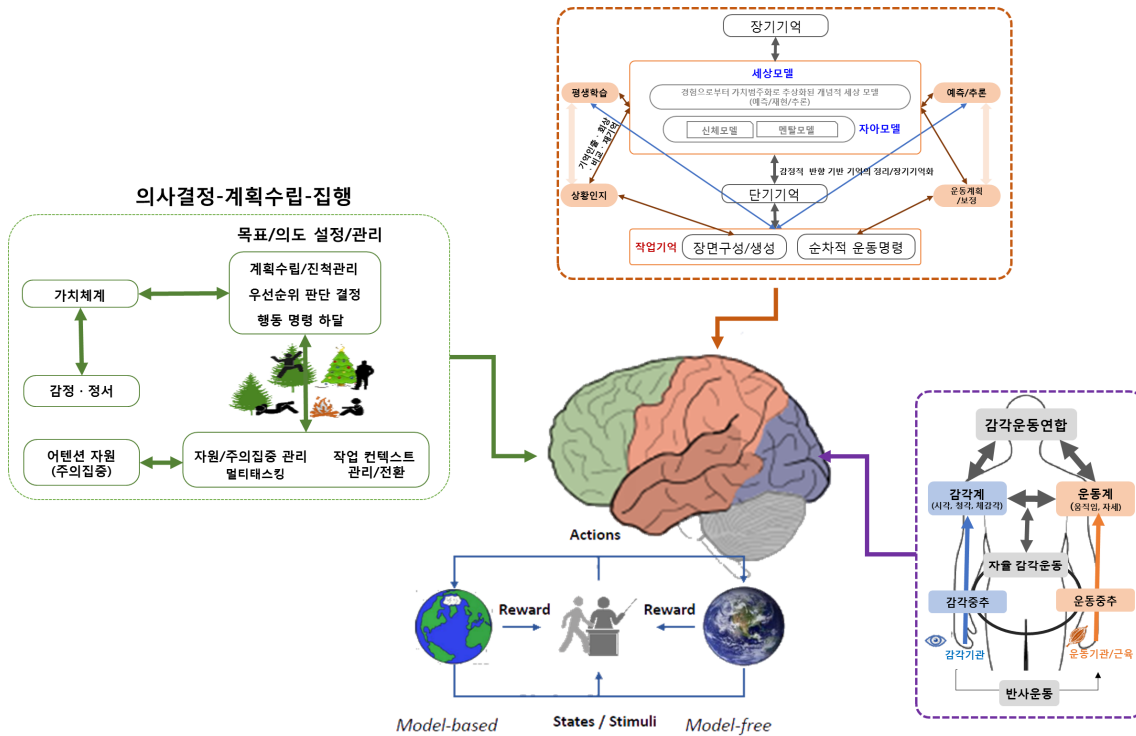


그림 2 인간의 학습 [34]

적화 되어온 최고의 생각하는 기체이다. 생존에 대한 압박은 뇌를 극도로 효율적이면서 창의적으로 작업을 수행할 수 있도록 진화시켜 왔고, 그 결과 뇌에서 창발되는 자연지능은 현 인공지능과 비교하여 다양한 장점을 가진다. 예를 들어 인간 뇌는 하나의 물리적 시스템으로 다양한 일을 수행할 수 있으며, 유연하고 적응력 높은 일을 수행할 수 있다. 또한 스스로 지속적으로 학습할 수 있고, 단 몇 번의 경험을 통해 학습할 수 있으며 세대간 정보를 전달하는 선천적 메커니즘 (Innate mechanism)을 통해 일부 지능은 내재되어 있는 경우도 있다.

그림 2와 같이 인간의 학습과정은 신체 감각 및 운동 기관으로부터의 경험 데이터를 추상화하여 생존 변형 관련 가치범주화된 개념 레벨의 세상모델 (장기 기억)을 평생 지속학습하고, 새로운 에피소드를 기억하며 과거의 유사 기억을 회상하고 활용하며 세상모델에 기반하여 시시각각 주변상황을 의미적으로 이해한다. 또한, 이 상황으로부터 전개될 미래를 다양한 시나리오 전개를 통해 예측·추론하여 안전·위험·유불리 등을 판단하여 감정·정서 유발 및 가치체계에 따른 최우선·최적의 반응·행동 계획을 수립하고, 동작·실행·제어 결과를 평가하여 학습 능력 자체를 개선하는 메타인지·메타제어 등의 다양한 지능 습득, 체화하는 일련의 프로세스를 갖는다.

이와 같이 인공지능의 오랜 영감의 원천이기도 한 인간의 지능 즉, 자연지능은 현 인공지능의 기술적 한계를 극복하고 근본적인 문제들을 해결한 시스템이다. 따라서 현 인공지능 기술의 한계와 문제를 극복, 해소할 수 있는 미래 인공지능 기술 개발을 위한 필연적인 접근 방향이다. 이에 지능 요소의 공통점에 근거하여 통합적·복합적 사고를 지향하는 자연지능 모사 인공지능 기술 개발이 필요하다. 또한 대규모 데이터의 신속처리와 방대한 다차원 데이터에서 통찰력있는 정보를 분석하고 추출하는 인간의 감각운동피질 신경신호에서의 인지 또는 행동신호, 내재적 가치 기원, 집단 지성 등을 자연지능에서 착안 또는 모방하고자 한다.

표 3는 자연지능 모사 인공지능 기술 분류를 보여주고 있다. Micro scale은 주로 개별 뉴런 수준에서 입출력 형태나 구조, 각 뉴런 간의 연결 방식의 변화 등 마이크로 수준의 신경망 모델의 효율성 (Efficiency) 개선에 관한 연구로 볼 수있고, macro scale은 시각, 언어, 소리, 촉각 등 각각의 영역을 두뇌 피질간 매크로 수준의 복합적 연결, 기억 메커니즘, 인지, 반응·학습, 자기의식 (Self-awareness) 등 뇌인지 모사 인공지능 연구로 볼 수 있다.

이를 위해 아직 규명되지 않은 자연지능의 메커니즘 이해와 규명을 위해 뇌인지과학·신경과학·심리학의 역공학을 위한 인공지능 연구도 필요하다. 이는

표 3 자연지능 모사 인공지능 기술 분류

대분류	중분류
Micro scale (뉴런·시냅스· 회로 단위)	개개 신경 수준 (Single neuron-level) 신경 회로 수준 (Neural circuit-level)
Macro scale (기능 단위)	감각 (Sensation) / 지각 (Perception) 인지 (Cognition) 반응 (Response) / 행동 (Action) 학습 (Learning)

뇌 메커니즘의 광범한 연구가 아니라, 현 인공지능의 한계 극복을 위한 알고리즘 개발 및 제품·서비스 개발 등 활용성에 중점을 둔다.

이와 같이 자연지능 모사 인공지능은 주어진 환경에 대한 정확한 감각과 지각을 형성하며, 학습한 기억 및 지식에 기반하여 합리적 판단과 계획을 수립하고, 이에 따라 상황 및 목적에 적합한 행동과 새로운 학습을 이루어 내는데 필요한 일련의 지능적 과정들을 의미한다. 통합 인공지능은 이러한 과정들을 구성하는 요소 지능들과 그것들 간의 상호작용 및 통합이 하나의 시스템에서 구현되는 구조를 가지며, 이를 통해 자율적이고 독자적인 학습 및 목적 설정 등을 수행할 수 있어야 한다. 또한 실제 물리적 환경과 웹을 포함한 가상 환경하에서 태스크의 수행 및 자율적 학습이 이루어지도록 하여 자연지능 발달의 주요 요인으로서의 환경에의 적응 과정을 통합 인공지능 시스템이 구현 및 활용할 수 있도록 해야 한다. 따라서 통합 인공지능 시스템은 궁극적으로 내재적 목적 및 동기에서 따라 실제 환경 및 가상 환경 등에서 자율적으로 의미있는 정보를 획득하고 적응적 행동을 할 수 있으며, 나아가 지속적으로 학습하며 자가 성장이 가능한 학습 방식을 구현해야 한다.

4.2 통합 인공지능 (데이터 기반 + 자연지능 모사)

이와 같은 자연지능은 데이터 기반 현 인공지능과 비교하여 다양한 장점을 가지나 단점도 존재한다. 예를 들어 자연지능은 상황이나 감정에 의해 편향될 수 있고, 자연지능의 요소 중 하나인 기억은 잘못 저장되거나 왜곡될 수 있다. 또한 자연지능의 형성에 필수적인 지각은 그 능력에 제한이 있고 역시 왜곡될 수 있다는 단점을 가진다. 이에 반해 현 데이터 기반 인공지능은 상대적으로 편향성 제어가 가능하고, 메모리의 왜곡이 없으며, 다양한 하드웨어와 소프트웨어를 통해 특정 태스크 수행에 있어 자연지능의 감각보다 월등할 수 있다. 자연지능이 가진 단점들이 작업 수행에 치명적일 수 있으며, 그것이 많은 사람이 하는 일

을 인공지능이 대체한 이유라는 것을 상기해 볼 때 자연지능과 현 인공지능의 장점을 연합하는 통합 인공지능의 개발이 요구되는 것은 명확한 사실이다.

또한 인공지능의 발달은 인간의 자연지능과 인공지능의 협업을 필연적으로 요구한다. 인공지능이 할 수 있는 일이 많아질수록, 인공지능과 인간이 할 수 있는 일들의 중복이 발생 할 것이다. 이에 대해 인간과 인공지능이 협업함으로써 시너지를 극대화할 수 있다면 산적한 인류의 생존을 위협하는 기후위기, 양극화 등의 사회·자연·과학 문제 해결에 큰 도움이 될 것이고, 이는 자연지능과 인공지능 협업 기술 개발을 통해 촉진될 수 있다.

이와 같은 자연지능과 인공지능의 장점을 융합한 통합 인공지능은 다음과 같은 3가지 개발 목표를 통해 달성될 수 있다.

• (목표 1) 데이터 기반 인공지능 한계 극복을 위한 자연지능 모사 인공지능 개발

자연지능을 만들어내는 뇌 네트워크의 구현을 통해 현 인공지능의 한계를 극복하는 새로운 인공지능을 만들어 내는 것을 목표로 하며, 이를 위해 Bottom-up (뇌 네트워크를 이루는 요소들을 인공지능 네트워크에 적용: System I) 및 Top-down (뇌기능 형성에 중요한 정보처리 과정들을 인공지능 네트워크에 적용: System II)의 두 접근법이 있으며, 해당 연구를 통해 현 인공지능의 복잡한 인지 프로세스 기반 학습, 추상화, 일반화, 적응력, 유연성 확보, 빠른 학습, 자율적 학습 등의 한계를 극복하고자 한다.

• (목표 2) 인공지능과 자연지능 장점을 연합한 통합 인공지능 개발

자연지능의 단점을 보완하면서, 목표1을 이루기 위한 과정으로부터 얻어질 자연지능이 가지는 장점이 창발되는 기작, 자연지능의 장점을 인공지능에 구현시키는 전략 등의 지식 축적을 통해 자연지능과 데이터 기반 인공지능의 장점을 모두 가지는 통합 인공지능의 개발을 목표로 한다. 예를 들어 스스로의 경험을 통해 자율적으로 학습할 수 있으나 편향되지 않으며, 기억을 유연하게 변화시킴으로써 상황에 적응할 수 있으나 그 과정에서 기억의 왜곡은 가지지 않는 인공지능이 그 예가 될 수 있다.

• (목표 3) 인간-인공지능 상호작용 및 협업기술 개발

자연지능(인간)과 인공지능의 상호작용을 재정의하고, 사용자의 지능을 보완하여 시너지를 극대화할 수 있는 제반 기술 개발을 목표로 한다. 사용자 맞춤

형 학습을하는 인공지능 기술, 사용자의 자연지능 단점을 인지하고 장점 발현을 극대화 시켜주는 인공지능 기술, 인공지능과 자연지능의 갈등 조절 기술 등이 구현된 개인 맞춤형 인공지능 플랫폼 개발이 그 예가 될 수 있으며, 궁극적으로 인간처럼 자기 자신에 대한 인식 (자기의식, Self-awareness)이 가능하게 된다.

이와 같이 개발될 기술들은 개별 또는 통합적으로 아래와 같은 3 가지 수준에 따라 개발될 통합 플랫폼을 통해 실세계 적용·테스트·검증과 활용이 필요하다.

• (Level-I) 인간의 업무조력자 (Human like Cognitive Machine)

통합 인공지능 기술 적용을 통해 일상적 지원에서 강화된 지원으로 증강 지능 구현

• (Level-II) 인간-기계 협업 (Thinking Machine)

환경 상호작용, 인간-인공지능 협업 기술 적용을 통해 인간이 태스크를 수행하고 기계가 모니터 하거나, 기계가 태스크를 수행하고 인간이 모니터링하는 인간-기계 협업 구현

• (Level-III) 자율성을 갖춘 기계 (Artificial Self)

Top-down 또는 양방향 approach 모든 기술 적용을 통해 기계가 사람의 개입없이 태스크를 수행하고, 인간은 설계와 관리 감독을 하는 기술적 특이점 지향 발전

예를 들어 불특정 실세계 업무 환경에서 능동적 업무 조력자로서의 로봇이 아래와 같이 단계별 태스크를 수행하는 시나리오를 가정 할 수 있다.

- 실세계 육아환경을 모사하여 소정의 양육과정을 통해 공통 기초 소양을 일반인들도 참여하여 개인 소유로 단기간에 학습시킨 후 다양한 업무 환경 적용에 필요한 상식 및 기본적인 상황인지, 개념, 언어표현, 기본 동작 등을 체화 학습
- 다양한 응용 도메인/태스크에 바로 투입되어 AI 전문가의 개입 없이 업무조력자로 취업시켜 신입직원 직무, 직능 지식, 스킬 교육 과정을 거치게 하고, 상태를 개인이 유지관리하고 개인기를 연마하게 교육하면서 이를 기반으로 더 큰 소득을 취할 수 있게 하는 인간-AI 협업 공존 기술
- 기업비밀, 보안규칙, 윤리준수, 인간존중, 애사심, 공동체 의식, 근면성 등의 기본 마인드셋 장착, 지속적 자동루틴에 의한 마인드셋과 동작 건전성 검증

5. 국내외 연구동향

범용적으로 활용 가능한 인공지능 기술 개발을 위한 연구는 37개국에서 72개 정도의 연구개발 프로젝트가 수행 중이다. 다수의 프로젝트들이 공통의 연구자들, 연구기관들에 의해 상호협력 관계를 유지하고 있다. 전체 연구의 절반 정도가 미국에서 수행 중이며 나머지 대부분도 미국과 유럽 연합, 중국, 다국적 연합에서 수행되고 있다. 대부분의 프로젝트가 중소기업이나 4개의 광범위한 규모의 장기 대형 프로젝트들도 수행 중에 있다: Blue Brain Project (<https://www.epfl.ch/research/domains/bluebrain/>), DeepMind (<https://deepmind.com/>), Human Brain Project (<https://www.humanbrainproject.eu/en/>), OpenAI Research (<https://openai.com/research/>).

이에 범용 인공지능 개발을 추구하며 통합 인공지능 기술과 관련 있는 국내외 주요 5개의 연구 프로젝트에 대해 간략히 살펴보고자 한다.

5.1 뇌인지 발달과정 모사형 차세대 기계학습 기술 개발 (한국 KAIST, 2019~)

국내 유일 최대 규모의 뇌모사형 인공지능 기술개발 과제로 발달인지이론-계산신경과학-뇌기반 인공지능의 융합적 접근을 채택함으로써 인간 두뇌의 핵심적 지능의 작동 원리와 인지 능력의 단계적 발달과정을 모사하고자 하며, 실세계 상호작용 경험과 지속적, 점증적 성장을 통해 영유아 수준의 인지 지능 수준을 갖는 뇌인지 발달 모사형 차세대 기계학습 기술을 개발하는 것을 목표로 한다.

영유아의 지능을 Object concept formation, Single event memory, Self-guided play, Social learning의 4대 핵심요소로 범주화하고, 직관, 추상화, 관계학습, 일반화, 점진학습, 자가성장, 메타인지 등 현 인공지능의 난제들을 핵심요소 지능의 발달 개월수에 따라 매핑함으로써, 핵심 지능 요소들의 작동 메카니즘 원형을 도출하고 이를 모사한 뇌발달 모사형 지능 컴퓨팅 모델을 개발한다. 하향식 및 상향식 접근을 결합한 하이브리드 접근 방식으로 핵심 지능 요소 기술들을 개발하고, 이를 복잡한 환경변화에 대응하는 3수준 테스트 플랫폼을 통해서 실세계 사용 가능한 통합형 기술로써 가능성을 확인한다.

5.2 Machine Common Sense, MCS (미국 DARPA, 2019~)

미국정부 (DARPA)에서 차세대 인공지능 기술 경쟁의 우위를 공고히하기 위해 야심차게 추진하는 AI Next Campaign의 RnD 프로그램 중 하나로 인간의 보

편적 능력이나 현 인공지능에 결여된 상식의 학습 및 추론 기술 확보와 실험적 서비스 개발을 목표로 인공지능이 새로운 환경 변화에 적응하는 능력을 갖추고자 한다.

이는 영유아기 (~18개월)에 대부분 획득하게 되는 핵심 기본 상식과 보다 광범위하고 특정 시공간 맥락적 상식으로써 특정 시대의 사회·문화적 환경에서 보편적으로 획득하는 상식으로 구분하고, 암묵적이고 당연한 상식을 딥러닝 기술과 인지발달심리학 등의 연구결과를 바탕으로 기계 상식 즉, MCS 서비스를 개발하는 것이 궁극적인 과제의 목표로, 첫번째 단계에서는 0-18개월 영유아의 6가지 핵심적 인지능력(학습 및 추론-예측-문제해결 등)의 계산모델을 개발하고, 이를 바탕으로 환경과의 상호작용을 통한 학습-발달 및 새로운 지식 획득의 조합적 생성을 수행하고 연구한다. 또한 인지발달 연구에서 밝혀진 18개월 영유아 수준의 지능을 구사 및 검증하기 위하여 비디오나 가상환경 구축에 기반하여 물리적 현상의 예측·추측, 새로운 개념, 개체 등의 경험기반 학습인 Experience Learning, Problem Solving 등으로 평가하고, 나아가 Allen Institute에서 구축한 벤치마크를 타겟으로 자연어와 영상기반의 질의응답을 통해 성능을 평가한다.

5.3 Biologically-Inspired Cognitive Architectures, BICA (미국 DARPA, 2005~)

생물기반 인지 아키텍처 연구(BICA)는 미국방위고등연구계획국인 DARPA가 2005년 시작한 프로젝트로 성장-발달-환경과의 상호작용을 통한 차세대 인공지능을 위한 인지적 구조 모델 개발을 목표로 한다. 이를 위해 심리학 및 신경과학을 기반으로 지능에 대한 이론, 지능 구조, 그리고 지능 설계 원리 등을 개발하고 수행 및 평가하는 것을 목적으로 한다.

지능을 갖추고 체화할 수 있는 계산적 아키텍처를 만드는데 사용될 수 있는 생물학적 지능 구조의 새로운 아이디어를 산출하였고, 인간 수준의 인지 아키텍처 디자인과 지능에이전트의 실제적 구현을 목표로 학제적 연구를 수행 중에 있다. 인지에 대한 기능적, 심리학적 구성요소 (단기-일화-절차적-의미 기억) 모델에 기반한 인공지능 모델 개발과 신경생물학에 기반한 이론, 디자인, 그리고 결과에 대한 아키텍처 개발, 신경생물학적 디자인 원천과 신경세포 수준에서의 주요한 계산 및 기제들의 기술, 그리고 뇌의 기능적, 표상적 속성들을 그 구조물들에 걸쳐 매핑하는 연구들을 포함하고 있으며, 이를 통해 구현될 인공지능

의 테스트와 평가를 위한 프레임워크 개발도 포함하고 있다.

5.4 Brain-inspired Computing (미국 IBM Research)

IBM의 Brain-inspired Computing 연구팀은 뉴로모픽 컴퓨팅의 선구자로 TrueNorth라는 최초의 Scalable, non-von Neumann형의 저전력 Cognitive Computing Architecture를 개발했으며, 관련된 다양한 end-to-end 소프트웨어를 개발하였다. Truenorth의 초기 버전은 백만개의 신경세포와 256만개의 시냅스로 이루어져 있고, 메모리와 프로세서가 분리된 기존의 칩과는 달리 조그마한 메모리가 프로세서에 분산된, 뇌와 비슷한 아키텍처를 가지고 있다.

이들은 평생 학습하는 인공지능 개발과 기존 학습 내용을 보존하면서 새로운 환경에 적응하는 인공지능 개발을 목표로 하여 저전력, 고성능 인간의 시각 시스템을 모방한 StereoVision, 컨텍스트와 주의집중을 통한 환경 적용 Context-Attentive Bandit, 신경생성 기반 장기기억 구현 알고리즘 및 뇌 정보처리 모방을 통한 손 제스처 인식 알고리즘 등의 요소기술을 개발하고 있다.

5.5 미국 DeepMind 범용인공지능 연구

Neuroscience-inspired AI를 통해 두뇌의 구조적, 알고리즘적 특징 (네비게이션 구조, 시각의 계층적 구조, 환경과 상호작용을 통한 표상과 정보처리 기전을 통한 이론, 컨셉, 규칙 등 지능 구현 방법 등)을 통한 자연지능과 인공지능을 융합한 인공지능 기술개발을 위해 의사결정과 학습에 관련된 신경과학적 증거를 발견하고, 이를 인공지능 에이전트에 이식할 수 있는 방법론 개발을 위해 뇌인지 과학에 기반한 다양한 연구를 지속적으로 수행 중에 있다 [23, 33].

또한 Neuroscience-inspired Artificial Agent (Deep Reinforcement Learning)를 통해 Alpha Go와 같이 처음에는 데이터기반으로 많은 데이터를 주고 게임에서 이기는 방법을 배우게 하였으나, 이후 인간이 처음해보는 게임을 잘 하게 되는 과정을 모사하여 인공지능에 이식하였고, 나아가 하나의 게임을 마스터하면 비슷한 게임들에 규칙과 이기는 방법을 몰라도 몇 번 시도해보면서 금방 규칙을 익히고 잘하게 되는 인간의 이론화 및 일반화 방법을 모사하여 성공적인 결과를 도출하고 있다 [2].

나아가 범용인공지능을 위해 학습, 추론, 지식, 사회지능 및 언어에 이르기까지 자연지능-인공지능 모두 보상 신호가 관여하는 증거를 바탕으로, 'reward-is-enough'

가설을 제시한바 있으며 [35], 잠재 인자, 내재적 상태 및 동기가 자연지능 발현 및 행동 제어에 관여하는 것에 착안, 계산적 방법 및 인공지능 모델을 이용하여 인간 및 생명체의 행동과 뇌반응을 자동으로 측정하고 분석하는 분야와 방법에 대해 소개한 바 있다 [36].

6. 결 론

통합 인공지능 기술 개발은 데이터 기반 현 인공지능 기술의 장점을 활용하고 단점은 보완하면서, 자연지능의 단점도 보완하는 새로운 형태의 지능으로 자연지능을 증강하는 통합 인공지능 기술을 활용하면 실생활 유용성 측면에서 편의제공을 위한 자연지능의 보완재로서 인간을 돕고 능력을 향상시킬 수 있다. 나아가 인간과 인공지능간 상호작용에 대한 사려깊은 설계를 통해 인공지능의 궁극적 목적인 인간 삶의 풍요를 보다 효율적으로 이뤄내게 하는 인공지능의 개발로 이어질 수 있다.

또한 인간 이해를 기반으로한 공존, 교감 인공지능으로서 인간생활의 동반자가 될 수 있으며, 공감, 협업, 소통, 신뢰 가능한 정서적, 사회적, 도덕적 지능과 내재적 가치의 이해를 기반으로 인간을 위한 의사 결정과 행동이 가능한 인공지능 구현이 가능하다. 특히 인간과 깊은 상호작용을 통한 인간-에이전트 협업기반 다양한 문제 해결 능력과 상호 작용을 위한 자기인식, 자기 관리, 자기 평가, 사회적 인식 및 사회적 기술을 갖추으로써 사회지능으로의 확장도 가능하다.

보스턴다이나믹스의 아틀라스가 언제까지 실험실에만 머무르지 않을 것이며, 통합 인공지능 기술이 구현된 로봇이 1980년대 TV의 보급과 같이 모든 가정 및 사회 곳곳에 보급될 미래를 예상해 본다. 인공지능 기술 개발을 선도하고 있는 연구자들이나 국내외 연구동향을 보면 멀지않은 미래에 인간과 인공지능이 공존하는 세상이 올 것이고, 이를 위한 인간의 고위 수준의 지능과 내재적 가치, 나아가 의식, 개성, 인류애의 윤리를 갖춘 인공지능 에이전트의 개발이 전 세계적으로 추진될 것으로 보인다. 향후 인공지능은 사람처럼 상황 판단을 하는 기계에서, 생각을 하는 기계로, 그 후 생명체와 같은 유연한 지능을 갖는 자율성을 갖춘 기계로 진화할 것이며, 이에 대한 준비를 누가 먼저 하는가에 따라 우리의 미래가 달려 있다고 해도 과언이 아니다.

나아가 통합 인공지능 개발은 학문적·사회적 난제 해결 측면에서도 기존 방법론들의 한계를 넘어서 인공지능이 수행할 수 있는 태스크의 범위를 크게 확장

시켜주며, 고도화된 인공지능 기술이 인간 생활에 깊숙이 관여해 있을 미래 사회 모습에 대한 대비를 가능하게 해주며, 나아가 기후위기, 양극화 등 인류의 생존을 위협하는 다양한 현안 이슈들에 대한 해결책을 제시할 수 있을 것으로 기대한다.

참고문헌

- [1] D. Silver, J. Schrittwieser, K. Simonyan, I. Antonoglou, A. Huang, A. Guez, T. Hubert, L. Baker, M. Lai, A. Bolton, et al., "Mastering the game of go without human knowledge," *Nature*, Vol. 550, No. 7676, pp. 354-359, 2017.
- [2] J. Schrittwieser, I. Antonoglou, T. Hubert, K. Simonyan, L. Sifre, S. Schmitt, A. Guez, E. Lockhart, D. Hassabis, T. Graepel, et al., "Mastering atari, go, chess and shogi by planning with a learned model," *Nature*, Vol. 588, No. 7839, pp. 604-609, 2020.
- [3] T. B. Brown, B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. Kaplan, P. Dhariwal, A. Neelakantan, P. Shyam, G. Sastry, A. Askell, et al., "Language models are few-shot learners," *arXiv preprint arXiv:2005.14165*, 2020.
- [4] M. V. Veenman, B. H. Van Hout-Wolters, and P. Afflerbach, "Metacognition and learning: Conceptual and methodological considerations," *Metacognition and learning*, Vol. 1, No. 1, pp. 3-14, 2006.
- [5] L. S. Gottfredson, "Mainstream science on intelligence: An editorial with 52 signatories, history, and bibliography," 1997.
- [6] A. Binet, T. Simon, and T. Simon, *The intelligence of the feeble-minded*. No. 12, Williams & Wilkins, 1916.
- [7] R. Pintner, "Intelligence and its measurement: A symposium-v.," *Journal of Educational Psychology*, Vol. 12, No. 3, p. 139, 1921.
- [8] D. Wechsler, "The nature of intelligence.," 1939.
- [9] R. J. Sternberg et al., *Beyond IQ: A triarchic theory of human intelligence*. CUP Archive, 1985.
- [10] C. Spearman, "'general intelligence' objectively determined and measured.," 1961.
- [11] L. L. Thurstone, "Primary mental abilities.," *Psychometric monographs*, 1938.
- [12] R. B. Cattell, "The structure of intelligence in relation to the nature-nurture controversy," *Intelligence: Genetic and environmental influences*, pp. 3-30, 1971.
- [13] J. Piaget, "Piaget's theory," in *Piaget and his school*, pp. 11-23, Springer, 1976.

- [14] L. S. Vygotsky, "The development of higher psychological functions," *Soviet Psychology*, Vol. 15, No. 3, pp. 60-73, 1977.
- [15] R. V. Yampolskiy, "On defining differences between intelligence and artificial intelligence," *Journal of Artificial General Intelligence*, Vol. 11, No. 2, pp. 68-70, 2020.
- [16] R. Pfeifer and C. Scheier, *Understanding intelligence*. MIT press, 2001.
- [17] J. McCarthy, M. L. Minsky, N. Rochester, and C. E. Shannon, "A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, august 31, 1955," *AI magazine*, Vol. 27, No. 4, pp. 12-12, 2006.
- [18] K. Panneta, "Gartner top 10 strategic technology trends for 2019," *Smarter with Gartner, Stamford: Gartner*, Vol. 15, 2018.
- [19] B. M. Lake, T. D. Ullman, J. B. Tenenbaum, and S. J. Gershman, "Ingredients of intelligence: From classic debates to an engineering roadmap," *Behavioral and Brain Sciences*, Vol. 40, 2017.
- [20] G. M. Lucas, J. Gratch, A. King, and L.-P. Morency, "It's only a computer: Virtual humans increase willingness to disclose," *Computers in Human Behavior*, vol. 37, pp. 94-100, 2014.
- [21] C. Z. Cremer, "Deep limitations? examining expert disagreement over deep learning," *Progress in Artificial Intelligence*, pp. 1-16, 2021.
- [22] Y. Bengio, Y. Lecun, and G. Hinton, "Deep learning for ai," *Commun. ACM*, Vol. 64, p. 58-65, June 2021.
- [23] D. Hassabis, D. Kumaran, C. Summerfield, and M. Botvinick, "Neuroscience-inspired artificial intelligence," *Neuron*, Vol. 95, No. 2, pp. 245-258, 2017.
- [24] G. Marcus, "Deep learning: A critical appraisal," *arXiv preprint arXiv:1801.00631*, 2018.
- [25] D. Kim, J. H. Lee, J. H. Shin, M. A. Yang, and S. W. Lee, "On the reliability and generalizability of brain-inspired reinforcement learning algorithms," *arXiv preprint arXiv:2007.04578*, 2020.
- [26] J. H. Lee, B. Seymour, J. Z. Leibo, S. J. An, and S. W. Lee, "Toward high-performance, memory-efficient, and fast reinforcement learning-lessons from decision neuroscience,," 2019.
- [27] R. Chrisley, "Embodied artificial intelligence," *Artificial intelligence*, Vol. 149, No. 1, pp. 131-150, 2003.
- [28] G. Hinton, "How to represent part-whole hierarchies in a neural network," *arXiv preprint arXiv:2102.12627*, 2021.
- [29] D. Rodr"iguez, J. Hermosillo, and B. Lara, "Meaning in artificial agents: The symbol grounding problem revisited," *Minds and machines*, Vol. 22, No. 1, pp. 25-34, 2012.
- [30] G. Marcus, "The next decade in ai: four steps towards robust artificial intelligence," *arXiv preprint arXiv:2002.06177*, 2020.
- [31] Y. Bengio, "From system 1 deep learning to system 2 deep learning," in *Thirty-third Conference on Neural Information Processing Systems*, 2019.
- [32] J. Pearl, "Causal, casual, and curious (2013-2020): A collage in the art of causal reasoning," 2020.
- [33] D. Hassabis, "Deepmind: From games to scientific discovery: This paper is an edited version of demis hassabis' 2021 iri medal talk. he discussed his personal ai journey – from games to scientific discovery, some of his breakthrough results in complex games of strategy, and some of the exciting ways that lessons from the world of games are helping to accelerate scientific discovery.,," 2021.
- [34] IITP, "인공지능 기술 청사진 2030," *정보통신기획평가원*, 2020.
- [35] D. Silver, S. Singh, D. Precup, and R. S. Sutton, "Reward is enough," *Artificial Intelligence*, p. 103535, 2021.
- [36] D. Mobbs, T. Wise, N. Suthana, N. Guzm"an, N. Kriegeskorte, and J. Z. Leibo, "Promises and challenges of human computational ethology," *Neuron*, 2021.

약 력



김진아

2014 한국과학기술원 전산학과 졸업(박사)
 2005~현재 한국해양과학기술원 책임연구원
 2019~현재 한국정보과학회, 한국컴퓨터그래픽스
 학회 논문지 편집위원
 관심분야: 기후·대기·해양 물리 지식/상식 추론 및
 극한 이벤트 (Extreme Events) 예측
 Email : jakim@kiost.ac.kr



김영길

1997 한양대학교 전자통신공학과 졸업(박사)
 2007~현재 UST 컴퓨터소프트웨어과 겸임교수
 2017 한국정보과학회 언어공학연구회 위원장
 1997~현재 한국전자통신연구원 언어지능연구실
 실장
 관심분야: 자동통역, 대화처리, 질의응답 등
 Email : kimyk@etri.re.kr



장 민 수

2015 한국과학기술원 전산학과 졸업(박사)
1999~현재 한국전자통신연구원 책임연구원
관심분야: 인간로봇상호작용, 소셜로봇, 지식표현과 추론
Email : minsu@etri.re.kr



이 영 한

2011 광주과학기술원 정보기전공학부 졸업(박사)
2011~2014 LG 전자기술원 미래IT융합연구소 Speech팀 선임연구원
2015~현재 한국전자기술연구원 지능정보연구본부 지능형영상처리연구센터 책임연구원
관심분야: 인공지능, 딥러닝 기반 음성 신호 처리 기술
Email : yhlee@keti.re.kr



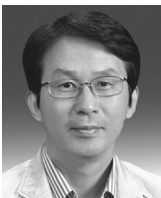
류 제 광

2013 서울대학교 대학원 체육교육과 졸업(박사)
2013~2016 서울대학교 인지과학연구소 연구원
2016~2019 서울대학교 인지과학연구소 연구조교수
2019~현재 동국대학교 체육교육과 조교수
관심분야: 인간수준 인공지능 성능평가, 운동제어 인지신경과학
Email : ryujk@dongguk.edu



우 성 호

2010 서울대학교 협동과정 인지과학 전공 졸업(박사)
2010~2012 고려대학교 심리학과 행동과학연구소 연구교수
2012~2015 동국대학교 대학원 의학과 연구초빙교수
2015~2019 가천대학교 길병원 의생명융합연구원 연구원
2019~2021 가천대학교 뇌과학연구원 연구교수
2021~현재 (주)코그넵9 헬스케어팀 팀장
관심분야: 인지신경과학, 인공지능
Email : nalwsh@gmail.com



박 재 득

1994 한국과학기술원 전산학과 졸업(박사) 2013~2017 고려대학교 정보대학 산학협력 교수
2017~2019 과기정통부 인공지능 성장동력사업 단장 (IITP 소속)
2019~2020 (주)솔트룩스 연구원
관심분야: 인공지능, Developmental Robotics, 인지발달 모델 등
Email : cognotron@gmail.com



이 지 항

2015 University of Bath 졸업(박사)
2000~2005 한글과컴퓨터 주임연구원
2005~2010 삼성전자 DMC연구소 책임연구원
2015~2016 University of Bath, Postdoc
2017~2020 한국과학기술원 KI-Postdoc
2019~2020 한국과학기술원 바이오 및 뇌공학과 연구조교수
2020~현재 상명대학교 휴먼지능정보공학과 조교수
관심분야: 의사결정, 규범추론, 뇌기반인공지능
Email : jeehang@smu.ac.kr



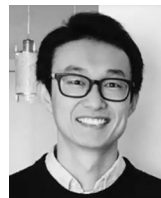
박 영 군

2011 한국과학기술원 생명과학과 졸업(박사)
2011~2013 한국과학기술원 자연과학연구소 박사후연구원
2013~2015 스위스 Friedrich-Miescher Institute(FMI) 박사후연구원
2015~2019 미국 Massachusetts Institute of Technology (MIT) 박사후연구원
2019~2020 미국 Massachusetts Institute of Technology(MIT) 연구과학자
2020~현재 한국과학기술원 바이오및뇌공학과 조교수
관심분야: 뇌과학, 뇌공학, 뇌 모사 인공지능
Email : ygpark12@kaist.ac.kr



류 중 원

2017 서울대학교 뇌인지과학과 졸업(박사)
2017~2019 서울대학교 뇌인지과학과 연수연구원
2019~현재 한국과학기술원 신경과학-인공지능 융합연구센터 연수연구원
관심분야: 인지신경과학, 뇌기반 인공지능
Email : rjungwon@gmail.com



이 상 완

2009 한국과학기술원 전자전산학과 졸업(박사)
2010~2011 MIT 박사후 연구원
2011~2015 Caltech 박사후연구원/Della Martin 펠로우
2015~현재 KAIST 바이오및뇌공학과 조교수/부교수
2019~현재 KAIST 신경과학-인공지능 융합연구소장
관심분야: 뇌기반 인공지능, 계산신경과학
Email : sangwan@kaist.ac.kr



윤 기 중

2015 UT Austin ECE 졸업(박사)
2016~2018 BCM/Rice 박사후연구원
2019~현재 한양대학교 융합전자공학부 조교수
관심분야: 기계학습 및 지식처리, 신경회로망, 뇌신경과학
Email : kiyoon@hanyang.ac.kr



김 태 희

2011 서울대학교 대학원 철학과 졸업(박사)
2014~2018 서울대학교 인지과학 협동과정 객원강사
2014~2018 건국대학교 상허교양대학 교육전임교원
2018~현재 건국대학교 모빌리티인문학 연구원 HK교수
관심분야: 체화된 인지, 인공지능, 현상학, 모빌리티 인문학
Email : thcomm@konkuk.ac.kr



장 병 탁

1992 한독일 Bonn대학교 컴퓨터과학 졸업(박사)
 2003~2003 MIT 인공지능연구소(CSAIL) 초빙교수
 2007~2008 삼성전자 종합기술연구원 초빙교수
 2010~2013 한국정보과학회 인공지능소사이어티 회장

2012~2016 서울대 인지과학연구소 소장

2014~2018 한국인지과학산업협회 회장

1997~현재 서울대학교 컴퓨터공학부 POSCO 석좌 교수, 인지과학 및 뇌과학 협동과정 겸임교수, AI 연구원 원장

관심분야: 기계학습, 인공지능, 뇌인지과학

Email : btzhang@bi.snu.ac.kr



최 윤 호

2019 카톨릭대학교 정보통신전자공학부 졸업(학사)
 2019~현재 정보통신기획평가원, 인공지능데이터 기획팀

관심분야: 인공지능, 소프트웨어

Email : cyh921118@iitp.kr



박 상 욱

2013 중앙대학교 영상공학과 졸업(박사)
 1997~현재 정보통신기획평가원 인공지능데이터 기획팀장 (인공지능사업단 사무국장)

2019 인공지능 기술청사진 책임자

2016 글로벌 상용SW백서 책임자

관심분야: 인공지능, 소프트웨어, 디지털콘텐츠

Email : pso10016@iitp.kr