

게임 인공지능 최신 연구 동향

세종대학교 | 박현수 · 김경중*

1. 서론

예전부터 게임업계에서는 사용자 경험을 향상시키기 위해, 주로 게임의 그래픽을 발전시켜왔지만, 그에 따른 제작비의 상승과 같은 이유로 그래픽을 통해 다른 게임과 차별화 시키는 것이 점차 어려워지고 있다. 반면 최신 인공지능/계산지능 기법을 적용하여 사용자에게 더 새롭고 차별화된 재미를 제공하는 것이 새로운 대안으로 관심을 모으고 있다.

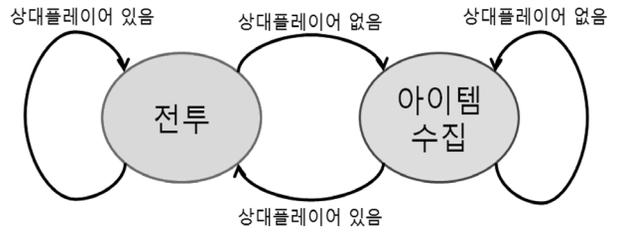
전통적인 게임 인공지능 기법은 유한상태기계(FSM, Finite State Machine), 규칙기반시스템(RBS, Rule-Based System) 그리고 탐색(Search)과 같은 기법을 의미하는 것이었다(그림 1). 이러한 기법들은 현재도 폭넓게 이용되고 있지만, 이런 전통적인 기법만으로 현대적인 정교한 인공지능을 구현하는 것은 한계가 있다. 이런 한계를 극복하기 위해 게임 인공지능 분야는 로봇공학, 제어공학과 같은 다른 분야의 연구 성과들을 받아들여 왔고, 현재는 이런 기법들이 상용게임에서도 폭넓게 사용되고 있다. 또한, 최근에는 다양한 기계학습(Machine Learning) 기법들도 사용되고 있다. 인공지능 기술의 사용목적도 예전에는 지능적인 것처럼 보이는 NPC (Non-Player Character)를 제작하는 것이 대부분이었지만, 현재는 사용자 모델링, 콘텐츠 자동생성 등 보다 다양한 목적으로 사용하고 있다.

본 원고에서는 최근 학계의 게임인공지능 연구 동향을 대표적인 저널인 IEEE TCIAIG¹⁾ 문헌 분석을 통해 파악하고, 게임 인공지능에 대한 기본 개념과 최근 유행하는 대표적인 연구주제 몇 가지를 소개한다.

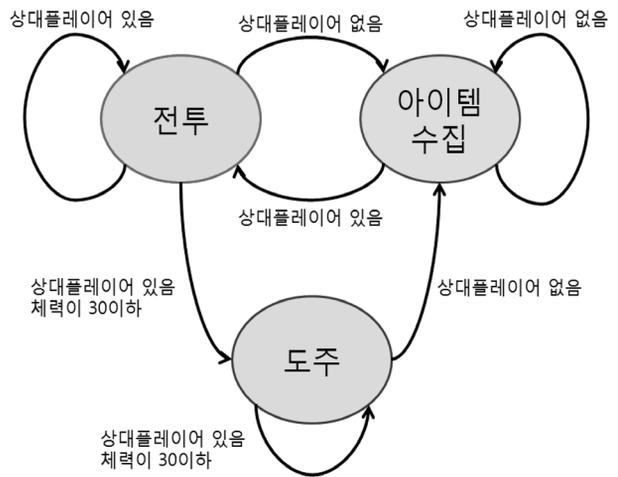
* 정회원

† This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MSIP) (2013-016589, 2010-0018950).

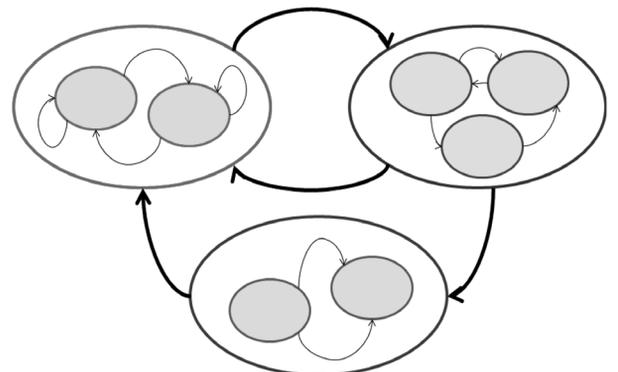
1) IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games



(a) 상태가 두 개인 FSM



(b) 상태가 세 개인 FSM



(c) 계층적 유한상태기계(HFSM)의 예
그림 1 게임을 위한 유한 상태 기계의 예

2. 게임 인공지능

2.1 전통적인 게임 인공지능

일반적으로 인공지능을 연구/개발하는 궁극적인 이유는 인간과 같이 다양한 문제를 해결할 수 있는, 생각하는 기계를 만들기 위함이다. 이와 같은 인공지능을 강한 인공지능이라고 한다. 하지만, 이런 인공지능을 구현하는 것이 매우 어려우며, 아직은 현실로 실현되지 않았다. 강한 인공지능 보다 좀 더 실용적인 지능을 모방하려는 시도가 약한 인공지능이다. 이는 제한된 조건에서 제한된 작업을 인간수준 혹은 그 이상으로 수행할 수 있는 것을 목적으로 한다.

현재 인공지능 혹은 지능형 시스템이라고 부르는 대부분의 시스템은 여기에 속한다. 물론, 게임 인공지능도 약한 인공지능의 일종이라고 볼 수 있다. 강한 인공지능과 달리 실용적인 입장을 택한 약한 인공지능은 정해진 작업을 충실하게 수행하는 것을 가장 중요한 목표로 하며, 실제 지능이 존재하는지 여부에 초점을 맞추지 않는다. 때문에, 상용 게임에서 인공지능의 역할은 최소한의 시스템자원을 이용하여 사용자에게 지능이 존재한다는 환상을 심어주기만 하면 충분하다[1].

과거에 게임에서 요구되는 인공지능의 수준은 게임의 재미를 부여하기 위한 단순한 환경의 장애물이나, 플레이어의 경쟁상대의 역할이었다. 장애물로서의 게임 인공지능은 매우 낮은 수준의 지능을 가진 경우가 대부분이었지만, 플레이어의 경쟁상대로서의 인공지능은 보다 정교할 필요가 있었다. 인간 플레이어가 보기에 인공지능이 승리를 위해 마치 인간과 같이 생각하고 있다는 환상을 심어줘야 했다. 이런 환상은 게임의 재미에 큰 영향을 미칠 수 있으며, 결과적으로 상업적 성공 여부에도 영향을 미친다. 칙센트 미하이의 몰입 이론에 따르면 인간은 약간 어렵지만 불가능해 보이지 않은 문

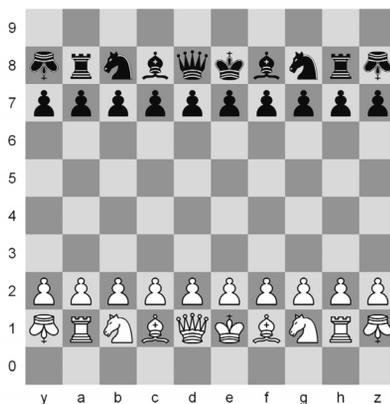
제가 주어졌을 때, 문제해결에 완전히 몰입하게 되며, 이때 큰 즐거움을 느낀다고 한다[2]. 만약 체스, 장기처럼 인공지능이 게임의 난이도를 결정하는 핵심요소라면, 적당히 도전적인 인공지능은 게임의 흥미를 유발하는 가장 중요한 요소가 될 것이다.

게임 인공지능의 초창기에는 체커(Checkers), 체스(Chess)와 같은 게임이 많이 연구되었는데, 그 이유는 이런 게임들이 가장 단순한 형태의 보드 게임이기 때문이다. 여기서 단순하다는 것은 인간이 플레이하기에 쉬운 게임이라는 의미가 아니다. 실제로 체스와 같은 경우는 인간 플레이어들 사이에서도 큰 실력차이가 존재하며 실력이 좋은 플레이어는 매우 적다. 컴퓨터에게 이런 게임들은 매 차례마다 유한한 선택 횟수를 가지며, 은닉 정보가 없다는 측면에서, 기존에 개발되어 있는 탐색 알고리즘을 그대로 적용하는 것이 가능했다.

컴퓨터의 접근 방식은 모든 경우의 수를 고려하여 자신에게 가장 유리한 상황을 탐색하는 것인데, 체스와 같은 게임은 게임 세계(보드 위의 상태)의 정보가 완전히 공개되어 있어, 현재 게임 상태를 기반으로 미래를 예측하는 것이 가능하며, 미래의 게임 상태가 자신에게 유리한지 불리한지 판단할 수 있다. 상대방의 최선의 선택은 나에게 가장 불리하다고 가정하면 상대의 최선의 행동도 예측 가능하다.

하지만, 모든 경우의 수를 고려하는 것은 많은 계산자원을 요구한다. 체커, 체스, 장기와 같은 게임은 경우의 수가 제한적이기 때문에, 몇 수 앞까지라면 모든 경우를 고려하는 것이 가능하다. 반면, 바둑은 경우의 수가 너무 많기 때문에, 최신 하드웨어를 이용해도 위에서 기술한 방식으로 해결하기에는 무리가 있다. 하지만, 최근에는 새로운 기법이 제시되어 상당한 진전을 보이고 있다[3].

비록 오랜 시간동안 학계에서는, 그림 2(a)와 같은 보



(a) 보드게임(Chess)



(b) 일인칭 슈팅게임(Battle Field 3)

그림 2 보드 게임과 일인칭 슈팅게임

드게임 또는 카드게임, 죄수의 딜레마 같은 이론적인 게임들을 이용하여 연구를 진행해 왔으며, 현재도 이를 활발히 연구하고 있다. 여전히 학술적으로는 연구가 필요한 주제가 많지만, 이와 같은 게임들은 현재 상업적으로 인기 있는 게임들과는 다르다. 최근 유행하는 게임의 장르(genre)는 그림 2(b)와 같은 일인칭 슈팅 게임(FPS; First Person Shooting)이나 실시간 전략 시뮬레이션(RTS; Real-Time Strategy)과 같은 게임으로서 인공지능 관점에서는 과거에 유행하던 전통적인 게임들과 다른 특성들을 가진다.

2.2 산업적 vs. 학술적 게임 인공지능

에이전트를 지능의 수준에 따라 분류하면 가장 단순하게는 주변 환경의 자극에 따라 바로 반응하는 반응형 에이전트(Reactive agent), 주변 환경의 자극을 분석하여 계획을 세우고 수행하는 숙고형 에이전트(Deliberative agent), 과거의 경험을 학습하여 자신의 성능을 개선시키는 학습형 에이전트(Learning agent)가 있다[4].

현재 상용게임에서 사용하는 대부분의 게임 봇은 반응형 에이전트와 숙고형 에이전트 사이의 수준이다. 상용 게임의 경우 다양한 인공지능 캐릭터들이 동시에 등장하는 경우가 많고, 게임의 나머지 시스템도 동일한 기계에서 작동하는 경우가 많기 때문에 최대한 계산비용이 낮은 방법을 선호하는 경향이 있다. 그래서 기계 학습을 게임 인공지능을 위해 사용한다고 해도 주로 개발단계에서 사용하는 경우가 많다.

상용 게임에서 인공지능의 주목적은 강한 지능을 구현하는 것이 아닌 최소한의 자원을 이용하여 플레이어에게 봇이 지능이 있다는 착각을 심어주는 것이기 때문에, 사용자가 인식하기 힘든 정교한 기법 보다는, 대부분 사용자가 수공할 수 있는 지능 수준에 최대한 계산 부담이 적은 방식을 택한다. 그러나 상업 게임 중에서도 Black & White와 같이 간단한 기계학습 알고리즘(Decision Tree)을 이용하여 게임 도중에 실시간 학습을 성공적으로 구현한 사례도 있다[5].

반면에 학계(academic)에서 접근하는 방식은 상용게임 제작업체와 약간 다른 측면이 있다. 상용게임과 같은 제약을 무시하는 경우가 많은데, 크게 두 가지 이유가 있다. 첫째, 인공지능 연구에서 인간수준의 지능은 궁극적인 목적 중의 하나이기 때문에, 반드시 필요하지 않다면 상용게임과 같은 제약조건을 고려하는 것보다, 먼 미래를 바라보고 다양한 시도를 해보는 것이 더 흥미로운 결과를 보일 수 있다. 둘째, 상용게임과 달리 실험 혹은 시연 환경은 계산 부담에서 비교적 자유롭다. 극단적인 예로는 IBM의 체스 그랜드 마스터인 게

리 카스파로프(Garry Kasparov)에게 승리한 딥 블루(Deep Blue)를 들 수 있다. 이때 IBM은 고가의 슈퍼컴퓨터를 이용하였는데, 이것은 명백하게 상용게임 제작자들과 거리가 있는 접근법이다. 이렇게 극단적인 경우가 아니더라도 하나의 인공지능만을 위해 모든 시스템 자원을 가용하는 것만 해도 상업 게임에서는 불가능한 접근 방법이다.

하지만, 최근 들어서 이 차이가 조금씩 줄어들고 있는 것으로 보이는데, 산업계에서도 전통적인 기법의 부족한 점을 보완하기 위해 좀 더 정교한 인공지능 기법을 적용하는 사례가 늘어나고 있다. 또한 멀티 코어 프로세서, GPGPU(General Purpose Graphic Processing Unit)와 같은 하드웨어의 발전으로 인해 정교한 기법들을 상용게임에 적용하는 것이 점차 용이해지고 있다.

3. 게임 인공지능 최신 동향 분석

게임 인공지능관련 연구 성과를 발표할 수 있는 대표적인 저널에는 TCIAIG가 있다. 약 세 달마다 다양한 게임에 적용된 계산지능과 인공지능 관련 연구들을 발표한다. 그림 3은 최근 5년(2009-2013) 동안의 TCIAIG에 출판된 논문 116편의 제목, 초록, 키워드에서 추출한 관련단어 상위 20개의 출현 횟수이다. 단, 같은 뜻의 단어, 유사한 단어 또는 너무 구체적인 표현은 제외하거나 대표할 수 있는 단어로 통합하였다. 추출한 단어들은 보통 게임 인공지능 연구 주제, 특정 기법, 연구 대상인 게임을 의미하는데, 단어의 추출 및 분류 기준에 따라 다른 결과를 보일 수 있지만, 위 그림을 통해 최근 연구의 동향을 추측할 수 있다. 이 결과를 연

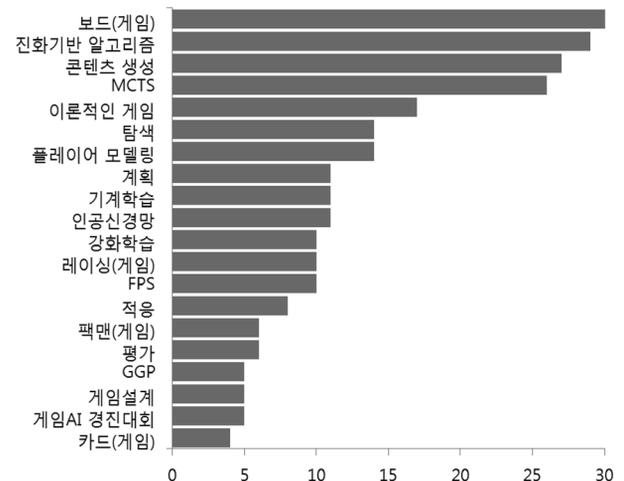


그림 3 TCIAIG 최근 5년 단어 출현 빈도(상위 20개) (MCTS = Monte-Carlo Tree Search, FPS = First-Person Shooter, GGP = General Game Playing)

표 1 출현 빈도가 높은 단어 목록 (숫자는 출현빈도)

연구주제	인공지능 기법	게임
콘텐츠 생성(47)	진화 연산(29)	보드게임(47)
플레이어 모델링(14)	MCTS(26)	이론게임(17)
적응(8)	탐색(14)	레이싱게임(10)
GGP(5)	인공신경망(11)	FPS(10)
게임설계(5)	강화학습(10)	팩맨(6)

구 주제, 인공지능 기법(알고리즘), 대상 게임별로 분류하면 표 1과 같다. 이 분석결과에 따르면 가장 인기 있는 연구 주제는 콘텐츠 생성이며, 가장 많이 이용하는 기법은 진화기반 알고리즘(Evolutionary Algorithm)이다. 그리고 연구 대상으로 가장 많이 이용하는 것은 보드게임이다.

3.1 게임 인공지능 연구 플랫폼

TCIAIG 문헌 분석 결과 첫째가 보드게임이며, 두 번째가 이론적인 게임, 그 뒤로 레이싱게임, 일인칭 슈팅 게임(FPS), 팩맨 등이 있다. 이 분석결과에 따르면, 가장 많이 연구된 대상은 체커(Checkers), 체스(Chees), 헥스(Hex), 오목, 바둑과 같은 보드게임이었다. 비록 최근의 상용 비디오 게임에서 요구하는 인공지능과 큰 차

이를 보이지만, 게임이 단순하여 연구 플랫폼의 구현이 간단하며, 일반적 게임 플레이(GGP, General Game Playing)/자동 게임 설계 같은 도전적인 주제를 연구하기에 적합하다.

보드게임은 오랫동안 연구되었지만, 아직도 많은 연구 주제가 남아있다. 예를 들면, 많은 발전이 있었지만 바둑과 같은 게임은 아직도 인간 플레이어보다 잘하는 인공지능 플레이어를 만드는 것은 어려운 문제이며[6], 인간과 같이 사고하거나, 학습하는 인공지능은 아직 연구가 부족하다[7]. 예를 들면, 체커는 보드게임은 이미 절대로 지지 않는 인공지능이 존재할 정도로 연구되었지만[8], 여기서 활용한 기술은 인간처럼 사고하는 것이 아닌 탐색 알고리즘을 이용하여 다양한 경로의 수를 분석한 결과로 볼 수 있다.

두 번째로 많이 연구된 이론적인 게임이란 반복적 죄수의 딜레마(IPD, Iterated Prisoner's Dilemma)와 같은 추상화된 게임을 의미한다. 이런 게임들은 매우 단순하여 플랫폼의 구현이 간단하고, 복잡한 게임을 이용해서 하기 힘든 모험적인 연구를 하기에 적합하다. 또한 IPD와 같은 게임은 경제, 무역, 협상 등 다양한 현실세계를 모델링하는 목적으로 사용할 수 있다.



(a) Ms Pac-Man



(b) Car Racing



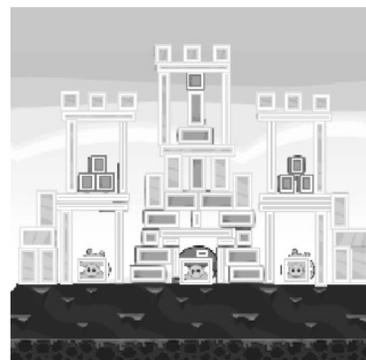
(c) Super Mario



(d) StarCraft



(e) Unreal Tournament



(f) Angry Birds

그림 4 경진대회를 위해 사용되고 있는 게임 플랫폼

세 번째 이후의 레이싱게임, 일인칭 슈팅게임(FPS), 팩맨(Pac-Man) 그리고 실시간 전략 시뮬레이션(Real Time Strategy), 플랫폼어(Platformer) 게임이다. 이 게임들을 일반적으로 비디오 게임이라고 분류하며, 보드 게임이나 이론적인 게임과 달리 최근에 유행하는 상용 게임과 많은 특성을 공유한다. 예를 들면, 게임이 실시간으로 진행되며, 정보의 불확실성/지연이 존재할 때 여러 작업을 자율적으로 처리할 것을 요구한다. 이런 복잡한 게임 환경은 인공지능 붐에게 더욱 지능적인 것을 요구하기 때문에 많은 연구가 필요하지만, 이러한 게임 인공지능들을 연구하기 위해 게임을 직접 구현하는 것은 매우 많은 노력이 들며, 비효율적이다.

많은 게임 인공지능 연구/개발 커뮤니티에서 인공지능 연구를 위한 게임 인공지능 연구 플랫폼을 제공하고 있다. 이런 플랫폼은 기존 공개/상용게임에 인공지능 부분을 마음대로 수정할 수 있는 방법을 제공한다. 게임 인공지능 연구/개발과 관련한 많은 커뮤니티에서 플랫폼을 공개하고 인공지능 구현 경진대회를 통하여 서로의 연구 성과를 공개하고 비교한다.

최근 공개된 대표적인 게임 인공지능 개발 플랫폼은 슈퍼마리오[9], Unreal Tournament 2004[10], StarCraft [11], TORCS[12], Ms Pac-Man[13], Angry Birds[14]와 같은 비디오 게임을 대상으로 하였다. IEEE CIG와 AI-IDE 등 국제 게임 관련 학회에서는 최근 몇 년 동안 해당 플랫폼을 이용하여 경진대회를 진행하였으며, 수많은 경진대회 참가자들이 자신의 경험을 학술대회 논문으로 발표하였다. TCIAIG에 발표된 논문도 이와 동일한 플랫폼이나 유사한 플랫폼을 이용한 연구들이다. 최근, 게임 인공지능 경진대회 참가를 돕기 위해 게임 인공지능 경진대회 포털이 만들어졌다[15,16].

3.2 MCTS(Monte Carlo Tree Search)

MCTS는 기존 탐색 기법으로는 해결하기 힘들 정도로 경우의 수가 많은 문제인 바둑 문제를 획기적으로 개선하면서부터 주목을 받기 시작했다[3]. 가장 대표적인 탐색 알고리즘 중의 하나인 A*알고리즘은 가장 많은 게임에 성공적으로 적용된 게임 인공지능 알고리즘 중의 하나이다. 그러나 기본적으로 가능한 모든 경우의 수를 따져 본 뒤 가장 원하는 상태와 가까운 상태를 선택하는 방식으로 작동하기 때문에, 가능한 경우의 수가 매우 큰 바둑과 같은 게임에서는 매우 비효율적이었다. 하지만 최근 MCTS을 이용한 인공지능들이 기존 접근방법을 이용한 경우보다 대폭 향상된 성능을

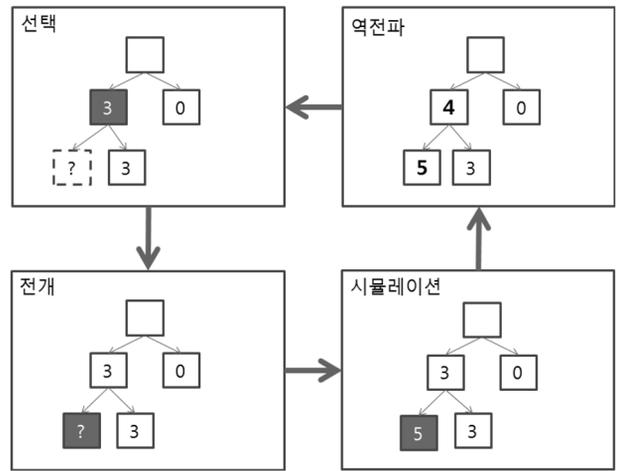


그림 5 MCTS의 개요

보였다.

MCTS는 기존 탐색 알고리즘들처럼 모든 경우를 평가하는 대신에 무작위탐색을 정해진 횟수만큼 반복해서 시도하고, 통계적으로 가장 이득이 큰 선택을 하는 방식이다. 간단한 개요는 그림 5와 같다. 탐색 과정은 선택, 전개, 시뮬레이션, 역전파 네 단계로 나뉜다. 선택 단계에서는 루트 노드부터 시작하여 무작위로 자식노드를 선택한다. 탐색해보지 않은 새로운 자식노드를 전개할 수 있거나 현재 자식노드가 종단노드라면 선택단계를 중단하고, 그렇지 않다면 계속 현재 선택된 자식노드의 자식노드를 무작위로 계속 선택해 나간다. 전개 단계에서는 선택된 새로운 자식노드를 전개하고, 시뮬레이션 단계에서는 해당 노드(게임 상태)를 평가하여 얼마나 좋고 나쁜지 점수를 매긴다. 역전파 단계에서는 평가된 자식노드와 관련된 부모노드들의 점수를 갱신한다. 일반적인 방식은 자식노드들의 평균 점수를 부모노드의 점수로 하는 것이다.

최근에는 완전한 무작위로 선택하는 대신에 UCB (Upper Confidence Bounds)가 높은 자식노드를 선택하는 방식이 보편적이다. 가장 기본적인 UCB인 UCB1 [17]은 아래 공식으로 구한다.

$$UCB1 = mean(X_j) + \sqrt{\frac{2 \ln n}{n_j}}$$

j 는 특정 자식노드를 의미하며, n 은 현재까지 탐색한 횟수, n_j 는 특정 자식노드를 탐색한 횟수를 의미한다. 자식노드들의 평균($mean(X_j)$)은 더 높은 점수를 가진 자식노드를 중점적으로 탐색하도록 하며, 오른쪽 항($\sqrt{2 \ln n / n_j}$)은 탐색이 충분히 되지 않은 자식 노드를 탐색하도록 도와준다.

MCTS는 아직은 장기 계획(Long-term planning)을 처

2) <http://cilab.sejong.ac.kr/gc>

리하기 힘들고, 실시간 게임이나, 게임 환경의 정보가 불확실한 경우 등 아직 충분하지 않은 부분이 있지만, 여러 연구자들이 매우 유망하게 생각하고 있으며 최근 매우 광범위하게 연구되고 있다. 또한, MCTS이 최근 주목을 받고 있는 GGP를 위한 기술로서 유망하다는 의견도 있다[18].

3.3 콘텐츠 자동 생성

게임은 다양한 콘텐츠의 집합으로 볼 수 있다. 일러스트, 다양한 3D 모델, 음악, 캐릭터, 스토리, 아이템 등 게임을 제작하기 위해서는 많은 콘텐츠가 필요하다. 이러한 각각의 콘텐츠는 해당 분야의 전문가인 그래픽 디자이너, 작곡가, 작가, 기획자 등 다양한 사람들에 의해 제작된다. 하지만 이런 콘텐츠 생성에는 많은 시간과 비용이 필요하다. 최근, 게임 콘텐츠를 자동으로 생성하고자 하는 다양한 연구들이 진행되고 있으며, 일부는 상업게임에도 적용되고 있다. 게임 콘텐츠 자동 생성 연구를 통해 게임의 제작비용을 낮추면서 사용자들에게 다양한 콘텐츠를 제공하고, 한 걸음 더 나아가 사용자에게 적합한 콘텐츠를 자동으로 생성해서 제공하는 서비스도 제공할 수 있다.

콘텐츠 자동 생성기법은 흔히 PCG(Procedural Content Generation)이라고 불린다. PCG는 크게 두 가지, Constructive PCG와 탐색기반(Search-based) PCG로 분류할 수 있다[19]. 그림 6은 두 PCG기법의 개요를 보여준다. Constructive PCG는 흔히 단축된 표현(예를 들어, seed 값, vector)이 주어지면 정해진 규칙에 의해 결과물을 만들어 내는 기법을 말한다. 대표적인 예로 L-system을

표 2 대표적인 PCG 연구사례

저자	목적
D. Plans and D. Morelli[22]	배경음악 생성
E. J. Hastings, et al.[23]	무기 설계
D. Loiacono, et al.[24]	레이싱 트랙 생성
H. -M. Chang and V. -W. Soo[25]	스토리 생성
H. Barber and D. Kudenko[26]	스토리 생성
T. Tutenel, et al.[27]	건축물 생성
C. Browne and F. Maire[28]	보드 게임 설계

들 수 있다[20]. L-system은 식물의 성장 프로세스를 표현하기에 적합한 알고리즘으로, 자연물의 구조를 기술하기에 유리하다. 이 시스템은 간단한 몇 개의 규칙으로 다양한 형태의 자연물을 생성할 수 있다.

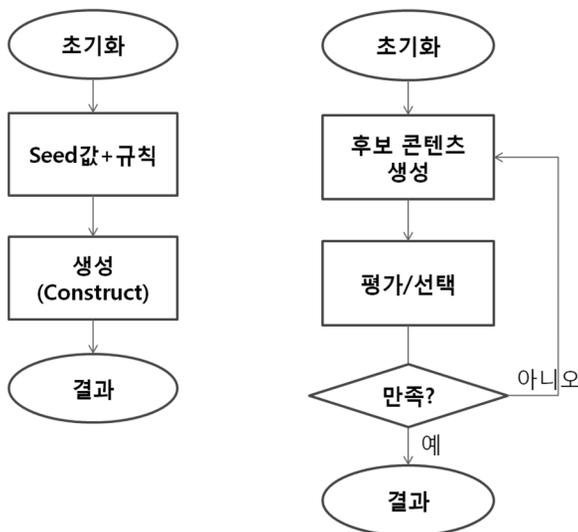
탐색기반 PCG는 최근 들어 활발히 연구되고 있는 분야로, 다양한 탐색 알고리즘(예를 들어, 진화기반 알고리즘)을 이용한 PCG 기법이다. 다양한 후보해(콘텐츠)를 생성한 뒤, 평가를 수행하고, 평가 결과를 토대로 새로운 콘텐츠를 만들어 위의 과정을 반복한다. 이 기법은 평가를 어떻게 수행하는지에 따라 두 가지 형태로 구분이 가능하다. 콘텐츠의 좋고 나쁨을 객관적으로 평가할 수 있는 함수를 설계해서 이용하는 방법과, 사람이 직접 개입하여 평가 값을 입력하는 방법이 있다. 후자에서 가장 널리 이용하는 방법은 상호 진화연산(Interactive Evolutionary Computation)[21]이다. 객관적인 평가함수를 설계할 경우 매우 많은 해를 탐색할 수 있는 장점이 있다. 하지만, 사람만이 평가할 수 있는 부분이 있기 때문에, 사람의 개입을 완전히 배제하기 어려울 수 있다. 표 2는 대표적인 PCG 연구사례를 보여주고 있다.

3.4 플레이어 모델링 및 GGP(General Game Playing)

최근에 인기 있는 연구주제 중 하나는 다양한 학습 기법을 이용하여 사용자를 모델링하려는 연구이다. 수집된 데이터를 이용하거나, 사용자와 상호작용하며 사용자 집단 혹은 개인을 모델링하고, 그에 맞춰 난이도 조절, 콘텐츠 생성과 같은 적합한 서비스를 제공하기 위한 것이다.

플레이어를 모델링하려는 연구를 목적 따라 분류하면 크게 두 가지로 분류할 수 있다. 첫째, 사람의 행동을 분석하여 사람과 같이 행동하는 인공지능 플레이어를 설계하기 위한 목적이다. 둘째, 사용자에게 적합한 콘텐츠를 제공하기 위한 목적이다.

사실적인 게임 환경을 제공하기 위해 사람과 같이 행동하려는 인공지능 캐릭터를 설계하는 방법에 대한 연



(a) Constructive PCG (b) Search-based PCG
그림 6 PCG의 개요

구는 매우 중요한 연구주제이다. 그리고 이것을 달성하기 위한 방법으로 감독학습, 강화학습이 폭넓게 사용되고 있다. 직접 설계하기 힘든 사람의 행동을, 실제 인간 플레이어의 데이터를 수집하여 모델을 학습함으로써 흉내 낸다[1].

최근 들어서는 사용자에게 적합한 콘텐츠를 제공하는 방법에 관한 연구가 활발히 이뤄지고 있다[29]. 간단하게는 사용자의 실력에 따라 난이도를 조절해주는 방법에 대한 연구[30,31]부터, 상호작용을 통해 사용자가 선호하는 콘텐츠를 알아내고 제공하는 방법[32]에 대한 연구까지 다양하다. 이 목적을 달성하기 위한 방법으로는 감독학습, 강화학습부터 시작하여 상호진화 연산과 같은 방법까지 다양한 방법을 이용하고 있다.

보통 게임 인공지능은 하나의 게임을 위해 설계된다. 비슷한 형식을 지닌 동일한 장르의 게임이라고 하더라도 하나의 게임을 위해 설계된 인공지능에는 해당 게임에 특화된 부분이 있어, 다른 게임을 플레이 하도록 하였을 때 만족스런 성능을 보장하는 것은 매우 어렵다. 하지만 최근, 여러 게임을 동시에 플레이할 수 있는 게임 인공지능을 개발하려는 연구가 시도되고 있다. 보드 게임을 대상으로 한 연구[33]는 기존에도 종종 있었지만, 최근에는 이러한 연구를 비디오 게임을 대상으로 하려는 시도(GVGP, General Video Game Playing)가 있다[34]. 아직은 몇몇 단순한 게임에 대해서만 제한적으로 성공한 사례[35]가 나오고 있지만, 이런 연구에 대한 노력의 결과가 게임 인공지능 뿐 아니라 강한 인공지능 연구에 대한 새로운 전기를 마련할 것으로 바라보는 시각도 있다.

4. 결론

본 글에서는 게임 인공지능에 대해서 이해하고, 최근의 연구동향을 살펴볼 수 있도록 다양한 정보를 제공했다. 첫째, 게임 인공지능의 기본개념에 대해서 간단히 설명 하였다. 게임인공지능과 일반적인 지식을 가지는 강한 인공지능 간의 차이에 대해 설명하고, 산업계에서 다루는 게임인공지능과 학계에서 다루는 게임인공지능의 차이점에 대해서 설명하였다.

둘째, 학계의 대표적인 게임 계산지능/인공지능 저널인 IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games를 분석하여 최근 인기 있는 연구 주제의 경향에 대해서 알아보았다. 그리고 최근에 어떤 게임이 연구용으로 이용되는지 알아보았으며, 게임 인공지능 연구를 위해 사용하는 게임 인공지능 플랫폼에 대해서도 간단히 소개하였다.

마지막으로, 최근에 인기 있는 연구 주제 중 몇 개를 선별하여 보다 자세한 정보를 제공하였다. 이 글에서 소개하는 주제는 콘텐츠 생성, MCTS, GGP, 플레이어 모델링 등이다.

참고문헌

- [1] A. J. Champanard, AI Game Development: Synthetic Creature with Learning and Reactive Behaviors, 2003.
- [2] M. Csikszentmihalyi, Finding Flow, 1997.
- [3] C. B. Browne, et al., "A Survey of Monte Carlo Tree Search Methods", IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 4, No. 1, 2012.
- [4] S. Russell and P. Norvig, Artificial Intelligence: A Mordern Approach 3rd Edition, 2010.
- [5] D. Fu and R. Houlette, "Constructing a Decision Tree Based on Past Experience", AI Game Programming Wisdom 2, 2003.
- [6] A. Rimmel, et al., "Current Frontiers in Computer Go", IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 2, No. 4, pp. 229-238, 2010.
- [7] G. Kasparov, "The Chess Master and the Computer", (<http://www.nybooks.com/articles/archives/2010/feb/11/the-chess-master-and-the-computer>), 2010.
- [8] J. Schaeffer et al., "Checkers is Solved", Science, 2007.
- [9] Platformer AI Competition, (<http://platformersai.com>)
- [10] Pogamut, (<http://pogamut.cuni.cz/main/tiki-index.php>)
- [11] CIG 2013 StarCraft RTS AI Competition, (<http://ls11-www.cs.uni-dortmund.de/rts-competition/starcraft-cig-2013>)
- [12] Simulated Car Racing Championship, (<http://games.ws.dei.polimi.it/competitions/scr>)
- [13] Ms Pac-Man vs. Ghost Team Competition, (<http://www.pacman-vs-ghosts.net>)
- [14] Angry Birds AI Competition, (<http://www.aibirds.org/>)
- [15] K.-J. Kim, and S.-B. Cho, "Game AI competitions: An open platform for computational intelligence education", IEEE Computational Intelligence Magazine, August 2013.
- [16] K.-J. Kim, and S.-B. Cho, "Game competition and machine learning", Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers, Feb 2011.
- [17] P. Auer, N. Cesa-Bianchi, and P. Fischer, "Finite-time analysis of the multiarmed bandit problem", Mach. Learn., Vol. 47, No. 2, pp. 235-256, 2002.
- [18] Y. Bjornsson and H. Finnsson, "CadiaPlayer: A Si-

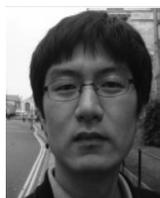
- mulation-Based General Game Player”, IEEE Transactions on Computational Intelligence in Games, Vol. 1, No. 1, pp. 4-15, 2009.
- [19] J. Togelius, et al. “Search-Based Procedural Content Generation: A Taxonomy and Survey”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 3, No. 3, pp. 172-186, 2011.
- [20] G. Rozenberg and A. Salomaa, The Mathematical Theory of L-systems, Academic Press, NY, 1980.
- [21] H. Takagi, “Interactive Evolutionary Computation: Fusion of the Capacities of EC optimization and Human Evaluation”, Proc. IEEE, Vol. 89, No. 9, pp. 1275-1296, 2001.
- [22] D. Plans and D. Morelli, “Experience-Driven Procedural Music Generation for Games”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 4, No. 3, pp. 192-198, 2012.
- [23] E. J. Hastings, R. K. Guha, and K. O. Stanley, “Automatic Content Generation in the Galactic Arms Race Video Game”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 1, No. 4, pp. 245-263, 2009.
- [24] D. Loiacono, L. Cardamone, and P. L. Lanzi, “Automatic Track Generation for High-end Racing Games using Evolutionary Computation”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 3, No. 3, pp. 245-259, 2011.
- [25] H.-M. Chang and V.-W. Soo, “Planning-based Narrative Generation in Simulation Game Universes”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 1, No. 3, pp. 200-213, 2009.
- [26] H. Barber and D. Kudenko, “Generation of Adaptive Dilemma-based Interactive Narratives”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 1, No. 4, pp. 309-326, 2009.
- [27] T. Tutene, et al., “Generating Consistent Building: a Semantic Approach for Integrating Procedural Techniques”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 3, No. 3, pp. 274-288, 2011.
- [28] C. Browne and F. Maire, “Evolutionary Game Design”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 2, No. 1, pp. 1-16, 2010.
- [29] R. Lopes and R. Bidarra, “Adaptivity Challenges in Games and Simulation: A Survey”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 3, No. 2, pp. 85-99, 2011.
- [30] C. H. Tan, K. C. Tan, and A. Tay, “Dynamic Game Difficulty Scaling using Adaptive Behavior-Based AI”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 3, No. 4, pp. 289-301, 2011.
- [31] O. Delalleau, et al., “Beyond Skill Rating: Advanced Matchmaking in Ghost Recon Online”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 4, No. 3, pp. 167-177, 2012.
- [32] A. Liapis, G. N. Yanakakis, and J. Togelius, “Adapting Models of Visual Aesthetics for Personalized Content Creation”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 4, No. 3, pp. 213-228, 2012.
- [33] M. J. W Tak, M. H. M. Winands, and Yngvi Bjornsson, “N-Grams and the Last-Good-Replay Policy Applied in General Game Plying”, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI Games, Vol. 4, No. 2, pp. 73-83, 2012.
- [34] S. M. Lucas, et al., “Artificial and Computational Intelligence in Games”, Report from Dagstuhl Seminar, Vol. 2, No. 5, pp. 43-70, 2013.
- [35] M. Hausknecht, P. Khandelwal, R. Miikkulainen, and P. Stone, “HyperNEAT-GGP: A HyperNEAT-based Atari General Game Player”, Proceedings on GECCO'12, pp. 217-224 Jul, 2012.

약 력



박 현 수

2013 세종대학교 컴퓨터공학과(석사)
2013~현재 세종대학교 컴퓨터공학과 박사과정
관심분야: 진화연산, 게임 인공지능
E-mail : hspark@sju.ac.kr



김 경 중

2007 연세대학교 컴퓨터학과(박사)
2007~2009 코넬대학교 박사후 연구원
2009~현재 세종대학교 컴퓨터공학과 조교수
관심분야: 진화 연산, 로봇 지능, 게임 지능, 3차원 프린터
E-mail : kimkj@sejong.ac.kr