

게임을 위한 기계학습 기법의 응용 사례

박현수, 윤두밈, 조호철, 김경중
세종대학교 컴퓨터공학과

e-mail : hspark@sju.ac.kr, chc2212@naver.com, krad@hanmir.com, kimkj@sejong.ac.kr

Applications of Machine Learning for Games: Case Studies

*Hyunsoo Park, DuMim Yoon, Ho-Chul Cho, Kyung-Joong Kim
Department of Computer Science and Engineering
Sejong University

Abstract

Traditionally, there have been several representative artificial intelligence technologies (Rule-based system, Finite state machine and so on) for games. Recently, the games, especially video games, have placed a lot of new challenges to be tackled by machine learning techniques. For example, they requires automatic contents creation, data mining on game logs, and player modeling. In this paper, we introduce the use of interactive evolutionary computation, active learning and data mining to the problems of games.

I. 서론

전통적인 게임에서의 인공지능의 응용 방법은 게임에 재미를 부여하려는 목적으로 인공지능 캐릭터를 만들어 플레이어의 경쟁 상대역할을 하거나, 장애물 역할을 맡아왔다. 이러한 인공지능 캐릭터를 설계하는 전통적인 기법들은 전산학 분야에서 일반적으로 사용되는, 대부분의 개발자들에게 익숙한 규칙기반 시스템(RBS; Rule-Based System), 유한상태기계(FSM; Finite State Machine), 그리고 탐색기법(Search)이다.

하지만 최근 유행하는 게임에서의 인공지능을 설계하기에는 이런 전통적인 기법만으로는 부족하여, 새로운 기법들이 연구되고 있다. 그중에 특히 다양한 기계학습 기법들이 주목받고 있다.

과거의 게임들은 결정적인(deterministic)한 환경에서 환경에 대한 모든 정보가 공개되며, 비실시간성을 가지는 게임(예, 바둑, 장기, 체스)와 같은 게임들이 많았지만, 최근의 게임들은 다양한 원인으로 인하여 환경은 불확실성(randomness)을 가지고 있다고 볼 수 있으며, 실시간(real-time)으로 진행된다. 게다가, 인공지능 캐릭터들은 자신의 감각기관(sensor)만을 이용하여 환경의 정보를 수집하고 운동기관(actuator)을 이용하여 환경과 상호작용하는 형태로 발전하였다. 이런 환경은 좀 더 사실적인 게임 환경을 제공해주어 플레이어에 만족을 높여줄 수는 있지만, 캐릭터들은 지능을 가지고 자율적으로 행동해야할 필요성이 높아졌다.

현재의 많은 상용 게임들은 이러한 문제를 해결하기 위해 로봇공학(robotics)와 같은 분야의 연구결과를 게임에 적합하게 변형하여 응용하고 있다. 계획(planning), 제어시스템과 같은 기법은 그 대표적인 예라고 할 수 있다. 최근 들어서는 기계학습, 데이터 마이닝과 같은 기법을 이용하려는 시도가 학계와 산업계에서 이어지고 있다.

본 논문에서는 기계학습 기법을 이용한 연구 사례 세 가지를 소개한다. 첫 번째 사례는 반복 죄수의 딜레마(IPD; Iterated Prisoner's Dilemma) 게임에서 진화를 이용한 역공학 기법인 EEA(Estimation

Exploration Algorithm)을 이용한 상대방의 의사결정 방식을 예측하는 연구[1]이며, 두 번째 사례는 IGA(Interactive Genetic Algorithm) 기법을 이용한 콘텐츠(건축물) 생성에 관한 연구[2]이다. 마지막 세 번째 연구는 스타크래프트에서 상대방의 전략을 예측하기 위해 데이터 마이닝 기법을 사용하는 연구[3]이다.

II. 기계학습 기법이 적용된 게임 인공지능 연구의 사례

2.1 EEA를 이용한 상대방 의사결정 추론

게임 인공지능의 발전방향중의 하나는 플레이어의 의도, 생각 또는 실력을 이해하고 플레이어가 만족하도록 적합한 대응을 해주는 것이다. 하지만, 이런 정보들은 플레이어의 내부에 숨겨져 있고 이것을 직접적으로 알아낼 수 있는 방법은 없었다.

여기서 소개할 연구는 상대 플레이어의 내부 상태를 일종의 블랙박스로 취급하고, 역공학 알고리즘 중의 하나인 EEA를 이용하여 내부 상태를 추론하는 것을 보인다. 이 연구에서는 상대방의 의도 및 계획을 알아내는 것을 목적으로, 상대방과 여러 번의 플레이하여 데이터를 수집하고, 수집된 데이터를 바탕으로 상대 플레이어의 의사결정과정을 추론한다. 상대방의 의사결정 과정을 정확히 알 수 있다면, 궁극적으로는 상대방의 다음 행동을 예측할 수 있다.

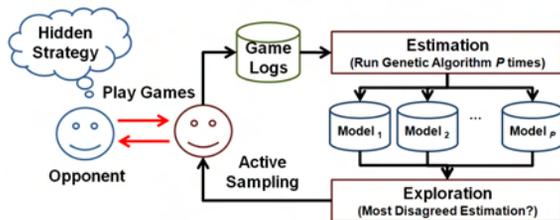


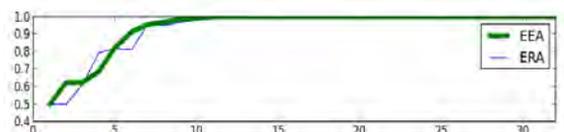
그림 1. 의사결정 추론 과정의 개요

만약 데이터가 충분하다면, 수많은 데이터 마이닝 알고리즘 중 하나를 이용하면 충분히 상대방의 의사결정 과정을 추론할 수 있다. 그러나 충분한 데이터를 수집하기 위해서는 수많은 게임을 수행해야하는 문제가 있다. EEA는 상대방의 의사결정과정을 추론하기 위해 필요한 게임횟수를 감소시켜주는 역할을 한다.

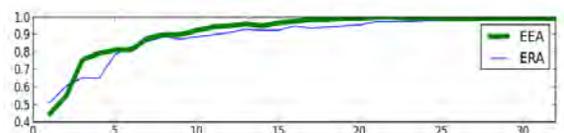
역공학 알고리즘인 EEA는 내부 상태를 알 수 없는 시스템을 최소의 실험으로 모델링하기 위해 고안되었다. 그림 1은 그 개요를 보여준다. (1)게임을 하여 얻은 데이터를 이용해 다양한 후보 모델을 생성하고, (2) 생성한 후보 모델을 분석하여 이 후보 모델들을 개선하는데 가장 필요한 실험이 어떤 것인지 계획한다. (3)

계획한 실험을 수행하여 수집한 데이터를 이용하여 새로운 후보 모델을 생성한다. 이 과정을 여러 번 반복하면 상대적으로 중요한 데이터를 우선적으로 수집할 가능성이 높아진다. 중요한 데이터를 효과적으로 수집할 수 있기 때문에 무작위로 수집된 데이터를 이용하는 것에 비해 적은 시도만으로 상대 플레이어의 의사결정 모델을 생성하기에 필요한 데이터를 수집할 수 있다.

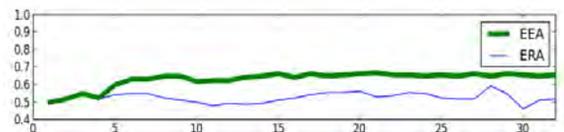
본 연구에서는 반복 죄수의 딜레마(IPD)를 대상 실험을 진행하여 제안한 방식의 유용성을 검증한다. IPD는 게임 이론에서 오랫동안 연구 주제로 삼았던, 죄수의 딜레마의 변형이다. IPD에서 나의 이익을 최대화하기 위해서는 상대방의 전략을 예측하는 것이 중요하다. 여기서는 상대방이 나와 상대방의 이전 전략들을 어떻게 고려하여 다음의 전략을 선택하는지 알아내기 위하여 EEA를 이용한다.



(a) 상대방 1



(b) 상대방 2



(c) 상대방 3

그림 2. 실험 결과(x축: 수집한 데이터의 개수, y축: 예측의 정확도)

세 가지 형태의 상대방 플레이어를 대상으로 실험을 진행하였다. (1) 내가 협력할 때만 협력하는 플레이어 (2) 1과 비슷하지만, 내가 두 번 이상 협력하면 배신하는 플레이어 (3) 1과 비슷하지만, 10%의 확률로 다른 전략을 선택하는 플레이어. 이 세 가지 형태의 상대방 플레이어와 게임을 진행하며, EEA를 이용하여 상대방의 의사결정 과정을 모델링하고, 모델을 개선하기 위해 다음 전략을 선택한다.

성능을 검증하기 위해, 무작위로 데이터를 수집하여 생성한 의사결정 모델에 비해 EEA를 이용하여 생성한 의사결정 모델이 얼마나 정확한지를 비교하였다. 그 결과는 그림 2와 같다. 실험 결과 상대방의 플레이어 형식마다 다르긴 하지만, EEA를 이용한 경우가 더 정

확하게 모델링 할 수 있었다는 것을 알 수 있었다. 특히 (3) 플레이어의 경우처럼 의사결정 과정에 무작위성이 있을 때, 더 큰 효과를 볼 수 있었다.

2.2 IGA를 이용한 콘텐츠 생성

게임 산업은 지속적으로 성장해서, 현재는 대표적인 콘텐츠 산업의 한 분야가 되었다. 최근 대형 제작사들의 게임의 개발비용은 영화 한편의 제작비용과 비슷한 수준이다. 이러한 비용부담의 상당부분은 게임의 콘텐츠 제작에 의한 것이기 때문에 학계와 산업계에서 콘텐츠를 자동으로 생성하거나, 더욱 쉽게 생성하기 위한 연구들이 다양하게 진행되고 있다. 여기서는 IGA를 이용하여 게임의 배경으로 사용될 수 있는 건축물의 3D 모델을 쉽게 설계할 수 있는 방법을 연구한 사례를 소개한다.



그림 3. 웹기반 IGA 인터페이스

기존에 사용되는 3D 모델링 방식은 전문가들이 3D 그래픽 도구를 이용하여 작성했다. 그러나 IGA를 이용하면 비교적 간단한 방법으로 3D 모델을 생성할 수 있다. 알고리즘이 다양한 모델을 제시하면, 사용자들이 간단하게 모델의 좋고 나쁨을 평가한다. 그러면 알고리즘은 사용자들의 피드백을 이용하여 사용자들의 선호도에 따라 새로운 모델을 생성해서 제시한다. 이 과정을 여러 차례 반복하면 최종적으로는 사용자들이 원하는 형태에 가까운 모델을 생성할 수 있다. 본 연구에서는 이것을 그림 3과 같이 웹기반으로 구현하여 다른 사용자들의 결과물을 서로 이용하는 것도 가능하도록 하였다.

IGA를 이용하여 3D 모델을 생성할 때의 가장 큰 문제점 두 가지는 사용자가 원하는 모델과 비슷한 모델을 생성할 수는 있지만 정확히 동일한 모델을 생성하는 것이 힘들다는 점이다. 이러한 단점을 극복하기 위해 여기서는 후처리과정을 추가하였다. 후처리란 IGA를 통해 생성된 결과물을 바탕으로 몇 가지 변수를 조

정(그림 4)하여 간단히 모델을 수정하는 방법이다. 3D 그래픽 도구를 이용하여 수정하는 것에 비해서 한계는 있지만, 이 방법을 이용하면 비전문가라고 하더라도, IGA를 이용하여 대강의 모델링을 진행하고 세부적인 사항은 후처리를 통해 조정할 수 있다.

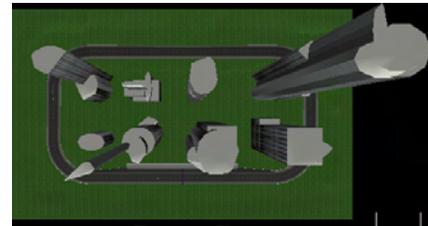
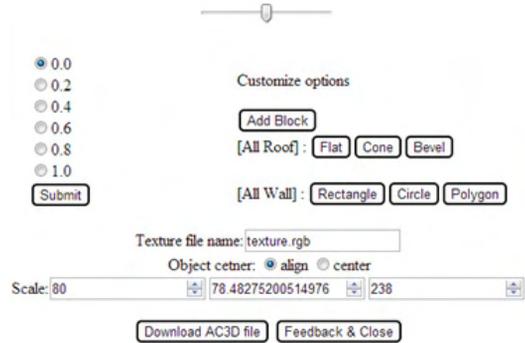


그림 4. 3차원 모델링의 후처리 옵션 및 게임 내에 적용된 3차원 건물 모델링

이 연구에서 제안하는 방법으로 생성된 결과물을 AC3D 형식으로 출력하여, 해당 형식을 지원하는 게임에 바로 적용할 수 있다. 그림 4는 TORCS(The Open Racing Car Simulator)에 IGA로 생성된 콘텐츠를 적용시킨 모습이다.

2.3 데이터마이닝을 이용한 전략 예측

스타크래프트(StarCraft)는 1998년 출시된 게임으로서 대표적인 실시간 전략 시뮬레이션(RTS; Real-Time Strategy) 중의 하나다. RTS는 고전적인 체스, 장기, 바둑과 같은 게임과 달리 실시간으로 다양하고 복잡한 작업을 처리해야한다는 점과, 정보의 불확실성, 지연으로 인하여 최적의 전략을 선택하기 힘들다는 점으로 인하여 인간과 같은 방식으로 플레이하는 인공지능을 설계하는 것은 어려운 작업이었다.

이 게임이 가지는 특성은 최근에 유행하는 많은 게임들이 공유하고 있기 때문에, 이런 게임을 인간처럼 플레이할 수 있는 인공지능을 설계하기 위한 연구의 필요성이 있어왔다. 때문에, 2010년부터 게임 인공지능 관련 국제 학술대회인 IEEE CIG와 AIIDE에서는 스타크래프트의 인공지능을 대상으로 하는 게임 경진대회를 진행하고 있다. 여기서 는 2011/2012년 참가한 인

공지능 중에 하나인 Xelnaga를 대상으로 진행된 데이터마이닝 알고리즘을 이용한 전략 예측에 대한 연구를 소개한다.

스타크래프트에서 전략의 핵심요소는 건물/병력의 생산순서를 말하는 빌드오더이다. 이는 결국 한정된 자원을 어떤 우선순위로 사용할 지를 의미하며, 이에 따라 게임의 전체적인 전략이 결정된다.

특정 전략을 선택한다면, 얻게 되는 장단점이 있기 때문에 하나의 우월한 전략은 없다. 예를 들면, 초반에 강력한 공격을 위해 병력 생산에 최대한 자원을 투자할 경우, 상대방이 초반 공격에 대한 대비를 하고 있지 않다면 손쉽게 게임을 승리할 수 있는 가능성이 있다. 하지만, 초반 공격이 실패할 경우, 병력생산을 위해 기술 개발이 부족하여 게임 후반부는 패배할 확률이 높아진다. 거꾸로 상대방이 초반에 공격해 오지 않을 것이라고 생각하여 병력 생산보다 기술개발에 집중할 때, 상대방이 초반에 공격해 온다면 초반 공격을 버티기 힘들 것이다.

따라서, 최대한 빨리 상대방의 전략을 예측하고 그에 대응하여 전략을 수립해야 할 필요가 있다. 그런데, 스타크래프트와 같은 RTS 게임은 장기, 체스와 같은 게임과 달리 상대방에 대한 정보가 공개되어 있지 않다. 상대방의 병력, 건물의 생산 여부를 알기 위해서는 정찰 활동을 통하여 직접 정보를 수집해야 한다. 물론 상대방 플레이어들도 그 사실을 알고 있기 때문에 서로의 정찰활동을 방해하려고 한다.

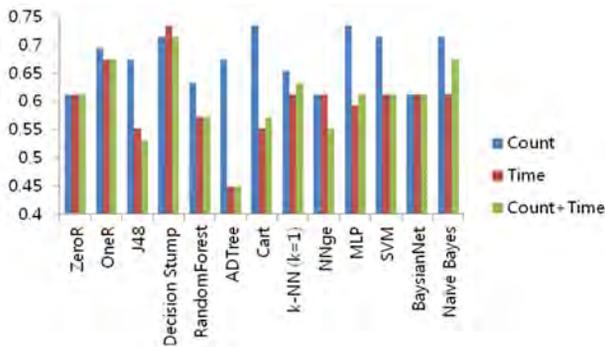


그림 6. 데이터마이닝 알고리즘과 전처리 방식에 따른 전략 예측 정확도

이 연구에서는 상대방의 빌드오더 정보를 수집하기 위한 정찰 알고리즘을 구현하고 이를 이용하여 실제 게임에서 데이터를 수집하였다. 게임 초반에 정찰 병력이 손실될 때까지 데이터를 수집하고 이 데이터를 세 가지 형식으로 전처리하였다. 첫 번째는 상대방 기지의 마지막 병력/건물의 종류별 개수(Count)를 속성으로 하였으며, 두 번째는 각각의 병력과 건물이 생산

된 시간(Time)을 속성으로 하였다. 마지막은 이 둘을 동시에 사용(Count+Time)하였다. 상대방의 전략은 크게 초반 공격과 후반공격으로 분류하였다.

이런 방식으로 데이터를 대량으로 수집하여 다양한 데이터마이닝 알고리즘을 적용한 결과는 그림 6과 같다. 실험결과 실제 게임에서 수집된 불확실하고 시간 지연된 데이터를 기반으로 하였음에도 상대방의 전략을 어느 정도 예측 가능하였다. 대부분의 경우에서 Count 형식의 전처리 방식이 가장 정확도가 높았다.

III. 결론

최근 게임 인공지능에서는 게임 환경의 변화에 따라 새로운 수준의 인공지능 기법들이 요구되고 있다. 전통적으로는 전산학에서 이용하던 전통적인 알고리즘을 기반으로 하였지만, 현재는 제어공학, 로봇공학 등 다른 분야에서의 연구를 응용한 기법도 활발히 사용되고 있다. 그리고 최근 들어서는 기계학습 기법을 응용한 연구가 학계와 산업계에서 활발히 이뤄지고 있다. 본 논문에서는 기계학습 기법을 게임에 응용한 세 가지 연구를 소개했다. 역공학 기법(EEA)을 응용한 상대 플레이어의 의사결정 과정을 추론하는 연구와, IGA를 이용한 3D 콘텐츠 생성방법 그리고 게임 플레이 데이터를 이용한 상대방 전략 예측에 대한 연구를 소개하였다.

감사의 글

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

참고문헌

- [1] 박현수, 김경중, "Opponents Modeling with Incremental Active Learning: A Case Study of Iterated Prisoner's Dilemma," IEEE Conference on Computational Intelligence in Games 2013, in press.
- [2] 윤두민, 김경중, "3D Game Model and Texture Generation using Interactive Genetic Algorithm," Workshop at SIGGRAPH ASIA (Gaming Track), pp. 53-58, 2012.
- [3] 박현수 외, "Prediction of Early Stage Opponent Strategy for StarCraft AI using Scouting and Machine Learning," Workshop at ACM SIGGRAPH ASIA (Gaming Track), pp. 7-12, 2012.