

데이터마이닝 기술을 이용한 StarCraft 전략 자동 평가 및 예측

김경중^a 조성배^b

^a 세종대학교 컴퓨터공학과
143-747, 서울 광진구 군자동 98번지
Tel: +82-2-3408-3838, E-mail: kimkj@sejong.ac.kr

^b 연세대학교 컴퓨터과학과
120-749, 서울시 서대문구 연세로 50
Tel: +82-2-2123-2720, Fax: +82-2-365-2579, E-mail: sbcho@cs.yonsei.ac.kr

요약

StarCraft는 대표적인 실시간 전략 시뮬레이션 게임으로 큰 성공을 거두었다. 이 게임의 경우, 개별 Unit들의 세부 조정도 중요하지만, 전체적인 게임 전략의 수립이 무엇보다 필요하다. 프로 게이머들 사이의 경기에서 승패를 가르는 것은 자신의 전략이 노출되는 것을 최대한 막고, 상대방 전략을 최대한 빨리 파악하는 것이다. StarCraft 인공지능을 구현하려면, 현재까지 상대방이 만든 건물이나 Unit을 토대로 전략을 예상하는 부분이 필요하다. 본 연구에선 인터넷 상에서 쉽게 구할 수 있는 다수의 프로게이머 경기 Replay 데이터로부터 게임 전략 예측 모델을 자동으로 학습한다. 다양한 기계학습 기술들을 비교 평가하여 StarCraft 게임 전략 예측에 가장 효과적인 방법을 탐색해 본다.

키워드:

StarCraft; 게임 Replay; 기계학습;

1. 서론

게임은 인공지능 분야에서 폭넓게 활용되어 온 평가 도구 및 연구 대상이다[1]. 인공지능 기술의 우수성을 보여주기 위한 대상으로 활용되어 왔으며, 주로 보드 게임 종류가 많이 이용되었다. 대표적인 사례로, 체스, Checkers, Othello, 바둑 등이 있다. 체스의 경우 IBM이 개발한 Deep Blue가 세계 체스 챔피언을 이기는 성과를 얻기도 하였다.

최근 들어, 기존의 보드 게임뿐만 아니라, 비디오 게임 및 실시간 전략 게임에도 인공지능 기술을 적용하려는 시도가 활발히 이루어지고 있다[2]. 보드 게임의 경우 Turn방식으로 게임이 이루어지며, 게임 플레이어들이 게임의 모든 정보에 접근할 수 있다. 하지만, 비디오 게임이나 실시간 전략 게임과 같은

새로운 장르의 게임은 실시간으로 플레이어들의 선택이 이루어지며, 게임 플레이어들간에 서로 알 수 없는 정보가 존재한다.

게임 인공지능을 구현하기 위한 다양한 기법들이 개발되어 왔다[3]. 많은 경우, 게임 인공지능은 해당 게임에 대한 전문성을 가지고 있는 사람들의 지식에 의존하는 경향이 있다. 그렇기 때문에, 게임에 대한 전문적인 지식이 없는 경우 우수한 인공지능을 만들기 어렵다는 문제가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 기계학습을 이용하여 전문적인 지식 없이도, 우수한 인공지능 프로그램을 설계하려는 시도가 이루어져 왔다[4].

데이터 마이닝은 데이터로부터 유용한 지식을 추출하기 위한 기술을 의미한다[5]. 게임분야에서도 다양한 데이터가 생성되고 있으며, 이로부터 지식을 추출하려는 시도가 이루어지고 있다[6]. 예를 들어, 게임 플레이어들이 게임을 진행하는 동안 내린 모든 결정을 기록하는 것, 게임에서 플레이어들이 나눈 대화 내용, 게임의 점수, 게임 대전 현황 등이 될 수 있다. 이러한 데이터로부터 게임의 전략을 예측하기 위한 유용한 지식도 자동으로 추출하는 것이 가능하다.

본 연구는 고수들의 StarCraft 게임 Replay를 분석하여, 언제 Unit이 만들어졌는지를 파악하고, 이를 토대로 플레이어가 사용하려는 전략이 무엇인지를 최대한 빨리 알아내는 것을 목표로 한다. 게임 초반부에 상대방의 전략을 미리 파악할 수 있다면, 이를 토대로 대응전략을 선택할 수 있다. Weber 등이 분석한 StarCraft 게임 Replay 데이터[7]를 토대로 다양한 기계학습 기법을 적용하여 본다. 각각의 기계학습 기법이 StarCraft 전략을 얼마나 잘 예측하는지를 평가하기 위한 기준을 정의하고, 이를 토대로 StarCraft 전략을 예측하는데 가장 우수한 방법을 찾아낸다.

```

if (ProtossCitadel < ProtossStargate && ProtossCitadel < ProtossFirstExpansion && ProtossCitadel < ProtossRoboBay){
  if (ProtossLegs < ProtossArchives) { classValue=0; } // then "Fast Legs"
  else if (ProtossArchives < ProtossLegs) { classValue=1; } // then "Fast DT"
  else {classValue=6; } // then "unknown"
}
else if (ProtossStargate<ProtossCitadel && ProtossStargate < ProtossFirstExpansion && ProtossStargate < ProtossRoboBay) {
  classValue=4; // then "Fast Air"
}
else if (ProtossFirstExpansion< ProtossCitadel && ProtossFirstExpansion < ProtossStargate && ProtossFirstExpansion < ProtossRoboBay) {
  classValue=5; //then "Fast Expand"
}
else if (ProtossRoboBay < ProtossCitadel && ProtossRoboBay < ProtossStargate && ProtossRoboBay < ProtossFirstExpansion) {
  if (ProtossRoboSupport < ProtossObservory) {classValue=3;} // then "Reaver"
  else if (ProtossObservory < ProtossRoboSupport) {classValue=2;} // then "Standard"
  else {classValue=6;} //then "unknown"
}
else {classValue=6;} // then "unknown"

```

그림 1. Protoss 전략을 결정하기 위한 Rule Set

2. StarCraft 게임 Replay 데이터

StarCraft의 경우 게임을 하고 난 이후에, 해당 게임을 복기해 볼 수 있도록 replay를 파일 형태로 제공한다. 유명한 프로게이머 또는 높은 수준의 아마추어 선수들의 경기 replay는 몇몇 인터넷 사이트를 통해 공유하고 있다. Web Crawler를 이용하여 다양한 StarCraft 게임 replay를 수집하는 것이 가능하다. Weber 등은 BlizzCon, World Cyber Games, MBC 스타리그, StarCraft 프로리그 등에서 열린 프로 게이머들의 replay를 수집하였다[7]. 또한 ICCup.com 에서 열린 아마추어 고수들의 경기도 수집하였다. 수집한 경기의 수는 표 1과 같다.

표 1. 사용한 게임 Replay 수

게임 종류	Replay 수
Protoss vs. Protoss	542
Protoss vs. Terran	1139
Protoss vs. Zerg	1024
Terran vs. Terran	628
Terran vs. Zerg	1150
Zerg vs. Zerg	1010
총합	5493

각각의 replay는 한 경기의 처음부터 끝까지 각 선수가 행한 결정을 기록하고 있다. 이를 분석하면 어떤 선수가 언제 어떤 Unit을 생산했는지를 알 수 있다. 각 게임 replay에서 사용한 전략이 무엇이었는지를 판단하기 위해 전문가들의 게임으로부터 도출한 규칙들을 사용하였다 (그림 1).

3. 제안하는 방법

본 연구에서는 기계학습 기술을 이용하여 StarCraft 게임의 전략을 현재까지 지어진 건물을 통해 예측한

다. 기계학습 모델의 입력은 현재까지 지어진 건물에 대한 정보이며, 출력은 해당 게임에서 플레이어가 사용한 게임전략의 종류이다. 예를 들어, 게임 시작한 지 5분이 지난 상태에서 기계학습모델이 전략을 예측한다고 하면, 기계학습 모델에 5분 이전에 지어진 건물에 대한 모든 정보를 제공하고 (언제 어떤 건물이 지어졌는지) 이를 토대로 기계학습 모델은 전략을 예측한다. 이때, 기계학습 모델은 5분 이후의 데이터에 대해서는 전혀 입력 받지 못한다.

그림 2는 Protoss와 Terran 게임 replay 1139개를 대상으로 전략 예측 정확도를 구해본 것이다 (10-fold Cross-Validation을 사용함). 게임 초반에는 정보가 부족하기 때문에 예측 정확도가 낮지만, 시간이 지나면서 점점 예측정확도가 1에 가까워지는 것을 볼 수 있다. 약 15분 정도에 이르면, Rule Set의 경우 1에 매우 근접하는 것을 볼 수 있다.

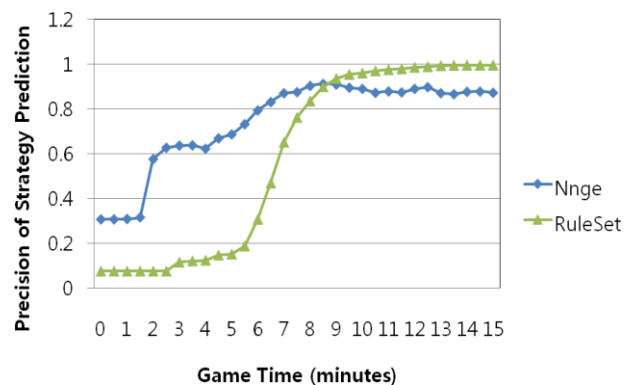


그림 2. 게임시간과 전략 예측 정확도 비교 (NNge[8]와 Rule Set) (Protoss vs. Terran 게임)

Rule Set은 게임이 끝난 이후에 모든 정보를 토대로 게임에서 사용한 전략을 판단하기 위해 사용한 규칙 집합이다. 게임에 대한 정보가 충분하면, Rule Set의 성능이 매우 좋을 수 있다. 하지만, 정보

가 부족한 게임 초반부에 Rule Set의 예측 정확도는 매우 낮은 것을 확인할 수 있다. 대신 NNge와 같은 기계학습 기법들은 게임 초반에 예측정확도가 매우 높은 것을 볼 수 있다. 비록, 10분을 넘어서면서부터 Rule Set에 비해 예측 정확도가 떨어지지만, 그래도 0.9이상의 성능을 보여주고 있다.

StarCraft 전략 예측의 정확도는 모든 정보가 주어졌을 때의 성능이 아니라, 부분적인 정보가 주어졌을 때 전략 예측도를 모두 고려한 것이라고 정의할 수 있다. 특히, 모든 정보가 주어진 상황을 고려하여 설계한 Rule Set의 성능을 기준점으로 하여, 상대적으로 기계학습 모델의 성능을 정의할 수 있다.

$$P_{Classifier} = \int_0^{GameTime} Accuracy_{Classifier} - Accuracy_{RuleSet} dt$$

위 수식을 적분으로 계산하는 것은 많은 계산이 소요되기 때문에 다음과 같이 근사 값을 구한다. 전체 게임 시간을 M 등분하여 각 샘플링 지점의 성능 차를 합한다.

$$\dot{P}_{Classifier} = \sum_{i=0}^{i=M} Accuracy(i)_{Classifier} - Accuracy(i)_{RuleSet}$$

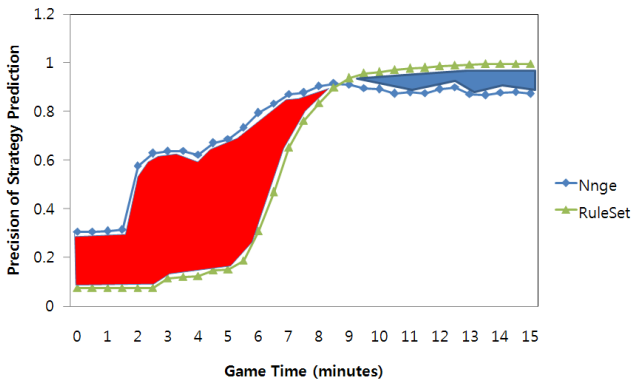


그림 3. NNge 분류기의 전략 예측 성능 평가 (Rule Set의 성능을 기준으로 두 분류기 성능 그래프 사이의 면적으로 측정)

4. 실험 및 결과

앞에서 제시한 성능평가 방법을 토대로 WEKA[9]에서 제공하는 다양한 기계학습 기술들의 전략 예측 능력을 평가해 보았다. 1139개의 Protoss vs. Terran 경기에 대해 10-fold Cross Validation을 수행하여 보았다. 0분~15분까지 기계학습 모델의 예측 성능과 Rule Set 분류기의 성능의 차를 합한 것을 이용하여 평가하여 보았다. 분류기의 파라미터는 모두 WEKA에서 제공하는 기본값을 이용하였다. 샘플링 횟수는 15분 동안 총 30번으로, 30초에 한번씩 진행하였다.

실험은 0분부터 30초씩 시간을 늘리면서 진행하였고, 해당 시간 이후에 지어진 건물에 대한 정보는 모두 없애도록 하였다. 지정시간 이전에 지어진 건물에 대해서는 해당 건물이 지어진 시간을 알려주도록 하였다.

그림 4를 보면, NNge, 1 Nearest Neighbor, Decision Tree 기법의 성능 값 변화를 보여준다. 본문에서 정의한 성능은 Rule Set의 성능에 상대적으로 정의한 것이다. 게임 초반의 경우 Rule Set의 성능이 낮고, 기계학습 기법들의 성능이 좋기 때문에 성능이 계속 증가하였다. 약 8분을 기점으로 Rule Set과 기계학습 기법들의 전략 예측 정확도 우위가 바뀌면서, 성능은 하락하였다. NNge기법이 상대적으로 1-Nearest Neighbor와 Decision Tree에 비해 후반부에 낮은 성능 하락을 보였다. 반면, 1-Nearest Neighbor의 경우 급격한 성능하락을 보였다. Decision Tree는 초반부 성능이 좋지 않았으나, 후반부에는 안정적인 성능을 보였다.

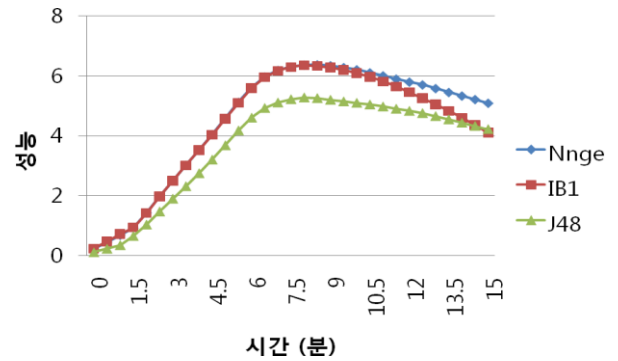


그림 4. 단일 분류기의 성능 비교

여러 개의 분류기를 결합하여 사용하는 앙상블 기법을 사용할 때 단일 분류기를 사용하는 것보다 더 높은 성능을 얻을 수 있음을 확인하였다 (표 2). 특히 Decision Tree 앙상블인 Forest기법의 성능이 우수하였다. Bagging의 경우 NNge보다 성능이 낮은 것을 확인할 수 있었다.

표 2. 분류기별 성능비교

분류기	성능
Random Committee	5.61
Random Forest	5.59
Rotation Forest	5.54
NNge	5.09
Bagging	4.55
J48	4.21
KNN (K=1)	4.10

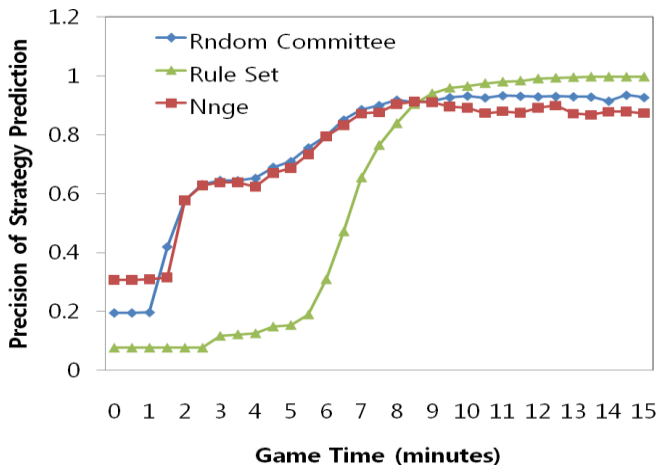


그림 5. Random Committee, Rule Set, NNge의 성능 비교

그림 5는 가장 좋은 성능을 보인 Random Committee와 다른 분류기와의 비교를 보여준다. 게임 시작 2분까지는 NNge가 가장 좋은 전략 예측도를 보였다. 2분부터 8분까지는 두 방법이 거의 비슷한 정확도를 보였고, 이때까지 Rule Set의 정확도는 좋지 않았다. 8분 이후부터는 Rule Set의 정확도가 다른 두 분류기를 앞섰다. 흥미로운 점은, Random Committee의 경우 8분 이후의 정확도가 큰 하락이 없다는 점이다.

5. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 StarCraft 게임 Replay 데이터를 사용하여, 전략을 예측하는 기계학습 모델을 구축하였다. 게임이 종료한 이후에 모든 정보를 토대로 게임의 전략을 부여하는 Rule Set 분류기를 기준으로 삼고, 각 시간대별로 기계학습 모델이 얼마나 향상한 혹은 하락한 정확도를 보이는지를 종합하여, 성능을 측정하였다.

Protoss와 Terran의 1139경기에 대해 성능을 평가해 본 결과, Random Committee를 비롯한 앙상블 기법들이 단일 분류기에 비해 더 우수한 결과를 보였다. 특히 앙상블 기법들은 게임 후반부에 나타나는 예측도 하락 현상이 없었다.

향후 연구로 Protoss와 Terran의 경기뿐만 아니라, 다른 종족간의 경기에 대해서도 분석을 수행해 볼 예정이다. 또한, 경기 전반부에 좋은 성능을 보이는 기계학습 모델과 후반에 강한 Rule Set을 결합하여 사용하는 방법을 평가해볼 예정이다. 본 연구에서는 Rule Set을 전문가들의 지식에 의존하였으나, 데이터로부터 자동으로 구축하는 작업을 진행할 계획이다.

감사의 글

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로

로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(2010-0012876) 및 뇌과학 원천기술개발사업(2010-0018948).

참고문헌

- [1] Russell, S., and Norvig, P. (2009). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Prentice Hall.
- [2] Lucas, S.M. (2008). "Computational intelligence and games: Challenges and opportunities," *International Journal of Automation and Computing*, Vol. 5, pp. 45-57.
- [3] Millington, I. (2006). *Artificial Intelligence for Games*, Morgan Kaufmann.
- [4] Fogel, D.B. (2002). *Blondie24: Playing at the Edge of AI*, Morgan Kaufmann.
- [5] Han, J., Kamber M., and Pei, J. (2005). *Data Mining: Concepts and Techniques*, Morgan Kaufmann.
- [6] Tveit, A. (2002). "Game usage mining: Information gathering for knowledge discovery in massive multiplayer games," *Proceedings of the 3rd International Conference on Internet Computing*, pp. 636-642.
- [7] Weber, B.G., and Mateas, M. (2009). "A data mining approach to strategy prediction," *IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games*, pp. 140-147.
- [8] Martin, B. (1995). "Instance-based learning: Nearest neighbor with generalization," *Master's Thesis*, University of Waikato.
- [9] Witten, I. H., Frank, E. and Hall, M. A. (2011). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Morgan Kaufmann.