

Data Mining을 이용한 전략시뮬레이션 게임 데이터 분석

용혜련*, 김도진*, 황현석**
한림대학교 인터랙션 디자인 대학원*, 한림대학교 경영학부**
{piangsae0806, shoo0940}@naver.com, hshwang@hallym.ac.kr

A Study of Analyzing Realtime Strategy Game Data using Data Mining

Hye-Ryeon Yong*, Do-Jin Kim*, Hyun-Seok Hwang**
Graduate School of Interaction Design, Hallym Univ*, Division of Business, Hallym Univ**

요약

정보통신기술의 발달로 빅데이터 분석을 통해 사람들 일상의 기록과 잠재적 요구까지 통찰할 수 있게 되었으며, 우리의 일상 속에서 방대한 정보를 실시간으로 도출하고 있다. 여러 산업이나 기업에서 이미 빅데이터와 결합시켜 비즈니스 등 다양한 분야에 활용하고 있지만 게임 산업에서의 빅데이터 활용은 아직까지 미흡한 실정이다.

이에 본 연구에서는 데이터 마이닝을 기법을 적용하여 전략시뮬레이션 게임 데이터를 분석하였다. 전략시뮬레이션 게임 데이터를 Decision Tree, Random Forest, Multi-class SVM, Linear Regression 분석 기법을 적용하여 게임 유저의 게임수준에 영향을 미치는 요인을 분석하였다. 게임수준을 예측하는데 있어 가장 우수한 성능을 보인 기법과 변수들을 도출하여 게임 디자인과 사용성을 증대시키기 위한 제안을 하고자 한다.

ABSTRACT

The progress in Information & Communication Technology enables data scientists to analyze big data for identifying peoples' daily lives and tacit preferences. A variety of industries already aware the potential usefulness of analyzing big data. However limited use of big data has been performed in game industry.

In this research, we adopt data mining technique to analyze data gathered from a strategic simulation game. Decision Tree, Random Forest, Multi-class SVM, and Linear Regression techniques are used to find the most important variables to users' game levels. We provide practical guides for game design and usability based on the analyzed results.

Key words : 게임 데이터(Game Data), 빅 데이터(Big Data), 데이터 마이닝(Data Mining), 전략시뮬레이션 게임(Realtime Strategy Game)

Received: Jul, 08, 2015 Accepted: Aug, 10, 2015
Corresponding Author: Hyun-Seok Hwang (Hallym Univ)
E-mail: hshwang@hallym.ac.kr

© The Korea Game Society. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ISSN: 1598-4540 / eISSN: 2287-8211

1. Introduction

1990년대 후반 스타크래프트(Starcraft)라는 게임의 인기와 함께 PC방의 보급은 한국의 게임 산업의 활성화에 큰 기여를 하였다[1,2]. 이후 게임산업의 높은 성장으로 인해 다양한 영역에서 게임에 대한 연구가 발전하고 있지만, 게임을 실제로 플레이하는 유저를 통해 발생한 데이터를 분석한 사례는 매우 제한적이다. 이러한 결과는 방대한 데이터를 저장, 관리하는 도구나, 분석하는 기술이 충분히 성숙하지 않는 점에서 그 원인을 찾아볼 수 있을 것이다[3].

최근에는 데이터의 생성 양(Volume), 생성 속도(Velocity), 저장 형식(Variety)이 기존의 데이터와 비교할 수 없이 방대한 빅데이터(Big Data)를 저장, 분석할 수 있는 기술적인 발전이 이루어짐에 따라 디지털로 저장한 다양한 데이터를 분석해 그동안 찾지 못한 패턴이나 지식을 찾아 기업에 가치(Value)를 창출하려는 시도가 이어지고 있다. [4,5]. 방대한 데이터에서 새로운 패턴이나 지식을 발견하기 위해 데이터 마이닝(Data Mining)이라는 기법을 빅데이터에 적용하여 의사결정에 활용하는 기업이 늘어나고 있다[6].

게임 이용 중에 발생하는 다양하고 방대한 데이터를 조직적으로 저장한 후 빅데이터 분석을 통해 발견된 새로운 지식을 게임개발에 환류하여 적용하는 경우, 사용성 증대, 사용자 충성도 향상 등의 부가적인 이익을 기대할 수 있다.

따라서 본 연구에서는 전략시물레이션 게임인 스타크래프트II 사용자의 게임 데이터를 이용하여 여러 데이터 마이닝 분석기법을 적용한 후 게임 유저의 수준(Level)에 영향을 주는 요인을 분석하고자 하였다. 이를 통해 실제 게임에서의 사용자 환경을 이해하며, 사용성 증대를 위한 게임 디자인 등에 대한 실무적인 제언을 도출하고자 한다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 게임 분석에 관한 연구동향을 리뷰하고, 3장에서는 연구의 프레임워크(Framework)를 제안하며 4장에서는

적용된 프레임워크의 사례에 대한 연구내용을 제시하였다. 5장에서는 이전 장에서 도출된 연구결과를 논의하며 실무적인 제언과 함께 한계점과 향후 연구방향을 제시하고자 한다.

2. Related works

2.1 전략시물레이션 게임 (Realtime Strategy Game)

전략시물레이션 게임(Realtime Strategy Game)이란 적군과 아군이 나누어져 있어, 게임 플레이어가 지휘관이 되어 특정한 용병술을 구사하여 적군을 함락시키는 것이다[7]. 게임에 컴퓨터가 활용되면서 전략게임이 더욱 실감나는 형태로 진화하였으며 특히 실시간으로 움직이는 상황을 연출하는 전략시물레이션 게임이 이에 해당한다. 전략시물레이션 게임에서는 게임 속 시간의 흐름에 따라 적군과 아군의 용병술이 동시에 이루어지기 때문에 좀더 실감나는 전쟁 상황을 연출하는 것이 가능하다 [8]. 전략시물레이션 장르의 게임은 플레이어가 수행해야 할 명령이 빠른 시간 안에 게임에 반영되어야 하는 네트워크 기반 게임이기 때문에 명령 실행과 게임 내 유닛의 행동 간 동기화가 게임 실행의 주요 요소가 될 수 있다[9]. 또한 게임의 특성상 유저의 행동이 많아 게임 중 발생한 데이터의 양도 방대하여 데이터 마이닝 기법과 같은 대용량 데이터 분석 기법의 적용이 필요한 분야이다.

전략시물레이션 게임 유저의 행동을 분석하기 위해 본 연구에서는 블리자드(Blizzard)사의 스타크래프트II를 선택하였다. 스타크래프트II는 2010년 9월에 출시된 전략시물레이션 장르의 게임으로 온라인과 오프라인에서 널리 이용되고 있다[10]. 스타크래프트II의 높은 인지도 및 지속적인 서비스 제공을 볼 때 전략시물레이션 게임에서의 사용자 수준을 이해하는 데 스타크래프트II가 적당한 콘텐츠라고 판단하였다.

2.2 데이터 마이닝(Data Mining)

데이터 마이닝(Data Mining)이란 가공되지 않은 대량의 데이터로부터 정보가 될 만한 지식을 추출하는 것을 말한다[11]. 데이터 마이닝의 활용 분야는 기업의 의사결정 문제, 고객관리, 이미지분석, 웹 마이닝 등 다양하다[12]. 특히 웹 마이닝은 게임 유저의 플레이 파악에 용이하다. 웹 마이닝(Web Mining)이란 웹 자원으로부터 의미 있는 패턴, 추세 등을 발견하기 위하여 데이터 마이닝 기술을 응용하는 것이다. 고객의 웹에서의 이동경로(브라우저)탐색, 이용자의 웹 액세스 로그 분석, 문서 분류 등 다양하게 사용된다[13].

2.3 게임 데이터 분석 (Game Data Analytics)

게임 데이터 분석은 사용자가 이용 중인 게임 내 활동과 관련된 데이터와 게임 이용자의 프로파일 등을 분석하여 게임의 자체의 디자인이나 고객관리 등을 목적으로 한 활동이다. 특히 게임의 사용성을 향상시키거나 부정행위 아이템 탈취와 거래, 게임 내 타 사용자 위해 행위 등을 모니터링하거나 충성고객의 파악, 이탈 방지를 위한 활동 등을 수행하는데 활용될 수 있다. Drachen & Canossa는 게임내의 데이터(game metrics)가 사용자의 게임내 활동을 분석하는데 사용될 수 있는가에 대한 연구를 진행하였으며[14], Kang et al., 은 게임 난이도를 정하기 위한 도구로 데이터 마이닝에서 사용되는 유전자 알고리즘을 활용하였으며[15], 게임의 로열티에 영향을 주는 구조적인 요인을 분석하고자 하는 연구가 이루어졌다[16,17].

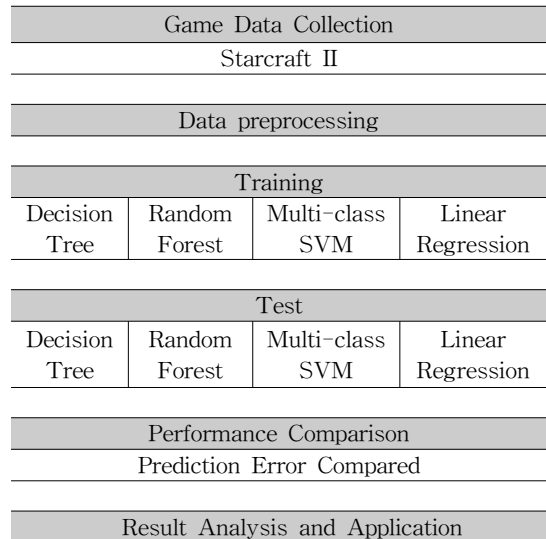
Bohannon은 WoW(World of Warcraft)라는 온라인 게임에서 길드(Guild)에 소속된 사용자가 게임 상에서의 사회화 과정과 몬스터 사냥 패턴을 분석하기 위해 마이닝 기법을 사용하였다[18].

Weber et al.,은 미식축구 게임 사용자의 데이터를 추출하고 회귀분석을 통해 고객유지(Customer Retention)에 활용될 수 있는 활동 사용자(Active

User)를 찾고자 하였다[19].

3. Research Framework

전략시뮬레이션 게임 내 게임유저의 행동에 대해 분석하기 위해 본 연구에서는 다음과 같은 연구의 프레임워크를 제시하였다. 1단계에서는 연구의 대상될 게임의 데이터를 선정하고 수집한 후, 2단계에서는 이상치(Outlier)와 결측치(Missing Value)를 보정하는 전처리 과정을 거친다. 그 다음 3단계에서는 본 연구의 데이터를 분석하기 위한 기법을 적용한 후 마지막 단계에서는 분석결과를 해석하고 실무에 적용한다. 본 연구에서는 종속변수를 예측하는데 사용할 수 있는 데이터 마이닝 기법인 Decision Tree, Random Forest, Multi-class SVM, Linear Regression를 적용하여 데이터를 분석하였다.



[Fig. 1] Research Framework

데이터를 분석하는 과정을 자세히 살펴보면 전체 데이터를 학습 데이터(Training data)와 검증 데이터(Test data)로 나누고 학습 데이터를 4개의

분석기법에 적용하여 학습을 실시한다. 학습된 분석 모형에 검증용 데이터를 적용하여 게임 이용자의 수준을 예측하고자 하였다. 기법들 간의 예측의 정확성 비교하기 위한 수식을 제안하고 이를 통해 가장 예측 정확성이 높은 기법과 그 기법에서 예측 결과에 가장 영향을 많이 미치는 변수를 찾아내고자 하였다.

4. Case Study

본 연구에서는 3장에서 제시된 프레임워크를 바탕으로 사례연구를 진행하였다. 먼저 분석할 전략시물레이션 게임에서의 데이터를 선정한 후, 변수에 대한 특성을 분석하였다.

연구에서 쓰인 게임의 데이터는 University of Porto에서 제공하는 데이터 자료(<http://archive.ics.uci>)를 활용하였다. 데이터는 Simon Fraser University에서 수집되었으며, Salvucci와 Goldberg가 정의한 동작 사이클(Perception Action Cycles)을 사용하여 화면의 움직임이 집계되었다[20]. 스타크래프트II는 국내외에서 흥행한 전략시물레이션 게임이므로 해외의 데이터를 사용하여 분석하는 것이 적합하다고 판단하였다[21]. 데이터는 2013년 9월에 수집되었으며 표본은 스타크래프트II를 플레이한 경험이 있는 총 3395명을 대상으로 온라인 커뮤니티를 통해 모집해 조사하였다. 이후 데이터 마이닝에는 전처리를 거친 3395개의 데이터를 사용하였다.

4.1 Data Description

본 연구에서 사용된 데이터의 Master Table Data Set으로서 전략시물레이션 게임에서의 게임 유저의 영향 요인을 분석하기 위해 각 변수명과 그에 따른 정의를 정리하였다. 정리한 요인은 [Table 1]와 같다.

[Table 1] Research Constructs

Constructs	Operational Definitions
GameID	Unique ID number for each game
LeagueIndex	Bronze, Silver, Gold, Platinum, Diamond, Master, Grand Master, and Professional leagues coded 1-8
Age	Age of each player
HoursPer-Week	Reported hours spent playing per week
TotalHours	Reported total hours spent playing
APM: Action per minute	Action per minute
SelectBy-Hotkeys	Number of unit or building selections made using hotkeys per time stamp
AssignTo-Hotkeys	Number of units or buildings assigned to hotkeys per time stamp
Unique-Hotkeys	Number of unique hotkeys used per time stamp
Minimap-Attacks	number of right-clicks on minimap per time stamp
Minimap-RightClicks	The number of Right-Clicks on the Mini Map per time stamp
NumberOf-PACs	Number of PACs per time stamp
GapBetween-PACs	Mean duration in milliseconds between PACs
Action Latency	Mean latency from the onset of a PACs to their first action in milliseconds
ActionsInPAC	Mean number of actions within each PAC
TotalMap-Explored	The number of 24x24 game coordinate grids viewed by the player per time stamp
WorkersMade	Number of SCVs, drones, and probes trained per time stamp
UniqueUnits-Made	Unique unites made per time stamp
Complex-UnitsMade	Number of ghosts, infestors, and high templars trained per time stamp
Complex-Abilities Used	Abilities requiring specific targeting instructions used per time stamp

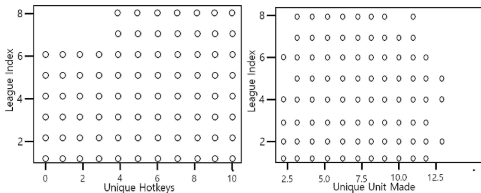
* PACs: Perception Action Cycles

측정된 데이터는 비디오 게임 원격 측정 데이터의 분석을 기반으로 한 실시간 전략(RTS) 측정 기

법을 사용하였다[22].

4.2 Data Preprocessing

본 연구에서는 3395의 데이터 수와 18개의 변수를 분석하였다. 표본데이터 중 League Index는 게이머의 실력 즉, 레벨을 의미하며 연구에서는 종속변수로 사용하였다. [Fig. 2]은 SPSS 21.0 프로그램을 통한 단순 산점도 분석결과이며 2개 변수 Unique Hotkeys와 Unique Units Made는 종속변수인 League Index에 영향을 미치지 않는 것으로 판단되어 분석에서 제외(Ignore)하였다. 앞서 설명된 변수 중 League Index를 제외한 나머지 16개의 변수를 독립변수(Independent Variable)로 설정하여 데이터 마이닝 예측기법을 도입하였다. 데이터의 이상치는 중앙값과 산술평균으로 전처리하였다. 전체 데이터를 7:3의 비율로 학습 자료와 검증 자료로 랜덤하게 나눈 후 분석을 실시하였다.



[Fig. 2] Results of Excluded Variables Scatter plot

4.3 분석에 쓰인 데이터 마이닝 기법

Decision Tree를 통한 분석을 위해 최근 빅데이터 분석에서 많이 활용되는 R의 데이터 마이닝 패키지인 Rattle을 사용하였다.

R을 통하여 분석기법을 비교하는데 필요한 예측 오류값을 구하였으며 오류값은 실제값과 예측값의 차이를 뺀 후 절대값을 취한 것으로 설정하였다. 오류값의 공식은 [Table 2]에 제시하였다.

① Decision Tree

Decision Tree는 의사결정과정을 도표화하여 분류하거나 예측하는 효과적인 데이터 마이닝 기법이다[23].

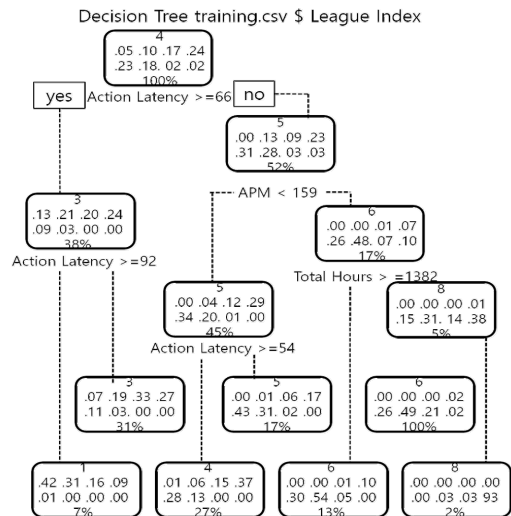
본 연구에서는 종속변수를 League index로 선정하여, Rattle에서 제공하는 Tree모형을 선정하였다. 분리 가능 최소 사례 수(Min Split)은 10, 분리 후 최소 사례 수(Min Bucket)는 4로 설정하였으며, 최대 나무깊이(Max Depth)는 30으로 설정하였다.

[Table 2] Prediction Error

$$P_e = \sum abs(V_A - V_P)$$

V_A : Actual Value
 V_P : Prediction Value

[Fig. 3]는 Decision Tree를 바탕으로 사례를 분석한 결과로 종속변수인 League Index에 가장 영향을 많이 미치는 것은 Action Latency는 것을 알 수 있다.



[Fig. 3] Result of Decision Tree

② Random Forest

Random Forest는 주어진 데이터로부터 여러 개의 모델을 학습한 후, 예측 시 여러 모델의 예측 결과들을 종합해 사용하여 정확도를 높이는 기법으로 많은 양의 데이터를 분석하는데 있어 탁월하며

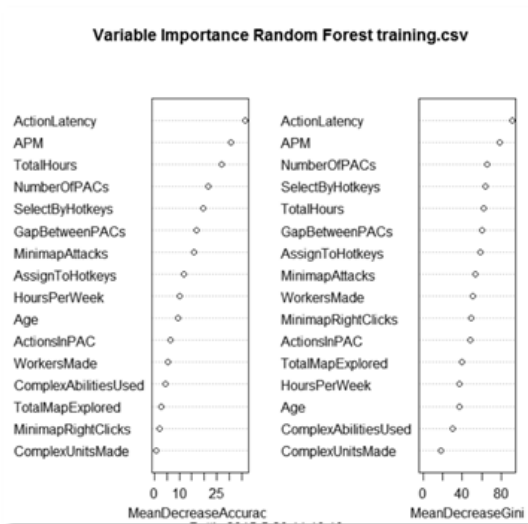
특히 빠른 학습속도를 보인다. 알고리즘은 Traditional을 선택하였으며, Number of Trees의 수는 500, Number of Variables는 4로 설정하여 분석하였다.

Random Forest의 변수 중요도는 변수의 정확성을 나타내는 정확도와 노드 불순도 개선에 얼마만큼 기여하는가를 보여준다.

정확도 개선에 중요한 변수는 Mean Decrease Accuracy의 값으로 판단할 수 있으며 노드 불순도 개선에 중요한 변수는 [Fig 4]의 오른쪽 Mean Decrease Gini 와 같다.

분석결과 [Fig. 4]과 같이 Action Latency가 종속변수인 League Index에 가장 많은 영향을 주었으며 1분 동안에 하는 행동 수인 APM, Total Hours순으로 영향을 미치는 것을 알 수 있다.

또한 Random Forest의 예측 오류값도 Decision Tree와 동일하게 계산하였다.



[Fig. 4] Result of Random Forest

③ Multi-class SVM

분류(classification)는 훈련 데이터(training data)를 통하여 얻어진 분류기(classifier)를 통하여 새로운 관측치가 속할 범주를 설정해 주는 것으로서 Class의 label이 관측 되었는지 안 되었는지에

대한 판단을 가능하게 하며 이것은 데이터 마이닝 분야에서도 중요하게 다루는 부분이다[24].

SVM(Support Vector Machines)은 새로운 개체에 대해 여백을 최대화한 분류기를 적용하여 분류를 실시하는 효율적인 분류방법이다[25]. 즉, 데이터를 한 가운데로 얼마나 잘 나누는지와 잘못 구분한 점으로 인해 발생한 비용의 합을 최소화하는 선을 찾는 것이다. 본 연구에서 Kernel은 기본 설정인 Radial Basis로 설정하여 분석하였으며 SVM의 예측오류 값도 앞의 분석기법들과 동일하게 적용하였다.

④ Linear Regression

Linear Regression 즉, 선형 회귀분석은 잔차 제곱을 최소화하는 회귀선을 구하여 독립변수에 따른 종속변수 값을 예측하는 모델링 기법이라고 할 수 있다. Linear Regression의 예측 오류값은 앞서 설명된 세 가지 데이터 마이닝 기법에서 쓰인 것과 동일하다.

5. Research results

5.1 데이터 마이닝 분석결과

학습 데이터와 검증 데이터를 7:3의 비율로 임의로 나눈 후 학습 데이터에 각각 네 가지 데이터 마이닝 분석 기법을 실시하였고 학습된 결과를 검증 데이터 적용하여 예측 정확도를 평가하였다. 이후 평가된 데이터 마이닝 기법들 간 종속변수에 영향을 미치는 변수에 차이가 있는지 검정함과 동시에 Excel을 이용해 예측결과의 오류 정도를 비교하였으며 적합한 예측모델을 선정하였다. 예측 오류값은 실제값과 예측값의 차이를 뺀 후 절대값을 취해 합계한 것으로 나타내었다.

Decision Tree와 Random Forest, Multi-Class SVM, Linear를 도입한 실제값과 예측값의 분석결과의 비교는 [Table 3]와 같다.

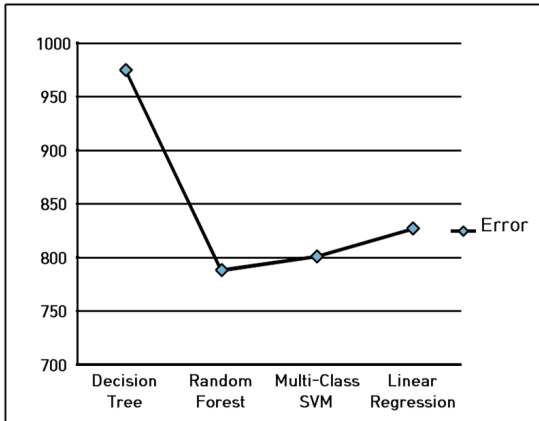
[Table 3] Comparison of Actual Values and Predicted Values

Case	League Index	DT	RF	MSVM	LR
1	6	3	5	5	6
2	5	4	6	5	6
3	5	4	4	5	6
4	2	2	2	1	1
5	3	2	1	2	4
6	2	1	3	2	1
7	6	4	5	5	2
8	4	3	4	2	1
...
1058	4	1	2	2	1
1059	1	1	2	1	1

※ DT=Decision Tree, RF=Random Forest, MSVM=Multi-class SVM, LR=Linear Regression

5.2 분석방법 간의 예측 정확도 비교

네 가지 분석방법을 이용한 예측 결과 오류의 정도를 비교함과 동시에 차이가 있는지 검정하였다. 검정된 결과는 [Fig. 5]와 같다.



[Fig. 5] The Total Error Value

5.3 우수 예측모형과 주요 변수

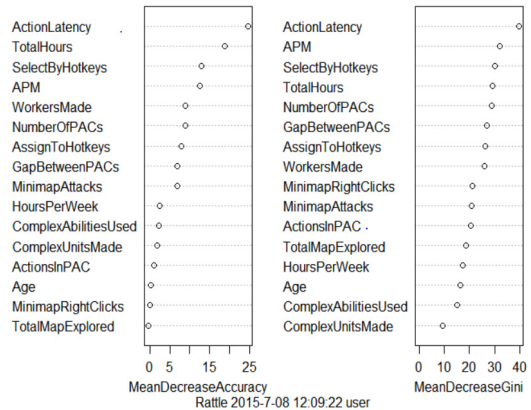
예측오류가 가장 작아서 가장 높은 예측 정확도를 보여준 Random Forest를 자세히 분석하여 게임 유저의 레벨에 영향을 미치는 요인을 알아보았

다. Random Forest에서 도출된 변수의 중요도는 [Table 4]와 같다.

[Table 4] Relative Importance of Variables

Variables	Mean Decrease Accuracy	Mean Decrease Gini
Action Latency	36.46	91.32
APM	30.8	78.42
Total Hours	26.93	61.83
TotalMapExplored	2.6	40.14
WorkersMade	5.37	51.3
MinimapAttacks	15.91	53.34
GapBetweenPACs	16.71	60.53
ActionsInPAC	6.39	48.5
NumberOfPACs	21.47	65.58
SelectByHotkeys	19.41	63.99
ComplexAbilities Used	4.34	30.16
ComplexUnitsMade	0.53	18.32
MinimapRightClicks	2.06	49.18
Age	9.52	37.59
HoursPerWeek	10.22	37.65
AssignToHotkeys	11.78	58.29

Variable Importance Random Forest test.csv



[Fig. 6] Rules

5.4 분석결과

최고의 예측 성능을 보인 Random Forest 분석 결과 종속변수인 League Index에 가장 영향을 많이 미치는 것은 Action Latency였으며 APM, Total Hours, Number of PACs 순으로 League Index에 영향을 주는 것으로 나타났다. 즉, 게임 내에서 연속동작의 속도가 빠를수록, 일 분동안 한 행동이 많을수록 League Index가 높게 나타나서 레벨이 높다는 것을 알 수 있었다. 또한 유저가 단축키를 숙련되게 사용하여 행동 속도가 감소될 수 있는데 이와 관련된 변수인 Select By Hotkeys 역시 League Index에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 다시 말해서 게임 내에서 높은 League Index 유저는 짧은 시간에 많은 명령어를 실행하는 것으로 볼 수 있다.

6. Conclusion

본 연구는 전략시뮬레이션 게임 데이터를 데이터 마이닝 기법으로 분석하여 사용자의 게임 수준에 영향을 주는 요인을 도출하고 게임 디자인과 사용성에 대한 실무적인 함의를 제시하고자 하는 연구이다. 4개의 데이터 마이닝 기법 - Decision Tree와 Random Forest, Multi-class SVM, Linear Regression - 을 이용하여 분석해 본 결과 가장 예측 오류값이 작은 기법은 Random Forest였으며 종속변수인 LeagueIndex 변수에 영향을 미치는 변수는 Action Latency, APM, Total Hours 순이었다.

Random Forest는 설명력이 높으며 데이터 설명에서의 직관적 이해가 쉬운 편이다. 게임 데이터를 데이터 마이닝으로 분석함으로써 게임 속 이용자의 활동에 대한 이해가 가능할 것으로 예상되며 분석결과를 게임에 반영 시 게임 이용자의 사용성 향상, 몰입감 증대와 충성도를 제고 등의 효과가 기대된다.

본 연구에서 도출된 결과를 바탕으로 얻을 수

있는 실무적인 함의를 살펴보면 다음과 같다.

첫째, 게임 디자인 측면에서 살펴보면 초보 사용자를 위한 연습모드를 제작할 때 본 연구의 분석에 도출된 LeagueIndex에 영향을 주는 주요 변수를 연습할 수 있는 기능을 추가한다면 게이머의 수준을 빠른 시간에 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다. 예를 들어 Action Latency라는 주요 변수를 향상시키기 위해 공격을 받고 있다는 메시지가 이용자에게 전달된 후 특정 시간 이내에 반응하지 않으면 미션에 실패하는 기능을 추가한다면 이용자는 반복적으로 해당 미션을 연습하여 Action Latency 값을 줄일 수 있을 것이다.

둘째, 사용자 인터페이스 측면에서 살펴보면 이용자들의 LeagueIndex 값을 높일 있도록 키보드의 설정을 조정하는 것이 필요하다. LeagueIndex에 영향을 주는 대부분의 변수들은 이용자가 게임 도중 키보드를 효율적으로 눌러서 원하는 명령을 전달할 수 있는가와 관련되어 있다. 따라서 현재의 자판 형태보다 게임 중 빠르고 편하게 사용할 수 있는 인간공학적 디자인의 키보드가 필요하다. 예를 들어 Hot Key '0'에 게임 속 Unit을 지정하는 경우 왼손으로 해당 Hot Key를 누르기 어렵고 다른 Hot Key를 잘못 누르는 컨트롤 실수가 나타날 가능성이 높다. 이를 위해 왼손에서 가까운 곳에 Hot Key가 배열된 새로운 게임 전용 키보드가 필요하다고 판단된다. 이미 일부 Starcraft II 프로 게이머의 경우 Hot Key를 잘못 누르는 실수를 방지하기 위해 사용하지 않는 키를 키보드에서 뽑는 방법을 택하는 경우도 있다.

셋째, 게임 설정 측면에서 살펴보면 게임 내에서 고정된 키에 Hot Key를 할당하기보다 사용자가 미리 파일 형태의 Hot Key 설정 파일을 만들고 게임에서는 해당 파일을 읽어 해당 Hot Key를 할당하는 고객화(Customization)가 필요하다고 판단된다.

넷째, 종합적인 게임 사용성 측면에서 살펴보면 사용성 향상을 위해 현재 사용자 인터페이스 중 입력 도구에 해당되는 마우스와 키보드 이외에 음

성인식을 추가 지원할 필요가 있다. 앞서 기술한 바와 같이 LeagueIndex에 주요한 변수는 대부분 빠르고 정확한 명령어의 전달을 필요로 하고 있다. 따라서 Hot Key 이외에도 음성으로 Unit을 선택하고 공격방향을 지시하는 기능을 전면적으로 도입한다면 키보드, 마우스, 음성 등의 멀티 채널을 통해 여러 명령을 동시에 전달하여 게임 사용성에도 향상을 가져오고 동시에 구두 명령을 통해 지휘관으로서 전장을 지휘하는 듯한 몰입감을 극대화할 수 있을 것으로 판단된다.

본 연구의 다음과 같은 점에서 한계점을 가지고 있으며 이를 극복하기 위한 향후 연구가 필요하다. 게임 데이터 분석을 통한 연구결과를 게임 디자인에 다시 반영하여 그 향상된 결과를 보는 연구가 아닌 이론적인 측면의 연구라는 점이다. 향후 게임 내 여러 디자인 요소를 변경할 수 있는 게임을 선정하여 게임 데이터 분석을 통한 제안점을 반영할 후 개선된 게임을 통한 사용성 향상 정도를 분석하는 연구가 필요하다.

ACKNOWLEDGEMENTS

This research was supported by Hallym University Research Fund, 2013 (HRF-G-2013-2).

REFERENCES

- [1] Dong-Hyun Kim, Jeong-Sik Kim, Jin-Sung Choi, & Sang Yoon Lee, "The Current Status and Prospects of the Game Industry, The journal of Korea Institute of Electronics Engineers, Vol.27, No.9, pp.23-35, 2000.
- [2] Sunny Yoon, "When the Starcraft Launches on the Other Side of the Planet - An Ethnographic Study of the Network Game in Korea", Korean journal of journalism, Vol.45 No.2, pp.316-348, 2001.
- [3] Jae-Whan Sung, "The Prospects of Game Industries in Emerging Contents Economy System", Journal of Korea Game Society , Vol.1 No.1, pp.5-16, 2001.
- [4] Dae-Sok, Kwon. 「The Big Data Revolution」, Book21, 2012.
- [5] Young Hwan Yong, "The Upcoming Age of Big Data", Korea institute of information technology review, Vol.10 No.3, pp.39-43, 2012.
- [6] Shaw, M. J., Subramaniam, C., Tan, G. W., & Welge, M. E. "Knowledge management and data mining for marketing", Decision Support System, Vol. 31, No.1, pp.127-137, 2001.
- [7] Naver. 「Realtime Strategy Game」, Doopedia.
- [8] Myungsoo Bae, & Young J. Kim, "The Status of Simulation Technology in Realtime Game Physics Engine", Journal of Digital Contents Society, Vol.6, No.1, pp.9-15, 2010.
- [9] Hye-Young Kim, & Young-Jong Im, "A Scheme for Efficient Synchronization on Real Time Strategy Games", Journal of Korea Game Society , Vol.10, No.3, pp.83-92, 2010.
- [10] Kwang-Ha, Eun, & Dong-Yeon Lee, "Research on the Game Interfaces of Usability and Immersion for Strategy Simulation Game", Journal of Korean Society of design science, No.46, pp.238-239, 2002.
- [11] Woo-Chang Park, Hyun-Woo Seung, Hwan Seung Yong, & Gi-Heon Choe. 「Data Mining Concepts and Techniques」, Freedom Academy, 2003.
- [12] Chi-Hyeok Jeon. 「Data Mining Techniques」, Hannarae, 2012.
- [13] MK, & SNU Big Data. 「Big Data World」, MK book, 2014.
- [14] Drachen, A., & Canossa, A. "Towards gameplay analysis via gameplay metrics", Proceedings of the 13th international MindTrek conference, pp. 202-209, 2009.
- [15] Shin-Jin Kang, Seung-Ho Shin, & Sung-Hyun Cho, "A Game Level Design Technique Using the eGenetic Algorithms", Journal of the Korea computer graphics society, Vol.15, No.4, pp.13-21, 2009.
- [16] Chung K Kim, Seung Bae Park, & Kyu Han Kim, "The Effect Online Game Loyalty and

Word of Mouth: - On the Role of Brand Attractiveness and Brand Identification as a Mediating Variables -", Korea marketing review, Vol.18, No.3, pp.93-120, 2003.

- [17] Myoungyong Um, Taeung Kim, & Chungkoo Kim, "An Exploratory Study for Investigating Loyalty in On-line Games : Focus on Interactivity and the Sense of Presence", Korean management science, Vol.22, No.1, pp.47-66, 2005.
- [18] Bohannon, J., "Game-miners grapple with massive data", IEEE International Conference on Computational Intelligence and Games, Vol.330, pp.30-31, 2010.
- [19] Weber, B. G. John, M. Mateas, M. & Jhala, A., "Modeling player retention in Madden NFL 11", Proceedings of Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference, 2011.
- [20] Salvucci, D. D., & Goldberg, J. H., "Identifying fixations and saccades in eye-tracking protocols", Proceedings of the 2000 symposium on Eye tracking research & applications, pp. 71-78, 2000.
- [21] Mi-Yeon Lee. 「Outstanding Frontier」, Beautiful People, 2009.
- [22] Thompson JJ, Blair MR, Chen L, & Henrey A J, "Video Game Telemetry as a Critical Tool in the Study of Complex Skill Learning", PLoS ONE, Vol.8, No.9, 2013.
- [23] Chi-Hyeok Jeon. 「Data Mining Technique s」, Hannarae, 2012.
- [24] Maldonado S, Weber R, & Basak. J, "Simultaneous Feature selection And classification using kernel-penalized support vector machines", Information Sciences, Vol. 181, No.1, pp.115-128, 2011.
- [25] Guyon I, J Weston J, Bamhill S, & V Vapnik, "Gene selection for cancer classification using support vector machines", Machine learning, Vol. 46, No.1, pp.389-422, 2002.



용혜련(Yong,Hye Ryeon)

한림대학교 경영학과 졸업
한림대학교 대학원 인터랙션디자인 석사과정, 한림ICT
정책연구센터 석사연구원

관심분야 : 빅데이터, 비디오 게임, 데이터마케팅



김도진(Kim, Do Jin)

한림대학교 언론정보학부 광고홍보전공 졸업
한림대학교 대학원 인터랙션디자인 석사과정

관심분야: 인터랙션 디자인, 헬스커뮤니케이션, 데이터마
케팅 등이 있다.



황현석(Hwang, Hyun Seok)

POSTECH, Management Information Systems, Ph. D.
한림대학교 경영학부 교수, 한림 경영연구소 연구위원

관심분야 : 빅데이터, 데이터마케팅, 비디오게임
