

## 게임 플레이어 모델을 위한 속성 추출과 모델 활용 사례

윤태복\*, 양성일\*\*

서일대학교 소프트웨어공학과\*, 한국전자통신연구원\*\*

tbyoon@seoil.ac.kr, siyang@etri.re.kr

Case study of property extraction and utilization model for  
the game player models

Taebok Yoon\*, Seong-Il Yang\*\*

Dept. of Software Engineering, Seoil University\*,  
Contents Research Division, ETRI\*\*

### 요 약

산업의 발전에 따라 게임에 활용되는 기술도 고도화 되고 있다. 특히, 인공지능 기술은 게임 로그를 수집하고 분석하여 패턴을 추출하고 게임의 자동화와 지능화를 위하여 활용되고 있다. 이러한 게임 플레이어의 패턴은 온라인 게임에서 플레이어 매칭, 적대적 NPC의 생성, 게임 월드의 밸런싱 등 적용 범위가 넓다. 본 연구에서는 게임 플레이어의 모델 생성 방법을 제안한다. 모델 생성을 위하여 사냥, 수집, 이동, 전투, 위기관리, 제작, 상호작용 등의 속성을 정의하였으며 의사결정나무 방법을 이용하여 패턴을 추출하고 모델링 하였다. 제안하는 방법의 검증을 위하여 상용 게임의 게임 로그를 이용하여 모델링하고 에러율을 확인하였으며 유효한 결과를 확인하였다.

### ABSTRACT

As the industry develops, the technology used for games is also being advanced. In particular, AI technology is used to game automation and intelligence. These game player patterns are widely used in online games such as player matchmaking, generation of friendly or hostile NPCs, and balancing of game worlds. This study proposes a model generation method for game players. For model generation, attributes such as hunting, collection, movement, combat, crisis management, production, and interaction were defined, and patterns were extracted and modeled using decision tree method. To evaluate the proposed method, we used the game log of a commercial game and confirmed the meaningful results.

**Keywords** : Game player model(게임 플레이어 모델), Game AI(게임 인공지능), Game bot detection(게임 봇 검출)

Received: Nov. 17. 2021    Revised: Dec. 13. 2021  
Accepted: Dec. 13. 2021  
Corresponding Author: Taebok Yoon(Seoil University)  
E-mail: tbyoon@seoil.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. 서 론

정보통신기술의 급속한 발달은 디지털콘텐츠 산업에 크게 영향을 주고 있으며 시장의 성장에 기여하는 바가 크다. 특히 게임시장의 규모만 보더라도 2018년에 13조 1,423억을 기록하며[1], 매년 지속적으로 성장하고 있다. 전년대비 20.6% 상승했다는 점에서 고부가가치지식산업으로 그 가능성이 돋보이는 상황이다. 이러한 시장의 급성장과 더불어 게임 플레이 환경도 게임 플레이어의 요구에 맞춰 변화하고 있다. 과거에는 시각적 및 청각적 효과에 초점을 맞춰 게임이 제작되었다면, 이제는 게임 플레이어의 상태나 성향, 능력을 고려하여 적용된 게임 환경을 제공해 주기 위해 노력을 하고 있다. 위와 같은 연구 분야는 게임을 하나의 서비스 제공 관점에서 벗어나, 게임 플레이어와 게임이 상호작용 할 수 있는 환경이 가능하게 하였다. 하지만, 게임 플레이어에게 적용되고 지능적인 게임 환경을 제공하기 위해서는 게임 플레이어의 성향을 파악하는 과정이 요구되는데, 게임의 특수성 및 플레이어의 다양성을 고려할 때 쉽지 않은 일이다.

게임에서 제공하는 기획적 요소에 따라 플레이어는 지각(知覺)하고 인지(認知)하며 그 결과를 행위(行爲)로 나타낸다. 즉, 플레이어의 행위는 지각과 인지의 결과이며 플레이어의 성향으로 판단할 수 있다. 플레이어가 게임에서 선택한 동작 및 행위는 플레이어의 성향을 나타내는 모델로 표현할 수 있으며, 이러한 게임 플레이어의 모델은 그 활용가치가 매우 다양하다.

본 논문은 온라인 게임의 행위 정보를 나타내는 게임 로그를 분석하여 게임 플레이어의 게임 성향을 모델링하는 방법을 제안하고자 한다. 게임 플레이어 모델은 플레이어의 패턴이다. 이 패턴은 게임을 플레이하는 유형으로 해석할 수 있으며 활용분야는 다음과 같다.

- 첫째, 게임 플레이어 모델은 우호적/적대적 NPC 생성 기술에 적용가능하다.

게임의 몬스터와 같은 적대적 NPC나 상점 주인, 아바타, 팀 캐릭터 등과 같은 동반자 역할을 하는 NPC 생성을 통하여 플레이어 개개인에게 맞는 게임 환경을 위한 기반 기술로 활용 가능하다.

- 둘째, 게임 플레이어 모델은 정상적인 게임 플레이어 모델과 유사성을 판별하여 악성 프로그램 탐지 기술로 활용 가능하다.

플레이어와 봇 모두 플레이어의 성향(레벨)에 따라 게임 행위는 변한다. 플레이어의 변화는 연속적인(continuous) 형태를 나타내고, 봇의 변화는 별개의(discrete) 형태를 나타낸다. 또한 인간 플레이어와 봇 플레이어의 행위 패턴은 숙련 정도에 따라 다른 패턴을 보일 것이다. 이러한 패턴의 차이는 진단을 위한 도구로 활용가능하다.

- 셋째, 게임 플레이어 모델은 게임 오토밸런싱을 위한 도구로 활용 가능하다

게임 개발 단계에서 밸런싱 작업은 많은 시간과 높은 비용을 요구한다. 플레이어의 모델을 이용하여 단계별 밸런싱 작업에 활용 가능하다. 인간 플레이어와 유사하게 행동하는 가상 캐릭터를 무한으로 생성하여 게임 월드에 자유 활동하도록 하고, 전투/아이템 흐름 등을 모니터링 하여 게임 월드 디자인에 활용할 수 있다.

- 넷째, 유사한 모델간의 그룹을 형성하여, 플레이어 매칭 기술로 활용 가능하다

온라인 게임에서 플레이어의 성향을 고려한 파트너 매칭은 게임의 활성화를 위해 중요한 기술로 여겨진다. 적절한 팀(파트너) 구성은 게임의 재미를 증진하고, 게임 플레이의 지속성에 긍정적인 효과를 주기 때문이다. 게임 플레이어 모델은 게이머의 고유한 게임 패턴을 포함하고 있고, 이러한 정보는 패턴 형태에 따라 플레이어의 매칭에 유용하게 활용 가능하다.

본 연구에서는 게임 플레이어 모델의 생성을 위한 요소 개발 및 로그 분석 방법에 대하여 소개한다. 실험에서는 생성된 모델의 유효성 판단을 위하여 온라인 악성 프로그램 탐지 기술에 적용하였다. 게임 악성 프로그램은 온라인 게임 월드의 균형을

파괴하고, 정상적으로 게임을 운영하는 게이머로 하여금 게임의 흥미를 저하시키는 요인으로 작용하여 장기적으로는 게임의 생명력(life-cycle)을 단축시키는 요인이 되고 있다. 실제 게임 로그를 활용하여 인간 플레이어와 악성 프로그램을 구분하는 실험을 진행하고자 한다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 게임 로그 분석과 관련한 선행연구를 조사하고, 3장에서는 게임 플레이어 모델링을 위한 온라인 게임에서의 요소를 추출한다. 4장 실험에서는 상용화되어 서비스 중인 게임 데이터를 이용한 결과를 확인하고 5장 결론 및 향후 연구로 맺는다.

## 2. 관련 연구

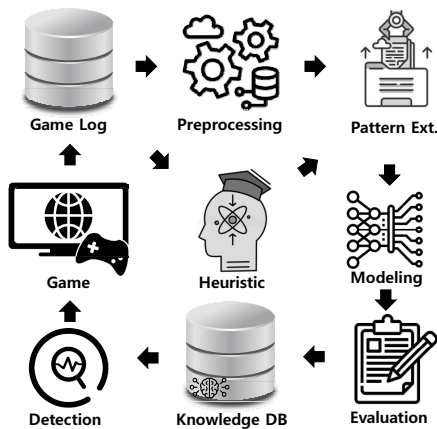
게임 플레이어의 게임 행위를 분석하여 지능적인 게임 환경을 제공하기 위한 다양한 연구가 진행되었다. 먼저, Yoon 등은 게임에서 발생한 로그를 수집하여 상황에 따른 속성을 정의하고 의사결정트리를 이용하여 모델을 생성하였다[2]. 생성된 모델은 게이머와 유사하게 움직이는 NPC를 생성하는 기법에 활용하였다. Kwon 등은 유전자 알고리즘과 인공지능망을 이용하여 MMORPG 환경에서 지능적인 게임 캐릭터를 구현하였다[3]. Noh 등은 모바일 RPG 게임인 크레이지 드래곤과 소울게이지의 게임 로그를 이용하여 일반적인 속성을 추출하였고 이를 사용하여 게이머의 이탈을 예측하는 방법을 연구하였다[4]. Kim과 Choi 등은 온라인 게임에서 게임 로그 데이터 분석을 이용한 게임 붓 검출을 위한 사전 작업과 검출과정을 소개하고 실험을 통하여 유효성을 입증하였다. 또한, Yoon과 Lee는 게임 붓 감지를 위해 게임 행위 변화 패턴을 수집하고 분석하여 붓 탐지에 적용하는 방법을 연구하였다[7]. Yannakakis 등은 일반적인 게이머의 모델링 방법을 연구하였는데, 주로 인지, 정서 및 행동 패턴을 이용하여 게임 플레이어 모델링에 적용하는 연구를 하였다[8]. Hooshyar 등

도 게임 개발에서 플레이어의 행동 모델링 및 예측의 중요성을 언급하고, 데이터 중심 모델링 접근법을 소개하였다[9]. Jung 등은 게임 서버 내에서 얻을 수 있는 사용자의 행동 데이터를 분석함으로써 실제 사용자 및 봇의 행동 패턴을 모델링하고 이를 비교하여 붓 검출에 적용하는 방법을 연구하였고[10], Kim 등은 클라이언트 단의 게임 보안 솔루션의 로그 정보와 서버 로그를 융합한 실험을 통해 효율적인 탐지 모델을 제시하였으며 실제 서비스 중인 FPS 게임을 이용하여 검증하였다[12]. Park 등은 서버 단에서 게임 로그 분석을 통해 FPS 게임의 치팅 사용자를 탐지하는 방법을 제안하였는데, FPS 게임에서 일반적으로 적재되는 로그를 중심으로 치팅 사용자와 일반 사용자의 특성을 비교 분석하고 인공 신경망알고리즘을 이용해 치팅 사용자를 탐지하는 모델을 생성하고 성능평가를 수행하였다[12]. Zhao 등은 인간 플레이어의 행동 패턴을 학습하기 위해 게임 행동을 모델링하는 프레임워크를 제안하였으며, Krishnan 등은 플레이 트레이스 형태의 데이터가 주어졌을 때, 도메인에 구애받지 않는 방식으로 액션 모델 학습 방법을 이용하여 플레이어를 학습한 결과를 보여주었다.[13,14]

선행 연구를 통해 게임 플레이어의 게임 로그 분석을 통하여 게임의 다양한 분야에 적용한 사례를 살펴 볼 수 있다. 게임의 재미를 위한 모델링, 붓 탐지를 위한 모델링 등 게임 NPC의 지능적이고 보다 자연스러운 연출을 위하여 적용하거나 게임 운영의 문제를 해결하기 위한 목적으로 적용하였다. 하지만, 게임 로그의 구체적 활용 및 속성의 구체성이 낮아 세부 적용을 위한 사례를 이해하는데 어려움이 있다. 본 연구는 게임 로그 속성의 사례를 구체적으로 다루고 모델링을 위한 속성 정의 사례를 구체적으로 제시하여 붓 탐지 분야 문제를 해결하기 위한 사례를 살펴보고자 한다.

### 3. 게임 플레이어 모델링 연구

게임 플레이어 모델링은 게임을 효과적으로 운영 하는가에 대한 정도를 나타내는 것으로 시작한다. 인간 플레이어의 행위를 단정 지어 정의 내릴 수 없지만, 패턴추출을 위한 요소 정의는 가능하겠다. 그래서 게임 로그에서 나타나는 이동, 전투, 사냥, 수집, 제작, 위기관리, 상호작용 등은 모델생성을 위한 기반 자료로 그 가치가 높다고 할 수 있다. 예를 들어 단위 시간당 획득한 경험치의 양이 많아서 다른 게이머 보다 레벨업(level up)이 빠르다거나, 적으로부터의 피해가 최소가 되도록 행위/행동을 선택하는 등의 데이터는 대표적인 패턴 추출을 위한 요소라고 할 수 있다. 게임 로그로부터 전문가의 경험적 지식을 포함한 모델링 절차는 그림 1과 같다.



[Fig. 1] Game player propensity modeling procedure

#### 3.1 전문가 지식기반 게임 플레이어 모델

본 연구에서는 게임 플레이어의 모델링을 위하여 인간의 경험적(heuristic) 지식을 반영한다. 게임 플레이어 모델 생성을 위하여 사용되는 속성은 다음과 같은 사항을 고려하여 진처리한다.

첫째, 플레이어의 성향을 구분할 수 있는 상황을 고려한다. 게임 성향은 게임의 종류와 기획 의

도에 따라 다양한 형태를 보이게 되는데, 예를 들어 공격하는 NPC가 원거리/근거리 조합일 경우 원거리 NPC를 먼저 제거해야 하는지 여부, 동일한 아이템을 싸게 구매하여 비싸게 판매하는 경우, HP/MP 등의 보충 시 채워지는 수치가 최대치를 넘지 않는 빈도, PvP상황에서 동일한 레벨 유저를 만났을 때 승률 등이 이에 속한다.

둘째, 플레이어 구분을 위한 상황정의에 따라 게임에서 수집된 플레이어의 게임 데이터를 이용하여 데이터를 선별하고 가공하게 된다. 하나의 상황에는 여러 개의 수집 데이터를 가공하여 사용하게 되는데, 예를 들어 원거리/근거리 전투 상황이라고 할 때, 플레이어의HP, 몬스터의 HP, 전투 시간, 전투 거리, 몬스터의 속성, 플레이어의 사용기술 및 아이템 등을 모두 이용할 수 있다.

셋째, 모든 플레이어의 게임 데이터를 전문가가 일일이 확인하여 숙련 정도를 정의하는 것은 매우 어려운 일이다. 따라서 숙련자를 판단 할 수 있는 속성을 모델 생성에 활용하였다. 생성된 모델은 전체 데이터의 상황에 따라 숙련도를 분류하는 기반 숙련 모델로 다시 활용한다.

#### 3.2 게임 플레이어 모델 생성을 위한

##### 속성 정의

게임 플레이어 모델을 생성하기 위해서는 게이머의 게임 행위를 이해하고 행위에 기인하는 요소를 정의해야 한다. 또한, 속성 정의에 앞서 수집할 수 있는 게임 로그를 살펴볼 필요가 있다. 아무리 의미 있는 속성이라 할지라도 게임 로그에서 얻을 수 없다면 모델링 과정에 활용 할 수 없기 때문이다. 게임 로그는 NPC제거 수, 공격 횟수, hit 수, 방어 수, 회피 수, NPC 최소 레벨, NPC 최대 레벨, 힐링포션, 최대 슬롯 수, 아이템 취득 수, 마지막 아이템, 마지막 드롭 아이템, 현재 위치 X, 현재 위치 Y, 이동 방향 X, 이동 방향 Y, 현재 이동 상태, 트레이드 수, 시작 지역, 종료 지역, 마지막 시작 지역, 마지막 종료 지역, 이동중 아이템 수,

현재 HP, 현재 MP, 최대 MP, 현재 경험치, 현재 돈, 현재 레벨, 파티 참여여부, 파티 참여 수 등 다양하며, 이러한 게임 로그로부터 속성을 정의한다.

정의된 속성은 모델생성을 위한 개별 속성으로 활용되며, 예를 보 탐지 모델 생성에 사용된 속성에 대한 설명은 표 1과 같다.

[Table 1] Hypothesis for game player properties

Property	The content of the attribute
Hunt	Game players have various hunting tendencies.
Collection	The game player will have a different number of items collected and discarded on the floor.
Move	Game players will have different ranges of movement per unit time
Battle 1	Experienced players will have higher accuracy and evasion rates in battle.
Battle 2	Skilled players will take less damage and hunt more enemies.
Battle 3	The distance the player moves and the number of times to hunt will be different.
Crisis management	The player will always maintain a certain amount of HP and MP.
Produce	Item crafting activities are different for each player.
Interaction (transactions)	The player-to-player transaction is a unique behavior and can be used as a collaboration index.
Interaction (Party)	A party between players is a unique action and can be used as a collaboration index.

게임 플레이어 모델 생성을 위한 속성의 구체적 인 수식은 다음과 같이 정의할 수 있다.

- **사냥패턴** : 플레이어의 현재 레벨대비, 상대적으로 얼마나 강하거나 약한 NPC를 사냥하는지를 추출한다. 플레이어의 레벨에 따라 사냥 대상 레벨도 선형적으로 변경된다. 플레이어의 성향에 따라 레벨이 높은 몹을 사냥하기도 하고 레벨이

낮은 NPC를 사냥하기도 한다. 일정시간 동안 플레이어가 사냥한 NPC의 평균레벨과 현재 플레이어의 레벨의 비율은 수식 1과 같다.

$$\frac{(NpcMaxLevel + NpcMinLevel)}{2 \times CurrentLevel} \quad (1)$$

- **수집패턴** : 플레이어가 사용 가능한 아이템을 룬을 얼마나 효율적으로 사용하는지를 분석한다. 처음 게임을 운영하는 초보의 경우 모든 아이템을 수집하고 활용하나, 일정 수준이상의 레벨 또는 숙련자의 경우 그 가치를 판단하여 수집하지 않고 버리기도 한다. 일정시간 동안 플레이어의 아이템 슬롯 크기 대비 취득하거나 버린 아이템 수의 비율은 수식 2와 같다.

$$\frac{(DropItem\ Count + GetItem\ Count)}{2 \times MaxSlot\ Count} \quad (2)$$

- **이동패턴** : 플레이어가 얼마나 효율적으로 이동하는지를 분석한다. 단위 시간 동안의 이동 범위, 플레이어의 게임플레이 목적에 따라 평균 이동 범위가 다를 것이라는 가정과 함께 만들어진 속성이다. 게임플레이 목적에 따라 이동패턴의 다양성을 보일 것이다(수식 3).

$$\sqrt{\frac{|CurrentX - PreviousX|^2 - |CurrentZ - PreviousZ|^2}{}} \quad (3)$$

- **전투능력 1** : 플레이어의 전투능력을 추출한다. 전투시 회피율과 명중률, 플레이어가 NPC 또는 다른 플레이어와의 전투시 회피율과 명중률에 의해 승패 또는 생사가 좌우된다. 공격 횟수와 방어 횟수에 비례하여 회피 횟수와 명중 횟수가 높다면, 더 큰값을 얻게 된다. 높은 값을 가지는 플레이어를 더 숙련자라고 할 수 있다(수식 4).

$$\frac{Hit\ Count}{Attack\ Count} + \frac{Avoid\ Count}{Defense\ Count} \quad (4)$$

- **전투능력 2** : 몹 사냥당 사용한 힐링포션 수, 플레이어가 최소한의 힐링포션 사용으로 많은 수의 NPC를 사냥한다면 더 적은 값을 받게 된다. 힐링포션은 플레이어가 게임 상에서의 돈을 주고 사야 하는 아이템이다. 따라서, 힐링포션을 적게 사용하고 많은 수의 NPC를 사냥한다면 값이 더 낮아지게 되고 숙련자라고 판단 할 수 있다(수식 5).

$$\frac{HealPortion}{NpcDeadCount} \quad (5)$$

- **전투능력 3** : 이동거리에 따른 사냥한 몹 수, 숙련된 플레이어는 적은 이동거리로 많은 NPC를 사냥 할 것이라는 가정 하에 만들어진 속성이다. 플레이어는 경험치를 얻기 위하여 최적화된 장소에서 최소한의 움직임으로 사냥을 하여 이동거리가 적고 사냥한 NPC의 수가 많을수록 높은 값을 받게 되며, 이때 숙련자라고 할 수 있다.(수식 6).

$$\frac{NpcDeadCount}{\sqrt{|CurrentX-PreviousX|^2 + |CurrentZ-PreviousZ|^2}} \quad (6)$$

- **위기관리** : 플레이어의 전반적인 HP/MP 관리능력을 의미한다. 5분간의 평균적인 HP/MP 유지 비율, 숙련된 플레이어는 항상 일정이상의 HP와 MP를 유지할 것이라는 가정과 함께 만들어진 속성이다. PvP나 사냥 등과 같은 전투 상황에서 플레이어가 HP와 MP를 꾸준히 높은 비율로 유지한다면 속성 값이 높아지고 숙련자라고 판단한다(수식 7).

$$\frac{CurrentHP}{MaxHP} + \frac{CurrentMP}{MaxMP} \quad (7)$$

- **제작패턴(manufacturecount)** : 레벨 향상을 위한 직접적인 행위가 아닌, 부가적인 아이템 제작 패턴으로 이 결과물은 사냥 활동에 사용되기도 하고 상업용으로 판매되기도 한다.

- **상호작용1(tradecount)** : 플레이어간의 거래 패턴은 사람 플레이어의 고유 속성으로 사용자간 아이템의 교환/판매 등의 활동을 포함한다.

- **상호작용2(partymemcount)** : 플레이어간의 파티 패턴은 협업 정도를 판단할 수 있는 사람 플레이어 교유의 속성이다. 초보 플레이어의 경우 협업 정도가 낮으며, 게임을 운영한 시간이 늘어날수록 게임 환경 내에서 협업 횟수가 증가하는 것이 일반적이다. 간혹, 숙련자라 할지라도 파티를 운영하는 횟수가 낮은 경우도 있으며 이러한 패턴도 사람 플레이어의 특성으로 볼 수 있다.

## 4. 실험

제안하는 방법의 실험을 위해 상용화 서비스 중 인 A게임에서 데이터를 수집했다. A게임은 200만 명 이상의 회원과 동시접속 최대 8만명을 나타내는 MMORPG으로 단위 시간당 수집된 플레이어 로그 정보를 이용하였다. 수집된 게임데이터는 캐릭터의 위치, 상태, 아이템, 변화량 등 44가지의 기초 데이터를 샘플링 하여 수집하였다.

수집된 데이터의 전처리하는 다음과 같다. 첫째, 게임데이터 속성 값에 변화가 없는 연속된 로그를 제거하였다. 게이머가 게임 플레이를 위해 로그인하고 5분단위 속성 간에 변화가 없다는 것은 분석 자료로 좋은 정보가 될 수 없기 때문이다. 둘째, 캐릭터 별 1시간 이상 연속된 로그들을 한 개의 샘플로 통합하였다. 셋째, 전체 데이터 중 무작위로 데이터 인스턴스를 추출하였다. 넷째, 데이터 통합 후 서플링을 통해 접속시간 및 날짜에 따른 잡음을 제거하였다. 다섯째, 수집된 캐릭터의 레벨이 고르게 분포되도록 데이터 추출하였다. 여섯째, 각 속성 값을 전체 데이터에 대해 정규화 전처리 과정을 거쳤다.

모델 생성을 위한 머신러닝 방법으로는 의사결정나무(decision tree) 기법을 이용하였다. A게임으로부터 수집된 44개 특징 데이터에 따른 로그는

앞서 소개한 10가지 속성(사냥, 수집, 이동, 전투 1-2-3, 위기관리, 제작, 거래, 파티)을 추출하였다. 더불어 제안하는 모델의 유효성을 비교하기 위하여 게임 붓을 이용하여 게임 붓 로그도 함께 수집하

안하고, 이를 이용하여 게임 붓을 탐지하는 실험을 실시하여 의미 있는 결과를 확인하였다. 온라인 게임 환경에서 게임 플레이어의 게임 로그를 통하여 사냥, 수집, 이동, 전투1, 전투2, 전투3, 위기관리,

[Table 2] Game player model validation results(average error rate %)

	set 1	set 2	set 3	set 4	set 5	set 6	set 7	set 8	set 9	set 10
1	4.56	5.35	5.09	5.00	4.17	4.23	4.74	4.87	5.66	5.62
2	4.85	4.96	5.02	5.55	5.22	4.45	4.39	4.85	5.33	5.11
3	4.52	5.22	5.35	5.27	4.87	4.70	5.27	5.44	4.74	5.33
4	4.70	4.96	5.31	5.09	4.63	4.37	4.63	5.77	5.51	5.51
5	4.56	5.51	5.24	5.35	5.07	4.78	4.61	5.05	5.00	4.76
6	4.91	5.33	5.09	5.20	4.94	4.61	5.38	4.72	5.95	5.33
7	4.37	5.48	5.55	5.35	4.98	4.85	5.20	5.24	5.09	5.13
8	4.59	5.16	5.42	4.26	4.85	4.76	4.61	5.07	5.84	5.68
9	4.67	5.35	5.40	5.16	5.35	4.72	4.96	5.38	5.51	4.94
10	4.56	4.78	4.85	4.70	5.64	4.65	5.62	5.27	5.09	4.83
avg.	4.63	5.21	5.23	5.09	4.97	4.61	4.94	5.16	5.37	5.22

였다. 붓 로그의 경우도 게임 플레이어 모델생성과 동일한 속성을 활용하여 모델을 생성하고 비교하였다.

게임 로그로부터 게임 플레이어 모델 생성을 위하여 활용한 데이터 인스턴스는 11,394개이다. 비교 분석에 활용한 붓 로그의 경우도 인간 플레이어와 동일하게 11,394개를 사용하여 전체 22,788개의 데이터를 모델 생성에 활용하고 인간 플레이어와 붓을 구분하는 실험을 실시하였다.

생성된 모델은 교차 검증(cross validation) 방법을 이용하여 10회 실시하였으며, 매 1회당 10번의 학습과 테스트를 반복하였다. 학습데이터와 테스트데이터의 비율은 매번 70:30 비율로 동일하며 표 2과 같이 평균 5% 내외의 에러율을 나타냈다.

## 5. 결론 및 향후연구

본 연구에서는 게임 플레이어 모델링 기법을 제

제작, 상호작용(거래), 상호작용(파티) 등의 속성을 정의하였고 모델링에 활용하였다. 실험 결과에서도 알 수 있듯이 정의된 속성이 게임 플레이어의 모델로 붓 플레이어 모델을 구분하는데 높은 진단결과를 나타내어 활용가치가 높음을 알 수 있었다. 제안하는 방법의 활용 가치로 첫째, 게임 플레이어 모델은 우호적/적대적 NPC 생성 기술에 적용가능하며, 둘째, 게임 플레이어 모델은 정상적인 게임 플레이어 모델과 유사성을 판별하여 악성 프로그램 탐지 기술로 활용 가능하다. 셋째, 게임 플레이어 모델은 게임 오토밸런싱을 위한 도구로 활용 가능하며, 넷째, 유사한 모델간의 그룹을 형성하여, 플레이어 매칭 기술로 활용 가능하겠다. 향후에는 게임 플레이어 모델의 신뢰를 높이기 위하여 속성을 추가하고 시간의 흐름에 따라 패턴을 반영할 수 있는 모델 생성 연구가 필요하겠다.

## ACKNOWLEDGMENTS

The present research has been conducted by the Research Grant of Seoul University

## REFERENCES

- [1] Korea Creative Content Agency Policy Laboratory, 2018 White paper on Korean games, Korea Creative Content Agency, 2018.
- [2] Tae Bok Yoon, Kyo Hyeon Park, Jee Hyong Lee, Keon Myung Lee, "User Adaptive Game Characters Using Decision Trees and FSMs,", Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems(KES) AMSTA 2007, 2007.
- [3] Jangwoon Kwon, Jang-Hoon Jang, "A Study on Implementation of Intelligent Character for MMORPG using Genetic Algorithm and Neural Networks", Journal of Korea Multimedia Society, Vol 10, No 5, 2007.
- [4] JaeYoon Noh, JiHoon Jeon, CheongMok Bae, Kyung-Joong Kim, "Generalized Feature Extraction Method Based on Various Mobile Game Logs for Predicting Gamer Behavior", 2018 Korea Software Society Conference, pp. 818~820, 2018.
- [5] Juyoung Kim, Hunjoo Lee, "A Study of Gamebot Detection using Online Game Log Data Analysis", 2013 Korean Information Science Society Korean Proceedings, pp. 680~682, 2013.
- [6] Yeonjun Choi, Hunjoo Lee, Yongjun Kim, Seongil Jin, "Detecting Bots in Multiplayer Online Games with Log", The Korea Contents Society, 2013 ICC Proceedings, Vol. 11, No. 2, 2013.
- [7] Tae-Bok Yoon, Jee-Hyong Lee, "A Study of Player Changed-pattern Model for Game Bots Detection in MMORPG", Journal of Korea Game Society, Vol. 11, No. 1, 2011.
- [8] Georgios N. Yannakakis, Pieter Spronck, Daniele Loiacono, and Elisabeth André, "Player Modeling", Artificial and Computational Intelligence in Games, Vol. 6, 2013.
- [9] Danial Hooshyar, Moslem Yousefi, Heuiseok Lim, "Data-Driven Approaches to Game Player Modeling: A Systematic Literature Review", Journal ACM Computing Surveys, Vol. 50, No. 6, 2018.
- [10] Hye-Wuk Jung, Sang-Hyun Park, Sung-Woo Bang, Tae-Bok Yoon, Jee-Hyong Lee, "Game Behavior Pattern Modeling for Bots(Auto Program) detection", Journal of Korea Game Society, Vol. 9, No. 5, 2009.
- [11] Seon Min Kim, Huy Kang Kim, "A research on improving client based detection feature by using server log analysis in FPS games", Journal of the Korea Institute of Information Security & Cryptology, Vol. 25, No. 6, 2015.
- [12] Jung Kyu Park, Mee Lan Han, Huy Kang Kim, "A Study of Cheater Detection in FPS Game by using User Log Analysis", Journal of Korea Game Society, Vol. 15, No. 3, 2015.
- [13] Sha Zhao, Yizhi Xu, Zhiling Luo, Jianrong Tao, Shijian Li, Changjie Fan, Gang Pan, "Player Behavior Modeling for Enhancing



Role-Playing Game Engagement”, IEEE Transactions on Computational Social Systems, Vol. 8, No. 2, April 2021.

- [14] Abhijeet Krishnan, Aaron Williams, Chris Martens, “Towards Action Model Learning for Player Modeling”, Sixteenth AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Vol. 16 No. 1, 2020.



윤 태 복 (Yoon, Taebok)

약 력 : 2011년-현재 서일대학교 AI융합콘텐츠학과 부교수  
2010년 성균관대학교 컴퓨터공학과 박사

관심분야: 게임인공지능, 기능성게임, EDM

---



양 성 일 (Yang, Seong-il)

약 력 : 2000년-현재 한국전자통신연구원, 책임연구원  
1998년-2000년 아시아나항공 SW연구소 주임연구원  
1996년-1998년 연세대학교 박사수료

관심분야: 기계학습, 게임 인공지능, 자연어처리

---

