

## 봇(오토프로그램) 검출을 위한 게임 행동 패턴 모델링

정혜욱<sup>○</sup>, 박상현\*, 방성우\*\*, 윤태복\*\*\*, 이지형\*\*\*\*

성균관대학교 컴퓨터공학과

{wukj<sup>○</sup>, angelguild\*, sistone81\*\*, tbyoon\*\*\*}@skku.edu, jhlee@ece.skku.ac.kr\*\*\*\*

Game Behavior Pattern Modeling for Bots(Auto Program) detection

Hye-Wuk Jung<sup>○</sup>, Sang-Hyun Park\*, Sung-Woo Bang\*\*,  
TaeBok Yoon\*\*\*, Jee-Hyong Lee\*\*\*\*

Dept. of Computer Engineering, Sungkyunkwan University

### 요 약

MMORPG (Massively Multiplayer Online Role Playing Game) 시장은 급격히 증가하고 있으며 더불어 많은 발전을 이루고 있다. 하지만 그와 동시에 많은 게임 피해사례들이 증가하고 그 사례 또한 매우 다양화되고 있다. 그 중에서도 '봇(Bots)'은 사용자의 조작 없이 자동으로 작동하면서 게임의 몰입도 뿐만 아니라 보안 측면에서도 많은 영향을 주고 있다. 따라서 게임 제 공 업체에서는 클라이언트 단에서 packet을 분석하여 봇을 분별하려 하지만 클라이언트 단에는 사용자의 조작이 용이하므로 그 정확성이 떨어진다. 본 논문에서는 게임 서버 내에서 얻을 수 있는 사용자의 행동 데이터를 분석함으로써 실제 사용자 및 봇의 행동 패턴을 모델링하고 이를 비교하여 봇 검출에 적용하는 방법을 제안한다. 이 방법을 이용하여 보다 향상된 비교 모델을 완성하였다.

### ABSTRACT

Game industry, especially MMORPG (Massively Multiplayer Online Role Playing Game) has rapidly been expanding in these days. In this background, lots of online game security incidents have been increasing and getting more diversity. One of the most critical security incidents is 'Bots', mimics human player's playing behaviors. Bots performs the task without any manual works, it is considered unfair with other players. So most game companies try to block Bots by analyzing the packets between clients and servers. However this method can be easily attacked, because the packets are changeable when it is send to server. In this paper, we propose a Bots detection method by observing the playing patterns of game characters with data on server. In this method, Bots developers cannot handle the data, because it is working on server. Therefore Bots cannot avoid it and we can find Bots users more completely.

**Keyword** : Bots Detection, Game Artificial Intelligence, Game Player Modeling

접수일자 : 2009년 07월 30일

심사완료 : 2009년 08월 27일

## 1. 서론

최근 온라인 게임 시장 규모가 늘어남에 따라 게임 사용자가 수백만 명에 이르고 있다. 또한 다수 게임 플레이어에게 원활한 게임 서비스를 위해 다양한 종류 및 기술이 개발되고 있다.

이러한 게임 산업의 성장과 함께 게임서비스에 대한 보안, 위험 분석 및 보호 조치가 요구되고 있다. 온라인 게임 환경에서 가장 큰 보안의 위협은 클라이언트를 위/변조하는 행위로, 자동화된 프로그램을 이용하여 게임내의 가상 캐릭터를 제어하는 기술을 일컫는다. 이런 행위는 순수한 목적의 게임 플레이어들의 의욕을 저하 시키고, 게임의 질서를 어지럽히는 등 악 영향을 미치고 있어, 사회적 이슈로 떠오르고 있다[1]. 이와 같은 악의적인 게임 플레이를 위해 제작된 프로그램을 오토(Auto) 프로그램 또는 봇(Bots)이라고 한다. 오토 프로그램은 대표적인 게임 해킹기법으로 그 유형은 사용자 인터페이스 조종형 방법과 게임 데이터 조작형으로 나눌 수 있다. 사용자 인터페이스 조종형 방식은 사용자가 일정 시간 동안 게임하는 행동을 녹화하여 반복 재생하는 방법으로 마우스의 행동을 녹화하고, 녹화된 행동을 반복적으로 수행하는 고스트 마우스 프로그램 등이 있다. 게임 데이터 조작형 방식은 사용자가 게임 내의 정보를 분석하고 조작하는 방식으로 게임 오브젝트, 렌더링 정보, 네트워크 패킷 등을 조작 할 수 있다. 봇(Bots)은 게임 데이터를 조작하는 대표적인 방법으로 게임 사용자가 직접 게임을 하지 않아도 자동으로 게임 속 캐릭터를 조종해 자원을 채취하고, 레벨이나 스킬을 업그레이드 해준다. 이러한 봇은 정상적인 게임 사용자들 불편함을 겪게하고 도를 넘을 경우 게임 서버의 과부하로 서비스를 중단하게 된다. 그러므로 온라인 게임 서비스 업체들은 이러한 불법적인 봇 프로그램 사용자를 방지하기 위해 봇 프로그램 사용자들의 이용자 계정을 삭제 하는 기능을 가지는 봇 방지 시스템을 개발하고 있다[2]. 그러나 봇 프로그램이 진화함에 따라 그 종류가 다양해지고 있기 때문에 보다 정확하게 봇을 검출하기 위

하여 봇의 행동 패턴과 실제 게임 사용자의 행동 패턴을 분석하는 봇 검출 방법이 개발되고 있다[2,3].

실제 게임 사용자와 봇의 차이점은 다양하게 존재한다. 실제 게임 사용자는 봇에 비해 게임 실행의 불안정성이 존재한다. 또한 예상외의 상황에 대처 방법이 매우 다양하고 동적이기 때문에 예측하기 어렵다. 본 논문에서는 봇의 행동 패턴을 다양한 측면에서 분석하여 규칙성을 찾고 게임의 행동 패턴을 모델링 하여 실제 사용자와 정확히 구분해 낼 수 있는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 게임 서버 내에서 봇과 실제 사용자의 행동 패턴을 비교 분석하여 대표적인 특징 행동 패턴을 추출 하였다. 또한 추출된 행동 패턴들을 이용하여 봇 검출을 위한 게임 행동 패턴을 모델링 하였다. 그리고 제안하는 방법의 성능을 확인하기 위하여 모델링된 행동 패턴을 기반으로 실제 사용자와 봇의 실행 데이터를 비교 분석 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 봇 검출을 위한 관련 연구에 대해 설명하고, 3장에서는 실제 사용자와 봇의 게임 행동 패턴을 정의, 분석하여 추출하여 모델링 한다. 4장에서는 모델링 된 게임 행동 패턴을 기반으로 사용자와 봇의 실행 한 후 결과를 분석한다. 마지막으로 5장에서 논문의 결론과 향후 연구에 대해 언급한다.

## 2. 관련연구

봇 검출을 위한 다양한 방법들이 연구 되고 있으며, 크게 트래픽 기반 방법, 행동기반 방법, 그리고 하드웨어 기반 방법으로 나눌 수 있다.

트래픽 기반 방법은 게임 서버의 효율 증가를 목적으로 플레이어의 숫자에 따른 각 모델 수치를 비교 분석하여 네트워크 트래픽을 모델링 한다[4]. 이 방법은 트래픽 모델을 만드는 새로운 방법을 제안하고, 네트워크의 실질적 효율을 증가 시켰지만 봇 검출을 위한 방법은 언급하지 않았다.

행동 기반 방법은 게임에서 치팅(Cheating) 플레

이러한 불법적 접근을 검출하는 목적으로 플레이어의 행동을 모델링 하여 불법적 접근 유형을 정의하고 이를 통해 치팅 플레이어를 판별하였다[5]. 하지만 1인칭 슈팅 게임을 기반으로 모델링을 하여 MMORPG 게임에는 적용이 어렵다는 단점이 있다. 또한 게임 속 캐릭터의 이동 경로 데이터를 수집/분석하여 모델을 생성하고 봇을 검출하는 방법이 있다[6]. 이 방법은 4가지 봇과 사람의 차이점을 분류, 정의하고 수치 그래프를 통해 비교 하여 검증하였다. 또한 플레이어의 행동 패턴 및 특징을 분석 후 기술하였으며 실제 3가지 봇 모델과 사람 경로를 이용하여 검증하였다. 그러나 행동 그래프 모델에서 1인칭 슈팅 게임 분석을 기반으로 모델링 하여 MMORPG에 대한 적용 가능여부는 알 수가 없다.

하드웨어 기반 방법은 기존의 게임 클라이언트에서 동작하는 속임 방지(Anti-Cheating) 소프트웨어는 데이터 변조를 통해 충분히 피해갈 수가 있기 때문에 하드웨어를 기반으로 한 치팅 방지 시스템을 제안하고 있다[7]. 하지만 하드웨어적 접근은 기기 설치, 가격 등 많은 제약 조건이 존재하기 때문에 하드웨어가 아닌 소프트웨어를 기반으로 한 봇 검출 방법이 필요하다. 이밖에 방법으로는 게임 속 오토 프로그램을 검출하기 위해 윈도우 이벤트 시퀀스를 분석한 방법이 있다[8]. 이 방법은 윈도우 이벤트 시퀀스의 메시지 신호 값을 분할하여 학습 알고리즘을 통해 특정 속성 값을 추출하였으며 이를 기반으로 사람과 오토 프로그램을 판별하였다. 하지만 기존의 속임 방지 프로그램과 동일하게 데이터 변조를 통한 오토 프로그램 감지를 피하는 방법으로 무효화가 될 수 있다. 이렇게 오토 프로그램을 판별하여 검출하는 방법은 다양하게 연구되고 있다. 그러나 기존 방법들은 MMORPG가 아닌 1인칭 슈팅 게임을 기준으로 분석 및 설계 하여 실제 MMORPG에는 적용이 힘들다[9]. 또한 봇의 특징을 분석, 정의 하여 사람과 봇을 구분하여 실제 사용자와 봇을 구분하는 방법을 제시하고 봇 방지법을 제안했지만 봇 검출에는 적용하기 어렵고 많은 제약사항이 있다.[10,11]. 따라서 실제 게임 환경에 적용 할 수 있는 좀 더 구

체적이고 실용적인 봇 검출 방법이 필요하다.

### 3. 게임 행동 패턴 모델

본 논문에서 제안하는 시스템은 온라인 게임 내에서 오토 프로그램인 봇을 검출하여 안전한 게임 환경을 제공 할 수 있는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 게임 서버 내의 캐릭터 행동 패턴을 분석하여 휴식 상태 패턴(Rest State Pattern), 경험치 획득(Experience Point Gain) 그리고 몬스터 인식 시간(Monster Aware Time)의 3가지 형태로 분류한다. 이렇게 분류된 데이터를 기반으로 실제 사용자와 봇의 차이점을 비교 분석 한 후 봇의 행동 패턴을 모델링 한다. 이어서 생성된 봇의 행동 패턴을 모델에 이용해 봇을 검출하는 과정에 대해 설명한다.

#### 3.1 게임 행동 패턴 분류

게임 서버 내에서 캐릭터의 행동 패턴은 위치, 사용자의 상태, 전투, 아이템, 스킬, 대화 또는 다른 캐릭터와의 상호작용 등 여러 가지 요소를 포함한다. 본 논문에서는 실제 사용자와 봇의 행동 패턴을 분류하기 위해 앞서 설명한 3가지 요소인 몬스터 인식 시간, 휴식 상태 패턴, 획득 경험치를 사용했다.



(a) 몬스터 인식 시간



(b) 휴식 상태 패턴



(c) 경험치 획득

[그림 1] 봇 검출 요소

### 3.1.1 몬스터 인식 시간(Monster Aware Time)

봇과 실제 사용자의 몬스터 인식 시간을 수집하여 변화 분포를 구한 후 그 차이를 분석한다. 몬스터에게 접근하여 데미지를 준 시간에서 몬스터를 인식하고 접근한 시간과 공격을 결정한 시간의 변화 간격을 비교 분석한다. [그림 1]의 (c)는 실제 실험에서 관찰되는 몬스터 인식 시간을 나타낸다. 또한 몬스터 인식 시간은 다음과 같은 가정을 포함한다.

- 가정 - 봇은 시스템적으로 정의된 범위를 기준으로 몬스터를 인식하므로 몬스터 인식 시간이 일정할 것이고 사람은 다양한 변화를 보일 것이다.

### 3.1.2 휴식 상태 패턴(Rest State Pattern)

게임 캐릭터가 앉는 등 쉬는 동작을 취하여 HP(Health Point) or MP(Magic Point)를 회복하는 경우로 캐릭터가 휴식 동작을 발생하는 경우 MP의 수치를 측정한다. 앉아서 쉬는 동작이 발생한 시간과 그 시점의 HP와 MP의 수치를 수집하여 봇과 비교한다. [그림 1]의 (a)는 실제 실험에서 관찰되는 휴식 상태 패턴을 나타낸다. 또한 휴식 상태 패턴은 다음과 같은 가정을 포함한다.

- 가정 - 봇은 일정 수치 아래에서 몰려있는 분포를 보일 것이며, 실제 사용자는 전체적으로 넓게 퍼져 있을 것이다.

### 3.1.3 경험치 획득(Experience Point Gain)

게임에서 캐릭터의 성장에 기준이 되는 ‘경험치’라는 게임 요소를 측정하여 차이를 구별한다. 대부분의 MMORPG에서는 사냥과 같이 특정 행동을 통해 경험치를 획득하고 이를 통해 캐릭터를 성장시킨다.

이런 경험치 획득은 같은 장소일지라도 사냥 방식 등에 따라 양이 달라진다. 즉 사람의 감정 및 상황변

화와 같은 불특정 요소에 따라 매번 획득하는 경험치 양이 다양하게 바뀐다고 할 수 있다. 본 논문에서는 단위시간당 사냥을 통해 획득할 수 있는 경험치 양을 각 시간 시퀀스 별로 비교해 차이를 분석한다. 일반적으로 단위 시간당 획득 경험치는 다음과 같은 가정을 포함한다.

- 가정 - 봇은 같은 사냥방식의 반복으로 단위 시간당 획득 양의 분포가 적을 것이며, 실제 사용자는 다양한 사냥 방식의 변화로 분포가 크게 나타날 것이다.

## 3.2 봇의 행동 패턴 모델링

앞서 분류한 3가지 행동 패턴을 기반으로 봇의 행동 패턴을 [표 1]과 같이 모델링 하였다.

[표 1] 게임 행동 패턴 모델링

분 류	행동 패턴	
	실제 사용자	봇
몬스터 인식 시간	몬스터를 인식하고 공격까지의 시간 - 다양함	몬스터를 인식하고 공격까지의 시간 - 균일함
휴식 상태 패턴	휴식 동작의 발생 조건의 수치 - 다양함	휴식 동작의 발생 조건의 수치 - 균일함
경험치 획득	단위시간당 경험치를 획득하는 양의 차이 - 많음	단위시간당 경험치 획득 양의 차이 - 적음

[표 1]에서 나타내는 3가지 모델들은 실제 사용자와 봇을 구분하는 행동 패턴을 보여준다.

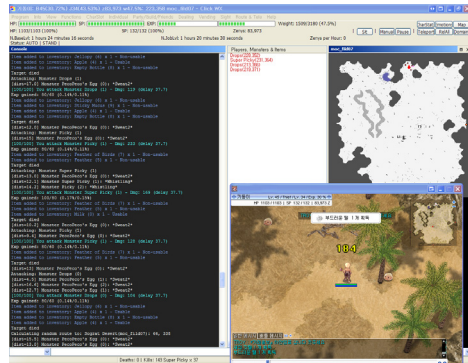
첫째, 몬스터 인식 시간은 몬스터를 인식하고 공격하기까지의 시간을 고려하는 모델로 실제 사용자들은 몬스터를 인식하고 공격하기 까지 다양한 상황 변화에 맞춰 넓은 변화 분포를 그리지만 봇은 다양한 상황변화에도 불구하고 주어진 설정에 따라 규칙적인 패턴의 움직임이 보이므로 몬스터를 인식하고 공격하기 까지 균일한 변화 분포를 보인다.

둘째, 휴식 상태 패턴은 휴식 동작이 발생할 경우 캐릭터의 상태를 고려하는 모델로, 실제 사용자는 자신의 직관에 따라 휴식 시기를 결정한다. 따라서 다양한 시간의 분포가 나타나지만 봇은 사용자가 지정해둔 일정한 수치 이하에서만 휴식하는 균일한 분포를 보인다.

셋째, 경험치 획득은 단위시간당 경험치를 획득하는 양의 차이를 비교하므로, 경험치 획득에 영향을 주는 사냥 방식의 다양성을 확인 가능하다. 실제 사용자는 사냥중 시간의 변화에 따라 지치거나, 기본 변화에 따라 사냥의 빠르기의 변화 등 사냥 효율 면에서 많은 변화를 보인다. 반면 봇은 설계된 인공지능에 따라서 반복적인 사냥을 수행하므로 같은 단위시간 내에 비슷한 경험치 획득 양을 보인다.

## 4. 실험

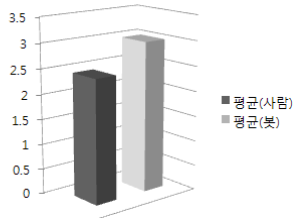
실험에는 아래 [그림 2]와 같이 라그나로크 게임 기반 봇 프로그램 ‘Ragnarok OpenCore’[12]를 사용하였다. 이 봇 프로그램의 특징은 무료로 배포되며 지금까지 오랜 시간 동안 개발자들이 온라인 포럼에서 연구의 목적으로 공동으로 개발 했고, 거의 대부분의 게임 및 AI 세부요소 설정이 가능하며 사용자가 직접 AI를 구축할 수 있는 장점을 가지고 있다. 본 프로그램을 사용하기 전 기본 AI 설정을 한 후 3일 이상 실행 결과 이상 없음을 확인하고 실험을 수행 하였다. 실험에 사용할 테스트 데이터 수집을 위해 총 3시간의 봇 데이터와 3시간의 플레이 데이터를 수집하였다. 수집한 데이터 중 앞에서 정의한 몬스터 인식 시간을 추출하기 위해 몬스터를 인식하고 마우스로 클릭한 시점부터 캐릭터가 접근하여 데미지를 준 시점까지의 시간을 측정 하였다. 수집한 몬스터 인식 시간을 가지고 평균, 표준편차, 변동계수를 구하여 실제 사용자와 봇의 데이터를 각각 비교 분석 하였다.



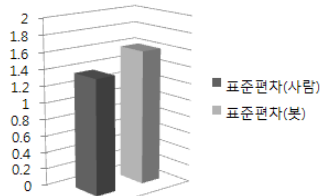
[그림 2] Ragnarok OpenCore 프로그램[12]

### 4.1 몬스터 인식 시간 실험 결과

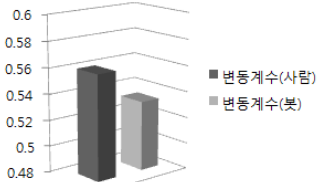
몬스터 인식 시간의 평균 값 산출 결과를 비교해 보면 실제 사용자가 봇에 비해 빠른 것을 알 수 있다. 실제 사용자는 몬스터 인식 후 접근 하는 시점에 몬스터의 움직임에 능동적으로 반응하며 접근을 시도하므로 빠른 시간을 보이며 봇은 몬스터의 위치 좌표를 계산하여 움직임에 대한 좌표를 따라가는 형식으로 접근하기 때문에 몬스터 움직임에 빠르게 대처하지 못하고 느린 평균 시간을 보였다. 표준 편차를 산출한 결과는 평균값의 차이 때문에 비교가 불가능하여 같은 단위분의 표준편차를 나타내는 변동계수를 구하여 비교를 하였다.



(a) 사람과 봇의 몬스터 평균 인식 시간



(b) 사람과 봇의 몬스터 인식 시간 표준편차

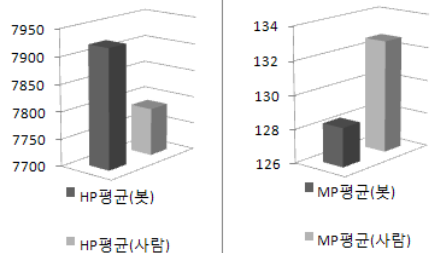


(c) 사람과 봇의 몬스터 인식 시간 변동계수

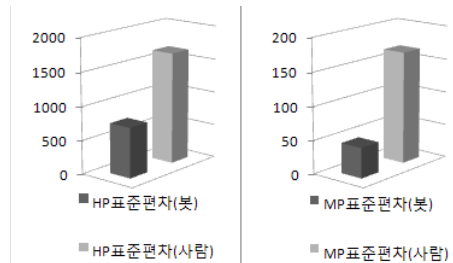
[그림 3] 몬스터 인식 시간 요소의 실험 결과

[그림 3]을 보면 실제 사용자의 변동 계수가 0.56, 봇의 변동 계수가 0.53으로 사람이 0.3 더 높은 수치를 보이는 것을 알 수 있다. 이는 실제 사용자가 좀 더 다양한 몬스터 인식 시간에 대한 반응 변화를 보임을 알 수 있다. 이는 실제 사용자가 봇보다 시간 변화폭이 큰 것을 의미한다. 두 결과를 종합해 보면 실제 사용자는 몬스터의 이동에 대해 봇보다 빠른 대처를 보이며 이런 대처에 관한 시간이 봇보다 다양하게 나타남을 알 수 있다.

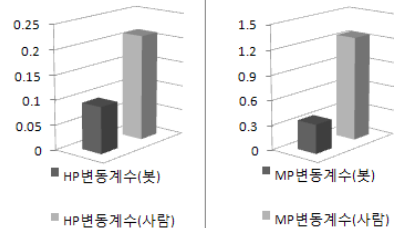
## 4.2 휴식 상태 패턴 실험 결과



(a) 사람과 봇의 휴식 발생 시 평균 상태 값



(b) 사람과 봇의 휴식 발생 시 표준 편차



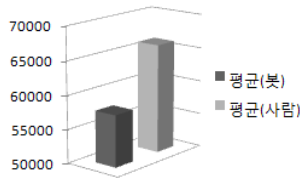
(c) 사람과 봇 휴식 발생 시의 변동 계수

[그림 4] 휴식 상태 패턴의 실험 결과

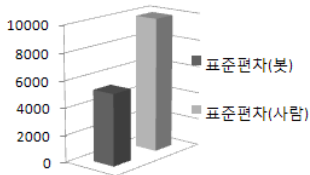
[그림 4]를 보면 휴식 상태가 발생했을 경우 HP (Health Point)와 MP(Magic Point)를 수집해 비교한 실험에서 봇과 사람의 평균, 표준 편차, 변동 계수가 모두 확연한 차이를 보이는 것을 알 수 있다. 정확한 비교가 가능한 (c)변동 계수를 살펴보면 최소 두 배 이상의 차이를 보이는데, 이는 설정된 수치에만 휴식을 하는 봇의 특성 때문에 분산 폭이 작으며, 반대로 사람의 경우 자신이 휴식이 필요함을 인식하였을 경우만 휴식을 취하므로 분산 폭이 넓게 나타남을 확인할 수 있었다.

### 4.3 경험치 획득 실험 결과

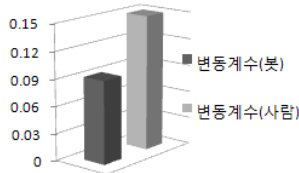
[그림 5]의 실험은 동일한 사냥터에서 30분마다 획득한 경험치를 가지고 실험한 결과이다.



(a) 사람과 봇 단위시간당 평균 경험치 획득 양



(b) 사람과 봇 단위시간당 경험치 획득 표준 편차



(c) 사람과 봇 단위시간당 경험치 획득 변동 계수

[그림 5] 경험치 획득의 실험 결과

[그림 5]의 결과를 보면 실제 사용자의 경우 감정 변화 및 상황변화에 따라 사냥방식의 변화가 다양하게 나타났고 봇의 경우 반복적인 사냥 형태를 보였다. 따라서 사냥 수행에 따른 경험치 결과인 평균, 표준 편차, 변동 계수 모두 실제 사용자와 봇이 큰 차이를 보임을 확인할 수 있었다.

### 5. 결론 및 향후 연구

오토 프로그램으로 인한 게임 사용자 및 게임 서비스 업체의 피해가 증가함에 따라 봇은 게임서비스 침해 유형 중 상당 부분을 차지하고 있다. 따라서 봇 검출 방법은 다양한 측면에서 연구 되어져야 한다. 본 논문에서 제시한 봇 검출 방법은 3가지 봇 검출 요소를 정의하고, 이를 기반으로 행동 패턴을 모델링 하여 봇을 검출하였다. 그 중 몬스터 인식 시간 요소를 이용하여 봇과 실제 사용자를 비교해 본 결과 확실한 차이를 보였다. 제안한 방법은 다양한 측면에서 게임 행동 패턴을 분석하여 봇 검출에 적용했기 때문에 빠르게 진화되어 가는 봇 프로그램을 효율적으로 검출 할 수 있는 방법이다. 향후에는 보다 정확한 봇 검출과 다른 종류의 게임에도 응용 가능 할 수 있도록 게임 행동 패턴을 좀 더 다양하게 정의하고, 특징 요소를 추가하는 연구가 필요하겠다.

### 참고문헌

- [1] 한국 정보보호 진흥원, 온라인 게임 해킹 가이드, 2006
- [2] <http://www.ahnlab.com/>
- [3] <http://www.kisa.or.kr/>
- [4] Gao Huang, Meng Ye, Long Cheng, "Modeling System Performance in MMORPG," Global Telecommunications Conference Workshops, pp. 512- 518, 2004
- [5] Peter Laurens, Richard F. Paige, Phillip J. Brooke and Howard Chivers, "A Novel Approach to the Detection of Cheating in Multiplayer Online Games," 12th IEEE International Conference on Engineering Complex Computer Systems, pp.97-106, 2007.
- [6] Kuan-Ta Chen, Andrew Liao, Hsing-Kuo Kenneth Pao and Hao-Hua Chu, "Game Bot Detection Based on Avatar Trajectory," Entertainment Computing - ICEC, pp.94-105, 2008
- [7] Wu-chang Feng, Ed Kaiser, Travis Schluessler, "Stealth Measurements for Cheat Detection in On-line Games," Proceedings of the 7th ACM

SIGCOMM Workshop on Network and System Support for Games, pp.15-20, 2008

- [8] Hyungil Kim, Sungwoo Hong and Juntae Kim, "Detection of Auto Programs for MMORPGs," Springer, AI 2005: Advances in Artificial Intelligence, pp.1281-1284, 2005
- [9] S. F. Yeung and John C. S. Lui, "Dynamic Bayesian approach for detecting cheats in multi-player online games," Springer, Multimedia Systems, Volume 14, 2008
- [10] Daniel Livingstone, "Turing's test and believable AI in games," Computers in Entertainment(CIE), Vol. 4, 2006
- [11] Philippe Golle, Nicolas Ducheneaut, "Preventing bots from playing online games," Computers in Entertainment(CIE), Volume 3, 2005
- [12] <http://www.openkore.com>





정혜욱(Jung, Hye Wuk)

1999년 : 한성대학교 정보전산학부 정보공학과(공학사)  
2005년 : 성균관대학교 정보통신대학원 정보보호학과  
(공학석사)  
2007년 : 성균관대학교 컴퓨터공학(박사수료)  
2009년~현재 : 한국게임학회 정회원

관심분야 : 게임 인공지능(Game A.I.), 패턴인식, 지  
능 시스템, 정보보호



윤태복(Yoon, Tae bok)

2001년 : 공주대학교 전자계산학과(이학사)  
2005년 : 성균관대학교 컴퓨터공학(공학석사)  
2007년 : 성균관대학교 컴퓨터공학(박사수료)  
2008년~현재 : 성결대학교 외래교수  
2008년~현재 : 한국게임학회 정회원

관심분야 : 사용자 모델링(User Modeling), 게임 인  
공지능(Game A.I.)



박상현(Park, Sang Hyun)

2008년 : 건양대 전산게임학과(학사)  
2009년~현재 : 성균관대학교 컴퓨터공학과(석사과정)

관심분야 : 게임 인공지능, 모바일 기반 어플리케이  
션, 지능형 서비스



이지형(Lee, Jee Hyong)

1993년 : 한국과학기술원 전산학과(학사)  
1995년 : 한국과학기술원 전산학과(석사)  
1999년 : 한국과학기술원 전산학과(박사)  
2002년~현재 : 성균관대학교 정보통신공학부 부교수  
2008년~현재 : 한국게임학회 정회원

관심분야 : 지능시스템, 기계학습, 온톨로지



방성우(Bung, Sung Woo)

2008년 : 성균관대 컴퓨터공학과(학사)  
2009년~현재 : 성균관대학교 컴퓨터공학과(석사과정)

관심분야 : 지능 시스템, 사용자 모델링, 음악 추천