

시간열 데이터 마이닝을 이용한 게임 사용자 모델 분석

김종인 황지안 정기철

송실대학교 대학원 미디어학과

{eyezang01, cheeonn, Keechul}@ssu.ar.kr

Game Player Model Analysis with Time-series Data Mining

Jongin Kim Cheeonn Wong Keechul Jung

Department of Media, Graduate school of Soongsil University

요 약

컴퓨터 게임 산업이 발전함에 따라 사용자의 흥미를 측정하거나 불법 소프트웨어 구별을 위해 사용자 분석에 관한 연구가 진행 중이다. 그 예로 최근에 사용자 분석을 통하여 게임 레벨 디자인을 하거나 이를 게임 균형에 이용하는 연구들이 있다. 본 논문은 개인적인 게임 환경에서 사용자의 적절한 게임 경험을 위해 시간열 데이터 마이닝 개념을 이용하여 게임 사용자 모델 분석을 제안한다. 본 논문은 사용자가 게임을 하고 있는 동안 의미 있는 사용자 행동을 저장하고 차원감소와 SOM을 이용하여 4가지 행동 유형으로 클러스터링 하고 행동 유형에 따른 사용자를 분석 한다.

1. 서 론

최근 컴퓨터 게임의 사용자를 모델링 하는 연구가 활발하게 진행되고 있다. 사용자 모델은 게임 산업에서 사용자를 중심의 레벨 디자인에 중요한 요소가 되고 있다. 사용자가 컴퓨터 게임의 일반적인 시나리오에서 사용자의 능력을 넘어선 레벨에 도전한다면 사용자는 쉽게 게임을 포기할 것이다. 사용자 중심의 게임을 디자인 하는 것에 따라서 게임의 높은 흥미를 나타내기에 중요하다. 그러므로, 사용자 분석은 게임의 흥미를 측정하는 근본적인 구성을 위해 사용된다.

일반적인 모든 게임 또는 흥미 애플리케이션들은 직접적 또는 간접적으로 사용자 모델을 포함한다[4]. 이것은 모델링 기술들[1,2]과 적응성 기술들[1,3]을 이용하여 게임 안에서 개개인의 사용자에게 맞춤형 사용자 분석이 가능하다는 것을 말한다. 사용자 모델링과 사용자 분석 연구는 사용자를 이해하는 초점에서 적응성 기술[1,3]을 통한 사용자 중심의 설계를 위해 시작 되었다. 사용자 모델은 사용자 분석을 위해 필수적이다.

본 논문에서는, 개인용 게임 환경 안의 짧은 시간 동안 게임 유형을 측정하기 위하여 게임 안에 사용자의 시간열 데이터를 수집한다. 수집된 데이터의 클러스터링 결과를 직접 관찰을 통하여 4가지의 행동유형[15] 안에 사용자를 분석하기 위하여 시간열 데이터 마이닝을 이용하는 개념적 모델을 제안한다. 게임을 시도하는 사용자들은 동일한 매개변수 안에서 더 나은 게임 경험을 달성하게 하는 게임 적응성 기술을 위해 하나의 유형으로 분류 된다.

2. 관련연구

Charles 등은[1] 사용자 중심의 게임 설계를 통한 게임 적응성기술로의 접근을 설명한다. 사용자 모델링의 적응 기술들이 확실하게 사용자들의 게임에 대한 관심과 만족을 일관성 있게 유지한다고 설명한다.

Yannakakis와 Maragoudakis[10]는 사용자의 높은 만족도에 도달하기 위한 효과적인 컴퓨터 게임의 메커니즘을 소개한다. 그들은 사용자 모델링과의 효과적인 상호작용과 이전에 성공한 온라인 학습 메커니즘 그리고 게임 사용자를 위한 동적인 게임 전략에 논증된 높은 적응성 기술을 기반으로 접근했다.

Warg 등은 [5,13] 전체적인 특성을 이용한 시간열 클러스터링을 위하여 차원감소를 제안했다. 그들은 시간열 데이터의 전체적인 특성을 가공되지 않은 데이터로부터 도출하기 위해 차원감소를 사용했다. 이 측정에서 SOM을 사용하여 클러스터링 하였다.[5,13]

Self Organizing Map(SOM)은 Kohonen[11]에 의해 개발된 무 감독학습을 통해 낮은 차원 구조에서 배열되고 자가 구성 절차[9]에 의해 훈련되는 신경 네트워크의 한 유형이다. 시간열 데이터를 클러스터링 하기 위한 여러 가지의 알고리즘들이[9] 개발 되었고 SOM 또한 시간열 데이터를 클러스터링을 위해 채택된 알고리즘의 하나이다.

위와 같은 게임에서의 사용자 모델 분석은 게임의 흥미 분석과 게임 설계를 위해 연구되었다. 본 논문에서 사용자 모델링을 하기 위하여 SOM 클러스터링 알고리즘을 이용한다. SOM 알고리즘의 분류 결과를 이용하여 사용자의 행동유형 분석을 실험하였다.

3. 사용자 분석을 위한 객관화

사용자의 특성과 행동을 이해하는 것은 효과적인 게임 경험 위해 필수적이다. 객관화는 더 나은 효과를 달성하기 위해 중요한 요소이며, 시간열 데이터를 이용한 SOM 클러스터링 기반의 사용자 모델 분석은 확실히 사용자에게 영향을 주는 동시에 보다 나은 게임 경험을 제공한다. 본 논문에서 사용자의 개인적인 스타일을 분류하기 위해 실험적인 슈팅게임에서 일정 주기 동안의 사용자 모델을 제안한다. 제안된 사용자 모델링을 위해, 9개의 매개변수(활동성, 주 무기타입, 보조 무기타입, 주 무기전력, 보조 무기전력, 폭탄, 득점, 생명, 재시도)를 사용자가 게임을 하는 동안 실시간으로 저장한다. 실시간으로 저장되는 데이터의 특성은 시간열 데이터의 특성을 기반으로 반복적인 일정시간에 따라 사용자의 매개변수를 저장한다. 모델링에 기반이 되는 9개의 매개변수들은 슈팅게임에서 실제적인 활동이 있는 매개변수를 기초로 선택하였다.

3.1 분석을 위한 매개변수

본 논문의 모델은 슈팅게임을 기반으로 하는 4가지 유형을 “전략”, “흥미”, “여가” 그리고 “탐험”으로 미리 정의한다. 이 4가지 유형은 일반적인 슈팅게임의 경험적 기반을 바탕으로 선택하였다. 사용자의 게임 플레이는 무의식적으로 사용자의 행동 특성을 나타낸다. 그렇기에 사용자의 행동 특성을 나타낸 매개변수의 구분을 통하여 분석한 4가지[15]의 유형으로 정의한다. 유형 정의에 사용되는 활동성, 무기 타입, 전력 수준, 폭탄 사용량, 득점, 생명, 재시도는 다음과 같이 나누어진다.

사용자의 캐릭터 위치 정보인 x축 좌표와 y축 좌표를 저장하여, 시간열 데이터의 순서상의 연속되는 2개의 위치정보의 유클리드 거리를 산출하여 활동성을 측정한다. 게임 안에 사용자는 범위형 과 집중형의 2가지 주 무기타입을 가지며, 직진, 반자동, 자동의 3가지 보조 무기타입으로 나뉜다. 각각의 주무기와 보조무기는 다른 전력수준을 가지고 있으며, 전력수준은 각 무기의 전력수준단계를 말한다. 그리고 게임 안에 득점은 사용자의 실제적인 성과를 나타낸다. 폭탄에 사용은 사용자 모델의 특성을 위한 또 다른 매개변수로 득점과 그리고 생명과 함께 현재의 사용자의 행동 특성을 보일 수 있다. 그리고 마지막 매개변수인 재시도는 사용자의 연속적인 게임 플레이를 나타낸다.

그림 1은 게임 안에 사용자의 매개변수를 관측하고 클러스터 하는 구조를 보여준다.

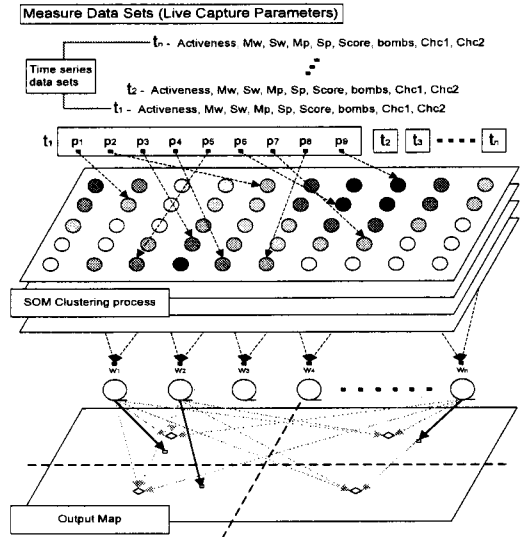


그림 1. SOM 구조 안에 사용자의 데이터 클러스터링

본 연구의 사용자 시간열 데이터를 기반으로 하는 모델링은 사용자가 우선적으로 과거의 경험에 의지하여 게임을 진행하기 때문에 상호작용이 필요하다. 개인적인 사용자 모델링 개념은 효과적인 사용자 분석과 사용자와 게임 사이 상호작용을 가능하게 한다.

4. 시계열 데이터 모델링 그리고 클러스터링

본 논문의 사용자 모델링은 시간열 데이터를 사용한 SOM 클러스터링을 제안하였다. 클러스터링을 통해 구분된 시간열 데이터를 기반으로 전체적인 특성을 분류하여 사용자 분석을 하였다. 특성 분류는 사용자의 개인적인 시간열 데이터를 사용하여 시각화와 분석[5]을 위한 SOM 클러스터링 결과로 관측된다.

데이터 마이닝은 많은 산업에서 널리 계속적으로 사용되는 기술로 본 논문에서는 사용자의 행동 패턴을 발견하고 사용자의 모델을 분석하기 위하여 이용된다.

그림 2는 본 논문의 시간열 데이터 마이닝 개념을 설명한다. 게임 안에 일시적인 9개의 매개변수는 사용자 행동을 분석하는 데이터 관측을 위해 반복되는 일정시간에 하나에 데이터 세트로 저장된다. 각 세트는 9개의 다른 매개변수들과의 관계성을 포함하며 사용자의 하나의 독립적인 특성을 나타낸다.

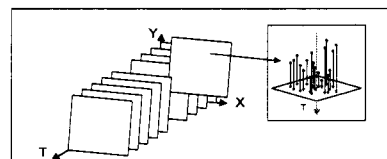


그림 2. 시간열 데이터 저장

5. 관측 및 실험 결과

본 논문의 실험은 사용자 유형에 근거한 특성을 클러스터 하기 위하여 SOM을 이용한다. 본 실험에서는, 60개의 데이터 세트를 이용하여, 하나의 세트는 1초의 단위로 저장된다. 연속적인 데이터 세트에는 9개의 매개변수를 모두 포함하며, 매개변수간에 변화 또한 포함한다. 게임의 일정 주기에서 저장된 표본 자료는 그림 3과 같으며 9개의 매개변수가 저장됨을 볼 수 있다.

Use	Use	Use	Use	Use	Use	Use	Use	Use	Use
activeness	mov	sw	mp	sp	score	bonus	char1	char2	
0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	3.000	3.000	3	5
109	0.000	0.000	0.000	0.000	500.000	3.000	3.000	3	5
25	0.000	0.000	0.000	0.000	1200.000	3.000	3.000	3	5
106	0.000	0.000	1.000	0.000	1700.000	3.000	3.000	3	5
75	1.000	0.000	1.000	0.000	1700.000	3.000	3.000	3	5
27	1.000	2.000	0.000	0.000	1700.000	3.000	3.000	3	5
19	1.000	2.000	0.000	1.500	1700.000	2.000	3.000	3	5
26	1.000	2.000	1.000	1.000	4300.000	2.000	3.000	3	5
17	1.000	2.000	1.000	1.000	4450.000	2.000	3.000	3	5
236	1.000	1.000	0.000	1.000	4450.000	2.000	3.000	3	5
31	1.000	1.000	1.000	1.000	4450.000	2.000	3.000	3	5
20	1.000	1.000	1.000	2.000	4500.000	2.000	3.000	3	5
10	1.000	1.000	1.000	2.000	4500.000	2.000	3.000	3	5
50	0.000	1.000	2.000	0.000	7550.000	2.000	3.000	3	5
46	0.000	1.000	2.000	0.000	7550.000	2.000	3.000	3	5
26	1.000	1.000	2.000	1.000	7550.000	2.000	3.000	3	5
110	1.000	1.000	2.000	0.000	8750.000	2.000	3.000	3	5
10	0.000	2.000	0.000	0.000	8750.000	2.000	3.000	3	5

그림 3. 저장된 입력 데이터

본 실험에서, 선택한 매개변수들은 사용자에 의해 실제적인 활동을 나타내며 그림 3은 매 초마다 저장된 게임 상태를 보여준다. 게임의 실제적인 실험 데이터를 사용하며 외부적인 요소를 포함하지 않는다.

그림 4는 클러스터링 후 표본으로, 그림 3을 기반으로 데이터들이 클러스터를 이루는 것을 나타낸다. 그림 4에서 보여주는 Obs.는 관측된 데이터의 인덱스로 입력된 자료의 순서를 나타낸다.

Obs	Use	Use	Use	Use	Use	Use	Use	Use	Use
activeness	mov	sw	mp	sp	score	bonus	char1	char2	
10	1	236	1.000	1.000	0.000	1.000	4450.000	2.000	3.000
17	1	110	1.000	1.000	2.000	1.000	8750.000	2.000	3.000
19	1	246	0.000	0.000	0.000	0.000	9300.000	2.000	3.000
20	1	236	0.000	0.000	0.000	0.000	9400.000	2.000	3.000
21	1	20	1.000	0.000	0.000	0.000	9400.000	2.000	3.000
23	1	0	1.000	0.000	1.000	0.000	10500.000	1.000	3.000
26	1	30	1.000	1.000	1.000	1.000	10600.000	1.000	3.000
27	1	75	1.000	1.000	1.000	1.000	11450.000	1.000	3.000
31	1	246	0.000	0.000	0.000	0.000	12100.000	0.000	3.000
36	1	200	1.000	1.000	1.000	1.000	13100.000	3.000	2.000
18	2	10	0.000	2.000	0.000	0.000	8750.000	2.000	3.000
33	2	10	0.000	1.000	0.000	1.000	12700.000	3.000	2.000
34	2	50	0.000	1.000	1.000	1.000	12700.000	3.000	2.000
45	2	10	1.000	1.000	3.000	3.000	16200.000	2.000	1.000
46	2	20	1.000	1.000	3.000	3.000	16550.000	2.000	1.000
47	2	30	1.000	1.000	4.000	2.000	18750.000	2.000	1.000
48	2	74	0.000	0.000	0.000	0.000	6.000	3.000	3.000
49	2	44	0.000	0.000	0.000	0.000	300.000	3.000	3.000
50	2	20	1.000	1.000	0.000	1.000	800.000	3.000	3.000
51	2	240	1.000	2.000	0.000	1.000	1900.000	3.000	3.000

그림 4. 클러스터링 결과

클러스터링 결과는 4가지[15]의 유형으로 분류되며 그림 5는 각 클러스터의 결과를 요약한다. 그림 5는 사용자 유형을 도표와 그래프를 이용하여 시각화하였고, 각 결과들은 4가지의 유형에 관한 매개변수의 관계성을 나타낸다. 각 그래프는 사용자의 유형을 나타내는 결과이다.

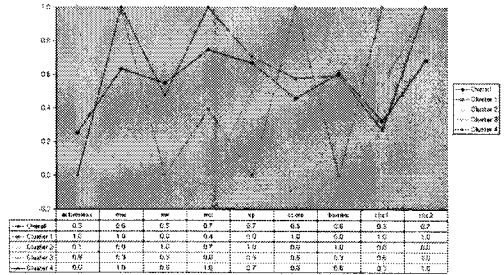


그림 5. 클러스터 시각화 및 관계성

5.1 표본 사용자 실험

이 실험에서는, 게임 경험의 배경이 다른 2명에 표본 사용자를 분석하였다. 게임 사용자를 관찰하고 데이터를 저장하여 본 논문에서 제안한 사용자 분석을 통하여 그림 6과 7의 결과를 도출하였다. 그림 6은 실험에서 사용한 애플리케이션과 같은 구조의 게임의 경험이 있는 사용자이며, 그림 7은 게임 경험이 없는 최초 사용자를 나타낸다.

이 실험 관측은, 각 데이터 세트를 0.5초 기준으로, 5분의 게임에서 600개의 데이터 세트 저장하여 SOM 클러스터링의 결과로 나타내었다.

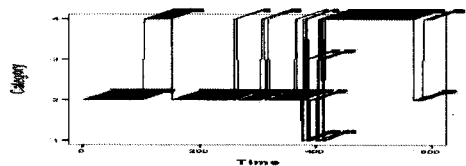


그림 6. 게임 경험자 유형

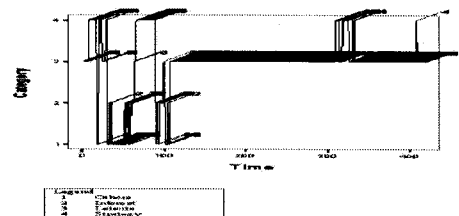


그림 7. 게임 미 경험자 유형

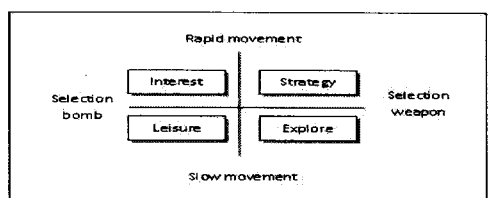


그림 8. 사용자 분석표

그림 8은 사용자의 유형을 분석하기 위해 생성 된다. 사용자의 유형을 판단하기 위한 분석표 [15]를 이용하여 각 클러스터의 결과를 사용자 유형을 정의하며 이 관측으로, 본 논문에서 제시한 시간열 데이터 마이닝을 이용한 사용자 모델 분석 방법을 설명하는 것이 성공적이라고 생각한다.

6. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 사용자 분석을 위한 시간열 데이터 마이닝 기술을 제안하였다. 시간열 데이터를 이용한 클러스터들은 사용자를 4가지 유형으로 분류함으로써 시각적이고 분석적인 결과를 생성할 수 있다. 이것은 사용자의 특성을 제한된 시간에서 사용자의 데이터에 근거한 효과적인 사용자 모델 분석이라고 할 수 있다. 게임 엔진에서 사용자 유형을 뚜렷하게 분석하여 개인화된 게임 적응을 제공하는데 유용하다.

사용자 모델 분석을 위한 본 논문의 목적은 역동적인 게임 적응에 영향을 미친다. 본 논문의 실험에서는, 외부 요소를 관측하거나 포함하지 않는다. 따라서, 게임 적응은 동일한 사용자를 위한 게임 일정 주기 안에서의 영향을 줄 수 있다. 이것은 사용자가 게임을 할 때 근거한다. 사용자 모델 분석은 게임 안에 사용자 행동을 기반으로 하는 상호작용이다. 컴퓨터 게임 사용자 모델 분석은 역동적인 게임 엔진이 사용자와 상호작용에 필수적인 부분이다. 향후 연구로는, 시간열 모델 분석을 이용한 동적인 적응성 기술로 개인적인 사용자에게 따른 동적인 게임 엔진을 구성하여 사용자의 게임 유형을 접목하여 그에 대한 효과를 추출하는 것이다.

[참고문헌]

- [1] Charles, D., McNeill, M., McAlister, M., Black, M., Moore, A., Stringer, K., Kucklich, J., Kerr, A. Player-centered game design: Player modeling and adaptive digital games. *Proceedings of DiGRA 2005 Conference: Changing Views – Worlds in Play.*, (June 2005).
- [2] Houlette, R. Player modeling for adaptive games. *AI Game Programming Wisdom II, Charles River Media* (2003), 557-566.
- [3] Charles, D., Black, M. Dynamic player modeling: a framework for player-centered digital games. *International Conference on Computer Games: Artificial Intelligence, Design and Education, Microsoft Campus, Reading*, (Nov. 2004).
- [4] Natkin, S., Yan, Chen. User model in multiplayer mixed reality entertainment applications. *International Conference on Advances in Computer Entertainment Technology (ACE2006)*, (June 2006).
- [5] Wang, X., Smith, K. Characteristic-based clustering for time series data. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 13, (2006), 335-364.
- [6] Conati, C., Zhou, X. Modeling student's emotions from cognitive appraisal in education games. *6th International Conference in Intelligent Tutoring System, (ITS2002)*.
- [7] Kwok, M., Yeung, G. Characterization of user behavior in a multi-player online game. *Proceedings of the 2005 ACM SIGCHI International Conference on Advances in Computer Entertainment Technology (ACE2005)*, (June 2005), 67-74.
- [8] Clarke, D., Duimering, P.R. How computer gamers experience the game situation: A behavioral study. *ACM Computers in Entertainment*, 4(3), (July 2006).
- [9] Liao, T.W. Clustering of time series – survey. *Pattern Recognition*, 38, (2005), 1857-1874.
- [10] Yannakakis, G.N., Maragoudakis, M. Player modeling impact on player's entertainment in computer games. *10th International Conference on User Modeling (UM 2005)*.
- [11] Acuna, D., Parada, V. Modeling expert players' behavior through data mining. *Proceedings of the XXV International conference of the Chilean Computer Science Society*, (2005).
- [12] Fu, T.C., Chung, F.L., Ng, V., Luk, R. Pattern discovery from stock time series using self-organizing maps, *KDD 2001 Workshop on Temporal Data Mining*, (August 2001).
- [13] Wang, X., Smith, K.A., Hyndman, R.J. Dimension reduction for clustering time series using global characteristics. *Lecture Notes in Computer Science*, 3516, (ICCS2005), 792-795.]
- [14] Beal, C., Beck, J., Westbrook, D., Atkin, M., Cohen, P. Intelligent modeling of the user in interactive environment. *AAAI Spring Symposium on Artificial Intelligence and Interactive Entertainment, Stanford*, (2002), 8-12.
- [15] Bartle, Richard. Hearts, Clubs, Diamonds, Spades: Players who suit MUDs. *Journal of MUD Research*. (1996)