

## 게임플레이 상태의 성과를 통한 게임숙련도 평가방법

장희동  
호서대학교 게임학전공  
dooly@hoseo.edu

### Estimation Method of User's Gameplay Skill Level through the Performance of Gameplay Status

Hee-Dong Chang  
Dept. of Game Engineering, Hoseo University

#### 요약

컴퓨터게임은 재미를 위해 지속적으로 유저의 몰입상태를 유지시켜야 한다. 몰입이론에 따르면 몰입상태의 유지는 유저의 게임숙련도와 게임 난이도의 지속적인 균형을 요구한다. 이를 위해 본 연구에서는 제로섬 게임을 가정할 수 있는 캐주얼 액션게임에 적용할 수 있는 9등급 수준의 게임숙련도 평가방법을 제안하였고 부가적으로 유저가 경험한 9등급 수준의 게임난이도 추측방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 조건별 수학적식에 의한 판정방법이기 때문에 신속하고 쉽게 구현이 가능하다. 커스터마이징한 팩맨게임에 대해 제안하는 방법의 정확성을 실험해본 결과 숙련도의 정확성은 평균적으로 1.2등급의 차이가 나타났고 난이도의 정확성은 평균적으로 1.81등급 차이가 나타났다. 실험결과를 통해 제안하는 방법을 제로섬 조건을 만족하는 캐주얼 액션 게임에 적용할 수 있는 정확성을 갖고 있음을 확인하였다.

#### ABSTRACT

Computer games must keep the user immersed for fun. According to the immersion theory, maintaining the user's immersive state requires a continuous balance of game skill level and game difficulty level. This study proposes a game skill estimation method of 9th grade that can be applied to a casual action game that can assume a zero-sum game, and additionally proposed a difficulty guessing method. The proposed methods can be implemented quickly and easily because it is a method determining by conditional mathematical expressions. Experiments on the accuracy of the proposed methods for the customized Pac-Man game show that the accuracy of the skill level was 1.2 grade as the difference on the average and the accuracy of the game difficulty level was 1.81 grade the difference on the average. The results show that the proposed methods are accurate enough to be applied to casual action games satisfying the zero-sum condition.

**Key words :** Gameplay Skill, Gameplay Status, Gameplay Performance, Flow(게임플레이 스킬, 게임플레이 상태, 게임플레이 성과, 플로우)

Received: May. 10. 2017      Revised: Jun. 9. 2017  
Accepted: Jun. 20. 2017  
Corresponding Author: Hee-Dong Chang(Hoseo University)  
E-mail: dooly@hoseo.edu  
ISSN: 1598-4540 / eISSN: 2287-8211

© 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.

## 1. 서론

컴퓨터게임은 가상현실공간에서 경쟁이나 도전을 통한 놀이로서 대표적인 디지털콘텐츠이다. 컴퓨터게임은 양방향콘텐츠이기 때문에, 유저는 게임 참여행위인 게임플레이(인터랙션)를 통해 재미를 경험할 수 있다[1].

게임은 로제카이와의 놀이분류에 의하면 아곤에 해당하는 놀이로 공정한 규칙에 의해 경쟁을 통해 승패가 결정되는 재미를 경험하는 놀이이다[2].

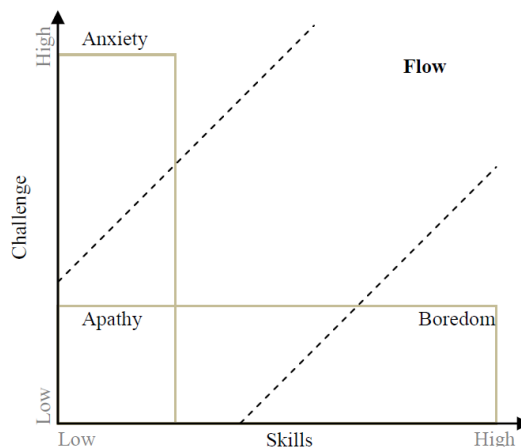
게임에 참여하는 유저들이 경쟁에서 승리하기 위해서는 승리에 필요한 게임속련도가 요구된다. 몰입이론인 flow이론[3-7]은 사람들이 어떤 활동에 깊이 빠져드는 현상에 대해 연구된 이론이며 이렇게 깊이 빠져든 심리적 상태를 플로우(flow)라 한다. 플로우 이론은 주어진 상황에서 도전과 행위자의 속련의 자각으로 부터 기인한 최적화 경험으로 개념화되었다[6].

이러한 플로우 상태가 발생하기 위해 먼저 나타나야 하는 선행 요인들은 ‘(1) clear goal, (2) immediate feedback, (3) personal skills well suited to given challenges’이다.

컴퓨터게임에서 이들 선행요인들의 경우 “(1) clear goal, (2) immediate feedback’는 게임 진행 시나리오와 인터페이스에서 미리 정해질 수 있다. 그러나 ‘(3) personal skills well suited to given challenges’은 유저 개인적인 속련도(personal skills)와 도전의 난이도(challenges’ difficult levels)에 따라 정해진다.

유저 개인적인 속련도와 도전의 난이도, 그리고 플로우 발생관계는 [Fig. 1]과 같다[5]. [Fig. 1]에 의하면 유저의 속련도와 도전 난이도 사이의 관계에서는 무관심(Apathy), 근심(Anxiety), 지루함(Boredom), 그리고 플로우(Flow)인 4가지의 심리적 상태가 나타난다. 도전과 유저의 속련도가 작을 때는 무관심한 상태가 나타나고 유저의 속련도보다 도전의 난이도가 클 때는 근심 상태가 나타나고 유저의 속련도보다 도전의 난이도가 작을 때는 지

루한 상태가 나타난다. 나머지 플로우 상태는 유저의 속련도와 도전의 난이도 모두 어느 정도 크고 서로 균형이 맞을 때 나타난다.



[Fig. 1] Four channel flow model[5]

따라서 게임은 항상 유저의 게임속련도와 균형이 맞는 게임의 난이도를 제공해 주어야 한다. 그러나 유저의 게임속련도는 유저 개인마다 다르며 이는 개인의 게임학습능력과 게임학습시간에 의해 결정되기 때문에 게임은 항상 유저의 게임플레이 활동을 모니터링하여 유저의 현재 게임 속련도를 평가하고 이에 적절한 게임 난이도를 제시해 주어야 한다.

본 연구에서는 각 유저에게 게임속련도에 맞는 게임난이도를 제공하기 위해서, 한 게임레벨에 대하여 유저의 게임플레이 활동을 분석하여 게임속련도를 평가하는 방법을 제안한다. 또한 부가적으로 유저가 경험한 게임난이도를 추측하는 방법도 제안한다.

유저의 게임속련도 평가에 대한 기존연구결과들은 다음과 같다.

먼저 DDA(Dynamic Difficulty Adjustment) 기술[8,9,10]에서 사용된 유저 게임속련도 평가방법이 있다. 이 방법은 신경회로망을 기반으로 하는 인공지능 기법으로, 유저의 게임속련도를 결정하는 게임플레이 특성 패턴들을 입력으로 그리고 유저의

게임숙련도를 출력으로 하는 신경회로망을 구축하여 학습을 통해 최적화한 후 사용한다.

이 방법은 주어진 게임의 특성을 고려하여 구축된 신경회로망과 충분한 학습을 통한 최적화로 인해 평가 정확도가 높다.

그러나 이 방법은 적용되는 게임마다 신경회로망을 구축하고 신경회로망을 학습시켜야 하는 인공지능의 전문적인 지식들이 요구되는 작업들이 존재한다. 더구나 유저의 숙련도의 평가결과는 단순히 출력 수치이기 때문에 게임플레이의 내용기반으로 분석하고 파악할 수 없다. 이러한 문제는 동일한 게임숙련도에서 유저의 성향이나 잘하는 측면과 잘 못하는 측면 등 내부적인 상황을 파악할 수 없기 때문에 유저에게 흥미롭고 좋아하는 게임레벨을 제공하기 어렵다.

또 다른 방법[11,12,13]은 유저의 게임숙련도를 실시간으로 평가하여 몬스터의 인공지능을 제어하여 게임의 난이도를 맞추기 위한 목적으로, 평가방법은 수식들과 판정기준들을 사용한다. 그러나 평가결과의 정확성이 떨어진다. 그래서 몬스터의 인공지능의 수준을 제어하는 것과 같이, 게임레벨의 일부분에 제한적으로 사용한다.

본 연구에서는 제로섬 게임의 조건을 만족하는 캐주얼 액션게임에서 쉽게 구현할 수 있는 9등급 수준의 게임숙련도를 평가하는 방법을 제안한다. 이 제안방법은 유저가 한 게임레벨을 플레이하면서 게임레벨의 게임플레이 성과를 근거로 조건 수식들을 사용하여 평가하는 방법이다. 또한 부가적으로 제안하는 게임숙련도의 결과를 사용하여 유저가 경험하고 느낀 게임난이도를 9등급 수준으로 추측하는 방법도 제안하였다.

제안하는 평가방법은 전쟁에서 아군과 적군의 교전이 일어나는 전장에서 아군이 우세한지, 열세인지 아니면 백중세 인지를 판단할 때 전투성적을 근거로 판단하는 원리가 적용되었다.

이러한 전투성적을 근거로 전장에서 아군이 우세한지 열세인지 아니면 백중세 인지를 판단하는 방식은 성과의 크기와 비례하면서도 명확하게 서로

다른 3가지 결과들 중 하나를 판정하는 방식이기 때문에 단순하면서도 정확하게 할 수 있다.

더구나 Flow 몰입이론에 의하면, 유저가 게임에 몰입할 수 있도록 하기 위해서는 유저의 게임숙련도와 게임난이도 사이의 관계인 큰지, 작는지, 아니면 같은지 이 3가지 정보들이 필요하다는 것을 알 수 있다.

또한 본 연구에서 제안하는 방법은 수집된 게임플레이 성과들을 분석하여 유저의 게임플레이에서 우수한 부분, 그리고 미숙한 부분이 무엇인지를 파악할 수 있다.

본 논문의 내용은, 2장에서는 제안하는 유저의 게임숙련도 판정 방법과 부가적인 게임난이도 추측 방법에 대해 설명하고 3장에서는 제안하는 방법을 팩맨(Pac-man) 게임에 적용하여 그 정확성을 분석하였고, 4장에서 결론을 맺는다.

## 2. 제안하는 게임숙련도 평가 방법 및 게임난이도 추측방법

### 2.1 유저의 게임숙련도 평가방법의 개념

본 연구에서 제안하는 유저의 게임숙련도의 평가방법의 개념은 전투지역에서의 아군의 우세, 백중세, 열세를 전투성적을 통해 판단하는 원리를 적용하는 것이다.

그리고 제안하는 평가방법에서 필요한 가정(assumption)은 [Fig. 2]과 같이, 제로섬(zero sum) 조건이다. 이는 아군의 이득은 곧 적군의 손해가 되고 아군의 손해는 적군의 이득이 되는 조건을 통해 아군의 성과를 근거로 전세를 정확히 평가할 수 있기 때문이다.



[Fig. 2] The Concept of a Zero-Sum Game

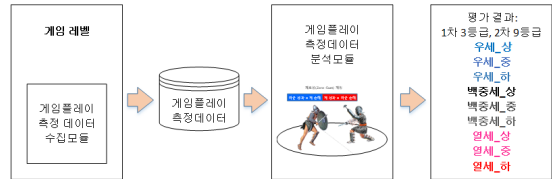
## 2.2 게임플레이 속련도 평가 시스템 구성도

한 게임레벨에 대한 유저의 게임플레이 속련도 평가를 위한 시스템의 구성은 [Fig. 3]과 같이, 게임플레이 측정 데이터 수집모듈과 측정데이터 분석모듈로 되어 있다.

유저의 게임플레이 측정데이터 수집모듈은 게임이 실행되면서 유저의 성과나 손해가 발생하면 [Table 1]과 같은 데이터 형식으로 성과 혹은 손해가 발생한 시간과 내용에 대한 측정데이터들을 수집한다.

측정데이터 분석모듈은 측정데이터들을, [Table 2]와 같은 형식으로 정리한 후 유저의 성과들의 집계 결과를 근거로 우세한지, 백중세인지, 혹은 열세인지를 1차적으로 분석한다.

1차적인 분석결과는 유저가 방금 플레이한 게임레벨에 대해 유저의 게임속련도가 우세했는지 백중세였는지 아니면 열세였는지를 3가지 중 하나를 판정하고 2차적으로 1차 판정결과에서 다시 상, 중, 하의 3가지 등급들 중 하나를 판정한다. 예를 들면 ‘우세\_중’의 분석결과는 유저가 우세한 게임플레이를 하였고 그리고 우세한 게임플레이에서도 ‘중’ 등급으로 우세를 했다는 뜻이다. 이 방식을 통해 9등급 수준의 유저의 게임속련도를 평가한다. 그래서 최종적으로는 우세\_상 > 우세\_중 > 우세\_하 > 백중세\_상 > 백중세\_중 > 백중세\_하 > 열세\_상 > 열세\_중 > 열세\_하, 크기 순서이다.



[Fig.3] The Proposed Analysis System Configuration

## 2.3 게임플레이 측정데이터 수집모듈

게임플레이 측정 데이터 수집모듈은, [Table 1]과 같이, 유저(PC: 플레이어캐릭터)에게 게임 중에 성과나 손해가 발생하면 발생시간과 내용을 측정하여 수집한다. 게임플레이 측정 데이터 수집모듈은 각 게임레벨의 시작에서부터 종료까지 유저의 성과나 손해의 내용을 수집하며 게임프로그램 내부에 존재해서 실시간으로 관련 데이터를 수집한다.

유저가 게임레벨을 플레이하면서 얻게 되는 것들은, 클리어하기 위해 필수적으로 획득하거나 달성해야 하는 성과들, 그렇지 않는 선택적인 성과들, 반대로 게임에 패하게 되는 치명적 손해들, 그리고 비치명적인 손해들이 있다. 이러한 성과들과 손해들은 그 게임레벨에 대한 유저의 게임 속련도를 판단할 수 있는 정보들이다. 따라서 측정데이터 수집모듈은 이러한 정보들을 게임레벨 별로 수집한다.

[Table 1] Data Format of Gameplay Performance Metrics

Time of Occurrence	Events of Gameplay Results	Note
$t_1$	$event_1$	필수적 성과, 선택적 성과, 치명적 손해, 비치명적 손해
$t_2$	$event_2$	
...	...	
$t_n$	$event_n$	

## 2.4 게임플레이 측정결과 분석모델

게임플레이 측정결과 분석모델은 유저의 성과와 손해에 대한 측정데이터들을 분석하여 해당 게임레벨에서 필수적 성과들, 치명적 손해들, 선택적 성과들, 비치명적 손해들을 분류하고 집계하여, [Table 2]와 같이, 분류별 결과값치를 계산하는 모델이다.

[Table 2] Data Format of Gameplay Performance Metrics

	항목 (Item)	기준가치 (Basis Value)	측정집계 빈도수 (Frequency)	결과가치 (Result Value)
필수형 성과 (Necessary Results)	$A_1$	$V_{A_1}$	$N_{A_1}$	$O_{A_1}$
	...	...	...	...
	$A_m$	$V_{A_m}$	$N_{A_m}$	$O_{A_m}$
치명적 손해 (Fatal Loss)	$B_1$	$V_{B_1}$	$N_{B_1}$	$O_{B_1}$
	...	...	...	...
	$B_n$	$V_{B_n}$	$N_{B_n}$	$O_{B_n}$
선택적 성과 (Optional Results)	$C_1$	$V_{C_1}$	$N_{C_1}$	$O_{C_1}$
	...	...	...	...
	$C_o$	$V_{C_o}$	$N_{C_o}$	$O_{C_o}$
비치명적 손해 (Nonfatal Loss)	$D_1$	$V_{D_1}$	$N_{D_1}$	$O_{D_1}$
	...	...	...	...
	$D_p$	$V_{D_p}$	$N_{D_p}$	$O_{D_p}$

[Table 2]의 '항목'은 성과 혹은 손해에 대한 항목이고 '기준가치'는 성과의 정도와 손해의 정도를 서로 비교할 수 있는 단위당 기준가치를 의미한다. 이 기준가치는 성과와 손해의 크기를 정할 뿐 아니라 서로 비교해서 '우세', '백중세', '열세'를 판정할 수 있는 기준가치이다. 이 기준가치는 필수형 성과와 치명적 손해에 대한 영역에 대한 종류와 선택적 성과와 비치명적 손해에 대한 종류의 기준가치로 구분되며 서로 독립적이고 호환되지 않는

다. '측정집계빈도수'는 해당 게임레벨에서 발생한 빈도수이고 '결과가치'는 각 항목의 기준가치와 측정집계 빈도수를 곱한 값이다.

## 2.5 게임플레이 숙련도와 난이도 판정기준

본 논문에서 제안하는 게임플레이 숙련도를 9등급(우세\_상, 우세\_중, 우세\_하, 백중세\_상, 백중세\_중, 백중세\_하, 열세\_상, 열세\_중, 열세\_하)으로 판정하는 기준(criteria)은 다음과 같다. 아래의 기호들은 [Table 2]에 있는 기호들이다.

$$(a) \quad \left\| \sum_{i=1}^m O_{A_i} - \sum_{j=1}^n O_{B_j} \right\| \leq \tau_1$$

(단,  $\tau_1$ 은 필수형 성과들의 합의 가치와 치명적 손해들의 합의 가치를 비교할 때 백중세로 판정하는 범위 수치로 게임레벨에 따라 heuristic 방법으로 결정됨)

이 경우는 필수적 성과들의 합과 치명적 손해들의 합을 결과가치의 크기로 비교하여 거의 같은 경우이기 때문에 1차적으로 '백중세'로 판정한다. 그 다음은 선택적 성과들의 합과 비치명적 손해들의 합을 결과가치의 크기로 비교하여 3가지의 경우에 따라 2차적으로 최종판정을 한다.

$$(a-1) \quad \left\| \sum_{i=1}^o O_{C_i} - \sum_{j=1}^p O_{D_j} \right\| \leq \tau_2$$

(단,  $\tau_2$ 은 선택적 성과들의 합의 가치와 비치명적 손해들의 합의 가치를 비교할 때 백중세로 판정하는 범위 수치로 게임레벨에 따라 heuristic 방법으로 결정됨)

이 경우는 선택적 성과들의 합과 비치명적 손해들의 합을 결과가치의 크기로 비교할 때 거의 동일함으로 상/중/하의 3개 구분에서 '중'으로 선택하여 '백중세\_중'으로 최종 판정한다.

$$(a-2) \quad \sum_{i=1}^o O_{C_i} > \sum_{j=1}^p O_{D_j} + \tau_2$$

(단,  $\tau_2$ 는 (a-1)의 경우와 동일)

이 경우는 선택적 성과들의 합의 가치가 비치명적 손해들의 합의 가치보다 크기 때문에 상/중/하의 3개 구분에서 '상'으로 선택하여 '백중세\_상'으로 최종 판정한다.

$$(a-3) \quad \sum_{i=1}^o O_{C_i} + \tau_2 < \sum_{j=1}^p O_{D_j}$$

(단, 여기서  $\tau_2$ 는 (a-1)의 경우와 동일함)

이 경우는 비치명적 손해들의 합의 가치가 선택적 성과들의 합의 가치보다 크기 때문에 상/중/하의 3개 구분에서 '하'로 선택하여 '백중세\_하'로 최종 판정한다.

$$(b) \quad \sum_{i=1}^m O_{A_i} > \sum_{j=1}^n O_{B_j} + \tau_1$$

(단, 여기서  $\tau_1$ 은 (a) 경우와 동일함)

이 경우는 필수적 성과들의 합의 가치가 치명적 손해들의 합의 가치보다 큰 경우이기 때문에 1차적으로 '우세'로 판정한다. 그 다음은 선택적 성과들의 합의 가치와 비치명적 손해들의 합의 가치를 비교하여 3가지의 경우에 따라 2차적으로 최종판정을 한다.

(a-1)의 경우는 '중'으로 결정하고 '우세\_중'로 최종 판정한다.

(a-2)의 경우는 '상'으로 결정하고 '우세\_상'로 최종 판정한다.

(a-3)의 경우는 '하'로 결정하고 '우세\_하'로 최종 판정한다.

$$(c) \quad \sum_{i=1}^m O_{A_i} + \tau_1 < \sum_{j=1}^n O_{B_j}$$

(단, 여기서  $\tau_1$ 은 (a) 경우와 동일함)

이 경우는 치명적 손해들의 합의 가치가 필수적 성과들의 합의 가치보다 큰 경우이기 때문에 1차적으로 '열세'로 판정한다. 그 다음은 선택적 성과들의 합의 가치와 비치명적 손해들의 합의 가치를 비교하여 3가지의 경우에 따라 2차적으로 최종판정을 한다.

(a-1)의 경우는 '중'으로 결정하고 '열세\_중'로 최종 판정한다.

(a-2)의 경우는 '상'으로 결정하고 '열세\_상'로 최종 판정한다.

(a-3)의 경우는 '하'로 결정하고 '열세\_하'로 최종 판정한다.

또한 게임속련도는 게임의 성과와 손해에 따라 판정되기 때문에 이는 유저가 경험하는 난이도를 판정하는 근거로 사용될 수 있다.

따라서 본 논문에서는 제안하는 9등급의 속련도를 근거로 [Table 3]과 같은 판정기준을 통해, 유저가 경험한 것으로 추측하는 9등급의 난이도를 추정할 수 있다.

[Table 3] The Relation Mapping from the Skill Levels to the Difficulty Level

Level	Skill Level	Difficulty Level
9	우세_상	쉬움_하
8	우세_중	쉬움_중
7	우세_하	쉬움_상
6	백중세_상	보통_하
5	백중세_중	보통_중
4	백중세_하	보통_상
3	열세_상	어려움_하
2	열세_중	어려움_중
1	열세_하	어려움_하

### 3. 제안한 방법의 숙련도와 난이도의 정확성 평가실험

#### 가) 커스터마이징 팩맨(Pac-Man) 게임 소개

본 논문에서 제안한 게임플레이 숙련도의 평가 방법을 적용하고자 하는 게임은 [Fig. 4]와 같이, 남코사가 1980년에 출시한 비디오게임인 팩맨 (Pac-Man)을 2D 게임엔진인 Game Maker 8.0[14]으로 만들어진 게임이다. 여기서 고스트들의 움직임을 게임레벨이 높아짐에 따라 움직임을 빠르게 하고 공격모드가 오래 지속되도록 수정하였다.



[Fig. 4] a screen shot of game Pac-Man

게임방식은 기존의 팩맨게임과 비슷한 규칙을 사용하며 동일한 게임 배경 맵이 반복해서 사용된다. 게임레벨을 클리어하면 할수록 고스터들의 움직임이 빨라지고 공격행동 모드가 더 오래동안 지속된다.

#### 나) 평가를 위한 조건들 내역

본 논문에서 제안하는 방법을 적용하기 위해서

는 제로섬 게임의 조건을 만족시켜야 한다. 이 요구조건을 위해 한 게임레벨이 끝나면 [Table 4]과 같은 분석형태를 사용한다. 즉  $N_0$ 는 게임레벨을 시작할 때 주어진 팩맨의 생명개수 이고  $N_L$ 는 해당 게임레벨에서 추가로 얻은 생명개수 이다.

필수적 성과와 치명적 손해에 대한 기준가치는 게임을 승리했을 때 필수적 성과크기와 게임을 패배했을 때 치명적 손해크기를 같도록 해서 산출한 수치이다.

[Table 4] Gameplay Performance Analysis for a Game Level

	Item (score)	Basis Value	Initial Conditions	
			PC	Monster
치명적 손해 (Fatal Loss)	팩맨죽기	$\frac{240}{N_0 + N_L}$	$N_0 + N_L$	0
필수적 성과 (Necessary Results)	도트먹기 (10)	1	0	240
선택적 성과 (Optional Results)	큰도트먹기 (50)	5	0	4
	1번째 블루고스트 먹기 (200)	20	0	$N_{B_1}$
	2번째 블루고스트 먹기 (400)	40	0	$N_{B_2}$
	3번째 블루고스트 먹기 (800)	80	0	$N_{B_3}$
	4번째 블루고스트 먹기 (1600)	160	0	$N_{B_4}$
	Cherry (100), Strawberry (300), Peach	10 30	0	$N_C$ $N_S$

	(500), Apple (700), Melon (1000), Galaxian (2000), Bell (3000), Key (5000) 들 중 한 종류의 과일먹기	50	0	$N_P$
		70	0	$N_A$
		100	0	$N_M$
		200	0	$N_G$
		300	0	$N_B$
		500	0	$N_K$
비치명적 손해 (Nonfatal Loss)	-	-	0	100

선택적 성과에 대한 기준가치는 획득점수를 기준으로 해서 10:1로 축약해서 산출한 수치이다.

$N_{B_1} \sim N_{B_4}$ 는 한 게임레벨동안 발생한 해당 블루고스트를 잡아먹은 빈도수를 나타낸다. 또한  $N_C \sim N_K$ 는 한 게임레벨동안 발생한 해당 과일을 먹은 빈도수를 나타낸다.

팩맨 게임에서는 3개의 라이프 수를 기본으로 시작하며 한 게임레벨에서 승리하는 경우의 최소 게임성과는 ‘240개 도트먹기’이며 기준가치로 240이다. 제로섬 게임을 가정하기 때문에 한 게임레벨에서 우세한 경우는 성과가치가 240 이상이 된다.

한편 한 게임레벨에서 패하는 경우는  $N_0 + N_L$ 의 라이프수를 모두 잃는 경우이며 가치는 240이다.

한 게임레벨을 끝나는 경우에는 이기거나 지는 경우만 존재하기 때문에는

(1) 이긴 경우에는, 라이프 수 3개 이상으로 시작해서 라이프 수가 1개 만 남은 경우와

(2) 진 경우에는, 20개 이내의 도트수가 남아 있는 경우를 백중세로 판정한다.

따라서  $\tau_1 = \frac{240}{N_0 + N_L}$  (이긴 경우 &  $N_0 +$

$N_L$  라이프 수가 3이상),

$$\tau_1 = 20 \text{ (나머지 경우)}$$

한편 선택적 성과의 경우는 손해는 없고 성과만 있기 때문에 기본 베이스 선을 정해야 하는데 전형적인 게임플레이에서는 4개 ‘큰도트먹기’, 그리고 4마리 ‘1번째 블루고스트먹기’의 성과 이상을 얻는다. 이 가치가 100이므로 2차 평가를 위해 비치명적 손해 가치를 100으로 가정한다.  $\tau_2$ 는 20으로 설정한다.

따라서 선택적 성과가치가 80이하는 ‘하’, 80보다 크고 120이하 이면 ‘중’ 120보다 크면 ‘상’으로 판정한다.

#### 다) 정확성 평가 실험

정확성에 대한 평가 실험은 30명을 대상으로 이루어졌다. 나이 범위는 17세 ~ 24세 이며 여성 5명 남자 25명으로 구성되었다.

실험방법은 팩맨게임에 대한 규칙, 플레이 방법, 그리고 설문답변에 대해 설명한 후 게임을 시작하였으며 각 게임레벨을 클리어하면 방금 한 스테이지의 경험에 대해 9등급 숙련도와 9등급 난이도에 대한 설문조사를 하였다.

설문조사는 게임을 패할 때까지 1회 실시하였다.

평가실험은 제안한 방법으로 9등급의 숙련도를 판정하여 이를 유저의 설문조사를 통해 수집된 9등급의 숙련도와 부가적으로 제안한 방법의 9등급의 난이도와 유저의 설문조사를 통해 수집된 9등급의 난이도와 차이를 통해 제안한 방법의 정확성을 분석하였다.

설문조사가 끝나면 실험참여자가 게임을 플레이하여 제안한 방법으로 판정한 게임속련도와 게임난이도를 설문답변 결과들과의 등급차이를 엑셀로 정리해서 차이에 대한 평균과 표준편차를 계산하였다.

#### 라) 실험 결과 분석



실험 결과 분석은 제안한 평가방법에 의한 9등급 숙련도의 정확성에 대해 제안한 방법의 판정결과와 설문조사 결과의 등급차이에 대해 평균과 표준편차로 분석하였다. 마찬가지로 9등급 난이도의 예측의 정확성에 대해 제안한 방법의 예측결과와 설문조사 결과의 등급차이에 대해 평균과 표준편차로 분석하였다.

(1) 게임숙련도의 정확성 분석결과

[Table 5] Difference Analysis between Skill Levels of Proposed Estimation and Skill Levels of Question Investigation

Game Level	Average of Differences	Std.Dev. of Differences	Num. of Data
1	0.73	0.81	30
2	1.00	1.10	30
3	1.21	1.19	29
4	1.54	1.40	28
5	1.50	0.91	24
Average	1.20	1.08	28.2

제안하는 평가방법의 숙련도의 정확성의 분석결과는 [Table 5]와 같다. 처음의 게임레벨 1과 게임레벨 2에서는 정확성이 높다가 게임레벨 3에서부터 정확성이 떨어지는데 이러한 상황을 자세히 분석해 본 결과, 팩맨이 고스트에게 잡혀 죽는 경우가 나타나는 게임레벨들이었다. 실험참여자는 팩맨이 죽지 않고 게임레벨을 클리어한 경우에는 게임레벨 1과 게임레벨 2처럼 제안한 평가결과와 설문조사결과와의 차이가 작았는데, 한 레벨에서 팩맨이 죽은 경우 특히 2회 이상 죽은 경우에는 설문 참여자는 제안한 방법의 판정결과보다 낮은 등급의 숙련도로 설문조사에서 답하였다. 이는 팩맨이 죽은 경우에 대해 그 원인을 자신의 숙련도의 미숙으로 인식하는 것으로 해석되었다.

그러나 전반적으로 제안한 방법의 숙련도 평가

결과는 설문조사의 숙련도 답변결과와의 차이가 평균적으로 최소 0.73등급, 최대 1.54 등급, 평균 1.20등급으로 분석되었고 표준편차로는 최소 0.81 등급, 최대 1.40등급, 평균 1.08등급으로 분석되었다.

(2) 게임난이도의 정확성 분석결과

[Table 6] Difference Analysis between Difficulty Levels of Proposed Estimation and Difficulty Levels of Question Investigation

Game Level	Average of Differences	Std.Dev. of Differences	Num. of Data
1	0.70	0.97	30
2	1.07	1.34	30
3	2.03	1.96	29
4	2.68	2.21	28
5	2.58	2.10	24
Average	1.81	1.70	28.2

제안하는 예측방법의 난이도의 정확성의 분석결과는 [Table 6]와 같다. 처음의 게임레벨 1과 게임레벨 2에서는 정확성이 비교적 높다가 게임레벨 3에서부터 정확성이 떨어지는데 이러한 상황을 자세히 분석해 본 결과 게임숙련도와 마찬가지로 팩맨이 고스트에게 잡혀 죽은 경우가 나타나는 게임레벨들이었다. 한 레벨에서 팩맨이 죽은 경우에는 설문 참여자는 제안한 방법의 난이도 판정결과보다 높은 등급의 난이도로 설문조사에서 답하였다. 이는 팩맨이 죽은 경우에 대해 게임이 어렵기 때문으로도 인식하는 것으로 해석되었다.

그러나 전반적으로 제안한 방법의 난이도 평가결과는 설문조사의 난이도 답변결과와 차이가 평균적으로 최소 0.70등급, 최대 2.68등급, 평균 1.81등급으로 분석되었고 표준편차로는 최소 0.97등급, 최대 2.21등급, 평균 1.70등급으로 분석되었다. 이러한 정확성은 게임에 실제 적용할 수 있는 수준이었다.

## 4. 결 론

컴퓨터게임의 재미를 유저에게 전달하기 위해서는 지속적인 유저의 몰입상태를 유지하는 것이 중요하다. 몰입이론인 플로우 이론[5]에 의하면 유저의 몰입을 지속시키기 위해서는 유저의 게임플레이 숙련도(skill level)와 게임의 도전(목표) 난이도(difficulty level)사이의 균형이 유지 되어야 한다.

본 연구에서는 제로섬 게임을 가정할 수 있는 캐주얼 액션게임에서 각 게임레벨의 게임성과를 근거로 9등급 수준으로 유저 게임속련도를 판정하는 방법을 제안하였고 부가적으로 9등급 수준으로 도전 난이도를 추측하는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 간단한 조건적 수식들을 통해 판정하기 때문에 구현하기 쉽다.

제안하는 방법의 정확성을 조사하기 위해 커스트마이징한 팩맨 게임에 대해 30명을 대상으로 실험을 실시하였다.

실험결과에 따르면, 커스트마이징한 팩맨 게임에 대한 게임속련도의 정확성은 제안한 방법으로 얻은 판정결과와 설문조사를 통해 얻은 답변결과의 차이를 분석한 결과 평균 1.20등급 그리고 표준편차로는 평균 1.08등급으로 비교적 정확하였다. 또한 난이도의 정확성은 제안한 방법으로 얻은 예측결과와 설문조사를 통해 얻은 답변결과의 차이를 분석한 결과 평균 1.81등급 그리고 표준편차로는 평균 1.70등급이었다. 이러한 정확성은 유저가 느끼는 난이도를 예측하는데 게임에서 사용할 수 있다고 판단된다.

그러나 한 게임레벨에서 팩맨이 죽는 경우가 발생하면 유저가 심리적으로 위축되는 현상이 발견되었다. 이러한 심리적인 위축현상을 반영하여 보다 높은 정확성을 가지는 유저의 숙련도와 게임난이도를 평가방법을 연구할 필요성이 제기되었다.

## ACKNOWLEDGMENTS

This work was also supported by 2015 Hoseo University Research Fund.(2015-0351)

## REFERENCES

- [1] Y. Kim, "Introduction to Digital Visual", Jimmoon Press, ISBN 9788930307673, 1999.
- [2] R. Caillois, and S. Lee, "Play and Man", Translated by S. Lee, Moonye Books, 1994.
- [3] M. Csizkszentmihalyi, "Flow: The psychology of optimal experience", Harper Perennial, 1990.
- [4] Sweetser, Penelope, and Peta Wyeth. "GameFlow: a model for evaluating player enjoyment in games." *Computers in Entertainment (CIE) 3.3 (2005): 3-3.*
- [5] G. D. Ellis, J. E. Voelk, C. Morris, "Measurement and Analysis Issues with Explannation of Variance in Daily Experience Using the Flow Model", *Journal of Leisure Research*, vol 26, no 4, pp. 337-356, 1994.
- [6] Chen, H., Wigand, R., & Nilan, M. S., "Optimal experience of web activities", *Computers in Human Behavior*, 15, pp.585-608, 1999.
- [7] J. Webster, L. Trevino, I. Ryan, "The dimensionality and correlates of flow in human computer interactions", *Computer, Human Behavior*, vol. 9, no. 4, pp.411~426, 1993.
- [8] Andrade, Gustavo, et al. "Extending reinforcement learning to provide dynamic game balancing." *Proceedings of the Workshop on Reasoning, Representation, and Learning in Computer Games*, 19th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI). 2005.
- [9] Jennings-Teats, Martin, Gillian Smith, and Noah Wardrip-Fruin. "Polymorph: dynamic difficulty adjustment through level generation." *Proceedings of the 2010 Workshop on Procedural Content Generation in Games*. ACM, 2010.
- [10] Tan, Chin Hiong, Kay Chen Tan, and Arthur Tay. "Dynamic game difficulty scaling using

- adaptive behavior-based AI." IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games 3.4 (2011): 289-301.
- [11] Beume, Nicola, et al. "Measuring flow as concept for detecting game fun in the Pac-Man game." Evolutionary Computation, 2008. CEC 2008.(IEEE World Congress on Computational Intelligence). IEEE Congress on. IEEE, 2008.
- [12] Yannakakis, Georgios N., and John Hallam. "Evolving opponents for interesting interactive computer games." From animals to animats 8 (2004): 499-508.
- [13] Heedong Chang. "Measurement Method of User's Gameplay Skill Level in a Computer Game." 한국게임학회 논문지 12.5 (2012): 23-34.
- [14] Pacman Tutorial Download:  
<http://gmc.yoyogames.com/index.php?showtopic=493044>



장 희 동(Chang, Hee Dong)

1987-1997 : 한국전자통신연구원 영상통신연구실  
선임연구원  
1998-2002 : 숭의여자대학 컴퓨터게임과 조교수  
2003-현재 : 호서대학교 게임공학과 부교수

관심분야 : 교육용게임 디자인, 컴퓨터게임 디자인,  
게임시스템 디자인

---

