

Game Balancing에서 Fuzzy를 이용한 캐릭터 액션 선택

현혜정*, 김태식**

Fuzzy Based Selection Technique for Character Action in Game Balancing

Hyejung Hyun *, Taesik Kim **

요약

게임 밸런싱에서 캐릭터가 가지고 있는 다양한 액션중 어떤 것을 선택해야하며 또 얼마만큼 조절해 해 주어야 하는지 정확하게 계산 하는 것은 매우 어려운 일이다. 퍼지 기법은 수학적으로 정확하게 처리할 수 없는 특수한 환경이나 혹은 정확한 수치 처리에 따라 발생될 수 있는 시간적인 소모 문제를 완화할 때 매우 적절하게 이용될 수 있다. 게임에서 캐릭터가 가지는 수많은 액션과 상대방과의 연관관계, 이전까지의 대전 경험 등을 현지 상황에서 최적의 액션을 선택하기 위해서 일일이 반영하기가 쉽지 않기 때문에 이러한 경우 퍼지를 이용할 수 있을 것이다. 밸런싱이 필요한 시점이 되면 그때까지의 플레이한 자료가 퍼지함수로 처리되어 어떤 액션에 얼마만큼 조절을 해 줘야 하는지 계산되어져 캐릭터의 능력을 조절하도록 한다. 이 방법의 효율성을 검증하기 위해 액션 전체에 일정하게 능력을 조절한 경우, 랜덤하게 하나의 액션만 선택하여 조절한 경우, 가장 강력한 파워를 가진 액션을 선택한 경우, 가장약한 액션을 선택한 경우 그리고 퍼지개념을 적용한 경우 등 5가지 경우를 실험을 통해 밝혀 퍼지를 이용한 방법의 우수성을 밝히고자 한다.

Abstract

In the game balancing, it is so difficult to choose suitable arms among various actions, or arms and to accurately calculate to which level we adjust the balance. The fuzzy method can be properly used in a particular environment which cannot be correctly processed in mathematics or in lessening the time-consuming problems during the accurate number crunching. Because a variety of actions, relations with opponents, previous battle experiences etc. are not easy to be reflected in every occasion, the fuzzy method could be useful in these cases. When the balancing is needed, the data which have been played to that point are processed by the fuzzy function and calculated to adapt intensity to each action. The ability of characters is regulated in this process. To demonstrate the efficiency of this method, I would like to make clear the excellence of fuzzy method through the following five experiments: a case with invariable ability adjustment, a case adjusted by a randomly chosen action, a case with the strongest weapon selection, a case with the weakest weapon selection and a case with the fuzzy method application.

▶ Keyword : 게임 밸런싱(Game Balancing), 레벨조절(Level Up), 퍼지(Fuzzy), 게임디자인(Game Design)

• 제1저자 : 현혜정

• 접수일 : 2007. 12. 17, 심사일 : 2008. 1.15, 심사완료일 : 2008. 1.21.

**계명대학교 게임·모바일콘텐츠학과교수

I. 서론

게임에서 밸런싱은 게임의 재미요소를 지속적으로 유지해 주는 매우 중요한 요소로 자리 잡고 있다. 1:1 게임이나 n:n 게임을 막론하고 상대방과의 균형이 어느 정도 이루어진 상태에서 플레이를 할 때 지속적인 긴장과 재미 속에서 계속 게임을 할 수 있다. 너무 쉽거나 어려운 게임은 플레이어들이 금방 흥미를 잃게 되기 때문에 적당하면서도 상대방끼리 비슷한 능력을 가지도록 캐릭터를 조절해 주어야 한다. 게임 밸런싱은 게임 전체를 통해 플레이어가 플레이하는 시간과 성취한 레벨을 다른 플레이어의 그것과 비슷하게 조절해 가는 방법이 있고 1:1 대전 게임에서처럼 상대방과 항상 비슷한 능력을 가지도록 local 영역에서의 밸런싱을 하는 기법도 있다. 게임에서 모든 캐릭터는 여러 종류의 액션이나 무기를 사용할 수 있으며 약간의 지능적인 행위인 숨기, 도망, 유인등도 할 수 있도록 설계되어 있을 뿐만 아니라 에너지 개념과 보너스 개념이 더해져 캐릭터의 능력 신장에 영향을 미치도록 되어 있다.

게임의 재미요소를 더하기 위해 상대방과의 능력 차이를 발견하고 능력을 조절해야 하는데 그 대상 캐릭터가 가지고 있는 다양한 액션들 중에서 어떤 것을 선택해야 하며 또 얼마만큼 조절해 해 주어야 하는지 정확하게 산출 하는 것은 매우 어려운 일이다. 그 이유는 실제 게임에서 캐릭터의 능력을 조절할 때 갑자기 캐릭터가 눈에 띄게 능력을 더 발휘한다거나 반대로 너무 못해지는 경우 플레이어는 누군가가 자신의 게임에 개입하여 임의로 캐릭터를 조절한다는 것을 인식하게 되고 결국 그 게임에 대해 흥미를 잃어버리는 경우가 발생하게 된다. 이러한 것은 결국 운영자의 관점에서는 수익과 직결되는 것으로 심각한 피해를 입을 수 있게 된다[1][2].

여러 연구에 따르면 게임 밸런싱을 효과적으로 하기 위해서는 대상 캐릭터에 적은 능력의 변화를 시켜 주어야 한다고 제안하고 있다. 그러나 적은 양의 개념은 참으로 정의하기 어려운데 게이머의 플레이 상황에 따라 매우 적게 적용시킬 수도 있고 반대로 점수 혹은 상대방과의 능력차이가 너무 클 경우는 어느 정도 크게 증가시켜주어야 할 경우가 발생하게 된다. 또한 플레이어가 반복적인 플레이를 하면서 획득하게 되는 지적 능력도 조절하는 양에 영향을 미치게 된다. 이는 플레이어가 반복적인 플레이를 하면서 획득하게 되는 게임의 능력을 자연적인 학습효과 곡선을 따른다고 보고 그 곡선에 따라 증가시키면 된다. 또 다른 문제는 어떤 액션을 조절 대상으로 설정하는가 하는 것이다. 실제 어떤 액션이나 무기가 게임 시 점수 획득에 얼마만큼 영향을 미쳤는지, 상대방 액션과

의 상관관계는 어떤 것인지 알 수 있는 방법은 매우 어려운 일이다[3-6]. 하나의 액션이 일어났을 때 그 액션이 상대 캐릭터에게 어떤 영향을 주며 점수에 어떤 영향을 미쳤는지 모두 분석하여 게임에 적용한다는 것은 그 방법적인 어려움도 있지만 처리 시간문제, 획득한 자료의 재사용 문제 등이 복잡한 관계로 얽혀져 있다[7-9].

퍼지를 비롯한 인공지능 기법은 수학적으로 정확하게 처리할 수 없는 특수한 환경이나 혹은 정확한 수치 처리에 따라 발생할 수 있는 시간적인 소모 문제를 완화할 때 매우 적절하게 이용될 수 있다. 게임에서 캐릭터가 가지는 수많은 액션과 상대방과의 연관관계, 이전까지의 대전 경험 등을 현재 상황에서 최적의 액션을 선택하기 위해서 일일이 반영하기가 쉽지 않기 때문에 이러한 경우 퍼지를 이용할 수 있을 것이며 몇 연구에서 적용하였다[10-12]. 캐릭터의 능력을 상향조절 시킬 경우 일반적으로 인간이 플레이 할 때 하는 것처럼 퍼지적인 개념, 즉 액션의 경우 세계 때리거나 살살 차거나 힘 있게 휘두르거나 등과 같은 개념으로 적용하면 될 수 있기 때문이다. 인간은 플레이할 때 적 캐릭터가 사정권 안에 들어오면 큰 점수를 얻기 위해서나 아니면 시간적으로 너무 촉박할 때 매우 크게(강하게) 액션을 취하는 경우가 있다. 이러한 것을 수치적으로 환산하여 플레이할 수는 없기 때문에 인간은 퍼지 개념과 같은 액션을 취할 수 밖에 없을 것이다. 이러한 인간의 행위를 반영하여 캐릭터의 능력조절에 이용하면 보다 나은 밸런싱이 될 수 있을 것이다. 밸런싱이 필요한 시점이 되면 그때까지의 플레이한 자료가 퍼지함수로 처리되어 어떤 액션에 얼마만큼 조절을 해 줘야 하는지 계산되어진다.

이 연구를 위해 먼저 시뮬레이션할 수 있는 게임 환경을 구축한 후 아군캐릭터와 적군 캐릭터가 1:1로 대전을 하게 하며 밸런싱 시점이 되면 레벨 조절이 필요한 액션을 선택하고 기 연구된 log 함수 방법을 이용하여 조절 정도 값을 계산한 후 해당되는 액션의 능력을 조절 한다[13]. 실험에서는 액션 전체를 조절한 경우, 랜덤하게 하나의 액션만 선택하여 조절한 경우, 가장 강력한 파워를 가진 무기를 선택한 경우, 가장 약한 무기를 선택한 경우 그리고 퍼지개념을 적용하여 선택하여 조절한 경우 등 5가지 방법을 비교 분석한다.

II. 밸런싱

2.1 게임 환경 구축

제안된 방법의 실험을 위해 실제 게임과 같은 시뮬레이션

환경을 구축하였으며 밸런싱 시점 선택과 조절 대상 액션 선택, 조절치 계산 등이 모든 방법에 일관성 있게 적용되도록 하였다. 구축된 게임 환경은 플레이어가 제어하는 캐릭터가 컴퓨터가 제어하는 캐릭터와 1대 1로 대전하는 것으로 플레이어의 캐릭터는 6가지의 액션을 가지고 있고 컴퓨터가 제어하는 캐릭터는 12개의 액션을 가지고 있다. 각 액션은 타격최소 거리, 타격최대거리, 그리고 상대방에게 별점을 가하는 점수가 각각 다르며 게임 시작 시 100점을 가지며 상대방의 공격이 성공했을 경우 공격당한 캐릭터가 그 액션에 해당하는 점수를 잃게 된다. 게임 중 특정 조건이 성립되었을 때 밸런싱이 이루어지도록 하였으며 밸런싱을 하지 않았을 경우를 기준으로 하여 서론에서 언급한 5가지의 방법을 비교 분석하도록 설계하였다. 밸런싱 연구의 특성상 게임의 초기 조건은 한쪽의 능력이 상대방의 능력에 비해 상대적으로 약하게 하였다. 그 이유는 실험환경에서 비슷한 능력을 가졌을 경우 능력 조절이 잘 이루어지지 않을 수도 있기 때문이며 가능하면 많은 조절을 통해 효율성을 더 정확하게 평가 할 수 있기 때문이다. 효율성 평가는 게임을 마치는 시점에서 양 쪽 캐릭터의 점수 차와 승패를 동시에 활용하여 분석 하였다.

2.2 밸런싱 시점 판단

게임에서 캐릭터의 능력을 조절해 주어야하는 시점은 어느 한 쪽의 점수가 상대방의 점수 보다 큰 차이가 날 때와 양쪽 모두 일반 플레이어들이 그 게임을 하였을 때 소요되는 평균 시간 대비 획득 점수가 월등히 차이가 날 경우이다. 상대방과 얼마만큼의 점수 차이가 날 때 차이가 난다고 설정하기는 어려우며 플레이어가 흥미를 잃고 게임을 포기하지 않은 범위 내에서 결정하면 된다. 그러나 실제 밸런싱을 위한 시스템 설계에서는 기존 방법을 정하지 않을 수 없게 된다. 즉, 상대방과의 점수 차가 몇 %가 되는가, 플레이한 시간과 비교해서 어느 정도의 점수를 획득하고 있으며 그 획득 정도가 상대방과 비교하여 얼마나 효과적인지 등을 고려해야 할 것이다. 기존의 연구에서는 여러 단계의 레벨을 거치는 게임의 경우 각 레벨별로 플레이어가 소요하는 평균시간 보다 더 플레이하거나 적게 플레이 하는 허용 임계치를 주어 그 수치를 벗어나는 경우를 밸런싱 시점으로 정하기도 하였다. 그러나 이 방법에서는 1:1 대전게임에서 상대방과의 점수차에 대한 심리적 부담과 그에 따른 게임의 포기 문제는 고려하지 않은 단점이 있다. 즉, 기존의 방법에서는 많은 사람들이 플레이 한 만큼의 능력만 유지하도록 하였으나 1:1 게임에서는 게임의 흥미와 지속성 여부는 상대방과의 능력 차이와 절대적으로 직결되기 때문에 상대방과의 점수 차이를 비증있게 고려하지 않을 수

없게 된다. 본 연구에서는 기존의 연구에서 다루었던 방법에 대전게임이라는 상대방과의 실력차에 대한 문제를 포함하여 밸런싱 시점을 정하도록 하였다.

여러 단계로 이루어지는 게임에서 각 레벨별 평균값 중 레벨 k 의 평균값 $A(L_k)$ 는 다음 식(2.1) 과 같이 정의 할 수 있다. 레벨 k 에서 임의의 플레이어 p 가 현재까지 플레이한 시간을 $L_k(t_p)$ 라고 했을 때 평균시간 값과의 차이 $\Delta(L_k)$ 는 식(4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$A(L_k) = \frac{\sum_{p=1}^n L_k(t_p)}{n} \dots\dots\dots (2.1)$$

$$\Delta(L_k) = L_k(t_p) - A(L_k) \dots\dots\dots (2.2)$$

식(2.1)과 식(2.2)에 허용 임계치 λ 를 적용해서 밸런싱 할 시점을 찾을 수 있다. 이 시점은 여러 사람이 플레이하여 얻은 평균 시간을 반영함은 물론 1:1 대전 게임에서는 상대방과의 능력차이가 절대적으로 게임의 흥미에 영향을 미치기 때문에 이 부분도 매우 중요한 요소로 작용된다. 2.1절에서 구현한 게임 환경 하에 현재 플레이어의 점수를 S_i , 상대방의 점수를 S_j , 그리고 점수가 상대방에게 감점하는 형태의 게임에서의 시작시점 총점을 S_t 라 했을 때 두 플레이어간의 점수 차이 d_{ij} 는 다음 식 (2.3)과 같이 계산되어 진다.

$$d_{ij} = \frac{|S_i - S_j|}{S_t} \dots\dots\dots (2.3)$$

두 플레이어의 점수 차이가 날수록 d_{ij} 값이 크게 되는데 임계치를 적용하여 식 (2.1), (2.2), (2.3)을 통해 $\Delta(L_k) \geq A(L_k) \cdot \lambda$ 이거나 $d_{ij} \geq \lambda$ 의 조건이 성립될 경우 밸런싱 시점이 된다.

2.3 액션 선택 및 조절

밸런싱 시점으로 판정되었을 때 다음 단계로 캐릭터가 가지고 있는 여러 액션 중 어느 것을 선택하며 또한 얼마만큼의 능력을 조절해 주어야 하는지 판단하여야 한다. 액션 선택은 임의로 하나를 선택하는 경우와 능력이 가장 좋은 액션을 선택해서 능력을 더 신장 시켜주는 방법, 능력이 가장 약한 액션에게 능력을 증가 시켜주는 방법이 있다. 혹은 모든 액션에 일시에 능력을 조절하는 방법도 있다. 각 각의 방법은 모두

장단점이 있으며 게임의 종류와 성격에 따라 적절하게 사용될 수 있다.

능력을 조절하는 정도는 아주 미세하게 해야 한다고 알려져 있으나 이 미세한 양도 게임 전체를 통해 일관성 있게 적용할 수 있는 계산을 하기는 쉽지 않다. 그 이유는 플레이어들의 능력에 따라 미세한 양이 미치는 정도를 다르게 느낄 수 있기 때문이다. 아주 능력이 우수한 캐릭터에게 미세한 양의 능력을 증가 시켰을 경우와 매우 초보 플레이어가 운영하는 캐릭터에 적용한 미세한 양은 플레이어의 체감은 다를 수 있을 것이다. 그리고 플레이어들이 게임을 하면서 획득하게 되는 반복적인 학습효과에 따라 증가하는 능력도 조금씩 신장되기 때문이다. 그러나 너무 크게 능력을 조절하는 경우 플레이어들이 쉽게 흥미를 잃게 되고 반대로 너무 적은 경우 그 효과를 볼 수 없게 된다. 이러한 문제에 대한 다양한 연구가 있으나 대체적으로 로컬 영역의 조절인 경우 40% 이내로, 글로벌한 경우는 10% 이내로 되어야만 적절하다고 알려져 있으나 구체적인 증명은 되지 않고 있다[14].

한편 게임에서도 학습효과가 반영된다고 볼 수 있다. 적 캐릭터에게 이기기까지 반복되는 액션을 통해 터득한 경험을 통해 다음 단계에서는 보다 나은 전략을 구현할 수 있기 때문이다. 게임 중 밸런싱을 위해 캐릭터의 능력을 임의로 조절할 경우 자연스럽게 인간이 취득하는 과정과 능력치 향상과 매우 비슷하게 해야 할 것이다. 게임 전체에 일정하게 미세하게 적용해야하며 인간의 그것과 같은 패턴의 일정한 법칙에 따라야 하고 일반 플레이어보다 너무 많은 능력이 차이가 나는 경우와 약간의 차이가 나는 경우 등도 그에 따른 조절치도 달라야 할 것이다. 이러한 복합적인 요소들을 일부 반영할 수 있는 방법으로 log 함수를 적용하였다. 캐릭터 조절 시 가장 고려해야할 사항중의 하나로는 플레이어로부터 인위적인 변경을 인지하지 못하게 하거나 최소화 하여야 한다. 그리고 평균시간보다 너무 많이 차이가 나는 플레이어에게는 빠른 속도로 그 단계를 극복해야 하며 조금 밖에 차이가 나지 않는 플레이어에게는 많이 차이가 나는 플레이어에 비해 더 적은 능력치를 부여해야 할 것이다. log 함수의 base에 따라 나타나는 기울기는 학습효과와 상승 개념으로 적용할 수 있고 플레이했던 시간을 점목시키면 완만하면서도 일정한 법칙에 따라 조절이 가능한 수치를 얻을 수 있다. 또한 log 함수의 base 선택은 소모되고 있는 시간과 연계하여 평균치에서 떨어져 있는 정도에 따라 얼마나 빨리 능력을 조절해야하는지 판단하는데 이용된다[13]. 따라서 조절치 δ 는 식(2.4)와 같이 구할 수 있다.

$$\delta = \log(\text{playtime}) / \log(\text{base}) \dots\dots\dots (2.4)$$

δ 는 캐릭터의 액션에 적용되어 능력을 조절시키게 된다.

2.4 퍼지함수를 이용한 액션 선택 및 조절

본 연구에서는 게임이 진행되는 동안 두 캐릭터가 싸우면서 사용하게 되는 각종 액션의 성공과 실패 정도 등을 분석하여 간단한 퍼지함수로 적용하여 능력을 조절할 액션을 선택하게 하였다. 또한 플레이어의 시간 개념을 실제 액션한 회수로 간주하고 게임 시 많이 사용하였던 액션의 경험 축적도 일부 반영하여 조절 대상 액션과 조절치를 산출하였다. 구축된 게임 환경에서 플레이어는 6개의 액션이 있으며 상대방은 12개의 액션이 있다. 각 액션별로 상대방에 타격을 가하는 점수가 다르게 되었으며 같은 종류의 액션을 사용하였거나 피했을 경우에는 상대방에 아무런 타격도 가하지 않는다. 총 100점 만점으로 시작하여 0점이 될 때 까지 게임을 하는데 이 과정에서 취득한 점수의 액션별 점유율에 따라 very strong, strong, normal, weak, very weak 등 5가지로 분류하였다. 이 액션들의 퍼지 집합은 <표 1>에 나타나 있다.

표 1. 액션의 퍼지 집합
Table 1. Action Fuzzy Set

액션정도	퍼지집합(%)
very strong	70 ~ 100
strong	50 ~ 80
normal	30 ~ 60
weak	10 ~ 40
very weak	0 ~ 20

또한 각 액션별로 상대방에 가하는 공격의 성공률을 계산하여 <표 2>와 같이 유효공격 퍼지집합으로 사용 하였다. 실제 게임에서는 전략적으로 성공확률이 높은 액션을 더 많이 사용하게 된다. 이럴 경우 게임 전체를 통해서 한번도 사용하지 않은 액션이 발생할 수도 있으며 실제 밸런싱을 할 때 이러한 액션은 제거되거나 혹은 활용할 수 있도록 조정해 주고 있다.

표 2. 유효 공격 퍼지 집합
Table 2. Efficiency Fuzzy Set

유효공격정도	퍼지집합
very good	0.8 ~ 1.0
good	0.7 ~ 0.85
so so	0.6 ~ 0.75
poor	0.5 ~ 0.65
very poor	0 ~ 0.55

〈표 3〉은 각 액션에 적용할 조절 정도를 나타내는 것으로 매우 많은 조절이 필요할 경우(very much)로부터 매우 적게 조절해야하는 경우(very little) 등 5가지 경우로 분류하였다. 조절치는 식(2.4)에서 제시된 방법에 퍼지 집합개념을 접목시켰다.

표 3. 조절 퍼지 집합
Table 3. Balancing Fuzzy Set

조절정도	퍼지집합
very much	$0.8\delta \sim \delta$
much	$0.7\delta \sim 0.85\delta$
normal	$0.6\delta \sim 0.75\delta$
little	$0.5\delta \sim 0.65\delta$
very little	$0 \sim 0.55\delta$

〈표 4〉는 조절치를 계산하는 규칙을 보여주는 것으로 밸런싱 시점이 결정되면 액션 선택과 조절치를 동시에 계산하게 된다.

표 4. 조절 퍼지의 규칙테이블
Table 4. Rule Table for Balancing

액션	very good	good	so so	poor	very poor
very strong	very much	much	normal	little	very little
strong	much	normal	little	very little	very little
normal	normal	little	very little	very little	very little
weak	little	very little	very little	very little	very little
very weak	very little	very little	very little	very little	very little

III. 실험

3.1 실험방법 및 결과

2.2절에서 설명한 실험환경에 따라 먼저 밸런싱 없이 게임을 10,000회 수행 하였다(Non-Balance). 이 결과는 밸런싱을 하기 위한 기초 자료가 된다. 다른 5가지 방법은 게임 중에 2.3절에서 제시한 방법에 의해 밸런싱 시점을 판단하고자 하였다.〈표 5〉

표 5 실험 방법
Table 5. Experimental Methods

방법	퍼지집합(%)
Non_Balance	조절하지 않은 경우
Random	임의의 액션 하나를 선택하여 조절한 경우
All_Action	액션 전체를 조절한 경우
Strong	가장 강력한 파워를 가진 액션을 선택하여 조절한 경우
Weakr	가장 약한 액션을 선택하여 조절한 경우
Fuzzy	퍼지개념을 적용하여 조절한 경우

각 방법마다 각각 10,000회의 게임을 동일한 조건에서 실시하였다. 매 게임종료시의 상대방과의 점수 차이가 각 방법에서 밸런싱의 효과를 판단할 수 있는 요소가 되는데 10,000회의 게임을 한 후 상대방과의 점수 차이의 평균을 산출하였다. 실험결과 〈표 6〉는 점수 차이의 평균을 보여 주는 것이며 〈표 7〉은 10,000회의 대전에서 각 방법별로 승패가 어떻게 나타났는지 보여주고 있다.

표 6. 각 방법의 실험결과(평균)
Table 6. Experimental Result of Avg

방법	점수 차이 평균(100점기준)
Non_Balance	59.99
Random	41.04
All_Action	45.91
Strong	37.63
Weakr	54.24
Fuzzy	57.49

표 7. 각 방법의 실험결과(승패)
Table 7. Experimental Result of Win Rate

방법	대전횟수	승	패	승률(%)
Non_Balance	10,000	763	9237	7.63
Random	10,000	4031	5969	40.31
All_Action	10,000	8662	1338	86.62
Strong	10,000	3718	6282	37.18
Weakr	10,000	1083	8917	10.83
Fuzzy	10,000	995	9005	9.95

3.2 통계 검정

실험결과의 차이가 통계적으로 유의한 결과를 보이고 있는지 검증하기 위하여 먼저 실험결과가 무작위 배열인지 확인할 수 있는 런 검정을 실시하였다.

표 8 런 검정 결과
Table 8. Experimental Result of Run

	Non_Balance	Random	All_Action	Strong	Weak	Fuzzy
검정결과(a)	59.98	41.03	45.90	37.62	54.23	57.49
케이스 < 검정값	4336	5228	4841	5339	4710	4509
케이스 >= 검정값	5664	4772	5159	4661	5290	5491
전체 케이스	10000	10000	10000	10000	10000	10000
런의 수	2003	2862	2161	2727	2579	2217
Z	-59.24	-42.66	-56.75	-45.23	-48.26	-55.25
근사 유의확률(양측)	.00	.00	.00	.00	.00	.00

a 평균

런 검정을 실행한 결과 <표 8>은 실험결과의 배열이 무작위로 배열되어 있다는 귀무가설에 대한 검증결과이다. 얻어진 런 검정 결과의 Z값은 각각 -59.24, -42.66, -56.75, -45.23, -48.26, -55.25이며 각 값에 대한 유의확률은 0.00으로 귀무가설을 기각한다. 즉 실험결과의 평균이 무작위로 배열되어 있다고 볼 수 없다.

또한 실험 결과의 평균의 정규성 검정을 위하여 Kolmogorov-Smirnov검정을 실시한 결과 Z값이 7.79, 6.92, 5.06, 6.74, 6.40, 7.19이며 각각 값에 대한 유의확률이 0.00으로 실험결과의 평균은 정규분포를 따른다고 볼 수 없다. 정규

분포를 따르지 않은 비모수집단의 검정을 위하여 Friedman 검정을 실시하였다.<표 9>

표 9. 검정 통계량(a)
Table 9. Experimental Result of Friedman Test

N	10000
카이제곱	5694.59
자유도	5
근사 유의확률	.000

a Friedman 검정

Friedman 검정은 무작위 블록디자인에 대한 ANOVA 비모수집단의 검증에 해당되며 <표 9>의 실험결과의 평균차가 없다는 귀무가설을 검정한 결과는 카이제곱은 5694.59이고 유의확률은 0.00의 유의수준 0.05의해 귀무가설을 기각한다. 즉, 실험결과의 평균차가 없다고 할 수 없으므로 평균차이에 대한 대표성을 보장할 수 있다.

3.3 결과 분석

점수차이 평균 결과에서는 밸런싱이 없는 경우의 평균은 59.99로 시작 하였다. 밸런싱을 적용할 때 임의의 액션 선택(Random)은 41.04점으로 31.6% 감소하였다. 즉 레벨조절을 31.6% 만큼 하였다라는 의미로 해석할 수 있다. 모든 액션을 조절 했을 경우(All Action)는 23.5%, 가장 강력한 액션을 조절 하였을 경우(Strong)는 37.3%, 가장 약한 액션을 조절했었을 경우(Weak)는 9.6%이며 마지막으로 퍼지 방법은 4.2%를 조절하였다.

<표 7>은 플레이가 승리 횟수와 실패 회수 및 해당 승률을 실험방법에 따라 나타낸 것이다 승률에서 기본 설정으로 정해진 Non_Balance의 승률이 7.63이고, Fuzzy가 9.95이며 Weak이 10.83, Strong이 37.18이며 Random이 40.31, All_Action 86.62의 결과를 나타내고 있다. <그림 1>은 해당 승률에 대한 결과값을 차트로 나타낸 것이다.

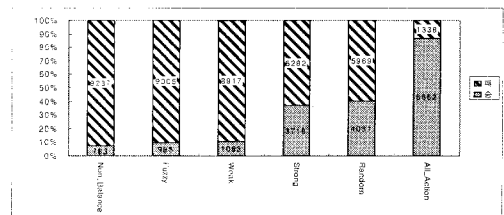


그림 1. 각 방법의 승패 변화표
Fig 1. Experimental Result of Win Rate

표 10. 각 방법의 점수차이 및 승패 변화
Table 10. Experimental Result Avg and Win Rate

방법	평균값 변동(%)	승률변동(%)
Non_Balance	0	0
Random	31.6	32.7
All_Action	23.5	79.0
Strong	37.3	29.6
Weakr	9.6	3.2
Fuzzy	4.2	2.3

〈표 10〉는 기준값인 Non_Balance에 대한 여러 방법들의 평균값 차이와 승패의 차이를 상대적인 비율로 나타낸 것이다. 〈그림 2〉는 이 두 가지를 상관형태로 보여주고 있다. 이러한 두 가지 구분으로 밸런싱 결과를 살펴보고자 하는 이유는 플레이하면서 느끼는 능력의 차이와 실제 게임 결과에 대한 점수 차이로 나누어 능력의 차이는 본 연구에서 정의하는 Local 밸런싱으로 플레이어중 조절 대상이며 점수 차이는 Global 밸런싱으로 결과로서의 조절 대상이 될 수 있음을 보여주기 때문이다. 두 가지 조절 대상이 모두 객관적 지표아래에서 조절 가능하도록 구현하는 것은 매우 중요한 요소이다. All_Action, Random, Strong방법은 너무 많은 조절을 통해 승률조차도 너무 많이 상향되어 밸런싱이 오히려 무너진 결과를 보여주고 있으며 Weak는 거의 9.6% 조절과 3.2%의 승률 향상으로 어느 정도 긍정적인 방법으로 보여질 수 있다. 그러나 또 다른 연구[15]에 의하면 인간이 속도를 다루는 게임에서 서서히 속도를 증가 시킬 때 임의의 조절인지 아닌지를 인지할 수 있는 범위는 초기값에서 약 6% 정도의 차이를 가질 때로 나타나고 있다. 이 경우에는 Weak 방법도 약간의 보완점이 필요할 것으로 판단된다. Fuzzy 방법은 5가지 방법 중에서 가장 적은양의 조절을 하는 것으로 나타나고 있다. 적은 양의 조절이기 때문에 실제 밸런싱의 효과가 나타나는지 더 많은 연구를 통해 밝혀져야 하겠지만 승률이 2.3% 향상된 것으로 보아 효과가 있는 것으로 판단되며 여러 연구에서 제시한 적정량의 증가에 부합하는 결과이다. 따라서 본 연구에서 정의한 로컬개념의 밸런싱과 글로벌개념의 밸런싱 모두 다른 방법에 비해 비교적 나은 결과를 보여준다고 볼 수 있다.

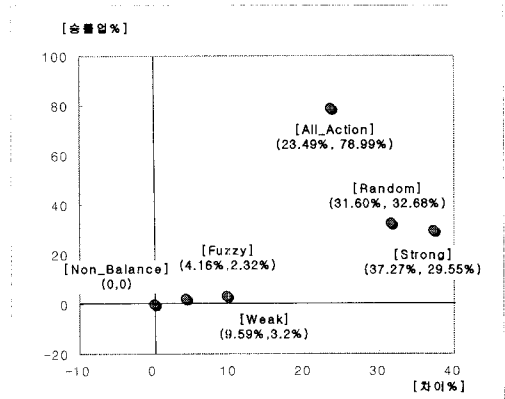


그림 2. 평균값과 승률의 관계
Fig 2. Relationship with Average and Win Rate

IV. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 실제 게임과 같은 시뮬레이션 환경을 구축하여 밸런싱에 효과적으로 활용할 수 있는 액션 선택과 조절치를 구하는 방법을 제안하였다. 밸런싱에서 가장 중요시 여겨지고 있는 액션선택과 조절정도에 관해 활용될 수 있는 여러 방법을 모의실험을 통해 비교하였으며 퍼지개념을 도입한 방법이 비교적 긍정적인 효과를 나타내는 것을 보여주었다. 그러나 너무 크게 능력을 조절하는 경우 플레이어들이 쉽게 흥미를 잃게 되고 반대로 너무 적은 경우 그 효과를 볼 수 없게 되는 조건을 만족시키면서 가장 적절한 방법을 찾는다는 것은 매우 어려운 일이다. 밸런싱은 게임의 종류와 성격에 따라 다른 방법이 적용될 수 있을 것이지만 일반적으로 적용될 정형화된 방법의 정립이 필요한 시점이다. 이를 위해 게임의 장르와 플레이어의 특성에 따라 다양한 실험을 통해서 그 방법을 제시해야 할 것이다. 본 연구에서는 1:1 대전게임의 한정 속에서 실험을 하였으며 밸런싱을 위한 레벨 조절이 필요한 액션의 선택과 조절치를 구하는 문제를 퍼지를 통해 구현하였다. 비교적 긍정적인 결과를 도출 하였지만 가장 근본적인 문제인 플레이들이 지속적으로 재미와 긴장을 가지고 게임을 할 수 있는 조절 정도가 어느 정도가 적합할 것인가에 대한 지속적인 연구가 필요하게 된다. 또한 퍼지 액션집합에서의 각 액션과의 상대적인 비교방법 이외에 게임중에 변화하는 점수를 분석하여 최저와 최고치가 미리 결정된 고정된 퍼지 집합보다는 수시로 변할 수 있는 동적인 퍼지집합을 찾아 실시간으로 반영하는 기법에 관해서도 연구가 되어져야 할 것이다.

참고문헌

- [1] 이면섭, "에너지개념을 도입한 대전형 액션 게임", 한국 컴퓨터산업교육학회 논문집 Vol7., No3, pp163-170, 2006.
- [2] 장희동, "게임 메카닉스 시뮬레이션 방법에 관한 조사연구", 정보처리학회논문지A 제12-A권 제5호, pp441-450, 2005.
- [3] Gustavo Andrade, Geber Ramalho, and Hugo Santana, "Automatic Computer Game Balancing: A Reinforcement Learning Approach", AAMAS'05, pp1111-1112, July 2005.
- [4] Christian Guttler, and Troel Johansson, "Spatial Principles of Level-Design in Multi-Player First-Person Shooters" NetGames, p158-169 2003.
- [5] John E. Laird, "Research in human-level AI using computer games", Communication of the ACM, vol. 45, No1, pp32-35, 2002.
- [6] Subhash Suri, Csaba D. T'oth, and Yunhong Zhou, "Selfish Load Balancing and Atomic Congestion Games", SPAA'04, pp188-195, 2004.
- [7] Bart De Vleeschauwer, Bruno Van Den Bossche, and Tom Verdickt, "Dynamic Microcell Assignment for Massively Multiplayer Online Gaming" NetGames'05, pp1-7, October 2005,
- [8] Nicolas Ducheneaut, Nicholas Yee, Eric Nickell, and Robert J. Moore, "Alone Together?" Exploring the Social Dynamics of Massively Multiplayer Online Games" CHI 2006 Proceedings Games and Performances, pp407-416, April 22-27, 2006.
- [9] 손형률, 노창현, "MMORPG 사용자 시뮬레이션 개발", 게임&엔터테인먼트 논문지, vol1, no1, pp1-7, 2005.
- [10] 이세일, "레이싱 게임에서 순위결정을 위한 퍼지논리 야키택처", 한국컴퓨터정보학회 논문지 제10권 제1호, 2006.3
- [11] 김문성, 길문호, "컴퓨터 시뮬레이션과 퍼지변수에 관한 연구", 기전여자대학논문지 제16권, 1996.
- [12] 유영순, 가춘식, "퍼지 제어 이론을 이용한 이동 로봇의 장애물 회피 알고리즘", 대한기계학회 추계학술대회 논문집, 2000.10.
- [13] 현혜정, 김태식, "게임 밸런싱을 위한 효과적인 캐릭터 조절 알고리즘", Working Paper, 2007.12.
- [14] Cadwell Tom, "Techniques for Achieving Play Balance," GameDev.net, 2002.2
- [15] 현혜정, 김태식, "게임 레벨 조절을 위한 오브젝트 변화의 인지도 분석," 한국컴퓨터게임학회 투고중, 2007.12.

저자소개



현혜정

2003년 3월 : 상명대학교 게임학과 졸업, 석사
 2007년 ~ 현재 : 계명대학교 미디어아트대학 게임모바일콘텐츠학과 조빙교수
 <관심분야> 게임디자인, HCI, 디지털 콘텐츠, 감성공학



김태식

1992년 2월 : North Dakota State Univ. 컴퓨터공학박사
 1992년 3월 ~ 현재 : 계명대학교 미디어아트대학 게임모바일콘텐츠학과 교수
 <관심분야> 지능형게임, 인공지능, 카오스이론