

동적 지형분석에서의 전망이론 기반 NPC 의사결정 모델

이동훈

동서대학교 디지털콘텐츠학부 게임전공
dhl@dongseo.ac.kr

Prospect Theory based NPC Decision Making Model on Dynamic Terrain Analysis

Dong Hoon Lee

Dept. of Game, Div. of Digital Content, Dongseo University

요 약

본 논문에서는 행동경제학에서 주로 사용되는 전망이론을 게임 인공지능 분야에 도입하여 인간의 인지적 특성을 사실적으로 표현하고자 하는 관점에서 NPC의 의사결정 모델을 제안한다. 이를 위하여 효용 이론의 한계로 지적되었던 기준점 설정의 문제, 민감도 체감성, 손실 회피의 특징을 분석하고, 이를 게임 상에서의 NPC 의사결정 모델에 반영한다. 본 논문에서는 제안 모델을 동적 지형분석에 적용하였으며, 실험을 통해 NPC의 다양한 개성 부과 및 창발적인 행위를 유도할 수 있음을 확인하였다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a NPC decision making model based on Prospect Theory which tries to model real-life choice, rather than optimal decision. For this purpose, we analyse the problems of reference point setting, diminishing sensitivity and loss aversion which are known as limitations of the utility theory and then apply these characteristics into the decision making in game. Dynamic Terrain Analysis is utilized to evaluate the proposed model and experimental result shows the method have effects on inducing diverse personality and emergent behavior on NPC.

Keywords : Game Artificial Intelligence(게임인공지능), Decision Making Model(의사결정 모델), Prospect Theory(전망이론)

Received: Jul. 02, 2014 Accepted: Jul. 21, 2014
Corresponding Author: Dong Hoon Lee(Dongseo University)
E-mail: dhl@dongseo.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. 서론

최근 비디오 게임 산업의 눈부신 발전으로 인해 게임에 사용되는 기술 또한 다양화되고 매우 높은 완성도를 보이고 있다. 과거 게임 개발을 위한 기술은 주로 실시간에 사실적인 영상을 생성하는 컴퓨터 그래픽스 관련 기술에 보다 집중되었다면, 최근에는 게임에서 제공할 수 있는 다양하고 풍부한 체험을 위한 게임 인공지능 기법이 게임의 발전을 견인할 혁신적 요소로 크게 각광을 받고 있다. 게임 인공지능 분야는 주로 게임 상에 존재하는 NPC(Non Player Character)의 행동의 재현에 초점이 맞추어져 있으며, 다양한 환경에서 NPC의 의사결정을 디자인하는 문제는 그 중 매우 중요한 분야이다[1,2]. 산업적으로 그 효용성을 인정받은 대표적인 기법으로는 유한상태기계(Finite State Machine), 계층적 유한상태기계(Hierarchical Finite State Machine), 행동 트리(Behavior Tree), 효용기반 시스템(Utility-based System), 목표기반 계획수립 아키텍처(GOAP: Goal Oriented Action Planner), 계층적 작업망(HTNs: Hierarchical Task Network) 등을 들 수 있다[3].

그 중 효용기반 시스템은 게임이론, 경제학 등의 분야에서 널리 사용된 효용이론(Utility Theory)[4]을 기반으로 주어진 상황에서 가능한 모든 액션들에 효용성에 기반한 점수를 부과하고, 그 중 가장 높은 점수를 획득한 행동을 선택하는 방법이라고 간략하게 정의할 수 있다. 효용이론을 주장한 베르누이는 부의 한계효용이 줄어드는 상황에서 의사결정자는 위험을 피하는 성향을 보인다고 주장했다. 그런데 그의 이론으로는 손실 상황에서 위험을 감수하며 도박을 감행하는 의사결정을 설명할 수 없다. 이러한 단점을 보완하기 위해 카너먼과 트버스키는 의사결정자가 이익 및 손실의 상황에서 각기 다른 준거점을 사용함을 밝혀내고 이를 뼈대로 전망이론(Prospect Theory)을 주장했다. 카너먼의 전망이론은 전통적인 경제학에서의 합리적 인간 가설을 벗어나 실제 인간이 어떻게 선택하고 행동하

며, 그 결과 어떤 사회 현상이 나타나는지의 관점을 제시하였다[5].

본 논문에서는 행동경제학에서 주로 사용되는 전망이론을 게임 인공지능 분야에 도입하여 인간의 인지적 특성을 사실적으로 표현하고자 하는 관점에서 NPC의 의사결정 모델을 조망한다. 이를 위하여 효용 이론의 한계로 지적되었던 기준점 설정의 문제, 민감도 체감성, 손실 회피의 특징을 분석하고, 이를 게임 상에서의 NPC 의사결정 모델에 반영한다. 본 논문에서 제시하는 모델은 의사결정에 따른 결과에 대한 효용성이 아닌 상태의 변화에 대한 효용성을 측정함으로써 개별 NPC의 다양한 의사결정을 유도할 수 있다. 특히 본 논문에서는 실시간 전략 게임이나 스포츠 게임에서 전략 전술적으로 접근해야 할 지점을 결정하기 위해 공간을 분석하는 동적 지형분석 기법에 전망이론을 적용한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문의 기반이 되는 효용기반 시스템 및 전망 이론에 대해 살펴보고 3장에서는 인간의 세 가지 인지 특징을 기반으로 전망 이론을 이용한 NPC 의사결정 모델을 제안한다. 마지막으로 제안하는 기법에 대한 실험과 결론을 4장과 5장에서 각각 제시한다.

2. 관련 이론

2.1 효용 기반 의사결정

경제학에서 효용(utility)이란 다양한 상품이나 서비스의 선택에 있어 소비자가 느끼는 상대적 만족도에 대한 측정치를 의미한다. 사람들은 상품이 가진 절대적인 가치(재화)가 아니라 심리적 가치에 따라 상품을 선택하는 경향이 있으며 이러한 심리적 가치가 바로 효용이다. 만약 어떤 상품에 대해 사람이 기대하는 효용을 측정할 수 있다면, 선택의 문제에서 효용값이 높은 상품을 선택하게 된다.

게임에서의 효용기반 시스템은 이러한 효용이론을 사용하여 NPC의 의사결정 과정에서 선택할 수 있는 행위의 효용성을 측정하고, 그 중 가장 높은

점수를 획득한 행동을 선택하는 기법이다. 효용기반 시스템은 최근 NPC의 의사결정 모델에서 매우 간단하지만, 효율적으로 다양한 NPC의 행위를 설계하고 있어 크게 각광받고 있다, 특히 행위 트리 (behavior tree)와의 결합을 통해 반응적 행위 (reactive behavior)와 목적지향 행동(goal-oriented behavior: Planner)을 동시에 표현하는데 있어 균형 있는 접근이 가능하다는 장점이 있다[6].

2.2 전망 이론

[Table 1] An example for the decision making

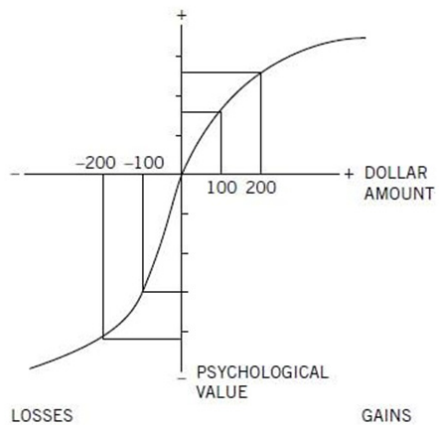
Problem	Case 1	Case 2
1	a sure gain of \$900	90% chance of getting \$1,000
2	a sure loss of \$900	90% chance of losing \$1,000

효용이론에 따르면 [Table 1]의 문제 1과 2에 대해 경우 1과 경우 2가 가지는 효용성은 같다. 하지만 일반적으로 문제 1의 경우 확실히 900달러를 얻는 것을 선호하고, 문제 2의 경우 위험을 감수하더라도 경우 2를 선택할 경향이 높다. 인간은 이득 앞에서 위험을 회피하고, 손실 앞에서는 오히려 위험을 추구하는 경향을 보인다.

카너만은 인간의 이러한 인지적 특징을 기준점 설정의 문제, 민감도 체감성, 손실 회피의 특징으로 제시하였다. 기준점 설정은 인간마다 저마다의 기준점이 있어, 기준점보다 나은 결과는 이득, 기준점보다 낮은 결과는 손해로 인지한다는 문제이다. 민감도 체감성은 동일한 이익이 발생하더라도 현재 상태에 따라 느끼는 민감도가 다를 수 의미한다. 인간은 발생 가능성이 낮은 사건에 상당히 과도한 가중치를 부과하는 특징이 있는데, 이러한 현상이 민감도 체감성의 대표적인 예이다. 손실 회피는 손해가 이득보다 더 커 보이는 심리적 특징을 의미한다.

전망이론에서는 이러한 특징을 반영하여 현재의 상태가 아닌 상태의 변화를 기준으로 [Fig. 1]과 같은 가치함수 그래프를 제시하였다. 그림에서 보

다시피 기준점에 대해 모든 문제는 이익과 손해의 문제로 표현되고(기준점 설정), 동일한 값의 변화에 대해서 이익이나 손실이나에 따라 체감하는 가치의 변화는 다르며(손실 회피), 특히 이익과 손실의 기준점을 중심으로 훨씬 높은 가치 부여가 나타나는 특징을 볼 수 있다(민감도 체감성).



[Fig. 1] Value function in Prospect theory

전망이론에서 밝힌 효용이론의 한계는 효용이론 기반 게임 의사결정 시스템에도 동일하게 나타난다. 또한 전망이론은 효용이론에 비해 각 NPC가 가지는 이익과 손해에 대한 상이한 가치판단, 즉 어느 시점을 이익과 손해로 해석할 것인가의 문제와 손해에 대해 얼마나 민감하게 반응할 것인가 등의 표현이 가능하다는 장점 또한 지닌다.

3. 전망이론 기반 의사결정 모델

본 논문에서 제안하는 전망이론 기반 의사결정 모델은 크게 ‘의사결정을 위한 고려요소 설계’, ‘효용값 계산’, ‘액션 선택’의 세 단계로 나눌 수 있다.

3.1 의사결정을 위한 고려요소 설계

NPC가 게임세계를 인식하고, 이를 통해 획득하는 다양한 정보는 효용성을 측정하는 기반이 된다.

이 때 각 정보를 그대로 효용값으로 설정할 수 없으므로, 이 정보는 개념적 정보로의 변환이 우선적으로 필요하다. 예를 들어 FPS(First Person Shooting) 게임에서 NPC와 PC(Player Character)간의 거리, 현재 남아있는 탄약수, NPC의 건강치는 각각 위협치, 재장전 필요치, 치유 필요치라는 개념적 정보로 변환해야 한다. 본 논문에서는 개념적 정보로 변환된 값을 고려요소 i 에 대한 측정값 x_i 라 정의한다. 또한 이러한 고려요소는 단일값을 가지는 경우도 있겠으나, 대부분 다양한 고려요소를 포함할 경우가 많다. 이 경우 각 고려요소가 가지는 비중을 가중치로 부과하여 전체의 기대효용을 계산해야 한다.

이 과정들은 효용값 계산의 전처리 과정으로 엄밀한 수치적인 모델이 존재하지 않고, 게임 기획자의 반복적인 밸런싱이 요구되는 부분이다.

3.2 효용값 계산

3.2.1 평가 함수

전망이론을 이용한 각 지점의 효용값을 산출하기 위한 평가함수는 다음과 같다.

$$U = \sum_i w(P_i)v(x_i). \quad (\text{eq. 1})$$

(eq. 1)에서 x_i 는 고려요소 i 에 대한 측정값을 의미한다. 측정값은 [Fig. 1]의 가치함수에 의해 효용값으로 변환된다($v(x_i)$). 이 때 효용값으로의 변환 단계는 효용이론에서의 효용치 계산과는 달리 기준점을 중심으로 측정값을 이익과 손해로 재해석하는 과정이다.

각 고려요소 i 에 대한 발생확률 P_i 는 가중치 부여($w(P_i)$)를 통해 민감도 체감성을 반영한다. 민감도 체감성은 일반적으로 확률이 낮은 지점과 확률이 높은 지점에 상대적으로 높은 민감도를 부과하게 된다. 카니만에 의해 제안된 민감도 체감성 가중치[5]는 [Table 2]와 같으며, 설계하는 게임의

특성에 따라 휴리스틱하게 설정이 가능하다.

[Table 2] Weight of diminishing sensitivity

Probability(%)	1	2	5	10	20	50
Weight	5.5	8.1	13.2	18.6	26.1	42.1
Probability(%)	80	90	95	98	99	100
Weight	60.1	71.2	79.3	87.1	91.2	100

게임에 등장하는 NPC들의 개성 부여의 한 방법으로 서로 다른 기준점 설정을 활용할 수 있다. 전장에서 적의 기지를 공격할 경우 위험을 감수하고 빠른 길을 선호하는 NPC와 보다 느린 길로 가더라도 가장 안전한 길을 선호하는 NPC 등이 그 예이다. 이 경우 다른 의사결정을 보이기 위해서는 이익과 손해를 해석하는 기준점이 달라야 한다. 또한 단일 NPC의 경우도 어떠한 상황에 처해져 있는가에 따라 기준점은 변경될 수 있다. 현재 체력치가 충분한 경우에는 위험을 감수한 행위를 하겠지만, 현재 체력치가 낮을 경우에는 안전한 의사결정을 선택해야 한다.

이렇듯 게임의 상황 안에서 동적인 기준점 설정 및 변경이 필요한데 이를 위해 각각 별개의 변환함수를 구현하는 것은 비효율적인 접근 방법이다. 본 논문에서는 (eq. 2)와 같이 간단한 이동변환을 통해 기준점의 변경을 효율적으로 반영할 수 있다.

$$U = \sum_i w(P_i)v(x_i + \Delta x_i) \quad (\text{eq. 2})$$

여기에서 Δx_i 가 양의 값을 가진다는 의미는 기존에 손실로 해석된 요인 중 일부가 이익으로 해석된다는 의미로 조금 더 위험을 감수하는 행위를 유발시킨다. 반면에 Δx_i 가 음의 값을 가지는 경우는 더 많은 이익을 원하는 상태를 반영한다.

3.2.2 가치함수 근사화

효용기반 시스템에서 효용값 변환을 위한 가치함수는 선형함수로부터 2차 함수, 로지스틱 함수,

등의 근사함수를 사용하는 것이 일반적 방법이다 [4]. 그러나 전망이론에서의 가치함수는 이익과 손실에 대한 다른 효용값 부여로 인해 일반적인 근사함수로 표현하기 어렵다. 본 논문에서는 버킷 샘플링을 통해 부분선형함수(Piecewise Linear Function) 형태의 가치함수를 표현할 수 있는 알렉산더의 곡선 구현법[7]을 사용하여 가치함수를 표현하였다. 응답 곡선은 버킷(bucket), 가장자리(edge) 값의 배열로 이루어져 있다. 이들 가장자리 값들은 들어오는 값들을 출력으로 매핑하는데 사용된다. 들어오는 값들을 갖는 가장자리로 둘러진 버킷을 찾고, 버킷 내의 위치를 선형 보간함으로서 출력 결과를 산출한다. 곡선의 모양은 샘플에 의해 정의된다. 이 모양은 입력 범위 내의 샘플의 수를 간단히 변화시키는 것만으로 원하는 만큼 부드럽게 혹은 거칠게 만들 수 있다. 최소 범위값(i_{\min}), 최대 범위값(i_{\max}), 샘플의 수(n_{samples})를 통해 하나의 버킷이 가질 수 있는 버킷 크기(d_b)를 산출하는 방법은 (eq. 3)과 같다.

$$d_b = \frac{i_{\max} - i_{\min}}{n_{\text{samples}} - 1} \quad (\text{eq. 3})$$

버킷 인덱스(i_b)는 (eq. 4)를 사용하여 구해진다. 만일 버킷 인덱스가 0보다 작으면, 첫 번째 샘플을 리턴하고, 인덱스가 버킷 수보다 크거나 같으면 마지막 샘플을 반환한다.

$$i_b = \text{Floor}\left(\frac{v - i_{\min}}{n_{\text{buckets}}}\right) \quad (\text{eq. 4})$$

일단 버킷 인덱스를 얻으면, 버킷에 걸친 상대적 거리(t)를 구할 수 있고(eq. 5), 이로부터 선형보간법을 통해 효용값이 계산된다(eq. 6).

$$t = \frac{[(v - i_{\min}) - (i_b + 1)d_b]}{d_b} \quad (\text{eq. 5})$$

$$v' = (1 - t)Samples_{i_b} + (t)Samples_{i_{b+1}} \quad (\text{eq. 6})$$

3.3 액션 선택

일단 각각의 액션에 대한 효용값이 결정된 후 다음 단계는 효용값을 이용하여 실제 의사결정이 이루어지는 과정이다. 가장 단순하고 자명한 방법은 가장 높은 점수를 받은 액션을 선택하면 된다. 하지만 일부 게임에서 이러한 결정은 동일 상황에서 항상 동일한 의사결정이 발생하며 이는 패턴과 같은 단조로움을 양산한다. 이러한 문제를 피하는 방법 중 하나는 효용값을 하나의 가중치로 활용하여 가중치를 기반으로 액션을 랜덤하게 선택하는 방법이 있다. 하지만 이 경우도 피할 수 없는 부작용이 존재하는데 아무리 낮은 확률이라도 선택의 가능성이 존재하기 때문에 상황에 맞지 않는 매우 부자연스러운 선택을 할 수 있다는 점이다.

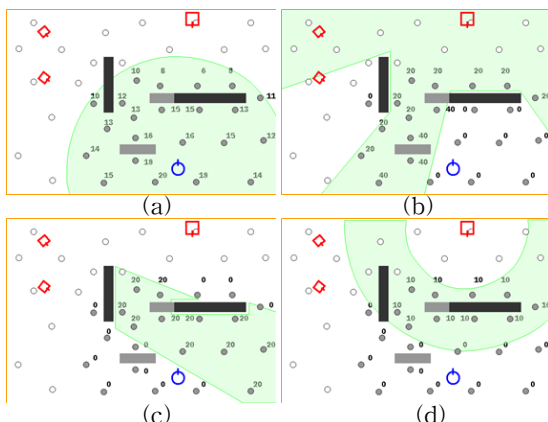
이러한 문제를 피하기 위한 조금 더 나은 방법은 높은 점수를 받은 액션의 일부(예를 들어 효용값이 상위 10% 내에 드는 액션들)만을 고려 대상으로 하여 가중치를 기반으로 랜덤하게 선택하면 된다. 본 논문에서는 이를 구현하기 위해 버킷팅(bucketing) 기법[8]을 활용하여 액션 선택에 있어서의 단조로움을 방지하였다.

4. 실험

4.1 동적 지형 분석

본 논문에서 제안한 전망이론 기반 의사결정 모델을 동적 지형 분석 문제에 적용하였다. 지형분석은 주로 실시간전략 게임이나 스포츠 게임에서 전략 전술적으로 접근해야할 지점을 에이전트에게 제공하기 위한 목적으로 공간을 분석하는 기법을 의미한다. 예를 들어 전장에서 공격에 노출되지 않는 은닉 지점, 적 공격이 용이한 저격지점 등의 설정이 그것이다. 가장 단순한 방법은 게임 제작 시 레벨디자인 단계에서 기획자에 의해 수작업으로 이러

한 지점을 미리 지정할 수 있다. 그러나 게임 환경이 방대할 경우 수작업이 쉽지 않다는 점과 동적으로 변화하는 환경에 대응하기 어렵다는 이유로 동적 지형분석이 최근에는 각광받고 있다[9].



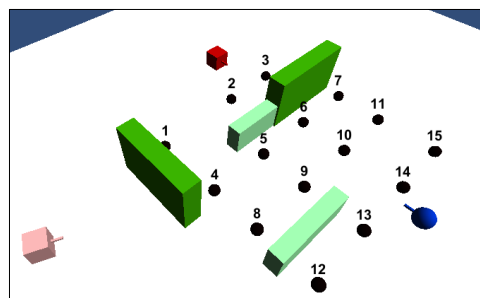
[Fig. 2] Dynamic Terrain Analysis in Killzone
 (a)proximity evaluation (b)LOF evaluation
 (c)coverpoint evaluation (d)attack region evaluation

공간은 분석의 용이함을 위해 공간을 이산적인 위치점의 집합으로 표현하며, 각 위치를 대상으로 평가함수를 사용하여 효용을 평가한다. 평가를 위해 고려해야 할 요소는 게임의 특성마다 상이한데, 각 고려요소에 대한 평가값의 가중치 합을 산출하여 가장 높은 평가값을 얻은 위치가 에이전트가 이동할 목적지로 설정된다. 예를 들어 PS Vita에서 발매한 FPS 게임 Killzone[9]에서는 공격을 위해 이동할 지점을 선정하기 위한 고려요소로서 근접성, 공격대상지점에 대한 LOF(Line of Fire), 측면위협요소에 대한 안전영역, 공격이 용이한 공격영역을 사용하였다([Fig. 2] 참조). 이 때 근접성 평가는 플레이어의 위치를 중심으로 목표지점까지 근접할 수록 더 높은 점수를 부여하며, LOF 평가는 적을 향해 공격이 가능한 지점에 대한 평가를 수행한다. 측면위협요소에 대한 안전영역은 측면공격요소의 시야판단을 통해 장애물에 의해 가려지는 영역에 대한 평가를 수행하며, 마지막으로 공격 지역은 아군이 공격 시, 공격 성공 확률이 가장 높은

지점을 의미한다.

4.2 실험 환경

실험에 사용한 환경은 결과치의 비교를 위해 Killzone에서 실험한 환경과 동일한 환경[9]을 구축하였다. 평가함수는 이익과 손실에 대한 고려와 확률치에 대한 표현을 위해 적의 공격성공에 대한 측정치(손실)와 아군의 공격성공에 대한 측정치(이익)로 단순화하였다. [Fig. 3]은 실험에 사용한 실제 구현 환경이다.



[Fig. 3] An environment setup for battle scene experiments

[Fig. 3]에서 오른쪽에 위치한 NPC는 아군이며, 위쪽에 위치한 NPC는 적군으로 아군이 공격하고자 하는 대상이다. 왼쪽 하단의 NPC는 마찬가지로 적군으로서 아군을 위협하는 제 2의 위협요소이다. 장애물은 크게 두 종류로 높은 벽은 아군과 적군이 모두 공격이 불가능한 완전 은폐지역이며, 낮은 벽은 아군이 앉았을 때 은폐가 가능한 지역이다. 검은 원으로 표현된 지점은 공간분석에 사용할 위치점으로 총 15개에 지점을 실험에 사용하였다.

효용값 산출을 위한 평가함수는 (eq. 2)를 사용하였다. 적의 공격력은 적이 향하고 있는 앞 방향 벡터를 중심으로 아군을 향한 벡터와의 내적 값에 공격 성공 시 피해 값을 곱하여 산정한다. 이는 공격을 위해 필요한 회전으로 인한 공격성공 가능성을 고려한 측정치이다. 공격 성공에 대한 확률은 적군과 아군 간의 거리에 반비례하여 거리가 가까울수록 공격 성공율이 높아지는 점을 고려하였다.

아군의 공격력 또한 동일한 상황을 가정한다. 민감도 체감성 가중치는 [Table 2]의 카너만의 가중치를 그대로 활용하였다.

4.3 실험 결과 및 분석

4.3.1 실험 1 : 전망이론 기반 최적지점 선정

본 논문에서 제안한 방법을 통해 아군이 이동한 최적의 위치는 6번과 7번 지점으로 선정되었다. 6번과 7번 지점은 실제로 적의 위협이 가장 적은 위치점이다. 하지만 이 지점은 아군이 공격을 수행할 수 없는 지점으로 최적의 장소라 하기 힘들다. 이는 전망이론의 손실회피의 특성으로 일반적인 상황에서 인간은 손실회피를 위해 자신에게 이익이 되는 공격점보다 가장 안전하게 회피가 가능한 지점을 선호한다는 사실을 확인할 수 있다. 즉 실험에서 사용한 전장과 같은 상황에서의 행동은 일반 상황보다 훨씬 위협에 대한 민감도를 낮추어야 제대로 된 공격 성향을 표현할 수 있음을 의미한다.

4.3.2 실험 2 : 기준점 변경을 통한 최적지점 변화

(eq. 2)의 기준점 변경을 통해 전투 상황에서 보다 위협을 감수하는 행동을 시뮬레이션 한 결과 아군은 5번 지점을 선호하는 결과를 얻었다. 5번 지점은 왼편에 위치한 적에게 안전하지만, 목표 적군에 있어 노출이 발생하는 지점이다. 하지만 아군이 낮은 자세를 취했을 경우 은폐가 가능한 지점으로 적군에게 최적의 피해를 줄 수 있는 지점으로 가장 최적점으로 평가할 수 있다.

4.3.3 실험 3 : A* 기반 공격 경로 계획

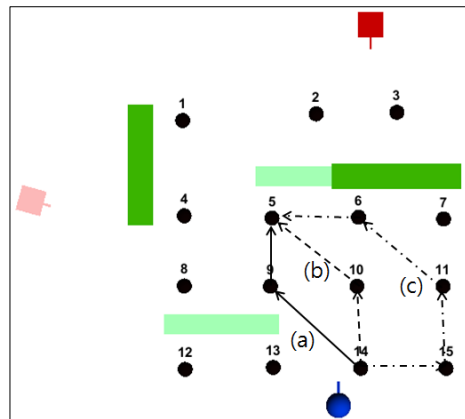
최적지점까지의 이동이 어떻게 이루어지는지 확인하기 위하여 공격 경로에 대한 실험을 수행하였다. 이동경로 계획 알고리즘으로는 가장 보편적으로 많이 사용되는 A* 알고리즘을 적용하였다. 기준점 변경을 통해 공격성향의 경우(A), 중도성향의

경우(B), 안전성향의 경우(C)를 나누어 실험하였고, 그 결과 Killzone의 경로계획(D)과 비교한 결과는 [Table 3]과 같다.

[Table 3] The experimental results of attack path

Type	Route	Optimum point
A	14 - 9 - 5	5
B	14 - 10 - 5	5
C	14 - 15 - 11 - 6 - 5	5
D	14 - 9 - 5	5

효용기반 방법(D)의 경우 공격성향(A)과 동일한 결과가 도출됨을 알 수 있다. 이는 손실에 대한 민감도가 반영되지 않아 최종 목표지점에 대한 선정은 최적지점이나 그 과정에서의 위협에 대한 고려가 없음을 의미한다. (B)와 (C)의 경우 왼편의 적의 위협도를 고려하여 적절히 먼 방향으로 돌아서 목표지점에 도달하는 창발성을 보였다([Fig. 4] 참조). 효용기반의 방법은 동일한 상황에서 항상 같은 경로를 계획하나, 본 논문에서 사용한 기법은 사용자의 성향(공격성과 위험회피 성향)에 따라 다양한 행위가 유발됨을 실험을 통해 확인할 수 있었다.



[Fig. 4] The experimental results of attack path, (a)an action taking risk(case A and D) (b)a moderate action(case B) (c)a defensive action(case C)

5. 결 론

본 논문에서는 효용기반 시스템의 단점을 보완한 전망이론 기반의 NPC 의사결정 모델을 제안하였다. 게임 세계에서 주어진 다양한 고려요소를 이익과 손실의 관점으로 해석한 이 모델은 인간의 인지 모델을 기반으로 이익과 손실에 대한 인간의 의사결정을 효과적으로 표현할 수 있는 장점을 지니고 있다. 제안한 이론은 동적 지형분석에 적용하였으며, 최적 지점에 대한 시뮬레이션, 기준점 변경을 통한 최적 지점 변화 양상 분석, 경로 계획을 통한 NPC 행위 분석의 3가지 실험을 수행하였다. 실험 결과 전망이론에서 제안한 3가지 변위의 조정을 통해 다양한 창발적인 행위가 발생함을 확인할 수 있었다.

본 연구의 향후 연구과제는 다음과 같다. 먼저 게임 디자이너에게 의존적인 각종 파라미터 설정에 관한 최적화 문제로의 확장이 필요하다. 본 논문의 근간인 효용기반 시스템에서는 이 부분이 과학의 문제가 아니라 예술의 문제[6]에 가깝다고 지적한 바 있다. 즉 다양한 환경과 게임의 재미요소를 효과적으로 표현하는 것을 과학적 분석을 통해 해결하는데 한계가 존재한다는 것이다. 하지만 현존하는 시스템에서 설정이 필요한 매개변수인 가치함수 비용 산정, 기준값 설정, 민감도 체감성 매개 변수 등 휴리스틱 의존도가 매우 높아 게임 디자이너에 의한 직관적인 NPC 행동 표현의 어려움이 예상된다. 이 문제는 기존 효용기반 시스템이 지닌 근본적인 취약적으로 해석되나, 어느 관련 문헌에서도 이 문제를 지적하거나, 개선하고자 하는 노력은 없었다. 보다 실용적인 활용을 위해서는 반드시 이에 대한 후속 연구가 필요하다고 생각된다. 또한 현재 제안 시스템을 효과적으로 게임 디자이너가 활용하기 위한 UI 시스템 개발이 추가적으로 필요하다.

마지막으로 본 논문에서는 제안 이론을 동적 지형 분석에 적용하였지만, 보다 다양한 게임 환경에서의 의사결정 시스템에 적용하여 그 효용성 및 한계에 대한 엄밀한 분석이 추가적으로 요구된다.

ACKNOWLEDGMENT

This research was supported by 2014 Dongseo University Research Program.

REFERENCES

- [1] Wei Song et al, "Motivation-based Hierarchical Behavior Planning", Korea Game Society, Vol. 8, No. 1, pp91-102, 2008.
- [2] Jun-Seok Park et al, "A Motivation Decision Technique for Goal Selection of Virtual Humans", Korea Game Society, Vol. 9, No. 6, pp105-116, 2009.
- [3] M. Dawe, "Behavior Selection Algorithms, An Overview", Game AI Pro, pp. 47 ~ 60, 2014.
- [4] D. Mark, *Behavioral Mathematics for Game AI*, Course Technology, 2009.
- [5] D. Kahneman and A. Tversky, "Prospect Theory : An Analysis of Decision under Risk", *Econometrica*, 47, pp. 269-291, 1979.
- [6] D. Graham, "An Introduction to Utility Theory", Game AI Pro, pp. 113 ~ 126, 2014.
- [7] B. Alexander, "The Beauty of Response Curves", *AI Game Programming Wisdom*, Charles River Media, 2002.
- [8] K. Dill, "A Game AI Approach to Autonomous Control of Virtual Characters", Interservice/Industry Training, Simulation and Education Conference, pp4-5, 2011.
- [9] A. Beij, "Killzone's AI: Dynamic Procedural Tactics", Game Developer Conference Europe, 2005.



이 동 훈 (Lee Dong Hoon)

2004-現. 동서대학교 디지털콘텐츠학부 게임전공 부교수
 2005. 경북대학교 컴퓨터공학과 공학박사
 2001. 경북대학교 컴퓨터공학과 공학석사

관심분야 : 게임인공지능, 체험형 게임, 가상현실