

유전자 알고리즘을 적용한 인공지능형 게임이론 연구

김정웅** 최석만** 양해술**

A study about Artificial Intelligent Game Theory Using Genetic Algorithms

Jeong-Woung Kim* Seok-Man Choi** Hae-Sool Yang***

Graduate School of Venture Hoseo University, * iwk@korea.com,

*** hsyanh@office.hoseo.ac.kr

** Sejong University, choism@sejong.ac.kr

요약

지능형 게임 개발을 위하여 게임 이론의 정의, 게임의 구성요소, 전략적 게임의 분석을 통해 게임에 대한 배경 환경을 살펴보고, 보다 사실적 느낌 전달을 위한 게임 애니메이션과 게임에 적용되는 인공지능 기술을 퍼지 이론, 뉴럴네트워크로 분류하여 적용 현황을 살펴보았다. 즉 게임처럼 수학적 표현이 어려운 경우 해결점을 퍼지 이론에서, 캐릭터의 움직임을 제어하는 퍼지 Rule Base를 찾아내는 연구를 신경망 인공지능을 통해 해결하는 과정을 살펴보고 국부해의 단점을 갖는 신경망 인공지능의 불투명성 해결 방법을 유전자 알고리즘에서 찾았다.

결론적으로 게임에서 이루어지는 물리적 특성인 충돌에 대한 충돌검사 알고리즘, 충돌반응에 대한 최적화를 유전자 알고리즘을 적용하여 해결하였다.

I. 서론

네트워크 콘텐츠로, IT산업에서 문화콘텐츠산업으로 21세기 중심 가치가 이행하고 있다. 특히 게임산업은 문화산업의 중추적 영향력을 발휘할거로 예측되고 있다. 이점 때문에 게임 관련 요소 기술에 대한 연구와 함께 참여자의 인지적 능력과 필요에 따라 선택적으로 통합할 수 있는 종합 기술에 대한 연구가 요구된다.

요즈음 직접 사람과 겨룰 수 있는 멀티플레이어(network) 게임이 활성화 되면서 많은 사람들이 인공지능은 더 이상 중요하지 않게 되었다고 여겼다. 하지만 인간과 같이 생각하는 게임 인자, 인간이 접한 환경과 일치하는 게임 환경, 게임에서의 몰입감 및 삼차원 상호작용에 대한 관심으로 그 어느 때 보다도 인공지능이 중요한 요소로 인식되고 있다.

이에 관련 이론을 탐구하고 유전자 알고리즘을 변형 적용하여 좀더 지능적인 게임 환경을 제공하고자한다

II. 전략적 게임 이론과 구성 및 유형

1. 게임이론의 정의

게임이론이란 전략적 상호작용이 존재하는 게임의 상황에서 개인의 전략 또는 행동이 초래하게 될 결과

에 대한 모형을 세우고 그 모형화된 게임에서 경기자의 전략적 행동을 이해하는 분석틀을 제공한다. (1)

2. 게임의 구성요소

게임은 두 명 이상이 상호 연관관계속에서 자신의 이익을 추구하고 있으며 어느 누구도상대방을 마음대로 좌지우지할 수 없는 경쟁적 상황에서 전개된다. 게임을 구성하는 요소는 참가자(player), 전략(strategy), 규칙(rule), 결과(outcome), 보상(payoff) 등을 들 수 있으며, 어떤 게임의 특성은 이와 같은 요소들이 어떻게 결합되느냐에 의해서 결정된다. (2)

3. 전략적 게임 유형

1) 강(약)우월 전략 균형

상대방의 어떠한 전략을 채택하던지 상관없이 내 자신의 전략 중에서 가장 높은 보수(가장 높거나 동인한)를 가져다주는 전략을 말하며, 이러한 우월전략의 짝을 우월전략 균형이라고 한다.

2) Nash 균형

주어진 상황에서 다른 경기자가 현재의 전략을 고수한다는 가정 하에서 경기자가 현재의 전략을 바꿀 유인이 없는 상황. 즉, 각 경기자가 상대방의 전략을 주어진 것으로 보고 자신에게 최적인 전략을 선택할 때 이 최적전략의 짝을 Nash 균형 이라고 한다.

3) 순수전략(pure strategy)

게임에서 각 경기자가 하나의 전략을 선택하고 그것을 고수하는 것으로 되어있는 것과 같은 유형의 전략을 순수전략(pure strategy)라고 한다.

4) 혼합전략(mixed strategy)

자신이 취할 행동을 여러 가능한 행동 중에서 확률적으로 선택해서 사용하는 유형의 전략을 혼합전략(mixed strategy)라고 한다. 혼합 전략에서는 Nash 균형이 존재할 수 있다.

III. 게임 관련 알고리즘

1. 게임과 퍼지이론

Fuzzy Theory는 1965년 미국 버클리 대학의 Zadeh 교수가 논문 "Fuzzy Theory"를 발표하면서 제안된 수학기론으로 true or false의 단순한 이치 논리에 기반을 두고 있는 기존의 수학 이론에 실제계의 복잡성과 애매성을 도입한 것이다.

퍼지 집합과 퍼지 논리에서는 소속 정도를 수치화한 중간 값을 수학 연산 법칙에 적용한다. 단, 소속 정도 기준의 주관성이나 임의성을 완전 배제하기 어려우나 통계적 방법을 이용한다면 그런대로 객관적인 기준으로 정해 질수 있다 또한 단점은 역으로 인간적인 요소를 수학에 적극적으로 도입할 수 있는 계기가 되었다.

3. Fuzzy Theory를 이용한 게임 캐릭터의 조정

기존 심리학에서 제기되는 인간의 사물 판정 한계를 Magic Seven으로 인지하는 대상의 변화를 표현할 수 있다. 대상 표현은 Magic Seven('NL': NEGATIVE LARGE, 'NM': NEGATIVE MEDIUM, 'NS': NEGATIVE SMALL, 'Z': ZERO, 'PS': POSITIVE SMALL, 'PM': POSITIVE MEDIUM, 'PL': POSITIVE LARGE) 과 그것을 이용한 캐릭터의 움직임 제어를 하는 아래 표와 같은 Rule Base의 예이다.

```
char rule_base_x[3][3][5] = {
    -3, -3, -2, 0, 2, -3, -2, 0, 2, 3, -2, 0, 2,
    3, 3, -3, -3, -4, 3, 2, -4, -2, 0, 2, 4, -2,
    -3, 4, 3, 3, 0, 2, 3, -3, -2, 0, 3, 4, -3, 0,
    2, 3, -3, -2, 0};
char rule_base_y[3][3][5] = {
    -4, -3, -2, 0, 2, -3, -2, -2, 0, 2, -3, -2, -2,
    3, 2, -4, -3, -4, 0, 0, -3, -2, -4, 0, 2, -3,
    -3, -4, 0, 2, 2, 2, 3, -3, 0, 0, 3, -4, -3, 0,
    0, 3, -3, -2, -2};
< It is the rule base that one is for X and the
  other is for Y. >
The meanings in each of the indexes above are the
following. And the positions in each of the
characters are on the program as follows.
- First: Selection of a motion mode.
- Second: Movement of a player character.
- Third: A separate distance of the main player
  character viewed from the enemy character.
  X = X + DX ; Y = Y + DY ;
```

<표3 : 캐릭터의 움직임을 제어하는 Rule Base>

시시각각 변화하는 플레이어의 동작을 적절한 인덱스 값으로 바꾸어 그 인덱스에 해당하는 Rule Base 값을 캐릭터의 DX, DY 값으로 이용한다. Rule Base

의 기준은 경험적 방법과 시행착오를 통해 컴퓨터가 스스로 찾도록 하는 방법이 있을 수 있다. 신경망 인공지능을 이용해서 퍼지 Rule Base를 찾아내는 연구가 활발하게 이루어지고 있다.

V. 게임과 Neural Network

1. Neural Network

인간은 복잡한 신경 전달 과정에서 연결 강도를 조절하는 일종의 학습(training)을 통하여 기억하고 추론, 분류, 예측을 행한다.

Neural Network Algorithm은 이러한 신경 전달 과정을 단순화하여 수학적으로 해석한 모델이다. Neural Network은 병행적으로 상호작용하며 가중치합(weight sum)과 같은 단순한 계산만을 수행하는 계산요소들로 이루어져 있다. 신경망의 계산능력은 다량의 계산요소들이 병행적으로 계산을 수행함으로써 얻어진다. 신경망은 학습데이터를 통하여 가중치를 학습하고, 그 데이터에 대한 특성을 일반화시킴으로써 학습 능력을 가진다.

Neural Network Algorithm은 패턴인식 분야, 제어 시스템 분야, 의료진단 시스템, 예측 시스템, 정보 시스템, 로봇 제어 및 무인 시스템 제어 등 그 활용 범위가 대단히 광범위하다.

3. Neural Network을 이용한 지능형 게임 인자

많은 사람의 관심의 대상이 된 게임에서의 기계의 추론 능력에 대한 여러 연구와 제안은 1951년 Paul Richard 와 Marvin Weinberg의 학습하는 기계에서 시작된다. 이 제안에 의하면 인공 지능 기법을 이용하여 단순히 게임을 하여 기계가 지능을 확보할 수 있음이 밝혀졌다. 이어 게임 트리의 탐색을 통해 minimax값을 할당하고 그 값을 따라 최상의 경로 즉 Principal Variation을 찾아 학습하는 minimax algorithm, minimax값에 영향을 주는 Brudno에 의해 제안된 negamax algorithm등이 있다.

반복적으로 순차적인 판단의 과정을 관측하여 앞으로의 일을 예측하는 Richard Sutton의 Temporal Difference 학습은 신경회로망과 같이 학습 알고리즘은 아니지만 역전파 알고리즘과 같이 지도 학습 알고리즘으로써 최종적 결론 도출에 대해 각각의 상태에 대한 예측을 하기 전에 바로 다음 단계에서 발생하는 예측에 대해 가중치를 갱신하는 방법으로 연속적 예측들 간의 차이를 최소화 하는 방법을 택하고 있다. Neural Network에서는 게임의 횟수가 증가함에 따라 즉, 학습의 횟수가 늘어남에 따라서 신경회로망의 프로세스가 가지는 지능이 증가함을 알 수 있었다 이는 학습의 패턴이 늘어남에 따라 신경회로망의 가중치 적응이 증가 했다는 것을 알 수 있다. 결론적으로 학습의 정도에 따라서 신경망의 가중치의 적응이 부합하였다.

그러나 보다 많은 학습을 통하여 가중치가 가지는 공간에 대한 균일한 학습이 이루어지지 못하는 점이 발견 되었고 이러한 역전파의 국부해가 가지는 단점

을 극복하기 위한 연구가 필요하다. 앞으로 유전자 알고리즘과 Hill Climbing등을 이용하여 학습의 오차를 보다 줄일 수 있는 방법으로서의 연구가 필요하다.

VI. 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)을 이용한 지능형 게임(Intelligent Game) 개발

게임에서 충돌검사란 물체들이상이 충돌했는지, 어디서 충돌했는지를 다루는 계산 기하학적 문제이다. 충돌검사 알고리즘의 실행결과는 충돌반응 알고리즘에서 적절한 충돌반응을

정확히 구현할 수 있는 도구가 된다. 주로 충돌검사 부분은 시뮬레이션이 잘 돌아가기 위한 정도로만 구현하게 되는데 충돌검사 알고리즘의 방식은 충돌반응보다 더 정확하고 신중하게 짜여져 있어야 한다.

본 논문에서는 디아블로, 워크래프트3 혹은 1:1 대전 게임 등에서 주인공(영웅)과 몬스터(적)간의 대전(전투)시 충돌검사의 충돌부분에 유전자 알고리즘을 이용하여 캐릭터 간의 공격시 타격 부위에 따른 충격량(성공률)(%)을 지정하는 방법을 제안한다.

캐릭터간의 레벨에 따라 대전시 시간이 흐를수록 타격을 많이 주는 부분을 공격할 수 있도록 타격부분 최적 가중치 값을 유전자 알고리즘으로 구한다.

1. 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm : GA)

GA는 생태계의 진화과정, 즉 자연선택(natural selection)과 유전법칙을 모방한 최적해 탐색 기법이다. GA는 1975년 J.Holland의 논문 "Adaptation in Natural and Artificial Systems"에서 처음 소개되었다.

GA에서는 해결하고자 하는 문제의 해가 DNA형태의 개체(individual, string, chromosome, genome)로 표현(representation)된다. GA에서는 여러 개체로 이루어진 모집단(population)을 운용하여 최적해를 탐색한다. 매 세대마다 모집단의 각 개체들의 적응도(fitness)가 평가(evaluation)되고, 이를 기준으로 온 좋은 개체들은 자연 선택(natural selection)되고, 다음 세대를 생산할 행운을 획득한 개체들은 서로 결합하여 서로의 유전형질이 교차(crossover)된 새로운 자손 개체(offspring)를 생산한다. 또한 주어진 확률로 개체의 특정 인자(gene)에 돌연변이(mutation)가 발생되어 유전형질에 변화가 일어난다. 이러한 과정 속에서 세대교체(replacement)가 이루어지고 새롭게 탄생한 개체들은 다시 평가된다. 이러한 과정이 특정 조건이 만족될 때 까지 계속되어 모집단의 개체들은 진화한다. (5)

특정 문제를 해결하기 위한 GA를 구현하기 위해서는 다음 5가지 요소가 결정되어야 한다.

- 1) 표현(representation) : 문제의 해를 개체로 표현하는 방법
- 2) 초기모집단(initial population) : 초기모집단을 형성하는 방법
- 3) 평가함수(evaluation function) : 개체의 적응도(fitness)를 평가하는 함수

4) 유전연산자(genetic operators) : 자손 개체를 생산하기 위한 유전연산자

5) 유전파라미터(genetic parameters) : 모집단의 크기, 각 유전자 연산의 적용 확률 등(5)

2. 캐릭터 간의 공격 시 타격부위에 따른 충격량(성공률)(%)을 지정하기 위한 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘을 이용하여 캐릭터의 레벨에 따라 초기 모집단을 형성시키고 초기 가중치에서 캐릭터 간 대전 시 시간이 흐를수록 타격을 많이 주는 부분을 공격할 수 있도록 최적가중치를 구한다.

주인공(영웅), 몬스터(적)등 캐릭터들의 외형적인 모습은 다를 수 있으나 기본적인 검색체 구조는 좌측다리, 우측다리, 좌측팔, 우측팔, 몸통, 목, 얼굴, 국부로 설정하였으며, 검색체의 환경과 모집단의 초기화는 아래 표와 같다.

대전 환경 : $f(x) = x^2$ (x 의2승) $[0 \leq x \leq 7]$
개체 : $[0 \leq x \leq 7]$
적합성 : $f(x)$
<표6 : 대전 환경, 개체, 적합성>

모집단의 초기화;
for x = 0 to 7
for x = 1 to n
select chromosome for next population;
reproduction; crossover; mutation;
end for
end for
<표7 : 모집단의 초기화>

GA의 알고리즘 구현의 핵심인 빌딩 블록 가설에 의해 개체를 2진 형태로 표현한 신체 부위에 따른 충격량(성공률)(%)을과 2진 형태는 아래의 <표8>과 같다.

	2진수	10진수	신체부분	충격량 (성공률)(%)
X	000	0	좌측다리	10
	001	1	우측다리	10
	010	2	좌측팔	20
	011	3	우측팔	20
	100	4	몸통	40
	101	5	목	60
	110	6	얼굴	80
	111	7	국부	100

<표8:신체부위에 따른 성공률(%)과 2진수>

우리가 게임에서 몬스터(적)를 공격할 때 <표8>에 의거하면 몬스터의 좌측다리, 우측다리 는 될 수 있으면 공격하지 않을 것이다. 아마 충격량(성공률) 100을 가져다주는 국부 부분을 공격하려 들 것이다. 몬스터 또한 지능에 따라 다소 차이는 있겠지만 높은 충격량(성공률)를 가져다주는 부분을 공격하려 들것은 분명하다.

예를 들면 다음과 같다. 우선 맨 처음 주인공(영웅)또

는 몬스터(적)의 개체(x)를 아래와 같이 선정해보자.

001, 011, 100, 101

결국 유전자 알고리즘으로 봤을 때 001은 도태될 것이고 101은 자손을 생산하게 된다. 이러한 과정이 반복되다 보면 111이 나타나게 될 것이고 111이 주어진 환경을 지배할 것이다. 즉 주인공도 몬스터도 국부를 공격하려 들것이다.

그리고 유전자 알고리즘의 세 가지 연산 중 재생산에 접목을 시켜보았을 때 $f(x) = x^2$ (x 의2승)이라는 환경에서 개체가 살아가는 시간 t 에 대한 개체들의 적합도(fitness)와 전체에 대한 우수성의 비율을 아래 표와 같다.

No.	개체	Fitness	% of Total
1	001	1	1.96%
2	011	9	17.64%
3	100	16	31.36%
4	101	25	49%
total		51	99.96%

<표8 : $f(x) = x^2$ 에서의 개체와 적합함수>

다음 세대에서의 생존 가능성을 보면 No.4라는 개체가 $f(x) = x^2$ 라는 환경에서는 가장 잘 적응되고 다음 세대를 재생산(reproduction)할 때 No.4라는 개체는 살아남아서 다음 단계인 교배(crossover)를 할 가능성이 가장 높다.

결국 주인공(영웅), 몬스터(적)를 하나의 개체로 보고 레벨마다 해당 염색체를 정해준다.

입의 주인공(영웅)캐릭터의 레벨은 3, 몬스터(적)캐릭터의 레벨은 1이라고 했을 때 각각의 염색체는 레벨 3 주인공(영웅)캐릭터 유전자 알고리즘 개체(population)구조 부모염색체1(우측다리:001, 좌측팔:010, 몸통:100, 목:101)과 부모염색체2(좌측팔:010, 우측팔:011, 몸통:101, 얼굴:110) 그리고 레벨1 몬스터(적)캐릭터 유전자 알고리즘 개체(population) 구조 부모염색체1(우측다리:001, 좌측팔:011, 몸통:100, 얼굴:110)과 부모염색체2(좌측팔:010, 우측팔:011, 몸통:100, 목:110)와 같이 정한다.

주인공(영웅)캐릭터의 부모 염색체1,2를 교배시키면 아래와 같다.

001010100101, 010011101110
(before crossover)
001010100111, 010011101100
(after crossover)

즉, 교배를 통해 자식 염색체3(우측다리:001, 좌측팔:010, 몸통:100, 국부:111)과 자식 염색체4(좌측팔:001, 우측팔:011, 몸:101, 몸통:100)을 생성하게 된다. 즉, 다음 세대에 새로 생긴 염색체3을 보면 초기에는 없었던 국부 가격할 수 있는 가중치 수를 가져다준다. 결국 시간이 흐르면 흐를수록 계속 교배를 통해 최적의 가중치인 주인공(영웅) 자식 염색체N(국부:111, 국부:111, 국부:111)를 가져다 줄 것이다.

하지만 사실 반복적으로 개체를 교배한다고 해도 주인공(영웅) 자식 염색체N과 같이 111111111111

이 될 수는 없다.

그러기 위해서 돌연변이가 필요하다. 돌연변이 발생 확률이 크면 게임의 대전에 있어서 흥미를 반감시키는 결과를 초래할 수 있기 때문에 빈도수를 0.01정도로 희박하게 둔다.

11110111111111 -> 111111111111111

주인공(영웅), 몬스터(적)마다 염색체에 따른 교배 및 돌연변이가 과정에 있어서 확률 빈도수 조절부분이 중요하다.

결국 주인공(영웅), 몬스터(적)의 대전 시 캐릭터를 하나의 개체로 보고 레벨이 다른 초기 염색체 유전 요소를 구별시키고, 교배 및 돌연변이에 대한 확률 빈도수를 적절히 응용하면 게임에 형태에 따라 틀리겠지만 임의로 대전도 자동모드, 수동모드로 분류했을 때 자동모드에서는 대전 간에 시간에 따른 최적의 가중치를 구하여 상대방을 알아서 공격하게 되고, 수동모드에서는 최적의 가중치 값에 의해 사용자가 상대방을 공격할 수 있는 타격부위를 배정 받게 된다.

VII. 결론

전략적 상황에 처한 개별 주체가 어떻게 판단하고 행동할 것이며 이에 따라 어떤 결과가 발생할 것인가는 현실 세계에서도 주요 분석 대상이다 이를 게임에 적용한다면 지능형 게임 개발이 가능할 것이다.

패턴 또는 IF문등과 같은 프로그램의 조건에 따라 게임 인자 행동 양식이 결정 되어지는 기존의 방식은 게임 사용자로 하여금 게임 내용을 숙지하게 하여 흥미를 잃고 더 이상 그 게임에 몰입하지 않을 것이다. 게임 인자 행동 양식이 학습 데이터를 통하여 가중치를 학습하고 그 데이터에 대한 특성을 일반화 시킨 학습의 결과라면 매우 흥미 진진한 게임이 될 것이다. 이는 신경망 이론에서도 구할 수 있으며 유전자 알고리즘을 통해서 좀더 균일화, 일반화, 최적화가 가능할 것이다.

<참고 문헌>

- [1] 고동희, 전략적 사고와 게임이론, <http://digitalbiz.hanyang.ac.kr/dhkh/newsleft.htm>
- [2] 장현식, 미시경제학, <http://ecoweb.skku.ac.kr/hschung/ocu/11장/21101-6.html>
- [3] 박기주 백성민 남승우 이인후, 3차원 게임 애니메이션을 위한 모션 캡처 데이터 이용과 변형, 한국 게임 학회지, 2002
- [4] 박인규 정광호, 역전파 신경회로망과 강화학습을 이용한 2인용 장기보드게임 개발, 한국 게임 학회 논문지 제1권 제1호, 2001
- [5] 김용주, 유전 알고리즘의 개요, <http://www.gurugail.com/GeneticAlgo/intro.html>, 2002
- [6] McKinsey, J. C. Introduction to the theory of games. The RAND Series. McGraw-Hill Book Company, Inc. 1952
- [7] Boyan, J. A. Modular neural networks for learning. Master's thesis, University of Cambridge. Available via FTP from archive. ohiostate. edu/pub/neuroprose, 1992
- [8] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search : Optimization & Machine Learning. Addison wesley, 1989
- [9] Yuval Davidor, " Genetic Algorithms and Robotics," World Scientific Inc., 1991
- [10] Berna Dengiz and Fulya Altiparmak, Alice E. Smith, Local Search Genetic Algorithm for Optimal Design of Reliable Networks, 1997