

유전자 알고리즘을 이용한 사용자 행동패턴 기반 지능 캐릭터 게임에 관한 연구

이면섭*

요약

본 논문에서는 가위바위보 게임에서 지능 캐릭터에 유전자 알고리즘을 적용하였다. 지능 캐릭터는 상대방의 특정 행동 패턴을 보이는 경우에 대응할 수 있게 하였다. 지능캐릭터가 상대방의 행동 패턴에 대응하기 위하여 과거행동을 고려하였으며, 지능 캐릭터는 2개의 행동 패턴에 어떻게 대응하는지 알아보았다. 제안한 방법을 평가하기 위해 2가지로 실험을 하였으며, 첫 번째 실험은 지능 캐릭터와 특정한 패턴에 대해서 게임을 하였고, 두 번째는 지능 캐릭터가 사람과 게임을 하여 결과를 평가하였다. 게임 도중에 게임 패턴을 변경하여 변화된 환경에 어떻게 적응하는 지도 알아보았다. 실험 결과 2가지 패턴에 대해서 좋은 결과를 얻었으며, 변화된 환경에도 잘 적응하는 것을 확인하였다. 사람과의 게임에서 반복되는 패턴이나 같은 수가 연속하여 제시될 경우에 지능 캐릭터는 다음에 제시할 수를 미리 예측하여 이길 수 있는 수를 찾는다는 것을 알 수 있었다.

A Study about an Intelligent Character Game Based on Behavior Pattern of User by Using Genetic Algorithm

Myun-Sub Lee*

ABSTRACT

This paper applied Genetic Algorithm to intelligent character in the rock-paper-scissors game. The intelligent character was made to counteract when an opposite character took particular pattern in their behavior. Also, this character was considered past behavior to counteract to behavioral pattern of the opposite character. To evaluate suggested method, the thesis took 2 different experiment. The first experiment did a game about intelligent character and particular pattern, and the second experiment did a game between intelligent character and human. This thesis evaluated the result of two experience. By changing the game's pattern in the middle of the game, this investigated how these characters adapt to the changed settings. Consequently, this thesis gained good result of the two patterns, and confirmed that the characters adjusted well even to the changed surroundings. Intelligent character could win by predicting the next number when pattern or same number is given consecutively in a game with human.

Key Words : Game, Genetic Algorithm, Intelligent character, Artificial intelligence

* 인천대학교 컴퓨터공학부(✉nantian@incheon.ac.kr)

· 제1저자(First Author) : 이면섭 · 교신저자(Correspondent Author) : 이면섭

· 접수일(2012년 10월 25일), 수정일(1차 : 2012년 12월 13일), 게재 확정일(2012년 12월 18일)

1. 서론

사람은 이해관계가 대립되는 상황에서는 상대방의 마음을 읽어 조금이라도 자신에게 유리하도록 행동하고 있다. 이것은 경쟁에서 살아남기 위한 자연스런 현상이며, 컴퓨터 게임의 인공지능 분야에서도 종종 다루어지고 있다. 본 연구에서는 가위바위보 게임에서 상대방에게 이기기 위해서 상대방의 과거행동을 고려하여 상대방이 다음에 제시할 수를 미리 예측하여 자신이 다음에 제시할 수를 결정하도록 하였다. 사람이 가위바위보 게임을 연속적으로 할 때 상대방이 과거에 제시한 수를 고려하여 자신이 다음에 제시할 수를 결정하더라도 100% 이기기 위한 완벽한 수를 선택할 수는 없다. 그러나 상대방의 과거 제시한 패턴을 분석해보면 상대방의 습관이나 버릇을 파악할 수 있어 어느 정도 대처는 가능하다. 그러나, 인공지능을 도입한 많은 게임에서 사용자가 조작하지 않는 NPC(Non Player Character)가 스스로 학습하고 진화하는 지능 캐릭터와는 거리가 있다[1,2]. 게임에 있어서 지능 캐릭터가 무조건 이기는 것은 게임의 목적이 아니다. 인간의 사고와 비슷한 행동을 할 수 있어야 하므로 상대 캐릭터 하나의 행동에 대해 지능 캐릭터는 한 가지 행동만으로 대응하는 것이 아니라, 여러 대응 방법 중에서 하나를 선택하여 적절한 대응 행동을 할 필요가 있다[3,4].

본 연구에서는 사람과 컴퓨터(지능 캐릭터)의 가위바위보 게임에서 지능 캐릭터의 행동에 유전자 알고리즘을 적용하였다. 사람이 평소 가위바위보 게임을 할 때 머릿속에서 생각해 낼 수 있는 전략이나 버릇을 컴퓨터에 학습시켜 상대방의 습관을 파악하여 컴퓨터가 다음에 제시할 수를 결정하도록 하였다.

제안한 방법을 평가하기 위해 2가지로 실험을 하였다. 첫 번째 실험은 지능 캐릭터가 특정한 패턴에 대해서 게임을 하였고, 두 번째는 지능 캐릭터가 사람과 게임을 하여 결과를 평가하였다. 게임 도중에 게임 패턴

을 변경하여 변화된 환경에 어떻게 적응하는 지도 알아보았다. 실험 결과 2가지 실험에서 좋은 결과 얻었다. 그리고 게임 도중에 게임 패턴을 변경하여 변화된 환경에서도 지능 캐릭터가 얼마나 적응하는 지도 알아보았다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 유전자 알고리즘에 대해 알아보고, 3장에서는 가위바위보 게임을 정의하며, 4장에서는 게임에 필요한 염색체의 표현방법에 대해 설명한다. 5장에서는 실험 결과에 대해서 검토 및 결과를 분석하고 6장에서 결론을 맺는다.

II. 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 생물 집단의 진화 과정을 공학적인 모델로 한 것으로 최적화 문제에 대해서 근사해법의 하나이다[5,6]. 유전자 알고리즘은 다윈의 진화론을 기초로 하고 있으며 자연도태, 교배, 돌연변이로 구성되는 생물의 진화 과정을 간략화한 것이다. 구체적으로는 문제의 해가 되는 것을 염색체로 표현하고, 염색체 집단으로부터 적합도가 높은 염색체를 부모 염색체로 하고 교배를 통하여 다음 세대에 보다 더 좋은 유전자를 전달하게 된다. 이 과정을 반복함으로써 마지막에는 환경에 가장 잘 적응한 개체만이 살아남게 된다.

유전자 알고리즘의 흐름도는 <그림 1>과 같다. 초기 염색체는 미리 설정한 개체 수만큼 무작위로 생성한다. 이 염색체에 대해서 주어진 문제에 대한 적합도를 계산한다. 계산된 적합도를 평가하여 다음 세대에 전달될 부모 염색체로 선정한다. 여기서 적합도가 높을수록 부모로 선택될 확률은 그만큼 높아진다. 적합도에 의해서 선택된 2개의 염색체에 대해 교배 과정을 진행한다.

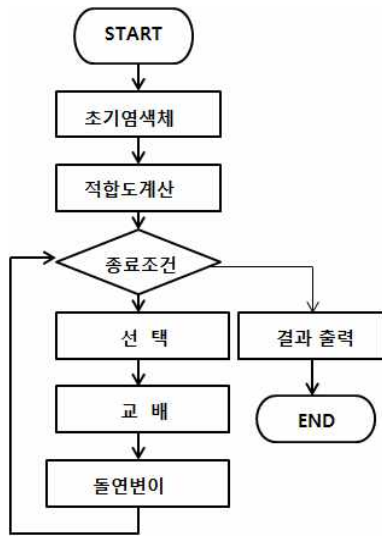


그림 1. 유전자 알고리즘의 흐름도
Fig. 1. Flow of genetic algorithm

교배는 부모로 선택된 두 개의 염색체를 유전자 조작을 하여 다음 세대에 전달 될 자손의 염색체를 만들어 내는 과정이다. 새롭게 만들어진 염색체에 돌연변이 확률에 따라 돌연변이 조작을 발생시킨다. 돌연변이는 염색체의 유전자를 임의로 선택하여 인위적인 조작으로 새로운 개체를 만들어 내는 과정으로 아주 낮은 확률로 처리한다. 이와 같은 과정을 반복하다가 미리 설정한 종료 조건이 만족되거나 원하는 해를 구했을 경우에는 그 시점에서 적합도가 가장 높은 해를 출력하고 종료하게 된다. 유전자 알고리즘은 적용하는 문제에 따라서 초기 염색체 집단의 생성 방법이나 적합도의 평가 방법에 차이가 있다. 또, 부모의 선택 방법이나 교배 방법에 따라서도 여러 가지 방법이 있다.

다음에는 가위바위보 게임에 유전자 알고리즘을 적용하는데 있어서 초기 염색체의 구성과 적합도 계산에 대해서 설명한다. 유전자 알고리즘에서는 염색체 집단의 제1세대가 되는 초기 집단을 생성할 필요가 있다. 여기에서는 일반적으로 사용하는 방법으로 초기

집단의 염색체는 랜덤하게 생성하였다. 즉, 각 염색체는 가위바위보 게임의 3가지 수로서 R은 바위로 0, C는 가위로 1, P는 보로 2이며 랜덤하게 생성하였으며 각각의 확률은 모두 같다. 이와 같은 염색체를 N_{pop} 개 생성하여 초기 염색체 집단으로 하며 <그림 2>와 같다.

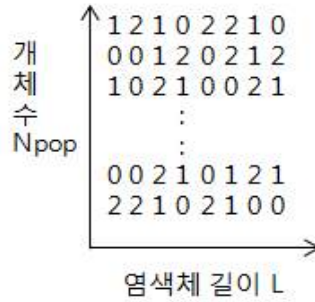


그림 2. 초기 염색체 집단
Fig. 2. Early chromosome group

적합도는 각 염색체가 환경에 어느 정도 적응하고 있는지 보여주는 정도를 수치로 나타내고 있다. 이 수치는 유전자 알고리즘에 있어서 다음 세대에 전달될 염색체를 선택하기 위하여 사용된다. 가위바위보 게임에서 적합도는 컴퓨터가 과거에 상대가 제시했던 수로부터 다음에 제시할 것이라고 예측한 수에 대해서 이길 것이라는 정도를 수치화 한 것이다. 즉, 과거의 행동으로부터 게임 상대가 다음에 어떤 수를 제시할 것인가 예측하여 상대가 제시하는 수에 대해서 이길 가능성이 높은 염색체는 적합도가 높게 된다. 이 과정을 1번의 게임이 이루어질 때 마다 반복하게 된다. 본 연구에서는 가위바위보 게임의 적합도를 <식 1>을 이용하여 구하였다. 또, <식 1>에서 게임을 많이 하는 경우를 생각하여 최근의 게임 결과를 오래된 게임 결과보다 비중을 더 두었다. 이렇게 해서 게임횟수가 적은 단계에서는 염색체가 빨리 수렴하는 것을 억제하도록 하였다.

각각의 게임 결과에 의해 득점은 실험을 여러 번 반복하여 그 중에서 가장 좋은 값을 이용하였다.

$$\sum_{i=1}^m \{(i\text{번째 게임 결과의 득점}) * i\} \quad (1)$$

컴퓨터가 이길 경우 득점 $P_w = 2$
 무승부일 경우 득점 $P_d = 1$
 컴퓨터가 패할 경우 득점 $P_l = 0$

여기서 m 은 게임 횟수이다.

유전자 알고리즘에서 선택이란 각 염색체의 적합도에 따라 다음 세대에 전달될 부모 염색체를 선택하는 과정이다. 일반적으로 선택에는 여러 방법이 있으나 본 연구에서는 엘리트 선택 전략을 이용하였다. 이는 염색체 집단 중에서 가장 적합도가 좋은 개체는 반드시 다음 세대에 전달되도록 하는 방법이다[7].

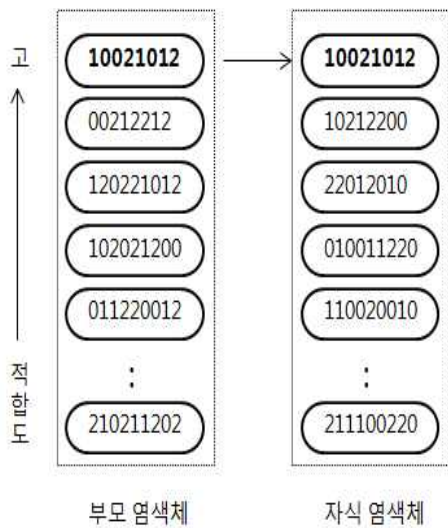


그림 3. 엘리트 보존 전략

Fig. 3. Elite preservation strategy

<그림 3>은 염색체 집단에 대해서 엘리트 보존 전략 방법에 대해서 설명하고 있다. 그림에서와 같이 가

장 적합도가 좋은 염색체는 반드시 선택되어 다음 세대로 전달되도록 한다. 이렇게 함으로서 집단내의 적합도가 높은 염색체 수가 증가하기 때문에 세대 수가 증가할수록 좋은 염색체 집단이 만들어 진다.

<그림 4>는 본 논문에서 적용한 블록 균등 교배[8]를 도식화 한 것으로 각각의 셀은 유전자의 집합인 블록을 나타낸다. 먼저 부모 염색체(P_1, P_2)를 가로, 세로 $I \times J$ 블록으로 분할한다. 이때 분할되는 블록의 수는 매 교배 연산시마다 무작위로 결정되며 하나의 블록을 구성하는 염색체 크기도 무작위로 결정된다. $I \times J$ 로 블록으로 분할된 각 블록에 대해서 난수를 발생시켜 0 또는 1의 값을 얻은 다음 0이면 P_1 에서, 1이면 P_2 에서 하나의 블록을 차례대로 가져와서 C_1 을 구성한다. C_2 도 동일한 방법으로 구성한다. <그림 4>에서 C_1 은 난수가 1-0-0-1, 1-1-0-0, 0-1-0-1일 때이며 C_2 는 난수가 0-0-1-0, 1-0-0-1, 1-1-1-0일 때의 구성이다. 한 세대에서의 교배 연산은 자식 염색체의 수가 부모 염색체 수만큼 될 때까지 과정을 반복한다. 여기서 난수의 발생은 SEED값에 따라 영향을 받는다.

돌연변이 연산자(Mutation Operator)는 염색체의 값을 임의로 변경하는 것으로 염색체를 구성하는 종류(0,1,2) 중에서 랜덤한 숫자를 선택하여 바꾸는 것을 의미한다. 앞에서 설명한 교배 연산자에 의해서 개체들 사이에 유전 정보가 서로 교환되지만 모든 해 공간을 탐색하기 위한 유전 정보가 현재 집단 내에 들어 있지 않다면 교배 연산자를 아무리 적용시키더라도 더 이상의 탐색이 이루어질 수 없다.

또한 선택과 교배연산은 종종 유용한 잠재능력을 가지고 있는 유전자를 잃는 경우가 있다. 따라서 새로운 유전 형질을 부여할 수 있는 돌연변이 연산자는 필수적이다[9]. 돌연변이 연산을 얼마나 수행해야 하는가는 돌연변이 율(Mutation Possibility)을 근거로 한다. 일반적으로 돌연변이 율(P_m)은 0.05 이하로 사용한다.

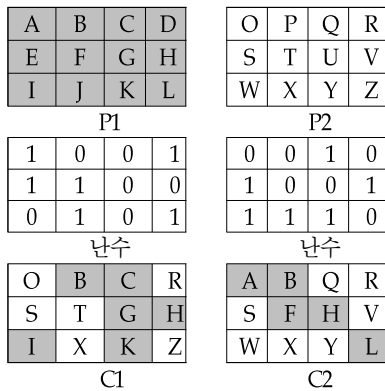


그림 4. 블록 균등 교배
Fig. 4. Block Uniform Crossover

종료 조건으로는 염색체 집단이 설정된 최대 세대 수에 도달하거나 최대 세대수에 도달하기 전이라도 최적해라도 판단되면 종료하도록 하였다. 본 연구에서는 짧은 세대수 안에서 해를 구할 수 있기 때문에 설정한 세대수 100 세대에서 종료하도록 하였다.

III. 가위바위보 게임의 정의

가위바위보 게임은 가끔 여러 명이 하는 경우도 있지만 일반적으로는 두 명 사이에서 이루지는 게임이다. 가위바위보 게임에는 3가지의 수가 있으며, 각 플레이어는 3가지 수 중에서 하나를 선택하여 동시에 보여줌으로서 승리를 결정짓게 된다. 가위바위보 게임에 있어서 3가지 수는 각각 하나의 수에 대해서는 우위에 있고, 또 다른 하나의 수에 대해서는 불리하며, 서로 같은 수에 대해서는 무승부로 처리한다. 이와 같이 가위바위보 게임에서는 절대적으로 우위의 수는 존재하지 않으며 다음과 같은 특징이 있다.

바위는 가위에 대해서 이기고, 보에 대해서는 패하며, 가위는 보에 대해서 이기고, 바위에 대해서는 패하고, 보는 바위에 대해서는 이기고, 가위에 대해서는 패

하게 된다. 이와 같은 특성을 갖는 수를 두 상대방이 동시에 내었을 경우 이기는 쪽을 W, 패하는 쪽을 L, 비기는 경우를 D로 표시한다. 가위바위보 게임에서 승패의 결과는 <표 1>과 같다. <표 1>에서 p1과 p2는 게임에서 각각의 플레이어를 나타낸다.

표 1. 가위바위보의 승패
Table 1. Victory or defeat outcome of rock-paper-scissors

	바위(p2)	가위(p2)	보(p2)
바위(p1)	p1-D, p2-D	p1-W, p2-L	p1-L, p2-W
가위(p1)	p1-L, p2-W	p1-D, p2-D	p1-W, p2-L
보(p1)	p1-W, p2-L	p1-L, p2-W	p1-D, p2-D

두 사람이 할 수 있는 가장 대표적인 게임으로는 장기나 바둑이 있다. 이 두가지 게임에서는 이기기 위해서 많은 지식과 전략이 필요하다. 현재 바둑의 경우에는 사람과 컴퓨터가 대등하게 게임을 즐길 수 있을 정도로 많이 발전되어 있다. 장기나 바둑에 비교해서 가위바위보 게임은 아주 단순한 게임이지만 사람과 컴퓨터가 가위바위보 게임을 했을 경우 어느 한쪽이 일방적으로 우세한 게임을 하기는 매우 어렵다. 이것은 가위바위보 게임에서 이기기 위한 전략이 뚜렷하게 존재하지 않으며, 게임을 할 때마다 랜덤 한 상태로 게임이 진행되기 때문이라고 생각된다.

그러나, 사람이 가위바위보 게임을 연속적으로 할 때, 상대방의 과거에 사용했던 수를 생각하면서 다음 번에 제시할 수를 결정할 수가 있다. 또, 본인도 모르는 사이에 특정한 수를 자주 선택하는 버릇이나 특징이 있을 가능성이 있다. 그러므로 가위바위보 게임에서 이기기 위한 전략지식을 얻는데 문제가 되는 것은 사람이 제시하는 수를 어떻게 예측할 수 있는가 하는

문제이다. 가위바위보 게임을 2명씩 5개조로 100번을 하게 한 후에 사용하는 수를 조사해 보았더니 특정한 수를 자주 사용하는 사람(한 수를 40회 이상 사용)이 8명이나 되었다. 이것은 플레이어의 버릇이라고 말할 수 있다. 이와 같이 버릇을 알 수 있다는 것은 지능 캐릭터에게 유리한 전략을 얻을 수 있는 방법 중에 하나라고 생각된다. 또 다른 전략으로는 상대방이 과거에 제시했던 수와 자신이 과거에 제시했던 수에 따라서 다음에 제시할 수가 달라짐을 알 수가 있다. <표 2>는 가위바위보 게임에서 쌍방의 플레이어가 제시한 수를 나열한 것이다.

표 2. 가위바위보 게임에서의 습관
Table 2. Habit in rock-paper-scissors

p1이 과거 제시한 수	p2가 과거 제시한 수	p2가 현재 제시한 수
바위	바위	바위:2회, 가위:4회 보:8회
바위	가위	바위:3회 가위:6회 보:2회
가위	바위	바위:5회 가위:1회 보:2회
보	보	바위:2회 가위:5회 보:4회

<표 2>에서 플레이어 p1 이 바위를 제시했을 때 상대방이 바위를 제시하면 p1은 다음수로 보를 제시할 확률이 높다는 것을 보여주고 있다. 또 p1이 바위를 제시했을 때 p2(상대방)이 가위를 제시하면 p1은 다음수로 가위를 제시하기 쉽다는 것을 알 수가 있다. 이와 같이 자신이 과거에 제시했던 수와 상대방이 과거에 제시했던 수를 고려하면 플레이어의 버릇이나 습관을 파악할 수가 있다. 이와 같은 방법으로 사람의 버릇을 컴퓨터에게 학습시키는 것이 가능하다면 컴퓨터도 인간과 게임에서 일정 이상의 승률을 얻을 수 있다는 예

측이 가능하다. 컴퓨터는 사람이 무의식적으로 가위바위보 게임을 하는 과정에서 사람의 습관을 학습시켜 높은 승률의 게임을 할 수가 있다. 따라서, 사람이 과거에 제시했던 수를 컴퓨터에게 학습시켜 컴퓨터가 다음에 제시할 수를 결정하도록 하였다. 사람이 제시하는 수를 학습하는 데에는 스스로 진화를 거듭하면서 환경에 적응해 나가는 유전자 알고리즘을 적용하였다.

IV. 가위바위보 게임의 염색체

가위바위보 게임에서 제시할 수 있는 가위, 바위, 보를 각각 C, R, P 라고 표시하고, 그 집합을 $H=\{C, R, P\}$ 로 정의 하였으며 순서는 C, R, P 로 하였다. 과거에 제시한 상대방의 수를 읽어내는 단계를 d로 표시하고, 하나의 전술 H^d 에서 H로의 함수를 a로 표시하였다. 게임 상대(사람)를 기호 U로, 컴퓨터를 기호 I로 표시하였다. 또, 게임 상대(사람)가 다음에 제시할 수를 U_0 , 한 단계 전의 수를 U_1 , 두 단계 전의 수를 U_2 , k 단계 전의 수를 U_k 로 표시하였다. 게임 상대로 사람이 다음에 제시할 수 U_0 는 현재 시점에서는 알 수 없지만, 과거에 K 회의 게임이 끝났다면 $U_k(1 \leq k \leq K)$ 는 알 수가 있다. 컴퓨터가 제시하는 수도 $I_k(1 \leq k \leq K)$ 로 표시한다. 예를 들어 과거의 수를 읽어내는 깊이를 d=2로 하고 U_1 과 I_1 의 수로부터 컴퓨터가 다음에 제시할 수를 결정하도록 H^2 로 부터 H로의 함수 a는 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} a(R,R) &= P, & a(R,C) &= P, & a(R,P) &= R \\ a(C,R) &= R, & a(C,C) &= C, & a(C,P) &= C \\ a(P,R) &= R, & a(P,C) &= P, & a(P,P) &= R \end{aligned}$$

이 때 a = PPRRCCRPR 로 표시하며 이 표현을 유전자 알고리즘을 적용할 때 사용되는 염색체로 하며 실

제 컴퓨터에서는 R=0, C=1, P=2 로 적용하여 a = 220011020 가 된다.

여기서 전술 a는 게임 상대가 바로 전에 바위(R)를 제시하고, 컴퓨터가 바로 전에 바위(R)을 제시하면 컴퓨터는 다음에 제시할 수 I₀에 보(P)를 선택한다는 의미한다. 함수 a는 바로 전 단계 게임의 상대 수와 컴퓨터의 수로부터 다음에 컴퓨터가 제시할 수를 의미한다. 예를 들어 게임 상대의 과거 5회에 제시한 수가 RRCRP, 컴퓨터가 과거 5회 제시한 수가 CRCRC 하고 하면 다음과 같이 게임이 이루어진다.

첫 번째 게임의 전술 a는 적용에 대해서 과거 1회분의 대전 결과가 필요하기 때문에 첫 번째 게임에서는 적용할 수가 없다. 두 번째 게임에서는 바로 전단계의 게임의 수 U₁ = R, I₁ = C 이므로 전술 a를 이용하는 경우에 컴퓨터가 다음에 제시할 수는 a(R,C)=P 이다. 실제로 게임 상대는 여기서 R을 제시하므로 두 번째 게임에서는 컴퓨터가 이기게 된다. 세 번째 게임에서는 바로 전단계인 두 번째에서 U₂ = R, I₂ = R 이므로 전술 a를 이용한 경우에 컴퓨터가 다음에 제시할 수는 a(R,R)=P 가 된다. 실제로는 게임 상대는 C를 제시하므로 세 번째 게임에서는 컴퓨터가 패하게 된다. 같은 방법으로 네 번째에서는 U₃ = C, I₃ = C 이므로 a(C,C)=C 이고 게임 상대는 R를 제시하므로 컴퓨터가 패하게 된다. 마지막 다섯 번째에서는 U₄ = R, I₄ = R 이므로 a(R,R)=P 이고 게임 상대도 P이므로 비기게 된다. 이와 같이 전술 a가 적용되는 경우의 게임 결과는 1승 2패 1무로 무승부이다. 또 이 전술이 다섯 번째 게임 이후에도 적용된다면 여섯 번째 컴퓨터가 제시할 수는 a(P,C)=P가 된다. 여기서, 현재 게임에서 과거에 제시했던 수를 참조하는 깊이 d를 2로 하였으나 실제 게임에서는 게임 횟수에 따라서 또는 자세한 게임 이력을 알고 싶은 경우에는 값을 변경할 수도 있다.

<그림 5>는 반복되는 게임에서 컴퓨터가 전술을 적용시켜 나가는 과정을 나타내고 있다. 처음의 제시하는 수는 랜덤하게 처리하였다. 이는 컴퓨터가 과거

입한 결과가 없어 유효하다고 생각되는 전술을 얻지 못한 경우이기 때문이다.

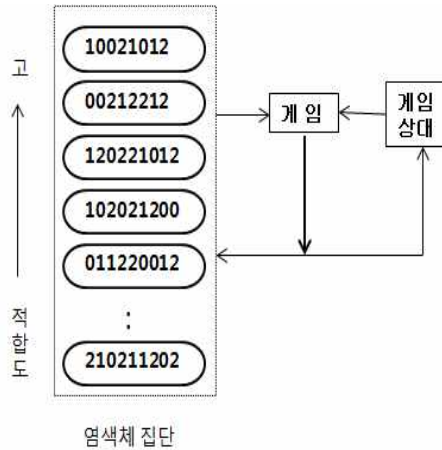


그림 5. 게임 진행 과정
Fig. 5. Progress of game process

<그림 5>에서 컴퓨터는 검색체 집단중에서 적합도가 가장 좋은 검색체 하나를 선택하고, 게임 상대는 랜덤하게 하나를 선택하여 게임을 진행한다. 컴퓨터는 게임 결과에 따라 적합도 평가에 반영시킨다.

V 결과 및 검토

가위바위보 게임을 하는데 사용한 파라미터중에서 개체수는 50, 최대 세대수는 100으로 하였다. 그러나 최대 세대수 이전에 최적해를 구하면 종료하도록 하였다. 교배확률은 0.95로, 돌연변이 확률은 0.05로 적용하여 실험하였다. 실험의 게임은 2가지로 나누어 진행하였다. 첫 번째로는 사람과 게임을 하기 전에 특정한 2개의 패턴에 대해서 지능 캐릭터와 게임을 반복하였다. 패턴1 은 RPCP, 패턴 2는 CRPPC 로 하였다.

첫 번째 게임에서는 연속하여 50번의 게임을 1회로 하여 세대수가 거듭할수록 승률의 변화를 알아보았다.

세대수 증가에 따른 승률의 결과를 <그림 6>에 나타내었다. 그림에서와 같이 패턴1에 대해서는 47세대에서 100%의 승률을 보였으며, 패턴2로 변경 후에는 승률이 갑자기 떨어졌다가 125세대에서 100%의 승률을 보였다. 패턴 변경전에는 100% 승률에 도달하는데 47세대였지만 패턴 변경 후에는 25세대 만에 100% 승률에 도달하였다. 변경 후에 빨리 100%에 도달하게 된 것은 이전의 게임에서 이기는 방법을 알고 있었기 때문이라고 생각된다.

패턴 변경 후 갑자기 승률이 떨어진 것은 변경된 패턴에 새로운 학습을 하는데 시간이 소요되었기 때문이다. 맨 처음 게임에서는 상대방이 과거에 제시했던 수를 알 수 없으므로 무작위로 게임이 진행되므로 첫 번째 게임 결과는 승률 계산에서 제외하였다. <그림 6>에서 승률에서 리플이 발생하지 않는 이유는 적합도가 가장 좋은 염색체는 반드시 다음 세대에 유전될 수 있도록 하였기 때문이다. 이상의 결과에서 컴퓨터는 도중에 게임 상대가 제시하는 패턴이 바뀌더라도 새로운 환경에 적응하여 진화하는 것을 알 수 있었다.

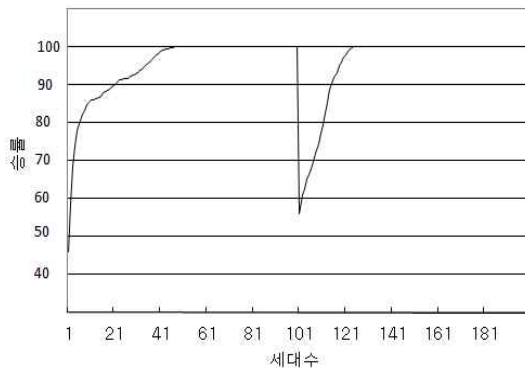


그림 6. 패턴 변경 전과 후의 승률

Fig. 6. Winning rate of before and after pattern change

다음은 두 번째 게임으로 사람 5명과 컴퓨터가 게임을 한 결과이다. 게임 결과 컴퓨터 측의 결과를 <표 3>

에 표시하였다. 각 플레이어 1부터 4까지 게임 결과에서 컴퓨터가 이기는 경우가 많았지만 플레이어 5에 대해서는 특이한 결과를 보였다. 실험 1부터 4까지는 컴퓨터가 승률이 약간 높았는데 이는 컴퓨터가 사람이 제시하는 수의 패턴을 학습하여 대응한 결과라고 판단하기는 어렵다.

사람이 게임 진행하면서 다음에 어떤 수를 제시할까 생각하여 랜덤하게 제시하는 수에 대해서는 지능 캐릭터도 상대방의 습관이나 패턴을 학습하기에는 어려움이 있다고 생각된다. 플레이어 5의 경우는 같은 수를 연속하여 5회 반복한 경우로서 즉, 가위만 5번 반복하다가 다시 보만 5번 반복, 다시 바위만 5번 반복하여 게임을 한 경우이다. 이와 같이 반복되는 패턴이나 같은 수가 연속하여 제시될 경우에 지능 캐릭터는 그 패턴의 반복됨을 학습하여 다음에 제시할 수를 미리 예측하여 이길 수 있는 수를 찾는다는 것을 알 수 있었다.

표 3. 사람과 게임 결과

Table 3. Human and game result

	승	비김	패
플레이어 1	36	30	34
플레이어 2	40	35	25
플레이어 3	39	30	31
플레이어 4	37	33	30
플레이어 5	74	9	17

VI. 결론

본 연구에서는 가위바위보 게임의 지능 캐릭터에 유전자 알고리즘을 적용하였다. 지능 캐릭터는 스스로 진화하면서 상대에게 유리한 전술을 획득할 수 있도록 학습해 나간다. 그 결과 특정의 수를 반복하여 계

속 제시하는 단순 패턴에서는 좋은 승률을 보였다. 또, 도중에 사용하던 패턴을 변경한 경우에도 지능 캐릭터는 일정 시간이 경과한 후에 게임규칙을 스스로 학습하여 높은 승률을 보여주었다. 실제 사람과 게임에 서는 승률은 미세하지만 평균적인 승률보다는 약간 높게 나타났다. 사람의 경우에는 게임을 진행 중에 계속 생각하면서 다음 수를 제시하기 때문에 지능 캐릭터가 사람의 랜덤한 생각을 학습하기에는 무리가 있다고 생각된다. 이 후의 과제로는 상대방과 게임을 하는 대전 게임의 지능 캐릭터에 적용하여 상대방의 행동에 적절하게 대응하는지 알아보는 것이다.

참고문헌

[1] D.C Pottinger and J.E.Laird, "Game AI : The State of the Industry Part 2," Gameasutra Magazin Nov 2000, Vol.08

[2] J.E.Laird, "Using a computer game to develop advanced AI," 2001 IEEE Computer, July 2001

[3] S. Woodcock, "Game AI : The State of the Industry," Gamasutra Magazine Nov 2000, Vol. 01

[4] B.-R. Moon, Easy to learn genetic algorithm : Evolution approach, Hanbit Media, 2008. pp 123-143

[5] Laura Barbulescu, Jean-Paul Watson and Darrell Whitley, "Dynamic Representations and Escaping Local Optima: Improving Genetic Algorithms and Local Search", Seventeenth National Conference on Artificial Intelligence (AAAI) 2000. pp: 879-884.

[6] Darrin C. Bentivegna, Ales Ude, Christopher G. Atkeson, Gordon Cheng, "Humanoid Robot Learning and Game Playing Using PC-Based Vision", IEEE/RS Intl. Conference on Intelligent Robots and Systems EPFL, Lausanne, Switzerland, October, pp. 352-365 2002.

[7] Song Y.R and S.C Park, "Genetic algorithm for text clustering based on latent semantic indexing", Computers & Mathematics with Applications, vol.57, pp.1901-1907, 2009

[8] Kanoh, H., "Dynamic route planning for car navigation systems using virus genetic algorithms," International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems, Vol.11, pp.65-78, 2007.

[9] C. Harpham, C. W. Dawson, and M. R. Brown, "A review of genetic algorithms applied to training radial basis function networks," Neural Computing and Applications, vol. 13, no. 3, pp. 193-201, September 2004.

감사의 글

본 논문은 2012년도 인천대학교 학술연구조성비 지원에 의해 연구되었음.

저자소개



이면섭(Myun-Sub Lee)

1985년 국민대학교 전자공학과 (공학사)
1987년 인하대학교 전자공학과 (공학석사)
2005년 국민대학교 전자공학과 (공학박사)

1990.9 ~ 2010.2 인천전문대학 컴퓨터 정보과
조교수, 부교수, 교수
2010.3 ~ 현재 : 인천대학교 컴퓨터공학과 교수
※ 관심분야 : 유전자알고리즘, 인공지능 게임