

면역알고리즘을 이용한 오델로 게임전략 탐색

이근혜^o 강태원

강릉대학교 컴퓨터공학과

{mimim99@hanmail.net^o, twkang@kangnung.ac.kr

The search of the Othello game strategies using the immune algorithm

Keunhye Lee^o Taewon Kang

Dept. of Computer Science & Engineering, Kangnung National University

요 약

기존의 연구 논문 중 비결정론적인 알고리즘인 유전자알고리즘이나 인공신경망 등을 오델로 게임에 적용하여 자동학습을 시킨 예는 많으나 면역알고리즘을 오델로 게임에 적용한 예는 찾기가 어렵다. 본 논문에서는 생리학의 면역시스템의 특징을 그대로 적용한 면역알고리즘을 오델로 게임에 적용하여 게임전략 생성에 관하여 연구한다. 생리학의 면역시스템은 자기조절능력이 있다는 것과 재 감염시 빠르게 대응할 수 있다는 특징이 있다. 면역알고리즘을 이용하여 탐색된 전략을 유전자알고리즘 그리고 기존에 연구되어진 게임전략 등과 실현하여 그 결과를 비교·연구한 결과 면역알고리즘을 적용하여 탐색된 오델로 게임전략이 가장 높은 승률을 보인다.

1. 서 론

최근 들어 실세계에 복잡하고 다양한 문제를 해결하기 위하여 인간의 정보처리 능력을 컴퓨터에 접목하려는 연구가 활발히 진행되고 있다. 인간의 행동을 결정하는 정보처리 메커니즘은 크게 유전계(genetic system), 뇌신경계(brain-nervous system), 면역계(immune system), 내분비계(endocrine system)의 네 가지로 분류할 수 있다[1]. 이 중 유전계는 생물의 진화 및 발생에 관계된 메커니즘으로서 공학적으로 유전자알고리즘으로 모델화 되어 인공생명 연구의 훌륭한 대상으로 실현되어 있고, 뇌신경계는 적응과 학습과 관련하여 인공신경망으로 모델화되어 다양한 분야에서 많은 성공을 거두고 있다[2]. 반면 면역계와 내분비계에 관해서는 고도의 정보처리 메커니즘을 가지고 있음에도 불구하고 공학적으로 응용된 예는 그리 많지 않다.

본 논문에서는 오델로 게임에 인공지능 분야의 새로운 메커니즘인 면역계의 원리를 응용한 인공 면역알고리즘(artificial immune algorithm)을 적용하여 우수한 게임 전략을 생성하고자 한다. 오델로 게임에 면역알고리즘을 적용하기 위하여 생물학적 면역 시스템의 원리를 모방하여 기억세포를 사용하였으며 항원과 항체를 모델화 하였다. 모델화된 항원과 항체간의 친화도를 계산하고, 친화도에 비례하여 항체를 복제하는 클론선택을 기본 알고리즘으로 사용한다[3].

2 면역알고리즘을 적용한 오델로 게임 구현

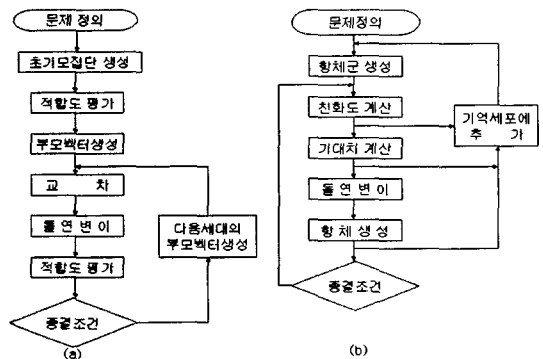
면역알고리즘을 오델로 게임의 게임전략 탐색에 적용하기 위하여 생리학의 면역시스템에서 항원과 항체의 반응 원리를 모델화 한다.

2.1 면역알고리즘 개요

유전자알고리즘은 이미 널리 알려져 있어 유전자알고리

즘과의 비교 설명으로 면역알고리즘의 이해를 높이고자 한다. 먼저 두 알고리즘에서 사용하는 용어를 비교하면 유전자알고리즘에서 장정적 해를 의미하는 개체를 면역알고리즘에서는 항체로, 궁극적으로 찾고자 하는 해를 항원으로, 적합도를 친화도로 사용한다.

[그림 1]은 면역알고리즘의 구현 절차를 유전자알고리즘과 비교한 것이다. 유전자알고리즘과 면역알고리즘과의 가장 큰 차이는 면역알고리즘이 생리학의 면역시스템을 모방하여 기억세포를 사용한다는 점과, 유전자알고리즘이 적합도만을 사용하여 다음 세대에 남을 부모를 선택하지만 면역알고리즘은 적합도와 항체의 농도가 모두 고려된 친화도와 기대치를 계산하여 항체의 다양성을 유지한다는 것이다. 항원과 항체 사이의 유사성을 친화도로 정의하며 항체와 항체간의 유사성을 기대치로 정의한다. 친화도와 기대치를 계산함으로써 농도가 높은 항체가 소멸될 확률이 높아져 다양한 항체가 생겨나 최적의 해를 병렬로 탐색할 수 있으므로 해를 찾는 속도가 빠르다는 특징을 가진다.



[그림 1] (a) 유전자알고리즘 (b) 면역알고리즘

2.2 오델로 게임의 구현절차

항체를 게임의 전략으로 사용하기 위하여 8×8의 오델로 게임보드를 1/4등분한다. 1/4등분된 4×4의 격자판에 입력받은 항체의 유전자를 왼쪽부터 입력하고, 이 격자판을 다시 x축 y축 대칭시켜 8×8의 오델로 게임보드를 완성하며, 항체가 적용된 8×8격자판을 본 논문에서는 평가판으로 부른다. 평가판은 말을 놓을 상대적 우선순위를 정한 것으로 점수가 높은 위치부터 우선적으로 말을 놓는다. 평가판의 우선순위에 의해 말을 놓는 순서가 플레이어의 게임전략이 되는 것이다. 따라서 평가판이 어떤 전략을 구사하는가의 여부에 따라 게임의 승패가 결정된다.

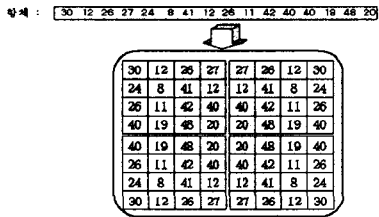
각 항체는 16개의 유전자를 가지며, 각 유전자는 0~49까지 50가지의 대립유전자를 가지며 각 유전자는 평가판 위의 점수가 된다. 즉 평가판을 구성하는 항체가 얼마나 우수한 전략을 우수한 전략을 구사할 수 있는가에 따라 승률이 다르게 나타난다.

[1 단계] 항원의 문제정의

연역알고리즘은 항원을 입력 정보로서 인식한다. 즉 최적화 문제를 정의하는 부분이다.

[2 단계] 초기 항체군의 생성

최초의 과정은 유효한 항체를 기억세포수 만큼 무작위로 생성한다. [그림 2]는 생성된 항체가 전략으로 적용되는 과정을 보여준다.



[그림 2] 게임전략으로 사용된 항체

[3 단계] 진화도와 기대치 계산

진화도는 게임에서 승리한 횟수 즉 적합도를 그대로 사용한다. 기대치 계산을 위하여 본 논문에서는 정보 엔트로피 계산법을 이용하여 항체간 유사성을 계산한다.

예를들어, M개의 유전자를 가진 N개의 항체로부터 구성된 기억세포가 있다고 정의하고 대립유전자가 P개가 존재한다고 가정하면 유전자좌(座) j의 유전자 정보 엔트로피 $H_j(N)$ 는 수식(1)로 정의된다.

$$H_j(N) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^M (-p_{ij} \times \log p_{ij}) \quad (1)$$

수식(1)로 항체의 유전자 정보의 유사성을 계산하고, 기억세포내에 비슷한 유전자 형태를 가지는 항체의 수를 세어 농도로 정의하며, 진화도를 농도로 나누어 기대치를 계산한다. 이 식을 이용함으로써 유전자의 표현 형식에 의존하지 않고 기대치를 계산할 수 있게 된다[4].

[4 단계] 기억세포에 추가

차세대에 남을 항체는 적합도가 높은 항체, 즉 게임에 승리한 횟수가 가장 많은 항체부터 상위 40%를 기억세포에 추가하고, 기대치가 높은 항체 상위 5%를 기억세포에 추가한다.

기대치는 (진화도/농도)를 나타내며, 항체의 농도가 높다는 것은 같은 유전자 형태를 가진 항체가 많이 존재한다는 의미가 된다. 즉 적합도가 높은 항체일수록 차세대에 남을 확률이 높고, 농도가 높은 항체일수록 차세대에 남을 확률이 낮아진다는 것을 알 수 있다. 따라서 기대치가 높은 항체의 생산을 촉진하며 연역계 전체에 차지하는 배합이 높은 항체의 생산을 억제하는 연역계에 있어서 다양성의 조절기구로 작용하게 된다.

[5 단계] 항체의 생성

차세대 기억세포를 구성하기 위하여 비어있는 셀에 현재 기억세포에 존재하는 항체들을 무작위로 추출하여 돌연변이만 일으켜 처음 기억세포의 수와 같이 질 때까지 항체를 추가한다.

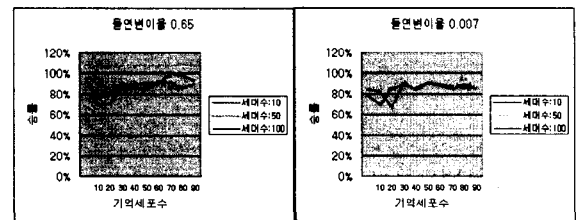
본 논문에서는 여러 가지 돌연변이율을 실험하여 승률이 비교적 높은 0.007과 0.65를 사용한다. 돌연변이는 일반적으로 나쁜 영향을 미칠 확률이 높아 유전자알고리즘에서는 0.65라는 높은 비율은 사용하지 않지만, 본 논문에서 구현한 연역알고리즘에서는 교차는 하지 않고 돌연변이만 수행하므로 기억세포군이 하나의 항체로 수렴하는 것을 방지하기 위하여 돌연변이율을 높게 정한다. 위의 과정을 종결 조건에 만족할 때까지 [3 단계]부터 반복 수행하도록 한다.

3 실험 및 분석

기억세포수, 세대수, 돌연변이율, 대립유전자수 등을 달리하여 새로운 전략을 생성하고, 유전자알고리즘을 적용하여 생성된 전략과 이미 연구되어진 전략들과 연역알고리즘을 적용하여 생성된 전략과 비교·분석한다.

3.1 돌연변이율을 달리하여 전략 생성

[그림 3]의 그래프를 보면 돌연변이율을 0.007로 한 것에 비해 0.65로 실험한 경우의 승률의 기복이 더 심하며 평균 승률 또한 높은 것을 볼 수 있다. 이는 돌연변이율이 작으면 항체간의 진화도가 높아져 항체가 하나로 수렴하는 현상 때문이며, 반면 돌연변이율이 높은 것은 승률이 고르지는 않지만 의외의 항체가 나타날 수 있는 확률이 높아 그 만큼 좋은 항체의 출현 확률 또한 높아지기 때문이다.

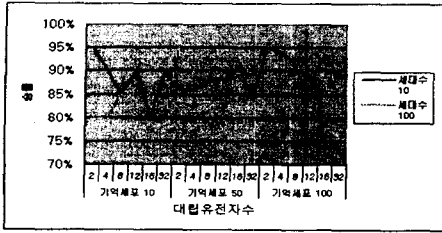


[그림 3] 돌연변이율을 달리하여 실험

3.2 대립유전자수 변화를 달리하여 전략 생성

대립유전자수가 학습효과에 미치는 영향을 보기 위하여, 돌연변이율을 0.65로 하고 대립유전자수를 2, 4, 8, 12, 16, 32로 변경하여 기억세포 수와 세대수를 변경하며 실험하였다. [그림 4]의 실험결과 세대수가 작을 경우에는 대립유전자 수에 영향을 받지 않았으나, 세대수가 많고 기억세포수가 많을 경우에는 최소한 항체

의 길이보다 많은 수의 대립유전자수가 존재해야만 정확한 실험이 이루어질 수 있다.



[그림 4]대립유전자수를 달리하여 실험

3.3 기억세포수와 세대수를 달리하여 전략 생성

모든 실험에서 기억세포 수와 우수한 전략을 찾는 세대수 사이에 반비례 관계가 성립하였다. 실험에서 돌연변이율이 0.007이고 기억세포 크기가 10인 경우에는 99세대에서 가장 좋은 항체를 찾았으나 기억세포 크기가 100인 경우는 75세대에 가장 좋은 항체를 찾았으며, 돌연변이율이 0.65이고 기억세포 크기가 100인 경우 35세대 만에 가장 좋은 항체를 찾았다.

4 결과 분석

면역알고리즘을 적용하여 생성한 전략, 유전자알고리즘을 적용하여 생성한 전략, 기존에 연구되어진 전략들과 각각 게임하여 승률이 높은 전략 4개를 추출하여 분석하였다. 추출된 전략 중 1위는 면역알고리즘을 적용한 게임전략으로 기억세포 100, 세대수 100일때 2위는 면역알고리즘으로 기억세포 100, 세대수 10일때 3위는 기타전략 중 Alliot의 논문에서 유전자알고리즘을 적용하여 가장 우수하다고 평가된 전략이며, 4위는 유전자알고리즘으로 모 집단 10, 세대수 100으로 진화시켜 얻은 전략이었다. 각 알고리즘을 적용해 생성된 전략에 대한 분석을 위하여 최종 결과에서 얻어진 1, 2, 3, 4위의 전략을 평가판 위에 표현하여 [그림 5], [그림 6], [그림 7], [그림 8]를 얻었다.

각각의 전략을 평가판 표현한 결과 [그림 5], [그림 6], [그림 7]의 그림에서는 네 모서리의 점수는 높게, *표시되어 있는 부분의 점수는 낮게 되어있는 공중점을 발견할 수 있다. 이는 우리가 경험적으로 알고 있는 오델로 게임의 우수한 전략과 일치하는 모습을 보여주고 있다. 이는 면역알고리즘을 적용하여 생성된 전략의 진화가 성공적이었다고 주장할 수 있다. 또한 3위와 4위의 전략을 비교해보면 같은 유전자알고리즘을 사용하였으나 3위 Alliot의 전략은 유전자알고리즘을 10000번 이상 진화시켜서 얻은 전략이다[5]. 따라서 4위의 게임전략도 충분한 시간동안 진화시킨다면 우수한 전략을 얻을 수 있다는 것을 의미하며, 다시 말하면 면역알고리즘이 최적의 해를 찾는 세대수가 매우 빠르다는 것이다.

45	2	4	3	3	4	2	45	41	21	36	28	28	36	21	41
21	30	44	44	30	21	21	6	6	7	4	4	7	7	6	6
8	38	36	30	30	36	38	8	10	43	25	24	24	25	43	10
45	29	26	43	43	26	29	45	49	42	24	0	0	24	42	49
45	29	26	43	43	26	29	45	49	42	24	0	0	24	42	49
8	38	36	30	30	36	38	8	10	43	25	24	24	25	43	10
21	30	44	44	30	21	21	6	6	7	4	4	7	7	6	6
45	2	4	3	3	4	2	45	41	21	36	28	28	36	21	41

[그림 5] 1위 면역알고리즘 (기억세포 100, 세대수 100)

[그림 6] 2위 면역알고리즘 (기억세포 100, 세대수 10)

	-86	96	26	26	96	-86	17	1	6	44	44	6	1	17
-86		-6	0	0	-6		1	48	29	29	48			1
96	-6		53	15	15	53	1	1	32	3	3	32	1	1
26	0	15		-17	-17	15	1	31	16	23	23	16	31	1
26	0	15	-17		-17	15	1	31	16	23	23	16	31	1
96	-6	53	15	15	53		1	1	32	3	3	32	1	1
-86		-6	0	0	-6		1	48	29	29	48			1
-86	96	26	26	96	-86		1	6	44	44	6	1	17	

[그림 7] 3위 Alliot의 전략 (유전자알고리즘)

[그림 8] 4위 유전자알고리즘 (모집단 10, 세대수 100)

5. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 면역알고리즘을 적용하여 오델로 게임의 우수한 전략을 탐색하였다. 면역알고리즘 구현을 위하여 생리학적 면역시스템에서 항원에 대한 항체의 반응 원리를 적용하였으며, 기본 구조는 인공 면역 시스템의 클론선택 알고리즘을 사용하였다. 적합도와 농도가 고려된 기대치를 계산하여 적합도가 높고 농도가 낮은 높은 항체는 기억세포로 분화가 쉽게 되게하며, 항체간의 유사성이 높은 항체는 소멸되도록 하여 생리학의 면역시스템에서의 자기조절기능을 가하도록 하였다. 기억세포로 분화되는 과정에서 교차는 하지 않고 돌연변이만 일으키며 추가한다. 돌연변이율은 기대치가 높은 항체는 돌연변이율을 낮게, 기대치가 낮은 항체는 돌연변이율을 높게 하여 우수한 항체를 보존시키는 반면 새로운 항체의 출현 확률을 높게 하였다.

제안한 면역알고리즘의 성능평가를 위하여 기억세포 수, 세대수, 대립유전자 수 등을 다르게 하며 좋은 전략을 탐색하였다. 그 결과 기억세포 크기가 클수록 좋은 전략을 찾는 세대수가 짧았으며, 기억세포 수가 작아도 많은 세대를 거뒀수록 좋은 전략을 찾을 수 있었다. 대립유전자수는 최소한 각 항체의 길이보다는 많은 종류를 가져야 정확한 진화가 이루어질 수 있었다.

여러 실험의 결과로 나온 전략 중 우수한 전략 10개를 선별하여 유전자알고리즘으로 선택된 전략과 기존의 논문에서 제안된 전략들과 대진하였다. 그 결과 평균 승률이 면역알고리즘 61%, 유전자알고리즘 45%, 기타 전략이 40%로 면역알고리즘으로 구현된 전략이 승률이 가장 높은 것으로 나타났다.

앞으로 연구과제는 오델로 게임에 예측의 능력을 부여하는 새로운 전략을 생성하는 것이다. 현재 구현한 오델로 게임은 예측하는 능력, 즉 지금 이 위치에 놓으면 상대방이 어떻게 놓을지 예측하고 대처하는 능력이 없다. 예측에도 몇 수 앞을 볼 수 있는냐의 문제가 있을 수 있다. 그러므로 사람처럼 전체 게임의 흐름을 파악하고 상대방의 수를 미리 예측하고 분석하여 실행할 수 있는 오델로 게임의 전략을 탐색하는 것이 다음 과제다. 또한 유전자알고리즘, 인공신경망과는 다른 면역알고리즘만의 특징을 살릴 수 있는 적용 대상을 찾아 연구하는 것이다.

참고문헌

- [1] Leandro N. de Castro and Jonathan Timmis, "Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach", Springer
- [2] Jean-Mare Alliot E. Lutton M.Schoenauer, "Artificial Evolution", Springer
- [3] L. N. DE. Castro, "Artificial Immune Systems as a Novel Soft Computing Paradigm"
- [4] 임정필, "면역알고리즘을 이용한 연구자석 전통기의 최적설계", 서울대학교, 1998
- [5] Jean-Mare Alliot, "A Genetic algorithm to improve an Othello program", 1995