

다중에이전트를 이용한 IPD 게임에서 전략적 연합의 체계적 성능 평가

양승룡 조성배

연세대학교 컴퓨터과학과

{saddo, sbcho}@candy.yonsei.ac.kr

Systematic Evaluation of Strategic Coalition in the IPD Game with Multi-agents

Seung-Ryong Yang, Sung-Bae Cho

Dept. of Computer Science, Yonsei University

요 약

반복적 죄수의 딜레마 게임은 사회적 상호작용, 경제활동, 국제관계 등 다양한 현상들을 모델링하기 위한 하나의 방법이다. Axelrod가 이 게임을 제안한 이래, 많은 학자들이 다양한 방법으로 연구를 진행해 왔으나 대부분은 게임자 개인 전략이나 이득함수의 개선에 중점을 두었다. 본 논문에서는 죄수의 딜레마 게임에서 다양한 개체 선택방법과 의사결정 방법을 이용한 전략적 연합을 적용함으로써 일반화 성능을 높이는 결과를 도출하였다. 전략적 연합은 결합 조건이 만족할 경우 자율적으로 형성될 수 있으며, 연합에서의 의사결정은 개인의 의사결정보다 우수하다는 가정 하에 실험을 진행하였다. 실험 결과는 이러한 가정을 뒷받침하여 전략적 연합을 이용한 전략이 테스트 전략에 대해 일반화 성능이 우수함을 보여주고 있다.

1. 서론

진화연산은 수학, 사회과학, 컴퓨터과학 등 많은 분야에서 적용되어져 왔다. 이러한 방법을 통하여 동적인 환경에 적응하는 시스템을 만드는 일도 어느 정도 가능해졌다. 그러나 최근 몇 년 동안 사회적 상황과 경제적 현상들은 급격하게 변화하고 있어 보다 향상된 적응 시스템의 개발이 요구되고 있다.

사회 또는 경제활동에 있어서 개인의 행동은 매우 동적이고 복잡하여 정규화하거나 이해하기 쉽지 않다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위하여 게임이론적인 접근 방법이 많이 사용되고 있다 [5].

진화적인 접근 방법은 문제해결을 위한 가정이 거의 필요하지 않으므로 사실적이고 복잡한 환경을 모델링하는데 매우 적합한 방법이다. 이는 주로 수학적인 증명보다는 컴퓨터를 이용한 시뮬레이션으로 증명될 수 있다. 반복적 죄수의 딜레마(IPD : Iterated Prisoner's Dilemma) 게임도 이러한 방법의 하나이다. 이 게임은 또한 다양한 조건 하에서의 공진화 학습(Co-evolutionary Learning)을 연구하는데도 이용되며, 주로 동적인 환경을 모델링하거나 새로운 전략을 학습하는데 공진화가 어떻게 사용되는지를 연구하기 위해 이용된다 [1, 6, 8].

단순한 방법으로 진화된 전략은 새롭게 나타난 전략들에 대하여 일반화 능력(Generalization Ability)을 보이기 어렵다. 일반화 능력을 향상시키기 위한 연구는 많이 진행되어 왔으나, 본 논문에서는 전략적 연합을 이용하여 일반화 능력을 향상시키고자 한다. 전략적 연합(Strategic Coalition)이란 더 많은 이익을 얻을 목적으로 우수한 게임자들끼리 그룹을 형성하는 것을 말한다. 연합 내에서 각각의 게임자는 그들만의 신뢰도(Confidence), 즉 가치치를 가지게 된다. 이것은 나중에 연합 내에서의 의사를 결정할 때 자신의 의사를 반영하는 중요한 척도가 된다. 본 논문에서는 게임자의 신뢰도가 당시의 상황에 맞추어 동적으로 변화하도록 하였다.

2. IPD 게임의 진화적 접근방법

2.1 IPD 게임

표 1. 반복적 죄수의 딜레마 게임 이득표. 단, $T > R > P > S$, $2R > (T + S)$

선택	협동	배반
협동	R / R	T / S
배반	S / T	P / P

IPD 게임에서 각각의 게임자는 두 가지의 선택을 할 수 있다. 즉, "협동(Cooperation)"과 "배반(Defection)"이 그것이다. 표 1은 2IPD 게임에서의 이득표를 나타내고 있다. IPD 게임은 비협조적(Non-cooperative)이며 비제로섬(Non-zero-sum) 게임으로 승자의 이득이 패자의 손실과 같지 않다.

2.2 전략의 표현

2IPD 게임에서 전략을 학습하기 위한 진화적인 접근방법은 Axelrod에 의해 일반화 되었다 [3, 4]. 이와 같은 진화적 게임을 진행하기 위해서 가장 중요한 요소 중의 하나는 전략을 어떻게 표현할 것인가이다. Ashlock은 finite state machine, logic tree, Markov chain 등과 같은 여러 가지 전략의 표현방법들을 이용하여 실험을 하였다 [2].

본 논문에서는 그림 1과 같이 Axelrod의 전략 표현방법을 이용하여 실험하였다. 이 표현방법에서 게임자가 과거에 선택한 행동을 바탕으로 생성되는 히스토리 테이블에 의해 결정된다. 게임에서의 히스토리는 2 비트의 비트열로 표현되며 여기에서 1 비트는 게임자 자신의 1 개의 이전 행동을 말한다. 그리고 다른 1 비트는 상대방의 이전 행동을 의미한다. 예를 들어, $l = 2$ 즉 히스토리의 크기가 2인 전략을 표현하면 다음과 같다.

$l = 2$: Example History 11 01

처음의 1 비트 '11'은 자신이 과거에 배반을 선택하고 최근에 배반을 선택하였음을 의미하며, 다음 1 비트 '01'은

상대방이 과거에 협동을 선택하였으나 최근에는 배반을 선택하였음을 의미한다.

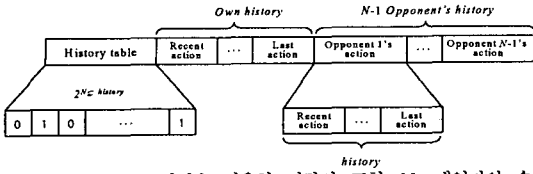


그림 1. Axelrod 방법을 이용한 전략의 표현. N: 게임자의 수, history: 메모리 크기

1 개의 이전 행동을 모두 표현하기 위해서는 2^{22} 비트의 히스토리 테이블이 필요하다. 여기에서 게임이 처음 시작될 경우 초기화에 필요한 비트가 필요하므로 22 비트가 더 필요하여 총 필요한 비트 수는 $2^{22}+22$ 비트가 된다 [6, 8].

2.3 개체 선택 방법

유전자 알고리즘을 이용하여 집단을 진화시키기 위해서는 각 세대에서 우수한 전략들을 새로운 자손을 생산하기 위한 모개체(Parents)로 선택하여야 한다. 개체 선택방법으로는 순위기반(Rank-based), 러시아 룰렛(Roulette wheel), 토너먼트(Tournament) 방법 등이 있다 [11].

가) 순위기반 선택

이 방법은 단순히 개체가 가진 이득을 기준으로 순위를 정하여 순위가 높을 수록 개체 선택확률을 높여 주는 방식이다. 개체가 선택된 확률을 P_i 라고 할 때, 다음과 같다.

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^n f_j}$$

나) 러시아 룰렛 선택

이 방법은 각 개체가 가지는 이득 값으로부터 직접적으로 선택 확률을 계산하는 방식이다. 즉, f_1, f_2, \dots, f_n 이 개체 1, 2, ..., n의 이득일 때, 선택 확률 P_i 는 다음과 같다.

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^n f_j}$$

다) 토너먼트 방법

순위기반 선택 방법과 러시아 룰렛 방법이 모든 개체에 대하여 이득을 검사하여야 하므로 통신 부하(Communication Overhead)가 많다는 점을 개선한 방식이다. 무작위로 선택한 하나의 개체와 다른 개체와의 이득을 비교하여 이기는 개체에 대하여 선택확률을 높이는 방식이다. 즉, y 를 이기는 x 에 대한 선택확률 $P(x, y)$ 는 다음과 같다.

$$P(x, y) = \frac{1}{1 + \exp((f_y - f_x)/T)}$$

여기에서 T는 볼츠만 온도이다.

3. 전략적 연합

비록 각각의 게임자들이 이기적이고 자신의 이익을 극대화하기 위하여 노력한다고 하더라도 게임자들 사이에 협동하는 것이 더 유리하다. 전략적 연합은 멀티에이전트 환경 하에서 협동을 위한 방법이 될 수 있다. 즉, 전략적 연합은 서로의 임무를 달성하기 위한 일시적인 협력 상태로 볼 수 있다 [9].

3.1 정의

$I = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ 를 집단에 소속된 에이전트의 집합이라고 하자. 그리고 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$, $|C| \geq 2$ 를 에이전트들의 전략적 연합이라고 하자. 연합 C는 전체 그룹 I와

$C \subseteq I, |C| \leq I$ 라는 관계가 성립한다. 모든 게임자는 상대방에 대한 자신의 이득 p_i 를 가진다. S_C 를 연합의 이득, N_C 를 연합에 참가하는 에이전트의 수, f_p 를 이득 함수, D_C 를 연합의 선택이라고 할 때 전략적 연합 C는 $C = (S_C, N_C, f_p, D_C)$ 라는 벡터를 가지게 된다 [10].

3.2 연합 형성

연합을 형성하는 절차는 세 가지로 구분할 수 있다. 즉, 연합 구조(Coalition Structure)의 생성, 각 연합의 최적화 문제 해결 그리고 이득 분배가 그것이다 [7]. 게임이 진행되는 동안 각 게임자들은 상대방이 연합에 참가할 의사가 있는지를 검사하게 된다. 이때, 각 게임자들이 지금까지 얻은 이득이 중요한 변수로 작용한다. 만약, 게임자가 연합에 참가하기 전보다 연합에 참가했을 때 얻는 이득이 더 클 경우에 그 게임자는 연합에 참가하게 된다. 즉, 각 에이전트의 이득 p_i, p_j 는 $p_i > \frac{T+S}{2}, p_j > \frac{T+S}{2}$ 을 만족해야 한다. 그리고 p_i, p_j 가 서로 게임을 했을 경우의 이득 P_i, P_j 는 $P_i < \frac{T+S}{2}$ 를 만족해야 한다.

연합을 포함한 IPD 게임은 절차적으로 진행되며, 각 세대에서 게임자는 랜덤하게 추출되어 게임을 진행한다. 이때 게임은 라운드로빈(Round-robin) 방식으로 진행된다. 각 에이전트는 단일 에이전트와 게임을 할 수도 있고, 연합과도 게임을 할 수 있다. 게임이 끝난 후, 연합 형성의 조건이 만족하면 게임자들 사이에 새로운 연합의 탄생도 가능하다. 그리고 게임자의 이득이 연합이 요구하는 한계값(Threshold) 보다 높으면 연합에 참여(Join)하는 것도 가능하다.

3.3 의사결정 방법

의사결정 방법은 전략적 연합이 형성된 후, 연합 내에서 모든 개체들의 의견을 종합하여 하나의 선택(협동 또는 배반)을 내놓는 방법이다 [1, 10]. 본 논문에서는 투표(Voting) 방법, 최고이득(Highest) 방법, Borda 함수법, Condorect 함수법을 이용하여 실험하였다.

가) 투표 방법

연합에 속한 에이전트들을 이득 순으로 나열하고 순위에 따라 가중치를 부여하여 가중치가 높은 선택을 따르는 방법이다.

나) 최고이득 방법

가장 간단한 방법으로 연합에 속한 에이전트들 중 가장 이득이 높은 에이전트의 결과를 따르는 방법이다

다) Borda 함수법

연합에 속한 에이전트들을 이득 순으로 나열하고 순위를 정하여 그 순위의 역수를 Borda 값으로 정한 후, 그 값이 큰 결과를 따르는 방법이다

라) Condorect 함수법

이 방법은 자신을 제외한 나머지 연합에 속한 에이전트들을 각각 비교하여 자신보다 높은 이득을 가진 에이전트의 수를 Condorect 값으로 가지고, 그 값이 적은 결과를 따르는 방법이다.

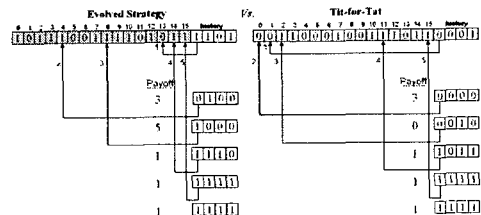


그림 2. IPD 게임의 대전 과정

4. 실험 결과

본 논문에서는 실험을 위하여 집단의 크기를 100, 교차율을 0.3, 돌연변이율을 0.001로 하였으며, 2점 교차방식을 사용하였다. 그림 2는 이렇게 주어진 실험환경 하에서 게임이 진행되는 절차를 간단히 도식화한 것이며, 그림 3은 각 세대에서 개체 선택 방법별로 집단이 진화과정을 나타낸 것이다.

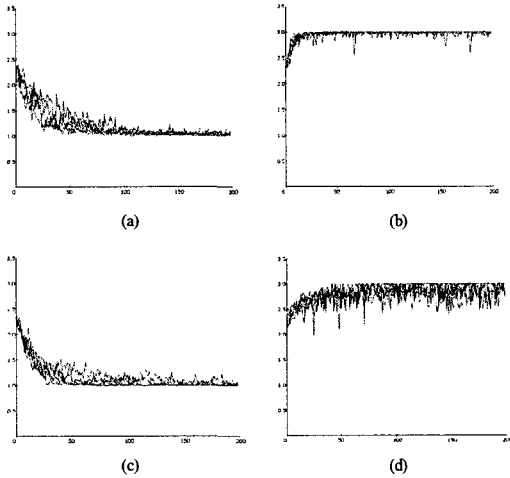


그림 3. 개체 선택 방법별 진화 과정

(a) Rank-based (b) Best Ordered (c) Roulette wheel (d) Tournament

4.1 일반화 능력

집단에 속한 전략들은 유전자 알고리즘에 의해 공진화(Co-evolution)하게 된다. 진화가 끝난 후에는 우수한 전략을 추출하여 일반화 능력을 테스트하게 된다. 본 논문에서는 여섯 가지의 테스트 전략을 선정하여 진화된 전략과 게임을 진행하였다. 테스트 전략의 세부내용은 표 2와 같다.

표 2. 2IPD 게임에서 테스트 전략의 목록

전략	특징
Tit-for-Tat	최초에는 협동하고, 이후에는 상대방의 선택을 따른다
Trigger	최초에는 협동하고, 상대방이 한번 배반하면 계속 배반한다
AIID	항상 배반한다
CDCD	협동과 배반을 번갈아 가며 선택한다
CCD	협동, 협동, 배반을 반복한다
Random	무작위로 협동과 배반을 선택한다

표 3은 진화를 위한 개체의 선택방법과 연합에서의 의사결정 방법을 서로 연관하여 실험한 결과이다. 이때 테스트 전략은 Tit-for-Tat을 사용하였다. 결과적으로는 토너먼트 방법이 양호한 것으로 보이나, 이는 테스트 전략이 Tit-for-Tat일 경우에만 한정 되었다. 전체적으로는 우선 순위 기반 선택과 투표 방법을 사용하였을 때 가장 높은 성능을 보여주었다. 따라서 본 논문에서는 일반화 능력을 검증하기 위하여 개체 선택방법으로 우선순위 기반을, 연합에서의 의사결정 방법으로는 가중치 투표 방법을 각각 사용하였다.

표 4에서 연합을 이용하여 진화된 전략들은 모두 Random 전략에 대하여 승리를 거두었다. 이는 진화된 전략이 우수한 일반화 능력을 가지고 있음을 나타낸다. 또한

표 5에서와 같이 진화된 전략은 Tit-for-Tat 전략과의 게임에서도 상대적으로 높거나 비슷한 이득을 얻게 되는데 이것은 Tit-for-Tat 전략이 매우 우수한 전략임에도 불구하고 진화된 전략이 상대 전략을 잘 이용하고 있음을 보여주는 것이다.

표 3. 개체 선택방법별 전략적 연합 결과 비교

구분	Weighted Voting		Highest Payoff		Borda Function		Condorcet Function	
	평균 이득	표준 편차	평균 이득	표준 편차	평균 이득	표준 편차	평균 이득	표준 편차
Rank-based	1.636	0.50247	1.052	0.43807	1.238	0.36271	1.040	0.39799
Best Ordered	1.070	0.51455	1.628	0.67859	1.246	0.38659	1.054	0.44394
Roulette Wheel	1.236	0.55819	1.436	0.53459	1.394	0.47257	1.448	0.37331
Tournament	2.142	0.96776	2.322	0.59737	1.960	0.94909	2.372	0.75348

표 4. Random 전략과의 게임 결과

순 위	진화된 전략의 유전자형	진화전략		Random	
		평균이득	표준편차	평균이득	표준편차
1	1011100111101111011	3.080000	1.998399	0.490000	0.499600
2	0011100111101111011	2.900000	1.989975	0.550000	0.497494
3	101110111111111111111	2.920000	1.998399	0.520000	0.499600
4	001110111111111111011	2.880000	1.996397	0.570000	0.667158
5	001110111110111111011	2.940000	1.989070	0.540000	0.555338
6	001100001111111111111	2.680000	1.690444	2.350000	1.996873
7	001110111111111111011	3.040000	1.999600	0.490000	0.499900
8	001110111110111111011	3.160000	1.993590	0.500000	0.670820
9	101111111111111111111	3.480000	1.941546	0.380000	0.485386
10	101110011111111111011	2.760000	1.985548	0.560000	0.496387

표 5. Tit-for-Tat 전략과의 게임 결과

순 위	진화된 전략의 유전자형	진화전략		Tit-for-Tat	
		평균이득	표준편차	평균이득	표준편차
1	11000100001011011100	3.020000	1.636948	2.640000	2.061650
2	01101100001010011100	3.000000	0.000000	3.000000	0.000000
3	10001000001011011100	1.040000	0.397995	0.990000	0.099499
4	0000100001010011100	1.080000	0.560000	1.020000	0.423792
5	10001000001011011100	2.980000	0.345832	2.970000	0.411218
6	01010100001011011100	3.000000	1.624808	2.670000	2.044774
7	11001000001010011100	1.040000	0.397995	0.990000	0.099499
8	11001100001011011110	3.000000	0.000000	3.000000	0.000000
9	01110100001011011100	3.020000	1.636948	2.640000	2.061650
10	01010100001011011100	3.000000	0.000000	3.000000	0.000000

표 6과 표 7은 Trigger 전략과 AIID 전략과의 대전 결과를 나타내고 있다. Trigger 전략과의 게임에서도 진화된 전략은 일반화 능력을 가지고 있음을 보여주고 있다. 진화된 전략은 이러한 Trigger 전략의 선택에 대하여 적절하게 배반을 선택함으로써 상대적으로 높은 이득을 얻었다.

AIID 전략에 대응하기 위해서는 같이 배반을 선택하여 무승부를 이루는 것이 최선이다. 본 논문의 실험에서 진화된 전략은 표 7에서 보이는 바와 같이 대부분 배반을 선택함으로써 AIID 전략에 적절하게 대응하였다. AIID 전략은 Tit-for-Tat 전략에 대응할 수 있는 유일한 전략이다. 이는 Tit-for-Tat 전략이 최초로 협동을 선택할 때 AIID 전략이 배반을 선택함으로써 보다 많은 이득을 얻기 때문이다. 그러나 AIID 전략은 항상 배반을 선택함으로써 상대 전략에 지지는 않으나 높은 이득을 얻을 수 없다.

4.2 Bias

Bias는 전략의 각 비트에서 가장 두드러지는 선택을 비율로 나타내는 값이다. 예를 들면, Bias가 0.7이라는 것은 평균적으로 특정 비트에서 협동 또는 배반을 선택할 비율이 70%임을 의미한다. 그림 4에서 나타난 바와 같이 Random 전략에 대해서 진화전략의 Bias는 30세대 이후

거의 1.0에 근접하고 있다. 이것은 진화전략이 배반을 선택함으로써 Random 전략에 대하여 높은 이득을 얻을 수 있다는 것을 잘 이용한 것이다. 반면에 Tit-for-Tat 전략과의 게임에서 진화전략은 협동과 배반을 적절하게 혼합하여 사용하고 있다. 이는 Tit-for-Tat이 상대방의 전략을 따라서 행동한다는 사실을 적절하게 이용한 것이다.

표 6. Trigger 전략과의 게임 결과

순위	진화된 전략의 유전자형	진화 전략		Trigger	
		평균이득	표준편차	평균이득	표준편차
1	10111011110011101000	1.040000	0.397995	0.990000	0.099499
2	10111011110011101001	1.040000	0.397995	0.990000	0.099499
3	00111011110011111000	1.060000	0.443170	1.010000	0.223383
4	10111011110011111001	1.040000	0.397995	0.990000	0.099499
5	10111011110011111001	1.090000	0.483322	1.030000	0.298496
6	10111011110011111001	1.040000	0.397995	0.990000	0.099499
7	10111111110010111000	1.040000	0.397995	0.990000	0.099499
8	00111011110011111001	1.040000	0.397995	0.990000	0.099499
9	10111011110011111001	1.060000	0.443170	1.010000	0.223383
10	00111011110011111001	1.040000	0.397995	0.990000	0.099499

표 7. AID 전략과의 게임 결과

순위	진화된 전략의 유전자형	진화 전략		AID	
		평균이득	표준편차	평균이득	표준편차
1	00111111111110101111	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000
2	00111111111110101111	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000
3	00111111111110101111	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000
4	00111011111110101111	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000
5	10111111111110101111	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000
6	00111111111110101111	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000
7	10111011111110101111	1.000000	0.000000	1.040000	0.397995
8	00111111111110101111	1.000000	0.000000	1.040000	0.397995
9	00111111111110101011	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000
10	00111111111110101111	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000

Trigger 전략과의 게임에서 진화전략은 최초 협동을 선택하고, 이후 한번 배반을 선택하여 Trigger 전략이 배반을 선택하면 이후부터는 진화전략도 계속적으로 배반을 선택하여 게임에 지지 않으려 한다. CDCD 전략과 CCD 전략에 대해서 진화전략은 두 전략이 번갈아 선택을 한다는 약점을 이용하여 적절하게 협동과 배반을 선택함으로써 Tit-for-Tat 전략이나 Trigger 전략에 대해서 보다 상대적으로 높은 이득을 얻고 있다.

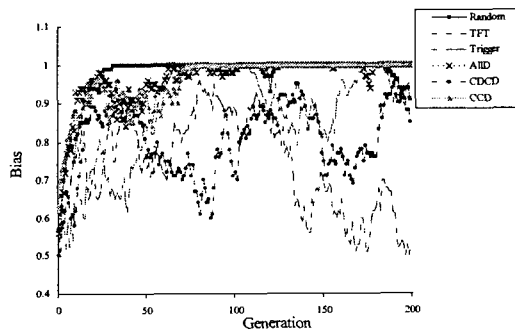


그림 4. 진화전략의 전략테이블에서 15번째 비트의 Bias

5. 결론

본 논문에서는 IPD 게임에서 전략의 일반화 능력을 향상시키기 위하여 전략적 연합을 이용하였다. 실험을 통하여 우리는 전략적 연합을 이용한 진화 방법이 동적으로 변화하는 환경 속에서 우수한 적응성을 보이는 전략을 만들어 낼 수 있음을 알 수 있었다. 연합은 주어진 조건이 만족할 경우 에이전트 사이에서 자율적으로 형성되며, 이 조

건은 주로 각 에이전트들이 가지는 이득에 따라 결정된다. 연합을 이용하여 진화된 전략은 모 집단의 다양성 (Diversity)를 증가시키고 이를 통하여 진화환경이 동적으로 변화하는 환경에서 보다 우수한 개체들을 생산하게 된다. 따라서 새롭게 출현하는 상대 전략에 대하여 높은 이득을 얻음으로써 우수한 일반화 능력을 보여주고 있다.

특정한 비트에서 전략의 Bias를 검사함으로써 우리는 진화된 전략이 다양한 테스트 전략에 대하여 서로 다른 비율로 전략을 선택한다는 사실을 알 수 있었다. 이는 곧 진화된 전략이 서로 다른 전략에 대해서 적응하는 능력이 있음을 보여주는 것이다.

본 논문에서는 2IPD 게임에서 전략적 연합에 대하여 연구하였다. 그렇다면 과연 전략적 연합이 n-IPD (n>2) 게임 일 경우에도 적용 가능한 것인가? 이 문제를 풀기 위해서는 또 다른 여러 변수들을 고려하여야 한다. 즉, n명이 참가하는 게임에서의 이득함수와 이득 분배 그리고 연합에서의 의사결정 방법 등 다양한 요소들을 검사하여야 한다. 멀티에이전트 환경에서 수많은 에이전트들은 주어진 문제를 효과적으로 해결하기 위하여 업무를 분담하거나 중복된 정보를 제거하고, 네트워크의 부하를 줄이는 등 연합을 형성하게 된다. 본 논문에서 제시한 전략적 연합을 이러한 분야에 적용하기 위해서는 위에서 언급한 여러 요소들을 포함하는 연구가 선행되어야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] 양승룡, 노현걸, 조성배, 반복적 죄수의 딜레마 게임에서 전략적 연합의 의사결정 방법에 따른 협동의 진화, 한국정보과학회 추계 학술발표논문집(B), pp. 310-312, 2001.
- [2] Ashlock, D. Leahy, N. and Wagner, B., A representational sensitivity study of game theoretic simulations, *Congress on Evolutionary Computation*, 2000.
- [3] Axelrod, R., *The Evolution of Cooperation*. Basic Books: New York, 1984.
- [4] Axelrod, R., The evolution of strategies in the iterated prisoner's dilemma. *Genetic Algorithms and Simulated Annealing* (L. Davis, eds), Ch. 3, pp. 32-41, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1987.
- [5] Colman, A., M., *Game Theory and Experimental Games*, Oxford England: Pergamon Press, 1982.
- [6] Darwen, P. J. and Yao, X., On evolving robust strategies for iterated prisoner's dilemma in progress, *Evolutionary Computation Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Vol. 956 (Yao, X. ed.), Heidelberg, Germany, pp. 276-292, Springer-Verlag, 1995.
- [7] Sandholm, T. W. and Lesser, V. R., Coalitions among computationally bounded agents, *Artificial Intelligence*, Vol. 94, pp. 99-137, 1997.
- [8] Seo, Y., G., Cho, S. B. and Yao, X., The impact of payoff function and local interaction on the N-player iterated prisoner's dilemma, *Knowledge and Information Systems: An International Journal*, Vol. 2, Ch. 4, pp. 461-478, 2000.
- [9] Shehory, O., Sycara, K. and Jha, S., Multi-agent coordination through coalition formation, *Agent Theories, Architectures, and Languages*, pp. 143-154, 1997.
- [10] Yang, S. R. and Cho, S. B., Social agents with strategic coalition generalize well in the IPD game, *International Congress of Mathematicians*, pp. 875-888, 2002.
- [11] Yao, X., *Evolutionary Computation - Theory and Applications*. World Scientific, pp. 23-25, 1999.