

# 진화방식을 이용한 N명 반복적 죄수 딜레마 게임의 협동연합에 관한 실험적 연구

(Experimental Study on Cooperative Coalition in N-person  
Iterated Prisoner's Dilemma Game using Evolutionary  
Approach)

서연규<sup>†</sup> 조성배<sup>\*\*</sup>  
(Yeon-Gyu Seo) (Sung-Bae Cho)

**요약** 자연계의 많은 합리적인 이기적 개체들 사이에는 수많은 선택적 갈등이 존재한다. 반복적 죄수의 딜레마(Iterated Prisoner's Dilemma: IPD)게임은 합리적인 이기적 개체들 사이의 경쟁과 협동에 대한 선택적 갈등을 다루는데, 사회, 경제 및 생물 시스템에서 협동의 진화를 연구하는데 사용되어 왔다. 이제까지는 게임자의 수와 협동의 관계, 기계학습의 일환으로서의 전략학습, 그리고 이득함수가 협동에 미치는 영향 등에 관한 연구가 있었는데, 이 논문에서는 진화방식을 이용하여 이득함수에 따른 협동연합의 크기와 지역화가 NIPD(N-player IPD)게임에서 협동의 진화에 미치는 영향에 대해 밝히고자 한다. 시뮬레이션 결과 협동개체에 대한 이득함수의 기울기가 배반에 대한 이득함수의 기울기보다 급하거나 최소 연합의 크기가 작을수록 협동연합의 정도가 높게 나타나며 상호작용하는 이웃의 크기가 작을수록 협동연합의 정도가 높게 진화됨을 알 수 있었다.

**Abstract** There is much selective conflict in nature where selfish and rational individuals exists. Iterated Prisoner's Dilemma (IPD) game deals with this problem, and has been used to study on the evolution of cooperation in social, economic and biological systems. So far, there has been much work about the relationship of the number of players and cooperation, strategy learning as a machine learning and the effect of payoff functions to cooperation. In this paper, We attempt to investigate the cooperative coalition size according to payoff functions, and observe the relationship of localization and the evolution of cooperation in NIPD (N-player IPD) game. Experimental results indicate that cooperative coalition size increases as the gradient of the payoff function for cooperation becomes steeper than that of defector's payoff function, or as the minimum coalition size gets smaller. Moreover, the smaller the neighborhood of interaction is, the higher the cooperative coalition emerges through the evolution of population.

## 1. 서론

경제와 사회 현상을 이해하기 위해 다양한 접근 방법

이 시도되고 있는데, 그 중 하나로 현상을 일종의 게임으로 다루는 게임 이론적인 방법이 널리 연구되고 있다. 여기서의 게임이란 퍼즐이나 미로 찾기 등이 아니라 개체들 사이에 상호작용이 존재하는 게임을 말하며, 수요와 공급, 협동과 배반, 자유무역과 관세무역 등의 행위가 그 상호작용으로 해석될 수 있다.

비협동적, 비제로합 게임인 죄수의 딜레마 게임은 복잡한 선택적 갈등문제를 '협동'(C: Cooperation)과 '배반'(D: Defection)이라는 두 가지 선택 구조로 다룬다. 게임자는 배반과 협동 중에서 반드시 하나를 선택해야

· 본 논문은 한국과학재단의 국제공동연구(975-0900-004-2)의 지원에 의한 것임.

† 학생회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과  
kitestar@candy.yonsei.ac.kr

\*\* 종신회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과 교수  
sbcho@casi.yonsei.ac.kr

논문접수 : 1999년 1월 27일

심사완료 : 2000년 1월 6일

하는데 표1은 죄수가 2명인 경우의 선택조합에 대한 이득표를 보여주고 있다. 이 표에 의하면 게임자는 상대방의 선택에 관계없이 배반하는 경우의 이득이 더 크기 때문에 배반이 최선의 선택처럼 보인다. 그러나 이러한 논리는 게임이 무한히 반복되거나 유한하더라도 반복회수를 알 수 없는 경우에는 맞지 않는다. 왜냐하면 모두 배반하여 얻는 이득 P보다 모두 협동했을 때 얻을 수 있는 이득 R이 더 크며( $R > P$ ), 게임이 무한히 반복되고 집단 내에 대값을 전략(Tit-For-Tat : TFT, 초기에는 협동을 하지만 상대방이 배반을 하면 배반하고 협동하면 따라서 협동하는 전략)과 트리거 전략(Trigger : 초기에는 협동하지만 상대방이 일단 배반하면 계속하여 배반을 하는 전략) 등이 다수 존재하면 상시 배반전략(All-D)보다 협동전략들의 점수가 높게 나타나서 배반 전략들이 집단에서 사라지게 되기 때문이다 [2].

표 1 2IPD게임의 이득표.  $T > R > P > S$ ,  $2R > T + P$

	협동	배반
협동	R	S
배반	T	P

이에 대해서는 다음 수식으로 간단히 증명할 수 있다.  $\omega$ (the shadow of future)를 미래에 같은 상대방을 만나 다시 게임을 할 확률이라고 할 때, TFT전략이 자기 자신과의 게임에서 얻는 점수는 다음과 같다.

$$R + \omega R + \omega^2 R + \dots + \omega^{n-1} R = \frac{R}{1-\omega}$$

또한 TFT전략과의 게임에서 상시 배반전략이 얻는 점수는 다음과 같다.

$$T + \omega P + \omega^2 P + \dots + \omega^{n-1} P = T + \frac{\omega P}{1-\omega}$$

이때 다음 수식에서처럼

$$\frac{R}{1-\omega} \geq T + \frac{\omega P}{1-\omega}$$

$$\omega \geq \frac{T-R}{T-P}$$

$\omega$ 가 충분히 큰 경우에는 상시 배반전략이 TFT전략을 이길 수 없다 [2][3]. 이러한 조건적인 협동 전략이 다수 존재하면 협동전략들은 점수가 높게 나타나고 배반전략들은 점수가 낮게 나타날 것이다. 따라서 비합리적인 것처럼 보이지만 상대방이 협동할 것이라는 기대를 가지고 협동하는 전략이 더 나은 결과를 초래할 수

도 있다. 이러한 점을 감안할 경우 게임자는 더 나은 이득을 얻어야 한다는 점에서 쉽게 배반을 선택할 수 없는데 이것이 게임자가 직면하게 되는 딜레마이다.

이득 R에 비해 작다( $R > P$ ). 이것이 게임자가 직면하게 되는 딜레마이다.

이제까지 설명한 2IPD로는 복잡한 사회나 경제현상을 모델링하는데 한계가 있다. 따라서 집단행동을 반영하여 보다 실생활과 가까운 문제를 다룰 수 있는 것이 NIPD게임인데 그 이득표는 표 2와 같다 [10]. 이러한 죄수의 딜레마 게임에서 결과에 영향을 미칠 수 있는 요인들로는 이득함수[4][9], 상호작용 확률 [2][3], 집단의 구조 [6][7], 지역화 [6][7], 게임자의 수[10][11] 등을 고려할 수 있는데 여러 요인 중에서 본 논문에서는 이득함수와 지역화를 고려하여 협동연합의 정도를 분석한다. 일반적인 IPD게임에서 이득함수는 고정되어 있으나 실제계에서는 다양한 이득함수가 가능하기 때문에 여러 가지 이득함수가 협동연합의 크기에 미치는 영향에 대해 조사하고 지역화가 협동연합의 생성에 미치는 영향에 대해 알아본다. 이때 각 실험에서 게임자의 수를 가변적으로 조정한다.

본 논문에서는 이러한 게임의 진행을 위해 진화방식을 사용하며 동적인 환경을 반영하기 위해 집단내의 개체들이 상호영향을 미치는 공진화(Co-evolution) 전략을 사용한다. 이 때 하나의 유전자형은 다음 행동을 결정하는데 필요한 게임자들의 이전 행동에 관한 정보를 가지고 있다.

2절에서는 죄수의 딜레마게임을 진화적인 관점에서 다루기 위한 각 게임자 전략의 유전자형 표현에 대해 설명하고, 3절과 4절에서는 게임의 결과에 영향을 미치는 요인으로 본 논문에서 다루는 이득함수와 지역화에 대해 논의한다. 그리고 5절에서는 NIPD게임에서의 지역화와 이득함수에 대한 반복 시뮬레이션 결과를 제시하고 마지막으로 결론을 맺는다.

표 2 NIPD에서 이득표.  $C_x > C_{x-1}$ ,  $2C_x > D_x + C_{x-1}$ ,  $C_{N-1} > D_0$

협동자 수	0	1	...	x	...	N-1
협동	$C_0$	$C_1$	...	$C_x$	...	$C_{N-1}$
배반	$D_0$	$D_1$	...	$D_x$	...	$D_{N-1}$

## 2. 죄수 딜레마 게임의 진화적 접근

N명 죄수 딜레마 게임은 그 복잡성과 계속하여 변하는 동적인 환경 때문에 순수한 사회, 경제학 이론만으로 결과를 예측하거나 분석하기란 쉽지 않다. 이러한 문제를 해결하기 위해 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 이용한 귀납적인 분석이 널리 사용된다. 컴퓨터를 이용하여 동적인 환경에서의 합리적인 이기적 개체들의 행동은 현재 상태와 행동에 따른 상태전이로 표현하는 오토메타를 사용할 수도 있으나 본 논문에서는 개체들의 선택적인 행동을 진화적인 관점에서 접근하는 진화연합을 사용한다.

죄수의 딜레마 게임을 진화적으로 다루기 위해서는 게임자의 전략을 적절히 유전자로 표현하는 것이 중요하다. 게임자가 이용할 수 있는 정보는 이전 라운드에서 상대방과 자신이 취한 행동들인데 이러한 정보는 자신의 다음 행동을 결정하기 위한 중요한 정보가 된다. 여기서는 게임자의 전략을 유전자형은 그림 1과 같이 자신의 이전 행동들과 이전단계들에서 상대방중 협동자 수 및 이에 해당하는 전략표로 구성한다.

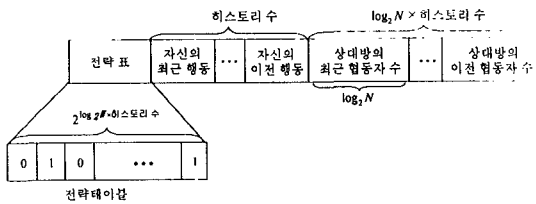


그림 1 전략의 유전자형 표현, N은 게임자의 수

예를 들어, 죄수의 수가 4이고 히스토리의 수가 2일 때 히스토리 테이블이 101110 이면 상위 2비트('10')는 자신의 히스토리가 되고 하위 4비트('1110')는 상대방들의 협동의 수가 된다. 즉, 자신은 이전 행동에서 배반('1')하고 그 이전에는 협동('0')했음을 나타내고 이전 행동에서 3명('11')이 배반했으며 그 이전에는 2명('10')이 협동했음을 알 수 있다. 협동으로의 진화에 영향을 미치는 전략종인 TFT나 트리거 전략은 다음과 같다.

상대방 : CDCDCDDDDDCDCD  
 TFT : CCDCDCDDDDDCDCD  
 상대방 : CDCDCDDDDDCDCD  
 트리거 : CCDDDDDDDDDDDD

이러한 상시 배반전략과 대값음 전략 그리고 트리거 전략을 표현하면 표 3과 같다. 게임의 초기에는 상대방의 이전 행동에 대한 정보가 없기 때문에 초기행동은

히스토리테이블의 값을 그대로 이용한다. 히스토리 테이블의 왼쪽을 하위비트로 하여 그의 2의 승수 값을 계산하면 전략표에서 다음 행동에 대한 정보를 얻을 수 있다. 대값음 전략의 예를 들면, 초기에는 상대방의 행동에 대한 정보가 없으므로 히스토리테이블의 값('00')을 그대로 이용한다. 따라서 다음 행동은 전략표에서 0번째 위치에서 저장되어 있으므로 초기행동은 협동이 된다.

표 3 전략의 표현 예. 상시 배반전략과 대값음 전략 및 트리거 전략

전략	전략표	히스토리 테이블
대값음 전략	0011	00
상시 배반 전략	1111	11
트리거 전략	0111	00

일단 게임이 시작되면 상대방의 이전 행동에 대한 정보를 얻을 수 있는데 상대방의 이전행동과 자신의 행동으로 히스토리 테이블이 계속하여 갱신된다. 따라서 상대방이 협동한 경우에 히스토리 테이블의 내용은 다시 '00'이 되어 다음 행동 역시 협동이 되지만 상대방이 배반했을 경우는 히스토리 테이블의 내용이 '01'이 되고 다음 행동의 위치(0~3)는 전략표에서 2번째 위치에 저장된 배반('1')이 다음 행동이 된다. 표 4는 협동과 배반을 반복하는 상대방의 행동에 대한 대값음 전략의 행동을 보여준다. 게임자가 이용할 수 있는 모든 정보를 고려하면 하나의 전략을 유전자형으로 표현하기 위해서는 다음과 같은 길이의 유전자가 필요하다.

$$2^{(1 + \log_2(\text{게임자의 수})) \times \text{히스토리 길이}} + (1 + \log_2(\text{게임자의 수})) \times \text{히스토리의 수}$$

표 4 TFT의 행동

히스토리 테이블	TFT	상대방	전략표에서 다음 행동위치
0 0			0
0 0	C('0')	C('0')	0
0 1	C('0')	D('1')	2
1 0	D('1')	C('0')	1
0 1	C('0')	D('1')	2
	D('1')	C('0')	

### 3. 요인 1 : 이득함수

경제 및 사회현상에 있어서 두드러진 특징은 자신에게 돌아오는 이득에 따라 그 행동양상이 달라진다는 점이다. 협동 연합과 같은 집합적인 행동을 하여 보다 나은 이득을 얻을 수 있다면 개체들은 그러한 행동을 함으로써 보다 나은 이득을 얻으려 할 것이다. 합리적인 이기적 개체들로 구성된 집단에서 이득은 행동의 중요한 요인으로서 작용하고 있음을 알 수 있다.

Schelling에 의하면 최소 연합의 크기는 게임자가 0 이상의 이득을 얻을 수 있는 최소 게임자의 수를 말한다 [9]. 이득함수는 최소연합의 크기를 결정짓는 아주 중요한 요인이라고 할 수 있는데 이득함수에서 고려할 수 있는 중요한 파라미터로는  $x$ 절편과 기울기가 있다. 그림 2는 본 논문에서 사용하는 이득함수를 보여주고 있는데, 실선은 배반의 이득함수이고 점선은 협동의 이득함수이다. IPD게임에서 이득함수는 일차함수로 고정되어 있지만 사회나 경제현상에서는 고정적인 이득기준이 존재하지 않으므로 여러 이득함수를 고려하여 실험함으로써 보다 더 실제적인 결과를 제시할 수 있다. 그림 2에서 (가)는 일반적인 IPD게임에서의 이득함수이고 (나)와 (라)는 협동자의 수가 증가하면 협동의 이득이 배반의 이득을 초과하는 경우이다. 특히 (라)는 이득함수로서 2차함수를 사용한 경우로 협동자의 수가 많을 때는 (나)에서 보다 이득이 크지만 협동에 대한 이득을 얻기 위한 최소 협동자의 수가 (나)보다 크다. (다)는 배반의 이득함수 기울기가 협동의 이득함수 기울기보다 급한 경우이고 이다. 여기에서는 이러한 이득함수의 변화에 따른 협동연합의 생성에 대해 알아보려고 한다.

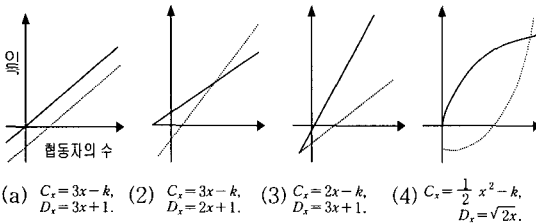


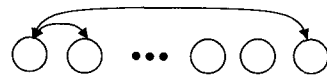
그림 2 이득함수

### 4. 요인 2 : 지역화

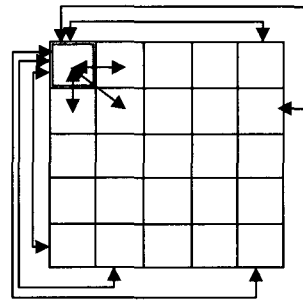
지역화란 학습이나 상호작용이 각 개체들에 인접한 이웃에서만 일어나도록 국한시키는 것으로 Nowak과 May [8]는 IPD게임에서 AD(All Defect, 항상 배반하는 전략)와 AC(All Cooperate, 항상 협동하는 전략)로

구성된 원형 집단의 구조를 사용하여 지역화 실험을 하였다. Huberman과 Natalie [7]는 Nowak과 May의 동기적 실험을 비동기적인 실험과 비교하여 제시하였으며, Hoffmann과 Warning [6]은 개체들의 행동을 표현하기 위해 Moore 머신을 이용하여 지역화된 학습과 상호작용이 협동에 미치는 영향에 대해 연구하였는데 상호작용과 학습의 지역화 크기가 작을수록 협동의 발전이 잘 되는 것으로 보고하였다.

여기서 상호작용의 지역화란 개체의 인접한 이웃에서만 상호작용이 가능함을 말하는데, 죄수 딜레마 게임에서는 게임 상대방이 자신의 인접이웃으로 국한되는 것을 의미한다. 학습의 지역화란 개체들의 학습이 인접 이웃한 개체들로부터만 가능함을 말하며, 죄수 딜레마 게임에서 자신의 전략이 인접 이웃 전략들에 의해서만 변화될 수 있음을 의미한다. 지역화 실험에서는 원형집단의 구조를 사용하여 실험하는데 이는 가장자리에 위치한 개체들의 인접 이웃이 다른 개체들과 비교해 작아지는 것(Blocking Effect)을 막기 위함이다. 그림 3은 이러한 지역화 실험에서 학습과 상호작용의 이웃에 대해 보여주고 있다.



(a) 1차원. 이웃의 크기가 2일 때



(b) 2차원. 이웃의 크기가 4일 때

그림 3 상호작용과 학습의 지역화

### 5. 실험결과

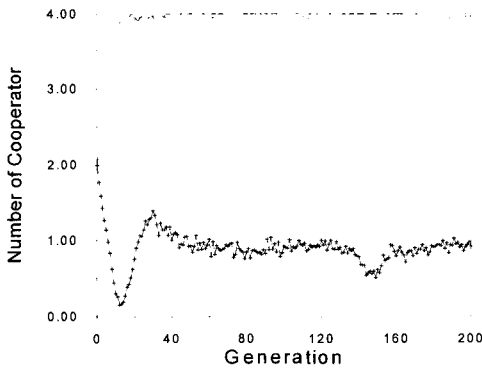
지역화와 이득함수의 실험을 위해 집단의 크기를 100으로 하고 교차율은 0.6, 돌연변이율은 0.001로 하였다. 그리고 교차방법으로는 2점교차 방법을 사용하고 엘리트 보존전략을 병행한 순위선택(Rank-based Selection) 방법 [5]을 사용하였다. 또한 게임자들의 이전 행동을

유지하고 있는 히스토리의 크기는 1로 하였다. 여기서 지역화 실험은 다시 학습의 지역화와 상호작용의 지역화로 나누어서 실험하는데 이는 상호작용의 지역화와 학습의 지역화가 협동 연합의 생성에 미치는 영향이 다를 수 있기 때문이다. 학습의 지역화 실험에서는 부적절한 전략의 교체가 그 인접이웃 전략에 의해 이루어지는데 이 때는  $\mu - \lambda$  방법을 사용하였다.

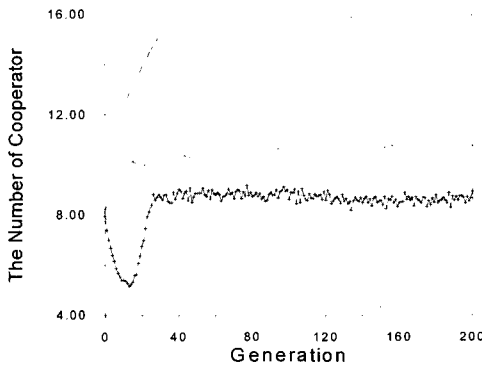
5.1 이득함수

가)  $C_x = 3x - k, D_x = 3x$ 인 경우

이것은 일반적인 IPD에서의 이득규칙인데 그림 4는  $k$ 의 값을 변경시키면서 실험한 결과를 보여주고 있다. 그림에서 볼 수 있듯이  $k$ 의 값이 작을수록 협동 연합의 크기가 크다는 것을 알 수 있으며, 게임자가 많아질수록 협동이 잘 일어나지 않음을 확인할 수 있다 [10][11]. 그러나  $k$ 가 5인 경우 그림 4(나)에서 게임자의 수가 4일 경우에 비해 협동자의 수가 높게 나타나는 것을 볼



(a) 게임자의 수 4



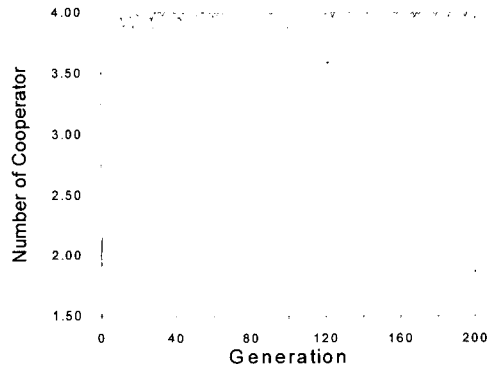
(b) 게임자의 수 8

그림 4  $C_x = 3x - k, D_x = 3x$ . 실선은  $k$ 가 1, 점선은  $k$ 가 3, 플러스-실선은  $k$ 가 5인 경우

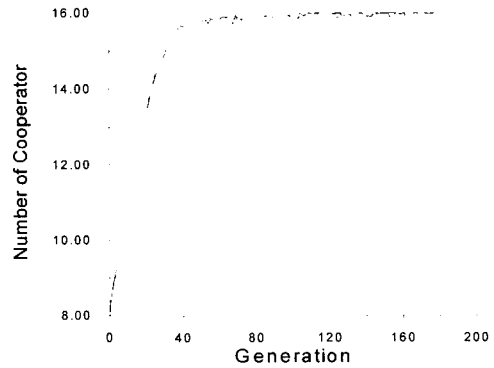
수 있다. 이것은 게임자의 수가 많을 경우 협동으로 진화할 확률은 낮으나 반드시 배반으로 진화하는 것은 아님을 알 수 있다.

나)  $C_x = 3x - k, D_x = 2x + 1$ 인 경우

협동의 이득함수 기울기가 배반에 대한 이득함수의 기울기보다 더 급한 경우로서  $k$ 가 3이상일 경우 협동의 이득이 배반의 이득을 초과하게 된다. 그림 5에서 볼 수 있듯이 게임자의 수에 관계없이 협동으로 진화하여 협동 연합의 크기가 최대가 됨을 알 수 있다. 이러한 결과는 이득함수의 기울기가 중요한 요소임을 시사한다.



(a) 게임자의 수가 4일 때



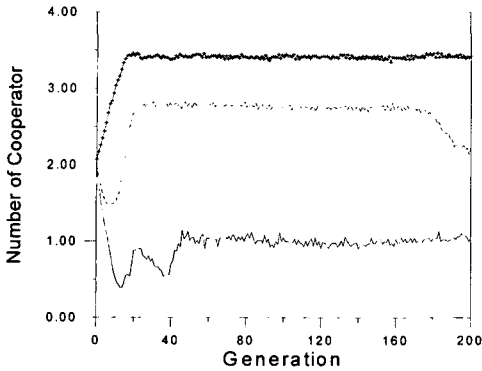
(b) 게임자의 수가 16일 때

그림 5  $C_x = 3x - k, D_x = 2x + 1$ . 실선은  $k$ 가 2, 점선은  $k$ 가 4인 경우

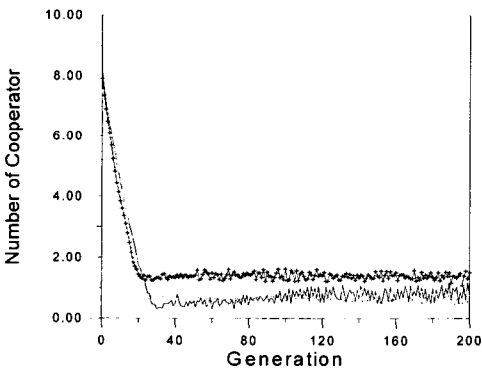
다)  $C_x = 2x - k, D_x = 3x + 1$ 인 경우

협동자의 수가 많을수록 배반에 대한 보상이 더욱 커지는 경우로서 대부분이 배반으로 진화한다. 그러나 그림 6(가)에서 게임자의 수가 4이고  $k$ 가 작을 경우에는 협동으로 진화함을 볼 수 있다. 이러한 결과는 기울기는

중요한 요인이지만 게임자의 수가 적고 모두 협동했을 때 얻는 이득이 모두 배반했을 때의 이득보다 크다면 협동연합의 크기가 크게 형성될 수 있음을 보여준다.



(a) 게임자의 수 4

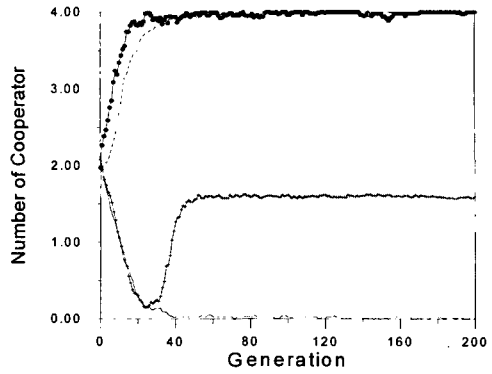


(b) 게임자의 수 16

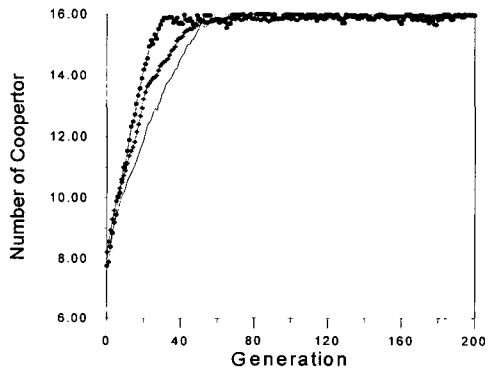
그림 6  $C_x=2x-k$ ,  $D_x=3x+1$ . 실선은 k가 1, 점선은 k가 2, 플러스-실선은 k가 3인 경우

라)  $C_x=\frac{1}{2}x^2-k$ ,  $D_x=\sqrt{2x}$ 인 경우

이 경우 협동자의 수가 2보다 커질 경우 협동의 이득이 배반의 이득을 초과하게되므로 협동으로 진화할 확률을 또한 높아진다. 따라서 게임자의 수가 많을 경우 협동연합의 정도는 높게 나타나게 될 것이다. 게임자의 수가 많을수록 협동연합의 생성은 쉽게 이루어진다. 그림 7은 이러한 결과를 보여준다. 이 경우 나)의 경우에 비해 게임자의 수가 작을 경우에는 k값에 민감한 반응을 보이는 반면 게임자의 수가 클 경우엔 안정적인 진화양상을 보여주고 있다.



(a) 게임자의 수 4



(b) 게임자의 수 16

그림 7  $C_x=\frac{1}{2}x^2-k$ ,  $D_x=\sqrt{2x}$ . 실선은 k가 1, 점선은 k가 2, 플러스-실선은 k가 4인 경우

마) 고찰

이득함수에 대한 시뮬레이션 결과를 분석해보면 협동연합의 정도는 x절편이나 기울기 또는 게임자의 수 등의 요인에 의해 결정되며 어느 한 요인에 의해서만 결정되는 것이 아님을 알 수 있었다. 기울기의 크기가 클수록, x절편의 크기가 작을수록 그리고 게임자의 수가 적을수록 크게 나타남을 알 수 있다. 그러나 기울기가 급하고 협동자의 수가 많을 경우 협동에 대한 이득이 배반의 이득을 초과하게 되면 게임자의 수가 증가해도 협동이 잘 나타남을 알 수 있었다.

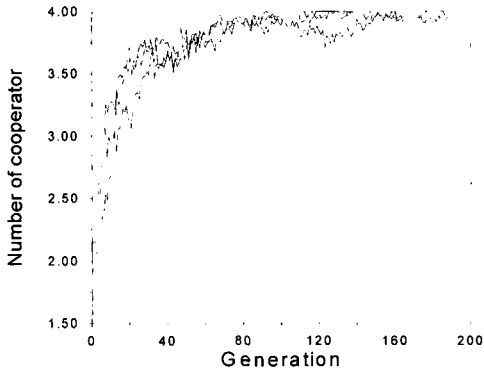
### 5.2 지역화

지역화의 실험은 학습과 상호작용의 지역화가 미치는 영향이 동일하지 않기 때문에 따로 구분하여 실행하였다. Hoffmann과 Warning [6]은 Moore 머신을 이용하여 실험하였는데 학습과 상호작용의 이웃 크기가 작을

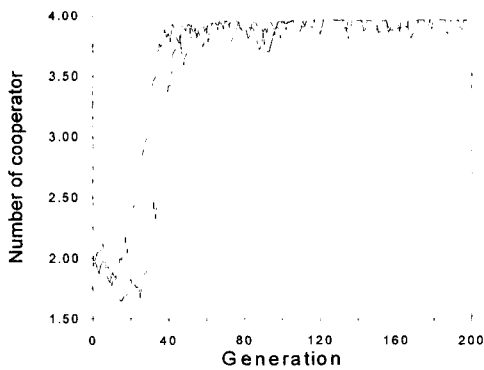
수록 협동이 잘 나타남을 보였다. 본 실험에서는 이득함수를 일반적인 NIPD게임의 경우인  $C_x=2x-1$ ,  $D_x=2x+1$ 로 하여 실험하였다.

가) 상호작용의 지역화

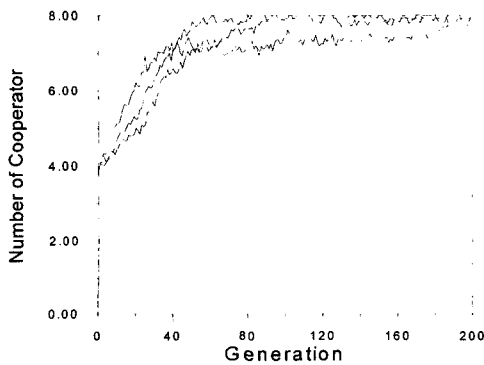
상호작용의 지역화에서는 그림 9와 같이 상호작용하는 이웃의 크기가 작을수록 협동연합의 크기가 커진다.



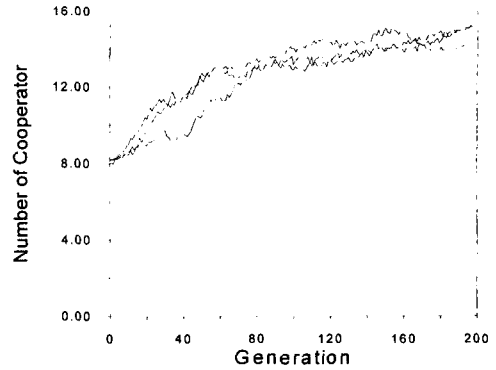
(a) 게임자의 수 4, 인접이웃의 크기 2



(b) 게임자의 수 4, 인접이웃의 크기 10



(c) 게임자의 수 8, 인접이웃의 크기 4



(d) 게임자의 수 16, 인접이웃의 크기 8

그림 9 상호작용의 지역화. 이 때 각 그래프의 실선들은 여러번 실험한 결과를 의미한다

그림을 보면 게임자의 수가 8, 16일 경우에도 게임자가 4명일 때에 비해 안정화 시기는 늦지만 각각 60세대, 200세대에서 협동연합의 정도가 높게 나타나고 있는 것을 볼 수 있다. 따라서 지역화의 정도가 높을수록 협동연합의 정도가 높게 나타남을 알 수 있으며, 또한 게임자의 수가 증가함에 따라 협동연합의 정도와 시기가 늦어짐을 알 수 있다.

그림 9에서 인접이웃의 크기가 작을 때는 협동연합의 크기가 계속적으로 증가하는 양상을 보이나 인접이웃의 크기가 늘어남에 따라 진화초기에 그 크기가 갑자기 줄어들고 그 이후 점차 증가하는 경향을 보이고 있다. 이러한 결과는 개체들의 적합도가 고정적인 함수에 의해 계산되는 것이 아니라 주위에 있는 다른 개체들에 의해 평가되기 때문이다. 게임초기에는 집단 내에 배반전략을 사용하는 많은 개체들이 포함될 수 있는데 인접이웃의 크다면 배반전략을 사용하는 이웃이 많아질 것이므로 초기에는 이러한 배반전략들로 인해 전체적인 적합도가 낮아지는 현상이 나타나게 된다 [11]. 개체들의 진화가 거듭되면서 집단 내에 적절한 수의 조건적인 협력종들이 나타나면 순수 배반 전략종들은 집단에서 점차 사라지게 된다. 따라서 그 후로 집단은 점차 협동으로 진화하게 된다.

나) 학습의 지역화

상호작용의 지역화와 함께 학습의 지역화도 협동에 영향을 미치는 중요한 요인인데, 학습의 지역화가 클수록 협동이 잘 나타난다고 밝혀졌다 [6]. 그러나 본 실험에서는 그림 10에서 볼 수 있듯이 학습의 지역화는 집단이 어떤 상태로 진화하는 것을 방해하는 것처럼 보인다

다. 학습의 지역화는 집단의 현재상태를 계속 유지하며 진동하고 있음을 알 수 있다.

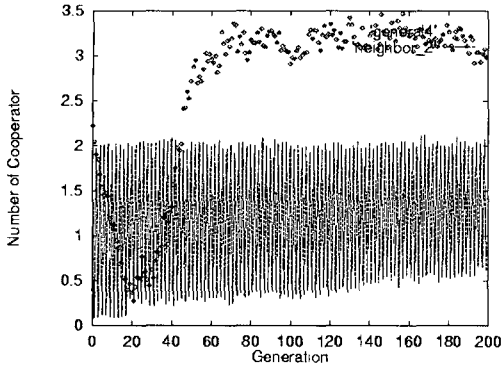


그림 10 4명일 때 학습의 지역화. 원은 일반적인 IPD, 실선은 인접이웃의 크기가 5인 경우

#### 다) 고찰

실험 결과 상호작용 지역화의 정도가 높을수록 협동연합의 크기가 높게 나타나고, 학습의 지역화가 집단의 특정상태로 진화하는데 방해하는 요인으로 작용하고 있음을 보였다. 상호작용의 지역화 실험에서 협동연합의 정도가 높게 나타나는 이유는 순수 협력전략종이라도 상호작용이웃이 협력전략종이면 집단 내에 존재하는 배반 전략종들과 관계없이 항상 협동함으로써 높은 이득을 받게 되고 이러한 협력 전략들은 집단내의 다른 개체들에게 전파되기 때문으로 볼 수 있다.

## 6. 결론

본 논문에서는 NIPD게임에서 이득함수와 지역화가 협동연합의 정도에 미치는 영향에 대해 알아보았다. 경제와 사회 현상에서 중요한 특징은 자신에게 돌아오는 이득에 따라 개체들의 다음행동이 달라지게 된다는 점이다. 이처럼 합리적인 이기적 개체들 사이에서 이득은 중요한 요인으로 작용하고 있다. 일반적인 IPD게임에서는 고정적인 이득규칙을 사용하고 있지만 실제 현상에서는 이득함수에 대한 여러 가지 기준이 존재하기 때문에 이 논문에서는 일반적인 IPD이득규칙에 맞지 않는 여러 가지 이득함수도 고려하였다.

여러 차례의 시뮬레이션 결과를 통해 이득함수가 중요한 요인이며, 특히 협동에 대한 이득함수의 기울기와 이득함수에 의해 결정되는 최소연합의 크기가 중요한 요인임을 알 수 있었다. 최소연합의 크기는 연합이 생성

될 수 있는 최소 크기를 의미하는데 이것은  $x$ 절편에 의해서만 결정되는 것이 아니라 게임자의 수, 이득함수의 기울기 정도, 그리고  $x$ 절편의 크기 등의 복합적인 요인에 의해서 결정된다고 보아야 할 것이다. 협동연합의 정도는 기울기가 급하고 게임자의 수가 적으며  $x$ 절편의 크기가 작을 때 높게 나타난다. 또한 지역화 실험의 결과에서는 상호작용하는 이웃의 크기가 작을수록 협동연합이 잘 생성되는 것을 알 수 있었다. 그러나 학습의 지역화에 대한 실험에서는 학습의 지역화가 집단의 진화를 방해하는 요인으로 작용하고 있는 것으로 나타났다.

## 참고 문헌

- [1] Axelrod, R., *The Evolution of Cooperation*, Basic Books, New York, 1984.
- [2] Axelrod, R. and Hamilton, W.D., "The evolution of cooperation," *Science*, Vol. 211, pp. 1390-1396, 1981.
- [3] Axelrod, R. and Dion, D., "The further evolution of cooperation," *Science*, Vol. 242, pp. 1385-1389, 1998.
- [4] Banks, S., "Exploring the foundation of artificial societies: Experiments in evolving solutions to iterated N-player prisoner's dilemma," *ALife IV*, pp. 337-342, 1994.
- [5] Goldberg, D.E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [6] Hoffmann, R. and Warning, N., "The localization of interaction and learning in the repeated prisoner's dilemma," *Santa Fe Institute Working Paper* no. 96-08-064, 1996.
- [7] Huberman, B.A. and Glance N.S., "Evolutionary games and computer simulations," *Proc. of National Academy of Science (USA)*, Vol. 90, pp. 7715-7718, 1993.
- [8] Nowak, M. A. and May, R. M., "Evolutionary games and spatial chaos," *Nature*, Vol. 359, pp. 826-829, 1992.
- [9] Schelling, T. C., *Micromotives and Macrobehaviour*, New York, 1978.
- [10] Yao, X. and Darwen, P., "The experimental study of N-player iterated prisoner's dilemma," *Informatica*, Vol. 18, pp. 435-450, 1994.
- [11] 서연규, 조성배, "NIPD게임에서 게임자 수와 협동의 관계에 대한 진화적 연구", 퍼지 및 지능 시스템학회 논문지, Vol. 9, pp. 306-312, 1999.





서 연 규

1997년 2월 순천대학교 전자계산학과 졸업(학사). 1999년 8월 연세대학교 컴퓨터과학과 졸업(석사). 1999년 8월 ~ 연세대학교 박사과정 재학중. 관심분야는 인공지능, 진화연산, 인공생명



조 성 배

1988년 연세대학교 전산학과(학사).  
1990년 한국과학기술원 전산학과(석사).  
1993년 한국과학기술원 전산학과(박사).  
1993년 ~ 1995년 일본 ATR 인간정보통신연구소 객원 연구원. 1998년 호주 Univ. of New South Wales 초청연구원. 1995년 ~ 현재 연세대학교 컴퓨터과학과 부교수. 관심분야는 신경망, 패턴인식, 지능정보처리.