

# 입자군집최적화와 차분진화알고리즘 간의 공진화를 활용한 교섭게임 관찰

## Observation of Bargaining Game using Co-evolution between Particle Swarm Optimization and Differential Evolution

이상욱

목원대학교 정보통신융합공학부

Sangwook Lee(slee@mokwon.ac.kr)

### 요약

근래에 게임이론 분야에서 진화계산법을 사용한 교섭게임 분석은 중요한 이슈 중에 하나이다. 본 논문에서는 이질적인 두 인공 에이전트 간의 공진화를 활용하여 교섭게임을 관찰한다. 두 인공 에이전트를 모델링하기 위해 사용된 전략은 진화전략의 종류인 입자군집최적화와 차분진화알고리즘이다. 교섭게임에서 각 전략이 최선의 결과를 얻기 위한 알고리즘 모수들을 조사하고 두 전략의 공진화를 관찰하여 어느 알고리즘이 교섭게임에 더 우수한지 관찰한다. 컴퓨터 시뮬레이션 실험 결과 입자군집최적화 전략이 차분진화알고리즘 전략보다 교섭게임에서 더 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

■ 중심어 : | 교섭게임 | 입자군집최적화 | 차분진화알고리즘 | 공진화 |

### Abstract

Recently, analysis of bargaining game using evolutionary computation is essential issues in field of game theory. In this paper, we observe a bargaining game using co-evolution between two heterogenous artificial agents. In order to model two artificial agents, we use a particle swarm optimization and a differential evolution. We investigate algorithm parameters for the best performance and observe that which strategy is better in the bargaining game under the co-evolution between two heterogenous artificial agents. Experimental simulation results show that particle swarm optimization outperforms differential evolution in the bargaining game.

■ keyword : | Bargaining Game | Particle Swarm Optimization | Differential Evolution | Co-evolution |

## 1. 서론

게임이론이란 상충적인 조건에서 경쟁자간의 경쟁상태를 모형화하여 게임의 참여자 행동을 분석하여 최적의 전략을 수립하는 것을 연구하는 학문이다. 폰 노이만[1]에 의해 처음 게임이론이 소개되었을 때는 주로

군사학에 많이 적용되었으나, 근래에는 경제학, 경영학, 정치학, 심리학 분야 등에도 널리 적용되고 있다. 게임이론에 있어서 참여자가 취하는 행동을 전략이라고 하며, 어떤 전략을 선택했을 때, 게임의 결과로 참여자가 얻는 것을 이익이라고 한다. 참여자가 어떤 전략을 선택하느냐에 따라 게임의 결과가 정해지므로 참여자는

접수일자 : 2014년 10월 08일

수정일자 : 2014년 10월 27일

심사완료일 : 2014년 10월 27일

교신저자 : 이상욱, e-mail : slee@mokwon.ac.kr

상대방이 어떤 전략을 선택하더라도 자신의 이익을 극대화시킬 수 있는 전략을 선택하게 된다.

이러한 게임이론을 기반으로 1971년 Ståhl[2]는 교섭 게임이론을 소개하였으며, 전자상거래[3], 노사협상[4], 분쟁해결[5] 등 다양한 사회과학 분야의 양자간 협상 연구의 모델로 적용되어왔다. 초기에는 사람이 직접 실험에 참여한 결과를 바탕으로 분석이 이루어졌지만 근래에는 컴퓨터의 발전으로 인해 가상의 인공 에이전트(Artificial agent)를 만들어 컴퓨터 시뮬레이션 실험을 통해 교섭게임을 분석하려는 시도가 이루어지고 있다. 가상의 인공 에이전트를 생성하기 위하여 유전알고리즘[6], 진화전략[7], 유한 오토마타[8], 강화학습이론[9][10] 등이 사용되어 왔다.

인공 에이전트 기반 교섭게임 연구 초기에는 기존의 게임이론 분야의 연구자가 실시했던 실험을 인공 에이전트를 활용하여 재현하려는 목적으로 실험하였기에 동일한 전략을 가진 인공 에이전트간의 상호작용을 분석한 연구가 대부분이었다. 그러나 최근에는 실제 사회에서의 다양한 성향과 전략을 가진 참여자들 사이의 상호작용을 분석하기 위해 이질적인 두 인공 에이전트 집단 간의 교섭게임에 관한 연구가 진행되어왔다. Chang[11][12]은 유전알고리즘과 강화학습이론 기반의 두 이질적인 인공 에이전트 집단 간의 교섭게임을 연구하였으며, 공진화를 통한 경쟁에서 유전알고리즘이 강화학습이론 보다 더 우수함을 보였다. Seong[13][14]은 유전알고리즘과 입자군집최적화 기반의 두 이질적인 인공 에이전트 집단 간의 교섭게임을 연구하였으며, 공진화를 통한 경쟁에서 입자군집최적화가 유전알고리즘에 비해 더 우수함을 보였다. 본 논문에서는 입자군집최적화와 함께 연속문제의 해결에 사용되는 진화계산 기법 중에 하나인 차분진화알고리즘을 인공 에이전트 전략으로 소개하고 입자군집최적화와 공진화를 통한 교섭게임을 관찰하였다.

본 논문의 구성은 아래와 같다. 2장에서는 교섭게임과 입자군집최적화 및 차분진화알고리즘에 대해 간략히 소개하고, 3장에서는 입자군집최적화와 차분진화알고리즘을 적용한 인공 에이전트 모델링과 두 인공 에이전트 간의 공진화를 통한 교섭게임의 모델을 설명하고,

4장에서는 이를 활용한 컴퓨터 시뮬레이션 실험 결과를 제시한다. 마지막으로 5장에서 몇 가지 중요한 점에 대해 고찰하고 결론으로 마친다.

## II. 배경

### 2.1 교섭게임

두 명의 경쟁자가 참여하는 교섭게임은 주어진 게임의 단계 동안 재화를 나누는 게임이다. 두 명의 경쟁자는 제안자와 응답자로 역할이 분할되며 제안자가 응답자에게 전체 재화 중 일정량을 재화를 제시하는 것으로 게임이 시작된다. 만일 제안자가 제시한 재화의 양에 응답자가 만족하면 거래가 성사되며, 응답자는 제안자가 제시한 양 만큼의 재화를 획득하고 제안자는 총 재화의 양에서 응답자에게 제시한 양을 제외한 양 만큼의 재화를 획득한다. 반대로 응답자가 만족하지 않으면 거래가 성사되지 않으며, 두 경쟁자가 역할을 서로 바꾸고 다음 단계에서 동일한 교섭게임을 진행한다. 거래가 계속해서 성사 되지 않아 마지막 단계에서도 거래가 성사되지 않으면 두 경쟁자는 아무런 소득을 얻지 못한 상태에서 게임이 종료된다. [그림 1]은 두 명의 경쟁자가 총 10의 재화를 나누는 교섭게임의 예를 보여주고 있다.

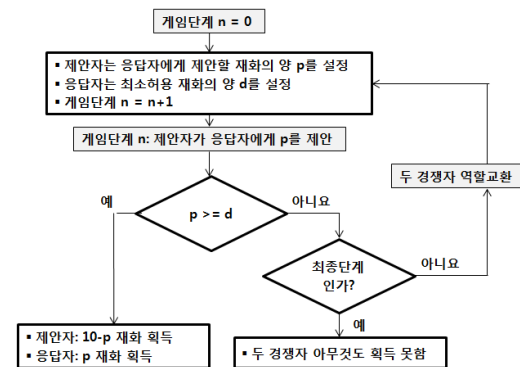


그림 1. 교섭게임

교섭게임에서 제안자는 응답자에게 제시할 재화를 결정함으로써 자신의 재화를 얼마를 취할 것인가를 정

할 수 있으므로 응답자에 비해 상대적으로 유리한 위치에서 게임을 진행할 수 있다. 특히 마지막 단계에서는 제안자가 0보다는 크지만 아주 적은 양의 재화만 제안하더라도 응답자 입장에서는 거래를 거절하여 아무것도 얻지 못하는 것보다는 작은 양의 재화라도 획득하는 것이 최선의 선택이므로 제안을 수락할 수밖에 없는데, 이것을 내쉬균형 (Nash equilibriums)의 부분게임완전균형 (Sub-game perfect equilibrium)이라 한다. 그러나 현실 사회의 사람을 대상으로 한 실험한 교섭게임의 결과는 비록 아무것도 획득하지 못할지라도 응답자가 적은 양의 재화를 제안 받는 경우, 제안을 거부하는 현상이 관찰되었다. 이로 인해 교섭게임에서 마지막 단계 일지라도 60~80%의 경우, 제안자는 총 재화의 4~5할 정도를 응답자에게 제안하였으며, 단지 3%의 경우만이 2할 이하의 재화를 상대방에게 제안하는 경향이 관찰되었다[7]. 응답자의 경우에는 50%이상이 전체 몫의 1/3이하의 제안은 거부를 하는 것으로 드러났다[7][12-14]. 이러한 이론적인 예측과 실험결과의 차이는 공정성(Fairness)과 모든 경기자들의 완전합리성(Common knowledge of rationality) 등에 기인하는 것으로 밝혀졌다[15-17].

## 2.2 입자군집최적화

입자군집최적화(Particle Swarm Optimization, PSO)는 해 영역이 연속적인 문제를 해결하기 위한 최적화 기법으로 1995년 Kennedy와 Eberhart에 의해 처음 소개되었다[16]. 입자군집최적화는 진화계산의 한 종류로 어린 물고기나 작은 새집단의 움직임으로부터 영감을 얻어 만들어졌으며, 간단하고 쉬운 실행 특성으로 인해 다양한 최적화 문제에 널리 사용되어 왔다.

초기 해집단의 각 입자는 탐색공간 안에서 랜덤 값으로 생성되며 최적의 해를 찾기 위한 이동은 입자의 속도와 위치 값을 이전 세대의 최적해( $p_{best, i, j}$ )와 이웃의 최적해( $G_{best, i, j}$ )에 따라 식(1), (2)를 통해 갱신하여 이루어진다[16].

$$v_{i,j}(t+1) = wv_{i,j}(t) + c_1R_1(p_{best, i, j} - x_{i,j}(t)) + c_2R_2(g_{best, i, j} - x_{i,j}(t)) \quad (1)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \quad (2)$$

수식에서  $i$ 는 해집단에 위치한 입자의 순서이고( $i=1, \dots, n$ ),  $j$ 는 입자들의 위치이다( $j=1, \dots, m$ ).  $t$ 는 반복회수,  $v_{i,j}(t)$ 는  $i$ 번째 입자의 속도이고  $x_{i,j}(t)$ 는 위치이다.  $R_1$ 과  $R_2$ 는 0과 1사이의 난수이고,  $c_1$ 과  $c_2$ 는 가속계수이다. 마지막으로  $w$ 는 관성 가중치이다.

속도 갱신 식(1)에서 가속계수  $c_1$ 과  $c_2$ 는 현재 속도 값( $v_{i,j}(t+1)$ ) 갱신에 중요한 역할을 한다.  $c_1$ 은 입자들의 최고값( $p_{best, i, j}(t)$ ),  $c_2$ 는 이웃한 입자들 중 최고값( $g_{best, i, j}(t)$ )에 영향을 준다. 관성 변수  $w$ 는 현재 속도에 이전속도가 미치는 영향을 조절한다.  $w$ 는 입자의 궤적을 부드럽게 하여 최적의 해에 수렴하도록 하는 방법이다. 문헌 [16]에 의하면 가속 계수와 관성 변수는 중간 변수  $\phi$ 로 아래 수식과 같이 하나의 변수로 정의될 수 있다.

$$\begin{cases} w = \frac{1}{\phi - 1 + \sqrt{\phi^2 - 2\phi}} \\ c_1 = c_2 = \phi w \end{cases} \quad (3)$$

식(3)에서  $\phi$ 는 2보다 큰 값이어야  $w$ 는 실수 값을 가진다. 게다가 문헌 [18]의 실험결과는  $c_1$ 과  $c_2$ 는 1보다 반듯이 커야한다고 보여준다. 이 두 가지 조건을 반영하여  $\phi$ 의 범위를 구해보면 [2.01, 2.4]사이의 값이 된다.

입자군집최적화 기법은 관성 상수에 따라 속도가 발산할 위험이 있기 때문에 최대 속도를 설정하여 속도 갱신이 설정된 최대 속도를 넘지 못하도록 제한한다. 이런 제약을 위한 최대속도를  $V_{max}$ 라 하며, 입자의 가속 값이 통제 불능이거나 탐색공간의 크기를 벗어나지 않도록 한다. 가속 값은  $[-V_{max}, V_{max}]$ 사이의 값을 갖으며, 위 범위를 벗어난 경우  $-V_{max}$  또는  $V_{max}$  값으로 제한된다.

입자군집최적화는  $g_{best, i, j}(t)$ 를 어떻게 설정하느냐에 따라 전역 입자군집최적화 (Global Particle Swarm Optimization, GPSO)와 지역 입자군집최적화(Local Particle Swarm Optimization, LPSO)로 나뉜다. GPSO

는  $g_{best,i,j}(t)$ 를 전체 집단 중에 가장 우수한 해를 선택하는 것이며, LPSO는 관계망(Topology)에 의해 형성된 이웃해 중 가장 우수한 해를 선택하는 것이다. 관계망 중 가장 많이 사용하는 것은 난수 관계망(Random Topology), 원형 관계망(Circle Topology), 폰노이만 관계망(Von Neumann Topology)이다[17]. 본 논문에서는 난수, 원형, 폰노이만 관계망에 따른 LPSO를 각각 LPSOR, LPSOC, LPSOV라 명명하였다.

### 2.3 차분진화알고리즘

차분진화알고리즘(Differential Evolution, DE)은 비선형이고 미분 불가능한 연속 공간 함수를 최적화하기 위해 만들어진 메타휴리스틱 기법이다[19]. 1995년 Storn과 Price에 의해 처음 소개된 DE는 집단에 속한 개체 벡터의 거리와 방향 정보를 사용한다. DE는 구조와 연산이 매우 간단하지만 수렴성이 뛰어나며, 파라미터가 적어서 사용하기가 편리한 장점이 있다. DE 탐색은 초기 해집단을 랜덤하게 생성하여 평가한 후 시행벡터( $\underline{x}$ )를 생성하고 교차연산을 수행하여 자식벡터를 생성하며, 평가했을 때 만일 자식벡터가 부모보다 우수하면 대체하여 세대가 진행된다. 여기서 벡터는 해를 의미하며 시행벡터를 계산하는 방법은 식(4)와 같다.

$$\underline{v} = \underline{x}_{r_1,G} + F(\underline{x}_{r_2,G} - \underline{x}_{r_3,G}) \quad (4)$$

여기서  $\underline{x}_{r_1,G}$ ,  $\underline{x}_{r_2,G}$  및  $\underline{x}_{r_3,G}$ 는 해집단에서 서로 중복되지 않게 랜덤하게 뽑은 벡터이며,  $F$ 는 0과 1사이의 난수로 생성된 계수이다.

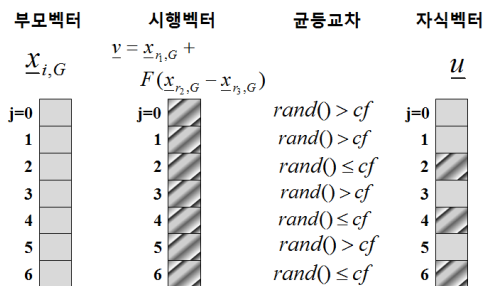


그림 2. 해 표현

여기서  $\underline{x}_{i,G}$ 는 부모벡터,  $rand()$ 는 0과 1사이의 난수,  $cf$ 는 0과 1사이의 난수로 생성된 차단점 (cut frequency)이다. [그림 2]는 DE의 자식벡터 생성 과정을 보여주고 있다. 시행벡터를 생성한 후 부모벡터와 시행벡터 간의 균등교차를 통해 자식벡터를 생성한다. 균등교차는 0과 1사이에서 발생시킨 난수가  $cf$  보다 크면 부모벡터의 값을, 작으면 시행벡터의 값을 선택한다. 생성한 자식벡터를 평가한 후 부모벡터와 적합도 값을 비교하여 자식이 우수한 경우만 부모를 대체한다.

### III. 인공 에이전트

본 논문에서는 교섭게임 실험에 총 재화의 양을 10으로, 최대 단계는 4단계로 설정하였다. 교섭게임에서는 거래 첫 단계를 제안자로 시작하는지 응답자로 시작하는지가 매우 중요하므로 [그림 3]과 같이 2개의 열로 해를 표현하였다. 제안자로 시작할 경우 위쪽의 전략을, 응답자로 시작할 경우 아래쪽의 전략을 사용한다. [그림 2]의 위쪽 4개 표현의 경우 제안자로 시작하며 게임 첫 단계에서는 응답자에게 2.4의 재화를 제시하며, 응답자가 거절할 경우 두 번째 게임 단계에서 응답자의 역할을 하며 상대방으로부터 3.8이상의 재화를 제시받으면 거래를 수락한다. 두 번째 단계에서도 거래가 이루어지지 않아 세 번째 단계로 넘어가면 제안자의 역할로써 7.3의 재화를 상대방에게 제시하며, 세 번째 단계에서도 거래가 이루어지지 않으면 마지막 네 번째 단계로 넘어가 5.1 이상의 제안을 받을 때만 거래를 수락하는 응답자의 역할을 수행한다. [그림 3]의 아래쪽 4개 표현의 경우 응답자로 시작하며 방식은 제안자로 시작할 때와 같다.

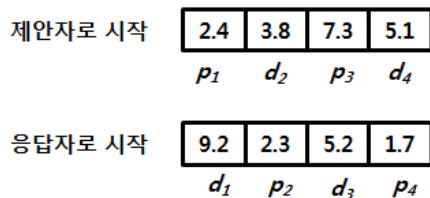


그림 3. 해 표현

### 3.1 입자군집최적화 인공 에이전트 모델

입자군집최적화 인공 에이전트(PSO-agent)는 [그림 4]와 같이 모델링하였다. 문헌 [14]에 의하면 여러 가지의 PSO버전 중에 토폴로지로 원형 관계망을 사용한 지역 입자군집최적화 (LPSOC)가 성능이 가장 우수함을 보였다. 이에 따라 본 논문에서도 LPSOC를 사용하여 PSO-agent를 모델링 하였다.

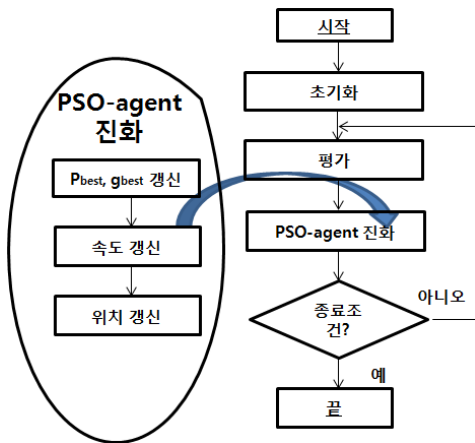


그림 4. PSO-agent 모델

### 3.2 차분진화알고리즘 인공 에이전트 모델

차분진화알고리즘 인공 에이전트(DE-agent)는 [그림 5]와 같이 모델링하였다.

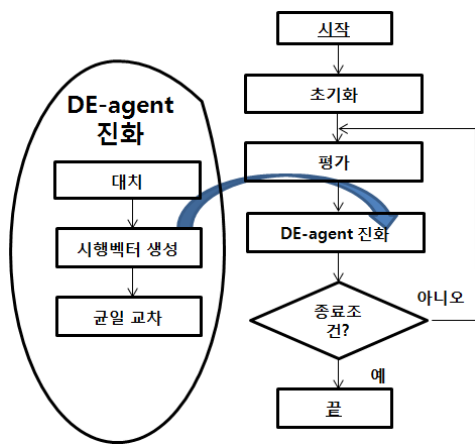


그림 5. DE-agent 모델

### 3.3 공진화 모델

PSO-agent와 DE-agent의 공진화를 이용한 교섭게임모델은 [그림 6]과 같다. 두 인공 에이전트에 대한 변수 설정과 교섭게임의 최대 단계 및 최대 진화 세대 수를 설정한 다음, 두 인공 에이전트 해집단을 초기화 한다. 하나의 인공 에이전트에 대한 평가가 이루어진 후 평가결과를 바탕으로 진화하며, 그 후에 다른 하나의 인공 에이전트가 같은 과정을 수행한다. 해를 평가할 때는 경쟁 인공 에이전트 집단에서 교섭게임에 임할 상대 해를 선발한 후 [그림 1]과 같은 교섭게임을 제안자로 시작할 때와 응답자로 시작할 때로 실행하여 획득한 재화 값을 평균하여 적합도로 사용한다. 만약 교섭게임에 임할 상대의 수를 10개로 정한다면 각각의 상대에 대해 2번 교섭게임(제안자로 시작, 응답자로 시작)을 하여 총 20개의 획득한 재화 값을 합산한 후 10으로 나눈 값을 그 해의 적합도로 사용한다.

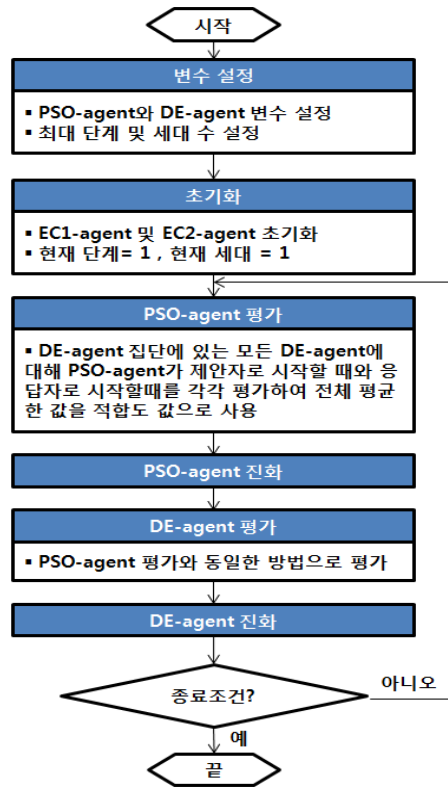


그림 6. 공진화 모델

## IV. 실험

### 4.1 실험 환경

실험환경은 AMD FX-815 3.61Ghz 성능의 옥타코어 CPU와 16GB메모리, Visual studio 2010을 사용하였다. 최적의 환경에서 PSO-agent와 DE-agent의 공진화를 통한 교섭게임을 관찰하기 위해 다음과 같은 실험을 진행하였다.

- 최적의 PSO-agent를 변수 설정 실험
- 최적의 DE-agent를 변수 설정 실험
- PSO-agent vs DE-agent 실험

실험에 사용한 해집단의 수는 20, 최대 세대 수는 10,000, 평가시 교섭게임에 임할 상대 해의 수는 전체 해집단 수와 동일한 20, 교섭게임의 최대 단계는 4단계로 설정하였다. 여기서 세대(Generation) 수란 진화계산 알고리즘이 평가 후 연산을 거쳐 자식해를 생성하거나 해를 업데이트 하는 과정의 반복 수를 뜻한다.

### 4.2 실험 결과

#### 4.2.1 최적의 PSO-agent를 변수 설정

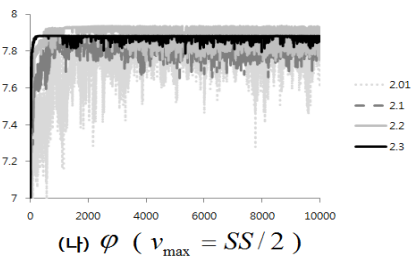
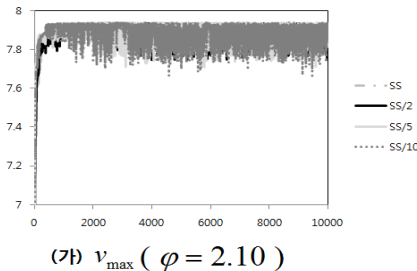


그림 7. PSO-agent 최적 변수

경쟁자 집단의 해는 고정시킨 상태에서 최적의 PSO-agent를 위한 최대 속도값( $V_{\max}$ )과 중간 변수( $\phi$ )를 실험을 통해 알아보았다. [그림 7]에서 보는 바와 같이 전체 세대별 평균 결과,  $V_{\max} = SS/2$ ,  $\phi = 2.3$ 일 때 가장 우수한 성능을 보였다. 여기서 SS는 전체 탐색 범위(Search Space)를 뜻하며, 최대 속도를 전체 탐색 범위의 절반으로 설정하였을 때 성능이 가장 좋은 것으로 해석하면 된다.

#### 4.2.2 최적의 DE-agent를 변수 설정

경쟁자 집단의 해는 고정시킨 상태에서 최적의 DE-agent를 위한 변수  $F$ 와  $cf$ 를 실험을 통해 알아보았다. [그림 8]에서 보는 바와 같이 변수에 대해 결과의 차이는 거의 없는 것으로 나타났다. 세대별 평균 결과  $F = 0.5$ ,  $cf = 0.5$ 일 때 가장 우수한 성능을 보였다.

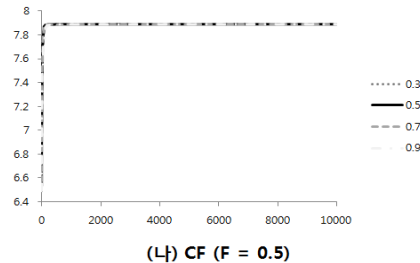
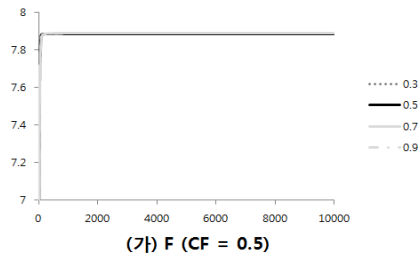


그림 8. DE-agent 최적 변수

#### 4.2.3 PSO-agent vs DE-agent

PSO-agent는 4.2.1에서 구한 최적의 환경으로, DE-agent는 4.2.2에서 구한 최적의 환경으로 설정하고 PSO-agent와 DE-agent간에 공진화를 적용한 교섭게임을 관찰해 보았다. [그림 9]에서 보는 바와 같이 PSO-agent가 DE-agent보다 교섭게임에서 더 우수함을 확인할 수 있었다.

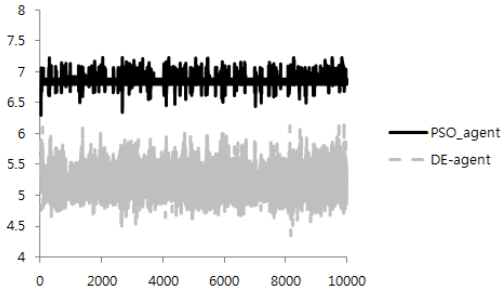


그림 9. PSO-agent vs DE-agent

### 4.3 관찰

교섭게임에서 PSO-agent가 DE-agent보다 우수함을 살피기 위해 공진화가 완료 후 두 해를 살펴보니 [그림 10]과 같았다.

제안	응답	제안	응답	응답	제안	응답	제안
1.51	8.66	0.55	7.81	9.12	1.54	9.51	0.01
1	2	3	4	1	2	3	4

제안자로 시작                      응답자로 시작

#### (가) PSO-agent 전략

제안	응답	제안	응답	응답	제안	응답	제안
7.91	2.85	8.21	0.50	2.71	6.98	3.23	8.42
1	2	3	4	1	2	3	4

제안자로 시작                      응답자로 시작

#### (나) DE-agent 전략

그림 10. 공진화 완료 후 PSO-agent 및 DE-agent 전략

PSO-agent는 제안자의 입장일 때는 적은 양의 재화를 상대방에게 제시하며 응답자의 입장일 때는 많은 양의 재화를 상대방으로 바라는 것으로 나타났다. DE-agent는 PSO-agent와는 반대의 성향을 보였다. 이는 PSO-agent가 거래가 성사되지 않아 재화를 전혀 받지 못하더라도 최대한 많이 얻는 전략을 사용하는 방향으로 진화한 반면에 DE-agent는 소량의 재화를 받더라도 거래가 성사되는 전략을 사용하는 방향으로 진화했기 때문으로 분석된다.

## V. 결론

실세계의 교섭게임을 이해하기 위해서 인공 에이전트를 활용한 교섭게임의 관찰한 게임이론 분야의 중요한 이슈이다. 본 논문에서는 입자군집최적화와 차분진화알고리즘을 기반으로 한 인공에이전트들 간의 공진화를 통한 교섭게임을 관찰하였다. 실험의 공정성을 위해 각각의 인공 에이전트가 최적의 성능을 내는 알고리즘 변수 설정을 위한 실험을 먼저 진행하였다. 최적의 알고리즘 환경 하에서 두 인공 에이전트간의 공진화 실험결과 PSO 기반 에이전트는 거래 미성립의 위험을 감수하고 거래 성립시 많은 양의 재화를 얻는 전략으로 진화하고, DE 기반 에이전트는 소량의 재화를 획득하더라도 거래가 성사되는 전략으로 진화하였음을 알수 있었다. 이로 인해 PSO 기반 인공에이전트가 DE 기반 인공에이전트에 비해 항상 재화를 많이 얻는 것을 살펴볼 수 있었다. 향후 연구로 다양한 진화계산 기법들을 기반으로 한 인공 에이전트를 활용한 교섭게임을 관찰할 계획이다.

### 참고 문헌

- [1] John von Neumann and Oskar Morgenstern, *Theory of games and economic behavior*, Princeton University Press, 1944.
- [2] I. Ståhl, *Bargaining Theory*, Stockholm, Stockholm School of Economics, 1971.
- [3] T. Omoto, K. Kobayashi, and M. Onishi, "Bargaining model of construction dispute resolution," *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Vol.7, pp.7-12, 2002.
- [4] S. Berninghaus, W. Güth, R. Lechler, and H. J. Ramser, "Decentralized versus collective bargaining - An experimental study," *International journal of game theory*, Vol.7, No.3, pp.437-448, 2002.

- [5] M. Nakayama, "E-commerce and firm bargaining power shift in grocery marketing channels: A case of wholesalers' structured document exchanges," *Journal of information technology(JIT)*, Vol.15, No.3, pp.195-210, 2000.
- [6] S. Matwin, T. Szapiro, and K. Haigh, "Genetic algorithms approach to a negotiation support system," *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, Vol.21, No.1, pp.102-114, 1991.
- [7] K. M. Page, M. A. Nowak, and K. Sigmund, "The spatial ultimatum game," *Proceedings, Biological sciences*, Vol.267, No.1458, pp.2177-2182, 2000.
- [8] D. D. B. Van Bragt and J. A. La Poutrè, "Co-evolving automata negotiate with a variety of opponents," *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation*, Vol.2, pp.1426-1431, 2002.
- [9] Fang Zhong, Steven O. Kimbrough, and D. J. Wu, "Cooperative agent systems: artificial agents play the ultimatum game," *Proceedings of the 35th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, pp.2169-2177, 2002.
- [10] D. J. Cooper, Nick Feltovich, E. Alvin. Roth, and Rami Zwick, "Relative versus Absolute Speed of Adjustment in Strategic Environments; Responder Behavior in Ultimatum Games," *Experimental economics*, a journal of the Economic Science Association, Vol.6, No.2, pp.181-207, 2003.
- [11] S. C. Chang, J. I. Yun, J. S. Lee, S. U. Lee, N. P. Mahalik, and B. H. Ahn, "Analysis on the Parameters of the Evolving Artificial Agents in Sequential Bargaining Game," *The special issue on Software Agent and its Applications, IEICE*, Vol.E88-D, No.9, 2005.
- [12] 장석철, 석상문, 윤정일, 윤정원, 안병하, "인공에 이진트를 이용한 교섭게임에 관한 연구", *대한산업공학회지*, 제32권, 제3호, pp.172-179, 2006.
- [13] M. H. Seong and S. Y. Lee, "A Bargaining game design using co-evolution analysis between artificial agents," *Advanced Science and Technology Letters*, Vol.46, pp.10-14, 2014.
- [14] M. H. Seong and S. Y. Lee, "A Bargaining game using artificial agents based on genetic algorithms and particle swarm optimization," *International Journal of Software Engineering and Its Applications*, Vol.8, No.5, pp.205-218, 2014.
- [15] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "Particle swarm optimization," *Proceedings of IEEE international conference on neural networks*, pp.1942-1948, 1995.
- [16] M. Clerc and J. Kenney, "The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space," *IEEE Trans Evol Comput*, Vol.6, pp.58-73, 2002.
- [17] M. Clerc, *Particle swarm optimization*, ISTE, 2006.
- [18] J. Kennedy and R. Mendes, "Population structure and particle swarm performance," *Proc 2002 Congress Evol Comput.*, Vol.2, pp.1671-1676, 2002.
- [19] R. Storn and K. Price, "Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces," *Journal of Global Optimization*, Vol.11, No.4, pp.341-359, 1997.



저 자 소 개

이 상 욱(Sangwook Lee)

정회원



- 2000년 2월 : 한국과학기술원  
기계공학과(공학사)
  - 2002년 2월 : 광주과학기술원  
기전공학과(공학석사)
  - 2007년 8월 : 광주과학기술원  
정보기전공학부(공학박사)
  - 2007년 9월 ~ 2008년 9월 : 조지아공과대학교 전산  
학과 박사후연구원
  - 2008년 11월 ~ 2009년 2월 : 삼성전자 통신연구소 책  
임연구원
  - 2009년 3월 ~ 현재 : 목원대학교 정보통신공학과 조  
교수
- <관심분야> : 휴리스틱 알고리즘, 최적화, 병렬처리,  
빅데이터