http://dx.doi.org/10.14400/JDC.2016.14.8.293

진화계산 기반 인공에이전트를 이용한 교섭게임

성명호*, 이상용**
공주대학교 컴퓨터공학과*, 공주대학교 컴퓨터공학부**

Bargaining Game using Artificial agent based on Evolution Computation

Myoung-Ho Seong*, Sang-Yong Lee**
Dept. of Computer Science & Engineering, Kongju National University*
Div. of Computer Science & Engineering, Kongju National University**

요 약 근래에 진화 연산을 활용한 교섭 게임의 분석은 게임 이론 분야에서 중요한 문제로 다루어지고 있다. 본 논문은 교섭 게임에서 진화 연산을 사용하여 이기종 인공 에이전트 간의 상호 작용 및 공진화 과정을 조사하였다. 교섭게임에 참여하는 진화전략 에이전트들로서 유전자 알고리즘(GA), 입자군집최적화(PSO) 및 차분진화알고리즘(DE) 3종류를 사용하였다. GA-agent, PSO-agent 및 DE-agent의 3가지 인공 에이전트들 간의 공진화 실험을 통해 교섭게임에서 가장 성능이 우수한 진화 계산 에이전트가 무엇인지 관찰 실험하였다. 시뮬레이션 실험결과, PSO-agent가 가장 성능이 우수하고 그 다음이 GA-agent이며 DE-agent가 가장 성능이 좋지 않다는 것을 확인하였다. PSO-agent가 교섭게임에서 성능이 가장 우수한 이유를 이해하기 위해서 게임 완료 후 인공 에이전트 전략들을 관찰하였다. PSO-agent는 거래 실패로 인해 보수를 얻지 못하는 것을 감수하고서라도 가급적 많은 보수를 얻기 위한 방향으로 진화하였다는 것을 확인하였으며, 반면에 GA-agent와 DE-agent는 소량의 보수를 얻더라도 거래를 성공시키는 방향으로 진화하였다는 것을 확인하였다.

주제어 : 교섭게임, 공진화, 유전자알고리즘, 입자군집최적화, 차분진화알고리즘

Abstract Analysis of bargaining games utilizing evolutionary computation in recent years has dealt with important issues in the field of game theory. In this paper, we investigated interaction and coevolution process among heterogeneous artificial agents using evolutionary computation in the bargaining game. We present three kinds of evolving-strategic agents participating in the bargaining games; genetic algorithms (GA), particle swarm optimization (PSO) and differential evolution (DE). The co-evolutionary processes among three kinds of artificial agents which are GA-agent, PSO-agent, and DE-agent are tested to observe which EC-agent shows the best performance in the bargaining game. The simulation results show that a PSO-agent is better than a GA-agent and a DE-agent, and that a GA-agent is better than a DE-agent with respect to co-evolution in bargaining game. In order to understand why a PSO-agent is the best among three kinds of artificial agents in the bargaining game, we observed the strategies of artificial agents after completion of game. The results indicated that the PSO-agent evolves in direction of the strategy to gain as much as possible at the risk of gaining no property upon failure of the transaction, while the GA-agent and the DE-agent evolve in direction of the strategy to accomplish the transaction regardless of the quantity.

Key Words : Bargaining Game, Co-evolution, Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization, Differential Evolution

Received 2 July 2016, Revised 3 August 2016
Accepted 20 August 2016, Published 28 August 2016
Corresponding Author: Sang-Yong Lee
(Kongju National University)
Email: sylee@kongju.ac.kr

ISSN: 1738-1916

© The Society of Digital Policy & Management. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

Ståhl[1]과 Rubinstein[2]이 이론적 기반을 확립한 이후로 교섭게임(bargaining game)은 노사협상[3], 전자상거래[4], 분쟁해결[5] 등에서 양자간 협상 연구에 중요한 분석도구로 게임이론, 경제학, 심리학, 컴퓨터공학 등의 분야에서 많은 연구가 진행되어져 왔다.

이러한 연구는 경제 및 심리학 분야에서 사람이 직접 실험에 참여하여 결과를 산출하였으나 최근 들어 컴퓨터공학 분야에서는 인공에이전트(artificial agent)를 이용하여 여러 가지 게임이론을 분석하려는 시도가 이루어지고 있다. 특히 교섭게임의 경우 진화알고리즘이나 강화학습 이론 등을 이용한 연구가 활발히 진행되었다. Matwin 외[6]는 유전자 알고리즘(Genetic Algorithms)을 이용한 교섭게임에서의 협상지원시스템(Negotiation Support System)을 개발하였고, Page 외[7]는 진화전략(evolution strategy)을 교섭게임에 적용하여 적응시스템을 구축하였으며, Bragt 외[8]는 다수의 상대 참가자들을 구별하고 그에 따른 전략을 세우기 위하여 GA로 진화하는 유한 오토마타(finite automata)를 이용하였다. Fang Zhong 외[9]는 RL로 전략을 진화시키는 에이전트와 고정규칙을 가진 에이전트사이의 게임을 통해서 진화과정을 분석하였다.

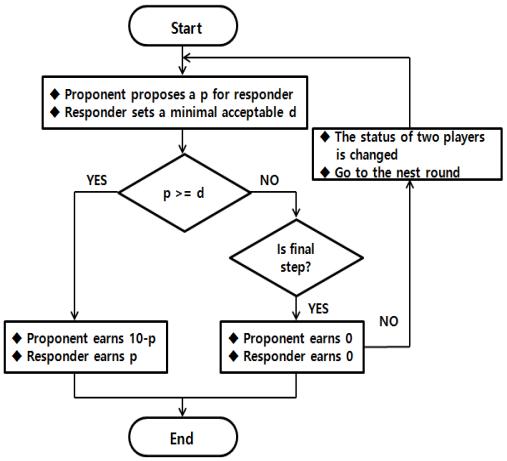
이와 같이 인공에이전트를 이용한 교섭게임은 최근 수년간 상당히 많은 연구가 진행되어져 왔으나 몇 가지 한계점들도 드러내고 있다. 과거의 연구방향은 경제 및 심리학분야에서 사람이 참여하여 실시했던 실험을 인공에이전트를 이용하여 재현하고 그 결과를 비교 분석하여 모델의 타당성을 증명하는 수준으로, 동일한 전략을 가진 인공에이전트간의 상호작용을 분석한 연구였다. 그러나 최근에 Chang 외[10]는 유전알고리즘과 RL 모델을 활용하여 이질적인 두 진화 에이전트 간의 교섭게임 분석을 시도하였다.

본 논문에서는 더 많은 이질적인 진화계산 기반 에이전트 간의 교섭게임 분석을 시도하고자 다양한 진화계산 기법들 중에서 가장 널리 사용되고 있는 유전자알고리즘 기반의 에이전트(GA-agent), 입자군집최적화 에이전트(PSO-agent), 및 차분진화알고리즘 에이전트(DE-agent)를 활용하여 3가지 경우의 이질적인 두 진화에이전트간의 교섭게임 분석을 시도하여, 어떤 진화계산 기법이 교섭게임에 더 유리한 것인지를 확인하고자 한다. 이를 통하여 실제 사회에서 발생하는 단체교섭게임(노사협상, 연봉협상 등)에서 최적의 전략수립에 활용하고자 한다.

2. 관련연구

2.1 교섭게임

교섭게임이란 두 명의 경기자가 주어진 단계 동안 일정량의 재화를 나누는 게임을 말한다. 교섭게임은 특수함수 형태이며, 제로섬·대칭적·동시적·정적·완전정보 게임의 분류에 해당된다. 두 명의 경기자는 제안자와 응답자로 역할이 나뉘며 제안자가 응답자에게 양보할 재화의 크기를 제시하는 것으로 교섭게임의 단계가 시작된다. 응답자는 제안자의 제안을 받아들일 것인지 아니면 받아들이지 않고 다음 단계로 넘어갈 것인지를 결정한다. 만약 응답자가 제안자의 제안을 받아들이면 응답자는 제안자가 제안한 크기만큼의 재화를 획득하고 제안자는 총 재화의 크기에서 응답자에게 제시한 크기를 제외한 양만큼의 재화를 획득한다. 응답자가 제안을 받아들이지 않으면 다음 단계로 넘어가며, 이때 제안자와 응답자의 역할은 서로 바뀌게 된다. 만약 최종단계에서도 응답자가 제안자의 제안을 받아들이지 않아 거래가 성립되지 않으면 교섭게임은 종료되며 두 경기자는 아무것도 얻지 못한다. [Fig. 1]은 10의 재화를 두 명의 경기자가 분배하는 교섭게임의 예를 설명하고 있다.



[Fig. 1] Bargaining Game

교섭게임에 있어서 제안자는 응답자에게 양보할 재화를 선택하여 자신이 재화를 얼마의 양으로 취할 것인가를 결정할 수 있는 권한을 가지므로 응답자에 비해 상대적으로 장점을 가지고 게임단계를 진행할 수 있다. 특히 마지막 단계에서 응답자는 매우 극소량의 양만 제안 받더라도 아무것도 얻지 못하는 것보다는 극소량의 재화라도 얻는 것이 유리하므로 제안을 수락하는 것이 최선인데, 이것은 내쉬균형 중 부분게임완전균형에 해당한다. 그러나 실제 현실 사회에서 사람들을 대상으로 한 교섭게임 실험결과는 제안자가 소량의 몫을 제안하는 경우, 응답자는 불평등한 거래로 인식하고 비록 아무것도 얻지 못하더라도 제안을 거부하는 현상이 관찰되었다. 이로 인해 대부분의 교섭게임에서 양쪽 경기자가 재화를 거의 동등하게 나누어 갖게 되었다.

2.2 유전알고리즘 (GA)

유전 알고리즘(Genetic algorithms)은 자연세계의 진화과정에 기초한 계산 모델로서 존 홀랜드(John Holland)에 의해서 1975년에 개발된 전역 최적화 기법으로, 최적화 문제를 해결하는 기법의 하나이다[11]. 인문사회, 자연과학 및 공학 분야에서 비선형 문제 또는 계산 불가능한 복잡한 문제 해결을 위해 널리 사용한다. 병렬적인 전역탐색 알고리즘으로서 기본 원리는 다윈의 적자생존 이론을 바탕으로 고안되었으며, 선택, 교차 및 변이 연산을 통해 이들을 점차적으로 진화시킴으로써 점진적으로 더 좋은 해들을 만들어 낸다.

어떤 문제에 대해 유전 알고리즘을 적용하기 위해 해 표현법을 고안하여 유전자 형식을 정의하였다면, 기존 해들 간의 유전자들을 서로 조합하여 새로운 해를 만들어낼 수 있다. 이런 조합 연산은 자연에서 교배에 비유된다. 우수한 해들을 선택하여 교배하면 새로 만들어진 해는 기존 우수한 해들이 보유한 우수한 특성을 물려받을 가능성이 높다. 우수한 해를 선택하기 위해 적합도 함수를 사용하며, 교배를 시도할 대상을 적합도가 높은 해가 선택될 확률을 높이면, 우수한 유전자를 보유한 해가 교배를 통해 다음 세대에 자신의 유전자를 전달할 확률이 높아진다. 따라서 다음 세대의 해들은 진화를 통해 최적해에 점점 가까워지게 된다. 유전 알고리즘은 또한 변이를 통하여 새로운 유전자를 구성하여다음 세대로의 전달이 가능하며, 이는 유전 알고리즘이 로컬 최적점에 갇히지 않도록 하는 중요한 역할을 한다.

2.3 입자군집최적화 (PSO)

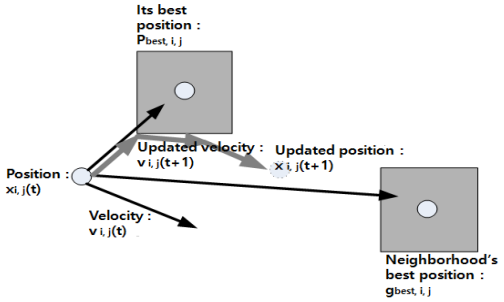
입자군집최적화(Particle swarm optimization)는 동물의 군집 활동에 대한 개념적인 발달을 기틀로 시작하여 그 알고리즘은 간단한 사회적 환경에 대한 시뮬레이션으로 시작 되었다. 입자군집최적화는 1995년 Kennedy와 Eberhart에 의해 소개되었으며[12], 인문사회, 자연과학 및 공학의 다양한 분야에 적용되어 왔다. 입자군집최적화 해 집단의 각 입자는 해결하고자 하는 문제의 탐색 공간에서 랜덤하게 초기화되어 생성된다. 이렇게 생성된 초기해 집단은 최적의 해를 찾기 위해 이동하는데 이러한 이동은 각 입자의 속도와 위치를 적절하게 결합하여 계산된 값으로 이루어진다.

각 반복마다 위치와 속도는 이전 세대의 최적해 (p_{best}, i, j)와 모든 세대의 최적해(g_{best}, i, j)에 따라 갱신된다. 기본적인 입자군집최적화 알고리즘에서 입자의 속도와 위치는 아래공식에 따라 갱신되며 개념도는 [Fig. 2]와 같다.

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

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

i : 해집단에 위치한 입자의 순서(i=1, . . ., n)
j : 입자들의 위치(j=1, . . ., m)
t : 반복회수
$v_{i,j}(t)$: i번째 입자의 속도
$x_{i,j}(t)$: i번째 입자의 위치
R_1, R_2 : 0과 1사이의 무작위수
c_1, c_2 : 관계 상수이며 가속계수(보통 1~2사이의 수)
w : 이전 속도에 대한 관성 가중치(보통 0~1사이의 수)



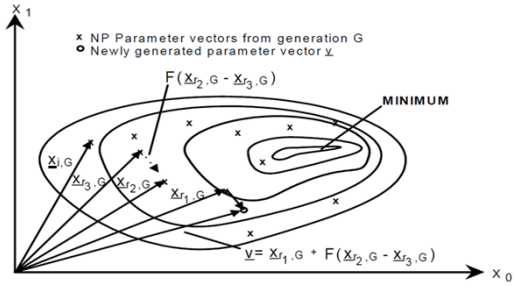
[Fig. 2] Concept of Updates in PSO

2.4 차분진화알고리즘(DE)

차분 진화 알고리즘(Differential Evolution)은 해결하고자 하는 문제가 비선형이거나 미분이 불가능한 연속공간 함수 문제를 해결하기 위해 고안된 메타 휴리스틱 기법이다. 이 기법은 구조와 연산이 간단하지만 수렴성이 매우 뛰어나고 알고리즘 제어변수가 많지 않아 사용하기 편리하다는 장점이 있으며, 유전 알고리즘과 유사하다.

차분진화알고리즘과 유전 알고리즘은 초기해 집단을 생성하고 이들의 선택, 교배, 변이 연산 과정을 거쳐 새로운 해 집단을 생성한 후 평가를 통해 적합도를 계산한 후 대치 연산을 통해 개선된 새로운 해들을 선별한다는 공통점이 있다. 그러나 유전 알고리즘이 개체들의 표현형을 유전형으로 바꾸는 노력이 필요한 반면, 차분진화알고리즘은 이러한 노력이 필요 없으며 개체를 벡터로 표현하여 산술 연산을 통해 새로운 개체를 생성한다는 장점이 있다.

1997년 Storn과 Price가 벡터 차분 개념을 사용하여 Chebychev 다항곡선의 내삽문제를 푸는 과정에서 고안해낸 차분 진화 알고리즘으로 [Fig. 3]과 같이 해 집단 내의 개체 벡터와의 거리와 방향 정보를 이용한다[13].



[Fig. 3] Newly generated trial vector $\underline{v}$

현 세대의 해를 $\underline{x_{i,G}}$로 표현하면, 다음세대를 위한 벡터 $\underline{v}$는 <식3>에 따라 서로 다른 3개 해의 연산을 통해 만들어지고 다음세대 $\underline{u}$는 <식4>에 따라 $\underline{x_{i,G}}$와 $\underline{v}$의 균등교차에 의해 만들어진다.

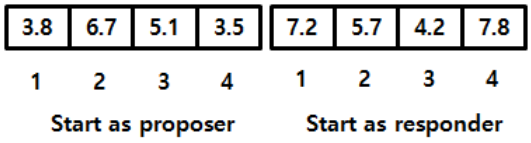
$$\underline{v} = \underline{x_{r_1,G}} + F \cdot (\underline{x_{r_2,G}} - \underline{x_{r_3,G}}) \qquad \text{식(3)}$$

$$\underline{u_j} = \begin{cases} \underline{v_j} & \text{for } rand() \le cf \\ (\underline{x_{i,G}})_j & \text{for } rand() > cf \end{cases} \qquad \text{식(4)}$$

이렇게 만들어진 다음세대 벡터 $\underline{u}$는 평가를 통해 적합도를 구하여 기존의 해 $\underline{x_{i,G}}$보다 우수하면 $\underline{x_{i,G+1}}$을 $\underline{u}$로 대체한다. 여기서 rand()는 0에서 1사이 난수이며 cf(cut frequency)는 0에서 1사이 난수로 생성된 차단점이다.

3. 인공에이전트를 이용한 교섭게임

교섭게임에서는 거래 첫 단계를 응답자로 시작하는지 아니면 제안자로 시작하는지가 중요한 포인트이다. 본 연구에서는 인공에이전트를 [Fig. 4]와 같이 표현하였다. 교섭게임을 통해 나눠야 할 총 재화의 양을 10으로 설정하고, 게임의 단계는 총 4단계로 구성하였다. 제안자는 0~10 사이의 실수 값만큼 상대에게 제안하며, 응답자는 0~10 사이의 실수 값만큼 상대가 제안한 재화의 양을 허용한다. 제안자로 시작할 경우 [Fig. 4]의 왼쪽 전략을, 응답자로 시작할 경우 오른쪽의 전략을 사용한다. 제안자가 제안한 재화의 크기가 응답자가 허용할 수 있는 재화의 크기보다 크면 거래는 성립되며, 응답자는 제안한 크기만큼의 재화를, 제안자는 총 재화의 양 10에서 제안한 재화의 크기를 뺀 만큼의 재화를 획득하고 게임이 종료된다. 그렇지 않으면 제안자와 응답자의 역할을 바꾸어 다음단계로 넘어가서 같은 과정을 반복한다. 만약 마지막 4단계까지 거래가 성립되지 않으면 두 경기자는 아무런 재화를 획득하지 못하고 경기는 종료된다.



[Fig. 4] Artificial agent strategy

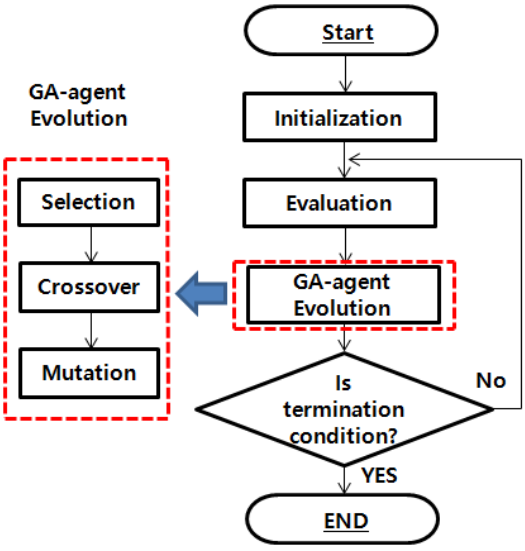
[Fig. 4]에서 제안자로 시작하면 게임 첫 단계에서는 응답자에게 3.8의 재화를 제시하고, 만약 응답자가 거절하면 두 번째 게임 단계로 넘어가서 응답자의 역할을 수

행하며 상대로부터 6.7이상의 재화를 제시받으면 거래를 수락한다. 두 번째 단계에서도 거래가 성사되지 않아 게임이 세 번째 단계에 이르면 제안자의 역할을 수행하여 5.1의 재화를 상대에게 제시하고, 만약 세 번째 단계에서도 거래가 성사되지 않으면 게임의 마지막 단계인 네 번째 단계로 넘어가 3.5 이상의 재화를 제안 받을 경우에만 거래를 수락하는 응답자가 된다. 반대로 응답자로 시작할 경우 오른쪽 전략이며 제안자인 경우와 같다.

3.1 유전알고리즘 기반 인공에이전트

유전 알고리즘 탐색은 설계한 해 표현에 [0~10]의 난수를 발생시켜 초기 해 집단을 생성하여 평가한 후, 선택, 교차, 변이의 연산자를 사용하여 [Fig. 5]와 같이 진행된다.

평가에서는 교섭게임 대상에 대해 제안자로 시작하는 경우와 응답자로 시작하는 경우 각각의 교섭게임에서 획득한 재화의 평균값을 적합도 값으로 계산하였다. 이때 상대집단의 대상 수를 다수로 할 경우 다수 대상에 대한 교섭게임에서 획득한 재화의 평균값을 적합도 값으로 계산하였다.

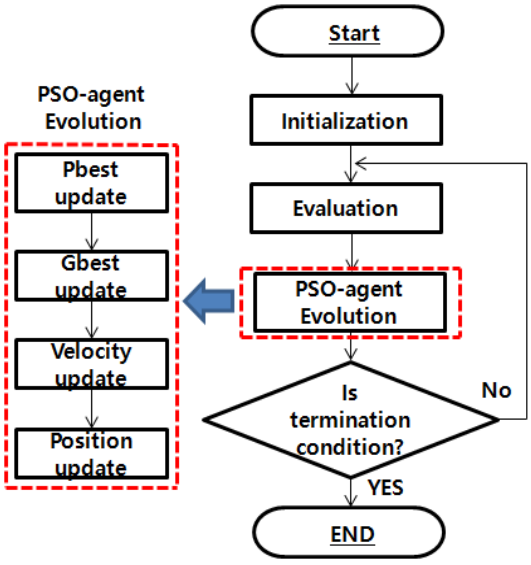


[Fig. 5] GA-agent evolution model

선택방법은 Soak이 제안한 실세계 토너먼트 선택 전략을 사용하였으며[14], 교차는 두 염색체의 유전자를 산술평균하여 자식해의 유전자를 구성하는 산술교차 연산을 사용하였다. 돌연변이는 유전자를 일정한 확률에 의해 초기화시키는 방법을 사용하였다.

3.2 입자군집최적화 기반 인공에이전트

해를 표현하는 방법은 GA-agent와 동일하며, 초기에는 랜덤하게 PSO-agent 집단을 생성하여 평가한 후, PBest, GBest, 속도 및 위치를 갱신하여 [Fig. 6]과 같이 진화한다. PSO에서는 속도가 발산하는 경향을 보이면 해를 수렴시키기 어려우므로 속도의 최대크기를 $v_{\max}$로 제한하며, 일반적으로 $v_{\max}$는 탐색 범위의 1/4 이하로 설정한다. 즉, 갱신된 속도가 $-v_{\max}$ 보다 작거나 $v_{\max}$보다 크면 $-v_{\max}$나 $v_{\max}$로 바운드시킨다.

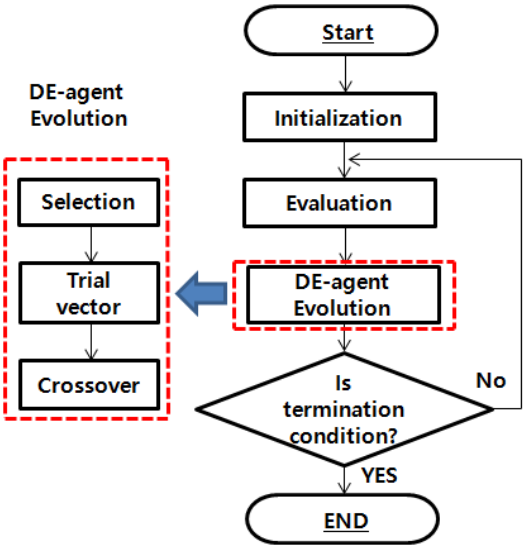


[Fig. 6] PSO-agent evolution model

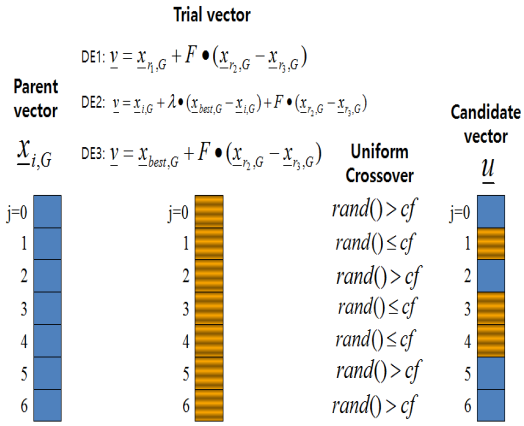
PSO에는 Pbest를 어떻게 설정하느냐에 따라 전역 PSO(Global PSO, GPSO)와 지역 PSO(Local PSO, LPSO)로 나뉜다. GPSO는 Pbest를 해 집단에서 가장 우수한 해로 결정하는 방법이고, LPSO는 관계망으로 형성된 이웃해 중 가장 우수한 해로 Pbest를 결정하는 방법이다. 관계망 종류에는 난수 관계망, 원형 관계망, 폰노이만 관계망[15] 등이 있으며, 본 연구에서는 각각의 관계망에 따른 LPSO를 LPSO_Random, LPSO_Circle, LPSO_Von이라 명명하였다.

3.3 차분진화알고리즘 기반 인공에이전트

차분진화알고리즘에서 해 탐색은 초기해 집단을 랜덤하게 생성하여 평가한 후 정해진 수식에 의해 시행벡터($\underline{v}$)를 만들고 부모 벡터와 교차연산을 수행하여 최종적으로 자식벡터를 만드는 과정으로 [Fig. 7]과 같이 진행된다.



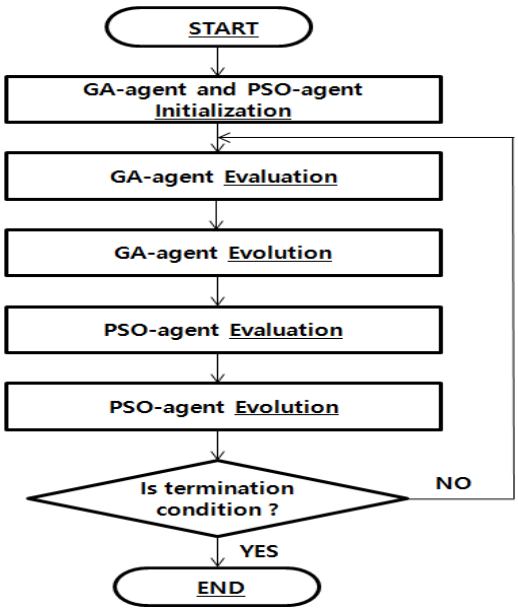
[Fig. 7] DE-agent evolution model



[Fig. 8] The process for making candidate vector in DE

[Fig. 8]은 DE 알고리즘의 자식벡터 생성 과정을 보여주고 있다. 자식벡터 생성은 3가지 방법 중 하나의 방법으로 시행벡터를 계산하여 생성한 후 시행벡터 와 부모벡터 간의 균등교차 연산을 수행하여 자식벡터를 생성한다. 균등교차를 통해 자식벡터는 0과 1사이의 난수가 cf보다 크면 부모벡터의 값을 취하고 반대의 경우이면 시행벡터의 값을 취하여 구성된다. 이렇게 생성된 자식벡터는 평가연산을 통해 적합도를 계산한 후 대치 연산을 통해 부모벡터의 적합도와 비교하여 우수하면 부모를 대치한다.

3.4 공진화



[Fig. 9] Bargaining Game Using Co-evolution between GA-Agent and PSO Agent

GA-agent와 PSO-agent의 공진화를 이용한 교섭게임의 구성도는 [Fig. 9]와 같다. GA-agent와 PSO-agent의 해집단을 랜덤하게 생성한 다음 한 집단씩 평가하고 진화하는 과정을 단계적으로 진행한다. 한 집단의 해를 평가할 때는 다른 집단에서 교섭게임에 임할 상대 해를 정해진 수만큼 랜덤하게 선발한 후 각각의 상대에 대해 교섭게임을 응답자로 시작할 때와 제안자로 시작할 때로 각각 수행하여 얻어진 재화 값의 평균한 값을 그 해의 적합도로 사용한다. 만약 교섭게임에 임할 상대의 수를 5개로 결정한다면 5개 상대 각각에 대해 두 번의 교섭게임

(응답자로 시작, 제안자로 시작)을 수행하여 총 10번의 획득한 재화 값을 합한 후 10으로 나누어 평균한 값을 적합도로 사용한다.

GA-agent와 DE-agent의 공진화 및 PSO-agent와 DE-agent의 공진화 역시 초기화, 평가, 종료조건 등은 [Fig. 9]와 같이 모두 동일하며 진화과정만 [Fig. 5], [Fig. 6], [Fig. 7]과 같이 서로 상이한 방법을 사용한다.

4. 실험 및 고찰

교섭게임에서 진화계산 인공에이전트 간의 공진화 현상을 관찰하기 위해 고정된 상대 해 집단에 대한 최적의 진화계산 인공에이전트 설계 실험 및 공진화 실험을 진행하였다.

실험에 사용한 해 집단의 수는 30이며, 종료조건에 해당하는 최대 반복수는 10,000으로 설정하였다. PSO에서 상수 값으로 $w=0.75, c1=c2=1.54$를 사용하였는데 [14]을 참고하여 성능이 우수한 값을 사용하였다. 교섭게임에 사용하는 재화의 값은 10, 교섭게임의 단계는 4단계, 교섭게임에 임할 상대의 수는 해집단 크기 전체인 30을 디폴트로 사용하였다.

4.1 실험환경

교섭게임에서 진화계산 인공에이전트 간의 공진화 현상을 관찰하기 위해 <Table 1>과 같은 실험장비 환경을 사용하였다.

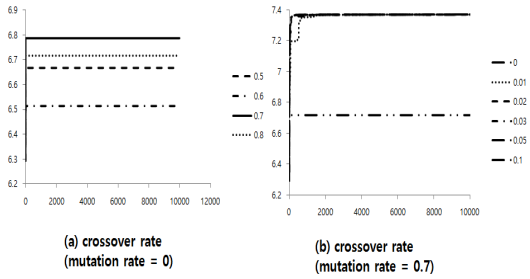
〈Table 1〉 The environment of experiment equipment

Equipment	Specifications
CPU	AMD FX(tm)-8150 Eight-Core Processor 3.60GHz
OS	MS Windows 7
Memory	16GB
Language	C++

4.2 단일 인공에이전트 실험

(1) GA-agent 최적화

상대 해집단 30개의 해를 세대수가 증가하더라도 고정시킨 상태에서 최적의 GA-agent를 위한 교차율과 변이율을 실험을 통해 알아보았다. [Fig. 10]과 같이 교차율=0.7, 변이율=0.01일 때 가장 우수한 성능을 보였다. 변이율이 0.01일 때 적절한 변이율로 인해 해의 다양성을 유지하여 수렴속도가 느린 것을 확인할 수 있다.



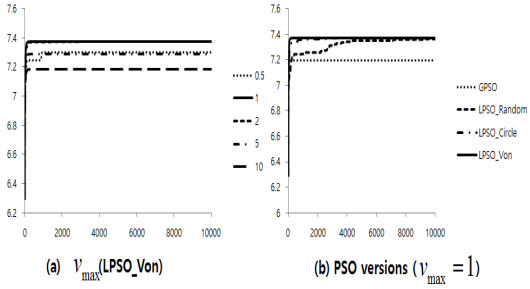
(a) crossover rate (mutation rate = 0)

(b) crossover rate (mutation rate = 0.7)

[Fig. 10] GA-based agent tests

(2) PSO-agent 최적화

상대 해집단 30개의 해를 고정한 상태에서 PSO-agent를 최적화하기 위한 $v_{\max}$와 PSO 버전을 실험을 통해 알아보았다. [Fig. 11]과 같이 탐색범위의 크기(재화의 크기)가 10일 때 $v_{\max}=1$의 LPSO가 가장 우수한 성능을 보였다. 3가지의 LPSO는 각각 비슷한 성능을 보였다.



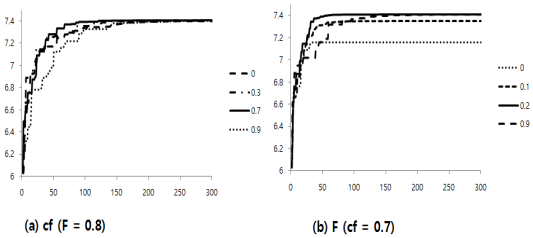
(a) $v_{\max}$(LPSO_Von)

(b) PSO versions ($v_{\max}=1$)

[Fig. 11] PSO-based agent tests

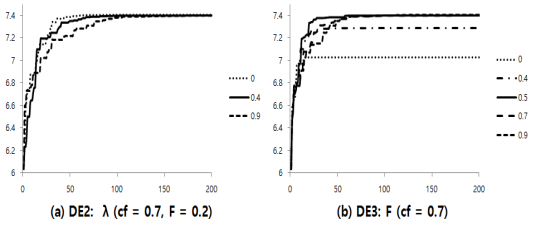
(3) DE-agent 최적화

상대 해집단 30개의 해를 고정한 상태에서 DE-agent를 최적화하기 위한 cf, F 및 λ의 값을 실험을 통해 알아보았다. [Fig. 12]는 DE1-agent 실험, [Fig. 13]은 DE2-agent 및 DE3-agent 실험 결과를 보여주고 있다. 맨 처음 cf를 찾기 위한 실험에서 F의 값을 0.8로 사용한 것은 참고문헌에 내용이 좋아서 사용하였고, 그 다음 실험부터 cf=0.7 및 F=0.2를 사용한 것은 그 이전 실험을 통해 찾은 최적의 값을 사용한 것이다[13].



(a) cf (F = 0.8)　　(b) F (cf = 0.7)

[Fig. 12] DE1-based agent tests



(a) DE2: λ (cf = 0.7, F = 0.2)　　(b) DE3: F (cf = 0.7)

[Fig. 13] DE2-based agent and DE3-based agent tests

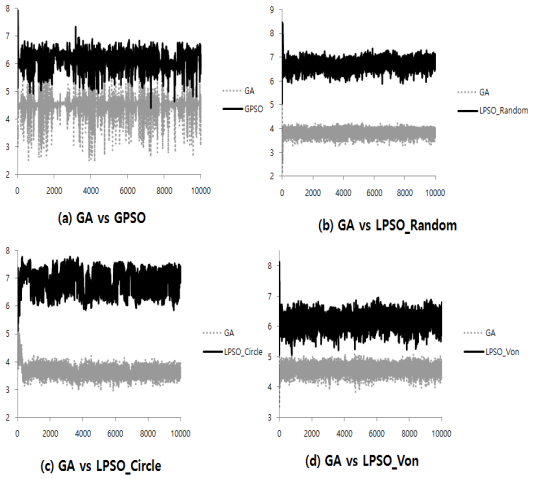
3가지의 서로 다른 시행벡터 생성 알고리즘에 대한 최적의 파라미터 설정을 정확히 확인하기 위해서는 변수값들을 동시에 변화시켜가며 확인해야 한다. 그러나 DE의 3가지 제어변수들은 0이 아닌 값에서 결과의 차이가 거의 없음을 확인하였기에 편의상 본 논문에서는 하나의 제어변수의 최적값을 찾을 때 다른 변수는 고정시켜 실험을 진행하였다. 실험의 결과 DE 최적의 제어변수 설정은 아래와 같이 요약할 수 있다.

- DE1-agent: cf = 0.7, $F=0.2$
- DE2-agent: cf = 0.7, $F=0.2$, $\lambda=0.4$
- DE3-agent: cf = 0.7, $F=0.5$

4.3 인공에이전트들 간의 공진화 실험

(1) GA-agent 대 PSO-agent

[Fig. 14]는 GA-agent와 4가지의 PSO-agent간에 공진화를 이용한 교섭게임에 대한 결과를 보여주고 있다. GA-agent 및 PSO-agent는 4.2에서 찾은 최적의 설계로 설정하였다. 4가지 모두의 PSO-agent가 공진화를 통한 교섭게임 경쟁에서 GA-agent보다 우수한 성능을 가졌음을 알 수 있으며, 그중 LPSO_Circle이 가장 우수함을 알 수 있다.



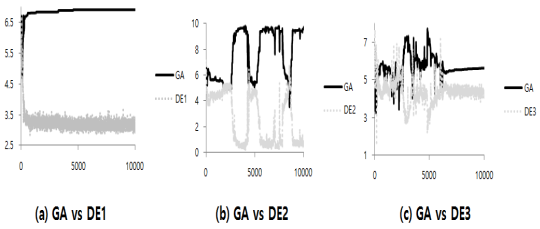
(a) GA vs GPSO　　(b) GA vs LPSO_Random

(c) GA vs LPSO_Circle　　(d) GA vs LPSO_Von

[Fig. 14] GA-based agent vs PSO-based agent

(2) GA-agent 대 DE-agent

[Fig. 15]는 GA-agent와 3가지의 DE-agent간에 공진화를 이용한 교섭게임에 대한 결과를 보여주고 있다. GA-agent는 4.2에서 사용한 최적의 환경인 교차율=0.7, 변이율=0.01로 설정하였으며 DE-agent는 4.2에서 구한 최적의 환경으로 설정하였다. 실험 결과, GA-agent가 공진화를 통한 교섭게임 경쟁에서 세 가지의 DE-agent보다 우수한 성능을 가졌음을 확인할 수 있었다. 또한 수렴특성이 강한 DE3 알고리즘이 가장 우수한 성능을 보였으며, 수렴특성이 가장 약한 DE1 알고리즘의 성능이 가장 좋지 않음을 확인하였다.



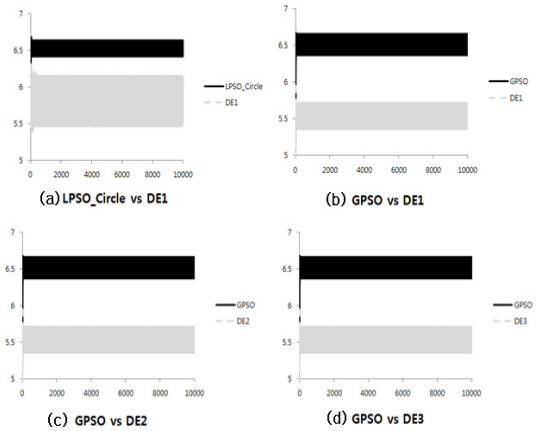
(a) GA vs DE1　　(b) GA vs DE2　　(c) GA vs DE3

[Fig. 15] GA-based agent vs DE-based agent

(3) PSO-agent 대 DE-agent

[Fig. 16]은 PSO-gent와 4가지의 DE-agent간에 공진화를 이용한 교섭게임에 대한 결과를 보여주고 있다. PSO-agent 및 DE-agent는 4.2에서 찾은 최적의 설계로

설정하였다. 4가지 모두의 PSO-agent가 공진화를 통한 교섭게임 경쟁에서 DE-agent보다 우수한 성능을 가졌음을 알 수 있다.



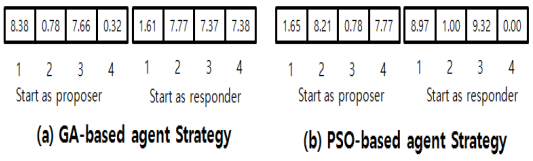
(a) LPSO_Circle vs DE1 (b) GPSO vs DE1 (c) GPSO vs DE2 (d) GPSO vs DE3

[Fig. 16] PSO-based agent vs DE-based agent

4.4 고찰

(1) GA-agent 대 PSO-agent

교섭게임에서 PSO-agent가 GA-agent보다 성능이 좋은 이유를 알아보기 위해 공진화가 완료된 (10,000 반복) 시점에서 최적의 GA-agent 해와 PSO-agent의 예를 살펴보니 [Fig. 17]과 같았다. PSO-agent는 응답자 입장인 경우에는 많은 양의 재화를 상대방으로 바라며 제안자 입장인 경우에는 적은 양의 재화를 상대방에게 제시하는 것으로 나타났다. 반대로 GA-agent는 응답자 입장인 경우에는 적은 양의 재화를 상대방에게 바라며 제안자의 입장인 경우에는 많은 양의 재화를 상대방에게 제시하는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 PSO-agent가 설사 거래가 불발되어 이득을 전혀 얻지 못하더라도 거래 시에 최대한 많은 재화를 얻는 전략으로 진화하였으나 GA-agent는 소량의 재화를 획득하더라도 거래가 불발되는 상황을 피하는 전략으로 진화한 것으로 보인다.

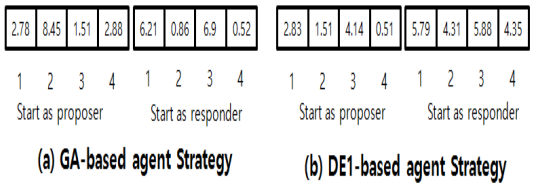


(a) GA-based agent Strategy (b) PSO-based agent Strategy

[Fig. 17] Comparison of two artificial agents

(2) GA-agent 대 DE-agent

GA-agent와 DE1-agent의 교섭게임에서는 GA-agent가 월등한 성능을 보이는데, 공진화 완료 후 두 인공에이전트의 전략을 비교해보면 [Fig. 18]과 같다. GA-agent의 경우 제안할 때는 소량의 재화 ($p << 5$)를 제안하는 반면 응답할 때는 많은 양의 재화 ($d >> 5$)의 재화를 받으려 한다. 반면에 DE1-agent의 경우 제안할 때 중간 값 근처($p \approx 5$)값을 제안하며 응답할 때는 중간 값 이하를 받기 원하는 것을 살펴볼 수 있다.

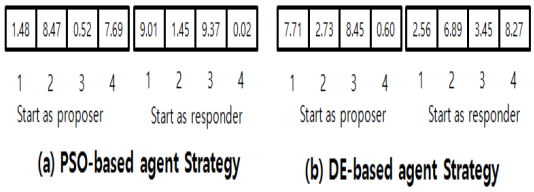


(a) GA-based agent Strategy (b) DE1-based agent Strategy

[Fig. 18] Comparison of two artificial agents

(3) PSO-agent 대 DE-agent

교섭게임에서 PSO-agent가 DE-agent보다 성능이 좋은 이유를 알아보기 위해 공진화가 완료된 시점에서 최적의 DE-agent 해와 PSO-agent의 예를 살펴보니 [Fig. 19]와 같았다. PSO-agent는 응답자 입장인 경우 많은 양의 재화를 상대방으로 바라며 제안자 입장인 경우 적은 양의 재화를 상대방에게 제시하는 것으로 나타났다. 이와 반대로 DE-agent는 응답자 입장인 경우 적은 양의 재화를 상대방에게 바라며 제안자 입장인 경우 많은 양의 재화를 상대방에게 제시하는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 PSO-agent가 거래가 불발되어 이득을 전혀 얻지 못하더라도 최대한 많은 재화를 얻는 전략으로 진화하였으나 DE-agent는 소량의 재화를 획득하더라도 거래가 불발되는 것을 방지하는 전략으로 진화하였기 때문이라고 생각된다.



(a) PSO-based agent Strategy (b) DE-based agent Strategy

[Fig. 19] Comparison of two artificial agents

5. 결론

본 연구를 통해 인공에이전트를 이용한 교섭게임에서의 진화계산 기법의 제어 변수 분석 및 공진화에서 두 인공에이전트 간 성능비교를 실시하였다. 3가지의 진화계산 기반의 에이전트 중 PSO-agent가 가장 성능이 우수하였는데 그 원인을 분석해보니 PSO-agent는 거래가 불발되어 이득을 전혀 얻지 못하는 위험을 감수하고서라도 최대한 재화를 많이 얻는 전략으로 진화하였으나 GA-agent와 DE-agent는 소량의 재화를 획득하더라도 거래가 불발되는 것을 방지하는 전략으로 진화했기 때문이었다. 입자군집최적화는 거래가 성사되지 않더라도 많은 재화를 획득하려는 배짱형, 유전알고리즘은 현실 세계와 같은 상대 맞춤형 전략 및 차분진화는 내쉬 이론처럼 약간의 손해를 감수하고서라도 거래 성사 전략을 구사한다는 결론을 내렸다.

본 연구에서는 3가지의 진화계산 기법의 제어변수 특성을 제공함으로써 성향과 전략이 다른 이질적 인공에이전트간의 게임 모델링에 참고자료가 될 수 있을 것이다. 활용 측면으로는, 교섭게임과 유사한 실제상황(전쟁, 연봉협상 등)에서 결과 예측이 필요한 경우 성향에 맞추어 인공에이전트 전략을 부여할 수 있으며 시간이 촉박한 경우 가상 시뮬레이션으로 결과를 관찰하여 미래의 실제 게임에 대한 예측을 해보는데 활용 가능할 것이다.

본 논문은 2016년도 박사학위 논문을 요약 정리한 것입니다.

REFERENCES

[1] I. Ståhl, “Bargaining Theory,” Stockholm, Stockholm School of Economics, 1971.

[2] A. Rubinstein, “Perfect equilibria in a bargaining model, Econometrica,”, Vol.50, pp. 97-109, 1982.

[3] S. Berninghaus, W. Güth, R. Lechler, and Ramser, “Decentralized versus collective bargaining - An experimental study,” International journal of game theory, Vol.7, No.3, pp.437-448, 2002.

[4] 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.

[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, 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] Zhong, Fang, Kimbrough, O. Steven, 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] S. C. Chang, Soek-Cheol, J. I. Yun, J. S. Lee, S. W. 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.

[11] J. H. Holland, “Adaptation in Natural and Artificial Systems,” University of Michigan Press, 1975.

[12] J. Kennedy, and R. Eberhart, “Particle Swarm Optimization”, IEEE International Conference on Neural Networks, pp.1942-1948, 1995.

[13] R. Strorn, 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.

[14] S. M. Soak, D. Corne, and B. H. Ahn, “The edge-window-decoder representation for tree-based problem”, IEEE Transaction on Evolutionary Computation, Vol.10, No2, pp.124-144, 2006.

[15] M. Clerc, “Particle Swarm Optimization,” ISTE Ltd, 2006.
[16] Onechul Na, Hyojik Lee, Soyoung Sung, Hangbae Chang, “A Study on Construction of Optimal Wireless Sensor System for Enhancing Organization Security Level on Industry Convergence Environment”, Journal of the Korea Convergence Society, Vol. 6, No. 4, pp. 139-146, 2015.
[17] Sung-Hyun Yun, “The Mobile ID based Digital Signature Scheme Suitable for Mobile Contents Distribution”, Journal of the Korea Convergence Society, Vol. 2, No. 1, pp. 1-6, 2011.

성 명 호(Seong, Myoung Ho)

- 2002년 2월 : 전북대학교 정보통신학과(공학석사)
- 2001년 10월 ~ 2009년 4월 : 정보통신연구진흥원
- 2009년 5월 ~ 2015년 1월 : 한국산업기술평가관리원
- 2015년 2월 ~ 2015년 6월 : 중소기업기술정보진흥원
- 2016년 8월 : 공주대학교 컴퓨터공학과(공학박사)
- 관심분야 : 인공지능, 이동통신
- E-Mail : mhseong7380@naver.com

이 상 용(Lee, Sang Yong)

- 1984년 2월 : 중앙대학교 전자계산학과 졸업
- 1988년 2월 : 일본동경대학대학원 총합이공학연구과 공학석사
- 1988년 3월 ~ 1989년 2월 : 일본 NEC 중앙연구소 연구원
- 1993년 2월 : 중앙대학교 일반대학원 전자계산학과 공학박사
- 1996년 9월 ~ 1997년 8월 : University of Central Florida 방문교수
- 1993년 8월 ~ 현재 : 공주대학교 컴퓨터공학부 교수
- 관심분야 : 인공지능, 컨텍스트 예측, 컴퓨터게임 등
- E-Mail : sylee@kongju.ac.kr