

Harmony Search 알고리즘 기반 군집로봇의 행동학습 및 진화

Behavior Learning and Evolution of Swarm Robot based on Harmony Search Algorithm

김민경 · 고광은 · 심귀보*

Min-Kyung Kim, Kwang-Eun Ko and Kwee-Bo Sim*

중앙대학교 전자전기공학부

요 약

군집 로봇시스템에서 개개의 로봇은 스스로 주위의 환경과 자신의 상태를 스스로 판단하여 행동하고, 필요에 따라서는 다른 로봇과 협조를 통하여 임의의 주어진 임무를 수행할 수 있어야 한다. 따라서 각 로봇 개체는 동적으로 변화하는 환경에 잘 적응할 수 있도록 하기 위한 학습 및 진화능력을 갖는 것이 필수적이다. 이를 위하여 본 논문에서는 Q-learning 알고리즘을 기반으로 하는 학습과 Harmony Search 알고리즘을 이용한 진화방법을 제안하였으며, 유전 알고리즘이 아닌 Harmony Search 알고리즘을 제안함으로써 정확도를 높이고자 하였다. 그 결과를 이용하여 군집 로봇의 로봇 개체 환경변화에 따른 임무 수행 능력의 향상을 검증한다.

키워드 : Harmony Search 알고리즘, 군집로봇, 진화연산, Q-학습 알고리즘

Abstract

Each robot decides and behaviors themselves surrounding circumstances in the swarm robot system. Robots have to conduct tasks allowed through cooperation with other robots. Therefore each robot should have the ability to learn and evolve in order to adapt to a changing environment. In this paper, we proposed learning based on Q-learning algorithm and evolutionary using Harmony Search algorithm and are trying to improve the accuracy using Harmony Search Algorithm, not the Genetic Algorithm. We verify that swarm robot has improved the ability to perform the task.

Key Words : Harmony Search Algorithm, Swarm Robot, Q-Learning Algorithm, Evolutionary Computation

1. 서 론

근래에 들어 다양한 형태의 로봇에 대한 관심과 함께 좀 더 확장된 영역에서 로봇의 역할이 증대됨에 따라 로봇의 활동 영역은 위험하고, 복잡하고, 반복적인 일들에서부터 시작하여 점차 인간을 대신하거나 함께 작업을 하는 사례들이 증가하고 있다[1][2]. 예를 들어 위험지역 조사, 재해지역에서의 인명 구조, 환경 조사, 보안, 행성 탐사 등 제한된 환경에서의 특정 환경 또는 목표에 대한 탐색 작업에 로봇의 적용은 그 목적과 필요성에서 매우 적합한 분야이며 현재에도 많은 관심을 받고 있다[3]. 현재까지는 이러한 로봇에게 인간과 같은 주체적이고 고도로 발전된 형태의 지능을 부여하는 것은 여전히 도전해야 할 분야이다. 따라서 로봇의 작업

환경과 활동 영역, 수행 임무 등을 고려하여 최소한의 '지능'은 사용자인 인간의 측면에서 로봇에 대한 개입을 최소화시키는 'Autonomous'를 의미하게 되며, 로봇에게 부여된 지능의 수준에 따라 'Autonomous'의 수준은 높아지게 된다.

로봇의 지능에 대한 우리의 관심은 기존의 연구 사례들 중에서 자연에 존재하는 생태계의 메커니즘을 모사한 군집 지능(Swarm Intelligence)에 주목하게 되었다[4][5]. 군집 지능은 개미, 새, 물고기 등 무리를 이루는 생태계 군집 내의 개체간의 상호 작용과 개체군의 사회적 행동 습성을 모델로 된 시스템이다. 군집을 이루는 개체들은 상대적으로 단순한 생체적 특징을 가지고 있으며, 이들 집단적 행동을 관여하는 중앙 집중형 제어 메커니즘을 가지고 있지 않음에도 불구하고 군집을 이루는 개체들 사이의 상호 작용에 의해 종종 전역적이며, 매우 복잡한 행동 양식을 보인다. 인공생명 기법에 의한 로봇은 기존의 지능 로봇에 대한 연구 사례들을 종합해보면 다음과 같은 세 가지 특징을 갖는다[6]. 첫째로 문제의 수행에 있어서 사전에 짜인 계획보다는 예측하지 못한 문제가 발생했을 경우 즉각적인 대처와 적응 및 학습을 해나가는 능력이 있다. 따라서 행동계획은 보다 적응적으로 환경조건으로부터 발현될 수 있도록 하기 위해 설계자는 로봇 스스로 문제를 가능한 구조로 만들 필요가 있다.

접수일자 : 2010년 4월 3일

완료일자 : 2010년 5월 19일

* 교신 저자

※ 본 논문은 본 학회 2010년도 춘계학술대회에서 선정된 우수논문입니다.

감사의 글 : 본 연구는 2009년도 서울시 기술이전 지원사업(TR080562) 과제의 연구비 지원으로 수행되었습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

두 번째로 개체 간 또는 환경과의 상호작용에 의해 창발적인 행동이 나타난다. 세 번째로 자연에서 개체는 다른 개체에 대한 관찰과 모방을 통하여 학습을 한다. 이것은 개체가 부가적인 지식을 얻는 실제적 방법으로 로봇이 학습하는데 좋은 결과를 얻을 수 있다. 하지만 군집로봇에서 대부분의 로봇은 다른 로봇이 무엇을 하는지, 또 어디로 가는지에 대한 것을 감지 할 수 있는 충분히 발전된 인지능력을 가지고 있지 못하다. 이러한 한계점 때문에 관찰과 모방에 의한 학습을 실현하기 어렵다.

이러한 관점에서 본 논문에서는 자율적으로 행동하며 시스템 목적을 위한 로봇 실현을 위하여 주어진 환경이 아닌 새로운 환경에서 적응할 수 있는 구조를 설계하여 주었다. 로봇은 주어진 환경에서 자신의 행동을 학습하기 위하여 강화학습을 이용하였고 진화를 위하여 전체의 해 벡터를 고려하고 2진 변환이 필요 없는 Harmony Search 알고리즘을 도입하였다. 유전알고리즘 보다 Harmony Search 알고리즘을 이용함으로써 정확도가 보다 높아질 것이다. 주어진 일에 대하여 이와 같은 목적을 달성하기 위하여 각각의 로봇은 기본적으로 주변의 환경을 인식할 수 있는 센싱 능력과 서로 통신을 할 수 있는 능력을 가정한다. 로봇은 센싱에 의하여 올바른 행동을 학습하고 통신을 통하여 다른 로봇과 정보를 교환함으로써 행동전략을 진화시킨다[7].

2. Q-learning 알고리즘 기반 행동 학습

2.1 자연 보상이 있는 Q-learning 알고리즘

인간 사회의 모든 환경들은 인간이 사용하기에 가장 쉽고 편리하게 느낄 수 있도록 설계되어 가고 있다. 편안한 인간의 삶을 누리기 위하여 사회의 많은 부분에서 로봇이 이용되어져 가고 그 활용 범위도 점점 넓어져 가고 있다. 최근에 들어 군집 지능 이론은 로봇 공학 분야에 로봇 개체의 단순성과 신뢰성, 가격 경쟁력 등의 장점을 바탕으로 상대적으로 단순한 기능을 갖춘 로봇들의 협력적인 작업을 통해 복잡하고 어려운 태스크를 완수 할 수 있는 군집 로봇 시스템(Swarm Robotic System)의 설계와 구현을 위한 구조적 접근 방법을 제공하여 많은 주목을 받고 있으며, 몇몇의 연구사례에서 군집 로봇 시스템의 문제 협력적인 해결 능력에 대한 실험과 그 적용 사례들이 소개되었다[8]-[10]. 이와 관련된 대표적인 사례가 Q-Learning 알고리즘이다.

Q-Learning은 불완전한 정보를 가진 공간에서의 행동 결정에 대해 어떤 상태와 행동으로 이루어진 Q-함수를 기본으로 하여 문제의 해결에 쉬운 방법을 제공한다.

각 로봇은 다수의 상태-행동 규칙을 테이블의 형태로 가지고 있으며, 테이블의 값은 행동 결과에 의해 주어진 보상이나 벌칙에 따라 제한한 Q-학습으로 갱신한다. 학습을 수행하는 동안 주어진 환경에서 취할 수 있는 행동에 대한 평가로서 스칼라형의 강화 값을 받아 강화된다.

본 시스템에서 로봇의 행동에 대한 보상이나 벌칙은 주로 이전 행동의 영향에 의해 받은 것이다. 또한 현재 받은 보상이나 벌칙은 바로 다음에 이어지는 상태에는 별로 영향을 미치지 않기 때문에 보상이나 벌칙을 받은 시점에서 과거의 행동에 대하여 수행하는 자연보상이 있는 Q-학습법을 사용하였다. 현재의 행동결과는 과거행동의 영향을 받았다는 가정 하에 감쇠계수 $\gamma(0 < \gamma < 1)$ 를 사용하여 보상이나 벌칙을 받은 순간, 현재로부터 과거의 행동에 대하여 Q-값을 갱신한다. 실제적으로는 κ 값이 커짐에 따라 γ 의 값은 0

에 지수적으로 가까워지기 때문에 근사적으로 과거의 한정된 스텝에 대하여만 계산하여도 된다. 강화신호를 받은 시점에서 Q-값의 학습이 이루어지므로 일단 현재의 행동에 대하여 아무런 보상이 없다면 Q-값은 갱신되지 않는다. 그러나 보상이나 벌칙을 받지 못하는 행동을 계속 할 경우 학습이 수행되지 않기 때문에 연속된 일정한 시간동안 보상이나 벌칙이 없으면 그 기간의 행동들에 대하여 작은 벌칙을 주어 다른 방향으로 학습이 계속되도록 할 수 있다.

[자연 보상이 있는 Q-학습 알고리즘]

1. 모든 상태 s 와 행동 a 의 $Q(s,a)$ 에 대하여 0보다 크고 1이하의 임의의 값으로 초기화한다. 주의할 것은 초기 값이 0인 경우는 아래의 (1)식에 의거하여 행동선택이 되지 않는다는 사실이다.
2. 현재의 상태 s 를 인식한다.
3. 다음 행동선택확률 $P(a)$ 에 의해 행동 a 를 선택한다.

$$P(a) = \frac{Q(a, s)^{\frac{1}{T}}}{\sum_{a \in A} Q(a', s)^{\frac{1}{T}}} \quad (1)$$

식 (1)에서 T 는 탐사시간을 제어하는 온도변수로 학습이 진행될수록 감소하여 확률적인 선택의 요소를 줄이는 역할을 한다.

4. 주어진 환경에서 행동 a 를 수행한다. 또한 지연된 보상 값 r_d 을 계산한다.(단, 지연된 보상은 즉시 계산되지 않을 수도 있다.)
5. s, a, r_d 로부터 다음 식에 의하여 Q-값을 갱신한다.

$$Q_{t+1-k}(s, a) = (1 - \gamma^k \alpha_t) Q_{t-k}(s, a) + \gamma^k \alpha_t (0.5r_d + 0.5) \quad (2)$$

식 (2)에서 k 는 0에서 t 의 값을 가지며 α_t 는 학습률, γ 는 감쇠계수이다. 혹시 보상 값 r_d 가 즉시 계산되지 못하더라도, 일단 r_d 가 계산되면 Q-값은 이전의 행동에 대하여 모두 갱신된다.

6. 2로 되돌아간다.

Q-학습 알고리즘은 계속적으로 보상을 주지 못하는 경우 학습이 되지 않는 점을 보완하기 위하여 보상이 있는 시점에서 과거의 행동에 대하여 학습을 하는 방법이다. 이 때 (1)식과 같은 행동선택 확률을 사용하여 초기의 Q값을 0보다 큰 임의의 값으로 하였으며 Q값을 갱신하는 식을 (2)식과 같이 하였다. 또한 (1)식에서 온도계수 T 를 도입하여 학습이 진행될수록 행동선택의 확률요소를 줄일 수 있도록 하였다. 즉, T 값이 작아질수록, 한 상태 s 에 대하여 각 행동의 $P(a)$ 의 값의 차이가 더욱 커지게 되므로 Q값이 가장 큰 행동을 취할 확률이 점점 커진다. 초기에는 여러 가지 행동이 발생할 확률을 높여 학습의 효과를 높이고, 학습이 진행된 후에는 이미 학습된 결과를 이용하도록 하는 방법을 사용하는 것이다[7].

3. Harmony Search 알고리즘에 의한 행동진화

3.1 Harmony Search(HS) 알고리즘

음악은 인간의 노력에 의해 발생된 가장 만족스러운 프로세스 중 하나이며, 음악에서 harmony는 미적 포인트를 만족시킬 수 있는 소리의 결합이다. 또 자연에서 하모니는 다른 주파수를 가지는 음파 사이에 관계이다. 많은 사람들이 이 현상에 대하여 연구해오고 있다.

음악에서 하모니가 잘 이뤄지면 우리가 좋은 소리를 들을 수 있듯이 이것을 진화 알고리즘의 반영하여 제안된 아주 휴리스틱한 최적화 알고리즘이 harmony search 알고리즘[11]이다.

음악 연주는 미적 판단에 의해 결정된 최고의 상태(환상적인 하모니)를 추구하듯이 최적화 알고리즘은 목적함수 평가에 의해 결정된 최고의 상태(글로벌 최적화)를 추구한다. 미적 판단은 함께 연주되는 악기의 소리세트에 의해 결정되듯이 목적함수평가는 변수에 의해 생성된 값의 세트에 의해 결정된다. 나은 미적 판단에 대한 소리는 연습을 통해 향상될 수 있듯이 더 나은 목적함수 평가에 관한 값은 반복을 통해 향상될 수 있다. 이렇게 비슷한 특징은 새로운 알고리즘으로 발전하여 사용되어질 수 있었고, Harmony Search는 이상화된 규칙들과 함께 양질의 연주과정을 양질의 최적화 과정으로 변환하고 음악의 하모니와 미를 다양한 최적화 문제의 해로 바꿈으로써 성공적인 예가 되었다. 최근 몇 년 동안, HS 방법은 함수 최적화[12], 기계적인 구조 디자인[13], 파이프 네트워크 최적화[14], 스도쿠 퍼즐[15] 등 최적화 영역에서 다양한 분야에서 성공적으로 적용되고 있다.

- Step 1. 최적화 문제와 알고리즘 파라메타 초기화한다.
- Step 2. Harmony Memory(HM) 초기화 한다.
- Step 3. Improvise a new harmony
- Step 4. Update harmony memory
- Step 5. 정지조건 체크한다.

3.1.1 문제와 알고리즘 파라메타 초기화

최적화 문제를 다음과 같이 구체화한다.

$$\begin{aligned}
 & \text{Minimize } f(\vec{x}) \\
 & \text{subject to } \begin{cases} q_i(\vec{x}) \geq 0 & i = 1, 2, \dots, M \\ h_j(x) = 0 & j = 1, 2, \dots, P \\ x_k^L \leq x_k \leq x_k^U & k = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (3)
 \end{aligned}$$

$f(\vec{x})$ 는 목적함수, M은 불균등한 조건의 수, P는 균등한 조건의 수이다. x 는 각 결정변수 x_i 의 그룹, N은 결정변수의 수이다. 결정변수의 최저 최대값을 각 x_i^L 와 x_k^U 로 나타낸다.

HS 알고리즘 파라메타, Harmony Memory Size(HMS), 해 벡터의 수, Harmony Memory Considering Rate(HMCR), Pitch Adjusting Rate(PAR), 정지조건은 이 과정에서 초기화 시킨다. Harmony Memory는 모든 해벡터들이 저장되는 메모리 위치를 말하며, HM은 유전알고리즘에서 genetic pool과 비슷하다[11]. 여기서 HMCR과 PAR은 해벡터를 향상시키는 파라메타이다[16].

3.1.2 Harmony Memory 초기화

$$HM = \begin{bmatrix} x_1^1 & \dots & x_n^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{HMS} & \dots & x_n^{HMS} \end{bmatrix} \quad (4)$$

HM행렬은 랜덤하게 발생된 해벡터로 형성된다.

조건을 해당하지 않는 실행불가능한 해들도 HM에 포함될 가능성을 가지며, 페널티 함수는 실행불가능한 해에 대한 페널티 값을 계산하기 위해 사용된다. 각 해벡터들은 (5)식에 의하여 평가된다.

$$\begin{aligned}
 fitness(\vec{x}) = f(\vec{x}) + \sum_{i=1}^M \alpha_i \times \min[0, q_i(\vec{x})]^2 \\
 + \sum_{j=1}^P \beta_j \times \min[0, h_j(\vec{x})]^2 \quad (5)
 \end{aligned}$$

α_i, β_j 는 페널티 계수이다. 일반적으로 페널티 계수의 값을 결정하는 구체적인 규칙을 찾는 것은 어렵다[16].

3.1.3 Improvise a new harmony

새로운 하모니 벡터 $\vec{x}' = (x_1', x_2', \dots, x_N')$ 는 다음의 세 가지 규칙, memory consideration, pitch adjustment, random selection을 기초로 하여 발생된다.

새로운 하모니를 발생하는 것을 Improvise라고 한다[13]. memory consideration에서 새로운 벡터에 대한 첫 번째 결정 변수에 값은 HM범위 ($x_1^1 - x_1^{HMS}$)에서 선택되어 진다. 다른 결정변수 (x_2', x_3', \dots, x_N')의 값은 같은 방법으로 결정된다. [0,1]사이의 HMCR은 HM에 저장된 값에서 하나의 값을 선택하는 확률이다. (1-HMCR)은 (6)식에서 값의 범위에서 하나의 값을 무작위로 선택하는 확률이다.

$$\begin{aligned}
 & \text{if } (rand() < HMCR) \\
 & \quad x_i' \leftarrow x_i' \in x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{HMS} \\
 & \text{else} \\
 & \quad x_i' \leftarrow x_i' \in X_i \\
 & \text{end} \quad (6)
 \end{aligned}$$

rand()는 [0,1]사이에서 균일한 랜덤 수이고, X_i 는 각 결정변수에 대한 가능한 값의 범위 ($x_i^L \leq X_i \leq x_i^U$)이다. 예를 들어 HMCR=0.85이면, HS알고리즘이 HM에서 저장된 값에서 85%의 확률로 결정변수 값을 선택한다.

Memory consideration에서 얻어진 모든 요소는 음의 높이 조정(pitch adjustment)을 결정하기 위해 탐색한다. 이 기능은 음높이 조절율(pitch-adjusting rate)인 PAR 파라메타에 사용된다.

$$\begin{aligned}
 & \text{if } (rand() < PAR) \\
 & \quad x_i' = x_i' \pm rand() * bw \\
 & \text{else} \\
 & \quad x_i' = x_i' \\
 & \text{end.} \quad (7)
 \end{aligned}$$

bw는 임의의 거리폭이다[12].

3.1.4 Update harmony memory

새로운 harmony 벡터가 가장 안 좋았던 harmony보다 더 나은 적합도를 갖는다면, 새로운 harmony는 포함시키고, 가장 안 좋은 harmony는 제외시킨다.

3.1.5 정지조건

HS알고리즘은 정지조건을 만나면 멈추고, 그렇지 않다면 다시 step 3으로 돌아간다.

3.2 GA 이용한 행동진화

본 논문에서는 자율이동로봇군의 행동학습과 진화를 위하여 군집 로봇의 협조탐색 문제의 하나인 다수 로봇에 의한 물체 획득 문제로 설정하였다.

그림 1에서 ①은 학습과 진화를 하지 않을 경우, ②은 학습만을 수행할 경우, ③은 진화와 학습을 동시에 수행할 경우를 각각 나타낸다. 그림 1에서 볼 수 있듯이 학습만 수행한 경우보다 진화와 학습을 동시에 수행한 경우가 향상된 것을 알 수 있고, 진화를 통하여 로봇이 학습하지 못한 상태에 대한 정보도 가질 수 있게 됨으로써 그 성능이 향상되는 것으로 볼 수 있다[7].

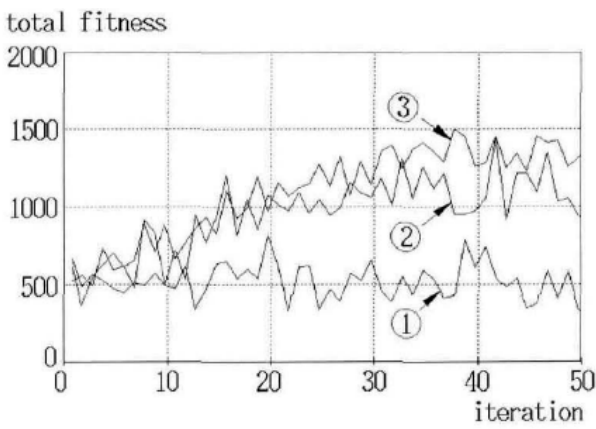


그림 1. 시행횟수에 따른 적합도 합의 변화(α,β=5)
Fig. 1. Relationship between total fitness variation and iteration number(α,β=5)

3.3 GA와 HS 비교

$$\begin{aligned} \text{Minimize } f(x) &= (x_1 - 2)^2 + (x_2 - 1)^2 \\ \text{Subject to } q_1 &= 0, q_2 \geq 0 \\ q_1(x) &= x_1 - 2x_2 + 1 \\ q_2(x) &= -x_1^2/4 - x_2^2 + 1 \end{aligned} \quad (8)$$

(8)식에 관해 목적함수와 패널티 함수의 구조를 GA[18]와 HS를 같게하여 40,000회 반복한 결과를 비교해보았다. HM크기는 30, HMCR은 1.5로 설정해주었다.

표 1. GA와 HS 결과 비교표
Table 1. Comparison GA and HS results

	exact	GA	HS
$f(x)$	1.3935	1.4339	1.3771
%	0.0000	+2.8992	-1.1769
x_1	0.82288	0.8080	0.8348
x_2	0.91144	0.8854	0.9124
q_1	7.05×10^{-9}	3.7×10^{-2}	1.0×10^{-2}
q_2	1.73×10^{-8}	5.2×10^{-2}	-6.7×10^{-3}

표 1에서 알 수 있듯이, Harmony Search 가 연속적인 문제에서 GA보다 더 나은 결과를 나타내었다. 그러나 이산적인 경우에는 GA가 HS보다 더 나은 결과를 나타낼 것이다[11].

4. 시뮬레이션

$$\text{Minimize } f(x) = (x_1 - 2)^2 + (x_2 - 1)^2 \quad (9)$$

식 (9)와 같은 목적함수를 최적화하기 위하여 HSA와 GA를 matlab을 이용하여 시뮬레이션 해 보았다. 그림 2에서 보는 것과 같이 많은 해를 탐색해 보았을 때 x_1 는 약 2의 값을 가지며, x_2 는 1의 값을 가지는 것을 알 수 있다.

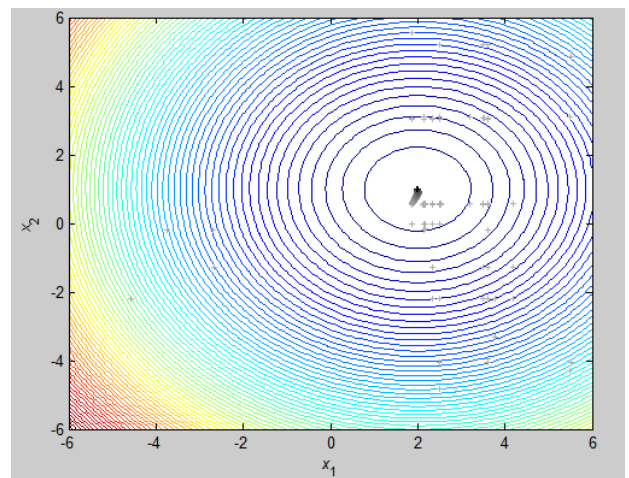


그림 2. HSA를 이용한 최적의 해
Fig. 2. Best solution using HSA

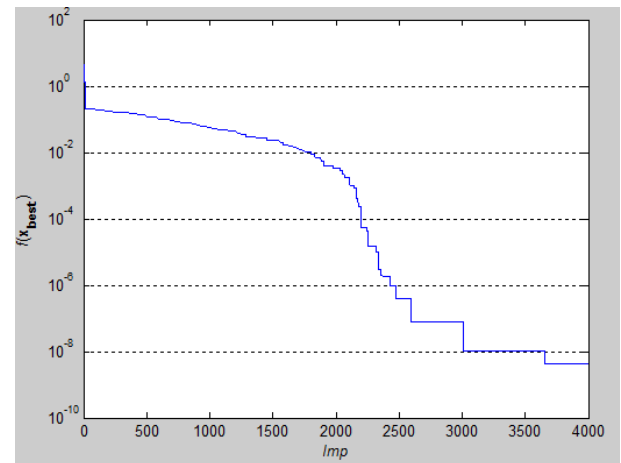


그림 3. 4000회 반복을 통한 최적화 변화
Fig. 3. Optimization transition through 4000-iteration

그림 3은 HS를 이용하여 HMS를 30으로 하였을 때 최적화 해벡터를 찾기 위해 4000회 반복한 결과를 나타내고 있다.

그림 4는 GA를 이용하여 식 (9)의 목적함수의 최적해 벡터를 구하였다. 파란 그래프는 x_1 이 반복에 거처서 최적해

로 가는 것을 나타낸 것이고, 초록 그래프는 x_2 가 최적해로 가는 것을 나타내고 있는 장면이다. x_2 는 약간 불안정한 상태로 수렴하고 있는 것을 볼 수 있다.

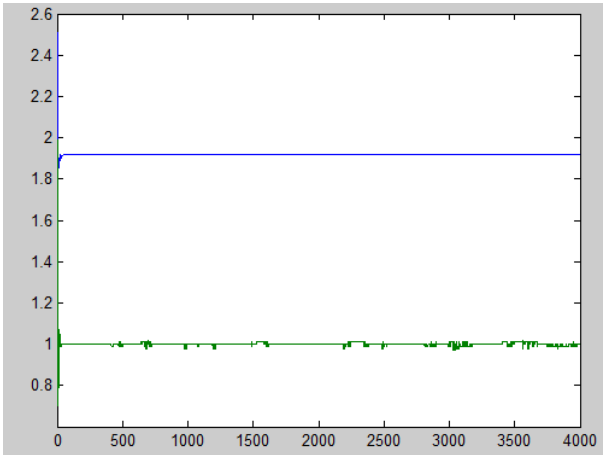


그림 4. GA를 이용한 최적화 x_1 (파란색), x_2 (녹색)의 해
Fig. 4. Optimization x_1 (up), x_2 (down) using GA

5. 결론 및 향후과제

각각의 로봇은 주변을 인식하여 자신의 행동을 결정하기 위하여 지연보상이 있는 Q-학습법을 적용하였고, 시스템의 목적에 맞도록 진화해 나가는 방법을 사용하고자한다. 다수의 로봇으로 구성된 군집 로봇시스템에서 동적인 환경의 변화를 고려하여 로봇의 행동 규칙을 정하는 것은 쉽지가 않다.

이를 해결하기 위하여 본 논문에서는 로봇에게 완전한 프로그램을 만들어주기 보다는 변화하는 환경에 유연하게 대처하고 진화해 나갈 수 있는 시스템을 구현하고자 하는 방법으로 기존의 Q-학습 알고리즘을 이용하여 학습한 것을 새롭게 등장하는 Harmony Search 알고리즘을 이용한 진화방법을 제안하였다. 그림 1에서와 같이 진화가 이뤄진 경우가 적합도가 좋아졌고, HS알고리즘과 비교하였을 때 더욱 정확도가 높아져 적합도 또한 좋아질 것이라고 예측이 되었고, 그림 2와 그림 4에서 알 수 있듯이 그림 4에서 GA를 결과 값이 불안정한 것을 알 수 있기 때문에 GA보다 좀 더 정확한 최적의 해벡터를 구할 수 있다는 사실을 알 수 있다.

향후 제안된 방법을 이용하여 로봇의 상황과 행동에 대한 예측이 가능하도록 하기 위해 Q-학습법과 Harmony Search 알고리즘을 융합한 시뮬레이션 프로그래밍 작업을 수행하여 제안 방법의 성능을 검증할 예정이다.

참고 문헌

[1] <http://www.robhaz.com>, "ROBHAZ"
[2] "위험 작업용 로봇 기술 동향", 한국 과학 기술 정보 연구원, 2004
[3] <http://mars.jpl.nasa.gov> "Mars Exploration pro-

gram"
[4] G. Beni, "From Swarm Intelligence to Swarm Robot", *Swarm Robotics WS 2004*, LNCS 3342, pp. 1-9, 2005.
[5] S. Garnier, J. Gautrais and G. Theraulaz, "The Biological Principals of Swarm Intelligence", *Swarm Intelligence*, Springer New York, Vol.1, No.1, pp.3-31, 2007.
[6] 이동욱, 심귀보, "인공면역계 기반의 자율이동로봇군의 협조행동전략 결정," *대한전자공학회 논문지*, 제35권 S편 제 3호, pp. 102-109, 1998. 3.
[7] 심귀보, 이동욱, "군집 로봇의 협조행동을 위한 로봇 개체의 행동학습과 진화", *퍼지 및 지능시스템학회 논문지* 2006, Vol. 16, No. 2, pp. 131-137.
[8] S. Doctor, G. K. Venayagamoorthy and V. G. Gudise, "Optimal PSO for Collective Robotics Search Applications", *Proceedings of the 2004 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Vol. 2, pp. 1390-1395, 2004.
[9] J. M. Hereford, "A Distributed Particle Swarm Optimization Algorithm for Swarm Robotic Application", *Proceedings of the 2006 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1678-1685, 2006.
[10] W. Jatmiko, K. Sekiyama and T. Fukuda, "A PSO-based Mobile Sensor Network for Odor Source Localization in Dynamic Environment: Theory, Simulation and Measurement", *Proceedings of the 2006 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1036-1043, 2006.
[11] Geem, Z. W., Kim, J. H., and Loganathan, G. V. "A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search." *Simulation*, 76(2), pp. 60-68, 2001.
[12] Lee, K.S., Geem, Z.W. "A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization" harmony search theory and practice. *Computer Methods in Applied Mechanics and engineering* 194, pp. 3902-3922, 2005.
[13] Lee, K.S., Geem, Z.W. "A new structural optimization method based on the harmony search algorithm." *Computers and Structures* 82, pp. 781-798, 2004
[14] Geem, Z.W., Kim, J.H., "Loganathan Journal of Modeling and Simulation" 22, pp. 125-133, 2002.
[15] Geem, Z.W. "Harmony search algorithm for solving sudoku." In: Apolloni, B., Howlett, R.J., Jain, L.(eds.) *KES 2007, Part I. LNCS(LNAI)*, vol.4692, pp. 371-378. Springer, Heidelberg, 2007.
[16] M. Fesanghary a*, M. Mahdavi b, M. Minary-Jolandan c, Y. Alizadeh a "Hybridizing harmony search algorithm with sequential quadratic programming for engineering optimization problems"
[17] K.S. Lee, Z.W. Geem, A new meta-heuristic algorithm for continues engineering optimization: harmony search theory and practice, *Computer*

Methods in Applied Mechanics and engineering
194, pp. 3902 - .3933, 2004.

[18] Homaifar, A., Qi, C. X. and Lai, S. H.
"Constrained Optimization via Genetic Algorithms." *SIMULATION*, Vol. 62, No. 4, pp 242-254, 1994.

저 자 소 개



김민경 (Min-Kyung Kim)
2009년 : 제주대학교 통신공학과 공학사
2009년 : 중앙대학교 전자전기공학부 인턴
2010년 ~ 현재 : 중앙대학교 전자전기공학
부석사과정

관심분야 : 유전알고리즘, 진화연산, HAL



고광은(Kwang-Eun Ko)
2007년 : 중앙대학교 전자전기공학부 공학사
2007년 ~ 현재 : 중앙대학교 대학원 전자전
기공학부 석박사통합과정

관심분야 : Multi-Agent Robotic Systems (MARS),
Machine Learning Context Awareness,
Emotion Recognition Systems



심귀보 (Kwee-Bo Sim)
1990년 : The University of Tokyo
전자공학과 공학박사

[제20권 2호 (2010년 4월호) 참조]

1991년 ~ 현재 : 중앙대학교 전자전기공학부 교수
2006년 ~ 2007년 : 한국지능시스템학회 회장

E-mail : kbsim@cau.ac.kr
Homepage URL : <http://alife.cau>.