

Quantum-infusion 메커니즘을 이용한 분산형 입자군집최적화 알고리즘에 관한 연구

A Study on Distributed Particle Swarm Optimization Algorithm with Quantum-infusion Mechanism

송동호 · 이영일 · 김태형[†]

Dongho Song, Yougil Lee, and Tae-Hyoung Kim[†]

중앙대학교 기계공학부

요 약

본 논문에서는 종래의 PSO 알고리즘 성능저하의 주요 원인들 중 하나인 입자들의 조기수렴 현상을 개선한 DPSO-QI (Distributed PSO with quantum-infusion mechanism) 기법을 제안한다. DPSO-QI 알고리즘은 다음과 같은 두 가지 특징을 지닌다. 첫째, 분산형 구조의 PSO 기법을 도입한다. 이는 먼저 적절한 수의 입자들로 소그룹을 형성하고, 최적해 탐색에 필요한 다양한 정보의 교환이 각 소그룹 내에서만 이루어지도록 한 기법이다. 이러한 기법을 바탕으로 입자들의 탐색 다양성을 증대시킴으로써 조기수렴 현상을 감소시키는 효과를 달성할 수 있다. 둘째, 상기의 입자 소그룹에 Quantum-infusion (QI) 메커니즘에 기반 한 기법을 도입시킨다. 이를 통해 입자들의 전역 최적해 탐색 정밀도를 보다 향상시킬 수 있다. 끝으로 다양한 수치예제를 통하여 제안하는 새로운 PSO 기법이 종래의 방식들에 비해 매우 뛰어난 성능을 구현할 수 있음을 입증하고자 한다.

키워드 : 입자군집최적화, 분산형 구조, quantum-infusion 메커니즘, 조기수렴, 메타 휴리스틱

Abstract

In this paper, a novel DPSO-QI (Distributed PSO with quantum-infusion mechanism) algorithm improving one of the fatal defect, the so-called premature convergence, that degrades the performance of the conventional PSO algorithms is proposed. The proposed scheme has the following two distinguished features. First, a concept of neighborhood of each particle is introduced, which divides the whole swarm into several small groups with an appropriate size. Such a strategy restricts the information exchange between particles to be done only in each small group. It thus results in the improvement of particles' diversity and further minimization of a probability of occurring the premature convergence phenomena. Second, a quantum-infusion (QI) mechanism based on the quantum mechanics is introduced to generate a meaningful offspring in each small group. This offspring in our PSO mechanism improves the ability to explore a wider area precisely compared to the conventional one, so that the degree of precision of the algorithm is improved. Finally, some numerical results are compared with those of the conventional researches, which clearly demonstrates the effectiveness and reliability of the proposed DPSO-QI algorithm.

Key Words : Particle swarm optimization, Distribute structure, Quantum-infusion mechanism, Premature convergence, Meta-heuristic

1. 서 론

최근 다양한 분야에서 여러 형태의 복잡한 최적화 문제

접수일자: 2011년 11월 19일

심사(수정)일자: 2011년 11월 19일

게재확정일자 : 2012년 6월 27일

[†] 교신저자

본 논문은 본 학회 2011년도 추계 학술대회에서 선정된 우수논문입니다.

이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(No.2011-0004295, No.2012-012295).

를 해결하기 위한 방법으로서 메타 휴리스틱 알고리즘이 큰 주목을 받고 있으며, 대표적인 관련 기법들로는 유전자 알고리즘 (Genetic Algorithm, GA)[1], 개미군집화 알고리즘 (Ant Colony Optimization, ACO)[2], 인공 벌 군집 알고리즘 (Artificial Bee Colony, ABC)[3], 하모니 서치 알고리즘 (HSA)[4] 등이 있다. 이러한 메타 휴리스틱 알고리즘의 보편화는 과학기술의 발전에 따른 컴퓨터 연산속도의 향상과 밀접한 관계를 맺고 있다. 이에 최근 이러한 기법들의 성능 향상에 관한 연구들과 더불어 다양한 분야에서 다양한 목적에 따라 활용되고 있으며, 종래의 최적화 알고리즘과 차별되는 우수성이 여러 연구 결과들을 통해 입증 되고 있다.

PSO(Particle Swarm Optimization; 입자군집최적화) 알고리즘은 1995년 J. Kennedy와 R. Eberhart에 의해 처음으로 제안되었으며, 물고기 떼나 새 떼와 같은 동물들의 사회

적 행동양식에 기반 하여 개발되었다[5]. 이러한 입자군집최적화 알고리즘은 여타 메타 휴리스틱 알고리즘에 비해 사용자가 설정해야 할 파라미터의 수가 적고, 이들의 설정이 비교적 용이함에도 불구하고 그 최적화 성능이 매우 우수하다는 장점을 바탕으로 최근 다양한 분야에서 각광을 받고 있다[9, 10, 11]. 그러나 최적화 문제의 차원이 증가하고 목적함수가 복잡해짐에 따라 탐색 입자들이 전역 최적해(global optimum)에 수렴하지 못하고 국소 최적해(local optimum)에 수렴하게 되는 조기수렴(premature convergence) 현상이 빈번히 발생하게 되며, 이는 여러 입자군집에 기반 한 최적화 알고리즘의 치명적인 약점으로 지적되었다[6].

본 논문에서는 입자군집최적화 알고리즘의 성능저하를 유발하는 주요 원인인 조기수렴 현상을 효과적으로 개선시키기 위해 새로운 DPSO-QI 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 알고리즘은 다음과 같은 두 가지 특징을 갖고 있다. 첫째, 분산형 입자군집최적화 알고리즘의 특징을 도입함으로써 ‘이웃(neighborhood)’이라는 개념을 사용하여 전체 입자군집을 적절한 크기를 갖는 소그룹으로 세분화 하였다. 이를 통해 입자들의 정보교환을 각 그룹 내로 제한하였고, 결과적으로 입자들의 탐색 다양성을 증대 시켰다. 둘째, 양자역학의 양자거동 법칙을 기반으로 한 Quantum-infusion 메커니즘을 도입함으로써 각 소그룹 내에서 새로운 자손을 생성하게 하였다. 기존에 주어진 정보를 이용하여 새로운 위치에 생성된 자손 입자는 탐색영역의 더욱 정밀하고 효율적인 탐색을 가능하게 하여, 결과적으로 전역 최적해 탐색 성능을 향상시켰다.

논문의 구성은 2장에서는 종래의 입자군집최적화 알고리즘에 대해 설명하고, 3장에서는 새롭게 제안된 알고리즘인 DPSO-QI에 대해서 다루었다. 4장에서는 최적화 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 널리 이용되는 벤치마크 테스트 문제를 통하여 본 논문에서 제안된 DPSO-QI 알고리즘의 우수성을 입증하였고, 마지막 5장에서는 결론과 향후 연구 방향으로 마무리 하였다.

2. PSO 알고리즘

일반적으로 최적화 문제는 다음과 같이 정의된다.

$$\min_x f(\mathbf{x}), \mathbf{x} \in D \subseteq \mathbb{R}^n \quad (1)$$

여기서 n 은 설계변수의 개수, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 는 설계변수 벡터, D 는 탐색영역, $f(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}$ 는 선형/비선형의 목적함수를 의미한다. 입자군집최적화 알고리즘은 인구 기반(population-based)의 최적화 알고리즘의 하나로서, 군집에 속하는 각 입자들이 서로 간의 정보교환 및 상호작용을 통하여 계속적으로 이동을 하게 되며, 반복 횟수가 증가할수록 최적의 해에 수렴하는 개략적인 특징을 지니고 있다. n_p 개의 입자로 구성된 군집 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{n_p}$ 를 생각해 보자. 각각의 입자 \mathbf{x}_i 는 앞서 언급한 바와 같이 n -차원의 설계변수 벡터를 나타낸다. i 번째 입자의 위치와 속도는 각각 다음의 식 (2)와 (3)으로 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{x}_i := (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})^T \in \mathbb{R}^n \quad (2)$$

$$\mathbf{v}_i := (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,n})^T \in \mathbb{R}^n \quad (3)$$

각 입자들은 다음의 식 (4)과 (5)를 통하여 각각의 위치와 속도를 갱신하게 된다.

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \mathbf{x}_i^k + \mathbf{v}_i^{k+1}, \quad (4)$$

$$\mathbf{v}_i^{k+1} = c_0 \mathbf{v}_i^k + c_1 r_{1,i}^k (\mathbf{x}_{pbest,i}^k - \mathbf{x}_i^k) + c_2 r_{2,i}^k (\mathbf{x}_{gbest}^k - \mathbf{x}_i^k) \quad (5)$$

여기서 c_0, c_1, c_2 는 각각 inertia factor, cognitive scaling factor, social scaling factor라 불리며, 알고리즘을 사용하는 사용자가 직접 설정해야 하는 설계 변수 이다. 또한, $r_{1,i}^k, r_{2,i}^k$ 는 $[0,1]$ 에서 균일 분포하게 발생시킨 난수를 나타내고 각 반복 횟수마다 다르게 설정되는데, 이는 입자군집최적화 알고리즘이 확률적 거동(stochastic behavior)의 특징을 갖게 한다. 식 (5)에서 $\mathbf{x}_{pbest,i}^k$ 와 \mathbf{x}_{gbest}^k 은 각각 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{x}_{pbest,i}^k := \arg \min_{\mathbf{x}_j^i} \{f(\mathbf{x}_j^i), 0 \leq j \leq k\}, \quad (6)$$

$$\mathbf{x}_{gbest}^k := \arg \min_{\mathbf{x}_i^k} \{f(\mathbf{x}_i^k), i = 1, 2, \dots, n_p\}. \quad (7)$$

식 (6)에 정의된 $\mathbf{x}_{pbest,i}^k$ 은 각 입자들이 현재까지 이동해온 경로 중에서 목적함수의 값이 가장 최소의 값을 갖는 위치를 의미하며, 식 (7)에 정의된 \mathbf{x}_{gbest}^k 은 현재 반복 횟수에서, 모든 입자들의 위치에서 목적함수의 값을 계산하고 그 중에 목적함수의 값이 가장 최소인 위치를 의미한다. 그림 1.에서 각 입자들의 위치와 속도가 갱신되는 것을 2차원 평면상에서 개략적으로 나타내었다. 종래의 입자군집최적화 알고리즘은 다음과 같은 절차에 의해 수행된다.

[STEP 0] Set $k = 0$. Initialize n_p particle with randomly chosen positions $\mathbf{x}_i^0 \in D$, and $\mathbf{v}_i^0 = \mathbf{0}$. For $i = 1, 2, \dots, n_p$, set $\mathbf{x}_{pbest,i}^0 = \mathbf{x}_i^0$, and \mathbf{x}_{gbest}^0 as

$$\mathbf{x}_{gbest}^0 \leftarrow \arg \min_{\mathbf{x}_i^0} \{f(\mathbf{x}_i^0), i = 1, 2, \dots, n_p\}$$

[STEP 1] If the termination criterion is satisfied (i.e., $k > k_{max}$), the algorithm terminates with the solution

$$\mathbf{x}^* := \arg \min_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{x}_i^j | i=1, 2, \dots, n_p; j=1, 2, \dots, k\}} f(\mathbf{x})$$

Otherwise, go to **STEP 2**.

[STEP 2] Apply the following evolutionary update law to all particles: For $i = 1, 2, \dots, n_p$

$$\mathbf{v}_i^{k+1} \leftarrow c_0 \mathbf{v}_i^k + c_1 r_{1,i}^k (\mathbf{x}_{pbest,i}^k - \mathbf{x}_i^k) + c_2 r_{2,i}^k (\mathbf{x}_{gbest}^k - \mathbf{x}_i^k),$$

$$\mathbf{x}_i^{k+1} \leftarrow \mathbf{x}_i^k + \mathbf{v}_i^{k+1}.$$

Set $k = k + 1$, and then determine $\mathbf{x}_{pbest,i}^k$ and \mathbf{x}_{gbest}^k as

$$\mathbf{x}_{pbest,i}^k := \arg \min_{\mathbf{x}_j^i} \{f(\mathbf{x}_j^i), j = 1, 2, \dots, k\}$$

$$\mathbf{x}_{gbest}^k := \arg \min_{\mathbf{x}_i^k} \{f(\mathbf{x}_i^k), i = 1, 2, \dots, n_p\}$$

Go to **STEP 1**.

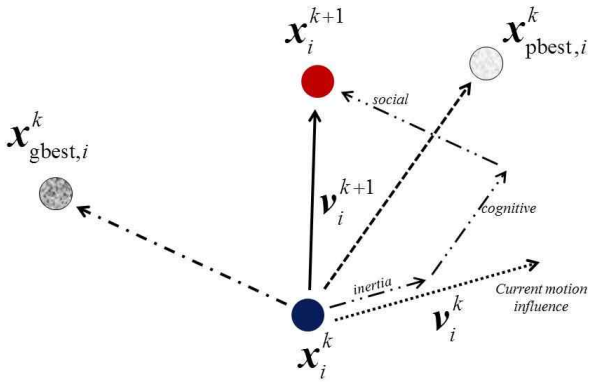


그림 1. 2차원 평면상에서의 입자군집최적화 알고리즘의 위치와 속도 갱신에 대한 개략도
 Fig. 1. Description of velocity and position updates of PSO algorithm in 2-dimensional space

3. DPSO-QI 알고리즘

입자군집최적화 알고리즘에 있어서 성능저하의 가장 치명적인 원인인 입자들의 조기수렴 현상을 개선하기 위해 새롭게 개발된 DPSO-QI 알고리즘은 분산형 입자군집최적화 (distributed PSO) 알고리즘과 PSO-QI (PSO with quantum-infusion) 알고리즘의 특징을 혼합시켜 개발한 새로운 하이브리드 입자 군집최적화 알고리즘이다[7]. 식 (1)에 주어진 최적화 문제의 해결을 위하여 종래의 입자군집최적화 알고리즘의 위치 및 속도 갱신 법칙과는 다르게 다음과 같은 식에 의해 위치 및 속도에 대한 갱신이 이루어지게 된다.

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \mathbf{x}_i^k + \mathbf{v}_i^{k+1}, \quad (8)$$

$$\mathbf{v}_i^{k+1} = \chi \left[\mathbf{v}_i^k + c_1 r_{1,i}^k (\mathbf{x}_{pbest,i}^k - \mathbf{x}_i^k) + c_2 r_{2,i}^k (\mathbf{x}_{sbest,i}^k - \mathbf{x}_i^k) \right] \quad (9)$$

여기서 c_1, c_2 은 종래의 입자군집최적화 알고리즘과 동일한 cognitive scaling factor, social scaling factor이고, 입자들의 좀 더 빠른 수렴을 위해 사용된 constriction factor라 불리는 χ 는 다음과 같이 정의된다[8].

$$\chi = \frac{2}{2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}}, \quad \varphi := c_1 + c_2 > 4, \quad (10)$$

식 (9)에서 속도를 갱신하기 위해 필요한 $\mathbf{x}_{pbest,i}^k$ 와 $\mathbf{x}_{sbest,i}^k$, 그리고 $\mathbf{x}_{sbest,i}^k$ 를 정의하기 위한 $\mathbf{x}_{tbest,i}^k$ 는 각각 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{x}_{pbest,i}^k := \arg \min_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{x}_j^k | j=1,2,\dots,k\}} f(\mathbf{x}), \quad (11)$$

$$\mathbf{x}_{tbest,i}^k := \arg \min_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{x}_j^k | j=i-\frac{n_s}{2}, \dots, i+\frac{n_s}{2}\}} f(\mathbf{x}), \quad (12)$$

$$\mathbf{x}_{sbest,i}^k := \arg \min_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{x}_{tbest,i}^k, \mathbf{x}_{offspring,i}^k\}} f(\mathbf{x}). \quad (13)$$

여기서 짝수로 설정되는 $n_s (\leq n_p)$ 는 i 번째 입자의 이웃의 개수를 나타낸다. $\mathbf{x}_{offspring,i}^k$ 는 입자 군집의 자손(offspring)을 나타내고 다음과 같이 결정된다.

$$\mathbf{x}_{offspring,i}^k := \alpha_1 \mathbf{x}_{sbest,i}^k + \alpha_2 \mathbf{x}_{pbest,i}^k \pm \beta |\mathbf{x}_{mbest,i}^k - \mathbf{x}_i^k| \ln \frac{1}{u} \quad (14)$$

식 (14)를 통해 자손이 결정되는 과정에서 \pm 는 50%의 확률에 의해 결정된다. 여기서 β 는 creativity coefficient라 불리는 설계변수를 나타내고, u 와 α_1 는 $[0,1]$ 에서 균일 분포하게 발생시킨 난수를 나타내며, α_2 는 $\alpha_2 := 1 - \alpha_1$ 으로 정의된다. \mathbf{x}_i^k 는 임의로 선택된 입자이며, $\mathbf{x}_{pbest,i}^k$ 은 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{x}_{pbest,i}^k := \arg \min_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{x}_j^k | j=1,2,\dots,k\}} f(\mathbf{x}) \quad (15)$$

한편, $\mathbf{x}_{mbest,i}^k$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{x}_{mbest,i}^k := \frac{1}{n_s} \sum_{i=0}^{n_s} \mathbf{x}_{pbest,i}^k \quad (16)$$

본 연구에서 제안하는 DPSO-QI 알고리즘은 다음과 같은 절차를 바탕으로 수행하게 된다.

[STEP 0] Set $k = 0$. Initialize n_p particle with randomly chosen positions $\mathbf{x}_i^0 \in \mathbb{D}$, and $\mathbf{v}_i^0 = \mathbf{0}$. For $i = 1, 2, \dots, n_p$, set $\mathbf{x}_{pbest,i}^0 = \mathbf{x}_i^0$, and $\mathbf{x}_{sbest,i}^0$ as

$$\mathbf{x}_{sbest,i}^0 \leftarrow \arg \min_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{x}_j^0 | j=i-\frac{n_s}{2}, \dots, i+\frac{n_s}{2}\}} f(\mathbf{x})$$

[STEP 1] If the termination criterion is satisfied (i.e., $k > k_{\max}$), the algorithm terminates with the solution

$$\mathbf{x}^* := \arg \min_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{x}_j^k | j=1,2,\dots,n_p; j=1,2,\dots,k\}} f(\mathbf{x})$$

Otherwise, go to **STEP 2**.

[STEP 2] Apply the following evolutionary update law to all particles: For $i = 1, 2, \dots, n_p$

$$\mathbf{v}_i^{k+1} \leftarrow \chi \left[\mathbf{v}_i^k + c_1 r_{1,i}^k (\mathbf{x}_{pbest,i}^k - \mathbf{x}_i^k) + c_2 r_{2,i}^k (\mathbf{x}_{sbest,i}^k - \mathbf{x}_i^k) \right],$$

$$\mathbf{x}_i^{k+1} \leftarrow \mathbf{x}_i^k + \mathbf{v}_i^{k+1}.$$

Set $k = k + 1$, and then determine $\mathbf{x}_{pbest,i}^k$ and $\mathbf{x}_{sbest,i}^k$ as

$$\mathbf{x}_{pbest,i}^k := \arg \min_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{x}_j^k | j=1,2,\dots,k\}} f(\mathbf{x}),$$

$$\mathbf{x}_{tbest,i}^k := \arg \min_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{x}_j^k | j=i-\frac{n_s}{2}, \dots, i+\frac{n_s}{2}\}} f(\mathbf{x}),$$

$$\mathbf{x}_{sbest,i}^k := \arg \min_{\mathbf{x} \in \{\mathbf{x}_{tbest,i}^k, \mathbf{x}_{offspring,i}^k\}} f(\mathbf{x}).$$

Go to **STEP 1**.

4. 성능 평가 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 장에서는 제안된 DPSO-QI 알고리즘의 성능을 종래의 알고리즘(BinPSO [12], AMPSO [13], CAPSO [14])과 비교, 평가하기 위해 다음의 2가지 unimodal, multimodal 함수를 이용하여 실험을 수행하였다.

1. Rosenbrock function

$$f_{Rosenbrock}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2] \quad (17)$$

where $-2.048 \leq x_i \leq 2.048$

2. Griewank function

$$f_{Griewank}(\mathbf{x}) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (18)$$

where $-600 \leq x_i \leq 600$

여기서 종래 연구결과들과의 공정한 비교, 평가를 위해 2개의 함수 모두 동일하게 $n=30$ 으로 설정하였고, 군집의 크기와 반복회수 또한 동일하게 각각 40, 1000으로 제한하였다. 제안된 알고리즘의 수행을 위해 $n_s=5$, $c_1=c_2=2.05$ 으로 설정하였으며, 총 30번의 실험을 수행한 후, 평균값과 95% 신뢰구간을 표 1.에 나타내었다. 표 1.에 제시한 통계 자료를 살펴보면, 본 논문에서 제안한 DPSO-QI 알고리즘의 성능이 종래에 제안된 다양한 입자군집최적화 알고리즘들에 비하여 월등히 뛰어난 것을 확인할 수 있다. 이는 전체 입자군집을 여러 개의 소그룹으로 나누어 입자의 다양성을 적절히 증가시키고, 각 소그룹마다 자손입자를 생성시켜 입자 탐색능력의 정밀도를 향상시킴으로써 얻어지는 효과로서, 이는 본 논문에서 제안한 새로운 최적화 알고리즘이 우수한 성능을 구현할 수 있음을 객관적으로 입증한다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 종래의 입자군집최적화 알고리즘의 성능을 치명적으로 저하 시키는 주요 원인인 조기수렴 현상을 개선하기 위해 새로운 DPSO-QI 알고리즘을 제안하였다. 분산형 입자군집최적화 알고리즘의 특징인 ‘이웃’이라는 개념을 적절히 적용하여 전체 입자군집을 몇 개의 소그룹으로 나누었고, 입자들의 정보교환을 각 그룹 내로 제한함으로써 입자들의 탐색 다양성을 향상 시켰다. 또한, 양자역학에 근거한 Quantum-infusion 메커니즘을 도입함으로써 새로운 자손을 생성하게 하였다. 기존의 정보들을 이용하여 새롭게 생성된 자손 입자는 더욱 정밀하고 효율적인 탐색을 가능하게 하여, 결과적으로 전역 최적해 탐색의 성능을 향상시켰다. 본 알고리즘은 뛰어난 정밀도와 안정성을 바탕으로 다양한 형태의 최적화 문제에 적용될 수 있으며, 이를 수치예제를 통한 실험결과를 통해 입증하였다.

향후 연구에서는 이웃(neighborhood)의 크기, 즉 소그룹을 형성하는 입자의 개수가 DPSO-QI 알고리즘의 성능에 어떠한 영향을 미치는 지에 대한 추가적인 연구가 진행 될 것이다. 또한, 공학 최적화 문제를 해결하기 위해서는 다양한 형태로 주어지는 선형/비선형 제약조건식들을 효율적으

로 고려할 수 있는 알고리즘의 개발이 필수적이므로 이에 대한 연구가 추가적으로 이루어져야 할 것이다. 마지막으로, 인공기반의 진화연산 알고리즘이 태생적으로 지니고 있는 연산 시간에 대한 문제를 해결하기 위한 기술적 연구가 필요하다. 따라서 최근 각광을 받고 있는 GPU(Graphic Processor Unit) 기반의 DPSO-QI 알고리즘 연산체계의 도입을 고려하고 있으며, 이를 통하여 기존의 연산 속도가 혁신적으로 단축시킬 수 있을 것으로 기대된다.

표 1. BinPSO, AMPSO, CAPSO, DPSO-QI 알고리즘을 이용한 결과 데이터의 비교

Table 1. Comparison of results obtained using BinPSO, AMPSO, CAPSO and DPSO-QI

Algorithm	Rosenbrock function	Griewank function
BinPSO [12]	2.24e+03 (7.74e+01)	6.79e+01 (1.98e-00)
AMPSO [13]	2.19e+03 (8.63e+01)	1.06e+02 (4.39e-00)
CAPSO [14]	2.89e+01 (1.18e-03)	1.99e-00 (8.67e-02)
DPSO-QI	2.35e+01 (6.30e-01)	7.07e-02 (2.24e-02)

* 괄호 안의 데이터는 95% 신뢰구간을 나타낸 것임.

참 고 문 헌

- [1] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence*, The University of Michigan Press, 1975.
- [2] M. Dorigo, V. Manizzo, A. Coloni, "The Ant System: Optimization by A Colony of Cooperating Agents," *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, Vol. 26, No. 1, pp. 29-41, 1996.
- [3] D. Karaboga, D. Basturk, "A Powerful and Efficient Algorithm for Numerical Function Optimization: Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm," *Journal of Global Optimization*, Vol. 39, No. 3, pp. 459-471, 2007.
- [4] Z. W. Geem, J. H. Kim, G. V. Loganathan, "A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search," *Simulation*, Vol. 76, No. 2, pp. 60-68, 2001.
- [5] R. Eberhart, J. Kennedy, "A New Optimizer Using Particle Swarm Theory," *In Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, Nagoya, Japan, pp. 39-43, 1995.
- [6] J. Riget, J. S. Vesterstrom, *A Diversity-guided Particle Swarm Optimizer - The ARPSO*, Technical Report 2002-02, Department of Computer

Science, University of Aarhus, Denmark, 2002

[7] 송동호, 김영탁, 김태형, “감쇠동흡진기의 최적설계: 양자거동 메커니즘을 적용한 분산형 입자군집최적화 기법의 응용,” *대한기계학회 2011년 추계학술대회*, pp. 844-849, 2011.

[8] M. Clerc, J. Kennedy, “The Particle Swarm - Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space,” *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*, Vol. 6, No. 1, pp. 58-73, 2002.

[9] 조재훈, 이대중, 송창규, 전명근, “상호정보량과 Binary Particle Swarm Optimization을 이용한 속성선택 기법,” *한국지능시스템학회 논문지*, 제 19권, 제 2호, pp. 191-196, 2009.

[10] 강환일, 이병희, 장우석, “입자 군집 최적화와 개선된 Dijkstra 알고리즘을 이용한 경로 계획 기법,” *한국지능시스템학회 논문지*, 제 18권, 제 2호, pp. 212-215, 2008.

[11] 김선욱, 김동현, “PSO를 이용한 테오양센 기반의 보행 로봇 다리설계,” *한국지능시스템학회 논문지*, 제 21권, 제 5호, pp. 660-666, 2011.

[12] J. Kennedy, R. Eberhart, “A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm,” *Proceedings of the Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Piscataway, NJ, pp. 4104-4108, 1997.

[13] G. Pampara, N. Franken, A. P. Engelbrecht, “Combining Particle Swarm Optimization with Angle Modulation to Solve Binary Problems,” *The 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Vol. 1, pp. 89-96, 2005.

[14] X.-H. Chen, W.-P. Lee, M.-L. Huang, “Collaborative and Adaptive Particle Swarm Optimizer with Fitness and Position Condition,” *Proceedings of the 6th International Conference on Machine Learning and Cybernetics, ICMLC 2007*, Vol. 2, pp. 984-989, 2007.



이영일(Youngil Lee)

2006년~현재: 중앙대학교 기계공학부
학부과정

관심분야: Fuzzy Theory, Neural Networks, Soft Computing, System Identification

Phone : 070-8227-0917

E-mail : yilee@wm.cau.ac.kr



김태형(Tae-Hyoung Kim)

1999년: 중앙대학교 기계공학부 공학사
2001년: 중앙대학교 기계공학과 공학석사
2006년: Kyoto Univ., Ph.D. degree in Informatics
2008년~현재: 중앙대학교 기계공학부 교수

관심분야: Model Predictive Control, Iterative Learning Control, Cooperative Control, Particle Swarm Optimization, System Identification

Phone : 02-820-5748

E-mail : kimth@cau.ac.kr

저 자 소 개



송동호(Dongho Song)

2011년: 중앙대학교 기계공학부 공학사
2011년~현재: 중앙대학교 대학원
기계공학과 석사과정

관심분야: Meta-heuristic Optimization Algorithm, Robust Control, Sliding Mode Control, Hysteresis Identification

Phone : 070-8227-0917

E-mail : dhsong@wm.cau.ac.kr