

## 인공벌 군집 알고리즘을 기반으로 한 복합탐색법

이수항<sup>a</sup>, 김일현<sup>a</sup>, 김용호<sup>a</sup>, 한석영<sup>b\*</sup>

## A Hybrid Search Method Based on the Artificial Bee Colony Algorithm

Su-Hang Lee<sup>a</sup>, Il-Hyun Kim<sup>a</sup>, Yong-Ho Kim<sup>a</sup>, Seog-Young Han<sup>b\*</sup><sup>a</sup> Department of Mechanical Engineering, Hanyang Graduate School, 222 Wangsimni-ro, Seongdong-gu, Seoul, Republic of Korea<sup>b</sup> Division of Mechanical Engineering, Hanyang University, 222 Wangsimni-ro, Seongdong-gu, Seoul, Republic of Korea

## ARTICLE INFO

## Article history:

Received	24	March	2014
Revised	20	May	2014
Accepted	22	May	2014

## Keywords:

Global optimization  
Artificial bee colony algorithm  
Harmony search algorithm

## ABSTRACT

A hybrid search method based on the artificial bee colony algorithm (ABCA) with harmony search (HS) is suggested for finding a global solution in the field of optimization. Three cases of the suggested algorithm were examined for improving the accuracy and convergence rate. The results showed that the case in which the harmony search was implemented with the onlooker phase in ABCA was the best among the three cases. Although the total computation time of the best case is a little bit longer than the original ABCA under the prescribed conditions, the global solution improved and the convergence rate was slightly faster than those of the ABCA. It is concluded that the suggested algorithm improves the accuracy and convergence rate, and it is expected that it can effectively be applied to optimization problems with many design variables and local solutions.

## 1. 서론

전역 최적화(global optimization)의 목적은 제약조건을 만족하는 수많은 국부해(local optimum)들 중에서 최소의 목적함수(objective function) 값을 주는 변수들의 값을 결정하는 것이다. 최근, 자연의 생태계와 살아있는 생명체의 기본 구조, 원리 및 메커니즘 등에서 영감을 얻어 실생활에 응용된 자연 모사 기술(nature-inspired technology)들이 많이 제안되고 있다. 최적화 분야에서는 개미, 벌, 물고기, 새, 박쥐 등의 군집의 거동을 모방하여 최적해를 구하는 집단 지능 알고리즘(swarm intelligence algorithm)들이 제안되었다<sup>[1-4]</sup>. 그 중에서도 Karaboga와 Basturk<sup>[4]</sup>에 의해 제안된 인공벌 군집 알고리즘(artificial bee colony algorithm: ABCA)

은 꿀벌의 먹이(nectar)를 찾는 집단행동을 모방한 알고리즘으로 차분 진화(differential evolution: DE)<sup>[5]</sup>, 입자 군집 최적화(particle swarm optimization: PSO)<sup>[2]</sup>, 진화 알고리즘(evolutionary algorithm: EA)<sup>[6]</sup>과 비교할 때 전역해를 찾는 데 더 효율적임을 확인하였으며, 구조 위상 최적화 문제에도 적용되어 많은 설계변수를 가지는 문제에도 해의 수렴이 뛰어난 것을 확인하였다<sup>[7,8]</sup>.

조화탐색(harmony search: HS)<sup>[9]</sup>법은 재즈 연주에서 악기들의 음을 조율하는 것에 착안하여 음악에서의 음의 조화는 최적의 변수들이 조화된 벡터와 같다는 것에 기반을 둔 알고리즘이다. 이 탐색법은 선택된 주요 변수들을 이용하여 국부해에 빠지지 않고, 효율적으로 전역해를 찾을 수 있다. 최근, 조화탐색법이 다른 알고리즘들에 비해 더 빠른 수렴이 가능하다는 점을 확인하였고<sup>[10]</sup>, 트러스

\* Corresponding author. Tel.: +82-2-2220-0456

Fax: +82-2-2220-2299

E-mail address: syhan@hanyang.ac.kr (Seog-Young Han).

(truss) 구조물의 단면 최적화<sup>[9]</sup>, 비선형 머스킹검 모델(nonlinear Muskingum model)의 변수 최적화<sup>[11]</sup>, 다중 패스 정면 밀링(multi-pass face-milling)의 변수 최적화<sup>[12]</sup> 등과 같은 문제들에 효율적으로 적용된 바 있다.

본 논문에서는 인공벌 군집 알고리즘에 조화탐색법을 적용하여 기존의 인공벌 군집 알고리즘보다 더 정확하고 빠른 전역해를 구하는 것을 목적으로 한다. 두 가지의 알고리즘을 복합시키는 방법은 여러 가지를 고려할 수 있겠으나 계산시간에 대한 효율적인 해의 탐색을 위해 수치실험을 통해 선택된 세 가지 경우만을 비교하였으며, 네 종류의 벤치마크 함수를 이용하여 제안하는 알고리즘의 정확성과 수렴속도의 향상 정도를 확인하고자 한다.

## 2. 인공벌 군집 알고리즘의 복합 탐색 알고리즘

### 2.1 인공벌 군집 알고리즘(ABCA)

ABCA는 꿀벌들이 먹이를 찾는 과정에서 영감을 얻은 집단지성 최적화 알고리즘이다. 꿀벌들의 군집은 고용벌 (employed bees), 관망벌(onlookers), 정찰벌(scouts)의 세 가지로 나뉘어져 있으며, 해당 벌들의 역할에 의해 가장 많은 식량(nectar)이 존재하는 곳(식량원) 즉, 전역해(global optimum)를 탐색하게 된다.

전체 군집의 반은 고용벌, 나머지 반은 관망벌로 구성되며, 각 식량원은 한 마리의 고용벌만 존재할 수 있다. ABCA의 간략한 최적화 과정은 다음과 같다<sup>[4]</sup>.

1 단계: 식량원의 개수( $N$ )와 변수의 개수( $D$ )를 고려한 해벡터  $x_i$ 들을 생성한다. 초기 해벡터들은 식 (1)에 의해 생성된다.

$$x_{ij} = x_{j,\min} + rand[0,1](x_{j,\max} - x_{j,\min}) \quad (1)$$

이때,  $x_{ij}$ 는 초기 식량원의 위치,  $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ ,  $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ ,  $rand[a,b]$ 는  $a$ 와  $b$ 사이의 난수,  $x_{j,\max}$ 와  $x_{j,\min}$ 은 각 변수의 최대, 최소값이다.

2 단계: 식 (2)를 이용하여 각 식량들의 적합도( $f_i$ )를 평가한다.

$$f_i = \begin{cases} 1/(1+f(x_i)) & \text{if } f(x_i) \geq 0 \\ 1+|f(x_i)| & \text{if } f(x_i) < 0 \end{cases} \quad (2)$$

여기서,  $f(x_i)$ 는 각 식량원  $x_i$ 에 대한 목적함수의 값이다.

3 단계: 식 (3)을 기반으로 식량원의 새로운 위치를 탐색하여 고용벌을 이동시킨다.

$$v_{ij} = x_{ij} + rand[-1,1]_{ij}(s_{ij} - x_{kj}) \quad (3)$$

여기서,  $v_{ij}$ 는 새로운 식량원의 위치,  $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ ,  $k \in \{1, 2, \dots, N\}$ 이다. 만약 새롭게 생성된 벡터  $v_i$ 가 기존의 후보해(candidate solution)  $x_i$ 보다  $f_i$ 의 값이 더 좋을 경우  $x_i$  대신  $v_i$ 가 후보해로 교체된다.

4 단계: 관망벌들이 각 식량원들을 룰렛휠법(roulette wheel method)<sup>[13]</sup>을 기반으로 선택하고, 확률값은 식 (4)와 같이  $f_i$ 에 의존된다.

$$p_i = f_i / \sum_{i=1}^N f_i \quad (4)$$

$$v_{ij} = x_{ij} + rand[-1,1]_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \text{ for } rand[0,1] < p_i$$

이때,  $p_i$ 는  $i$ 번째 식량원의 확률값이다. 관망벌이 식 (4)에 의해  $i$ 번째 식량을 선택하게 되면 그 식량의 위치를 기반으로 다시 새로운 식량의 위치를 탐색하게 된다.

5 단계:  $f_i$ 가 가장 좋은 식량원을 전역해로 기억한다.

6 단계: 어느 식량원에 대해 반복횟수(cycle)의 정해진 한도(limit) 만큼 목적함수의 값이 개선되지 않을 때 그 식량원에 있는 고용벌을 정찰벌로 바꾸어 새로운 식량원을 탐색하게 하며 이 과정에 관한 식은 식 (5)와 같다.

$$x_{ij} = x_{j,\min} + rand[0,1](x_{j,\max} - x_{j,\min}) \quad (5)$$

7 단계: 수렴조건이 만족할 때까지 3단계로 돌아가 최적화 과정을 반복한다.

### 2.2 조화탐색(HS)

HS는 음악가가 재즈 연주에서 더 좋은 하모니를 찾는 것에 착안하여 개발된 알고리즘이다. 재즈 연주에서 기본 좋은 음악적 조화를 찾는 것은 최적화 과정에서 목적함수의 전역해를 찾는 것과 같 음과 동시에, 악기들의 높낮이(pitch)가 음악적 품질을 결정하는 것은 최적화에서 목적함수의 값은 각 변수들의 조합으로 이루어진다는 것과 같다. HS의 간략한 최적화 과정은 다음과 같다<sup>[9]</sup>.

1 단계: 조화 기억 크기(harmony memory size: HMS)와 변수의 개수( $D$ )를 고려한 조화 기억 행렬(HM)을 생성하고, 조화 기억 기여율(harmony memory considering rate: HMCR), 높낮이 조정률(pitch adjusting rate: PAR), 대역폭(bandwidth: BW)값들을 설정한다.

2 단계: 새로운 조화를 만들기 위해, 다음 식 (6)을 이용하여 새로운 변수를 만들어낸다.

$$x'_j = \begin{cases} x'_j \in \{x_j^1, x_j^2, \dots, x_j^{HMS}\} \\ \text{with probability } HMCR \\ x'_j = x_{j,\min} + rand[0,1](x_{j,\max} - x_{j,\min}) \\ \text{with probability } 1 - HMCR \end{cases} \quad (6)$$

이때,  $x'_j$ 는  $j$ 번째 새로운 변수의 값이다. 새롭게 생성된 변수에 대해 높낮이를 조정하게 되고 다음의 식을 이용하게 된다.

$$x'_j = \begin{cases} x'_i + rand[-1,1]BW & \text{with probability } PAR \\ x'_j & \text{with probability } 1 - PAR \end{cases} \quad (7)$$

3 단계: 새롭게 생성된 해벡터와 기존의 해벡터들 중 목적함수 값이 가장 안 좋은 것과 서로 비교하여, 만약 새로운 해가 더 좋을 경우 교체해준다.

4 단계: 수렴조건이 만족할 때까지 2단계로 돌아가 최적화 과정을 반복한다.

### 2.3 인공별 군집 알고리즘의 복합 탐색 알고리즘 (ABCHSA)

본 논문에서는 ABCA에 HS를 복합시키기 위해 식량원의 위치를 탐색하는 ABCA의 고용별과 관망별 단계에 각각 HS를 적용하였다. 즉, 고용별 단계의 경우에는 반복횟수를 고용별의 수와 1인 경우로 나누었으며, 관망별 단계의 경우에는 식량원의 확률값을  $HMCR_i$ 로 대체하였다.

Case 1: ABCA의 3 단계에서, 식 (3) 대신 다음의 과정을 수행한다.

$$x'_j = \begin{cases} x'_{ij} & \text{if } rand[0,1]_j \leq HMCR_j \\ x'_j = x_{j,\min} + rand[0,1](x_{j,\max} - x_{j,\min}) & \text{if } rand[0,1]_j > HMCR_j \end{cases} \quad (8)$$

여기서,  $l$ 은 임의로 선택된 식량원 번호이다. 선택된 식량원에 대해 음의 높낮이 조절은 식 (9)에 의해 수행되었다.

$$x'_j = \begin{cases} x'_j + rand[-1,1]_j BW & \text{if } rand[0,1] \leq PAR \\ x'_j & \text{if } rand[0,1] > PAR \end{cases} \quad (9)$$

이때, 위의 식을 이용하여 만들어진 해벡터가 기존의 식량들과 비교하여 더 좋다면, 이 값을 후보해에 포함시키고, 기존의 가장 안 좋은 해를 제외시킨다. 위의 과정을 기존의 ABCA처럼 고용별의 수만큼 반복 수행한다.

Case 2: 식 (8)과 식 (9)의 과정을 고용별의 수가 아닌 1번만 수행하여 관망별 단계로 넘어가도록 한다.

Case 3: Case 1, 2와는 다르게 ABCA의 4단계에 HS를 적용하였고, 식 (4) 대신 다음 식 (10)에 의해 식량원이 선택된다.

$$x'_i = \begin{cases} (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}) & \text{if } rand[0,1]_i \leq p_i = HMCR_i \\ x_{i,\min} + rand[0,1](x_{j,\max} - x_{j,\min}) & \text{if } rand[0,1]_i > p_i = HMCR_i \end{cases} \quad (10)$$

이때,  $x'_i$ 는 선택된  $i$ 번째 식량원,  $x_{i,\max}$ 과  $x_{i,\min}$ 은 각 식량원의 최대 및 최소값이다.

선택된 식량원에 대해 음의 높낮이 조절은 식 (11)에 의해 수행되었다.

$$x'_i = \begin{cases} x'_i + rand[-1,1]_{ij}(x_{ij} - x_{kj})BW & \text{if } rand[0,1] \leq PAR \\ x'_i & \text{if } rand[0,1] > PAR \end{cases} \quad (11)$$

위의 과정을 거쳐 생성된 해를 Case 1, 2와 같이 식량원에 기록된 해들과 비교하여 더 좋은 해를 저장하며 관망별의 수만큼 위의 과정을 반복한다.

### 3. 연구 결과

ABCHSA의 세 가지 경우에 대한 정확성 향상 정도를 확인하기 위해 특성이 다른 네 가지의 벤치마크 함수를 이용하여 ABCA와 비교해보았다. 사용된 벤치마크 함수는 Table 1에 나타내었으며, 주어진 함수  $f(x)$ 에 대해 최소화 하는 것을 목표로 한다. 각 함수에 쓰이는 변수  $x$ 의 차원(dimension), 범위(range), 및 최대 반복횟수(max. cycle)는 Table 2에 나타내었다. 나머지 변수들은  $N = 50$ ,  $limit = 100$ ,  $HMCR = 0.85$ ,  $PAR = 0.45$ ,  $BW = (x_{j,\max} - x_{j,\min}) / 10000$ 으로 모든 문제에 공통적으로 설정하였다.

Table 1에 나타낸 함수들을 30번의 반복계산을 하여 도출된 목적함수의 평균값을 Table 3에 나타내었다. 표에서 볼 수 있듯이, Case 1, 2의 경우에는 기존의 ABCA에 비해 대체적으로 목적함수의 평균값이 더 좋지 않았지만, Case 3의 경우에는 다른 방법들보다 목적함수의 값이 개선되어졌음을 확인할 수 있다. 이는 ABCA의 관망별 단계에서 톨렛힐법에 의해 선택된 식량원을 HS에 의해 높낮이를 조절하고 선택되지 못한 식량원을 다시 새로운 식량원으로

Table 1 Benchmark functions

Function	Formulation
Schaffer	$f(x) = 0.5 + \frac{\sin^2(\sqrt{x_1^2 + x_2^2}) - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2}$
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$
Griewank	$f(x) = \frac{1}{4000} \left( \sum_{i=1}^D (x_i - 100)^2 \right) - \left( \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i - 100}{\sqrt{i}}\right) \right) + 1$
Rastrigin	$f(x) = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$

로 생성함으로써, 임의의 식량원이 아닌 전역해의 확률이 높은 식량원에 대해 HS를 이용하는 것이 해의 탐색 효과를 높인 것으로 확인되었다.

계산시간의 경우에는 주어진 조건에서 ABCHSA의 세 가지 경우들이 ABCA에 비해 대체적으로 비슷하거나 더 길어졌음을 확인할 수 있었다. 그러나, Figs. 1-4를 통해 네 가지 함수 모두 Case

Table 2 Parameters for the benchmark functions

Function	Parameter		
	Dimension	Range	Max. cycle
Schaffer	2	[-100,100]	1000
Sphere	5	[-100,100]	5000
Griewank	50	[-600,600]	100000
Rastrigin	50	[-5.12,5.12]	100000

Table 3 Results of the benchmark functions

Function	Method	Mean	Stand. deviat.	Time (sec.)
Schaffer	ABCA	0.00E+00	0.00E+00	1.23E+02
	Case 1	2.29E-03	1.63E-03	2.07E+02
	Case 2	7.76E-03	8.68E-03	1.25E+02
	Case 3	0.00E+00	0.00E+00	1.40E+02
Sphere	ABCA	9.64E-18	3.40E-18	1.78E+02
	Case 1	1.10E-17	1.09E-17	2.27E+02
	Case 2	1.37E-17	5.65E-18	1.68E+02
	Case 3	3.47E-19	5.01E-19	1.75E+02
Griewank	ABCA	2.93E-15	2.88E-15	7.88E+03
	Case 1	1.10E-02	2.42E-02	1.11E+04
	Case 2	4.95E-07	2.71E-06	7.79E+03
	Case 3	0.00E+00	0.00E+00	1.03E+04
Rastrigin	ABCA	4.67E-12	7.51E-12	4.00E+03
	Case 1	1.66E-01	3.77E-01	7.96E+03
	Case 2	3.80E-05	2.08E-04	5.30E+03
	Case 3	0.00E+00	0.00E+00	9.14E+03

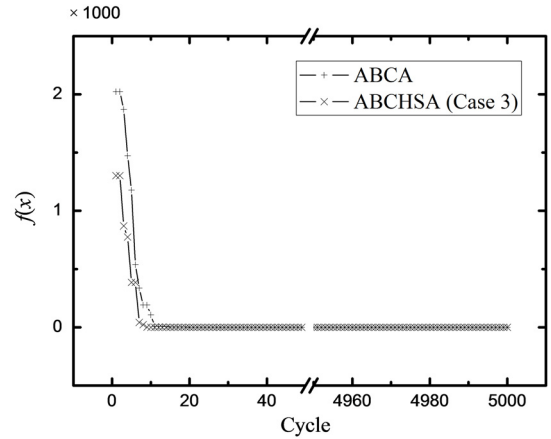


Fig. 2 Convergence graph of the sphere function

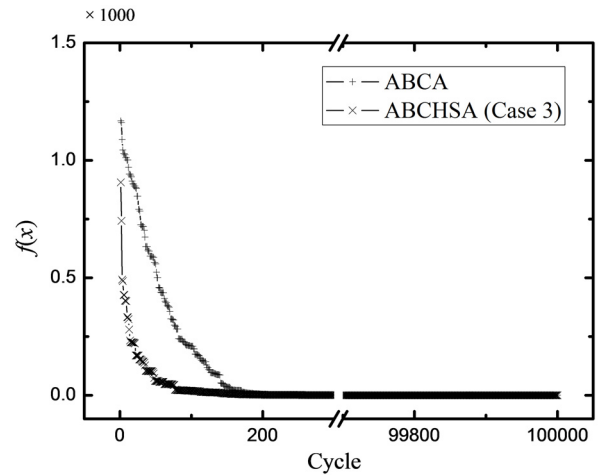


Fig. 3 Convergence graph of the griewank function

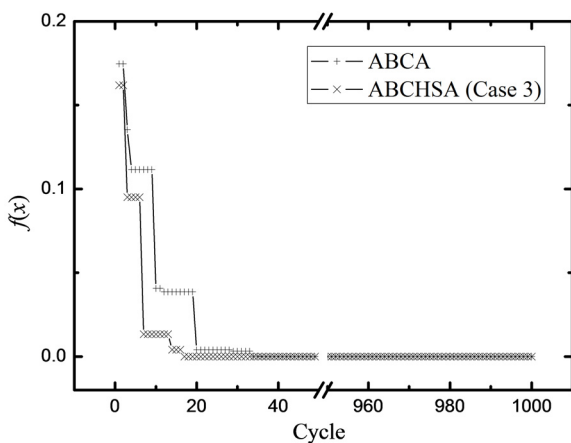


Fig. 1 Convergence graph of the schaffer function

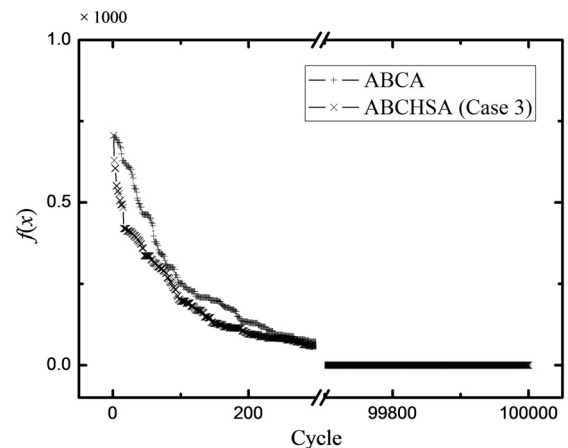


Fig. 4 Convergence graph of the rastrigin function

3의 목적함수가 ABCA에 비해 전역해에 먼저 수렴함을 확인할 수 있었다. 따라서, 제안하는 알고리즘이 정확성과 수렴속도 면에서 모두 개선되었음을 알 수 있었다.

#### 4. 결론

최근 최적화 문제의 전역해를 찾기 위해 생태계에서 무리를 지어 활동하는 개체들이 가지는 집단지성을 수학적으로 표현하여 해를 찾는 알고리즘들이 많이 제안되었다. 본 논문에서는 음의 조화에 대해 다른 조화탐색(HS)이 다른 알고리즘들에 비해 빠른 수렴성을 가진다는 점과 다양한 분야에 적용되었다는 점을 참고하여, ABCA에 HS를 복합하여 새로운 탐색 알고리즘을 제안하였다.

HS가 ABCA의 고용별과 관망별 단계에 각각 적용되었고, 네 가지 벤치마크 함수를 이용하여 정확성과 수렴속도에 대해 기존의 ABCA와 비교하였다. 주어진 계산조건에서는 ABCA가 해를 탐색하는 시간 외에 HS의 탐색시간이 추가되어 총 계산 시간이 대체적으로 더 길어졌음을 확인할 수 있었다.

그러나, ABCA의 관망별에 HS가 적용된 경우에는 네 가지 벤치마크 함수에 대해 기존의 ABCA보다 목적함수의 값이 더욱 개선되었음을 확인할 수 있었으며, 수렴그래프로부터 목적함수가 전역해에 먼저 수렴함을 확인할 수 있었다. 따라서, 제안하는 알고리즘이 정확성과 수렴속도 면에서 모두 개선되었음을 알 수 있었다.

#### References

[1] Dorigo, M., Stützle, T., 2004, Ant Colony Optimization, MIT Press, London.  
 [2] Kennedy, J., Eberhart, R., 1995, Particle Swarm Optimization, Proc. 1995 IEEE Int. Conf. Neural Netw. 4 1942-1948.  
 [3] Yang, X-S., 2010, A New Metaheuristic Bat-inspired Algorithm, Nat.

Inspir. Coop. Strateg. Optim. (NICSO 2010) Stud. Comput. Intell. 284 65-74.  
 [4] Karaboga, D., Basturk, B., 2008, On the Performance of Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm, Appl. Soft Comput. 8:1 687-697.  
 [5] Storn, R., Price, K., 1997, Differential Evolution-A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces, J. Glob. Optim. 11:4 341-359.  
 [6] Back, T., 1996, Evolutionary Algorithms in Theory and Practice: Evolution, Strategies, Evolution Programming, Genetic Algorithms, Oxford Univ. Press, New York.  
 [7] Park, J.-Y., Ryu, S.-P., Eom, Y.-S., Yoo, K.-S., Park, J.-Y., Han, S.-Y., 2010, Application of Modified Bee Colony Algorithm for Structural Dynamic Problems, Korea Soc. Mach. Tool Eng. Autumn Conf. 2010 57-58.  
 [8] Park, J. Y., Han, S. Y., 2013, Topology optimization of nonlinear Structures Using Bee Colony Optimization, Korea Soc. Manuf. Technol. Eng. Spring Conf. 2013 193.  
 [9] Lee, K. S., Geem, Z. W., 2004, A New Structural Optimization Method Based on the Harmony Search Algorithm, Comput. Struct. 82:9-10 781-798.  
 [10] Geem, Z. W., 2006, Comparison Harmony Search with Other Meta-heuristics in Water Distribution Network Design, Water Distrib. Syst. Anal. Symp. 2006.  
 [11] Kim, J. H., Geem, Z. W., Kim, E. S., 2001, Parameter Estimation of the Nonlinear Muskingum Model Using Harmony Search, J. Am. Water Resour. Assoc. 37:5 1131-1138.  
 [12] Zarei, O., Fesanghary, M., Farshi, B., Jalili Saffar, R., Razfar, M. R., 2009, Optimization of Multi-pass Face-milling via Harmony Search Algorithm, J. Mater. Process. Technol. 209:5 2386-2392.  
 [13] Goldberg, D. E., 1989, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley Longman Publ. Co., Boston.