

## 모방 화음탐색법의 개발 : 흉내내기에 의한 최적화 성능 향상

전상훈<sup>1</sup>, 최영환<sup>2</sup>, 정동휘<sup>3</sup>, 김종훈<sup>4\*</sup>

<sup>1</sup>고려대학교 건축사회환경공학과, <sup>2</sup>고려대학교 방재과학기술연구소, <sup>3</sup>계명대학교 토목공학과,  
<sup>4</sup>고려대학교 건축사회환경공학부

### Development of Copycat Harmony Search : Adapting Copycat Scheme for the Improvement of Optimization Performance

Jun, Sang Hoon<sup>1</sup>, Choi, Young Hwan<sup>2</sup>, Jung, Donghwi<sup>3</sup>, Kim, Joong Hoon<sup>4\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Civil, Environmental, and Architectural Engineering, Korea University

<sup>2</sup>Research Center for Disaster Prevention Science and Technology, Korea University

<sup>3</sup>Department of Civil Engineering, Keimyung University

<sup>4</sup>School of Civil, Environmental, and Architectural Engineering, Korea University

**요약** 화음탐색법은 근래에 개발된 메타휴리스틱 알고리즘 중 하나로, 다양한 분야의 최적화 문제에 적용되어 많은 연구자들에게 널리 알려진 바 있다. 하지만 최적화 문제의 복잡성이 날로 증가하여 기존 화음탐색법으로는 최적해를 효율적으로 탐색할 수 없는 경우가 증가하고 있다. 이를 개선하기 위해 기존 매개변수 설정의 변경 및 다른 메타휴리스틱 알고리즘의 특성과의 융합 등을 통해 화음탐색법의 성능을 향상시킨 연구가 다수 존재한다. 본 연구에서는 기존 화음탐색법의 매개변수 설정 방법과 해탐색 성능을 개선한 모방 화음탐색법 (Copycat Harmony Search, CcHS)을 제시하였다. 모방 화음탐색법의 성능을 검증하기 위하여 대표적인 수학적 최적화 문제에 적용하여 기존에 개발되었던 향상된 형태의 화음탐색법 알고리즘들과 결과를 비교하였다. 모방 화음탐색법은 모든 수학적 최적화 문제에서 다른 알고리즘보다 전역해에 가까운 해를 찾음으로써 최적해 탐색의 효율성을 입증하였다. 또한, 알고리즘의 공학문제의 적용성을 분석하기 위하여 기존에 널리 적용되었던 상수도관망 최적설계 문제에 CcHS를 적용하였다. 그 결과 본 연구에서는 기존 화음탐색법이 제안한 최소 설계비용보다 약 21.91% 더 저렴한 비용을 제시하였다.

**Abstract** Harmony Search (HS) is a recently developed metaheuristic algorithm that is widely known to many researchers. However, due to the increasing complexity of optimization problems, the optimal solution cannot be efficiently found by HS. To overcome this problem, there have been many studies that have improved the performance of HS by modifying the parameter settings and incorporating other metaheuristic algorithms. In this study, Copycat HS (CcHS) is suggested, which improves the parameter setting method and the performance of searching for the optimal solution. To verify the performance of CcHS, the results were compared to those of HS variants with a set of well-known mathematical benchmark problems. The effectiveness of CcHS was proven by finding final solutions that are closer to the global optimum than other algorithms in all problems. To analyze the applicability of CcHS to engineering optimization problems, it was applied to a design problem for Water Distribution Systems (WDS), which is widely applied in previous research. As a result, CcHS proposed the minimum design cost, which was 21.91% cheaper than the cost suggested by simple HS.

**Keywords** : Copycat Harmony Search, Harmony Search, Metaheuristic, Optimization, Water Distribution Systems

This work was supported by a grant from The National Research Foundation (NRF) of Korea, funded by the Korean government (MSIP) (No. 2016R1A2A1A05005306).

\*Corresponding Author : Joong Hoon Kim(Korea Univ.)

Tel: +82-2-3290-4722 email: jaykim@korea.ac.kr

Received June 18, 2018

Revised (1st July 11, 2018, 2nd July 25, 2018)

Accepted September 7, 2018

Published September 30, 2018

## 1. 서론

수학 및 컴퓨터공학 분야에서 최적화란 모든 가능한 대안의 집합으로부터 이루고자 하는 목적에 가장 적합한 해를 찾는 과정으로 정의할 수 있다. 최적의 해는 제약조건 (Constraints)을 만족하는 범위 내에서 구하고자 하는 목적에 따라 결정되는 목적함수 (Objective Function)에 의해 계산된다. 최적화 기법으로는 전통적으로 선형계획법, 비선형계획법 및 동적계획법 등과 같은 수학적 계산 방법이 최적의 해를 도출하기 위해 사용되었다. 이러한 수학적 최적화 기법들은 기본적으로 시행착오 기법을 통해 해를 계산하였으며, 제2차 세계대전을 거치면서 컴퓨터에 의한 연산능력의 향상과 함께 최적화 이론에 관한 연구는 발전하였고, 공학, 자연과학, 경영 등 다양한 분야에 빠르게 퍼져 나갔다.

그러나 이러한 수학적 기법은 최적화 문제를 구성하는 방정식과 목적함수, 제약조건 등에 따라 적용성의 유무가 결정된다. 또한, 최적화 문제의 규모가 확장됨에 따라 효율적인 해탐색을 할 수 없는 단점이 존재하였다.

이러한 결점에 대한 해결책으로 자연 및 인공현상 등의 현상모방연산을 반복적인 알고리즘으로 구성된 메타휴리스틱 (Metaheuristic) 기법이 개발되었다. 1975년, 유전자의 진화연산 과정을 모방한 유전자 알고리즘 (Genetic Algorithm, GA) [2]이 소개된 이후, 메타휴리스틱 알고리즘에 관한 관심은 급속히 확산되었다. 이후 이러한 현상을 모방하여 개발된 알고리즘으로는 담금질 과정을 모방한 모의담금질기법 (Simulated Annealing, SA) [3], 개미들이 페로몬을 통해 최단경로를 찾는 과정을 모방한 개미군집알고리즘 (Ant Colony Optimization Algorithm, ACO) [4], 동물 군집에서 집단으로 이동하는 현상을 모방한 입자군집최적화기법 (Particle Swarm Optimization, PSO) [5], 음악의 즉흥연주 과정에서 착안된 화음탐색법 (Harmony Search, HS) [6], 빛을 내어 다른 반딧불이들을 끌어모으는 현상을 모방한 반딧불이 알고리즘 (Firefly Algorithm, FA) [7] 등이 있다. 이러한 메타휴리스틱 알고리즘들은 간단한 수학문제 뿐만 아니라, 실제 공학적 최적화 문제를 해결하기 위해 광범위한 분야에 효과적으로 적용되고 있다.

화음탐색법은 기본적으로 음악에서의 즉흥연주를 모티브로 개발되었으며, 연주가 계속 진행되면서 연주자들의 기량이 향상되어 연주가 개선되고, 최종적으로는 최

고의 하모니를 생성한다는 과정에서 착안되었다. 기본 연산자에는 무작위선택 (Random Selection), 기억회상 (Harmony Memory Consideration) 및 피치조정 (Pitch Adjustment)이 있다. 기억회상은 즉흥연주 과정에서 연주되었던 화음 중 좋은 음을 기억하여 연주하는 연주자의 특성을 모방하였으며, 무작위의 음을 연주하는 경우에는 무작위선택이 고려된다. 이때, 연주되었던 음을 기억 속에 저장하는 공간은 Harmony Memory (HM)라고 한다. 또한, 선택된 음을 미세조정하여 더 좋은 화음을 찾는 과정을 피치조정 기법으로 적용하였다. 화음탐색법의 매개변수는 최적화 과정이 진행되는 동안 고정값으로 작용되며, 적용되는 문제에 따라 최적에 가까운 해를 도출하기 위해서 적절한 매개변수를 설정해야 하는 번거로움이 있다.

이러한 문제를 개선하기 위해 화음탐색법의 해탐색 기법을 변형시키거나 효과적인 매개변수의 설정을 고려한 많은 연구가 진행되었다. Mahdavi et al. [8]는 모의 진행 횟수에 따라 자동으로 Pitch Adjusting Rate (PAR) 및 Bandwidth (BW) 값이 변하는 Improved Harmony Search (IHS)를 개발하였으며, Omran과 Mahdavi [9]는 PAR의 확률로 HM 내 가장 우수한 해집합의 결정변수를 우선으로 고려하는 Global-best Harmony Search (GHS)를 개발하였다. Pan et al. [10]는 HM을 작은 규모의 HM로 나누어 해를 탐색하고 재결합하는 방식을 도입하여 최적해를 보다 정확하게 찾을 수 있는 Local-best Harmony Search with Dynamic population (DLHS)을 개발하였다. Wang와 Huang [11]는 BW의 개념을 없애고 피치조정을 할 경우 HM의 각 결정변수의 최댓값 및 최솟값 사이의 값에서 새로운 해를 탐색하는 Self-adaptive Harmony Search (SaHS)를 개발하였으며, Zou et al. [12]는 Novel Global Harmony Search (NGHS)의 개발을 통해 기존 HS의 매개변수 대신 신뢰 구간 (Trust region)이라는 개념을 이용하여 새로운 해를 계산하였다. Pan et al. [13]는 Harmony Memory Consideration Rate (HMCR) 및 PAR의 값을 특정 시행 횟수마다 정규분포로 계산하여 기존에 매개변수를 고정해야 한다는 번거로움을 제거할 수 있는 Self-adaptive Global Harmony Search (SGHS)를 제시하였다. Yadav et al. [14]는 기존 화음탐색법의 피치조정 기법을 변형하여 지역탐색 (Local Search)과 전역탐색 (Global Search)을 동시에 효율적으로 진행할 수 있는 해탐색 기

법을 적용한 Intelligent Tuned Harmony Search (ITHS)를 개발하여 그 효율성을 기존 화음탐색법을 변형한 알고리즘들과 비교하였다.

하지만 과거 화음탐색법을 개량한 많은 알고리즘 중에서는 화음탐색법의 최적해 탐색 성능 저하에 대한 해결책을 고려한 알고리즘은 없었다. 최적화문제에는 전역해 (Global Optimum)와 지역해 (Local Optimum)가 공존하며 지역해의 개수가 많을수록 문제가 복잡해진다. 복잡한 최적화 문제에서는 지역해에 빠져 전역해, 즉 최적해를 찾지 못하는 경우가 자주 발생한다. 최적해의 탐색이 효율적으로 이루어지지 못한다면 최적화 과정 중반부터 지역해에 고립되어 모의가 종료될 때까지 새로운 솔루션이 생성되지 못하는 문제점이 발생할 수 있다.

본 연구에서는 최적해 탐색 성능을 개선하여 이러한 문제점을 해결하고자 하였다. 열등한 솔루션이 우수한 솔루션의 값을 모방함으로써 최적해 탐색의 효율성을 증대시킬 수 있는 모방 화음탐색법 (Copycat Harmony Search, CcHS)을 개발하였다. 또한, 모방 화음탐색법을 기본 수확문제 및 공학문제에 적용하여 그 성능을 검증하였다.

## 2. 본론

### 2.1 화음탐색법

화음탐색법은 음악에서의 즉흥연주를 모방하여 개발된 메타휴리스틱 알고리즘이다. 즉흥연주란 악곡 또는 악보에 의존하지 않고, 연주자가 자발적으로 즉석에서 창작과 연주를 동시에 행하는 연주 행위를 의미한다. 어떠한 주어진 정보가 없는 상태로 즉석에서 연주하기 때문에 연주자들의 초기 연주는 미숙하다. 하지만, 반복적인 연습과정을 통해 연주자들은 적절한 화음을 맞추어 가며 궁극적으로 최고의 연주를 보인다. 즉, 화음탐색법은 연주가 진행될수록 연주자들의 기량이 향상되어 결국 최상의 하모니를 만들어낸다는 과정에서 착안되었다.

화음탐색법에서 최적화 연산에서의 결정변수 (Decision Variable)와 각 결정변수의 범위는 연주자 및 악기의 음역대로 간주되며, 목적함수의 값은 연주자들에 의해 연주되는 종합적인 하모니이다.

화음탐색법은 HMCR, PAR 및 BW라는 3가지의 대표적인 매개변수로 구성되어 있다. HMCR은 새로운 솔

루션의 기억회상 및 무작위선택 중 결정의 척도로 적용되는 매개변수이며, 전역탐색에 있어 중요한 역할을 수행한다. PAR은 피치조정시 적용되며 새로운 매개변수의 값에 미세한 차이를 적용하여 지역탐색을 수행한다. 매개변수의 정확한 쓰임은 화음탐색법의 최적화 해탐색 과정을 설명하면서 추가로 언급하도록 한다.

화음탐색법은 총 5개의 단계로 구성되어 있다.

- 1단계 : 최적화 문제 및 매개변수 값 설정
- 2단계 : HM 초기화
- 3단계 : 새로운 솔루션 생성
- 4단계 : HM 갱신
- 5단계 : 종결

1단계에서는 적용되는 최적화 문제 및 매개변수의 값을 설정한다. 최적화 문제의 결정변수 개수 및 범위를 입력하고 최적해에 근접한 결과를 도출할 수 있도록 매개변수의 값을 입력한다.

2단계에서는 초기 HM을 생성하며 이는 화음탐색이 진행되기 전의 HM을 의미한다. 초기 HM 내 존재하는 초기해는 적용되는 문제의 결정변수 설정에 의해 그 값들이 무작위로 결정된다. 화음탐색법에는 Harmony Memory Size (HMS)라는 변수가 있다. HMS은 HM의 크기를 의미하며 결정된 크기만큼 초기 HM을 생성한다 (식 (1)).

$$HM = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & x_3^1 & x_4^1 & \dots & x_n^1 & f(x^1) \\ x_1^2 & x_2^2 & x_3^2 & x_4^2 & \dots & x_n^2 & f(x^2) \\ x_1^3 & x_2^3 & x_3^3 & x_4^3 & \dots & x_n^3 & f(x^3) \\ x_1^4 & x_2^4 & x_3^4 & x_4^4 & \dots & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot \\ x_1^{HMS} & x_2^{HMS} & x_3^{HMS} & x_4^{HMS} & \dots & x_n^{HMS} & f(x^{HMS}) \end{bmatrix} \quad (1)$$

이때  $x$ 는 결정변수로 연주자가 연주하는 악기의 음조,  $n$ 은 결정변수의 차원으로 간주되는 연주자의 수,  $f(x)$ 는 모든 악기에 의해 연주되는 종합적인 하모니, 각 솔루션의 목적함수 값을 의미한다.

3단계에서는 새로운 솔루션을 생성한다. 새로운 솔루션은 앞서 언급한 3가지의 대표적인 매개변수를 고려하여 결정된다. HMCR의 확률로 HM 내에 저장되어있는 변수의 값을 새로운 솔루션의 값으로 지정하며 반대의 확률로 각 결정변수의 범위 내 무작위 값을 새로운 솔

선의 변수 값으로 저장한다. 이는 기억회상 및 무작위선택의 과정이다. 첫 과정 이후에는 매개변수 PAR에 의해 앞서 저장되었던 변수의 피치조정 여부를 결정한다. PAR의 확률로 변수의 값에 미세한 변화를 적용하며 50%의 확률로 BW만큼 증가 및 감소시킨다. 위 과정을 식으로 표현하면 식(2)와 같다.

$$x_i' = \begin{cases} x_i \in X_i & w.p. 1 - HMCR \\ x_i \in HM_i & w.p. HMCR \times (1 - PAR) \\ x_i = x_i \pm BW \times rnd \quad w.p. HMCR \times PAR \end{cases} \quad (2)$$

식 (2)는 무작위선택, 기억회상 및 피치조정이 적용될 경우 해가 결정되는 방법을 설명해주고 있다. 이때  $i$ 는 결정변수의 후보지,  $x_i'$ 은 새로 생성된 해의  $i^{th}$  결정변수의 값,  $x_i$ 은 무작위선택, 기억회상 및 피치조정을 통해 결정된 값,  $X_i$ 은 각 결정변수의 범위,  $HM_i$ 은 HM 내 존재하는 각 결정변수의 모든 후보지를 의미한다.

4단계에서는 HM을 갱신한다. HM 갱신 여부는 새로운 솔루션과 HM 내 열등한 솔루션을 비교하여 결정된다. 새로운 솔루션의 목적함수 값이 HM 내 열등한 솔루션의 값보다 우수할 경우 서로 교체된다.

5단계에서는 최적화 과정이 종료된다. 종결조건까지 3, 4단계의 과정이 반복되고 HM 내 존재하는 값들은 최적해에 서로 근접하게 된다.

## 2.2 모방 화음탐색법

화음탐색법은 대체로 짧은 모의시간 동안 최적해에 근접한 각 변수의 범위를 찾는 데에는 좋은 성능을 보이지만, 전역해가 아닌 지역해에 고립되거나 전역해에 근접한 값에서 더욱 깊은 지역탐색을 수행하지 못한다는 단점이 존재한다 [15].

이러한 단점을 극복하기 위해, 화음탐색법이 개발된 이후로 기존 화음탐색법의 매개변수 적용방법을 변형하여 알고리즘 성능을 개선하는 연구가 진행되어왔다 [8-14]. 하지만, 최적화 과정이 진행되는 동안 HM 내 존재하는 솔루션이 고정되어 있어 더 이상 좋은 해를 찾지 못하거나, 최적해가 지역해에 빠지는 상황에 대한 문제를 개선하고자 한 연구는 활발히 이루어지지 않았다.

따라서 본 연구에서는 화음탐색법의 매개변수 설정 방법과 해 탐색 성능을 개선한 모방 화음탐색법을 개발하였다. Copycat이란 남을 모방하는 사람 혹은 어떠한 행위를 흉내내는 사람을 일컫는다. Omran과 Mahdavi [9]

는 HM 내 가장 우수한 해집합의 결정변수 값을 고려하여 새로운 해를 생성하는 GHS를 개발하였다. 하지만, 전역탐색이 충분히 이루어지지 않은 상황에서 가장 우수한 값만을 고려한다면 지역해에 빠지는 등 해 탐색의 효율성을 개선하지 못할 가능성이 있다. 모방 화음탐색법은 최적해 뿐만 아니라, HM 내 존재하는 우수한 솔루션의 값들을 종합적으로 고려하여 새로운 해를 생성하는 방법을 도입하였다. 모방 화음탐색법의 해 생성기법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다.

첫 번째는 HM 내 가장 좋은 솔루션 (Best Solution, BS)이 특정 모의횟수 (Fixed Iterations of Best,  $F_{IB}$ )만큼 변하지 않는 상황에 적용되는 방법이다. BS가  $F_{IB}$ 가 진행되어도 향상되지 않는다면, 전역탐색의 성능을 개선하는 방법이 적용되어야 한다. 모방 화음탐색법에서는 이런 상황을 극복하기 위해 새로운 해 탐색 과정을 식 (3)과 같이 추가하였다.

$$x_i' = HM_i + (HM_{i,best} - HM_i) * rand() \quad (3)$$

여기서,  $x_i'$ 은 새로운 해의  $i^{th}$  결정변수의 값,  $HM_i$ 은 HM 내  $i^{th}$  결정변수의 임의 값,  $HM_{i,best}$ 은 BS의  $i^{th}$  결정변수의 값을 의미한다.

HM 내 최적해의 값이 변하지 않고 동일할 때 그 횟수를 Update Counting of Best ( $U_{CB}$ )로 기록하며,  $U_{CB}$ 가  $F_{IB}$ 의 값보다 크다면 피치조정 시 식 (3)처럼 새로운 해의  $i^{th}$  결정변수의 값을 계산한다. 이는 새로운 해가 BS와 임의의 값 사이에서 생성될 것이며, 이로 인해 HM 내 최적해가 향상될 가능성을 부여한다.

최적해가 전역해가 아닌 지역해에 도달하는 과정이라면, 최적해의 값을 온전히 신뢰할 수 없다. 모방 화음탐색법은 최적해의 값을 그대로 저장하지 않고, HM 내 임의의 값과 최적해의 값 사이의 범위를 고려하여 새로운 해를 생성한다. 이러한 과정을 통해 지역해에서 빠져나오면서 최종적으로는 전역해에 도달할 수 있도록 유도한다.

모방 화음탐색법의 두 번째 해 생성기법은 HM 내 가장 나쁜 솔루션 (Worst Solution, WS)이 특정 모의횟수 (Fixed Iterations of Worst,  $F_{IW}$ )만큼 변하지 않는 상황에 적용된다. 모의가 진행되는 과정에서 새로 계산된 솔루션이 WS보다 우수할 경우 두 솔루션은 서로 교체되

어 HM가 업데이트된다. 이러한 과정이 반복수행된다면 최종적으로 전역해를 찾을 가능성이 크다. 하지만 일반적으로 해탐색 과정 중에는 지역해에 빠지는 문제가 있다. HS에서는 이러한 상황에 대하여 새로운 솔루션의 값을 보다 효율적으로 계산하는 방법이 필요하다.

모방 화음탐색법은 이러한 경우 식 (4)와 같이 새로운 해를 생성한다. 앞선 경우와 마찬가지로 WS가 변하지 않을 때 Update Counting of Worst ( $U_{CW}$ )로 기록하고  $U_{CB}$ 가  $F_{IW}$ 을 초과할 때 적용된다.

$$x^i = \min(HM_i^{NGH}) + \{\max(HM_i^{NGH}) - \min(HM_i^{NGH})\} * rand() \quad (4)$$

식 (4)에서 우수해 (Number of Good Harmonies,  $N_{GH}$ )는 HM 내 솔루션 중 우수한 솔루션들의 개수를 의미하며,  $\min(HM_i^{NGH})$ 은 우수한 솔루션의  $i^{th}$  결정변수의 값 중 최솟값을,  $\max(HM_i^{NGH})$ 은 최댓값을 나타낸다. 따라서 새로운 해의  $i^{th}$  결정변수 값은  $N_{GH}$ 의 솔루션의  $i^{th}$  결정변수 범위를 고려하여 생성된다.

예시로 HMS가 5이고  $N_{GH}$ 가 4라면 전체 5개의 솔루션 중 상위 4개의 솔루션을 고려하여 새로운 해가 생성된다.  $N_{GH}$ 의 솔루션 중 각  $i^{th}$  결정변수의 범위를 고려하여 해당 범위 내에서 새로운 값이 계산된다.

$U_{CW}$ 가  $F_{IW}$ 을 초과할 때 새로운 해의 값은 HM 내 우수한 솔루션들의 값의 범위를 고려하여 생성된다. 최적화 과정이 진행되어도 WS가 개선되지 않는다면, HM의 모든 솔루션이 모두 같거나, 지역해에 빠졌을 가능성을 고려할 필요가 있다. 우수한 솔루션들의 값이 집중되어있는 위치가 전역해가 아닌 지역해의 근방이라면, 해당 지역에서 빠져나올 수 있는 해결책이 필요하다. 모방 화음탐색법에서는 식 (4)와 같이 HM 내 우수한 솔루션의  $i^{th}$  결정변수 범위 내에서 새로운 솔루션의 값을 도출함으로써 해당 문제를 해결한다.

HM 내 최적값 및 우수한 솔루션을 고려하여 새로운 해를 생성하는 방법 이외에도, 모방 화음탐색법은 피치조정 시 적용하는 BW를 결정변수마다 다르게 고려한다. 최적화 문제마다 결정변수의 범위는 다르며 적용되는 문제마다 최적의 BW 값을 도출하는 일은 쉽지 않다. 또한, 특정한 BW 값을 고정적으로 적용하는 것보다, 모의가

진행될수록 그 값을 줄여나가는 것이 더 우수한 결과를 도출한다 [8]. 따라서 모방 화음탐색법에서는 BW를 모의회차마다 HM 내 존재하는 결정변수의 값을 고려하여 계산하였으며, 고정된 값이 아니라 식 (5)처럼 자동으로 계산되도록 하였다.

$$BW_{i,t} = \{\max(HM_i) - \min(HM_i)\} * rand() \quad (5)$$

식 (5)에서  $BW_{i,t}$ 은  $t^{th}$  모의횟수일 때  $i^{th}$  결정변수의 BW 값,  $\max(HM_i)$ 와  $\min(HM_i)$ 은 HM 내  $i^{th}$  결정변수의 최댓값 및 최솟값을 의미한다. 각 결정변수의 최댓값 및 최솟값을 계산함으로써 결정변수마다 다른 값의 BW를 적용하도록 하였다. 모의 초반에는 넓은 범위의 값들이 HM에 존재하기 때문에 BW 값은 크며 전역 탐색을 빈번히 수행한다. 모의가 진행될수록  $i^{th}$  결정변수의 값은 특정한 값으로 수렴할 것이며, BW 값은 계속해서 작아지고 지역탐색이 활발히 수행된다. 따라서 식 (5)와 같이 BW를 계산하는 방법은 지역탐색 및 전역탐색에 효율적이라고 할 수 있다.

마지막으로 모방 화음탐색법에서 PAR 값은 모의가 진행될수록 선형적으로 증가한다. 이는 PAR 값을 고정적으로 작용해야 한다는 단점 및 최적화 문제에 적절한 PAR의 최적값을 찾아야 하는 번거로움을 해소하기 위함이다. Mahdavi et al. [8] 및 Omran과 Mahdavi [9]은 선형적으로 증가하는 PAR을 적용하여 이러한 번거로움을 해결함과 동시에 해탐색의 효율성을 개선하였다. 모방 화음탐색법에서도 선형적으로 증가하는 PAR을 통해 해탐색의 성능을 개선하였다. 모방 화음탐색법에서는 전역탐색이 완료된 이후 지역탐색의 비중을 키워 전역해를 보다 정확히 찾는다. 이러한 과정을 통해 지역해에 고립되는 상황을 해결함과 동시에 지역탐색을 더 깊이 수행한다.

Fig. 1은 모방 화음탐색법의 새로운 솔루션의 탐색과정을 보여준다. 피치조정 이전까지는 기존 화음탐색법의 과정과 동일하기 때문에 본 연구에서는 모방 화음탐색법의 피치조정 과정을 설명한다. PAR의 확률로 새로운 솔루션의 피치조정 여부를 결정한다. 피치조정을 할 경우 식 (5)의 BW 크기만큼 기억회상에서 구한 솔루션을 미세조정한다. 미세조정된 솔루션은  $U_{CB}$  및  $U_{CW}$ 의 값에 따라 식 (3) 및 (4)와 같이 다시 계산될 수 있다. 최종적으로 계산된 새로운 솔루션의 적합도를 WS와 비교하여

교체의 여부를 결정한다. 이와 같은 과정은 종결조건에 도달할 때까지 진행된다.

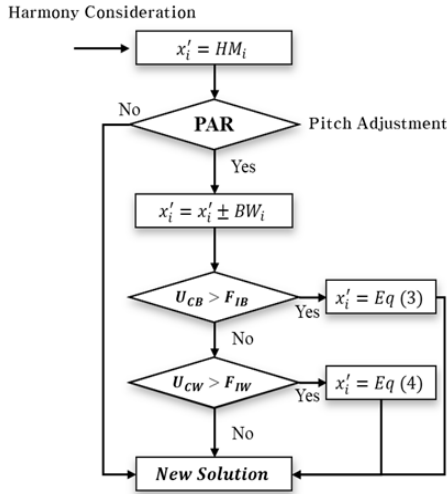


Fig. 1. Flowchart

### 3. 적용 및 결과

#### 3.1 수학적 최적화 문제

본 연구에서 개발한 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 기존 연구에서 다수 적용된 바 있는 수학적 벤치마크 문제에 모방 화음탐색법을 적용하였다 [9,11,12,14]. 이는 Table 1에서 확인할 수 있으며, 각 문제는 모두 다른 형태의 최적해 분포 형상을 보이기 때문에 알고리즘의 성능을 객관적으로 비교하기에 적합하다. 각 문제의 특성 및 형상에 대한 설명은 Table 1에 작성하였다.

모든 문제의 결정변수는 30개이며, 각 문제의 전역해는 0이다. 이때 D는 문제의 결정변수의 개수이며,  $x_i$ 는  $i^{th}$  결정변수를 의미한다.

Table 1. Definition of mathematical benchmark problems

Name (Characteristic)	Function
Sphere [16] (Bowl-shaped)	$f(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$ $-100 \leq x_i \leq 100$
Schwefel function 2.22 [17] (V-shaped)	$f(x) = \sum_{i=1}^D  x_i  + \prod_{i=1}^D x_i$ $-10 \leq x_i \leq 10$

Rosenbrock [16] (Valley-shaped)	$f(x) = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$ $-30 \leq x_i \leq 30$
Step function [18] (Finite linear combination)	$f(x) = \sum_{i=1}^D [x_i + 0.5]^2$ $-100 \leq x_i \leq 100$
Schwefel function 2.26 [17] (Many local optimums)	$f(x) = 418.98 * D + \sum_{i=1}^D [-x_i \sin \sqrt{ x_i }]$ $-512 \leq x_i \leq 512$
Rastrigin function [19] (Many local optimums)	$f(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$ $-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
Ackley function [20] (Funnel-shaped)	$f(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2}\right)$ $-\exp\left(\sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)}\right) + 20 + \epsilon$ $-32 \leq x_i \leq 32$

모방 화음탐색법과 성능을 비교한 알고리즘들은 기존 화음탐색법, IHS, GHS, NGHS, SaHS, 및 ITHS [6,8,9,11,12,14]이며, 모두 기존 화음탐색법의 매개변수 PAR 및 BW의 적용기법을 수정하였다 [8-14]. Yadav et al. [14]에서 제시한대로 총 50,000번의 반복계산을 수행하여 동일한 조건으로 성능 검증을 시행하였다. 기존 HS 이외에 다른 알고리즘은 PAR 및 BW 값을 고정하지 않았으며, 모의가 진행됨에 따라 변동하도록 설정하였다. PARmin와 PARmax는 각각 PAR 값의 최소 및 최대를 의미하며, BWmin와 BWmax 역시 동일하다.

수학적 벤치마크 문제에 적용한 각 알고리즘의 매개변수 값은 기존 문헌조사를 실시한 결과를 바탕으로 그 값을 선정하였다 [9,14]. 공정한 비교를 위해 기존 문헌조사에서 민감도 분석을 통해 제시한 최적의 매개변수 값을 적용하였다. Table 2에서는 각 알고리즘의 매개변수 값을 보여준다. HMS 값은 모두 10으로 동일하다.

Table 2. Parameter values of the algorithms

	HS	IHS	GHS	NGHS	SaHS	ITHS	CcHS
HMCR	0.9	0.9	0.9	0.995	0.99	0.99	0.99
PAR	0.3	-	-	-	-	-	-
PARmin	-	0.01	0.01	-	0.01	0.01	0.01
PARmax	-	0.99	0.99	-	0.99	0.99	0.99
BW	0.01	-	-	-	-	-	-
BWmin	-	0.0001	-	-	-	-	-
BWmax	-	$\frac{x_U - x_L}{20}$	-	-	-	-	-

모방 화음탐색법은 다른 알고리즘과 다르게 추가적인 매개변수  $F_{IB}$ ,  $F_{IW}$  및  $N_{CH}$ 의 값을 선정해야한다. 본 연구에서는 수학적 최적화 문제에 해당 매개변수를 각 30, 40, 그리고 3으로 설정하였다.

각 알고리즘의 성능을 비교분석하기 위해 총 50회의 독립시행을 통하여 통계분석을 수행하였다. 독립시행 횟수는 기존 문헌들에서 설정한 10, 30, 50 및 100 값들의 결과를 비교하여 결정하였다 [8,11,12,16]. 50회 미만의 독립수행의 경우 결과의 편차가 크기 때문에 각 알고리즘의 성능을 공정하게 비교할 수 없었으며, 50회 이상의 시행횟수 값은 각 알고리즘 결과의 편차가 거의 없었다. 컴퓨터의 연산 시간을 고려하였을 때 비슷한 결과를 도출하는 독립시행횟수라면 더 작은 값을 적용하는 것이 타당하므로 독립시행 횟수를 총 50회로 설정하였다.

알고리즘의 최적화 성능 비교를 위해 6가지 성능지표 (Best, Worst, Mean, Standard Deviation, Successful Rate, Mean Iteration)를 사용하였다. Successful Rate (SR)이란, 각 알고리즘의 성능을 비교하기 위해 본 연구에서 적용한 평가지표이다. 공정한 비교를 위하여 Yadav et al. (2012)과 동일한 조건을 적용하였으며, 각 최적화 문제에 대하여 해탐색 성공 여부를 판단하기 위해  $10^{-5}$ 의 값을 수학적 벤치마크 문제의 정확도 기준으로 설정하였다 [14]. 즉, 독립적인 최적해 탐색결과 최적값이 기준값보다 우수하다면 해당 문제에 대해서는 전역해에 수렴한 것으로 간주한다. 총 50회의 독립시행 중 수렴한 횟수로 평가하였다. 더불어, 해 탐색의 수렴속도를 비교하기 위해 알고리즘의 결과가 기준에 수렴한 첫 반복계산 횟수의 평균 (Mean Iteration)을 수렴속도 평가인자로 사용하였다.

Table 3. Results for mathematical benchmark problems

problem : Sphere				
Algorithms	Mean	Best	Worst	SD
HS	6.13E+00	3.07E+00	8.23E+00	1.45E+00
IHS	3.99E-07	2.47E-07	4.95E-07	7.53E-08
GHS	2.39E-03	1.23E-06	5.66E-03	1.71E-03
NGHS	6.78E-16	3.54E-17	2.55E-15	5.91E-16
SaHS	1.11E-11	6.50E-15	5.81E-11	1.42E-11
ITHS	1.96E-15	<b>0.00E+00</b>	3.11E-14	6.19E-15
CcHS	<b>3.09E-20</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>3.01E-19</b>	<b>7.07E-20</b>
problem : Schwefel 2.22				
Algorithms	Mean	Best	Worst	SD
HS	9.21E-02	6.32E-02	1.18E-01	1.66E-02
IHS	2.39E-03	1.88E-03	2.83E-03	2.63E-04
GHS	2.53E-02	5.61E-03	5.11E-02	1.47E-02

NGHS	2.24E-09	6.96E-10	3.80E-09	8.36E-10
SaHS	2.62E-05	2.49E-06	6.84E-05	2.13E-05
ITHS	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
CcHS	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
problem : Rosenbrock				
Algorithms	Mean	Best	Worst	SD
HS	1.92E+02	1.13E+02	2.45E+02	3.18E+01
IHS	1.34E+02	2.44E+01	2.33E+02	5.32E+01
GHS	1.78E+01	5.07E-03	2.91E+01	1.23E+01
NGHS	4.08E+00	6.82E-03	1.47E+01	4.10E+00
SaHS	3.11E+01	2.36E+01	9.06E+01	1.55E+01
ITHS	9.44E+00	7.05E-03	2.70E+01	1.12E+01
CcHS	<b>1.76E+00</b>	<b>4.05E-04</b>	<b>5.66E+01</b>	<b>1.78E+00</b>
problem : Step				
Algorithms	Mean	Best	Worst	SD
HS	1.08E-01	9.77E-04	1.61E-01	3.83E-02
IHS	3.26E-07	2.40E-07	3.88E-07	4.91E-08
GHS	9.28E-05	3.48E-07	2.66E-04	8.76E-05
NGHS	6.17E-17	3.67E-18	1.68E-16	4.89E-17
SaHS	7.67E-13	5.52E-17	4.22E-12	1.18E-12
ITHS	2.27E-18	<b>0.00E+00</b>	4.40E-17	8.41E-18
CcHS	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
problem : Schwefel 2.26				
Algorithms	Mean	Best	Worst	SD
HS	2.22E+01	1.22E+01	2.98E+01	4.67E+00
IHS	9.94E-08	4.72E-08	1.84E-07	3.37E-08
GHS	8.72E-03	6.17E-06	3.66E-02	1.11E-02
NGHS	9.37E-12	8.13E-12	9.95E-12	4.79E-13
SaHS	9.37E-01	1.47E-03	3.08E+00	8.57E-01
ITHS	7.48E-12	6.82E-12	8.47E-12	5.85E-13
CcHS	<b>2.62E-12</b>	<b>2.05E-12</b>	<b>3.30E-12</b>	<b>3.17E-13</b>
problem : Rastrigin				
Algorithms	Mean	Best	Worst	SD
HS	4.09E-01	3.77E-02	1.08E+00	4.68E-01
IHS	1.12E+00	7.05E-02	2.00E+00	5.99E-01
GHS	1.41E-03	9.66E-06	5.14E-03	1.39E-03
NGHS	2.42E-14	5.33E-15	6.57E-14	1.67E-14
SaHS	3.32E+00	1.33E+00	4.45E+00	8.44E-01
ITHS	2.79E-09	<b>0.00E+00</b>	2.87E-08	6.98E-09
CcHS	<b>1.08E-14</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>2.31E-14</b>	<b>6.57E-15</b>
problem : Ackley				
Algorithms	Mean	Best	Worst	SD
HS	6.94E-01	2.63E-02	1.11E+00	3.22E-01
IHS	3.06E-01	2.98E-04	9.66E-01	3.10E-01
GHS	9.71E-03	1.55E-03	1.69E-02	5.28E-03
NGHS	8.92E-09	2.83E-09	1.73E-08	3.73E-09
SaHS	1.01E-05	6.96E-07	4.49E-05	9.96E-06
ITHS	2.62E-09	6.66E-15	1.94E-08	5.20E-09
CcHS	<b>3.65E-10</b>	<b>1.69E-15</b>	<b>1.99E-09</b>	<b>5.13E-10</b>

Table 3에서는 7개의 수학적 벤치마크 문제를 적용한 각 알고리즘의 결과를 나타내며, 굵게 표시된 숫자는 문제별 각 항목에 대한 최솟값을 의미한다. 모방 화음탐색법이 평균값, 가장 좋은 값, 가장 나쁜 값, 및 표준편차에 있어 모든 문제에 대하여 우수한 결과를 도출하였다. Sphere, Step, Rastrigin 문제에 있어서는 ITHS도 모방 화음탐색법과 가장 좋은 값이 0으로 최적해를 찾았지만,

다른 항목 (Mean, Worst, SD)에 있어서는 본 연구의 적용기법이 향상된 결과를 보였다. Schwefel 2.22 및 Sphere 문제에서는 평균 및 표준편차가 0을 보였는데, 이는 모든 Run의 경우에서 최적해를 찾고 있음을 의미한다. 이를 통해 모방 화음탐색법의 최적해 탐색 성능이 다른 적용기법에 비해 효율적임을 확인할 수 있다.

**Table 4.** Success rate for mathematical benchmark problems

		HS	IHS	GHS	NGHS	SaHS	ITHS	CcHS
Sphere	SR	0	50	1	50	49	46	50
	Mean Iter.	-	43011	45390	7992	35650	2522	26116
Schwefel 2.22	SR	0	0	0	50	9	50	50
	Mean Iter.	-	-	-	14223	45689	2445	27189
Rosenbrock	SR	0	0	0	0	0	0	0
	Mean Iter.	-	-	-	-	-	-	-
Step	SR	0	50	4	50	50	49	50
	Mean Iter.	-	41601	20720	6476	33875	1985	24689
Schwefel 2.26	SR	0	35	1	50	0	48	50
	Mean Iter.	-	40950	46781	20724	-	5825	26506
Rastrigin	SR	0	0	2	50	0	50	50
	Mean Iter.	-	-	7696	21739	-	4217	23246
Ackley	SR	0	0	0	50	17	45	50
	Mean Iter.	-	-	-	18981	43210	3879	28319

Table 4에서는 문제별 각 알고리즘의 최적해 탐색 성공 여부 및 수렴성에 관한 결과를 보여준다. NGHS, ITHS 및 모방 화음탐색법 외 알고리즘은 대체로 성공 여부 기준을 만족시키지 못하는 결과를 도출하는 반면, NGHS와 모방 화음탐색법은 Rosenbrock문제를 제외한 모든 문제에 대하여 최적해를 찾는 데 성공하였다. Rosenbrock문제는 다른 벤치마크 문제에 비해 결정변수 간에 서로 영향을 미치는 복잡성 때문에 최적해를 찾을 때 보다 어려움이 따르는 것으로 파악되며, 모든 적용 알고리즘이 최적해를 찾지 못하였다.

Mean Iteration은 최적해를 찾는 데 성공했을 경우, 최적해를 처음 찾은 모의횟수의 평균이라고 앞서 설명한 바 있다. 모든 문제에 대하여 ITHS가 최적해를 빠르게 찾아내는 데 성공하였으며, 모방 화음탐색법은 최적해를 도출하기 위해 많은 모의횟수가 필요했다. 하지만, 비록 최적해의 성공 여부 기준에 도달하는 데 오랜 시간이 걸

리더라도, 최종적으로 계산해내는 각 문제의 최적값은 모방 화음탐색법이 다른 알고리즘보다 우수함을 Table 3에서 통해 확인할 수 있다. 이는 모방 화음탐색법 개발의 목적이 해의 탐색속도를 개선하는 것이 아닌 최적해 탐색 성능을 향상하는 것이기 때문이다.

본 연구에서 개발한 모방 화음탐색법과 6가지 HS 알고리즘을 수학적 최적화 문제에 적용하여 비교한 결과, 모방 화음탐색법은 해 탐색 속도는 빠르지 않지만, 다른 기법보다 최적해에 가까운 값을 찾았다. 또한, 최종 모의횟수가 종료되었을 때에는 다른 어떤 알고리즘보다 전역 해에 근접한 결과를 도출하여, 최적해 탐색의 성능에 있어 우수성을 보였다.

### 3.2 상수도 관망 최적 설계

본 연구에서는 모방 화음탐색법을 상수도 관망 최적 설계에 적용하여 실제 공학적 최적화 문제에서의 최적화 성능을 검증하였다.

상수도 관망은 소비자에게 유량을 효율적이고 안정적으로 공급하는 것이 주된 목적이다. 하지만 수많은 관들이 절점에서 교차되고, 적절한 수압과 수질을 모두 만족해야 하기 때문에 상수도 관망을 설계하는 일은 매우 복잡하다. 또한, 상수도 관망의 값비싼 설계비용은 관망의 최적설계의 필요성을 보여주며, 최소 비용의 상수도 관망을 구성하는 설계안을 찾아내는 과정이 필요하다 [21].

하지만 수많은 절점 및 관, 관의 종류 등을 고려한다면 가능한 설계안은 무한하다. 또한, 각 관로 내 유량 방향의 예측이 어렵고 물을 공급하기 위한 각 절점에서의 최소수압을 만족해야 하는 등 제한된 조건도 존재하여 최적의 설계안을 찾는 일은 쉽지 않다. 이와 같은 이유로, 메타휴리스틱 알고리즘 전문가들은 최적화 과정을 적용하여 상수도 관망의 최적 설계안을 구하고자 하였다. 실제 2000년도 이후부터는 메타휴리스틱 알고리즘을 적용하여 상수도 관망 설계안의 최소 비용을 구하고자 한 연구가 다수 진행된 바 있다 [22-27].

상수도관망 최적설계에서의 목적함수는 관망 설계비용을 최소화하는 것이며, 아래 식 (6)과 같다.

$$\min F(\text{cost}) = \sum_{i=1}^N C_k(D_i)L_i + P \tag{6}$$



$C_k(D_i)$ 은  $i^{th}$  관로의 길이당 비용,  $D_i$ 은  $i^{th}$  관로의 직경,  $L_i$ 은  $i^{th}$  관로의 길이,  $N$ 은 관로의 개수를 의미하며,  $P$ 는 벌점함수를 의미한다.  $i$ 와  $k$ 은 각각 관로의 후보지 및 관로 비용의 후보지를 나타낸다. 상수도관망의 모든 절점에서는 유량의 연속방정식이 성립해야 하며, 각 회로에서는 에너지 방정식을 만족해야 한다. 또한, 각 절점에서의 수압은 최소수압을 만족해야 하며, 본 문제에서의 최소수압은 20m이다. 따라서 최소수압을 만족시키지 못하는 절점에 대해서는 식 (7)와 같이 벌점함수를 적용하였다.

$$P = \sum_{i=1}^M \alpha(h_{\min} - h_j) + \beta, \text{ (if } h_j < h_{\min} \text{)} \quad (7)$$

$M$ 은 절점의 개수,  $h_{\min}$ 은 최소수압 (m),  $h_j$ 은  $j^{th}$  절점의 수압 (m),  $\alpha, \beta$ 는 벌점함수에 적용되는 상수를 의미한다. 본 연구에서는  $10^{10}$ 의 값을 적용하여, 최소수압을 만족시키지 못하는 모든 솔루션을 도태시킨다.

본 연구에서는 스페인에 위치하고 있는 농업용 상수도 관망인 Balerma network에 모방 화음탐색법을 적용하였다. Balerma network는 Reza와 Martinez [22]에 의해 처음 제시되었으며, 총 4개의 저수지, 454개의 관로, 443개의 수요절점으로 구성되어 있다 (Figure. 2). 해당 상수도관망 최적설계 적용문제가 소개된 이후, 다양한 알고리즘들이 총 모의횟수를 45,400회로 동일한 종결조건으로 최적 설계안을 제시하여 결과를 비교하고 있다.



Fig. 2. Balerma network [22]

Reca et al. [24]는 GA, SA, 및 SA와 TS를 융합한 Mixed Simulated Annealing and Tabu Search (MSATS)을 Balerma network에 적용하여 그 결과를 처음 비교하였으며, Geem [25]는 기존 HS와 HS 및 PSO를 융합한 Particle Swarm Harmony Search (PSHS)을 적용하여 최적 설계안을 비교하였다. 또한, Bolognesi et al. [27]는 Genetic Heritage Evolution by Stochastic Transmission (GHEST)을 적용하여 그 당시 €2.178 × 10<sup>6</sup>이라는 가장 적은 설계비용을 제시하였지만, Sadollah et al. [28]이 Improved Mine Blast Algorithm (IMBA)을 개발하여 Balerma network에 적용함으로써 더 우수한 결과를 도출하였다. 최근에는 Lee et al. [21]이 Multi-layered Harmony Search Algorithm (MLHSA)을 개발하여 본 상수도관망 최적설계 문제에 적용하여 결과를 제시하였다.

실제 공학문제는 앞서 적용한 수학적 벤치마크 문제보다 결정변수와 제약조건이 많고 복잡한 비선형성이 존재하여 최적화의 난이도가 높다. 이러한 이유로 모방 화음탐색법의 매개변수 값도 수학적 문제와 다르게 적용할 필요가 있다. 본 연구에서는  $F_{IB}$  값을 10, 25, 50 및 100으로,  $F_{IW}$  값을 5, 10, 20 및 50으로,  $N_{CH}$  값을 3, 6 및 10으로 바꾸어보며 총 48가지 경우에 대하여 결과를 비교하여 민감도 분석을 시행하였다. 그 결과, Balerma network와 같은 복잡한 최적화 문제에서는 대체로 작은  $F_{IW}$  값과 큰  $F_{IB}$  값이 좋은 결과를 보였으며,  $N_{CH}$  값은 HMS의 30%로 설정하는 것이 가장 이상적이었다. 따라서 본 연구에서 설정한  $F_{IB}$ 와  $F_{IW}$ 의 값은 각각 100 및 5이며,  $N_{CH}$ 은 10을 적용하였다. 그 외 매개변수는 HMS=30, PARmin=0.05, PARmax=0.25의 조건을 사용하였다.

결과 도출을 위한 총 모의횟수는 기존 문헌조사에서 적용한 총 모의횟수와 동일하게 45,400회 최적화 과정을 적용하였으며, 총 50회의 독립적인 최적해 탐색을 진행하였다. 그 결과, 평균 €2,165,861의 비용을 나타냈으며, 가장 우수한 설계안은 €2,031,221의 비용이 발생하였다 (Table 5).

Table 5. Results for Balerma Network

Optimization results (€ million)	
Best Cost	2.031
Mean Cost	2.166
Worst Cost	2.306

총 45,400회의 모의횟수를 50회 독립적인 해탐색을 진행한 결과, 모방 화음탐색법이 기존 문헌에서 적용된 알고리즘의 결과보다 최솟값, 최댓값, 및 평균에서 최소의 비용을 도출하였다. 이는 Sadollah et al. [28]이 제시한 기존의 최소 비용보다 약 1.60% 비용을 감소시킨 것이며, Geem [25]의 기존 HS보다는 약 21.91% 저렴한 설계안을 나타냈다. 이를 통해 모방 화음탐색법은 기존 화음탐색법 뿐만 아니라, 다른 향상된 형태의 화음탐색법보다 최적화 기법 성능이 개선되었고 다른 메타휴리스틱 알고리즘보다도 더 우수하다고 판단된다.

#### 4. 결론

최적화 이론이 소개된 이후, 선형계획법 및 비선형계획법과 같은 기본 수학적 계산방법부터 자연 및 인공현상을 모방한 메타휴리스틱 알고리즘까지 많은 최적화 기법이 개발되어왔다. 그 중 화음탐색법은 음악을 연주하는 연주자들이 즉흥연주를 하는 동시에 화음을 맞추어 가면서, 결국 궁극적으로는 최고의 하모니를 만들어낸다는 과정에서 착안된 알고리즘이다. 화음탐색법의 주된 매개변수로는 HMCR, PAR, 및 BW가 있다.

하지만 화음탐색법이 개발된 이후, 기존 매개변수 적용기법을 개량하여 화음탐색법의 최적화 성능을 개선하고자 한 연구가 다수 진행된 바 있다. 하지만 모의횟수가 진행되어도 HM 내 솔루션이 개선되지 않는 상황을 해결하기 위해 최적해 탐색 성능을 향상시킨 알고리즘은 제시된 바 없다. 따라서 본 연구에서는 모방 화음탐색법을 개발하여 해당 문제를 해결하고 최적해를 찾는 성능을 개선하였다.

모방 화음탐색법은 BS 및 WS가 모의가 진행되어도 더 이상 개선되지 않을 때 HM 내 우수한 솔루션의 값들을 종합적으로 고려하여 새로운 해를 생성한다. 또한, PAR 및 BW를 고정해야 한다는 어려움을 해소하였고, BW 값은 적용문제의 각 결정변수의 범위에 따라 자동으로 정해지도록 설정하였다.

본 연구에서 제시하는 모방 화음탐색법의 최적화 성능을 분석하기 위하여 기개발된 향상된 형태의 화음탐색법과 비교하였다. 수학적 최적화 문제는 30개의 결정변수로 구성되어 있는 7개의 문제에 적용하였으며, 실제 공학적 최적화 문제에서의 성능을 분석하기 위해 상수도 관망 최적설계 문제에 적용하여 알고리즘의 효율성을 도

출하였다. 수학적 최적화 문제에서는 기존 알고리즘보다 우수한 해를 도출하였으며, 공학적 최적화 문제에서는 Balerma network의 최소 설계비용을 제시하여 최적해 탐색 성능이 개선했음을 증명하였다.

한편, 모방 화음탐색법은 수학적 최적화 문제에서 우수한 해탐색 성능을 보였지만, 모의 초반 해탐색 수렴속도에서는 ITHS 및 NGHS에 부족한 특성을 보였다. 모방 화음탐색법을 구성하는 주된 매개변수인  $F_{IB}$ ,  $F_{IW}$  및  $N_{CH}$ 의 값을 최적화 문제에 따라 자가적응적으로 적용함으로써 최종 최적해의 탐색뿐만 아니라 수렴성까지 개선할 필요가 있다고 본다. 또한, 추후 연구에서는 Balerma network뿐만 아닌 다른 공학문제에 적용하여 실제 실무분야에서 모방 화음탐색법이 보이는 최적화 기법의 우수성을 분석할 예정이다.

#### References

- [1] Z. W. Geem, and W. B. Geem. "Cutting-edge optimization technique and its applications to the civil engineering." *The Magazine of the Korean Society of Civil Engineers*, vol. 55, no. 2, pp. 155-171, 2007.
- [2] J. H. Holland. "Adaptation in natural and artificial systems. An introductory analysis with application to biology, control, and artificial intelligence." *Ann Arbor, MI: University of Michigan Press*, 1975.
- [3] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi. "Optimization by simulated annealing." *science*, vol. 220, no. 4598 pp. 671-680, 1983
- [4] M. Dorigo. "Optimization, learning and natural algorithms." *Ph. D. Thesis, Politecnico di Milano, Italy*, 1992.
- [5] R. Eberhart and J. Kennedy. "A new optimizer using particle swarm theory." *Micro Machine and Human Science, Proceedings of the Sixth International Symposium on. IEEE*, 1995.  
DOI : <http://dx.doi.org/10.1109/MHS.1995.494215>
- [6] Z. W. Geem, J. H. Kim, and G. V. Loganathan. "A new heuristic optimization algorithm: harmony search." *simulation* vol. 76, no. 2, pp. 60-68, 2001.  
DOI : <http://dx.doi.org/10.1177/003754970107600201>
- [7] X. S. Yang. "Firefly algorithms for multimodal optimization." *International symposium on stochastic algorithms*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009.  
DOI : [https://doi.org/10.1007/978-3-642-04944-6\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-642-04944-6_14)
- [8] M. Mahdavi, M. Fesanghary, and E. Damangir. "An improved harmony search algorithm for solving optimization problems." *Applied mathematics and computation*, vol. 188, no. 2 pp. 1567-1579, 2007.  
DOI : <https://doi.org/10.1016/j.amc.2006.11.033>
- [9] M. G. H. Omran, and M. Mahdavi. "Global-best harmony search." *Applied mathematics and computation*, vol. 198 no. 2, pp. 643-656, 2008.

- DOI : <https://doi.org/10.1016/j.amc.2007.09.004>
- [10] Q. K. Pan, P. N. Suganthan, J. J. Liang, and M. F. Tasgetiren. "A local-best harmony search algorithm with dynamic subpopulations." *Engineering Optimization*, vol. 42, no. 2, pp. 101-117, 2010  
DOI : <https://doi.org/10.1080/03052150903104366>
- [11] C. M. Wang, and Y. F. Huang. "Self-adaptive harmony search algorithm for optimization." *Expert Systems with Applications*, vol. 37, no. 4, pp. 2826-2837, 2010.  
DOI : <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.09.008>
- [12] Zou, Dexuan, et al. "Novel global harmony search algorithm for unconstrained problems." *Neurocomputing*, vol. 73, no. 16-18 pp. 3308-3318, 2010.  
DOI : <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2010.07.010>
- [13] Q. K. Pan, P. N. Suganthan, M. F. Tasgetiren, and J. J. Liang. "A self-adaptive global best harmony search algorithm for continuous optimization problems." *Applied Mathematics and Computation*, vol. 216, no. 3, pp. 830-848, 2010.  
DOI : <https://doi.org/10.1016/j.amc.2010.01.088>
- [14] P. Yadav, R. Kumar, S. K. Panda, and C. S. Chang. "An intelligent tuned harmony search algorithm for optimisation." *Information Sciences*, vol. 196, pp. 47-72, 2012.  
DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ins.2011.12.035>
- [15] Z. W. Geem. "Recent advances in harmony search algorithm", *Springer*, vol. 270, 2010.  
DOI : <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-04317-8>
- [16] D. Jong, and K. Alan. "Analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems.", 1975.
- [17] H. P. Schwefel. "Numerical optimization of computer models." *John Wiley & Sons, Inc.*, 1981.
- [18] X. YAO, Y. LIU, G. LIN. "Evolutionary programming made faster". *IEEE Transactions on Evolutionary computation*, vol. 3, no. 2, pp. 82-102, 1999.  
DOI : <http://dx.doi.org/10.1109/4235.771163>
- [19] L. A. Rastrigin. "Extremal control systems." *Theoretical foundations of engineering cybernetics series*, 1974.
- [20] D. H. Ackley. "An empirical study of bit vector function optimization." *Genetic algorithms and simulated annealing*, pp. 170-204, 1987.
- [21] H. M. Lee, D. G. Yoo, E. H. Lee, Y. H. Choi, and J. H. Kim "Development and Applications of Multi-layered Harmony Search Algorithm for Improving Optimization Efficiency." *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, vol. 17, no. 4, pp. 1-12, 2016  
DOI : <http://dx.doi.org/10.5762/KAIS.2016.17.4.1>
- [22] J. Reca, and J. Martinez. "Genetic algorithms for the design of looped irrigation water distribution networks." *Water resources research*, vol. 42, no. 5, 2006.  
DOI : <https://doi.org/10.1029/2005WR004383>
- [23] Z. W. Geem. "Optimal cost design of water distribution networks using harmony search." *Engineering Optimization*, vol. 38, no. 03, pp. 259-277, 2006.  
DOI : <https://doi.org/10.1080/03052150500467430>
- [24] J. Reca, J. Martinez, C. Gill, and R. Banos "Application of several meta-heuristic techniques to the optimization of real looped water distribution networks." *Water Resources Management*, vol. 22, no. 10, pp. 1367-1379, 2008.
- DOI : <https://doi.org/10.1007/s11269-007-9230-8>
- [25] Z. W. Geem. "Particle-swarm harmony search for water network design." *Engineering Optimization*, vol. 41, no. 4, pp. 297-311, 2009.  
DOI : <https://doi.org/10.1080/03052150802449227>
- [26] A. Vasani and S. P. Simonovic. "Optimization of water distribution network design using differential evolution." *Journal of Water Resources Planning and Management*, vol. 136, no. 2, pp. 279-287, 2010.  
DOI : [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2010\)136:2\(279\)](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2010)136:2(279))
- [27] A. Bolognesi, C. Bragalli, A. Marchi, and S. Artina "Genetic heritage evolution by stochastic transmission in the optimal design of water distribution networks." *Advances in Engineering Software*, vol. 41, no. 5, pp. 792-801, 2010.  
DOI : <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2009.12.020>
- [28] A. Sadollah, D. G. Yoo, and J. H. Kim. "Improved mine blast algorithm for optimal cost design of water distribution systems." *Engineering Optimization*, vol. 47, no. 12, pp. 1602-1618, 2015.  
DOI : <https://doi.org/10.1080/0305215X.2014.979815>

**전 상 훈**(Jun Sang Hoon)

[준회원]



- 2017년 2월 : 고려대학교 건축사회 환경공학부 (공학사)
- 2017년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 건축사회환경공학과 수자원공학전공 석사과정

<관심분야>

수자원공학, 수자원시스템공학, 상수도관망시스템, 최적화 알고리즘

**최 영 환**(Choi Young Hwan)

[준회원]



- 2010년 2월 : 한양대학교 건설환경 시스템공학과 (공학사)
- 2018년 8월 : 고려대학교 건축사회 환경공학과 수자원공학 (공학박사)
- 2018년 9월 ~ 현재 : 고려대학교 방재과학기술연구소 연구교수

<관심분야>

수자원공학, 수자원시스템공학, 최적화 알고리즘

---

**정 동 휘(Jung Donghwi)**

[정회원]



- 2009년 2월 : 고려대학교 사회환경 시스템공학과 (공학사)
- 2011년 2월 : 고려대학교 건축사회 환경공학과 수자원공학 (공학석사)
- 2013년 2월 : Univ. of Arizona (공학박사)
- 2018년 3월 ~ 현재 : 계명대학교 건축토목공학부 조교수

<관심분야>

수자원공학, 상수도관망시스템

---

**김 중 훈(Kim Joong Hoon)**

[정회원]



- 1984년 2월 : 고려대학교 토목공학과 (공학사)
- 1986년 12월 : Virginia Polytechnic Institute & State Univ. (공학석사)
- 1992년 2월 : Univ. of Texas at Austin (공학박사)
- 1993년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 건축사회환경공학부 교수

<관심분야>

수문학, 수리학, 수자원공학