

최적화 기법 효율성 개선을 위한 Multi-layered Harmony Search Algorithm의 개발 및 적용

이호민¹, 유도근², 이의훈¹, 최영환¹, 김종훈^{1*}

¹고려대학교 건축사회환경공학부

²고려대학교 방재과학기술연구소

Development and Applications of Multi-layered Harmony Search Algorithm for Improving Optimization Efficiency

Lee, Ho Min¹, Yoo, Do Guen², Lee, Eui Hoon¹, Choi, Young Hwan¹, Kim, Joong Hoon^{1*}

¹School of Civil, Environmental, and Architectural Engineering, Korea University,

²Research Center for Disaster Prevention Science and Technology, Korea University

요약 최적화 분야에서 Harmony Search Algorithm (HSA)은 근래에 개발된 메타휴리스틱 최적화 알고리즘의 하나로, HSA가 개발된 이래 공학, 자연과학, 의학 등 다양한 분야에서 많은 연구자들에 의해 활용되어왔다. 현재 최적화 대상 문제들의 복잡성이 날로 증가하고 있으며 이에 따라 기존 최적화 기법에 대한 효율을 개선하는 방법론 개발에 대한 필요성이 대두되고 있다. 따라서 본 연구에서는 HSA의 구조적 특성에 초점을 맞추어 해탐색 능력을 향상시키는 것을 목표로 하여 새로운 메타휴리스틱 최적화 알고리즘인 Multi-layered Harmony Search Algorithm (MLHSA)을 제안하였다. 개발된 MLHSA는 기존 HSA에 추가적으로 구조적인 특성을 부여하여 전역 탐색 및 지역 탐색 성능을 개선하였다. 또한, 제안된 기법의 효율성과 적용성을 검증하기 위해 이전 최적화 알고리즘 관련 문헌에서 다양한 알고리즘이 적용된 바 있는 수학적 최적화 탐색 문제와 상수도 관망의 최적 관경 설계에 MLHSA를 통한 최적화를 수행하였다. 적용 결과 본 연구에서 개발된 MLHSA는 기존 알고리즘을 효과적으로 대체할 수 있는 최적화 기법임을 확인할 수 있었다.

Abstract The Harmony Search Algorithm (HSA) is one of the recently developed metaheuristic optimization algorithms. Since the development of HSA, it has been applied by many researchers from various fields. The increasing complexity of problems has created enormous challenges for the current technique, and improved techniques of optimization algorithms are required. In this study, to improve the HSA in terms of a structural setting, a new HSA that has structural characteristics, called the Multi-layered Harmony Search Algorithm (MLHSA) was proposed. In this new method, the structural characteristics were added to HSA to improve the exploration and exploitation capability. In addition, the MLHSA was applied to optimization problems, including unconstrained benchmark functions and water distribution system pipe diameter design problems to verify the efficiency and applicability of the proposed algorithm. The results revealed the strength of MLHSA and its competitiveness.

Keywords : Harmony Search Algorithm, Metaheuristic, Multi-layered Harmony Search Algorithm, Optimization, Water Distribution System

This work was supported by a National Research Foundation of Korean (NRF) grant funded by the Korean government (MSIP) (NRF-2013R1A2A1A01013886).

*Corresponding Author : Joong Hoon Kim (Korea University)

Tel: +82-2-3290-3316 email: jaykim@korea.ac.kr

Received January 5, 2016

Revised (1st March 14, 2016, 2nd March 17, 2016)

Accepted April 7, 2016

Published April 30, 2016

1. 서론

최적화란 제한된 조건 (Constraints)을 만족시키는 범위에서 주어진 목적 (Objective Function)에 대해 가장 우수한 적합도를 나타내는 해를 탐색하는 과정으로 정의할 수 있다. 현실세계의 다양한 문제에서, 최적의 해를 탐색하는 방법 중 가장 먼저 사용된 방법은 시행착오 기법으로, 이는 사용자의 지식 혹은 직관에 의존하며 따라서 도출된 해의 우수성을 보장하지 못한다. 이러한 문제에 대한 대안으로 선형계획법, 비선형계획법, 동적계획법 등으로 대표되는 수학적 방법이 제안되었으며 다양한 문제에 적용되었다.

하지만, 이러한 수학적 방법론에 근거한 접근방법은 문제를 구성하는 지배방정식과 목적함수, 제한조건 등에 따라 매우 제한적으로 적용이 가능하며, 또한 문제의 규모나 가능해영역이 확장됨에 따라 효과적 해 탐색을 할 수 없다는 단점을 지닌다. 따라서 이를 해결하고자 자연적, 인공적 현상을 모방한 반복연산을 수행하여 최적해를 탐색하는 메타휴리스틱 기법들이 제안되고 있으며 다양한 분야에 효과적으로 적용되고 있다.

세계적으로 가장 널리 활용되고 있는 진화 현상을 모방한 메타휴리스틱 기법인 Genetic Algorithm (GA) [1]이 소개된 이후 다양한 자연적, 인공적인 현상을 모방한 메타휴리스틱 최적화 알고리즘들이 개발되고 있다. 동물의 기억과정을 모방한 Tabu Search (TS) [2] 담금질 과정을 모방한 Simulated Annealing (SA) [3], 개미들의 이동경로에서 착안한 Ant Colony Optimization (ACO) [4], 입자 무리가 떼를 지어 움직이는 현상을 모방한 Particle Swarm Optimization (PSO) [5], 앞선 연산을 통해 생성된 저장 공간 안에서 세 개의 해를 선정하고 그 정보를 활용하여 해를 탐색해 나가는 Differential Evolution (DE) [6] 등이 개발되어 다양한 분야의 해 탐색 문제에 적용되었다. 또한 2000년대에 들어와 음악의 즉흥연주 과정을 모방한 Harmony Search Algorithm (HSA) [7]이 개발되었으며, 꿀벌의 행동양상에서 착안한 Honey Bee Algorithm (HBA) [8], 뚝구기 새를 모방한 Cuckoo Search (CS) [9] 등이 제안되었다. 그 이후에도 Bat Algorithm (BA) [10], Water Cycle Algorithm (WCA) [11], Mine Blast Algorithm (MBA) [12] 등이 지속적으로 개발되었고 이 외에도 수많은 연구자들에 의해 새로운 메타휴리스틱 최적화 알고리즘들이 제안되고

있다.

하지만, 최적화 알고리즘의 적용 대상이 확장되고, 또한 그 대상 문제의 복잡성과 규모가 증가함에 따라 기존의 단순한 형태의 알고리즘을 적용한 최적해 탐색에는 어려움이 있다. 따라서 이에 대한 대안으로 기존 알고리즘의 해탐색 성능을 개선하기 위해 개량된 형태의 메타휴리스틱 최적화 알고리즘들이 개발되고 있다. HSA의 경우에도 처음 개발된 이후 많은 연구자들에 의해 효율성 개선에 대한 연구가 수행되어 왔으며 이는 크게 세 가지 카테고리로 분류할 수 있다.

먼저 HSA의 연산과정인 무작위선택, 기억회상, 피치조정에 영향을 미치는 매개변수의 적용방법에 대한 개량에 관한 연구들 [13-23]이 주를 이루고 있으며 이는 반복연산이 수행됨에 따라 HSA의 매개변수를 효율적으로 변화시켜 알고리즘의 탐색능력을 향상시키는 것을 목적으로 한다.

다음으로는 다른 최적화 기법과의 융합을 통한 개량에 대한 연구들 [24-31]이 수행되어 왔다. 이는 다른 최적화 기법이 갖는 장점을 추출하여 HSA와 결합, 두 알고리즘의 단점을 보완하고 장점을 극대화 하도록 구성된다.

마지막으로는, 근래에 들어 HSA에 구조적 특성을 부여하여 해 탐색 효율을 향상시키고자 한 연구들 [32, 33]이 수행된 바 있다. 기존의 HSA의 경우, 저장공간의 형태 및 해탐색 과정에서 구조화된 특성을 갖지 않는다. 따라서 이러한 HSA의 구조적 특성의 부재에 대한 개량에 초점을 둔 기법의 제안이 가능하다. 하지만, 이처럼 구조적 특성에 초점을 맞춘 기법에 대한 연구는 앞선 매개변수 적용방법의 개량에 관한 연구와 다른 메타 휴리스틱 기법과의 융합을 통한 개량에 관한 연구에 비하여 연구된 바가 미비한 실정이다.

따라서, 본 연구에서는 HSA에 구조적인 특성을 부여하는 측면에 초점을 맞춰 알고리즘의 성능을 개량, 해탐색 효율을 증대시키기 위한 Multi-layered 컨셉의 HSA를 개발하였고 다양한 대상 문제에 적용하여 그 성능을 검증하였다.

2. Harmony Search Algorithm (HSA)

HSA는 기본적으로 음악에서의 즉흥연주를 모방하고

있으며 최초로 무작위로 발생된 해집합으로부터 출발하여 지역 탐색과 전역 탐색을 통해 최적해에 이르게 하는, 메타휴리스틱 최적화 알고리즘의 한 예이다. 음악에서의 즉흥연주란 연주자들이 모여 미리 그려진 악보의 음을 연주하지 않고 각각의 연주자들이 즉흥적인 소리를 내며 음악을 만들어 내는 과정을 의미한다. 이와 같은 즉흥연주 과정에서, 각 연주자는 최적화 연산에서 결정변수 (Decision Variable) 혹은 설계변수 (Design Variable)에 해당한다. 그리고 각 연주자들이 낼 수 있는 악기의 음역대는 각 변수가 가질 수 있는 변수의 범위라 볼 수 있다. 또한 각 연주자들이 개별적인 음을 연주할 경우 각 음들이 모여 종합적으로 만들어내는 화음은 최적화 연산에서 각 결정변수들이 특정 값을 가질 때의 해당 솔루션의 목적함수에 해당한다. 즉흥연주 과정에서 초반에 발생하는 불협화음은 연습과정이 진행됨에 따라 점차 적합한 화음 (Local Optimum)으로 변화하며, 또한 미적으로 가장 뛰어난 화음 (Global Optimum)에 이를 수 있다.

HSA는 이와 마찬가지로 반복연산 (Iteration)을 통해 무작위로 생성된 초기의 해가 점차 변화하여 우수한 적합도를 갖는 해를 도출하는 과정을 거친다. 각 반복적인 연산 시 HSA는 무작위선택 (Random Selection), 기억 회상 (Harmony Memory Considering), 피치조정 (Pitch Adjusting)의 세 가지 연산과정을 활용하며, 각 연산이 선택될 확률은 두 가지 매개변수 HMCR (Harmony Memory Considering Rate)과 PAR (Pitch Adjustment Rate)에 따라 결정된다. 또한 솔루션의 저장공간 (Harmony Memory, HM)의 크기를 의미하는 HMS (Harmony Memory Size)와, 결정변수가 연속형 변수인 경우에 피치조정의 폭을 결정하는 BW (Band Width)를 매개변수로 활용한다. HM은 식 (1)과 같이 결정변수들로 이루어진 각 솔루션과 해당 솔루션의 목적함수 값의 집합으로 구성되어 있다. 또한 무작위선택, 기억회상, 피치조정의 연산과정을 통한 새로운 해의 생성은 식 (2)를 따른다.

$$HM = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_{nd}^1 & f(x^1) \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_{nd}^2 & f(x^2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1^{HMS} & x_2^{HMS} & \dots & x_{nd}^{HMS} & f(x^{HMS}) \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$x_i^{New} \begin{cases} x_i^{RS} \in [x_i^{Lower}, \dots, x_i^{Upper}] & w.p. 1 - HMCR \\ x_i^{HMC} \in [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{HMS}] & w.p. HMCR \times (1 - PAR) \\ x_i^{PA} = x_i^{HMC} \pm BW & w.p. HMCR \times PAR \end{cases} \quad (2)$$

여기에서, x 는 결정변수를 의미하며 nd 는 결정변수의 수, $f(x)$ 는 해당 솔루션의 목적함수 값을 뜻한다. x_i^{RS} , x_i^{HMC} , x_i^{PA} 의 경우 무작위선택, 기억회상, 피치조정을 통해 발생된 해를 의미한다.

HSA는 기존의 발견적 탐색법인 SA, TS와는 달리 군 탐색을 수행하면서도, 과거의 경험을 추적하고 있다는 측면에서는 TS의 특징을 지니며, 또한 해가 꼭 최적이지 아니라도 어느 정도 좋은 범위에 들면 경험의 집합에 추가한다는 점에서 SA의 특징도 지니고 있는 탐색기법이다. 또한 가장 널리 알려진 GA와 비교해 보면, GA의 경우 새로운 솔루션을 생성시킬 때 기존의 저장공간에서 선택된 두 솔루션의 정보만을 활용하지만 HSA의 경우 기존 저장공간의 모든 솔루션의 정보를 활용하기 때문에 우수한 해 탐색에 유리하다 [14]. 또한 연산과정이 간단하여 알고리즘의 적용, 개량, 다른 기법과의 융합에 유리하다.

3. Multi-layered Harmony Search Algorithm (MLHSA)

HSA가 최초 개발된 이후 HSA의 효율성 개선을 위해 주로 매개변수 적용방법의 개량과, 다른 최적화 기법과의 융합을 통한 개량에 대한 연구에 초점을 맞추어 연구가 진행되어 왔다. HSA에 구조적 특성을 부여하여 해 탐색의 효율을 향상시키고자 한 연구는 Im *et al.* [32]이 제안한 Smallest-Small-World Cellular Harmony Search (SSWCHS)와 Cellular Harmony Search (CHS), 그리고 Al-Batar *et al.* [33]이 제안한 다른 종류의 Cellular Harmony Search (cHS) 기법이 있다.

CHS와 cHS의 경우, Cellular Automata 이론을 기반으로 하여 HSA의 솔루션 저장공간인 HM을 격자의 행렬형태로 구성, 인접한 격자간의 정보교환을 통해 해 탐색 효율을 향상시킬 수 있도록 하였다. CHS와 cHS의 차이점은, CHS의 경우 기존 HSA의 HM을 고정된 경계를 갖는 소그룹으로 분할하여 개별 연산을 수행한 후, 각 소그룹 별 해를 비교해 나가는 과정을 거치지만, cHS의 경우 소그룹의 경계가 동적으로 변화하며 연산을 수행한다는 점이다.

CHS에 Smallest-Small-World 이론이 접합된 SSWCHS의 경우, HM을 고정된 경계를 갖는 소그룹으로 분할하

여 개별 연산을 수행하는 것은 CHS와 동일하나, 지름길 절점 간의 연산을 통해 추가적인 해탐색을 시행, 정보의 교환을 보다 원활하게 이룰 수 있도록 구성하였다는 차이가 있다. 하지만 SSWCHS의 경우, 소그룹에 포함된 메모리의 수, 전체 메모리의 사이즈, 지름길 절점의 위치, 메모리의 차수 등이 매우 제한적이다. 따라서, SSWCHS는 해당 알고리즘을 적용하여 최적해 탐색을 수행할 때에 대상문제의 특성에 적합한 구조로의 전환이 어렵다는 단점이 있다. 또한 제한적인 구조로 인해 한 번의 반복연산 수행 시, 매우 많은 횟수의 목적함수 값 계산 (Function Evaluation)을 필요로 하며 (하나의 새로운 해를 생성할 때마다 목적함수 값 계산이 수행), 이는 동일한 횟수의 목적함수 값 계산을 기준으로 한 알고리즘 성능비교 시 SSWCHS의 성능을 저하시키는 문제가 발생할 수 있다. 구조적 제한성으로 인한 문제는 CHS와 cHS에서도 동일하게 발생한다.

따라서, 본 연구에서는 SSWCHS, CHS, cHS와 같이, HSA의 구조적 특성을 개선하기 위해 HM의 구성을 Multi-layer의 형태로 변환하여 최적화 알고리즘의 해 탐색 성능을 향상시키는 것을 그 목적으로 한다. 이를 통해 기존의 기법들보다 대상문제의 특성에 적합한 연산구조를 유연하게 구성할 수 있는 일반화된 HSA를 구현할 수 있다. 제안된 Multi-layered Harmony Search Algorithm (MLHSA)은 Fig. 1과 같이 단일, 혹은 다수의 Layer로 구성된다. 또한 각 층의 저장공간은 고정된 경계를 갖는 소그룹 (Sub-memory)으로 분할되어 개별적인 연산을 수행하게 된다.

MLHSA는 기본적으로 기존의 HSA와 같이 악기 연주자들의 즉흥연주 과정을 모방하여 최적해를 탐색해 나간다. 최적화 연산은 매 반복연산 시 가장 낮은 Layer로부터 최상위 Layer의 순서로 이루어지며 최상위 Layer에 대한 연산이 완료된 이후, 인접한 하부 Layer로 정보를 전달, 해를 업데이트 하는 과정을 거친다. 여기에서 우수한 메타휴리스틱 최적화 알고리즘이 만족시켜야 할 두 가지 요소인 전역 탐색 및 지역 탐색 성능에 대한 개선이 이루어지며, Sub-memory의 독립적 저장공간의 구성을 통해 지역 탐색 성능을 향상시켰으며 나아가 인접한 상·하부 Layer 간의 정보교환을 통해 전역 탐색 성능을 향상시키도록 구성하였다.

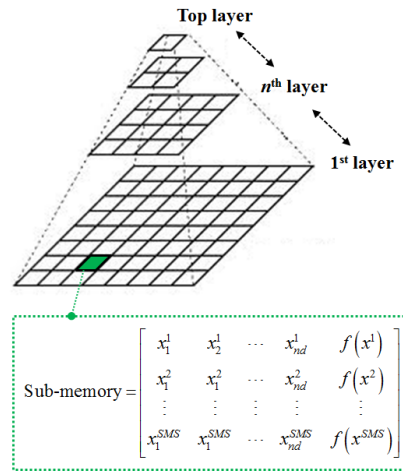


Fig. 1. Memory Structure of MLHSA

이와 같이 MLHSA에서는 구조적 특성을 규정하기 세 가지의 매개변수 (구조 매개변수)를 활용하며, Layer의 개수를 의미하는 NOL (Number of Layers)과 최하단 Layer의 Sub-memory 크기를 의미하는 SMS_{Bottom} , 그리고 그 이상 차수의 Layer에서의 Sub-memory 크기를 규정하는 SMS_{Uppers} 가 해당된다. 최하단 Layer와 그 이상 차수의 Sub-memory의 사이즈를 구분하는 이유는 적절한 개수의 매개변수를 적용함과 동시에 알고리즘의 구조적 특성을 보다 유동적으로 구현하기 위한 하나의 장치로 설명할 수 있다. MLHSA의 큰 장점 중 하나는 매개변수의 설정에 따라 매우 다양한 구조를 구성할 수 있으며, 매개변수에 따라 SSWCHS, CHS, HSA로의 직접적인 변환이 가능하다는 점이다.

한편, MLHSA에서는 HSA와 같이, 각 반복적인 연산 시 무작위선택, 기억회상, 피치조정 of 각 과정이 선택될 확률을 정의 하는 매개변수 (연산 매개변수)가 필요하며, 기존 HSA의 고정된 값의 HMCR, PAR을 적용하는 것을 개선한 형태의 반복연산 수에 따른 분할된 매개변수의 적용, 또한 Layer의 차수에 따른 분할된 매개변수의 적용을 통해 해탐색 성능 개선을 시도하였다.

먼저, 반복연산이 진행됨에 따라 전역 탐색에서 지역 탐색으로 탐색의 초점을 바꾸기 위해 HMCR은 연산이 진행함에 따라 증가하도록 구성하였고 따라서 최초연산에서의 HMCR을 의미하는 $HMCR_{Initial}$ 과 HMCR 증가의 임계값인 $HMCR_{Max}$, 두 값 사이에서 반복연산의 진행에 따라 HMCR을 증가시키기 위한 상수인 CP (Control Parameter)를 적용하였다. 또한, 피치조정 과정에서 조정

폭을 의미하는 BW도 반복연산이 진행될수록 정밀한 최적해를 탐색하도록 하기 위해 CP를 동일하게 적용하여 $BW_{Initial}$ 과 BW 감소의 임계값인 BW_{Min} 사이에서 변화하도록 구성하였다. 반복연산의 진행에 따른 HMCR과 BW의 변화는 식 (3)과 (4)를 각각 따른다.

$$HMCR_t = Min.[1 - (1 - HMCR_{t-1}) \times CP, HMCR_{Max}] \quad (3)$$

$$BW_t = Max.[BW_{t-1} \times CP, BW_{Min}] \quad (4)$$

여기에서, t 는 반복연산의 진행 과정에서 현재 시점의 연산 횟수를 의미한다.

다음으로, PAR의 경우 Layer의 차수에 따라 해당 Layer의 전체 저장공간의 사이즈가 변화하므로 피치조정을 통한 탐색능을 구분하기 위해 최상단 Layer의 PAR과 그 이하 Layer의 PAR 값을 분리하여 적용 (PAR_{Top} , $PAR_{Bottoms}$)하였다. 기존의 HSA와 본 연구에서 개발한 MLHSA의 연산 매개변수를 비교하면 Fig. 2와 같다.

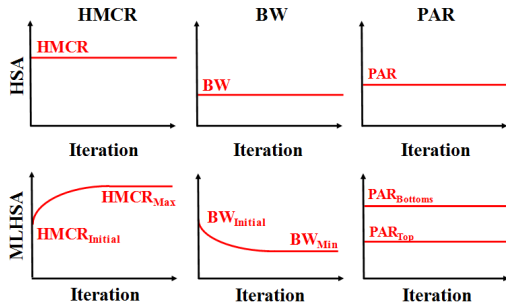


Fig. 2. Operational Parameter Comparisons

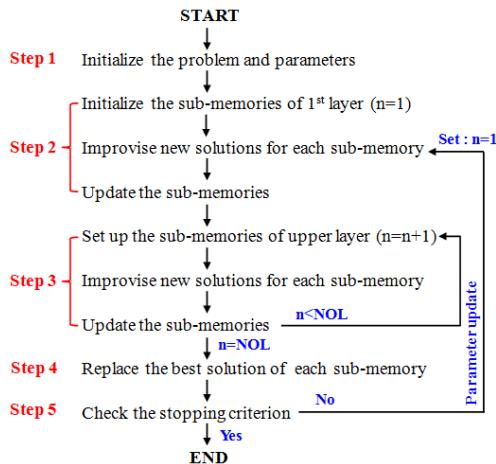


Fig. 3. Flowchart of MLHSA

따라서, 본 알고리즘을 통한 해탐색에 사용되는 매개변수는, 구조 매개변수 세 가지 (SMS_{Bottom} , SMS_{Uppers} , NOL)와, 연산 매개변수 일곱 가지 ($HMCR_{Initial}$, $HMCR_{Max}$, $BW_{Initial}$, BW_{Min} , CP , PAR_{Top} , $PAR_{Bottoms}$)로 구성되며 이 중 세 가지 매개변수 ($HMCR_{Max}$, BW_{Min} , CP)는 고정된 상수값 (각각 0.99, 10^{-6} , 0.999)을 지니므로 총 일곱 가지의 매개변수를 알고리즘의 매개변수로 사용한다. 또한, MLHSA를 통한 최적해 탐색과정은 Fig. 3과 같이 다섯 단계로 구분된다.

MLHSA에서는 먼저 1) 주어진 문제와 알고리즘에 적용될 매개변수를 초기화하고, 2) 최하부 Layer의 Sub-memory를 무작위로 발생시킨 뒤 기존 HSA의 연산을 각 Sub-memory 별로 수행하며, 다음으로 3) 인접한 상부 Layer의 Sub-memory를 인접한 하부 Layer의 해집합 중 Sub-memory 별 가장 우수한 해를 선정하여 구성한 뒤 HSA의 연산과정을 통해 새로운 해를 구성한다. 이는 최상부 Layer에 도달할 때까지 반복된다. 최상부 Layer의 구성 및 해탐색이 완료된 이후, 4) 인접한 하부 Layer로의 정보교환이 일어나며 상부 Layer의 연산을 통해 발생된 새로운 해가 기존의 해보다 우수한 경우 하부 Layer의 해를 새로운 해로 치환하는 과정을 거친다. 마지막으로, 5) 해탐색의 종결조건을 평가한 뒤 종결조건에 도달하지 않은 경우 다음 반복연산에 적용될 매개변수를 결정한 뒤 2)~4)의 과정을 반복하며 해를 탐색한다. 만약 종결조건에 도달한 경우 최상부 Layer의 해 중 목적함수에 대해 가장 우수한 적합도를 나타내는 해를 최종 최적해로 제시한 뒤 연산을 마친다.

4. 적용 및 결과 분석

4.1 수학적 최적해 탐색 문제에 대한 적용

본 연구에서는 MLHSA의 성능을 검증하기 위해 먼저 기존 관련 문헌에서 다양한 최적화 알고리즘이 적용된 바 있는 수학적 최적해 탐색 문제에 개발한 기법을 적용하였다. SSWCHS와 CHS, 그리고 HSA와의 성능 비교를 위해 Im *et al.* [32]이 적용 대상으로 한 네 가지 최소값 탐색 문제 (Benchmark Function, BF1~4)를 선정하였다. 각 대상 문제의 목적함수 및 결정변수의 범위는 Table 1과 같으며 기지의 전역 최소값은 모두 0이다. 각 문제는 30개의 결정변수를 포함하며 Im *et al.* [32]과 동일한 조건 하에서 성능을 검증하기 위해 250,000회의

반복연산 수를 각 최적화 수행의 종결조건으로 결정하였다.

Table 1. Definitions and Specifications of Benchmark Functions

BF1 : Step function
$f(x) = \sum_{i=1}^{nd} ([x_i + 0.5])^2$ $Min. f(x) = 0$ $-30 \leq x_i \leq 30, nd = 30$
BF2 : The Rastrigin function
$f(x) = 10 \times nd \sum_{i=1}^{nd} [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)]$ $Min. f(x) = 0$ $-5.12 \leq x_i \leq 5.12, nd = 30$
BF3 : The Griewank function
$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^{nd} x_i^2 - \prod_{i=1}^{nd} \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$ $Min. f(x) = 0$ $-600 \leq x_i \leq 600, nd = 30$
BF4 : The Ackley function
$f(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{nd} \sum_{i=1}^{nd} x_i^2}\right)$ $- \exp\left(\frac{1}{nd} \sum_{i=1}^{nd} \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + \exp(1)$ $Min. f(x) = 0$ $-32.768 \leq x_i \leq 32.768, nd = 30$

또한 각 문제에 대해 총 100회의 독립적인 최적해 탐색 과정 (Run)을 수행하였으며, 각 최적해 탐색 과정의 성공과 실패 여부를 판단하기 위한 정확도 (Accuracy) 조건으로 10^{-2} 를 적용하였다. 즉 각각의 독립적 최적해 탐색 결과에 대해 도출된 솔루션의 목적함수 값과 기지의 전역 최적해의 목적함수 값의 오차가 10^{-2} 이하인 경우, 수렴에 성공한 것으로 판단한다. 본 연구에서는 각 대상문제에 대해 동일한 MLHSA 매개변수 조합을 적용하였으며, 고정된 상수값을 갖는 세 가지 매개변수인 $HMCR_{Max}$, BW_{Min} , CP 를 제외한 나머지 일곱 가지 매개변수는 $SMS_{Bottom}=50$, $SMS_{Uppers}=1$, $NOL=2$, $HMCR_{Initial}=0.80$, $BW_{Initial}=10^{-2}$, $PAR_{Top}=0.08$, $PAR_{Bottoms}=0.015$ 의 조건을 각각 사용하였다.

본 연구에서 기존 기법과의 비교를 위해 제시한 기준은 기본적으로 100회의 독립적 최적해 탐색을 수행한 이후, 각 탐색 과정으로부터 도출된 최종 솔루션의 목적함수 값들의 평균과 (Mean), 가장 작은 목적함수 값 (Best), 가장 큰 목적함수 값 (Worst), 최종 목적함수 값

들의 표준편차 (SD, Standard Deviation)가 있다. 또한 총 100회의 탐색 중 최종 결과가 수렴한 탐색의 횟수 (No. FS, Number of Feasible Solutions)와, 해 탐색의 속도를 정량화하기 위한 각 탐색 과정에서 수렴한 반복연산 횟수의 평균 (Mean Iter, Mean Number of Iterations to Find Feasible Solution)과 표준편차 (Iter SD, Standard Deviation of Mean Number of Iterations to Find Feasible Solution)를 비교기준으로 한다.

한편, 진술한 바와 같이 단일 반복연산 (Iteration)에서 새로운 솔루션을 생성하고 목적함수 값을 계산(Function Evaluation)하는 횟수 또한 최적화 문제에서 중요한 요소이므로, 각 알고리즘의 반복연산 당 목적함수 값 계산 횟수를 고려하여 환산한 인자로, 100회의 탐색 중 수렴한 목적함수 값 계산 횟수의 평균 (Mean FE, Mean Number of Function Evaluations to Find Feasible Solution)과 표준편차 (Iter SD, Standard Deviation of Mean Number of Function Evaluations to Find Feasible Solution)를 활용한다. 본 예제에서 적용한 MLHSA의 구조는 한 반복연산에 2회의 목적함수를 계산하며, SSWCHS의 경우 26회, CHS의 경우 25회, 그리고 구조적 특성이 없는 HSA의 경우 1회의 목적함수 값 계산이 연산에 포함된다.

이와 같은 반복연산 및 목적함수 값 계산에 대한 통계적 비교 기준들은 개발한 기법이 상대적으로 기존 기법들에 비해 얼마나 빨리 최적해를 효과적으로 탐색하는지를 비교하기 위해 적용되며, 대상 문제가 간단하여 해 탐색이 용이할 경우, 실제 계산에 필요한 소요시간에는 큰 차이를 나타내지 않을 수 있으나, 최적해 탐색 대상 문제의 규모와 비선형성이 큰 실제 공학 분야의 문제를 다룰 경우 반복연산 및 목적함수 값 계산 횟수를 줄이는 것은 실제로 계산 효율에 매우 큰 영향을 미친다. Table 2는 Im *et al.* [32] SSWCHS, CHS, HSA와 본 연구에서 제안한 MLHSA의 해탐색 결과를 비교한 표이다.

Table 2에서 음영으로 표기된 부분은 각 비교기준 별로 네 가지 알고리즘 중 가장 우수한 결과를 나타내는 값을 의미한다. 먼저 BF1의 경우, MLHSA와 SSWCHS는 100회의 최적해 탐색에서 모두 전역 최적해에 도달한 것으로 나타났다. CHS와 HSA의 경우 각각 36회와 1회의 탐색에서 수렴했다. MLHSA가 SSWCHS와 동일한 최종 솔루션을 나타냈으나, 반복연산 횟수와 목적함수 값 계산 횟수에 대한 비교 수치를 살펴보면, MLHSA

의 경우 SSWCHS가 수렴한 평균 반복연산 횟수의 6.55%, 목적함수 값 계산 횟수의 0.50% 조건에서 해당 기준에 도달했음을 확인할 수 있다. 또한 수렴한 반복연산 횟수와 목적함수 값 계산 횟수의 표준편차는 각각 1.17%, 0.09%로 감소한 것으로 나타났다.

Table 2. Optimization Results Comparisons of Benchmark Functions

BF1 : Step function				
Algorithm	MLHSA	SSWCHS	CHS	HSA
Mean	0.00E+00	0.00E+00	1.09E+00	5.60E+00
Best	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
Worst	0.00E+00	0.00E+00	3.00E+00	1.20E+01
SD	0.00E+00	0.00E+00	9.81E-01	2.53E+00
No. FS	100	100	36	1
Mean Iter	2,010	30,674	148,717	91,353
Iter SD	4.89E+02	4.19E+04	4.92E+04	-
Mean FE	4,020	797,517	3,717,935	91,353
FE SD	9.78E+02	1.09E+06	1.23E+06	-
BF2 : The Rastrigin function				
Algorithm	MLHSA	SSWCHS	CHS	HSA
Mean	3.87E-08	4.69E-02	2.99E+00	6.09E+00
Best	2.10E-08	2.78E-03	1.12E-02	1.01E+00
Worst	8.64E-08	1.00E+00	5.01E+00	8.98E+00
SD	1.02E-08	1.95E-01	1.31E+00	1.99E+00
No. FS	100	92	0	0
Mean Iter	15,626	113,790	-	-
Iter SD	7.93E+03	4.73E+04	-	-
Mean FE	31,252	2,958,544	-	-
FE SD	1.59E+04	1.23E+06	-	-
BF3 : The Griewank function				
Algorithm	MLHSA	SSWCHS	CHS	HSA
Mean	4.46E-03	1.03E-01	1.43E-01	6.94E-01
Best	4.22E-10	1.46E-06	2.71E-02	5.47E-06
Worst	2.22E-02	4.86E-01	4.85E-01	1.25E+00
SD	5.16E-03	9.80E-02	8.06E-02	4.47E-01
No. FS	93	10	0	3
Mean Iter	52,355	73,642	-	208,726
Iter SD	2.50E+04	4.39E+04	-	2.69E+04
Mean FE	104,710	1,914,692	-	208,726
FE SD	4.99E+04	1.14E+06	-	2.69E+04
BF4 : The Ackley function				
Algorithm	MLHSA	SSWCHS	CHS	HSA
Mean	6.13E-06	4.62E-02	1.31E+00	1.58E+00
Best	3.42E-06	3.51E-03	6.10E-03	5.97E-03
Worst	1.07E-05	1.50E+00	1.65E+00	3.46E+00
SD	1.40E-06	2.11E-01	2.78E-01	7.17E-01
No. FS	100	96	3	8
Mean Iter	37,860	79,263	141,376	160,133
Iter SD	6.73E+03	6.48E+04	3.54E+04	5.86E+04
Mean FE	75,721	2,060,834	3,534,408	160,133
FE SD	1.35E+04	1.68E+06	8.84E+05	5.86E+04

BF2의 경우 MLHSA와 SSWCHS는 각각 100회, 92회의 수렴한 솔루션을 도출했으며 CHS와 HSA는 수렴

한 솔루션을 도출하지 못하였다. MLHSA의 결과는 모든 비교 기준에서 다른 알고리즘에 비해 우수한 것으로 나타났다. 수렴 횟수에서는 SSWCHS와 큰 차이를 나타내지 않으나 반복연산 횟수와 목적함수 값 계산 횟수 관련 인자에서 우수한 결과를 나타냈다.

BF3에서는 MLHSA와 SSWCHS, HSA는 각각 93회, 10회, 3회 수렴하였으며 CHS의 경우 수렴한 해를 도출하지 못한 것으로 나타났다. 또한 각 알고리즘 별로 가장 작은 목적함수 값을 비교해보면 MLHSA는 기존 알고리즘들의 해탐색 성능을 크게 개선하였음을 확인할 수 있다. 마지막 비교 항목인 수렴한 경우에 대한 목적함수 값 계산 횟수의 표준편차의 경우 HSA가 가장 우수한 것으로 나타났으나, 이는 HSA가 100회의 해 탐색 중 3회의 탐색에서만 수렴하였으므로 편차 계산의 표본이 작은 점에서 유리하게 작용하였다고 판단된다.

마지막으로 BF4에서는 BF2와 마찬가지로 MLHSA의 결과가 가장 적은 평균 반복연산 횟수, 목적함수 값 계산 횟수에서 가장 우수한 솔루션을 안정적으로 도출한 것으로 나타났다.

네 가지 대상문제에 대한 적용결과, MLHSA는 기존의 알고리즘들과 비교했을 때 해 탐색의 속도가 빠르며, 다수의 해 탐색을 통해 도출된 솔루션의 편차가 작고, 정밀한 해 탐색이 가능하다는 것을 확인할 수 있었다.

4.2 상수도 관망 최적 관경 설계

본 연구에서는 개발 기법의 성능을 검증하고 적용성을 평가하기 위해 대규모 실제 공학 문제의 하나인 상수도 관망의 최적 관경 설계에 MLHSA를 적용하였다. 상수도 관망은 인간의 활동에 필수적인 가장 기본적인 사회 기반시설의 하나로 안전하고 신뢰할 수 있는 물 공급을 위해 필요한 요소이다. 상수도 관망의 주요 목적은 수원으로부터 수용가에 이르기까지 요구되는 유량을 적절한 수질과 수압을 만족시키며 공급하는 것이다. 일반적으로, 상수도 관망의 구성에는 매우 큰 비용이 발생하며, 따라서 설계조건을 만족시키는 다양한 설계안 중 가장 낮은 비용을 나타내는 대안을 찾아내는 최적설계 과정이 필요하다.

하지만 상수도 관망의 최적설계에는 많은 어려움이 따른다. 관망의 설계 시 사용되는 상업용 관의 경우 그 관경과 비용 사이의 관계(목적함수)가 비선형성을 나타내고, 수리해석에 과정에 포함되는 요소 중 각 관로에서

흐르는 유량과 손실수두를 산정하는 에너지 방정식 (제한조건)의 경우에도 마찬가지로 비선형성을 지닌다. 또한 실제 상수도 관망의 경우 매우 방대한 경우의 수의 가능 설계안이 존재하며, 각 관로를 통해 흐르는 유량의 방향 또한 고정되지 않아 최적 설계 과정에 어려움을 내포한다.

이에 다양한 메타휴리스틱 최적화 알고리즘들이 상수도 관망의 최적설계 문제에 적용되고 있다. Simpson *et al.* [34]과 Dandy *et al.* [35]은 GA를 상수도 관망의 최적설계에 활용하였고, Maier *et al.* [36]은 ACO를 적용하였다. Suribabu and Neelakantan [37]과 Montalvo *et al.* [38]은 PSO를, Geem [39]은 HSA를 통해 관망 최적설계안을 도출하였다. Vasan and Simonovic [40]은 DE를 적용한 바 있다.



Fig. 4. Layout of Balerma Network

본 연구에서는 스페인에 위치한 농업용 상수도 관망 시스템인 Balerma Network를 적용 대상으로 선정하였다. Fig. 4와 같이 본 관망은 4개의 저수지와 8개의 회로, 454개의 관로, 443개의 수요절점으로 이루어져 있다. Balerma Network의 경우 Reza and Martinez [41]의 연구에서 최초로 상수도 관망 최적설계의 대상으로 선택되었으며 이후 많은 연구자들이 다양한 최적화 알고리즘 적용, 동일한 종결조건 (목적함수 값 계산 45,400회)을 통해 최적설계안을 제시, 결과를 비교하고 있다. Reza *et al.* [42]의 경우 GA, SA, 그리고 SA와 TS가 융합된 형태의 메타휴리스틱 기법을 통해 최적 설계안을 탐색하였

으며, Geem [29]은 HSA, PSO와 HSA가 결합된 형태인 Particle Swarm Harmony Search (PSHS)를 적용한 바 있다. 또한 Bolognesi *et al.* [43]은 Genetic Heritage Evolution by Stochastic Transmission을 통해 최적 설계안을 도출하였고, Sadollah *et al.* [44]은 MBA와 MBA의 개량된 기법인 Improved Mine Blast Algorithm (IMBA)를 적용하였다.

Table 3은 Balerma Network의 최적설계에 적용한 113.0~581.8mm의 총 10 종류의 상업용 관의 단위길이당 비용을 나타낸다.

Table 3. Commercial Pipe Diameters and Costs

Pipe Diameter (mm)	Cost (€/m)
113.0	7.22
126.6	9.10
144.6	11.92
162.8	14.84
180.8	18.38
226.2	28.60
285.0	45.39
361.8	76.32
452.2	124.64
581.8	215.85

총 454개의 관로로 구성된 Balerma Network의 최적 설계에는 총 10^{454} 개의 가능해가 존재한다. 최적설계에 적용한 목적함수는 식 (5)와 같이 관경과 관로의 길이에 대한 함수로 나타난다. 또한 모든 절점에서 유량의 연속 방정식이 만족되어야 하며, 각 회로에서는 에너지 방정식이 만족되어야 한다. 수리학적 제한조건으로는 절점의 최소수압 (Minimum Required Pressure) 기준은 20m이다. 따라서 이러한 기준을 만족시키지 못하는 설계안에 대해서는 식 (6)과 같은 벌점함수를 산정하여 목적함수에 이를 부여, 해당 설계안이 자연적으로 도태되도록 한다.

$$Min. Cost = \sum_{i=1}^N C_c(D_i) \times L_i + \sum_{j=1}^M P_j \quad (5)$$

$$P_j = \alpha(h_{min} - h_j) + \beta, \text{ if } h_{min} > h_j \quad (6)$$

여기에서, $C_c(D_i)$ 는 관로 i 의 길이당 비용함수를 의미하며, L_i 는 관로의 길이, D_i 는 관로 i 의 관경을 의미한다. N 과 M 은 상수도 관망에 존재하는 관로와 절점의 수를 의미한다. P_j 의 경우 절점의 제한조건을 만족하지 못할 경우 부가되는 벌점함수이며 h_j 는 절점의 수압, h_{min} 은 절점

의 최소수입 기준을 의미한다. α 와 β 의 경우 벌점함수에 적용되는 상수를 의미하며 주어진 문제의 특성에 따라 제한조건을 위배하는 설계안을 도태시킬 수 있도록 충분한 값을 적용하며 본 연구에서는 10^{10} 을 각각 적용하였다.

적용한 MLHSA의 매개변수는 $SMS_{Bottom}=50$, $SMS_{Uppers}=1$, $NOL=2$, $HMCR_{Initial}=0.95$, $PAR_{Top}=0.05$, $PAR_{Bottoms}=0.01$ 의 조건을 사용하였으며 앞선 수학적 최적해 탐색 문제와는 달리 결정변수가 이산형 변수로 이루어져 있으므로 BW 관련 매개변수는 적용하지 않는다. 따라서 피치조정 연산시 각각 50%의 확률로 인접한 상위, 하위 관경으로 해당 관로의 관경이 조정된다. 기존 문헌들 ([29], [42-44])에서 적용한 해탐색 조건과 동일한 조건 하에서 개발 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 45,400회의 목적함수 값 계산 횟수를 종결조건으로 적용하였으며, 각 반복연산에서 2회의 목적함수 값을 계산하는 구조를 가정하였으므로 총 22,700회의 반복연산을 수행하였다. 또한 총 50회의 독립적인 최적설계안 탐색을 수행하였다. Table 4는 MLHSA를 적용한 Balerma Network의 최적 설계안 탐색 결과를 나타낸다. 50회의 최적설계안 탐색 중 평균적으로 € 2,352,122.64의 비용이 발생하는 설계안이 도출되었으며 가장 우수한 설계안의 경우 € 2,140,915의 비용을 나타냈다.

Table 4. Balerma Network Optimization Results

Pipe Diameter Optimization Results (€)	
Mean Cost	2,352,123
Best Cost	2,140,915
Worst Cost	2,470,671

Table 5. Comparison of Optimization Results Using Different Approaches

Applied Algorithms	Min. Cost (€ M)	No. FE
Genetic Algorithm(Reca <i>et al.</i> [42])	3.738	45,400
Simulated Annealing(Reca <i>et al.</i> [42])	3.476	45,400
Mixed Simulated Annealing & Tabu Search (Reca <i>et al.</i> [42])	3.298	45,400
Harmony Search Algorithm(Geem [29])	2.601	45,400
Particle Swarm Harmony Search(Geem [29])	2.633	45,400
Genetic Heritage Evolution by Stochastic Transmission (Bolognesi <i>et al.</i> [43])	2.178	45,400
Mine Blast Algorithm(Sadollah <i>et al.</i> [44])	2.211	45,400
Improved Mine Blast Algorithm (Sadollah <i>et al.</i> [44])	2.064	45,400
MLHSA(Present Study)	2.141	45,400

이를 기존 문헌에서 각각의 최적화 알고리즘을 통해 도출된 Balerma Network의 최적 설계 결과와 비교하면 Table 5와 같다.

45,400회의 목적함수 값 계산 횟수를 기준으로 기존 문헌의 적용 알고리즘들과의 결과를 비교해 보면, 본 연구에서 개발한 MLHSA의 경우 Sadollah *et al.* [44]이 개발한 IMBA (Improved Mine Blast Algorithm)에 이어 두 번째로 낮은 우수한 최적 설계 결과를 도출한 것으로 나타났다. 또한 Geem [37]의 HSA와 PSO와 HSA의 장점을 융합한 최적화 알고리즘인 PSHS (Particle Swarm Harmony Search)와 그 결과를 비교해보면 비용을 약 17.7~18.7% 감소시킨 것으로 나타났다. 이를 통해 MLHSA의 구조적 특성부여와 매개변수 설정기법에 따라 해탐색의 성능을 효과적으로 개선했다는 것을 확인할 수 있다.

5. 결론

최적화란 제한조건을 만족시키는 범위에서 수학적으로 표현할 수 있는 다양한 목적함수를 최소화, 혹은 최대화 하는 과정을 뜻한다. 이러한 최적화 문제에서 최적의 해를 탐색하기 위해 다양한 메타휴리스틱 최적화 알고리즘들이 개발, 적용되어 왔다. 그 중 HSA는 음악의 즉흥 연주 과정을 모방한 기법으로 다양한 분야에 적용되고 있다.

HSA의 개발 이후 해탐색의 효율을 향상시키기 위해 많은 연구가 수행되어 왔으나 이는 대부분 HSA의 매개변수 적용방법의 개량과 다른 메타휴리스틱 알고리즘과의 융합을 통한 성능 개량에 대해 초점이 맞추어졌다. 근래에 들어 HSA에 구조적 특성을 부여하여 효율을 높이기 위한 연구가 있었으나 SSWCHS, CHS, cHS 등은 그 구조적 한계에 따라 최적화 대상문제의 특성에 적합한 구조로의 전환이 어렵다는 단점이 있다. 또한 반복연산 수행 시 많은 횟수의 목적함수 값 계산이 필요하여 계산 속도가 느리다.

따라서 본 연구에서는 기존 HM의 구성을 Multi-layer 형태로 변환하여 최적화 알고리즘의 해탐색 효율을 향상시키도록 하였다. 전역 탐색 및 지역 탐색을 강화하기 위해 독립적 구조의 Sub-memory를 구성하였고, 인접 Layer 간에 정보를 교환할 수 있도록 하였다. 나아가

HMCR과 BW를 반복연산이 진행됨에 따라 증감하도록 보완하였고 Layer에 따라 구분된 PAR의 적용을 통해 최적화 연산이 보다 효과적으로 이루어지도록 구성하였다.

개발한 MLHSA의 개량효과를 평가하기 위해 기존 문헌들에서 최적화의 적용 대상으로 널리 사용되는 네 가지 수학적 최적해 탐색 문제에 개발 기법을 적용하였고, SSWCHS, CHS, HSA와의 결과 비교를 통해 우수성을 확인할 수 있었다. 또한 MLHSA의 적용성을 평가하기 위해 대규모 상수도 관망 최적 관경 설계 문제에 적용하였으며, 기존의 알고리즘 대비 우수한 해를 도출할 수 있는 것으로 나타났다. 특히 같은 연산과정을 포함하고 있는 HSA, PSHS와의 비교에서 관로비용을 크게 감소시키는 것으로 나타났다.

한편 본 연구에서 HSA의 개량을 위해 적용한 Multi-layer 구조는 GA, SA, TS 등 다양한 메타 휴리스틱 기법과의 접목이 용이하며, 이를 통해 각 알고리즘의 해탐색 성능을 효과적으로 향상시킬 수 있을 것으로 판단된다. 또한 이어지는 연구에서는 개발한 MLHSA를 다목적 최적화 기법으로 확장하여 실무분야에서 다양한 설계인자를 동시에 포함하는 최적화 문제의 해결에 적용될 수 있도록 구현할 예정이다.

References

- [1] Holland J. H. *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. U Michigan Press, 1975.
- [2] Glover F. "Heuristics for integer programming using surrogate constraints." *Decision Sciences* 8.1 (1977): 156-166.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-5915.1977.tb01074.x>
- [3] Kirkpatrick S. and Vecchi M. P. "Optimization by simulated annealing." *science* 220.4598 (1983): 671-680.
- [4] Dorigo M. "Optimization, learning and natural algorithms." Ph. D. Thesis, Politecnico di Milano, Italy (1992).
- [5] Eberhart R. C. and Kennedy J. "A new optimizer using particle swarm theory." *Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science*. Vol. 1. 1995.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/MHS.1995.494215>
- [6] Storn R. and Kenneth V. "Minimizing the Real Functions of the ICEC'96 Contest by Differential Evolution." *International Conference on Evolutionary Computation*. 1996.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/ICEC.1996.542711>
- [7] Geem Z. W., Kim J. H. and Loganathan G. V. "A new heuristic optimization algorithm: harmony search." *Simulation* 76.2 (2001): 60-68.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1177/003754970107600201>
- [8] Nakrani S. and Tovey C. "On honey bees and dynamic server allocation in internet hosting centers." *Adaptive Behavior* 12.3-4 (2004): 223-240.
- [9] Yang X. S. and Deb S. "Engineering optimisation by cuckoo search." *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation* 1.4 (2010): 330-343.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1504/IJMMNO.2010.035430>
- [10] Yang X. S. "A new metaheuristic bat-inspired algorithm." *Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010b)*. Springer Berlin Heidelberg, 2010. 65-74.3.
- [11] Eskandar H., Sadollah A., Bahreininejad A. and Hamdi M. "Water cycle algorithm - A novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems." *Computers & Structures* 110 (2012): 151-166.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.compstruc.2012.07.010>
- [12] Sadollah A., Bahreininejad A., Eskandar H. and Hamdi M. "Mine blast algorithm for optimization of truss structures with discrete variables." *Computers & Structures* 102 (2012): 49-63.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.compstruc.2012.03.013>
- [13] Paik K. "Development of seasonal tank model and comparison of optimization algorithms for parameter calibration." *Master Degree Dissertation, Department of Civil and Environmental Engineering, Korea University, Seoul, Korea (2001)*.
- [14] Baek C. W. "Development of Optimal Decision-Making System for Rehabilitation of Water Distribution Systems Using ReHS" *Master Degree Dissertation, Department of Civil and Environmental Engineering, Korea University, Seoul, Korea (2002)*.
- [15] Geem Z. W., Tseng C. and Park Y. "Harmony search for generalized orienteering problem: best touring in China." *Advances in natural computation*. Springer Berlin Heidelberg, (2005): 741-750.
- [16] Geem Z. W. "Improved harmony search from ensemble of music players." *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems*. Springer Berlin Heidelberg, (2006): 86-93.
DOI: http://dx.doi.org/10.1007/11892960_11
- [17] Mahdavi M., Fesanghary M., and Damangir E. "An improved harmony search algorithm for solving optimization problems." *Applied mathematics and computation*, 188.2 (2007): 1567-1579.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.amc.2006.11.033>
- [18] Omran M. G. and Mahdavi M. "Global-best harmony search." *Applied Mathematics and Computation* 198.2 (2008): 643-656.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.amc.2007.09.004>
- [19] Chakraborty P., Roy G. G., Das S., Jain D. and Abraham A. "An Improved Harmony Search Algorithm with Differential Mutation Operator." *Fundam. Inform.*

- 95.4 (2009): 401-426.
- [20] Hasancebi O., Erdal F. and Saka M. P. "Adaptive harmony search method for structural optimization." *Journal of Structural Engineering* 136.4 (2009): 419-431. (2009): 79-120.
- [21] Wang C. M. and Huang Y. F. "Self-adaptive harmony search algorithm for optimization." *Expert Systems with Applications* 37.4 (2010): 2826-2837. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.09.008>
- [22] Al-Betar M. A., Khader A. T. and Liao I. Y. "A harmony search with multi-pitch adjusting rate for the university course timetabling." *Recent advances in Harmony search algorithm*. Springer Berlin Heidelberg, (2010): 147-161.
- [23] Geem Z. W. and Sim K. B. "Parameter-setting-free harmony search algorithm." *Applied Mathematics and Computation* 217.8 (2010): 3881-3889. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.amc.2010.09.049>
- [24] Fesanghary M., Mahdavi M., Minary-Jolandan M. and Alizadeh, Y. "Hybridizing harmony search algorithm with sequential quadratic programming for engineering optimization problems." *Computer methods in applied mechanics and engineering* 197.33 (2008): 3080-3091. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cma.2008.02.006>
- [25] Mahdavi M., Chehreghani M. H., Abolhassani H. and Forsati R. "Novel meta-heuristic algorithms for clustering web documents." *Applied Mathematics and Computation* 201.1 (2008): 441-451. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.amc.2007.12.058>
- [26] Forsati R., Mahdavi M., Kangavari M. and Safarkhani B. "Web page clustering using harmony search optimization." *Electrical and Computer Engineering, 2008. CCECE 2008. Canadian Conference on. IEEE, 2008.* DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/ccece.2008.4564812>
- [27] Malaki M., Pourbagheri J. A. and Abolhassani H. "A Combinatory Approach to Fuzzy Clustering with Harmony Search and its Applications to Space Shuttle data." *SCIS & ISIS. Vol. 2008. No. 0. Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics, 2008.*
- [28] Jang W. S., Kang H. I. and Lee B. H. "Hybrid simplex-harmony search method for optimization problems." *2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE World Congress on Computational Intelligence). 2008.* DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/cec.2008.4631365>
- [29] Geem Z. W. "Particle-swarm harmony search for water network design." *Engineering Optimization* 41.4 (2009): 297-311. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/03052150802449227>
- [30] Wang X., Gao X. Z. and Ovaska S. J. "Fusion of clonal selection algorithm and harmony search method in optimisation of fuzzy classification systems." *International Journal of Bio-Inspired Computation* 1.1-2 (2009): 80-88.
- [31] Zou D., Gao L., Wu J., Li, S. and Li Y. "A novel global harmony search algorithm for reliability problems." *Computers & Industrial Engineering* 58.2 (2010): 307-316. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2009.11.003>
- [32] Im S. S., Yoo D. G. and Kim J. H. "Smallest-small-world cellular harmony search for optimization of unconstrained benchmark problems." *Journal of Applied Mathematics* 2013 (2013). DOI: <http://dx.doi.org/10.1155/2013/635608>
- [33] Al-Betar M. A., Khader A. T., Awadallah M. A., Alawan M. H. and Zaqibeh B. "Cellular harmony search for optimization problems." *Journal of Applied Mathematics* 2013 (2013). DOI: <http://dx.doi.org/10.1155/2013/139464>
- [34] Simpson A., Dandy G. and Murphy L. "Genetic algorithms compared to other techniques for pipe optimisation." *Journal of Water Resources Planning and Management* 120.4 (1994): 423-443. DOI: [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1994\)120:4\(423\)](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1994)120:4(423))
- [35] Dandy G., Simpson, A. and Murphy L. "An improved genetic algorithm for pipe network optimisation." *Water Resources Research* 32.2 (1996): 449-458. DOI: <http://dx.doi.org/10.1029/95WR02917>
- [36] Maier H., Simpson A., Zecchin A., Foong W., Phang K., Seah H. and Tan, C. "Ant colony optimization for design of water distribution systems," *Journal of Water Resources Planning and Management* 129.3 (2003): 200-209. DOI: [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2003\)129:3\(200\)](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2003)129:3(200))
- [37] Suribabu C. R. and Neelakantan T. R. "Design of water distribution networks using particle swarm optimization." *Urban Water Journal* 3.2 (2006): 111-120. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/15730620600855928>
- [38] Montalvo I., Izquierdo J., Perez R. and Tung, M. M. "Particle swarm optimization applied to the design of water supply systems." *Computers and Mathematics with Applications* 56 (2008): 769-776. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.camwa.2008.02.006>
- [39] Geem, Z. W. "Optimal cost design of water distribution networks using harmony search." *Engineering Optimization* 38 (2006): 3,259-277.
- [40] Vasan A. and Simonovic S. P. "Optimization of water distribution network design using differential evolution." *Journal of Water Resources Planning and Management* 136.2 (2010): 279-287. 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))
- [41] Reca J. and Martinez J. "Genetic algorithms for the design of looped irrigation water distribution networks." *Water Resources Research* 42.5 (2006).
- [42] Reca J., Martinez J., Gil C., and Banos R. "Application of several meta-heuristic techniques to the optimization of real looped water distribution networks." *Water Resources Management* 22.10 (2007): 1367-1379. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s11269-007-9230-8>
- [43] Bolognesi A., Bragalli C., Marchi A. and Artina, S. "Genetic heritage evolution by stochastic transmission in the optimal design of water distribution networks." *Advances in Engineering Software* 41 (2010): 792.801.
- [44] Sadollah A., Yoo D. G. and Kim J. H. "Improved mine blast algorithm for optimal cost design of water distribution systems." *Engineering Optimization ahead-of-print* (2014) 1-17.

이 호 민(Lee Ho Min)

[정회원]



- 2012년 2월 : 고려대학교 사회환경 시스템공학과 (공학사)
- 2012년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 건축사회환경공학과 수자원공학전공 석박사통합과정

<관심분야>

수자원공학, 수자원시스템공학, 최적화 알고리즘

최 영 환(Choi Young Hwan)

[정회원]



- 2010년 2월 : 한양대학교 건설환경 시스템공학과 (공학사)
- 2014년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 건축사회환경공학과 수자원공학전공 석박사통합과정

<관심분야>

수자원공학, 수자원시스템공학, 최적화 알고리즘

유 도 근(Yoo Do Guen)

[정회원]



- 2007년 2월 : 고려대학교 사회환경 시스템공학과 (공학사)
- 2009년 2월 : 고려대학교 건축사회 환경공학과 수자원공학 (공학석사)
- 2013년 2월 : 고려대학교 건축사회 환경공학과 수자원공학 (공학박사)

<관심분야>

수자원공학, 수자원시스템공학, 최적화 알고리즘

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, 최적화 알고리즘

이 의 훈(Lee Eui Hoon)

[정회원]



- 2003년 2월 : 고려대학교 토목환경 공학과 (공학사)
- 2005년 2월 : 고려대학교 사회환경 시스템공학과 수자원공학 (공학석사)
- 2013년 9월 ~ 현재 : 고려대학교 건축사회환경공학과 수자원공학전공 박사과정

<관심분야>

수문학, 수리학, 수자원공학