

# Muskingum 홍수추적을 위한 자가적응형 메타 휴리스틱 알고리즘의 적용

이의훈  
충북대학교 토목공학부

## Application of Self-Adaptive Meta-Heuristic Optimization Algorithm for Muskingum Flood Routing

Eui Hoon Lee  
School of Civil Engineering, Chungbuk National University

**요약** 과거 자연현상에서 발생하는 복잡한 비선형성에 따른 문제를 해결하기 위해 메타 휴리스틱 최적화 알고리즘들이 개발되었고 개발된 알고리즘의 적용성을 검토하기 위해 다양한 연구들이 진행되었다. Self-adaptive vision correction algorithm (SAVCA)는 수학 문제에서는 우수한 성능을 보여주었지만 복잡한 공학 문제들에 적용되지 않았을 뿐만 아니라 SAVCA의 적용과정에 대한 검토가 필요하다. SAVCA의 공학 문제에 대한 적용 및 적용과정에 대한 검토를 위해 최근 개발되어 우수한 성능을 보여주었던 advanced nonlinear Muskingum flood routing model (ANLMM-L)에 적용하였다. 먼저 SAVCA에 의해 초기 해집합을 생성한 후 ANLMM-L을 통해 적합도를 산출하였다. 국지탐색 및 전역탐색에 의해 선택된 새로운 값을 SAVCA에 넣고 새로운 해를 생성한 후 다시 ANLMM-L을 적용하여 적합도를 계산하였다. 새로운 해와 기존 해집합의 결과를 비교하여 개량하는 방법을 통해 마지막 연산이 진행되었다. 관측 유출량과 계산된 유출량과의 오차를 계산하기 위해 sum of squares (SSQ)가 사용되었으며 적용한 결과는 기존 방법들과 비교하였다. Muskingum 홍수추적에서 우수한 성능을 보여준 SAVCA는 다양한 공학 문제들에 적용되어 우수한 성능을 보여줄 것으로 예상된다.

**Abstract** In the past, meta-heuristic optimization algorithms were developed to solve the problems caused by complex nonlinearities occurring in natural phenomena, and various studies have been conducted to examine the applicability of the developed algorithms. The self-adaptive vision correction algorithm (SAVCA) showed excellent performance in mathematics problems, but it did not apply to complex engineering problems. Therefore, it is necessary to review the application process of the SAVCA. The SAVCA, which was recently developed and showed excellent performance, was applied to the advanced Muskingum flood routing model (ANLMM-L) to examine the application and application process. First, initial solutions were generated by the SAVCA, and the fitness was then calculated by ANLMM-L. The new value selected by a local and global search was put into the SAVCA. A new solution was generated, and ANLMM-L was applied again to calculate the fitness. The final calculation was conducted by comparing and improving the results of the new solution and existing solutions. The sum of squares (SSQ) was used to calculate the error between the observed and calculated runoff, and the applied results were compared with the current models. SAVCA, which showed excellent performance in the Muskingum flood routing model, is expected to show excellent performance in a range of engineering problems.

**Keywords** : SAVCA, Metaheuristic Optimization, Muskingum Flood Routing, Continuous Flow, ANLMM-L

---

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 스마트시티 혁신성장동력 프로젝트 지원으로 수행되었음(20NSPS-B154315-03).

\*Corresponding Author : Eui Hoon Lee(Chungbuk National Univ.)

email: hydrohydro@cbnu.ac.kr

Received April 24, 2020

Revised May 28, 2020

Accepted July 3, 2020

Published July 31, 2020

## 1. 서론

다양한 방식으로 개발된 홍수추적의 목적은 하천에서의 유출량을 계산하는 것이다. 홍수추적의 결과는 하천에서 다양한 수리구조물을 설계하고 수재해를 방어하기 위해 사용된다. 홍수추적은 크게 수리학적 홍수추적과 수문학적 홍수추적으로 구분된다. 수리학적 홍수추적은 상류 및 하류 방향에서의 부정부등류의 지배방정식인 연속방정식 및 운동량방정식을 사용하는 초기조건을 포함하는 경계조건을 고려한 계산을 기초로 한다. 수리학적 홍수추적은 높은 정확도를 보여줄 수 있지만 하천에서의 시간에 따른 수위, 조도 및 횡단면의 변화를 설정해야 하기 때문에 많은 양의 데이터와 복잡한 계산이 필요하다. 반면에 수문학적 홍수추적은 연속방정식을 기반으로 하는 저류방정식을 사용하여 대략적인 결과를 산출하는 방법이다. 수리학적 홍수추적에서는 내부 그리드의 시간과 공간에 따라 수위, 조도 및 단면의 변화를 검토해야 하지만 수문학적 홍수추적에서는 내부 그리드에서의 정보는 필요하지 않다. 즉, 수리학적 홍수추적은 미시적인 홍수추적이지만 수문학적 홍수추적은 거시적인 홍수추적이라 할 수 있다[1].

초기 Muskingum 홍수추적은 측방유입을 고려할 수 없었기 때문에 이를 보완하기 위한 세 가지 변수를 갖는 새로운 Muskingum 홍수추적이 제안되었다[2]. Tung (1985)은 저류와 유출의 비선형 관계를 고려하여 선형 Muskingum 홍수추적 대신 비선형 Muskingum 홍수추적을 사용한 연구를 제안하였다[3]. Das (2004)는 하도 홍수추적 방정식을 만족시키는 유입량 수문곡선에 대한 유출예측 오차를 최소화하였다[4]. Geem (2006)은 수학적 경사에 기반한 Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno 기법을 비선형 Muskingum 홍수추적에 적용하였다[5]. Karahan 등 (2015)은 측방유입 및 유입량의 가중치를 고려한 비선형 Muskingum 홍수추적을 제안하였다[6].

본 연구에서는 사용할 Muskingum 홍수추적은 advanced nonlinear Muskingum flood routing model (ANLMM-L)이다[7]. ANLMM-L은 총 6개의 변수를 통해 연속유입량 및 측방유입을 고려하는 방법이다. 기존 Muskingum 홍수추적과 마찬가지로 ANLMM-L도 6개의 변수를 조절하기 위한 최적화 알고리즘을 적용할 수 있으며 본 연구에서 사용한 자가적응형 최적화 알고리즘인 self-adaptive vision correction algorithm (SAVCA)은 다양한 문제들에서 좋은 결과를 보여주었다[8]. ANLMM-L에서 최초로 사용되었던 최적화 알고리

즘의 경우 각 매개변수의 설정에 따라 결과가 크게 달라지는 경향이 있었기 때문에 사용자가 많은 시간을 투자하여 매개변수의 민감도 분석을 실시해야 하는 번거로움이 있었다. 이러한 단점은 자가적응형 최적화 알고리즘을 적용하여 매개변수의 설정을 자동화시킴으로써 사용자가 쉽게 최적화 알고리즘을 원하는 문제에 적용할 수 있다.

자가적응형 최적화 알고리즘 중 하나인 SAVCA의 경우 수학 문제에서 좋은 결과를 보여주었으나 Muskingum 홍수추적과 같은 하도홍수추적에 적용한 연구는 없을 뿐만 아니라 공학 문제에 대한 적용과정을 검토한 연구도 없다. 본 연구에서는 SAVCA의 적용과정에 대해 자세히 알아보고 실제 공학문제에 적용한 결과에 대한 분석을 실시하였다. SAVCA 및 ANLMM-L을 초기 해집합 생성, 적합도 계산, 새로운 해 생성 및 기존 해집합 개량 등에 대입하는 과정을 살펴보았다. 추가적으로 ANLMM-L의 6개 변수를 조절하기 위해 SAVCA를 적용하여 산출한 결과를 기존 홍수추적들을 적용하여 산출한 결과와 비교하였다.

## 2. 이론적 배경

홍수추적을 위해 사용된 두 가지 방법은 자가적응형 최적화 알고리즘인 SAVCA와 연속유입량 및 측방유입량을 고려한 홍수추적인 ANLMM-L이다. Muskingum 홍수추적에서의 관측 유출량과 계산된 유출량과의 오차는 최적화 알고리즘에서의 목적함수로 사용된다. 즉, 최적화 알고리즘은 관측 유출량과 계산된 유출량 간의 오차가 최소화될 수 있도록 반복시산을 수행하게 된다.

처음에 ANLMM-L의 각 변수에 대한 하한값과 상한값 사이에서 결정된 무작위 값에 의해 초기 해집합이 생성된다. 이어 확률에 따라 기존 해집합 중 하나의 해가 선택되거나 새로운 해를 생성하게 된다. 생성된 해에 따라 유입량, 저류량 및 유출량이 계산되고 계산된 유출량과 관측 유출량과의 오차를 목적함수로 하여 결과를 산출한다. 이때, 계산된 유출량과 관측 유출량과의 오차는 sum of squares (SSQ)를 사용하여 산출된다.

SAVCA 내의 계산 절차는 다음과 같다. 모든 초기 해들이 ANLMM-L의 과정에 따라 계산되면 초기 해들의 오차가 계산되고 이에 따라 으뜸차순으로 정렬된다. SAVCA는 자동적으로 값이 변하거나 고정값을 갖는 Division Rate 1 (DR1), Division Rate 2 (DR2),

Modulation Transfer Function Rate (MR), Compression Factor (CF) 및 Astigmatic Rate (AR) 과 같은 매개변수들을 가지고 있다.

DR1은 각 변수의 범위에서 새로운 해를 생성 (전역탐색)할지 기존 해집합 중 하나를 선택 (국지탐색)할지를 결정하는 매개변수이다. 만약 DR1에서 새로운 해의 생성이 결정되면 DR2에 의해 양의 방향 탐색 및 음의 방향 탐색이 결정된다. 전역탐색 및 국지탐색에 의해 생성되거나 선택된 해를 MTF, CF 및 AR에 의해 세부적으로 값을 조절한다.

새로운 해를 생성한 이후 ANLMM-L의 계산과정이 적용된다. 각각의 시간별로 연속흐름을 고려한 유입량, 저류량 및 유출량이 계산된 후 관측 유출량과의 오차 (SSQ)가 계산된다. 새로운 해의 오차가 기존 해집합 중 가장 अच्छ은 해의 오차보다 작으면 새로운 해를 기존 해집합에 포함시키게 된다. 이때, 새로운 해의 계산과정에 따라 DR1 및 DR2를 조절한다. 이 모든 과정은 최적화 알고리즘의 반복시산횟수까지 반복된다.

$$O_t = \left( \frac{1}{1-\chi} \right) \left( \frac{S_t}{K} \right)^{(1/m)} - \left( \frac{(1+\beta)\chi}{1-\chi} \right) W_t \quad (1)$$

여기서,  $O_t$ 는 시간  $t$ 에서의 유입량 ( $m^3/s$ )이고  $\chi$ 는 Muskingum 홍수추적에서의 가중치(변수)이다.  $S_t$ 는 시간  $t$ 에서의 저류량 ( $m^3/s$ )이고  $K$ 는 Muskingum 홍수추적에서의 저류상수(변수)이다. 그리고,  $m$ 은 Muskingum 홍수추적에서 비선형성에 대한 변수,  $\beta$ 는 측방유입에 대한 변수,  $W_t$ 는 시간  $t$ 에서의 가중치를 고려한 유입량 ( $m^3/s$ )이다. 식 (1)에서  $S_t$ 의 계산은 시간간격이 고려되며 다음의 식 (2)와 같다.

$$S_{t+1} = S_t + [(1+\beta)I_t - O_t] dt \quad (2)$$

여기서,  $S_{t+1}$ 은 시간  $t+1$ 에서의 저류량 ( $m^3/s$ )이고  $S_t$ 는 시간  $t$ 에서의 저류량 ( $m^3/s$ )이다.  $\beta$ 는 측방유입에 대한 변수,  $I_t$ 는 시간  $t$ 에서의 유입량 ( $m^3/s$ )이고  $O_t$ 는 시간  $t$ 에서의 유출량 ( $m^3/s$ )이다. 앞서 살펴보았던 식 (1)에서의  $W_t$ 는 식 (3)에 의해 계산된다.

$$W_t = [\theta I_t + (1-\theta)I_{t-1}] \quad (3)$$

여기서,  $W_t$ 는 시간  $t$ 에서 가중치를 고려한 유입량 ( $m^3/s$ )이고  $\theta$ 는 유입량에 대한 가중치이다.  $I_t$ 는 시간  $t$ 에서의

유입량 ( $m^3/s$ )이고  $I_{t-1}$ 은 시간  $t-1$ 에서의 유입량 ( $m^3/s$ )이다. ANLMM-L에서는 NLMM-L과는 다르게  $W_t$ 를 계산할 때 첫 번째 이전 유입량, 두 번째 이전 유입량 및 현재의 유입량 등 세 가지의 유입량을 고려한다. ANLMM-L에서 계산되는  $W_t$ 는 다음 식 (4)와 같다.

$$W_t = [(1-\theta_1-\theta_2)I_t + \theta_1 I_{t-1} + \theta_2 I_{t-2}] \quad (4)$$

여기서,  $W_t$ 는 시간  $t$ 에서 가중치를 고려한 유입량 ( $m^3/s$ )이고  $\theta_1$ 은 시간  $t-1$ 에서의 유입량에 대한 가중치이다.  $\theta_2$ 는 시간  $t-2$ 에서의 유입량에 대한 가중치이며  $I_t$ 는 시간  $t$ 에서의 유입량 ( $m^3/s$ )이다.  $I_{t-1}$ 은 시간  $t-1$ 에서의 유입량 ( $m^3/s$ )이며  $I_{t-2}$ 은 시간  $t-2$ 에서의 유입량 ( $m^3/s$ )이다.

앞서 언급되었던 식들을 정리하면 ANLMM-L은 식 (1), 식 (2) 및 식 (4)를 적용하여 계산되며 최종적으로 6개의 변수 ( $K, \chi, m, \beta, \theta_1, \theta_2$ )를 통해 유출량을 계산하게 된다. 초기 Muskingum 홍수추적은 질량보존을 기반으로 하며 ANLMM-L도 Muskingum 홍수추적의 변형이므로 질량보존을 기반으로 계산된다.

모든 Muskingum 홍수추적에서 가장 중요한 것은 각 매개변수의 범위이다. 다양한 홍수자료 중 본 연구에서 적용할 Wilson 및 Wang의 홍수 데이터는 여러 Muskingum 홍수추적들에 의해 적용되었다. 두 가지 홍수자료에 적용할 ANLMM-L의 각 변수에 대한 범위는 다음의 Table 1과 같다.

Table 1. Range of parameters in ANLMM-L

Parameters	Wilson's flood data	Wang's flood data
K	0.01 ~ 1.00	0.01 ~ 1.00
$\chi$	-0.50 ~ 0.50	-1.50 ~ 1.50
m	1.00 ~ 3.00	1.00 ~ 3.00
$\beta$	-0.10 ~ 0.10	-3.00 ~ 3.00
$\theta_1$	0.00 ~ 1.00	0.00 ~ 1.00
$\theta_2$	0.00 ~ 1.00	0.00 ~ 1.00

SSQ는 Muskingum 홍수추적에서 오차값을 계산하기 위해 사용되었다. 관측 유출량과 계산된 유출량의 SSQ를 최적화 과정에서의 목적함수로 사용하였다. ANLMM-L에서 6개의 변수 ( $K, \chi, m, \beta, \theta_1, \theta_2$ )는 결정변수로 사용되었으며 목적함수는 아래의 식 (5)와 같다.

$$\text{Minimize } SSQ = \sum (O_{obs} - O_{sim})^2 \quad (5)$$

여기서,  $O_{obs}$ 는 관측 유출량 ( $m^3/s$ )이고  $O_{sim}$ 는 계산된 유출량 ( $m^3/s$ )이다. SAVCA의 초기 수동형 버전인 VCA (Vision Correction Algorithm)는 Rosenbrock's valley, Easom, Goldstein price, Rastrigin, Griewank 및 Ackley와 같은 다양한 수학 문제에 적용하여 효과를 검증하였다[8]. VCA를 개량한 SAVCA는 Six hump camel back, Easton and fenton, Schwefel 및 Hyper sphere와 같은 수학 문제에 적용하여 좋은 결과를 보여주었다[9].

SAVCA는 DR1, DR2, MR, CF, AR 및 AF 등 총 6개의 매개변수를 가지고 있으며 이 중 DR1, DR2 및 CF는 자가적응형 (Self-adaptive)이며 MR, AR 및 AF는 고정형 (fixed)으로 구성되어 있다. Table 2는 SAVCA의 매개변수 형태를 보여주고 있다.

Table 2. Type of parameters in SAVCA

Parameters	SAVCA
DR1	Self-adaptive
DR2	Self-adaptive
MR	Fixed
CF	Self-adaptive
AR	Fixed
AF	Fixed

SAVCA에서 초기 결정변수 및 전역탐색에 의해 생성되는 결정변수들은 현재의 최적값 (current best value)을 기준으로 상한값과 하한값 사이의 범위에서 임의로 생성된다. 즉, 현재의 최적값에서 상한값 사이 또는 하한값에서 현재의 최적값 사이에서 생성되며 이러한 확률은 DR2에 의해 결정된다. 현재의 최적값부터 상한값 사이에서 생성되는 결정변수는 다음의 식 (6)과 같다.

$$x_n = x_b + rand(0, 1) \times (b_u - x_b) \quad (6)$$

여기서,  $x_n$ 는 새로운 결정변수이고  $x_b$ 는 현재의 최적값이다.  $rand(0, 1)$ 은 0에서 1사이에서 생성되는 임의의 값이고  $b_u$ 는 상한값이다. 하한값부터 현재의 최적값 사이에서 생성되는 초기 해는 다음의 식 (7)과 같다.

$$x_n = b_l + rand(0, 1) \times (x_b - b_l) \quad (7)$$

여기서,  $x_n$ 는 새로운 결정변수이고  $b_l$ 는 하한값이다.  $rand(0, 1)$ 은 0에서 1사이에서 생성되는 임의의 값이고  $x_b$ 는 현재의 최적값이다. SAVCA에서 국지탐색 과정에서 사용되는 매개변수인 MR, CF, AR 및 AF에 의해 각각의 결정변수 값이 조절된다. 식 (8)은 국지탐색에 의해 생성되는 새로운 결정변수의 계산을 보여주고 있다.

$$x_n = x_n \times \left\{ 1 + MTF \times rand(-1, 1) \times \left( 1 - \frac{I_c}{I_t} \right)^{CF} \right\} \quad (8)$$

여기서,  $x_n$ 는 새로운 결정변수이고 MTF는 계산된 MTF 값이다.  $rand(-1, 1)$ 은 -1에서 1사이에서 생성되는 임의의 값,  $I_c$ 는 현재의 시산횟수이다.  $I_t$ 는 전체 시산횟수이고 CF는 렌즈 압축을 위한 매개변수이다. SAVCA에서는 CF 계산과정이 추가되었으며 식 (9)와 같다.

$$CF = 10 \times \left\{ \frac{std(x_i)}{avg(x_i)} \right\} \quad (9)$$

여기서,  $std(x_i)$ 는  $i$ 번째 결정변수  $x_i$ 의 표준편차이며  $avg(x_i)$ 는  $i$ 번째 결정변수  $x_i$ 의 평균이다. 추가적으로 식 (8)에서 MTF의 계산은 현재 가장 좋은 값을 보여주는 결정변수와 선택된 결정변수와의 거리 ( $dx_j$ )를 고려하며  $dx_j$ 의 계산은 식 (10)과 같다.

$$dx_j = \frac{x_i - x_1}{x_n - x_1} \quad (10)$$

여기서,  $dx_j$ 는  $j$ 번째 결정변수의 상대적 거리이며  $x_i$ 는  $j$ 번째 결정변수에서 선택된 결정변수이다.  $x_n$ 은  $j$ 번째 결정변수에서 마지막 결정변수이며  $x_1$ 은  $j$ 번째 결정변수에서 현재 가장 좋은 값을 보여주는 결정변수이다.  $dx_j$ 를 적용한 MTF의 계산은 식 (11)과 같다.

$$MTF_j = \sqrt{\frac{dx_j}{\sqrt{dx_1^2 + \dots + dx_k^2}}} \quad (11)$$

여기서,  $MTF_j$ 는  $j$ 번째 결정변수의 MTF 값이고  $k$ 는 전체 결정변수의 수이다. 난시 교정과정을 적용하기 위한 확률은 AR에 의해 결정되며 난시 교정과정을 적용한 국지탐색에 의해 조절된 새로운 결정변수는 식 (12)와 같다.

$$x_n = x_n \times \{1 + rand(-1,1) \times \sin^2(AF)\} \quad (12)$$

여기서,  $x_n$ 는 새로운 결정변수이고  $rand(-1, 1)$ 는 -1에서 1사이에서 생성되는 임의의 값, AF는 난시축 각도이다. Table 3은 SAVCA의 의사코드이다.

Table 3. Pseudo code of SAVCA

Objective function
Generate initial solutions\
While (t < Maximum number of iterations)
If (DR1 < rand)
Choose an current solution
Else generate new solution by randomization
End
If (DR2 < rand)
Generate new decision variables in positive direction
Else generate new decision variables in negative direction
End
If (MR > rand)
Apply MTF
End
If (AR > rand)
Apply astigmatism
End
If (new solution < current solution)
Replace new solution with current solution
End
Endwhile

SAVCA의 적용과정을 정리해보면 다음과 같다.

- (1) 초기 해집합 생성
- (2) 목적함수에 의해 초기 해들의 적합도 계산
- (3) 새로운 해 생성
- (4) MR 및 AR 적용
- (5) 새로운 해와 기존의 해 비교 후 교체 결정
- (6) (1)번부터 (5)번과정을 반복

SAVCA를 ANLMM-L에 적용하기 위해서 초기 해집합을 생성하고 가중치를 고려한 유입량 (weighted inflow), 저류량 (storage) 및 유출량 (outflow)을 산출하여 이를 바탕으로 SSQ를 계산한다. 이어 DR1에 의해 확률적으로 전역탐색에 의해 새로운 해를 생성하거나 국지탐색에 의해 기존 해집합 중 하나를 선택한다. 전역탐

색에 의해 새로운 해를 생성할 때 현재 가장 좋은 해를 기준으로 양의 방향 (positive direction) 및 음의 방향 (negative direction)에 의해 새로운 해를 생성한다. MTF 및 AR 과정을 통해 생성된 해의 보정을 실시하고 새로운 해를 얻는다. 새로운 해를 바탕으로 가중치를 고려한 유입량 (weighted inflow), 저류량 (storage) 및 유출량 (outflow)을 산출하여 이를 바탕으로 SSQ를 계산한다. 새로운 해의 SSQ와 기존 해집합 중 가장 안좋은 해의 SSQ를 비교하여 새로운 해를 기존 해집합에 추가할지를 결정한다. 앞서 언급한 SAVCA 및 ANLMM-L의 적용과정은 다음 Fig. 1과 같다.

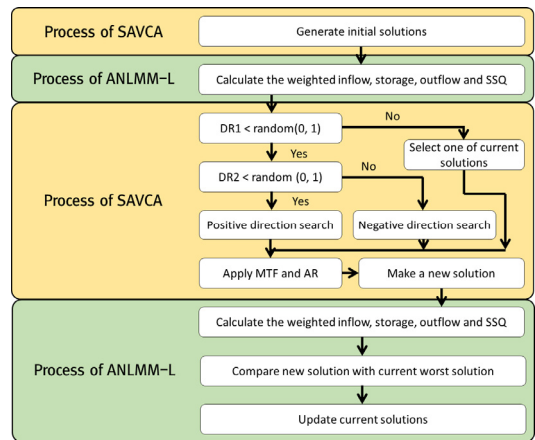


Fig. 1. Process of application

### 3. 연구결과

Muskingum 홍수추적을 위해 적용한 자료는 Wilson 및 Wang의 홍수 데이터이다. Wilson의 홍수 데이터를 최초로 적용한 Muskingum 홍수추적은 linear Muskingum model incorporating lateral inflow (LMM-L)이다[2]. LMM-L은 3개의 변수 ( $K, \chi, \beta$ )로 구성된 Muskingum 홍수추적이다. 이후 Wilson의 홍수 데이터는 5개의 변수 ( $K, \chi, m, \beta, \theta$ )로 구성된 NLMM-L을 적용하기 위해 사용되었다[6]. Fig. 2는 관측 유출량 (Output), LMM-L, NLMM-L 및 ANLMM-L을 적용한 결과를 비교하였다.

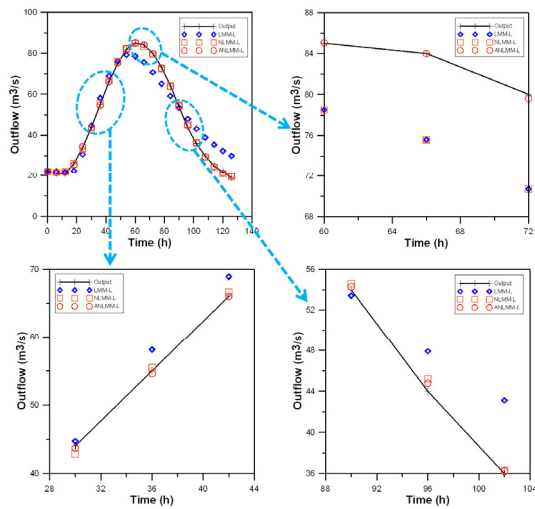


Fig. 2. Outflow results in Wilson's flood data

전체 결과에서 30시간부터 42시간까지의 결과를 살펴보면 LMM의 결과는 30시간일 때를 제외하고 36시간 및 42시간일 때 관측 유출량과의 차이가 많이 발생하였다. NLMM-L 및 ANLMM-L의 결과는 30시간부터 42시간까지 관측 유출량과의 차이가 크지는 않으나 전반적으로 ANLMM-L의 결과가 더 정확하였다.

60시간부터 72시간까지의 결과를 살펴보면 LMM 및 NLMM-L의 결과는 관측 유출량과 큰 오차를 보이고 있으나 ANLMM-L의 결과는 관측 유출량과 유사한 값을 보이고 있다. 마지막으로 90시간부터 102시간까지의 결과를 살펴보면 LMM의 결과는 90시간에서 관측 유출량과 비슷하지만 96시간 및 102시간에서는 오차가 큰 것을 확인할 수 있다. NLMM-L 및 ANLMM-L의 결과는 전반적으로 관측 유출량과 비슷하나 ANLMM-L의 결과가 상대적으로 더 정확하다. 이러한 결과를 바탕으로 살펴보면 선형 Muskingum 홍수추적보다는 비선형 Muskingum 홍수추적이 정확한 결과를 산출하고 있으며 추가적으로 연속적인 유입량을 고려하여 유출량을 산정하는 것이 Muskingum 홍수추적의 정확도를 올릴 수 있다는 것을 알 수 있다.

다음의 Table 4는 각 Muskingum 홍수추적을 Wilson의 홍수 데이터에 적용한 시간대별 결과 및 전체 시간에서 발생한 관측 유출량과의 오차인 SSQ를 나타내었다.

Table 4의 결과를 살펴보면, 기존의 홍수추적인 LMM-L에 비해 NLMM-L 및 ANLMM-L의 SSQ 결과가 작은 것을 알 수 있다. 추가적으로 NLMM-L에 비해

ANLMM-L의 결과가 더 나은 것을 확인할 수 있다. 각 Muskingum 홍수추적에 따른 SSQ 결과를 살펴보면 LMM-L은 815.68, NLMM-L은 9.82, ANLMM-L은 4.52이다. 이때, ANLMM-L의 각 변수값을 살펴보면 다음과 같다.  $K$ 는 0.939697,  $\chi$ 는 0.341206,  $m$ 은 1.745282,  $\beta$ 는 -0.02128,  $\theta_1$ 은 0.674214,  $\theta_2$ 는 0.259748이다.

Table 4. Results for Wilson's flood data

Time (h)	Input (m <sup>3</sup> /s)	Output (m <sup>3</sup> /s)	LMM-L (m <sup>3</sup> /s)	NLMM-L (m <sup>3</sup> /s)	ANLMM-L (m <sup>3</sup> /s)
0	22	22	22	22.00	22.00
6	23	21	22.1	21.71	21.57
12	35	21	21.7	22.02	21.67
18	71	26	22.6	26.08	25.47
24	103	34	30.7	33.51	34.56
30	111	44	44.7	42.83	43.69
36	109	55	58.1	55.44	54.57
42	100	66	68.9	66.67	66.00
48	86	75	76.1	75.77	75.51
54	71	82	79.2	82.12	82.15
60	59	85	78.5	84.78	85.04
66	47	84	75.6	83.42	83.99
72	39	80	70.7	79.44	79.61
78	32	73	65.1	72.48	72.60
84	28	64	59.1	64.08	63.77
90	24	54	53.4	54.58	54.28
96	22	44	47.9	45.22	44.78
102	21	36	43.1	36.34	36.23
108	20	30	38.9	29.21	29.44
114	19	25	35.4	24.21	24.62
120	19	22	32.3	20.96	21.38
126	18	19	29.9	19.41	19.81
SSQ	-	-	815.68	9.82	4.52

NLMM-L의 경우 최적화 알고리즘으로 Cuckoo Search Algorithm (CSA)을 적용하였는데 최적화 알고리즘에 따라 결과가 차이가 나는지를 확인하기 위해 SAVCA를 적용하여 비교해보았다. 비교해본 결과 CSA를 적용하였을 때의 결과와 SAVCA를 적용했을 때의 결과와 같은 것을 확인하였다. 이러한 결과로 판단할 수 있는 점은 홍수추적의 결과가 최적화 알고리즘에 따라 달라지기보다는 Muskingum 홍수추적의 형태에 따라 결과가 달라진다는 점이다.

추가적으로 살펴볼 결과는 가장 큰 유출량을 보여주고 있는 60시간일 때의 결과이다. 60시간일 때 관측 유출량

은 85 m<sup>3</sup>/s이다. 각 Muskingum 홍수추적방법에 의한 결과를 살펴보면 LMM-L은 78.5 m<sup>3</sup>/s, NLMM-L은 84.78 m<sup>3</sup>/s, ANLMM-L은 85.04 m<sup>3</sup>/s이다. 관측 유출량의 오차를 살펴보면 LMM-L은 6.5 m<sup>3</sup>/s, NLMM-L은 0.22 m<sup>3</sup>/s, ANLMM-L은 0.04 m<sup>3</sup>/s이다. Wilson의 홍수 데이터를 적용하였을 때 ANLMM-L에 의한 결과는 전체적으로도 가장 정확하지만 침두값도 정확하다는 것을 알 수 있다.

Muskingum 홍수추적을 위해 추가적으로 적용한 홍수 데이터는 Wang의 홍수 데이터이다. Wilson의 홍수 데이터는 LMM-L, NLMM-L과 같은 측방유입을 고려한 Muskingum 홍수추적이 적용되었지만 Wang의 홍수 데이터에 적용된 홍수추적은 linear Muskingum model (LMM)이다[10]. LMM은 2개의 변수 (K,  $\chi$ )로 구성된 Muskingum 홍수추적이며 가장 기본적인 Muskingum 홍수추적이기 때문에 오랜기간동안 다양한 연구에서 사용되었다. 다만 LMM은 두 개의 변수 (K,  $\chi$ )로 구성되어 있기 때문에 비선형적인 요소 및 측방유입량을 고려하지 못한다. Fig. 3은 관측 유출량 (Output), LMM, NLMM-L 및 ANLMM-L을 적용한 결과를 비교하였다.

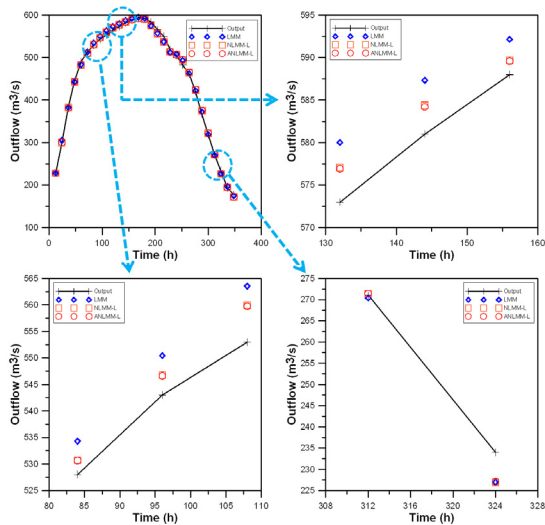


Fig. 3. Outflow results in Wang's flood data

전체 결과에서 84시간부터 108시간까지의 결과를 살펴보면 LMM, NLMM-L 및 ANLMM-L의 결과가 전체적으로 관측 유출량과 차이를 보이고 있으나 상대적으로 NLMM-L 및 ANLMM-L의 결과가 비교적 정확하였으며 ANLMM-L의 결과가 미세하게 NLMM-L보다 정확한 것을 확인할 수 있다. 132시간부터 156시간에서의 결과도

앞서 84시간부터 108시간에서의 결과와 비슷하게 세 가지 방법 중 ANLMM-L이 비교적 관측 유출량과의 오차가 작은 것을 확인할 수 있다. 312시간부터 324시간까지의 결과에서 보면 312시간에서 LMM, NLMM-L 및 ANLMM-L의 결과가 관측 유출량과 유사하게 산출되었으나 324시간에서는 관측 유출량과의 차이가 크게 발생하였으나 ANLMM-L과 관측 유출량과의 오차가 상대적으로 크지 않았다. Wang의 홍수 데이터의 경우 시간대별 관측 유출량의 차이가 Wilson의 홍수 데이터에 비해 크기 때문에 연속적인 유입량을 고려하는 방법인 ANLMM-L에 의한 효과가 비교적 크게 나타나지는 않았다.

다음의 Table 5는 각 Muskingum 홍수추적을 Wang의 홍수 데이터에 적용한 시간대별 결과 및 전체 시간에서 발생한 관측 유출량과의 오차인 SSQ를 나타내었다.

Table 5. Results for Wang's flood data

Time (h)	Input (m <sup>3</sup> /s)	Output (m <sup>3</sup> /s)	LMM (m <sup>3</sup> /s)	NLMM-L (m <sup>3</sup> /s)	ANLMM-L (m <sup>3</sup> /s)
12	261	228	228.00	228.00	228.00
24	389	300	305.19	299.74	300.78
36	462	382	382.00	382.57	381.47
48	505	444	442.70	442.76	443.19
60	525	490	483.60	482.16	482.75
72	543	513	513.00	509.89	510.11
84	556	528	534.29	530.72	530.66
96	567	543	550.44	546.77	546.61
108	577	553	563.53	559.96	559.75
120	583	564	573.16	569.94	569.78
132	587	573	580.02	577.07	576.93
144	595	581	587.32	584.39	584.19
156	597	588	592.14	589.68	589.58
168	597	594	594.59	592.34	592.29
180	589	592	592.02	590.33	590.34
192	556	584	574.89	574.68	574.92
204	538	566	556.85	556.41	556.26
216	516	550	536.93	537.43	537.16
228	486	520	512.18	513.47	513.40
240	505	504	507.96	507.07	506.46
252	477	483	493.22	494.86	494.99
264	429	461	462.34	464.39	465.03
276	379	420	421.87	423.97	424.24
288	320	368	372.34	375.05	375.16
300	263	318	318.97	321.35	321.43
312	220	271	270.39	271.42	271.42
324	182	234	226.99	226.94	227.07
336	167	193	197.20	194.92	195.04
348	152	178	174.87	172.46	172.68
SSQ	-	-	1086.84	917.06	909.03

Table 5의 결과를 살펴보면, 기존의 홍수추적인 LMM에 비해 NLMM-L 및 ANLMM-L의 SSQ 결과가 작은 것을 알 수 있으며 추가적으로 NLMM-L에 비해

ANLMM-L의 결과가 더 나은 것을 확인할 수 있다. 각 Muskingum 홍수추적에 따른 SSQ 결과를 살펴보면 LMM은 1086.84, NLMM-L은 917.06, ANLMM-L은 909.03이다. 이때, ANLMM-L의 각 변수값을 살펴보면 다음과 같다.  $K$ 는 0.171606,  $\chi$ 는 -1.5,  $m$ 은 1.240198,  $\beta$ 는 -0.00245,  $\theta_1$ 은 0.272312,  $\theta_2$ 는 0.039282이다.

Table 5의 결과에서 유출량이 최댓값인 168시간에서 관측 유출량과의 결과와 비교하여 보면 LMM이 가장 좋은 결과를 보여주는 것을 알 수 있다. 하지만 그 외의 모든 시간대에서 NLMM-L 및 ANLMM-L이 좋은 결과를 보여주고 있다. LMM 및 NLMM-L의 결과와 비교하여 보면 ANLMM-L이 가장 작은 오차를 보여주고 있으므로 상대적으로 정확하다는 것을 알 수 있다.

Wilson 및 Wang의 홍수 데이터에 적용한 결과를 종합적으로 살펴보면 ANLMM-L이 LMM, LMM-L 및 NLMM-L 등의 기존 Muskingum 홍수추적들에 비해 좋은 결과를 보여주는 것을 알 수 있다. 이러한 결과는 다양한 홍수 데이터에서 ANLMM-L이 정확한 홍수추적 결과를 산출할 수 있다는 것을 보여준다. 추가적으로 ANLMM-L의 6개 변수를 찾기 위해 사용된 자가적응형 최적화 알고리즘인 SAVCA는 사용자가 매개변수를 조절할 필요가 없기 때문에 Muskingum 홍수추적과 같은 공학 문제에 쉽게 적용이 가능하다.

#### 4. 결론

SAVCA와 같은 메타 휴리스틱 최적화 알고리즘의 성능에 대한 검증은 다양한 수학 문제에 적용하는 것에 국한되어 왔다. 하지만 메타 휴리스틱 최적화 알고리즘의 사용성을 극대화하기 위해서는 복잡한 비선형성을 가지고 있는 공학 문제에 적용하여 성능을 검토하고 적용과정을 분석하는 것이 필요하다. 본 연구에서는 SAVCA를 대표적인 수문학적 홍수추적 중 하나인 Muskingum 홍수추적에 적용하여 성능을 검증하고 SAVCA의 적용과정에 대해 분석하였다.

Muskingum 홍수추적은 대표적인 수문학적 홍수추적 중 하나이며 적용방식이 간단하기 때문에 널리 사용되고 있는 홍수추적이다. 본 연구에서 제안된 ANLMM-L은 기존 Muskingum 홍수추적을 사용한 연구자들이 쉽게 적용할 수 있는 간단한 방법이며 정확한 홍수추적을 위해 제안되었다.

ANLMM-L은 Wilson의 홍수 데이터 및 Wang의 홍

수 데이터에 적용되었으며 관측 데이터와의 오차 측정을 위해 SSQ가 사용되었다. Wilson의 홍수 데이터에서 ANLMM-L의 SSQ는 4.52이었으며 적용된 Muksingum 홍수추적 중 가장 작은 오차를 보여주었다. Wang의 홍수 데이터에서 ANLMM-L의 SSQ는 909.03이었으며 Wilson의 홍수 데이터에서와 마찬가지로 가장 작은 오차를 보여주었다.

SAVCA의 ANLMM-L 적용과정을 살펴보면 다음과 같다. SAVCA에 의해 초기 해집합을 생성하고 ANLMM-L에 적용하여 유입량, 저류량 및 유출량을 계산하고 관측 유출량과의 SSQ를 계산한다. SAVCA에서의 국지탐색 및 전역탐색을 통해 새로운 해를 생성하고 ANLMM-L의 연산에 의해 관측 유출량과의 SSQ를 계산하여 새로운 해의 적합도를 계산한다. 새로운 해와 기존 해집합을 비교하여 해집합을 개량하는 방식으로 최적화 과정이 진행된다. 이러한 적용과정은 SAVCA에 국한되는 것이 아니라 다양한 메타 휴리스틱 알고리즘의 Muskingum 홍수추적 적용에 사용될 수 있을 것이며 향후 다양한 연구로 확대될 수 있을 것이다.

추가적으로 ANLMM-L의 유입량, 유출량 및 저류량 계산방법을 개선한 새로운 Muskingum 홍수추적이 개발될 수 있을 것이다. ANLMM-L의 변수들을 찾기 위해 사용된 메타 휴리스틱 최적화 알고리즘인 SAVCA의 경우 도시 배수 시스템의 설계 및 운영 등을 포함한 다양한 수자원 문제들에 적용이 가능할 것으로 예상된다.

#### References

- [1] C. Y. Jung, Y. H. Jung, H. S. Kim, S. W. Jung, K. S. Jung, "The estimation of parameter using muskingum model in nak-dong river basin incorporating lateral inflow", *In Proceedings of the 2008 Korea Water Resources Association Conference*, Gyeongju, Korea, pp.2270-2275, May 2008.
- [2] T. O'Donnell, "A direct three-parameter Muskingum procedure incorporating lateral inflow", *Hydrological Sciences Journal*, Vol.30, Issue4, pp.479-496, 1985. DOI: <https://doi.org/10.1080/02626668509491013>
- [3] Y. K. Tung, "River flood routing by nonlinear Muskingum method", *Journal of Hydraulic Engineering*, Vol.111, Issue12, pp.1447-1460, 1985. DOI: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(1985\)111:12\(1447\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(1985)111:12(1447))
- [4] A. Das, "Parameter estimation for Muskingum models", *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, Vol.130, Issue2, pp.140-147, 2004.



DOI:

[https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9437\(2004\)130:2\(140\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9437(2004)130:2(140))

- [5] Z. W. Geem, "Parameter estimation for the nonlinear Muskingum model using the BFGS technique", *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, Vol.132, Issue5, pp.474-478, 2006.  
DOI: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9437\(2006\)132:5\(474\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9437(2006)132:5(474))
- [6] H. Karahan, G. Gurarslan and Z. W. Geem, "A new nonlinear Muskingum flood routing model incorporating lateral flow", *Engineering Optimization*, Vol.47, Issue6, pp.737-749, 2015.  
DOI: <https://doi.org/10.1080/0305215X.2014.918115>
- [7] E. H. Lee, H. M. Lee and J. H. Kim, "Development and Application of Advanced Muskingum Flood Routing Model Considering Continuous Flow", *Water*, Vol.10, Issue6, pp.760, 2018.  
DOI: <https://doi.org/10.3390/w10060760>
- [8] E. H. Lee, H. M. Lee, D. G. Yoo and J. H. Kim, "Application of a meta-heuristic optimization algorithm motivated by a vision correction procedure for civil engineering problems", *KSCE Journal of Civil Engineering*, Vol.22, Issue7, pp.2623-2636, 2018.  
DOI: <https://doi.org/10.1007/s12205-017-0021-3>
- [9] E. H. Lee, H. M. Lee, Y. H. Choi and J. H. Kim, "Development of Self-Adaptive Meta-Heuristic Optimization Algorithm: Self-Adaptive Vision Correction Algorithm", *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, Vol.20, No.6, pp.314-321, 2019.  
DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2019.20.6.314>
- [10] W. Wang, Z. Xu, L. Qiu and D. Xu, "Hybrid chaotic genetic algorithms for optimal parameter estimation of Muskingum flood routing model", *In Proceedings of the International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization*, Sanya, China, Vol.1, pp.215-218, April 2009.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/CSO.2009.34>

이 의 훈(Eui Hoon Lee)

[중신회원]



- 2003년 2월 : 고려대학교 토목환경공학과 (공학사)
- 2005년 2월 : 고려대학교 토목환경공학과 (공학석사)
- 2017년 2월 : 고려대학교 건축사회환경공학과 (공학박사)
- 2018년 9월 ~ 현재 : 충북대학교 토목공학부 교수

〈관심분야〉

수문학, 수리학, 수자원공학