# 최적화 기법을 이용한 수문모형의 매개변수 보정방법 소개
## - MATLAB 프로그램을 중심으로 -


송 정 헌
서울대학교 / 박사과정
songjh65@gmail.com


정 건 희
호서대학교 / 조교수
gunhuic@gmail.com


강 문 성
서울대학교 / 부교수
mskang@snu.ac.kr

### 1. 서언

수문모형은 다양한 공간적 규모에 대한 수문순환 등을 모의하기 위해 개발되어 왔으며, 구동을 위해서는 매개변수에 대한 이해 및 적적할 입력 자료의 구축이 중요한 요소 중 하나이다. 따라서 수문모형을 통해 수문순환을 정확하게 모의하기 위해서는 유역의 특성과 주요 매개변수를 물리적 범위에 근거하여 선정할 필요가 있다. 이를 위해 주요 매개변수 선정을 위한 모형의 보정이 필요하며, 모형의 매개변수 최적화를 위한 무수히 많은 방법들이 개발되어 사용되어지고 있다.

최적화 이론은 모든 가능한 대안에 대해 일일이 계산하고 평가해 보지 않고도 최선의 대안을 찾아내기 위한 수치계산방법이라 할 수 있다. 최적화이론은 본래 Operations Research (OR)에서 유래되었으며, OR은 과학적인 방법 · 수법 · 기법 등을 시스템운용에 관한 문제에 적용하여 의사결정에 대한 계량적 기초 즉, 최적해를 제공하는 과학적 방법이라 정의될 수 있다. 최적화 문제의 일반적인 형태는 결정변수 로 표현되는 목적함수를 최대화하거나 최소화하는 형태이다. 수문모형의 경우 매개변수 최적화라고 하며, 결정변수는 최적화하고자 하는 매개변수가 되며, 목적함수는 관측치와 측정값 사이의 오차를 최소화하는 것이 될 수 있다.

최적화 문제는 목적함수와 제약조건식들의 두 중요한

부분으로 구성되어 있다. 목적함수는 시스템의 최적화 정도를 나타내는 청도라고 볼 수 있고, 그 척도가 비용일 경우는 최소화 (minimizing)문제이며, 이익일 경우는 최대화 (maximizing)문제가 된다. 제약조건식은 시스템이 설계 또는 해석되어야 하는 조건들을 수식으로 나타낸 것이며 등식 또는 부등식의 형태로 주어진다. 제약조건식으로는 기술적조건, 경제적 또는 예산에 관련된 조건, 설계조건, 운영조건, 수요조건 등이 있을 수 있다.

최적의 목적함수 값은 아니지만, 제약조건을 만족시키는 범위의 매개변수들의 집합을 가능해영역 (feasible region)이라고 정의하고, 최적해 (optimal solution)는 가능해들 중 최적의 목적함수를 만드는 해를 일컫는다.

최적해를 찾기 위해 가장 전통적인 설계 및 해석방법은 주로 반복적인 시행착오법에 의한 것인데, 이 방법은 공학자의 경험, 기술, 직감, 수문모형에 대한 지식정도 등에 효율성이 좌우된다. 따라서 전통적인 방법은 인간적인 요소와 밀접한 관계에 있으며, 그 결과 복잡한 시스템의 설계 및 해석에는 비효율적인 경우가 많다.

이에 반하여 최적화 기법은 의사결정을 위해 수학적 접근방법을 사용함으로써 논리 전개가 정연하다. 그러나 많은 공학자들이 최적화 기법을 실무에 적용할 경우 그 기법에 대해 이해를 하고 있으나 최적화 기법을 해결하고자 하는 문제와 연계하여 적용하는데 어려움을 겪거나 최적화 기법을 새로 코딩해야하는 문제 등의 어려움이 있다. 최근에는 최적화기법 알고리즘이 내재되어 있는 소프트웨어들이 개발되고 있으며, 이를 수문모형에 연계하면 쉽게 적용이 가능하다.

본 소고에서는 최적화 기법을 이용한 수문 모형의 매개변수 보정에 대한 이해를 돕기 위하여 대표적인 최적화 기법, 목적함수, 제약조건 설정방법에 대해 살펴보고, MATLAB 프로그램을 이용하여 수문모형의 매개변수를 최적화하는 방법에 대해 정리하였다.

## 2. 최적화 기법

### 2.1 선형계획법

목적함수와 제약조건이 모두 선형인 경우에는 대상 시스템이 선형이라고 말하고, 선형계획법 (linear programming)에 의해 최적해를 찾는다. 선형계획법문제의 일반적인 형태는 다음과 같이 나타내어질 수 있다.

$$Max(\text{or } Min)x_0=\sum_{j=1}^{n}c_jx_j \qquad (식\ 1)$$

subject to

$$\sum_{j=1}^{n}a_{ij}x_j \le b_i \quad \text{for } i=1, 2, \ldots, m \qquad (식\ 2)$$

$$x_j \ge 0 \quad \text{for } j=1, 2, \ldots, n \qquad (식\ 3)$$

여기서 식 (1)은 목적함수식, $c_j$는 목적함수식의 계수이며, 식 (2)는 제약조건식, $a_{ij}$는 제약조건식의 계수, $b_i$는 제약조건식의 우변에 위치한 계수, 식 (3)은 비음조건 (nonnegativity constraint)으로, 매개변수가 0 이상이어야 함을 뜻한다.

제약조건식들이 전부 선형함수이므로 최적해가 포함되어 있는 가능해영역 (feasible region)은 다각형의 내부와 경계선으로 주어지게 되는데, 이 다각형의 꼭짓점을 가능꼭지점 (feasible extreme point)이라 한다.

### 2.2 비선형계획법

목적함수와 제약조건이 선형이라는 선형계획법에서의 조건은 많은 실제문제에서도 적용되지만 그렇지 못

한 경우도 많이 있다. 비선형계획법 (nonlinear programming)은 목적함수식이나 제약조건식에 비선형함수로 표현되어 있는 경우를 말하며, 선형계획법가 달리 널리 통용되는 방법이 존재하지 않는다. 비선형시스템의 특징은 비선형함수가 얼마나 포함되어있는지, 매개변수의 수가 몇 개 인지 등에 따라 다양하므로, 특정 알고리즘이 어떤 비선형시스템의 최적해를 효율적으로 탐색하였다고 하여도, 다른 비선형시스템에서는 해를 못 찾는 경우가 발생한다. 수문모형은 강우가 유출로 전이되는 동안 차단, 침투, 증발산, 지체, 추적 등의 다양한 수문학적인 비선형 과정을 거치게 되며, 이를 최적화의 일반식으로 표현하기가 쉽지 않다.

목적함수가 최대화이냐 최소화이냐에 따라 단 1개의 최댓값과 최솟값만이 전역최적해이다. 나머지의 극값들은 지역최적해라고 부른다. 비선형계획법을 풀기 위한 방법은 다음과 같이 크게 3가지 정도로 나뉜다.

1) 선형계획법으로 근사한 후, 민감도 분석 등을 통해 해를 찾는 방법
2) 비선형계획법에 존재하는 제약조건식의 미분을 통해 최댓값 혹은 최솟값을 찾는 방법
3) 전체 가능해 영역을 탐색하는 방법

첫 번째 방법인 선형식으로 변환하여 푸는 경우는 근사해를 제공하며, 수문 모형의 수많은 제약조건을 다루기는 적절하지 않다. 두 번째 방법은 제약조건식이 존재하지 않는 경우, 비선형계획법의 목적함수를 미분하여 극값들을 찾는 방법으로 제약조건이 존재할 경우에는 라그랑지 승수법 (Lagrange multiplier method)이나 쿤-터커 정리 (Kuhn-Tucker Theorem)에 의해 제약이 없는 비선형계획법으로 변환한 후 같은 방법을 적용할 수 있다. 이러한 방법은 빠르게 해를 찾을 수 있으나, 지역최적해를 찾을 가능성이 크고, 목적함수가 미분 가능해야 한다는 제약이 따른다. 마지막 방법은 전체 가능해 영역을 탐색하는 전역탐색법으로 가장 확실히 최적해를 찾을 수 있는 방법이나 매개변수가 많아질수록 많은 계산시간을 요하는 단점이 있으나, 최근 컴퓨터 기술의 발달과 함께 비선형성이 매우 큰 시스템의 해를 찾는데 널리 적용되고 있다.

### 2.3 전역최적화 기법

전역최적화 기법은 최적해를 탐색하기 위해 전체 가능해 영역에 초기 탐색해를 정의한다. 그리고 초기해 집합 중에서 가장 좋은 해가 최적해에 가깝다는 가정을 세우고, 최적해 방향으로 나머지 해들이 탐색을 시작하도록 고안된 방법이다. 최적해를 탐색해 나갈 때, 초기해 집합 중에 최적해에 가까운 값들이 포함되어 있지 않을 가능성도 존재하므로, 이를 해결하기 위해 무작위성을 도입하여, 기존에 탐색해 중에서 특정해들을 기각하고 새로운 해들로 바꾸기도 한다. 이때 적용되는 탐색 알고리즘에 따라 전역최적화 기법들은 다른 이름으로 불린다. 본 소고에서는 유전자 알로리즘 (Genetic Algorithm), SCE-UA, ACO (Ant Colony Optimization), PSO (Particle, swarm optimization)를 중심으로 간략히 소개하였으며 다음과 같다.

#### 2.3.1 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘 (Genetic Algorithm)은 자연세계의 진화과정에 기초한 계산 모델로서 John Holland에 의해서 1975년에 개발된 전역 최적화 기법으로, 최적화 문

제를 해결하는 기법의 하나이다. 생물의 진화를 모방한 진화 연산의 대표적인 기법으로, 실제 진화의 과정에서 많은 부분을 차용하였으며, 변이(돌연변이), 교배 연산 등이 존재한다.

유전자 알고리즘은 가장 널리 사용되는 전역해 탐색 기법으로, 이진수가 아닌 실수로 코딩하는 유전자 알고리즘, 돌연변이와 교배연산에 속도향상 방법을 적용하는 등 다양한 방법으로 전역해 탐색기법의 단점이 탐색 속도를 향상시키기 위한 방법들이 연구되고 있다.

#### 2.3.2 SCE-UA

SCE-UA 방법은 미국의 애리조나 대학교의 Duan et al.(1992, 1993)에 의해 제안된 방법으로 simplex prodedure, controlled random search, competitive evolution, new complex shuffling concept가 조합된 방법이다. 전역 최적화 기법은 전체 해공간을 탐색하여 해를 찾아가는 방법으로 최적해에 해의 모집단이 궁극적으로는 모이도록 특정한 기법을 적용하여 해를 진화시킨다.

전체 모집단이 $p$개의 complex로 분리되며, 각각의 complex는 $m$개의 포인트가 속해 있다. 매개변수의 범위 내에서 추출된 매개변수의 세트를 이용해 모의한 목적함수의 결과를 이용하여 매개변수를 점차 최적해 가까이로 이동시킨다. 이때 모집단이 모두 동시에 진화하지 않고, $p$개의 complex로 나뉘어 진화하게 되는데, 이때 경쟁 진화 알고리즘(CEE algorithm)이 사용된다. 각자 진화된 complex 들은 다시 모집단에서 섞이고, $m$개의 complex로 나뉘어 진화하는 단계를 거치게 된다. 이러한 과정을 거쳐 점차 진화된 모집단의 구성요소들은 모두 최적해에 접근한다.

#### 2.3.3 ACO

1992년 Marco Dorigo 박사의 논문에서 제안된 이 방법은, 먹이를 찾는 개미의 행동을 보고 만들어졌다. 먹이(B)와 개미의 집(A) 사이에 다양한 길이 존재할 때, 첫 번째 개미가 (B) 방향으로 어느 길이든 경유해 먹이를 찾아낸다. 그러면 개미는 (A)방향으로 페로몬을 남기며 집으로 돌아온다. 개미는 집에서 먹이까지 다양한 이동 경로를 가질 수 있다. 하지만 시간이 지나면 개미들은 가장 짧은 길을 선택한다. 결국 페로몬이 증발하면서 긴 길은 사라지게 된다. 그러므로 결국에는 최적의 길을 선택한다는 알고리즘이다. 개미들은 다음과 같은 과정을 따른다.

1) 개미들은 무작정 개미집 주변을 돌아다닌다.
2) 만약 음식을 찾아내면 개미는 페로몬을 뿌리며 집으로 돌아온다.
3) 페로몬은 매우 매력적이어서 개미가 따라가고 싶게 만든다.
4) 개미가 집으로 돌아오는 횟수가 많을수록 그 경로는 더 견고해진다.
5) 긴 경로와 짧은 경로가 있으면 같은 시간에 짧은 경로로 이동할 수 있는 횟수가 많다.
6) 짧은 경로는 갈수록 더 많은 페로몬이 뿌려지면서 더욱 견고해진다.
7) 페로몬은 휘발성이기 때문에 시간이 지나면서 긴 경로는 사라진다.
8) 결국 모든 개미가 짧은 경로를 선택한다.

#### 2.3.4 PSO

PSO method는 전역최적화 문제를 해결하기 위한

Swarm Intelligence method (Kennedy and Eberhart, 2001)의 한 범주이다. 그것은 사회적 행동의 시뮬레이션 (simulation of social behavior)을 위해 J. Kennedy에 의해 최초로 제안되었으며, 최적화 기법으로는 Kennedy and Eberhart (1995)에 처음으로 제안되었다. PSO 알고리즘은 다른 탐색 알고리즘과는 달리 진화연산처럼 방대하고 복잡한 함수에 대하여 전역 최적화할 수 있는 장점을 가지고 있고 진화연산보다 수행 속도가 빠르기 때문에 최근 주목받고 있으며, 기존의 알고리즘으로 해결하기 어려운 분야에 적용되고 있다.

PSO 알고리즘에서는 각각의 Particle이 자신의 비행이력과 다른 Particle들의 비행이력을 이용하여 자신의 다음 비행을 조절하게 된다. 즉 임의의 Particle의 이전 속도와 이전 경험한 위치 중 가장 좋은 위치와의 거리, 그리고 Swarm의 가장 좋은 경험에 의거하여 새로운 속도를 계산한다. 이 새로운 속도를 가지고 단위 시간에 움직이면 새로운 위치에 입자가 위치하게 된다.

## 3. 목적함수

수문모형의 매개변수 최적화는 목적함수가 관측치와 모의치의 유량의 차이를 최소화 하는 것이다. 그러나 모형이 강우사상모형인 경우와 장기모형인 경우에 따라, 혹은 모형의 목적에 따라 다양한 형태의 목적함수를 구성할 수 있다. 아래는 HEC-HMS에 포함되어 있는 4가지 형태의 목적함수이다.

### 3.1 Sum of absolute errors

Sub of absolute errors는 식 (4)와 같으며 관측치과 모의치의 종거별로 동일한 가중치를 가진다고 가정하고, 각 차이의 절대값을 더한 형태를 나타내며, 관측치와 모의치의 첨두값, 총체적, 첨두시간이 모두 정확하게 맞아야 한다는 가정을 가지고 있다.

$$Z=\sum_{i=1}^{NQ}|q_0(i)-q_s(i)| \qquad \text{식 (4)}$$

여기서, NQ는 계산된 관측치의 개수, Z는 목적함수, $q_0(t)$는 관측치, $q_s(t)$는 모의치이다.

### 3.2 Sum of squared residuals

Sum of squared residuals는 매개변수 최적화에 가장 많이 사용되는 형태의 목적함수로, 많은 차이가 나는 종거에 더 큰 가중치를 부여한다. 즉, 10m³/sec의 종거차이가 나는 경우에는 목적함수에 100이 더해지지만, 1m³/sec의 종거차이는 목적함수에 1이 더해지는 결과를 초래한다. 역시 관측치와 모의치의 첨두값, 총체적, 첨두시간이 모두 일치해야 한다고 가정하는 방법이다.

$$Z=\sum_{i=1}^{NQ}[q_0(i)-q_s(i)]^2 \qquad \text{식 (5)}$$

### 3.3 Percent error in peak

강우사상모형의 경우에는 간혹 첨두값의 모의가 매우 중요한 경우가 있다. 이런 경우, 관측치와 모의치의 첨두값의 차이만을 퍼센트 오차의 형태로 고려하는 함수이다. 이러한 형태의 목적함수는 수공구조물의 설계를 위해 첨두값만 필요할 때 사용될 수 있다.

$$Z=100\left|\frac{q_s(peak)-q_0(peak)}{q_0(peak)}\right| \qquad \text{식 (6)}$$

여기서, $q_0(peak)$는 관측된 유량의 첨두값, $q_s(peak)$는 계산된 유량의 첨두값이다.

### 3.4 peak-weighted root mean square error objective function

Peak-weighted root mean square error objective function는 미공병단에서 HEC-1에 삽입하기 위해 개발한 목적함수이며, 모든 종거차의 제곱에 관측된 종거값의 평균과의 차이로 가중치를 산정하여 곱하는 방법이다. 예를 들어, 관측된 유량의 평균값보다 작은 관측치를 가지는 종거는 1보다 작은 가중치를 가지며, 관측된 유량의 평균값보다 큰 관측치를 가지는 종거는 1보다 큰 가중치를 가진다. 첨두값이 가장 큰 가중치를 가지는 형태로, 관측치가 클수록 큰 가중치를 고려하여 첨두값을 보다 잘 모의하기 위해 개발된 형태의 목적함수로, 단기사상모형에 적합하다.

$$Z=\left[\frac{1}{NQ}\left\{\sum_{i=1}^{NQ}(q_0(i)-q_s(i))^2\left(\frac{q_0(i)-q_0(mean)}{2q_0(mean)}\right)\right\}\right]^{1/2} \quad \text{식 (7)}$$

여기서, $q_0(mean)$는 관측된 유량의 평균이다.

위와 같이 다양한 형태의 목적함수가 존재하므로, 사용자의 목적에 따라 적합한 형태의 목적함수를 선택하여 사용하여야 한다. 예를 들어, 강우사상모형과 장기유출모형의 경우에는 사용되는 목적함수가 같을 수 없다. 즉, HEC-HMS와 같은 강우사상모형의 경우에는 첨두유출량에 관심이 있으므로, 첨두유출량에 가중치를 부여하는 형태의 목적함수가 사용되어야 하지만, SWAT (Soil Water Assessment Tool)이나 Tank 모형과 같이 장기유출모형의 경우에는 유출량이 클 때와 낮을 때 모두 관심을 가져야 하므로 총 유출량과 같이 다른 쪽에 가중치를 두거나, 가중치를 두지 않는 형태의 목적함수를 사용하여야 한다.

## 4. 제약조건

최적화 기법을 이용하여 수문모형의 매개변수를 보정할 때, 가장 많이 발생하는 오류는 매개변수의 물리적인 범위를 벗어난 값을 최적해로 준다는 것이다. 예를 들어, 유역면적이 작아서 도달시간이 30분 미만으로 추정되는 유역의 도달시간이 5시간 이상으로 결정되는 등의 오류를 의미한다. 이러한 경우 최적화 모형의 사용자가 결정변수, 즉 최적화하고자 하는 매개변수의 범위를 제약조건으로 처리할 수 있다.

그러나 유전자 알고리즘이나 SCE-UA와 같은 전역 최적화 기법과 같이 제약조건을 다루기 어려운 알고리즘을 사용하는 경우에는 제약조건을 위반하는 경우에 목적함수에 벌점(penalty)을 크게 가하여, 목적함수값이 커지게 함으로서 (오차의 최소화인 경우) 해당 매개변수값이 선택되지 않도록 하는 방법을 가장 많이 사용한다.

## 5. MATLAB 프로그램를 이용한 수문모형의 매개변수 보정방법

MATLAB은 MathWorks 사에서 개발한 수치 해석 및 프로그래밍 환경을 제공하는 공학용 소프트웨어이다. MATLAB은 수치 계산이 필요한 과학 및 공학 분야에서 다양하게 사용되고 있으며, 최적화 기법, 신호처리, 영상처리 등의 여러 알고리즘을 내장하고 있어 사용

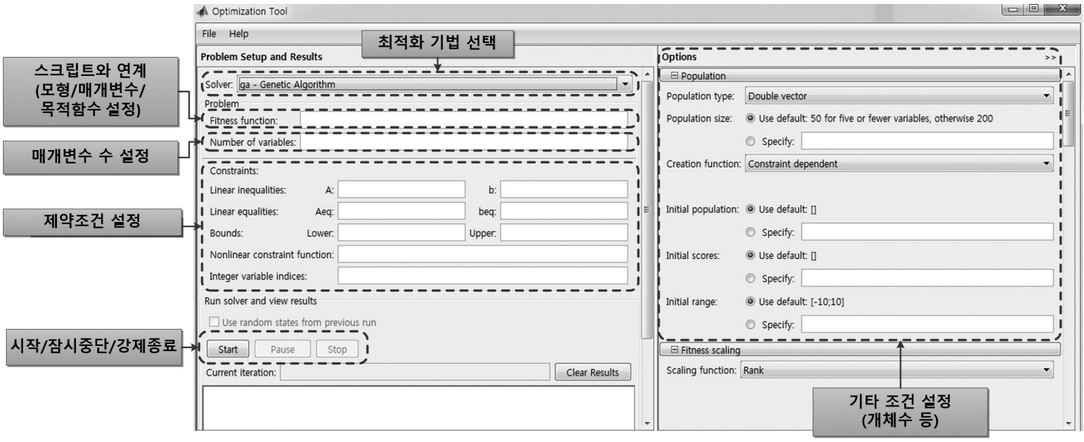


그림 1. MATLAB의 Optimization Toolbox 화면 및 구성요소

자가 손쉽게 해당 알고리즘을 이용할 수 있는 장점이 있다. 본 소고에서는 MATLAB에 내장되어 있는 'Optimization Toolbox'를 이용하여 수문모형을 보정하는 방법을 소개하고자 한다. 본 소고는 MATLAB R2014a 버전을 기반으로 작성되었다.

'Optimization Toolbox'를 실행하는 방법은 MATLAB 명령 창에서 'optimtool'이라는 명령어를 입력하면 되며, 그림 1과 같은 화면이 생성된다. 'Optimization Toolbox'에서는 앞서 기술한 선형계획법, 비선형계획법, 전역최적화기법 중 대표적인 20가지의 최적화기법에 대해 사용자가 비교적 쉽게 이용할 수 있도록 제공하고 있다. 본 소고에서는 최근에 국내외 연구자들이 매개변수 보정을 위해 많이 이용하는 유전자 알고리즘 기법을 중심으로 소개하고자 한다. 유전자 알고리즘 적용을 위한 수문모형으로는 국내에서 수자원 설계 실무 등에 널리 이용되고 있는 수정 3단 Tank 모형으로 선정하였다.

최적화기법을 이용하여 수문모형의 매개변수를 보정하기 위해서는 우선 보정할 매개변수와 목적함수를 지정해야 한다. 'Optimization Toolbox'에서는 보정을 위한 매개변수와 목적함수를 별도로 입력하는 부분이 없으며, 'Fitness function' 부분에 매개변수와 목적함수를 지정한 스크립트문의 이름을 입력하여 스크립트문과 연동할 수 있도록 구성되어 있다.

수정 3단 TANK 모형의 주요매개변수는 그림 2와 같이 $a_{11}$, $a_{12}$, $a_2$, $a_3$, $h_{11}$, $h_{12}$, $h_2$, $b_1$, $b_2$, $b_3$, $st_3$ 등이며 본 소고에서는 모두 보정 매개변수로 지정하였다. 만약 사용자가 일부의 매개변수만을 보정의 대상으로 지정하고자 한다면, 스크립트 문에서 해당 매개변수만을 지정해 주면 된다. 목적함수로는 3.2에서 기술한 바와 같은 sum of squared residuals (오차 제곱의 총합)로 선정하였다. 그림 3은 스크립트 문에서 지정한 보정매개변수와 목적함수와 'Optimization Toolbox'의 연동을 보여주고 있다. 'Fitness function'의 입력형식은 '@스크립트이름'이며, 'Number of variables'에는 보정 매개변수의 수를 입력해야 한다.

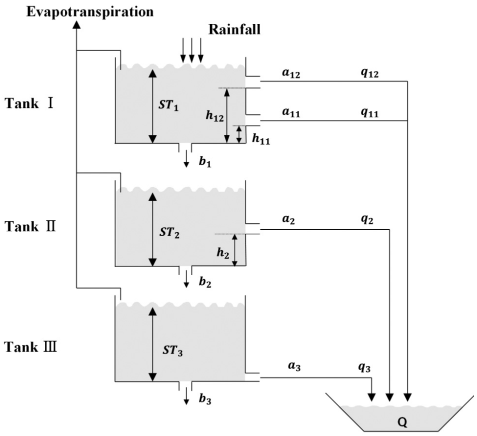


그림 2. 수정 3단 TANK의 매개변수

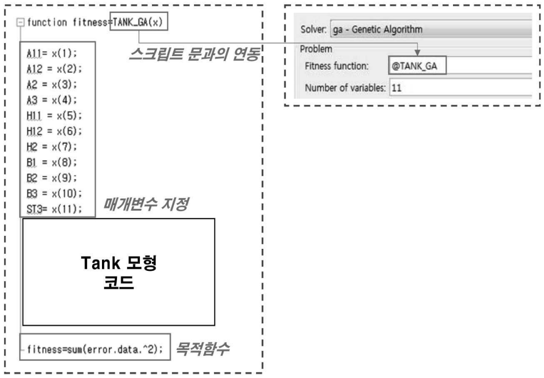


그림 3. Optimization Toolbox와 스트립트 문의 연계

제약조건의 설정은 그림 4와 같이 'Constraints'에서 이루어진다. 'Constraints'에서 'Linear inequalities'와 'Linear equalities'는 매개변수 간의 관계가 선형인 경우 설정하는 제약조건이다. 만약 $x_1$, $x_2$, $x_3$, $x_4$라는 매개변수에 대해 '$x_1 + 2x_2 + 3x_3 \leq 40$', '$2x_1 + x_3 + 4x_4 \leq 90$' 이라는 제약조건이 주어진 경우, 이 관계를 $Ax \leq b$ (A는 매개변수의 계수에 관한 행렬, x는 매개변수 벡터, b는 우변에 위치한 계수의 벡터)로 표시할 수 있으며 A에 해당하는 행렬을 'Linear inequalities'의 'A' 부분에, b에 해당하는 벡터를 'b'에 입력하면 된다. 이 때 행렬과 벡터의 열과 열의 구분은 공백으로 행과 행의 구분은 ';'을 통해 표시한다. 즉 앞선 예시의 경우 'A' 부분에는 '1 2 3 0; 2 0 1 4'를 입력하면 되고, 'b' 부분에는 '40; 90'을 입력하면 된다. 수정 3단 TANK 모형의 매개변수는 각각 독립적이므로 'Linear inequalities'와 'Linear equalities'를 설정하지 않았다.

수문모형에서는 일반적으로 각 매개변수의 최솟값과 최댓값에 대한 제약조건을 설정해야 하며, 'Bounds'의 'Lower'에 매개변수의 최솟값 '을 입력하고 ' Upper'에 최댓값을 입력하여 설정할 수 있다. 여기서, 앞선 스트

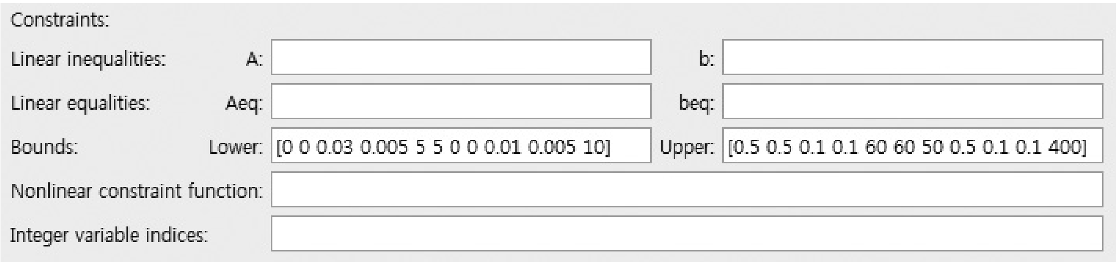


그림 4. Optimization Toolbox에서 제약조건의 설정 화면

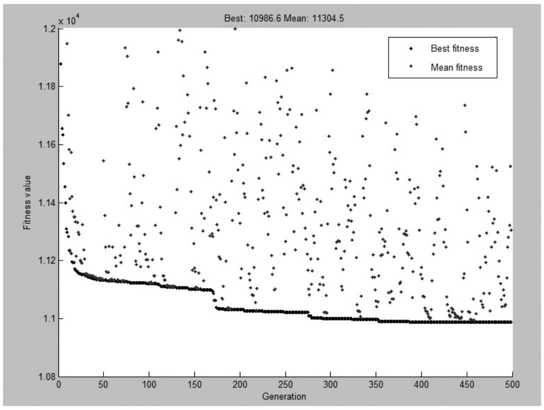


그림 5. 유전자 알고리즘기법에서 세대에 따른 목적함수의 변화

립트 문에서 지정한 매개변수의 순서대로 최솟값과 최댓값을 입력해야 한다.

'Integer variable indices'는 정수인 매개변수를 설정하는 부분으로, 스크립트 문에서 지정한 매개변수의 번호를 입력하면 해당 매개변수는 정수로 보정이 이루어진다. 수정 3단 TANK 모형에서는 모든 매개변수가 실수이므로 이를 설정하지 않았다. 정수 매개변수 설정은 농업용수 공급량 모의 시 이앙기, 본답기, 중간낙수기 등의 날짜를 보정할 경우 유용할 수 있을 것으로 사료된다.

'Optimization Toolbox'의 'Options'에서는 유전자 알고리즘의 경우 'Population size', 'Selection function', 'Mutation function', 'Stopping criteria' 등을 설정할 수 있으며, 자세한 설정방법은 MATLAB의 도움말 (Help)에 상세히 기술되어 있다.

수문모형의 제약조건 및 목적함수 설정을 완료 후 'Start'를 클릭하면 유전자알고리즘을 이용한 매개변수 보정 최적화가 실행된다. 그림 5는 보정이 완료된 매개변수와 진화가 진행됨에 따라 최적해가 수렴하는 모습을 보여주고 있다. 본 소고에서 예시로 한 수정3단 TANK 모형은 홍성유역의 2003-2007년 대해 매개변수를 보정했으며 그림 6과 같이 실측치와 모의치가 유사하게 보정이 이루어졌으며, 통계적인 변량인 $R^2$는 0.79, NSE는 0.78으로 나타났다.

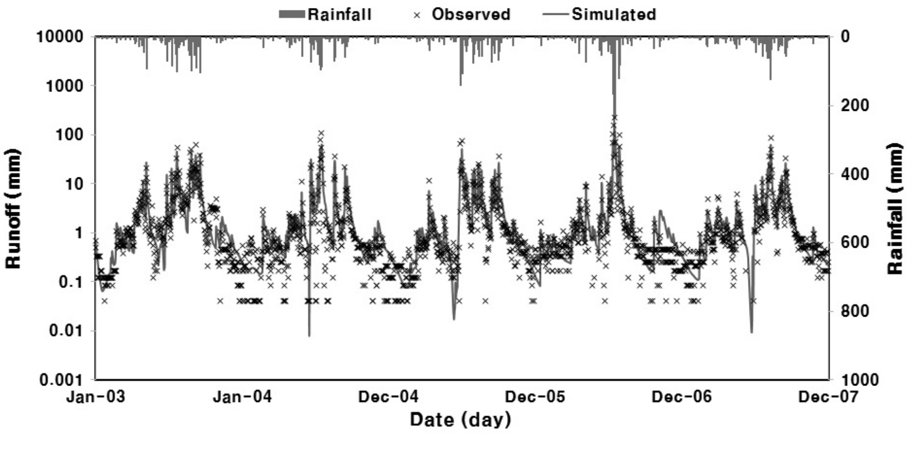


그림 6. 수정 3단 TANK모형의 최적화 기법 적용에 따른 모의치와 실측치의 변화 (홍성유역, 2003-2007)

## 6. 결언

본 소고에서는 최적화 기법을 이용한 수문 모형의 매개변수 보정에 대한 이해를 돕기 위하여 유전자 알고리즘, SCE-UA, ACO, PSO 등의 최적화기법과 수문 모형의 최적화를 위해 이용되는 주요 목적함수 4개, 그리고 제약조건 설정방법에 대해 살펴보았다. 그리고 MATLAB 프로그램의 'Optimization Toolbox'를 이용하여 수문모형의 매개변수를 최적화하는 방법에 대해 수정 3단 TANK 모형을 예시로 하여 기술하였다

본 소고에서는 MATLAB 프로그램 중심으로 기술되었으나, 최적화 기법이 내재되어 있는 프로그램으로는 그 밖에 R 프로그램 등이 있으며 이들을 통하여 수문 모형의 매개변수 최적화도 가능하다. 이러한 프로그램을 이용하여 매개변수를 최적화하기 위해서는 수문 모형의 알고리즘을 해당 프로그램의 언어로 작성되어 한다는 단점이 있다. 따라서 SWAT이나 HSPF (Hydrological Simulation Program-FORTRAN) 등 물리적 기작이 복잡한 모형의 적용에는 한계가 있을 수도 있다. 하지만 SWAT, HSPF 등의 모형들은 최적화 기법이 내장된 상태로 공개되기 때문에 매개변수의 자동 보정을 위해 내재된 기법을 적용하면 될 것으로 사료된다. 오히려 알고리즘은 공개되어 있으나 관계기관을 통해 프로그램이 출시되지 않은 모형들에 대해서는 본 연구에서 소개한 MATLAB 등의 프로그램을 활용하면 매개변수를 쉽게 보정할 수 있을 것이다.

본 연구는 농림수산식품기술기획평가원의 "농촌용수 물순환 종합해석 모형 기술 개발"과제의 지원으로 수행되었습니다.

## 참고문헌

1. Chapra, S.C., and Canale, R.P., 2006. Numerical methods for engineers. McGraw-Hill, New York.
2. Dorigo, M., 1992. Optimization, Learning and Natural Algorithms. PhD thesis, Politecnico di Milano, Italy.
3. Duan, Q.Y., Gupta, V.K., and Sorooshian, S. 1993. Shuffled complex evolution approach for effectiveand efficient global minimization. Journal of Optimization Theory and Applications, Vol. 76, No. 3, pp. 501-521.
4. Duan, Q.Y., Sorooshian, S., and Gupta, V.K. 1992. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. Water Resources Research, Vol. 28, No. 4, pp. 1015-1031.
5. Holland, J., 1975. Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press.
6. Kennedy, J., and Eberhart, R. 1995. Particle Swarm Optimization. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks IV. pp. 1942-1948.
7. Kennedy, J., and Eberhart, R.C. 2001. Swarm Intelligence. Morgan Kaufmann.
8. Rao, S.S., 2009. Engineering optimization. John Wiley & Sons, New Jersey. Academic Press, London.
9. Venkataraman, P., 2009. Applied optimization with MATLAB programming. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
10. Yakimenko, O.A., 2011. Engineering computations and modeling in MATLAB/SIMULINK. American Institute of Aeronautics and Astronautics, Virginia.