

## 유전자 알고리즘을 이용한 WGR 다차원 강우모형의 매개변수 추정

### Estimation of the WGR Multi-dimensional Precipitation Model Parameters using the Genetic Algorithm

정 광 식\* / 유 철 상\*\* / 김 중 훈\*\*\*

Jung, Kwang Sik / Yoo, Chulsang / Kim, Joong Hoon

---

#### Abstract

The WGR model was developed to represent meso-scale precipitation. As a conceptual model, this model shows a good link between atmospheric dynamics and statistical description of meso-scale precipitation(Waymire et al., 1984). However, as it has maximum 18 parameters along with its non-linear structure, its parameter estimation has been remained a difficult problem. There have been several cases of its parameter estimation for different fields using non-linear programming techniques(NLP), which were also difficult tasks to hamper its wide applications. In this study, we estimated the WGR model parameters of the Han river basin using the genetic algorithm(GA) and compared them to the NLP results(Yoo and Kwon, 2000). As a result of the study, we can find that the sum of square error from the GA application was smaller than that from the NLP, and the GA provides more consistent parameters to the seasonal variation of rainfall. Also, we can find that the higher rainfall amount during summer season is closely related with the arrival rate of rain bands, not the rain cell intensity .

*keywords* : Genetic Algorithm, Non Linear Programming, WGR Model, Parameter Estimation

---

#### 요 지

WGR 강우모형은 중규모 정도의 강우를 표현하기 위해 개발된 개념적인 모형으로서 대기의 동역학적 특성과 강우의 통계학적 특성이 비교적 잘 반영된 모형이다(Waymire 등, 1984). 그러나 이 모형은 최대 18개의 매개변수를 가지며 모형의 구조가 강한 비선형성을 가지고 있어 매개변수 추정이 매우 어려운 문제로 남아 있다. 지금까지 각각 다른 지역의 강우에 대해 비선형 최적화 기법(non-linear programming; NLP)을 이용하여 매개변수를 추정할 예가 있으나 그 과정 자체가 매우 복잡하여 이 모형을 다른 목적으로 이용하는데 문제로 지적되고 있다. 본

---

\* 고려대학교 환경공학과 석사 과정

Graduate Student Dept. of Environmental Eng., Korea Univ., Chungnam 339-700, Korea

\*\* 고려대학교 환경공학과 부교수

Associate Prof., Dept. of Environmental Eng., Korea Univ., Chungnam 339-700, Korea

\*\*\* 고려대학교 토목공학과 부교수

Associate Prof., Dept. of Civil and Envi. Eng., Korea Univ., Seoul 136-701, Korea

(E-mail: jaykim@korea.ac.kr)

연구에서는 유전자 알고리즘(genetic algorithm; GA)을 이용한 WGR 모형의 매개변수 추정법을 제시하였으며, 이를 한강유역에 적용하여 NLP에 의한 결과(Yoo 와 Kwon, 2000)와 비교하였다. 적용 결과 GA는 NLP에 비해 상대적으로 작은 SSE(sum of square error)를 나타내었고 계절의 변화에 보다 일반적인 반응을 보임을 알 수 있었다. 또한 추정된 매개변수 분석결과, 여름철의 높은 강우량은 강우 세포의 강도보다는 강우전선의 도달율과 밀접한 관계가 있는 것으로 나타났다

**핵심용어** : 유전자 알고리즘, 비선형 최적화, WGR 모형, 매개변수 추정

## 1. 서 론

강우의 모형화(rainfall modeling)는 수자원 문제를 분석하는데 있어서 수문학자나 기상학자에게 매우 흥미 있는 분야이다. 그러나 강우현상의 복잡성 및 이에 대한 제한된 지식으로 인하여 강우를 정도 있게 표현하는 것은 아직까지 매우 어려운 일로 남아있다. 강우는 강우계, 레이더, 인공위성 등으로 측정하지만, 특히 수자원 분야에서는 아직까지 강우계에 의한 자료가 일반적으로 사용되고 있다. 강우계는 강우를 연속적으로 측정하지만 가용한 자료는 대개 일정시간 간격으로 평균한 값이며, 아울러 관측된 강우자료는 대부분 복합 강우사상에 의한 것이기 때문에 강우 자료로부터 단일 강우사상의 특성을 얻기란 쉬운 일이 아니다.

강우사상의 특성을 얻기 위한 간접적인 방법으로 다차원 강우모형(multi-dimensional precipitation model)을 이용 할 수 있다. 다차원 강우모형은 강우모의, 관측오차 문제, 원격탐사 자료의 ground-truth문제 등 여러 목적으로 개발되어 왔다(Waymire 등, 1984; North와 Nakamoto, 1989; Yoo 등, 1996). 이중 WGR 모형(Waymire-Gupta-Rodriguez-Iturbe Model; Waymire et al., 1984)은 중규모(20~200 km) 정도의 강우를 표현하기 위해 개발된 모형으로 강우유역의 특성을 잘 표현하지만 그 구조가 복잡하여 매

개변수 추정이 매우 어려운 것으로 알려져 있다.

WGR모형의 매개변수 추정은 Islam 등(1988), Valdes 등(1990), Koepsell과 Valdes(1991), Yoo와 Kwon(2000)이 각각 다른 지역의 강우에 대해 NLP를 이용하여 추정한 예가 있으나 그 자체가 매우 복잡하여 이 모형을 다른 목적으로 이용하는데 문제로 지적되고 있다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 좀 더 용이하게 해결 할 수 있는 방법으로 genetic algorithm(GA)을 이용한 매개변수 추정법을 제시하고 이를 NLP에 의한 결과와 비교, 분석하고자 한다.

## 2. WGR 강우모형

### 2.1 WGR 강우모형의 기본개념

WGR 강우모형은 중규모 정도의 강우를 표현하기 위해 개발된 개념적인 모형으로서 대기의 동역학적 특성과 강우의 통계학적 특성이 비교적 잘 반영된 모형이다(Waymire 등, 1984). 강우전선의 도달과 강우의 생성, 소멸 등을 시간적 및 공간적 포아송 과정(Poisson process) 등의 추계학적 기법은 이용하여 표현하였고, 아울러 강우의 군집특성 및 이송·확산에 의한 시간-공간적 변화도 잘 고려하고 있는 것으로 알려져 있다.

WGR 강우모형의 매개변수는 관측된 강우의 물리적 특성을 잘 나타내고 있으며, 강우의 시간-공간적, 통계학적 특성도 잘 표현하고 있는 것으로 알려져 있으나

표 1. WGR 모형의 매개변수(Valdes 등, 1990)

매개변수	정의	단위	최대값	최소값
$\lambda_m$	강우 도달율	storms/hr	0.04	0.01
$\rho_L$	cluster의 평균밀도	cluster/km <sup>2</sup>	0.002	0.001
$E[\nu]$	강우세포 평균 개수	cell/cluster	20.0	2.0
$\beta$	강우세포 생성율	cells/hr	3.0	1.0
$\sigma$	강우세포 위치변수	km	9	7
$\alpha$	강우 평균나이	1/hr	5.0	3.1
$D$	강우의 공간적 범위 변수	km	2.6	1.6
$E(i_0)$	강우세포 중심에서의 최대 강우강도	mm/hr	500	50
$U$	강우전선 속도	km/hr	11	7

모형의 구조가 상한 비선형성을 가지고 있어 매개변수 추정이 매우 어려운 분제로 남아있다. 표 1은 모형의 매개변수를 각각 정의하고 가능한 값의 범위를 나타낸 것이다. 이들 한계 값은 각 매개변수들의 가능한 값의 범위를 나타낸 것으로 매개변수 추정을 좀더 용이하게 한다(Valdes 등, 1990).

## 2.2 모형의 구조

강우 전선의 도달과정은 매개변수  $\lambda_m$ 을 갖는 포아송 과정(Poisson process)을 따른다. 포아송 과정에 의해 도달된 강우 전선은 평균 클러스터 밀도  $\rho_L$ 을 갖는 공간적 포아송 과정에 의해 대상 유역 안에 클러스터 포텐셜을 분포시키고, 클러스터 포텐셜 내부에는 평균적으로  $E[\nu]$ 개의 강우세포가 무작위 하게 발생한다. 강우세포의 생성, 중심에서의 최대강도와 소멸과정은 각각 주어진 확률밀도함수의 지배를 받는다. 먼저, 강우세포의 발생은 다음과 같은 확률밀도 함수를 따른다.

$$f_{s,x}(\tau, y) = 0, \tau \leq s - \gamma \quad (1)$$

$$f_{s,x}(\tau, y) = f_s^{(1)}(\tau) f^{(2)}[y - (x + U_b(\tau - s))], \tau > s - \gamma \quad (2)$$

여기서,

$$f_s^{(1)}(\tau) = \beta e^{-\beta(\tau-s)} e^{-\beta\gamma}$$

$$f^{(2)}(x) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2} \exp\left\{-\frac{x_1^2}{2\sigma_1^2} - \frac{x_2^2}{2\sigma_2^2}\right\},$$

$$x = (x_1, x_2) \in R^2$$

$$\begin{aligned} \text{Cov}[\xi(t_1, Z_1)\xi(t_2, Z_2)] &= \theta_1 e^{-\alpha|t_1-t_2|} \\ &\cdot \exp\{(1/4D^2)\{[Z_{11}-Z_{21}-U_1(t_1-t_2)]^2 \\ &+ [Z_{21}-Z_{22}-U_2(t_1-t_2)]^2\} + (\beta e^{-\alpha|t_1-t_2|} - \alpha e^{-\beta|t_1-t_2|}) \\ &\cdot [\theta_2 + \theta_3[4\pi(D^2 + \sigma^2)]^{-1} \exp\{-[ (Z_{21}-Z_{11} + U_1(t_1-t_2))^2 \\ &(Z_{22}-Z_{12} + U_2(t_1-t_2))^2][4(D^2 + \sigma^2)]^{-1}\}] \} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서,

$$\theta_1 = \frac{\lambda_m E[\nu] \rho_L \pi D^2 E[i_0]}{2\alpha}$$

$$\theta_2 = \frac{2\lambda_m \beta E[\nu]^2 \rho_L^2 \pi^2 D^4 E[i_0]}{\alpha(\beta^2 - \alpha^2)}$$

$$\theta_3 = \frac{2\lambda_m \beta E[\nu(\nu-1)] \rho_L \pi^2 D^4 E[i_0]}{\alpha(\beta^2 - \alpha^2)}$$

대상지역 임의지점  $Z$ 에서  $t$ 시간 동안의 누적우량값이  $h_T(t, Z)$ 는 다음 식 (6)과 같이 정의할 수 있으며,

이때,  $f_s^{(1)}(\tau)$ 와  $f^{(2)}(x)$ 는 각각 강우세포의 발생 시간과 발생위치를 나타내며 서로 독립적이다.  $U_b$ 는 강우속도이며  $\gamma$ 는 강우세포의 평균 지속시간이다.  $\beta^{-1}$ 은 강우세포생성 평균시간을 나타내며  $\sigma_1, \sigma_2$ 는 강우세포의 위치변수이다. 여기에서는  $\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma$ 이며 각 강우세포는 다음과 같은 함수에 의해 강우강도가 발생된다고 가정한다.

$$g(a, r) = i_0 g_1(a) g_2(r) \quad (3)$$

여기서,

$$g_1(a) = e^{-\alpha a}, a \geq 0$$

$$g_1(a) = 0, a < 0$$

$$g_2(r) = \exp\{-r^2/2D^2\}, r \geq 0$$

또한,  $i_0$ 는 강우세포 발생시점에서의 강우강도를 나타내며  $a$ 는 강우세포 발생시점에서부터의 경과시간,  $r$ 은 강우세포 생성위치에서부터의 거리,  $\alpha$ 는 강우세포 강도의 시간적인 감소에 관한 매개변수,  $D$ 는 강우세포의 공간적인 범위를 나타낸다. 이러한 가정들을 이용하여 Waymire 등(1984)은 강우강도( $\xi(t, Z)$ )의 평균, 공분산을 다음과 같이 유도하였다.

$$E[\xi(t, Z)] = \frac{E[\nu] \rho_L \lambda_m E[i_0] 2\pi D^2}{\alpha} \quad (4)$$

$$h_T(t, Z) = \int_{(i-1)T}^{iT} \xi(t, Z) dt \quad i=1, 2, \dots \quad (6)$$

$h_T(t, Z)$ 의 2차 모멘트는 식 (6)의 양변에 기댓값을 취하여 식 (4)와 결합함으로써 얻을 수 있다.

$$E[h_T(t, Z)] = \frac{E[v] \rho_L \lambda_m E[i_0] 2\pi D^2}{\alpha} T \quad (7)$$

이와 마찬가지로  $h_T(t, Z)$ 의 공분산 함수도 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\text{Cov}[h_T(t_1, Z_1)h_T(t_2, Z_2)] = \int_{(k-1)T}^{kT} dt_1 \cdot \int_0^T \text{Cov}[\xi(t_1, Z_1)\xi(t_2, Z_2)] dt_2 \quad k \geq 1 \quad (8)$$

여기서,  $t_2 - t_1 = kT$ .

또한  $k=1$ 일 경우 식 (5)을 (8)식에 대입시켜 다음과 같이 분산을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{Var}[h_T(t, Z)] = & 2 \left[ \sum_{i=1}^3 \left[ \frac{\phi_i}{(c_i)^{1/2}} \left\{ (c_i)^{1/2} T + \frac{b_i}{2\sqrt{c_i}} \right\} \text{erfc} \left( (c_i)^{1/2} T + \frac{b_i}{2\sqrt{c_i}} \right) \right. \right. \\ & + \frac{1}{\sqrt{\pi}} \exp \left( - \left( (c_i)^{1/2} T + \frac{b_i}{2\sqrt{c_i}} \right)^2 \right) - \frac{b_i}{2\sqrt{c_i}} \text{erf} \left( \frac{b_i}{2\sqrt{c_i}} \right) \\ & - \frac{1}{\sqrt{\pi}} \exp \left( - \frac{b_i^2}{4c_i} \right) \left. \right] - \phi_i T \Big] + \frac{\beta \theta_2}{\alpha} T + \frac{\beta \theta_2}{\alpha} \{ \exp(-\alpha T) - 1 \} \\ & - \frac{\alpha \theta_2}{\beta} T - \frac{\alpha \theta_2}{\beta} \{ \exp(-\beta T) - 1 \} \end{aligned} \quad (9)$$

여기서,  $t_2 \geq t_1$

$$\begin{aligned} k_1 &= \frac{U_1^2 + U_2^2}{4D^2}, & k_2 &= \frac{\beta \theta_3}{4\pi(D^2 + \sigma^2)} \\ k_3 &= \frac{U_1^2 + U_2^2}{4(D^2 + \sigma^2)}, & k_4 &= \frac{\alpha \theta_3}{4\pi(D^2 + \sigma^2)} \\ a_1 &= \theta_1, & a_2 &= k_2 \\ a_3 &= k_4, & b_1 &= \alpha \\ b_2 &= a, & b_3 &= \beta \\ c_1 &= k_1, & c_2 &= k_3 \\ c_3 &= k_3 \\ \phi_i &= \frac{a_i}{2} \left( \left( \frac{\pi}{c_i} \right)^{1/2} \right) \exp \left( \frac{b_i^2}{4c_i} \right) \\ \psi_i &= \exp \left( \frac{b_i^2}{4c_i} \right) \frac{a_i}{2} \left( \left( \frac{\pi}{c_i} \right)^{1/2} \right) \text{erf} \left( \frac{b_i}{2(c_i)^{1/2}} \right) \end{aligned}$$

식 (8)에서  $k \geq 2$  경우에는 다음과 같이 공분산을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{Cov}[h_T(t_1, Z_1)h_T(t_2, Z_2)] = & \sum_{i=1}^3 \left[ \frac{\eta_i}{(c_i)^{1/2}} \left[ P_i \text{erf}(P_i) + \frac{1}{\sqrt{\pi}} \exp(-P_i^2) \right. \right. \\ & - 2 \left\{ Q_i \text{erf}(Q_i) + \frac{1}{\sqrt{\pi}} \text{erf}(-Q_i^2) \right\} \\ & + R_i \text{erf}(R_i) + \frac{1}{\sqrt{\pi}} \exp(-R_i^2) \left. \right] \Big] \\ & + \frac{\theta_2 \beta}{\alpha^2} [ \exp\{\alpha T - \alpha(k-1)T\} - \exp\{\alpha T - \alpha k T\} ] \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned}
& - \exp \{ - a(k-1)T \} + \exp ( - akT) \\
& - \frac{\theta_2 \alpha}{\beta^2} [ \exp \{ \beta T - \beta(k-1)T \} - \exp ( \beta T - \beta kT) \\
& - \exp \{ - \beta(k-1)T \} + \exp ( - \beta kT) ]
\end{aligned}$$

여기서,

$$\begin{aligned}
\eta_{i=} & \frac{A_i}{2} \left( \left( \frac{-\pi}{c_i} \right)^{1/2} \right) \exp \left( \frac{B_i^2}{4c_i} \right) \\
M_1 & = (Z_{11} - Z_{21})^2 + (Z_{12} - Z_{22})^2, & M_2 & = 2(Z_{11} - Z_{21})U_1 + 2(Z_{12} - Z_{22})U_2 \\
A_1 & = \theta_1 \exp \left( - \frac{M_1}{4D^2} \right), & A_2 & = k_2 \exp \left( - \frac{M_1}{4(D^2 + \sigma^2)} \right) \\
A_3 & = - k_4 \exp \left( - \frac{M_1}{4(D^2 + \sigma^2)} \right), & B_1 & = \alpha + \frac{M_2}{4D^2} \\
B_2 & = \alpha + \frac{M_2}{4(D^2 + \sigma^2)}, & B_3 & = \beta + \frac{M_2}{4(D^2 + \sigma^2)} \\
P_i & = (c_i)^{1/2} kT + \frac{B_i}{2(c_i)^{1/2}} \\
Q_i & = (c_i)^{1/2} (k-1)T + \frac{B_i}{2(c_i)^{1/2}} \\
R_i & = (c_i)^{1/2} \{ (k-1)T - T \} + \frac{B_i}{2(c_i)^{1/2}}
\end{aligned}$$

따라서 모형의 매개변수 추정은 식 (7), (9), (10)을 이용하여 나타나는 모형의 통계특성과 관측 강우의(관측자료) 통계특성을 이용하여 그 차이가 최소가 되도록 수행되게 된다. 즉, WGR 모형의 통계값을 관측자료의 통계값과 가능한 유사하도록 추정하면서 매개변수를 결정하는 것이다. 본 연구에서는 통계특성으로 평균과 분산, 상관계수를 이용하였으며 자세한 설명은 적용 예에서 언급하였다(표 3, 4, 5, 식(11) 참조).

### 3. 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm; GA)

GA는 생물학적인 적자생존의 법칙 혹은 자연선택 법칙의 유전적인 메커니즘에 기초한 탐색 알고리즘이다(Holland, 1975). GA의 연구가 본격적으로 수행된 것은 80년 중반부터이므로 아직도 발전도상에 있는 연구영역이라 할 수 있다. 그 적용 예로 국외의 경우 관망 최적화 문제(Goldberg 와 Kwo, 1987), 강우-유출 모형 및 수질모델의 매개변수 추정문제(Wang, 1991; Shie 등, 1995; Mulligan 등, 1998), 지하수 관련 문제(Mckinney 와 Lin, 1994; Ritzel 등, 1994; Cienjawski 등, 1995), 저수지 최적 운영 평가문제(Wardlaw 등, 1999) 등을 살펴볼 수 있고, 국내의 경우에는 저류함수 모형의 매개변수 추정(박봉진 등, 1997), 관망시스템의 최적비용 설계(박영수 등, 1999), 능형회귀 모형의 검정(성기원, 1998), QUAL2E 모형의 반응계수 추정(김성태 등,

1999)등이 있다.

#### 3.1 GA의 기본개념

GA는 세대(Generation)를 거듭함에 따라 최적의 해에 수렴하고, 전세대의 생존자(우수개체)로부터 새로운 세대의 개체집합이 형성된다. GA가 다른 탐색이나 최적화 방법과 다른 점은 변수 값이 염색체의 유전자 형태를 띠고 있어 교배와 돌연변이가 쉬우며, 다수의 후보 해 집단을 가지고 우수 후보 해들간에 정보를 교환해 가면서 탐색하므로 국부 최적해를 피할 가능성이 높고, 대상목적 함수의 연속성 또는 미분가능성 등의 제약이 따르지 않으며, 다른 최적화 기법과 혼합하여 더욱 효과적인 알고리즘을 구축할 수 있다는 것이다(김성태 등, 1999).

GA는 변수를 유한한 길이의 기호열로 부호화하는 과정으로 각 변수에 대응하는 2진수 값을 기호열로 부호화한 다음, 그 기호열을 대상으로 최적화 작업을 수행하게 된다. 기본적인 단순 유전자 알고리즘 과정은 그림 1과 같다. 적합도 평가 후 종결조건을 만족하지 못한다면 다시 선택재생 및 교배/돌연변이 등의 과정을 반복한다.

초기집단 생성 → 적합도 평가 → 선택재생 → 교배 / 돌연변이 → 적합도 평가

그림 1. 단순 유전자 알고리즘의 흐름도

### 3.2 유전 연산자(Genetic Operator) 및 알고리즘 수렴시기

초기 적합도 평가 후 유전자 조작의 중요한 연산자로 선택, 교배, 돌연변이의 세 가지 과정을 갖는다. 선택 연산자는 적합한 해들은 살아남고, 적합하지 못한 해들은 도태되도록 유도함으로써 자연 선택 현상을 모의한다. 본 연구에서는 토너먼트 선택법과 엘리트 보존 선택법을 혼합하여 사용하였다. 토너먼트 선택법은 운동 경기에서 많이 사용하는 토너먼트 개념을 적용한 것으로, 개체집단 중에서 일정 수의 개체를 임의로 선택하여 그 중에서 최고의 적합도를 가지는 개체를 다음 세대에 남기는 방법이다. 이것은 다음 세대의 개체수가 만족 될 때까지 반복적으로 계속된다. 엘리트 보존 선택법은 교배 및 돌연변이의 결과로 특별히 좋은 해가 소실되는 것을 막기 위하여 가장 좋은 해를 보존, 다음 세대에 남기는 방법이다.

교배는 미지의 해 공간에 대한 탐색의 개념으로 두 부모 해의 유전 정보를 임의의 위치(교배위치)에서 부분적으로 교환함으로써 새로운 자손 해를 생성하도록 하는 조작법이다. 교배방법에는 교배하는 위치를 하나 결정하고 그 앞과 뒤를 서로 교차시키는 일점교배, 교배위치가 복수인 복수점 교배와 개체내의 각 유전자(비트)가 독립적으로 교환될 수 있도록 교배할 두 개체 사이에 마스크를 씌워 마스크의 비트가 0일 경우에만 유전자를 교환하는 균등교배가 있다. 본 연구에서는 일점 교배와 균등교배를 적용하여 보다 좋은 결과를 주는 방법을 선택하도록 하였다.

돌연변이는 유전자를 일정한 확률로 변화시키는 조작으로 부모해로부터 자손해로 전달되는 특정 유전정보에 대하여 무작위적인 변형을 시도함으로써 전체 해 집단에서 배제된 새로운 개체를 발생시키거나 진화과정에서 상실된 특정 유전정보의 재현을 시도하는 조작방법이다. 이 방법을 통해 집단의 다양성을 보존할 수 있다. 일반적으로 돌연변이를 결정하는 인자는 돌연변이율( $P_m$ )로서 임의로 발생시킨 값이 돌연변이율 보다 작을 때에만 부모로부터 생성된 자손의 형질을 변형시켜 돌연변이를 생성하게 된다. 돌연변이율은 생물계와 흡사하게 대체적으로 0.001~0.05정도의 아주 작은 값을 갖게된다.

알고리즘 수렴시기 결정에 가장 중요한 것은 문제에 적합한 방법을 선택하는 것이라고 할 수 있다. 본 연구에서는 적합도 값을 가능한 최소화하는 것이 목적이므로 전체 과정의 반복 수를 정의하여 수렴시기를 결정하

였다.

### 3.3 미세 유전자 알고리즘(Micro Genetic Algorithm; MGA)

단순 유전자 알고리즘의 경우 한 개의 세대를 구성하고 있는 기호열의 개수, 즉 인구(population)가 대체적으로 30개 내외로 선택된다. 따라서 목적함수 값의 계산 시간이 많이 필요하므로 효율적이지 못하다는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해서 고안된 알고리즘이 미세 유전자 알고리즘이다. MGA에서는 한 개의 세대를 구성하는 기호열의 수가 4~5개 정도로, 비교적 적은 수의 인구가 진화과정을 거치게 된다. 한 세대를 구성하는 기호열의 수가 작기 때문에 진화가 계속되면 같은 기호열로 수렴되어 더 이상 변화가 없는 진화가 계속되는데, MGA에서는 이것을 방지하기 위하여 하나의 세대를 구성하고 있는 구성원들을 조사하여 그 형태가 일정한 기준에 이르는 경우 새로운 인구를 구성하여 재생산, 교배과정을 반복한다.

## 4. 적용 예

### 4.1 대상 유역 및 목적함수

한강유역은 한반도의 중앙지역에 위치하며, 위도는 북위 36° 30' ~38° 55', 경도는 동위 126° 24' ~129° 02' 이다. 유역면적은 26,219 km<sup>2</sup> 이며, 유로연장은 467.7 km로서 남한에서 가장 긴 강으로 알려져 있다. 한강유역에는 총 166개의 관측소가 있으며, 이중 건설교통부(건)에서 105개를, 기상청에서 11개를, 한국수자원공사(수)에서 50개의 관측소를 관리하고 있다. 본 연구에서 전체 유역에 균등하게 분포하도록 51개의 관측소(표 2 참조)를 선정하였다.

지역에 따른 강우의 특성을 파악하기 위하여 유역을 평야지역(Plain area), 산악지역(Mountain area), 중간유역(Intermediate area)으로 나누었다. 평야지역은 팔당댐에서 한강하구까지로 경사는 0.1~0.2 m/km이다. 산악지역은 한강의 상류부분으로 0.44~1.33 m/km의 경사를 가진다. 관측소 구분은 관측소의 표고를 개별적으로 고려하여 구분하지 않고 지역의 평균적인 표고를 이용하여 구분하였다.

매개변수 추정에 사용된 강우자료는 1988년에서 1997년 사이의 자료이며, 건조기의 빈약한 강우자료로 인해 본 연구는 5월부터 10월까지의 강우자료를 이용하였다. 강우자료는 월별, 지역(평야, 산악지역)별 평균

표 2. 관측소 현황 (평야지역: ☆, 산악지역: △)

관측소	자료 보유기간	관측소	자료 보유기간	관측소	자료 보유기간
횡계(수)	1968~1996	단양(수)	1965~1996	원통(수)	1988~1996
진부(수)	1965~1996	과산(수)	1965~1996	창원(수)	1965~1996
황산(수)	1988~1996	징풍(수)	1981~1996	현리(수)	1988~1996
임계(수)△	1965~1996	영춘(수)	1988~1996	인제(수)△	1965~1996
정선(수)△	1981~1996	부곡(건)	1965~1996	추암(수)	1988~1996
하삼(수)	1988~1996	충주댐(수)	1988~1996	춘천(건)	1965~1996
사북(수)	1988~1996	청일(건)	1965~1996	내촌(건)	1965~1996
봉평(수)	1965~1996	형성(건)	1965~1996	홍천(건)	1967~1996
대회(수)	1988~1996	간현(건)	1967~1996	서면(건)	1965~1996
방림(수)	1988~1996	문막(건)	1984~1996	가평(건)☆	1965~1996
수주(수)	1965~1996	생곡(건)	1966~1996	청평(건)☆	1981~1996
영월(수)△	1965~1996	용인(건)	1965~1996	낙생(건)	1965~1996
평창(수)	1965~1966	이천(건)☆	1979~1996	외정부(건)☆	1965~1996
미탄(수)△	1965~1996	어주(건)	1965~1996	구로(건)	1986~1996
백운(수)	1965~1996	양평(건)☆	1979~1996	성남(건)☆	1986~1996
계천(수)	1988~1996	화천댐(건)	1981~1996	안양(건)☆	1986~1996
상동(수)△	1965~1996	서화(수)	1965~1996	퇴계원(건)☆	1986~1996

표 3. 평야지역의 통계특성값 (Var: 분산; Corr: 상관계수; Ccorr: 교차상관계수)

Month	Mean(1hr)	Var.(1hr)	Corr.(1hr)	Var.(6hr)	Corr.(6hr)	Ccorr.
5	0.121	0.890	0.493	11.864	0.409	0.36
6	0.190	1.664	0.500	27.130	0.312	0.45
7	0.446	5.830	0.451	86.877	0.328	0.3
8	0.376	4.799	0.471	81.736	0.323	0.38
9	0.224	2.541	0.548	53.222	0.405	0.51
10	0.038	0.382	0.318	3.003	0.165	0.13

표 4. 산악지역의 통계특성값

Month	Mean(1hr)	Var.(1hr)	Corr.(1hr)	Var.(6hr)	Corr.(6hr)	Ccorr.
5	0.111	0.820	0.416	12.075	0.337	0.15
6	0.200	3.266	0.367	35.424	0.265	0.17
7	0.397	4.208	0.482	74.355	0.354	0.15
8	0.326	4.693	0.395	58.756	0.291	0.12
9	0.232	2.207	0.510	42.687	0.392	0.35
10	0.025	0.078	0.334	0.977	0.185	0.09

표 5. 전 지역의 통계특성값

Month	Mean(1hr)	Var.(1hr)	Corr.(1hr)	Var.(6hr)	Corr.(6hr)	Ccorr.
5	0.116	0.860	0.460	11.954	0.378	0.25
6	0.195	2.351	0.443	30.684	0.292	0.24
7	0.425	5.135	0.464	81.510	0.339	0.18
8	0.355	4.754	0.439	71.887	0.309	0.18
9	0.227	2.398	0.532	48.707	0.399	0.49
10	0.032	0.252	0.325	2.135	0.173	0.14

및 분산, 상관계수를 계산하여(표 3, 4, 5) 매개변수 추정에 이용하였다. 표 3, 4, 5에서의 1hr, 6hr의 의미는 자료의 지속시간을 의미하는 것으로 예를 들어 Mean(1hr)은 지속시간이 1시간인 강우자료(1988년~1997년)의 월평균으로 단위는 mm/hr이다.

알고리즘의 목적함수는 전체 SSE를 최소화시키는 것으로 아래와 같이 표현되며(식 11), 추정해야 할 매개변수는  $\lambda_m, \beta, E(\nu), \alpha, \rho_L, E(i_0)$  로 총 6개이다.

$$\text{Min. } Z(\text{SSE}) = \sum_{i=1}^n [(f_i(X)/\theta_i) - 1]^2 \quad (11)$$

여기서,  $f_i(X)$ 는 GA에 의해 모의된 WGR 모형의 통계값(평균, 분산, 상관계수, 교차상관계수),  $\theta_i$ 는 관측된 강우자료에서 얻은 통계값이다. 즉, 각 매개변수의 초기 값을 가정하고 가정된 매개변수로 통계값을 구하여 관측된 강우자료의 통계값과 비교해 가면서 SSE가 작아지도록 매개변수를 추정하게되는 것이다. 각 매개변수의 비트수는 아래의 공식(식 12)을 이용하여 결정하였으며, 정의된 염색체의 구조는 그림 2와 같다.

$\lambda_m$	$\beta$	$E[\nu]$	$\alpha$	$\rho_L$	$E(i_0)$
12비트	18비트	25비트	18비트	7비트	29비트

그림 2. 염색체 구조

$$2^{m_i-1} < (b_i - a_i) \times 10^n < 2^{m_i} - 1 \quad (12)$$

여기서,  $b_i$ 는 매개변수 최대값,  $a_i$ 는 매개변수 최소값,  $n$ 은 정밀도,  $m_i$ 는 요구되는 염색체의 비트수이다.

#### 4.2 최적 유전 연산자 결정

최적 유전 연산자 결정에는 평야지역의 8월 자료를 적용하였으며, 기본적으로 문헌에서 추천하는 값(교배율

: 0.5~1.0, 돌연변이율: 0.01~0.05)을 사용하였다.

#### (1) 최대 세대수 변화에 따른 Total SSE 변화

아래의 표 6을 보면 최대 세대수의 수가 증가할수록 SSE값이 작아짐을 알 수 있다. 하지만 5000세대에서는 계산시간을 크게 소비하므로 1000세대 내에서 수렴시키는 것이 적합할 것으로 판단하였으며, SSE값이 만족할 만한 수준에 이르지 못할 경우 최대 세대수를 1000세대이상으로 증가시켜 적용하였다.

#### (2) 교배방법 변화에 따른 Total SSE변화

일점교배와 균등교배의 차이점은 크지 않은 것으로 나타났다(표 7참조). 이 결과는 8월 자료에 국한된 것일 수도 있으므로 각 자료 적용 시에는 두 방법 모두 적용하였다.

#### (3) 개체수 변화에 따른 Total SSE변화

다음의 표 8에서와 같이 150개의 개체수에서 효과적인 값을 얻을 수 있었다. 개체수가 너무 많아도 최적의 형질을 자손에게 물려주는 과정에서 최적해로의 수렴속도를 저하시키는 것으로 판단된다.

#### (4) 돌연변이율 변화에 따른 Total SSE변화

적정 돌연변이율은 0.01~0.025인 것으로 나타났으며(표 9), 돌연변이율이 너무 높으면 시간이 지날수록 최적해로의 수렴속도가 저하될 것으로 판단된다.

#### (5) 교배율 변화에 따른 Total SSE변화

적정 교배율은 0.6으로 나타났다(표 10참조). 그러나, 최대 세대수를 1000으로 고정시킨 것을 고려해 볼 때 최대 세대수 변화에 따라 적정 교배율도 변할 것으로

표 6. 최대 세대수 변화에 따른 Total SSE 변화

개체수	$P_c$	$P_m$	최대 세대수	교배방법	Total SSE	최적값 발견세대
150	0.6	0.01	200	균등	0.21702	185
150	0.6	0.01	500	균등	0.21421	461
150	0.6	0.01	1000	균등	0.19074	990
150	0.6	0.01	5000	균등	0.18858	4599

표 7. 교배방법 변화에 따른 Total SSE 변화

개체수	$P_c$	$P_m$	최대 세대수	교배방법	Total SSE	최적값 발견세대
150	0.6	0.01	1000	균등교배	0.19074	990
150	0.6	0.01	1000	일점교배	0.20246	565



표 8. 개체수 변화에 따른 Total SSE 변화

개체수	$P_c$	$P_m$	최대 세대수	교배방법	Total SSE	최적값 발견세대
50	0.6	0.01	1000	균등	0.20794	959
100	0.6	0.01	1000	균등	0.20587	936
150	0.6	0.01	1000	균등	0.19074	990
200	0.6	0.01	1000	균등	0.22661	984

표 9. 돌연변이율 변화에 따른 Total SSE 변화

개체수	$P_c$	$P_m$	최대 세대수	교배방법	Total SSE	최적값 발견세대
150	0.6	0.01	1000	균등	0.19074	990
150	0.6	0.05	1000	균등	0.28525	518
150	0.6	0.025	1000	균등	0.243	341

표 10. 교배율 변화에 따른 Total SSE 변화

개체수	$P_c$	$P_m$	최대 세대수	교배방법	Total SSE	최적값 발견세대
150	0.6	0.01	1000	균등	0.19074	990
150	0.3	0.01	1000	균등	0.2274	949
150	0.9	0.01	1000	균등	0.21457	589

표 11. 최적 유전 연산자

알고리즘	개체수	$P_c$	$P_m$	Max. gen	교배방법
단순유전자	150	0.6	0.01	1000	일점 및 균등
미세유전자	5	0.6	-	10000	균등교배

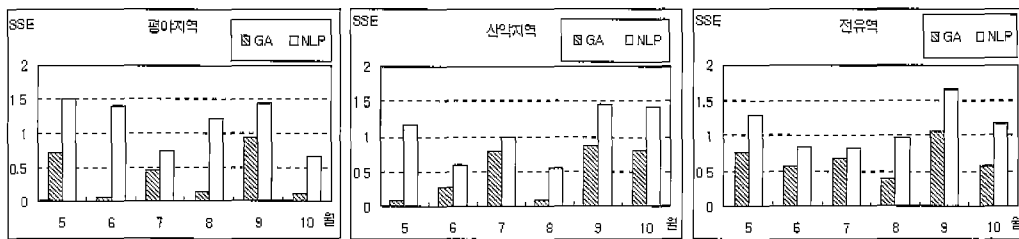


그림 3. 지역별 SSE 비교

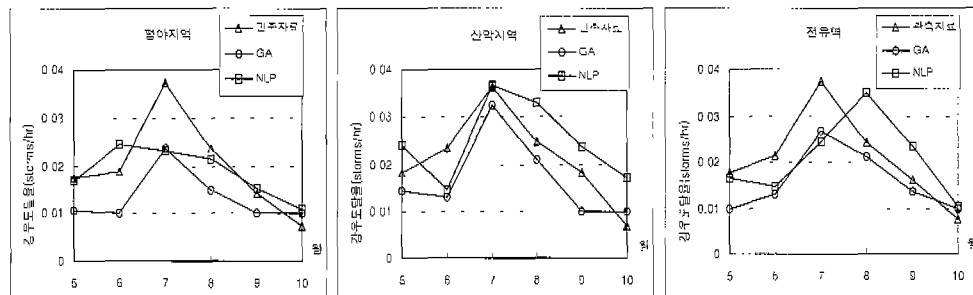


그림 4. 지역별 강우 도달률 비교

표 12. 평야지역 매개변수 비교

		$\lambda m$	$\beta$	$E[\nu]$	$\alpha$	$\rho$	$E(i_0)$	SSE
5 월	GA	0.0107	1.0000	10.9991	3.3922	0.0020	50.0053	0.711
	NLP	0.0170	1.1562	6.2188	3.1891	0.0015	71.0938	1.499
6 월	GA	0.0100	1.0000	9.7543	3.8924	0.0020	92.1858	0.050
	NLP	0.0245	1.0313	5.6563	3.1891	0.0014	71.0938	1.393
7 월	GA	0.0237	1.0003	19.6915	3.9522	0.0020	52.4183	0.047
	NLP	0.0231	1.0117	9.8398	1.0117	0.0020	82.5195	0.751
8 월	GA	0.0151	1.4345	19.8945	3.1239	0.0019	64.2190	0.142
	NLP	0.0214	1.2477	4.2493	3.3366	0.0022	218.7500	1.224
9 월	GA	0.0100	1.0000	18.5454	3.1023	0.0020	50.0000	0.940
	NLP	0.0153	1.0391	9.6641	3.1074	0.0015	83.3984	1.440
10 월	GA	0.0100	1.2510	6.4654	3.2463	0.0019	63.8575	0.105
	NLP	0.0109	1.0625	4.8125	3.2780	0.0015	92.1875	0.654

표 13. 산악지역 매개변수 비교

		$\lambda m$	$\beta$	$E[\nu]$	$\alpha$	$\rho$	$E(i_0)$	SSE
5 월	GA	0.0144	1.0040	10.9494	4.2814	0.0020	68.9469	0.092
	NLP	0.0240	1.0020	5.9199	3.1130	0.0015	65.3809	1.161
6 월	GA	0.0131	1.0746	19.8374	3.7334	0.0017	72.0468	0.280
	NLP	0.0146	1.0211	9.3131	3.1724	0.0021	92.1872	0.597
7 월	GA	0.0326	1.0000	19.9995	4.0099	0.0020	68.2346	0.789
	NLP	0.0367	1.0313	10.7188	3.1297	0.0019	85.1563	0.990
8 월	GA	0.0209	1.4831	19.9517	3.4790	0.0018	106.2786	0.091
	NLP	0.0330	1.0938	9.5938	3.3672	0.0017	141.4063	0.543
9 월	GA	0.0100	1.0000	17.5801	3.1000	0.0020	50.0000	0.878
	NLP	0.0237	1.0020	9.2949	4.0519	0.0015	82.9590	1.455
10 월	GA	0.0100	1.0000	6.4522	4.2868	0.0018	50.0080	0.805
	NLP	0.0170	1.0312	3.4063	4.6734	0.0013	71.0938	1.415

표 14. 전 유역 매개변수 비교

		$\lambda m$	$\beta$	$E[\nu]$	$\alpha$	$\rho$	$E(i_0)$	SSE
5 월	GA	0.0100	1.0000	15.4727	3.1088	0.0020	50.0016	0.770
	NLP	0.0165	1.0020	10.9824	3.5843	0.0013	67.1387	1.295
6 월	GA	0.0130	1.0000	19.9995	3.1660	0.0020	51.7580	0.573
	NLP	0.0147	1.0584	9.3123	3.1603	0.0021	92.1875	0.848
7 월	GA	0.0269	1.0020	19.9515	3.9899	0.0020	53.5336	0.673
	NLP	0.0244	1.0234	9.5234	3.1520	0.0017	86.9141	0.828
8 월	GA	0.0212	1.0858	19.9997	3.7667	0.0018	106.3077	0.385
	NLP	0.0350	1.0020	8.6973	3.1390	0.0020	116.3574	0.981
9 월	GA	0.0135	1.0000	20.000	3.1000	0.0020	50.0010	1.053
	NLP	0.0234	1.1113	9.8574	3.1019	0.0015	80.3223	1.653
10 월	GA	0.0100	1.0000	20.000	3.1000	0.0020	50.0000	0.568
	NLP	0.0105	1.4063	5.6563	3.6641	0.0011	71.0938	1.167

판단된다. 그 이유는 표 6에서 보았듯이 최대 세대수가 증가할수록 SSE가 감소하기 때문이다.

(6) 최적 유전 연산자

최적 유전 연산자(표 11)가 결정되었으나 아래의 값들은 평야지역의 8월 자료에 국한된 것일 수도 있으므로 다른 자료 적용 시 참고 자료로서만 사용하였으며, 만족할 만한 결과를 얻지 못할 경우 최적 유전 연산자 이외의 값들을 선택하여 적용하였다.

4.3 적용 결과

(1) 매개변수 분석 및 월별 SSE 비교

표 12, 13, 14는 GA에 의해 추정된 매개변수를 NLP에 의한 결과와 비교하여 나타낸 것이다. 먼저 SSE를 비교해 보면, 그림 3에서와 같이 GA는 NLP에 비해 상대적으로 작은 SSE를 나타냄을 파악할 수 있었다. 또한 추정된 매개변수의 분석결과, 여름철의 높은 강우량은 강우세포의 강도보다는 강우전선의 도달과 밀접한 관계가 있는 것으로 나타났다. 기본적으로

WGR 모형은 독립 강우사상의 특성을 표현하는 모형이며 관측된 강우사상은 대부분 복합 강우사상이기 때문에 관측자료를 통해 매개변수의 검정은 어렵다. 그러나 본 연구에서는 매개변수로 추정된 강우전선의 도달률과 관측 강우사상의 수를 비교하여 그 경향을 파악하였다(그림 4). 그림에서 살펴볼 수 있듯이 NLP에 의한 결과보다 GA에 의한 결과가 관측값의 변화경향과 더 유사하며 일관성이 있는 것을 알 수 있다. 나머지 5개의 매개변수들은 계절에 따른 크게 변동성을 보이지 않았으나 GA의 경우가 NLP보다 더 일관적인 결과를 나타내 주고있다(표 12, 13, 14 참조).

(2) 강우의 통계특성값 비교

그림 5, 6은 각 방법에 의해 추정된 매개변수를 이용하여 얻은 통계특성값(표 15, 16, 17)을 비교하여 나타낸 것이다. 각 항목은 표 3, 4, 5에서 설명한 것과 동일하다. 지속시간이 한시간인 자료의 평균(Mean(1hr))의 경우에는 GA와 NLP 모두 관측자료의 통계값과 유

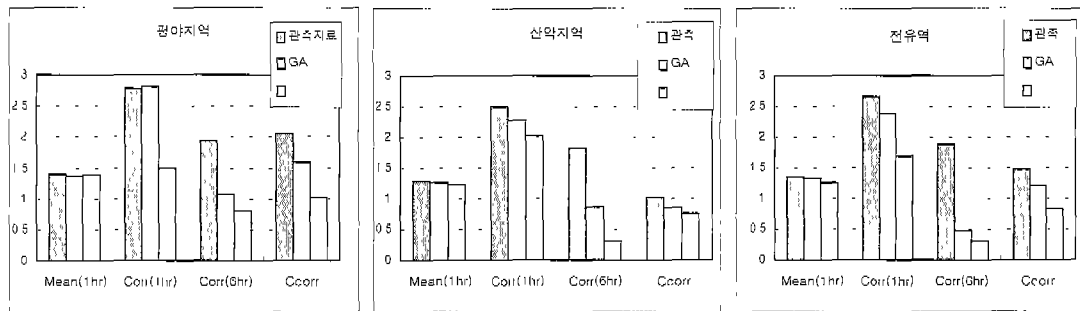


그림 5. 지역별 통계특성값 비교1 (Mean:평균, Corr:상관계수, Ccorr:교차상관계수 ; 1hr, 6hr: 자료의 지속시간)

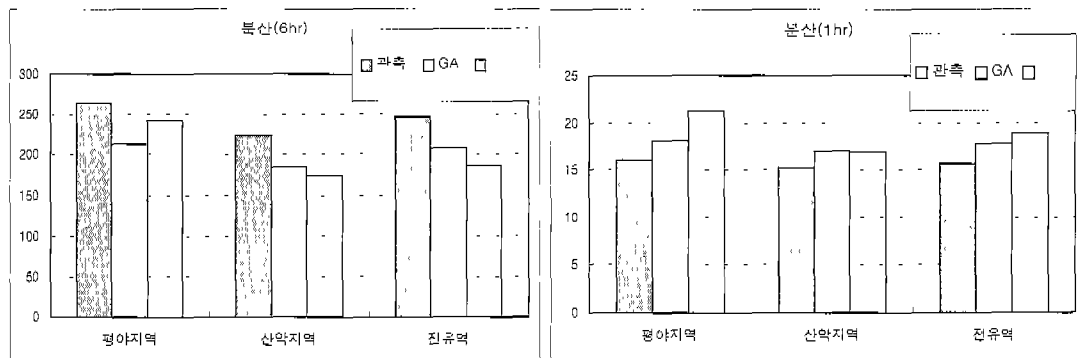


그림 6. 지역별 통계특성값 비교2 (1hr, 6hr: 자료의 지속시간)

표 15. 평야지역의 통계특성값 비교

		Mean(1hr)	Var.(1hr)	Corr.(1hr)	Var.(6hr)	Corr.(6hr)	Ccorr.	SSE
5월	관측	0.121	0.890	0.493	11.864	0.409	0.360	
	GA	0.115	0.924	0.559	11.778	0.083	0.275	0.711
	NLP	0.120	1.200	0.266	11.420	0.046	0.139	1.499
6월	관측	0.190	1.664	0.500	27.130	0.312	0.450	
	GA	0.196	1.576	0.565	27.911	0.307	0.375	0.050
	NLP	0.190	2.040	0.298	20.020	0.058	0.149	1.393
7월	관측	0.446	5.830	0.451	86.877	0.328	0.300	
	GA	0.445	6.727	0.551	67.751	0.183	0.183	0.469
	NLP	0.430	7.080	0.369	77.050	0.072	0.234	0.751
8월	관측	0.376	4.799	0.471	81.736	0.323	0.300	
	GA	0.357	5.376	0.448	64.860	0.232	0.295	0.142
	NLP	0.390	7.340	0.089	97.260	0.453	0.212	1.224
9월	관측	0.224	2.541	0.548	53.222	0.405	0.510	
	GA	0.216	3.175	0.442	37.779	0.082	0.334	0.940
	NLP	0.220	3.280	0.337	34.030	0.065	0.199	1.440
10월	관측	0.038	0.382	0.318	3.003	0.165	0.130	
	GA	0.045	0.352	0.249	2.836	0.165	0.114	0.105
	NLP	0.040	0.400	0.120	3.050	0.116	0.076	0.654

표 16. 산악지역의 통계특성값 비교

		Mean(1hr)	Var.(1hr)	Corr.(1hr)	Var.(6hr)	Corr.(6hr)	Ccorr.	SSE
5월	관측	0.111	0.820	0.416	12.075	0.337	0.150	
	GA	0.114	0.841	0.428	11.608	0.304	0.108	0.092
	NLP	0.100	0.900	0.232	8.190	0.047	0.102	1.161
6월	관측	0.200	3.266	0.367	35.424	0.265	0.170	
	GA	0.208	3.208	0.297	34.183	0.135	0.168	0.280
	NLP	0.210	3.430	0.330	35.280	0.063	0.175	0.597
7월	관측	0.397	4.208	0.482	74.355	0.354	0.150	
	GA	0.402	4.855	0.391	52.891	0.070	0.143	0.789
	NLP	0.370	4.910	0.303	48.470	0.059	0.159	0.990
8월	관측	0.326	4.693	0.395	58.756	0.291	0.120	
	GA	0.318	5.202	0.429	53.184	0.228	0.105	0.091
	NLP	0.330	4.840	0.399	54.280	0.083	0.139	0.543
9월	관측	0.232	2.207	0.510	42.687	0.392	0.350	
	GA	0.188	2.802	0.422	32.165	0.076	0.288	0.878
	NLP	0.220	2.740	0.285	26.660	0.056	0.151	1.455
10월	관측	0.025	0.078	0.334	0.977	0.185	0.090	
	GA	0.022	0.100	0.327	0.918	0.054	0.049	0.805
	NLP	0.020	0.090	0.469	0.780	0.012	0.043	1.415

사함을 보이나, 나머지 통계특성들은 GA에 의한 값이 관측자료와 더 유사한 경향을 보임을 알 수 있다. 결과적으로 GA에 의한 추정결과가 NLP에 의한

표 17. 전 유역의 통계특성값 비교

		Mean(1hr)	Var(1hr)	Corr(1hr)	Var(6hr)	Corr(6hr)	Ccorr	SSE
5월	관측	0.116	0.860	0.460	11.954	0.378	0.250	
	GA	0.101	1.026	0.371	11.067	0.070	0.226	0.770
	NLP	0.100	0.950	0.251	9.240	0.050	0.124	1.295
6월	관측	0.195	2.351	0.443	30.684	0.292	0.240	
	GA	0.193	2.516	0.408	28.448	0.075	0.253	0.573
	NLP	0.190	2.890	0.319	29.090	0.060	0.171	0.848
7월	관측	0.425	5.135	0.464	81.510	0.339	0.180	
	GA	0.439	5.948	0.424	67.925	0.074	0.170	0.673
	NLP	0.360	6.010	0.348	62.400	0.064	0.178	0.828
8월	관측	0.355	4.754	0.439	71.887	0.309	0.180	
	GA	0.345	5.120	0.504	65.964	0.127	0.170	0.385
	NLP	0.360	5.840	0.277	55.740	0.056	0.132	0.981
9월	관측	0.227	2.398	0.532	48.707	0.399	0.490	
	GA	0.219	2.902	0.408	32.774	0.075	0.278	1.053
	NLP	0.220	2.870	0.295	27.740	0.054	0.150	1.653
10월	관측	0.032	0.252	0.325	2.135	0.173	0.140	
	GA	0.036	0.247	0.266	2.287	0.052	0.118	0.568
	NLP	0.030	0.270	0.191	2.350	0.024	0.072	1.167

### 5. 결 론

본 연구에서는 GA를 이용하여 WGR 다차원 강우 모형의 매개변수를 추정하고, 추정된 매개변수를 NLP에 의한 결과와 비교하였다. 두 경우를 관측치와 비교한 결과, GA에 의한 결과가 NLP에 의한 결과보다 관측자료에 더 유사함을 알 수 있었고, 특히 계절적인 특성을 더 일관적으로 반영하고 있음을 확인 할 수 있었다. 결론적으로 강한 비선형성을 가지고 있는 WGR 모형의 매개변수 추정에는 GA가 NLP보다 효과적인 것으로 판단된다. 아울러 추정된 매개변수 분석결과에서는 여름철의 높은 강우량이 강우세포의 강도보다는 강우 도달율과 밀접한 관계가 있는 것으로 나타남을 확인할 수 있었다.

GA나 NLP 모두 관측치와 모형의 1차원 및 2차원 통계특성값을 비교하여 매개변수를 추정한다. 아울러, 몇몇 매개변수는 관측자료를 통해 추정된 값을 사용한다. 비록 이러한 값들이 전체적인 통계 특성치에 민감한 것으로 알려지긴 했으나 정확한 값은 아니다. 이는 기본적으로 관측자료로부터 독립 호우사상의 특성을 추출하는 것이 어렵다는데서 기인한다. 본 연구에서도 몇 개의 매개변수는 관측자료로부터 추정하였고 궁극적으로는 6개의 매개변수만을 GA라는 최적화 기법을 이용

추정하였다. 추후에는 보다 유연한 GA의 적용을 통해 모든 매개변수를 같이 추정하는 시도가 필요할 것으로 판단된다. 그러한 시도가 성공적이 된다면 WGR 강우 모형의 보다 많은 적용이 가능할 것이다.

### 감사의 글

이 논문은 1999년도 한국학술진흥재단의 연구비(KRF-99-041-E00583)에 의하여 지원되었습니다. 이에 감사 드립니다.

### 참 고 문 헌

- 김성태, 채수권, 김건홍 (1999). 유전 알고리즘을 이용한 QUAL2E 모형의 반응계수 추정, 대한토목학회 논문집, 제19권 제II-4호, PP. 507~514.
- 박봉진, 차형선, 김주환 (1997). 유전자 알고리즘을 이용한 저류함수모형의 매개변수 추정에 관한 연구, 한국수자원학회 논문집, 제30권 제4호, pp. 347~355.
- 박영수, 김종우, 김태균, 김종훈 (1999). 유전자 알고리즘을 이용한 관망시스템의 최적비용 설계, 한국수자원학회 논문집, 제32권 제1호, pp. 71~81.
- 성기원 (1998). 유전자 알고리즘을 이용한 능형회귀모형의 검정: 빈도별 홍수량의 지역분석을 대상으로, 한국수자원학회 논문집, 제31권 제1호, pp. 59~69.

- Cieniawski, S.E., Eheart, J.W. and Ranjithan, S. (1995). Using Genetic Algorithms to Solve a Multiobjective Groundwater Monitoring Problem, *Water Resources Research*, 31(2), pp. 399-409.
- Goldberg, D.E. and Kwo, C.H. (1987). Genetic Algorithms in Pipeline Optimization, *J. Comp. in Civ. Engrg.*, ASCE, 1(2), pp. 128-141.
- Holland, J.H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, MIT Press, Cambridge, Mass.
- Islam, S., Bras, R.L. and Rodriguez-Iturbe, I. (1988). Multi-dimensional Modeling of Cumulative Rainfall: Parameter Estimation and Model Adequacy through a Continuum of Scales, *Water Resour. Res.*, Vol. 24, pp. 992-995.
- Koepsell, R.W. and Valdes, J.B. (1991). Multi-dimensional Rainfall Parameter Estimation from Sparse Network, *J. Hydraulic Eng.*, ASCE, Vol. 117, pp. 832-850.
- Mckinney, D.C. and Lin, M. (1994). Genetic Algorithm Solution of Groundwater Management Models, *Water Resources Research*, 30(6), pp. 1897-1906.
- Mulligan, A.E. and Brown, L.C. (1998). Genetic Algorithms for Calibrating Water Quality Model, *Journal of Environmental Engineering*, 124(3), pp. 202-211.
- North, G.R. and Nakamoto, S. (1989). Formalism for Comparing Rain Estimation Design, *J. Atmos. Ocean. Tech.*, Vol. 6, pp. 985-992.
- Ritzel, B.J., Eheart, J.W. and Ranjithan, S. (1994). Using Genetic Algorithms to Solve a Multiple Objective Groundwater Pollution Problem, *Water Resources Research*, 30(5), pp. 1589-1603.
- Shie, Y.L., Weng, T.C. and Jaya, S.R. (1995). Peak-flow Forecast with Genetic Algorithm and SW MM, *Journal of Hydraulic Engineering*, ASCE, 121(8), pp. 613-617.
- Valdes, J.B., Nakamoto, S., Shen, S. S. P. and North, G.R. (1990). Estimation of Multi-dimensional Precipitation Parameters by Areal Estimates of Oceanic Rainfall, *J. Geophys. Res.(Atmos.)*, Vol. 95(D3), pp. 2101-2111.
- Waymire, E., Gupta, V.K. and Rodriguez-Iturbe, I. (1984). A Spectral Theory of Rainfall Intensity at the Meso  $\beta$  Scale, *Water Resour. Res.*, 20(10), pp. 1453-1465.
- Wang, Q.J. (1991). The Genetic Algorithm and its Application to Calibrating Conceptual Rainfall-runoff Models, *Water Resources Research*, 27(9), pp. 2467-2482.
- Wardlaw, R. and Sharif, M. (1999). Evaluation of Genetic Algorithms for Optimal Reservoir System Operation, *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE, 125(1), pp. 25-33.
- Yoo, C., Valdes, J.B. and North, G.R. (1996). Stochastic Modeling of Multi-dimensional Precipitation Fields Considering Spectral Structure, *Water Resour. Res.*, Vol. 32(7), pp. 2175-2187.
- Yoo, C. and Kwon, S. (2000). Characterization of Rainrate Fields Using a Multi-dimensional Precipitation Model, *Water Engineering Research*, Vol 1, No. 2, pp. 147~158.

(논문번호:00-061/접수:2000.09.15/심사완료:2001.07.16)