



마이크로 유전알고리즘을 이용한 2014년 여름철 Z-R 관계식 최적화

Optimization of Z-R relationship in the summer of 2014 using a micro genetic algorithm

이용희[†] · 남지은 · 주상원
Yong Hee Lee, Ji-Eun Nam, and Sangwon Joo

국립기상과학원 수치자료응용과
Numerical Data Application Division, National Institute of Meteorological Sciences

요 약

기상청에서는 강우량을 관측하기 위하여 평균 13km 해상도의 자동기상관측망을 운영하고 있다. 그러나 자동기상관측망은 육지에서만 관측이 가능하므로 기상레이더 관측망을 추가로 운영하여 해상을 포함한 우리나라 전역을 전천후로 관측하고 있다. 일반적으로 레이더로부터 추정하는 강우강도는 레이더 반사도(Z)와 지상관측자료의 강우강도(R)의 관계를 추정한 Z-R 관계식을 구하여 사용하고 있다. 하지만 이 관계식은 경험식에 의존하고 있어 한반도의 강우특성에 맞게 최적화 할 필요가 있다. 이 연구에서는 마이크로 유전알고리즘을 병렬화하고 2014년도 여름철에 대한 Z-R 관계식의 최적화를 수행하였다. 마이크로 유전알고리즘을 이용하여 최적화된 Z-R 관계식은 기존에 사용하던 관계식과는 다르게 $Z=120R^{1.56}$ 이 추정되었다. 하지만 마이크로 유전알고리즘의 최적화과정에서 탐색한 적합도 함수의 위상공간이 평평한 고원의 형태에 가까웠다. 이러한 결과는 1.5km 고도와 지상 사이에 복잡한 강수의 발달과 소멸과정이 포함되어 있어 정교한 추정에 한계가 있음을 보여주고 있다.

키워드 : 마이크로 유전알고리즘, Z-R 관계식, 정량적 강우량 추정, 레이더 강우강도

Abstract

The Korea Meteorological Administration has operated the Automatic Weather Stations, of the average 13 km horizontal resolution, to observe rainfall. However, an additional RADAR network also has been operated in all-weather conditions, because AWS network could not observed rainfall over the sea. In general, the rain rate is obtained by estimating the relationship between the radar reflectivity (Z) and the rainfall (R). But this empirical relationship needs to be optimized on the rainfall over the Korean peninsula. This study was carried out to optimize the Z-R relationship in the summer of 2014 using a parallel Micro Genetic Algorithm. The optimized Z-R relationship, $Z=120R^{1.56}$, using a micro genetic algorithm was different from the various Z-R relationships that have been previously used. However, the landscape of the fitness function found in this study looked like a flat plateau. So there was a limit to the fine estimation including the complex development and decay processes of precipitation between the ground and an altitude of 1.5km.

Key Words : Micro genetic algorithm, Z-R relationship, Quantitative precipitation estimation, RADAR rain-rate

Received: Aug. 13, 2015

Revised : Dec. 31, 2015

Accepted: Jan. 4, 2016

[†]Corresponding author

gonos2004@korea.kr

1. 서 론

기상청에서는 강우를 관측하기 위하여 평균 13km 해상도의 자동기상관측망(Automatic Weather Station, 이하 AWS)을 운영하고 있다. 그러나 AWS 단독으로는 삼면이 바다로 둘러싸이고 복잡한 지형으로 이루어진 우리나라의 지리적 위치로 인해 단시간에 발달하는 강우시스템을 감시하고 예측하는데 한계가 있다. 이러한 한계를 극복하기 위하여 우리나라 전역과 해상을 시·공간적으로 고해상도의 관측자료를 획득할 수 있는 기상레이더를 운영하고 있다. 그러나 기상레이더는 정량적인 강우산출 과정 중에 많은 불확실이 발생할 수 있는 요소들이 존재한다. 이러한 불확실성은 기상레이더의 특성상 강우량을 직접 추정하지 못하고 강우에서 반사되어 오는 반사파의 강도를 이용하여 강우강도를 추정해서 사용해야 하기 때문에 불가피하게 발생한다. 기상레이더를 이용한 강우추정의 불확실성은 기상레이

이 논문은 국립기상과학원 '예보기술 지원 및 활용연구(NIMR-2012-B-01)' 사업의 일환으로 수행되었다.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

더의 강우관측에서 발생할 수 있는 시·공간적 관측오차, 기상레이더의 기계적 오차, 레이더 신호오차, 품질관리오차, 강우량 추정오차 등의 계통적 오차나 자연적으로 발생할 수 있는 난수 오차에 의한 편차에 기인한다. 구체적으로 살펴보면 반사도의 측정 오차는 시·공간 표본 오차[1], 관측거리의 편차와 관련된 고도 표본 오차[2], 육지 및 바다의 지형에코[3], 이상 전파[4], 빔의 차폐[5], 빔의 오염[6], 관측 볼륨이 커짐에 따른 관측거리의 편차기, 전기적 보정 오차와 반사도 구간화에 따른 오차[8] 등 다양하게 존재한다.

일반적으로 기상레이더로부터 추정되는 강우강도는 레이더 반사도(Z)와 강우강도(R)의 관계를 추정된 Z-R 관계식을 구하여 사용하고 있다. Z-R 관계식은 일반적으로 $Z=aR^b$ 와 같이 거듭제곱 법칙을 이용하여 a와 b의 계수 추정을 통해 강우강도로 변환하여 사용한다. 그러나 현재까지 많은 연구자들이 여러 지역에 대해서 Z-R관계식을 구한 바에 따르면 상당한 변화성이 있음을 알 수 있다. 대표적으로 층상형 강우일 때 $Z=200R^{1.6}$ [9], 대류성 강우 혹은 뇌우성 강우일 때 $Z=300R^{1.35}$ [10], 그리고 강설일 때 $Z=1,780R^{2.21}$ [11] 등이 있으며, 강수형태와 시공간에 따라 여러 가지 Z-R 관계식의 도출이 가능하다. 하지만 Z-R 관계식은 지상에서 관측한 강우강도와 반사도의 관측자료를 비교한 몇 가지 실험식에 의존하고 있어 한반도의 강우에 맞게 최적화 할 필요가 있다.

이 연구에서는 마이크로 유전알고리즘을 이용하여 2014년도 여름철에 대한 Z-R 관계식을 최적화하고 기존에 사용하였던 관계식과 비교 평가하였다. Z-R 관계식을 추정할 때 10분 간격의 방대한 레이더 반사도 자료를 사용하기 때문에 개별 적합도 산출에 사용되는 계산소요 시간이 많이 걸려 마이크로 유전알고리즘을 병렬화하여 사용하였다. 2장에서는 이 연구에서 사용한 마이크로 유전알고리즘과 병렬화 과정을 기술하고 Z-R 관계식 최적화를 위한 적합도 함수의 구성과 사용된 자료에 대해서 설명한다. 3장에서는 마이크로 유전알고리즘에 의한 Z-R 관계식의 최적화 실험결과를 기술하고, 4장에서는 결론 및 향후 연구계획에 대하여 기술한다.

2. 실험 방법

2.1 마이크로 유전알고리즘

유전알고리즘은 유전적 계승과 생존 경쟁이라는 자연현상을 알고리즘 형태로 모델화한 확률적 탐색법이다. 유전알고리즘은 Holland(1975)에 의해 개념이 처음 도입되었으며 복잡한 탐색 공간도 매우 효과적으로 탐색하는 것으로 널리 알려져 있다. 자연 상태의 진화과정은 그 자체가 하나의 탐색 과정이고 자연에 살고 있는 생물들은 변화하는 환경에 효율적으로 적응해 간다는 사실에 착안하여 이러한 과정을 모사하려는 노력이 유전 알고리즘이 탄생하게 된 동기가 되었다 [12]. 유전알고리즘은 무작위 탐색의 구조를 제공하는 교배, 돌연변이, 재생산 등의 연산자를 사용하며 좋은 유전자를 다음 세대에 전파하기 위하여 염색체의 선택에 있어서 고도의

무작위 추출기법을 사용한다. 일반적으로 자연 선택 과정을 거치면서 각 세대의 평균 적합도는 세대가 지날수록 증가하게 되고 좋은 유전자를 가진 개체군들은 그 유전자를 다음 세대에 전파하게 된다. 각 개체의 염색체는 적합도를 결정하는 유전자를 의미하며 유전 알고리즘은 주어진 염색체의 적합도를 조사하여 판정할 수 있어야 한다.

유전알고리즘은 많은 집단을 사용하여 최적의 해를 안정적으로 구할 수 있는 반면에 집단 크기만큼 해를 구해야하므로 계산 부담이 커진다. 계산 비용의 문제를 해결하기 위하여 작은 집단을 효율적으로 다룰 수 있고 만족스러운 해가 얻어질 때까지 시작과 재시작을 반복하는 접근방법을 기초로 Krishnakumar(1989)는 매우 작은 집단을 취급하는 마이크로 유전알고리즘(μ -GA)을 제안하였다[13].

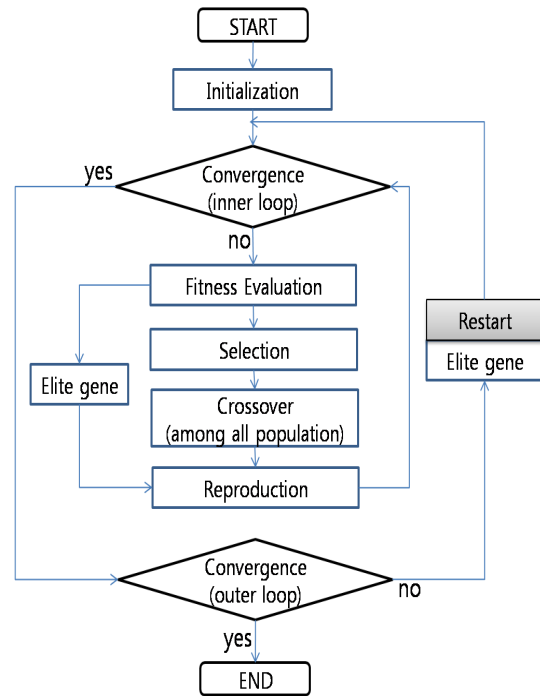


그림 1. 마이크로 유전알고리즘의 순서도

Fig. 1. Flow chart of micro-Genetic Algorithm(μ -GA)

μ -GA에서는 세대 내의 각 개체들이 어느 한 해에 가까이 수렴하게 되면 수렴된 집단 내의 지난 세대의 진화의 결과를 나타내는 최적의 개체인 엘리트(elite)는 보존하고 나머지 개체는 무작위로 새로운 집단을 구성하여 다음 세대를 다시 시작하는 재시작 연산을 수행한다. 따라서 별도의 돌연변이 연산이 필요하지 않으며 교배율을 1.0로 하여 모든 개체가 교배 연산을 수행하여 다양한 해 집단의 탐색을 할 수 있게 되는 특징이 있다. μ -GA에서 교배율 1.0을 사용하므로 세대가 지남에 따라 각 개체들이 엘리트 개체를 빠르게 닮아가 일정 수준의 수렴이 이루어지면 재시작 전까지 엘리트 개체 근처의 해공간을 상세히 탐색하는 지역 탐색의 특징도 함께 가지게 된다.

그림 1에는 μ -GA의 순서도를 나타내었다. μ -GA에서는 최초 생성된 개체들의 수렴 여부를 검토하여 내부와 외부 경로 중에서 수행하게 될 경로를 결정한다. 수렴성에 대한 검토결과 해의 개선 없이 수렴조건을 만족하면 내부 경로를 종료하고 외부 경로의 조건을 검토한다. 반면에 외부경로의 종료조건을 만족하지 못하면 재시동하게 된다. 이때 엘리트 개체 이외의 새로운 개체는 난수발생 함수를 이용하여 다시 생성하기 때문에 개체들의 탐색영역을 다시 광범위하게 한다.

2.2 마이크로 유전알고리즘의 병렬화

μ -GA를 분산처리하기 위하여 MPI (Message Passing Interface)를 기반으로 한 MCSE(Multi-Component Single Execution) 접합기술을 사용하였다. MCSE는 이질적인 두 모델을 하나의 실행파일로 만들어 관리하는 기법을 말하며 MPI 표준을 따르는 MPH(Message Passing Handshaking) 라이브러리를 사용하여 구현하였다[14].

MCSE는 접합모델의 개발 시에 적합도 산출과정에서 많은 시간이 소요되므로 각 세대를 구성하는 개체의 적합도 산출을 일괄적으로 분산 처리하였다. 세대별 각 개체의 염색체는 서로 동일하지 않으므로 독립적인 계산이 가능하다. μ -GA의 계산과정에서 각 세대의 진화과정은 연속적인 과정으로 구성되어 있어 MPI를 사용하여 프로세스를 분기하는 것이 불가능하다. 따라서 그림 2에서와 같이 MPH를 사용하여 주 프로그램인 Pmga(Parallel micro genetic algorithm) 내에서 세대별 진화를 담당하는 mga 서버루틴과 개체별 적합도를 산출하는 fitval 서버루틴을 서로 독립적으로 구성하고 mga와 fitval이 서로 통신을 통하여 원하는 변수를 교환할 수 있도록 구성하였다.

Multi-Component-Single-Execution (MCSE)

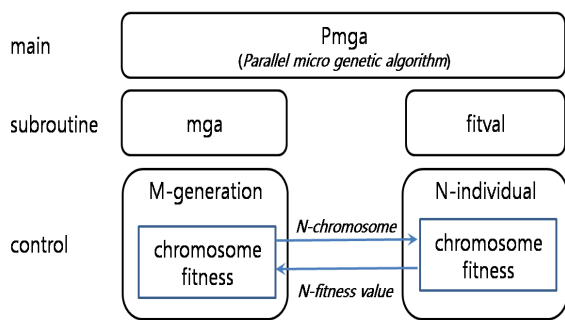


그림 2. 마이크로 유전알고리즘 병렬처리 구조도

Fig. 2. The parallel processing structure of micro-Genetic Algorithm (μ -GA)

mga에는 별도의 프로세스가 1개 할당되어 전체 알고리즘의 흐름만 관장하게 하고, 개체전달 및 적합도 값의 반환 등을 독립적으로 수행하도록 하여 계산부하를 최소화하였다. fitval에는 각 개체마다 독립적인 프로세스를 사용할 수 있도록 한세대의 개체수 만큼의 프로세스를 할당하도록 구성되었

다. 이 과정에서 개체별 적합도는 모든 개체가 동시에 분산 병렬처리되어 산출하게 되므로 세대당 개체수에 비례하여 전체 계산시간을 줄일 수 있다. 또한 통신 부하는 개체전달 및 적합도 값의 반환을 담당하는 mga에 국한되어 있어 전체 계산시간에는 가급적 영향이 미치지 않도록 최적화하여 구성하였다.

2.3 Z-R 관계식 최적화를 위한 적합도 함수

1) Z-R 관계식

대기 중 수상체의 크기가 레이더 파장의 1/10 이하인 작은 경우에 레이더 빔은 레일리 산란(Rayleigh scattering)에 의해 후방산란을 한다. 반사도 Z는 산란체의 체적내에 존재하는 강수입자에 따라 결정되기 때문에 강우강도, 즉 강수율을 결정하는 인자로 사용된다[9]. 대기 중에서 강수입자의 분포는 식(1)과 같이 지수함수적으로 표현된다.

$$N(D) = N_0 e^{-\lambda D} \tag{1}$$

여기서 $N(D)$ 는 단위체적 내에 존재하는 직경 $D+dD$ 인 물방울의 개수이며, N_0 는 물방울 직경에 따라 변하기 때문에 $V_t(D) = 14.2D^{0.5}$ 로 나타낼 수 있으므로[15], 강수율 R은 식(2)와 같이 된다.

$$R = \int_0^{\infty} N \frac{\pi D^3}{6} V_t dD = \frac{14.2\pi N_0 \Gamma(4.5)}{6\lambda^{4.5}} \tag{2}$$

여기서 $\Gamma(n)$ 은 감마함수(gamma function)로서 $(n-1)!$ 의 값이다. 한편 반사도 Z는 강수입자의 직경과 개수에 관련되어 있으므로 식(3)으로 나타낼 수 있다.

$$Z = \int_0^{\infty} N D^6 dD = \frac{N_0 \Gamma(7)}{\lambda^7} \tag{3}$$

식(2)과 식(3)에서 λ 를 소거하여 강수량과 반사도의 관계 식인 Z-R 관계식을 유도하면, 식(4) 혹은 식(5)으로 된다.

$$R = \left(\frac{1420\pi N_0 \Gamma(4.5)}{6} \right) \left(\frac{Z}{720 N_0} \right)^{4.5/7} \tag{4}$$

$$Z = constant \cdot R^{1.6} (= aR^b) \tag{5}$$

여기서 Z와 R의 단위는 각각 mm^6m^{-3} 과 mmh^{-1} 이다. Marshall-Palmer(1948)는 강수 입자의 분포수 0.08cm^{-4} 에 대해서 $Z=200R^{1.6}$ 의 관계식을 구한 바 있으며, 이것은 기상레이더의 신호처리기의 제작 시 보편적으로 사용되는 Z-R 관계식으로 알려져 있다. 하지만 수상체의 크기 분포를 모두 측정한다는 것은 현실적으로 불가능하기 때문에 경험적으로 이를

단순화하여 사용하기 위하여 오랜 기간 축적된 기상레이더 관측자료로부터 레이더 반사도 Z는 강수량 R과 상당히 깊은 관계가 있음이 밝히고 역사적으로 다양한 Z-R 관계식이 제안되어 왔다.

2) 유전알고리즘을 위한 적합도 구성

유전알고리즘에서 어떤 염색체의 조합을 가진 개체가 가장 우수함을 평가하는 기준이 바로 적합도이다. 여기서 적합도 함수는 레이더 추정강수의 정확도를 평가한 결과를 이용하여 구성되는데, 그림 3과 같이 먼저 평가 대상인 레이더 1시간 누적강수량을 산출하고, 평가 기준인 우량계 자료와의 비교를 통해 평가지수를 산출하는 2단계를 거쳐 평가되었다.

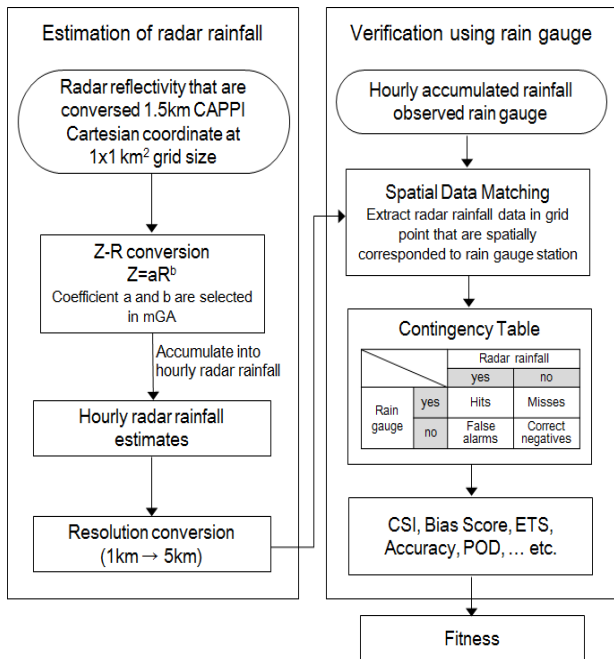


그림 3. 레이더 추정 강수의 평가를 위한 자료 흐름도
Fig. 3. Flow chart of evaluating radar rainfall using rain gauge.

기상레이더 관측으로부터 1시간 누적강수량을 산출하는데 이용한 자료는 각 레이더의 관측값을 고도 1.5km에서 관측한 값으로 합성한 등고도면 관측자료이며 수평해상도는 1km이다. 이 연구에서 사용된 등고도면 반사도 자료는 기상청의 레이더품질관리 프로그램인 ORPG (Open Radar Product Generator)에 의해 품질관리가 완료된 자료이다. 레이더 반사도 자료는 매10분 간격으로 시간당 6회 관측을 누적하여 사용하였다.

한편 기상청의 동네예보는 한반도 영역에 대해 5km 해상도의 수평 격자 간격으로 분석이 이루어지므로 Z-R 관계식을 한반도의 강수 실태 분석에 맞춰 최적화하기 위해 주변 25개 격자점을 평균하여 동일한 해상도로 변환하고, AWS 지점에서 가장 인접한 격자점의 자료와 비교 평가한다.

최적화를 위한 대상 기간은 2014년 여름철(6~8월)이며 전

국 700여개의 관측지점 중 최근 3년간(2012~2014년) 지속적으로 관측이 이루어진 577개 지점(그림 4)에 대해 검증을 수행하였다.

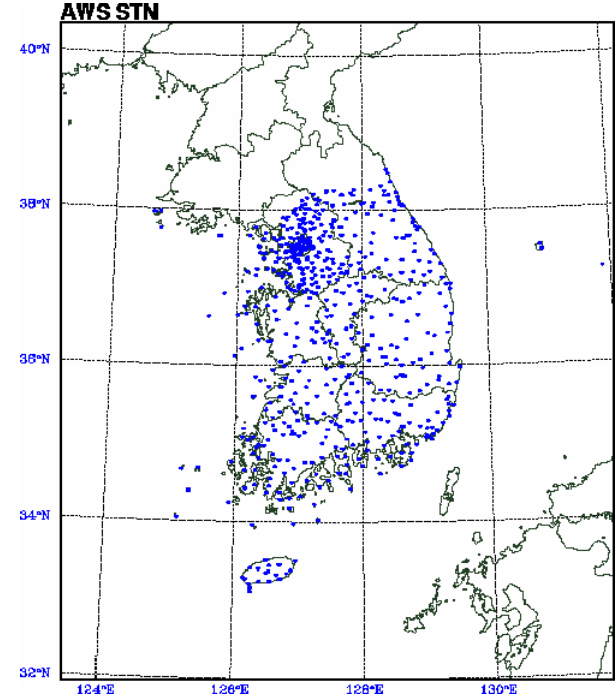


그림 4. 레이더 추정강수 평가에 사용된 기상청 AWS 관측지점 분포도

Fig. 4. Distributions of KMA rain gauge station for evaluating radar rainfall

기상레이더의 강수량 추정결과와의 검증에 사용한 강수의 임계값(thresholds)은 0.1, 0.5, 1, 5, 10, 12.5mm이며 15mm~50mm 구간은 5mm 간격으로 분할하여 총 14개 기준을 사용하였다. 분할 검증은 임계값을 기준으로 그 이상에 대한 강우추정이 잘 되었는지를 판별하기 위해 강우분할표(rain contingency table)(표 1)를 이용한다. 강우분할표는 강수추정성능을 평가하기 위해 사용되는 기법으로 모델 예측 능력과 예측에서 발생하는 오차의 종류를 알려준다. 여기서는 레이더 추정 강수를 예측치로, AWS 강수를 관측치로 하여 임계값 보다 높고 낮음으로 판별하고, 강수예보의 정확도 평가를 위한 지표들을 계산한다.

표 1. 강우 분할표
Table 1. Rain contingency table

Observed	Forecast		Total
	Yes	No	
Yes	H(hits)	M(misses)	observed yes
No	F(false alarms)	C(correct negatives)	observed no
Total	forecast yes	forecast no	N=H+M+F+C

적합도 함수의 구성을 위해 이들 지표 중 임계성공지수(CSI, Critical Successive Index)와 치우침(BIAS)을 사용하여 구성하였다. CSI는 TS(Treat Score)로도 불리고 있으며 식(6)과 같이 산출된다. CSI는 임계값 이상의 관측 강우의 빈도수와 추정 강우의 빈도수의 교집합을 이들의 합집합으로 나눈 것으로 정의되고 0에서 1사이의 값을 가진다. CSI가 1인 경우는 모든 유강수 현상에 대해서 정확하게 예측했음을 의미한다. CSI는 사건의 빈도수에 따라 좌우되는 경향이 있고 예측오차의 원인을 구분할 수 없다는 단점이 있다.

$$CSI = \frac{hits}{hits + misses + false} \quad (6)$$

반면에 치우침(BIAS)은 관측 강우 빈도와 추정 강우 빈도의 비로 정의 되며, 관측빈도수에 비해 예측 빈도수의 비율을 나타내는 척도로 사용되며 식(7)과 같이 구해진다. BIAS가 1 미만이면 과소예보의 경향이고 1을 초과하면 과대추정의 경향을 의미한다.

$$BIAS = \frac{hits + false}{hits + misses} \quad (7)$$

이 연구에서는 적합도 함수의 변화에 따른 Z-R관계식 최적화의 영향을 보기위하여 식(8)와 식(9)의 2가지 적합도 함수를 구성하여 실험하였다. 식(8)는 레이더 강수 추정에 대한 적합도 산정에서 CSI가 좋아지는 방향으로 정의한 것으로, 각 임계값에 대한 CSI의 합이 최대가 되는 개체가 가장 우수한 개체로 평가된다. 식(9)은 CSI외에 BIAS를 추가로 고려할 수 있는 항을 추가하여 CSI와 BIAS과 모두 좋아지면 적합도가 높아지도록 구성하였다.

$$fitness_{CSI} = \sum_i CSI_i, \quad i = 0.1, 0.5, 1, \dots, 50 \quad (8)$$

$$fitness_{C-B} = \sum_i \left(\frac{1}{2(|1 - BIAS_i| + 1)} + CSI_i \right) \quad (9)$$

$i = 0.1, 0.5, 1, \dots, 50$

여기서 i 는 강우량의 임계치(mm)를 나타낸 것으로 CSI_i 는 임계값 i 에 대한 임계성공지수를 의미한다. CSI와 BIAS는 모두 1에 가까울수록 좋으나 BIAS의 경우에 1보다 큰 값을 가질 수 있으므로 식(9)과 같이 정의하여 BIAS가 1일 때도 적합도에 대한 BIAS의 기여도가 0.5가 되도록 하였다. 또한 CSI의 경우에도 0.5를 기준으로 하여 BIAS가 1이 되고, CSI가 0.5가 될 경우 적합도가 1이 되도록 하였다.

3) 마이크로 유전알고리즘을 이용한 실험 설계

μ -GA에 사용된 염색체는 Z-R 관계식($Z=aR^b$)에서 우리나라 강수특성에 맞게 최적화해야 하는 대상인 a 와 b 로 구성하였다. 각 염색체의 탐색범위는 선행연구들(서론 참조)에서 사용

된 계수의 범위를 참조하여 $10 \leq a \leq 480$ 와 $0.6 \leq b \leq 2.0$ 로 설정하였다. a 와 b 는 각각 13비트로 인코딩된 실수를 사용하였다. 돌연변이 연산은 사용하지 않고 교배율은 1.0으로 설정하였다.

μ -GA에 사용된 세대는 총 100세대이며 세대당 개체는 20개로 하였다. 분산병렬처리를 위해 21개의 프로세스를 사용하였으며 mga 에 1개를 별도로 할당하고 나머지 20개는 개체마다 할당하여 각각 독립적인 계산을 수행할 수 있도록 하였다. 개체의 연산시간은 00:11:43(11.7분)이 소요되어 만약 순차연산을 수행하였다면 11.7분/개체 \times 20개체/세대 \times 100세대=23,400분(16.3일)이 소요된다. 분산병렬처리의 경우 전체 실험에 소요된 연산 시간은 21:32:47 (1,292.8분)으로 순차처리와 비교하여 분산병렬처리의 확장성은 18.1이다. 각 세대당 20개의 프로세스로 분산병렬처리 하였으므로 통신을 포함한 mga 의 부하는 9.5%이다. 실험에 사용한 전산자원은 기상청의 슈퍼컴퓨터 4호기이며 CPU는 Intel Haswell 2.6GHz이다.

실험은 비교를 위해서 기존의 Marshall-Palmer 식을 사용한 M-P 실험, 적합도 함수를 CSI 만을 사용한 FIT1 실험, CSI와 BIAS를 모두 사용한 FIT2 실험을 사용하였다. 여기에 추가로 임계치 구간에 따른 실험 민감도를 추가로 알아보기 위하여 17개 구간으로 세분화한 TH17을 추가하여 총 4개의 실험을 수행하였다.

3. 실험 결과 및 분석

2014년 여름철을 대상으로 Z-R 관계식($Z=aR^b$)의 최적화에 대한 4가지 실험을 실시하고 그 결과를 그림 5에 나타내었다. 먼저 M-P 실험의 CSI를 그림 5a에서 살펴보면 임계값별 1mm 이하의 약한 강도에서는 0.4 이상으로 높은 반면 5mm 이상에서는 0.28로 급격하게 낮아지고, 10mm 이상에서는 0.2 이하의 낮은 정확도를 나타내었다. 그림 5b에서 M-P 실험의 BIAS는 0.5와 1mm 임계값에서는 1에 근접하다가 5mm 이상의 모든 임계값에서는 1보다 작아지며, 특히 시간당 10mm이상의 강한 강수에 대해서 0.4 이하로 과소 추정하고 있는 경향을 보였다. 이러한 결과는 선행 연구들을 통해 알려진 바와 같이 Marshall-Palmer 관계식이 층상형 강우에 적합하다는 것을 보여주고 있으며 강한 강도의 집중호우가 잦은 한반도의 여름철 강수특성에는 적합하지 않다는 것을 의미한다.

FIT1 실험 결과로 나온 CSI를 그림 5a의 다른 실험과 비교해 보면 5mm 이상의 모든 임계값에서 강우추정 성능이 크게 개선된 것으로 나타나고 있다. 그러나 그림 5b의 BIAS를 보면 모든 임계값에서 1.4보다 크게 나타나고 있으며 25mm 임계값에서는 2배, 40mm 임계값에서는 3배 이상으로 강한 강수로 갈수록 과대 추정을 하는 경향이 뚜렷하게 나타났다. 이는 CSI만을 적합도 함수로 사용할 경우에 임계값 이상의 강우가 발생하는 횟수, 즉 면적을 최대한 넓게 하여 False alarm이 과다하게 나오도록 함으로써 CSI를 높이는 방향으로

최적화된 결과로 해석할 수 있다.

FIT2 실험에서는 CSI와 BIAS를 모두 고려하여 적합도 함수를 구성하여 그림 5a의 CSI를 보면 FIT1 실험보다는 낮은 CSI를 보이고 있으나 M-P 실험보다는 높은 성공지수를 보였다. BIAS에서는 M-P 실험과 FIT1 실험보다 1에 더 근접하게 나타났다. FIT1 실험에서 과도하게 False alarm을 유발한 것을 줄여주어 BIAS가 1에 가깝도록 최적화 되었다.

마지막으로 TH17 실험은 FIT2 실험보다 임계값 구간을 확장하여 1mm와 10mm 임계값 구간을 2mm 간격으로 세분화하여 17개 임계값에 대해 평가하도록 설계되었다. 그림 5a에서 TH17 실험의 CSI를 보면 FIT2 실험에 비해 5mm 이상의 임계값에서 CSI가 높게 나타났으나, 그림 5b의 BIAS에서는 0.5~1 mm구간에서 1.3으로 높게 나타나 FIT2 실험에 비해 과대추정하는 경향을 보였으나 그 외의 구간에서는 FIT2 실험보다 1에 가깝게 나타났다. TH17 실험 결과는 강수 추정을 위한 적합도 함수 구성 시에 특정 구간의 임계값 개수에 민감하다는 것을 보여준다.

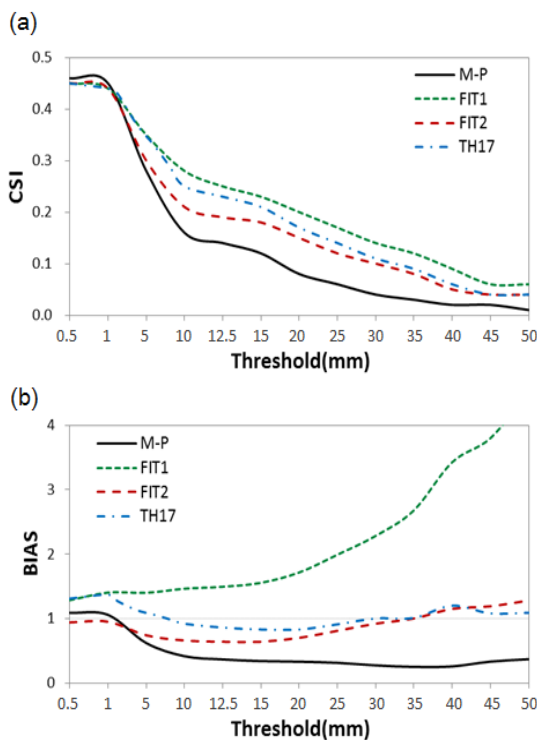


그림 5. 마이크로 유전알고리즘을 이용하여 최적화된 Z-R 관계식에 의한 추정 강수량의 임계치별 (a) CSI와 (b) BIAS.

Fig. 5. The CSI of precipitation estimation by parameters 'a' and 'b' of Z-R relationship.

표 2는 4가지 실험에서 적용된 적합도 함수의 구성요소와 μ -GA에 의해 최종적으로 산출한 적합도와 이때 최적화된 Z-R 관계식을 정리하였다. M-P는 가장 대표적인 Z-R 관계식인 $Z=200R^{1.6}$ 를 적용하고 있으며 한반도의 실험강수 분석에

현재 적용되고 있는 방법이다. M-P는 각 실험에서 비교 대상으로 활용하기 위해 표시하였다. M-P₁은 FIT1과 비교하기 위하여 CSI만으로 적합도 함수를 구성한 것과 동일하게 적합도를 산출하였으며 그 결과는 2.23이었다. FIT1 실험을 통해서 적합도 함수는 M-P₁보다 높은 3.21을 보였으며 $Z=120R^{1.41}$ 관계식을 얻었다.

CSI와 BIAS를 모두 사용하여 적합도 함수를 사용한 경우를 비교하기 위하여 M-P₁실험에 대해 M-P₂로 나타내었으며 최종 적합도는 6.74로 나타났다. FIT2 실험에서 적합도는 8.48로 M-P₂ 보다 높게 나타났으며 최종 관계식은 $Z=264R^{1.37}$ 을 얻었다.

한편 FIT2 실험에서 임계값 구간을 14개에서 17개로 확장한 TH17 실험에서는 적합도가 11.3로 나타났으며 최종 관계식은 $Z=120R^{1.56}$ 로 나타났다. 다만, 임계값 구간이 늘어나 TH17의 적합도가 높게 나타났기 때문에 적합도만으로 직접적으로 비교·평가하는 것은 힘들지만 그림5에서 CSI와 BIAS를 모두 분석해 본 결과 TH17 실험이 FIT2실험에 비해 우수한 강수 추정을 한 것을 확인할 수 있었다. 이를 상대 적합도로 비교해 보면 M-P₁실험은 0.2로 나타나 TH17 실험이 기준에 많이 사용하던 M-P 관계식에 비해 5배 적합도가 높았다.

표 2. μ -GA를 이용한 Z-R 관계식의 최적화 실험 비교
Table 2. Comparison of optimization experiments for Z-R relationship using a micro genetic algorithm

	Fitness Function	Number of thresholds	Fitness (relative)	Z-R relationship
M-P₁	CSI	14	2.23 (0.20)	$Z=200R^{1.6}$
FIT1	CSI	14	3.21 (0.28)	$Z=120R^{1.41}$
M-P₂	CSI+BIAS	14	6.74 (0.60)	$Z=200R^{1.6}$
FIT2	CSI+BIAS	14	8.48 (0.75)	$Z=264R^{1.37}$
TH17	CSI+BIAS	17	11.31 (1.00)	$Z=120R^{1.56}$

그림 6은 적합도가 가장 높게 나타난 TH17 실험에 대해 μ -GA를 이용한 최적화 과정 중에 탐색한 염색체 a, b에 따른 적합도를 모두 나타낸 그림이다. 최종 탐색된 a와 b가 각각 120과 1.56일 때 최대 적합도 11.3을 가진다. 적합도가 10 이상인 개체의 분포를 보면 좌상측에서 우하측 방향의 긴 타원 형태로 나타나는 것을 볼 수 있다. 이 영역 내의 개체들은 a와 b 값이 큰 차이가 있더라도 높은 적합도의 매우 유사한 값을 가진다. 그림 6에서 ★, ▲, ○으로 표시된 지점은 기존에 널리 사용되고 있던 $Z=200R^{1.6}$ [9], $Z=300R^{1.35}$ [11], $Z=140R^{1.5}$ [16]에 대한 계수를 나타내는 것으로 ★와 ▲는 적합도가 10이하의 영역에 분포한다. 이는 기존의 연구들을 통해 제안된 Z-R 관계식에 의한 강수량 추정식은 한반도에서 그대로 사용하기에는 다소 큰 오차를 가지고 있음을 의미한다.

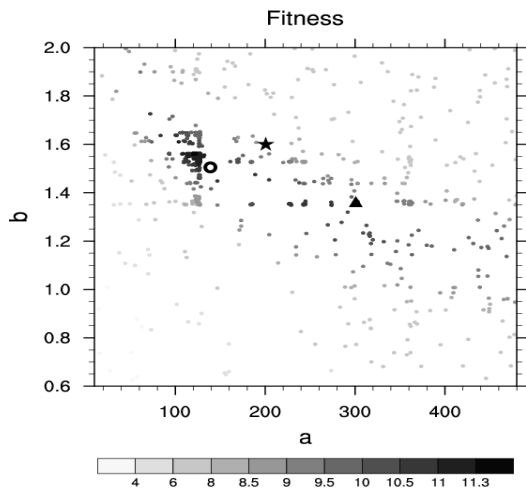


그림 6. Z-R 관계식의 변수 a, b와 적합도 분포
 Fig. 6. Distributions of fitness according to parameters 'a' and 'b' of Z-R relationship.

4. 결론 및 향후 연구

2014년 여름철에 대하여 레이더 반사도 자료로부터 정량적 강우량을 추정하기 위하여 마이크로 유전알고리즘을 이용하여 Z-R 관계식을 최적화하였다. 마이크로 유전알고리즘을 이용하여 최적화한 Z-R 관계식은 기존에 사용하던 관계식과는 다르게 $Z=120R^{1.56}$ 이 추정되었다. 하지만 마이크로 유전알고리즘의 최적화과정에서 탐색한 적합도 함수의 위상공간이 평평한 고원의 형태에 가까웠다. 이러한 결과는 1.5km 고도에서 관측한 레이더자료와 지상 사이에 복잡한 강수의 발달과 소멸과정이 포함되어 있어 정교한 추정에 한계가 있음을 보여주고 있다.

이 연구를 통하여 새롭게 산정된 Z-R관계식은 향후 1~2 시간 후의 강우량을 예측하는 강수실황예측시스템에 적용하여 초단기예측을 위한 정량적 강수예측정확도 향상 연구에 활용할 예정이다.

References

[1] Jordan, P. W., A. W. Seed, and G. L. Austin, "Sampling errors in radar estimates rainfall", *J. Geophys. Res.*, 105 (D2), pp. 2247-2257, 2000.
 [2] Vignal and W. F. Krajewski, "Large-sample evaluation of two methods to correct range-dependent error for WSR-88D rainfall estimates". *J. Hydrometeor.*, Vol. 2, pp. 490-504, 2001.
 [3] Collier, C. G., *Applications of Weather Radar System: A Guide to Uses of Radar in Meteorology and Hydrology*, John Wiley & Sons, pp. 383, 1996.

[4] Battan, L. J., *Radar Observation of the Atmosphere*, University of Chicago Press, pp. 324, 1973.
 [5] Gabella, M., and G. Perona, "Simulation of the orographic influence on weather radar using geometric-optics approach", *J. Atmos. Oceanic Tech.*, Vol. 15, pp. 1485-1494, 1998.
 [6] Hildebrand, P. H., "Iterative correction for attenuation of 5cm radar in rain", *J. Appl. Meteor.*, Vol. 17, pp. 508-514, 1978.
 [7] Chumchuan, S., A. Seed, and A. Sharma, "Application of scaling in radar reflectivity for correcting range dependent bias in climatological radar rainfall estimates", *J. Atmos. Oceanic Tech.*, 21, pp. 1545-1555, 2004.
 [8] Cluckie, I. D., K. A. Tilford, and G. W. Shepard, *Radar signal quantization and its influence on rainfall runoff model*, Hydrological Applications of Weather Radar, I. D. Cluckie, C. G. Collier, Ed., Ellis Horwood, pp. 440-451, 1991.
 [9] J. S. Marshall and W. M. Palmer, "The distribution of raindrops with size", *J. Atmos. Sci.*, Vol. 5, pp. 165-166, 1948.
 [10] R. S. Sekhon and R. C. Srivastava, "Doppler Radar Observations of Drop-Size Distributions in a Thunderstorm", *J. Atmos. Sci.*, Vol. 28, pp. 983-994, 1971.
 [11] R. S. Sekhon and R. C. Srivastava, "Snow Size Spectra and Radar Reflectivity", *J. Atmos. Sci.*, Vol. 27, pp. 299-307, 1970.
 [12] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithm in search, optimization, and machine learning*, Addison-Wesley, 1989.
 [13] K. Krishnakumar, "Micro-genetic Algorithm for Stationary and Non-stationary Function Optimization", SPIE, *Intelligent Control and Adaptive Systems*, Vol. 1196, pp. 282-296, 1989.
 [14] He, Y. and C. Ding, *Multi Program-Components Handshaking (MPH) Utility, Version 4 User's Manual*, Lawrence Berkely National Laboratory, pp. 1-40. 2003.
 [15] Gunn R. and G. Kinzer, "The terminal fall velocity of all for water droplets in stagnant air", *J. Meteorol.*, Vol. 6, pp. 243-248, 1949.
 [16] Joss, J., K. Schram, J. C. Thams, and A. Waldvogel, *On the quantitative determination of precipitation by a radar*, Scientific Communication No, 63, Research Dept. of the Federal Commission on the Study of Hail Formation and Hail Suppression, Ticinese Observatory of the Swiss Central Meteorological Institute, Federal Institute of Technology, Zurich, pp. 38, 1970.

저 자 소 개



이용희(Yong Hee Lee)

1997년 : 경북대학교 천문대기화학과
이학석사
1998~2007년 : 기상연구소 기상연구사
2007~현재 : 국립기상과학원 기상연구관

관심분야 : 최적화, 기상수치예보, 딥-러닝
Phone : +82-70-7850-6838
E-mail : gonos2004@korea.kr



남지은(Ji-Eun Nam)

2010년 : 광주과학기술원 환경공학과
공학석사
2010~2015년 : 국립기상과학원 연구원
2015~현재 : 국립기상과학원 기상연구사

관심분야 : 기상수치예보, 정량강수추정
Phone : +82-70-7850-6845
E-mail : jenam84@korea.kr



주상원(Sangwon Joo)

1990년 : 서울대학교 대기과학과 이학석사
2002년 : 서울대학교 대기과학과 이학박사
1992~2002년 : 기상청 위성담당관실/
수치예보과 기상연구사
2003~2009 : 수치예보과 기상연구관
2009~현재 : 수치예보개발과장/
수치자료응용과장

관심분야 : 위성자료동화, 관측영향평가, 수치예보 해석
Phone : +82-70-7850-6832
E-mail : swjoo@korea.kr