

퍼지-유전자 알고리즘을 이용한 결측 강우량의 보정

Filling of Incomplete Rainfall Data Using Fuzzy-Genetic Algorithm

김도진⁺·장대원^{**}·서병하^{***}·김형수^{****}

Do Jin Kim⁺·Dae Won Jang^{**}·Byung Ha Seoh^{***}·Hung Soo Kim^{****}

:: Abstract ::

As the distributed model is developed and widely used, the accuracy of a rainfall measurement and more dense rainfall observation network are required for the reflection of various spatial properties. However, in reality, it is not easy to get the accurate data from dense network. Generally, we could not have the proper rainfall gages in space and even we have proper network for rainfall gages it is not easy to reflect the variations of rainfall in space and time. Often, we do also have missing rainfall data at the rainfall gage stations due to various reasons. We estimate the distribution of mean areal rainfall data from the point rainfalls. So, in the aspect of continuous rainfall property in time, we should fill the missing rainfall data then we can represent the spatial distribution of rainfall data.

This study uses the Fuzzy-Genetic algorithm as a interpolation method for filling the missing rainfall data. We compare the Fuzzy-Genetic algorithm with arithmetic average method, inverse distance method, normal ratio method, and ratio of distance and elevation method which are widely used previously. As the results, the previous methods showed the accuracy of 70 to 80 % but the Fuzzy-Genetic algorithm showed that of 90 %. Especially, from the sensitivity analysis, we suggest the values of power in the equation for filling the missing data according to the distance and elevation.

Keywords: Interpolation, Fuzzy-Genetic Algorithm, Inverse distance weighting method, filling of missing data

:: 요 지 ::

분포형 모형이 개발되어 지면서 이러한 영역의 공간적인 특성을 고려한 정확한 강우 자료와 조밀한

+ To whom corresponds should be addressed. mukrang@inhaian.net

* 정회원·인하대학교 환경토목공학부 석사과정

** 정회원·인하대학교 환경토목공학부 박사과정·공학석사

*** 정회원·인하대학교 환경토목공학부 교수·공학박사

**** 정회원·인하대학교 환경토목공학부 부교수·공학박사

계측망의 요구는 더욱 커지고 있다. 그러나 현실적으로 조밀한 계측망에 의해 측정된 정확한 강우 자료를 얻기는 쉽지 않다. 일반적으로 강우관측소가 적정 밀도를 가지고 유역을 대표 하도록 설치되어 있으나 부족한 실정이고, 설치되어 있더라도 강우의 시·공간적 변동성을 반영하기가 쉽지 않다. 또한 여러 가지 이유로 결측이 되는 경우도 있다. 강우는 측정된 점 관측 자료를 이용해 유역의 평균 강우 분포를 추정하게 된다. 따라서 결측 강우자료는 시간의 연속성 측면에서 그 보정이 반드시 필요하며 보정 후 강우자료의 공간적 분포를 산정할 수 있을 것이다.

본 연구에서는 결측 강우량의 보정을 위하여 퍼지-유전자 알고리즘을 이용하였는데 이 방법을 기존의 방법 즉, 산술평균법, 역거리법, 년정상강우량법, 거리-고도비율법과 비교하였다. 보정결과 기존의 방법은 실측의 70~80%의 정확도를 보였으나 퍼지-유전자 알고리즘은 90%정도의 정확도를 보였다. 특히, 민감도 분석 결과를 바탕으로 수평거리와 고도차에 대한 적정 차수를 제안하였다.

핵심용어: 보간법, 퍼지-유전자 알고리즘, 역거리법, 결측치 보정

1. 서론

유출이나, 수질, 토양수분 등 모든 유역의 수문응답은 강우에 기인한다. 따라서 강우량은 유역이나 하천 등의 수문 및 수질 모델링 등을 위해 가장 중요한 입력 자료라고 할 수 있다. 강우의 특성은 작은 유역에서도 공간적으로 다양한 분포를 가지고 있어 강우의 공간분포를 정확히 묘사하는 것은 유역 내 물의 이동을 예상하는데 중요하다고 할 수 있다. 공간정보가 결여된 강우 자료는 모델링 연구에 있어서 중대한 방해물이 라고 할 수 있고, 잘못된 결과를 도출하는 원인이 될 수 있다. 따라서 한 유역 전체에 대한 강우특성을 대표할 수 있는 자료는 대표성이 있어야 하는데 만약 한 지점의 강우량을 대표치로 사용한다면 이는 많은 불확실성을 내포하게 될 것이다.

분포형 모형이 개발되어 지면서 유역의 공간적인 특성을 고려한 정확한 강우 자료와 조밀한 계측망에 대한 요구는 더욱 커지고 있다. 그러나 현실적으로 조밀한 계측망에 의해 측정된 정확한 강우 자료를 얻기는 쉽지 않다. 조밀한 계측망을 가지기 위해서는 소유역별, 행정구역별로 강우 관측지점을 설치해야 하나 비용과 유지관리 측면에서 현실적으로 힘든 형편이다.

일반적으로 강우관측소가 적정 밀도를 가지고

유역을 대표 하도록 설치되어 있지만 미비한 실정이며, 강우의 시·공간적 변동성을 반영하기가 쉽지 않다. 또한 여러 가지 이유로 결측이 되는 경우도 있다. 강우는 측정된 점 관측 자료에서 유역의 분포를 추정하게 되므로 강우자료의 결측은 연속성의 특징을 가진 강우자료의 공간분포를 가시화하기 위해서라도 그 보정이 반드시 필요하다.

다양한 분야에서 이용하고 있는 자료들은 결측이 발생할 수 있고 어떤 목적을 위해서는 또 결측된 자료를 보정하여 이용해야 할 경우들이 있다. 자료의 결측을 보정하는 방법에는 다양한 방법들이 제시되고 이용되어져 왔다. 수문분야에서 결측 강우 보정 등을 위해 가장 널리 사용되고 있는 방법이 역거리법(Inverse Distance Weighted Method)이다. 외국의 연구사례로는 Tung *et al.*(1983)은 산악지역의 점 강우량을 보정하였고, Bartier *et al.*(1996)은 지표면의 형상을 역거리법을 이용하여 다변량 분석을 하였다. You와 Hubbard(2004)는 미국전역에 대해서 격자망별 기온의 최대치와 최소치를 보정하였다. 국내의 연구사례로는 김중훈 등(1995)이 산악지역을 고려한 점 강우량의 결측 강우량을 보정하였고, 김응석 등(1999)이 평장강 유역을 대상으로 하여 기존의 여러 방법을 적용하여 보정방법에 대해 비교 연구 하였다.

본 연구에서는 정확한 강우의 보정을 위해서 기존의 결측 강우량 보정방법과 퍼지-유전자알고리즘에 의해 수정된 역거리법을 비교하고 최적화된 결측 강우량 보정방법을 제시하고자 한다.

2. 결측 강우량 보정방법

2.1 기존 방법

기존의 결측 강우량 보정 방법에 대한 연구를 보면 산술평균법부터 크리깅 방법까지 다양한 방법이 제안되었으나, 편리성이나 정확성에서 역거리법이 가장 나은 결과를 도출하는 것으로 알려져 있다(김중훈 등, 1995)(김웅석 등, 1999). 이에 기존 방법으로 역거리법과 년정상강우량법, 거리고도비율법을 선정하였다. 다음 식(1), (2), (3)은 역거리법과 년정상강우량법, 거리고도비율법의 기본식이다.

(1) 역거리법

$$P_p = \sum_{i=1}^N (W_i P_i) = \frac{\sum_{i=1}^N P_i d_{pi}^{-m}}{\sum_{i=1}^N d_{pi}^{-m}} \quad (1)$$

(2) 년정상강우량법

$$P_x = \frac{1}{n} \left(\frac{N_x}{N_1} \cdot P_1 + \frac{N_x}{N_2} \cdot P_2 + \dots + \frac{N_x}{N_n} \cdot P_n \right) \quad (2)$$

$$= \frac{N_x}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{P_i}{N_i} \right)$$

(3) 거리고도비율법

$$P_p = \frac{\sum_{i=1}^n P_i \left(\frac{d_i}{h_i} \right)^2}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{d_i}{h_i} \right)^2} \quad (3)$$

2.2 퍼지-유전자 알고리즘을 이용한 보정법

앞 2.1절에서 기술한 역거리법은 수평거리 단일 변수에 의해 영향을 받으며, 이 방법은 기본 가정이 평탄한 작은 유역에 한정되고 있다(Ware *et al.*, 1991). 이러한 가정으로 급작스런 고도의 변화가 있는 유역이나 경사진 유역에는 적용하기 어려운 면을 가지고 있다. 그 결과로 독립 가중치 변수를 추가하여 다변수의 역거리법으로 발전시켰다. 수정된 역거리법은 다음 식(4)와 같다.

$$k_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^N k_i d_{xyi}^{-m} w_i(\nu_1, \dots, \nu_x)}{\sum_{i=1}^N d_{xyi}^{-m} w_i(\nu_1, \dots, \nu_x)} \quad (4)$$

식(4)는 역거리 가중치와 영향을 줄 수 있는 모든 다른 벡터의 두 번째 독립 가중치 w_i 에 의해 제어되는 보정식이다. 물론 이 두 개의 가중치는 하나의 가중치로 조합이 가능하다(Bartier and Keller, 1996). 본 연구에서 두 개의 독립 가중치 변수는 결측지점과 그 주변의 강우지점 사이의 수평거리와 고도차이다.

2.2.1 퍼지 이론

위에서 설명한 역거리법의 가중치 벡터와 퍼지이론에서의 소속함수는 다른 말이지만 같은 의미를 나타낸다. 각 강우 지점의 상대적 영향은 절대적인 벡터이므로 단순히 이진화된 즉, 완전히 관계가 있다거나 관계가 없다는 따위의 정의를 내리는 것은 쉽지가 않다. 또한 이렇게 유효한 벡터는 유일하지 않다. 따라서 스케일이나 각각의 영향 특성이 다른 벡터들을 조합한다는 것은 어렵다.

본 연구에서 퍼지이론의 소속함수는 각 강우 지점의 상대적인 중요성을 나타낸다. 강우지점별 다양한 수평간 거리의 전체집합을 $U = \{d_1, d_2, \dots, d_N\}$ 라 하고, 고도차의 전체 집합을

$V = \{h_1, h_2, \dots, h_N\}$ 라 하면 퍼지집합은 다음과 같이 유도된다.

$$P_d = \{d, \mu_{Pd}(d)\} \quad \forall d \in U \quad (5a)$$

$$P_h = \{h, \mu_{Ph}(h)\} \quad \forall h \in U \quad (5b)$$

식 (5a)과 식 (5b)에서 $\mu_{Pd}(d)$ 은 각각의 주변 강우 관측지점에서 수평거리의 영향에 따른 상대적 중요도를 나타내는 소속등급을 의미한다. 마찬가지로 $\mu_{Ph}(h)$ 는 고도차의 소속등급을 나타낸다. 소속함수 μ 의 값은 완전소속에서 비소속까지 영향과 중요도의 정도를 0부터 1까지로 나타낸다.

본 연구에서는 두 개의 영향인자를 수평거리와 고도차로 정의했으며, 그 소속함수는 다음과 같다.

$$\mu_{Pd}(d) = \begin{cases} 1 & 0 \leq d \leq d_{close} \\ d^{-m} & d > d_{close} \end{cases} \quad (6a)$$

$$\mu_{Ph}(h) = \begin{cases} 1 & 0 \leq h \leq h_{close} \\ h^{-n} & h > h_{close} \end{cases} \quad (6b)$$

위의 식에서 m과 n은 수평거리와 고도차의 차수를 의미하며, 또한 d_{close} 와 h_{close} 는 제어 면적을 의미한다. 본 연구에서 d_{close} 와 h_{close} 보

다 작은 것에 대해서 소속함수의 소속 등급을 1로 평가한 것은 지배면적이 작음도 의미하지만 지점 간에 다른 강우가 존재함을 의미한다. 그림 1은 수평거리와 고도차의 소속함수를 보인 그래프이다.

각 강우지점의 상대적인 중요성은 이 2개의 소속함수로 정의된다. 비록 이 두 개의 소속함수 간의 경향성은 비슷하지만 수평적 거리의 비와 고도차는 다르다. 본 연구에서 정규화 기법이 여러 가지 수평거리 비와 고도차에 따른 잘못된 분석을 피하기 위해 적용되었다. 전체집합 U와 V의 요소는 정규화된 수평거리와 고도차로 다시 정의하였다. 한편, 이 구성요소들의 함수를 어떻게 결합시킬 것인가 하는 문제도 매우 중요하기 때문에 $W = x_1, \dots, x_i, \dots, x_N$ 으로 복합적인 퍼지 집합을 정의한다. 이것은 강우관측자료 x 의 집합을 의미하고 W에 포함되는 퍼지 집합 P는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$P = x, \mu_P(x) | x \in W \quad (7)$$

여기서 μ_P 는 P의 구성요소인 x 의 소속등급이다. 수평거리의 소속등급과 고도차의 소속등급이 결합되면, $\mu_P(x)$ 는 식(8)과 같이 다시 정의할 수 있다.

$$\mu_P(x) = \mu_P(d, h) \quad (8)$$

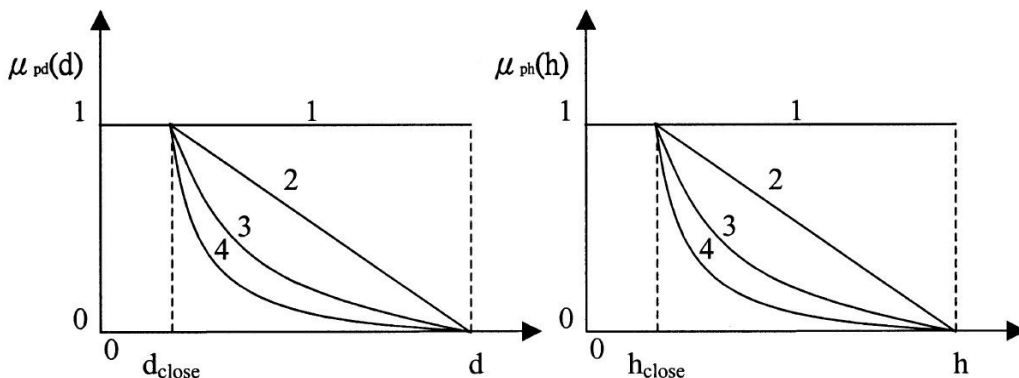


그림 1. 수평거리와 고도차의 소속함수

수평거리와 고도차의 경향성의 효과는 동일하고, 그래서 통합하여 산정하게 되면 추가적이거나 복합적인 효과가 나타날 것으로 기대된다. 본 연구에서 몇 가지 산정기법들을 수평거리와 고도차의 통합된 효과를 나타내기 위하여 그 소속함수를 결합하였다. 그 식들은 식(9a)~식(9e)과 같다.

$$\mu_P(d, h) = \sqrt{\mu_{Pd}(d)^2 + \mu_{Ph}(h)^2} \quad (9a)$$

$$\mu_P(d, h) = \mu_{Pd}(d) + \mu_{Ph}(h) \quad (9b)$$

$$\mu_P(d, h) = \mu_{Pd}(d)\mu_{Ph}(h) \quad (9c)$$

$$\mu_P(d, h) = \max[\mu_{Pd}(d), \mu_{Ph}(h)] \quad (9d)$$

$$\mu_P(d, h) = \min[\mu_{Pd}(d), \mu_{Ph}(h)] \quad (9e)$$

또한 가중치 벡터는 각 강우지점의 소속등급에 따라 식(10)과 같이 정의할 수 있다.

$$W_i = \frac{\mu_P(d_i, h_i)}{\sum_{i=1}^N \mu_P(d_i, h_i)} \quad (10)$$

그러면 강우량은 다음과 같이 추정할 수 있다.

$$P_p = \sum_{i=1}^N (W_i P_i) = \frac{\sum_{i=1}^N P_i \mu_P(d_i, h_i)}{\sum_{i=1}^N \mu_P(d_i, h_i)} \quad (11)$$

2.2.2 유전자 알고리즘

본 연구에서는 각 강우지점간의 상대적 중요도를 나타내는 역거리 계열의 수평거리와 고도차 m, n의 차수를 결정하고, 효율적으로 미세측지점의 강우량을 산정하기 위해서 유전자 알고리즘

(Genetic Algorithm)을 적용하였다. 유전자의 진화에 따라 나쁜 유전개체는 제거되고 목적함수에 부합되는 좋은 유전개체는 자동적으로 선택된다. 그러므로 유전자 알고리즘의 사용은 m, n에 의해 재 정의된 역거리 계열 조정의 어려움을 효과적으로 줄일 수 있다.

물론 유전자 알고리즘을 적용할 때 첫째로 목적함수를 정의하여야 한다. 본 연구에서는 최소 추정오차를 주 목적함수로 하였다. 편차 정도를 나타내는 평균오차(Mean Error, ME), 가능한 큰 편차를 보여주는 평균절대오차(Mean Absolute Error, MAE), 편차의 민감도를 나타내는 평균 제곱근오차(Root Mean Square Error, RMSE) 등이 사용되는데 추정 결과의 정확도를 계산하는 다양한 연구들에서는 각 목적함수마다 다른 의미를 가지고 있다. 목적함수에 영향을 미치는 다양한 범위와 차원을 피하기 위해 무차원의 상대적인 편차를 보여주는 상대오차(Relative Error, RE)를 사용하였다. 본 연구에서는 일 강우량을 사용하였으며, 주 목적함수는 다음과 같이 정의된다.

$$Sum(MAE) = \sum_{i=1}^N |(O_i - P_i)| \quad (12a)$$

$$RE = \frac{Sum(MAE)}{\sum_{i=1}^N P_i} \quad (12b)$$

위의 식에서 O_i 는 관측 강우량, P_i 는 모의된 강우량이다.

유전자 알고리즘에 적용하기 위해서 모집단의 크기를 20으로 정의하였다. 즉, 염색체의 유전자 개수가 20개이다. 수평거리와 고도차의 차수 m과 n을 유전자로 하였으며 그 범위를 0부터 10까지의 실수로 정의 하였다. 자료의 개수가 4개년 일 자료이므로 프로그램의 런 타임의 제한에 의해서 교배는 일점교배(Single point crossover)

로 교배확률은 0.3으로 하였으며 돌연변이 확률은 0.03으로 하였다. 유전자의 선택은 적합도 비례전략(룰렛모형)을 적용하였다.

3. 대상유역선정과 자료수집

본 연구에서는 소양강댐 유역의 14개 관측소 지점을 선택하였고, 관측소 지점 대부분이 해발 고도가 높은 관계로 산악지형 특성에 따른 영향을 많이 받아 국지적으로 큰 홍우사상을 갖는다. 강우량 자료는 그림 2의 유역도에 표시한 소양강댐 유역 14개 지점의 1990년부터 1993년까지의 일 강우량을 사용하였다.

우리나라의 강우특성을 보면 1, 2월에 강우가 적다가 점점 강우량이 커져서 6~8월의 장마철에 들어서 집중호우를 보이고 가을인 9, 10월에 들어서 강우량이 점점 줄어든다. 본 연구에서 사용한 90년~93년까지의 강우자료를 보면 우리나라의 전형적인 강우특성이 나타난다.

지형적 특성은 표 1에서 보이는 좌와 같이 위의 유역도에서 동쪽으로 태백산맥을 따라서 고도가 높고 서쪽으로 오면서 점점 낮아지는 우리나라의 전형적인 동고서저의 형상을 띠고 있다. 또 유역도에서 남쪽으로 갈수록 고도가 높다.

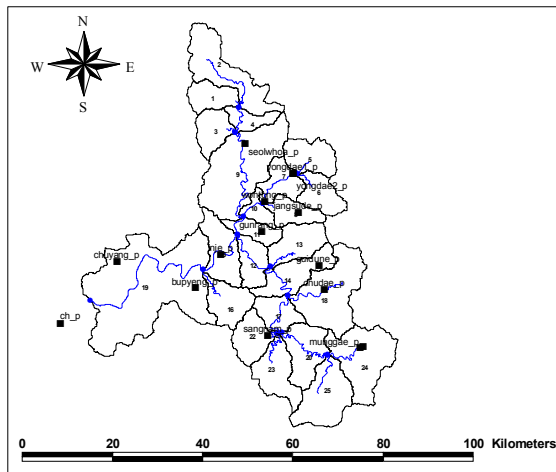


그림 2. 소양강댐 유역의 유역도와 강우관측소 현황

4. 퍼지-유전자 알고리즘을 이용한 결측 강우량 보정

4.1 기존 결측 강우량 보정

본 연구에서는 퍼지-유전자 알고리즘을 이용한 결측 강우량 보정을 비교하기 위하여 기존의 대표적인 몇몇 결측 강우량 보정 방법을 사용하였다. 가장 손쉬운 방법으로 산술평균법 (Arithmetic Average, AA)과 년정상강우량법 (Normal Ratio method, NR), 현재 일반적으로 많이 사용하고 있는 역거리법 (Inverse Distance Weighted method, IDW), 역거리법의 단점을 보완하기 위하여 고안된 거리고도비율법 (Ratio of Distance and Elevation method, RDE)이 그것이다. 각 방법에 대한 내용은 2.1절에서 설명한 방법과 같다. 표 2와 그림 3은 기존 결측 강우량 보정 방법에 의해서 보정한 값과 실제값을 비교한 것이다.

아래의 기존 방법에 대한 결과를 보면 일정한 법칙을 볼 수 있다. 추양지점에서 원통지점으로 가면서 추정오차 값이 점점 떨어지는데 추정오차가 떨어짐에 따라 각 지점의 고도도 높아지고 있다는 것을 볼 수 있다. 추양지점은 유역의 출구가 근접한 지점으로 유역에서 비교적 고도가 낮은 지점이고, 인제 원통으로 가면서 고도가 높

표 1. 각 지점별 위치정보

관측소명	고도(m)	TM-X 좌표	TM-Y 좌표
군량	440	309458.647	509367.262
명개	620	331273.558	483630.238
상남	390	310890.238	486444.324
추대	410	323374.882	496613.923
방동	1388	331904.281	483948.726
귀둔	520	322170.466	502054.193
인제	220	300380.034	504347.532
부평	250	294686.849	496848.383
추양	210	277324.007	502832.409
서화	45	305767.558	528869.037
장수대	490	317635.802	513644.335
용대	380	316415.943	522261.479
용대(1)	380	316392.053	522230.298
원통	330	310122.754	516129.521

표 2. 각 지점별, 방법별 추정오차

	산술평균법			년정상강우량법			거리고도비율법			역거리법		
	ME	MAE	RMSE	ME	MAE	RMSE	ME	MAE	RMSE	ME	MAE	RMSE
추양	0.90	1.39	3.97	0.90	1.37	3.88	0.91	1.04	3.75	0.89	1.44	4.14
인제	0.82	1.84	6.10	0.83	1.82	5.97	0.91	1.10	4.24	0.84	1.74	5.64
서화	0.77	1.95	6.73	0.77	1.94	6.72	0.79	1.89	6.42	0.84	1.63	5.59
원통	0.82	1.69	5.98	0.80	1.68	6.18	0.62	2.57	8.59	0.84	1.55	5.60

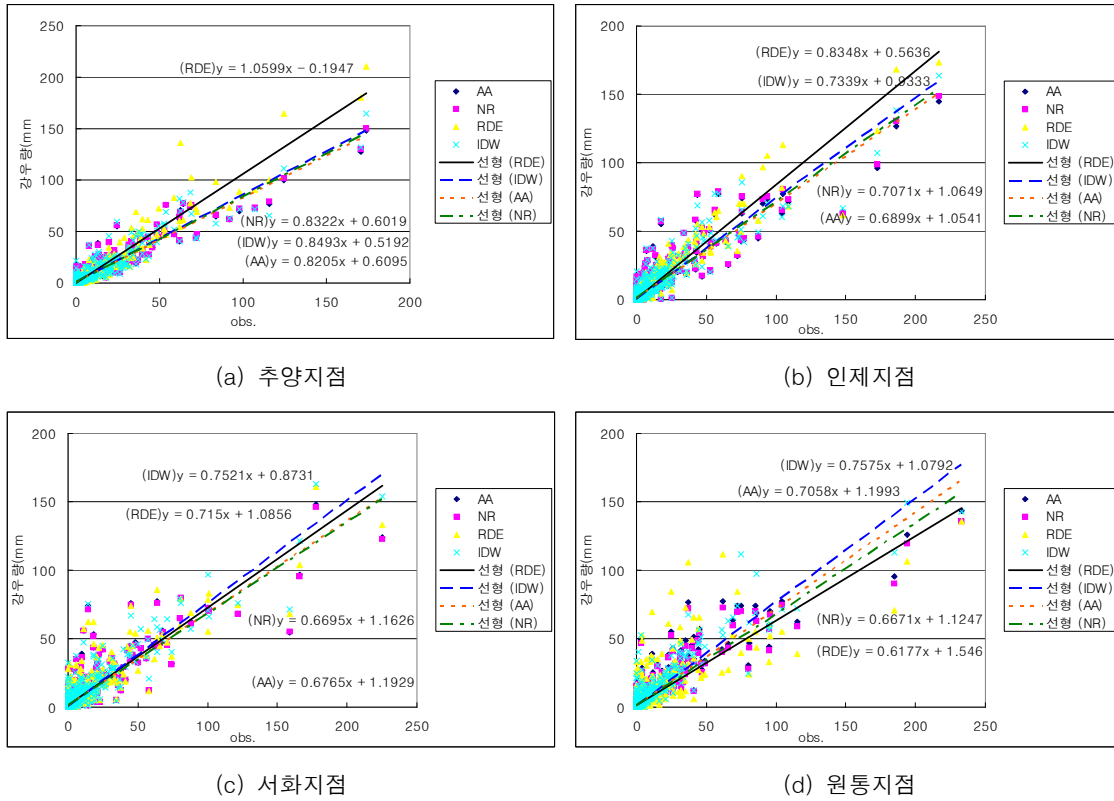


그림 3. 각 지점의 보정값과 관측값

아졌다가 태백산맥을 넘으면서 서화지점에서 다시 고도가 낮아진다. 이것은 기존의 방법이 고도에 대한 영향을 거의 반영하지 못함을 보이고 있는 것이다. 고도차가 거의 없는 지점에서는 무리 없이 결측 강우량을 보정하지만 고도차가 커지면 오차도 같이 커진다. 고도의 영향을 고려한 거리고도비율법도 효율적이지 못하다. 그리고 현재 가장 많이 사용되고 있는 역거리법이 비교적 균일한 결과를 보이는 것도 주목된다.

4.2 퍼지-유전자 알고리즘에 의한 결측 강우량 보정

앞에서 설명한 퍼지이론에 의한 수평거리와

고도차의 조합식 식 (9)을 퍼지 소속함수를 정의하고 유전자 알고리즘에 의하여 목적함수에 적합한 수평거리의 차수와 고도차를 최적화하는 퍼지-유전자 알고리즘에 의한 결측 강우량 보정 모형을 적용하여 위에서 보인 기존 보정방법과 비교하였다. 기존 보정방법 중에서 비교적 균일하고 추정오차가 적은 역거리법의 결과를 주 비교대상으로 하였다.

표 3은 각 방법에 의해서 산정 되어진 결과의 오차 추정치이다. 표에서 Type은 퍼지-유전자 알고리즘 모형에서 소속함수를 추정하는 목적함수의 결합 중에서 가장 좋은 Type을 나타내며 m과 n은 그때의 수평고도와 고도차의 차수를 나

표 3 각각의 방법에 따른 오차 추정치

방법	IDW					퍼지-유전자 알고리즘							
	ME	MAE	RMSE	RE	R^2	ME	MAE	RMSE	RE	R^2	m	n	Type
군량	0.81	0.48	6.45	0.53	0.83	0.82	0.36	6.24	0.42	0.82	9.87	7.43	min
명개	0.09	1.01	12.60	1.08	0.26	0.66	0.65	7.70	0.74	0.66	3.43	6.28	min
상남	0.52	0.76	9.14	0.84	0.53	0.57	0.72	8.64	0.81	0.57	3.52	6.26	min
추대	0.55	0.86	7.36	0.80	0.59	0.59	0.82	7.04	0.72	0.63	1.05	2.61	max
방동	0.04	1.08	12.59	1.01	0.26	0.63	0.62	7.54	0.63	0.63	7.44	0.01	add
귀둔	0.68	0.70	6.15	0.65	0.69	0.76	0.53	5.31	0.47	0.78	0.03	7.47	sqrt
인제	0.84	0.48	5.64	0.48	0.86	0.91	0.30	4.20	0.30	0.92	2.91	9.60	sqrt
부평	0.50	0.80	8.96	0.78	0.55	0.57	0.79	8.37	0.78	0.58	7.83	0.37	max
추양	0.89	0.40	4.14	0.40	0.89	0.93	0.28	3.33	0.28	0.94	2.02	7.63	sqrt
서화	0.84	0.46	5.59	0.46	0.86	0.89	0.35	4.74	0.36	0.89	5.27	8.97	min
장수대	0.03	1.02	14.71	1.11	0.18	0.07	1.02	14.43	1.10	0.18	0.82	1.55	min
용대	0.38	0.86	11.19	0.97	0.42	0.77	0.54	6.73	0.56	0.79	0.05	0.02	sqrt
용대1	0.15	0.97	11.19	0.86	0.42	0.15	0.97	11.16	0.86	0.42	1.18	1.14	min
원통	0.84	0.46	5.60	0.42	0.85	0.87	0.39	5.08	0.35	0.87	9.80	1.67	mult

타낸다. 표의 결과를 보면 장수대와 용대1의 경우를 제외하고는 모두 향상된 결과를 보이나 두 지점에서는 미약한 향상만을 보이고 있다. 그 이유는 퍼지-유전자 알고리즘에 의해 다른 지점에 비해서 수평거리의 영향을 많이 받았기 때문이

다. 수평거리의 영향을 많이 받게 되면 기존의 역거리법과 유사한 결과를 도출하게 된다. 그림 4는 위에서 적용한 4개 지점과 역거리법을 비교한 그래프이다.

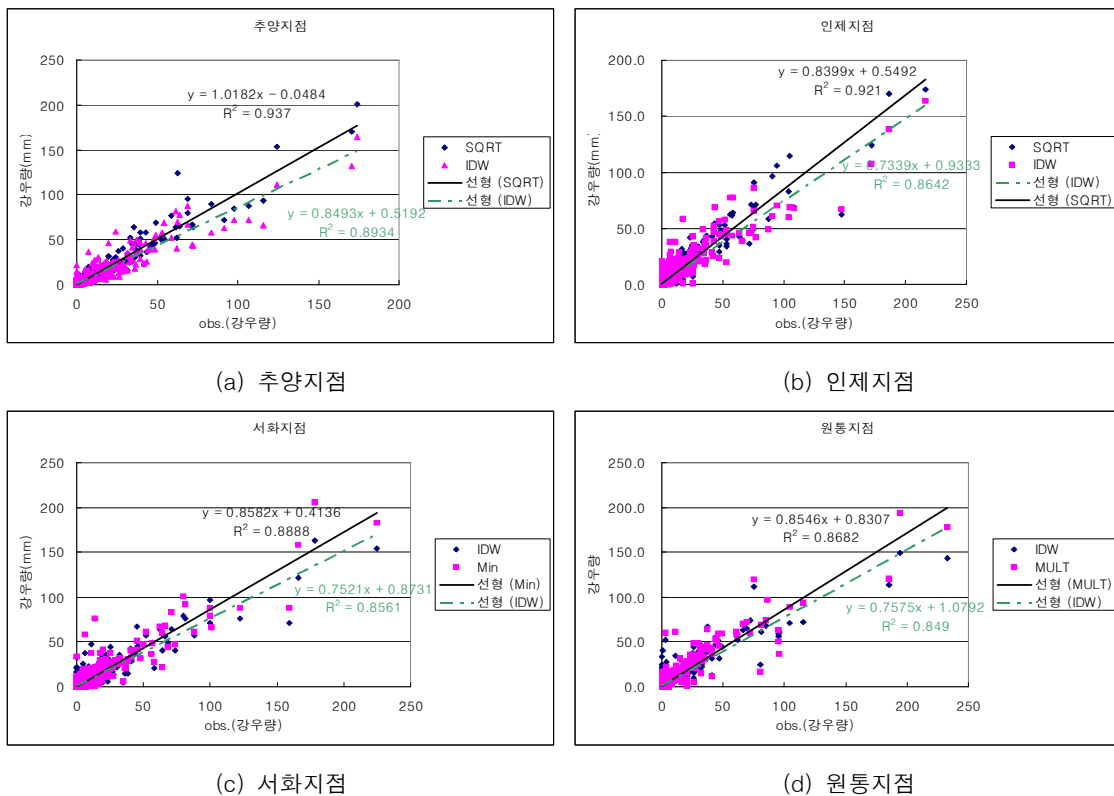


그림 4. 퍼지-유전자 알고리즘과 IDW 비교

위의 퍼지-유전자 알고리즘 모형과 역거리법을 비교한 결과를 보면 실제 관측값에 90%이상의 정확도를 보이고 있고 선형 추세선으로 비교한 결과에서도 1에 가까운 기울기를 보이므로 역거리법보다 고도차나 수평거리에 의한 영향을 더 잘 묘사하고 있다는 결과를 얻었다. 결과를 보면 기존의 역거리법보다 월등히 나은 결과를 나타냄을 볼 수 있다. 강우의 일반적인 추세는 기존의 역거리법이나 퍼지-유전자 알고리즘에 의해 수정된 역거리법 모두 반영하나 최대 강우량처럼 질적인 면에서 확실히 좋은 결과를 보이고 있다. 그림 5는 퍼지-유전자 알고리즘을 이용한 방법의 민감도분석 그래프로써 가장 민감한 min방법만 도시하였다.

기존의 결측 강우량 보정법인 역거리법이 많이 사용된 이유는 적용에 있어서 편의성이 높고 방법의 간편성에 비하여 결과가 좋았기 때문이다. 퍼지-유전자 알고리즘에 의한 보정법이 결과에 있어서 월등하나 프로그램의 실행시간에

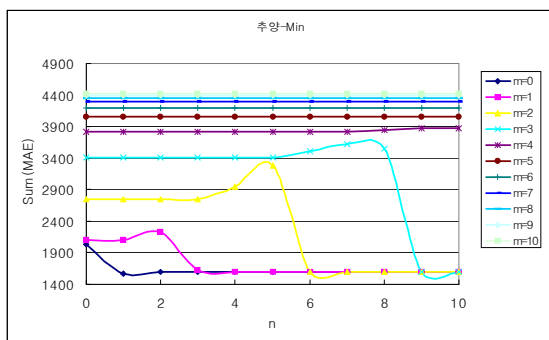
있어서 단점을 가지고 있다. 그 단점을 보완하기 위하여 민감도 분석을 실시하였고, 위의 그 결과를 보면 수평거리와 고도의 차수 "2" 에서 가장 민감함을 볼 수 있다. 따라서 퍼지이론에 의한 수평거리와 고도차의 조합식에 차수 "2" 를 제안하고자 하며 식(13)과 같이 나타내고자 한다.

$$P_p = \sum_{i=1}^N (W_i P_i)$$

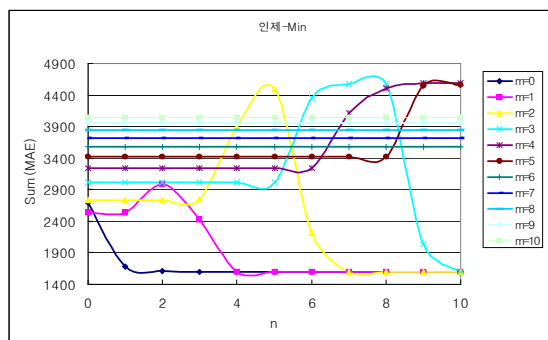
$$W_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^N w_i} = \frac{d_i^{-2} h_i^{-2}}{\sum_{i=1}^N d_i^{-2} h_i^{-2}} \quad (13)$$

$$W_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^N w_i} = \frac{\min(d_i^{-2}, h_i^{-2})}{\sum_{i=1}^N \min(d_i^{-2}, h_i^{-2})}$$

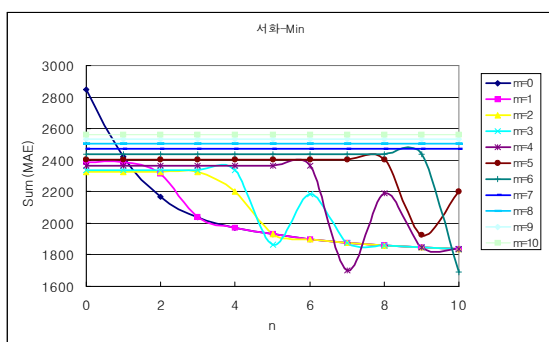
이 방법은 기존의 방법보다 더 나은 결과를 주며 적용에 있어서도 편리성과 더불어 프로그램의 실행시간에도 장점이 있다.



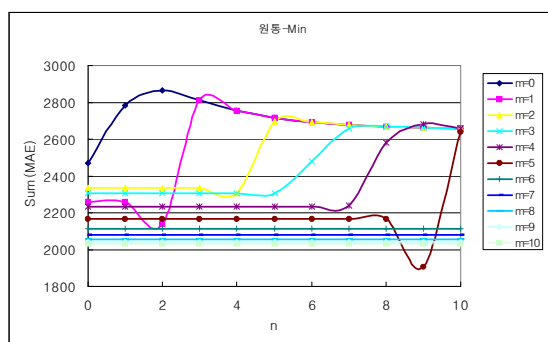
(a) 추양지점



(b) 인제지점



(c) 서화지점



(d) 원통지점

그림 5. m과 n에 따른 민감도 분석

5. 결론

- (1) 기존의 역거리법은 정확성보다는 계산의 편리성으로 많이 사용되어진 방법이다. 연구결과 역거리법은 실제의 70%~80% 정도의 정확성을 보였다. 본 연구에 사용된 퍼지-유전자 알고리즘에 의해 수정된 역거리법은 90%이상의 정확성을 보였으며, 모든 과정을 프로그래밍화하여 복잡한 계산 과정 또한 편리성을 확보하였다. 단 프로그램의 실행시간에서 오래 걸린다는 단점이 있었다.
- (2) 강우는 지형인자의 영향을 많이 받으며, 고도가 높을수록 강우량이 증가한다는 것은 알려진 사실이다. 본 연구에서 수평고도와 고도차의 차수 m 과 n 의 산정에서도 비슷한 결과를 얻었다. m 과 n 의 민감도 분석에서 m 은 0~2에서 민감한 변화를 보이다가 3을 넘어가면서 일정한 값에 수렴해 나가는 모습을 보였고, 고도차의 차수인 n 또한 0~2에서 민감한 변화를 보이고 있다. 이러한 형태는 기존의 역거리법에서 거리에 제곱을 가중치로 사용한 것과 같은 결과이며, 고도차 또한 거리와 같이 강우량에 많은 영향을 미치고 있음을 알 수 있다.
- (3) 가중인자 m 과 n 을 합성하기 위하여 5개의 방법을 사용하였다. 그 5개의 방법 중에서 두 가중인자를 곱하는 방법과 두 인자 중 작은 것을 사용하는 것이 가장 좋은 결과를 도출하였는데, 특히 두 가중인자 중 작은 값을 사용하는 것이 더욱 나은 값을 얻을 수 있었다. 이것은 위의 결론 (2)과 같은 맥락에서 해석할 수 있다. 수평거리의 차수가 낮을 때 즉, 민감도가 높을 때는 상대적으로 낮은 거리의 가중인자에 영향을 받고 반대로 차수가 커지면 고도의 가중인자에 영향을 높이기 위한 방법이기 때문이다.

- (4) 고전적 강우 보정법인 역거리법이 많이 사용된 이유는 적용에 있어서 편의성이 높고 방법의 간편성에 비하여 결과가 좋았기 때문이다. 퍼지-유전자 알고리즘에 의한 보정법이 결과에 있어서 월등하나 프로그램의 실행시간에 있어서 단점을 가지고 있다. 그 단점을 보완하기 위하여 민감도 분석을 실시하였고, 그 결과로 식(13)과 같이 퍼지 이론에 의한 조합식의 수평거리와 고도차의 적정차수 “2”를 제안하였다. 이 방법은 기존의 방법보다 더 나은 결과를 주며 적용에 있어서 편리성과 간편성을 갖추었다고 할 수 있다.
- (5) 본 연구에서는 소양강댐 유역의 1990년~1993년 강우자료를 사용하였다. 소양강댐 유역을 선택한 이유는 우리나라의 유역 중 고도차가 비교적 큰 유역에 적용하고자 한 것이다. 위의 결과는 제한된 자료로부터 얻어진 것으로 향후 다른 지점에 적용하여 보다 객관성 있고 일반적인 특성을 도출한다면 산악지형이 많은 우리나라의 경우 유용한 결과 자료로 이용될 수 있을 것으로 생각된다.

참고문헌

1. 김중훈, 김태균, 김웅석 (1995). “산악지역을 고려한 점강우량 결측시 보정방법”, 대한토목학회 학술발표회논문집, pp. 169-172.
2. 김웅석, 김형수, 김중훈 (1999). “점 강우량 결측시 보정방법에 관한 비교 연구”, 한국수자원학회 학술발표회논문집, pp. 374-481.
3. Bartier, P.M. and Keller, C.P. (1996). Multivariate interpolation to incorporate thematic surface data using inverse

- distance weighting (IDW). *Computers & Geosciences* 22 (7), 795–799.
4. Chang, C.L., Lo, S.L., Yu, S.L., and Hu, C.Y., (2003). Combining variable order inverse distance method and genetic algorithm to precipitation interpolation in Feitsui Reservoir Watershed. Asian Waterqual 2003 Conference, Thailand.
 5. Ware, C., Knight, W., and Wells, D (1991). Memory intensive algorithm for multibeam bathymetric data. *Computers & Geosciences* 17 (7), 985–993
 6. Tung, Y. K. (1983). Point rainfall estimation for a mountainous region. *Journal of Hydraulic Engineering*, vol. 109, No. 10