

# ANFIS 모형을 이용한 월강수량 예측

## Monthly Precipitation Forecast Using Genetic Algorithm

신주영\*, 정창삼\*\*, 허준행\*\*\*

Juyoung Shin, Chang-Sam Jeong, Jun-Haeng Heo

### 요 지

Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System(ANFIS) 모형은 인공신경망과 퍼지모형의 특징을 가지는 모형으로 자료간의 관계가 선형이 아닌 비선형관계를 가질 경우 매우 정확한 예측 모형을 구축할 수 있는 특징이 있다. 월강수량 예측이 관측된 기상자료들과 비선형 관계에 있다고 생각되어 ANFIS 모형을 이용하여 월강수량을 예측하였다. 본 연구의 대상 지점으로는 금강유역의 대전 지점으로 선정하였다. 금강유역은 우리나라의 한가운데 위치하여 평균적인 강수형태 및 특징을 보여 좋은 실험유역으로 생각되어 선정하였다. 금강유역의 기상청에서 운영하는 지상 유인관측소 중 비교적 금강유역을 대표하고 양질의 자료가 기록되어 있다고 판단되는 대전지점을 실험지점으로 생각되어 선정하였다. 기상청 대전 유인 관측소에는 총 39년치 기상 자료가 기록되어 있다. 기상청에서는 전국 주요 도시들을 대상으로 2003년부터 월간 예보를 하고 있다. 본 연구에서는 기상청 월간예보와 기상청 대전 유인관측소에서 관측된 5년 치 기상자료를 모델의 입력자료로 구성하였다. 적절한 입력변수 조합을 구성하기 위하여 반복해법을 적용하였다. 5년 치 자료 중 절반은 학습을 시키는데 사용하였고 나머지 절반을 이용하여 모형을 검증하였다. 여러 입력변수를 이용하여 모형의 학습시킨 결과 입력변수가 3개 일 경우 가장 높은 정확도를 보였다. 입력변수가 3개로 학습 시킨 ANFIS 모형과 기상청에서 제공하는 월간예보를 비교해본 결과 ANFIS 모형을 적용하여 월 강수량을 예측하는 것이 기상청에서 제공하는 월간예보보다 높은 정확도를 보이는 것을 확인할 수 있었다.

**핵심용어:** 뉴로-퍼지 모형, ANFIS, 월강수량 예측

### 1. 서론

기후변화로 따른 수자원 확보에 대한 필요성이 증대되고 있다. 우리나라는 홍수기에 대부분의 강수가 집중되어 수자원 운영 및 확보에 많은 어려움이 있다. 수자원 운영 및 확보의 효율성을 높이기 위해서는 장기간의 정확한 강수 예측이 필요하다. 본 연구는 이러한 장기간의 강수 예측을 위하여 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System(ANFIS) 모형을 이용한 월 강수량 예측 방법은 제안하였다. ANFIS 모형은 인공신경망과 퍼지모형의 특징을 가지는 모형으로 자료간의 관계가 선형이 아닌 비선형관계를 가질 경우 매우 정확한 예측 모형을 구축할 수 있는 특징이 있다. 월강수

\* 정희원 · 관동대학교 첨단해양공간개발연구센터 연구원 · E-mail: hyjyshin@gmail.com

\*\* 정희원 · 인덕대학 건설환경설계학과 전임강사 · E-mail: csjeong@induk.ac.kr

\*\*\* 정희원 · 연세대학교 사회환경시스템공학부 토목환경공학전공 교수 · E-mail: jhheo@yonsei.ac.kr

량 예측이 관측된 기상자료들과 비선형 관계에 있다고 생각되어 ANFIS 모형을 이용하여 월강수량을 예측하였다. 본 연구의 대상 지점으로는 금강유역의 대전지점으로 선정하였다. ANFIS 모형의 입력자료로는 월 관측 기상 자료와 기상청에서 제공하는 기상전망 자료를 이용하였다. 적절한 입력변수 집합 구성을 위하여 filter algorithm 중 하나인 forward selection을 적용하여 입력변수 집합을 구성하였으며, 구축된 입력변수 집합을 이용하여 학습된 ANFIS 모형을 이용하여 월강수량을 예측하였다. ANFIS 모형을 이용하여 예측된 월 강수량은 기상청에서 제공하는 기상전망과 그 예측 적중도를 비교하여 ANFIS 모형의 적용가능성과 적합성을 평가하였다.

## 2. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) 모형의 개요

### 2.1 ANFIS 모형

ANFIS 모형은 Jang(1993)이 처음으로 제안하여 비선형 과정을 모의하는데 널리 사용되고 있다. ANFIS 모형은 인공신경망모형과 퍼지로지모형의 복합적인 모형으로 두 모형의 장점을 가지고 있다. 입력값과 출력값이 존재하는 자료 구조간의 서로의 관계를 알고자 할 때 인공신경망 모형은 널리 쓰이고 있다. 또한 자료가 정량적이지 않은 정성적인 자료로 주어졌을 때나 룰을 가지고 있을 경우 퍼지로지모형이 널리 사용되고 있다. ANFIS 모형은 인공신경망모형의 학습능력과 퍼지로지모형의 자료의 유연한 지식제공 능력을 모두 가지고 있는 모형으로 비선형 모형 구축 시 좋은 성능을 보인다.

### 2.2 ANFIS 모형의 구조

ANFIS 모형은 Sugeno 퍼지 모형을 기반으로 개발되었다. ANFIS 모형은 총 5개의 층으로 이루어져 있으며 그림 1은 ANFIS 모형의 구조를 나타낸 그림이다.

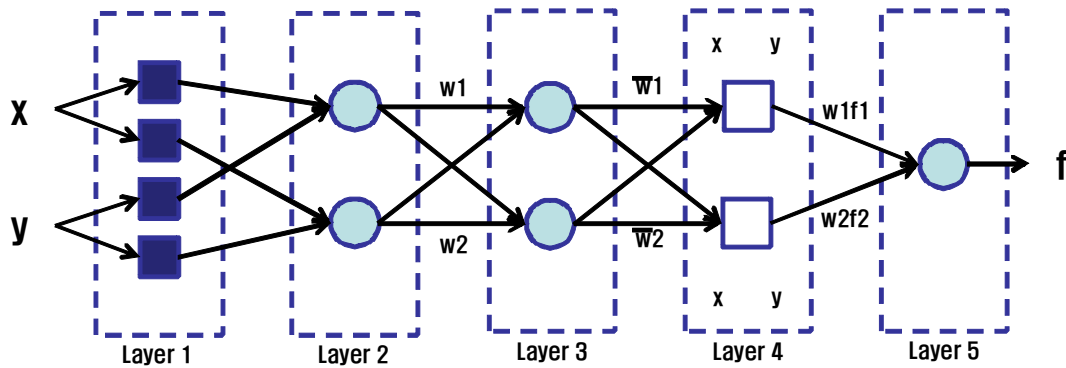


그림 1 ANFIS 모형의 구조

#### 2.2.1 1번 Layer

이 층안에 있는 드는 입력값  $x$ (또는  $y$ )를 받아 membership 함수를 이용하여 입력값의 정성적인 자료를 정량화 시킨다. 본 연구에서는 gaussian 2 변수 함수를 이용하여 정성적인 자료를 정량화 시켰으며 식 (1)은 gaussian 2변수 함수를 나타낸 것이다. 또한 이 층에서 사용한 변수를 premise 매개변수라고 한다.

$$\mu_A(x) = \exp\left(-\left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)^2\right) \quad (1)$$

### 2.2.2 2번 Layer

이번층의 모든 노드들은 고정된 노드로써 membership 함수를 통하여 계산된 정량화된 값들을 합산한다. 일반적으로 T-norm 실행자가 사용되며 이것은 fuzzy AND 연산자를 적용한 것과 같은 결과를 나타낸다. 식 (2)는 일련의 과정을 수식으로 나타낸 것이다.

$$O_{2,i} = w_i = \mu A_i(x) \mu B_i(y), \quad i=1, 2. \quad (2)$$

### 2.2.3 3번 Layer

이번 층에 있는 모든 노드는 고정된 노드로써 각 룰들의 강도를 합산하여 총 룰강도를 계산하게 된다.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i=1, 2. \quad (3)$$

### 2.2.4 4번 Layer

4번 층은 1번~3층에서 fuzzy화 된 자료를 defuzzification을 하는 층이다. 식 (4)은 defuzzification 시켜주는 함수로  $\bar{w}_i$ 는 정규화된 강도를 나타낸다. 일반적인 fuzzy 모형에서는 defuzzification시 여러 경험적이고 정성적인 방법을 이용한다. 그러나 ANFIS 모형에서는 이러한 정성적인 defuzzification 방법을 정량화 하여 인공신경망과 같은 학습능력을 갖을 수 있도록 하였다. 4번 층에서 사용된 매개변수  $p_i, q_i, r_i$ 를 consequent 매개변수라 한다.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (4)$$

### 2.2.5 5번 Layer

5번 층에서는 노드는 고정된 노드로써 4번 층에서 계산 결과를 합산하여 결과값을 도출한다.

$$\text{overall output} = O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (5)$$

## 3. 입력변수 선정

적절한 비선형 모형의 입력변수를 선정하는 것은 정확한 모형을 구축하기 위해서 매우 중요하다. 본 연구에서는 비선형 모형의 입력변수를 선정하는데 널리 쓰이고 있는 wrapper (또는 filter algorithm) 중 한 방법인 forward selection을 이용하여 매개변수를 추정하였다(Robert et al., 2008). 기상청 대전지점의 2003~2007년까지의 월간 관측 기상자료와 기상전망자료를 이용하여 입력변수 집합을 구성하였다. 대전 기상청 유인관측소의 관측된 기상자료는 1969~2007년까지 구축되어 있으나, 기상전망이 2003년부터 제공되어 본 연구에서는 기상전망 자료를 입력자료로 사용하고 약 2003~2007년자료만을 이용하여 입력변수 집합을 구성하였다. 총 59개 자료중 30개의 자료를 이용하여 모형을 학습하였으며 29개 자료를 이용하여 모형을 검증하였다. 약 430개의 입력변수 집합을 학습시키고 검증하여 최적화된 입력변수 집합을 구성하였다.

#### 4. 결과 분석

본 연구에서는 금강유역에 위치하고 있는 대전지점을 선정하였다. ANFIS 모형의 입력변수 집합으로는 입력변수의 개수가 3개일 때 가장 좋은 결과를 나타냈다. 본 연구에서는 입력변수의 개수가 3개인 입력변수 집합에서 비교적 정확도가 높은 5개의 입력변수 집합의 결과를 이용하여 모형의 정확도를 검증하였다. 현재 우리나라에서 공식적으로 제공되는 월간 기상예측 자료로는 기상청에서 제공하는 기상전망이 있다. 본 연구에서는 기상청에서 제공하는 기상전망과 ANFIS 모형의 결과값을 관측값과 비교하여 ANFIS 모형이 월강수량 예측에 얼마만큼의 적합성을 가지는지를 평가하였다. 그림 2는 기상청에서 제공하는 기상전망을 나타낸다.

월	예보내용	월평균기온	월강수량
8월	북태평양고기압의 영향을 주로 받겠으며, 남서류에 의한 난기류입과 수증기 공급이 활발해져 평년과 비슷한 무더운 날이 많겠음. 대기불안정으로 인한 국지성 호우의 발생 가능성이 높겠으며, 저기압의 영향으로 다소 많은 비가 오는 곳이 있겠음.	평년(평균기온 19~27℃)과 비슷하겠음.	평년(174~375 mm)과 비슷하겠음.
9월	북태평양고기압의 세력이 약화되면서 중국내륙에서 발달하는 이동성고기압의 영향을 주로 받아 맑은 날이 많겠고, 동서고압대의 영향으로 기온은 평년보다 높겠음. 기압골의 영향으로 지역에 따라 많은 비가 오는 곳이 있겠음.	평년(평균기온 14~23℃)보다 높겠음.	평년(113~244 mm)과 비슷하겠음.
10월	이동성고기압의 영향을 주로 받겠으며, 기온은 평년과 비슷하겠으나 기온의 변동폭이 크겠음. 맑고 건조한 날이 많겠으며, 찬 대륙고기압의 일시적인 확장시 내륙 및 산간 지방은 서리가 내리거나 얼음이 어는 곳이 있겠음.	평년(평균기온 8~19℃)과 비슷하겠음.	평년(38~111 mm)보다 적겠음.

그림 2 기상전망

기상전망은 정량적이 아닌 평년값에 비교한 정성적인 값을 예보한다. ANFIS 모형의 예측값을 기상전망의 정성적인 예보 기준으로 변환하여 기상전망과의 그 정확도를 비교하였다. 표 1은 각 모형의 예측 적중도를 나타낸 표이다. V3\_1~V3\_5는 입력변수의 개수가 3개인 입력변수 집합 중 비교적 정확도 높은 5개의 모형의 적중도를 나타낸 것이고, Ave.는 V3\_1~V3\_5의 결과값을 평균한 값의 적중도이고 LWF는 기상전망의 적중도를 나타낸다.

표 1 모형의 예측 적중도

	V3_1	V3_2	V3_3	V3_4	V3_5	Ave.	LWF
Hit score	100%	82%	86%	82%	100%	96%	32%

각 모형의 예측 적중도를 비교해본 결과 ANFIS 모형은 82~100%의 정중도를 보였다. 기상전망의 경우 32%의 정중도를 보였다. ANFIS 모형을 적용하여 월강수량을 예측하는 것이 기상전망보다 높은 예측 적중도를 보이는 것을 확인 할 수 있다.

## 5. 결론

월 강수량 예측을 위하여 ANFIS 모형을 적용하였다. ANFIS 모형의 학습과 검증을 위하여 2003~2007년까지 관측 월 기상자료와 기상전망을 사용하였다. 월 강수량을 예측하기 위한 ANFIS 모형의 입력변수 집합의 입력변수 개수로는 3개월 경우가 가장 좋은 결과를 나타냈다. 또한 기상청에서 제공하는 기상전망과의 예측 적중도를 비교해본 결과 ANFIS 모형을 이용하여 예측된 월 강수량이 기상전망보다 월등히 높은 예측 적중도를 보이는 것으로 나타났다. 본 연구에서는 다음 월 강수량의 예측을 하였으나 향후 연구에서는 예측 기간을 증가시켜 보다 먼 미래의 강수량을 예측하는 연구가 필요하다.

### 감사의 글

본 연구는 21세기 프론티어연구개발사업인 수자원의 지속적 확보기술개발사업단의 연구비지원(과제번호: 1-6-3)에 의해 수행되었습니다.

### 참고문헌

1. Jang, J. S. R. (1993). ANFIS : Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 23(3), pp. 665-685.
2. Robert J. May, Holger R. Maier, Graeme C. Dandy and T.M.K. Gayani Fernando (2008). Non-linear variable selection for artificial neural networks using partial mutual information, *Environmental modeling & software*, 23, pp. 1312~1326.