

# KLAPS 재분석 자료를 이용한 진화최적화 RBFNNs 기반 호우특보 판별 모델 설계

## Design of Heavy Rain Advisory Decision Model Based on Optimized RBFNNs Using KLAPS Reanalysis Data

김현명\* · 오성권\* · 이용희\*\*

Hyun-Myung Kim, Sung-Kwun Oh\*, and Yong-Hee Lee

\*수원대학교 전기공학과, \*\*국립기상연구소 예보연구과

† Department of Electrical Engineering, The University of Suwon,

Department of Forecast Research Division, The National Institute of Meteorological Research

### 요 약

본 논문에서는 KLAPS(Korea Local Analysis and Prediction System)의 재분석 자료를 이용하여 지능형 뉴로-퍼지 알고리즘 RBFNNs(Polynomial-based Radial Basis Function Neural Networks) 기반 호우특보 판별 모델을 개발한다. 기존의 호우예측 시스템들의 예측능력은 일반적으로 기상데이터의 가공 기법의 영향을 받는다. 본 연구에서는 이를 보완하기 위하여 기상데이터의 전처리를 통한 호우예측 방법을 소개한다. 기상 데이터 전처리 기법은 KLAPS 데이터를 기반으로 지점별 변환, 누적강수량 생성, 시계열 데이터 가공, 호우특보 추출 방식에 의하여 설계된다. 최종적으로, 향후  $t(t=1,2,3)$  시간 후 6시간 동안 누적강수량에 대해 예측하고 호우특보를 결정하기 위한 정보를 제공한다. 또한 다항식의 형태, 규칙의 개수, 퍼지화 계수와 같은 제안된 모델의 중요 파라미터는 최적화 기법인 차분 진화(Differential Evolution; DE)를 이용하여 최적화한다.

**키워드** : 다항식 방사형 기저함수 신경회로망, 초단기 기상분석 및 예측시스템, 차분진화, Fuzzy C-means

### Abstract

In this paper, we develop the Heavy Rain Advisory Decision Model based on intelligent neuro-fuzzy algorithm RBFNNs by using KLAPS(Korea Local Analysis and Prediction System) Reanalysis data. the prediction ability of existing heavy rainfall forecasting systems is usually affected by the processing techniques of meteorological data. In this study, we introduce the heavy rain forecast method using the pre-processing techniques of meteorological data are in order to improve these drawbacks of conventional system. The pre-processing techniques of meteorological data are designed by using point conversion, cumulative precipitation generation, time series data processing and heavy rain warning extraction methods based on KLAPS data. Finally, the proposed system forecasts cumulative rainfall for six hours after future  $t(t=1,2,3)$  hours and offers information to determine heavy rain advisory. The essential parameters of the proposed model such as polynomial order, the number of rules, and fuzzification coefficient are optimized by means of Differential Evolution.

**Key Words** : Polynomial-based Radial Basis Function Neural Networks, Korea Local Analysis and Prediction System, Differential Evolution, Fuzzy C-means

## 1. 서 론

접수일자: 2013년 3월 31일

심사(수정)일자: 2013년 4월 7일

게재확정일자 : 2013년 9월 5일

† Corresponding author

본 연구는 국립기상연구소 주요사업 ‘예보기술지원 및 활용연구 (NIMR-2013-B-1)’ 및 한국연구재단 연구자지원사업(NRF-2012-003568)에서 지원하여 연구하였음.

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.

단시간에 내리는 국지성 집중호우로 인한 피해가 증가하고 있으며 이에 따른 피해가 심해지고 있다. 국지성 집중호우 피해에 적절하게 대처하기 위해 정확한 강수량의 예측이 필요하며 강수량 예측에 따른 호우 특보 판별 시스템의 구축이 필요하다. 본 논문에서는 기존의 초단기 예측모델인 KLAPS(Korea Local Analysis and Prediction System)의 재분석 자료를 이용하여 호우특보 판별 모델을 설계한다. 강수 예측에 있어 가장 중요하게 고려해야 할 점은 기상데이터에 대한 전처리와 자료 처리 기법이다. 먼저 기상데이터 전처리 과정은 크게 3가지로 나뉜다. 먼저 기상데이터 초기 포맷은 시간별로 모든 지점의 기상데이터가 저장되어

있는데 이를 지점별 사례실험에 의한 강수예측능력 평가가 가능하도록 지점별로 데이터를 정리하는 과정이 필요하다. 두 번째는 강수예측에서 가장 중요한 인자인 누적강수량을 기존 1시간에서 2 ~ 6시간 까지 늘려 시간에 따른 누적 변화량을 입력인자로 사용할 수 있도록 하였다. 세 번째로 선택 및 추출된 기상데이터를 시계열 데이터로 구성하여 시간의 변화에 따른 입력인자의 변화량을 입력인자로 사용하였다. 본 연구에서 사용되는 기상데이터는 2006년 ~ 2011년 까지 총 6년간의 데이터를 사용한다. 매우 방대한 기상데이터를 호우 주의보 이벤트 및 비 강수 데이터를 추출하여 데이터의 불필요한 요소들을 제거하며 최종적인 출력인 호우 주의보에 초점을 맞추었다.

위 전처리 과정을 거친 기상데이터를 입, 출력으로 사용한 호우특보 판별 모델은 평가방법에 입각한 RBFNNs에 의해 설계된다. 개선된 RBFNNs의 은닉층은 기존의 활성화 함수 대신 FCM 클러스터링 알고리즘으로 구성된다. 또한 연결가중치는 상수항 대신 다항식을 사용하여 입력과 출력의 관계식으로 표현하였다[1]. 최적의 모델 설계를 위해 차분 진화 알고리즘(Differential Evolution; DE)을 이용하여 RBFNNs의 주요 파라미터 및 기상데이터 입력인자를 탐색하여 최적의 모델을 설계한다.

클러스터링 알고리즘에는 K-Means 클러스터링[2] 및 Fuzzy C-Means[3]이 많이 사용되고 있으며 데이터의 유사성을 기반으로 데이터를 그룹화하고 보다 효율적인 데이터의 정보를 그룹화 하는데 목적을 둔다. 일반적으로 이러한 정보는 신경회로망에서 활성화 함수의 중심점 및 은닉층의 수를 결정하는데 중요한 역할을 한다.

모델의 최적 구조 및 파라미터를 동조하기 위한 최적화 알고리즘은 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm; GA)[5]을 시작으로 입자 군집 최적화(Particle Swarm Optimization; PSO)[6], 차분 진화 알고리즘(Differential Evolution; DE)[7] 알고리즘과 같이 개체의 적자생존 및 집단의 행동양식에 기반한 알고리즘들이 현재에도 활발히 연구 되고 있다.

## 2. KLAPS 재분석 자료 및 데이터 전처리

2장에서는 KLAPS 기상데이터의 전처리 방법과 데이터 추출에 대하여 설명한다. 본 논문에서는 호우특보 판별을 위해 KLAPS 재분석 자료를 이용한다. 전처리 및 데이터 추출 방법은 4단계를 거쳐 완료된다. 먼저 기상데이터를 시간 기준에서 지점기준으로 변환하며 강수의 변화량을 입력으로 사용하기 위해 누적강수량을 추가 생성한다. 이후 호우 주의보 추출을 통한 데이터의 집중도를 높였으며 시간에 따른 강수의 변화를 입력으로 사용하기 위해 기상데이터를 시계열로 구성한다.

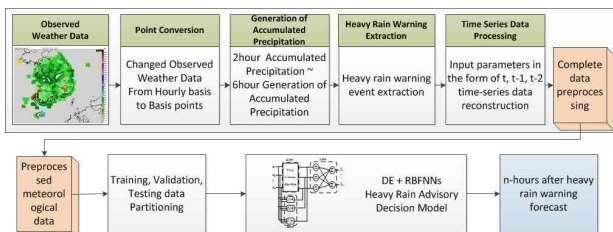


그림 1. 기상데이터의 전처리  
Fig. 1. Pre-process of meteorological data

## 2.1 KLAPS 재분석 자료

호우특보 판별 모델에 사용된 기상데이터는 기상청의 초단기 예측 시스템인 KLAPS의 입력으로 사용되는 레이더 관측 재분석 자료를 사용한다. KLAPS는 한반도 주위의 영역에 대하여 수평, 수직 5Km 해상도의 기상 데이터를 재분석 및 예측하는 시스템이다. KLAPS는 그림 2의 기상인자를 각 격자별 1시간 간격으로 생성한다. KLAPS 기상데이터는 격자구조 253\*283으로 남북한의 육지 및 해상까지 포함되어 있는좌표 구조로 되어있다. 전체 육지 좌표점은 9,291개 격자점이며 여기서 한반도 육지 격자점 4,627개를 추출하여 사용하였다.

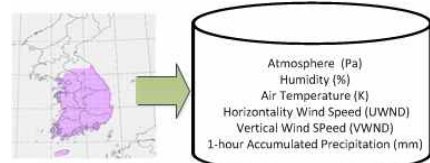


그림 2. KLAPS의 시간별 기상데이터.  
Fig. 2. Hourly meteorological data of KLAPS.

## 2.2 기상데이터 전처리

기상데이터의 초기 포맷은 1시간 단위를 기준하여 시간별로 각 격자점에 기상데이터가 저장되어 있다. 이러한 형식은 격자점을 기준하여 실시하는 사례실험에 맞지 않다. 따라서 초기 KLAPS 기상데이터를 격자점으로 변환해주는 작업이 실시되었다.

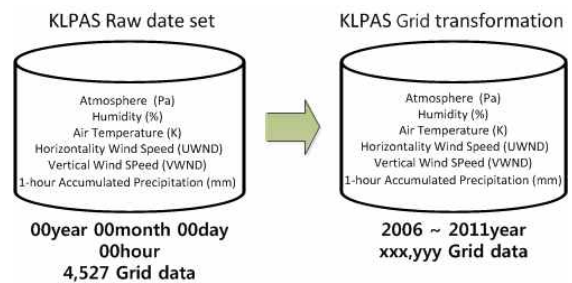


그림 3. KLAPS 기상데이터의 격자 변환  
Fig. 3. Grid transformation of KLAPS Meteorological data.

이 후 기상데이터에서 중요한 인자인 누적강수량의 추가 생성을 실시하였다. 이는 시간에 따른 강수의 누적량을 보다 넓게 입력으로 사용하기 위함이며 생성된 2 ~ 6시간 누적강수량은 1시간 누적강수량을 포함해 입력 및 출력으로 사용된다.

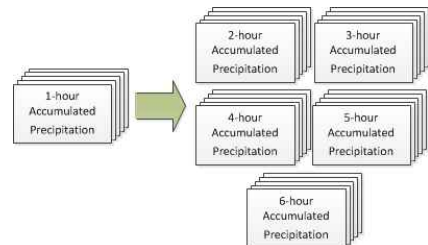


그림 4. KLAPS 기상데이터의 누적강수량 생성  
Fig. 4. Accumulated precipitation generation of KLAPS Meteorological data.

다음으로는 2006 ~ 2011년 총 6년의 데이터 기간을 적절하게 모델에 적용시키기 위해 호우주의보를 기준한 데이터 추출이 이뤄졌다. 이는 최종 출력인 호우 주의보 판별에 초점을 맞추는 동시에 데이터의 용량을 줄여 호우특보 판별 모델의 학습시간을 줄이는 효과가 있다. 전체 격자점 별로 데이터 추출을 일괄적으로 실행하였으며 호우 주의보 이벤트는 호우의 시작점부터 호우주의보가 발생한 후 호우가 끝나는 시점을 호우주의보 이벤트로 하였고 비호우의 데이터도 필요하기 때문에 호우주의보 이벤트 시작 및 끝 시점 4시간씩 추가하여 구성하였다.

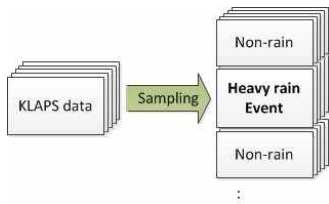


그림 5. 호우 주의보 이벤트에 대한 기상데이터 추출  
Fig. 5. Extraction of the used weather data related to special weather report for heavy rainfall.

다음으로 기상데이터 전처리의 최종단계인 시계열 데이터 구성을 통해 시간의 변화에 따른 강수의 변화를 입력으로 사용하였다.

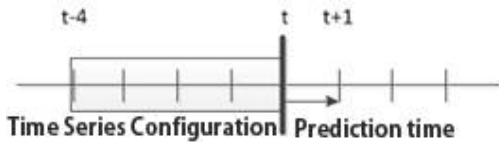


그림 6. 기상데이터의 시계열 구성  
Fig. 6. Meteorological data of Time series configuration.

### 3. 다항식 방사형 기저 함수 신경회로망

본 장에서는 개선된 다항식 방사형 기저 함수 신경회로망 RBFNNs(Polynomial-based Radial Basis Function Neural Networks) 모델을 제안한다.

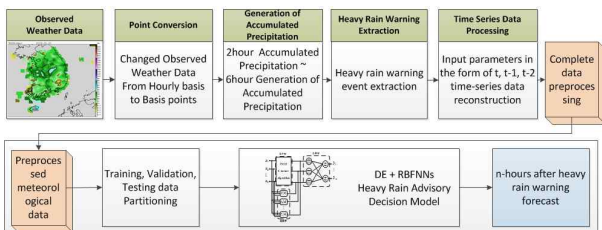


그림 7. RBFNNs를 이용한 예측  
Fig. 7. Prediction Using RBFNNs

RBFNNs는 기존의 RBFNN과 비교하여 결론부의 연결가중치를 상수항에서 다항식으로 확장하여 사용하며 전처

리된 데이터가 입력층을 거쳐 은닉층으로 들어오면 특징 데이터는 FCM 클러스터링을 통해 클러스터 개수만큼의 중심점과 데이터사이의 소속정도를 나타내는 소속값을 계산하고 이를 활성화함수의 적합도 개념과 동일하게 사용한다. FCM 클러스터링을 통해 계산된 적합도와 연결가중치를 이용하여 출력을 계산한다. 또한 제안된 모델의 예측 성능 향상 및 최적 파라미터 설정을 위해 차분진화(Differential Evolution; DE) 알고리즘을 사용하여 파라미터를 최적화시킨다. 이렇게 제안된 모델은 그림7과 같이 데이터 전처리 과정이 끝난 기상데이터의 학습 및 예측하는 단계에서 사용한다.

### 3.1 기존 방사형 기저 함수 신경회로망

기존의 기본적인 신경회로망은 구조적인 관점에서 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있다. 조건부의 활성화함수는 가우시안 형태의 함수를 사용하고 결론부의 연결가중치는 상수항만을 사용한다.

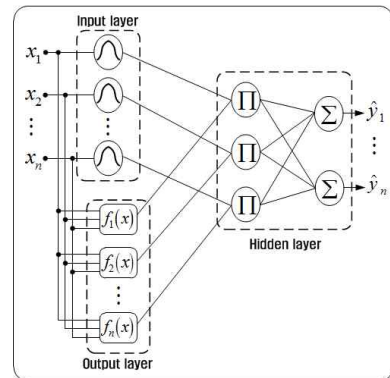


그림 8. 방사형 기저 함수 신경회로망  
Fig. 8. Radial Basis Function Neural Networks

### 3.2 개선된 다항식 방사형 기저 함수 신경회로망

개선된 다항식 방사형 기저함수 신경회로망은 기존의 구조적인 관점에서 그림9 와 같이 조건부, 추론부, 결론부의 기능적 모듈로 동작한다는 점이 다르다. 또한 조건부는 기존의 가우시안 형태의 함수가 아닌 Fuzzy C-means 클러스터링 알고리즘이 사용되며 기존의 신경회로망의 결론부 연결가중치는 상수항만을 사용하였지만 제안된 신경회로망은 상수항을 포함한 총4개의 다항식 형태를 갖는다.

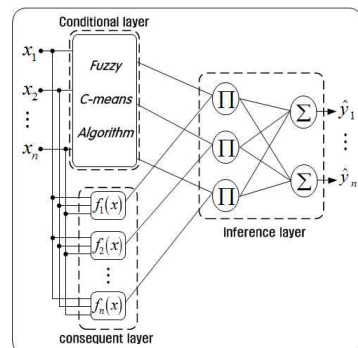


그림 9. 방사형 기저 함수 다항식 신경 회로망의 구조.  
Fig. 9. Architecture of Radial Basis Function Polynomial Neural Networks.

**3.3 Fuzzy C-means (FCM) 클러스터링 알고리즘**

FCM 클러스터링 알고리즘은  $n$ 개의 입력변수의 집합을  $c$ 개의 퍼지 그룹들로 분할하고 비유사성 측정의 목적함수가 최소가 되도록 각 클러스터의 중심점을 찾는 알고리즘으로 학습 과정은 다음과 같다[3,4].

[단계 1] 클러스터의 개수  $c(2 \leq c \leq n)$ 을 정하고 퍼지화계수  $m(1 < m < \infty)$ 을 선택한다. 초기 소속행렬(partition matrix)  $\mathbf{U}^{(r)}$ 을 초기화 한다. 알고리즘 반복 횟수를  $r(r=0, 1, \dots)$ 로 표시한다.

$$\mathbf{U}^{(r)} = \left\{ u_{jl} \in [0,1], \sum_{j=1}^c u_{jl} = 1 \forall l, 0 < \sum_{l=1}^n u_{jl} < n \forall j \right\} \quad (1)$$

[단계 2] 식 (3)을 이용하여 FCM 클러스터 중심  $\mathbf{v}$ 을 계산한다.

$$J(u_{jl}, \mathbf{v}_j) = \sum_{j=1}^c \sum_{l=1}^n u_{jl}^m (d_{jl})^2 \quad (2)$$

여기서,  $u_{jl}$ 는 0과 1사이의 소속을 나타내는 정도의 값으로  $j(j=1, \dots, c)$ 번째 클러스터에 속해져 있는  $y'_k$ 의  $k(k=1, \dots, n)$ 번째 데이터의 소속정도를 나타낸다.  $\mathbf{v}$ 는  $j(j=1, \dots, c)$ 번째 클러스터 중심 벡터이다.  $m$ 은 소속행렬에서 애매함의 정도에 대한 영향을 나타내는 퍼지화 계수이다. 이 값은  $m \in [1, \infty)$ 와 같은 범위를 가지고 있다.

식 (2)의 목적함수를 최소화하기 위해서 먼저  $\mathbf{v}_j$ 와  $u_{jl}$ 와 관련된 식의 목적함수를 다음과 같이 분화시켜야 한다.

$$\mathbf{v}^{(r)} = \{v_{k1}^{(r)}, \dots, v_{kc}^{(r)}\}, v_{kj}^{(r)} = \frac{\sum_{l=1}^n (u_{jl})^m \cdot y_{kl}}{\sum_{l=1}^n (u_{jl})^m} \quad (3)$$

$$u_{jl} = \frac{(1/\|\mathbf{y}' - \mathbf{v}_j\|^2)^{1/m-1}}{\sum_{j=1}^c (1/\|\mathbf{y}' - \mathbf{v}_j\|^2)^{1/m-1}} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{sl}}{d_{jl}}\right)^{2/(m-1)}} \quad (4)$$

식 (2)에서 주어진 목적함수를 만족하기 위하여 식 (3)과 식 (4)에 의해서 구해진 값들을 이용하여 각각의 클러스터 중심과 데이터와의 거리계산을 통해 새로운 소속행렬을 생성한다.

$$d_{jl} = d(y'_{kl} - v_{kj}) = \left[ \sum_{j=1}^c (y'_{kl} - v_{kj})^2 \right]^{1/2} \quad (5)$$

[단계 3] 다음과 같이 새로운 소속행렬  $\mathbf{U}^{(r+1)}$ 을 계산한다.

$$u_{jl}^{(r+1)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{sl}^{(r)}}{d_{jl}^{(r)}}\right)^{2/(m-1)}} \quad (6)$$

[단계 4] 다음 식 (7)을 계산해서 만일  $\Delta > \epsilon$  이면  $r=r+1$ 로 정하고 [단계 2]로 가서 다시 알고리즘을 반복 수행하고 그

렇지 않고  $\Delta \leq \epsilon$ 이면 알고리즘을 종료한다. 여기서,  $\epsilon$ 는 임계값이다.

$$\Delta = \|\mathbf{U}^{(r+1)} - \mathbf{U}^{(r)}\| = \max_{j,l} |u_{jl}^{(r+1)} - u_{jl}^{(r)}| \quad (7)$$

**4. 차분진화 최적화 알고리즘**

본 장에서는 차분진화 최적화 알고리즘에 대해 설명하고 제안된 분류기의 최적화 방법에 대해 서술한다.

**4.1 차분진화 최적화 알고리즘**

차분진화(Differential Evolution; DE) 알고리즘은 Price와 Storn에 의해 벡터 차분을 사용하여 Chebychev 다항곡선의 내삽문제를 해결하는 과정에서 개발되었다. DE는 간단한 구조를 갖으면서도 전역 최적해에 대한 수렴성이 뛰어나고 다른 진화 알고리즘들에 비해서 컴퓨팅 시간이 짧은 장점을 지닌다. DE는 해집단 기반의 병렬탐색을 수행하며 다른 진화 알고리즘과는 달리 차분 진화는 확률분포에 기반한 변이연산자(mutation operator)에 의존하지 않는다. 차분진화에서 사용되는 연산자는 주로 임의로 선택된 개체들 사이의 차이를 사용한다[7].

[단계 1] 초기집단 생성 (랜덤 값으로  $\mu$ 개의 개체를 초기화, 각 개체는  $n$ 개의 목적 변수로 구성)

$$P(t) = a_1(t), a_2(t), \dots, a_\mu(t) \quad (8)$$

[단계 2] 집단내의 모든 개체의 목적함수를 평가

$$\Phi(t) = \Phi(a_1(t)), \dots, \Phi(a_\mu(t)) \quad (9)$$

[단계 3] 모든 개체( $i=1, \dots, \mu$ )에 대하여 차분 변화를 위한 개체  $a_{r1}, a_{r2}, a_{r3}$ 를 선택하여 교배용 벡터를 만들고 이를 교배 대상 벡터와 교배

$$v_i(t) = a_{r3}(t) + F \cdot (a_{r2}(t) - a_{r1}(t)) : \text{교배용 벡터} \quad (10)$$

$$x'_i(t) = v_i(t) \times a_i(t) : \text{교배} \quad (11)$$

[단계 4] 모든 개체의 목적함수를 평가

[단계 5] 종료조건을 확인하고 만족되지 않으면  $t=t+1$ 으로 하고 [단계 3]으로 복귀

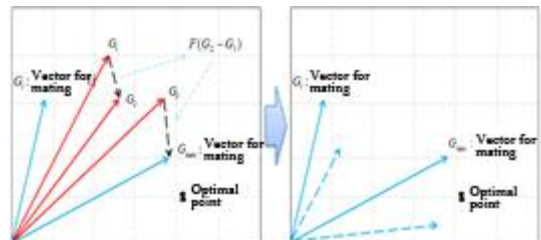


그림 10. 교배용 벡터의 생성  
Fig. 10. Creation of Crossover Vector



4.2 차분진화 최적화 알고리즘을 이용한 최적화 방법

제안된 모델의 성능은 입력변수, 클러스터의 수, 퍼지화 계수, 다항식의 형태와 같은 파라미터에 의해 영향을 받는다. 따라서 이러한 파라미터들의 최적의 값을 찾고자 차분진화 최적화 알고리즘을 사용하였다. 입력 수는 15~22사이의 탐색 범위를 가지며 다항식 타입은 1~2, 클러스터 수의 범위는 5~20, 퍼지화 계수는 1.1~3사이의 탐색범위를 가지고 있다.

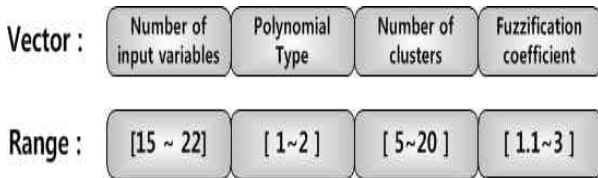


그림 11. 차분진화 알고리즘의 파라미터 벡터

Fig. 11. Parameter Vector of Differential Evolution

식(12)은 최적화 알고리즘의 목적함수이며 이 목적함수가 최소가 되도록 최적화를 수행한다. 여기서 Training 데이터와 Validation 데이터를 이용해 5:5로 학습하며 Testing 데이터는 학습에 관여되지 않는다.

$$E_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y(x_t) - \hat{y}(x_t))^2 \quad (12)$$

5. 시뮬레이션 및 결과

제안된 모델의 성능평가를 위해 KLAPS 재분석 기상데이터를 사용하였으며 성능평가 지수는 강수예측능력을 평가할 때 주로 쓰이는 ETS(Equitable Threat Score)를 사용하였다. 표 1 및 식 (13)은 ETS성능 지수의 관련 정보이다.

표 1. ETS 성능 평가 방법

Table 1. Performance evaluation method on ETS

		Observation	
		Positive	Negative
Forecast	True	a(hits)	b(false alarm)
	False	c(misses)	d(correct non-events)

$$ETS = \frac{a - a_r}{a + b + c - a_r}, \quad a_r = \frac{(a+b)(a+c)}{a+b+c+d} \quad (13)$$

본 실험에서는 ETS를 ETS1과 ETS2로 나누어 사용하였다. ETS1은 호우주의보가 시작되는 지점의 예측여부를 판단하는 성능지수이며 ETS2는 호우주의보의 시작여부와 호우주의보가 끝날 때 까지 각 시간을 모두 예측여부를 판단하는 것이다.

표 2는 실험에 사용한 데이터들의 입력변수, 데이터 분할, 데이터 수의 정보이다.

표 2. 실험에 사용된 데이터

Table 2. Data used in experiments

Area	Partitioning of data	year	No. of grid	No. of data
metro	Training	06 ~ 08	8	4063
	Validation	08 ~ 09	8	1628
	Testing	10 ~ 11	155	56344

전국 데이터 중 수도권 지역의 데이터만 선택하여 사용하였으며 Training 및 Validation총 8개의 격자점의 데이터를 사용하여 모델을 구축하였고 155개 격자점의 데이터를 Testing 하였다.

표 3은 차분진화 최적화 알고리즘의 설정 파라미터를 나타낸다.

표 3. 차분진화 알고리즘의 초기 설정 파라미터

Table 3. Initial setup parameters of DE algorithm

Parameters	Values
No. of generations	50
No. of Populations	100
Crossover rate	1
F	0.5

표 4. 수도권 지역 성능

Table 4. Performance for Metropolitan area.

Area (metro)	a	b	c	n	ETS
ETS1	708	782	576	56344	0.33
ETS2	5408	1032	576		0.74

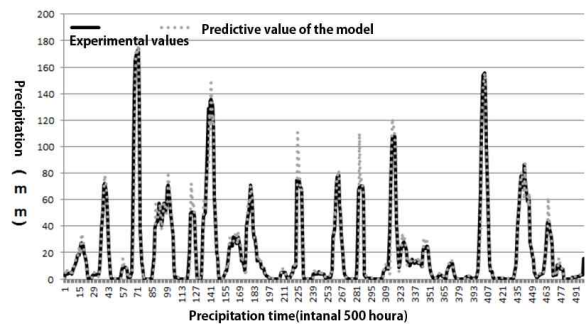


그림 12. 수도권 지역에 대한 실제데이터와 RBFNN모델 데이터의 1시간 후 출력 비교 (500시간)

Fig. 12. Comparison of outputs after 1-hour between Practical data and RBFNN model data for Metropolitan area (500 hours)

표 4에서 ETS지수 계산 시 필요한 값인 a, b, c 값과 ETS1 과 ETS2값을 나타내었다. 수도권의 모델 구축은 서울, 수원, 인천, 강화, 문산, 동두천, 양평, 이천의 데이터를 사용하였으며 나머지 지역인 154개의 지점을 테스트 하였다. ETS1은 호우주의보의 시작점의 적중 여부를 판단하여

나타낸 지수이며 ETS2는 시작지점을 포함한 모든 호우주의보에 대해 적중여부를 판단한 지수이다.

### 6. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 KLPAS재분석 자료를 적용한 진화 최적화 다항식 방사형 기저 함수 신경회로망 기반 호우특보 판별 모델을 제안하였다. 신경회로망 입력층에 앞서 기상데이터 전처리를 하여 이를 신경회로망의 입력으로 사용하였다. 신경회로망의 은닉층은 기존의 활성화함수 대신 FCM 클러스터링 알고리즘을 사용하여 소속행렬의 소속값을 적합도로 사용하였다. 또한 연결가중치는 다항식을 사용하였다. 모델의 최적설계를 위해 DE 최적화 알고리즘을 적용하여 모델을 구성하는 FCM클러스터 수, 퍼지화계수, 입력변수, 다항식 형태를 동조하였다.

### References

[1] S. K. Oh, W. D. Kim, and W. Pedrycz, "Polynomial based radial basis function neural networks(P-RBF NNs) realized with the aid of particle swarm optimization," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 163, no. 1, pp. 54-77, 2011.

[2] S. P. Lloyd, "Least squares quantization in PCM," *IEEE Tran. on Information Theory*, vol. 28, no. 2, pp. 129-137, 1992.

[3] J. C. Bezdek, *Pattern recognition with Fuzzy Objective Function Algorithm*, Plenum, New York, 1981.

[4] W. Pedrycz, "Conditional fuzzy clustering in the design of radial basis function neural networks. *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 9, no.4, pp. 601-612, 1998.

[5] B. Gabrys and B. Ruta, "Genetic algorithms in classifier fusion," *Applied soft Computing*, vol. 6, pp. 337-347, 2006.

[6] J. Kennedy and R. Everhart, "Particle Swarm Optimization," *Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.

[7] R. Storn, K. V. Price, "Differential Evolution—a fast and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces", *Journal of Global Optimization*, vol. 11, pp. 341-359, 1997.

## 저 자 소 개



**김현명(Hyun-Myung Kim)**

2012년 : 수원대학교 전기공학과 공학사  
2012년~현재 : 수원대학교 전기공학과 석사과정

관심분야 : Fuzzy Inference, Neural Network, Evolutionary Optimization, Granular Computing,  
Phone : +82-31-222-6544  
E-mail : khm@suwon.ac.kr

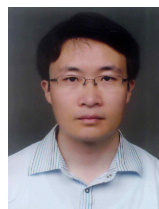


**오성권(Sung-Kwon Oh)**

1981년 : 연세대학교 전기공학과 공학사  
1983년~1989년 : 금성산전연구소(선임 연구원)  
1993년 : 연세대학교 전기공학과 공학박사

1996년~1997년 : 캐나다 Manitoba 대학 전기 및 컴퓨터 공학과 Post-Doc.  
1993년~2004년 : 원광대학교 전기전자 및 정보공학부 교수  
2005년~현재 : 수원대학교 전기공학과 교수  
2002년~현재 : 대한전기학회, 제어로봇시스템학회, 퍼지 및 지능시스템학회 편집위원

관심분야 : Fuzzy System, Fuzzy-Neural Network, Automatic System, Advanced Computational Intelligence, Intelligent control.  
Phone : +82-31-229-8162  
E-mail : ohsk@suwon.ac.kr



**이용희(Yong-Hee Lee)**

1997 : 경북대학교 천문대기과학과 이학 석사  
1998~2007 : 기상연구소 기상연구사  
2007~현재 : 국립기상연구소 기상연구원

관심분야 : 기상수치예보모델, 자료동화, 초단기 기상예보, 기상예보·특보  
E-mail : gonos2k@gmail.com