

# 강수/비강수 사례 분류를 위한 RBFNN 기반 패턴분류기 설계

## Design of RBFNN-Based Pattern Classifier for the Classification of Precipitation/Non-Precipitation Cases

최우용 · 오성권<sup>†</sup> · 김현기

Woo-Yong Choi, Sung-Kwun Oh<sup>†</sup>, and Hyun-Ki Kim

수원대학교 전기공학과

Department of Electrical Engineering, The University of Suwon

### 요 약

본 연구에서는 인공 벌 군집(ABC: Artificial Bee Colony) 알고리즘을 이용하여 주어진 레이더 데이터로부터 강수 사례와 비강수 사례를 분류하는 방사형 기저함수 신경회로망(RBFNNs: Radial Basis Function Neural Networks)분류기를 소개한다. 기상청에서 사용하고 있는 기상 레이더 데이터의 특성 분석을 통해 입력 데이터를 구성한다. 방사형 기저함수 신경회로망의 조건부에서는 Fuzzy C-Means 클러스터링 방법을 이용하여 적합도를 계산하고, 결론부에서는 최소자승법(LSE: Least Square Method)을 이용하여 다항식 계수를 추정한다. 추론부에서 최종출력 값은 퍼지 추론 방법을 이용하여 얻어진다. 제안된 분류기의 성능은 기상청에서 사용하는 QC와 CZ 데이터를 고려하여 비교 및 분석되어진다.

**키워드** : 벌군집 알고리즘, 방사형 기저함수 신경회로망, Fuzzy C-Means 클러스터링, 최소자승법

### Abstract

In this study, we introduce Radial Basis Function Neural Networks(RBFNNs) classifier using Artificial Bee Colony(ABC) algorithm in order to classify between precipitation event and non-precipitation event from given radar data. Input information data is rebuilt up through feature analysis of meteorological radar data used in Korea Meteorological Administration. In the condition phase of the proposed classifier, the values of fitness are obtained by using Fuzzy C-Mean clustering method, and the coefficients of polynomial function used in the conclusion phase are estimated by least square method. In the aggregation phase, the final output is obtained by using fuzzy inference method. The performance results of the proposed classifier are compared and analyzed by considering both QC(Quality control) data and CZ(corrected reflectivity) data being used in Korea Meteorological Administration.

**Key Words** : RBFNNs, Echo Judgement Module, Fuzzy C-Mean Clustering, Least square method

## 1. 서 론

기상청 레이더 자료에는 지형물, 대기의 이상굴절, 대기 중의 작은 입자나 곤충등에 의해 생성되는 지형 에코(GRE:

Ground echo), 과량 에코(SCE: Sea-clutter echo), 청천 에코(CLE: Clear echo)와 같은 비강수 에코들이 포함되어 있다. 비강수 에코는 날씨가 맑음에도 불구하고 레이더 상에 나타나 정확한 기상예보를 방해하기 때문에 강수 에코(PRE: Precipitation echo)만을 추정하기 위해 반드시 제거해야 할 필요가 있다. 하지만 강수 에코와 비강수 에코의 특성은 크게 다르지 않아 분류하기가 쉽지 않다. 그렇기 때문에 강수 에코와 비강수 에코를 분류하기 전에 강수 사례인지 비강수 사례인지를 먼저 판별하여 비강수 사례의 경우에는 에코를 전부 제거 하는 것으로써 성능을 효율적으로 개선 할 수 있다. 특히 과량에코처럼 강수예코와 구분하기 힘든 것을 비강수 사례로 판단하면 쉽게 제거 할 수 있다. 본 논문에서는 벌군집 알고리즘(ABC)을 이용하여 최적화된 파라미터를 구하고, 방사형 기저함수 신경회로망(RBFNNs)을 이용하여 강수 사례와 비강수 사례를 분류하는 패턴 분류기를 설계한다.

접수일자: 2014년 3월 9일

심사(수정)일자: 2014년 4월 1일

게재확정일자: 2014년 9월 23일

<sup>†</sup> Corresponding author

본 연구는 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NRF-2012R1A1B3003568) 그리고 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음[GRRRC 수원 2014-B2, U-city 보안감시 기술협력센터]

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.

## 2. 기상레이더 데이터의 특성분석 및 입력데이터 생성

기상레이더 자료인 UF(Universal Format)데이터의 구조를 분석하였으며, 입력변수를 생성하여 각 입력변수에 의한 강수에코 및 비강수에코(지형, 청천, 파랑, 이상에코)등의 특성을 파악하였다. [2]

UF 기상레이더 자료는 레이더 설치 지역마다의 레이더에서 관측되는 자료들을 바이너리(binary)형태 자료로 저장한 데이터를 말한다. 저장되는 반사도는 dBZ(decibel Z)라는 단위를 사용한다.[3]

$$dBZ = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{Z}{1mm^6/m^3} \right) \quad (1)$$

이는 단위부피  $1m^3$ 안에 직경  $1mm$ 인 물방울이 한 개 있으면 0[dBZ], 10개 있으면 10[dBZ], 100개 있으면 20[dBZ], 1000개 있으면 30[dBZ]가 되는 것이다.

UF 데이터는 필터링 후 반사도(CZ), 필터링 후 시선속도(VR), 필터링 후 스펙트럼 폭(SW), 필터링 전 반사도(DZ)가 저장된다. 본 연구에서는 반사도의 값이 나타나는 CZ와 DZ를 이용하였고, 레이더의 sweep이 달라졌을 때, 강수/비강수 사례에 따라 측정되는 반사도의 수가 달라짐을 확인하여 입력데이터를 구성하였다. sweep에 따른 측정된 반사도의 수가 달라지는 것은 그림과 같고 확장된 입력데이터는 다음 그림 1과 같다.[4]

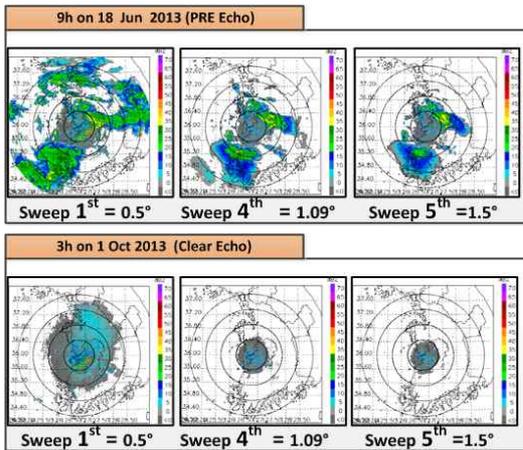


그림 1. Sweep 변화에 따른 반사도의 수  
Fig. 1. Number of reflectivity by changing sweep

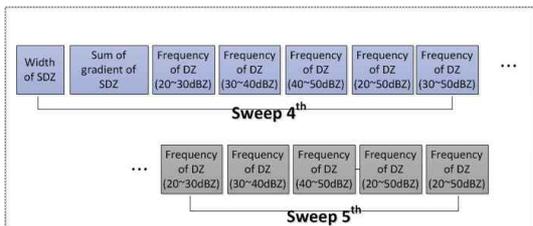


그림 2. 기상레이더 데이터를 이용한 입력데이터 구성  
Fig. 2. Composition of input data using meteorological radar data

반사도의 표준편차(Standard Deviation of reflectivity: SDZ)는 주어진 고도각상으로 반사도의 산포도를 계산하는 것으로 최하층의 Sweep (0.5°) 일 때 (Ray, Bin)의 좌표에 생성되는 DZ 및 CZ값으로 계산하며, 다음 식 (2)와 같다.

$$K = \left[ \frac{1}{(m \times n) - Null \ count} \right] \quad (2)$$

$$SDZ = \left[ K \times \sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} (dBZ_{k,l} - \overline{dBZ}_{i,j})^2 \right]^{1/2} [dB] \quad (3)$$

여기서, 식 2는 i는 각 레이더의 Ray를, j는 각 레이더의 Bin을 의미한다. Sweep을 0.5°로 맞춰 SDZ를 구한 이유는 필터링 되기 전 DZ값들의 정보가 손실 되지 않기 때문이다. 본 연구에서 m과 n=3으로 중심 값에서 주변 좌표들의 표준편차를 계산한다.

반사도의 빈도수(Frequency of reflectivity : FR)는 Sweep이 0.5°에서 반사도 값의 빈도수를 계산하며, 다음 식 (3)과 같다.

$$FR = dBZ \ count \quad (4)$$

## 3. 방사형 기저함수 신경회로망

본 장에서는 다항식 방사형 기저 함수 신경회로망의 구조 및 은닉층을 구성하는 클러스터링 알고리즘과 다항식 연결가중치 파라미터를 동정하는 최소자승법에 대해 서술한다.

### 3.1 퍼지추론 기반 방사형 기저 함수 신경회로망 구조

제안된 퍼지추론 기반 방사형 기저함수 신경회로망(RBFNN)은 식(1)과 같이 If-then의 퍼지 규칙을 사용하였다.

$$R: \text{If } x_1, x_2 \dots \text{ and } x_n \text{ are } \bar{u}_i, \text{ then } y = f_i(x) \quad (5)$$

여기서  $x$ 는 입력 데이터,  $\bar{u}_i$ 는 클러스터링에 의한  $i=(1, \dots, c)$ 번째 그룹의 소속 함수(membership function),  $f_j(x)$ 는  $j=(1, \dots, s)$ 번째 출력에 대한  $i$ 번째 퍼지 규칙의 다항식이다.[5]

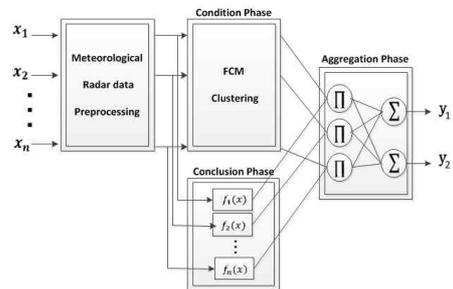


그림 3. 퍼지추론 기반 RBFNNs의 구조  
Fig. 3. Structure of fuzzy inference-based RBFNNs.

RBFNN은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 기존의 신경회로망의 기본 틀을 두고 있지만 크게 기능적 구조로 그

림 1과 같으며 입력 데이터를 클러스터링을 통해 데이터의 중심점과의 거리로 소속행렬을 구하는 조건부, 입력 데이터를 표 1과 같이 다항식으로 표현하는 결론부, 마지막으로 조건부의 소속행렬과 결론부에서 구한 다항식을 결합하여 최소자승법(LSE)으로 다항식의 계수를 구하여 최종 출력을 하는 추론부 이 세 가지로 나타낸다.[6][7][8]

방사형 기저함수 신경회로망은 Robust 네트워크 특성을 갖으며 Multi Dimension의 문제를 해결할 수 있고 Predictive Ability가 우수한 특징을 갖는다.

표 1. 다항식 타입.  
Table 1. Polynomial type.

Type	Polynomial Type
Constant	$y = a_0$
Linear	$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2$

**3.2 Fuzzy C-mean 클러스터링 알고리즘**

클러스터링중 대표적으로 FCM과 HCM 클러스터링 두 가지 방법이 존재한다. 이 두 클러스터링의 중요한 차이점은 FCM 클러스터링 방법은 0과1사이의 소속정도에 의해서 나타난 소속감의 정도를 가지고 주어진 데이터 점이 몇 개의 그룹에 속할 수 있는 퍼지 분할을 사용한다는 점이다. 즉 퍼지 분할을 적용하기 위해서, 소속함수 U는 0과 1사이의 값을 가지는 요소들을 가진다.[10]

다음은 FCM 클러스터링의 과정이다.

단계 1 : 클러스터의 개수를 결정하고, 소속행렬 U(r)을 초기화 한다.

$$U^{(r)} = u_{ij} \in [0, 1], \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \forall k, 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \forall i \quad (6)$$

단계 2 : U(r)값을 기반으로 각각의 클러스터에 대한 중심 값과 소속함수의 값을 구한다.

$$v_{ij}^{(r)} = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}, \quad v_i^{(r)} = (v_{i1}^{(r)}, \dots, v_{ic}^{(r)}) \quad (7)$$

단계 3 : 각각의 클러스터 중심과 데이터와의 거리를 계산하여 새로운 소속행렬을 생성한다.

$$d_{ik} = d(x_k - v_i^{(r)}) = \left[ \sum_{j=1}^l (x_{kj} - v_{ij}^{(r)})^2 \right]^{1/2} \quad (8)$$

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{\|x_k - v_i^{(r)}\|}{\|x_k - v_j^{(r)}\|} \right)^{2/(m-1)}} \quad (9)$$

단계 4 : 오차가 허용범위 안에 도달하면 종료하고, 그렇지 않으면 단계 2로 돌아간다.

$$\Delta = \|U^{(r+1)} - U^{(r)}\| = \max_{i,k} |u_{ik}^{(r+1)} - u_{ik}^{(r)}| \quad (10)$$

FCM 클러스터링의 수는 은닉층 노드의 수를 대신하고 소속행렬의 값은 가우시안 활성함수에 의한 적합도 값과 같으며 FCM의 퍼지화 계수는 가우시안 함수의 분포상수를 나타낸다.

**3.3 최소자승법**

다항식 연결가중치의 파라미터 계수를 동정하기 위해 최소자승법을 사용하여 계수를 추정하였다. 최소자승법의 성능 평가함수를 행렬식으로 표현하면 다음 식 (12)과 같다.

$$Q = \sum_{i=1}^c (Y - X_i a_i)^T (Y - X_i a_i) \quad (11)$$

여기서  $a_i$ 는 추정하고자 하는 j번째 다항식의 계수이고, Y는 출력데이터 이다.  $X_i$ 는 i번째 지역 모델의 계수를 추정하기 위한 입력 데이터 행렬을 의미하며 지역 모델의 선형식일 경우 다음 식 (8)처럼 정의된다.

$$X_i = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1m} \\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad (12)$$

식 (8)에서의 n은 전체 데이터의 수를 나타내며 I번째 규칙에 대한 지역 모델인 다항식 연결가중치의 계수는 식 (9)에 의해 구해진다.

$$a_i = (X_i^T X_i)^{-1} X_i^T Y \quad (13)$$

**3.4 벌군집 알고리즘**

본 논문에서는 2005년 Karaboga에 의해 소개된 꿀벌들이 먹이를 찾는 과정에서 아이디어를 얻은 벌군집 알고리즘을 사용하였다[11]. 일 벌, 탐색 벌, 스카우트 벌로 구성된 세 개의 연산자를 사용하여 탐색을 수행한다. 설정된 전체 군집에서 반은 일벌, 반은 탐색벌로 구성된다. 일벌은 탐색 공간 내에 지역탐색을 수행하며, 탐색벌은 적합도가 우수한 해의 위치를 중심으로 보다 많은 탐색을 수행을 하는 전역 탐색의 역할에 비중을 두고 있다. 스카우트 벌의 경우 세대를 거쳐 적합도가 가장 낮은 해를 찾아 제거를 하는 역할을 한다. 벌군집 알고리즘의 최적화 과정은 다음과 같다[12].

단계 1 : 초기 파라미터 설정 및 탐색공간 내 임의의 지역해 생성

$$D_i(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)] \quad (14)$$

$$NP(t) = [D_1(t), D_2(t), \dots, D_s(t)] \quad (15)$$

단계 2 : 식 (14)를 이용하여 일 벌을 s개 생성하고 목적함수 평가 및 적합도 생성

$$v_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + \Phi_{ij}(x_{ij}(t) - x_{kj}(t)) \quad (16)$$

여기서,  $\Phi$ 는 [-1 1]의 랜덤상수이며,  $i$ 와  $k$ 는 개체의 번호를 나타내고,  $i \neq k$ 를 만족한다.

단계 3 : 식 (15)를 이용하여 적합도를 [0, 1] 사이의 확률값으로 변환

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^s fit_j} \quad (17)$$

여기서,  $i$ 와  $j$ 는 개체의 수를 나타낸다.

단계 4 : 위의 식과 확률값  $p_i$ 를 이용하여 정찰 벌을  $s$ 개 생성하고 목적함수를 평가

단계 5 : 스카우트 벌을 통해 제한 조건을 만족하는 해를 판별. 만약 조건을 만족하는 해는 제거되고 새로운 해를 임의로 생성.

단계 6 : 종료조건을 만족할 때까지 [단계 2] ~ [단계 5]를 반복 수행

#### 4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 논문에서는 벌군집 알고리즘을 이용하여 제안된 패턴분류기의 규칙 수, 퍼지화 계수, 다항식 타입을 최적화 하여 패턴 분류기를 설계 하였다. 표 1은 패턴 분류기의 파라미터 범위를 나타낸다. 기상청에서 사용되고 있는 단일편파레이더인 오성산 레이더 데이터 자료를 입력데이터로 사용하였고, 테스트 데이터로 2013년에 발생했던 강수와 비강수 사례를 선정하였다. 학습 및 검증, 그리고 테스트 데이터의 구성은 다음 표와 같다.

표 2. 학습 및 검증, 테스트 데이터의 구성

Table 2. Consist of training, validation, and testing data

Data	Case	Period	No.
Training	PRE	May~Oct. 2012 (0,30 minutes)	1524
	Non-PRE	May~Oct. 2012 (0,30 minutes)	1480
Validation	PRE	May~Oct. 2012 (10,40 minutes)	800
	Non-PRE	May~Oct. 2012 (10,40 minutes)	800
Testing	PRE	May~Oct. 2013 (10,40 minutes)	500
	Non-PRE	May~Oct. 2013 (10,40 minutes)	500

성능평가로는 패턴분류율을 이용하여 QC와의 유사도로 구하였다. 패턴분류율은 다음 표 3과 식 (2)와 같이 표현된다.

$$1 - \left( \frac{Error\_count}{Total\_data} \right) * 100 \quad (18)$$

표 3. 패턴분류율.

Table 3. Classification rate

Predictive value	Actual measurement value	
	Yes(1)	No(0)
Yes(1)	Correct	Error
No(0)	Error	Correct

설계된 패턴분류기의 파라미터 설정범위 및 선택된 파라미터 그리고 성능지수는 다음 표 4~ 6과 같다.

표 4. 패턴 분류기의 파라미터 범위

Table 4. Parameter range of pattern classifier

Parameters	Range
No. of Generations	100
No. of Populations	Employed Bee : 30 Onlooker Bee: 30
No. of Input Variables	[2 12]
No. of Rules	[5 20]
Fuzzification Factor	[1.1 3]
Polynomial Type	Type1. Constant Type2. Linear

표 5. 패턴 분류기의 선택된 파라미터

Table 5. Selected parameter of pattern classifier

	Parameters	Selected
RBFNNs	No. of Input Variables	8
	No. of Rules	7
	Fuzzification Factor	1.22
	Polynomial Type	Type2. Linear

표 6. 강수/비강수 사례 패턴 분류율

Table 6. Pattern classification rate of precipitation/non-precipitation event

Training PI	Validation PI	Testing PI
96.92 %	94.89 %	98.46 %

선택된 파라미터에 의한 강수예코(PRE), 파랑예코(SCE), 청천예코(CLE)를 테스트하였고, 각 사례마다 지형예코(GRE)는 포함되어있다. 각 사례에 대하여 1시간(6번) 분량을 테스트하였고, 총 3사례로 6시간(36번)분량을 테스트 하였다.

표 7. 사례분류 여부 (강수+지형예코)

Table 7. success or failure of event classification (PRE+ GRE)

Date	Time	Event classification
2013.07.07	05h ~ 07h	Success

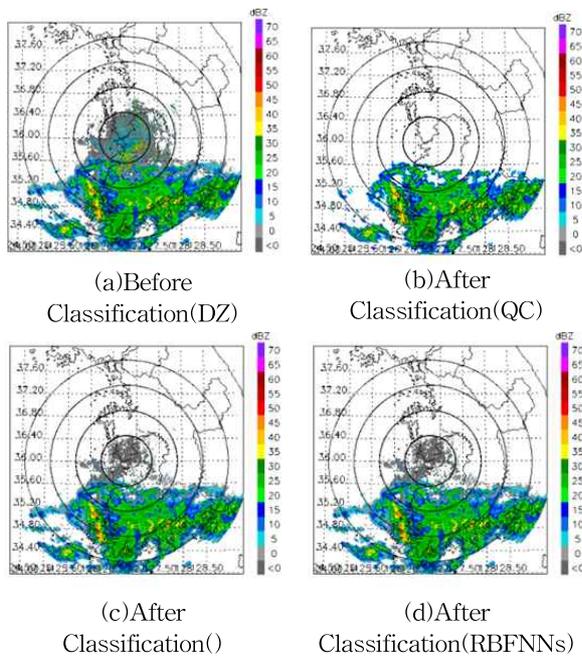


그림 4. 강수+지형에코 사례 분류 결과  
Fig. 4. Classification result of PRE+ GRE

표 8. 사례분류 여부(파랑+지형에코)  
Table 8. success or failure of event classification (SCE+ GRE)

Date	Time	Event classification
2013.05.21	00h ~ 02h	Success

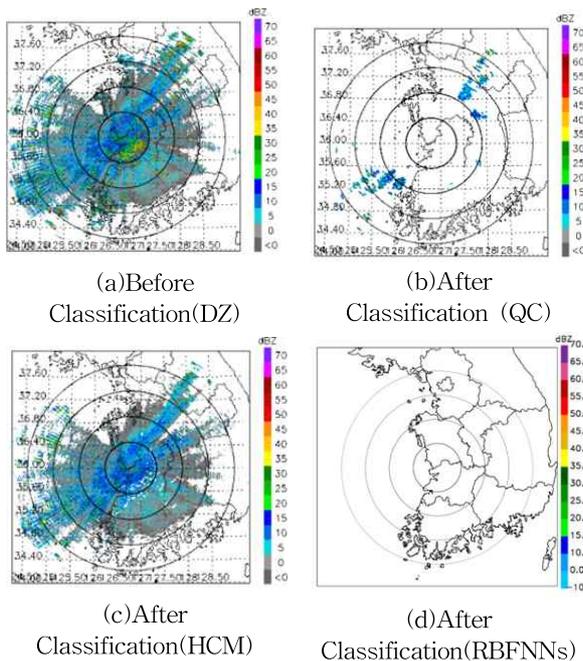


그림 5. 파랑+지형에코 사례 분류 결과  
Fig. 5. Classification result of SCE+ GRE

표 9. 사례분류 여부(청천+지형에코)  
Table 9. success or failure of event classification (CLE+GRE)

Date	Time	Event classification
2013.10.09	20h ~ 22h	Success

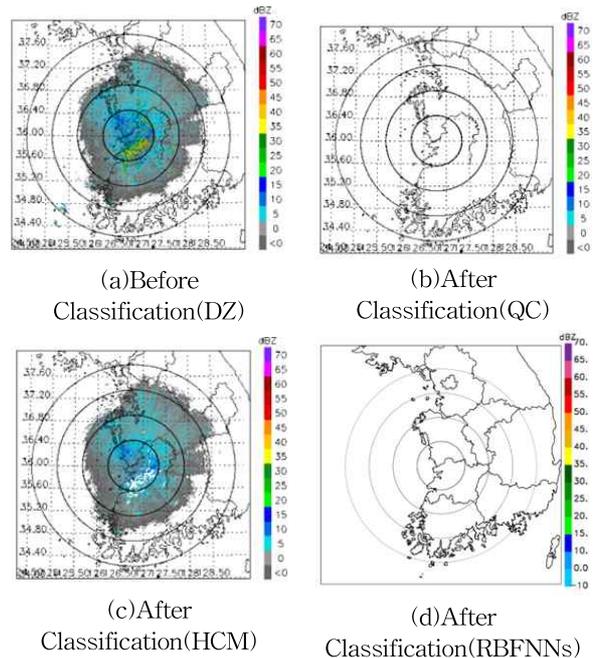


그림 6. 파랑에코+이상에코/지형에코 사례 분류 결과  
Fig. 6. Classification result of CLE+GRE

### 5. 결 론

기상레이더 데이터에는 강수에코와 비강수에코가 섞여 있는 것과 맑은 날씨임에도 불구하고 비강수에코가 나타나는 문제점이 있다. 본 논문에서는 강수에코와 비강수에코 사례를 분류하여 강수에코로 분류된 경우 레이더 데이터의 CZ로 출력을 하고, 비강수에코로 분류된 경우 에코가 존재하지 않는 화면을 출력하게 하였다. 강수사례에서 QC 데이터는 약한 반사도 값들이 제거되는 문제를 갖고 있지만 제안된 퍼지추론 기반 패턴분류기를 이용하여 CZ로 출력함으로써 약한 반사도 값이 사라지는 문제점을 해결하였다. 비강수사례에서는 현업으로 사용되는 QC 데이터에서도 비강수에코들이 제거되지 않고 남아 있는 문제점이 있지만 분류 후 에코가 존재하지 않는 출력을 함으로써 문제점을 해결하였다. 퍼지추론 기반 패턴분류기에서 나온 정량적인 값은 실제 기상청에서 발표한 날씨를 실측치로하여 비교하였다.

### References

[1] Cho, Y. H., G. Lee, K. E. Kim, and I. Zawadzki, "Identification and removal of ground echoes and anomalous propagation using the characteristics of

radar echoes." *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 23, 1206 - 1222 (2006).

[2] Tanvir Islam, Miguel A. Rico-Ramirez, Dawei Han, Prashant K. Srivastava, "Artificial intelligence techniques for clutter identification with polarimetric radar signatures." *Atmospheric Research*, Volumes 109 - 110, June, Pages 95 - 113 (2012).

[3] Walther, A., Schröder, M., Fischer, J., & Bennartz, R. "Comparison of precipitation in the regional climate model BALTIMOS to radar observations." *Theoretical and Applied Climatology*, 1-14. (2009).

[4] Berenguer, M., Sempere-Torres, D., Corral, C., & Sánchez-Diezma, R. "A fuzzy logic technique for identifying nonprecipitating echoes in radar scans." *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 23(9), 1157-1180. (2006).

[5] G. Pajares, M. Guijarro, A. Ribeiro, "A Hopfield Neural Network for combining classifiers applied to textured images." *Neural Networks*, Vol.23, pp. 144-153, (2010).

[6] S. Abbasbandy, M. Otadi, M. Mosleh, "Numerical solution of a system of fuzzy polynomials by fuzzy neural network." *Information Sciences* 178 (8) 1948-1960. (2008)

[7] S.-K. Oh, W. Pedrycz, B.-J. Park, "Self-organizing neurofuzzy networks in modeling software data," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 145, pp. 165-181, (2004).

[8] L. Sanchez, I. Couso, J.A. Corrales, "Combining GP operators with SA search to evolve fuzzy rule based classifiers." *Information Science*, 136 175-191. (2001).

[9] 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.

[10] W. Pedrycz, "Conditional fuzzy clustering in the design of radial basis function neural networks," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 9, pp. 601 - 612, July. (1998).

## 저 자 소 개



### 최우용(Woo-Yong Choi)

2013년 : 수원대학교 전기공학과 공학사  
2013년~현재 : 수원대학교 전기공학과 석사과정

관심분야 : 뉴럴 네트워크, Granular Computing, 진화론적 최적화 알고리즘, 퍼지 추론 시스템 등.

Phone : +82-31-222-6544

E-mail : choiwy@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

2013년~현재 : Information Sciences, Associate Editor

관심분야 : 퍼지 시스템, 퍼지-뉴럴 네트워크, 자동화 시스템, 고급 Computational Intelligence, 지능제어 등.

Phone : +82-31-229-8162

E-mail : ohsk@suwon.ac.kr



### 김현기(Hyun-Ki Kim)

1977년 : 연세대학교 전기공학과 공학사

1985년 : 연세대학교 전기공학과 공학석사

1991년 : 연세대학교 전기공학과 공학박사

1997년~2010년 : 경기지역 산학연 기술지원단 단장

1998년~2000년 : 사업기술정책연구소 심의위원

2000년~2004년 : 사단법인 산학연 컨소시엄 적국협의회회회장

1989년~현재 : 수원대학교 전기공학과 교수

관심분야 : 자동화 시스템 및 감시제어, 지능형 모델링 및 제어 등.

Phone : +82-31-220-2666

E-mail : hkim@suwon.ac.kr