

FNN 기반 신경회로망을 이용한 기상 레이더 에코 분류기 설계 : 에코판단 모듈의 비교 분석

Design of Meteorological Radar Echo Classifier Using Fuzzy Relation-based Neural Networks : A Comparative Studies of Echo Judgement Modules

고준현 · 송찬석 · 오성권[†]

Jun-Hyun Ko, Chan-Seok Song, and Sung-Kwun Oh

수원대학교 전기공학과

Dept of Electrical Engineering, The University of Suwon

요 약

기상레이더에는 강수에코와 비강수 에코가 섞여 존재한다. 이런 모호한 지점의 판단이 난해함으로 정확한 일기 예보를 하기는 매우 어려운 일이다. 본 논문에서는 기상청 레이더의 UF 데이터로부터 데이터를 추출하였다. 설계하는 두 분류기의 입출력 데이터는 강수 에코와 비 강수 에코의 특성분석을 통해 구성된다. 더 좋은 성능을 나타내는 입력변수를 사용 하였으며, 에코분류기는 퍼지 뉴럴 네트워크를 기반으로 설계한다. 에코 판단모듈 1과 판단모듈 2를 고려하여 에코분류기의 성능 비교연구를 수행 한다.

키워드 : 기상레이더 UF데이터, 퍼지 뉴럴 네트워크 분류기, 판단모듈, LSE

Abstract

There exist precipitation echo and non-precipitation echo in the meteorological radar. It is difficult to effectively issue the right weather forecast because of a difficulty in determining these ambiguous point. In this study, Data is extracted from UF data of meteorological radar used. Input and output data for designing two classifier were built up through the analysis of the characteristics of precipitation and non-precipitation. Selected input variables are considered for better performance and echo classifier is designed using fuzzy relation-based neural network. Comparative studies on the performance of echo classifier are carried out by considering both echo judgement module 1 and module 2.

Key Words : UF Data of Meteorological radar, Fuzzy Neural Network classifier, Echo Judgement modules, LSE

1. 서 론

현재 인류가 살아가면서 기상 조건은 많은 부분에 관여해 여러 방면으로 영향을 주며, 또한 악천 기상으로 인한

인명 피해, 재산 피해는 시간이 지남에 따라서도 빈번하게 일어나는 재해 중 하나이다. 이러한 높은 영향력을 미치는 날씨를 기상 예보를 통해 악천 기상에 미리 선제 대응을 하기 위하여 기상 레이더를 통한 기상조건을 예측해 기상 악조건에 대비를 하는 것이 중요하다. 그러나 레이더를 이용한 기상 관측 시 강수 에코(precipitation)와 비 강수에코(Non-precipitaion)의 혼합되어 있어 정확한 판단이 어렵다. 대기의 상태, 주위의 지형에 따라 발생 되는 비 강수에코는 여러 가지 이유로 나타나게 되며 다양한 종류의 비 강수 에코들이 존재한다. 지형물 등에 레이더 빔이 반사, 산란되어 나타나는 지형에코와 대기 중에서 과대 굴절을 일으켜 나타나는 이상전파 에코, 그 외 강수가 없는 맑은 날, 입자가 큰 먼지 혹은 채프(Chaff), 벌레, 새에 의하여 반사되는 청천에코 등은 관측에 악영향을 끼친다.

본 논문에서는 이러한 지형 에코들이 섞여있는 레이더 데이터에 강수 에코들을 식별 해내기 위하여 퍼지 뉴럴 네트워크(FNN)를 이용하여 지형 에코와 강수 에코를 구분하고 정확하게 분류하도록 방향을 잡고 에코 판단 모듈들을

접수일자: 2014년 3월 9일

심사(수정)일자: 2014년 4월 4일

게재확정일자 : 2014년 9월 23일

[†] Corresponding author

이 연구는 국립기상연구소 주요사업 '예보기술지원 및 활용연구 (NIMR-2014 -B-1)'의 일환으로 수행되었음 그리고 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (NRF-2012R1A1B3003568)

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.

비교하여 에코 분류를 용이하도록 제안 하려 한다. 현재 기상청에서 보유하고 있는 기상레이더의 산출물 중 총 네 가지로 DZ, CZ, VR, SW인데, 이중 필터링을 거치기전의 DZ 데이터를 사용하였으며 오성산 사이트의 레이더 데이터를 사용하였다.

2. 본 론

2.1 입력데이터의 구성

입력데이터를 구성하기 위하여 UF레이더 데이터를 강수 에코 와 비 강수 에코가 포함되어 있는 DZ자료, 지형에코가 필터링 된 CZ자료, 강수에코의 기상 시스템의 이동에 따라 음의 값에서 양의 값까지 다양하게 나타나는 기상레이더의 시선속도인 VR, 그리고 레이더의 스펙트럼 폭을 나타내는 SW의 소속인자 중에서, 본 실험에서는 네 가지 중, DZ를 선택하여 사용하였다. UF 레이더 데이터를 그림으로 간략히 모식하면 다음과 같다.

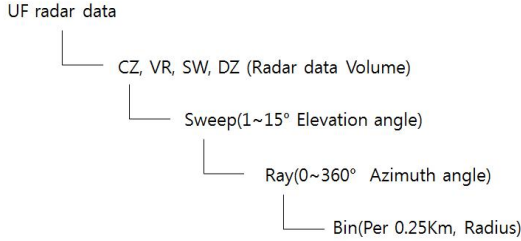


그림 1. UF 레이더 데이터의 구조
Fig 1. Structure of UF radar data

저장되는 반사도 값은 (dBZ: decibel Z)라는 단위를 사용하는데, 이는 반사도 인자의 대수(logarithm)로써 다음식과 같다.

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

$1mm^6/m^3$ 의 면적에 대한 비 값을 대수로 나타낸 것을 의미하는데, 그 예를 들면 단위부피인 $1m^3$ 안에 직경 $1mm$ 인물방울이 한 개 있으면 $0[dBZ]$, 10개 있으면 $10[dBZ]$, 100개 있으면 $20[dBZ]$, 1000개 있으면 $30[dBZ]$ 가 되는 것이다. 또한 Z는 레이더 방정식을 이용하여 다음과 같이 식 (2)로 계산될 수 있다.

$$Z = \frac{2^{10}(\ln 2)}{\pi^3 c} \left[\frac{\lambda^2}{P_t \gamma G^2 \theta_{3dB}^2} \right] \left[\frac{\gamma^2 \overline{P_r}}{|K|^2} \right] \quad (2)$$

여기서, $\overline{P_r}$ 는 평균 반사전력 (Watt), P_t 는 최대 송신 출력 (Watt), G 는 안테나 이득 (무 차원), λ 는 레이더 파장 (m), θ_{3dB} 는 안테나 빔 출력 반치 폭 (radian), γ 는 펄스 지속시간 (펄스폭)(sec), c 는 전자기파의 전파속도, 상수(빛의 속도)는 $3 \times 10^8 msec^{-1}$, γ 는 레이더와 목표물간의 거리 (m), Z는 레이더 반사도 인자, K는 복소 굴절율을 의미하며 일반적으로

$|K|^2$ 값은 물일 경우 0.93, 얼음일 경우 0.2로 취해진다.

DZ데이터를 사용하여 SDZ(Standard Deviation of reflectivity), VGZ(Vertical Gradient of reflectivity), SPN(SPIN change) 그리고 FR(빈도수)를 추가하여 총 5가지의 소속 변수를 뉴로 퍼지 알고리즘의 소속 변수로 선택하여 사용하였다. 반사도의 표준편차인 SDZ는 주어진 고도각으로 반사도의 산포도를 계산하는 것으로 최하층의 고도각(Sweep 0.5°) 일 때, (Ray, Bin)의 좌표에 생성되는 DZ값으로 계산하며, 다음 식 (3)과 같이 계산한다.

$$SDZ = \left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (dBZ_{i,j} - \overline{dBZ})^2 \right]^{1/2} [dBZ] \quad (3)$$

여기서 i와 j는 레이더의 각각 Ray, Bin을 의미하며, Sweep을 최하층인 0.5° 로 맞춰 SDZ를 구하는 이유는 필터링 되기 전 DZ 값들의 정보가 손실 되지 않는 점이 때문이다. 본 연구에서는 $n=10$ 으로 한 개의 (Ray, Bin)의 좌표를 중심으로 Bin의 전후 5개에 대한 반사도의 표준편차를 계산하였다. 각 좌표사이의 크기는 250m이므로 2500m에 대한 표준편차 값이 계산된다.

반사도의 연직기울기인 VGZ는 두 개의 Sweep에 대한 반사도의 차이를 Sweep 간의 차이로 나눈 것으로 식 (4)와 같이 계산한다.

$$VGZ = - \frac{dBZ_{\theta_{(i,j,k+1)}} - dBZ_{\theta_{(i,j,k)}}}{\theta_{(i,j,k+1)} - \theta_{(i,j,k)}} [dBZ/deg] \quad (4)$$

식 (4)에서 나타낸 바와 같이 주어진 (i,j,k)에서의 반사도 자료를 그 보다 높은 고도각에 해당하는 (i,j,k+1)에서의 반사도 자료와의 차이를 구하게 되는데 본 논문에서 두 Sweep을 0.5° 와 1.5° 로 지정하여 두 Sweep간의 차이를 1° 로 한다. 그 이유는 Sweep 차가 1° 를 초과하게 되면 AP에코, Sea-Clutter에코나 청천(Clear)에코 등 비강수 에코가 사라지는 장점이 있지만 강수에코의 정보도 유실되어 강수에코에 대해서 상관성이 떨어지는 단점이 있으며, 1° 미만일 경우 반사도의 연직 기울기가 과도하게 높아지며 비강수에코가 상당수 존재한다. 이러한 이유로 강수에코 정보가 손실되지 않고, 비강수 에코 또한 어느 정도 제거되는 1° 차이를 설정하여 강수에코와 비강수 에코의 상관성을 고려하였다. SPIN change(SPN)은 (Ray, Bin)의 좌표에 생성되는 DZ값으로 전후의 변곡점의 수를 계산하며, 계산된 변곡점 개수를 백분율로 나타낸 것이다. 변곡점은 (Ray, Bin)좌표의 반사도와 이웃한 (Bin을 중심으로 전후) 사이의 반사도 차이가 설정한 임계값(threshold)보다 작아야하고 부호가 반대일 경우에만 1로 카운트하고 아니면 0으로 카운트하는 조건을 따른다.

$$|(dBZ_i - dBZ_{i+1})| \leq dBZ_{threshold} \quad (5)$$

이렇게 정의된 값을 아래의 식과 같이 주어진 영역에 대해서 백분율로 계산한 것이 SPN이며, 기존 연구에서와 같이 임계 값을 4dBZ로 설정하였다. 또한 SPN을 구하는 식을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$SPN = \left\{ \frac{SPN\ counts}{All\ counts} \right\} \times 100 [\%] \quad (6)$$

DZ의 빈도수를 나타내는 FR(frequency : 빈도)는 Sweep이 0.5°에서 반사도 값의 빈도수를 계산한다. 반사도 값은 대략 -20dBZ 에서 80dBZ까지 0.5dBZ 간격으로 설정 되어 있다.

2.2 강수에코 및 비 강수에코의 특성분석

본 논문에서는 이전 절에서 설명한 소속변수들을 이용하여 특성분석을 비교하여 파악한 뒤 대표 지형에코를 구성 하기위하여 오성산 레이더의 강수에코와 비 강수에코의 대한 도수분포를 분석하여 나타내었다. 먼저 도수분포 분석을 파악한 강수사례와 지형에코의 사례를 표. 1.로 나타내었다.

표 1. 강수에코와 지형에코의 특성분석의 선택한 사례
Table 1. Timetable for selecting the dataset of PRE and GRE for echo characteristic analysis

Periods	Echo
2012. 07. 05. 10h 30m ~ 12h 30m	PRE
2012. 07. 11. 02h 30m ~ 04h 30m	
2012. 04. 05. 10h 30m ~ 12h 30m	GRE
2012. 07. 14. 16h 00m ~ 18h 00m	

강수에코의 반사도 표준편차의 분포는 0~10dB 사이에 뚜렷하게 나타나며, 지형에코의 경우는 0~13dB 사이로 나타난다. 지형에코의 경우 반사도의 값은 표준편차의 폭이 크게 나타나며 강수에코의 반사도의 표준편차 값은 지형에코와 다르게 넓지 않은 것을 확인 할 수 있으며, 그림. 2.에 나타내었다.

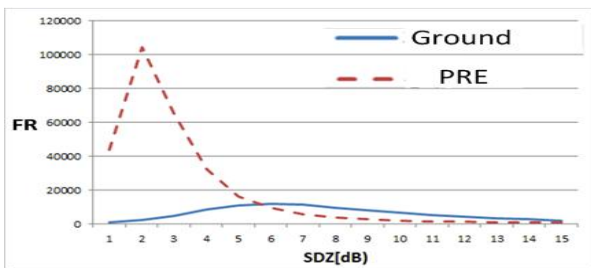


그림 2. 강수에코와 지형에코의 표준편차의 빈도그래프
Fig 2. Frequency graph of SDZ in GRE and PRE

반사도의 연직경도를 살펴보면, 강수에코와 지형에코의 연직경도의 분포는 약 -27~8.5 (dBZ/deg) 사이에 공통적으로 분포하고 있으며 반사도의 연직경도 계산은 레이더의 관측 고도 각에 영향을 받으므로, 레이더 사이트의 설치된 고도 각에 따라 다르며, 레이더 사이트의 관측 고도 각 측정 스케줄이 사이트 내규에 따라 달라지므로 반사도의 연직경도는 레이더 사이트마다 다르게 나타날 수 있다. 지형에코는 레이더 빔이 지형에 의해 반사되어 나타나는 비 강수 에코이기 때문에 낮은 고도 각에서 상대적으로 더 많은 양을 보이는 경향이 있으며, 고도 각이 높아짐에 따라 지형에코의 양은 작

아지는 것을 볼 수 있다. 반면에 강수에코 경우 강수 사례에 따라 차이가 있을 수 있으나, 연직 적으로 분포됨을 보인다. 강수에코와 비 강수 에코의 VGZ의 빈도수 그래프를 그림. 3.에 나타내었다.

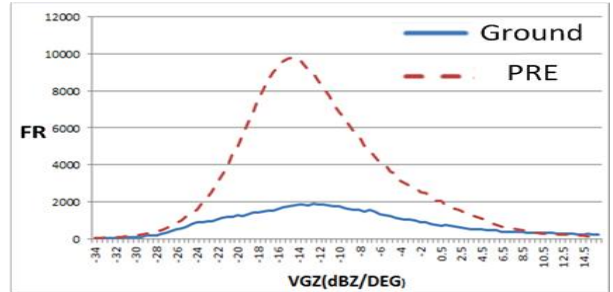


그림 3. 강수에코와 지형에코의 연직경도의 빈도수 그래프
Fig 3. Frequency graph of VGZ in GRE and PRE.

SPINchange의 경우 강수에코는 약 22%안에 있으며, 비강수 에코 경우 55% 내에 분포 차이를 보인다. SPINchange는 임계 값의 크기에 영향을 받는 변수이므로 연속성의 특징이 있는 강수에코에서 지형에코보다 작게 나타나는 특성을 보이며 그림. 4.에 나타내었다.

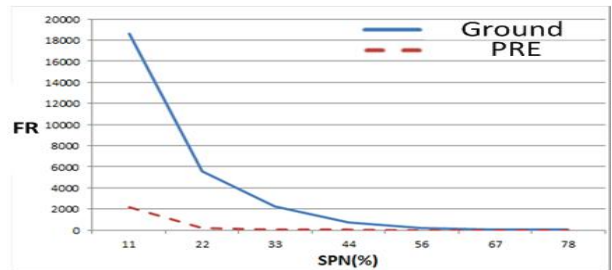


그림 4. 강수에코와 지형에코의 부호변경률의 빈도 그래프
Fig 4. Frequency graph of SPN in GRE and PRE

동일한 Sweep내에 존재하는 각 반사도의 빈도수를 그래프 상으로 비교하여 나타낼 때, 강수에코는 강수량 및 사례 마다 다른 점을 보이지만, 대체적으로 10~40dBZ 사이에 비 강수 에코(AP에코, Sea-Clutter에코, Clear에코 포함)의 반사도 값인 -20~10dBZ의 반사도 값보다 빈도수가 높게 나타나는 특성을 보인다. 대표적으로 AP+Sea clutter에코와 강수에코의 빈도수 그래프를 Fig. 5.에 나타내었다.

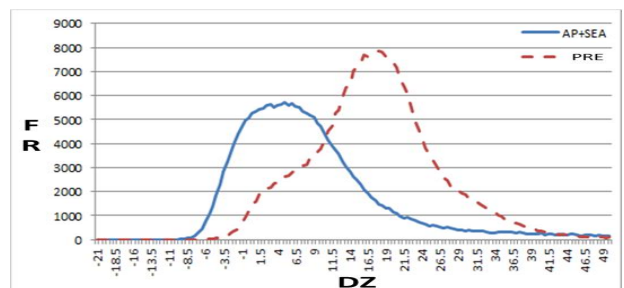


그림 5. 강수에코와 지형에코의 반사도의 빈도수 그래프
Fig 5. Frequency graph of DZ in GRE and PRE

강수에코와 비 강수 에코의 대한 소속변수별 분포 그래프로부터 강수에코와 비 강수 에코의 특징을 구별됨을 살펴봄에 따라 강수에코시 반사도의 표준편차, 반사도의 연직경도, SPINchange는 좁은 범위의 그래프로, 반사도의 빈도수는 반사도가 10dBZ 이상에서 높게 나타난다. 반면에 비 강수 에코의 경우 반사도의 표준편차 및 연직경도, SPINchange는 넓은 범위의 그래프로 나타나며, 반사도의 빈도수가 10dBZ 이상에서 작게 나타냄을 보인다.

2.3 입력 인자들을 이용한 데이터 구성

입력데이터 와 테스트 데이터의 구성은 기상레이더를 통해 나오는 산출물인 DZ,CZ,SW,VR 중에서 DZ를 이용하여 구성 하였으며, 선정한 이유로 CZ, SW 및 VR의 경우는 필터링을 거친 데이터들로서 지형에코의 정보가 유실되었음에 따라 데이터의 구성 산출물로는 채택하지 않았다. 선정된 DZ의 Ray, Bin을 이용해 앞에서 설명한 4가지 입력변수(SDZ, VGZ, SPN, FR)을 연산하여 사용하며, 최종적으로 입력인자 DZ, SDZ, VGZ, SPN, FR을 선택하여 구성하며, 마지막으로 비교 대상의 기준으로 UF데이터의 CZ를 사용하여 강수패턴과 비 강수 패턴을 선정하여, CZ의 dBZ값이 존재하면 강수패턴을 1로, 그렇지 않으면 비강수 패턴인 0으로 지정하여 총 Ray * Bin 의 개수인 344520개의 행갯수와 DZ, SDZ, VGZ, SPN, FR 및 Pattern을 포함한 6개의 열을 나타내어 344520 * 6개의 행렬로 나타내어 구성하였다.

2.4 퍼지 뉴럴 네트워크

본 논문에서 제안한 퍼지 뉴럴 네트워크(FNN)은 퍼지이론과 신경회로망의 두 구조의 유사성과 상호 보완적인 특성으로부터 결합이 시도 되었다. 퍼지는 논리는 1965년 Zadeh[1]에 의해 창안된 “퍼지 집합” 이론을 이용하여 비선형적이고 복잡한 실 시스템의 특성을 해석하는데 적용함에 수학적 모델로 해결하는 과정 보다 더 좋은 결과를 가져 왔다. 이것은 기존의 수학적 모델로 해결할 때의 과정에서 0 혹은 1 사이의 하나의 값만을 선택해야 하는 이분법과 달리 0 과 1사이의 폐 구간 내 임의의 실수 값을 가져 비선형 시스템에 내재되어 있는 불확실성을 효과적으로 나타내었으며, 정적 혹은 동적 특성을 얻어 변수를 사용하여 묘사하였다. 이 언어적인 변수를 표현하는 멤버쉽 함수는 주어진 데이터에 대해 표현하여 소속정도를 나타낸다. 퍼지 모델은 시스템을 이해하기 쉽도록 정성적인 표현이 용이하고 불확실한 정보를 가지고 있는 시스템에 강인성을 발휘할 수 있다.신경회로망은 시스템의 입출력 관계를 학습을 통해 추출할 수 있으며 병렬처리 기능을 가지고 있어 빠른 처리 능력을 가진다. 그러나 신경회로망은 주어진 시스템에 대해 정성적 표현이 어려워 시스템을 이해하기는 어려움을 가질 수 있기 때문에 이러한 두 모델의 장점을 결합하고 단점을 해결하기위한 퍼지 모델과 신경회로망의 유사성과 상호 보완관계를 이용하여 결합을 시도하고 있으며 이러한 구조가 퍼지 뉴럴 네트워크이다. 퍼지 뉴럴 네트워크는 기존의 모델에 비해서 학습속도가 빠르고, 수렴특성이 우수한 장점을 가진다. 퍼지 규칙의 전반부의 형성은 전체 입력 공간을 상

호 관계된 분할 공간으로 구성하고 보수적 관계를 갖는 멤버쉽 함수를 이용하여 퍼지 규칙의 전반부를 형성한다. 퍼지 규칙의 후반부는 간략 추론, 선형 추론, 변형된 2차식 추론 방법을 사용하여 표현하고, 표현한 후반부 다항 식 계수는 LSE(Least Squares Estimation) 최소 자승법에 의해 구하며, 다중 출력을 가지는 네트워크를 설계하기 위하여 출력층의 노드를 출력 수만큼 생성하며 연결 가중치를 이용하여 각 퍼지 규칙에 연결한다.

입력에 따른 퍼지 공간분할은 상호 관계된 분할공간에 의해 퍼지 규칙을 형성하며 후반부 구조는 간략추론, 선형추론, 변형된 2차식 추론에 의해 표현된다. 각 퍼지 규칙의 추론된 값은 다중 출력을 위해 연결가중치로 연결된 구조이다.

아래 그림은 제안된 다중 출력을 가지는 퍼지 관계기반 퍼지 뉴럴 네트워크의 구조를 나타낸다.

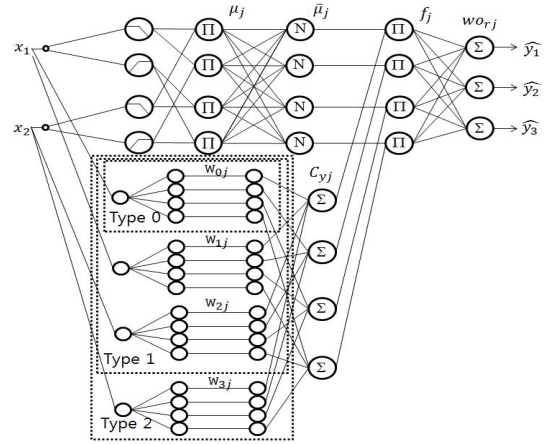


그림 6. 제안된 퍼지 뉴럴 네트워크의 구조
Fig 6. Structure of the proposed FrNNs.

각 입력신호 $x_k(1 \leq k \leq l)$ 는 각 멤버쉽함수를 거쳐 적합도가 구해지고 적합도는 후반부 출력 C_{y_j} 와 곱해지며 j 번째($1 \leq j \leq n$) 규칙의 출력 f_j 를 생성한다. r 번째($1 \leq r \leq s$) 최종출력 값은 출력층 연결가중치 w_{o_rj} 와 곱해진 다음 대수적으로 합해지며 다음과 같다.

$$\hat{y}_r = \sum_{j=1}^n f_j \cdot w_{o_rj} \tag{7}$$

퍼지 뉴럴 네트워크(FNN)은 언어 규칙인 If-then의 퍼지 규칙을 사용하였으며, 네트워크의 전체 구조가 퍼지 규칙을 이루고 있다. 그 규칙은 다음 식과 같이 표현된다.

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ is } A_{1j} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{kj} \text{ then } C_{y_j} = g(x_1, \dots, x_k)$$

여기서, R^j 는 j 번째 퍼지 규칙을 나타내며, A_{kj} 는 퍼지 규칙의 전반부 멤버쉽 함수로 표현된다.

$$\text{간략추론: } g = w_{0j} \tag{8}$$

선형추론:
$$g = w_{0j} + \sum_{k=1}^l w_{kj} \cdot x_k \quad (9)$$

변형된 2차식 추론 :

$$g = w_{0j} + \sum_{k=1}^l w_{kj} \cdot x_k + w_{(k+1)j}^r \cdot x_1 \cdot x_2 + \dots + w_{(k(k+1)/2)j}^r \cdot x_{k-1} \cdot x_k \quad (10)$$

전반부 멤버십 함수는 이웃하는 멤버십 함수와 보수적인 관계를 가진 삼각형 멤버십 함수를 사용한다. 따라서 j번째 규칙에 대한 출력은 다음과 같다.

$$f_j = \bar{\mu}_j \cdot Cy_j \quad (11)$$

제안한 FNN 구조에서 각 층의 연산과정은 다음과 같다.

[1층] 입력층

각 입력은 퍼지 입력 공간으로부터 분할된 멤버십함수로 출력된다.

[2층] 입력에 대한 적합도 계산

멤버십함수는 그림 2와 같이 보수적 관계를 갖는 삼각형 멤버십함수로, 각 입력에 의해 멤버십함수로부터 멤버십 값을 구한다.

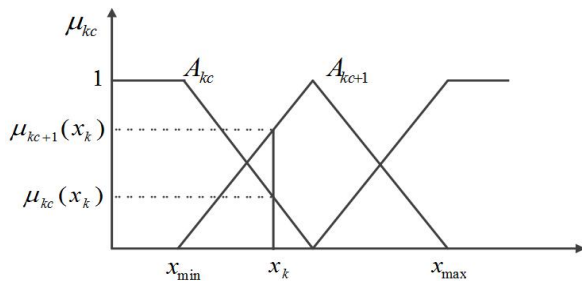


그림 7. 멤버십 함수 퍼지 공간 분할

Fig 7. Fuzzy space partition of membership function

[3층] 각 규칙의 적합도 계산

각 노드는 입력되는 신호들을 곱하여 상호 결합된 퍼지 부분공간을 형성하며, 각 규칙의 적합도를 계산한다.

$$\mu_j = \mu_{A_1}(x_1) \times \dots \times \mu_{A_l}(x_l) \quad (12)$$

[4층] 정규화된 적합도 계산

각 규칙의 적합도가 구해지면 정규화 된 적합도 $\bar{\mu}_j$ 를 계산한다.

$$\bar{\mu}_j = \frac{\mu_j}{\sum_{j=1}^n \mu_j} \quad (13)$$

[5층] 각 규칙의 출력

4층에서 구해진 적합도는 후반부 출력과 곱해져 출력층의 입력이 된다.

$$f_j = \frac{\mu_j \cdot Cy_j}{\sum_{j=1}^n \mu_j} = \bar{\mu}_j \cdot Cy_j \quad (14)$$

[6층] 최종 출력

최종 출력은 각 규칙의 출력과 출력층의 연결가중치의 가중 합에 의해 구해진다.

$$\hat{y}_r = \sum_{j=1}^n f_j \cdot w_{rj} \quad (15)$$

2.4 에코 판단 모듈

판단모듈은 강수에코와 비강수 에코의 좀더 확실한 분류를 위하여 에코 판단모듈을 개발하게 되었다. 에코 판단모듈은 대표 지형에코와 테스트 데이터의 에코를 비교하여 Null값을 제거하는 모듈이다. 판단모듈1은 강수 사례 시 기상청의 QC데이터에서 제거되는 반사도 값이 0~10dBZ인 약한 강수에코를 보존하며, 비강수 사례 테스트 시 반사도 정보가 없는 Null값, 확실한 비강수 에코들을 뉴로-퍼지 알고리즘에 상관없이 제거한다.

판단모듈을 개발하기 위하여 먼저 대표 지형에코를 제작하였다. 대표 지형에코는 총 10시간 동안의 지형에코만을 나타내는 61개 UF자료 중 Sweep 0.5°일 때 중복되는 (Ray, Bin) 좌표에서의 DZ가 40개 이상(61개 자료중 40개 이상) 존재하는 DZ 값들을 평균으로 취합하여 제작하였다. 에코 판단모듈은 대표 지형에코를 이용하여 강수 사례 시 강수에코와 지형에코의 중복영역을 뉴로-퍼지 알고리즘으로 강수에코인지 지형에코인지 분류하며, 강수에코들 중 지형에코의 특성을 갖는 약한 강수들을 살리는데 목적이 있다. 다음 표와 같이 테스트 데이터와 대표 지형에코의 (Ray, Bin)좌표 정보를 비교하여 에코 판단모듈 경우의 수로 강수에코인지 Null값인지 판단한다. 판단 모듈 1을 표 2로 나타내었다.

표 2. 판단 모듈 1

Table 2. Module of judgment 1

Testing data (DZ)	Representative Ground Echo(DZ)		
	Null	Null	DZ(dBZ)
Null	0 (Elimination)	0 (Elimination)	0
DZ (dBZ)	1 (Existence)	1 (Existence)	0 or 1 (Judgement by classifier)

대표 지형에코의 좌표정보와 테스트 데이터의 좌표 정보가 겹쳐지는 곳에서 둘 다 DZ값이 존재 할 경우, 뉴로-퍼지 알고리즘을 사용하여 테스트 데이터가 강수에코인지 지형에코인지를 판별하게 된다. 반면에 테스트 데이터의 좌표(Ray, Bin)의 반사도 정보가 있지만 대표 지형에코에서는 Null값이 있는 경우로, 지형에코는 비강수 시 변화가 없다는 특성을 이용하여 대표 지

형에코 이외에 생기는 반사도 값을 강수에코로 판단하기 때문에 강수 에코들 중의 지형에코의 특성을 갖는 약한 강수 에코를 살리는 목적이 크지만 비 강수 사례일 경우 비 강수 에코들 또한 살리는 경우도 있기 때문에 이것을 보완한 판단모듈은 판단 모듈 2이다. 판단 모듈을 표. 3.에 나타내었다.

표 3. 판단 모듈 2
Table 3. Module of judgment 2

Testing data (DZ)	Representative Ground Echo(DZ)		
	Null	Null	DZ(dBZ)
	0 (Elimination)	0 (Elimination)	0 or 1 (Judgement by classifier)
DZ (dBZ)	0 or 1 (Judgement by classifier)	0 or 1 (Judgement by classifier)	

판단 모듈 2는 테스트 데이터의 좌표정보가 Null값을 갖는다면 이는 뉴로-퍼지 알고리즘에 상관없이 제거만 하고, 그 외의 상황에서는 뉴로-퍼지 알고리즘의 판단에 맡기는 모듈이다. 테스트 데이터의 좌표(Ray,Bin)의 반사도 정보가 있지만 대표 지형에코 에서는 Null값이 있는 경우에는 테스트 데이터의 강수에코일 경우도 고려하는 모듈로 에코 분류기로 에코 판단을 하게 된다. 이런 점으로 판단모듈 1에 비하여 약한 강수들을 살리지는 효과는 에코 분류기의 성능에 좌우되지만, 판단 모듈 1보다 비 강수 에코들을 제거하는 문제에 있어서는 더 우수한 효과를 보인다.

3. 시뮬레이션 및 결과

제안된 에코판단모듈들의 다양한 성능을 확인하기 위하여 강수사례와 비 강수들을 테스트 하였다. 입력 변수는 3 입력과 4 입력 시 각각의 상황을 대해서 각각 나타내었다. 테스트를 위한 파라미터 값은 표. 4와 같다.

표 4. FrNN의 파라미터 설정 값
Table 4. Parameter settings of FrNN

Parameters	Values
Number of variables	3, 4
Number of Rules	8, 16
Polynomial type	Constant, Linear
Input variables	DZ, SDZ, SPN ,FR

3.1 강수 및 비 강수 사례(Sea clutter)의 테스트

강수사례와 비 강수들을 1시간 동안 패턴 분류율을 계산하여 실험한 결과 값을 표와 그림으로 나타내었다. 비교대상인 CZ 와 본 논문에서 제안한 퍼지 뉴럴 네트워크를 기반으로 한 패턴분류기를 통해 분류한 결과와 맞을 경우를 카운트하여 백분율로 나타내었다. 패턴 분류율은 전체 데이터 입력변수는 3 입력으로써 소속변수를 DZ, SDZ, FR을 사용할 경우에 우수한 성능을 보였으며, 후반부 다항식은 Linear를 사용 할 경우이다. 각 사례들의 그림을 강수사례와 비 강수 사례로 나누어 그

림. 8.과 그림. 9.로 각각 나타내었다.

표 5. 테스트데이터의 패턴 분류율
Table 5. Pattern classification rates of testing data

Echo type	Date	Classification performance (module 1)	Classification performance (module 2)
PRE	2012, 04, 10, 13:00~14:00	92.60±0.38%	91.97±0.37%
NPRE	2012, 05, 29 02:50~03:50	92.60±0.23%	92.86±0.24%

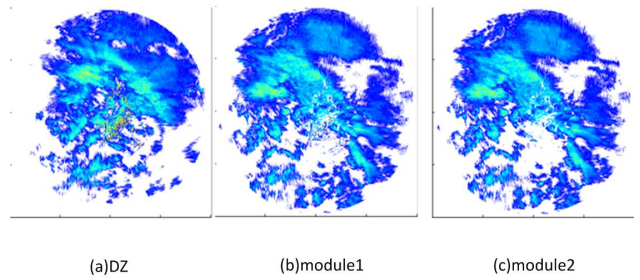


그림 8. 강수에코 지도
Fig 8. Map of precipitation Echo

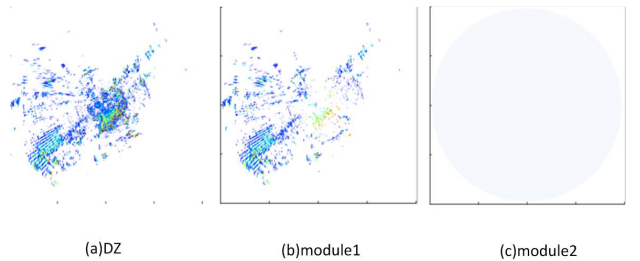


그림 9. 비강수에코 지도
Fig 9. Map of non-precipitation Echo

3.2 강수 및 비 강수 사례(Clear echo)의 테스트

패턴 분류율은 전체 데이터 입력변수는 4입력으로써 소속변수를 DZ, SDZ, SPN, FR을 사용할 경우에 우수한 성능을 보였으며, 후반부 다항식은 Linear를 사용 할 경우이다. 각 사례들의 그림을 강수사례와 비 강수 사례로 나누어 그림. 10.과 그림. 11.로 각각 나타내었다.

표 6. 테스트데이터의 패턴 분류율

Table 6. Pattern classification rates of testing data

Echo type	Date	Classification performance (module 1)	Classification performance (module 2)
PRE	2012, 08, 12, 10:00~11:00	94.10±0.36%	88.21±0.43%
NPRE	2012, 07 08 08:30~09:30	88.16±0.31%	90.74±0.2%

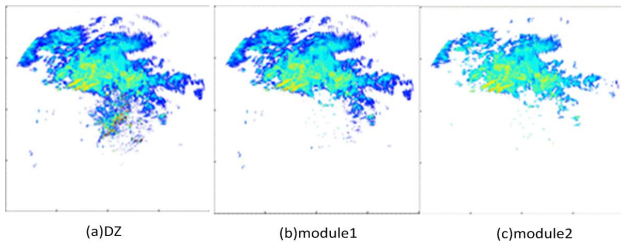


그림 10. 강수에코 지도
Fig 10. Precipitation Echo map

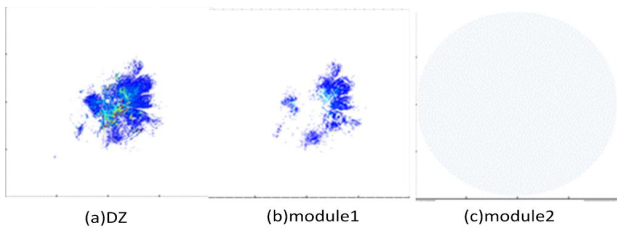


그림 11. 비강수에코 지도
Fig 11. Non precipitation Echo map

References

- [1] Kessinger, C. S. Ellis, and J. VanAndel, "Radar Echo Classification Scheme for the WSR-88D," *A Fuzzy Logic, 29th Int. Conf on Radar Meteorology, Montreal, Canada, Amer. Meteor. Soc.*, pp.576~579, 1999.
- [2] 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.*, Vol. 23, pp.1206 - 1222, 2006.
- [3] Berenguer. M., Sempere-Torres, D., Corral., C., and Sánchez-Diezma. R, "A fuzzy logic technique for identifying nonprecipitating echoes in radar scans," *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, Vol. 23, no.9, pp. 1157-1180. 2006.
- [4] Kilambi, A., A. Bellon, A. Singh, I. Zawadzki, and F. Fabry, "1997: RAPID, a Radar data Analysis, Processing and Interactive Display system." *28th Int Conf on Radar Meteorology, AMS*, Vol 220~221, pp. 153-167, 1997
- [5] S. Horlcawa, et al., "Composition Methods of Fuzzy Nueral Networks(III)". *The 7th Fuzzy System Symposium*, pp. 493-496, 1991
- [6] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. H. Stork, *Pattern Classification*, Wiley Interscience 2nd, 2000.
- [7] Tanvir Islam, Miguel A. Rico-Ramirez, Dawei Han, and Prashant K. Srivastava, "Artificial intelligence techniques for clutter identification with polarimetric radar signatures," *Atmospheric Research*, Vol. 109 - 110, June, pp. 95-113, 2012.

- [8] Walther. A, Schröder. M, Fischer. J, and Bennartz. R, *Comparison of precipitation in the regional climate model BALTIMOS to radar observations*. Theoretical and Applied Climatology, 2009.

저 자 소 개



고준현(Jun-Hyun Ko)

2013년 : 수원대학교 전기공학과 졸업
2013년~현재 : 동 대학원 석사과정.

관심분야 : Fuzzy Neural Networks, Fuzzy classifier, Fuzzy modeling
Phone: +82-31-222-6544
E-mail: skykjh20@suwon.ac.kr



송찬석(Chan-Seok Song)

2014년 : 수원대학교 전기공학과 졸업
2014년~현재 : 동 대학원 석사과정.

관심분야 : Fuzzy Neural Networks, Fuzzy classifier, Fuzzy modeling
Phone: +82-31-222-6544
E-mail: scsmouse@suwon.ac.kr



오성권(Sung-Kwun Oh)

1981년 : 연세대학교 전기공학과 졸업,
1983년 : 연세대학교 공학석사
1993년 : 연세대학교 공학박사
1983년~1989년 : 금성 산전연구소 (선임연구원).

1996년~1997년 : 캐나다 Manitoba 대학 전기 및 컴퓨터 공학과 Post-Doc.
1993년~2005년 : 원광대학교 전기전자 및 정보공학부 교수.
2002년~현재 : 대한전기학회, 제어로봇시스템학회, 퍼지 및 지능시스템학회 편집위원.
2005년~현재 : 수원대학교 전기공학과 교수,
2013년~현재 : Information Sciences Associate Editor,

관심분야 : Fuzzy system, Fuzzy-neural Network, Computational Intelligence, Intelligent control, Fuzzy classifier, Fuzzy modeling
Phone: +82-31-229-8162
E-mail: ohsk@suwon.ac.kr