

Interval Type-2 FCM based RBFNN의 도움으로 실현된 사례 및 에코 분류기 설계 : LSE와 WLSE의 비교연구

송찬석\*, 오성권\*, 김현기\*  
수원대 전기공학과\*

Design of Event and Echo Classifier Realized with the Aid of Interval Type-2 FCM based RBFNN : Comparative Studies of LSE and WLSE

Chan-Seok Song\*, Sung-Kwun Oh\*, Hyun-Ki Kim  
Department of Electrical Engineering, The University of Suwon\*

**Abstract** - 본 논문에서는 기상레이더 데이터에서 섞여있는 강수에코 및 비강수에코를 분류하기 위하여 Interval Type-2 FCM based RBFNN의 도움으로 사례 및 에코 분류기의 설계를 제안한다. 학습과 테스트 데이터는 현재 기상청에서 사용하는 UF radar data를 사용하였으며, 사례 분류기와 에코패턴 분류기의 데이터를 각각 생성한다. 전처리 과정인 사례 분류를 통하여 강수사례 혹은 비강수사례를 분류하여 강수사례일 경우 에코패턴분류를 진행하며, 비강수사례일 경우 데이터에 관측된 모든 반사도 값을 제거한다. 사례 및 에코 분류기는 Interval Type-2 FCM based RBFNN을 통하여 패턴분류를 진행하며, 패턴분류 성능을 확인한다. 또한 후반부 파라미터의 동정 시, 각 규칙에 파라미터를 전역적으로 구하는 LSE와 각 규칙에 대한 파라미터를 독립적으로 구하는 WLSE의 비교연구를 수행한다. 분류기의 성능을 확인하기 위하여 사례 분류 후 에코패턴분류의 결과는 현재 기상청에서 사용하고는 품질검사(QC) 데이터와 비교하여 평가하였다.

Interval Type-2 FCM based RBFNN의 입력변수를 구성하기 위하여, 강수사례와 비강수사례(지형에코, 청천에코, 파랑에코)의 특성분석을 진행하였으며, 사례 분류 및 에코 분류의 입력변수로는 다음과 같다.



<그림 2> 사례 및 에코 분류기의 입력변수 구성

1. 서 론

인류의 시작부터 오늘날까지 날씨는 많은 부분에 있어서 생활에 방대한 영향력을 미치고 있다. 이러한 영향력이 큰 날씨를 미리 알아내려는 인류의 관심으로 기상 예보의 연구 결과와 여러 최첨단 장비와 기술력의 향상을 이뤄내었다. 이의 대표적인 예로 기상레이더를 꼽아 낼 수 있으며, 이를 이용한 기상예보는 인간의 삶의 다양한 혜택을 가져다 주었다. 하지만 악천 기상과 지구 온난화의 영향으로 기상예보는 점점 복잡해져가고 있으며, 여러 현상에 의한 기상학적으로 의미 없는 비강수 에코들의 관측으로 인하여 정확한 기상예보의 혼란과 어려움을 야기 시키고 있다. 따라서 본 논문에서는 Interval Type-2 FCM based RBFNN을 이용하여 사례 및 에코 패턴 분류기를 설계 하여 강수 사례일 경우, 강수에코와 비강수에코의 분류를 진행하며, 비강수 사례일 경우 모든 반사도 값을 제거하는 알고리즘을 설계한다. 또한 후반부 파라미터 계수를 추정 시에 WLSE를 사용하였다. WLSE는 각 규칙에 대한 후반부 다항식 계수를 독립적으로 구하는 방법으로 잘 알려져 있으며, 일반적으로 파라미터를 추정 시에 사용하는 LSE와 비교를 통하여 성능 결과를 고찰하려 한다.

2.2 Interval Type-2 FCM based RBFNN

본 절에서는 사례 및 에코 분류를 하기위한 뉴로 퍼지 네트워크에 대하여 설명한다. 제안된 다항식 방사형 기저함수 신경회로망(RBFNN)은 아래 식과 같이 If-then의 퍼지 규칙을 사용하였다.

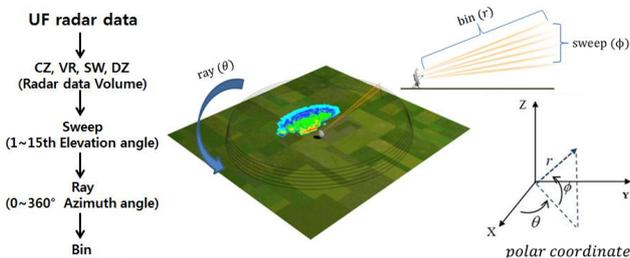
$$R: \text{If } x_1, x_2 \dots \text{ and } \bar{x}_n \text{ are } \bar{u}_i, \text{ then } y = f_i(x) \quad (1)$$

여기서  $x$ 는 입력 데이터,  $\bar{u}_i$ 는 FCM 클러스터링에 의한  $i = (1, \dots, c)$  번째 그룹의 소속 함수(membership function),  $f_{ji}(x)$ 는  $j = (1, \dots, s)$  번째 출력에 대한  $i$ 번째 퍼지 규칙의 다항식이다. 본 연구에서는 전체 입력 공간을 분산(퍼지) 형태로 분할하는 Interval Type-2 FCM 알고리즘을 이용하여 2개의 퍼지화 계수에 따른 멤버쉽 함수를 만들기 위하여 아래식을 사용하며,  $m_1 \neq m_2$ 의 조건을 만족한다. 클러스터들의 부피가 비슷하거나 같을 경우에는 퍼지화 계수  $m$ 값에 따라 좋은 성능을 보이는 점을 기대할 수도 있지만, 클러스터들의 부피가 다를 경우에는 하나의  $m$ 으로는 좋은 성능을 보일 수 없다는 점이 나타난다. 두 클러스터간의 부피가 다른 경우 퍼지화계수가 작은 경우 그 값에 따라 퍼지 멤버쉽 값을 갖는 구간의 걸쳐짐 정도에 따라 상대적으로 그렇지 않은 클러스터에 더 많은 패턴들이 할당된다. 반면 더 큰  $m$ 값을 가질 경우 비슷한 멤버쉽 값이 할당되어 좋은 성능을 보일 것 같지만, 클러스터의 센터 값에 따라 한쪽으로 치우치는 경향도 발생한다.

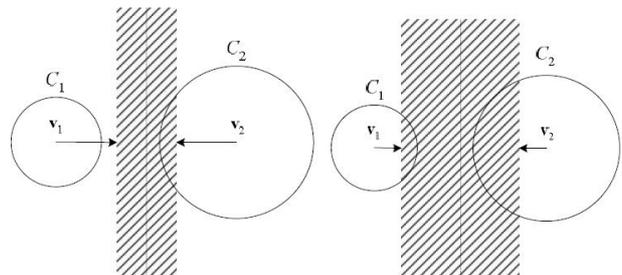
2. 본 론

2.1 기상레이더 데이터

본 절에서는 실험에 사용한 기상레이더 자료인 UF(Universal Format)데이터의 구조를 설명하려 한다. UF 레이더 자료는 전국 약 11개소에 위치한 각 레이더 사이트에서 10분당 한 개씩 생성되는 Raw data를 말한다. UF데이터의 측정은 레이더 사이트마다 조금씩 다르지만, 실험에 사용한 오성산 사이트에서는 15개의 Sweep(고도각)과 360개의 Ray(방위각) 그리고 957개의 Bin(거리)의 좌표로 데이터를 측정한다. UF raw data의 산출변수로 는 에코들의 반사도 값을 나타내는 DZ, 반사도값들의 필터링 한 반사도값 CZ, 그리고 시선속도(VR), 필터링 후의 스펙트럼 폭(SW)이다.



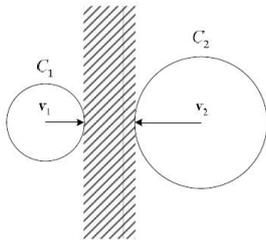
<그림 1> UF데이터의 구조



(a)작은 퍼지화 계수  $m$ 일 경우 (b)큰 퍼지화 계수  $m$ 일 경우  
<그림 3> 부피가 다른 2개 클러스터에서의 퍼지영역

따라서 Interval Type-2 FCM 클러스터링은 불확실성을 표현하기 위하여 FCM 클러스터링의 퍼지화 계수를 조절하여 상위 소속 정도와 하위 소속 정도를 표현한다. 각 클러스터는 각 클러스터의 최대 소속 정도를 갖는

데이터의 표준편차에 의해 서로 다른 불확실성을 갖는다. 다른 부피를 가진 클러스터의 경우에는 아래 그림과 같이 퍼지화 계수를 설정하는 것이 가장 이상적이다.

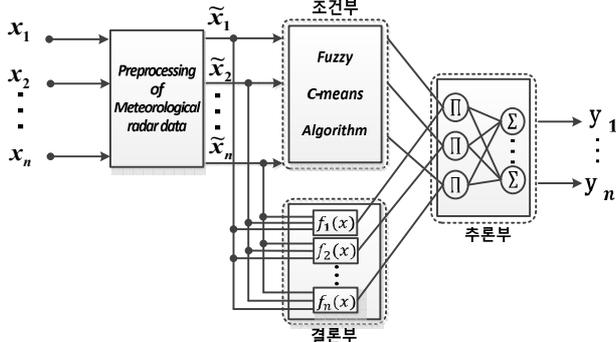


〈그림 3〉 부피가 다른 클러스터에서의 적합한 퍼지영역

$$\bar{u}_j(X_i) = \begin{cases} \frac{1}{1 + (\frac{d_{ji}^2}{\eta_j})^{\frac{1}{m_1-1}}} \text{ if } \frac{1}{1 + (\frac{d_{ji}^2}{\eta_j})^{\frac{1}{m_1-1}}} > \frac{1}{1 + (\frac{d_{ji}^2}{\eta_j})^{\frac{1}{m_2-1}}} \\ \frac{1}{1 + (\frac{d_{ji}^2}{\eta_j})^{\frac{1}{m_2-1}}} \text{ otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$\underline{u}_j(X_i) = \begin{cases} \frac{1}{1 + (\frac{d_{ji}^2}{\eta_j})^{\frac{1}{m_1-1}}} \text{ if } \frac{1}{1 + (\frac{d_{ji}^2}{\eta_j})^{\frac{1}{m_1-1}}} < \frac{1}{1 + (\frac{d_{ji}^2}{\eta_j})^{\frac{1}{m_2-1}}} \\ \frac{1}{1 + (\frac{d_{ji}^2}{\eta_j})^{\frac{1}{m_2-1}}} \text{ otherwise} \end{cases}$$

RBFNN은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 기존의 신경회로망의 기본 틀을 두고 있지만 크게 기능적 구조로 그림 3과 같으며 입력 데이터를 FCM 클러스터링을 통해 데이터의 중심점과의 거리로 소속행렬을 구하는 조건부, 입력 데이터를 다항식으로 표현하는 결론부, 마지막으로 조건부의 소속행렬과 결론부에서 구한 다항식을 결합하며, 다항식의 계수를 구하여 최종 출력을 하는 추론부 이 세 가지로 나타낸다.



〈그림 4〉 RBFNN의 구조

### 2.3 후반부 학습 알고리즘

본 절에서는 후반부의 다항식의 파라미터 계수를 Least Square Estimator(LSE)와 Weighted Least Square Estimator(WLSE) 두가지 학습 방법으로 사용하여 비교하였다. WLSE는 회귀 다항식의 계수를 추정하는 알고리즘으로써, LSE와 유사하나, 이 두 알고리즘의 차이점은 LSE는 오차제곱의 합이 최소가 되도록 계수 추정하는데 반해, WLSE는 오차제곱에 가중치가 곱해진다는 차이가 있다. 또한 LSE는 후반부 다항식들의 계수를 한꺼번에 구하기 때문에 전역모델의 학습을 특성을 지니고 있지만, 입력변수와 전반부의 클러스터링 수가 증가될수록, 규칙수 또한 증가되어 컴퓨터의 연산을 저하시키는 요소가 발생하며, 각 규칙에 대한 해석력 또한 사라지는 경향이 발생한다. 그러나 WLSE는 각 규칙의 후반부 다항식의 계수를 퍼지 규칙마다 독립적으로 구하며 로컬 학습을 수행함과 동시에, 분할된 입력공간에 적합한 로컬모델을 형성함으로써 각 로컬 영역에 대한 해석력을 향상시킬 수 있는 장점이 있다. 이로써 컴퓨터의 계산 부하를 줄일 수 있는 장점이 있고, 각각의 로컬모델이 서로 다른 형태의 다항식으로 표현된다. 이러한 차이점으로 인한 두 학습 알고리즘은 패턴 분류율의 성능이 차이가 미묘하다하더라도, 규칙의 수가 늘어남에 따라 LSE는 일반화 성능의 Over-fitting이 일어날 가능성이 있는 반면, WLSE의 일반화 성능은 안정적으로 유지되는 경향이 강하다.

## 3. 결 론

### 3.1 Interval Type-2 FCM based RBFNN의 파라미터 설정

제안하는 Interval Type-2 FCM based RBFNN의 사례 및 에코 분류기의 WLSE 및 LSE의 성능 비교를 확인하기 위하여 강수사례와 비강수사례의 선정은 오성산 레이더 사이트의 UF 데이터를 사용하였다. 사례 분류의 결과가 강수사례일 경우, 에코 분류기를 통하여 강수에코와 비강수에코의 분류를 진행하며, 비강수사례 일 경우 관측된 반사도 값은 모두 제거된다. 아래 표에서는 제안하는 알고리즘의 파라미터 값들을 나타낸다.

〈표 1〉 제안한 알고리즘의 파라미터 설정

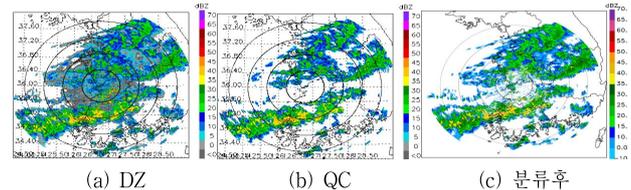
Interval Type-2 FCM based RBFNN 파라미터 설정		
Parameters	values	
	Event classification	Echo classification
Number of variables	12	5
Fuzzification coefficient	[F.C1 : 1.37] [F.C2 : 2.01]	[F.C1 : 1.73] [F.C2 : 2.52]
Number of Rules	8	5
Polynomial Type	Linear	Linear

### 3.2 강수 및 비강수 사례의 테스트

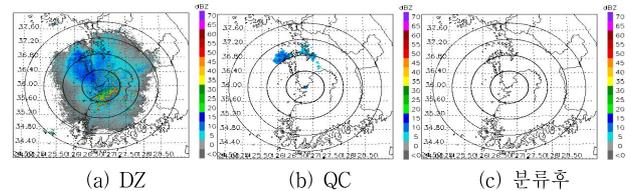
표 2에서는 제안한 알고리즘의 WLSE 및 LSE의 성능을 비교 평가하기 위하여 강수 사례 및 비강수사례를 선정하여 실험하였다.

〈표 2〉 강수 및 비강수 에코의 패턴분류율

	Date (hh.mm)	사례 분류결과	TR	TE
WLSE	13.6.19 (00:10)	강수	95.48%	92.15%
	13.10.17 (00:00)	비강수	95.48%	99.49%
LSE	13.6.19 (00:10)	강수	94.68%	91.24%
	13.10.17 (00:00)	비강수	94.68%	99.49%



〈그림 5〉 강수에코 맵의 이미지 비교(13. 6. 19 00:10)



〈그림 6〉 비강수에코 맵의 이미지 비교(13. 10. 17 00:00 Clear echo)

### 감사의 글

본 연구는 경기도의 경기도지형협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음 [GRRC 수원2015-B2, U-city 보안감시 기술협력센터]

### [참 고 문 헌]

- [1] W. D. Kim, S. K. Oh, H. K. Kim, "Structural Design of FCM-based Fuzzy Inference System : A Comparative Study of WLSE and LSE", The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 59 No.5, pp981-989, 2010
- [2] Rhee, F, Choi B, "Interval type-2 Fuzzy Membership Function Design and its Application to Radial Basis Function Neural Networks", nt. Conf. Fuzzy Syst., pp. 2047-2052, 2007.