

나이브 베이지안 네트워크를 이용한 채프에코 탐지 및 제거 방법

Chaff Echo Detecting and Removing Method using Naive Bayesian Network

이 한 수, 유 정 원, 박 지 철, 김 성 신*
(Hansoo Lee¹, Jungwon Yu¹, Jichul Park¹, and Sungshin Kim¹)

¹Department of Electrical and Computer Engineering, Pusan National University

Abstract: Chaff is a kind of matter spreading atmosphere with the purpose of preventing aircraft from detecting by radar. The chaff is commonly composed of small aluminum pieces, metallized glass fiber, or other lightweight strips which consists of reflecting materials. The chaff usually appears on the radar images as narrow bands shape of highly reflective echoes. And the chaff echo has similar characteristics to precipitation echo, and it interrupts weather forecasting process and makes forecasting accuracy low. In this paper, the chaff echo recognizing and removing method is suggested using Bayesian network. After converting coordinates from spherical to Cartesian in UF (Universal Format) radar data file, the characteristics of echoes are extracted by spatial and temporal clustering. And using the data, as a result of spatial and temporal clustering, a classification process for analyzing is performed. Finally, the inference system using Bayesian network is applied. As a result of experiments with actual radar data in real chaff echo appearing case, it is confirmed that Bayesian network can distinguish between chaff echo and non-chaff echo.

Keywords: bayesian network, naive bayesian, inference system, chaff echo, precipitation echo, weather forecasting

I. 서론

기상 예보를 수행함에 있어서, 강수의 위치, 범위, 이동 방향, 속도, 강수강도 등의 다양한 자료를 포함하는 레이더 데이터에서 강수에코와 비강수에코를 구분하여 분석하는 것은 예보 과정에 있어서 매우 중요한 절차이다. 특히 기상 레이더 데이터는 넓은 영역을 탐지하면서 높은 시간, 공간 분해능을 가지는 정보를 제공하기 때문에 기상 예보를 수행함에 있어서 필수적인 요소이다[1]. 비강수에코의 종류로는 지상에코, 채프에코, 이상전파에코, 파랑에코, 전파간섭에코 등이 있다. 특히 군사 작전 및 훈련 시 적군의 레이더를 교란시키고 군용 항공기가 탐지되는 것을 피하기 위해 사용하는 채프에 의해서 발생하는 채프에코의 경우, 기상레이더에서 관측했을 때 나타나는 특성이 강수에코와 유사한 점이 많기 때문에 기상 예보의 정확도를 떨어트리는 요인이 된다. 채프는 금속 조각 혹은 유리 섬유로 구성되어 있기 때문에 살포된 후 5~7시간 정도 대기 중에 머물게 되며, 바람 방향에 따라 넓게 퍼지기 때문에 숙련된 예보자도 강

수에코와 채프에코를 구별하기 어렵다. 따라서 정확한 기상 예보를 위해서는 채프에코의 탐지 및 제거가 반드시 필요하다.

기상 레이더 데이터에서 채프에코를 식별 및 제거하기 위하여 기상레이더 센터와 공동으로 채프에코 식별 및 제거 알고리즘에 관한 연구를 수행하였으며[2,3], 채프에코의 시간, 공간적 특성을 분석에 적용하기 위한 클러스터링 방법 및 추론 방법을 제안하였다[4,5]. 제안된 방법의 수행 순서는 우선 채프에코의 시간에 따른 변화 특성을 추론 시스템에 적용하기 위해서 특정 시간대에서 수행한 클러스터를 기준으로 하여 유사도 기반 동적 클러스터링을 수행한다. 이후 생성된 시간에 따른 동위 클러스터를 분류하기 위해서 기존 연구에서는 Mamdani 퍼지 추론 시스템을 이용하였다. 본 논문에서는 원시 레이더 데이터를 전달받아 3차원 데이터로 변환한 후 정적, 동적 클러스터링을 수행한 뒤 도출되는 각 클러스터의 특성을 이용하여 채프에코를 식별하는 방법으로 베이지안 추론 시스템을 적용하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 II 장에서는 전반적인 채프에코 식별 및 제거 시스템에 대해서 설명한다. III 장에서는 채프에코 식별 및 제거를 위해서 사용한 베이지안 네트워크 추론 시스템을 제안한다. 그리고 IV 장에서는 실제로 채프에코가 관측된 레이더 데이터를 이용하여 제안한 베이지안 네트워크의 추론 결과를 분석한다. 끝으로 V 장에서 결론 및 향후 연구 방향에 대해 제시하고자 한다.

* 책임저자(Corresponding Author)

Manuscript received April 12, 2013 / revised August 19, 2013 / accepted September 2, 2013

이한수, 유정원, 박지철, 김성신: 부산대학교 전자전기컴퓨터공학과 (hansoo@garden0312/corechief/sskim@pusan.ac.kr)

※ 이 논문은 2013년 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(한국연구재단-2013-글로벌박사펠로우십사업).

※ 이 논문은 2013 제 28회 ICROS 학술대회에 초안이 발표되었음.

II. 채프에코 식별 및 제거 시스템

현재 기상청의 기상레이더센터에서 관측 및 예보에 사용하고 있는 단일 편파(single polarization) 레이더는 백령도, 광덕산, 강릉, 영종도, 관악산, 오성산, 면봉산, 진도, 구덕산, 고산, 성산에 위치한 11개가 있으며, 각각의 기상 레이더의 위치 및 관측 범위는 그림 1에 나타난 것과 같다. 레이더 관측 반경은 레이더 사이트마다 서로 다르다.

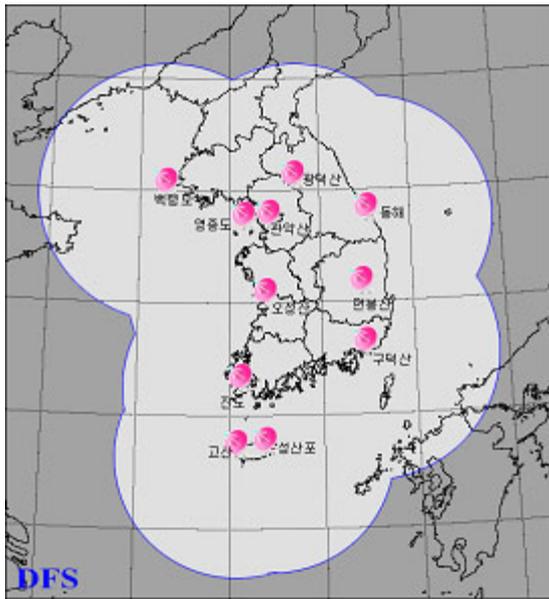


그림 1. 기상 레이더 지도 및 탐지 범위.
Fig. 1. The weather radar map and detection range.

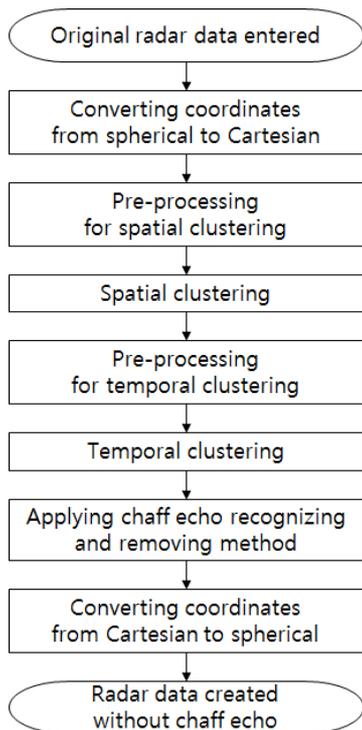


그림 2. 채프에코 식별 및 제거 시스템 구성도.
Fig. 2. Description of chaff echo recognizing and removal system.

채프에코 식별 및 제거 시스템 구성은 그림 2에서 나타난 것과 같이 7개의 단계로 구성되어 있다[4,5]. 그 중 첫 번째와 마지막 단계인 시스템의 입력과 출력은 레이더 데이터가 저장되는 형태인 UF (Universal Format) 파일 형태를 가지며 시스템을 거쳐서 채프에코가 식별 및 제거된 후 레이더 데이터를 생성 및 출력하는 형태로 구성되어 있다. 데이터 입/출력을 제외한 순서는 다음과 같다.

1. 좌표 변환

기상 레이더가 PPI (Plan Position Indicator) 방식, 즉 고도각을 고정된 상태에서 방위각을 0°에서 360°까지 변화시켜 회전하며 기상 상태를 스캔하는 방식을 사용하기 때문에 레이더 데이터는 구 좌표계 형태를 가지게 된다. 클러스터링 및 채프에코 식별 및 제거 방법을 적용하기 위해서 구 좌표계에서 직교좌표계로 좌표 변환을 수행한다.

2. 정적 클러스터링을 위한 전처리

좌표변환 후 다음 단계에서는 클러스터링을 수행하기 위한 전처리가 수행된다. 원시 레이더 데이터에는 반사도 데이터가 -128~127의 범위를 가지고 저장되어 있다. 이 반사도 정보는 강수에코의 강수강도 등으로 해석될 수 있는 중요한 자료이다. 하지만 0보다 작은 반사도 값은 보통 비기상에코 중 나무나 산과 같은 지형에코를 손쉽게 제거하기 위해서 할당되는 값이기 때문에 실질적인 채프에코 식별 및 제거 시스템에는 불필요한 값이 된다. 따라서 두 번째 단계인 전처리 단계에서는 반사도 값을 기준으로 하여 데이터를 분류한다.

3. 정적 클러스터링

첫 번째 전처리 과정이 끝난 후에는 정적 클러스터링 (Spatial clustering)이 수행된다. 이 클러스터링 방식은 One pass clustering을 응용한 것으로, 기상 예보 과정에서 레이더 데이터 분석이 5분 이내에 종료되어야 하는 점을 감안하여 Time complexity를 최소화하기 위해서 고안된 방식이다. 특정 시간에 발생한 레이더 데이터 내의 반사도 정보를 지정된 거리를 기준으로 클러스터를 형성하는 과정이다.

4. 동적 클러스터링을 위한 전처리

정적 클러스터링이 수행되고 나면 그 결과로 점 하나로 이루어진 클러스터부터 레이더 영상의 30% 이상을 차지하는 대형 클러스터까지 다양한 크기의 클러스터가 생성된다. 채프에코는 초기 발생 후 바람 방향에 따라 퍼지면서 일정 크기 이상의 형태로 관측되는 특징이 있기 때문에 소규모 클러스터는 고려하지 않으며, 채프에코의 크기가 확장되는 것에도 한계점이 존재하기 때문에 대형 클러스터는 역시 고려하지 않는다. 따라서 이 단계에서는 동적 클러스터링을 수행하기 위하여 크기 정보를 통해서 데이터를 분류한다.

5. 동적 클러스터링

두 번째 전처리 과정이 끝난 후에는 동적 클러스터링 (Temporal clustering)이 수행된다. 이 클러스터링은 기상 레이더 데이터가 10분 간격으로 생성되며, 기상 정보가 시간에 따라 급격한 변화를 보이지 않는다는 점과 채프에코가 시간에 따라서 그 고유 특성이 변하는 점을 전제로 하여 고안되었다. 분석하고자 하는 시간의 레이더 데이터로부터 6시간 이전 데이터까지 시간을 거슬러 올라가면서 유사한

형태의 클러스터가 존재하는지 검색하고 이를 동위 클러스터(iso-cluster) 형태로 저장하게 된다. 이 때 유사도를 체크하기 위해서 TSK (Takagi-Sugeno-Kang) 퍼지 추론 시스템을 사용하였고, 거리와 크기 정보를 이용해서 거리가 가깝고 크기 변화가 작으면 동위 클러스터로 판단하는 방식으로 클러스터링이 수행된다.

6. 채프에코 식별 및 제거 알고리즘 적용

채프에코 식별 및 제거 알고리즘은 동적 클러스터링이 수행된 후 발생한 동위 클러스터의 특성과 채프에코의 특성을 이용한다. 식별 알고리즘을 적용하기 위해서 시간에 따라 고도가 감소하고 바람 방향에 따라 확산되며, 반사도 값이 감소되는 등의 동적 특성과 현 시점에서 채프에코의 모양 및 크기 특성을 이용한다. 기존에 개발된 알고리즘은 Mamdani 퍼지 추론 시스템을 이용하였으나 실제 시스템에서의 연산 속도 및 성능 개선에 한계점이 존재하였기에 본 논문에서는 베이지안 네트워크를 이용하여 채프에코를 판별하였다. 동위 클러스터가 채프에코로 판별되면 레이더 데이터에서 해당 클러스터를 제거하고 저장한다.

7. 좌표 변환

채프에코 식별 및 제거 알고리즘이 적용된 후 레이더 데이터에서 채프에코로 판별된 클러스터가 제거되면 레이더 영상으로 표출하기 위해서 원시 레이더 데이터와 동일한 좌표계로 변환하여야 한다. 따라서 클러스터링과 식별 및 제거 알고리즘을 수행하였던 직교좌표계에서 구 좌표계로 다시 좌표를 변환한 후 파일 형태로 저장한다.

III. 베이지안 네트워크

1. 베이지안 네트워크

베이지안 네트워크는 확률변수들 간의 의존관계를 조건부 확률로서 기술한, 즉 베이즈 정리와 네트워크 구조를 사용하여 문제의 대상을 표현하는 확률모델이다[6-8]. 베이즈 정리는 식 (1)에 나타난 것과 같다.

$$P(h|d) = \frac{P(d|h)P(h)}{P(d)} \quad (1)$$

여기서 h 는 가정(hypothesis)을, d 는 데이터(data)를 의미한다. 베이지안 네트워크는 decision support system을 구성하는 데 있어서 지식을 모델링 하는데 주로 사용된다.

2. 나이브(Naive) 베이지안 네트워크

본 논문에서 사용한 베이지안 네트워크는 나이브 베이지안 네트워크이다. 나이브 베이지안 네트워크는 다양한 베이지안 네트워크 중 가장 간단한 모델이다. 나이브 베이지안의 가정을 수식 형태로 나타내면 식 (2)와 같다.

$$P(d|h) = P(a_1, \dots, a_T|h) = \prod_i P(a_i|h) \quad (2)$$

여기서 h 는 가정(hypothesis)을, d 는 데이터(data)를 의미한다. d 는 a_1, a_2, \dots, a_T 를 원소로 가지는 벡터이며 각 원소는 데이터가 가지는 특성을 의미한다. $\prod_i P(a_i|h)$ 는 벡터 d 의 원소가 모두 독립이기 때문에 $P(d|h)$ 를 각 원소의 곱으로 표현할 수 있음을 뜻한다.

식 (2)에서 알 수 있는 것과 같이 나이브 베이지안은 네

트워크 내의 모든 노드 혹은 특성들이 주어진 클래스 내에서 서로 독립이라는 가정을 하기 때문에 붙여진 이름이다. 이 가정은 대부분의 현실 세계의 문제를 해결함에 있어서 명백한 거짓임에도 불구하고 종종 매우 좋은 분류 성능을 보여주는데[9], 이러한 모순은 이진분류의 경우 분류 추정 이 함수 추정에서 단지 함수의 부호를 추정하는 것과 같다는 사실로 설명될 수 있다. 이러한 독립 가정 때문에 속성의 수가 많을 때 각 속성의 모수들은 분리해서 학습이 가능하며, 이것이 학습을 간단하게 만든다[9,10].

3. 채프에코 탐지를 위한 베이지안 네트워크 학습

베이지안 네트워크를 학습시키기 위해서는 먼저 채프에코가 발생한 실제 사례를 이용해서 클러스터링을 수행하고, 각 클러스터의 특성을 분석 및 수집할 필요가 있다. 채프에코를 탐지하기 위해서 사용한 특성은 여섯 가지이며, 각각 좁고 긴 형태(l_fact), 채프에코가 유지된 시간(iso_size), 시간에 따른 고도 변화 경향(z_drop), 시간에 따른 평균 반사도 변화 경향($czmean_drop$), 시간에 따른 최대 반사도 변화 경향($czmax_drop$), 시간에 따른 크기 변화 경향($size_expan$)으로 나타낼 수 있다. 이는 기상청에서 예보관이 사용하는 경험 기반의 규칙에서 추출한 것으로써, 시간이 지남에 따라 좁고 긴 모양으로 발달하며 반사도 및 고도가 감소하고 크기가 커지는 채프에코의 특징을 반영하고 있다. 식 (2)를 이용하여 위의 특성을 대입하면 채프에코 식별 및 제거 알고리즘을 위한 나이브 베이지안 네트워크의 형태는 식 (3)과 같으며, 이를 전개하면 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$P(C|h) = P(c_1, \dots, c_6|h) = \prod_i P(c_i|h) \quad (3)$$

$$P(C|h) = P(c_1|h)P(c_2|h)P(c_3|h)P(c_4|h)P(c_5|h)P(c_6|h) \quad (4)$$

$c_1 \sim c_6$ 은 위에서 언급한 여섯 가지 특성을 차례대로 입력한 것을 의미하며, 나이브 베이지안 네트워크를 적용하였으므로 각각의 특성이 독립적이라고 가정한 것이다.

나이브 베이지안 네트워크의 학습을 위해서 11개 레이더 사이트에서 실제 채프에코가 발생한 날짜를 선정하여 수집한 데이터는 표 1에 나타난 것과 같다. 각각의 경우 채프에코와 채프에코가 아닌 강수에코 및 비강수에코를 통합하여 두 개의 카테고리로 분류한 후 학습 데이터로 사용하였다.

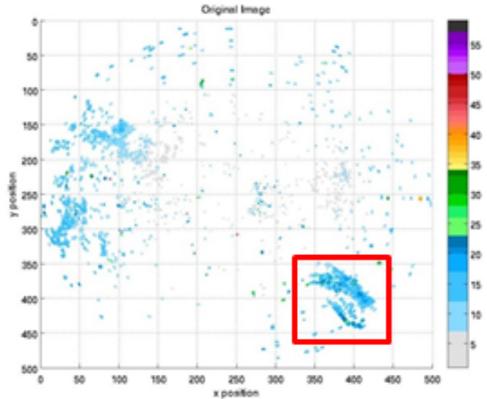
표 1. 레이더 사이트별 전체, 채프 및 비채프에코 데이터 수.
Table 1. A number of Total, chaff, non-chaff echo data for each radar site.

레이더 사이트	전체	채프에코	비채프에코
백령도(BRI)	1709	177	1378
광덕산(GDK)	973	556	418
강릉(GNG)	5360	1324	4036
영종도(IIA)	3538	767	2771
관악산(KWK)	2777	879	1898
오성산(KSN)	11044	1522	9522
면봉산(MYN)	3842	1216	2626
진도(JNI)	5077	2095	2982
구덕산(PSN)	4367	994	3373
고산(GSN)	3328	1162	2166
성산(SSP)	2835	1799	1036

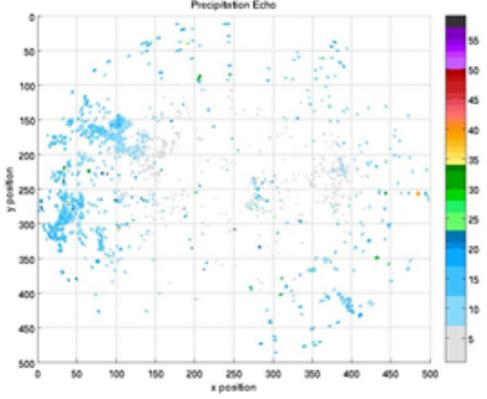
즉, 전체 데이터를 채프에코와 비채프에코로 나누고 9:1의 비율로 training set : test set을 구성하였다. 이후 알고리즘을 통해 식별된 채프에코 결과를 이용하여 레이더 영상을 표출하여 식별 결과를 검증하였다.

IV. 실험 결과

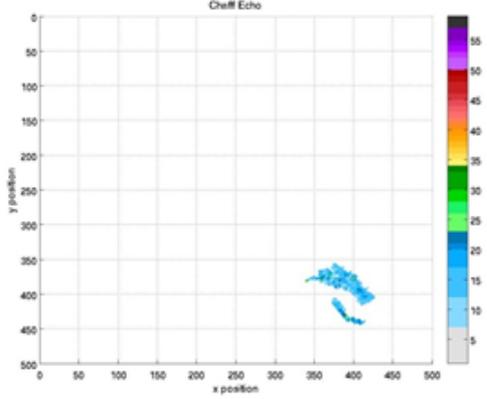
실제 채프에코가 발생한 경우의 레이더 데이터를 토대로 하여 실험한 결과는 그림 3과 그림 4에 나타난 것과 같다.



(a) Original radar image.



(b) Removed chaff echo radar image.

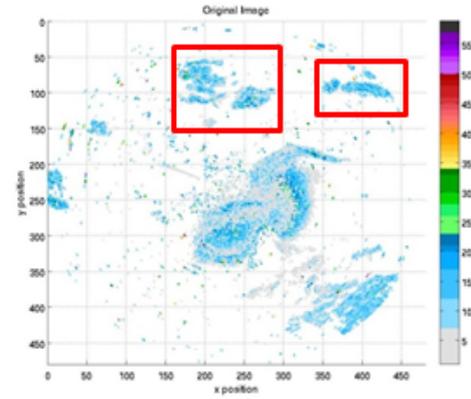


(c) Represented only chaff echo.

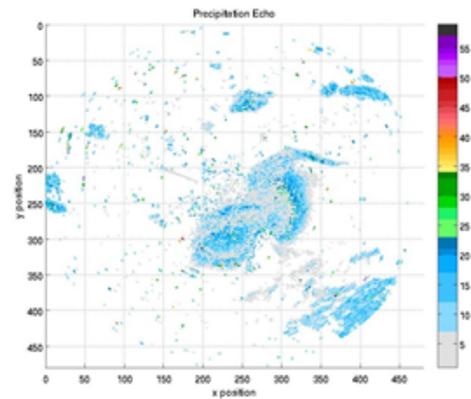
그림 3. 나이브 베이지안 네트워크를 이용한 채프에코 식별 및 제거 영상 (2012년 6월 28일 19:01 BRI).

Fig. 3. Chaff echo recognized and removed images using Bayesian network (June 28, 2012, 19:01, BRI).

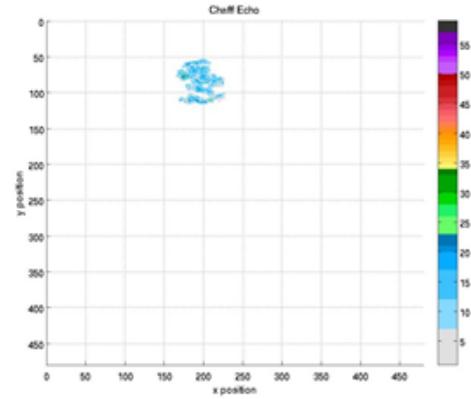
각각 레이더 영상, 채프에코가 제거된 영상, 채프에코만 표출한 영상으로 분류할 수 있다. 각각 그림의 (a), (b), (c)로 구분하여 나타내었으며, 각 그림 (a)에서 적색 사각형으로 표현한 곳이 예보관이 채프에코라고 판단한 영역으로 참값으로 분류된다. 이는 그림 3과 그림 4에서 나타난 것과 같이 채프에코와 비채프에코는 레이더 영상만으로는 구별이 어렵기 때문이다. 예보관의 경우 레이더 영상 외의 정보와 경험 기반의 지식, 채프에코의 특성을 종합해서 식별 및



(a) Original radar image.



(b) Removed chaff echo radar image.



(c) Represented only chaff echo.

그림 4. 나이브 베이지안 네트워크를 이용한 채프에코 식별 및 제거 영상 (2012년 6월 25일 19:00 PSN).

Fig. 4. Chaff echo recognized and removed images using Naive Bayesian network (June 25, 2012, 19:00, PSN).

표 2. 레이더 사이트별 식별률 및 전체 식별률.

Table 2. Each radar site and total recognition rate.

레이더 사이트	식별률(%)
백령도(BRI)	93.6%
광덕산(GDK)	82.5%
강릉(GNG)	84.4%
영종도(IIA)	81.7%
관악산(KWK)	83.3%
오성산(KSN)	75.8%
면봉산(MYN)	81.5%
진도(JNI)	87.2%
구덕산(PSN)	76.9%
고산(GSN)	83.9%
성산(SSP)	77.8%
전체 식별률	82.6%

제거를 수행할 수 있지만 실제 레이더 영상만으로 이를 구별하기는 어렵다. 따라서 본 논문에서는 기존에 예보관이 채프에코를 판단한 결과가 있는 데이터를 바탕으로 하여 실험을 수행하였다.

그림 3에서 나타난 결과를 통해서 나이브 베이지안 네트워크가 적색 사각형으로 표시한 영역을 잘 구분해내어 채프에코가 성공적으로 제거된 영상을 얻을 수 있음을 확인하였다. 그러나 그림 4에서 나타난 결과는 예보관에 의해서 판별된 결과에 비해 채프에코의 일부분만 찾아낼 수 있었다. 이 결과는 그림 4에서 발생한 채프에코의 특성이 일반적인 채프에코의 특성보다 강수에코의 특성에 더 가깝기 때문에 본 논문에서 제안한 나이브 베이지안 네트워크를 이용한 추론 방법이 이를 채프에코로 분류하지 못한 것으로 보인다.

그림 3과 그림 4에 나타난 대표적인 사례를 포함한 채프에코 식별률을 정리하면 표 2와 같다. 11개 사이트에 대해서 표 1에 나타난 데이터를 이용하여 식별률을 구한 것으로 최대 93.6%에서 최소 75.8%까지의 채프에코 식별률을 보였다. 식별률을 구하는 수식은 식 (5)와 같다.

$$R_{rate} = \frac{A+C}{A+B+C+D} \times 100 \quad (5)$$

식 (5)에서 A는 채프에코를 채프에코라 판단한 경우, B는 채프에코를 비채프에코라 판단한 경우, C는 비채프에코를 채프에코로 판단한 경우, D는 비채프에코를 비채프에코로 판단한 경우를 나타낸 것이다. 따라서 A와 C가 정확히 판단한 경우이고, B와 D는 잘못 판단한 경우를 나타낸다. 각 사이트별로 채프에코 식별률이 다르게 나타나는 이유는 우리나라에서 채프에코가 발생하는 곳이 한정되어 있으며 레이더 사이트의 지리적 위치에 의해서 채프에코가 발생하는 지점을 탐지하는 곳부터 확산된 후의 채프에코를 탐지하는 곳까지 다양한 형태로 존재하기 때문이다. 따라서 각 사이트별로 관측되는 채프에코의 특성이 조금씩 다르기 때문에 식별률이 차이를 보이게 되는 것이다. 결론적으로 본 논문에서 제안한 나이브 베이지안 네트워크를 이용한 채프에코 식별 및 제거 알고리즘이 11개 레이더 사이트에서 평균적으로 82.6% 정도의 식별률을 보이는 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 기상 예보를 수행하는 과정에서 기상 레이더 데이터에서 발생하는 비강수에코 중 하나이며 강수에코와 그 특성이 유사해 기상 예보 정확도를 높이기 위해서 제거하여야 하는 채프에코의 식별 및 제거 알고리즘을 나이브 베이지안 네트워크를 이용하여 구성하는 방법에 대해 제안하였다. 실제 채프에코가 나타난 기상 레이더 데이터를 이용하여 나이브 베이지안 네트워크를 학습시켰으며, 그 결과를 영상으로 표출하여 예보관이 판단한 채프에코 식별 결과와 비교하여 결과를 검증하였다. 실험 결과 11개 레이더 사이트에 대해서 평균 82.6%의 식별률을 보여주고 있으며, 이는 나이브 베이지안 네트워크가 채프에코 식별 및 제거 알고리즘을 개발하는 데 있어서 효율적인 분류기로서 동작하는 것을 의미한다.

향후 본 논문의 연구 결과를 가지고 레이더 사이트별로 최적화된 채프에코 식별 및 제거 알고리즘을 개발하고자 한다. 식별 알고리즘은 본 논문에서 사용되었던 나이브 베이지안 네트워크를 기반으로 하지만, 이후 베이지안 네트워크를 이용하는 방식으로 변경하거나 퍼지 추론 시스템을 조합하여 식별률을 향상시키는 형태로 연구를 계속해서 진행하고자 한다. 또한 채프에코 이외에도 기상 예보 정확도를 떨어트리는 비기상예코의 식별 및 제거에 대한 알고리즘에 대한 연구를 계속해서 수행할 것이다.

REFERENCES

- [1] H. Y. Han, B. H. Heo, S. H. Jung, G. W. Lee, C. H. You, and J. H. Lee, "Elimination of chaff echoes in reflectivity composite from an operational weather radar network using infrared satellite data," *Atmosphere. Korean Meteorological Society (in Korean)*, vol. 21, no. 3, pp. 285-300, Sep. 2011.
- [2] B. H. Heo, C. H. You, W. K. Kim, W. I. Son, J. Y. Koo, and H. Y. Han, "Chaff echo recognition and removal algorithm," *Weather Radar Center Technical Notes WRC2010-01 (in Korean)*, 2010.
- [3] J. S. Park, D. J. Ham, H. Y. Han, and I. K. Hwang, "Chaff echo recognition using clustering and fuzzy inference method," *Weather Radar Center Technical Notes WRC2011-04 (in Korean)*, 2011.
- [4] Y. H. Kim, H. S. Lee, and S. S. Kim, "3D radar objects tracking and reflectivity profiling," *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 22, no. 4, pp. 263-269, Dec. 2012.
- [5] Y. H. Kim, S. S. Kim, H. Y. Han, B. H. Heo, and C. H. You, "Real-time detection and filtering of chaff clutter from single-polarization doppler radar data," *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, vol. 30, no. 5, pp. 873-895, May 2013.
- [6] C. Y. Hong, J. H. Park, T. S. Yoon, and J. B. Park, "A study on the bayesian recurrent neural network for time series prediction," *Journal of Control, Automation,*

and Systems Engineering (in Korean), vol. 10, no. 12, pp. 1295-1304, Dec. 2004.

- [7] D. Heckerman, "Bayesian networks for data mining," *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 1, no. 1, pp. 79-119, Mar. 1997.
- [8] R. E. Neapolitan, *Learning Bayesian Networks*, Pearson Prentice Hall, New Jersey, 2004.
- [9] A. McCallum and K. Nigam, "A comparison of event models for naive bayes text classification," *AAAI-98 Workshop on Learning for Text Categorization*, Madison, USA, vol. 752, pp. 41-48, Jul. 1998.
- [10] R. S. Michalski, J. G. Carbonell, and T. M. Mitchell, *Machine learning: An artificial Intelligence Approach*, vol. 2, Morgan Kaufmann, Portland, 1986.
- [11] H. S. Lee, J. W. Yu, J. C. Park, and S. S. Kim, "Chaff echo recognizing and removing method using bayesian network," *Proc. of 2013 28th ICROS Annual Conference (in Korean)*, pp. 121-122, 2013.
- [12] H. W. Jung and J. H. Lee, "A directional feature extraction method of each region for the classification of fingerprint images with various shapes," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 9, pp. 887-893, Sep. 2012.
- [13] J. H. Choi, D. An, and J. H. Gang, "Survey on prognostics and comparison study on the model-based prognostics," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 11, pp. 1095-1100, Nov. 2011.



이 한 수

2011년 부산대학교 전자전기공학과 졸업. 2012년 동 대학원 석사. 2013년~현재 부산대학교 전자전기컴퓨터공학과 박사과정. 관심분야는 지능시스템, 빅데이터 및 데이터마이닝.



유 정 원

2012년 부산대학교 전자전기공학과 졸업. 2013년~현재 부산대학교 전자전기컴퓨터공학과 석사과정. 관심분야는 지능시스템, 정밀계측 및 제어, 데이터 분석 및 데이터마이닝.



박 지 철

2012년 동아대학교 전기공학과 졸업. 2013년~현재 부산대학교 전자전기컴퓨터공학과 석사과정. 관심분야는 지능시스템, 지능 로봇, 데이터마이닝.



김 성 신

1984년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1996년 동 대학원 석사. 1996년 Georgia Inst. of Technology 전기및컴퓨터공학과 박사. 1998년~현재 부산대학교 전자전기컴퓨터공학과 교수. 관심분야는 지능 시스템, 고장 예측 및 진단.