

주파수 부대역별 병렬 신경망 분석에 의한 화산 분출 초저음파의 식별기법 연구

이진구

고려대학교 컴퓨터정보통신대학원

e-mail : jinguman@gmail.com

Frequency Sub-bands Parallel Neural Network Classification of Infrasonic Signals Associated with Volcanic Eruptions

Jin-Koo Lee

Dept. of Computer Science, Korea University

요 약

본 논문에서는 화산 분출 초저음파의 식별을 위해서 FSPNNC(Frequency Sub-bands Parallel Neural Network Classification)을 선택한다. FSPNNC 는 각기 다른 주파수 영역에서 독립적으로 추출한 특징 벡터를 병렬 구조의 신경망에 학습하는 구조를 가지며 하나의 신경망은 하나의 분류 및 하나의 주파수 부대역만을 학습하고 다른 신경망들은 해당 특징벡터를 분류하지 않도록 학습된다. 실험은 단일 신경망 및 PNNCB(Parallel Neural Network Classifier Bank)와의 비교실험을 통하여 식별 성능을 제시한다.

1. 서론

화산 분출은 많은 양의 화산재와 가스를 동반함으로써 항공기 운항에 심각한 영향을 주며, 실제로 2010 년 4 월 14 일 아이슬란드 에이야프얄라요쿨 화산의 폭발에 따른 화산재와 가스의 분출은 유럽의 항공기 운항이 전면 중단되는 사태를 만들었다[1].

화산 분출에는 가청주파수(약 20Hz)이하의 저주파수 음파, 즉 초저음파가 발생된다[2]. 초저음파는 에너지 감쇠가 적어 먼 거리로 전파가 되기 때문에[3], 전 세계에 설치된 초저음파 관측소를 통해 관측이 가능하며[4] 국내에도 지질자원연구원과 기상청이 초저음파 관측소를 운용 중에 있다[5].

화산재는 비행기에 심각한 영향을 준다[6]. 따라서 초저음파 신호를 통해 화산 분출을 식별할 수 있다면 민간항공사에서 이를 적용해 비행기가 화산재를 피해서 운항하는데 이용할 수 있다.

초저음파의 식별에는 기계학습적인 신경망 학습방법이 사용된다. Fredric M. Ham. 은 1 개의 관측소에서 수집된 화산분출과 산악파(Mountain wave)의 초저음파를 구분하기 위하여 FFMLP(Feed Forward Multi Layer Perceptron), RBF(Radial Basis Function), PLS(Partial Least-Squares) 신경망 학습방법을 비교하여 RBF 의 성능이 가장 좋음(87%)을 보였고[7], 3 개의 관측소에서 수집된 초저음파의 화산분출과 산악파를 구분하기 위하여 FFMLP, RBF, PLS 신경망 학습방법을 비교하였다[8].

이후 단일 구조에서 벗어나 PNNCB(Parallel Neural Network Classifier Bank)를 사용하여 초저음파 신호를

분류하는 시스템이 제안되었다[9]. PNNCB 는 신경망을 병렬 배치함으로써 다수의 분류에 있어 식별능력을 이전보다 향상시킬 수 있었다[10].

2007 년에는 José Chilo 박사에게 의해 역전파, 베이지안 등 여러 가지 신경망 알고리즘의 성능을 비교하는 연구가 이루어졌다[11]. Wavelet 네트워크를 이용하여 초저음파를 분류하는 방안이 제시되기도 하였으며[12], 최근에는 SVM(Support Vector Machine)을 이용한 화산 분출에 대한 패턴인식 및 분류시스템이 제안되었다.[13]

본 논문에서는 화산활동을 식별하기 위한 방법으로 다수의 분류 식별에 좋은 성능을 보인 PNNCB 를 응용한 FSPNNC 를 제안한다.

FSPNNC 는 신경망을 병렬구조로 구성하며 각 신경망은 하나의 분류 및 하나의 주파수 부대역만을 학습하도록 한다. 동시에 병렬구조 상의 다른 신경망들은 해당 특징벡터를 분류하지 않도록 학습된다.

본 논문은 4 장으로 구성된다.

- 1 장에서는 연구의 목적 및 기존의 연구동향을 제시한다.
- 2 장에서는 실험자료의 구성과 프로세스의 구성에 대해 제시한다.
- 3 장에서는 분석기법에 대해 제시한다.
- 4 장에서는 결론 및 발전방향을 제시한다.

2. 실험자료 및 구성

미 국방성에서는 DTRA Verification Database 라는 초

저음과 데이터베이스를 운영하고 있으며 연구 및 개발 목적으로 이를 사용할 수 있도록 하고 있다. 자료의 범위는 1960년대부터 2009년까지 다양하며 BO(Bolide, 운석), CE(Chemical explosion, 화학 폭발), EQ(Earthquake, 지진), EX(Nuclear explosion, 핵폭발), KM(Known mine blast, 광산폭발), RO(Rocket launch, 로켓 발사), VO(Volcano, 화산폭발), UN(Unknown, 미확인)의 9가지의 종류로 분류하여 계측 자료를 제공하고 있다[14].

이중 실험에는 학습 및 실험을 하기에 충분한 수의 계측 자료가 확보된 CE, KM, VO dataset 를 선택하였다.

1) CE dataset

CE dataset 은 2003년에서 2008년에 걸친 Utah 실험장의 폐기 미사일 폭발 149건, 2007년 핀란드의 폐기 화약 폭발 25건, 2009년 이스라엘의 화약실험 10건 등으로 구성되어 있다.

총 228건의 계측 자료 중에서 114개를 학습 데이터로 사용하였고 나머지 114개를 실험 데이터로 사용하였다.

2) KM dataset

KM dataset 은 2001년에서 2009년에 걸친 Powder River Basin 의 구리광산활동 81건, 2007년에서 2009년에 걸친 시베리아 남부 구리광산 활동 132건, 2002년부터 2008년에 걸친 러시아 Zheleznogorsk 철광산 활동 25건 등으로 구성되어 있다.

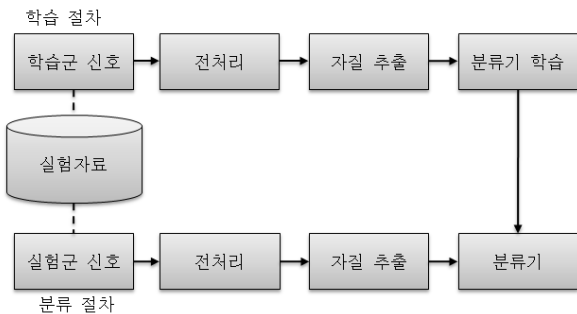
총 412건의 계측 자료 중에서 206건을 학습 데이터로 사용하였고 나머지 206건을 실험 데이터로 사용하였다.

3) VO dataset

VO dataset 은 2006년 알래스카의 Augustine 화폭발 14건, 2007년 아프리카의 Ol Doinyo Lengai 화산폭발 6건 등으로 구성되어 있다.

총 246건의 계측 자료 중에서 123건을 학습 데이터로 사용하였고 나머지 123건을 실험 데이터로 사용하였다

식별절차는 학습절차와 분류절차로 나뉜다. 학습절차는 학습군 자료를 통해 분류기를 학습하는 과정이다. 분류절차는 학습절차를 통하여 학습한 분류기를 실험군을 이용하여 식별하는 과정이다.



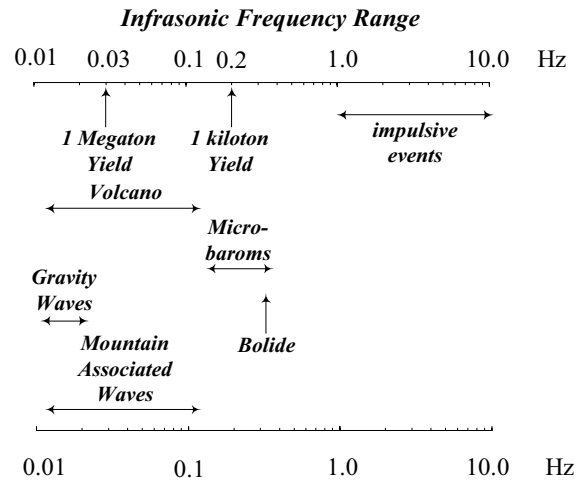
[그림 1] 식별 절차

실험자료는 Band pass 필터를 적용하여 잡음을 제거하며 잡음이 제거된 신호는 PSD 변환 후 멜주파수 스케일링(Mel-frequency scaling)을 적용하여 역 분산

코사인 변환(Inverse-discrete cosine transform)을 거치는 cepstral 자질 추출 과정[15]을 거쳐 해당 cepstral 계수값과 계수의 미분값을 이어서 하나의 특징벡터로 생성된다.

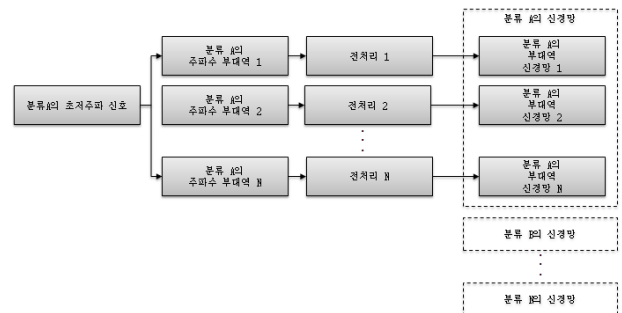
3. 자료처리 및 분석

초저음파는 음원에 따라 일정한 주파수 범위가 가진다. 예를 들면 VO 는 0.01Hz~0.1Hz, BO 는 0.05Hz~5Hz, RO 는 0.5Hz~5Hz 에 주로 분포한다[16]. 따라서 주파수를 밴드별로 나누어 분석을 하는 것은 NOI(Not of interest)를 분류하는데 도움을 줄 것이라 판단된다.



[그림 2] 초저음파 주파수 범위

그림 3 은 FSPNNC 의 구조를 나타낸다. 초저음파 신호를 여러 주파수 밴드로 나눈 후 해당 분류 및 부대역의 단일 신경망에 '1'로써 학습한다. 그와 동시에 나머지 신경망들은 '0'으로써 학습한다. 즉 '1'은 긍정을, '0'은 부정을 의미한다. 학습을 통해 각 신경망은 특정 대역의 분류 신호에만 반응하며 다른 신호에는 반응하지 않을 것이다.



[그림 3] FSPNNC 의 구조

학습된 FSPNNC 에 실험 데이터를 넣는다면 그 결과는 '0'과 '1'의 코드로써 나타날 것이다. 그리고, 해당 코드에서 '1'이 나타난 단일 신경망이 학습한 분류와 부대역을 집계한다면 다수결 방법에 의해 해당 실험 데이터의 분류를 할 수 있을 것이다. 실험은 PLS(Partial least-squares), 역전파에 의한

MLP(Multi-layer feedforward perceptron), RBF(radial basis-function)의 3 가지 신경망을 사용하여 진행하며, 각각 단일 신경망으로 구성했을 경우와 PNNBC 의 단일 신경망을 PLS, 역전파에 의한 MLP, RBF 로 구성했을 경우, FSPNNC 의 단일 신경망을 PLS, 역전파에 의한 MLP, RBF 로 구성했을 경우 총 9 가지로 진행하여 가장 높은 식별률을 보이는 방법을 찾는다.

4. 결론

더 높은 식별율을 얻기 위해서 FSPNNC 에 의한 학습 시 학습 데이터의 주파수 분포를 알 수 있다면 해당 부대역의 단일 신경망에 대해서는 가중치를 주어 학습하는 것으로 발전되어야 한다. 그리고, 초저음파는 강한 바람이나 폭풍우와 같은 기상조건에 영향을 많이 받으므로 신경망 분석에는 이와 같은 환경요인이 고려되어야 할 것으로 판단된다.

참고문헌

- [1] "Volcanic Eruptions: Science and Risk Management" (http://www.science20.com/planetbye/volcanic_eruptions_science_and_risk_management-79456)
- [2] Ham, Fredric M., et al. "A Neurocomputing Approach for Monitoring Plinian Volcanic Eruptions Using Infrasound." *Procedia Computer Science* 13 (2012): 7-17.
- [3] A. Le Pichon, E. Blanc, A. Hauchecorne (Eds.), 2010, *Infrasound Monitoring for Atmospheric Studies*, P. 186
- [4] "International Monitoring System - Infrasound" (<http://www.ctbto.org/map/>)
- [5] "KERC 지진관측망 현황 - 인프라사운드 관측소" (<http://quake.kigam.re.kr/history/history06.html>)
- [6] Grindle, Thomas J., and Frank W. Burcham. *Engine damage to a NASA DC-8-72 airplane from a high-altitude encounter with a diffuse volcanic ash cloud*. National Aeronautics and Space Administration, Dryden Flight Research Center, 2003.
- [7] Ham, Fredric M., et al. "An infrasonic event neural network classifier." *Neural Networks, 1999. IJCNN'99. International Joint Conference on*. Vol. 6. IEEE, 1999.
- [8] Ham, Fredric M., and Sungjin Park. "A robust neural network classifier for infrasound events using multiple array data." *Neural Networks, 2002. IJCNN'02. Proceedings of the 2002 International Joint Conference on*. Vol. 3. IEEE, 2002.
- [9] Ham, Fredric M., et al. "Classification of infrasound events using radial basis function neural networks." *Neural Networks, 2005. IJCNN'05. Proceedings. 2005 IEEE International Joint Conference on*. Vol. 4. IEEE, 2005.
- [10] Park, Sungjin, Fredric M. Ham, and Christopher G. Lowrie. "Discrimination of infrasound events using parallel neural network classification banks." *Nonlinear Analysis: Theory, Methods & Applications* 63.5 (2005): e859-e865.
- [11] Chilo, José, et al. "Classification of infrasound events with various machine learning techniques." *Proceeding of CCCT*. Vol. 7. 2007.
- [12] Wang, Wei, and ShiMin Wei. "Classifying Infrasound with Wavelet Networks." *Image and Signal Processing, 2008. CISP'08. Congress on*. Vol. 4. IEEE, 2008.
- [13] Cannata, A., et al. "Clustering and classification of infrasonic events at Mount Etna using pattern recognition techniques." *Geophysical Journal International* 185.1 (2011): 253-264.
- [14] DTRA Verification Database (<http://www.rdss.info/>)
- [15] Iyer, Ajay S., Fredric M. Ham, and Milton A. Garces. "Neural classification of infrasonic signals associated with hazardous volcanic eruptions." *Neural Networks (IJCNN), The 2011 International Joint Conference on*. IEEE, 2011.
- [16] Pilger, Christoph, et al. "Airglow observations of orographic, volcanic and meteorological infrasound signatures." *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics* 104 (2013): 55-66.