

중성자 보안검색 장치를 위한 신경망 분류기 비교 연구

최창락*, 김지수*, 김수형*, 심철무**

*전남대학교 전자컴퓨터공학과, **한국원자력연구소

e-mail : changrak@nate.com

A Comparative Study on Neural Network Classifiers for Neutron-Type Security Device

Chang-Rak Choi*, Ji-Soo Kim*, Soo-Hyung Kim*, Cheul-Muu Sim**

*Dept of Computer Science, Chonnam National University

**Korea Atomic Energy Research Institute

요 약

현재 우리나라는 원자력 발전에 대한 의존도가 매우 높고 그 기술 또한 우수하다. 그러나 중성자 스펙트럼을 사용하여 폭발물 탐지를 위한 시스템 개발 기술은 미흡한 실정이다. 본 논문은 신경망(Neural Networks)을 한국 원자력 연구소 중성자 스펙트럼 패턴을 분류하는 시스템에 적용하였다. 데이터 획득 방법을 달리하여 두 개의 신경망을 구현하였고 그 결과를 분석하여 보았다. 먼저 폭발물에 다량 포함되어 있는 C(Carbon), N(Nitrogen), O(Oxygen) 3개의 물질을 중심으로 중성자 스펙트럼을 분석하였다. 다른 하나는 중성자 스펙트럼을 전체 영역으로 획득한 데이터를 바탕으로 신경망을 구현하여 인식률을 확인하였다. 실험결과 전자의 경우 62.5%의 인식률을, 후자의 경우 신경망은 83.48%의 인식률을 나타내었다.

1. 서론

현재 전 세계에서 중성자 스펙트럼 분석을 이용한 폭발물 탐지 시스템에 관한 연구가 가속화되고 있지만 신경망이나 SVM을 이용한 패턴 매칭 기술이 해당 분야의 상품에 적용된 사례가 없다. 이러한 기술이 앞으로 폭발물 탐지 시스템 등에 적용되어 상품화되기 위해서는 국내의 자체 기술 개발이 절실하다. 현재까지는 기존의 관련 기술들이 국외에 의존하여 왔다. 따라서 중성자 스펙트럼 분석에 있어 신경망이나 SVM을 이용한 기술 개발의 국산화가 필수적이다.

본 논문에서는 중성자 스펙트럼을 이용한 폭발물 탐지 시스템을 제안한다. 중성자 스펙트럼에서 데이터를 두 가지 형태로 달리하여 획득하고 이를 신경망을 이용하여 폭발물 탐지 결과를 비교해 본다. 첫 번째 방법으로는 폭발물에 다량 포함되어 있는 C(Carbon), N(Nitrogen), O(Oxygen) 스펙트럼의 에너지 영역을 중심으로 데이터를 획득하고, 이러한 데이터를 기반으로 폭발물과 비 폭발물을 구별할 수 있도록 신경망을 구현한다. 두 번째 방법으로는 스펙트럼 전체의 영역을 바탕으로 획득한 데이터를 훈련하여 신경망을 구현한다. 실험을 통해, 두 가지 방법 중 어떤 시스템이 더 우수한지 확인해 보도록 한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 신경망을 이용한 폭발물 탐지에 관한 기존의 관련연구를 살펴보고, 3장에서는 제안한 시스템에 대해서 설명한다. 4장에서는 실험결과를 보며, 5장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 관련연구

신경망을 이용하여 폭발물을 탐지하는 시스템에 관한 연구가 국외에서는 초보적인 단계로 진행되고 있으며 국내에서는 아직 연구된 사례가 없다. 폭발물 탐지에 관한 국외 연구는 다음과 같다.

H. Wang 등 [2]은 폭발물 데이터를 얻기 위해 고속 중성자나 열 중성자로부터 유도된 감마선 스펙트럼을 측정하는 펄스중성자분석법(PFTNA)을 이용한다. BGO 검출기와 NaI(Tl) 검출기를 이용하여 폭발물에서 많이 나타나는 H, C, N, O 원소의 스펙트럼을 얻고, 신경망을 이용하여 폭발물과 비 폭발물을 구분하였다.

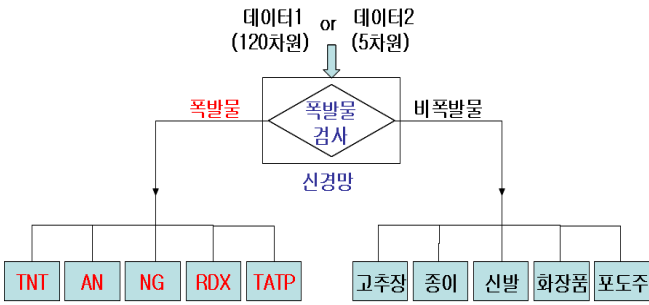
W. V. Nunes 등[3]은 즉발감마선 중성자 방사화 분석법(PGNAA)을 통해 얻어진 스펙트럼 데이터를 이용하여 신경망 인식기로 폭발물 여부를 판단하였다.

D. S. Chen 등 [5]은 폭발물의 탐지 확률을 신경망과의 상관계수로 나타내었으며, 폭발물에 다량 함유되어 있는 C-H-N-O 밀도의 최대치를 스펙트럼을 통하여 얻었다. 그 결과를 3단계(입력층 - 은닉층 - 출력층)의 전방향(Feedforward Neural Networks) 신경망 모델에 적용하여, 폭발물을 탐지하는데 있어 신경망 적용이 적합함을 증명하였다.

3. 제안 시스템

본 논문에서 제안하는 신경망을 이용한 폭발물 탐지 시스템은 (그림1)과 같다. (그림1)은 신경망을 통하여 폭발물과 비 폭발물을 구분하기 위한 시스템으로 데이터1

은 C(Carbon), N(Nitrogen), O(Oxygen) 3개의 물질을 중심으로 획득한 데이터를 이용한 것이고, 데이터2는 스펙트럼 전체를 실험데이터로 이용한 것이다. 동일한 신경망을 통해 인식 성능을 분석한다.

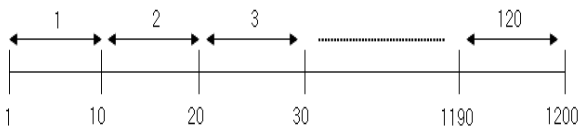


(그림 1) 제안 시스템 구성도

3.1 스펙트럼 데이터

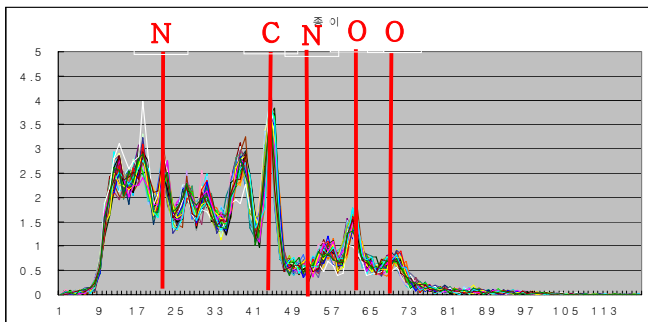
3.1.1 데이터1

본 논문에서는 중성자를 폭발물에 투과한 후 계측기를 통해 얻은 성분 분석 스펙트럼 데이터를 이용한다. 이 데이터는 0~12 MeV에 해당하는 범위의 값을 갖는다. 또한 이 스펙트럼 데이터는 1200차원으로 구성되어 있다. 본 연구에서는 폭발물(TNT, RDX, AN, TATP, NG)과 비폭발물(고추장, 신발, 종이, 포도주, 화장품) 1200차원의 데이터를 (그림 2)과 같이 120차원의 데이터로 차원을 축소하여 분석한다.

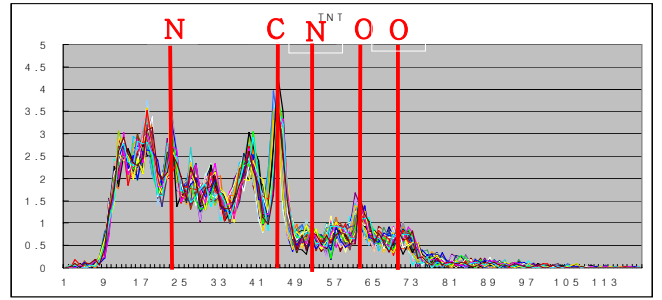


(그림 2) 축소된 데이터의 형태

즉, 데이터를 10개씩 더해서 하나의 데이터로 구성함으로써, 1200차원의 데이터를 120차원으로 축소한다. 대표적인 예로 비폭발물의 종이(그림 3)와 폭발물의 TNT(그림 4)의 스펙트럼을 비교해 보면 다음과 같다.



(그림 3) 종이 스펙트럼



(그림 4) TNT 스펙트럼

3.1.2 데이터2

위 스펙트럼 X축은 120차원의 특징값을 나타내고, Y축은 폭발물에 중성자를 투과한 후 계측기를 통해 얻은 γ 선의 양을 나타낸다. 따라서 물질에 따라 γ 선이 다르므로 스펙트럼의 비교가 가능하다. 위의 (그림3), (그림4)에서 표시된 C(Carbon), N(Nitrogen), O(Oxygen)는 각 물질의 에너지가 분포한 영역을 나타낸 것이다. 각 물질에 나타나는 에너지 영역을 기준으로 데이터를 획득하였으며, 에너지 영역의 분포는 다음과 같다.

<표 1> 에너지 영역에 따른 데이터 추출

물질	에너지영역	데이터 추출 채널
C	4.44MeV	4.23 - 4.64까지 40개 추출
	2.3MeV	2.21 - 2.40까지 20개 추출
N	5.1MeV	4.91 - 5.10까지 20개 추출
	6.13MeV	6.04 - 6.23까지 20개 추출
O	6.9MeV	6.81 - 7.00까지 20개 추출

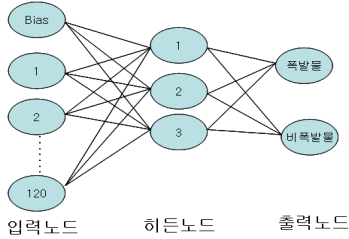
위의 <표 1>에서 C, N, O 각 물질에 나타나는 최대에너지에 따라 각 40개씩 데이터를 추출하였다. C의 경우 한 곳에서 에너지 영역이 분포하여 40개를 추출하였으며, N, O의 경우는 두 곳에서 에너지 영역이 분포하여 각 20개씩 추출하였다.

3.2 신경망 구조

폭발물을 탐지하는 시스템을 구현하는 방법은 다양하다. 본 논문에서는 신경망 중 한 형태인 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron)을 이용하였다. 다층 퍼셉트론은 단층 퍼셉트론과 유사한 구조를 가지고 있지만 중간층과 각 유닛의 입출력 특성을 비선형으로 변경함으로써 네트워크의 능력을 향상시켜 단층 퍼셉트론의 여러 가지 단점들을 극복했다. 본 논문에서는 이러한 장점이 있는 다층 퍼셉트론으로 시스템을 구현하였다. 두 가지 방법으로 시스템을 구현하였으며, 폭발물 탐지 시스템으로 어떻게 구현하는 것이 인식률을 높일 수 있는지 비교하여 보았다. 신경망 구조는 다음과 같다.

3.2.1 데이터1의 폭발물 탐지 시스템

본 실험에서 구현한 신경망은 폭발물과 비 폭발물을 구분하는 것을 목적으로 한다. 신경망은 121개(바이어스포함)의 입력노드와 3개의 은닉노드, 2개의 출력 노드로 구성된다.



(그림 5) 신경망 구조

실험데이터는 신경망의 검증을 위해 사용하였다. 이 데이터는 나오디지탈에서 제공받은 데이터 변환 프로그램을 사용하여 추출하였다. 프로그램에는 중성자 데이터를 추출할 때 시간영역과 공간영역에서 필요한 영역만 선택적으로 추출하였다. 데이터를 추출하기 전에 탄소값을 보정하여 안정적인 데이터를 추출하였다. 총 1200개의 데이터를 사용하였으며 훈련 데이터는 840개, 실험데이터는 360개를 이용하였다. 폭발물(TNT, RDX, AN, NG, TATP)은 400g을 이용하였다. 신경망에 사용된 각 물질에 대한 종류는 <표 2>와 같다.

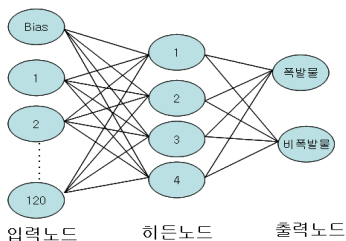
<표 2> 신경망의 데이터 종류

데이터 종류	TNT	RDX	AN	NG	TATP	고추장	신발	종이	포도주	화장품
전체개수	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120
훈련용	96	96	96	96	96	96	96	96	96	96
검증용	24	24	24	24	24	24	24	24	24	24

위의 데이터를 이용하여 훈련시킨 검증용 신경망의 인식률은 240개의 실험 데이터 중에서 183개를 정 인식하여 76.3%를 나타내었다.

3.2.2 데이터2의 폭발물 탐지 시스템

본 실험에서 구현한 신경망은 폭발물과 비 폭발물을 구분하는 것을 목적으로 한다. 신경망은 121개(바이어스포함)의 입력노드와 4개의 은닉노드, 2개의 출력 노드로 구성된다.



(그림 6) 신경망 구조

실험데이터는 3.2.1에서 언급한 내용과 동일하나 훈련용 데이터 및 검증용 데이터의 개수에서 차이를 보인다.

<표 3> 신경망의 데이터 종류

데이터 종류	TNT	RDX	AN	NG	TATP	고추장	신발	종이	포도주	화장품
전체개수	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120
훈련용	84	84	84	84	84	84	84	84	84	84
검증용	36	36	36	36	36	36	36	36	36	36

위의 데이터를 이용하여 훈련시킨 검증용 신경망의 인식률은 360개의 실험 데이터 중에서 339개를 정 인식하여 94.2%를 나타내었다.

4. 실험결과 및 분석

4.1 실험결과

데이터1과 데이터2를 통해 실험한 결과는 <표 4>와 같다.

<표 4> 실험결과

	폭발물	비 폭발물	인식률
데이터1	12/16	7/14	62.5%
데이터2	13/16	12/14	83.48%

3.2.1에서 훈련된 신경망을 이용하여 폭발물과 비 폭발물 구별 정도를 알아보기 위해 한국 원자력 연구소로부터 받은 30개의 데이터를 측정하여 보았다. 폭발물 400g은 16개, 비 폭발물은 14개를 사용하였다. 폭발물은 16개중 12개를 인식하여(75%)를 비 폭발물은 14개중 7개를 인식하여(50%)의 정확도를 나타내었다. 따라서 전체 인식률은 62.5%임을 알 수 있었다.

3.2.2에서 훈련된 신경망을 이용하여 폭발물과 비 폭발물을 구별 정도를 알아보았다. 실험 데이터는 위에서 설명한 것과 동일한 데이터를 사용하였다. 폭발물은 16개중 13개를 인식하여(81.25%)를 비 폭발물은 14개중 12개를 인식하여(85.7%)의 정확도를 나타내었다. 따라서 본 실험에 사용된 신경망의 전체 인식률은 83.48%임을 알 수 있었다.

4.2 결과 분석

실험결과를 비교하였을 때 스펙트럼 전체 영역을 대상으로 데이터를 획득한 신경망이 C, N, O 영역을 중심으로 획득한 데이터의 신경망보다 우수함을 알 수 있었다. (그림3), (그림4)에서 폭발물과 비 폭발물의 C, N, O 영역을 보면 그 최대치가 비슷하다. 그러므로 C, N, O 영역에서 획득한 데이터를 바탕으로 신경망을 훈련했을 경우 인식률이 낮았으며, 30개의 새로운 데이터로 실험한 결과

역시 인식률이 낮음을 확인하였다. 폭발물 5개, 비 폭발물 5개의 총 10개의 물질에 대한 스펙트럼이 비슷하긴 하나 약간의 다른 패턴을 보였다. 스펙트럼 전체 영역의 데이터를 추출하여 실험했을 때는 이런 다른 패턴의 차이점을 인식하여 C, N, O의 신경망보다 인식률이 높게 나왔다.

5. 결론

본 논문에서는 중성자 스펙트럼을 분석하는데 신경망을 적용하였다. 동일한 데이터를 어떤 방법으로 획득하여 신경망을 구현하는 것이 인식률이 높은지 실험결과를 비교하여 보았다. 폭발물에 다량 포함되어 있는 C, N, O 영역의 데이터를 추출하여 신경망을 구현한 것과 폭발물과 비 폭발물 전체 영역을 대상으로 획득한 데이터로 신경망을 구현하였다. 그 결과 전자의 경우 62.5%의 인식률을 후자의 경우 83.48%의 인식률을 나타내었다. 이 결과는 폭발물 탐지 시스템을 구현할 때, 중성자 스펙트럼의 전체 영역을 바탕으로 데이터를 획득하여 신경망을 구현하는 것이 바람직함을 나타낸다.

현재 이 연구는 국내에서는 아주 초보적인 단계이며, 국외 또한 기술개발이 미흡한 상태에 있다. 본 논문에서 폭발물 탐지 시스템에 신경망을 다양한 방법으로 적용하여 그 결과를 비교, 확인한 것은 중성자 스펙트럼 패턴 분류 방법에 있어 결정적인 역할을 할 수 있으며, 우리나라의 독자적인 기술을 보유하는데 도움이 될 것으로 보인다.

인식률을 높이기 위해 향후 기존에 연구되어온 SVM, LVQ, SOM, Fuzzy Logic과 같은 다양한 알고리즘을 적용하면 보다 높은 인식률을 얻을 수 있을 것으로 판단된다. 또한 스펙트럼 데이터의 대량 확보, 정확한 데이터의 분석 및 수집 등은 폭발물 탐지 인식률을 높이기 위해 풀어야 할 과제이다.

Acknowledgement

본 연구는 산업자원부의 디지털재난방지시스템 기술 개발 사업의 지원에 의해 수행되었음.

참고문헌

- [1] H. Zhong, A. R. Sanchez, X. C. Zhang, "Identification and Classification of Chemicals Using Terahertz Reflective Spectroscopic Focal-Plane Imaging System," Optics Express Vol. 14, No.20, pp. 9130-9141, 2006.
- [2] H. Wang, Y. Li, Y. Yang, S. Hu, B. Chen and W.

Gao, "Study of Artificial Neural Network on Explosive Detection with PFNA Method," IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record, pp. 471-473, 2005.

[3] W. V. Nunes, A. X. D. Silva, V. R. Crispim and R. Schirru, "Explosives Detection Using Prompt-Gamma Neutron Activation and Neural Networks," Applied Radiation and Isotopes, Vol. 56, pp. 937-943, 2002.

[4] E. Gose, R. Jost, Pattern Recognition and Image Analysis, Prentice Hall PTR, pp. 227-249, 1996.

[5] D. S. Chen, S. H. Wong, "Neural Network Correlations of Detonation Properties of High Energy Explosives," Propellants, Explosives, Pyrotechnics, Vol. 23, No. 6, pp.296-300, 1998.

[6] 김대수, 신경망 이론과 응용(1), 하이테크 정보, pp.92-117, 1992.