

중성자 보안검색 장치를 위한 신경망 기반의

γ -스펙트럼 분류 방법

최창락⁰, 김지수⁰, 김수형⁰, 심철무⁰⁰

changrak⁰@nate.com, kimjisoo⁰@iip.chonnam.ac.kr, shkim⁰@chonnam.ac.kr, cmsim⁰⁰@kaeri.re.kr

A Method for γ -Spectrum Classification Based on Neural Networks for Neutron-Type Security Device

Chang-Rak Choi⁰, Ji-Soo Kim⁰, Soo-Hyung Kim⁰, Cheul-Muu Sim⁰⁰
Dept. of Computer Science, Chonnam National University⁰
Korea Atomic Energy Research Institute⁰⁰

요 약

본 논문은 한국 원자력 연구소 중성자 스펙트럼 패턴을 분류하는 시스템에 신경망(Neural Networks)을 적용하였다. 중성자 스펙트럼 분석시 3개의 신경망을 하나로 결합하여 각 신경망의 인식률을 확인하였다. 신경망1은 폭발물 판별을, 신경망2는 폭발물의 종류를, 신경망3은 비 폭발물 종류를 구별하도록 시스템을 설계하였다. 중성자 스펙트럼을 통해 실험한 결과 신경망1은 83.48%를, 신경망2는 84.6%를, 신경망3은 91.67%의 인식률을 얻어 본 논문에서 제안한 시스템의 우수성을 입증하였다.

1. 서 론

현재 우리나라는 원자력 발전에 대한 의존도가 매우 높고 그 기술 또한 매우 우수하다. 이를 적극 활용할 수 있는 기술 중의 하나가 중성자 스펙트럼 분석 기술이다. 그동안 중성자 분석 기술의 연구가 적어 산업적으로 크게 활용되지 못하였으나 그 응용분야는 증가하는 추세이다.

본 논문에서는 폭발물 탐지 시스템으로 신경망을 이용하고자 한다. 물질에 중성자를 쏘여 얻는 스펙트럼 데이터를 분석하고, 이를 바탕으로 신경망인식기를 훈련하여 폭발물과 비 폭발물을 탐지한다. 이 연구를 통하여 폭발물을 실시간에 탐지할 수 있다면 공항이나 공공장소에서 보다 신속하고 정확하게 사용할 수 있을 것이다. 공항과 같은 공공장소에서 폭발물이나 마약 등이 직물이나 다른 물질에 의해 가려진 경우일지라도 중성자 보안검색장치를 통과할 때 폭발물을 정확하게 판별하기 위한 패턴 분류 기술은 필수적이다. 패턴 분류에 있어 수년 동안 사용되어온 신경 회로망은 그 종류가 다양한 만큼 그 응용분야 또한 방대하다. 따라서 중성자 스펙트럼의 패턴을 분류하기 위한 적당한 신경망 모델의 연구는 중성자 보안 검색 장치의 개발에 있어 중요한 과제이다.

본 논문에서 제안한 시스템은 중성자 스펙트럼 분석으로부터 여러 물질이 서로 겹쳐져 있더라도 위험 물질을 정확하게 분류할 수 있는 장점이 있다. 현재 이 연구는 국외에서는 초보적인 단계이며, 국내에서는 그 사례를

찾아 볼 수 없다. 결국 제안 시스템이 중성자 스펙트럼 패턴 매칭의 독보적인 기술을 보유 하는데 도움이 될 수 있을 것으로 본다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 신경망을 사용한 폭발물 탐지에 관한 기존 연구를 서술하고, 3장에서는 제안한 시스템에 대해서 설명한다. 4장에서는 실험 결과를 보이며, 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 비폭발물을 구분하였다.

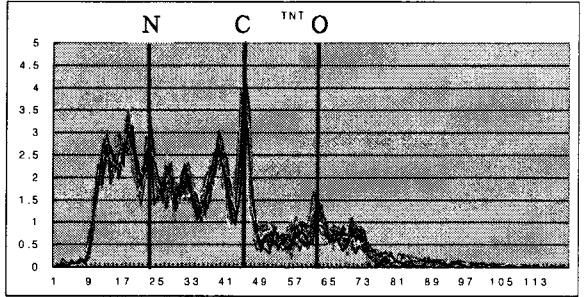
W. V. Nunes 등 [3]은 즉발감마선 중성자 방사화 분석법(PGNAA)을 통해 얻어진 스펙트럼 데이터를 이용하여 신경망 인식기로 폭발물 여부를 판단하였다.

D. S. Chen 등 [5]은 폭발물의 탐지 확률을 신경망과의 상관계수로 나타내었으며, 폭발물에 다량 함유되어 있는 C-H-N-O 밀도의 최대치를 스펙트럼을 통하여

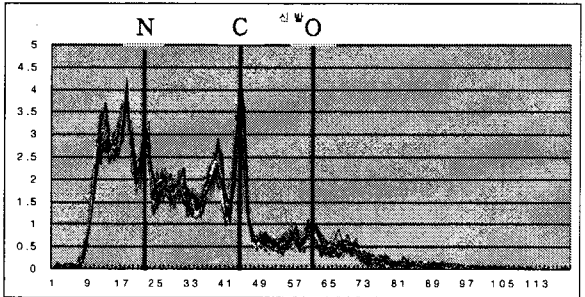
얻었다. 그 결과를 3단계(입력층 - 은닉층 - 출력층)의 전방향(Feedforward Neural Networks) 신경망 모델에 적용하여, 폭발물을 탐지하는데 있어 신경망 적용이 적합함을 증명하였다.

3. 제안 시스템

본 논문에서 제안하는 신경망을 이용한 폭발물 탐지 시스템은 그림 1과 같다. 이 시스템은 크게 3개의 신경망으로 구성된다. 첫 번째 신경망은 폭발물과 비 폭발물을 구분하는데 사용한다. 두 번째 신경망은 첫 번째 인식기에서 폭발물로 분류된 경우, 5개의 폭발물(TNT, RDX, AN, TATP, NG)중 어떤 물질에 해당하는지를 찾아주는 신경망이다. 세 번째 신경망은 비 폭발물(고추장, 종이, 신발, 화장품, 포도주)중에서 어떤 물질인지를 찾아주는 신경망이다.

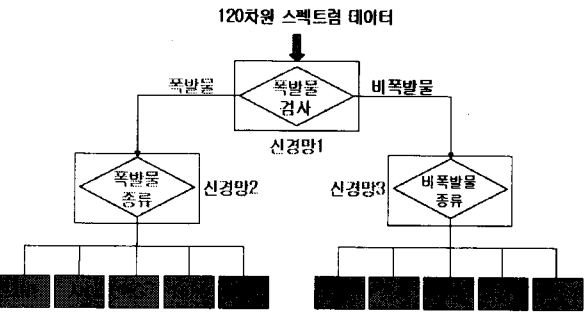


(그림 3) TNT 스펙트럼



(그림 4) 신발 스펙트럼

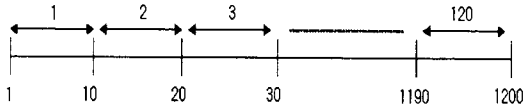
위 스펙트럼 X축은 120차원의 특징값을 나타내고, Y축은 폭발물에 중성자를 투과한 후 계측기를 통해 얻은 γ 선의 양을 나타낸다. 따라서 물질에 따라 γ 선이 다르므로 스펙트럼의 비교가 가능하다.



(그림 1) 제안 시스템의 구성도

3.1 스펙트럼 데이터

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)와 같이 120차원의 데이터로 축소하여 분석한다.

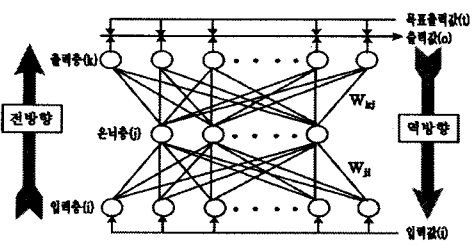


(그림 2) 축소된 데이터의 형태

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

3.2 신경망의 구조

폭발물을 탐지하는 시스템으로는 다양한 방법이 있다. 본 논문에서는 신경망 중 한 형태인 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron)을 이용하였다. 다층 퍼셉트론[1]은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층이 존재하는 신경망으로 그림 1과 같은 계층 구조를 갖는다. 이 때 입력층과 출력층 사이의 중간층을 은닉층(hidden layer)이라 부른다. 네트워크는 입력층, 은닉층, 출력층 방향으로 연결되어 있으며, 각 층내의 연결과 출력층에서 입력층으로의 직접적인 연결은 존재하지 않는 전방향(feedforward) 네트워크이다.



(그림 5) 다층 퍼셉트론

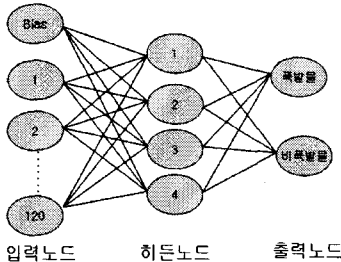
다층 퍼셉트론은 단층 퍼셉트론과 유사한 구조를 가지

고 있지만 중간층과 각 유닛의 입출력 특성을 비선형으로 변경함으로써 네트워크의 능력을 향상시켜 단층 퍼셉트론의 여러 가지 단점들을 극복했다. 다층 퍼셉트론을 학습시키는 알고리즘은 오류역전파(error backpropagation) 학습 알고리즘으로 전방향 퍼셉트론의 실제 출력과 목표 출력간의 평균 제곱 오차(mean squared error: MSE)를 최소화하기 위해서 연결 가중치에 대한 오차의 미분계수가 감소하는 방향으로 연결 가중치를 계속 변경시키는 반복적인 경사 하강(gradient descent) 방법을 사용한다. 이러한 오류역전파 알고리즘은 일반화된 델타 규칙(generalized delta rule)으로도 불린다.

본 논문에서는 위에서 언급한 다층 퍼셉트론 이론을 적용하였다. 먼저 검증용 신경망을 3가지로 설계하여 각각 훈련시켰다. 인식률을 높이기 위해 3개의 신경망을 결합하였으며, 테스트 데이터를 이용하여 본 논문에서 제안한 신경망 시스템이 우수한지 확인하여 보았다. 신경망 구조는 다음과 같이 이루어진다.

3.2.1 신경망 1

신경망 1은 폭발물과 비 폭발물을 구분하는 것을 목적으로 한다. 신경망은 121개(바이어스포함)의 입력노드와 4개의 은닉노드, 2개의 출력노드로 구성된다.



(그림 6) 신경망 1의 구조

실험 데이터는 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, 실험 데이터는 360개를 이용하였다. 폭발물(TNT, RDX, AN, NG, TATP)은 400g을 이용하였다. 신경망에 사용된 각 물질에 대한 종류는 <표 1>과 같다.

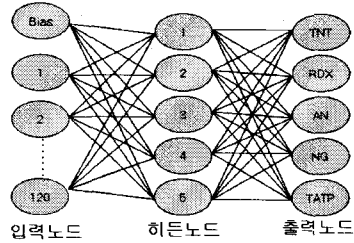
<표 1> 신경망 1의 데이터 종류

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 신경망1의 인식률은 360개의 실험 데이터 중에서 339개를 정 인식하여 94.2%를 나타내었다.

3.2.2 신경망 2

신경망2는 신경망1에서 폭발물로 구분하게 되었을 경우 폭발물의 종류(TNT, RDX, AN, NG, TATP)를 인식하는 것을 목적으로 한다. 신경망은 121개(바이어스포함)의 입력 노드와 5개의 은닉노드, 5개의 출력 노드로 구성된다.



(그림 7) 신경망 2의 구조

신경망2에 사용한 실험 데이터는 폭발물 400g 총 800개를 이용하였다. 훈련 데이터는 560개, 실험데이터는 240개를 사용하였다. 각 물질에 사용된 데이터는 <표 2>와 같다.

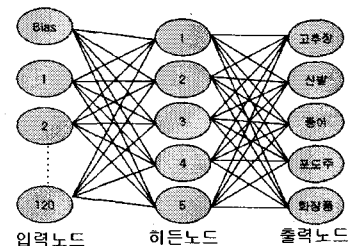
<표 2> 신경망 2의 데이터 종류

데이터 종류	TNT	RDX	AN	NG	TATP
전체개수	160	160	160	160	160
훈련용	112	112	112	112	112
검증용	48	48	48	48	48

위의 데이터를 이용하여 훈련시킨 검증용 신경망2의 인식률은 240개의 실험데이터 중에서 239개를 정 인식하여 99.2%를 나타내었다.

3.3.3 신경망 3

신경망3은 인식기1에서 비 폭발물로 구분하게 되었을 경우 비 폭발물의 종류(고추장, 신발, 종이, 포도주, 화장품)를 인식하는 것을 목적으로 한다. 신경망은 121개(바이어스포함)의 입력 노드와 5개의 은닉 노드, 5개의 출력 노드로 구성된다.



(그림 8) 신경망 3의 구조

실험 데이터는 총 800개를 이용하였다. 훈련 데이터는 560개, 실험데이터는 240개를 사용하였다. 각 물질에 사용된 데이터는 <표 3>과 같다.

<표 3> 신경망3의 데이터 종류

데이터 종류 \ 개수	고추장	신발	종이	포도주	화장품
전체개수	160	160	160	160	160
훈련용	112	112	112	112	112
검증용	48	48	48	48	48

위의 데이터를 이용하여 훈련시킨 검증용 신경망3의 인식률은 240개의 실험데이터 중에서 240개를 모두 정 인식하여 100%를 나타내었다.

4. 실험 및 결과

4.1 신경망 1 실험 및 결과

3.2.1에서 훈련된 신경망1을 이용하여 폭발물과 비 폭발물 구별 정도를 알아보기 위해 원자력 연구소로 받은 30개의 데이터를 측정하여 보았다. 폭발물 400g은 16개, 비 폭발물은 14개를 사용하였다.

폭발물은 16개중 13개를 인식하여(81.25%)를 비 폭발물은 14개중 12개를 인식하여(85.7%)의 정확도를 나타내었다. 따라서 신경망1의 전체 인식률은 83.48%임을 알 수 있다.

4.2 신경망 2 실험 및 결과

폭발물의 5가지(TNT, RDX, AN, NG, TATP)를 종류 별로 구분하는 정도를 알아보기 위해 한국 원자력 연구소로부터 받은 16개의 폭발물 데이터를 이용하였다.

신경망1에서 폭발물은 16개중 13개를 인식하여(81.25%)를, 비 폭발물은 14개중 12개를 인식하여(85.7%)의 인식률을 나타내었다. 신경망1에서 정확하게 인식한 결과를 바탕으로 신경망2의 인식률을 보았을 때 13개중 11개를 인식하여 84.6%의 인식률을 나타내었다.

4.3 신경망 3 실험 및 결과

비 폭발물의 4가지(고추장[RED], 신발[SHO], 종이[PAP], 포도주[WIN])를 종류별로 구분하는 정도를 알아보기 위해 신경망 1에 사용된 14개의 비 폭발물 데이터를 이용하였다.

신경망1에서 폭발물은 16개중 13개를 인식하여(81.25%)를 비 폭발물은 14개중 12개를 인식하여(85.7%)의 인식률을 나타내었다. 신경망1에서 정확하게 인식한 결과를 바탕으로 신경망 3의 인식률을 보았을 때 12개중 11개를 인식하여 91.67%의 인식률을 나타내었다.

신경망을 훈련시킨 후 테스트 데이터를 사용하여 실험한 결과 신경망1은 83.48%, 신경망2는 84.6%, 신경망3은 91.67%의 상당히 높은 인식률을 보였다. 이 인식률은 폭발물 탐지의 시스템으로 신경망을 적용하는 것이 적절함을

보여준다.

5. 결 론

본 논문에서는 중성자 스펙트럼을 분석하는데 신경망을 적용하였다. 신경망1은 폭발물 판별을, 신경망2는 폭발물의 종류를, 신경망3은 비 폭발물 종류를 구별할 수 있도록 설계하였다. 폭발물 400g(16개)과 비 폭발물(14개)를 실험한 결과 신경망1은 83.48%, 신경망2는 84.6%, 신경망3은 91.67%의 정확도를 보였다. 이 결과는 폭발물 탐지 시스템에 신경망을 적용, 개발하는 것이 가능함을 의미한다.

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.

감사의 글 : 본 연구는 산업자원부의 디지털재난방지시스템 기술 개발 사업의 지원에 의해 수행되었음.

참 고 문 헌

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