

## 신경회로망을 이용한 영상 및 방사선 신호의 통합 감시 시스템 개발

김호동, 박영수, 차홍렬, 나원우, 이용덕, 홍종숙, 박현수  
한국원자력연구소

### 요 약

차폐시설내에서 고방사성 물질이 이송되는 경우에 수송대상 핵물질의 이송경로를 감시하는 분석방법을 개발하였다. 이방법은 디지털화하여 화상처리된 카메라 영상정보와 NDA 장비 및 NCC 프로그램에 의해 모니터링된 방사선 신호를 실시간으로 통합 분석하는 신경회로망 기법에 기초하고 있다. 핵물질의 경로와 핵물질의 종류 및 용기의 종류를 파악할 수 있는 이 방법은 정상적인 움직임과 비정상적인 움직임을 판단하여 차폐시설의 보장조치 체계를 구축할 수 있으며, DUPIC 핵연료 제조 시설 같은 새로운 시설의 보장조치 시스템의 일부로 활용될 수 있다.

### 1. 서 론

핵물질 저장시설이나 고방사능장하에서 자동화된 원격시험시설, 그리고 단위공정에 의해 일정한 조업이 이루어지는 차폐시설내에서 핵물질의 이동에 대한 연속 감시는 많은 양의 데이터와 거대한 크기의 데이터베이스 구축을 필요로 하며 데이터를 분석하기 위한 조업 감독자의 많은 노력과 시간을 필요로 한다. 또한, 다른 물질수지구역으로 이송되는 핵물질의 감시는 그 시설의 보장조치 시스템을 구축하는 중요한 사항이므로 핵물질 출입구역에서 수송용기 및 핵물질의 모니터링은 실시간으로 연속 감시할 수 있는 보장조치 체계로 구축되어야 한다. 현재, 이와같은 차폐시설의 보장조치 시스템 연구는 핵물질의 조성을 정량적으로 판별하기 위한 하드웨어 장비개발과 CCD 카메라에서 입력되는 영상정보와 NDA 계측기에 의한 방사선 신호를 분석 평가하는 소프트웨어 개발 분야로 나누어서 진행되고 있다.

따라서, 본연구에서는 차폐시설내에서 핵물질의 이동등의 비정상 상태를 실시간으로 판별하고 그 정보를 감독자에게 효과적으로 제공하기 위한 방법으로 영상정보와 방사선 신호를 병행처리할 수 있는 연속 감시 시스템을 설계하고자 하였다. 신경회

로망의 연상기억 기능을 이용한 이 방법은 경·중수로 연계 핵연료주기 (DUPIC) 기술에 의해 DUPIC 연료를 제조하기 위한 제조시험시설의 핵물질 감시구역을 드나드는 핵물질의 이동 경로와 종류를 관별하는데 적용될 것이다.

## 2. 시스템 개요

핵물질 감시 시스템은 그림 1에서 보인 바와 같이 1대의 CCD 카메라와 방사능 계측기로 구성되어 있다. CCD 카메라는 출입하는 용기 이송경로의 대부분을 감시할 수 있도록 핵물질 출입구 전면에 설치되어 있다. CCD 카메라는 PC에 내장된 영상처리 장치에 접속되어 화상을 실시간 전송해 준다. 영상처리 장치로는 삼성전자의 MVB02를 사용하였다.

방사능 계측기는 핵물질이 드나드는 경로 측면에 설치되어 있다. 실험에 사용된 방사능 계측기는 미국 CANBERRA사의 Shielded Neutron Assay Probe (SNAP : model JSP-11)와 미국 로스알라모스 국립연구소에서 개발한 electronic module인 Portable Shift Register(model PSR-B with PSR-AUX)를 사용하였다. 방사능 계측기는 컴퓨터에 의해 원격조정된다.

## 3. 핵물질 종류 및 이송용기의 인식

시설에 출입하는 핵물질의 이송경로 및 용기의 종류는 카메라 정보를 다음과 같이 화상처리하여 얻어낼 수 있다.

- (1) 화상 2치화: 이송용기를 주변환경으로 부터 분리하여 인식하기 위하여 화상정보를 2치화하고 반전한다. 2치화 임계값은 히스토그램을 분석하여 선정하였다.
- (2) 이송용기 인식: 2치화된 화상정보로 부터 이송용기의 화상을 분리하기 위하여, 화상정보의 어두운 부분(Black Pixels)들의 연속체(Connected Components)들을 찾아내어 이들을 크기에 따라 분류(Labeling)한다. 이 중 가장 큰 화상물체를 이송용기로 인식하였다.
- (3) 이송용기 위치 및 크기 산정: 인식된 이송용기 중심점의 화상좌표계에서의 위치 ( $V_x, V_y$ )를 구하고, 화상물체의 크기(A)를 화소수로 구한다.

이상에서 설명된 화상처리 과정은 그림 2에 나타나 있다. 알고리즘의 수행은 DSP인 산기에서 이루어지며, 모든 작업이 500 msec 이내에 이루어진다.

핵물질의 종류는 방사능 계측기의 계측값으로부터 얻어질 수 있다. SNAP 검출기를 통해 검출된 전기적 신호는 Portable shift register에서 single 및 coincidence 중성자 신호로 구별된다. 이들 데이터는 컴퓨터에 연결된 NCCWIN 프로그램에 의해 분석되어 핵물질의 종류를 관별한다.

#### 4. 신경회로망을 이용한 핵물질 거동 파악

앞에서 설명된 화상처리 정보와 방사선량 정보를 인공 신경회로망에 입력하여 출입하는 핵물질의 경로(Path), 핵물질의 종류(Source) 및 용기의 종류(Container)를 파악하고자 한다.

##### 4.1 학습 데이터 추출 실험

인공신경회로망의 학습을 위해서 그림 1과 같은 실험 환경을 구축하였다. 실험은 방사능 물질을 그림 3과 같은 경로들을 따라 이송시키며 앞에서 설명한 방법으로 이송용기의 위치 ( $V_x$ ,  $V_y$ )와 크기 (A), 그리고 방사선량 (R)을 시간에 따라 기록하였다. 그림 3의 1, 2, 3번 경로를 정상 경로라 하고, 4, 5, 6, 7, 8을 비정상 경로로 정의한다. 또한 핵물질의 종류로는 4가지를 선정하여, 32번의 이송실험을 수행하였다.

이상과 같이 구해진 정보는 시간에 따른 정보(Time Series)이므로 일반적인 신경회로망으로 학습시키기에는 계산상의 어려움이 많다. 따라서, 이들로부터 적절한 특징값을 추출하여 신경회로망에 입력하였다. 화상정보 데이터로부터 용기 이송 경로를 파악하기 위해서 용기 중심점의 시간정보를 선형 regression하여 구한 직선의 기울기 (S)와 이 직선에 대한 용기 중심점들의 평균편차(D)를 특징값으로 선정하였다. 그림 4는 경로 1, 용기 1에 대한 특징값을 보여준다. 용기 종류를 나타내는 특징값으로는 각 시간에 구해진 용기화상 면적의 평균값(A')을 택하였다. 핵종의 종류를 파악하기 위해서 그림 5와 같은 방사선량을 측정하여, 특징값으로 방사선량의 평균값(R')을 구하였다. 출력데이터는 Path (1-3), Source(1,2,3) 그리고 Container(1,2)로 구성된다.

인공신경망의 성능을 검사하기 위하여 테스트용 데이터를 실험을 통하여 얻었다. 방사능 물질 1, 2, 3, 4를 여러 가지 경로로 이송하도록 하였으며, 상기와 같은 방법으로 특징값들을 얻었다.

##### 4.2 인공신경망(artificial neural networks)의 구성 및 학습

핵물질 거동 파악을 위해서는 S, D, A', R'을 입력으로하여 출력으로 Path, Source, Container을 예상하는 신경회로망을 구성하여야 한다. 이들 입출력 변수의 관계를 고찰해 보면, S, D는 Path에 관련이 있고, A'은 Source에, R'은 Container에만 직접적인 영향을 주는 것을 알 수 있다. 또한 각각의 상관관계는 다른 상관관계와 독립적인 특성을 가지므로, 4개의 입력단과 3개의 출력단으로 구성된 단일 신경회로망을 구성하면 학습이 잘 이루어지지 않음을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 각 상관관계마다 별개의 신경회로망을 구성하였다. 즉, S, D와 Path를 연관짓는 신경망은 2개의 입력노드와 1개의 출력 노드, 그리고 5개의 은닉노드로 구성된 역전달 신경회로망을 구성하였다. 모델링에 쓰인 역전달 인공신경망의 학습은 Batch방식으로 수행하였으며, 모든 학습데이터에 대해 Sum of Squared Error 값이 0.02가 될 때까지 수행하였다.

학습을 가속하기 위해서 momentum과 가변학습률을 도입하고, 가중치들의 초기화는 Neuyen-Widraw 방법을 사용하였다. 그림 5는 학습과정을 보여준다. A'과 Source를 연관짓는 신경회로망은 Hopfield network를 사용하였으며, R'과 Container와의 관계는 Perceptron으로 구성하였다.

#### 4.3 실험결과

학습된 인공신경망의 성능을 검사하기 위해 시험용 레이터를 학습된 인공신경망에 입력하여 표 1과 같은 결과를 얻었다. 인공신경망의 예측 오차는 그림 6에 주어지고 있다. 이상의 결과에서 나타난 바와 같이 모든 시험 데이터에 대하여 신경회로망이 핵종의 이동경로와 용기의 종류를 정확히 예측함을 알 수 있었다. 하지만 핵종의 관별을 수행하는 Hopfield Network는 비교적 큰 예측오차를 수반함을 알 수 있었다. 그 이유는 핵종 2와 핵종 3의 방사선량이 핵종 1에 비하여 현저히 작아서 분류가 효과적으로 이루어지지 못한 때문이다. 하지만 예측된 결과치를 적절한 중간값에서 반올림하여 정확한 핵종의 관별이 가능하였다.

#### 5. 결론

영상정보와 방사선량 정보를 인공 신경회로망에 입력하여 차폐시설을 출입하는 핵물질의 경로, 핵물질의 종류 및 용기의 종류를 파악하고 비정상 상태를 실시간으로 관별하는 연속 감시 시스템을 설계하였다. 핵물질 이송장치에 시스템을 시험해 본 결과 모든 시험 데이터에 대하여 정확한 판단을 할 수 있었으며, 학습된 신경회로망의 성능이 우수하다는 결과를 얻을 수 있었다. 본 연구의 결과는 DUPIC 원료를 제조하기 위한 제조시험시설의 보장조치 시스템의 일부로 활용될 것이다.

#### 6. 참고문헌

- [1] J.A. Howell, H.O. Menlove, C.A. Rodriguez, D. Beddingfield and A. Vasil, "Analysis of Integrated Video and Radiation Data," INMM 36th Annual Meeting Proceedings, 1995.
- [2] 홍종숙 등, "경·중수로 연계 핵연료 주기 기술개발 : 핵물질 보장조치 기술개발," KAERI-RR-1500/94, 1995.
- [3] 삼성전자, DSP 영상처리보드 MVMIE 02 사용설명서, 1995.
- [4] R.P. Lippmann, "An introduction to computing with neural nets," IEEE Acoustics Speech and Signal Processing Magazine, vol. 4, pp. 4-22, 1987.

표 1. 신경회로망의 예측결과.

	Path 예측	Container 예측	Source 예측
RMS Error	0.00244	0	0.162
std. deviation	0.0249	0	0.407
max. error	0.0302	0	0.603

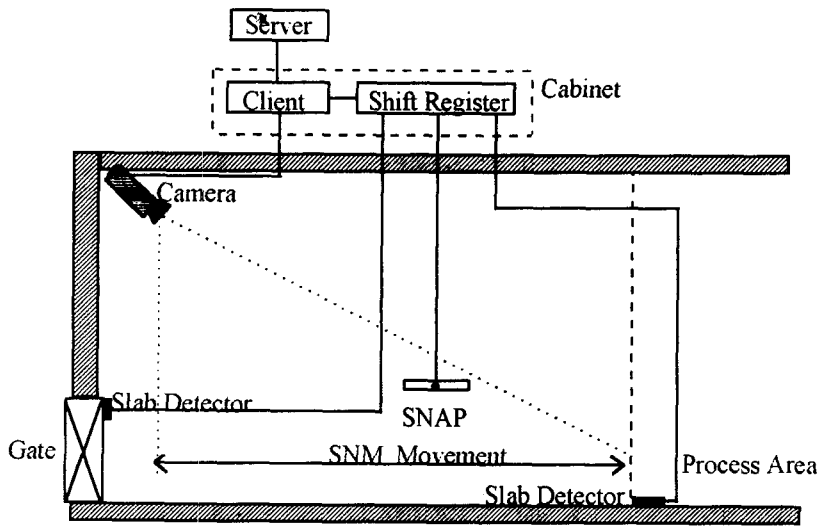


그림 1. 방사선 신호 및 영상정보 통합 시스템 개념도

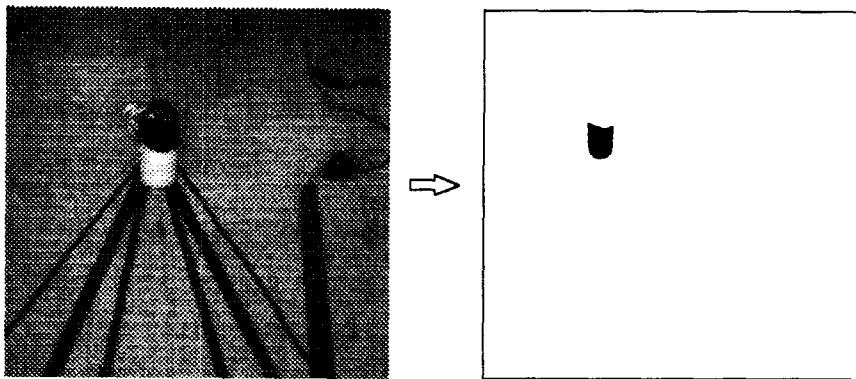


그림 2. 카메라 영상정보 화상처리의 예

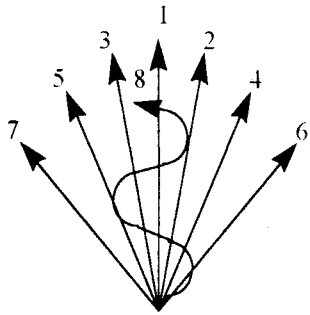


그림 3. 학습을 위한 핵물질 이동 경로

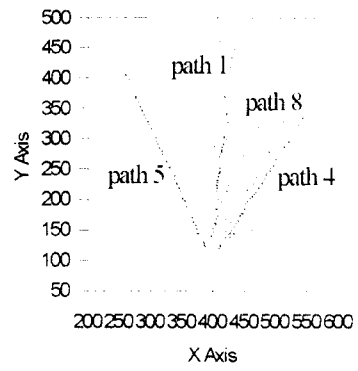


그림 4. 선형 Regression 방법의 경로 특징값 추출

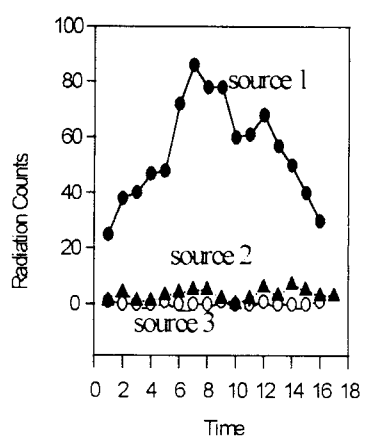


그림 5. 경로 1에서의 핵종의 이동

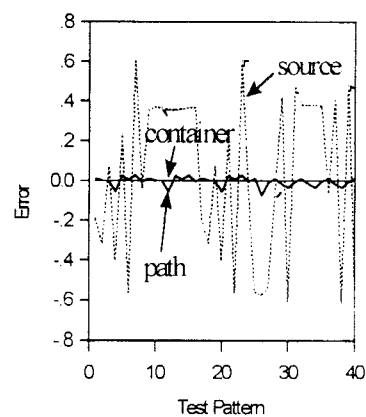


그림 6. 시험데이터에 대한 신경망의 예측오차