

신경망을 이용한 금속파편 감시시스템의 오경보 판별

Recognition of False Alarms of Loose Parts

Monitoring System Using Neural Network

김태완, 성주현

(주) 우진

김정수

원자력연구소

유준

충남 대학교

요 약

금속파편 감시시스템(LPMS)은 원자로 냉각 시스템의 구조물로부터 분리 혹은 외부로부터 유입된 금속물질을 감지하여 사고를 미연에 방지하는 시스템이다. 현행 LPMS는 민감한 센서로 인해 금속파편의 충격신호로 오판하는 경우도 많이 발생하며, 빈번한 오경보 발생은 LPMS의 신뢰성을 떨어뜨리게 된다. 불필요한 오경보를 줄이기 위해, 본 논문에서는 역전파 신경망을 적용하였다. 전처리 단계에서 이동 평균 필터를 적용하여 저주파수인 배경잡음을 소거하였으며, 충격신호의 시작시간, 상승시간, 반주기, 전체시간을 신경망의 입력값으로 사용하였다. 발전소 운전가동시의 오경보 및 충격시험시의 신호를 적용한 결과 오경보가 1/4 이내로 줄어드는 유용한 결과를 보임을 알 수 있었다.

Abstract

The Loose Part Monitoring System(LPMS) has been designed to detect, locate and evaluate detached or loosened parts and foreign objects in the reactor coolant system. In the existing LPMS, due to the high sensitivity of acoustic monitoring, the detection potential for impact occurrences is comparatively high. But, too frequent false or unnecessary alarms can reduce the confidence to LPMS. To reduce false alarm occurrence rate, this paper presents an application of the back propagation neural network. At the preprocessing step, the moving window average filter is adopted to reject the low frequency background noise components. And then, extracting the acoustic signature such as Starting point of impact signal, Rising time, Half period, and Global time, they are used as the inputs to neural network. Applying the neural network to the practical false alarm data during startup and impact test signal at nuclear power plant, the false alarms are reduced to one fourth level.

1. 서론

금속파편 감시시스템(LPMS : Loose Parts Monitoring System)은 핵증기 공급시스템의 고온, 고압, 고속의 냉각재 유동으로 인해 설치된 부품의 이완, 또는 이탈현상에 의한 금속파편을 조기에 감지함으로써, 이들 파편이 다른 구조물에 충격을 가하여 핵증기공급시스템 구성기의 파손 및 성능저하를 가져오는 것을 방지하기 위한 시스템이다. 금속파편감시시스템은 US NRC Reg. Guide 1.133 에 근거하여, 일차시스템의 금속파편을 조기에 탐지, 방사선 누출을 최소화, 오(거짓) 경보를 최소화하는 기능을 수행한다[1].

현행 LPMS의 운전은 충격신호가 미리 설정된 경계치를 넘으면, 자기 테이프에 이를 기록하고 경보를 발생시키며, 숙련된 운전원은 이를 판독 및 분석하여 금속파편여부를 판단한다[2]. 그림 1은 현행 영광 3,4호기에 설치된 LPMS의 구성도를 나타내고 있다.

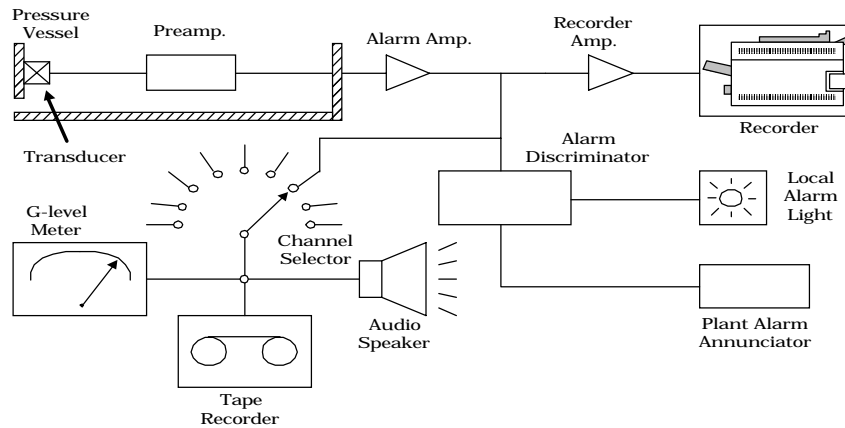


그림 1. 현행 금속파편 감시시스템의 구성도

금속파편 감시 시스템의 오경보는 발전소의 정지기간에서 정상상태 운전까지 다양하고 불분명한(구명할 수 없는) 원인에 의해 발생되며, 이 기간에 발생하는 오경보 신호는 충격에너지가 매우 적거나 금속파편과 관련이 없는 비 충격성 잡음 신호이다. 현행 금속파편 감시시스템은 이러한 신호에도 민감하게 반응하여 충격신호로 오판하게 된다. 또한 오경보는 거의 동시 다발적으로 전 채널에서 발생되므로 운전원의 업무를 가중시키며, 오경보 신호를 충격신호로 오판하는 경우도 많이 발생하고 있다. 따라서 불필요한 오경보를 줄여 참경보만을 운전원에게 인지시킬 수 있는 신뢰성 있는 감시 알고리즘이 요구된다.

본 논문에서는 오경보 신호의 효율적인 판별을 위해, 다음과 같은 두 가지 항목을 수행하였다. 첫 번째로 시간영역에서의 이동평균 필터를 제시하였다. 두 번째로 현행 경보시스템의 한계를 지적하고 충격신호의 패턴구분 능력을 가진 신경망의 적용을 통하여 발전소에 발생하는 오경보율이 현저히 감소될 수 있음을 확인하였다. 참고로 신경망을 도입하게된 동기[3]는 오경보 신호 및 금속파편 충격신호는 같은 범주에 속하여 경향은 비슷할 지 모르지만 주변의 불규칙 여기(excitation)에 의해 다양한 편차를 보이므로, 이러한 불확실한 상황에서 신호종류의 분류 목적으로 신경망의 특성화 잠재력을 이용해 보기 위함이다. 적용된 신경망은 역전파(Back Propagation) 알고리즘을 사용하며, 신호의 최대 변위(Maximum Amplitude), 반주기(Half Period), 상승시간(Rising Time), 전체시간(Global Time)을 입력으로 정하였다. 최대변위와 반주기는 전처리된 신호에서 추출(계산)이 가능하며, 상승시

간에 필요한 신호의 시작 시각은 각 신호의 RMS(Root Mean Square)값을 이용하여 배경잡음의 RMS 대 충격신호의 RMS 값이 기준치 이상 넘어가는 시점을 충격신호의 시작점으로 판단하였다. 전체 시간값에 필요한 종료시간값은 최대변위 이후 시작 시간값의 RMS와 교차하는 RMS 지점을 종료시간값으로 선택하였다. 첨두 주파수는 충격신호의 주파수 스펙트럼 상에서 크기가 가장 큰 주파수를 선택한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에는 충격신호의 배경잡음을 줄이기 위한 전처리 필터링 기법과 충격신호의 특징에 대해 설명한다. 3장에서는 오경보 판별을 위한 신경망적용 방법을 간단히 기술하였으며, 4장에는 실제 원자로 저출력 운전시에 발생한 오경보 신호와, 시운전시 강구에 의한 충격신호를 신경망에 적용하여 학습한 후, 오경보를 판단한 결과를 제시하였다. 마지막 5장에서는 본 논문의 결론과 추후 연구에 대하여 제시하였다.

2. 충격 센서 신호

2.1 전처리 필터링

현재 발전소에 설치되어 있는 금속파편시스템의 신호처리방법으로는, 영광 3&4호기의 경우 12차 FIR(Finite Impulse Response) Band Pass Filtering 기법을 채택하고 있다. 한편, EPRI-NP-5743 에는 신호 대 잡음비(SNR : Signal to Noise Ratio)를 향상시키기 위한 HPF(HighPass Filter) 대역의 권고치는 500~1000Hz이다. 그리고 BPF(BandPass Filter)의 경우, 권고치는 10~20KHz이다. 그러나 영광 3호기의 경우, 시운전 충격 데이터 및 정상상태의 각 센서별 배경 잡음을 분석한 결과, 0~500Hz의 대역에 배경잡음이 주로 분포하는 것으로 조사되었다[4].

이러한 배경잡음을 효율적으로 줄이기 위해 본 논문에서는 시간영역에서의 접근법인 이동 평균 방법을 이용하였다. 이동평균 방법은 센서로부터 연속적으로 입력되는 이산 충격 신호값을 미리 정해진 수개(n개)씩 메모리에 읽어온다. 그 다음 n 개의 신호값의 평균값을 취하여 개개의 값과 평균값과의 차이를 구한다. 윈도우 크기인 n 개를 결정하기 위한 방법으로는 각 충격신호 배경잡음의 한 주기동안 신호의 개수로 윈도우 크기 n 개를 결정했으며 이에 대한 예를 그림 2 에 나타냈다. 이렇게 하면 신호에 섞여 있는 저주파 성분인 배경잡음을 제거할 수 있다. 이를 적용하여 실제 신호 $y(t_i)$ 에서 배경잡음을 감소시킨 신호 $\hat{x}(t_i)$ 는 (1)식과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{x}(t_i) = y(t_i) - \frac{1}{5} \sum_{j=1}^5 y(t_{i-j}) \quad (1)$$

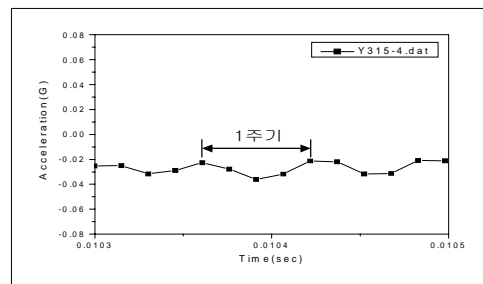
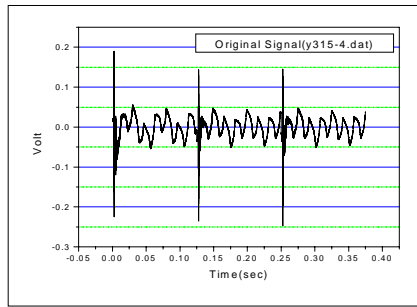
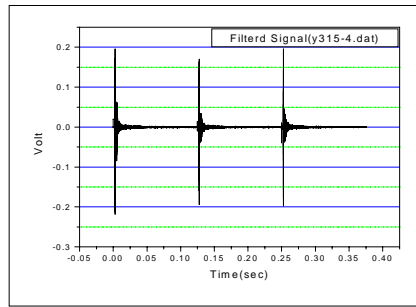


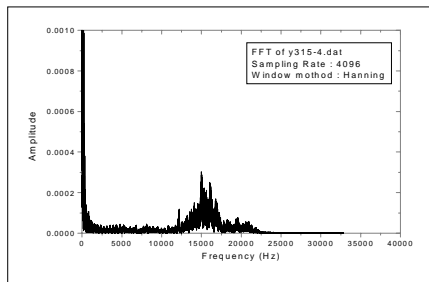
그림 2. 충격신호의 배경잡음 주기



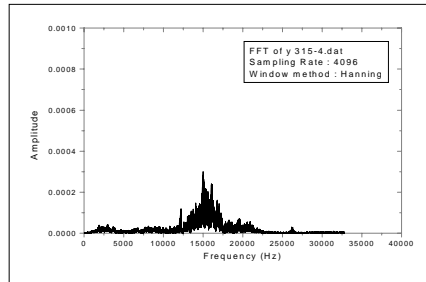
(a) 기존의 신호



(b) 이동평균이 적용된 신호



(c) (a)신호의 FFT 변환 결과



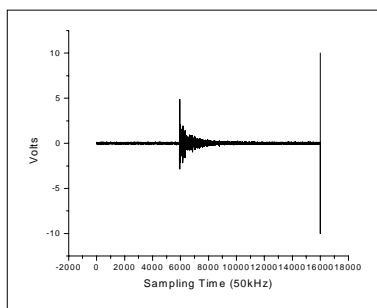
(d) (b)신호의 FFT 변환 결과

그림 3. 이동 평균 기법을 적용한 배경잡음 필터링 결과

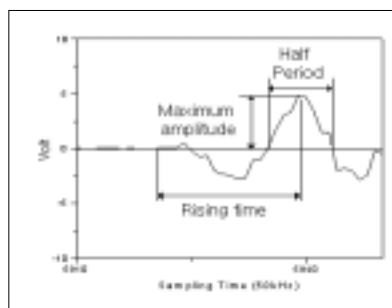
그림 3의 (a) 그림은 필터링이 되지 않은 원(raw) 충격신호를 나타내고 있으며 이에 대한 주파수 영역의 그림을 (c)에 보여주고 있다. 그리고 (b)그림은 원신호를 이동 평균 필터에 적용한 결과를 보인 것이며, 아래쪽 (d)그림은 주파수 영역으로 변환한 것을 보여주고 있다. 이들 그림에서 보이는 바와 같이 (1)식을 적용하여 신호를 필터링 하면 신호의 배경잡음들이 제거되고 원 충격신호만 나타남을 알 수 있다.

2.2 충격신호의 특징추출

충격신호의 특징은 시작점으로부터 최대변위까지의 상승시간이 매우 짧고 지수적으로 크기가 줄어든다. 한편, 오경보 신호의 경우 충격신호의 지속되는 시간이 금속물질 충격신호에 비해 긴 특징이 있다. 충격신호는 크게 다섯가지의 특징이 있는데, 다음과 같이 최대변위, 반주기, 상승시간, 전체시간, 침투 주파수가 있으며 이중 최대변위와 반주기, 상승시간에 대해 그림 4에 나타내었다.



(a) 충격신호



(b) 확대한 그림

그림 4. 발생된 충격 신호와 이를 확대한 그림

2.2.1 최대변위 및 반주기

최대변위는 충격신호의 변위중 가장 큰 부분의 값을 입력 패턴의 특징으로 추출하였다. 반 주기는 최대변위를 중심으로 y축 값이 '0'이 되는 양 지점의 시간차를 구한 것이다[5].

2.2.2 상승시간

상승시간은 충격신호의 시작 시간값에서 최대변위 지점과의 시간값의 차이를 계산한 것이다. 시작 시간값은 전처리 필터링을 이용하여 배경잡음을 소거한 후, 배경잡음 신호의 평균값을 구하고, 이 값을 기준으로 하여 표준편차를 구한다. 잡음의 평균값과 비교해 충격신호의 파형이 잡음의 평균에서 벗어난 경우, 즉, 편차가 큰 값을 갖게되므로 단기적으로 표준편차가 증가하는 점을 충격신호의 시작점으로 간주하였다.

원전에 설치된 급속과편 시스템에서 일반적으로 경보 설정치는 배경잡음 준위의 2~3배 이상으로 설정한다[6]. 본 논문에서는 배경잡음의 표준편차가 10배 이상인 지점을 충격신호의 시작점으로 간주하였다. 그 이유는 운전원이 판단하는 충격신호의 시작점이 대개 배경잡음 준위의 10배 이상인 점을 충격신호로 판단하므로, 이를 충격신호의 시작점으로 선정하였다. (2)식은 시작점을 구하는 식이다.

$$T_s = SD_i > 10 \times SD_{\text{배경잡음}}$$

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - m)^2} \quad (2)$$

여기서, $SD_{\text{배경잡음}}$: 충격신호가 발생하기 이전인 배경잡음신호의 표준편차

SD_i : 충격신호의 각 구간에서의 표준편차

T_s : 충격신호의 시작점

m : 충격신호 이전 배경잡음신호의 평균값

2.2.3 전체시간

충격신호의 전체 시간은 시작시간 값에서 충격신호가 배경잡음 준위까지 도달할 때까지의 시간값을 말한다. 역방향으로 구한 표준편차값이 앞에서 구한 정방향의 표준편차에서 시작시간값의 편차값보다 크거나 같은 지점을 종료시간 값으로 간주하였고 이에 대해 (3), (4)식에 나타냈다. 이는 종료시간값의 표준편차가 충격신호 이전인 정상상태 배경잡음의 편차값보다 10배 이상 차이가 나는 지점을 충격신호의 종료시간값으로 선택하였다. 충격신호의 표준편차와 이를 확대한 그림을 그림 5 (a)와 (b)에 나타냈으며, 그림 5 (c)는 전체 시간을 나타내고 있다.

$$T_e = SD_{bw_i} \geq SD_{fw_{start}}$$

$$SD_{bw} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{x}_{(n+1-i)} - m)^2} \quad (3)$$

여기서, SD_{bw_i} : 역방향으로 구한 각 구간의 표준편차

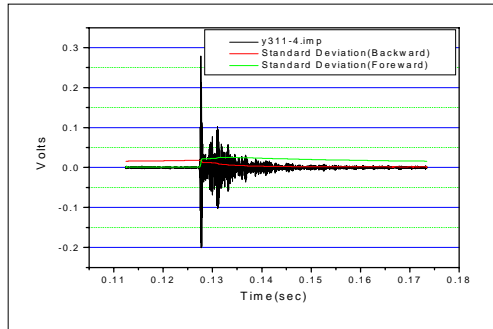
$SD_{fw_{start}}$: 정방향으로 구한 시작점에서의 표준편차

T_e : 충격신호의 종료점, m : 충격신호 이후 배경잡음신호의 평균값

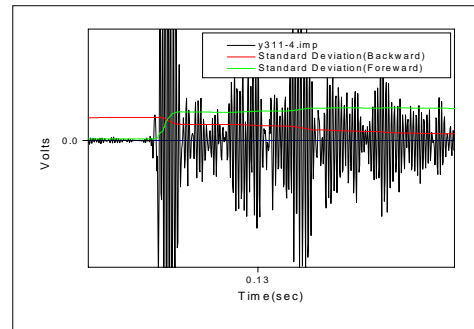
(4)

$$T_{Global} = T_e - T_s$$

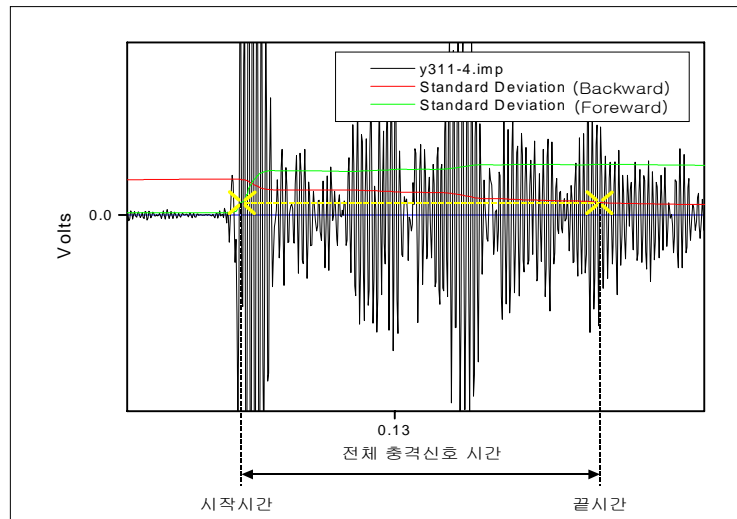
여기서, T_{Global} : 충격신호의 전체 시간값



(a) 충격신호



(b) 충격신호를 확대한 그림



(c) 시작시간과 종료시간의 차

그림 5. 충격신호의 전체 시간을 구하는 과정

3. 오경보 판별 알고리즘

3.1 현행 경보시스템

원자력 발전소에 설치된 현행 경보시스템은 그림 6과 같이 구성되어 있다.

- i) 감지기(Sensor)
- ii) 전치증폭기(Preamplifier)
- iii) 경보기(LPMS-AU : Alarm Unit)
- iv) 과도사건기록계(TER : Transient Event Recorder)
- v) 분석컴퓨터(AC : Analysis Computer)

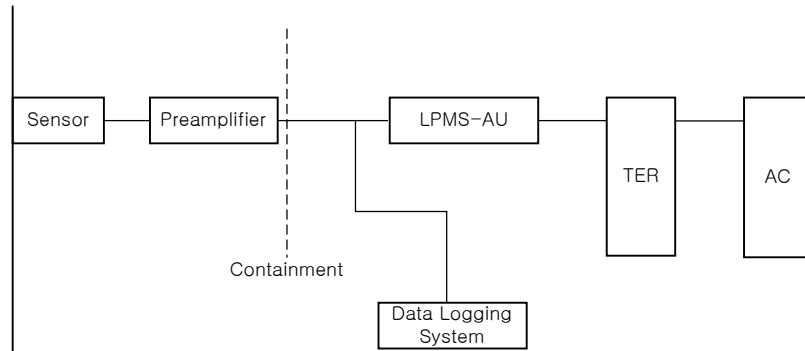


그림 6. 현행 정보시스템의 구성도

감지기는 가속도계(Accelerometer)로 되어 있으며, 고온 및 방사능에 적응할 수 있고 원자로 냉각재계통 주요 구성기기에 설치되어 있다. 이들 감지기는 압전(Piezoelectric)효과를 사용하여 기계적 진동을 전기적 신호로 전환하는 가속도계이다. 전치증폭기는 감지기의 전기적 신호를 증폭하여 신호의 왜곡 및 감쇄에 강인하도록 해준다.

경보기(LPMS-AU)는 금속파편 감시계통 감지기의 신호를 처리하는 마이크로 프로세서로 구성된 계측장비이다. 주요기능은 충격신호를 탐지하고, 신호상태의 확인 및 주제어실에 경보를 알리는 것이다. 충격신호를 탐지하는 방식은, 순간 신호 크기 및 일정시간동안 발생하는 신호의 평균값의 크기가 미리 설정된 경계치를 넘게 되면 경보를 울리게 되어 있다. Fixed Alarm은 순간신호가 Fixed Alarm Setpoint를 초과하였을 때 경보를 발생한다. Floating Alarm은 신호의 Short값이 Floating Alarm Setpoint를 초과하였을 때 경보를 발생한다. Dual Alarm은 Fixed 및 Floating Alarm이 동시에 발생되었을 때 발생하는 경보이다.

과도사건기록계(TER)는 경보기에서 전송된 충격신호를 다음의 6단계 알고리즘에 의해 참경보(True Alarm)와 거짓경보(False Alarm)를 구분한다. 1단계인 RMS 비율 비교 테스트(RMS Ratio Comparison Test)는 RMS 비율이 설정된 경보 RMS 비율 보다 클 경우 금속파편 신호로 평가하며, RMS비율을 구하는 식을 (5)식에 나타냈다.

$$RMS\ Ratio = \frac{Pulse\ RMS}{PreTrigger\ RMS} \quad (5)$$

2단계인 Ringing Frequency Test는 충격신호의 주파수 성분이 1KHz에서 20KHz 대역 내에 존재할 경우 충격신호로 평가한다.

$$20KHz > Ringing\ Frequency > 1KHz \quad (6)$$

3단계인 Impact Duration Test의 경우, 충격신호가 급격히 감쇄 하거나 장시간 신호가 유지되지 않을 경우 충격신호로 평가한다. 4단계인 InterChannel Delay Test는 채널간의 신호지연차가 설정된 지연시간내에 존재할 경우 충격신호로 평가한다. 5단계인 Amplitude Ratio Test는 충격파형의 최대값과 충격신호 발생전 신호의 최대값의 비가 설정된 경계치보다 클 경우 충격신호로 평가하며, Amplitude Ratio를 구하는 식은 다음과 같다.

$$Amplitude\ Ratio = \frac{Impact\ Portion\ Peak}{PreTrigger\ Peak} \quad (7)$$

마지막 6단계인 Event Period Test는 전단계의 검사 결과가 모두 참 경보로 판단되는 회수가 일정기간 동안 정해진 회수 이상으로 발생될 경우 충격신호로 평가하게 된다.

과도사건기록계가 해당 충격신호를 유효경보로 결정하면 전체널의 신호파형자료는 분석컴퓨터(AC)로 전송되며, 분석컴퓨터는 이를 저장매체에 기록된 자료와 비교하여, 과도사건 기록계 이후 두 번째 금속충격신호 여부를 판별한다.

기존의 금속과편 감시시스템으로 1년 동안 감시되는 경보중 오경보의 수는 발전소별로 평균 1000건 정도이다. 원자로의 저출력 운전시에는 운전모드특성과 불안정한 열수력특성으로 정상출력시보다 수위가 매우 불안정한 상태에 있고, 온도나 압력이 변함에 따라 물의 부피가 달라지며 특히 물에 포함된 증기포가 압력에 따라 크게 수축 또는 팽창하며 수위도 따라서 크게 요동한다. 현행 감시시스템의 경보 설정체제는 이러한 충격신호에 매우 민감한 반응을 보여 경보를 발생시킨다. 즉, 에너지가 매우 적거나 금속충격신호와 관련이 없는 신호에도 기존의 설정치를 초과하게 되면 경보를 울리게 되기 때문이다. 이러한 요인들로 인하여 원자로의 저출력 운전시에는 1년 평균 발생하는 오경보의 약 60~70%가 발생한다. 이때 운전원들은 이러한 오경보 발생시 경보의 원인, 해결책 등을 신속하고 정확하게 판단하기 위해서는 많은 경험과 숙련된 지식이 필요하다.

오경보 신호들 사이에도 경향은 비슷할 지 모르지만 주변환경의 불규칙 현상에 의해 다양한 신호형태를 보일 수 있으므로 이러한 불확실한 상황에서 신호종류의 구분을 위해 신경망의 패턴 분류, 능력을 활용한다[3]. 신경회로망은 계층적 구조로서 생리학적 신경시스템이 하는 것과 유사한 방법으로 실제 세계의 물체들과 상호작용하는 경향이 있는 적응성 있는 대규모의 병렬적인 상호 연결망이다[7].

3.2 신경망 적용

주어진 문제를 해결하기 위한 기존의 공학적 방법들은 처리하고자 하는 대상의 수학적 해석을 통한 근사화 모델을 필요로 한다. 그러나 해결하고자 하는 문제에 비선형 특성이 많이 포함되어 있거나 시간에 따라 시스템의 특성이 변화하는 경우, 또는 불확실한 정보가 많이 포함되어 있는 경우 기존의 방법으로는 시스템의 모델을 구현하기는 매우 어렵다. 그러나 인간의 두뇌작용, 생물학적 신경계통을 모방한 인공 신경회로망은 대규모 병렬처리, 비선형특성 및 적응학습 등의 장점을 가지고 있어 복잡한 특성과 구조를 갖는 시스템에 대해 상세한 정보 없이도 입,출력 데이터만으로 학습과정을 통하여 그 특성과 구조를 근사화할 수 있으므로 시스템의 모델링에 이용될 수 있다. 따라서 다층구조의 신경회로망은 그 특성과 구조를 알지 못하는 시스템에 대해 입력과 출력데이터로 그 시스템을 근사화할 수 있다.

역전파 신경망은 단층 퍼셉트론이 가지는 단점을 개선하기 위해 1986년에 Rumelhart에 의해 제안된 방법으로, 단층 퍼셉트론의 단점을 개선한 다층 퍼셉트론을 사용하였다. 이 신경망은 어떤 처리기와 연결된 연결강도의 값을 조정하기 위해 출력노드의 오차를 이전 노드로 역전파 시킴으로써 결합계수를 갱신한다.

역전파 신경회로망의 동작원리는 다음과 같다. 뉴런의 가중치는 작은 임의의 값을 가지고 시작

되며 입력신호는 앞방향 즉, 출력단자를 향한 방향(feed forward)으로 전달된다. 초기에 임의로 정해진 가중치(연결강도)에 의해 출력이 나타나는데, 이것은 우리가 원하는 값과는 일치하지 않는다. 원하는 값과 실제 출력값을 비교하여, 그 오차를 구하고 이로부터 역방향 즉, 출력단자에서 입력단자 방향으로 순서대로 연결강도를 보정해 준 후, 다시 입력을 넣어 계산한다. 그러면 최종출력은 보통 처음 시도 때보다 오차가 작은 값을 나타내게 되고 이와 같은 과정을 반복하여 원하는 값으로 수렴시킨다. 다층구조에서 연결강도를 보정할때에는 계층마다 역방향으로 Δ -규칙을 적용하는 “일반화된 Δ -규칙”을 사용하며, 수학적으로는 최대 경사도(gradient-descent)방법의 근사적 적용으로 볼 수 있다[8]. 그러나 이것의 단점은 국부 최소점(Local Minimization)에 수렴할 수 있다는 것이다. 이를 개선하기 위한 방법으로 중간층 뉴런의 수를 증가시키거나 연결가중치를 조절하는데 있어서 이득 항을 작게 하거나 연결 가중치의 초기치를 여러 가지로 랜덤하게 주어 훈련횟수를 많이 하는 등의 방법이 적용된다. 역전파 학습법의 개략적인 절차는 그림 7과 같다[9].

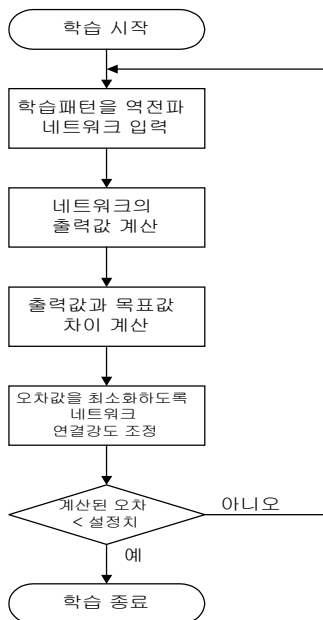


그림 7. 역전파 학습의 순서도

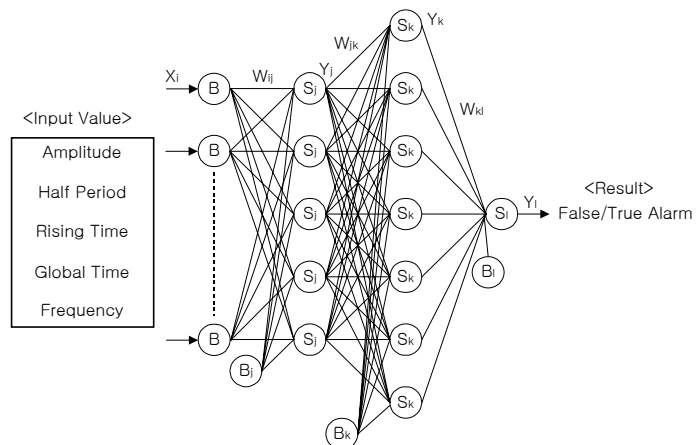


그림 8. 설계된 신경망 구조

그림 8은 역전파 신경망으로 설계된 구조를 나타내고 있다. 여기서 X_i 는 입력이고, Y_j , Y_k , Y_l 은 각 뉴런의 출력이며, B_j , B_k , B_l 은 오차학습, W_{ij} , W_{jk} , W_{kl} 은 각 노드들의 가중치이며, S_j , S_k , S_l 은 각 노드들의 이전 출력값과 가중치의 곱들의 합과 바이어스를 더한 값이다.

역전파 신경망에 적용된 학습법칙은 Widrow-Hoff가 1960에 발견한 델타규칙으로, 가중치 W_{kl} 을 업데이트하기 위한 ΔW_{kl} , ΔW_{jk} , ΔW_{ij} 는 아래의 식으로부터 구해진다[9,10].

$$\Delta W_{kl} = \eta \times e_l \times f(S_l) \times (1 - f(S_l)) \times y_k$$

$$\Delta W_{jk} = \eta \times f'(S_k) \times y_j \times \sum_{l=1}^{N_0} e_l f'(S_l) W_{kl}$$

$$\Delta W_{ij} = \eta \times x_i \times f'(S_j) \sum_k \left(\sum_l (e_l f'(S_l) W_{kl}) f'(S_k) W_{jk} \right) \quad (8)$$

여기서, η : learning rate, N_0 : node 수

$$f(S) = \frac{1}{1 + e^{-s}}, \quad e_l = -\frac{\partial E}{\partial y_l}$$

Δb_l , Δb_k , Δb_j 의 오차학습도 마찬가지로 방법을 이용하면 (9)와 같이 된다.

$$\Delta b_l = \beta \times e_l \times f(S_l) \times (1 - f(S_l))$$

$$\Delta b_k = \beta \times f'(S_k) \times \sum_{l=1}^{N_0} e_l f'(S_l) W_{kl}$$

$$\Delta b_i = \beta \times f'(S_j) \sum_k \left(\sum_l (e_l f'(S_l) W_{kl}) f'(S_k) W_{jk} \right) \quad (9)$$

여기서, β : bias rate

본 논문에서는 다층 퍼셉트론의 구조를 입력값이 3~5개, 은닉층을 2, 출력은 1개를 가지는 구조로 하였다. 은닉층이 2개인 다층 퍼셉트론을 채택한 이유는 단층퍼셉트론의 단점을 보완하고, 선형분리등의 문제를 해결하였으며, 역전파 알고리즘에 주로 쓰이는 구조이기 때문이다[8]. 그리고 첫 번째 은닉층의 뉴런의 개수는 5개, 두 번째 은닉층은 7개로 설정하였다. 뉴런의 개수설정은 입력 n 개의 뉴런인 경우 은닉층의 뉴런수는 2n+1이상을 사용한다[11].

그림 9는 오경보 판별에 관한 전체 흐름도이다. 발생된 충격신호는 이동평균 필터에 의해 배경잡음이 감소된다. 그리고 자동판별 알고리즘을 통하여 충격신호의 특징이 추출되어, 역전파 신경망의 입력값으로 이용된다. 역전파 알고리즘에 의한 충격신호의 오경보가 판명되어진 후, 참경보일 경우 경보가 발생되며 충격물체의 위치 및 질량 판별을 수행하게 된다. 오경보일 경우, 오경보 발생을 금지하게 된다.

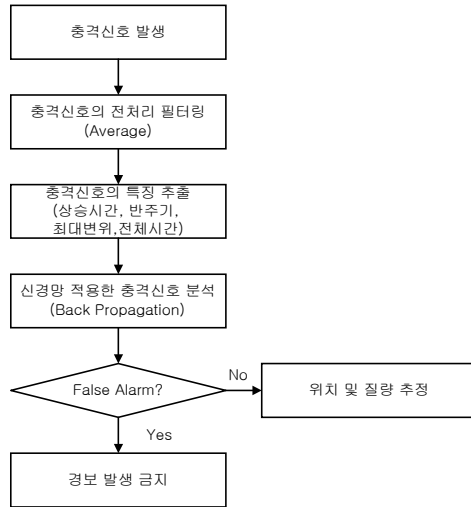


그림 9. 충격신호의 오경보 판별

4. 적용사례

4.1 실제 데이터 취득

4.1.1 오경보 데이터 취득

그림 10 은 영광 3호기 증기발생기의 외벽의 형태 및 U-Tube, 그리고 센서의 위치를 나타내고 있다. 영광 3호기 데이터 취득시의 발전소는 5%~30%까지 출력을 올린 후 유지되는 상태였고, 데이터 로거(Data Logger)로 데이터를 취득하였다. 채널은 그림 10 에서 보여진 것처럼, 오경보 신호가 최근 자주 발생하는 지역인 센서 6번과 8번 두 개의 채널(각 채널당 50kHz)에서 데이터를 받았다.

영광 4호기 데이터 취득시 발전소는 출력이 40%~48%까지 올린 상태였으며, 센서를 통하여 유입된 신호를 레코더(TEAC RD-200T)에 저장하였다.

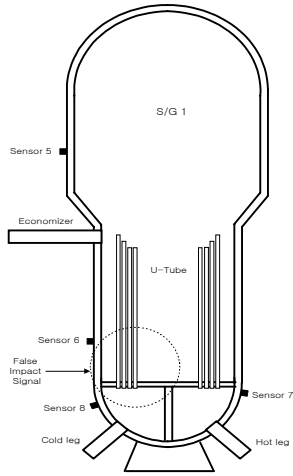


그림 10. 영광 3호기 데이터

취득 위치

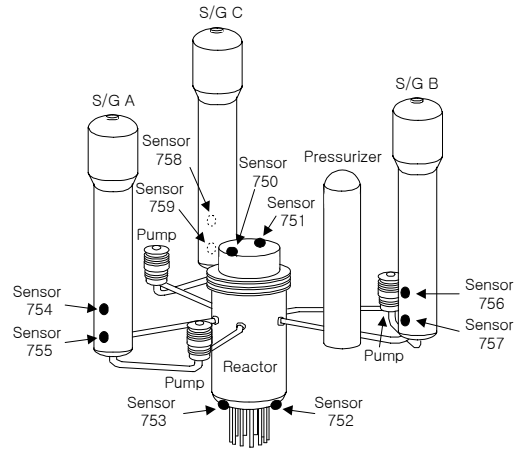


그림 11. 영광 1호기 및 고리 3호기 센서의 위치

영광 1호기 및 고리 3호기의 센서위치는 그림 11에 나타나 있다. 고리 3호기의 오경보 취득시의 발전소 상황은 RCP(Reactor Coolant Pump) A/B/C 모두 운전중일 때, RCS(Reactor Coolant System)의 상태가 고온대기(Hot Standby), 그리고 제어봉 낙하 시험 수행 후 오경보 발생되기 시작하였다. 즉, 영광 1호기의 오경보 데이터는 발전소 기동시 원자로 제어봉의 구동에 의한 것이다.

4.1.2 시운전 충격 데이터 취득

시운전 충격시험시 정상상태와 동일한 조건으로 만들기 위해 1차 계통의 냉각재 펌프를 구동하여 증기발생기의 온도를 상온상태(100 ℃)로 만들어 시험을 하였다. 영광 3호기, 영광 4호기, 울진 3호기, 울진 4호기, 고리 4호기의 증기발생기 시험위치에 강구로 충격을 발생시켰다.

4.2 신경망 학습

신경 회로망을 학습시키기 위한 자료로는 저출력 운전시의 오경보 신호와 시운전시의 충격신호를 입력하였다. 신경망에 입력되는 모든 신호는 0~1사이의 값으로 정규화(normalize) 하였다. 출력되는 값이 “0”에 근접할 경우 오경보, “1”에 근접할 경우 충격신호로 판별하도록 하였다.

학습을 위한 파라미터 설정은, 초기 가중치(weight)는 -0.5 ~ +0.5사이의 랜덤한 값으로, 학습률인 η 는 0.6으로, 바이어스율인 β 는 0.5로, 모우멘텀(momentum)의 경우는 0.9로 선정하였다. 그리고 학습을 10000번 수행 중 오차값이 0.0001 이하일 경우 학습을 중지하도록 시뮬레이션을 수행하였다.

```

3517 Total error = 0.000100271
3518 Total error = 0.000100317
3519 Total error = 0.000100302
3520 Total error = 0.000100248
3521 Total error = 0.000100214
3522 Total error = 0.000100199
3523 Total error = 0.000100165
3524 Total error = 0.00010013
3525 Total error = 0.000100096
3526 Total error = 0.000100062
3527 Total error = 0.000100028
3528 Total error = 9.99933e-005

<< Recognition Result >>
Target[0][0] = 0 ----> Computed = 0.000090 [OK]
Target[1][0] = 1 ----> Computed = 1.000000 [OK]
Target[2][0] = 0 ----> Computed = 0.000077 [OK]
Target[3][0] = 1 ----> Computed = 0.999978 [OK]
Target[4][0] = 0 ----> Computed = 0.000000 [OK]
Target[5][0] = 1 ----> Computed = 0.999976 [OK]
Target[6][0] = 0 ----> Computed = 0.000000 [OK]
Target[7][0] = 1 ----> Computed = 0.999990 [OK]

```

그림 12. 프로그램 실행 결과

학습 패턴의 개수는 오경보 신호 8개, 금속 충격신호 8개를 합하여 총 16개의 패턴을 신경망에 학습 시켰다. 학습패턴 데이터를 표 1 과 표 2 에 나타냈으며, 입력 개수별 오차 수렴도를 그림 4.4 에 나타냈다. 입력개수에 따른 수렴정도가 차이는 다소 있을 수 있으나 대체로 200회 정도에서 수렴하는 것을 확인할 수 있었다.

표 1. False Alarm 학습 패턴 데이터

시험번호	최대변위	반주기	상승시간	전체시간
1	0.140956879	7.93E-02	0.075135135	0.504153846
2	0.128372192	7.15E-02	0.075135135	0.504
3	0.290884993	1.51E-01	0.0612777	0.488923077
4	0.092146825	2.44E-01	0.449846154	0.449846154
5	0.15894165	6.62E-02	0.00972973	0.174615385
6	0.148077392	6.24E-02	0.030540541	0.142153846
7	0.16592102	7.11E-02	0.011621622	0.083692308
8	0.494464112	6.18E-02	0.007297297	0.465384615

표 2. True Alarm 학습 패턴 데이터

시험번호	최대변위	반주기	상승시간	전체시간
1	0.185619001	1.62E-01	0.004124324	0.003755385
2	0.30305337	1.74E-01	0.004948649	0.463867692
3	0.555619984	1.35E-01	0.007891892	0.465076923
4	0.218752316	1.67E-01	0.002432432	0.452153846
5	0.140276149	1.62E-01	0.025405405	0.465230769
6	0.128238777	2.50E-01	0.050675676	0.488784615
7	0.298196356	1.35E-01	0.022540541	0.473723077
8	0.11428557	1.26E-01	0.010722378	0.467388708

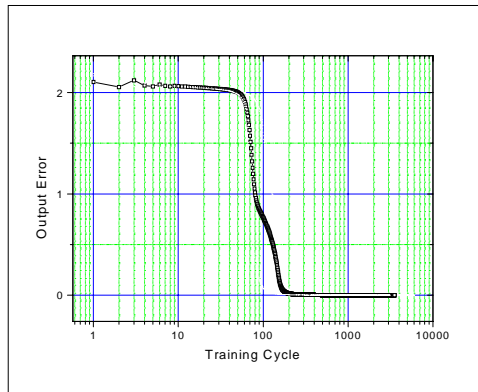


그림 13. 각 입력값의 차이에 따른 학습 수렴도

4.3 신경망 판별 결과

추가된 오경보 신호는 15개, 충격신호는 180개이며, 이에 대한 구분결과를 그림 14 및 15에 나타냈다. 표 4에 나타나듯이, 오경보 신호의 오판의 확률이 28.87%이고, 금속충격 신호의 오판 확률이 15.61%인 결과를 보였다.

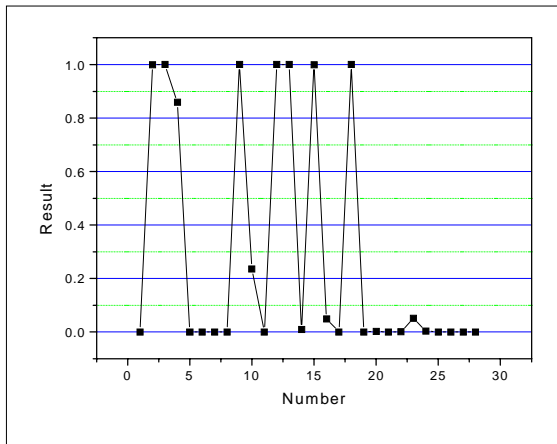


그림 14. 오경보 구분 결과

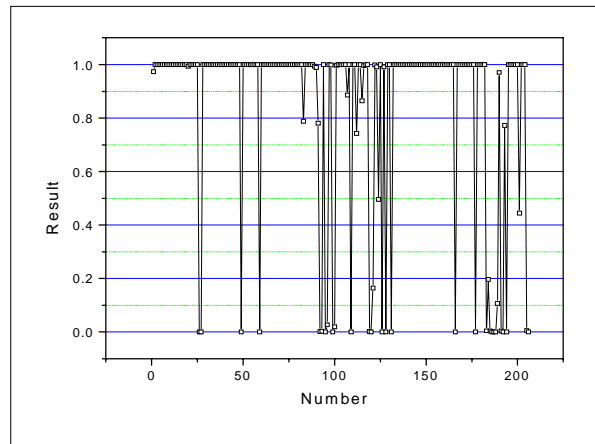


그림 15. 금속 충격신호 구분 결과

표 3. 오판 개수 분석

	오경보 신호	금속충격 신호
	총 28 개	총 205 개
오판 개수	8	32

표 4. 오차율 분석(단위 %)

	오경보 신호	금속충격 신호
	28.87	15.61
오차율		

5. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 금속파편감시시스템의 오경보신호와 충격신호를 소개하고 배경잡음을 줄이기 위한 전처리 필터링 기법에 대해 살펴보았으며, 오경보 신호와 충격신호의 특징을 추출하여 신경망을 적용한 자동판별 알고리즘의 입력변수로 제공하였다. 판별결과, 기존의 시스템에서 발생된 오경보신호의 오차가 1/4 정도로 줄어드는 것을 확인하였다. 오경보 신호로 잘못 판별된 금속물질 충격신호는 오경보 신호의 입력패턴과 유사한 특징이 확인되었다. 또한, 발전소 내의 구조물의 차이와 센서의 위치에 따른 충격신호의 감쇠요인 등으로 확인되었다. 오경보의 원인은 다양하고 불분명하지만 발전소 운전원의 경험을 토대로 제어봉 구동, 구조물 진동, 증기발생기 내부의 열팽창 등에 기인하는 것으로 알려져 있다.

본 논문에서 제시한 자동판별알고리즘은 현행의 간단한 임계치 설정논리에 비해 오경보율을 상당히 줄일 수 있는 효과를 보였으나, 반대로 금속물질의 실제 충격신호를 비충격적 잡음인 오경보신호로 오판하는 경우도 나타났다. 그러므로 보다 많은 오경보 신호를 취득하여 신경망을 학습시키고, Fuzzy 논리 등과 연계하여 보다 신뢰성 있는 오경보 판별 시스템을 구축하는 것이 추후과제이다.

참 고 문 헌

- [1] Combustion Engineering Inc., Instruction Manual: Operation - Maintenance Instructions for NSSS Integrity Monitoring System, Document No. 91691-ICE-15123. 1991.
- [2] 김태완외 7명, 울진 3, 4호기 원자력 발전소 NIMS 신호분석 및 진단, KOPEC/NED/TR/99- 001, 한국전력기술주식회사, 2. 1999.
- [3] B. Olma, Y. Ding, "Operational Experiences with Automated Acoustic Burst Classification by Neural Networks", Proceeding of SMORN VII, 1995.
- [4] 김정수외 2명, "금속파편 충격시험신호와 정상상태의 배경잡음신호분석", 제어 자동화 시스템공학회 충청지회 학술발표회, pp. 132-135, 1999
- [5] 김태완외 3명, "금속파편자동진단 기법 개발", '00 원자력 학술대회 논문집, pp. 110, 고리 한전연수원, May, 2000.
- [6] J. V Persio, "Commercial Nuclear Reactor Loose Part Monitor Setpoints", Progress in nuclear energy, Vol. 34, No. 3, pp. 203-211, 1999.
- [7] M.M. Nelson, "A Practical Guide to Neural Net", Addison-Wesley Publishing Company, Inc. 1991.
- [8] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark Beale, "Neural Network Design", PWS Publishing Company, 1995.
- [9] 오성현, "신경회로망을 이용한 원자력발전소 센서 신호 검증 및 고장검출에 관한 연구", 충남대학교 대학원. 1997
- [10] 오영환, 패턴인식론, 정익사.
- [11] L. H. Tsoulcalas and R. E. Urig, "Fuzzy and Neural Approaches in Engineering", John Wiley & Sons Inc. 1997