

## 이상 전기 신호 검출 기법

김원희 김만배

강원대학교 컴퓨터정보통신공학과

wonhoi@kangwon.ac.kr manbae@kangwon.ac.kr

## Detection of Electrical Fault Signal

Wonhoi Kim and Manbae Kim

Computer &amp; Communications Engineering, Kangwon National University

## 요약

직렬 아크의 발생은 큰 화재를 일으킬 수 있다. 직렬 아크는 일반 차단기의 검출 범위보다 낮은 전류에서 일어날 수 있어 직렬 아크를 차단하는데 큰 어려움을 가진다. 직렬 아크를 판단하기 위해 웨이블릿 엔트로피를 사용하여 feature를 추출한 다음 신경망을 적용하여 직렬 아크를 검출한다.

## 1. 서론

최근 전기에너지의 사용이 증가함에 따라 전기로 인한 인명피해, 자산피해 등과 같은 전기 재해도 증가하고 있다. 이상신호중의 하나인 직렬아크는 전기사고를 예방하기 위한 다각적인 노력에도 불구하고 가장 대표적인 전기사고이다. 이 같은 전기사고는 주택, 회사, 공장 뿐만 아니라 전기기기가 밀집 되어있는 철도, 항공기, 선박에서도 발생가능하며, 폐쇄적이고 운행중인 장소에서의 사고는 대규모 인명손실과 막대한 재산피해로 이어진다.

현재 차단기와 퓨즈 등의 보호 장치를 통하여 전기사고의 발생을 억제하고 있으나, 이들 보호 장치들은 사고 발생 후 선로와 전기기기들을 보호하기 위해 사용될 뿐, 사고가 발생하기 전에 미리 위험신호를 검출하여 예방할 수는 없다. 이상신호로 인한 전기사고를 미리 예측하기 위해서 쉽게 사용될 수 있는 것이 아크신호 차단기이다. 특히 높은 전기 사고의 발생원인인 선로와 전기기기들의 접촉, 접촉 불량에 의해 임피던스가 증가하면 대부분 직렬아크가 발생하며, 일정 시간이 지나면 국부적인 과열로 인해 전기사고가 발생하게 되기 때문에 아크신호의 검출이 꼭 필요하다.

본 논문에서는 [1]이 제안한 아크 검출 방법에 인공신경망을 적용하여 아크신호 검출의 타당성을 검증한다. 그림 1은 정상신호와 이상 아크신호의 예를 보여준다.

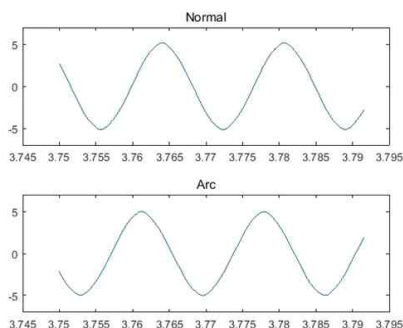


그림 1. 정상 및 이상 신호의 예

## 2. 전기 아크 검출 방법

웨이브릿과 엔트로피의 결합은 다양한 전기적 이상 검출에 사용되어 왔다. 웨이블릿 엔트로피는 다음 5가지로 구분 된다. Shannon entropy, Norm entropy, Logarithmic energy entropy 및 the Cross-entropy.

본 논문에서는 Logarithmic energy entropy를 이용한다. 웨이블릿 분할은 db5의 level4에서 활용하고 각 level의 계수 값을 계산한다. 다음으로 Logarithmic energy entropy는 각 레이어의 고주파 계수값인 특징을 계산한다. normal 신호와 arc신호를 저장한 뒤 웨이블릿 변환을 사용하여 각 신호에서 200개의 data를 얻은 후 level 4까지 각 각의 신호를 분리 해준다. 여기서 db4를 사용하였다. 웨이블릿을 통해 얻어진 level 1부터 level 4까지의 상세계수(detail coefficient)들을 Logarithmic energy entropy를 사용하여 에너지를 얻어낸다.

$$E(S_1) = \sum_{i=1}^{N_1} \log(\alpha_1^i)^2$$

$$E(S_2) = \sum_{i=1}^{N_2} \log(\alpha_2^i)^2$$

$$E(S_3) = \sum_{i=1}^{N_3} \log(\alpha_3^i)^2$$

$$E(S_4) = \sum_{i=1}^{N_4} \log(\alpha_4^i)^2$$

여기서  $N_1, N_2, N_3, N_4$ 의 값은 각 level에서 얻어진 상세계수(detail coefficient)들의 data 개수이다. Logarithmic energy entropy를 통해 얻어진 level 1부터 level 4까지의 값들을  $\log_{10}$ 을 취한다. 각 level로 저장된 값들은 정규화 한다. 정규화 식은

$$E(S_k) = \frac{E(S_k) - \min(E(S_k))}{\max(E(S_k)) - \min(E(S_k))}$$

이며 여기서 k 는 level 1부터 level 4까지를 나타낸다. ( $k \in \{1, 4\}$ )

### 3. 인공 신경망의 구조

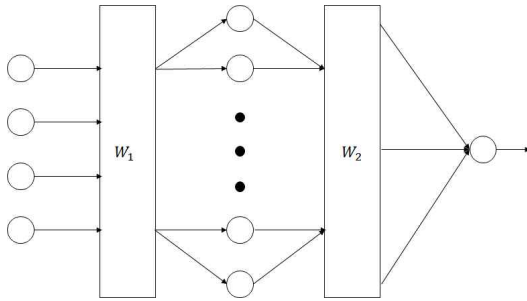


그림 2. 제안하는 신경망 구조

제안하는 신경망은 히든레이어가 1개인 신경망이다. 입력노드 개수는 4개이며 히든레이어의 노드개수는 9개이다. 마지막으로 출력레이어의 노드개수는 1개로 정상신호와 이상신호 아크 2가지 class로 분류한다.

### 4. 실험 결과

본 논문에서는 신경망을 이용하여 사람 인식을 하는 방법을 제안하였다. 제안 방법을 성능을 평가하기 위하여 총 10개의 신호를 사용하였다.

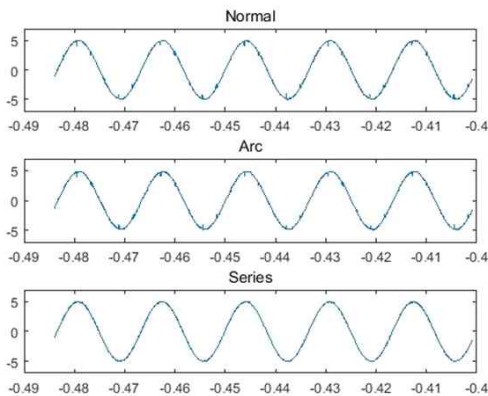


그림 3. 정상 및 이상 신호의 예들

그림 1은 학습에 사용된 정상 신호와 이상신호를 파형을 보여준다. 주파수는 60Hz sampling rate는 25kHz로 데이터를 취득하였다. 총 2만개의 sample data가 있으며 한 주기의 sample개수는 400개이다. 이 신호에서 35,000개의 sample을 대상으로 제안 알고리즘을 적용하여 성능을 평가하였다. 학습데이터는 정상 신호 5개와 이상신호 5개를 사용하였고 35,000개의 신호 중 28,000개의 데이터를 training data로 나머지 7,000개는 test data로 사용하였다. 신경망에서 epoch은 1,000에서 loss는 0.0004이다. 학습율은 0.1이고 활성화 함수는 Sigmoid 함수를 사용하였다. 가중치 초기값은 [-1,+1]까지 랜덤하게 생성하였다.

테스트 결과 검출율은 +98%가 나왔다. 따라서 웨이블릿 엔트로피로 얻어진 sample data를 만들고 신경망회로를 이용한 이 알고리즘은 만족스러운 성능을 가져온다.

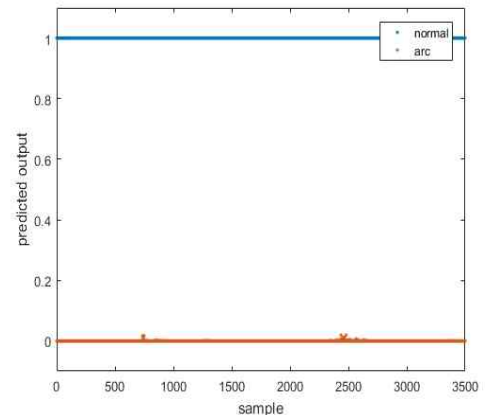


그림 4는 test data의 검출률 결과이다. 주황색 점은 이상 아크 신호로 판별된 data이고 파란색 점은 정상 신호로 판별된 data 이고 각각 3,500개의 data의 분포를 보여준다. 정상 신호로 판별된 data들은 모두 0.99이상의 검출률을 보여주고 있지만 이상 아크신호로 판별된 data들은 대부분의 data들이 0.01이하의 검출률을 보여주고 있다.

### 5. 결론

본 논문에서는 웨이블릿 엔트로피 중 Logarithmic energy entropy로 feature vector를 생성하여 신경망을 통해 정상신호와 이상 아크 신호를 분류해주는 방법을 제안하였다.

#### 감사의 글

2017년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. 2017R1D1A3B03028806)

#### 참고 문헌 (References)

[1] H. Yuanhang, W. Yongxing, Dong Enyuan, Zou Jiyan, "Aviation Arc Fault Diagnosis Based on Weight Direct Determined Neural Network", 2<sup>nd</sup> International Conference on Electric Power Equipment, 2013