

케이블 고장 위치 추정을 위한 STDR 신호의 웨이블릿 분해 및 재구성 기법

김 우 군*, 박 기 현*, 방 상 혁*, 박 소 령*

Decomposition and Reconstitution of STDR Signals Using Wavelet Transform for Location Estimation of Cable Fault

Woo Gyun Kim*, Ki Hyun Park*, Sang Hyuk Bang*, So Ryoung Park*

요 약

본 논문에서는 활선 상태에서 케이블의 고장 위치 추정 성능을 높이기 위하여 고장 탐지용 STDR(sequence time-domain reflectometry) 신호를 분해하고 가중치를 부여하여 재구성하는 기법을 제안하였다. 신호 분해에는 이산 웨이블릿 변환을 활용하고 재구성 가중치는 로지스틱 회귀(logistic regression)를 활용하여 얻은 후, 가중치를 부여하여 재구성한 신호와 주입한 수열 신호의 시간 상관을 구하여 고장의 위치를 추정한다. 제안하는 웨이블릿 기반 기법과 선행 연구인 EMD(empirical mode decomposition) 기반 기법을 사용하여 고장 위치 추정 성능을 비교한 결과, 웨이블릿 기법으로 분해한 신호의 상세성분에 적절한 가중치를 부여함으로써 불필요한 성분을 효과적으로 제거하고 중요한 성분을 결합하여 고장 탐지 및 위치 추정의 정확도를 높일 수 있음을 보였다.

키워드 : 시간영역 수열 반사측정법, 활선 고장, 웨이블릿 변환, 경험적 모드 분해, 로지스틱 회귀

Key Words : STDR(sequence time-domain reflectometry), fault of live wire, wavelet transform, EMD (empirical mode decomposition), logistic regression

ABSTRACT

In this paper, we propose decomposition and reconstitution techniques of STDR signals to improve the estimation performance of a fault location in live wire systems. The discrete wavelet transform is used for signal decomposition and the logistic regression is used for obtaining the reconstitution weights. The location of a cable fault is estimated using the correlation function of the reconstituted STDR signal and the injected sequence signal in time domain. The estimation performances of the fault location using the proposed wavelet-based methods are compared with those using the preceding EMD(empirical mode decomposition)-based methods in live wire systems. The results demonstrate that unnecessary components can be effectively removed and important components can be combined to increase the accuracy of location estimation by assigning appropriate weights to the detail components of the fault signals decomposed using the wavelet transform.

♦ First Author : The Catholic University of Korea (CUK), School of Information, Communications, and Electronics Engineering (ICEE), one20nine@naver.com, 학생회원

° Corresponding Author : CUK, School of ICEE, srpark@catholic.ac.kr, 종신회원

* CUK, School of ICEE, pp0104@naver.com, qktdkgur0902@naver.com

논문번호 : 202406-119-D-RN, Received June 18, 2024; Revised August 21, 2024; Accepted September 20, 2024

I. 서 론

전력 시스템에서 케이블은 전기 에너지를 전달하고 시스템을 서로 연결해주는 역할을 하기 때문에 전기 시스템의 안전과 효율성에 매우 중요한 영향을 미친다. 또한 인터넷, 전화, 방송 등 다양한 통신 시스템에서도 케이블을 통해 신호를 전송하는 경우가 많기 때문에 케이블의 상태 확인이 중요하다. 케이블에 다양한 이유로 결함이 발생할 경우, 전력 공급의 중단으로 인한 생산성 감소, 장비 손상 또는 파손으로 인한 유지 보수 비용 증가, 안전 문제로 인한 화재 및 인명 피해 위험 증가, 시스템의 신뢰성 및 효율성 저하 등 우리 사회에 여러 치명적인 문제를 야기할 수 있다. 이러한 까닭으로, 케이블 배선 시스템을 주기적으로 점검하는 것이 필수적이고, 케이블의 고장을 탐지하고 고장의 종류와 위치를 정확하게 추정하는 기술이 필요하다¹⁾.

케이블의 고장을 탐지하고, 고장의 종류와 위치를 추정하는 대표적인 기법으로는 시간영역의 상관(correlation)을 이용하는 TDR(time domain reflectometry) 방식과, TDR 방식의 단점을 보완한 STDR(sequence TDR)과 SSTDR(spread spectrum TDR) 기법이 있다. 고장을 탐지하기 위하여 케이블에 주입한(injected) 신호와 측정된(measured) 신호의 시간영역 상관 함수를 얻었을 때, 고장이 있으면 고장 지점 반사 신호가 존재하는 시점에서 상관 함수의 절댓값이 크게 나타난다. TDR 기법은 펄스를 주입하여 반사 신호가 존재하는 시점과 케이블의 신호 전파속도를 사용하여 케이블 고장 지점의 위치를 계산하는 기법이며, STDR과 SSTDR 기법은 각각 수열 신호와 정현파 변조한 수열 신호를 펄스 대신 주입하는 기법이다. STDR 및 SSTDR 기법을 사용하여 케이블의 고장 감지 성능이 개선되었으며 고장의 종류와 위치를 자동으로 탐지하는 연구가 진행되고 있다^{2,3)}.

또한 전력이 공급되고 있는 활성 상태의 STDR 측정 신호에서는 회로의 전압 불안정으로 인해 발생하는 저주파 잡음 때문에 반사 신호의 상관 값보다 잡음의 상관 값이 더 큰 경우가 발생하여 고장의 오탐지율이 매우 높다. 그림 1과 같이 반사 신호의 상관 값보다 진폭이 큰 저주파 잡음 부분의 상관 값이 더 높게 나타나서 고장 위치가 잘못 추정되는 경우가 많이 발생한다. 최근 이러한 경우에 EMD(empirical mode decomposition) 기법을 적용하여 측정 신호를 분해하고⁴⁾ 분해한 함수들을 가중치를 두어 재구성함으로써 저주파 잡음을 제거하여 고장 탐지 성능을 향상시킬 수 있음을 보였다⁵⁾.

한편, 최근 웨이블릿(wavelet) 기술이 신호 처리, 데

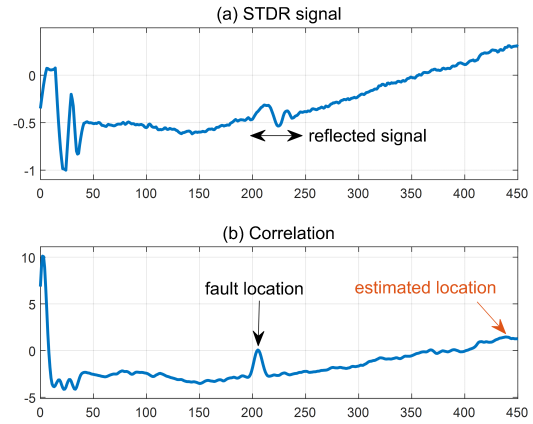


그림 1. 활성 상태의 STDR 신호와 상관 함수
Fig. 1. An STDR signal and its correlation

이터 압축, 패턴 인식, 영상 처리 등 다양한 응용 분야에 적용되고 있다. 특히, 신호 처리 분야에서 웨이블릿 기술은 시간 및 주파수 해상도를 동시에 제공하기 때문에 시계열 데이터에 대한 효율적인 분석을 가능하게 하여 음성, 생체 신호, 지진 데이터 등의 다양한 신호를 분석하는 연구에 활용되고 있다⁶⁻⁸⁾.

본 논문에서는 웨이블릿이 가진 시간-주파수 분석 기능을 사용하여 STDR 측정 신호를 분해하고 머신러닝(machine learning: ML) 기법으로 얻은 재구성 가중치를 사용하여 신호를 재구성한 뒤 고장의 위치를 추정하는 기법을 제안한다. 구체적으로는 이산(discrete) 웨이블릿 종류 중에서 symlet과 Haar 웨이블릿을 사용하여 신호를 분해하고 로지스틱 회귀(logistic regression) 방식으로 신호 재구성 가중치를 찾는다. 고장 탐지용 STDR 신호에 제안하는 웨이블릿 기반 신호 분해 및 재구성 기법과 기존 EMD 기반 신호 분해 및 재구성 기법을 적용하여 활성 고장 탐지 성능을 비교한다.

II. 신호 분해 기법

이 장에서는 신호 분해에 사용한 기존 EMD 기법과 제안하는 웨이블릿 기법을 설명한다.

2.1 EMD 기법^{4,9)}

EMD 기법은 임의의 신호를 IMF(intrinsic mode function)들로 분해하는 기법이다. 측정 신호 $r(n)$ 을 다음과 같이 EMD 알고리즘으로 분해하여 IMF $h_i(n)$, $i = 1, \dots, M-1$ 과 나머지(residual) 함수 $h_{\text{res}}(n)$ 을 얻는다.

$$r(n) = \sum_{i=1}^{M-1} h_i(n) + h_{\text{res}}(n) \quad (1)$$

여기서 $h_i(n)$ 은 반복적으로 계산하여 추정하는데, i 번째 IMF의 초기 함수 $h_i^{(0)}(n)$ 은

$$h_i^{(0)}(n) = \begin{cases} r(n), & i = 1 \\ r(n) - \sum_{j=1}^{i-1} h_j(n), & i \geq 2 \end{cases} \quad (2)$$

로 두고, $(k+1)$ 번째 추정은 k 번째 추정의 극댓값 포락선(envelope)과 극솟값 포락선의 평균 곡선인 $\mu^{(k)}(n)$ 을 k 번째 추정에서 소거하여

$$h_i^{(k+1)}(n) = h_i^{(k)}(n) - \mu^{(k)}(n) \quad (3)$$

과 같이 얻는다. 추정을 반복하는 횟수는 4~8회를 주로 사용하는데, 반복 횟수가 많을수록 극댓값 포락선과 극솟값 포락선의 평균 곡선을 소거하는 횟수가 많아지므로 IMF의 시간영역 평균이 0에 가까워지지만 반복 계산량이 늘어나면서 IMF의 개수도 늘어나게 되어 분석에 시간이 오래 걸리는 단점이 있다.

그림 2는 고장 탐지용 STDR 신호를 EMD 알고리즘으로 분해하여 얻은 IMF $h_i(n)$ 과 나머지 신호의 예시이다. 나머지 신호에 최저주파 성분이 담겨있고 IMF의 인덱스 i 가 클수록 더 낮은 주파수의 성분으로 구성됨을 볼 수 있다.

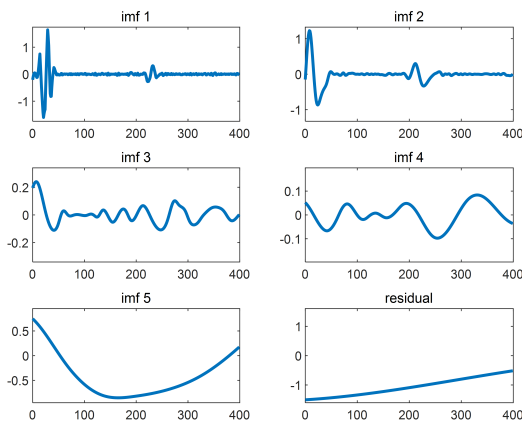


그림 2. 고장 탐지용 STDR 신호의 IMF 및 나머지 함수
Fig. 2. IMFs and a residual function of an STDR signal for fault detection

2.2 웨이블릿 분해 기법

웨이블릿 변환은 푸리에(Fourier) 변환과 같이 신호를 기저(basis) 함수들의 선형적인 결합으로 나타내는 분석 방법이지만, 푸리에 변환과는 달리 다양한 형태의 기저 함수를 사용할 수 있고 유동적인 창 함수(window function)를 사용할 수 있으며 시간영역의 해상도와 주파수 영역의 해상도를 조절할 수 있다. 웨이블릿 변환 중 이 논문에서 활용한 SWT(stationary wavelet transform)은 DWT(discrete wavelet transform)의 한계인 시변(time-varying) 문제를 해결한 신호 처리 기술이다. DWT는 신호 분석 중 수행되는 다운샘플링 때문에 신호의 작은 이동에도 분석 결과가 달라질 수 있는 반면, SWT는 다운샘플링을 수행하지 않기 때문에 신호가 약간 이동하더라도 분석 결과에 큰 차이가 나지 않는 시불변(time-invariant) 성질이 있다. 즉, 원본 신호의 위치가 바뀌어도 분석 결과에 큰 영향을 미치지 않으므로 신호나 이미지의 중요한 특징을 보다 정확하게 추출할 수 있어서 잡음 제거, 특징 검출, 이미지 처리 등 다양한 분야에서 유용하게 활용된다.

SWT는 그림 3과 같이 저대역통과(low-pass) 필터 $f(m)$ 와 고대역통과(high-pass) 필터 $g(m)$ 으로 신호를 필터링하는 연속적인 2-채널 필터뱅크(filter bank)로 구현하며, 근사성분(approximation) a_i 와 상세성분(detail) d_i 는 각각 i 번째 웨이블릿 분해 단계의 신호 계수들을 나타낸다.

웨이블릿 해석은 다양한 기저 함수를 사용할 수 있는데 대표적인 것으로는 Haar, Daubechies, symlet, coiflets, biorthogonal 등이 있다. Haar 웨이블릿은 가장 간단한 웨이블릿 중 하나로, 실시간 처리가 필요한 고장 신호 검출과 같은 작업에 매우 편리하고 메모리 사용이 매우 효율적이며 가장자리 효과 없이 정확한 변환을 제공한다. 그림 4(a)와 같이 Haar 웨이블릿은 간단한 불연속 함수이므로 영상 처리나 매끄러운 신호의 분해에는 효과적이지 않지만, 불연속점을 검출하는 데 효과적인

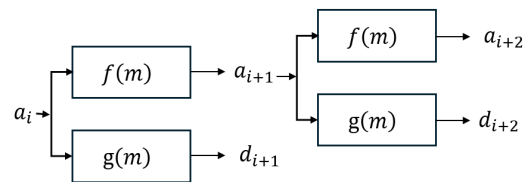


그림 3. SWT 분해 과정
Fig. 3. SWT decomposition process

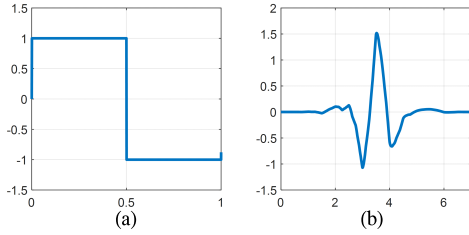


그림 4. 웨이블릿 함수 (a) Haar (b) symlet, N=4
Fig. 4. wavelet functions (a) Haar (b) symlet, N=4

특성이 있어서 값이 날카롭게 변하는 지점을 찾는 데에는 유용하다. symlet 웨이블릿은 Daubechies 웨이블릿에서 대칭성을 증가시켜 신호의 경계에서 발생할 수 있는 문제를 최소화하는 특성이 있다⁸⁾. 그림 4(b)와 같은 대칭적인 웨이블릿을 사용하여 신호의 자연스러운 변화와 패턴을 잘 포착할 수 있으며 다양한 해상도에서 신호를 분석하여 신호의 세부적인 특성을 점진적으로 검토할 수 있기 때문에 고장 신호와 같은 미세한 변화를 정확하게 감지하는 데 효과적일 수 있다. 특히 N=4 일 때 부드러운 특성과 낮은 왜곡률을 가지고 있어서 신호의 세밀한 정보를 보존하면서도 불필요한 잡음은 효과적으로 제거할 수 있다. 이러한 이유로 여러 웨이블릿 중 본 논문에서는 Haar과 N=4인 symlet(sym4)을 선택하여 고장 탐지용 STDR 신호를 분해하는 데에 활용한다.

그림 5는 고장 탐지용 STDR 신호를 웨이블릿으로 분해하여 얻은 성분들의 예시이다. 근사성분 $a_1(n)$ 에 신호의 최저주파 성분들이 포함되어 있고 상세성분 $d_i(n)$ 의 인덱스 i 가 작을수록 더 높은 주파수의 성분으로 구성됨을 볼 수 있다.

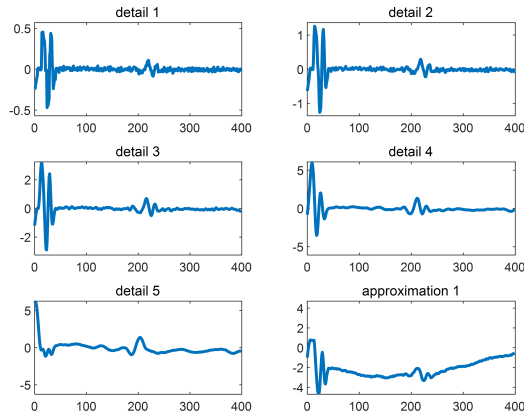


그림 5. 고장 탐지용 STDR 신호의 웨이블릿 분해 성분
Fig. 5. Decomposed components of an STDR signal for fault detection using the wavelet transform

III. 신호 재구성 기법

기존 EMD 알고리즘으로 신호를 분해한 뒤 나머지 함수와 저주파 성분에 해당하는 IMF를 제외한 $h_i(n)$, $i=1, \dots, L$ 에 가중치 w_i 를 적용하여 재구성 신호 $\hat{r}_{EMD}(n)$ 을 얻는 기법은 다음과 같다.

$$\hat{r}_{EMD}(n) = \sum_{i=1}^L w_i h_i(n), \quad L \leq M-1 \quad (4)$$

다음으로, 제안하는 웨이블릿으로 신호를 분해한 뒤 근사성분과 저주파 성분에 해당하는 상세성분을 제외한 $d_i(n)$, $i=1, \dots, L$ 에 가중치 w_i 를 적용하여 재구성 신호 $\hat{r}_{WAV}(n)$ 을 얻는 기법은 다음과 같다.

$$\hat{r}_{WAV}(n) = \sum_{i=1}^L w_i d_i(n), \quad L \leq M-1 \quad (5)$$

그림 2와 5에서 살펴본 바와 같이, 고장 탐지용 STDR 신호를 분해하였을 때 발생하는 성분들은 인덱스 i 가 클수록 더 낮은 주파수의 신호로 구성되어 있음을 볼 수 있다. 따라서 재구성할 때 L 값이 작을수록 저주파 잡음의 영향은 줄어들지만, 원래의 신호가 지닌 특성 또한 줄어들 수 있다.

이제 식 (4) 또는 (5)에서 재구성 가중치 w_i 를 정하는 방법을 몇 가지로 분류하여 설정해보자. 먼저, 활성 상태의 저주파 성분을 없애는 것이 우선적인 목표이므로, 신호 분해 알고리즘마다 최저주파 성분만을 제거하고 다른 성분들의 가중치를 동일하게 두거나(방법 1) 머신러닝으로 적절한 가중치를 찾는 방법(방법 3)을 고려하자. 그 다음으로, 재구성 복잡도를 줄이기 위해 상대적으로 높은 주파수 성분 셋을 남겨서 가중치를 동일하게 두거나(방법 2) 머신러닝으로 적절한 가중치를 찾는 방법(방법 4)을 고려하자. 이 네 가지 방법을 정리하면 다음과 같다.

- 방법 1. 최저주파 성분 단순 제거: 분해한 성분 중에서 최저주파 성분의 가중치만 0으로 하고 다른 성분의 가중치는 모두 동일한 값으로 설정하여 신호를 재구성하는 방법
- 방법 2. 고주파 성분 동일 가중치: 분해한 성분 중에서 상대적으로 높은 주파수 성분 3개의 가중치만 동일한 값으로 설정하고 다른 가중치는 0으로 두어 신호를 재구성하는 방법
- 방법 3. 최저주파 성분 제거한 머신러닝 가중치: 분해한

성분 중 최저주파 성분의 가중치만 0으로 하고 다른 성분의 가중치는 머신러닝으로 얻어 신호를 재구성하는 방법

- **방법 4. 고주파 성분 머신러닝 가중치:** 방법 3에서 상대적으로 높은 주파수 성분 3개를 제외한 다른 성분의 가중치는 0으로 두어 신호를 재구성하는 방법

이 논문에서 제안하는 신호 재구성 방법 3과 4에서는 머신러닝으로 재구성 가중치를 얻는 것을 고려한다. 불필요하다고 판단되는 성분을 제거한 후 남은 성분들이 고장 유무 탐지에 어떤 영향을 미치는지를 분석하기 위하여, 모든 성분에 동일한 가중치를 적용하였을 때의 결과와 머신러닝으로 고장 유무를 가장 잘 분류하는 가중치를 얻어서 적용하였을 때의 결과를 함께 제시하고자 한다. 방법 3과 4의 재구성 가중치를 얻기 위해 고장의 유무에 대한 다양한 머신러닝 분류 방식을 적용해보았다.

표 1은 EMD, Haar, sym4 분해 성분과 주입 신호의 고장 지점 상관 값을 입력 데이터로 사용하여 다양한 분류 방식의 정확도를 확인한 결과이다. 분해 기법별로 특정 지점에서 단선이 있을 경우의 STDR 신호 2,000개와 고장이 없을 경우의 STDR 신호 2,000개를 가지고 MATLAB®2023b를 활용하여 신호를 분해한 후 각각의 분해 성분과 주입 신호의 고장 지점 상관 값을 얻어서 총 4,000개의 데이터셋을 구성하여 분류에 적용하였다. STDR 신호는 전기안전연구원의 환선 케이블 고장 실험 데이터를 분석하여 추출한 케이블 전송 채널 모형을 사용하여 길이 7인 m-수열을 주입하는 방식으로 발생시켰다¹⁰⁾. 결과를 살펴보면 로지스틱 회귀 방식이 여러 분류 알고리즘과 비교하였을 때 분류의 정확도가 상당히 높은 편이고, 다른 알고리즘과 다르게 분류에 기여하는 속성별 가중치를 직접적으로 얻을 수 있기 때문에 이 논문에서는 로지스틱 회귀 방식을 활용하여 재구성 가중치를 얻는다.

표 2-4는 $L=5$ 일 때의 EMD, Haar, sym4 분해 기법의 재구성 가중치이다. 각각의 표에서 방법 3과 4는

표 1. 분류 방식별 고장 여부 분류 정확도 (단위: %)
Table 1. Fault classification accuracy using various classification methods (unit: %)

	Logistic Regression	SVM	KNN	Decision Tree	Voting	Random Forest	XG BC
EMD	97.12	95.25	88.50	97.75	96.50	98.38	99.38
Haar	99.25	99.25	95.45	98.88	99.38	99.38	99.88
sym4	98.88	98.62	98.62	99.00	98.62	99.00	99.88

표 2. EMD 재구성 가중치 (참고문헌 [4,5]의 기법)
Table 2. Reconstitution weights of EMD (Ref. [4,5])

Weight	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5
Method 1	1	1	1	1	1
Method 2	1.667	1.667	1.667	0	0
Method 3	2.613	2.117	0.216	-0.014	-0.041
Method 4	2.641	2.140	0.219	0	0

표 3. Haar 재구성 가중치 (제안 기법)
Table 3. Reconstitution weights of Haar (proposed)

Weight	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5
Method 1	1	1	1	1	1
Method 2	1.667	1.667	1.666	0	0
Method 3	-0.968	-1.236	-1.048	1.226	-0.522
Method 4	-1.488	-1.901	1.611	0	0

표 4. sym4 재구성 가중치 (제안 기법)
Table 4. Reconstitution weights of sym4 (proposed)

Weight	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5
Method 1	1	1	1	1	1
Method 2	1.667	1.667	1.667	0	0
Method 3	-0.117	-1.101	2.175	1.144	0.463
Method 4	-0.173	-1.622	-3.205	0	0

Google Colaboratory 환경의 Python 프로그램을 활용하여 4,000개의 데이터셋을 로지스틱 회귀 방식으로 학습시켜서 얻은 가중치 결과이다¹¹⁾. 모든 가중치는 절댓값의 합이 5가 되도록 크기를 정규화하여 나타내었다.

IV. 고장 탐지 및 위치 추정 실험

그림 6에 STDR 고장 신호를 Haar 웨이블릿으로 분해하고 표 3의 네 가지 방법으로 얻은 가중치를 사용하여 재구성한 신호들을 나타내었다. 모든 재구성 신호에서 환선 신호의 저주파 성분이 대부분 제거된 것과, 서로 다른 가중치에 따라 재구성 신호가 상당히 달라지는 것을 확인할 수 있다. 이러한 재구성 신호의 차이가 고장 위치 탐지 성능에 영향을 주는 것을 실험 결과로 살펴보자.

무작위 위치에 단선이 있을 경우의 STDR 고장 신호 20,000개에 대하여 표 2-4의 분해 및 재구성 기법별로 고장 위치 탐지 성능을 실험하였고, 고장 위치에 대한 오탐지율 결과를 표 5에 정리하였다. STDR 단선 고장 신호는 III장에서 설명한 것과 같이 환선 케이블 고장

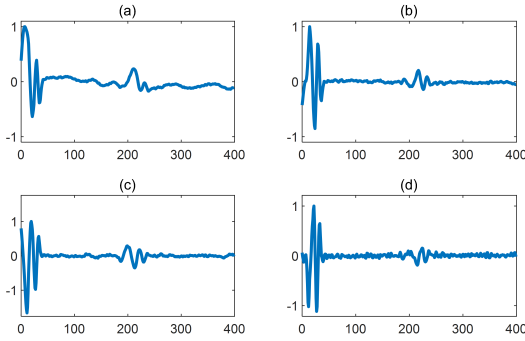


그림 6. 다양한 가중치로 재구성한 STDR 신호: 표 3에서의 (a) 방법 1 (b) 방법 2 (c) 방법 3 (d) 방법 4
Fig. 6. Reconstituted STDR signals using various weights: (a) Method 1 (b) Method 2 (c) Method 3 (d) Method 4 in Table 3

실험 데이터를 분석하여 추출한 케이블 전송 채널 모형을 사용하고, 길이 7인 m-수열을 주입하였을 때 무작위 위치의 단선 고장에서 반사되는 신호를 발생시켜 얻었다. 임의의 고장 위치에 해당하는 표본과 추정한 고장의 위치에 해당하는 표본의 차이가 2를 초과한 경우에 오탐지가 일어난 것으로 판단하고, 총 2만 개의 STDR 고장 신호 중에서 오탐지한 개수를 세어서 오탐지율을 계산하였다. 모든 분해 기법에서 최저주파 신호만 제거한 방법 1의 오탐지율이 가장 높게 나타났고, 머신러닝으로 고장 유무를 잘 분류하도록 신호 분해 성분의 가중치를 얻어서 재구성에 반영하였을 때 오탐지율이 낮아질 수 있음을 보여주고 있다.

EMD 기법에서 방법 1은 나머지 함수만을 제외하고 모든 IMF를 사용하여 동일한 가중치로 재구성하는 방법이므로, 원본 신호를 사용한 경우의 오탐지율인 64.32%에서 크게 줄어들지 않은 58.62%의 오탐지율을 보였다. 그러나 재구성 가중치 w_1 과 w_5 의 크기가 0이거나 0에 가까운 방법 2-4에서는 오탐지율이 약 2% 또는 그 이하로 대폭 줄어들었다. 즉, EMD 기법에서 IMF $h_4(n)$ 과 $h_5(n)$ 은 고장 탐지에 거의 불필요한 성분임을 보여준다. 그리고 IMF $h_i(n)$, $i = 1, 2, 3$ 의 가중치가

동일한 경우보다 머신러닝으로 가중치를 얻은 방법 3과 4에서 좀더 낮은 오탐지율을 보였다.

Haar 웨이블릿 기법에서도 방법 1의 오탐지율이 14.7%로 상당히 높은 점은 EMD와 비슷하지만, $d_i(n)$, $i = 1, 2, 3$ 의 가중치가 동일한 방법 2가 머신러닝으로 가중치를 얻은 방법 3과 4보다 오탐지율이 낮았다. 그 이유를 머신러닝으로 가중치를 얻는 방법에서 살펴보면, 분해 성분과 주입 신호의 ‘상관 함수 전체를 사용하여 오탐지율을 최소화 하는 가중치’를 얻는 학습 방법이 계산량이 너무 커 적용하기에 알맞지 않아서, 이 논문에서는 (III장의 방법 3에서 설명한 것과 같이) 분해 성분과 주입 신호의 ‘고장 지점 상관 값을 사용하여 고장 유무를 가장 잘 분류하는 가중치’를 얻었기 때문으로 분석된다.

sym4 웨이블릿 기법에서도 방법 1의 오탐지율이 가장 높긴 하지만 방법 2-4의 오탐지율과 차이가 크지 않음을 볼 수 있다. 즉, 고장 탐지 시스템에서 sym4 웨이블릿 기법을 사용하면 근사성분을 제외하는 것만으로도 불필요한 성분이 거의 제거되므로, sym4 웨이블릿 기법은 재구성 가중치의 영향이 크지 않은 강인한(robust) 고장 탐지 기법이라는 뜻으로도 해석할 수 있다.

마지막으로 모든 상세성분(EMD의 경우 IMF)의 재구성 가중치 설정(방법 3)이 고장 위치 탐지의 정확도를 높이는 데 있어 대부분 효과적이지만, 상대적으로 고주파 성분인 $d_i(n)$ 또는 $h_i(n)$, $i = 1, 2, 3$ 만 사용한 간소화된 가중치 설정(방법 2와 4)도 여전히 유용할 수 있음을 보여준다.

V. 결 론

본 논문에서는 고장 탐지 및 위치 추정에 쓰이는 STDR 신호에 웨이블릿 변환을 적용하여 근사성분과 상세성분들로 분해하고, 머신러닝 기법으로 얻은 재구성 가중치를 사용하여 STDR 신호를 재구성한 뒤 고장의 위치를 추정하는 기법을 제안하였다. 웨이블릿 종류 중에서 Haar와 symlet을 사용하여 신호를 분해하였고, 상세성분을 결합하는 재구성 방법을 네 가지로 구분하여 실험 결과를 살펴보았으며, 머신러닝을 활용한 가중치 선정에서는 로지스틱 회귀 방식으로 고장 유무를 가장 잘 분류하는 재구성 가중치를 얻었다.

제안하는 웨이블릿 기반 신호 분해 및 재구성 기법과 기존 EMD 기반 신호 분해 및 재구성 기법을 고장 탐지용 STDR 신호에 각각 적용하여 활성에서의 고장 탐지 및 위치 추정 성능을 비교하였다. EMD 기법에서는 머

표 5. 분해 및 재구성 기법별 고장 위치 오탐지율
Table 5. Detection error rates of fault locations using proposed and preceding decomposition and reconstitution methods

Decomposition	EMD (ref. [4,5])	Haar	sym4
Method 1	58.62 %	14.70 %	2.42 %
Method 2	2.09 %	0.69 %	2.23 %
Method 3	1.40 %	1.45 %	0.89 %
Method 4	1.39 %	2.16 %	1.79 %

신러닝으로 얻은 가중치를 적용한 재구성 방법 3과 4에서 1.4%의 오탐지율 결과를 얻은 반면, Haar 웨이블릿 기법에서는 고주파 성분의 단순 재구성 방법 2에서 모든 분해 및 재구성 기법 중 가장 낮은 오탐지율인 0.69%의 결과를 얻었다. sym4 웨이블릿 기법에서는 재구성 방법 1-4 모두에서 오탐지율이 2.5% 이내였고, 그중 상세성분 전체를 머신러닝 가중치로 재구성한 방법 3에서 오탐지율이 0.89%로 가장 낮았다. 따라서 제안한 기법으로 기존의 기법보다 더 낮은 1% 이내의 오탐지율을 달성하였음을 확인할 수 있다.

결과적으로 웨이블릿 기법으로 분해한 신호의 상세 성분에 적절한 가중치를 부여하여 고장 탐지 신호를 재구성함으로써 불필요한 성분을 효과적으로 제거하고 중요한 성분을 적절히 결합하여 고장 탐지 및 위치 추정 of 정확도를 높일 수 있음을 보였다.

References

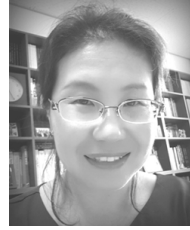
- [1] N. H. Rahim, I. S. Chairul, S. A. Ghani, M. S. A. Khair, N. Abas, and Y. H. M. Thayoob, "Simulation of TDR circuit for the analysis of wave propagation in XLPE cable model," in *Proc. IEEE Int. Conf. Power and Energy*, pp. 796-801, Kota Kinabalu Sabah, Malaysia, Dec. 2012.
(<https://doi.org/10.1109/PECon.2012.6450325>)
- [2] J. J. Han, S. R. Park, and S. Noh, "Improvement of detection performance in STD R/SSTD R using sign detector," *Electr. Lett.*, vol. 51, no. 16, pp. 1281-1282, Aug. 2015.
(<https://doi.org/10.1049/el.2015.1657>)
- [3] S. R. Park, I. Song, and S. Yoon, "A unified decision scheme for classification and localization of cable faults," *IEICE Trans. Fundamentals*, vol. E103-A, no. 6, pp. 865-871, Jun. 2020.
(<https://doi.org/10.1587/transfun.2019EAL2146>)
- [4] G. Ryu and S. R. Park, "Noise decomposition and elimination techniques for fault location of live wire," *J. KICS*, vol. 42, no. 6, pp. 1135-1141, Jun. 2017.
(<https://doi.org/10.7840/kics.2017.42.6.1135>)
- [5] W. G. Kim, K. H. Park, S. H. Bang, and S. R. Park, "Signal decomposition and reconstitution schemes for fault detection of live wire in TDR method," in *Proc. KICS Fall Conf.*, pp. 1013-1014, Gyeongju, Korea, Nov. 2023.
- [6] K. Lee, S. Kim, and J. Choi, "Wavelet de-noising for power quality event detection," *J. KICS*, vol. 41, no. 8, pp. 914-916, Aug. 2016.
(<https://doi.org/10.7840/kics.2016.41.8.914>)
- [7] E. Choi and H. Park, "Acoustic anomaly detection based on band energy of discrete wavelet transform," *J. KICS*, vol. 49, no. 4, pp. 612-618, Apr. 2024.
(<https://doi.org/10.7840/kics.2024.49.4.612>)
- [8] A. Zaeni, T. Kasnalestari, and U. Khayam, "Application of wavelet transformation symlet type and coiflet type for partial discharge signals denoising," in *Proc. ICEVT*, pp. 78-82, Surakarta, Indonesia, Oct. 2018.
(<https://doi.org/10.1109/ICEVT.2018.8628460>)
- [9] C. Boor, *A Practical Guide to Splines*, 2nd Ed., Springer, New York, 2001.
(ISBN:9780387953663)
- [10] S. R. Park, "Detection performance improvement of STD R/SSTD R schemes using sign eliminator," *J. KICS*, vol. 41, no. 6, pp. 620-627, Jun. 2016.
(<https://doi.org/10.7840/kics.2016.41.6.620>)
- [11] S. H. Oh, *Python Deep Learning Machine Learning*, Information Publishing Group, Seoul, 2021.
(ISBN:9788956749006)

김 우 군 (Woo Gyun Kim)



2019년 3월~현재 : 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 학사과정
<관심분야> 통신 신호처리, 유선/무선/이동 네트워크, 통신망 운용 관리

박 소 령 (So Ryoung Park)



1997년 2월 : 연세대학교 전자공학 공학사
1999년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학 공학석사
2002년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학 공학박사
2003년 3월~현재 : 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 교수
<관심분야> 통계학적 신호처리, 검출 및 추정, 무선 이동통신

[ORCID:0000-0002-0492-1216]

박 기 현 (Ki Hyun Park)



2019년 3월~현재 : 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 학사과정
<관심분야> 무선 이동통신, 통신 신호처리, 네트워크 시스템

방 상 혁 (Sang Hyuk Bang)



2019년 3월~현재 : 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 학사과정
<관심분야> IP 및 라우팅 기술, 데이터 센터 네트워킹, 네트워크 가상화