

An Adaptive Reclosing Scheme Based on the Classification of Fault Patterns in Power Distribution System

吳正桓* · 金載哲** · 尹尙潤***
(Jung-Hwan Oh · Jae-Chul Kim · Sang-Yun Yun)

Abstract - This paper proposes an adaptive reclosing scheme which is based on the classification of fault patterns. In case that the first reclosing is unsuccessful in distribution system employing with two-shot reclosing scheme, the proposed method can determine whether the second reclosing will be attempted or not. If the first reclosing is unsuccessful two fault currents can be measured before the second reclosing is attempted, where these two fault currents are utilized for an adaptive reclosing scheme. Total harmonic distortion and RMS are used for extracting the characteristics of two fault currents. And the pattern of two fault currents is respectively classified using a mountain clustering method and a minimum-distance classifier. Mountain clustering method searches the cluster centers using the acquired past data. And minimum-distance classifier is used for classifying the measured two currents into one of the searched centers respectively. If two currents have the different pattern it is interpreted as temporary fault. But in case of the same pattern, the occurred fault is interpreted as permanent. The proposed method was tested for the fault data which had been measured in KEPCO's distribution system, and the test results can demonstrate the effectiveness of the adaptive reclosing scheme.

Key Words : Adaptive Reclosing Scheme, Temporary/Permanent Fault, Power Distribution System, THD, RMS, Mountain Clustering Method, Minimum-Distance Classifier

1. 서 론

재폐로방식은 과도 안정도를 향상시키고 발전기 측에 가해지는 충격, 기기나 선로의 과부하를 감소시킬 수 있다. 또한 정전 구간과 영구정전 시간을 감소시킴으로서 전력공급 신뢰도를 향상시키고 자동복구로 운전원의 노력을 줄일 수 있다. 그러나 영구사고에 대한 재폐로는 전력계통과 설비에 심각한 충격을 초래한다. 배전계통의 경우, 반복적인 사고전류 유입으로 인하여 사고선로의 전력설비를 열화[1,2]시킬 뿐만 아니라 동일 모선에 연결된 건전한 인근선로에 순간전압강하를 반복적으로 발생시키기 때문에 전기적 외란에 민감한 수용가 설비의 오동작·정지 등을 초래한다[3-5]. 따라서 전력계통에서 발생한 일시사고(temporary fault)/영구사고(permanent fault)를 판별할 수 있다면, 영구사고에 대하여 차단기 재투입을 금함으로서 재폐로방식의 효용가치를 높일 수 있다.

전력계통에서 발생한 사고에 대하여 일시사고/영구사고를 구분한 후에 차단기 재투입 또는 로크아웃(lock-out)을 결정하는 문제는 주로 송전계통의 단상 재폐로방식에서 연구되어 왔다[6-10]. 이들 연구에서는 송전계통에서 단상사고가 발생

하여 사고선로를 트립하였을 경우, 발생하는 2차 아크를 푸리에 변환 또는 웨이블릿 변환하여 특징을 추출하였다. 추출된 특징을 신경망으로 학습시킴으로서 사고형태(일시사고/영구사고)를 판별하였고 이로부터 재폐로 또는 차단기 로크아웃을 결정하였다. 또한 단상 재폐로방식을 적용하는 송전선로에서 개방된 사고상 전압을 해석적 방법으로 계산함으로써 일시사고와 영구사고를 판별하는 방법도 발표되었다[10]. 그러나 이전에 제안된 방법은 단상 재폐로방식을 적용하는 송전계통에서 단상 사고가 발생하였을 경우에만 이용될 수 있기 때문에 그 이론을 배전계통에는 적용할 수 없다는 단점이 있다. 그 이유는 배전계통에서는 단상 사고가 발생하였을 경우에도 사고상 뿐만 아니라 사고가 발생하지 않은 2개의 건전상도 동시에 개방하는 3상 재폐로방식을 적용하며, 이로 인하여 사고상에 2차 아크가 발생하지 않기 때문이다.

본 논문에서는 사고전류의 패턴분류에 기초한 배전계통의 적응 재폐로방식을 제안하였다. 국내 배전계통에서는 사고가 발생하였을 때 차단기를 로크아웃하기 전까지 일반적으로 2회 재폐로를 시도하며, 첫 번째 재폐로 실패시에 사고 순간과 첫 번째 재폐로 순간에 2개의 사고전류를 검출할 수 있다. 본 논문에서 제안한 적응 재폐로방식은 2회 재폐로방식을 적용하는 계통에서 첫 번째 재폐로가 실패한 경우, 두 번째 재폐로가 성공할 일시사고와 실패할 영구사고를 구분하여 변전소 인출부에 설치된 배전선로 차단기의 두 번째 재폐로 또는 로크아웃을 결정하는 방식이다. 이를 위하여 검출된 사고전류 즉, 사고 순간과 첫 번째 재폐로 순간에 흐르는 전류의 실

* 正 會 員 : 崇實大 電氣工學科 時間講師 · 工博

** 正 會 員 : 崇實大 電氣工學科 教授 · 工博

*** 正 會 員 : 崇實大 電氣工學科 博士課程

接受日字 : 2000年 11月 29日

最終完了 : 2001年 2月 6日

효값과 전고조파왜곡을 계산함으로써 사고특징을 추출하였다. 그 다음, 마운틴 군집화 방법과 최소 거리분류기를 이용하여 사고패턴을 분류한 후에 발생한 사고를 일시사고 또는 영구사고로 판별하였다. 마운틴 방법은 사고특징을 대표할 수 있는 군집중심을 탐색하기 위하여 사용하였으며, 최소 거리분류기는 실제 사고가 발생하였을 경우에 입력되는 사고 데이터를 탐색된 군집중심 중에서 어디에 속할 것인가를 결정하는 데 사용하였다. 여기서 2개의 사고전류가 각각 다른 군집중심으로 분류되면 일시사고로 판단하였으며, 2개의 사고전류가 동일한 군집중심으로 분류되면 영구사고로 판별하였다. 또한 제안한 방식을 실제 배전계통에서 취득한 사고에 적용한 결과를 나타내었다.

2. 사고 파형의 특징 추출

2.1 실효값과 THD 분석

실효값은 시간 함수를 제공하여 한 주기에 대한 평균을 취하고 다시 그 제공근을 취하는 것으로서 RMS(Root Mean Square)값이라고도 한다. 시간 영역에서 샘플링된 전류 실효값은 식 (1)과 같다.

$$I_{RMS} = \left(\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} i^2(n) \right)^{1/2} \quad (1)$$

여기서, $i(n)$: 시간영역에서 샘플링된 전류 (이산신호)
 N : 한 주기의 샘플링 갯수

주파수 분석은 신호에 어떠한 주파수 성분이 포함되어 있는가를 분석하는 것이며, 사고전류 $i(n)$ 에 대하여 N 개($n=0, 1, 2, \dots, N-1$)의 이산신호가 주어질 때 γ 번째 이산 푸리에 변환은 식 (2)와 같다.

$$I(h, \gamma) = \sum_{n=0}^{N-1} i_f(n + \gamma\delta) e^{-j \frac{2\pi}{N} nh} \quad (2)$$

여기서, h : 고조파 성분(0, 1, ..., $N-1$)
 γ : 푸리에 변환하는 구간 순서
 δ : 이동되는 샘플 갯수

파형에 포함된 고조파 성분을 정량화한 전고조파왜곡(Total Harmonic Distortion : THD)은 기본 주파수 성분의 실효값에 대한 다른 모든 주파수의 실효값의 비로 주어지며, 직류 성분이 영인 경우에 주로 사용된다. 식 (2)에서 각 구간의 이산 푸리에 변환을 계산한 후에 그 진폭 스펙트럼의 평균값(I_h)을 사고전류의 진폭 스펙트럼(또는 실효값)으로 한다면, 전고조파왜곡은 식 (3)과 같다. 단, 식 (3)은 직류성분이 없는 경우에 적용할 수 있다.

$$THD = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^{h_{max}} I_h^2}}{I_1} \times 100 [\%] \quad (3)$$

여기서, I_1 : 기본과 전류 실효값
 I_h : h 고조파 전류 실효값
 h_{max} : 최고 고조파 성분

2.2 사고 파형

국내 배전계통에서는 일반적으로 2회 재폐로방식을 적용하고 있다. 이것은 사고 발생 후, 차단기 로크아웃 전까지 2회 재부입을 시도하는 방식이다. 2회 재폐로방식을 적용하는 배전계통에서 첫 번째 재폐로가 실패한 경우, 두 번째 재폐로를 시도하기 전에 2회의 사고전류를 검출할 수 있다. 첫 번째 사고전류는 '사고 발생~첫 번째 차단기 트립'사이에서 검출할 수 있고 두 번째 사고전류는 '첫 번째 재폐로~두 번째 차단기 트립'사이에서 검출할 수 있다. 본 논문에서 제안한 적용 재폐로방식은 두 번째 재폐로 시도를 결정하는 방식이다. 즉 첫 번째 재폐로가 실패한 경우, 위의 2개의 사고전류를 분석하여 특징을 추출하고 패턴을 분류함으로써 두 번째 재폐로가 성공할 일시사고와 실패할 영구사고를 구분하여 두 번째 재폐로 또는 차단기 로크아웃을 결정하는 방식이다.

특징추출과 패턴분류에 사용된 사고 파형은 사고기록계(fault recorder : EDRAC 1601)를 이용하여 검출·수집하였고, 사고기록계는 배전용 변전소(154/22.9[kV])의 전력용 변압기 2차측에 설치하여 약 4년간 운용되었다. 수집된 사고 파형을 일시사고와 영구사고로 분류하기 위하여 모델계통의 보호 계전기 동작월보를 이용하였으며, 그 결과 14개의 일시사고와 15개의 영구사고 파형을 획득하였다.

2.3 특징 추출

사고 패턴을 분류하기 위해서는 시간 영역의 파형을 직접 이용하기보다는 사고 상태를 적절히 표현할 수 있는 어떤 요소를 이용하는 것이 바람직하다. 본 논문에서는 전류파형의 실효값과 전고조파왜곡을 계산함으로써 일시사고와 영구사고를 구분할 수 있는 특징을 추출하였다. 그림 1은 일시사고에 대한 전형적인 전류파형의 일례를 나타낸 것이다.

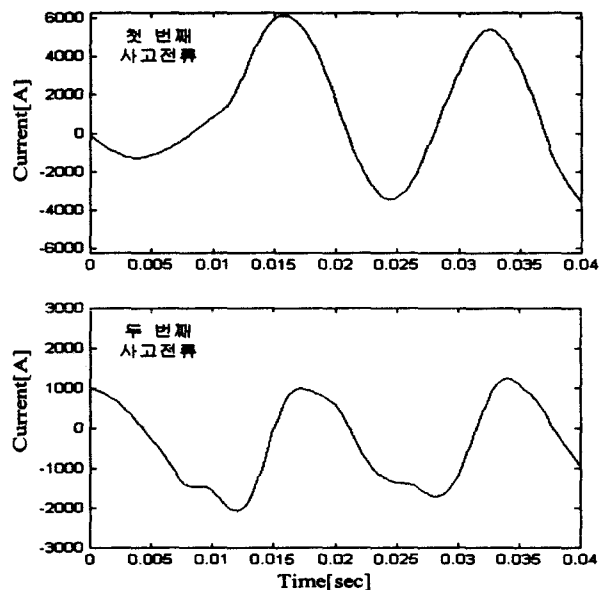


그림 1 일시사고에 대한 전형적인 전류파형 예

Fig. 1 Typical example of temporary fault current waveform

그림 1로부터 일시사고의 경우, 첫 번째 사고전류는 비교적 정현파이기 때문에 기본파 성분이 대부분을 차지하고 고조파 성분이 매우 적게 포함되어 있음을 알 수 있다. 그러나 두 번째 사고전류는 왜곡되어 있기 때문에 첫 번째 사고전류에 비하여 고조파 성분이 많이 포함되어 있다. 또한 사고전류 크기의 경우, 첫 번째 사고전류에 비하여 두 번째 사고전류가 많이 감소하였다는 것을 관측할 수 있다. 영구사고에 대한 전형적인 전류파형의 일례를 그림 2에 나타내었다.

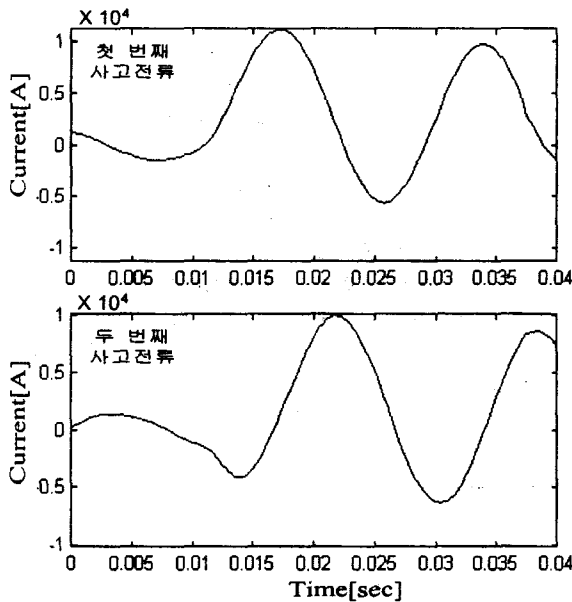


그림 2 영구사고에 대한 전형적인 전류파형 예
Fig. 2 Typical example of permanent fault current waveform

그림 2로부터 영구사고의 경우, 첫 번째 사고전류와 두 번째 사고전류는 정현파 형태를 갖고 있기 때문에 지수형 윗 성분 제거한다면 고조파 성분이 거의 포함되어 있지 않음을 알 수 있다. 마찬가지로 사고전류의 크기에 있어서도 크기 변화가 매우 적음을 관측할 수 있다.

그림 3은 일시사고와 영구사고(그림 1, 그림 2)에 대한 실효값과 전고조파왜곡의 변화를 나타낸 것이다. 여기서 실효값은 샘플링 시간을 250[μs]로 하였을 경우, 1[cycle]에 해당하는 N=67개의 이산신호를 이용하여 계산하였다. 또한 1[cycle]의 사고전류에 대하여 이산 푸리에 변환을 하였고 δ=17개(0.25[cycle]) 만큼 이동한 후에 다시 푸리에 변환을 반복하였다. 이로부터 각 구간의 진폭 스펙트럼을 계산한 후, 그 평균값을 사고전류의 진폭 스펙트럼으로 사용하였다. 사고 파형에 대한 전고조파왜곡은 제 5고조파 성분까지를 이용하여 계산하였다.

그림 3으로부터 일시사고의 경우, 첫 번째 사고전류의 전고조파왜곡과 실효값은 약 0.25, 3.53을 각각 나타내었고 두 번째 사고전류의 전고조파왜곡과 실효값은 약 1.39, 3.04를 나타내었다. 이로부터 일시사고는 전고파왜곡과 실효값의 변화가 비교적 크다는 것을 알 수 있다. 영구사고의 경우, 첫 번째 사고전류의 전고파왜곡과 실효값은 약 0.07, 3.80을 나타내었고 두 번째 사고전류는 약 0.21, 3.78을 나타내었다. 따라서,

영구사고의 전고조파왜곡과 실효값의 변화는 일시사고에 비하여 적으며 2개의 사고 전류가 비슷한 패턴을 갖는다는 것을 알 수 있다. 이와 같이, 일시사고와 영구사고는 실효값과 전고조파왜곡 관점에서 다른 특징을 나타내었기 때문에 사고 형태(일시사고/영구사고)를 판별할 수 있는 파라미터로서 실효값과 전고조파왜곡을 선택하였다.

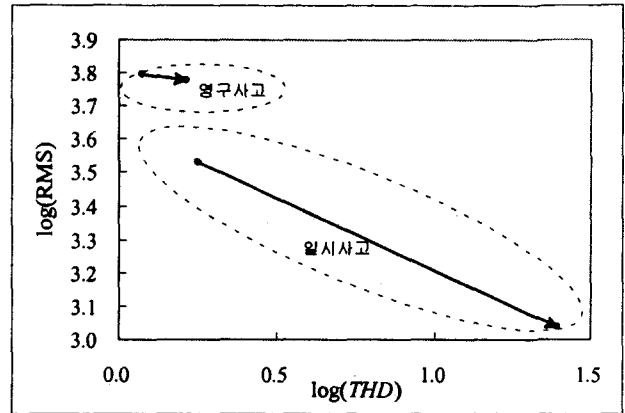


그림 3 일시·영구사고에 대한 log(RMS) 및 log(THD)의 변화
Fig. 3 Variation of log(RMS) and log(THD) for temporary and permanent fault

3. 사고파형의 패턴 분류

3.1 마운틴 군집화 방법

Yager의 마운틴 군집화 방법(Mountain Clustering Method : MCM)은 군집중심을 탐색할 수 있는 방법이다[11,12]. 여기서는 2차원 공간상에서의 마운틴 군집화 방법을 살펴보고자 한다. 2차원 공간 X×Y상에 q개의 데이터가 주어졌을 때, 군집중심은 다음과 같은 순서로 결정할 수 있다.

1단계 : X×Y공간을 각각 g_x 와 g_y 개의 그리드 선(grid line)을 사용하여 분할한다. 이 경우에 그리드 선의 교차점 즉, $g_x \times g_y$ 개의 정점(vertex)은 찾고자하는 군집중심의 후보가 되며 이것을 잠재적 군집중심(potential cluster center)이라 한다. X축의 그리드 X_i 와 Y축의 그리드 Y_j 는 서로 교차하여 정점을 형성하고, 이러한 정점 V_{ij} 는 X×Y공간상에 (X_i, Y_j) 좌표를 갖는 잠재적 군집중심이 된다.

2단계 : 각각의 V_{ij} 에 대하여 주어진 q개의 데이터를 이용하여 식 (4)와 같이 마운틴 함수 M을 계산한다.

$$M(V_{ij}) = \sum_{k=1}^q \exp(-\alpha \cdot d(V_{ij}, O_k)) \quad (4)$$

여기서, O_k : 좌표가 (x_k, y_k) 인 주어진 k번째 데이터

α : 양의 상수

$d(V_{ij}, O_k)$: V_{ij} 와 O_k 사이의 거리

식 (4)에서 알 수 있듯이 마운틴 함수는 거리 함수로 주어지며 일반적으로 $d(V_{ij}, O_k)$ 는 유클리드 거리를 사용한다. 이로부터 V_{ij} 에 주어진 데이터가 근접해 있거나 밀집되어 있는

경우에 마운틴 함수값이 증가한다는 것을 알 수 있다.

3단계 : 정지 규칙(stopping rule)을 만족할 때까지 군집 중심을 구하고 마운틴 함수를 갱신한다. 1번째 마운틴 함수 $M_1(V_{ij})$ 값 중에서 식 (5)를 만족하는 가장 높은 함수값을 M_1^* 라고 할 때, 여기에 해당하는 정점 V_{ij} 는 1번째 군집중심 V_1^* 가 된다.

$$M_1^* = \text{Max}_{ij} [M_1(V_{ij})] \quad (5)$$

군집중심 주변에는 데이터가 밀집되어 있기 때문에 마운틴 함수값이 높은 정점이 그 주변에 많이 존재하게 된다. 이 경우에 구해진 군집중심의 영향을 제거하지 않으면, 다음 번째 중심도 바로 전의 중심 주변에서 발생될 가능성이 매우 높다. 이러한 현상을 방지하기 위하여 구해진 군집중심의 영향을 식 (6)과 같이 제거함으로써 마운틴 함수를 갱신한다.

$$M_{i+1}(V_{ij}) = M_1(V_{ij}) - M_1^* \exp(-\beta \cdot d(V_1^*, V_{ij})) \quad (6)$$

여기서, β : 양의 상수

갱신된 마운틴 함수값은 점차적으로 감소하며, 식 (7)의 정지 규칙을 만족할 때까지 위의 과정을 반복적으로 수행한다.

$$\frac{M_{i+1}}{M_1^*} < \epsilon \quad (7)$$

여기서, ϵ : 양의 정수 (단, $\epsilon < 1$)

신호의 패턴을 분류하는 방법으로는 마운틴 방법 외에 퍼지 C-Means, 코호넨 신경망 등의 방법이 사용되고 있다. 코호넨 신경망은 입력 패턴에 대하여 정확한 해답을 미리 주지 않고 자기 스스로 학습하는 자율학습형 모델이며, 승자 뉴런만이 출력 신호를 보낼 수 있는 승자 독점(winner take all) 원칙에 의하여 학습된다. 이 방식은 신경망을 학습시키기 위하여 입력되는 데이터의 패턴을 사전에 알고 있어야 적용할 수 있다. 퍼지 C-Means는 주어진 데이터로부터 C개의 군집을 대표하는 중심을 찾는 방법이다. C개의 군집중심에 대한 주어진 데이터의 소속정도를 0~1사이의 적당한 값을 갖게 한 후, 이 소속정도를 이용하여 군집중심을 계산한다. 퍼지 C-Means는 각 데이터의 소속정도를 이용하여 군집중심을 탐색하기 때문에, 초기 소속정도의 설정값이 변하면 군집중심이 변할 가능성도 있다. 즉, 초기값(소속정도 또는 군집중심)을 잘 선택하지 않으면 전역해를 찾지 못할 수도 있다.

마운틴 방법은 잠재적 군집중심을 형성한 후, 이 중심에 대한 마운틴 함수를 계산함으로써 군집중심을 결정한다. 잠재적 군집중심은 그리드를 이용하여 공간을 균일하게 분할함으로써 형성되기 때문에, 이 방법은 탐색공간 전체에 걸쳐서 군집중심을 찾는 효과가 있다. 이것은 탐색된 군집중심이 전역해일 가능성이 매우 높다는 것을 의미한다. 또한 마운틴 방법은 입력되는 데이터의 패턴과 군집중심 갯수를 사전에 결정할 필요가 없다. 본 논문에서는 대상으로 하는 사고 데이터를 사전에 특정한 패턴으로 분류하기 어렵고, 초기값 설정에 따른 군집중심의 변화를 줄이고자 마운틴 방법을 적용하였다.

3.2 최소 거리분류기

최소 거리분류기(Minimum-Distance Classifier : MDC)는 거리 함수에 의하여 주어진 데이터의 패턴을 분류하는 간단하고 직관적인 패턴 분류기이다[13]. 단일 모델 패턴 $v_1, v_2, \dots, v_1, \dots, v_c$ 가 c개의 패턴 부류(class)를 대표한다고 할 때, 주어진 데이터 z와 1번째 모델간의 유클리드 거리는 식 (8)과 같다.

$$d(z, v_i) = \|z - v_i\| \quad (8)$$

최소 거리 분류기는 주어진 데이터 z와 각 부류를 대표하는 모델간의 거리를 계산하여, 가장 가까운 거리를 갖는 부류에 z를 배정한다. 즉 모든 $m(\neq i)$ 에 대해서 $d(z, v_i) < d(z, v_m)$ 를 만족하면 v_i 로 대표되는 부류에 데이터 z를 배정한다. 그림 4는 이러한 최소 거리분류기를 나타낸 것이다.

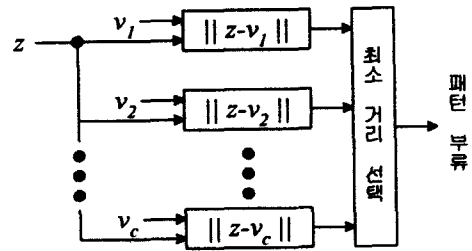


그림 4 최소 거리 분류기
Fig. 4 Minimum distance classifier

4. 배전계통의 적용 재폐로방식

사고 발생 후, 재폐로를 1회 시도하는 송전계통과는 다르게 배전계통에서는 재폐로를 2회 이상 시도하는 다중 재폐로방식(multi-shot reclosing scheme)을 채택하고 있다. 2회 재폐로방식을 적용하는 계통에서 첫 번째 재폐로가 실패하였을 경우, 두 번째 재폐로를 시도하기 전에 2회의 사고전류를 검출할 수 있다. 이러한 특성을 이용하여 일시사고와 영구사고를 구분할 수 있는 적용 재폐로방식을 제안하였다. 앞서 설명하였듯이 제안한 적용 재폐로방식은 2회 재폐로방식을 적용하는 배전계통에서 두 번째 재폐로 또는 차단기 로크아웃을 결정하는 방식이며, 이것을 그림 5에 나타내었다.

그림 5와 같이 전력계통에서 사고가 발생하고 첫 번째 재폐로가 실패한 경우, 사고신호로서 첫 번째 사고전류와 두 번째 사고전류를 입력받는다. 각각의 사고전류에 대하여 실효값과 전고조파왜곡을 계산함으로써 특징을 추출한다. 여기서, 전고조파왜곡은 사고전류로부터 윗셋성분을 제거한 후에 이산푸리에 변환하여 계산하였다. 추출된 특징에 기초하여 각각의 사고전류에 대한 패턴을 마운틴 군집화 방법(MCM)과 최소 거리 분류기(MDC)를 이용하여 분류한다. 사고 특징을 대표할 수 있는 군집중심을 찾기 위하여 마운틴 방법을 적용하였으며, 이를 위해서 과거에 계통에서 검출한 사고 데이터를 이용한다. 최소 거리분류기는 실제 사고가 발생하였을 경우, 입력되는 사고 데이터에 대하여 사고 패턴을 분류하는 데 적용한다. 즉, 사고가 발생하였을 경우에 입력되는 사고 데이

터가 마운틴 방법에 의하여 사전에 탐색된 군집중심 중에서 어디에 속할 것인가를 결정한다. 이때 2개의 사고전류가 각각 다른 패턴으로 분류되면 일시사고로 판단하여 두 번째 재폐로를 시도한다. 그러나 2개의 사고전류가 동일한 패턴으로 분류되면 영구사고로 판단하여 차단기 로크아웃을 함으로서 사고선로를 계통에서 분리한다. 위와 같이 일시사고와 영구사고를 판별하는 방법은 실효값과 전고조파왜곡 측면에서 일시사고는 많은 변화를 나타내었고, 영구사고는 상대적으로 적은 변화를 나타내었다는 특징에 근거한 것이다.

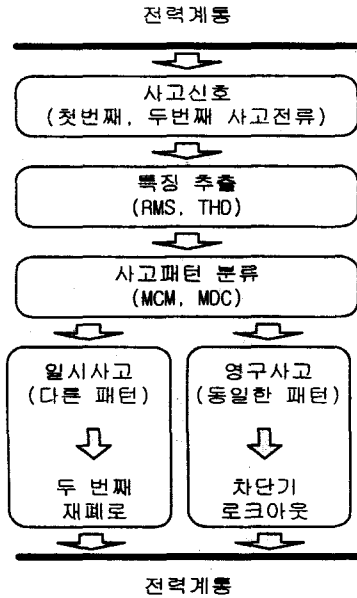


그림 5 배전계통의 적응 재폐로방식
Fig. 5 Adaptive reclosing scheme of power distribution system

5. 사례연구

5.1 마운틴 방법에 의한 군집중심의 탐색

사고 특징을 대표할 수 있는 군집중심을 찾기 위하여 마운틴 방법을 적용하였으며, 이를 위해서는 과거에 계통에서 검출한 사고 데이터를 이용해야 한다. 본 논문에서는 사고기록계를 통하여 검출한 300개의 사고 데이터를 이용하였다. 마운틴 방법을 적용하여 사고 특징을 대표할 수 있는 군집중심을 탐색하는 과정은 다음과 같다.

전고조파왜곡과 실효값에 로그를 취한 후, 0과 1사이의 값으로 정규화함으로써 마운틴 함수의 입력 데이터를 생성하였다. 주어진 데이터의 군집중심을 찾기 위하여 'log(THD) × log(RMS)' 공간을 각각 21개의 그리드 선을 사용하여 분할함으로써 21 × 21개의 잠재적 군집중심을 생성하였다. 그림 6은 입력 데이터와 그리드를 나타낸 것이며, 여기서 그리드의 교차점이 잠재적 군집중심이 된다. 그림 6으로부터 2차원 'log(THD) × log(RMS)' 공간에 존재하는 데이터는 어느 정도 군집 특성을 나타내고 있음을 볼 수 있다.

잠재적 군집중심 중에서 주어진 데이터를 대표하는 중심을 찾기 위하여 마운틴 함수를 계산하였으며, α=5.4, β=5.4, ε=0.27을 사용하였다. 그림 7은 주어진 데이터에 대한 첫 번째

마운틴 함수와 군집중심을 나타낸 것이다.

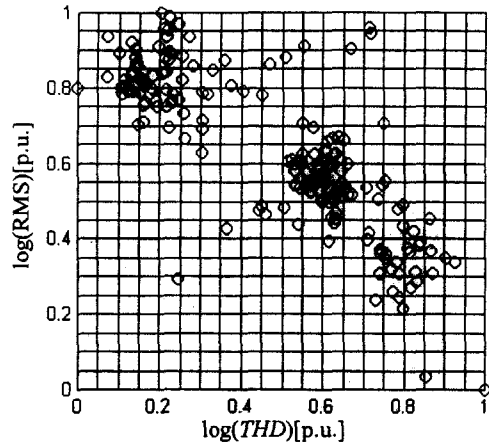


그림 6 군집중심 탐색을 위하여 정규화된 데이터
Fig. 6 Normalized data for finding cluster centers

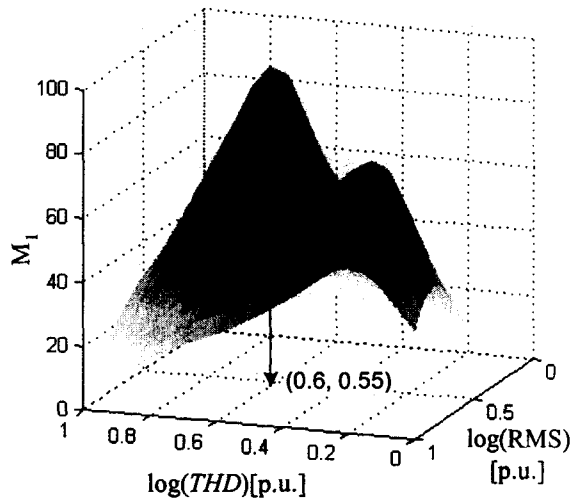


그림 7 첫 번째 마운틴 함수와 군집중심
Fig. 7 The first mountain function and cluster center

그림 7에서 가장 높은 마운틴 함수값 M_1^* 는 약 97이고 이에 대응하는 'log(THD) × log(RMS)' 공간상의 잠재적 군집중심은 (0.6, 0.55)이다. 여기서 최고 마운틴 함수값을 갖는 잠재적 군집중심이 첫 번째 군집중심이 된다. 그림 7에서 볼 수 있듯이 마운틴 함수값은 찾자 하는 군집중심을 최고점으로 하여 점차적으로 감소하는 산과 같이 형태를 하고 있다. 군집중심은 그 주변에 가까운 거리를 두고서 많은 데이터가 밀집되어 있기 때문에 높은 마운틴 함수값을 갖는다.

첫 번째 군집중심을 찾은 후에는 마운틴 함수를 갱신한다. 갱신된 마운틴 함수값 중에서 가장 높은 마운틴 함수값을 탐색하며, 이에 대응하는 잠재적 군집중심이 두 번째 군집중심이 된다. 이러한 과정은 정지 규칙을 만족할 때까지 계속적으로 반복한다. 그림 6에 주어진 데이터의 경우는 세 번째 군집중심을 발견할 때까지 진행되었으며, 표 1은 주어진 입력

데이터에 대한 마운틴 방법의 적용 결과를 나타낸 것이다.

표 1 주어진 데이터에 대한 마운틴 방법의 결과
Table 1 Results on given data by mountain method

군 집 중심	log(THD)	log(RMS)	마운틴 함수
첫 번째 : CC1	0.60	0.55	97
두 번째 : CC2	0.20	0.85	77
세 번째 : CC3	0.80	0.35	37

상대적인 측면에서 고찰하였을 때, 첫 번째 군집중심(CC1)은 사고 전류에 포함된 고조파와 전류 크기가 중간 정도인 사고 부류를 나타낸다고 할 수 있다. 두 번째 군집중심(CC2)은 고조파는 적게 포함되어 있으나 큰 전류 크기를 갖는 사고 부류를 대표하며, 세 번째 군집중심(CC3)은 고조파는 많이 포함되어 있으나 전류 크기가 비교적 적은 사고 부류를 대표한다고 할 수 있다.

5.2 최소 거리분류기에 의한 사고패턴 분류

최소 거리 분류기는 실제 사고가 발생하였을 경우, 입력되는 사고 데이터에 대하여 사고 패턴을 분류하는 데 적용하였다. 즉, 사고가 발생하였을 경우에 입력되는 사고 데이터가 마운틴 방법에 의하여 사전에 탐색된 군집중심 중에서 어디에 속할 것인가를 결정한다. 본 논문에서는 첫 번째 재폐로가 실패하였을 경우에 발생하는 첫 번째 사고전류와 두 번째 사고전류에 대하여 각각 사고 패턴을 분류하였다. 첫 번째 사고 전류로부터 특징 (log(THD), log(RMS))을 추출하여 정규화한 후, 그 데이터와 탐색된 군집중심 사이의 거리를 계산하여 가장 가까운 거리를 갖는 군집중심에 첫 번째 사고 전류를 배정하였다. 두 번째 사고 전류도 동일한 방법으로 최소 거리에 위치한 군집중심에 배정하였다. 이와 같이, 가장 가까운 거리의 군집중심을 선택한 이유는 벡터 공간상에서 그 특징이 가장 유사한 군집중심에 측정된 사고전류를 배정하기 위해서다. 만약, 가장 먼 거리에 위치한 군집중심을 선택한다면, 측정된 사고전류는 군집중심 중에서 그 특징이 가장 다른 군집중심에 배정되는 것이다.

그림 1의 일시사고와 그림 2의 영구사고에 대하여 최소 거리분류기를 적용하였을 경우, 분류된 사고 패턴 결과를 그림 8에 나타내었다. 그림 8에서 군집중심은 *로 표시하였고 일시사고와 영구사고는 각각 ○과 △로 표시하였다. 일시사고의 첫 번째 사고전류는 CC2에 근접하여 있기 때문에 최소 거리분류기를 적용한 결과, 두 번째 군집중심(CC2)에 배정되었다. 그러나 일시사고의 두 번째 사고전류는 CC1에 근접하여 있기 때문에 첫 번째 군집중심(CC1)에 배정되었다. 이로 부터 일시사고의 첫 번째 사고전류는 두 번째 군집중심(CC2)으로 대표되는 사고 패턴을 갖고 있다는 것을 알 수 있으며, 두 번째 사고전류는 첫 번째 군집중심(CC1)으로 대표되는 사고 패턴을 갖는다는 것을 알 수 있다. 영구사고의 첫 번째와 두 번째 사고전류는 모두 CC2에 근접하여 있기 때문에 두 번째 군집중심(CC2)으로 배정되었다. 이것은 영구사고의 경우, 첫 번째와 두 번째 사고전류 모두가 두 번째 군집중심(CC2)으로 대표되는 사고 패턴을 갖는다는 것을 의미한다.

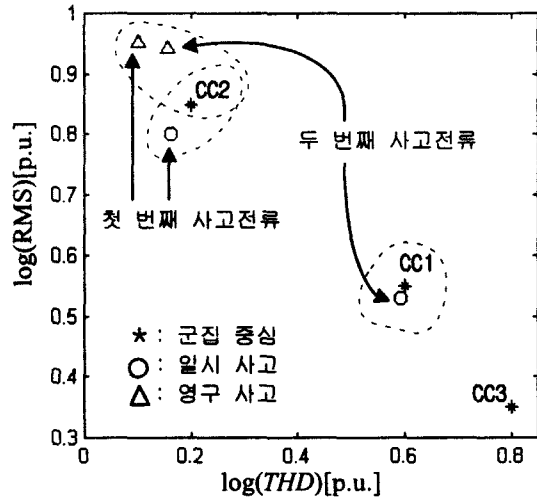


그림 8 최소 거리분류기에 의한 사고 패턴 분류 예
Fig. 8 Example of fault pattern classification using MDC

5.3 적응 재폐로방식의 적용

2개의 사고전류를 분석하여 특징을 추출하고 각각의 사고 전류 패턴을 분류한 후, 이에 기초하여 사고 형태(일시사고/영구사고)를 판별하였다. 즉 2개의 사고전류에 대하여 실효값과 전고조파왜곡을 계산함으로써 특징을 추출하고, 최소 거리분류기를 이용하여 각각의 사고전류에 대한 패턴을 분류한다. 본 논문에서는 2개의 사고전류가 각각 다른 패턴으로 분류되면 일시사고로 판별하였으며, 2개의 사고전류가 동일한 패턴으로 분류되면 영구사고로 판별하였다. 이와 같이 일시사고와 영구사고를 구분하는 방법은 실효값과 전고조파왜곡 관점에서 일시사고는 많은 변화를 나타내었고, 영구사고는 상대적으로 적은 변화를 나타내었다는 특징에 근거한 것이다. 그림 1과 그림 2에 나타낸 일시/영구사고 "대하여 적응 재폐로방식을 적용한 결과를 표 2에 나타내었다.

표 2 적응 재폐로방식의 적용 예
Table 2 Example of applying an adaptive reclosing scheme

사고사례	군집중심		판별 결과
	첫 번째 사고전류	두 번째 사고전류	
일시사고	(0.20, 0.85)	(0.60, 0.55)	일시사고 ⇒ 두 번째 재폐로
영구사고	(0.20, 0.85)	(0.20, 0.85)	영구사고 ⇒ 차단기 로크아웃

표 2와 같이 일시사고의 경우, 첫 번째 사고전류는 군집중심이 (0.20, 0.85)로 분류되었으나 두 번째 사고전류는 군집중심이 (0.60, 0.55)로 분류되었다. 2개의 사고전류가 각각 다른 군집중심으로 분류되었기 때문에 사고전류는 서로 다른 패턴을 갖는다. 따라서 이 사고는 일시사고로 판별되고 두 번째 재폐로를 시도한다. 영구사고의 경우 2개의 사고전류가 동일한 군집중심 (0.20, 0.85)로 분류되었다. 이 경우 사고는 동일

한 패턴을 갖기 때문에 영구사고로 판별되고 차단기를 로크아웃 한다. Pentium II(266[MHz])로 계산하였을 경우, 하나의 사례에 대하여 일시사고 또는 영구사고를 판별하는데 0.5[sec]이하의 시간이 소요되었다. 따라서, 현재 한국전력공사 배전시스템의 두 번째 무전압시간인 15[sec]이내에 계산이 가능하다. 검출된 모든 일시사고와 영구사고에 대하여 적응 재폐로방식을 적용한 결과를 표3에 수록하였다. 제안한 방식은 일시사고는 모두 판별할 수 있었으나 영구사고는 약 87[%] 정도 판별할 수 있었다.

표 3 적응 재폐로방식의 적용 결과
(T : 일시사고, P : 영구사고)

Table 3 Test result of applying an adaptive reclosing scheme
(T : Temporary, P : Permanent)

일시사고			영구사고		
사례	패턴 변화	판별 결과	사례	패턴 변화	판별 결과
1TF	CC2→CC3	T(재 폐 로)	1PF	CC1→CC1	P(로크아웃)
2TF	CC2→CC3	T(재 폐 로)	2PF	CC3→CC3	P(로크아웃)
3TF	CC2→CC1	T(재 폐 로)	3PF	CC2→CC2	P(로크아웃)
4TF	CC2→CC3	T(재 폐 로)	4PF	CC2→CC2	P(로크아웃)
5TF	CC2→CC1	T(재 폐 로)	5PF	CC1→CC1	P(로크아웃)
6TF	CC2→CC3	T(재 폐 로)	6PF	CC3→CC3	P(로크아웃)
7TF	CC2→CC1	T(재 폐 로)	7PF	CC2→CC2	P(로크아웃)
8TF	CC2→CC3	T(재 폐 로)	8PF	CC1→CC1	P(로크아웃)
9TF	CC2→CC3	T(재 폐 로)	9PF	CC1→CC1	P(로크아웃)
10TF	CC2→CC1	T(재 폐 로)	10PF	CC2→CC1	T(재 폐 로)
11TF	CC2→CC1	T(재 폐 로)	11PF	CC3→CC3	P(로크아웃)
12TF	CC2→CC1	T(재 폐 로)	12PF	CC2→CC2	P(로크아웃)
13TF	CC2→CC3	T(재 폐 로)	13PF	CC2→CC1	T(재 폐 로)
14TF	CC2→CC3	T(재 폐 로)	14PF	CC2→CC2	P(로크아웃)
			15PF	CC2→CC2	P(로크아웃)

TF : Temporary Fault, PF : Permanent Fault
CC1 : 첫 번째 군집중심, CC2 : 두 번째 군집중심,
CC3 : 세 번째 군집중심

6. 결 론

본 논문은 2회 재폐로방식을 적용하는 배전계통에서 첫 번째 재폐로가 실패한 경우, 두 번째 재폐로를 결정하는 적응 재폐로방식을 제안하였다. 제안한 방식은 두 번째 재폐로가 성공할 일시사고와 실패할 영구사고를 판별함으로써 재폐로 여부를 결정하는 방식이다. 먼저 첫 번째와 두 번째 사고 전류의 전고조파왜곡과 실효값을 계산하여 특징을 추출한 후, 마운틴 군집화 방법과 최소 거리 분류기를 이용하여 각각의 전류 패턴을 분류한다. 이때 2개의 사고전류가 각각 다른 패턴으로 분류되면 일시사고로 판별하고 동일한 패턴으로 분류되면 영구사고로 판별한다. 적응 재폐로방식을 실제 계통에서 취득한 사고에 적용한 결과 일시사고는 모두 판별할 수 있었으나 영구사고는 약 88[%] 판별할 수 있었다. 본 논문에서 제안한 방식은 일시사고와 영구사고를 어느 정도 판별할 수 있기 때문에, 연속적인 사고전류 유입으로 인한 전력설비

열화와 인근선로의 반복적인 순간전압강하 현상을 감소시킬 수 있으리라 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] L. Johnston, et al., "An Analysis VEPCO's 34.5kV Distribution Feeder Faults as Related to through Failure of Substation Transformers", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-97, No. 5, pp. 1876-1884, September/October 1978.
- [2] 오정환, 윤상윤, 임성정, 김재철, "재폐로방식이 전력용 변압기에 미치는 영향 평가", 대한전기학회 논문지, 제 48A권, 제 3호, pp. 177-183, 1999년 3월.
- [3] L. Conrad, K. Little and C. Grigg, "Predicting and Preventing Problems Associated with Remote Fault-Clearing Voltage Dips", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 27, No. 1, pp. 167-172, January 1991.
- [4] R. C. Dugan, M. F. McGranaghan and H. W. Beaty, Electrical Power Systems Quality, McGraw-Hill, chap. 5, 1996.
- [5] Sang-Yun Yun, Jung-Hwan Oh, Jae-Chul Kim and Seong-Jeong Rim, "An Enhanced Method for Assessing the Effect of Voltage Sag in Power Distribution System", Proceedings of the 1999 IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, Edmonton, Alberta, Canada, pp.518-523, July 1999.
- [6] Y. H. Song, A. T. Johns and R. K. Aggarwal, "Neural Network Based Adaptive Autoreclosure Technique for Long-Distance Compensated Transmission Systems", Electric Machines & Power Systems, Vol. 25, No. 3, pp. 287-294, 1997.
- [7] D. S. Fitton, R. W. Dunn, R. K. Aggarawal, A. T. Johns and A. Bennett, "Design and Implementation of an Adaptive Single Pole Autoreclosure Technique for Transmission Lines using Artificial Neural Networks", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 11, No. 2, pp. 748-756, April 1997.
- [8] I. K. Yu and Y. H. Song, "Wavelet Analysis and Neural Network Based Adaptive Single-Pole Autoreclosure Scheme for EHV Transmission Systems", Electrical Power & Energy Systems, Vol. 20, No. 7, pp. 465-474, 1998.
- [9] R. K. Aggarwal, A. T. John, Y. H. Song, R. W. Dunn and D. S. Fitton, "Neural Network Based Adaptive Single-Pole Autoreclosure Techniques for EHV Transmission Systems", Proc. -Gener. Transm. Distrib., Vol. 141, No. 2, pp. 155-160, March 1994.
- [10] G. Yaozhong, S. Fonghai and X. Yuan, "Prediction Methods of Preventing Single-Pole Reclosing on Permanent Fault", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 4, No. 1, pp. 114-121, January 1989.
- [11] R. R. Yager and D. P. Filev, "Approximate Clustering

Via the Mountain Method", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 24, No. 8, pp. 1279-1284, August 1994.

[12] R. R. Yager and D. P. Filev, "Generation of Fuzzy Rules by Mountain Clustering", Journal of Intelligent

and Fuzzy Systems, Vol. 2, No. 3, pp. 209-219, September 1994.

[13] 이성환, 패턴 인식의 원리 I, 홍릉 과학 출판사, pp. 78-89, 1997년 6월.

저 자 소 개



오 정 환 (吳正桓)

1971년 1월 17일 생, 1994년 서울산업대 전기공학과 졸업, 1996년 숭실대 대학원 전기공학과 졸업(석사), 2001년 숭실대 대학원 전기공학과 졸업(박사), 현재 숭실대 공대 전기공학과 시간강사

Tel : 02-817-7966

E-mail : raven@ee.ssu.ac.kr



윤 상 윤 (尹尙潤)

1970년 8월 28일 생, 1996년 숭실대 전기공학과 졸업, 1998년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사), 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정

Tel : 02-817-7966

E-mail : dr-k@ee.ssu.ac.kr



김 재 철 (金載哲)

1955년 7월 22일 생, 1979년 숭실대 전기공학과 졸업, 1983년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(석사), 1987년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(공학박사), 1988년~현재 숭실대 공대 전기공학과 교수

Tel : 02-820-0647

E-mail : jckim@ee.ssu.ac.kr