

위상평면을 이용한 전력선의 고장전류 판별

정종원, 이준탁
동아대학교

Fault Current Discrimination of Power Line using Phase Space

Jong-Won Jeong, Joon-Tark Lee
Dong-A Univ.

Abstract-This article suggests an online-based remote fault current mode discrimination method in order to identify the causes of the power line faults with various causes. For that, it refers to existing cause identification methods and categorizes modes by fault causes based on statistical techniques beforehand and performs the pre-treatment process of fault currents by each cause acquired from the fault recorder into a phase space in order to extract the characteristics of fault currents by each cause. After that, for the fault mode categorization, it discriminates modes by each cause using data by each cause as leaning data through utilizing RBF network. And then it tests the validity of the suggested method as applying it to the data of the actual fault currents acquired from the fault recorder in the electric power transmission center.

의 실제 고장 전류의 데이터에 적용하여 이의 유효성을 검증하였다.

2. 자료취득장치(Fault Recorder)

계통의 고장 전류 자료 취득 장치는 그림 1과 같다.

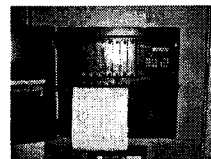


그림 1 고장기록장치(TR-2132)

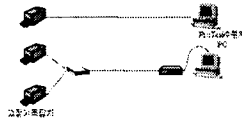


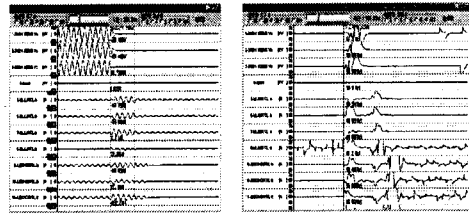
그림 2 고장기록장치와 통신망

1. 서 론

급속한 산업발달과 경제성장으로 인하여 국내의 전기 에너지 수요가 급증함에 따라 전력설비의 용량이 증가하고 있다. 뿐만 아니라 대도시의 인구 집중 현상에 따른 전력 수요 밀도가 크게 증가하는 시점에서 전력의 안정적인 공급은 매우 중요한 문제가 된다. 그러나 이러한 전력계통은 그 시스템이 외부에 노출이 되어 있기 때문에 자연 재해나 여러 가지 원인에 의해서 고장이 발생하게 되며, 이는 전력의 안정적인 공급이라는 측면에서 문제가 되므로 전력계통의 고장에 대한 해석, 복구, 계통 보호 및 사고 시에 그 원인을 규명하는 문제는 아주 중요한 관심사가 되어 진다.

그 중 고장의 원인을 규명하는 것은 사고로부터의 계통의 신속한 복구와 정전구역의 확대를 막기 위해 정확하고 신속하게 이루어져야 하지만 현재까지의 고장 원인 규명은 주로 숙련된 전문가의 경험 및 보조 프로그램(protas, PSSE) 등에 의하였다. 그러나 이는 계통에 대하여 전문적인 지식을 가진 전문가에 의존하기 때문에 해석을 하는 주체에 따라 그 원인 규명의 정도가 달라지고 애자파손 혹은 단선 등의 재투입이 불가능한 사고가 아닌 경우에는 대부분이 수 사이클[Cycle] 내에 복구가 되어지므로 정확한 고장 원인의 판별이 어려워지게 된다.

본 논문에서는 이러한 다양한 원인을 가진 전력선의 고장에 있어 그 원인을 판별하기 위하여 기존의 원인 판별을 위한 방법을 기저로 하여 우선 통계적 기법에 의하여 고장 원인별 모드를 분류하였고 각 원인별 고장 전류의 특징점을 추출하기 위하여 고장 기록 장치로부터 획득된 원인별 고장 전류를 위상 평면으로의 전처리 과정을 수행하여 기존의 방법과 비교하였다. 이후 제안된 기법을 전력관리처에서 실제 획득되어진 고장 기록 장치



(a) 시간 영역 (b) 주파수 영역
그림 3. 프로타스를 이용한 고장 데이터

F/R(Fault Recorder)은 전력설비에 취부되어 있는 PT(전압-변성기)와 CT(전류-변류기)의 2차 출력 값(전압 : 63.5/ 115V/ 190V, 전류 : 5A)으로 고장 발생 시 각상의 전압과 전류의 데이터 그리고 중성선의 데이터를 취득하여 저장 및 출력하여 주는 장치로서 샘플링 타임은 0.520833[ms]이다.

또한 그림 2에서 보여 지는 것과 같이 네트워크를 통하여 원격리에서도 자료를 취득하여 분석 할 수 있다. 이러한 일련의 과정을 통해 고장이 발생한 경우 현재는 그림 3의 (a), (b)에서와 같이 사고 시의 순시 전압, 전류의 파형과 주파수를 통해 고장의 발생을 파악하고 그 원인을 규명하기 위하여 ProTas, PSSE 등과 같은 보조 프로그램과 당시의 기후 등 여러 가지 조건들을 이용하여 원인을 유추하고 있으나 판단자의 경험에 의존하는 부분이 많으며 선로 순시원들 등에 의해 직접적으로 고장의 원인을 찾는 방법이 사용되어지고 있지만 시간적

인 면에서 상당히 지연된 후의 상황이 되어지므로 정확한 원인 규명에는 어려움이 따른다. 그림 3의 (a), (b)는 ProTas를 이용한 사고시의 순시전압, 전류와 주파수이다.

3. 고장원인별 통계 및 고장원인별 모드의 설정

전력선의 고장 원인별 모드를 설정하기 위하여 조사한 1996년부터 2006년도까지의 고장 통계는 다음 표 1과 같고 그 빈도는 점차 증가하는 추세를 보인다. 이를 기초로 하여 표 2와 같이 고장 전류의 원인별 모드를 나누고 각 모드별로 고장 전류의 판별을 하고자 하였다.

표 1 지난 11년간 고장 통계 및 점유율

구분	자연재해	이물접촉	설비고장	기타	합계
1996년	122	63	62	37	284
1997년	214	50	38	39	341
1998년	192	41	23	21	277
1999년	100	25	16	12	153
2000년	191	48	23	62	324
2001년	247	32	29	24	332
2002년	258	52	39	16	365
2003년	253	64	43	72	432
2004년	383	54	43	54	534
2005년	482	49	67	4	602
2006년	485	54	84	7	630
합계 [건]	2,927	532	467	348	4,274
점유율 [%]	68.5	12.5	10.9	8.1	100.0

표 2 원인별 고장 모드

원 인	세 부 원 인	고장 모드
자연재해	낙뢰	MODE 1
	섬락	MODE 2
	폭설 및 폭우	MODE 3
	기타(산불 등)	MODE 4
이물접촉	수목 및 조류 접촉	MODE 5
	비레물 접촉	MODE 6
	기타(접지공사, 크레인 등)	MODE 7
설비고장	설비결함(절연파괴)	MODE 8
	파급고장	MODE 9
	기타(오동작)	MODE 10

4. 고장 전류 모드 특징점 추출을 위한 전처리

고장 전류의 각 모드별 데이터가 시계열 데이터이고 고장 지속시간 역시 일정하지 않으므로 시계열 데이터를 직접적으로 학습알고리즘으로 연계시키기에는 어려움이 따른다. 따라서 고장 전류의 각 모드별 특징을 잘 표현할 수 있도록 하는 데이터의 전처리 과정이 필요하게 된다. 기존의 방법으로는 이러한 문제를 해결하기 위하여 가장 많이 사용되어진 방법 중의 하나가 Fourier 변환이었다. 이는 주어진 시계열의 데이터를 주파수 영역의 데이터로 재가공하는 것으로 입력 데이터의 주파수 특성을 잘 보여주므로 주파수적 특성을 파악하기에는 용이하다. 그러나 신호를 주파수 영역으로 변환하는 과정에서 시간정보가 손실되는 단점으로 인하여 데이터의 종류에

따라서는 고장의 원인별 특성을 분석하는데 매우 제한적이다. 뿐만 아니라 본 논문에서는 판별하고자 하는 데이터의 특성상 유사한 주파수 대역에서의 유사한 스펙트럼의 형태를 보이기 때문에 특징점을 잘 표현할 수 있는 가중치가 높은 특성을 추출하기에는 부족하였다.

또 다른 기법으로 이전 연구에서는 Wavelet 변환에 의하여 그 특성을 파악하기도 하였다. Wavelet 변환은 그 기능적인 특성상 고주파 성분에 대해서는 시간 분해능이 높고, 저주파 성분에 대해서는 주파수 분해능이 높기 때문에, 주어진 신호에 대한 정확한 지식이 부족하다라도 시간-주파수 해석이 가능하고, 고주파 성분을 갖는 특징점의 검출에도 적합하게 된다. 하지만 계통에서의 고장전류의 경우는 시계열 데이터임과 그 형태의 유사성으로 인하여 Fourier 변환에 비하여서는 그 특징을 잘 나타내어 주지만 원인별 정확한 구분에는 어려움이 있고 변환 후의 특징점 추출에서 고주파와 저주파 대역에서 에너지 스펙트럼의 밀도를 추출하여 사용하기도 하였으나 특징점의 고찰이 유익한 제한적인 원인별 데이터를 사용하였고 시스템별 고주파와 저주파의 기준의 모호함으로 인하여 정확한 적용에는 어려움이 따른다.

본 논문에서는 데이터의 특성을 반영하기 위한 방법으로 고장 전류와 그 변화분으로 위상 평면을 구성하고 분할된 위상에서의 데이터 수와 원인별 데이터의 전체 개수에 대한 상대적인 비율을 계산하여 2x8의 벡터를 만들어 학습알고리즘으로의 입력으로 사용하였다. 제안하는 방법은 고장 기록 장치로부터 획득되어진 고장 전류 데이터에 직접 적용하여 그 유효성을 검증하였다.

4.1 원인 모드별 특징점 고찰

고장 기록장치로부터 획득된 고장 원인모드별 중성선 전류와 이에 대한 각 방법별 특징점 고찰의 결과는 다음과 같다. 지면상 대표적인 특징만을 나타내었고 설정된 10개의 모드 중에서 모드 10은 트립신호만이 생성되고 중성선 전류가 없는 경우이므로 생략하였다.

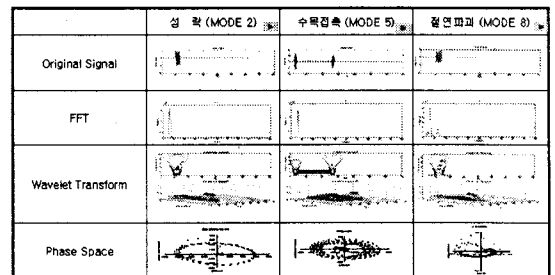


그림 4. 원인 모드별 특징점의 각 방법별 비교

원 신호인 중성선의 전류는 그림에서 보여지는 바와 같이 데이터의 특징이 나타나지만 각각의 유사성과 차이점을 규정하기는 힘들다. 더욱이 모드 5와 같은 수목접촉의 경우에도 2번의 접촉뿐만 아니라 1번 혹은 3번 이상의 유형도 있으므로 횡수로 규정함에도 무리가 있다. 뿐만 아니라 모두가 약 0.52[ms]의 샘플링을 가진 데이터이므로 데이터의 개수도 많고 그 개수가 모두 다 상이함으로 이 부분에 대한 고려가 필요하게 된다.

두 번째로 일반적으로 많이 사용되어지는 FFT의 경우, 그림에서 보여지는 바와 같이 전력선에서의 FFT 결과는 비슷한 주파수 대역에서의 유사한 특성을 보인다. 물론 모드 2와 모드 5, 모드 8과 같이 상대적으로 그 값이 크게 나오는 특성을 보이기도 하고 모드 8과 같은 경우는 고조파 성분을 많이 포함하는 특성을 보이기도 하지만 이를 전체적인 특성으로 일반화하기는 힘들다. 따라서 9개의 모드별의 특징점을 추출하기 위하여서는 다른 방법이 시도되어야 한다.

다음으로 선행 연구에서 시도하였던 wavelet 변환의

결과를 보면 그림에서 보여지는 바와 같이 각 원인 모드별의 특징이 보여지는 것을 알 수 있다. 모드 2와 모드 7의 경우가 그 형태상 유사함을 볼 수 있고, 모드 3과 모드 8 역시 유사한 형태를 지님을 알 수 있다. 그리고 이전 연구에서 시도하였던 에너지 스펙트럼상에서 밀도를 구하는 것이 용이하지 않고 고주파와 저주파의 구분 기준이 모호함으로 인하여 학습알고리즘으로의 입력벡터로 구현하는데 어려움이 있다.

전술한 바와 같이 고장 원인 모드별의 특징점을 고찰하기 위해 본 논문에서는 위상 평면에 의한 방법을 제안하였다. 이는 고장 전류 파형이 시계열 데이터입과 일정하지 않은 데이터의 길이 불확실성의 존재 등으로 인해 기존의 방법에 의해 모드별 특징점의 고찰이 원활하지 않았음에 기인한다. 이에 그림 4에서와 같이 각 원인 모드별 고장 전류파형을 전류의 크기와 전류의 변화율로 위상 평면에 나타내어 특징점을 고찰하였다. 전체적인 내용은 다음 그림 5와 같다.

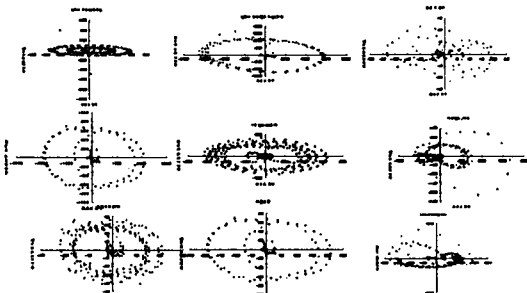


그림 5. 원인모드별 위상평면에 의한 결과 비교

그림에서 보이는 바와 같이 각 모드별 특징이 잘 드러남을 알 수 있다. 모드 3과 모드 8의 형태가 유사한데 이는 모드 8이 파급고장이었기 때문이다. 향후파제이지만 모드의 설정에서 파급고장의 경우는 데이터 패턴으로의 인식이 어렵게 나타났다. 이는 파급고장의 경우 선로에서의 Zone 2와 Zone 3안에서의 다른 원인이 이유가 되어 고장이 발생하고 이 고장의 여파가 미친것이다. 따라서 데이터의 특성으로는 원인의 판별이 어렵다. 하지만 이를 바꾸어 표현하면 파급고장임을 판단을 한다면 그 1차적인 원인이 무엇인가에 관한 정보를 가질 수 있다.

4.2 학습패턴 추출

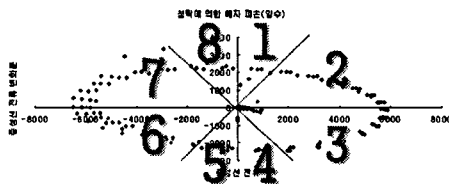


그림 6. 학습데이터의 추출

앞서 비교 고찰한 내용을 기본으로 위상평면에 의한 전처리 후 학습패턴을 추출하였다. 다음 그림 6에서와 같이 위상평면을 8개의 구역으로 나누고 각 구역의 데이터의 개수와 전체 고장 파형의 개수에 대한 구역상 대적인 개수를 구하여 2x8 벡터를 구현하였다. 이는 시계열 데이터이고 데이터의 개수와 비례하는 고장 지속 시간도 전체의 원인을 판단하는데 상관관계가 있다고 판단을 하였기 때문이다.

그림 7은 각 모드별 추출된 입력벡터의 형태이다. 이후 주어진 형태를 적용하는 학습알고리즘의 입력벡터로

하여 사용한다.

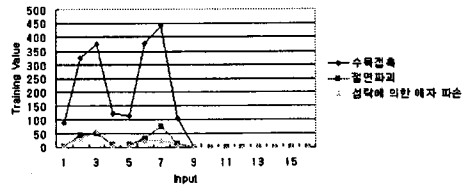


그림 7. 각 모드별 입력벡터

다음은 위상평면을 통한 전처리의 결과로서 각 모드별 인식율을 보인 결과이다. 학습알고리즘으로는 FCM을 이용한 RBF 네트워크를 이용하였다.

원인	세부원인	고장 모드	인식율	
			학습 데이터	비학습 데이터
자연재해	낙뢰	MODE 1	20/20	28/30
	섬락	MODE 2	18/20	23/30
	폭설 및 폭우	MODE 3	10/10	15/20
	기타(산불 등)	MODE 4	16/20	20/30
이물접촉	수목 및 조류 접촉	MODE 5	19/20	28/30
	비래물 접촉	MODE 6	20/20	21/30
	기타(접지공사, 크레인 등)	MODE 7	10/10	10/20
설비고장	설비결함(절연파괴)	MODE 8	20/20	28/30
	파급고장	MODE 9	17/20	10/30
	기타(오동작)	MODE 10	20/20	30/30
	계		171/180 (95%)	209/280 (74%)

5. 결론

본 논문에서는 고장 전류 모드별의 특징점 추출을 위하여 기존의 FFT, Wavelet 변환 등과 제안하는 위상평면에 의한 방법을 비교 고찰 하였다. 대상으로 하는 데이터가 상용주파수의 전력선이므로 주파수의 변화보다는 전류의 크기와 변화율 그리고 고장 지속시간 등에 가중치가 있다고 판단이 되므로 제안하는 위상평면에 의한 방법이 더욱더 특징을 잘 나타낸다 하겠다. 결과에서도 보여지는 바와 같이 이전의 방법에 비하여 제안하는 방법이 데이터별 차이점을 좀 더 잘 나타냄을 확인할 수 있어 그 유효성이 있다 하겠다.

위상평면을 통한 전처리에서 후술되어질 학습알고리즘과 연관시켰을 때, 기존의 방법에 비하여 좀 더 향상된 인식율을 나타낼 수 있었다.

[참고 문헌]

- [1] Aucoin B.M., Russell B.D., "Distribution High Impedance Fault Detection Utilizing High Frequency Current Components", IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems Vol. Pas-101, NO. 6, pp. 1596-1606, June 1982.
- [2] 이준탁, 정종원, "웨이블릿 변환을 이용한 전력시스템 고장전류의 판별", 조명·설비학회 논문지, 제21권 3호, pp.75-81, 2007, 3월.
- [3] Martin T. Haugan, "Neural Network Design", PWS Publishing Company, 1996.
- [4] M. L. Kothari, S. Madnari and R. Segal, "Orthogonal Least Square Learning Algorithm Based Radial Basis Function Network Adaptive Power System Stabilizer", Proceedings of IEEE SMC, Vol. 1, pp. 542-547, 1997.