XLPE 전력용 케이블 시편의 열화에 따른 분류

박성희, 박재열, 강성화*, 임기조
충북대학교 전기공학과, 충청대학 산업안전공학과*

Classification of Degradation Process with XLPE Cable Specimen

Sung-Hee Park, Jae-Yeol Park, Seong-Hwa Kang*, Kee-Joe Lim
Dept. of Electrical Engineering, Chungbuk National University,
*Dept. of Industrial Safety Engineering Chungcheong College

Abstract - In this paper, Neural Networks is studied for estimation of XLPE cable specimen according to degradation. And these data making use of a computer-aided discharge analyser, a combination of statistical and discharge parameter was calculated to discrimination processing stage of degradation. NN has not bad recognition rate result of discrimination for degradation stage because discharge characteristics are very similar to between degradation stage. So, there is some improvement for applied NN.

1. 서 론

전력용 케이블의 사용 중 트리방전에 의한 열화는 케이블의 절연내력을 약화시켜 절연파괴를 유발하게된다. 전력용 케이블의 열화진행에 따른 특성파악은 사고를 미연에 방지하고 전력계통의 신뢰성 확보 측면에서도 매우 중요한 연구사항이라 할 수 있겠다. 물론 전력용케이블 내에서 발생하는 트리방전에 의한 열화는 불특정하며, 그 시점과 발생장소의 파악은 많은 제약이 따르는 것이 사실이다[1]. 하지만, 트리방전에 의한 열화는 통계적으로는 어느 정도의 일관성을 갖고 있다. 본 논문에서는 XLPE 전력용 케이블내의 도체에 침단이 존재할 경우의 트리방전을 모의하기 위해 실제 적용 제품인 XLPE 전력용 케이블(제조사 : 대한전선)의 절연물부인 XLPE에 침을 삽입시켜 트리를 발생시킨 후 데이터를 취득하였다. 획득한 데이터를 이용해 열화진행에 따른 특성을 통계적 분포(Hn(q), Hqn(Φ), Hn(Φ), Hq(Φ))로 나타/∅●내었다[2,3,4]. 또한 통계적 분포를 이용하여 패턴의 분류기구로서 신경회로망을 이용하였다. 이러한 통계적 분포들을 신경회로망의 입력으로 이용하여 열화과정의 패턴을 분류하였으며, 각각에 대한 인식률을 도시하였다.

2. 실 험

2.1 실험시편

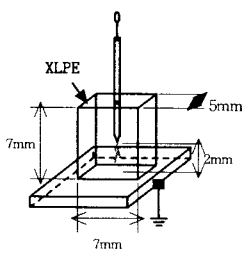


그림 1. 실험시편

그림 1은 본 논문에서 트리방전을 모의하기 위한 실험시편을 나타내고 있다.

2.2 실험장치 및 방법

그림 2는 부분방전발생으로부터 방전 데이터를 취득하는 과정을 나타내고 있다. 인가전압은 13kV로 하였으며, 한 개의 데이터 취득기간은 300주기로 하였다. 또한 초기의 트리 발생시에는 침단에서 매우 빠른 속도로 진전을 하는 관계로 성장이 10%이루어 졌을 때를 트리 발생의 시초로 하여 데이터를 취득하였다. 실제적인 부분방전의 분류데이터로서는 트리방전이 본격적인 모습을 드러내는 50% 시점의 데이터를 이용하였다.

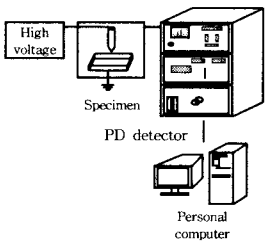


그림 2. 실험장치

검출된 방전펄스는 컴퓨터를 통해 최대방전량, 평균방전전류, 발생빈도수 등을 연산하고 ∅-q-n(위상 - 방전전하량 - 방전회수)분포를 도출하게 된다. 특별히 전기트리 방전시에는 트리가 미세한 부분에서 발생하기 때문에 육안 관찰은 어렵다. 그런 이유로 트리의 성장정도를 측정하기 위해 시편에 광학현미경(Olympus,SZ1145TR)을 설치하고 OCD(Hitron K-450) 카메라를 장착하였으며, 카메라 출력을 DT3851(미국 Data translation사 제작) 화상처리 보드를 이용하여 전기트리 성장을 확인하였다.

3. 통계적분포

부분방전 데이터를 통계적으로 처리하여 나타내기 위해서는 최소 100주기 이상의 부분방전데이터를 취득하여야 한다. 데이터는 1주기를 기준으로 sampling한 것의 정보를 갖는다. 따라서 본 연구에서는 1주기의 위상각을 64개의 구간으로 구분하고, 방전전하량을 크기별로 64개의 구간으로 분할한 후에 각각의 위상각 구간에서 발생한 부분방전의 개수를 방전전하량의 크기별 구간으로 계수하여 Φ∅-q-n 분포를 도출한다. 부분방전의 특성분포인 Hn(q) 분포는 부분방전의 방전전하량의 크기별 발생빈도수를 나타내는 특성분포로써 Φ∅-q-n 분포에서 각각의 방전전하량의 크기별 구간에 대하여 모든 위상각 구간에서 발생한 부분방전의 단위시간당 발생빈도수를 합계하여 도출한다.

또한 Hn(∅Φ) 분포는 방전 발생빈도수의 위상각에 따른 분포로서 위상각 구간에 따른 부분방전의 발생빈도수를 계수하여 도출한 특성분포이다.

Hq(Φ∅) 분포는 최대 방전전하량의 위상각에 따른 분포로서 각각의 위상각 구간에서 발생한 최대 방전전하량

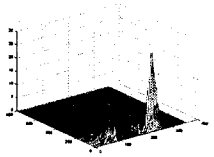
의 크기를 나타낸 분포이다.

Hqn(Φø) 분포는 펄스 평균 방전전하량의 위상각에 따른 분포로서 각각의 위상각 구간에서 발생한 부분방전의 평균 방전전하량을 도출한 것으로 일반적으로 각각의 위상각 구간에서 발생한 부분방전의 방전전하량과 그 크기의 발생빈도수를 곱한 값의 합을 부분방전의 총 발생빈도수로 나누어 도출한다. 특성파라미터는 특성분포 자체의 데이터를 이용하지 않고, 분포의 향상을 특성화한 것으로 분포의 형상파라미터이다. 특성파라미터는 데이터량이 특성분포에 비하여 매우 적다.

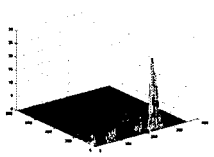
이상에서 도출된 분포에 대한 통계적 분포파라미터를 이용해 신경망에 적용을 하게된다. 신경망 적용시의 통계적 분포파라미터는 Skewness, Kurtosis, 상관계수,비대칭도 등을 이용하게 되며 이 분포 파라미터는 방전의 특징을 규정짓는 중요한 인수이다.

4. 실험결과

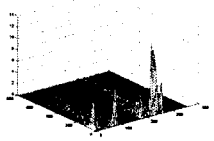
4.1 Φ-q-n 분포 및 통계적분포



(a) 열화초기



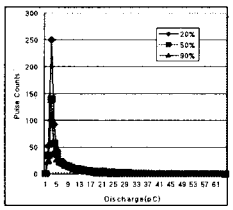
(b) 열화중기



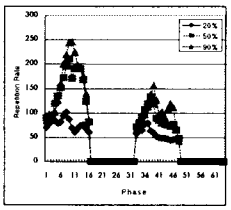
(c) 열화말기

그림 3. 열화에 따른 Φ-q-n 분포

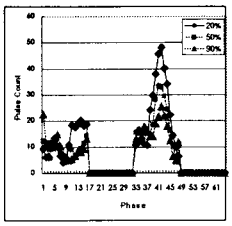
그림 3은 열화에 따른 Φ-q-n 분포를 보여주고 있다. 열화가 진행이 될수록 방전량 및 방전회수가 증가를 하고 있는 것을 확인할 수 있다. Φ-q-n 분포는 열화진행에 따른 개략적인 형태만을 보여주고 있다. 이와 반면에 Φ-q-n 분포로부터 도출된 네 가지의 통계적 분포는 방전의 형태를 발생위상각으로 방전량 및 방전회수를 나타내주므로써 보다 정확한 열화진행 양상을 확인할 수 있다. 방전데이터는 인가전압 13kV인 경우에 대해 20% 정도의 성장시점, 50% 정도의 성장시점, 90% 정도의 성장시점에 대해서 구별을 하였으며, 각각의 성장시점에 대해 평균값을 이용하였다. 데이터의 취득은 실험전체 과정과 마찬가지로 300주기동안 취득한 데이터를 이용하였다. 그림 4는 열화진행시의 Hn(q), Hqn(Φø), Hn(Φø), Hq(øΦ) 분포를 보여주고 있다.



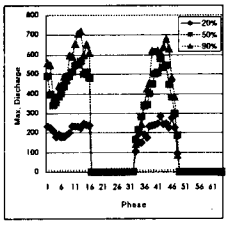
(a) Hn(q) 분포



(b) Hqn(Φ)



(c) Hn(Φ)



(d) Hq(Φ)

그림 4. 열화진행에 따른 통계적 분포

Hn(q) 분포는 열화초기시에서 말기로 갈수록 감소하는 것을 볼 수 있다. 하지만 이것은 1pC - 5pC 사이의 발생빈도수가 열화초기시가 가장 많다는 것을 의미하며, 방전의 크기가 5pC 이상이면 방전의 회수는 말기로 갈수록 분포가 더 많아지고 있음을 알 수 있다. 결국 초기 진전시에는 방전의 회수는 많지만 방전의 크기는 작은 반면에, 말기에서는 방전의 회수는 작지만 방전의 크기가 커지고 있음을 나타내는 것이다.

Hqn(Φø) 분포는 말기로 갈수록 위상각에 따른 평균방전량 회수가 증가하고 있는 것을 볼 수 있다. 또한 음의 주기보다는 양의 주기에서의 발생빈도수가 높게 나타나고 있다. 방전발생 위상각은 0' - 90'。부근과 180'。 - 270'。부근에 집중이 되고 있다.

Hn(Φø) 분포에서는 위상각에 따른 방전회수는 방전초기와 음의 주기에서 많이 발생하고 있다. 반면 양의 주기에서는 방전회수는 상대적으로 적게 나타나고 있다.

Hq(Φø) 분포에서는 위상각에 따른 방전량의 크기는 초기에서 말기로 진전할수록 많은 변화를 보이며 커지고 있는 것을 확인할 수 있다.

트리의 변화추이를 확인해본 결과 진전초기에는 방전의 발생회수가 많고, 방전의 크기는 적게 나타났다. 반면에 중기, 말기로 진전이 될수록 방전의 회수는 초기보다 줄어들지만 평균방전량과 최대방전량의 크기는 현저히 증가하였다. 또한 파괴가 거의 진행될 무렵의 방전양은 큰 값을 나타내고 있었다. 양, 음주기에서 살펴보면 양의 주기에서 방전의 회수는 음의 주기보다 작지만 방전양은 오히려 크게 나타나고 있다. 표1은 트리열화에 의한 통계적분포의 변화율을 나타낸 것이다.

표1. 트리열화에 따른 통계적 분포의 변화율

(a) Hn(q)분포와 Hqn(ØØø)분포의 변화율

Hn(q) 분포			Hqn(ØΦø) 분포			
항목 / 진전	분포값 (평균)	변화율(%) (초기기준)	주기별	항목 / 진전	분포값 (평균)	변화율(%) (초기기준)
초기	27	-	양의 주기	초기	77	-
				중기	148	(+)92
중기	15	(-)44		말기	162	(+)110
			음의 주기	초기	56	-
말기	12	▽(-)56		중기	86	(+)54
				말기	100	(+)△79

(b) Hn(ØΦø)분포와 Hq(ØΦø)분포의 변화율

Hn(ØΦø) 분포				Hq(Φø) 분포			
주기별	항목 / 진전	분포값 (평균)	변화율 (%) (초기기준)	주기별	항목 / 진전	분포값 (평균)	변화율 (%) (초기기준)
양의 주기	초기	12	-	양의 주기	초기	215	-
	중기	10	(-)17		중기	465	(+)116
	말기	8	(-)33		말기	551	(+)156
음의 주기	초기	24	-	음의 주기	초기	209	-
	중기	20	(-)17		중기	385	(+)84
	말기	16	(-)33		말기	449	(+)115

이상의 결과에서 열화진행정도에 따른 통계적 분포에 대한 해석은 트리의 특성을 파악하는데 많은 정보를 제공해줄 수 있다고 판단할 수 있다.

4.3 신경회로망을 이용한 분류

통계적 분포는 열화에 따른 특성을 구별할 수 있는 어느 정도의 정보를 제공해 주었다. 하지만 육안상으로 구별하는 것은 한계가 있으며, 특성의 명확한 파악은 어려운 점이 있다. 따라서 본 논문에서는 부분방전의 통계적 분포의 특성을 신경회로망의 입력으로 사용, 학습시켜주므로써 트리열화에 따른 명확한 분류를 시도하고자 하였으며, 패턴분류에 대한 평가로서 인식률로 표현을 하였다. 신경회로망에 사용한 알고리즘은 BP(역전파학습알고리즘)였으며, BP 학습의 처리소자(PE - Processing Elements)값은 다음과 같다.

- 학습률 : 0.1
- 모멘텀 : 0.5
- 반복회수 : 20,000회
- 은닉층의 수 : 250

학습에 대한 결과는 RMSE(Root Mean Square Error)로 나타내는데, 이 값이 '0'으로 수렴을 하게 되는 경우가 학습이 잘 이루어 졌다고 볼 수 있다. 그림 5는 학습시의 RMSE 오차의 변화율을 나타내고 있다.

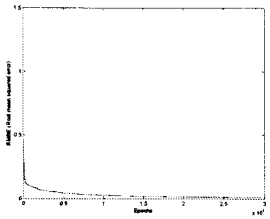


그림 5. RMSE 변화

패턴의 분류결과로서 열화단계에서의 신경회로망의 인식률을 나타내면 표 2와 같은 결과를 얻을 수 있다.

표2. 열화진행에 따른 인식률(세 단계로구분)

	분류용 패턴		
학습된	열화초기	열화중기	열화말기
패턴	인식률		
열화초기	76%	3%	3%
열화중기	7%	76%	3%
열화말기	17%	21%	94%

표에서 살펴보면 패턴분류용 입력으로 열화의 단계별 방전데이터를 초기, 중기, 말기의 데이터를 이용하였을 경우의 전체인식률은 81%로 좋은 결과를 나타내고 있지는 않다. 열화초기 단계에서의 인식률은 76%로 나타났고, 열화중기의 데이터도 76%, 열화말기는 94% 정도로 나타났다. 열화초기에서는 열화말기와 방전패턴이 17% 정도 유사한 결과를 나타내었으며, 열화중기에서도 열화말기의 방전특성과 유사한 방전이 21% 정도로 나타나고 있음을 확인할 수 있다. 이는 방전의 형태가 열화의 초기와 중기에서 방전의 형태가 말기와 유사하기 때문으로 판단이 된다. 결국 트리초기의 방전은 빠른 진행으로 인해 데이터를 취득할 당시에는 중기의 방전과 흡사한 방전으로 약간의 진행이 되었음을 의미한다. 이런 판단은 열화의 단계를 초기와 말기의 두 단계로 나타냈을 때 패턴분류의 인식률이 95%로 나타나는 것으로 확인해 볼 수 있다.

표 3. 열화진행에 따른 인식률(두 단계로 구분)

	분류용 패턴	
학습된	열화초기	열화말기
패턴	인식률	
열화초기	90%	-
열화말기	10%	100%

표 3에서 열화초기에는 열화말기의 패턴유사성이 10% 정도로 된 반면 열화말기의 패턴에 대한 인식률은 100%로 나타나고 있음을 알 수 있다. 즉 앞의 세 가지 패턴의 인식률에서 초기와 중기의 중복되는 패턴이 두 단계로 패턴을 인식했을 경우에는 현저히 감소하여 패턴인식의 결과가 매우 좋게 나타나고 있다.

이런 결과를 토대로 볼 때 트리방전의 열화에 따른 분류에 있어서는 좀 더 세밀한 데이터의 취득과 명확한 단계의 분류 및 학습시 PE의 적절한 선정등이 선행이 되어야 할 것이다.

5. 결 론

본 논문에서는 XLPE의 침결함에 의한 트리발생시 열화정도에 따른 분류를 신경망을 이용해 시도해 보고자 하였다. 열화시의 방전패턴의 유사성 때문에 초기와 중기의 분류에서는 개선의 여지가 있었다. 하지만 트리특성의 명확한 파악, 열화단계의 명확한 구별과 많은 데이터의 단계별 정확한 취득과 학습처리소자의 적절한 선택이 병행이 된다면, 신경회로망을 이용한 학습의 인식률은 향상이 될 것으로 보인다. 향상된 신경회로망의 분류결과는 온라인 감시진단시스템 및 전문가 시스템등에의 적용시에 많은 정보를 제공해 줄 수 있을 것으로 사료된다.

[참고문헌]

[1] 한국전기연구원, "전력기기 절연진단기술", Vol 4, No. 5, p209-274, 2001.

[2] F. H. Kreuger, E. Gulski, and A. Krivda, "Classification of Partial Discharge", IEEE Trans. on EI, Vol. 28, No. 6, p. 917 - 922, 1993.

[3] E. Gulski and F. H. Kreuger, "Computer-aided recognition of Discharge Sources", IEEE Trans. on EI, Vol. 27, No. 1, p. 82 - 97, 1992.

[4] B. Fruth and L. Niemer, "The Importance of Statistical Characteristics of Partial Discharge Data", IEEE Trans. on EI, Vol. 27, No. 1, p. 60 - 65, 1992.

[5] H. Suzuki and T. Endoh, "Pattern Recognition of Partial Discharges in XLPE Cables Using a Neural Networks", IEEE Trans. on EI, Vol. 27, No. 3, p. 543 - 545, 1992

[6] M. M. A. Salama and R. Bartnikas, "Determination of Neural Network Topology for Partial Discharge Pulse Pattern Recognition', IEEE Trans. on NN, Vol. 13, No. 2, p. 446 - 456, 2002.