

PD 분포 분석에 의한 견인전동기 고정자 코일의 열화도 분류에 관한 연구

박성희, 임종호, 장동욱, 박현준, 강성화, 임기조
충북대학교 전기전자컴퓨터공학부, 한국철도기술연구원, 충청대학 산업안전과

Classification of stator coil degradation of traction motor by PD signal distribution analysis

Seong-Hee Park, Jong-Ho Lim, Dong-uk Jang, Hyun-June Park, Seong-Hwa Kang, Kee-Joe Lim
ChungBuk National University, KRRRI, Chungcheong University

Abstract

Degradation and insulation failure of traction motor depend on the continuous stress imposed on it. And knowing on insulation condition is important thing for safety operation of EMU(electric multiple unit). In this paper, PD(partial discharge) characteristics for degradation analysis of stator coil is studied. For PD data acquisition, two models are made; one is normal condition coil, the other is aged condition coil. And PD data for discrimination were acquired from PD detector. And these data making use of a computer-aided discharge analyser, statistical and other discharge parameters is calculated to discrimination between different discharge sources. And also these parameter is applied to classify PD sources by neural networks. Neural Networks has good recognition rate for degradation of stator coil.

Key Words : PD, Traction motor, Stator coil, Aging, Statistical Distribution, Neural Networks

1. 서 론

오늘날 철도 산업은 다른 교통수단에 비하여 대량수송성, 정시성, 저공해성, 쾌적성의 장점을 가지고 있다. 하지만 전동차의 고속화·고성능화에 따라 전동차용 견인전동기에 과도 서지, 국부과열로 인한 절연 안정성의 문제가 대두되고 있으며, 이는 열화를 초래하여 결국은 절연파괴를 발생시키게 된다[1]. 견인전동기는 체적에 비해 큰 토크를 발생시키고 넓은 범위의 속도제어가 가능하며 기계적 충격에 강한 장점을 가지고 있지만, 반복적인 동작에 의한 과부하나 급변하는 전압에 의한 절연파괴가 전동기 고장의 가장 큰 원인을 차지한다. 따라서 이런 원인으로 발생하는 열화의 진행에 대한 정확한 파악은 전동기의 수명을 예측할 수 있어 유지·보수의 측면에서 중요한 지표로 사용할 수 있을 것이다. 현재 절연물의 열화에 대한 해석

을 위해 많은 방법이 소개가 되고 있지만, 본 논문에서는 전기적으로 여러 가지 정보를 유연하게 활용할 수 있는 방법인 부분방전측정에 의한 기법을 사용하였다. 널리 알려진 대로, 부분방전 펄스 신호에는 기기의 절연상태와 관계된 수많은 정보들을 포함하고 있어, 이로부터 수많은 data를 얻어낼 수 있다[2,3,4]. 본 논문에서는 견인전동기의 고정자 코일에서 발생하는 부분방전의 특성량을 이용해 코일의 열화정도에 대한 파악을 신경망을 이용해 분류하였다.

2. 실험

2.1 시편의 제작

시편은 견인전동기에 사용되는 고정자 코일 시편을 사용하였으며, 절연구성은 표 1과 같은 절연구성을 가지고 있는 것을 사용하였다. 폴리이미드 및 실리콘 수지를 주재료로 한 C종(200℃) 절연구성

과 진공함침(VPI)처리를 하여 제작하였다. 그림 1은 시험에 사용된 견인전동기 고정자 코일과 내부 단면 모형도이다.

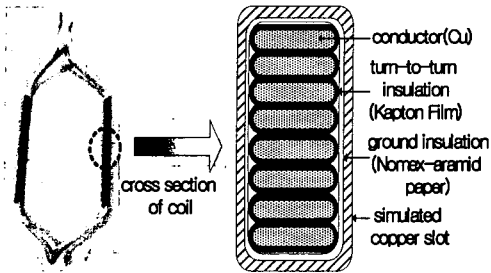


그림 1. 견인전동기 고정자 코일과 단면도

2.2 가속열화시험

본 논문에서 열화시험은 IEC 60034-18-31에 의해서 가속열화 시험을 실시한 시험편을 사용하였다.

2.2.1 열화온도 및 기간의 설정

200 class 절연 시스템을 가진 철도차량용 견인전동기의 최고 허용온도는 200℃로서 IEC 34-18-31에 따르면 수명반감칙에 근거하여 형코일 권선에 대한 열적 열화 시험을 수행하게 된다. 이때 정격 최고온도 보다 높은 최소 3가지 이상의 온도로 열화시켜야 하고, 각 선택 온도의 차이는 20℃ 이상이 되도록 규정하고 있다. 따라서 가속열화시 온도를 230℃를 선택하면 그 상위의 온도레벨은 250℃와 270℃가 된다. 이렇게 선정된 열화 온도 및 열화 기간은 다음 표 1과 같다.

표 1. 200 Class 절연 가속 열 열화온도와 시간

열화온도	1주기 열화기간	총 열화기간 (10주기)
270℃	1.5일	15일
250℃	5일	50일
230℃	17.5일	175일

2.2.2 가속열화시험방법

열적열화에 앞서 사전 시험편의 상태에 대한 시험을 실시한 후에 가속열화시험을 실시하였다. 시험 항목으로는 육안검사 : 시험편의 상태검사, 고전압 시험 : 코일단자 - 대지사이에 1분간인가, 인가전

압 : $2U_n(1.1kV_{rms}) + 1kV = 3.2kV_{rms}$, 초기진단 시험(절연저항, $\tan \delta$), 부분방전을 측정하였다.

그림 2는 열적열화의 일련의 과정들을 block diagram으로 나타낸 것이다.

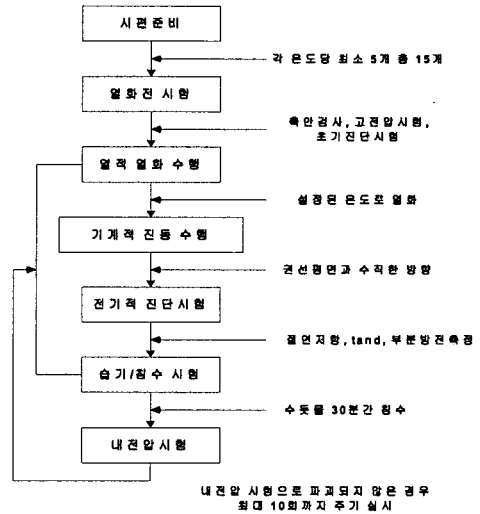


그림 2. 가속열열화 시험절차

2.2 PD 데이터 처리과정

결합으로부터 획득한 방전데이터는 일련의 컴퓨터 프로그래밍을 거쳐 통계적 분포로 도출이 되며 이들은 각각의 특징을 나타내주는 것으로서 DB화 되어 BP학습알고리즘의 적용시에 사용하게 된다. 그림 3은 이러한 일련의 PD데이터의 처리과정을 보여주고 있다.

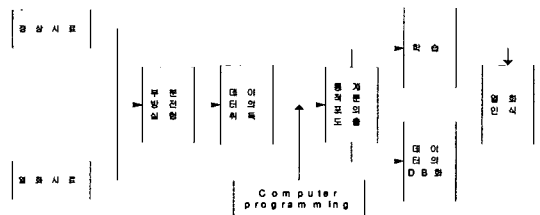
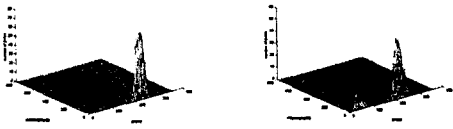


그림 3. PD데이터 처리과정

3. 실험결과 및 고찰

3.1 $\emptyset - q - n$ 분포 및 통계적분포

그림 4는 세 가지 결함에 대한 통계적 분포인 $\emptyset - q - n$ 분포를 나타내고 있다.



(a) 건전시편의 $\varnothing - q - n$ 분포 (b) 열화시편의 $\varnothing - q - n$ 분포
 그림 4. $\varnothing - q - n$ 분포

통계적 분포인 $\varnothing - q - n$ 분포는 방전형태에 따른 특성을 잘 표현해주고 있다. 그림의 통계적 분포에서 살펴보면 각 방전에 대해 방전발생위상각, 방전회수, 방전양에 있어서 특징을 지니고 있음을 확인할 수 있다. 결론적으로 말해 가속열열화 시험을 진행한 시편의 방전의 크기가 평균적으로 크게 나타나고 있는 것을 확인할 수 있다. 이런 특징은 그림 5의 통계적 분포를 살펴보면 확연하게 구별할 수 있다.

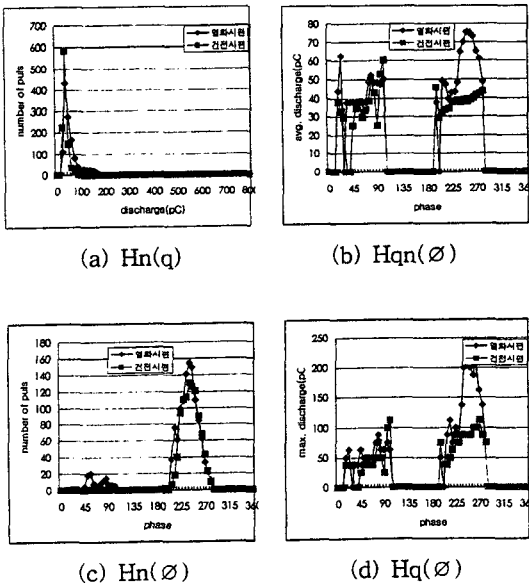


그림 5. 열화전후의 통계적 분포

그림 5의 통계적 분포에서 살펴보면 열화 전후의 특징을 보다 명확하게 파악할 수 있다. 전체적인 방전의 회수는 열화시편과 건전시편에서 비슷한 회수를 보였지만, 방전의 크기에 있어서는 현저하게 구별이 되어 열화시편에서의 방전의 크기가 전체적으로 크게 나타나고 있다. 이는 두 시편을

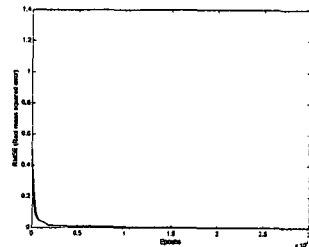
구별지을 수 있는 특징적인 데이터로 사용이 가능하다.

4. 분류결과

통계적 분포로부터 방전의 패턴은 어느 정도 특징을 갖고 있으며, 그 특징들을 이용해 방전의 패턴은 구별할 수 있음을 확인하였다. 따라서 본 절에서는 부분방전의 통계적 분포를 신경회로망의 입력으로 사용하여 방전패턴을 학습시킨 후 그것의 결과로서 인식률로 나타내었다. 신경회로망 학습알고리즘으로는 BP(Back Propagation - 역전파 학습알고리즘)를 사용하였다. 학습은 RMSE(Root Mean Square Error)값이 '0'으로 수렴이 될 경우가 완전한 학습이 이루어진 것이므로 RMSE값을 '0'으로 수렴하게 하도록 PE를 선정하였다. 또한 신경망의 학습시에는 PE값의 적절한 선정이 학습에 크게 영향을 미치게 되므로, 여러 번의 학습결과를 토대로 최적화된 PE값을 선정하였다. 본 논문에서 패턴분류를 위해 사용한 PE의 값들을 아래의 표 2에 나타내었다.

표 2. PE의 선정

learning rate	momentum	epoch	node of hidden layer
0.12	0.7	20,000	20



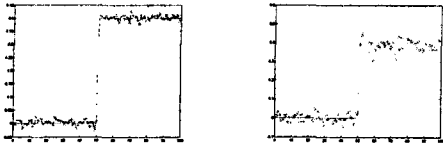
(a) Variation of RMSE Value

5. 결 론

전인전동기의 고정자 코일에서 발생하는 열화에 대한 특성파악으로써 본 논문에서 살펴보고자 했던 부분방전을 이용한 분류는 좋은 결과를 나타내었다. 열적인 열화 과정을 거친 고정자 코일은 부분방전양에서 건전시편 보다 큰 방전량을 나타내었으며, 이는 열화의 한 특징으로 생각해 볼 수 있다. 또한 열화시편과 건전시편의 통계적 분포 특성을 신경망의 학습 데이터로 사용함으로써 보다 정확한 분류를 할 수 있었으며, 온라인 시스템에 대한 적용가능성에 대해서도 좋은 결과를 나타내줄 것이라고 사료된다.

참고 문헌

- [1] 박현준, 장동욱, 이길현, 최종선, 김정수, “과도서지를 이용한 가속열화 시험법에 따른 권선전동기 고정자 코일의 전기적 특성변화”, 한국전기전자재료학회 16권 9호, p783, 2003
- [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..



(b) Training Result (c) Classification Result

그림 6. 신경망 학습 결과('0'은 floating particle, '0.4'는 needle to plane, '0.8'은 surface discharge)

그림 6의 (a), (b), (c)는 각각 RMSE값의 변화, 학습결과, 분류결과를 나타내고 있다. 방전데이터는 중 학습에 사용된 방전데이터는 각각 50개이며, 분류에 사용된 데이터도 50개의 데이터를 사용하였다.

신경망 학습결과 RMSE 값은 거의 '0'으로 수렴을 하였으며, 학습한 결과도 100% 분류되었다. 분류결과에서도 100%의 분류결과를 보이고 있다. 실험을 통해 얻은 방전의 학습하지 않은 데이터의 분류 결과에 대한 인식을 표 3에 나타내었다.

표 3. 방전분류에 대한 인식률

learned pattern	pattern for classification		total recognition rate
	normal coil	aged coil	
	recognition rate(%)		
normal coil	100	-	100%
aged coil	-	100	

표 3은 세 가지의 방전의 분류에 대한 인식을 나타내고 있다. 패턴분류는 fitting값이 $-0.2 < \text{normal coil} < 0.2$, $0.2 < \text{aged coil} < 0.6$ 의 범위를 정하여, 각 패턴의 범위에 해당하는 개수가 몇 개 인지를 count하여 인식률로 나타내었다. 각 방전에 대해 거의 완전한 분류가 이루어져 인식률이 100%를 보이고 있다. 이는 서로 간의 방전 형태가 매우 상이하고 열화로 인한 방전의 양 및 회수등의 변화로 인한 독특한 특성을 지니고 있어, 분류가 잘 이루어진 결과라고 볼 수 있겠다.