

견인전동기용 고정자 코일의 Off-line 부분방전 진단을 위한 NN의 적용

An Application of NN on Off-line PD Diagnosis to Stator Coil of Traction Motor

박성희^{1,a}, 임기조¹, 강성화²
(Seong-Hee Park^{1,a}, Kee-Joe Lim¹, and Seong-Hwa Kang²)

Abstract

In this study, PD(partial discharge) signals which occur at stator coil of traction Motor are acquired. these data are used for classifying the PD sources. NN(neural network) has recently applied to classify the PD pattern. The PD data are used for the learning process to classify PD sources. The PD data come from normal specimen and defective specimens such as internal void discharges, slot discharges and surface discharges. PD distribution parameters are calculated from a set of the data, which is used to realize diagnostic algorithm. NN which applies distribution parameters is useful to classify the PD patterns of defective sources generating in stator coil of traction motor.

Key Words : Stator coil, Traction motor, PD, NN, Φ -q-n

1. 서론

전동차의 핵심 전장품인 견인전동기는 체적에 비해 큰 토크를 발생시키고 넓은 범위의 속도 제어가 가능하며, 기계적 충격에 강한 장점을 가지고 있지만, 반복적인 동작으로 급변하는 전압에 의한 가혹한 운전조건이나 과부하 조건을 지니고 있기 때문에 절연파괴가 전동기 고장의 가장 큰 원인을 차지한다. 또한 고정자 코일의 절연 성능에 따라서도 견인전동기의 수명에 큰 영향을 끼치게 된다 [1]. 일반적으로 견인전동기의 고정자 코일의 제작 시에는 VPI(vacuum pressure impregnation - 진공가압함침) 처리를 하게 되는데, 함침은 내열성 및 절연성능을 향상시키도록 구성되어 있으나 가혹한 운전조건으로 인하여 절연물이 열화되어 절

연성능이 저하하게 된다. 이렇게 열화된 절연물에 전압이 인가되면 전계의 국부적인 집중으로 인해 부분방전이 발생한다. 이 부분방전은 결국에는 절연파괴를 발생시켜 견인전동기의 운전 중 정지등의 사고를 유발하므로 이에 대한 정확한 분석이 필요하다고 할 수 있겠다. 이런 점을 감안하여 본 논문에서는 견인전동기 고정자 코일에서 다양하게 발생하는 방전원에 대해 선행 연구결과를 바탕으로 비교적 많이 발생된다고 여겨지고 있는 부분방전 발생 모델 결합으로써 내부방전, slot방전, 표면방전의 세 가지 모델을 선정하여 시편을 제작하였다[3,4].

본 논문에서는 견전시편과 결합시편의 부분방전원의 분포특성이 다르게 나타나는 것을 통계적인 처리를 통해 파악하였으며, 신경망(Neural Network)을 이용해 부분방전 발생 모델에 대한 패턴을 분류하였다.

2. 실험

2.1 실험 시편의 제작

견인 전동기 고정자 코일의 절연구성은 표 1과

1. 충북대학교 전기공학과
(충북 청주시 개신동 12)
2. 충청대학 소방안전과
a. Corresponding Author : shpark1975@chungbuk.ac.kr
접수일자 : 2005. 1. 6
1차 심사 : 2005. 5. 16
2차 심사 : 2005. 7. 8
심사완료 : 2005. 7. 15

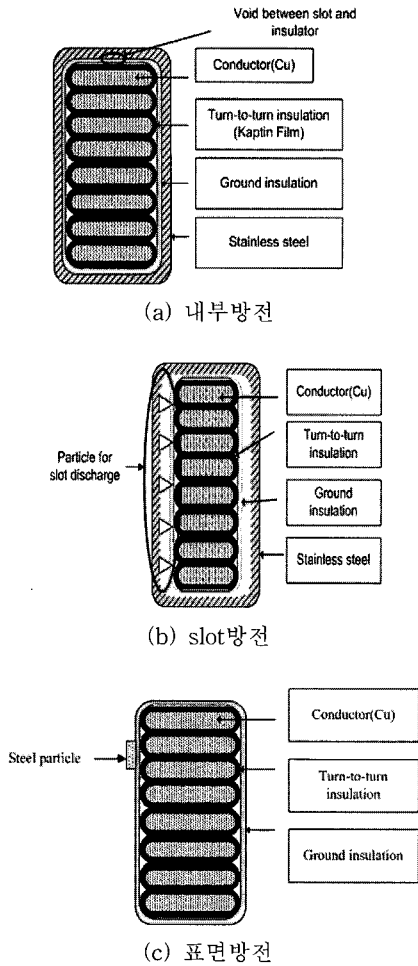


그림 1. 부분방전 발생 모델.
Fig. 1. PD model.

같이 구성이 되어있다. 부분방전 시험용 시편은 견인전동기에 사용되는 고정자 코일 시편을 사용하였으며, VPI처리를 하여 제작한 시료이다. 시편은 견전시편과 3종의 결합시편을 사용하였다. 부분방전발생 결합은 견인전동기 코일에 일반적으로 발생될 수 있는 열화의 형태인 내부방전, slot방전, 표면방전을 적용하였다. 각 부분방전 발생 결합시편은 내부방전의 경우는 도체와 절연체 사이에 지름 1 mm의 void가 있는 상태의 모델, slot방전은 견전시편에 slot으로 인해 발생하는 모델, 표면방전은 견전시편의 표면에 국부적인 철이물이 존재할 경우의 방전을 발생시킨 모델이다. 본 연구에서 사용한 시편의 형상은 그림 1의 (a), (b), (c)와 같다.

표 1. 고정자 코일의 절연구성.

Table 1. Insulation composition of stator coil.

품 명	사양 및 규격	
200 class 절연자재	소선절연물	Kapton코팅처리
	대지절연물	Kapton Film Nomex-aramid paper
	주절연물	Silicone resin
	슬롯엡지	Epoxy-glass tape 적층판
	모의철심용 동판	두께: 1.5 mm
절연처리 및 고정자 코일 샘플제작	턴절연 시험용 인출선 처리	소선별 인출선 절연보강 처리
	모의철심을 가진 샘플코일 제작	동판슬롯구조의 모의철심 및 고정자 코일 샘플제작
VPI 함침처리	Silicone Resin 진공함침	함침 60 °C-3 hr 건조 200 °C-16 hr

2.2 실험장치

그림 2는 부분방전 발생모델 시편을 사용하여 부분방전을 측정하기 위한 실험장치 구성도를 나타내고 있다. 부분방전의 측정은 아래의 구성도와 같이 PD free 변압기로 고정자 코일에 전압을 인가해 부분방전을 측정하였다.

부분방전 펄스의 검출은 부분방전 검출기(Biddle Instrument사 제작, AVTM 6627000Ja)로 검출하게 되며, 전압인가 후 PDASDA(Partial Discharge Acquisition, Storage and Display System)를 사용하여 부분방전 데이터를 취득하였다. 검출된 방전 펄스에서 최대방전량, 평균방전전류, 발생빈도수 등을 연산하고 $\Phi-q-n$ (위상-방전전하량-방전회수) 분포를 도출하게 되며, 이 분포가 신경회로망의 입력으로서 사용이 된다.

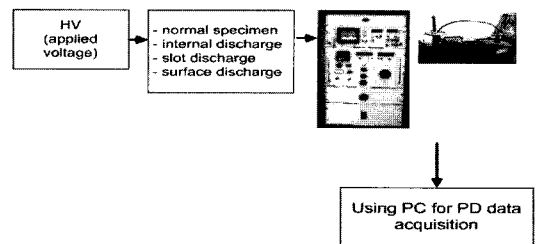


그림 2. 측정시스템의 구성도.

Fig. 2. Block diagram of PD measuring system.

2.3 부분방전데이터 처리과정

그림 3은 본 논문에서 부분방전데이터의 처리과정을 나타내고 있는 것이다. 일련의 데이터 처리로 획득된 방전데이터는 컴퓨터 프로그래밍을 통해 통계적분포로 도출이 되며, 데이터를 DB화하여 BP학습알고리즘에 적용, 부분방전원을 분류하게 된다.

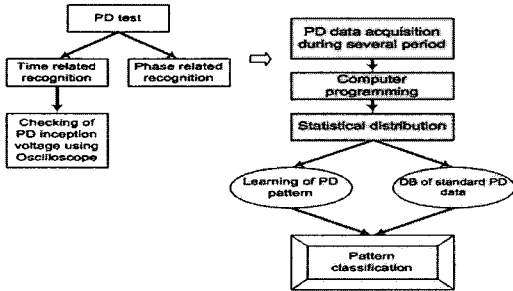


그림 3. PD데이터 처리과정.
Fig. 3. Processing of PD data.

3. 부분방전의 특성량

부분방전의 특성량은 일반적으로 Φ -q-n분포로 나타낼 수 있으며, 이를 이용해 2차원 분포인 네 가지의 분포로 표현할 수 있다. 본 논문에서는 부분방전 데이터로부터 얻어질 수 있는 다음의 네 가지 경우의 특성량을 이용하여 통계적 분포를 도출하여 이를 신경망의 입력으로 사용하여 패턴을 분류하였다

- q - n분포($H_n(q)$) : 방전량과 방전 회수의 관계를 표현
- θ - n분포($H_n(\theta)$) : 방전 발생빈도수의 위상각에 따른 분포로서 위상각 구간에 따른 부분방전의 발생빈도수를 계수하여 도출한 특성분포
- θ - qa분포($H_{qn}(\theta)$) : 펄스평균방전전하량의 위상각에 따른 분포로서 각각의 위상각구간에서 발생한 부분방전의 평균 방전 전하량을 도출한 특성분포
- θ - qm분포($H_q(\theta)$) : 최대방전전하량의 위상각에 따른 분포로서 위상각 구간에서 발생한 최대 방전전하량의 크기를 나타낸 특성분포

4. 실험 결과

그림 4는 건전시편과 결함시편중에 내부방전, slot방전, 표면방전 대한 방전특성을 위상각-방전량-방전회수의 3차원으로 나타낸 것이다. 그림에서 살펴보면 방전의 회수가 건전시편에 비해 결함시편인 내부방전, slot방전, 표면방전에서 부분방전이 높게 나타나고 있는 것을 확인할 수 있다. 또한 그림 5는 3차원분포로부터 얻어지는 2차원적인 분포의 형상으로서 방전의 특징을 $H_n(q)$, $H_n(\theta)$, $H_{qn}(\theta)$, $H_q(\theta)$ 의 상관적인 관계를 2차원적으로 나타내고 있는 것이다. 이것은 방전의 분포양상과 방전 특성 값 등에 대한 경향을 파악하는데 중요한 데이터가 된다.

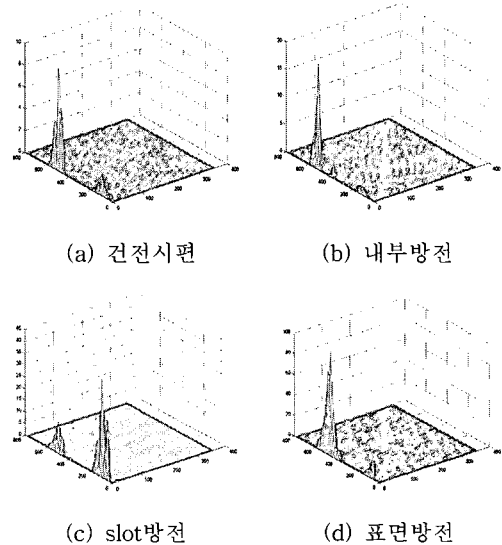
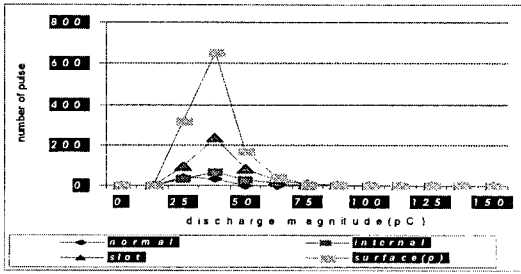


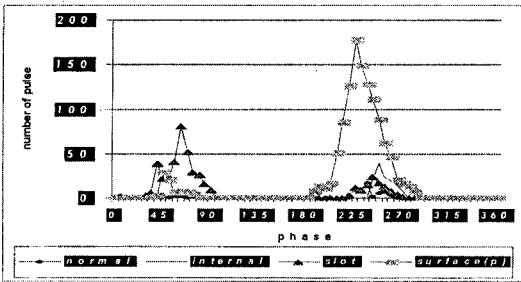
그림 4. Φ -q-n 분포.
Fig. 4. Φ -q-n distribution.

4.1 통계적 분포

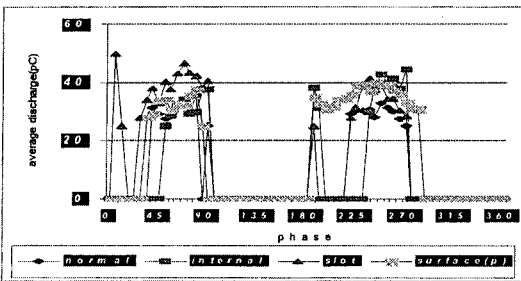
그림 5의 (a)~(d)는 각 시편들의 통계적 분포를 도시한 것으로서, 각 분포를 건전시편에 대하여 비교 분석하면, 내부방전의 경우, 방전의 횟수는 적게 나타나지만 방전의 크기는 음의 주기에서 비교적 높게 나타나고 있으며 방전 위상각도 양의 주기 $25^\circ \sim 85^\circ$ 부근, 음의 주기 $195^\circ \sim 280^\circ$ 에서 나타나고 있다. 내부 보이드 방전 시편의 경우는 turn과 turn사이에 보이드 결함이 있는 것이 아니고, coil과 slot사이에 보이드 결함을 만들었기 때문에



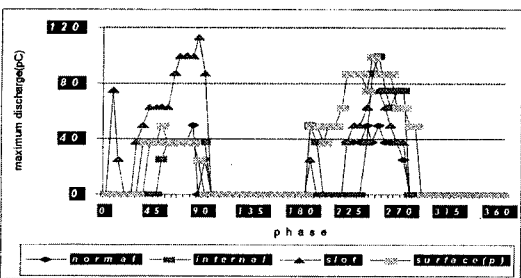
(a) $q - n$ 분포($Hn(q)$)



(b) $\theta - n$ 분포($Hn(\theta)$)



(c) $\theta - qa$ 분포($Hqn(\theta)$)



(d) $\theta - qm$ 분포($Hq(\theta)$)

그림 5. 통계적 분포.

Fig. 5. Statistical distribution.

대평판의 결합구조와 절연물에서 발생하는 방전이 혼합적으로 발생을 하게 된다. 따라서 일반적인 절

연물 내부에 보이드가 존재할 경우의 방전의 형태 하고는 다르게 나타나고 있는 것이다.

slot방전은 방전횟수도 크고, 방전의 크기도 양의 주기에서 보다 크게 나타나고 있다. 또한 방전의 위상각도 양의 주기 $35^\circ \sim 80^\circ$, 음의 주기 $180^\circ \sim 270^\circ$ 부근에서 나타난다. slot 방전의 경우는 절연물을 사이에 두고 침대 평판 전극구조를 형성하고 있는 방전과 동일하다. 표면방전의 경우는 방전의 횟수가 음의 주기에서 보다 크게 나타나고 있고, 방전크기도 음의 주기에서 높게 나타나고 있다. 방전 위상각은 양의 주기 $35^\circ \sim 80^\circ$, 음의 주기 $180^\circ \sim 285^\circ$ 부근에서 나타난다. 표면방전 시편의 경우에는 미세한 철분가루가 coil 절연물의 표면에 증점적으로 결합을 형성하는 경우를 선정한 것이다. 따라서 철이물의 영향으로 인한 방전의 형태를 보이고 있는 것이다. 방전의 특징을 종합적으로 살펴본다면 보이드에 의한 내부방전과 표면방전은 음의주기에서 방전의 크기가 크게 나타나고 slot방전의 경우는 양의 주기에서 크게 나타난다. 보이드 및 표면방전의 경우에는 침대 평판 전극구조를 형성하게 되는데, 평판전극과 절연물의 사이에서 불규칙한 이물들이 포함이 되어 있거나 돌기등이 존재하므로 이로 인해 음의 주기에서의 방전의 양의 주기에서의 크기보다 크게 나타나는 것으로 보인다. 또한 slot방전의 경우는 교류에 의한 교번전계에 의해 음극인 침단이 인가전압의 양의 주기가 되었을 경우에서의 방전이 보다 크게 나타나는 현상으로 설명할 수 있을 것이다.

4.2 NN을 이용한 분류결과

견인전동기 고정자 코일의 부분방전에 대한 통계적 분포는 서로 다른 방전 패턴의 특징을 보여 주었다. 따라서 서로 다른 방전 패턴의 통계적분포를 신경회로망의 입력으로 사용하여 방전패턴을 학습시킨 후 패턴을 분류하였으며, 분류한 결과를 각각의 방전패턴에 대한 인식률로 나타내었다. 신경회로망 학습알고리즘으로는 BP (back propagation - 역전파 학습알고리즘)를 사용하였다. 또한 학습은 RMSE(root mean square estimation)값이 '0'으로 수렴이 될 경우가 완전한 학습이 이루어진 것이므로 RMSE 값을 '0'으로 수렴되게 되도록 PE(process elements)를 선택하였다. 표 2는 BP 학습시 본 연구에서 적용한 PE에 대한 값을 나타내고 있다. PE는 BP 학습시 국부최소점에 빠지는 문제의 해결 및 학습시간의 단축에 상당한 영향을 끼치므로 다수의 학습을 통해 최적의 값을

표 2. PE(process elements)의 선정.

Table 2. Selection of PE.

Learning rate	Momentum	Epoch	Node of Hidden layer	In put parameter
0.10	0.75	20.000	20	40

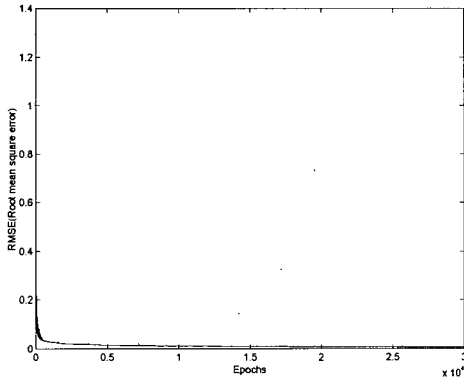


그림 6. RMSE.

Fig. 6. RMSE.

표 3. 패턴에 대한 인식률.

Table 3. Recognition rate of PD patterns.

trained source	Pattern for source				total recognition rate
	normal	internal	slot	surface	
	recognition rate(%)				
normal	100%	-	-	-	100%
internal	-	100%	-	-	
slot	-	-	100%	-	
surface	-	-	-	100%	

선정해야만 한다. 그림 6은 본 논문에서 사용한 BP알고리즘의 학습이 정확하게 이루어졌다는 것을 나타낼 수 있는 RMSE 값의 변화를 보여주고 있다.

위의 그림 6과 표 3에서 나타난 것처럼 학습은 완전하게 이루어져 RMSE 값이 '0'으로 수렴하고 있는 것을 확인할 수 있으며, 학습의 결과도 100%분류가 되었다. 패턴 분류 결과도 모든 데이터가 100%의 분류를 보이고 있음을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문은 견인전동기 고정자 코일에서 발생하는 부분방전의 검출을 위해 발생 모델을 제작하여 그 부분방전 모델에 대한 데이터를 취득한 후 신경회로망을 이용해 부분방전원을 분류하고자 하였다. 분류시 사용된 특성값을 부분방전의 통계적 분포로 사용하였으며, 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1. 통계적 분포로부터 얻어지는 특성량 및 그 분포의 특징을 확인할 수 있었으며, 이와 같은 특징을 바탕으로 하여 시편들에 결함이 존재할 경우에도 이와 유사한 과정을 통해 부분방전의 추론 특성량을 도출해 낼 수 있음을 확인할 수 있었다.
2. 통계적 분포를 신경회로망의 입력으로 사용하여 100%의 좋은 분류 결과를 얻었다.

따라서 이러한 결론을 통해 얻어진 부분방전의 발생원을 활용하여 견인전동기 고정자 코일의 결함으로부터 발생할 수 있는 결함을 예방진단하고 고장 및 수명 등을 예측하여 사고를 미연에 방지하여, 기타 회전기 및 전력기기등에도 적용할 수 있을 것으로 사료된다.

참고 문헌

- [1] 박성희, 강성화, 임기조, "부분방전원의 분류에 있어서 BP와 SOM의 비교", 한국전기전자재료학회논문지, 17권, 9호, p. 1006, 2004.
- [2] 박현준, 장동욱, 이길현, 최종선, 김정수, "과도서지를 이용한 가속열화 시험법에 따른 견인전동기 고정자 코일의 전기적 특성변화", 한국전기전자재료학회논문지, 16권, 9호, p. 783, 2003.
- [3] Zhu, H. and Green, V., "Diagnosis of stator insulation of generators and motors using in-service partial discharge testing", Proc. POWERCON '98. 1998 International Conference on Vol. 1, p. 76, 1998.
- [4] Z. Wang, C. Li, P. Peng, L. Ding, Y. Jia, W. Wang, and J. Wang "Partial discharge recognition of stator winding insulation based on artificial neural network", EI, Conference Record of the 2000 IEEE International Symposium, p. 9, 2000.
- [5] H. Suzuki and T. Endoh, "Pattern recogni-

- tion of partial discharges in XLPE cables using a neural networks", IEEE Trans. on EI, Vol. 27, No. 3, p. 543, 1992.
- [6] B. Fruth and L. Niemer, "The importance of statistical characteristics of partial discharge data", IEEE Trans. on EI, Vol. 27, No. 1, p. 60, 1992.
- [7] F. H. Kreuger, E. Gulski, and A. Krivda, "Classification of partial discharge", IEEE Trans. on EI, Vol. 28, No. 6, p. 917, 1993.
- [8] E. Gulski and A. Krivda, "Neural network as a tool for recognition of partial discharges", IEEE Trans, On Electrical Insulation, Vol. 28, No. 6, p. 984, 1993.