

RVM을 이용한 전동기 결함진단

Fault diagnosis of rotor using RVM

박진희* · 권도운* · 양보석**이연원†

Jin-Hee Park, Do-Woon Kwon, Bo-Suk Yang and Yeon-Won Lee

Key Words : Fault diagnosis, Rotor, Relevance Vector Machine(RVM), PCA, ICA

1. 서 론

전동기의 구조는 터빈, 압축기 등의 다른 회전 기계에 비하여 비교적 단순한 구조를 가지고 있으나, 진동 및 소음의 특징은 매우 복잡하고 높은 주파수까지의 넓은 주파수 대역의 성분을 가지고 있다. 그러므로 전동기의 결함 분석에는 많은 현장 트러블 해결 경험과 사례 베이스의 구축, 고장 모드의 파악과 고장 원인과 증상과의 관계인 인과 행렬의 구축 등이 필요하고, 이를 이용한 체계적인 고장 원인 분석이 필요하다. 그러나 이상이나 고장이 발생했을 경우, 진동 데이터로부터 원인을 추정하는 데에는 매우 전문적인 지식이나 오랜 경험이 필요하다. 또한 원인 추정에 있어서 잘못된 판단은 큰 사고와 경제적 손실을 초래하는 경우가 많기 때문에 선진국에서는 통상 전문가와 설비 운전을 담당하는 정비 기술자가 긴밀하게 협력하여 대처하고 있다. 이러한 배경으로 인해 진동 신호를 이용한 진단 기술의 자동화를 도모하고자 하여 Relevance Vector Machine(RVM) 알고리즘을 이용한 방법을 제안하였다.

2. Relevance Vector Machine

2.1 RVM 알고리즘

† 교신저자; 비회원, 부경대학교 기계자동차공학과
E-mail : ywlee@pknu.ac.kr
Tel : 051)629-6162

* 부경대학교 대학원 메카트로닉스공학과

** 부경대학교 기계자동차공학과

RVM 알고리즘은 베이지 정리를 이용한 사후확률을 구하여 높은 확률 집단으로 분류하는 방법이다.

$y(x)$ 에 $(y) = 1/(1 + e^{-y})$ 함수를 대입하고 $(t|x)$ 에 대한 Bernoulli 분포에 적용하면 우도는 식(1)과 같은 관계식을 유도 할 수 있다.

$$t(w) = \prod_{n=1}^N \sigma y(X_n; w)^t [1 - \sigma y(X_n; w)]^{1-t_n} \quad (1)$$

ω 의 최대우도추정은 과다접합을 발생시킬 수 있어 사전분포는 각 가중치 ω_n 에 개별 초평면 α_n 을 정하는데 이용된다. 사전가중치 분포는 식(2)와 같다.

$$p(w|\alpha) = \prod_{n=0}^N \left(\frac{\alpha_n}{2\pi} \right)^{\frac{1}{2}} \exp - \frac{\alpha_n}{2} w_n \quad (2)$$

식(2)에서 α 는 $N+1$ 초평면 벡터이다.

우도와 주어진 사전의 값으로 베이지 정리를 통해 식(3)과 같은 사후분포를 계산할 수 있다.

$$p(w|t, \alpha) = \frac{p(t|w)p(w|\alpha)}{p(t|\alpha)} \quad (3)$$

우도 $P(t|\omega)$ 는 Gaussian 분포가 아니라서 최대사후가중치 ω_{mp} 는 계산할 수 없고 Laplace 근사치가 적용된다.

다중클래스에서 RVM은 one-against-all 방법으로 분류를 한다. 이러한 방법으로 독립적으로 n분류를 한다.

$$t(w) = \prod_{k=1}^K \sigma y_k(x_n; w_k)^{t_k} \quad (4)$$

t_{nk} 는 클래스 k에 있는 n 관찰하기 위한 변수이다. 다중클래스 우도로써 식(5)와 같다.

$$P(t|w) = \prod_{n=1}^N \prod_{k=1}^K \sigma(y_k; y_1, y_2, \dots, y_k)^{t_{nk}} \quad (5)$$

3. 결함 진단 시스템의 구성 및 진단 결과

3.1 결함진단 시스템

결함진단 시스템의 전체 구조는 Fig. 1과 같다. 대상 기계로부터 가속도 센서를 이용하여 신호를 취득, 시계열 데이터를 통계적 처리를 통해 특징값 계산, 특징값을 정규화, 특징 추출, RVM을 이용하여 훈련 및 분류화 과정으로 구성되어 있다.

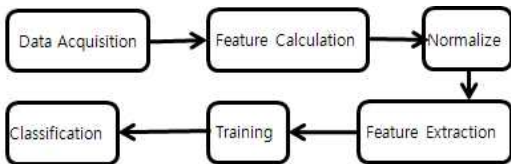


Fig.1 Block diagram of fault diagnosis system

3.2 진단 결과

전동기 결함진단을 위해 분류 알고리즘으로 RVM을 이용하였다. 데이터는 인위적인 결함 6가지와 정상상태로 총 데이터는 140개이며 훈련을 위한 데이터로 105개(상태당 15개), 테스트 데이터로 35개(상태당 5개)를 사용하였다. RVM과 비교를 위하여 SVM 알고리즘을 이용하였으며 동일하게 다중 분류화를 수행하기 위해 One-against-all 기법과 Gaussian 커널 함수를 사용하였고, 커널 파라미터를 0.5로 설정하였다.

Table 1 SVM classification result

	PCA	ICA	Selected features
Training accuracy(%)	90.5	80.5	89.6
Test accuracy(%)	88.6	76.3	85.7
Total accuracy(%)	90	79.2	88.5
No. of SV	52	93	52
Parameter C	4	128	32

Table 2 RVM classification result

	PCA	ICA	Selected features
Training accuracy(%)	91.5	35.2	89.5
Test accuracy(%)	85.7	28.6	91.4
Total accuracy(%)	90	33.6	90
No. of SV	10	7	11

SVM과 RVM을 이용하여 분류결과를 나타낸 Table.1 과 Table.2 에서 두 알고리즘의 분류정확도가 유사하게 나타나는 것을 확인 할 수 있었다.

PCA를 이용한 방법이 RVM과 SVM에서 분류가 가장 잘 나타났다.

4. 결 론

RVM은 SVM과 비슷한 분류 정확도를 나타내며 SVM과 비교하면 매개변수 C 값을 설정 하지 않으므로써 반복적인 작업에서 많은 시간을 절약 할 수 있으며, 시스템에 적용하기에 더 적합해 보인다.

후 기

본 연구는 BK21사업 지원에 의하여 수행되었습니다.

참 고 문 헌

- (1) M. E. Tipping, "Sparse Bayesian Learning and the Relevance Vector Machine," Journal of Machine Learning Research, vol.1, pp.221-244,2001.
- (2) Widodo. A, Kim. E. Y., Son. J. D. Yang. B. S. Tan. Andy C. C., Gu. D. S., Choi. B. K., Mathew. J., "Fault diagnosis of low speed bearing based on relevance vector machine and support vector machine" Exper systems with applications, vol.36 no.3, pp.7252-7261.
- (3) W. W. Hwang, M. H Goh, B. S. Yang, "Cavitation Condition Monitoring of Butterfly Valve Using Support Vector Machine", Transactions of the Korean society for noise and vibration engineering, vol14, pp119-127.