

전류신호 해석에 의한 유도전동기 결함추출 연구

(A Study on Fault Detection of Induction Motor Using Current Signal Analysis)

한상보* · 황돈하* · 강동식* · 손종덕**

(Sang-Bo Han* · Don-Ha Hwang · Dong-Sik Kang · Jong-Duk Son)

*한국전기연구원 · **부경대학교

Abstract

The fault identification of electrical rotating machinery have been special interests due to one of important elements in the industrial production line. It is directly related with products quality and production costs. The sudden breakdown of a motor will affect to the shut down of the whole processes. Therefore, rotating machines are required to a periodic diagnosis and maintenance for improving its reliability and increasing their lifetime. The objective of this work is to develop the diagnosis system with current signals for the effective identification of healthy and faulty motors using the developed diagnosis algorithm, which consists of the feature calculation, feature extraction, and feature classification procedures.

1. 서 론

발전기나 전동기와 같은 회전기들의 고장여부를 사전에 인지·예지하는 것은 산업체 생산라인에 있어서 품질과 직결되는 중요한 요소라고 볼 수 있다. 전동기를 사용한 대규모 산업 공정에 있어서 전동기의 갑작스런 정지는 공정 지연 및 제품의 품질 저하를 초래할 뿐만 아니라, 비용면에서도 큰 손실을 초래한다. 따라서 회전기들에 있어서 어떠한 결함이나 고장을 초기에 인지하여 그 원인을 단시간에 적절히 해결할 수 있는 진단시스템 개발은 매우 중요하다고 볼 수 있다.

이러한 회전기들의 신뢰성 향상, 수명연장, 정비비용의 절감을 위해서는 정기적인 점검이나 진단이 반드시 필요하다. 최근에는 이러한 회전기류의 정상 및 고장 상태를 정확히 예지 및 진단하기 위하여 전류, 전압, 온도, 회전속도, 진동 신호등과 같은 신호들을 이용한 많은 측정 방법들이 개발되어 실제 산업현장에서 적용되고 있으며, 특히 이러한 신호들 중에서 진동신호를 측정한 진단시스템이 많이 활용되고 있다.[1]-[6] 결론적으로, 회전기들의 효율적인 유지관리를 통한 최상의 상태로 운용되도록 고도의 진단시스템 개발은 무엇보다도 중요하다고 볼 수 있다.

본 연구에서는 전류신호를 사용한 전동기 진단시스템의 최적 알고리즘을 개발하기 위한 것으로서, 정상 및 고장 모터들을 모의 제작하여 모터에 공급되는 전류의 주파수 성분들의 주요한 차이점들을 분석하고, 이러한 전류 신호들을 알고리즘에 적용한 테스트 결과에 대하여 논하고자 한다.

2. 측정 시스템 및 알고리즘 구성

2.1. 실험장치 및 측정 방법

전동기의 주요한 고장은 샤프트의 변형, 회전자의 정적편심 및 동적편심, 베어링 불량, 회전자 바 손상, 고정자 권선의 단락 등을 들 수 있다. 이러한 고장들을 모의하기 위하여 그림 1에 보인 것과 같이 정상 전동기를 포함하여 총 7가지의 전동기를 모의 제작하였다. 그리고, 그림 2에 보인 것처럼 테스트 전동기(A)와 부하 상태를 가변할 수 있는 부하 전동기(B)를 커플링으로 직결하여 테스트를 진행하였다. 사용된 모터의 사양 및 결함모터의 결함내역은 표 1과 2에 각각 나타내었다. 테스트 전동기로 인입되는 전류신호는 전류 프로브(PR 30, LEM Co.) 3개를 사용하여 3상 모두에 대하여 각 모터별 20회씩 Synergy(DAQ,샘플링, 측정시간 가변)를 사용하여 측정하였다. 측정조건으로는 시계열 전류 신호를 5[KS/s]로 1.64[s]동안 8,192samples을 측정하여 컴퓨터에 반복·저장하였다. 이때의 주파수 분석 최대 주파수는 2.5[kHz]이며, 주파수 분해능은 0.61[Hz]이다.

측정된 20회 데이터 중에서 초기 10회 측정 데이터를 이용하여 특징추출(Feature extraction)을 실시했으며, 나머지 10회 데이터를 활용하여 고장을 모의한 모터에 따른 알고리즘의 정확한 판단여부를 특징추출기법 및 분류기에 따라서 조사하였다.

아울러, 고장모터들의 주파수 성분들을 높은 분해능으로 분석하기 위하여 동일한 샘플링(5[KS/s])으로 15[s]동안 75,000samples을 측정하였다. 이때의 최대 주파수는 2.5[kHz]이며, 주파수 분해능은 0.07[Hz]이다. 이

러한 데이터들은 주파수 영역에서 고장모터를 판단하는 수단으로만 사용했으며, 알고리즘에는 용량이 방대하여 적용하지 않았다.

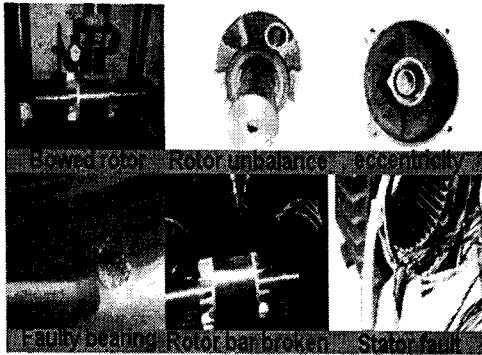


그림 1. 모의 고장 모터 제작과정
Fig. 1. Manufacturing process of the faulted motors

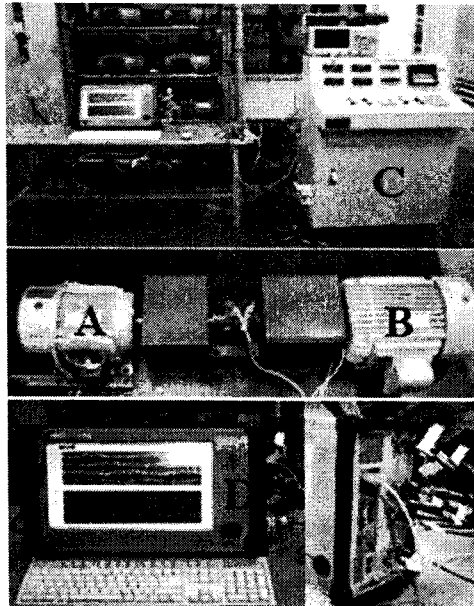


그림 2. 전동기 전류 측정 시스템 및 테스트 베드
Fig. 2. Current measurement system and test-bed

표 1. 테스트 모터의 주요 사양
Table 1. Major specifications of the tested motor

Power	7.5 kW	Current	28.2 A
Rotor speed	1800 rpm	Voltage	380 V
No. rotor bar	28 Ea	Poles	4 Ea
No. stator slot	46 Ea	Line frequency	60 Hz

표 2. 고장 모터의 유형
Table 2. Specification of the faulted motors

Faulted types	Details
Bowed rotor (motor 4)	0.3mm (bent degree)
Rotor static eccentricity (motor6)	0.28mm (air-gap) (Normal : 0.5mm)
Rotor dynamic Eccentricity (motor 8)	Point 1, 3 $m = 20g$
Faulty bearing (motor 10)	Flaking brinelling
Broken rotor bar (motor12)	Broken at 1, 2 slots
Short-turn stator winding (motor 14)	11 turns (U phase) (Normal: 21 turns)

2.2. 알고리즘 구성 및 동작

정상 및 고장모터들에 대한 전류신호들의 시계열 데이터를 사용하여 표 3에 나타난 특징계산식들에 따라서 특징계산을 실시하였으며, 이때의 특징들은 프로그램 내부에서 63*70행렬로 저장하도록 되어있다. (3개 신호*21개 특징=63, 7가지 모터*10회 측정 = 70)

이렇게 계산된 특징들을 사용하여 특징 63개에 해당하는 동일수의 고유치 분포를 크기순으로 정렬시킨 후, 원하는 고유치 개수만큼 선택하여 KPCA(Kernel Principle Component Analysis)와 KICA(Kernel Independent Component Analysis)에 의하여 특징 추출하도록 되어 있다. 본 연구에서는 고유치가 큰 순으로 10개를 선택하여 진행하였다.

특징추출기에 있어서 전자는 비선형 접근방법인 Kernel 함수를 이용하여 일반화된 선형 PCA(Principle Component Analysis)를 활용한 방법으로서, 입력벡터를 고차원 특징공간으로 사상시키고 이렇게 사상된 벡터들을 PCA에 의해서 선형적으로 계산하는 방법을 의미한다. 즉, 원래의 입력벡터와 최종적으로 계산된 벡터사이에는 비선형 관계가 있음을 나타낸다. 후자는 전자와 동일하지만 ICA(Independent Component Analysis) 방법을 적용한 부분이 주요한 차이점이라고 볼 수 있다.

다음으로, 특징추출을 완료하면 테스트 단계에 들어간다. 이때 테스트 고장 모터의 종류 및 특징추출기 개수를 설정하여 진행하도록 되어 있다. 이러한 테스트를 동일 데이터에 대하여 각 특징 추출기에 따라서 4회 반복 진행하여 총 40회 결과에 대하여 각 분류기별 분류의 정확도를 비교하였다.

사용된 분류기로는 일반적으로 널리 알려진 SVM(Support Vector Machine), LDA(Linear Discriminant Function), k-NN(k-Nearest neighbors), RFA(Random Forests Algorithm), ART-KNN(Adaptive Resonance

Theory-Kohonen Nueral Network)를 사용하였으며, 지면상 각각의 원리에 대해서는 참고자료를 활용하길 바란다[8-10].

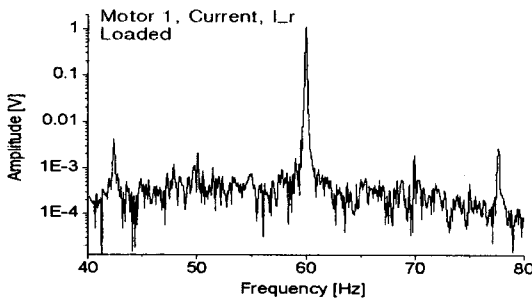
표 3. 특징계산 식
Table 3. Formulas for the feature calculation

Parameters	Formula	Parameters	Formula
Mean	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$	RMS	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
Shape factor	$\left(\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^3}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i} \right)$	Standard deviation (σ)	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$
Skewness	$\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^3}{\sigma^3}$	Kurtosis	$\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4}{\sigma^4}$
Crest factor	$\frac{X_{peak}}{RMS}$	Mean square frequency (MSF)	$\left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N} / 4\pi^2 \sum_{i=1}^N x_i^2 \right)$
Root Mean square frequency (RMSF)	$\left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N} / 4\pi^2 \sum_{i=1}^N x_i^2 \right)$	Frequency center (FC)	$\left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N} / 2\pi \sum_{i=1}^N x_i^2 \right)$
Variance Frequency (VF)	$MSF - (FC)^2$	Root Variance Frequency (RVF)	\sqrt{VF}
Entropy estimation	$-\sum P(x) \cdot (\ln P(x))$	Entropy error	$\sum P(x) \cdot (\ln P(x)^2)$
Lower bound in Entropy	$Max(x) - \frac{\Delta}{2}$	Upper bound in Entropy	$Max(x) + \frac{\Delta}{2}$ $\Delta = Max(x) - Min(x) / N - 1$

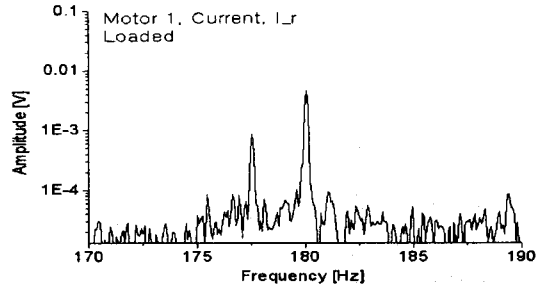
3. 전류신호의 주파수 해석

동일 모터인 경우 주파수 분석에 있어서 3상 각각에 대하여 약간의 크기차이가 있지만, 주파수 분포특성은 동일하였기에 R 상 신호의 주파수 분석에 대해서만 논한다. 다음의 그림 3~8은 R상(인입부)의 주파수 변환 결과를 보인 것으로서, 최대주파수 2.5[kHz]에서 전원주파수 부근 및 제3고조파 부근의 2가지 영역만을 발췌하여 나타낸 것이다.

회전자 바 손상 모터와 고정자 권선 손상모터인 경우는 정상 및 다른 결합모터와 비교하여 주파수 분포특성이 확실히 다름을 알 수 있다.

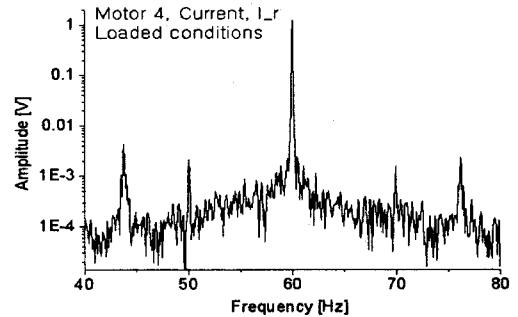


(a) 전원주파수 부근

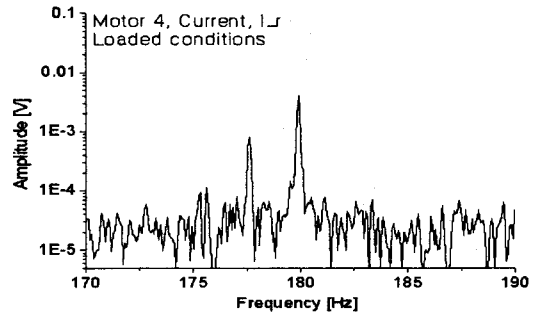


(b) 전원주파수의 제3고조파 부근

그림 3. 정상모터의 주파수 분석
Fig. 3. Frequency analysis of the healthy motor

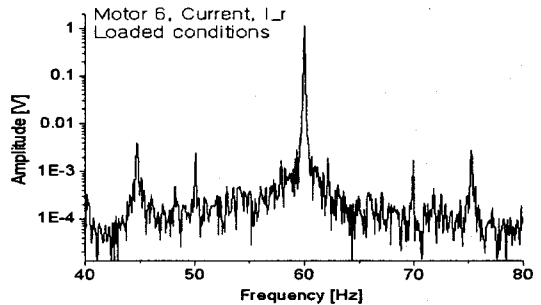


(a) 전원주파수 부근

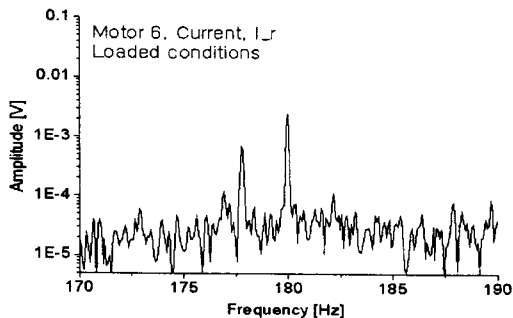


(b) 전원주파수의 제3고조파 부근

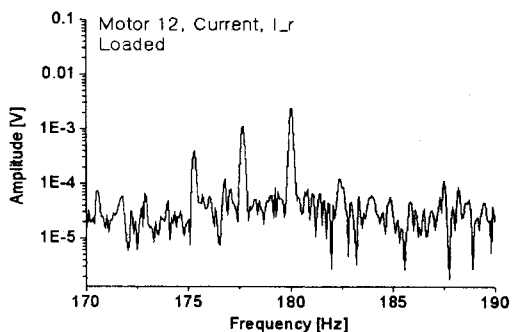
그림 4. 로터 변형된 모터의 주파수분석
Fig. 4. Frequency analysis of the bowed rotor



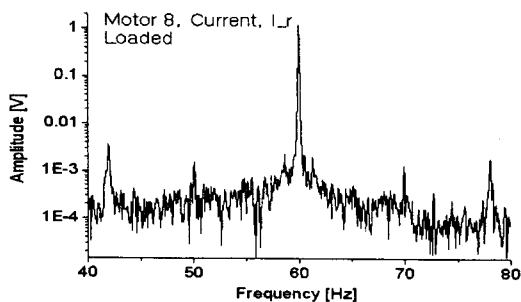
(a) 전원주파수 부근



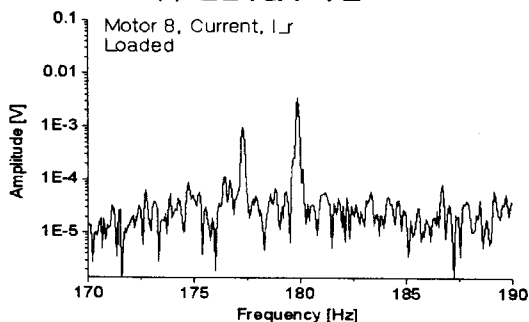
(b) 전원주파수의 제3고조파 부근
 그림 5. 정적편심 모터의 주파수분석
 Fig. 5. Frequency analysis of the rotor misalignment



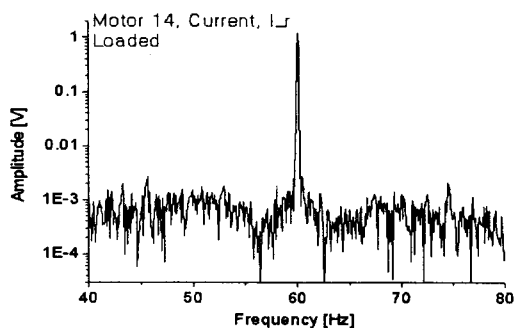
(b) 전원주파수의 제3고조파 부근
 그림 7. 회전자 바 손상 모터의 주파수분석
 Fig. 7. Frequency analysis of the broken rotor bar



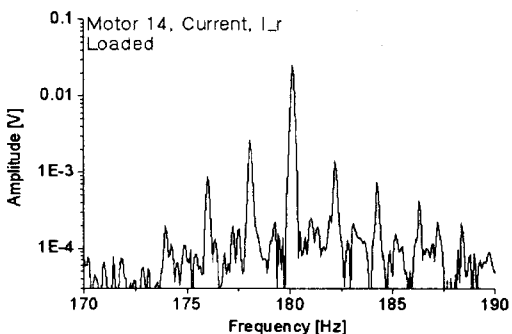
(a) 전원주파수 부근



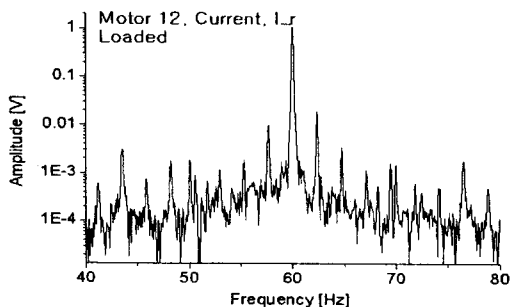
(b) 전원주파수의 제3고조파 부근
 그림 6. 동적편심 모터의 주파수분석
 Fig. 6. Frequency analysis of the unbalanced rotor



(a) 전원주파수 부근



(b) 전원주파수의 제3고조파 부근
 그림 8. 고정자 권선 단락 모터의 주파수분석
 Fig. 8. Frequency analysis of the short-turn stator winding



(a) 전원주파수 부근

(1) 전원주파수(60[Hz]) 부근의 주파수 성분

정상모터를 포함한 대부분의 모터들이 60[Hz]이외에 42[Hz], 50[Hz], 70[Hz], 78[Hz] 주파수 성분들이 나타나지만, 고정자 권선 손상모터인 경우는 전원주파수 이외의 신호들이 존재하지 않음을 알 수 있다. 또한, 로터 바 손상 모터인 경우는 전원주파수 양쪽으로 측대역 성분들이(sidebands) 존재함을 알 수 있다.

일부 논문에서는 전원주파수의 제1차 측대역 성분 중 저주파측 성분은 회전자의 손상과 관련되고 고주파측 성분은 회전자 표면의 기자력(Magneto-Motive Force,

MMF)과 관련되며, 이들 두 값의 크기는 차이가 있음을 설명하였다. 특히 저주파측 성분 크기와 전원주파수 크기와의 비율을 이용하여 회전자 바 손상 개수를 판단하는 기준으로 사용 가능하며, 30~50[dB]의 차이가 발생한 경우를 회전자 바 손상으로 여기고 50[dB]이상인 경우는 정상으로 판단하고 있다. [1,5-6]

본 실험에서는 동기속도 1800[rpm], 부하투입 상태에서 시의 회전자 회전속도 1766[rpm]으로서, 슬립(slip)은 0.018이며 제1차 측대역 성분은 (f_r) 아래의 식 (1)에 의해서 57.8[Hz](저주파측 성분), 62.2[Hz](고주파측 성분)로서 기본주파수와 2.26[Hz] 간격의 배수배로(1x, 2x, 3x, ...) 나타났다. 이러한 값들은 그림 7(a)와 일치함을 보였다.

$$f_r = (1 \pm 2ks)f_s \text{ ----- 식 (1)}$$

여기서, f_s =공급 전원의 기본 주파수 [Hz]

s = 회전자 슬립[%], k=1, 2, 3, ... (상수)

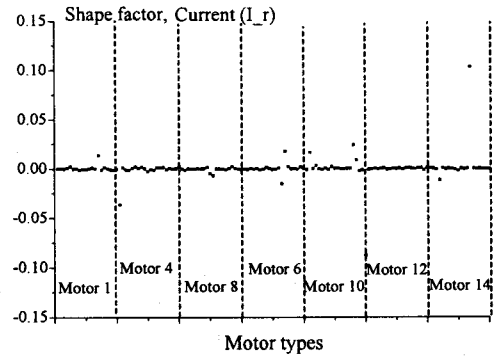
(2) 제3고조파 (180[Hz]) 부근의 주파수 성분

회전자 바 손상 및 고정자 권선 손상 모터를 제외하여 대부분의 모터들이 제3고조파를 포함한 178[Hz] 성분의 2가지 피크가 존재함을 알 수 있으며, 회전자 바 손상 모터인 경우는 제3고조파의 저주파측만 3개의 주요 성분들이 나타남을 알 수 있다. 또한, 고정자 권선 모터인 경우는 제3고조파의 양쪽으로 또 다른 주파수 성분들이 존재함을 알 수 있다. 이러한 특징들은 알고리즘 내부에서 고장모터를 판별하는데 유효한 정보로서 작용하게 될 것으로 여겨진다.

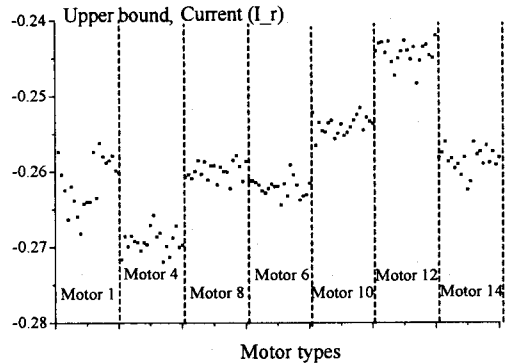
4. 분류기별 고장판별 결과

그림 9는 전류신호의 각 특징들 21개 중에서 비교를 위하여 2가지 분포의 예를 보인 것으로서, (a)인 경우는 모터 결함에 따라서 큰 차이를 보이지 않고 거의 일정하므로 Shape factor를 이용하여 고장유형을 판별하기 어렵다는 것을 알 수 있다. (b) 경우는 주파수 신호의 Entropy의 상한치를 나타낸 것으로서, 모터결함에 따라서 약간의 차이가 있음을 알 수 있다. 이렇게 선택된 신호의 개수에 따른 많은 특징들 중 가장 우수한 특징들만을 선별하여 특징추출 및 테스트를 진행하였다.

전류신호 1개만의 신호를 사용할 경우(21개 특징), R상과 S상의 전류신호를 사용한 경우(42개 특징), 3상 모두 사용한 경우에 대하여(63개 특징) 그림 10에 나타내었다. 전류신호 1개만을 사용한 경우는 각 상별로 분류율이 거의 비슷한 경향을 나타내었으므로 R상에 대해서만 나타내었다.



(a) Shape factor의 모터종류별 분포도



(b) Entropy 상한치의 모터종류별 분포도

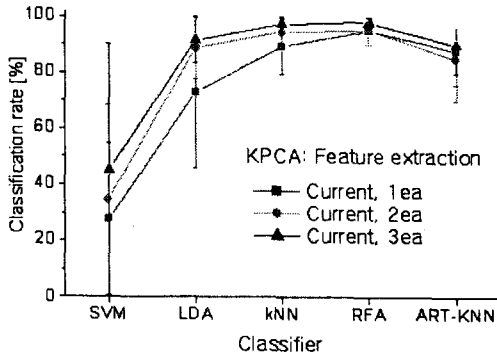
그림 9. 전류 신호 (I_r) 특징들의 분포도

Fig. 9. Feature distribution of current signal according to motor types

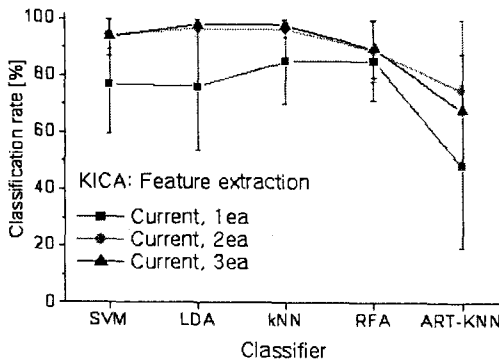
KPCA 특징추출기를 사용한 경우의 분류기 SVM은 신호(센서) 개수를 증가시키에 따라 분류율이 증가하지 만, 평균값이 40[%]정도로서 매우 낮았다. 하지만, KICA인 경우는 2개 이상을 사용함에 의해 90[%] 이상의 높은 분류율을 보임을 알 수 있다. 또한 LDA와 k-NN인 경우는 KPCA 추출법에 의해서도 분류율이 2개 이상의 전류 신호를 이용함에 의해 90[%] 이상임을 알 수 있다.

따라서, 현재 설정된 특징 파라메타, 특징추출기법, 분류기를 사용한 알고리즘을 적용하여 전류 신호 측정에 의한 전동기 진단시스템을 구현을 위해 필요한 전류 신호의 개수로는 다음과 같다.

KPCA를 사용한 경우는 LDA, k-NN, RFA 분류기를 사용하여 적어도 2개 이상의 입력 전류신호를 측정해야만 좋은 분류율을 얻을 수 있으며, KICA를 사용할 경우는 SVM, LDA, k-NN의 3가지 어느 분류기에 대해서도 2개 이상의 전류신호를 사용한다면 충분히 고장유형을 판별할 수 있을 것으로 기대된다.



(a) KPCA에 의한 분류기별 정확도



(b) KICA에 의한 분류기별 정확도

그림 10. 전류신호 개수에 대한 분류기의 분류율

Fig. 10. Classification rate for numbers of current signals using KPCA and KICA methods

5. 결론

본 논문은 전동기 진단 알고리즘을 개발하기 위하여 전류신호의 주파수 분석 및 알고리즘 테스트를 통하여 90[%] 이상의 분류 정확도를 기준으로 시스템에 필요한 센서개수 판정에 대하여 논하였으며, 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) 전류신호의 주파수 분석에 있어서 회전자 바 손상 및 고정자 권선 손상 모터인 경우는 전원주파수 및 제3 고조파 부근에서 다른 고장모터들과 비교되는 특수한 성분들이 존재하며, 이러한 성분들을 활용하여 상기 2 가지 모터 결함을 주파수 분석만으로도 가능함을 알 수 있었다.

2) 회전자 바 손상 모터인 경우는 기본주파수와 2.26[Hz] 간격의 배수배로(1x, 2x, 3x, ...) 측대역 성분이 발생했으며, 57.8[Hz] 성분은 회전자 바 손상 개수와 관련하여 중요한 요소임을 알 수 있었다.

3) KPCA 특징추출기법을 사용한 경우는 LDA,

k-NN, RFA 분류기를 사용하여 적어도 2개 이상의 입력 전류 신호를 측정해야만 좋은 분류율을 얻을 수 있었다.

4) KICA 특징추출기법을 사용할 경우는 SVM, LDA, k-NN의 3가지 어느 분류기에 대해서도 2개 이상의 전류신호를 사용한다면 충분히 고장유형을 판별할 수 있을 것으로 기대된다.

향후에는 현재 설정된 특징파라메타 이외의 새로운 파라메타를 추가하여, 최적 알고리즘 개발관련 연구를 진행할 예정이다.

참고 문헌

- [1] W. T. Thomson, D. Rankin, and D. G. Dorrell, "On-line Current Monitoring to Diagnose Airgap Eccentricity in large Three-Phase Induction Motors-Industrial Case Histories Verify the predictions", IEEE Trans. on Energy Conversion, Vol. 14, No. 4, pp. 1372~1378, 1999.
- [2] Olivier Ondel, Emmanuel Boutleux, and Guy Clerc, "A Method to Detect Broken Bars in Induction Machine Using Pattern Recognition Techniques", IEEE Trans. Indus. Appl., Vol. 42, No. 4, pp. 916~923, 2006.
- [3] Humberto Henao, Member, IEEE, Cristian Demian, and Gérard-André Capolino, Fellow, IEEE, "A Frequency-Domain Detection of Stator Winding Faults in Induction Machines Using an External Flux Sensor", IEEE Trans. Indus. Appl., Vol. 39, No. 5, pp. 1272~1279, 2003.
- [4] Sergio M. A. Cruz and A. J. Margues Cardoso, "Stator Winding Fault Diagnosis in Three-Phase Synchronous and Asynchronous Motors, by the Extended Park's Vector Approach", IEEE Trans. Indus. Appl., Vol. 37, No. 5, 2001, 1227-1233.
- [5] Nagwa M. Elkasabgy, Anthony R. Eastham, Graham E. Dawson, "Detection of Broken Bars in the Cage Rotor on an Induction Machine", IEEE Trans. Indus. Appl., Vol. 28, No. 1, pp. 165~171, 1992.
- [6] Neil Arthur and Jim Penman, "Induction Machine Condition Monitoring with Higher Order Spectra", IEEE Trans. Indus. Electronics, Vol. 47, No. 5, pp. 1031-1041, 2000.
- [7] B. S. Yang, T. Han, J. L. An, "ART-KNN neural network for fault diagnosis of rotating machinery", Mechanical systems and signal processing, Vol. 18, pp. 645~657, 2004.
- [8] Bo-Suk Yang, Tian Han, Won-Woo Hwang, "Fault Diagnosis of Rotating Machinery Based on Multi-Class Support Vector Machines", J. Mech. Sci. and Tech., Vol. 19, No. 3, pp. 845~858, 2005.
- [9] Sameer Singh, John Haddon, Markos Markou, "Nearest-neighbor classifiers in natural scene analysis", Pattern Recognition, Vol. 34, pp. 1601~1612, 2001.
- [10] L. Breiman, Random Forest User Notes, Statistics Department, University of California, Berkeley, ftp://ftp.stat.berkeley.edu/pub/users/breiman/notes_on_rand_om_forests_v2.pdf. (2007. 04월 현재)