

전류센서를 이용한 BLDC 전동기 권선 결함 검출 방법 비교 이 재 현†

(원고접수일 : 2010년 9월 28일, 원고수정일 : 2010년 11월 5일, 심사완료일 : 2010년 11월 25일)

Comparison of Fault Detection Methods for the BLDC Motor Using the Current Sensor

Jae-Hyun Lee†

요 약 : 권선 결함을 검출하기 위하여 다양한 방법들이 적용되어 왔는데, 최근에는 전류 신호를 이용한 결함 검출 방법에 대한 연구들이 많이 이뤄지고 있다. 전류 신호는 전동기의 권선 결함에 대한 주요한 정보를 담고 있으며 본 연구에서도 BLDC 전동기의 권선 단락을 검출하기 위하여 전류 신호로부터 결함 특징을 추출하는 방법을 적용하였다. 본 연구를 통해 전류 신호로부터 결함 특징을 추출하는데 가장 적절한 방법을 시뮬레이션 및 실제 측정 데이터를 통해 비교·평가하고자 하였다.

주제어 : Envelope 방법, 푸리에 변환, 웨이블릿 변환, BLDC 모터, 결함검출

Abstract: Several methods have been applied to detect winding faults (turn-to-turn short). The representative approaches have been focusing on current signals. The current signal can give important information to extract features and to detect faults. In this study, current sensors were installed to measure signals for fault detection of BLDC motors. Therefore, it is necessary to select proper feature extraction methods among the popular methods that use current signals.

Key words: Envelope method, Fourier transform, Wavelet transform, BLDC motor, Extract fault

1. 서 론

전기 에너지를 기계 에너지로 변환시키는 대표적인 기기가 전동기로 현대 산업 플랜트에 중요한 역할을 수행하고 있다. 반면 정상적인 현장 환경을 확보하기 위하여 전동기 고장의 위험성을 확실하게 줄여야 한다. 다시 말해 고장이 발생할 가능성이 있을 때 사전에 진단하여 전동기를 교체하거나 수리함으로써 휴지로 인한 경제적인 비용을 줄일 수 있다. 최근 결함 고장은 다양한 전기 기기 연구의 주요 주제로 다뤄지고 있으며 주요 고장은 아래와 같다[1].

- 회전자 봉 파손 또는 회전자 엔드 링 크랙

- 정적 및 동적 에어 갭 불균형
- 정적 및 동적 편심
- 베어링 및 기어박스 고장
- 권선 단락 및 단선 등

본 연구에서는 위 고장 중 권선간 단락 고장을 검출하는 방법을 찾고자 하였다. 권선간 단락 고장은 전동기 열화에 의해 빈번하게 발생하며 초기 단락 시 동작에 큰 문제가 없으므로 고장의 조기 발견이 어려워 큰 고장으로 확대되는 대표적인 결함이다.

결함을 검출하기 위해서 과학 및 기술 영역에서 다양한 방법들이 사용되어 왔다[1-2]. 반면 각 방

† 교신저자(한국해양대학교 기관시스템공학부, E-mail:lee0313@hhu.ac.kr. Tel:051-410-4254)

법들은 다양한 결함에 대하여 각기 장·단점을 가지고 있으므로 고장 종류나 현장 특성에 따라 적절한 방법을 사용해야 한다. 현재까지 주로 사용된 고장 진단 방법은 아래와 같다[3].

- 전자기장 모니터링
- 온도 측정
- 무선 주파수(RF) 배출 모니터링
- 노이즈 및 진동 모니터링
- 모터 전류신호 분석(MCSA)
- 인공지능 및 신경회로망 기반 기법 등

이와 같이 다양한 고장진단 방법이 시스템의 특성에 따라 적절하게 선택되어 적용되고 있다. 본 연구에서는 위 방법 중 전류 신호를 이용한 방법을 적용하여 결함을 검출하고자 하였다. 전류 신호의 측정은 비교적 간단한 센서를 장착하여 측정이 가능한 편의성과 전동기의 전기적 특성을 잘 반영하여 고장을 진단할 수 있는 장점이 있다.

전류 신호를 이용한 고장진단 방법 중 가장 널리 사용된 방법 중 하나가 시계열로 측정된 전류 값을 영점 문제없이 주파수 영역으로 변환하여 해석 가능한 Fourier 변환이다. 특히 주파수 영역의 경우 상용전원을 사용하는 전동기의 전류 신호가 상용 주파수를 주봉으로 하여 측봉(side-bend) 등에서 고장 종류에 따라 다른 패턴을 보이므로 고장의 종류를 분류하는데 유용하게 적용되었다. 반면 주파수 영역에서의 변환은 시간 영역에서 측정된 신호의 정보를 일부 잃게 되는 단점이 있으므로 보완적인 방법으로 웨이블릿 변환 등을 사용한 사례도 다수 진행되었다[4-7]. 전동기의 결함 검출과 고장 진단은 대상에 따라 적절하게 선택되어 적용되어야 좋은 성능을 보이는 특징을 가지고 있다. 모든 응용에서 가장 우수한 방법이라고 정의하기 어려우므로 대상 시스템에 대해 다양한 방법을 적용한 후 가장 알맞은 방법을 선택하여 고장진단 시스템을 구성하는 것을 일반적인 프로세스로 적용하고 있다.

본 연구에서는 크게 3가지 데이터 영역에서 결함 검출 방법을 적용하여 특성을 비교하고자 하였다. 고장을 진단하는데 있어서 분류 성능을 높이기 위해서는 측정신호의 적절한 전처리와 특징 추출 결

과가 우수해야 한다. 따라서 본 연구는 신호의 전처리와 결함 검출을 중심으로 진행하였으며 본 연구에서 사용한 특징 추출 방법은 시간, 주파수, 벡터 도메인을 대표하는 방법들을 적용함으로써 특징 추출 성능이 도메인에 따라 어떻게 달라지는지를 확인하여 가장 적절한 특징 추출 방법을 도출하고자 하였다.

2. 시뮬레이터를 이용한 결함검출

2.1 시뮬레이터를 이용한 실험 데이터 생성

고장 진단의 경우 실제 시스템으로부터 데이터 수집이 어려운 관계로 진단 알고리즘을 테스트하기 위하여 시뮬레이션 데이터를 많이 활용한다. 본 연구에서는 기존의 연구에서 개발된 시뮬레이터에서 수집된 데이터를 이용하여 고장진단 시뮬레이션을 수행하였다[8].

그림 1은 단상 권선에 대한 권선 결함을 보여주는데 등가회로도이다. 여기서 L_s , R_s , Ψ_s 는 정상상태에서의 공칭인덕턴스, 저항, 그리고 역기전압을 나타낸다. 그리고 N , k , R_f 는 총 권선 수, 결함간 권선 수, 그리고 절연결합의 저항을 각각 나타낸다.

그림 1을 테브난 등가회로로 그리면 그림 2와 같다. 여기서 절연결합 저항 R_f 가 권선 직렬저항 R_s 와 리액턴스 ωL_s 보다 훨씬 크다고 가정하면, 아래와 같이 간략화될 수 있다.

$$[R_s^f(t) L_s^f(t) \psi_s^f(t)]^T \approx w^f(t) [R_s L_s \psi_s]^T \quad (2.1)$$

여기서 w^f 는 권선간 절연 결함의 크기를 나타내는 아래의 식으로 표현된다.

$$w^f(R_f, R_s, k, N) = 1 - \frac{k}{N} \left(1 - \left[1 + \frac{k}{N} \left(\frac{R_s}{R_f} \right) \right]^{-2} \right) \quad (2.2)$$

여기서 $0 < w^f \leq 1$ 이다.

그리고 만약 L_{ij} 가 다른 두 상 권선(i, j) 간의 상호 인덕턴스라고 하면 권선간 절연결합 상태에 따라 변하게 되는 L_{ij} 를 아래와 같이 근사화할 수 있다.

$$L_{ij}^f(t) \approx L_{ij} \sqrt{w_i^f(t)w_j^f(t)} \quad (2.3)$$

여기서 각상에 대한 결함 정도를 w_a^f , w_b^f , 그리고 w_c^f 로 각각 정의된다. 따라서 w 값을 변화시켜 고장의 세기를 조정하면서 시뮬레이션이 가능하다.

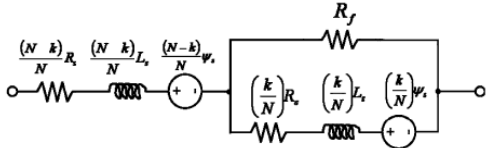


Figure 1: Schematic of insulation fault model

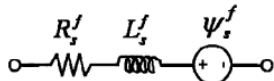


Figure 2: Thevenin circuit transformation of the winding fault model

그림 3은 위의 식을 활용하여 적용한 Matlab Simulink 시뮬레이터를 보여주고 있다.

본 연구에서 수집된 데이터는 1초 동안 3,000rpm으로 전동기를 운전하는 조건에 맞춰 수집되었으며 결함은 각 상에 포함되도록 구성하였다. 대상 신호는 각 상에 선간단락(turn-to-turn short)을 대상으로 시뮬레이션을 하였으며 고장 정도는 0~99%로 조정하였는데 시뮬레이터 상에 w 값을 0~1로 조정함으로써 해당 세기의 결함 데이터를 얻을 수 있었다. 작은 강도의 결함 검출이 어

렵기 때문에 본 연구에서 1%($w=0.99$) 결함 강도에 대한 결함 검출을 수행하였다. 시뮬레이터를 이용하여 생성한 전류, 전압과 같은 신호를 그림 4~6에서 보여주고 있다. 그림에서 보는 바와 같이 운전 상태에 따라 전압 값은 바뀌지 않는 반면 전류 값은 변화를 보이므로 실제 측정값을 이용한 연구에서 전류 값을 이용하여 결함을 검출하고자 하였다.

위에 언급된 수식에서도 알 수 있지만, 회로이론상 전기적 고장에 의해 모터 권선이 단락되면 권선에 하나의 저항이 병렬로 연결된 것과 같은 등가회로로 표현될 수 있다. 이러한 현상은 권선회로의 저항을 감소시키거나 결함 상의 전류를 증가시키는 원인이 된다. 이러한 인과관계를 결함 검출에 사용하였다. 반면 결함 강도에 따라 전류신호의 변화가 작을 수 있으므로 본 연구에서는 3상전류 값의 합을 특징 신호로 사용하였다. 모터 전류의 각 상은 120°위상차를 보이므로 정상상태에서 3상전류 값의 합은 0이 된다. 이러한 특성은 결함 검출을 쉽게 할 수 있는 특징 값으로 사용되었다. 반면 고장이 발생한 상을 구분하는 것이 목적일 경우 신호의 합은 분석을 위해 적절한 특징 값이 아니지만, 본 연구에서의 대상 결함은 선간단락이므로 합을 이용한 결함검출이 유용함을 확인할 수 있었다(그림 7).

이렇게 생성된 특징 값에 시간, 주파수, 벡터기반 3가지 특징추출 방법을 적용하여 그 특성을 비교하고자 하였다.

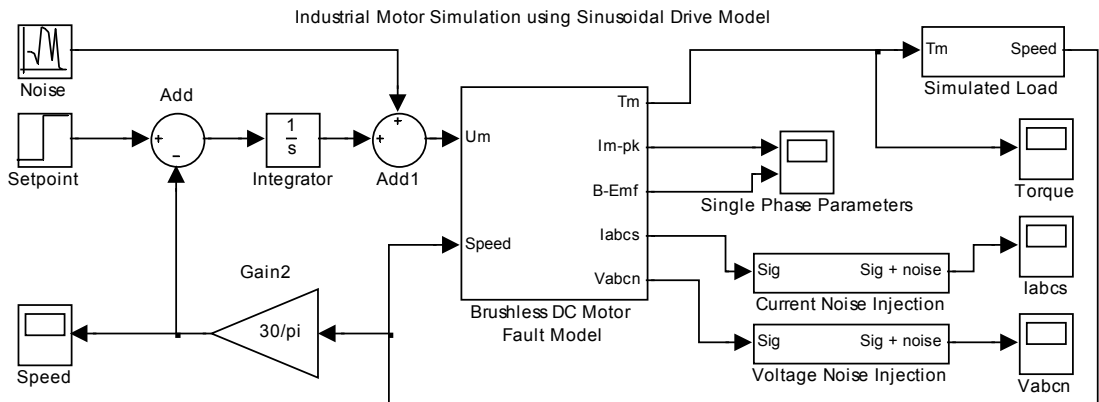
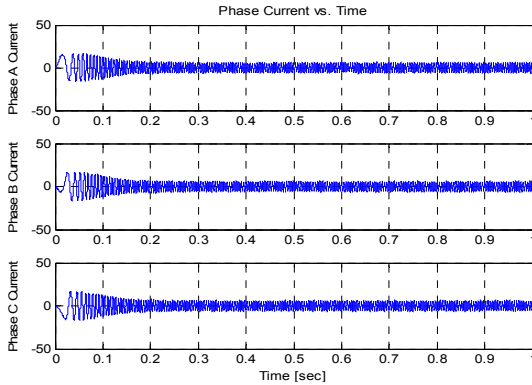
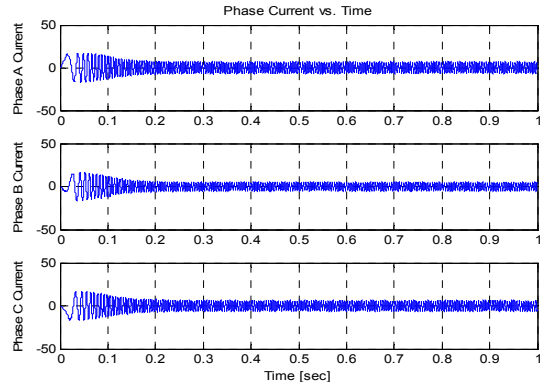


Figure 3: Simulink brushless DC motor model

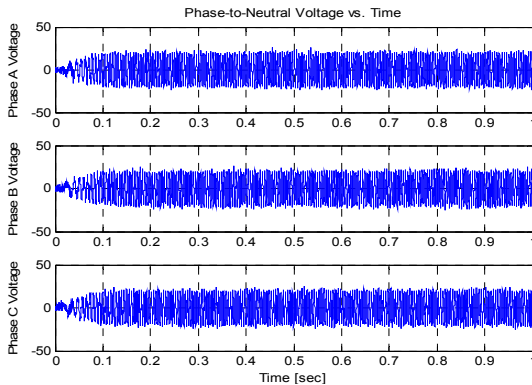


(a) Current signal under the normal condition

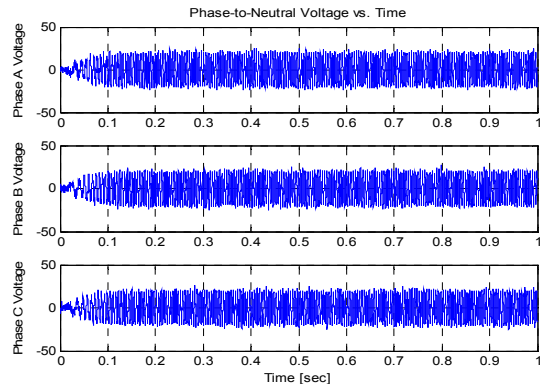


(b) Current signal under the 1%($W_a=0.99$) fault condition

Figure 4: Current signal generated by the simulator

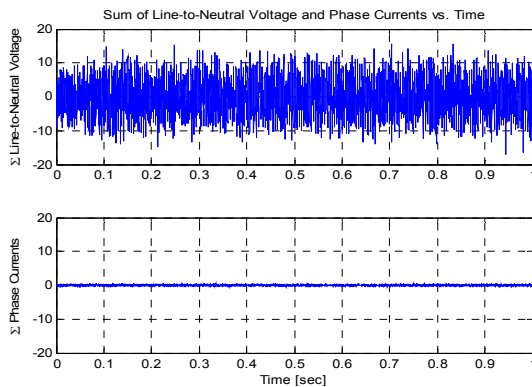


(a) Voltage signal under the normal condition

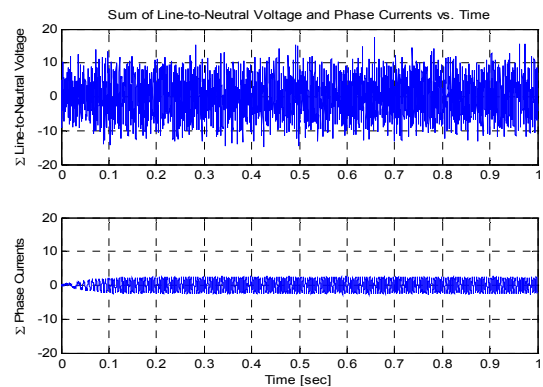


(b) Voltage signal under the 1% fault condition

Figure 5: Voltage signal generated by the simulator



(a) Summation of the 3-phase voltage and current values under the normal condition



(b) Summation of the 3-phase voltage and current values under the 1% winding fault condition

Figure 6: Summation of the 3-phase voltage and current values

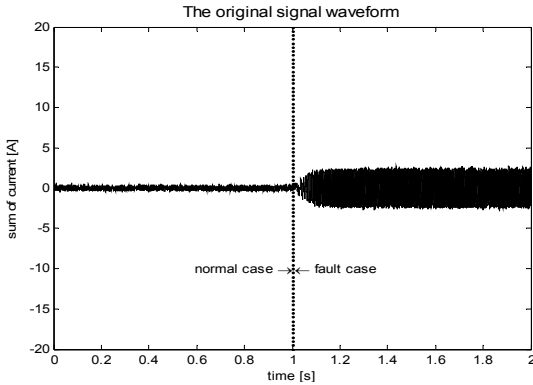


Figure 7: Features calculated by using the summation value of the 3-phase current values

2.2 다양한 방법을 이용한 결함 추출

본 연구에서는 시간-도메인 기반 분석을 위해 envelope 기법, 주파수-도메인 기반 분석을 위하여 Fourier 변환, 그리고 벡터-도메인 기반 분석

을 위하여 Park’s 벡터를 적용하여 시뮬레이터로부터 생성한 대상 신호로부터 결함 특징을 추출하였다. FFT와 Park’s 벡터의 경우 산업용 전동기 고장 진단에 널리 사용되는 방법이며 다양한 적용 사례도 발표되었다[9]. 반면 Envelope 기법은 전동기 결함 검출에서 직접적으로 사용된 방법은 아니나 본래의 신호를 변형시키지 않고 좋은 성능을 보였다.

결함 검출과 진단은 전처리, 결함 검출, 결함 분류 3단계의 과정을 통해 이루어진다. 전처리 단계에서는 데이터 상태에 따라 데이터 필터링, 마사지 등을 하여 원하는 특징 데이터를 생성한다. 고주파 성분이 많이 포함된 BLDC 신호의 경우 저대역 필터를 사용할 필요가 있다. 본 연구에서 필터링 결과가 특징 추출 성능에 영향을 미치지 않았으나 데이터 특성에 따라서는 성능에 큰 영향을 미칠 수 있으므로 적절한 적용방법의 선택이 필요하다. 전

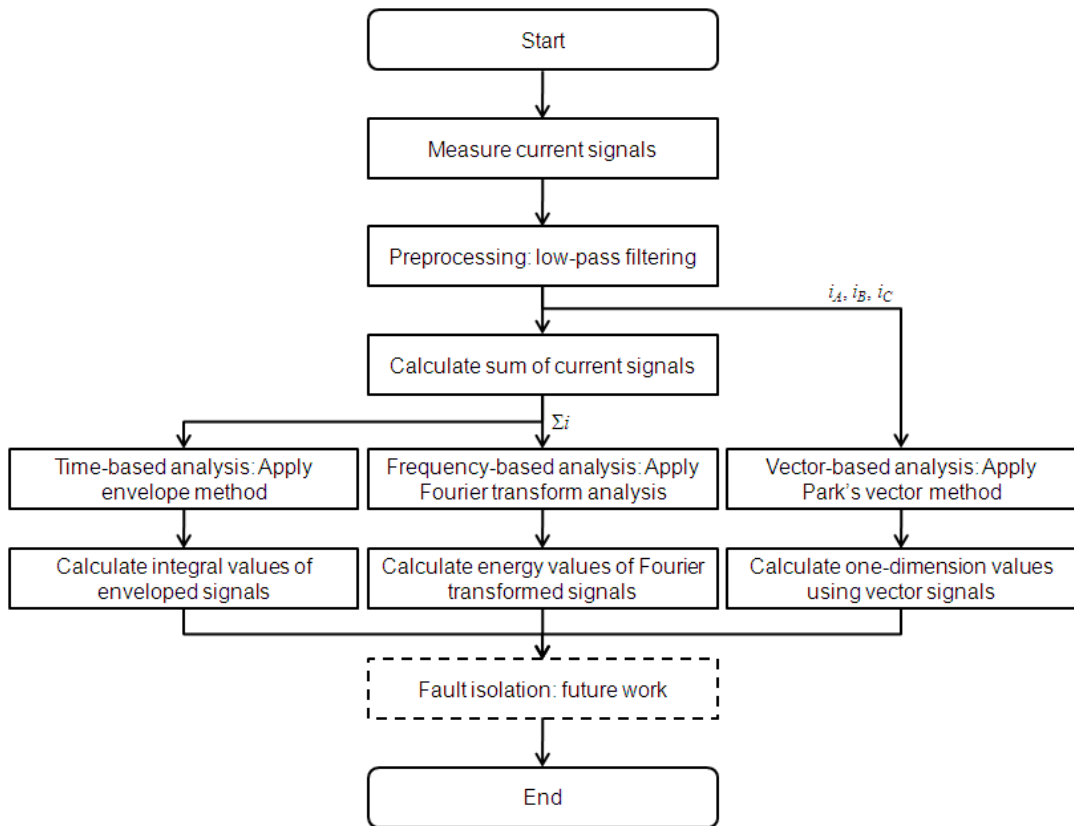


Figure 8: Flowchart of feature extraction for motor diagnosis

처리된 신호는 결함 검출을 위해 세 가지 방법의 대상 값으로 사용되었다. 세 가지 특징 추출 방법의 특징은 각각 다르고 데이터에 따라 성능이 다르게 나타날 수 있으므로 세 방법 중 가장 적절한 방법을 선택해야 좋은 결과를 얻을 수 있다. 추출된 특징으로부터 결함 형태를 구분하기 위해서는 모델이나 규칙을 사용하는데 본 연구에서는 그 이전 단계인 결함 추출까지만 다루고자 한다.

그림 8은 본 연구에서 적용한 결함 검출 과정을 보여 주고 있다. 그림에서 보면 시간이나 주파수 기반 분석에서는 전류의 합을 특징 신호로 사용하였으나 벡터 기반 분석에서는 각 상의 전류 값을 사용하였다.

2.2.1 시간 도메인 분석 : Envelope 기법

Envelope 기법은 대상 신호의 진폭이 변하는 특성으로부터 특징을 추출하는 시간-도메인 분석방법이다. 앞서 언급한 바와 같이 권선 단락의 경우 옴의 법칙에 따라 회로 내 임피던스가 감소하게 되고 이로 인해 전류값이 증가하게 된다. 따라서 고장 시 정상상태에서보다 전류값이 높게 측정되므로 전류신호의 진폭값으로 고장 여부를 확인할 수 있다.

본 응용 프로그램에서 3상전류의 합이 특징 추출을 위해 사용되었다. 시뮬레이션 데이터는 1 초 동안 수집되었으며 Envelope 기법의 적용을 위해 500 사이즈 윈도우를 이용하여 전체 데이터를 스캐닝하는 방법으로 최대·최소값을 찾았다. 윈도우 사이즈는 데이터의 특성을 고려하여 경험적으로 결정할 수 있다. Envelope 기법을 적용한 후, 최종 특징은 진폭 차이의 수치합으로 계산했다. 그림 9는 수치 적분하여 추출한 최종 특징 추출 결과를 보여주고 있다. 결과는 정상과 결함 신호 사이에 많은 차이가 있기 때문에 정상적인 신호와 결함 신호로 식별이 가능하다. 따라서 본 적용 방법은 신호로부터 결함을 추출하는데 매우 용이한 방법이므로 온라인 적용도 가능하다. 반면 변화가 매우 작고 고주파인 경우 신호로부터 특징을 잡는 것이 쉽지 않은 단점이 있다.

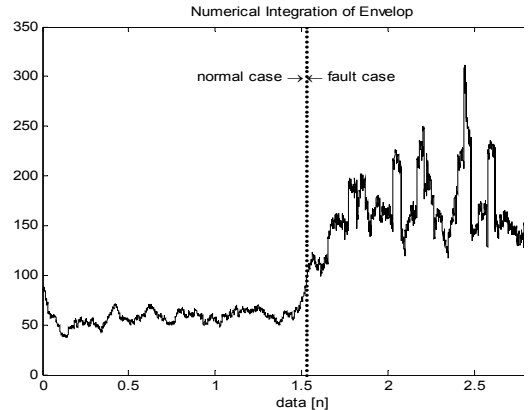


Figure 9: Feature extraction result based time-domain analysis

2.2.2 주파수 도메인 분석 : Fourier 변환

주파수-도메인 분석 방법은 다양한 분야의 고장 진단에 적용되었으며 성능에서도 우수함이 입증되었다. 푸리에 변환은 주파수 분석의 대표적인 기법으로 DC 부분과 특정 고조파 부분을 신호의 특징으로 표현할 수 있는 장점이 있다. 본 연구에서 전류값은 권선의 상태에 따라 변하게 되고 권선 단락이 생길 경우 DC 부분의 값이 확연하게 증가하므로 결함 검출이 용이하다. 대상 전류신호를 FFT를 적용한 후 변환된 값으로부터 에너지 값을 구함으로써 결함여부를 판단할 수 있다.

FFT 분석에서는 3상전류의 합이 Envelope 기법에서와 같이 동일하게 적용되었다. 500 샘플링 사이즈의 윈도우를 주파수 변환에 적용한 후 FFT 변환된 값의 에너지 값을 계산하여 특징신호로 사용하였다. 위에서 언급한 바와 같이 본 방법은 고장 상태에서 회로의 DC 요소 값이 증가한다는 아이디어에서 출발하였다. 그림 10은 FFT를 이용한 결함 검출 결과를 보여준다. 결과에 나타난 바와 같이, 정상상태와 결함상태에서의 특징 신호가 Envelope 기법을 적용한 결과보다 명확하게 구분됨을 알 수 있다. 본 결과는 대상 신호의 변화가 작은 경우 FFT를 이용한 방법이 보다 나은 결과를 보장할 수 있음을 의미하므로 고장의 세기가 작은 경우 유용하다고 할 수 있다.

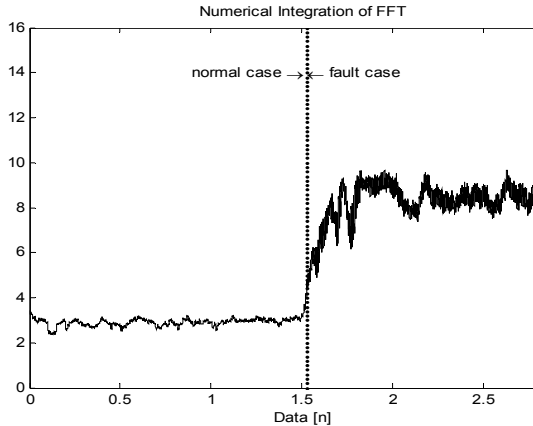


Figure 10: Feature extraction result based frequency-domain analysis

2.2.3 벡터 도메인 분석 : Park's 벡터

Park's 벡터는 3상전류나 전압값을 2차원 값(d-q 도메인)으로 변환시킨다. 시간-도메인 신호를 각주파수 신호로 변환하는 것이 가능하므로 분석이 용이하다. 특히 3상의 값을 하나의 특징으로 도출할 수 있어 상간 특성을 고려할 수 있는 장점이 있으므로 일반적으로 유도 전동기의 결함 검출에 널리 사용되고 있다.

Park's 벡터에서는 3상전류 신호를 이용하여 특징 신호를 생성한다. 이 방법은 전류의 각 상의 변화를 관찰하므로 크기 및 상변화와 관련된 결함을 검출하는데 유용하다. 본 방법에서는 3상전류(ia, ib, ic)가 직접 결함 검출에 사용되므로 앞의 전류의 합을 사용하는 앞의 두 방법과는 다르다. 본 방법에서는 Park's 벡터라는 용어와 같이 3상전류 값을 2 차원 값(id, iq)으로 변환하게 된다. 이렇게 변환된 각주파수 값을 다시 거리(distance) 개념을 적용하여 1 차원의 특징 신호를 생성한다.

그림 11는 Park's 벡터를 적용하여 도출한 1차원 결함 검출 결과를 보여주고 있다. 그래프에서 보면 정상상태와 고장상태에서의 변화가 크지 않게 보이는데 이는 고장의 정도가 심하지 않은 경우의 적용 사례를 보여준다. 반면 고장의 정도가 심한 경우 차이가 크게 남을 확인할 수 있었다.

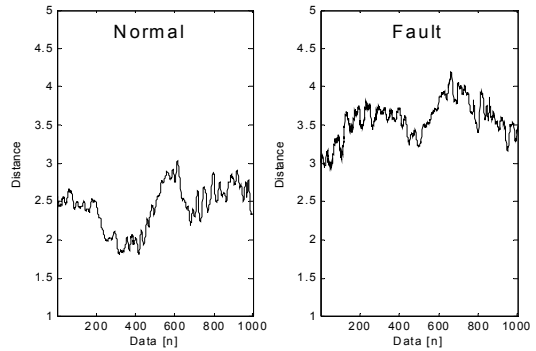


Figure 11: Feature extraction result based vector-domain analysis

3. 실제 측정 신호를 이용한 결함 검출

본 연구에서 적용된 액추에이터는 비행기 날개의 각도를 조정하는데 사용되는 삼중화(triplex redundant) 로터리 EMA(Electro-Mechanical Actuator)로, 삼중화 전자 제어 모듈(Electronic Control Module : ECM)과 함께 운영되도록 설계되었다. 그림 12에서 보는 바와 같이 EMA는 세 개의 BLDC(brushless) 모터로 구성되어 있으며 각 모터는 통신을 위해 리졸버(resolver)를 사용한다. 여기서 모든 모터들은 기어 시스템을 통해 싱글 스트링 출력 샤프트 드라이브 메커니즘을 구동한다[8].



Figure 12: Triplex redundant EMA5(Moog Inc.)

이 장에서는 위의 시스템에 사용된 BLDC 모터의 실험 데이터를 사용하여 특징을 추출한 결과를

다루고 있다. 실험 데이터는 모터 속도와 로딩 조건 등 여러 가지 운영 조건 하에서 수집되었다. 결합 강도는 2Ω부터 75Ω의 저항을 이용하여 실험하였는데 본 연구에서는 결합 정도의 차가 큰 2Ω과 10Ω의 결과를 이용하였다. 부하의 조건도 무부하와 정격부하에 대하여 차별화된 실험을 수행하였는데, 무 부하에서 정격부하로 부하가 증가되면 내부 등가회로의 전류 변화가 커지게 되고 이러한 특성은 측정 신호에 반영되게 된다. 즉, 고속 또는 고부하에서 결합이 있는 경우 패턴의 변화가 크게 나타날 수 있다. 즉, 모터의 속도나 부하를 높이기 위해서는 보다 높은 전류의 공급이 필요한 관계를 이용하는 것이다. 반면 고장을 모사하기 위하여 저항을 병렬로 연결하기 때문에 10Ω 이상의 저항을 이용한 고장의 경우 전류 변화가 크지 않아 결합 검출이 어려웠다.

신호 측정을 위하여 다음과 같은 실험 조건에서 운전하여 데이터를 수집하였다. 수집된 데이터 중 고장으로 볼 수 있는 2Ω의 고장 조건으로 600 rpm에서 운전된 무부하와 정격부하의 데이터를 사용하였다.

- 모터 속도: 600, 1200, 1800, 2400, 3000 [rpm]
- 부하: 무부하, 정부하, 부부하
- 결합강도: 2, 10, 25, 50, 75 [Ω]
- 샘플링 주파수: 100 [kHz]
- 샘플링 시간: 1 [s]

본 연구에서 적용한 특징 추출 방법들은 앞 절의 시뮬레이터를 이용한 연구에서와 같은 방법으로 적용하였다. 다시 말해 시간, 주파수, 벡터기반 접근 방법들은 원 측정 데이터로부터 결합 패턴을 검출하는데 사용되었다. 먼저 수정된 Envelope 기법은 시간기반 특징 추출을 위해 사용하였다. 본 방법은 사전에 정의된 특정 사이즈의 윈도우를 이용하여 전류 신호로부터 특징을 추출하였다. 재샘플링 데이터를 통해 최대·최소값을 구한 후 두 값의 차를 적분하여 특징값으로 사용하였다.

두 번째 방법으로 주파수 기반 분석을 위하여 푸리에 변환을 적용하였다. 시간기반 분석과 동일하게 FFT 적용된 신호의 적분을 특징값으로 사용하

였다. 주파수 기반의 분석에서는 특정 주파수 대역의 값의 특성을 이용하여 결합을 진단하는데 본 연구에서는 정상상태와 결합상태에서 DC값이 변화되는 것을 이용하기 위해 에너지값을 이용하였다.

마지막으로 Park's 벡터 방법을 벡터 기반 분석을 위해 적용하였는데, 이 방법은 3상 신호를 사용하기 때문에 앞의 두 방법과는 다르다. 본 방법에서 3상 신호들은 2차원 값으로 변환된다. 본 연구에서 특징 그래프는 2차원 값의 거리를 계산하여 최종적으로 1차원 그래프의 값으로 표현하였다. 본 결과는 앞의 두 방법과 동일하다.

각 특징 추출 방법은 데이터 조건에 의해 영향을 받을 수 있으므로 본 연구에서는 세 가지 다른 방법을 적용하였으며 각 방법을 통해 추출된 특징을 사용하여 결합 검출 성능의 정확도를 향상시키고자 하였다.

3.1 실험데이터를 이용한 특징 추출

3.1.1 무부하 600 rpm 결합신호 특성

그림 13(a)에서 보는 바와 같이 측정된 3상 전류값의 각 상에 결합이 포함되어 있으므로 그림 13(b)에서 보는 것처럼 전류값의 합으로 특징을 찾는 것은 어렵다. 따라서 특정 상의 결합은 각 상의 전류값을 각각 분석하여 검출할 수 있다. 반면 원 측정 신호를 보면 노이즈로 인해 전류값의 합을 구하더라도 작은 고장 변화는 표현되기 어려운 결과를 보이고 있다. 따라서 검출 성능을 개선하기 위해서는 필터링을 필요로 한다.

3.1.2 무 부하 600 rpm 결합신호 필터링

본 연구에서는 신호 노이즈에 의해 유발되는 성능 저하를 막기 위해 전처리 단계에서 고주파 부분을 제거하는 저대역 통과 필터를 사용하였다. 필터링 후 본래의 신호를 조사해보면 결합 지점에서 특징이 나타나는 반면 신호의 합을 구할 경우 각 상에 포함된 결합으로 인해 특징이 사라진다. 이것은 앞의 시뮬레이터를 이용한 적용에서와 다른 상황으로 이러한 문제점을 해결하기 위하여 3상 중 한 상의 전류값을 세 가지 방법에 적용하여 특징값을 도

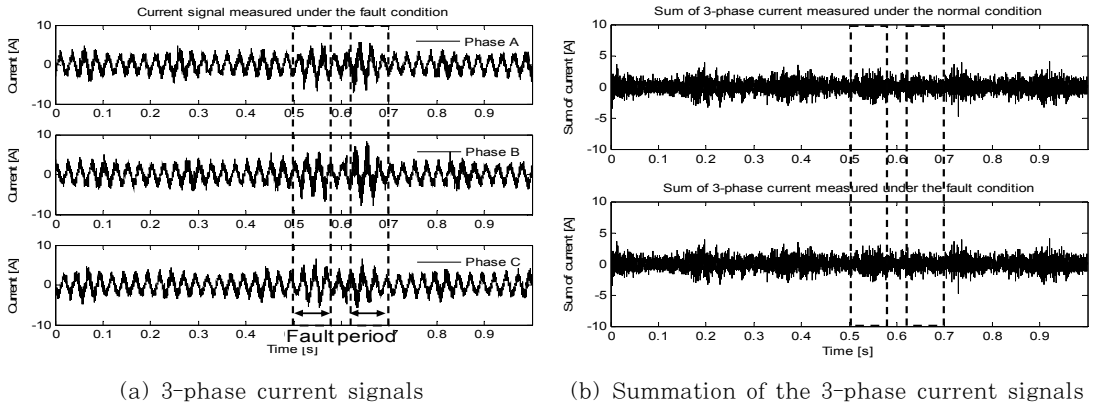


Figure 13: Experiment signals before filtering

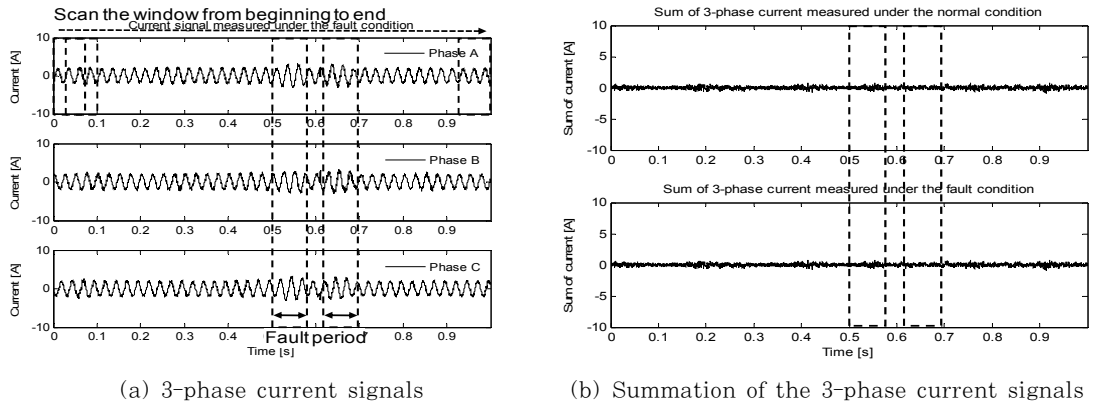


Figure 14: Experiment signals after filtering

출하였다.

1초 동안의 신호로부터 특징을 추출하기 위하여 그림 12에서 보는 바와 같이 특정 사이즈의 윈도우를 사용하여 스캐닝을 수행하였다. 실제 필터링을 적용 후에도 그림 14(b)에서 보는 바와 같이 전류 신호의 합에 특징이 나타나지 않는다.

3.2 부하 조건에 따른 결함 검출 결과

시뮬레이터를 이용한 특징 추출 결과에서는 3상 전류의 합을 특징값으로 사용하였는데 이는 대상 신호가 세 상 중 한 상에만 결함이 있는 경우를 모사하였다. 반면 실제 전동기를 이용한 실험 결과에서는 세 상 전체에 결함이 있는 경우로 신호의 합

을 구할 경우 위상 관계로 인해 결함 특징이 합에서 사라져 버린다. 따라서 본래 신호의 각 상 전류 값을 이용하여 결함을 검출하는 방법의 적용이 필요하다. 부하 조건에 상관없이 600 rpm의 속도에서 2Ω 크기의 고장은 3가지 도메인 방법을 통해 검출이 된 반면 10Ω을 붙인 신호에서는 결함을 검출하는 것이 어려웠다. 이는 고장의 크기가 너무 작은 것에 기인한다고 볼 수 있다. 실제 2Ω 정도의 고장은 권선이 한 개 정도인 사례라고 볼 수 있다.

표 1에서 본 연구에서 수행된 결함의 세기와 부하 조건을 보여주고 있다.

Table 1: Operating conditions for gathering fault signals

rpm	Severity	Load
600	2 Ω	No
		Positive

3.2.1 600 rpm-2Ω 결함 신호

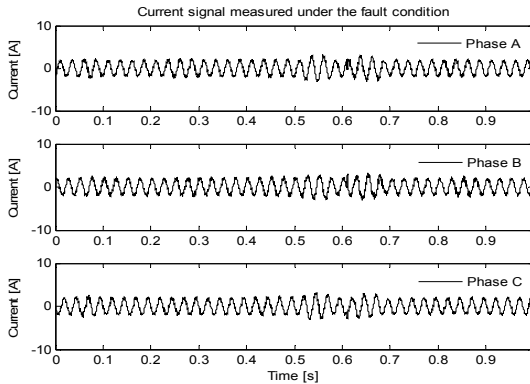
필요한 데이터 수집을 위하여 4레벨의 모터 속도, 3레벨의 부하, 5레벨의 고장 세기에 대한 실험을 수행하였다. 수행한 결과 중 2Ω의 저항을 이용한 결함 강도에서 특징 추출이 가능하였으며 속도의 경우 고장 검출에 큰 영향이 없어 본 장에서는 600 rpm 신호를 이용하였다.

앞서 언급한 바와 같이 특징 추출을 위하여 세 가지 방법을 적용하였으며 그 결과를 그림 15와

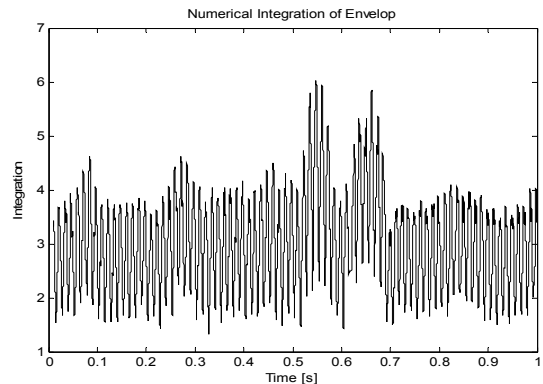
16에서 보여주고 있다. 그림에서 보면 부하조건에 상관없이 결함 검출이 가능함을 알 수 있으며 두 부하조건에서 벡터기반 특징 추출 방법이 다소 우수한 성능을 보임을 알 수 있다.

(1) 무부하

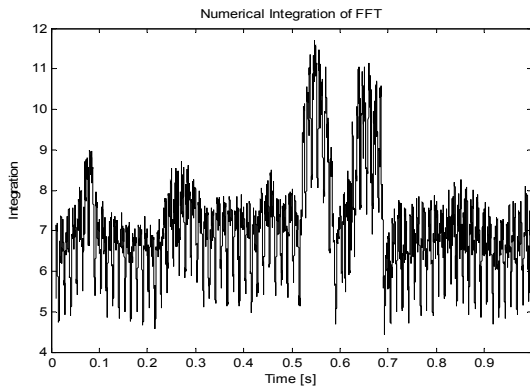
무 부하 조건에서 결함 지점에서의 전류 변화 폭이 크지는 않으나 그림 15(a)에서 보는 바와 같이 각 상에 결함 특징이 나타난다. 특징 추출을 위하여 적용한 세 가지 방법에 대한 결과를 그림 15(b)~(d)에서 보여주고 있다. 결과에서 보면 0.5초와 0.7초 사이의 결함 지점에서 신호가 급격하게 변화되는 것을 볼 수 있다. 따라서 본 연구에서 적용한 세 가지 방법으로 전류 신호로부터 결함 여부를 검출할 수 있음을 확인하였다. 세 가지 방법 중 그림 15(d)에서 보는 바와 같이 벡터를 이용한



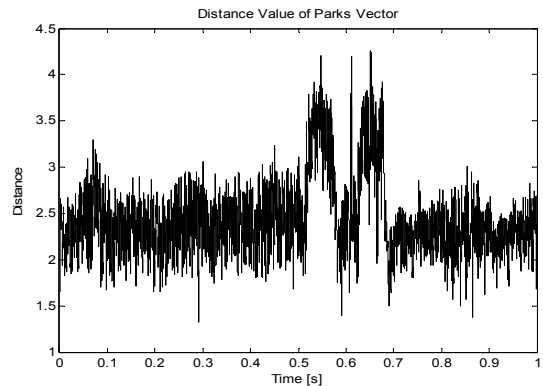
(a) 3-phase current signals



(b) Feature extraction result using a time-domain analysis approach



(c) Feature extraction result using a frequency-domain analysis approach



(d) Feature extraction result using a vector-domain analysis approach

Figure 15: Feature extraction results using the current signals measured under the 2Ω and no-load conditions

방법의 성능이 가장 우수함을 알 수 있다. 특징 추출의 성능이 우수할 경우 특징 분류에서의 성능도 보장할 수 있다.

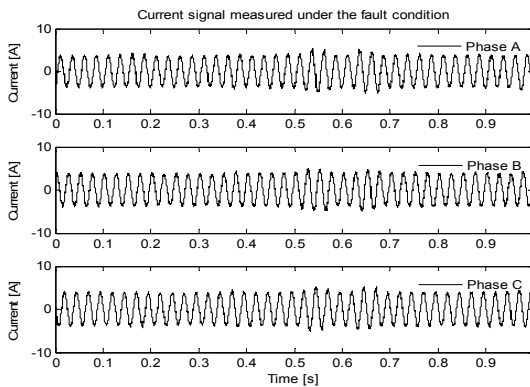
(2) 부하 시

부하 조건에서 전류신호의 크기는 그림 16(a)에서 보는 바와 같이 일반적으로 증가한다. 따라서 고장 지점에서의 전류 변화 폭이 상대적으로 크게 나타난다. 이러한 특성으로 인해 부하조건에서는 결함 검출이 보다 용이한 반면 고 부하 조건에서 고장 강도는 무부하 조건에서보다 급격하게 증가될 수 있으므로 정상적인 동작이 되는 동안 빠르게 고장을 진단해서 적절한 조치를 취하는 것이 필요하다. 그림 16(b)~(d)까지 본 연구에서 적용한 고장 검출 결과를 보여주고 있다. 부하조건에서도 백

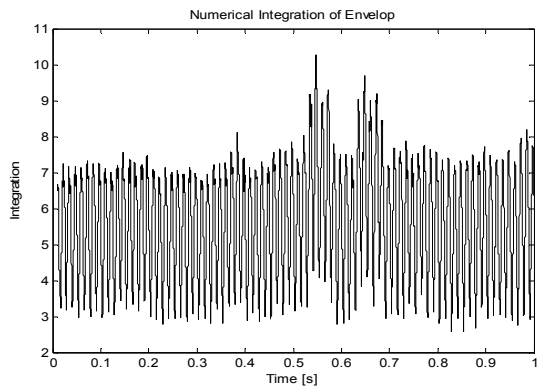
터기반 방법을 적용한 결과가 다소 우수함을 보여주고 있다. 반면 기존 연구에서 실제 검출된 특징 값을 고장 분류 방법에 적용해 보면 세 가지 방법 모두 결함을 분류하는데 문제가 없음을 확인하였다 [10].

4. 결 론

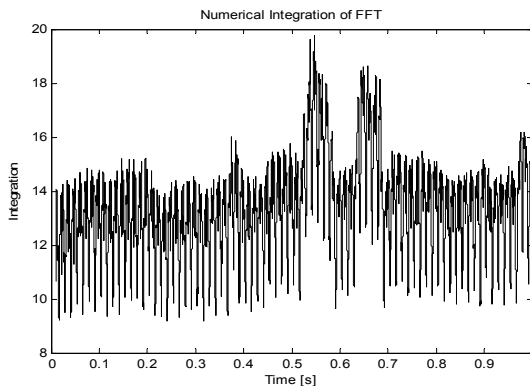
본 논문은 전동기로부터 측정된 전류신호를 이용한 고장 진단 방법에 대한 것으로 시계열 데이터 마이닝을 적용한 내용이다. 전동기 고장을 진단하기 위해서는 크게 고장을 검출하는 단계와 고장을 분류하는 단계로 나뉘는데 본 논문은 고장을 검출하는데 초점을 맞췄으며 결함검출 기법을 적용하기 전에 필터링과 같은 데이터 전처리를 통해 결과를



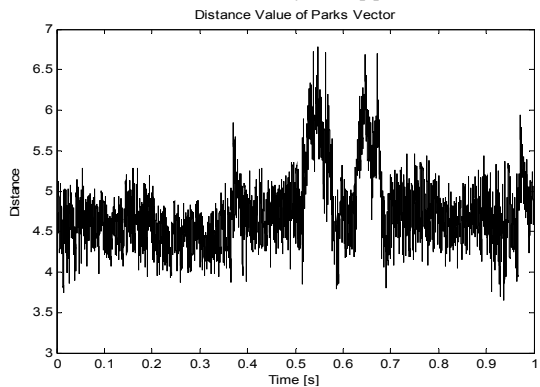
(a) 3-phase current signals



(b) Feature extraction result using a time-domain analysis approach



(c) Feature extraction result using a frequency-domain analysis approach



(d) Feature extraction result using a vector-domain analysis approach

Figure 16: Feature extraction results using the current signals measured under the 2Ω and load conditions

개선하고자 하였다.

기존 연구에서 고장 검출을 위해 다양한 방법들이 적용되었다. 각 방법들은 고유한 특징을 가지고 있으며 적용 대상에 따라 적절하게 선택하는 것이 일반적이다. 본 연구에서는 기존에 사용한 방법과 결합 검출에서는 사용하지 않은 방법을 함께 적용하여 검출 특성을 비교하고자 하였다. 실제 적용 결과에서 백터기반의 특징 추출 방법이 우수한 성능을 보였으며 이러한 결과는 결합 분류에서도 좋은 결과를 유도하게 된다.

본 연구를 통해 BLDC 모터의 고장도 전류신호만으로 쉽게 진단할 수 있음을 확인하였으며 실제 사용되는 액추에이터를 통해 적용가능 함을 확인하였다.

참고 문헌

- [1] P. Vas, Parameter Estimation, Condition Monitoring, and Diagnosis of Electrical Machines, Clarendon Press, Oxford, 1993.
- [2] G. B. Kliman and J. Stein, "Induction motor fault detection via passive current monitoring," International Conference in Electrical Machines, Cambridge, MA, pp. 13-17, August 1990.
- [3] Y. E. Zhongming and W. U. Bin, "A review on induction motor online fault diagnosis," The Third International Power Electronics and Motion Control Conference (PIEMC 2000), vol. 3, pp. 1353-1358, Aug. 15-18, 2000.
- [4] K. Abbaszadeh, J. Milimonfared, M. Haji, and H. A. Toliyat, "Broken bar detection in induction motor via Wavelet transformation," IECON'01: The 27th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, pp. 95-99, 2001.
- [5] M. Haji and H. A. Toliyat, "Pattern recognition-A technique for induction machines rotor fault detection eccentricity and broken bar fault," Conference Record of the 2001 IEEE Industry Applications Conference, vol. 3, pp. 1572-1578, 2001.
- [6] S. Nandi, H. A. Toliyat, "Condition monitoring and fault diagnosis of electrical machines - A review," IEEE Industry Applications Conference, vol. 1, pp. 197-204, 1999.
- [7] B. Yazici, G. B. Kliman, "An adaptive statistical time-frequency method for detection of broken bars and bearing faults in motors using stator current," IEEE Trans. on Industry Application, vol. 35, no. 2, pp. 442-452, 1999.
- [8] S. G. Tzafestas (Ed.), Applications of Intelligent Control to Engineering Systems: Chapter 4 Particle Filter Based Anomaly Detection for Aircraft Actuator Systems. Springer, vol. 39, pp. 65-88, 2009.
- [9] Hamid Nejari and Mohamed El Hachemi Benbouzid, "Monitoring and diagnosis of induction motors electrical faults using a current Park's vector pattern learning approach", IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 36, no. 3, pp. 730-735, 2000
- [10] Hyeon Bae, Sung-Shin Kim, George Vachtsevanos, "Fault detection and diagnosis of winding short in BLDC motors based on fuzzy similarity," International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent systems, vol. 9, no. 2, pp. 99-104, July 2009.

저 자 소 개



이재현(李在玄)

1984년 한국해양대학교 기관학과 (공학사), 2000년~현재 한국해양대학교 기관시스템 공학부(부교수), 관심분야: 기관관리, 환경공학