(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2015년08월06일
(11) 등록번호 10-1539896
(24) 등록일자 2015년07월21일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01R 31/34 (2006.01)
(21) 출원번호 10-2014-0138157
(22) 출원일자 2014년10월14일
심사청구일자 2014년10월14일
(56) 선행기술조사문헌
KR1020140061323 A
US20110247490 A1
US20090326419 A1

기술이전 희망 : **기술양도**

(73) 특허권자
울산대학교 산학협력단
울산광역시 남구 대학로 93
(72) 발명자
정의필
울산광역시 남구 신복로 79번길 14, 101동 1201호 (무거동, 롯데캐슬)
조상진
울산광역시 남구 대학로 121번길 59, 103동 1211호 (무거동, 현대아파트)
(74) 대리인
김종선, 이형석

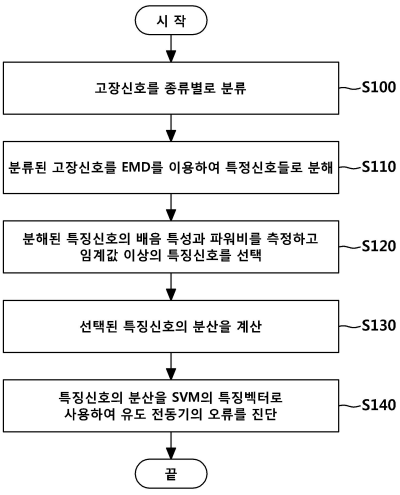
전체 청구항 수 : 총 6 항 심사관 : 박근용

(54) 발명의 명칭 **유도전동기 오류 진단 방법**

(57) 요 약

본 발명은 유도전동기 오류를 진단하는 방법에 관한 것으로, 경험적 모드 분해법을 이용하여 고장신호로부터 특징신호를 분해하고, 분해된 특징신호로부터 배음 특성과 파워 비를 측정하고 고장 특성을 잘 반영하는 특징신호를 선택한 후, 선택된 특징신호의 분산을 계산, 위 분산을 신경망의 특징 벡터로 사용하여 유도전동기의 고장을 진단하는 것을 특징으로 한다.

대 표 도 - 도1



명 세 서

청구범위

청구항 1

유도전동기의 고장에서 발생하는 고장신호를 종류별로 분류하는 분류단계;

상기 고장신호를 경험적 모드 분해법(EMD)을 이용하여 특징신호(IMFs)들로 분해하는 분해단계;

분해된 상기 특징신호들의 배음 특성과 파워비(PHR)를 측정하고, 소정의 임계값 이상의 상기 배음 특성과 상기 파워비를 가지는 특징신호를 선택하는 선택단계;

상기 선택된 특징신호들로부터 분산을 계산하고, 상기 분산을 신경망(SVM)의 특징 벡터로 사용하여 유도 전동기의 고장을 진단하는 진단단계;를 포함하는 유도전동기 오류 진단 방법.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 분해단계는,

상기 고장신호의 유효성을 판단하는 유효성판단단계;

분해하고자 하는 상기 특징신호의 요소 수를 $\log_2 N$으로 결정하고, 반복횟수를 결정하는 결정단계;

상기 고장신호와 평균고장신호의 차이를 비교하여 임시특징신호를 산출하는 임시특징신호산출단계;

상기 반복횟수에 도달할 때까지 임시특징신호산출단계를 반복하는 반복수행단계;

상기 반복횟수에 도달하면, 산출된 상기 임시특징신호를 상기 특징신호로 설정하는 요소설정단계;를 포함하며,

상기 N 값은 총 데이터 포인트(Data point) 수를 나타내는 것을 특징으로 하는 유도전동기 오류 진단 방법.

청구항 3

제 2항에 있어서,

상기 유효성판단단계에서부터 상기 요소설정단계까지를 ($\log_2 N$)-1개의 특징함수가 얻어질 때까지 반복하는 것을 특징으로 하는 유도전동기 오류 진단 방법.

청구항 4

삭제

청구항 5

제 1항에 있어서,

상기 선택단계는,

상기 각 특징신호의 에너지 값을 측정하는 측정단계;

임계에너지 값을 설정하는 임계값 설정단계;

상기 임계에너지 값을 초과하는 에너지 값을 가지는 상기 특징신호를 선택하는 선택단계;

상기 특징신호와 오류신호의 퓨리에 스펙트럼(Fourier Spectrum)을 산출하는 산출단계;

상기 스펙트럼에 관하여 최대 주파수 값을 결정하는 최대 주파수 결정단계;

상기 최대 주파수 값의 에너지 값을 산출하고, 상기 특징신호와 상기 오류신호의 상기 배음 특성을 산출하는 배음 특성 산출단계;

상기 산출된 배음 특성을 이용하여 PHR(Power-Harmonic Ratio)을 산출하는 단계;

상기 PHR을 이용하여 특성함수를 재조정하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 유도 전동기 오류 진단 방법.

청구항 6

제 5항에 있어서,

상기 스펙트럼을 산출하는 산출단계에서 산출된 상기 스펙트럼의 성분 중 직류 성분만을 포함하는 특성신호를 제외하는 배제단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 유도 전동기 오류 진단 방법.

청구항 7

제 1항에 있어서,

상기 신경망(SVM)은 one-against-all(OAA)를 적용하여 다중 분류를 지원하는 것을 특징으로 하는 유도전동기 오류 진단 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 유도전동기 오류를 진단하는 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 경험적 모드 분해법(Empirical Mode Decomposition, EMD)를 이용하여 특징신호(Intrinsic Mode Functions, IMFs)를 선별하고, 선별된 특징신호를 이용하여 유도전동기의 오류를 진단하는 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 유도전동기(Induction Motor)는 제품생산성에서 매우 중요한 역할을 한다. 이는 바로 회사의 이윤과 관련되기 때문에, 이러한 모터들은 반드시 효율적인 유지성이 보증되어야 한다.

[0003] 종래에는 모터의 효율적인 유지를 위한 오류 진단방법으로 진단과정에 따라 모델 기반, 신호 기반 또는 데이터 기반의 세가지 진단방법이 있었다. 신호 처리 과정에서 이 세가지 타입은 매우 중요한 요소이면서, 또한 각기 다른 영향과 역할을 한다.

[0004] 오류 진단 방법에서 신호처리방법에 대한 단계의 가장 중요한 목적은 모터 동작환경에서 오류를 측정하고, 측정된 오류의 수를 획득하는 것이다. 이러한 목적에서 시간과 주파수의 분해능을 동시에 제공받을 수 있는 시간 주파수 분석 도구가 인기 있다. 하지만, 종래 대부분의 시간 주파수 분석 도구는 신호의 정상추정 방법을 기반으로 신호를 분해한다. 하지만 이러한 기술은 비선형적이거나 비정상적인 신호를 분석하기 적합하지 않다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 미국특허 등록공보 제 US 7,346,461 호(2008.03.18)

(특허문헌 0002) 미국특허 공개공보 제 US 2009-0326419 호 (2009.12.31)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 상술한 종래기술의 문제점을 극복하기 위한 것으로서, 유도전동기에서 발생하는 오류의 정확한 진단을 바탕으로 높은 안전성과 유지성을 가지도록 하는 유도전동기의 오류 진단방법을 제공하는 데에 그 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 발명에 따른 유도 전동기 오류 진단방법은 유도전동기의 고장에서 발생하는 고장신호를 종류별로 분류하는 분류단계, 상기 고장신호를 경험적 모드 분해법(EMD)을 이용하여 특징신호(IMFs)들로 분해하는 분해단계, 분해된 상기 특징신호들의 배음 특성과 파워비(PHR)를 측정하고, 소정의 임계값 이상의 상기 배음 특성과 상기 파워비를 가지는 특징신호를 선택하는 선택단계, 상기 선택된 특징신호들로부터 분산을 계산하고, 상기 분산을 신경망(SVM)의 특징 벡터로 사용하여 유도 전동기의 고장을 진단하는 진단단계를 포함한다.

[0008] 상기 분해단계는 상기 고장신호의 유효성을 판단하는 유효성판단단계, 분해하고자 하는 상기 특징신호의 요소수를 $\log_2 N$으로 결정하고, 반복횟수를 결정하는 결정단계, 상기 고장신호와 평균고장신호의 차이를 비교하여 임시특징신호를 산출하는 임시특징신호산출단계, 상기 반복횟수에 도달할 때까지 임시특징신호산출단계를 반복하는 반복수행단계, 상기 반복횟수에 도달하면, 산출된 상기 임시특징신호를 상기 특징신호로 설정하는 요소설정단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0009] 상기 분해단계에서 상기 유효성판단단계에서부터 상기 요소설정단계까지를 ($\log_2 N$)-1개의 상기 특징함수가 얻어질 때까지 반복하는 것을 특징으로 한다.

[0010] 상기 분해단계에서 N 값은 총 데이터 포인트(Data point) 수인 것을 특징으로 한다.

[0011] 상기 선택단계는 상기 각 특징신호의 에너지 값을 측정하는 측정단계, 임계에너지 값을 설정하는 임계값 설정단계, 상기 임계에너지 값을 초과하는 에너지 값을 가지는 상기 특징신호를 선택하는 선택단계, 상기 특징신호와 오류신호의 퓨리에 스펙트럼(Fourier Spectrum)을 산출하는 산출단계, 상기 스펙트럼에 관하여 최대 주파수 값을 결정하는 최대 주파수 결정단계, 상기 최대 주파수 값의 에너지 값을 산출하고, 상기 특징신호와 상기 오류신호의 상기 배음 특성을 산출하는 배음 특성 산출단계, 상기 산출된 배음 특성을 이용하여 PHR(Power-Harmonic Ratio)을 산출하는 단계, 상기 PHR을 이용하여 특성함수를 재조정하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0012] 상기와 같이 구성된 본 발명에 따르면 특성함수 선택 알고리즘을 적용한 유도 전동기의 오류 진단방법은 고장신호 분류 시, 분류의 정확도가 향상되며, 오류의 원인을 정확하게 진단하여 유도전동기의 안전성과 유지성을 향상하는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0013] 도 1은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 유도전동기의 고장을 진단하기 위한 방법의 흐름도,

도 2는 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 특징신호의 분해방법에 관한 흐름도,

도 3은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 특징신호 선택방법에 관한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0014] 본 발명은 다양한 변형 및 여러 가지 실시예를 가질 수 있는바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세한 설명에 보다 상세하게 설명하고자 한다. 본 발명을 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다.

[0015] 이하, 본 발명의 바람직한 실시예를 첨부된 도면을 참조하여 상세히 설명하기로 한다.

[0016] 본 발명은 경험적 모드 분해(EMD)를 기반으로 수행된다. 경험적 모드 분해는 입력되는 신호를 데이터의 시간 특성에 따라 특징함수들(IMFs)로 분해하는 신호 분해방법이다. 분해된 특징함수들은 입력되는 신호에 삽입되어 있는 자연적 진동 모드를 나타내고, 기존에 판단된 커널(Kernel)보다도 더 나은 입력신호 자체로부터 얻어 내는 기저함수와 같은 역할을 할 수 있다. 따라서 경험적 모드 분해는 기존의 STFT 또는 Wavelet과 같은 데이터 분석 방법의 제한을 극복하기 위한 방법으로 응용되고 있다.

[0017] 도 1은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 유도전동기의 고장을 진단하기 위한 방법의 흐름도이다.

[0018] 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따르면 먼저, 유도전동기의 고장에서 발생하는 고장신호를 종류별로 분류한다(S100). 유도전동기에서 발생하는 고장의 유형으로는 주로 베어링 오류(Faulty bearing), 로우터의 불균형(Rotor unbalance), 로우터 바의 파손(Broken rotor bar), 샤프트가 굽는 현상(Bowed shaft), 조정불량(Misalignment) 및 위상 불균형(Phase unbalance)등이 있으며, 상기 고장의 유형에 따라 전송되는 고장 신호를 분류한다.

[0019] 상기 고장신호는 경험적 모드 분해법(EMD)를 이용하여 특징신호(IMFs)들로 분해된다(S110). 상기 경험적 모드 분해법(EMD)을 이용하여 분류된 고장신호로부터 특징신호를 분해하는 방법은 도 2에서 상세하게 설명한다.

[0020] 상기 경험적 모드 분해법(EMD)을 이용하여 상기 특징신호들(IMFs)을 획득하면, 상기 특징신호의 배음 특성과 파워비(Power-Harmonic Ratio, PHR)를 측정하고, 임계값 이상의 특징신호를 선택한다(S120).

[0021] 상기 임계값 이상의 특징신호를 선택되면, 상기 선택된 특정신호의 분산을 계산한다(S130).

[0022] 상기 특정신호의 분상을 신경망(SVM)의 특징벡터로 사용하여 유도 전동기의 오류를 진단한다(S140).

[0023] 도 2는 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 특징신호의 분해방법에 관한 흐름도이다.

[0024] 본 발명에서 경험적 모드 분해법(EMD)이 진행되는 과정은 다음과 같다.

[0025] (1) 주어진 데이터(x(t))에 관하여 데이터 유효성을 검사한다(S200).

[0026] (2) 특성신호 요소의 기대 값($\log_2 N$, N은 총 데이터 포인트(Data point) 수)을 결정하고, 반복횟수를 결정한다(S210).

[0027] (3) 모든 극값에 대하여 데이터 x(t) 값을 식별한다.

[0028] (4) 모든 최대값 과 최소값이 분리되어 자연 3차 스플라인 선의 상부와 하부, 포락선과 연결한다.

[0029] (5) 하기 수학식 1을 이용하여 포락선의 평균값을 결정한다.

수학식 1

[0030] $$m(t) = [u(t) + l(t)]/2$$

[0031] 여기서, 상기 m(t)는 포락선의 평균값, u(t)는 자연 3차 스플라인 선의 상부, l(t)는 자연 3차 스플라인 선의 하부를 의미한다.

[0032] (6) 하기 수학식 2를 이용하여 데이터 값과 평균 값의 차이를 임시특징신호로 산출한다(S220).

수학식 2

[0033] $$h(t) = x(t) - m(t)$$

[0034] 여기서, 상기 h(t)는 임시특징신호, x(t)는 모든 극값에 대한 데이터 값, m(t)는 포락선의 평균값을 의미한다.

[0035] (7) 반복횟수를 확인하고 반복횟수에 도달할 때까지 상기 (3)~(6)의 과정을 반복한다(S230).

[0036] (8) 반복횟수에 도달하면, 산출된 상기 임시특징신호를 특징신호(c(t))로 설정한다(S240).

[0037] (9) 잔여물(Residue)에 하기 수학식 3을 상기 (1)~(8)의 과정을 반복한다(S250).

수학식 3

[0038] $$r(t) = x(t) - c(t)$$

[0039] 여기서, 상기 r(t)는 잔여물 함수, x(t)는 모든 극값에 대한 데이터 값, c(t)는 특징신호의 함수를 의미한다.

[0040] (10) 상기 특징함수가 ($\log_2 N$)-1개가 얻어지면 동작을 정지하고 마지막 r(t) 신호는 마지막 잔여물(Residue) 함수로 획득한다.

[0041] 도 3은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 특징신호 선택방법에 관한 흐름도이다.

[0042] 상기 특징함수는 보통 특유의 특성을 나타낸다. 이러한 특성은 본 발명의 특징신호 선택방법의 기초가 된다. 특징함수의 첫번째 특성은 보통 경험적 모드 분해법에 의하여 분해된 목적물이 높은 파워를 가진다는 것이다. 경험적 모드 분해법은 주어진 신호로부터 효과적으로 자연적 진동모드를 추출한다. 오류에 의한 진동은 오류를 포함하지 않는 다른 진동과 비교하였을 때 높은 파워를 가진다. 따라서, 이러한 진동 모드들은 높은 파워에 의하여 특정 지어질 수 있다.

[0043] 두번째 특성은 특성함수의 고조파 성분에 존재한다. 보통 대부분의 오류의 특징은 기본주파수의 몇몇 배음 특성을 나타낸다. 경험적 모드 분해법에 의하여 산출된 특성함수는 퓨리에 스펙트럼의 낮은 지표에서 하모닉 피크가 관찰되고 이에 비하여 기본 오류 주파수의 피크 값은 높은 지표의 특성함수에서 관찰된다.

[0044] 두가지 병치된 사실을 고려하였을 때, 각각의 특징함수에 대하여 PHR(Power-Harmonic Ratio)이 계산된다. 이러한 PHR이 높은 파워를 가지는 특성은 높은 주파수 값을 가지는 오류와 관련된 식별하는데 도움을 준다. 또한, 낮은 PHR 값을 가지는 특성함수는 낮은 파워를 갖거나 많은 낮은 진폭 배음을 가지는 것을 의미한다.

[0045] 본 발명의 특징함수 선택 알고리즘의 수행과정은 다음과 같다.

[0046] (1) 하기 수학식 4에 의하여 각 특징신호의 에너지 값을 측정(S300)한다.

수학식 4

[0047] $$E_j = \sum_{i=1}^{N} |c_j(i)|^2$$

[0048] 여기서, E_j 는 특징신호의 에너지 값, $c_j(i)$는 각 특징신호의 함수를 의미한다.

[0049] (2) 하기 수학식 5에 의하여 임계에너지 값을 설정한다(S310).

수학식 5

[0050]
$$E_j = \frac{\sum_{i=1}^{n_l} E_l}{n_l}, l = 1,2,\ldots n_l \text{and } n_l < n, \text{ where } E_l \leq \frac{\sum_{j=1}^{n_l} E_j}{n}$$

[0051] 여기서, E_j는 특징신호의 에너지 값, E_l은 특징신호 에너지의 평균, n_l은 특징 신호 에너지 평균보다 큰 에너지를 갖는 특징신호의 개수를 의미한다.

[0052] (3) 상기 임계에너지 값을 초과하는 에너지 값을 가지는 상기 특징신호를 선택한다(S320).

[0053] (4) 상기 선택된 특징신호와 오류신호에 관하여 퓨리에 스펙트럼(Fourier Spectrum)을 산출한다(S330).

[0054] (5) 상기 스펙트럼의 성분 중 직류 성분만을 포함하는 특성신호를 제외한다(S340).

[0055] (6) 상기 스펙트럼에 관하여 최대 주파수 값을 결정한다(S350).

[0056] (7) 상기 최대 주파수 값의 에너지 값을 산출하고, 상기 특징신호와 상기 오류신호의 상기 배음 특성을 산출한다(S360).

[0057] (8) 하기 수학식 6을 이용하여 PHR을 산출한다(S370).

수학식 6

[0058]
$$PHR_j = \frac{H_j}{H_X}$$

[0059] 여기서, PHR_j는 특징함수의 PHR을 나타내는 함수, H_j는 특징함수의 고조파를 나타내는 함수, H_x는 오류신호의 고조파를 나타내는 함수이다.

[0060] (9) 상기 PHR을 이용하여 특성함수를 재조정한다(S380).

[0061] 상기와 같은 과정을 통하여 선택된 특징신호는 오류 특징을 포함한다. 따라서 상기 선택된 특징신호들은 유도전동기의 오류 검출 또는 오류 진단을 위한 기능을 수행할 수 있다. 특징함수들을 산출한 다음 차후 오류 정보의 분류를 위하여 상기 각각의 특징신호들에 대하여 분산을 계산한다. 오류의 특징과 특징함수의 높은 상관관계에 의하여 작은 수의 특징 파라미터들에 의하여 충분히 효율적으로 분류된다.

[0062] 본 발명에서는 유도전동기의 오류분류를 위하여 신경망(Support vector machine, SVM)을 사용한다. 상기 신경망(SVM)은 작은 수의 샘플로부터 학습 문제를 해결하는 동작을 수행할 수 있다. 게다가, 상기 신경망(SVM)은 One-against-all(OAA) 또는 몇몇의 two-class problem을 이용하여 다중 분류를 지원한다. 이 중에서 본 발명에서는 이진법적인 분류기인 One-against-all(OAA)를 적용하였다.

[0063] 다음은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 시뮬레이션 결과에 관한 내용이다.

[0064] 본 시뮬레이션에서는 풀로드 상태(Full load condition)에서의 오류데이터 생성을 위하여 6개의 0.5kW, 60Hz, 2-pole 의 유도 전동기가 사용되었다. 이중 하나의 모터는 다른 오류 모터와의 비교를 위하여 정상상태로 동작되었다. 다른 모터들은 각각 오류를 가지고 있고, 각 모터에 발생되는 진동신호는 각도 부정합 손실(Angular Misalignment, AMIS), 로우터 샤프트 변형(Bowed Rotor Shaft, BRS), 로우터 바 결함(Broken Rotor Bar, BRB), 오류 베어링(Faulty Bearing (outer raceway), FBO), 로우터 불균형(Rotor Unbalance, RUN), 노멀 모터(Normal Motor, NOM), 평형 부정합 손실(Parallel Misalignment) 및 위상 불균형(Phase Unbalance, PUN)의 총 8가지 카테고리로 구분된다.

[0065] 본 시뮬레이션에서는 수직, 수평, 축방향 진동을 감지하기 위하여 총 3개의 가속도계가 사용된다. 데이터 획득을 위한 샘플링 주파수는 7.68 0kHz가 사용되었고, 각 카테고리 마다 12개의 샘플 신호가 제공되었다. 각 신호는 1~2초 정도 지속되고 7,680개의 샘플을 포함한다. $\log_2(7680) \approx 12$ 이므로, 경험적 모드 분해법 (EMD)에 의하여 12개의 특성신호 요소와 총 96개의 특성신호 샘플이 분해된다. 12개의 요소 중에서 처음부터 11번째 요소는 특성요소가 되며, 마지막 하나는 잔여물(Residue)가 된다. 예시를 위하여 표 1에서 특성신호 선택 알고리즘과 AMIS와 관련된 파라미터를 적용한 결과가 표시되어 있다.

표 1

Table 1. PHR value calculation for different IMFs in the case of AMIS fault

IMF Index	E_i ($x10^{-6}$)	E_{th} ($x10^{-6}$)	H_i ($x10^{-6}$)	PHR_i
1	3826	2300	4.44	0.0035
2	34482		218	0.1696
3	44753		195	0.1521
4	39803		167	0.1301
5	36906		269	0.2092
6	9623		8.74	0.0068
7	1580			
8	1080			
9	243			
10	52.8			
11	9.36			

[0066]

[0067] 주요한 특성함수를 획득한 후, 특성함수들의 특성분석을 위한 파라미터로서 분산을 계산한다. 3개의 센서 데이터로부터 총 8개의 특성 파라미터가 계산되고, 각각의 오류신호의 경우에 따라 특성벡터가 생성된다. 본 발명에서의 진단 방법의 주요 이점은 특성 벡터의 크기가 작은 경우에는 특성 선택과정이 필요하지 않다는 것이다.

[0068] 본 발명의 신경망(SVM)은 One-against-all(OAA)를 적용하여 다중 분류를 지원한다. 교차-타당성과정(Cross-validation)은 과적합 문제를 방지할 수 있으므로, 본 발명에서는 정확한 분류를 위하여 4-fold 교차-타당성이 적용되었다.

[0069] 4-fold 교차-타당성을 사용하여 입력 특징 벡터가 무작위적으로 트레이닝 데이터와 테스팅 데이터로 구성되는 4

개의 서브세트로 구분된다. 어떠한 반복에서도 72개의 트레이닝 데이터와 24개의 테스팅 데이터가 주어진다. 1개의 서브세트가 신경망(SVM)을 이용하여 테스트되면 나머지 3개의 서브세트에 관하여 트레이닝이 시행된다. 따라서, 전체 트레이닝 세트의 각각의 경우가 예측되고, 그러므로 교차-타당성의 정확도는 정확하게 분류된 데이터의 퍼센트로 측정된다. 하기 표 2에서 본 발명을 이용한 분류 결과가 나타나 있다.

표 2

Table 2. Classification results for the proposed fault diagnosis system

	Category								
Signal Class	AMIS	BRB	NOM	FBO	RUN	PMIS	PUN	BRS	Classification Accuracy (%)
AMIS	12	0	0	0	0	0	0	0	100
BRB	0	12	0	0	0	0	0	0	100
NOM	0	0	12	0	0	0	0	0	100
FBO	0	0	0	12	0	0	0	0	100
RUN	0	0	0	0	12	0	0	0	100
PMIS	0	0	0	0	0	12	0	0	100
PUN	0	0	2	0	0	0	10	0	83.33
BRS	0	0	0	0	0	0	0	12	100
								Cross-validation accuracy (%):	**97.92**

[0070]

[0071] 본 발명의 특징함수 선택의 효율성을 정의하기 위해서 특징함수 선택을 제외하고 실시한 결과가 하기 표 3에 나타나 있다.

표 3

Table 3. Classification results, excluding IMF selection process, in the proposed fault diagnosis system

	Category								
Signal Class	AMIS	BRB	NOM	FBO	RUN	PMIS	PUN	BRS	Classification Accuracy (%)
AMIS	11	0	0	0	0	1	0	0	91.67
BRB	0	12	0	0	0	0	0	0	100
NOM	0	0	11	0	0	0	1	0	91.67
FBO	0	0	0	12	0	0	0	0	100
RUN	1	0	1	0	8	1	1	0	66.67
PMIS	1	0	0	0	1	10	0	0	83.33
PUN	0	0	3	0	0	0	9	0	75
BRS	0	0	0	0	0	0	0	12	100
Cross-validation accuracy (%):									**88.54**

[0072]

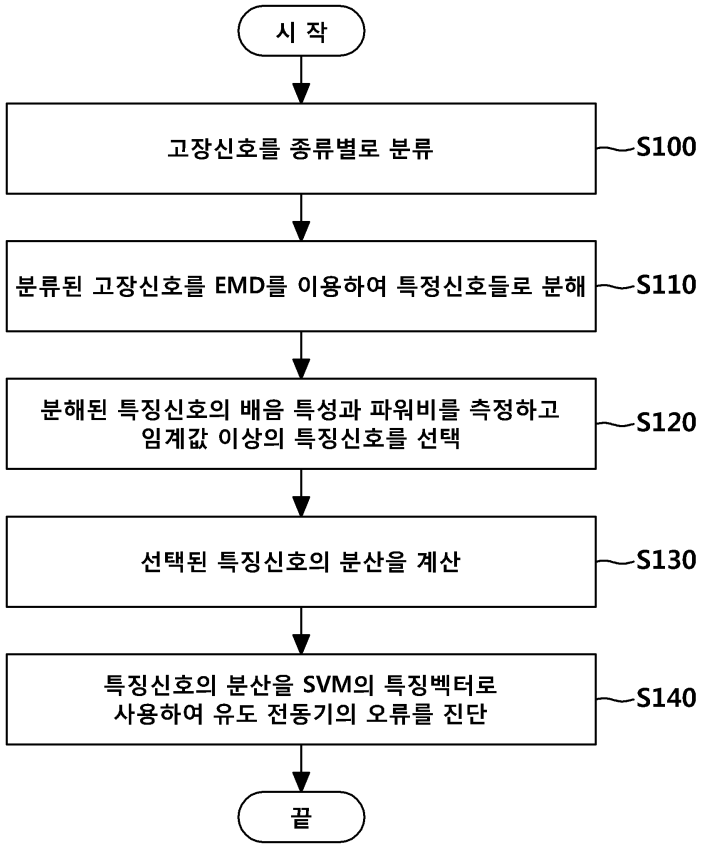
[0073] 상기 표 2와 표 3을 비교하였을 때, 표 2에서는 96개의 신호에서 오직 2개의 신호만이 잘못 분류되어 97.92%의 정확도를 획득하였으나, 반면에 표 3에서는 BRB, FBO, BRS의 경우를 제외하고는 모든 분류에서 잘못 분류된 신호가 존재하여 88.54%의 정확도를 획득하였다.

[0074] 따라서, 본원 발명의 특징함수 선택을 적용한 유도전동기의 오류 진단방법이 오류의 분류 과정에서 더욱 높은 정확도를 가지는 것으로 나타났다.

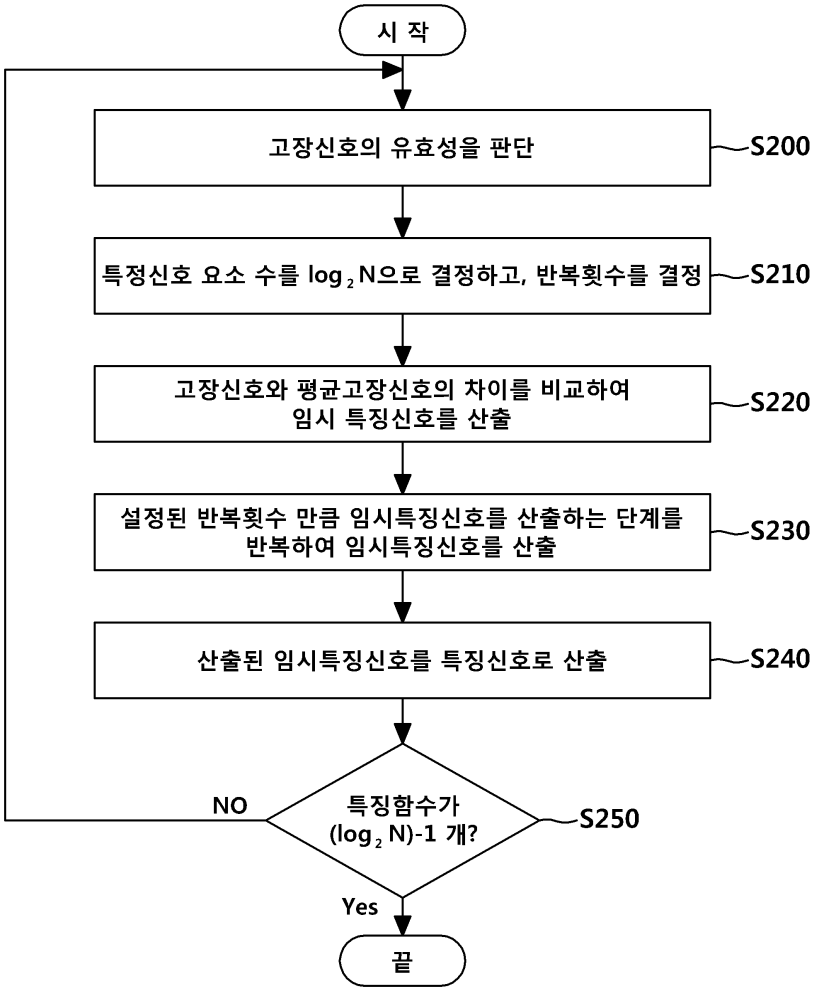
[0075] 본 명세서에 기재된 본 발명의 실시예와 도면에 도시된 구성은 본 발명의 가장 바람직한 실시예에 관한 것이고, 발명의 기술적 사상을 모두 포괄하는 것은 아니므로, 출원시점에 있어서 이들을 대체할 수 있는 다양한 균등물과 변형예들이 있을 수 있음을 이해하여야 한다. 따라서 본 발명은 상술한 실시예에 한정되지 아니하며, 청구범위에서 청구하는 본 발명의 요지를 벗어남이 없이 당해 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 누구든지 다양한 변형실시가 가능한 것은 물론이고, 그와 같은 변경은 청구범위 기재의 권리범위 내에 있게 된다.

도면

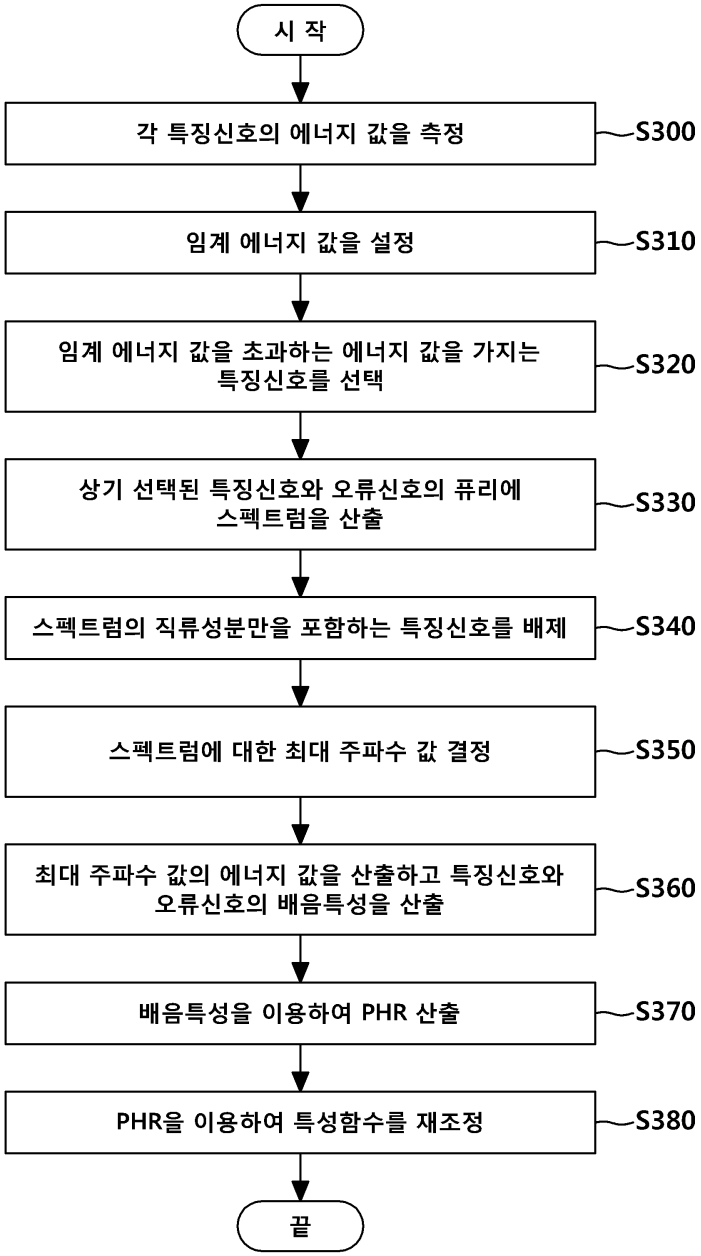
도면1


시 작
고장신호를 종류별로 분류
S100
분류된 고장신호를 EMD를 이용하여 특정신호들로 분해
S110
분해된 특징신호의 배음 특성과 파워비를 측정하고
임계값 이상의 특징신호를 선택
S120
선택된 특징신호의 분산을 계산
S130
특징신호의 분산을 SVM의 특징벡터로
사용하여 유도 전동기의 오류를 진단
S140
끝

도면2


시 작
고장신호의 유효성을 판단
S200
특정신호 요소 수를 log2N으로 결정하고, 반복횟수를 결정
S210
고장신호와 평균고장신호의 차이를 비교하여
임시 특징신호를 산출
S220
설정된 반복횟수 만큼 임시특징신호를 산출하는 단계를
반복하여 임시특징신호를 산출
S230
산출된 임시특징신호를 특징신호로 산출
S240
특징함수가
(log2N)-1 개?
S250
NO
Yes
끝

도면3



【심사관 직권보정사항】

【직권보정 1】

【보정항목】 청구범위

【보정세부항목】 청구항 6

【변경전】

상기 산출단계에서

【변경후】

상기 스펙트럼을 산출하는 산출단계에서