



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2015년02월06일

(11) 등록번호 10-1490636

(24) 등록일자 2015년01월30일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G01R 31/34 (2006.01)

(21) 출원번호 10-2013-0162779

(22) 출원일자 2013년12월24일

심사청구일자 2013년12월24일

(56) 선행기술조사문헌

JP4396286 B2

KR1020070049460 A

US07411669 B2

US07639849 B2

기술이전 희망 : 기술양도

(73) 특허권자

울산대학교 산학협력단

울산광역시 남구 대학로 93

(72) 발명자

김종면

경상남도 양산시 삼호로 74, 101동 303호 (삼호동, 웅상신도시푸르지오)

강명수

울산광역시 남구 옥현로 92-13, 105동 403호 (무거동, 옥현주공아파트)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

김종선, 이형석

전체 청구항 수 : 총 10 항

심사관 : 박근용

(54) 발명의 명칭 유도전동기의 결합 분류 방법 및 장치

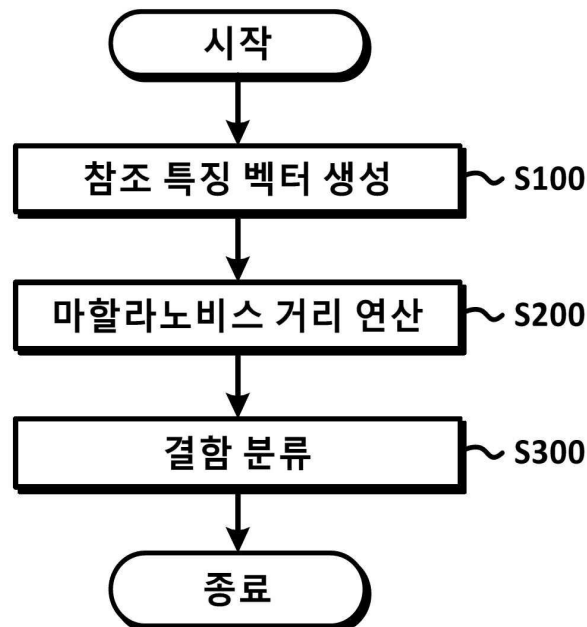
(57) 요약

본 발명은 유도전동기의 결합 분류 방법 및 장치에 관한 것이다.

본 발명은 유도전동기에서 출력되는 진동신호의 일부인 훈련 데이터로부터 상기 유도전동기의 결합 유형별 참조 특징벡터를 생성하는 참조특징벡터 생성단계;와 상기 훈련 데이터로부터 생성된 참조특징벡터 및 공분산행렬과

(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



상기 진동신호의 나머지 부분인 테스트 데이터로부터 구한 내적을 이용하여 마할라노비스 거리를 연산하는 마할라노비스 거리 연산단계; 및 상기 마할라노비스 거리가 최소가 되는 결함 유형을 선택하여 상기 유도전동기의 결함을 분류하는 결함 분류단계;를 포함하여 구성된다.

본 발명에 따르면, LPC 분석 기법 및 EM 알고리즘을 이용해 강인한 스펙트럼 포락선을 구하여 유도전동기의 결함 분류에 사용함으로써 잡음이 없는 환경뿐만 아니라 잡음이 포함된 환경에서도 유도전동기의 결함 분류 성능을 향상시킬 수 있다.

(72) 발명자

장원철

울산광역시 중구 도화골길 28, 101동 305호 (북산동, 남운럭키아파트)

최병근

경상남도 진주시 초장로14번길 27, 108동 303호 (초전동, 진주초전푸르지오)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1345205501

부처명 교육부

연구관리전문기관 한국연구재단

연구사업명 일반연구자지원(교육부)

연구과제명 회전 기기의 다중 결함 검출 및 분류를 위한 고 신뢰성 자가 진단 및 학습 시스템 개발

기 여 율 1/1

주관기관 울산대학교

연구기간 2013.09.01 ~ 2014.08.31

특허청구의 범위

청구항 1

유도전동기에서 출력되는 진동신호의 일부인 훈련 데이터로부터 상기 유도전동기의 결함 유형별 참조특징벡터를 생성하는 참조특징벡터 생성단계;

상기 훈련 데이터로부터 생성된 참조특징벡터 및 공분산행렬과 상기 진동신호의 나머지 부분인 테스트 데이터로부터 구한 내적을 이용하여 마할라노비스 거리를 연산하는 마할라노비스 거리 연산단계; 및

상기 마할라노비스 거리가 최소가 되는 결함 유형을 선택하여 상기 유도전동기의 결함을 분류하는 결함 분류단계;

를 포함하는, 유도전동기의 결함 분류 방법.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 참조특징벡터 생성 단계는

상기 훈련 데이터를 이용하여 유도 전동기 결함 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역 및 크기정보를 추출하는 특징주파수 추출단계; 및

상기 훈련 데이터를 이용하여 각 결함 유형을 대표하는 참조특징벡터 추정 및 각 결함 유형별 공분산행렬을 연산하는 참조특징벡터 추정단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는, 유도전동기의 결함 분류 방법.

청구항 3

제 2항에 있어서,

상기 특징주파수 추출단계는

상기 훈련데이터에 LPC 분석 기법과 EM 알고리즘을 적용하여 유도전동기의 결함 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역 및 크기 정보를 추출하는 것을 특징으로 하는, 유도전동기의 결함 분류 방법.

청구항 4

제 2항에 있어서,

상기 참조특징벡터 추정단계는

훈련 데이터에 FFT 기법과 내적 및 EM 알고리즘을 적용하여 각 결함 유형을 대표하는 참조특징벡터 추정 및 각 결함 유형별 공분산행렬을 연산하는 것을 특징으로 하는, 유도전동기의 결함 분류 방법.

청구항 5

제 1항에 있어서

상기 마할라노비스 거리 연산단계는

상기 테스트 데이터에 FFT를 적용한 스펙트럼을 상기 결함 유형별 특징주파수를 포함한 특징주파수 대역 및 크기 정보와 내적을 구하는 내적 연산단계; 및

상기 결함 유형별 참조특징벡터 및 공분산행렬과 상기 내적 연산단계에서 구한 내적을 이용해 결함 유형별 마할라노비스 거리를 연산하는 거리 연산단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는, 유도전동기의 결함 분류 방법.

청구항 6

유도전동기에서 출력되는 진동신호의 일부인 훈련 데이터로부터 상기 유도전동기의 결함 유형별 참조특징벡터를 생성하는 참조특징벡터 생성부;

상기 훈련 데이터로부터 생성된 참조특징벡터 및 공분산행렬과 상기 진동신호의 나머지 부분인 테스트 데이터로부터 구한 내적을 이용하여 마할라노비스 거리를 연산하는 마할라노비스 거리 연산부; 및

상기 마할라노비스 거리가 최소가 되는 결함 유형을 선택하여 상기 유도전동기의 결함을 분류하는 결함 분류부; 를 포함하는, 유도전동기의 결함 분류 장치.

청구항 7

제 6항에 있어서,

상기 참조특징벡터 생성부는

상기 훈련 데이터를 이용하여 유도 전동기 결함 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역 및 크기정보를 추출하는 특징주파수 추출부; 및

상기 훈련 데이터를 이용하여 각 결함 유형을 대표하는 참조특징벡터 추정 및 각 결함 유형별 공분산행렬을 연산하는 참조특징벡터 추정부;

를 포함하는 것을 특징으로 하는, 유도전동기의 결함 분류 장치.

청구항 8

제 7항에 있어서,

상기 특징주파수 추출부는

상기 훈련 데이터에 LPC 분석부와 제 1 EM 연산부를 이용하여 유도전동기의 결함 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역 및 크기 정보를 추출하는 것을 특징으로 하는, 유도전동기의 결함 분류 장치.

청구항 9

제 7항에 있어서,

상기 참조특징벡터 추정부는

훈련 데이터에 제 1 FFT 변환부와 제 1 내적 연산부 및 제 2 EM 연산부를 이용하여 각 결함 유형을 대표하는 참조특징벡터 추정 및 각 결함 유형별 공분산행렬을 연산하는 것을 특징으로 하는, 유도전동기의 결함 분류 장치.

청구항 10

제 6항에 있어서

상기 마할라노비스 거리 연산부는

상기 테스트 데이터에 제 2 FFT 변환부에서 변환한 스펙트럼을 상기 결함 유형별 특징주파수를 포함한 특징주파

수 대역 및 크기 정보와 내적을 구하는 제 2 내적 연산부; 및

상기 결함 유형별 참조특징벡터 및 공분산행렬과 상기 제 2 내적 연산부에서 구한 내적을 이용해 결함 유형별 마할라노비스 거리를 연산하는 거리 연산부;

를 포함하는 것을 특징으로 하는, 유도전동기의 결함 분류 장치.

명세서

기술분야

[0001] 본 발명은 유도전동기의 결함 분류 방법 및 장치에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 유도 전동기의 결함 유형별 정확한 특징 주파수 추출 방법을 이용한 유도전동기의 결함 분류 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경기술

[0002] 유도전동기는 팬, 송풍기, 펌프, 컨베이어 및 압축기 등 대부분의 산업현장에 사용되는 주요한 동력공급원이다. 이러한 대전력 공급에 사용되는 유도전동기의 결함은 생산 설비 성능 저하와 관련되어 막대한 경제적 손실과 모터의 수리 및 보수비용을 초래하기 때문에 결함을 사전에 방지하고 결함 발생시 손실을 최소화하기 위한 상태 모니터링(condition monitoring) 시스템에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

[0003] 유도전동기의 운전 상태를 점검하기 위해 진동신호가 널리 이용되는데, 진동 신호에는 유도전동기와 같은 회전 기계의 결함 유형별 고유의 특징들이 포함되어 있기 때문이다. 하지만 진동 신호에 포함된 결함 유형별 특징을 반영하는 파라미터는 대부분 숨겨져 있으므로 취득한 진동 신호를 결함 검출 및 분류 시스템에 직접적으로 이용하기에는 어려움이 있다.

[0004] 따라서 취득한 진동 신호로부터 결함 유형별 특징을 잘 나타낼 수 있는 특징벡터를 추출하는 방법은 유도전동기 결함 검출 및 분류 시스템에 있어 매우 중요하다.

[0005] 최근 유도 전동기의 결함 유형별 분류를 위해서는 신호를 사전에 분석하고, 결함 유형별 특징을 효과적으로 추출하여 분류 알고리즘의 입력으로 사용함으로써 결함을 분류하는 형태로 연구가 활발히 진행되고 있다. 유도 전동기의 결함 상태를 효과적으로 표현할 수 있는 특징 추출 기법에는 고속 푸리에 변환(fast Fourier transform, FFT)을 이용하여 특징 주파수(characteristic frequency)를 추출하는 방법이 주로 사용되어 왔다.

[0006] 하지만 주파수 스펙트럼의 경우 시간이 지나면서 유도 전동기 동작 상태가 변하거나 부하의 변동 등으로 인해 특징 주파수 성분의 변동이 발생하므로, 결함 유형별 정확한 특징 주파수를 추출하는데 어려움이 있다. 또한, 특징 주파수가 변동이 발생되면 유도전동기의 결함 분류 성능이 저하되는 문제점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0007] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 제10-2010-0112734호(2010년10월20일)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명은 상술한 종래기술의 문제점을 극복하기 위한 것으로서, 선형 예측 코딩(liner prediction coding, LPC) 분석과 EM(expectation Maximization) 알고리즘 및 마할라노비스 거리(Mahalanobis distance, MD)를 이용한 유도전동기의 정확한 특징 주파수 추출 방법을 이용하여 유도전동기의 결함 분류 성능을 향상시키는 것을 기술적 과제로 한다.

과제의 해결 수단

- [0009] 이러한 기술적 과제를 달성하기 위해 본 발명에 따른 유도전동기 결함 분류 방법은 유도전동기에서 출력되는 진동신호의 일부인 훈련 데이터로부터 상기 유도전동기의 결함 유형별 참조특징벡터를 생성하는 참조특징벡터 생성단계;와 상기 훈련 데이터로부터 생성된 참조특징벡터 및 공분산행렬과 상기 진동신호의 나머지 부분인 테스트 데이터로부터 구한 내적을 이용하여 마할라노비스 거리를 연산하는 마할라노비스 거리 연산단계; 및 상기 마할라노비스 거리가 최소가 되는 결함 유형을 선택하여 상기 유도전동기의 결함을 분류하는 결함 분류단계;를 포함하여 구성된다.
- [0010] 본 발명에 따른 유도전동기 결함 분류 방법에 있어서, 상기 참조특징벡터 생성 단계는 상기 훈련 데이터를 이용하여 유도 전동기 결함 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역 및 크기정보를 추출하는 특징주파수 추출단계; 및 상기 훈련 데이터를 이용하여 각 결함 유형을 대표하는 참조특징벡터 추정 및 각 결함 유형별 공분산행렬을 연산하는 참조특징벡터 추정단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0011] 본 발명에 따른 유도전동기 결함 분류 방법에 있어서, 상기 특징주파수 추출단계는 상기 훈련데이터에 LPC 분석 기법과 EM 알고리즘을 적용하여 유도전동기의 결함 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역 및 크기 정보를 추출하는 것을 특징으로 한다.
- [0012] 본 발명에 따른 유도전동기 결함 분류 방법에 있어서, 상기 참조특징벡터 추정단계는 훈련 데이터에 FFT 기법과 내적 및 EM 알고리즘을 적용하여 각 결함 유형을 대표하는 참조특징벡터 추정 및 각 결함 유형별 공분산행렬을 연산하는 것을 특징으로 한다.
- [0013] 본 발명에 따른 유도전동기 결함 분류 방법에 있어서, 상기 마할라노비스 거리 연산단계는 상기 테스트 데이터에 FFT를 적용한 스펙트럼을 상기 결함 유형별 특징주파수를 포함한 특징주파수 대역 및 크기 정보와 내적을 구하는 내적 연산단계; 및 상기 결함 유형별 참조특징벡터 및 공분산행렬과 상기 내적 연산단계에서 구한 내적을 이용해 결함 유형별 마할라노비스 거리를 연산하는 거리 연산단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0014] 또한, 상기 목적을 달성하기 위해 본 발명에 따른 유도전동기 결함 분류 장치는 유도전동기에서 출력되는 진동신호의 일부인 훈련 데이터로부터 상기 유도전동기의 결함 유형별 참조특징벡터를 생성하는 참조특징벡터 생성부;와 상기 훈련 데이터로부터 생성된 참조특징벡터 및 공분산행렬과 상기 진동신호의 나머지 부분인 테스트 데이터로부터 구한 내적을 이용하여 마할라노비스 거리를 연산하는 마할라노비스 거리 연산부; 및 상기 마할라노비스 거리가 최소가 되는 결함 유형을 선택하여 상기 유도전동기의 결함을 분류하는 결함 분류부;를 포함하여 구성된다.
- [0015] 본 발명에 따른 유도전동기 결함 분류 장치에 있어서, 상기 참조특징벡터 생성부는 상기 훈련 데이터를 이용하여 유도 전동기 결함 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역 및 크기정보를 추출하는 특징주파수 추출부; 및 상기 훈련 데이터를 이용하여 각 결함 유형을 대표하는 참조특징벡터 추정 및 각 결함 유형별 공분산행렬을 연산하는 참조특징벡터 추정부;를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0016] 본 발명에 따른 유도전동기 결함 분류 장치에 있어서, 상기 특징주파수 추출부는 상기 훈련 데이터에 LPC 분석부와 제 1 EM 연산부를 이용하여 유도전동기의 결함 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역 및 크기 정보를 추출하는 것을 특징으로 한다.
- [0017] 본 발명에 따른 유도전동기 결함 분류 장치에 있어서, 상기 참조특징벡터 추정부는 훈련 데이터에 제 1 FFT 변환부와 제 1 내적 연산부 및 제 2 EM 연산부를 이용하여 각 결함 유형을 대표하는 참조특징벡터 추정 및 각 결함 유형별 공분산행렬을 연산하는 것을 특징으로 한다.
- [0018] 본 발명에 따른 유도전동기 결함 분류 장치에 있어서, 상기 마할라노비스 거리 연산부는 상기 테스트 데이터에 제 2 FFT 변환부에서 변환한 스펙트럼과 상기 제 1 EM 연산부에서 추출한 결함 유형별 특징주파수를 포함한 특징주파수 대역 및 크기 정보를 내적하는 제 2 내적 연산부; 및 상기 제 2 EM 연산부에서 추정한 결함 유형별 참조특징벡터 및 공분산행렬과 상기 제 2 내적 연산부에서 구한 내적값을 이용해 결함 유형별 마할라노비스 거리를 연산하는 거리 연산부;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0019] 본 발명에 따르면, LPC 분석 기법 및 EM 알고리즘을 이용해 강인한 스펙트럼 포락선을 구하여 유도전동기의 결함 분류에 사용함으로써 잡음이 없는 환경뿐만 아니라 잡음이 포함된 환경에서도 유도전동기의 결함 분류 성능이 향상되는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0020] 도 1은 본 발명의 일 실시 예에 있어서, 유도전동기의 진동신호를 획득하기 위한 시스템 구성을 나타낸 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 유도전동기의 결함 분류 방법을 나타낸 순서도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시 예에 따른 유도전동기의 결함 분류 방법에 포함된 참조특징벡터 생성단계를 나타낸 순서도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시 예에 있어서, LPC 분석 및 EM 알고리즘을 적용하여 추정한 주파수 대역과 그 크기 정보를 나타낸 그래프.

도 5는 본 발명의 일 실시 예에 따른 유도전동기의 결함 분류 방법에 포함된 마할라노비스 거리 연산단계를 나타낸 순서도이다.

도 6은 본 발명에 따른 유도전동기의 결함 분류 장치를 나타낸 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0021] 본 발명은 다양한 변형 및 여러 가지 실시 예를 가질 수 있는바, 특정 실시 예들을 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.

[0022] 본 발명에 따른 유도전동기의 결함 분류 방법 및 장치에 대한 구체적인 설명에 앞서, 결함 분류를 위하여 사용되는 LPC 분석과 EM 알고리즘 및 마할라노비스 거리 기법들과 본 발명의 기본적인 동작원리를 설명한다.

[0023] 상기 LPC 분석은 유도 전동기 결함 유형별 스펙트럼 포락선(spectrum envelope)을 나타내기 위해 사용한다. LPC는 과거의 인접함 샘플들로부터 현재의 샘플을 예측하여 신호를 표현하는 방법으로 아래 수학식 1과 같이 표현된다.

수학식 1

$$\hat{x}[n] = \sum_{k=1}^p a_k x[n-k]$$

[0024]

[0025] 여기서 $a_k, k=1, 2, 3, \dots, p$ 는 LPC 계수이고, p 는 선형 예측 계수의 차수이다. 이때 LPC를 통해서 나온 LPC 계수 a_k 는 입력 신호의 스펙트럼 포락선을 표현하며, 아래의 수학식 2와 같이 전극 필터(all-pole filter)의 주파수 응답에 의해 정의된다.

수학식 2

$$H(z) = \frac{1}{1 - \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}}$$

[0026]

[0027] 상기 EM 알고리즘은 반복과 정제 과정을 통해 각 객체들이 혼합 모델(mixture model)에 속할 확률을 조정하여

최적의 모델을 생성해 나가는 방법이다. M차원 데이터 $x=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $x_i \in \mathbb{R}^M$, $i=1, 2, 3, \dots, n$ 가 k개의 클러스터(cluster) $z=\{z_1, z_2, \dots, z_k\}$ 를 가진다고 가정하고, $p_j(x_j | \theta_j)$, $j=1, 2, \dots, k$ 를 파라미터 θ_j 로 표현되는 j번째 클러스터로 데이터 x_i 가 생성될 확률 밀도 함수로 정의하면 혼합 모델(mixture model)에 의한 x_i 의 확률 밀도 함수는 아래의 수학적 식 3과 같이 정의할 수 있다.

수학적 식 3

$$p(x_i) = \sum_{j=1}^k \tau_j p_j(x_i | \theta_j), \tau_j \geq 0, \sum_{j=1}^k \tau_j = 1$$

여기서 τ_j 는 k개의 확률 밀도 함수 중 j번째 확률 밀도 함수가 선택될 확률이다. 이때 최대화 하려는 로그 우도 함수(log-likelihood function)는 아래의 수학적 식 4와 같다.

수학적 식 4

$$L_{\log}(\theta_1, \dots, \theta_k; \tau_1, \dots, \tau_k | x)$$

$$= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k c_{ij} [\log((\tau_j p_j(x_i | \theta_j)))]$$

여기서 최대 우도 추정(maximum likelihood estimation)에 의해 수학적 식 4를 최대화 하는 클러스터 파라미터 $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$ 를 구한다. 이때 x_i 는 불완전 데이터로 c_{ij} 를 알 수 없으므로 c_{ij} 의 기댓값을 이용하여 수학적 식 4를 최대화한다. EM 알고리즘은 E(expectation) 단계와 M(maximization) 단계의 두 가지 과정으로 나뉘는데, E 단계에서는 주어진 데이터 x_i 와 모델 파라미터 $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$ 에 대해 c_{ij} 의 기댓값을 계산한다. 다음으로 M 단계에서 E 단계에서 구한 기댓값을 이용하여 수학적 식 4의 값을 최대화한다. 기댓값은 아래의 수학적 식 5와 같다.

수학적 식 5

$$\overline{c_{ij}} = E[c_{ij} | x_i, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k]$$

상기 마할라노비스 거리는 변수가 2개 이상의 수많은 인자에 대한 집단 사이에 분류를 측정하는 것으로 각 변수 사이에 각 집단의 평균, 공분산을 함께 고려하여 거리를 구하게 되며 아래의 수학적 식 6과 같다.

수학적 식 6

$$MD_i = \sqrt{(x - \mu_i)^T C_i^{-1} (x - \mu_i)}$$

여기서 x 는 알려지지 않은 집단을 대표할 수 있는 특징벡터, μ_i 는 i번째 집단의 특징 벡터에 대한 산술 평균 C_i^{-1} 는 i번째 집단의 특징 벡터를 이용하여 구한 공분산행렬 C_i 의 역행렬, 그리고 마지막으로 MD_i 는 알려지지 않은 집단을 대표할 수 있는 특징벡터 x 와 i번째 집단에 대한 마할라노비스 거리를 각각 나타낸다.

- [0037] 상기 본 발명의 동작 원리로 먼저 유도전동기 결함 유형별 참조 특징 벡터를 생성하는 방법부터 설명한다. 유도전동기 결함 유형별 참조 특징 벡터 추출을 위한 과정으로 크게 두 단계로 구성된다.
- [0038] 첫 번째 단계에서는, 유도 전동기 결함 유형별 특징 주파수를 포함한 주파수 대역과 그에 상응하는 크기 정보를 추정하며, 이를 결함 유형별 특징 추출에 활용한다. 여기서 진동 데이터는 유도전동기에서 획득 가능한 진동 신호를 의미한다. 또한 훈련 데이터는 진동 데이터에서 일부 추출한 데이터를 의미하며, 테스트 데이터는 전체 진동 데이터에서 훈련 데이터를 제외한 데이터를 의미한다.
- [0039] 예를 들어, 결함 유형별 1초 길이의 105개 진동 데이터를 취득하였으면, 이 가운데 각 결함 유형별 무작위로 30개의 진동 데이터를 선택하여 훈련 데이터로 사용한다. 먼저 각 결함별 30개의 진동 데이터에 대한 스펙트럼 포락선을 나타내기 위해 LPC 계수를 구하고, 이에 대한 주파수 응답 결과를 EM 알고리즘의 입력으로 사용한다.
- [0040] 즉, 동일한 결함에 대한 스펙트럼 포락선은 유도 전동기의 상태 변화에 따라 그 모양이 미미하게 변하는데, 본 발명에서는 EM 알고리즘을 적용함으로써 관측된 스펙트럼 포락선을 바탕으로 추후 발생할 기댓값이 가장 큰 스펙트럼 포락선을 얻을 수 있다. 이는 결과적으로 시간이 지남에 따라 유도전동기의 상태 변화, 부하 변동 등으로 인해 발생할 수 있는 스펙트럼 포락선 변화의 영향을 줄이는 효과를 나타낼 수 있다.
- [0041] 마지막으로 EM 알고리즘의 결과를 바탕으로 유도전동기 결함 유형별 특징 주파수를 포함한 주파수 대역과 그에 상응하는 크기 정보를 추출한다.
- [0042] 두 번째 단계에서는, 유도전동기 결함 분류를 위해 사용할 참조특징벡터를 추출한다. 먼저 유도전동기 결함 유형별 무작위로 선택한 30개의 진동 데이터에 대해 FFT 변환을 이용해 스펙트럼을 각각 구하고, 상기 첫 번째 단계에서 추정한 주파수 대역 및 크기 정보를 이용하여 유도전동기 각 결함 유형별 내적을 구한다.
- [0043] 마지막으로 각 결함 유형별로 구해진 내적은 EM 알고리즘을 통해 새롭게 추정되며, 상기 추정된 값은 각 결함 유형을 대표하는 참조특징벡터로 사용된다. 또한 마할라노비스 거리 계산을 위해 EM 알고리즘 결과를 이용하여 유도전동기 각 결함 유형별 공분산행렬을 구한다.
- [0044] 다음으로 상기 본 발명의 동작 원리인 유도전동기 결함 분류에 대하여 설명한다.
- [0045] 상기 각 결함 유형별 1초 진동 데이터 105개 중 훈련 데이터로 사용한 30개의 신호를 제외한 75개의 데이터를 테스트 데이터로 사용한다. 먼저 진동 데이터가 결함 분류 시스템으로 입력되면 FFT를 통해 해당 신호에 대한 스펙트럼을 구한다. 상기 구해진 스펙트럼은 각 결함 유형별 특징 추출 및 마할라노비스 거리 계산을 위한 시스템의 입력으로 사용되어 아래와 같은 처리 과정을 거친다.
- [0046] 첫 번째 단계는 각 결함 유형별 특징 주파수를 포함한 주파수 대역과 크기 정보를 이용하여 입력된 스펙트럼과 내적을 구한다.
- [0047] 두 번째 단계는 유도전동기 결함 유형별 참조특징벡터와 공분산행렬을 가지고 있어, 상기에서 구한 내적은 상기 수식식 6의 x 로, 참조 특징 벡터는 μ 로, 그리고 공분산행렬의 역행렬을 구하여 C^{-1} 로 사용하여 마할라노비스 거리를 각각 구한다.
- [0048] 마지막 단계는 상기 마할라노비스 거리 정보를 이용하여 그 거리값이 최소가 되는 결함 유형을 입력 신호로 분류한다.
- [0049] 이하, 본 발명의 바람직한 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 상세히 설명하기로 한다.
- [0050] 도 1은 본 발명의 일 실시 예에 있어서, 유도전동기의 진동신호를 획득하기 위한 시스템 구성을 나타낸 도면이다. 도 1을 참조하면, 본 발명은 유도전동기 결함 분류를 위해 3상 유도전동기와, 회전 속도계 및 3축 방향 가속도계로, 이 시스템에 따라 정상 신호를 포함한 일곱 가지 결함 유형의 진동 신호를 취득한다. 일곱 가지 결함 유형으로는 정상(Normal, NO), 각 정렬 불량(Angular misalignment fault, AMF), 평행 정렬 불량(Parallel misalignment fault, PMF), 회전자 불균형(Rotor unbalance fault, RUF), 회전자 봉 파손 결함(Broken rotor bar fault, BRBF), 굽어진 회전자 결함(Bowed shaft fault, BSF), 베어링 외륜 결함(Bearing fault, BF)이 있다.
- [0051] 도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 유도전동기의 결함 분류 방법의 순서도를 나타낸다. 도 2에 도시된 바와 같이 유도전동기 결함 분류 방법은 진동 데이터에서 각 결함 유형별 참조특징벡터와 공분산행렬을 생성하는 참조특징벡터 생성단계(S100)와, 상기 참조특징벡터 생성단계(S100)에서 생성한 참조특징벡터와 공분산행렬을 이

용해 마할라노비스 거리를 구하는 마할라노비스 거리 연산단계(S200)와, 상기 마할라노비스 거리 연산단계(S200)에서 구한 거리값이 최소가 되는 결합 유형을 선택하여 상기 유도전동기의 결합으로 분류하는 결합 분류 단계(S300)로 구성된다.

[0052] 도 3은 본 발명의 일 실시 예에 따른 유도전동기의 결합 분류 방법에 포함된 참조특징벡터 생성단계를 나타내는 순서도이다. 도 3에 도시된 바와 같이, 참조특징벡터 생성단계는 훈련 데이터를 이용하여 유도 전동기 결합 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역 및 크기 정보를 추출하는 특징주파수 추출단계와 상기 훈련데이터를 이용하여 각 결합 유형을 대표하는 참조특징벡터 추정 및 각 결합 유형별 공분산행렬을 연산하는 참조특징벡터 추정단계를 포함한다.

[0053] 상기 특징주파수 추출단계는 입력받은 진동 데이터에서 훈련데이터를 추출(S110)하고, 상기 추출한 훈련 데이터에 LPC 분석을 적용해 스펙트럼 포락선을 검출(S120)하며, 상기 검출된 스펙트럼 포락선에 EM 알고리즘을 적용해 유도전동기 결합 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역과 크기 정보를 추출(S130)한다.

[0054] 상기 특징주파수 추출단계에서 LPC 분석과 EM 알고리즘을 적용하면 도 4의 그래프와 같이 유도전동기 결합 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역과 크기 정보를 확인할 수 있다.

[0055] 상기 참조특징벡터 추정단계는 진동 데이터에서 훈련데이터를 추출(S110)하고, 상기 훈련 데이터에 FFT 변환을 통해 각각의 스펙트럼을 검출(S140)하며, 상기 검출된 스펙트럼과 상기 특징주파수 추출단계에서 추출한 유도전동기 결합 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역과 크기 정보를 내적(S150) 및 상기 내적 값에 EM 알고리즘을 적용해 참조특징벡터와 공분산행렬을 추정(S160)한다.

[0056] 도 5는 본 발명의 일 실시 예에 따른 유도전동기의 결합 분류 방법에 포함된 마할라노비스 거리 연산단계를 나타내는 순서도이다. 도 5에 도시된 바와 같이, 진동 데이터에서 테스트 데이터를 추출(S210)하고, 상기 추출된 테스트 데이터에 FFT 변환을 적용해 스펙트럼을 검출(S220)하며, 상기 검출된 스펙트럼과 결합 유형별 특징 주파수를 포함한 주파수 대역 및 크기정보를 내적(S230) 및 상기 내적 값과 상기 EM 알고리즘을 적용해 참조특징 벡터와 공분산행렬을 추정(S160)을 통한 참조특징벡터와 공분산행렬을 이용해 마할라노비스 거리를 연산(S240) 한다.

[0057] 도 6은 본 발명의 일 실시 예에 따른 유도전동기의 결합 분류 장치를 나타낸 블록도이다. 도 6에 도시된 바와 같이 입력된 진동 데이터는 유도전동기 결합 분류 장치(300)를 통해 결합이 분류된다. 상기 유도전동기 결합 분류 장치(300)는 상기 진동 데이터를 입력받아 참조특징벡터를 생성하는 참조특징벡터 생성부(400)와, 상기 진동 데이터와 상기 참조특징벡터 생성부(400)에서 생성한 참조특징벡터를 이용해 마할라노비스 거리를 연산하는 마할라노비스 거리 연산부(500)와, 상기 마할라노비스 거리 연산부(500)에서 생성한 마할라노비스 거리값이 최소가 되는 결합 유형을 선택하여 상기 유도전동기의 결합으로 분류하는 결합 분류부(600)로 구성된다.

[0058] 상기 참조특징벡터 생성부(400)는 훈련 데이터를 이용해 유도전동기 결합 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역 및 크기 정보를 추출하는 특징주파수 추출부(410)와, 상기 훈련 데이터를 이용하여 각 결합 유형을 대표하는 참조특징벡터 추정 및 각 결합 유형별 공분산행렬을 연산하는 참조특징벡터 추정부(420)로 구성된다.

[0059] 여기서, 상기 특징주파수 추출부(410)는 입력된 진동 데이터에서 훈련 데이터를 추출하는 훈련 데이터 추출부(301)로부터 추출한 훈련 데이터에 LPC 분석을 적용해 스펙트럼 포락선을 검출하는 LPC 분석부(411)와, 상기 LPC 분석부(411)에서 검출한 스펙트럼 포락선에 EM 알고리즘을 적용해 유도전동기 결합 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역과 크기 정보를 추출하는 제 1 EM 연산부(412)를 포함한다.

[0060] 또한, 상기 참조특징벡터 추정부(420)는 상기 훈련 데이터 추출부(301)로부터 추출한 훈련 데이터에 FFT 변환을 통해 각각의 스펙트럼을 검출하는 제 1 FFT 변환부(421)와, 상기 제 1 FFT 변환부(421)에서 검출한 각각의 스펙트럼과 상기 제 1 EM 연산부(412)에서 추출한 유도전동기 결합 유형별 특징주파수를 포함한 주파수 대역과 크기 정보를 이용해 내적하는 제 1 내적 연산부(422)와, 상기 제 1 내적 연산부(422)에서 연산한 내적값에 EM 알고리즘을 적용해 참조특징벡터와 공분산행렬을 추정하는 제 2 EM 연산부(423)를 포함한다.

[0061] 한편, 상기 마할라노비스 거리 연산부(500)는 입력된 진동 데이터에서 훈련 데이터를 제외한 테스트 데이터를 추출하는 테스트 데이터 추출부(302)로부터 추출한 테스트 데이터에 FFT 변환을 적용해 스펙트럼을 검출하는 제 2 FFT 변환부(501)와, 상기 제 2 FFT 변환부(501)에서 검출한 스펙트럼과 상기 제 1 EM 연산부(412)에서 추출한 결합 유형별 특징 주파수를 포함한 주파수 대역과 크기정보를 내적하는 제 2 내적 연산부(502)와, 상기 제 2 내적 연산부(502)에서 연산한 내적값에 상기 제 2 EM 연산부(423)에서 추정한 유도전동기 결합 유형별 참조특징벡

터 및 공분산행렬을 이용해 마할라노비스 거리를 연산하는 거리 연산부(503)를 포함한다.

[0062] 상기와 같이 구성된 본 발명에 따른 유도전동기의 결함 유형 분류 방법 및 장치에 의하면, LPC 분석 기법 및 EM 알고리즘을 이용해 강인한 스펙트럼 포락선을 구하여 유도전동기의 결함 분류에 사용함으로써 잡음이 없는 환경 뿐만 아니라 잡음이 포함된 환경에서도 유도전동기의 결함 분류 성능이 향상되는 효과가 있다.

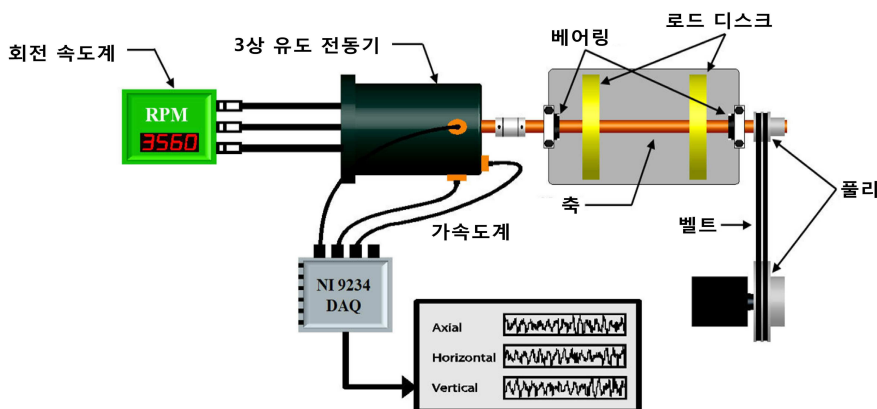
[0063] 본 명세서에 기재된 본 발명의 실시예와 도면에 도시된 구성은 본 발명의 가장 바람직한 실시예에 관한 것이고, 발명의 기술적 사상을 모두 포괄하는 것은 아니므로, 출원시점에 있어서 이들을 대체할 수 있는 다양한 균등물과 변형예들이 있을 수 있음을 이해하여야 한다. 따라서 본 발명은 상술한 실시예에 한정되지 아니하며, 청구범위에서 청구하는 본 발명의 요지를 벗어남이 없이 당해 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 누구든지 다양한 변형실시가 가능한 것은 물론이고, 그와 같은 변경은 청구범위 기재의 권리범위 내에 있게 된다.

부호의 설명

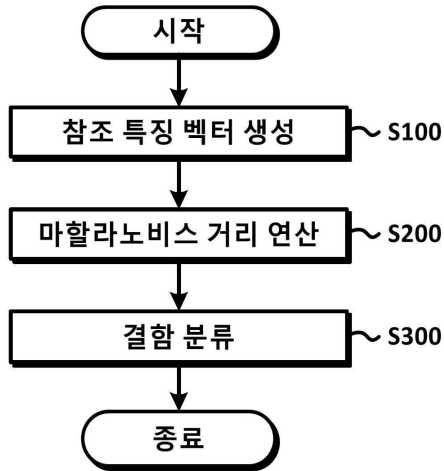
[0064] S100 : 참조특징벡터 생성단계
S200 : 마할라노비스 거리 연산단계
S300 : 결함 분류단계
300 : 유도전동기 결함 분류 장치
400 : 참조특징벡터 생성부
410 : 특징주파수 추출부
420 : 참조특징벡터 추정부
500 : 마할라노비스 거리 연산부

도면

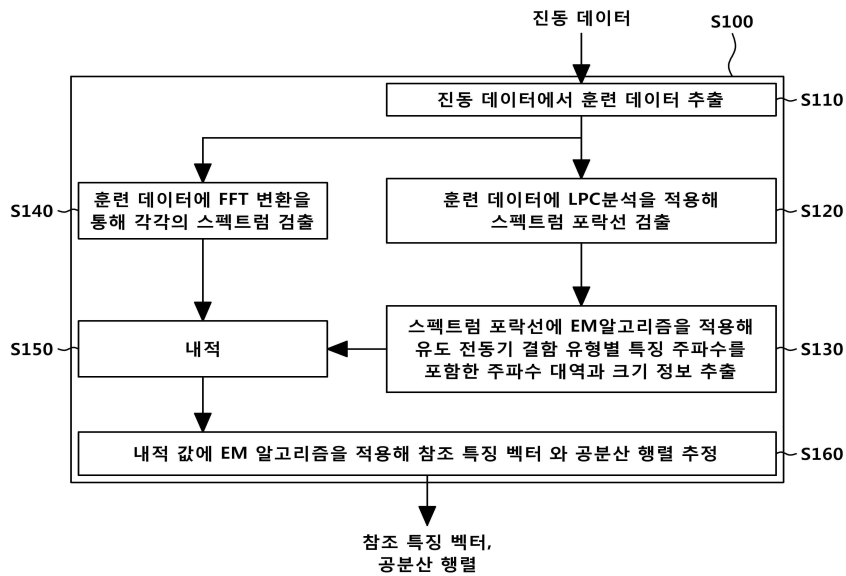
도면1



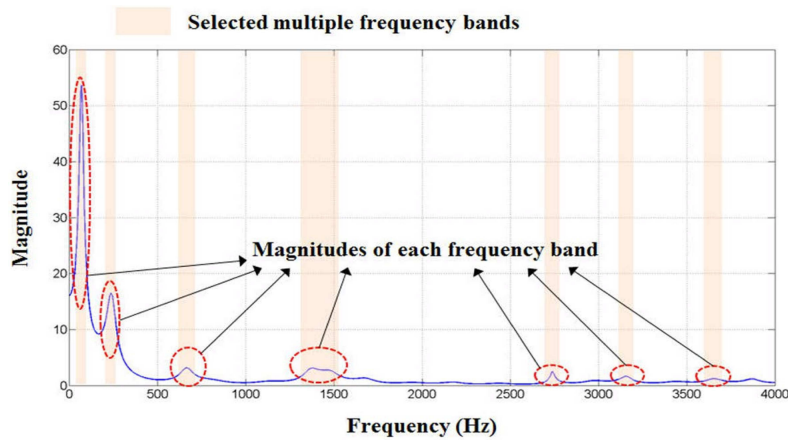
도면2



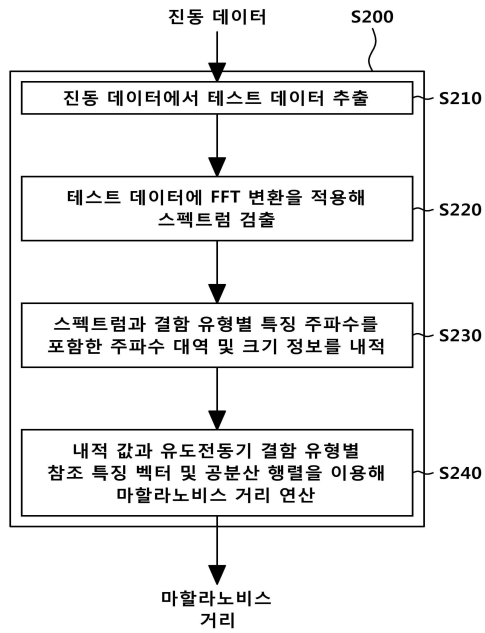
도면3



도면4



도면5



도면6

