

K-means 알고리즘을 이용한 비정상 사운드 검출

Irregular Sound Detection using the K-means Algorithm

정의필*, 이재열*, 조상진*

Ui-pil Chong*, Jae-yeal Lee*, Sang-jin Cho*

요 약

산업 시설 등에서 운전 중인 회전 기계의 동작, 감시, 진단은 설비의 효율적인 운용 및 사고 방지 등을 위해 매우 중요한 일이다. 이상 진단 기술은 기기에 설치된 센서로부터 취득된 데이터의 특징을 추출하는 것과 분류된 데이터를 이용해 정상 또는 이상으로 구분하거나 이상의 원인을 분석하는 두 가지 과정으로 진행할 수 있다. 기존의 기술들은 주파수 분석과 패턴 인식의 방법 등이 적용되어 왔다. 본 논문에서는 운전되고 있는 정상/비정상 상태를 분류하기 위하여 기기들의 사운드 정보를 획득하여 웨이블릿 변환을 거쳐 주파수 대역별 신호로 나누었다. 나누어진 대역별 신호의 RMS값으로 입력벡터를 구성하고 이 입력벡터에 K-means 방법을 적용하여 정상 및 비정상 상태의 모델을 결정한다. 결정된 정상 및 비정상 상태의 모델과 입력 벡터를 비교하여 입력 신호의 정상/비정상을 판단한다.

Abstract

This paper describes the algorithm for deciding the status of the operating machines in the power plants. It is very important to decide whether the status of the operating machines is good or not in the industry to protect the accidents of machines and improve the operation efficiency of the plants. There are two steps to analyze the status of the running machines. First, we extract the features from the input original data. Second, we classify those features into normal/abnormal condition of the machines using the wavelet transform and the input RMS vector through the K-means algorithm. In this paper we developed the algorithm to detect the fault operation using the K-means method from the sound of the operating machines.

Key words : fault detection, power plant, k-means algorithm

I. 서론

과학 기술의 발전과 산업화의 급속한 진행으로 회전기계(Rotating Machine)는 현대 사회에서 산업 시설이나 일상생활의 전력, 난방, 이동수단 등 없어서는 안 될 중요한 역할을 하고 있다. 회전기계가 중요한 역할을 하는 만큼 이상이 발생했을 때 막대한 경제적 손실이나 인명 피해를 가져올 수 있으므로 회전기계에 대한 이상 진단은 매우 중요하다. 회전기계의 이상 진단을 위해 회전기계의 특징을 고려하여 전류, 전압 등의 전기적 특성이나 진동, 소음, 온도 등의 기계적 특성들에 대한 데이터를 취득하여 분석하는 다양한 기술들이 개발되어 왔다[1, 6-9].

산업 현장의 중요한 기기들이 운전되는 환경에서 몇 개의 마이크 설치를 통해 소리의 주파수 및 크기, 방향 등의 분별 가능한 특성들을 이용한 실시간 사운드 감시를 통해 운전 중인 기기들의 이상 유무를 판별할 수 있는 시스템은 고장 진단에 소비되는 비용의 감소를 가져올 수 있으며, 소리의 특성을 이용할 수 있는 다른 분야들에 쉽게 적용할 수 있다.

고장 진단을 위한 기존의 기술들은 전문가의 경험에 의거한 청각, 또는 시각 등을 활용한 방법이 예전부터 활용되어 왔고, 컴퓨터와 전자기기 등의 기술 발전으로 발전소 등에서는 진동의 시간 영역 신호에 대한 RMS(Root Mean Square) 값을 측정하여 경고 또는 이상을 표시하는 진단 시스템이 사용되고 있다. 사운드 정보를 이용한 기존의 기술은 현재까지 논문에서 발표된 바 없으며, 진동 신호를 주파수로 분석하여 고장 패턴을 인식하는 기술이 소개되었다[1]. 이 기술은 입력 데이터를 주파수 변환함으로써 계산의 복잡도와 구현상의 어려움이 있다.

*울산대학교 컴퓨터정보통신공학부

접수 일자 : 2004. 11. 02 수정 완료 : 2005. 1. 25

논문 번호 : 2004-3-5

※본 논문은 울산대학교 네트워크 기반 자동화 연구센터의 지원으로 이루어졌습니다.

본 논문에서는 웨이블릿을 이용하여 입력 사운드의 저주파 대역 신호들의 주파수 스펙트럼의 특징을 찾아내고, 찾아낸 주파수 스펙트럼의 특징을 입력 데이터로 하여 K-means clustering 알고리즘을 이용해 정상 사운드 모델을 결정한다[2].

입력 신호가 어떤 정상 사운드 클래스에 속하는 지 분류하기 위해 정상 사운드 검출기는 실제 입력과 클래스의 모델 간의 차이를 계산한다. 가장 차이가 적은 클래스를 찾아 주어진 임계치와 비교하여 입력 신호가 어떤 정상 사운드 클래스에 속하는 지 결정한다. 어떤 정상 클래스에도 속하지 않는 입력 신호가 존재한다면 그 입력 신호는 비정상 사운드로 구분된다[3].

II. 사운드 감시 시스템

2.1 전체 감시 시스템

사운드 감시의 첫 번째 과정은 입력된 신호로부터 정상 사운드의 클래스로 분류하는 것이다. 운전 중인 기기의 사운드로부터 얻은 입력 신호를 일정한 시간으로 나누어 $X=[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_t \ \dots]$ 라 두면 각각의 입력 신호 x_t 는 N차 acoustic feature vector이다. $C_s(s=1\sim S)$ 는 1부터 S까지의 정상 사운드들의 클래스이며, 입력 신호 X를 어떤 정상 사운드 클래스 C_s 에 속하는 지 분류하는 것이다.

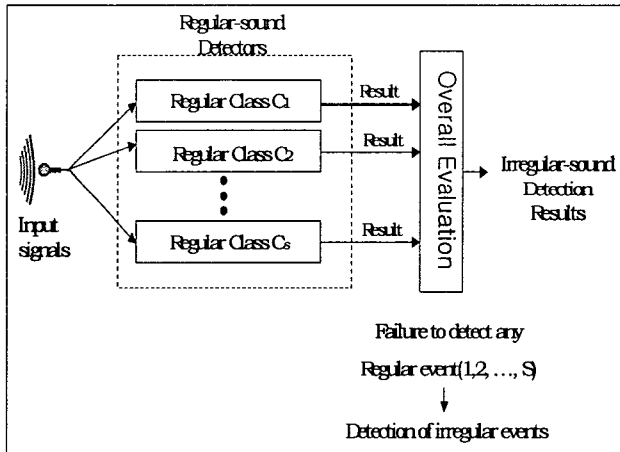


그림 30. 사운드 감시 시스템

Fig 1. Overall sound monitoring system

그림 1에서의 정상 사운드 검출기는 실제 입력과 클래스 C_s 의 모델 간의 차이를 계산하여 C_s 의 주어진 임계치와 비교하여 입력이 C_s 클래스에 속하는지를 결정하는 역할을 한다.

그리고 정상 사운드 검출기의 모든 정상 클래스에 대해 입력 신호를 비교해 보았을 때 어떤 정상 클래스에도 속하지 않는 입력 신호가 존재한다면 그 입력 신호는 비정상 사운드로 구분될 수 있다.

2.2 비정상 사운드 검출

비정상 사운드 검출의 결정 과정은 그림 2와 같다. 입력 사운드를 일정한 크기의 블록으로 나누어 $B_t = [x_{t-L} \ \dots \ x_t \ \dots \ x_{t+L}]$ 로 두고 입력값들이 겹치도록 한다. 그리고 입력 B_t 와 정상 사운드 클래스 C_s 들의 모델 λ_s 의 차이를 식 (1)의 판별 함수(discriminat function), $g_s(B_t, \lambda_s)$ 를 통해 계산하여 각각의 클래스들 중 가장 적은 차이 값을 가지는 클래스를 찾는다[3].

$$g_s(B_t, \lambda_s) = (x_t - \lambda_s)(x_t - \lambda_s)^T \quad (1)$$

여기에서 λ_s 는 K-means 알고리즘으로부터 계산된 커널 모델이다.

판별 함수에서 최소로 계산된 값을 찾아진 정상 사운드 클래스에 대한 임계치, h_s 와 비교하여 임계치보다 낮으면 C_s 클래스의 정상 사운드로 구분하고 임계치보다 크면 비정상 사운드로 구분한다.

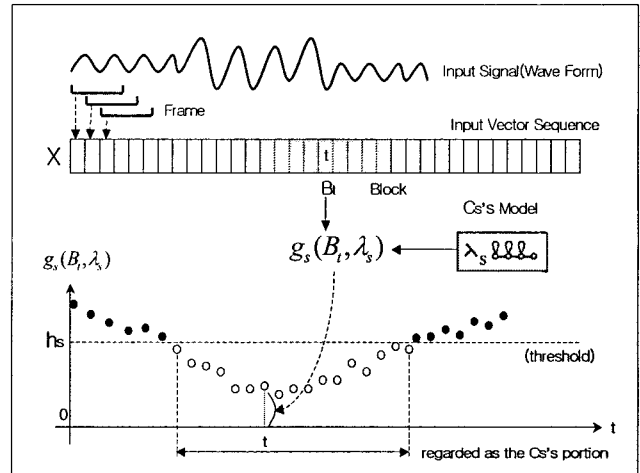


그림 2. 정상/비정상 사운드 검출 과정

Fig2. Process of regular/irregular sound detection

III. 실험 및 결과

3.1 입력 데이터

실험을 위해 실제 화력 발전소에서 운용 중인 기기들의 운전 중 소리 데이터를 녹음하여 사용하였다.

발전소 등에서 운용 중인 기기들의 주파수 특성은 60Hz를 비롯한 저주파 대역의 신호들이 주를 이루고 있고 기기의 운전 이상이 발생했을 때의 특징들도 이 부근 및 고조파(harmonics)에서 나타난다[3].

녹음된 소리 데이터를 웨이블릿(도이비치 필터 탭10)을 통과하여 400Hz 이하의 저주파 대역 신호들로 입력을 결정하였다. 저주파 대역 신호를 5개 대역으로 나눈 뒤 각 대역별 RMS(Root Mean Square)를 계산한 5차 벡터를 입력 데이터를 사용하였다.

실험에 사용된 사운드 데이터는 보일러 급수펌프와 공기압축기의 운전 중 정상 사운드이며, 비정상 사운드는

기기들의 언밸런스(Unbalance), 미스얼라인먼트(Misalignment)등의 고장 상태에 대한 모의 데이터를 사용하였다. 모의 사운드는 [4]에서 아이디어를 얻어 실제 획득한 기기들의 운전 사운드를 모의 사운드로 만들었다. 언밸런스 사운드의 경우 1차 회전 주파수를 2.6배 증가시켰으며, 미스얼라인먼트 사운드는 1차 회전 주파수를 3배로 증가시켜 만들었다[1].

3.2 K-means 알고리즘

실제 비교할 대상인 클래스들의 모델을 결정하기 위해서 K-means clustering 알고리즘을 사용한다. 정상 클래스로 정해진 몇 개의 사운드에 대해 각각의 커널을 K-means clustering 알고리즘을 적용해서 훈련(Training)하여 실제 입력 사운드와 비교할 C_s 클래스의 커널 모델 λ_s 를 결정한다.

사용된 K-means 알고리즘을 요약하자면 다음과 같다 [5].

1. 초기화

정상 사운드 및 비정상 사운드 클래스의 중심을 나타내는 모델 λ_i 을 임의값으로 초기화한다.

2. 클래스 분류

입력 벡터 x_n , $1 \leq n \leq M$ 을 클래스 모델 λ_i 와 비교하여 가장 인접한 클래스 C_i 로 분류한다.

$$C_i^k = \{x_n : d(x_n, \lambda_i) < d(x_n, \lambda_j) \quad \forall j \neq i\}$$

$$j = 1, 2, \dots, M - 1, \text{ where } x_n \text{ is input}$$

3. 업데이트

분류된 입력 벡터들의 중심 값을 계산해 클래스 모델을 업데이트한다.

$$\{\lambda_i^{(k)}\}_{i=1}^M = \text{centroids of } \{C_i^{(k-1)}\}$$

4. 종료

현재 계산된 전체 오차와 이전 오차의 차이가 임계치보다 작을 때까지 2-3의 과정을 반복한다.

$$D^{(k)} = \sum_{i=1}^M \int_{V_i^{(k)}} \|X - \lambda_i^{(k)}\|^2 p(X) dX$$

where $p(X)$ is pdf function

$$\text{If } \frac{(D^{(k)} - D^{(k-1)})}{D^{(k)}} < \varepsilon, \text{ STOP.}$$

3.3 실험 결과

샘플링 주파수 44100Hz의 보일러 급수펌프 정상 상태 사운드에 0.1초 길이의 해밍 윈도우를 씌우고 윈도우 길이의 1/3씩 중첩하여 나누어진 블록에 대해서 웨이블릿을 통과하여 5차 벡터로 이루어진 100개의 입력 데이터를 만들었다. 언밸런스와 미스얼라인먼트 상태의 모의 사운드를 생성하여 정상 사운드와 같은 과정을 통해 100개씩의 입력 데이터를 만들었다.

정상 사운드와 언밸런스 사운드, 미스얼라인먼트 사운드의 세 개의 클래스에 대해 K-means 알고리즘을 적용해 세 개의 클래스 커널 모델을 만들었다. 정상 사운드, 언밸런스 사운드, 미스얼라인먼트 사운드가 포함된 실제 입력력을 대신하는 테스트 사운드와 각각의 클래스 커널 모델들과 차이를 비교하였다.

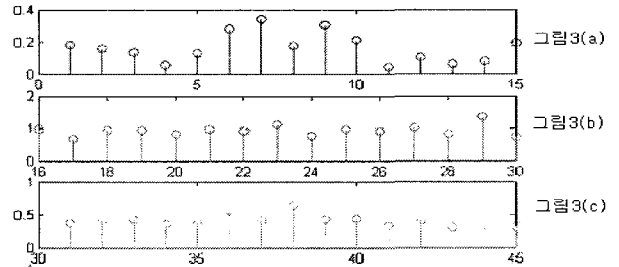


그림 3. 정상 사운드 모델과 입력 사운드 간의 차이
Fig 3. Distance between regular sound model and input sound

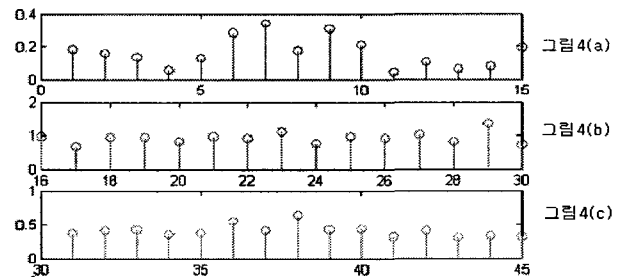


그림 4. 언밸런스 사운드 모델과 입력 사운드 간의 차이

Fig 4. Distance between unbalance sound model and input sound

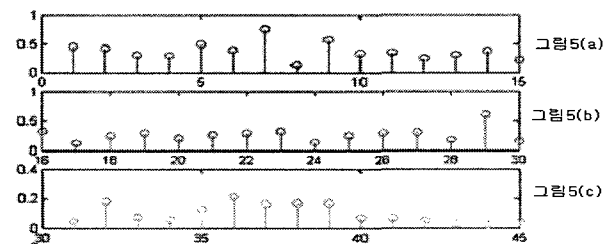


그림 5. 미스얼라인먼트 사운드 모델과 입력 사운드 간의 차이

Fig 5. Distance between misalignment sound model and input sound

그림 3,4,5는 보일러 급수펌프가 운전될 시의 실제 사운드를 위에서 설명한 방법대로 45개의 입력 데이터를 만들어서 실험하였다. 입력 데이터는 펌프에서 고장이 빈번한 언밸런스와 미스얼라인먼트의 고장 신호를 정상신호와 혼합하여 구성하였다. 그림3은 정상사운드 모델과 입력데이터와의 차이이며 그림3(a)는 정상 신호끼리의 차이임으로 오차가 적고, 그림3(b)와 3(c)는 정상신호와 언밸런스 및 미스얼라인먼트 신호와의 차이임으로 오차가 크다. 여기서 입력 신호는 고장 상태인 비정상 신호라고 판정한다.

그림4는 같은 입력데이터를 언밸런스 사운드 모델에 적용한 결과이다. 그림4(b)에서 알 수 있듯이 언밸런스 신호끼리 오차임으로 입력데이터에 포함된 언밸런스 신호를 검출할 수 있음을 알 수 있다.

그림5는 같은 방법으로 미스얼라인먼트 사운드 모델과 입력데이터와의 비교이며, 그림5(c)에서 보인 바와 같이 입력데이터 중에 포함된 미스얼라인먼트 신호를 검출할 수 있다.

알고리즘의 구현은 MATLAB 소프트웨어를 이용하여 결과를 얻었다[10]. 테스트 사운드와 세 가지 클래스 모델과의 비교에서 정상 사운드와 비정상 사운드 간의 차이는 확연하게 구분이 가능하였다. 언밸런스와 미스얼라인먼트는 1차 회전 주파수가 각각 2.6배 3배로 증가하는 경우로 두 개의 데이터가 큰 차이가 없어서 이상 상태를 종류를 결정하는데 있어 약간의 오차가 발생하였다.

실험 결과에서 정상 사운드에 대해 비정상 사운드가 발생 시 간단하게 확인이 가능하지만, 어떤 종류의 고장인지는 명확하게 판별하기 힘들다는 것을 알 수 있다.

IV. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 비정상 사운드를 찾기 위한 방법으로 K-means clustering 알고리즘을 이용한 정상 사운드 검출기를 소개하였다. 앞으로 좀 더 신뢰성 있는 결과를 얻고 이상 상태 종류를 구분하기 위해 판별 함수에 대한 연구가 더 필요하며, K-means 알고리즘을 통해 구성되어 있는 사운드 감시 시스템의 성능 향상을 위해 최소 검출 에러 알고리즘의 도입이 필요하다.

참 고 문 헌

[1]. 이충희, '회전 설비의 이상고장진단 시스템의 개발',한양대학교 석사학위 논문, 2000.
 [2]. B.H. Juang and S. Katagiri, "Discriminant learning for minimum error classification," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 40, No. 12, pp. 3043-3054, Dec. 1992.
 [3]. Hideyuki W., Yuji M., Satoru T., and Shigeru K., 'Sound Monitoring Based On the Generalized Probabilistic Descent Method,' Neural Networks

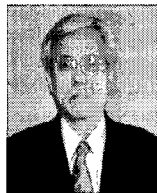
for Signal Processing VIII, pp. 383-392, Aug. 1998.
 [4]. 이성상, 정의필, 손창호, 'LPC를 이용한 발전설비의 고장진단', 2003년 추계학술대회 논문집, 제 4권 2호, pp203-206, 거창 전문대, Nov. 14-15, 2003, 한국 신호처리 시스템 학회
 [5]. A. M. Kondoz, 'Digital Speech', John Wiley & Sons Ltd. pp. 23-24, 1994.
 [6] 김광진, "데이터 융합과 Dempster-shafer이론을 이용한 유도전동기의 결함진단", 부경대학교 석사학위 논문, 2004.
 [7] 서동욱, "웨이브렛 분석을 이용한 회전기계 및 공구 상태 감지 및 진단", 서강대학교 석사학위 논문, 2000.
 [8] Bo-Suk, Yang, Won-Woo, Hwang, Dong-Jo, Kim Andy Chit Tan, "Condition classification of small reciprocating compressor for refrigerators using artificial neural networks and support vector machines," Mechanical Systems and Signal Processing. 19(2005) 371-390.
 [9] Janos J. Gertler, "Fault Detection and Diagonosis in Engeering Systems",Marcel Dekker, pp5-13, 1998, INC.
 [10] 전주환, 박부진, 권옥현, "MATLAB을 이용한 디지털 신호 처리", 1998, 시스마프레스.



이 재 열(Jae-yeal Lee)
 2002년 울산대학교 컴퓨터공학과 졸업
 2002년 3월 ~ 현재 울산대학교 컴퓨터정보통신공학부 석사과정
 관심분야 : 신호처리, 고장진단



조 상 진(Sang-jin Cho)
 1997년 울산대학교 전자공학과 졸업
 2002년 울산대학교 전자공학과 졸업(공학 석사)
 현 재 울산대학교 컴퓨터정보통신공학부 (박사수료)
 관심분야 : 신호처리, 컴퓨터음악, 고장진단



정 의 필(Ui-pil Chong)
 1978년 울산대학교 전기공학과 졸업
 1980년 고려대학교 전기공학과(석사)
 1985년 미국 Oregon State University (공학석사)
 1996년 미국 Polytechnic University(공학 박사)
 1997년 - 현재 울산대학교 컴퓨터정보통신공학부 교수
 관심분야 : 신호처리,