

K-means 알고리즘을 이용한 비정상 사운드 검출

이재열, 조상진, 정의필
울산대학교 컴퓨터정보통신 공학부

Irregular Sound Detection using the K-means Algorithm

Jae-yeal Lee, Sang-jin Cho, Ui-pil Chong
School of Computer Engineering and Information Technology, University of Ulsan
(E-mail : ijioe@mail.ulsan.ac.kr)

요약

발전소에서 운전 중인 발전 설비의 장비 및 기계의 동작, 감시, 진단은 매우 중요한 일이다. 발전소의 이상 감지를 위해 상태 모니터링이 사용되며, 이상이 발생되었을 때 고장의 원인을 분석하고 적절한 조치를 계획하기 위한 이상 진단 과정을 따르게 된다.

본 논문에서는 산업 현장에서 기기들의 운전 시에 발생하는 기기 발생 음을 획득하여 정상/비정상을 판정하기 위한 알고리즘에 대하여 연구하였다.

사운드 감시(Sound Monitoring) 기술은 관측된 신호를 acoustic event로 분류하는 것과 분류된 이벤트를 정상 또는 비정상으로 구분하는 두 가지 과정으로 진행할 수 있다. 기존의 기술들은 주파수 분석과 패턴 인식의 방법으로 간단하게 적용되어 왔으며, 본 논문에서는 K-means clustering 알고리즘을 이용하여 사운드를 acoustic event로 분류하고 분류된 사운드를 정상 또는 비정상으로 구분하는 알고리즘을 개발하였다.

1. 서론

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.

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

입력 신호가 어떤 정상 사운드 클래스에 속하는지 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 속하는지 결정한다. 어떤 정상 클래스에도 속하지 않는 입력 신호가 존재한다면 그 입력 신호는 비정상 사운드로 구분된다[1].

2. 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 속하는지 분류하는 것이다.

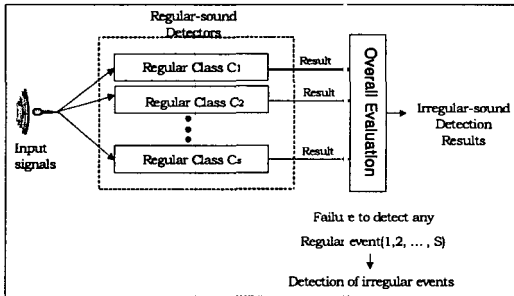


그림 1. 사운드 감지 시스템 블록 다이어그램

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 $B_t = [x_{t-L_1} \ \dots \ x_t \ \dots \ x_{t+L_2}]$ 로 두고 입력 값들이 겹치도록 한다. 그리고 입력 B_t 와 정상 사운드 클래스 C_s 들의 모델 λ_s 의 차이를 식 (1)의 판별 함수(discriminative function), $g_s(\cdot)$ 를 통해 계산하여 각각의 클래스들 중 가장 적은 차이값을 가지는 클래스를 찾는다[1].

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

여기에서 λ_s 는 K-means 알고리즘으로부터 계산된 커널 모델값이다.

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.

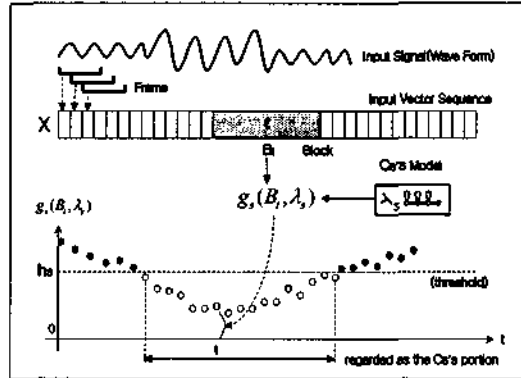


그림 2. 정상 사운드 검출 결정 과정

3. 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 나타나므로[3], 소리 데이터를 웨이블릿을 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. 언밸런스 사운드의 경우 1차 회전 주파수를 2.6배 증가시켰으며, 미스얼라인먼트 사운드는 1차 회전 주파수를 3배로 증가시켜 만들었다[4].

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 초기화한다.

사용된 K-means 알고리즘[5]을 요약하자면 다음과 같다.

1. 초기화
정상 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 클래스로 분류한다.
3. 업데이트
분류된 입력 벡터들의 중심값을 계산해 클래스 모델을 업데이트한다.
4. 종료
현재 계산된 전체 오차와 이전 오차의 차이가 임계치보다 작을 때까지 2-3의 과정을 반복한다.

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. 언밸런스나 미스얼라인먼트 상태의 모의 사운드를 생성하여 정상 사운드와 같은 과정을 통해 100개의 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 입력을 대신하는 테스트 사운드와 각각의 클래스 커널 모델들과 차이를 비교하였다.

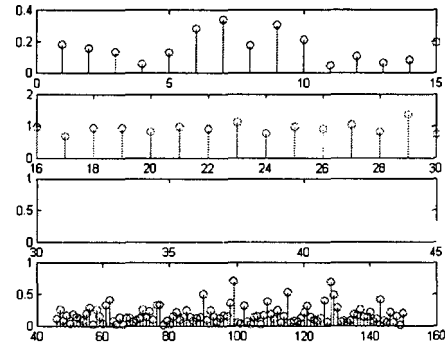


그림 3. 펌프 정상 사운드 모델과 테스트 사운드 간의 차이

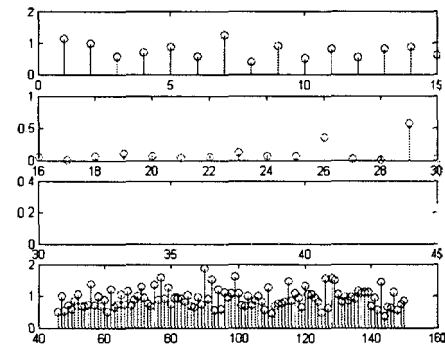


그림 4. 펌프 언밸런스 사운드 모델과 테스트 사운드 간의 차이

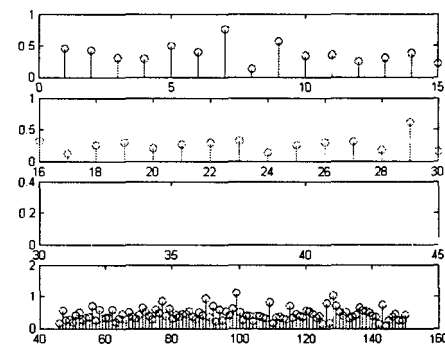


그림 5. 펌프 미스얼라인먼트 사운드 모델과 테스트 사운드 간의 차이

그림 3,4,5에서 각각의 결과 값은 테스트 사운드의 100개 입력과 클래스 모델간의 차이를 계

산한 값이다. 1번에서 15번까지의 데이터는 정상 사운드, 16번에서 30번까지는 언밸런스 사운드, 31번에서 45번까지는 미스얼라인먼트 사운드, 그리고 46번에서 100번까지는 다시 정상 사운드의 입력과 클래스 모델간의 차이를 계산한 값이다.

그림 3은 정상 사운드 모델과 테스트 사운드의 차이를 비교한 값이고, 그림 4는 언밸런스 사운드 모델, 그림5는 미스얼라인먼트 사운드 모델과 비교한 값이다. 테스트 사운드와의 비교에서 각각의 모델과 일치하는 입력들은 모델과의 차이가 다른 입력들에 비해 적은 것을 알 수 있다.

테스트 사운드와 세 가지 클래스 모델과의 비교에서 정상 사운드와 비정상 사운드 간의 차이는 확연하게 구분이 가능하였다. 하지만 언밸런스과 미스얼라인먼트는 1차 회전 주파수가 각각 2.6배 3배로 증가하는 경우로 두 개의 데이터가 큰 차이가 없는 경우이다. 펌프의 경우 이상 상태를 종류를 결정하는데 있어 약간의 오차가 발생하였고, 공기압축기는 상당히 큰 오차가 발생하였다.

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

4. 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.

참고문헌

1. 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.

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. 이성상, 정의필, 손창호, 'LPC를 이용한 발전설비의 고장진단', 2003년 추계학술대회 논문집, 제 4권 2호, pp203-206, 거창전문대, Nov. 14-15, 2003, 한국 신호처리 시스템 학회
4. 이충희, '회전 설비의 이상고장진단 시스템의 개발', 한양대학교 석사학위 논문, 2000.
5. A. M. Kondoz, 'Digital Speech', John Wiley & Sons Ltd. pp. 23-24, 1994.