

환경적 요인과 연관된 진동 파라미터를 진단하기 위한 이동평균 예측 진단 모듈 개발

오세도* · 김영진** · 이태휘**

* 경희대학교 산업경영공학과, ** (주)사이로직

Development of Moving Average Prediction Diagnostic Module for Vibration Parameter Influenced by Environmental Factors

Se-do Oh*, Young-jin Kim** and Tae-hwi Lee**

* Dept. of Industrial & Management Systems Engineering, Kyung Hee Univ.,

** PSYLOGIC

(Received August 21, 2012 ; Revised March 5, 2013 ; Accepted March 7, 2013)

Key Words: Engine Assembly(엔진조립), Fault Diagnosis(이상진단), Vibration Signal(진동신호), Auto-Correlation(자기상관), Regression Analysis(회귀 분석)

초록: 본 논문에서는 환경 요인에 영향을 받아 평균이동이 발생하는 진동 파라미터에 대한 진단 방법을 연구하였다. 양산라인에서는 측정 시점에 따라 변화되는 환경요인에 대응되어 측정된 진동 파라미터의 평균이 변화될 수 있다. 이러한 경우 기존에 널리 사용되는 고정된 관리한계선을 사용하는 진단 기법을 사용할 경우 시간이 흐름에 따라 오분류가 발생한다. 이 한계점을 극복하기 위해 저자들은 회귀분석을 활용해 평균 변화의 주요 원인이 되는 환경요인간의 함수관계를 규명하고, 이를 평균이동의 예측에 활용해 각 진단 시점별로 경계 상한과 하한을 유연하게 변경하는 방법론을 제안한다. 제안된 방법론은 적용 과정에서 필요한 모수의 설정 시 레퍼런스 데이터 평가를 통해 합리적인 모수를 추정하는 것이 가능하고, 환경이 변화되는 각 시점에서 데이터에 대해 유연한 진단을 보장한다. H사의 디젤엔진 생산라인의 엔진 진동 검사 데이터를 활용하여 본 논문의 방법론에 대한 검증을 실시하였으며 만족스러운 결과를 도출하였다.

Abstract: In this study, the authors develop a methodology for a diagnostic system with a vibration parameter that is influenced by environmental factors. The data tends to have a varying average over time. Often, these features are found in statistical data retrieved from a production line. If we utilize existing statistical techniques for these features, we could derive an incorrect diagnostic conclusion based on the different average values. To overcome the limitations of previous methods, the authors apply a function analyzed through regression analysis to predict the mean value and corresponding upper and lower limits at each stage. This technique also provides corresponding statistical parameters in varying dynamic means. To validate the proposed methods, we retrieve data from the engine assembly line of H Motors and verify the results.

1. 서론

자동진단 시스템의 개발에 있어 통계적 자료를 기반으로 하여 관리를 수행하는 통계적 품질관리 기법은 중요한 진단 방법 중 하나로 사용될 수 있다. 그러나 때때로 양산라인은 환경적 변수들

의 영향으로 인하여 데이터 간에 자기상관이 존재하는 경우가 생길 수 있는데, 이러한 경우 통계적 품질 관리 기법을 적용하는데 있어 애로사항이 발생한다. 예로서 본 연구의 예제 데이터인 엔진 양산라인의 진동관련 통계량 데이터가 있으며, 양산라인의 측정데이터는 여러 환경 변수들로 인해 측정 시점별로 평균의 이동이 일어날 수 있다. 이러한 경우 고정적인 판정 선을 이용한 단순 기법으로는 추세의 변화에 의해 진단 오류

† Corresponding Author, yjkim@khu.ac.kr

가 발생할 소지가 있다. 평균의 변화를 일으키는 원인으로서는 습도, 온도, 계측장비의 보정, 진동 센서 및 측정 점의 미세 변화, 측정 간격 등 매우 많은 요소들이 작용하고 있으며 이들 간의 관계를 규명하여 각 상황별로 다른 정상 진단범위를 적용해야 하는 것이 이상적이다. 하지만 현실적으로 각각의 많은 요소들 중 평균이동에 관여하는 주요인을 찾기란 쉽지 않은 작업이다. 또한 찾아낸 주요인에 대해 평균 이동과의 관계 파악, 이동시킬 진단범위의 합리적인 설정 등에 있어 추가적인 연구가 요구된다.

여러 선행 연구에서 자기상관이 발생하는 데이터의 경우 단순히 고정적인 범위를 선정하여 모니터링 하는 기존의 진단방법의 적용은 좋은 모니터링 성능을 하지 않을 것을 지적했으며 많은 연구자들이 이를 개선하기 위한 진단 기법들을 연구해왔다. Alwan,⁽¹⁾ Harris와 Ross⁽²⁾과 Wardell 등⁽³⁾은 자기상관 데이터를 모니터링 하기 위해 시계열 분석을 적용하였다. 이들은 ARMA(자기회귀 이동평균, Auto-regression moving average) 모델을 기존의 관리도 기법에 적용하는 연구를 수행하였다. 하지만 이러한 연구들은 자기상관 데이터가 특정 모델에 의해 표현될 수 있다는 가정을 만족시켜야 좋은 결과를 얻을 수 있다.

Box와 Kramer⁽⁴⁾는 관리 시점에서 데이터의 EWMA(지수 가중 평균, Exponentially weighted moving average)을 모니터링하고 만약 이 값이 특정 하한 또는 상한을 넘는 경우 관리의 범위를 갱신하는 방법론을 제안했다. Montgomery와 Mastrangelo⁽⁵⁾는 특정 프로세스 상에서 발생하는 평균의 전이를 관리하는 방법에 대해 연구하였다. 그들은 EWMA를 이용한 예측을 통해 관리의 범위를 조정하는 MCEWMA(moving centreline EWMA control chart)를 개발하고, 화학공정에 대한 데이터에 적용하여 결과를 검증하였다. Koo와 Cho⁽⁶⁾는 자기상관 데이터에 대하여 품질에 결정적인 영향을 주는 요소(CTQ, Critical to Quality)를 요인분석을 활용하여 관리하는 모형을 제시 하였다. 이 방법론의 경우 자기 상관에 관여하는 여러 변수를 나열하여 미리 측정해야 하며 이를 통하여 CTQ를 분석하는 과정을 거쳐 관리를 수행한다. Kim⁽⁷⁾은 연산적 센서 검증을 통한 화력발전소의 진단 전문가 시스템 개발에 대해 연구하였다. 이 연구에서 저자는 합리적인 경고한계값의 설정 방

법과 더불어 관리범위의 갱신에 대해 다루었다. 본 연구의 케이스와 같이 측정 시점 별로 변화할 수 있는 측정 변수에 대응하기 위해 베이지안 추론을 이용하여 과거에 측정된 데이터의 선험적 분포에서 후험적 분포 평균을 예측하는 방법을 제안하였다.

대부분의 선행 연구의 경우 자기 상관이 발생하는 원인에 대한 분석을 실시하지 않고, 가장 근접한 상황의 결과 또는 추세를 반영하여 현재의 관리 범위를 설정하는 특징이 있다. 이는 측정된 변수만을 활용해 진단하므로 적용이 간편하다는 장점이 있다. 그러나 데이터가 특정 시계열 모델에 의해 표현될 수 없는 경우, 데이터의 측정간격이 길거나 휴무 등으로 인해 근접한 시점의 이전 데이터를 얻을 수 없는 경우 적용이 힘들다. 또한 센서의 보정이 소홀하거나 공정상의 불량률이 서서히 진행되는 경우, 이를 평균이동의 경향으로 인식해 관리 범위의 조정에 반영되어 진단오류가 발생할 위험성이 있다.

본 연구에서 제안된 방법은 데이터의 평균이동에 관여하는 환경변수에 대한 영향력을 파악하여 통계적으로 영향력이 크다 판단되는 환경변수를 선정해 이동될 평균과의 함수 관계를 규정한다. 이후 규정된 함수관계를 통해 이동평균을 예측해 관리범위를 조정하여 진단한다. 제시된 방법은 가변하는 환경요인을 동시에 모니터링하고 이에 대응해 가변적인 관리범위를 설정하여 진단을 수행하므로, 근래에 측정된 검사변수에 종속적이지 않은 특징이 있다. 따라서 상기에서 지적한 근래의 검사변수의 결과에 종속되어 생기는 단점들을 극복할 수 있다.

2. 적용 데이터 설명

2.1 관련 시스템 및 측정조건

본 연구에서 방법론을 적용한 데이터는 엔진 양산라인에서 검사되고 있는 통계량 데이터이다. H자동차의 전주 공장에서는 디젤엔진의 이상 유무를 검사하기 위해 엔진에서 발생하는 진동을 측정한다. 검사 시 엔진 생산라인에 설치된 콜드테스터(cold tester) 상에서 진동을 측정하게 된다. 콜드테스터란 무부하 검사장비라고도 불리며 엔진의 플라이휠 부에 구동 모터를 연결하여 모터를 통해 엔진의 크랭크축을 회전 시켜 검사하는 검사 장비이다. 점화가 필요 없어 검사가 간편하

고 안전해 주로 엔진 조립라인의 말단에 설치하여 검사에 활용되고 있다. 해당 공장에서는 검사 수행 시 엔진의 상단 헤드부와 하단 블록부 2곳에 가속도 센서를 부착하고, 콜드테스터를 이용해 엔진을 특정 RPM으로 회전시켜 정해진 시간 동안 진동의 가속도를 측정한다. Fig. 1에 해당 공장에 설치된 콜드테스터의 전체적 모습과 2개의 진동 센서의 부착위치를 사진으로 나타내었으

Table 1 Testing information

검사 시스템	PsyORD (사이로직)
센서 모듈	PSM-100 (사이로직)
Sampling rate	20480Hz
진동 측정위치	1. 엔진 헤드(Head) 후면부 2. 엔진 블록(Block) 오일팬 (Oil Pan) 경계면
측정 회전수	1000 RPM
측정시간	8 초

Table 2 Sensor specification

Type	Accelerometer
Sensitivity	10.2 mV/(m/s ²)
Measurement range	±9810 m/s ²
Broadband resolution	0.0015 m/s ²
Frequency range	0.5 to 10000 Hz

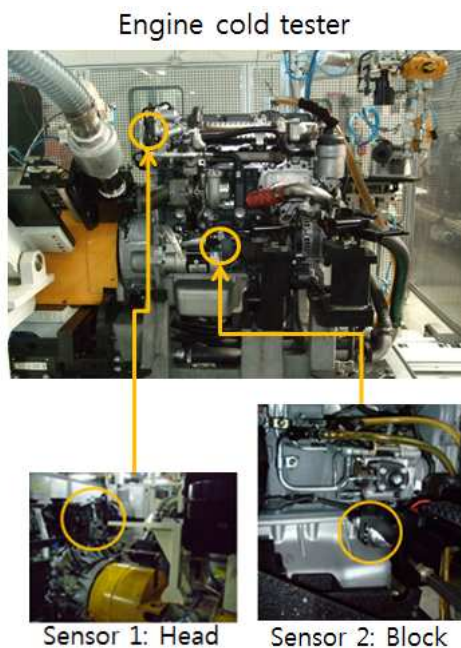


Fig. 1 The engine cold tester and locations of each sensors

며 Table 1에 관련된 측정시스템과 실험에 대한 정보를, Table 2에 센서 사양을 나타내었다.(각각의 센서 사양은 동일하다.)

2.2 적용 예제 데이터 설명

본 연구에 적용된 데이터는 엔진의 진동 가속도에 대한 RMS(Root Mean Square)이다. RMS는 회전기기의 진동량을 진단하는 데 있어 널리 쓰이는 통계량이다. 진동의 세기를 판별하는 변위 또는 가속도의 경우 0을 기점으로 주기적으로 변하는 특성을 가지고 있어 정상유형의 데이터, 불량유형의 데이터에 관계없이 평균을 계산하면 0에 근접하여 차이가 없다. 따라서 진동 가속도의 전체적 세기를 판단하기 위해서 주로 RMS를 계산하여 진단에 이용한다.⁽⁸⁾ RMS값을 모니터링 하는 경우 주로 엔진 구동 시 주기적인 큰 소음을 동반하는 불량유형의 유무를 간편히 진단 할 수 있다. RMS를 통해 구분될 수 있는 불량유형의 예로는 엔진 밸브의 간극 조정의 오류, 가공공차 불량인 크랭크 기어가 조립된 경우, 가공과정에서 연마를 위해 사용되는 금속 물질이 헤드 공간에 이물질로 남아 있는 경우 등이다. 설명된 유형 이외에 작은 이음 및 충격음이 진동신호에 섞여 있는 불량유형은 별도의 전처리를 통한 진단이 필요하다.⁽⁹⁾

양품과 불량품의 측정조건은 검사 시점에 따라 변화하는 환경적 변수(공장 내 소음, 습도 및 온도 등)를 제외한다면 모두 동일하다. 가속도계 센서를 이용한 진동의 측정은 환경적 요인에 매우 민감하여 양산라인의 콜드테스터 상에서 진동을 측정 시 Fig. 2와 같이 일정 시간별로 특정한 경향성을 띄며 평균의 변화가 일어난다. 이러한 특징으로 인해 비록 단 시점에서는 정규 분포에 가까울지라도 장기적으로 데이터가 축적되면 정규 분포형태를 보장 할 수 없게 된다.

본 연구에서는 총 13181개의 통계량 데이터가 사용되었다. 검증 데이터는 2010년 4월 7일부터 2011년 4월 6일에 측정된 1년 치 데이터이며 개수는 9829개이다. 검증데이터는 Fig 2.에 나타내었다. 표준 편차와 관리 범위를 추정하는데 사용되는 레퍼런스 데이터의 경우 이 기간을 제외한 3352개의 데이터를 이용하였다.

관리 시 경고를 주어야 할 유형은 두 가지 형태로 분류된다. 첫째로, 불량으로 판정될 수 있는 데이터 또는 불량으로 의심되는 데이터이며, 이

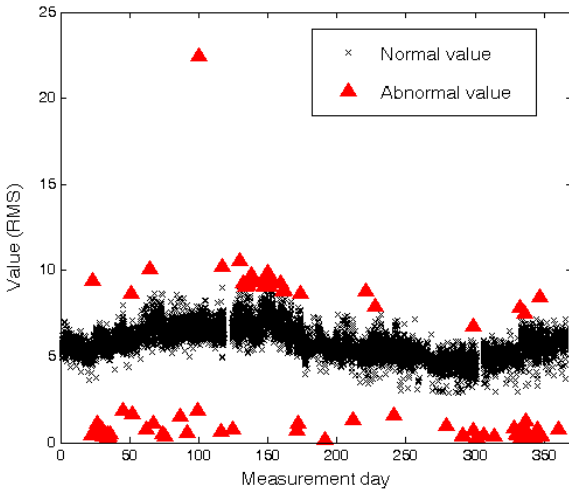


Fig. 2 RMS values of tested engines

는 정상범위의 상한을 넘는 데이터 유형으로 나타난다. 둘째로, 계측오류 및 세팅오류, 검사오류 등의 엔진의 직접적 불량이나 실수에 의한 이상치이다. 이는 주로 정상범위의 하한을 넘는 데이터 유형으로 나타난다. 이러한 예로는 테스트에 센서가 자동적으로 부착되는 과정에서 오류가 발생되거나 맞물림이 정확하지 못해 작업자가 테스트를 중지하는 등에 의해 발생하는 데이터이다. 검사 시 이러한 데이터가 발생할 시에는 동일 엔진에 대해 다시 검사를 수행해야 하므로 이 또한 경고의 대상이 된다. Fig. 2에 경고가 필요한 유형의 데이터들은 붉은색 삼각형을 사용해 표현하였다. 총 9829개 중 28개의 불량엔진이 발생하였으며, 특히 131일째 측정일 부터 162일째 측정일 에서는 부품업체에서 납품된 오일펌프의 설계 불량이 발견되어 조립 공정의 불량률이 증가한 특징이 있다. 검사자의 중지 또는 측정오류는 61번 발생하였다.

2.3 평균이동에 영향을 미치는 요인 예상

엔진의 진동에 영향을 미치는 환경요인은 주로 공기의 압축 및 팽창 시 관여하는 요인일 가능성이 높다. H사에 근무하는 검사자 및 전문가들은 온도와 습도일 가능성을 언급하였다. 이는 엔진 개발 단계에서 실시되는 소음, 진동 실험에 있어 반드시 같은 조건으로 고정되어야 하는 항목이라는 근거에서 비롯된 의견이다. 실질적으로 공장 내부의 온도 및 습도는 사람의 작업이 용이하도록 에어컨디셔너 등을 통해 컨트롤하고 있지만

외부온도의 영향 때문에 항상 같은 온도를 유지할 수는 없다. 더욱이 콜드테스터를 이용한 검사는 조립 공정의 맨 마지막 부분에 실시하는 작업이므로 조립공정라인 컨베이어의 마지막 단에 테스트가 위치하여야 한다. 그러므로 공장의 중앙부가 아닌 외곽 부에 위치할 수밖에 없어 외부 출입구와 매우 근접해 있다. 이는 외부 공기의 온도 및 습도의 조건에 더욱 관여되어 있다고 볼 수 있다. 따라서 저자들은 해당기간의 전주공장의 외부의 온도 및 습도의 데이터를 수집해 이 요인들이 얼마나 관여하는지에 대한 분석을 시도하였으며 분석 결과는 4.1절에 나타내었다.

3. 고정된 경고한계선 진단의 한계점

고정된 경고한계선을 이용한 진단 방법은 과거 축적된 정상 레퍼런스 데이터를 분석해 공정을 관리하는데 주로 사용하는 방법이다. 이 방법은 정규분포를 따르고 있는 각각의 개별적 데이터에 대해 적용하는 가장 기본적인 통계적 진단 방법론으로 사용된다. 레퍼런스 데이터의 평균(μ)과 표준편차(σ)를 계산하고 관리범위의 폭을 설정하는 모수인 관리수준(L)을 설정한다. 레퍼런스 데이터의 평균을 관리중심선으로 하여 경고상한(UWL, upper warning limit)과 경고하한(LWL, lower warning limit)은 식 (1) 과 같이 설정한다.

$$UWL = \mu + L\sigma, \quad LWL = \mu - L\sigma \quad (1)$$

상한과 하한 내에 존재하는 데이터는 정상, 이를 벗어나는 데이터는 이상 상태로 진단한다. 방법의 용이성으로 인해 매우 많은 분야에 널리 쓰이고 있는 방법이나 본 연구의 데이터와 같이 자기 상관성이 존재하는 경우 데이터의 평균이 서서히 이동되기 때문에 적용이 불가능하다는 한계점을 지닌다.

4. 환경요인에 의해 이동평균의 예측을 이용한 이동 경고한계선 진단 방식

4.1 평균의 이동에 관여하는 주요인 분석

평균이동과 온도 및 습도의 관계를 규명하기 위해 원칙적으로는 테스트기 주변에 장착된 온도계 및 습도계를 이용해 검사의 시간에 맞추어 저장된 데이터를 이용해야 한다. 하지만 검사 시 온도 및 습도에 대한 데이터를 측정해 놓지 않아 정확한 데이터를 수집할 수는 없었다. 이에 차선택으로 측정

일의 전주공장의 외부 평균온도와 평균습도의 기록 자료를 수집하여 해당 일평균통계량과의 Pearson 상관분석을 실시하였다. 이 결과 평균통계량과 외부 평균온도의 상관계수는 0.8935, 외부 평균습도와 상관계수는 0.3051이었고, 외부 평균온도만이 매우 강한 양의 상관관계를 가지고 있음이 통계적으로 유의하였다. (유의 수준 0.05에서 유의 확률 0.138로 상관관계가 있다는 귀무가설이 채택되었다.) 따라서 엔진의 진동 통계량인 RMS는 측정된 시점의 온도에 매우 종속되는 것으로 가정할 수 있다. Fig. 3과 Fig. 4에 각각의 환경요인별 평균 통계량의 산점도를 나타내었다.

4.2 주요인과 평균이동의 관계 분석 및 예측

일평균온도와 일평균통계량은 매우 강한 양의 상관관계를 가지고 있고 산점도를 음미해 보면 선형 관계가 있음을 유추해 볼 수 있다. 이를 확인하기 위해 선형 회귀분석을 시도하였다. 그 결과 데이터

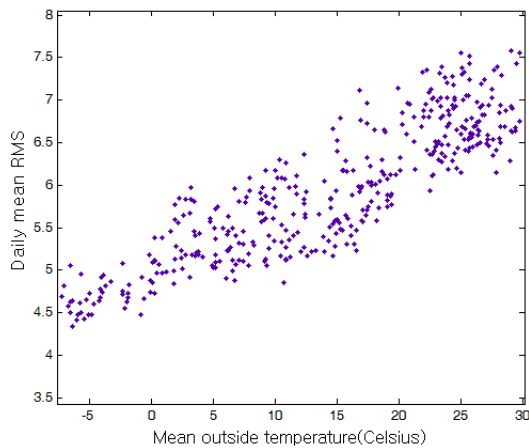


Fig. 3 Daily mean RMS vs. mean outside temperature

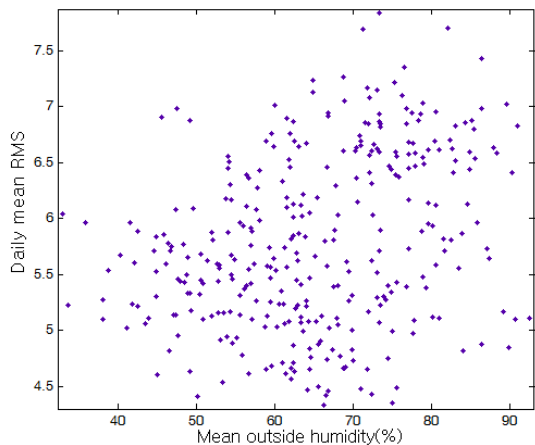


Fig. 4 Daily mean RMS vs. mean outside humidity

는 식 (2)로 표현되는 직선 식에 의해 설명되어짐을 알 수 있었다. 이때 회귀 직선의 설명력을 판단하는 기여율(결정계수, R^2)값은 0.7851, 표준오차는 0.3707이었다.

$$Y = 0.06859 \times T + 4.981 \quad (2)$$

(이때 Y 는 일평균 RMS, T 는 일평균온도.)

Fig. 5에 회귀 분석의 결과로서 산점도 상에 회귀식 및 99% 신뢰구간을 나타내었다.

이 회귀 식을 활용하여 해당 온도에 영향을 받아 이동되는 RMS의 평균을 예측할 수 있다. 즉 t 시점에서의 온도를 식 (1)에 적용해 도출한 값을 Y_t 라 한다면 Y_t 는 t 시점의 데이터를 진단하기 위한 예측된 이동 평균, 즉 관리중심선으로 사용된다.

4.3 예측에 의해 이동되는 중심선에 대한 합리적인 경고한계선 설정

도출된 회귀 식을 이용해 예측을 수행하고 이 값을 관리중심선으로 사용한다면 관리중심선은 검사시점에 따라 이동된다. 합리적인 관리를 수행하기 위해서는 움직이는 관리중심선에 대한 합당한 경고한계선의 설정이 필요하다. 환경변수에 의해 평균이 변화하는 경우 환경변수 값의 범위에 해당하는 표준편차의 함수를 추정하는 일은 결코 쉽지 않은 작업이다. 그러므로 이러한 경우 평균이 이동하는 경우에 있어서 레퍼런스 데이터를 이용한 예측 오차(또는 잔차)를 이용하여 합리적인 상한과 하한을 유도할 수 있다. 정상범위의 데이터만 추려낸 레퍼런스 데이터의 t 시점의 데이터를 x_t 라고 한다면 식 (3)에 의해 예측오차

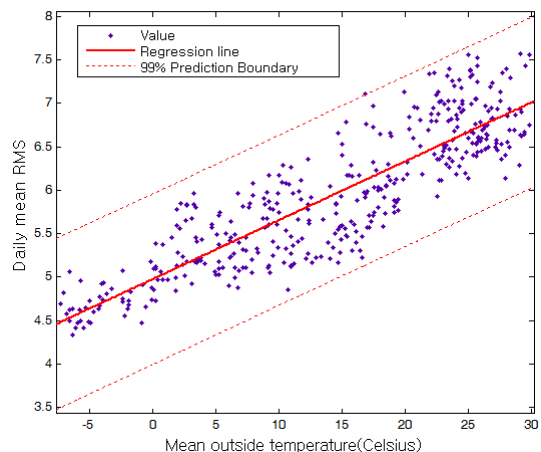


Fig. 5 Result of regression analysis

를 e_t 를 구할 수 있다.

$$e_t = x_t - Y_t \quad (3)$$

이때 e_t 는 이론적으로 예측이 제대로 수행된 경우 기대평균 0에 근접한 정규분포를 지닌 데이터이다. 예제 데이터의 레퍼런스 데이터에 대한 예측오차를 정규성 검정한 결과 평균이 -0.0069, 표준편차가 0.8158의 정규분포를 따르는 것으로 나타났다. 정규성의 검정은 레퍼런스 데이터 개수가 3000개 이상으로 충분히 많아, Kolmogorov-Smirnova 정규성 검정을 통해 검정하였다.(유의수준 0.05에서 유의확률 0.253의 결과가 도출되어 귀무가설인 정규분포 데이터임이 증명되었다.)

매우 이상적인 e_t 의 평균을 0, 표준편차를 σ_e 라 한다면, e_t 를 독립적인 데이터로 설정하였을 때의 L 배 관리수준의 고정 경고한계선은 $\pm L\sigma_e$ 로 설정할 수 있다. 이를 이용해 실 데이터 x_t 의 경고한계선을 유추할 수 있으며 식 (4)와 같다.

$$\begin{aligned} P[-L\sigma_e \leq e_t \leq +L\sigma_e] \\ = P[-L\sigma_e \leq x_t - Y_t \leq +L\sigma_e] \\ = P[Y_t - L\sigma_e \leq x_t \leq Y_t + L\sigma_e] \end{aligned} \quad (4)$$

그러므로 t 시점에서 Y_t 로 예측된 경우에 있어서의 합리적인 경고상한(UWL, upper warning limit)과 경고하한(LWL, lower warning limit)은

$$UWL_t = Y_t + L\sigma_e, \quad LWL_t = Y_t - L\sigma_e \quad (5)$$

이며, 각 시점별로 이전 시점의 예측치와 예측오차의 표준 편차를 이용해 합당한 경고한계선을 설정할 수 있다.

4.4 합리적인 관리 수준(Control level) 설정

식 (4)의 L 에 해당하는 값인 관리 수준은 중심선에서 경고한계선까지의 거리를 조정하는 중요한 모수이다. 보통은 표준편차의 2배 또는 3배 관리 수준($L=2$ 또는 3)을 많이 이용되며, 때로는 공정의 특성상 검사담당자에 경험에 의해 임의적으로 결정될 수 있다. 관리 수준의 설정은 관리 범위 폭의 설정을 의미하므로 진단을 수행에 가장 중요한 성능 척도인 오 분류 정도에 영향을 준다. 따라서 적절한 관리수준을 선정하는 일은 좋은 진단 성능을 보장하기 위해 매우 중요한 작업이다. 오분류는 정해진 경고한계선에 의해 잘

못된 경고를 수행하는 경우에 해당한다. 오분류는 두 가지의 종류로 나누어 볼 수 있는데 첫째, 불량품을 양품으로 판정한 경우와 둘째, 양품을 불량품으로 판정한 경우이다. 전자의 경우 불량품이 그대로 다음 공정인 실차 조립공정으로 전달되게 되므로 추후 실차 시험을 통해 불량판정 시 재분해를 실시하여야 한다. 그러므로 이 경우 매우 큰 손실을 초래 할 수 있다. 반면 후자의 경우 손실은 전자에 비하면 매우 작은 수준이다. 따라서 관리범위(경고 상한과 하한의 범위)를 가급적이면 좁게 설정하는 것이 바람직하다.

저자들은 보다 합리적으로 관리 수준을 결정하기 위해서, 데이터에 기반한 평가를 통해 해당 값을 도출하는 방법을 사용하였다. 이 방법은 레퍼런스 데이터를 활용해 오 분류의 개수 또는 오 분류율(오분류의 개수/ 진단 횟수)이 가장 적은 관리 수준을 설정하는 방법이다. 기존에 축적된 레퍼런스 데이터에 4.3절에서 제시한 경고한계선을 설정하고, 특정구간의 관리 수준을 0.1씩 증분하여 해당 관리 수준 별 오분류율을 계산하였다. 계산 결과 [2.7, 3.8]의 범위에서 오분류율이 0으로 나타났으며 상위에 설명하였던 엔진의 오 분류 별 손실을 고려하면 오분류가 없는 구간 중 관리 범위를 가장 좁게 설정할 수 있는 2.7배 관리 수준이 합리적인 관리 수준임을 추정할 수 있다. 레퍼런스 데이터의 관리 수준별 오분류율의 계산결과는 Fig. 6과 같다.

참고로 본 연구에서는 경고 상한의 경우 비정상 진동량을 가려내는 기점이 되는 한계선이므로 앞서 적합하다 판단된 2.7배 관리 수준을 적용하였다. 그러나 경고 하한의 경우 측정 오류 등으로 발생하는 이상치가 정상과 크게 동떨어져 있

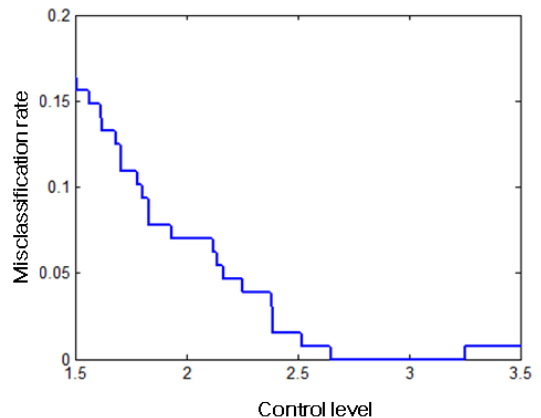


Fig. 6 Control level vs. misclassification rate

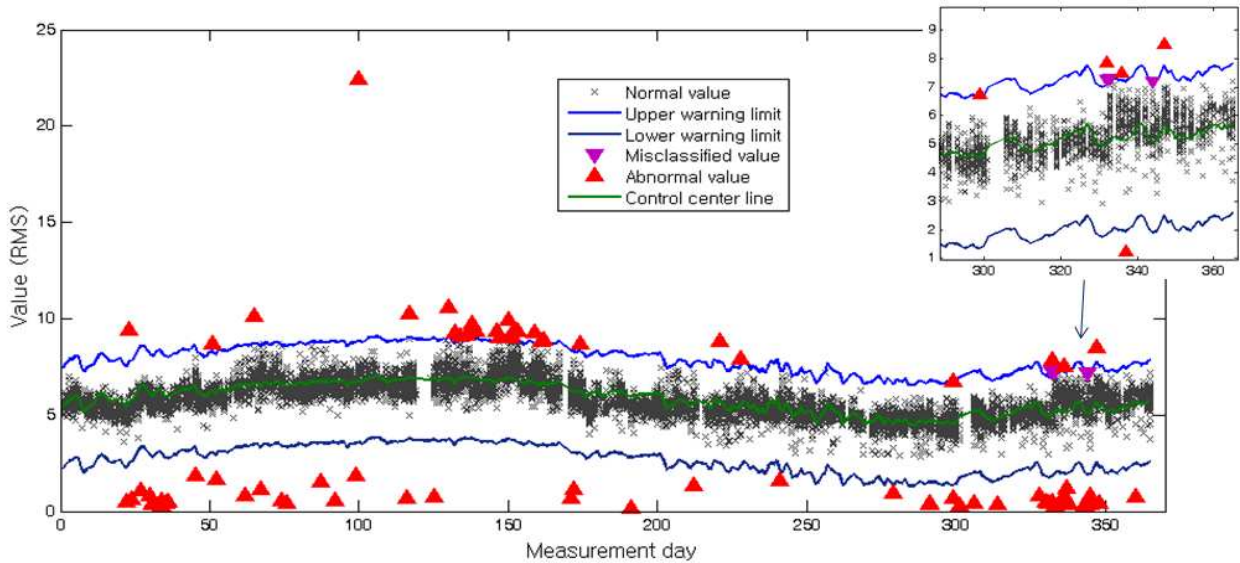


Fig. 7 Application result

고 불량에 대한 오분류의 위험이 없으므로 3배 관리 수준을 적용하였다.

4.4 적용결과

Fig. 7은 구해진 관리 수준을 이용하여 자기상관이 일어나는 엔진 진동의 RMS값에 대해 관리 중심선을 예측하고 데이터에 의해 추정된 경고상한선 및 하한선을 적용한 결과이다. 검증 데이터에 적용한 결과 총 13181회의 진단 중 3개의 경우에 한해서 오분류가 발생하였으며, 이는 모두 정상엔진을 비정상으로 판정하는 경우였다. (오분류 데이터는 자색 역삼각형으로 표시) 이는 경고상한을 최대한 정상 데이터의 임계 범위에 맞추어 설정한데 기인한 오분류이며, 불량을 정상으로 판정하는 위험성을 최대한 줄이기 위해 어느 정도 용인될 수 있는 수준이라 판단된다.

5. 결론 및 향후 연구

때때로 기계 양산라인에서의 측정 통계량은 환경적 요인들의 영향을 받을 수 있다. 이러한 데이터는 환경적 요인들이 변함에 따라 측정 변수 또한 변화 하게 된다는 특이점이 있으며, 일반적인 통계적 관리 기법으로는 진단이 힘들다. 이러한 애로사항을 해결하기 위해 본 연구에서는 평균이동에 대응하여 유연히 진단을 수행하는 진단 모듈을 개발하였다. 저자들은 진단 모듈의 개발을 위해 첫째, 환경적 요인 중 통계량의 평균변화에 관여하는 주요인을 분석하고, 회귀 분석을

이용해 평균 변화와 요인간의 함수 관계를 규명하였다. 둘째, 규명된 함수관계를 기초로 하여 각 측정 시점마다 평균의 변화를 예측하고, 이 예측값을 활용하여 관리 중심선을 이동시켜 유동적인 관리 범위를 설정해 진단하는 방법을 적용하였다. 셋째, 이동하는 관리 중심선에 맞는 합리적인 경고 상한, 하한을 도출하기 위해, 기존의 데이터에 의거해 적절한 경고한계선을 추정하여 진단에 활용하였다. 개발된 방법론은 엔진 조립공정의 예제 데이터에 적용되어 만족스러운 결과를 보였다. 추후 검사수행 시 공장 내의 콜드테스터에 온도를 수집하고 이를 활용해 제안된 진단 모듈에 적용한다면 보다 정확한 진단이 가능해 질수 있을 것이다. 또한 본 연구의 예측기로 활용된 선형 회귀 분석 이외에 비선형 회귀분석, 시계열 분석, 뉴럴 네트워크 등의 함수 근사 방법에 대한 성능을 비교하고, 더 낮은 예측 오차를 보이는 예측기를 활용하여 진단을 수행하는 향후 연구를 고려할 수 있다.

후 기

이 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단 기초연구사업의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2012R1A1A2007218)

참고문헌

- (1) Alwan, L. C., 1992, "Effects of Autocorrelation on Control Chart Performance. *Communication in*

- Statistics-Theory and Methodology*, Vol. 2, No. 4, pp. 1025~1049.
- (2) Harris T. J. and Ross, W. H., 1991, SPC Procedures for Correlated Observations. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, Vol. 69, No. 1, pp. 48~57.
- (3) Wardell, D. G., Moskowitz, H. and Plante, R. D., 1994, "Run-Length Distributions of Special-Cause Control Charts for Correlated Processes," *Technometrics*, Vol. 36, No. 1, pp. 3~17.
- (4) Box, G. and Krarner, T., 1992, "Statistical Process Monitoring and Feedback Adjustment-a Discussion," *Technometrics*, Vol. 34, No. 3, pp. 251~257.
- (5) Montgomery, D. C. and Mastrangelo, C. M., 1991, "Some Statistical Process Control Methods for Autocorrelated Data," *Journal of Quality Technology*, Vol. 23, No. 3, pp. 179~204.
- (6) Koo, J. H. and Cho, J. H., 2010, "A Study on a Control Model for the Diagnostic and Nonconformity Rate in an Instrumental Process Involving Autocorrelation," *Journal of the Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, Vol. 33, No. 1, pp. 33~40.
- (7) Kim, Y. J., 1994, "Development of On-Line Diagnostic Expert System Algorithmic Sensor Validation," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. A*, Vol. 18, No. 2, pp. 323~338.
- (8) Lebold, M., McClintic, K., Campbell, R., Byington, C. and Maynard, K., 2000, "Review of Vibration Analysis Methods for Gearbox Diagnostics and Prognostics," *Proceedings of the 54th Meeting of the Society for Machinery Failure Prevention Technology May 1-4*, pp. 623~634.
- (9) Oh, S. D., Seo, H. Y., Kim, Y. J., Lee T. H. and Lee J. W., 2011, "Diagnostic System for Crashing and Damping Signals in Engine-Assembly Line," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. A*, Vol. 35, No. 8, pp. 965~970.
- (10) Oh, S. D., Kim, Y. J. and Lee T. H., 2011, "Development of a Diagnostic Module for the Rotary Machinery Which is Influenced by the Environmental Factors," *Proceedings of the KSME 2011 Fall Annual Meeting*, pp. 1206~1211.
- (11) Oh, S. D., Seo, H. Y., Kim, Y. J., Lee T. H. and Lee J. W., 2011, A Diagnostic Module for Auto-correlated Data : Engine Assembly Line, *Proceedings of KORMS and KIIE 2011 Multi Conference*.