

진동데이터 적용 모델기반 이상진단

Model-based Fault Diagnosis Applied to Vibration Data

양지혁, 권오규*
 (Ji-Hyuk Yang¹ and Oh-Kyu Kwon¹)

¹Inha University

Abstract: In this paper, we propose a model-based fault diagnosis method applied to vibration data. The fault detection is performed by comparing estimated parameters with normal parameters and deciding if the observed changes can be explained satisfactorily in terms of noise or undermodelling. The key feature of this method is that it accounts for the effects of noise and model mismatch. And we also design a classifier for the fault isolation by applying the multiclass SVM (Support Vector Machine) to the estimated parameters. The proposed fault detection and isolation methods are applied to an engine vibration data to show a good performance. The proposed fault detection method is compared with a signal-based fault detection method through a performance analysis.

Keywords: fault diagnosis, fault detection, parameter estimation, least squares estimation, support vector machine

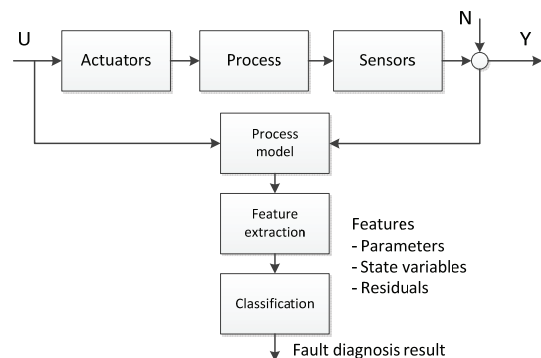
I. 서론

이상진단은 안정성 및 임무 완수가 엄격하게 요구되는 비행체, 잠수함, 선박, 자동차, 발전소 등 산업계에서 중요한 역할을 해왔다. 엔진이나 발전기와 같이 핵심적인 역할을 하는 기계부품의 경우 작은 부품의 결함이 오작동 또는 대형사고를 이어질 수 있기 때문에 이상을 조기에 발견할 수 있는 이상진단 알고리즘은 필수적이다. 이상을 조기에 발견할 수 있다면 시스템의 안정성을 확보할 수 있는 것은 물론이고, 부품의 결함이 커지기 전에 교체 또는 수리함으로써 시스템 유지보수 비용을 절감할 수 있다.

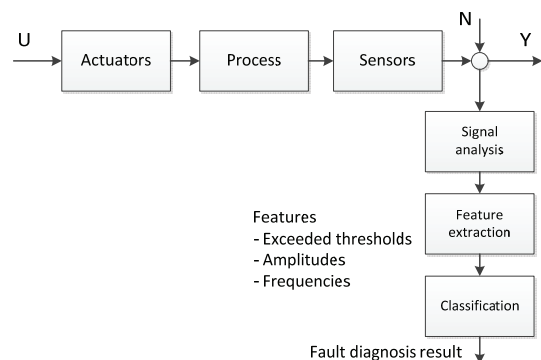
이상진단(fault diagnosis)은 이상의 유무를 판별하는 이상검출(fault detection)과 이상의 위치 또는 종류를 판단하는 이상격리(fault isolation)로 나뉜다. 또한 사용하는 기법에 따라 신호해석기법을 사용하는 신호기반 이상진단과 시스템의 동적모델을 사용하는 모델기반 이상진단으로 구분할 수 있다. 신호기반 이상진단의 경우 대표적으로 사용하는 기법은 푸리에(Fourier) 해석, 웨이브렛(wavelet), 상관분석(correlation analysis) 등이 있다[1-5]. 신호기반 이상진단의 장점은 시스템의 동적모델이 필요없으며 적용기법이 개념상 간단하다는 것이다. 그러나 신뢰성이 있는 이상검출 및 진단 성능을 보여주기 위해서는 데이터량과 연산량이 많이 필요하다는 문제가 있다.

시스템의 동적모델을 사용하는 모델기반 이상진단기법은 1970년대 자동제어 시스템 분야에서 시작되었다. 모델기반 이상진단기법은 크게 세가지 방법으로 세분되는데, 전달함수를 이용한 계수추정기법, 실제 출력과 모델 출력의 차이를 이용한 패리티 공간기법(parity space method), 그리고 상태방정식의 상태추정을 이용한 기법 등이며 비행체, 선박, 산업용 보일러, 석유화학공정 등 각종 산업의 대형플랜트 감시제어

에 활용되고 있다[6-12]. 그런데 이러한 모델기반 이상진단의 단점은 시스템의 모델을 구하기 위해 출력데이터 뿐만 아니라 입력데이터가 반드시 있어야 한다는 것이다. 따라서 진동 데이터와 같이 출력만 주어지는 경우에는 모델기반 이상진단법 적용이 어렵기 때문에 아직 적용된 사례를 찾아 볼 수 없으며, 신호기반 기법만 적용되고 있다.



(a) Fault diagnosis with process models



(b) Fault diagnosis with signal analysis

그림 1. (a) 모델기반 이상진단과 (b) 신호기반 이상진단 비교.
 Fig. 1. Comparison of the fault diagnosis with model-based (a) and signal-based methods (b).

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2012. 9. 20., 수정: 2012. 11. 7., 채택확정: 2012. 11. 21.

양지혁, 권오규: 인하대학교 전기공학부

(zerolzuck@daum.net/okkwon@inha.ac.kr)

* 본 논문은 인하대학교 지원에 의하여 연구되었음.

모델기반 이상진단과 신호기반 이상진단의 가장 큰 차이점은 그림 1에서 보듯이 입력의 사용여부이다. 그림 1에서 보듯이, 두 기법은 각각 프로세스 모델과 신호해석 정보로부터 다시 특징점을 추출하게 되고 분류기를 적용하여 이상격리를 하게 된다[13-16]. 모델기반 이상진단은 신호기반에 비해 시스템 모델 정보와 입력정보 등 주어진 정보를 더 많이 활용하기 때문에 모델만 적절하게 설정할 수 있다면 더 신뢰성이 높고 효과적으로 이상을 진단 할 수 있다.

따라서 이 논문에서는 엔진이나 발전기와 같이 회전을 주요부품으로 하는 기계시스템의 진동데이터에 모델기반 이상진단을 적용하는 방법을 제안한다. 진동데이터에 적용하는 기존의 이상진단 연구는 신호기반 또는 퍼지, 신경회로망 기반의 기법들인데[17-21], 이 논문에서 제안하는 모델기반 이상진단 기법은 기존의 신호기반 기법에 비하여 진단성능 및 연산효율이 크게 개선된다. 이 기법의 진단성능 우수성과 연산효율성을 예시하기 위해 이 논문에서 제안하는 진동데이터에 적용하는 모델기반 이상진단 기법의 적용결과를 신호기반 기법의 대표적인 예인 고속 푸리에 변환(FFT)에 의한 주파수 분석기법 결과와 비교할 것이다. 또한 모델기반 이상검출 결과인 추정계수 분포에 SVM (Support Vector Machine)을 적용하여 이상진단을 자동으로 처리하는 방법과 실험결과를 제시한다.

II. 시스템 모델

진동데이터에 모델기반 이상진단을 적용하기 위해서 이 논문에서는 시스템 모델을 선형모델로 가정한다. 그림 2는 모델 불확실성과 잡음을 고려한 시스템 모델을 나타낸 것이다. 실제 모델은 G_T 로 표현되며 공칭모델 G 는 안정한 인과 시스템이라고 가정한다. 그리고 측정잡음 v 는 0평균 백색잡음이고 σ_v^2 의 분산을 갖는다고 가정한다. 공칭모델은 [22-27]에서 제안된 것처럼 다음과 같이 표현된다.

$$G(q^{-1}, \theta(k)) = \frac{B(q^{-1}, \theta(k), N_b)}{F(q^{-1}, N_f)} \quad (1)$$

여기서 N_b, N_f 는 각각 분자 분모항의 차수이고

$$B(q^{-1}, \theta(k), N_b) \equiv b_1(k)q^{-1} + b_2(k)q^{-2} + \dots + b_{N_b}(k)q^{-N_b}$$

$$F(q^{-1}, N_f) \equiv 1 + f_1q^{-1} + f_2q^{-2} + \dots + f_{N_f}q^{-N_f}$$

$$\theta(k) \equiv [b_1(k) \quad b_2(k) \quad \dots \quad b_{N_b}(k)]^T$$

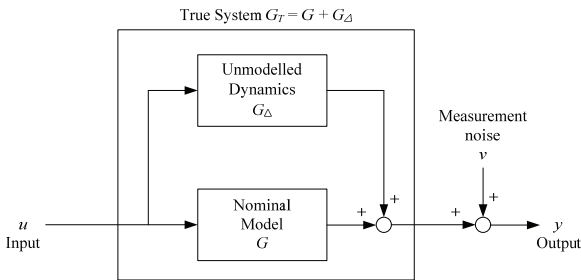


그림 2. 모델 불확실성과 잡음을 고려한 시스템 모델.
Fig. 2. System description including unmodelled dynamics and measurement noise.

이다. 분모항 $F(q^{-1}, N_f)$ 은 고정되어있고 사전정보로부터 추정할 수 있다. 시스템 출력은 다음과 같이 표현된다.

$$y(k) = G_T(q^{-1})u(k) + v(k)$$

$$= G_T(q^{-1})u(k) + G_\Delta(q^{-1})u(k) + v(k) \quad (2)$$

$$= B(q^{-1}, \theta(k), N_b)u_F(k) + \eta(k)$$

여기서 q^{-1} 는 지연 연산자(delay operator)를 나타내고

$$u_F(k) \equiv \frac{1}{F(q^{-1}, n_f)}u(k) \quad (3)$$

$$\eta(k) \equiv G_\Delta(q^{-1})u(k) + v(k)$$

로서 각각 사전 필터링 입력신호(pre-filtered input)와 불확실신호를 나타낸다.

III. 이상검출 및 격리

이 절에서는 진동데이터를 이용한 이상검출 및 이상격리를 보인다[27]. 그림 3은 이 연구에서 제안하는 진동데이터의 이상검출 및 격리 방법의 개념도이다. 진동데이터를 모델기반 이상진단에 적용할 경우 시스템 출력 $y(k)$ 가 진동데이터가 되며 입력 $u(k)$ 는 로터의 회전수에 상응하는 사인입력으로 둔다. 진동데이터에 모델기반 이상진단을 적용하기 위하여 시스템 입력이 필요한데, 진동은 로터의 회전에 의해 발생하는 것이므로 입력을 로터회전수에 상응하는 가상입력으로 처리하는 것이다. 이상격리는 이상검출 결과인 추정계수 분포에 SVM을 적용함으로써 구현할 수 있다.

1. 이상검출

이 논문에서는 모델 불확실성과 잡음의 영향을 고려한 모델기반 이상검출법을 적용하였다[22-26]. 최소자승법(least squares method)을 이용하여 계수추정을 하기 위하여 식 (2)를 선형회귀(linear regression)로 표현하면 다음과 같다.

$$y(k) = \phi^T(k)\theta(k) + \eta(k), \quad (4)$$

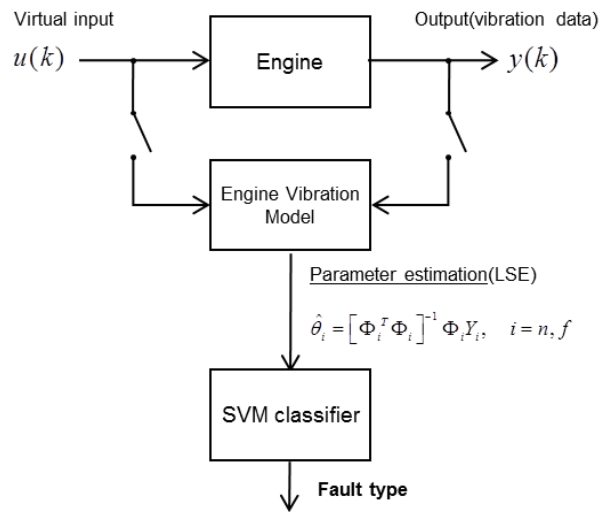


그림 3. (a) 모델기반 이상진단과 (b) 신호기반 이상진단 비교.
Fig. 3. Comparison of the fault diagnosis with model-based (a) and signal-based methods (b).

여기서

$$\phi(k) = [u_f(k-1) \ u_f(k-2) \ \dots \ u_f(k-N_b)]^T \quad (5)$$

이며, $\eta(k)$ 의 무편향성을 가정하면 다음과 같이 최소자승법으로 계수를 추정할 수 있다.

$$\hat{\theta}(k) = [\Phi^T(k)\Phi(k)]^{-1} \Phi^T(k)Y(k) \quad (6)$$

여기서

$$\Phi(k) \equiv [\phi(k-N+1) \ \phi(k-N+2) \ \dots \ \phi(k)]^T \quad (7)$$

$$Y(k) \equiv [y(k-N+1) \ y(k-N+2) \ \dots \ y(k)]^T, \quad (8)$$

이고 N 은 데이터의 길이이다.

계수 추정법을 이용한 이상검출은 정상계수 값과 시험계수 값과의 오차를 비교함으로써 수행된다. 따라서 정상데이터로부터 모델링 오차 및 잡음에 의한 변화 정도를 미리 측정해야 한다. 두 데이터 집합을 I_n 과 I_f 라 가정하고, 이로부터 추정된 추정계수는 다음과 같이 정의한다.

$$\hat{\theta} = \begin{cases} \hat{\theta}_n & \text{for data set } I_n \\ \hat{\theta}_f & \text{for data set } I_f \end{cases} \quad (9)$$

여기서 두 데이터 집합의 잡음은 상관관계가 없다고 가정한다. I_n 과 I_f 가 모두 정상데이터 집합인 경우에 모델링 오차 및 잡음에 의한 변화량을 고려한 분산행렬은 다음과 같이 표현된다.

$$C = \text{cov}(\hat{\theta}_n - \hat{\theta}_f) = E \left\{ [\hat{\theta}_n - \hat{\theta}_f][\hat{\theta}_n - \hat{\theta}_f]^T \right\} \quad (10)$$

$$= [Q_n - Q_f]R[Q_n - Q_f]^T + [P_n + P_f]\sigma_v^2,$$

여기서

$$Q_i = P_i \Phi_i^T \Psi_i, \quad i = n, f$$

$$P_i = [\Phi_i^T \Phi_i]^{-1}$$

$$R = E\{HH^T\}$$

$$\Psi \equiv \begin{bmatrix} u(1) & 0 & \dots & 0 \\ u(2) & u(1) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ u(N) & u(N-1) & \dots & u(1) \end{bmatrix}$$

$$H \equiv [h(0) \ h(1) \ \dots \ h(N-1)]^T$$

이고, E 는 기대값을 의미한다. Φ 는 식 (7)에 표현된 값이고, $h(\cdot)$ 은 G_A 의 임펄스응답이며 영평균 과정으로 가정한다. 분산행렬을 구하는데 쓰인 $\hat{\theta}_n$ 과 $\hat{\theta}_f$ 는 서로다른 정상데이터 집합으로부터 계수추정 결과이다.

이상검출은 정상계수 $\hat{\theta}_n$ 과 시험계수 $\hat{\theta}_f$ 를 비교함으로써 수행되며 여기서 정상데이터의 분산행렬 식 (10)의 C 가 고려되어 시험변수를 구할 수 있는데, 예를들면 다음과 같은 시험변수를 사용할 수 있다.

$$T_1 = [\hat{\theta}_n - \hat{\theta}_f]^T C^{-1} [\hat{\theta}_n - \hat{\theta}_f] \quad (11)$$

$$T_2 = [\hat{\theta}_n - \hat{\theta}_f]^T [\text{diag}(C)]^{-1} [\hat{\theta}_n - \hat{\theta}_f]$$

이러한 시험변수가 미리 정한 문턱값 이상이면 정상범위를 벗어난 것으로 보고 이상검출을 할 수 있다. 시험변수의 문턱값은 사전실험에서 정상 데이터로부터 얻은 시험변수들의 값으로부터 판단하여 사용자가 정할 수 있다.

2. 이상격리

이상격리는 이상검출 과정에서 얻은 추정계수 ($\hat{\theta}$)의 분포에 분류기를 설계하여 적용함으로써 수행할 수 있다. 이 논문에서는 [28-30]에 제시된 다차원 SVM을 적용하여 분류기를 설계하며, 이 절에서 방법 및 절차를 요약한다.

그림 4를 보면 흰색원으로 표현된 클래스와 검은색 사각형으로 표현된 두 개의 클래스가 있다. 경계면과 가장 가까운 데이터를 지원벡터(support vector)라고 하고 경계면과 지원벡터 사이의 거리를 여유(margin)라 정의한다. 두 개의 클래스를 구분하는 SVM은 초평면과 데이터사이의 여유를 최대화하는 최적 초평면을 구해준다.

M 개의 m 차원 학습데이터 $\mathbf{x}_i (i=1, \dots, M)$ 가 주어졌다고 가정한다. 각 데이터는 음양으로 클래스가 나뉘지고, 출력 y_i 로 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{cases} y_i = +1, & \text{if } \mathbf{x}_i \in C_1 \\ y_i = -1, & \text{if } \mathbf{x}_i \in C_2 \end{cases}$$

초평면은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$D(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b, \quad (12)$$

여기서 \mathbf{w} 는 초평면의 m 차원 법선벡터이고, b 는 원점에서 초평면까지의 거리와 관련된 값이다. 초평면은 다음과 같은 제약조건을 만족해야 한다.

$$y_i D(\mathbf{x}) = y_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b) \geq 1 \quad \text{for } i = 1, \dots, M. \quad (13)$$

데이터가 선형분리가 불가능한 경우에 대해 문제를 해결하기 위하여, 잘못 분류된 데이터로부터 해당 클래스의 여유까지의 거리를 나타내는 슬랙변수 ξ_i 를 도입한다. 그러면 최적 초평면은 다음과 같은 최적화 문제의 해가 된다.

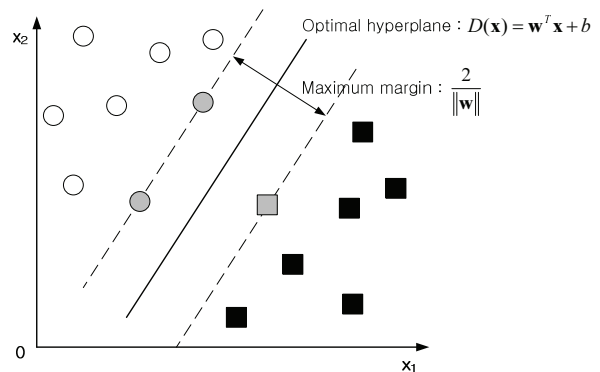


그림 4. 2차원 공간에서 최적 경계면.

Fig. 4. Optimal separating hyperplane in a two-dimensional space.

$$\text{minimize } Q(\mathbf{w}, b, \xi) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + c \sum_{i=1}^M \xi_i \quad (14)$$

$$\text{subject to } y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, \quad \text{for } i=1, \dots, M, \quad (15)$$

여기서 $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_M)^T$ 이고, c 는 여유를 최대화하는 것과 분류오류를 최소화하는 것의 절충을 결정하는 설정변수이다. 라그랑제 승수 α_i 를 도입하면 식 (14)와 (15)은 다음과 같은 이차 최적화문제로 표현할 수 있다.

$$\text{minimize } Q(\alpha) = \sum_{i=1}^M \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^M \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad (16)$$

$$\text{subject to } \sum_{i=1}^M y_i \alpha_i = 0, \quad C \geq \alpha_i \geq 0, \quad \text{for } i=1, \dots, M. \quad (17)$$

따라서 최적 초평면은 이차계획법(quadratic programming)을 이용하면 구할 수 있고 다음과 같이 표현된다.

$$D(\mathbf{x}) = \sum_{i \in S} \alpha_i y_i \mathbf{x}^T \mathbf{x} + b, \quad (18)$$

여기서 S 는 지원벡터 색인(index)의 집합이다.

분류기의 실제 적용에 있어서 대부분의 문제는 다중 클래스 문제이다. SVM을 가지고 다중 클래스 문제를 풀기 위해서 이 논문에서는 쌍분류(pairwise classification) 방법을 적용하였다. 쌍분류법은 두개씩 클래스를 짝을지어 각각의 SVM 분류기를 구하고, 즉 n 개의 클래스라면 $n(n-1)/2$ 의 SVM 분류기를 설계하고, 각각의 SVM에 대한 결과중 가장 많이 분류된 쪽으로 클래스를 정하는 방법이다.

IV. 모델기반 이상진단의 연산 효율성

이 절에서는 이상진단의 첫번째 단계인 특징추출을 위한 데이터량과 연산량 그리고 추출결과를 신호기반 기법중 고속 푸리에 변환(FFT)과 비교함으로써 모델기반 이상진단의 연산 효율성과 성능 우수성을 보인다. 신호기반 이상진단은 다양한 방법이 있지만, FFT를 이용한 주파수 성분 분석에 의한 이상진단이 신호기반 이상진단 기법중 대표적이고 빠른 알고리즘이기 때문에, FFT를 이용한 기법과 연산 효율을 비교함으로써 이 논문에서 제시하는 모델기반 이상진단 기법의 연산 효율이 뛰어난 것을 예시하고자 한다.

먼저 연산량을 비교하기로 한다. 이 연구에서 제안한 모델기반 이상진단 알고리즘은 식 (6)에 의한 최소자승법에 의해서 계수를 추정하기 때문에 최소자승법의 연산량을 구하면 된다. 여기서는 연산량을 비교하는 방법으로 실수 덧셈이나 곱셈의 횟수를 나타내는 FLOPS (Floating-Point Operations)를 비교한다. 최소자승법으로 해를 구하기 위한 방법으로 QR분해를 한다면, N 개의 데이터와 b 개 계수추정에 대하여 FLOPS는 $2Nb^2 + 2Nb + b^2$ 이 된다[31]. 여기서 b 는 분자항 계수추정의 갯수로 보통 2 또는 3으로 상수이다. 따라서 최소자승법은 데이터 갯수 N 에 대하여 $\Theta(N)$ 의 연산횟수를 보인다. 반면에 FFT 알고리즘은 최근 논문에서 다음과 같은 FLOPS를 보인다[32].

$$\frac{34}{9} N \lg N - \frac{124}{27} N - 2 \lg N - \frac{2}{9} (-1)^{\lg N} \lg N + \frac{16}{27} (-1)^{\lg N} + 8 \quad (19)$$

표 1. FFT와 LSM의 FLOPS 비교.

Table 1. Flops counts of FFT and LSM.

N	FFT[30]	LSM(b=2)	LSM(b=3)
16	168	196	393
32	456	388	777
64	1152	772	1545
128	2792	1540	3081
256	6552	3076	6153
512	15048	6148	12297
1024	33968	12292	24585
2048	75688	24580	49161
4096	166856	49156	98313
8192	364680	98308	196617

여기서 \lg 는 \log_2 를 의미한다. 이것의 기존의 FFT 연산량을 약 5.6% 까지 줄인 결과이지만, 데이터 입력 개수 N 에 대하여 여전히 $\Theta(N \log N)$ 로 연산량이 증가한다. 즉 N 의 증가에 따라 FFT의 연산횟수가 최소자승법보다 더 빨리 증가한다. 표 1은 데이터 입력 개수에 대한 [30]에서 제시한 FFT와 최소자승법의 FLOPS를 비교한 것이다. 추정하는 분자항 계수가 2개일 경우, 즉 $b=2$ 일 경우 32개 이상의 데이터 입력에 대하여 LSM의 연산량이 작고 $b=3$ 일 경우에는 $N=256$ 개가 넘어가면서 LSM의 연산량이 FFT의 연산량보다 작아진다. 이것은 같은 데이터량을 사용한다는 가정에서 비교한 것이지만, 실제 의미있는 특징추출을 하기 위해서는 FFT가 모델기반 이상진단보다 훨씬 많은 양의 데이터를 사용하게 된다.

회전체의 진동데이터를 통해 특징추출을 위한 데이터량을 비교하기 위해 로터의 회전속도를 n [Hz], 샘플링 주파수를 k [Hz], 사용하는 데이터량을 L 이라고 가정한다. 모델기반 이상진단의 경우 시스템의 동적모델로부터 계수를 추정하는 것이기 때문에 진동의 원인인 회전을 입력으로 보고 진동데이터를 출력으로 두면 된다. 따라서 2회전 하는 동안의 데이터만 있어도 입력을 사인입력으로 두고, 출력을 진동데이터로 하면 계수를 추정할 수 있다. 로터가 2회전하는 동안의 데이터 갯수는 $L_{LSM} = 2k/n$ 이다.

FFT 결과는 출력이 주파수와 그에 따른 파위가 되기 때문에, 출력 주파수 해상도에 따른 필요한 데이터량이 정해진다. 따라서 FFT의 주파수 해상도를 r [Hz]라 가정하고 필요한 데이터량을 유도한다. FFT의 주파수 넓이는 샘플링 주파수에 의해 결정되고, 샘플링 주파수가 k [Hz]라면 FFT 주파수 범위는 $k/2$ 가 된다. 그리고 출력 데이터의 갯수는 2의 승수형태로 나타난다. 즉, 자연수 m 에 대하여

$$2^m < L_{FFT} \quad (20)$$

을 만족하는 최대값 2^m 이 FFT 출력 데이터 수가 된다. r [Hz]의 해상도로 FFT 출력을 얻고 싶다면

$$\frac{k}{2} \times \frac{1}{2^m} < r \quad (21)$$

$$\frac{k}{2r} < 2^m \quad (22)$$

을 만족해야 하고 식 (20)과 식 (22)에 의해 필요한 데이터량은 다음과 같은 조건을 만족해야 한다.

$$\frac{k}{2r} < 2^m < L_{FFT} \quad (23)$$

모델기반 계수추정 FFT 알고리즘 필요한 데이터량을 각각 유도하였다. 계수추정하는데 필요한 데이터 양은 로터의 회전속도와, 샘플링 주파수에 관한 식이고 FFT의 알고리즘의 경우 주파수 해상도와, 샘플링 주파수에 관한 식이다. 따라서 로터의 회전속도와, FFT의 알고리즘의 주파수 해상도를 정해지면 필요한 데이터량을 직접 비교할 수 있다. 데이터량을 직접 비교하기 위하여 발전소에 적용한다고 가정하면 한국 발전소 터빈의 경우 60 [Hz]로 운용되기 때문에 로터의 회전속도 $n=60$ 이 된다. 그리고 FFT의 주파수 해상도를 1 [Hz]라고 가정하고 필요한 데이터량을 비교하면 다음과 같다.

$$L_{LSM} = \frac{2k}{n} = \frac{k}{30} \quad (24)$$

$$L_{FFT} > 2^m > \frac{k}{2r} = \frac{k}{2} \quad (25)$$

주파수 해상도가 높지 않음에도 FFT에 필요한 데이터량이 계수추정에 필요한 데이터량보다 최소 15배에서 최대 30배 가량 필요하다. 또한 발전소 터빈이 아닌 항공기 엔진이나 자동차 엔진 같은 곳에 적용된다면 일반적으로 공회전(idle) 속도가 60 [Hz]보다 크기 때문에 모델기반 이상진단에 필요한 데이터량은 더 줄어든다. 따라서 같은 데이터량을 쓴다고 하여도 계수추정에 필요한 연산속도가 빠르지만, 특징추출에 필요한 데이터량 또한 모델기반 이상진단과 신호기반 이상진단은 많은 차이가 있기 때문에 모델기반 이상진단의 연산효율이 우수함을 알 수 있다.

V. 시뮬레이션

이 절에서는 항공기 엔진의 진동데이터로 특징추출한 결과를 비교하여 제안하는 알고리즘의 연산효율성 및 성능을 보인다. 사용한 진동데이터는 엔진이 6000 [RPM]으로 회전할 때 25 [kHz] 샘플링 주파수로 취득한 데이터이다. 이 논문에서 사용한 항공기 엔진은 팬지름이 약 2.85 [m], 길이 4.9 [m]의 대형 엔진이다. 이상은 각각 팬(Fan)과 저압터빈(LPT)에 10×10×3 [mm] 크기의 알루미늄을 부착시켜 미세한 불균형을 발생시킨 뒤 얻은 데이터이다.

그림 5는 8192개의 데이터를 사용하여 주파수 해상도 약 1.5 [Hz]로 엔진 진동데이터의 FFT 결과를 얻은 것이다. 그림에서 보듯이 이상과 정상을 구분하는 명확한 조건을 확인하기 어렵다. FFT 결과를 가지고 분류기를 설계하기 위해서는 또 다른 후처리 과정을 거쳐야 할 것으로 보여진다.

그림 6은 이 논문에서 제안하는 모델기반 이상진단 결과로서 SVM까지 적용한 결과이다. 2개의 분자항 계수추정 결과를 2차원 평면에 나타나면 하나의 좌표로 표현된다. SVM 적용을 위해 정상결과와 이상결과 각각 24개의 데이터 세트에 대하여 모델기반으로 계수추정을 하고 SVM을 설계한 결과이다. 모델기반 이상진단의 특징추출 결과는 후처리 없이 바로 SVM을 적용하여 완벽하게 이상의 유무 및 종류를 판별할 수 있음을 볼 수 있다.

표 2는 그림 5와 그림 6에서 하나의 FFT 결과 또는 계수추

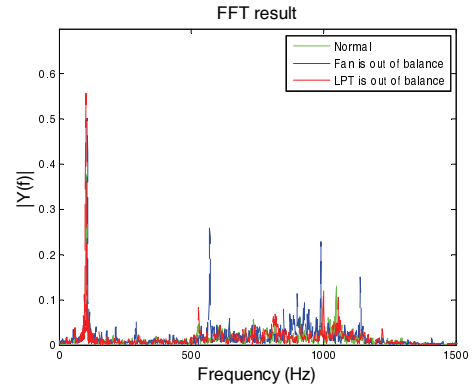


그림 5. 엔진 진동데이터의 FFT 결과.

Fig. 5. FFT results of engine vibration data.

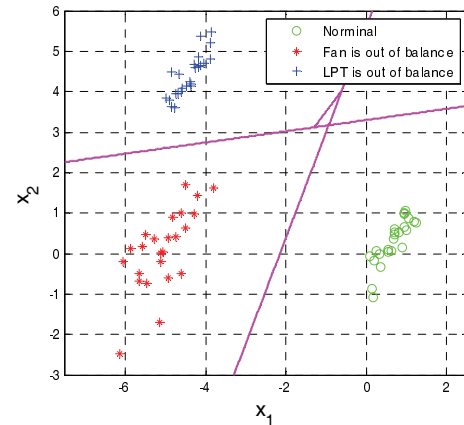


그림 6. 엔진 진동데이터의 모델기반 이상진단 결과.

Fig. 6. Model-based fault diagnosis results of engine vibration data.

표 2. 엔진 진동데이터 적용결과 비교.

Table 2. Comparison between LSM and FFT.

	FFT(그림 5)	계수추정(그림 6)
데이터 사용량	8,192	498
연산량(Flops)	364,680	5,980

정 결과를 위해 사용한 데이터량과 연산량을 정리한 것이다. 표 2에서 볼 수 있듯이 특징추출을 위한 데이터 사용량 및 연산량 또한 모델기반 이상진단이 월등히 우수함을 볼 수 있다.

VI. 결론

이 논문에서는 엔진이나 발전기와 같이 회전기를 주요부품으로 하는 기계시스템에 진동데이터를 이용한 모델기반 이상진단 방법 적용을 제안하였다. 모델기반 이상진단의 경우 입력 데이터로부터 시스템 전달함수의 계수 또는 상태 방정식의 상태변수를 추정하는 방법으로 동적모델이 필요하다. 이 논문에서는 진동데이터에 모델기반 이상진단을 적용하기 위해서 진동의 원인을 로터의 회전으로 보고 회전속도에 상응하는 가상입력을 생성하는 방법을 제안하였다. 또한 모델기반 이상진출 특징점 추출결과인 추정계수 분포에 SVM을 적용을 제안하였다.

이 논문에서 제안하는 이상진단 방법의 우수성을 보이기 위하여 기존의 신호기반 이상진단 기법 중 대표적인 FFT를

활용한 기법의 연산량과 특징점 추출결과를 비교하였다. 또한 실제 엔진 진동데이터에 이 논문의 이상진단 방법을 적용하고 FFT기법의 적용결과와 비교하여 연산 효율성과 이상진단 성능 우수성을 예시하였다.

참고문헌

- [1] D. Doel, "An assessment of weighted-least-squares-based gas path analysis," *ASME J. Eng. Gas Turbines Power*, vol. 116, no. 2, pp. 366-373, Apr. 1994.
- [2] D. Doel, "Interpretation of weighted-least-squares gas path analysis results," *ASME J. Eng. Gas Turbines Power*, vol. 125, no. 3, pp. 624-633, Jul. 2003.
- [3] W. Janik and R. Isermann, "Signal model-based diagnosis system for the supervision of periodically and intermittent working machines tools," *Proc. 11th IFAC World Congress*, vol. 1, pp. 130-134, Aug. 1990.
- [4] M. Willimowski and R. Isermann, "A time domain based diagnostic system for misfire detection in spark-ignition engines by exhaust-gas pressure analysis," *SAE 2000 World Congress*, Detroit, United States, pp. 33-43, Mar. 2000.
- [5] D. Konig and J. F. Bohme, "Application of cyclostationary and time-frequency signal analysis to car engine diagnosis," *Proc. IEEE Int Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Adelaide, Australia, pp. 33-43, Apr. 1994.
- [6] R. K. Mehra and J. Peschon, "An innovations approach to fault detection and diagnosis in dynamic systems," *Automatica*, vol. 7, no. 5, pp. 637-640, Sep. 1971.
- [7] E. Chow and A. Willsky, "Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 29, no. 7, pp. 603-614, Jul. 1984.
- [8] J. J. Gertler, "Survey of model-based failure detection and isolation in complex plants," *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 8, no. 6, pp. 3-11, Dec. 1988.
- [9] R. Isermann and B. Freyermuth, "Process fault diagnosis based on process model knowledge," *Journal of dynamic systems, measurement, and control*, vol. 113, no. 4, pp. 58-65, 1991.
- [10] J. W. Bird and H. M. Schwartz, "Diagnosis of turbine engine transient performance with model-based parameter estimation techniques," *Proc. International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition*, Hague, Netherlands, pp. 1-8, Jun. 1994.
- [11] J. Chen and R. J. Patton, *Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems*, Kluwer academic publishers, 1989.
- [12] T. Kobayashi and D. L. Simon, "Evaluation of an enhanced bank of Kalman filters for in-flight aircraft engine sensor fault diagnostics," *ASME J. Eng. Gas Turbines Power*, vol. 127, pp. 497-504, 2005.
- [13] R. Isermann, *Fault-Diagnosis Systems*, Springer, New York, 2006.
- [14] S. X. Ding, *Model-based fault diagnosis techniques: design schemes, algorithms, and tools*, Springer, New York, 2008.
- [15] A. Shui, W. Chen, P. Zhang, S. Hu, and X. Huang, "Review of fault diagnosis in control systems," *Proc. Chinese Control and Decision Conf.*, Chongqing, China, pp. 5324-5329, Jun. 2009.
- [16] M. Witczak, *Modelling and Estimation Strategies for Fault Diagnosis of Non-Linear Systems: from analytical to soft computing approaches*, Springer, New York, 2007.
- [17] R. A. Collacott, *Vibration Monitoring and Diagnosis*, John Wiley & Sons, London, 1979.
- [18] K. Shanlin, L. Baoshe, F. Feng, and S. Songhua, "Vibration fault detection and diagnosis method of power system generator based on wavelet fractal network," *Control Conference*, China, pp. 520-524, Jun. 2007.
- [19] Y.-H. Kim, "The study on the test on initial abnormal engine through processing signal," Master's thesis, Hanyang university, 2010.
- [20] G. Betta, C. Liguori, A. Paolillo, and A. Pietrosanto, "A DSP-based FFT-analyzer for the fault diagnosis of rotating machine based on vibration analysis," *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 51, no. 6, pp. 572-577, May 2001.
- [21] Y. Zhang, S. Huang, W. Gao, and T. Shen, "Vibration fault diagnosis of steam turbine shafting based on probability neural networks," *Image and Signal Processing, CISP'08*, Sanya, China, pp. 582-585, May 2008.
- [22] O. K. Kwon and G. C. Goodwin, "A fault detection method for uncertain systems with unmodelled dynamics, linearization errors and noisy inputs," *Proc. 11th IFAC World Congress*, pp. 68-73, Aug. 1990.
- [23] O. K. Kwon, G. C. Goodwin, and W. H. Kwon, "Robust fault detection method accounting for modelling errors in uncertain systems," *Control Engineering Practice*, vol. 2, no. 5, pp. 763-771, Oct. 1994.
- [24] D.-W. Kim, W.-K. Son, and O.-K. Kwon, "Fault tolerant control for remotely piloted vehicle," *Journal of Control, Automation and Systems Engineering*, vol. 5, no. 6, pp. 683-690, Aug. 1999.
- [25] O.-K. Kwon, D.-W. Kim, and Y.-S. Kim, "Robust on-line fault detection method for boiler systems," *Journal of Control, Automation and Systems Engineering (in Korean)*, vol. 5, no. 1, pp. 16-24, Jan. 1999.
- [26] G. Merrington, O. K. Kwon, G. C. Goodwin, and B. Carlsson, "Fault detection and diagnosis in gas turbines," *ASME J. Eng. Gas Turbines Power*, vol. 113, no. 2, pp. 276-282, Jan. 1991.
- [27] J. H. Yang and O. K. Kwon, "Model-based engine fault diagnosis using vibration data," *14th Australian International Aerospace Congress*, Melbourne, Australia, Mar. 2011.
- [28] S. Abe, *Support vector machines for pattern classification*, Springer, New York, 2010.
- [29] L. Shuang and L. Meng, "Bearing fault diagnosis based on PCA and SVM," *Proc. Int. Conf. Mechatronics and Automation*, pp. 3503-3507, Aug. 2007.
- [30] J. Qu and M. J. Zuo, "SVM-Based prognosis of machine health condition," *Proc. 2010 International Conference on Mechanical, Industrial, and Manufacturing Technologies*, 2010.
- [31] A. Björck, *Numerical methods for least squares problems*, Society for Industrial Mathematics, 1996.
- [32] S. G. Johnson and M. Frigo, "A modified split-radix FFT with fewer arithmetic operations," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 55, no. 1, pp. 111-119, Jan. 2007.

양지혁

제어 · 로봇 · 시스템학회 논문지, 제15권 제4호 참조.

권오규

제어 · 로봇 · 시스템학회 논문지, 제15권 제7호 참조.