

■ 연구논문

CBM기반의 고장 예측 신뢰성 모델 -Failure Prediction Reliability Model based on the Condition-based Maintenance-

김 연 수*
Kim, Yon Soo
정 영 배*
Chung, Young Bae

Abstract

Industrial equipment reliability improvement and maintenance is gaining attention as the next great opportunity for manufacturing productivity improvement. Reactive maintenance is expensive because of extensive unplanned downtime and damage to machinery. To avoid such an unplanned machine downtime, it is needed to use proactive maintenance approach by either using historical maintenance data or by sensing machine conditions. This paper discusses failure diagnosis and prediction based on the condition-based maintenance and reliability technique. Thus, by enabling such a framework, it can bring us more efficient planning and execution of maintenance to reduce costs and/or increase profits.

1. 서론

소비자들의 요구가 다양화해지고 치열해 지는 제품개발 경쟁과 노동력 부족을 극복하기 위하여 FMS (Flexible Manufacturing System), FA (Factory Automation), CIM(Computer Integrated Manufacturing), CMMS (Computerized Maintenance Management System)등의 개념이 현장에 도입되고 있다. 제조/생산 시스템은 경쟁력을 갖추고 급변하게 변하는 고객의 요구에 신속하고 효율적으로 대응하기 위하여 고객만족이라는 절대적인 제한 환경 아래 기업의 이윤을 극대화하기 위하여 다양한 제조/생산과정의 최적화 노력을 경주하고 있는데 이때에 가장 큰 비중으로 관리비용을 절약할 수 있는 비용영역중의 하나가 설비보전 영역이다. 이러한 생산 시스템에 사용된 첨단 생산설비는 생산의 중심적 역할을 수행하고 있다. 그러나 설비 자체의 구조 및 기능이 복잡함으로 인하여 고장발생시의 조치는 상당히 어려운 작업이 되며 그에 따른 손실도 자연히 증가하는 결과를 초래한다. 이러한 첨단 생산 설비의 보전에는 기존의 고장이 발생하면 보전관리를 하는 사후보전(Break-down Maintenance)이나 정해진 시간 간격으로 고장의 발생을 미연에 방지하기 위하여 실시하는 계획/예방보전(Time-based Maintenance/Preventive Maintenance)보다는 상태기준보전 (CBM; Condition-based Maintenance)에 기준을 둔 능동적인 보전방식(Proactive Maintenance)을 통하는 것이 보전비용의 최소화를 가져올 뿐 아니라 첨단 생산설비의 가용도(Availability)를 극대화하며 이들 설비들을 파국고장(Catastrophic failure)시 나타날 수 있는 치명적인 손실로부터 보호할 수 있다. 이러한 CBM개념에 기준을 두고 기업 내의 각종장비 및 설비들을 전체 시스템 수준에서 총체

* 인천대학교 산업공학과

적으로 관리, 운영하는 것이 더 효율적인 방안이 되고 있다.

CBM은 일정시간마다 점검을 실시하여 결함이 없으면 그대로 유지하므로 불필요한 보수를 피할수 있어 설비 효율을 향상시킬 수 있다. 설비고장곡선의 형태(Bathtub 곡선)에서 우발 고장기간에는 고장 발생시기와 원인이 제 각각이어서 고장발생을 통계적으로 알 수 없으므로 예방 보전방식은 무의미하다. 따라서 우발 고장기간동안은 설비상태진단에 의하여 열화를 측정하면 최적의 예방보전시기와 방법을 결정할 수 있으며, CBM방식에 따를 경우 종래 예방보전 방식이 무의미했던 설비에 대하여 최적의 예방보전을 실시할 수 있고 설비보전 관리 시스템(CMMS; Computerized Maintenance Management System)과 상태감시시스템(Condition Monitoring System)과 연계하여 운영하면 설비상태 기준에 따라 작업지시서를 작성하고 계획 및 기록을 유지하며, 작업이력을 보관· 분석하며 자재의 선적 및 불출, 입고되는 트랜잭션을 처리할 때 보전/정비와 관련된 전반적인 업무 및 프로세스를 기존의 방식보다 향상시킬 수 있다.

CBM방식의 핵심요소는 설비상태 진단에 의하여 열화를 측정하면서 설비의 상태 정보에 의한 설비의 유용한 잔여수명을 정확하게 예측하여 고장이 일어나기 바로 직전에 보전을 실시함으로써 종래 예방보전방식의 예방보전주기 보다 보전 간격을 확장시킴으로써 보전비용 및 인력을 최소화시킬 수 있는데 이때 설비의 상태를 감시하고 이를 모델화 하여 설비의 상태를 나타내는 성능파라미터(Performance Parameter)를 추적하고 보전시점의 정확한 예측을 위한 신뢰성 모델링 작업이 필수적이다. 이때 설비의 형태, 고장 모드, 운영 환경에 따라 고장시점이 각각 다르기 때문에 이를 반영하여 최적의 예방보전시기와 방법을 결정할 수 있도록 고장 예측을 위한 잔여수명의 분포에 대한 신뢰성 모델링을 통한 정확한 보전 시점 예측이 하나의 성공요소가 된다.

본 논문에서는 고장시점을 열화되는 설비의 상태정보에 의하여 예측할 수 있는 신뢰도 모델에 의하여 설비의 유용한 잔여수명을 예측하는 고장진단 및 예측을 위한 신뢰도 모델에 대한 연구를 다룬다.

2. CBM에 기초한 고장 예측 시스템

2.1 개념도

상태기준보전은 고장이 발생하기 바로 직전에 보전이 수행되는 방식으로 정해진 설비의 상태를 나타내주는 시스템 성능 파라미터 값이 열화되는 정도를 상태감시시스템에 의하여 감시하여 설비의 성능 파라미터 값이 설비 고장상태로 판단되어지는 정해진 시점, 경고수준과 고장수준에 도달하면 설비의 운전자에게 경고를 하며 이에 대비하여 보전방식과 시점을 결정하게 되는데 이는 과거의 데이터베이스에 의한 설비의 상태를 나타내는 통계적 모델에 기반을 둔다. 이 통계적 모델은 설비의 상태 지표에 대한 중심위치에 대한 척도 (Location Measure)와 산포를 나타내는 척도 (Dispersion Measure)를 제공하게 된다. 이들 지표들을 이용하여 설비의 신뢰도를 예측하게 되면 잔여수명 및 보전시점을 확률적으로 예측이 가능하여 예지보전을 고장시점 바로 직전에 실시하게 된다. CBM에 기초한 고장 예측 개념도가 <그림 1>에 나타나 있으며 <그림 2>는 그러한 방식을 사용할 시에 나타나는 기존의 평균시간 고장간격(MTTF)이나 평균고장 수리간격(MTTR)이 보전시점의 우측으로의 확장을 보여주고 있다.

2.2 성능 파라미터에 기초한 설비의 고장과 수명

기계설비는 사용시간/빈도에 따라 열화되는 경우가 많다. 그러한 경우 설비 상태를 나타내는 성능 파라미터는 설비의 능력을 대변해 주는 지표가 된다. 설비의 신뢰도를 나타내는 지표는 0에서 1사이의 확률로 정의되고 일반적으로 모든 운영조건이나 환경조건은 동일하다는 가정 하에서 설비의 고장시간 즉 수명의 분포에서 구해지는데 CIM같은 제조환경에서는 설비의

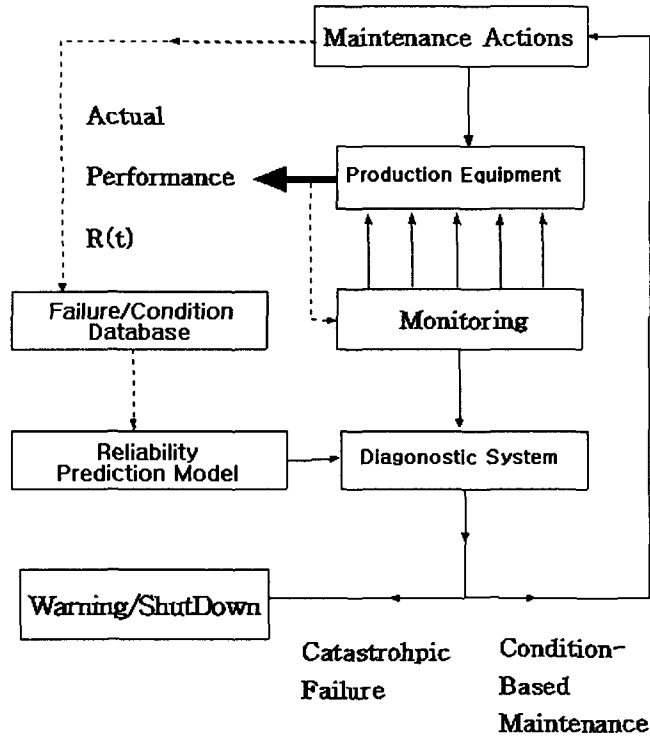


그림 1. CBM에 기초한 고장 예측 개념도

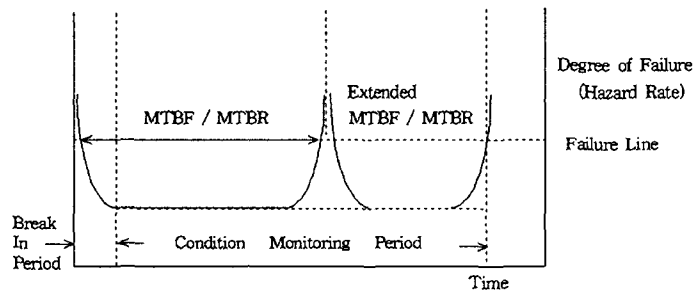


그림 2. CBM적용시 MTBF/MTBR의 확장

상태를 나타내주는 파라미터, 예를 들면 진동, 전류, 이동속도, 누르는 압력(thrust)등과 같은 설비의 상태는 고장시점이 다가옴에 따라 열화되어서 파라미터의 값이 상승하거나 하강하게되며 제품의 품질이나 가공조건에 따라 어느 시점에서 고장으로 정의되는 임계점(Critical Value)에서 고장이 발생하였다고 하며 이때의 시간을 설비의 수명이라 한다. 이때 이 임계점은 각각 사용목적, 품질 정도, 제품의 가공 정도에 따라 다르게 설정되게 된다.

설비성능 파라미터의 유형은 다음 세가지로 분류된다.

- 1) 설비성능 파라미터의 값이 일정한 값이 좋은 경우(The Nominal is best; N Type)

이 경우에는 설비의 성능 상태가 기준점인 목표치에서 벗어나지 않는 경우이며 열화가 되지 않는 전자부품의 경우, 예를 들면 전원공급기의 공급전원은 항상 +4 볼트 주위를 유지하다 고장시점 부근에서 목표치를 벗어나는 경우이며 이런 경우 y_i 를 t_i 에서의 설비성능의 파라미터들의 계측 또는 관측값이라 할때 다구찌(Taguchi)는 성능지수(Performance Index)로 다음을 사용한다.

$$PI(t_i) = 10 \log [(MS_m - MS_e) / n MS_e], \tag{1}$$

$$MS_m = n (\bar{y})^2 ,$$

$$MS_e = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 / (n-1)$$

2) 설비성능 파라미터의 값이 작을수록 더 좋은 경우 (The Smaller is better; S Type)

설비의 성능을 나타내는 파라미터의 값이 작을수록 설비의 상태가 양호한 것으로 간주되는 경우를 말하며 이때 파라미터의 이상적인 값은 0인 값을 의미한다. 예를 들면 설비에서 나오는 소음의 정도, 마모도, 순도를 들 수 있으며 이런 경우 다구찌는 성능지수로 다음을 사용한다.

$$PI(t_i) = - 10 \log(1/n \sum_{i=1}^n y_i^2) \tag{2}$$

3) 설비의 성능 파라미터의 값이 클수록 좋은 경우(The Larger is better; L type)

설비의 성능을 나타내는 파라미터의 값이 작을수록 설비의 상태가 양호한 것으로 간주되는 경우를 말하며 이때 파라미터의 이상적인 값은 0인 값을 의미한다. 예를 들면 설비에서 나오는 소음의 정도, 마모도, 순도를 들 수 있으며 Taguchi는 성능지수로 다음을 사용한다.

$$PI(t_i) = 10 \log [\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i^2}] \tag{3}$$

2.3 CBM모델 적용시의 전제 조건

고장 예측을 위한 모델을 구성하기 위해서는 우선 전제 조건은 다음과 같다.

- (1) 고장 예측을 위한 설비로부터 설비의 이상 유무를 판단 할 수 있는 열화 파라미터를 정기적으로 측정 또는 자동계측 장비로 계측할 수 시스템에 온라인으로 연결되어 있어야 한다.
- (2) 이러한 열화 파라미터의 일정시점 t 에서 관측된 값은 그 시점에서의 그 특정 설비의 상태를 대변하는 관측값으로 비교적 어려없이 관측할 수 있어야 하며 대략 그 시점에서 특정한 분포를 가질 수 있지만 정규분포를 가정한다.
- (3) 고장의 정의에 관해서 명확한 기준이 되는 파라미터의 값을 기술적 근거 혹은 경험에 의해서 제시되어야 하며 고장이라고 간주되는 파라미터의 값과 동시에 정상이라고 판단되는 기준치 또는 표준값은 파라미터 값의 분포의 중간값 혹은 평균값으로 모집단의 50%가 이 임계점 이하가 되며 동시에 50%가 이상이 된다고 가정한다.
- (4) 열화정도가 서서히 일어나는 경우이고 열화 경향선이 올라가는 형태의 것(The smaller is better)이나 내려가는 것(The larger is better)이나 임계점에서 고장이 일어난다고 가정한다.

2.4 고장예측을 위한 성능 파라미터 추적모델

설비의 상태를 나타내는 성능 파라미터를 사용시간 또는 빈도와 사용 운영 조건 및 환경 조건에 따라 시간 t 에서의 성능 파라미터 $m(t; Z_1, Z_2, \dots, Z_n)$ 는

$$m(t; Z_1, Z_2, \dots, Z_n) = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_1 Z_1 + \beta_2 Z_2 + \dots + \beta_{n+1} Z_n \tag{4}$$

으로 표현할 수 있으며 그러한 경우 성능의 중심위치와 산포에 따라 <표1>과 같은 4가지의

경우와 그러한 경우 상태의 이상 유무를 발견해 내는 방법을 생각할 수 있다. 그러한 경우가 각각 <그림 3-6>에 나타나 있다. 각각의 성능이 시간과 여러 설명변수의 주어진 조건하에서 현재 시점 t_1 에서 고장으로 정의되어진 한계치(m_t)값 도달시간이 다음 고장이 발생하는 경우이고 어느 시점에서 성능함수, $m_t(t)$ 는 설비의 상태의 중심위치를 대변하는 함수이다. 설비의 상태가 변경되었을 때 시간 t_2 에서 설비의 다음 고장을 예측할 경우에는 최근의 설비 상태정보를 가지고 성능함수를 재구성하여 다음 고장시간을 예측하게 된다.

각 설비의 성능이 시간과 여러 설명 변수의 주어진 조건하에서 고장으로 정의되어진 한계 값에 도달할 확률이 측정 가능하며, 설비의 가용도, 신뢰도등 유지하여야 할 신뢰도 수준이 결정되면 그 수준을 유지할 수 있는 다음 한계값에 도달하게 되는 시간 간격을 예측할 수 있게 된다. 성능을 추적하는 곡선에 대한 모델로는 회귀형태인 비례위험회귀모델(Proportional Hazard Regression Model)이 유용하지만 기존의 고장, 운영 및 사용환경 등 여러 설명변수에 대한 데이터 축적이 필요하며 이를 기반으로 확률적으로 측정하게 된다.

고장물성 측면에서 고장을 나타내는 성능을 모형화할 수 있는 경우

- (1) 아레니우스(Arrhenius) 열화 관계식
- (2) 일반 아이링(Generalized Eyring) 열화 관계식
- (3) 코핀-맨슨(Coffin-Manson) 관계식
- (4) 인버스 파워(Inverse power) 관계식

등을 통하여 설비의 특정 지표를 추적할 수 있게 된다.

표 1. 성능 파라미터 추적시 발생하는 경우

Case	Dispersion	Location	Detection
1	Constant	No shift	Upper and Lower Limit
2	Constant	Shift upward	2 point moving range chart (σ chart)
3	Increasing	No shift	Upper and Lower Limit
4	Increasing	Shift upward	2 point moving range chart (σ chart)

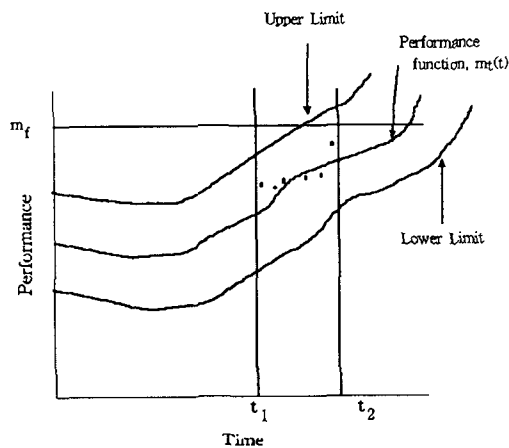


그림 3. 성능 파라미터 추적: 경우 1

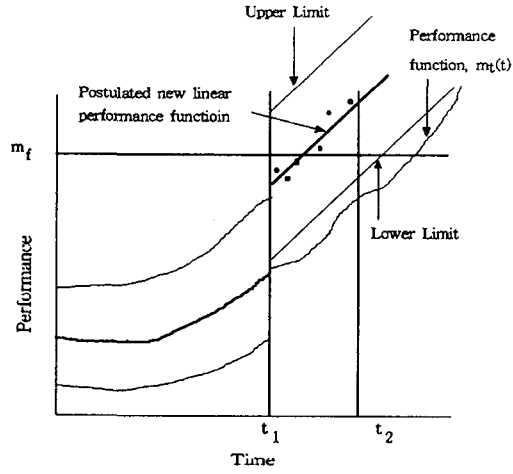


그림 4. 성능 파라미터 추적: 경우 2

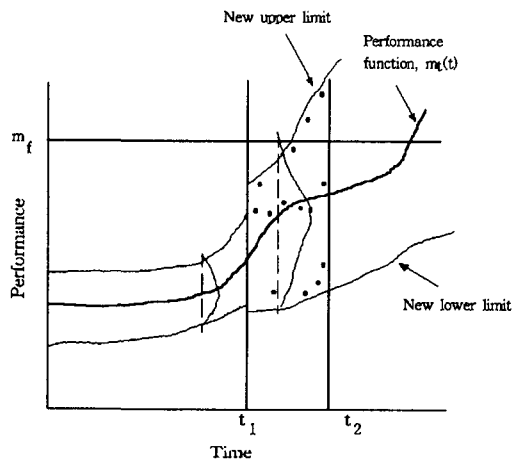


그림 5. 성능 파라미터 추적: 경우 3

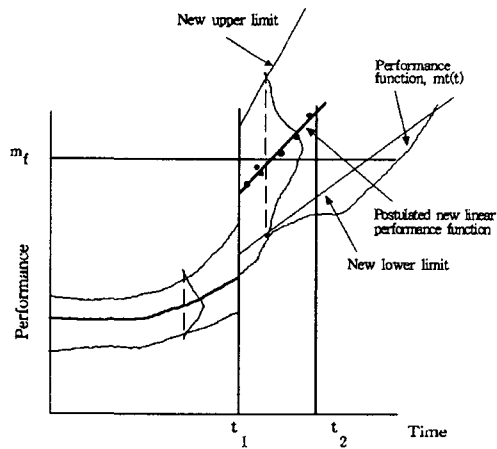


그림 6. 성능 파라미터 추적: 경우 4

2.5 고장 예측을 위한 신뢰도 기본모델

2.5.1 지수모델

설비의 고장시간이 관측된 경우 고장시간을 대표하는 분포가 지수분포인 경우 설비의 고장률이 시간에 걸쳐 일정한 경우이다. 이 경우는 육조곡선의 우발고장영역에서 발생한다. 이 경우 고장시간 데이터로부터 신뢰도함수 $R(t)$, 확률밀도함수, $f(t)$, 고장률함수 $h(t)$ 는 각각 다음과 같다.

$$R(t) = e^{-\lambda t} = e^{-\frac{t}{\theta}}, \quad t \geq 0 \quad (5)$$

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t}, \quad t \geq 0 \quad (6)$$

$$h(t) = \lambda \quad (7)$$

$$\theta = \text{MTTF} = \frac{1}{\lambda} \quad (8)$$

평균과 분산은 각각 다음과 같다.

$$\mu = \frac{1}{\lambda} = \theta \quad (9)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{\lambda^2} \quad (10)$$

2.5.2 설명변수를 고려한 지수 모델

필드의 사용환경, 운영 방법, 적용, 구성, 형태 등과 같은 설명 변수가 성능을 나타내는 반응치와 같이 측정되는 경우 신뢰도 모델에 이들의 영향을 반영 할 수 있게 하면

$$R(t; \theta) = e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)}, \quad t \geq 0 \quad (11)$$

$$\theta = e^{z\beta} \quad (12)$$

$$Z = (Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_n) \quad (13)$$

$$\beta^T = (\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta^T \dots \beta_n) \quad (14)$$

$$, Z_1 = 1$$

Z_2, Z_3, \dots, Z_n 은 온도, 구분, 디자인 구성 등과 같은 설명 변수

β_1 은 회귀절편

$\beta_2, \beta_3, \dots, \beta_n$ 은 Z_2, Z_3, \dots, Z_n 의 회귀 계수

2.5.3 와이불(Weibull)모델

와이불모델은 고장률이 증가형(IFR), 감소형(DFR), 일정형(CFR)등 다양한 고장 분포에 적용할 수 있고 지수모델은 와이불모델의 특별한 경우이다.

신뢰도 함수 $R(t)$, 확률밀도 함수 $f(t)$, 고장률 함수 $h(t)$ 는 다음과 같다.

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\delta}, \quad t \geq 0 \quad (15)$$

$$f(t) = \frac{\delta}{\theta} \left(\frac{t}{\theta}\right)^{\delta-1} e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\delta}, \quad t \geq 0 \quad (16)$$

$$h(t) = \frac{\delta}{\theta} \left(\frac{t}{\theta}\right)^{\delta-1} \quad (17)$$

파라미터의 평균과 분산은

$$\mu = \theta \Gamma \left(1 + \frac{1}{\delta} \right) \tag{18}$$

$$\sigma^2 = \theta^2 \left\{ \Gamma \left(1 + \frac{2}{\delta} \right) - \left[\Gamma \left(1 + \frac{1}{\delta} \right) \right]^2 \right\} \tag{19}$$

, θ = 척도모수(scale parameter) 혹은 특성수명(characteristic life)

δ = 형상모수(shape parameter) ($\delta=1$ 인 경우는 지수모델)

감마함수 $\Gamma(w)$ 는 $\Gamma(w) = \int_0^\infty \zeta^{w-1} e^{-\zeta} d\zeta$

로 계산된다.

2.5.4 설명변수를 고려한 와이블모델

설명변수를 고려한 와이블모델은 아레니우스모델, 인버스 파워모델 및 가속수명시험에서 나오는 성능데이터를 모델하기가 용이하여 많이 사용되어 진다.

모델형식은

$$R(t; \theta, \delta) = e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\delta} \quad t \geq 0 \tag{20}$$

$$\theta = e^{z\beta} \tag{21}$$

$$Z = [Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_n] \tag{22}$$

$$\beta^T = [\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_n] \tag{23}$$

이러한 와이블모델은 설명변수를 고려할 수 있고 시스템, 하부시스템, 부품수준 뿐만 아니라 마모 및 열화되는 기계설비 성능데이터분석에 용이하다.

3. 고장 시간의 예측(Prognosis)

3.1 정해진 신뢰도 수준 하에서의 고장시간 예측

$R(t | T_0)$ 를 설비가 T_0 시간동안 고장 없이 운영되었을 때 t 시점에서의 조건부 신뢰도라면

$$\begin{aligned} R(t | T_0) &= P(t > T_0 + t | t > T_0) \\ &= \frac{P(t > T_0 + t)}{P(t > T_0)} \end{aligned} \tag{24}$$

$t' = t + T_0$ 는 설비 운영된 후의 사용시간

$$\begin{aligned} R(t | T_0) &= \frac{R(t + T_0)}{R(T_0)} \\ &= e^{-\int_{T_0}^{t+T_0} h(u) du} \end{aligned} \tag{25}$$

가 되고 여기서 T_0 는 설비의 과거 사용시간을 나타내며 t 는 앞으로의 설비의 사용시점을 의미한다고 하며 설비의 신뢰도 수준을 0.95와 같은 수준에서 경고수준을 유지하고 0.99와 같은 수준에서 임계수준확률을 유지한다고 하며 현재 시점에서 설비의 다음 고장시간을 예측 가능하게 하여준다.

예를 들면 $R(t | tc) = \frac{R(tc + t)}{R(tc)}$ 일 때, $tc = 0$ 이라면 $R(tc) = 1$ 이므로

$$R(t | tc) = R(t)$$

와이블 분포를 따른다면,

$$R(t | tc) = e^{-\left(\frac{tc+t}{\theta}\right)^\delta} = e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\delta} \tag{26}$$

다음까지 걸리는 시간의 추정치는

$$tf = \theta \left[\ln \left(\frac{1}{1 - \alpha_w} \right) \right]^{\frac{1}{\theta}} \text{ 이고,} \tag{27}$$

고장시간까지의 추정치는

$$tf = \theta \left[\ln \left(\frac{1}{1 - \alpha_c} \right) \right]^{\frac{1}{\theta}} \tag{28}$$

, tf : 미래시간
 tc : 현재시간

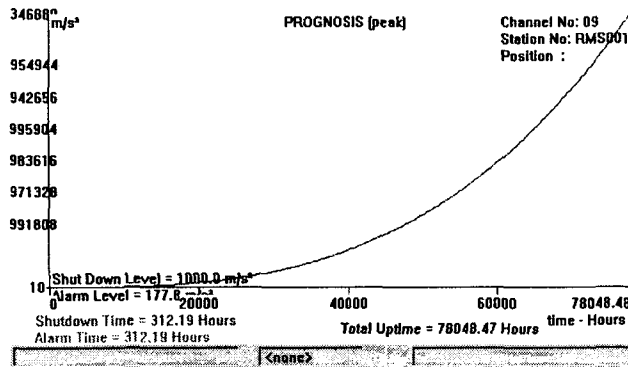


그림 7. 성능추적 예측곡선의 사용: 고장시간의 예측

$1 - \alpha_w$: 경고수준 확률
 $1 - \alpha_c$: 임계수준 확률

이다.

3.2 성능추적곡선을 사용한 고장 시간의 예측

<그림 7>의 예와 같이 온라인(On-line)으로 모니터 되는 설비의 성능을 추적하는 성능추적곡선을 예측하면 이 예측 식으로부터 설비의 성능에 가해지는 고장 기준이 되는 성능의 값 (Failure Plane)에 따라서 경고 및 임계수준까지의 소요시간이 현재시점 t 를 기준으로, 역으로 계산하여 경고 수준 및 운전정지시까지의 시간을 예측하게 되며 일반적으로 경고수준에서 보전작업지시를 일정계획에 반영하게 된다. 성능 추적곡선은 회귀 형태의 다중회귀식이나 다중합수 식으로 적합시켜 이 곡선을 성능의 시간 t 에서의 중심위치의 대표값으로 사용하거나 지수평활법을 사용하여 최근 시점의 자료에 비중을 두어 설비의 상태를 추적하기 위한 성능추적곡선의 예측식을 구성하게 된다.

4. 결론

CBM에 기준을 둔 능동적인 보전방식을 통하여 설비의 상태를 통하여 설비의 고장시점을 정확히 예측할 수 있는 설비신뢰도 모델과 설비관리 정보시스템과 연계 사용하면 보전비용의 최소화를 가져올 뿐 아니라 첨단 생산설비의 가용도를 극대화할 수 있으며 CBM개념에 기준하여 기업 내의 각종장비 및 설비들을 전체 시스템 수준에서 총체적으로 관리·운영하는 것이 더 효율적인 방안이 되고 있다.

이러한 방식에서는 온라인으로 설비 상태 정보를 추적하기 위한 모델을 형성하기 위하여 단일화된 데이터베이스로 매일 입력되는 보전/정비활동 기본 데이터의 유지를 위하여 보전/정비업무와 관련된 부서의 모든 요원들이 동일한 데이터를 활용하도록 하여야 하고 예방정비 활

동 및 설비의 이력을 추적할 수 있도록 기본 데이터베이스의 축적이 필수 불가결하다. 더 나아가 CBM에 기초한 설비보전 정보시스템은 설비 형상 보전/정비 및 이력정보 뿐만 아니라 도면 관리, 협력사 관리 및 전자상거래나 ERP(Enterprise Resource Planing)시스템과의 연계를 통하여 많은 보전관련 비용절감 및 이윤향상을 가져다 줄 수 있다.

참고문헌

- [1] 김재주, 백재욱, "신뢰성 공학", 한국방송 통신 대학교 출판부, 1994.
- [2] Blanchard,B.S., Verma, D., Peterson,E., Maintainability, John Wiley, 1995.
- [3] Lewis,E.E., Introduction to Reliability Engineering, 2nd Ed., John Wiely, 1996.
- [4] Moubray, J., Reliability-centered Maintenance, Butterworth-Heinemann, 1997.
- [5] Wayne Nelson, "Applied Life Data Analysis", Wiley, 1982
- [6] Williams, J.H., Condition-based Maintenance and Machine Diagnostics, Chapman & Hall, 1994.