

# 윤활유내 마모입자의 통계적 처리를 통한 정량 분석 연구

윤의성\*, 한홍구, 안효석, 권오관

한국과학기술연구원 Tribology연구실

## 1. 서 론

기계시스템의 파괴·마멸 진단을 위한 Condition Monitoring 기술은 기계류의 작동 상태를 계속적·정기적으로 검지하여 failure 발생을 사전에 예방·조치하는데 중요성이 있으며, 계속적으로 기계시스템의 상태를 파악함으로써 차후 시스템 개선 및 윤활시스템의 최적화를 위한 data base를 구축함에 기술 적용의 의의를 가지고 있다.

현재까지 국내외를 통하여 사용 혹은 개발되고있는 Condition Monitoring 기술들을 측정 기술별로 분류하면 시스템 작동변수(온도, 압력, 속도 등)의 측정, 부품과 윤활유(화학적·물리적 성상)의 점검, 마찰 손실에너지(진동, 소음)의 측정 및 마모에 의한 재료 손실의 탐지 등의 기술로 분류된다. 이중 마모에 의한 재료손실 탐지 측면의 측정기술은 윤활유내의 마모입자 검출에 의해 기계요소에서 발생한 마모를 정성적·정량적으로 분석할 수 있는 장점이 있으며 Spectroscopy, Ferrography, RPD 등의 Contaminant Inspection Method 기술이 개발됨에 따라 신뢰성

높은 Condition Monitoring 기술로 각광을 받고 있다.

따라서 본 연구에서는 Condition Monitoring 기술중 Contaminant Inspection Method를 이용하여 볼베어링의 정상 마모상태에서 변화되어 가는 마모상태를 규명하며, 통계적 처리에 의해 시간의 추이에 따라 통계 변수들의 경향을 분석하며 마모 상태의 경향을 정량적으로 분석하였다.

## 2. 통계함수의 정의

기계요소의 마모입자 분포를 가장 근접하게 prediction하는 통계적 분포함수는 Weibull 분포함수라고 알려져 있다. 이 함수는 3개의 변수를 가지는 지수함수의 수정된 형태로서 Weibull parameter들의 변화에 따라 분포함수의 범위 및 형태를 달리 한다.

마모입자 적용의 경우 Weibull 분포함수는 식(1)과 같이 표시된다.

$$P(d) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{d-d'}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad \dots\dots\dots (1)$$

for  $d > d'$ ,  $\alpha > 0$ ,  $\beta > 0$

Where,

$P(d)$  = cumulative distribution function

$\alpha$  = scale parameter

$\beta$  = slope of distribution  
(shape parameter)

$d$  = particle size(pp)

$d'$  = lower limit of particle size  
(1 pp)

식(1)의 함수는  $\beta > 1$  일 경우는 bell-shaped 형태를 지니며,  $0 < \beta \leq 1$  일 경우는  $d$ 의 증가에 따라 함수값이 감소하는 J-shaped 형태가 된다.

또한 마모입자 크기 분포를 식(1)과 같이 근사화 시키는 것 외에, 분포의 moment를 구하면 자체적으로 마모현상에 관한 몇가지 중요한 통계 변수를 얻을 수 있는데, Mean, Variance, Skewness, Kurtosis 등이 바로 그것이며 다음과 같이 구해진다.

$$\text{Mean value, } \bar{d} = \sum_{i=1}^N d_i \cdot p(d_i) \quad \dots\dots\dots (2)$$

$$\text{where, } d_i = \frac{d_j + d_{j-1}}{2} \quad (j-1 < i < j) \quad \langle j \rangle$$

$$p(d_i) = \frac{\text{d}_i \text{와 } d_{i-1} \text{ 사이의 크기를 갖는 마모입자수}}{\text{총 마모입자수}}$$

$$\text{Variance, } V = \sum_{i=1}^N (d_i - \bar{d})^2 \cdot p(d_i) \quad \dots\dots (3)$$

$$\text{Skewness, } S = \sum_{i=1}^N (d_i - \bar{d})^3 \cdot p(d_i) \quad \dots\dots (4)$$

$$\text{Kurtosis, } K = \sum_{i=1}^N (d_i - \bar{d})^4 \cdot p(d_i) \quad \dots\dots (5)$$

$$\text{Relative skewness} = S/V^{3/2} \quad \dots\dots\dots (6)$$

$$\text{Relative kurtosis} = K/V^2 \quad \dots\dots\dots (7)$$

### 3. 실험장치 및 방법

Fig.1은 본 실험에 사용된 Four-Ball E.P. Tester를 개조한 볼 베어링 실험장치의 단면도를 보여주고 있다. 직경이 12.7mm인 볼을

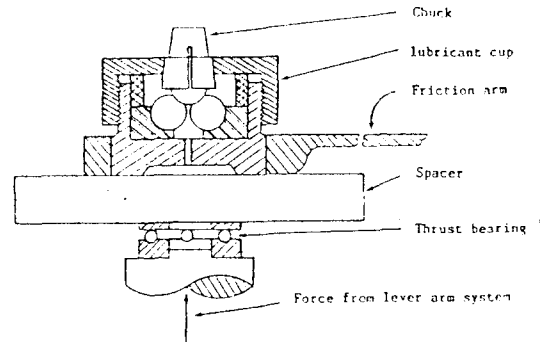


Fig.1 Section view of rolling four-ball E.P. tester

사용하였으며, 350 kgf과 450 kgf의 하중을 가하였고, 1780rpm(68.3 cm/sec)의 속도로 회전시켰다. SAE #10의 오일을 사용하였으며 볼 pot에 10ml의 오일을 채우고 운전하는 방법과, 맥동펌프를 이용하여 오일을 3ml/min으로 순환 공급하는 방법의 2가지로 실험하였다. 볼의 닢손시까지 주기적으로

오일을 샘플링하고, thermocouple로 bulk 오일온도를 측정하며, accelerometer로 진동을 측정하였다. 측정된 데이터는 IBM-PC로 A/D converter를 거쳐 on-line으로 처리하였다.

0.45  $\mu\text{m}$ 의 크기까지 수집할 수 있는 테프론 재질의membrane filter를 이용하여 샘플링된 오일로부터 마모입자를 수집하였으며 optical microscope와 image analyzer를 이용하여 마모입자를 분석하였다.

#### 4. 결과 및 고찰

Fig.2는 볼 pot에 10cc의 오일을 채우고 350kgf의 하중으로 볼의 failure 시간까지 측정한 온도, 진동 및 마모입자의 통계처리를 보여주고 있다. 그림에서와 같이 running-in 단계에서는 진동량이 크게 나타나고 있으며 bulk 오일 온도도 급진적으로 증가하는 현상을 볼 수 있다. 그후 안정된 상태를 보여주고

skewness값도 증가함을 볼 수 있다. 즉 볼의 초기 파손이 발생하였음을 알 수 있었다. 4시간후 부터는 진동량과 통계함수 값들이 감소하며 다시 시스템이 안정된 상태를 유지하다가 7시간 후에 볼의 파손(failure)이 일어났다. 진동량도 최대치를 넘어 나타나고 있고 각 통계함수들도 상당히 증가하였으며 분해하며 볼을 살펴본 결과 많은 pitting현상을 볼 수 있었다. 그림에서와 같이 진동량을 볼의 파손시 급격히 증하였으나 파손 전단계에서는 큰 변화가 없었고, 통계함수 중 마모입자수와 평균 마모입자 크기도 큰 변화가 없었다. 그러나 통계함수중 skewness값은 파손 전단계에서 급격한 변화가 있었으며 파손시에도 크게 증가하였다. 이에서와 같이 기계파손의 정도를 skewness값이 잘 대변하여 주고 있음을 알 수 있었다.

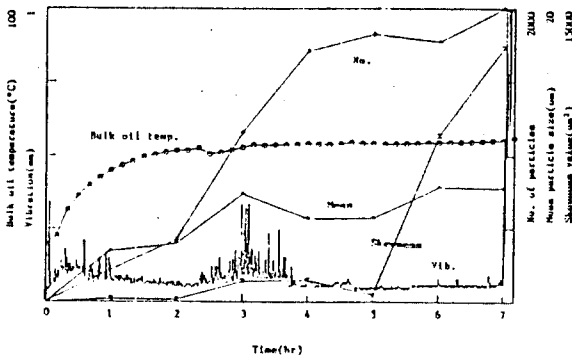


Fig. 2 Comparison of various measurements of test 1

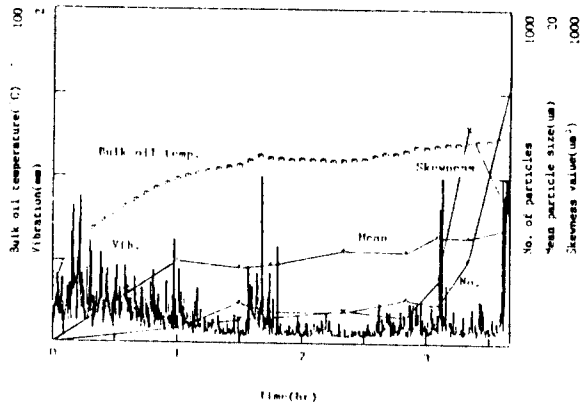


Fig. 3 Comparison of various measurements of test 2

있으며 3시간 후에는 진동량의 증가와 함께 마모입자수와 평균 마모입자 크기 및

Fig.3은 볼 pot에 오일을 3ml/min로

순환시키며 450kgf의 하중으로 볼의 failure 시간까지 측정된 온도, 진동 및 마모입자의 통계처리를 보여주고 있다. 앞의 경우에서와 같이 running-in 단계에서는 진동량이 크게 나타나고 있으며 오랜시간을 요하고 있고 bulk 오일 온도도 계속적으로 증가하고 있다. 그후 안정된 상태를 보이다가 1.5시간 후에는 진동량의 증가를 보여주며 다시 안정상태로 되었다가 3시간 후에 다시 진동량의 증가를 보여주고 있다. 즉 앞에서 말한 초기 파손 현상을 알 수 있다. 각각의 경우에 대해 통계함수값들은 약간의 변화는 있으나 큰 변화는 볼 수 없었다. 3시간 40분후에 볼의 파손이 일어났으며 이때의 진동량은 최대치를 넘어 급격히 증가했고 각 통계함수값들도 급격한 증가를 보여주고 있다. 특히 skewness값은 볼의 파손 이전에 급격한 변화를 볼 수 있어 파손을 예측하는데 효과적임을 알 수 있었다. 이는 마모입자수가 많이 증가하지 않았음에도 불구하고 비교적 큰 마모입자가 발생됨으로써 값의 변화에 큰 영향을 미친 것이다.

Fig.4와 Fig.5는 running-in 단계와 파손후의 마모입자 Weibull 분포함수를 보여주고 있다. Weibull 분포함수에서 보면 파손시에는 마모입자의 크기가 커지며 분포함수의 모양이 우측으로 경사가 완만해지는 현상을 볼 수 있다.

이상에서와 같이 볼의 파손 예측은 마모

입자의 통계함수중 skewness 값을 주시함으로써 가능함을 알 수 있었다.

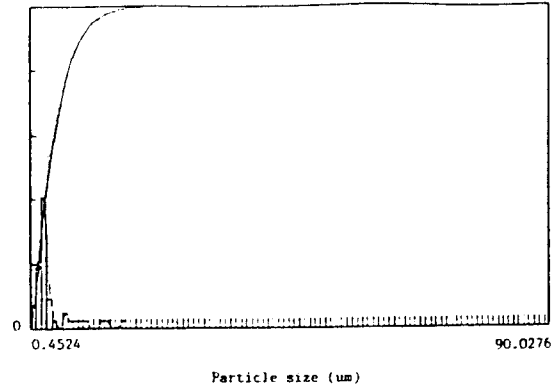


Fig.4 Weibull distribution function after 1 hour run

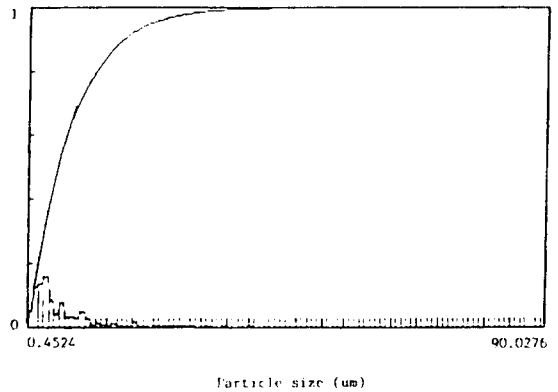


Fig.5 Weibull distribution function after 11/3 hour run

## 5. 결 론

볼 베어링의 파손 현상을 bulk 오일온도 측정, 진동측정 및 마모입자의 통계적 처리에 의해 분석하여 본 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) 진동량의 변화와 마모입자 통계변수의 변화는 상관관계가 있음을 확인하였다.

2) 통계 변수중 볼베어링의 상태를 가장 잘 대변하여 주는 변수는 skewness값임을 확인

하였으며 베어링 파손을 예측하는데 효과적인 변수임을 확인하였다.