

# 입자 유형별 형상추출에 의한 마모입자 자동인식에 관한 연구

장래혁 · 윤의성 · 공호성 · A.Y.Grigoriev\*

한국과학기술연구원 트라이볼로지연구센터

Metal-Polymer Research Institute, Belarus\*

## A study on automatic wear debris recognition by using particle feature extraction

Raehyuk Chang, Eui-Sung Yoon, Hosung Kong, A.Y.Grigoriev\*

Tribology Research Center, KIST

Metal-Polymer Research Insititute, Belarus\*

---

**Abstract** - Wear debris morphology is closely related to the wear mode and mechanism occurred. Image recognition of wear debris is, therefore, a powerful tool in wear monitoring. But it has usually required expert's experience and the results could be too subjective. Development of automatic tools for wear debris recognition is needed to solve this problem. In this work, an algorithm for automatic wear debris recognition was suggested and implemented by PC base software. The presented method defined a characteristic 3-dimensional feature space where typical types of wear debris were separately located by the knowledge-based system and compared the similarity of object wear debris concerned. The 3-dimensional feature space was obtained from multiple feature vectors by using a multi-dimensional scaling technique. The results showed that the presented automatic wear debris recognition was satisfactory in many cases application.

**Key words** - wear debris analysis, knowledge-based, feature extraction, condition monitoring.

### 1. 서론

작동중인 기계 시스템에서 발생하는 마모입자의 분석기술은 기계 요소 부위에서의 마모 발생과정 및 기계 작동상태를 평가할 수 있으므로 매우 중요한 상태진단기술의 하나로 알려져 있다[1-2]. 기계요소에서 발생하는 마모입자는 그

발생원인별로 대체적으로 고유한 형태를 형성하기 때문에, 마모 입자의 여러 특성(형태, 크기, 표면의 질감, 색 등)을 규명함으로써 마모입자에 대한 분석이 이루어진다[3]. 이러한 분석은 해당 분야의 전문가에 의하여 수동으로 행하여져 왔으나, 객관성 결여 및 시간적 손실, 데이터 관리 등의 단점을 극복하고자 최근 들어

마모입자 형상인식의 자동화에 관한 연구가 시도되고 있다[4-6].

마모입자의 자동인식에 현재까지 일반적으로 이용되는 방법으로는 신경회로망 [7-8], 퍼지이론, 전문가 시스템[4-5] 그리고 통계적처리 등이 있으며, 최근 형상 추출(feature extraction)에 관한 새로운 시도들이 각광을 받고 있다. 이 방법은 마모입자의 인식과정에서 문답형 진단을 통하여 점진적인 분석을 가능하게 하는 것으로, 형상벡터(feature vector)들이 입자 형상을 결정짓는 변수로 사용된다.

본 연구에서는 마모입자 인식과정으로 앞에서 제시한 형상추출을 통한 방법을 이용하였고, 이를 위한 형상벡터와 마모입자 종류의 선정 및 인식과정에서 비교 대상으로 사용될 표준코드의 설정은 전문가들의 경험적 지식을 기반으로 구성하였으며, 마모입자 인식에 있어 분류방법은 Cluster Analysis와 다차원 스케일링 (Multidimensional Scaling)에 기반을 둔 수학적, 통계적 방법을 적용하였다. 이러한 일련의 기법을 기반으로 마모입자 자동 인식 알고리즘을 구성하였으며, 이 알고리즘을 바탕으로 개발한 마모입자 분석 소프트웨어에서의 적용을 통하여 알고리즘의 타당성을 검토하고자 한다.

## 2. 마모입자 자동인식 알고리즘

### 2.1 형상추출을 위한 분류

마모입자의 분석을 위해서는 입자의 형상을 결정짓는 변수인 형상벡터(feature vector)들이 우선적으로 선정되어야 한다. 마모입자는 그 형태와 크기 등의 입자 특성이 다양하여 명확한 분류가 어려우나, 대체적으로 발생원인별로 고유한 형태를 가지는 것으로 알려져 있기 때문에 [3], 본 연구에서는 입자의 형상을 결정짓

**Table 1. Attribution features**

Attribute	Features
Outline Shape	Regular
	Irregular
	Circular
	Elongated
Edge Detail	Smooth
	Rough
	Straight
	Serrated
Surface Texture	Smooth
	Rough
	Cracked
	Serrated
Texture Modifiers	Holes
	Pitted
	Striations
	Colour
Colour	Brown
	Black
	Yellow
	Blue
	Red
	Silver
	Varies
	Colour Modifiers
Size ( $\mu\text{m}$ )	Bright
	Dull
	Translucent
	1 - 5
	6 - 10
	11 - 25
Thickness/ major dimension	26 - 50
	51 - 100
	> 100
	1:1
	1:2 -1:5
	1:6 -1:10
	1:11 - 1:40

는 마모입자의 특성 및 성분 등을 전문가들의 경험을 근거로 하여 선정하였다. Table 1에서는 마모입자의 속성과 형상을 나타내고 있으며, Table 2에서는 대표적인 마모입자의 종류를 보여주고 있다.

Table 1에서 선정된 속성과 형상들은

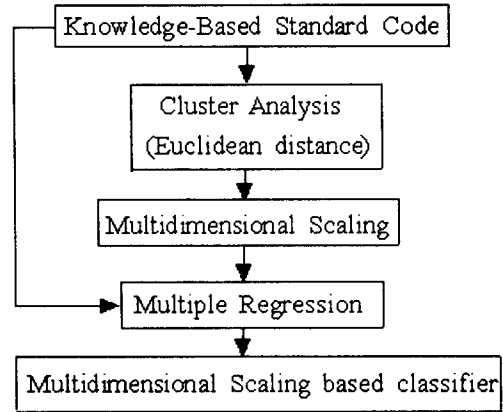
**Table 2. Wear particle types**

Types of wear particles
Normal Rubbing Wear Particles
Severe Wear Particles
Fatigue Chunks
Cutting Wear Particles
Corrosive Wear Particles
Spherical Wear Particles
Dark Metallo-oxide Particles
Red-oxide Particles
Non-Metallic

실제 작업자가 입자의 상분석을 행함에 있어 선택하는 주요한 변수가 되며 이들 형상벡터들은 Table 2에서 제시한 마모입자 종류를 인식하는 입력값으로 사용이 된다. 그리고 실제 마모입자 인식에서 표준코드로 사용될 Table 1과 2와의 관계설정은 전문가들의 경험적 지식을 바탕으로 작성하였다. 그러나, Table 1과 2를 비교해 보면 알 수 있듯이 마모 입자들의 속성과 형상들이 서로 중첩되어 나타나는 경우가 많기 때문에 이들의 구분이 실제 마모입자의 정확한 인식에 큰 영향을 미치게 된다. 따라서 마모입자의 종류와 그 해당 입자들의 속성과 형상들을 실제 인식과정에서 어떻게 구현하느냐가 상당히 중요한 부분을 차지하고 있음을 알 수 있다.

## 2.2 다차원 스케일링 기법을 이용한 인식알고리즘

마모입자의 형상을 결정짓는 속성과 형상 그리고 분류하고자 하는 마모입자의 유형이 앞서 선정되었으며, 추가적으로 마모입자 인식에 비교대상으로 사용될 표준코드도 결정되었다. 여기에서는 표준코드로 선정된 속성과 형상 그리고 마모입자 유형과의 관계가 어떠한 알고



**Fig. 1. The principal scheme of the wear debris classifier.**

리즘을 거쳐 실제 마모입자 인식에 이용되는 지를 설명하고자 한다. Fig 1에서는 다차원스케일링 기법에 기반을 둔 알고리즘의 전개 과정을 나타내고 있다.

### 2.2.1 형상공간과 형상벡터

마모입자 분류에 따른 대표적인 속성과 형상이 서로 중첩되어 나타나므로 이들을 명확히 구별하는 것이 중요하다. 따라서, 분류하고자 하는 마모입자 종류 사이에 독립성을 확보하기 위하여 초기단계로 각각의 형상공간을 정의하면, Table 2에서 선정한 마모입자의 종류마다 하나의 차원을 갖는 형상공간이 생기게 되므로 총 9개의 차원을 가지게 된다. 또한, 각각의 형상공간은 Table 1에 나타난 8개의 속성과 37개의 형상벡터들을 가지는 하나의 차원을 형성하게 된다.

마모입자의 대표적인 유형이 다차원 공간좌표로서 사용될 때, 공간상에서 한 차원을 구성하고 있는 각각의 형상벡터들은 해당 마모입자의 특징과 밀접한 관계를 가지게 된다. 따라서, 형상공간 내에서 일치하는 두 형상벡터간의 거리의 개념은 두 마모입자간의 유사성을 표현하

고 있음을 알 수 있다.

상기 목적을 위해 형상 공간 내에서 두 입자 간의 유사성을 나타내며 다차원에서의 거리를 측정하는 가장 일반적이고 간편한 방법인 'Euclidean distance', ( $E_{kl}$ : 식(1) 참조)를 사용한다. 상기방법에 의한 2차원적 거리는 다음과 같이 일반화되며, 이 식을 이용하여 Table 2에서 선정된 마모입자 종류 사이의 모든 유사성을 구한다. 결과적으로 마모입자간의 유사성은  $9 \times 9$  행렬로 표현된다.

$$E_{kl} = \sqrt{\sum_{i=1}^4 (x_{ik} - x_{il})^2} \quad (1)$$

where  $x_{ik}, x_{il}$  :  $i$ -th coordinates of the  $k$ -th and  $l$ -th objects

### 2.2.2 다차원 스케일링

일단 마모입자 사이에 각각의 유사성이 구해지고 나면, 이러한 9차원 형상공간에서 입자간의 유사성을 그대로 유지하면서 어떻게 공간적으로 우리가 쉽게 분별할 수 있게 하느냐 하는 문제가 발생한다. 여기서는 이의 해결을 위해 다차원 공간상의 점들을 2차원 혹은 3차원 공간으로 투영시키는 방법인 다차원 스케일링(Multidimensional Scaling) 방법을 사용한다.

다차원 스케일링은 Fig. 2와 같이 다차원 공간상에서 여러 객체들을 시각적으로 분별 가능한 차원으로 맵핑(mapping)시키는 수학적 방법으로, 그 과정에서 발생하는 실제값과 맵핑 후의 오차를 최소화 하여야 한다. 그리고 실제 2차원 혹은 3차원으로 맵핑된 값은 근사해만이 존재하게 되므로 이의 평가를 위해 다음과 같은 일종의 loss value( $\psi$ )를 사용한다.

만약에 상기 값이 허용될 정도로 작다면, 그것은 맵핑 전 다차원 공간상에서

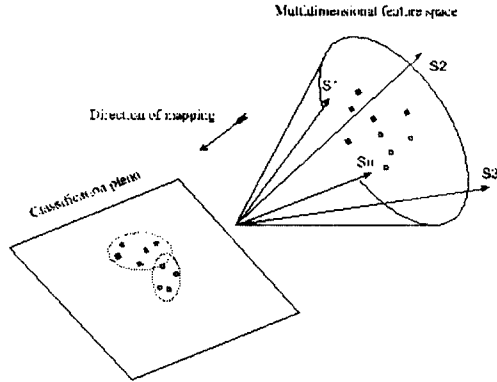


Fig. 2. 2-D mapping from multidimensional feature space.

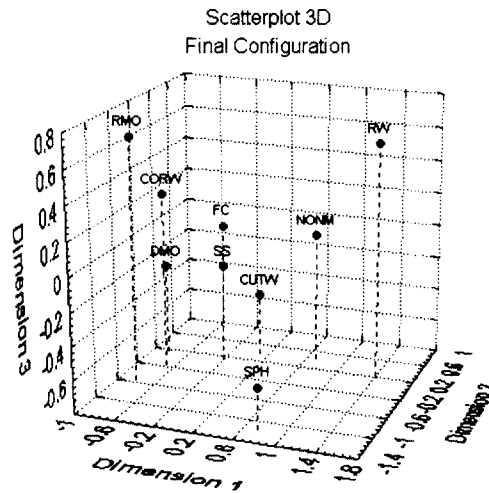


Fig. 3. The result of multidimensional scaling of wear particles by standard table.

$$\psi = \sqrt{\frac{\sum_{i,j} (D_{ij} - D'_{ij})^2}{\sum_{i,j} (D_{ij})^2}} \quad (2)$$

where  $D_{ij}$  : observed distance  
 $D'_{ij}$  : reproduced distance

존재하는 객체간의 유사성이 최대한 유지가 된다는 것을 의미한다. 따라서, 다차원 스케일링에 의한 변환이 형상공간 내의 입자들을 서로 구별이 가능할 정도로 위치시킬 수 있다면 만족한 결과를 얻게

된다. Fig. 3은 형상공간으로부터 마모입자들을 3차원 투영한 결과를 보이고 있다[9].

### 2.2.3 Multiple Regression

분류하고자 하는 입자를 표준 마모입자들과 비교하기 위해서는 Fig. 3에 나타나 있는 다차원스케일링의 결과와 표준코드에 있는 마모입자별 형상벡터간의 관계식을 만족시키는 선형적 변환이 가능해야 한다. 실제로 대상 마모입자 분류시 입력되는 37개의 형상벡터들은 Fig. 1의 최종 단계에 해당하는 선형적 변환식을 통하여 표준 마모입자간의 유사성을 표현하는 3차원 공간으로 투영하게 된다.

상기 목적을 위하여 **multiple regression technique**을 사용하여 만족하는 선형적 변환식을 구하게 되는데, 이 기법을 통한 선형적 변환식의 오차가 많아 Fig. 1의 알고리즘을 통한 마모입자인식에 있어 어려움이 있음을 확인하였다. 이의 해결을 위해 Fig. 4에 나타난 바와 같이 Fig. 1의 알고리즘을 수정한 새로운 인식과정을 제시하고자 한다.

### 2.3 수정된 인식 알고리즘

이전의 인식과정에서 문제가 되었던 것은 마지막 단계의 선형적 변환이 어려웠던 것이지만, 기본적으로 입력값인 37개의 형상벡터들을 너무 무리하게 여러 단계를 거쳐 목표하고자 하는 평면으로 투영시킨다고 할 수 있다.

Fig. 4에서 보듯이 새로운 인식과정에서는 지식기반의 표준입자코드를 하나의 결과식으로 압축하기 보다는, 입력을 받는 형상벡터들을 직접 연결시키는 방법을 사용하였다. 연결방법에는 앞서 제시했던 'Euclidean distance'를 이용하였다. 여기서 적용한 거리의 개념은 이전에 표

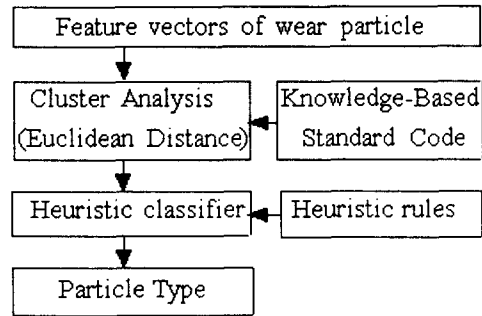


Fig. 4. Wear Debris Classification Scheme.

준 마모입자간의 유사성을 표현하기 위한 것이 아니라, 분류하고자 하는 입자와 표준마모입자 사이의 유사성을 각기 비교하는 것으로 사용되었다.

또한, 앞서 각각의 마모입자를 하나의 차원으로 형성한 것 이외에 37개의 형상벡터들 또한 속성별로 하나의 차원을 형성할 수 있도록 다음과 같이 각 속성별 형상벡터들의 합을 1로 일정하게 유지하도록 하였으며, 각 속성별 형상벡터에 가하는 **weight** 값( $F_{ij}$  : 식(3) 참조)은 역시 전문가의 경험적 지식을 토대로 설정하였다.

$$\sum_{j=1}^m F_{ij} = 1.0 \quad , \quad i=1 \sim 9 \quad (3)$$

where  $i$  = dimension

$j$  = feature vector

$m$  = No. of feature vectors

그러나, 마모입자를 인식함에 있어 각 속성의 형상벡터의 합을 1로 일정하게 유지하였기 때문에, 실제 입자 속성들 사이의 중요도는 구별하기가 어렵다. 따라서, 어떠한 속성의 형상벡터의 중요도가 다른 것에 비하여 두드러질 경우 상기결과가 그릇된 결과를 나타낼 수 있으므로, heuristic rule을 사용하여 그 결과를 검증

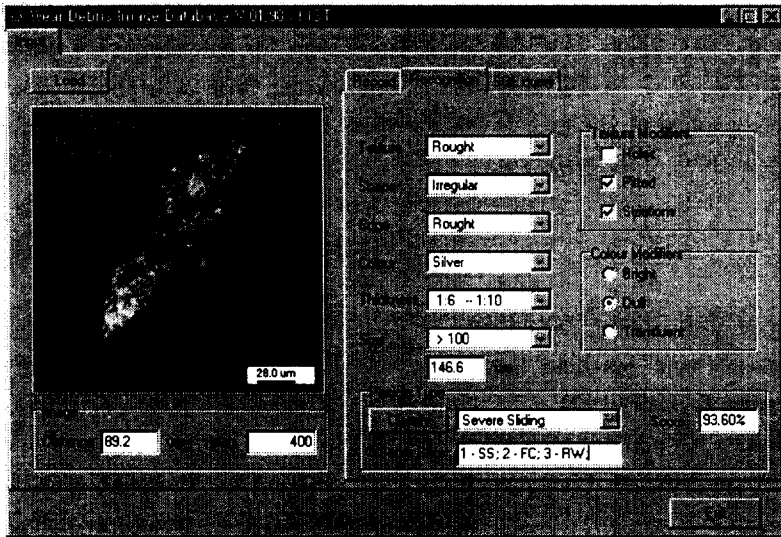


Fig. 5. Wear Debris Auto-Rognition Software.

하도록 하였다.

### 3. 마모입자 분석용 소프트웨어

Fig. 5에는 수정된 알고리즘을 이용하여 개발한 마모입자 분석 소프트웨어를 보여주고 있다. 프로그램은 DELFI V3.0을 사용하였으며 Fig. 5에 보이는 바와 같이 인터페이스를 메뉴식으로 구성하여 작업자의 편리성을 도모하였다.

소프트웨어의 첫 번째 기능은 'Paradox'를 이용하여 다양한 마모입자 이미지들과 특성들을 기존의 데이터베이스 시스템에 저장, 관리하는 것이다. 두 번째는 작업자가 제시된 마모입자의 이미지에 대한 형상벡터들을 선정하게 되면 앞서 기술한 수정된 인식알고리즘을 통하여 주어진 마모입자를 자동으로 분류해 주는 것이며, 마지막으로 SQL 언어를 사용하여 데이터베이스로부터 정보를 검색할 수 있는 기능도 갖추었다.

소프트웨어에서 인식결과는 Fig. 5의 하단부에 보이듯이 가장 유사성이 높은

결과부터 3개를 차례로 제시하도록 하여 인식결과에서 작업자의 의견을 반영, 유연성을 갖추도록 하였다.

수정된 마모입자 자동인식 알고리즘을 바탕으로 개발한 상기 마모입자 분석 소프트웨어에서 실제 다양한 마모입자 이미지들을 입력하여 자동인식을 실행한 결과 약 90%의 인식률을 보였다.

### 4. 결론

본 연구에서는 마모입자 인식과정에서 형상추출을 통한 방법을 이용하였고, 입자의 속성과 형상 그리고 분류하고자 하는 마모입자 종류와의 일련의 법칙은 전문가의 경험적 지식을 토대로 선정하였다. 그리고 다차원스케일링 기법에 기반을 둔 수학적, 통계적 분류방법으로 알고리즘을 구성하였으나 이에 문제점을 발견하여 다소 수정한 알고리즘을 새롭게 제시하였다.

다음으로 수정된 알고리즘을 기반으로 마모입자 이미지의 데이터베이스화와 자

동입자분류를 행하는 소프트웨어를 개발하였으며, 다양한 마모입자 이미지들을 입력하여 자동인식한 결과 약 90 %의 인식을 보임으로써 수정된 마모입자 자동인식 알고리즘의 타당성을 확인하였다.

#### 참고문헌

1. Williams, Davies and Drakes, "Condition-based Maintenance and Machine Diagnostics", Chapman & Hall, 1994.
2. Trevor M. Hunt, "Condition Monitoring of Mechanical and Plant" Chapman & Hall, 1996.
3. Trevor M. Hunt, "Handbook of Wear Debris Analysis and Particle Detection in Liquids", Elsevier Applied Science, 1992.
4. B.J. Roylance, I.A. Albidewi, A.R. Luxmore and A.L. Price, "The development of a computer-aided systematic particle analysis procedure-CASPA", Lubr. Eng, Vol 48(12), pp940-946, 1992.
5. Kun Xu, A.R. Luxmoore, "An integrated system for automatic wear particle analysis", Wear, Vol 208, pp184-193, 1997.
6. W. Uedelhoven, M. Franzl and J. Guttenber, "The use of automated image analysis of the study of wear particles in oil-lubricated tribological systems", Wear, Vol 142, pp107-113, 1991
7. 박홍식, "Neural Network에 의한 기계 윤활면의 마멸분 해석", 한국윤활학회지, Vol. 21, pp65-71, 1995.
8. N.K. Myshkin, O.K. Kwon, A.Ya. Grigoriv, H-S. Ahn, H. Kong, "Classification of wear debris using a neural network", Wear, Vol 203-204, pp658-662, 1997.
9. A.Ya. Grigoriev, H.Kong, "Image Database Indexing and Hashing by the Multidimensional Scaling", Processing of Fourth International Conference on PATTERN RECOGNITION AND INFORMATION PROCESSING, Vol 1, pp295-299, 1997.