

# 칼라 패턴인식을 이용한 마모입자 분석

장래혁 · A.Y.Grigoriev\* · 윤의성 · 공호성 · 강기홍

한국과학기술연구원 트라이볼로지연구센터

\*Metal-Polymer Research Institute, Belarus

## Wear Debris Analysis using the Color Pattern Recognition

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

Tribology Research Center, KIST

\*Metal-Polymer Research Institute, Belarus

**Abstract** - A method and results of classification of 4 types metallic wear debris were presented by using their color features. The color image of wear debris was used for the initial data, and the color properties of the debris were specified by *HSI* color model. Particle was characterized by a set of statistical features derived from the distribution of *HSI* color model components. The initial feature set was optimized by a principal component analysis, and multidimensional scaling procedure was used for the definition of classification plane. It was found that five features, which include mean values of *H* and *S*, median *S*, skewness of distribution of *S* and *I*, allow to distinguish copper based alloys, red and dark iron oxides and steel particles. In this work, a method of probabilistic decision-making of class label assignment was proposed, which was based on the analysis of debris-coordinates distribution in the classification plane. The obtained results demonstrated a good availability for the automated wear particle analysis.

**Keywords:** wear debris analysis, color, multidimensional scaling, probabilistic recognition.

### 1. 서론

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

그 발생 원인별로 대체적으로 고유한 형태를 형성하기 때문에, 마모입자의 여러 특성(형태, 크기, 표면질감, 색 등)을 규명함으로써 분석이 이루어진다[2-3].

이러한 분석은 해당 분야의 전문가에 의하여 수동으로 행하여져 왔으나, 객관성결여, 시간적 손실, 데이터 관리 등의 단점을 극복하고자 마모입자인식의 자동화에 관한 연구가 시도되고 있다[4-7]. 그

러나, 실제로 이러한 자동화에 대한 연구는 칼라를 제외한 형태, 크기, 표면질감에 초점이 맞추어져 있다. 이것은 크게 두 가지 이유로 설명될 수 있는데, 칼라는 인간의 눈과 뇌의 인식에 의한 것으로 고유한 절대값을 갖지 않는다는 것이며, 정확한 칼라 이미지 획득을 위해 많은 비용이 요구된다는 점이다. 두 번째의 경우 초기에는 정확한 칼라측정을 위해 광스펙트럼분포(light spectrum distribution)나 스펙트로포토미터(spectrophotometer) 등을 사용해왔으나, 최근에 CCD 카메라의 출현으로 보다 손쉬운 이미지 획득이 가능해졌다.

본 연구에서는 마모입자분석의 중요한 요소인 입자의 칼라특성을 추출, 패턴인식방법을 이용하여 마모입자를 분류하고자 하였다. 연구대상 이미지로는 칼라특성을 반영하고 있는 steel, copper alloy, red oxide, black oxide 의 4종류의 입자를 선택하였으며, 입자의 칼라특성을 수치적으로 표현하는 칼라모델로는 일반적인 RGB 이외에 색상(hue), 채도(saturation), 명도(brightness)를 구성요소로 갖는 HSI을 비교 후 사용하였다. 한 이미지에 대한 H, S, I의 수치들은 보다 다양하고 정확한 표현을 위해 각각 mean, median, geomedian, standard deviation, kurtosis, skewness로 세분화되었으며, 주요인자 추출을 위하여 패턴인식의 한 방법으로 잘 알려진 Principal Component Analysis를 이용하였다.

이렇게 얻어진 주요인자를 바탕으로 표준이미지 칼라에 대한 코드를 구성하였으며, 마모입자 인식에 있어 분류방법으로는 Cluster Analysis와 다차원스케일링(multidimensional scaling)에 기반을 둔 수학적, 통계적 방법을 이용하였다. 또한, 분류된 2차원상의 데이터 분포를 확률밀

도함수로서 구성, 제안하였다. 이러한 일련의 기법을 기반으로 칼라 패턴인식 알고리즘을 구성하였으며 샘플 이미지들을 통하여 알고리즘의 타당성을 확인하였다.

## 2. 칼라 모델

인간의 칼라지각능력은 세 가지 cone들의 반응에 의해 나타나는데, 이 때문에 모든 칼라모델은 세 개의 값(tristimulus)을 기반으로 한다. 인간의 눈에 감지된 칼라의 수치적 표현을 위해 RGB, CMY, HSI, YIQ 등의 여러 칼라모델이 사용되며, 가장 일반적으로 쓰이는 것이 빨강, 초록, 파랑의 삼원색으로 표현되는 RGB 칼라모델이다[8]. RGB 모델은 Fig. 1(a)와 같이 3차원 입방체로 표현되며 채널당 8비트, 0 ~ 255의 값으로 컴퓨터 그래픽스 분야에는 많이 이용되지만 칼라요소들간의 상호관계가 너무 커서 유연한 칼라 표현이 다소 어려워 일부 영상처리 알고리즘의 수행에는 부적절하다. 이 외에도 RGB와 보색의 관계에 있는 CMY 모델이

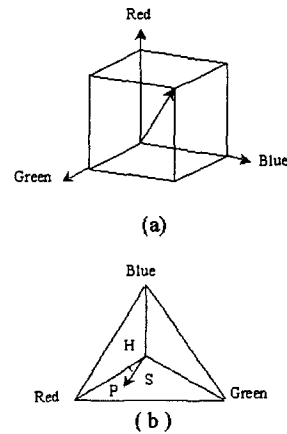


Fig. 1. Color model (a) RGB (b) HSI

나 텔레비전방송에 쓰이는 YIQ 모델이 있으나, 본 연구와 같은 분야에서는 이러한 모델보다는 구성요소로 색상, 채도, 명도를 갖는 HSI 모델이 더 적합한 것으로 판단되었다. Fig 1(b)에 나타난 HSI 모델의 값은 실제 수행시 초기에 RGB로 표현된 이미지에 대한 칼라데이터를 식 (1)을 이용하여 변환시켜 이용한다.

$$\begin{aligned}
 I &= \frac{1}{3}(R+G+B) \\
 S &= 255 - \frac{3}{(R+G+B)} \min(R, G, B) \\
 H &= \cos^{-1} \frac{0.5[(R-G)+(R-B)]}{\sqrt{[(R-G)^2+(R-B)(G-B)]}}
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

### 3. 실험장치 및 방법

본 연구에서 사용한 영상처리시스템은 Fig. 2에 보여주고 있듯이, 크게 CCD 카메라를 부착한 광학 현미경과 이미지 캡처 카드를 가진 PC 그리고 해당 구동 소프트웨어로 구성되어 있다. 일반적으로 영상처리에 쓰이는 프레임그래버(frame grabber) 대신 저가이며 쉽게 적용 가능한 이미지 캡처카드를 사용하였다.

CCD카메라에서 얻은 칼라 데이터는 조명 조건에 따라 달라지므로 동일한 조건

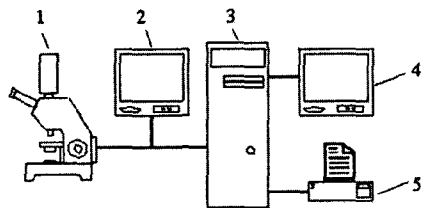


Fig. 2. Schematic view of image processing.

하에서 이미지를 추출해야만 신뢰성을 가질 수 있다. 따라서, 광원, 반사경 등의 조명조건은 접안렌즈를 통한 이미지와 화면에 디스플레이 되는 이미지를 매칭시키는 일련의 작업을 통하여 결정하였으며, 마모입자 샘플이미지 추출시 모든 조건은 동일한 상태에서 진행되었다.

실험을 위해 많은 오일 샘플로부터 수집된 마모입자에 대해 동일한 조건 및 절차에 따라 이미지를 추출하였으며, 이들 중 해당 전문가에 의하여 분류하고자 하는 copper alloy, steel, red oxide, black oxide 의 4종류의 입자를 구분하였다. 칼라 이미지 포맷은 320×240 pixel의 크기에, 24 bit 칼라 정보를 가지도록 했으며, 각각의 금속 표면 이미지로부터, 75×75 pixel 크기의 샘플 30개의 칼라 이미지를 얻었다. 패턴인식에 이용된 표준샘플의 대표적 예를 Fig. 3에 제시하고 있다.

### 4. 칼라 패턴인식

#### 4.1 주요인자 추출

동일한 조건하에서 추출된 이미지들의 보다 세분화되고 정확한 칼라표현을 위하여 H, S, I 각각에 대해 mean, median, standard deviation, geomean, kurtosis, skewness 의 6가지 인자를 도입하였다. 이 중 조명조건에 따라 달라질 수 있는 세 개의 I 값은 제외하였다. 결과적으로 한 칼라이미지는 15개의 인자들의 값으로 표현되며, 각 인자의 영향력을 없애기 위하여 식 (2)와 같이 정규화(normalizing) 과정을 거쳐 표준화하였다.

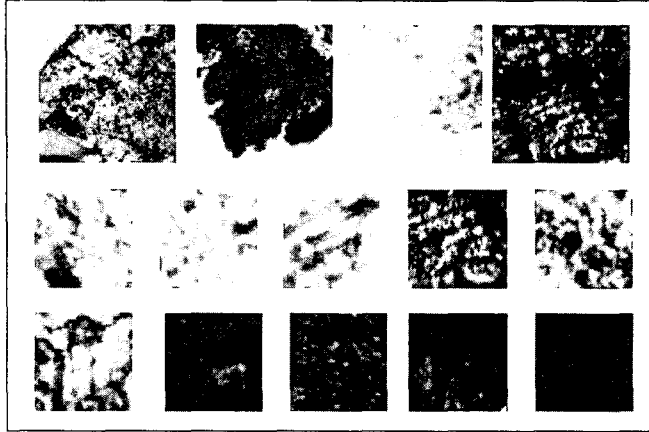


Fig. 3. Examples of color images of standard wear debris.

$$x_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \quad (2)$$

where  $\sigma^2$ : standard deviation

이렇게 얻어진 표준샘플의 칼라 데이터 집합은 principle component analysis에 의해 최적화 된다. 이는 구분이 어려운 고차원 상의 데이터를 2, 3차원 상에서 분석이 가능하도록 하는 패턴인식의 한 기법으로 Fig. 4(a)에 보여지듯이 15개 인자들의 분산이 2개의 요소에 따라 결정됨을 알 수 있다. 중심점으로부터 멀어질수록 인자의 중요도가 커지는 것으로 인자별 값의 변화를 Fig. 4(b)에 보여주고 있다. Threshold value 0.75 이상의 인자만을 선정함으로써 결과적으로 H(mean, median), S(mean, skewness), V(skewness)의 5개의 주요인자가 선정되었다.

#### 4.2 패턴 인식

본 연구에서 분류하고자 하는 4종류의 입자에 대한 표준 데이터집합은 앞서 여러 과정을 거쳐 30개의 이미지와 각 칼라특성을 표현하는 5개의 주요인자로 구성되었다. 여기서 이러한 단순한 수치적 나열로 이루어진 데이터집합이 시각적으로 분별 가능한 2차원 공간상에서 어떠한 데이터분포를 나타내는가를 알기 위하여 패턴인식기법을 도입하였다.

그 초기단계로, 30개의 표준 샘플 사이에 유사성의 정도를 수치적으로 표현하기 위하여 다차원 상의 거리를 측정하는 가장 일반적이고 간편한 방법인 식 (3)의 Euclidean distance를 사용하였다.

$$e_{kl} = \sqrt{\sum_{i=1}^d (x_{ik} - x_{il})^2} \quad (3)$$

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

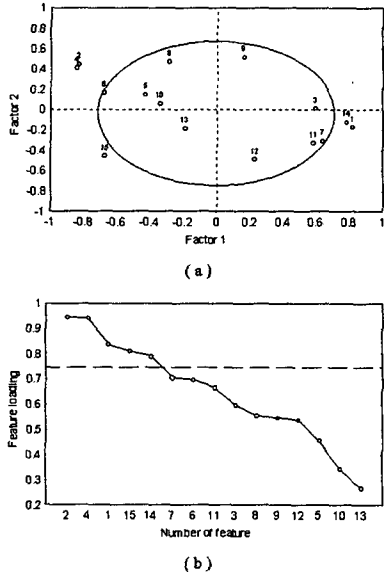


Fig. 4. Principal component analysis.  
(a) factor loading (b) scree test

5개의 인자를 구성요소로 갖는 하나의 샘플이미지의 경우, 각 샘플간의 거리는 두 샘플간의 유사성을 수치로 표현함을 의미한다. 결과적으로 초기 표준 데이터 집합은  $30 \times 30$ 의 대칭행렬로 표현된다.

표준 샘플 이미지들간의 관계가 수치적인 형태의 값으로 표현되면, 이러한 특성을 그대로 유지하면서 시각적으로 분별 가능한 2차원 공간상의 값으로 나타내고자 하는 문제가 발생한다. 본 연구에서는 이를 위해 패턴인식기법의 한 방법인 반복, 근사화 방법에 해당하는 다차원 스케일링(multidimensional scaling) 기법을 사용하였다.

다차원스케일링은 반복, 근사화 기법에 해당하기 때문에 맵핑 전후의 오차를 최

소화 함으로써 구현된다. 실제로 맵핑된 값은 근사해 만이 존재하게 되므로 이의 평가를 위해 식 (4)와 같이 정의되는 일종의 loss value를 사용하였다.

$$\psi = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{l=k+1}^n (D_{kl}^{(0)} - D_{kl})^2 \quad (4)$$

where  $D_{kl}^{(0)}$ : observed distance

$D_{kl}$ : reproduced distance

만약에 상기 값이 허용될 정도로 작다면, 그것은 맵핑전 데이터간의 관계가 2차원 공간상에서도 최대한 유지가 된다는 것을 의미한다. Fig. 5에 30개 표준이미지들의 2차원상의 데이터 분포를 나타내고 있다. Fig. 5의 결과는, 초기 표준샘플의 데이터집합이 Dimension 1을 따라 3개의 영역으로 분류될 수 있음을 보여준다. 이 결과는 비슷한 칼라특성을 갖는 이미지의 경우 패턴인식기법을 통하여 표현된 2차원 공간상에서 한 축을 기준으로 비슷한 분포위치를 갖는다는 것을 의미한다. 각 영역은 두 경계선을 기준으로 구분되었으며, Fig. 6에서는 경계선을 기준으로 보다 자세한 분류도 가능할 수 있음을 보여주고 있다.

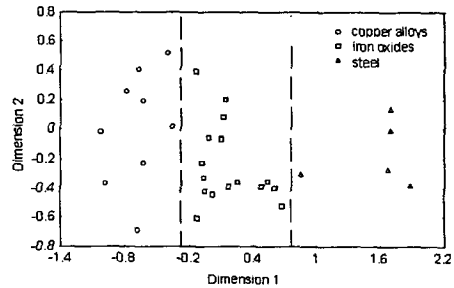


Fig. 5. 2-D data distribution of color samples

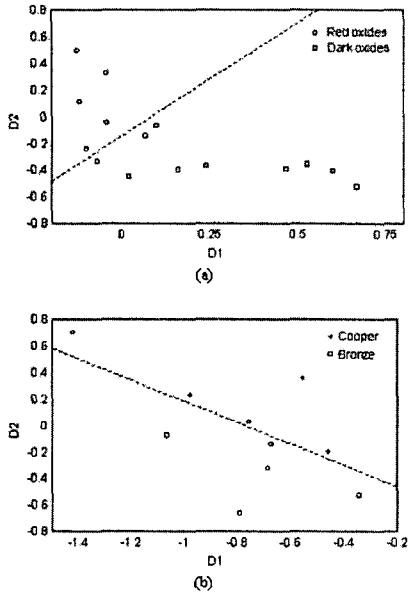


Fig. 6. Classification plane of (a) oxides  
(b) copper based alloy

이러한 표준데이터 분포결과를 기반으로, 분류하고자 하는 샘플이미지를 표준 이미지들과 비교하기 위해서는 Fig. 5에 나타나있는 2차원 분포데이터의 결과와 초기 표준샘플 데이터집합간의 관계식을 만족시키는 선형적 변환이 가능한 방정식을 구해야 한다. 2차원으로 구성된 표준 샘플데이터의 분류평면에서 Dimension I, II 축을 기준으로 한 선형방정식을 식 (5)와 같이 계산하였다.

$$D_i = a_0 + \sum_i^n a_i f_i, \{i=1,2, n=1..4\} \quad (5)$$

fitting의 정확성은 D1축에서의 점들의 상태오차로 측정했는데 5%를 넘지 않았다.

### 4.3 확률밀도함수

표준데이터의 데이터분포 평면에서 영역의 구분시 일차원적으로 구분하여 사용하는 것에는 다소 문제점이 존재할 수 있다. 즉, 2차원 평면에서의 데이터의 위치가 중요한 요소로 작용하는데, 영역간의 구분을 하나의 직선으로 완전히 분리한다는 것에는 무리가 될 수 있고, 군집 형태를 보이는 데이터의 경우 그 관계를 설명하기에 부족할 수 있다.

이러한 문제점들을 극복하기 위해, 표준샘플 값들의 평균, 분산 등을 이용하여 그 분포상태를 확률밀도함수로써 표현하였으며 그 결과를 Fig. 7에 나타내었다. 이러한 확률분포를 이용하면 샘플이미지가 각 영역에 포함될 가능성을 나타낼 수 있다는 장점을 가진다.

### 5. 적용결과 및 토의

표준샘플을 추출한 절차와 동일한 방식으로 copper alloy, oxide, steel 각각 24개씩 72개의 샘플을 선정하였다. 각 이미지의 칼라특성은 앞서 principal component

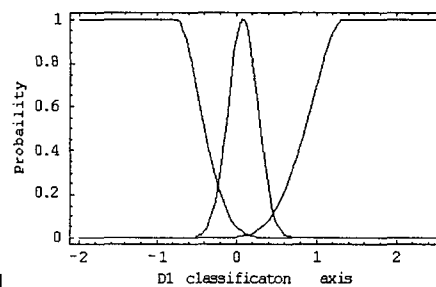


Fig. 7. Probabilistic function for classification of 3 types of particles.

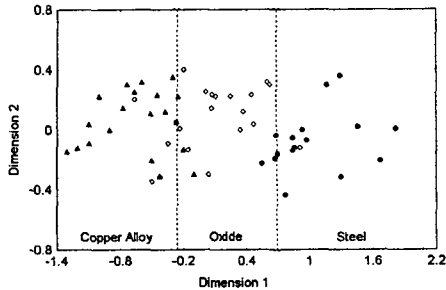


Fig. 8. Recognition result of test images.

analysis를 통하여 선정된 5개의 주요인자로 구성되었으며, 식 (5)의 선형방정식을 이용하여 표준샘플의 2차원 데이터분포 평면에 72개의 모든 샘플을 표시하였다. Fig. 8에 그 결과를 보여주고 있다.

Fig. 8의 결과를 살펴보면, 대부분의 샘플들이 자신의 영역에 맞는 곳에 분포되었으나 일부 그렇지 않은 것들도 있었다. 이것은 칼라이미지를 추출하는 과정에서의 일관성 및 정확성이 일부 결여될 수 있었고, 실제 입자종류에 대한 명확한 칼라구분이 어려운 것도 문제점으로 지적될 수 있다. 또한, 앞서 기술했듯이 광원의 세기, 조명조건, 광로, 검출기의 감도 등에 영향을 받는 칼라의 특성상 동일한 조건하에서 칼라인식이 이루어져야만 신뢰할 수 있는 결과를 얻을 수 있다. 또한, 상기의 이유로 다른 하드웨어시스템을 이용했을 경우, Fig. 8과 같은 결과를 얻지 못할 수도 있다는 것이다. 이의 해결을 위해서는 칼라인식을 위한 보정시스템이 요구된다 하겠다.

칼라는 절대적인 특성이 아니기 때문에, 보정이 쉽지는 않으며 측정 시스템의 일반적인 칼라 표준코드를 필요로 한다.

이를 이용하여 표준 코드와 각 입력 장치와의 보정과정을 통한 동일한 칼라인식조건을 맞추는 과정이 필요할 것으로 사료된다.

## 6. 결론

본 연구에서는 마모입자분석의 중요한 요소인 마모입자의 칼라특성을 추출, 패턴인식을 이용하여 4 종류의 금속 마모입자를 분류하고자 하였다. 칼라모델로는 HSI 모델을 이용하였으며, 각각 6개의 인자(mean, median, geomedian, standard deviation, kurtosis, skwness)들로 세분하여 표현하였다. 이들 인자들은 Principal component analysis 기법을 통하여 5개의 주요인자집합으로 압축되었다. 이렇게 얻어진 표준샘플의 데이터집합은 다차원스케일링기법에 의하여 2차원 상의 데이터분포로 표현되었으며, 그 결과 한 축에 대하여 같은 종류의 칼라이미지의 경우 비슷한 분포위치를 나타냄을 보여주었다. 추가적으로 분류평면에서 경계선으로의 구분 이외에 확률밀도함수를 이용한 영역구분을 제안하였다.

또한, 표준 칼라분류평면을 기반으로 72개의 샘플이미지에 대한 분류결과 본 연구에서 제안한 일련의 칼라 패턴인식 기법이 칼라이미지를 통한 표준입자분류에 있어 어느 정도의 가능성과 유용함이 있는 것으로 나타났다.

## 후 기

본 논문은 과학기술부가 지원하는 국가지정연구실사업으로 지원, 수행하였습니다.

## 참고 문헌

1. Williams, Davies and Drakes, 'Condition-based Maintenance and Machine Diagnostics', Chapman & Hall, 1994.
2. Wear Particle Atlas (Revised), Daniel P. Anderson, REPORT NAEC-92-163, 1982.
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. 12, pp65-71, 1995.
8. Gonzalez R. C., Woods R. E., 'Digital Image Processing', Addison-Wesely, 1992.
9. Cox T. F., "Multidimensional Scaling", Newcastle: Univ. of Newcastle, 1994.
10. 장래혁, 윤의성, 공호성, A. Ya. Grigoriev, "입자유형별 형상추출에 의한 마모입자 자동인식에 관한 연구", 한국윤활학회, Vol. 15, pp206-211, 1999.