

이 논문은 1996년도 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음.

# 신경회로망 모델을 이용한 기계윤활면의 마멸분 형태식별

박 흥 식\*, 서 영 백\*\*, 조 연 상\*\*

## Wear Debris Identification of the Lubricated Machine Surface with Neural Network Model

H. S. Park\*, Y. B. Seo\*\*, Y. S. Cho\*\*

### ABSTRACT

The neural network was applied to identify wear debris generated from the lubricated machine surface. The wear test was carried out under different experimental conditions. In order to describe characteristics of debris of various shapes and sizes, the four shape parameter(50% volumetric diameter, aspect, roundness and reflectivity) of wear debris are used as inputs to the network and learned the friction condition of five values(material 3, applied load 1, sliding distance 1). It is shown that identification results depend on the ranges of these shape parameter learned. The three kinds of the wear debris had a different pattern characteristics and recognized the friction condition and materials very well by neural network.

**Key Words** : Neural Network(신경회로망), Wear Debris(마멸분), Identification(형태식별), 50% Volumetric Diameter(50%체적경), Aspect(장단도), Roundness(복잡도), Reflectivity(광택도), Learning(학습), Hidden Layer(중간층).

### 1. 서 론

기계구동계를 구성하는 윤활운동면의 작동유증에서 발생되는 마멸분의 관찰과 해석이 가능하게 되면 마찰면의 손상감지와 상태진단 그리고 나아가 이들의 마멸기구 해명에도 막대한 정보를 제공해 준다는 것은 충분히 인식되고 있다. 그럼에도 불구하고 현재까지 마멸분에 대한 취급은 아직도 정성적인 범위를 벗어나지 못하고 있고, 또한 그 정보가 유효하게 활용되는 일은 적다.<sup>(1-3)</sup> 이처럼 윤

활운동면에서 발생되는 마멸분 데이터의 유효이용을 방해 하고 있는 요인은 형태와 크기가 다양한 입자의 특징을 정리하는 기술적인 방법이 아직 확립되어 있지 않고, 작동중에 있는 윤활면의 손상과정을 직접 보는 것이 곤란하기 때문이라고 생각된다.

최근 컴퓨터의 기억용량의 확장에 따라 패턴검사 및 문자판독<sup>(4,5)</sup>에 널리 이용되고 있는 화상처리 기술과 컴퓨터의 이용에 의하여 마멸분의 형태나 크기의 정량적인 데이터를 용이하게 얻을 수 있는 지금에 있어서도 그 데이터

\* 동아대학교 기계공학과  
\*\* 동아대학교 대학원 기계공학과

의 사용방법은 아직 정성적인 범위에 지나지 않고 있다.

Roylance<sup>(6)</sup>는 마멸분 화상해석의 자동화와 그것에 기초한 작동상태 진단에 관한 연구를 진행하였지만, 정상마멸, severe 마멸, abrasive 마멸 등의 마멸형태의 범주로서 마멸분의 화상 파라미터(parameter)의 값 범위를 나타내는데 지나지 않고 있다. 이것은 혈액검사에 비하면 상세한 분석 데이터로부터 간단하게 그 사람의 건강이 어떠한가를 판정하는 것과 같다고 생각된다. 한편 응용기술로서 실용화하고 있는 ferrography에 있어서도 분석결과로부터 작동상태의 이상유무를 판정하기 위해서는 대상으로 하는 기계윤활 구동계를 숙지한 담당자의 풍부한 경험과 느낌이 더욱 절실히 요구되고 있다.<sup>(6-7)</sup>

이처럼 기계구동계를 구성하는 윤활운동면에서 발생하는 마멸분의 정량적인 형태정보와 이에 대한 해석을 작동상태 진단기술에 적용하기 위해서는 전문적인 바와같이 윤활운동면에서 발생하는 다종다양한 무수한 입자를 가지는 마멸분의 형상특징과 마찰과 관련되는 이들과의 인과관계를 고려한 마멸분 데이터 정보에 대한 정리방법의 확립이 절실히 필요하며, 이것은 아직 해명되고 있지 않고 있는 마멸분 발생기구에 대해서도 큰 역할을 담당할 수 있다고 생각된다.

따라서 본 연구에서는 이를 위하여 패턴인식을 비롯하여 많은 분야에 범용적으로 사용되고 있고, 또한 대상으로 하는 문제의 입출간의 비선형적인 관계를 학습에 의하여 판정할 수 있는 계층형 인공 신경회로망<sup>(8-10)</sup>을 이용하여 기계윤활면에서 발생하는 마멸분의 특징추출과 형태식별을 행함으로써 기계구동계의 작동상태 진단에 활용하고자 하였다.

## 2. 실험방법

### 2.1 윤활마찰실험

본 연구에 사용한 실험재료로서 pin 시험편은 직경 5.0mm의 베어링鋼球 STB2(780Hv)를, disk 시험편으로 경도가 다른 3종류의 강 즉, 기계구조용강 SM45C(200Hv), 스테인레스강 STS304(190Hv) 및 냉간 금형용강 SKD11(720Hv)을 사용하였다. disk의 형상은 직경 50mm, 두께 10mm이고, 이를 emery paper #1200으로 정밀연마하여 그 표면조도를 0.2 $\mu$ m Rmax로 일정하게 하였다. 그리고 실험에 사용한 윤활유는 무첨가 파라핀(paraffine)계 광유(8.2 cSt@40 $^{\circ}$ C)를 사용하였다.

실험장치는 pin-on-disk형 마찰·마멸시험기에 의하여 윤활마찰 실험하였으며, 이것은 회전하는 disk 시험편에 베어링 강구를 압착시켜 마찰하는 것으로 이의 개략도를 Fig. 1에 나타내었다.

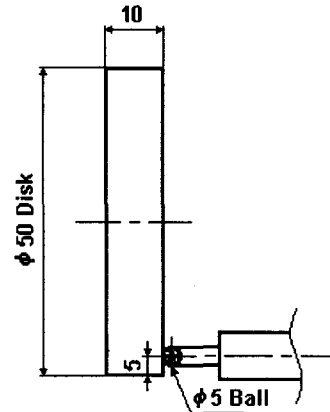


Fig. 1 Schematic diagram of pin-on-disk specimen

마찰·마멸시험기의 모터는 무접점 속도제어 모터로서 여기에 감속기어를 부착시켜 그 미끄럼속도를 6.28mm/sec로 일정하게 하였고, 접촉하중은 Table 1에서 보는 바와같이 1kg에서부터 5kg까지 3단계로 설정하였다. 또한 미끄럼거리는 3종류 시험편 모두 0~234m까지로 일정하게 하고, 이를 세분화하여 0~78m, 78~

Table 1. Experimental condition

Disk	Load (kg)	Sliding distance (m)
SM45C	1, 3, 5	78, 156, 234
STS304	1, 3, 5	78, 156, 234
SKD11	1, 3, 5	78, 156, 234

156m 및 156~234m를 미끄럼거리 초기, 중기 및 말기로 구분하여 실험을 행하였다. 그리고 윤활장치부에는 시험편 접촉점 하부에 oil bath를 설치하고 윤활유 공급은 순환펌프로써 silicon tube를 통하여 시험편 접촉점에 분사시켰으며, pin 시험편은 piano선을 이용하여 사하중을 걸어 disk에 가압하였다. 한편 각 실험조건에 따른 마멸분은 oil bath내의 윤활유를 각반한 후 공경 0.45 $\mu$ m의 membrane filter가 부착된 윤활유 채취기구를 통하여 마멸분을 채취하여 이를 화상처리 하였다.

2.2 형태 파라미터의 화상해석

실험조건 별로 채취한 마멸분의 데이터 정보를 얻기 위한 화상처리 시스템<sup>(1)</sup>을 사용하였으며, 본 연구에 사용한 frame grabber는 화소수 640x480, 화소당 분해능은 RGB 각 8 bit (256 grey level)이고, 정방형 1 화소 (pixel)의 길이는 0.426 $\mu$ m이다. 이것은 마멸분 채취부분의 filter 직경이 35mm인 것을 고려하면 모니터 1 화면의 면적은 filter 직경의 17,302분의 1이 된다.

각 실험 조건은 모두 대물렌즈 40배로서 filter내의 랜덤한 위치 50화면에 포함된 10화소(1.81 $\mu$ m)이상되는 마멸분에 대하여 이들의 파라미터를 계산하였다. 그리고 frame grabber의 제어 및 data의 처리는 모두 C 프로그램(일부는 기계어)에 의하여 행하였다.

신경회로망에 의한 마멸분 형태식별을 위하여 화상처리한 데이터 정보(입자둘레, 크기, 면적, 입자수 및 색정보)로부터 마멸분 입자의 4가지 형태 파라미터를 Fig. 2와 같이 정의하였으며<sup>(2)</sup>, 이것은 50%체적경, 장단도, 복잡

도, 및 광택도이다.

3. 실험결과 및 고찰

3.1 형태 파라미터의 분포특징

본 연구에서 각 실험조건에서 마멸분 입자 한개한개 마다의 파라미터 값으로 부터는 그것이 어느 실험조건인지 직접적으로 판단할 수 없다. 따라서 각 실험조건에 따른 마멸분의 형태를 식별하기 위해서는 집단으로서의 성질, 예를들면 전체 마멸분 입자의 평균치 등을 이용할 필요가 있다. Fig. 3은 작용하중이 5kg, 미끄럼거리를 초기인 (a)0~78m, 말기인 (b)156~234m에서의 3종류 시험편 재료의 마멸분 전체의 평균치를 4가지 형태 파라미터 즉, 50%체적경, 장단도, 복잡도 및 광택도의 대소를 간략화하여 나타낸 선도이다. 이 그림에서 사각형의 형태가 재료와 미끄럼거리에 따라 각각 다르기 때문에 작동조건에 따른 마멸분 데이터의 특징을 대체로 구별할 수 있다고 생각된다. 즉 재료에 따른 특징에서 미끄럼거리 초기인 (a)에서는 STS304의 경우가 마멸입자의 크기를 나타내는 50%체적경이 가장 크고 다음으로 SM45C가 크며, 복잡도와 장단도에서 SM45C가 다른 2종류의 재료보다 더 큰 값을 가진다는 것에서 보면 마멸분 형상이 가늘고 긴 특징을 가진다는 것을 알 수 있다. 그러나 SKD11은 광택도를 제외한 3가지의 형태 파라미터에서 다른 두 재료 보다 작기 때문에 입자 크기가 현저하게 작고 둥글다는 것을 나타내 주고 있다고 생각된다. 그리고 미끄럼거리 말기인 (b)에서 SM45C의 경우는 마멸분 크

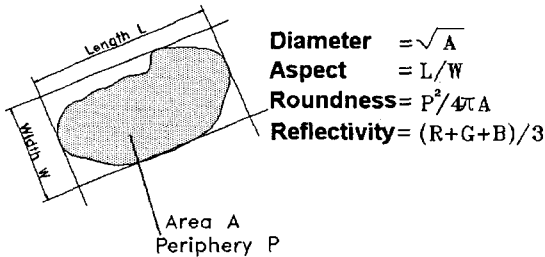


Fig. 2 Shape parameter of wear particle

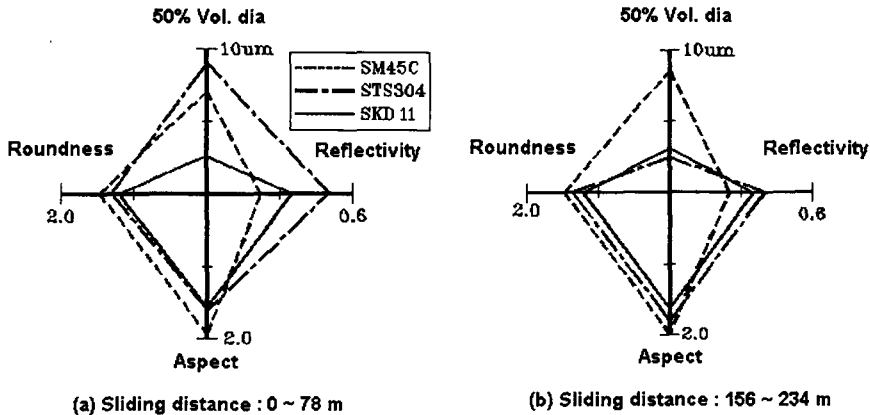


Fig. 3 Diagram of shape parameter, Load : 5kg

기가 미끄럼거리인 초기 (a)와 비교하면 조금 큰 값을 가지고 있지만, STS304의 경우는 미끄럼거리의 증가에 따라 마멸분의 크기가 현저히 작아지고 있다는 것을 볼 수 있다. 이것은 STS304의 현미경 조직이 오스테나이트이기 때문에 미끄럼거리의 증가에 따른 소성변형에 의한 가공경화가 진행된 결과라고 생각된다. 한편 광택도의 경우 미끄럼거리 초기와 말기 모두 SM45C가 가장 낮고, STS304가 가장 큰 값을 가진다는 것에서 SM45C의 산화반응 속도가 가장 크며, STS304의 경우는 STS304에 함유되어 있는 내식성 원소인 Cr(18%)의 영향이 지배적으로 작용하기 때문이라고 생각된다. 그리고 3종류의 시험편에서 광택도가 대체로 미끄럼거리의 증가에 따라 감소하는 것은 마찰면의 변형과 산화의 진행을 나타내 주고 있다고 생각되고, 또한 본 연구에 사용한 윤활유인 무점가 파라핀계 기유는 탄화수소의 혼합물<sup>(12)</sup>로서 시간이 증가할 수록 서서히 열화변질되어 초기의 윤활성은 감소되고 마찰시간의 증가와 함께 산화반응이 조속히 진행되기 쉽다고 생각된다.

이상에서 SM45C의 마멸분과 같이 입자크기가 크고 또한 마멸분의 형상이 복잡해질수록 광택도는 낮다는 사실에서 어두운 색상을 띤 마멸분이 산화된 것이라고 생각할 때 마멸입자가 클수록 산화되기 쉽고<sup>(11)</sup>, 또한 광택도가 높다는 것은 마멸분이 얇은 박편상의 미세한 크기를 가진 금속광택을 띤 것이라는 사실을 나타내 주고 있다는 것을 알 수 있다.

따라서 본 연구의 프로그램으로 계산한 형태 파라미터의 값을 이용하게 되면 실제 기계윤활면을 구성하는 기계요소 부품의 작동조건에 따라 발생하는 마멸분 형태특징의 구별이 가능하리라 생각된다.

### 3.2 신경회로망에 의한 마멸분 형태식별

Fig. 2에 표시한 4가지의 형태 파라미터는 마멸분이 발생한 마찰조건에 따라 각각 다르므로 이들 다차원 형태 파라미터의 분포만으로는 마멸분의 형태특징을 명확히 식별하기는 무척 곤란하다고 생각된다. 따라서 본 연구에서는 이와같은 다차원의 입력에 대한 마멸분의 pattern 인식을 행하기 위하여 오차역전파학습(back propagation)<sup>(10)</sup>에 기초한 계층형 인공 신경회로망에 의한 형태 파라미터의 학습 및 판정을 통하여 마멸분의 형태인식의 여부를 평가하였다.

신경회로망은 Fig. 4와 같은 계층형 네트워크이며, 각 층의 처리 유닛은 신경세포(neuron)를 모의한 것으로

서 제 2층의 유닛 k를 예들들면 앞 층의 입력치  $y_j^1(j=0 \sim n_1)$ 에 유닛간의 결합강도를 표시하는 가중치  $w_{jk}^2$ 에 의한 가중치의 총합인  $x_k^2$ 를 계산하고 시그모이드(sigmoid) 함수 f에 의하여 유닛의 활성화  $y_k^2=f(x_k^2)$ 을 구하여 다음 층으로 출력한다. 또한 가중치를 보다 양호한 값으로 하기 위하여 네트워크는 감독학습법으로 학습을 행한다. 이 학습을 가능하게 하는 것이 오차역전파 학습이고, 출력된 값의 목표 출력값에 대한 오차에 의하여 각 유닛의 가중치가 차례로 수정된다.

본 연구에 사용한 신경회로망은 4가지 형태 파라미터를 입력값으로 하고, 실험조건에 대응하는 출력층의 unit 수는 5가지의 값(재료 3종류, 하중 1, 시간 1)을 출력하도록 하였으며, 중간층의 유닛 수는 각각 달리하여 실험을 행하였다. 그리고 목표 출력값으로서 재료에 대하여는 정확한 판정의 경우에 실험에 대응하는 유닛은 1을, 그 외의 유닛은 0으로 설정하였다. 하중에 따라서는 0, 0.5 및 1의 3단계로 설정하였고, 미끄럼거리에 대한 특정 파라미터 값의 변화는 단순하지 않기 때문에 여기서는 3가지의 거리 구분 가운데 초기와 말기 데이터를 인식 대상으로 하여 각각 0 과 1로 설정하여 학습하였다.

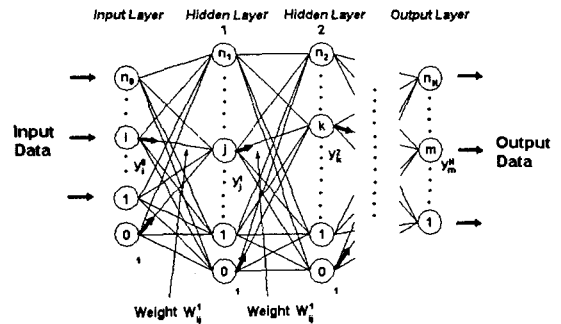


Fig. 4 Diagram of neural network

학습은 수렴판정 조건으로써 총오차(Total error) 0.001 이하 또는 학습 반복회수 10,000회 이하로 하였다. 판정기준으로서는 재료에 대하여는 3 unit 가운데 출력이 0.7이상인 것을 판정결과로 하고, 또한 하중은 출력값 0~0.3을 저하중, 0.3~0.7을 중하중, 0.7~1.0을 고하중으로 하였으며 미끄럼거리는 0~0.5를 초기, 0.5~1.0을 말기로서 판정하였다.

실제 기계윤활면에서 발생하는 마멸분 하나하나의 특정 파라미터는 매우 광범위하게 분포하기 때문에 이를 신경

회로망에 의한 마멸분 형태인식에 적용하기 위한 입력값으로서의 형태 파라미터 값은 넓은 범위로 분포되어 있고, 또한 작동조건 마다의 존재범위가 동일하지 않고 부분적으로 중복되어 나타날 수 있기 때문에 마멸입자 한개 한개 마다의 파라미터로서는 직접적으로 판단할 수 없다. 따라서 마멸분의 형태식별을 위해서는 집단으로서의 성질, 예를들면 일정한 sample 수를 가진 모집단의 평균치를 이용하는 것이 편리하다고 생각된다.

Fig. 5는 작용하중 5kg, 미끄럼거리 초기인 0~78m에서의 3종류의 시험편의 실험조건에서 발생된 마멸분 총 수에서 50개, 100개 및 200개의 작은 단위로 나누어 각각에 대하여 파라미터의 평균치를 소그룹으로 나누어 각 소그룹마다 장단도와 복잡도의 평균치의 범위를 나타내었다. 여기서 3종류의 시험편의 2가지의 형태 파라미터의 값에서 마멸입자 50개와 100개 마다의 평균치에 대한 형태 파라미터 값의 분포범위가 너무 넓고 또한 중첩되어 있지만, 마멸입자 200개 마다의 형태 파라미터 값의 분포범위는 좁고 완전히 분리되어 있기 때문에 본 연

구에서는 각 실험조건에 따른 총마멸입자에서 마멸분 sample수 200개 마다의 평균치에 대한 형태 파라미터 값으로 나타내는 것이 가장 그 특징을 잘 표현할 수 있다고 생각된다.

Table 2는 마찰재료, 하중 및 미끄럼거리의 판정조건에 따른 신경회로망의 판정결과를 정답율로서 표시한 것으로 중간층의 unit수는 6으로 하였다. 학습은 파라미터 전체의 평균치를 입력 데이터로 학습시켜, 판정 데이터로

**Table 2. Identification result from neural network**

Learning data : All average of wear debris  
 Input data : Small groups in every 100 wear debris  
 Number of unit in hidden layer:6

	Material	Load	Slide distance (%)
SM45C	78	56	59
STS304	74	49	95
SKD11	87	74	68
Total	80	60	74

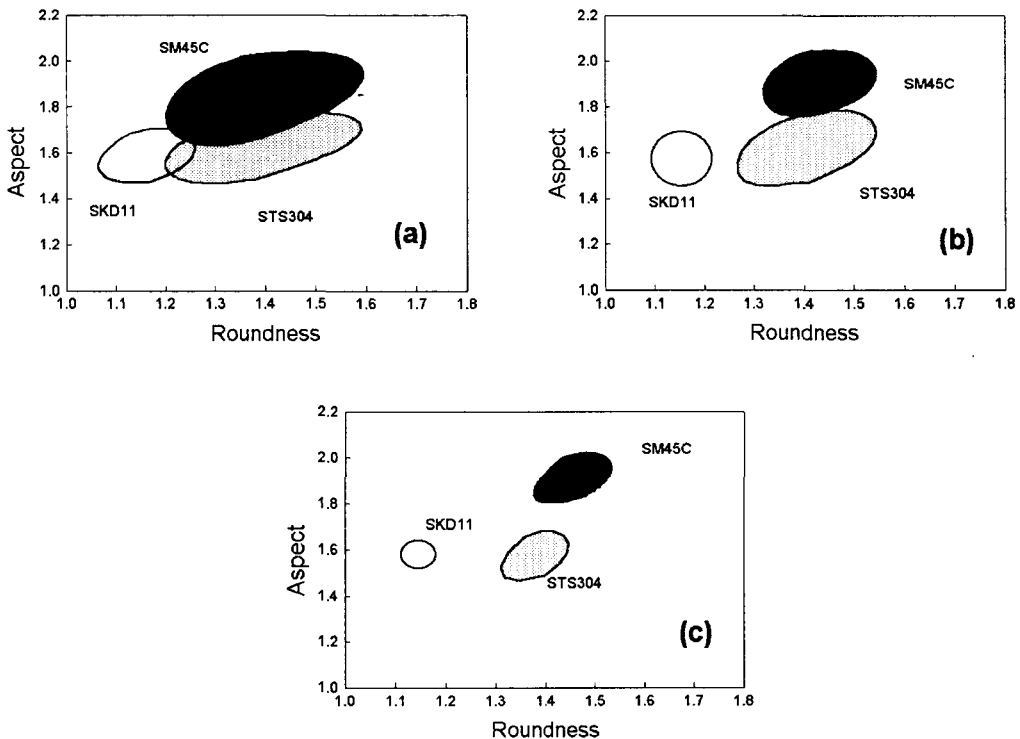


Fig. 5 Average value of shape parameter for specimen in every (a)50, (b)100 and (c)200 wear debris, Load : 5kg, Sliding distance : 0~78m.

서 마멸분 100개 마다의 작은 그룹으로 나누어 평균치를 계산하여 판정한 결과이다. 그리고 Table 3은 Table 2와 동일 학습조건에서 단지 판정 데이터로서 마멸분 200개 마다의 평균치에 대하여 판정한 결과이다. 판정 데이터를 달리하여 비교한 결과 마멸분수 100개 마다의 작은 그룹의 평균치를 이용하는 것 보다는 200개 마다의 작은 그룹의 평균치로 판정하는 것이 정답율이 훨씬 높다는 것을 볼 수 있다. 이것은 Fig. 5에서처럼 마멸분 수 200개 마다의 작은 그룹으로 나눈 평균치는 분포범위가 분리되어 있기 때문에 신경회로망의 식별능력에서도 양호한 결과를 나타내 주고 있다고 생각된다.

**Table 3. Identification result from neural network**

Learning data : All average of wear debris  
 Input data : Small groups in every 200 wear debris  
 Number of unit in hidden layer:6

	(%)		
	Material	Load	Slide distance
SM45C	87	57	73
STS304	83	55	100
SKD11	93	100	73
Total	87	71	82

Table 3의 결과에서 보면 재료에 대한 정답율이 대체로 높고 하중과 미끄럼거리에 대한 정답율은 낮다는 것을 알 수 있다. 이것은 Fig. 5에서와 같이 재료마다의 파라미터값의 존재범위는 대체로 분리하고 있어 재료의 차이를 인식하는 것은 용이하다는 것을 알 수 있다.

그리고 특히 SM45C와 STS304의 하중에 대한 정답율이 낮은 이유는 마멸분 특징의 하중에 대한 변화가 단순하지 않고 서로 다른 하중, 미끄럼거리의 조건에서 파라미터 값이 유사하기 때문이라고 생각된다.

Table 4에는 Table 3과 동일한 판정조건에 중간층 unit 수를 10으로 하였을 경우의 정답율으로써, 중간층 unit 수가 10인 경우의 정답율이 unit 수가 6인 경우보

**Table 4. Identification result from neural network**

Learning data : All average of wear debris  
 Input data : Small groups in every 200 wear debris  
 Number of unit in hidden layer:10

	(%)		
	Material	Load	Slide distance
SM45C	98	50	86
STS304	83	69	95
SKD11	93	93	87
Total	91	71	89

다 미소하지만 약간 상승한다는 것을 알 수 있다. 이것은 본 연구의 신경회로망에서의 중간층 unit를 10으로 하는 것이 마멸분의 식별에 유효하다는 것을 나타내주고 있지만, 실제 기계유행면의 작동상태에 따라 발생하는 마멸분의 형태식별을 위해서는 최적의 중간층 수 및 중간층의 unit 수를 결정할 필요가 있다.

지금까지는 학습 데이터로서 마멸분 전체의 평균치를 입력하여 판정하였지만 Table 5에는 학습 데이터로서 마멸분 200개 마다의 복수의 2그룹으로 나누어 이들의 평균치로 학습하고, 판정은 마멸분 200개 마다의 작은 그룹으로 판정한 결과로서 Table 4의 결과와 비교할 때 정답율이 대체로 높다는 것을 볼 수 있다. 이것은 학습 데이터를 마멸분 전체의 평균치로 학습하는 것 보다 전술한 바와같이 복수의 소그룹으로 나누어 그 평균치로 학습시키는 것이 정답율이 높다는 것을 나타내 주고 있다고 생각된다. 결국 이것은 파라미터 값의 분포범위가 큰 경우에도 복수의 서로 다른 데이터를 학습시키는 것에 의하여 신경회로망은 그 분포범위에 대한 데이터에 대하여 유연하게 반응한다는 것을 보여주고 있다. 또한 Fig. 5에 표시한 장단도와 복잡도의 관계에서 중복되는 영역이 있지

**Table 5. Identification result from neural network**

Learning data:2 Classes of small groups in every 200 wear debris  
 Input data : Small groups in every 200 wear debris  
 Number of unit in hidden layer :10

	(%)		
	Material	Load	Slide distance
SM45C	87	70	94
STS304	95	69	100
SKD11	100	100	93
Total	94	80	96

만 50%체적경과 광택도가 가해지게 되면 존재영역이 완전히 구분된다는 것을 나타내고 있다. 더우기 본 연구에서 고려하지 않았던 마멸분 발생수, 마멸량 및 마찰계수 등의 파라미터를 첨가하게 되면 광범위한 조건의 마멸분을 식별할 수 있는 가능성이 있다고 생각된다.

Table 6에는 SM45C와 STS304에 대하여 마멸분이 현미경 화상 중에서 20화소(면적 3.63 $\mu\text{m}^2$ ) 이상의 것을 이용하여 Table 5와 같이 마멸분 200개 마다의 2그룹으로 나누어 학습시키고, 판정은 마멸분 200개 마다의 소그룹으로 판정한 결과이다. 이 결과에서 SKD11의 경우에는 마멸입자의 크기가 작았기 때문에 20화소 이상되는 마멸분의 형태 파라미터의 데이터를 이용할 수 없었기 때

**Table 6. Identification result from neural network**

Learning data: 2 Classes of small groups in every 200 big wear debris  
 Input data : Small group in every 200 big wear debris  
 Number of unit in hidden layer : 10

	Material	Load	Slide distance (%)
SM45C	96	64	84
STS304	100	71	100
Total	98	68	92

문이다. Table 5의 결과와 비교할 때 SM45C의 하중과 미끄럼거리의 정답율이 조금 낮다는 것을 볼 수 있다. 이것은 SM45C의 비교적 큰 마멸분 입자의 하중과 미끄럼 거리에 대한 형태 파라미터 값의 존재범위가 상당히 중복되어 있기 때문이라고 생각된다. 그리고 Table 6의 판정 결과의 정답율은 하중에 대하여는 약간 낮지만 대체적으로 높다는 것을 알 수 있다. 이 결과는 비교적 큰 크기의 마멸분의 형태를 가진 것 만으로도 마멸분의 형태식별에 유효하다는 것을 나타내 주고 있다고 생각된다.

지금까지 본 연구의 신경회로망으로 부터 마찰조건에 따른 마멸분의 형태적 특징을 잘 식별할 수 있었다는 것은 의의가 깊다고 생각된다. 이처럼 신경회로망이 정확하게 마멸분을 식별할 수 있었던 큰 이유는 마멸분의 형태 파라미터의 평균치를 이용하는 것에 의하여 실험조건에 따른 마멸분의 존재범위가 명확하게 분리되었기 때문이라고 생각된다. 이와같은 방법을 실용적으로 기계구동계의 작동상태 진단에 적용하기 위해서는 본 연구에 이어 보다 상세한 해석으로서 재료경도, 조직변화, 표면반응 생성물, 윤활유 종류 및 표면조도 등의 트라이볼로지의 마멸과 관련된 제인자를 입력 또는 출력 파라미터로 이용하여 이들 관계인자 사이의 상호관계를 신경회로망에 학습시키는 것에 의하여 마멸상태의 진단 뿐만 아니고 마멸의 인과관계 해명에 큰 역할을 담당할 수 있다고 생각된다.

**4. 결 론**

기계윤활면의 작동상태에 따른 마멸분의 4가지 형태 파라미터(50%체적경, 장단도, 복잡도 및 광택도)의 특징을 화상해석하고, 이들 마멸분의 형태식별을 위하여 계층형 신경회로망에 형태 파라미터를 학습시켜 마찰조건에 대응하는 5가지의 값(재료 3종류, 하중 1, 시간 1)을 관정한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 작동상태에 따른 마멸분의 형태적 특징에는 그 차이가 있고, 이들의 정확한 형태특징은 마멸분 입자 200개 마다의 작은 집단으로 나누어 그 평균치를 이용하는 것이 식별 능력이 향상된다.
2. 신경회로망에 의하여 4가지 형태 파라미터의 평균치를 입력 데이터로 이용함으로써 마찰조건에 따른 마멸분의 형태식별이 가능하였다.
3. 신경회로망의 정답율을 향상시키기 위하여 복수의 학습 데이터를 이용하는 것에 의하여 마멸분의 식별능력이 향상된다.
4. 비교적 큰 크기의 마멸분의 형태 파라미터를 이용하는 것이 마멸분의 형태식별에 유효하다.

**참 고 문 헌**

1. W. W. Siefert and V. C. Westcott, "A Method for the Study of Wear Particles in Lubricating Oil Wear", 21, pp. 27~42. 1972
2. Masaaki Shibata, "Tribological Characteristics and Diagnosis of Deteriorated Lubricating Oil", JJST, Vol. 39, No. 7, pp. 559~565. 1994.
3. B. J. Roylance and S. Raadnui, "The Morphological Attributes of Wear Particles - Their Role in Identifying Wear Mechanisms", Wear, 175, pp. 115~121. 1994.
4. 八木伸行, 井上誠喜, 林正樹, "C言語で學ぶ實戰畫像處理", オム社, pp. 2~10. 1992.
5. 이양범, 강경일, 이용중, "화상처리 응용 기술", 技文社, pp. 15~36. 1995.
6. T. B. Kirr, D. Panzera, R. V. Anamalay and Z. L. Xu, "Computer Image Analysis of Wear Debris for Machine Condition Monitoring and Fault Diagnosis", Wear, 181, pp. 717~722. 1995.
7. B. J. Roylance, I. A. Albidewi, M. S. Laghari, Computer-Aided Vision Engineering (CAVE)-Quantification of Wear Particle Morphology", Lubr. Eng., 50, pp. 111~116. 1993.
8. 中野 馨, "Cでつくる腦の情報システム", 啓學出

- 版, pp. 11~152. 1990.
9. 八名和夫, 鈴木義武, “ニューロ情報處理技術”, 海文堂, pp. 1~108. 1986.
10. Richard P. Lippmann, “An Introduction to computing with neural nets”, IEEE, ASSP Magagine. pp 56~64. 1987.
11. 서영백, 박홍식, 전태욱, 이광영, “윤활운동면의 작동조건에 따른 마멸분 화상해석”, 한국정밀공학회, 제14권, 제5호, pp. 143~149. 1997.
12. 木村好次, “メンテナンス・トライボロジーの現状と問題”, トライボロジスト, 第39巻, 第7號, pp. 553~558, 1994.
11. 서영백, 박홍식, 전태욱, 이광영, “윤활운동면의 작