

# 신경회로망에 의한 윤활 구동계의 작동조건 판정

## Decision of Operating Condition in the Lubricated Moving System by Neural Network

조연상, 문병주\*, 박홍식\*\*, 전태옥\*\*

동아대학교 대학원  
\*대한상공회의소 부산직업훈련원  
\*\*동아대학교

---

Abstract - This wear debris can be harvested from the lubricants of operating machinery and its morphology is directly related to the damage to the interacting surfaces from which the particles originated. The morphologies of the wear particles are therefore directly indicative of wear processes occurring in machinery and their severity. The neural network was applied to identify wear debris generated from the lubricated moving system. The four 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 characteristic and recognized the friction condition and materials very well by neural network. We discuss how the network determines difference in wear debris feature, and this approach can be applied to condition diagnosis of the lubricated moving system.

### 1. 서론

윤활구동계를 구성하는 기계요소 재료들이 상호작용할 때 마멸분은 필연적으로 발생하게 되고, 이 마멸분의 형태적 특징은 그것이 발생된 그 구동계의 손상에 직접적으로 관계하고 있다.<sup>(1)</sup> 따라서 작동조건의 변화에 따른 마멸분의 형태적 특징에 대한 해석이 가능해 지게 되면 그 구동계의 작동상태 진단

및 손상상태 조기 감지에 큰 실마리를 제공할 수 있다고 생각된다. 이를 위하여 작동중에 있는 윤활구동계의 condition monitoring을 목적으로 윤활유중에 포함되어 있는 마멸분 형태의 관찰과 해석이 종래부터 행하여져 왔다.<sup>(2~3)</sup> 이것은 내과의 혈액검사와 같이 소량의 기름을 채취하여 조사하는 것으로 간편한 것이지만 직접 보는 것이 곤란한 트라이보 손상 상황을 알기 위하여 극히 유효한 수단이라 하겠다.

그러나 화상처리 기술과 컴퓨터의 이용에 의하여 마멸분의 형태나 크기의 정량적인 데이터를 용이하게 얻을 수 있는 지금에 있어서도 그 데이터를 사용하는 방법은 아직도 정성적이고 또한 산업계에서 마멸입자에 대한 적용은 그다지 인식되지 않고 있다. 이의 주된 이유는 이들 방법들의 효과적인 이용을 위해서는 마멸분의 조사에 전문가의 지식을 요구하며 또한 시간 및 비용에 있어 항상 효과적이지 못하였기 때문이다.

Roylance<sup>(4)</sup>는 마멸분 화상해석의 자동화와 그것에 기초한 작동상태 진단에 관한 연구를 진행하였지만 정상마멸, 중마멸(severe wear) 및 연삭마멸(abrasive wear) 등 다양한 마멸 기구의 범주로서 마멸분의 형상 파라미터 값의 범위를 표시하는 데 지나지 않고 있다. 이것은 혈액검사에 비하면 상세한 분석 데이터로부터 단순히 그 사람의 건강이 어떠한가를 판정하는 것과 같다고 하겠다. 한편 응용기술로서 실용화하고 있는 ferrography<sup>(5)</sup>에 있어서도 분석결과로부터 작동상태의 이상유무를 판정하기 위해서는 대상으로 하는 기계윤활 구동계를 숙지한 담당자의 풍부한 경험과 느낌이 더욱 절실히 요구되고 있다.

이처럼 윤활구동계에서 발생하는 마멸분의 정량적인 형태정보와 이에 대한 해석을 그 구동계의 작동상태 진단기술에 이용하기 위해서는 윤활구동계에서 발생하는 마멸분의 특징과 마찰과 관련되는 이들과의 인과관계

를 고려한 마멸분 데이터정보에 대한 정리방법의 확립이 절실히 필요하다고 생각된다. 이를 위하여 필자들은 기유에서 기계요소 재료들의 윤활실험을 통하여 발생된 마멸입자들을 화상처리로 해석한 바 있다. 이에 한걸음 더 나아가 화상해석으로 얻은 마멸분 데이터의 형태 파라미터를 이용하여 이를 작동상태 판정에 활용하려고 시도하였다.

따라서 이를 위하여 패턴인식을 비롯하여 많은 분야에 범용적으로 사용되고 있는 계층형 인공 신경회로망<sup>(6)</sup>을 이용하여 윤활구동계에서 발생하는 마멸분의 형태식별을 행함으로써 윤활구동계의 작동조건을 판정에 활용하고자 하였다. 신경회로망은 대상으로 하는 문제의 입출력간의 비선형적인 관계를 학습에 의하여 해결할 수 있는 점에서 유망하고 단순한 마멸분의 특징추출 뿐만 아니라 마멸현상의 인과관계 해명의 실마리를 얻을 수 있는 가능성도 기대된다.

본 연구에서는 기유에 유성제인 스테아린산 첨가제를 첨가한 윤활유를 사용한 윤활실험을 통하여 기유와 첨가제를 첨가한 윤활특성을 고찰하고, 스테아린산을 첨가한 윤활유 중에서 작동조건에 따라서 발생하는 마멸분의 형태인식으로 윤활구동계의 작동상태 판정에 적용하는 것을 목적으로 하였다.

## 2. 실험방법

## 2-1 윤활마찰실험

본 연구에 사용한 실험재료로서 pin 시험편은 직경 5.0mm의 베어링鋼球 STB2(780 Hv)를, disk 시험편으로 경도가 다른 3종류의 강 즉, 기계구조용 탄소강 SM45C(200 Hv), 스테인레스강 STS304(190Hv) 및 베어링강 STB2(780Hv)를 사용하였다. disk의 형상은 직경 50mm, 두께 10mm이고, 정밀연삭하였으며, 또한 본 연구에 사용한 윤활유는 기유인 파라핀(paraffine)계 광유(8.2cSt @40 ℃)에 유성제인 스테아린산(stearine acid)을 첨가(0.1wt%)하여 사용하였다.

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

마찰·마멸시험기의 모터는 무접점 속도제

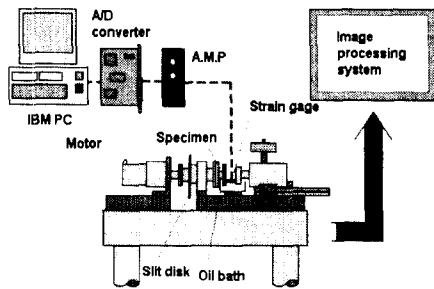


Fig.1 Schematic diagram of pin on disk type test

Table 1. Experimental condition

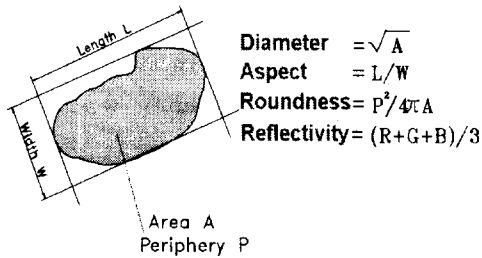
Disk	Load (kg)	Sliding distance (m)
SM45C	1, 5, 9	78, 156, 234
STS304	1, 5, 9	78, 156, 234
SKD11	1, 5, 9	78, 156, 234

어 모터로서 여기에 감속기어를 부착시켜 그 미끄럼속도를 7.23mm/sec로 일정하게 하였고, 접촉하중은 Table 1에서 보는 바와같이 1kg, 3kg 및 9kg의 3단계로 설정하였다. 또한 미끄럼거리는 3종류 시험편 모두 0~234m(실험시간 총 9시간)까지로 일정하게 하고, 이를 세분화하여 3 시간씩 나눈 0~78m, 78~156m 및 156~234m를 미끄럼거리 초기, 중기 및 말기로 구분하여 이들의 마멸분을 채취하였다. 그리고 윤활장치부에는 시험편 접촉점 하부에 oil bath를 설치하고 윤활유 공급은 순환펌프로써 silicon tube를 통하여 시험편 접촉점에 滴下시켰으며, 마멸분은 oil bath내의 윤활유를 각반 한 후 孔径 0.45 $\mu$ m의 membrane filter가 부착된 윤활유 채취기구를 통하여 마멸분을 채취하였다. 그리고 작동조건에 따른 마찰계수는 핀 시험편 홀더에 스트레인 게이지를 부착하여 이 때 발생하는 마찰력을 A/D 변환하여 작성한 프로그램을 통하여 측정하였다.

## 2-2 형태 parameter의 화상해석

실험조건 별로 채취한 마멸분의 data 정보를 얻기 위하여 화상처리 시스템<sup>(7)</sup>을 사용하

었다. 화상처리 시스템의 광학현미경은 투과 조명 및 낙사조명의 2가지 할로겐 램프를 가지며 관측된 화상은 상부의 color CCD카메라에 의하여 PC의 frame grabber에 저장된다. 본 연구에 사용한 frame grabber는 화소수 640x480, 화소당 분해능은 RGB 각 8 bit(256 grey level)이고, 정방형 1 화소(pixel)의 길이는  $0.426\mu\text{m}$ 이다. 이것은 마멸분채취부분의 filter 직경이 35mm인 것을 고려하면 모니터 1 화면의 면적은 filter의 17,302분의 1이 된다. 각 실험 조건은 모두 대물렌즈 40배, 대안렌즈 10배로서 filter내의 랜덤한 위치 50화면에 포함된 10화소( $1.81\mu\text{m}$ )이상 되는 마멸분에 대하여 이들의 parameter를 계산하였다. 그리고 frame grabber의 제어 및 데이터의 처리는 모두 C 프로그램(일부는 기계어)에 의하여 행하였다.



**Fig. 2 Shape parameter of wear particle**

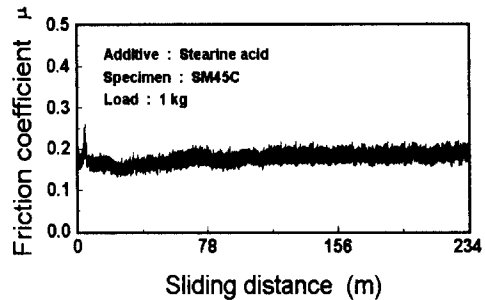
또한, 신경회로망에 의한 작동조건 판정을 위하여 화상처리한 데이터정보(입자둘레, 크기, 면적, 입자수 및 색정보)로 부터 마멸분 입자의 4 가지 형태 파라미터를 Fig.3과 같

이 정의하였으며, 이것은 50%체적경, 장단도 복잡도, 및 광택도이다.

### 3. 실험결과 및 고찰

#### 3-1 작동조건에 따른 마찰계수

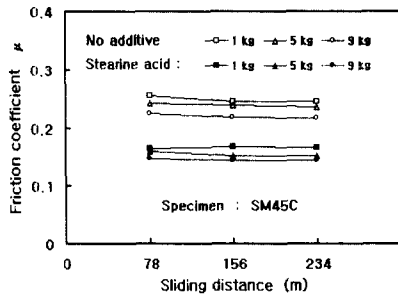
Fig.3은 스테아린산을 첨가한 윤활유의 경우 SM45C의 작용하중 1kg에서의 실험완료 시간(미끄럼거리 0~234m)까지의 마찰계수  $\mu$ 의 진행과정을 나타내었다. 그림에서  $\mu$ 는



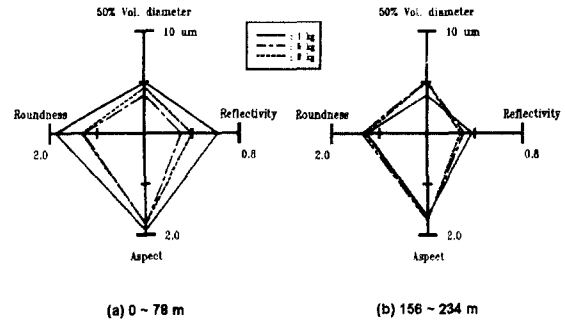
**Fig. 3 Image of friction coefficient**

마찰시간 3시간(미끄럼거리 0~78m)까지는  $\mu$ 의 변화가 보이지만 그 이후의 미끄럼거리 부터는 안정된 마찰이 진행되고 있는 것을 알 수 있다.

Fig.4는 SM45C의 작용하중 1kg, 5kg 및 9kg에서의 미끄럼거리 0~234m까지에서 실험시간 3시간 마다의 기유와 스테아린산을 첨가한 윤활유의 마찰계수  $\mu$ 를 나타낸 것이다. 그림에서 기유와 스테아린산을 첨가한 윤활유 모두 작용하중이 증가할수록  $\mu$ 는 감소하고 있다는 것을 알 수 있다. 그리고 스



**Fig. 4 Effect of sliding distance on the friction coefficient**



**Fig. 5 Diagram of shape parameter, Specimen : SM45C**

테아린산을 첨가한 윤활유의  $\mu$ 가 기유의  $\mu$ 보다 작용하중에 관계없이 작게 나타나 있다는 것을 알 수 있다. 작용하중의 증가에 따라 기유와 스테아린산을 첨가한 윤활유의  $\mu$ 가 모두 감소하는 것은 윤활유 급유부인 pin과 disk에 접촉점에 도입될 때 급유시의 윤활유 보다 작용하중의 증가에 따라 윤활유 분자의 전단응력이 증가하게 되고 또한 전단 방향으로 배향하기 쉽게 되기 때문이라고 생각된다. 또한 유성제 첨가제인 스테아린산을 첨가한 윤활유의  $\mu$ 가 기유의  $\mu$ 보다 작은 값을 가지는 것은 지방산인 스테아린산은 양 금속면과 화학반응하여 강한 흡착막을 형성하고, 경계막의 파단을 감소시켜 양 금속간의 직접접촉을 부분적으로 예방해 주기 때문이라고 생각된다.

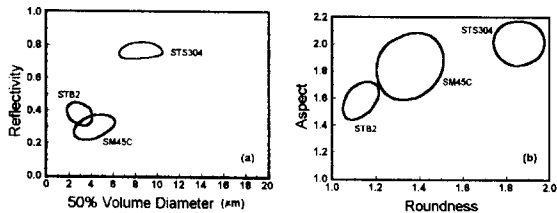
Fig. 5는 SM45C의 미끄럼거리 초기인 (a) 0~78 m와 말기인 (b) 156~234 m에서 작용하중의 변화에 따른 4가지 형태 파라미터의

평균치를 간략화하여 나타낸 선도이다. (a)와 (b)에서의 마멸분의 형태적 특징을 비교해 보면, (a)에서 저하중인 1 kg일 때의 복잡도와 장단도의 값이 다른 조건에 비하며 매우 큰 값을 가지고 있다는 것을 알 수 있다. 이는 마멸분의 형상이 매우 길고 괴상의 형상이라는 것을 보여주고 있다. 또한, 미끄럼거리의 증가에 따라 각 작용하중에서 광택도의 값이 크게 감소하고 있다는 것은 미끄럼거리가 증가함에 따라 산화의 진행과 흡착막의 영향이 지배적으로 작용한 결과라고 생각된다. 따라서 이 선도로 부터 작동조건의 변화에 따른 마멸분 입자의 형태 특징을 쉽게 알 수 있다고 생각된다.

### 3-2 작동조건에 따른 형태 파라미터의 분포특징

본 연구에서 각 작동조건에 따라 발생하는 마멸분 입자 한개한개 마다의 파라미터 값으

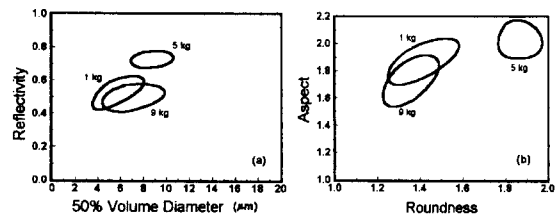
로 부터는 그것이 어느 작동조건인 것인지 직접적으로 판단할 수 없다. 따라서 각 작동조건에 따른 마멸분의 형태특징을 명확히 식별하기 위해서는 집단으로서의 성질, 예를들면 전체 마멸분 입자의 평균치 등을 이용할 필요가 있다. Fig. 6은 작용한 하중이 5kg, 미끄럼거리를 말기인 156~234m에서의 3종류 시험편 재료에 대한 마멸분 100개 마다의 평균치를 4가지 형태 파라미터 즉, (a)50%체적경과 광택도, (b)장단도와 복잡도의 분포



**Fig. 6 Average value of shape parameter for specimen in every 100 wear debris, Load : 5 kg, Sliding distance : 156 ~ 234 m**

를 나타낸 것이다. 여기서 그 형태적 특징을 살펴보면 STS304의 경우 (a) 50%체적경에서 보면 입자의 크기가 다른 두 재료에 비해 크고 또한 (b)장단도와 복잡도에서 보면 그 형상이 복잡하고 길다는 것을 알 수 있으며, (a)광택도에서는 SM45C가 가장 낮고, STS304의 경우는 STS304에 함유되어 있는 내식성 원소인 Cr의 영향이 지배적으로 작용한 결과라고 생각된다. 그러나 STB2는 광

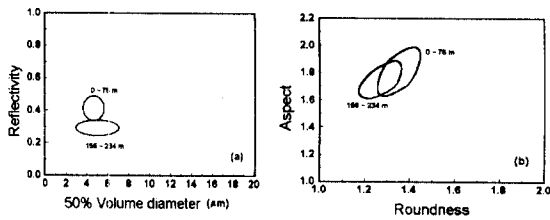
택도를 제외한 3가지 형태 파라미터에서 다른 두 재료보다 작기 때문에 입자 크기가 현저하게 작고 또한 둥글다는 것을 나타내주고 있다고 생각된다. 이 결과로 재료에 대한 마멸분 형태 파라미터의 특징에서 윤활구동계를 구성하는 각종 재료에 대하여 신경회로망의 판정율이 높게 나타날 것이라고 생각되어진다.



**Fig. 7 Average value of shape parameter for applied load in every 100 wear debris, Specimen : STS304, Sliding distance : 156 ~ 234 m**

Fig. 7은 STS304의 미끄럼거리 말기인 156~234m에서 작용하중을 1kg, 5kg 및 9kg에 대한 마멸분 100개마다의 평균치의 분포 범위를 나타낸 것이다. 각 작용하중에 따른 형태적 특징은 (a)50 %체적경에서 보면 작용하중이 증가함에 따라 입자의 크기가 증가하다가 작용하중이 9kg에서는 다시 감소하는 것을 볼 수 있으며, 또한 광택도의 경우도 역시 동일하다는 것을 볼 수가 있다. 그리고 마멸분 입자형상에 있어서는 (b)복잡도

와 장단도에서 보면 작용하중의 증가에 따라 길고, 괴상의 형상을 보이다가 작용하중 9kg에서는 오히려 동글게 나타난다는 것을 알 수가 있다. 이것은 작용하중이 증가하여 5kg에서는 접촉압력의 증가에 따른 응착마멸 및 산화된 마멸분의 영향으로 마멸분이 얇고 길며 괴상으로 나타나지만, 9kg의 고하중에서는 50%체적경을 제외한 3가지 형태 파라미터가 다시 감소하는 것은 스테아리산의 흡착막의 형성의 영향이 크게 기여한 결과라고 생각된다. 이처럼 작용하중의 변화에 따른 형태 파라미터의 분포범위로 볼 때 1kg과 9kg에서 형태 파라미터의 중첩 부분이 많기 때문에 작용하중에 대한 판정에 많은 어려움이 있으리라고 예상된다.



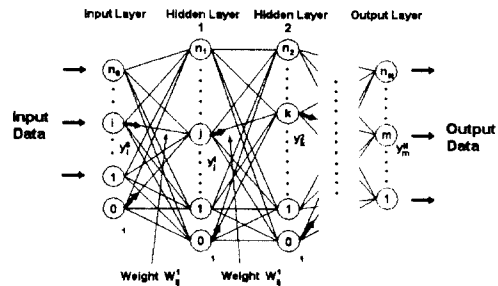
**Fig. 8 Average value of shape parameter for sliding distance in every 100 wear debris, Specimen : SM45C, Load : 9 kg**

Fig. 8은 SM45C, 작용하중 9kg에서의 미끄럼거리에 대한 마멸분 100개마다의 평균치 분포범위를 나타낸 것이다. 미끄럼거리의 증가에 따른 50%체적경은 큰 변화를 보이진

않고 있지만 광택도, 복잡도 및 와 장단도의 3가지 형태 파라미터 모두 미끄럼거리의 증가에 따라 감소하고 있다. 이것은 미끄럼거리의 증가에 따른 마찰면의 변형과 윤활유의 열화변질에 의한 산화의 진행과 흡착막의 생성의 결과라고 생각된다.

### 3-3 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 패턴(pattern) 인식을 행하기 위하여 오차역전파학습(back propagation)<sup>(6)</sup>에 기초한 계층형 인공 신경회로망에 의한 형태 파라미터의 학습 및 판정을 통하여 마멸분의 형태인식의 여부를 평가하였다.



**Fig. 9 Diagram of neural network**

신경회로망은 Fig. 9와 같은 계층형 네트

워크이며, 각층의 처리 유닛은 신경세포(neuron)를 모의한 것으로서 제 2층의 유닛  $k$ 를 예를들면 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(sigmod) 함수  $f$ 에 의하여 유닛의 활성화값  $y_k^2=f(x_k^2)$ 을 구하여 다음 층으로 출력한다. 또한 가중치를 보다 양호한 값으로 하기 위하여 네트워크는 감독학습 방법으로 학습을 행한다. 이 학습을 가능하게 하는 것이 오차역전파학습이고, 출력된 값의 목표 출력값에 대한 오차에 의하여 각 유닛의 가중치가 차례로 수정된다.

본 연구에 사용한 신경회로망은 모두 3층으로서 은닉층은 1층이고, 그 유닛 수는 10으로 하였다. 또한 신경회로망의 입력값으로서 4가지의 마멸분 형태 파라미터를 입력 데이터로 하고, 목표 출력값으로서 재료 3종류를 각각 1로 설정하였고, 하중조건으로서 0, 0.5, 1로서 3조건으로, 미끄럼거리는 초기와 말기 데이터를 인식의 대상으로하여 각각 0과 1로 설정하였다. 또한 전체평균, 마멸분 100개 마다의 평균값의 2부류의 평균값으로서 학습을 행하였으며, 학습 수렴판정 조건으로써 총오차(Total error) 0.001 이하 또는 학습 반복회수 30,000회 이하로 하였다. 판정 기준으로서는 재료에 대하여는 3 유닛 가운데 출력이 0.7이상인 것을 판정결과로 하고, 또한 작용하중은 출력치 0~0.3을 저하

중, 0.3~0.7을 중하중, 0.7~1.0을 고하중으로 하였으며 미끄럼 거리는 0~0.5를 초기, 0.5~1.0을 말기로서 판정하였다.

Table 2 Identification result from neural network

Learning data : All average of wear debris

Identification of specimen		Specimen (%)		
		SM45C	STS304	STB2
Load	1 kg	100	96.4	100
	5 kg	100	100	100
	9 kg	100	87.5	100

Table 3 Identification result from neural network

Learning data : All average of wear debris

Identification of load		Applied load (%)		
		1 kg	5 kg	9 kg
Specimen	SM45C	100	55.4	75.7
	STS304	64.3	8.3	54.2
	STB2	100	75	100

Table 4 Identification result from neural network

Learning data : All average of wear debris

Identification of sliding distance		Sliding distance (%)	
		0~78 m	156~234 m
Specimen	SM45C	91.7	83.5
	STS304	68.7	75.4
	STB2	66.6	100

Table 2, Table 3 및 Table 4는 기계요소 재료, 하중 및 미끄럼거리의 판정조건에 따른 신경회로망의 판정결과를 정답율로서 표시한 것으로서 은닉층의 유닛 수는 10으로



하였다. 학습은 파라미터의 전체의 평균치를 입력 데이터로서 학습시켜, 판정 데이터로서 마멸분 100개 마다의 작은 그룹으로 나어 그 평균값을 계산한 파라미터를 판정한 결과이다. 이 결과로 볼 때 재료와 미끄럼거리에 대하여는 정답율이 대체로 높게 나타나는 것을 알 수 있지만 전술한 Fig. 6에서 처럼 작용하중에 대하여는 정답율이 그다지 높지 않다는 것을 알 수 있다. 이것은 작용하중에 따른 마멸분 입자의 형태적 특징에 단순한 변화를 보이지 않았기 때문이라고 생각된다.

Table 5, Table 6 및 Table 7은 Table 2, Table 3 및 Table 4와 동일 조건하에 단지 학습 데이터를 마멸분 100개 마다의 평균값을 두 부류로 나누어 복수의 평균값으로 학습하여 판정한 결과이다. 이 결과로 볼 때

Table 5 Identification result from neural network

Learning data : 2 Classes of small groups in every 100 wear debris

Identification of specimen		Specimen			(%)
		SM45C	STS304	STB2	
Load	1 kg	100	100	100	
	5 kg	96.4	100	100	
	9 kg	89.5	91.7	100	

Table 6 Identification result from neural network

Learning data : 2 Classes of small groups in every 100 wear debris

Identification of load		Applied load			(%)
		1 kg	5 kg	9 kg	
Specimen	SM45C	100	55.4	78.4	
	STS304	57.1	40.1	64.9	
	STB2	100	100	100	

Table 7 Identification result from neural network

Learning data : 2 Classes of small groups in every 100 wear debris

Identification of sliding distance		Sliding distance		(%)
		0~78 m	156~234 m	
Specimen	SM45C	79.6	86.3	
	STS304	68.3	77	
	STB2	100	100	

전체 평균치로 학습을 할 때보다 복수의 평균값으로 학습을 시키는 것이 대체로 정답율이 높게 나타나는 것을 알 수가 있다. 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. 더욱이 본 연구에서 고려하지 않았던 마멸분 발생수, 마멸량 및 마찰계수 등의 파라미터를 첨가하게 되면 광범위한 조건의 마멸분을 식별할 수 있는 가능성이 있다고 생각된다.

## 4. 결론

윤활구동계의 작동조건 판정을 목적으로 각 작동조건에 따른 마멸분의 4가지 형태 파라미터(50%체적경, 장단도, 복잡도 및 광택도)를 화상처리하여 작동상태에 따른 마멸분의 특징을 해석하고, 이를 계층형 신경회로망에 형태 파라미터를 학습시켜 작동조건에

대응하는 5가지의 값(재료 3종류, 하중 1, 시간 1)을 판정한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 기유 및 스테아린산을 첨가한 윤활유 모두 작용하중의 증가에 따라 마찰계수는 감소하며, 기유에 소량의 스테아린산을 첨가하게 되면 마찰면에 흡착막의 생성으로 인하여 마찰계수는 감소한다.

2. 3종류 강 의 스테아린산을 첨가한 윤활유 중의 실험에서 작동조건에 따른 마멸분의 형태적 특징에는 분명한 차이가 있고, 이들 정확한 형태 특징을 알기 위하여 마멸분 입자 100개 마다의 작은 집단으로 나누어 그 평균치를 이용하는 것이 작동조건에 따른 마멸분의 형태 해석에 유효하다.

3. 4가지 형태 파라미터의 전체 평균치를 학습 데이터로 이용함으로써 신경회로망에 의한 윤활구동계에서의 작동조건을 판정할 수 있었다.

4. 복수의 학습 데이터로 학습을 하는 것이 작동조건 판정에 대한 신경회로망의 정답률이 향상되었다.

## 5. 참고문헌

1. A. D. H. Thomas, T. Davies and A. R. Luxmoore, "Computer Image Analysis for Identification of Wear Particles", *Wear*, 142, pp. 213~226, 1991.

2. 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卷, 第7號, pp. 553~558, 1994.

3. B. J. Roylance and S. Raadnu, "The Morphological Attributes of Wear Particles - Their Role in Identifying Wear Mechanisms", *Wear*, 175, pp.115~121, 1994.

4. 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.

5. T. B. Kirk, G. W. Stachowiak and A. W. Batchelor "Factual Parameters and Computer Image Analysis applied to Wear Particles isolated by Ferrography" *Wear*, 145, pp.347~365., 1991.

6. 中野 馨, "Cでつくる脳の情報システム", 啓學出版, pp. 11~152, 1990.

7. 박홍식, 전태옥, 서영백, 김형자, "화상처리 에 의한 기계윤활운동면의 마멸분 형태 해석", *한국윤활학회지*, 제12권, 제3호, pp. 72~78, 1996.