

Neural Network에 의한 기계윤활면의 마멸분 해석

박 흥 식

동아대학교 공과대학 기계공학과

Analysis of Wear Debris on the Lubricated Machine Surface by the Neural Network

Heung-Sik Park

Department of Mechanical Engineering, Dong-A University

Abstract—This paper was undertaken to recognize the pattern of the wear debris by neural network as a link for the development of diagnosis system for movable condition of the lubricated machine surface. The wear test was carried out under different experimental conditions using the wear test device was made in laboratory and wear testing specimen of the pin-on-disk type were rubbed in paraffine series base oil, by varying applied load, sliding distance and mating material. The neural network has been used to pattern recognition of four parameter (diameter, elongation, complex and contrast) of the wear debris and learned the friction condition of five values (material 3, applied load 1, sliding distance 1). The three kinds of the wear debris had a different pattern characteristic and recognized the friction condition and materials very well by the neural network. The characteristic parameter of the large wear debris over a few micron size enlarged recognition ability.

1. 서 론

기계 윤활면에서 발생하는 마멸분에는 다양한 인자가 복잡하게 상호 관련하고 있고, 그 발생 메카니즘은 아직 충분히 해명되어 있지 않다. 유체의 흐름이 Navier-Stokes의 식이라고 하는 지배방정식으로 결정되는 데 비하면 현재까지 마멸 과정은 전혀 지배방정식이 정해져 있지 않고 있는 실정이다. 일반적으로 마멸이 일어나는 것은 마이크로(micro)적인 현상이므로 마멸분이 생성되는 순간을 포착한다는 것은 무척 어려우며, 또한 相似法則도 성립하지 않기 때문에 매크로(macro)적인 모델로 치환하여 관찰하는 것도 곤란하다.

기계 윤활면내에 포함된 마멸입자는 기계시스템의 상태를 잘 대변하여 주므로 마멸입자의 크기분포, 단위체적당 입자수, 구성성분 및 형상 등의 정확한 규명은 기계시스템의 상태진단을 위한 여러 정보를 제공한다. 특히 마멸입자의 형상과 그 크기는 미시적 파괴

현상인 마멸 과정의 기구를 반영해 주고 있으며, 또한 마멸입자의 표면은 그것이 마찰면 혹은 파단면의 미시적인 형상과 반응 생성물을 포함하고 있는 표본이 된다[1-3]. 이처럼 기계 윤활면내의 마멸분의 관찰이나 해석이 마찰면의 작동상태 진단에 막대한 정보를 제공해 준다는 것은 충분히 인식되어져 있다. 그럼에도 불구하고 마멸분에 대한 취급은 아직도 정성적인 범위를 벗어나지 못하고 있고, 또한 그 정보가 유효하게 활용되고 있는 경우는 적다. 이처럼 기계 윤활면에서 발생하는 마멸분에 대한 data 정보의 이용을 저해하고 있는 이유는 마멸분의 형태와 그 크기가 다양하고, 또한 이들의 특징을 정리하는 방법이 아직 확립되어 있지 않기 때문이라 생각된다.

현재 윤활유내의 마멸입자의 검출을 위한 장비로서는 자기력을 이용한 자성 마멸입자 수집용 ferromagnetism, 이의 단점을 보완한 RPD(rotary particle depositor), magnetic plug등이 주로 사용되어 지고 있으며 크기분포, 입자수, 성분, 형상의 측정을 위해 opt-

ical microscope, PQ(particle quantifier), Image analyzer, SEM & EDAX 등이 사용[4-7]되는데 검출과 측정이 off-line으로 행하여지므로 시간이 많이 소요되며 분석을 위해서는 전문 인력이 요구된다. 특히 설비진단 기술은 계속적, 정기적으로 행하여야 하며, 더우기 실제 산업현장에서 이들 방법을 이용한 고가의 분석기기들을 구입하고 이들 기기들을 설치할 장소를 마련하는 데는 금액과 시설면에서 많은 제약을 받게 된다.

筆者는 지금까지 기계 운동부의 마찰, 마찰과정을 통하여 마찰면의 미시적 현상과 마멸 입자등의 변화를 조사[8-9]하였으며, 현재 이들의 정보를 정량적으로 관련시켜 기계유허면의 작동상태의 판정이나 장애 예측이 가능한 시스템의 구축중에 있다. 즉, 저렴하며 간단한 시스템(컴퓨터, CCD 카메라 및 광학현미경)을 통하여 가동중의 장치로 부터 채취한 오일에 함유되어 있는 마멸입자를 이용하여 마멸량, 마멸분의 크기의 분포, 화학조성 및 마멸분의 형상등을 결정할 수 있는 새로운 화상해석 방법을 구축하고자 한다.

따라서 본 연구에서는 기계 유허면의 작동상태 진단 시스템 개발의 일환으로써 마멸분의 형상, 크기, 표면광택 등과 그것이 발생하는 작동조건과의 관계를 back propagation에 기초한 계층형 신경회로망[10-11]에 의한 형태 parameter의 학습판정을 통하여 기계 유허면의 마멸분 형태인식에 적용하는 것을 목적으로 하였다.

2. 실험방법

2-1. 마찰실험

본 연구에 사용한 실험재료로서 pin 시험편은 직경 4.76 mm의 bearing鋼球 STB2(HV780)을, disk 시험편으로 경도가 다른 3종류의 강, 탄소강 SM45C(HV200), 공기구강 STC5(HV230) 및 bearing강 STB2의 3종류를 사용하였다. disk의 형상은 직경 50 mm 두께 10 mm이고 diamond paste로서 연마하여 그 표면조도를 $0.2 \mu\text{m Rmax}$ 로 일정하게 하였다. 그리고 실험에 사용한 유허유로서 무첨가 파라핀(paraffine)계 광유(8.2cSt@40°C)를 사용하였다.

실험장치는 pin-on-disk형 마찰시험기에 의하여 마찰실험을 하였으며 시험기는 회전하는 disk 시험편에 bearing 강구를 압착시키는 것에 의하여 마찰하는 것

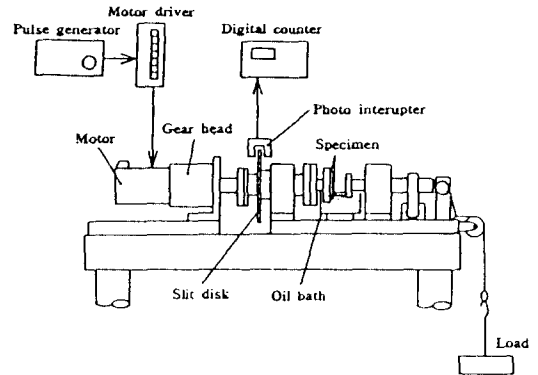


Fig. 1. Schematic diagram of experimental apparatus.

Table 1. Friction test condition

Disk	Load(N)	Sliding distance (m)
SM45C	29.4, 88.3,	99.3, 199, 298
	58.8	149, 223.5, 298
	29.4, 58.8, 118	74.5, 149, 223.5
STC5	29.4, 58.8, 118	74.5, 149, 223.5
STB2	58.8, 177, 294	74.5, 149, 223.5
	353, 412, 588	

으로 이의 개략도를 Fig. 1에 나타내었다. 그림에서 처럼 모터는 무접점 speed control motor로서 여기에 감속 gear를 부착시켜 그 미끄럼 속도를 6.28 mm/s로 일정하게 하였다. 접촉하중은 Table 1에서 보는 바와 같이 29.4 N 부터 588 N까지 여러 단계로 설정하였다. 또한 미끄럼 거리는 SM45C 이외의 실험에서는 223.5 m로 하고 SM45C의 경우는 이를 더 증가시켰다. 그리고 유허유의 공급은 시험편의 접촉점 하부에 oil bath를 설치하여 접촉점에 순환펌프로서 滴下시켰으며, pin 시험편은 piano 선을 이용하여 하중을 걸어 disk에 가압하였다.

실험방법으로는 먼저 disk 시험편 및 bearing 강구를 초음파 세척하고 양 시험편을 각각 시험편 장착부에 부착한 후 oil bath를 접촉점 하부에 설치하고 접촉점이 유허유에 잠기도록 순환펌프로서 적하시켜 Table 1과 같은 실험 조건으로 실험을 행하였다. 실험 종료 후에는 시험편에 부착한 마멸분을 다시 초음파 세척하여 마찰면을 관찰하였다. 그리고 마멸분은 oil bath 내의 유허유로 부터 孔径 $0.45 \mu\text{m}$ 의 membrane filter로 채취하였다.

2-2. 해석 system

실험으로 채취한 마멸분을 해석하기 위한 화상해

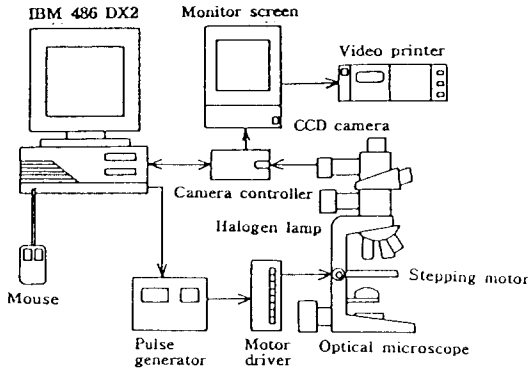


Fig. 2. Schematic diagram of image processing analysis system.

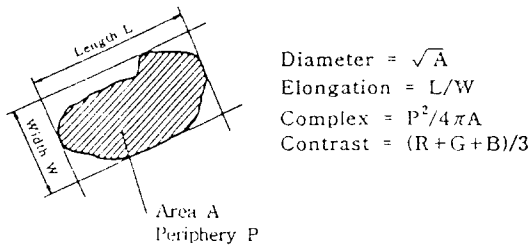


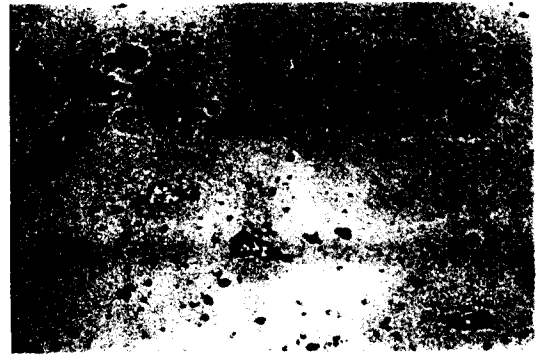
Fig. 3. Shape parameter of wear debris.

식 system의 개략도를 Fig. 2에 표시하였다. 광학현미경에 의하여 관측된 화상은 color의 CCD 카메라에 의하여 PC의 frame grabber에 저장된다. frame grabber는 화소수 512×512, 화소당 분해능은 RGB 각 8 bit (256階調) 이다. 그리고 frame grabber의 제어 및 data의 처리는 모두 自作의 C program (一部機械語)에 의하여 행하였다. 해석에 사용하기 위하여 측정한 마멸분의 형태 parameter는 50% 體積徑, 複雜度, 長短度 및 光澤度의 4가지 이며 이의 정의를 Fig. 3에 나타내었다. 여기서 50% 體積徑은 마멸분의 代表徑의 분포로부터 구하였으며 각 실험 조건은 모두 대물렌즈 40배로서 filter 내의 50화면에 포함되는 마멸분(최대 2400개)에 대하여 이들의 parameter를 계산하였다.

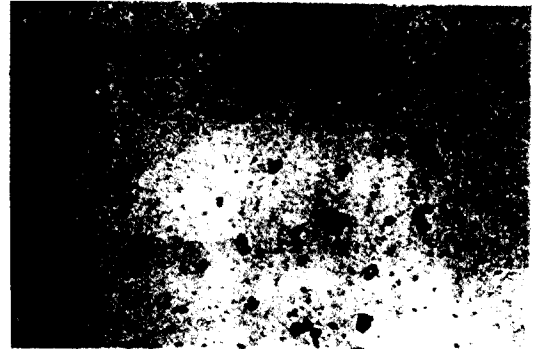
3. 실험결과 및 고찰

3-1. 마멸분의 형태 parameter

Fig. 4에는 접촉하중 58.8 N, 미끄럼거리 149~223.5m 구간에서의 3종류의 시편의 마멸분 사진을, 또한 Fig. 5에는 마멸분의 50%體積徑과 平均形態 parameter



(a) SM45C



(b) STC5



(c) STB2

Fig. 4. Photo. of wear debris, Load: 58.8 N, Sliding distance: 149~223.5 m.

er의 하중에 의한 변화를 표시하였다.

Fig. 4와 Fig. 5의 50% 體積徑에서 마멸분의 크기는 실험범위 내에서 SM45C가 가장 크고, 경도가 높은 STB2가 극단적으로 작다. 또한 複雜度와 長短度도 50% 體積徑과 유사한 경향을 표시하고 있다. Fig. 4에서 STC5와 SM45C의 마멸분은 주로 표면이 대부분

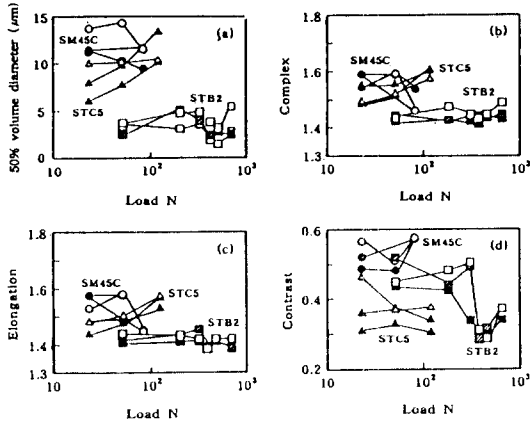


Fig. 5. Average value of shape parameter of wear debris ○: SM45C, △: STC5, □: STB2, white: 0~74.5 m, gray: 74.5~149 m, black: 149~223.5 m.

塊狀 또는 薄片狀 이고, 1 μm 이하의 산화 마멸분도 포함되어 複雜度가 높다는 것을 알 수 있다. SM45C의 마멸분도 10 μm 이상의 금속광택이 강한 것과 좁고 긴 curl 모양의 연삭(abrasive)마멸분도 볼 수 있다. 특히 실험 후 SM45C의 마찰면에는 격렬한 소성변형과 금속 신생면이 노출되었으며 이것이 Fig. 5 (d)의 光澤度가 높은 원인이라고 생각된다. 그리고 Fig. 4의 STB2의 마멸분은 그 수가 적고 크기도 전반적으로 작으며 가장 큰 마멸분도 수 μm 정도이고, 그 표면의 색은 갈색 또는 옅은 흑색을 가지고 있었다. 그리고 Fig. 5에서 하중 300N을 경계로 光澤度와 50% 體積徑이 크게 변화하고 있는 것을 알 수 있다.

한편 Fig. 5에서 미끄럼 거리에 대한 변화는 단순하지는 않지만 어느 parameter도 대체로 저하하는 경향을 보이고 있으며, 특히 미끄럼 거리가 증가함에 따라서 光澤度에 있어서 현저한 차이가 난다는 것을 알 수 있다. 이것은 마찰면의 변형과 산화의 진행을 나타내주고 있다고 생각되며, 또한 3종류의 시험편 모두 실험 후의 마찰면에는 산화막이 형성되어 있었지만 그 양상은 재료에 따라 다르다는 사실에서 마멸분의 光澤度의 차이를 반영하고 있다고 생각된다.

Fig. 6에는 하중 58.8 N의 경우 3종류의 시험편의 추정마멸량을 나타내었다. 여기서 추정마멸량의 계산은 마멸분의 두께를 Fig. 3의 폭 W와 대응하다고 가정하고, 마멸분의 면적과 長短度에 의하여 총마멸량을 추정하였다. 마멸량은 STB2가 극단적으로 적고, STC5는 SM45C보다 다소 적다는 것을 알 수 있다. 그

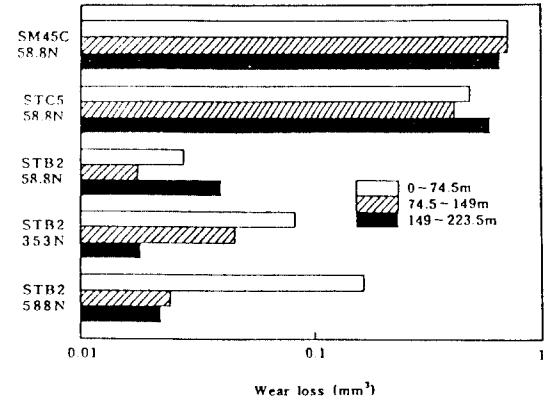


Fig. 6. Estimated Wear loss.

리고 마멸물이 시간과 함께 重磨滅(severe wear)에서 輕磨滅(mild wear)로 천이하는 마멸과정을 나타내는 것을 본 실험시간 내에서는 STB2만이 볼 수 있다.

3-2. 신경회로망 해석에 의한 마멸분 형태 인식

Fig. 3에 표시한 4가지의 형태 parameter는 마멸분이 발생한 마찰상태에 따라 각각 다르다. 그러나 실제의 마찰조건은 다종 다양하며, 이들 parameter의 분포를 상세히 식별할 수 있는 특징의 표현은 무척 곤란하게 된다. 본 연구에서는 이와 같은 多次元의 입력에 대한 pattern 인식을 행하기 위하여 誤差逆傳播學習(back propagation)[10-12]에 기초한 계층형 신경회로망에 의한 형태 parameter의 학습 판정을 통하여 마멸분의 형태 인식의 여부를 평가하였다. 신경회로망은 뇌의 신경세포를 모의한 정보처리를 행한다. 실제의 신경세포에서는 전기 pulse가 synapse를 통하여 입력되어 일련의 threshold 값을 초과하게 되면 그 세포가 발화하여 pulse를 발생시켜 다른 세포로 출력하게 되며 또한 그 빈도에 의하여 세포간의 결합이 강화된다. 신경회로망은 입력의 총합에 sigmoid 함수 등의 비선형 교환을 행하여 다른 unit로 출력한다. 그리고 주어진 教師 data를 이용하여 일정의 규칙에 따른 학습을 행하는 것에 의하여 다차원 벡터의 pattern 인식이 가능하게 된다[13-14].

본 연구에 사용한 신경회로망은 Fig. 7과 같이 3층으로서 중간층 unit수는 4 또는 10으로 하였다. 입력치로서 4가지의 마멸분 parameter를 입력하고, 실험조건에 대응하는 5가지의 값(재료 3종류, 하중 1, 시간 1)을 출력한다. 본 실험에서는 재료에 따라 설정하중

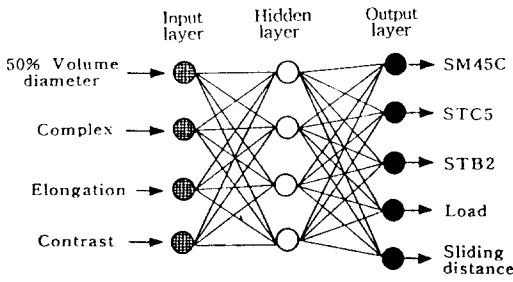


Fig. 7. Schematic diagram of a neural network employed for the study.

Table 2. Learning result on the network
 Learning: entire average value of wear debris
 Decision: Small group of 200 wear debris
 Unit number of hidden layer: 4 Answer rate(%)

	Material	Load	Sliding distance
SM45C	87	33	44
STC5	80	56	88
STB5	100	95	67
Total	90	61	62

이 다르지만, 신경회로망에서 출력치로서 0, 0.5와 1의 3단계를 설정하였다. 역시 Fig. 5에서 본 바와 같이 STB2의 실험에서는 마멸분의 거동이 크게 2가지로 나누어져 있으므로 신경회로망에서는 하중 조건으로써 저하중과 고하중의 2조건으로 설정하여 행하였다. 한편 미끄럼 거리에 대한 특징 parameter의 변화는 전술한 바와 같이 단순하지 않기 때문에 여기서는 3가지의 거리 구분 가운데 초기와 후기 data를 인식의 대상으로 하였다. 그리고 마찰실험에서 얻어진 마멸분 하나 하나의 특징 parameter는 매우 광범위하게 분포하기 때문에 신경회로망 해석을 위한 입력치로서 각 실험조건의 마멸분을 200개 또는 50개의 작은 단위로 나누어 각각에 대하여 parameter의 평균치를 입력하였다. 이것은 실제의 마멸분 정보의 수집에 있어서는 보다 적은 표본수로서 확실하게 식별을 행할 필요가 있다는 것을 고려하였기 때문이다. 학습은 출력 오차의 평균이 0.001 이하 또는 반복회수 10000회에서 중지하였고, 판정기준으로서는 재료에 대하여는 3 unit 가운데 출력치 최대의 것을 판정결과로 하고, 또한 하중은 출력치 0~0.3을 저하중, 0.3~0.7을 중하중, 0.7~1.0을 고하중으로 하였으며 미끄럼 거리는 0~0.5를 초기, 0.5~1.0을 후기로서 판정하였다.

Table 2에서 5까지는 마찰재료, 하중 및 미끄럼 거

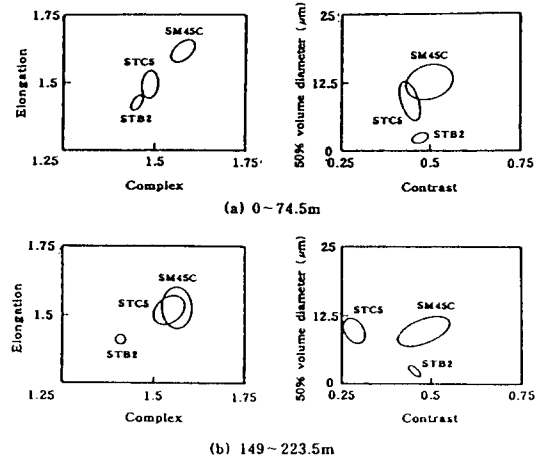


Fig. 8. Distribution range of average value of every 200 wear debris.

Table 3. Learning result on the network
 Learning: 4 Small group of 200 wear debris
 Decision: Small group of 200 wear debris
 Unit number of hidden layer: 4 Answer rate (%)

	Material	Load	Sliding distance
SM45C	91	51	73
STC5	92	60	88
STB2	85	87	38
Total	89	66	64

리의 판정조건에 따른 신경회로망의 판정결과를 정답율로서 표시한 것이다. 여기서 Table 2에서 4까지는 중간층 unit 수를 4로 하였다. Table 2는 Fig. 3에 표시한 parameter의 평균치를 입력 data로서 학습시켜, 판정 data로서 마멸분 200개 마다 계산한 parameter를 준 결과이다. 재료에 대한 정답율은 높고 하중과 미끄럼 거리에 대한 정답율은 낮다는 것을 알 수 있다. 이 결과는 전술한 고찰에서 쉽게 예측할 수 있다고 생각된다.

Fig. 8에는 마멸분 200개 마다의 각 parameter의 평균치의 존재범위를 하중 58.8 N의 경우에 대하여 나타낸 것으로서 (a)는 미끄럼 거리 0~74.5 m, (b)는 149~223.5 m를 표시한다. 재료마다의 parameter값의 존재범위는 대체로 분리하고 있어 재료의 차이를 인식하는 것은 용이하다는 것을 알 수 있다. 그리고 특히 SM45C의 하중에 대한 정답율이 낮은 이유는 마멸분 특징의 하중에 대한 변화가 단순하지 않고 서로 다른 하중, 미끄럼 거리의 조건에서 parameter의 값이 유사하기 때문

이라고 생각된다.

Table 3은 입력 data로서 각각 마멸분 200개 마다의 parameter의 평균치를 각 실험조건마다 4組씩 주어 학습시킨 신경회로망에 의한 판정 결과이다. 이 결과는 Table 2와 비교하여 약간 상승하고 있을 뿐이라는 것을 알 수 있다. 이것은 教師 data의 수가 적었기 때문에 분포 범위에 대하여 충분히 학습할 수 없었던 것이 이의 원인이라고 생각된다.

Table 4는 입력 data로 부터 50% 體積徑을 제외시키고 複雜度, 長短度 및 光澤度의 3개의 parameter만으로 학습, 판정시킨 결과이다. 학습에 이용한 教師 data는 4組의 소집단 평균치를 이용하였다. parameter의 수가 하나 적음에도 관계없이 Table 3보다는 정답율이 높다는 것을 나타내고 있다. 이 결과는 Fig. 8에서도 알 수 있는 바와 같이 3개의 parameter로서도 충분히 식별이 가능하며, 50% 體積徑이 가해지면 오히려 인식이 곤란하다는 것을 표시하고 있다. 이것은 유한개의 표본으로 계산한 50% 體積徑은 다른 parameter의 평균치와 비교하여 보면 그 분산정도가 크기 때문이라고 생각된다.

Table 5는 SM45C와 STC5에 대하여 마멸분이 현미경화상 중에서 50 靄素(면적 $3.75 \mu\text{m}^2$)의 것을 이용하여 학습, 판정시킨 결과이다. 여기서 중간층 unit 수는 10으로 하였다. 입력 data는 50개 마다의 複雜度, 長短度 및 光澤度의 평균치이다. 정답율은 하중에 대하여는 약간 낮지만 전반적으로 상당히 높다는 것을 알 수 있다. 이 결과는 비교적 큰 크기의 마멸분의 형태를 가진 것이 식별에 유효하다는 것을 나타내고 있다. 실제 50 화소 이상의 마멸분의 複雜度の 평균치를 Fig. 5(b)와 비교하여 볼 때 조건에 따라 차가 보다 확실하게 나타나 있는 것을 알 수 있다.

지금까지는 마멸분의 형태 parameter로 부터 마찰 조건을 판정하고 서로 다른 재료를 잘 식별할 수 있다는 것을 나타내었다. 마지막으로 parameter에 재료의 종류를 가하여 하중과 미끄럼 거리를 판정시키는 것을 시도하였다. Table 5의 SM45C와 STC5의 data를 이용하여 입력치로서 SM45C를 0, STC5를 1로 하여 행한 결과를 Table 6에 표시하였다. 하중과 미끄럼 거리와의 정답율은 거의 Table 5의 결과와 동일하고 양호하다는 것을 알 수 있다. 이것은 재료에 따른 차이를 확실하게 하고 있는 今回의 data를 대상으로 하고 있기 때문에 당연한 결과라고 말할 수 있지만, 그렇지

Table 4. Learning result on 3 parameter

Learning: 4 Small group of 200 wear debris

Decision: Small group of 200 wear debris

Unit number of hidden layer: 4 Answer rate (%)

	Material	Load	Sliding distance
SM45C	100	73	73
STC5	92	44	80
STB2	85	90	62
Total	93	72	71

Table 5. Learning result of large debris

Learning: 5 Small group of 50 wear debris

Decision: Small group of 50 wear debris

Unit number of hidden layer: 10 Answer rate (%)

	Material	Load	Sliding distance
SM45C	97	79	93
STC5	98	61	94
Total	97	71	93

Table 6. Learning result of input data on the materials

Learning: 5 Small group of 50 wear debris

Decision: Small group of 50 wear debris

Unit number of hidden layer: 10 Answer rate (%)

	Material	Load	Sliding distance
SM45C	-	78	93
STC5	-	67	96
Total	-	73	93

않는 경우에도 재료를 입력정보로 하는 것에 의하여 윤활상태의 판정을 용이하게 하는 것이 가능하다고 생각된다.

4. 결 론

기계 윤활면의 작동상태 진단시스템의 개발의 일환으로서 신경회로망을 이용하여 마멸분의 4가지 parameter(입자둘레, 복잡도, 장단도 및 광택도)의 형태를 인식시켜 마찰조건에 대응하는 5가지의 값(재료 3종류, 하중 1, 시간 1)을 학습시킨 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 3종류의 강의 실험에서 생성된 마멸분의 형태적 특징에는 그 차이가 있다.
2. 신경회로망에 의하여 마찰 재료와 마찰 조건의 식별이 가능하였다.
3. 수 마이크론 이상의 비교적 큰 마멸분의 특징

parameter를 이용하는 것에 의하여 식별 능력이 향상되었다.

참 고 문 헌

1. 伊東 徳, 杉村文一, 山本雄二, "摩耗粉畫像解析による摩耗粉状態の評価", 日本 トライボロジ- 會議豫稿集, pp. 729-732, 1992.
2. 杉村文一, 山本雄二, "摩耗粉形態認識におけるニューラルネットワークの入出力と内部状態", 日本トライボロジ- 會議豫稿集, pp. 397-400, 1994.
3. 杉村文一, 山本雄二, "摩耗粉のニューラルネットワークモデルによる解析", 日本トライボロジ- 會議豫稿集, pp. 171-174, 1993.
4. 大田伸夫, "トライボロジ- へのフエログラフ分析法の應用", 潤滑, 第 28 卷, 第 4 號, pp. 237-242, 1983.
5. Masaaki Shibata, "Tribological Characteristics and Diagnosis of Deteriorated Lubricating Oil", JJST, Vol. 39, No. 7, pp. 559-565, 1994.
6. Yosimasa Matsumoto, "On-Line Monitoring of Wear Metal Particles", JJST, Vol. 39, No. 7, pp. 572-576, 1994.
7. Motofumi Kurahashi and Masaki Sawa, "Tribology Management and Life Estimation of Steel Making Plants" JJST, Vol. 39, No. 7, pp. 596-603, 1994.
8. 康 明順, 朴 興植, "오스텝퍼링 處理된 球狀黑鉛鑄鐵의 乾燥磨滅特性에 관한 研究", 大韓機械學會論文集, 第 12 卷, 第 3 號, pp. 489-496, 1988.
9. 全 泰玉, 朴 興植, "STS 304鋼의 霧圍氣溫法에 따른 腐蝕磨滅特性에 관한 研究", 大韓機械學會論文集, 第 14 卷, 第 2 號, pp. 399-406, 1990.
10. Richard P. Lippmann, "An Introduction to computing with neural nets", IEEE, ASSP Magazine, 1987.
11. Philip D. Wasserman, "Neural Computing van Nosstrand Reinhold", 1989.
12. 多田幸生, 柴田 憲, "腦組織の自動認識に関する研究", 日本機械學會論文集(C編), 第 61 卷, 第 583 號, pp. 1104-1109, 1995.
13. 中野 馨, "Cでつくる腦の情報システム", 啓學出版, pp. 27-34, 1990.
14. 八名和夫, 鈴木義武, "ニューロ情報處理技術", 海文堂, pp. 9-19, 1986.