

기계구동계의 손상상태 모니터링을 위한 신경회로망의 적용

박홍식 · 서영백* · 조연상**
동아대학교 공과대학 기계공학과
*동아대학교 생산기술연구소
**동아대학교 대학원 기계공학과

Applicaion of Neural Network for Machine Condition Monitoring and Fault Diagnosis

Heung-Sik Park, Young-Baek Seo* and Yon-Sang Cho**

Department of Mechanical Engineering, Dong-A University

**Industrial Technology Research Center, Dong-A University*

***Department of Mechanical Engineering Graduate School, Dong-A University*

Abstract—The morphologies of the wear particles are directly indicative of wear process occurring in the machine. The analysis of wear particle morphology can therefore provide very early detection of a fault and can also often facilitate a diagnosis. For this work, the neural network was applied to identify friction coefficient through four shape parameters (50% volumetric diameter, aspect, roundness and reflectivity) of wear debris generated from the machine. The averages of these parameters were used as inputs to the network. It is shown that correct identification of friction coefficient depends on the ranges of these shape parameters learned. The various kinds of the wear debris had a different pattern characteristics and recognized relation between 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 for machine condition monitoring and fault diagnosis.

Key words—wear debris, friction condition, morphology, shape parameters, condition monitoring, fault diagnosis, neural network.

1. 서 론

기계구동계를 구성하는 기계요소 재료들이 상호작용하며 운동할 때 접촉하는 윤활면에서 마멸분은 필연적으로 발생하게 되고, 이 마멸입자의 형태적 특징은 그것이 발생된 그 구동계의 손상상태에 직접적으로 관계하고 있다[1]. 따라서 기계구동계의 작동조건 변화에 따른 마멸분의 형태적 특징에 대한 해석이 가능해 지게 되면 그 구동계의 작동상태 진단 및 손상상태 조기 감지에 큰 실마리를 제공해 줄 수 있다고 생각된다. 이를 위하여 작동중에 있는 윤활구동계의 상태진단을 목적으로 윤활유중에 포함되어 있는 마멸입자 형태의 관찰과 해석이 종래부터 행하여져 왔다[2, 3]. 이것은 내과의 혈액검사와 같이 작동중에 있는 기

계구동계내에서 소량의 윤활유를 채취하여 조사하는 것으로 간편한 것이지만 직접 보는 것이 곤란한 트라이보(tribo) 손상상태를 알기 위하여는 극히 유효한 수단이라 하겠다.

그러나 화상처리 기술과 컴퓨터의 이용에 의하여 마멸입자의 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 각 기계구동계의 작동조건에 따라 발생하는 다양한 마멸입자의 발생조건과 형태특징에 관한 조사는 전문가의 지식을 요구하며 또한 시간 및 비용에 있어 항상 효과적이지 못하였기 때문이다[4,5].

현재까지 기계구동계에서 발생하는 손상원인을 조

사하여 그 구동계에서 장차 발생할 수 있는 손상 및 파손을 조기에 감지하여 이를 예방하려고 하는 실용화된 기술로는 작동조건(온도, 압력 및 속도)을 측정하는 방법, 기계부품 또는 윤활유의 물리화학적 변화를 측정하는 방법, 마찰손실 에너지(진동, 소음)를 측정하거나 마멸에 의한 요소재료의 손실을 측정하는 방법 등이 있으며, 이에 따라 다양한 계측시스템을 이용하여 사용되고 있다. 이들 방법중 실제 기계구동계에서 발생하는 마멸입자의 정량적인 형태특징을 해석하고, 이를 통하여 작동중인 윤활면의 손상상태를 모니터링 하는 방법은 직접 작동상태를 눈으로 볼 수 없는 기계구동부를 분해하지 않고서도 기계요소 부품들의 파손정도 및 손상상태를 파악할 수 있는 최적의 방법으로 생각된다.

필자들은 기계구동계의 작동상태 진단과 손상상태 모니터링을 위하여 기계요소 재료들의 윤활실험으로 발생된 마멸입자의 형태특징의 정리방법의 확립을 위하여 화학처리로 해석하고[6], 또한 이를 통하여 마멸입자 데이터의 형태 파라미터(50% 체적경, 장단도, 복잡도 및 광택도)를 신경회로망에 학습시켜 마멸입자의 형태식별을 행하였다[7]. 그러나 기계구동계의 작동조건에 따라 발생하는 마멸입자의 다양한 형태는 마찰조건에 따라 다르기 때문에 마멸입자의 형태특징 외에도 입자 발생시의 마찰상태의 변화를 나타내 주는 마찰계수의 식별이 기계구동계를 구성하는 윤활면의 손상상태 모니터링에 중요한 인자의 하나가 된다. 이것은 마멸입자의 형태가 서로 작용하는 두 마찰면과 그 접촉기구에 상호 깊게 관여하고 있기 때문이라고 생각된다. 이를 위하여는 마멸입자 형태 파라미터로부터 마찰조건의 식별에 신경회로망의 적용 가능성을 시도할 필요성이 절실하다고 생각된다. 신경회로망[8]은 대상으로 하는 문제의 입출력간의 비선형적인 관계를 학습에 의하여 해결할 수 있는 점에서 유망하고 단순한 마멸입자의 특징추출 뿐만 아니라 마찰계수의 인식을 통하여 마멸현상의 인과관계 해명에도 큰 역할을 담당할 수 있다고 생각된다.

따라서 본 연구에서는 앞선 연구보고[6,7]에 이어 기유(base oil)에 유성제와 극압첨가제를 첨가한 윤활유를 사용한 윤활실험을 통하여 기유와 첨가제를 첨가하였을 때 발생하는 마멸입자의 형태 파라미터와 마찰계수와의 관계를 정리하고, 신경회로망의 알고리

즘을 이용하여 마멸입자의 형태 파라미터로부터 마찰상태에 따른 마찰계수를 식별·추정하므로써 기계구동계의 손상상태 모니터링을 시도하는 것을 목적으로 하였다.

2. 실험방법

2-1. 윤활마찰실험

본 연구에 사용한 실험재료로서 핀(pin) 시험편은 직경 5.0 mm의 베어링 강구 STB2(780 Hv)를, 디스크(disk) 시험편으로 경도가 다른 3종류의 강 즉, 기계구조용 탄소강 SM45C(200 Hv), 스테인레스강 STS 304(190 Hv) 및 냉간성형 금형용강 STD11(780 Hv)를 사용하였다. 디스크의 형상은 직경 50 mm, 두께 10 mm이고, 이를 emery paper #1200으로 정밀 연마하여 그 표면조도를 0.2 μm Rmax로 일정하게 하였다. 또한 본 연구에 사용한 윤활유는 기유인 파라핀(paraffine)계 광유(8.2cSt@40°C)와 유성세인 스테아린산(stearic acid, 0.1 wt.%)와 극압첨가제(DBDS, 0.2 wt.%)를 사용하였다. 스테아린산의 경우에는 고급 지방산으로서 경계윤활막인 흡착막을 형성하며, DBDS는 마찰면에 전단강도가 적은 보호막인 반응막이 형성되므로 이들 경계막의 영향을 알기 위하여 본 연구에서는 이들 두 가지 첨가제를 사용하였다.

실험장치는 pin-on-disk형 윤활 마찰·마멸시험기 [6]에 의하여 윤활마찰 실험하였으며, 접촉하중은 7, 10 및 14 kg의 3단계로 설정하였다. 또한 미끄럼거리는 3종류 시험편 모두 0~234 m(실험시간 총 9시간)까지로 일정하게 하고, 이를 세분화하여 3시간씩 나누어 0~78, 78~156 및 156~234 m를 미끄럼거리 초기, 중기 및 말기로 구분하여 이들의 마멸입자를 채취하였다. 그리고 미끄럼속도는 7.2 mm/sec로 일정하게 하였다. 윤활장치부에는 시험편 접촉점 하부에 oil bath를 설치하고 윤활유 공급은 순환펌프로써 silicon tube를 통하여 시험편 접촉점에 공급시켰으며, 마멸입자는 oil bath내의 윤활유를 교반한 후 공경 0.45 μm 의 membrane filter가 부착된 윤활유 채취기구를 통하여 채취하였다. 그리고 마찰상태에 따른 마찰계수는 핀 시험편 홀더에 스트레인 게이지를 부착하여 이 때 발생하는 마찰력은 컴퓨터에 장착된 A/D 컨버터를 사용하여 마찰계수 측정 프로그램을 통하여 측정하였다.

2-2. 형태 파라미터의 화상해석

실험조건 별로 채취한 마멸입자의 데이터 정보를 얻기 위하여 화상처리 시스템[7]을 사용하였다. 본 연구에 사용한 프레임그래버(frame grabber)는 화소수 640×480, 화소당 분해능은 RGB 각 8 bit(256 grey level)이고, 정방형 1 화소(pixel)의 길이는 0.426 μm 이다. 이것은 마멸분 채취부분의 필터 직경이 35 mm 인 것을 고려하면 모니터 1 화면의 면적은 필터의 17,302분의 1이 된다. 각 실험 조건은 모두 대물렌즈 40배, 대안렌즈 10배로서 필터내의 입자의 위치 50화면에 포함된 크기가 10화소(1.81 μm²) 이상 되는 마멸분에 대하여 이들의 파라미터를 계산하였다. 그리고 프레임그래버의 제어 및 데이터의 처리는 모두 C 프로그램(일부는 기계어)에 의하여 행하였다. 또한 신경 회로망에 의한 손상상태 모니터링에 적용을 위하여 화상처리한 데이터정보(입자둘레, 면적, 입자수 및 색 정보)로 부터 마멸입자의 4가지 형태 파라미터를 Fig. 1과 같이 정의하였으며, 이것은 50% 체적경, 장단도, 복잡도 및 광택도이다. 여기서 50% 체적경은 마멸입자의 크기를, 장단도와 복잡도는 마멸분 발생시의 소성변형과 파괴형태의 차이를 반영하고, 광택도는 금속광택과 산화막의 유무에 의한 마멸입자의 표면상태를 반영해 준다고 생각된다.

3. 실험결과 및 고찰

3-1. 마찰조건에 따른 마찰계수

Fig. 2는 기유중에서 STS304의 작용하중 7 kg에서의 실험원료 시간까지의 마찰계수(μ)의 진행과정을 나타내었다. 그림에서 마찰계수는 마찰시간 약 4시간까지는 마찰계수의 진폭변화가 크게 나타나지만 이 이후의 미끄럼거리 부터는 안정된 마찰이 진행되고 있는 것을 알 수 있다. 이것은 마찰초기에는 실제 접촉점에서 직

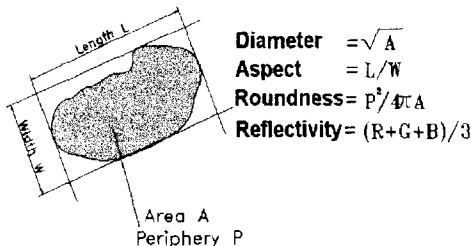


Fig. 1. Shape parameters of wear particle.

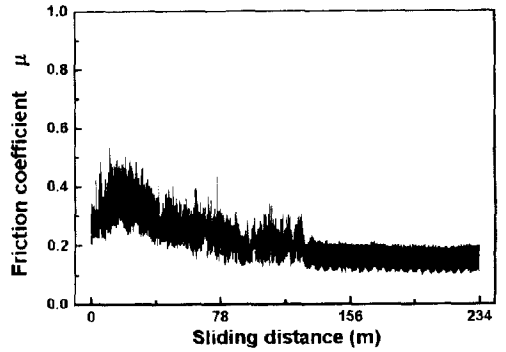


Fig. 2. Relation between friction coefficient and sliding distance.

접촉에 의한 응착 및 연삭마멸이 지배적으로 작용하여 마찰계수가 크게 상승하지만, 마찰 반복회수의 증가와 함께 마찰면의 산화 및 전단강도의 저하로 마찰계수는 서서히 감소하여 점차 안정된 마찰이 진행된다고 생각된다. 따라서 본 연구에서는 마찰계수의 진폭 변화가 큰 초기마멸 영역에서 보다는 안정된 마찰이 진행되는 미끄럼거리 말기의 정상마멸에서의 마찰계수를 나타내는 것이 마찰조건에 따른 마찰상태의 변화를 쉽게 알 수 있을 것이라고 생각한다.

Fig. 3은 기유중에서 정상마찰을 나타내는 미끄럼거리 말기에서 SM45C, STS304 및 STD11의 작용하중에 따른 평균 마찰계수(μ)를 나타낸 것이다. 그림에서 3종류의 시험편 재료 모두 작용하중이 증가할수록 마찰계수는 감소하며, STS304에서의 마찰계수의 변화가 다른 두 재료에 비하여 감소 경향이 크다는 것을 하는 것을 볼 수 있다. 작용하중의 증가에 따른 마찰계수의 변화에서 시험편 재료와는 관계없이 마찰계수가 모두 감소하는 것은 작용하중이 증가하면 볼 표

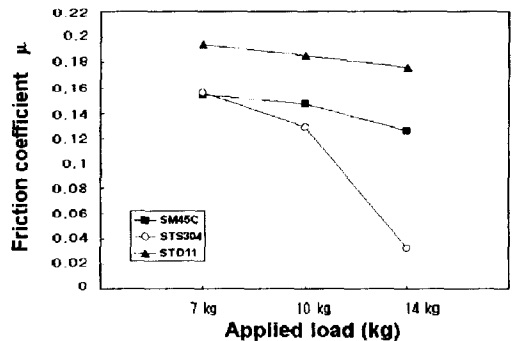


Fig. 3. Effect of applied load on the friction coefficient.

면의 접촉면(wear scar)이 증가하게 되어 마찰면의 면압이 감소한 결과라고 생각된다. 그리고 STS304의 마찰계수가 다른 두 재료에 비하여 크게 감소하는 것은 STS304의 현미경 조직이 연성의 오스테나이트(austenite)으로 인한 마찰면의 면압이 보다 크게 감소한 결과라고 생각된다.

3-2. 마멸분의 형태 파라미터와 마찰계수

Fig. 4는 각 작용하중에서 기유중에서의 각 시험편 재료에 따른 마찰계수와 (a)50%체적경 및 (b)광택도의 평균치와의 관계를 나타낸 것이다. 그림 (a)50% 체적경에서 각 재료에서의 마찰계수의 값이 클수록 마멸입자의 크기가 대체로 작아지며, STD11의 마찰계수의 값이 다른 두 재료에 비해 크고 입자의 크기는 작은 것을 볼 수가 있다. 이는 STD11의 경도(780 Hv)가 크기 때문에 입자의 크기가 작고, 부분적으로 경계윤활막이 개재되어 있지 않는 양 금속의 접촉점에서의 STD11의

전단저항이 다른 두 재료보다 크기 때문에 마찰계수의 값이 높게 나타난다고 생각되어진다. 그러나 (b)광택도의 경우에는 3가지의 시험편 재료 모두 마찰계수와와의 관계는 뚜렷한 변화는 보이지 않고 있는 것에서 기유중에서의 마찰계수와 광택도와의 사이에는 단순한 관계를 가지지 않는다는 것을 알 수 있다.

Fig. 5는 SM45C의 기유와 스테아린 산 및 DBDS를 첨가한 윤활유의 경우, 각 작용하중에서 마찰계수와 (a)50% 체적경 및 (b)광택도의 평균치와의 관계를 나타낸 것이다. (a)50% 체적경에서 첨가제 윤활유의 경우 Fig. 4의 각 재료에 따른 마찰계수의 결과와는 달리 마찰계수가 증가할수록 마멸분의 크기가 작아지며, (b)광택도에서 극압첨가제인 DBDS를 첨가한 윤활유는 마찰계수의 증가와 함께 감소하지만 유성제인 스테아린 산의 경우는 역으로 증가하고 있는 것을 볼 수 있다. 그리고 기유중에서 보다 첨가제를 첨가한 윤활유의 경우가 광택도가 감소하고 있으며, 마찰계수

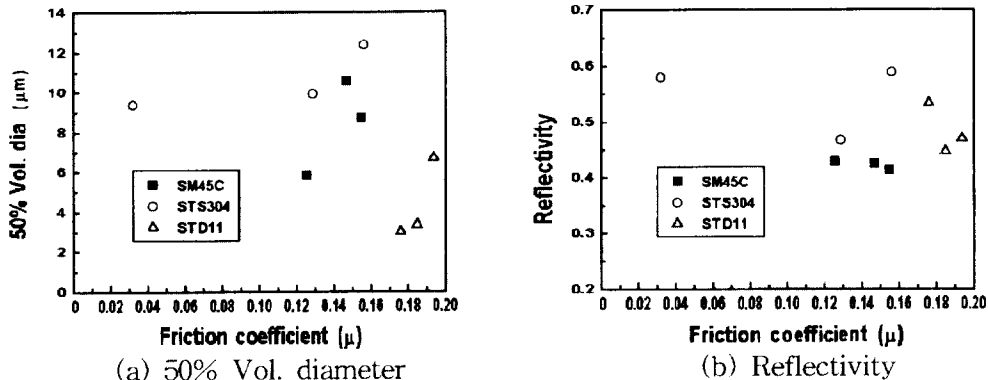


Fig. 4. Relation between shape parameter and friction coefficient for materials.

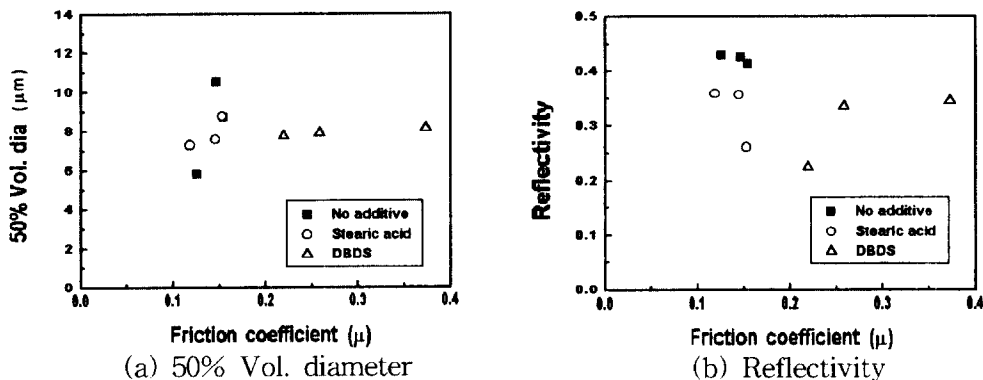


Fig. 5. Relation between shape parameter and friction coefficient for lubricants.

는 DBDS를 첨가한 윤활유가 크게 나타난다는 것을 알 수 있다. 이것은 마찰면의 표면조도와 유성제와 극압제 첨가제에 의한 흡착막과 반응막의 형성[8-10]에 의존한다고 생각된다.

이 결과로부터 각 재료와 윤활유 첨가제에 따른 마찰계수와 마멸입자의 형태적 특징사이의 관계를 명확히 구분할 수 있다고 생각된다. 이것은 마찰계수가 마찰면에서의 유성제에 의한 흡착막과 극압제에 의한 반응막의 형성상태에 의존하고, 또한 역으로 마찰의 대소에 의하여 표면의 변형 및 손상상태가 영향을 받으며 마찰면에서 이탈한 마멸입자에 그 마찰면의 특징이 반영되고 있다는 것에서 마찰과 마멸입자 사이의 관계에서 나타난 결과로서 생각된다. 따라서 마멸분의 형태적 특징을 이용하여 신경회로망에 학습시켜 마찰계수를 추정함으로써 기계구동계의 손상상태 모니터링이 가능하리라 생각된다.

3-3. 신경회로망에 의한 마찰계수의 추정

Fig. 1에 표시한 4가지의 형태 파라미터는 마멸입자가 발생한 마찰조건에 따라 각각 다르므로 다차원의 입력에 대한 마멸분의 패턴인식을 행하기 위하여 오차 역전파 학습(back propagation)[11]에 기초한 계층형 인공 신경회로망에 의한 형태 파라미터의 학습 및 판정을 통하여 기계구동계의 마찰계수를 추정하였다.

본 연구에 사용한 신경회로망은 Fig. 6에서와 같이 모두 3층으로서 은닉층은 1층이고, 그 유니트 수는 10으로 하였다. 본 연구에서 은닉층의 개수와 은닉층의 유니트 수를 다양하게 변화시켜 보았지만 이것이 최적이었기 때문이었다. 신경회로망의 학습에는 입력값과 목표출력값이 필요하게 되고, 학습을 위하여는

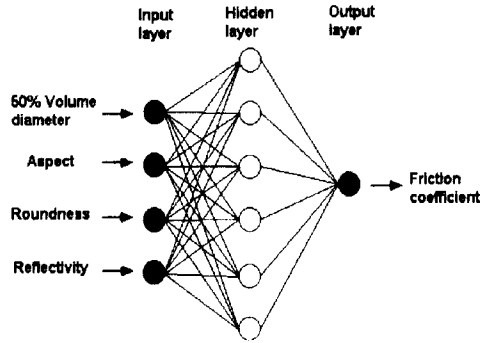


Fig. 6. Diagram of neural network.

입력값으로는 작동조건에 따라 발생하는 마멸분 형태 파라미터로서 전체 마멸분의 형태 파라미터의 평균값과 전체 마멸분 개수중에서 2그룹으로 나누어 각각 그룹의 평균값을 사용하였다. 목표 출력값으로서 마찰조건(재료 3가지, 작용하중 3가지 및 윤활유 3가지)에 따른 마찰계수를 설정하고, 신경회로망의 학습을 행하였다. 여기서 입력 i 에 대한 입력값 A_i 에 대한 출력층의 출력값을 B_i , 학습 데이터 수를 n 으로 할 때, 학습 수렴조건으로써 식 (1) 또는 학습 반복회수 30,000회 이하로 하였다. 그리고 판정을

$$\sum_i \frac{(A_i - B_i)^2}{n} < 0.001 \tag{1}$$

위하여 사용한 마멸분 파라미터의 데이터는 400개 마다의 마멸입자의 형태 파라미터 평균값을 입력하였으며, 이때 출력층으로부터의 출력값을 평균하여 마찰계수를 추정하였다.

Fig. 7의 본 연구에서 (a)는 기유중에서 시험편 재료와 (b)SM45C의 경우 윤활유 종류에 따른 마멸입자

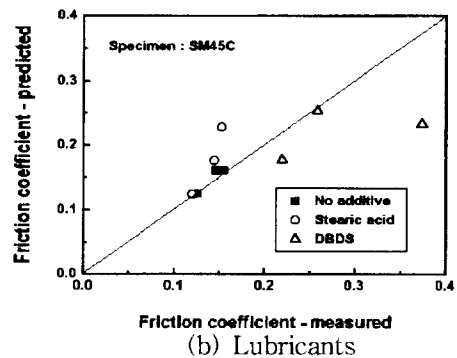
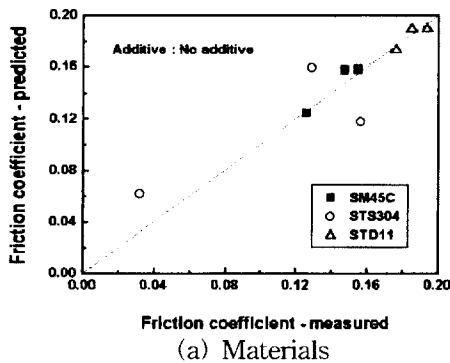


Fig. 7. Measured and predicted friction coefficient for materials and lubricants; average value of all shape parameter.

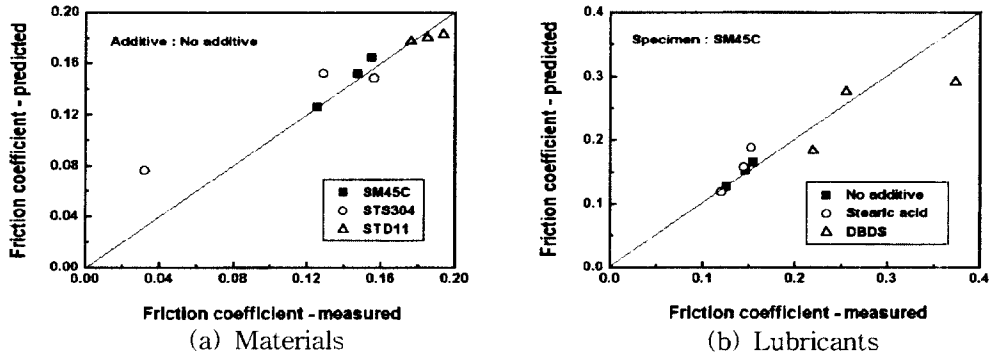


Fig. 8. Measured and predicted friction coefficient for materials and lubricants; 2 average values of 2 classes of shape parameter.

형태 파라미터의 전체 평균값으로 학습을 하여 Fig. 3의 3 종류의 작용하중 변화에 따른 추정된 마찰계수의 값과 실제 측정된 마찰계수의 값을 나타낸 것이다. 여기서 마찰계수의 추정치가 실측치에 가까울수록 그림의 대각선에 근접하고 있다는 것을 나타내 준다. 그림에서 (a)재료에 대한 식별에서 SM45C 및 SKD11는 추정값과 실측값은 거의 근접하고 있고, STS304는 다른 두 재료와 비교할 때 다소 오차가 크게 나타나 있지만, 전체적으로는 재료에 대한 식별은 대체로 양호한 결과를 보여주고 있다. 그리고 (b)윤활유 종류에 대해서는 기유중에서 보다는 첨가제를 첨가한 윤활유의 경우가 오차의 범위가 크다는 것을 알 수 있다. 재료에 대한 식별에서 STS304가 다른 두 재료와 비교할 때 다소 오차가 크게 나타나는 것은 STS304의 마찰시 발생하는 가공경화의 영향으로 마찰계수의 분산 폭이 넓게 나타나 효율적인 신경회로망의 학습이 되지 않았기 때문으로 생각된다. 그리고 첨가제를 첨가한 윤활유의 경우가 기유중에서보다 마찰계수의 추정치와 측정치의 오차가 크게 나타나는 것은 첨가제에 의한 흡착막과 반응막의 영향이 각 작용하중에 따라 다르게 나타나기 때문이라고 생각된다.

Fig. 8은 학습 데이터로서 마멸분 형태 파라미터를 두 그룹으로 나누어 복수의 형태 파라미터의 평균값으로 학습하여 추정된 3종류의 작용하중 변화에 따른 마찰계수의 값과 실제 측정된 마찰계수의 값으로서 (a)시험편 재료와 (b)윤활유 종류를 변화시켜 나타낸 것이다. Fig. 8의 (a)시험편 재료에 따른 결과는 Fig. 7의 (a)의 결과와 비교해 볼 때, STS304에서의 마찰계

수 추정값이 어느 정도 향상되었음을 볼 수가 있다. 그리고 Fig. 8 (b)의 윤활유 종류의 변화에 따른 마찰계수의 추정치와 실측치에서 Fig. 7의 (b)와 비교하면 역시 첨가제를 첨가한 윤활유의 경우에서도 그 오차의 범위를 크게 줄일 수 있다는 것을 알 수 있다. 이것은 마멸분 형태 파라미터의 전체 평균값으로 학습하였을 때보다 두 부류의 복수의 평균값으로 학습을 행하는 것이 신경회로망으로 추정하기 곤란한 상황에서 판정의 분포범위를 넓게해 줄 수 있으므로 신경회로망으로 부터의 반응이 보다 더 유연하게 작용하기 때문이라고 생각되어진다.

이상과 같이 마찰계수의 추정치와 실측치 사이의 정확도는 반드시 양호하다고는 말할 수는 없지만 마찰의 대소의 전체에 대한 경향이 잘 나타나 있으므로 마멸분의 형태와 마찰상태와의 사이에 명확한 관계가 있을 경우에 마멸분의 형태 파라미터로부터 마찰계수의 추정이 가능하였다. 따라서 화상해석으로부터 얻어진 마멸분의 형태 파라미터를 계층형 신경회로망에 학습하여 마찰상태를 추정하는 방법은 직접적으로 측정이 곤란한 기계구동계의 마찰상태를 모니터링하기 위한 유효한 수단이라고 생각된다. 그러나 본 연구에서 구축한 신경회로망의 알고리즘의 정확도를 향상시키기 위하여 다양한 작동조건에 따라 변화하는 마멸입자와 마찰면과의 특징관계, 마멸입자의 특징을 보다 분명하게 얻을 수 있는 향상된 방법과 신경회로망의 입출력의 관계를 조사하는 것에 의하여 작동상태 추정의 신뢰성을 보다 더 향상시킬 수 있는 신경회로망의 알고리즘의 개발이 요망된다.

후 기

본 연구는 1997년도 교육부 학술연구구성비(기계공학 ME-97-E-05)에 의하여 연구되었음.

4. 결 론

신경회로망에 의한 기계구동계의 마찰조건의 식별을 통하여 작동상태 모니터링에 적용할 목적으로 각 작동조건에 따른 마멸입자의 4가지 형태 파라미터(50%체적경, 장단도, 복잡도 및 광택도)를 마찰상태에 따른 마멸입자의 형태적 특징과 마찰계수와의 관계를 계층형 신경회로망에 학습시켜 마찰계수를 추정할 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 3종류의 시험편 재료 모두 작용하중의 증가에 따라 마찰면의 면압의 감소로 인하여 마찰계수는 감소하지만 STS304의 경우 그 감소 경향이 크게 나타난다.

2. 3종류 재료 및 첨가제를 첨가한 윤활유중에서의 작동조건에 따른 마찰의 대소는 재료의 기계적 성질 및 첨가제의 흡착막과 반응막의 영향으로 생성된 마멸분의 형태에 의존 한다.

3. 마멸분의 형태적 특징과 마찰계수와의 관계를 명확히 구분할 수 있으며, 이 관계를 계층형 인공신경회로망에 학습시키므로써 마찰상태의 추정이 가능하였다.

4. 총 마멸분 중에서 2그룹의 복수의 형태 파라미터 데이터의 평균값으로 학습을 행하는 것이 신경회로망으로 추정하기 곤란한 판정의 분포 범위를 넓게 하여 주므로 마찰계수의 추정치가 향상된다.

참 고 문 헌

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-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. Raadnui, "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. 박홍식, 전태옥, 서영백, 김형자, "화상처리에 의한 기계윤활운동면의 마멸분 형태해석," *한국윤활학회지*, 제12권, 제3호, pp.72~78, 1996.

7. 박홍식, "Neural Network에 의한 기계윤활면의 마멸분 해석," *한국윤활학회지*, 제11권, 제3호, pp.24-30, 1995.

8. J. Sugimura, A. Umeda and Y.Yamamoto, "Wear Debris Identification with Neural Networks", *JSME*, Vol. 61, No. 590, pp.4055-4060, 1995.

9. 岡本純三, 中山景次木, 佐藤昌夫, "トライボロジ-入門," 幸書房, pp.53-58, 1993.

10. 임우조, 이진열, "윤활공학," 형설출판사, pp.47-63, 1996.

11. 中野 馨, "Cでつくる腦の情報システム," 啓學出版, pp. 11-152, 1990.