

인공신경망에 의한 기계구동계의 작동상태 예지 및 판정

박흥식*, 서영백*, 이충엽**, 조연삼* **

Foreseeability and Decision for Moving Condition of the Machine Driving System by Artificial Neural Network

H. S. Park*, Y. B. Seo*, C. Y. Lee**, Y. S. Cho***

Abstract

The morphologies of the wear particles are directly indicative of wear processes occurring in machinery and their severity. The neural network was applied to identify wear debris generated from the machine driving system. The four parameters(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 parameters learned. The three kinds of the wear debris had a different pattern characteristic and recognized the friction condition and materials very well by artificial neural network. We discussed how the network determines difference in wear debris feature, and this approach can be applied to foreseeability and decision for moving condition of the Machine driving system.

Keywords : Wear particle(마멸입자), Moving condition(작동상태), Morphology(입자형태), Shape parameters(형태 파라미터), Artificial neural network(인공 신경망)

1. 서론

기계구동계를 구성하는 기계요소 재료들이 상호작용할 때 마멸분은 필연적으로 발생하게 되고, 이 마멸분의 형태

적 특징은 그것이 발생된 구동계의 마찰상태와 손상상태에 직접적으로 관계하고 있다. 따라서 기계구동계의 작동 조건의 변화에 따라 발생하는 다양한 마멸분의 형태적 특징에 대한 해석이 가능해 지게 되면 그 구동계의 작동상

* 동아대학교 기계공학과

** 동의공업대학 기계설계과

*** 동아대학교 대학원 기계공학과

태 예지 및 손상상태 판정에 큰 실마리를 제공해 줄 수 있다고 생각된다. 이를 위하여 기계구동계의 condition monitoring을 목적으로 윤활유중에 포함되어 있는 마멸분 형태의 관찰과 해석에 관한 연구가 행해져 왔다.⁽¹⁻²⁾ 이것은 내과의 혈액검사와 같이 소량의 윤활유를 채취하여 조사하는 것으로 간편한 것이지만 직접 보는 것이 곤란한 트라이보 손상상태를 알기 위하여 극히 유효한 수단이라 하겠다.

이처럼 마멸분의 형태적 특징을 이용하여 기계구동계의 작동상태 예지와 판정을 행하고자 하는 것은 가동중에 있는 기계구동계의 작동상태를 직접 보는 것이 곤란하고 또한 마멸분은 윤활유중에 포함되어 있기 때문에 그 일부분을 채취하는 것에 의하여 마찰상황을 용이하게 알 수 있기 때문이다.

지금까지 실용화된 상태진단 기술들을 측정기술별로 보면 기계시스템의 작동변수(온도, 압력 및 속도 등)들을 측정하는 방법, 기계요소 부품 또는 윤활유의 물리화학적 변화를 측정하는 방법, 마찰손실 에너지(진동 및 소음)를 측정 또는 마멸에 의한 재료손실을 측정하는 방법 등이 있다. 이들 방법 중 마멸입자의 형태적 분석을 통한 작동상태 진단기술은 작동중에 있는 기계구동계를 분해하지 않고서도 기계요소 부품들의 손상정도를 수시로 혹은 연속적으로 관찰하여 이에 대한 이상여부를 예지하여 판정할 수 있는 상태진단 기술의 핵심기술이다. 이를 위하여 최근 화상처리 기술과 컴퓨터의 이용에 의하여 마멸분의 형태나 크기의 정량적인 데이터를 용이하게 얻을 수 있게 되었지만⁽³⁾ 그 데이터를 정리하는 방법은 아직도 정성적이고 또한 산업계에서 다양한 작동조건의 변화에 따른 마멸입자의 형태적 특징을 기계구동계의 상태진단 기술에 대하여 적용하고자 하는 인식은 그다지 행해지지 않고 있다.

이를 위하여 필자들은 기유(base oil)에서 기계요소 재료들의 윤활실험을 통하여 다양한 작동조건에 따라 발생된 마멸입자들의 형태특징을 화상처리로 해석한 바 있다⁽⁴⁾. 이어서 화상해석으로 얻은 마멸분 데이터의 형태 파라미터를 이용하여 이를 작동상태 예지 및 판정을 시도하려고 하였다. 이를 위하여 패턴인식을 비롯하여 많은 분야에 범용적으로 사용되고 있는 계층형 인공신경망⁽⁵⁻⁷⁾을 이용하여 기계구동계에서 발생하는 마멸분의 형태식별을 행함으로써 기계구동계의 작동조건을 판정에 활용하고자 하였다. 신경회로망은 데이터의 입력과 기대출력을 반복하여 주는 것에 의하여 대상으로 하는 문제의 입출력간의 비선형적인 관계를 학습에 의하여 해결할 수 있는 점에서 유

망하고 단순한 마멸분의 특징추출 뿐만 아니라 마멸현상의 인과관계 해명의 실마리를 얻을 수 있는 가능성도 기대된다.

따라서 본 연구에서는 기유에 대표적인 유성제인 스테아린산 첨가제를 첨가한 윤활유를 사용한 윤활실험을 통하여 스테아린산을 첨가한 윤활유중에서 작동조건에 따라서 발생하는 마멸분의 형태특징을 식별함으로써 기계구동계의 작동상태 예지 및 판정에 적용하는 것을 목적으로 하였다.

2. 실험방법

2.1 윤활마찰실험

본 연구에 사용한 실험재료로서 pin 시험편은 직경5.0 mm의 베어링강구 STB2(780Hv)를, disk 시험편으로 기계구동용강으로 널리 사용되는 경도가 다른 3종류의 기계요소 재료 즉, 기계구동용 탄소강 SM45C(200Hv), 스테인레스강 STS 304(190Hv) 및 베어링강 STB2(780Hv)를 사용하였다. disk의 형상은 직경 50mm, 두께 10mm이고, 정밀연삭 하였으며, 또한 본 연구에 사용한 윤활유는 기유인 파라핀(paraffine)계 광유(8.2cSt @40℃)에 유성제인 스테아린산(stearic acid)을 첨가(0.1wt.%)하여 사용하였다. 실험장치는 pin-on-disk형 마찰·마멸시험기(4)에 의하여 윤활마찰 실험하였으며, 그 미끄럼속도를 7.23 mm/sec로 일정하게 하였고, 접촉하중은 1kg, 5kg 및 9kg의 3단계로 설정하였다. 또한 미끄럼거리는 3종류 시험편 모두 0~234m(실험시간 총 9시간)까지로 일정하게 하고, 이를 세분화하여 3시간씩 나누어 0~78m, 78~156m 및 156~234m를 미끄럼거리 초기, 중기 및 말기로 구분하여 이들의 마멸분을 채취하였다. 마멸분은 oil bath내의 윤활유를 교반 한 후 공경 0.45 μ 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 파라미터의 화상해석

각 작동조건 별로 채취한 윤활유중의 마멸분 데이터 정보를 얻기 위하여 화상처리 시스템(4)을 사용하였다. 각

실험은 filter내의 랜덤한 위치 50화면에 포함된 10화소 (1.81 μ m)이상되는 마멸분에 대하여 이들의 파라미터를 계산하였다.

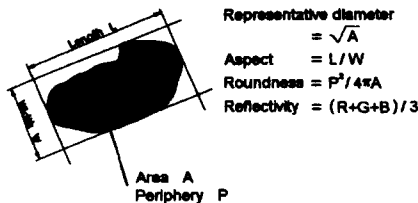


Fig. 1 Shape parameter of wear particle

또한, 신경회로망에 의한 작동조건 판정을 위하여 화학 처리한 마멸분 입자의 4 가지 형태 파라미터를 Fig.1과 같이 정의하였으며, 이것은 50% 체적경, 장단도 복잡도, 및 광택도이다.

3. 실험결과 및 고찰

3.1 작동조건에 따른 마찰계수

Fig.2는 스테아린산을 첨가한 윤활유의 경우 SM45C의 작용하중 1kg에서의 실험완료 시간(미끄럼거리 0~234m)까지의 마찰계수 μ 의 진행과정을 나타내었다. 그림에서 마찰계수는 마찰시간 3시간(미끄럼거리 0~78m)

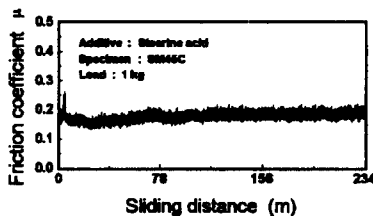


Fig. 2 Image of friction coefficient

까지에서는 초기마멸 상태로 마찰계수의 변화가 불안정하게 나타나지만 이 이후의 미끄럼거리 부터는 정상마멸 상태인 안정된 마찰이 진행되고 있는 것을 볼 수 있다.

Fig.3은 SM45C의 각 작용하중에서의 미끄럼거리 0~234m까지에서 실험시간 3시간 마다의 기유와 스테아린산을 첨가한 윤활유의 마찰계수 μ 를 나타낸 것이다. 그림에서 기유와 스테아린산을 첨가한 윤활유 모두 미끄럼거리의 변화에 따라서는 대체로 큰 변화없이 일정하게 진

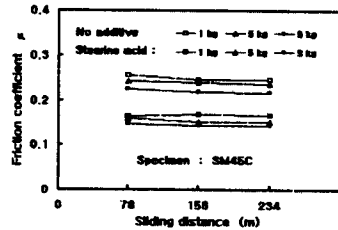


Fig. 3 Effect of sliding distance on friction coefficient

행되지만, 작용하중이 증가할수록 마찰계수는 감소하고 있다는 것을 알 수 있다. 그리고 스테아린산을 첨가한 윤활유의 마찰계수가 기유의 마찰계수보다 작용하중에 관계없이 작게 나타나 있다는 것을 알 수 있다. 작용하중의 증가에 따라 기유와 스테아린산을 첨가한 윤활유의 마찰계수가 모두 감소하는 것은 윤활유가 급유부인 pin과 disk에 접촉점에 도입될 때 급유시의 윤활유 보다 작용하중의 증가에 따라 윤활유 분자의 전단응력이 증가하게 되고 또한 전단방향으로 배향하기 쉽게 되기 때문이라고 생각된다. 또한 유성제 첨가제인 스테아린산을 첨가한 윤활유의 마찰계수가 기유의 마찰계수보다 작은 값을 가지는 것은 지방산인 스테아린산은 양 금속면과 화학반응하여 강한 흡착막을 형성하고, 경계막의 파단을 감소(8)시켜 양 금속간의 직접접촉을 부분적으로 예방해 주기 때문이라고 생각된다.

Fig. 4는 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 비교해보면, (a)에서 저하중인 1kg일 때의 4가지 형태 파라미터 값 모두 고하중의 경우에 비하며 매우 큰 값을 가지고 있다는 것에서 마멸분의 형상이 매우 길고 괴상의 형상을 가지며 또한 금속광택을 가진다는 것을 나타내 주고 있다. 이것은 전술한 바와같이 작용하중이 증가하면 스테아린산

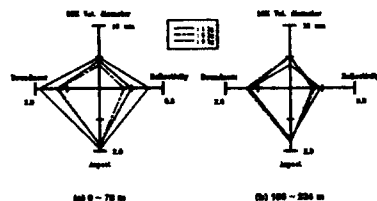


Fig. 4 Diagram of shape parameter, Specimen : SM45C

의 역할이 지배적으로 작용한 결과로 생각된다. 또한, 미끄럼거리의 증가에 따라 각 작용하중에서 4가지 형태 파라미터 가운데 광택도의 값이 크게 감소하고 있다는 것은 미끄럼거리가 증가함에 따라 산화의 진행과 흡착막의 영향이 지배적으로 작용한 결과라고 생각된다.

3.2 형태 파라미터의 분포특징

본 연구에서 각 작동조건에 따라 발생하는 마멸분 입자 한개한개 마다의 파라미터 값으로부터는 그것이 어느 작동조건의 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. 따라서 본 연구에서는 이를 위하여 전체 마멸분 총 수에서 50개, 70개 및 100개 마다의 평균치를 이용하여 비교해 본 결과 마멸분 개수 100개 마다의 평균치를 이용하는 것이 가장 명확히 그 분포범위를 확인하였다.

Fig. 5는 작용하중 5kg, 미끄럼거리를 말기인 156~234m에서의 3종류 시험편 재료에 대한 마멸분 100개 마다의 평균치를 4가지 형태 파라미터 즉, (a)50%체적경과 광택도, (b)장단도와 복잡도의 분포를 나타낸 것이다. 여기서 그 형태적 특징에서 STS304의 경우 (a)50%체적경에서 보면 입자의 크기가 다른 두 재료에 비해 크고 또한

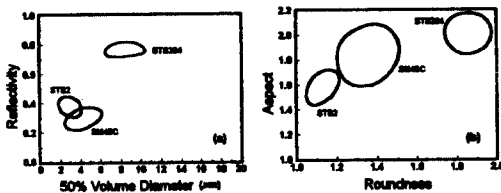


Fig. 5 Average value of shape parameter for specimen.

(b)장단도와 복잡도에서 보면 그 형상이 복잡하고 길다는 것을 알 수 있다. 그리고 (a)광택도에서는 SM45C가 가장 낮고, STS304가 큰 값을 가지는 것은 STS304에 함유되어 있는 내식성 원소인 Cr의 영향이 지배적으로 작용한 결과라고 생각된다. 그러나 STB2는 광택도를 제외한 3가지 형태 파라미터 값이 다른 두 재료보다 작기 때문에 입자크기가 현저하게 작고 또한 둥글다는 것을 나타내 주고 있다고 생각된다. 따라서 기계요소 재료의 마멸분 형태

파라미터의 특징에서 각종 기계요소 재료에 대하여 신경망의 판정율이 높게 나타날 것이라고 예상된다.

Fig. 6은 STS304의 미끄럼거리 말기인 156~234m에서 각 작용하중에 대한 마멸분 100개마다의 평균치의 분포범위를 나타낸 것이다. 각 작용하중에 따른 마멸분의 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)복잡도와 장단도에서 보면 작용하중의 증가에 따라 길고, 피상의 형상을 보이다가 작용하중 9kg에서는 오히려 둥글게 나타난다는 것을 알 수가 있다.

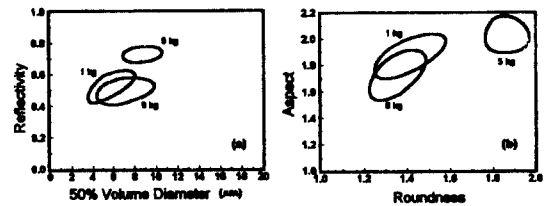


Fig. 6 Average value of shape parameter for applied load.

이것은 작용하중이 증가하여 5kg에서는 접촉압력의 증가에 따른 응착마멸 및 산화된 마멸분의 영향으로 마멸분의 형상은 얇고 긴 피상의 모양으로 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 저하중인 1kg과 고하중인 9kg에서 형태 파라미터가 중첩되어 있는 부분이 존재하기 때문에 작용하중에 대한 신경망의 판정에 많은 어려움이 있으리라고 예상된다.

Fig. 7은 SM45C, 작용하중 9kg에서의 미끄럼거리에 대한 마멸분 100개마다의 평균치 분포범위를 나타낸 것이다. 여기서 미끄럼거리 중기인 78~156m의 형태 파라미터 값을 제외한 것은 Fig.3의 미끄럼거리에 따른 마찰계수의 진행과정에서도 알 수 있는 바와같이 초기마멸 상태인 미끄럼거리 초기와 안정된 마찰이 진행되는 미끄럼거리 말기에 비하여 이 범위의 미끄럼거리의 경우는 마멸형태가 중마멸(severe wear)에서 경마멸(mild wear)로 천이하는 구역이므로 마멸분의 형태 파라미터 값의 분포범위가 매우 산란되어 나타났기 때문이다. 그럼에서 미끄

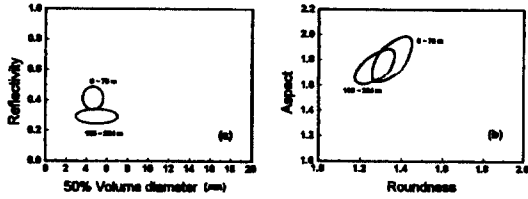


Fig. 7 Average value of shape parameter for sliding distance.

럼거리의 증가에 따른 50%체적경은 큰 변화를 보이지 않고 있지만 광택도, 복잡도 및 장단도의 3가지 형태 파라미터 모두 미끄럼거리의 증가에 따라 대체로 감소하고 있는 것을 볼 수 있다. 이것은 미끄럼거리의 증가에 따른 마찰면의 변형과 윤활유의 열화변질(4)에 의한 산화의 진행과 흡착막의 생성의 결과라고 생각된다.

3.3 신경회로망에 의한 마멸분 형태식별

본 연구에서는 사용한 인공신경망은 Fig. 8와 같은 계층형 네트워크이며, 2층의 유니트 k 를 예를들면 앞 층의 입력치 $y_j^1(j=0 \sim n_1)$ 에 유니트간의 결합강도를 표시하는 가중치 w_{jk}^2 에 의한 가중치의 총합인 x_k^2 를 계산하고 sigmoid 함수 f 에 의하여 유니트의 활성화값 $y_k^2=f(x_k^2)$

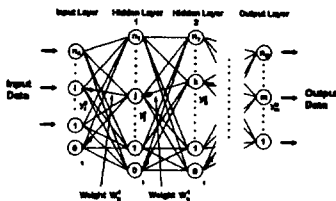


Fig. 8 Diagram of neural network

을 구하여 다음 층으로 출력한다.

본 연구에 사용한 신경망은 모두 3층으로서 은닉층은 1층이고, 그 유니트 수는 10으로 하였다. 신경망의 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 대상으로 하여 각각 0과 1로 설정하였다. 또한 학습을 위하여 총 마멸분의 전체 평균값과 마멸분 100개 마다의 평균값의 2부류의 평

균값으로서 학습을 행하였으며, 학습 수렴판정 조건으로써 총 오차 0.001 이하 또는 학습 반복회수 30,000회 이하로 하였다. 판정기준으로서는 재료에 대하여는 3 유니트 가운데 출력이 0.7이상인 것을 판정결과로 하고, 또한 작용하중은 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 말기로서 판정하였다.

Table 2 Identification result from neural network

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

Table 3 Identification result from neural network

Identification of load		Applied load (%)		
		1 kq	5 kq	9 kq
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

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, 작용하중 및 미끄럼거리의 판정조건에 따른 신경망의 판정 결과를 정답율로서 표시한 것으로서 은닉층의 유니트 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 결과에서 재료와 미끄럼거리에 대하여는 정답율이 대체로 높게 나타나는 것을 알 수 있지만 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 Identification result from neural network

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

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

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

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 전체 평균치로 학습을 할 때보다 복수의 평균값으로 학습을 시키는 것이 대체로 정답률이 높게 나타나는 것을 알 수가 있다. 따라서 본 연구의 신경망의 알고리즘을 이용하게 되면 작동중에 있는 기계구동계의 다양한 마멸분의 형태특징을 인식함으로써 작동상태와 손상상태의 예지 및 판정이 가능할 것으로 생각된다.

4. 결 론

기계구동계의 작동상태 예지 및 판정을 목적으로 계층형 인공신경망에 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 감소한다.
2. 3종류 강 스테아린산을 첨가한 윤활유의 경우 작동조건에 따른 마멸분 입자 100개 마다의 작은 집단으로

나누어 그 평균치를 이용하는 것이 작동조건에 따른 마멸분의 형태해석에 유효하다.

3. 4가지 형태 파라미터의 전체 평균치를 학습데이터로 이용함으로써 신경망에 의한 기계구동계에서의 작동조건을 예지 및 판정할 수 있다.
4. 복수의 학습 데이터로 학습을 하는 것이 작동조건 판정에 대한 신경망의 정답률이 향상된다.

후 기

이 논문은 1997년도 동아대학교 학술연구조성비(공모과제)에 의하여 연구되었음.

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-의 現状と問題", トライボロジスト, 第39卷, 第7號, pp.553~558, 1994.
- (3) 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
- (4) 서영백, 박홍식, 전태옥, "기계윤활 운동면의 작동상태 진단을 위한 마멸분 해석", 대한기계학회논문집(A), 제21권, 제5호, pp.835~841, 1997
- (5) 中野 馨, "Cでつくる腦の情報システム", 啓學出版, pp. 11~152, 1990.
- (6) 김대수, "신경회로망 이론과 응용", 하이테크 정보, pp.31~33, 1997.
- (7) 이상석, "신경회로망 모델을 이용한 선삭공정의 실시간 이상진단 시스템의 개발", 한국공작기계학회지, 제7권, 제3호, pp.14~21, 1998.
- (8) 임우조, 이진열, "윤활공학", 설운출판사, pp.52~55, 1996.