

유압구동 부재의 작동조건 식별에 관한 연구

조연상*, 류미라*, 김동호**, 박흥식#

A Study on Recognition of Operating Condition for Hydraulic Driving Members

Yon Sang Cho*, Mi Ra Lyu*, Dong Ho Kim** and Heung Sik Park#

ABSTRACT

The morphological analysis of wear debris can provide early a failure diagnosis in lubricated moving system. It can be effective to analyze operating conditions of oil-lubricated tribological system with shape characteristics of wear debris in a lubricant. But, in order to predict and recognize an operating condition of lubricated machine, it is needed to analyze and to identify shape characteristics of wear debris. Therefore, If the morphological characteristics of wear debris are recognized by computer image analysis using the neural network algorithm, it is possible to recognize operating condition of hydraulic driving members. In this study, wear debris in the lubricating oil are extracted by membrane filter ($0.45 \mu\text{m}$), and the quantitative values of shape parameters of wear debris are calculated by the digital image processing. This shape parameters are studied and identified by the artificial neural network algorithm. The result of study could be applied to prediction and to recognition of the operating condition of hydraulic driving members in lubricated machine systems.

Key Words : Wear Debris (마멸분), Shape Characteristics (형태특성), Computer Image Analysis(컴퓨터 영상해석), Neural Network (신경회로망), Operating Condition (작동조건)

1. 서론

윤활유 중에서 상호 접촉하며 운동하는 기계부품의 원활한 운전을 유지하게 하고, 예기치 못한 설비고장 및 부품파손에 의한 작동불능으로 인한 경제적 손실을 줄이기 위한 연구가 최근 활발하게 진행되고 있다. 특히 기계구동 시스템의 중요부분인 구동 부재의 운전상태를 계속적으로 감시하여

운전중 발생하는 이상상태를 조기에 예방하기 위하여 유압구동 부재의 작동조건을 예지하고 식별하기 위한 기술의 개발이 절실히 요구되고 있다.

이를 위하여 선진국을 중심으로 1980년 초부터 이에 대한 연구가 활발히 진행되고 있지만, 정밀한 신호처리 기법의 도입 및 전문적인 기술인력이 필요하다라는 문제점을 가지고 있다.^{1~3}

이에 대하여 최근 연구되고 있는 마멸분 분석을

2002년 7월 25일 접수
* 동아대학교 기계공학과 대학원
** 문경대학교 기계설계학과
교신저자, 동아대학교 기계산업시스템공학부
Email parkhs@donga.ac.kr Tel. (052) 200-7653

통한 상태진단 기술은 다른 진단방법의 단점을 보완함과 동시에 다른 측정기술에서 얻을 수 없는 유압구동부 내에서 다양한 작동조건에 따라 발생하는 마멸입자의 형태적 특징을 이용하는 것으로서, 유압구동부의 정지나 해체 없이 작동상태를 정밀하게 관찰 분석하여 이상상태에 대한 개선책을 세울 수 있는 범용성 있는 기법이고, 또한 발생하는 마멸현상의 천이특성 분석이 가능하게 되면 초기에 유압구동 부재의 마찰상태의 식별 및 판정⁴이 가능하리라 생각된다.

유압구동부의 작동조건의 식별에 관한 문제에는 다수의 인자가 상호 복잡하게 작용하기 때문에 그들 각각의 인자가 작동상태에 어느 만큼 기여하는가를 정확하게 기술한다는 것은 상당히 어렵다. 그러나 숙련된 사람은 그 시스템의 작동상태를 관찰하고 직감적으로 상태판단을 할 수 있는 것처럼 인간의 직감성은 유회운동부의 관찰을 통해 얻은 다수의 정보로부터 어떠한 사고과정에 의하여 그들 인자와의 상호관계를 정확하게 얻을 수 있다. 이러한 판단을 수학적으로 정식화하여 비숙련자나 시스템 전체의 자동화를 구축하기 위하여 신경회로망과 같은 새로운 수학적 모델이 필요하다.

따라서 본 연구에서는 유압구동부를 모의한 유회 마찰· 마멸 실험을 통해 유압피스톤 모터 구동부재의 마멸분을 채취하고, 컴퓨터 영상처리^{5,6}를 통하여 유압구동 부재에서 발생하는 마멸분의 형태적 특징을 정량적으로 수치화된 형태정보로 추출하였다. 그리고 대상으로 하는 문제의 입출력간의 비선형적인 관계를 학습에 의해 해결할 수 있는 계층형 인공 신경회로망을 이용하여^{7,8} 다양한 작동조건에 따른 마멸분의 형태정보에 대한 학습 및 판정을 통해 유압구동 부재의 작동조건을 식별하고자 하였다.

2. 실험방법

2.1 유회 마찰· 마멸실험

유회 마찰· 마멸실험을 위하여 볼 온 디스크(ball on disk)형 마찰· 마멸시험기⁹를 사용하였다. 유회실험을 위하여 볼 시험편은 직경 4.76mm의 순도 99.7%인 알루미나 세라믹스(Al_2O_3) 구를 사용하였고, 디스크 시험편은 Fig. 1과 같은 유압피스톤 모터의 슬리퍼-패드(slipper-pad)로 사용되는 청동주물

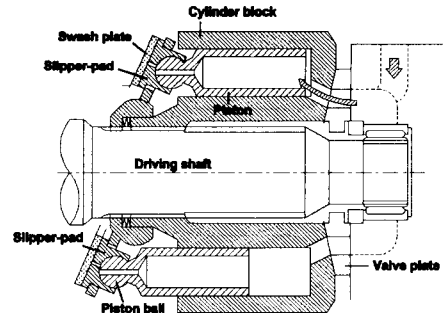


Fig. 1 Schematic diagram of hydraulic piston motor

LBC3와 침탄 열처리를 한 크롬-몰리브덴강 SCM 440을 사용하였다. 그리고 실험에 사용한 유회유는 무점가 파라핀계 광유(8.2cSt@40°C)를 사용하였다. 하중조건으로는 접촉하중은 3kg, 5kg 및 7kg으로 행하였고, 미끄럼거리는 총 860 m로 일정하게 하여 시험편의 접촉부의 미끄럼속도를 40mm/sec, 80mm/sec, 120 mm/sec 및 160mm/sec로 설정하여 실험을 행하였다. 그리고 유회 장치부에는 시험편 접촉점 하부에 오일베스(oil bath)를 설치하고 유회 유 공급은 순환펌프로서 실리콘 관을 통하여 시험편 접촉점에 분사시켰으며, 각 실험조건에 따른 마멸분은 오일베스내의 유회유를 교반한 후 공경 0.45 μ m의 멤브레인 필터(membrane filter)가 부착된 유회유 채취기구를 통하여 마멸분을 채취하였다.

2.2 영상처리 시스템

채취한 마멸분으로부터 형태정보를 얻기 위한 영상처리 알고리즘을 Fig. 2에 나타내었다. 투과 및 낙사조명의 두 가지 할로겐램프를 가진 광학현미경에 부착된 상부의 컬러 CCD카메라를 통하여 관측된 투과 및 낙사영상은 화소수 640× 480, 화소당 분해능은 RGB 각 8 bit (256 grey level)인 컴퓨터의 프레임 그레버(frame grabber)를 이용하여 저장하였다. 그리고 투과영상은 히스토그램(histogram)으로부터 역치(threshold value)를 선정하여 2원화 영상으로 변환하였다. 변환된 2원화 영상과 낙사영상을 합성하여 마멸입자에 대한 경계와 표면의 명확한 형상을 추출하였으며, Fig. 3에 나타난 영상처리를 위하여 자체 개발한 소프트웨어를 이용하여 마멸분의 4 가지 형태정보인 50%체적경, 장단도, 복잡도 및 광택도를 구하였다⁹.

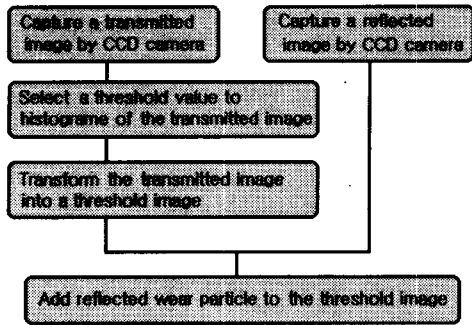


Fig. 2 Image processing algorithm

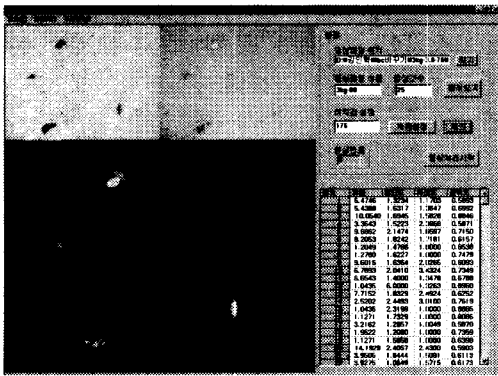


Fig. 3 Image processing program

2.3 신경회로망 구성과 학습

Fig. 4는 본 연구에서 사용한 계층형 신경회로망 모델을 나타낸 것으로 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어져 있으며, 입력층에는 마멸분의 4가지 형태 정보인 50%체적경, 장단도, 복잡도, 광택도를 입력값으로 사용하였고 출력층에는 실험의 마찰조건에 해당하는 재료 2 종류, 하중 3 조건 및 미끄럼속도 4 조건을 출력하도록 하였다. 그리고 은닉층은 그 수를 1층, 2층, 3층 및 4층으로 두고 각 층의 유니트(unit) 수를 9개, 18개, 27개 및 36개로 설정하여 학습을 수행하였으며, 은닉층의 조건에 따라 학습오차 및 학습반복횟수를 검토하여 가장 최적의 신경회로망을 구성하였다.

Fig. 5는 실험에서 사용하기 위하여 C++로 자체 개발한 신경회로망 소프트웨어를 나타낸 것으로 각 실험조건에 따른 마멸분의 4가지 형태정보의 전체 개발한 신경회로망 소프트웨어를 나타낸 것으로 각 실험조건에 따른 마멸분의 4가지 형태정보의 전

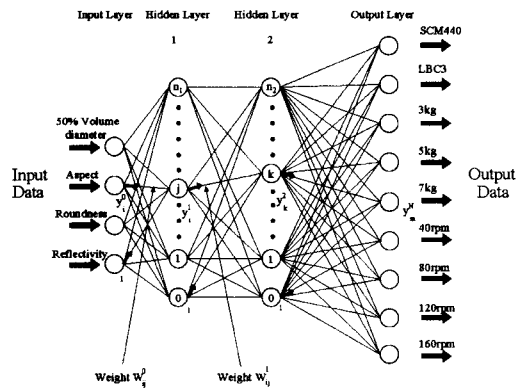


Fig. 4 Neural network model

체 평균값을 학습을 위한 입력값으로 사용하였고 그에 따른 작동조건을 목표값으로 하여 총 24개의 학습패턴을 구성하였다. 그리고 학습 수렴조건으로 학습오차를 0.0001 이하 또는 학습 반복횟수 50,000 회 이상으로 설정하여 은닉층의 수와 유니트 수에 따른 신경회로망의 상태를 조사하여 최적의 신경회로망을 구성하였다.

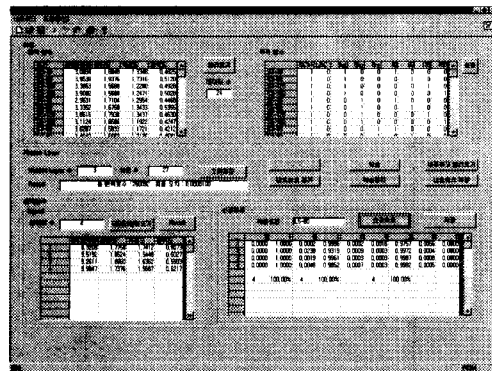


Fig. 5 Neural network program

Table 1은 은닉층의 수와 유니트 수에 따른 학습오차 및 반복횟수를 나타낸 것으로 2개의 은닉층에 각각 18개의 유니트와 3개의 은닉층에 각각 27개의 유니트 일 때 학습오차 수렴 임계값인 0.0001을 만족하고 있으며, 3개의 은닉층에 27개의 유니트일 때가 가장 빨리 수렴한다.

따라서 본 연구에서는 3층에 각각 27개의 유니트를 은닉층으로 하는 신경회로망을 최적의 신경회

로망으로 선정하였으며, 학습 수렴조건을 학습오차 0.00001, 학습반복회수 500,000회 이상으로 설정하여 작동조건에 따른 마멸분의 형태정보 학습 및 관정을 하였다.

Table 1 Error comparison by hidden layer and unit number

Hidden layer	Unit number	Unit number			
		9	18	27	36
1	Error	0.086549	0.104571	0.083729	0.10453
	Iteration number	50000	50000	50000	50000
2	Error	0.041998	0.0001	0.041729	0.020896
	Iteration number	50000	32800	50000	50000
3	Error	0.986264	0.325066	0.0001	0.041709
	Iteration number	50000	50000	23700	50000
4	Error	0.722059	1.023294	0.901899	0.14585
	Iteration number	50000	50000	50000	50000

3. 실험 결과 및 고찰

3.1 작동조건에 따른 마멸분의 형태정보

Fig. 6은 작용하중 3kg에서의 미끄럼속도에 따른 전체 마멸분의 4가지 형태정보의 평균값을 나타낸 것으로, 모든 미끄럼속도 조건에서 LBC3의 마멸분이 침탄한 SCM440의 마멸분 보다 4가지 형태정보가 대체로 높게 나타나 있다는 것을 알 수 있다. 이것은 LBC3의 마멸분의 형상이 침탄한 SCM440의 마멸분 보다 비교적 크고 괴상의 형태를 가지고 있으며 또한 청동 고유의 금속광택을 많이 띠고 있다는 것을 나타낸다고 생각한다. 그리고 장단도와 복잡도에서 미끄럼속도가 낮을 때 재료에 관계없이 마멸분의 형상이 대체로 비정형적이고 복잡하다는 것을 알 수 있다.

Fig. 7은 미끄럼속도 80mm/sec일 때 작용하중에 따른 전체 마멸분의 4가지 형태정보의 평균값을 나타낸 것으로, LBC3의 경우 작용하중이 증가함에 따라 마멸분의 형상이 복잡하고 장경과 단경의 차

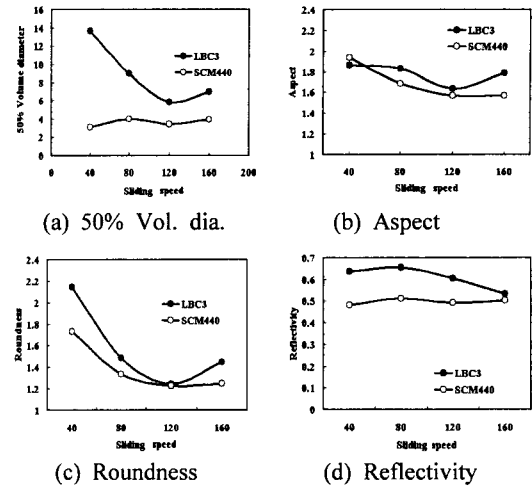


Fig. 6 Average value of shape parameters of wear debris for sliding speed; applied load : 3 kg

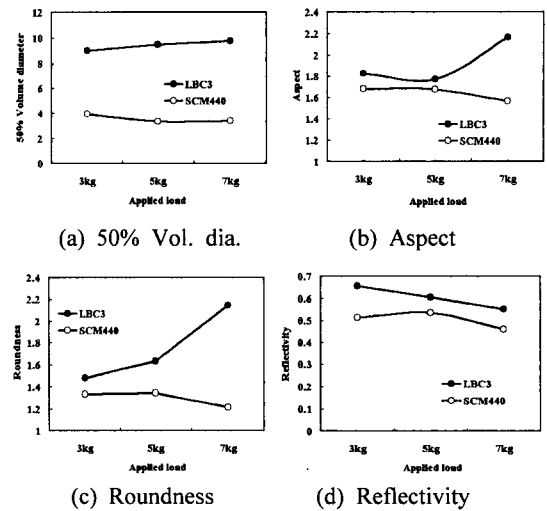


Fig. 7 Average value of shape parameters of wear debris for applied load; sliding speed : 80 mm/sec

가 큰 길쭉한 괴상의 형태를 가지며 침탄한 SCM440의 마멸분은 둥근 원형의 형태를 가진다는 것을 알 수 있다. 그리고 작용하중이 증가함에 따라 두 재료의 광택도가 모두 값이 감소하는 것은 마찰열의 온도상승에 따른 산화가 진행된 결과라고 생각한다. 따라서 Fig. 6과 Fig. 7의 결과에서 각 마찰조건에 따른 마멸분의 4가지 형태정보의 전체 평

균값에 의하여 마멸분의 형태특징에 대한 분류가 가능하리라 생각된다.

3.2 마멸분 형태식별을 위한 모집단 구성

유압구동부에서 작동하는 마찰조건에 따라 발생하는 마멸분 하나하나의 형태정보는 매우 광범위하게 분포하기 때문에 이를 신경회로망에 의한 마멸분 형태식별에 직접적으로 적용하기는 매우 곤란하다. 따라서 마멸분 형태식별을 위해서는 집단으로서의 성질, 예를 들어 일정한 마멸분의 개수를 가진 모집단의 평균치를 이용하는 것이 편리하다.

Fig. 8은 작용하중 3 kg, 미끄럼속도 40mm/sec에서 재료에 따른 마멸분 100개 마다의 형태정보의 평균값의 분포를 나타낸 것으로, 재료에 따른 마멸분의 형태정보의 분포가 매우 잘 분리되어 있음을 알 수 있다. 이 결과로 유압구동 부재에 대하여 신경회로망의 판정율이 높게 나타날 것이라고 예상된다.

Fig. 9는 미끄럼속도 40mm/sec의 경우, (a)LBC3와 (b)SCM440의 50%체적경과 광택도, 장단도와 복잡도의 마멸분 100개마다의 평균값 분포를 나타낸 것이다. (a)LBC3의 경우에는 작용하중에 따라 50% 체적경과 광택도가 비교적 잘 분리되고 있지만, 장단도와 복잡도에 있어서는 일부 중첩되고 있다. 그리고 (b)SCM440의 경우에서는 50%체적경과 광택도의 분포에서 일부 중첩되고 있으며, 장단도와 복잡도의 분포에서는 많이 중첩되어 있음을 볼 수가 있다. 이는 LBC3의 경우는 작용하중 조건에 대하여 비교적 높은 신경회로망의 판정율을 기대할 수 있지만 SCM440의 경우에는 다소 판정률이 낮을 것으로 예상된다.

Fig. 10은 작용하중 7 kg에서 (a)LBC3와 (b)SCM440의 50%체적경과 광택도, 장단도와 복잡도의

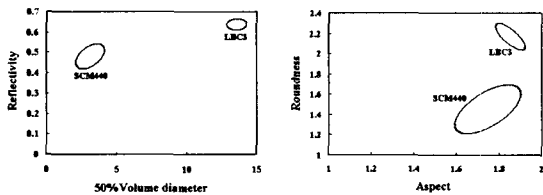


Fig. 8 Average distribution of shape parameters of every 100 wear debris for material; applied load : 3 kg, sliding speed : 40 mm/sec

마멸분 100개마다의 평균값 분포를 나타낸 것이다.

미끄럼속도에 따른 형태정보의 분포는 (a)LBC3보다 (b)SCM440이 많이 중첩되어 있음을 알 수 있다. 따라서 미끄럼속도에 대해서도 SCM440이 신경회로망의 판정율은 낮을 것으로 예상된다.

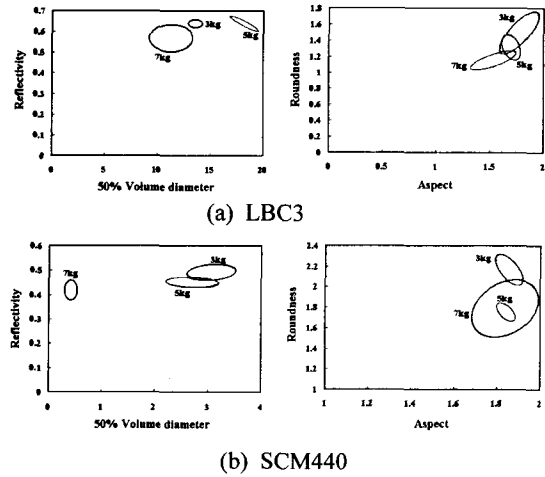


Fig. 9 Average distribution of shape parameters of every 100 wear debris for applied load; sliding speed : 40 mm/sec

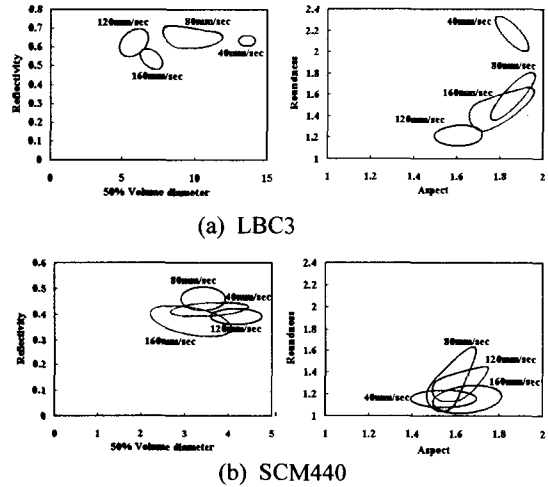


Fig. 10 Average distribution of shape parameters of every 100 wear debris for sliding speed; applied load : 7kg

3.3 신경회로망에 의한 작동조건 식별

유압구동 부재에서 발생된 마멸분의 형태를 인식하여 유압구동 부재의 작동조건을 식별하기 위하여 전술한 바와 같이 3층에 각각 27개의 유니트를 은닉층으로 하는 신경회로망을 구성하여 각 작동조건에 따른 24 개의 패턴을 학습하였으며, 각 작동조건에 따른 마멸분 50개 및 100개마다의 형태정보의 평균값을 신경회로망에 입력하여 마멸분의 형태특징을 인식하여 작동조건을 식별하였다.

Table 2 Result of identification for groups of 50 every wear debris (%)

	Material	Applied load	Sliding speed
LBC3	100	100	87.5
SCM440	100	95.83	87.5

Table 3 Result of identification for groups of 100 every wear debris (%)

	Material	Applied load	Sliding speed
LBC3	100	100	100
SCM440	100	95.83	91.67

Table 2와 Table 3은 작동조건에 따른 마멸분 형태를 신경회로망을 통하여 판정한 결과를 정답율로 나타낸 것으로 구동재료에 대한 정답율은 모두 100% 식별이 가능하였다. 이는 Fig. 8에서 처럼 구동재료에 대한 마멸분의 형태정보의 분포가 매우 잘 분리되어 그 특징이 명백하게 구분되어지기 때문이다. 그리고 작동하중 및 미끄럼속도에 대한 판정은 50개 마다의 모집단의 형태정보 평균값을 이용하는 것보다는 100개 마다의 모집단의 평균값을 이용하는 것이 정답율이 높은 것을 알 수 있으며 모두 90% 이상의 높은 판정율을 보여주고 있다.

이것은 Fig. 9 및 Fig. 10에서 본 바와 같이 분포 범위가 중첩되어있다 할지라도 모집단에 대한 4가지 형태정보의 평균값을 종합적으로 평가하면 그 특징을 명백히 구분할 수 있고, 최적의 신경회로망 구성을 통하여 학습오차를 줄임으로써 보다 능동적인 작동조건 식별이 가능하였다고 생각된다.

4. 결론

유압구동 부재의 작동조건에 따라 발생하는 마멸분을 영상처리하여 4가지 형태정보인 50%체적경, 장단도, 복잡도 및 광택도를 추출하고 이를 계층형 인공신경회로망에 학습하여 판정하여 유압구동 부재의 작동조건을 식별한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) 신경회로망의 은닉층 수 및 유니트 수를 달리하여 24개의 학습패턴을 학습한 결과, 3층에 각각 27개의 유니트를 은닉층으로 할 때 가장 빨리 수렴한다.

2) LBC3의 마멸분이 침탄한 SCM440의 마멸분보다 형상이 비교적 크고 피상의 형태를 가지고 있으며 금속광택을 나타낸다.

3) 마멸분 100개 마다의 형태정보의 평균값의 분포에서 구동재료에 따른 마멸분의 형태정보의 분포가 매우 잘 분리되지만, 작동하중 및 미끄럼속도에 따른 형태정보의 평균값의 분포는 다소 중첩되어 나타난다.

4) 신경회로망에 의한 구동재료에 대한 판정은 100% 식별이 가능하고, 작동하중 및 미끄럼 속도에 대한 판정은 50개 보다 100개마다의 모집단의 평균값을 이용하는 것이 정답율이 높다.

5) 본 연구를 통하여 유압구동 부재의 작동조건 식별이 가능하였다.

참고문헌

1. B. J. Roylance, I. A. Albidewi and M. S. Laghari, "Computer-Aided Vision Engineering (CAVE) - Quantification of Wear Particle Morphology," *Lubr. Eng.*, 50, pp. 111-116, 1993.
2. T. Sato, O. Ikeda, T. Hatsuzawa and M. Linzer, "Real Time Evaluation of Wear Particle Using Electro Forced Rotation and Laser Scattering", *Wear*, Vol. 15, pp. 273-285, 1987.
3. T. M. Hunt, "Condition Monitoring of Mechanical and Plant," Chapman & Hall, pp. 48-53, 1995.
4. 杉村丈一, 梅田彰彦, 山本雄二, "摩耗粉の形態識別におけるニューラルネットワークの適用," *日本機械學會論文集(C編)*, 第61卷, 第590號, pp.

- 4055-4060, 1995.
5. 杉村丈一, 梅田彰彦, 山本雄二, "摩耗粉形態の特徴と記述方法," 日本トラボロジー會議豫稿集, pp. 195-198, 1996.
 6. W. Uedelhoven and M. Franzl, "The Use of Automated Image Analysis for the Study of Wear Particles in Oil-Lubricated Tribological System," Wear, 142, pp. 107-113, 1991.
 7. 박홍식, "Neural Network에 의한 기계윤회면의 마멸분 해석," 한국윤회학회지, 제11권, 제3호, pp. 24-30, 1995.
 8. 이상석, "신경회로망 모델을 이용한 선삭공정의 실시간 이상진단 시스템의 개발," 한국공작기계학회지, 제7권, 제3호, pp. 14-21, 1998.
 9. 서영백, 박홍식, 전태욱, 이광영, "윤회운동면의 자동조건에 따른 마멸분 화상해석," 한국정밀공학회지, 제14권, 제5호, pp. 143-149, 1997.