

유압구동 부재의 마찰 상태 식별에 관한 연구

강인혁*, 류미라, 박재상(동아대원), 박홍식(동아대)

Study of Identification of Lubricant Condition for Hydraulic Member

I.H. Kang*, M.R. Lyu, J.S. Park, H.S. Park

Abstract - Analyzing working conditions with shape characteristics of wear debris in a lubricated machine, it can be effect on diagnosis of hydraulic machining system. And it can be recognized that results are processed threshold images of wear debris. But, in order to predict and estimate a working condition of lubricated machine, it is need to analysis a shape characteristic of wear debris and to identify. Therefor, If shape characteristics of wear debris are identified by computer image analysis and the neural network, it is possible to find the cause and effect of wear condition. In this study, wear debris in the lubricant oil are extracted by membrane filter ($0.45\mu\text{m}$), and the quantitative value of shape characteristic of wear debris are calculated by the digital image processing. This morphological information are studied and identified by the artificial neural network. The purpose of this study is to apply morphological characteristic of wear debris to prediction and estimation of working condition in hydraulic machining systems.

Key words : Wear Debris (마멸분), Morphological Information (형태정보), Computer Image Anlysis (컴퓨터 영상해석), Neural Network (신경회로망), Wear Condition (마멸조건)

1. 서 론

기계설비 및 기계요소 부품의 원활한 운전을 유지하게 하고, 설비고장 및 부품파손에 의한 작동불능으로 인한 막대한 인명 손실을 줄이기 위해 유압구동부의 운전상태를 계속적으로 감시하여 이상발생 현상을 예방 조치하기 위하여 유압구동부의 작동상태 예지 및 판정을 위한 기술의 개발이 절실히 요구되고 있다. 이를 위하여 선진국을 중심으로 1980년 초부터 활발히 연구 및 개발을 진행하고 있지만, 이러한 기술은 정밀한 신호처리 기법의 도입 및 전문적인 기술인력이 필요하다는 문제점이 있다.¹⁻³⁾

이에 대하여 최근 연구되고 있는 유압구동계 내에서 발생하는 마멸분 분석을 통한 상태 진단 기술은 다른 진단방법의 단점을 보완함과 동시에 다른 측정기술에서 얻을 수 없는 정보를 추출할 수 있는 장점을 가지고 있다. 이것은 원활 운동부를 구성하는 유압구동계

내에서 다양한 작동조건에 따라 발생하는 마멸입자의 형태적 특징을 이용한 것으로써, 기계의 정지나 해체 없이 유압구동계의 작동상태를 정밀하게 관찰 분석하여 파손요인에 대한 개선책을 세울 수 있는 범용성 있는 기법이고, 또한 발생하는 마멸현상의 친이특성을 분석하여 사전에 유압구동계의 파손을 조기에 예방할 수 있다.⁴⁾

따라서 본 연구에서는 유압구동계를 모의한 윤활 마찰·마멸 실험을 통해 마멸분을 채취하고, 컴퓨터 영상처리 기법을 도입하여 유압구동계 내에서 발생하는 마멸분의 형태적 특징을 정량적으로 수치화된 형태정보로 추출하였다. 그리고 대상으로 하는 문제의 입출력간의 비선형적인 관계를 학습에 의해 해결할 수 있는 신경회로망을 이용하여 각 작동조건에 따른 마멸분의 형태정보에 대한 학습 및 판정을 통해 마찰 상태를 식별함으로써 유압구동계의 작동상태 예지 및 판정에 이를 적용하는 것을 목적으로 하였다.

2. 실험방법

2.1 윤활 마찰·마멸실험

윤활 마찰·마멸실험을 위하여 pin on disk형 마찰·마멸시험기를 사용하였으며, Fig. 1에 이의 개요도를 나타내었다. 윤활실험에 사용된 핀 시험편은 직경 4.76mm의 순도 99.7%인 알루미늄 세라믹스(Al_2O_3) 구를 사용하였고, 디스크 시험편은 유압구동부재로 사용되는 청동주물 LBC3와 침탄 열처리를 한 크롬-몰리브덴강 SCM440을 사용하였다. 그리고 실험에 사용한 윤활유는 기유(base oil)인 무첨가 파라핀계 광유(82cSt @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.

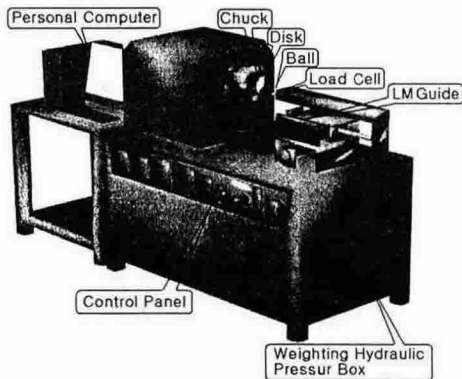


Fig. 1 Schematic diagram of pin on disk type wear tester

그리고 윤활 장치부에는 시험편 접촉점 하부에 oil bath를 설치하고 윤활유 공급은 순환펌프로써 실리콘 관을 통하여 시험편 접촉점에 분사시켰으며, 각 실험조건에 따른 마멸분은 oil bath내의 윤활유를 교반한 후 공경 0.45 μ m의 membrane filter가 부착된 윤활유 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 광학현미경을 통하여 상부의 컬러 CCD카메라에 의해 관측된 투과 및 낙사영상을 화소수 640 \times 480, 화소당 분해능은 RGB 각 8bit (256 grey level)인 컴퓨터의 프레임 그래버(frame grabber)를 이용하여 저장한 후, 투과영상은 히스토그램(histogram)으로부터 역치(threshold value)를 선정하여 2원화 영상으로 변환하였다. 그리고 변환된 2원화 영상과 낙사영상을 합성하여 마멸입자에 대한 경계와 표면의 명확한 형상을 추출하였으며, Fig. 3에 나타낸 영상처리를 위하여 자체 개발한 소프트웨어를 이용하여 마멸분의 4가지 형태정보인 대표경, 장단도, 복잡도 및 광택도를 구하였다.

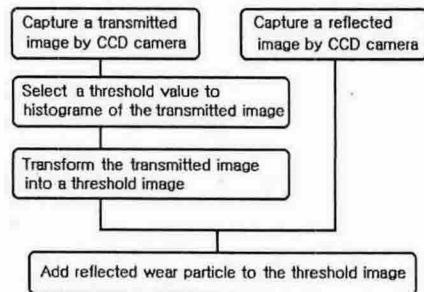


Fig. 2 Image processing algorithm

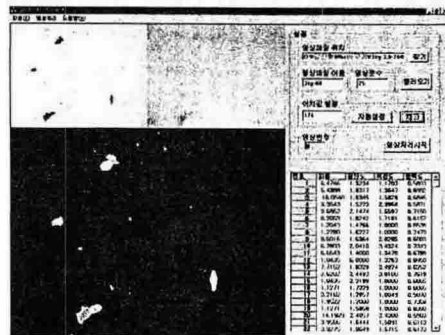


Fig. 3 Image processing program

2.3 신경회로망 구성과 학습

유압구동부의 작동상태 이상여부에 관한 문제에는 다수의 인자가 상호 복잡하게 작용하기 때문에 그들 각각의 인자가 마찰현상에 어느 만큼 기여하는가를 정확하게 기술한다는 것은 상당히 어렵다. 그러나 숙련된 사람은 그 시스템의 작동상태를 관찰하고 직감적으로 상태판단을 할 수 있는 것처럼 인간의 직감성은 윤활운동부의 관찰을 통해 얻은 다수의 정보로부터 어떠한 사고과정에 의하여 그들 인자와의 상호관계를 정확하게 얻을 수 있다. 이 판단을 수학적으로 정식화하기 위하여 신경회로망과 같은 새로운 수학적 모델이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 오차역전파 학습에 기초한 계층형 인공 신경회로망에 의한 형태 정보의 학습 및 판정을 통하여 유압구동부의 작동상태의 예지 및 판정을 하였다.

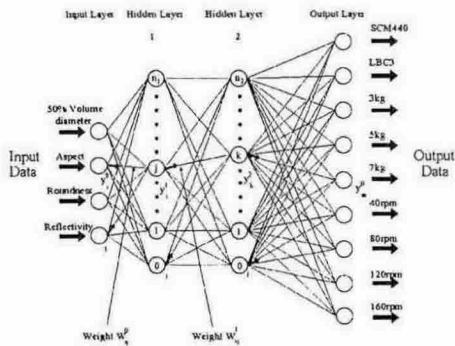


Fig. 4 Neural network model

Fig. 4는 본 연구에서 사용한 계층형 신경회로망 모델을 나타낸 것으로 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있으며, 입력층에는 마멸분의 4가지 형태 정보인 50%체적경, 장단도, 복잡도, 광택도를 입력값으로 사용하였고 출력층에는 실험의 작동조건에 해당하는 재료 2 종류, 하중 3 조건 및 미끄럼 속도 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 수행하였으

며, 은닉층의 조건에 따라 학습오차 및 학습 반복횟수를 검토하여 가장 최적의 신경회로망을 구성하였다. Fig. 5는 실험에서 사용하기 위하여 C++로 자체 제작한 신경회로망 소프트웨어를 나타낸 것으로 각 실험조건에 따른 마멸분의 4가지 형태 정보의 전체 평균값을 학습을 위한 입력값으로 사용하였고 그에 따른 작동조건을 목표값으로 하여 총 24개의 학습패턴을 구성하였다. 그리고 학습 수렴조건을 학습오차를 0.0001 이하 또는 학습반복횟수 50,000회 이상으로 설정하여 은닉층의 수와 유니트 수에 따른 신경회로망의 수에 따른 신경회로망의 상태를 조사하여 최적의 신경회로망을 구성하였다

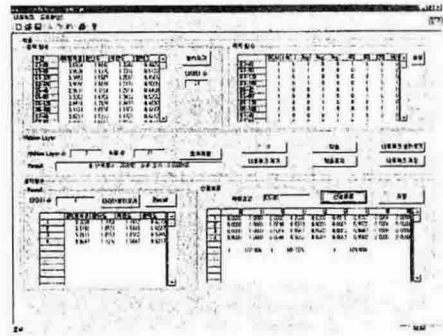


Fig. 5 Neural network program

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

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 임계값 인 0.0001을 만족하고 있으며, 3개의 은닉층에 27개의 유니트 일 때 가장 빨리 수렴한다. 따라서 본 연구에서는 3층에 각각 27개의 유니트를 은닉층으로 하는 신경회로망을 최적의 신경회로망으로 선정하였으며, 학습 수렴조건을 학습오차 0.00001, 학습반복회수 500,000회 이상으로 설정하여 작동조건에 따른 마멸분의 형태정보 학습 및 판정을 하였다.

3. 실험 결과 및 고찰

3.1 작동조건에 따른 마멸분의 형태정보

Fig. 6은 작용하중 3kg에서의 미끄럼 속도에 따른 마멸분의 4가지 형태정보의 전체 평균값을 나타낸 것으로 모든 속도 조건에서 LBC3의 마멸분이 침탄SCM440의 마멸분 보다 4가지 형태정보가 대체로 높게 나타나는 것은 LBC3의 마멸분의 형상이 비교적 크고 피상의 형태를 가지고 있으며 금속광택을 많이 띠고 있다는 것을 나타낸다고 생각한다. 그리고 장단도와 복잡도에서 미끄럼 속도가

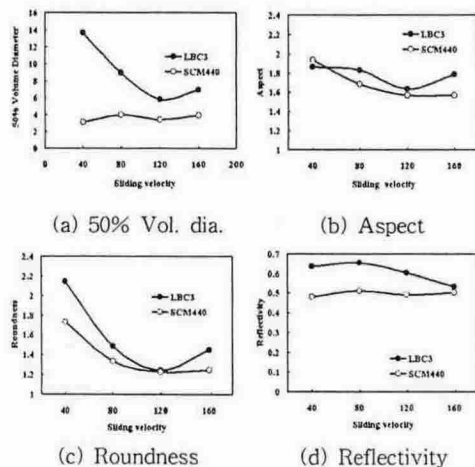


Fig. 6 Average value of shape informations of wear debris for sliding velocity, applied load : 3 kg

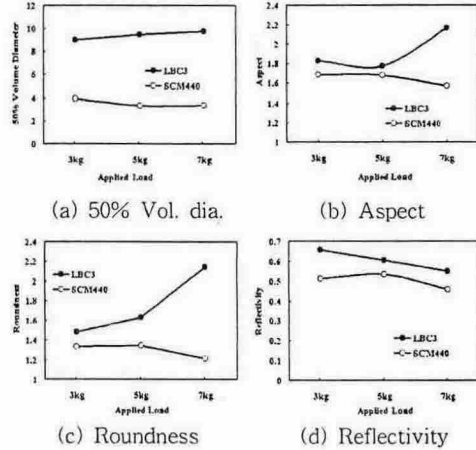


Fig. 7 Average value of shape informations of wear debris for applied load, sliding velocity : 80 mm/sec

낮을 때 재료에 관계없이 마멸분의 형상이 대체로 복잡하다는 것을 알 수 있다.

Fig. 7은 미끄럼 속도 80mm/sec일 때 작용하중에 따른 마멸분의 4가지 형태정보의 전체 평균값을 나타낸 것으로 LBC3의 경우 작용하중이 증가함에 따라 마멸분의 형상이 복잡하고 길쭉한 피상의 형태를 가진다는 것을 알 수 있으며 침탄SCM440의 마멸분은 둥근 원형의 형태를 가진다는 것을 알 수 있다. 그리고 광택도에 있어서 작용하중이 증가함에 따라 두 재료 모두 값이 감소하는 것은 마찰면의 온도상승에 따른 산화진행이 조속히 일어나 결과라고 생각한다. 따라서 Fig. 6과 Fig. 7의 결과에서 각 작동조건에 따른 마멸분의 4가지 형태정보의 전체 평균값에 의하여 마멸분의 형태 특징을 충분히 식별할 수 있다고 생각한다.

3.2 마멸분 형태식별을 위한 모집단의 구성

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

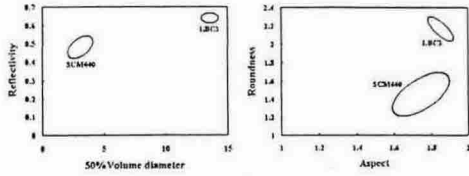


Fig. 8 Average distribution of shape information of every 100 wear debris for material, applied load : 3 kg, sliding velocity : 40 mm/sec

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 유압구동부의 재료에 대하여 신경회로망의 판정율이 높게 나타날 것이라고 예상된다.

Fig. 9는 미끄럼속도 40mm/sec, (a)LBC3와 (b)SCM440에서 작용하중에 따른 마멸분 100개 마다의 형태정보의 평균값의 분포를 나타낸 것으로 (a)LBC3의 경우 50%체적경과 광택도의 분포에 있어서는 비교적 잘 분리되고 있지만, 장단도와 복잡도에 있어서는 일부 중첩되고 있다. 그리고 (b)SCM440의 경우에는 50%체적경과 광택도의 분포에서 일부 중첩되고 있으며 장단도와 복잡도의 분

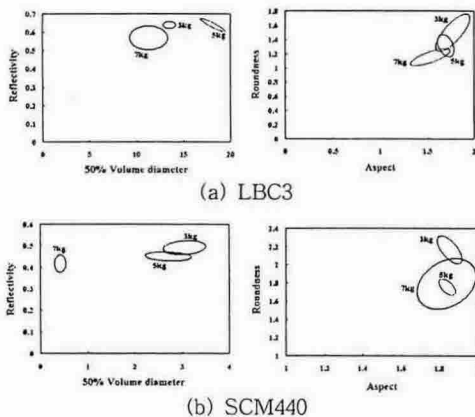


Fig. 9 Average distribution of shape information of every 100 wear debris for applied load, sliding velocity : 40 mm/sec

포에서는 다소 많이 중첩되어 있음을 볼 수 있다. 이는 LBC3의 경우는 하중조건에 대하여 비교적 높은 신경회로망의 판정율을 기대할 수 있지만 SCM440의 경우에는 다소 판정율이 낮을 것이라고 예상할 수 있다.

Fig. 10은 SCM440, 작용하중 7kg에서 미끄럼속도에 따른 마멸분 100개마다의 형태정보의 평균값의 분포를 나타낸 것으로 미끄럼속도에 따른 형태정보의 분포가 매우 많이 중첩되어 있음을 알 수 있다. 이러한 결과로 볼 때 미끄럼속도에 대한 신경회로망의 판정율은 낮게 나타날 것이라고 예상된다

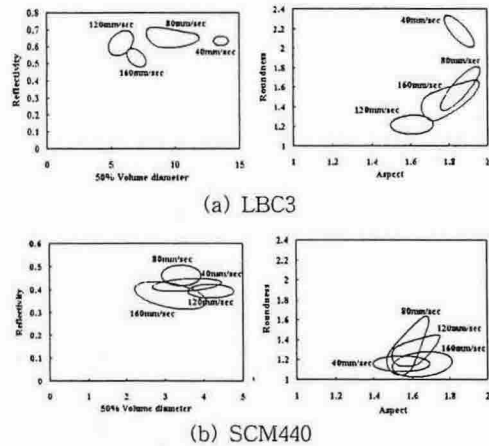


Fig. 10 Average distribution of shape information of every 100 wear debris for sliding velocity, applied load : 7kg

3.3 신경회로망에 의한 마멸분 형태식별

유압구동부재에서 발생한 마멸분의 형태를 식별하기 위하여 전술한 바와 같이 3층에 각각 27개의 유닛을 은닉층으로 하는 신경회로망을 구성하여 각 작동조건에 따른 24개의 패턴을 학습하였으며, 각 조건에 따른 마멸분 50개 및 100개마다의 형태정보의 평균값을 신경회로망에 입력하여 마멸분의 형태특징에 따른 작동조건을 식별하였다.

Table 2와 Table 3은 마멸분 형태에 따른 신경회로망의 판정 결과를 정답율로 나타낸 것으로 재료에 대한 정답율은 모두 100% 식별이 가능하였다. 이는 Fig. 8에서 보여진 바

Table 2 Result of identification of experimental condition by neural network, group of 50 every wear debris (%)

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

Table 3 Result of identification of experimental condition by neural network, group of 100 every wear debris (%)

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

와 같이 재료에 대한 마멸분의 형태정보의 분포가 매우 잘 분리되어 그 특징이 명백하게 구분되어지기 때문이라고 생각된다. 그리고 작동하중 및 미끄럼 속도에 대한 판정은 50개마다의 모집단의 형태정보 평균값을 이용하는 것보다는 100개마다의 모집단의 평균값을 이용하는 것이 정답율이 높은 것을 알 수 있었으며 모두 90% 이상의 높은 판정율을 보여주고 있다. 이는 Fig. 9 및 Fig. 10에서 보여진 바와 같이 분포범위가 중첩되어있다 할지라도 모집단에 대한 4가지 형태정보의 평균값을 종합적으로 평가하면 그 특징을 명백히 구분할 수 있고, 최적의 신경회로망 구성을 통하여 학습오차를 줄임으로써 보다 능동적인 판정이 가능하였다고 생각된다.

4. 결 론

유압구동부재에서 발생하는 마멸분을 영상 처리하여 4가지 형태정보인 50%체적경, 장단도, 복잡도 및 광택도를 추출하고 이를 계층형 인공신경회로망에 학습하여 판정한 결

과 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) 신경회로망의 은닉층 수 및 유니트 수를 달리하여 24개의 학습패턴을 학습한 결과 3층에 각각 27개의 유니트를 은닉층으로 할 때 학습오차 수렴 임계값 인 0.0001을 만족하고 있으며 가장 빨리 수렴한다.
- 2) LBC3의 마멸분이 침탄SCM440의 마멸분보다 4가지 형태정보의 전체 평균값이 대체로 높게 나타난다. 이는 LBC3의 마멸분의 형상이 비교적 크고 피상의 형태를 가지고 있으며 금속광택을 많이 띠고 있음을 잘 나타낸다.
- 3) 마멸분 100개 마다의 형태정보의 평균값의 분포에서 재료에 따른 마멸분의 형태정보의 분포가 매우 잘 분리되고 작동하중 및 미끄럼속도에 따른 마멸분 100개 마다의 형태정보의 평균값의 분포는 다소 중첩된 것을 볼 수 있다.
- 4) 신경회로망에 의한 재료에 대한 판정은 100% 식별이 가능하고, 작동하중 및 미끄럼속도에 대한 판정은 50개마다의 모집단의 형태정보 평균값을 이용하는 것보다는 100개마다의 모집단의 평균값을 이용하는 것이 정답율이 높은 것을 알 수 있었으며 모두 90% 이상의 높은 판정율을 보여준다.

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의 形態識別 におけるニューラルネットワーク의 適用” 日本機械學會論文集(C編), 第61卷, 第590號, pp.4055~4060, 1995
 5. 박홍식, “Neural Network에 의한 기계 윤활면의 마멸분 해석”, 한국윤활학회지, 제11권, 제3호, pp.24~30, 1995
 6. 杉村丈一, 梅田彰彦, 山本雄二, “摩耗粉 形態의 特徴と記述方法”, 日本トラボロジー 會議豫稿集, pp.195~198, 1996
 7. 이상석, “신경회로망 모델을 이용한 선삭공정의 실시간 이상진단 시스템의 개발”, 한국공작기계학회지, 제7권, 제3호, pp.14~21, 1998
 8. 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