한국공작기계학회논문집 Vol.12 No.5 2003. 10.
Transactions of the Korean Society of Machine Tool Engineers

신경회로망에 의한 유압구동 부재의 마찰계수 추정에 관한 연구

김동호*

(논문접수일 2003. 5. 26, 심사완료일 2003. 8. 4)

A Study on Friction Coefficient Prediction of Hydraulic Driving Members by Neural Network

Dong-Ho Kim*

Abstract

Wear debris can be collected from the lubricants of operating machinery and its morphology is directly related to the fiction condition of the interacting materials from which the wear particles originated in lubricated machinery. But, in order to predict and estimate working conditions, it is need to analyze the shape characteristics of wear debris and to identify. Therefor, if the shape characteristics of wear debris is identified by computer image analysis and the neural network, The four parameter (50% volumetric diameter, aspect, roundness and reflectivity) of wear debris are used as inputs to the network and learned the friction. 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 patten characteristic and recognized the friction condition and materials very well by neural network. We resented how the neural network recognize wear debris on driving condition.

Key Words : Wear Debris(마멸입자), Computer Image Analysis(컴퓨터 화상 해석), Neural Network(신경회로망), 50% Volume Diameter(50% 체적경), Moving Condition(작동조건), Shape parameter(형태 파라미터), Friction Coefficient(마찰계수)

1. 서 론

최근 유압피스톤 모터의 개발동향이 소형경량화, 고출력 및 고밀도화 됨에 따라 유압피스톤 모터를 구성하는 핵심 부품인 슬리퍼패드(slipper-pad)와 스와쉬 플레이트(swash plate), 벨브 플래이트(valve plate)와 실린더 블록(cylinder block) 그리고 피스톤(piston)과 실린더 블록 보어(cylinder block bore)의 3가지 요소는 회전구동기의 개발에 핵심적인 요소기술로서 큰 관심을 모으고 있다. 그러나 이들 요소 부품들은 윤활유 중에서 장시간 운전을 행하므로 끊임없이

* 문경대학 자동차기계계열 (kdho6062@hanmail.net)
주소: 745-706 경북 문경시 호계면 별암리 산 6번지

작용하는 주기적인 응력, 경한 이물질의 혼입, 부식, 윤활불량 및 취급잘못 등 여러 가지 원인이 단독 또는 복합적으로 상호작용하여 손상이 일어나지만 그 중에서도 트라이볼로지(tribology)적 요인에 의하여 발생하는 고장 사례가 대부분을 차지하고 있다[1-2].

따라서 이러한 유압기기 시스템의 상태 감시를 목적으로 작동유중에 함유되어 있는 마멸분의 형태 특징의 관찰과 해석이 종래부터 행하여 왔다[3]. 이러한 작동유중의 마멸분의 형태 특징 추출 및 인식의 자동화를 위하여 최근 다양한 분야에 응용되고 있는 디지털 영상처리 기술[4-5]과 계층형 인공 신경회로망[6-8]에 의한 분류 및 인식 기술이 제시되고 있으며 이에 대한 적용 가능성을 시도할 필요성이 있다고 생각한다.

이를 위하여 본 연구에서는 각종 유압기기의 윤활구동계를 모의한 ball on disk형의 윤활 실험 장치로 윤활 마찰 실험을 행하고, 윤활운동부의 다양한 작동조건의 변화에 따른 윤활유에 함유되어 있는 마멸분을 채취한다. 그리고 컴퓨터 영상처리 시스템을 이용하여 채취한 마멸분의 형태 특징을 추출하고 이를 신경회로망에 학습하여 다양한 작동조건에 따른 마멸분의 형태 특징을 식별함으로써 유압구동부의 마찰상태를 나타내는 마찰계수의 추정을 목적으로 하였다.

2. 실험장치 및 실험방법

2.1 마찰 · 마멸 실험

윤활 마찰 · 마멸 실험을 위하여 ball on disk형 마찰 · 마멸 시험기를 사용하였으며 그 개략도를 Fig. 1에 나타내었다. 윤활실험에 사용된 볼 시험편은 직경 4.76mm의 순도 99.7%인 알루미나 세라믹스(Al_2O_3) 볼을 사용하였고, 디스크 시험편은 유압구동 부재로 사용되는 청동주물 LBC3와 침탄 열처리를 한 크롬-몰리브덴강 SCM440을 사용하였다. 그리고 실험에 사용한 윤활유는 기유(base oil)인 무첨가 파라핀계 광유(8.2cSt@40℃)를 사용하여 경계마찰 상태에서 실험을 수행하였다. 하중조건으로는 접촉하중은 3kg, 5kg 및 7kg으로 행하였고, 미끄럼거리는 총 860 m로 일정하게 하여 시험편의 접촉부의 미끄럼속도를 40mm/sec, 80mm/sec, 120mm/sec 및 160mm/sec로 설정하여 실험을 행하였다.

그리고 윤활 장치부에는 시험편 접촉점 하부에 oil bath를 설치하고 윤활유 공급은 순환펌프로서 실리콘 관을 통하여 시험편 접촉점에 분사시켰으며, 각 실험조건에 따른 마멸분은 oil bath내의 윤활유를 교반한 후 공경 0.45㎛의

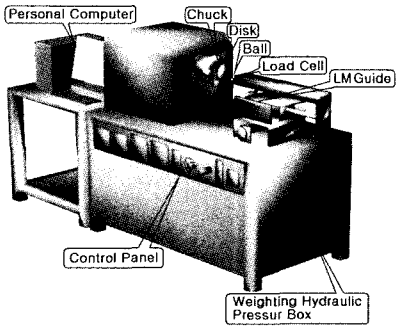


Fig. 1 Schematic diagram of ball on disk type wear tester

membrane filter가 부착된 윤활유 채취기구를 통하여 마멸분을 채취하였다. 또한 영상처리 시스템을 이용하여 채취된 마멸분의 4가지 형태정보를 구하였다. Fig. 2는 마찰 · 마멸 실험에서 마찰계수를 측정하기 위해 개발한 마찰계수 측정 소프트웨어로서 이를 이용하여 각 작동조건에 따른 마찰계수를 측정하였다.

Fig. 3은 마찰계수 측정 알고리즘을 나타낸 것으로서 시험기의 수직하중 방향과 마찰 방향으로 설치된 로드셀(load cell)의 신호를 인디케이터(indicator)에서 증폭하여 하중값으로 변환한 후 RS232C 통신포트를 통하여 컴퓨터로 입력하여 마찰계수를 구하여 저장하였다.

2.2 영상처리 시스템

채취한 마멸분으로부터 형태정보를 얻기 위한 영상처리 알고리즘을 Fig. 4에 나타내었다. 투과 및 낙사조명의 두 가지 할로겐램프를 가진 광학현미경을 통하여 상부의 컬러

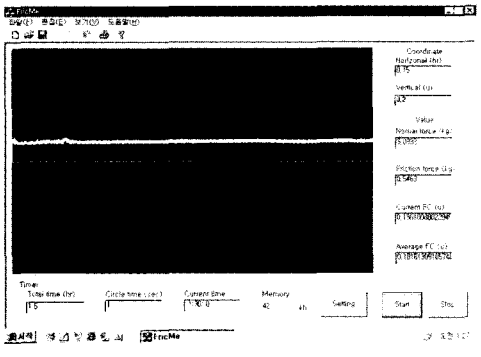


Fig. 2 Measurement software for friction coefficient

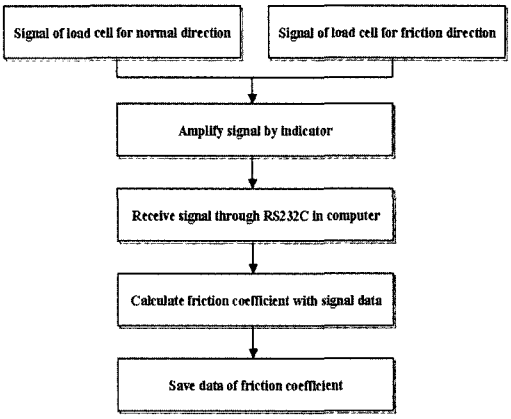


Fig. 3 Algorithm of friction coefficient measurement

CCD카메라에 의해 관측된 투과 및 낙사영상을 화소수 640 ×480, 화소당 분해능은 RGB 각 8bit(256 grey level)인 컴퓨터의 프레임 그레버(frame grabber)를 이용하여 저장하였다. 투과영상은 히스토그램(histogram)으로부터 스레솔드를 선정하여 2원화 영상으로 변환하였고, 변환된 2원화 영상과 낙사영상을 합성하여 마멸입자에 대한 경계와 표면의 명확한 형상을 추출하였다.

Fig. 5는 영상처리를 위하여 자체 개발한 소프트웨어로서 이를 이용하여 표본으로 추출한 투과 및 낙사 영상으로부터 마멸분의 4가지 형태정보인 50%대표경, 장단도, 복잡도 및 광택도를 구하였다.

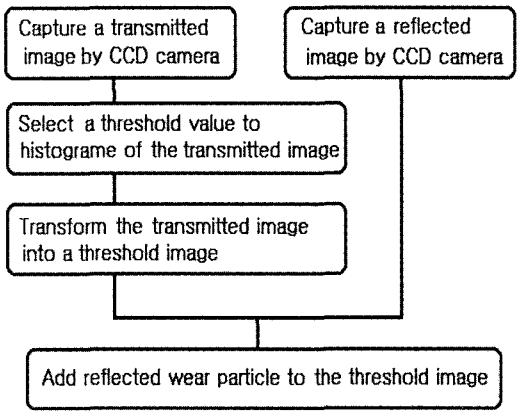


Fig. 4 Image processing algorithm

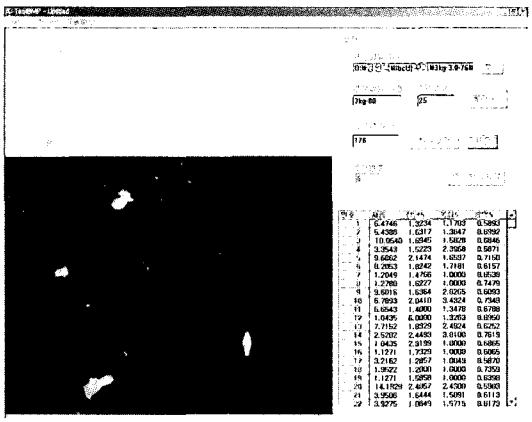


Fig. 5 Image processing software

2.3 신경회로망의 구성

본 연구에서는 오차역전파 학습에 기초한 계층형 인공 신경회로망에 의한 형태 정보의 학습 및 판정을 통하여 유압구동부의 마찰계수를 추정하였다. Fig. 6은 본 연구에서 사용한 계층형 신경회로망 모델을 나타낸 것으로 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어져 있으며, 입력층에는 마멸분의 4가지 형태 정보인 50% 체적경, 장단도, 복잡도 및 광택도를 입력값으로 사용하였고 출력층에는 실험을 통해 측정한 마찰계수를 출력하도록 하였다. 그리고 은닉층은 그 수를 3개 층으로 두고 각 층의 유니트(unit) 수를 45개로 설정하여 학습을 수행하였다.

각 실험조건에 따른 마멸분의 4가지 형태 정보의 전체 평균값을 학습을 위한 입력 값으로 사용하였고 그에 따른 마

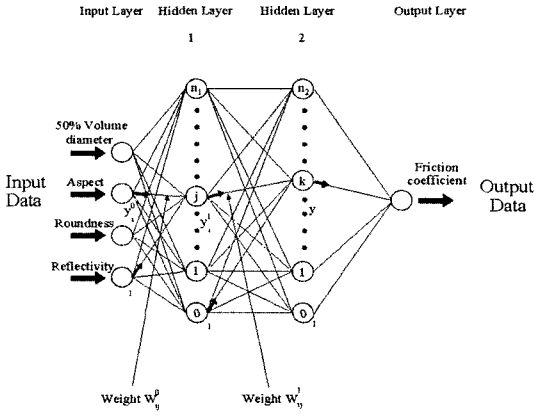


Fig. 6 Neural network model

찰계수를 목표값으로 하여 총 24개의 학습패턴을 구성하였다. 그리고 학습 수렴조건을 학습오차를 0.00001 이하 또는 학습 반복횟수 500,000회 이상으로 설정하여 최적의 신경회로망을 구성하였다. 그리고 신경회로망에 의한 마찰계수 추정을 위하여 각 작동조건에 대하여 마멸분 50개 및 100개 마다의 모집단에 대한 마멸분의 4가지 형태정보의 평균값을 입력 데이터로 이용하였다.

3. 실험결과 및 고찰

3.1 작동조건에 따른 마찰계수

Fig. 7은 시험편 재료 LBC3, 작용하중 5kg 및 미끄럼속도 120mm/sec에서 총 미끄럼 거리 860 m까지 실험하는 동안에 측정한 마찰계수의 변화를 나타낸 것으로서 마찰계수는 마찰 · 마멸 실험을 시작한 초반에는 크게 상승한다. 그리고 미끄럼거리 215m까지는 진폭의 변화가 크고 서서히 감소하여 그 이후의 미끄럼거리에서는 안정된 마찰이 진행되고 있음을 알 수 있다. 여기서 마찰초기에는 런닝-인(running in)과정으로 접촉점에서의 직접접촉에 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 진폭변화가 큰 초기마멸 보다 안정된 마찰이 진행되는 미끄럼거리 645m 이후의 정상마멸에서의 마찰계수를 이용하여 평균 마찰계수 값을 나타내는 것이 마찰조건에 따른 마찰 상태의 변화를 쉽게 알 수 있을 것이라고 생각한다.

Fig. 8은 정상마찰 상태를 나타내는 미끄럼거리 645m 이후에서 LBC3의 미끄럼 속도에 따른 평균 마찰계수를 나타낸 것이다. 그림에서 작용하중이 3kg인 경우에는 미끄럼속도에 따라 마찰계수가 크게 차이나지 않지만 작용하중 5kg 및 7kg에서는 미끄럼 속도가 40mm/sec 일 경우 마찰계수가 높게 나타나고 속도가 증가하여 80mm/sec 이상의 고속에서는 마찰계수가 감소하여 비교적 비슷한 값을 가진다. 이는 미끄럼 속도가 증가함에 따라 마찰면에 생성된 산화물이 모재금속보다 결합력의 약화로 인해 쉽게 전단파괴 되거나 산화물의 생성이 지속적으로 진행되었기 때문이라고 생각된다.

3.2 마멸분의 형태정보와 마찰계수

Fig. 9는 LBC3의 마찰계수와 마멸분의 형태 특징과의 관계를 나타낸 것으로 (a) 50% 체적경에서 보면 마찰계수가 낮을수록 50% 체적경 값이 작게 나타나고 있으며 (b) 광택도에서는 미끄럼속도 120mm/sec 및 160 mm/sec 일 경우 마찰계수가 낮을수록 광택도 값이 낮게 나타난다는 것을 알 수 있다. 이는 각 미끄럼 속도 조건에 대하여 마찰계수가 낮을수록 비교적 크기가 작고 산화된 마멸분이 대체로 많이 발생되고 있다는 것으로서 마찰면에 생선된 산화물의 영향이 마찰상태에 반영되어 나타난 결과라고 생각된다.

3.3 신경회로망에 의한 마찰계수 추정

본 연구에서는 Fig. 6과 같이 구성한 신경회로망에 각 작동조건에 따른 마멸분의 형태정보와 마찰계수의 전체 평균값을 학습하고, 각 작동조건에 대한 마멸분 50개 및 100개 마다의 모집단의 형태정보를 입력하여 출력층으로부터 얻어지는 출력값을 평균하여 마찰계수를 추정하였다.

Fig. 10은 마찰 · 마멸 실험을 통해 실제 측정한 마찰계수와 마멸분 50개 마다의 형태정보의 평균값을 학습된 신

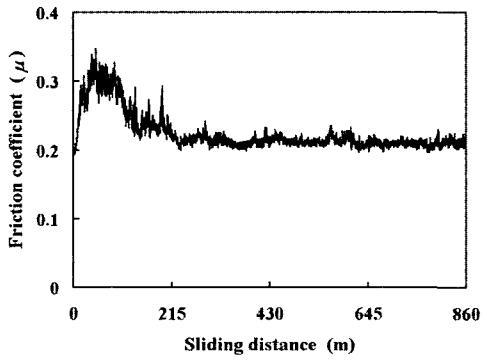


Fig. 7 Variation of friction coefficient for sliding distance

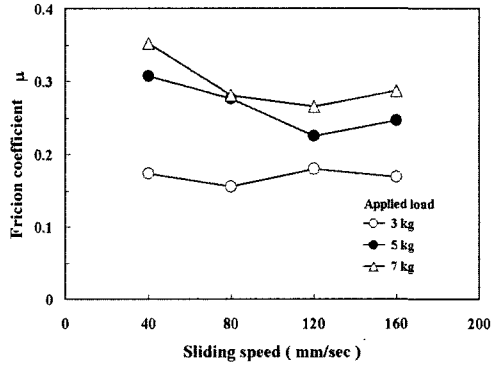
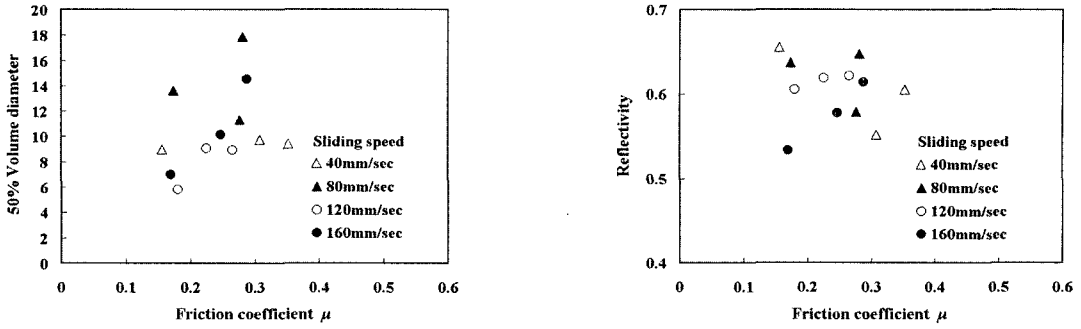


Fig. 8 Average of friction coefficient for sliding speed



(a) 50% Volume diameter (b) Reflectivity

Fig. 9 Relation between friction coefficient and morphological characteristics

경회로망에 입력하여 추정한 마찰계수를 비교한 것으로서 마찰계수의 추정값이 실측값에 가까울수록 그림의 대각선에 근접한다는 것을 나타낸다. 그림에서 보면 LBC3의 경우는 비교적 오차가 크지만 SCM440의 경우는 LBC3에 비해 추정값이 실측값에 근접하고 있다.

그리고 Fig. 11과 같이 모집단을 달리하여 마멸분 100개마다의 형태정보 평균값을 입력하여 추정한 경우에는 50개마다의 경우보다 모든 작동조건에 대하여 추정값의 오차 범위가 줄어 들었음을 알 수 있으며, 이와 같은 모집단의 조건에 따른 마찰계수 추정오차의 평균값을 Table 1에 나타내었다. 여기서 마멸분 100개 마다의 평균값을 이용하였을 경우 신경회로망에 의한 마찰계수 추정값이 실측값에 더욱 근접하는 것은 50개 마다의 경우보다 마멸분 형태정보에 대한 모집단의 분포범위가 좁고 보다 명확하게 분류되었기 때문이라고 생각된다.

이상과 같은 결과로 볼 때 마찰계수의 추정값과 실측값 사이의 정확도는 반드시 양호하다고는 할 수 없지만 각 작동조건에 대한 마멸분의 형태와 마찰상태 사이에 명확한 관계가 있을 경우에 마멸분의 형태정보로부터 마찰계수의 추정이 가능하고, 이러한 방법은 직접적으로 측정이 곤란한 유압 구동계에 대한 마찰상태를 모니터링 하기 위한 유효한 수단이 될 수 있다고 생각된다.

Table 1 Average error of predicted friction coefficient

	group in every 50 wear debris	group in every 100 wear debris
LBC3	0.0135	0.0104
SCM440	0.0124	0.0047

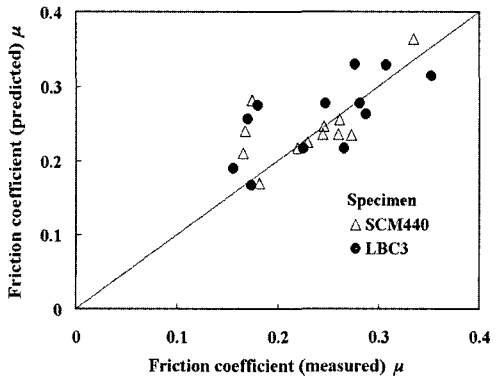


Fig. 10 Measured and predicted friction coefficient ; group in every 50 wear debris

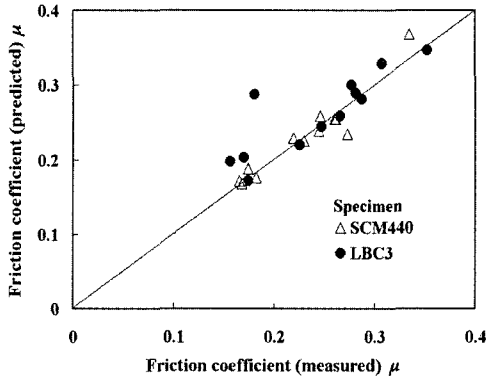


Fig. 11 Measured and predicted friction coefficient; group in every 100 wear debris

4. 결 론

재료, 하중, 미끄럼 속도 조건을 달리하여 윤활 마찰 실험을 행하고 이때 발생된 마멸분을 채취하여 그 형태 특징을 영상처리를 통하여 추출한 후 계층형 신경회로망에 학습하여 마찰계수를 추정한 결과 다음과 같은 결과를 얻었다.

(1) 각 미끄럼 속도 조건에 대하여 마찰면에 생성된 산화물의 영향이 마찰상태에 반영되어 마찰계수가 낮을수록 비교적 크기가 작고 산화된 마멸분이 대체로 많이 발생되고 있다.
(2) 신경회로망에 의한 판정을 위해서 전체 마멸분에서 입자 100개 마다의 모집단을 나누어 그 형태 특징의 평균값을 이용함으로써 마찰 계수 추정값을 실측값에 더욱 근접시킬 수 있다.
(3) 각 작동조건에 대한 마멸분의 형태와 마찰계수와의 관계를 신경회로망에 학습시킴으로써 마멸분의 형태정보로부터 마찰상태의 추정이 가능하다.

참 고 문 헌

(1) Sasaki, A., 1994, "Oil Contamination Problem and Oil Cleaning Technology for Contamination Control", *JAST*, Vol. 39, No. 7, pp. 565~575.
(2) Sefert, W. W. and Westcott, V. C., 1972, "A Method for the Study of Wear Particles in Lubricating Oil", *J. of Wear*, Vol. 21, pp. 27~42.
(3) Thomas, H., Davies, A. D. and Luxmoore, A. R., 1991, "Computer Image Analysis for Identification of Wear Particles", *J. of Wear*, Vol. 142, pp. 213~226.
(4) Uedelhoven, W., Franzl, M. and Guttenberger, J., 1991, "The Use of Automated Image Analysis for the Study of Wear Particles in Oil-Lubricated Tribological Systems", *J. of Wear*, Vol. 142, pp. 107~113.
(5) Hoglund, E., 1994, "EHL and the Use of Image Analysis", *J. of Wear*, Vol. 179, pp. 49~56.
(6) Park, H. S., Seo, Y. B., Lee, C. Y. and Cho, Y. S., 1998, "Decision for Moving Condition of the Machine Driving System by Artificial Neural Network", *Trans. of KSMTE*, Vol. 7, No. 6, pp. 92~97.
(7) Kim, D. S., 1997, *Neural Networks Theory and Application*, Hi-tech Information Co, pp. 31~33.
(8) Lee, S. S., 1998, "Development of In-process Condition Monitoring System on Turning Process Using Artificial Neural Network", *Trans. of KSMTE*, Vol. 7, No. 3, pp. 14~21.