

압연기 베어링에서의 카오스 현상에 관한 연구

Chaotic Phenomenon in Rolling Mill Bearing

배영철, 김주완
여수대학교

Young-Chul Bae, Ju-Wan Kim
Nat'l Yosu University
E-mail : ycbae@yosu.ac.kr

요 약

회전체 베어링 상태진단에 신뢰성을 갖기 위하여 여러 가지 진단 방법이 연구되고 있으며, 이때 이용하는 변수는 온도와 소음, 진동 그리고 윤활유가 있으며 분석 방법으로는 온도추이분석, 소음분석, 진동분석, 윤활제 분석방법이 주로 이용되고 있다. 본 연구에서는 압연기 베어링의 상태진단의 변수로 베어링의 진동 신호를 선택하고 이 진동신호에서 비선형성이 강한 신호 즉 카오스적 거동이 있음을 타켄스의 매립법과 포엔카레 단면을 이용하여 확인하였다.

ABSTRACT

A diagnosis system that provides early warnings regarding machine malfunction is very important for rolling mill so as to avoid great losses resulting from unexpected shutdown of the production line. But it is very difficult to provide early warnings in rolling mill. Because dynamics of rolling mill is non-linear. This paper shows a chaotic behaviour of vibration signal in rolling mill using embedding method. Not only phase plane and Poincare map are implemented but also FFT and histogram of vibration signal in rolling mill is presented by embedding method.

키워드 : 카오스, 회전 기기, 베어링, 타켄스 매립법, 포엔카레 단면

I. 서 론

압연기 베어링의 고장 진단이라 함은 진동, 베어링 온도, 윤활 압력, 윤활유의 오염 정도 등 압연기 베어링의 상태에 관련된 여러 변수들을 측정하여, 압연기 베어링의 운전상태 불량 정도를 결정하는 것을 말한다. 그리고 더 나아가 측정된 변수들의 자료로부터 압연기 베어링의 고장 원인을 파악하는 것까지도 포함된다. 예측 진단과 연계된 정비 시스템의 장점은 위험한 결과를 초래하는 예측되지 않은 대규모의 고장을 피할 수 있으며, 기계의 정밀 분해 검사(Overhaul)의 양을 최소로 줄일 수 있고, 불필요한 기계의 운전 정지를 없애고 결함이 생기는 것을 사전에 방지할 수 있어서 유지비용의

절감을 기대할 수 있으며, 예비 부품을 제때에 주문할 수 있게 하여 재고 비용을 줄일 수 있다. 회전체 베어링 상태진단에 신뢰성을 갖기 위하여 여러 가지 진단 방법이 연구되고 있으며, 이때 이용하는 변수는 온도와 소음, 진동 그리고 윤활유가 있으며 분석 방법으로는 온도추이분석, 소음분석, 진동분석, 윤활제 분석방법이 주로 이용되고 있다. 본 연구에서는 압연기 베어링의 상태진단의 변수로 베어링의 진동 신호를 선택하고 이 진동신호에서 비선형성이 강한 신호 즉 카오스적 거동이 있음을 타켄스의 매립법과 포엔카레 단면을 이용하여 확인하였다.

II. 압연기 베어링의 구조

압연기에 사용된 베어링의 구조는 그림 1과 같으며, 베어링의 진동 신호를 데이터 수집 장치에 의해 온라인 상태로 수집하여 분석하는 시스템을 구성하였다. 데이터 수집 장치로는 Analog Instrument사의 데이터 수집 장치를 I80586으로 구성하였으며, 샘플링 시간은 4kHz로 하였다. 고속 데이터 수집을 위해 수집 방법은 일정 시간 간격으로 하였으며, 고장 발생 전의 데이터로부터 고장 상태 동안 데이터를 수집하였다. 수집된 데이터는 5개의 그룹으로 분류하였다.

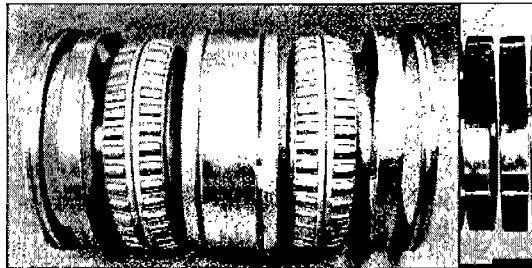


그림1. 압연기 베어링의 구조

III. Embedding에 의한 상태 공간의 재구성

베어링의 진동신호에서 혼돈적인 특성이 나타나는지를 판별하기 위해서는 매립(embedding)에 의한 상태 공간의 재구성(reconstruction)이 선행되어야만 한다. 매립은 상태변수 $x_t \in R^n$ 에 관련된 다음과 같은 1변수의 시계열 데이터 ξ_t 로부터,

$$\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_i, \dots \quad (1)$$

시간 지연의 크기 τ 및 차수 m 을 선정하여 식(2)와 같은 m 차원 벡터를 생성하는 것이다.

$$\begin{aligned} X_1 &= (\xi_1, \xi_{1+\tau}, \dots, \xi_{1+(m-1)\tau}) \\ &\vdots \\ X_i &= (\xi_i, \xi_{i+\tau}, \dots, \xi_{i+(m-1)\tau}) \\ &\vdots \\ X_N &= (\xi_N, \xi_{N+\tau}, \dots, \xi_{N+(m-1)\tau}) \\ &\vdots \end{aligned} \quad (2)$$

이때, m 이 $2n+1$ 이상이면, 재구성된 상태 공간에서 어트랙터의 구조가 보존되는 것이 보여지고 있으며, X_N 이 상태 공간내의 일정한 영역 내에 여러 개의 고리가 중첩된 이상한 모양을 나타내면 혼돈적인 성질을 가진다고 할 수 있다.

3.1 시간 지연 선정의 최적화

실측의 베어링의 진동신호로부터 상태 공간을 재구성함에 있어서 식 (2)에 나타낸 시간 지연 τ 의 선택은 매우 중요하며 특히, 시간 지연 τ 가 너무 작으면 재구성 상태 공간내의 데이터는 극단적으로 상관성이 크게되어 상태공간의 45° 기울기를 갖는 직선상에 응집하며, 너무 크면 서로의 상관성을 잃게 된다.

본 논문에서는 베어링 진동신호의 시간 지연을 자기 상관 함수 및 포엔카레 맵을 통과하는 평균 주기를 이용하여 선정하였다.

1) 자기상관 함수를 이용한 시간 지연의 선택

자기상관 함수는 식 (3)으로 표현되며,

$$R(n) = \frac{\sum_k \xi_k \xi_{k+n}}{\sum_k |\xi_k|^2} \quad (3)$$

재구성 할 데이터의 선형 독립성을 보장하기 위해 자기상관(auto-correlation) 함수가 최초로 0 이 될 때를 시간 지연으로 선택한다.

자기 상관 함수를 이용하여 시간 지연을 선정하면, 계산이 간단하고 데이터 수가 많지 않은 경우에 효율적으로 적용될 수 있다.

2) 포엔카레 단면을 통과하는 평균 주기

포엔카레 단면이란 재구성한 상태 공간의 차원보다 1차원이 적은 평면으로, 불규칙한 진동신호의 샘플링에 효율적으로 사용된다.

3.2 재구성 차원 설정을 위한 False nearest neighbour법

재구성 차원은 주어진 데이터가 몇 차원 또는 몇 개의 독립 변수로 기술될 수 있는가 하는 것을 의미하며 일반적으로 프랙탈 차원의 2배 이상, 상관 차원 계산시 스케일링 영역이 최대가 되도록 하는 방법이 있으나, 본 논문에서는 재구성시에 차수의 부족으로 인한 neighbour를 식별하는 false neighbour기법을 적용하여 최적의 재구성 차원을 선정하였다.

주어진 진동신호 $s(k)$ 로부터 d 차원의 벡터 $y(k)$ 를 재구성하면

$$y(k) = \{s(k), s(k+\tau), \dots, s(k+(d-1)\tau)\} \quad (4)$$

여기서, d 는 재구성 차원이고, τ 는 앞에서 설명한 시간지연이다.

재구성된 $y(k)$ 중에서 nearest neighbor를 $y^{NN}(k)$ 라 한다면, $y(k)$ 와 이 neighbor와의 유클리디언 거리는 식(5)와 같이 표현되며,

$$R_d(k)^2 = \sum_{m=1}^k [s(k+(m-1)\tau) - s^{NV}(k+(m-1)\tau)]^2 \quad (5)$$

차원이 $d+1$ 일 때는 식 (6)으로 나타낼 수 있다.

$$R_{d+1}(k)^2 = \sum_{m=1}^{k+1} [s(k+(m-1)\tau) - s^{NV}(k+(m-1)\tau)]^2 \\ = R_d(k)^2 + |s(k+d\tau) - s^{NV}(k+d\tau)|^2 \quad (6)$$

차원이 d 에서 $d+1$ 로 1차 증가 시에 상대 거리는 식(5)와 식(6)으로부터 다음과 같이 정리할 수 있으며,

$$\sqrt{\frac{R_{d+1}(k)^2 - R_d(k)^2}{R_d(k)^2}} = \frac{|s(k+d\tau) - s^{NV}(k+d\tau)|}{R_d(k)} \quad (7)$$

false neighbour는 차원을 1씩 증가시키면서 식 (7)을 계산했을 때, 어떤 임계치 이상 증가하는 값으로 정의된다. 이는 실제 동특성에 의한 neighbour가 아니라 저차원의 사영으로 인하여 생기는 것으로 false neighbour가 존재하지 않는 최소 차원이 최적의 재구성 차원이 된다.

진동신호의 false neighbour는 재구성 차원이 3 이상에서는 더 이상 존재하지 않으므로 재구성 차원을 3으로 선정하였다.

그림 2에 진동신호의 시계열 데이터와 FFT, 히스토그램, 재구성한 어트랙터를 각각 나타내었다.

그림 2에서 시계열 데이터의 형태는 복잡한 카오스적인 신호가 있을 것으로 추정할 수 있으며, 마지막의 재구성한 어트랙터로는 명확한 어트랙터가 구성되지 않음을 알 수 있다. 이는 진동신호 측정시 잡음이 혼재한 것으로 생각되며 이에 대한 필터링 내지 다른 알고리즘이 필요하다.

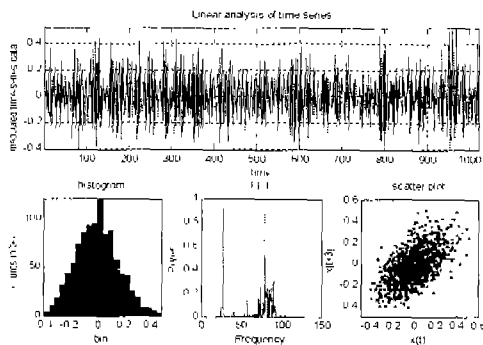


그림 2. 베어링 진동신호의 시계열과 히스토그램, FFT, 재구성한 어트랙터

그림3과 4는 그림 2의 시계열 데이터를 매립법에 의해 시간지연 2, 차원 3으로 매립한 경우의

위상 공간을 나타내었다. 뇌파와 같은 정확한 어트랙터를 구성할 수는 없었지만 어느 정도의 특성을 가짐을 알 수 있다.

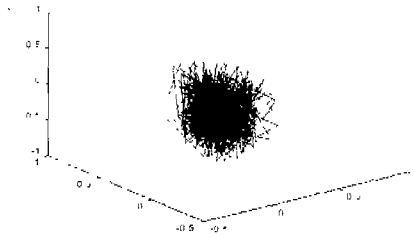


그림3. 3차원으로 재구성한 진동신호의 어트랙터

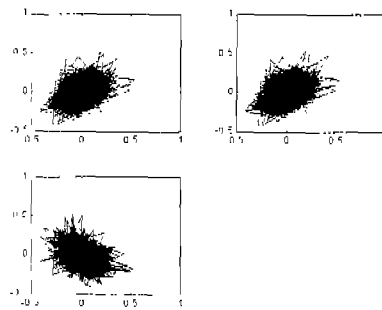


그림 4. 2차원으로 재구성한 진동신호의 어트랙터

IV. 포엔카레 맵을 이용한 베어링 진동신호의 특징 추출

포엔카레 맵(Poincare map)은 위상 공간내의 궤적을 수직으로 교차하는 포엔카레 단면(Poincare section)을 설정한 후 그 단면을 위상 공간에 나타낸 것으로, 혼돈 신호를 이산(discrete) 신호로 샘플링하는 방법이다.

포엔카레 맵에서 1주기 운동은 한점, 2주기 운동은 2점, 준주기(torus) 운동은 닫힌 폐곡선으로 혼돈 신호는 무수히 많은 점이 다른 모양을 보이므로 주기 운동, 준주기 운동과 쉽게 구별할 수 있다. 포엔카레 맵은 단면의 위치에 따라 다르게 되므로, 현상의 특성을 가장 잘 나타낼 수 있도록 선정하여야 하며 본 논문에서는 베어링 진동신호 특성이 명확히 보이도록 평균에 직교하는 포엔카레 단면과 평균을 지나는 단면을 설정하여 그림 5에 보였다.

그림5에서 자기 유사성(Self-similarity)이 있음을 확인할 수 있다. 따라서 이 진동신호는 카오스적인 특성이 강하게 나타난다고 말할 수

있다.

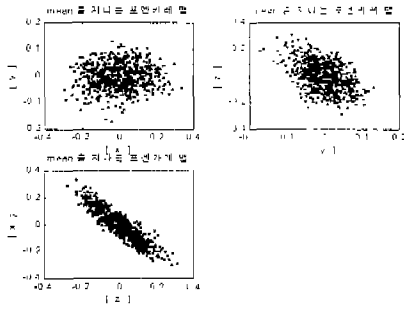


그림 5. 진동 신호의 포엔카레 단면

V. 결론

본 연구에서는 압연기 베어링에서의 진동 신호를 시간 지연과 차원을 계산하고, 매립법에 의해 어트랙터를 재구성하였으며, 포엔카레 단면을 살펴보았다. 어트랙터에서는 정확한 카오스 패턴을 찾기가 곤란하였으나 포엔카레 단면에서는 자기 유사성이 확인되어 카오스 특성이 비교적 명확하게 나타났다. 앞으로 정성적인 카오스 특성 뿐만 아닌 정량적인 카오스 특성 즉 리아프노프 지수, 프랙탈 차원 등에 대한 보완적인 연구가 진행되어야 할 것이다.

감사의 글 : 이 논문은 과학기술부, 과학재단 지정 지역협력 센터인 여수대학교 설비자동화 및 정보 시스템 연구개발센터의 연구비 지원에 의해 연구되었음.

VI. 참고문헌

[1] Jun-Wei Hsieh, Min-Tat Ko, Hong-Yuan, Kuo-Chin Fan, *A new wavelet-based edge detector via constrained optimization*, Image and Vision Computing, 15, pp511-527, 1997.

[2] Christopher J. Deschenes, *Fuzzy Kohonen, Network for Classification of Transients Using the Wavelet Transform for Feature Extraction*, Information Science 87, pp247-266, 1995.

[3] R. A. Gopinath and C.S. Burrus, *Wavelet Transform and Filter Banks, wavelets -A Tutorial in Theory and Application*, pp.603-644, 1992.

[4] Alfredson R.J, *Time Domain Methods for Monitoring the Condition of Rolling Elements Bearings*, mechanical Engineering Transactions Institute of Mechanical Engineers, Australia. pp102-107, 1985.

[5] Ratcliffe G.A, *Condition Monitoring of Rolling Element Bearings Using the Envelope*

Technique, Proc. I Mech. E Seminar on Machine Condition Monitoring, Jan. 1990.

[6] K. F. Martin and P. Thrope, *Normalized Spectra in Monitoring of rolling Bearing Elements*, Wale, 159, pp153-160. 1992.

[7] Kantz, H. *A Robust method to estimate the maximal Lyapunov exponent of a time series*, Phys. Lctt. A185. pp.77-87, 1991

[8] Eckmann, J. P., Kamphorst, S. O., Ruelle, D., Ciliberto, S, *Liapunov exponents from time series*, Phys. Rev. A34(6), pp.4971-4979, 1986

[9] Ko, J. Il., Shim, J. C., Ryu, C. W., Park, C. G., Yim, W. Y. *Detection of high impedance faults using neural nets and chaotic degree*,

[10] Takens, F. *Detecting strange attractors in turbulence, in dynamical systems and turbulence*, Lecture Notes in Mathematics, 898, pp.363-381, Springer 1981

[11] Grassberger, P., Procaccia, I. *Measuring strangeness of strange attractors*, Physica 9D, pp.189-208, 1983