

---

# 웨이브렛 변환을 이용한 압연기 베어링 고장-진단 시스템 설계에 관한 연구

배영철\*, 김이곤\*, 최남섭\*\*, 김경민\*, 정양희\*

## A Study on the Design of Fault-Diagnosis System for Rolling Mill Bearing using Wavelet Transform

Young-Chul Bae, Yi-Gon Kim, Nam-Sup Choi, Kyoung-Min Kim, Yang-Hee Joung

### 요 약

압연기의 기계적인 이상을 사전에 알아내는 압연기 베어링 고장-진단 시스템은 예측하지 못하는 압연 공정의 중단으로 인하여 발생하는 큰 피해를 사전에 막기 위해서 매우 중요한 시스템이다. 그러나 압연기의 동적 거동은 비선형 특성이 매우 강하기 때문에 압연기에서 사전에 고장 예측 정보를 제공하는 것은 매우 어렵다. 본 논문에서는 웨이브렛을 이용한 압연기의 고장 진단 방법을 제안하였으며 제안된 방법은 온라인으로 압연기에서 진동 신호를 실시간으로 측정하여 웨이브렛을 이용하여 패턴을 분석하고 분석된 결과로부터 고장 특징 정보를 얻었다. 얻어진 데이터를 이용하여 압연기 베어링을 진단하는 뉴로 퍼지 모델을 설계하고 수치적인 시뮬레이션을 통하여 그 타당성을 입증하였다.

### 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 proposes a new method for diagnosis of rolling mill using wavelet transform(WT) to solve this problem. Proposed method that measures the vibration signals of rolling mill on-line and analyze it using

---

\* 여수대학교 전기공학과 조교수

\*\* 국립여수대학교 전기 및 반도체공학과 교수

접수일자 : 2000. 10. 6.

wavelet to acquire pattern data. And we design a fault-diagnosis system that diagnose a rolling mill using this data. Validity of the new method is asserted by real numerical data experiment.

### 1. 서론

압연기 베어링의 고장 진단이라 함은 진동, 베어링 온도, 윤활 압력, 윤활유의 오염 정도 등 압연기 베어링의 상태에 관련된 여러 변수들을 측정하여, 압연기 베어링의 운전 상태 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.

따라서 예측 진단에 의한 정비 시스템에 대한 요구가 높아지고 있으며, 압연기 베어링의 상태 진단에 대한 연구는 국내, 외적으로 많은 연구가 수행되고 있는 실정이다[1-6]. 압연기는 제철소의 철강 생산 공정에서 코일의 질을 결정하는 중요한 설비이다. 다양한 생산 조건으로 과중한 속도와 하중의 변화가 압연기의 베어링에 중대한 고장을 자주 유발하여 생산 활동에 치명적인 영향을 미친다. 제철 생산 공정의 형태가 연속적이므로 고장이 발생할 경우 치명적인 사고를 초래하므로, 사전에 압연기 베어링의 상태 진단이 필요하지만 규모가 크고 동작 조건이 열악하여 고장의 형태가 매우 비선형 특성이 강하여 일반적인 회전기의 상태 진단 방법으로는 신뢰성 확보가 어렵다. 이러한 압연기 등의 회전체 베어링 상태 진단에 신뢰성을 갖기 위하여 여러 가지 진단 방법이 연구되고 있으며, 이때 이용하는 변수는 온도와 소음, 진동 그리고 윤활유가 있으며 분석 방법으로는 온도 추이 분석, 소음 분석, 진동 분석, 윤활제 분석 방법이 주로 이용되고 있다. 온도 추이 분석은 급격하고 미세한 변동의 징후에 대한 사전 정보를 얻기에는 불충분

하지만 고장 발생을 발견하는데 신뢰성 있는 정보를 제공할 수도 있다. 그리고 윤활제 분석 방법은 신뢰성이 높지만 윤활제의 온라인 측정이 어렵다는 단점을 갖고 있다. 마지막으로 소음 및 진동 분석 방법은 초기 미세한 징후의 변동에 민감하고 초기 고장의 원인을 분석하는데 중요한 정보를 제공할 수 있지만, 외부 영향으로 인한 정보의 신뢰성을 얻기에는 어렵다. 그러나 외부에서의 신호 측정을 통해 내부의 상태를 예측할 수 있는 장점이 있고, 측정 장치의 탈착이 용이하다는 점에서 다른 변수들에 비해 유리하다. 지금까지 연구된 결과를 보면 기어나 베어링과 같은 회전 기계의 진동 신호는 몇 가지 전형적인 형태로 나타나기 때문에 고장의 원인 및 위치를 쉽게 발견할 수 있는 장점이 있다.

본 연구에서는 압연기 베어링의 상태 진단의 변수로 베어링의 진동 신호를 이용한 진동 분석 방법을 적용하였다. 진동 분석 방법에는 Kurtosis[1], Envelope Technique[5], FFT[8], Cepstrum[7], Cres-Factor [8] 등이 있으며, 이 방법에 의한 회전체의 상태 진단 및 모니터링이 많이 연구되고 있으며, 이 방법은 진동 신호로부터 축차적으로 일정 기간 내의 주파수 스펙트럼 분포 형태를 분석하여 베어링의 상태에 대한 정보를 얻어 회전체의 상태를 진단한다. 그러나 이 방법의 단점은 복잡한 작업 환경에서 나타나는 여러 가지 잡음 및 비선형적인 요인에 의해 압연기 고장 상태에 대한 신뢰성 있는 정보를 얻기가 어렵다[7].

본 연구에서는 진동 신호 분석 방법으로 잡음 신호에 강인하고 시간축상에서 실시간 분석이 가능한 웨이브렛 변환을 이용하였다. 웨이브렛 변환이 원시 신호를 오리지날(Mother) 웨이브렛의 천이 값과 스케일값을 가변하여 여러 신호 성분으로 분해하는 것으로, 시간에 따라 각각의 주파수 성분 신호의 변화 추이를 실시간으로 관측할 수 있어 순간적 변화를 검출하는데 유용하다. 웨이브렛 변환의 특징은 필터링 기능을 이용한 잡음 제거 기능을 갖고 있어[1,2], 잡음의 영향을 최소화할 수 있으므로 비선형 시스템에 보다 적합한 특성을 갖

게 된다[2,3]. 본 연구에서는 웨이브렛 변환을 이용하여 신호의 잡음을 제거하고, 실시간으로 각 스케일 값에 의해 분석된 신호를 고장 패턴 입력으로 하여 비선형 시스템에 적합한 뉴로-퍼지 진단 모델을 설계하였다.

## II. 웨이브렛 변환

웨이브렛 변환(Wavelet Transform)의 이론적 배경은 STFT(Short Time Fourier Transform) 최적 구간의 설정 방법과 같다. 일반적인 방법으로 웨이브렛 변환의 신호  $s(t)$ 를 시간-주파수 단위의 선형 조합으로 분해하는 것이며, 웨이브렛은 평균값이 영인 효과적으로 제한된 기간의 파형을 말한다. 웨이브렛 분석은 원시 신호를 식(1)과 같이 Mother 웨이브렛의 크기 값과 스케일 값의 가변에 따른 여러 신호 성분으로 분해하는 것으로, 시간에 따라 각각의 주파수 성분 신호의 변화 추이를 실시간으로 관측할 수 있어 신호의 순간적 변화를 검출하는데 대단히 유용한 방법이다. 기존의 푸리에 분석은 임의의 신호를 여러 주파수의 정현파로 분류하는 것으로  $-\infty$ 에서  $+\infty$ 까지 시간 영역의 신호(Time-Voltage)를 주파수 스펙트럼(Frequency-Magnitude)으로 분석하는 것으로 연속적인 주파수 성분의 변화를 실시간 분석하기는 불가능하다. 이 문제를 해결하기 위해 짧은 시간 구간(Window)을 결정하여 분석하는 STFT방법을 적용하고 있지만, 보다 실시간의 신호 분석을 위해 웨이브렛 변환을 이용하는 것이 보다 적합하다[1,2]. 그리고 웨이브렛 변환의 특징은 필터링 기능을 이용한 잡음 제거 기능을 갖고 있어 신호의 잡음 영향을 최소화할 수 있으며, 비선형 시스템에 보다 적합한 특성을 갖는 장점을 갖고 있다[3,4]. 웨이브렛의 스케일(Scale)과 쉬프트(shift or position) 인덱스 값이 연속 값인 경우가 CWT (Continuous Wavelet Transform), 이산치인 경우가 DWT(Discrete Wavelet Transform)이다. CWT는 적분이 가능한 힐버트공간(Hilbert Space)으로 정의하면 다음 식과 같다.

$$CWT_x(\tau, a) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int f(t) \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \dots\dots\dots (1)$$

$a$ 는 실수인 스케일 지수이고,  $\tau$ 는 위치 지수이다.

Fig. 2-2는 원시 신호를 CWT에 의해 그림 2-1의 웨이브렛 함수로 분석한 결과이다. 이는 그림 2-3과 같이 시간, 스케일, 웨이브렛 계수 3변수로 표현된다.

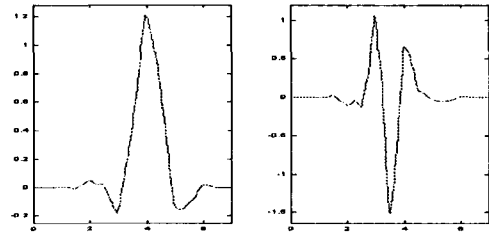


그림 2-1 Symlet 웨이브렛 함수  
Fig. 2-1 Symlet wavelet function

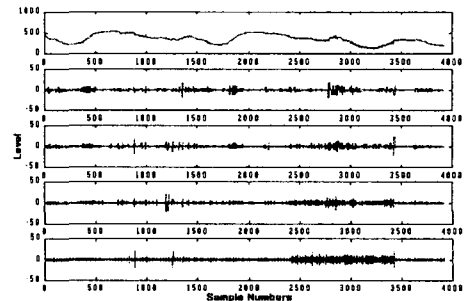


그림 2-2 연속 웨이브렛 변환의 결과  
Fig. 2-2 Result of continuous wavelet transform

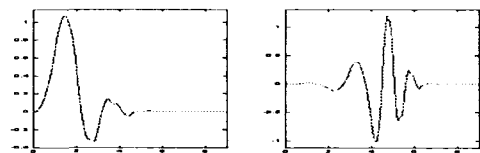


그림 2-3 웨이브렛 마더 함수  
Fig. 2-3 Wavelet mother function

그림 2-3에서 스케일값이 적으면 빠른 신호를 분석하는데 민감하고 반대로 큰 경우는 느린 신호 변화에 보다 적합함을 보여주고 있다. 이 방법은

신호를 실시간으로 분석하여 신호의 패턴을 분석하는데 적합한 방법이다. 스케일의 값의 변화에 따라 계수 값이 변화됨을 볼 수 있고, 그 값은 원시 신호의 변화율, 즉 주파수 성분에 비례함을 알 수 있다.

이산 웨이브렛 변환 식은 식(2)과 같다.

$$DWT(a, \tau) = \sum_{n \in Z} f(n) \phi_{a, \tau}(n) \dots\dots\dots (2)$$

$$\phi_{(a, \tau)}(n) = 2^{-\frac{a}{2}} \phi(2^{-a}n - \tau) \dots\dots\dots (3)$$

$\phi(t)$ 는 이산 웨이브렛 변환을 이용하여 신호 분석에 이용되는 Mother 함수이다.  $a$ 는 크기 지수(scale index)이고,  $\tau$ 은 위치 지수(location index)이다.  $a$ 는 웨이브렛의 폭 크기,  $\tau$ 는 웨이브렛의 위치를 나타낸다. 식(2)로부터 스케일  $a$ 에 따른  $f(n)$ 의 저역값(Approximation)을 제공하고, 스케일 값  $a$ 를 고정된 상태에서  $\tau$ 에 대한 부분합인 고역값(Detail)를 제공한다.

$$W(t) = \sum_{k=1}^{N-2} (-1)^k c_{k+1} \phi(2t-k) \dots\dots\dots (4)$$

식(4)는 웨이브렛의 스케일 방정식으로  $W(t)$ 는 웨이브렛이고,  $c_k$ 는 웨이브렛 계수들이다. 웨이브렛 계수들은 다음 식을 만족해야 한다.

$$\sum_{k=0}^{N-1} c_k = 2, \quad \sum_{k=0}^{N-1} c_k c_l = 2 \delta \dots\dots\dots (5)$$

여기서  $\delta$ 는 Kronecker 델타 함수이다.

이산 웨이브렛 변환의 일정 크기의 스케일 값을 이산적으로 한정된 범위 안에서 가변하며, 큰 스케일 값인 경우는 작은 주파수 성분의 신호 성분을 분해하고, 낮은 스케일 값인 경우는 높은 주파수의 신호성분을 분류할 수 있다. 이때 큰 스케일 값에 의한 계수 값을 저역값(Approximation)라하고, 작은 스케일 값의 경우를 고역값(Details)이라 한다. 그림2-4와 같이 스케일 값에 의해 여러 단계의 성분으로 분해가 이뤄진다. 최적의 신호 분석을 하기 위해 최적 계수의 선택을 여러 가지 측정 함수를

이용하여 실시하고, 신경회로망의 학습 기능을 이용하여 최적 값을 얻기도 하여 트리 모양의 최적 레벨(level)을 얻는다[2,3].

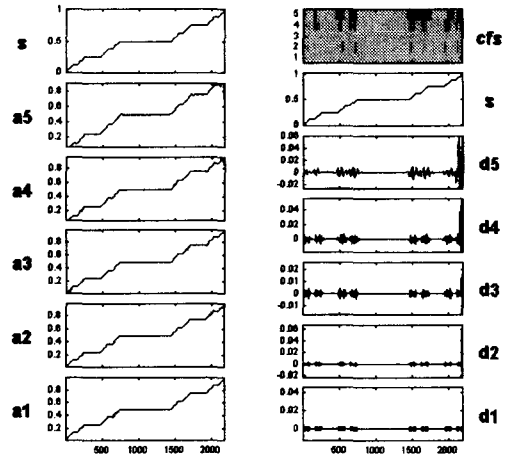


그림 2-4 1차원 이산 웨이브렛 변환 결과  
Fig. 2-4 Result of 1-D discrete wavelet transform

본 연구에서는 잡음을 포함하는 압연기의 진동 신호를 웨이브렛을 이용하여 잡음을 제거하고, 제거된 신호로부터 일정 크기 이상의 진동 신호를 분석하여 각 채널별 3차원(평균값, 빈도 수, 시간)의 고장 상태 진단을 위한 패턴 데이터를 구하였다.

### III. 압연기 상태 진단

#### 1. 웨이브렛 신호 분석과 진단 모델 설계

본 논문의 압연기 베어링의 상태 진단에서는 베어링의 진동 신호를 웨이브렛 변환 분석 방법을 적용하였다. 지금까지는 진동 신호를 축차적으로 일정 기간 내의 주파수 스펙트럼의 분포 형태로 분석하여 베어링의 상태에 대한 정보를 얻어 회전체의 상태를 진단하는 기법이 가장 일반적인 방법이다. 그러나 이 방법은 축차적 방법의 단점 때문에 순간적으로 변화하는 신호의 정보를 실시간으로 취득하지 못한다. 본 연구에서는 진동 신호를 웨이브렛을 이용하여 시간축상에서 실시간으로 분석하여 상태 진단에 필요한 진단 패턴을 취득하였다.

모든 회전 기계의 결합 탐지 단계에서는 회전

기계가 작동하는 동안 일어날 가능성이 있는 모든 종류의 결함을 탐지하는 것이 바람직하다. 기존의 제안된 방법은 충격 주파수를 검출하는 스펙트럼 분석을 적용하여 결함의 특징을 추출하였다. 스펙트럼 분석에서도 포락선 검출 방법은 지금까지 연구된 내용에서 기계의 결함 탐지에 특히 유용한 방법으로 제시되었다[1-3]. 그러나 이 방법은 축차적인 분석으로 실시간 적용이 어렵고, 고장의 미소한 변화를 분석하는 것이 불가능하다. 압연기 베어링의 동작 환경이 대단히 열악하고 복잡하여 진동 신호에 포함된 잡음 신호의 영향이 대단히 크므로 이러한 단점을 해결하기 위해서는 실시간 처리가 가능한 웨이브렛 해석 방법을 적용하였다.

진단 모델로는 신경망 모델이 시스템의 강인성은 좋은 편이나, 모델이 복잡하고, 입력 신호는 진동에서 발생하는 신호가 원천적으로 미세하므로 잡음을 수반하게 되어 잡음에 보다 강인한 다른 알고리즘이 요구된다. 본 연구에서는 뉴로-퍼지 모델을 이용한 추론 방법을 제안하였다.

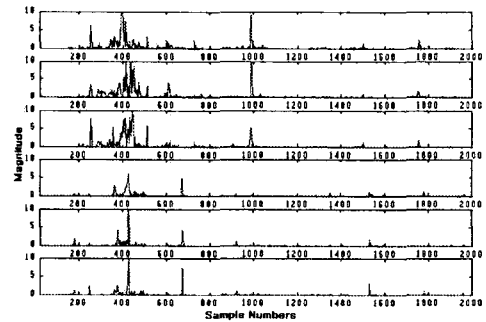
압연기에 사용된 베어링의 구조는 그림 4-1과 같으며, 베어링의 진동 신호를 그림 4-2와 같이 구성된 데이터 수집 장치에 의해 온-라인 상태로 수집하여 분석하는 시스템을 구성하였다. 데이터 수집 장치로는 Analog Instrument사의 데이터 수집 장치를 180586으로 구성하였으며, 샘플링 시간은 4kHz로 하였다.

측정된 신호는 각 고장 발생 동안 1024개의 데이터를 간헐적으로 취득된 데이터를 대상으로 분석하였다. 그림 3-1과 같이 측정된 신호를 그림 3-2와 같이 측정된 신호를 웨이브렛을 이용한 저역과 고역의 5개의 채널로 분석된 결과를 보여주고 있다. 압연기 진동 신호의 정량화는 미지의 압연기 진동 패턴으로부터 압연기 베어링의 고장 종류를 예측할 수 있는 고장 진단 추론 모델을 구성할 수 있도록 압연기 정상 상태와 고장 상태와의 관계를 정량화하는 것으로 한다.

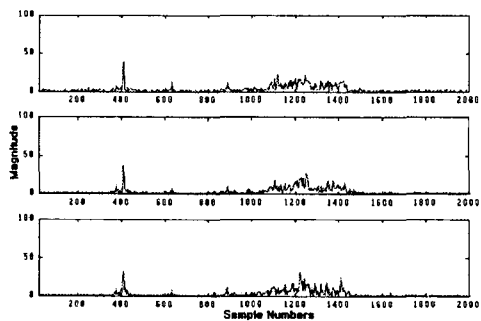
압연기 고장의 메카니즘은 대단히 복잡하고 여러 가지 환경 요인의 복잡한 비선형적 특성을 갖고 있어 일반적인 수식에 의한 표현은 거의 불가능하다. 따라서 수치 데이터를 이용한 퍼지-뉴로 모델링 이용하여 추론 모델을 설계한다. 본 연구에

서는 저주파 성분에서 고주파 성분까지 5개 그룹별 진동 신호 분석 결과로부터 압연기 고장의 분류를 위한 특징 데이터를 구하였다. 일정 간격의 이산 데이터를 취득하여 변화량을 평균값으로 정량화 하였다. 입력 변수는 5개 변수의 변화와 압연기 고장간의 상관성을 이용하여 압연기 고장 진단 모델을 설계한다.

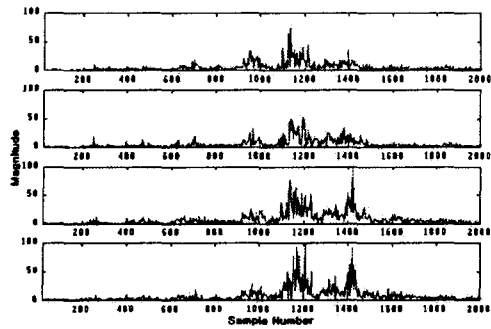
그림 3-3 은 정량화된 데이터를 이용하여 고장 진단 뉴로-퍼지 모델을 설계하는 과정이다. 데이터 취득 장치로부터 읽어 들인 진동 신호를 웨이브렛을 이용하여 실시간으로 분해해서 특정 대역의 신호 변화량에 대한 정보를 얻는다. 얻어진 정보를 입력 데이터로 이용하여 퍼지 모델을 설계하고 신경망을 이용하여 학습시키는 퍼지 신경망 진단 모델을 구성한다.



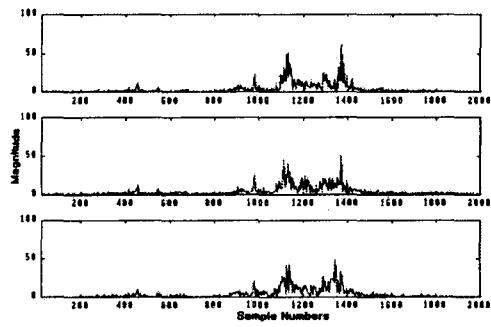
(a)



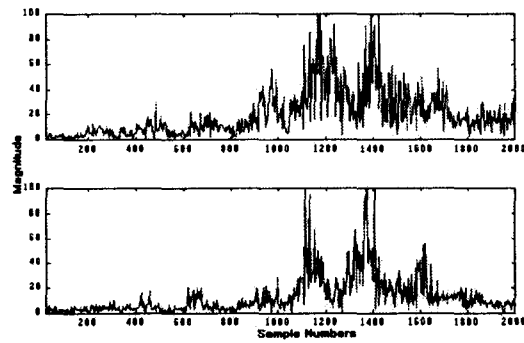
(b)



(c)

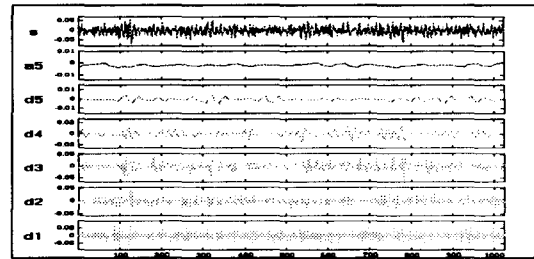


(d)

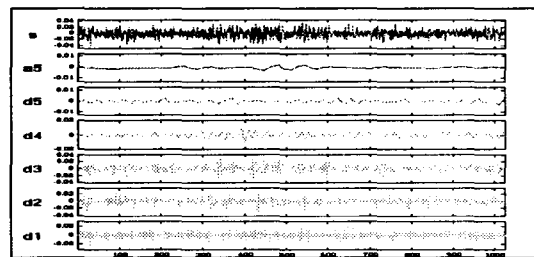


(e)

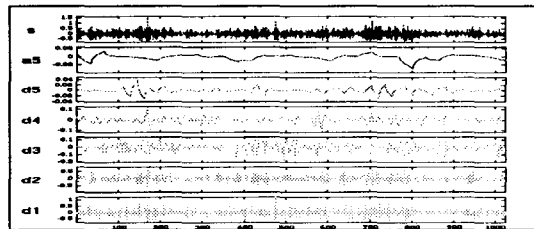
그림. 3-1 측정된 원신호  
Fig. 3-1 Measured surce signals



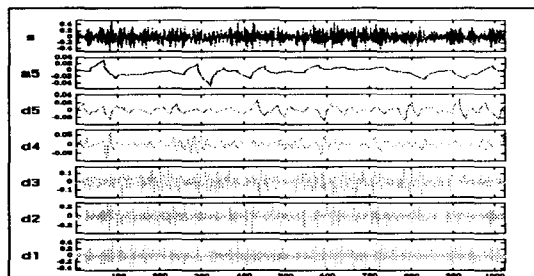
(a)



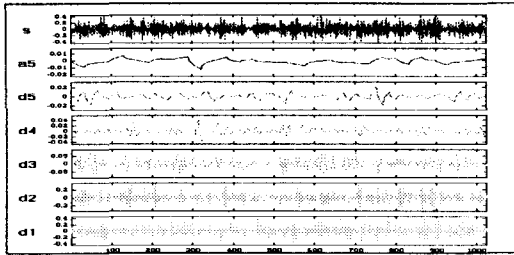
(b)



(c)



(d)



(e)

그림 3-2 웨이브렛 변환으로 분석한 신호  
Fig. 3-2 Analysed signals with wavelet transform

2. 압연기 베어링 구조와 고장 주파수의 관계  
 압연기 상태의 변화에 대한 정보를 얻기 위해서는 진동 스펙트럼은 동일 운전 조건에서 비교되어야 한다. 기존 스펙트럼은 한 번도 사용하지 않은 새로운 기계에서 구할 필요는 없고, 기계가 가장 안정된 상태에서 운전중 일 때의 스펙트럼으로 정하였다. 요구되는 측정 간격은 기계마다 다르고, 고장과 예상된 고장의 왜곡 증가율 사이의 예상 평균 시간에 직접적으로 영향을 받으므로 초기의 신호 왜곡이 발생하면 측정 주기를 작게 해야 한다. 결함의 조기 발견은 우수한 상태 진단 시스템을 구축하는 첫 번째 단계이다. 조기에 기계의 상태 악화를 발견하는 것은 고장 진단 및 경향 해석시 중요한 정보를 제공하기 때문이다. 볼 베어링의 결함을 탐지할 수 있는 두 가지 방법으로 저주파수 영역에서 충격율의 기본 주파수를 찾고, 고주파수 영역에서 충격 주파수의 고조파 성분을 분석하는 방법을 적용한다. 본 연구에서는 전자의 방법을 적용한 결함 탐지를 시도하였다.

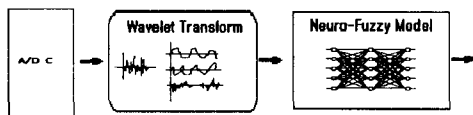


Fig. 3-3 Fault-diagnosis system structure  
그림 3-3 고장 진단 시스템 구조

압연기 베어링의 회전체의 베어링의 구조를 그림 3-4에 나타내었다. 그림 3-4의 구조에서 베어링 이상

때 발생할 수 있는 진동 신호의 주파수 스펙트럼 분석을 통해 분석할 수 있고 기계적 구조 분석에 의한 고장 주파수 분석을 통해 표3-1과 같이 계산할 수 있다.

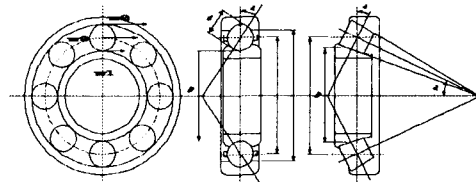


그림 3-4 베어링의 구조  
Fig. 3-4 Structure of bearing

표 3-1 검출된 주파수  
Table 3-1. Defected frequency

Impact Rates(Hz)	Formulae	
$f_r$ (System Resonance rates)	$f_r = 0.4 \cdot Z \cdot f_o$	d: Ball Dia D: Pitch Dia $\alpha$ : Contact angle $f_o$ : Relative rps between inner & outer races
$f_i$ (Inner Race Defect)	$f_i = \frac{Z}{2} f_o (1 + \frac{d}{D} \cos \alpha)$	
$f_c$ (Outer Race Defect)	$f_c = \frac{Z}{2} f_o (1 - \frac{d}{D} \cos \alpha)$	
$f_b$ (Ball Defect)	$f_b = \frac{f_o \cdot Z}{2} f_o (1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha)$	

#### IV. 압연기 상태진단 모델 설계

##### 1. 압연기 및 Bearing 구조

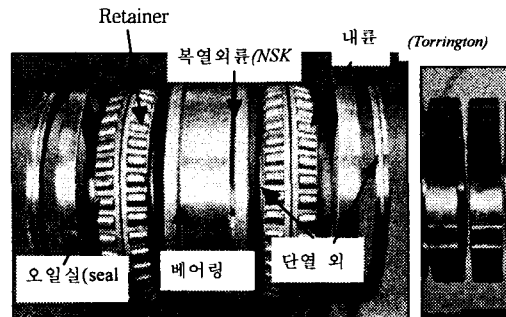


그림 4-1. 압연기 베어링의 구조  
Fig 4-1. Elements of rolling mill's bearing

압연기에 사용된 베어링의 구조는 그림 4-1과 같으며, 베어링의 진동 신호를 그림 4-2와 같이 구성된 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.

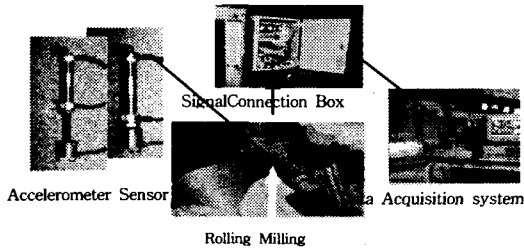


그림 4-2 진단 시스템 장치  
Fig 4-2 Schematic of diagnosis system

표 4-1 검출 주파수  
Table 4-1 Defected frequency

Impact Rates(Hz)	Formulac	Frequency
$f_r$ (System Resonance rates)	$f_r = 0.4 \cdot z \cdot f_o$	326,652,978,1 304,1630
$f_i$ (Inner Race Defect)	$f_i = \frac{Z}{2} f_o (1 + \frac{d}{D} \cos \alpha)$	439, 878, 13 19, 1754,
$f_c$ (Outer Race Defect)	$f_c = \frac{Z}{2} f_o (1 - \frac{d}{D} \cos \alpha)$	375,750,112 5,1500,1875
$f_b$ (Ball Defect)	$f_b = \frac{f_o \cdot Z}{2} f_o (1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha)$	151,302,453,6 04,755,906

본 연구에서 그림 4-1 진단 대상인 압연기 베어링의 구조에 대한 베어링의 고장 주파수는 표 4-1과 같이 계산된다. 실측된 데이터를 푸리에 변환하여 스펙트럼 분석하면 다음 그림 4-3, 4-4와 같이 나타난다. 정상 상태의 주파수 스펙트럼은 표 4-2

를 참조하면  $f_c$ 의 요소가 강하게 나타나지만 그림 4-4는  $f_r, f_i, f_c$ 가 복합적으로 나타남을 알 수 있다.

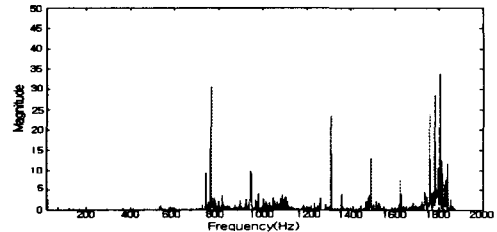


그림 4-3 정상 상태의 주파수 스펙트럼  
Fig 4-3. Frequency spectrum in normal state

그림 4-3에서와 같이 각 베어링 구조 요소의 동적 거동에 의한 진동 주파수의 스펙트럼이 2000Hz의 주파수 대역에 분포되어 나타나고 있다. 그러나 고장 징후가 순식간에 발생하고 고장의 진행 동안의 주파수 스펙트럼의 분포는 그림 4-4와 같다.

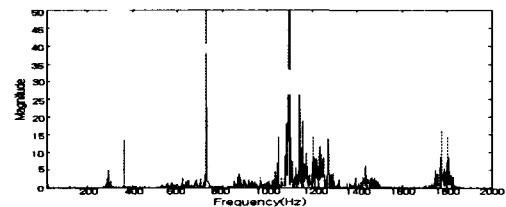


그림 4-4. 고장 상태의 주파수 스펙트럼  
Fig 4-4. Frequency spectrums in abnormal state

이와 같이 순간적인 고장의 이상 징후가 발생하고 고장 진행이 빠른 시간에 진행되는 경우는 지금까지 발생된 사고 유형이 거의 일치하고 있다. 빠르게 진행되는 이유는 지금까지의 고장 발생 과정에서 압연기 베어링의 베어링에 인가되는 하중과 속도가 대단히 크기 때문으로 사료되며, 이 경우 중대한 사고로 진전되는 동적 거동의 예측이 필요하다.

그림 4-2와 그림 4-3에서 정상 상태와 고장 상태의 주파수 스펙트럼의 경향을 살펴보면 정상 상태와 고장 상태의 경우의 신호 레벨의 크기는 오히려 고장 상태에서 줄어드는 경향을 보여 주고



있다. 시간에 따라 변하는 스펙트럼을 그림 4-4에서 보여 주고 있다. 정상 상태와 고장 상태의 신호 크기는 예상과 다르게 오히려 줄어들고 있지만 고장에 관계되는 주파수의 분포가 더욱 종합적으로 고장의 형태가 확장되고 있음을 관측할 수 있다. 이상으로 살펴볼 때 고장의 주파수 스펙트럼의 분포의 형태가 일반적인 경우와 다르지만 특정 대역으로 분류하여 크기가 비선형적이지만 고장의 진척에 따라 시간과 함께 증가하고 있는 경향을 알 수 있다.

따라서 고장 발생 시간의 경과에 따른 시간 축상의 신호 크기의 변화를 그림 4-5에서 분할한 5개의 특정 대역의 시간에 따른 변화를 나타내었다. 이 값을 이용하여 설계한 이상 상태 진단 시스템의 경과시간 변화의 추론치와 실측된 시간 데이터의 값을 그림 4-6에 보여주고 있다.

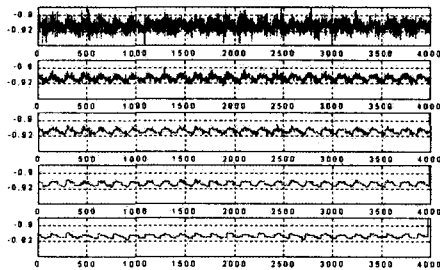


그림 4-5 원신호와 분석한 신호  
Fig 4-5 Source Signals and Analyzed Signals

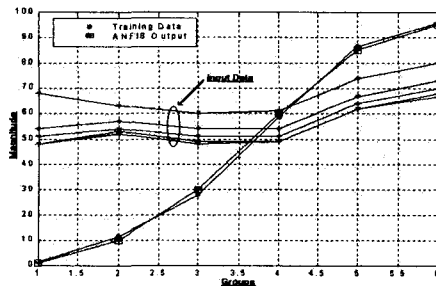


그림 4-6 제한한 진단 모델의 추론 결과  
Fig 4-6 Reasoning result of proposed diagnosis model

## V. 결론

본 연구의 내용은 광양 제철의 생산 플랜트의 일부인 압연기 베어링의 베어링 파손 고장 데이터를 취득하여 고장의 진행 상태에 대한 진단 모델의 설계에 대한 연구이다. 진동 데이터의 분석 결과 연구 보고된 일반적 고장 형태와는 다른 고장의 특징을 보여주고 있어 기존의 보고된 연구 결과의 적용이 어려움을 알 수 있었다. 따라서 본 연구에서는 웨이브렛을 이용한 신호의 분석으로부터 특정 대역의 분할과 각 대역의 신호의 크기 누적치의 변화를 특징 입력으로 하여 퍼지 신경망 모델을 설계하고 실측 데이터를 적용하여 타당성을 입증하였다. 그 결과 그림4-6에서 신뢰성 있는 추적 결과를 보여주고 있어 타당성이 입증되었다. 한정된 고장 형태에 대한 연구로 인해 다른 여러 형태의 고장에 적용에 대한 지속적인 연구가 필요하다.

## 감사의 글

본 연구는 과학기술부, 한국과학재단 지정 여수대학교 설비자동화 및 정보시스템 연구개발센터에 의해 지원되었으며 이에 감사드립니다.

## 참고 문헌

- [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] P. J. Thrope BSc and K. F. Martin, 'Milling Machine bearing Monitoring.' I. Mech. E. pp151-157. 1992.
- [8] P.D. McFadden and J.D. Smith, 'Vibration Monitoring of Rolling Element Bearings by the High-Frequency Resonance Technique-a Review', TRIBOLOGY International, Vol.17, No. 14, pp3-10, February 1984.
- [9] Dr. Alexej V. Barkov, Dr. Natalia A. Barkova, 'Diagnostics of Gearing and Geared Couplings Using Envelope Spectrum Methods', <http://www.inteltek.com/articles/index.htm>
- [10] 임영철, 장영학, 조경영, 김이곤, 박봉기, "퍼지신경 회로망을 이용한 자율주행차량의 조향제어 관한 연구", Proceedings of JCEANF 93' 1993.
- [11] M.Sugeno and T.Ysugawa, "A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling," IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol.1, pp.7-31, Feb.1993.
- [12] 이계호, 임영철, 김이곤, 조경영, "신경회로망을 이용한 퍼지물의 추론과 학습에 관한 연구", 한국통신학회 논문지, Vol. 18, No.2, pp.231-238, 1993.
- [13] 김이곤, 배영철, "압연기 베어링 고장-진단 시스템 설계", 한국퍼지 및 지능 시스템학회 논문지, Vol. 8, No. 7, pp.36-43, 1998.



배영철 (Young-Chul Bae)  
1984년 2월 광운대학교 전기공학과 졸업  
1997년 광운대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학박사)  
1986-1991 한국전력공사

1991-1997 산업기술정보원 책임연구원

현재 여수대학교 전기공학과 조교수

※ 관심분야 : 퍼지 및 신경망, 카오스 동기화



김이곤 (Yi-Gon Kim)  
1992년 일본동경공대 객원 연구원  
1993년 전남대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학박사)  
1995-현재 여수대학교 전기공학과 조교수

※ 관심분야 : 퍼지 및 신경망, 웨이브렛



최남섭 (Nam-Sup Choi)  
1987년 2월 고려대학교 전기공학과 졸업  
1989년 2월 KAIST 전기및전자공학과 졸업(공학석사)  
1994년 2월 KAIST 전기및전자공학과 졸업(공학박사)

1994년 2월~1995년 3월 KAIST 정보전자연구소 연구원

1995년 3월~현재 국립여수대학교 전기 및 반도체 공학과 교수

1999년 3월~2000년 2월 미국 Wisconsin-Madison 주립대학 방문교수

※ 관심분야 : 전력전자회로 모델링 및 해석, 멀티 레벨 컨버터 설계 및 응용



김경민 (Kyoung-Min Kim)  
고려대학교 전기공학과 졸업(공학사, 석사, 박사)  
1997-현재 여수대학교 전기공학과 조교수

※ 관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴인식



정양희(Yang-Hee Joung)

1983년 2월 단국대학교 응용물리  
학과 졸업(공학사)

1985년 8월 인하대학교 응용물리  
학과 졸업(공학석사)

1993년 8월 인하대학교 전자재료

공학과 졸업(공학박사)

1988-1995년 LG반도체 선임연구원

1995-현재 여수대학교 전기공학과 조교수

※ 관심분야 : VLSI공정 및 반도체 물성