

신경회로망을 이용한 볼 베어링의 결함진단

양보석* · 최성필** · 최원호*** · 김진옥****

Defects Diagnosis of Ball Bearings by Neural Network

B. S. Yang · S. P. Chio · W. H. Choi · J. W. Kim

Key words : Neural network(신경회로망), Defects diagnosis(결함진단), Ball bearing(볼 베어링), Learning(학습), Vibration(진동), Error back propagation(오차역전파)

Abstract

This paper describes how to identify standard numbers and to diagnose defects of the ball bearings.

The first stage of the networks is a procedures for identifying standard numbers of the bearings, and the next stage carries out the diagnosis of defects on the outer race and the inner race of bearings. The identification and the diagnosis of bearings were carried out by simulations and experiments.

1. 서 론

볼 베어링은 전동기, 가스터빈, 펌프 등의 여러 회전기계에 널리 사용되고 있다. 이는 기동 및 운전시의 낮은 마모, 저속시 하중의 지지능력, 윤활의 용이, 한개의 베어링으로 반경 및 축방향의 하중을 동시에 지지할 수 있는 능력 등의 잇점이 있기 때문이다. 그러나 볼 베어링은 유막베어링에 비해 대단히 미소한 감쇠능력을 갖고 있기 때문에 회전축계에 공진(resonance)이 발생할 경우나 베어

링의 국부적 결함에 의해 주기적인 응력을 받고 피로(fatigue)에 의해서 파손되는 경우 등에는 대단히 큰 산업재해나 막대한 경제적 손실을 야기시킬 수 있다. 이러한 이유 때문에 볼 베어링의 진동특성을 이용한 감시 및 진단 시스템이 오래 전부터 많이 연구되어 왔다^{1,2)}. 진단 및 감시 시스템은 일반적으로 볼 베어링의 국부적인 결함(localized defects)에 따른 진동 주파수성분과 진동의 크기를 분석함으로써 베어링의 이상 유무를 미리 예측하는 것이다. 이러한 진단 및 감시방법은 rms치에 대한

* 정희원, 부산수산대학교 공과대학 기계공학과

** 정희원, 한국중공업(주) 기술연구소

*** 정희원, 효성중공업(주) 기술연구소

**** 정희원, 일본 고베대학 자연과학 연구과

피크값의 비율로서 평가하는 crest factor 분석³⁾, 시계열에서 kurtosis값으로서 평가하는 kurtosis 분석⁴⁾, 마이크로폰(microphone)을 이용한 음향 분석⁵⁾ 및 spike 에너지법⁶⁾, spectral 분석⁶⁾, cepstrum 분석 등이 있다. 이러한 방법은 자료에 의하면 효율면에서 다소 떨어지는 경향을 보이며, 많은 경험과 시행오차가 필요하며, 음향 intensity법은 반사파의 영향이 적은 환경에서만 적용이 가능하다는 등의 단점이 있다. 또한 최근에는 패턴인식(pattern recognition)을 이용하여 베어링에서의 국부적 결함에 따른 On-line 감시 시스템을 개발하였지만²⁾, 복잡한 데이터 처리와 패턴 분류에 있어서 선형함수를 이용하였기 때문에 진단 시스템에 있어서와 같이 비선형문제의 발생시 적용이 곤란하다.

최근 인간의 뇌세포를 수학적으로 모의한 신경회로망(neural network)은 입출력 관계를 학습시키는 것으로 비선형성이 강한 함수관계를 네트워크내의 결합계수로서 구축하여 미학습의 입력에 대해서도 타당한 값을 출력할 수 있다^{7,8)}. 최근 베어링에서 발생하는 이상음의 발생주파수를 이용하여 호칭번호 및 고장진단을 수행한 연구⁹⁾가 있으나, 외부 및 기계내의 주위 소음의 영향이 크고 실제에 적용하는데는 많은 제약이 있다.

본 연구는 회전기계의 이상진동진단시스템을 개발하기 위한 일련의 연구과정 중에서 신경회로망을 볼 베어링의 호칭번호동정과 결함진단에의 적용을 시도하고, 그 이용가능성을 조사한 것이다. 먼저 베어링하우징에 와전류형 비접촉식 변위계를 설치하여 볼 베어링의 결함에 따른 진동신호를 실험적으로 계측하여 추출하였다. 그리고 진동신호를 주파수분석한 후, 제 1계층의 네트워크에 그 진동 주파수를 입력하여 볼 베어링의 호칭번호를 동정하고, 제 2계층의 네트워크에서는 추출된 진동신호와 감시 및 진단에 따른 임의의 특정한 값 [0, 1]을 각각 입력 및 출력정보로 하고 오차역전파(error back propagation) 학습알고리즘을 이용하여 학습완료 후, 볼 베어링의 결함에 따른 미학습의 진동신호를 신경회로망에 입력하여 실시간의 감시 및 결함 부위를 추정할 수 있는 진단 시스템을 제안한다.

2. 볼베어링의 진동특성

볼 베어링의 구조는 Fig. 1에서 보는 바와 같이 외륜, 내륜, 전동체, 그리고 리테이너로 구성되어 있다.

볼 베어링에서는 정상적인 운전상태에도 구조에 기인하여 진동이 발생하며, 축의 회전에 의해 발생되는 이론적인 주파수를 내륜의 회전주파수(f_r^*)로 정규화하면 전동체의 공전주파수(f_c), 자전주파수(f_b) 및 상대주파수(f_i)는 베어링의 형상파라미터(d, D, Z, α)에 의해 결정되고 다음과 같이 표현 된다¹⁰⁾.

$$\begin{aligned} f_c &= \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \\ f_b &= \frac{D}{2d} \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha \right) \\ f_i &= 1 - f_c = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 D : 베어링 피치원의 직경

d : 전동체의 직경

Z : 전동체의 갯수

α : 접촉각

f_r^* : 내륜회전주파수

f_b : f_r^* 로 정규화된 전동체의 자전주파수

f_c : f_r^* 로 정규화된 전동체의 공전주파수

f_i : 내륜회전주파수와 f_c 의 상대주파수

이하에서 모든 주파수는 내륜회전주파수 (f_r^*)로서 정규화하여 나타낸다.

베어링의 궤도면이나 전동체 등에 국부적인 결함이 발생하는 경우, 전동체가 결함의 부위를 통과하는 것에 의해 충격진동이 발생한다. 그때 발생되

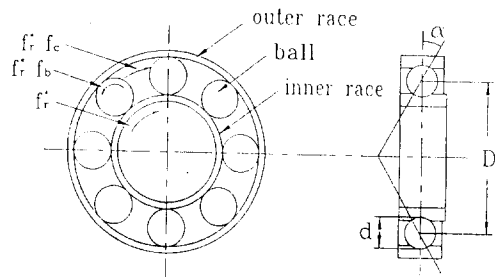


Fig. 1 Geometry of ball bearing

는 특징주파수는 결함이 발생한 부위에 따라 어느 정하여 진 값이 된다. 진동체와 내, 외륜 사이에 미끄럼이 없다고 가정하면, 베어링의 기하학적 조건에 의해 외륜이나 내륜에 하나의 결함부위를 Z개의 진동체가 통과하므로 발생하는 외륜과 내륜결함주파수 그리고 진동체에 하나의 결함부위가 자전에 의해 내륜과 외륜을 통과함으로써 발생하는 진동체 결함진동수는 각각 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 &\text{외륜결함주파수 : } Zf_c \text{ 및 고조파 } nZf_c \\
 &\text{내륜결함주파수 : } Zf_i \text{ 및 고조파 } nZf_i \\
 &\text{진동체결함주파수 : } 2f_b \text{와 고조파 } 2nf_b \quad (2) \\
 &\quad (n=1, 2, \dots)
 \end{aligned}$$

식 (2)의 결함의 종류와 그때 발생하는 각각의 주파수는 불베어링 결함진단의 출력패턴과 입력 패턴으로서 이용된다.

호칭번호 동정의 경우, 식 (1)과 (2)의 주파수 성분만으로는 주파수의 데이터가 부족하므로 베어링의 구조, 패도면의 waviness, 반경특성 등의 영향에 기인하여 발생하는 아래와 같은 진동주파수 성분¹⁰⁾들도 함께 고려한다. 즉

$$\begin{aligned}
 &\text{축의 굽힘 또는 베어링의 설치 불량에 의한} \\
 &\quad \text{진동주파수 : } 1 \pm 2f_c \\
 &\text{공전에 의해 변조된 내륜면의 진동주파수} \\
 &\quad \text{: } nZf_i \pm mf_c \\
 &\text{회전에 의해 변조된 내륜면의 진동주파수} \\
 &\quad \text{: } nZf_i \pm m \\
 &\text{공전에 의해 변조된 진동체의 진동주파수} \\
 &\quad \text{: } 2nf_b \pm mf_c \\
 &\text{회전에 의해 변조된 진동체의 진동주파수} \\
 &\quad \text{: } 2nf_b \pm m \quad (3) \\
 &\quad (m=1, 2, 3, \dots, n=1, 2, 3, \dots)
 \end{aligned}$$

3. 계층형 신경회로망

3. 1 신경회로망의 구성

Fig. 2에는 신경회로망에 의한 호칭번호의 동정 및 결함진단 시스템의 구조를 나타낸다. 이것은 계층형 신경회로망을 2층으로 구성한 것으로, 호칭번호의 동정을 위한 제 1계층의 네트워크와 결함진

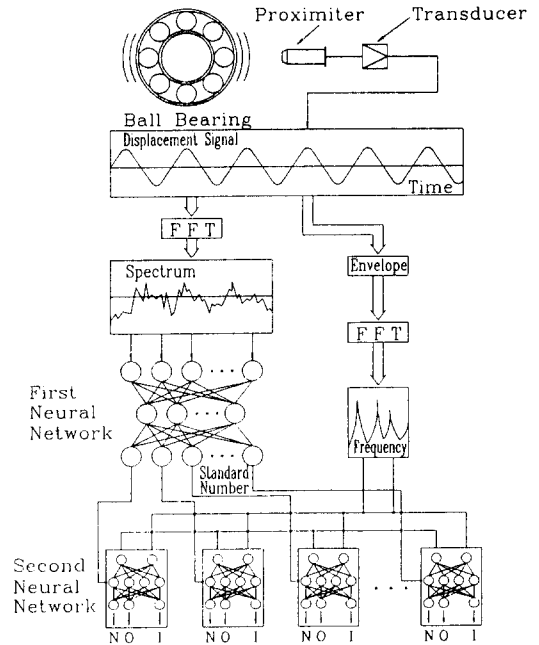


Fig. 2 Diagnostic system

단을 위한 제 2계층의 네트워크로 구성되어 있다.

호칭번호의 동정을 위한 제 1계층의 네트워크에는 베어링의 구조에 기인하여 발생하는 주파수로부터 입력데이터를 작성하고, 출력은 호칭번호에 대응하여 오차가 목표치로 수렴하면 그때의 결합계수를 기억하고 학습을 완료한다. 또한, 결함진단을 위한 제 2계층의 네트워크는 실험으로부터 베어링의 결함에 따른 진동주파수와 그 크기를 입력 데이터로 하고, 출력은 진단에 대응하여 학습을 완료한다.

3. 2 오차역전파법

신경회로망을 구성하는 각 유니트의 결합계수를 변경하는 학습에는 오차역전파(error back propagation)법이 일반적으로 사용되고 있다⁸⁾. 이 방법은 출력층의 출력치와 교신신호의 제공오차를 감소시키기 위해 감도해석의 신호를 출력층, 중간층의 순으로 계산하여 결합계수를 수정하는 방법이다. 여기서 제공오차 E는 다음 식과 같이 정의된다.

$$E = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q (T_{ij} - O_{ij})^2 / 2 \quad (4)$$

여기서 T_{ij} 는 i 번째 입력패턴에 대한 j 번째 유니트에서의 교사신호, O_{ij} 는 i 번째 입력패턴에 대한 j 번째 유니트의 출력신호, p 는 입력패턴수, q 는 출력층의 유니트수이다.

오차역전파법의 최대 장점은 계층형 회로망의 중간층 유니트의 학습을 가능하게 함으로써 학습능력을 크게 증가시키는 것이다. 한편 문제점으로는 적절한 초기치가 주어지지 않으면 학습에 시간이 많이 걸리게 되며, 해 곡면상에 다수 존재할 수 있는 국소최소치(local minimum)에 해가 수렴하여 대국적 최소치(global minimum)에 도달하지 않게 될 수 있다는 것이다.

3. 3 시그모이드 함수

각 유니트의 입출력관계에 비선형성을 제공하기 위해 전달함수로서 시그모이드(sigmoid)함수가 이용되고 있다. 본 연구에서도 활성화함수(activation function)로 1계 미분이 본래의 함수로 표현될 수 있고, 출력이 연속치가 되는 것으로부터 $[0, 1]$ 에서 연속적으로 변하는 시그모이드 함수를 사용한다. 이 함수 $f(U_j, U_0)$ 는 각 유니트의 내부 포텐셜 에너지(U_j)와 온도(U_0)의 함수로 다음식과 같이 표현된다.

$$H_j = f(U_j, U_0) = 1 / \{1 + \exp(1 - 2U_j / U_0)\}$$

$$U_j = \sum_{i=1}^n W_{ji} \cdot I_i - \theta_j \quad (5)$$

- 여기서 H_j : j 번째 유니트의 출력
- U_j : j 번째 유니트의 내부 포텐셜 에너지
- U_0 : 시그모이드 계수의 온도
- W_{ji} : 유니트 i 에서 유니트 j 에의 결합계수
- I_i : 유니트 i 에서 유니트 j 에의 입력
- θ_j : j 번째 유니트의 offset

식 (5)에서 시그모이드 함수의 기울기는 온도의 역수에 상당하고, 이 기울기는 내부 포텐셜 에너지가 0부근에서의 접선의 기울기라는 의미가 된다. 이 함수의 형상은 학습에 큰 영향을 미치게 된다. 즉 기울기가 너무 작게 되면 시그모이드 함수의 비선형성이 약하게 되고 신경회로망이 갖는 비선형

매핑능력을 손상시키며, 결합하중의 변화에 대한 출력치의 감도가 적게 되므로 수정량이 적게 되어 수렴시간이 증대된다. 역으로 기울기가 너무 크게 되면, 함수가 계단형 함수(step function)에 가깝게 되어 각 유니트의 출력이 0과 1의 두 값만을 취하게 되고, 따라서 학습정도가 매우 나쁘게 되거나 혹은 학습불능이 되는 경우가 발생하게 된다.

4. 볼 베어링의 호칭번호 동정

볼 베어링은 그 크기와 형식에 따라서 많은 종류가 있고, 또한 다단 축을 갖는 회전기계에 있어서는 호칭번호가 다른 2개 이상의 베어링이 설치되어 있는 경우도 있다. 이러한 경우 앞에서 서술한 바와 같이 베어링의 형상파라미터에 따라서 각각의 진동주파수가 다르게 되므로 베어링의 호칭번호를 동정하게 되면 그 베어링의 결함에 따른 특징 진동주파수를 알 수 있다. 그러므로 여기서는 먼저 베어링의 호칭번호를 동정하고, 그 다음 동정된 베어링의 특징 진동주파수를 실험적으로 구하여 진단을 수행한다.

4.1 학습패턴

볼 베어링의 호칭번호 동정을 위한 학습패턴은 식 (1)~(3)의 진동주파수를 이용한다. 회전기계의 진단에는 회전주파수의 2배 정도만의 해석대역으로 충분하므로*, 식 (3)에 $n=1, 2, m=1, 2$ 로 하여, 다음에 의해서 학습패턴을 작성하면 회전주파수의 7배 정도까지를 해석할 수 있다.

먼저, 진동신호로부터 fr^* 로 정규화한 특징주파수는 1로부터 주목하는 최대주파수 f_{max} 까지를 $1, 1+\Delta f, \dots, f_{max}$ 로 분리하여 입력노드의 주파수로 이용한다. 최대주파수와 주파수폭(Δf)의 기준은 다음과 같다*.

$$f_{max} = 4 \sim 10, \Delta f < 0.3 \quad (6)$$

그리고 입력노드로는 식 (7)을 이용하여 구한다.

$$[1 + \{\text{식 (1)~(3)의 각 주파수} - 1\} / \Delta f]$$

에 1

$$[1 + \{\text{식 (1)~(3)의 각 주파수} - 1\} / \Delta f]$$

의 노드에 0 (7)

여기서, 1과 0의 값은 각각 신경회로망의 활성화 함수에서 최대치와 최소치로 한다.

4.2 호칭번호 동정의 대한 시뮬레이션

여기에서는 호칭번호의 동정시뮬레이션을 수행하고, 주파수의 결핍에 대한 신경회로망의 연상기억성의 결과를 조사한다. Table 1은 호칭번호 동정을 위한 대상 볼베어링으로 사용한 호칭번호(#6201~6205)에 대한 형상파라미터를 표시한다. 이 파라미터로부터 식 (1)에 기초로한 학습패턴이 작성된다. 식 (6)으로부터 $\Delta f, f_{max}$ 는 각각 0.03255 (< 0.3), 7.4278 이고, $n=1, 2, m=1, 2$ 로 하면 주파수의 갯수, 즉 입력유니트의 갯수는

$$1 + (f_{max} - 1) / \Delta f = 1 + (7.4278 - 1) / 0.03255 = 198$$

로 된다. 중간층의 유니트 수를 32, 출력층의 유니트 수를 5(대상 볼 베어링의 수)로 한다. 예로 들면, 볼 베어링 #6205에서는 1을 입력해야할 적절한 유니트번호는 다음과 같이 19개가 된다.

13, 19, 72, 82, 106, 110, 112, 119, 131, 137, 141, 143, 155, 167, 168, 174, 179, 192, 198

Table 1 Parameters of ball bearing

Standard number	Number of balls Z	Diameter[mm]	
		Ball d	Pitch D
6201	7	5.953	22
6202	8	5.953	25
6203	8	6.747	28.5
6204	8	7.938	33.5
6205	9	7.938	38.5

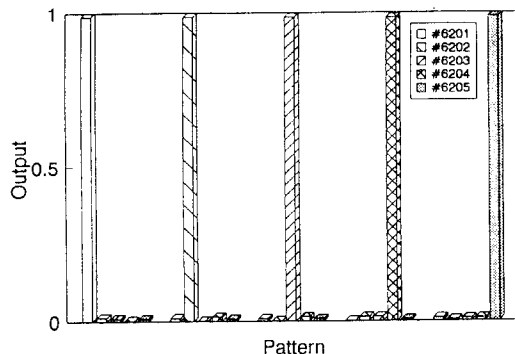


Fig. 3 Identification results of standard numbers by the learning patterns

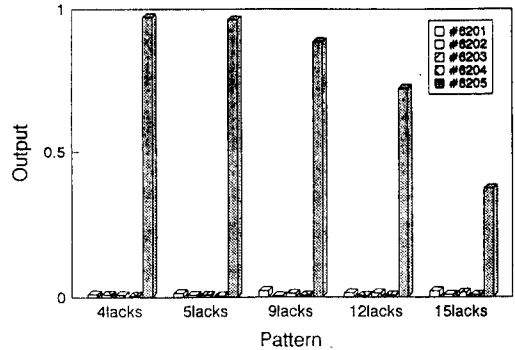


Fig. 4 Identification results of standard numbers by the patterns with lacking spectra

그 밖의 유니트에는 0을 입력한다. 여기서 오차 역전파법에 의해, #6201~6205의 학습패턴에 대한 목표치를 입력한다. 이때 학습파라미터는 학습율(learning rate) 0.9, 수렴계수 0.01, 출력층의 각 유니트의 출력과 목표치와의 제곱오차의 합에 대하여, 그 합이 1% 이하가 되도록 실행하였다. 그것에 필요한 반복 횟수는 2000회로 하였다. 유니트의 특성을 표현하는 시그모이드 기울기는 1.0을 이용하였다. 입력은 0과 1이고, 출력은 0~1 사이의 값이다. 네트워크의 크기는 $198 \times 32 \times 5$ 이며, 적은 반복횟수에서 수렴하였다. 이때의 출력패턴을 Fig. 3에서 보여주고 있으며, 올바른 인식결과가 얻어지고 있다.

Fig. 4는 볼 베어링 #6205에 대하여 주파수의 결핍에 대한 영향을 조사한 결과를 보여주고 있다. 정보결핍에 의해 출력값은 다소 낮은 값을 나타내고 있으나, 전체적으로 호칭번호가 올바르게 동정되고 있고, 네트워크의 연상기억성이 효과적으로 작용하고 있음을 알 수 있다.

5. 볼 베어링의 결함진단

볼 베어링에 이상이 있는 경우에는 그 원인에 의해 발생하는 진동의 주파수 성분이 다르게 되고, 이러한 전달신호를 베어링하우징에서 측정하고 그 진동의 주파수성분과 진동의 크기를 해석함으로써 베어링의 결함에 따른 진동특성을 조사할 수 있다.¹¹⁾

볼 베어링의 결함은 일반적으로 외륜, 내륜, 전동체, 리테이너에서 발생되지만 본 연구에서는 전

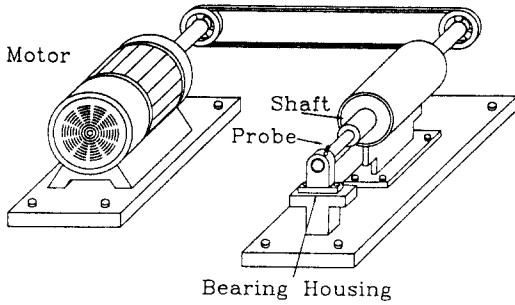


Fig. 5 Experimental apparatus

동체와 리테이너에 인공적인 결함을 만들기가 어려웠고, 또한 자료에 의하면, 베어링파손의 약 90%가 외륜 또는 내륜에서 발생하고, 나머지 10%가 전동체, 리테이너에 관련된 것이기 때문에 외륜과 내륜에 대해서만 결함에 따른 진단을 실시하였다.

5. 1 실험장치 및 방법

Fig. 5는 볼 베어링의 결함에 따른 진동특성을 실험적으로 추출하기 위해 본 연구에서 사용한 실험장치를 보이고 있다. 실험장치는 전동기(5HP, 1800rpm)와 시험 베어링(test bearing)을 조사하기 위한 실험장치 사이의 동력을 V벨트로 전달시키고 있으며, 길이 500mm, 직경 45mm의 축은 두 개의 원통 롤러 베어링(NU 209)에 의해 지지되고 있다. 그리고 시험 베어링(단열 깊은 홈 볼 베어링, #6204)에 직경 2mm, 길이 0.5mm 정도의 인공적인 결함을 각각의 시험베어링의 외륜과 내륜에 만들었으며, 폴리의 반대편 끝단에 시험 베어링을 설치하여 신경회로망의 입력정보인 진동특성을 추출하였다.

5. 2 신호처리 및 특징추출

볼 베어링의 결함에 따른 시험 베어링에 대한 진동신호 측정에는 Fig. 6에서 보이는 바와 같이 베어링의 정상수명에 영향을 주지 않는 범위의 탭(tap)을 베어링 하우징에 가공하여 와전류형 비접촉식 변위센서(Bently 7200)를 설치하고, 센서로부터의 변위신호는 transducer와 오실로스코프를 통하여 다시 2 kHz의 샘플링 주기로 A/D 변환기에 의해 아날로그 신호를 디지털 신호로 변환하고, 퍼

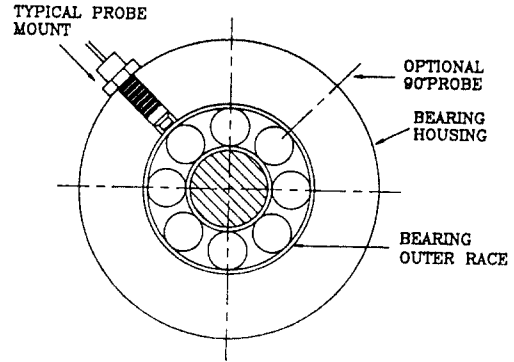


Fig. 6 Typical probe mount

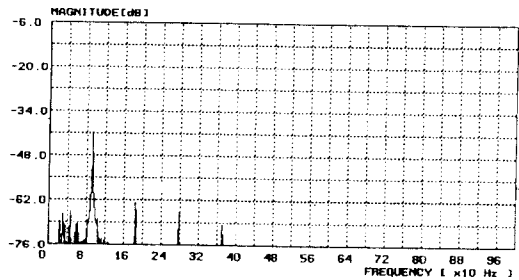
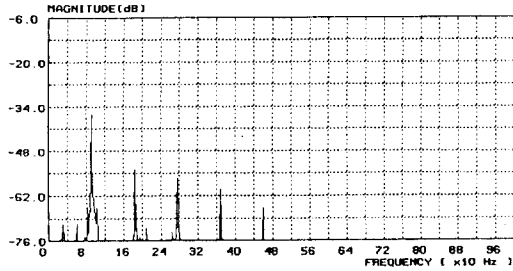


Fig. 7 Typical frequency spectrum from a normal bearing

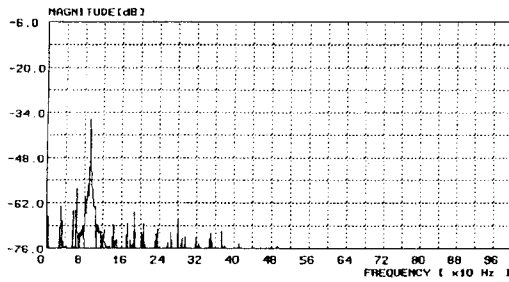
스날 컴퓨터(PC)에서 시간응답파형과 고속 퓨리어 변환(FFT) 프로그램을 이용하여 주파수 분석을 수행하였다.

Fig. 7은 본 연구에서 사용한 정상적인 베어링(normal bearing)으로부터 발생하는 진동신호를 주파수 분석한 결과를 나타내고 있다. 베어링의 회전속도 성분($f^* = 30\text{Hz}$)과 전동체 통과 주파수($Zf_c = 92\text{Hz}$) 및 이의 배수성분이 발생함을 보여주고 있다. Fig. 8(a)는 외륜에 인공적인 결함을 갖는 시험 베어링으로부터 주파수분석 결과를 나타내고 있다. 이 경우는 정상적인 경우보다 전동체 통과 주파수의 배수성분이 보다 많이 발생하며, 또한 발생 주파수의 크기도 크다는 것을 알 수가 있다. Fig. 8(b)는 내륜에 인공적인 결함을 갖는 시험 베어링으로부터 주파수분석 결과를 보여 주고 있다. 내륜의 경우에는 전동체 통과 주파수와 배수성분 뿐만 아니라 내륜결함에 따른 내륜결함 주파수($Zf_i = 148\text{Hz}$), 그리고 많은 band 주파수가 발생되고 있음을 보이고 있다.

이상의 결과를 종합하여 보면 주파수분석한 결



a) Defect on the outer race



b) Defect on the inner race

Fig. 8 Typical frequency spectrum from damaged bearings

과로부터 각각의 결함에 따라 특징지을 수 있는 결함 주파수가 발생하는 것을 알 수 있으며, 신경회로망의 학습 데이터로서 작성될 수 있다.

5. 3 학습패턴과 결함진단의 결과

볼 베어링의 결함진단을 위한 신경회로망의 학습데이터는 외륜 및 내륜, 그리고 정상의 경우에 있어서 발생하는 주파수를 차례대로 입력하고, 입력값은 각각의 경우에 발생하는 주파수의 진폭값 중에서 가장 큰 값으로 나누어 정규화(normalization)된 진폭값을, 발생되지 않는 주파수는 0의 값을 부여하며 각각의 경우에 대하여 3개씩 총 9개

Table 2 Learning parameters for training neural network

Learning conditions	Number of neurons
Sigmoid slope[U_0] : 2.00	Input layer : 28
Parameter[α] : 0.40	Hidden layer[1] : 35
Parameter[β] : 0.30	Hidden layer[2] : 35
Moment value[<0.9] : 0.60	Output layer : 3
Moment increment : 0.02	
Error limit : 0.1	

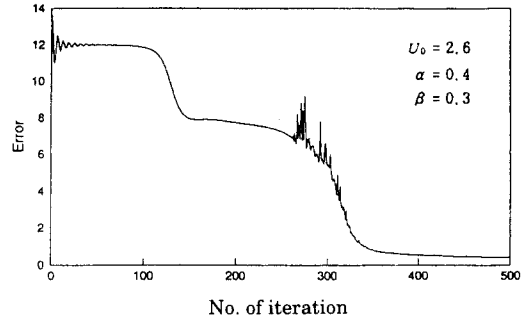


Fig. 9 Convergence example of output error

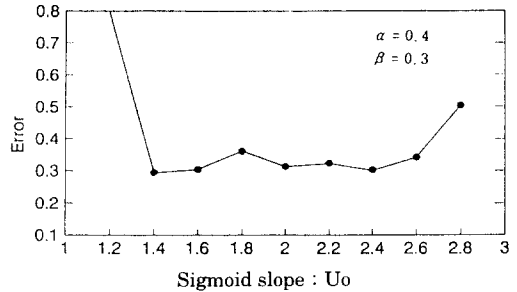


Fig. 10 Effect of sigmoid slope on learning error

의 특징을 학습데이터로 하였다. Table 2은 결함진단을 위해 사용된 학습파라미터와 각층에 있어서 뉴런의 수를 나타내고 있다. 여기서 입력층 뉴런의 수는 모든 경우에 발생하는 주파수의 수와 동일하며, 중간층의 뉴런수는 학습 데이터에 대한 인식률을 높이기 위해 2개의 중간층에 각각 35개를 사용하였다. 그리고 α 와 β 는 각각 결합계수와 offset에 대한 학습율을 나타낸다. 학습과정에서 출력층의 목표값은 정상적인 베어링일 때 [1, 0, 0], 외륜 결함일 때 [0, 1, 0], 내륜결함일 때 [0, 0, 1]로 하였다.

Fig. 9는 학습과정에서 반복횟수의 증가에 대한 오차의 수렴과정을 보이는 것으로 학습의 초기에는 오차가 매우 크게 발생하지만 반복횟수가 증가함에 따라서 출력값이 목표값으로 수렴함을 알 수 있다. 시그모이드 함수의 기울기는 학습에 큰 영향을 미치므로 이에 대한 영향을 조사하기 위해 기울기의 역수인 온도(U_0)의 변화에 따른 학습오차의 변화를 반복수 500으로 일정하게 한 경우의 결과를 Fig. 10에 나타내었다. 함수의 기울기가 아주 크거나 적은 경우 수렴시간이 매우 크게 되거나 하

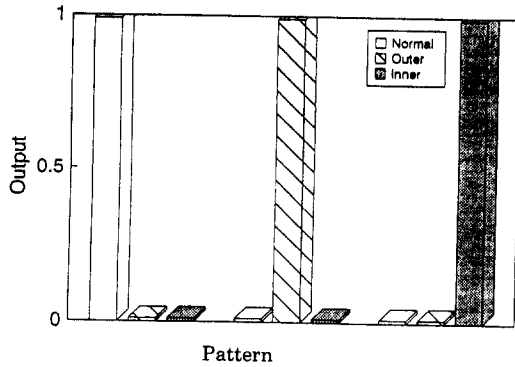
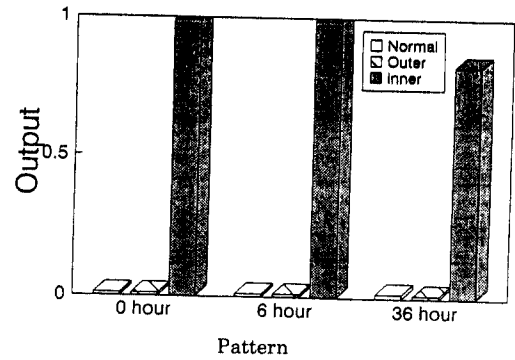
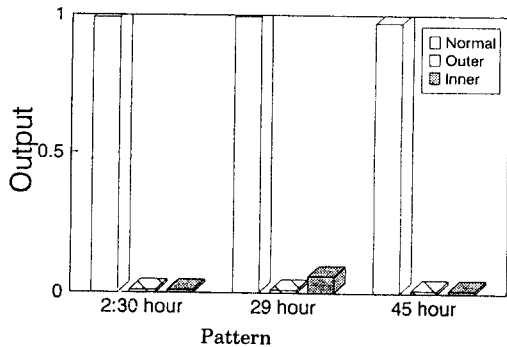


Fig. 11 Learning results of defects in ball bearing



(c) Inner race

Fig. 12 Diagnosis results of defects in ball bearing



(a) Normal

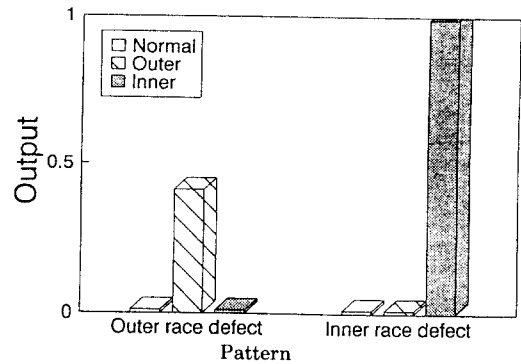
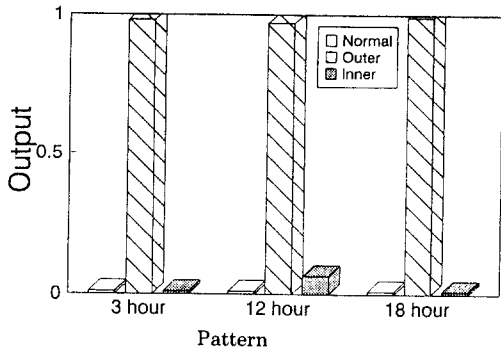


Fig. 13 Diagnosis results to inner and outer race defects using Taylor's data



(b) Outer race

습이 불가능하게 됨을 보이고 있다. 이 결과에 따라 본 결함진단에서는 $U_0=2$ 를 채용하였다. Fig. 11은 각각의 결함에 따른 학습 입력데이터에 대한 신경회로망의 출력값과 목표값을 나타내고 있다.

Fig. 12는 학습완료후 기억된 결합계수를 이용하여 각각의 경우에 대하여 운전시간에 따른 3개 씩의 미학습 입력데이터에 대하여 출력값과 목표값을 나타내고 있다. 출력값이 목표값에 거의 일치

함을 보이고 있으며, 이것은 비교적 많은 수의 중간층을 사용하므로 인한 높은 인식률에 기인한 것으로 생각된다.

Fig. 13은 본 진단방법의 유용성을 폭넓게 검증하기 위해 Taylor에 의해 수행된 일련의 베어링 결함 계측결과⁶⁾를 제 2계층의 네트워크에 학습이 완료한 후 그때의 결합계수를 이용하여 진단한 결과이다. 이 때 신경회로망의 학습을 위해 입력데이터는 외륜 및 내륜, 그리고 정상의 경우에 있어서 발생하는 주파수만을 차례대로 입력하고, 입력값은 각각의 경우에 발생하는 주파수는 1의 값을, 발생되지 않는 주파수는 0의 값으로 하였다. 여기서 외륜결함은 단열원통형 로울러 베어링(SKF N319)의 외륜에 길이 17.78mm의 큰 하나의 spall 이 발생한 경우이고, 내륜결함은 단열원통형 홈 볼베어링(SKF 6313)의 내륜에 길이 4.064mm의 하나의 spall 이 발생한 경우에 대한 것으로서 외륜의 경우 다소 낮은 출력치를 보이고 있지만 올바른 진단

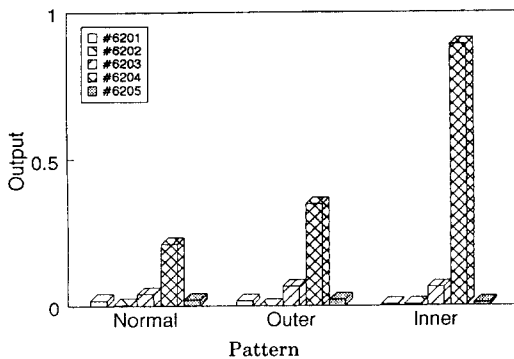


Fig. 14 Identification results of standard numbers by spectra from #6204

결과를 나타내고 있다.

또한, Fig. 14은 호칭번호 동정의 검증을 위해 각각 정상, 외륜 및 내륜결함에 대하여 본 실험으로부터 얻어진 주파수 분석데이터를 직접 제 1계층 네트워크에 입력하여 동정된 결과를 나타내고 있다. 여기서 출력값은 정상인 경우 발생 주파수의 부족으로 인해 다소 낮은 값을 보여주고 있지만, 전체적으로 올바르게 호칭번호를 동정하고 있음을 보여주고 있다.

6. 결 론

실험으로부터 볼 베어링의 특징 진동신호를 추출하고, 신경회로망을 이용하여 볼 베어링의 호칭번호 동정과 결함에 따른 결함 부위를 추정할 수 있는 진단방법을 새로이 제안하고, 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 볼 베어링의 구조에 기인하여 발생하는 특징 진동주파수를 신경회로망에 직접 입력하여 베어링 호칭번호의 동정을 수행하였고, 스펙트럼 주파수의 상당한 부족이 있어도 올바른 동정이 가능하였다.

(2) 볼 베어링의 결함에 따른 진동신호는 주파수 분석 결과에서 특징을 찾을 수 있었고, 본 연구에서는 실험으로부터 추출된 정규화(normalization)된 특징 주파수와 그 크기를 신경 회로망의 입력정보로 사용하여 만족할 만한 결합계수를 구축하였다. 그리고 결함 부위를 올바르게 진단할 수 있었

다.

(3) 볼 베어링의 결함에 따른 높은 신뢰도를 갖는 실시간 감시 및 결함 부위를 추정할 수 있는 진단 system을 개발하였다.

후 기

이 논문은 1993년도 한국학술진흥재단의 공모 과제연구비에 의하여 연구되었음. 아울러 결함베어링을 제작하여 준 한국종합기계(주) 창원공장 관계자 여러분께 감사드립니다.

참고문헌

- 1) Harker, R. G. and Hansen, J. S., 1984, "Rolling Element Bearing Monitoring Using High Gain Eddy Current Transducers", Trans. ASME, Journal of Eng. for Gas Turbine and Power, Vol. 107, pp. 160~164.
- 2) Li, C. J. and Wu, S. M., 1989, "On-Line Detection of Localized Defects in Bearings by Pattern Recognition Analysis", Trans. ASME, Journal of Engineering for Industry, Vol. 111, pp. 331~336.
- 3) Weichbrodt, B. and Bowden, J., 1970, Instrument for Predicting Bearing Damage, GE Co. Report, S 70 1021 AD 869633.
- 4) Dyer, D. and Stewart, R. M., 1978, "Detection of Rolling Element Bearing Damage by Statistical Vibration Analysis", Trans. ASME, Journal of Mechanical Design, Vol. 100, pp. 229~235.
- 5) Kim, P. Y., 1984, "A Review of Rolling Element Bearing Health Monitoring and Analysis", Annual Meeting, New Orleans, Louisiana U.S. A., June 26 - 28, Vibration Institute.
- 6) Taylor, J. I., 1980, "Identification of Bearing Defects by Spectral Analysis", Trans. ASME, Journal of Mechanical Design, Vol. 102, pp. 199~204.
- 7) Yagawa, G and Yoshimura, T., 1991, "Neural Network and Computational Mechanics", Trans. JSME, Vol. 57, No. 541, pp. 2~9.
- 8) 박민용, 최항식 譯, 1991, 뉴로 컴퓨터, 大英社.
- 9) Watanabe, K. and Toyoda, N., 1993, "Diagnosis

- of Machine from Abnomal Sound", SICE, Vol. 29, No. 1, pp. 94~101.
- 10) 豊田利夫, 1982, 回轉機械診斷の進め方, 日本 plant maintenance 協會, chap. 6.
- 11) 양보석, 전순기, 1994, 구름베어링의 퍼지결함 진단에 관한 연구, 한국박용기관학회지, Vol. 18, No. 3, pp. 85~93.