

위너 필터와 충격 펄스 카운팅을 이용한 저속 기계용 구름 베어링의 결함 검출

Fault Detection of Rolling Element Bearing for Low Speed Machine Using Wiener Filter and Shock Pulse Counting

박 성 택*. 원 종 일*. 박 성 범*. 우 흥 식†

Sung-Taek Park, Jong-Il Weon, Sung Bum Park and Heung-Sik Woo

(Received September 21, 2012 ; Revised November 7, 2012 ; Accepted November 19, 2012)

Key Words : Low Speed Machinery Fault Detection(저속설비 결함진단), Bearing Characteristic Frequency(베어링 특성주파수), Condition Monitoring(상태진단), Vibration Time Analysis(진동 시간분석), Wiener Filter(위너 필터), Shock Pulse Counting(충격 펄스 카운팅)

ABSTRACT

The low speed machinery faults are usually caused by the bearing failure of the rolling elements. As the life time of the bearing is limited, the condition monitoring of bearing is very important to maintain the continuous operation without failures. A few monitoring techniques using time domain, frequency domain and fuzzy neural network vibration analysis are introduced to detect and diagnose the faults of the low speed machinery. This paper presents a method of fault detection for the rolling element bearing in the low speed machinery using the Wiener filtering and shock pulse counting techniques. Wiener filter is used for noise cancellation and it clearly makes the shock pulse emerge from the time signal with the high level of noise. The shock pulse counting is used to determine the various faults obviously from the shock signal with transient pulses not related with the bearing fault. Machine fault simulator is used for the experimental measurement in order to verify this technique is the powerful tool for the low speed machine compared with the frequency analysis. The test results show that the method proposed is very effective parameter even for the signal with high contaminated noise, speed variation and very low energy. The presented method shows the optimal tool for the condition monitoring purpose to detect the various bearing fault with high accuracy.

1. 서 론

풍력발전기는 날개의 회전수가 분당 20회 정도로 매우 낮게 회전하는 대표적인 저속기계이며, 시멘트 공장의 대형 믹서, 제철공장의 쇠물 운반용 크레들,

탄광용 기어박스과 스키장의 리프트 등, 초 저속 회 전설비가 산업현장에서 많이 응용되고 있다. 저속 기계에서 종종 나타나는 기계 결함(특히 베어링 결 함)은 경제적 손실을 동반하는 가동 중단의 결과로 나타나며, 결함의 조치가 늦어지는 경우 대재앙으로 연결되는 경우가 많다. 따라서 기계결함을 조기에

† Corresponding Author ; Member, Dept. of Safety Engineering, Dongguk University
E-mail : woohs@dongguk.ac.kr
Tel : +82-54-770-2251, Fax : +82-54-770-2201

* Member, Dept. of safety Engineering, Dongguk University

‡ Recommended by Editor Don Chool Lee

© The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

검출할 수 있는 상태 모니터링이 필수라고 할 수 있다⁽¹⁾.

진동측정을 이용한 저속기계의 결함검출을 위해 적용할 수 있는 기법으로는 주파수영역 분석, 시간-주파수 영역 분석, 시간영역 분석의 3가지 영역으로 분류될 수 있다. 주파수 영역 기법은 진동신호의 주파수 성분과 관련된 주기성은 기계 부품의 작동과 연관되어 있다는 것에 초점을 맞춘 기술로서, 수년 동안 대부분의 측정시스템에 채택되어 왔으며 회전기계의 예지정비와 특히 베어링 결함의 진단에 적용되었다. 그러나, 이것의 주요한 단점은 결함에 따른 신호가 충격성의 임펄스인 경우, 결함성분이 넓은 주파수 대역에 걸쳐 퍼져 나타나므로 잡음에 의해 묻혀질 수 있다는 사실과, 저속기계에서 나타나는 비 주기적 진동을 평균하여 없애버리는 경향이 있기 때문에 기저 잡음에 더욱 민감한 영향을 받게 된다⁽²⁾. 이런 문제를 극복하기 위해 신호의 주파수 성분이 시간과 함께 얼마나 변화하는가를 분석하는데 시간-주파수 영역 분석이 사용되었다. 이런 분석의 예로서 단시간 푸리에 변환(short time Fourier transform; STFT), 위그너-빌 분포(Wigner-Ville distribution; WVD)와 웨이블릿 변환(wavelet transform; WT) 등이 있다⁽³⁾. 그러나 이들 기법도 주파수 분석기술을 사용하므로 주파수 영역의 단점을 극복하지는 못한다.

결함 검출의 세 번째 범주에 시간 영역 분석을 들 수 있는데 통상 피크레벨, 실효값(rms), 파고율(crest factor) 분석, 첨도 분석(kurtosis analysis)⁽⁴⁾, 충격 펄스 카운팅, 시간 시리즈 평균화 기법, 신호 엔벨로핑 기법 등과 같은 임펄스 파동에 민감한 지수를 포함하고 있다. 최근 결함 분석기술의 연구 방향은 데이터 취득 기술의 발달과 컴퓨터의 고속신호 처리에 힘입어 신경회로망 특징 추출기술 및 모델 기반 특징 추출 기법과 같은 신호처리 기술이 시간 영역 분석기술에 추가되어 연구되고 있다. 예로서 베어링의 여러 가지 결함을 검출하고 분류하기 위한 뉴로-퍼지 간섭(neuro-fuzzy interference)을 사용한 기법들이 발표되었고⁽⁵⁾, 또한 Jang⁽⁶⁾은 은닉 마르코브 모델(hidden Markov model)을 이용한 속도 변화가 있는 회전 기계의 상태 진단 기법을 소개하였다. 저속기계 결함검출을 위해서 시간영역 기술이 가장 적합하다고 할 수 있으나 잡음에 대한 문제를 해결하지 못하면 최상의 결함 검출 기술이라 하더라도

결함을 찾을 수 없다⁽²⁾. 또 저속설비의 대표적인 기계인 풍력발전기에서는 난기류 및 돌풍에 의한 충격성 진동, 스피드 변동, 날개 각과 나셀(nacelle)의 회전 메커니즘의 순간적인 작동, 베어링에 부하와 마찰력의 변동 등의 원인으로 충격성 펄스가 자주 발생한다⁽⁷⁾.

이 연구에서는 저속 회전기계 진동신호 분석에서 흔히 문제가 되는 잡음제거를 위해 위너 필터(wiener filter)를 사용하고⁽⁸⁻¹⁰⁾, 결함 검출을 위해 충격펄스 카운팅 기술을 적용한 시간신호 분석 기술을 제시한다. 측정된 원시 진동신호로부터 불필요한 신호와 잡음제거를 위해 사용된 위너 필터의 성능을 검토하고 위너 필터링에 의해 처리된 시간신호로부터 충격 펄스 카운팅 기술을 적용하여 베어링결함에 의한 충격 펄스와 과도현상에 의해 발생한 충격펄스를 판별하여 오류 없이 결함을 검출함으로써 신뢰성 있는 결함검출 방법임을 증명한다.

2. 실험

저속 회전기계를 모사한 풍력발전기 고장 시뮬레이터에서 측정된 진동신호를 Fig. 1에서 보인 신호 처리 알고리즘을 적용하였다. 결함 베어링에서 측정된 신호는 우선 고역통과필터를 통과하여 저주파 성분이 제거된 뒤, 위너 필터에 입력되어 필터의 계수를 최적상태로 조절함으로써 잡음이 제거된 충격 펄스를 가진 시간신호가 출력된다.

출력된 신호에는 결함과 관련이 없는 과도현상에 의한 충격 펄스가 포함되어 있으므로 이런 트랜젠트

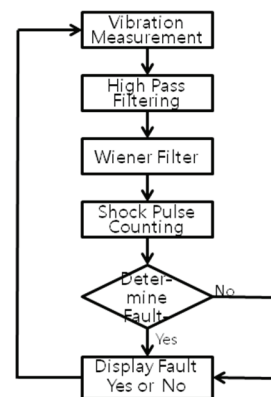


Fig. 1 Flow chart of the scheme

성분을 감안하지 않도록 펄스를 카운팅한 후 결합 신호의 반복성을 판별함에 의해 결합유무를 디스플레이 하도록 구성하였다. 각각의 블록에서 입력과 출력신호를 비교 실험함으로써 이 연구의 분석기술의 타당성을 입증한다.

2.1 실험장치

풍력발전기의 구성(회전날개-메인 베어링-기어박스-발전기)과 역방향으로 작동(전동기-기어박스-메인 베어링-브레이크로 구성)하는 Fig. 2와 같은 시뮬레이터를 제작하여 베어링 결함을 연구하는데 사용하였다.

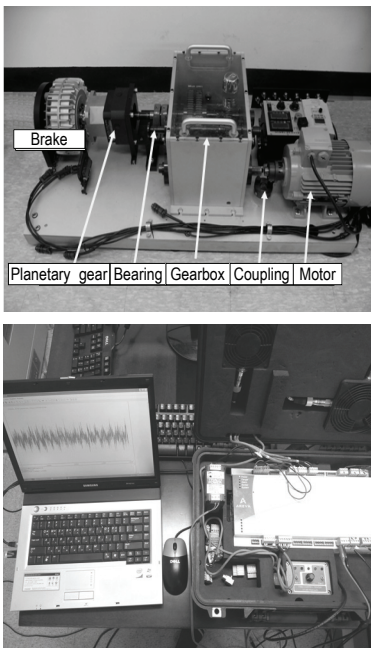


Fig. 2 Bearing fault simulator & data acquisition system

Table 1 Bearing types under test

Model no.	Bore diameter	Fault type	Fault description
6205	φ25	Normal	Good bearing
6205	φ25	Outer race	Crack in outer race
6205	φ25	Inner race	φ1 mm through hole in inner race
6203	φ17	Normal	Good bearing
6203	φ17	Outer race	Crack in outer race
6203	φ17	Inner race	φ1 mm through hole in inner race

시뮬레이터에 고장 현상을 삽입하기 위해 결합 베어링을 준비해 놓고 정상부품을 결합부품으로 교환하여 정상 신호와 결합신호의 차이를 비교했으나, 이 경우 해체와 조립에 의한 기계조건(얼라인먼트와 조임 강성)이 달라지므로 결합에 따른 진동 현상만을 파악하는데 어려움이 있었다. 따라서 이 실험에서는 정상부품과 결합부품을 일체로 조립하여 단순히 슬라이딩으로 정상과 결합 부품을 변경하도록 고안 제작하여, 해체 후 조립에 따른 시스템의 조건이 달라지는 현상을 최소화하고 결합에 따른 진동 신호의 차이만을 비교할 수 있도록 시뮬레이터를 설계하였다. 시뮬레이터의 회전수는 저속측 베어링 결함을 다양한 회전 속도에서 관찰할 수 있도록 10 rpm~1000 rpm까지 가변 가능하도록 설계하였고, 풍력발전기에서 흔히 나타나는 과도적인 현상을 재현하기 위해 측정 중 약 ±5 rpm 정도의 스피드 변화와 갑작스런 부하의 변동을 주었고, 충격펄스를 발생시키기 위해 베어링 하우징을 해머로 초당 1회 정도로 두드리면서 실험하였다.

2.2 베어링 사양 및 결함베어링 제작

저속설비에서는 주로 구름요소 베어링(볼 베어링)을 사용하는데 하중 또는 윤활부족 등의 원인에 의해 종종 레이스에 흠(flaw)이 발생하거나 내륜 또는 외륜에 균열(crack)이 발생하기도 한다. 이런 현상을 재현하기 위해 Table 1과 같이 2가지 축 직경(17 mm와 25 mm)의 베어링에 각각 외륜결함과 내륜결함을 만들었다. 외륜결함 베어링은 외륜이 완전히 갈라지게 제작한 것을 사용하였고, 내륜결함 베어링은 내륜에 φ1 mm의 관통구멍(thru hole)을 뚫은 것을 실험에 사용하였다.

3. 실험결과 및 고찰

3.1 주파수영역과 시간영역의 신호분석 비교

축 스피드가 24 rpm의 초 저속으로 회전하는 기계의 경우 초당 회전 주파수는 0.4 cps이므로 주파수 분석을 수행할 때 분해능을 1X(회전주파수)의 1/20 이하로 선정하는 것이 보편적이므로 필요한 시간 블록은 식 (1)과 같이 50초가 된다.

$$\Delta F = \frac{1X}{20} = \frac{0.4}{20} = 0.02 \text{ Hz}, T = \frac{1}{\Delta F} = 50s \quad (1)$$

1개의 스펙트럼을 얻기 위해 최소한 50초의 긴 시간이 필요하다는 것이다. 더욱이 저속에서는 결합에 의한 충격진동의 에너지 레벨은 낮고 상대적으로 잡음레벨은 높으므로 수 회(5회 이상) 정도의 평균을 실시하여야 하고, 75%의 중첩분석(overlap analysis)을 사용한다면 소요되는 측정시간은 100초가 된다. 일정한 속도로 회전하는 기계라 하더라도 100초 간의 긴 시간 동안에는 스피드가 약간씩 변할 수 있다. 스피드가 변할 경우 스펙트럼에서는 주파수 성분에 스미어링(smearing)으로 나타나게 되어 결합을 찾는 것은 거의 불가능하다고 할 수 있다. 따라서 스피드가 변하는 경우, 시간영역의 데이터 분석방법에서는 스미어링을 고려하지 않아도 되므로 시간영역에서 결합을 검출하는 것이 효과적이다. 시간영역에서도 낮은 주파수로 발생하는 현상을 측정하고 분석하기 위해서는 긴 시간 동안의 데이터 관측이 필요하다. 얼마만큼의 관측 시간을 고려할 것인가에 대하여는 관측시간이 길면 길수록 데이터 분포 상황을 정확히 알 수 있으므로 오차는 적어지고, 관측 시간이 짧아지면 데이터 수가 적어지므로 랜덤 오차가 커진다. 즉 긴 시간 동안 관측하면 관정의 정확성을 높일 수 있으나 시간 해상도가 나빠지고, 관측 시간을 단축하면 시간 해상도는 좋아지지만 결합판정에 랜덤오차가 커지게 된다. 회전체에서 경험적으로 3~5회전을 한 블록으로 정하고 20개의 블록(총 80회전)을 관측하면 랜덤오차를 줄이고 속응성(시간 해상도)도 만족할 수 있는 결과를 얻을 수 있다고 판단된다.

3.2 필터에 의한 결합신호 검출

저속기계가 결합이 있을 때 나타나는 충격성 진동 파형은 잡음과 다른 기계적 현상(언밸런스과 축정렬 불량)에 감춰지고 구조물 특성과 중첩되는 결과로 나타나 분석을 어렵게 한다. 이것을 극복하고 원하는 결합 신호를 분리해 내기 위해 사용하는 일반적인 방법이 필터를 사용하는 것이다. 베어링 결합을 찾는데 불필요한 기계적 성분을 제거하고 베어링 결합에 따른 충격 펄스만을 원시 시간과형으로부터 분리해 내기 위해 저역 통과필터(low pass filer), 고역 통과필터(high pass filter)와 대역 통과필터(band pass filter)를 사용하여 실험하였다.

적절한 필터와 알맞은 차단주파수를 적용하는 경우 통상 감춰진 정보가 원시 시간과형의 잡음 성분

으로부터 드러나게 되고 원하는 정보를 찾아낼 수 있을 것으로 예상하였다. 그러나, 저속설비에서는 베어링 결합이 존재하여도 충격펄스의 에너지 레벨이 너무 낮아 랜덤성 잡음에 묻혀서 거의 보이지 않았다. Table 1의 축 직경 $\phi 25$ mm 외륜 결합(crack)을 가진 베어링에서 측정된 원시신호에 각종 필터를 적용하여 얻은 시간신호파형을 Fig. 3에 비교하였다.

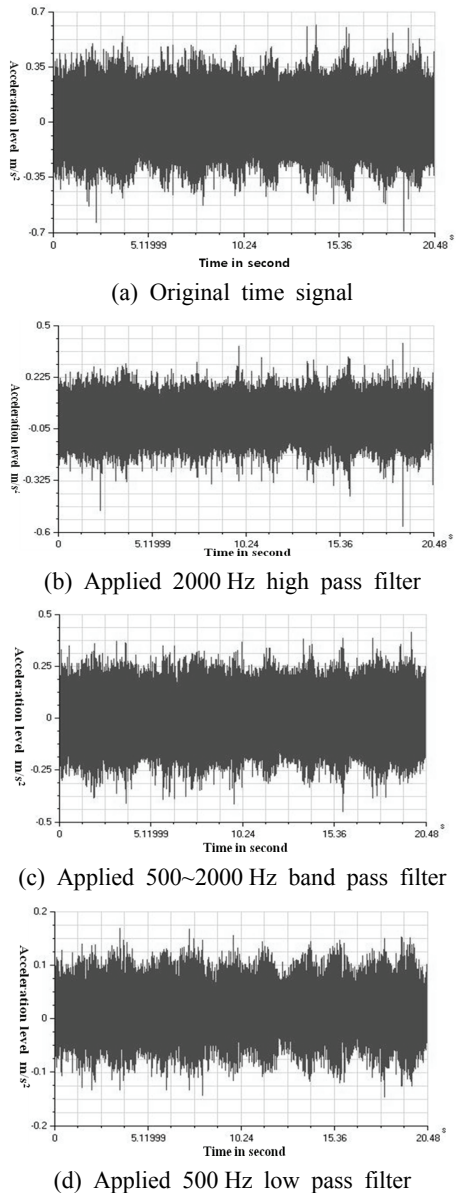


Fig. 3 Comparison with original and filtered signal measured from outer race crack bearing

Fig. 3의 (a)는 외륜 결함베어링으로부터 측정된 원시진동 파형이고 (b), (c), (d)는 필터를 거친 후의 파형이다. 각종 필터를 적용하였음에도 다른 잡음성분이 크고 결함에 의한 성분이 너무 미약하여 잡음 신호성분에 묻혀서 결함에 의한 특정신호 성분을 명확히 찾아볼 수 없다. 따라서 잡음을 제거기술을 적용한 특수한 필터의 적용이 필요하다.

3.3 위너 필터(wiener filter)에 의한 잡음제거

위너 필터링에 의한 잡음제거 원리는 Fig. 4와 같이 작동한다⁽⁹⁾. $s(n)$ 은 신호원, $v(n)$ 은 잡음원이고 $s(n)$ 과 $v(n)$ 은 상관관계가 없는 신호이다. $H(z)$ 와 $G(z)$ 는 $d(n)$ 과 $x(n)$ 을 형성하도록 두 입력 신호를 혼합하기 위해 사용된 시스템 함수이고, $d(n)$ 은 기본 입력(primary input), $x(n)$ 은 기준 입력(reference input), $e(n)$ 을 오차 출력이라고 할 때 다음 관계식이 성립한다.

$$x(n) = v(n) + h_n \bullet s(n) \tag{2}$$

$$d(n) = s(n) + g_n \bullet v(n) \tag{3}$$

$$e(n) = d(n) - (w_n \bullet x(n)) \tag{4}$$

여기서 h_n, g_n, w_n 은 시스템 함수와 위너 필터의 역 z-변환이다.

$$\begin{aligned} h_n &= \frac{1}{2\pi j} \oint H(z) \frac{dz}{z} \\ g_n &= \frac{1}{2\pi j} \oint G(z) \frac{dz}{z} \\ w_n &= \frac{1}{2\pi j} \oint W(z) \frac{dz}{z} \end{aligned} \tag{5}$$

신호 $s(n)$ 과 잡음 $v(n)$ 이 서로 상관관계가 없으므로, 2개의 입력 사이의 크로스 스펙트럼 밀도 함수(cross spectrum density function)는 식 (6)과 같이 얻을 수 있다.

$$\Phi_{dx}(z) = \Phi_{ds}^s(z) + \Phi_{dv}^v(z) \tag{6}$$

여기서 $\Phi_{ds}^s(z)$ 는 $v(n)=0$ 일 때 모든 n 에서 $\Phi_{dx}(z)$ 와 같게, $\Phi_{dv}^v(z)$ 는 $s(n)=0$ 일 때 모든 n 에서 $\Phi_{dx}(z)$ 와 같다. 이것은 $s(n)$ 과 $v(n)$ 이 서로 상관관

계가 없기 때문에 $\Phi_{dx}(z)$ 에 기여는 독립적으로 고려될 수 있다.

$$\Phi_{ds}^s(z) = H^*(z)\Phi_{ss}(z) \tag{7}$$

$$\Phi_{dv}^v(z) = G(z)\Phi_{vv}(z) \tag{8}$$

$|z|=1$ 이므로 식 (6)에 식 (7)과 식 (8)을 대입하면 식 (9)을 얻을 수 있다.

$$\Phi_{dx}(z) = H^*(z)\Phi_{ss}(z) + G(z)\Phi_{vv}(z) \tag{9}$$

위너 필터 전달함수는 식 (10)과 같이 정의되고, 식 (9)에 대한 스펙트럼 밀도 함수는 식 (11)과 같으므로 최적의 위너 필터 전달함수는 식 (12)와 같이 된다.

$$W_0(z) = \frac{\Phi_{es}(z)}{\Phi_{xx}(z)} \tag{10}$$

$$\Phi_{xx}(z) = \Phi_{ss}(z)|H(z)|^2 + \Phi_{vv}(z) \tag{11}$$

$$W_0(z) = \frac{H^*(z)\Phi_{ss}(z) + G(z)\Phi_{vv}(z)}{\Phi_{vv}(z) + \Phi_{ss}(z)|H(z)|^2} \tag{12}$$

출력 오차의 자승평균 값을 최소로 만들기 위해서는 잡음 제거 또는 신호 제거의 2가지 결과에서 얻을 수 있다.

잡음 $v(n)$ 의 제거는 위너 필터 $W(z)$ 가 $G(z)$ 에 근접하도록 선택하면 되고, 신호 $s(n)$ 의 제거는 위너 필터 $W(z)$ 가 $H(z)$ 의 역수에 접근할 때 발생한다. 결함 베어링에서 측정된 진동신호의 원시 시간파형과 최적화된 위너 필터를 사용한 전 후의 시간파형을 Fig. 5에 보이고 있다. 원시신호(a)에 위너 필터를 거친 후의 시간파형(b)에서는 잡음이 현저히 줄어들

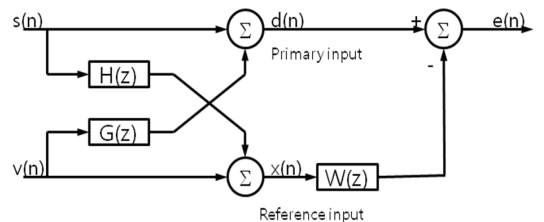
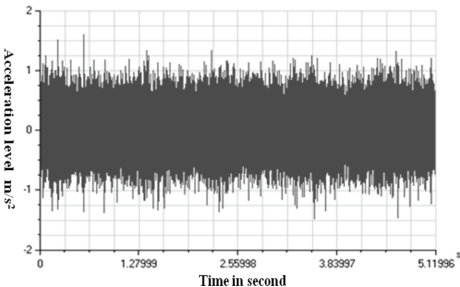


Fig. 4 Noise canceller block diagram using Wiener filter

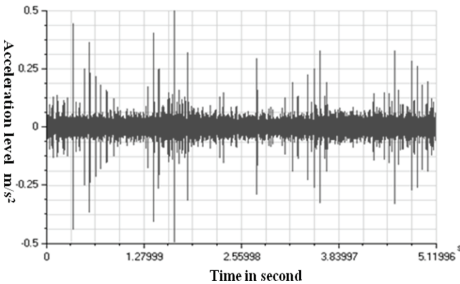
어서 충격신호를 쉽게 찾을 수 있다.

3.4 과도 현상으로부터의 충격펄스 제거

정상과 결함 베어링에서 측정된 진동신호를 위너 필터 통과 후 시간과형을 Fig. 6에 보이고 있다. (a), (b), (c)는 정상 베어링 진동에 대한 위너 필터 후의 시간과형이고, (d)는 외륜결함 베어링 진동에 위너 필터를 거친 시간과형이다. (a)에서는 충격펄스가 없으나 (b), (c)는 정상 베어링임에도 충격펄스가 발생되고 있음을 발견할 수 있는데, 이것은 결함과 관련이 없는 과도현상으로부터 발생한 충격 펄스이다. 저속설비에서는 과도현상에 의해 충격 펄스가 수시로 발생하는 특징을 갖고 있으므로 결함과 관련이 없는 충격 펄스를 배제하고 결함에 의해 발생한 충격 펄스를 판별해야 한다⁽⁷⁾. 과도현상에 의해 충격 펄스는 무작위로 발생되고 결함에 의한 충격펄스는 회전과 함께 주기성과 연속성을 갖고 발생하므로 긴 시간 동안 연속적으로 발생하는 충격 펄스를 찾아내면 오류 없이 결함을 검출할 수 있다. 그러므로 긴 시간 동안(수십 회전)의 시간과형을 저장하여 일정한 크기의 블록으로 나누고 각 블록당 충격펄스 발생 횟수를 카운팅하는 방법을 사용하였다.



(a) Time signal before Wiener filter

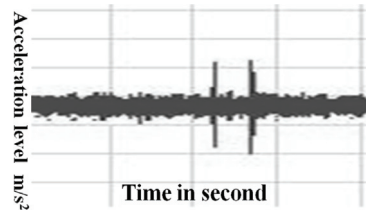


(b) Shock signal after Wiener filter

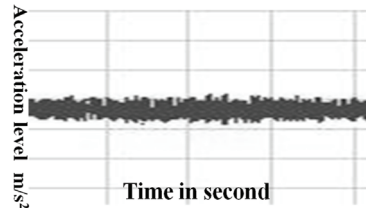
Fig. 5 Shock pulse obtained by Wiener filter

3.5 데이터 저장 시간과 블록 나누기

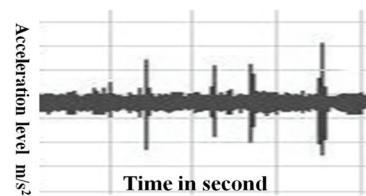
회전체에서 결함을 찾아내기 위해서는 3.1절의 결과와 같이 적어도 60~100회전 정도의 신호를 관찰하여야 오류를 최소화하고 결함을 찾아낼 수 있다. 따라서 24 rpm으로 회전하는 회전체에서 4회전을 한 블록으로 하는 20개 블록(80회전)에 대한 데이터를 사용하여 실험하는 것으로 결정하였다. 이것을 시간으로 계산하면 200초가 되며, 초당 샘플링 주파수를 51.2 kHz로 선택하는 경우, 51200×200=10.24 MB 샘플이 되므로, 10 MB 샘플 이상을 저장할 수 있는 메모리를 확보해야 긴 주기에 걸쳐 발생하는 낮은 주파수 현상의 추적이 가능하다.



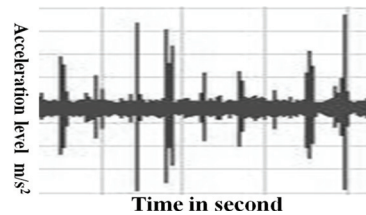
(a) Normal bearing



(b) Normal bearing



(c) Normal bearing



(d) Outer race fault bearing

Fig. 6 Waveform of normal and abnormal after Wiener filter

Fig. 7은 시간 영역 분석에서 필요한 긴 시간 동안 저장된 데이터를 나타낸다. 저장된 전체의 데이터를 20개로 나누어 각 창 내에 저장된 신호를 분석한다. FFT 분석(fast Fourier transform analysis)에서는 각각의 창 내에 들어있는 신호를 분석하여 주파수 성분을 찾고 20개를 모두 평균하므로 개개의 창 내에 들어있는 성분이 약간씩 다른 경우 평균하여 없어져버리지만, 충격펄스 카운팅의 시간 분석에서는 각각의 창 내의 충격 펄스를 모두 카운팅하므로 신호의 스미어링에 영향을 받지 않고 결함을 정확히 구별해 낼 수 있다.

3.6 충격 펄스 카운팅(shock pulse counting)

저속 회전기계의 결함신호는 반복적인 충격 펄스가 발생하는 특징을 가지고 있지만 충격신호는 극히 낮은 에너지 레벨을 갖는다. 실제로, 일반 진동분석 기술(overall level, FFT분석)은 다음과 같은 이유로 결함을 쉽게 발견할 수 없다:

- (1) 미약한 에너지는 가속도 또는 진동의 오버올

레벨에 적은 영향을 준다.

- (2) 시간신호에 있는 기본잡음에 의해 필요한 신호가 묻히게 되는 현상이 나타난다.

- (3) 충격성 에너지는 스펙트럼에서 전 주파수 범위에 퍼져서 보이지 않게 된다.

이런 현상은 풍력 발전기 및 낮은 회전 스피드의 모든 기계에서 존재한다는 사실이 잘 알려져 있다⁽⁷⁾. 충격 펄스 분석에 의한 결함 검출 방법은 충분한 시간 동안(약 80회전 이상의 시간)의 신호를 저장하고 적당한 필터값을 찾기 위해 탐색 후 위너 필터를 사용하여 잡음을 제거하고 필터링된 시간 신호에서 충격 펄스가 발생한 수를 세어 충격신호의 유무를 판별하는 것이다. 위너 필터링에 기반을 두고 있는 충격 펄스 카운팅은 기저잡음에 묻혀진 낮은 에너지 충격펄스를 분리해 내어 충격 펄스의 수를 세는 기술이다. 충격 펄스 카운팅 기법은 기계의 작동조건에 예민하게 반응하지 않는 오버올(overall)값을 갖는 결과를 나타낸다. 랜덤과 불필요한 충격신호를 고려하지 않기 위해 펄스의 반복성을 확인 알고리즘을 사용하는데 검출된 현상이 여러 개의 인접한 시간 블록에서 충격 펄스가 지속적으로 반복되는지를 점검하는 처리과정이다.

Table 2는 충격 펄스 카운팅에 의해 충격펄스의 존재를 판정하는 과정을 도식적으로 설명한 것이다. 4회전에 해당하는 시간 동안의 데이터를 한 블록으로 정하고 시간 블록에 충격 펄스의 수가 10개 이상 발생하면 결함에 의한 충격펄스가 발생한 것으로 간주하여 1(있음)로 표시한다. 블록당 충격 펄스의 수가 10개 미만이면 충격 펄스는 과도현상으로부터 발생한 것으로 간주하고 0(없음)을 표시한다. 충격펄스의 수를 10개로 정할 필요는 없으나, 저속기계에 사용하는 거의 모든 베어

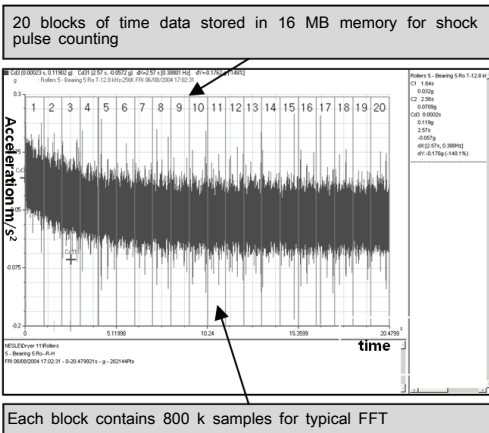


Fig. 7 Long time signal saved in 10 MB memory

Table 2 Number of shocks and identification of shock in the time block

Block number	B1	B2	B3	B4
Time signal in each block				
No. of pulses	0	2	4	11
1 for >10 pulses	0	0	0	1

링은 결함이 발생한 경우 축 1회전당 볼이 2.5번 이상 통과하므로 4회전에 10회 이상의 충격펄스가 발생할 것으로 계산한 것이다.

Table 2의 데이터 블록 B1은 충격 펄스가 없으며, B2=2, B3=4, B4=11개가 발생했다. B4 블록만이 충격 펄스의 수가 11개로서 한계값(10개)을 초과했으므로 충격 펄스의 존재여부에 대한 판정은 1(있음)로 되었다.

3.7 충격 펄스 연속성 확인

충격 펄스 연속성 확인 기능은 Table 2의 결과와 같이 충격펄스가 0과 1로 판정된 데이터 계열에 적용된다. 반복성 확인에 적용되는 전체 데이터 블록의 수는 20개로 정하여 Table 3의 조건에 따라 반복성을 판별한다. 20개 블록 중 15개 이상의 블록이 1인 경우는 다수(majority)가 충격 펄스를 갖고 있음을 의미하고, 20개 블록 중 연속해서 10개 이상의 블록이 1인 경우는 연속성(continuity)이 있음을 의미한다. Table 3의 조건 중 한 조건을 만족하면 충격 펄스가 확실히 존재하는 것으로 판단할 수 있으므로 결함이 있는 것으로 판정한다.

Table 3 The repeatability determination from the number of the shock pulse

Distribution type	Number of block containing 1 among 20 blocks
Majority	More than 15 blocks containing 1
Continuity	More than 10 consecutive blocks containing 1

Table 4 The determination of bearing fault by the repeatability of shock pulse(n=24 rpm)

Fault type	Identification of shocks in each block	Decision
6205 normal	00101100001000010010	No fault
6205 outer race	10101010101111111111	Fault
6205 inner race	11111110111011111111	Fault
6203 normal	10100010100010001000	No fault
6203 outer race	11101001101111111111	Fault
6203 inner race	11111010011111011111	Fault

Table 1과 같이 제작한 베어링을 시뮬레이터에 설에 설치하고 베어링 하우징에서 측정된 진동신호를 위너 필터로 잡음을 제거한 뒤 충격펄스 카운팅한 결과를 Table 4에 나타내었다.

2번째 행의 6205 외륜 결함의 결과값인 10101010101111111111는 블록 1, 3, 5, 7, 9, 11~20에서 충격펄스의 수가 10개 이상이었고 2, 4, 6, 8, 10번째 블록에서는 펄스 수가 10개 미만이었음을 나타낸다. 11~20번째 블록까지 10개의 블록에서 연속적으로 충격 펄스가 발생하여 Table 3의 두 번째 조건인 연속성(continuity)을 만족하므로 베어링 결함이 존재하는 것으로 판정한다. 정상과 결함 베어링에서 측정된 데이터에 충격 펄스 카운팅 기법과 Table 3에서 정한 연속성 확인 조건을 적용하여 최종으로 베어링 결함의 유무를 Table 4의 판정(decision)에 나타내었다. 판정 결과는 정상 베어링과 고장 베어링에서 실험결과와 완벽히 일치함을 보여주었다.

Table 5는 회전속도 변화에 따른 결함검출 확률을 실험한 결과이다. 1000 rpm 미만에서는 5회 측정시 항상 결함이 검출되었으나, 1000 rpm 이상에서는 결함 검출 확률이 떨어지고 고속에서는 결함을 검출하지 못하였다. 표에는 회전속도를 100, 200, 400, 800 rpm에서 실험결과만을 나타내었으나, 1000 rpm 미만의 임의 속도에서 결함을 정확히 찾아 낼 수 있다는 것을 확인하였다. 1000 rpm이 임계속도는 아니며 기계진동 상태에 따라 1000 rpm 이상에서도 결함을 성공적으로 검출하기도 하였다.

특히 충격 펄스 카운팅에 의한 결함검출 기법은

Table 5 Probability of fault detection depending on rpm(using 6205 outer race fault bearing)

rpm	Test					Probability
	1	2	3	4	5	
100	O	O	O	O	O	5/5
200	O	O	O	O	O	5/5
400	O	O	O	O	O	5/5
800	O	O	O	O	O	5/5
1000	O	O	X	O	O	4/5
1500	X	O	X	X	X	1/5

O : detection of Fault, X : missing detection

회전속도의 변화에 관계가 없이 분석하는 시간영역 기법이므로 속도가 변동하는 기계에 적용 가능하며, 진동레벨을 고려하지 않고 충격펄스의 수에 의해 판정하므로 기계 사이즈, 베어링 크기 및 하중에 관계 없이 분석하므로 기계 조건에 영향을 받지 않고 결함검출을 가능하게 하는 큰 장점이 있다는 것을 발견하였다.

4. 결 론

저속기계에서 스펙트럼분석 방법의 적용은 좋은 결과를 얻을 수 없으며 시간영역에서 분석한다 하더라도 회전 스피드 변화에 의한 현상은 극복할 수 있겠으나, 진동 레벨이 낮아 잡음에 묻히고, 과도현상에 의한 충격펄스의 발생을 제거해야 한다.

이 연구에서 진동 레벨이 낮아 잡음에 묻히는 현상은 위너 필터를 사용하여 잡음을 제거한 결과, 충격 펄스를 확실히 찾을 수 있었으며, 과도현상에 의한 충격 펄스는 반복성 확인 기법에 결함에 의한 충격 펄스만은 추출할 수 있었다. 시뮬레이터를 사용하여 베어링 결함에 적용한 결과 1000 rpm 미만의 저속 기계용 베어링 결함을 완벽히 검출할 수 있음을 확인하였다. 특히 기계 사이즈 또는 베어링 사이즈에 따른 진동레벨의 차이에 관계없이 결함검출이 가능하며, 회전속도의 변화, 베어링 하중, 부하변동 및 긴 시간 측정 시에 나타날 수 있는 비정상적인 현상에 영향을 받지 않고 결함을 판정할 수 있다는 장점을 발견하였다.

종래의 주파수 분석과 시간 신호분석 방법에서 한계점으로 나타났던 문제들을 모두 극복하고 결함을 쉽게 판정할 수 있는 기법임을 확인하였으므로 저속기계의 베어링 결함 검출 도구로서 활용이 가능하며, 특히 회전속도가 수시로 변화하는 가변속도 기계에서는 주파수분석 기법을 적용할 수 없으므로 이 기술을 적용하는 경우 진가를 발휘하리라고 생각된다.

향후 충격펄스 카운팅과 연속성 확인 과정을 자동적으로 판정할 수 있는 알고리즘 개발이 완성되면 많은 기계를 관리하는 대단위 공장이나 풍력단지 내 수 백대 이상의 풍력발전기 상태 모니터링을 가능하게 하는 결함검출 도구로서 적극적인 활용이 기대된다.

참 고 문 헌

- (1) Ericsson, S., Grip, N., Johansson, E., Persson, E. L., Sjoberg, R. and Stromberg, J. O., 2005, Towards Automatic Detection of Local Bearing Defects in Rotating Machines, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 19, No. 3, pp. 509~535.
- (2) Randall, R. B. and Antoni, J., 2011, Rolling Element Bearing Diagnostics – A Tutorial, Vol. 25, No. 2, pp. 485~520.
- (3) Dowling, M. J., 1993, Application of Non-stationary Analysis to Machinery Monitoring, ICASSP-93, IEEE International Conference, Vol. 1, pp. 59~62.
- (4) Sawalhi, N., Randall, R. B. and Endo, H., 2007, The Enhancement of Fault Detection and Diagnosis in Rolling Element Bearing using Minimum Entropy Deconvolution Combined with Spectral Kurtosis, School of Mechanical & Manufacturing Engineering, The University of New South Wales, Sydney.
- (5) Lou, X. and Loparo, K. A., 2004, Bearing Fault Diagnosis Based on Wavelet Transform and Fuzzy Inference, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 18, No. 5, pp. 1077~1095.
- (6) Jang, M., Lee, J. M., Hwang, Y., Cho, Y. J. and Song, J. B., 2012, Condition Monitoring of Rotating Machine with a Change in Speed Using Hidden Markov Model, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 22, No. 5, pp. 413~421.
- (7) Angulo, I., 2009, Methodology for the Empirical Analysis of the Scattering Signals from a Wind Turbine, Antennas & Propagation Conference, LAPC 2009, Loughborough, pp. 553~556.
- (8) Zhou, W., Habetler, T. G., Harley, R. G. and Lu, B., 2007, Incipient Bearing Fault Detection via Motor Stator Current Noise Cancellation Using Wiener Filter, IEEE International Symposium, SDEMPED 2007, pp. 11~16.
- (9) Widrow, B., Glover, J. R., Jr., McCool, J. M., Kaunitz, J., Willanms, C. S., Hearn, R. H., Zeidler, J. R., Eugene, D. Jr. and Goodlin, R. C., 1975, Adaptive Noise Cancelling: Principles and Applications, Proceedings of the IEEE, Vol. 63, No. 12, pp. 1692~1716.

(10) Lu, B., Nowak, M., Grubic, S. and Habetler, T. G., 2009, An Adaptive Noise-cancellation Method for Detecting Generalized Roughness Bearing Faults Under Dynamic Load Conditions, IEEE ECCE 2009, pp. 1091~1097.



Heung-Sik Woo received Ph.D. degree in Mechanical Engineering from Sungkyunkwan University in 1983. He is currently a professor at the Department of Safety Engineering, Dongguk University, Korea. His research interests are

safety of machine equipment and smart material applications such as shape memory alloys.



Sung-Taek Park works as the manager in innovation support group for POSCO HRD Center. His primary responsibility is organizing the training course and giving the lecture in the field of sound & vibration measuring technique and non-destructive testing