

지능형 풍력발전 기계적 요소 고장진단 시스템 개발

Development of intelligent fault diagnostic system for mechanical element of wind power generator

문대선* · 김성호**†

Dea-Sun Moon*, and Sung-Ho Kim**†

*군산대학교 전자정보공학부, † 군산대학교 제어로봇공학과

School of Electronic & Information Engineering, Kunsan University

† Department of Control & Robotics Engineering Kunsan University

요 약

최근 신재생 에너지원으로서의 선두주자인 풍력발전은 다수의 풍력발전 회사들로 하여금 모니터링 및 고장진단 시스템의 개발을 가속화시키고 있다. 이러한 모니터링 및 진단시스템은 조기의 고장검출을 통해 고장이 발생되었을 경우 발생하는 고가의 수리비용을 미연에 방지할 수 있게 한다. 일반적으로 풍력발전과 관련된 고장진단 시스템은 진동신호 및 신호분석 기법에 기반하고 있다. 이에 본 연구에서는 풍력발전 시스템에서 자주 발생되고 있는 질량 불평형 및 축 정렬 불량 등과 같은 기계적인 고장을 효율적으로 진단할 수 있는 시스템을 제안하고자 한다. 본 연구에서 제안된 지능화된 고장진단 알고리즘은 인공신경망기법과 웨이블렛 변환을 이용한 것으로 (주)가온솔루션에서 개발한 풍력발전용 기계적 고장발생 장치에 적용 실험을 통해 제안된 진단기법의 유용성을 확인하고자 하였다.

키워드 : 모니터링 및 진단 시스템, 기계적 고장, 질량 불평형, 축 정렬불량, 인공신경망, 웨이블렛 변환

Abstract

Recently, a rapid growth of wind power system as a leading renewable energy source has compelled a number of companies to develop intelligent monitoring and diagnostic system. Such systems can detect early mechanical faults, which prevents from costly repairs. Generally, fault diagnostic system for wind turbines is based on vibration and process signal analysis. In this work, different type of mechanical faults such as mass unbalance and shaft misalignment which can always happen in wind turbine system is considered. The proposed intelligent fault diagnostic algorithm utilizes artificial neural network and Wavelet transform. In order to verify the feasibility of the proposed algorithm, mechanical fault generation experimental system manufactured by Gaon corporation is utilized.

Key Words : Monitoring & diagnostic system, Mechanical fault, Mass unbalance, Shaft misalignment, Artificial neural network, Wavelet transform

1. 서 론

접수일자: 2013년 9월 1일

심사(수정)일자: 2013년 9월 7일

게재확정일자 : 2013년 11월 25일

† Corresponding author

본 연구는 교육 과학기술부와 한국연구재단의 지역혁신인력양성 사업으로 수행된 연구 결과임.

This research was financially supported by Ministry of Education Science Technology(MEST) and National Research Foundation of Korea(NRF) through the Human Resource Training Project for Regional innovation

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

최근 풍력발전은 육상에서의 한정된 설치 장소, 자연경관이나 소음 등의 문제를 해결하기 위해 점차 육상풍력에서 해상 풍력발전으로 발전 패러다임이 바뀌어가고 있는 상황이다. 풍력발전이 육상풍력에서 해상풍력으로 변화됨에 따라 고장발생시의 O&M(Operation & Maintenance) 비용이 COE(Cost Of Energy)에서 차지하는 비율이 30%~35%에 이르고 있는 실정이다. 특히 해상풍력발전의 경우 예측 유지보수(preventive maintenance)비용은 약 25%~35%이며 고장이 발생되었을 경우 교체(Corrective maintenance) 비용은 65%~75%에 이르고 있다[1]. 따라서 이러한 고장발생시의 유지보수비용의 절감을 위해서는 고장발생으로 인한 교체비용의 절감이 요구되며 이를 위해 고장의 조기 검출을 위한 CMS(Condition Monitoring System)의 개발이 절실히 요구되고 있다. 풍력발전시스템에 발생하는 고장의 종류 및 이로 인한 발전 중지 시간을 나타내면 다음 그림 1과 같다.

그림 1로부터 풍력발전기의 블레이드, 샤프트 및 베어링

으로 인해 발생하는 기계적인 고장이 상당한 많은 부분을 차지함을 알 수 있다. 따라서 이러한 구성요소에 대한 CMS의 개발이 절실히 요구된다[2].

이에 본 연구에서는 풍력발전 시스템에 발생할 수 있는 질량 불평형 및 축 정렬불량 등의 기계적인 고장에 대한 효율적인 고장검출 및 진단 기법의 개발을 위해 직접 개발한 테스트베드를 이용하여 고장검출 및 진단 알고리즘을 개발하고자한다.

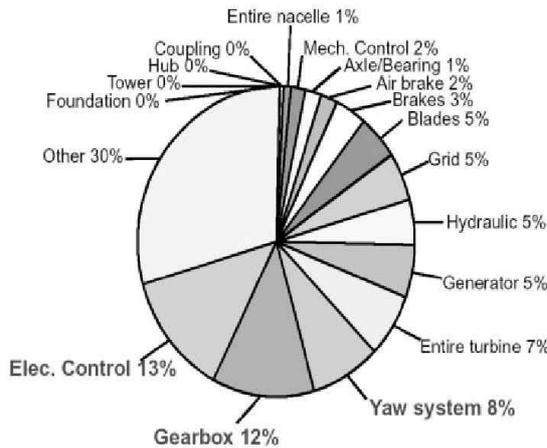


그림 1. 풍력 발전 시스템의 고장 종류
Fig. 1. Fault type of wind turbine system and its generation ratio

2. 풍력발전기에 발생하는 고장의 종류

다양한 종류의 회전기계에서 발생할 수 있는 여러 가지 이상 현상은 회전기계의 용도, 사양, 크기 등에 따라 각기 다른 특성을 가지지만, 회전기계라는 구조적 특성 때문에 공통적인 이상 원인과 특성을 가지기도 한다. 이와 같은 공통적인 이상 원인들에 대해 진단을 수행할 때 많이 사용되는 것이 진동 신호이다[3].

진동신호는 이상 진단을 위한 전기적 특성이나 회전방향, 온도 등의 다른 것에 비해 주변 환경의 영향을 적게 받고 비슷한 구조의 회전 기계들에 대해 공통적으로 적용될 수 있다는 장점이 있다.

2.1 질량 불평형

3개의 블레이드를 갖는 로터의 모델을 나타내면 그림 2와 같다. 3개 블레이드의 질량과 무게 중심이 각각 r_1, m_1, r_2, m_2 및 r_3, m_3 이고, 블레이드가 ω 로 회전할 경우, 완벽한 질량 평형이 이루어 졌다면 식(1)의 관계가 성립되어

$$m_1 \cdot r_1 = m_2 \cdot r_2 = m_3 \cdot r_3 \quad (1)$$

각 블레이드에서의 원심력의 합은 식(2)와 같이 0이 된다.

$$F_{d1} = F_{d2} = F_{d3} \Rightarrow \vec{F}_{d1} + \vec{F}_{d2} + \vec{F}_{d3} = \vec{0} \quad (2)$$

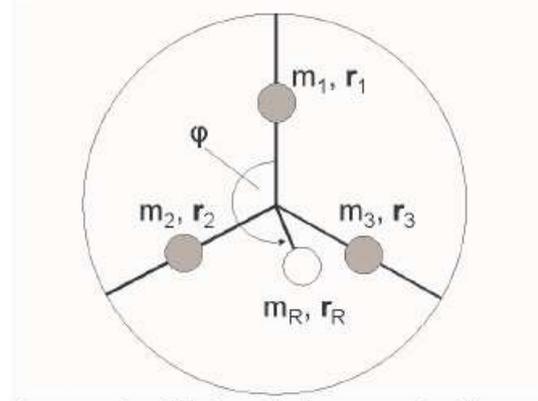


그림 2. 3개의 블레이드를 가진 회전자
Fig. 2. Rotor with three blades

만일 i 번째 블레이드의 질량 m_i 및 로터축에서 무게중심까지의 거리 r_i 가 변하게 되면 로터의 질량 불평형이 발생하게 된다. 이러한 로터의 불평형은 가상의 거리 r_R 에 존재하는 가상의 질량 m_R 에 의해 표현되며 이는 회전축으로부터 $F_{CR} = m_R \cdot r_R \cdot \omega^2$ 크기의 원심력을 발생하게 되고 이는 로터의 반경방향(radial)의 진동을 발생시킨다[4].

2.2 회전 축 정렬 불량

회전 축 정렬 불량은 회전축이 평행한 방향으로 놓여 있지 않고 서로 다른 각도를 갖게 되어 발생하는 각 정렬 불량(Angular Misalignment)과 회전축의 높이가 어긋난 상태인 수평정렬 불량(Parallel Misalignment)로 구분된다.

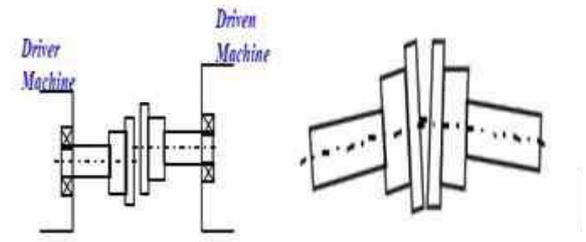


그림 3. 축정렬 불량 유형
Fig. 3. The various types of shaft misalignment

회전축 정렬 불량은 그림3과 같이 크게 구동축과 수동축의 중심선이 불량하거나 베어링 중심과 축 중심 간의 중심선 불량, 기어 중심선과 축 중심 간의 중심선이 불량할 경우 발생 하며, 과도한 진동으로 인해 베어링, 커플링 등 주변 요소들의 추가적인 고장의 원인이 되기도 한다. 이들의 진동 주파수는 기본 회전주파수 이외에도 하모닉 성분을 갖는다[5].

3. 기계적 고장발생을 위한 교육용 장비

본 연구에서는 앞서 고찰한 질량 불평형 및 축 정렬불량 등과 같은 기계적인 요소의 고장발생을 인위적으로 만들기 위한 교육용 장비를 (주)가온솔루션과 공동으로 개발하였으

며 개발된 시스템의 구체적인 내용은 다음과 같다.
 풍력발전 기계부 고장발생 장치는 풍력발전시스템의 기계적인 고장인 질량 불평형, 축 정렬 불량, 베어링 결함 등의 고장을 발생시킬 수 있으며 고장시 발생하는 진동신호를 측정하여 다양한 형태의 진단알고리즘의 성능 평가를 수행하도록 그림 4와 같이 설계되었다.

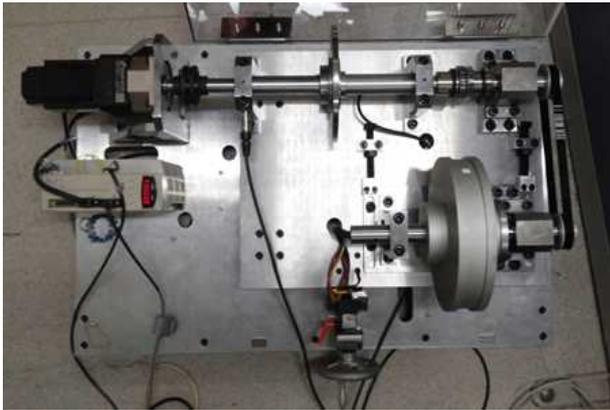


그림 4. 풍력 발전 고장 실험 장치

Fig. 4. Fault generation experimental device for wind turbine system

3.1 질량 불평형 발생 메커니즘

블레이드의 결빙(icing) 및 공력비대칭으로 인해 발생할 수 있는 질량 불평형을 발생시키기 위해 그림 5에서와 같이 질량 불평형을 생성하기 위한 볼트의 장착이 가능한 알루미늄 원판을 샤프트에 설치하였다.

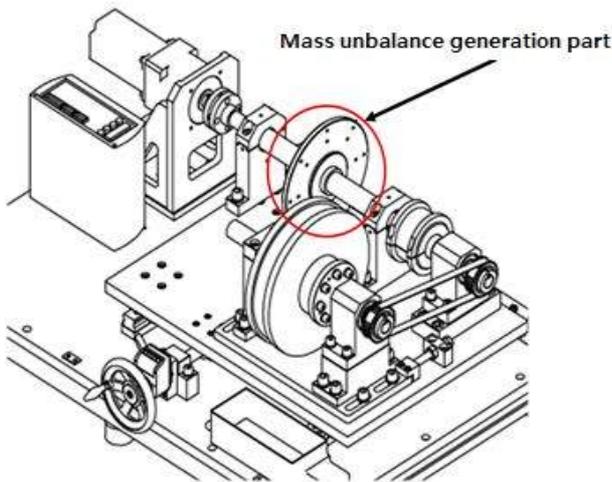


그림 5. 질량 불평형 발생부

Fig. 5. Mass unbalance generation part

3.2 축정렬 불량 발생 메커니즘

로터의 회전축과 증속기 및 발전기의 축과의 연결시 발생할 수 있는 축정렬 불량의 발생을 위해 그림 6에서와 같이 워기어에 장착된 핸들의 회전을 통해 수평정렬불량을 발생시킬 수 있도록 설계하였다. 수평정렬불량은 1회전의 핸들 회전당 1mm씩 발생될 수 있게 제작되었다.

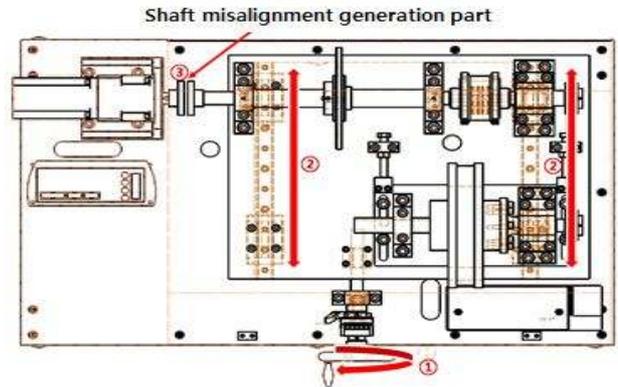


그림 6. 축 정렬 불량 발생부

Fig. 6. Shaft misalignment generation part

4. 지능형 기계적 요소 고장진단 알고리즘

풍력발전시스템에서 발생하는 기계적인 고장은 일반적인 회전기에서 발생하는 고장과는 다른 특성을 갖는다. 특히, 최근에 개발되고 있는 풍력발전시스템은 풍속의 변화에 따라 블레이드 및 발전기의 회전속도가 가변되는 가변속 제어가 채택되어 운영되고 있기 때문에 기존 회전기에서 적용되어왔던 고장검출 및 진단기법의 직접적인 적용이 힘들다는 문제점을 갖는다[6]. 이에 본 논문에서는 가변속 제어기법이 적용되어 운전되고 있는 풍력발전시스템의 기계적인 고장검출 및 진단에 효율적으로 적용될 수 있는 Wavelet 및 인공신경망 기반의 고장 진단 알고리즘을 제안하고자 한다.

본 연구에서는 가변속 풍력발전시스템에서 발생될 수 있는 기계적 고장(질량불평형, 축정렬 불량)을 효과적으로 진단할 수 있게 하는 Wavelet 및 인공신경망 기반의 고장진단 알고리즘을 제안하고자 하며 제안된 진단 시스템의 전체 구조를 나타내면 그림 7과 같다.

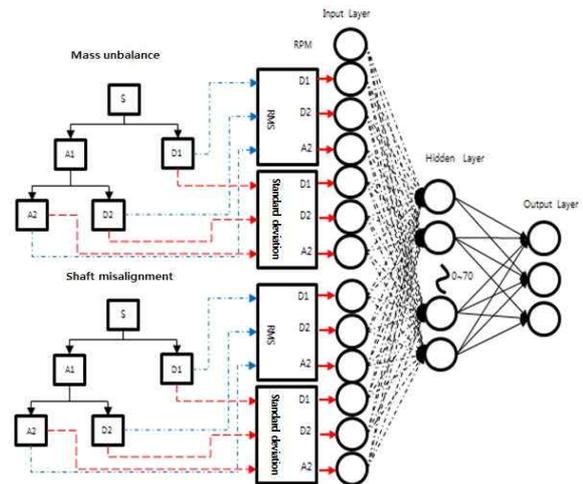


그림 7. 인공신경망 기반의 고장진단 알고리즘

Fig. 7. Fault diagnostic algorithm based on Wavelet and artificial neural network

본 연구에서는 질량 불평형과 축정렬 불량에 효율적인 고장 진단을 위해 축방향 및 반경방향으로 설치된 두 개의 가속도센서를 사용하고자 하였다.

축방향 및 반경방향으로 설치된 가속도 센서로부터의 신호는 그림 7의 좌측에 존재하는 Wavelet 변환기의 입력으로 사용된다. 또한 축방향 및 반경방향의 가속도센서에 대한 Wavelet 다분해 트리 변환 결과인 A(근사계수) 및 D(상세계수)는 그림 7의 우측에 존재하는 전형적인 3층 인공신경망의 입력으로 사용된다.

그림 7의 우측에 존재하는 인공신경망은 질량 불평형 및 축정렬 불량이 발생되었을 경우, Wavelet 변환을 통해 얻어지는 A(근사계수) 및 D(상세계수)에 대한 RMS(Root Mean Square) 및 표준편차를 구하여 이를 각 고장이 발생되었을 경우의 학습 데이터로 사용하고자 하였다.

또한 앞서 언급한 바와 같이 본 연구에서는 가변속으로 운전되고 있는 풍력발전시스템에 대한 고장진단시스템의 개발에 목적을 두고 있기 때문에 인공신경망의 학습 입력으로 Wavelet 변환을 통해 얻어진 근사 및 상세계수 이외에도 샤프트의 회전수를 인공신경망의 입력으로 사용하고자 하였다.

5. 실험

㈜가온솔루션과 공동으로 제작한 풍력발전용 기계적 고장 발생장치를 이용하여 제안된 Wavelet 및 인공신경망 기반의 고장진단 알고리즘의 성능 평가를 수행하고자 하였다. 성능 평가는 각각의 고장이 발생되었을 경우, 축방향 및 반경방향으로 설치된 가속도 센서로부터의 신호에 대한 Wavelet 변환, Wavelet 변환으로부터 얻어진 데이터를 기반으로 각 고장에 대한 특징 데이터 추출과정, 각 고장에 대한 특징 데이터를 이용한 인공신경망의 학습 과정 및 고장진단 특성의 분석 순서로 진행하였다.

5.1 Labview 기반의 가속도 신호 분석

축방향 및 반경방향으로 설치된 가속도 센서로부터의 신호는 Labview에서 제공하는 Wavelet Toolkit을 통해 A(근사계수), D(상세계수) 및 이들 신호에 대한 RMS 및 표준편차를 구하고자 하였다. 실험을 위해 구현된 Labview 프론트 패널의 구성을 나타내면 그림 8과 같다.

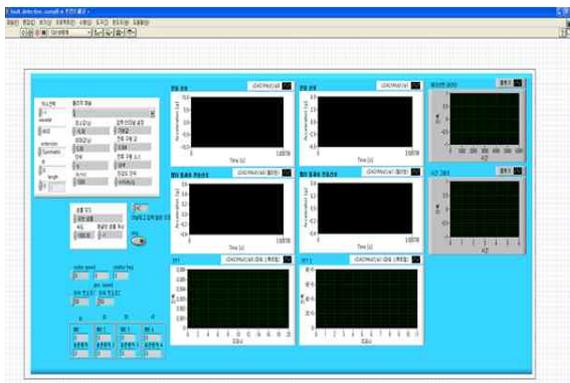


그림 8. 웨이블릿 패널

Fig. 8. Wavelet Toolkit based front panel

5.1.1 정상상태에 대한 Wavelet 변환

고장이 발생되지 않았을 경우, 반경방향 가속도센서로부터의 신호에 대한 Wavelet 다분해 트리 결과를 나타내면 그림 9와 같다. 그림 9는 로터가 633[RPM]으로 회전하고 있을 경우, 원신호를 레벨 2의 Wavelet 다분해 트리 변환을 수행한 결과로 D1, D2는 상세계수이며 A2는 근사계수이다. 이들 데이터에 대한 RMS 및 표준편차는 인공신경망의 학습에 사용된다.

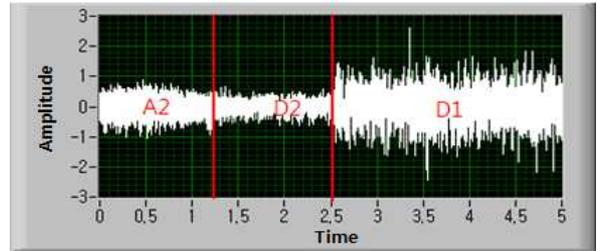


그림 9. 정상상태에 대한 Wavelet 변환 신호

Fig. 9. Wavelet transformed signals in case of normal operation

5.1.2 질량 불평형에 대한 Wavelet 변환

블레이드의 결빙 등에 의해 발생할 수 있는 질량 불평형은 반경방향의 진동을 야기시키며 이를 위해 본 연구에서는 그림 10과 같이 200g의 질량을 알미늄 원판에 장착시켜 질량 불평형을 발생시켰다.



그림 10. 질량 불평형 발생

Fig. 10. Generation of mass unbalance

질량 불평형에 의해 발생하는 진동은 반경방향으로 발생하며 이의 크기는 회전속도에 비례한다는 특징을 갖는다.

로터의 회전수가 633[RPM]일 경우의 반경방향으로 설치된 진동 센서로부터의 신호에 대한 레벨 2의 Wavelet 다분해 트리를 나타내면 그림 11과 같다.

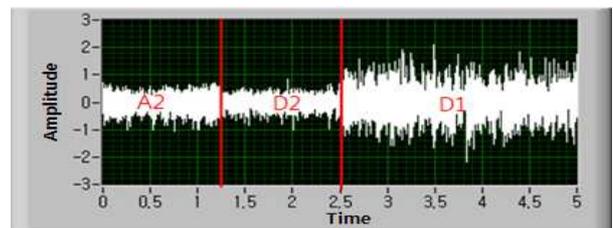


그림 11. 질량 불평형의 웨이블릿 신호

Fig. 11. Wavelet transformed signals in case of mass unbalance

5.1.3 측정렬 불량에 대한 Wavelet 변환

측정렬 불량은 그림 6에서의 1로 표현된 핸들을 5회 회전시켜 5mm의 측정렬 불량을 발생하였으며 로터의 회전수가 633[RPM]일 경우의 축방향 가속도 센서로부터의 신호에 대한 레벨 2의 Wavelet 다분해 트리를 나타내면 그림 12와 같다.

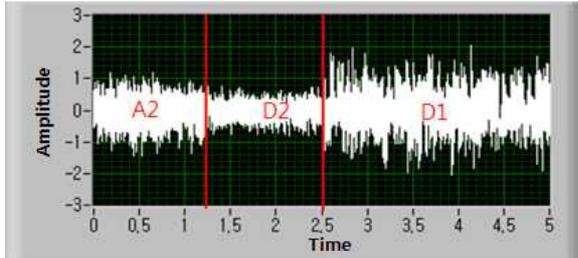


그림 12. 측정렬 불량에 대한 웨이블릿 신호
Fig. 12. Wavelet transformed signals in case of shaft misalignment

5.2 Wavelet 및 인공 신경망 기반의 고장진단 알고리즘의 특성 고찰

로터의 회전수를 변경시키면서 5.1절의 실험을 반복 수행하여 정상상태, 질량 불평형 및 측정렬 불량에 대한 각각의 D1,D2,A2의 RMS와 표준편차를 구하고자 하였다.

같은 크기의 고장이 발생되어도 운전상황에 따라 인공신경망의 학습에 사용될 특징 벡터는 일정하지 않기 때문에 본 연구에서는 각각의 고장에 대해 5회의 반복 실험을 수행하여 Wavelet 다분해 트리로부터 얻어진 D1,D2,A2의 RMS와 표준편차의 평균을 사용하였다.

로터의 회전수 및 각각의 고장이 발생되었을 경우의 D1,D2,A2의 RMS와 표준편차의 평균값을 나타내면 표 1과 같다.

표 1. 인공신경망 학습 자료

Table 1. Input training data for artificial neural network

Fault Type	RPM	700			800		
		D1	D2	A2(1000)	D1(1000)	D2(1000)	A2(1000)
Normal	700	1.08446	1.72007	1.36606	0.641913	0.706356	1.00028
	700	1.11646	1.59794	0.837195	0.749977	0.79518	0.663711
	700	0.566609	0.943882	0.611083	0.484895	1.53598	0.699709
Mass unbalance	800	1.08424	1.71973	1.36632	0.641787	0.706226	1.00008
	800	1.11602	1.59736	0.836864	0.749788	0.291081	0.663492
	800	0.567543	0.944199	0.61199	0.486059	0.481665	0.700442
Shaft misalignment	700	0.629869	0.687258	0.760736	0.677625	0.653582	0.800908
	700	0.250518	0.377131	0.358234	0.235777	0.291081	0.348363
	700	0.338673	0.356544	0.402382	0.418276	0.481665	0.552283
Normal	800	0.629852	0.687126	0.760635	0.677491	0.653582	0.80075
	800	0.250446	0.376994	0.358091	0.235829	0.290967	0.348234
	800	0.339246	0.356773	0.402638	0.418434	0.481912	0.552395

인공신경망은 0~1까지의 정규화를 필요로 하지만 현재 D1~A2까지의 데이터는 워낙 작은 값이기 때문에 별도의 정규화 없이 입력으로 사용하였지만 해당 RPM값은 633~800[RPM]이기 때문에 정규화를 수행하여 0.5~1의 범위에 존재하도록 설정하였다.

또한 각각의 고장에 대한 인공신경망의 학습 출력은 다음 표2와 같이 설정하였다.

표 2. 인공신경망 출력
Table 2. Neural Network Output

output neuron Types of fault	output neuron -1	output neuron-2	output neuron-3
Normal	1	0	0
Mass unbalance	0	1	0
Shaft misalignment	0	0	1

표 1 및 표 2로 표현된 학습데이터로 인공신경망을 학습시킨 후, 학습에 사용된 입력 데이터를 인공신경망에 입력한 후 인공신경망의 출력을 나타내면 그림 13과 같다.

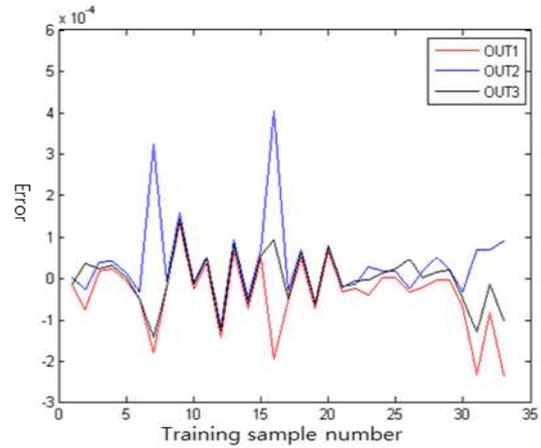


그림 13. 인공신경망 학습 후 출력
Fig. 13. Recall characteristic of trained artificial neural network

그림 13으로부터 학습에 사용된 입력 데이터에 대한 인공신경망의 출력은 학습에 사용된 출력 데이터를 효과적으로 추정할 수 있음을 알 수 있다.

또한 학습이 완료된 인공신경망의 실제 고장진단 특성의 분석을 위해 로터의 회전수가 700~1200[RPM] 범위에서 변화할 때의 해당 특징 벡터를 구하고 이를 인공신경망에 입력하였을 경우의 진단 특성을 나타내면 표 3과 같다.

표 3. 고장 진단 결과
Table 3. Fault diagnostic result

	Normal	Mass unbalance	Shaft misalignment
Normal	82	16	2
Mass unbalance	16	80	4
Shaft misalignment	2	4	94

표3은 각각의 고장에 대한 900개의 실측 데이터로부터 구한 A2,D1,D2의 표준편차 및 RMS값 및 회전속도를 학습완료된 인공신경망에 입력하였을 경우의 진단율을 나타낸 것으로 측정될 불량은 비교적 정확한 진단이 가능함을 알 수 있으나 정상 및 불량 불평형은 약 80%대의 진단율을 나타냄을 알 수 있다. 이는 본 실험에서 사용한 불량률의 크기가 작음에 기인하며 따라서 알미늄 원판에 장착되는 큰 불량률의 불량 불평형을 사용한다면 정상과 불량 불평형의 효율적인 진단이 가능할 것으로 기대된다.

5. 결론

본 연구에서는 가변속 풍력발전시스템의 기계요소에서 주로 발생하는 질량 불평형 및 측정될 불량을 효율적으로 진단하기 위한 Wavelet 및 인공신경망 기반의 고장진단 알고리즘을 제안하고 제안된 기법의 유용성을 확인하기 위해 (주)가온솔루션과 공동으로 개발한 기계적 고장 발생 장치에 적용 실험을 수행하였다. 적용 실험을 통해 측정될 불량 및 불량률 불평형 고장의 효율적인 진단이 가능함을 확인할 수 있었다.

향후 본 연구에서 문제점으로 제시된 작은 크기의 질량 불평형을 효율적으로 진단하기 위한 개량된 Wavelet 및 인공신경망 기반의 고장진단 시스템을 개발하고자 한다.

References

[1] Hameed. Z., Hong. Y.S., Cho. Y.M., Ahn. S.H., Song. C.K., "Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 13, no. 1, pp. 1-39, 2009.

[2] Park. K. T., Choi. J. S., Chung. D. H., "A Novel PV Tracking System Control Considering the Power Loss with Change of Insolation," *Journal of the Korean Institute Illuminating and Electrical Installation Engineers*, vol. 22, no. 6, pp. 89-99, 2008.

[3] Sanz-Bobi. M.A., Garcia. M.C., "SIMAP: intelligent system for predictive maintenance application to the health condition monitoring of a wind turbine gear box," *Computers in Industry*, vol. 57, pp. 552-568, 2006.

[4] Caselitz. P., Giebardt. J., "Rotor Condition Monitoring for Improved Operational Safety of Offshore Wind Energy Converters", *Journal of Solar Energy Engineering*, vol. 127, no.2, pp. 253-261, 2005.

[5] Ahn. S.I., Choi. S.J., Kim. S.H., "Development of Fault diagnostic algorithm based on spectrum analysis of acceleration signal for wind turbine system," *Journal of Korean Institute of Intelligent System*, vol. 22, no. 6, pp. 675-680, 2012.

[6] Park. S. J., Kang. D. S., "Implementation of Real-time Monitoring System using the Neural

Network for Automatic Failure Diagnosis of Offshore Wind," *The Journal of Korean Information Technology*, vol. 10, no. 7, pp.193-198, 2012.

[7] Kim. Y. I., Yoo. H. H., "Prediction of the Performance Distributions and Manufacturing Yields of a MEMS Accelerometer," *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 35, no. 7, pp. 791-798, 2011.

[8] Kim. S. Y., Kim. S. H., "Study on the Prediction of wind Power Generation Based on Artificial Neural Network," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 17, no. 11, pp. 1173-1178, 2011.

[9] Febin. D. J. L., Subbiah. V., Atif. I., Sanjeevikumar P., "Novel Wavelet-Fuzzy Based Indirect Field Oriented Control of Induction Motor Drives," *Journal of Power Electronics*, vol. 13, no. 4, pp. 656-668, 2013.

[10] Ahn. S. I., Choi. S. J., Kim. S. H., "Development of Fault Diagnostic Algorithm based on Spectrum Analysis of Acceleration Signal for Wind Turbine System," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 22, no. 6, pp. 675-680, 2012.

저 자 소개



문대선(Dea-Sun Moon)

2010년 : 군산대학교 전자정보공학부 졸업
 2012년 : 동 대학원 석사
 2012년~현재 : 동 대학원 박사 과정

관심분야 : 풍력발전, 고장진단 및 검출, 지능형 시스템
 Phone : +82-010-2972-0351
 E-mail : nalba01@kunsan.ac.kr



김성호(Sung-Ho Kim)

1984년 : 고려대학교 전기과 졸업
 1966년 : 동 대학원 석사
 1991년 : 동 대학원 박사
 1988년~1990년 : 고려대학교 생산기술 연구소 연구원
 1995년~1996년 : JAPAN HIROSHIMA

University POST-DOC
 1991년~현재 : 군산대학교 제어로봇 공학과 교수

관심분야 : 풍력발전, 인공신경망, 센서 네트워크, 공장 자동화, 고장진단
 Phone : +82-010-2610-1224
 E-mail : shkim@kunsan.ac.kr