

# 움직임 추정 및 머신 러닝 기반 풍력 발전기 모니터링 시스템

## Motion Estimation and Machine Learning-based Wind Turbine Monitoring System

김 병 진\* · 천 성 필\* · 강 석 주\*  
(Byoung-Jin Kim · Seong-Pil Cheon · Suk-Ju Kang)

**Abstract** - We propose a novel monitoring system for diagnosing crack faults of the wind turbine using image information. The proposed method classifies a normal state and a abnormal state for the blade parts of the wind turbine. Specifically, the images are input to the proposed system in various states of wind turbine rotation, according to the blade condition. Then, the video of rotating blades on the wind turbine is divided into several image frames. Motion vectors are estimated using the previous and current images using the motion estimation, and the change of the motion vectors is analyzed according to the blade state. Finally, we determine the final blade state using the Support Vector Machine (SVM) classifier. In SVM, features are constructed using the area information of the blades and the motion vector values. The experimental results showed that the proposed method had high classification performance and its  $F_1$  score was 0.9790.

**Key Words** : Wind turbine, Gaussian mixture model, Block matching method, Motion vector

### 1. 서 론

공장 및 가정에서 생활 편의 등을 위해 필요한 전력 생산 방법으로 석탄 및 화력 발전소를 이용하고 있다. 이러한 발전 시설은 대기 오염의 주범인 황산화물(SOx), 질소산화물(NOx), 불소화합물(HF), 일산화탄소(CO), 암모니아(NH3) 및 염화수소(HCl)등을 발생하고 있다[1]. 이러한 화학 물질은 대기오염을 야기하여 각종 호흡질환을 발생 시킨다. 이에 대한 대비책으로 유럽에서는 기존의 석탄 발전소 대체 형태로 천연 자원 에너지원을 이용한 발전시설을 확충하고 있으며, 우리나라 또한 30년 이상의 노후화된 석탄 발전소에 대해서는 가동을 중지하는 등의 정책을 시행 중에 있다[2]. 대기오염 물질 배출을 규제하기 위해 노후화된 발전소 가동을 중지 시키는 것은 일시적인 문제 해결 방법으로, 장기적으로 기존 전력 공급량을 대체할 발전 시스템 확충이 중요하다. 유럽 국가의 경우 국가 고유 지형특성에 따 태양열, 수력, 지열, 풍력 및 해양 에너지를 이용하는 다양한 형태의 대체에너지원을 사용하고 있다.

여러 대체 에너지원 중 전체 국토의 70% 이상이 산지로 되어 있으며 삼면이 바다로 둘러져 있는 우리나라의 경우 풍력 발전 형태의 전력 생산이 각광받고 있다. 풍력 발전기 가동을 위해 일반적으로 3~4m/s의 풍속이 필요한데, 그림 1에서 알 수 있듯 우리나라의 경우 해안지역에서 6.7~8.0m/s, 산간 지역에서 8.0~

9.0m/s의 풍속이 연중 고르게 발생 한다[3]. 이러한 지리적, 계절적 특성에 의해 발생하는 바람 에너지는 해안지역과 백두대간을 중심으로 풍력발전단지가 분포하고 있다. 1990년대부터 풍력 발전을 이용한 에너지 개발 환경 착수가 되었으며, 1990년대 후반 발전 설비에 대한 본격 설비 투자를 시작으로 현재까지 전국적으로 약 420여기의 풍력 발전기를 가동 중에 있다[4].

풍력 발전기는 다른 발전 방식에 비해 에너지원을 물리적인 가공 없이 발전에 사용하는 특징이 있다. 바람의 이동을 풍력 발전기의 블레이드가 부착된 터빈 부에서 물리적 형태의 회전을 통해 전력을 생산하는 형태로, 블레이드가 부착된 로터 부분이 외부에 노출되어 있는 형태이다.

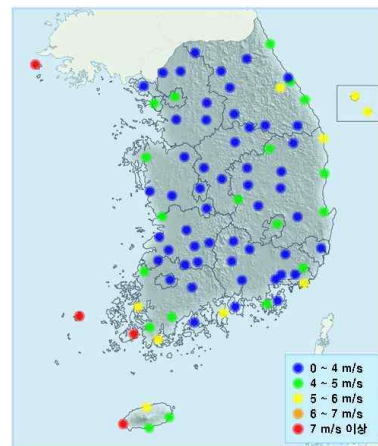


그림 1 우리나라 위치 별 풍속 지형도  
Fig. 1 Wind speed map of Korea

† Corresponding Author : Dept. of Electronic Engineering, Sogang University, Korea.  
E-mail: sjkang@sogang.ac.kr

\* Dept. of Electronic Engineering, Sogang University, Korea.  
Received : July 10, 2017; Accepted : September 20, 2017

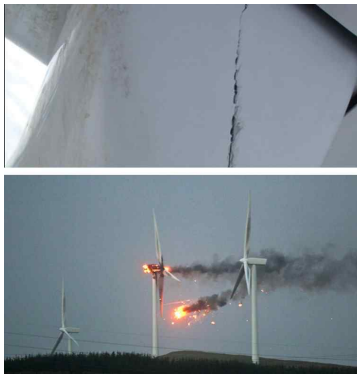


그림 2 풍력 발전기 블레이드 고장 사례  
 Fig. 2 A failure case of the wind turbine blade

이러한 형태의 문제점은 외부에 노출된 발전부가 발전 에너지 원 이외 다른 요소의 영향을 받아 물리적 피해가 발생할 수 있다는 점이다. 그림 2는 풍력 발전기의 블레이드에서 발생한 고장 사례이다. 일반적으로 이러한 블레이드의 균열 상태 발생의 원인은 새데 등과 같은 외부 물체와의 충돌, 벼락 등으로 인한 손상 또는 블레이드 물질과의 화학 반응으로 발생하는 부식 등이 있다 [5]. 이러한 균열에서 발생하는 블레이드의 손상은 발전 효율을 낮출 뿐만 아니라, 발전기 전체의 균형을 손상하여 그림 2의 아래 그림과 같이 풍력 발전기 전체의 손상으로 이어져 대형 사고가 발생할 수 있다.

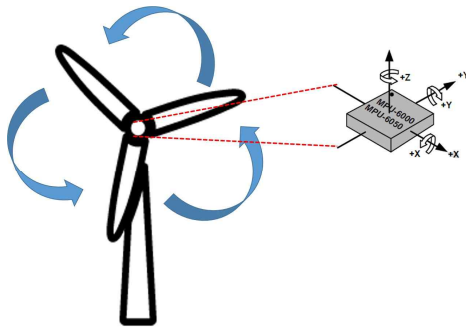


그림 3 자이로 센서를 이용한 풍력 발전기 모니터링  
 Fig. 3 Wind turbine monitoring system using gyro sensors

풍력 발전기 블레이드에서 발생할 수 있는 고장 사례에 대해 다양한 모니터링 방법이 있다. 우선 블레이드 제작 과정에서 광 센서를 삽입한 형태의 방법이다[6]. 해당 방법은 블레이드 조립 과정에서 내부에 광센서를 삽입, 블레이드를 조립 및 가동하는 과정에서의 광센서에서 보내주는 신호를 분석하는 형태이다. 블레이드에서 수신되는 센서 정보를 통해 정상 상태 일 때의 주파수 변화 정도와 손상 상태 경우의 센서 정보를 비교하는 형태로 모니터링 하는 방법이다. 광센서 이외 진동감지 센서를 삽입하는 형태[7]도 마찬가지로 방법으로 블레이드의 손상이 없는 정상 상태 일 때의 진동 정보를 기반으로 블레이드 가동 시 변화하는 진동

센서 정보를 모니터링 하여 블레이드의 상태 정도를 판별하는 방법이 있다. 이 외 자이로 센서를 이용하여 블레이드를 모니터링 하는 방법이 있다[8]. 해당 센서를 이용하는 방법은 그림 3과 같이 블레이드가 부착된 풍력 발전기 rotor부 중심에 자이로 센서를 위치하는 것으로, 블레이드의 손상이 없을 때 자이로 센서 데이터와 블레이드의 손상이 발생했을 때의 자이로 센서 데이터를 비교하는 형태이다. 자이로 센서에서 측정되는 정보는 yaw, pitch, roll 등 3축에 대한 정보로 해당 정보는 각속도 형태의 계산이 가능하다. 계산된 각속도의 값을 이용하여 정상 상태일 때 측정되는 각속도의 정보와 손상이 발생 했을 때의 각속도 정보를 비교하는 형태의 모니터링 방법으로 사용되고 있다. 하지만 센서를 이용한 모니터링 방법은 여러 문제점들이 존재한다. 먼저 센서 종류에 따라 상이하지만, 블레이드 제작 과정에서 추가적인 비용이 발생하여 경제적 부담이 증가 한다. 또한 기존 발전에 사용되는 풍력 발전 단지에는 적용하기 어렵다는 것이다.

이러한 문제를 해결하기 위해서 본 논문에서는 움직임 추정 기반 풍력 발전기 모니터링 시스템을 제안한다. 우선 영상 촬영기를 통해 회전하는 블레이드 영상을 촬영 한다. 촬영 된 영상을 가우시안 혼합 기법 기반으로 프레임 단위로 분할하여 해당 이미지에 대한 움직임 벡터의 변화를 측정한다. 블레이드의 손상이 없는 상태에서의 움직임 벡터와 손상이 발생한 블레이드의 움직임 벡터 측정값을 머신 러닝 기법을 사용하여 비교 후 발전 시스템 상태를 판단한다.

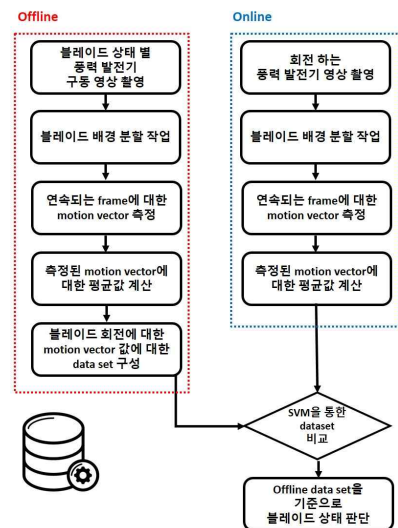


그림 4 제안한 시스템의 전체 블록도  
 Fig. 4 Overall block diagram of the proposed system

## 2. 제안하는 방법

제안하는 방법은 그림 4와 같다. 블레이드 상태에 따른 회전 영상을 촬영한다. 촬영한 영상을 회전하는 블레이드와 고정되어 있는 배경을 가우시안 혼합 기법을 이용해 분할한다. 이 후 이진 영상으로 분할된 연속적인 프레임들에 대한 움직임 벡터 측정

진행한다. 측정된 움직임 벡터들과 블레이드 영역에 대한 정보를 이용하여 머신 러닝 기반 분류를 진행한다. 이를 통해 블레이드 상태를 판단으로 하는 기준으로 두어 회전하는 풍력 발전기 회전 영상에 대한 모니터링을 진행한다.

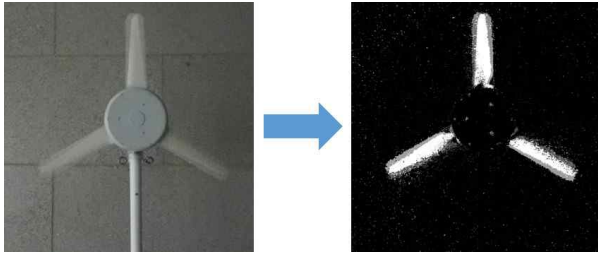


그림 5 가우시안 혼합 기법을 통한 배경 분할 결과 영상  
**Fig. 5** A result image of the background splitting process using the Gaussian mixture model

### 2.1 가우시안 혼합 기법 기반 배경 분할 작업

회전하는 블레이드에 대한 이미지를 정확하게 얻기 위해 움직임은 블레이드와 배경간의 분할 작업이 중요하다. 본 논문에서는 블레이드 회전에 대한 움직임 벡터 측정의 전처리 과정으로 가우시안 믹스처 기반 배경 분할 알고리즘을 적용한다[9]. 고정된 카메라에서 촬영이 진행되는 영상의 경우 배경이 되는 부분은 정지 영상이 되며, 회전하는 블레이드의 경우는 움직이는 객체로 정의할 수 있다. 이 때 영상 신호를 가우시안 모델로 모델링 하는 것이 가능하다. 정지된 부분과 움직이는 부분에 대한 영상 정보를 이용하는 것인데, 이 때 움직이는 물체에 대한 정보를 최대 파라미터로 계산하는 아래 수식과 같은 가우시안 분포를 이용해 측정한다.

$$P(x) = \sum_{i=1}^{M_{max}} w_i \times g_i(\mu_i, \sigma_i; x)$$

가우시안 모델을  $g_i(\mu, \sigma, x)$ 라고 할 때( $\mu$ =평균,  $\sigma$ =표준편차,  $x$ =가우시안 분포에서 변수에 해당하는 확률),  $i$ 번째 마다 서로 다른 평균, 표준 편차를 가지게 된다. 전체 표본에서 각 모델에 해당하는 값이 나올 확률을  $w_i$ 라고 할 때, 전체 표본에서 해당 값이 나올 확률을  $P(x)$ 로 정의 한다.  $M_{max}$ 는 전체 모델의 수를 말한다. 가우시안 믹스처 모델은 이러한 이미지 마다 조도의 변화, 그림자의 움직임 등에서 발생할 수 있는 배경 분할 조건에 탄력적으로 대응하는 것으로, 기존에는 배경을 제거하기 위해 특정 임계치를 지정하여 분할하던 방법을 이미지에 따라 가우시안 값을 다르게 적용하는 형태로 해당 이미지 환경에 최적화 된 배경 제거 작업을 진행한다. 배경 분할을 위한  $M_{max}$  값은 3 또는 5를 이용하여 배경과 물체의 분할을 진행한다[10]. 하지만 영상에서 발생하는 그림자 및 조도의 영향으로 인해 정확한 분할이 어려운 경우가 발생한다. 적응적 가우시안 파라미터에 기반한 가우시안 분포 혼합 방법을 배경 픽셀에 적용하여 배경 제

거를 진행함으로써 그림 5와 같은 회전하는 블레이드에 대한 이미지를 남길 수 있다.

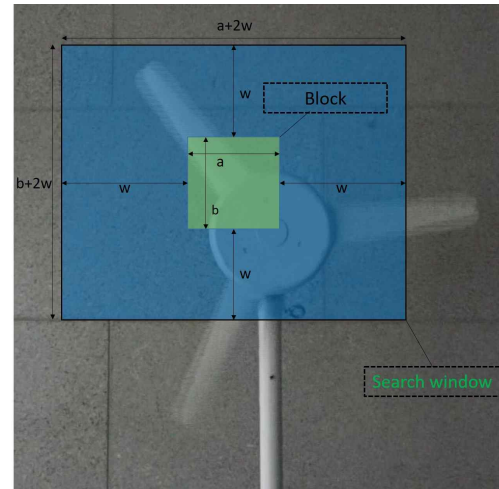


그림 6 블록 정합 알고리즘의 탐색 윈도우와 블록 크기  
**Fig. 6** Search window and block size for the block matching algorithm

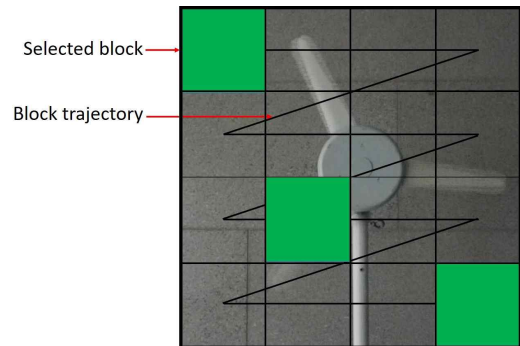


그림 7 입력 영상에서 블록 탐색 과정  
**Fig. 7** Block searching process in an input image

### 2.2 블록 정합을 이용한 움직임 벡터 측정 기반 블레이드 상태 모니터링

움직임 벡터는 유사한 두 이미지에서 움직임 부분을 찾는 방법을 말한다. 구체적으로 움직임 벡터 측정 과정은 다음과 같다. 유사한 2개의 연속적인 프레임에서 움직임 부분을 찾는 방법으로 움직임 벡터 측정을 위해서는 기준이 되는 이미지와 비교하는 프레임 2장이 필요하다. 움직임 추정 방법 중 공간 영역에서 변화를 측정하는 방법으로 본 논문에서 블록 정합 알고리즘을 사용한다[11].

블록 정합 방법은 블록 단위로 이미지의 유사도를 측정하는 방법이다. 연속되는 이미지에서 유사도를 측정하기 위해 전체 이미지를 설정한 블록 단위로 나누어 블록 내의 물체 픽셀의 움직임이 발생한 경우, 직전의 이미지에서 유사도가 가장 높은 블록

을 찾는 형태로 진행이 된다. 블록 정합 방법을 사용함에 있어 블록의 크기, 측정 범위의 정도를 실험 진행 이전에 지정을 한다. 그림 6에서 블록의 수직, 수평 방향의 크기는 각각 a, b로 나타내며, 탐색 윈도우의 경우 a+2w, b+2w로 나타낸다. 이 때 해당 블록의 움직이는 방향을 x축, y축으로 하여 벡터 형태로 계산하게 되는데 이를 움직임 벡터라고 하며, 이러한 블록의 이동 정도를 측정하는 것을 움직임 벡터라 한다. 블록의 움직임은 그림 7과 같다. 움직임 벡터는 영상에서의 물체 움직임에 대한 벡터값으로 해당 물체의 추적, 영상인식 및 압축 등에 사용된다. 움직임 벡터 계산을 통해 이전 프레임과 현재 block에서의 일치 지점을 찾기 위해 sum of absolute difference (SAD)를 사용한다. 해당 수식은 다음과 같다.

$$SAD(i,j) = \sum_{x=0}^{x=4} \sum_{y=0}^{y=4} |B_t(x,y) - B_{t-1}(x,y)|$$

해당 식에서  $B_t$ 는 현재 프레임,  $B_{t-1}$ 은 이전 프레임을 말하며, 해당 좌표 지점(x,y)을 탐색하여, 해당 영역의 절대값을 저장한다. 각 픽셀씩 블록을 이동하며 계산하며 이 중 가장 낮은 결과값을 찾는 형태로 진행 된다.

구체적으로 정해진 탐색 범위에 대해 블록 단위로 탐색하면서 이전 프레임과 현재 프레임에서의 차이에 대한 절대값을 저장하는 형태로 진행된다. 저장되는 픽셀값은 이전 프레임과 현재 프레임에서 블록이 위치하는 값의 유사함 정도로, 값이 가장 작은 것을 찾는 과정으로 진행된다. 그림 8은 블록 정합 방법을 통한 움직임 벡터를 측정 과정으로 블록의 크기가 정해진 후, 그림과 같이 블록의 유사도가 가장 높은 지점을 찾아 해당 지점의 위치 정보를 통해 움직임 벡터를 계산하게 된다.

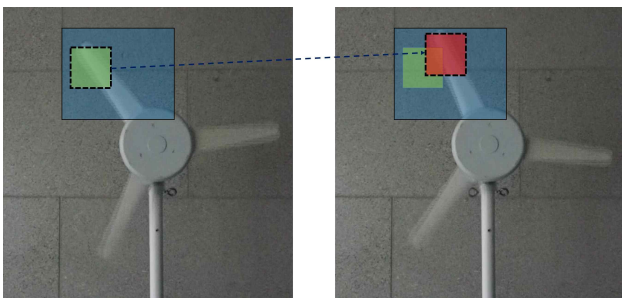


그림 8 연속하는 이미지에서 최적 정합 지점 검출  
 Fig. 8 Optimal matching region detection in successive images

실험을 진행하기 위한 데이터베이스를 구축하기 위한 방법은 다음과 같다. 먼저 offline과정으로 블레이드 손상 진단 시스템으로의 모델링 과정을 진행한다.

블레이드를 정상 상태(100%)와 손상 상태(95%, 90%, 85%, 80%)에 대한 영상 촬영을 진행한다. 움직임 벡터 측정을 위한 배경 분할 작업 진행 후, 각 상태에 대한 움직임 벡터 측정 및 평균값을 계산한다. 다음 online과정으로 진단 시스템 모델링 테

스트 단계이다. 임의의 풍력 발전기 회전 영상을 촬영하여 해당 영상에 대한 움직임 벡터를 측정 후, 측정값의 변화 추이를 비교하여 블레이드의 상태를 판단한다. 진행 과정은 그림 9와 같다.

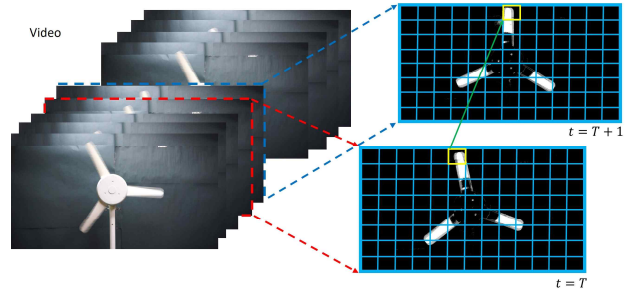


그림 9 블레이드 회전 이미지에 대한 움직임 벡터 측정 과정  
 Fig. 9 Motion vector measurement process for the blade image sequence

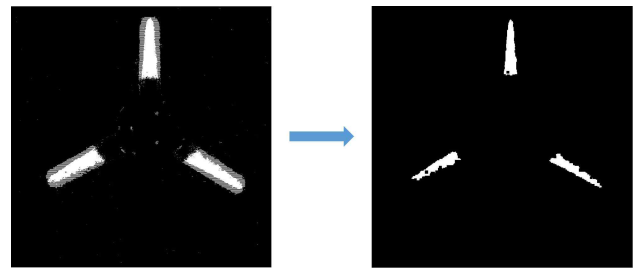


그림 10 이진 영상의 잡음 제거 과정  
 Fig. 10 Noise removal process of a binary image

### 2.3 SVM 기반 풍력 발전기 회전 이미지 상태 분류

Support Vector Machine(SVM)은 머신러닝의 한 형태로 패턴 인식, 자료 분석을 위해 주로 사용되며 주로 분류(Classification)와 회귀(Regression)를 위해 사용되는 방법이다[12]. 주어진 데이터를 군집화 하여 새로운 데이터가 어떤 특징을 가지는지 판단하는 모델을 만들 수 있다. SVM은 최소 2차원 형태로 만들어야 하며 이를 위해 각 축을 구성할 수 있는 특징 값이 필요하다. 본 논문에서는 SVM 구성을 위해 움직임 벡터를 x축으로 하며, y축은 가우시안 믹스처를 통해 분할한 이진화 이미지에서의 블레이드 색 영역 신호를 사용한다. 가우시안 믹스처를 통해 이진화된 이미지는 배경에서 잡음이 일부 발생할 수 있는데, 이러한 잡음 영역을 최소화하기 위해 침식(erosion)방법을 적용하여 영상에서의 잡음을 줄였으며 결과는 그림 10과 같다.

## 3. 실험 결과

### 3.1 실험 환경

본 실험은 회전하는 풍력 발전기에 대한 블레이드 회전 속도를 모니터링 하는 것으로 실제 회전하는 풍력 발전기 환경이 필



표 1 정상 상태와 손상 상태의 움직임 벡터 측정

Table 1 Motion vector measurements in normal and abnormal states (100% and 95%)

블레이드 정상 상태(100%)				블레이드 손상 상태(95%)			
Frame number	Motion vector	Frame number	Motion vector	Frame number	Motion vector	Frame number	Motion vector
1-101	5.837	901-1001	5.987	1-101	5.586	901-1001	5.671
101-201	5.907	1001-1101	5.938	101-201	5.589	1001-1101	5.581
201-301	5.946	1101-1201	5.871	201-301	5.669	1101-1201	5.696
301-401	5.912	1201-1301	6.054	301-401	5.600	1201-1301	5.701
401-501	5.874	1301-1401	6.082	401-501	5.569	1301-1401	5.777
501-601	5.946	1401-1501	5.924	501-601	5.675	1401-1501	5.625
601-701	4.137	1501-1601	5.943	601-701	5.622	1501-1601	5.687
701-801	5.686	1601-1701	6.062	701-801	5.672	1601-1701	5.754
801-901	5.655	1701-1801	6.003	801-901	5.727	1701-1801	5.644
평균		5.821		평균		5.658	

표 2 손상 상태의 움직임 벡터 측정

Table 2 Motion vector measurements in abnormal states (95%, 90%, 85%, and 80%)

블레이드 손상 상태(90%)				블레이드 손상 상태(85%)				블레이드 손상 상태(80%)			
Frame number	Motion vector	Frame number	Motion vector	Frame number	Motion vector	Frame number	Motion vector	Frame number	Motion vector	Frame number	Motion vector
1-101	5.025	901-1001	5.357	1-101	4.466	901-1001	4.644	1-101	4.631	901-1001	4.606
101-201	5.173	1001-1101	5.304	101-201	4.704	1001-1101	4.722	101-201	4.558	1001-1101	4.493
201-301	5.250	1101-1201	5.273	201-301	4.617	1101-1201	4.754	201-301	4.528	1101-1201	4.595
301-401	5.167	1201-1301	5.258	301-401	4.465	1201-1301	4.685	301-401	4.535	1201-1301	4.675
401-501	5.149	1301-1401	5.196	401-501	4.634	1301-1401	4.556	401-501	4.415	1301-1401	4.574
501-601	5.299	1401-1501	5.245	501-601	4.635	1401-1501	4.658	501-601	4.663	1401-1501	4.654
601-701	5.207	1501-1601	5.153	601-701	4.717	1501-1601	4.726	601-701	4.490	1501-1601	4.678
701-801	5.270	1601-1701	5.256	701-801	4.691	1601-1701	4.788	701-801	4.589	1601-1701	4.689
801-901	5.288	1701-1801	5.162	801-901	4.719	1701-1801	4.687	801-901	4.524	1701-1801	4.541
평균		5.224		평균		4.659		평균		4.579	



그림 11 실험에 사용되는 블레이드  
Fig. 11 Blades used in experiments

요하다. 일정한 회전이 가능한 실험 환경을 조성하기 위해 대형 선풍기를 통해 일정한 풍속(300m/min)을 풍력 발전기에 제공한다. 블레이드의 상태는 그림 11과 같이 3가지 상태로 구분한다. 실험 영상의 해상도는 1920×1080 픽셀이며, 동영상 촬영 프레임 속도는 30프레임/초로 설정하였다. 노출 시간은 1/80초, ISO감도는 640으로 하여 회전하는 블레이드의 영상을 취득하였다.

3.2 실험 결과

우선 회전하는 블레이드에 대한 움직임 벡터를 측정하였다. 움

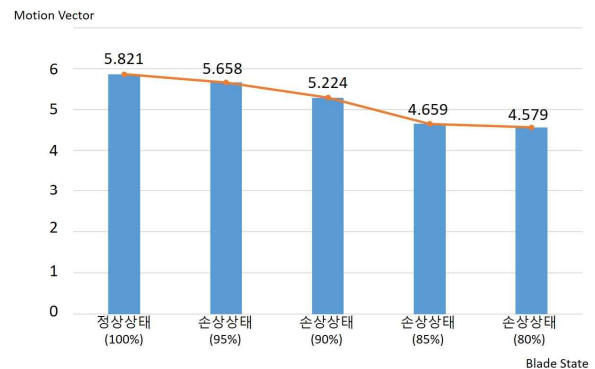


그림 12 블레이드 상태에 따른 움직임 벡터 변화  
Fig. 12 Tendency of motion vectors according to blade states

직임 벡터를 측정하기 위한 블록의 크기는 16×16픽셀로 설정하였다. 촬영된 영상을 이용하여 움직임 벡터를 측정했으며, 움직임 벡터를 측정하는 프레임은 1,800장이 사용된다. 실험 결과는 Table 1, Table 2와 같다. 연속되는 두 프레임에 대한 움직임 벡터 측정 평균값을 하나의 특징 값으로 두어 1800개의 프레임에서 측정된 움직임 벡터 18개에 대한 평균을 블레이드 정상 상태,

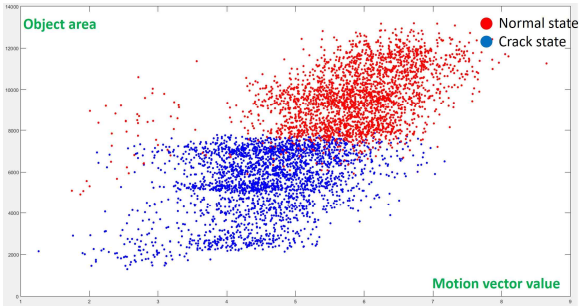


그림 13 SVM을 적용한 실험 결과 분포  
 Fig. 13 Distribution of experimental results for performing SVM

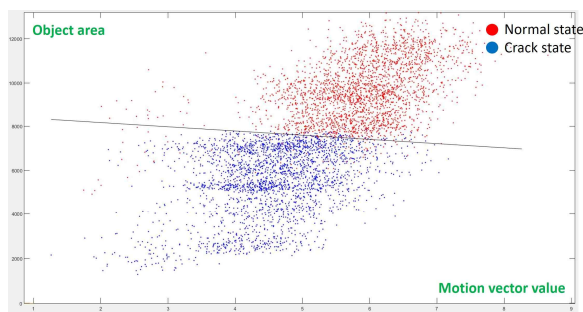


그림 14 SVM을 적용한 최종 분류  
 Fig. 14 Final classification for performing SVM

손상 상태(95%, 90%, 85%, 80%)를 비교했을 때, 블레이드의 손상 상태가 심화될수록 움직임 벡터의 값이 줄어드는 것을 확인할 수 있었다. 그림 12는 블레이드의 손상 정도가 심화됨에 따라 움직임 벡터의 크기가 변화하는 정도를 가시적으로 표현한 것이다.

다음 SVM 분류기를 이용한 블레이드 상태 판별에 대한 실험 결과이다. SVM을 구성함에 있어 x축(움직임 벡터), y축(이진 영상의 물체 영역)을 움직임 벡터 정보와 이진 영상에서의 물체 영역 정보를 이용하였다. 데이터 구성은 정상 상태에 대한 움직임 벡터와 블레이드 영역에 대한 정보, 그리고 손상 상태에 대한 움직임 벡터와 블레이드 영역에 대한 정보를 통해 분류를 진행한다. 트레이닝에서 사용된 이미지는 블레이드 각 상태 별 1,800장의 프레임을 사용 하였다.

다음 SVM을 이용한 블레이드 회전 이미지에 대한 분류 결과이다. 우선 움직임 벡터와 이진 영상에서의 블레이드 영역에 대한 데이터 분포는 다음 그림과 같다.

그림 13에서 빨간색 영역은 블레이드 정상 상태에 대한 움직임 벡터와 블레이드 영역의 정보이며, 파란색 영역은 블레이드 손상 상태에 대한 움직임 벡터와 블레이드 영역의 정보이다. 데이터 값의 일부 중첩 현상이 발생하지만, 전반적인 데이터의 분포는 이상적으로 나타남을 알 수 있다. 해당 데이터의 분포를 바탕으로 정리한 SVM을 이용한 결과는 다음 그림과 같다. 그림 14에서 알 수 있듯 데이터의 군집형태를 나누는 이상적인 선형 초평면(hyperplane)이 형성됨을 볼 수 있다. 해당 분류기를 이용하

표 3 SVM을 적용한 최종 분류 결과

Table 3 Final classification result for performing SVM

Evaluation Classification Performances		
	Condition positive	Condition negative
Predicted condition positive	794	6
Predicted condition negative	28	772
$F_1$ score	0.9790	

여 트레이닝을 진행한 영상과 분리된 별도의 테스트 영상들을 이용해 해당 분류기에 대한 성능 평가를  $F_1$  score 방법을 통해 진행 하였다[13].

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+TN}$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$F_1 \text{ score} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

트레이닝에 사용 된 이미지와 중복되지 않는 800개의 이미지에 대한 SVM 분류기에 대한 성능 시험을 진행하였다. 성능 평가는 표 3과 같다. 분류기의 성능 시험 결과 정상 상태의 블레이드에 대해서는 99.25%의 성능을 보였으며, 손상 상태의 블레이드에 대해서는 96.5%의 정확도로 이미지를 분류함을 알 수 있다. 이상에 대해  $F_1$  score 방법을 통한 분류기 성능 평가를 추가 진행하였다. 해당 분류기의 성능 평가 결과 Precision(정확률)은 0.9659, Recall(재현율)은 0.9925, Accuracy(정확도)는 0.9787이며,  $F_1$  score 값은 0.9790로 높은 신뢰도를 보이고 있음을 알 수 있었다.

4. 결 론

본 논문에서는 블레이드 상태에 따른 풍력 발전기 모니터링 시스템으로서 유사한 두 영상의 움직임을 찾는 방법인 움직임 벡터를 이용하는 방법과 이를 바탕으로 하는 머신러닝 기법인 SVM을 통한 블레이드 상태 모니터링 방법을 제안하였다. 구체적으로 동일한 환경에서 풍력 발전기를 가동 시킨 후, 블레이드 손상 상태에 따른 회전 영상을 촬영해 프레임 단위로 이미지를 추출 후, 연속되는 이미지의 움직임 벡터를 측정하였다. 실험 결과 블레이드 손상이 없는 정상 상태에서의 움직임 벡터 측정값을 기준으로 했을 때, 블레이드의 손상 정도가 심화 될수록 움직임 벡터의 측정값이 줄어드는 것을 알 수 있었다. 또한 움직임 벡터값과 회전하는 블레이드 영역의 정보를 통해 구성한 SVM을 통해 블레이드 상태 판별이 가능함을 확인할 수 있었다.

**감사의 글**

이 논문은 한국전력공사의 재원으로 기초 전력 연구원의 2015년 선정 기초 연구개발과제의 지원을 받아 수행된 것임.[과제번호 : R15XA03-08]

**References**

[1] Yun-Chyl Hong, Soo-Hun Cho, "Health Effects of Ambient Particulate Pollutants", Korean J Prev Med, 34(2), 103-108, 2001

[2] Seungmoon Kwon, Euichan Jeon "A study on GHG Emissions Reduction and the Social Costs of the 'Basic Plan for Electricity Supply and Demand", Korea Environmental Policy And Administration Society, 24(4), 69-87, 2016.12

[3] Young-Hwan Kim, Hee-Chang Lim, "Study on Development of Onshore Wind Farm and Estimation of Wind Energy Production", The Wind Engineering Institute of Korea, 14(1), 29-37, 2010.4

[4] KOREA WIND ENERGY INDUSTRY ASSOCIATION, "Wind Power Generator Status and Statistics", www.kweia.or.kr, 2015.10.31.

[5] Moon-Ho Nam, Jin-Young Cheong, Chang-Ho Kim, "Analysis of Characteristic of the Wind Turbine Blade Damage", The Korean Institute of Electrical Engineers, 860-861, 2012.7

[6] Changhwan Kim, Insu Paek, Neungsoo Yoo, "Modal analysis of a wind turbine blade using FBG sensors", The Korean Society of Mechanical Engineers, 428-430, 2010

[7] Ciang, Chia Chen, Jung-Ryul Lee, and Hyung-Joon Bang. "Structural health monitoring for a wind turbine system: a review of damage detection methods." Measurement Science and Technology 19.12 (2008): 122001

[8] Byoung-Jin Kim, Suk-Ju Kang, Joon-Young Park, "Statistical Blade Angular Velocity Information-based Wind Turbine Fault Diagnosis Monitoring System", 2(4), 619-625, Kepco, 2016.11

[9] KaewTraKulPong, Pakorn, and Richard Bowden. "An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection." Video-based surveillance systems. Springer US, 2002. 135-144.

[10] Zivkovic, Zoran. "Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction." Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on. Vol. 2. IEEE, 2004.

[11] Barjatya, Aroh, "Block matching algorithms for motion estimation", IEEE Transactions Evolution Computation, 8.3, 225-239, 2004

[12] Hearst, Marti A, "Support vector machines", IEEE Intelligent Systems and their applications, 13(4), 18-28, 1998

[13] Y. Yang, and X. Liu, "A Re-examination of Text Categorization Methods," Research and Development in Information Retrieval, pp. 42-49, 1999.

**저 자 소 개**



**김 병 진 (Byoung-Jin Kim)**

2015년 동아대학교 전기공학과 졸업(학사). 2016년~현재 서강대학교 전자공학과 석사 재학 중. 연구 분야는 컴퓨터비전, 영상처리, 신호 및 시스템.

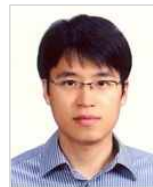
Email: byoungjin0217@gmail.com



**천 성 필 (Seong-Pil Chen)**

2016년 한양대학교 전자통신공학과 졸업(학사). 2016년~현재 서강대학교 전자공학과 석사 재학 중. 연구 분야는 컴퓨터비전, 영상처리, 센서 신호처리

Email: spflying1@gmail.com



**강 석 주 (Suk-Ju Kang)**

2006년 서강대학교 전자공학과 졸업. 2011년 포항공과대학교 전자전기공학과졸업 (공학박사). 2011년~2012년 LG Display 선임 연구원. 2012년~2015년 동아대학교 전기공학과 조교수. 2015년~현재 서강대학교 전자공학과 부교수. 연구 분야는 멀티미디어 영상 신호처리, 컴퓨터 비전, 디스플레이 시스템 설계.

Email: sjkang@sogang.ac.kr