

상태지수의 경향성 분류에 기반한 풍력발전기 베어링 잔여수명 추정

서윤호* · 김상렬** · 마평식** · 우정한** · 김동준**

Estimation of Remaining Useful Life for Bearing of Wind Turbine based on Classification of Trend

Yun-Ho Seo*, SangRyul Kim**, Pyung-Sik Ma**, Jung-Han Woo** and Dong-Joon Kim**

Key Words : Remaining useful life(잔여 수명), Condition monitoring system(상태감시시스템), State index(상태지수),
Wind turbine drivetrain(풍력발전기 드라이브트레인), Trend classification(경향 분류)

ABSTRACT

The reduction of operation and maintenance (O&M) costs is a critical factor in determining the competitiveness of wind energy. Predictive maintenance based on the estimation of remaining useful life (RUL) is a key technology to reduce logistic costs and increase the availability of wind turbines. Although a mechanical component usually has sudden changes during operation, most RUL estimation methods use the trend of a state index over the whole operation period. Therefore, overestimation of RUL causes confusion in O&M plans and reduces the effect of predictive maintenance. In this paper, two RUL estimation methods (load based and data driven) are proposed for the bearings of a wind turbine with the results of trend classification, which differentiates constant and increasing states of the state index. The proposed estimation method is applied to a bearing degradation test, which shows a conservative estimation of RUL.

기호설명

C : 기본 동정격 하중 [kN]
 P : 등가 반경 동하중 [kN]
 L_{10} : 기본 정격 수명 [10^6 rev]
 L_{nm} : 보정 수명 [10^6 rev]

S : 응력 [Pa]
 N : 수명 [cycle]
 W : 피로파괴까지 흡수된 일 [J]
 w : 단일 일정 하중으로 피로파괴까지 흡수된 일 [J]
 n : 단일 일정 하중으로 피로파괴 수명 [cycle]
 χ : 상태지수 한계값 [-]

1. 서론

대단위 풍력발전단지 운영은 각 풍력발전기의 이

상 및 고장 징후를 최대한 빠르게 감지하여, 운영 계획 및 물류 계획을 수립하는 것이 핵심적인 기술이다. 이를 통해 풍력발전기의 가동률을 높이고, 에너지 생산량을 극대화하여, 에너지 생산 비용을 낮추어, 궁극적으로 풍력에너지의 경쟁력을 향상시킬 수 있다.

위와 같은 목적을 수행하기 위해서, 풍력발전단지 제어 및 운영을 위한 다수의 기능을 통합한 플랫폼 개발이 이루어지고 있으며, 이와 같은 통합 운영 플랫폼은 기존에 설치된 운영 시스템인 SCADA(Supervisory

* 한국기계연구원, 기계시스템안전연구본부(교신저자)

** 한국기계연구원, 기계시스템안전연구본부

E-mail : yhseo@kimm.re.kr

DOI : <https://www.doi.org/10.33519/kwea.2023.14.3.004>

Received : May 3, 2023, Revised : August 4, 2023

Accepted : August 5, 2023

control and data acquisition)와 상태감시시스템(Condition monitoring system, CMS)과 연계하여, 단지 운영자에게 필요한 다양한 정보를 제공하는 기능을 가지고 있다. 그중에서 풍력터빈의 가동률 향상을 위하여, 중요 드라이브트레인 요소들에 대한 잔여수명 추정 기능이 필수적이며, 이 기능 구현을 위한 데이터 연계, 수명 추정 알고리즘 및 운영자 정보 제공 등에 대한 플랫폼 개발이 이루어지고 있다. 특히, 드라이브트레인의 베어링은 핵심적이고, 고장 빈도가 높은 부품으로서 잔여수명 예측 기술[1-3]이 과거부터 최근까지 꾸준히 개발 및 적용되고 있다.

기존의 상태감시시스템을 이용한 주요 부품의 잔여수명 추정은 데이터 기반 방법이 다수 사용되고 있으며, 이 방법은 부품의 상태(열화 정도)를 나타내는 상태 지수(state index)를 정의[4,5]하고, 이를 이용하여 곡선 맞춤[6], 통계적 추정법[5] 또는 기계학습 기법[7]을 통해 미리 정의된 고장이 일어날 때까지의 잔여 시간을 추정한다. 아래 Fig. 1은 베어링의 상태 지수의 예로서, 초기 기간(4시간 이전)에서는 상태 지수가 일정한 수준을 지속적으로 유지하거나 오히려 감소(부품 상태 개선)하는 모순적인 경향이 발생한다. 그 이후 기간은 증가(상태 열화 진행)되어 고장에 이르게 되지만,

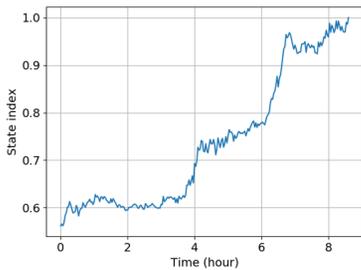


Fig. 1 State index

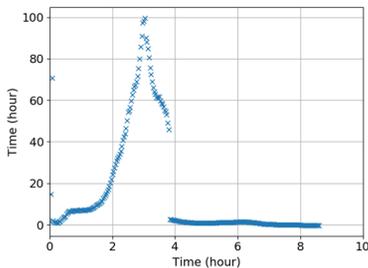


Fig. 2 Estimated remaining useful life(RUL) w/o trend classification

초기 상태지수의 불확실성은 Fig. 2와 같이 초기 기간에 잔여 수명을 매우 크게 추정하여 운영 및 유지보수 계획에 혼란을 줄 수 있으며, 상태감시시스템 설치의 목적인 운영비용 절감 효과를 감소시킨다.

이와 같은 변화의 복잡성으로 인해, 기계상태감시 분야에서 경향의 변화를 분석하고, 잔여 수명을 예측하는 방법[8]이 제안되고 있으나, 보편적인 방법으로 자리 잡고 있지 못하다. 하지만, 이미 타 분야에서는 시계열 데이터의 복잡한 변화 양상을 단순화하기 위하여, 경향 분석법이 다양한 분야에서 개발되었다. 특히, 장기 시계열 데이터에 특화된 기후 변화[9], 인구 변화 및 경제학[10] 등에서 많은 적용 사례가 보고되고 있다. 이와 같은 방법은 기본적으로 통계적 추정 기반으로서, 기준이 되는 확률분포함수의 선택이 매우 중요하다. 확률분포함수의 선택 문제의 민감도를 완화하기 위하여, 베이지안(Bayesian) 방법을 이용하여 확률분포함수를 변경하며 경향 분석을 실시하고, 변화점(change of point)를 찾는 연구[11-13]들이 개발되기도 했으며, 그 외에도 시도된 다양한 방법이 참고문헌[13]에 정리되어 있다.

이 논문에서는 기존 잔여 수명 추정의 정확도를 향상시키고, 상태지수의 변동성을 줄이기 위하여, 등위 회귀(isotonic regression) 방법을 상태지수에 적용한다. 이후 대표적인 잔여 수명 추정 방법인 하중기반 추정 방법과 데이터 기반 추정 방법을 혼합(hybrid)하여 사용하는 방법을 제안한다. 혼합 추정기법은 2가지 추정 기법 각각을 적합한 기간에 적용하여, 부품의 전체 사용 기간에 걸쳐서 효용성을 향상시키는 방법이다. 이에 따라 각 기법이 적용될 적합한 기간을 분류(classification)하는 방법의 개발이 필요하며, 이를 상태지수의 경향 분석을 통해 수행한다. 마지막으로 제안된 잔여 수명 추정 방법을 베어링 단품 시험 결과에 적용하여, 효용성을 보인다.

2. 경향 분류

2.1 등위 회귀(Isotonic regression)

잔여 수명 추정에서는 부품의 상태가 지속적으로 나빠지는 현상(유지 보수가 없을 때)을 보여주는 일정 또는 증가하는 특징을 갖는 상태 지수의 선택이 중요하다. 하지만, 측정 데이터의 조합[1]으로 이루어진 상태 지수는 Fig. 1과 같이 단조(monotonic)적인 특징을

가지고 있지 않다. 따라서 이를 보완해 주기 위한 신호처리 방법이 필요하며, 단조 증가의 제약식 (constraint)을 갖는 등위 회귀(isotonic regression) 방법이 적용 가능하다. 만약, 원 데이터(x_i)를 크기의 순서(order)를 갖는 데이터(y_i)로 회귀 분석할 때, 기존의 원 데이터(x_i)와 최소의 오차를 갖도록 변화해야 하며, 이와 같은 상황은 아래 수식으로 표현된 것과 같이 최적화 문제로 정식화가 가능하다.

$$\text{Min} \sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2 \quad \text{s.t.} \quad y_1 \leq y_2 \leq \dots \leq y_N \quad (1)$$

위 최적화 문제를 해결하는 방법으로서, 여러 선형 연구를 통한 수치적으로 빠르게 구현하는 알고리즘인 pool adjacent violators algorithm(PAVA)[14]가 알려져 있으며, 공개 코드로 구현되어 있다[15].

2.2 경향 중요점 추출

풍력발전기의 경우 바람의 세기가 불규칙적으로 변화하기 때문에, 상시 운전이 사실상 불가능하다. 이에 따라 풍력발전기 운전 조건(회전속도 또는 발전량)에 따라 데이터를 수집하는 상태감시시스템은 어떤 기간에는 많은 데이터를 가질 수 있고, 어떤 기간에는 데이터의 개수가 극히 희박해지는 경우가 있다. 특히나 겨울철 바람이 강하게 부는 우리나라에서는 계절에 따른 상태감시데이터 양(개수)의 불균일성이 크게 나타난다.

상태감시데이터 양이 균일하지 못하면, 앞서 설명한 데이터 기반 잔여 수명 추정 기법인 곡선 맞춤이나 통계적 추정을 사용할 때, 편향된 결과를 얻을 수 있다. 이를 해결하기 위해서, 상태감시데이터 특징(또는 상태지수)의 크기가 일정할 때, 그 값의 처음 시점의 값과 마지막 시점의 값만을 이용하는 방법을 제안한다. 여기서, 사용되는 데이터를 경향 중요점(trend point)이라 칭하며, 이는 상태감시데이터 양의 불균일성이 경향성 분석에 미치는 영향을 최소화하는 데에 사용된다.

아래 Fig. 3은 실제 풍력발전기 상태지수의 예시로서, 약 1년 2개월간의 데이터를 보여주고 있으며, 전체적으로 측정 항목의 수치가 상승하고 있는 경향성을 확인할 수 있다. 또한 측정 초기(200일 이전)에 많은 데이터가 측정되었고, 그 이후 데이터는 상대적으로

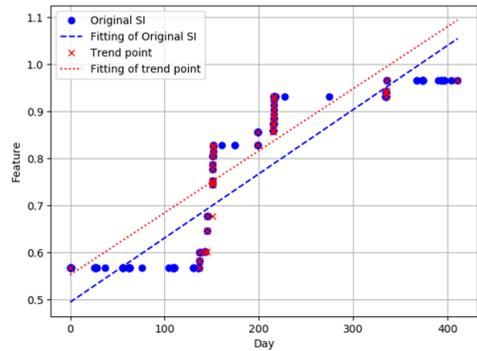


Fig. 3 Example of condition monitoring data

희박한 데이터 불균형 현상을 확인할 수 있다. 이로 인해 경향성의 표현 방법인 선형 회귀분석을 실시하면, 측정 결과가 작은 초기 기간 데이터가 다수 사용되어, 회귀분석 결과가 낮은 쪽으로 편향된다. 하지만, 앞서 제시한 경향 중요점(상태감시데이터 특징값이 일정할 때 처음 시점 및 마지막 시점 값)만을 이용하게 되며, 데이터 양의 불균일성을 완화시켜, 좀 더 신뢰성 높은 추정 결과를 얻을 수 있다. 만약, 상태지수가 연속적으로 변화한다면, 원래 상태지수와 경향 중요점이 일치할 것이며, 이 경우 상태지수의 변화가 모두 고려된다.

2.3 경향 분류 방법

등위 회귀를 진행한 상태감시데이터는 일정 또는 증가의 2가지 경향성을 가질 수 있다. 앞서 Fig. 1에서 확인할 수 있듯이, 풍력발전기와 같은 기계시스템의 상태감시데이터는 일정과 증가를 불규칙적으로 반복하는 현상이 나타난다. 이와 같은 2가지 상태를 분류하는 방법은 크게 2가지를 사용할 수 있다. 일정 기간의 상태감시데이터의 증가 회수(frequency) 또는 증가률(slope)을 이용하는 것이다. 정해진 증가 회수 또는 증가를 이상이면 증가하는 상태로 분류가 가능하며, 이하인 경우는 일정한 상태로 분류하는 것이다.

위 두 가지 조건을 모두 이용하는 것은 앞서 서술한 상태감시데이터 양의 불규칙성 때문이다. 운전 조건의 불규칙성으로 말미암아 불규칙한 데이터 획득이 이루어지면, 증가하는 횟수 및 증가량 중 하나만을 평가하여, 증가 경향성을 분류하기 어렵다.

여기에서 증가 상태로 분류하기 위한 기준치 설정이 중요한데, 이는 풍력발전기의 특징, 운전 환경 및 유지

보수 주기들과 연관이 있다. 따라서 모든 경우에 일률적인 기준치를 설정할 수 없으며, 축적된 데이터를 기반으로 설정하는 것이 적절하다.

3. 잔여수명 추정법

3.1 하중기반 잔여수명 추정

기계부품의 잔여 수명을 추정할 때, 기본적으로 사용할 수 있는 방법은 하중 기반 잔여 수명 추정 방법이다. 이 방법은 기계 부품이 받는 하중을 측정하여 피로 손상을 정량화하고, 설계 시 사용한 하중에 대한 피로 수명과의 비교를 통해 잔여 수명을 추정하는 방법이다. 풍력발전기의 회전 구동 요소인 축, 베어링, 기어박스과 같은 요소 부품 중에 피로 수명에 영향을 받는 대표적인 부품인 베어링에 대하여, 아래와 같은 절차로 잔여 수명 추정이 가능하다.

베어링의 피로 수명은 치수, 구조, 재료, 열처리, 가공방법 등이 동일한 수많은 베어링을 동일 조건으로 운전하여도 상당히 큰 편차가 발생한다. 이는 재료의 피로에 본질적인 편차 존재하고 운전조건 미세한 차이가 수명에 큰 영향을 주기 때문이다. 이 때문에 “동일 호칭 번호의 베어링을 동일한 조건에서 회전시켰을 때 그중의 90%의 베어링이 구름 피로에 의한 플래잉(flanking)의 발생 없이 회전하고 있는 총 회전수”를 기본 정격 수명으로 ISO 281[16]에서 정의하여 사용하고 있다. 위와 같이 기본 정격 수명을 나타내는 다음 방식으로 기본 동정격 하중(dynamic load)을 이용하는 방식이 있으며, 기본 동정격 하중(C)은 내륜을 회전시키고 외륜을 정지시킨 조건으로, 일정 하중을 작용하여 정격피로수명이 100만 회전에 달성될 때, 그 작용된 하중을 의미한다. 일반적으로 상용 베어링은 아래 그림과 같이 카탈로그에 기본 동정격 하중을 알려주고 있다. 여기에서 아래 첨자 r는 반경방향 하중을 의미하며, 축방향 하중은 아래 첨자 a를 사용한다. 따라서 아래 Table 1은 반경 또는 축 방향 단일 하중이 작용되

었을 때에 기본 동정격 하중을 의미한다.

구름 베어링의 기본 동정격하중은 실제 작용되는 베어링 하중과 기본 정격 수명사이와 다음과 같은 관계식이 존재한다.

$$\text{불 베어링} : L_{10} = \left(\frac{C}{P}\right)^3 \quad (2)$$

여기에서 L_{10} 는 기본 정격 수명(10^6 단위 회전수)이며, C 와 P 는 기본 동정격 하중 및 현재 작동중인 등가 반경 동하중(Dynamic equivalent radial load)을 각각 의미한다. 따라서 단일 하중이 작용하는 베어링의 경우 위 베어링 특성표의 기본 동정격 하중과 현재 작용되는 등가 하중을 알고 있다면, 예상 수명(L_{10})을 구할 수 있다. 이와 같은 수명 추정은 베어링 강제의 특성을 기반으로 산정하기 때문에 윤활 상태, 환경 등의 부수적인 요인에 따라 수명이 달라질 수 있다. 이와 같은 수명 보정 계수를 아래와 같은 식을 이용하여, 보정된 수명으로 계산할 수 있다.

$$L_{nm} = a_1 a_{KS} L_{10} \quad (3)$$

여기에서 a_1 과 a_{KS} 는 신뢰도 계수 및 수명 보정 계수를 의미하며, 자세한 사항은 ISO 281 및 KS B 2019[18]에 자세히 설명되어 있다.

지금까지 설명한 베어링 하중 추정 식은 단일 하중에 대해서 유효한 계산 방법이며, 복합 하중(반경 방향과 축방향 동시 작용)의 경우 아래와 같은 등가 반경 하중(Dynamic equivalent radial loading)을 이용하여 산정 가능하다.

$$P = X \times F_r + Y \times F_a \quad (4)$$

여기에서 F_r 과 F_a 는 각각 반경방향 하중과 축방향 하중을 의미하며, 등가 계수 X 와 Y 는 베어링 카탈로그에서 제공된다. e (편심)과 같은 다른 매개변수를 사용하기도 하나, 모두 변환 가능한 매개 변수이다.

위에서 언급한 피로수명 추정 방법은 일정한 형태의 하중에 대해서만 의미 있기 때문에 다양한 변동하중(예를 들어 바람의 세기)에 대한 피로 수명 추정 기술이 필요하다. 이와 같은 경우는 개념적으로 피로손상을 가정하고, 이 피로손상이 하중 되풀이와 함께 쌓여서 균열발생에 이른다라는 피로손상 누적개념(cumulative

Table 1 Example of design table for ball bearing[17]

Dimension (mm)			Basic loading(N)		Model No.	
d (inner)	D (outer)	B (width)	C_r	C_{or}	opened	sealed
50	65	7	6 400	6 200	6810	ZZ VV
	72	12	14 500	11 700	6910	ZZ VV
	80	10	15 400	12 400	16010	

fatigue damage concept)이 사용된다. 변동하중 하의 수명 추정법에서는 피로손상누적과 관련하여, 여러 가설이 제안되고 있으나, 가장 간단한 방법으로, 현재도 가장 많이 사용되는 것은 마이너의 법칙(Miner's rule)[19]이다. 이 법칙은 각 단일한 일정진폭하중에 대한 피로특성을 그대로 이용하는 방법으로, 피로파괴는 피로하중에 의한 일(work)이 재료가 흡수할 수 있는 에너지의 총량에 도달했을 때 일어난다는 가설이다.

단일 하중 조건에서 일정진폭으로 발생한 응력이 S_1 일 때의 수명을 N_1 , 피로파괴가 발생할 때까지 흡수한 일을 W , 응력 S_1 에서 n_1 회 만큼 되풀이 했을 때까지 흡수한 일을 이라 w_1 이라 하면 아래와 같은 관계를 가정할 수 있다.

$$\frac{w_1}{W} = \frac{n_1}{N_1} \quad (5)$$

응력 S_1, S_2, \dots, S_n 에 대한 일정진폭하중하의 수명을 각각 N_1, N_2, \dots, N_n 이라 가정하고, 변동하중하에서 S_1, S_2, \dots, S_n 각 응력에 대한 되풀이 수가 n_1, n_2, \dots, n_n 일 때, 그 때까지의 각 응력에서 흡수된 일을 w_1, w_2, \dots, w_n 이라 하면, 아래의 식이 성립한다.

$$w_1 + w_2 + \dots + w_n = W \quad (6)$$

응력 S_1, S_2, \dots, S_n 에 대해 일반화하여 대입하면, 다음식이 얻어진다.

$$\frac{n_1}{N_1} + \frac{n_2}{N_2} + \dots + \frac{n_n}{N_n} = \sum_i \frac{n_i}{N_i} = 1 \quad (7)$$

위 식이 마이너의 법칙이며, 여기서 n_i/N_i 를 되풀이 수 비(cycle ratio)라 하며, 이 되풀이수 비가 피로손상(fatigue damage)을 나타낸다고 간주할 수 있다. 피로손상을 나타내는 되풀이수 비가 선형으로 더해져, 그 합인 누적피로손상이 1이 됐을 때 파손한다는 것으로, 손상이 선형으로 더해지므로 이 법칙을 선형누적손상법칙(linear cumulative damage rule)이라 부르기도 한다.

메인 베어링에 대한 누적피로손상은 실제로 풍력발전기 타워의 굽힘 응력 측정과 블레이드 자중 정보로부터 추정이 가능하다. 만약 굽힘 응력에 대한 측정

불가능하다면, 운전 조건에 따른 메인 베어링 하중 설계 정보와 운전 변수(발전량, 회전속도)로부터 추정이 가능하다. 이와 같은 경우 물리적 측정 없이도 운전 조건만으로 잔여 수명을 추정할 수 있다는 장점이 있지만, 이 방법은 획득하기 어려운 설계 정보가 필요하고, 풍력발전기 운전 중 수행되는 유지보수 작업의 효과를 반영할 수 없다는 단점이 있다. 또한, 운전 중에 발생할 수 있는 특이성(사고, 과도 하중)에 대한 고려를 실시간으로 수행하기 어렵다.

3.2 측정 데이터 기반 잔여수명 추정

하중 기반 수명 추정 방법은 기계시스템의 설계 정보와 운전 정보(하중 빈도)가 반드시 필요하다. 즉, 설계 당시의 예측된(또는 실제 측정된) 하중 정보를 바탕으로 과거 운전 데이터와 조합하여, 수명을 추정하는 방법이다. 하지만, 이와 같이 설계 데이터의 획득이 불가능할 경우, 사용할 수 있는 방법은 SCADA 데이터와 상태감시시스템(condition monitoring system, CMS) 데이터를 기반으로 잔여 수명 추정을 수행한다. SCADA를 이용한 데이터는 다양한 물리량을 획득하지만, 그 정보가 1초 평균이기 때문에 기기의 다양한 특성을 자세하게 분석하기에는 어려움이 따른다. 따라서 이 기술은 CMS 데이터에 기반한 방법이라 할 수 있다. 물론 풍력발전기의 운전 상태가 연속적으로 변화하기 때문에, 일반적인 CMS에서 사용되는 운전 상태를 일정 간격의 빈(bin)으로 나누어, 각 빈(bin)별로 잔여 수명 예측을 수행한다.

CMS의 주요 측정 물리량은 진동이고, 이 진동값의 실효치를 상태지수로 정의할 수 있으며, 이를 이용한 수명 추정을 실시할 수 있다. 이 부분에서 먼저 정의할 것은 수명의 끝(end of life)을 어떤 진동값으로 정하는지에 관한 사항이다. 일반적으로 진동의 크기는 작을수록 기기 입장에서는 문제가 없는(건전한) 상태로 간주되나, 그 반대로 진동의 증가에 따라서는 어떤 한계값을 정하는지에 대한 일반적인 규격은 존재하지 않는다. 기기 부품이 설치되고 운영되는 환경에 따라 그 한계값을 정하라고 각 제조사는 권고하고 있다. 제조사마다 특성을 반영하여, 진동 한계값을 가지고 있으며, 이와 같은 한계값의 부재 시 국제 규격에서 권고하는 한계치를 사용 가능하다[20].

위에서 예시한 진동 측정치 단축이 아닌, 온도, 토크 등 다양한 운전 데이터의 조합으로 기계 부품의 상태

를 대변할 수 있는 상태지수(state index)의 정의[5]가 가능하며, 이를 통해서도 잔여 수명 추정이 가능하다. 만약 상태지수의 변화를 지수함수로 가정한다면, 아래와 같은 수식으로 상태지수의 시간 경과에 따른 변화를 모델링할 수 있다.

$$y = f(t) = ae^{bt} + c \quad (8)$$

위 수식에서 상태지수 한계값을 χ 라 하면, 추정된 전체 수명($L_{predicted}$)은 다음의 수식에 의하여, 구할 수 있으며 부품 사용 시작 후 경과 시간(현재 시간, $T_{current}$)을 빼면, 잔여 수명(RUL, remaining useful life)을 추정할 수 있다.

$$L_{predicted} = \left\{ \ln \left(\frac{\chi - c}{a} \right) \right\} / b \quad (9)$$

$$RUL = L_{predicted} - T_{current} \quad (10)$$

이와 같은 곡선 맞춤 방법은 설계 정보가 없어도 쉽게 수명을 추정할 수 있는 방법으로서, 데이터 부족 상황에 적합한 추정 방법이라 할 수 있다. 하지만 이 방법에서 주의할 점은 앞서 서론에서 언급한 상태지수의 변화가 매우 작은 기간에서는 추정의 정확도가 매우 떨어진다는 것이다.

3.3 혼합형 잔여수명 추정법

앞서 서술한 하중 및 측정 기반 잔여 수명 추정 방법은 각각의 장단점이 분명하여, 2가지 방법을 상호보완적으로 적용이 가능하다. 2가지 결과를 모두 보여주거나, 가중 평균(weighted average)하거나 보수적인 관점에서 낮은 잔여 수명 결과를 보여주는 방법이 가능하다. 이 논문에서 제안하는 방법은 Fig. 4와 같이 경향 분류 결과를 기반으로 상태 지수가 일정하면, 하중 기반으로 잔여수명을 추정하고, 상태지수의 상승 경향이 확인되면 데이터 기반의 잔여수명 추정한다. 이와 같은 방법은 기계 부품의 특징이라고 할 수 있는 장기간에 걸친 일정한 상태 유지와 그 이후 갑작스러운 변화에 대해 최적의 방법으로 잔여 수명 추정이 가능하다. 운전 초기의 과도한 잔여 수명 추정으로 유지보수의사 결정에 혼란을 주지 않고, 운전 후기 상태에 갑

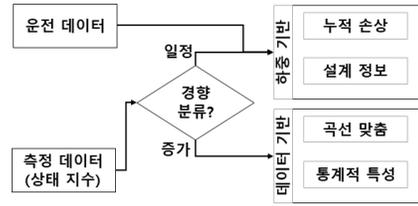


Fig. 4 Hybrid estimation of remaining useful life

작스러운 변화에도 빠르게 대응하여 잔여 수명을 보수적으로 낮게 추정하는 방법이다.

이와 같은 혼합형 잔여 수명 추정 방법을 이용하기 위해서는 앞서 설명한 상태 지수에 대한 일정/증가를 분류하는 기술이 필요하며, 그 이후 각각의 잔여 수명 추정 방법을 적용한다.

3.4 베어링 잔여 수명 추정

앞서 제안된 부품 잔여 수명 추정 방법의 예시로 베어링 단품 시험에 의한 혼합형 잔여 수명 추정을 실시했다. 참고문헌 [5]의 베어링 열화 시험 장치를 이용하여, 베어링 열화 시험을 실시했으며, 사용된 베어링 제원 및 운전 조건은 Table 2,3과 같다. 이 때 사용된 상

Table 2 Operational Condition of degradation test

Condition	Unit	Value
Axial load	kN	15
Vertical load	kN	10
Dynamic equivalent radial load(P)	kN	33.1
Rotational speed	rpm	1,000

Table 3 Specification of bearing

Specification	Unit	Value
Model number	-	30306
Inner diameter	mm	30
Outer diameter	mm	72
Width	mm	20.8
Basic dynamic loading rate(C)	kN	59.5
L_{10}	10^6 rev	5.77
a_1	-	1
a_{KS}	-	0.154
L_{nm}	10^6 rev	0.889
	hour (for 1,000 rpm)	14.9

태 지수는 진동, 온도 및 토크의 조합으로 이루어졌다.

아래 Fig. 5는 제안된 등위 회귀 및 경향 중요점 추출의 예시를 보여주기 위하여, Fig. 1의 일부(4~6시간)를 확대한 그림이다. Fig. 5에서 상태지수는 베어링 상태 변화 및 환경 변화에 따라 증가 및 감소를 반복하는 특징을 가지고 있으며, 이에 이 논문에 제안한 등위 회귀를 적용하면, 상태지수가 일정하게 증가하는 지수로 변화한 것을 볼 수 있다. 이와 같은 경향성을 부가한 상태지수에서 일정 또는 증가의 경향성 분류가 용이하게 이루어질 수 있다. 또한, 동일한 값에서 시작과 마지막 지점만을 고려하는 경향 중요점도 추출되어 반복되는 상태지수에 의한 편향성을 낮출 것으로 예상된다.

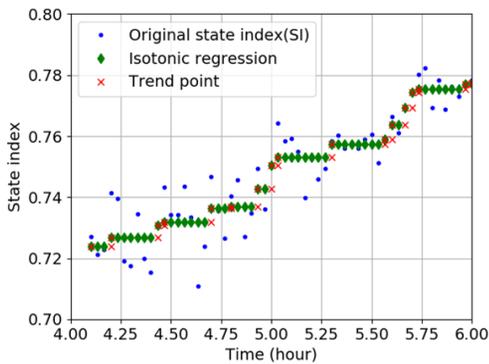


Fig. 5 Isotonic regression and trend point of state index

추출된 경향 중요점을 이용하여, 경향성을 분류한 결과는 아래 Fig. 6과 같다. 이 때, 경향성 분류에 사용된 증가 회수 기준값 및 증가율 기준값은 반복적 시행을 통해 3과 0.08(/hour)로 각각 선정했으며, 이와 같은 기준값을 선정하는 방법은 향후에 추가적인 연구가 필요하다. 결과를 살펴보면, 1시간 이하의 초기 안정화 데이터가 증가 상태로 분류되나, 곧 일정 상태로 3시간까지 분류되었다. 이는 열화시험 자체가 초기에 진동 및 온도의 변화를 수반하는 안정화 현상이 있기 때문이나, 곧 실제 기계 상태와 같이 일정한 경향을 보여준다. 그 이후 3시간 이후부터 명확한 증가 현상을 보여주며, 이를 제안된 방법을 통하여 정확히 분류하는 것을 확인할 수 있다. 6.5 시간 이후 순간으로 감소하는 특징을 보이나, 제안한 방법을 적용하면, 그 이전의 경향성에 따라 증가하는 경향으로 판단함을 확인할 수 있다.

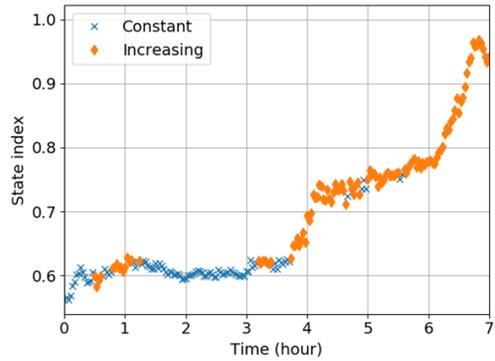


Fig. 6 Result of trend classification

Fig. 7은 경향 분류 후 제안된 잔여 수명 추정 기법에 따라 추정된 잔여 수명 추정의 예를 보여주고 있다. 초기 시험체 안정화 기간(1시간 부근) 중 상태지수가 상승하는 구간이 있어서, 급격히 잔여 수명 추정 결과가 낮아지나, 이는 실제 베어링 상태를 표현한다고 볼 수 없기 때문에 실제 운영 중 고려 대상이 아니다. 하지만, 그 이후 상태지수의 일정 구간으로 진입하여, 하중기반 잔여 수명 추정이 이루어졌다. 일정 하중 상태에서 일정 회전속도로 베어링 열화 시험을 실시했기 때문에 직선으로 하중 기반으로 추정된 잔여 수명이 줄어들며, 상태지수의 변화(증가)가 관찰되는 구간에서는 급격하게 추정 잔여 수명이 낮아지는 것을 볼 수 있다. 여기에서 잔여 수명 추정 결과가 연속적이지 않은 것을 볼 수 있는데, 이는 기계 부품의 갑작스러운 변화에 대한 보수적 반영 결과로 볼 수 있다.

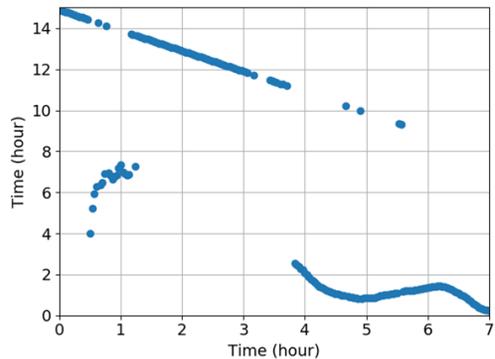


Fig. 7 Estimation of remaining useful life

4. 결론

이 논문에서는 상태감시시스템을 이용한 풍력발전기 베어링의 잔여 수명 추정 기법을 제안했다. 일반적인 기계 부분의 열화 특성인 초기의 변화가 없다가, 열화(성능 저하 또는 고장) 현상이 발생하는 것에 근거하여, 상태지수의 일정 또는 증가 상태를 분류하고, 각각의 분류된 상태에서 하중기반 및 측정 데이터 기반 잔여 수명 추정 방법을 제안했다. 실험실에서 획득한 베어링 열화 데이터를 이용하여, 잔여 수명을 추정하는 예를 보였으며, 보수적인 추정을 통해서 향후 풍력발전기의 핵심 부품인 베어링의 운영 및 유지보수에 사용될 수 있을 것으로 기대된다.

후기

본 연구는 2022년도 산업통상자원부의 재원으로 한국에너지기술연구원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제(No. 20220710100020 공존 적합 해상풍력 단지설계 및 수증소음 관리 기술 개발) 및 2023년도 한국기계연구원 기본사업(NK244B)의 지원으로 수행되었습니다.

참고문헌

[1] Y. Ping et. al., 2011, A prognosis method using age-dependent hidden semi-Markov model for equipment health prediction, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 25, pp. 237~252.

[2] J. B. Ali et. al., 2015, Accurate bearing remaining useful life prediction based on Weibull distribution and artificial neural network, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 56-57, pp. 150~172.

[3] Zhou, J. et. al., 2022, Remaining useful life prediction of bearings by a new reinforced memory GRU network, *Advanced Engineering Informatics*, Vol. 53, 101682.

[4] Seo, Y., Kim, S., Kim, B. and Ma, P., 2018, "Life Prediction of Bearing by Statistical Estimation of State Index," *Transaction of Korean Society of Noise and Vibration Engineering*, Vol. 28, No. 3,

pp. 339-347.

[5] Seo, Y., Kim, S., Kim, B. and Ma, P., 2019, "State Index of Bearing of Wind Turbine under Variable Loading Condition to Predict Remaining Useful Life," *Journal of Wind Energy*, Vol. 10, No. 3, pp. 22~30(in Korean).

[6] Seo, Y., Kim, S., Kim, B. and Ma, P., 2017, "Prediction of bearing life by exponential curve fitting," *Proceedings of Asia Pacific Conference of the Prognostics and Health Management Society*, Jeju, Korea, pp. 193-195.

[7] Boskoski P., 2015, Bearing fault prognostics using Renyi entropy based features and Gaussian process models, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 52-53, pp. 327-337.

[8] Liu, S., Fan, L. 2022, An adaptive prediction approach for rolling bearing remaining useful life based on multistage model with three-source variability, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 218, Part B, 108182.

[9] Rund R., Reeves J., 2002, Detection of Undocumented Change-points: A Revision of the Two-Phase Regression Model, *Journal of Climate*, Vol. 15, pp. 2547-2554.

[10] Matterson, D., James, N., 2013, A Nonparametric Approach for Multiple Change Point Analysis of Multivariate Data, arXiv:1306.4933v2 [stat.ME].

[11] Fearnhead, P., 2005, Exact Bayesian Curve Fitting and Signal Segmentation, *IEEE Transactions on signal processing*, Vol. 53, No. 6, pp. 2160-2166.

[12] Adam, R., Mackay, D., 2007, Bayesian Online Change-point Detection, arXiv:0710.3742v1 [stat.ML].

[13] Alvarez, E., Dey, D., 2009, Bayesian isotonic changepoint analysis, *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, Vol. 61, pp. 355-370/

[13] Mudelsee M., 2019, Trend analysis of climate time series: A review of methods, *Earth-Science Reviews*, Vol. 190, pp. 310-322.

[14] Barlow R. E., Bartholomew D. J., Bremner J. M. and Brunk H. D., 1972, *Statistical Inference Under Order Restrictions*. John Wiley & Sons,

- New York.
- [15] Pedregosa Fabian et al., 2011, "Scikit-learn: Machine learning in Python," Journal of Machine Learning Research. Vol. 12, pp. 2825~2830
- [16] ISO 281, 2007, Rolling bearings - Dynamic load ratings and rating life
- [17] Bearing Catalog, <http://www.jp.nsk.com/app02/NSKOnlineCatalog/en/index.jsp#>
- [18] KS B 2019, 2021, Rolling bearings - Dynamic load ratings and rating life
- [19] Stephens R., 2001, Metal fatigue in engineering, John Wiley & Sons.
- [20] ISO 20816-21, 2015, Mechanical vibration - Measurement and evaluation of machine vibration - Part 21: Horizontal axis wind turbines.