

## 진동수주형 파력발전 시스템의 디지털 트윈 적용을 위한 불확실성 정량화 및 성능 신뢰구간 추정 연구

### A Study on Uncertainty Quantification and Performance Confidence Interval Estimation for Application to Digital Twin of Oscillating Water Column Type Wave Power Generator System

김태균<sup>1</sup>, 조수길<sup>2</sup>, 오재원<sup>3</sup>, 이태희<sup>1\*</sup>

Tae-Kyun Kim<sup>1</sup>, Su-Gil Cho<sup>2</sup>, Jae-Won Oh<sup>3</sup>, Tae-Hee Lee<sup>1\*</sup>

#### 〈Abstract〉

Oscillating water column (OWC) type wave power generator system is a power generation system that uses wave energy, a sustainable and renewable energy source. Irregular cycles and wave heights act as factors that make it difficult to secure generation efficiency of the wave power generator system. Recently, research for improving power generation efficiency is being conducted by applying digital twin technology to OWC type wave energy converter system. However, digital twin using sensor data can predict erroneous performance due to uncertainty in the sensor data. Therefore, this study proposes an uncertainty analysis method for sensor data which is used in digital twin to secure the reliability of digital twin prediction results. Uncertainty quantification considering sensor data characteristics and future uncertainty information according to uncertainty propagation were derived mathematically, and confidence interval estimation was performed based on the proposed method.

**Keywords :** *Oscillating Water Column, Wave Power Generator, Digital Twin, Uncertainty Quantification, Confidence Interval Estimation*

1 한양대학교 미래자동차공학과, 박사과정  
E-mail: tkkim0602@gmail.com

1\* 한양대학교 미래자동차공학과, 교수  
E-mail: thlee@hanyang.ac.kr

2 선박해양플랜트연구소 친환경해양개발연구본부, 선임기술원  
E-mail: sgcho@kriso.re.kr

3 선박해양플랜트연구소 해양플랜트산업지원센터, 선임연구원  
E-mail: herotaker@kriso.re.kr

1 Dep. of Automotive Engineering, Hanyang Univ.

1\* Dep. of Automotive Engineering, Hanyang Univ.

2 Eco-friendly Ocean Development Research Division, Korea Research Institute Of Ships & Ocean Engineering(KRISO)

3 Offshore Industries R&BD Center, Korea Research Institute Of Ships & Ocean Engineering(KRISO)

## 1. 서론

최근 지속가능한 신재생에너지 발전에 대한 관심이 증가함에 따라 해양의 풍부한 파랑 에너지를 활용하여 전기에너지를 생산하는 파력발전 시스템에 대한 연구가 활발히 수행되고 있다. 파력발전 방식 중 진동수주형 파력발전 시스템은 Fig. 1과 같이 시스템 외부에서 파랑 에너지가 전달되면, 시스템 내부 진동수주실의 수면이 상하 운동을 하게 되고, 수주실의 공기가 압축, 팽창을 유도한다. 이 때 압축, 팽창한 공기의 압력과 외부와의 압력 차에 의해 공기의 흐름이 유도되고, 유도된 흐름이 발전기 터빈을 회전시켜 전기에너지를 생산하는 방식이다.

진동수주형 파력발전의 에너지원으로 사용되는 파도는 시간, 날씨, 계절 등 시간에 따라 주기와 파고가 불규칙적인 특징을 가지고 있다[2]. 이는 파력발전 시스템의 발전 효율 확보를 어렵게 만드는 요인이며, 갑작스러운 큰 에너지가 전달 됐을 때 발전 시스템에 큰 부하를 주게 되어 고장을 유발할 수 있다. 최근 디지털 트윈 기술을 적용하여 이러한 파력발전 시스템의 문제점을 해결하려는

연구가 진행 된 바 있다[3]. 디지털 트윈 기술은 센서 데이터를 기반으로 실시간적으로 물리모델을 해석하여 N초 뒤의 현상을 예측하고, 상태 모니터링을 통해 리얼 트윈을 제어하여 발전 효율 향상을 기대하는 스마트 운용 체제를 구축하는 기술이다.

한편, 디지털 트윈 물리모델은 센서로 측정한 리얼 트윈의 현재 상태를 입력 받아 성능 예측을 한다. 하지만 센서 데이터는 불연속적이며, 값이 튀거나 갑자기 변화하는 특징이 있다. 이는 센서 자체의 측정 오차나 측정 환경에 의해 발생할 수 있으며, 실제 값과 센서 데이터 값의 차이가 발생하는 불확실성 요소로 작용한다. 또한 물리모델의 작동 조건이나 모델링 파라미터로 인해 불확실성이 존재할 수 있다. 결국 센서 입력 데이터나 물리모델의 불확실성으로 인해 디지털 트윈 물리모델은 잘못된 성능 예측 값을 출력할 수 있다. 따라서 디지털 트윈 물리모델들의 예측 결과에 대한 신뢰성 확보가 수반되어야 한다.

따라서 본 연구에서는 파력발전 시스템의 디지털 트윈에 발생하는 불확실성 중 센서 입력 데이터에 대한 불확실성 요소를 정량화 하고, 이로 인해 발생하는 출력 불확실성에 대해 신뢰구간을 추정하고자 한다. 입력 불확실성 정량화는 센서 데이터 특성을 고려한 접근 방법을 통해 진행하고, 미래 예측에 대한 불확실성 전파 및 정량화는 수식적 분석을 통해 진행한다. 이후 불확실성 정량화 방법을 발전기 물리모델에 적용하여 성능 불확실성에 대한 신뢰구간을 추정한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 불확실성 전파를 확인 할 크리깅 대체모델을 구축에 관해 설명한다. 3장에서는 불확실성 정량화 및 전파 분석을 다루고, 4장에서는 출력 불확실성에 대한 신뢰구간 추정 결과를 설명한다. 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 계획을 설명한다.

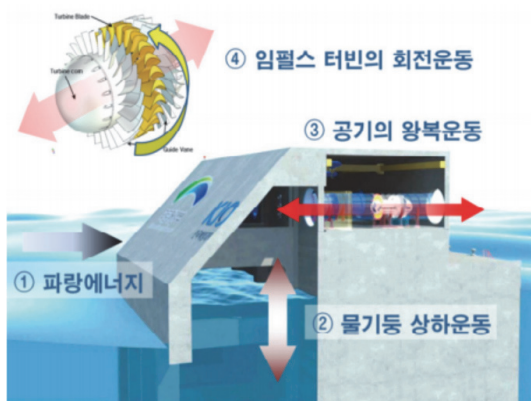


Fig. 1 Principle of OWC type wave power generation system [1]

## 2. 실시간성 발전기 물리모델 개발

### 2.1 발전기 물리모델

발전기 물리모델의 구성은 Fig. 2(a)와 같이 발전기 모델, 전력 변환 장치(Power Conversion System, PCS), 최대 전력점 추종(Maximum Power Point Tracking, MPPT) 제어 모델의 세부 모델로 구성되어 있다. 발전기 물리모델의 출력 계산은 다음과 같다. 입력 속도는 발전기 물리모델 내 세부 모델로 전달되고, 세부 모델들의 계산 및 데이터 교환이 발생해 최종적으로 전기적 토크 및 전압, 전류, 전력이 출력된다.

해당 물리모델은 유한요소 해석 결과를 기반으로 높은 정확도의 MATLAB Simulink 모델로 구축되었지만, 1개의 입력에 대해 1.7초의 성능 예측 시간이 소요된다. 진동수주형 파력발전 시스템의 디지털 트윈은 파도의 반주기인 2.5초 내에 성능 예측 및 제어를 수행해야한다. 하지만, 구축된

Simulink 모델의 계산 시간은 다른 물리모델의 계산 시간 및 리얼 트윈의 구동 시간 등을 고려한다면, 시간 조건을 충족시키기 힘들다. 게다가 미래 예측 및 불확실성 분석을 위한 반복 계산이 필요한 상황에서는 이러한 문제점이 심화된다. 이에 본 연구에서는 Fig. 2(b)와 같이 비선형 응답에서 우수한 예측 성능[4]을 가지며, 입출력 간의 관계를 수학적식으로 표현하여 빠른 계산이 가능한 크리깅 대체모델을 사용해 물리모델의 성능 계산을 대체하였다. 크리깅 대체모델을 구축하기 실험점은 최적라틴방격법(Optimal Latin Hypercube Design, OLHD)[5]을 사용해 생성하였으며, 1변수 문제에서 대체모델의 정확도 확보를 위해 15개의 실험점을 생성하였다. 이때 속도의 범위는 실제 파력발전 시스템의 측정 데이터를 기반으로 최소 150RPM, 최대 400RPM로 산정하였다.

### 2.2 대체모델 검증

크리깅 대체모델을 성능 예측 모델로 사용하기 위해서는 기존 물리모델을 대체할 만큼 충분한 정확도가 확보되었는지 검증이 필요하다. 대체모델의 정확도 검증 방법은 1점 교차 검증법(Leave-One-Out Cross Validation, LOOCV)[6]을 사용하였으며, 정확도 평가 지표는 평균 제공근 오차를 응답의 최대, 최소의 차이로 정규화한 정규화된 평균 제공근 오차(Normalized Root Mean Square Error, NRMSE)[7]를 사용했다. NRMSE는 다음 식 (1)과 같이 계산된다.

$$NRMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\hat{y}_{-i}(x_i) - y(x_i)}{\max(\mathbf{Y}) - \min(\mathbf{Y})} \right)^2} \times 100[\%] \quad (1)$$

1차 교차 검증법을 통한 발전기 대체모델의 전류, 전압, 전력, 토크의 예측 정확도 평가 결과는

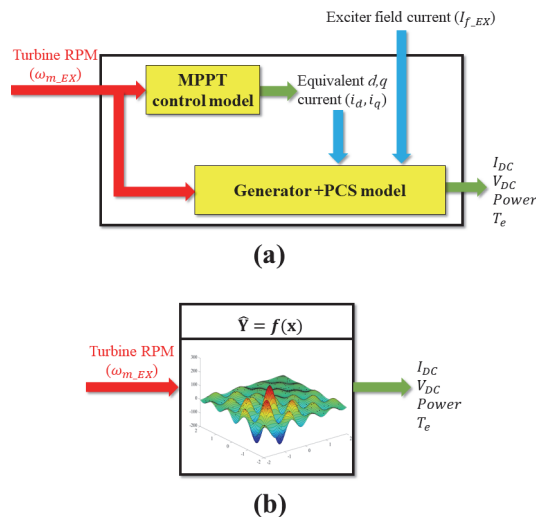


Fig. 2 Composition of generator physical model: (a) Simulink model and (b) surrogate-model

Table 1. NRMSE accuracy measure

성능	NRMSE
전류	1.85e-4[%]
전압	0.23[%]
전력	0.12[%]
토크	0.28[%]

Table 2. Calculation time comparison

반복 횟수	대체모델	Simulink
1	0.0008s	1.75s
10	0.0004s	1.71s
50	0.0001s	1.66s
100	0.0001s	1.64s

Table 1에 나타내었다. 4개 성능에 대한 대체모델의 정확도는 모두 99%이상의 높은 정확도를 보였다. 이는 대체모델이 기존 물리모델을 대체 가능할 만큼 높은 정확도를 가진다고 판단할 수 있다.

다음 Table 2에는 대체모델과 Simulink 물리모델을 각 1회, 10회, 50회, 100회 반복 계산을 통해 소요되는 평균시간을 측정한 결과를 나타내었다. 모든 반복 횟수에 대해 대체모델은 0.001초 이하의 현저히 작은 시간이 소요되었고, 100회 반복 계산 시에도 총 0.01초의 매우 작은 시간이 소요되었다. 따라서 본 연구에서 구축한 대체모델은 기존 물리모델을 대체할 만큼 높은 정확도를 가지며, 디지털 트윈의 실시간성을 확보할 수 있다.

### 3. 불확실성 분석

#### 3.1 입력 불확실성 정량화

불확실성 정량화는 불확실성을 가지는 데이터의 통계적 특성을 추정하고 모델링 하는 방법이다.

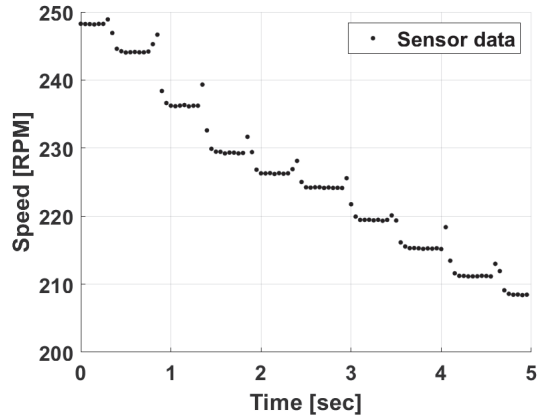


Fig. 3 Sensor data of generator speed

물리모델에 입력되는 센서 데이터는 Fig. 3과 같이 불연속적이며, 센서 자체의 오차나 측정 환경으로 인해 순간적으로 값의 변화가 발생하는 불확실성을 가지고 있다. 이러한 불확실성이 성능 예측 모델에 전파된다면, 부정확한 출력 예측이나, 출력 값의 불확실성을 야기할 수 있다. 따라서 센서 입력 데이터에 대한 불확실성 정량화를 수행하고, 출력 성능에 대한 신뢰구간 추정을 통해 예측 신뢰성을 확보해야 한다.

일반적인 불확실성 정량화는 데이터 특성에 적합한 분포 모델을 선정한 후, 최우량추정(Maximum Likelihood Estimation, MLE)을 통해 데이터를 가장 잘 표현하는 분포 모수를 추정한다. 하지만 일반적인 정량화 방법은 Fig. 3과 같이 시계열 데이터 특성을 가지는 데이터에 직접 사용하기에 어려움이 있다. 예를 들어 Fig. 3에서 데이터의 평균과 분산을 계산할 때, 구간 길이(1초, 2초 등), 시점(0초, 1초 등)에 따라 다른 값이 계산되며, 그 값은 데이터의 노이즈와 같은 불확실성을 표현한다고 보기 어렵다. 따라서 센서 데이터는 시계열 특성을 고려해 데이터의 전처리 과정을 거친 후 그 결과를 바탕으로 한 불확실성 정량화가 필요하다.

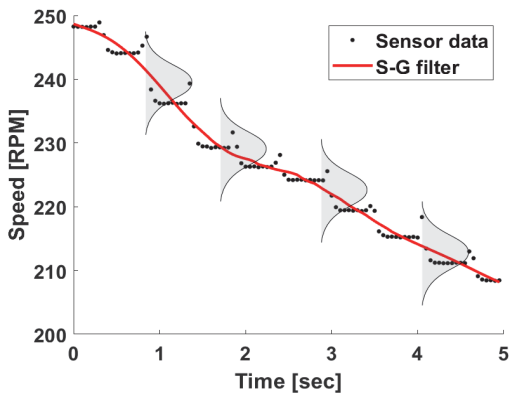


Fig. 4 Applying Savitzky-Golay filter and distribution estimation

본 연구에서는 데이터의 전처리를 위해 평활화 필터(smoothing filter)중 하나인 사비츠키-골레이 필터(Savitzky-Golay filter)[8]를 활용하였다. 필터링 결과 값은 불확실성이 발생하는 데이터의 대폭 값으로써, 다음과 같이 불확실성 정량화를 수행하는데 활용되었다. 센서 데이터의 불확실성은 측정 순간에 발생하며, 모집단은 정규분포를 따른다고 가정하였다. 이후 모집단의 평균은 측정 순간의 필터링 결과 값으로 간주하고, 실제 값과 평균의 차이로 편차를 계산한다. 모집단의 표준편차는 계산된 편차로 최우량추정을 통해 추정하였다. 불확실성 정량화 방법을 통해 센서 데이터는 Fig. 4와 같이 매 순간 특정 표준편차를 갖는 정규분포에서 추출된 값으로 간주할 수 있다.

### 3.2 불확실성 전파

입력 불확실성이 성능 예측 모델에 입력되면, 불확실성이 전파되어 출력 불확실성이 발생한다. 따라서 출력 불확실성에 대한 신뢰구간 추정은 입력 불확실성 전파를 확인한 후, 출력 불확실성 정량화 결과에 대해 신뢰구간 추정을 통해 진행한다. 속도 데이터의 불확실성 전파는 2장에서 구축

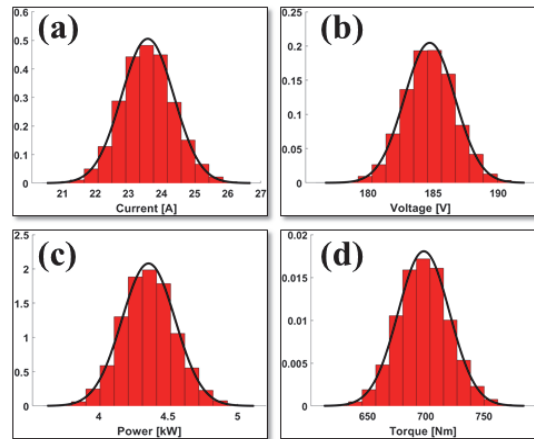


Fig. 5 Uncertainty propagation results: (a) current, (b) voltage, (c) power, and (d) torque

된 대체모델을 이용하여 확인하였다. Fig. 5는 속도 데이터를 평균 250RPM, 표준편차 1.58RPM의 정규분포에서 10,000개의 샘플을 생성시켜 입력했을 때 4개의 발전기 모델의 성능 히스토그램과 최우량추정을 통해 추정한 각 데이터의 정규분포를 나타낸 것이다. Fig. 5(a)~(d)는 각각 전류, 전압, 전력, 토크를 나타낸 것이며, 4개의 성능의 히스토그램과 정규분포의 개형이 일치하는 것으로 보인다. 이에 데이터가 정규분포를 따는지 정량적으로 확인하기 위해 콜모고로프-스미르노프(Kolmogorov-Smirnov) 정규성 검정을 수행하였다. 그 결과 전류의 유의확률(p-value)은 0.28, 전압은 0.97, 전력은 0.16, 토크는 0.36으로, 모두 유의성 판단 기준 0.05보다 큰 값을 가진다. 따라서 4개의 성능은 정규분포 불확실성이 입력됐을 때 출력은 정규분포로 불확실성이 전파된다고 판단할 수 있다.

한편, 파력발전 시스템의 디지털 트윈은 N초 뒤의 성능을 예측해야 한다. 예측이 시작되는 시점부터 N초 뒤까지의 속도 변화를 계산하고, 미래의 성능을 예측해야한다. 이는 현재 시점뿐만 아니라 미래 시점에 발생하는 출력 불확실성에 대한

신뢰구간 추정이 필요함을 의미한다. 따라서 미래 시점 예측에 전파될 수 있는 불확실성을 정량화하고 그에 대한 신뢰구간 추정이 필요하다. 이를 위해 본 연구에서는 미래 속도에 대한 불확실성 전파를 수식적으로 해석하고, 정량화를 진행 하였다.

발전기의 입력 속도 변화는 식 (2)와 같이 현재 속도에서 속도의 증가분을 더해 다음 시점의 속도를 계산할 수 있으며, 발전기 시스템의 속도변화에 대한 미분방정식은 다음 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다[3].

$$\omega_{t+1} = \omega_t + \Delta\omega \quad (2)$$

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{J}(T_m - T_e) \quad (3)$$

여기서  $J$ 는 발전기의 회전관성,  $T_m$ 은 발전기 모델 앞단에서 입력되는 기계적 토크,  $T_e$ 는 발전기 모델에서 나오는 출력인 전기적 토크를 의미한다.

식 (3)의 미분방정식에서 양변에  $dt$ 를 곱해주면, 식 (4)와 같고, 식 (4)는 다시 식 (5)로 근사시킬 수 있다. 따라서 식 (2)의 속도 증가분( $\Delta\omega$ )은 식 (5)로부터 계산이 가능하며 최종적으로 미래 속도 예측은 식 (6)과 같이 현재의 속도 정보와 발전기의 기계적, 전기적 토크의 값으로 계산이 가능해진다.

$$d\omega = dt \times \frac{1}{J}(T_m - T_e) \quad (4)$$

$$\Delta\omega = \Delta t \times \frac{1}{J}(T_m - T_e) \quad (5)$$

$$\omega_{t+1} = \omega_t + \Delta t \times \frac{1}{J}(T_m - T_e) \quad (6)$$

이 때 전기적 토크( $T_e$ )는 Fig. 5에 나타나 있듯, 불확실성을 가지고 있기 때문에, 현재 시점의 속

도( $\omega_t$ ) 불확실성이 미래 시점의 속도( $\omega_{t+1}$ ) 불확실성으로 유지 되지 않고, 전기적 토크의 불확실성이 누적되는 것을 알 수 있다. 따라서 앞선 불확실성 전파 결과를 바탕으로 속도를 식 (7), 전기적 토크를 식 (8)과 같이 정량화 한다면, 식 (6)으로부터 미래 속도에 대한 불확실성 전파 및 정량화는 식 (9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$W_t \sim N(\mu_{\omega_t}, \sigma_{\omega_t}^2) \quad (7)$$

$$T_e \sim N(\mu_{T_e}, \sigma_{T_e}^2) \quad (8)$$

$$W_{t+1} \sim N\left(\mu_{\omega_t} + \frac{\Delta t}{J}(T_m - \mu_{T_e}), \sigma_{\omega_t}^2 + \left(\frac{\Delta t}{J}\right)^2 \sigma_{T_e}^2\right) \quad (9)$$

#### 4. 신뢰구간 추정

Fig. 6은 N초 뒤의 성능을 예측하는 물리모델

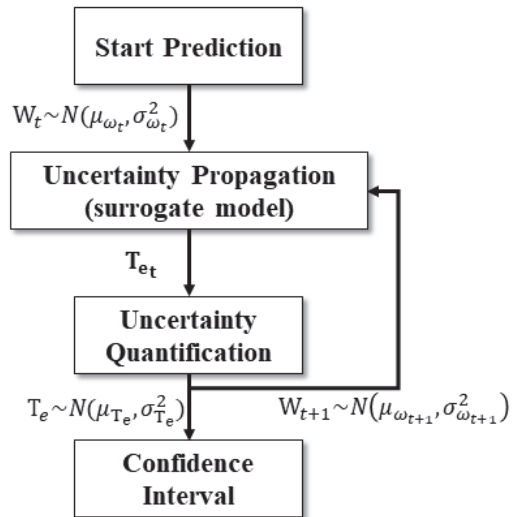


Fig. 6 Schematic diagram of the procedure for confidence interval estimation



에서 불확실성 전파에 따른 미래 출력 불확실성의 신뢰구간 추정에 대한 절차를 도식화한 내용이다. 현재 시점의 입력 불확실성을 통해 발전기의 전기적 토크의 불확실성을 정량화 한다. 이후 현재 시점의 속도와 전기적 토크의 불확실성 정보는 식 (9)를 통해 다음 시점의 속도의 불확실성 정량화를 수행한다. 파력발전 시스템이 예측하고자 하는 미래 시점까지 해당 절차를 반복하고, 매 반복 시점에서 출력의 신뢰구간을 계산한다.

출력 신뢰구간을 추정하기 위해서는 식 (9)에서  $T_m$ 의 정보가 필요하지만, 현재 발전기 모델 정보만으로는 알기가 힘든 상황이다. 따라서, 본 연구에서는 임의의 값으로 가정하고,  $\frac{\Delta t}{J}(T_m - \mu_{T_e})$ 의 값을 식 (10)과 같이 가정하였다.

$$\frac{\Delta t}{J}(T_m - \mu_{T_e}) = \Delta t(5 + 5\sin(60i\Delta t)) \quad (10)$$

$i = 1 : N/\Delta t$

여기서  $J$ 는  $81.6\text{kg}\cdot\text{m}^2$ , 데이터 입력 주기  $\Delta t$ 는 0.05이며, 예측 시간  $N$ 은 2.5초이다.

Fig. 3의 0-5초 구간 속도 데이터의 불확실성 정량화 결과를 바탕으로 5초부터 2.5초 뒤 속도

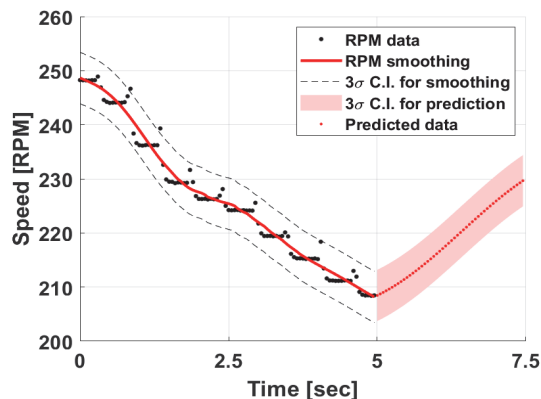


Fig. 7 Speed prediction and confidence interval estimation

예측 및 신뢰구간 추정결과는 Fig. 7에 나타내었다. 신뢰구간은  $3\sigma$ 로 설정하여 99.7%의 신뢰구간으로 산정하였으며, 5초 이전의 필터링 값의 신뢰구간은 점선으로, 5초 이후 예측 신뢰구간은 붉은 색 음영으로 나타내었다. 5초 이전의 속도 센서 데이터는 순간적으로 크게 된 두 점을 제외하고 모든 점이 불확실성 정량화로 계산한 신뢰구간 내 존재함을 확인할 수 있었다. 그리고 예측한 미래 속도의 신뢰구간은 전기적 토크의 분산의 영향으로 예측 시간이 길어질수록 커지기는 하지만, 매우 작은 전기적 토크 분산의 계수( $(\Delta t/J)^2 \approx 4 \times 10^{-7}$ )로 인해 그 영향이 미비하다. 따라서 불확실성의 누적은 많은 먼 미래나, 전기적 토크의 불확실성이 매우 큰 경우가 아니라면 속도 분산의 변화는 매우 작을 것으로 예상되고, 실제 Fig. 7에서도 신뢰구간의 크기 변화가 거의 발생하지 않음을 확인할 수 있다.

속도 입력 불확실성 결과를 바탕으로 발전기의 전기적 토크 예측, 불확실성 정량화 및 신뢰구간을 추정하였으며, 그 결과는 Fig. 8과 같다. 토크의 신뢰구간은 속도와 같이  $3\sigma$ 로 설정하여 99.7%의 신뢰구간으로 산정하였으며, 입력 불확실성 정보를 이용해 10,000개의 속도 데이터 생성하여

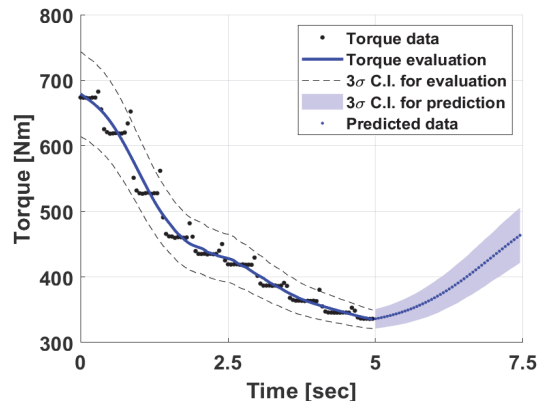


Fig. 8 Torque prediction and confidence interval estimation

입력하고, 전파된 불확실성을 정량화해 토크의 분산을 계산하였다. 5초 이전의 토크 계산 값의 신뢰구간은 점선으로, 5초 이후 예측 신뢰구간은 파란색 음영으로 나타내었다. 속도 데이터와 같이 두 점과 신뢰구간 경계 근처에 있던 한 점을 제외하고 모든 점이 불확실성 전파에 의해 계산된 신뢰구간 내 존재함을 확인할 수 있었다. 예측 구간에서 신뢰구간의 길이는 5초에서의 약 29RPM인 반면 7.5초에서는 약 84RPM으로 크게 증가하였다. 전기적 토크의 신뢰구간은 입력 속도의 분산과 토크 성능의 민감도 영향을 동시에 받는다. 즉, 신뢰구간의 범위는 속도의 분산이 크거나, 현재 토크의 민감도가 클수록 신뢰구간이 넓어진다. Fig. 8의 결과 또한 두 조건의 상황이 중첩되어 점차 신뢰구간의 길이가 증가하는 결과를 보여준다.

## 5. 결론

본 연구에서는 디지털 트윈의 예측 신뢰도 확보를 위해 센서 입력 데이터에 관한 불확실성 정량화 및 신뢰구간 추정에 대해 연구를 수행하였다. 이를 위해 발전기 물리모델에 입력되는 데이터의 특성을 고려한 정량화 방법을 도입하였으며, 미래 속도 예측에 대한 수식적 불확실성 정량화 방법을 도출하였다.

특히 불확실성 정량화 방법은 정량화에 사용되는 데이터의 구간, 시점 등에 크게 영향을 받지 않고, 데이터가 측정되는 순간의 불확실성을 보다 정확히 반영할 수 있었다. 본 연구에서 제안한 방법으로 실제 속도 센서 데이터에 적용한 결과, 예측 이전의 데이터에서는 입력 속도와 출력 토크에서 두 점을 제외하고 모든 점이 신뢰구간 내에 존재하였다. 미래 속도 예측에 대한 신뢰구간의 범위는 넓어지긴 했으나 전기적 토크의 매우 작은

계수 값으로 거의 차이를 보이지 않았다. 반면, 출력 토크는 토크의 민감도의 영향이 더해져 예측 시간이 길어질수록 신뢰구간의 범위가 29RPM에서 84RPM으로 넓어짐을 확인할 수 있었다.

향후 연구에서는 본 연구에서 고려하지 못한 물리모델의 불확실성을 포함한 연구를 진행할 계획이며, 발전기 모델에 국한되었던 불확실성 기반 연구를 디지털 트윈 모델 전체로 확장할 계획이다. 물리모델의 불확실성이나, 물리모델 간 교환되는 데이터들의 불확실성 등을 고려해 통합 디지털 트윈 모델의 예측 신뢰성을 확보하고자 한다.

## 사 사

본 논문은 선박해양플랜트연구소 주요사업인 “스마트 운용·유지보수 체계 구축을 위한 진동수 주형 파력발전 시스템의 Digital Twin 기술개발 (PES4840)” 과제로 수행되었습니다.

## 참고문헌

- [1] J. Oh, C. Min, K. Sung, K. Kang, HJ. Noh, T. Kim, and S. Cho, “A Study on the Abnormal and Fault Reproduction Method for Smart Monitoring of Thrust Bearing in Wave Power Generation System,” *Journal of the Korean Society of Industry Convergence*, vol.23, no. 5, pp. 835-842, (2020).
- [2] B. Czech, and P. Bauer, “Wave energy converter concepts: Design challenges and classification,” *IEEE Industrial Electronics Magazine*, vol.6, no. 2, pp. 4-6, (2012).
- [3] J. H. Lee, K. Kim, and J. Oh, “Development of Intergrated Flow Analysis Model Including



- Generator Model of OWC Wave Power Device,” *Journal of computational fluids engineering*, Vol.27, No.4, pp.99-106, (2022)
- [4] T. W. Simpson, T. M. Mauery, J. J. Korte, and F. Mistree, “Comparison of response surface and kriging models for multidisciplinary design optimization,” *7th AIAA/USAF/NASA/ISSMO symposium on multidisciplinary analysis and optimization*, p.4755, (1998).
- [5] J. S. Park, “Optimal Latin-hypercube designs for computer experiments.” *Journal of statistical planning and inference*, Vol.39, No.1, pp.95-111, (1994)
- [6] A. P. Kyprioti, J. Zhang, and A. A. Taflanidis, “Adaptive design of experiments for global Kriging metamodeling through cross-validation information,” *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 62, pp. 1135-1157, (2020)
- [7] H. Kim, S. Kim, T. Kim, T. H. Lee, N. Ryu, K. Kwon, and S. Min, “Efficient design optimization of complex system through an integrated interface using symbolic computation.” *Advances in Engineering Software*, Vol.126, pp.34-45, (2018)
- [8] R. W. Schafer, “What is a Savitzky-Golay filter?[lecture notes],” *IEEE Signal processing magazine*, Vol.28, No.4, pp.111-117, (2011).

---

(접수: 2023.04.12. 수정: 2023.04.17. 게재확정: 2023.04.24.)