

# 결측 전력 소비데이터 보간을 통한 탄소배출량 추정

조재영, 허태욱, 김선혁  
국립공주대학교

whwodud02@smail.kongju.ac.kr, htw398@etri.re.kr, seonh@kongju.ac.kr

## Estimation of Carbon Emissions through Imputation of Missing Electric Power Consumption Data

Jae Yeong Jo, Tae Wook Heo, Seon Hyeog Kim  
Kongju National University

### 요약

본 논문은 공장 전력 데이터의 결측으로 인한 탄소 배출량 산정 오차를 줄이기 위해, 순환 신경망 기반 GAN 보간 기법을 제안하였다. 실제 공정 데이터를 부분 마스킹해 비교한 결과, 제안 기법은 선형 보간과 ARIMA(AutoRegressive integrated Moving Average)보간 대비 전력 추정과 배출량 계산에서 오차가 가장 낮게 나타났다. 보간된 전력량을 국내 전력 배출계수와 GHG Protocol 의 위치기반 방식으로 계산하였으며, 원본과 매우 근접한 배출량을 얻었다. 이 방법을 통해 신뢰도 높은 전력·배출량 복원을 가능하게 해 탄소배출권 거래제와 탄소국경조정제도 등 규제대응에 기여한다.

### I. 서론

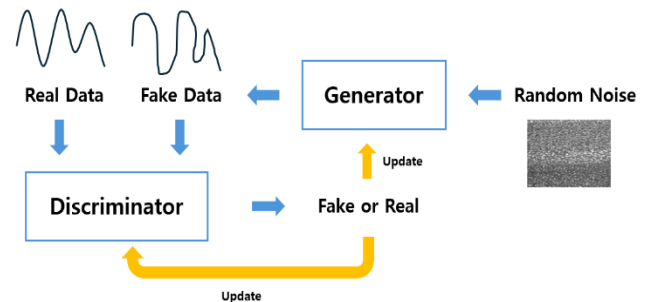
최근 전 세계적으로 탄소중립 정책이 강화되면서 제조업 분야에서도 탄소 배출량 관리가 필수적인 과제로 대두되고 있다. 탄소배출권 거래제 및 탄소국경조정제도(CBAM: Carbon Border Adjustment Mechanism) 등을 통해 기업의 탄소 배출량 측정 및 보고를 의무화하고 있으며, 이에 따라 정확한 탄소 배출량 산정이 요구되고 있다. 그러나 실제 공정에서는 센서 오류, 통신 장애, 설비 고장 등으로 인해 에너지 데이터의 결측이 빈번하게 발생한다.

본 연구에서는 공정의 전력데이터 결측으로 인해 발생하는 탄소 배출량 산정 오차를 최소화하기 위해 시계열 전력데이터의 분포를 학습하여 데이터를 생성 해내는 RGAN(Recurrent Generative Adversarial Network)을 사용한다[1][2]. 이를 통해 공장의 설비 고장 등으로 발생한 장시간 결측 구간의 전력 소비량을 복원하여 탄소 배출량을 산정하고, 규제 준수 및 탄소배출권 거래 시 신뢰성을 확보할 수 있다.

### II. 보간 기법 및 RGAN 모델

결측 데이터 보간을 위해 사용되는 전통적 기법으로는 선형 보간과 통계적 기법인 ARIMA 기법이 있다. 이 기법들은 결측 구간 주변의 관측값만을 활용하여 보간을 수행하기 때문에, 시계열 데이터의 장기 의존성이나 복잡한 패턴을 학습하지 못한다. 특히 60 분 이상의 장기 결측 구간에서는 단순히 양 끝점 또는 주변 정보만으로는 중간 시점의 전력 소비 패턴을 정확히 재현하기 어렵다.

RGAN 은 시계열 데이터의 시간적 의존성을 학습하기 위해 순환 신경망 구조를 활용하는 생성적 적대 신경망이다. 전통적 보간 기법이 결측 구간 주변의 제한된 정보만을 활용하는 것과 달리, RGAN 은 LSTM 을 통해 전체 시계열 데이터의 패턴과 분포를 학습하여 장기 결측 구간에서도 현실적인 전력 소비 데이터를 생성할 수 있다.

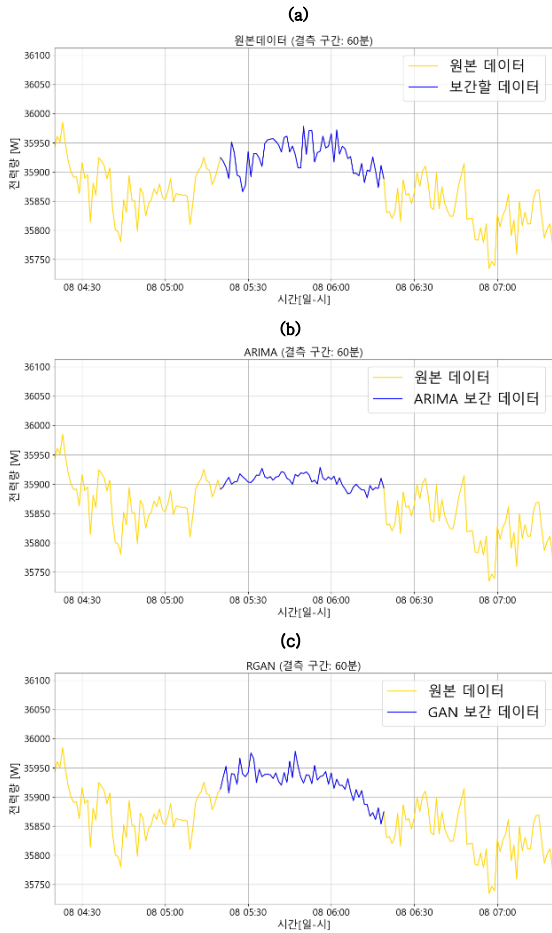


[그림 1] RGAN 모델 구조

본 연구에서 사용된 RGAN 의 구조는 [그림 1]과 같으며 생성자와 판별자로 구성되고, 두 네트워크 모두 LSTM 구조를 포함한다. 생성자는 랜덤 노이즈를 입력받아 결측 구간의 전력 소비 패턴을 생성하고, 판별자는 실제 관측된 전력 데이터와 생성자가 합성한 데이터를 구별하는 역할을 수행한다. 생성자와 판별자는 적대적 학습 과정에서 반복적으로 경쟁하며, 생성자는 판별자를 속이기 위해 더욱 정교한 전력 패턴을 학습하고, 판별자는 미세한 차이까지 식별할 수 있도록 발전한다. 이러한 과정을 통해 RGAN의 생성자는 60분 이상의 장기 결측 구간에서도 실제 전력 소비 패턴에 근접한 데이터를 생성할 수 있다.

### III. 모델 학습

보간 기법들의 성능을 검증하기 위해 실제 공정에서 취득한 2022 년 9 월 8 일 1:40 분부터 10:00 까지 1 분 단위로 측정된 전력데이터를 사용하였다. RGAN 의 성능을 검증하기 위해 500 분의 데이터를 학습한 뒤, 그 중 60 분의 데이터를 마스킹 처리를 하였다. 이후 마스킹 처리를 한 부분을 Linear, ARIMA, RGAN 기법등을 통해 보간하였고 그 결과는 <표 1>과 [그림 2]에서 확인할 수 있다.



[그림 2] 원본 데이터 및 보간 데이터 (a) 원본데이터, (b) ARIMA 보간 데이터, (c) RGAN 보간 데이터

<표 1> 보간 기법별 오차

	시점별 오차		총사용 전력량 오차	
	RMSE [W]	MAPE [%]	AE [kWh]	APE [%]
Linear	66.37	0.17	57.47	0.16
ARIMA	33.40	0.08	20.49	0.06
RGAN	31.56	0.07	0.54	0.0015

#### IV. 성능 평가 및 탄소 배출량 계산

세 모델의 마스킹된 전력 데이터 보간 성능을 비교한 결과, RGAN 모델이 RMSE 31.56, MAPE 0.07로 가장 우수한 정확도를 보였다. 그래프 분석에서도 RGAN은 하락 패턴과 상승 패턴을 안정적으로 보간하여 중장기 패턴의 전력 데이터를 생성했다. ARIMA 기법은 시점별 오차에서 RGAN과 유사한 수준의 성능을 나타냈으나, 실제 사용 전력량 기준으로 오차를 재계산하면 RGAN은 AE(Absolute Error) 0.54, APE 0.0015를 보인 반면, ARIMA 기법은 AE 20.49, APE 0.16로 약 38배의 오차를 보였다. 그래프에서도 ARIMA는 급격한 변동성을 충분히 재현하지 못하는 한계를 보인다.

보간된 데이터의 탄소 배출량을 추정하기 위해 식 (1)을 사용하여 <표 2>의 탄소 배출량을 계산하였다.  $CE_k$ 는 탄소 배출량,  $PE$ 는 전력 사용량,  $F_k$ 는 배출계수이다.  $L$ 과  $M$ 은 위치기반, 시장기반 계산방식으로 <표 3>에서 확인할 수 있다. 탄소 배출량의 배출계수는 2024년 기후에너지환경부 온실가스종합정보센터에서 공개한 국가 승인 배출계수(0.4541 tCO<sub>2</sub>eq/MWh)를 사용하였으며,

<표 2> 보간 기법별 탄소 배출량

탄소 배출량 [gCO <sub>2</sub> eq/h]			
Original	Linear	ARIMA	RGAN
16.315	16.288	16.305	16.313

<표 3> 탄소 배출량 계산 방식

탄소 배출량 계산 방식	
위치기반(Location-Based)	시장기반(Market-Based)
기업이 속한 전력망의 평균 배출계수를 사용하여 계산.	기업이 구매한 전력(신재생에너지 등)의 고유한 배출계수로 계산.

GHG Protocol Scope2 가이드라인의 위치기반 계산방식을 적용하여 계산하였다[3][4].

$$CE_k = PE \times F_k \quad k \in \{L, M\} \quad (1)$$

#### V. 결론

본 논문에서는 RGAN을 활용하여 공정 전력 데이터의 장기 결측 구간을 보간하였으며, 이를 통해 탄소 배출량 산정의 정확도를 높이는 방안을 제시했다. 실험 결과 RGAN은 기존의 선형 보간이나 ARIMA 기법보다 우수한 보간 성능을 보였으며, 특히 장시간의 결측 구간에서 총사용 전력량의 오차를 기존 모델들보다 감소시켜 복원 안정성을 입증했다. 따라서 RGAN 기반의 전력 데이터 보간 모델은 탄소배출권 거래제 및 탄소국경조정제도 같은 규제 환경에서 기업이 탄소 배출량을 신뢰성 있게 산정하고 보고하는 데 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

#### ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 산업통상자원부 및 한국산업기술진흥원의 사업지원(KIAT) (No. RS-2025-04752996), 그리고 국립공주대학교 학술연구지원사업의 의하여 연구되었음.

#### 참 고 문 헌

- [1] I. Goodfellow *et al.*, "Generative adversarial nets," in *Advances in Neural Information Processing Systems 27*, pp. 2672-2680, 2014.
- [2] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, 1997.
- [3] World Resources Institute and World Business Council for Sustainable Development, "GHG Protocol Scope 2 Guidance: An amendment to the GHG Protocol Corporate Standard," 2015.
- [4] Greenhouse Gas Inventory and Research Center of Korea (GIR), "National Greenhouse Gas Emission Factors Approved in 2024," 2024.