

에너지 프로세스 혁신을 통한 제조 핵심 공정의 에너지 효율화 방안 연구

조상준¹, 이현무¹, 이진수^{2*}
¹한국공학대학교 나노반도체공학과 학생
²SEP 협동조합 선임 연구원

Study on Energy Efficiency Improvement in Manufacturing Core Processes through Energy Process Innovation

Sang-Joon Cho¹, Hyun-Mu Lee¹, Jin-Soo Lee^{2*},
¹Student, Department of Nano Semi-Conductor Engineering, Tech University of Korea
²Senior Researcher, SEP Cooperative

요약 전세계적으로 기후변화 대응을 위한 글로벌 탄소중립을 공조하고 있다. 한국의 경우 온실가스 배출량이 빠른 속도로 증가하고 있어 해결이 시급한 상황이다. 이에 본 연구는 스팀트랩이라는 열 에너지 수집 디바이스를 개발하고, 스팀트랩으로 에너지 사용량을 데이터로 수집하여 향후 전력 사용량에 대해서 예측이 가능한 AI 모델을 개발하였다. 해당 AI 모델의 전력 사용량 예측 정확도 평균은 96.7%로 높은 정확도를 보여주었다. 따라서 해당 AI 모델을 통해 어느날 전력 사용량이 높은지와 어떤 설비에서 전력 사용량이 높은지를 예측하고 관리 할 수 있게 되었다. 향후 연구는 스팀트랩의 이상탐지를 통한 효율적인 장비 운용과 에너지 관리 시스템의 표준화를 통해 에너지 소비 효율을 최적화하여 온실가스 배출을 줄이고자 한다.

주제어 : 융합, 에너지, 제조, 공정, 온실가스, 효율화

Abstract Globally, there is a collaborative effort to achieve global carbon neutrality in response to climate change. In the case of South Korea, greenhouse gas emissions are rapidly increasing, presenting an urgent situation that requires resolution. In this context, this study developed a thermal energy collection device named a 'steam trap' and created an AI model capable of predicting future electricity usage by collecting energy usage data through steam traps. The average accuracy of electricity usage prediction with this AI model was 96.7%, demonstrating high precision. Consequently, the AI model enables the prediction and management of days with high electricity consumption and identifies which facilities contribute to elevated power usage. Future research aims to optimize energy consumption efficiency through efficient equipment operation using anomaly detection in steam traps and standardizing energy management systems, with the ultimate goal of reducing greenhouse gas emissions.

Key Words : Convergence, Energy, Manufacturing, Process, Efficiency

* This paper was carried out in 2023 with the support of the Korea Institute of Environmental Industry and Technology's DX-based carbon supply chain environmental manpower training project (Ministry of Environment) and the Korea Energy Technology Evaluation Institute's energy manpower training project (task name: training specialized manpower for carbon resource based on energy efficiency) for each mid-sized business sector.

*Corresponding Author : Jin Soo Lee (jinsoo6172@gmail.com)

Received November 14, 2023

Revised December 6, 2023

Accepted December 22, 2023

Published December 30, 2023

1. 서론

1.1 연구 배경

최근 전 세계적으로 기후변화 대응을 위한 글로벌 탄소중립을 위해 공조하고 있다. 파리기후협정(16년), UN 기후 정상회의(19년) 이후 121개국의 기후 목표 상향동맹 가입 등 2050 탄소중립[1]의 글로벌 협력을 가속화하고 있다. 반면 한국의 1인당 온실가스 배출량은 지난 1990년 약 6.8t이었지만 2020년에는 12.7t으로 약 1.8배 증가한 상황이며, UN은 한국이 2030년까지 온실가스 배출량을 2017년 대비 50% 감축할 것을 권고하고 있다. 한국의 에너지 분량 이산화탄소 배출량 역시 국가 총배출량의 86.8%에 해당하는 5억 6,992만 톤으로 이에 해결이 필요하다. 한국은 2023년 국내 탄소중립 이행계획을 수립하여 2030년까지 연도별·부문별 탄소 감축 로드맵 수립이 진행 중이며 2030년까지 2018년 배출량 대비 40% 감축을 목표로 하고 있다. 이와 같은 목표를 달성하기 위해서 온실가스 다 배출 산업인 제조업의 저탄소화·탈탄소화 혁신이 필수적이다.

	한국	EU	프랑스	독일	이탈리아	스페인	영국	중국	일본
농림어업	2.2	1.6	1.6	0.7	2.0	2.3	0.5	0.6	1.2
광업	0.2	0.3	0.1	0.1	0.2	0.2	1.3	1.6	2.0
제조업	28.4	16.4	15.4	20.7	15.8	13.2	9.4	11.0	20.3
발전·열병합·수소	4.1	2.0	1.2	2.6	2.4	1.7	1.1	1.0	3.2
크로스와 및 석유정제업	0.8	0.2	0.0	0.2	0.1	0.3	0.2	0.7	1.0
화학	2.9	2.4	1.6	2.4	1.5	1.8	1.5	1.8	3.5
시멘트	0.3	0.2	0.1	0.2	0.3	0.2	0.1	0.2	0.8
기타비금속광물	0.2	0.2	0.1	0.2	0.3	0.2	0.1	0.1	0.3
(소계)	8.4	5.0	3.0	5.6	4.5	4.2	2.9	3.7	8.8
전기전자	7.4	1.5	0.8	2.6	1.2	0.7	0.7	1.8	5.0
가정	3.1	2.0	0.7	3.5	2.6	1.1	0.6	0.8	3.1
수송장비	4.4	2.2	1.3	4.2	1.1	1.7	1.3	1.5	2.6
기타	5.1	5.7	4.6	4.8	6.4	5.5	3.9	3.2	9.8
전기가스·수도	3.3	2.9	2.6	2.7	2.9	3.2	2.4	2.0	2.8
건설	5.2	5.1	5.1	4.8	4.6	5.7	5.9	4.0	6.7
서비스	60.7	72.7	80.2	71.0	74.5	75.3	80.4	80.6	51.8
총계	100	100	100	100	100	100	100	100	100

자료: IHS, 2019년 국가가치 기준.

Fig. 1. Share of energy consumption by industry in major industrial sectors

에너지 다소비 사업장, 목표 관리제, 배출권 거래제와 같은 키워드로 대표되는 산업 부문의 에너지 및 온실가스 감축에 관한 의무화 제도가 지속해서 발표되고 있음에 따라 본 연구의 주요 대상이 되는 산업 부문의 제조사업장에서는 에너지 절감을 위한 기업경쟁력 확보의 필요성 인식과 외부 환경 및 정책변화에 대한 유연한 대응이 요구되고 있다. 그러나 국내의 가장 큰 제조사업장이라 부를 수 있는 국가산업단지[2]는 생산 실적의 정체가 지속되고 있다. 이는 국가산업단지 내 기업들의 일률적인 생산 방식으로 인해 발생하는 문제이다. 또한 전국

국가산업단지의 노후화 문제 역시 심각하다. 2020년 2분기 기준 전국 국가산업단지 47개 중 노후 산업은 32개로 68%를 차지하고 있다.

<전국 노후산업 현황 및 증가 추이> (단위: 개, %)

구분	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020 2분기
전체 산업 수	901	948	993	1,033	1,074	1,124	1,158	1,189	1,207	1,220	1,223
노후 산업 수	256	288	321	348	368	393	413	428	436	448	450
노후산업 비율	28.4	30.4	32.3	33.7	34.3	35.0	35.7	36.0	36.1	36.7	36.8

Fig. 2. The Current Status and Increasing Trends of Aging Industries Nationwide

이렇듯 국가산업단지의 심각한 노후화와 일률적인 생산 방식으로 인한 낮은 가동률로 인해 제조 에너지 효율이 급격히 낮아지고 있으며 앵커 기업의 이탈과 중소기업 상생 기반의 붕괴 등 다중적인 악재를 직면하고 있다. 따라서 본 연구에서는 전력 및 스팀트랩[3] 제조 핵심 공정의 에너지 효율화를 통해 에너지 효율 개선 요소를 탐색하고 설비 개선 또는 설비 도입을 하고자 한다. 또한 기존 에너지관리 시스템을 클라우드 기반으로 표준화에 관리 측면에서 운영 효율성을 높이고, 다양한 유사 업종 데이터를 활용해 적절한 에너지 사용 및 절약 분석이 가능해짐으로써 솔루션 서비스의 경제적 부담을 줄이고 에너지 절감 효과를 극대화할 수 있다고 예상된다.

2. 본론

2.1 과제 개요

2.1.1 과제 프로세스

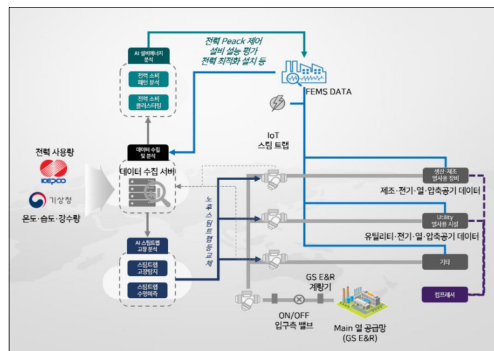


Fig. 3. Process Overview

본 논문의 핵심 공정의 에너지 효율화 프로세스는

데이터를 입력 및 출력 샘플로 분할하여 병렬 시리즈의 데이터 세트를 훈련하는 모델로, 다변량 변수를 입력하여 단일 값을 예측하는 장점이 있는 모델이다. 본 연구는 다양한 요소의 입력값을 통해 전력 사용량 예측이라는 하나의 출력값을 원하므로 가장 적합한 모델이라고 할 수 있다. LSTM 모델의 코드 스니펫은 Fig.7과 같다.

```
# Design network
model = Sequential()

# Check LSTM
model.add(LSTM(50, input_shape=(train_X.shape[1],
train_X.shape[2])))
model.add(Dense(1))
model.compile(loss='mae', optimizer='adam',
metrics=['mse']) # mse = mean squared error

# Fit network
history = model.fit(train_X, train_y, epochs=50,
batch_size=72, validation_data=(test_X, test_y), verbose=2,
shuffle=False, callbacks=[WandbCallback()])
```

Fig. 7. LSTM Code Snippet

LSTM 모델의 교육 및 학습을 시각화하기 위해서 Weights & Biases라는 MLOps[10] 플랫폼을 이용하였다. 해당 플랫폼은 훈련 mse[11], 검증 mse, 훈련 손실[12], 검증 손실에 관해 모니터링하는 데 도움이 된다. 훈련을 위해 batch는 73, epoch는 50으로 설정하여 모델을 훈련하였다. 해당 플랫폼을 통해 얻은 공장의 학습곡선[13]은 Fig. 8과 같으며 해당 곡선은 한 공장의 검증 손실에 대한 학습곡선이다.

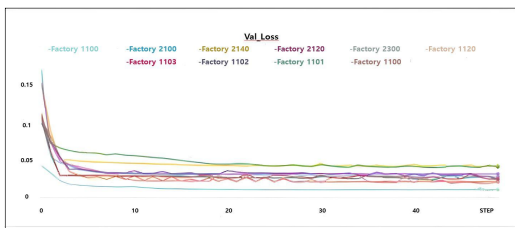


Fig. 8. Validation Loss Learning Curve

학습곡선의 그래프를 확인한 결과 훈련 손실과 검증 손실의 값이 감소하다 반복 20회부터 거의 일정 수준을 유지하고 있는 형태를 보인다. 이는 모델의 학습이 Underfitting이나 Overfitting[14]이 발생하지 않고 안정적으로 학습하고 있음을 의미한다. 모델의 안정성을 확인했으므로 예측을 진행한다. 모델은 42,300분에 해당하는 다음 달의 전력 사용량을 예측한다.

Table 1. Model Test Table

Category	Data
Input	Used amount(kwh), Power factor(%), Electric current(A), Active power amount(kWh), Reactive power amount(kVarh)
Model	Learned Model(*pickle file)
Scaler	Stored scaler file(*pickle file)
Production	Used amount(kwh)(Prediction)

모델의 테스트 정확도를 측정하기 위해 정규화된 RMSE[15]를 도입한다. 정확도 공식은 식(2)와 같다.

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2}}{N} \quad (2)$$

x_i = 실제관찰

\hat{x}_i = 예측된관찰

N = 총값수

Normalized RMSE = (1 - RMSE)/100

위 공식을 통해 6개 공장의 데이터 예측 정확도 결과를 계산하였다. Fig. 10과 같이 6개 공장에 대한 예측 결과 정확도의 평균은 96.7%로 측정되었다.

Table 2. Model Accuracy Result

Factory_ID	RMSE_SCALER	Accuracy_Scaler
1100	0.033478727	96.65212732
1120	0.022078325	97.7921675
2100	0.019211031	98.07889669
2120	0.04389305	95.61069504
2140	0.0421755708	95.78242922
2160	0.038964729	96.10352709
Total Accuracy=		96.66997381

3. 결론

본 논문에서는 에너지 효율화를 위해 산업단지 내 제조사업장의 핵심 제조 공정에서 발생하는 에너지 효율화 방안에 대하여 연구하였다. 제조 과정에서 발생하는 에너지를 측정하기 위해서 스템트랩 장비를 개발하여 수요 기업들의 공장에 설치하여 데이터를 시간 단위로 수집하였다. 얻은 데이터는 Raw Data로 데이터를 사용

하기에 앞서 데이터를 가공하였다. 각 공장들의 데이터는 규모가 모두 다르므로 정규화 과정을 통해 데이터의 규모를 비슷하게 변환하여 AI 모델의 훈련 안정성을 향상 시켰다. AI 모델의 개발을 진행할 때 다변량 LSTM 모델을 사용하였다. 모델의 학습을 진행 시킨 후 MSE와 Loss에 대한 학습 곡선을 확인해 모델이 올바르게 학습을 진행하였는지 확인한다. 확인 결과 MSE와 Loss의 학습 곡선 모두 훈련을 진행하며 계속해서 감소하여 Underfitting의 문제는 나타나지 않았고, iteration 20회 근방을 기준으로 계속해서 감소하지 않아 Overfitting 문제 역시 발생하지 않았다. 모델의 안정성을 검증한 후 모델을 이용해 각 공장의 42,300분에 해당하는 다음 달의 전력 사용량을 예측하였다. 예측한 사용량을 정규화한 RMSE를 이용하여 정확도를 계산하였고, 6개 공장의 정확도 평균이 96.7%로 측정되었다. 다변량 LSTM 모델이 매우 높은 정확도를 보여주었으며, 미래의 전력 사용량 예측을 통한 에너지 관리에 효과적이다. 향후 연구는 스텝트랩의 설비 개선 및 에너지 관리 시스템의 표준화 플랫폼을 통한 에너지 소비 효율 개선 시스템을 구축하고자 한다.

REFERENCES

- [1] T. Y. Jin, J. W. Kim & D. W. Kim. (2023). Analyzing Contribution of RE100 to the Net-Zero Focusing on Electricity Profile Analysis. *Journal of Environmental Policy and Administration*, 31(3), 1-28.
DOI : 10.15301/jepa.2023.31.3.1
- [2] S. K. Kim & S. K. Kim. (2022). A Study on Industrial Development through Employment Creation in National Industrial Complexes and Analysis of Transportation Equipment Industry in the Southeast Region. *Korean Journal of Business Administration*, 35(1), 1-27.
DOI : 10.18032/kaaba.2022.35.1.1
- [3] I. K. Choi & J. H. Kang. (2016). Study of Performance Properties and Steam Condensate Capacity by Orifice Diameters of Free Float Steam Trap Valve. *Journal of the Korean Society of Manufacturing Process Engineers*, 15(2), 31-37.
- [4] H. A. Lee, D. J. Kim, W. J. Cho & J. H. Gu. (2023). Optimization of Energy Consumption Prediction Model of Food Factory based on LSTM for Application to FEMS. *Journal of Environmental & Thermal Engineering*, 18(1), 7-19.
- [5] Y. J. Lee, S. W. Kweon, J. H. Kim, J. E. Cha, K. H. Kang & H. J. Kim. (2023). Spectral Preprocessing and Machine Learning Modeling for Discriminating Manufacturing Origins of Mulberry Bast Fiber. *Journal of Korea Technical Association of the Pulp and Paper Industry*, 55(5), 61-74.
- [6] Y. J. Kim, Julip Jung, S. I. Hwang & Helen Hong. (2023). Improvement of Prostate Cancer Aggressiveness Prediction Based on the Deep Learning Model Using Size Normalization and Multiple Loss Functions on Multi-parametric MR Images. *Journal of KIIE*, 50(10), 866-873.
DOI : 10.5626/JOK.2023.50.10.866
- [7] D. H. Kim, Seil Kim & J. H. Koh. (2023). A Study on a Flow Rate Prediction CNN-LSTM Model Based on Deep Learning using Meteorological Data. *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, 24(8), 22-31.
DOI : 10.5762/KAIS.2023.24.8.22
- [8] H. S. Choi. (2019). Implementation of back propagation algorithm for wearable devices using FPGA. *The Journal of Korean Institute of Next Generation Computing*, 15(2), 7-16.
- [9] C. G. Kang & M. K. Kim. (2022). Detecting Foot Contact of Motion Data using Recurrent Neural Network. *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, 20(10), 119-125.
DOI : 10.14801/jkiit.2022.20.10.119
- [10] J. M. Sohn & S. M. Kim. (2022). MLOps workflow language and platform for time series data anomaly detection. *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, 27(11), 19-27.
- [11] Y. N. Kim, Y. J. Lee & C. E. Kang (1992). Analysis of the excess MSE of the individual tap LMS (ITLMS) equalizer. *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, 17(3), 232-239.
- [12] K. T. Kim & J. Y. Choi. (2020). Deep Neural Networks Learning based on Multiple Loss Functions for Both Person and Vehicles Re-Identification. *Journal of Korea Multimedia Society*, 23(8), 891-902.
- [13] J. H. Kim. (2009). A Study on the Estimation Methodology for the Stand-by Energy Savings of Televisions Using Learning Curves and Diffusion Models. *The transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers*, 58(2), 239-241.
- [14] S. H. Kim, S. J. Oh, G. Y. Geun, Y. G. Jung & M. S. Kang. (2017). Influence on overfitting and reliability due to change in training data. *The*

International journal of advanced culture technology, 5(2), 82-89.

- [15] Y. J. Yoon, M. G. Kim & J. S. Lee (2012). Calculation of Measurement Error and RMSE about Total-station Using Precise Baseline. *Journal of the Korean Cadastre Information Association, 14(2), 99-106.*

조 상 준(Sang-Joon Cho)

[정회원]



- 2023년 2월 : 한국공학대학교 메카트로닉스 공학과(공학사)
- 2023년 3월 ~ 현재 : 한국공학대학교 나노반도체 공학과(공학석사)
- 관심분야 : 인공지능, 탄소중립
- E-Mail : sjbio234@naver.com

이 현 무(Hyun-Mu Lee)

[정회원]



- 2022년 8월 : 한국공학대학교 나노반도체공학과(공학사)
- 2022년 9월 ~ 현재 : 한국공학대학교 나노반도체공학(공학석사)
- 관심분야 : 3D Modeling, Iot, Metaverse
- E-Mail : privus@naver.com

이 진 수(Jin-Soo Lee)

[정회원]



- 2018년 2월 : 단국대학교 물리학과 (이학사)
- 2021년 2월 : 한국공학대학교 나노광공학과 (공학석사)
- 2021년 2월 ~ 현재 : SEP 협동조합 선임 연구원

- 관심분야 : 탄소중립, IoT
- E-Mail : jinsoo6172@gmail.com