

에너지 절감을 위한 GNN 기반 제지공정 분석 및 시계열 예측

김수림, 도윤미, 최진영*

성신여자대학교, 한국전자통신연구원*

20201071@sungshin.ac.kr, {yдох, choij0*}@etri.re.kr

GNN-based Paper Making Process Analysis and Prediction for Reducing Energy Consumption

Kim Soo Rim, Doh Yoon Mee, Choi Jin Young*

Sungshin Women's University, Electronics and Telecommunications Research Institute*

요약

본 논문은 제지공정 스팀 에너지 절감을 위해 평량별 건조공정 기반 주요 요인을 도출하고 시계열 예측 모델 성능 결과를 분석하였다. 고평량은 회수열, 중평량은 전반적 공정, 저평량은 전건조부 공정 태그가 스팀 사용량과 높은 상관성을 보였다. 5종의 시계열 기반 예측 모델을 학습하여 도출된 요인 기반 스팀 사용량을 예측하였고, SegRNN이 가장 좋은 성능을 보였다. 실증 데이터 분석을 통해 제지 공정에서 평량에 따라 고려해야 하는 태그를 선별하고, 스팀 에너지 절감 모델에 적용될 수 있는 AI모델을 도출함으로써 제지공정의 스팀 에너지 절감 모델 개발 가능성을 확인하였다.

I. 서론

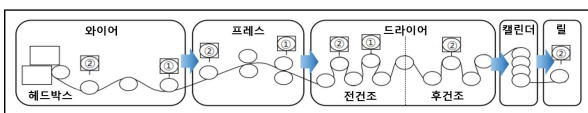
제지공정은 제조업 부문에서 에너지를 많이 소비하는 대표적인 공정 중 하나로, 제조업 내에서 네 번째로 열에너지를 많이 소비하는 산업이다[1]. 제지 공정에서 소모되는 열에너지를 절감하기 위해서는 스팀을 가장 많이 사용하는 건조 공정에서의 스팀 사용량 분석이 필수적이다. 스팀 사용량은 평량에 따라 변동되며 스팀 사용을 결정하는 건조 공정의 위치 또한 달라진다. 따라서 건조 공정 내에서 평량에 따른 스팀 사용량과의 주요 연관 태그 분석이 필요하다.

본 연구에서는 제지 공정을 중심으로 그래프 신경망(Graph Neural Network, GNN) 모델을 활용하여 평량에 따른 스팀 사용량과 관련된 주요 태그들을 도출하고, 다양한 시계열 예측 모델을 통해 스팀 사용량을 예측함으로써 에너지 절감 방안을 모색한다.

II. 본론

2.1 제지공정 프로세스

제지공정은 조성 공정, 초지 공정, 코팅 공정, 완성 공정으로 구성된다. 그림 1과 같이 초지 공정은 헤드박스에서 분출된 원료로 와이어 파트에서 지필을 형성한 다음, 프레스 파트에서 압착 탈수 과정을 진행하고, 드라이어 파트에서 잔류수분을 증발 후, 캘린더 파트에서 종이의 두께가 조절을 통해 목표 평량을 충족하는 제품으로 완성된다. 해당 단계에서는 수분량을 건조하기 위하여 많은 열에너지가 소모되며 이때 스팀 사용량이 중요한 요인으로 작용한다[2].



〈그림 1〉 초지 공정 프로세스

2.2 평량별 스팀 사용량

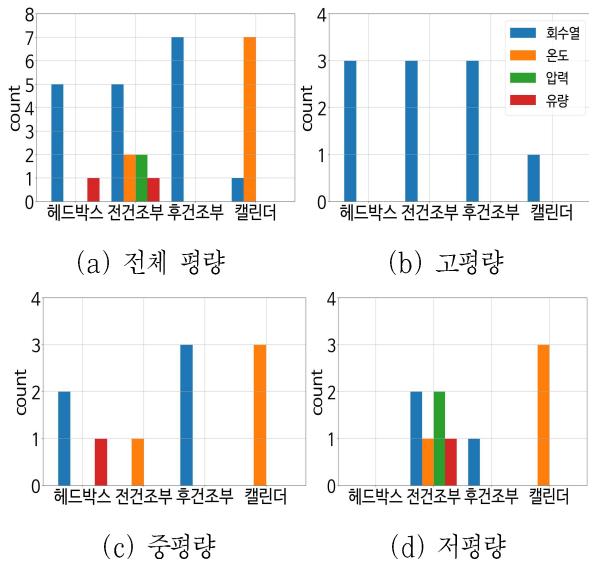
본 연구에서는 실증데이터 기반 평량을 고평량, 중평량, 저평량 3가지로 분류하였다. 평량에 따라 종이의 무게와 수분 함량이 다르며 건조 공정에서 사용되는 스팀의 양과 각 공정 단계에서의 에너지 소모 위치에도 차이가 발생한다. 이러한 차이점을 고려한 분석과 예측을 통해 평량별 최적의 에너지 소비 전략을 수립할 수 있다.

2.3 GNN 기반 평량별 스팀 사용량 연관 태그 분석

그래프 신경망(Graph Neural Network, GNN)을 활용하여 평량별 스팀 관련 주요 태그를 도출하였다. GNN은 그래프 데이터의 노드(node)와 엣지(edge)로 구성된 구조를 통해 각 노드의 특성을 학습하고, 그래프 전체의 복잡한 패턴을 파악하는 심층 학습 아키텍처이다[3]. 노드들과의 상관관계뿐만 아니라 그 관계의 강도까지 반영하기 때문에 다차원의 제지공정 데이터를 클러스터링하기 위해 활용되었다.

본 연구에서는 초지 공정 단계에서 측정된 회수열, 온도, 압력, 유량 태그를 노드로 설정하였으며 각 태그 간의 관계를 선형 및 비선형 특성을 모두 반영한 상호 정보량(Mutual Information)을 계산하여 엣지를 구성하였다. 학습된 GNN 모델에서 코사인 유사도(Cosine Similarity)를 활용해 평량별 스팀 관련 주요 태그들을 도출하였다.

분석 결과, 그림 2의 (a)와 같이 회수열이 스팀 사용량과 연관성이 있는 요인으로 도출되었다. (b) 고평량에서는 대량의 스팀 사용으로 인해 회수열이 발생하고 이에 따라 회수열 태그와의 높은 상관성이 나타났다. (c) 중평량의 경우, 다양한 변수들이 고르게 분포하고 있어 전반적인 공정의 태그들이 스팀 사용량과 상관관계를 보이는 변수로 도출되었다. (d) 저평량 제지는 두께가 얇아 지나친 건조가 가해질 경우 지질이 발생할 수 있으므로 전건조부에서의 적절한 수분 함량 조절이 필요하다. 이에 따라 저평량은 전건조부 태그와 높은 상관성을 보였다.



〈그림 2〉 평량별 건조공정 주요 요인

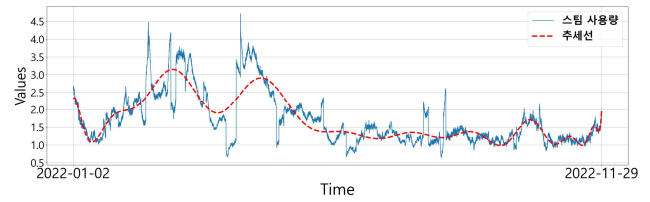
2.4 시계열 예측 모델 비교

GNN을 통해 도출된 스팀 사용량 연관 태그를 바탕으로, 1년간 가장 많이 생산된 고평량 제지 데이터를 활용하여 제지공정에 적합한 5가지 시계열 예측 방법을 비교 분석하였다. 순환 신경망(RNN) 기반 모델인 LSTM(Long Short-Term Memory)을 포함하여, 최근 2년간 높은 성능을 보이고 있는 시계열 예측 모델인 PatchTST(Patch Time Series Transformer), D-PAD(Dilated Pattern Attention-based Decomposition), FredFormer(Frequency Debaised Transformer), SegRNN(Segment Recurrent Neural Network)을 적용하였다[4]. 종속변수는 고평량 제지의 후건조부 스팀 압력이며 GNN을 통해 연관 태그로 도출된 회수열 태그를 독립변수로 하여 예측을 진행하였다. 2022년 1월부터 7월까지의 값을 학습 데이터로 사용하였고, 이후 8월부터 11월까지의 후건조부 스팀 압력을 예측하였다. 평가지표는 MSE(Mean Squared Error), MAE(Mean Absolute Error), RMSE(Root Mean Square Error)를 사용하였다.

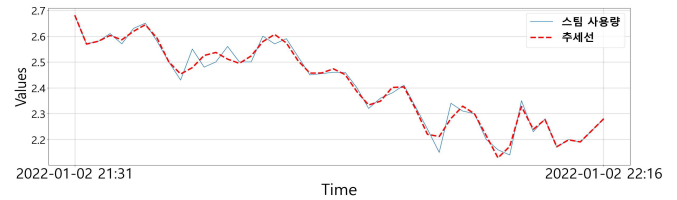
〈표 1〉 시계열 예측 결과

평가지표	LSTM	Patch TST	D-PAD	Fred former	SegRNN
MSE	0.0284	0.0121	0.0137	0.0199	0.0047
MAE	0.1598	0.0979	0.1076	0.1212	0.0540
RMSE	0.1686	0.1101	0.1172	0.1412	0.0692

실험 결과, 표 1에서 SegRNN 모델이 제지공정의 후건조부 스팀 사용량 예측에서 가장 낮은 예측 오차를 보였다. SegRNN은 데이터를 일정 길이의 세그먼트로 나누어 각 세그먼트 내에서 단기적인 패턴을 학습하고 이를 통합하여 장기적인 예측을 수행한다[5]. 그림 3에서 볼 수 있듯이, 연간 고평량 후건조부 스팀 사용량은 장기적인 경향성을 나타낸다. 제지 공정은 24시간 연속 가동되는 공정으로 계절적 요인, 생산량 변화 등에 따라 사용량이 상승하고 하락하는 주기적인 패턴을 보인다. 또한 2022년에 생산된 고평량 제지는 46분 단위로 생산된 경우가 가장 많았으며, 그림 4와 같이 스팀 사용량은 공정 중 온도, 압력, 회수열 등 다른 태그들에 따라 변동한다. 단기적인 스팀 사용량의 변화는 각 태그가 공정에서 요구하는 스팀 양에 따라 달라지며 태그 간 상호작용에 의해 결정된다. SegRNN은 후건조부 스팀 사용량 데이터에서 발생하는 장기 패턴과 단기 변동성을 효과적으로 포착하여 다른 모델들보다 높은 성능을 기록하였다.



〈그림 3〉 연간 고평량 후건조부 스팀 사용량



〈그림 4〉 46분간 고평량 후건조부 스팀 사용량

III. 결론

본 연구에서는 제지공정의 후건조부 스팀 사용량 예측을 위해 GNN을 활용하여 평량별 주요 연관 태그를 도출하고 5종의 시계열 예측 모델들을 비교하였다. GNN 분석 결과, 고평량에서는 회수열, 중평량에서는 전반적 공정, 저평량에서는 전건조부 공정 태그가 스팀 사용량과 높은 상관성을 보였다. 이는 평량에 따라 스팀 사용량과 연관된 태그와 공정 위치가 다르다는 것을 의미한다. 시계열 모델 적용 결과, SegRNN이 가장 높은 성능을 기록하였다. SegRNN 모델은 긴 시계열 데이터를 세그먼트로 나누어 장기적인 패턴과 단기적인 변동성을 동시에 학습할 수 있어 46분 단위로 생산된 경우가 가장 많은 고평량 제지 공정 데이터에 특히 적합한 모델임을 시사한다.

향후 후건조부와 고평량을 중심으로 분석한 연구를 토대로 전건조부 및 중·저평량 제지공정으로 확장하여 검증한다. 이를 통해 전체 건조부에 걸친 종합적인 에너지 절감 모델을 구축하고 제지공정의 에너지 효율을 극대화할 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No. 20202020800290)

참 고 문 헌

- [1] 한국에너지공단, 「에너지사용및온실가스배출실태조사」, 2022, 2024.08.22, 제조업부문 업종별 에너지소비량
- [2] 이상금 외. (2022). 제지공정 건조 실린더의 스팀에너지 3차원 모델링 방법론. *한국통신학회 종합 학술 발표회 (하계)*, pp.458-459.
- [3] Wu, Z., et al.. (2020). A comprehensive survey on graph neural networks. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 32(1), 4-24.
- [4] Meta AI. (2021, August 12). *Papers With Code*. <https://paperswithcode.com/>
- [5] Lin, S., et al.. (2023). Segrnn: Segment recurrent neural network for long-term time series forecasting. *arXiv preprint arXiv:2308.11200*.