

디지털 트윈을 활용한 스마트 팩토리 에너지 효율화 모델링 및 플랫폼 개발

Development of Energy Efficiency Modeling and Platform
for Smart Factories Using Digital Twin

캡스톤 디자인 I 최종발표

팀명 : EcoNOVA
팀원 : 박선아, 서지윤
지도교수 : 이상금
발표자: 서지윤
발표일: 2025.06.11

#Digital Twin
#Smart Factory
#Optimization
#Artificial Intelligence
#Big Data
#Web
#Real-Time Monitoring



CONTENTS

01 목표 및 개요

05 설계 및 문제 해결 방법

02 전체 시스템 구성도

06 팀원의 역할

03 주요 기능

07 데모

04 시스템 성능

08 질의 응답

Objectives & Overview

목표 및 개요



연구 배경

기온 상승

2025년 1월, 전 지구 평균기온은 산업화 이전 대비 **1.75°C** 상승(C3S¹⁾).

지구 온난화 가속화

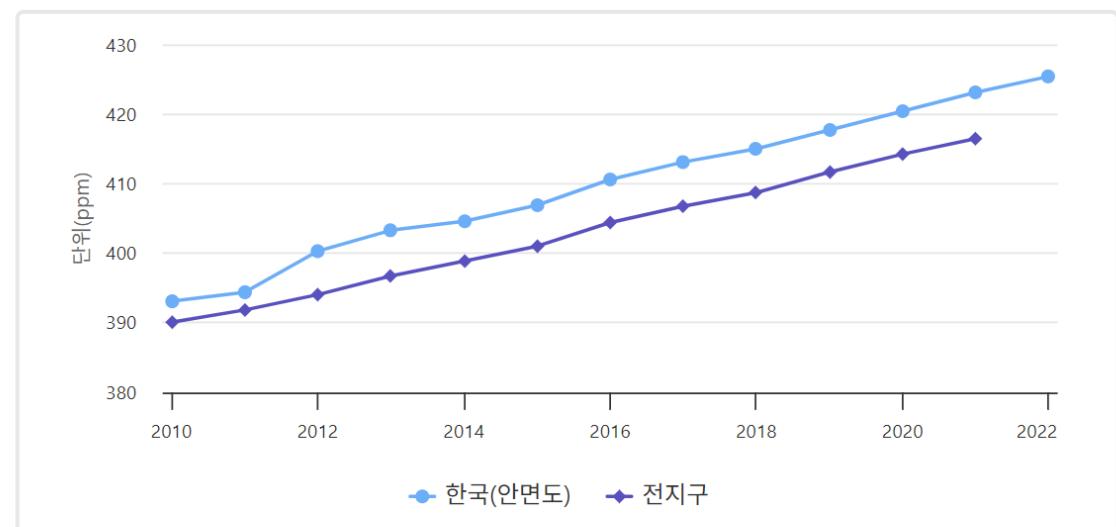
산업화 이후 이산화탄소 배출 증가로 지구 온난화 현상은 더욱 가속화.

자본·에너지 다소비 산업

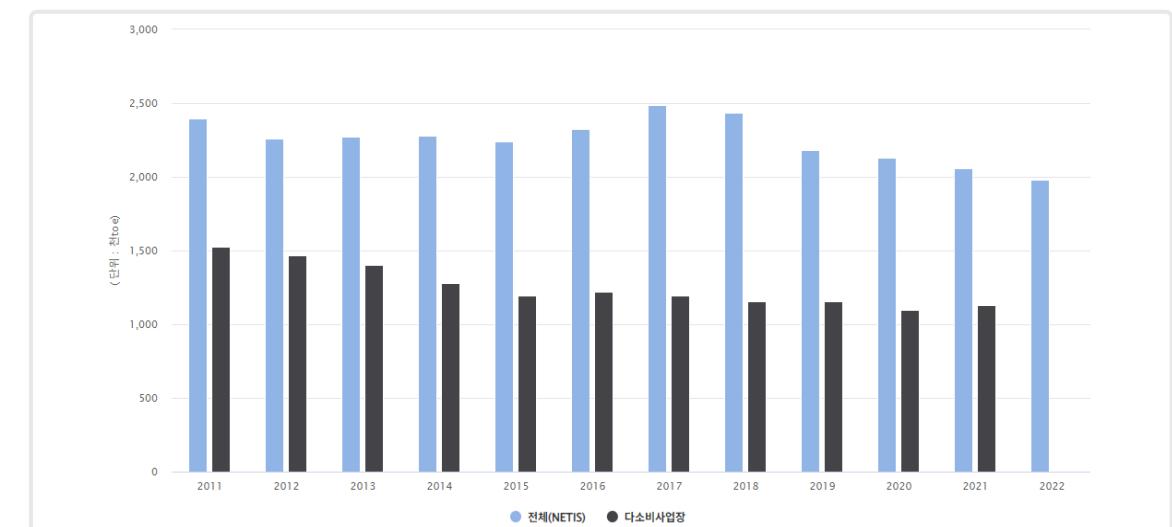
철강, 석유, 요업과 함께 **6대 다소비 업종** 중 하나.

에너지 효율화 필요

제지 업종의 연도별 에너지 사용 추이가 꾸준함을 통해 에너지 효율화의 필요성 확인.



출처 : 탄소중립 정책포털



출처 : EG-TIPS 에너지 온실가스 종합정보 플랫폼

1) C3S (Copernicus Climate Change Service): 유럽연합의 기후 변화 데이터 및 분석 서비스.

문제인식 및 목표



1. 펄프/계절 기반 최적화

문제인식

- 조성공정 : 펄프 의존도가 높음.
전기 에너지의 35% 소비.
- 초지공정 : **120-150°C**의 고온 스팀 필요.
전체 에너지의 60% 이상 소비.

해결전략

- 원료 특성, 공정 조건의 복합적 영향 분석.
- 환경요인기반 에너지 소비 패턴 변화 분석.
- 계절 및 공정 변수 간의 상호작용 고려.

2. 품질/생산량 기반 최적화

문제인식

- 전력 데이터의 부재.
- 에너지 효율 평가를 위한 **지표 필요**.
- 생산량 사용시 초반의 불안정성 확인.

해결전략

- 초반부 품질의 불안정성 파악.
- 품질에 따른 생산량 도출 필요.
- 품질, 생산성, 에너지 효율을 동시에 고려.

목표

- 펄프 배합비와 환경, 공정 변수 기반 **스팀 사용량 분석 및 최적화 전략 수립**
- 공정 데이터 기반 다목적 최적화 함수 설계 및 **강화학습 기반 운전 시나리오 도출**
- 스팀 에너지 절감과 품질, 생산성을 동시에 고려한 **에너지 효율화 전략 수립**

데이터 설명

데이터 기간

2022년 1월 1일 ~ 12월 31일 (1년간)

1분 단위로 수집된 시계열 데이터

데이터 크기

481,311개 행

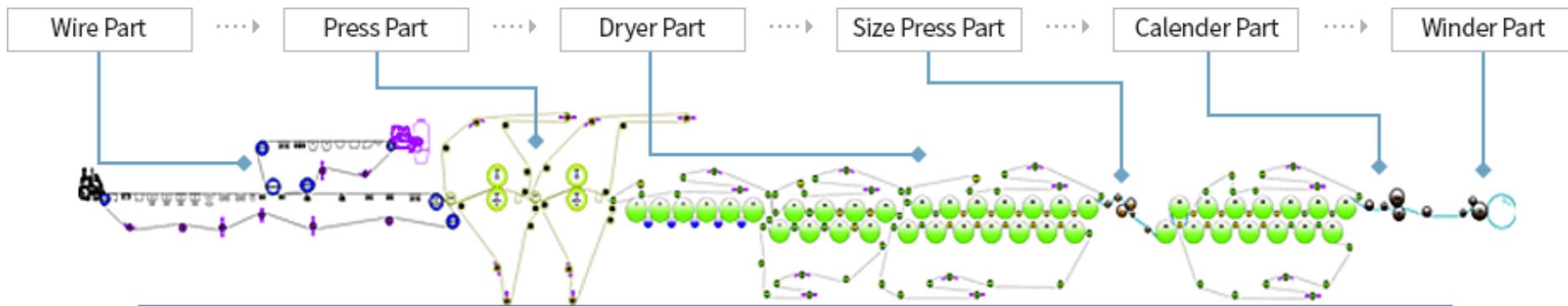
2061개 열

주요 태그

장비 센서 데이터

에너지 관련 데이터 → **출처 불분명**

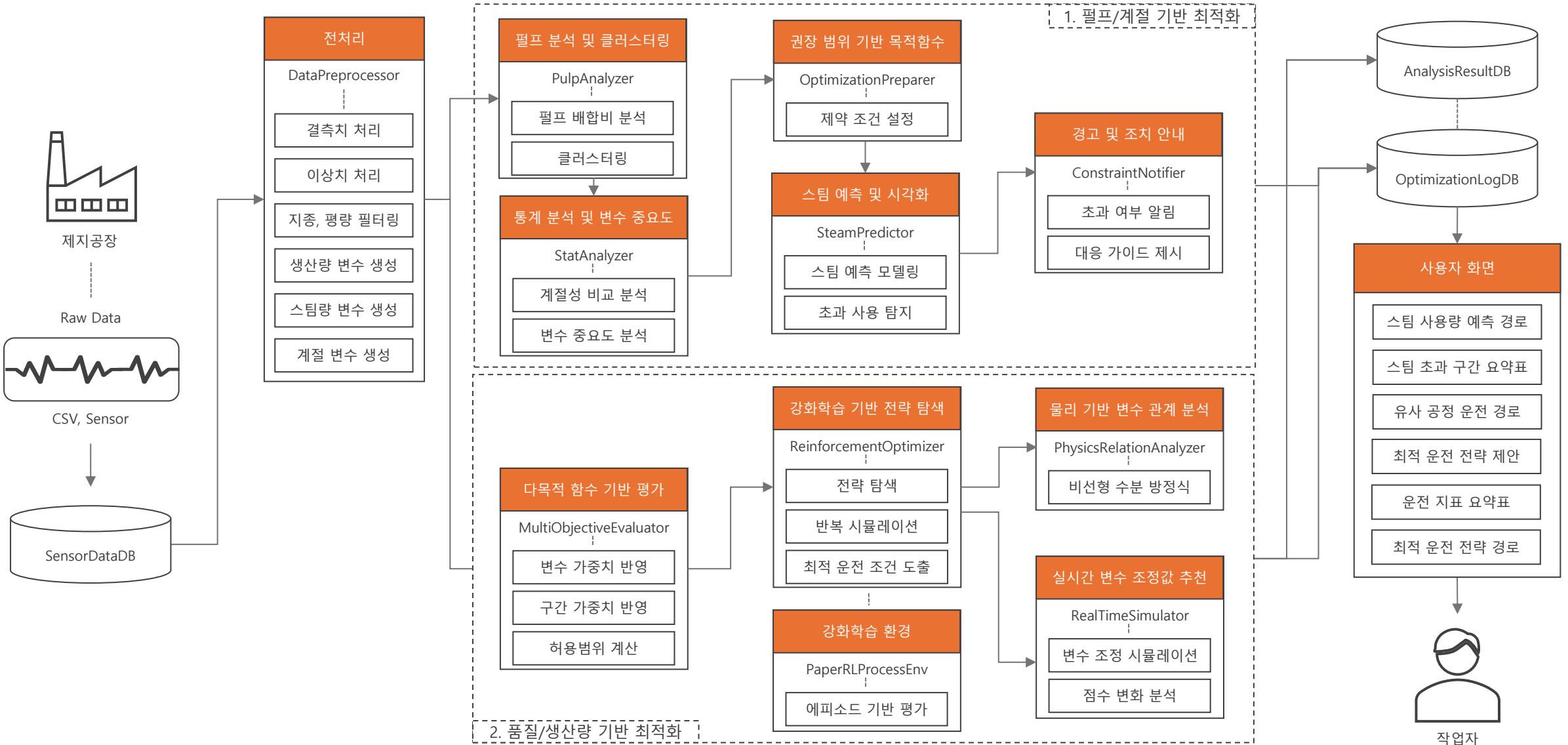
※ 본 데이터는 기업의 실증 데이터로서, 보안 및 기밀 유지 정책에 따라 정확한 변수명을 공개할 수 없는 점 양해 부탁드립니다.



Overall System Architecture 전체 시스템 구성도

2

전체 시스템 구성도



Main Functions 주요 기능

3

1. 펄프/계절 기반 최적화

● 1. 스팀 사용량 예측 모니터링 기능

기능 설명

- 현재 운전 중인 공정 데이터를 기반으로 스팀 사용량을 예측.
- 계절별로 설정된 권장 제어범위를 기준으로, 각 제어변수가 권장 최소/최대 범위를 벗어나는지 판단.
- 실제 스팀 사용량이 예측 스팀 사용량보다 높고, 동시에 제어변수가 권장 범위를 벗어나는 경우 강조 표시.

활용 효과

- 공정 운전자가 스팀 과다 사용 시점을 **직관적으로 식별 가능**.
- 과다 사용 시점에 어떤 제어 변수가 원인인지 추적 가능.
- 예측 및 실제의 비교, 제어범위 초과 정보의 통합으로 효율적 운전 전략 수립 가능.



● 2. 스팀 초과 구간 요약 기능

기능 설명

- 현재 공정 데이터를 기준으로 스팀 사용량이 예측 스팀 사용량을 초과, 동시에 제어변수가 권장 범위를 초과한 시점의 데이터 제공.
- 해당 시점마다 제어변수 각각에 대한 권장 최소/최대값과 현재값 비교 후 초과 방향(상한/하한), 초과량 계산.
- 해당 시점, 초과 변수, 현재값, 권장값, 초과량을 표 형태로 제공.

활용 효과

- '어떤 변수에서 얼마만큼 초과했는지'를 수치로 제시해 **운전 조건 조정 시 정확한 기준값 제공**.
- 반복적으로 초과 발생하는 제어변수를 파악해 공정 제어 전략 개선에 이용 가능.
- 시점별, 변수별, 초과량 등 상세 정보를 이용해 보고 및 **분석 자료로 활용 가능**.

스팀 초과 구간 요약표

시간	공정변수	현재값	권장 최대	초과량
04 : 10	스팀 온도	120.290	120.231	+ 0.059
04 : 13	스팀 온도	120.240	120.231	+ 0.009
04 : 16	후건조기압력	2.108	2.056	+ 0.052
04 : 20	후건조기압력	2.075	2.056	+ 0.019

2. 품질/생산량 기반 최적화

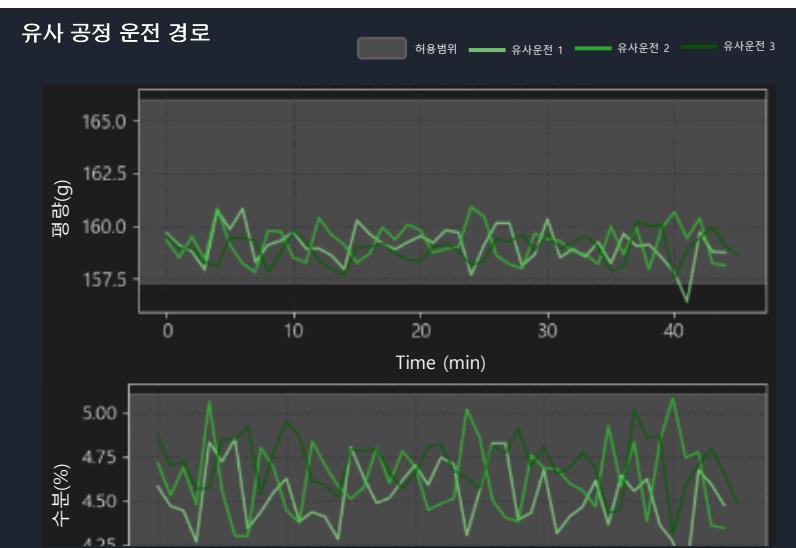
● 1. 유사 공정 운전 모니터링 기능

기능 설명

- 현재 운전 중인 공정 조건과 유사한 과거 공정 운전을 자동으로 탐색하여 시계열로 비교.
- 유사도 기준은 지종, 평량, 주요 센서 변수를 바탕으로 하며, 유사도 높은 공정 운전 3개를 선정해 궤적을 시각화.
- 시계열 그래프를 통해 과거 유사 공정 운전의 평량, 수분 등 운전 데이터를 현재 공정과 함께 확인 가능.

활용 효과

- 공정 운전자가 현재 공정이 정상 범위에 있는지 직관적으로 판단 가능.
- 품질 이상 발생 시 과거 유사 사례와 비교해 원인을 빠르게 추론 가능.
- 안정적인 과거 운전 패턴을 참조하여 현장 운전 개선 방향 설정 가능.



● 2. 최적 운전 전략 제안 기능

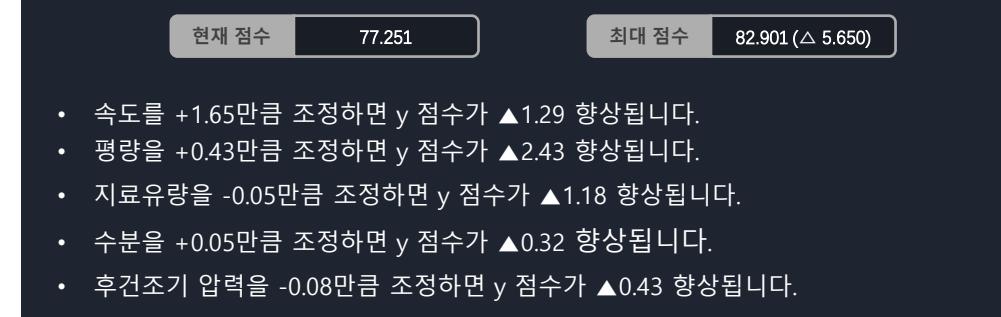
기능 설명

- 현재 공정 데이터를 기준으로 주요 변수들의 조정 방향 및 점수 변화를 제안.
- 다목적 함수 기반 모델을 활용하여 변수별 조정 시 예측 점수의 증가량을 계산.
- 속도, 평량, 유량, 수분, 압력 등 각 변수에 대해 수치 기반의 최적 조정안을 도출.

활용 효과

- 작업자는 ‘무엇을, 얼마나’ 조정해야 할지를 명확하게 파악 가능.
- 직관에 의존하지 않고 실제 모델 기반의 수치적 근거를 바탕으로 조정 결정 가능.
- 품질과 에너지 효율을 동시에 향상시킬 수 있는 전략 수립 가능.

최적 운전 전략 경로



2. 품질/생산량 기반 최적화

● 3. 운전 지표 요약 기능

기능 설명

- 현재 공정의 주요 운전 지표에 대해 '현재 평균', '과거 평균', '허용 편차'를 테이블 형태로 제공.
- 표에 포함된 지표는 속도, 압력, 평량, 유량, 수분 등이며, 실시간으로 갱신 됨.
- 각 변수별 정상 범위 이탈 여부를 직관적으로 확인 가능.

활용 효과

- 현재 공정이 과거 기준에 비해 정상 범위에 있는지 여부를 쉽게 판단 가능.
- 품질 이상 또는 비정상 운전의 원인 추적이 용이.
- 공정 조정 전, **현재 상태에 대한 객관적인 진단 가능**.

운전 지표 요약표

	현재 평균	가중 평균	허용편차
속도(m/min)	750.629	753.760	16.500
후건조기 압력(kg/cm ²)	2.423	1.654	0.824
평량((g))	158.601	161.657	4.335
지료 유량(kg/min)	12.200	11.936	0.549
수분(%)	4.474	4.665	0.461

● 4.최적 운전 전략 경로 제공 기능

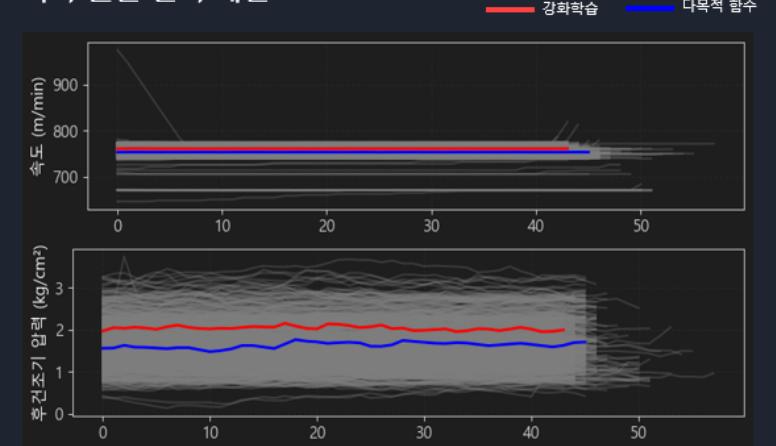
기능 설명

- 현재 공정의 지종, 평량에 대해 **강화학습 기반 최적전략, 다목적 함수 기반 최적 전략**의 변수 궤적을 시계열 그래프로 병렬 비교.
- 회색선은 기존 다수의 과거 공정 운전, 빨간선은 강화학습 결과, 파란선은 다목적 함수 결과.
- 변수별로 시계열 상의 궤적 차이를 직관적으로 확인 가능.

활용 효과

- 현재 공정의 지종, 평량에서의 최적의 운전 전략을 확인하여** 공정 운전자에게 최적의 정답지를 제공 가능.
- 변수별 개선 여지를 파악하고, 실제 적용 가능한 목표 궤적을 설정 가능.
- 최적 시나리오와 비교하여 구체적인 운전 전략 수립 및 성능 향상 분석에 활용 가능.

최적 운전 전략 제안



System Performance 시스템 성능

4

요구사항 테스트 결과

● 성능 요구사항

스팀 사용량 예측 응답 시간

- 스팀 예측 모델의 예측은 1분 이내 완료.
- 시뮬레이션 모드에서도 처리속도 유지.
- 예측 처리 시간 측정 결과 : 평균 15초.
→ 1분 이내 응답 요구 만족.

최적 시나리오 도출 시간

- 목적함수 계산시 총 처리시간 5분 이내 완료.
- 강화학습 기반 시나리오 생성도 동일한 수준의 처리 시간 내 수행.
- 다목적 최적화 : 평균 처리시간 10초.
- 강화학습 기반 시나리오 생성 : 15초 내 수행.
→ 5분 이내 응답 요구 만족.

● 품질 요구사항

시스템 신뢰성

- 시스템 중단 시 알람 발생, 관리자에게 자동 통보.
- 고장 발생 시 시스템 평균 복구 시간(MTTR) 30분 이내로 제한.
- 시스템 전체 통합이 완료되지 않아 복구시간 및 알람 기능에 대한 신뢰성 검증은 추후 진행 예정.

사용자 운용 및 학습

- 초보자도 안내를 통해 30분 내 기본기능 습득.
- 오류 발생 시 명확한 안내 제공.
- 직관적 화면 구성과 단계적 기능 안내 필요.
- 사용자 인터페이스 및 매뉴얼 구성이 완료되지 않아 사용자 테스트는 시스템 통합 이후 수행될 예정.

● 제약 요구사항

개발 및 실행 환경 제한

- 예측 모델은 Python 기반 프레임워크 사용.
- 웹 인터페이스는 내부 서버 배포 가능 구조로 설계.
- 전체 시스템 패키징 및 배포 환경 검증은 통합 완료 이후 내부 운영 환경을 기반으로 적용 여부 확인 예정.

System Design & Problem Solving

설계 및 문제해결 방법

5

1. 펄프/계절 기반 최적화

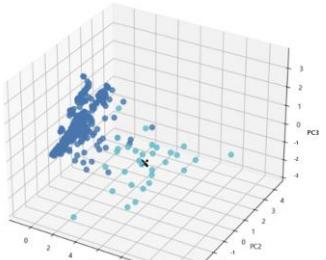
● 1. 펄프 분석 및 클러스터링(PulpAnalyzer)

목적

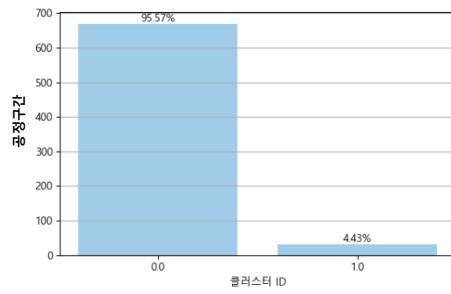
: 펄프 배합비의 특성과 계절적 영향을 반영하여, 공정상 안정적이고 일반적인 운전 조건을 대표하는 공정 구간을 계절별로 도출.

구성 포인트

- 펄프 배합 비율화 및 클러스터링**
 - 5가지 펄프 투입량을 비율화 및 실루엣 스코어로 최적 조합 도출.
 - 평균, 분산 기반 K-means 클러스터링으로 유사 배합 특성 그룹 도출.
 - 클러스터 0이 669개, 클러스터 1이 31개로 클러스터 0만 필터링하여 사용.
- 중심 벡터 도출 및 거리 계산**
 - 각 클러스터의 중심 벡터 계산을 통해 평균 배합비 도출.
 - 각 데이터와 중심 벡터 간 거리 계산 및 거리 분포 유사도 판단.
 - 계절간 분포의 비대칭성을 반영하기 위해 z-score로 정규화.
- 통합 점수 기반 계절별 대표 공정구간 선정**
 - 계절 내 거리 분포의 비대칭성 반영을 위해 z-score + 분산 기반 통합 score를 활용.
 - 계절별 데이터 수 불균형을 보완하기 위해 최소 개수 지정 및 **상위 5% 공정구간 선정**.



클러스터링 결과 PCA 기반 시각화



클러스터 분포 수 시각화

문제 해결

• 문제1. 클러스터링 성능 저하

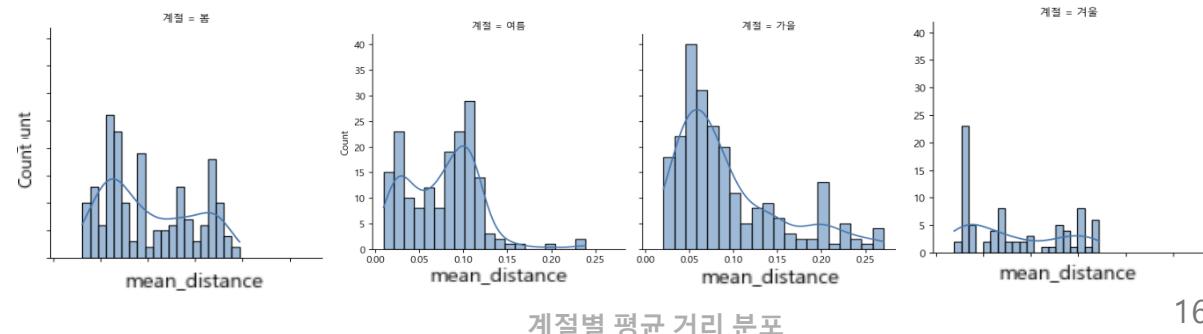
- 1분 단위 시계열 데이터에서 펄프 배합비를 직접 클러스터링 한 경우 데이터가 과도하게 많아 **명확한 패턴 구분이 어려우며**, 공정구간 단위 **평균값**만 사용한 경우 정보가 **단편화되어** 실루엣 점수가 낮게 나타남.

⇒ **공정 단위별로 평균을 내되, 분산을 함께 고려한 클러스터링을 통해** 대표성과 안정성 모두를 반영한 분류를 적용, 실루엣 점수 기준으로도 명확한 클러스터 구분을 확인함.

• 문제2. 클러스터 불균형

- K-means 클러스터링 결과에서 한 클러스터가 대부분을 차지하고, 두 클러스터 간의 **비율이 극단적**이라 정량적 비교 및 해석에 어려움을 겪음.

⇒ 각 클러스터별 스팀 사용량 통계 분석을 통해 다수를 차지하는 **클러스터 0은 일관된 안정적 배합**, 소수인 **클러스터 1은 높은 평균과 분산으로 인해 비효율적 조건으로 해석**. 또한 펄프 배합비 패턴 분석을 통해 클러스터 0은 분산과 IQR이 낮아 일반적인 배합 조건, 클러스터 1은 활엽수, 재활용 및 파지의 편차가 높아 혼합조합의 다양성이 크다고 판단. 이를 통해 클러스터 0을 중심으로 분석 진행.



계절별 평균 거리 분포

1. 펄프/계절 기반 최적화

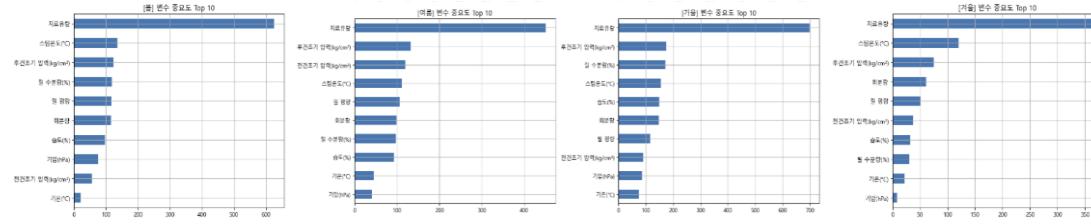
● 2. 통계 분석 및 변수 중요도(StatAnalyzer)

목적

: 계절별 대표 공정구간 데이터를 활용하여 변수 간 통계적 차이 및 중요도 분석, 스팀 사용량에 영향을 미치는 주요 요인을 정량적으로 평가.

구성 포인트

- **기초 통계 분석**
 - 각 공정구간 단위로 평균, 표준편차, 최소/최대값, IQR을 계산하고 계절별로 요약 통계 정리.
 - **계절 간 통계 차이 검정**
 - Kruskal-Wallis, Levene, ANOVA 분석을 통해 계절 간 유의미한 차이를 가지는 변수 도출.
 - 공정 속도, 수분량, 후건조기 압력 등에서 계절에 따른 유의미한 변화 존재.
 - **LightGBM 기반 변수 중요도 산출**
 - 계절별로 LightGBM 회귀 모델 학습 후, 변수 중요도 정량화.
 - 중요도가 높은 변수 중심으로 공정 영향도 해석.
 - **SHAP 분석을 통한 개별 예측 기여도 해석**
 - LightGBM 모델 기반 SHAP 값 계산, 변수별 예측 영향도를 직관적으로 해석.
 - 각 샘플 단위에서 변수의 작용 방향 및 크기 시각화.



계절별 LightGBM 기반 변수 중요도

● 3. 권장 범위 기반 목적함수(OptimizationPreparer)

목적

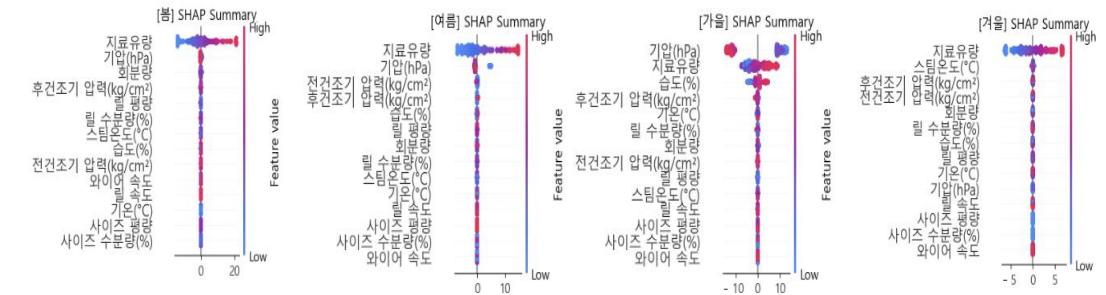
: 계절별 제어변수 및 제약조건 변수의 통계 기반 권장 범위 도출, 최적화 및 운전 가이드 설정에 활용.

구성 포인트

- 계절별 제약조건 설정

- 계절별 대표 공정구간 데이터를 기반으로 제어변수 및 제약조건에 대해 평균, 표준편차를 활용한 권장 최소/최대값을 계산하여 계절별 운전 허용범위 설정.

⇒ 제어 변수 및 제약조건을 기반으로 한 목적함수 도출, 목적함수를 기반으로 한 최적값 기반 조과 범위 탐지 및 알림 기능 제안 예정



계절별 SHAP 분석을 통한 개별 예측 기여도

1. 펄프/계절 기반 최적화

● 4. 스팀 예측^[1] 및 시각화(SteamPredictor)

목적

: LSTM 기반 모델을 활용하여 스팀 사용량 예측 및 공정 구간 단위 정확도 평가, 시각화를 통한 예측 성능 분석

구성 포인트

- LSTM 기반 예측 모델 학습 및 적용^[2]
 - 제어변수를 입력, 스팀 사용량을 출력변수로 스팀 사용량 예측 수행.
- 시계열 그래프 시각화
 - 예측 스팀 사용량과 실제 스팀 사용량 시각화.
 - 계절별 권장 제어 범위 및 실제 스팀 사용량이 예측값을 동시에 초과하는 이상구간 강조.

문제 해결

- 문제1. 초기 모델 예측 한계
 - 기준 상위 지종을 기반으로 한 예측 모델에서 환경/공정변수, 펄프 클러스터를 입력으로 스팀 사용량 예측을 진행했고, R² score 0.90이상의 높은 예측 성능을 확인. 하지만 계절성의 반영이 미흡하고, 단순 예측에 머물러있어 에너지 효율화에 한계 존재.

⇒ 각 계절별 공정 특성의 차이를 반영할 수 있도록 통계분석 및 대표 공정구간 도출을 통해 계절별로 세분화된 분석 진행. 제어 변수 등의 권장 범위를 기준 예측 모델에 적용함으로써 단순 예측 뿐만 아니라 제어 기준 기반 정밀 예측이 가능하도록 구성.

● 5. 경고 및 조치 알림(ConstraintNotifier)

목적

: 제어변수가 계절별 권장 범위 초과시 시각적 강조 및 정량적 요약

구성 포인트

- 계절별 권장 제어 범위 기준 초과 여부 판단
 - 지정된 제어 변수가 계절별 권장 최소/최대값을 벗어나는지 여부 판단.
- 초과 강조 지점 탐지
 - 실제 스팀 사용량이 예측값보다 높고, 동시에 하나 이상의 제어변수가 권장 범위 초과인 시점을 이상 구간으로 판단.
- 초과 항목 테이블 요약
 - 초과 발생 시각, 초과 변수, 현재값, 권장 최소/최대값, 초과량 정리.

스팀 초과 구간 요약표

시간	공정변수	현재값	권장 최대	초과량
04 : 10	스팀 온도	120.290	120.231	+ 0.059
04 : 13	스팀 온도	120.240	120.231	+ 0.009
04 : 16	후건조기압력	2.108	2.056	+ 0.052
04 : 20	후건조기압력	2.075	2.056	+ 0.019

[1] Lee, S., Nengroo, S. H., Jung, Y., Kim, S., Kwon, S., Shin, Y., ... & Har, D. (2023, June). Factory Energy Management by Steam Energy Cluster Modeling in Paper-Making. In 2023 11th International Conference on Smart Grid (icSmartGrid) (pp. 1-5). IEEE.

[2] Yang, M., Xu, X., Cheng, H., Zhan, Z., Xu, Z., Tong, L., ... & Ahmed, A. M. (2023). Industrial steam consumption analysis and prediction based on multi-source sensing data for sustainable energy development. Frontiers in Environmental Science, 11, 1187201.

2. 품질/생산량 기반 최적화

● 1. 다목적 함수 기반 평가 (MultiObjectiveEvaluator)

목적

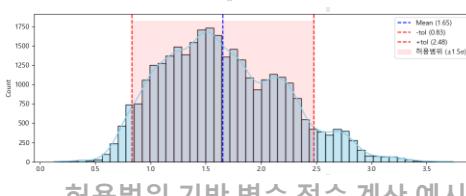
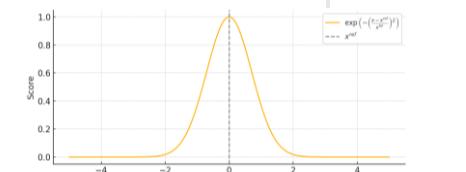
: 생산량, 품질, 에너지 효율 등 다양한 공정 목표를 하나의 평가 함수로 통합하여 정량적인 운전 전략 평가

구성 포인트

- 변수 가중치 반영**
 - 각 변수별 중요도(w_i)를 정량화하여 전체 점수에 반영
 - 품질 관련 변수는 높은 가중치, 부가적 요소는 낮은 가중치 설정
- 구간 가중치 반영**
 - 공정 시간 구간(T_j)에 따라 중요도를 달리 설정
 - ex) 초반은 품질 안정성, 중반은 생산성, 후반은 품질 유지
- 허용범위 계산**
 - 기준값(x_i^{ref})과 허용오차(x_i^{tol})를 기준으로 정상 범위를 설정
 - 이 범위에서 벗어난 값은 점수에 불이익을 주어 패널티 부여
 - 변수값과 기준값의 차이에 따라 점수를 감산하여 반영

$$y = \sum_{j=1}^3 a_j \cdot \frac{1}{|T_j|} \sum_{t \in T_j} \left(\sum_{i=1}^n w_i \cdot \exp \left(- \left(\frac{x_i(t) - x_i^{\text{ref}}}{x_i^{\text{tol}}} \right)^2 \right) \right)$$

수식 기호	의미
$x_i(t)$	변수 i의 시점 t 값
x_i^{ref}	변수 i의 기준값(이상값)
x_i^{tol}	변수 i의 허용 편차(범위)
w_i	변수 i의 중요도 가중치
a_j	시간 구간 j의 가중치
T_j	시간 구간 j
y	최종 품질 점수



허용범위 기반 변수 점수 계산 예시

문제 해결

문제1. 다중 목표 평가

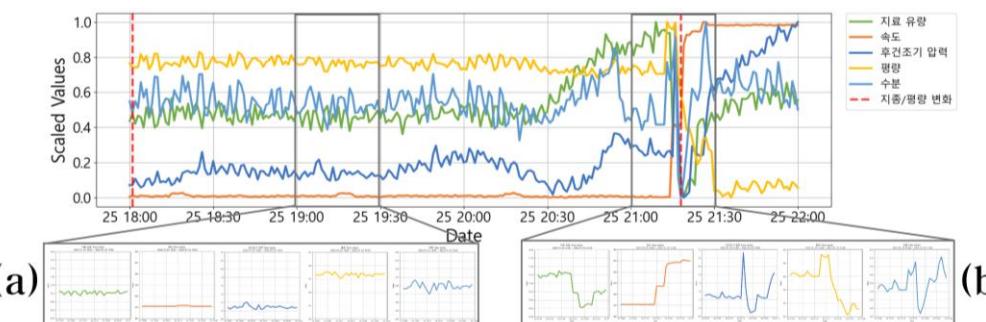
- 품질, 생산량, 안정성 등 서로 다른 공정 목표가 혼합되어 있어, 단일 기준으로 운전 전략의 성능을 정량적으로 평가하기 어려움
- 단순 평균이나 특정 지표만을 기준으로 할 경우, 전체 공정 품질을 정확하게 반영하지 못함.

⇒ 생산량, 품질, 에너지 효율 관련 변수에 대해 중요도 가중치(w_i)를 설정하고, 변수별 허용오차 기반 패널티를 통합하여 다목적 함수를 설계함으로써 다양한 목표를 하나의 점수로 통합 평가할 수 있도록 구성.

문제2. 구간 변동성 발생

- 지종과 평량이 변경되는 구간에서 센서 값의 급격한 변동성이 발생하며, 이로 인해 수분 등 품질 변수에 대한 신뢰성이 저하되었고, 정량적 평가에 오류가 발생.

⇒ 공정을 시간 구간별로 분할하고, 구간별 가중치(T_j)를 반영하여 구간별 변동성이 큰구간에는 감점 계수를 적용함으로써, 시각 구간 특성을 반영한 평가 모델 구현.



(a) 안정 구간, (b) 불안정 구간

2. 품질/생산량 기반 최적화

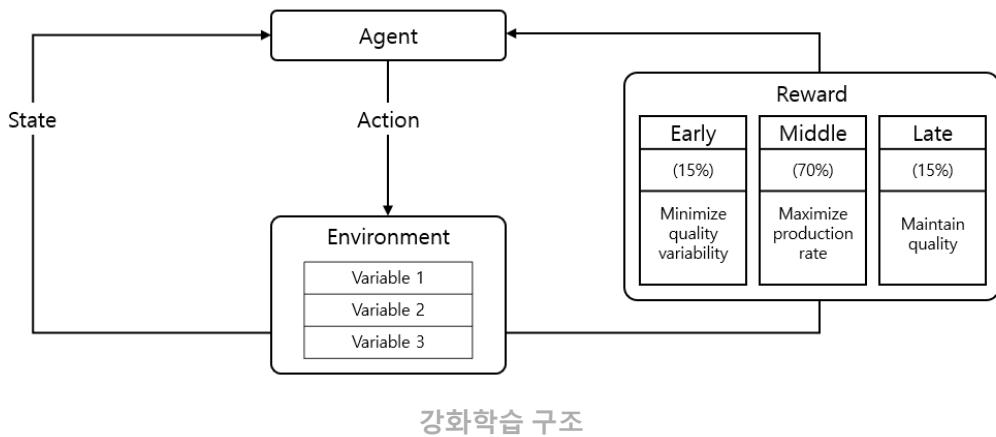
● 2. 강화학습 기반 전략 탐색 (ReinforcementOptimizer)

목적

: 복잡한 공정 조건 하에서 반복 학습을 통해 최적 운전 전략을 자동 탐색

구성 포인트

- **전략 탐색**
 - 에이전트가 상태를 관찰하고 액션(변수 조정)을 선택
 - 다목적 함수 기반 점수를 보상으로 받아 학습
- **반복 시뮬레이션**
 - 하나의 공정 운전을 여러 번 시뮬레이션하여 최적 전략 수렴
- **최적 운전 조건 도출**
 - 학습된 정책에 따라 특정 조건에서 최대 점수가 나오는 변수 조합 선택
 - 공정의 지종, 평량 단위로 운전 조건 추천 가능



선택 이유

• 선택1. OpenAI Gym 스타일 환경

- **강화학습 표준 인터페이스**
reset(), step(), state, reward 구조를 통일시켜 다양한 RL 알고리즘과 호환 가능.
- **실제 공정을 유연하게 시뮬레이션**
제지 공정은 시계열 기반이며 상태 변화가 계속 일어나므로, step-by-step 시뮬레이션이 필요.
- **학습 반복과 평가 자동화에 유리**
공정 운전 단위 시뮬레이션을 반복적으로 자동화하고 보상을 계산하는 데 적합한 구조.

• 선택2. PPO(Proximal Policy Optimization) 알고리즘^[3]

- **안정적인 학습**
기존 강화학습 알고리즘(DQN, A2C 등)은 학습이 불안정하거나 튜닝 정책이 나올 수 있음.
PPO는 정책 변화 폭을 제한(clipping)하여 갑작스러운 행동 변화를 억제하고 안정적인 수렴을 유도.
- **상대적으로 적은 튜닝**
학습률이나 보상 설계에 민감하지 않아, 실제 산업 환경에서 빠르게 적용 가능.
- **복잡한 상태 공간에도 강함**
제지 공정처럼 여러 변수(속도, 압력, 수분 등)가 상호작용하는 환경에서 효과적으로 학습 가능.

2. 품질/생산량 기반 최적화

● 3. 물리 기반 변수 관계 분석 (PhysicsRelationAnalyzer)

목적

: 데이터 기반이 아닌 물리적 수식으로 변수 간 관계를 모델링하여 공정 해석 가능성 확보

구성 포인트

• 비선형 수분 방정식

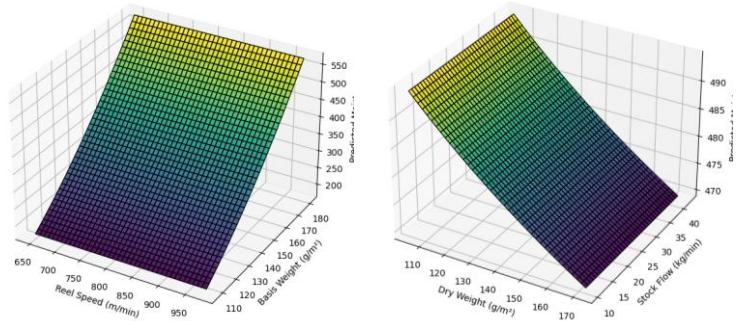
- 수분함량을 주요 운전 변수(속도, 평량, 압력 등)로부터 예측
- 로그, 제곱, 루트 등의 변환 적용하여 **비선형 회귀 모델** 구성

$$M(t) = -1.434 \cdot \log(v(t))$$

기호	의미 (추정)
v	릴 속도
P2	전건조기 압력
P	후건조기 압력
A ²	후건조기 압력 제곱
C	농도
B, B ²	평량 및 평량 제곱
W	건조중량
U	유량

성능 : MAE 0.082 / RMSE 0.138 / R² 0.713

수분 영향 변수 분석



문제 해결

• 문제1. 복잡한 변수 간 관계 해석의 한계

- 제작공정은 시간에 따라 복잡하게 변화하며, 수많은 센서 변수들이 상호작용함
- 변수 간 관계가 비선형적이고 다변량 구조를 가지므로, 단순한 선형 회귀나 상관계수 기반 분석만으로는 수분과 같은 품질 변수를 정확히 설명하기 어려움
- 실제로 선형 모델을 사용하면 예측 성능이 매우 낮고, 공정 운전의 해석력도 확보되지 않음



- 수분 예측 정확도 향상을 위해 로그, 제곱항 등 비선형 항을 포함한 회귀 모델을 설계, 실제 공정 데이터를 기반으로 지도학습 방식의 회귀 계수 추정 수행.
- 모델 성능 평가 결과 MAE 0.08, R² 0.71 수준으로, 실제 수분값을 높은 정확도로 예측 가능.
- 강화학습이 도출한 최적 정책의 신뢰성과 타당성을 확보하기 위한 **해석 가능한 물리 모델로서의 역할 수행**.
- 변수 변화량에 따른 수분 예측 민감도도 계산 가능하며, 이를 기반으로 공정 제어 가이드 제시 가능.

(예: 릴 속도 10 m/min 증가 시 수분 0.02% 감소)

변수	수식 영향	효과
릴 속도 v	-1.434·log(v)	속도 증가 시 수분 감소 (점점 완만하게)
평량 B	+0.021·B ² -0.519·B	B가 커질수록 수분이 비선형 증가
건조중량 W	-51.03·log(W)	W가 증가하면 수분 감소 (급격히)
유량 U	-0.0054·U	U 증가 시 수분 소폭 감소

2. 품질/생산량 기반 최적화

● 4. 실시간 변수 조정값 추천 (RealTimeSimulator)

목적

: 현재 운전 조건에 대해 각 변수 조정 시 다목적 점수가 얼마나 개선되는지 시뮬레이션을 통해 실시간으로 제안

구성 포인트

- **변수 조정 시뮬레이션**
 - 현재 시점에서 각 변수를 \pm 방향으로 소폭 조정
 - 조정된 상태에 대해 점수 재계산
- **점수 변화 분석**
 - 변수별 조정량에 따른 Δ 점수 계산
 - 점수 향상에 기여한 변수 우선순위 도출
 - 예: "속도 +1.5 → 점수 +1.2", "압력 -0.1 → 점수 +0.3"

최적 운전 전략 경로

현재 점수	77.251	최대 점수	82.901 (Δ 5.650)
-------	--------	-------	--------------------------

- 속도를 +1.65만큼 조정하면 y 점수가 $\blacktriangle 1.29$ 향상됩니다.
- 평량을 +0.43만큼 조정하면 y 점수가 $\blacktriangle 2.43$ 향상됩니다.
- 지료유량을 -0.05만큼 조정하면 y 점수가 $\blacktriangle 1.18$ 향상됩니다.
- 수분을 +0.05만큼 조정하면 y 점수가 $\blacktriangle 0.32$ 향상됩니다.
- 후건조기 압력을 -0.08만큼 조정하면 y 점수가 $\blacktriangle 0.43$ 향상됩니다.

문제 해결

• 문제1. 실시간 운전 추천

- 공정에서는 **작업자의 직관에 의존하여 변수 조정을 수행**했으며, 각 변수의 변화가 공정 성능에 미치는 영향을 정량적으로 파악하기 어려움.
 - 다변수 조합 전체에 대한 시뮬레이션은 연산량이 과도하게 증가하여 실시간 적용이 불가능.
- ↓
- 변수별로 \pm 소폭 조정(예: $\pm 1\%$, $\pm 5\%$) 시나리오만을 생성하는 경량화된 시뮬레이션 구조를 설계하여, 빠른 계산이 가능.
 - **각 변수의 변화에 따른 다목적 함수 점수 변화량을 계산**하고, 기여도가 높은 변수를 우선적으로 선별하여 추천 리스트로 제시.
 - 사용자 인터페이스(UI)에는 "현재 변수 상태 → 조정값 → 점수 변화량" 흐름이 직관적으로 나타나도록 구성하여, **작업자가 빠르게 판단하고 실행할 수 있도록 지원**.

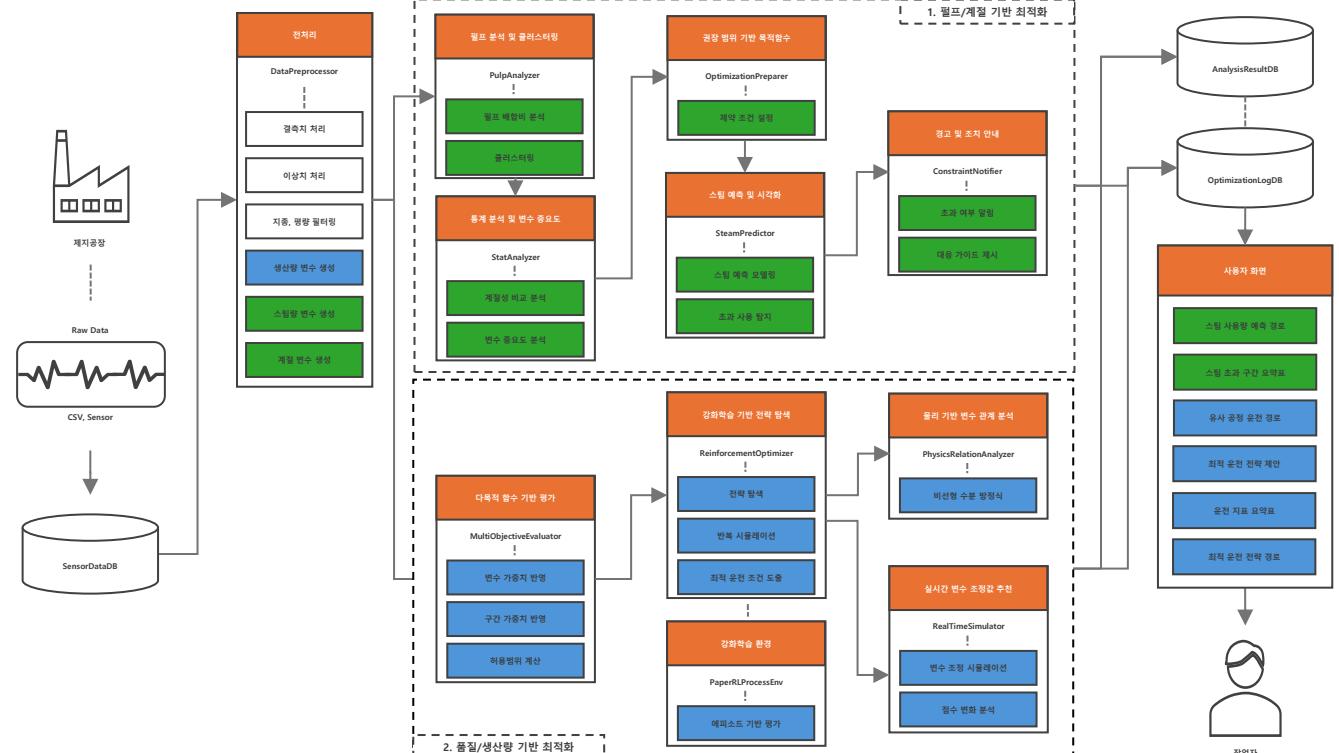
Roles of Team Members

팀원의 역할

6

팀원의 역할

 <p>박선아 (팀장)</p>	<p>품질/생산량 기반 최적화</p>	전처리	
		다목적 함수 기반 평가	
		강화학습 기반 전략 탐색	
		실시간 변수 조정값 추천	
	<p>시각화</p>	물리 기반 변수 관계 분석	
		유사 공정 운전 경로	
		최적 운전 전략 제안	
		운전 지표 요약표	
 <p>서지윤 (팀원)</p>	<p>펄프/계절 기반 최적화</p>	전처리	
		펄프 분석 및 클러스터링	
		통계 분석 및 변수 중요도	
		권장 범위 기반 목적함수	
	<p>시각화</p>	스팀 예측 및 시각화	
		경고 및 조치 안내	
		스팀 사용량 예측 경로	
		스팀 초과 구간 요약표	



* 색상 표시 없는 부분은 공동 작업.

Demonstration

데모



데모

현재 공정 정보

현재 날짜 2022-7-27
 현재 시간 04 : 35
 지종 좋은 종이
 평량 95g

스팀 사용량 예측 경로

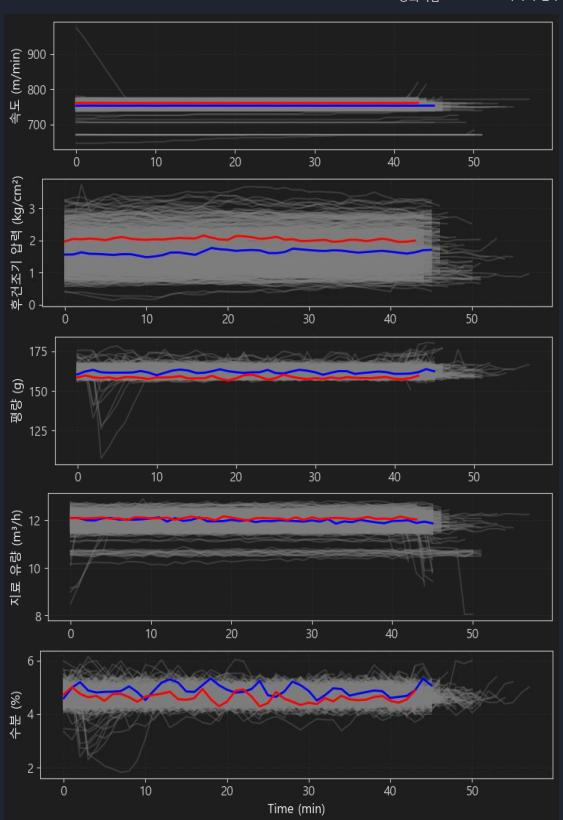


시간	공정변수	현재값	권장 최대	초과량
04 : 10	스팀 온도	120.290	120.231	+ 0.059
04 : 13	스팀 온도	120.240	120.231	+ 0.009
04 : 16	후건조기압력	2.108	2.056	+ 0.052
04 : 20	후건조기압력	2.075	2.056	+ 0.019

스팀 초과 구간 요약표

시간	공정변수	현재값	권장 최대	초과량
04 : 10	스팀 온도	120.290	120.231	+ 0.059
04 : 13	스팀 온도	120.240	120.231	+ 0.009
04 : 16	후건조기압력	2.108	2.056	+ 0.052
04 : 20	후건조기압력	2.075	2.056	+ 0.019

최적 운전 전략 제안



현재 점수 77.251
 최대 점수 82.901 (△ 5.650)

- 속도를 +1.65만큼 조정하면 y 점수가 ▲1.29 향상됩니다.
- 평량을 +0.43만큼 조정하면 y 점수가 ▲2.43 향상됩니다.
- 지료유량을 -0.05만큼 조정하면 y 점수가 ▲1.18 향상됩니다.
- 수분을 +0.05만큼 조정하면 y 점수가 ▲0.32 향상됩니다.
- 후건조기 압력을 -0.08만큼 조정하면 y 점수가 ▲0.43 향상됩니다.

운전 지표 요약표

	현재 평균	기준 평균	허용편차
속도(m/min)	750.629	753.760	16.500
후건조기 압력(kg/cm ²)	2.423	1.654	0.824
평량(g)	158.601	161.657	4.335
지료 유량(kg/min)	12.200	11.936	0.549
수분(%)	4.474	4.665	0.461

+ 학술대회 참여

2025년도 하계종합 학술대회

2025년 6월 24일(화) ~ 27일(금) | 롯데호텔 제주 (중문)

논문모집 | 흠플이아이(https://conf.theieie.org)

최우수/일반 논문

- 논문제출 : 2025년 5월 2일(금)
- 심사통보 : 2025년 5월 16일(금)
- 사전등록 : 2025년 6월 1일(일)

발표분야 (학회 6개 소사이어티 및 New Emerging Area)

- 통신 (Communication)**: 통신, 마이크로파 및 전파전선, ITS, 군사전자, 무선PAN/BAN
- 반도체 (Semiconductor)**: 반도체소자 및 재료, PCB 설계, 경합 및 양자전자공학, POB & Package, RF 적층회로, 특보인아이스템, 내방식반도체 설계 및 소자, ESD/ESD & Latchup, 인마모팅 컴퓨팅, 이미지센서
- 컴퓨터 (Computer)**: 웹합성컴퓨팅, 암미디어, 인공지능 신경망 및 디지털 시스템, M2M/IoT, 휴먼CT, 인공지능 및 보안, 증강현실, 시스템, 블록체인
- 인공지능 신호처리 (AI Signal Processing)**: 영상처리, 음향 및 음성신호처리, 영상이해, 바이오영상신호처리, 딥러닝, 로봇지능
- 시스템 및 제어 (System and Control)**: 제어계통, 회로 및 시스템, 전력전자, 자동차전자, 국방정보 및 제어, 자동차전자, IoT 및 멀티メディア 시스템, 스마트택토리, 스마트 미드웨어
- 산업전자 (Industry Electronics)**: 산업전자제어, 일베어드시스템, 우비크로스 센서네트워크, 디지털통신시스템
- New Emerging Area**: 의료, 에너지, Software, 바이오헬스케어, 기기

행사문의 학회 사무국

- 전화 (02)553-0255 (내선 2번)
- 흠플이아이(https://conf.theieie.org)
- e-mail conf@theieie.org

IEIE The Institute of Electronics and Information Engineers

스마트 팩토리 운전 전략 최적화를 위한 다목적 함수 및 강화학습 기반 전략 도출

Driving Optimal Operational Strategies for Smart Factories Using Multi-Objective Functions and Reinforcement Learning

박선아*, 서지윤*, 도윤미*, 이상금*

*국립한밭대학교, 한국전자통신연구원

Abstract

제조 공정은 세기별 변동성과 변수 간 복잡한 상호작용으로 인해 정밀한 운전 전략 수립이 요구된다. 본 연구에서는 생산성과 품질, 에너지 효율을 동시에 고려하기 위해 다목적 함수 기반 최적화 방식과 강화학습 기반 전략 수립 방식을 적용하고, 실제 공정 데이터를 활용하여 그 성능을 비교 분석한 실증 결과, 다목적 함수 기반 시나리오는 생산성을 2.8% 증가시키고, 수율은 0.64% 감소시키며, 후조기 저력을 0.67% 증가시켜 전반적인 경쟁 환경下에서 달성을. 강화학습 기반 시나리오는 생산량의 소폭 증가와 함께 수율을 1.72% 감소시키고, 후조기 저력을 24.24% 증가시켜 품질 만족도와 에너지 효율을 증진하여 더 큰 개선을 보임. 두 방식은 각각 다른 강점을 가지며 실제 산업 공정에서 운전 전략을 선택하고 설계하는 데 있어 유의미한 기준을 제공할 수 있음.

1. Introduction

ESG 경영 확산

- 최근 제조 산업은 ESG 경영 확산에 따라 에너지 효율과 자원 최적화가 중요시되며, 스마트팩토리 운전 전략 효율화가 핵심 과제로 떠오르고 있음.
- 제자공정 설명
- 제자공정은 필프를 원대로 하는 고속 연속공정으로, 각 단계에서 다양한 센서 데이터를 실시간으로 수집됨.
- 제자공정 영향 및 최적화 필요성
- 공정 변수는 시간에 따라 복잡하게 작용하며, 품질과 생산성이 큰 영향을 미침.
- ex) 품질, 양과 수율 등의 미세한 변화가 품질 불안정과 에너지 낭비로 이어질 수 있음.
- 기존의 작업법은 경기 저여 방식은 복잡성이 높고 상호작용을 반영하기 어려워, 따라서 본 연구에서는 다목적 함수 기반 최적화와 강화학습 기반 운전 전략 학습을 적용함.

2. Multi-Objective Function

구간별 변동성 발생

- 제조장 데이터를 분석한 결과, 지침 및 평균이 변경되는 시점에서 변수들 간의 상호작용이 발생.
- (a) 구간: 공정이 안정적인 상태 유지.
- (b) 구간: 지침/평균 변경 후 변화, 불안정과 품질 변동성 금증.
- 따라서 운전 전략 설계 시 구간별 변동성 특성을 반영하는 것이 중요.

3. Reinforcement Learning

강화학습 사용

- 제지 공정은 변수 간 상호작용이 복잡하고 상태가 지속적으로 변함.
- 기존 수식 기반 최적화는 시계열 변화에 유연하게 대응하기 어렵음.
- 따라서 전략을 스스로 학습하여 환경 변화에 적응할 수 있는 강화학습을 적용.

4. Conclusion

다목적 함수 결과

- 수식기반은 목적함수를 벡터형으로 각 운전 조건을 정량적으로 평가.
- 생산량은 +2.8% 증가하고, 수율이 -0.64% 증가조기 저여가 -6.67% 감소하여 생산성과 품질, 에너지 효율의 균형 있는 향상을 달성.
- 해석 가능한 수식 기반 전략이라는 점에서 실제 운전 기준으로 활용 가능.

필프 배합비와 계절성 기반 스팀 사용량 예측을 통한 스마트 팩토리 최적화 연구

서지윤*, 박선아*, 도윤미*, 이상금*

*국립한밭대학교, 한국전자통신연구원

Abstract

(제지 공정 에너지 예측 학습) 본 연구는 제지 공정을 초기 공정의 에너지 효율 향상을 목적으로 필프 배합비와 환경 및 공정 조건이 스팀 사용량에 미치는 영향을 분석, 모델을 통해 스팀 사용량 예측 진행.

(환경 영향 분석) 스팀 사용량과 필프 배합비의 관계 분석을 위해 LightGBM 분류 및 회귀모델로 변수 중요도 도출 및 환경, 공급원 수 선정.

(기계학습 적용) LSTM(Long Short-Term Memory) 모델을 활용해 스팀 사용량 예측 후 RMSE(score) 오류 지표로 성능 평가.

(공정 최적화 전략 제안) 필프 배합비에 따른 스팀 사용량 예측과 계절별 반영 스팀 사용량 예측을 통해 에너지 절감을 위한 최적 공정 운영 체계 수립 가능성 제시.

1. Objective

그림 1. 운동기구 노도 지도

그림 2. 제작률을 연도별로 나누어 분석한 공정별 수요도 차트

(그림 1) 산업용 이산화탄소 배출 증가로 지역 운동기구는 대처 기관을 되고 있음.

(그림 2) 제작 수량은 연도마다 다른 경향, 연도별 에너지 사용 주체가 부족한 향상을 통해 에너지 효율성을 올리고자 노력하는 경향.

(그림 3) 외부 환경과 공정 조건 등 복잡적인 영향을 고려하여 스팀 사용량 예측과 전략 제작.

2. 데이터 전처리 및 필프 클러스터링

데이터 전처리

- (데이터 전처리) 2023년 1월부터 11월까지 1분단위로 수집한 제지 공정 데이터와 기온, 습도 등의 기상 데이터를 병렬하여 사용.
- (구간화) 1주 기간으로 데이터를 구간화하여 주기별 수량을 살펴 별도로 차트로 선정.
- (정속기 처리) 경속기 비율이 20% 초과하는 경우 제거, 시계열 순서 기준 Forward Fill 방식으로 보정.
- (정속기 처리) Rolling Kullback-Leibler Quartile Range(RQR) 사용하여 제거.
- (기온 처리) 기온은 1주 기간으로 주기별로 수령한 데이터를 이용해 계산식 기반으로 간선화.

필프 구조 분석

- (필프 구조 분석) 필프는 활동수, 풍화수, 계절수, 폐수 등 총 5가지로 구성.
- (필프 구조 분석) 필프의 활동수, 풍화수, 계절수, 폐수 등은 정규분포.
- (필프 구조 분석) 실내외 스팀은 활용에 적합한 필프 수와 조합과 클러스터 수 선정.
- (필프 구조 분석) 필프 수 2개 설정, 할당수 및 필수량을 중심으로 K-means 클러스터링 수행 후 결과 활용.

3. 필프 클러스터별 변수 중요도 분석

스팀 사용량 예측 모델

그림 3. LightGBM 분류모델을 활용한 필프 클러스터별 공정별 수요도 차트

(모델 구조) 회귀수는 회귀분석수, 기온, 습도, 공정별수(기온, 유형, 사이즈, 평균, 후전기기, 압력), 필프, 클러스터, 속력변수, 스팀 사용량으로 구성. LSTM(Long Short-Term Memory) 모델.

(모델 평가) 모델로 선정한 300개 공정 중 97%, MAE(Mean Absolute Error) 17.90 %, RMSE(Root Mean Square Error) 27.50 %, R-squared 0.93, MAE 7.29 % 높은 예측 정확도 확인.

예측 결과 및 차트

- (예측 결과) 위의 부작위 300개 공정 구간의 예측 결과와 오차 분포를 필프 클러스터 간 비교 차트.
- (예측 정밀도) 클러스터 0~8 번은 오차가 중간값과 각각 0.11, 0.20으로, 클러스터 1~10 0.30, 0.34로 낮은 예측이 더 정밀정도로 나타남.
- (예측 정밀도) 예측은 운동기구 기준으로, 예상 수량과 실제 수량을 차트로 표기.
- (예측 정밀도) 후조기 저여가 같은 경우, 일별 변수가 필프 클러스터별로 다른게 적용한 결과로 차별화되며, 필프 클러스터별로 공정 구간에 따른 세분화된 최적화 전략이 요구됨.

5. 후향 연구 방향

- (후향 개선) 위의 부작위 300개 공정 구간의 예측 결과와 오차 분포를 필프 클러스터 간 비교 차트.
- (예측 정밀도) 클러스터 0~8 번은 오차가 중간값과 각각 0.11, 0.20으로, 클러스터 1~10 0.30, 0.34로 낮은 예측이 더 정밀정도로 나타남.
- (예측 정밀도) 예측은 운동기구 기준으로, 예상 수량과 실제 수량을 차트로 표기.
- (예측 정밀도) 후조기 저여가 같은 경우, 일별 변수가 필프 클러스터별로 다른게 적용한 결과로 차별화되며, 필프 클러스터별로 공정 구간에 따른 세분화된 최적화 전략이 요구됨.

+ 향후 계획

세부 작업 구분	여름방학		캡스톤Ⅱ		
	7월	8월	9월	10월	11월
시스템 설계 및 DB 구축	<ul style="list-style-type: none"> 전체 공정 흐름도 설계 InfluxDB 구조 설계 	<ul style="list-style-type: none"> 공정 운전 단위 데이터 구성 확정 입출력 변수 정리 	-	-	-
모델 연동 및 시뮬레이터 구현	<ul style="list-style-type: none"> 점수 수식 코드 연결 스팀 예측 모델 구조화 	<ul style="list-style-type: none"> 변수 입력 → 점수 출력 API 구현 강화학습 시나리오 연동 	<ul style="list-style-type: none"> 시뮬레이터 연결 테스트 	-	-
대시보드 UI 및 시각화 구현	<ul style="list-style-type: none"> 대시보드 구성안 기획 초기 UI 구성 	<ul style="list-style-type: none"> 슬라이더, 경로 비교 구현 유사 공정운전 시각화 	<ul style="list-style-type: none"> 점수 변화/경고 시각화 레이아웃 개선 	<ul style="list-style-type: none"> 시나리오별 전략 안내 완성 	-
작업자 테스트 및 피드백	-	<ul style="list-style-type: none"> 내부 시연 준비 	<ul style="list-style-type: none"> 예비 테스트 시작 기능별 피드백 수렴 	<ul style="list-style-type: none"> 피드백 반영 및 최종 점검 	-
문서화 및 시연 준비	-	-	<ul style="list-style-type: none"> 기술 문서 초안 	<ul style="list-style-type: none"> 시연 영상 녹화발표 자료 작성 	<ul style="list-style-type: none"> 사용자 매뉴얼 + 최종 보고서 제출

Q

&

A

캡스톤 디자인 I 최종발표

감사합니다

팀명 : EcoNOVA

팀원 : 박선아, 서지윤

지도교수 : 이상금

발표자: 서지윤

발표일: 2025.06.11

