

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 중간발표

팀명 : EcoNOVA
팀원 : 박선아, 서지윤
지도교수 : 이상금
발표자: 박선아
발표일: 2025.05.16

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



CONTENTS

01 현재 진행 상황

02 스팀 사용량 예측 모델링

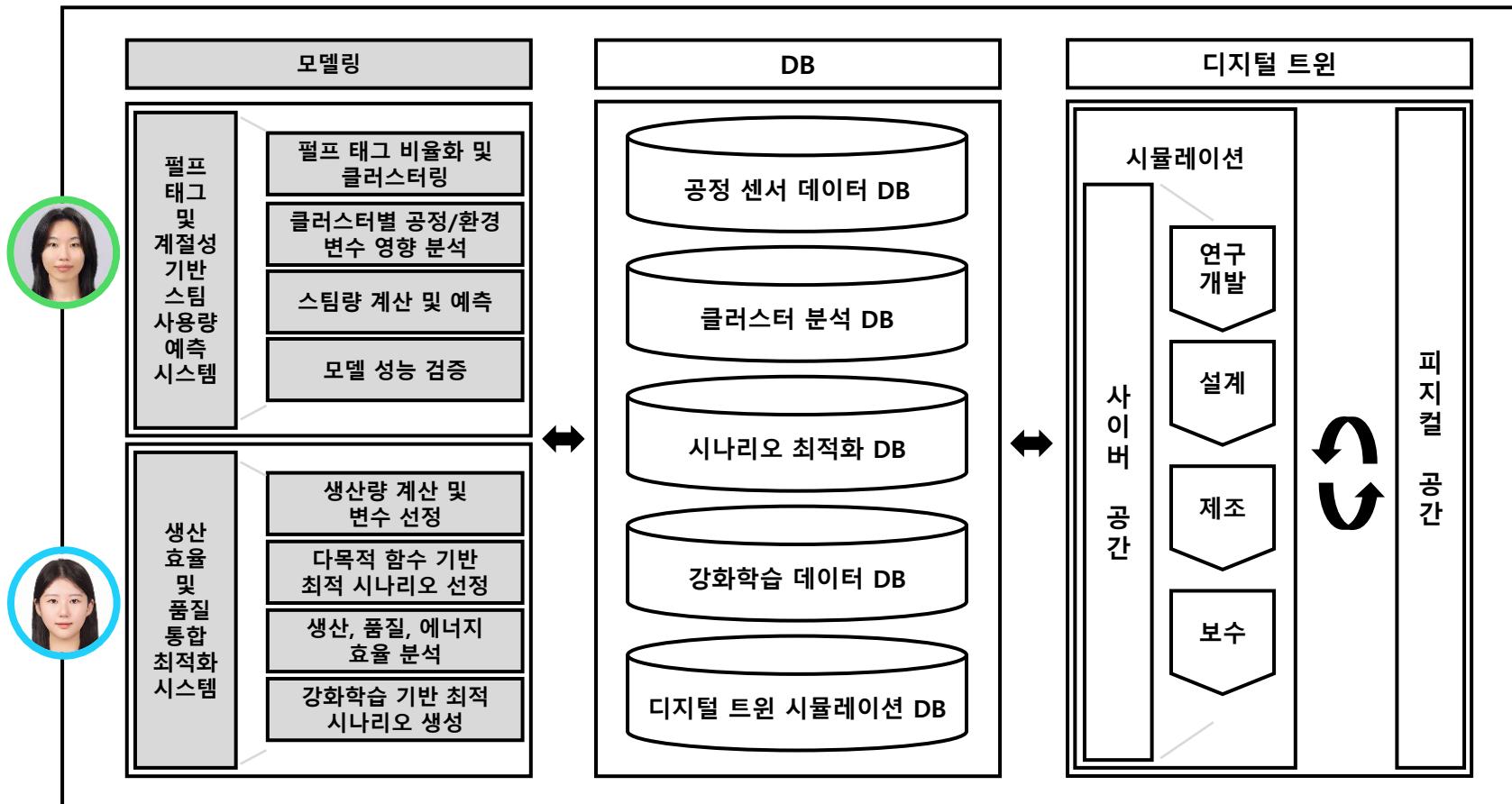
03 최적 운전 전략 모델링

04 추진 계획

Current Progress 현재 진행 상황



현재 진행 상황



박선아

서지윤

Steam Usage Prediction Modeling 스팀 사용량 예측 모델링

2

스팀 사용량 예측 모델링

● 연구배경

- 제지 공정 중 초지 공정은 전체 **스팀 에너지 사용량의 60%** 차지.
- 스팀 사용량은 펄프 배합비와 같은 원료 특성, 공정 조건의 **복합적인 영향**을 받음.
- 기온, 습도와 같은 외부 환경에 따라 설비의 에너지 소비 패턴 변화.
- 스팀 사용량 최적화를 위해서는 계절 및 공정 변수 간의 상호작용 고려 필요

● 목표

- 펄프 배합비와 스팀 사용량의 관계 분석
- 환경, 공정변수와 펄프 배합비를 반영한 **스팀 사용량 예측**
- 펄프 배합비 기반 스팀 사용량 **최적화 전략 수립**

스팀 사용량 예측 모델링

- 데이터 전처리

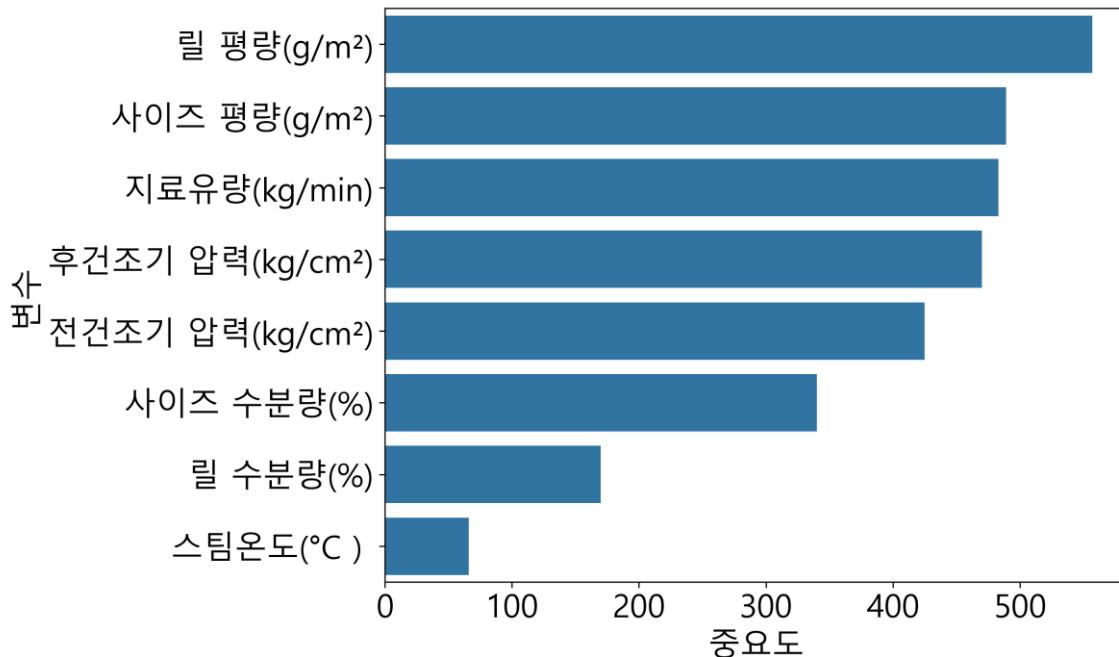
- 상위 지종 선정 : 전체 데이터 중 샘플 수가 많은 상위 5개 지종 선정
- 결측치 처리 : 결측치 비율이 높은 변수 제거, 시간 순서 기반 이전 값으로 보간
- 이상치 제거 : Rolling window 방식으로 IQR 기반 이상치 검출 및 제거
- 스팀 사용량 : 릴/사이즈 평량, 수분량, 지료 유량을 이용해 스팀 사용량 계산

- 펄프 배합비 클러스터링

- 활엽수, 침엽수, 재활용, 파지 등 5가지 펄프 1분 단위로 펄프 비율 정규화
- **실루엣 스코어** 기반 최적 펄프 정보 및 클러스터 수 도출
→ 사용 펄프 : 활엽수와 침엽수, 클러스터 수 = 2, 실루엣 스코어 = 0.52
- 활엽수, 침엽수 중심으로 **K-means 클러스터링** 수행 및 라벨링
→ 클러스터 0 : 약 17만개, 클러스터 1: 약 13만개

스팀 사용량 예측 모델링

- 클러스터별 공정 및 환경변수 중요도 분석(LightGBM)

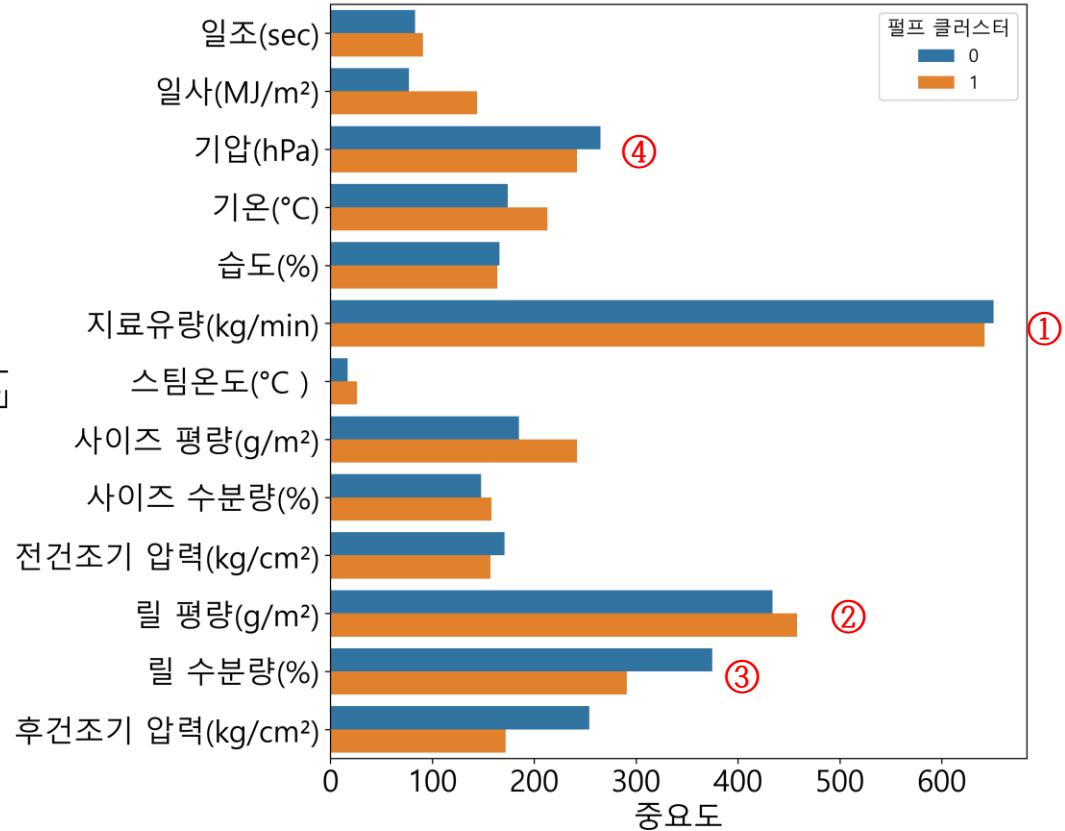


- 분류모델 - 클러스터 구분 변수 분석
 - 중요 변수 순서 : 평량 → 자료 유량 → 건조기 압력 → 수분량
- 펄프 배합비에 따라 **공정 설정 및 최적화 조건 변화**

스팀 사용량 예측 모델링

- 클러스터별 공정 및 환경변수 중요도 분석(LightGBM)

삼

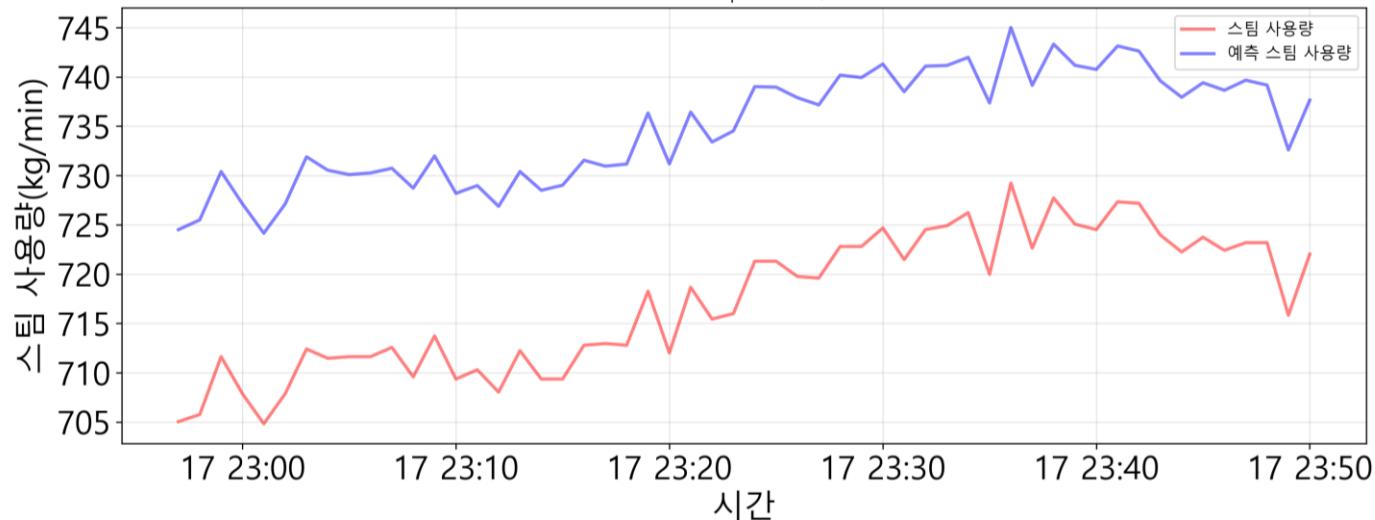


- 회귀모델 - 스팀 사용량 영향 변수 분석
- 공통 주요 변수 : 자료 유량, 릴 평량, 릴 수분량, 기압
- 클러스터 0 : 후건조기 압력 / 클러스터 1 : 사이즈 평량
→ 스팀 사용량은 원료 공급량 및 외부 환경 조건의 복합적인 영향
- 환경변수 영향도 순서 : 기압 → 기온 → 습도
→ 계절 변화에 따른 간접적인 영향 확인

스팀 사용량 예측 모델링

- 펄프, 계절성 기반 스팀 사용량 예측 모델링

- 시계열 데이터 특성 반영을 위해 **LSTM 모델** 선정
 - 입력 변수 : 환경변수(기압, 기온, 습도), 공정변수(자료 유량, 사이즈 평량, 후건조기 압력), 펄프 클러스터
 - 출력 변수 : 스팀 사용량
- 단일 공정 구간 : 정확도 97%, MAE 17.90
- 전체 모델 : R^2 0.93, MAE 7.29, RMSE 10.58



스팀 사용량 예측 모델링

- 클러스터별 스팀 사용량 예측 오차 분석
- 클러스터 구성 - 클러스터 0 : 9,300개, 클러스터 1 : 7,288개

	클러스터 0	클러스터 1
평균오차	0.11	0.30
중앙값	0.20	0.34

- 클러스터 0의 평균오차와 중앙값이 모두 낮아 상대적으로 더 안정적인 예측
- 두 클러스터의 오차 변동성은 유사
- 클러스터 1이 평균적으로 더 큰 오차가 일관되게 발생

→ 후건조기 압력 영향으로 **클러스터 0 예측이 더 안정적**
 → 클러스터별 공정 조건 차이가 존재해 **세분화된 최적화** 필요

⇒ 에너지 절감과 공정 최적화에 기여할 수 있으며, 공정 조건에 맞춘 맞춤형 최적화의 가능성을 제시하였다.

Optimal Operation Scenario Modeling

최적 운전 전략 모델링

3

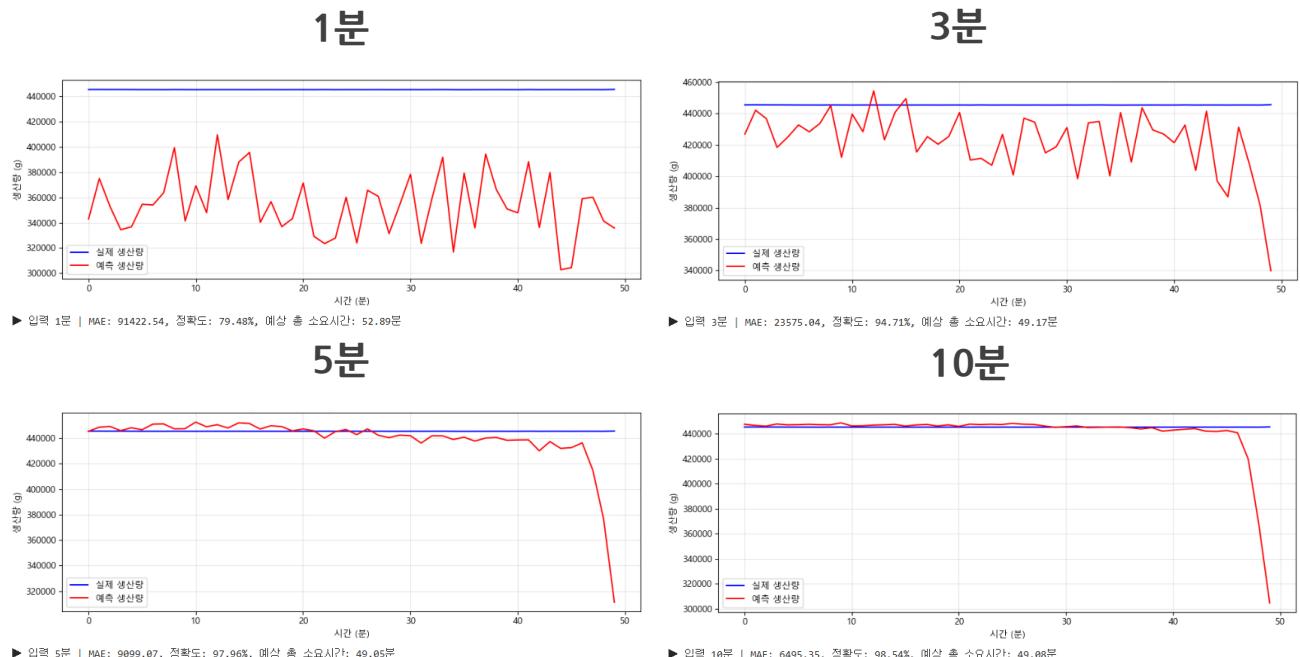
최적 운전 전략 모델링

● 연구배경

- 기존 생산량 예측 연구 수행 도중 **초반 생산량이 잘 예측되지 않고 흔들림**.
- 이는 제지공정에서 **초반의 품질이 일정하지 않다는 의미**.
- 품질에 따른 생산량 도출이 필요함.
- 품질, 생산성, 에너지 효율을 동시에 고려한 운전 전략이 필요함.

● 목표

- 공정 데이터를 기반으로 **다목적 최적화 함수** 설계
- 실제 공정 구간 기반 최적 시나리오 도출
- 강화학습**으로 새로운 시나리오 생성



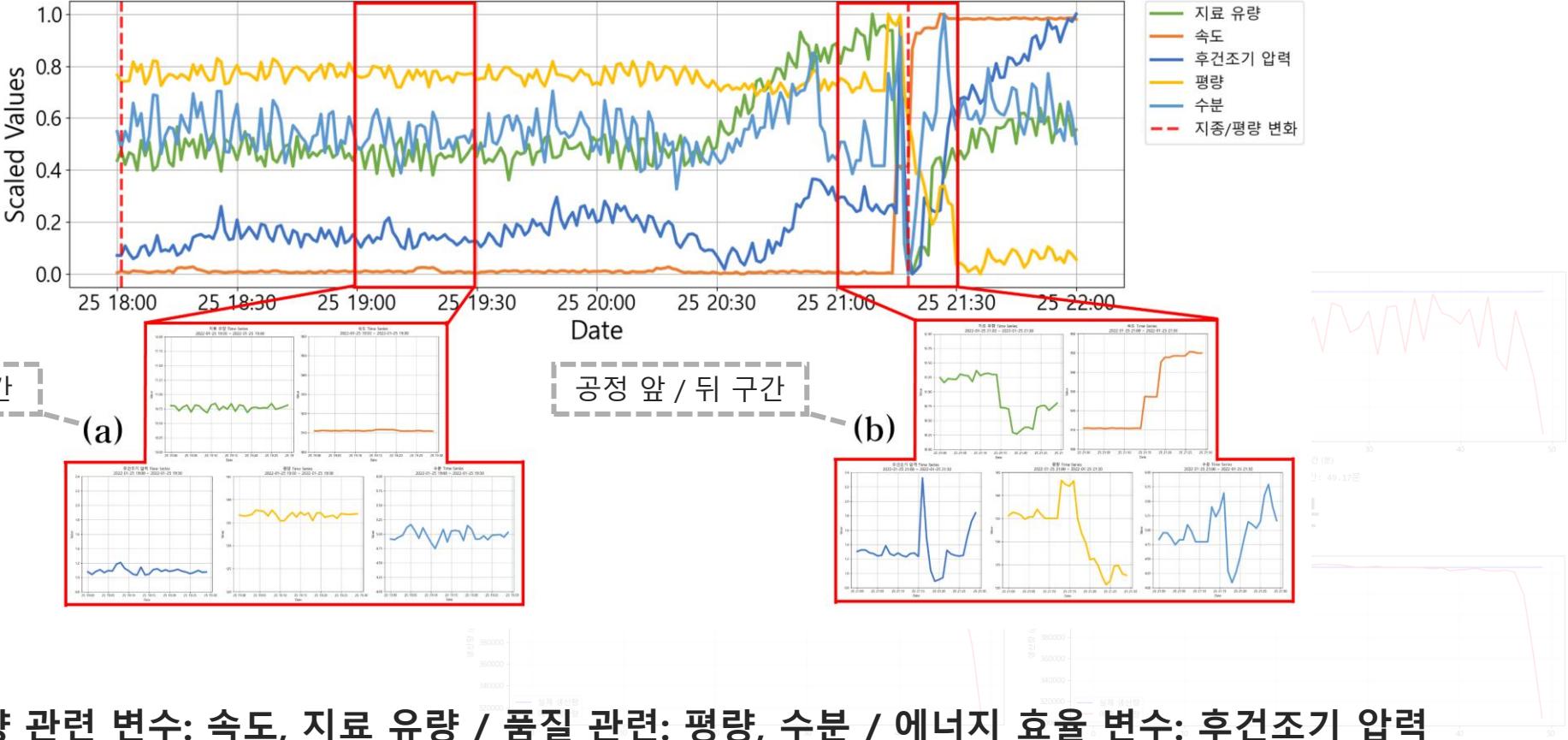
최적 운전 전략 모델링

- 문제점
- 공정 시계열 패턴 및 구간별 변동성 비교

- 기존 스텁량 예측 수행
- 이는 제지공정에서 초
- 품질에 따른 생산량을
- 품질, 생산성, 에너지 효

- 목표

- 공정 데이터를 기반으로
- 실제 공정 공정 중간 구간
- 강화학습으로 새로운



최적 운전 전략 모델링

- 다목적 함수 정의

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

가중치
부여 [

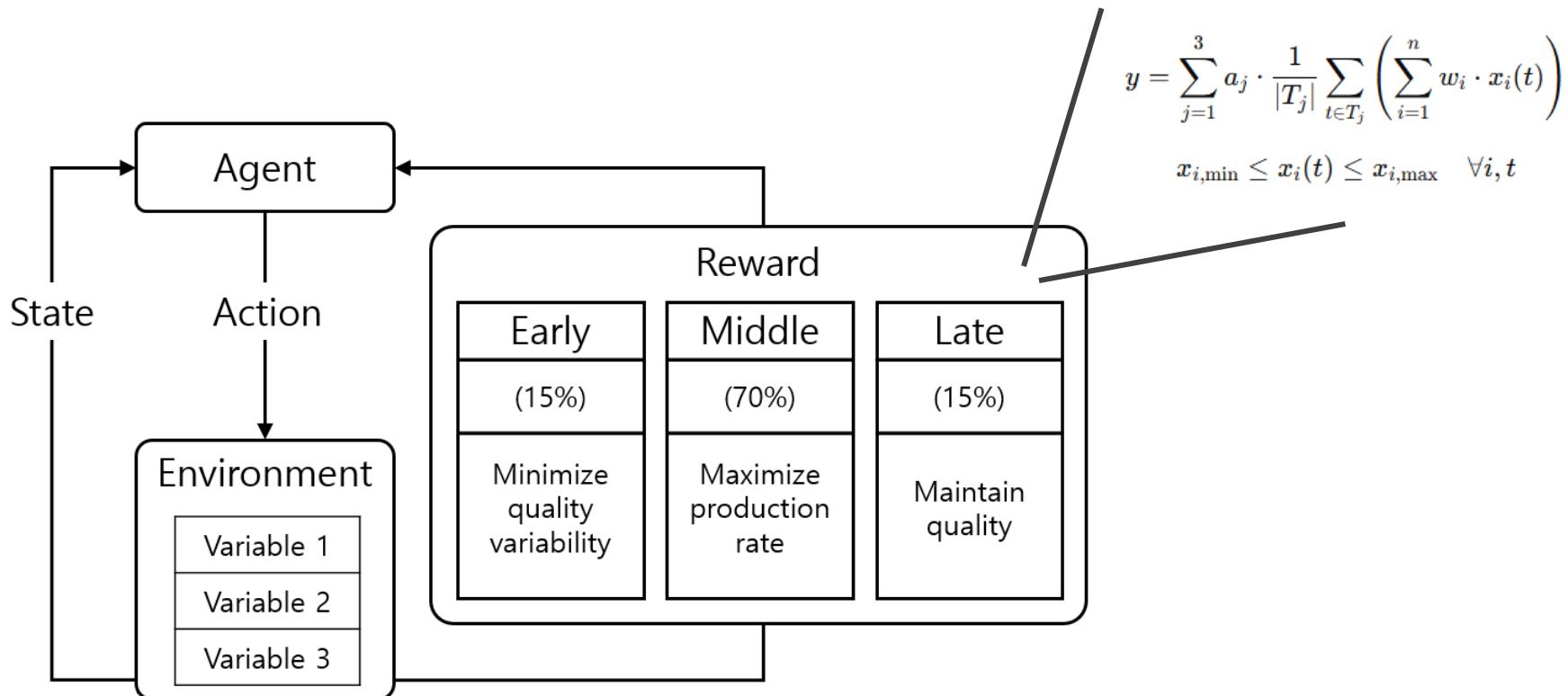
$x_i(t)$	시간 t에서의 공정 변수 i 값
w_i	변수 i의 중요도 (가중치)
T_j	전체 공정 시간의 구간 j (예: 앞, 중간, 뒤 15%/70%/15%)
a_j	구간 j의 품질 민감도 또는 분산 계수
y	시나리오의 생산성과 품질 종합 지표

- 제약 조건

$$x_{i,\min} \leq x_i(t) \leq x_{i,\max} \quad \forall i, t$$

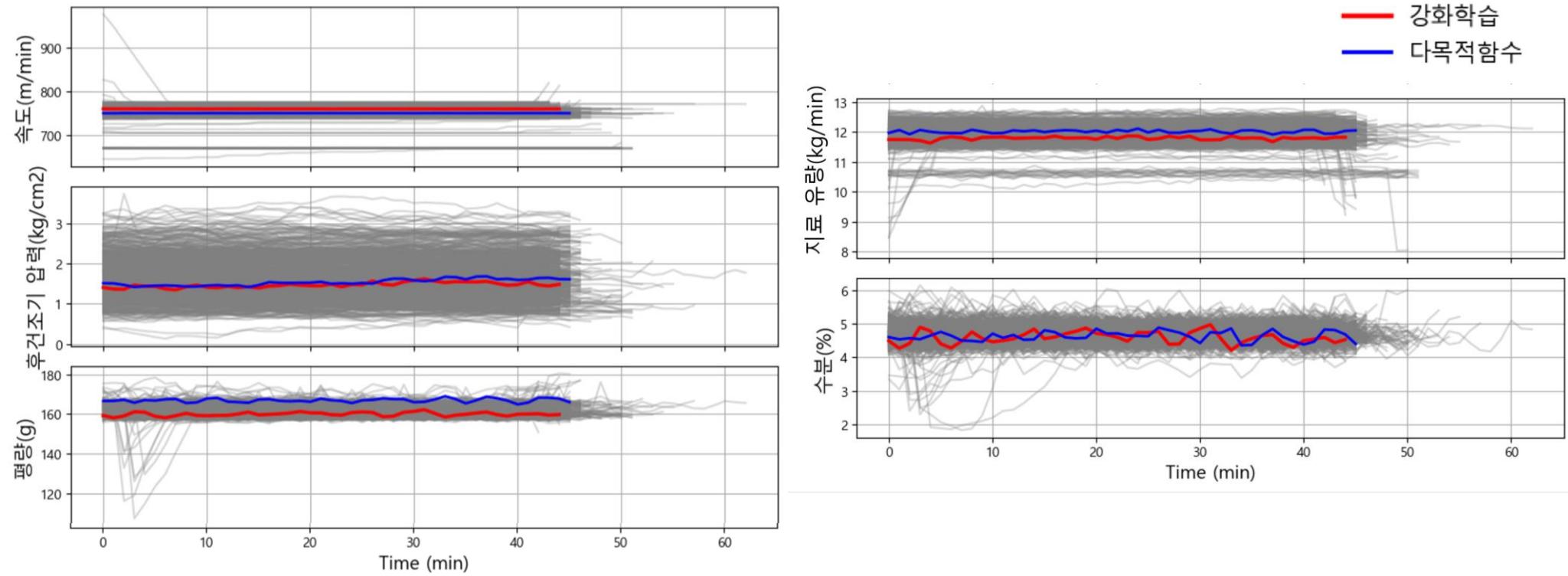
최적 운전 전략 모델링

- 강화학습 기반 운전 전략 학습 구조



최적 운전 전략 모델링

- 최적 시나리오 비교 분석



최적 운전 전략 모델링

- 최적 시나리오 성능 비교

항목	전체 평균	다목적 함수	강화학습
생산량 (g/min)	438.71	450.99 (+2.80%)	438.95 (+0.05%)
속도 (m/min)	753.81	750.48 (-0.44%)	764.05 (+1.36%)
후건조기 압력 (kg/cm ²)	1.65	1.54 (-6.67%)	1.25 (-24.24%)
평량 (g)	161.65	166.93 (+3.27%)	159.58 (-1.28%)
치료 유량 (kg/min)	11.94	12.02 (+0.67%)	12.18 (+2.01%)
수분 (%)	4.66	4.63 (-0.64%)	4.58 (-1.72%)

- 다목적 함수 기반 시나리오

- 전반적으로 **균형 잡힌** 성능
- 고정된 수식을 기반으로 **목적함수를 극대화**한 결과

- 강화학습 기반 시나리오

- **품질** 안정성과 **에너지 효율**에서 우수한 성능
- 구간별 전략 목표를 반영해 전략을 **자율적**으로 조정한 결과

⇒ 실제 산업 공정에서 운전 전략 선택 시 의사결정 기준으로 활용 가능하며,
공정의 최적화와 자동화에 기여할 수 있다.

Future Plans 추진 계획

4

추진 계획

