



# 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

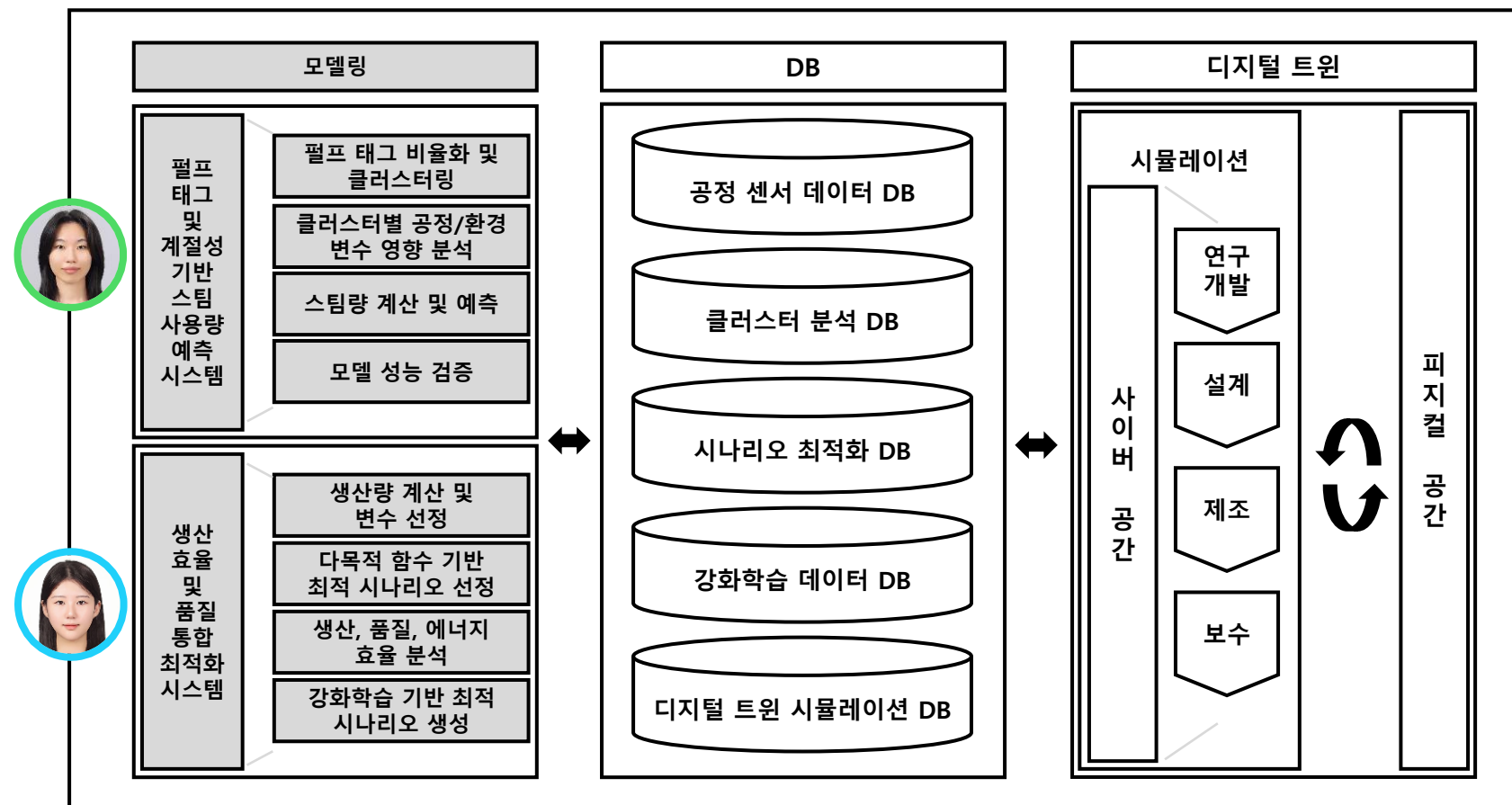
# Current Progress

## 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 영향을 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

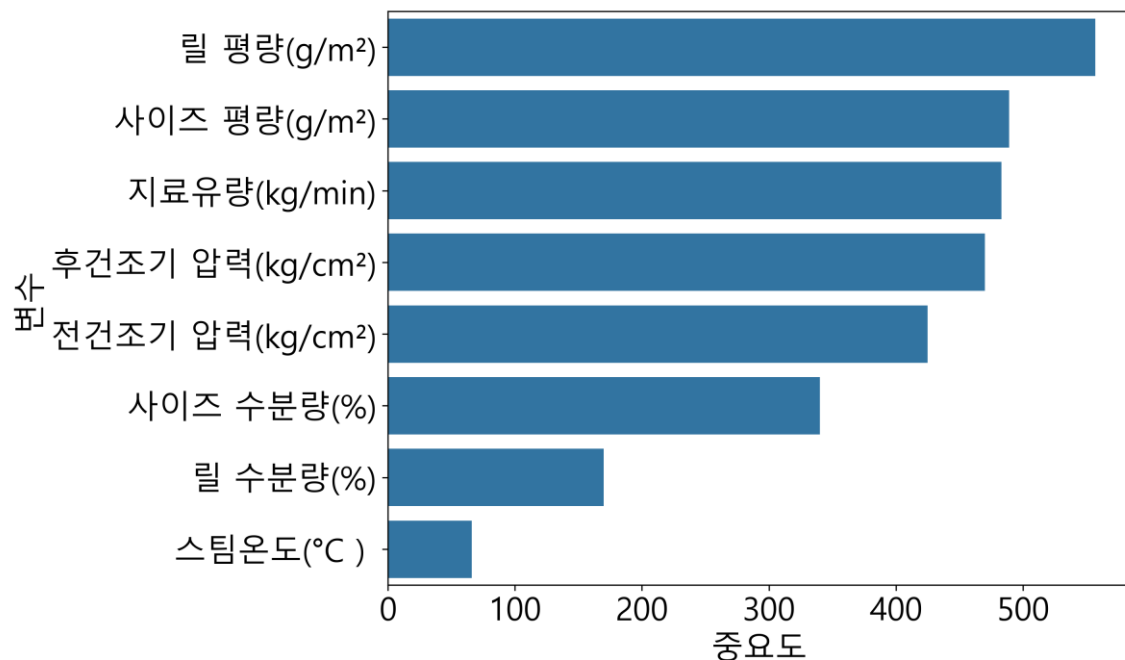
- 상위 지종 선정 : 전체 데이터 중 샘플 수가 많은 상위 5개 지종 선정
- 결측치 처리 : 결측치 비율이 높은 변수 제거, 시간 순서 기반 이전 값으로 보간
- 이상치 제거 : Rolling window 방식으로 IQR 기반 이상치 검출 및 제거
- 스팀 사용량 : 킬/사이즈 평량, 수분량, 지료 유량을 이용해 스팀 사용량 계산

- 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)



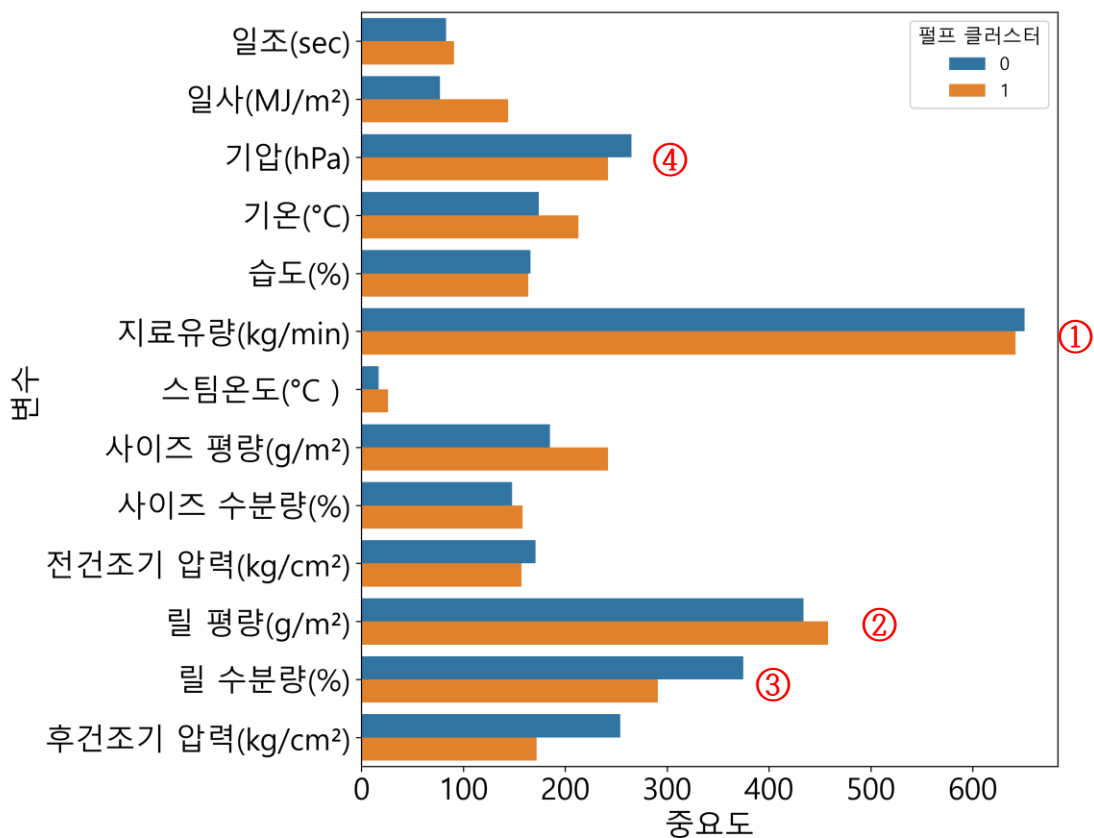
- 분류모델 - 클러스터 구분 변수 분석
- 중요 변수 순서 : 평량 → 지료 유량 → 건조기 압력 → 수분량

→ 펄프 배합비에 따라 공정 설정 및 최적화 조건 변화



## 스팀 사용량 예측 모델링

### ● 클러스터별 공정 및 환경변수 중요도 분석(LightGBM)



- 회귀모델 - 스팀 사용량 영향 변수 분석
  - 공통 주요 변수 : 지료 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

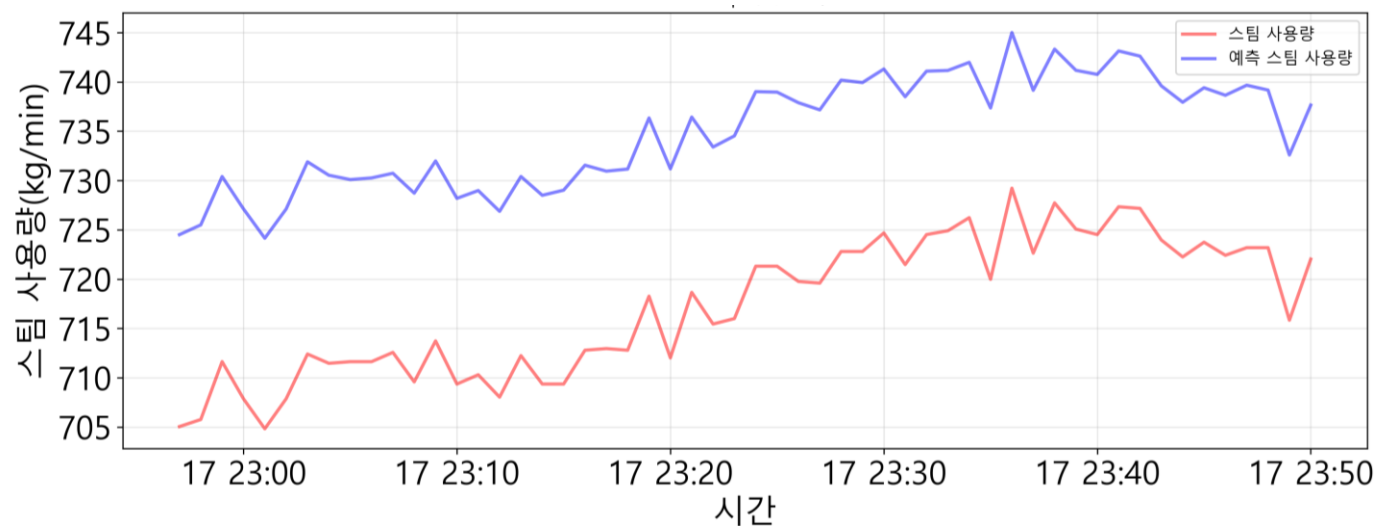
## 스팀 사용량 예측 모델링

- 펄프, 계절성 기반 스팀 사용량 예측 모델링

- 시계열 데이터 특성 반영을 위해 **LSTM 모델** 선정
- 입력 변수 : 환경변수(기압, 기온, 습도), 공정변수(지료 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

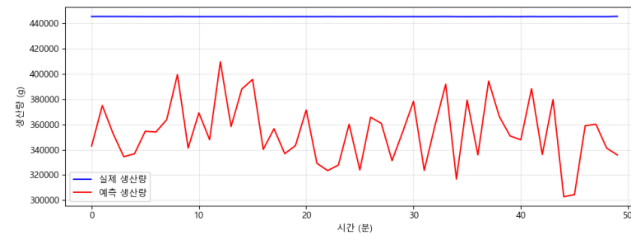
### ● 연구배경

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

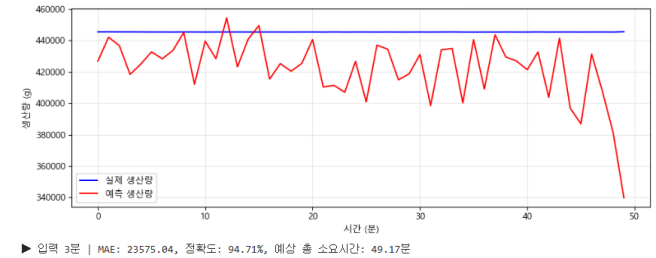
### ● 목표

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

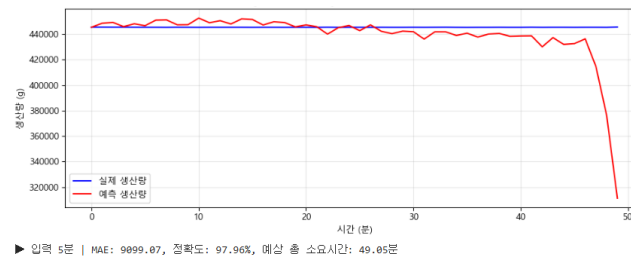
1분



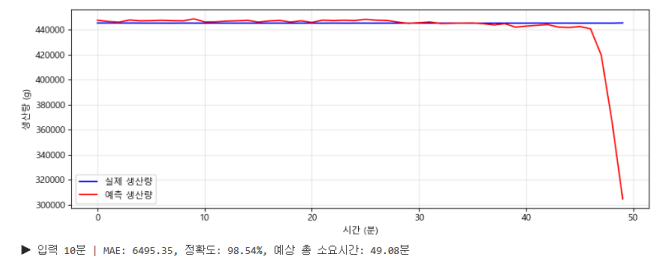
3분



5분



10분



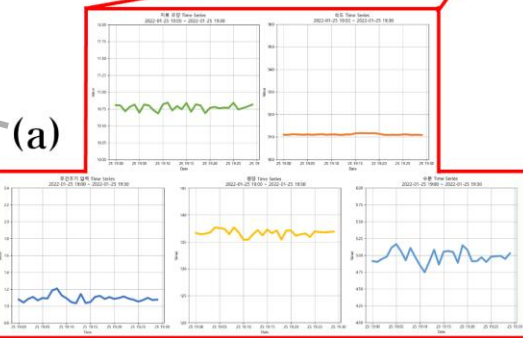
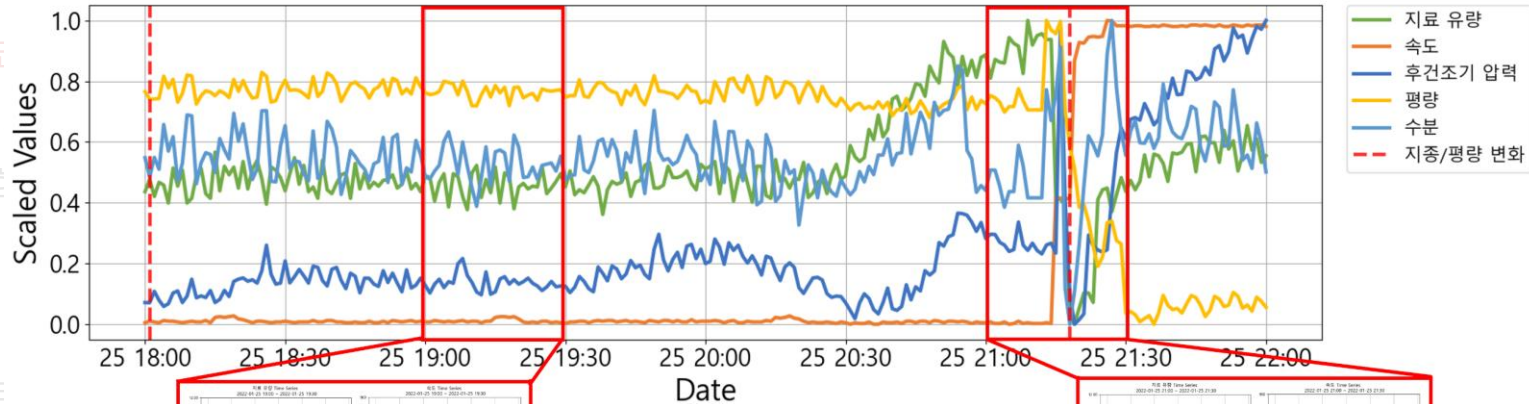
# 최적 운전 전략 모델링

## ● 문제점 ● 공정 시계열 패턴 및 구간별 변동성 비교

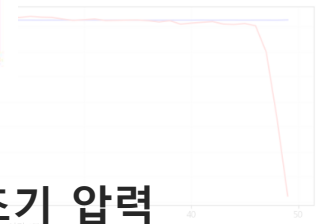
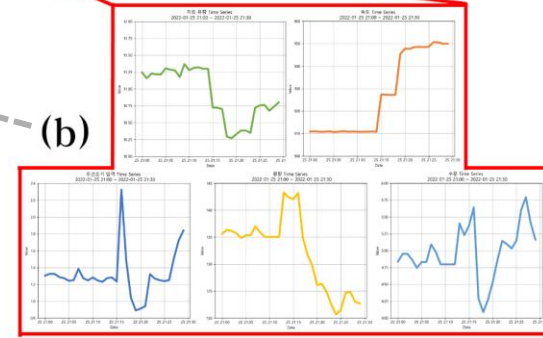
- 기존 스팀량 예측 수행
- 이는 제지공정에서 **초**
- 품질에 따른 생산량을
- 품질, 생산성, 에너지 효율

## ● 목표

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



공정 앞 / 뒤 구간



⇒ 생산량 관련 변수: 속도, 지료 유량 / 품질 관련: 평량, 수분 / 에너지 효율 변수: 후건조기 압력

▶ 입력 6분 | MAE: 9899.87, 정확도: 97.96%, 예상 총 소요시간: 49.86분

▶ 입력 16분 | MAE: 6495.35, 정확도: 88.54%, 예상 총 소요시간: 49.88분

# 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

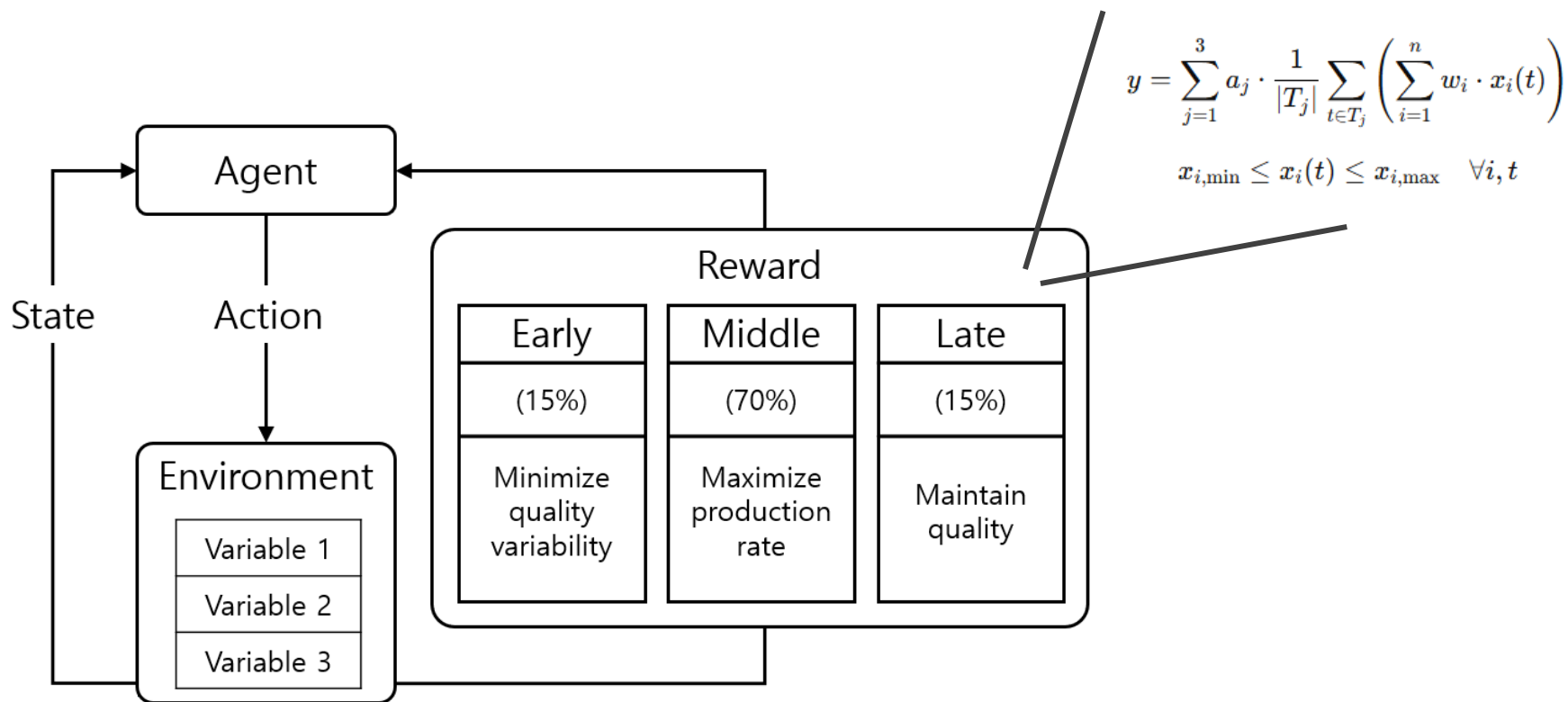
$x_i(t)$	시간 t에서의 공정 변수 i 값
$w_i$	변수 i의 중요도 (가중치)
$T_j$	전체 공정 시간의 구간 j (예: 앞, 중간, 뒤 15%/70%/15%)
$a_j$	구간 j의 품질 민감도 또는 분산 계수
$y$	시나리오의 생산성과 품질 종합 지표

- 제약 조건

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

## 최적 운전 전략 모델링

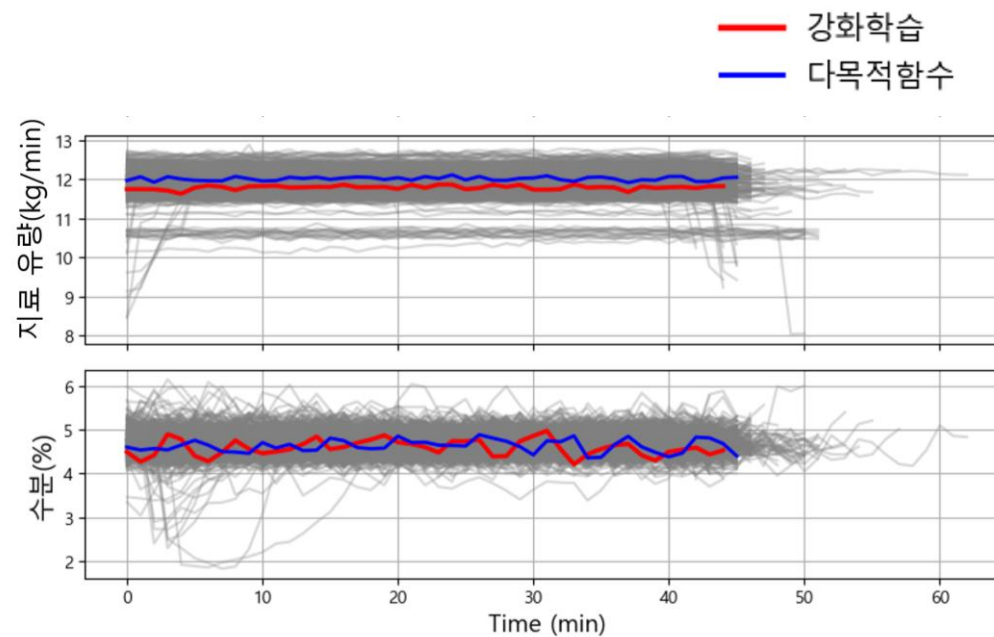
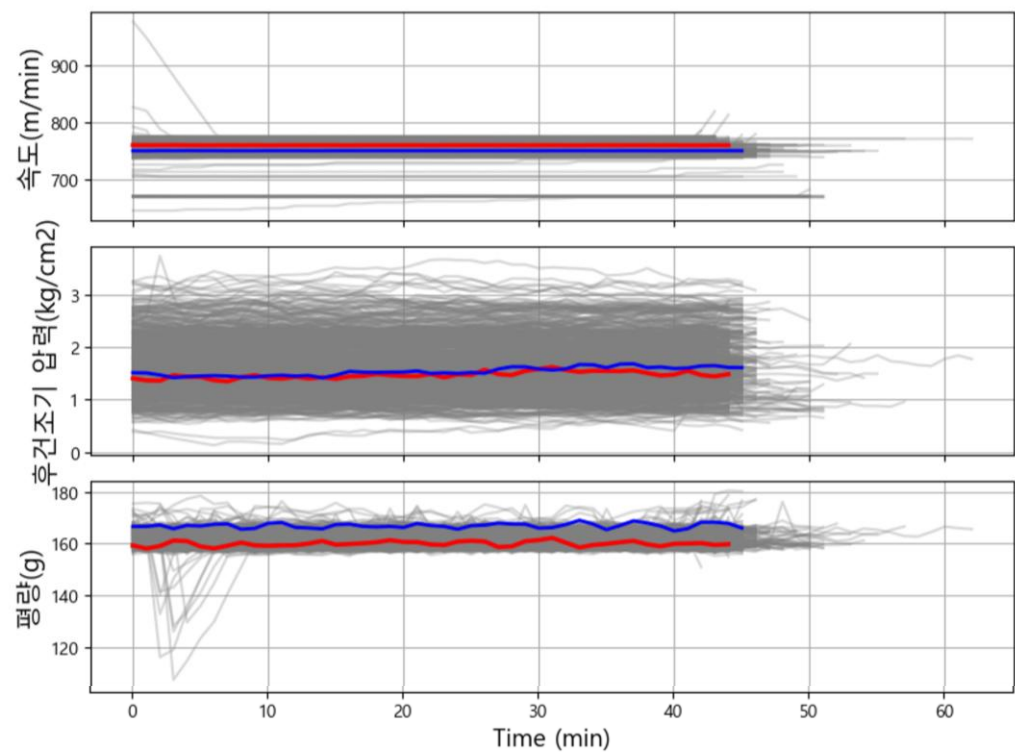
- 강화학습 기반 운전 전략 학습 구조





## 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 <sup>2</sup> )	1.65	1.54 (-6.67%)	1.25 (-24.24%)
평량 (g)	161.65	166.93 (+3.27%)	159.58 (-1.28%)
지료 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

