

캡스톤 디자인 | 최종결과 보고서

프로젝트 제목(국문): 디지털 트윈을 활용한 스마트 팩토리 에너지 효율화 모델링 및 플랫폼 개발

프로젝트 제목(영문): Development of Energy Efficiency Modeling and Platform for Smart Factories Using Digital Twin

프로젝트 팀(원): EcoNOVA 학번: 20222024 이름: 박선아

프로젝트 팀(원): EcoNOVA 학번: 20221991 이름: 서지윤

1. 중간보고서의 검토결과 심사위원의 '수정 및 개선 의견'과 그러한 검토의견을 반영하여 개선한 부분을 명시하시오.

계획발표 당시, 심사위원들은 디지털 트윈이 단순한 예측 모델을 넘어서 실시간성과 물리세계를 가상세계로 구현 가능해야 한다는 점을 강조하였다. 따라서 본 프로젝트는 전체적으로 실시간 적용 가능성과 해석 가능성을 모두 고려하였다. 또한 담당 교수님의 조언에 따르면, 실시간 데이터 연동이 불가능한 환경에서도 수식 기반 해석이 가능하다면 디지털 트윈으로 간주될 수 있다는 해석에 따라, 수분 품질 예측을 위한 물리 모델과 다목적 함수를 정의하여 정적 시뮬레이션 환경에서도 공정 조건에 대한 정량적 분석과 운전 전략 제시가 가능하도록 수정하였다.

기존에는 단순히 생산량을 계산하고 예측하는 데 그쳤던 분석 흐름을, 본 프로젝트에서는 품질을 함께 고려한 생산량, 품질 기반 최적화 파트로 확장하였다. 이를 위해 주요 품질 지표인 수분을 중심으로 주요 공정 변수들(릴 속도, 유량, 평량, 전·후건조기 압력 등) 간의 비선형 물리 관계식을 도출하여, 단순 상관 분석을 넘어 공정 변수와 수분 품질 간의 인과 구조를 수식 형태로 정량화하였다. 이후, 품질 중심의 다목적 함수 구조를 정의하여 단일 성능 지표가 아닌 복합적인 공정 성능 평가가 가능하도록 구성하였다. 이로써 공정 조건을 단순히 예측하는 데 그치지 않고, 품질을 유지하면서 생산 효율을 향상시킬 수 있는 운전 전략을 도출할 수 있는 기반을 마련하여 최적화 전략 수립이 가능한 디지털 트윈 구조를 구성하였다.

또한 기존의 계절성 기반 단순 스팀 사용량 예측에서 나아가, 펠프 배합비와 스팀 사용량의 관계까지 고려한 펠프, 계절 기반의 최적화 구조로 개선하였다 초기에는 다양한 지종과 평량 데이터를 활용하여 펠프 클러스터링을 수행하고, 각 클러스터별 주요 입력 변수의 중요도를 분석한 뒤, 환경 및 공정변수를 기반으로 한 LSTM 모델을 통해 스팀 사용량을 예측하였다. 이후에는 특정 지종, 평량데이터를 고정하여 안정적인 평균 펠프 배합비를 파악하고, 이를 기준으로 각 계절별 대표 공정 구간을 선정하였다. 더불어, 주요 공정 변수들에 대한 통계 분석 및 검정과 계절별 분포 특성에 기반한 권장 범위를 정의하였다. 최종적으로는 이러한 정량적 근거를 바탕으로 목적함수를 구성하고, 이를 활용한 세분화된 최적화 전략 수립이 가능하게 하고자 한다.

2. 기능, 성능 및 품질 요구사항을 충족하기 위해 본 개발 프로젝트에서 적용한 주요 알고리즘, 설계방법 등을 기술하시오.

생산량, 품질 기반 최적화 파트에서는 생산 효율과 품질을 동시에 고려하는 디지털 트윈 구조를 구현하기 위해 다음과 같은 주요 설계 방식을 적용하였다.

(1) 공정 변수 간 비선형 물리방정식 기반 해석 구조 설계

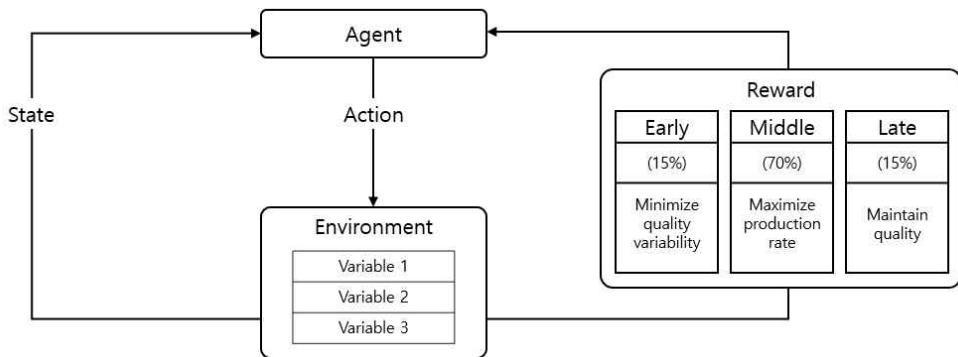
단순한 상관관계 분석만으로는 공정 변수의 변화가 품질에 미치는 영향을 명확하게 해석하기 어렵다. 이에 따라 수분 품질에 영향을 미치는 주요 제어 변수들(릴 속도, 유량, 평량, 전·후건조기 압력 등)을 대상으로 로그, 제곱, 제곱근 등 다양한 비선형 파생 변수를 도출하고, 이를 기반으로 데이터 기반 비선형 물리방정식 형태의 해석 수식을 구성하였다. 이 수식은 각 변수의 변화가 수분 품질에 어떻게 영향을 미치는지를 수치적으로 설명할 수 있도록 설계되었으며, 단순 예측이 아닌 변수 간의 인과 구조를 해석하는 데 초점을 두었다. 이를 통해 운전자의 변수 조작이 수분 품질에 미치는 영향을 정량적으로 분석할 수 있으며, 실시간 데이터가 없는 환경에서도 정적 시뮬레이션을 통해 공정 조건의 진단과 개선이 가능하도록 하였다.

(2) 다목적 함수 기반 공정 성능 평가 구조

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

단일 지표로는 품질과 생산량, 에너지 효율 간의 균형을 반영하기 어렵기 때문에 가중치 기반 다목적 함수 구조를 설계하였다. 변수별 기준값(ref)과 허용범위(tol)을 기반으로 시점별 점수를 계산하고, 가중치(w_i)와 안정성 가중치(a_j)를 적용하여 전체 공정의 종합 점수(y)를 도출하였다. 이 방식은 공정 상태를 하나의 점수로 수치화함으로써, 운전 전략의 성능을 직관적으로 비교·분석할 수 있도록 구성하였다.

(3) 강화학습 기반 운전 전략 최적화



공정이 시간에 따라 변화하고, 변수 간 상호작용이 복잡하다는 점을 고려하여, 강화학습(RL)을 기반으로 최적 운전 전략을 학습하였다. 환경은 실제 공정 운전 데이터를 기반으로 구성되었으며, 상태(state), 행동(action), 보상(reward) 구조를 정의하였다. 특히 보상 함수는 구간별 품질 안정성, 생산량 효율 등을 통합적으로 반영하도록 설계되었다. 이를 통해 에이전트는 다양한 공정 상황에서도 유연하게 대응 가능한 운전 전략을 도출할 수 있도록 하였다.

(4) 유사 공정 시나리오 비교 및 해석 기반 최적화

실제 공정 현장에서 적용 가능성을 높이기 위해, 강화학습을 통해 도출된 최적 운전 시나리오와 기존 공정 운전들을 비교하는 시각화 시스템도 함께 설계하였다. 이를 통해 사용자는 현재 공정 상태와 유사한 과거 운전 조건을 비교 분석하고, 목표로 삼아야 할 이상적 시나리오를 확인할 수 있다. 또한 각 변수의 시간 시계열 궤적을 기반으로 현재 y점수에서 가능한 최적 y점수로 이동하기 위한 조정 방향과 변화량을 정량적으로 제시하여, 실질적인 운전 가이드를 제공하도록 하였다.

펄프, 계절 기반 최적화 파트에서는 스팀 사용량과 펄프 배합비, 계절성의 관계를 동시에 고려하는 디지털 트윈 구조를 구현하기 위해 다음과 같은 주요 설계 방식을 적용하였다.

(1) 펄프 클러스터 기반 공정 반응 분석 구조

기존에는 지종 또는 평량을 단순 기준으로 사용하였으나, 본 프로젝트에서는 다양한 지종, 평량 데이터에서 펄프 데이터를 기반으로 배합비를 계산하고, 실무에 스코어를 통해 최적 클러스터 조합을 선정한 후 K-means 클러스터링을 적용하여 유사한 배합 특성을 가진 공정 구간을

식별하였다. 또한 특정 지종, 평량을 고정하여 클러스터 분석을 진행하였고, 해당 공정에서 안정적 운영이 진행되는 평균 펠프 배합비를 확인하였다. 각 클러스터별로 주요 공정 변수의 중요도를 LightGBM 회귀 모델을 기반으로 도출하였으며, 이를 통해 펠프 클러스터에 따라 공정 변수의 영향력이 달라지는 구조적 특성을 정량적으로 해석할 수 있도록 하였다.

(2) 계절별 대표 공정구간 선정

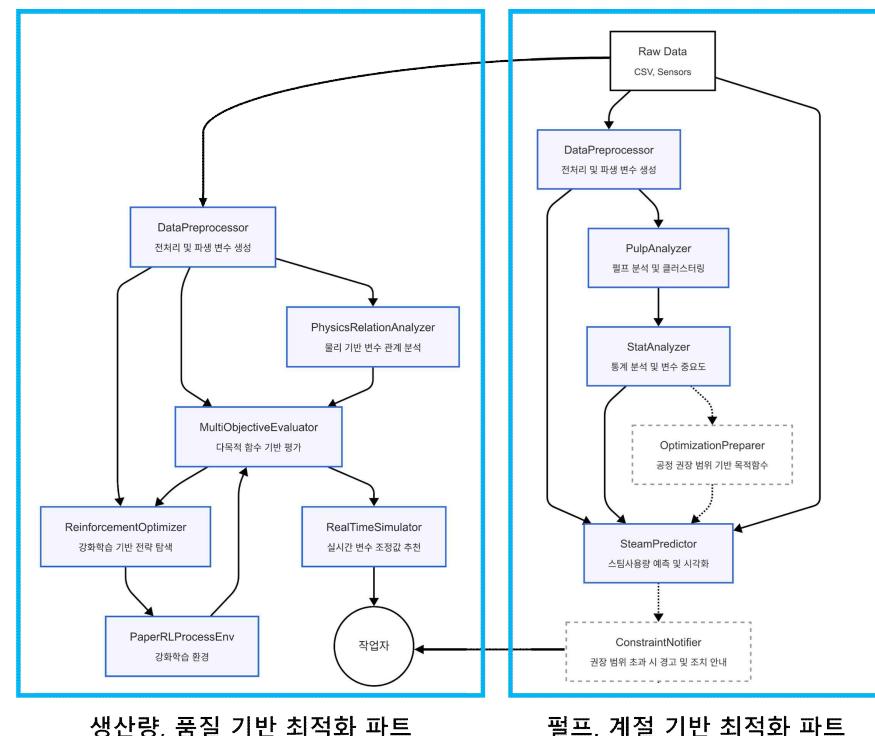
계절적 요인이 공정에 미치는 영향을 반영하기 위해, 특정 지종, 평량 조건을 고정한 뒤 클러스터링된 펠프 배합비를 중심으로 계절별 대표 공정 구간을 선정하였다. Euclidean 거리를 기반으로 중심성을 평가하고, z-score 기반의 대표성 지표를 활용하여 각 계절별로 중심에 가까운 안정적인 공정 구간을 선별하였다. 이때 최소 데이터 수 확보 조건과 상위 n% 기준을 함께 적용하여 계절별 데이터 분포의 신뢰성과 대표성을 동시에 확보할 수 있도록 하였다.

(3) 통계 기반 제어 범위 설계

선정된 계절별 대표 공정 구간을 대상으로, 주요 공정 변수에 대해 평균, 표준편차, 사분위 범위(IQR) 등의 통계 지표를 산출하고, 이를 기반으로 각 변수의 계절별 제어 권장 범위를 정의하였다. 이 과정에서는 단순한 평균값 제시를 넘어서, 변수별 분포의 특성과 안정성까지 반영 할 수 있도록 설계하였으며, 특히 표준편차 기반 범위(평균 $\pm 1\sigma$)와 IQR(1Q~3Q) 범위를 병행하여 공정 제어 시 안정성과 유연성을 모두 고려할 수 있는 이중 기준을 마련하였다. 해당 제어 범위는 목적 함수의 제약조건으로 활용될 뿐만 아니라, 실제 공정 운전 시 계절별 조건에 따른 변수 조정 가이드라인으로도 활용 가능하도록 정량적 기반을 마련하고자 하였다.

3. 요구사항 정의서에 명세된 기능 및 품질 요구사항에 대하여 최종 완료된 결과를 기술하시오.

- 전체 시스템 구성도 (생산량, 품질 기반 최적화 파트, 펠프, 계절 기반 최적화 파트)



- 생산량, 품질 기반 최적화 파트 기능별 상세 요구사항

항목	설명
기능명	데이터 전처리 및 파생 변수 생성
소속 클래스	DataPreprocessor
목적	분석 및 학습에 적합한 형태로 원본 공정 데이터를 정제하고 주요 파생 변수 생성
세부 기능	<ul style="list-style-type: none"> -결측치 비율 기준 컬럼 제거 -결측치 보간 (문자형/숫자형 처리 분리) -이상치 제거 (Z-score 기반) -생산량 계산식 파생 변수 생성 -공정 운전시간 조건 필터링
사용 데이터	원본 공정 센서 로그 데이터
출력값	전처리 완료된 데이터프레임, 제거된 컬럼 리스트
연관 UI/시스템 흐름도	<ul style="list-style-type: none"> -다목적 점수 계산 전처리용 -강화학습 학습 시나리오 생성 시 기반 데이터 제공
항목	설명
기능명	물리 기반 변수 관계 분석
소속 클래스	PhysicsRelationAnalyzer
목적	주요 제어 변수와 수분함량 간의 관계를 물리적 수식으로 모델링하고, 해당 수식을 이용하여 수분 예측값 및 모델의 설명력을 평가함
세부 기능	<ul style="list-style-type: none"> -수분 예측을 위한 파생 변수 생성 -비선형 수식 기반 수분 예측 함수 정의 -예측 결과에 대한 MAE, RMSE, R² 계산
사용 데이터	전처리된 공정 데이터
출력값	계산값 시리즈, 모델 성능 평가 지표
연관 UI/시스템 흐름도	-수분 제약조건 모델링 기초 제공

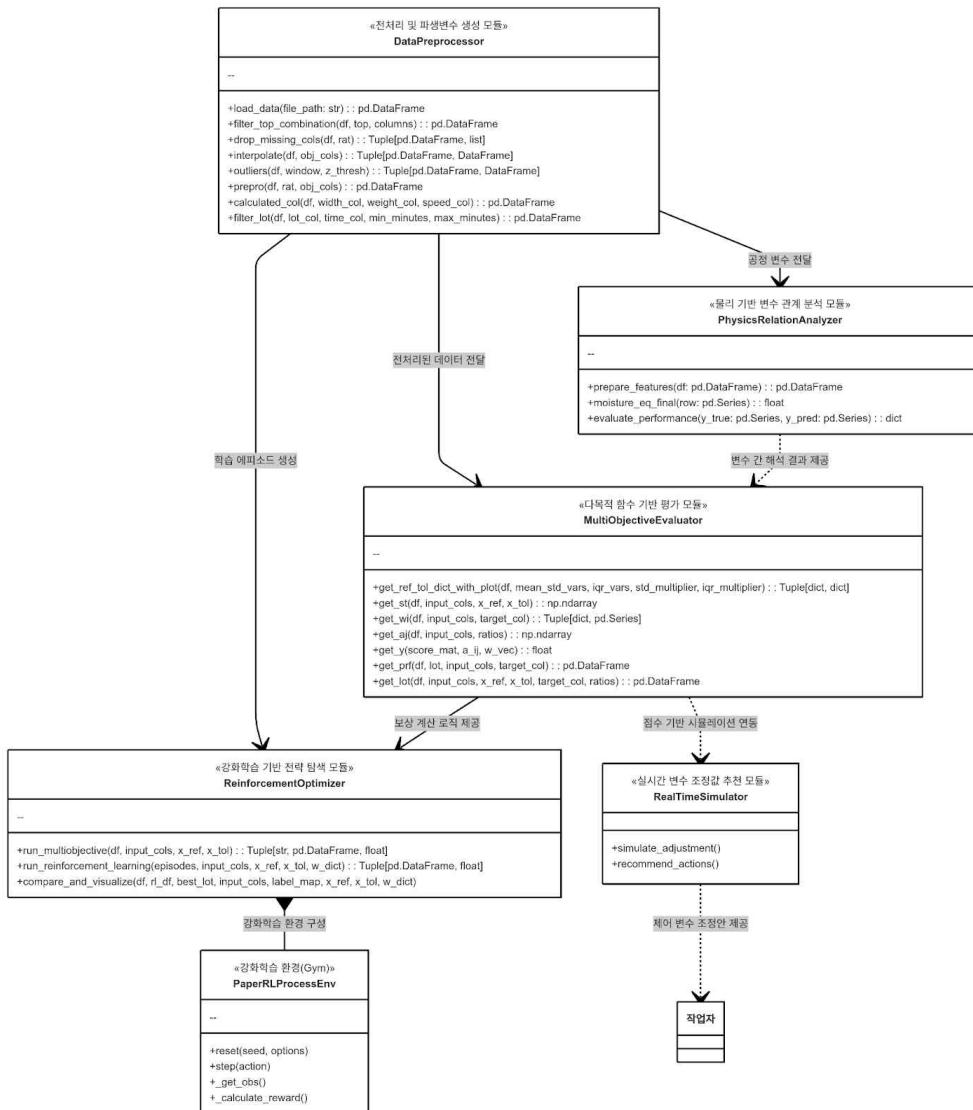
항목	설명
기능명	다목적 함수 기반 평가
소속 클래스	MultiObjectiveEvaluator
목적	생산량, 품질, 에너지 효율을 고려한 공정 점수 계산
세부 기능	<ul style="list-style-type: none"> -기준값 및 허용범위 설정 -변수별 점수 계산 -구간별 안정성 가중치 적용 -최종 점수 y 계산
사용 데이터	전처리된 센서 데이터, 목표 변수(수분, 생산량 등)
출력 값	점수(y), 변수별 점수 행렬(score_mat)
연관 UI/시스템 흐름도	<ul style="list-style-type: none"> -강화학습 보상함수 입력 -최적화 시나리오 평가 기준 제공

항목	설명
기능명	강화학습 기반 전략 탐색
소속 클래스	ReinforcementOptimizer
목적	공정 데이터를 기반으로 학습한 강화학습 에이전트를 통해 최적 운전 전략 도출
세부 기능	<ul style="list-style-type: none"> -다목적 보상 기반 학습 -episode 생성 및 시뮬레이션 반복 -기존 공정 운전 대비 전략 비교 및 시각화
사용 데이터	episode 데이터, 입력 변수 리스트, 기준값, 허용범위
출력 값	최적 전략 결과 데이터프레임, 최적 점수
연관 UI/시스템 흐름도	<ul style="list-style-type: none"> -시뮬레이션 및 제어 전략 추천에 활용 -기존 공정 운전과 비교 가능한 시각화 자료 생성

항목	설명
기능명	강화학습 환경(Gym)
소속 클래스	PaperRLProcessEnv
목적	제지 공정 환경을 시뮬레이션하여 RL 에이전트가 학습할 수 있는 가상의 운전 환경 구성
세부 기능	<ul style="list-style-type: none"> -상태 관찰값(obs) 정의 -행동(action)에 따른 환경 반응(step) 구현 -보상(reward) 계산 방식 정의
사용 데이터	episode별 상태 및 행동 정보
출력 값	관찰값(obs), 보상값(reward), 종료 여부
연관 UI/시스템 흐름도	-강화학습 에이전트의 학습 대상 환경으로 사용

항목	설명
기능명	실시간 변수 조정값 추천
소속 클래스	RealTimeSimulator
목적	현재 공정 상황에서 점수를 높이기 위한 제어 변수 조정량 및 방향을 시뮬레이션 기반으로 추천
세부 기능	<ul style="list-style-type: none"> -현재 공정 운전 상태 분석 -최적 궤적 시나리오와의 비교 -점수 상승을 위한 변수별 조정량 및 기대 효과 추정
사용 데이터	현재 공정 운전 데이터, 최적화된 시나리오 데이터
출력 값	변수 조정안, 기대 점수 변화
연관 UI/시스템 흐름도	<ul style="list-style-type: none"> -공정 운영자에게 실시간으로 추천 -UI에 궤적 비교 그래프 및 변수 조절 가이던스로 제공

- 생산량, 품질 기반 최적화 파트 클래스 다이어그램



- 펄프, 계절 기반 최적화 파트 기능별 상세 요구사항

항목	설명
기능명	데이터 전처리 및 파생 변수 생성
소속 클래스	DataPreprocessor
목적	분석 및 학습에 적합한 형태로 원본 공정 데이터를 정제하고, 주요 파생 변수(스팀량 계산 등)를 생성
세부 기능	<ul style="list-style-type: none"> - 결측치 비율 기준 컬럼 제거 - 이상치 제거(IQR 기반) - 결측치 보간 (숫자형/문자형 구분) - 계절 정보 태깅

	<ul style="list-style-type: none"> - 기상 데이터 병합 - 상위 지종·평량 조합 필터링 - 스텁량 계산 파생 변수 생성
사용 데이터	원본 공정 센서 로그 데이터
출력값	전처리 완료된 데이터프레임, 제거된 컬럼 리스트
연관 UI/시스템 흐름도	<ul style="list-style-type: none"> - 클러스터링 및 예측모델 학습 전 단계

항목	설명
기능명	펄프 클러스터 분석 및 클러스터링
소속 클래스	PulpAnalyzer
목적	펄프 배합 비율 기반 클러스터링을 통해 유사 공정 그룹화 및 대표 공정구간 도출
세부 기능	<ul style="list-style-type: none"> - 펄프 비율 계산 - 평균/표준편차 기반 클러스터링 - 클러스터 중심 벡터 및 거리 계산 - z-score 기반 대표성 점수 산출 - 계절별 대표 공정구간 선정 및 1분 단위 데이터 추출
사용 데이터	전처리 완료 공정 데이터
출력값	클러스터링된 통계 요약, 계절별 Top-N 공정구간 목록 및 추출 데이터
연관 UI/시스템 흐름도	<ul style="list-style-type: none"> - 통계 분석 및 최적화 설계에 활용될 대표 구간 정의 - 예측모델 성능 비교 기반

항목	설명
기능명	계절별 통계 분석 및 변수 중요도 평가
소속 클래스	StatAnalyzer
목적	대표 구간에서 변수들의 통계적 특성과 계절별 영향도를 분석하여 최적화 및 모델 해석 기반 제공
세부 기능	<ul style="list-style-type: none"> - 변수별 평균, 표준편차, IQR 등 통계 요약 - Kruskal-Wallis, Levene, ANOVA 통계 검정 - LightGBM 기반 변수 중요도 산출 - SHAP 기반 변수 영향력 해석
사용 데이터	계절별 대표 공정구간 데이터
출력 값	계절별 통계 요약 테이블, 변수별 중요도 순위, SHAP 값
연관 UI/시스템 흐름도	<ul style="list-style-type: none"> - 제어변수 설정 및 다목적 함수 구성에 활용 - 모델 해석용 시각화 연계 가능

항목	설명
기능명	LSTM 기반 스팀 사용량 예측 및 시각화
소속 클래스	SteamPredictor
목적	클러스터 및 계절별로 구분된 대표 데이터 기반 LSTM 모델 학습 및 예측 성능 분석
세부 기능	<ul style="list-style-type: none"> - 입력 데이터 정규화 및 시계열 3D 변환 - LSTM 모델 정의 및 학습 - MAE, RMSE, R² 성능 평가 - 공정구간 단위 예측 결과 비교 및 시각화 - 전체 공정구간별 예측 정확도 비교
사용 데이터	대표 LOT 기반 시계열 데이터 (입력 + 타겟)
출력 값	학습된 모델, 예측 결과, 성능 평가 지표, 시각화 그래프
연관 UI/시스템 흐름도	<ul style="list-style-type: none"> - 클러스터별/계절별 예측 정확도 비교 - 공정 안정성 및 스팀 효율 개선 전략 도출 기반 자료

- 펄프, 계절 기반 최적화 파트 클래스 다이어그램



4. 구현하지 못한 기능 요구사항이 있다면 그 이유와 해결방안을 기술하시오,

최초 요구사항	구현 여부(미구현, 수정, 삭제 등)	이유(일정부족, 프로젝트 관리 미비, 팀원 변동, 기술적 문제 등)
스팀 사용량 최적화 기능	수정 후 부분 구현	기존 스팀 사용량 예측 모델은 구현을 완료하였으나, 이후 추가된 분석 및 목적 함수 정의 작업이 지연됨에 따라 최적화 기능은 미구현됨

최초 요구사항	구현 여부(미구현, 수정, 삭제 등)	이유(일정부족, 프로젝트 관리 미비, 팀원 변동, 기술적 문제 등)
품질을 고려한 생산 효율 최적화 기능	구현 완료	해당사항 없음

최초 요구사항	구현 여부(미구현, 수정, 삭제 등)	이유(일정부족, 프로젝트 관리 미비, 팀원 변동, 기술적 문제 등)
디지털 트윈 기반 공정 시뮬	부분 구현	물리 방정식 기반 정적 시뮬레이션 및 점

레이션 기능		수화 모델은 구현 완료하였으나, 실시간 데이터 연동 및 동적 시뮬레이션 기능은 미구현됨
최초 요구사항	구현 여부(미구현, 수정, 삭제 등)	이유(일정부족, 프로젝트 관리 미비, 팀원 변동, 기술적 문제 등)
스팀 사용량 최적화 기능	수정 후 부분 구현	기존 스팀 사용량 예측까진 구현하였으나 분석 및 목적함수 정의에 관한 부분을 추가하였고, 목적함수 정의를 못해 최적화 기능은 미구현됨

5. 요구사항을 충족시키지 못한 성능, 품질 요구사항이 있다면 그 이유와 해결방안을 기술하시오.

분류(성능, 속도 등) 및 최초 요구사항	충족 여부(현재 측정결과 제시)	이유(일정부족, 프로젝트 관리 미비, 팀원 변동, 기술적 문제 등)
스팀 사용량 예측 응답 시간	구현 완료	
분류(성능, 속도 등) 및 최초 요구사항	충족 여부(현재 측정결과 제시)	이유(일정부족, 프로젝트 관리 미비, 팀원 변동, 기술적 문제 등)
최적 시나리오 도출 시간	구현 완료	
분류(성능, 속도 등) 및 최초 요구사항	충족 여부(현재 측정결과 제시)	이유(일정부족, 프로젝트 관리 미비, 팀원 변동, 기술적 문제 등)
시스템 신뢰성	미구현	전체 시스템이 아직 완성되지 않아 측정이 불가능함
분류(성능, 속도 등) 및 최초 요구사항	충족 여부(현재 측정결과 제시)	이유(일정부족, 프로젝트 관리 미비, 팀원 변동, 기술적 문제 등)
사용자 운용 및 학습	미구현	전체 시스템이 완성되지 않아 사용자 테스트 및 매뉴얼 작성이 진행되지 못함

6. 최종 완성된 프로젝트 결과물(소프트웨어, 하드웨어 등)을 설치하여 사용하기 위한 사용자 매뉴얼을 작성하시오.

- 설치 환경

항목	내용
운영체제	Windows 10 이상 또는 macOS/Linux
Python 버전	Python 3.10 이상
필수 툴	Jupyter Notebook (Anaconda 환경 권장)
필수 라이브러리	pandas, numpy, matplotlib, scikit-learn,

	seaborn, tensorflow, scipy, shap, stable-baselines3, gymnasium, plotly 등
--	---

- 폴더 및 파일 구조

```
project_root/
|
└── main_simulation.ipynb      # 전체 분석 실행 Notebook
└── data/
    └── 공정_데이터.csv      # 분석에 사용할 원시 센서 데이터
    └── 기상_데이터.csv      # 분석에 사용할 기상 데이터
└── modules/
    ├── preprocessing.py      # 데이터 전처리 모듈
    ├── multiobjective.py      # 다목적 함수 계산 모듈
    ├── rl_environment.py      # 강화학습 환경 정의
    ├── physics_model.py      # 수분 물리식 예측 모듈
    ├── clustering.py          # 월프 배합비 기반 클러스터링 및 중심 분석 모듈
    ├── stat_analysis.py      # 통계 요약, ANOVA, 변수 중요도 분석 모듈
    └── prediction.py          # LSTM 기반 스팀 사용량 예측 함수
└── results/
    └── 분석 시각화 및 로그 저장 폴더
```

- 실행 방법(Jupyter Notebook 기준)

- 생산량, 품질 기반 최적화 파트

- (1) Jupyter Notebook 실행

터미널 또는 Anaconda Navigator에서 Jupyter 실행 후 main_simulation.ipynb 열기

- (2) 데이터 로드 및 전처리

노트북 상단의 데이터 불러오기 및 전처리 셀 실행

- (3) 물리 모델 기반 수분 예측 및 점수 계산

중간의 수분 방정식 기반 예측값 생성, 다목적 함수 점수 계산 셀을 순차적으로 실행

- (4) 강화학습 기반 전략 도출 실행

강화학습 학습 및 시뮬레이션 섹션 셀 실행

- (5) 최적 LOT 비교 및 시각화 확인

compare_and_visualize() 함수를 통해 최적 운전 전략 및 현재 LOT 비교 시각화 확인

- (6) 실시간 시뮬레이션

simulate_adjustment() 또는 recommend_actions() 함수 실행으로 변수 조정안 확인 가능

- 월프, 계절 기반 최적화 파트

- (1) Jupyter Notebook 실행

터미널 또는 Anaconda Navigator에서 Jupyter 실행 후 main.ipynb 열기

- (2) 데이터 로드 및 전처리

노트북 상단의 데이터 불러오기 및 전처리 셀 실행

(3) 펠프 배합비 기반 클러스터링 및 중심 분석

중간의 펠프 배합비 계산, 클러스터링, 거리 계산 및 대표성 평가 셀 순차적으로 실행

(4) 계절별 대표 공정 구간 선정

각 계절별 평균 펠프 배합비와 거리 계산 및 대표 공정구간 선정 셀 실행

(5) 통계 기반 제어 범위 분석 진행

대표 공정 구간에 대해 통계 분석 및 계절별 제어 권장 범위 테이블 확인

(6) 스텁 사용량 예측

`predict_lot()`, `plot_lot_prediction()`, `compare_accuracy_on_lots()` 함수를 통해 개별 공정 구간 스텁 사용량 예측 및 시각화, 여러 공정구간 예측 결과 확인 가능

- 주의사항 및 참고

- 강화학습 학습 시간은 약 5~10분 이상 소요될 수 있으며, GPU 환경에서 실행 시 더욱 빠르게 처리됩니다.
- 스텁 사용량 모델 학습 및 예측 시간은 약 3~5분 정도 소요될 수 있으며, GPU 환경에서 실행 시 더욱 빠르게 처리됩니다.
- 현재는 실시간 공정 데이터 연동은 포함되어 있지 않으며, 과거 LOT 데이터를 시계열 순서로 입력받는 구조로 동작합니다.

7. 캡스톤디자인 결과의 활용방안

- 기술적 효과

- 물리 기반 해석 가능한 디지털 트윈 구현: 단순 예측 모델이 아닌, 물리 방정식을 바탕으로 품질·생산성·에너지 간의 상관관계를 정량적으로 설명할 수 있는 구조를 갖춤으로써, 실제 공정 상황에 대한 해석 가능성과 신뢰성을 높였다.
- 강화학습 기반 최적 운전 전략 도출: 공정 구간별 특성을 반영한 보상 함수를 활용해, 실제 운영 조건에 맞춰 유연하게 조정 가능한 운전 전략을 제시함으로써 지능형 공정 제어 기술 발전에 기여할 수 있다.
- 공정 반응 기반 의사결정 지원체계 마련: 펠프 배합비를 기반으로 각 공정 변수의 계절별 제어 권장 범위를 수치화하여 정량적 운전 가이드라인을 제시함으로써, 작업자의 경험이나 직관에만 의존하지 않고 데이터를 기반으로 한 일관된 의사 결정을 지원할 수 있다.
- 시뮬레이션 기반 전략 검증: 실시간 데이터가 없는 환경에서도 과거 데이터를 기반으로 최적 전략을 반복 검증할 수 있는 구조를 제시하여, 공정 최적화 연구의 실효성과 실험 가능성을 높였다.

- 경제적 효과

- 에너지 효율 개선 및 비용 절감: 과거 공정 데이터를 바탕으로 에너지 소비량을 고려한 최적 전략을 도출함으로써, 스텁 등 공정 에너지 자원의 불필요한 낭비를 줄이고 생산 비용을 절감할 수 있다.
- 운전 전략 자동화 기반의 인건비 절감: 작업자 의존적인 운영 방식에서 벗어나, 학습된 에이전트 기반의 전략 자동화를 통해 운전 효율을 높이고 인력 리소스 최소화를 기대할 수 있다.

- 사회적 효과

- 스마트 제조 전환 기반 마련: 데이터 기반의 의사결정 체계를 구축함으로써 중소 제조업체의 디지털 전환(DX) 및 스마트 팩토리 구현에 기여할 수 있다.
- 교육 및 연구 활용 가능성: 시뮬레이션 기반 공정 최적화 시스템은 대학 및 산업체 교육에서 강화학습, 다목적 최적화, 물리 기반 모델링 등을 실습하는 데 활용 가능하며, 연구 성과의 확장성을 갖춘다.