

SmartStock AI 기획서

개발 기간: 2025.10.17~2025.11.03 | 팀명: HUNTERS42 | 팀원: 황재성, 박성호, 이유진

summary

AI 기반 재고관리 SaaS 프로토타입 구축을 목표로 하며, 데이터 자동 정제, 예측 정확도, 재고 효율성 향상 등을 통해 운영 효율화와 비용 절감을 추구한다. 주요 기능으로는 데이터 업로드 및 정제, AI 예측 및 정책 계산, 대시보드 시각화가 포함되며, 사용자와 AI의 협업을 통해 데이터 품질과 분석 효율을 극대화하는 방향성을 가진다.

1. 프로젝트 개요

ERP/WMS 연동이 불가능한 기업도, 자체 판매 데이터를 업로드하면 → 자동 정제 → 예측 → 발주 추천까지 전 과정을 자동화하는 AI 기반 재고관리 플랫폼 구축이 목표입니다.

환경 구성

- Colab + FastAPI + MySQL + TensorFlow (LSTM)
- Python 기반 예측·최적화 엔진 중심의 AI 재고관리 SaaS 프로토타입 형태로 완성

2. 프로젝트 목표 (KPI)

구분	세부 목표
데이터 자동정제	업로드 시 결측치·이상치·중복 자동 탐지 및 처리
예측정확도	상위 SKU 기준 WAPE $\leq 15\%$, Fill Rate $\geq 95\%$
재고효율	불필요 재고 20% 감소, 품절률 2% 이하
운영편의성	클릭 3 번으로 분석 및 발주추천 수행
전문가 커스터마이징	Pandas GUI형 시각화/변환 스튜디오 제공(대시보드 통합)

3. 시스템 구성도

데이터 흐름: Excel/CSV 업로드 → 자동정제 → AI 예측 → 발주정책 계산 → 대시보드 시각화

시스템 구성 요소

- Frontend:** React (TypeScript, Vite/Next.js), Tailwind CSS, react-chartjs-2/Recharts
- Backend:** FastAPI, Python
- Model:** Deep Learning Forecasting Engine (LSTM + CNN Hybrid)
- DB / Infra:** MySQL, Docker, AWS EC2/RDS

4. 기능 정의

- 데이터 파이프라인: CSV/Excel 업로드 및 자동 클렌징
- AI 코어: LSTM/CNN 기반 예측 및 EOQ/ROP/SS 정책 계산
- 사용자 인터페이스: KPI 대시보드 및 발주추천서 생성
- 협업 환경: LLM 챗봇을 통한 자연어 기반 의사결정 지원

5. 기능 체계

A. 데이터 워크스페이스

- CSV/Excel 업로드 시 자동 컬럼 인식 및 데이터 클렌징
- 결측·이상치·중복 데이터 탐지 및 자동 보정
- 정제 결과 리포트 제공 (품질 요약, 컬럼 매핑 상태 등)
- 전처리 결과를 예측 엔진 입력 포맷(LSTM/CNN)으로 자동 변환

B. AI 챗봇 (LLM Agent)

- 재고관리 특화 LLM 에이전트 챗봇 제공
- 자연어 질의로 재고 상태 조회, 예측 결과 해석, 발주 시뮬레이션 수행
- AI 제안 기반 정책 추천 / 리포트 생성 / 요약 설명 자동화
- 권한 기반 질의 제한 및 PII 마스킹 적용

C. 예측 및 최적화

- TensorFlow (LSTM + CNN) 기반 시계열 예측 엔진
- SKU·카테고리별 7 일 단기 예측 수행
- 예측 결과의 분위수(p10/p50/p90)로 SS·ROP·TSL 산출
- EOQ·ROP·SS 공식 기반 발주량(Q) 및 자동 PO Draft 생성
- 예측 성능(WAPE/sMAPE) 추적 및 MLflow 기반 재학습 관리

D. Human-AI Co-Lab

- AI 발주 제안 결과 vs 사용자 최종 결정 성과 비교(WAPE·RMSE·Fill Rate 등)
- 사용자 피드백을 AI 정책 개선 루프로 반영
- 재고관리 의사결정 과정의 투명성 및 검증성 확보

E. 대시보드 & 리스크 모니터링

- KPI 보드: 재고일수·Fill Rate·품절률·과잉률 등 핵심지표 시각화
- 리스크 모니터링: 품절/과잉/리드타임 리스크 실시간 경고
- 정책 비교 시나리오: EOQ·ROP·SS 조합별 시뮬레이션
- 로그 및 모델 버전 추적: 데이터-모델-정책 라인리지 관리

6. 핵심 알고리즘 및 KPI

재고 정책 공식

$$\text{안전재고}(SS) = z * \sigma_{\text{demand}} * \sqrt{L}$$

$$\text{재주문점(ROP)} = \mu_{\text{demand}} * L + SS$$

$$\text{발주량}(Q) = \max(0, ROP + \text{목표재고} - \text{현재가용재고})$$

핵심 성과 지표 (KPI)

항목	정의	목표
WAPE	예측 오차율	$\leq 15\%$
Fill Rate	판매 충족률	$\geq 95\%$
Stockout Rate	품절률	$\leq 2\%$
Days of Supply	재고일수	≤ 30 일

7. 기대효과

구분	기대효과	설명
운영 효율화	재고관리 자동화	수작업 대비 70% 시간 단축
정확도 향상	예측오차 20~30% 감소	LSTM + CNN 적용
비용 절감	과잉재고 20% 감소	발주정책 최적화
리스크 감소	품절률 2% 이하	안전재고 자동 유지
확장성	멀티테넌트 SaaS 확장	다수 고객사 동시 운영

ROI 근거: 재고 유지 비용 절감 효과

AI 최적화 정책을 통해 과잉재고를 기준 대비 20% 감소시키는 것이 핵심 목표입니다. 이 20%의 재고 감소는 재고 유지 비용 (Holding Cost) 절감으로 직결되며, 창고 임대료, 보험료, 감가상각비, 자본 비용 등을 직접적으로 줄여 직접적인 영업이익 개선 효과를 가져올 것입니다.

8. 기능 정의(사용자 스토리)

플랫폼 방향성: "AI + Human 협업형 데이터 워크스페이스"

- **Planner**는 LLM 에이전트(챗봇)를 통해 자연어로 데이터 조회 및 발주 시뮬레이션 수행.
- **Data Expert**는 고급 모드(UI + 코드 혼합)로 모델 성능 검증 및 파라미터 튜닝 가능.

핵심 사용자 스토리

- **Planner**: CSV 업로드 → 자동 정제 리포트 확인
- **Buyer**: 예측 결과 확인 → SS·ROP 기반 발주 제안 검토
- **Manager**: 품절·과잉 리스크 대시보드 확인 및 정책 조정
- **Data Expert**: 예측 성능 모니터링 → 파라미터 조정 및 재학습
- **AI Copilot**: 자연어 질의로 재고 현황·예측 결과 질의

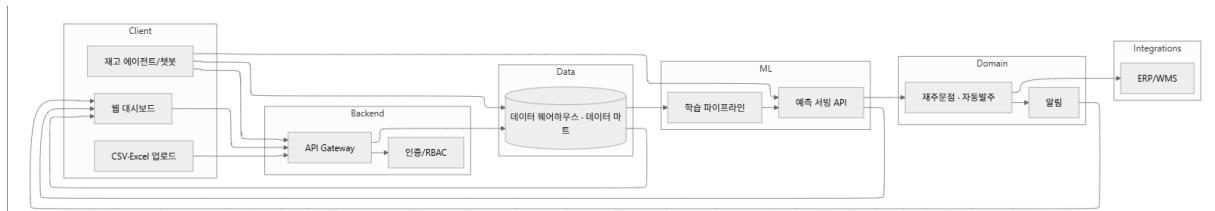
9. Phase 2 후속 계획

- **외부 요인 반영 고도화**: 날씨, 프로모션 등 외생 변수 자동 인식 및 예측 반영
- **LLM 에이전트 고도화**: 재고 정책 추천, 리스크 요약, 리포트 생성 등 Copilot 기능 확장
- **Transfer Learning 적용**: SKU·카테고리 간 패턴 전이를 통한 데이터 부족 품목 성능 향상
- **자동 재학습 파이프라인**: 모델 성능 모니터링 → 기준치 하락 시 자동 재학습 수행
- **ERP/WMS API 연동**: 실시간 재고·입출고 데이터 자동 동기화
- **알림/협업 통합**: Slack·Email 등 외부 협업툴 연동으로 발주 알림 및 승인 프로세스 자동화

10. 아키텍처 디어그램

플랫폼은 크게 클라이언트 레이어, 플랫폼 레이어, 인프라 레이어의 3단계로 구성됩니다.

- **클라이언트 레이어 (Frontend)**: 사용자(User)가 React 기반 UI를 통해 Backend API에 접근합니다.
- **플랫폼 레이어 (Backend & Core Logic)**: 데이터 정제, **TensorFlow (LSTM/CNN)** 기반 AI 예측 및 정책 엔진(EOQ/ROP/SS)을 통한 발주량 계산이 이루어집니다. LLM 에이전트가 사용자 지원을 담당하고, MLflow가 모델 성능을 추적합니다.
- **인프라 레이어**: MySQL DB에 정책 계산 결과를 저장하며, Object Storage(STG)와 Queue(Q)가 데이터 및 비동기 처리를 담당합니다.



문서 생성일: 2025년 10월 17일

본 문서는 프로젝트 개발을 시작하기에 앞서 작성된 최종 기획서입니다.