

1. Team Info

1.1 과제명

<머신러닝 기반 베이커리 수요예측 시스템: Randy's Donuts과의 공동 프로젝트>

본 산학 협력 프로젝트는 Randy's Donuts 국내 가맹점을 직접 대상으로 하여, 점포 운영 과정에서 반복적으로 발생하는 품질 및 폐기 문제를 동시에 완화하는 것을 목표로 한다. Randy's Donuts는 본 프로젝트의 핵심 협력 파트너이자 실증 대상 기업으로, 초기 적용을 통해 검증된 성과는 향후 베이커리 산업 전반의 수요예측 혁신 사례로 확장 가능하다.

1.2 팀 정보

본 프로젝트는 13팀, e시크에서 수행하였다.

1.3 팀 구성원

| 이름(학번) | 역할 | 역할 설명 |
|------------------|----------------------|--|
| 이지원 (2176297) | 팀 리더(PM), 프론트엔드 엔지니어 | 프로젝트 매니저(PM)로서 프로젝트 기획 및 일정 관리, 협력사 커뮤니케이션 총괄, 웹 시각화 및 문서화 작업 주도 |
| 김도희 (2170009) | AI & 백엔드 엔지니어 | 데이터 수집 및 전처리, 외부 API(Open-Meteo 등) 연동, 데이터베이스 파이프라인 개발 |
| 변아연 (2271032) | AI & 백엔드 엔지니어 | 머신러닝 모델 학습 및 하이퍼파라미터 튜닝, 성능 평가, 분석 리포트 작성 |

2. Project Summary

2.1 문제 정의

[Target Customer] 본 프로젝트의 주요 타겟 고객은 베이커리 점포 운영자이며, 현재는 협업사인 Randy's Donuts 국내 가맹점을 대상으로 실증 적용을 진행하고 있다.

[Pain Point] 현재 다수의 베이커리 점포에서는 발주량을 과학적 근거 없이 점주의 경험과 직관(즉 '감')에 의존해 결정한다. 이러한 방식은 구조적으로 다음과 같은 문제를 초래한다.

- 1. 과잉 발주: 판매되지 못한 제품이 폐기되어 불필요한 비용 발생
- 2. 과소 발주: 예상치 못한 품질로 인한 매출 기회 상실

[Pain Point에 대한 근거] 2025년 7월, 수도권 소재 베이커리 매장 점주들을 대상으로 대면 인터뷰를 진행하였다.

| 점포 | 응답 내용 |
|-----------------------------------|---|
| 파리바게뜨 의왕포일2지구점, 파리바게뜨 인덕원역점 점주 | "발주를 매일 감으로 정하다 보니, 신경을 써도 매일 폐기로 인한 손실이 커서 걱정입니다." |
| 던킨도너츠 판교테크노밸리점 점주 | "AI로 수요예측이 잘된다면 쓰고 싶습니다." |

그 결과, 베이커리 점포 운영자들이 실제로 과잉 발주와 과소 발주 문제를 경험하고 있으며, 동시에 AI 기반 수요예측 서비스에 대한 활용 의지가 존재함을 확인하고, 본 프로젝트의 필요성과 수요를 검증하였다. 또한, 이러한 조사 결과는 베이커리 점포 운영자들이 발주 의사결정 과정에서 경험과 직관에 의존함으로써 발생하는 비효율성을 잘 보여준다. 즉, 품질은 매출 손실을, 폐기는 비용 부담을 초래하며, 이는 실제 점포 운영에 부담으로 작용한다.

특히 해당 프로젝트에 관해 링크드인에 게시한 글을 보고 이 문제의 심각성에 공감한 (주)라포르엘 Randy's Donuts 측에서 연락을 주었으며, 이를 계기로 협업을 진행하게 되었다. 이는 곧 업계 현장에서 해당 pain point가 실질적으로 존재하며, 본 프로젝트의 접근 방식이 타겟 고객에게도 필요한 해결책임을 방증한다.

따라서 본 프로젝트는 머신러닝 기반 AI 수요예측 시스템을 도입하여 발주 의사결정 과정을 데이터 기반으로 전환하고, 품질과 폐기를 동시에 줄여 점포 운영 효율성을 향상시키는 것을 목표로 한다.

2.2 기존 연구와의 비교

| 서비스 이름 | 서비스 내용 | 장점 | 단점 |
|-----------------------------|--|---|---|
| 뚜레쥬르 (CJ푸드빌) | 전국 매장별 판매 데이터를 기반으로 다음날 빵 수요를 예측하는 AI 모델 도입. 현재 일부 매장에서 시험 운영 중. | 1. 도입 매장에서 매출이 평균 5% 상승 2. 재고과잉 및 품질 현상 감소 | 1. 소수 매장 대상 시범 적용으로, 범용성 검증 부족 2. 구체적인 성능 지표 (R^2 등) 미공개로 기술적 검증 한계 |
| SPC·롯데제과 빅데이터 기반 수요예측 도입 시도 | 판매 데이터를 활용해 발주 및 유통 효율화를 목표로 빅데이터 분석 시스템 구축. | 1. 대규모 데이터를 활용한 통합 관리 가능 2. 물류·유통 단계까지 연결되어 전사 최적화 효과 기대 | 1. 개별 매장 단위 최적화 부족 (지점 특성·외부변수 미흡) 2. 현장 점주보다는 본사 차원의 관리 지향 |
| 글로벌 SaaS 기반 수요예 | 머신러닝 기반 SKU 단위 수요예측을 제공하는 글로벌 SaaS | 1. 글로벌 산업 전반에서 검증된 알고리즘 보 | 1. 비용이 매우 높아 국내 프랜차이즈 지점 |

| | | | |
|---------------------------|-----|--------------------------|---|
| 측 솔루션 (예: Blue Yonder) | 플랫폼 | 유 2. 자동화·최적화 기능 풍부 | 단위 적용 어려움. 2. 국내 매장 데이터와 직접적인 적합성이 낮음 (POS, 지역 특수성 부족) |
|---------------------------|-----|--------------------------|---|

반면, 본 프로젝트는 기존 서비스와 다음과 같은 차별성을 가진다.

첫째, 실제 협업 지점 데이터를 기반으로 검증을 수행한다는 점이다. Randy's Donuts 국내 4개 지점(제주 애월점, 연남점, 광안리점, 수원 타임빌라스점)의 POS 데이터를 활용하여 점포 단위에 최적화된 모델을 구축하였으며, 협업 지점에서 평균 R^2 0.7~0.8 수준의 예측 성능을 달성하였다.

둘째, 단순 판매 데이터에 그치지 않고, 날씨(Open-Meteo API), 공휴일, 유동인구, 프로모션과 같은 **외부 변수를 결합함으로써 매장별 특성을 반영**한 정교한 수요예측을 수행한다.

셋째, 현장 적용 가능성 측면에서도 차별성을 확보하였다. 예측 결과는 매주 CSV 리포트 형태로 제공될 뿐 아니라, JAVA 기반으로 개발 중인 웹 대시보드를 통해 점주와 운영자가 직접 조회·활용할 수 있도록 구현되고 있다. 이는 본사 중심의 일괄 관리가 아닌, **프랜차이즈 개별 매장 단위의 의사결정에 즉시 반영 가능한 구조**라는 점에서 기존 서비스와 뚜렷이 구분된다.

2.3 제안 내용

본 프로젝트는 베이커리 점포 운영자를 주요 타겟으로 하며, 점포별 POS 데이터와 외부 변수를 결합한 **일자별·상품별 판매량 예측 시스템**을 제안한다. 머신러닝 기법을 채택한 이유는, 전통적인 통계 모델에 비해 다양한 외부 요인을 반영할 수 있으며, 동시에 대규모 데이터와 고사양 컴퓨팅 자원을 요구하는 딥러닝 모델보다 운영 환경에서 효율적으로 동작하기 때문이다. 이를 통해 베이커리 점포 운영자가 발주 의사결정을 데이터 기반으로 내릴 수 있도록 지원하고, 품질 및 폐기 문제를 최소화하는 것을 목표로 한다.

구체적인 제안 내용은 다음과 같다.

1. 다변량 데이터 활용

- 점포별 POS 데이터(일자별·상품별 판매 이력)를 기본으로 활용한다.
- 추가적으로 기온·강수량(Open-Meteo API), 요일·공휴일 여부, 유동인구, 점포별 프로모션 이벤트 등 외부 변수를 통합하여 모델 입력값으로 사용한다.

2. 머신러닝 모델 비교 및 최적화

- Google Colab GPU 환경에서 CatBoost, HistGradientBoostingRegressor(HGBR) 등 복수의 머신러닝 모델을 적용·비교한다.
- 지점별 학습 데이터 특성을 고려하여, 가장 높은 성능을 보이는 최적 모델을 선정한다.

3. 예측 결과 제공 방식

- [초기 단계]** 예측 결과를 **CSV 리포트 형태로 제공한다**. 점포별·상품별 예측치와 권장 발주량을 포함한 리포트를 주 단위로 자동 생성하여 협업사에 전달하며, 발주 참고자료로 활용된다.

- B. **[중간 단계]** 프로토타입 시연을 위해 **Streamlit 기반 대시보드**를 도입한다. 점포 운영자는 웹 화면에서 예측값과 실제 판매량을 그래프 및 표 형태로 비교할 수 있으며, CSV 파일 다운로드 버튼을 통해 직접 데이터를 확보할 수 있다. 이는 중간 발표에서 활용될 데모용 인터페이스다.
- C. **[확장 단계]** 협업사의 사내 시스템과 연계 가능한 웹 대시보드(JAVA 기반 예측 모듈 + DB 연동)로 발전시킨다. 이 단계에서는 점주가 실시간으로 예측 결과를 조회하고, 지점별 요약·상품별 상세 분석·프로모션 관리 등 다양한 기능을 통해 예측치를 즉각적으로 발주 의사결정에 반영할 수 있다.

2.4 기대 효과 및 의의

본 시스템의 도입을 통해 베이커리 점포 운영자는 다음과 같은 효과를 기대할 수 있다.

1. 폐기 및 품질 문제 완화

- A. 데이터 기반의 일자별·상품별 판매량 예측을 통해 과잉 발주와 과소 발주를 동시에 줄인다.
- B. 실제 협업 지점의 운영 결과, 예측 정확도 $R^2 \geq 0.7 \sim 0.8$ 수준을 달성하여 품질·폐기 발생 빈도를 유의미하게 감소시킬 수 있음을 확인하였다.

2. 비용 절감 및 매출 안정화

- A. 불필요한 재고 폐기 비용을 줄이고, 품질로 인한 매출 손실을 최소화한다. 이를 통해 점포의 운영 비용을 절감하고, 안정적인 매출 흐름을 유지할 수 있다.

3. 발주 의사결정의 객관성 확보

- A. 기존에는 점주의 경험과 직관에 의존하던 발주 방식을, 예측 모델의 수치 결과를 기반으로 합리적으로 개선할 수 있다. 이는 점포 운영자의 의사결정 부담을 줄이고, 운영 전반의 효율성을 높인다.

이와 같이 본 프로젝트는 **실제 점포 운영의 효율성과 경제적 효과를 동시에 개선**할 수 있는 실용적 의의를 갖는다. 나아가, 본사 중심의 관리가 아닌 개별 지점 단위의 맞춤형 수요예측을 가능하게 함으로써 프랜차이즈 운영 모델의 혁신적 사례로 확장될 수 있다.

2.5 주요 기능 리스트

본 프로젝트는 기능을 **데이터 전처리 자동화, 수요 예측 엔진, 결과 제공, 그리고 웹 대시보드 제공**의 네 가지 축으로 구체화되며, 세부 내용과 구현 현황은 다음과 같다.

| 기능 | 기능 설명 | 현재 구현 여부 |
|----------------|---|---------------------|
| 1. 데이터 전처리 자동화 | 1. POS 데이터와 외부 변수(날씨, 공휴일 등)를 결합하여 자동으로 전처리하는 기능 2. 데이터 수집 → 결측치 처리 → 외부 변수 조인까지 전처리 과정 구현 완료 3. 스케줄러 기반 자동화 파이프라인 구축은 진행 중 | 전처리 구현 완료, 자동화 구현 중 |

| | | |
|-------------|---|--|
| 2. 수요 예측 엔진 | 1. 머신러닝(ML) 모델을 활용하여 일자별, 상품별 판매량을 예측하는 기능 2. CatBoost 모델을 기본으로 적용하고, 일부 점포는 HGBR을 병행하여 최적모델을 구축. 3. SKU 단위 판매량 예측을 지원 | 모델 구현 완료, 매주 성능 검증 및 재학습 루프 운영 중 |
| 3. 결과 제공 | 1. 점포별, 상품별 예측치와 권장 발주량을 포함한 CSV 리포트를 자동 생성 및 주 1회 협업사에 배포 2. 리포트는 발주 참고용 가이드로 활용 가능 | 구현 완료 및 운영 중 |
| 4. 웹 대시보드 | 1. 중간 단계: Streamlit 기반 프로토타입 대시보드 운영 <ul style="list-style-type: none"> CSV 다운로드 버튼 예측값 vs 실제값 비교 그래프 상품별 트렌드 조회 2. 확장 단계: JAVA 기반 예측 모듈과 DB 연동 <ul style="list-style-type: none"> 지점별 요약, 상품별 상세 분석, 이벤트 관리 제공 | Streamlit 프로토타입 운영 중, JAVA 기반 대시보드 개발 진행 중 |

추가적으로, 각 기능의 상세 구현은 다음과 같다.

1. 데이터 전처리 자동화

지점별 POS 원천 데이터와 Open-Meteo API(기온·강수량), 공휴일 DB를 결합하였다. 결측치 보정·이상치 제거·범주형 인코딩을 수행하고, POS-외부 변수 병합(join)을 통해 Feature Set을 생성한다. 스케줄러 기반으로 주 1회 자동 수행하는 구조는 현재 구축 중에 있다.

2. 수요 예측 엔진

CatBoost를 기본 모델로 활용하며, 데이터 불균형이나 소규모 지점에는 HGBR을 병행하였다. Hyperparameter Tuning(Grid/Random Search) 및 Feature Importance 분석을 통해 변수 기여도를 평가한다. 모델 성능은 R^2 (목표 ≥ 0.8), MAE 지표로 관리하며, 학습된 모델(.cbm)을 저장해 운영 환경에서 재활용한다.

3. 결과 제공

예측치와 권장 발주량이 포함된 CSV 리포트를 매주 자동 생성한다. 파일명 규칙(날짜 기반), 컬럼 구조, 버전 관리 체계를 적용하여 협업사에 안정적으로 제공하고 있으며, 현재 매주 목요일 정기 배포 체계를 운영 중이다.

4. 웹 대시보드

단계적 발전 전략을 취하고 있다.

A. **중간 단계:** Streamlit 기반 프로토타입을 통해 예측 결과 시각화, CSV 다운로드, 예측-실제값 비교 그래프, 상품별 트렌드 조회 기능을 제공하여 시연·검증에 활용한다.

B. **확장 단계:** 협업사 운영 서버와 연동되는 JAVA 기반 대시보드를 구축해 점주가

실시간으로 예측 결과를 조회하고, 이벤트(프로모션 등)를 직접 반영할 수 있도록 한다.

2.6 협업 현황

본 프로젝트는 실제 산업 현장과 협업하여 실증을 진행한다는 점에서 의의가 크다. 현재 (주)라포르엘과 협력하여 Randy's Donuts 국내 4개 지점(제주 애월점, 연남점, 수원 타임빌라스점, 부산 광안리점)을 대상으로 수요 예측 시스템을 운영 중이다.

각 지점의 POS 데이터를 기반으로 주 단위 모델 학습 및 검증 루프를 수행하고 있으며, 현재까지 네 지점 모두에서 R^2 0.70~0.80 수준의 예측 정확도를 달성하였다. 지점별 판매 패턴의 이질성을 반영하기 위해 CatBoost를 기본 모델로 적용하되, 일부 지점에는 HistGradientBoostingRegressor(HGBR)를 병행하여 성능을 보완하였다.

또한 협업사 운영 환경에 적합한 엔드투엔드 파이프라인을 구현하였다. 자바 기반 스케줄러가 매주 예측 엔진을 자동 실행하고, 파이썬 학습 코드와 연동하여 모델을 갱신하며, 예측 결과는 중앙 DB에 저장된다. 저장된 결과는 웹 UI에서 실시간 조회가 가능하도록 설계되어, 연구 수준을 넘어 실제 점포 운영 의사결정에 직접 활용 가능한 시스템으로 발전하였다.

3. Project Design

3.1 요구사항 정의

본 프로젝트는 성공적인 수요 예측 시스템 구현을 위해 시스템의 핵심 기능을 네 가지 주요 범주로 나누어 요구사항을 정의하였다. 정의된 요구사항은 아래의 [그림 3.1] use case diagram을 통해 시스템의 사용자 및 외부 요소와의 상호작용 형태로 구체화되었다.

1. 데이터 처리 요구사항

시스템은 예측 모델 학습 및 운영을 위한 신뢰성 높은 데이터 파이프라인을 구축해야 한다. 핵심 데이터 소스인 POS(판매 시점 정보) 데이터뿐만 아니라 예측 성능 향상을 위해 외부 변수를 반드시 연동해야 한다. 이를 위해 Open-Meteo API를 활용하여 지역별 날씨 데이터를 안정적으로 수집해야 하며, 모든 수집 데이터는 예측 모델 입력 형식에 맞게 전처리 및 통합 과정을 거쳐야 한다.

2. 모델링 요구사항

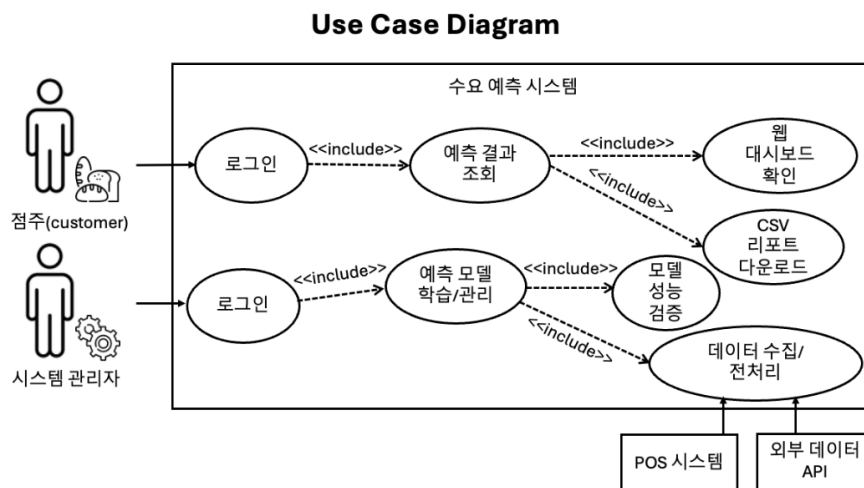
시스템은 높은 예측 정확도를 달성하기 위해 머신러닝 기반의 수요 예측 엔진을 구축해야 한다. 기존 평균 예측 방식 대비 예측 정확도를 최소 15% 이상 개선해야 하며, CatBoost를 기본 모델로 적용하고, 일부 점포의 경우 HistGradientBoostingRegressor(HGBR)를 병행하여 최적 성능을 확보해야 한다. 모델 성능은 R^2 지표를 기준으로 평가해야 하며, 목표는 0.80 이상이어야 한다. 모델은 정기적으로 재학습 및 성능 검증 과정을 수행해야 한다.

3. 출력 요구사항

시스템은 예측 결과를 운영에 직접 활용할 수 있도록 CSV 리포트와 웹 대시보드 두 가지 형태로 제공해야 한다. CSV 리포트는 예측치와 권장 발주량을 포함하여 주 1회 자동 생성·배포되어야 한다. 웹 대시보드는 예측 결과를 실시간으로 조회·분석할 수 있어야 하며, 지점별 및 상품별 단위의 시각화 자료를 포함해야 한다. 초기 검증 단계에서는 Streamlit 기반 프로토타입을 활용하여 CSV 다운로드, 예측치 vs 실제값 비교 그래프, 상품별 트렌드 조회 기능을 제공해야 한다. 최종 단계에서는 JAVA 기반 대시보드를 협업사 운영 환경에 연동하여 서비스 수준으로 확장해야 한다.

4. 사용자 요구사항

시스템은 최종 사용자가 예측 결과를 직관적으로 이해하고 활용할 수 있어야 한다. 제공되는 CSV 리포트는 간결하고 명확한 구조를 가져야 하며, 웹 대시보드 UI는 지점별 요약, 상품별 상세 분석 등 핵심 정보를 사용자 친화적으로 제공해야 한다. 이를 통해 점포 관리자는 예측 결과를 기반으로 합리적인 발주 결정을 내릴 수 있어야 한다.



[그림 3.1]

3.2 전체 시스템 구성

본 프로젝트의 SW 전체 시스템 아래 [그림 3.2.1]과 같이, **데이터 수집 및 통합 → 모델 학습 → 예측 실행 → 결과 제공**의 단계로 구성되며, 모든 핵심 모듈은 협업사 운영 서버 환경 내에서 상호작용하도록 통합 배포된다. 특히 중간 단계에서는 Streamlit 기반 프로토타입 대시보드(읽기 전용)를 추가하여 시각화 및 검증을 수행하고, 최종 단계에서는 **JAVA 기반 운영 대시보드**로 확장하는 구조를 지향한다.

1. 데이터베이스 통합: 시스템의 모든 정보는 중앙 DB에 저장된다.

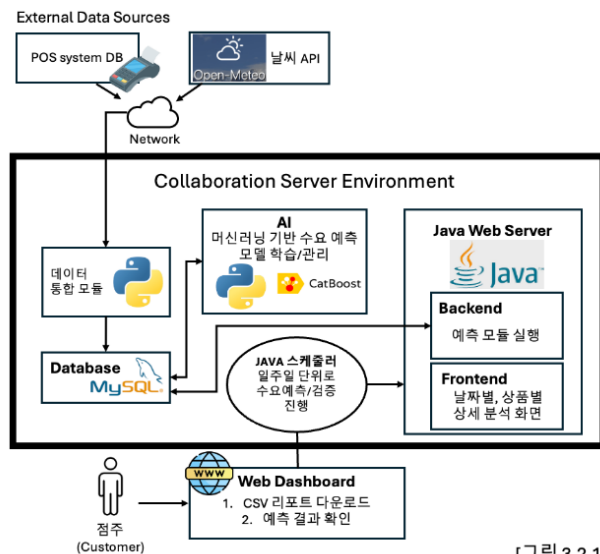
- A. **저장 대상:** 원천 데이터(raw POS), 전처리 데이터, 학습 데이터셋, 학습된 모델 파일(.cbm), 최종 예측 결과
- B. **중간 단계 전용:** Streamlit 대시보드의 안전한 접속을 위해 읽기 전용 뷰(View)/스키마를 제공하며, 운영 모듈과는 권한을 분리하였다.

2. 데이터 수집 및 모델 학습 환경 (Python 기반)

- A. **데이터 통합 모듈**: POS system DB 및 Open-Meteo API와 연결되어 데이터를 수집·전처리하고 DB에 저장한다.
- B. **머신러닝 학습 모듈**: Python 환경에서 CatBoost, HGBR 등의 모델을 학습·튜닝한다. 학습 데이터는 DB에서 로드되며, 학습 완료된 모델(.cbm)은 다시 DB에 저장되어 운영 환경에서 재사용된다.

3. 실질적 운영 및 서비스 환경(JAVA 기반)

- A. **JAVA 스케줄러(weekly automation)**: 주 단위로 예측 엔진을 트리거하여 데이터 로딩, 모델 실행, 예측 결과 산출 및 검증, CSV 리포트 생성을 자동화한다.
- B. **JAVA Web Server**: Java-based Backend와 JSP-based Frontend로 구성된다.
 - ◆ Backend: 스케줄러에 의해 실행되는 예측 엔진을 포함하며, DB에서 예측 결과를 조회·저장하고 CSV 리포트를 생성한다.
 - ◆ Frontend: Backend를 통해 로드한 예측 결과를 웹 대시보드 형태로 시각화하여 점주에게 제공한다.



[그림 3.2.1]

본 프로젝트에서 제안하는 SW solution의 구조는 아래 [그림 3.2.2]와 같다.

이러한 운영 절차를 아키텍처 레벨에서 다시 정리하면, 본 프로젝트의 전체 시스템은 **데이터 수집부터 예측 결과 제공까지 네 개의 계층(Data Source Layer, Model Training Layer, Prediction Layer, Presentation Layer)**으로 나누어 설계되었다. 이 구조는 단순히 학습 모델 개발을 넘어, 실제 운영 가능한 서비스로 발전시키기 위한 기반을 제공한다.

1. Data Source Layer

데이터 수집 및 통합 단계로, 점포별 POS 데이터베이스와 외부 데이터를 통합한다. POS 데이터에는 일자별 상품명, 판매 수량, 매출액과 같은 핵심 지표가 포함되며, 이는 모델 학습의 기본 입력값으로 활용된다. 외부 데이터는 Open-Meteo API를 통한 기온·강수량, 정부·지자체 제공 공휴일

정보, 통계청·민간 데이터를 활용한 유동인구 지표, 점포별 프로모션 이벤트 정보 등이 포함된다. 데이터는 매주 수집·갱신되며, 범주형 인코딩을 포함한 전처리를 거쳐 학습 가능한 형태로 정제된다. 초기에는 CSV 기반으로 운영되었으나, 협업사 (주)GN FOOD의 요구에 따라 DB 연동 방식으로 확장하여 안정적인 운영 환경을 구축하였다.

2. Model Training Layer

전처리된 데이터를 기반으로 파이썬 환경에서 수요 예측 모델을 학습한다. CatBoost, HGBR 등 다양한 머신러닝 모델을 적용해 성능을 비교·검증하고, 점포별 특성에 가장 적합한 모델을 최종 선택한다. 학습된 모델은 .cbm 파일 형태로 저장되어 운영 환경에서 재활용된다. 성능은 R^2 지표를 기준으로 평가하며(목표 ≥ 0.80), 기준에 미달할 경우 피처 엔지니어링·하이퍼파라미터 재조정을 거쳐 재학습한다. 초기 개발은 Google Colab GPU 환경에서 진행되었으며, 이후 협업사 서버와 연동 가능한 구조로 코드가 정리되었다.

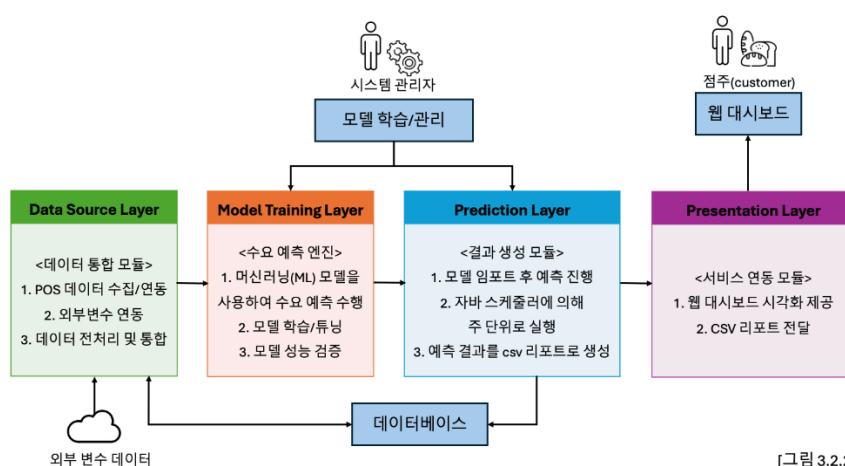
3. Prediction Layer

실제 운영 단계에서 자바 기반 예측 엔진이 Python에서 생성된 .cbm 모델을 불러와 예측을 수행한다. 예측 결과는 CSV 리포트로 생성되며, 자바 스케줄러에 의해 주 단위로 자동 실행된다. 산출된 지점·상품 단위 예측값은 DB에 저장되며, 단순 파일 출력에 그치지 않고 이후 웹 시스템에서 조회·활용할 수 있도록 구조화된다.

4. Presentation Layer

최종 사용자인 점포 운영자가 예측 결과를 직관적으로 확인·활용할 수 있도록 한다.

- CSV 리포트: 이미 운영 중이며, 주 1회 자동 생성되어 협업사에 제공된다. 리포트에는 지점별·상품별 예측치와 권장 발주량이 포함된다.
- 웹 대시보드: 현재 구현 중으로, 자바 기반 예측 모듈과 DB를 연동하여 지점별 필터링, 기간별 조회, 이벤트 관리 기능 등을 제공할 예정이다. 주요 화면은 지점 요약 대시보드, 상품별 상세 분석 화면, 이벤트 입력 화면으로 구성된다. 특히 이벤트 입력 화면은 관리자가 프로모션 유형과 기간을 직접 등록하면 해당 정보가 모델 입력값에 반영되도록 설계된다.



종합적으로, 본 시스템은 데이터 소스 계층(Data Source Layer) → 모델 학습 계층(Model Training Layer) → 예측 실행 계층(Prediction Layer) → 시각화 계층(Presentation Layer)으로 나누어 설계되었다. 이는 단순 연구용 모델 개발 수준을 넘어, 협업사 환경에 실제 배포 가능한 **엔드투엔드 파이프라인**을 구현한다는 점에서 의의가 크다. 현재는 CSV 리포트 기반 결과 제공과 Streamlit 대시보드를 통한 중간 시각화 검증이 운영 중이며, 최종 단계에서는 JAVA 기반 대시보드와 협업사 시스템의 완전한 통합을 목표로 하고 있다.

[1] 오피니언뉴스, 「AI가 만든 빵, CJ푸드빌 뚜레쥬르 일부 매장서 판매」, 2023.

<https://www.opinionnews.co.kr/news/articleView.html?idxno=121958>

[2] CJ AI센터 뉴스, 「CJ푸드빌, AI 기반 빵 수요예측 모델 도입」, 2023.

<https://aicenter.cj.net/news/news/17>

[3] 그린경제, 「SPC·롯데제과, 빅데이터로 유통 효율화 시도」, 2023.

<https://www.greened.kr/news/articleView.html?idxno=296381>

[4] Blue Yonder, *Demand Forecasting Solutions*, 공식 웹사이트, 2025.

<https://blueyonder.com/solutions/supply-chain-planning/demand-forecasting>