2026-1 캡스톤디자인과창업프로젝트: 그로쓰

COCO

탄소배출량의 금전적 시각화와 AI 시뮬레이션으로
개인·중소기업의 탄소 중립과 ESG 관리를 지원하는 서비스

트랙	**산학**
팀 정보	**28 PlanIT**
구성원	**2376259 정서윤, 2376194 이미소, 2285100 조민주**
지도교수님	**반효경 교수님**

목차

1. Team Info 3

2. 과제 요약

2.1. 과제 배경 및 필요성 4

2.2 기존 연구 및 서비스와의 비교 7

2.3 제안 솔루션 11

2.4. 주요 기능 리스트 13

2.5. 과제 목표 15

2.6. Scope of Works 17

3. 과제 설계

3.1. 요구사항 정의 19

3.2. SW 구조도 22

3.3. 주요 개발 내용 및 진척도 25

3.4. 주요 기능 구현 40

3.5. LLM 프롬프팅 43

4. 평가

4.1. 평가항목 선정 47

4.2. 평가항목 A : 정확성 48

4.3. 평가항목 B : 안정성 49

4.4. 평가항목 C : 사용자 효용, 차별성 50

4.5. 평가결과 52

4.6. 종합달성률 요약 56

5. 결론

5.1. 분석 57

5.2. 기대효과 58

5.3. 의의 59

[부록 1] COCO 대시보드·추천 시나리오 사용성 설문 60

1. Team Info

1.1. 과제명

탄소배출량의 금전적 시각화와 AI 시뮬레이션으로 개인·중소기업의 탄소 중립과 ESG 관리를 지원하는 서비스

1.2. 팀 정보

28 PlanIT

1.3. 팀 구성원

정서윤 (2376259) : 팀장, BE, AI 기반 데이터 분석 기능 개발 및 구현

이미소 (2376194) : 팀원, FE, BE, 클라우드 기반 서비스 환경 구축

조민주 (2285100) : 팀원, FE, UI 설계 및 ESG 기준 조사 및 적용

1.4. 프로젝트 저장소 (GitHub)

https://github.com/smileblu/Capstone.git

2. 과제 요약

2.1. 과제 배경 및 필요성

2.1.1. 프로젝트 배경

기후 변화 대응과 탄소 관리의 중요성은 개인과 기업을 막론하고 점점 더 중요한 과제로 자리 잡고 있다. 글로벌 탄소중립 목표가 가속화됨에 따라 개인 차원에서도 일상 속에서 탄소 배출을 줄이기 위한 노력이 요구되고 있으며, 기업은 ESG 경영 체계 구축을 통해 배출량을 관리하고 공시해야 하는 환경에 놓여 있다.

특히 기후 변화 대응에 실패하여 지구 평균기온 상승을 1.5℃ 이내로 제한하지 못할 경우, 전 세계적으로 약 100 조 달러 규모의 누적 경제적 손실이 발생할 것으로 전망되고 있다. 이러한 전망은 탄소 관리가 단순한 환경 문제가 아니라 경제와 산업 전반에 영향을 미치는 핵심 과제임을 보여준다.

또한 전 세계 탄소배출량의 약 70%는 중소기업과 일상 경제 활동에서 발생하는 것으로 알려져 있다. 이는 대기업뿐만 아니라 개인과 중소기업의 적극적인 참여가 탄소중립 달성을 위해 필수적임을 시사한다.

더불어 국내 수출기업의 81.4%가 공급망 실사 대응에 미흡한 것으로 나타나, ESG 규제 강화에 비해 많은 기업이 관련 대응 체계를 충분히 갖추지 못하고 있음을 보여준다. 특히 전문 인력과 자원이 부족한 중소기업은 탄소 데이터 관리와 ESG 대응에 더욱 큰 어려움을 겪고 있다.

이와 함께 탄소세 부과와 탄소배출권 거래제(ETS)의 확대는 기업의 직접적인 경제적 비용 부담으로 이어지고 있으며, 글로벌 ESG 공시 기준 강화는 탄소 관리 역량을 기업의 핵심 재무 리스크 요소로 변화시키고 있다. 이는 탄소 관리가 과거의 단순한 환경 이슈를 넘어 비용 절감, 투자 유치, 기업 경쟁력과 직결되는 핵심 경영 요소로 자리 잡고 있음을 의미한다.

한편 개인 사용자 역시 친환경 소비와 탄소중립 실천에 대한 관심이 증가하면서 자신의 생활 속 탄소 배출량을 관리하려는 수요가 증가하고 있다. 이러한 변화에 따라 개인과 중소기업 모두가 쉽게 활용할 수 있는 탄소 관리 서비스와 ESG 솔루션의 필요성이 지속적으로 확대되고 있다.

2.1.2. 문제 정의

이러한 변화에 따라 다양한 탄소 관리 서비스와 ESG 솔루션이 등장하고 있으나, 현재 서비스 구조에는 여전히 여러 한계가 존재한다.

먼저, 기업용 ESG 솔루션은 대부분 대기업을 중심으로 설계되어 있어 개인이나 중소기업이 활용하기에는 접근성과 비용 측면에서 부담이 크다. 특히 고비용의 컨설팅 기반으로 운영되는 경우가 많으며, Scope 1, Scope 2, Scope 3 과 같은 배출량 산정 기준에 대한 전문성이 요구되어 자체적인 ESG 관리 체계를 구축하기 어렵다.

개인 대상 탄소 관리 서비스 역시 탄소 배출량을 기록하고 조회하는 기능에 머무르는 경우가 많다. 대부분 현재 또는 과거의 탄소 배출량을 보여주는 수준에 그치며, 미래 배출량 예측이나 개인 맞춤형 감축 시나리오 제공 기능은 부족하다.

또한 탄소 배출량 정보는 주로 '$kgCO_2e$'와 같은 전문 단위로 제공되어 일반 사용자가 결과를 직관적으로 이해하기 어렵다. 이로 인해 자신의 행동이 환경에 미치는 영향을 체감하기 어려우며, 탄소 감축 활동이 지속적인 실천으로 이어지지 않는 문제가 발생한다.

결과적으로 기존 서비스는 탄소 데이터를 효과적인 행동 변화나 장기적인 탄소 관리 전략 수립에 활용하는 데 한계가 있으며, 개인과 중소기업 모두가 쉽게 활용할 수 있는 직관적이고 실용적인 탄소 관리 서비스가 요구된다.

2.1.3. 목표 사용자 (Target)

(1) 개인 사용자

개인 사용자는 자신의 생활 습관과 소비 활동이 탄소 배출에 어떤 영향을 미치는지 쉽게 이해하고 싶지만 탄소 배출량이 추상적 단위로 제공될 경우 해당 수치가 실제 생활에서 어떤 의미를 가지는지 직관적으로 파악하기 힘들다. 또한 행동 변화에 따른 감축 효과를 직관적으로 확인하기 어려워 지속적인 실천 동기를 얻기 힘들다.

따라서 개인 사용자는 생활 데이터를 기반으로 자신의 탄소 배출 현황을 쉽게 이해하고, 구체적인 감축 효과를 확인하며 실질적인 행동 변화로 이어질 수 있는 서비스를 필요로 한다.

(2) 중소기업

중소기업은 ESG 대응 필요성이 증가하고 있음에도 이를 수행하기 위한 전문 인력과 예산이 충분하지 않은 경우가 많다.

특히 탄소 배출 데이터를 Excel 등 수작업 방식으로 관리하는 기업이 많아 데이터 누락 및 오류 가능성이 존재하며, ESG 보고서 작성과 인증 대응 과정에서도 외부 컨설팅 의존도가 높아 지속적인 운영 비용 부담이 발생한다. 또한 Scope 기반 배출량 산정 체계와 ESG 관리 프로세스를 자체적으로 구축하기 어려워 탄소 데이터를 실제 경영 의사결정에 활용하는 데 한계가 있다.

따라서 중소기업은 탄소 데이터 관리부터 분석, 보고서 생성까지 지원하는 자동화 기반 탄소 관리 시스템을 필요로 한다.

2.1.4. 공통 문제점 (Pain Point)

개인 사용자와 중소기업은 서로 다른 맥락에서 탄소 중립 활동을 수행하지만, 실제 활용 과정에서는 공통적인 문제를 경험한다.

(1) 낮은 직관성: 탄소 배출량이 'kgCO_2e'와 같은 전문 단위로 제공되어 결과를 쉽게 이해하기 어렵고, 자신의 행동이나 의사결정이 미치는 영향을 체감하기 어렵다.

(2) 복잡한 관리 과정: 탄소 배출량 산정 기준과 ESG 관리 절차가 복잡하여 개인은 계산 방식에 대한 이해가 어렵고, 중소기업은 전문성 부족으로 관리 체계를 구축하는 데 어려움을 겪는다.

(3) 데이터 활용의 한계: 기존 서비스는 현재 또는 과거 데이터 조회 기능에 집중되어 있어 장기적인 추이 분석, 미래 배출량 예측, 맞춤형 감축 전략과 같은 데이터 기반 활용이 부족하다.

(4) 행동 및 의사결정 지원 부족: 시각화와 분석 기능이 충분하지 않아 탄소 데이터를 실제 행동 변화나 경영 의사결정으로 연결하기 어렵고, 지속적인 관리 체계를 구축하기도 쉽지 않다.

이러한 문제들은 사용자 유형과 관계없이 탄소 관리의 실효성을 저하시킨다. 따라서 탄소 정보를 직관적으로 제공하고, AI 기반 분석과 예측을 통해 실질적인 행동 변화와 의사결정을 지원하는 통합형 탄소 관리 시스템이 필요하다.

2.2. 기존 연구 및 서비스와의 비교

2.2.1. 기업용 ESG 솔루션

기업용 ESG 관리 서비스는 주로 탄소 배출 데이터의 수집, 관리 및 공시 대응을 중심으로 발전해 왔다. 대표적인 사례로는 LG CNS의 ESG 플랫폼과 i-ESG가 있다.

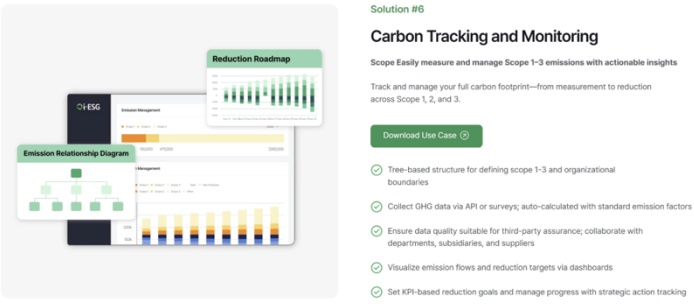
(1) LG CNS ESG 플랫폼

LG CNS의 ESG 플랫폼은 기업 내 분산된 ESG 데이터를 통합적으로 관리하고 공시를 지원하는 시스템으로, 주로 대기업 및 그룹사를 대상으로 설계되어 있다.

해당 서비스는 ESG 데이터 수집부터 모니터링, 공시 대응에 이르기까지 기능적 완성도가 매우 높다는 장점이 있다. 대규모 프로젝트 기반의 구축형(SI) 방식으로 제공되는 경우가 많아 도입 비용이 상당히 높고, 시스템 운용을 위한 전문 인력이 필수적이라는 점에서 중소기업이 접근하기에는 현실적인 제약이 크다. 또한, 데이터 활용 측면에서도 과거 데이터의 관리와 규제 대응용 공시에 집중되어 있어, 예측 기반 분석이나 실질적인 탄소 감축을 유도하는 기능은 초기 단계에 머물러 있다.

(2) i-ESG

i-ESG는 Scope 1·2·3 배출량 산정과 인공지능 기반 ESG 데이터 처리 기능을 제공하는 플랫폼으로, 주로 중견기업 이상의 규모를 타겟으로 한다.



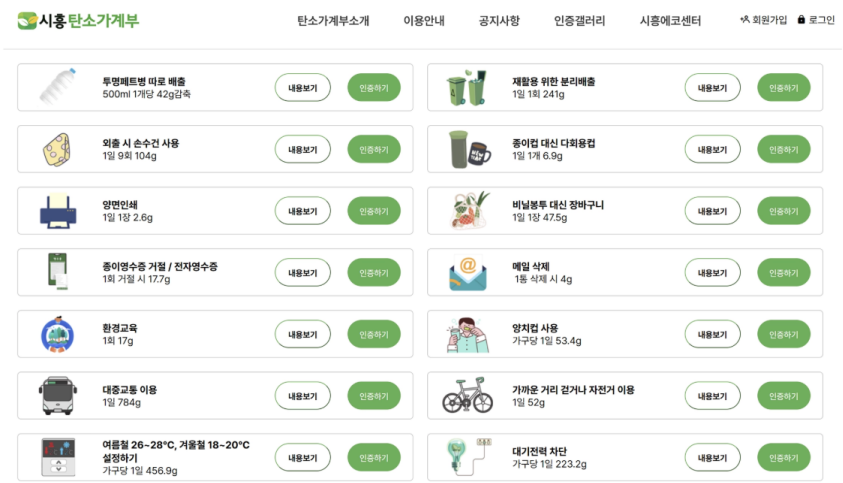
배출량 산정 자동화, ESG 리스크 관리 등 폭넓은 기능을 제공하며 일부 분석 기능도 포함하고 있으나, 전반적인 설계 방향이 기업 내부의 데이터 관리 및 규제 대응을 중심으로 설계되어 있다. 이로 인해 사용자에게 직관적인 의사결정 지표를 제공하거나 구체적인 탄소 감축 전략을 시뮬레이션하는 기능은 상대적으로 미흡하다. 특히 서비스 활용을 위해 복잡한 ESG 글로벌 기준과 데이터 구조에 대한 사전 지식이 요구되므로, 전문성이 부족한 조직에서는 운영상의 진입 장벽이 존재한다.

기업용 서비스는 높은 정확도와 공시 대응력을 갖추고 있으나, 높은 도입 비용과 운영의 전문성 요구로 인해 소규모인 중소기업의 활용도가 낮다. 또한, 관리 중심의 구조적 특성상 선제적 예측 분석이나 실행 중심의 감축 솔루션 제공에는 한계를 보이고 있다.

2.2.2. 개인용 탄소 관리 서비스

개인용 탄소 관리 서비스는 사용자의 일상 데이터를 기반으로 탄소 배출량을 측정하고, 이를 통해 자발적인 행동 변화를 유도하는 데 주된 목적이 있다.

(1) 시흥 탄소가계부+



시흥 탄소가계부+는 개인의 일상생활에서 발생하는 탄소 저감 활동을 기록하고, 미션 수

행을 통해 참여를 유도하는 서비스이다.

해당 서비스는 사용이 간편하고 접근성이 높으며, 사용자 참여를 유도하는 구조를 통해 지속적인 이용을 촉진하는 장점이 있다. 그러나 기능 범위가 주로 기록과 참여 유도에 집중되어 있으며, 데이터 기반 분석이나 미래 배출량 예측 기능은 제공되지 않는다. 이로 인해 장기적인 데이터 활용이나 의사결정 지원 측면에서는 한계를 가진다.

(2) 에코스(ECOCE)

에코스(ECOCE)는 사용자의 친환경 실천을 장려하기 위해 개발된 플랫폼으로, 탄소발자국 계산, 탄소 저감 활동 기록, 친환경 챌린지 참여 및 커뮤니티 기능을 제공한다. 또한 초등학생, 중·고등학생, 성인, 기업 등 다양한 사용자 유형에 맞춘 탄소발자국 계산 기능을 지원하여 사용자의 참여를 유도한다.

해당 서비스는 친환경 챌린지와 커뮤니티 기능을 통해 지속적인 참여를 유도하고, 사용자가 자신의 친환경 활동을 기록하고 공유할 수 있다는 장점을 가진다. 그러나 서비스의 초점이 탄소발자국 계산과 실천 활동 관리에 맞추어져 있어, 미래 탄소배출량 예측이나 AI 기반 맞춤형 감축 시나리오 제공, 탄소배출량의 금전적 환산, ESG 리포트 생성과 같은 고도화된 데이터 활용 기능은 제공하지 않는다. 따라서 사용자의 장기적인 의사결정 지원이나 체계적인 탄소 관리 측면에서는 한계가 있다.

개인용 탄소 관리 서비스는 탄소발자국 계산, 챌린지, 커뮤니티 등 사용자의 초기 참여를 유도하는 기능에서는 강점을 가진다. 그러나 대부분 현재 시점의 기록과 활동 관리에 초점을 맞추고 있어, 미래 탄소배출량 예측, AI 기반 맞춤형 감축 전략 제안, 금전적 시각화 및 ESG 관점의 통합 분석 기능은 제한적이라는 한계가 있다.

2.2.3. 서비스 간 비교 분석

각 서비스를 기능 범위, 사용자 접근성, 비용, 복잡도, 데이터 활용 방식 측면에서 비교하면 다음과 같다.

서비스	기능 범위	접근성	비용	복잡도	데이터활용 방식
LG CNS ESG	데이터 관리, 공시 대응	낮음	높음	높음	관리 중심
i-ESG	배출량 산정, 공시 자동화	낮음	높음	높음	분석 중심
탄소가계부+	기록, 미션	높음	무료	낮음	기록 중심
ECOCE	배출량 계산, 미션	높음	무료	낮음	결과 제공 중심
COCO	**산정, 환산, 예측, 추천, 보고 통합**	**높음**	**무료, 저비용**	**중간**	**시각화, 예측 및 의사결정 지원 중심**

2.2.4. 종합 비교 및 한계 도출

비교 결과, 기존 탄소 관리 서비스는 각각 다른 목적과 사용자층을 대상으로 발전해 왔으며, 기능 범위와 데이터 활용 방식에 있어 다음과 같은 공통적인 한계를 가진다.

기업용 서비스는 데이터 관리 및 공시 대응 기능에 집중되어 있으며, 높은 정확성과 체계성을 제공하는 반면, 높은 도입 비용과 복잡성으로 인해 중소기업이 활용하기에는 제약이 존재한다. 또한 데이터 제공 중심의 구조로 인해 장기적인 분석이나 전략적 예측을 도출하는 기능이 부족하다. 반면, 개인용 서비스는 높은 접근성과 편의성을 바탕으로 사용자의 실천을 독려하지만, 일회성 미션이나 단순 기록에 치중해 있어 실질적인 생활 방식의 변화로 이어지기 어렵다.

이와 같은 기존 서비스의 공통적인 한계는 다음과 같이 정리할 수 있다.

첫째, 탄소 배출 데이터가 결과 제공에 머물러 있으며, 예측 및 분석 기능이 제한적이다.

둘째, 사용자 행동 변화를 유도하기 위한 구체적인 전략 제안 기능이 부족하다.

셋째, 생소한 $kgCO_2e$ 중심의 정보 제공 방식이 사용자 체감도를 낮춘다.

넷째, 기능이 데이터 관리 또는 사용자 참여 중 하나에 집중되어 있으며, 탄소 관리 전 과정을 통합적으로 지원하지 못한다.

이러한 한계는 탄소 관리가 단순한 정보 제공을 넘어 실제 행동 변화와 의사결정으로 이어지는 데 제약 요인으로 작용한다.

2.2.5. COCO의 차별성

COCO는 기존 서비스의 한계를 보완하기 위해 다음과 같은 차별성을 가진다.

(1) 개인과 중소기업을 모두 지원하는 통합 플랫폼을 제공하여 사용자 유형에 관계없이 일관된 탄소 관리 환경을 제공한다.

(2) 탄소배출량을 금전적 가치로 환산하여 사용자가 감축 효과를 직관적으로 이해할 수 있도록 지원한다.

(3) ARIMA/SARIMA 기반 시계열 예측 모델을 활용하여 미래 탄소배출량을 예측하고 데이터 기반 의사결정을 지원한다.

(4) LLM 기반 맞춤형 감축 시나리오와 절감 효과 시뮬레이션을 제공하여 사용자의 실질적인 행동 변화를 유도한다.

(5) Scope 1·2·3 분석, 이상치 탐지 및 ESG 리포트 자동 생성 기능을 통해 중소기업의 ESG 관리와 공시 준비를 효율적으로 지원한다.

(6) 개인 대상 미션·리워드 기능을 통해 탄소 감축 활동의 지속성과 참여도를 높인다.

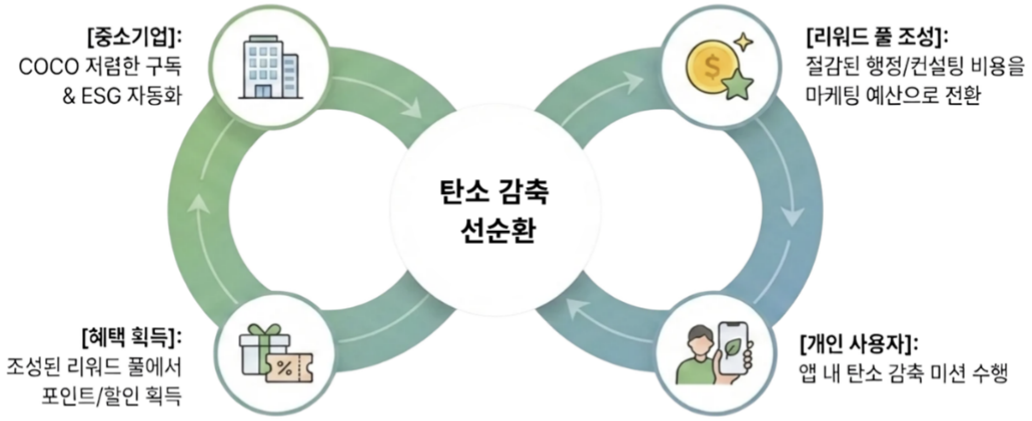
기존 서비스가 데이터 관리 또는 참여 유도와 같은 일부 기능에 집중되어 있는 것과 달리, COCO는 탄소배출량 산정, 금전적 시각화, AI 기반 예측, 맞춤형 감축 시나리오, Scope 분석, ESG 리포트 생성, 미션·리워드를 하나의 플랫폼에서 통합적으로 제공한다. 이를 통해 사용자의 지속적인 행동 변화와 기업의 전략적 의사결정을 동시에 지원하는 통합 탄소 관리 서비스를 지향한다.

2.3. 제안 솔루션

2.3.1. 서비스 개념

COCO는 개인과 중소기업의 탄소 배출 데이터를 자동으로 분석하고, 이를 금전적 가치와 미래 영향으로 변환하여, 개인의 지속적인 행동 변화와 중소기업의 의사결정을 지원하는 서비스이다. 개인, 중소기업이 전기, 이동 등 활동 데이터를 입력하면 탄소 배출량이 산출되고, 사용자에게 와닿도록, 사회적 비용과 탄소배출권 가격을 반영해 '돈'으로 환산한다. 이후 AI 기반 감축 시나리오를 제공하고, 시계열 모델로 각 시나리오별 배출량을

예측해 그래프로도 보여준다. 중소기업에게는 시나리오별 비용-편익 시뮬레이션과 ESG 리포트 생성을 제공해 ESG 관리의 효율적 수행을 돕는다. 중소기업이 절감한 비용을 재원으로 개인 사용자 리워드를 생성해 개인 사용자는 앱테크를, 중소기업은 마케팅을 하게 함으로써 비용이 순환되는 Win-Win 구조를 구축한다. 이는 기존의 "측정 중심 탄소 서비스"에서 "의사결정 지원 시스템"으로의 전환을 목표로 한다.



2.3.2. Solution 구조

COCO의 최종 산출물은 단순한 데이터 분석을 넘어, 개인과 중소기업 사용자가 즉각적으로 활용할 수 있는 '실행 가능한 형태의 소프트웨어 및 문서 결과물' 로 제공된다.

① 탄소 배출량 및 금전 환산 분석 대시보드

사용자의 활동 데이터를 기반으로 산출된 $kgCO_2e$ 단위의 탄소배출량과 이를 원 단위로

환산한 비용 데이터를 제공한다. 또한, 누구나 한눈에 파악할 수 있는 추이 분석 그래프를 대시보드 화면 형태로 최종 산출한다.

② 사용자 맞춤형 절감 시나리오 목록 및 시뮬레이션 결과

LLM이 사용자의 배출 패턴을 분석하여 도출한 '사용자 맞춤 절감 시나리오 목록'을 화면에 제공한다. 이에 더해, 현재 활동 유지 시의 미래 탄소배출량 예측 수치와 각 시나리오별 예상 탄소배출량 및 예상 절감 비용을 정량적인 결과값으로 산출하여 보여준다.

③ 중소기업용 비용-편익 분석 및 ESG 자동 보고서 (PDF)

중소기업 실무자를 위한 핵심 문서 산출물로, 중소기업용 시나리오별 비용-편익 시뮬레이션 결과와 Scope별 분류가 반영된 ESG 대응 보고서를 규격화된 PDF 포맷으로 즉시 자동 생성하여 제공한다.

2.4. 주요 기능 리스트

- 기본 기능: 생활 데이터 기반 탄소 배출량 자동 산출

개인 사용자는 이동 데이터, 소비 관련 데이터, 전력 사용량 등 생활 기반 데이터를 입력하면 즉시 탄소 배출량을 확인할 수 있다. 이동 데이터는 차, 버스, 지하철, 자전거, 걷기 중 이동 수단을 선택하고, 지도 API와 연동한 기능을 통해 이동 거리를 입력하거나, 이동 시간을 입력할 수 있다. 전기 사용의 경우, 매달 한 번씩 이전 달의 전기 요금을 입력하고, "재택이 많았어요", "외출이 많았어요", "냉·난방을 사용했어요" 중 하나의 사용패턴을 선택하면 전기 요금을 기준으로 월 평균 사용량을 계산해 반영한다. 소비 기록은 영수증 사진을 찍거나 직접 입력하는 두 가지 방식으로 입력 가능하다. 배달 음식, 외식, 의류 등 소비 유형을 선택해 소비 생활 데이터를 입력할 수 있다. 입력값은 사전에 정의된 기준으로 검증되며, 음수값이나 비현실적인 수치는 이상치로 판단되어 사용자에게 확인을 요청한다. 검증된 입력값을 바탕으로 배출량은 전력·교통·소비재 부문의 공식 배출계수를 적용해 계산된다.

중소기업 사용자는 전력·연료·폐기물 사용 등 기업 운영 데이터를 직접 입력하거나 Excel 업로드 방식으로 시스템에 등록할 수 있다. 데이터 입력은 매달 초 전월 데이터를 기준으로 이루어지며, 전력, 고정 연소(연료), 이동 연소(차량·물류·운송), 공정 가스 배출, 폐기물·용수 등 배출 활동 유형별로 구분하여 입력한다. 각 항목에는 기간, 부서, 사용량, 단위, 메모 및 부가 정보 입력 필드가 제공되어 실무 환경에서의 체계적인 기록을 지원한다. 직접 입력이 번거로운 경우, 샘플 양식을 다운로드하여 작성한 뒤 업로드 박스를 통해 일괄 등록할 수 있다. 파일 업로드 후에는 미리보기 화면을 통해 등록 내용을 확인할

수 있으며, 자동 검증 과정을 거쳐 형식이 맞지 않거나 누락된 항목이 있을 경우 해당 위치를 사용자에게 즉시 안내한다. 등록된 데이터는 Scope 1·2·3 구조에 따라 탄소 배출량으로 자동 산정되며, 이상치 탐지 기능을 통해 비정상적인 에너지 소비나 입력 오류를 즉시 확인할 수 있다.

기능 1: 탄소 배출 정도의 체감도 향상

- 금전 가치 환산 기능

COCO는 산출된 탄소 배출량을 실제 경제적 비용으로 보여줘 "원"의 단위로 표현함으로써, 탄소 배출의 영향을 직관적으로 체감하게 한다. 사용자 유형에 따라 각 유형에게 필요한 부분을 반영해 서로 다른 기준가격을 적용한다. 개인 사용자에게는 사회적 탄소 비용(SCC, Social Cost of Carbon)을 기준으로, 자신의 탄소 배출이 사회 전반에 미치는 외부 경제 비용을 산출하여 제공한다. 중소기업 사용자에게는 국내 탄소배출권 시장 시세(K-ETS)를 기준가격으로 적용하며, 업종 특성 및 시장 현황을 반영한 실질적인 배출 비용을 산출한다. 이처럼 사용자 유형에 따라 분리된 산출 로직을 통해, 각 사용자가 자신의 맥락에서 탄소 배출의 경제적 무게를 직관적으로 체감할 수 있도록 한다.

- 대시보드 시각화

산출된 금전적 비용은 대시보드를 통해 시각화 되어 제공된다. 월별 배출 추이, 카테고리별 배출 비중 등을 한눈에 파악할 수 있는 인터랙티브 그래프를 제공하며, 환산된 비용 수치와 함께 표시함으로써 단순한 수치 나열을 넘어 사용자가 배출 현황을 능동적으로 인식하고 행동 변화로 이어질 수 있도록 유도한다.

기능 2: AI 감축 시나리오 추천 및 절감 효과 시뮬레이션

- LLM 기반 시나리오 추천

사용자의 과거 데이터와 유사 사용자 패턴을 분석하여 Claude API로 LLM이 사용자의 활동 특성에 맞춘 실천 가능한 절감 시나리오를 제안한다. 단순한 규칙 기반의 권고나 추상적인 목표 항목들을 넘어, 개인의 고배출 영역을 식별하고 '대중교통 전환 시 예상 절감액'과 같이 즉시 실행 가능한 구체적 행동 지침을 자연어 형태로 제공하여 실질적인 행동 변화와 습관 형성을 유도한다. 난이도와 우선순위를 함께 제공해 사용자에게도 선택권을 제공한다. 예를 들어, "월 통근거리의 20%를 대중교통으로 전환할 경우 약 n $kgCO_2e$ 절감 가능합니다.", "에어컨 설정온도를 1℃ 조정하면 전기요금이 월 n 원 절약됩니다." 처럼 자연어 기반의 행동 가이드를 제공해준다. 이러한 가이드 중 사용자가 선택한 것들은 사용자의 맞춤형 미션으로 전환되어, 절감되는 탄소배출량의 양을 비용으로 환산해 보여준다. 사용자가 미션을 달성하면 해당 감축 비용만큼의 금액이 포인트로 누적되어 사용자의 지속적인 감축 행동을 유도한다.

- AI 시계열 감축 시뮬레이션

통계적 기법인 ARIMA 모델과 SARIMA 모델 등 AI 시계열 모델을 사용해 사용자의 과거 데이터를 바탕으로 미래 탄소 배출량 변화 추이를 분석한다. 예상되는 탄소 절감량과 환산된 비용으로 보이는 절감 효과를 사전에 시뮬레이션해 보여준다. LLM 기반으로 생성된 시나리오들에 대해서도, 제안된 시나리오를 선택했을 때 예상되는 미래의 배출량 변화와 절감 비용을 시각적으로 그래프에 보여주며 시나리오 간 비교를 할 수 있음과 동시에 막연한 환경 보호가 아닌 데이터 기반의 체계적인 감축 목표 설정을 지원해 사용자에게 더 와닿을 수 있도록 한다.

기능 3: 중소기업의 ESG 관리 부담 완화 (리포팅 자동화)

전문 인력이 부족한 중소기업을 위해 실무 데이터를 Scope 1·2·3 기준으로 세분화하여 관리하며, Scope 구분이나 ESG 전문 용어에 대한 간략한 설명을 함께 제공하여 담당 인력 없이도 서비스를 무리 없이 활용할 수 있도록 한다.

- 비용-편익 분석

탄소 감축을 위한 설비 투자나 행동 변화가 가져올 장기적인 재무적 이익을 구체적인 수치로 제시하여 의사결정을 지원한다. COCO는 중소기업 사용자에게 LLM 기반의 맞춤형 감축 시나리오를 추천하고, 각 감축 전략별 예상 절감량과 소요 비용을 산출한 비용-편익(ROI) 시뮬레이션 결과를 우선순위에 따라 제공한다. 이를 통해 기업은 투자 대비 효과가 높은 감축 전략을 우선적으로 검토하고, 재무적 부담을 최소화하는 방향으로 탄소 감축 계획을 수립할 수 있다.

- ESG 대응 보고서 생성

시스템에 누적된 데이터와 분석 결과를 바탕으로, 외부 기관이나 원청 대기업 제출용 탄소 배출 대응 보고서를 PDF 포맷으로 자동 생성한다. 최종 산출물은 GRI, K-ESG, K-ETS 기준을 참고한 탄소배출 중심 ESG 보조 보고서로, 중소기업이 원청사 제출, 내부 관리, ESG 대응을 위한 기초 자료로 활용할 수 있도록 지원한다. 시스템에 누적된 데이터와 분석 결과를 바탕으로, 외부 기관이나 원청 대기업 제출용 ESG 탄소 배출 대응 보고서를 PDF 포맷으로 자동 생성한다.

2.5. 과제 목표

'COCO'는 사용자의 탄소 감축 인식을 개선하고 중소기업의 실무 부담을 완화하기 위해, 핵심 기능별로 구체적이고 정량적인 기술적 목표를 달성하고자 한다.

1) 금전 환산 및 데이터 처리 자동화

활동 데이터 입력부터 금전 가치 환산 결과 반환까지의 전 과정을 100% 자동화하며, 단일 요청 기준 평균 처리 시간을 500ms(최대 1초) 이하로 단축한다. 또한 표준 배출계수 대비 오차율을 ±3% 이내로 유지하는 것이 목표이다. 사용자가 즉각적인 반응을 느끼는 지연 시간의 한계는 약 1초이므로, Spring Boot 기반 백엔드 로직을 최적화하여 10건 이상의 다중 활동 데이터가 입력되더라도 즉각적인 피드백을 제공해 서비스 이탈률을 방지하고자 한다.

2) 시각화, 대시보드 인지의 효율성

총 배출량, 금전 환산액, 카테고리별 비율 등 핵심 지표를 단일 화면에 배치하여 사용자가 3초 이내에 현황을 인지할 수 있도록 UI를 구성할 것이다. 이를 통해 사용자 테스트 기준, 탄소 정보에 대한 '이해도 및 체감도'를 기존 대비 25% 이상 향상시키는 것을 목표로 한다. 복잡한 $kgCO_2e$ 단위의 데이터를 시각적 그래프와 원화 단위로 직관화함으로써 인지 부하를 줄이는 것이 COCO의 목표이다. 따라서, 3초 룰(3-Second Rule)을 적용한 홈 화면의 설계는 정보 전달력을 극대화하며, 정확도 100%의 집계 산출 기능을 결합하여 높은 신뢰도를 보장한다.

3) AI 시계열 기반 미래 탄소 배출량 예측

사용자의 최소 12개월 치 과거 데이터를 기반으로 향후 1~3개월의 배출량을 예측하며, 단순 이동평균(Simple Average) 모델 대비 예측 오차(MAE)를 15~25% 이상 개선한다. 1개월 단기 예측의 경우 오차율 ±10% 이내의 안정성을 확보할 수 있다. 탄소 배출 데이터는 계절성 및 추세를 띠는 시계열 특성이 강하다. 기존의 단순 평균 산출 방식을 넘어 ARIMA, LSTM 등의 시계열 예측 모델을 도입해 급격한 발산 없이 안정적이고 신뢰성 높은 미래 배출 추이를 제공하는 것이 COCO의 목표인 만큼, 기존 모델 대비 예측 오차를 줄이는 것이 중요하다.

4) LLM 기반 맞춤형 절감 시나리오 추천

사용자 개인의 배출 패턴을 분석하여 실행 가능한 맞춤형 시나리오를 최소 3개 이상 자동 생성하며, 각 시나리오별 예상 절감량($kgCO_2e$)과 비용 절감액(원)을 100% 수치화하여 제공한다. 추천 응답 생성 시간은 평균 3초(최대 5초) 이내로 제한하고, 사용자 평가 기준 '실행 가능성' 60% 이상을 달성한다. AI의 추천이 단순한 선언적 문구에 그치지 않고 실제 행동 변화로 이어지려면, 구체적인 기대 효과가 명시되어야 한다. 외부 LLM API 호출에 따른 지연 시간을 최소화하는 비동기 처리를 통해 5초 이내의 응답성을 확보하여 사용자 경험을 유지한다.

5) 실시간 감축 시뮬레이션

사용자가 특정 감축 시나리오를 선택했을 때 예상되는 결과(배출량 및 비용 변화)를 3초

이내에 즉시 반영하며, 기존 배출계수 기반 수동 계산 결과와 비교해 오차율 ±5% 이내의 정확도를 유지한다. 이를 통해 사용자의 의사결정 소요 시간을 20% 이상 단축한다. 시나리오 적용 전후의 차이를 실시간 인터랙션으로 확인하게 함으로써, 사용자는 자신의 행동 변화가 가져올 긍정적 효과를 즉시 체감하고 보다 빠르고 확신 있는 탄소 감축 목표를 설정할 수 있을 것이다.

6) 중소기업 맞춤형 ESG 보고서 자동 생성

Scope 1, 2, 3 기반의 필수 배출 데이터와 비용, 예측 시나리오가 100% 포함된 규격화된 PDF 보고서를 1분 이내에 자동 생성합니다. 엑셀을 활용한 기존 수작업 대비 문서 작성 시간을 90% 이상 획기적으로 절감하며, 포맷 오류 발생률 10% 이하를 달성하는 것이 목표이다. 중소기업의 가장 큰 페인 포인트(Pain Point)는 전문 인력 부족으로 인한 행정적 부담인 만큼, 시스템에 누적된 정밀한 데이터와 AI 분석 결과를 바탕으로 즉각적인 리포팅을 지원하여 실질적인 ESG 경영 도입 장벽을 낮출 수 있으므로, 바로 사용할 수 있는 ESG 리포팅을 제공하는 것이 목표이다.

2.6. Scope of Works

본 프로젝트는 개인(B2C)과 중소기업(B2B)을 대상으로 활동 및 운영 데이터를 기반으로 탄소배출량을 산정하고, 이를 사용자가 직관적으로 이해할 수 있도록 금전적 가치와 시각 자료로 제공하며, AI 기반 예측과 맞춤형 감축 시나리오를 통해 탄소 감축 의사결정을 지원하는 통합 탄소 관리 서비스 'COCO'를 개발하는 것을 범위로 한다.

구현 범위는 다음과 같다.

구분	**구현 내용**
대상 사용자	개인(B2C), 중소기업(B2B)
데이터 입력	개인: 지도 API 및 영수증 OCR 기반 교통, 전력, 소비 데이터 입력 / 중소기업: 전력, 가스, 수도, 폐기물, 고정연소, 이동연소 등 운영 데이터 입력

탄소배출량 산정	배출계수를 활용하여 입력 데이터별 탄소배출량을 자동 계산
금전적 시각화	개인은 SCC 기준, 중소기업은 K-ETS 기준으로 탄소배출량을 비용으로 환산
데이터 시각화	월별 추이, 항목별 비중, Scope 1/2/3 배출 구조, 대시보드 제공 및 이상치 탐지 지원
AI 기반 예측	ARIMA/SARIMA 기반 개인 및 기업의 미래 탄소배출량 예측
이상치 탐지	배출량 추이에서 급격한 증가 등 이상 패턴을 탐지하여 알림 제공
AI 감축 시나리오	LLM을 활용한 사용자 맞춤형 탄소 감축 방안 제안
절감 효과 시뮬레이션	감축 시나리오 적용 시 예상 배출량, 비용 변화, 절감 효과 분석
미션	개인 대상 맞춤 시나리오 선택 미션 완료 후 리워드 제공
ESG 리포트 생성	중소기업 대상 탄소배출 현황, 감축 시나리오를 포함해 GRI, K-ESG, K-ETS 기준을 참고한 탄소배출 중심 ESG 리포트(PDF) 자동 생성
보고서 관리	생성된 ESG 리포트 목록 조회 및 PDF 다운로드 기능 제공

또한 본 프로젝트는 실제 서비스 구현 가능성을 고려하여 핵심 기능 개발에 집중하였다. 탄소배출권 직접 거래 기능, IoT 기반 실시간 데이터 자동 수집, 국제 규제 및 배출계수의 실시간 자동 업데이트, 법적 인증을 대체하는 공식 ESG 검증 기능은 구현 범위에서 제외하였다.

3. 과제 설계

3.1. 요구사항 정의

3.1.1. 개인 사용자 관점의 요구사항

- 기능적 요구사항

① 간편한 입력 및 자동 산출: 복잡한 수치 입력 과정을 배제하고, 이동 수단이나 이용 시간, 결제 내역 등 일상적이고 직관적인 활동 정보만 입력해도 탄소 배출량이 자동으로 산출되는 시스템을 구축해야 한다.

② 시각화 대시보드: 산출된 탄소 배출량을 단순한 수치가 아닌, 사용자가 체감할 수 있는 '금전적 비용'으로 환산하여 제공해야 한다. 또한 행동 변화에 따른 누적 저감 효과를 직관적인 그래프 형태로 확인할 수 있는 개인화된 대시보드를 제공해야 한다.

③ 맞춤형 시나리오 제공: 사용자의 이전 활동 데이터를 분석하여 일상에서 즉시 실천 가능한 맞춤형 탄소 절감 시나리오를 제시하는 기능이 요구된다.

- 비기능적 요구사항

① 성능 및 확장성 (Performance & Scalability): 향후 서비스 활성화로 인해 동시 접속자 수와 트래픽이 급증하더라도, 병목 현상이나 서버 다운 없이 안정적인 응답 속도를 유지할 수 있도록 유연한 서버 아키텍처와 로드 밸런싱(Load Balancing) 환경이 구축되어야 한다.

② 사용성 (Usability): 다양한 연령대의 일반 사용자가 접근하므로, 학습 곡선을 최소화할 수 있는 직관적이고 단순한 UI/UX 설계가 필수적이다.

3.1.2. 중소기업 관점의 요구사항

- 기능적 요구사항

① 기업 데이터 연동 및 자동화: 생산, 물류, 전력 등 기업 내부의 운영 데이터를 시스템에 업로드하면, Scope 1, 2(직/간접 배출) 기준에 맞춰 탄소 배출량을 자동으로 분류하고 계산하는 기능이 필수적이다.

② 표준화된 ESG 보고서 생성: 외부 컨설팅 없이도 신뢰도 높은 자체 ESG 대응이 가능하도록, GRI, K-ESG, K-ETS 기준을 만족하는 탄소배출 중심 ESG 보고서 자동 생성 및 다운로드 기능을 제공해야 한다.

③ 비용-편익 분석 (ROI) 기능: 기업이 특정 감축 방안을 실행할 때 예상되는 소요 비용

과 경제적/환경적 편익을 분석하여, 데이터 기반의 의사결정을 돕는 시뮬레이션 기능이 요구된다.

- 비기능적 요구사항

① 보안 및 개인정보 보호: 기업의 민감한 영업 및 운영 데이터가 취급되는 만큼 데이터 유출 및 훼손 방지가 최우선 과제이다. 이를 위해 서버와 클라이언트 간 HTTPS 암호화 통신 적용, 중요 데이터 및 비밀번호의 해싱 처리, DB 암호화 등 강력한 데이터 보호 체계가 완비되어야 한다.

② 신뢰성: 기업의 공시 및 보고 일정에 차질이 생기지 않도록 시스템의 가용성을 높게 유지하고, 데이터 백업 및 복구 체계를 마련해야 한다.

3.1.3. 소프트웨어 요구사항

본 프로젝트를 실행하기 위해 필요한 주요 소프트웨어 및 라이브러리는 다음과 같다.

Java Development Kit (JDK) 17 이상: Spring Boot 기반 백엔드 API 서버 개발 및 실행
Python 3.10 이상: 시계열 예측, 데이터 분석, 절감 시나리오 생성 등 AI 엔진 실행
Node.js 20 이상: React/Vite 기반 프론트엔드 개발 및 빌드 환경
MySQL Server 8.0 이상: 사용자·배출량·절감 기록을 저장하기 위한 관계형 데이터베이스
MySQL Connector/J (8.0+): Spring Boot–MySQL 연동을 위한 JDBC 드라이버
Naver CLOVA OCR API 키: 영수증 이미지 텍스트 인식을 위한 외부 OCR API 연동
Docker: 배포·실행 환경 통일 및 컨테이너 기반 운영
AWS 계정: EC2, S3, RDS 활용 시 필요

3.1.4. 사용된 개발 도구 및 패키지

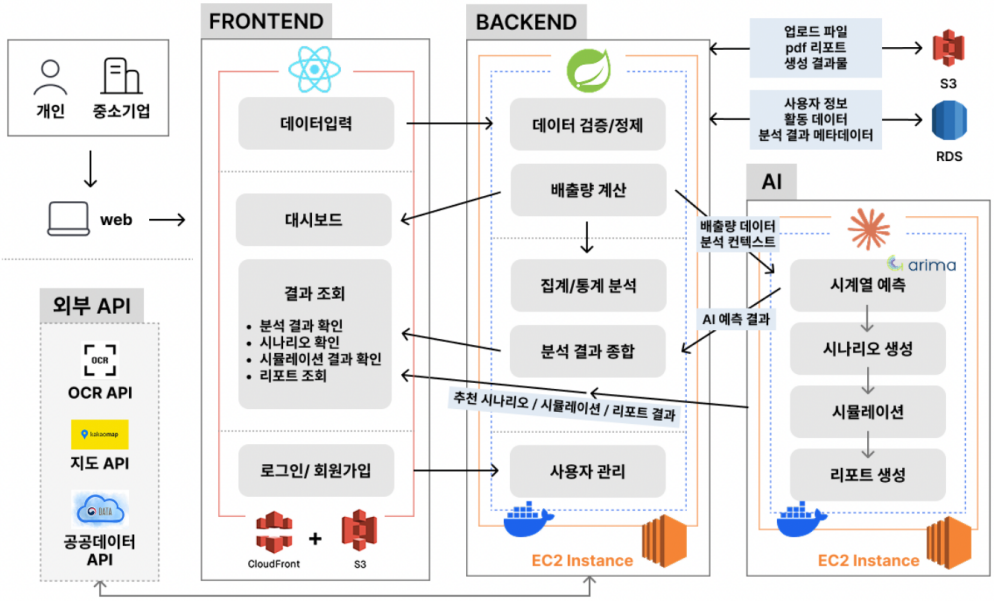
프로젝트에서 사용된 개발 도구와 소프트웨어 패키지를 카테고리별로 정리하면 다음과 같다.

카테고리	도구 / 패키지	용도 (Purpose)
IDE / 개발 환경	VS Code, IntelliJ IDEA	프론트엔드·백엔드 개발
프론트엔드	React, TypeScript, vite	사용자 인터페이스 구축 및 빌드

API 통신	React Query, Axios	API 통신
스타일링	Tailwind CSS	대시보드 및 UI 스타일 구성
데이터 시각화	Recharts	배출량·예측·절감 효과 그래프 시각화
백엔드 프레임워크	Spring Boot	REST API 서버, 배출량 계산 로직 운영
백엔드 인증·유틸	JWT (jjwt), Apache POI	토큰 기반 인증, 엑셀 업로드 처리
OCR	Naver CLOVA OCR (Node.js/Express)	영수증 이미지 텍스트 자동 인식
데이터베이스	MySQL (AWS RDS), Firebase Realtime DB	사용자 및 배출 데이터 저장
AI 서버 실행	FastAPI, Uvicorn	AI 엔진 API 서버 실행
AI / 머신러닝 - 시계열 예측	pmdarima (auto_arima) - statsmodels SARIMAX	개인 1~3개월, 중소기업 1~6개월 배출량 예측 (ARIMA/SARIMA 자동 선택)
AI / 머신러닝 - 이상치 탐지	scikit-learn	비정상 소비 패턴 자동 감지
AI / LLM 기반 분석	Claude API	절감 전략 생성, 자연어 기반 분석
데이터 처리	pandas, numpy	데이터 전처리·통계 계산
클라우드 인프라	AWS EC2, S3, CloudFront	서버 운영, 프론트엔드 정적 파일 배포 및 CDN
배포 / 운영	Docker	서비스 배포 환경 구성
버전 관리	GitHub	소스 코드 버전 관리, 팀 협업

3.2. SW 구조도

COCO의 SW 구조는 개인 사용자와 중소기업 사용자가 입력한 탄소 관련 데이터를 기반으로, 배출량 산정, 금전 환산, AI 분석, 감축 시뮬레이션, 리포트 생성을 순차적으로 수행하는 구조로 설계하였다. 전체 시스템은 크게 사용자 입력 및 외부 API 연동 영역, Backend 기반 데이터 처리 및 저장 영역, AI 분석 및 시뮬레이션 처리 영역, 결과 시각화 및 리포트 제공 영역으로 구성된다.



3.2.1. 사용자 입력 및 외부 API 연동

COCO는 개인 사용자와 중소기업 사용자를 모두 지원하는 웹 기반 서비스로 설계되었다. 사용자는 Web Frontend를 통해 로그인 및 회원가입을 수행한 뒤, 탄소 배출량 산정에 필요한 활동 데이터를 입력한다. 개인 사용자는 이동, 소비, 전력 사용 등 일상생활 기반 데이터를 입력하며, 중소기업 사용자는 전력, 연료, 이동연소 등 기업 운영 데이터를 직접 입력하거나 파일 업로드 방식으로 등록한다.

입력 과정에서 사용자의 데이터 입력 부담을 줄이고 산정 정확도를 높이기 위해 외부 API를 연동한다. OCR API는 영수증 이미지에서 소비 내역과 금액 정보를 추출하는 데 사용되며, 지도 API는 주소 정보를 기반으로 이동 거리와 좌표 정보를 산출하는 데 활용된다. 또한 공공데이터 API는 배출량 계산에 필요한 배출계수 및 기준 데이터를 참조하는 역할을 한다.

이와 같이 사용자 입력 데이터와 외부 API를 통해 수집된 텍스트, 좌표 정보, 활동 데이터, 배출계수 정보는 Backend로 전달되며, 이후 데이터 검증 및 탄소 배출량 계산 과정에 활용된다.

3.2.2. Backend 기반 데이터 처리 및 저장

Backend는 COCO 시스템의 핵심 비즈니스 로직을 처리하는 영역이다. Frontend에서 전달된 사용자 입력값과 외부 API에서 수집된 데이터를 기반으로 데이터 검증, 정제, 배출량 계산, 사용자 관리, 결과 저장, 리포트 생성 요청 등을 수행한다.

먼저 입력 데이터에 대해 누락값, 음수값, 비현실적인 수치 등 오류 가능성이 있는 값을 검증한다. 검증된 데이터는 전력, 교통, 소비, 기업 활동 등 활동 유형에 따라 정제되며, 각 활동에 적합한 배출계수와 매핑된다. 이후 Backend는 정제된 활동 데이터를 기반으로 탄소 배출량을 계산하고, 사용자 유형에 따라 개인 사용자 또는 중소기업 사용자에게 적합한 금전 환산 기준을 적용한다.

계산 및 분석 과정에서 생성되는 구조화 데이터는 MySQL 데이터베이스에 저장된다. MySQL에는 사용자 정보, 활동 데이터, 배출량 데이터, 분석 결과 메타데이터와 같이 구조화된 데이터가 저장된다. 또한 시스템이 자동 생성한 PDF 리포트는 사용자가 필요할 때 조회하거나 다운로드할 수 있도록 제공된다.

3.2.3. AI 분석 및 시뮬레이션 처리

AI 영역은 COCO의 예측, 추천, 시뮬레이션 기능을 담당하는 분석 모듈이다. Backend에서 전달받은 사용자별 배출량 데이터와 집계·통계 분석 결과를 기반으로 시계열 예측, 감축 시나리오 생성, 시뮬레이션 분석을 수행한다.

먼저 사용자의 과거 탄소 배출량 데이터를 기반으로 배출 추이와 패턴을 분석한다. 이때 시계열 예측 모델로는 Python의 statsmodels 및 pmdarima 라이브러리를 활용한 ARIMA/SARIMA 모델을 활용한다. ARIMA/SARIMA는 과거 데이터의 자기상관성과 추세를 반영하여 미래 값을 예측하는 통계 기반 시계열 모델로, COCO에서는 개인 사용자의 단기 배출량 예측과 중소기업 사용자의 향후 6개월 예상 탄소 배출량 산출에 사용된다. 해당 예측 결과는 사용자가 현재 활동 패턴을 유지할 경우 미래에 어느 정도의 탄소 배출이 발생할지를 판단하는 기준값으로 활용된다.

이후 감축 시나리오 생성에는 Claude API 기반의 LLM을 활용한다. Backend는 사용자별 배출량 데이터, 카테고리별 배출 비중, 최근 평균 배출량, ARIMA/SARIMA 예측 결과 등

을 종합하여 AI 모듈에 전달한다. Claude는 이를 바탕으로 사용자의 주요 배출 원인을 분석하고, 실천 가능한 맞춤형 감축 시나리오를 생성한다. 이때 시나리오는 예상 절감량, 예상 절감 비용, 실행 난이도, 우선순위 등을 포함하는 형태로 구성된다.

시나리오 적용 후의 정량적 배출량 변화 비교는 중소기업 사용자를 중심으로 제공한다. 중소기업 사용자가 특정 감축 시나리오를 선택하면 감축 시나리오 적용 시뮬레이션 엔진은 ARIMA/SARIMA 기반 Baseline 예측값에 시나리오별 감축률을 반영하여 향후 배출량 변화를 재계산한다. 이를 통해 기업 사용자는 현재 상태를 유지했을 때의 예상 배출량과 감축 전략을 적용했을 때의 예상 배출량, 누적 절감량, 비용 절감 효과를 비교할 수 있다. 개인 사용자의 경우에는 복잡한 장기 시뮬레이션보다는 선택한 감축 미션별 예상 절감량과 절감 비용을 간단히 제시하여 행동 변화를 유도하는 방식으로 구성한다.

이 과정에서 생성된 AI 분석 결과, 추천 시나리오, 시뮬레이션 결과는 Backend를 통해 다시 저장 및 관리된다. 이후 해당 결과는 Frontend의 시나리오 확인 화면, 시뮬레이션 결과 화면, 대시보드 시각화, ESG 리포트 생성 기능에서 활용된다. 따라서 COCO의 AI 영역은 예측값을 제공하는 기능을 넘어 ARIMA/SARIMA 기반 미래 배출량 예측과 Claude 기반 감축 전략 생성을 결합하여 사용자의 행동 변화와 중소기업의 의사결정을 지원하는 핵심 분석 모듈로 설계되었다.

3.2.4. 결과 시각화 및 리포트 제공

최종적으로 COCO는 Backend와 AI 분석 모듈을 통해 생성된 결과를 Frontend 화면에서 사용자에게 제공한다. 사용자는 대시보드를 통해 현재 탄소 배출량, 금전 환산 결과, 월별 추이, 카테고리별 배출 비중 등을 확인할 수 있다. 이를 통해 $kgCO_2e$와 같이 직관적으로 이해하기 어려운 탄소 배출 정보를 원 단위 비용과 그래프 형태로 쉽게 파악할 수 있다.

또한 사용자는 AI가 생성한 감축 시나리오를 확인하고, 각 시나리오를 적용했을 때 예상되는 배출량 변화와 절감 효과를 비교할 수 있다. 이를 통해 현재 배출량을 확인하는 데 그치지 않고 앞으로 어떤 행동을 선택했을 때 감축 효과가 큰지 판단할 수 있다.

중소기업 사용자의 경우, 누적된 활동 데이터, 배출량 계산 결과, AI 분석 결과, 시뮬레이션 결과를 바탕으로 PDF 형식의 ESG 리포트를 조회할 수 있다. 이 리포트는 사용자가 필요할 때 조회하거나 다운로드할 수 있도록 제공된다.

3.3 주요 엔진 및 기능 설계

3.3.1. 외부 데이터 수집 어댑터 모듈 : OCR, 지도 API, 파일 업로드, 공공데이터 API

외부 데이터 수집 어댑터 모듈은 OCR API, 지도 API, 파일 업로드, 공공데이터 API를 통해 수집된 외부 데이터를 COCO 내부에서 처리 가능한 활동 데이터 형식으로 변환하는 모듈이다. SW 구조도상에서는 외부 API와 업로드 파일이 Backend로 전달되는 구간에 해당한다.

개인 사용자의 이동 데이터는 카카오맵 JavaScript SDK 기반의 지도 위에서 클릭으로 출발지·도착지를 지정하거나, 장소명 키워드 검색(카카오 로컬 검색 API)으로 좌표를 선택하는 방식으로 입력된다. 출발·도착 지점이 확정되면 카카오모빌리티 자동차 길찾기 API를 호출하여 실도로 기준 거리와 소요 시간을 산출하고, 반환된 경로는 지도 위에 폴리라인으로 표시한 뒤 해당 거리·시간 값을 이동수단 정보와 함께 저장한다. 별도로 등록된 경로 거리 정보가 없는 경우에는 출발지·도착지의 위경도 좌표를 기반으로 Haversine 공식을 이용해 직선 거리를 폴백 계산하도록 설계하였다.

개인 사용자의 소비 데이터는 영수증 이미지를 별도의 OCR 처리 서비스로 전송하여 수집한다. 이미지는 클로바 OCR API를 통해 텍스트로 인식되며, 인식된 텍스트는 1차로 Claude API가 상호명·날짜·금액·품목·카테고리 등의 필드를 JSON 형태로 파싱한다. LLM 파싱이 응답 검증에 실패하거나 호출이 반복적으로 실패하는 경우에는 키워드 매칭 기반의 Rule-based 파싱으로 자동 전환되어 동일한 필드를 추출한다. 추출된 결과는 FE 리뷰 화면에서 사용자가 직접 확인하고 수정할 수 있는 형태로 제공되며, 최종 확정된 값이 소비 데이터로 저장된다.

중소기업 사용자의 경우에는 전력, 고정 연소, 이동 연소(차량/물류), 공정 가스, 폐기물, 용수 항목별로 구성된 Excel 파일을 업로드하면, Backend에서 시트별 헤더를 동적으로 읽어 컬럼 순서와 무관하게 항목명, 사용량, 단위, 기간 정보를 파싱한다. 업로드 시 필수 필드 누락, 날짜 형식, 미래/당월 데이터 여부, 허용값 위반, 음수값 입력 등을 항목별로 검증하며, 오류가 발견된 행은 시트명·행 번호·필드명·오류 사유를 함께 반환하여 사용자가 어느 위치에서 문제가 발생했는지 즉시 확인할 수 있도록 한다. 오류가 있는 행은 건너뛰고 정상적인 행만 저장하여, 한 번의 업로드로도 일부 데이터 입력이 가능하도록 한다.

또한 탄소배출량 계산에 필요한 배출계수는 공공데이터 API 또는 내부 배출계수 테이블을 통해 참조하며, 활동 유형과 단위에 맞게 매핑한다. 본 모듈에서 정리된 데이터는 이후 데이터 전처리 및 검증 모듈로 전달된다.

현재 개인 사용자의 이동·소비 데이터 수집 경로와 중소기업의 Excel 업로드 경로는 구현

이 완료된 상태이며, OCR 결과의 카테고리 자동 분류와 업로드 파일의 형식 오류 검증 및 위치 표시 기능도 모두 적용되어 있다.

3.3.2. 데이터 전처리 및 검증 모듈 : 이상치 탐지, 기본값 처리, 월 단위 데이터 정제, Scope 분류

데이터 전처리 및 검증 모듈은 외부 데이터 수집 어댑터 모듈을 통해 들어온 원천 데이터를 탄소배출량 계산 엔진에서 사용할 수 있는 표준 입력 데이터로 정리하는 모듈이다. OCR 결과, 지도 API 거리값, 업로드 파일 데이터, 공공데이터 API 기준값은 입력 형식과 단위가 서로 다르기 때문에, 본 모듈에서 활동 유형, 사용량, 단위, 기간 정보를 통일한다.

개인 사용자 데이터의 경우 소비, 이동, 전력 사용 데이터를 각각 정제한다. 소비 데이터는 OCR로 추출된 항목을 배달 음식, 외식, 카페, 의류 등 내부 소비 카테고리와 매핑하고, 이동 데이터는 지도 API에서 산출된 거리값을 km 단위로 정리한다. 전력 데이터는 기간 시작일과 종료일을 입력받은 뒤, 해당 기간의 일수로 나누어 일평균 배출량으로 환산하여 저장하며, 이를 이후 배출량 계산에 활용한다.

중소기업 데이터의 경우 전력, 연료, 물류, 생산 활동 등 업로드된 운영 데이터를 기간, 항목명, 사용량, 단위 정보를 기준으로 정제한다. 기업 데이터는 배출 활동 유형에 따라 Scope 1, Scope 2, Scope 3으로 분류될 수 있도록 설계하였다. 예를 들어 직접 연료 사용은 Scope 1, 전력 사용은 Scope 2, 물류나 폐기물 등 간접 활동은 Scope 3으로 분류하는 방식이다.

또한 본 모듈에서는 데이터 신뢰도를 확보하기 위해 이상치 탐지 및 보정 로직을 사용자 유형별로 다르게 적용한다. 개인 사용자는 일별로 데이터가 누적되는 스트림 특성을 가지므로, 월별 예측과 주별 예측 시점마다 직전 일정 구간의 평균과 표준편차를 기준으로 Z-score를 산출하는 슬라이딩 윈도우 방식을 적용한다. 산출된 값의 절댓값이 2.5를 초과하면 이상치, 1.8을 초과하면 경고로 분류하며, 표준편차가 0에 가까운 안정 구간은 별도의 안정 상태로, 음수와 같이 물리적으로 불가능한 값은 별도 상태로 구분하여 처리한다. 이상치로 판정된 값은 양쪽에서 가장 가까운 정상값을 찾아 선형 보간으로 대체하며, 한쪽 방향에만 정상값이 존재하는 경우에는 해당 값으로 대체한 뒤, 보간된 시리즈를 기준으로 시계열 예측을 진행하여 원본 데이터는 변형하지 않는다.

중소기업 사용자는 월 단위로 집계되는 배치 데이터 특성을 가지므로, 베이스라인 산출 시점에 전체 시계열의 1사분위수와 3사분위수를 기준으로 사분위범위(IQR)를 계산하는 방식을 적용한다. 사분위범위를 벗어나는 값은 이상치로 판정하며, 해당 값은 이상치가

아닌 양쪽 이웃값의 평균으로 대체하고, 이웃값이 없는 경우에는 전체 시리즈의 평균으로 대체한 뒤 예측에 사용한다. 이처럼 개인 사용자에게는 최근 구간의 변화에 민감하게 반응하는 슬라이딩 윈도우 기반 방식을, 중소기업에게는 누적된 배치 데이터 전체 분포를 기준으로 판단하는 방식을 적용함으로써, 데이터 입력 주기와 누적 패턴의 차이에 맞는 이상치 탐지 방식을 각각 구성하였다.

필요한 경우 기본값을 적용하되, 기본값이 적용된 데이터는 이후 분석 결과의 신뢰도를 위해 별도로 구분하여 관리한다.

3.3.3. 탄소배출량 계산 엔진

탄소배출량 계산 엔진은 데이터 전처리 및 검증 모듈에서 정제된 표준 입력 데이터를 받아 실제 CO_2 배출량을 kg 단위로 산출하는 Backend 핵심 계산 모듈이다. 본 엔진은 Spring Boot 기반의 계산 레이어에서 구현되며, 개인 사용자의 교통·전력·소비 데이터와 중소기업 사용자의 전력·연료·물류·생산 활동 데이터를 각각의 배출계수와 매핑하여 배출량을 계산하도록 설계하였다.

1) 개인 사용자

개인 사용자 데이터의 경우, 교통 배출량은 이동 거리와 이동수단별 배출계수를 곱하는 방식으로 산출한다. 사용자가 자주 이용하는 경로를 등록한 경우에는 온보딩 단계에서 저장된 경로의 이동수단 및 거리 정보를 우선 활용하며, 위경도 좌표만 입력된 경우에는 Haversine 공식을 이용하여 두 지점 간 거리를 계산한 뒤 해당 거리값을 배출량 산정에 사용한다. 전력 배출량은 사용자가 입력한 전기요금 또는 사용량 정보를 kWh 단위로 환산한 뒤 전력 배출계수를 적용하여 계산한다. 입력 기간은 periodStart와 periodEnd로 관리되며, 전체 기간의 배출량을 기간 일수로 나누어 일평균 배출량으로 환산하여 저장한다. 소비 배출량은 OCR 또는 직접 입력을 통해 수집된 소비 항목을 내부 소비 카테고리와 매핑하고, 카테고리별 배출계수와 항목 수를 기반으로 산출한다.

2) 중소기업 사용자

중소기업 사용자 데이터의 경우, 직접 입력되거나 파일 업로드를 통해 수집된 기업 활동 데이터를 Scope 1, Scope 2, Scope 3 기준으로 분류한 뒤 배출량을 산정하도록 설계하였다. 기본 계산 구조는 배출량 = 활동 데이터 × 배출계수이며, 활동 유형에 따라 사용량 단위와 적용 배출계수가 달라진다. 이를 위해 기업 활동 데이터는 category, subcategory, scope, amount, unit, periodStart, periodEnd, source, emissionFactorId 등의 필드를 기준으로 관리한다.

(1) 고정 연소

고정 연소는 Scope 1 항목으로 분류한다. 도시가스, LNG, LPG, 경유 등 기업이 직접 사용하는 연료가 이에 해당하며, 연료 종류, 사용량, 단위, 사용 목적을 입력값으로 받는다. 연료 데이터는 L, Nm^3 등 다양한 단위로 입력될 수 있으므로, 연료별 발열량을 이용해 에너지 사용량으로 변환한 뒤 연료별 배출계수를 적용하여 CO_2 배출량을 계산하도록 설계하였다.

(2) 전력 사용량

전력 사용량은 Scope 2 항목으로 분류한다. 사용자가 월별 전력 사용량을 kWh 단위로 입력하면, 해당 사용량에 국가 전력 배출계수를 곱하여 전력 사용에 따른 간접 배출량을 산출한다. 전력 데이터는 usage_kwh, billing_month, unit 등의 필드를 기준으로 관리하며, 계산된 배출량은 월별 및 Scope별 집계에 반영된다. 사업장 유형과 같은 선택 정보는 배출량 계산 자체보다는 이후 비용 분석이나 맞춤형 감축 전략 추천의 보조 정보로 활용할 수 있도록 분리하여 관리한다.

(3) 이동 연소

이동 연소는 차량 또는 물류 활동의 운영 주체에 따라 Scope 1 또는 Scope 3으로 구분한다. 기업이 직접 소유하거나 운영하는 차량의 연료 사용 및 이동 거리는 Scope 1 이동 연소 항목으로 처리한다. 이 경우 차량 종류, 연료 종류, 이동 거리, 실제 연료 사용량 등을 기준으로 배출량을 계산한다. 반면 외부 택배, 화물, 물류 서비스를 이용한 경우에는 기업이 직접 연료를 연소한 것이 아니므로 Scope 3 기타 간접배출 항목으로 분류한다. 물류 데이터는 운송 유형, 이동 거리, 화물 무게 등의 정보를 바탕으로 운송 활동에 대응하는 배출계수와 매핑한다.

(4) 폐기물, 용수

폐기물과 용수 사용량은 Scope 3 항목으로 분류한다. 폐기물 데이터는 폐기물 종류, 배출량, 처리 방식에 따라 구분하며, 일반 폐기물, 플라스틱, 폐유 등 폐기물 유형과 소각, 재활용 등 처리 방식에 따라 서로 다른 배출계수를 적용할 수 있도록 설계하였다. 용수 사용량은 사용량과 폐수 발생량을 기준으로 관리하며, 배출계수 확보 여부에 따라 보조 산정 항목으로 처리한다.

이와 같이 중소기업 활동 데이터는 electricity는 Scope 2, stationary_fuel과 mobile_combustion은 Scope 1, waste와 water는 Scope 3으로 기본 매핑한다. 계산된 배출량은 월별, Scope별, 활동 유형별로 집계되며, 이후 금전 가치 환산 엔진, 비용-편익 분석 엔진, ESG 리포트 생성 모듈에서 활용된다.

현재 중소기업 대상 Scope 1·2·3 기반 계산 로직은 전력, 고정 연소, 이동 연소, 폐기물, 용수 항목을 중심으로 설계 및 구현을 완료한 상태이다. 향후 실제 중소기업 사용자의 데이터가 누적되면, 업종별 활동 항목 세분화, 외주 물류와 자체 차량의 구분 처리, 폐기물 및 용수 배출계수 보완, 재생에너지 사용 증빙 기반 Scope 2 보정 로직 등을 추가로 정교화할 수 있다.

3.3.4. 금전 가치 환산 엔진

금전 가치 환산 엔진은 탄소배출량 계산 엔진에서 산출된 $kgCO_2e$ 단위의 배출량을 사용자가 직관적으로 이해할 수 있는 원 단위 비용으로 변환하는 모듈이다. 탄소배출량은 $kgCO_2e$라는 전문 단위로 표현되기 때문에 일반 사용자가 그 의미를 체감하기 어렵다. 따라서 본 엔진에서는 계산된 배출량에 탄소 가격 기준을 적용하여 배출량이 가지는 경제적 영향을 금액으로 환산한다.

금전 환산 방식은 사용자 유형에 따라 다르게 적용되도록 설계하였다. 개인 사용자의 경우에는 사회적 탄소 비용인 SCC를 기준으로 사용하여, 개인의 일상 활동으로 발생한 탄소배출량이 사회적으로 어느 정도의 비용을 유발하는지 보여준다. 반면 중소기업 사용자의 경우에는 국내 탄소배출권 시장 가격인 K-ETS 기준을 적용하여, 기업 활동에서 발생한 배출량이 실제 경영 비용이나 규제 대응 비용과 연결될 수 있도록 한다.

K-ETS 가격은 한국거래소(KRX) 배출권시장에서 거래되는 KAU25(2025년 할당연도 배출권) 현물 종가를 기준으로 참조한다. 2026년 6월 18일 기준 KAU25 종가는 톤당 20,050원으로, 본 가격을 price_per_ton 필드에 반영하여 환산에 사용한다. KAU는 한국거래소 배출권시장에서 거래되는 종목 중 거래량이 가장 많은 주력 종목으로, K-ETS 시장가를 대표하는 기준 가격으로 활용하기에 적합하다.

계산 구조는 배출량 단위와 탄소 가격 단위를 맞춘 뒤 환산하는 방식이다. 탄소배출량 계산 엔진에서 $kgCO_2e$ 단위로 배출량이 산출되면, 이를 $tonCO_2e$ 단위로 변환한 뒤 톤당 탄소 가격을 곱하여 금전 환산액을 계산한다. 즉, 기본 계산식은 환산 금액 = ($kgCO_2e$ / 1000) ×9 톤당 탄소 가격의 형태로 구성된다. 만약 탄소 가격이 kg 단위로 관리되는 경우에는 별도의 단위 변환 없이 $kgCO_2e$ × kg당 탄소 가격 방식으로 계산할 수 있도록 단가 기준을 분리하여 관리한다.

본 엔진에서는 탄소 가격 정보를 고정된 값으로 코드 내부에 직접 작성하지 않고, 별도의 가격 정책 데이터로 관리할 수 있도록 설계하였다. policy_name, price_per_ton, min_price, max_price, updated_at, source와 같은 필드를 통해 SCC 또는 K-ETS 가격 기준을 구분하고, 시장 가격이나 기준 단가가 변경될 경우 설정값을 갱신하여 적용할 수 있

도록 한다. 이를 통해 서비스 운영 중 탄소 가격 변동이 발생하더라도 계산 로직 전체를 수정하지 않고 가격 정책만 업데이트할 수 있다.

3.3.5. 시계열 예측 엔진

COCO의 시계열 예측 엔진은 개인 사용자와 중소기업 사용자가 입력한 카테고리별 탄소 배출 데이터를 월별로 집계한 뒤, ARIMA 계열 모델을 통해 향후 6개월의 배출량을 예측하고, LLM이 생성한 감축 시나리오별 절감 효과를 수치로 재계산하여 시각화하는 역할을 담당한다. 이 엔진은 두 사용자에게 동일하게 사용되지만, 아래와 같은 차이점이 있다.

항목	개인 사용자 (B2C)	중소기업 (B2B)
입력 주기	일별 입력 → 월별 집계	월별 직접 입력
카테고리	교통 / 전기 / 소비	Scope 1·2·3 (5개 카테고리)
예측 기간	향후 3개월 (단기)	향후 6개월 (중기)
계절성 판단	데이터 부족으로 ARIMA 단일 적용	STL 분해 후 ARIMA / SARIMA 선택

1) 입력 데이터 구조

개인 사용자가 입력한 교통·전기·소비 데이터는 날짜 기준으로 탄소배출량이 환산되어 월별 집계를 생성하고, 이 집계값이 시계열 예측의 입력값이 된다. 중소기업의 경우, 아래의 MonthlyEmissionSummary 테이블에 저장되어 시계열 모델에 입력된다.

ARIMA 모델의 input으로는 breakdown 데이터를 제외한 grand_total 시계열만 입력된다. breakdown 필드는 ARIMA가 아닌, 이후 시나리오를 반영한 재시뮬레이션 단계에서 카테고리별 감축률을 적용할 때 활용된다.

필드명	타입	설명
company_id	UUID	기업 식별자
billing_month	2026-05	집계 기준 월 (YYYY-MM 형식)
scope1_total	kgCO2e	고정연소 + 이동연소 합산값
scope2_total	kgCO2e	전기 사용 배출량

scope3_total	kgCO2e	폐기물 + 용수 배출량 합산
grand_total	kgCO2e	Scope 1 + 2 + 3 전체 합산 → ARIMA 입력값
cost_total_krw	원(KRW)	K-ETS 가격 기준 금전 환산 합계
breakdown (JSON)		카테고리별 세부 배출량 (시나리오 가중치 계산에 활용)

2) 누적 기간별 예측 전략 분기

ARIMA 모델의 예측 신뢰도는 학습에 사용 가능한 과거 데이터의 양에 크게 의존하며, 개인 사용자와 중소기업은 데이터 입력 주기가 달라 누적 기간 기준과 적용 전략이 각각 다르게 설계된다.

개인 사용자는 매일 데이터를 입력하지만 누락되는 날이 생길 수 있어, 월별 집계 시 입력 완료율을 함께 산출한다. 입력 완료율이 70% 미만인 월은 예측 학습 데이터에서 제외하고 결측 월로 처리하여 선형 보간을 적용한다. 데이터가 2개월 미만 누적된 경우에는 예측 기능을 비활성화하며, 2개월 이상 6개월 미만 구간에서는 신뢰도 제한 안내와 함께 ARIMA 단기 예측을 제공한다. 6개월 이상 누적되면 안정적인 예측을 제공한다. 중소기업과 달리 계절성 판단은 별도로 수행하지 않고 ARIMA를 단일 적용하며, 예측 기간도 6개월이 아닌 3개월로 단축하여 단기 행동 변화 유도에 초점을 맞춘다.

중소기업은 월별 단위로 데이터를 입력하므로 6개월 미만 누적 시에는 예측 기능을 비활성화하고 과거 평균 기반 단순 추정 값만 제공한다. 6개월 이상 12개월 미만 구간에서는 ARIMA 예측을 제공하되 신뢰도가 제한되어 있음을 안내하며, 12개월 이상부터는 STL 분해를 통한 계절성 판단 결과에 따라 ARIMA 또는 SARIMA를 선택 적용하여 정상 예측을 제공한다. 24개월 이상 누적된 경우에는 SARIMA가 계절 패턴을 충분히 학습한 상태로, 가장 높은 신뢰도의 예측을 제공할 수 있다.

3) 중소기업: ARIMA/SARIMA 선택을 위한 계절성 검증 로직

중소기업의 탄소 배출량은 업종 특성에 따라 계절적 패턴이 존재할 수 있다. 계절성을 무시하고 일반 ARIMA를 적용하면 여름·겨울 피크가 반복되는 패턴을 예측에 반영하지 못해 예측 오차가 커진다.

예를 들어 냉난방 중심의 제조업 업종은 계절성 강도가 강하다. 여름이나 겨울에 에어컨, 난방 설비 가동으로 전기 사용량이 급증하기 때문이다. 물류업 업종의 경우는 연말 성수기 물동량 증가로 인해 연료 소비가 증가하기는 하지만, 계절성 강도는 약한 편이다. IT/

서비스 등 일반 사무업 업종은 서버 가동률이 일정하며 냉난방 편차가 상대적으로 작기 때문에 계절성 강도가 없다고 보아도 된다. 12개월 이상 데이터가 확보된 경우, 아래 절차에 따라 계절성 여부를 수치적으로 판단한다.

(1) STL Decomposition(계절-추세 분해)을 grand_total 시계열에 적용하여 Seasonal, Trend, Residual 성분을 분리한다.

(2) 계절 성분 분산 / 전체 시계열 분산 비율을 산출한다.

(3) 이 비율이 0.3(30%) 이상이면 계절성이 유의미한 것으로 판단하여 SARIMA(계절 주기 m=12)를 적용한다.

(4) 0.3 미만이면 계절성이 미미한 것으로 보아 일반 ARIMA를 적용한다.

판단 기준 값으로 작성한 0.3은 월별 탄소 데이터의 특성상 완만한 계절 변동을 캡처하기 위한 보수적인 임계값으로, 데이터가 누적된 후 실증 검증을 위해 조정 가능하다.

ARIMA 모델은 정상 시계열(Stationary Series)을 가정하므로 비정상 시계열일 경우 차분(Differencing)이 필수적이다. 본 엔진은 전처리 단계에서 수동으로 데이터를 차분하는 방식의 복잡도를 줄이기 위해, auto_arima 알고리즘 내부의 자동 정상성 검정(ADF/KPSS Test 등) 기능을 적극 활용한다. 원본 집계 데이터를 모델에 입력하면, 알고리즘이 내부적으로 시계열의 단위근 존재 여부를 파악하고 최적의 차분 차수(d) 및 AR/MA 파라미터(p,q)를 AIC 최소화 기준으로 자동 결정한다. 이를 통해 예측 성능의 안정성을 확보하고, 역변환 로직 개발에 따른 시스템 결함 가능성을 원천 차단한다.

4) 시계열 모델 학습

전처리 완료된 시계열에 대해 auto_arima 라이브러리를 활용하여 AIC(Akaike Information Criterion)를 최소화하는 최적 파라미터 (p, d, q)를 자동 탐색한다. 계절성이 판단된 경우에는 SARIMA 파라미터 (P, D, Q, m=12)까지 함께 탐색한다.

파라미터	역할	선택 방법
p	자기회귀 차수	PACF(부분자기상관함수) 분석 기반 auto_arima가 자동 결정
d	차분 차수	ADF 검정 결과 반영
q	이동평균 차수	ACF(자기상관함수) 분석 기반 auto_arima가 자동 결정

m (SARIMA)	계절 주기	월별 데이터이므로 m = 12 고정 (계절성 판단된 경우에만 적용)

5) Baseline 예측: 현상 유지 시나리오

개인 사용자의 Baseline 예측은 향후 3개월 월별 총배출량과 금전 환산값(SCC 기준)을 함께 출력한다. ARIMA는 과거 전체 데이터의 패턴을 균등하게 학습하므로, 최근 3개월간 급격한 변화가 있었던 경우 이를 과소 반영할 수 있다. 이를 보완하기 위해 아래와 같은 드리프트 보정 로직을 적용한다. 예를 들어, 최근 3개월 전기 사용량이 20% 증가 트렌드인 경우, ARIMA가 산출한 Baseline에 완만한 상승 보정을 적용하여 단기 트렌드를 반영한다.

최근 3개월 평균 증감률 = [grand_total(t-1) - grand_total(t-4)] / grand_total(t-4)

판단 기준:

증감률 ≥ +15% → Baseline 예측값에 완만한 상승 드리프트 보정 적용

증감률 ≤ -15% → Baseline 예측값에 완만한 하락 드리프트 보정 적용

|증감률| < 15% → ARIMA 예측 결과 그대로 사용 (보정 없음)

중소기업 사용자도 마찬가지로, 모델 학습이 완료되면 향후 6개월의 월별 grand_total 예측값을 산출한다. 드리프트 보정 로직은 개인 사용자와 동일하게 적용한다. 최근 2개월 평균 증감률이 ±15% 이상이면 ARIMA 예측값에 단기 트렌드 보정을 적용하며, 15% 미만이면 ARIMA 결과를 그대로 사용한다.

3.3.6. 중소기업 사용자용 감축 시나리오 적용 시뮬레이션 엔진

**ARIMA를 다시 학습시키는 것이 아닌 Baseline 예측값에 수학적 감축 파라미터를 적용하는 방식이며, "ARIMA 재시뮬레이션"이라는 표현은 Baseline 위에 시나리오 효과를 재계산한다는 의미로 사용한다.*

1) 시나리오 재시뮬레이션을 위한 카테고리 가중치 산출

ARIMA는 grand_total 시계열만 학습하므로, 시나리오별로 "전기를 15% 절감", "가스를 10% 절감"과 같이 카테고리별 감축 전략을 grand_total 예측값에 적용하려면, 각 카테고리가 현재 전체 배출에서 차지하는 비중을 먼저 계산해야 한다. 각 카테고리의 가중치(category_weight)는 최근 3개월 데이터를 기준으로 산출한다. 가중치 산출에 전체 과거 데이터를 사용하지 않고 최근 3개월로 한정하는 데에는 세 가지 근거가 있다.

(1) 계절 민감도: 계절에 따라 카테고리 비중이 달라진다. 예를 들어 여름에는 전기(냉방) 비중이 높고, 겨울에는 고정연소(난방) 비중이 높아진다. 너무 먼 과거 데이터를 포함하면 현재 계절과 다른 패턴이 섞여 가중치가 왜곡된다.

(2) 현재 상태 반영: 시나리오 재시뮬레이션은 "지금 어떤 카테고리가 주요 배출원인가"를 기준으로 절감 전략의 효과를 계산해야 한다. 현재 시점에 가장 가까운 데이터를 기준으로 삼는 것이 현실 반영에 적합하다.

(3) 왜곡 방지: 설비 교체나 운영 방식 변경 등으로 배출 패턴이 크게 변한 기업의 경우, 1~2년 전 데이터가 현재 상태를 대표하지 못한다. 최근 3개월로 한정하면 이러한 구조적 변화를 빠르게 반영할 수 있다.

LLM이 생성한 감축 시나리오는 카테고리별 감축률(reduction_rate)을 포함한다. 이 감축률과 위에서 산출한 카테고리 가중치를 결합하여, grand_total 기준의 총 감축률을 계산하고, 이를 Baseline 예측값에 적용하는 방식으로 재시뮬레이션을 수행한다.

```
총 감축률 = Σ [ category_weight(i) × reduction_rate(i) ]
    for i in {electricity, stationary_fuel, mobile_combustion, waste, water}

예시 (시나리오 B):
electricity_weight      = 0.62,   reduction_rate = 0.18
stationary_fuel_weight = 0.28,   reduction_rate = 0.15
기타 카테고리 감축률     = 0
총 감축률 = (0.62 × 0.18) + (0.28 × 0.15)
= 0.1116 + 0.0420 = 0.1536   (전체 배출량의 15.36% 감축)
```

감축 전략의 효과는 실행 즉시 100% 발휘되지 않는다. 설비 교체에는 준비 기간이 있고, 행동 변화는 습관화까지 시간이 필요하다. 이를 현실적으로 반영하기 위해 월별로 감축률을 점진적으로 증가시키는 Ramp-up 스케줄을 적용한다.

시나리오_배출량(t) = Baseline(t) × [1 − 총감축률 × ramp_factor(t)]

해당 수식을 적용해, 1개월 차는 전략 준비 및 초기 적용 단계로 30%의 적용 비율(rmp_factor)이 적용되고, 2개월차에는 60%, 3개월차는 85%, 4개월차 이후에는 100%가 적용된다. 재시뮬레이션 완료 후, 시나리오별로 6개월 누적 절감량과 금전 환산 절감액을 산출한다.

월별 절감량(t) = Baseline(t) − 시나리오_배출량(t) [kgCO2e]

월별 비용 절감(t) = 월별_절감량(t) / 1000 × K-ETS 가격(원/ton) [원]

3.3.7. LLM 기반 감축 시나리오 추천 엔진

ARIMA 예측 엔진이 Baseline(현상유지) 배출량을 산출한 뒤, LLM 기반 시나리오 추천 엔진이 맞춤형 감축 전략 3가지를 생성한다. 이 엔진의 핵심 설계 원칙은 원시 데이터를 LLM에 직접 전달하지 않고, 백엔드에서 사전 집계·요약한 컨텍스트 패키지만 전달하는 것이다. 원시 레코드를 그대로 넣으면 토큰 비용 증가와 응답 품질 하락이 동시에 발생하기 때문이다. 개인 사용자의 시나리오는 실천 가능한 행동 변화를 미션 형태로 제안하는 방식으로 설계하고, 중소기업 시나리오 추천은 투자 비용, 회수기간, ROI를 포함하는 기업 의사결정 지원 형태로 설계되어 있다.

1) 사용 모델 및 선택 근거

초기 개발 단계에서는 비용 효율성과 빠른 프로토타이핑을 고려하여 Gemini API를 시나리오 생성의 기본 모델로 사용하였다. 이후 서비스 안정화 단계에서 보고서 생성 모듈과의 일관성을 고려하여 Claude API(Haiku 4.5 계열)로 전환하였고, 현재는 개인 사용자와 중소기업 사용자 시나리오 생성 모두 Claude API를 기본 모델로 사용한다. 다만 Gemini를 완전히 제거하지는 않고, 개인 사용자 시나리오에서 Claude 호출이 실패하는 경우에 한해 호출되는 폴백 모델로 남겨두어 장애 대응 경로를 이중화하였다. 중소기업 시나리오는 환경변수(CLAUDE_SCENARIO_MODEL)로 모델을 지정할 수 있게 하였으며, 별도 지정이 없을 경우 기본값인 Claude Haiku 4.5 모델을 사용한다.

Claude API로 전환한 이유는 세 가지이다. 첫째, ESG 보고서 생성 모듈에서도 동일한 Claude API를 사용하게 되어, 시나리오 추천과 보고서 생성의 외부 API 의존성을 하나로 통일하고 API 키·빌링 관리·장애 대응 체계를 단순화할 수 있었다. 둘째, 시나리오 추천 결과는 Frontend와 시뮬레이션 엔진에서 그대로 재사용되어야 하므로 JSON 형태의 구조화된 출력이 안정적으로 보장되어야 했는데, Claude API는 구조화된 JSON 출력과 스키마 검증을 안정적으로 지원하여 필수 필드 누락이나 형식 오류를 줄이는 데 활용할 수 있었다. 셋째, K-ETS, Scope 1·2·3, GRI 등 ESG 전문 용어가 포함된 한국어 프롬프트에 대한 응답 품질을 비교한 결과 Claude 모델의 출력이 더 안정적으로 나타나, 개인·중소기업 시나리오 생성과 ESG 보고서 생성 전반에 Claude API를 통일 적용하기로 결정하였다.

따라서 본 프로젝트에서는 특정 모델의 성능 우위를 전제로 하기보다, 개발 단계에서는 비용 효율성, 운영 단계에서는 API 관리 일관성, 구조화된 출력 안정성, ESG 도메인 응답 품질을 기준으로 LLM 모델을 선택하도록 설계하였다.

2) LLM 입력 데이터 패키지

LLM에 전달하는 컨텍스트 패키지는 사용자 유형에 따라 구성이 달라진다. 두 경우 모두 원시 데이터가 아닌 백엔드에서 사전 집계된 요약값만 전달한다는 원칙은 동일하다.

개인 사용자의 경우 4개 항목으로 구성된다. 온보딩 시 등록한 주요 이동수단과 이동 거리 같은 생활 패턴 정보, 최근 3개월 평균 총 배출량, 전월 대비 증감률, 교통·전기·소비 3개 카테고리별 비중이 입력 값으로 들어간다. 향후 3개월 예측값 배열과 현재 월 탄소 비용과 SCC 단가(285원/kg)가 포함되어 시계열 모델 내에서 활용된다.

중소기업의 경우 company_context, emission_summary, top_emission_source, baseline_forecast, cost_context 5개 항목으로 구성된다. company_context에는 업종, 사업장 유형, 온보딩 목적이 포함되며, emission_summary에는 최근 3개월 평균 총 배출량, 전년 대비 증감률, 카테고리별 비중(category_weight)이 담긴다. top_emission_source는 비중이 가장 높은 카테고리명과 해당 월 배출량이며, baseline_forecast는 ARIMA가 산출한 향후 6개월 예측값 배열이다. cost_context에는 현재 월 탄소 비용, K-ETS 단가, 6개월 예상 누적 비용이 포함된다.

3) 개인 사용자 시나리오

개인 사용자는 설비 투자나 ROI 분석보다 "오늘 당장 실천할 수 있는 것"에 관심이 있다. 따라서 개인 시나리오는 '주 3일 대중교통 이용' 과 같은 미션형 행동을 제안한다. 우선순위 순으로 정렬된 3-4개의 시나리오를 구성하고, 예상 절감량($kgCO_2e$), 금전 환산 절감액, 난이도를 포함해 제공한다. 투자 비용 없이 행동 변화만으로 달성 가능한 절감 효과를 출력하도록 한다.

4) 중소기업 사용자 시나리오

LLM 시나리오 추천 엔진의 핵심 설계 결정 중 하나는, 동일한 배출 데이터라도 기업의 온보딩 목적(onboarding_purpose)에 따라 시나리오 추천 방향을 다르게 유도한다는 점이다. 탄소 절감이라는 목표는 동일하지만, 담당자가 실제로 필요로 하는 의사결정의 맥락이 다르기 때문이다. onboarding_purpose는 온보딩 시 수집하는 Company 테이블의 필드이며, 세 가지 값을 가진다.

internal	내부 관리	비용 절감 효과 위주의 전략 제안. 투자 대비 월별 절감액 강조하도록 유도
customer_submit	고객사 제출	Scope 커버리지 완성도 위주. 누락 카테고리 경고, 데이터 신뢰도 확보 전략 강조
esg_compliance	ESG 규제 대응	K-ETS 리스크 최소화 관점. 배출 한도 초과 위험 및 과징금 회피 전략 우선 제안

이 값은 User Prompt 내에 직접 삽입되어 LLM이 전략의 무게중심을 조정하도록 유도한다. 예를 들어 동일한 전기 62% 배출 비중을 가진 두 기업이라도, internal 목적의 기업에게는 "월 절감액 최대화" 방향으로, esg_compliance 목적의 기업에게는 "K-ETS 초과 리스크 해소" 방향으로 시나리오가 구성된다.

5) LLM 호출 전체 흐름, 검증, 재시도

시나리오 추천 엔진의 처리 흐름은 개인 사용자와 중소기업 모두 동일한 순서로 진행된다. 먼저 캐시를 확인하여 동일한 데이터에 대한 중복 호출을 방지한다. Activity 데이터의 해시값이 이전 호출과 동일하면 저장된 결과를 반환하고 LLM을 재호출하지 않는다. 캐시가 없거나 데이터가 변경된 경우에는 컨텍스트 패키지를 생성하고 프롬프트를 조립하여 Claude API를 호출한다.

API 응답이 반환되면 필수 필드 존재 여부와 reduction_rate가 0에서 1 사이의 값인지를 검증한다. 검증을 통과한 결과는 캐시에 저장한 뒤 반환하며, 실패한 경우 동일한 프롬프트로 최대 2회까지 재시도한다. 3회 모두 실패하면 에러를 반환하고 프론트엔드에 "시나리오 생성에 실패했습니다. 잠시 후 다시 시도해 주세요." 메시지를 표시한다. LLM에 전달되는 실제 프롬프트 내용은 3.5 AI 프롬프팅 섹션에서 별도 기술한다.

현재 개인 사용자를 대상으로 한 탄소배출량 자동 산출, 금전적 시각화, 시계열 예측 엔진 및 LLM 기반 감축 시나리오 추천 기능의 구현이 완료된 상태이다. 중소기업 사용자 화면은 개발이 진행 중이며, 화면 구현이 완료되는 시점에 맞추어 감축 시나리오 재시뮬레이션 엔진, 비용-편익 분석 엔진, ESG 리포트 생성 모듈을 순차적으로 구현할 예정이다. LLM 프롬프팅은 현재 기본 구조가 설계된 상태이며, 실제 사용자 데이터를 기반으로 응답 품질을 검증하면서 지속적으로 개선해 나갈 계획이다.

3.3.8. 비용-편익 분석 엔진

비용-편익 분석 엔진은 LLM이 생성한 시나리오 3가지(A/B/C)에 대해 초기 투자 비용, 월별 탄소 절감량, K-ETS 기준 금전 환산 절감액, 회수기간(Payback Period), 5년 ROI를 산출한다. 모든 재무 지표는 LLM이 아닌 Backend에서 직접 계산하며, LLM은 시나리오의 정성적 내용(전략명, 설명, 카테고리별 감축률)을 생성하는 역할만 담당한다.

1) 월별 절감액 산출

카테고리별 가중치와 LLM이 제안한 카테고리별 감축률을 곱해 시나리오의 총 감축률을 산출하며, 총 감축률은 최대 99%로 상한을 둔다. 감축 효과가 1개월차부터 곧바로 전부 반영되지 않도록 1개월차부터 6개월차까지 0.3, 0.6, 0.85, 1.0, 1.0, 1.0의 Ramp-up 계수를

적용하여 월별 시나리오 배출량을 산출한다.

월별 시나리오 배출량(t) = Baseline(t) × (1 − Ramp-up(t) × 총 감축률)
6개월 co2Saving = Σ(Baseline(t) − 시나리오_배출량(t)) [tCO2e]
costSaving = co2Saving × 23,500원/ton (K-ETS 가격)
연간 절감액 = costSaving × 2 (6개월 → 연간 환산)

2) 회수기간 및 5년 ROI 산출

회수기간은 초기 투자 비용을 연간 절감액으로 나누어 계산한다. 복잡한 NPV나 할인율 없이 단순 산술로 산출한다.

회수기간(개월) = 초기 투자 비용 / (연간 절감액 / 12)

5년 ROI는 5년간 누적 절감액에서 초기 투자 비용을 제외한 순이익을 투자 비용으로 나누어 백분율로 산출한다.

5년 ROI(%) = (연간 절감액 × 5 − 초기 투자 비용) / 초기 투자 비용 × 100

3) 추천 시나리오 결정

세 시나리오 중 추천 시나리오는 LLM이 아닌 Backend의 계산 결과를 기준으로 결정한다. 초기 투자 비용이 2,000만원 이하인 시나리오 중 회수기간이 가장 짧은 시나리오를 우선 추천하며, 해당 조건을 만족하는 시나리오가 없으면 투자 비용 제한 없이 전체 시나리오 중 회수기간이 가장 짧은 시나리오를 추천한다. LLM 응답에 포함된 recommended 필드는 참고하지 않고 Backend가 재계산한 결과만 최종 추천 기준으로 사용하여, 추천 로직의 일관성과 검증 가능성을 확보하였다.

현재 비용-편익 분석 엔진은 계산 로직과 추천 결정 로직까지 구현을 완료한 상태이다. 다만 아직 실제 중소기업 사용자의 데이터를 기반으로 한 검증은 이루어지지 않았으며, 향후 실사용자 데이터가 확보되면 산출되는 회수기간·ROI 값이 실제 기업 상황에서도 합리적인 범위로 나타나는지 추가로 검증할 필요가 있다.

3.3.9. 리포트 렌더링 및 파일 저장 모듈

ESG 보고서는 Claude API(Haiku 4.5 계열)를 통해 GRI·K-ESG 기준의 전문 텍스트를 생성하고, ReportLab 라이브러리로 Scope 1·2·3 집계표, AI 분석 텍스트, matplotlib 차트를 PDF로 조합하여 렌더링한다. 완성된 PDF는 서버에 저장되며, 사용자는 분석 화면에서 다운로드 API를 통해 직접 전달받는다. 보고서 생성 시점의 K-ETS 단가와 분석 데이터는 ReportSnapshot 테이블에 고정 저장되어, 이후 가격이 변동하더라도 보고서 수치가 유지

되도록 한다.

보고서 텍스트는 emission_analysis(배출량 분석), scope_breakdown(Scope별 분석), risk_assessment(리스크 평가), scenario_recommendation(시나리오 추천), conclusion(결론)의 5개 섹션으로 구성된다. System Prompt에는 GRI 1·3, GRI 302·305·306, K-ESG 가이드라인 v2.0, 배출권거래제 배출량 보고 지침 등 적용 기준과, 전문적 문체·구체적 수치 포함·섹션별 3~5문장·JSON 출력 등의 작성 규칙을 명시하였다. 특히 K-ETS 단가, 배출량, ARIMA 기반 비용 전망과 같이 Backend에서 이미 계산이 끝난 수치는 LLM이 임의로 재계산하지 않고 제공된 값을 그대로 사용하도록 System/User Prompt 양쪽에 반복적으로 명시하여, LLM이 생성한 텍스트와 실제 계산값 사이의 불일치를 방지하였다. User Prompt에는 기업 정보, Scope 1·2·3 배출량 현황과 전월 대비 증감, K-ETS 기준 비용 및 연간 환산값, ARIMA 기반 향후 6개월 비용 전망, 추천 시나리오를 포함한 감축 시나리오 요약이 함께 전달된다. Claude 호출은 1회까지 재시도하며, 그래도 실패할 경우에는 AI 분석 텍스트 없이 PDF 구조만 생성하여 최소한의 보고서는 항상 다운로드될 수 있도록 하였다.

리포트 제작 과정에서는 두 가지 문제를 겪었다. 첫째, 초기 PDF 렌더링 단계에서 ReportLab의 기본 폰트가 한글을 지원하지 않아 텍스트가 깨지는 문제가 발생하였다. 이를 해결하기 위해 나눔고딕(NanumGothic) 폰트를 별도로 임베드하여 한글 텍스트와 표가 정상적으로 렌더링되도록 수정하였다. 둘째, 중소기업 대상 ESG 보고서의 구성과 문구를 설계할 때 참고할 수 있는 실제 사례가 충분하지 않았다. 이에 중소벤처기업진흥공단 등 중소기업 대상 ESG 가이드 자료와 실제 공개된 중소기업 ESG 보고서 사례를 참고하여, 중소기업 실무자가 익숙하게 받아들일 수 있는 보고서 구성과 표현 방식을 설계에 반영하였다.

3.3.10. 데이터 시각화 모듈

프론트엔드 시각화는 React 기반에서 Recharts 라이브러리를 사용하여 구현한다. 개인 사용자와 중소기업 사용자 모두 동일한 시각화 모듈을 공유하며, 사용자 유형에 따라 표시되는 차트 구성과 데이터 범위가 달라진다.

주요 차트 유형은 네 가지다. 첫째, 월별 배출량 트렌드 라인 차트로, 홈 화면 대시보드와 분석 페이지에서 과거 배출량 추이를 기간별로 표시한다. 개인, 중소기업 사용자 모두에게 월별 선을 표시한다. 둘째, 구성 도넛 차트로, 홈 화면과 분석 페이지에서 카테고리별 배출 비중과 Scope 1·2·3별 비중을 표시한다. 셋째, Baseline 및 시나리오별 예측 라인 차트로, 시뮬레이션 페이지에서 현상유지 예측선과 시나리오 A·B·C 예측선을 단일 차트에 통합하여 표시한다. 넷째, 비용-편익 버블 차트로, 중소기업 홈 화면에서 시나리오별

투자 비용·절감량·회수기간을 시각화한다. Recharts의 ScatterChart를 기반으로 구현하며, 회수기간 차이가 크기 때문에 버블 반경에 로그 스케일 정규화를 적용한다.

홈 화면 요약 카드에는 차트 외에 변화율 기반의 문장형 인사이트를 함께 제공한다. 이는 AI 분석이 아닌 산술 계산으로, 직전 기간 대비 배출량 증감률을 계산하여 "이번 달 탄소배출량이 3.5% 감소했습니다"와 같은 형태로 표시한다. 개인 사용자는 전월 대비, 중소기업 사용자는 전월 및 전년 동월 대비 증감률을 각각 산출하여 사용자가 현재 상태를 별도의 분석 없이 홈 화면에서 바로 파악할 수 있도록 한다.

3.4. 주요 기능 구현

3.4.1. 기본 기능 : 탄소배출량 자동 산출

생활 데이터 기반 탄소배출량 자동 산출 기능은 사용자가 입력한 이동, 전력, 소비 데이터 또는 중소기업의 운영 데이터를 기반으로 탄소배출량을 자동 계산하는 COCO의 기본 기능이다. 해당 기능은 사용자가 입력한 값을 저장한 후, 외부 데이터 수집, 전처리 및 검증, 배출계수 적용, 배출량 계산의 흐름을 거쳐 최종적으로 kgCO_2e 단위의 배출량을 산출한다.

본 기능은 **[외부 데이터 수집 어댑터 모듈] → [데이터 전처리 및 검증 모듈]→ [탄소배출량 계산 엔진]**의 흐름으로 구현된다. 먼저 외부 데이터 수집 어댑터 모듈은 OCR API, 지도 API, 파일 업로드, 공공데이터 API 등을 통해 수집된 데이터를 COCO 내부 활동 데이터 형식으로 변환한다. 이후 데이터 전처리 및 검증 모듈은 입력값의 활동 유형, 사용량, 단위, 기간 정보를 정리하고, 누락값이나 부적합한 값이 있는 경우 온보딩 기본값 또는 0.0 처리 방식을 적용하여 계산 흐름이 중단되지 않도록 한다.

전처리가 완료된 데이터는 탄소배출량 계산 엔진으로 전달된다. 계산 엔진은 활동 유형별 배출계수를 적용하여 개인 사용자의 교통, 전력, 소비 배출량을 산출하고, 중소기업 사용자의 전력, 고정 연소, 이동 연소, 폐기물, 용수 데이터를 Scope 1·2·3 기준에 따라 분류하여 배출량을 계산한다. 이렇게 산출된 배출량 데이터는 사용자별 활동 기록으로 저장되며, 이후 금전 가치 환산, 대시보드 시각화, 시계열 예측, 감축 시나리오 추천, 리포트 생성 기능의 기반 데이터로 활용된다.

따라서 본 기능은 COCO의 모든 분석 기능이 동작하기 위한 출발점에 해당하며, 데이터 입력 기능과 더불어 데이터 수집, 정제, 검증, 계산 모듈이 순차적으로 연동되어 탄소배출량을 자동 산출하는 핵심 기능이다.

3.4.2. 기능1: 탄소배출 체감도 향상

탄소배출 체감도 향상 기능은 $kgCO_2e$ 단위로 산출된 탄소배출량을 사용자가 직관적으로 이해할 수 있도록 원 단위 비용으로 환산하고, 이를 대시보드에서 시각적으로 제공하는 기능이다. 탄소배출량은 전문적인 단위로 표현되기 때문에 일반 사용자가 실제 영향력을 체감하기 어렵다. 따라서 COCO는 탄소배출량 계산 결과를 금전 가치로 변환하여, 사용자가 자신의 배출 활동이 경제적으로 어느 정도의 의미를 가지는지 확인할 수 있도록 한다.

본 기능은 **[탄소배출량 계산 엔진] → [금전 가치 환산 엔진] → [데이터 시각화 모듈]**의 흐름으로 구현된다. 구체적으로는 탄소배출량 계산 엔진에서 $kgCO_2e$ 단위의 배출량을 산출한 뒤, 금전 가치 환산 엔진이 사용자 유형을 확인하여 개인 사용자에게는 SCC 기준을, 중소기업 사용자에게는 K-ETS 기준을 적용한다. 이후 환산된 원 단위 비용 데이터는 데이터 시각화 모듈로 전달되어 대시보드에서 기간별 추이, 항목별 비중, 총 환산 비용 등의 형태로 제공된다.

개인 사용자는 교통, 전력, 소비 중 어떤 활동이 높은 탄소 비용을 발생시키는지 확인할 수 있으며, 이를 통해 일상 행동 변화의 필요성을 직관적으로 파악할 수 있다. 중소기업 사용자는 Scope별·활동 유형별 배출 비용을 비교하여 탄소 관리 우선순위를 설정할 수 있으며, 이후 비용-편익 분석과 ESG 리포트 생성에도 해당 환산 결과를 활용할 수 있다.

3.4.3. 기능 2: AI 감축 시나리오 및 절감 효과 시뮬레이션

AI 감축 시나리오 및 절감 효과 시뮬레이션 기능은 사용자의 누적 배출 데이터를 기반으로 현상유지 시 미래 배출량을 예측하고, 맞춤형 감축 전략을 생성하여 제공하는 기능이다. 본 기능은 **[시계열 예측 엔진] → [LLM 기반 시나리오 추천 엔진] → [데이터 시각화 모듈]**의 흐름으로 구현되며, 중소기업의 경우 시나리오 추천 이후 **[감축 시나리오 시뮬레이션 엔진]**이 추가로 연계된다.

먼저 시계열 예측 엔진은 사용자의 누적 탄소 배출 이력을 입력받아 ARIMA 모델을 통해 현상유지 시 미래 배출량(Baseline)을 산출한다. 이 예측값은 시뮬레이션 화면에서 현상유지 선으로 표시되며, 분석 화면의 "이 추세라면 3개월 후 예상 배출량은 ○○ $kgCO_2e$입니다" 문구에도 활용된다. 다만 개인 사용자 분석 화면의 목표 탄소배출량은 ARIMA Baseline을 직접 적용하기보다, 최근 4주 평균 배출량을 기준으로 산술적으로 산출한다. 구체적으로 최근 4주 평균값을 기준 배출량으로 두고, 이번 주 목표는 평균값의 95%, 1주 후 목표는 90%, 2주 후 목표는 85% 수준으로 단계적으로 낮아지도록 설정한

다. 또한 개인 사용자의 단기 미래 배출량은 최근 4주 배출량 변화의 선형 기울기를 반영하여 추정한다. 이후 LLM 기반 시나리오 추천 엔진은 최근 배출량, 카테고리별 배출량 비중, 생활 패턴 정보, 목표 감축량 등을 요약한 컨텍스트 패키지를 전달받아 맞춤형 감축 전략을 생성한다.

개인 사용자의 경우 LLM은 실천 가능한 행동 변화 중심의 시나리오를 제안하며, 각 시나리오에는 예상 월간 감축량(kgCO_2e)과 SCC 기준 금전 환산 절감액이 포함된다. 별도의 재시뮬레이션 과정은 거치지 않으며, 생성된 시나리오는 리워드 미션 시스템으로 전달된다. 사용자가 해당 미션을 완료하면 예상 절감량을 SCC 단가로 환산한 금액만큼 포인트가 지급된다. 데이터 시각화 모듈은 분석 화면에 Baseline 예측선과 시나리오별 예상 절감 효과를 표시하고, 시나리오 카드 형태로 행동 제안과 절감액을 함께 제공한다.

중소기업 사용자의 Baseline 산출은 누적 데이터 양에 따라 처리 방식이 분기된다. 누적 데이터가 6개월 미만인 경우에는 ARIMA/SARIMA를 적용하지 않고 선형 외삽으로 즉시 Baseline을 반환하여, 데이터가 부족한 초기 단계에서도 시뮬레이션 기능 자체는 끊기지 않도록 한다. 6개월 이상 누적된 경우에는 IQR 기반 이상치 보정을 먼저 거친 뒤, 12개월 이상의 데이터에 대해 STL 분해로 계절성 여부를 판단하여 계절성이 일정 수준 이상이면 SARIMA, 그렇지 않으면 ARIMA로 향후 6개월 배출량과 95% 신뢰구간을 산출한다. 또한 최근 4개월간의 변화율이 큰 경우에는 예측값에 드리프트 보정을 적용하여, 최근의 증가·감소 추세가 6개월 예측에도 반영되도록 한다. 이렇게 산출된 Baseline을 기준으로, 이후 중소기업 사용자의 경우 LLM이 생성한 시나리오 A·B·C에 포함된 카테고리별 감축률이 감축 시나리오 시뮬레이션 엔진으로 전달된다. 시뮬레이션 엔진은 카테고리 가중치와 감축률을 결합하여 총 감축률을 산출하고, 이를 Baseline 예측값에 Ramp-up 스케줄을 적용하여 시나리오별 월별 배출량을 재계산한다. 데이터 시각화 모듈은 과거 실제 배출량과 Baseline, 시나리오 A·B·C 예측선을 단일 차트에 통합 표시하여, 기업 담당자가 전략별 감축 효과를 한눈에 비교할 수 있도록 한다.

3.4.4. 기능 3: 중소기업 ESG관리 부담 완화

중소기업 ESG 관리 부담 완화 기능은 기능 2에서 생성된 시뮬레이션 결과를 바탕으로 시나리오별 비용-편익을 분석하고, 분석 결과를 시각화한 뒤 GRI·K-ESG 기준의 ESG 보고서를 PDF로 자동 생성하는 기능이다. 본 기능은 [**비용-편익 분석 엔진] → [데이터 시각화 모듈] → [리포트 렌더링 및 파일 저장 모듈]**의 흐름으로 구현되며, 중소기업 구독 사용자에게만 제공된다. 비용-편익 분석 엔진이 시나리오별 절감량, 절감액, 회수기간, 5년 ROI를 계산하는 구체적인 방식은 3.3.8에서 설명한 바와 같으며, 본 절에서는 해당 계산 결과가 어떻게 시각화되어 중소기업 사용자의 의사결정에 활용되는지를 중심으로 설명한

다.

데이터 시각화 모듈은 비용-편익 분석 결과를 버블 차트 형태로 제공한다. X축은 시나리오별 초기 투자 비용, Y축은 연간 감축량(tCO_2e/yr)으로 구성하여 적은 투자로 큰 감축 효과를 내는 시나리오가 좌상단에 위치하도록 배치한다. 버블의 크기는 5년 ROI를 정규화한 값으로 결정되어, ROI가 높은 시나리오일수록 버블이 크게 표시된다. 버블의 색상은 투자 비용을 5년 누적 감축량으로 나눈 감축 단가(원/tCO_2e)를 기준으로 결정되며, 감축 단가가 낮을수록(같은 비용으로 더 많이 감축할수록) 더 진한 초록색으로 표시되어, 색상만으로도 비용 효율이 높은 시나리오를 직관적으로 구분할 수 있다.

이를 통해 중소기업 사용자는 단순히 절감량이나 투자 비용 하나만 보는 것이 아니라, 투자 규모·연간 감축 효과·장기 수익성·단위 비용을 한 화면에서 동시에 비교하여 자사의 예산과 목표에 맞는 시나리오를 선택할 수 있다. 또한 3.3.8에서 설명한 Backend 계산 기준(투자 2,000만원 이하 중 회수기간 최단, 없으면 전체 중 회수기간 최단)으로 결정된 추천 시나리오는 해당 버블 우측 상단에 'AI 추천' 뱃지로 표시되어, 사용자가 여러 시나리오를 직접 비교하지 않고도 가장 효율적인 선택지를 즉시 인지할 수 있도록 한다. 재무적 ROI 외에도 납품 고객사 ESG 요구 충족 여부, 과징금 회피 예상액 등 재무 외 편익 정보를 카드 형태로 함께 제공하여, 수치 비교만으로는 드러나지 않는 비재무적 의사결정 요소까지 종합적으로 고려할 수 있도록 한다.

이후 리포트 렌더링 및 파일 저장 모듈이 Scope 1·2·3 집계 데이터, 시뮬레이션 결과, 비용-편익 분석 결과를 입력받아 Claude API를 통해 전문 보고서 텍스트를 생성하고, ReportLab으로 이를 PDF 형태로 렌더링한다. 생성된 PDF는 서버에 저장되며, 사용자는 분석 화면의 다운로드 API를 통해 직접 전달받는다. 보고서 생성 시점의 배출 데이터와 K-ETS 가격은 ReportSnapshot으로 고정 저장되어, 이후 K-ETS 가격이 변동하더라도 보고서 수치가 변하지 않고 공식 제출 서류로 활용될 수 있도록 한다.

3.5. LLM 프롬프팅

COCO의 LLM 기반 시나리오 추천 엔진은 개인 사용자와 중소기업 사용자 각각에 대해 별도의 프롬프트 전략을 적용한다. 두 경우 모두 System Prompt와 User Prompt를 분리하여 구성하며, System Prompt는 LLM의 역할과 출력 규칙을 고정하고, User Prompt는 사용자별 컨텍스트 패키지를 기반으로 매 요청마다 동적으로 생성된다.

3.5.1. 개인 사용자 프롬프트

개인 사용자의 System Prompt는 중소기업보다 단순하며, 투자 비용이나 회수기간 없이 일상에서 실천 가능한 행동 변화 미션 제안에 초점을 맞춘다. 생성된 시나리오는 재시뮬레이션 엔진을 거치지 않고 리워드 미션 시스템으로 직접 전달된다.

- System Prompt

너는 탄소 감축 코칭 어시스턴트다. 아래 사용자 프로필을 보고, 시나리오 후보 중에서 4개를 골라 추천해라.
요구사항:
- 반드시 JSON만 출력한다. (코드블록/설명 금지)
- scenarios는 정확히 4개
- scenario_id는 허용 목록 중 하나
- reduction_rate는 0.05~0.50 사이 실수(감축률)
- title/subtitle은 한국어로 짧고 실행 가능하게

허용 scenario_id 목록:
['t1','t2','t3','t4','t5','e1','e2','e3','e4','c1','c2','c3','c4','m1','m2']

사용자 프로필:
- top_transport_mode: {profile. top_transport_mode}
- top_consumption_category: {profile.top_consumption_category}
- transport_kg: {profile.transport_kg}
- electricity_kg: {profile.electricity_kg}
- consumption_kg: {profile.consumption_kg}

출력 JSON 스키마: { "scenarios": [...] }

3.5.2. 중소기업 사용자 프롬프팅

중소기업 System Prompt는 LLM의 역할을 탄소 감축 전문 컨설턴트로 고정하고, JSON 출력 형식과 시나리오 구성 규칙을 명시한다. 특히 업종과 onboarding_purpose 값에 따라 전략 방향이 달라지도록 조건을 명시하는 것이 핵심이다.

- System Prompt

당신은 중소기업 탄소 감축 전문 컨설턴트입니다.
주어진 기업 데이터를 바탕으로 실행 가능한 감축 전략 3개를 제안하세요.

규칙:
1. 반드시 JSON만 출력, 다른 텍스트 불포함
2. reduction_rate는 카테고리 내 감축률, 0.0~1.0
3. 전략은 feasibility 높은 것 우선
4. 업종(제조/공장) → 설비·공정 중심 / 사무형 → 에너지 절약·행동 변화 중심
5. onboarding_purpose별 방향:
   - internal → 투자 대비 월별 절감액 최대화
   - customer_submit → Scope 커버리지·데이터 신뢰도 확보
   - esg_compliance → K-ETS 초과 리스크 최소화, 과징금 회피
6. feasibility 최고 시나리오 하나에만 recommended: true
7. name 10자 이내, description 한 문장 30자 이내
8. 시나리오는 A(Moderate)/B(Strong)/C(Maximum) 정확히 3개

- User Prompt

기업 정보:
- 업종: {industry} / {site_type} / 직원 {employee_count}명
- 온보딩 목적: {purpose_label} ({onboarding_purpose})

배출 현황:
- 최근 3개월 평균: {recent_3mo_avg_total} kgCO_2e/월
- 전년 대비: {yoy_change_pct}% 증가/감소 중
- 주요 배출원: 전기(N%), 고정연소(N%), 이동연소(N%), 폐기물(N%), 용수(N%)
- 사용 연료: {fuel_types}

비용 현황:
- 현재 탄소 비용(K-ETS 기준): 약 {monthly_carbon_cost_krw}원/월
- 향후 6개월 현상유지 예측: [...]

위 상황에서 비용 대비 효과가 높은 감축 전략 3가지를 JSON으로만 출력하세요.

3.5.2. 리포트 생성 프롬프팅

System Prompt

당신은 GRI와 K-ESG 가이드라인을 숙지한 탄소배출 ESG 보고서 작성 전문가입니다.

[적용 기준]
- GRI 1 Foundation 2021 / GRI 3 Material Topics 2021
- GRI 302 Energy 2016 / GRI 305 Emissions 2016 / GRI 306 Waste 2016
- K-ESG 가이드라인 v2.0 (2023, 산업통상자원부)
- 온실가스 배출권거래제 배출량 보고 및 인증에 관한 지침 (2024 개정)

[작성 규칙]
1. 전문적·공식적 문체
2. 구체적 수치 반드시 포함
3. GRI 300번대 지표 관점 서술
4. 각 섹션 3~5문장
5. 반드시 JSON만 출력
6. 제공된 수치 그대로 사용 (임의 재계산·추정 금지)
7. 수치 없는 항목은 생략

[섹션별 지침]
- emission_analysis: GRI 305 기준 Scope 1/2/3, 전월 대비 증감 포함
- scope_breakdown: 각 Scope 주요 배출 원인, 가장 높은 Scope 강조
- risk_assessment: K-ETS 블록 수치만 사용, 연간 환산 비용 포함
  직접 규제 대상 여부(면제 가능/검토 필요) 명시
  K-ETS 단가 기준일·출처(KRX KAU25 종가) 언급
- scenario_recommendation: 투자 대비 탄소 감축 효율(원/kgCO_2e) 관점 비교
  회수기간 100년 이상이면 언급 금지
- conclusion: 감축 우선과제·단기 실행 방향, 추천 시나리오(★) 명시

[중요] 핵심 수치는 수치+단위 형식으로 감싸 강조

User Prompt

기업 정보: 업종/사업장유형/보고기간/온보딩목적

배출량 현황:
- Scope 1/2/3 각각 $kgCO_2e$
- 전월 대비 증감 %
- 주요 배출원 및 비중
- 현상유지 예측 추세

K-ETS 리스크 데이터 (절대 재계산 금지):
- K-ETS 단가, 기준일/출처
- 보고기간 탄소 비용, 연간 환산
- 보고기간 배출량(톤), 연간 환산
- K-ETS 직접 규제 여부

K-ETS 비용 전망 (ARIMA 예측 기반 - 절대 재계산 금지):
- 향후 6개월 예상 배출량/비용

감축 시나리오 요약:
- A/B/C 각: [★ BE 추천] 이름, 절감kg, 절감비용, 투자비용, 회수기간

출력 JSON:
{ "emission_analysis": "...", "scope_breakdown": "...",
"risk_assessment": "...", "scenario_recommendation": "...", "conclusion": "..." }

4. 평가

4.1. 평가항목 선정

COCO를 정확성 · 안정성 · 사용자 효용 세 측면에서 검증한다. 각 측면은 COCO의 핵심 기능(탄소 산출, 예측, LLM 시나리오 추천, 원화 환산 대시보드)과 과제 목표 지표에 직접 대응한다.

측면	핵심 질문	대응 목표 지표
정확성	산출·예측 값이 신뢰할 수 있는가	산출 오차 ±3% 이내 MAE 15% 개선
안정성	예외 상황에서도 중단 없이 동작하는가	서비스 가용성 fallback 동작
사용자 효용	추천과 표현 방식이 실제로 가치를 주는가	3초 내 현황 인지 이해도 25% 향상

4.2. 평가항목 A — 정확성

선정 사유: COCO의 모든 기능은 탄소 산출·예측 결과 위에서 동작한다. 이 값이 틀리면 금전 환산과 시나리오 절감량이 전부 왜곡되므로, 정확성은 서비스 신뢰도의 근간이다. 과제 목표의 "산출 오차 ±3% 이내", "이동평균 대비 MAE 15% 이상 개선"에 직접 대응한다.

4.2.1 탄소배출량 산출 정확도

평가 내용: 시스템 산출값이 표준 배출계수 기준값과 얼마나 일치하는가

평가 기준:

등급	오차율
우수	≤ 1%
양호	1 ~ 3%
보통	3 ~ 5%
미흡	> 5%

목표: 환경부 국가 배출계수 DB 대비 평균 오차율 **±3% 이내**

평가 방식: 교통·전력·소비 카테고리별 표준 입력값(예: 자동차 주행 100km, 전력 100kWh)을 입력하고, 환경부 배출계수로 수동 계산한 기준값과 시스템값을 비교한다.

오차율 = | 시스템값 − 기준값 | ÷ 기준값 × 100

카테고리별 오차율을 산출한 뒤 평균 오차율로 합격 여부를 판정한다.

4.2.2 AI 예측 성능 (ARIMA)

평가 내용: ARIMA 예측이 단순 이동평균(SMA) 대비 얼마나 정확한가

평가 기준:

– SMA 대비 ARIMA의 MAE **15% 이상 낮음** → 개선 효과 달성

– 1개월 예측 오차율(MAPE) **±10% 이내** → 예측 안정성 충족

평가 방식: 월별 배출량 데이터의 마지막 3개월을 hold-out으로 설정하고, SMA·ARIMA 예측값을 실제값과 비교해 MAE·MAPE를 산출한다.

제한 조건: 서비스 초기 운영으로 훈련 데이터가 9개월에 한정된다. ARIMA의 계절성 학습에는 통상 24개월 이상이 권장되므로, 본 평가는 단기 예측 성능 검증에 집중하며 장기 성능은 데이터 누적 후 재검증한다.

4.3 평가항목 B — 안정성

선정 사유: 실서비스에서는 비정상 입력, 데이터 부족, API 오류가 반드시 발생한다. 예외 처리가 미흡하면 서비스 중단이나 잘못된 산출로 이어지므로, 정상 케이스 정확도만큼 예외 상황 안정성도 신뢰도의 핵심이다.

4.3.1 예외 입력 처리 안정성

평가 내용: 예외 상황에서 크래시 없이 설계된 fallback이 동작하는가

평가 기준:

① 모든 케이스에서 서비스 중단 없음

② 각 케이스에서 기대 fallback 동작 정확 수행

평가 방식: 아래 케이스를 입력하여 기대 동작과 실제 동작을 비교한다. 실패 시 실제

fallback 결과를 명시한다.

#	케이스	기대 동작
1	엑셀 형식 오류	오류 안내 메시지 + 재업로드 유도
2	비현실 수치 (전기 999,999kWh)	경고 안내 + 입력값 재확인 요청
3	누락값 포함 데이터	해당 항목 0 처리 또는 입력 요청 안내
4	데이터 부족 (2개월 미만)	예측 비활성화 + "데이터 부족" 안내
5	LLM 응답 오류 (reduction_rate > 1.0)	응답 무효 처리 + 기본 시나리오 제공
6	API 3회 연속 실패	재시도 후 fallback 시나리오 반환

4.3.2 LLM 시나리오 출력 안정성

평가 내용: Claude API 시나리오 응답이 형식·범위·속도 요건을 지키는가

평가 기준:

– 필수 필드(투자비·절감액·회수기간·5년 ROI) 완전 출력률 **90% 이상**

– reduction_rate 0~1 범위 준수율 **100%**

– 평균 응답시간 **5초 이내**

– 기준 미달 응답 발생 시: 재시도 1회 → 실패 시 기본 시나리오 반환

평가 방식: 업종·purpose·주요 배출원 조합을 달리해 10회 호출하고, 호출마다 필드 존재 여부·범위 준수 여부·응답시간(ms)을 체크해 통계를 산출한다.

4.4 평가항목 C — 사용자 효용·차별성

선정 사유: COCO는 단순 계산기가 아니라 목적별 맞춤 시나리오와 원화 환산으로 체감도·행동 변화를 유도하는 서비스다. 이 차별점이 실제로 작동하는지 사용자·출력 관점에서 검증한다. 과제 목표의 "3초 이내 현황 인지", "이해도 25% 향상"에 대응한다.

4.4.1 시나리오 맞춤성 (purpose별 방향성)

평가 내용: 같은 데이터라도 기업 목적에 따라 추천 방향이 실제로 달라지는가 (프롬프트 설계 검증)

평가 기준: 아래 세 방향이 기대대로 분기되면 달성

purpose	기대 방향
internal	비용 절감 중심 시나리오
esg_compliance	K-ETS 리스크 해소 중심 시나리오
customer_submit	Scope 커버리지 보완 중심 시나리오

평가 방식: 동일 배출 데이터(전기 62%, 연료 28% 등 고정)에서 purpose만 바꿔 각 1회씩 생성하고, 결과를 나란히 비교해 방향성 분기를 확인한다.

4.4.2 대시보드 정보 인지 효율성 (UX A/B)

(a) 대시보드 정보 인지 효율성 (UX A/B)

평가 내용: 원화 환산 표시가 kgCO_2e 단독 표시보다 현황을 빠르고 정확히 인지시키는가

평가 기준: 화면 3초 노출 후 핵심 수치 3가지(총 배출량·금전 환산·최고 배출 카테고리)를 모두 정답으로 응답하면 인지 성공. 원화군이 kgCO_2e군 대비 정답률 25% 이상 높으면 달성

평가 방식: 테스터 5명 이상에게 (A) kgCO_2e 화면, (B) 원화 환산 화면을 각 3초 노출 후 3항목 응답 → 정답률 비교

(b) AI 추천 시나리오 유용성

평가 내용: 추천 시나리오가 이해도·적합성·실천 의향·절감효과 이해·만족도 면에서 유용한가

평가 기준: 아래 5개 문항을 5점 척도로 측정해 각 문항 평균 4.0점 이상이면 유용성 확보 ① 추천 내용이 이해하기 쉬웠다 ② 내 생활(기업 상황)에 적합했다 ③ 실제로 실천해 볼 의향이 있다 ④ 탄소 절감 효과 이해에 도움 ⑤ 전체적으로 만족한다

평가 방식:테스터에게 추천 시나리오를 제시한 뒤 위 5문항을 5점 리커트로 응답받아 문항별·전체 평균을 산출

4.5 평가 결과

4.5.1 정확성

4.5.1.1. 탄소배출량 산출 정확도 — 달성 (O)

지표	결과	기준
기업 배출계수 평균 오차율	**0.28%**	±3%
End-to-End 산출 평균 오차율	**0.46%**	±3%
개인 전력 계수 오차	2.14%	※ 개선 권고

연료·폐기물·용수는 모두 오차 0%로 기준값과 완전히 일치했고, 전기 계수만 2.14% 오차가 발생했다. 전 항목 평균이 목표 ±3%를 크게 밑돌아 산출 로직의 정확성을 확인했으며, 전기 계수는 기준은 충족하나 적용값이 구버전인 데서 비롯된 오차로 최신 국가 배출계수로 갱신하면 해소된다.

4.5.1.2. AI 예측 성능 (ARIMA vs SMA) — 달성 (O)

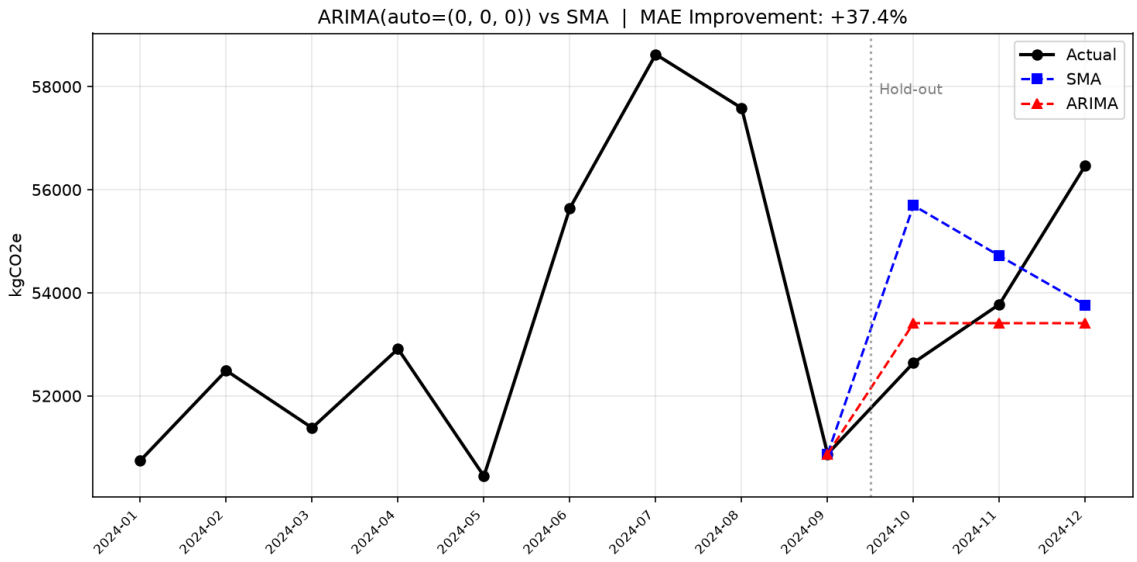


그림 1. 월별 배출량 실제값 대비 SMA·ARIMA 예측 비교 (hold-out 3개월)

지표	SMA	ARIMA	기준
MAE	2,233 kg	**1,398 kg**	—
MAPE	4.11%	**2.52%**	≤ 10%
MAE 개선율	—	**+37.4%**	15% ↑

ARIMA가 SMA 대비 MAE를 37.4% 낮춰 목표(15%)를 크게 상회했고, MAPE 2.52%로 단기 예측 안정성(±10%)도 충족했다. 다만 서비스 초기로 실데이터가 부족해 검증에는 시뮬레이션 데이터를 사용했으므로, 절대 오차 수치보다 동일 조건에서의 SMA 대비 상대 개선폭에 의미를 둔다. 선택된 차수 (0,0,0)은 짧은 데이터에서 auto_arima가 상수 예측을 최적으로 판단한 결과로, 실데이터가 누적되면 계절성을 반영한 차수로 개선될 여지가 있다.

4.5.2. 안정성

4.5.2.1. 예외 입력 처리 안정성 — 부분 달성 (△)

#	케이스	결과
1	엑셀 형식 오류	달성
2	비현실 수치 (999,999kWh)	미달 — 상한선 검증 없음
3	누락값	달성
4	데이터 부족	달성 (linear_fallback)
5	reduction_rate > 1.0	부분 — 3회 실패 시 기본값 미반환
6	API 3회 연속 실패	부분 — 상동
7	개인 rate 범위 초과	달성 (자동 클램핑)

모든 케이스에서 서비스 중단 0건으로 가용성은 확보했다. 7개 중 4개가 완전 동작했으며, ① 입력 상한선 검증 부재(비현실 수치 통과)와 ② LLM 연속 실패 시 기본 시나리오 미반환 두 가지가 미비점으로 확인되었다. 상한 검증 로직과 fallback 기본값 추가를 후속 보완 과제로 둔다.

4.5.2.2. LLM 시나리오 출력 안정성 — 부분 달성 (응답시간 미달)

지표	결과	기준
필수 필드 완전 출력률	**100%**	90% ↑
reduction_rate 범위 준수율	**100%**	100%
평균 응답시간	6.9초	5초 이내 ← 미달

출력 형식과 값 범위는 100%로 완벽했다. 평균 응답시간은 6.9초로 기준(5초)을 초과했는데, 이 값은 네트워크 왕복과 LLM 생성 시간을 모두 포함한 실사용 기준 측정치다. 동기식 LLM 호출 특성상 생성에 수 초가 소요되므로 초기 목표 5초는 다소 낙관적이었으며, 추후 응답 스트리밍·프롬프트 길이 축소·결과 캐싱으로 단축될 여지가 있다.

4.5.3. 사용자 효용·차별성

4.5.3.1. 시나리오 방향성 분기 — 달성 (O)

purpose	실제 출력 방향
internal	비용 절감·ROI 중심 (모터 교체, VFD 설치)
esg_compliance	K-ETS 리스크 해소 (연료→LNG 전환, 재생에너지)
customer_submit	데이터 신뢰도·Scope 커버리지 (계측 고도화, 소급 재검증)

동일한 배출 데이터에서 purpose만 바꿔도 세 방향 모두 기대대로 분기되어, 목적별 프롬프트 설계가 의도대로 작동함을 확인했다.

4.5.3.2. 대시보드·시나리오 사용성 평가 (사용자 테스트)

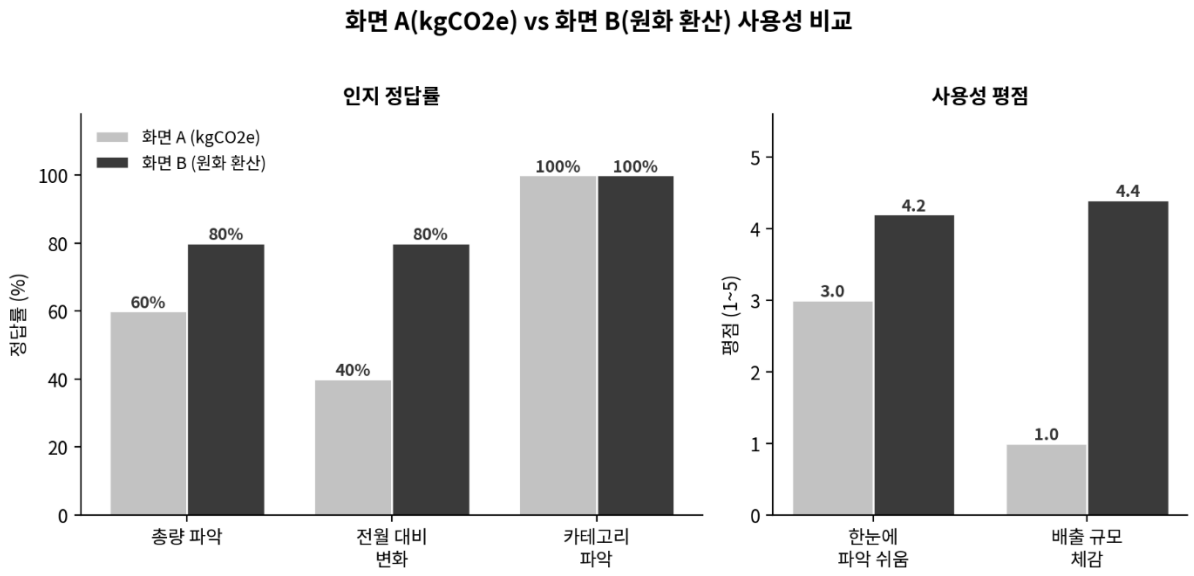
※ COCO 대표 사용자군을 대상으로 화면·추천에 대한 반응을 측정한 사용자 테스트다.

소규모 파일럿(n=5)으로 통계적 유의성보다 경향성 파악에 활용하며, 표본 확대 시 재검증한다.

(a) 대시보드 인지 효율성 — 화면 A($kgCO_2e$ 단독) vs 화면 B(원화 환산)

비교 항목	화면 A	화면 B
총량 파악 정확도	60%	**80%**
전월 대비 변화 파악	40%	**80%**
카테고리 파악 정확도	100%	100%
한눈에 파악 쉬움 (1~5)	3.0	**4.2**
배출량 규모 체감 (1~5)	1.0	**4.4**
더 빠르다고 응답	0명	**4명 (비슷 1)**

원화 환산을 함께 제공하는 화면 B에서 총량·변화 파악 정확도와 규모 체감이 뚜렷이 높게 나타났다. 특히 배출 규모 체감은 1.0에서 4.4로 크게 올라, $kgCO_2e$ 단위에 익숙하지 않은 사용자도 금액 환산을 통해 배출 현황을 직관적으로 받아들였다. 응답자 5명 중 4명이 화면 B가 더 빠르다고 답했다.



(b) AI 추천 시나리오 유용성 — 5문항 (목표 평균 4.0↑)

평가 문항	평균	판정
추천 내용이 이해하기 쉬웠다	4.8	충족
내 생활(기업 상황)에 적합했다	4.2	충족
실제로 실천해 볼 의향이 있다	3.8	미달
탄소 절감 효과 이해에 도움	4.0	충족
전체적으로 만족한다	4.4	충족
전체 평균	**4.2**	충족

전체 평균 4.2로 목표(4.0)를 충족했다. 다만 '실천 의향'만 3.8로 목표에 못 미쳤는데, 이미 감축을 실천 중인 응답자에게는 추천의 신규성이 낮았던 것으로 보인다. 사용자 이력 기반의 차별화된 추천이 개선 과제로 도출된다.

4.6. 종합 달성률 요약

항목	세부 지표	기준	결과	달성
A-1	산출 평균 오차율 (E2E)	±3% 이내	0.46%	O
A-2	ARIMA MAE 개선율	SMA 대비 15%↑	+37.4%	O
A-2	1개월 예측 MAPE	±10% 이내	2.52%	O
B-1	예외 케이스 (중단 0)	7/7 무중단	4 완전·중단 0	△

B-2	필수 필드 출력률	90%↑	100%	O
B-2	reduction_rate 준수율	100%	100%	O
B-2	평균 응답시간	5초 이내	6.9초	X
C-1	purpose 방향성 분기	3/3	3/3	O
C-2*	대시보드 인지 (원화 vs $kgCO_2e$)	정답률 25%↑	+30%	O
C-2*	AI 추천 시나리오 유용성	평균 4.0↑	4.2	O

* C-2는 소규모 파일럿(n=5)으로 경향성 파악 목적이며, 표본 확대 시 재검증 예정.

총평: 총 10개 세부 지표 중 8개 달성, 1개 부분 달성(예외 처리), 1개 미달(LLM 응답 속도)로, 핵심 기능인 탄소 산출·AI 예측·목적별 시나리오 분기는 모두 목표를 충족했다. 사용자 테스트에서 원화 환산이 배출 인지·체감을 크게 높였고(규모 체감 1.0→4.4), 추천 유용성도 평균 4.2로 양호했다. 미달 항목(응답 속도, 일부 예외 처리, 추천 실천 의향 3.8)은 원인과 개선 방향이 명확히 도출되었다.

5. 결론

5.1. 분석

4장 평가를 종합하면 목표 달성 여부에 뚜렷한 패턴이 나타난다. COCO 자체의 계산 로직에 의존하는 지표(산출 오차율 0.46%, MAE 개선율 37.4%)는 목표를 2~3배 이상 초과 달성하였으나, 외부 의존성이나 실시간성이 결부된 지표(LLM 평균 응답시간 6.9초, 일부 예외 케이스)는 근소하게 미달하였다. 이는 탄소 산출·예측이라는 COCO의 핵심 계산 엔진 자체는 충분히 신뢰할 수 있는 수준으로 구현되었으나, 사용자가 실제로 체감하는 속도와 예외 대응력은 LLM API 호출 지연이나 아직 다루지 못한 입력 케이스처럼 계산 로직 바깥의 변수에서 비롯된다는 것을 보여준다. 즉 추가 보완이 필요한 지점은 알고리즘이 아니라 그 알고리즘을 감싸는 응답 처리·검증 계층에 있다.

사용자 효용 측면에서 가장 주목할 결과는 배출 규모 체감도가 1.0점에서 4.4점으로 상승한 부분이다. 이는 목표(정답률 25%↑) 달성 여부를 넘어, COCO가 출발점에서 제기한

핵심 가설 — $kgCO_2e$라는 추상적 단위가 행동 변화를 가로막는다는 문제 정의 — 이 실제 사용자에게도 동일하게 작동함을 보여주는 결과다. 반면 AI 추천 시나리오의 '실천 의향' 항목만 3.8점으로 다른 문항보다 낮게 나타난 점은, 추천이 이해와 신뢰는 얻었지만 행동으로 이어지는 마지막 단계에서는 아직 설득력이 부족하다는 신호로 해석할 수 있다. 두 결과를 종합하면 COCO는 '인지' 단계의 가치 제안은 검증되었으나, '행동 전환' 단계는 추가로 다듬어야 할 과제로 남아 있다.

평가가 이루어진 목표(1~4)와 이루어지지 않은 목표(5, 6)를 구분해 보면, 평가 여부가 사용자 유형과 맞물려 있다는 점도 드러난다. 검증된 목표는 모두 개인 사용자 기능이거나 COCO 내부 계산만으로 측정 가능한 지표였던 반면, 미검증으로 남은 목표 5)·6)은 공통적으로 중소기업의 실제 운영 데이터와 의사결정 과정을 전제로 한다. 이는 단순한 시간 부족이 아니라, 현재 평가 방법론이 실제 B2B 고객 확보 이전 단계에서 검증 가능한 항목에 한정되어 있다는 구조적 한계를 의미한다.

종합하면, 평가를 수행한 10개 세부 지표 중 8개를 달성하였으며 핵심 계산 엔진의 신뢰성과 체감도 향상이라는 핵심 가설은 모두 확인되었다. 다만 응답 속도·예외 처리는 알고리즘이 아닌 주변 계층의 보완 과제로, 추천의 실천 유도력은 개인화 고도화 과제로, 목표 5)·6)은 실사용자 확보 이후의 검증 과제로 — 성격이 서로 다른 세 갈래의 후속 작업으로 정리된다.

5.2. 기대효과

5.2.1. 개인 사용자 관점의 기대 효과

일상생활 데이터(전력, 교통, 소비 등)를 연동하여 개인의 탄소 배출량을 직관적으로 시각화하고, 이를 실제 체감 가능한 금전적 가치로 환산하여 제공한다. 더불어 AI 기반 맞춤형 감축 시나리오를 제시함으로써 환경 문제에 대한 경각심을 일깨우고, 자발적이고 지속적인 탄소중립 행동 실천을 유도한다.

5.1의 분석에서 확인한 바와 같이, 소규모 사용자 테스트에서 원화 환산 표시가 배출 규모 체감도를 1.0점에서 4.4점으로 크게 끌어올리고 AI 추천 시나리오에 대한 만족도도 평균 4.2로 양호하게 나타나, 위와 같은 개인 사용자 차원의 기대효과가 소규모로나마 실증되기 시작했음을 확인하였다.

5.2.2. 중소기업 관점의 기대 효과

ESG 관리 및 보고 업무의 효율화: 인력과 자원이 부족한 중소기업을 위해 탄소 배출 데

이터 수집 및 집계 과정을 자동화하고, ESG 보고서 생성을 지원한다. 이를 통해 기존에 복잡했던 공시 과정을 단순화하고 기업의 행정적 부담과 소요 비용을 대폭 절감하여 실질적인 ESG 경영 도입을 촉진한다.

데이터 기반의 환경·경영 의사결정 고도화: 단순한 데이터 집계를 넘어, AI를 활용한 비용-편익 분석 및 ROI(투자 대비 수익률) 분석을 제공한다. 기업은 이를 바탕으로 실행 가능하고 경제성 있는 최적의 탄소 절감 전략을 도출하여, 환경 대응과 비용 절감이라는 경영 효율성을 동시에 달성할 수 있다.

5.2.3. 사회적 기대 효과

시민 참여형 순환적 ESG 생태계 구축: 기업의 탄소 감축 활동이 개인 사용자의 리워드 등 직접적인 혜택과 참여로 연결되는 선순환 구조를 확립한다. 이러한 상호작용 플랫폼은 시민 참여를 바탕으로 전 사회적인 탄소 감축 문화를 확산시키며 사회적 영향력을 극대화한다.

다만 중소기업 차원의 기대효과(ESG 업무 효율화, 비용-편익 기반 의사결정 고도화)와 위 사회적 기대효과(시민 참여형 순환 구조)는 아직 실제 중소기업 사용자의 데이터와 사용 경험이 누적되지 않아, 본 과제는 그 검증을 위한 기술적·실증적 토대를 구축한 단계라고 할 수 있다.

5.3. 의의

본 과제는 탄소배출 정보를 단순 수치가 아닌 체감 가능한 가치로 전환하고, 개인과 중소기업이 이를 실제 행동과 의사결정으로 이어 나갈 수 있도록 지원하는 통합형 서비스라는 점에서 큰 의의가 있다. 이를 통해 탄소중립 실천의 진입장벽을 획기적으로 낮추고, 데이터 기반의 지속가능한 ESG 관리 문화를 사회 전반에 확산시키는 데 기여할 수 있다.

[부록1]

COCO 대시보드·추천 시나리오 사용성 설문

안녕하세요! COCO 대시보드와 추천 화면을 잠깐 보고 정보를 얼마나 쉽게 파악하는지 알아보는 설문입니다. 맞히기 시험이 아니라 화면 디자인 평가이니 편하게 답해 주세요. (약 2~3분)

응답자 구분: ☐ 개인 사용자 ☐ 기업 담당자

Part 1. 대시보드 정보 인지

화면 A (3 초만 본 뒤 가리고 답해 주세요)

Q1. 이번 달 총 탄소배출량은 약 얼마였나요? _____

Q2. 배출량이 가장 큰 카테고리는 무엇이었나요? _____

Q3. 지난달 대비 배출량은 어땠나요?

☐ 늘었다 ☐ 줄었다 ☐ 비슷하다 ☐ 잘 모르겠다

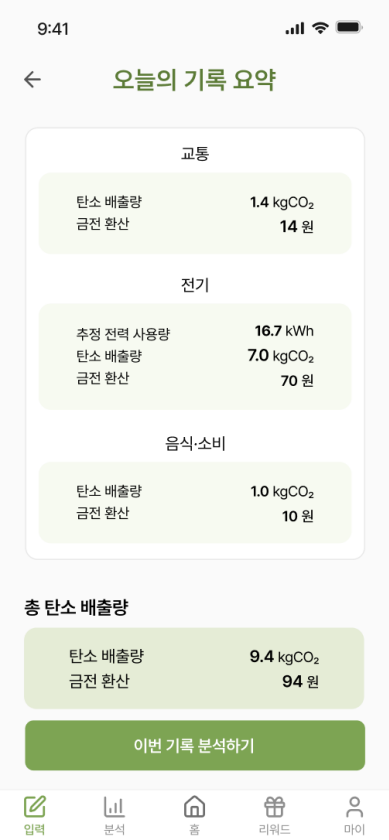
Q4. 이 화면으로 내 배출 현황을 한눈에 파악하기 쉬웠다.

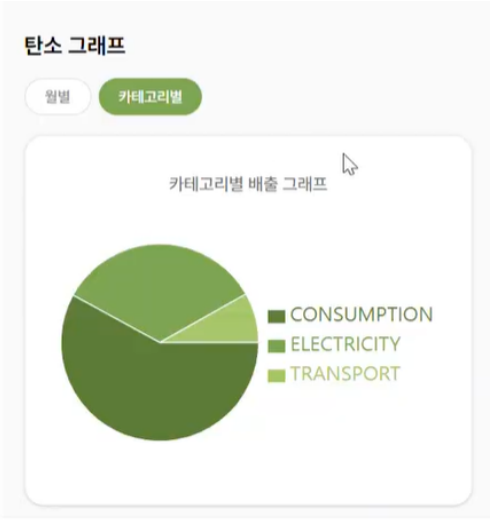
① 전혀 아니다 ② 아니다 ③ 보통 ④ 그렇다 ⑤ 매우 그렇다

Q5. 배출량 규모가 얼마나 큰지 체감됐다.

① 전혀 아니다 ② 아니다 ③ 보통 ④ 그렇다 ⑤ 매우 그렇다

화면 B (3 초만 본 뒤 가리고 답해 주세요)





Q6. 이번 달 총 탄소배출량(또는 환산액)은 약 얼마였나요? _____

Q7. 배출량이 가장 큰 카테고리는 무엇이었나요? _____

Q8. 지난달 대비 배출량은 어땠나요?

☐ 늘었다 ☐ 줄었다 ☐ 비슷하다 ☐ 잘 모르겠다

Q9. 이 화면으로 내 배출 현황을 한눈에 파악하기 쉬웠다.

① 전혀 아니다 ② 아니다 ③ 보통 ④ 그렇다 ⑤ 매우 그렇다

Q10. 배출량 규모가 얼마나 큰지 체감됐다.

① 전혀 아니다 ② 아니다 ③ 보통 ④ 그렇다 ⑤ 매우 그렇다

Q11. 두 화면 중 현황 파악이 더 빨랐던 쪽은?

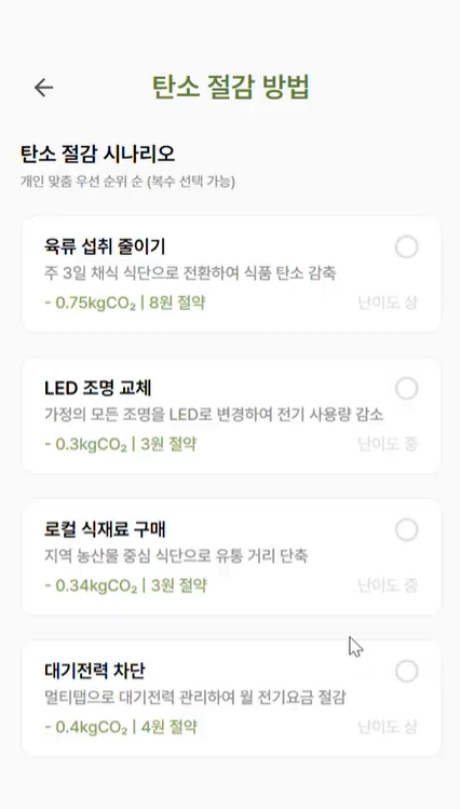
☐ 화면 A ☐ 화면 B ☐ 비슷하다

Q12. 한 줄 피드백 (선택)

_____

뒷장에서 계속..

Part 2. AI 추천 시나리오 유용성



Q13. 추천 내용이 이해하기 쉬웠다.

① 전혀 아니다 ② 아니다 ③ 보통 ④ 그렇다 ⑤ 매우 그렇다

Q14. 내 생활(또는 기업 상황)에 적합했다.

① 전혀 아니다 ② 아니다 ③ 보통 ④ 그렇다 ⑤ 매우 그렇다

Q15. 실제로 실천해 볼 의향이 있다.

① 전혀 아니다 ② 아니다 ③ 보통 ④ 그렇다 ⑤ 매우 그렇다

Q16. 탄소 절감 효과를 이해하는 데 도움이 되었다.

① 전혀 아니다 ② 아니다 ③ 보통 ④ 그렇다 ⑤ 매우 그렇다

Q17. 전체적으로 만족한다.

① 전혀 아니다 ② 아니다 ③ 보통 ④ 그렇다 ⑤ 매우 그렇다

Q18. 한 줄 피드백 (선택)

_____

— 응답해 주셔서 감사합니다 —