

# 인공지능을 통한 오버부킹 해결

머신러닝 기반 항공사 오버부킹 예측 및 최적화 솔루션

2045145 신하연  
2249107 이학현  
2550403 김하빈  
2550407 조민서

# ☰ 목차

1



## 문제 정의와 목표

오버부킹 문제 분석 및 해결 목표 설정

3



## 필요 데이터

강화학습 설계 데이터 요구사항

5



## 성공 지표 (KPI)

성과 측정을 위한 핵심 지표

7



## 오버부킹 발생시 해결방안

AI 기반 예측,보상,피드백,추천 시스템

2



## 기존 방법과 ML 접근법

전통적 방식과 인공지능 접근법 비교

4



## 강화학습 설계

알고리즘 설계 및 추가보조시스템

6



## 한계점과 개선방안

시스템 한계 및 미래 개선 방향

8



## 결론

핵심 가치 및 기대효과

# 문제 정의와 목표

## ❶ 문제 정의

- ▶ 항공사는 **예약 취소·노쇼(no-show)**로 인한 좌석/객실 공석을 최소화하려고 오버부킹을 시행
- ▶ 좌석이 비어 있으면 항공사의 수익 손실 발생
- ▶ 지나친 오버부킹은 **고객 불만과 보상 비용**을 초래

## 🎯 목표

- ▶ **최적의 오버부킹 수준 결정**
- ▶ **수익 최대화 - 좌석/객실 점유율 극대화**
- ▶ **고객 불편 최소화 - 탑승 거절 및 보상 비용 절감**

예약 취소/노쇼로 인한  
빈 좌석 발생



오버부킹 수준 결정의  
어려움



인공지능을 통한  
최적 수준 결정

# 기존 방법과 인공지능(ML) 접근법

## 기존 방법과 한계

- 과거 데이터 기반 통계적 예측 - 평균 취소율·노쇼율을 단순 적용
- 휴리스틱 규칙 기반 예약 제한 - 고정된 규칙으로 일괄 적용
- 한계 - 외부 요인과 복잡한 패턴 반영 어려움, 정밀도 부족

## 인공지능(ML) 접근법

- 수요 예측 모델 - 예약 취소/노쇼 확률을 예측  
(로지스틱 회귀, 랜덤 포레스트, XGBoost)
- 강화학습 (RL) - 시뮬레이션 기반 "얼마나 오버부킹할까" 최적 정책 학습
- 시계열 예측 - 계절성·요일·이벤트 요인 반영해 예약 패턴 예측

### ❌ 기존 방식

- ❌ 고정된 규칙 사용
- ❌ 과거 평균값에 의존
- ❌ 외부 요인 고려 어려움



### ✅ ML 접근법

- ✓ 개인화된 예측 모델
- ✓ 복잡한 패턴 인식
- ✓ 실시간 의사결정 최적화

💡 접근 차별점: 실시간 데이터를 반영해 스스로 학습하며 최적의 결정을 내리는 예측

# 필요 데이터

## 필요 데이터 종류

### 예약 관련

예약일, 출발 간격, 예약 취소 여부/시점, 예약 채널

### 요금/상품 관련

요금 클래스, 환불 가능 여부, 변경 조건

### 고객 관련

고객 ID, 마일리지 등급, 과거 노쇼/탑승 기록

### 항공편 정보

노선/목적지, 계절성, 좌석 점유율

### 추가 데이터

- > 외부 요인: 날씨, 경기 상황, 경쟁사 가격, 주요 이벤트 정보
- > 예약 이력 데이터: 실제 탑승 결과 (탑승, 취소, 노쇼) - 학습 정답(Label)

# 강화학습 설계

## 1 상태 (State)

- 남은 좌석 수
- 현재 예약 인원 및 예약 추이
- 비행 출발까지 남은 기간 (환불 가능 시간)
- 과거 노쇼율 및 예약 취소율 패턴
- 특정 시기 요인 (성수기, 이벤트 등)

## 2 행동 (Action)

- 오버부킹 좌석 수 설정 (예: 0~N석)
- 목표: 공석 최소화 + 초과 예약으로 인한 손실 최소화

## 3 보상 (Reward)

**Reward = 수익 - 보상비용 - 고객불만패널티**

- > **수익:** 실제 탑승객 × 항공권 가격
- > **보상비용:** 초과 탑승으로 발생한 비용
- > **고객불만패널티:** 탑승 거절, 불만, 브랜드 신뢰도 감소를 수치화

★ **효과:** AI가 수익 + 고객 신뢰 균형을 학습하도록 유도

## 보조 시스템

### 1. 윤리적 가이드라인

- ✓ **Soft:** Reward에 고객불만패널티 포함
- ✓ **Hard:** 탑승 거부율 2% 이상 시 AI 행동 제한
- ✓ **개인정보 보호:** 고객 신원 비식별화

### 2. 자동 피드백 학습

- ✓ 실제 운영 데이터를 주기적으로 학습에 반영
- ✓ 정책을 지속적으로 개선하여 현실 적합도 향상

💡 AI는 단순 수익 극대화가 아니라 수익 + 고객 신뢰 + 윤리를 균형있게 학습

# 주요 성공 지표 (KPI)

## 운영 효율성

- ✓ 좌석/객실 점유율 (Load Factor)
  - 총 좌석 대비 실제 탑승객 비율
- ✓ 공석률 감소율
  - 오버부킹 적용 전후 비교
- ✓ 자원 활용도
  - 항공기, 승무원 등 자원 효율성

## 고객 경험

- ✓ 탑승 거절 비율 (Denied Boarding Rate)
  - 초과 예약으로 인한 거절률
- ✓ 보상 비용
  - 오버부킹으로 인한 보상금 대체편 제공비용
- ✓ 고객 만족도
  - NPS 점수, 불만 접수 건수, 재이용률

## 재무 성과

- ✓ 총 매출 증가율
  - 오버부킹을 통한 추가 매출
- ✓ 마진
  - 수익에서 보상/운영 비용을 차감한 순이익
- ✓ AI 투자 대비 수익률 (ROI)
  - 시스템 도입 비용 대비 수익 향상

# 한계점 및 개선방안

## 데이터 한계

- 신규 노선은 과거 데이터 부족 (Cold-start 문제)
- 데이터 품질: 고객이 예약만 하고 실제 행동은 다르게 할 수 있음 (예: 집단 취소)

## 환경 변동성

- 갑작스러운 이벤트 - 팬데믹, 파업, 천재지변은 모델이 예측 불가
- 경기 변동, 유가, 경쟁사 전략에 따라 수요 예측 불안정

## 고객 신뢰 이슈

- ML이 최적화하더라도 오버부킹 자체가 고객 신뢰를 해칠 수 있음
- 탑승 거부 경험이 브랜드 평판에 장기적 영향 초래 가능

## 개선 방안



**하이브리드 모델링**  
: 적은 데이터에서도 잘 작동하는 전이학습 (Transfer Learning) 활용



**온라인 학습**  
: 실시간으로 모델 업데이트하여 급변하는 환경에 대응



**합리적 보상 알고리즘**  
: 오버부킹 발생 시 고객 성향과 상황에 맞는 최적 보상 제공



**투명한 커뮤니케이션**  
: 고객에게 오버부킹 가능성과 보상 정책을 사전에 명확히 안내



# 오버부킹 발생시 해결방안

## 1 합리적인 보상 정책

### 목적

탑승 거절 고객의 불만과 보상 비용을 최소화

- ✓ 초과 탑승 고객에게 현금, 다음 항공편 변경, 호텔/식사 등 다양한 보상 제공
- ✓ 우선순위 기준(마일리지, 예약 시점, 그룹 예약)을 적용해 공정하게 처리
- ✓ AI가 "최소 비용으로 고객 만족 최대화"를 목표로 자동 결정

## 2 사전 위험 예측

### 목적

오버부킹 발생 전, 위험이 높은 예약을 미리 조정하여 고객 불편을 줄임

- ✓ 강화학습(RL) 모델이 보상 비용 발생 가능성을 예측
- ✓ 위험도가 높은 예약을 미리 조정해 오버부킹 발생 최소화
- ✓ 예: 노쇼율 낮고 예약이 꽉 찬 노선 → 오버부킹 제한

## 3 피드백 학습 반영

### 목적

실제 발생 데이터를 학습에 반영하여 장기적으로 보상 비용 최소화 + 수익 최적화

- ✓ 보상 정책 적용 후 발생한 실제 데이터(고객 반응, 비용)를 RL 모델 학습에 반영
- ✓ 반복 학습을 통해, 모델이 점점 더 합리적이고 안정적인 오버부킹 정책을 제시

## 4 추천 기반 대체편 안내

### 목적

오버부킹으로 탑승 거절 고객을 즉시 다른 항공편으로 안내

- ✓ 추천 시스템 + 강화학습(RL) 활용
- ✓ 고객 선호(시간, 가격, 마일리지) + 잔여 좌석 반영
- ✓ AI가 최적 대체편 자동 추천 → 고객 불편 최소화 및 만족도 향상

# 결론

## ★ 인공지능 기반 오버부킹의 핵심 가치

- 데이터 기반 의사결정 - 단순 통계적 휴리스틱이 아닌 다양한 변수를 고려한 정교한 예측
- 지속적 학습과 최적화 - 강화학습을 통해 자동으로 개선되는 오버부킹 정책
- 상황 적응력 - 시간, 계절, 이벤트 등 다양한 상황에 맞춰 유연하게 대응

## 📈 기대효과

- 수익 증대 - 좌석/객실 점유율 최적화를 통한 매출 향상
- 고객 만족도 향상 - 불필요한 오버부킹 감소로 고객 신뢰도 제고
- 운영 효율성 - 자동화된 의사결정으로 업무 효율 증가 및 비용 절감
- 미래 확장성 - 보상 알고리즘과의 연계 및 여타 데이터 통합을 통한 지속적 발전





# Q&A

들어 주셔서 감사합니다