

8 장

종합 실습 문제 답안 샘플

※ 다음 답안 샘플은 2026년 6월 25일부터 7월 7일 기간 동안 챗지피티 5.5 Pro로 테스트한 것입니다. 사용하는 모델과 환경에 따라 답은 달라질 수 있음을 참고하세요.

핵심 요약

항목	주요 결과	해석
데이터 규모	50개 MFC × 52주 = 2,600행	문항 설정과 동일한 주간 패널 구조
이상 비용 구조	중앙값 23.9백만 원, 최대 710.9십억 원	극단적 비용 폭증이 존재해 비선형 모형 필요
기상 악화 집중	장마·폭설 집중구간 11.54% vs 기타 2.67%	특정 시점에 운영 리스크가 집중
프로모션-결품 연관	결품률 6.01% vs 2.00%	프로모션 기간 결품률이 유의하게 상승
최종 해석 모형	XGBoost log1p 타깃: $\log R^2$ 0.716	비용 폭증의 긴 꼬리를 안정적으로 반영
핵심 동인	주문량, 라이더 대기시간, CS 접수 건수	대기시간은 임계점 이후 폭증형 비용을 유발
개선 우선순위	1순위 대기시간 단축, 2순위 결품-대기 동시 개선	단독 결품 개선보다 MFC 동선/피킹 체계 개선이 더 큰 절감 효과

■ 단계 1. 분석 단위 및 타깃 변수 설정 검증

[문제 1에 대한 답안 샘플]

분석 단위는 일별이 아니라 지점-주(MFC-Week)로 설정했다. 실제 데이터는 50개 지점과 52개 주차로 구성되어 총 2,600개의 관측치를 가진다. 초고속 배달 서비스의 일별 데이터는 평일/주말, 요일별 피크, 특정 행사일, 악천후 당일 효과 때문에 노이즈가 매우 크다. 주 단위 집계는 이러한 단기 변동을 평균화하면서도 MFC별 운영 상태의 차이를 보존하므로, 비용 구조를 설명하는 데 적합하다.

특히 라이더 대기시간, 결품률, CS 건수처럼 하루 단위로는 우연 변동이 큰 변수는 주간 평균·합계로 전환했을 때 반복적인 운영 마찰을 더 잘 포착한다. 따라서 문항의 목적처럼 전국 MFC의 비용 급증 구조와 개선 우선순위를 찾는 데에는 MFC-Week 단위가 더 안정적이다.

[문제 2에 대한 답안 샘플]

타깃 변수는 라이더 할증료, CS 보상금, 폐기 비용 같은 개별 비용 항목이 아니라 total_op_cost 전체로 두는 것이 타당하다. 개별 항목만 줄이는 방식은 부서 간 풍선 효과를 만들 수 있기 때문이다. 예를 들어 라이더 할증료를 줄이려고 배차를 늦추면 픽업 지연이 늘고, 이는 고객 보상금과 CS 비용 증가로 이어질 수 있다. 반대로 결품을 줄이기 위해 재고를 과잉 보유하면 신선식품 폐기 비용이 늘 수 있다.

따라서 총운영비 전체를 타깃으로 두어야 한쪽 비용을 낮추는 과정에서 다른 비용이 상승하는지를 함께 볼 수 있다. 이는 퀵바이트의 문제를 단일 비용 절감 과제가 아니라 전체 운영 시스템 최적화 과제로 정의하게 만든다.

■ 단계 2. 데이터 탐색 및 운영비 급증 패턴 분석

[문제 1에 대한 답안 샘플]

구간	관측치 수	기상 악화 건수	발생률
전체	2,600	127	4.88%
장마·폭설 집중구간(W25-W32, W48-W52)	650	75	11.54%
기타 주차	1,950	52	2.67%

기상 악화 발생률은 전체 4.88%였지만, 장마철과 폭설기 집중구간에서는 11.54%로 기타 주차의 2.67%보다 약 4.3배 높았다. 따라서 기상 악화는 무작위로 흩어진 것이 아니라 특정 시점에 집중되는 운영 리스크로 해석된다.

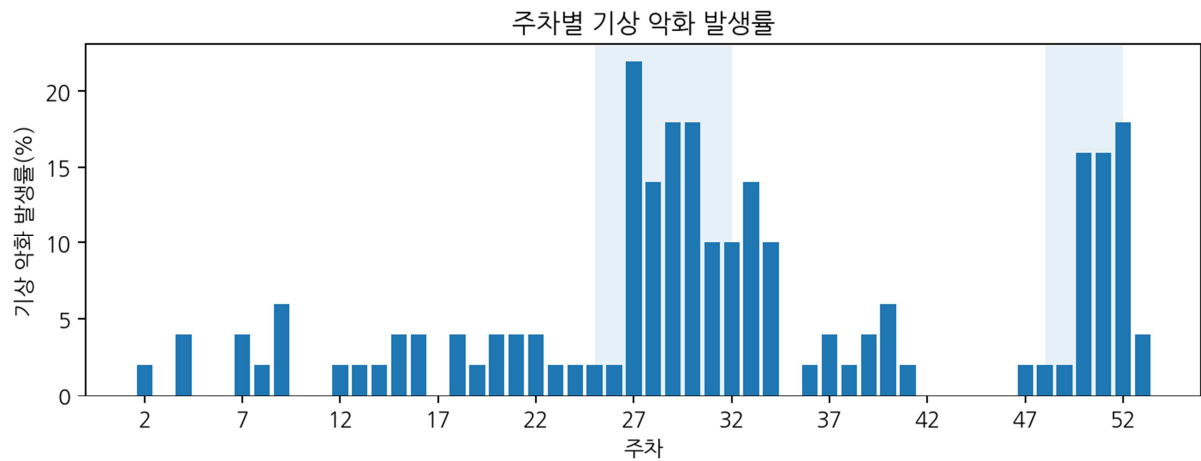


그림 1. 주차별 기상 악화 발생률

[문제 2에 대한 답안 샘플]

대기시간 구간	건수	평균 대기시간	총운영비 중앙값(백만 원)	P90(백만 원)	최대(백만 원)
[0, 2)	566	1.69	23.4	25.6	27.7
[2, 3)	1,135	2.46	23.7	26.0	30.8
[3, 4)	589	3.36	23.7	27.1	33.0
[4, 5)	161	4.38	27.2	30.7	34.0
[5, 6)	84	5.40	27.4	31.2	34.4

[6, 7)	28	6.44	27.6	31.4	34.5
[7, 8)	14	7.42	25.1	27.0	33.3
[8, 10)	12	8.84	29.7	34.0	36.4
[10, 12)	5	10.52	41.6	67.6	84.6
[12, 15)	4	13.50	482.0	1,083.2	1,331.5
[15, 22)	2	19.90	394,855.1	647,703.1	710,915.0

대기시간 1~4분 구간에서는 총운영비 중앙값이 약 23.4~23.7백만 원 수준으로 안정적이다. 4~6분 이후에는 중앙값과 상위 10% 비용이 상승하기 시작하고, 10분 이상에서는 평균과 최대값이 급격히 커진다. 특히 12분 이상 구간부터는 정상 운영비 범위를 크게 벗어나는 폭증 주차가 나타난다.

따라서 데이터상 임계점은 두 단계로 해석하는 것이 적절하다. 5분은 현장 조기경보 기준, 7~8분은 비용 상승이 본격화되는 위험 구간, 10분 이상은 즉시 개입이 필요한 비상 구간이다.

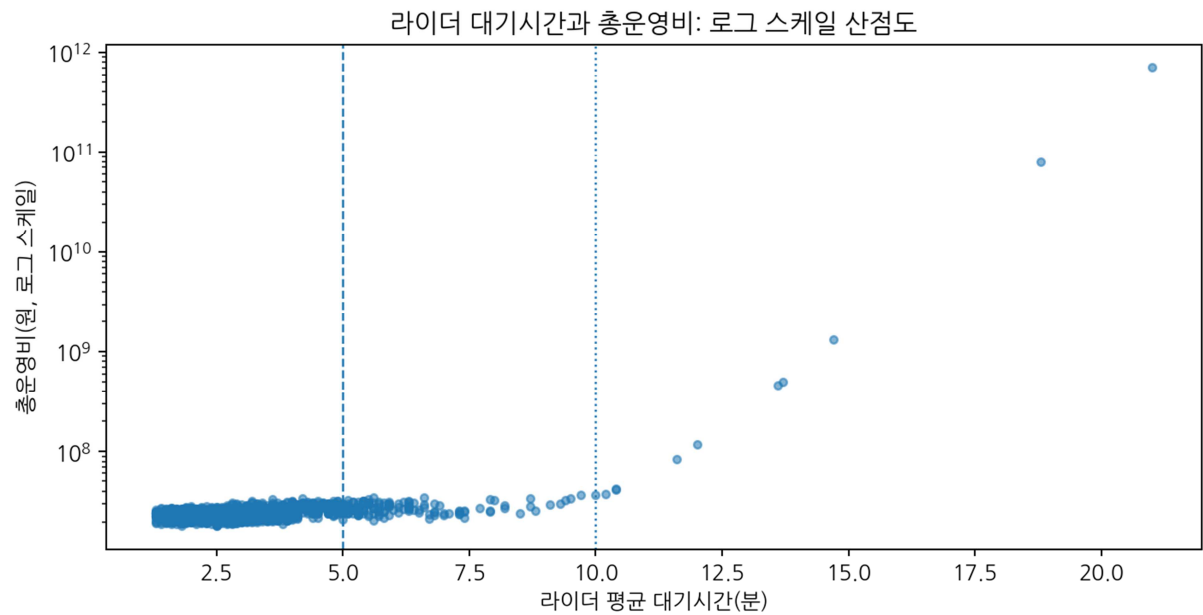


그림 2. 라이더 대기시간과 총운영비 산점도

[문제 3에 대한 답안 샘플]

구분	관측치 수	평균 주문 건수	평균 결품률	중앙값 결품률	평균 CS 건수	총운영비 중앙값(백만 원)
비프로모션	2,313	4,795	2.00%	1.99%	71.0	23.7
프로모션	287	6,848	6.01%	6.05%	220.1	28.5

프로모션 주차의 평균 주문 건수는 6,848건으로 비프로모션 4,795건보다 높았다. 평균 결품률은 프로모션 6.01%, 비프로모션 2.00%로 큰 차이를 보였다. Welch t-test 결과 $t=77.17$, $p<0.001$ 이며, Cohen's $d=6.47$ 로 효과 크기도 매우 크다. 즉 프로모션은 단순히 주문량만 늘리는 것이 아니라 결품과 CS 부담을 함께 키우는 운영 충격이다.

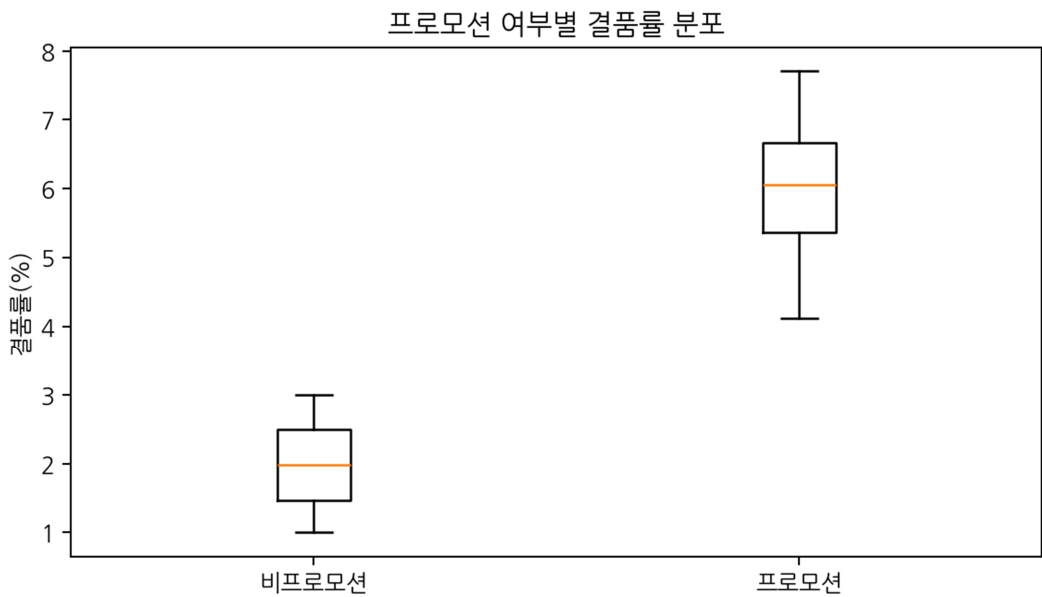


그림 3. 프로모션 여부별 결품률 분포

■ 단계 3. 예측 모형 구축 및 성능 평가

[문제 1에 대한 답안 샘플]

파일의 주차 라벨은 2026-W02부터 2026-W53까지 존재한다. 문항의 '가장 최근 10주' 원칙을 유지하기 위해 실제 주차명을 단순 숫자로 쓰지 않고, 정렬된 주차에 순번 `week_order=1~52`를 부여했다. 학습셋은 `week_order 1~42`(2,100행), 검증셋은 `week_order 43~52`(500행)로 분리했다. 검증셋의 실제 주차 라벨은 2026-W44, 2026-W45 ... 2026-W52, 2026-W53이다.

[문제 2에 대한 답안 샘플]

모형	타겟 스케일	MAE(백만 원)	RMSE(백만 원)	R ² (원화)	MAE(log)	R ² (log)
Linear Regression	원화 타겟	4,141.9	9,986.4	-23455.539	-	-
XGBoost	원화 타겟	4.7	59.1	0.178	-	-
Linear Regression	log1p 타겟	5.3	49.3	0.427	0.0869	0.708
XGBoost	log1p 타겟	4.7	59.3	0.172	0.0402	0.716

원화 타겟을 그대로 쓴 선형 회귀는 극단적인 비용 폭증 주차를 처리하지 못해 MAE와 RMSE가 크게 악화되고 R²가 음수로 떨어졌다. 원화 타겟 XGBoost는 MAE를 약 4.7백만 원 수준까지 낮추어 선형 회귀보다 훨씬 안정적이다. 다만 검증셋에는 실제 총운영비가 10억 원을 넘는 극단 주차가 포함되어 있어 원화 R²는 낮게 남았다.

총운영비 분포가 극단적으로 오른쪽으로 긴 꼬리를 갖기 때문에, 해석과 SHAP 분석에는 log1p(total_op_cost)로 학습한 XGBoost를 최종 모형으로 사용했다. 이 모형은 log 기준 R²=0.716, MAE(log)=0.040으로 비용 구조를 가장 안정적으로 설명했다.

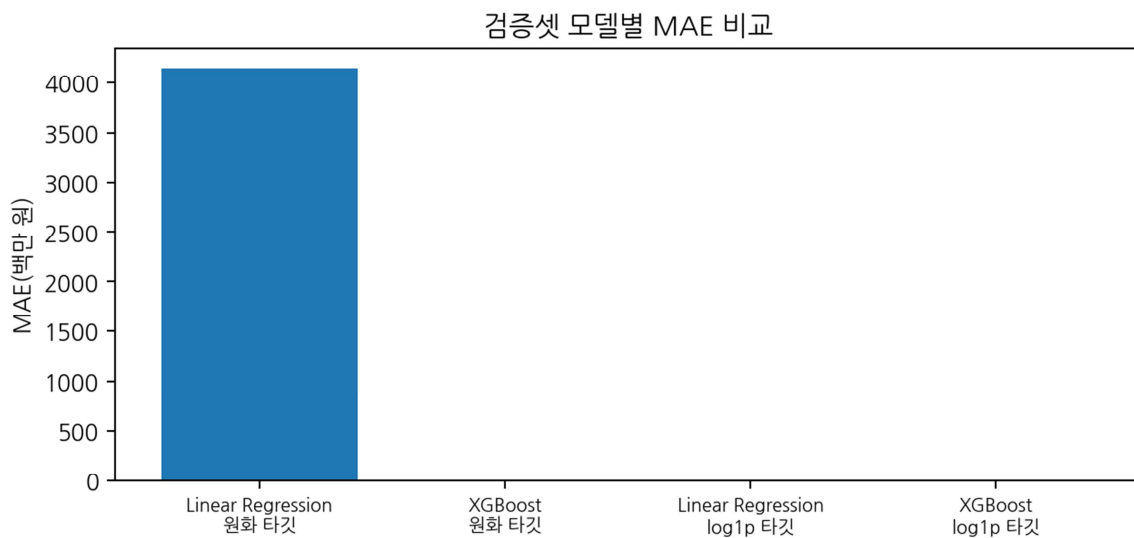


그림 4. 검증셋 모델별 MAE 비교

[문제 3에 대한 답안 샘플]

선형 회귀는 rider_wait_time이 1분 늘어날 때 총운영비가 항상 같은 기울기로 증가한다고 가정한다. 그러나 퀵커머스 운영비는 5분, 7분, 10분 같은 임계점을 넘는 순간 할증 배차, 고객 보상, CS 폭주가 연쇄적으로 발생한다. XGBoost는 트리의 분기 알고리즘을 통해 $rider_wait_time \leq 5$, $5 < rider_wait_time \leq 10$, $rider_wait_time > 10$ 과 같은 구간별 규칙을 자동으로 학습한다.

또한 XGBoost는 여러 트리를 순차적으로 결합하므로 '프로모션 중 주문량 증가 + 결품률 상승 + 대기시간 지연'처럼 변수 조합이 만들어내는 상호작용도 포착할 수 있다. 따라서 초고속 배달처럼 임계점과 상호작용이 핵심인 환경에서는 선형 모형보다 트리 기반 부스팅이 실무적으로 유리하다.

■ 단계 4. SHAP 기반 비용 동인 심층 해석

[문제 1에 대한 답안 샘플]

변수	평균 SHAP (log 비용 단위)
주간 주문 건수	0.0552
라이더 대기시간(분)	0.0204
CS 접수 건수	0.0185
신선식품 폐기금액(원)	0.0038
결품률(%)	0.0017
오폭장 건수	0.0012

최종 XGBoost log 모형에서 가장 중요한 변수는 주간 주문 건수, 라이더 대기시간, CS 접수 건수였다. 주간 주문량은 비용의 기본 규모를 설명하지만, 라이더 대기시간은 임계점 이후 비용을 급격히 밀어 올리는 병목 변수다. 결품률은 EDA 단계에서는 프로모션과 강하게 연결되지만, 모델 안에서는 CS 접수 건수와 주문량이 함께 들어가면서 직접 SHAP 기여가 작게 나타난다. 이는 결품이 비용에 직접 작용하기보다 CS·오폭장·대기 지연을 통해 간접적으로 작용할 수 있음을 시사한다.

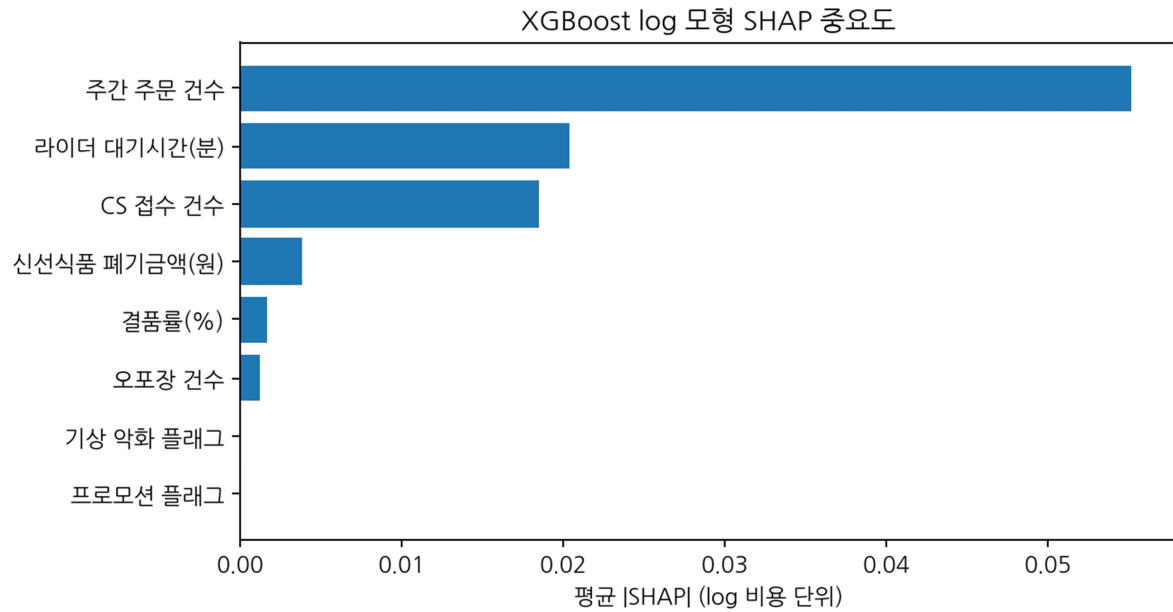


그림 5. XGBoost log 모형 SHAP 중요도

[문제 2에 대한 답안 샘플]

대기시간 구간	건수	평균 대기시간	평균 SHAP	P90 SHAP
[0, 2)	566	1.69	-0.0091	-0.0078
[2, 3)	1,135	2.46	-0.0095	-0.0086
[3, 4)	589	3.36	-0.0116	-0.0095
[4, 5)	161	4.38	-0.0150	-0.0139
[5, 6)	84	5.40	-0.0117	-0.0084
[6, 7)	28	6.44	-0.0040	0.0037
[7, 8)	14	7.42	0.0303	0.0644
[8, 10)	12	8.84	0.1235	0.1874
[10, 12)	5	10.52	0.4014	0.4541
[12, 15)	4	13.50	1.3940	1.4570
[15, 22)	2	19.90	8.5747	9.1579

SHAP 의존도는 대기시간이 낮은 구간에서는 비용을 기준선보다 낮추는 방향으로 작용하지만, 7~8분 전후부터 양(+)의 기여로 전환되고 10분 이상부터 급격히 커지는 패턴을 보인다. 따라서 5분은 현장 조기경보 기준으로, 7분은 위험 전환 기준으로, 10분은 비상 개입 기준으로 설정하는 3단계 KPI가 적합하다.

현장 KPI 예시는 다음과 같다. 첫째, MFC별 주간 평균 rider_wait_time은 5분 이하를 목표로 둔다. 둘째, 7분 초과 주차가 발생하

면 피킹 동선 재배치와 라이더 픽업 슬롯 조정을 즉시 실행한다. 셋째, 10분 초과는 비용 폭증 위험 구간으로 분류하고 센터장 보고 및 당일 운영 개입 대상으로 삼는다.

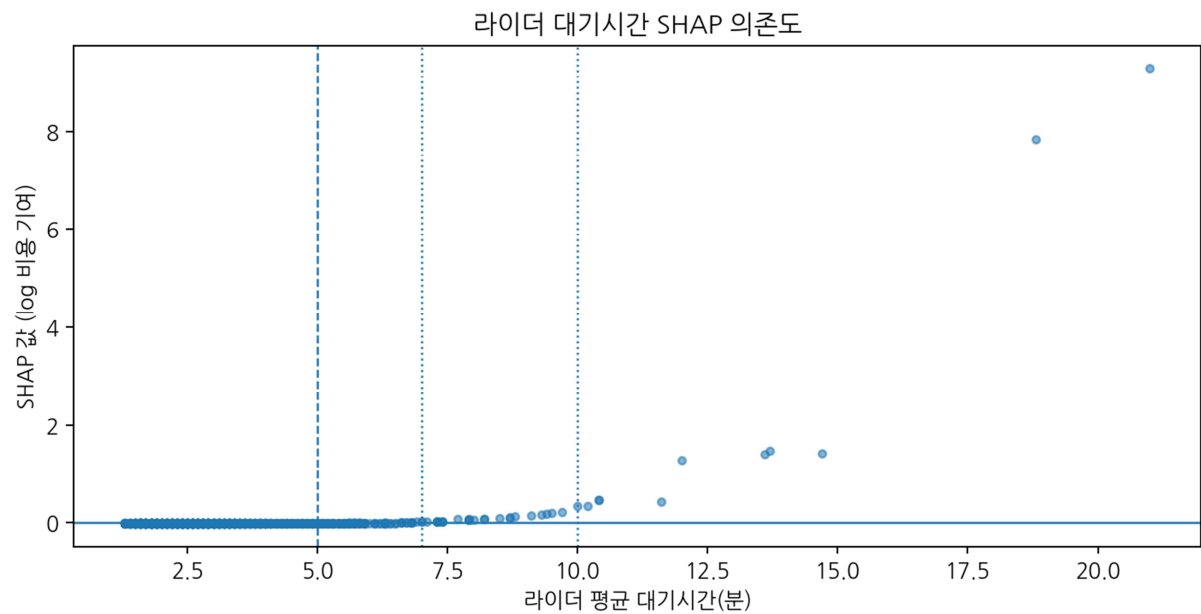


그림 6. 라이더 대기시간 SHAP 의존도

[문제 3에 대한 답안 샘플]

폭포 플롯 예시는 MFC_13의 2026-W31 주차를 사용했다. 해당 주차는 기상 악화 플래그가 1이고, rider_wait_time=21.0분, CS=427건, 실제 총운영비=710.9십억 원으로 매우 높았다. 최종 모형의 기준값은 log 비용 17.004, 원화 환산 약 24.3백만 원이며, 이 주차의 예측값은 log 27.251, 원화 환산 약 684.0십억 원이다.

변수	값	SHAP(log)	승수 효과(exp(SHAP))
라이더 대기시간(분)	21.00	9.3037	×10,978.08
CS 접수 건수	427	0.6752	×1.96
주간 주문 건수	4,023	0.2506	×1.28
결품률(%)	2.81	0.0130	×1.01
신선식품 폐기금액(원)	576,275	0.0029	×1.00
오폭장 건수	3	0.0013	×1.00
기상 악화 플래그	1	0.0003	×1.00

핵심은 기상 악화 자체의 직접 기여가 거의 0에 가깝다는 점이다. 반면 라이더 대기시간의 SHAP 기여는 +9.3037, CS 접수 건수는

+0.6752로 매우 컸다. 즉 '날씨 때문에 비용이 늘었다'는 설명은 불완전하다. 실제로는 악천후가 라이더 대기과 고객 불만을 자극하고, 이 간접 경로가 비용 폭증을 만든 것이다.

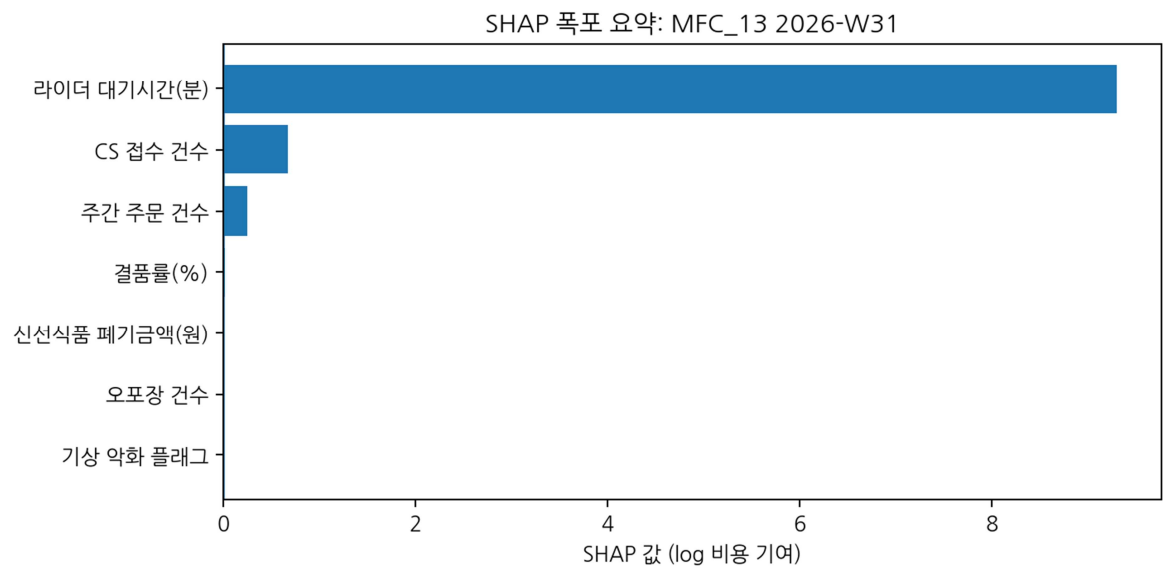


그림 7. SHAP 폭포 요약: 기상 악화 샘플

■ 단계 5. 민감도 분석 기반 비용 절감 시뮬레이션

[문제 1에 대한 답안 샘플]

민감도 분석의 기준선은 최종 XGBoost log 모형이 전체 2,600개 MFC-Week에 대해 예측한 총운영비다. 기준선 예측 총액은 약 825.2십억 원, MFC-Week당 평균 예측 운영비는 약 317.4백만 원이다.

시나리오	예측 총운영비(십억 원)	절감액(십억 원)	절감률	MFC-Week당 평균 절감(백만 원)
시나리오 A: 결품률 1.0%p 감소	794.4	30.8	3.73%	11.8
시나리오 B: 대기시간 1.5분 단축	332.5	492.7	59.70%	189.5
시나리오 C: 결품률 1.0%p 감소 + 대기시간 1.5분 단축	320.3	504.9	61.18%	194.2

결과적으로 대기시간 1.5분 단축이 단독으로도 가장 큰 절감 효과를 보였다. 결품률 1.0%p 감소는 의미 있는 절감 방향을 보였지만, 모형상 직접 효과는 대기시간 개선보다 작다. 복합 개선 시나리오 C는 B보다 추가 절감 효과가 있으며, 이는 결품 개선이 대기시간 단축과 결합될 때 운영 체감 효과가 커진다는 점을 보여준다.

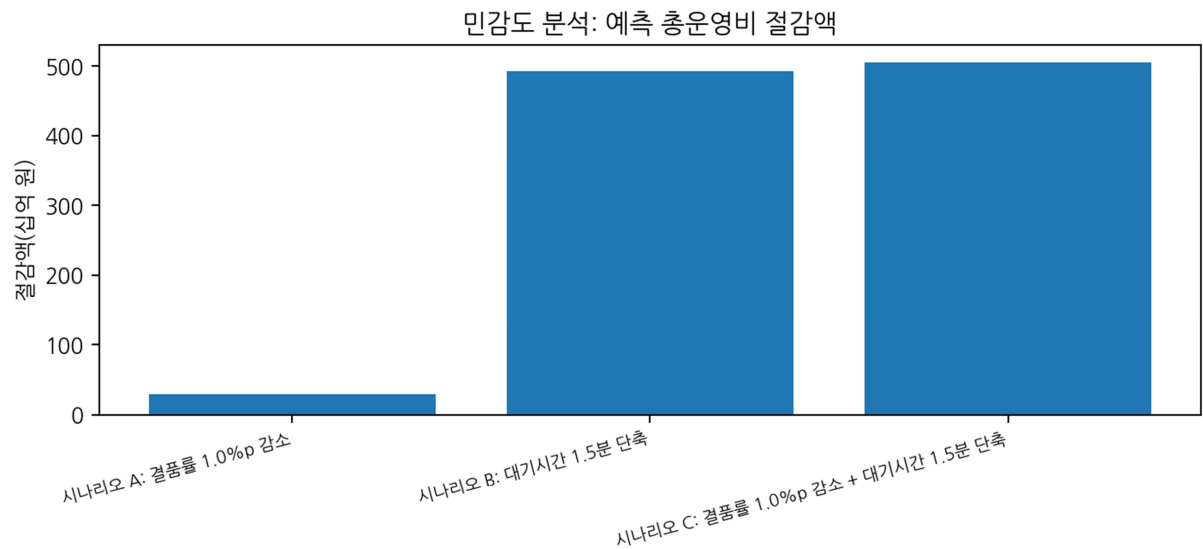


그림 8. 민감도 분석: 예측 총운영비 절감액

[문제 2에 대한 답안 샘플]

시나리오 C의 절감액은 B 단독 대비 약 12.2십억 원 더 컸다. 단순 합산 기준에서는 A+B 절감액보다 C 절감액이 -18.6십억 원 낮게 나타나 완전한 가산형 시너지는 아니지만, 현장 운영 관점에서는 결품 개선과 대기시간 개선을 묶어서 추진할 필요가 있다. 두 변수는 별개가 아니라 같은 MFC 병목에서 함께 발생하기 때문이다.

결품이 줄면 피킹 중 대체상품 확인, 부분 환불 처리, 고객 안내가 줄어든다. 이 과정이 줄어들면 포장 라인의 체류시간이 짧아지고, 라이더가 픽업 대기하는 시간이 줄며, 고객 CS가 폭주하는 것을 억제할 수 있다. 반대로 대기시간이 줄면 지연 보상과 악성 CS가 감소하고, 직원이 예외 처리 대신 정상 피킹·패킹에 집중할 수 있어 오폭장 가능성도 낮아진다. 따라서 결품과 대기시간은 각각 개선하는 것보다, 재고 정확도-피킹 동선-라이더 픽업 슬롯을 하나의 운영 개선 묶음으로 설계하는 것이 바람직하다.

최종 개선 우선순위 및 실행안

우선순위	개선 과제	주요 실행안	핵심 KPI
1순위 단기	라이더 대기시간 5분 이하 관리	픽업 슬롯 분산, 피킹 완료 알림 정확도 개선, 라이더 대기 알림	평균 대기시간, 7분 초과 주차 수, 할증 배달료

2순위 단기	프로모션 주차 결품 사전 차단	프로모션 전 재고 안전재고 상향, 인기 SKU 결품 모니터링, 대체상품 롤 자동화	결품률, 부분환불률, 프로모션 중 CS 건수
3순위 단기	CS 폭주 조기 탐지	CS 건수 급증 MFC를 실시간 경보로 표시하고 보상/안내 템플릿 표준화	CS 접수 건수, 지연 불만률, 보상금
중기	MFC 레이아웃과 피킹·패킹 공정 개선	고빈도 SKU 전진 배치, 포장 검수 단계 단축, 오류 다발 SKU 관리	피킹 리드타임, 오폭장 건수, 폐기금액
중기	악천후 대응 플레이북	장마·폭설 주차 사전 인력/라이더 배치, 배송권역 축소 옵션, 고객 안내 선제화	기상 악화 주차의 대기시간, CS, 총운영비

종합하면 QuickBite의 비용 문제는 주문 증가 자체만의 문제가 아니라, 주문 증가가 결품과 대기시간을 자극하고 이것이 CS와 보상금으로 연결되는 연쇄효과의 문제다. 따라서 가장 먼저 관리해야 할 현장 KPI는 rider_wait_time이며, 결품률 개선은 프로모션 운영과 재고 정확도 개선을 통해 대기시간·CS 개선과 함께 추진해야 한다.