



# 세이버메트릭스에 따른 KBO 연봉분석을 통해 FA등급 개선 제안

김도연. 김태현. 심기열. 이관형



# 목차

## 1. 문제 제기

- a. 배경 설명
- b. 개선방향

## 2. 연봉 예측 모델

- a. 데이터 수집 & 분석
- b. 머신러닝 모델

## 3. 모델 정확도 향상

- a. 수상이력
- b. 분류분석 접근

## 4. 결론 및 제안

- a. 결론
- b. 프로젝트 회고



# 선행연구



## 1. 국내 프로야구 FA제도의 문제점 및 개선 방안 연구 (이인엽 외, 2023)

### 연구 목적

KBO FA 제도의 문제점을 분석하고 개선 방안 제시

### 연구 방법

FA 제도 관련 전문가 12명을 대상으로 심층면접 수행 및 분석 적용

### 주요 발견

FA 획득 기간, 보상 규정에 따른 이적 어려움.

상위권 선수 중심 연봉 불균형 문제 도출 .

### 제안된 개선 방안

보상선수·보상연봉·선수등급제 등의 제도적 제한 최소화.

MLB의 퀘리파잉 오퍼 제도 도입 및 FA 계약 시 계약금 상한제 마련



# 선행연구

• • • •

## 2. 한국프로야구 선수들의 연봉 산정 모델 개발 (박성배 외, 2018)

### 연구 목적

선수 성적 기반 시장가치 평가 모델 개발 및 객관적 연봉 근거 제시

### 연구 방법

1997-2016년 타자 793명 대상 KBO 연감 데이터를 활용.

주성분 분석(PCA)을 통한 세이버메트릭스 지수(PHI, CHI) 도출 후 선형회귀모형 구축

### 산정 공식 (단위: 만원)

"연봉 = 연차 × 921.5 + FA 유무 × 53.528.9 + 강타자지수 × 7.313 + 교타자지수 × 2.197.3 + 5.893"

모형 설명력: 64.5% (유의적인 통계적 설명력 확보)



### 기여점

연봉 결정에 영향을 주는 주요 변수들을 제시하고, 선수 가치 평가의 객관성을 강화할 수 있는 기반 마련

# 선행연구(문제점)

• • • •

## FA 제도 개선 연구(2023, 이인엽 외)

한계: 주로 전문가 면접과 제도 분석에 의존 → 실제 선수 데이터를 기반으로 한 계량적 분석 부족.

결과: FA 등급제나 보상 규정이 선수 연봉과 시장 이동에 미치는 실증적 영향이 구체적으로 제시되지 못함.

## 연봉 산정 모델 연구(2018, 박성배 외)

한계: 성적 지표(PHI, CHI)와 기본 변수만 반영 →

FA 등급, 포지션별 가치, 팀 재정 상태 같은 현실적 요인을 충분히 고려하지 못함.

결과: 설명력( $R^2=0.645$ )은 높지만, 실제 연봉 계약 과정에서 중요한 제도적 요소(예: FA 보상, 등급별 차등)가 배제됨.

두 연구 모두 FA 제도의 구조적 문제와 선수 성적 기반 연봉 모델을 제시했지만,

“FA 등급제와 연봉 결정 간의 실제 데이터 기반 상관관계”를 다루지 못했다는 한계가 있음.

따라서 후속 연구에서는 FA 등급 데이터, 보상 규정, 포지션별 가치 등을 포함한 정량적 분석이 필요.

# 배경 설명



## FA란?

Free Agent의 약어로 KBO에서는 신인 계약기간 8년이 지나면 자유롭게 다른 팀과 협상할 수 있는 자격을 취득 가능  
또한 FA계약 이후 4년 뒤 재취득 가능  
FA 자격으로 다른 팀으로 이적할 경우 규정에 따라 원 소속팀에 보상이 발생

---

## FA 등급이란?

FA자격을 취득한 선수가 다른 팀으로 이적하게 될 경우, 원래 연봉을 기준으로 A/B/C 세 등급을 분류하여 보상의 정도를 책정한다.

---



## FA 등급제 전략

선수입장에서 FA계약은 연봉외에도 계약금을 통해 큰 금액을 한번에 얻을 수 있게 되므로 FA 자격을 취득했을때 큰 이득을 얻을 수 있도록 **자격 취득을 연기하거나 직전연봉을 낮춰서 계약하는 전략**을 보인다.

이에 구단은 해당 선수를 **FA계약 전 트레이드**하거나 아직 FA자격을 취득하지 않은 선수와 **미리 다년 계약**을 하는 형식으로 계약하게 된다.

---



# 개선 방향

## 현재 상황 (As-is)

- 기존 연구<sup>1)</sup>에 따르면 현재 FA등급제는 경쟁 균형에 악영향을 주기 때문에 개선의 필요성이 논의되어야 한다고 주장한다.
- 선수협은 FA등급제가 B와 C등급의 선수들이 쉽게 팀을 찾을 수 있는 개선안이라고 보기 어렵다고 주장한다.<sup>2)</sup>
- FA자격 취득시 연봉을 기준으로 등급이 산정되므로 직전 계약시 일부러 연봉을 낮게 계약하는 선수들도 존재한다.

조건

- 경쟁균형에 도움되어야 함
- 구단과 선수 입장이 모두 개선되어야 함

## 개선 방향 (To-be)

- 보상규정이 더 완화된 D등급을 신설하여 자유계약선수처럼 이적할 수 있도록 함
- 연봉기준이 아니라 퍼포먼스 기준으로 등급을 산정하여 등급 기준을 더 명확히 함
- 핵심선수는 지키고, 스퀘드 멤버는 자유롭게 이적할 수 있는 시장을 활성화하여 FA미아가 나오지 않도록 유도함

1. 이인엽, 한진욱, 「프로야구 경쟁균형을 위한 FA제도의 문제점 및 개선 방안 연구」 2023, vol.28, no.3, pp. 95-107

2. 배영은, "KBO·선수협, 오랜 줄다리기 끝 'FA 제도' 변화 첫걸음 막후", 일요신문, 2019.12.06

# 자료 수집



---

데이터 출처: Statiz, KBO 및 구단 공식 홈페이지

수집 범위: 연도별 야구 선수 기록, 연봉 데이터

조사 가능 기록: 경기 수, 타율, OPS, WAR, ERA, 이닝 수, 출루율, 장타율, 연봉 등 공개된 공식 통계

조사 불가능 기록: 비공개 계약 세부 내역, 부상 경과, 내부 스카우팅 리포트, 훈련 데이터 등 비공개 정보



# 자료 수집



## ① FA 등급의 문제점

연차·등급 중심, 실력 반영 부족

동일 등급 내 실력 격차 존재

## ② 퍼포먼스 지표 반영 시 기대효과

공정한 계약 환경 조성

선수 동기 부여 및 리그 경쟁력 강화

## ③ FA 등급 개선안

WAR·OPS·ERA 등 성과 지표 반영

포지션별 맞춤 평가 기준 도입

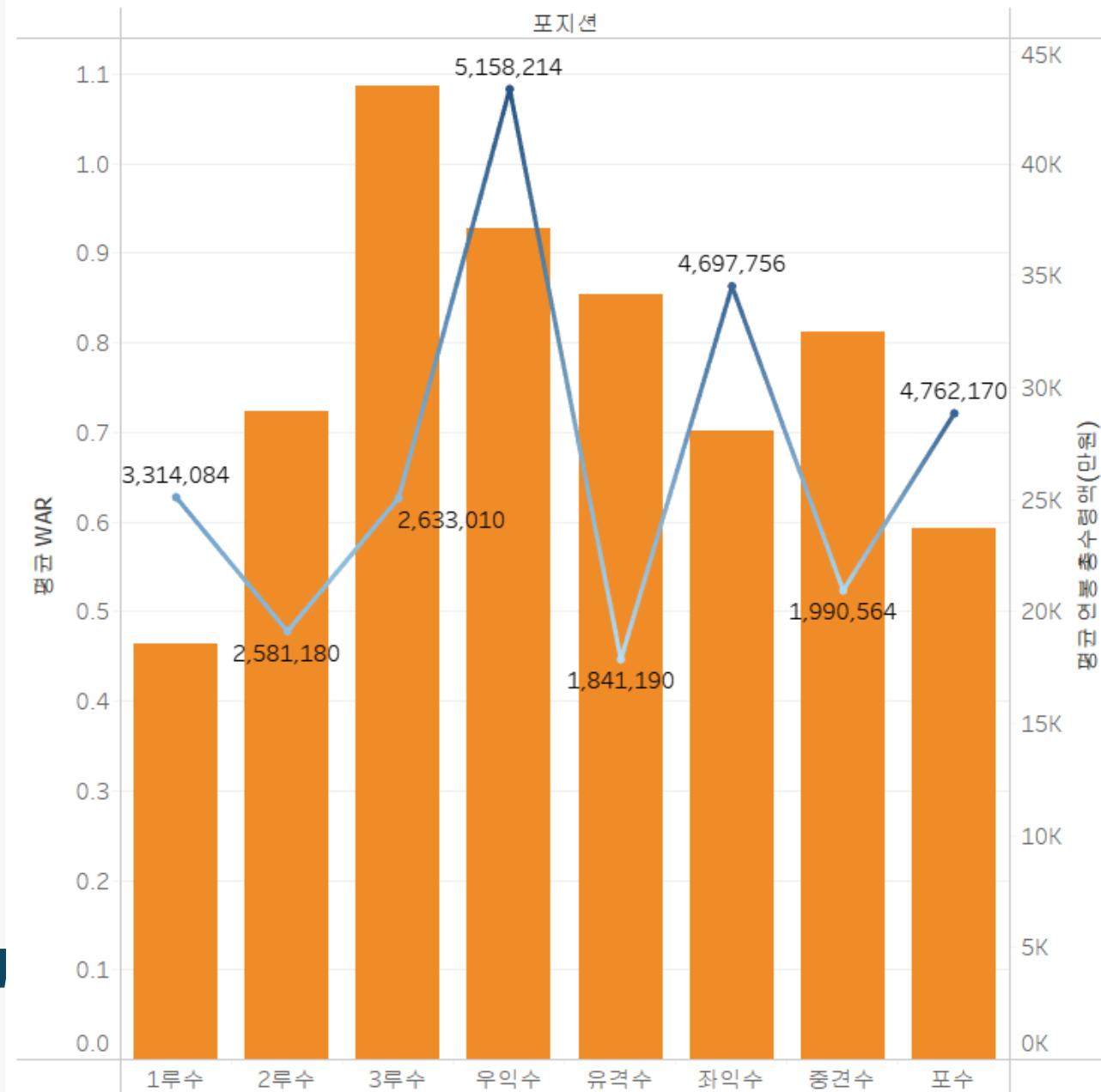


# 데이터셋 살펴보기

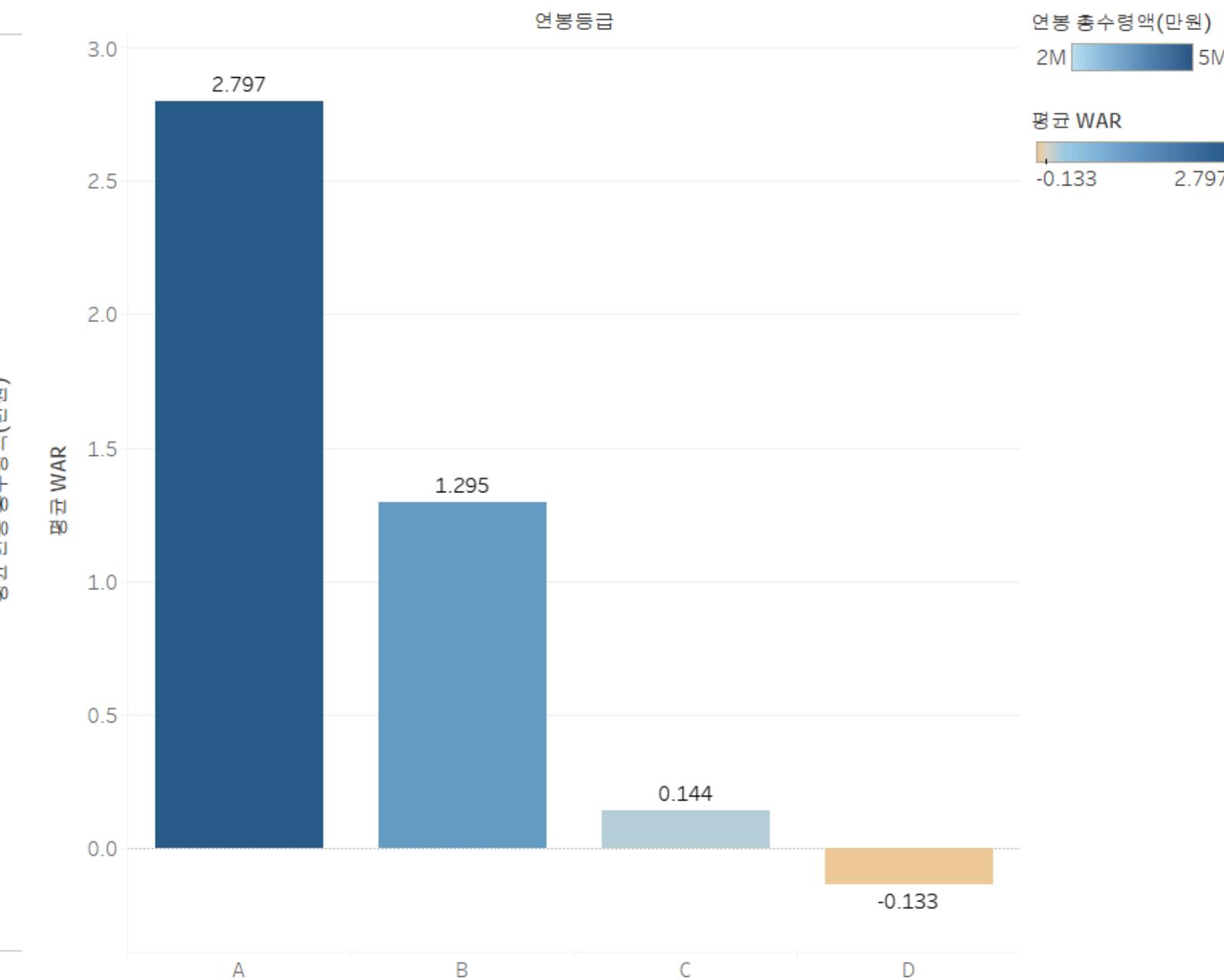
## 포지션 별 지표

- 포지션별로 WAR과 연봉을 비교했을 때 뚜렷한 상관관계가 나타나지 않음  
→ 포지션별 수요·공급, 희소성, 수비 기여도 등 비정량적 요인이 연봉에 강하게 반영
- 선수 전체를 연봉 등급으로 구분하면 상위 등급 선수일수록 WAR이 높음  
→ 연봉 수준은 결국 선수의 퍼포먼스 (WAR)에 기반
- 개별 포지션에서는 WAR과 연봉 간 직접적인 연결고리가 약해 보이지만, 전체 선수 집단으로 확장하면 WAR이 연봉을 결정하는 핵심 성과 지표임을 확인

포지션별 WAR VS 연봉



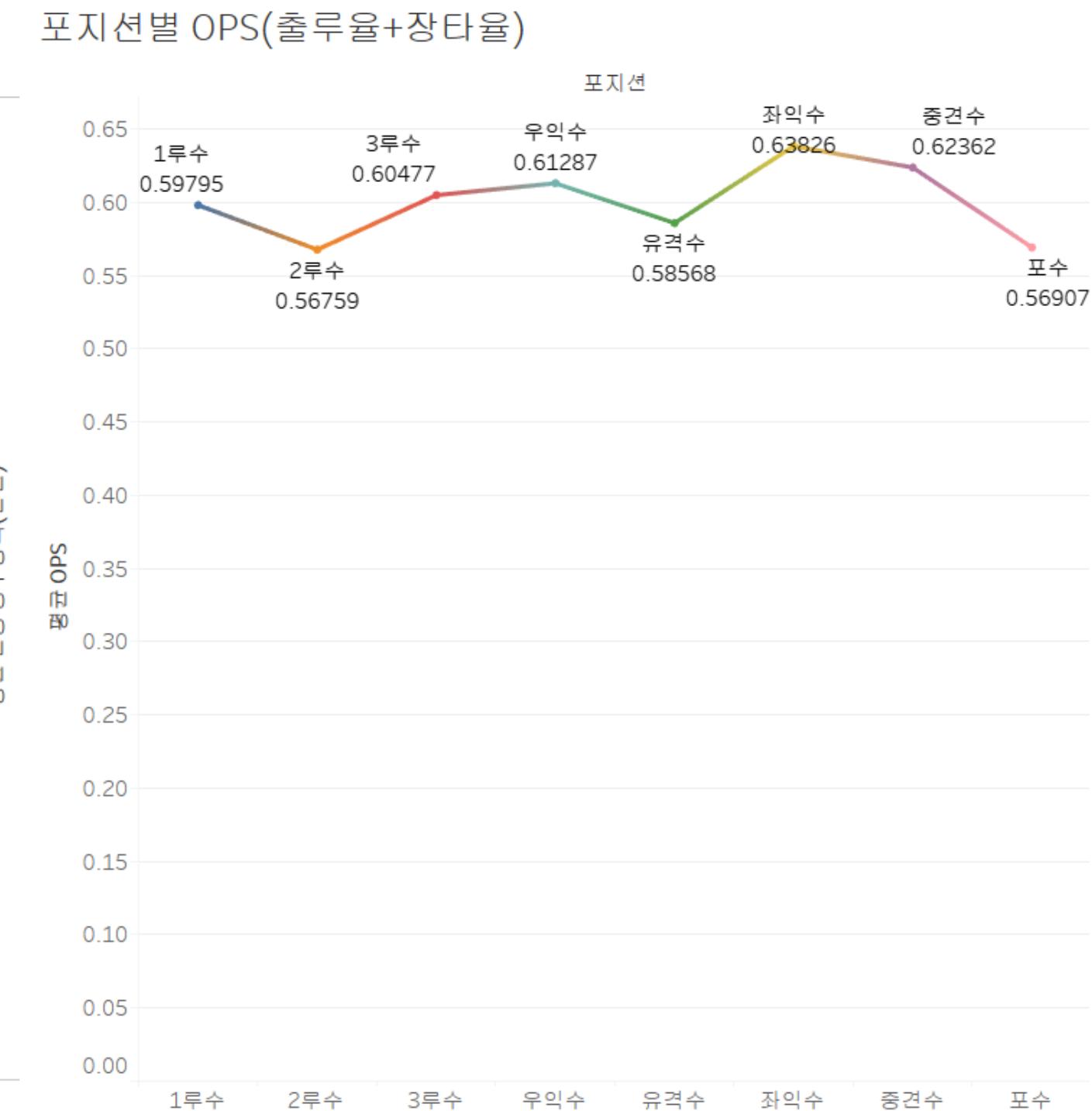
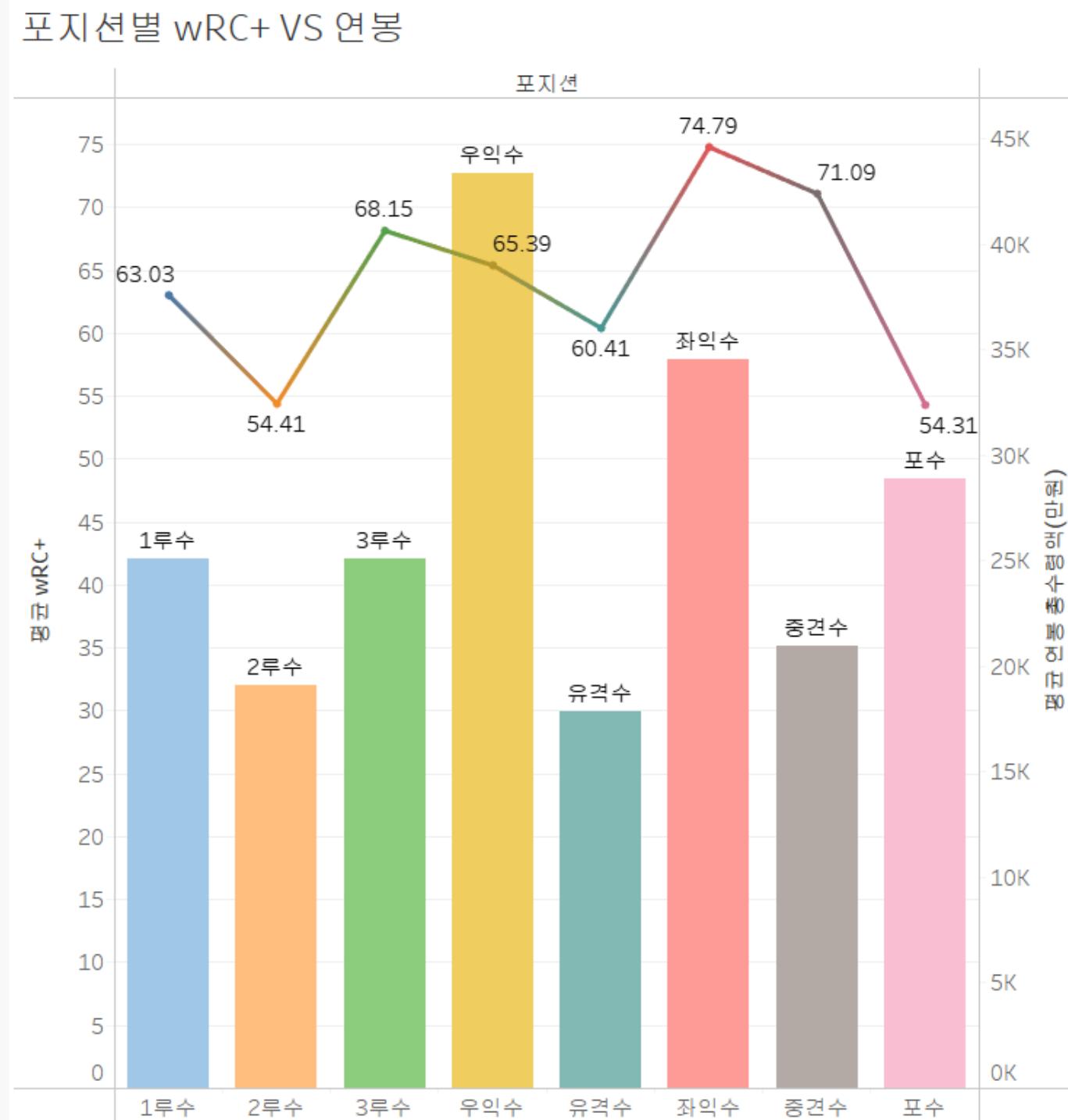
타자연봉등급별 WAR(승리기여도)



# 데이터셋 살펴보기

## 타자 타격 지표

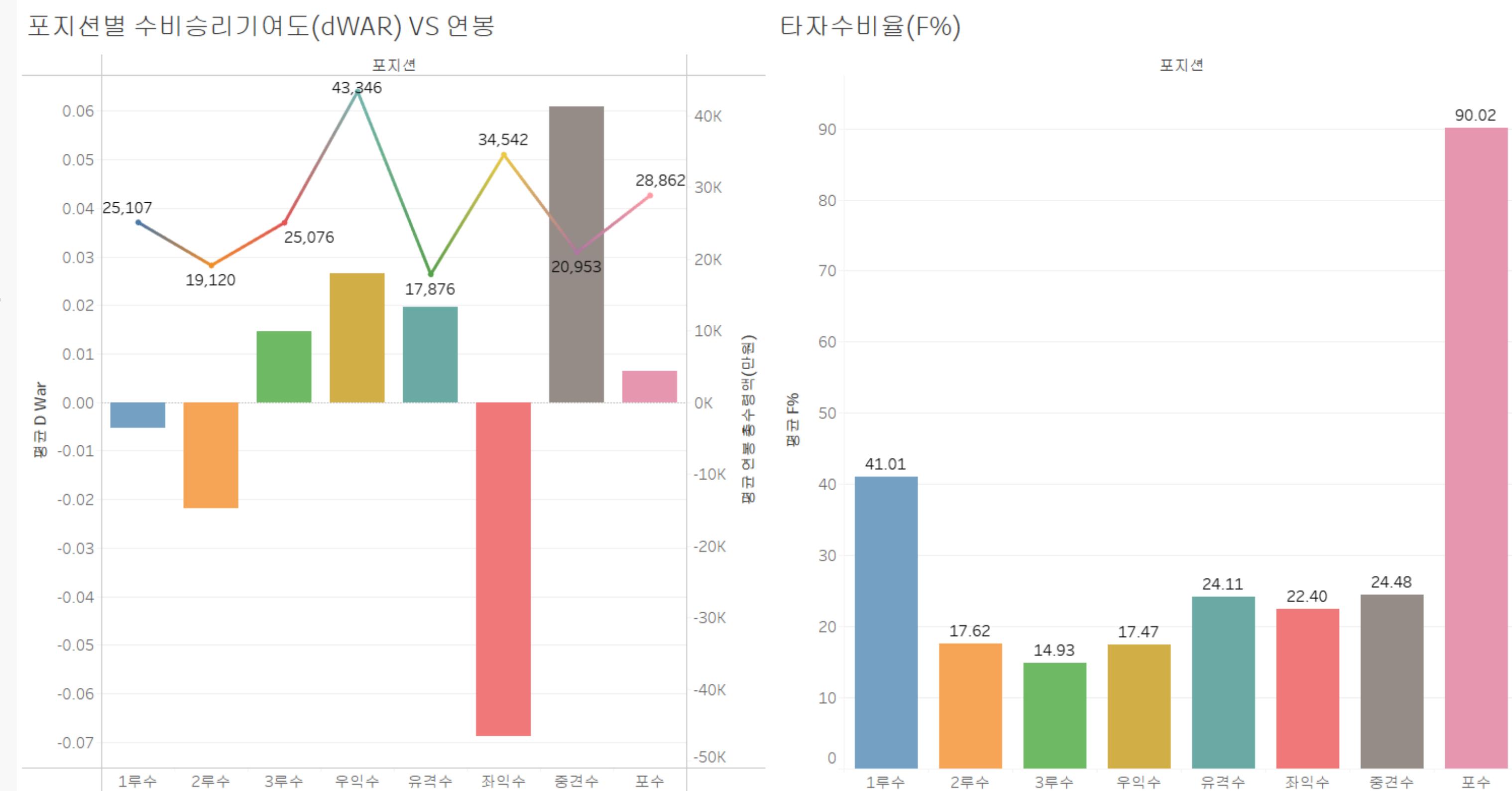
- OPS는 포지션 차이를 크게 설명하지 못함 (0.56~0.64)
- wRC+는 공격 기여도의 포지션 차이를 드러냄  
→ 외야 > 포수·2루·유격수
- 연봉은 공격 지표만으로 설명되지 않음  
→ 수비 기여, 포지션 희소성, 시장 수요가 함께 반영
- 결론: 포지션별 연봉 예측에는 **공격 +수비+희소성 종합 고려 필요**



# 데이터셋 살펴보기

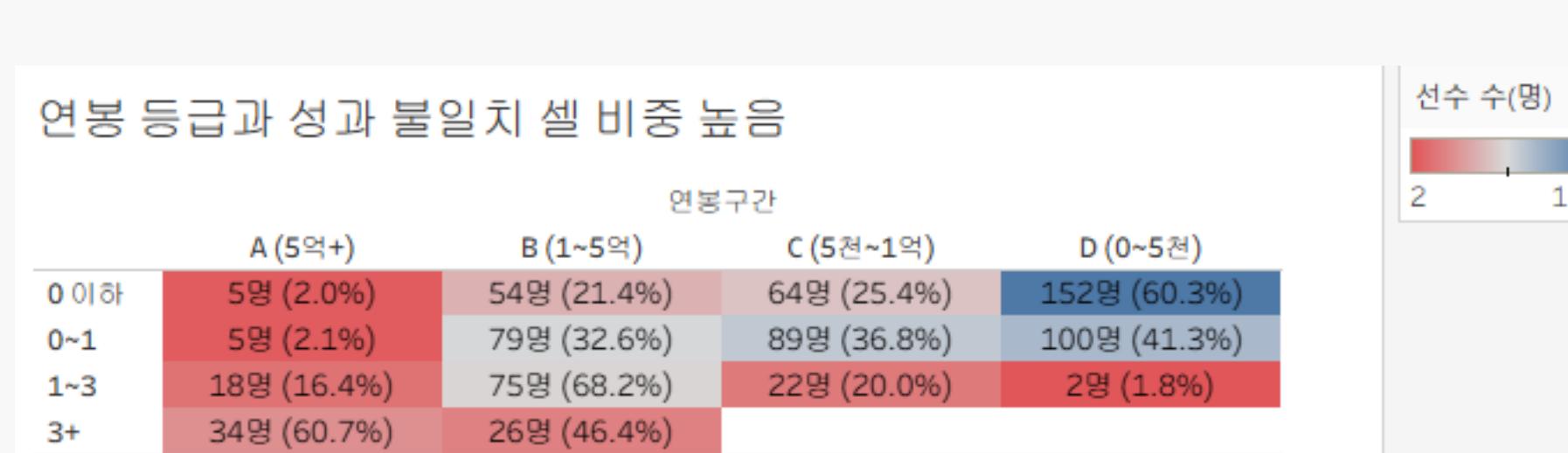
## 타자 수비 지표

- 수비에서 **중견수, 포수**의 지표가 두드러짐.
- 수비 지표만으로는 연봉 반여 여부가 잘 보이지 않음
- 다른 수비지표에서도 차이가 보이지 않음

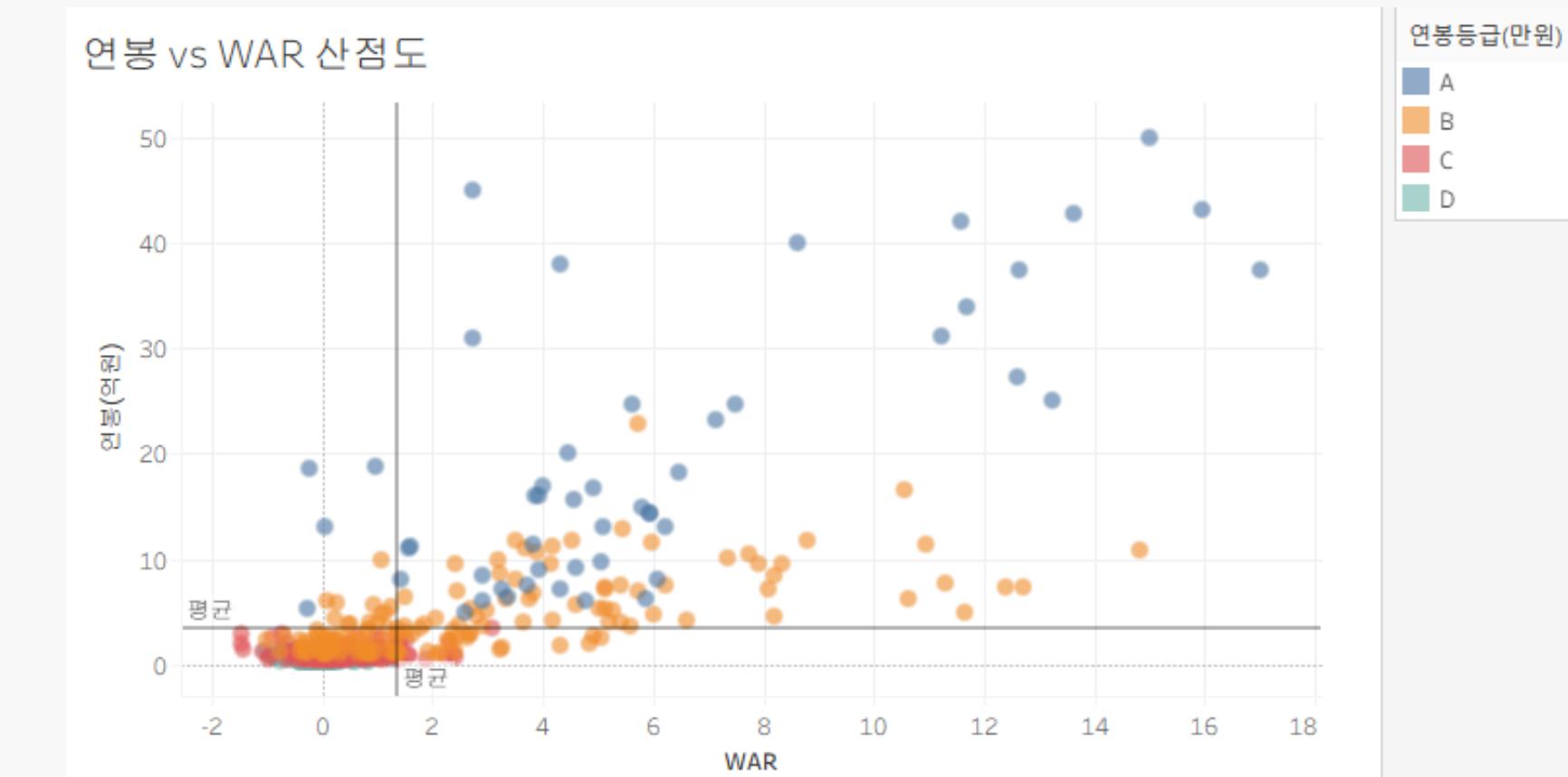


# 데이터셋 살펴보기

## 투수의 투구 지표 & 연봉 데이터 분석



선수 수(명)  
2 152



### 1. 연봉 등급과 성과 불일치 현황

- a. 일부 고연봉자(A구간)도 낮은 성과 그룹에 포함 → 연봉 효율성 문제
- b. 저연봉(D)에서도 소수의 고성과자 존재 → 저평가 가능성
- c. 전반적으로 연봉이 성과와 일대일로 비례하지 않음

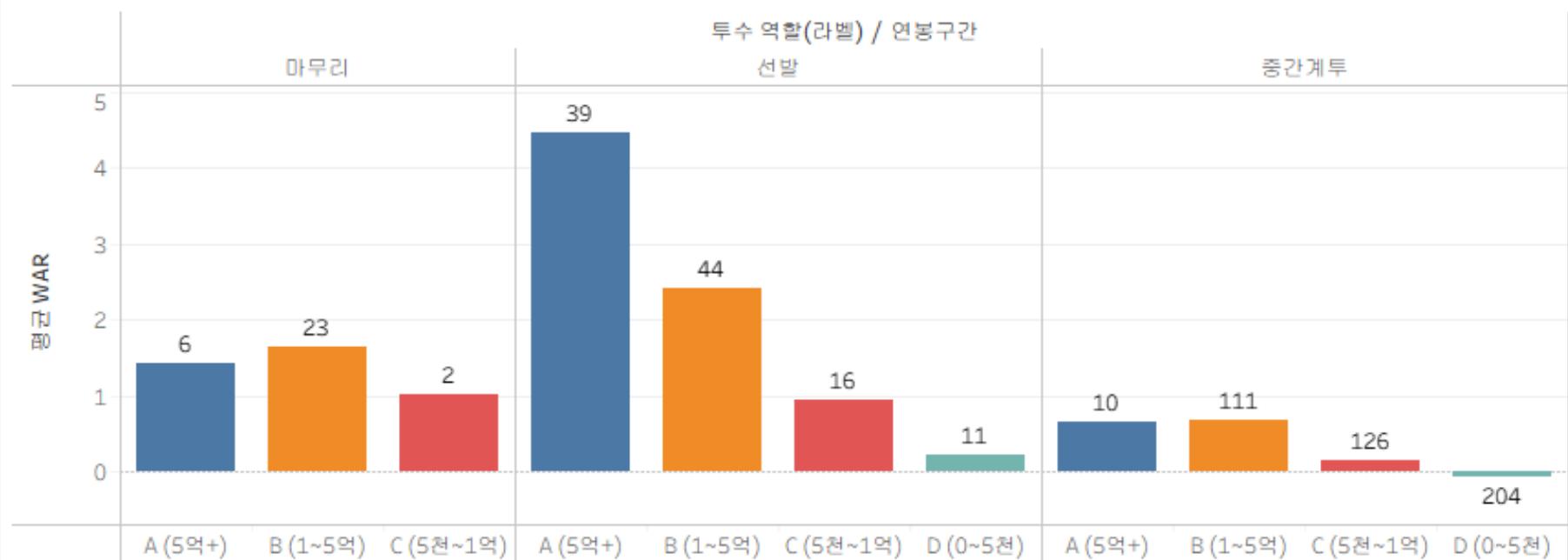
### 2. 연봉 vs WAR 산점도

- a. WAR은 높을수록 성과가 우수 / 고연봉자 내 평균 이하 WAR 다수 존재
- b. 저연봉자 중에서도 평균 이상 WAR 기록 선수 확인 가능
- c. 성과 대비 과대평가·저평가 선수가 동시 존재 → 연봉 체계 불균형

# 데이터셋 살펴보기

## 투수의 투구 지표 & 연봉 데이터 분석

투수 역할별 WAR 분포



연봉구간별 평균 ERA (낮을수록 좋음)



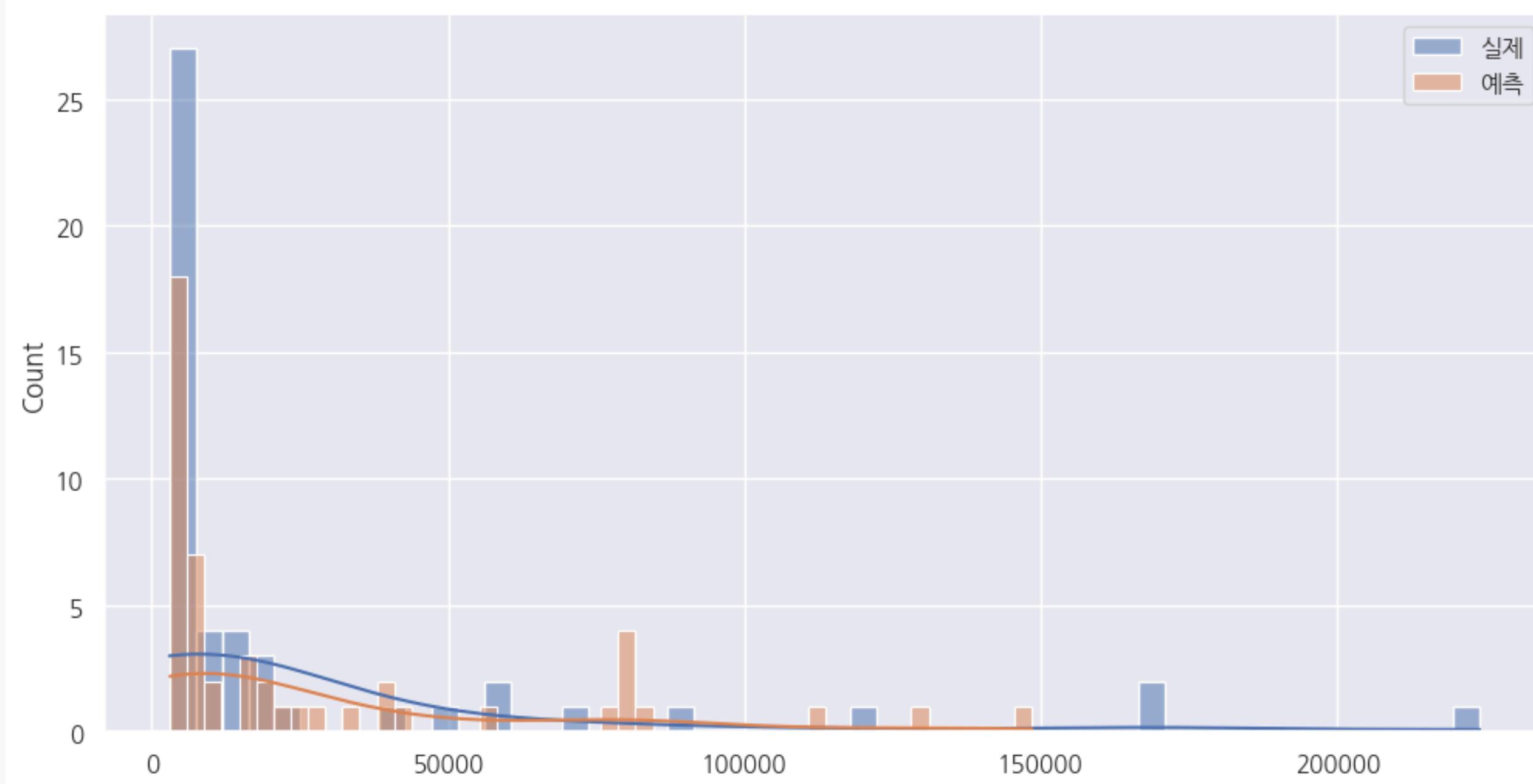
### 3. 투수 역할별 WAR 분포

- a. 선발투수는 고연봉·고WAR 선수들이 집중
- b. 중간계투/마무리는 성과 편차가 크고 연봉 구간이 섞여 있음
- c. 투수 역할별 연봉·성과 간 격차 구조가 뚜렷하게 드러남

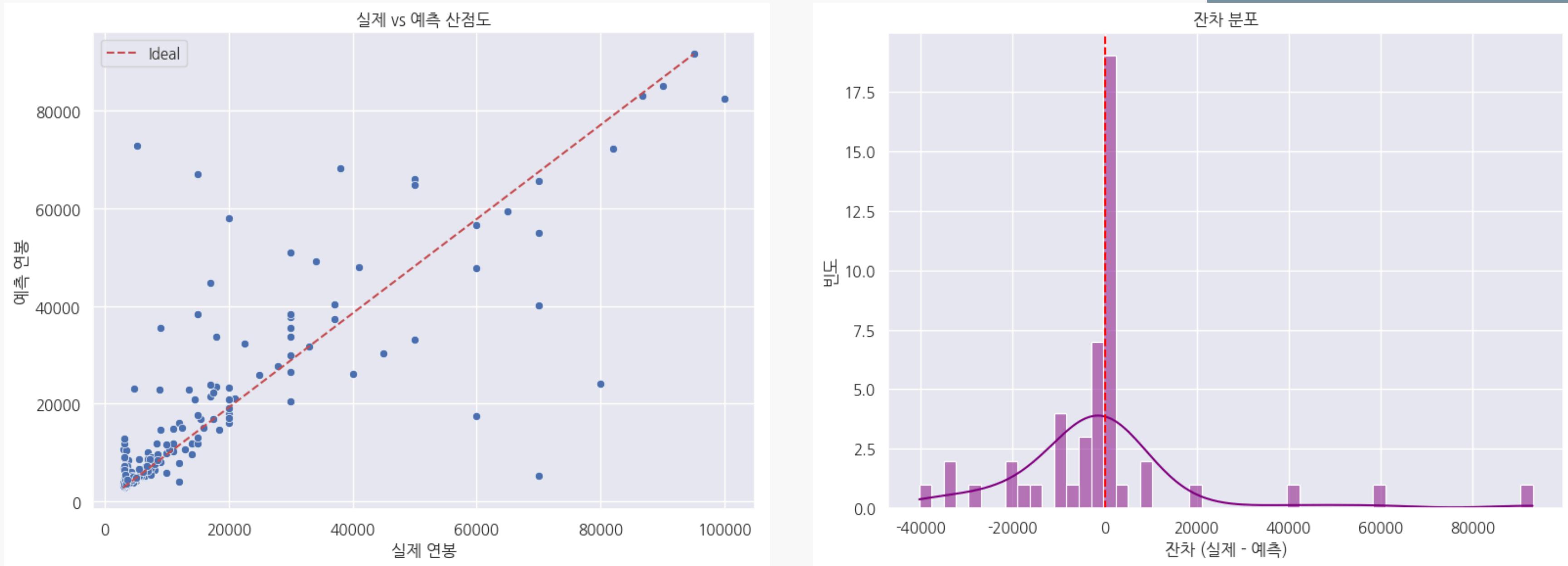
### 4. 연봉구간별 평균 ERA

- a. ERA는 낮을수록 우수 → A/B구간은 평균 4점대 이하로 안정적
- b. C구간은 5점대, D구간은 9점대 이상으로 압도적 열세
- c. 저연봉일수록 실점 억제력이 떨어지는 패턴이 분명하게 나타남

# 머신러닝



# 머신러닝 - 분포 확인



- 실제 연봉에 비례해 잔차의 규모가 커짐
- 특히 10억 이상의 연봉을 받는 선수들에 MSE등의 지표가 크게 영향을 받음
- 해당 선수를 목표로 추가 자료수집이 필요

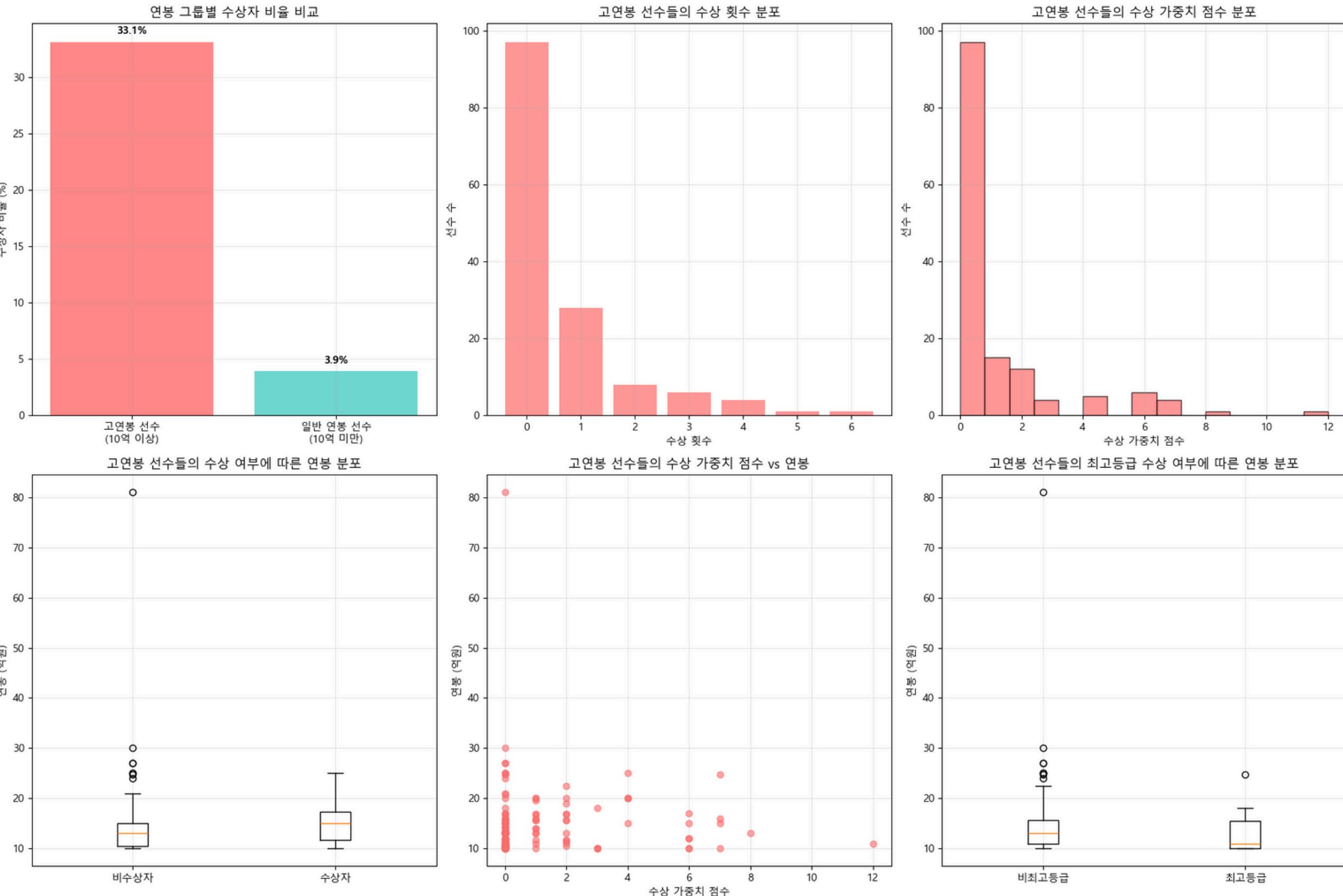
# 수상과 연봉 상관관계

주요 수상 종류별 평균 연봉 차이(막대그래프)

타격상 +7.51억.

골든글러브 +5.56억.

투수상 +6억 등



# 수상과 연봉 상관관계

상관계수 히트맵

총수상횟수 0.313.

골든글러브 0.252.

타격상 0.2197 등의 연관 관계

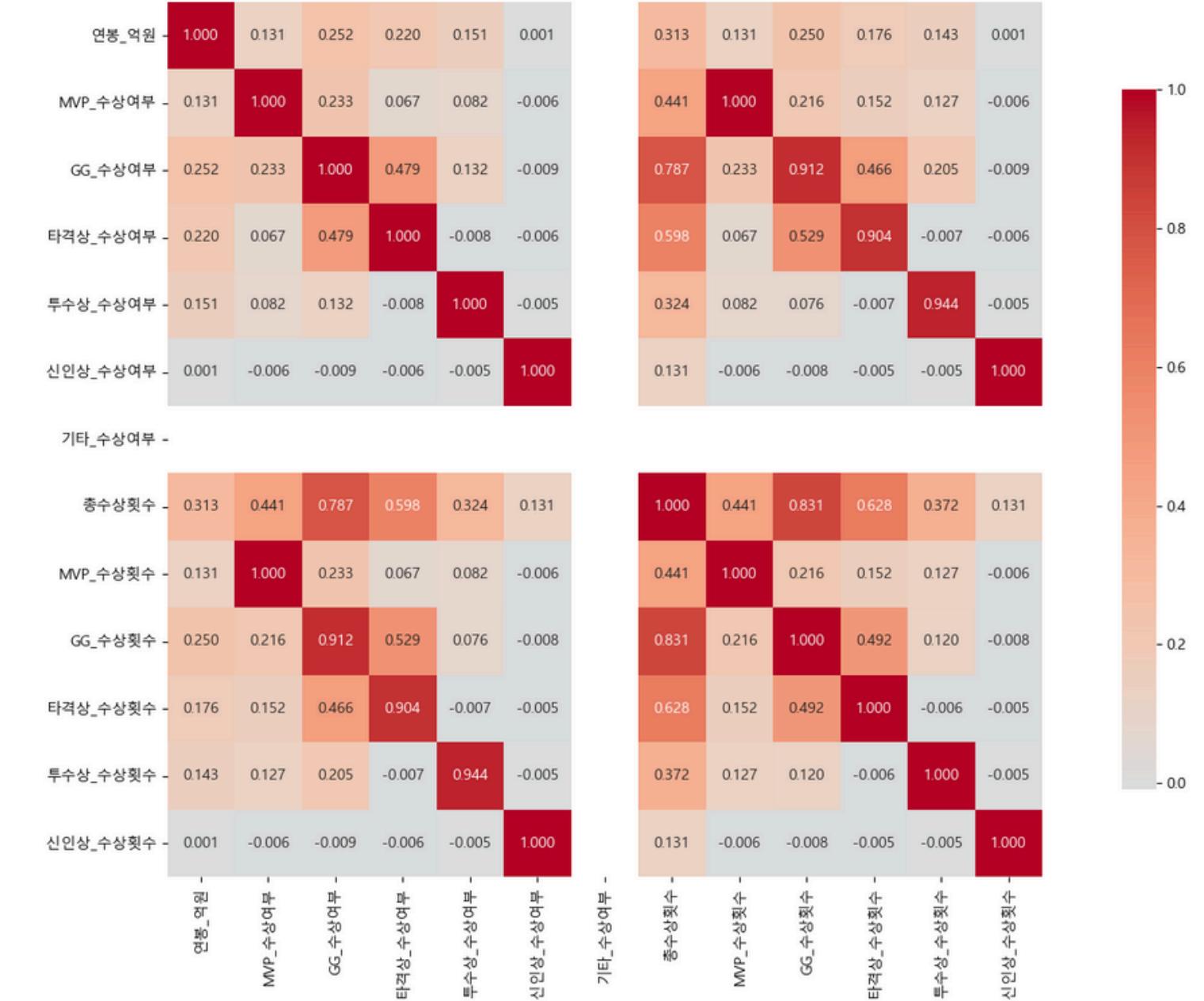
신인상은 거의 0 (연봉 영향 없음)

수상 경력은 연봉과 통계적으로 유의한 상관관계 ( $p<0.001$ )

타격상·골든글러브·투수상은 강력한 연봉 프리미엄

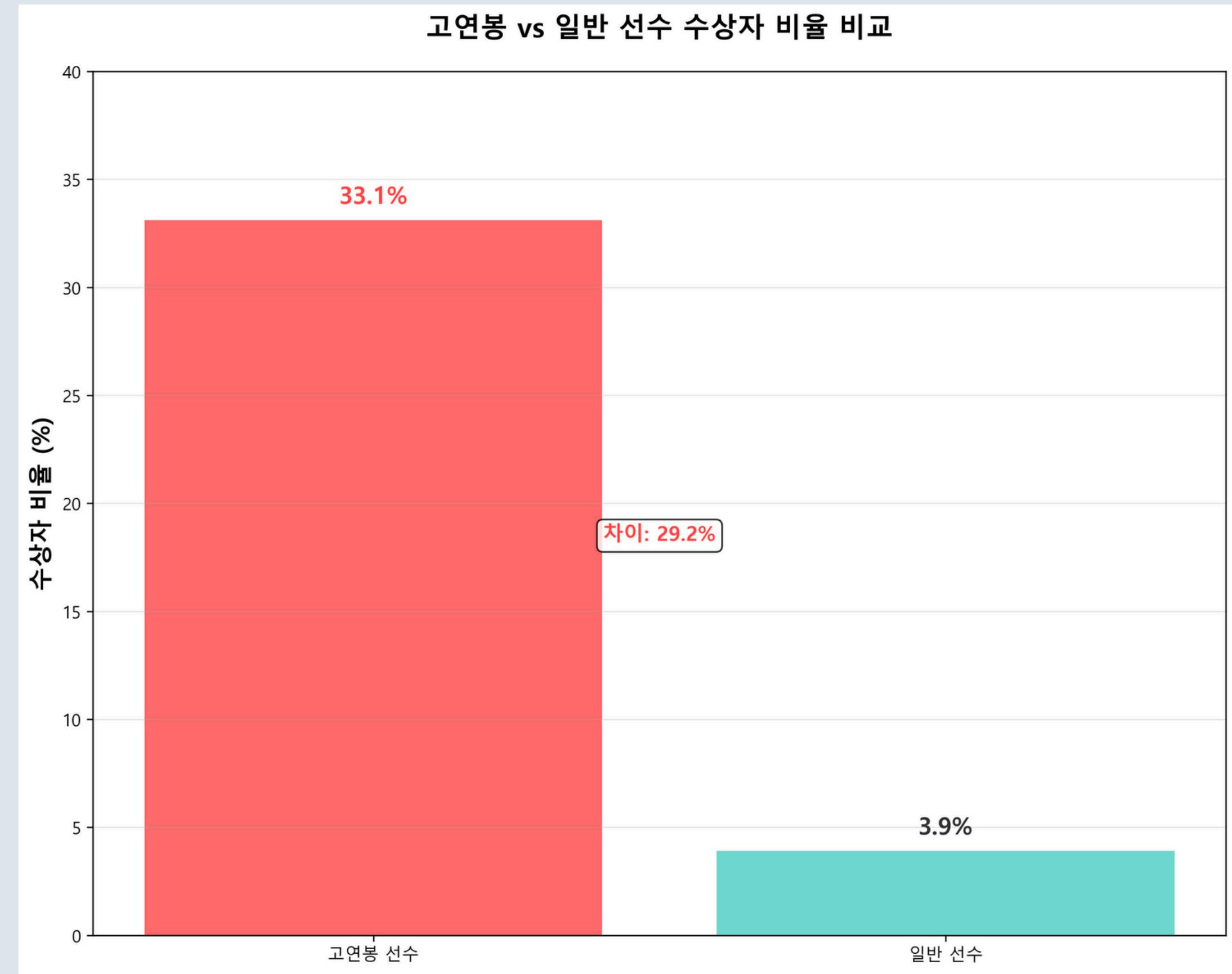
신인상은 연봉 인상과 무관

수상과 연봉 상관관계 분석

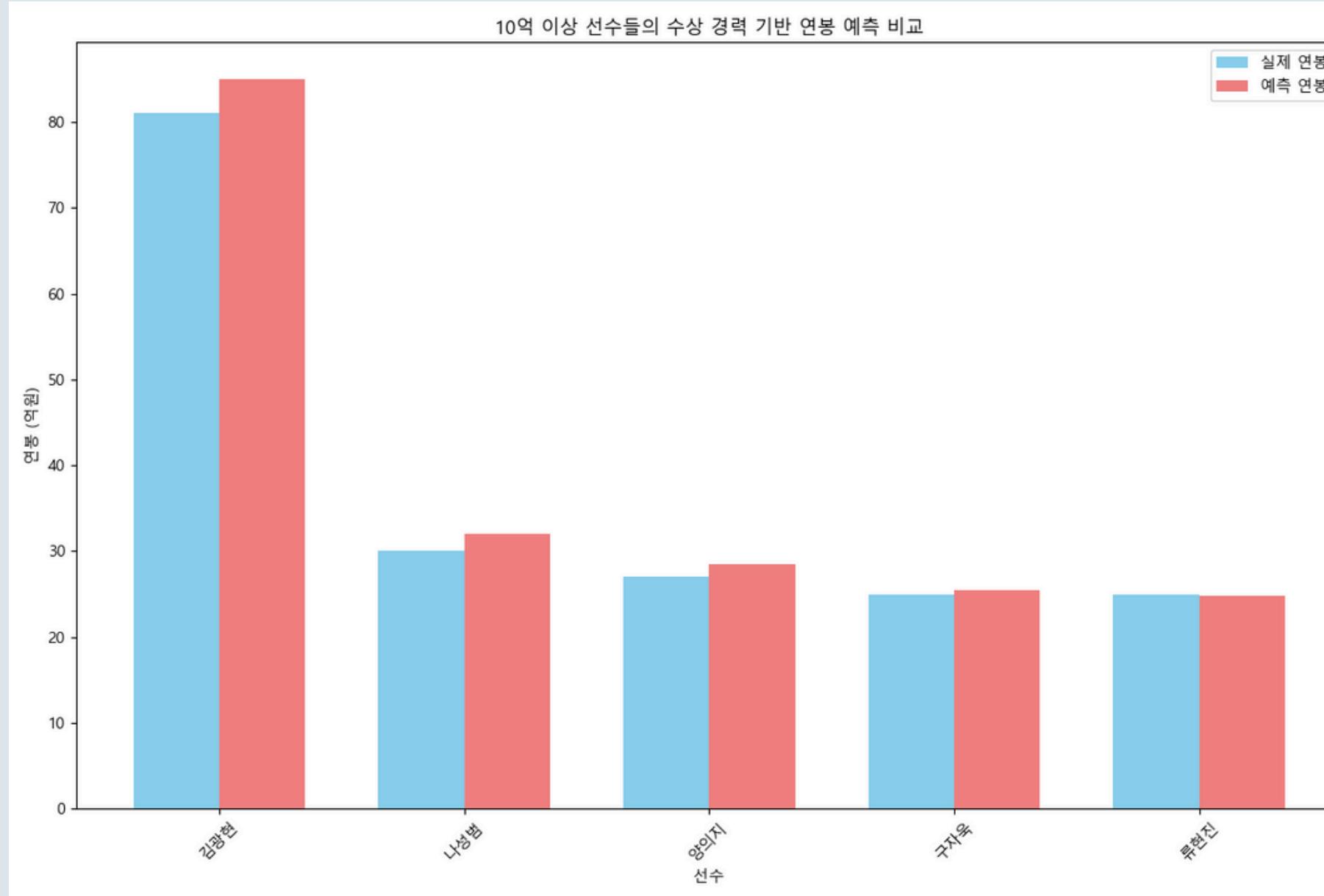


# 수상과 연봉 상관관계(10억 이상)

고연봉 선수 vs 일반 선수 수상자 비율  
(33.1% vs 3.9%. 막대그래프)



# 수상과 연봉 상관관계 예측 (10억 이상)



전반적으로 예측 연봉이 실제 연봉보다 약간 높게 산출됨.

김광현: 실제보다 높은 예측 → 모델이 수상 경력을 강하게 반영.

나성범·양인지: 예측치가 소폭 더 높음

→ 수상 경력 대비 연봉이 다소 낮게 책정.

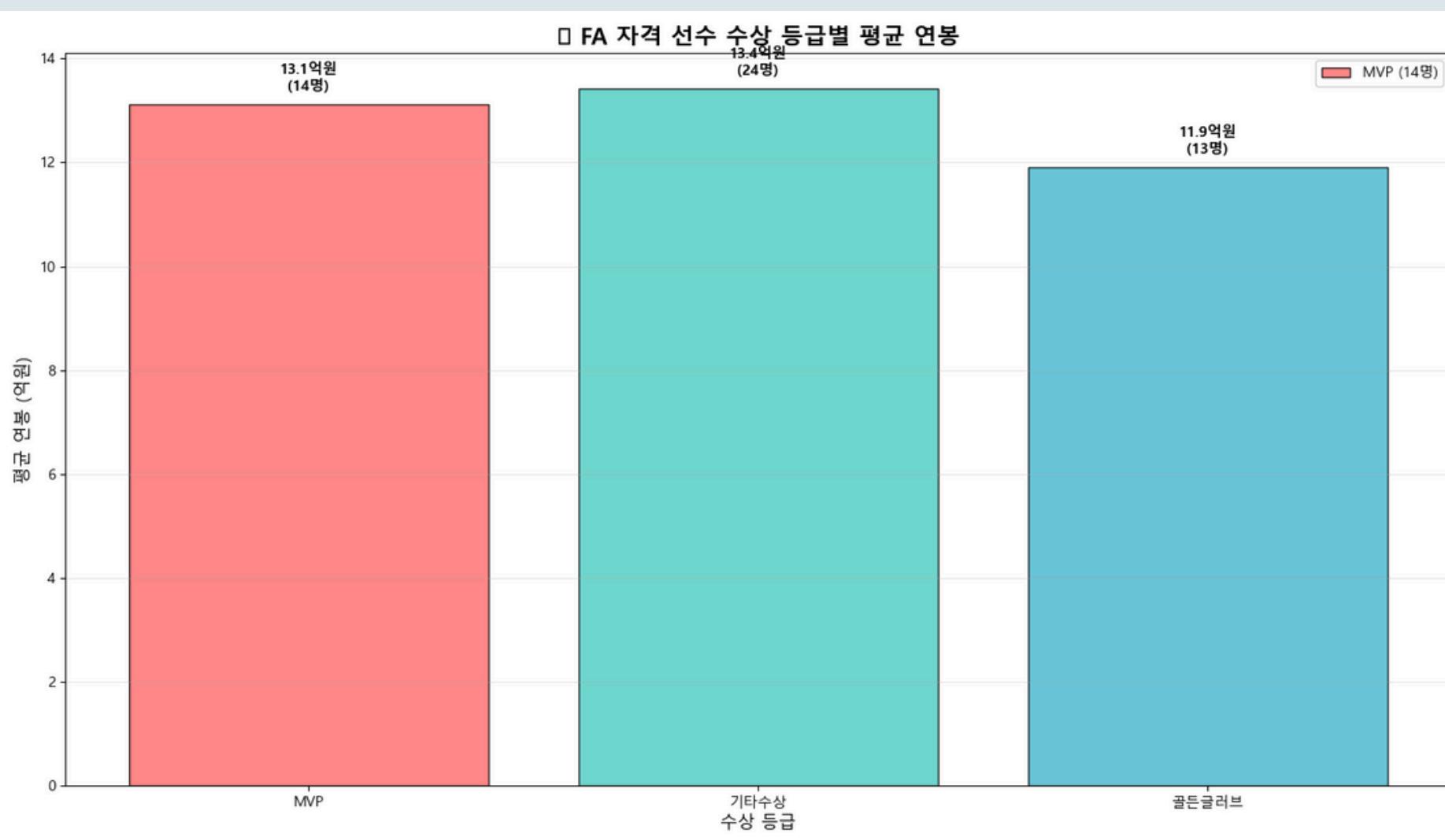
구자욱·류현진: 실제와 예측이 거의 일치 → 모델 설명력이 높음.

## 종합

- 수상 경력은 연봉 예측에 강한 설명력을 가지며.

특히 최고 연봉자일수록 예측치와 실제치 간 차이가 발생할 수 있음.

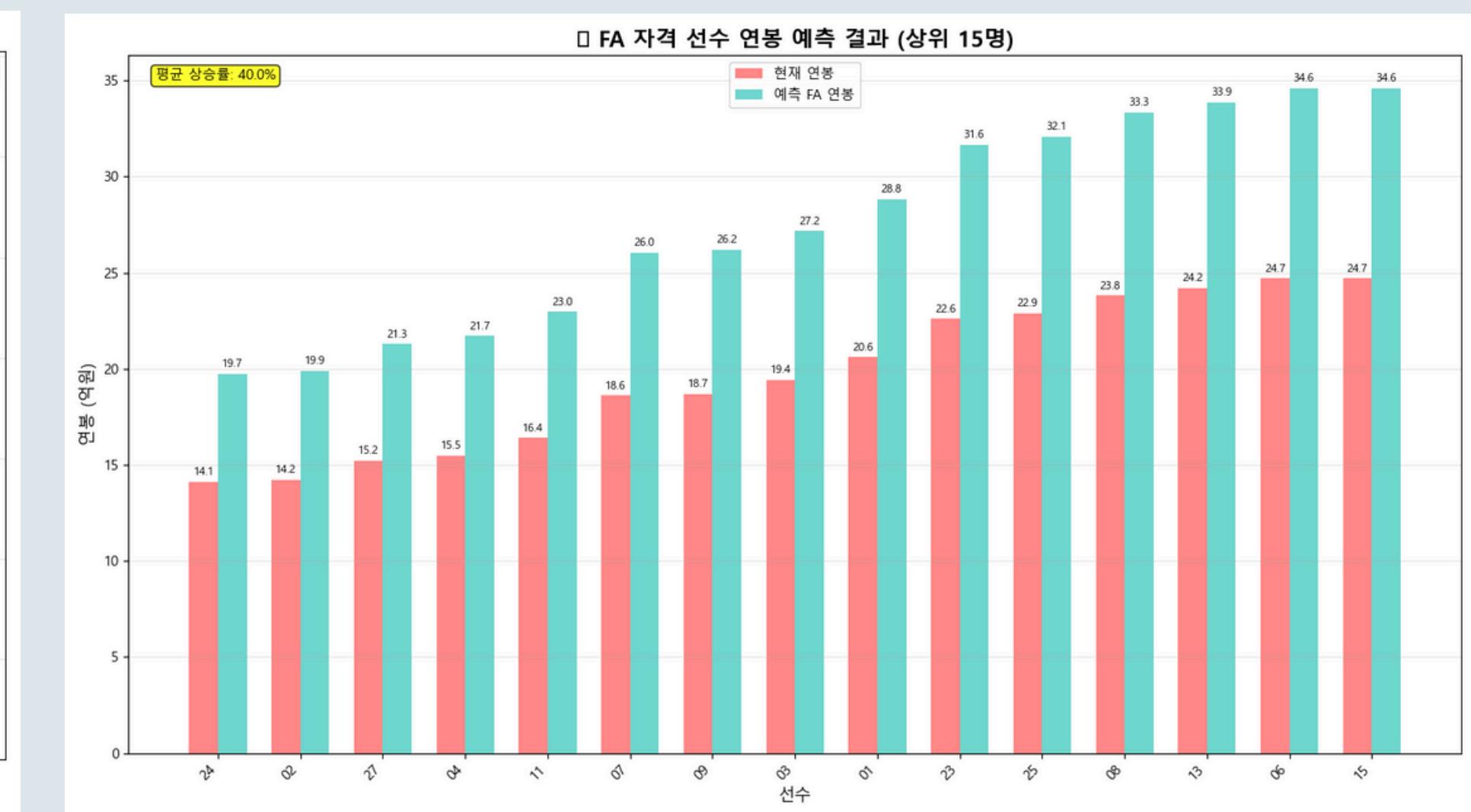
# 수상과 연봉 상관관계 예측 (10억 이상)



## 3. 수상 등급별 평균 연봉

MVP: 13.1억 / 기타: 13.4억 / 골든글러브: 11.9억

MVP·기타 차이 적음, 골든글러브는 평균 낮음



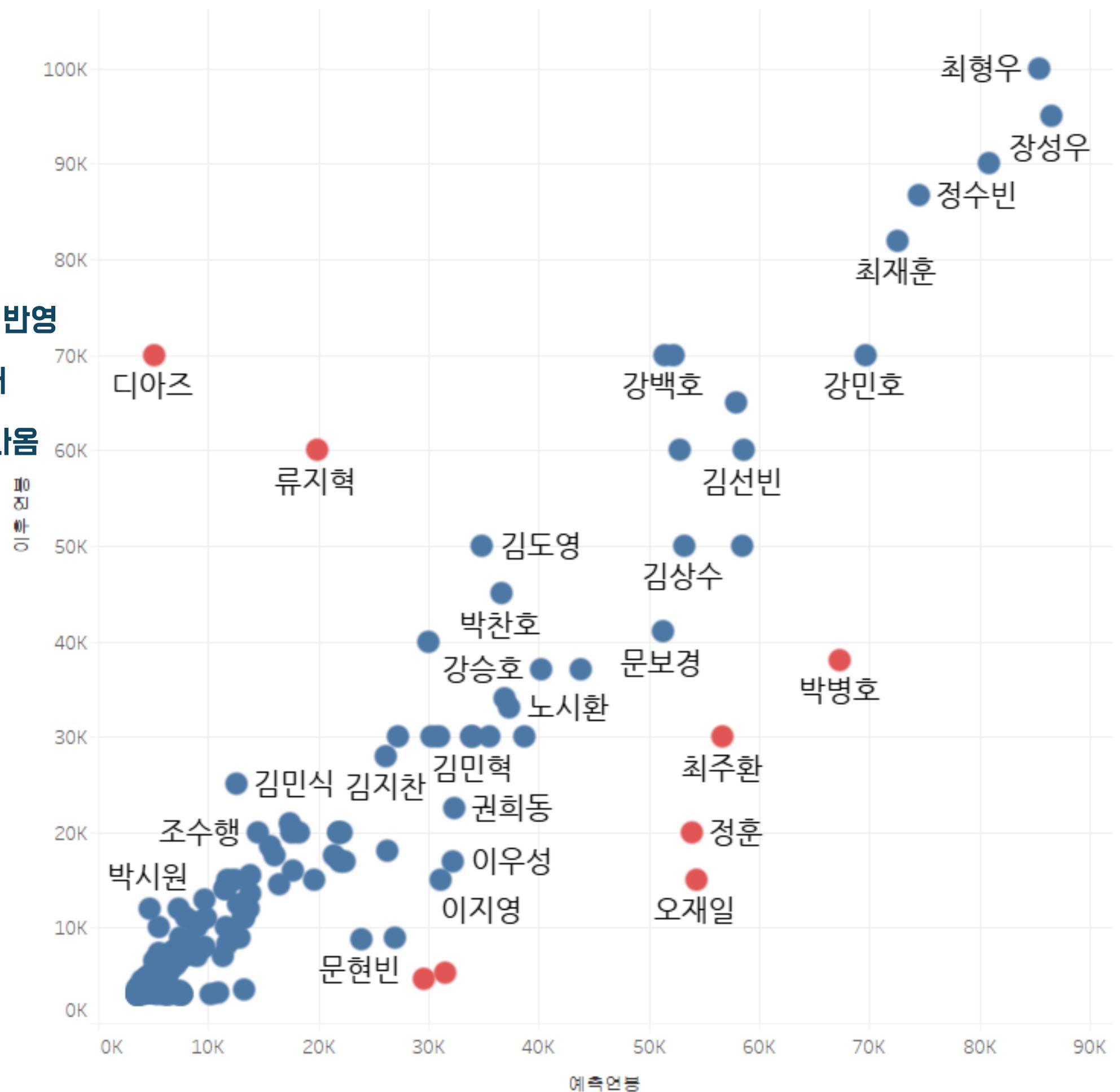
## 4. 수상 여부별 평균 연봉

수상 有: 13.4억 / 수상 無: 19.0억

무수상자도 FA 시점 조건 좋으면 고연봉

# 수상경력을 고려한 개선

- 선수들의 수상경력을 조사하여 새로운 Feature로 추가
- 홈런상 등의 수상은 다른 기록과 다중공선성이 높기에 수상횟수를 반영
- 그럼에도 불구하고 10억 이상의 고연봉 선수들에 대해 개선은 실패
- 예측연봉이 더 크게 나온 선수들은 대부분 연차가 고려되어 낮게 나옴
- 또한 수비면에서 스탯을 쌓은 선수들에 대해서 연봉 보전을 예측



# 머신러닝 - 분류 (2021년 ~ 2024년 데이터)

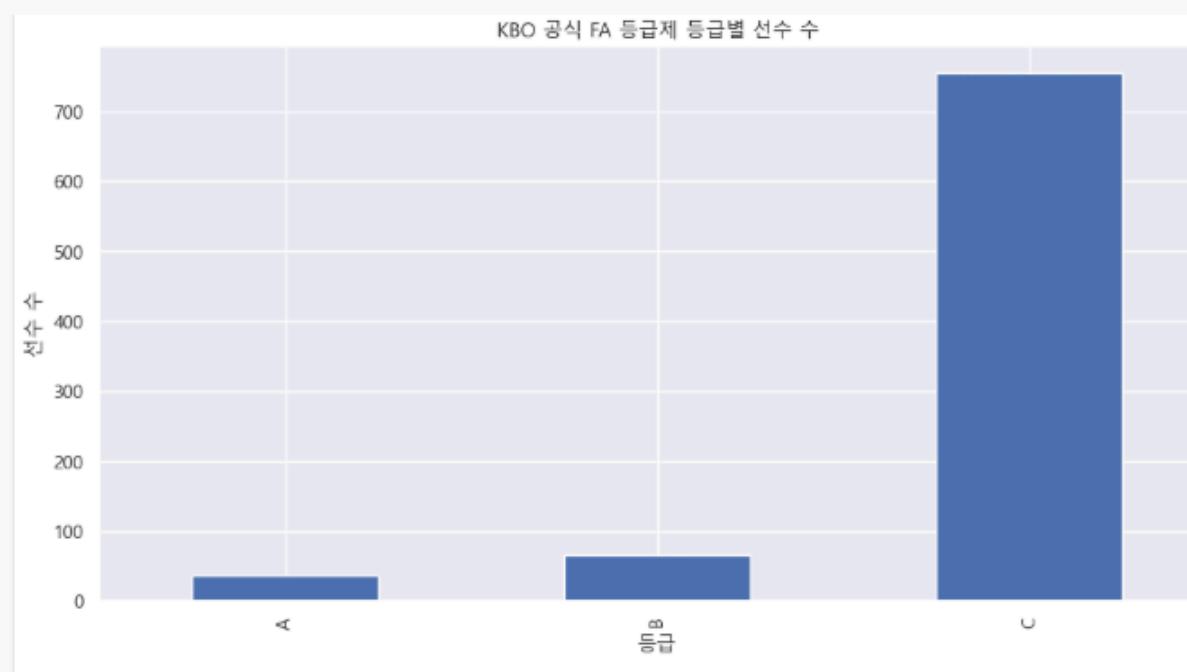
분석·예측은 '공식 FA등급'이 아니라, 편향을 줄인 '연봉 4구간' 라벨로 진행

$$\text{연봉} + \text{신인 계약금} + \text{외국인 선수 계약금} + \text{FA 계약금} \div \text{계약기간} \rightarrow \text{최종 연봉}$$

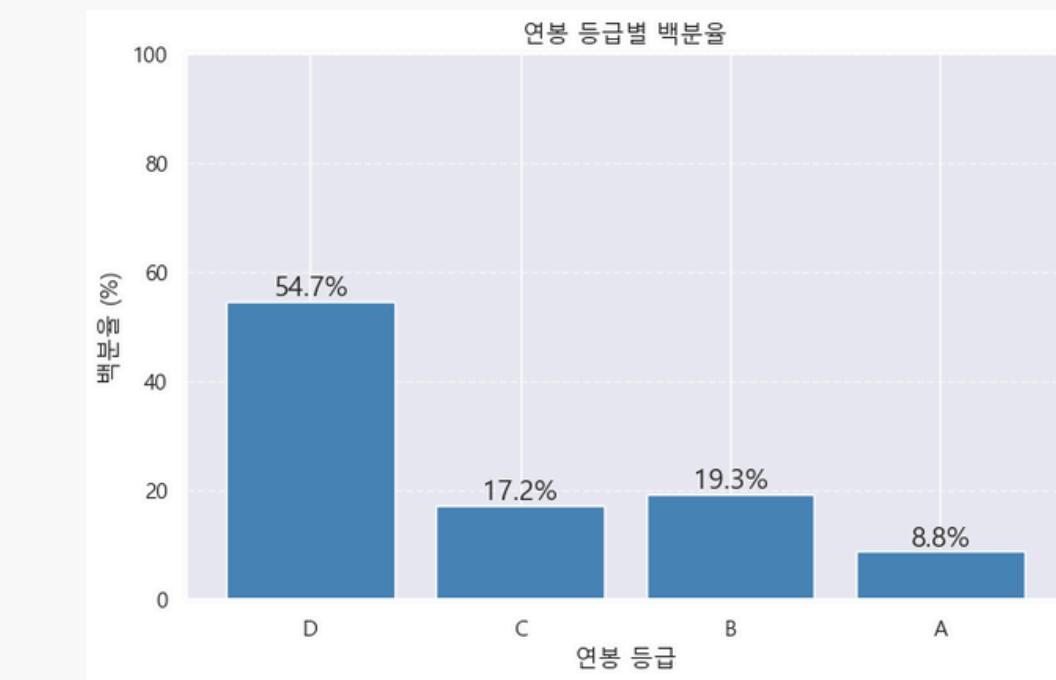
신인·외국인 일시 반영, FA 계약기간 분할 → '최종 연봉' 산출, 연봉 데이터 A-D 4구간 라벨링

누수 방지: 팀/전체 연봉순위·미래 연봉/계약 제외, 결측/불일치 제거

## 공식 FA등급 분포



## 학습용 연봉 등급 분포



- KBO 공식 FA등급 기준으로 선수 수를 집계한 분포. (2021년 ~ 2024년)
- 특정 등급에 선수들이 과도하게 몰림(제도/협상/신인 규정 등 비정량 요인 영향).  
→ 학습 라벨로 쓰기엔 편향·노이즈가 큼.

- 학습을 위해 연봉 금액 4구간으로 단순·균형화
- 구간: 0-5천 / 5천-1억 / 1-5억 / 5억+.  
→ 클래스 불균형 완화 + 라벨 일관성↑

# 머신러닝 - 모델 성능(F1 스코어) & 혼동행렬

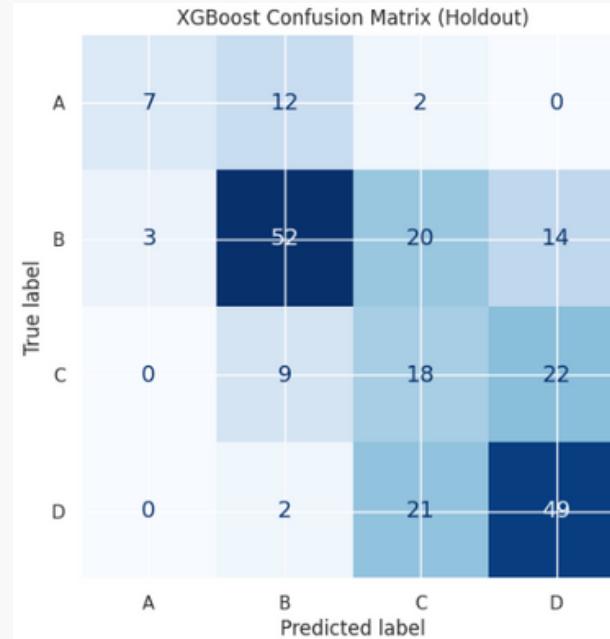
2021년 ~ 2024년 투수 데이터

기본 → +투수 역할 → +신인 칼럼추가로 F1-macro 0.60→ 0.63→ 0.64↑

최종 XGBoost가 가장 균형적이고, 오류는 C가 B·D로 헷갈린 경우가 대부분

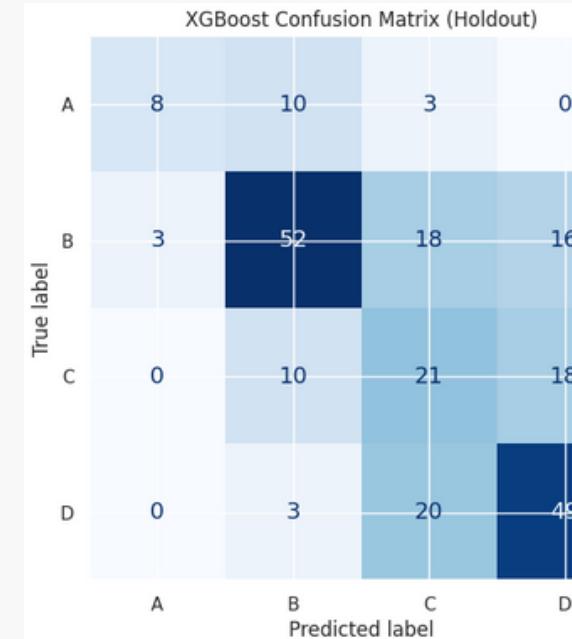
1차(기본 스탯)

Model	F1 Macro	F1 Micro
XGBoost Tuning	0.6031	0.6280
LGBM Tuning	0.5995	0.6301
SoftVoting Tuning	0.5953	0.6260
HardVoting Tuning	0.5923	0.6156
GradientBoost Basic	0.5882	0.6073



2차(+선발/중간/마무리)

Model	F1 Macro	F1 Micro
XGBoost Tuning	0.6274	0.6598
LGBM Tuning	0.6049	0.6392
SoftVoting Tuning	0.5885	0.6247
HardVoting Tuning	0.5864	0.6144
XGBoost Basic	0.5786	0.6124



3차(+신인)

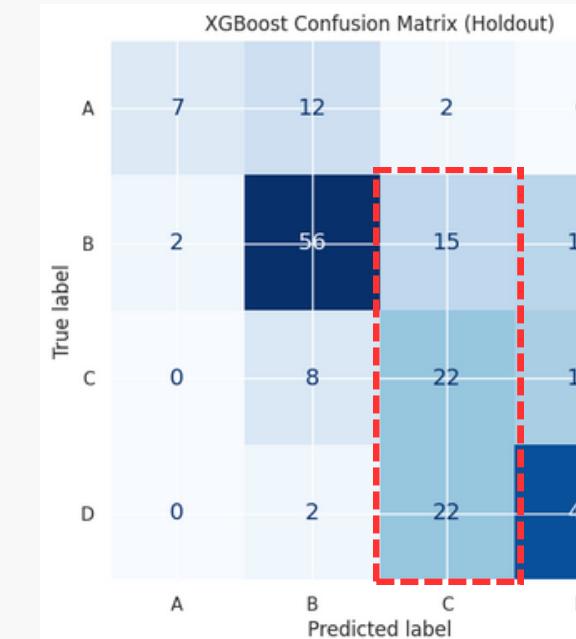
Model	F1 Macro	F1 Micro
XGBoost Tuning	0.6368	0.6528
HardVoting Basic	0.6228	0.6384
SoftVoting Basic	0.6223	0.6405
LGBM Basic	0.6221	0.6405
LGBM Tuning	0.6128	0.6280

## F1 스코어

- 1차: F1-macro 0.60 / micro 0.63 (베이스라인)
- 2차: 0.62 / 0.65 (역할 피처 추가 → 균형 개선)
- 3차: 0.63 / 0.65 (신인/외국인 추가 → 최고 F1 값)

## 혼동행렬

- 1차: 오류가 C↔B/D에 집중
- 2차: 역할 피처로 C행 오프대각 감소
- 3차: 가장 완만 — 대각선 진해짐, C 오류 최소



가로=실제, 세로=예측, 대각선=정답.

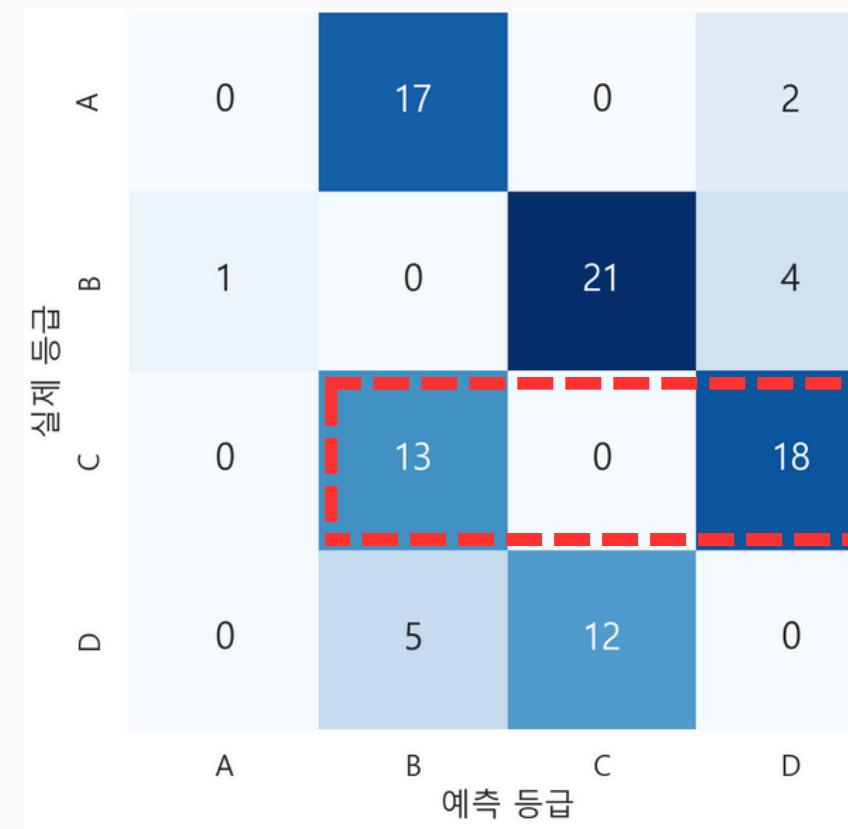
대각선 밖=오류(진할수록 비중 큼)

# 머신러닝 - 예측 결과(오분류 분석)

## 예측 결과

오류의 대부분은 C를 B·D로 헷갈림 / 팀별 편차가 있고, 2단계 이상 큰 오자는 소수의 예외

오분류 전용 혼동행렬(건수)



$C \rightarrow B$  13건 /  $C \rightarrow D$  18건 / 합 31건(전체 93건 중 33%)

행=실제, 열=예측

(정답 제외, 틀린 경우만 표시)

팀별 오분류 분포 (총 오분류 건수 : 93건)



상위 몇 팀에 집중

오분류 선수 Top10

선수	팀	실제등급	예측등급	등급차	연봉(만원)
박종훈	SSG 랜더스	A	D	3	110,000
원종현	키움 히어로즈	A	D	3	62,500
이태양	한화 이글스	B	D	2	47,000
소형준	KT 위즈	B	D	2	22,000
김택형	SSG 랜더스	B	D	2	20,500
이의리	KIA 타이거즈	B	D	2	17,000
김인범	키움 히어로즈	D	B	2	4,500
김윤하	키움 히어로즈	D	B	2	4,500
최종인	두산 베어스	D	B	2	3,500
육청명	KT 위즈	D	B	2	3,500

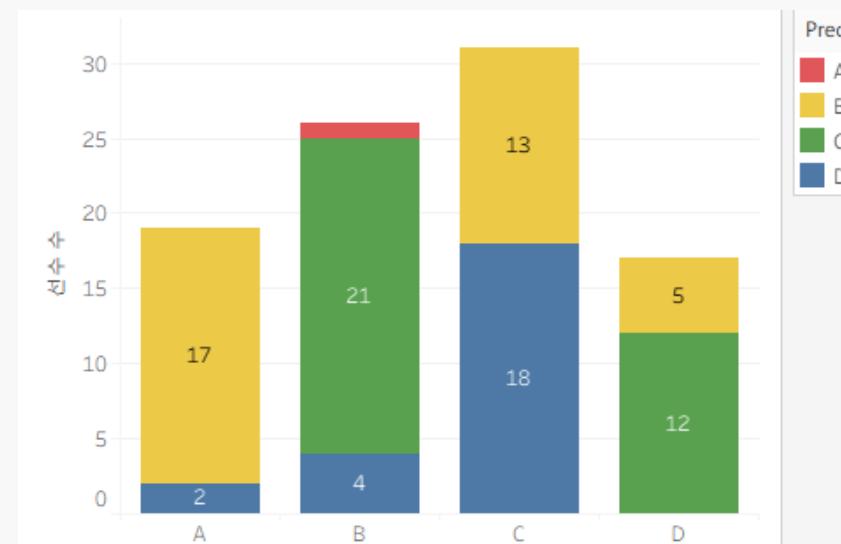
큰 오자는 소수(예외)

- 1. 오류의 중심은 C :  $C \rightarrow D$  18건,  $C \rightarrow B$  13건(합 31) → 경계가 B·D와 겹침
- 2. 팀별 편차 존재 : 일부 팀에 오분류 집중, C 관련 착오 비중 큼
- 3. 큰 오자( $\geq 2$ 단계)는 소수 : ????????????????

# 머신러닝 - 예측이 틀린 선수 - 패턴 & 큰 오차

오류의 1/30! C 경계(B·D)에 몰림. 두 단계↑ 큰 오차는 11건으로 소수. 특정 팀에 상대적으로 집중.

실제등급별 오분류



핵심 오류 : C↔B/D (합 31건)

A행: 19건 중 A→B 17건(대부분 한 단계 다운).

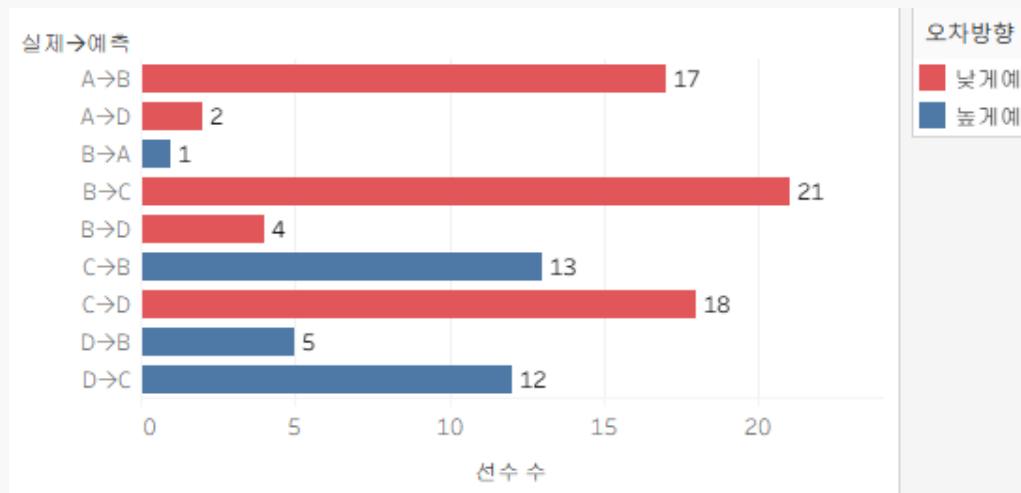
B행: 26건 중 B→C 21건(한 방향으로 몰림).

C행: 31건이 C→B 13 / C→D 18로 양옆으로 분산.

D행: 17건 중 D→C 12건(한 단계 업).

→ 대부분 한 단계 착오 C가 B·D 경계에서 가장 흔들림

오분류 흐름(실제→예측)



한 단계 착오 82건(88%) / 두 단계 11건(12%)

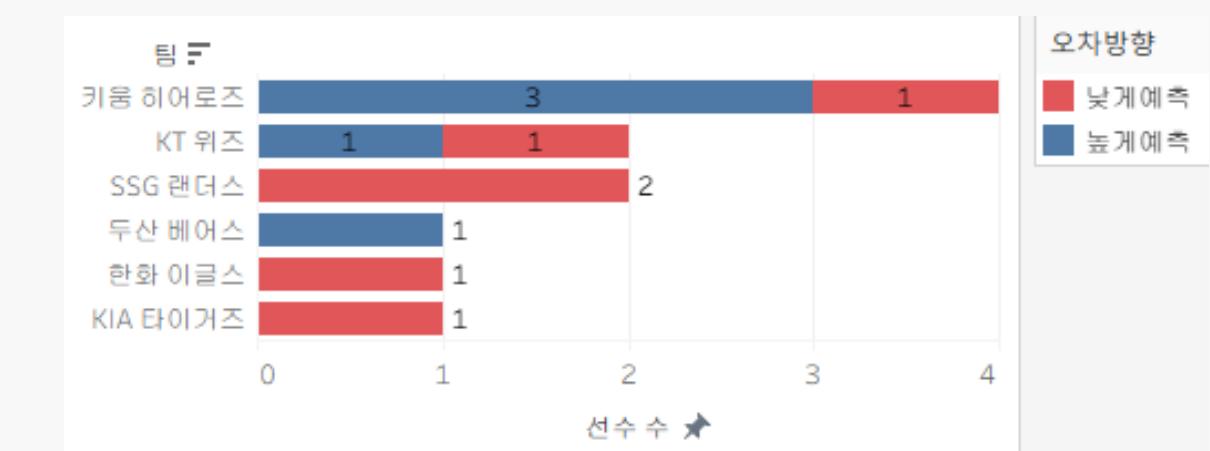
한 단계 차이 → 합 82

두 단계 이상 차이: → 합 11 (소수의 예외).

→ 방향성은 대체로 맞고, 크게 빗나간 예측은 드물.

→ **개선 포인트는 C 경계.**

팀별 큰 오차(>2단계)



상위 몇 팀에 '큰 오차'가 상대적으로 집중

두 단계 이상 틀린 전체 건수는 11건

몇 개 팀에 큰 오차가 상대적으로 몰림

1. 오류의 1/30! C 경계(B·D)에 몰림 — C→D 18건, C→B 13건 (합 31건).

2. 팀 별 차이가 존재 — 큰 오차가 특정 팀에 상대적으로 집중.

3. 두 단계 이상 큰 오차는 11건(드물) — 공통 요인: ????????????

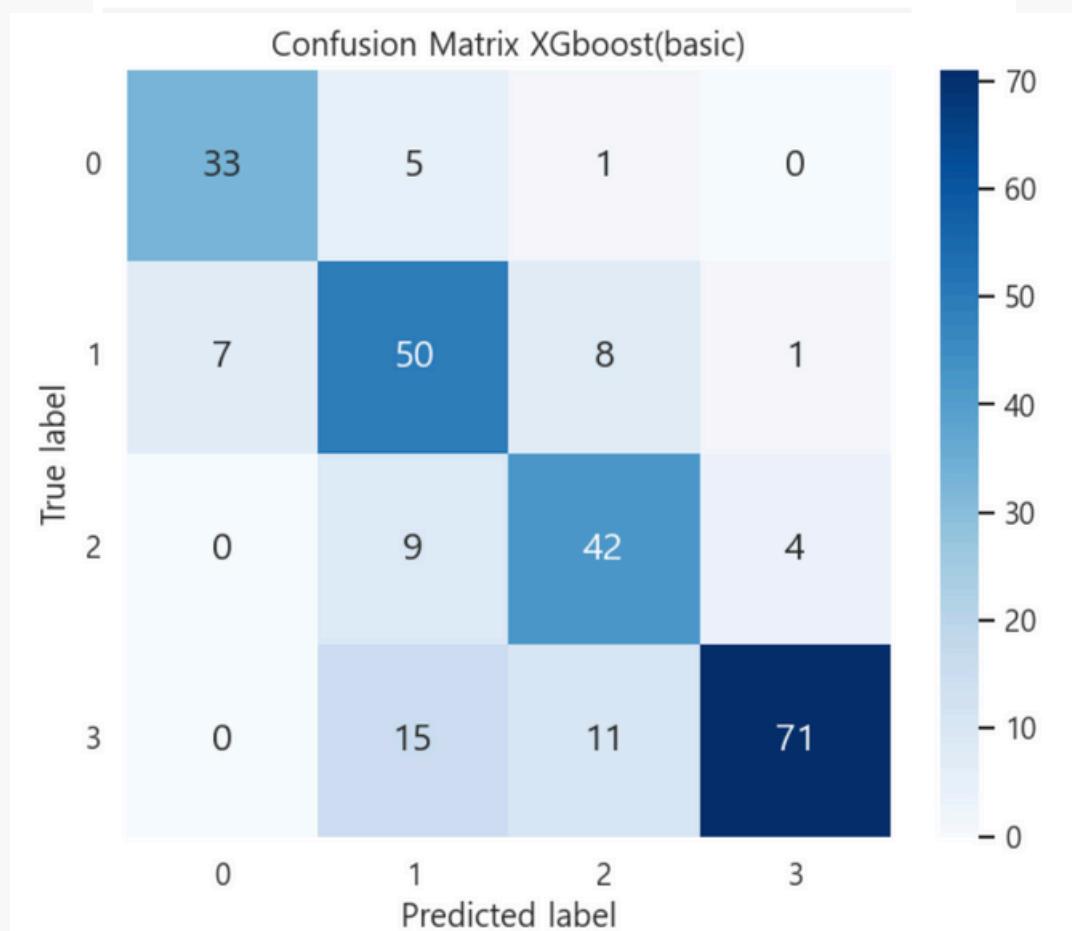
# 머신러닝 - F1 스코어

타자 21-24 데일리

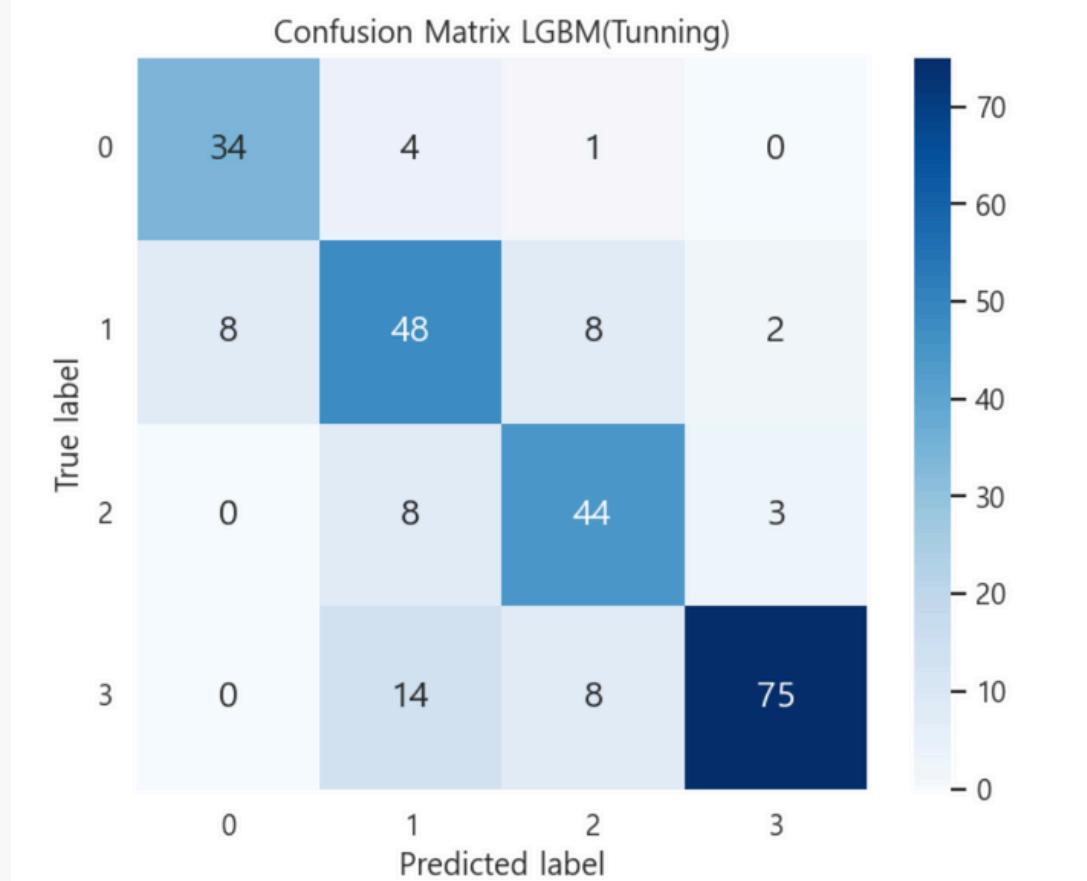
기본 모델과

그리드 서치를 이용한 하이퍼 파라미터 학습

	f1 score
XGBoost Basic micro	0.831007
GradientBoost Basic micro	0.826860
SoftVoting Basic micro	0.826842
LGBM Basic micro	0.822788
XGBoost Basic macro	0.815996
HardVoting Basic micro	0.815957
RandomForest Basic micro	0.815920



	f1 score
HardVoting Tuning micro	0.855461
LGBM Tuning micro	0.850000
GradientBoosting Tuning micro	0.840485
HardVoting Tuning macro	0.840316
SoftVoting Tuning micro	0.837745
LGBM Tuning macro	0.837151
XGBoost Tuning micro	0.832303



# 머신러닝

## 타자 21-24 데이터

### 연차 효과(계약 제도)

- 1-3년차 구간은 연봉 하락/협상 구조/FA 미자  
경 등으로 실연봉이 성적을 늦게 따라감
- 모델은 성적이 좋으면 등급을 올려 찍는 경향  
→ D(실제) vs B/C(예측) 오분류

오분류 (실제→예측):

	true	pred	건수
0	D	B	14
1	B	A	8
2	B	C	8
3	C	B	8
4	D	C	8
5	A	B	4
6	C	D	3
7	B	D	2
8	A	C	1

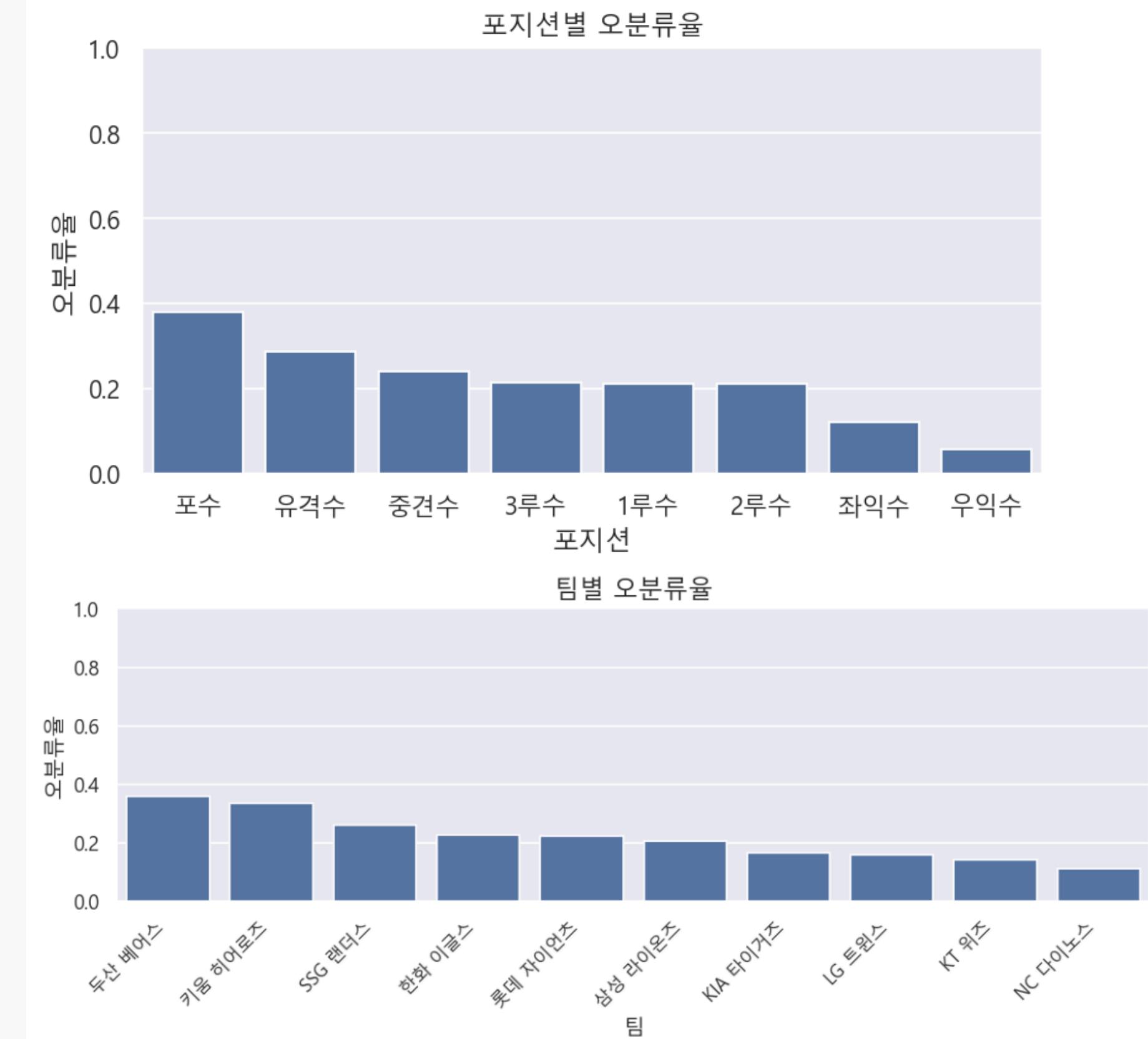
선수	팀	포지션	연도	TRUE	Pred	연차
김두현	KIA 타이거즈	유격수	2024	D	B	1년차
김범석	LG 트윈스	1루수	2024	D	B	2년차
김현종	LG 트윈스	중견수	2024	D	B	1년차
박한결	NC 다이노스	좌익수	2024	D	B	2년차
신용석	NC 다이노스	포수	2024	D	B	2년차
정현승	SSG 랜더스	우익수	2024	D	B	1년차
여동건	두산 베어스	2루수	2024	D	B	1년차
전다민	두산 베어스	좌익수	2024	D	B	1년차
류현준	두산 베어스	포수	2024	D	B	1년차
강성우	롯데 자이언츠	유격수	2024	D	B	1년차
이호준	롯데 자이언츠	유격수	2024	D	B	1년차
이재상	키움 히어로즈	유격수	2024	D	B	1년차
김동현	키움 히어로즈	포수	2024	D	B	2년차
한경빈	한화 이글스	유격수	2024	D	B	3년차

# 머신러닝

## 타자 21-24 데이터

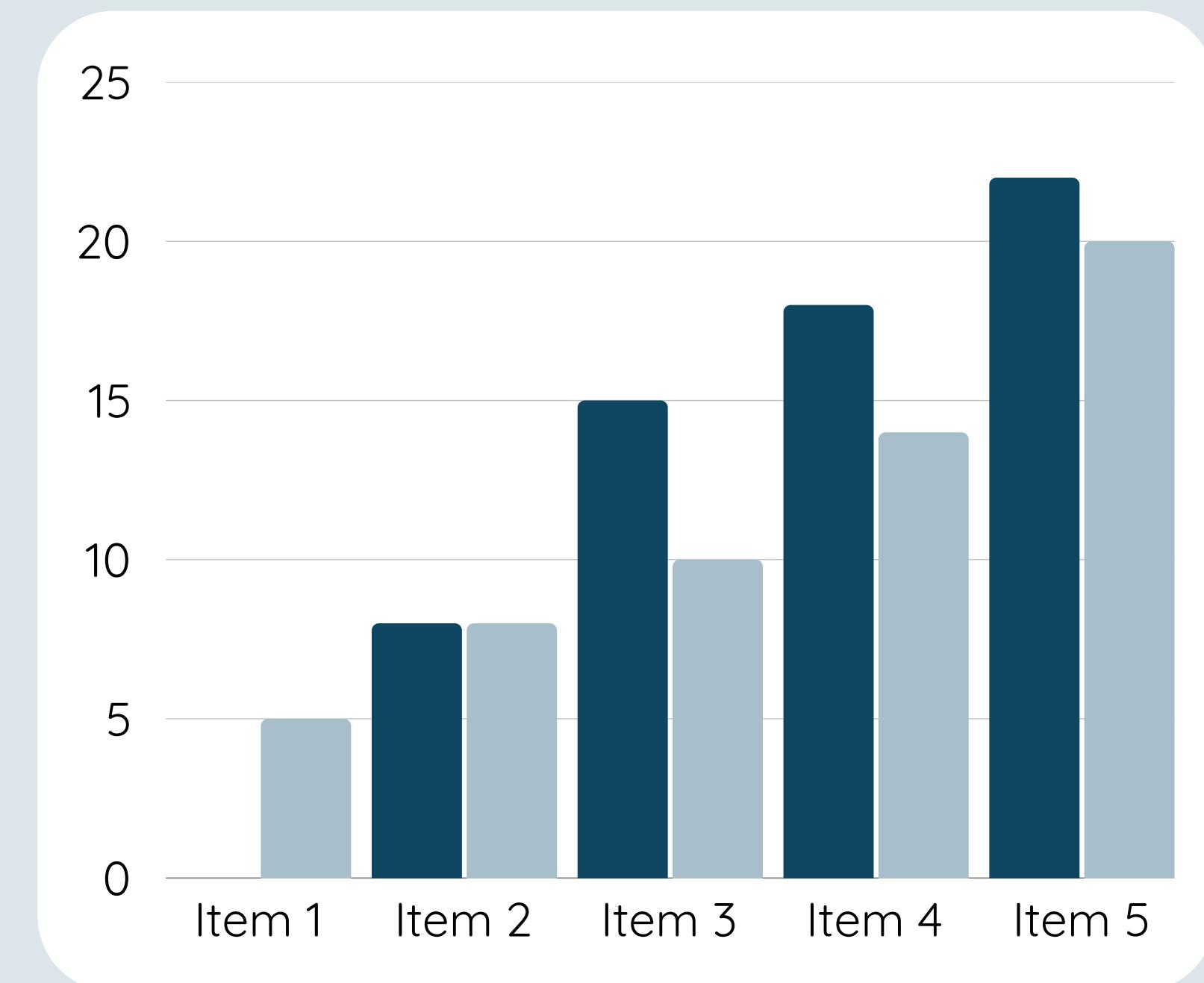
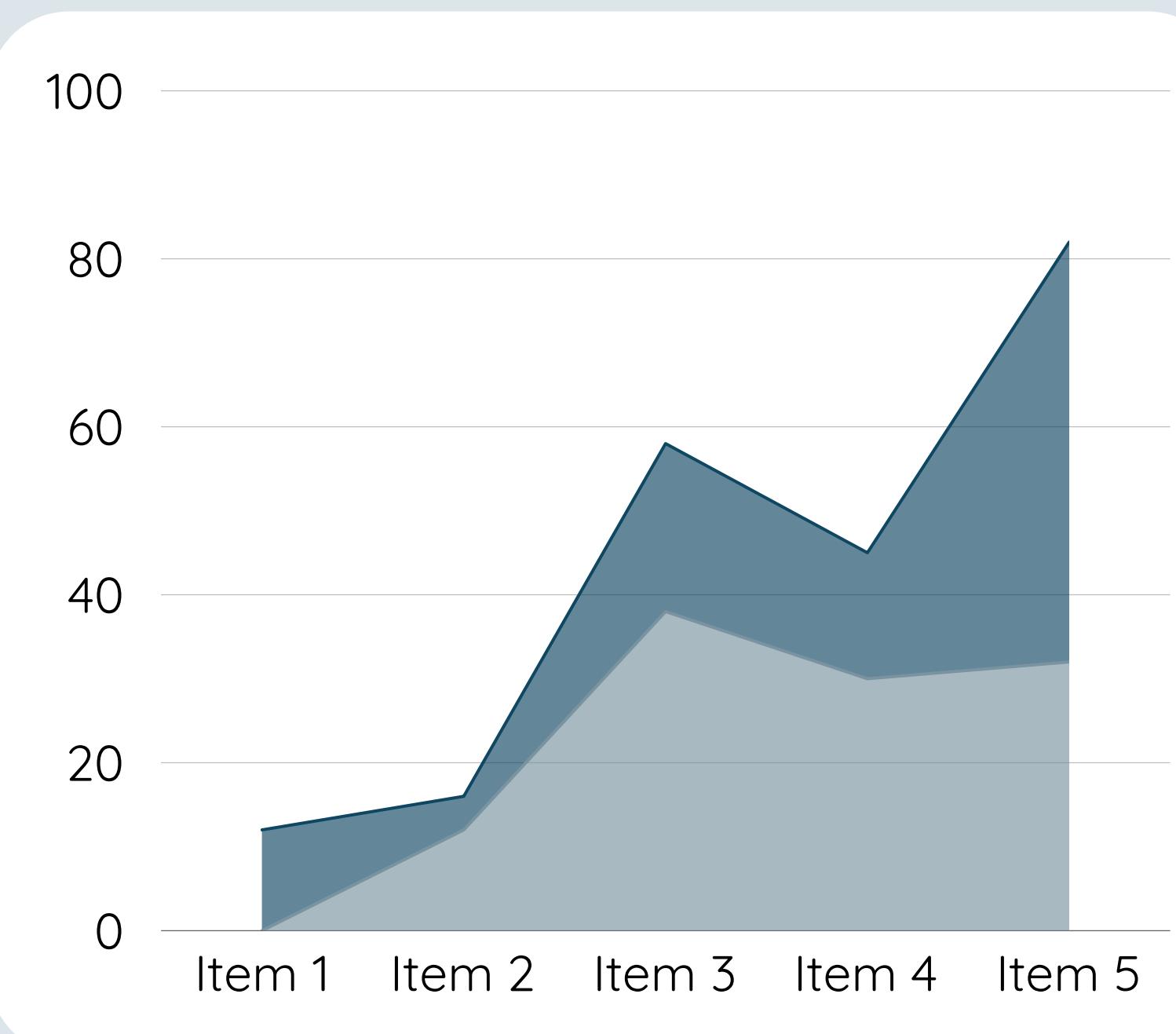
### 역할·포지션·팀 정책

- 포수/유격수/중견수처럼 **수비가치/희소성 포지션은** 지표 대비 연봉이 다르게 움직일 수 있음
- 팀별 인사/예산/재계약 관성도 반영 필요(같은 성적이라 도 팀 따라 급여 등급이 다름).



# Data Analysis

Customers are unhappy with Warner & Spencer's new packaging, which may be contributing to a decline in sales. Competitors offer better features and pricing, making it difficult for our product to stand out in the market.



# 회고 및 개선가능성

---



- 세이버메트릭스를 통해 더 많은 칼럼을 조사할 수 있었지만 기본 기록만이 포함되었다.
- FA를 취득하는 연도, 결혼, 병역, 연차, 해외이적, 리더십, 부상등의 수집하기 어려운 연봉에 중요한 요소들이 있어 한계가 있었다.
- 사전연구는 MLB선수들을 대상으로 분석하였지만 KBO는 구단과 선수의 숫자가 적어 충분한 양의 데이터를 수집하기 어려웠다.
- 머신러닝 역시 더 높은 성적을 위해 튜닝할 시간과 기술이 부족하였다.
- 시계열 연구를 통해 성적이 어떻게 상승 및 하강하는지를 예측하는 것을 통해 개선할 수 있을 것으로 생각된다.
- 





# Thank you



# Background Project

## Current scenario:

Warner & Spencer has been a significant player in its industry, offering various shampoo and soap products. While they've seen success, we acknowledge the evolving market dynamics and the need to adapt our sales strategies to maintain and increase our competitive edge.



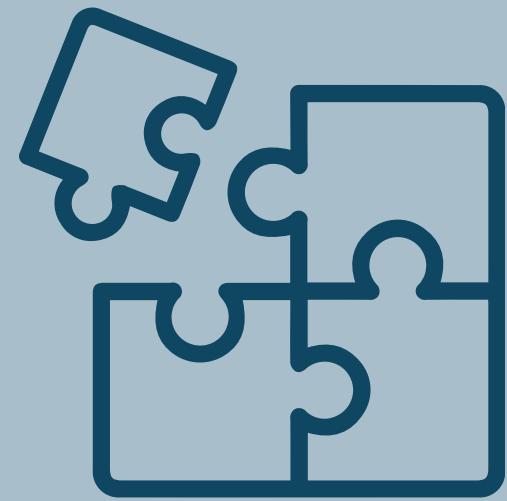
# Project Objectives

---



## Analysis Phase

- Analyze sales performance, market trends, and consumer behavior.
- Conduct a SWOT analysis of existing sales strategy.



## Strategy Development

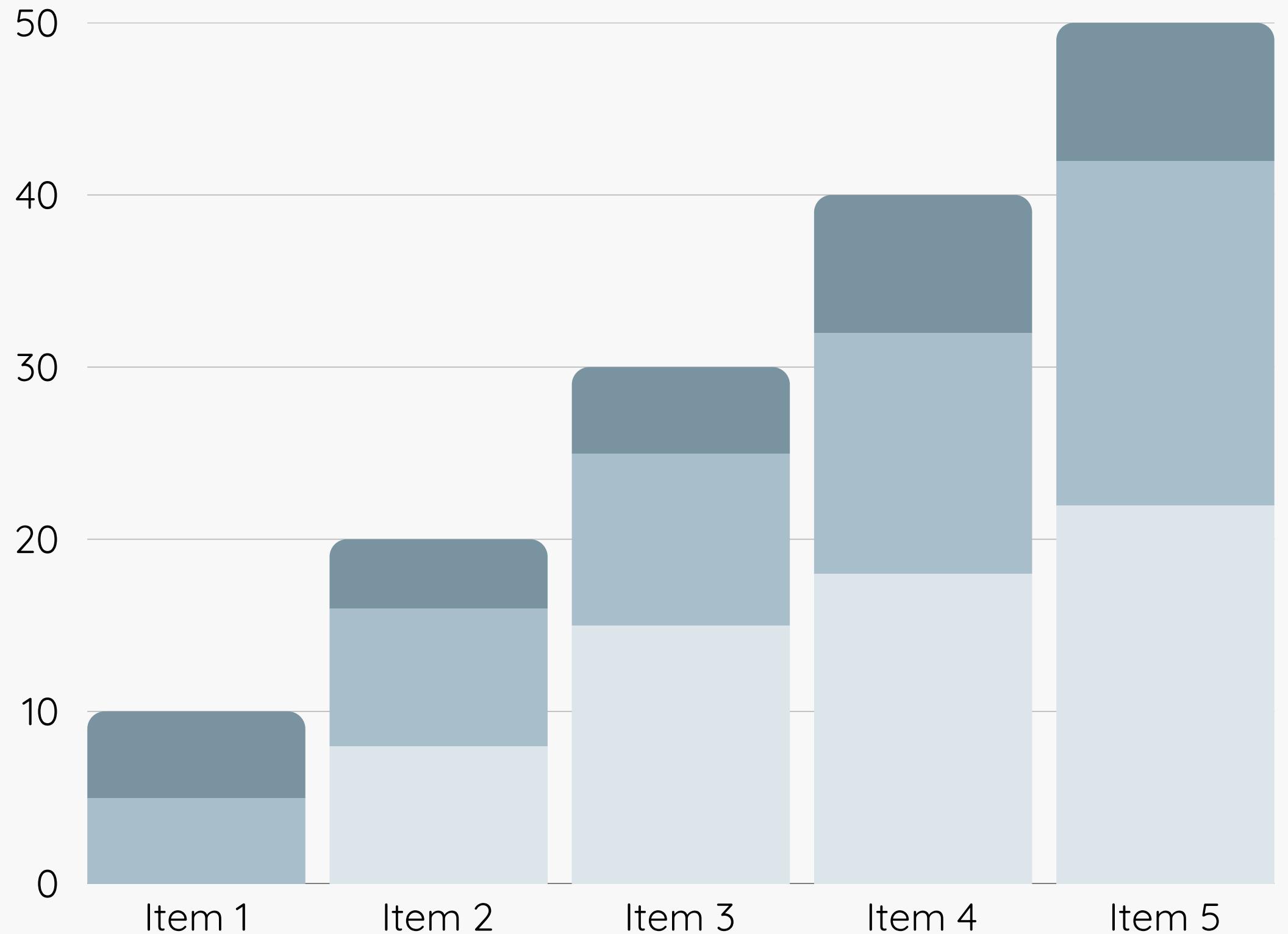
- Create new strategies using marketing, sales promotions.
- Customer engagement to leverage strengths and opportunities.



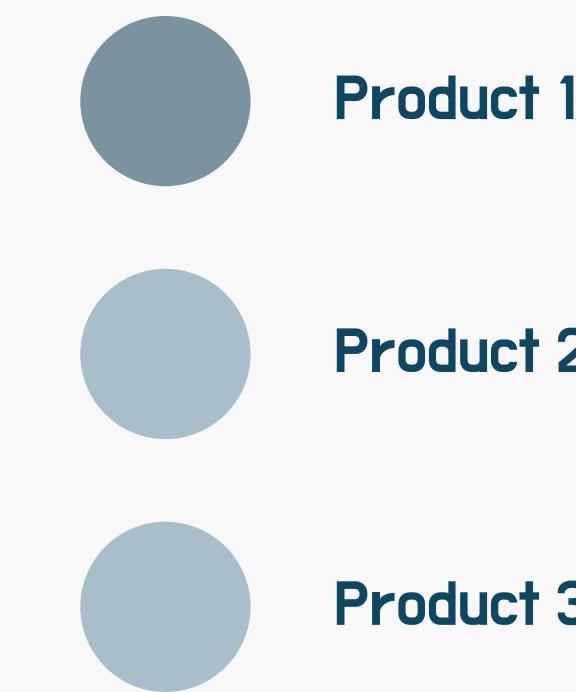
## Implementation Plan

- Create a timeline with milestones
- And responsibilities. Set KPIs to measure success.

# Data Analysis



Over the past year, sales for Warner & Spencer have experienced a consistent decline, dropping month-on-month. The graphical representation of sales volumes reveals a noticeable downward trend, especially in the last quarter.



# Expected Outcomes



## Increased Sales Figures:

- Target a 25% increase in sales over the next years.
- Measure success by tracking sales metrics and revenue growth.

## Improved Customer Engagement:

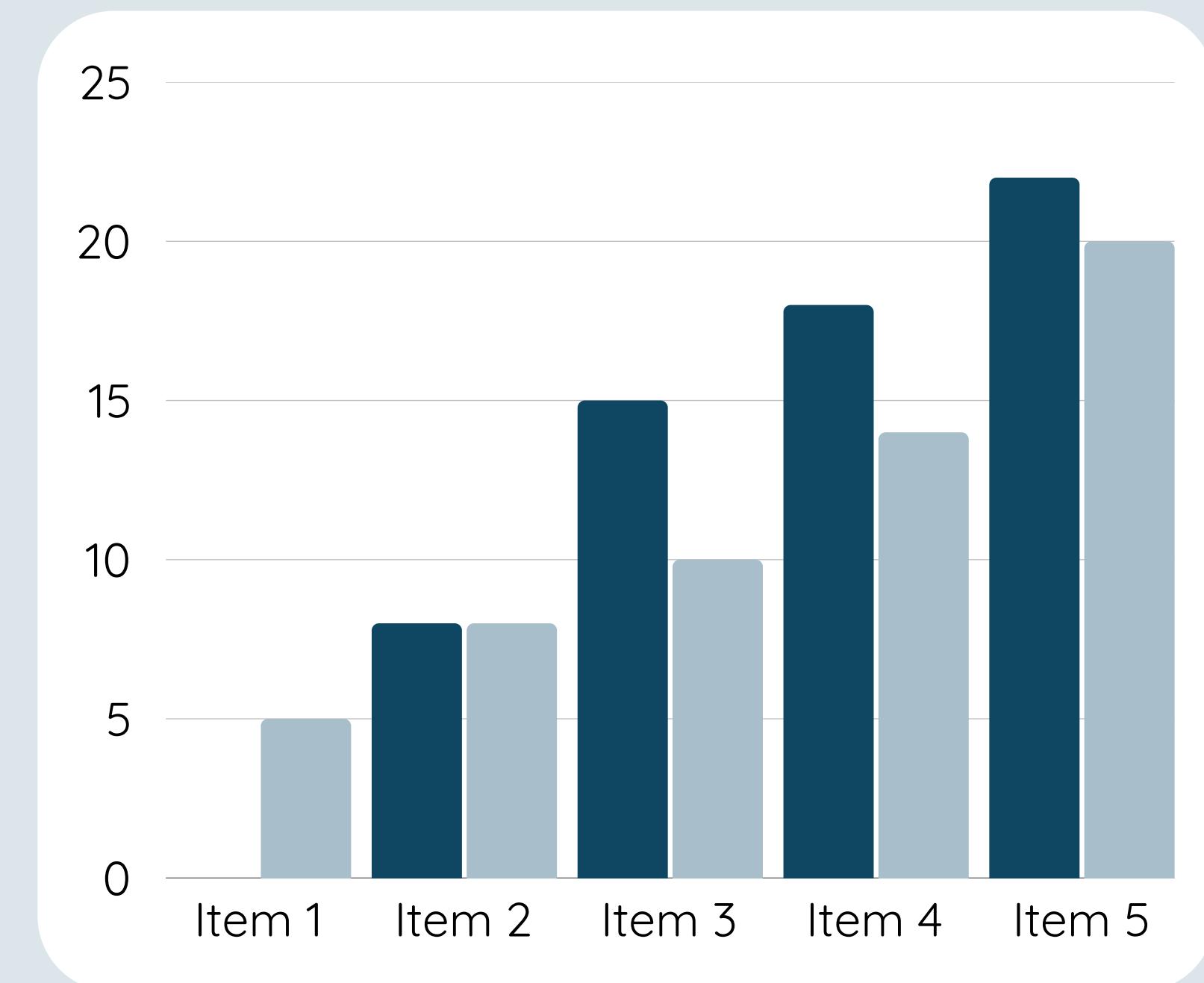
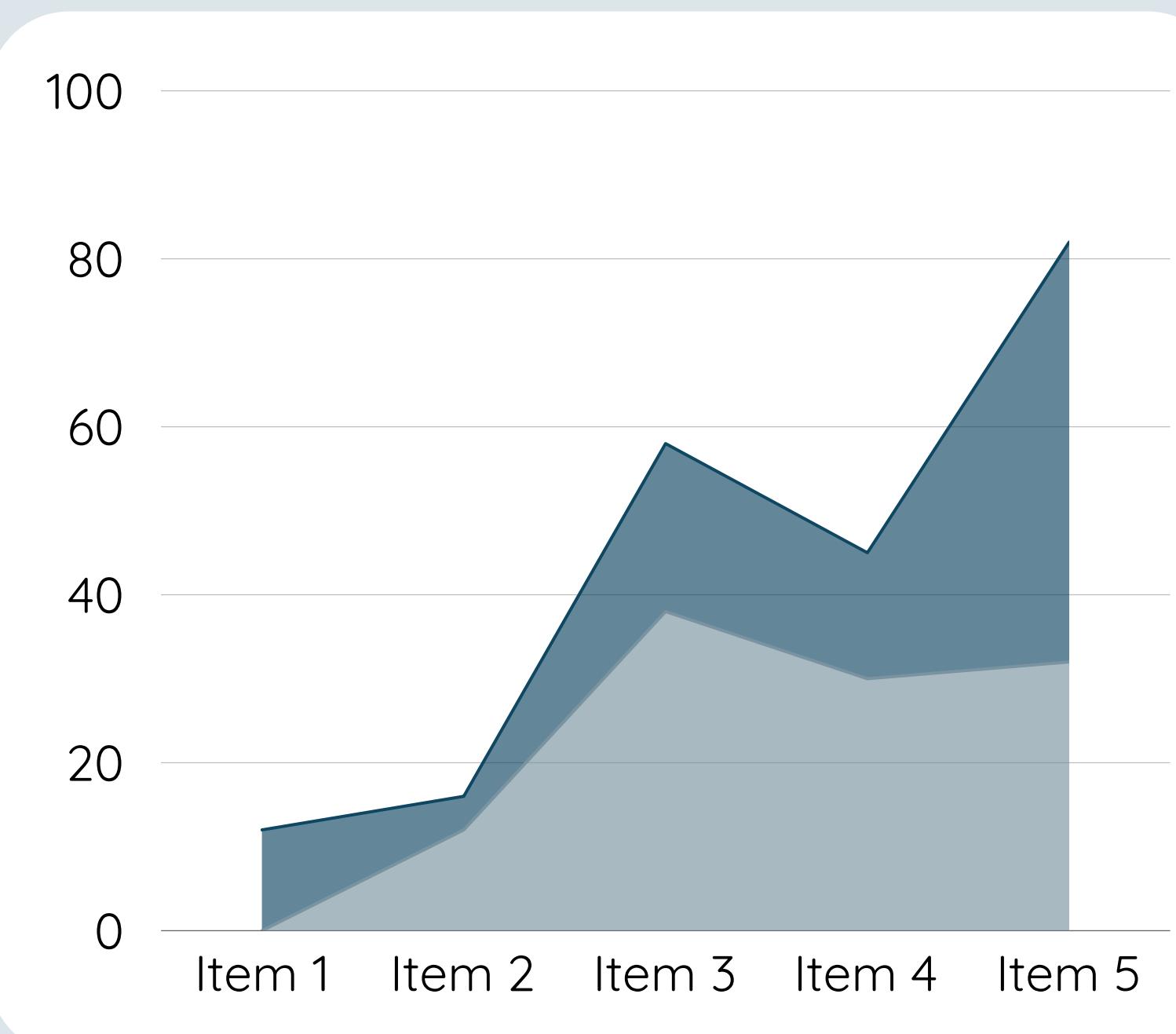
- Foster stronger relationships with customers through personalized engagement strategies.
- Increase customer retention rates and loyalty.

## Enhanced Market Reach:

- Expand market reach by tapping into new demographics or geographical regions.
- Strengthen brand presence through effective marketing campaigns.

# Data Analysis

Customers are unhappy with Warner & Spencer's new packaging, which may be contributing to a decline in sales. Competitors offer better features and pricing, making it difficult for our product to stand out in the market.



# Methodology

## Data Collection:

- Gather sales data, market research, and consumer feedback through surveys and analysis tools.
- Utilize both primary and secondary research methods to gather comprehensive insights.

## Brainstorming Sessions:

- Collaborate to generate innovative ideas for product positioning, pricing, and promotional campaigns.
- Consider various channels such as online platforms, partnerships, and offline marketing.

## Testing and Refinement:

- Pilot the proposed strategies on a smaller scale to assess their effectiveness.
- Gather feedback, iterate, and refine the strategies based on initial results.



# 결론



---

By implementing a well-researched and innovative sales strategy, our goal is not only to boost immediate sales figures but also to establish a sustainable framework for continued growth and success.

---



# 문제점 및 프로젝트 회고



---

By implementing a well-researched and innovative sales strategy, our goal is not only to boost immediate sales figures but also to establish a sustainable framework for continued growth and success.

---





# Thank you



# Sales Performance Analysis

• • • •

**Current Sales Trends:**  
Over the past years, we've observed  
**Warner & Spencer's product sales going**  
**down because of some reason.**

---

**Customer Feedback:**  
Direct feedback from our customers has  
highlighted areas for improvement

---

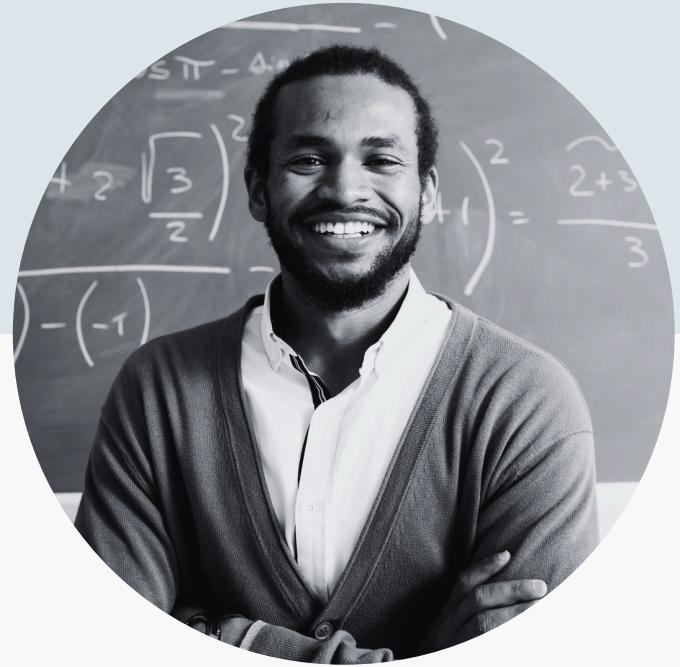


**Market Insights:**  
Through comprehensive market analysis,  
we've identified shifts in consumer  
preferences, competitive landscape  
changes, and emerging market segments.

---

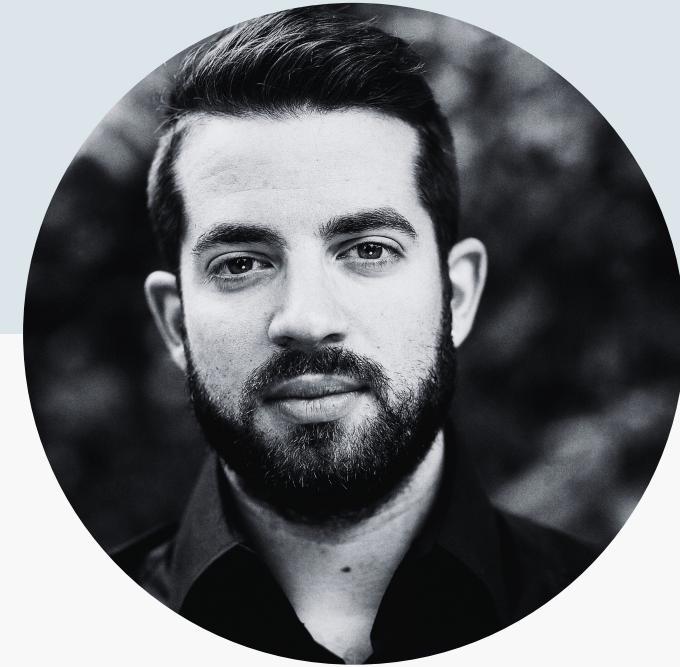
• • • •

# Team Members



**Neil Tran**

Member



**Alexander Aronowitz**

Member



**Harper Russo**

Leader



# Conclusion



---

By implementing a well-researched and innovative sales strategy, our goal is not only to boost immediate sales figures but also to establish a sustainable framework for continued growth and success.

---

