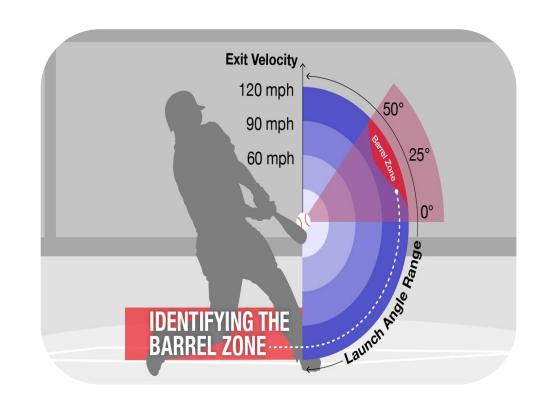






분석 개요 **배경**



MLB^o "barrels"

배럴(barrels)은 2015년 MLB 트래킹 데이터의 사용과 함께 등장한 개념이다. MLB 타자로부터 형성된 기준을 사용해 좋은 타구로 배럴이 정의되었으며, 정의된 배럴의 타구속도와 발사각도 경계 기준점으로 타구들이 구분된다.

KBO에 MLB에서 정의된 배럴을 활용하는 것은 적절하지 않다. 따라서 KBO의 성격이 반영된 새로운 기준으로 배럴을 재정의 해야 한다.

분석 개요 **분석목**표

기존의 타격 변수

타자 기본 변수

세이버메트릭스 변수

새로 정의한 배럴



단석에서 생산되는 단순 결과물(홈런, 안타 등)만으로 설명하기 어려운 타자 고유의 능력이 반영되도록 변수를 정의한다.



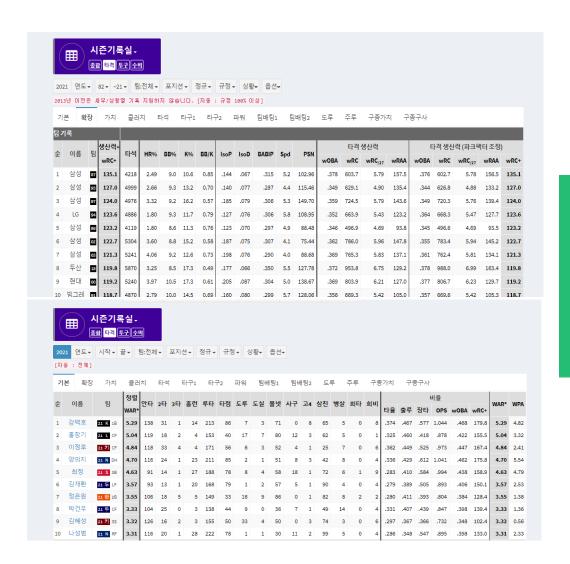
배럴을 활용한다면, 기존의 타격 변수들의 값과 상호보완적으로 작용하여 타자의 능력을 보다 객관적으로 평가할 수 있다.

이를 통해 타자들의 보편적 평가 변수들인 OPS, 출루율, 장타율을 예측하는 모델을 구축한다.



배럴정의 데이터 크롤링

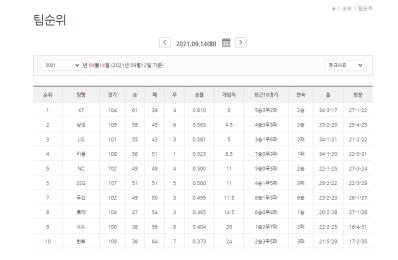
1 | STATIZ



1982 ~ 2021

연도별 선수 기록 크롤링 연도별 팀 기록 크롤링

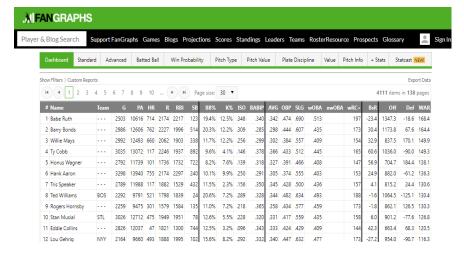
2 | KBO 기록실



1982 ~ 2021

연도별 팀 성적 크롤링

3 | Fangraphs



1982 ~ 2021

연도별 선수 기록 크롤링

진행 과정

변수 선택

- 배럴의 기준을 팀 승리에 영향을 미치는 타구로 판단한다.
- 팀 승리에 영향을 끼치는 변수를 선택하고 KBO와 MLB의 차이를 확인한다.

두 리그의 차이 확인

선정된 변수에 대해 두 리그에서 타율/장타율의 차이가 있는지 확인한다. **5** 배럴 구간 선정

- 두 리그의 차이로 인해 재정의된 타구속도와 발사각도로 KBO의
- 배럴 구간을 정의한다.
- 관측되지 않은 범위에 대해서 물리적인 가능성을 고려해 배럴의 범위를 확장한다.

변수 선택



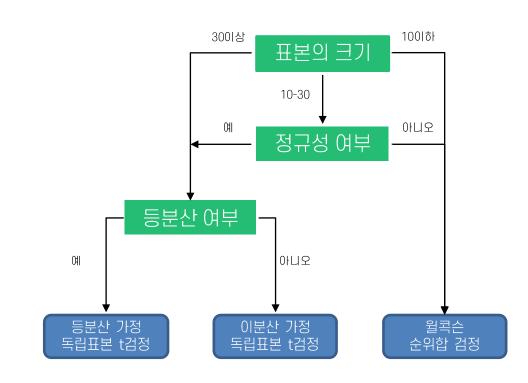
wRC+와의 상관성이 가장 높아 wRC+를 기준으로 배럴을 재정의한다.



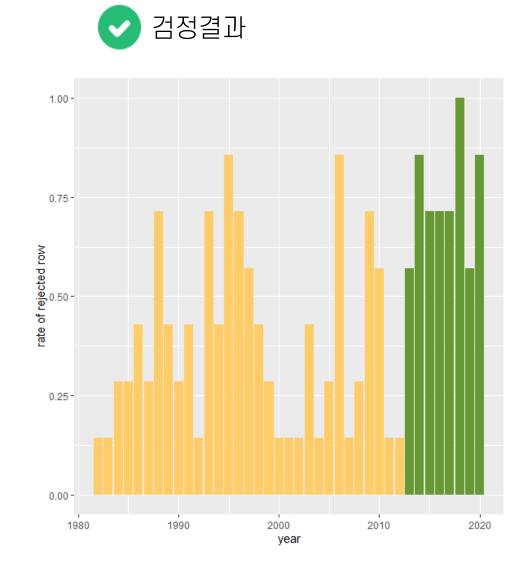
wRC+	설명	그룹명
160~	Excellent	1
140~160	Great	2
115~140	Above Average	3
100~115	Average	4
80~110	Below Average	5
75~80	Poor	6
~75	Awful	7

동일 wRC+로 계산하기에는 관측치의 수가 적어, 그룹화를 진행한다.

두 리그의 차이 확인



두 리그의 타율이 차이가 있는지 확인하기 위한 검정 기준



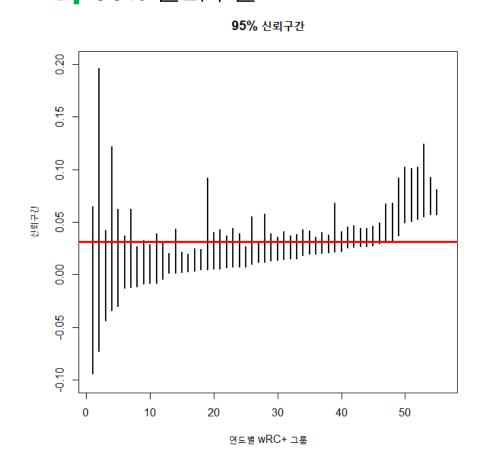
2013년 이후 부터 KBO와 MLB의 타율 차이가 있는 데이터가 절반 이상 존재

2013년 이후부터 연도 간 큰 차이를 보이지 않음

2013년 이후의 자료를 이용해 새로운 배럴을 도출

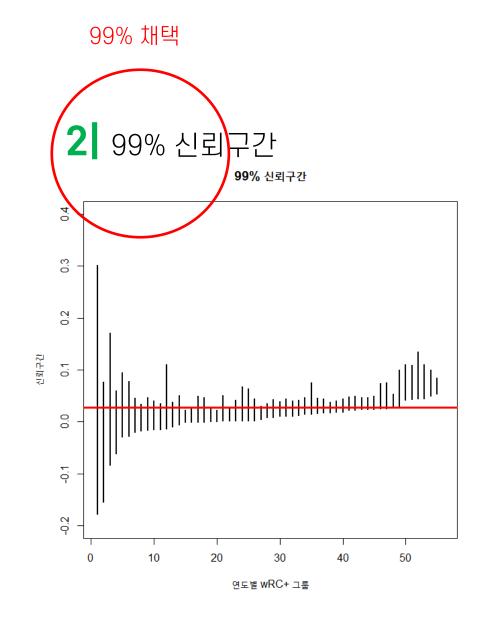
두 리그의 차이 확인

1 95% 신뢰구간





56개의 신뢰구간 중 40개의 신뢰구간에 **구간(0.03083, 0.03108)**이 겹친다.



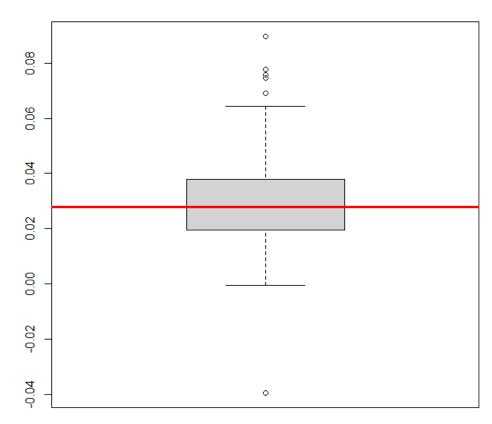


56개의 신뢰구간 중 45개의 신뢰구간에 **구간(0.02444, 0.02476)** 또는 **구간(0.02566, 0.02687)**이 겹친다.

두 리그의 차이 확인

☑ 점 추정치 활용





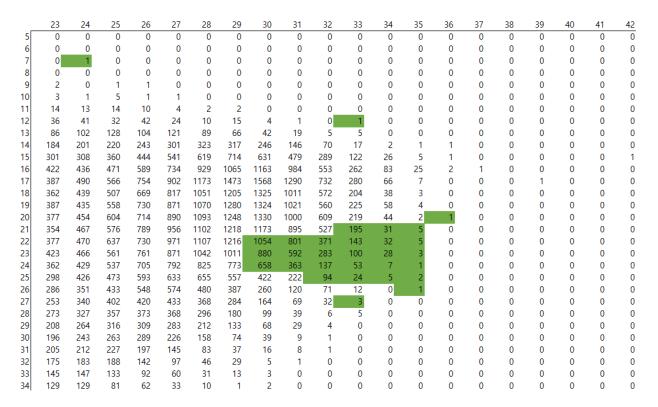
점 추정치의 중앙값인 0.02763에 가까운 구간(0.02566, 0.02687) 내에 실제 차이가 존재한다고 생각한다.

구간의 중앙값인 0.026265를 KBO와 MLB의 타율 차이로 활용한다.

Min	1Q	Median	Mean	3Q	Max
-0.01450	0.01656	0.02763	0.03198	0.03789	0.08973

배럴 구간

1 5단위로 정의



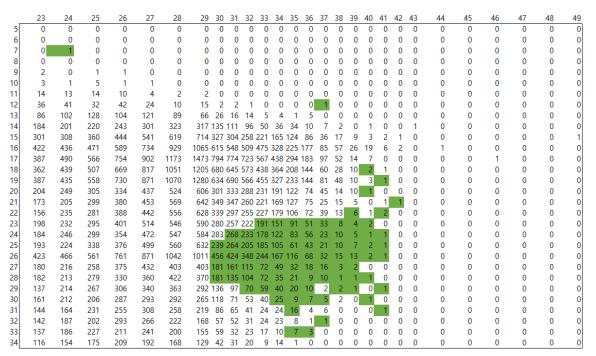
HTS 자료에서 타구속도와 타구 발사각도를 각각 5 단위로 나누어 해당 구간의 타율과 장타율을 확인

	발사 각도(°)
그룹 번호	구간
1	-80도 미만
2	-80도 이상 -75도 미만
3	-75도 이상 -70도 미만
	•••
20	10도 이상 15도 미만
21	15도 이상 20도 미만
22	20도 이상 25도 미만
23	25도 이상 30도 미만
24	30도 이상 35도 미만
25	35도 이상 40도 미만
26	40도 이상 45도 미만
27	45도 이상 50도 미만
	•••
32	70도 이상 75도 미만
33	75도 이상 80도 미만
34	80도 이상

L	├구 속도(km/h)
그룹 번호	구간
1	10미만
2	10이상 15미만
3	15이상 20미만
•••	
30	150이상 155미만
31	155이상 160미만
32	160이상 165미만
33	165이상 170미만
34	170이상 175미만
35	175이상 180미만
36	180이상 185미만
37	185이상 190미만
40	200이상 205미만
41	205이상 210미만
42	210이상

배럴 구간 선정

2 세분화 1



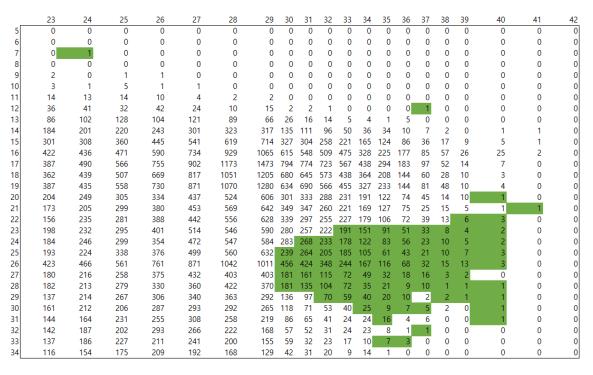
- 배럴로 판단된 타구속도 30~43그룹을 2.5단위로 세분화
- 일정 타구속도(43 그룹)를 넘어가는 타구는 HTS 데이터에 거의 존재하지 않아 세분화 불필요

	발사 각도(°)
그룹 번호	구간
1	-80도 미만
2	-80도 이상 -75도 미만
3	-75도 이상 -70도 미만
	•••
20	10도 이상 15도 미만
21	15도 이상 20도 미만
22	20도 이상 25도 미만
23	25도 이상 30도 미만
24	30도 이상 35도 미만
25	35도 이상 40도 미만
26	40도 이상 45도 미만
27	45도 이상 50도 미만
32	70도 이상 75도 미만
33	75도 이상 80도 미만
34	80도 이상

타구 속도(km/h)				
그룹 번호	구간			
1	10미만			
2	10이상 15미만			
3	15이상 20미만			
•••				
30	150이상 152.5미만			
31	152.5이상 155미만			
32	155이상 157.5미만			
33	157.5이상 160미만			
•••				
40	175이상 177.5미만			
41	177.5이상 180미만			
42	180이상 182.5미만			
43	182.5이상 185미만			
•••				
48	205이상 210미만			
49	210이상			

배럴 구간 선정

2 세분화 2



[7,24], [12,37]의 경우 관측된 값이 1개이고 다른 범위와 떨어져 있기 때문에 배럴 타구로 여기지 않는다.

	발사 각도(°)
그룹 번호	구간
1	-80도 미만
2	-80도 이상 -75도 미만
3	-75도 이상 -70도 미만
	•••
20	10도 이상 15도 미만
21	15도 이상 20도 미만
22	20도 이상 25도 미만
23	25도 이상 30도 미만
24	30도 이상 35도 미만
25	35도 이상 40도 미만
26	40도 이상 45도 미만
27	45도 이상 50도 미만
32	70도 이상 75도 미만
33	75도 이상 80도 미만
34	80도 이상

타구 속도(km/h)			
그룹 번호	구간		
1	10미만		
2	10이상 15미만		
3	15이상 20미만		
•••			
30	150이상 152.5미만		
31	152.5이상 155미만		
32	155이상 157.5미만		
33	157.5이상 160미만		
•••			
39	172.5이상 175미만		
40	175이상 180미만		
41	180이상 185미만		
42	185이상		

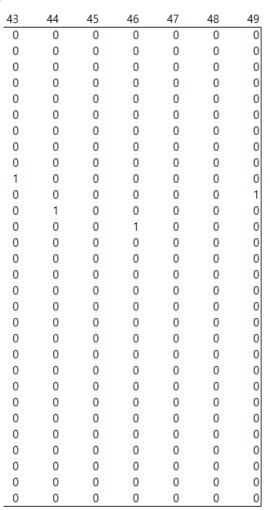
타구속도가 150km/h ~ 152.5km/h일 때, 발사각도가 30° ~ 55°이면 배럴 타구이고, 타구 속도가 2.5km/h늘어날 때마다 발사각도는 약 5°씩 범위가 증가한다.

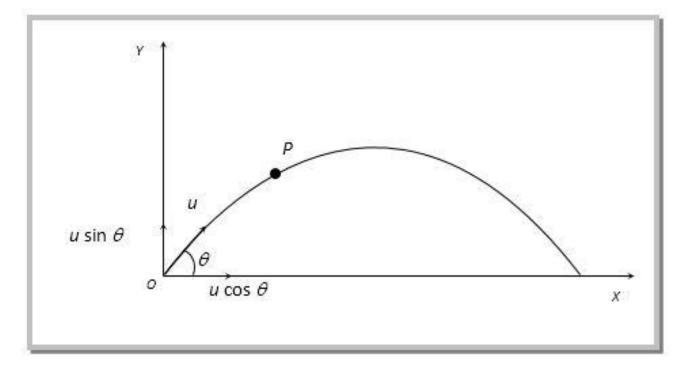
배럴 구간 선정

물리 개념을 통한 배럴 구간 확장



♥ 확장된 구간





실제 관측되지 않은 값에서 물리적으로 홈런이 가능한 타구들의 구간을 찾는다.

HTS 데이터의 타구속도와 발사각도를 활용하여 비거리를 계산하고, 모두 홈런이 나오는 특정 비거리를 구한다.

배럴 구간 선정

┃물리 개념을 통한 배럴 구간 확장

m = 질량(0.145kg)

g = 중력가속도(9.80665)

 $v_0 =$ 타구속도(m/s)

 $\theta =$ 발사각도(radian)

 $A = \text{단면적}(m^2)(0.00435)$

 $\rho = 공기의 밀도(1.205)$

 $c_d =$ 항력계수(0.372)

$$v_x = \frac{mv_0 cos(\theta)}{\frac{1}{2}v_0 cos(\theta)t + m}$$

$$v_y = \sqrt{\frac{2mg}{\rho A c_d}} \tan(-\frac{t}{2m} \rho A c_d \sqrt{\frac{2mg}{\rho A c_d}} + tan^{-1} (\frac{v_0 sin(\theta)}{\sqrt{\frac{2mg}{\rho A c_d}}}))$$

$$s_{x} = s_{x0} + \frac{2m}{\rho A c_{d}} \left[\log \left(\frac{\rho A c_{d} v_{0} \cos(\theta) t}{2} + m \right) - \log(m) \right]$$

$$s_{y} = s_{y0} - \frac{\rho A c_{d}}{2m} \left[\ln \left| \sec(-\frac{t}{2m} \rho A c_{d} \sqrt{\frac{2mg}{\rho A c_{d}}} + tan^{-1} (\frac{v_{0} \sin(\theta)}{\sqrt{\frac{2mg}{\rho A c_{d}}}}) \right| - \ln \left| \sec(tan^{-1} (\frac{v_{0} \sin(\theta)}{\sqrt{\frac{2mg}{\rho A c_{d}}}}) \right| \right]$$

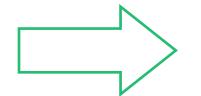
X축 이동거리

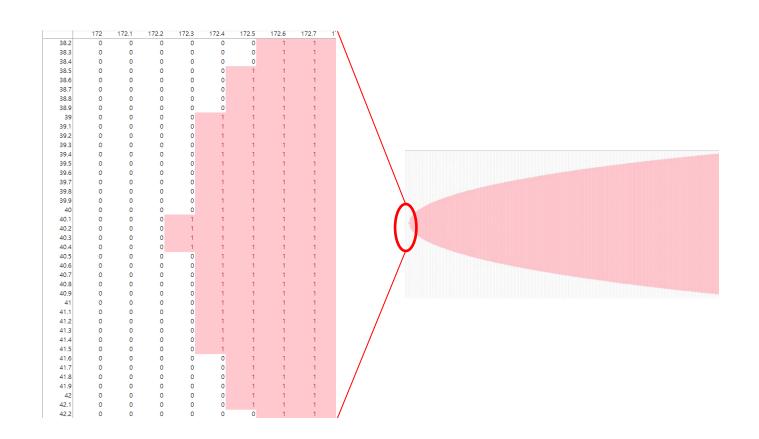
Y축 이동거리

배럴 구간 선정

물리 개념을 통한 배럴 구간 확장

> hts1[hts1\$dx >= 124, "HIT_RESULT"] [1] "홈런" "홈런" "홈런" "홈런"

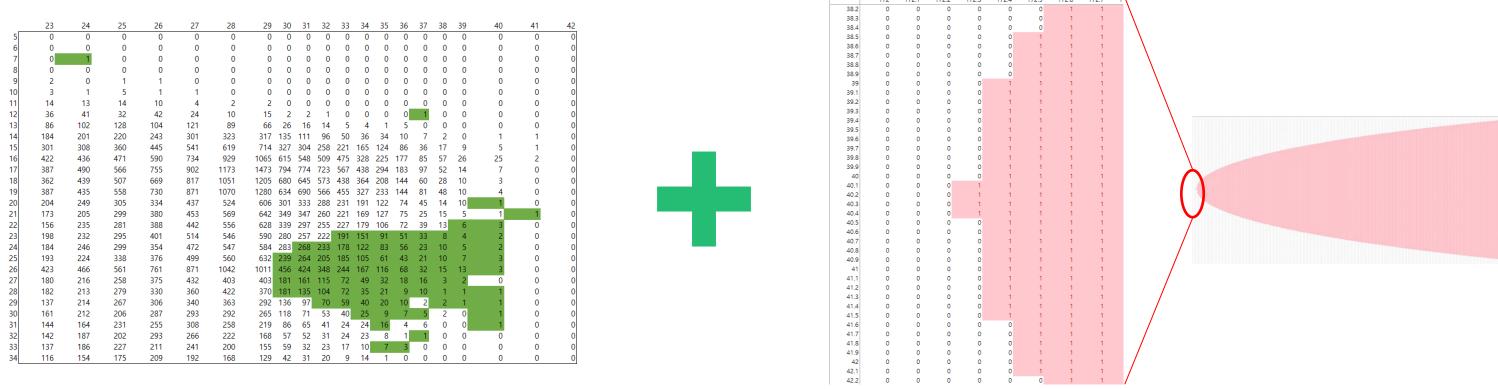




- HTS 자료에서 계산한 비거리가 124m 이상인 타구들이 모두 홈런
- ☑ 비거리가 124m 이상인 타구들은 타구속도가 172.3km/h 이상부터 발생하며, 발사각도가 40.1도~ 40.4 도부터 점차 증가하는 경향을 보인다.

배럴 구간 선정

▮최종 구간 정의



- 타구속도가 150km/h ~ 152.5km/h일 때, 발사각도가 30도 ~ 55도이면 배럴 타구이고, 타구 속도가 2.5km/h늘어날 때마다 발사각도의 범위가 약 5도 씩 늘어나는 경향을 보인다.
- ✓ 추가적으로 타구속도가 172.3km/h 이상이 되면 발사각도가 40.1도 ~ 40.4도부터 증가하는 경향을 보인다.



데이터소개 외부데이터



Sabermetrics

야구에 게임 이론과 통계학적 방법론을 적극 도입하여 기존 야구 기록의 부실한 부분을 보완하고, 선수의 가치를 비롯한 '야구의 본질'에 대해 좀더 학문적이고 깊이 있는 접근을 시도하는 방법론

Why?

더 다양한 변수를 포함하기 위해 7월 11일 이후 데이터를 반영하기 위해 타자의 경기 능력을 직접적으로 나타내는 지표를 사용하기 위해



*STATIZ에서 제공하는 데이터

장타율, OPS, wRC+, WAR, WPA, BABIP, wOBA, wRC/27, wRAA

파크팩터 조정 변수 wOBA_p, wRC/27_p, wRC/27_p, wRAA_p



*STATIZ에서 제공하는 데이터

출루율, 장타율, OPS, wRC+, WAR, WPA, BABIP, wOBA, wRC/27, wRAA

파크팩터 조정 변수 wOBA_p, wRC/27_p, wRC/27_p, wRAA_p

2018 - 2020

타자 data

2018~2020

선수 data

2018~2021

hts data

2018~2021.07.11

STATIZ

2018~2021.08.16

PCODE	장타율
68050	0.524
67872	0.508
67341	0.524

GYEAR	T_ID	NAME
2018	KT	강백호
2019	SK	로맥
2020	WO	이정후
•••	•••	•••

barrels_p
0.104816
0.122905
0.045652
•••

wRC+	WAR	 출루율	OPS
115.3	2.1	 0.356	0.879
137.1	4.06	 0.37	0.878
143.6	5.64	 0.397	0.921
	•••	 	

2021

PCODE	GYEAR	T_ID	NAME
76232	2021	NC	양의지
•••	•••	•••	

barrels_p
0.091346

wRC+	WAR	 출루율	OPS	
188.7	4.3		1.11	

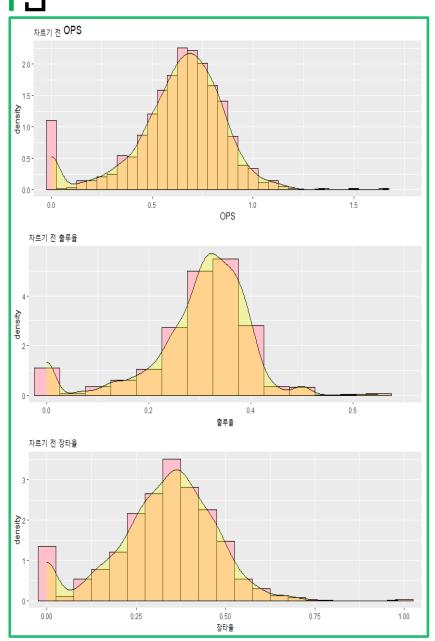
barrels_p: 배럴 수/단석

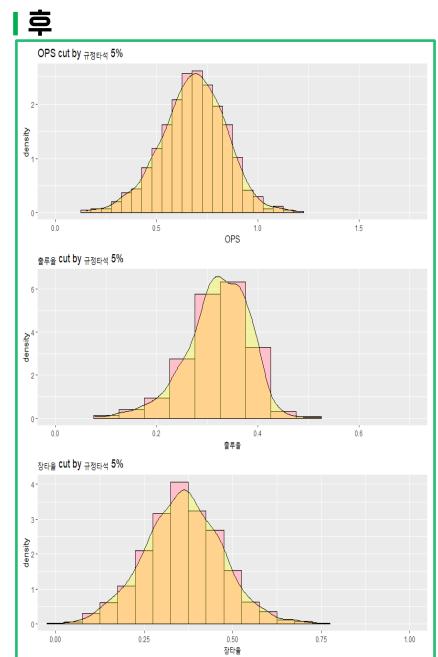
hts데이터와 STATIZ 데이터의 기간 차이를 고려하기 위해 비율로 사용



전체리및 EDA 이상지 제거

l 전







손실률

규정타석 = 경기수 * 3.1

2018~2020년의 규정타석 144 * 3.1 = 446.4 2021년의 규정타석 79 * 3.1 = 244.9

기준점	손실률
3%	12.98%
5%	18.53%
7%	24.46%
10%	29.16%
15%	37.35%

선택 기준

정규분포의모양을 크게 해치지 않으며, 데이터의 손실률이 너무 높지 않은 5% 선택

규정타석의 5%미만 행 제거

전처리 및 EDA **변수 선택**

▮ 선택 조건



예측할 변수의 계산식에 직접적으로 포함되는 변수들은 제외

계산식

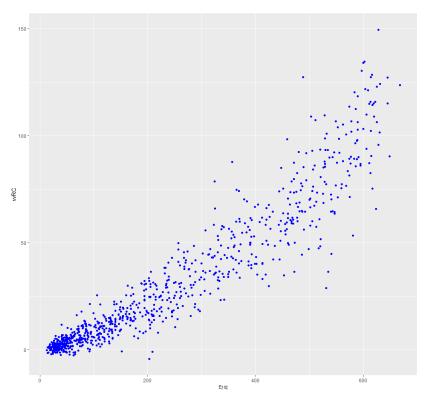
출루율 = (안타 + 볼넷 + 몸에맞는볼) / (타수 + 볼넷 +몸에맞는볼 + 희생타)

장타율 = (1루타 + 2 * 2루타 +3 * 3루타 +4 * 홈런) / 타수

OPS = 출루율 + 장타율

비율 형태의 변수들을 선택

주어진 데이터를 일반화하여 해당 기간(9/15~10/8)을 예측하므로 단순히 타석 증가에 따라 값의 스케일이 영향을 받는 변수들은 제외하고 비율 형태의 변수들을 선택한다.



ex) wRC 는 타석이 많아 질수록 값이 커진다.

전처리및 EDA 변수 선택

인적사항 변수 7개 타겟 변수 3개 타자 기본 변수16개 세이버 메트릭스 변수12개

ÓPS	장타율	출루율
0.532	0.246	0.286
0.486	0.200	0.286
0.617	0.367	0.250
0.787	0.417	0.370

타율
0.104816
0.122905
0.045652
0.318

WAR	BABIP	wÓBA	wRC127	wOBA_p	wRCl27_p	barrels_p
-0.25	0.259	0.261	0.24	0.259	2.15	0
-0.05	0.250	0.253	1.79	0.251	1.74	0
0.04	0.278	0.276	2.53	0.274	2.15	0
•••						
0.48	0.351	0.351	5.98	0.346	5.79	0.0183

전처리및 EDA 변수 선택

타겟 변수와의 상관계수가 0.5보다 높은 변수를 선택

독립 변수 내에서 같은 유형의 변수일 경우, 상관계수가 더 높은 변수만 사용

출루율

							<u> </u>	
WAR	타율	BABIP	wRC/27_p	wRC/27	wRC+	wOBA_p	wOBA	barrels_p
0.367	0.853	0.706	0.932	0.933	0.932	0.938	0.939	0.270

장타율

WAR	타율	BABIP	wRC/27_p	wRC/27	wRC+	wOBA_p	wOBA	barrels_p
0.343	0.820	0.586	0.903	0.905	0.902	0.909	0.911	0.593

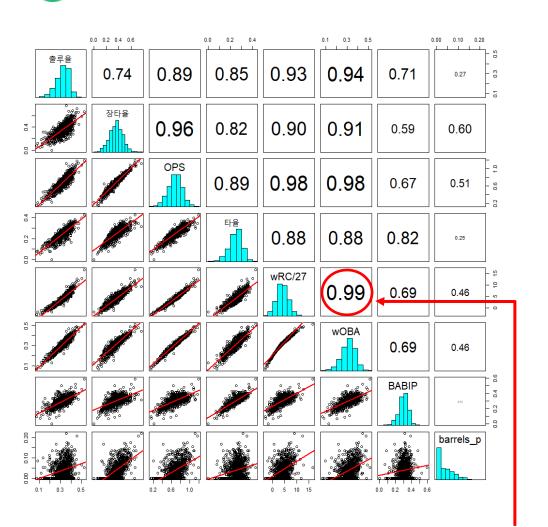
OPS

WAR	타율	BABIP	wRC/27_p	wRC/27	wRC+	wOBA_p	wOBA	barrels_p
0.404	0.887	0.672	0.974	0.976	0.973	0.981	0.982	0.508

출루율은 단율, BABIP, wRC/27, wOBA 사용 장단율은 단율, BABIP, wRC/27, wOBA, barrels_p 사용 OPS는 단율, BABIP, wRC/27, wOBA, barrels_p 사용

전처리 및 EDA 변수 선택

▼ 종속변수에 대해 상관성이 높은 변수들



이대로 모델링을 진행하면, 다중공선성 의 위험이 있음

✔ 다중공선성 확인 및 고려

종속변수

출루율

Χ	타율	wRC127	wOBA	BABIP
VIF(X=x)	7.73	34.10	36.52	3.21

X	타율	wÓBA	BABIP
VIF(X=x)	7.73	4.70	3.20

X	타율	wRC/27	BABIP
VIF(X=x)	7.24	4.39	3.18

모든 독립변수의 $VIF \leq 10$, 다중공선성 제거

장타율

또는

OPS

Χ	타율	wRC127	wOBA	BABIP	barrels_p
VIF(X=x)	8.35	34.40	37.15	3.22	1.50

Χ	타율	wÓBA	BABIP	barrels_p
VIF(X=x)	8.33	6.44	3.22	1.47

Χ	타율	wRC/27	BABIP	barrels_p
VIF(X=x)	7.71	5.96	3.20	1.47

모든 독립변수의 $VIF \leq 10$, 다중공선성 제거



Modeling 가중평균을 이용한 test data

예측기간(9/15~10/8)의 데이터는 존재하지 않기때문에 4년간 타자들의 데이터를 이용해 test dataset 생성



지수평활법 차용

$$\begin{split} F_{n+1} &= \alpha Z_n + (1-\alpha)F_n \\ &= \alpha Z_n + (1-\alpha)[\alpha Z_{n-1} + (1-\alpha)F_{n-1}] \\ &= \alpha Z_n + \alpha (1-\alpha)Z_{n-1} + (1-\alpha)^2 F_{n-1} \\ &= \alpha Z_n + \alpha (1-\alpha)Z_{n-1} + (1-\alpha)^2 [\alpha Z_{n-2} + (1-\alpha)F_{n-2}] \\ &\vdots \\ &= \alpha Z_n + \alpha (1-\alpha)Z_{n-1} + \alpha (1-\alpha)^2 Z_{n-2} + \alpha (1-\alpha)^3 Z_{n-3} + \cdots \end{split}$$

시간의 흐름에 따라 최근 시계열에 더 많은 가중치를 부여하여 미래를 예측하는 방법

방법

$$2021$$
년 데이터 가중치 α 2020 년 데이터 가중치 $\alpha(1-\alpha)$ 2019 년 데이터 가중치 $\alpha(1-\alpha)^2$ $\alpha(1-\alpha)^3$ $\alpha(1-\alpha)^3$ $\alpha(1-\alpha)^3$



평활상수 결정

지수평활법은 평활상수에 따라 각 시점의 가중치가 정해지기 때문에 평활상수의 설정이 중요

- 1 4년치의데이터가모두 존재하는 타자들의데이터만선택
- 2 지수평활법을 차용한 가중치를 설정하여 변수별로 RMSE가 가장 작은 평활상수설정

평활상수는 0.1부터 0.9까지 지정하며

이때, 2020년 데이터 가중치 α 2019년 데이터 가중치 $\alpha(1-\alpha)$ 2018년 데이터 가중치 $\alpha(1-\alpha)^2$

로 설정한다.

Modeling 가중평균을 이용한 test data

☑ 평활상수 결정

α가 0. 3일때 rmse가 최소인 변수

타율	0.05324
BABIP	0. 06225

α가 0. 4일때 rmse가 최소인 변수

wOBA	0.05078
wRC/27	2. 03473

 $wOBA_p$

wOBA_p 0.05091

α가 0. 5일때 rmse가 최소인 변수 wRC +

wRC + 34. 47565

0.03021

wRC/27 1. 49046

wOBA_p

α가 0.6일때 rmse가 최소인 변수

barrels_p	0. 03017



Test Dataset

	PCODE	이름	타율_test	wRCtest	WAR_test	BABIP_test	wOBA_test	wRC.27_test	wOBA_p_test	wRC_p_test	barrels_p_test
41	67341	이정후	0.343271	149.640000	4.687333	0.358685	0.415449	8.333934	0.415202	89.993333	0.026285
42	67872	로맥	0.269257	126.953333	2.732000	0.287474	0.391559	7.139338	0.386673	77.473333	0.112476
43	68050	강백호	0.352985	170.860000	4.541333	0.400642	0.447151	10.362757	0.444298	94.713333	0.073721
61	75847	최정	0.276262	149.793333	4.397333	0.283749	0.420735	8.480735	0.415673	81.226667	0.109189
62	76232	양의지	0.348146	175.980000	5.189333	0.334920	0.460485	10.350588	0.455404	89.760000	0.089261
65	76290	김현수	0.310235	137.240000	3.216667	0.310916	0.389956	7.154816	0.400603	80.693333	0.104083
77	78224	김재환	0.282050	146.346667	3.742667	0.322358	0.399783	7.579154	0.412202	81.553333	0.144711
79	78513	전준우	0.305999	124.113333	3.047333	0.320700	0.384732	6.740037	0.380886	76.826667	0.061376
86	79192	채은성	0.311482	140.033333	2.676667	0.335627	0.389162	6.896949	0.400901	63.306667	0.085554
87	79215	박건우	0.320540	130.740000	2.992000	0.353663	0.384180	6.713493	0.389393	65.873333	0.061179

Modeling 모델링 방법

- 1 모델 선정이유
 - 행의 수(1063)가 많지 않기 때문에 과적합의 위험이 적은 모델 사용

Random Forest

Xgboost

변수 중요도를 통해 사용 변수와 OPS, 장타율, 출루율의 관계를 파악

2 모델링 순서

wRC/27과 wOBA 사이 다중공선성 존재 우려

WRC+를 제외한 모델과 WOBA를 제외한 모델을 생성 2

OPS, 장타율, 출루율을 각각 예측하는 모델 생성

예측 정확도가 높은 2개의 종속변수만 선택 후 계산식을 통해 예측값 도출

*장타율 + 출루율 = OPS

3

위 과정을 Xgboost와 RF 모델로 반복해서 수행

데이터셋을 8:2로 나누고 성능 평가를 통해 최종 모델 선택

Modeling 모델링 평가

종속변수

출루율

독립변수

wRC/27, 단율, BABIP

wOBA, 단율, BABIP

Random Forest

R-squared: 0.8892 MAE: 0.0146

R-squared: 0.8702 MAE: 0.0158

Xgboost

R-squared: 0.8963 MAE: 0.0141

R-squared: 0.8809 MAE: 0.0150

장타율

wRC/27, 단율, BABIP, barrels_p

wOBA, 단율, BABIP, barrels_p

R-squared: 0.8648 MAE: 0.0297

R-squared: 0.8776 MAE: 0.0285 R-squared: 0.8691 MAE: 0.0293

R-squared: 0.8789 MAE: 0.0284 장타율의 성능이 가장 낮은 것을 확인

OPS

wRC/27, 단율, BABIP, barrels_p

wOBA, 단율, BABIP, barrels_p

R-squared: 0.9565 MAE: 0.0236

R-squared: 0.9637 MAE: 0.0231 R-squared: 0.9632 MAE: 0.0213

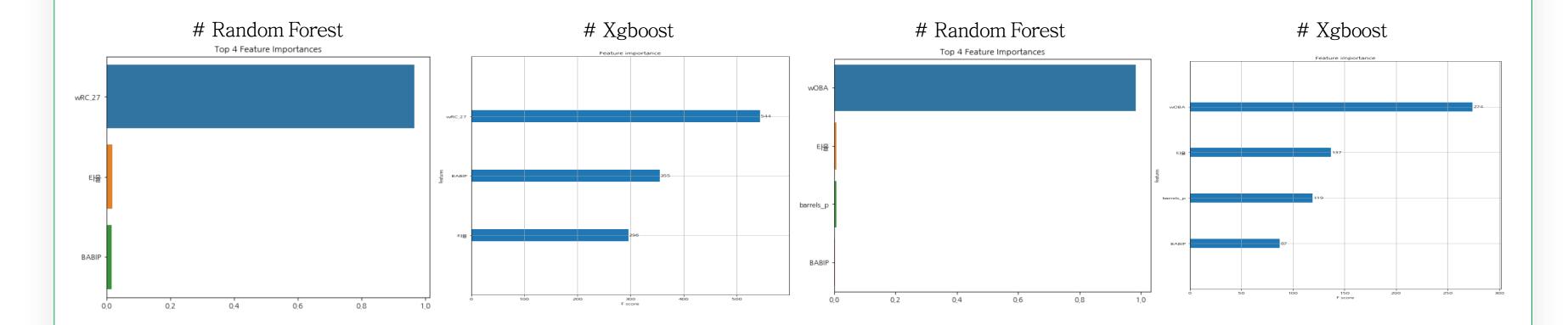
R-squared: 0.9707 MAE: 0.0211



Modeling 변수중요도

1 | 출루율 ~ wRC/27 + 단율 + BABIP

2 OPS ~ wOBA + 타율 + BABIP + barrels_p



Xgboost의 성능이 Random Forest보다 뛰어나며, 예측에 3가지 변수가 적절하게 반영되고 있음을 확인

Modeling 장타율 모델비교

08.17부터 09.13까지의 장타율 데이터를 활용해 모델의 오차와 계산 오차를 비교

사용 모델

Xgboost : 장타율 ~ wOBA + 타율 + BABIP + barrels_p

```
xgboost = xgb.XGBRegressor(colsample_bytree = 0.7,
learning_rate = 0.01, max_depth = 3, n_estimators = 500,
subsample = 0.5, seed = 1234, objective = 'reg:squarederror')
```

〈모델 성능〉

R-squared : 0.8789

MAE : 0.0284

오차 비교

	PCODE	이듬	예슥상타율	실세상타율	계산상타율	model_error	calculate_error
1	67872	로맥	0.504521	0.297	0.498230	0.207521	0.201230
2	68050	강백호	0.576962	0.551	0.558732	0.025962	0.007732
3	75847	최정	0.550158	0.662	0.567963	0.111842	0.094037
4	76232	양의지	0.631248	0.440	0.617700	0.191248	0.177700
5	76290	김현수	0.524798	0.452	0.500728	0.072798	0.048728
6	78224	김재환	0.530622	0.488	0.539046	0.042622	0.051046
7	78513	전준우	0.487915	0.405	0.490815	0.082915	0.085815
8	79192	채은성	0.510634	0.417	0.496845	0.093634	0.079845
9	79215	박건우	0.480640	0.474	0.477320	0.006640	0.003320

<평균 오차>

model error	0. 0928
calculate error	0. 0833

계산식을통해 도출한 error가더 작으므로 **계산식을 활용해 장타율 예측**

Modeling 최종 모델



출루율 ~ wRC/27 + 타율 + BABIP

```
#하이퍼 파라미터 튜닝
 params = { 'max_depth': [3, 5, 10],
        'learning_rate': [0.01, 0.05, 0.1],
'n_estimators': [100, 200, 300, 500],
        'colsample_bytree': [0.5, 0.7, 1],
        'subsample': [0.5, 0.7, 1]}
 xgboost = xgb XGBRegressor(objective='reg:squarederror', seed = 1234)
 clf = GridSearchCV(estimator = xgboost,
             param_grid = params,
             scoring = 'neg_mean_squared_error',
             cv = 4
             verbose = 1)
 clf.fit(출루율_X, 출루율_y)
 print("Best parameters:", clf.best_params_)
 print("Lowest RMSE: ", (-clfbest_score_)**(1/20))`
Fitting 4 folds for each of 324 candidates, totalling 1296 fits
Best parameters: {'colsample_bytree': 1, 'learning_rate': 0.05, 'max_depth': 3, 'n_estimators': 200,
'subsample': 0.5}
Lowest RMSE: 0.019715239711205316
```

R-squared	0. 8963
MSE	0.00036
MAE	0. 0141



OPS ~ wOBA + 타율 + BABIP + barrels_p

```
#하이퍼 파라미터 튜닝
params = { 'max_depth': [3, 5, 10],
        'learning_rate': [0.01, 0.05, 0.1],
'n_estimators': [100, 200, 300, 500],
        'colsample_bytree': [0.5, 0.7, 1], 'subsample': [0.5, 0.7, 1]}
xgboost = xgb XGBRegressor(objective='reg:squarederror', seed = 1234)
clf = GridSearchCV (estimator = xgboost,
             param_grid = params,
             scoring = 'neg_mean_squared_error',
             cv = 4
             verbose = 1)
clf.fit(OPS_X, OPS_y)
print("Best parameters:", clf.best_params_)
print("Lowest RMSE: ", (-clf.best_score_)**(1/2.0))`
Fitting 4 folds for each of 324 candidates, totalling 1296 fits
Best parameters: {'colsample_bytree': 1, 'learning_rate': 0.05, 'max_depth': 3, 'n_estimators': 200,
'subsample': 0.5}
Lowest RMSE: 0.02751851442960648
```

R-squared	0. 9707
MSE	0.00072
MAE	0.0211

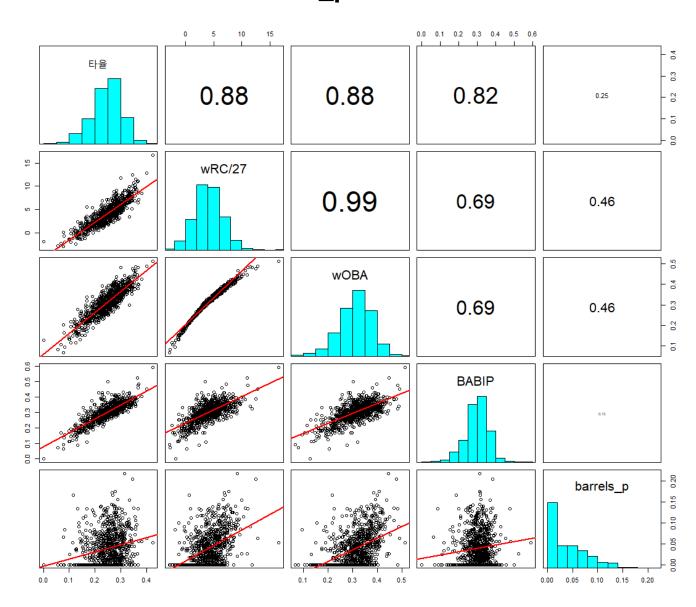


^{결론 및 한계점} **예측 결과**

PCODE	이름	출루율	OPS	장타율
67341	이정후	0.409944	0.927237	0.517292
67872	로맥	0.381083	0.879313	0.498230
68050	강백호	0.458383	1.017115	0.558732
75847	최정	0.396734	0.964698	0.567963
76232	양의지	0.439308	1.057008	0.617700
76290	김현수	0.383300	0.884029	0.500729
78224	김재환	0.382095	0.921141	0.539046
78513	전준우	0.375059	0.865875	0.490816
79192	채은성	0.384273	0.881118	0.496846
79215	박건우	0.383252	0.860573	0.477320

결론 및 한계점 **7:1 근**

1 | 객관성이 뚜렷한 지표 barrel_p

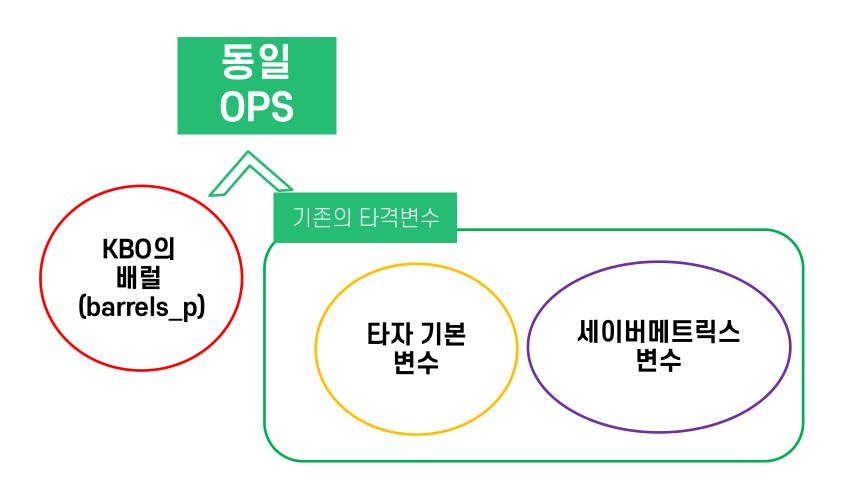


BABIP 와 타변수들 간의 상관성이 대체로 높지만, BABIP 와 barrels_p의 상관성은 매우 낮다. BABIP 의 뜻이 인플레이에서의 타구의 타율 임을 고려할 때, BABIP가 운의 척도로 인식되어지므로 배럴은 운의 요소가 배제된 타자의 순수한 능력의 척도로 판단할 수 있다.

결론 및 한계점

결론

2 | 타자의 순수실력에 대한 평가



Case 1)

동일 OPS를 갖고 있을 때, barrles_p 가 높고 기존의 타격변수가 낮다면 타자의 순수실력이 더 높다고 판단할 수 있다.

Case 2)

반대로 동일 OPS를 갖고 있을 때, barrles_p가 낮고 기존의 타격변수가 높다면 타자의 순수실력이 더 낮다고 판단할 수 있다.

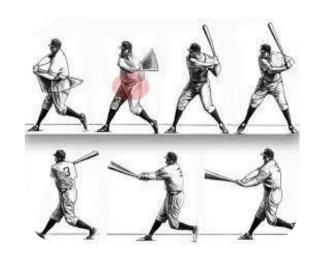
66 동일한 OPS를 갖고 있을 때, 배럴 비율과 기존의 타격변수 99 의 대소비교를 통해 타자의 순수 실력을 평가할 수 있다.

결론 및 한계점 **결론**

3 | 활용방안







경기 멤버 재구성 및 새로운 교체 전략 수립

유망주의 발전가능성 확인

선수들의 효과적인 타격방법 연구

결론 및 한계점

결론

4 | 한계점



배럴 변수를 만들 때, hts 트래킹 데이터를 활용해야만 했기 때문에 더 많은 기간으로 확장할 수 없었다.



시계열성을 충분히 반영하지 못하여 타자의 급격한 부진을 예측하기 어려움



모델이 학습을 잘 하여도, 가중평균 데이터셋을 이용하므로 더 많은 에러가 발생할 수 있음.

