

KBO 경기의 점수 및 승률 예측

1. 서론

우리나라와 일본이 축구경기를 할 때 우리의 관심사는 무엇일까. 아마 우리나라가 몇 골을 넣고 이기느냐가 궁금할 것이다. 그렇다, 스포츠를 보는 팬 입장에서 가장 큰 관심사는 오늘 우리 팀이 몇 점을 득점하고 이길까, 우리 팀이 이길 확률이 얼마나 될까와 같은 이야기이다.

본 프로젝트에서는 2021년 **한국프로야구 경기의 점수 및 승률 예측**을 주제로 경기 시작 전 주어지는 정보를 2017~2020년 데이터를 통해 만든 모형에 대입해 매 경기 팀의 득점분포와 승률을 예측하는 것을 목표로한다. 예측한 득점과 승률은 경기 시작 전 주어지는 도박사의 예측과 비교한다.

프로젝트의 주제를 **한국프로야구 경기의 점수 및 승률 예측**으로 선택한 이유는 크게 세가지이다. 먼저 데이터분석의 실용성이다. 데이터분석에 들어가는 시간과 비용은 실용적이어야한다. 주식 매매에 시계열 분석을 적용하고, 스포츠 경기 결과를 예측하는 것은 외부환경에서 일반인들이 할 수 있는 가장 실용적인 목적이다. 다음은 데이터 수집이다. 예를 들어, 야구에서 선수A를 좌익수에 쓰냐 우익수에 쓰냐는 문제는 선수의 수비범위, 포지션별 선수 분포, 투수의 타구방향 등 외부환경에서 쉽게 얻을 수 있는 정보가 아니기 때문에 팀 내부에서 더 많은 데이터를 통해 분석했을 때 더 좋은 분석 결과를 낼 수 있다. 프로젝트에서는 크롤링을 통해 얻을 수 있는 야구 경기 스코어보드, 타격기록, 투수기록을 사용하였다. 마지막으로 도메인지식이다. 도메인지식은 데이터분석에 가장 중요한 요소 중 하나라고 생각한다. 데이터를 전처리하고, 모형을 만드는 것은 현실세계를 수학적으로 나타내는 과정이기 때문에 현실세계를 얼마나 잘 꿰고 있느냐가 데이터분석에 큰 영향을 미친다. 2010년 이후 항상 관심을 가졌던 세이버매트릭스에 대한 지식이 프로젝트의 진행에 많은 도움을 주었다.

2. 프로세스

1) Data Crawling & My-SQL

KBO사이트(www.koreabaseball.com)에 제공되는 야구 경기 데이터를 파이썬 라이브러리 Selenium과 BeautifulSoup을 사용해 크롤링 한 뒤 My-SQL에 저장한다.

2) Precleaning & EDA

저장한 raw-data를 분석에 용이하도록 전처리한다. 도메인지식과 EDA를 통해 데이터분석의 방향성을 정한다.

3) Modeling & Analysis

분석에 사용할 변수와 모형의 형태를 정하고 모델링한다. 퍼포먼스 비교를 통해 최적의 변수와 파라미터를 정한다.

4) Predict & Evaluate

경기 전 주어지는 정보를 모형에 넣어 득점 분포를 예측하고 시뮬레이션을 통해 승률을 예측한다. 예측한 결과를 도박사들이 제시한 득점 및 승률과 비교하여 퍼포먼스를 검증한다.

5) AWS & GitHub

예측결과를 장고를 통해 만든 홈페이지에 업로드 한다. 분석에 사용한 Python 코드는 Github에 업로드 하였다.

AWS: 15.164.213.230 // Github: <http://github.com/dldudcks91>

I. 데이터 수집 및 구조

1. 데이터 수집

2017년~2021년까지 KBO(www.koreabaseball.com)에 제공되는 경기 결과를 크롤링 하였다. 크롤링한 raw-data는 스코어보드, 타자들의 타격기록, 투수들의 투구기록이다. 스코어보드는 이닝 당 팀 득점과 그 외 정보, 타격기록은 1~9회 까지 타석 별 기록, 투구기록은 선발 투수와 불펜투수들의 경기 기록을 포함한다.

Table1. Raw-data의 형태

스코어
보드

구장 : 잠실 관중 : 2,919 개시 : 18:30 종료 : 21:21 경기시간 : 2:51

TEAM		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	R	H	E	B
승	42승 27패 0무	2	3	1	0	0	0	0	0	0	-	-	-	6	8	0	4
패	41승 31패 0무	0	0	0	1	0	0	0	0	0	-	-	-	1	7	1	2

타자기록

LG 트윈스 타자 기록

선수명	1	2	3	4	5	6	7	8	9	타수	안타	타점	득점	타율	
1 중 홍창기	중비		삼진		중안		투안			4	2	0	0	0.339	
2 좌 이형종	1파		중안		중비		좌비			4	1	0	0	0.214	
3 지 김현수	삼진		중비		포비			1땅		4	0	0	0	0.301	
4 우 채은성		중비		좌2		1땅		유땅		4	1	0	1	0.315	
4 우 김용의										0	0	0	0	0.143	
5 유 오지환		중비		2땅		유파				3	0	0	0	0.235	
5 二 정주현								3땅		1	0	0	0	0.227	
6 一 문보경		4구		삼진		삼진			좌비	3	0	0	0	0.262	
7 三 김민성		4구								0	0	0	0	0.199	
7 三 이상호				우중안			유직		우중안	3	2	1	0	0.667	
8 포 유강남		2비		2땅			삼진			3	0	0	0	0.250	
8 포 김재성									우비	1	0	0	0	0.120	
9 二유 이영빈			삼진		삼진		중안		유땅	4	1	0	0	0.353	
TOTAL											34	7	1	1	0.253

투수기록

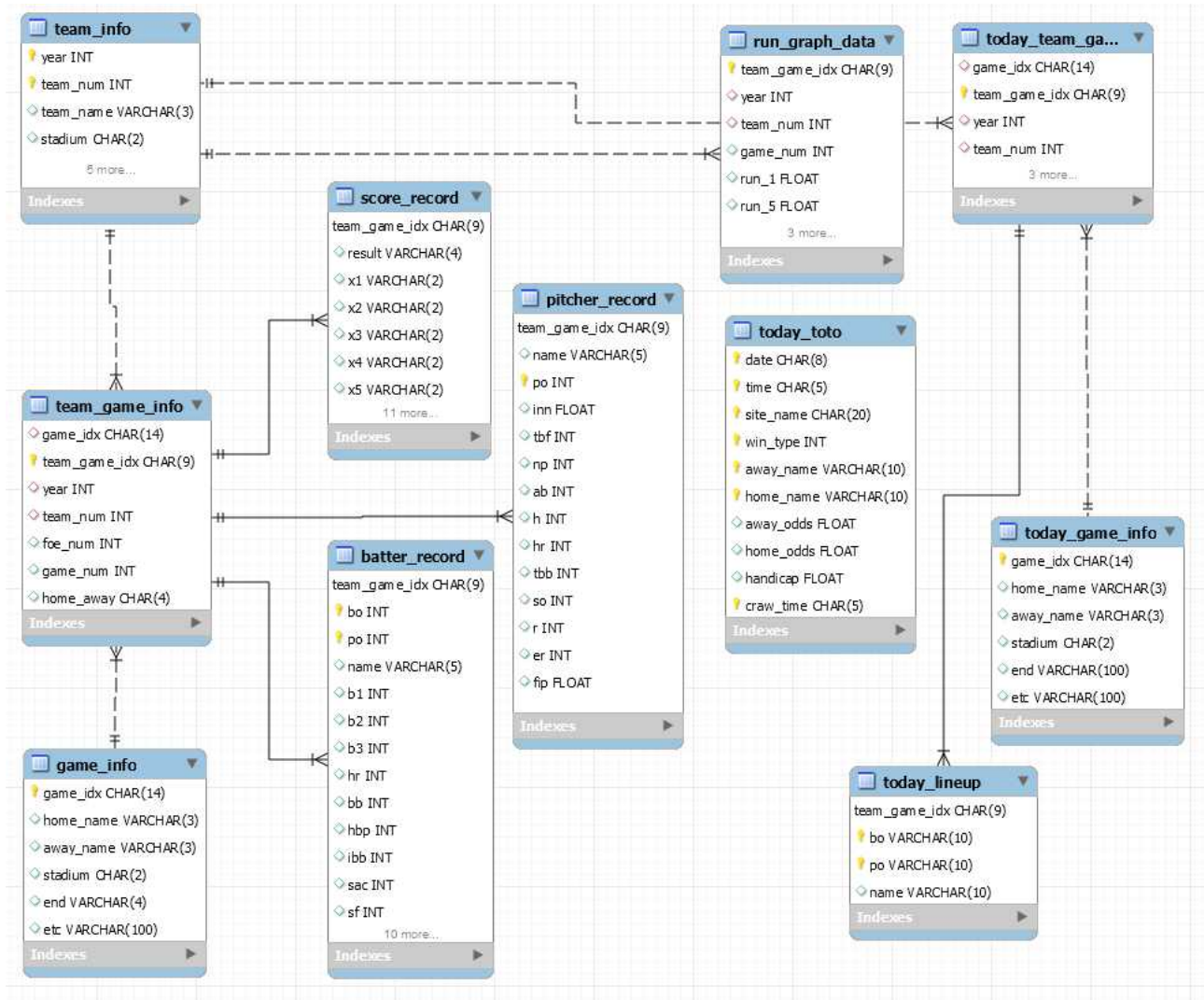
LG 트윈스 투수 기록

선수명	등판	결과	승	패	세	이닝	타자	투구수	타수	피안타	홀런	4사구	삼진	실점	자책	평균자책점
임찬규	선발	패	1	3	0	6	29	87	25	7	1	3	4	6	3	7.64
이우찬	7.3		0	0	0	2	7	31	6	1	0	1	1	0	0	3.94
이상규	9.1		0	0	0	1	3	12	3	0	0	0	1	0	0	0.00
TOTAL						9	39	130	34	8	1	4	6	6	3	3.00

2. 데이터 저장

크롤링한 data를 분석에 용이하도록 전처리해 My-sql에 저장하였다. 데이터는 팀 정보, 경기 정보, 경기 기록 등의 테이블로 나누어 저장하였고 ERD는 아래와 같다(Figure 1).

Figure 1. Baseball DB – ERD



3. 데이터 요약

Name	Raw	Columns	설명
Score_record	7,200	25	스코어보드 및 기본정보
Batter_record	91,737	20	타격기록
Pitcher_record	32,117	11	투수기록

II. 아이디어 및 변수정의

1. 아이디어

매 경기 시작 전 주어지는 정보에 기반하여 득점과 승률을 예측하는 모델을 개발한다.

– 경기 시작 전 주어지는 정보

- 선발투수
- 선발타자(1~9번)
- 구장 및 경기 시간

잠실 18:30	대전 18:30	문학 18:30	고척 18:30	수원 18:30
 vs  롯데 vs LG 박세웅 vs 임찬규	 vs  NC vs 한화 이재학 vs 김민우	 vs  KIA vs SSG 맹덴 vs 가브리엘	 vs  두산 vs 키움 최원준 vs 이승호	 vs  삼성 vs KT 류캐년 vs 데스파이네



Number	Position	Name	FIP/XR
0	선발투수	박세웅	
1	유격수	마차도	
2	우익수	손아섭	
3	지명타자	이대호	
4	2루수	안치홍	
5	좌익수	전준우	
6	중견수	추재현	
7	1루수	정훈	
8	3루수	나승엽	
9	포수	안중열	



Number	Position	Name	FIP/XR
0	선발투수	임찬규	
1	중견수	홍창기	
2	좌익수	김현수	
3	2루수	서건창	
4	1루수	보어	
5	3루수	문보경	
6	지명타자	이형종	
7	우익수	이재원	
8	포수	김재성	
9	유격수	오지환	

– 득점 예측 모형

득점(A팀) = 공격력(A팀) + 수비력(B팀) + 기타 변수(홈&원정, 구장, 상대성...)

- 공격력과 수비력을 나타내는 변수를 생각한다.
- 다음 경기 예측을 위해 최근 n경기 정보를 사용한다.
- 득점에 영향을 미치는 추가적인 변수를 생각한다.

– 승률 예측 모형

승률(A) = P(득점(A) > 득점(B))

- A팀과 B팀의 득점분포를 예측하고 시뮬레이션을 통해 승률을 계산한다.
- 프로젝트에서는 득점의 분포로 GAMMA분포를 가정한 뒤 시뮬레이션 하였다.

2. 변수정의

1) 공격력

공격력을 대표할 지표에 대해 생각해보자. 팀의 과거 득점을 사용하는 것이 쉽고 좋은 방법이 될 수 있으나 바뀌는 라인업을 반영할 수 없는 단점이 있다. 경기 전 주어진 선발 라인업을 반영하기 위해 프로젝트에서는 타자들의 타격기록을 공격력 변수로 사용한다. 타자들의 타격기록은 다음과 같이 정리된다(Table 4).

Table 2. 타자의 타격기록

Batter_record			
BO	타순	SAC	희생타
Name	이름	SF	희생플라이
Run	득점	SO	삼진아웃
1B	1루타	GO	그라운드아웃
2B	2루타	FO	플라이아웃
3B	3루타	GIDP	병살타
HR	홈런	ETC	기타
BB	볼넷	H	안타
HBP	몸에맞는공	AB	타수
IBB	고의사구	PA	타석 수

모든 타격기록을 변수로 사용하는 것은 Over-fit의 문제가 있기 때문에 타자들의 타격 생산력을 대표하는 지표를 고려해 통계적 변수선택방법과 비교해보았다. 프로젝트에서는 세이버 매트릭션 Jim Pertado가 제안한 XR을 사용하였다. XR은 각 기록이 득점에 미치는 영향력을 선형식으로 나타낸 지표로 득점의 약 95%를 설명하는 것으로 알려져 있다.

$$XR: (.49 \times IB) + (.79 \times 2B) + (1.06 \times 3B) + (1.42 \times HR) + (.34(HBP + BB)) \\ + (-.09 \times IBB) - (.09(AB - H - K)) - (.098 \times K) - (.37 \times GIDP) \\ + (.18 \times SB) - (.32 \times CS) + (.38 \times SAC) + (.04 \times SF)$$

2) 수비력

야구에서 수비력은 투수의 능력과 야수들의 수비력으로 나타낼 수 있다. 하지만 야수들의 수비력을 나타내는 지표를 구하기 어려운 관계로 프로젝트에선 투수의 능력을 수비력 지표로 사용하였다. 투수들의 투구기록은 다음과 같이 정리된다(Table 5).

Table 3. 투수의 투구기록

Pitcher_record			
PO	등판순서	H	피안타
Name	이름	HR	피홈런
INN	이닝	TBB	4사구
TBF	상대타자 수	SO	삼진
NP	투구 수	ER	자책점
AB	타수	R	실점

투수 또한 타자와 마찬가지로 Over-fit문제를 해결하기 위해 대표하는 지표를 고려해 비교하였다. 투수를 대표하는 지표는 세이버매트릭스에서 사용하는 FIP를 사용하였다. FIP는 투수가 홀로 통제할 수 있는 상황인 볼넷, 삼진, 홈런만을 이용하여 투수의 능력을 평가하는 척도이다.

$$FIP: \frac{(13 \times HR) + 3(BB + HBP - IBB) - 2 \times K}{IP} + 3.2$$

3) 기타변수

① 홈/원정

2017년~2019년 팀 별 득/실점 및 승률을 나타내었다(Table 4). 먼저 주목할 점은 모든 팀이 원정과 비교했을 때 홈에서 우세한 결과를 보인다. 그렇다면 원정보다 홈에서 득점을 더 많이 하는 것일까? 다음을 살펴보자.

② 구장별 차이 & Park-Factor

잠실을 홈구장으로 사용하는 LG와 두산의 결과를 살펴보자. 두 팀 모두 홈(잠실)에서 원정보다 낮은 득/실점을 보인다. 이는 구장의 크기와 특성이 득점에 영향을 미치는 것을 의미하는데 야구에선 Park-Factor(구장에 따른 득점력을 비교한 지표)를 통해 나타낸다. 여기서 주목할 점은 잠실구장에서 5점을 내는 것과 타 구장에서 5점을 내는 것의 가치는 다르다는 것이다. 그러나 우리가 구하는 raw-data는 그것을 반영하지 않는다. 프로젝트에서는 전처리과정에서 Park-Factor에 기반하여 기록에 차등을 두었다.

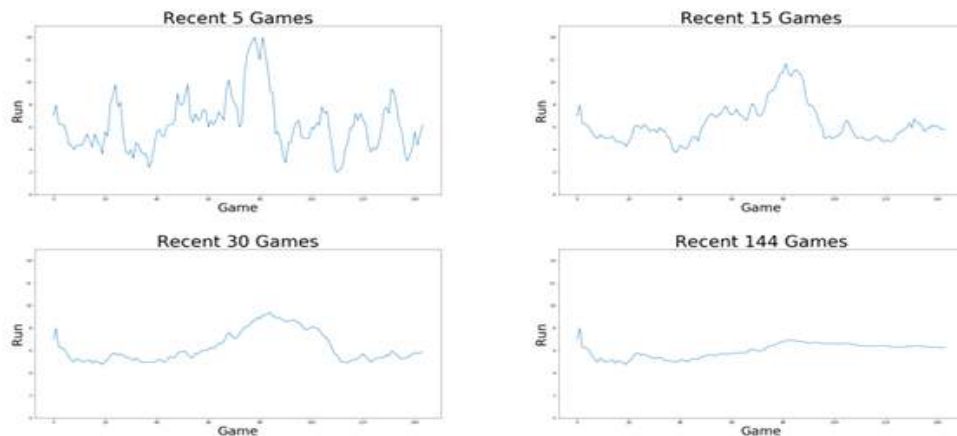
Table 4. 팀 별 득, 실점 및 승률

구 분	구 장	홈(Home)			원정(Away)		
		득점	실점	승률	득점	실점	승률
LG	잠 실	1,001	974	0.546	1,127	1,152	0.454
롯데	사 직	1,120	1,190	0.5	1,022	1,121	0.407
KIA	광 주	1,240	1,066	0.588	1,136	1,226	0.426
삼성	대 구	1,178	1,302	0.449	977	1,142	0.398
두산	잠 실	1,175	914	0.634	1,354	1,070	0.593
한화	대 전	1,024	1,181	0.481	1,049	1,137	0.426
SK	문 학	1,167	1,039	0.593	1,078	1,003	0.523
넥센	고 척	1,187	1,014	0.56	1,207	1,102	0.505
NC	마 산	1,117	1,094	0.542	1,003	1,126	0.431
KT	수 원	1,040	1,201	0.458	1,022	1,170	0.375
TOTAL	-	11,249	10,975	0.535	10,975	11,249	0.464

4). 누적데이터

아래의 그림은 최근 N경기 득점의 이동평균 그래프이다. 강한 overfitting(N=5)에서 강한 underfitting(N=144)까지 N의 변화에 따라 다양한 형태를 보인다(Figure 3).

Figure 3. 2017년 KIA팀의 최근 경기수(N) 변화에 따른 득점 이동평균



시즌 N번째 경기를 예측할 때 N-1의 과거 데이터가 주어진다. 예를 들어, 선발투수 A가 2021시즌 10번째 등판이면 9번의 과거 등판기록이 있다. 이때, 9번의 등판기록 중 몇 번의 등판기록을 사용할 것인지, 시점에 따른 가중치를 줄 것인지에 대한 정리가 필요하다.

1) 최근 n경기

최근 n경기를 선택하는 것은 시계열의 이동평균과 Kernel-regression의 bandwidth를 정하는 과정과 비슷하다. n이 너무 크면 데이터의 특성을 담지 못하고 n이 너무 작으면 운에 좌우된다. 프로젝트에선 RMSE를 비교하여 n을 선택하였다.

2) 가중치

최근 9경기 데이터를 다음 경기 예측에 사용한다고 해보자. 첫 3경기과 최근 3경기를 동일선상에서 바라볼 것이냐는 의문이 생긴다(시계열과 Kernel-regression에서 가중치를 주는 문제). 프로젝트에서는 Kernel-regression에서 사용하는 커널 함수 Uniform-kernel과 Epanechnikov-kernel을 사용하였다(커널 함수는 적분해서 1이 나오는 가중함수로 프로젝트에서는 기준점의 왼쪽 데이터만을 사용하기 때문에 약간의 수정 후 사용하였다).

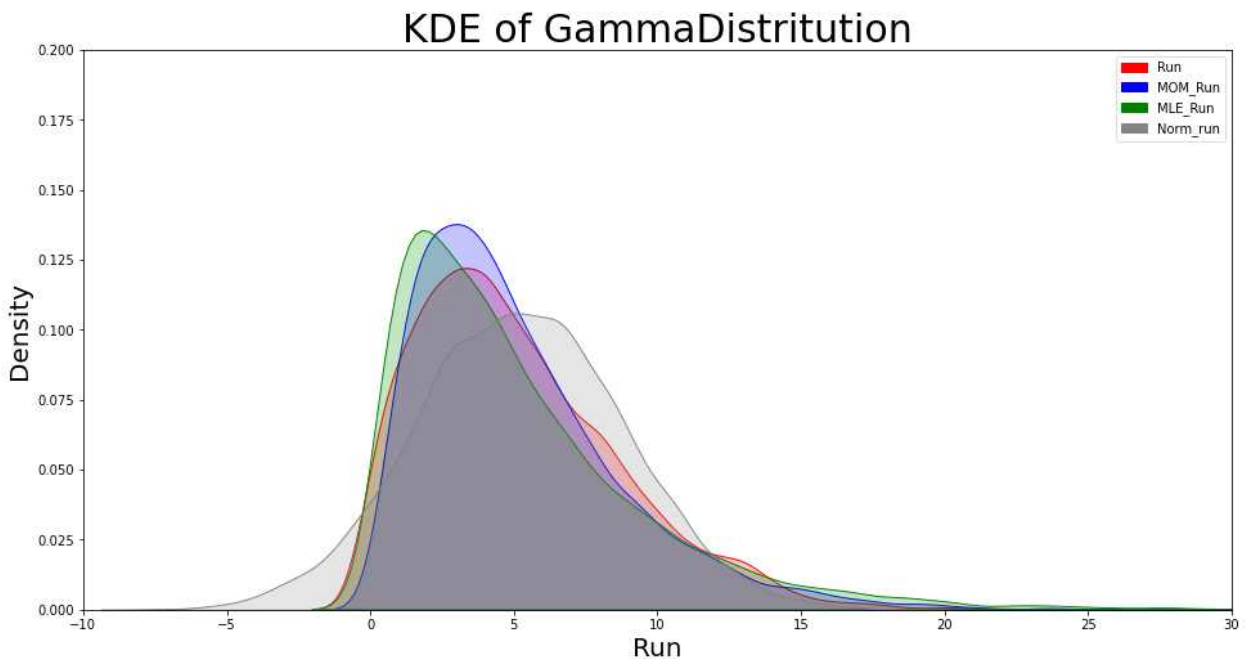
$$K(u) = \frac{3}{2}(1-u^2), \quad -1 \leq u \leq 0$$

Ⅲ. 득점 및 승률모형

1. 득점의 분포

야구경기에서 득점이 가지는 분포를 알아보자. 득점이 감마분포, 정규분포를 따른다고 가정한 뒤 MOM, MLE를 통해 추정한 모수를 따르는 분포의 난수를 생성하고 KDE를 통해 실제 득점분포와 비교해 보았다(Figure 2).

Figure 4. MOM, MLE로 추정한 모수를 따르는 감마분포와 실제 득점 분포 비교



득점의 분포(빨강)가 감마분포에 근사하다는 것을 알 수 있다(정규분포(회색) 보다는 감마분포(파랑-MOM, 초록-MLE)에 확실히 가까워보인다). 또한 득점이 0이상의 값을 가지기 때문에 감마분포를 가정하는 것이 타당해 보인다.

득점의 분포가 감마분포를 따른다고 가정하면 시뮬레이션을 통해 두 팀의 승률을 비교할 수 있다. 감마분포를 가정하고 GLM-GAMMA를 통해 모수(α , β)를 추정한다.

2. 팀 득점 모형

득점 예측을 위해 GLM-Gamma 모형을 사용하였다. link-function으로 log, inverse, identity을 사용해 비교하였다.

$$g(Y) = X\beta + \epsilon, \quad Y \sim \Gamma(\alpha, \beta)$$

3. 팀 승률 모형

대수의 법칙을 통해 양 팀의 승률을 추정한다. GLM-GAMMA를 통해 A팀 B팀의 Gamma-parameter $\theta(\alpha, \beta)$ 를 추정하고 추정한 모수를 따르는 난수를 생성한다.

$$P(A > B) \doteq \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\sum_{i=1}^n I(A_i > B_i) / n \right)$$

프로젝트에선 10만개의 난수를 생성하였다. 예를 들어, 양 팀의 추정량이 $\hat{\theta}_A = \Gamma(3, 2)$,

$\hat{\theta}_B = \Gamma(2, 2.5)$ 라고 하면 $\sum_{i=1}^{100k} I(A_i > B_i) / 100k = 60.08\%$ 이다

IV. 분석 결과 및 비교

1. Parameter

모든 Parameter와 Hyper-Parameter는 2017~2020데이터를 5-fold Cross Validation을 통해 비교 검증하였다. 먼저 최적의 경기 수를 구한 결과 타자 최근 경기 수 $k1 = 40$, 선발투수 최근 경기 수 $k2 = 11$, 중계투수 최근 경기 수 $k3 = 45$ 으로 구해졌다.

다음은 모든 변수를 사용한 GLM-GAMMA 결과이다

Table5. 모든 변수를 사용한 GLM-GAMMA 결과

GLM_GAMMA(link = Inverse)					
Variable		P-value	Variable		P-value
타격지표	1B	.010	타격지표	GIDP	.670
	2B	.006		ETC	.131
	3B	.006	선발투수	INN	.005
	HR	.021		TBF	.200
	BB	.026		NP	.816
	HBP	.696		AB	.338
	IBB	.077		H	.024
	SAC	.750		HR	.430
	SF	.979		TBB	.049
	SO	.693		SO	.180
	GO	.409	중간계투	RP-FIP	.000
	FO	.290	기타	Home	.000

먼저 타자의 각 기록들이 미치는 영향력을 알 수 있었다. 여기서 주목할 점은 선발투수의 이닝이 미치는 영향력이다. 좋은 투수일수록 긴 이닝을 던지는 경우가 많기 때문에 이닝과 득점이 선형관계인 것처럼 보인다. 그러나 선발투수의 INN을 다음경기에 던질 기대INN이라고 생각하면 변수를 다음과 같이 수정할 수 있다.

$$\text{득점(A팀)} = \text{공격력(A팀)} + \text{수비력(B팀)} + \text{기타 변수(홈\&원정, 구장, 상대성...)}$$

$$* \text{수비력(B팀)} = \text{선발투수FIP} * \text{INN} + \text{중간계투FIP} * (9 - \text{INN})$$

Table6. 변수에 따른 RMSE(5-Cross Validation)

All-Variable	RFE	INN-수정	XR & INN-수정
15.428	15.312	14.983	14.995

위 결과는 모든 변수를 사용했을 때, 후진제거법, INN을 통한 수정, INN을 통한 수정 및 XR(타격변수 대신)사용했을때의 결과이다.

먼저 INN을 통해 변수를 수정했을 때 좋은 결과를 보이는 것을 알 수 있다. 아쉬운 점은 XR을 사용했을 때 보다 모든 타격지표를 사용했을 때 약간 더 좋은 결과를 보인다. 하지만 XR은 16개에 달하는 타격지표를 하나의 정보로 담은 변수로 경제적이며 경기수가 적은 야구경기의 over-fit에 있어 유리한 결과를 가져올 수 있다.

2. 도박사

2017-2021년 KBO 경기에 대해 도박사들이 예측한 승률 및 실제 결과는 다음과 같다(년도별 AUC: 2017-60%, 2018-56%, 2019-63%, 2020-64%, 2021-61%).

Table7. 도박사 예측결과

년도	예측(%)	[25,30)	[30,35)	[35,40)	[40,45)	[45,50)	[50,55)	[55,60)	[60,65)	[65,70)	[70,75)
2017	승	6	36	47	78	71	70	101	85	49	13
	경기	19	85	132	179	141	141	179	132	85	19
	승률(%)	.316	.424	.356	.436	.504	.496	.564	.644	.576	.684
2018	승	-	8	54	84	96	129	114	60	13	2
	경기	-	22	114	199	225	226	197	114	21	2
	승률(%)	-	.364	.474	.422	.427	.571	.579	.526	.619	1.000
2019	승	1	13	55	72	90	102	88	91	38	10
	경기	11	52	146	159	192	192	162	146	51	11
	승률(%)	.091	.250	.388	.453	.469	.531	.543	.623	.745	.909
2020	승	4	20	51	73	58	68	99	84	44	21
	경기	25	64	134	173	126	126	172	135	64	25
	승률(%)	.160	.312	.381	.422	.460	.540	.576	.622	.688	.840
2021	승	2	16	39	69	95	82	80	65	44	5
	경기	7	60	104	148	177	177	149	104	60	7
	승률(%)	.286	.267	.375	.466	.537	.463	.537	.625	.733	.714
전체	승	13	93	246	376	410	451	482	385	188	51
	경기	62	283	630	858	861	862	859	631	281	64
	승률(%)	0.210	0.329	0.390	0.438	0.476	0.523	0.561	0.610	0.669	0.797

공인구 변경으로 큰 혼란을 겪었던 2018년을 제외하면 예측승률과 결과가 준수한 결과를 보인다. 또한, 데이터가 쌓이면서 도박사들의 구간별 예측에 실제 결과값이 수렴하는 것을 알 수 있다.

3. 결과비교

다음은 2021년 도박사 결과와 비교 결과이다.

- 도박사: 정분류율 55%, AUC 61%
- 모든 변수 사용: 정분류율 57%, AUC 60%
- 최종모형: 정분류율 59%, AUC 62%

Table8. 도박사와 비교

도 박 사	승	2	16	39	69	95	82	80	65	44	5
	경기	7	60	104	148	177	177	149	104	60	7
	승률(%)	.286	.267	.375	.466	.537	.463	.537	.625	.733	.714
모 든 변 수	승	3	10	27	66	114	123	91	58	16	3
	경기	7	26	84	158	237	237	157	85	26	6
	승률(%)	.429	.385	.321	.418	.481	.519	.58	.682	.615	.5
모 든 변 수	승	1	8	58	73	113	207	101	58	20	5
	경기	6	28	83	174	220	220	174	83	28	6
	승률(%)	0.167	0.286	0.301	0.420	0.514	0.941	0.580	0.699	0.714	0.833

4. 홈페이지

경기의 득점과 승률 예측을 매일 <http://15.164.213.230>에 업데이트 한다.

LG - 최근7경기

1023	잠실	LG	3 : 3	무
1024	잠실	LG	4 : 5	패
1024	잠실	LG	3 : 3	무
1025	잠실	LG	4 : 4	무
1026	대전	LG	4 : 0	승
1027	대전	LG	9 : 1	승
1028	대전	LG	1 : 1	무



3
0.554(72-14-58)
0.443(31-11-28)
0.714(8-2-4)
임찬규

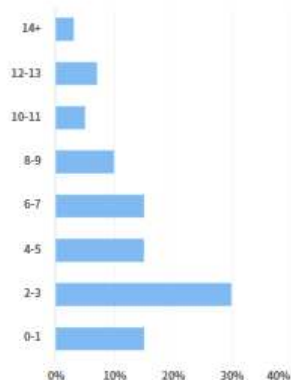
vs



8
0.478(65-8-71)
0.429(30-5-35)
0.286(4-2-8)
스트레일리

롯데 - 최근7경기

1017	사직	롯데	0 : 3	승
1022	사직	롯데	0 : 1	승
1023	사직	롯데	15 : 15	무
1024	사직	롯데	2 : 3	승
1025	잠실	롯데	4 : 4	무
1027	사직	롯데	3 : 2	패
1028	사직	롯데	5 : 3	패

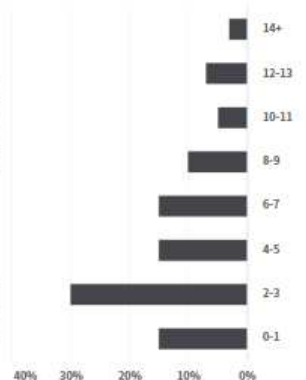


승부예측

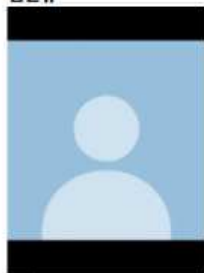
45.4%	-	54.6%	+
47.6%	-	52.4%	+
46.3%	-	53.7%	+

점수예측

50%	8.5	50%	+
50%	8.4	50%	+



임찬규



- 최근등판기록

vs 1013	5.0이닝 2실점
vs 1019	5.0이닝 5실점
vs 1024	4.1이닝 2실점

선발투수비교

구분	임찬규	스트레일리
선발등판	16.0	30.0
10경기당 QS	4.4	4.7
평균이닝	5.4	5.4
FIP	4.4	3.5
ERA	4.1	4.2
볼넷실점	4.4	5.8
득점지원	3.3	4.8

스트레일리



- 최근등판기록

vs 1013	5.0이닝 4실점
vs 1017	6.0이닝 0실점
vs 1024	5.2이닝 2실점