



Final-Project

팀명

페이커의 두뇌 와 브론즈의 손가락

팀원

권혁 서승원 서정환 이보연 ★함요셉★

발표일자

2021-08-10





목차

I . 주제선정 이유 및 배경

II . 분석결과

III . 분석기법 및 모듈



확인

I. 주제선정 이유 및 배경

Top Grossing Titles by Category

Worldwide, ranked by May 2020 earnings

PC	CONSOLE	MOBILE
1 League of Legends	FIFA 20	Peacekeeper Elite
2 Dungeon Fighter Online	Grand Theft Auto V	Honor of Kings
3 Crossfire	Animal Crossing: New Horizons	Roblox
4 Fantasy Westward Journey Online	NBA 2K20	Pokémon GO
5 Roblox	Fortnite	Gardenscapes
6 World of Warcraft West	Call of Duty: Modern Warfare	PUBG Mobile West
7 Counter-Strike: Global Offensive	Final Fantasy VII Remake	Candy Crush Saga
8 Fortnite	Madden NFL 20	Coin Master
9 Call of Duty: Modern Warfare	Minecraft Dungeons	Last Shelter: Survival
10 World of Tanks	MLB The Show 20	AFK Arena

Source: SuperData Arcade. Please visit: <http://bit.ly/sd-arcade> for more info.
© 2020 SuperData, A Nielsen Company, Inc. All rights reserved.

 **SUPERDATA**
A NIELSEN COMPANY

2020년 게임 매출표

“리그 오브 레전드”
전세계적으로 가장 높은 매출을 기록



전세계인들이
즐기는 게임

I. 주제선정 이유 및 배경



총 상금

2백만 \$ + 클라우드 펀딩 판매수익의 25%
(2020년 월드컵 기준 총 상금 100억원대)

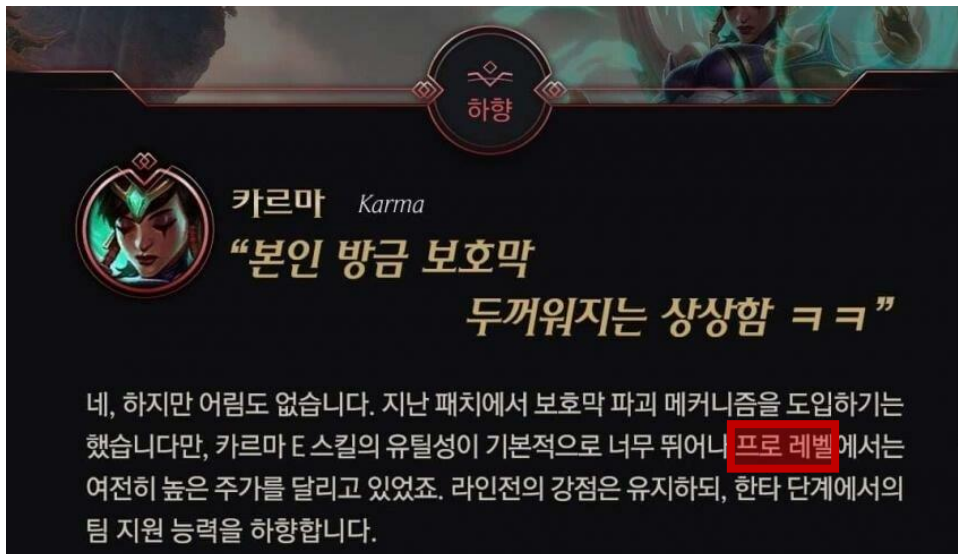
우승 상금

총 상금의 25%

준우승

총 상금의 17.5%

I. 주제선정 이유 및 배경



게임의 안정된 운영을 위한 가장 중요한 요소
“ 밸런스 패치 ”

&

라이엇의 패치 기준
“ 상위 티어의 Performance 통계”

I. 주제선정 이유 및 배경



각 서버 기준 1등~300등 = **챌린저**

챌린저 티어 내에 다수의 프로들 존재

챌린저 티어의 게임을 중심으로 데이터 분석

대회 경기에 대한 데이터 분석

II. 분석결과 - I. 특정 선수들의 에이징 커브



스포츠 선수들에게 적용되는 에이징 커브
은퇴가 빠른 E-sports에도 적용되는가?

25세 이상
선수들을 대상으로 분석 진행

II. 분석결과 - I. 특정 선수들의 에이징 커브

Overview		Stats By Year	Stats By Split	Champion Pool
<div> <div>Faker</div> <div> <div>Lee Sang-hyeok</div> <div>Team: T1</div> <div>Age: 25</div> </div> <div> <div>Mid</div> <div>League: LCK</div> <div>Birthdate: May 7, 1996</div> </div> <div> <div>Wiki Page</div> <div>Residency: Korea</div> <div>Contract Ends: Nov 18, 2019</div> </div> </div>				
<div> <div>Upcoming Matches</div> <div> <div>T1</div> <div>Aug 6, 21 8:00 PM</div> <div>vs.</div> <div>GEN</div> <div>LCK</div> <div>Bo3</div> </div> </div>				
<div> <div>Upcoming Matches</div> <div> <div>T1</div> <div>Aug 8, 21 8:00 PM</div> <div>vs.</div> <div>DRX</div> <div>LCK</div> <div>Bo3</div> </div> </div>				
<div> <div>Upcoming Matches</div> <div> <div>T1</div> <div>Aug 15, 21 5:00 PM</div> <div>vs.</div> <div>HLE</div> <div>LCK</div> <div>Bo3</div> </div> </div>				
<div> <div>Recent Games</div> <div> <div>Loss</div> <div>vs.</div> <div>GEN</div> <div>LCK</div> <div>Bo3</div> <div>55.6% KP 593 DPM 9.4 CSPM</div> <div>T1</div> <div>LCK 2021 Summer</div> <div>Jul 31, 2021</div> <div>11:14</div> </div> </div>				
<div> <div>Recent Games</div> <div> <div>Win</div> <div>vs.</div> <div>DRX</div> <div>LCK</div> <div>Bo3</div> <div>80.0% KP 1098 DPM 9.9 CSPM</div> <div>T1</div> <div>LCK 2021 Summer</div> <div>Jul 31, 2021</div> <div>11:14</div> </div> </div>				
<div> <div>Recent Games</div> <div> <div>Loss</div> <div>vs.</div> <div>GEN</div> <div>LCK</div> <div>Bo3</div> <div>57.1% KP 489 DPM 7.4 CSPM</div> <div>T1</div> <div>LCK 2021 Summer</div> <div>Jul 24, 2021</div> <div>11:14</div> </div> </div>				
<div> <div>Recent Games</div> <div> <div>Win</div> <div>vs.</div> <div>GEN</div> <div>LCK</div> <div>Bo3</div> <div>64.3% KP 479 DPM 8.2 CSPM</div> <div>T1</div> <div>LCK 2021 Summer</div> <div>Jul 24, 2021</div> <div>11:14</div> </div> </div>				
<div> <div>Recent Games</div> <div> <div>Loss</div> <div>vs.</div> <div>GEN</div> <div>LCK</div> <div>Bo3</div> <div>50.0% KP 206 DPM 8.1 CSPM</div> <div>T1</div> <div>LCK 2021 Summer</div> <div>Jul 24, 2021</div> <div>11:14</div> </div> </div>				
<div> <div>Recent Games</div> <div> <div>Win</div> <div>vs.</div> <div>AF</div> <div>LCK</div> <div>Bo3</div> <div>69.2% KP 374 DPM 9.6 CSPM</div> <div>T1</div> <div>LCK 2021 Summer</div> <div>Jul 22, 2021</div> <div>11:14</div> </div> </div>				
<div> <div>Recent Games</div> <div> <div>Loss</div> <div>vs.</div> <div>AF</div> <div>LCK</div> <div>Bo3</div> <div>0.0% KP 190 DPM 9.5 CSPM</div> <div>T1</div> <div>LCK 2021 Summer</div> <div>Jul 22, 2021</div> <div>11:14</div> </div> </div>				
<div> <div>Recent Games</div> <div> <div>Win</div> <div>vs.</div> <div>AF</div> <div>LCK</div> <div>Bo3</div> <div>1.0/0/7</div> <div>T1</div> <div>LCK 2021 Summer</div> <div>Jul 22, 2021</div> <div>11:14</div> </div> </div>				

<https://oracleselixir.com/player/>

{선수이름}에서 크롤링을 통해 데이터 추출

```
# 데이터프레임 생성
Faker_df = pd.DataFrame(list(Faker_div), columns=col)
Faker_df

# 나이 컬럼 추가 (만 나이(생일무관) : ex) 1998년생은 2021년에 25살)
Faker_df['Year'] = pd.to_numeric(Faker_df['Year'])
Faker_df['age'] = (Faker_df['Year'] - 1996)
Faker_df

# 숫자형으로 변환
Faker_df['W%'] = pd.to_numeric(Faker_df['W%'].str.replace('%', '').replace('-', np.nan))
Faker_df['DMG%'] = pd.to_numeric(Faker_df['DMG%'].str.replace('%', '').replace('-', np.nan))
Faker_df['DTH%'] = pd.to_numeric(Faker_df['DTH%'].str.replace('%', '').replace('-', np.nan))
Faker_df['GOLD%'] = pd.to_numeric(Faker_df['GOLD%'].str.replace('%', '').replace('-', np.nan))
Faker_df['KP'] = pd.to_numeric(Faker_df['KP'].str.replace('%', '').replace('-', np.nan))
Faker_df.rename(columns={"KP": "KP%"}, inplace = True)
Faker_df.replace('-', np.nan, inplace = True)
Faker_df = Faker_df.astype({'GP': np.float,
                             'KDA': np.float,
                             'GD10': np.float,
                             'XPD10': np.float,
                             'CSPM': np.float,
                             'DPM': np.float,
                             'WPM': np.float,
                             'WCPM': np.float})

# 엑셀로 저장
Faker_df.to_excel('../data/Faker_data.xlsx', index = False)

# 저장된 데이터 확인
Faker_df1 = pd.read_excel('../data/Faker_data.xlsx')
Faker_df1
```

	Year	Team	Pos	GP	W%	KDA	KP%	DTH%	GD10	XPD10	CSPM	DPM	DMG%	GOLD%	WPM	WCPM	age
0	2021	T1	Middle	67	58	4.2	63.3	18.9	116.0	16.0	8.4	429.0	23.6	22.8	0.54	0.27	25
1	2020	T1	Middle	91	63	5.2	66.5	18.6	52.0	-37.0	9.0	473.0	26.5	23.9	0.53	0.27	24
2	2019	SK Telecom T1	Middle	134	69	4.1	61.1	21.6	52.0	21.0	9.1	446.0	25.2	22.8	0.53	0.28	23
3	2019	T1	Middle	7	43	3.1	64.6	17.3	34.0	131.0	8.4	378.0	23.0	22.4	0.49	0.23	23
4	2018	SK Telecom T1	Middle	92	49	3.7	75.2	21.7	13.0	68.0	10.0	503.0	28.0	24.6	0.55	0.31	22
5	2017	SK Telecom T1	Middle	141	69	4.0	66.1	21.5	43.0	86.0	9.4	505.0	25.7	24.0	0.40	0.25	21
6	2016	SK Telecom T1	Middle	147	69	4.3	68.1	22.1	60.0	83.0	8.8	642.0	28.8	23.6	0.53	0.23	20
7	2015	SK Telecom T1	Middle	82	78	5.4	67.3	19.6	190.0	132.0	8.9	647.0	31.5	25.1	0.25	0.19	19
8	2014	SK Telecom T1	Middle	5	100	6.4	63.4	23.3	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	18
9	2014	SK Telecom T1 K	Middle	28	36	3.5	73.0	17.3	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	26.5	NaN	NaN	18
10	2013	SK Telecom T1	Middle	40	83	5.0	64.6	21.3	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	27.1	NaN	NaN	17
11	2013	SK Telecom T1 K	Middle	35	83	5.1	70.9	21.3	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	26.5	NaN	NaN	17

II. 분석결과 - I. 특정 선수들의 에이징 커브

	Year	Team	Pos	GP	W%	KDA	KP%	DTH%	GD10	XPD10	CSPM	DPM	DMG%	GOLD%	WPM	WCPM	age
0	2021	Wildcard Gaming Red	ADC	36	78	6.3	59.4	15.9	380.0	232.0	8.2	596.0	25.6	23.5	0.51	0.30	27
1	2021	Wildcard Gaming Red	Middle	1	0	1.8	57.9	27.3	552.0	-324.0	7.3	540.0	26.9	27.6	0.72	0.12	27
2	2019	OpTic Gaming	ADC	36	42	4.1	66.0	12.8	2.0	-22.0	9.2	483.0	27.9	26.3	0.47	0.41	25
3	2019	OpTic Gaming Academy	ADC	2	50	22.0	81.5	6.7	-35.0	-35.0	8.4	623.0	34.8	26.8	0.46	0.22	25
4	2018	OpTic Gaming	ADC	36	39	4.0	69.5	14.2	-83.0	-51.0	9.0	476.0	26.3	24.7	0.50	0.47	24
...
221	2015	Oh My God	ADC	90	52	3.5	71.5	19.9	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	29.5	NaN	NaN	18
222	2014	Royal Club	ADC	84	57	4.3	71.0	18.1	239.0	22.0	9.8	579.0	31.8	28.0	0.18	0.19	17
223	2014	Royal Club	Middle	12	25	3.3	74.7	17.4	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	17
224	2013	Royal Club	ADC	71	59	4.9	69.7	16.8	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	29.9	NaN	NaN	16
225	2013	Royal Club	Middle	1	0	4.0	80.0	12.5	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	16

226 rows × 17 columns

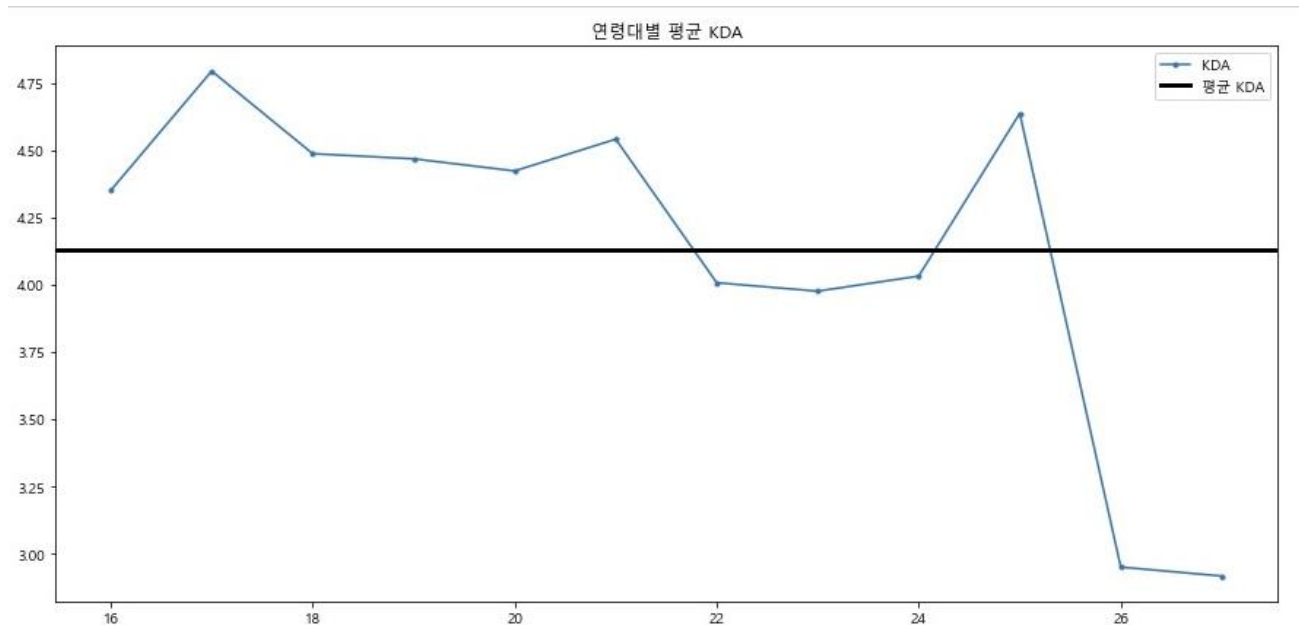
페이커, 데프트, 프레이, 마린을 포함한 **총 21명의 데이터**
`pd.concat()`을 통해 하나로 합침



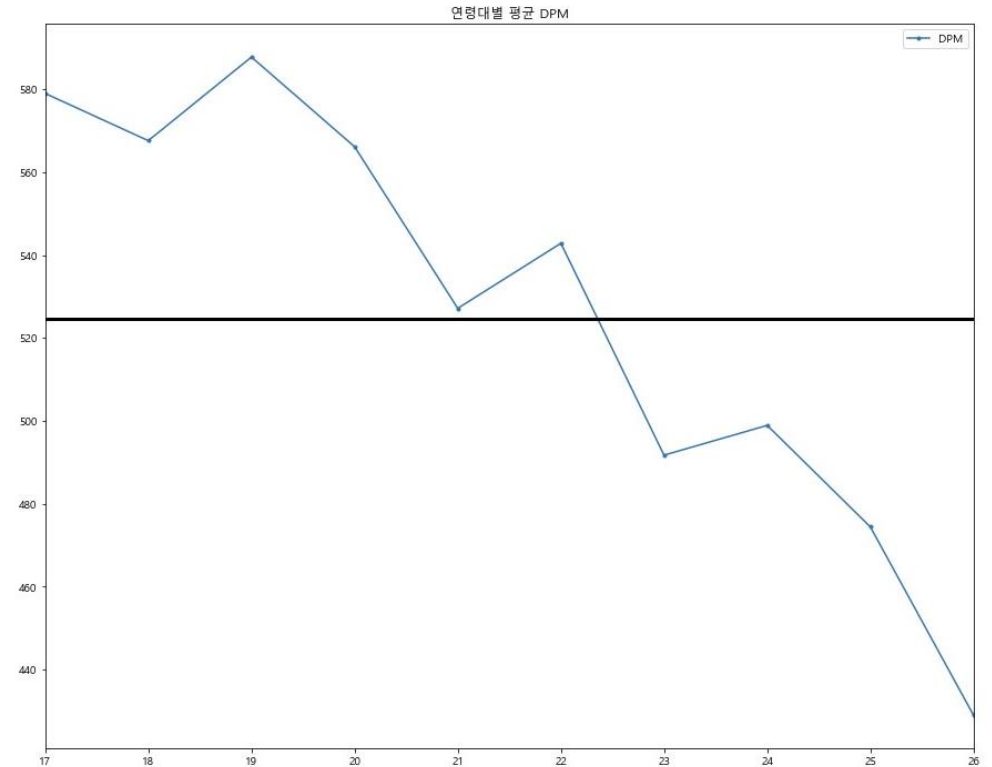
	GP	W%	KDA	KP%	DTH%	GD10	XPD10	CSPM	DPM	DMG%	GOLD%	WPM	WCPM
age													
16	23.250000	42.000000	4.350000	71.075000	15.400000	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	29.900000	NaN	NaN
17	21.764706	51.235294	4.794118	69.876471	17.576471	239.000000	22.000000	9.800000	579.000000	31.800000	26.675000	0.180000	0.190000
18	37.652174	56.826087	4.486957	67.991304	19.069565	72.600000	94.000000	8.640000	567.600000	31.120000	23.917647	0.362000	0.132000
19	47.642857	56.428571	4.467857	68.242857	19.607143	139.909091	53.272727	8.841667	587.769231	30.076923	24.845833	0.332308	0.176923
20	75.181818	59.318182	4.422727	68.877273	19.459091	61.692308	24.230769	8.671429	566.142857	27.485714	24.194444	0.419286	0.202143
21	94.590909	59.454545	4.540909	68.659091	18.777273	58.500000	52.500000	8.795000	527.150000	27.105000	23.961905	0.419500	0.216000
22	61.107143	52.107143	4.007143	68.014286	18.914286	49.086957	54.565217	9.116000	542.840000	27.860000	24.396296	0.478000	0.258800
23	52.172414	53.517241	3.975862	64.493103	18.755172	25.680000	58.040000	8.908000	491.720000	26.864000	23.862963	0.503600	0.274000
24	67.727273	49.000000	4.031818	65.790909	17.954545	47.727273	8.090909	8.718182	498.909091	26.600000	24.372727	0.498636	0.276364
25	40.947368	46.263158	4.636842	64.710526	18.410526	-11.222222	48.944444	8.163158	474.421053	25.589474	23.178947	0.522632	0.281579
26	66.166667	49.833333	2.950000	60.866667	23.233333	-6.000000	48.333333	8.166667	429.000000	22.850000	22.250000	0.471667	0.218333
27	21.833333	33.333333	2.916667	55.483333	20.616667	-2.333333	-19.166667	8.550000	505.333333	25.766667	25.133333	0.453333	0.256667

특정 나이 대(16,26,27)의 데이터 극소량 -> 제거
 나이 대 별 평균을 통해 **평균 데이터 생성**

II. 분석결과 - I. 특정 선수들의 에이징 커브

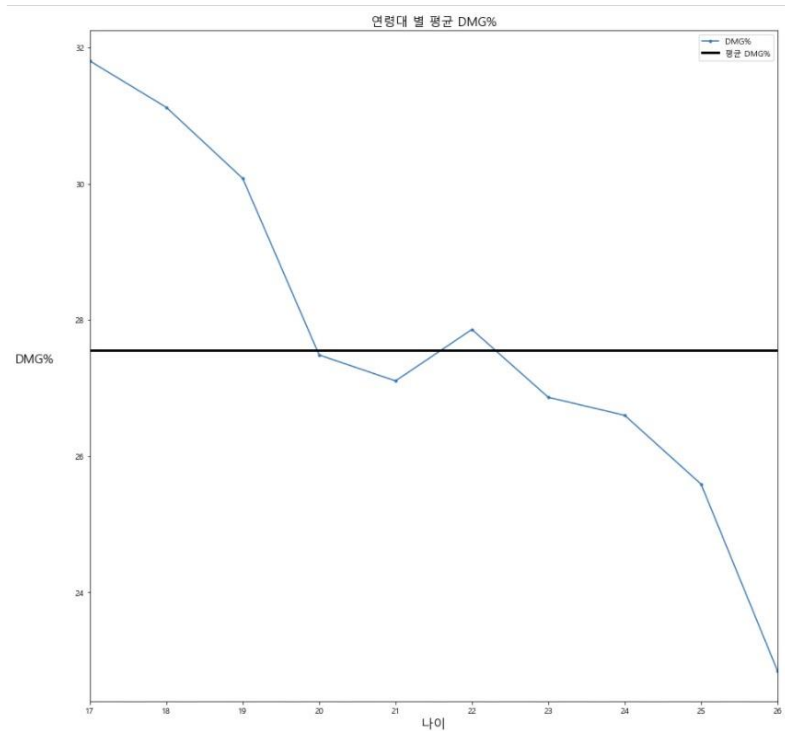


연령대 별 평균 KDA
25세를 기준으로 크게 떨어짐

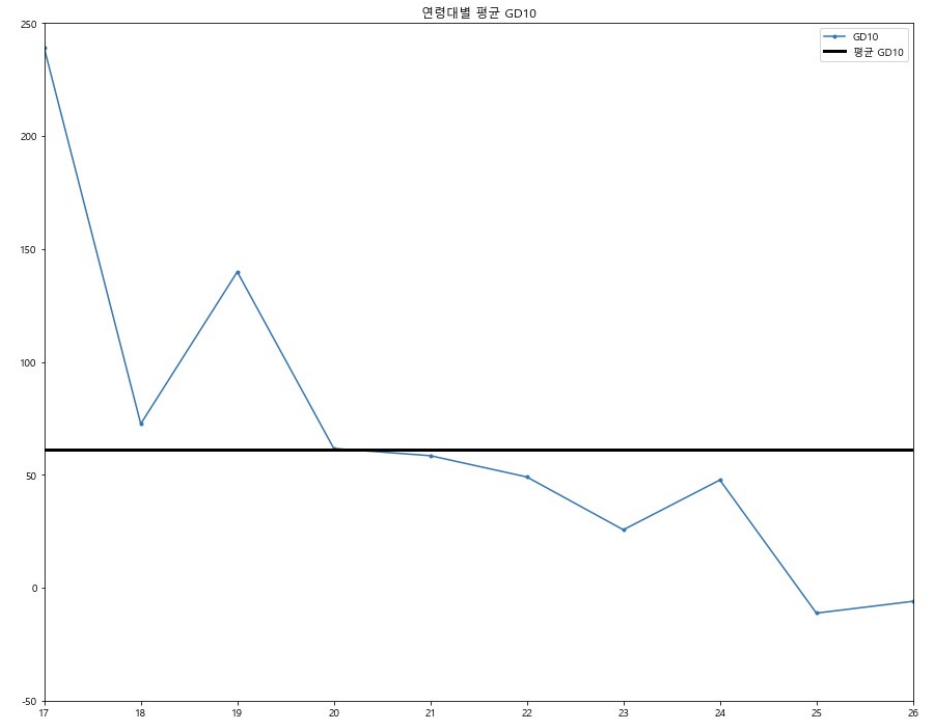


연령대 별 평균 DPM(분당 데미지)
나이가 들 수 록 감소함

II. 분석결과 - I. 특정 선수들의 에이징 커브



연령대 별 평균 DMG%(본인 딜량/전체 딜량)
감소세를 보이다 22세에 잠깐 상승
이후 급락



연령대 별 평균 GD10(10분 동안 평균 골드차이)
데뷔 시점 이후로 크게 감소함
이후 소폭 상승 후 다시 감소



전세계 대회 중 가장 치열한 LCK
2021년 Spring 시즌 기준
각 팀별 스탯 비교

II. 분석결과 - II. LCK 팀별 스탯 비교



라이엇에서 제공하는 Match History를 통해
경기 통계정보 크롤링

gamedate	gameduration	Play_side	W/L	Total_gold	Total_kill	Ban	Ban.1	Ban.2	Ban.3	...	Wards Placed	Wards Destroyed	Stealth Wards Purchased	Control Wards Purchased	Gold Earned
1/13/2021	36:17	blue	VICTORY	73.1k	19	Samira	Akali	Olaf	Lucian	...	11	24	-	8	18.4k
1/13/2021	36:17	blue	VICTORY	73.1k	19	Samira	Akali	Olaf	Lucian	...	43	27	-	12	13.4k
1/13/2021	36:17	blue	VICTORY	73.1k	19	Samira	Akali	Olaf	Lucian	...	19	17	-	14	15.0k
1/13/2021	36:17	blue	VICTORY	73.1k	19	Samira	Akali	Olaf	Lucian	...	19	11	-	11	17.5k
1/13/2021	36:17	blue	VICTORY	73.1k	19	Samira	Akali	Olaf	Lucian	...	67	28	-	20	8.8k

II. 분석결과 - II. LCK 팀별 스탯 비교

gamedate	gameduration	Play_side	W/L	Total_gold	Total_kill	Ban	Ban.1	Ban.2	Ban.3	...	Wards Placed	Wards Destroyed	Stealth Wards Purchased	Control Wards Purchased	Gold Earned
1/13/2021	36:17	blue	VICTORY	73.1k	19	Samira	Akali	Olaf	Lucian	...	11	24	-	8	18.4k
1/13/2021	36:17	blue	VICTORY	73.1k	19	Samira	Akali	Olaf	Lucian	...	43	27	-	12	13.4k
1/13/2021	36:17	blue	VICTORY	73.1k	19	Samira	Akali	Olaf	Lucian	...	19	17	-	14	15.0k
1/13/2021	36:17	blue	VICTORY	73.1k	19	Samira	Akali	Olaf	Lucian	...	19	11	-	11	17.5k
1/13/2021	36:17	blue	VICTORY	73.1k	19	Samira	Akali	Olaf	Lucian	...	67	28	-	20	8.8k

필요한 열만 추출

KDA 처리(숫자형으로 변환 및 퍼펙트 처리)

다른 통계 값 숫자형으로 변환

	gamedate	Play_side	W/L	Total_gold	Total_kill	Towers Destroyed	Inhibitors Destroyed	Baron	Dragon	Rift Heralds Slain	Team Player	KDA	Total Damage to Champions	Total Damage Dealt
0	1/13/2021	blue	VICTORY	73.1	19	11	4	2	4	2	GEN Rascal	13.000000	22.3	251.2
1	1/13/2021	blue	VICTORY	73.1	19	11	4	2	4	2	GEN Clid	3.333333	13.3	240.2
2	1/13/2021	blue	VICTORY	73.1	19	11	4	2	4	2	GEN Bdd	10.000000	13.2	247.7
3	1/13/2021	blue	VICTORY	73.1	19	11	4	2	4	2	GEN Ruler	10.000000	13.0	346.6
4	1/13/2021	blue	VICTORY	73.1	19	11	4	2	4	2	GEN Life	4.000000	3.3	20.3

II. 분석결과 - II. LCK 팀별 스탯 비교

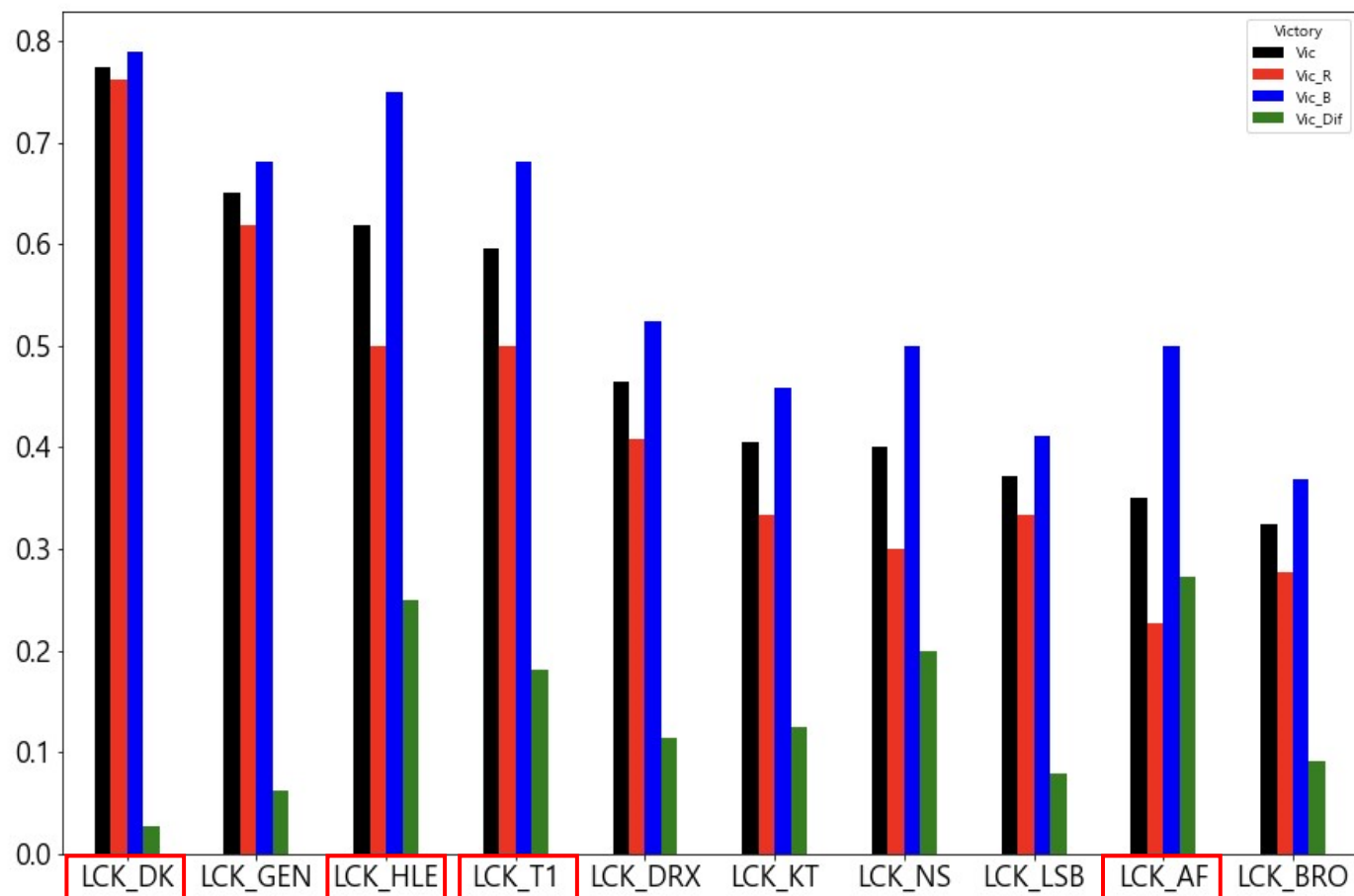
	gamedate	Play_side	W/L	Total_gold	Total_kill	Towers Destroyed	Inhibitors Destroyed	Baron	Dragon	Rift Heralds Slain	Team Player	KDA	Total Damage to Champions	Total Damage Dealt
0	1/13/2021	blue	VICTORY	73.1	19	11	4	2	4	2	GEN Rascal	13.000000	22.3	251.2
1	1/13/2021	blue	VICTORY	73.1	19	11	4	2	4	2	GEN Clid	3.333333	13.3	240.2
2	1/13/2021	blue	VICTORY	73.1	19	11	4	2	4	2	GEN Bdd	10.000000	13.2	247.7
3	1/13/2021	blue	VICTORY	73.1	19	11	4	2	4	2	GEN Ruler	10.000000	13.0	346.6
4	1/13/2021	blue	VICTORY	73.1	19	11	4	2	4	2	GEN Life	4.000000	3.3	20.3

.str.contain('팀명')을 활용
각 팀별 데이터 분리

“ LCK에 속한 총 10개 팀의 데이터 생성 ”

II. 분석결과 - II. LCK 팀별 스탯 비교

1. LCK에 속한 총 10개 팀의 승률 비교



담원의 경우

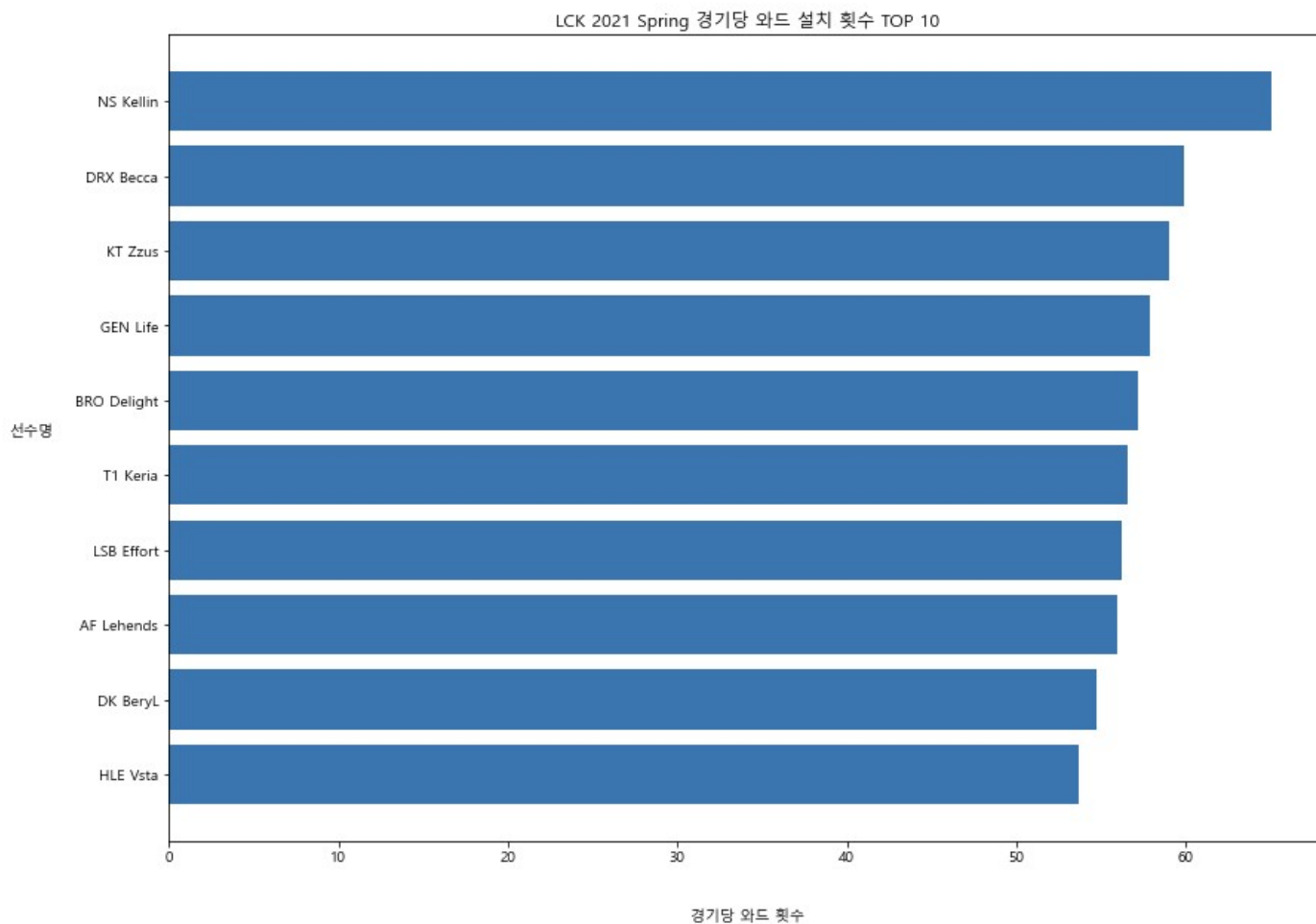
진영에 따른 승률 차이가 매우 적음

한화, T1, 아프리카의 경우

블루 진영의 경우 승률이 유의미하게 높음

II. 분석결과 - II. LCK 팀별 스탯 비교

2. 게임당 가장 많은 와드를 설치한 선수



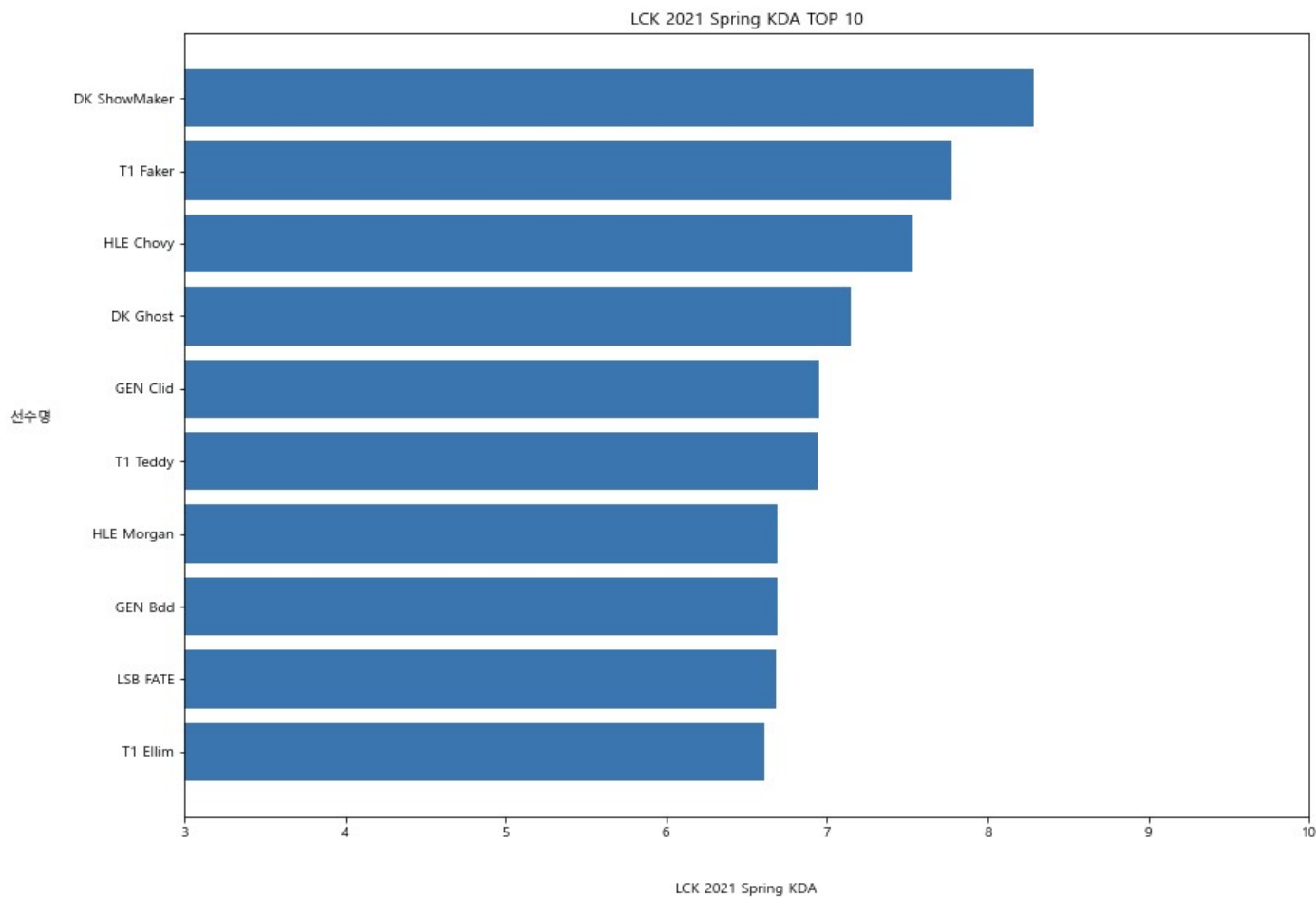
와드를 가장 많이 설치한 선수

-> 각 팀의 주전 서포터

하지만 팀의 순위와 와드 설치 횟수는 관계가 없음

II. 분석결과 - II. LCK 팀별 스탯 비교

3. 게임당 가장 높은 KDA를 기록한 선수

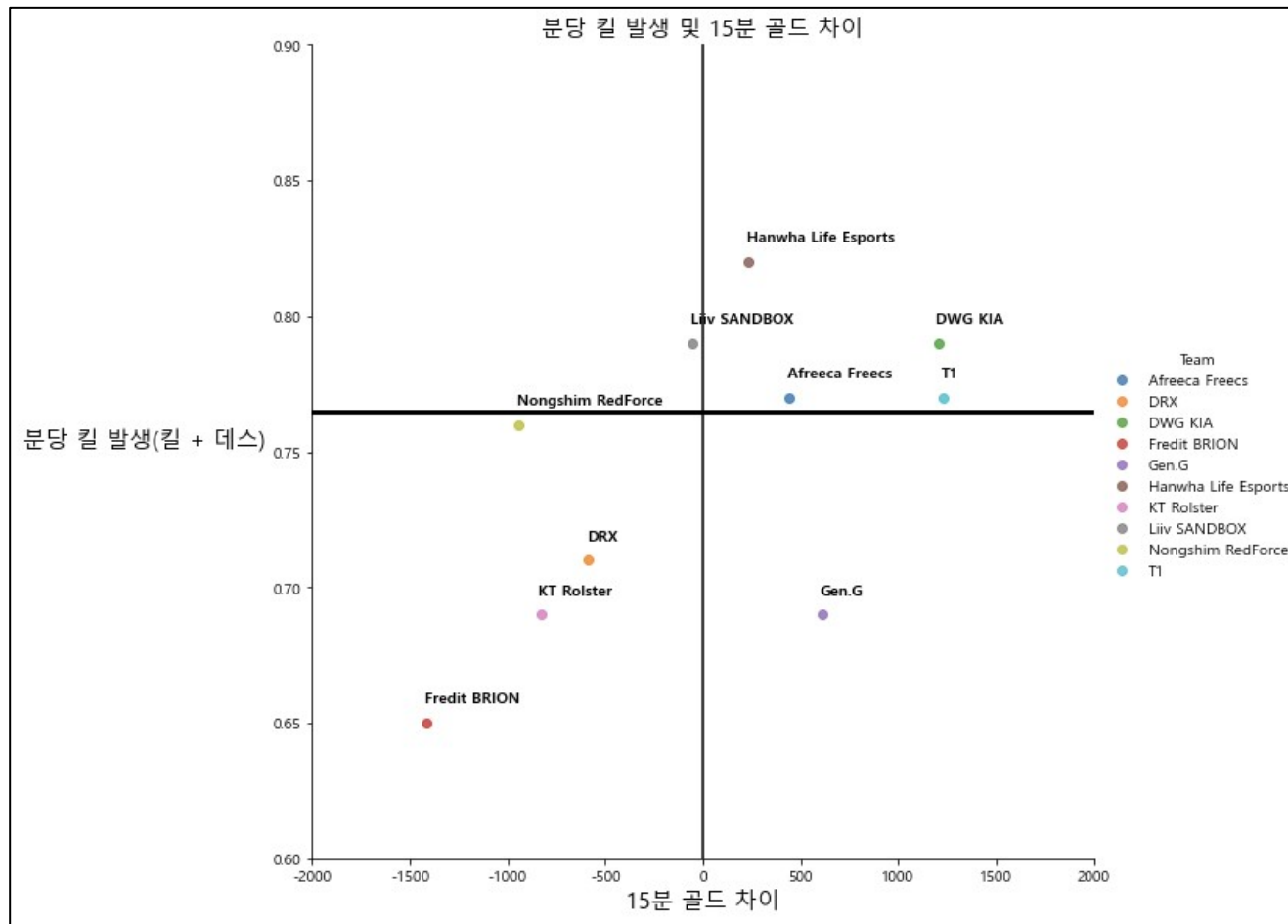


1위 페이커의 뒤를 이을 쇼메이커
2위 E-sports 최고의 스타 페이커
10위 내 담원 2명, Gen.G 2명, 한화 2명
샌드박스 1명, T1 3명으로

명문 팀 T1의 선수들의 기량을 확인 가능

II. 분석결과 - II. LCK 팀별 스탯 비교

4. 경기 내용을 통해 팀 성향 분석



X축

초반 부터 압박 및 교전 추구 or 소극적 라인전 추구

Y축

교전 지향적인 라인전 or 안정적인 라인전

II. 분석결과 - III. 챌린저게임을 통한 챔피언 분석

T O P



Jungl



M I D



AD Carry

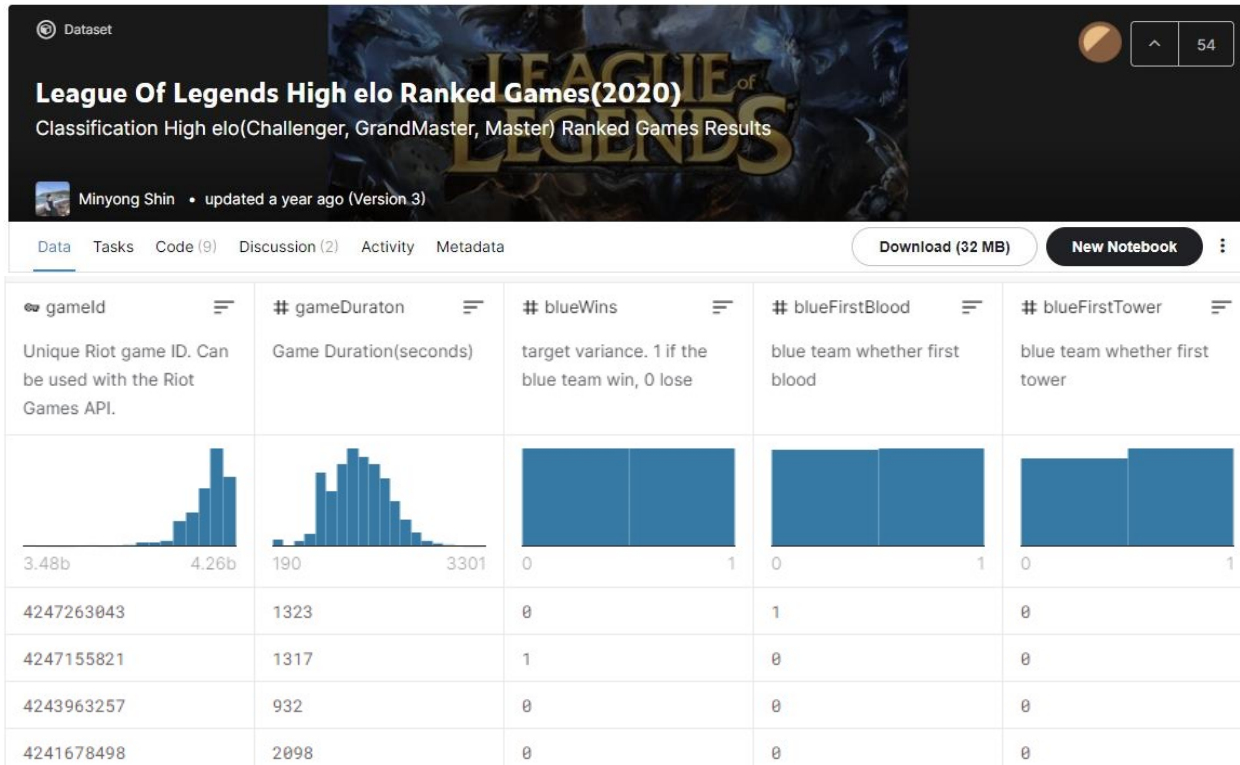


Suppor



라이엇에서 제공하는 API를 통해
2020년, 2021년 챌린저들의 게임 데이터 로드
2020년 총 25705게임
2021년 총 11723게임

II. 분석결과 - III. 챌린저게임을 통한 챔피언 분석



2020년 데이터 from Kaggle

원하는 내용 X

gameld만 사용

gameld -> match info 도출

II. 분석결과 - III. 챌린저게임을 통한 챔피언 분석

1. 챌린저 account_id 호출

entries	summonerId	summonerName	le
{'summonerId': 'BICx2lDxVGafcp_QckMT1TgVPEZRQ70IMHW9saYluw_tw...	BICx2lDxVGafcp_QckMT1TgVPEZRQ70IMHW9saYluw_tw...	조렘이다말루하	자
{'summonerId': 'Hv1fc8N2RC7enz04mkzQHILIPVvUJTpP-nCWS2IEIMIGSU...	Hv1fc8N2RC7enz04mkzQHILIPVvUJTpP-nCWS2IEIMIGSU...	언제나잘하고싶	다
{'summonerId': '87y6lBq3HvJfWVeYZ9dgZCm_mOKZFY_kObhYxwyIj5p-GyU...	87y6lBq3HvJfWVeYZ9dgZCm_mOKZFY_kObhYxwyIj5p-GyU...	농심 리지	
{'summonerId': 'Z4PYE7nbhyaohHNOQAYviyXYzT2fyJlsdnhSDqhbIQT3LU...	Z4PYE7nbhyaohHNOQAYviyXYzT2fyJlsdnhSDqhbIQT3LU...	나는 혼일하다	
{'summonerId': 'TlXHVaVeZlJnqIt5yTkgUWQu6e3ZZk-l8Q7EOujl1Q38lFk...	TlXHVaVeZlJnqIt5yTkgUWQu6e3ZZk-l8Q7EOujl1Q38lFk...	Lehends	
...
{'summonerId': '2K8OuA0U7A9-F5aV1Mxplq65Zqrss08lKsYS-u3YlcN8G...	2K8OuA0U7A9-F5aV1Mxplq65Zqrss08lKsYS-u3YlcN8G...	Azhi OuO	
{'summonerId': 'lgNTcC_BOZsSOHaV9nT3rK5dD6e2_mNXGws1F6XR_KaNw...	MgNTcC_BOZsSOHaV9nT3rK5dD6e2_mNXGws1F6XR_KaNw...	오 화나병	
{'summonerId': 'SsliWTDaVbTaGQNN-zdOHU-rkOfdu8n3L5IQNHTh3m...	SsliWTDaVbTaGQNN-zdOHU-rkOfdu8n3L5IQNHTh3m...	Back in Action	
{'summonerId': 'AbvdgndOwqQXx79qeRxygNVTibEp4...	AbvdgndOwqQXx79qeRxygNVTibEp4...	NekoL	
{'summonerId': '-vLnLKRrNEntoZhnpZP7XTVDJl8aYh2g7jJLSVU9hRUp...	-vLnLKRrNEntoZhnpZP7XTVDJl8aYh2g7jJLSVU9hRUp...	He1sinki	

2. account_id -> gameId 호출

	platformId	gameId	champion	queue	season	timestamp	role	lane
0	KR	5353779756	142	420	13	1627408794568	SOLO	MID
1	KR	5351903351	142	420	13	1627326705828	DUO_SUPPORT	NONE
2	KR	5351960180	7	420	13	1627323820506	DUO	MID
3	KR	5351809074	142	420	13	1627321901323	DUO	TOP
4	KR	5351805859	142	420	13	1627319548112	DUO	MID
...
29698	KR	5341946033	58	420	13	1626969312953	DUO	TOP
29699	KR	5341857786	58	420	13	1626966292011	SOLO	TOP
29700	KR	5341779870	875	420	13	1626963781917	SOLO	TOP
29701	KR	5341668681	126	420	13	1626960601379	SOLO	TOP
29702	KR	5341650978	164	420	13	1626958270021	DUO_SUPPORT	NONE

중복 gameId 제거

3. gameId-> match info 호출

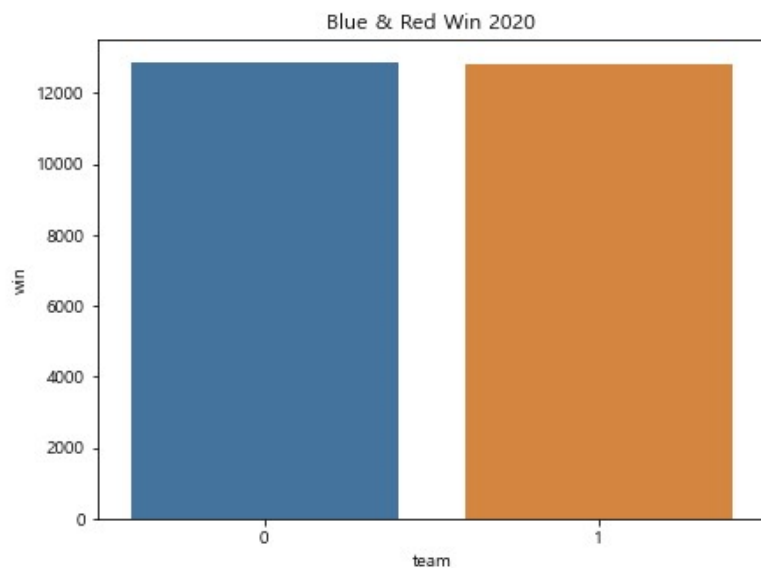
	play_time	result	blue_1_champ	blue_1_spell1	blue_1_spell2
0	1323	0	7	1	4
1	1317	1	236	14	4
2	932	0	235	4	3
3	2098	0	111	4	14
4	2344	1	145	4	7
...
26843	1468	0	79	4	11
26844	970	0	350	14	3
26845	1480	0	134	7	4
26846	1837	1	59	4	11
26847	948	1	58	12	4

26848 rows × 102 columns

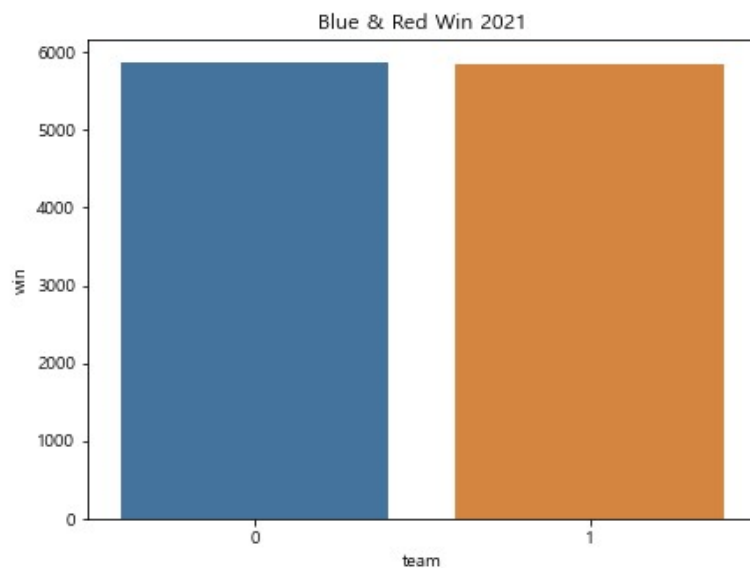
2020년의 gameId 도 적용

II. 분석결과 - III. 챌린저게임을 통한 챔피언 분석

1. 전체 데이터에 대한 분석



BlueTeamWin 2020: 12833
RedTeamWin 2020: 12872

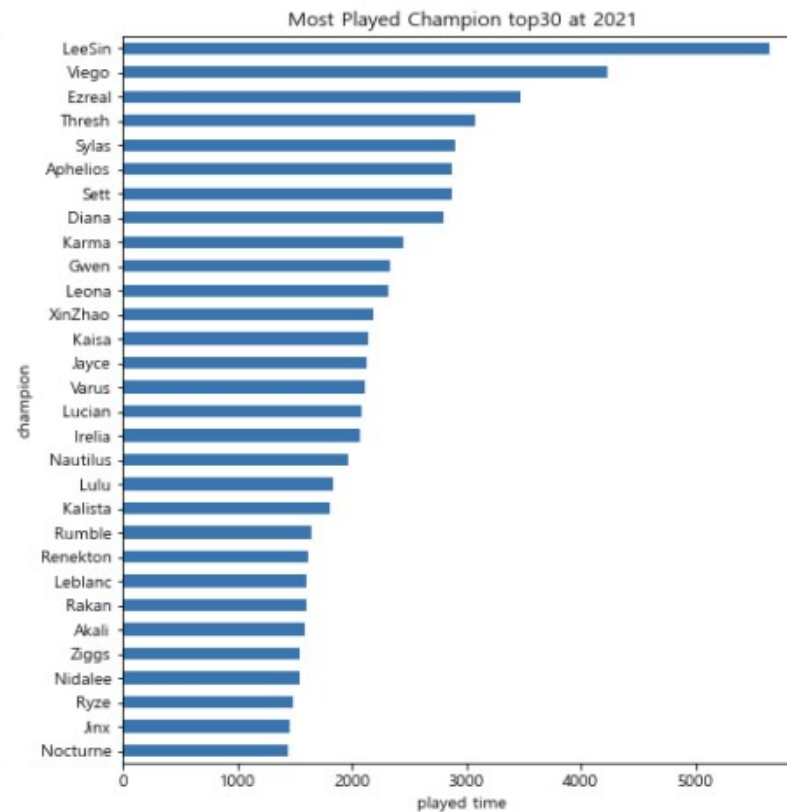
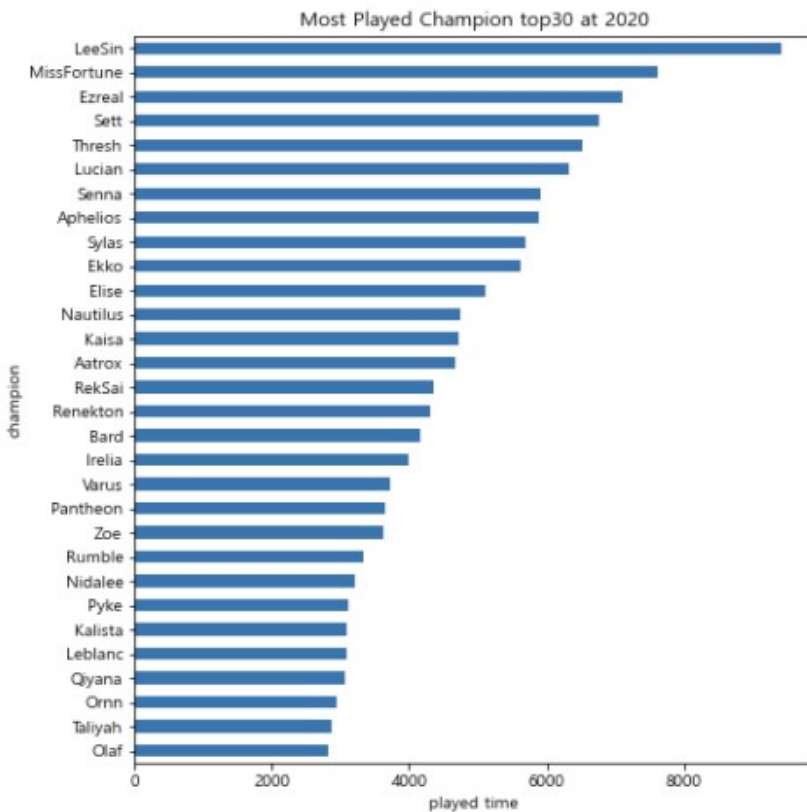


BlueTeamWin 2021: 5852
RedTeamWin 2021: 5871

2020, 2021년 전체 데이터에 대해
진영별 승리수는 거의 같음
(20~40경기 차이)
=> 매칭 알고리즘이 잘 되어있음

II. 분석결과 - III. 챌린저게임을 통한 챔피언 분석

1. 전체 데이터에 대한 분석



2020, 2021년 전체 데이터에 대해

두 해 모두 리신의 픽수가 가장 많음

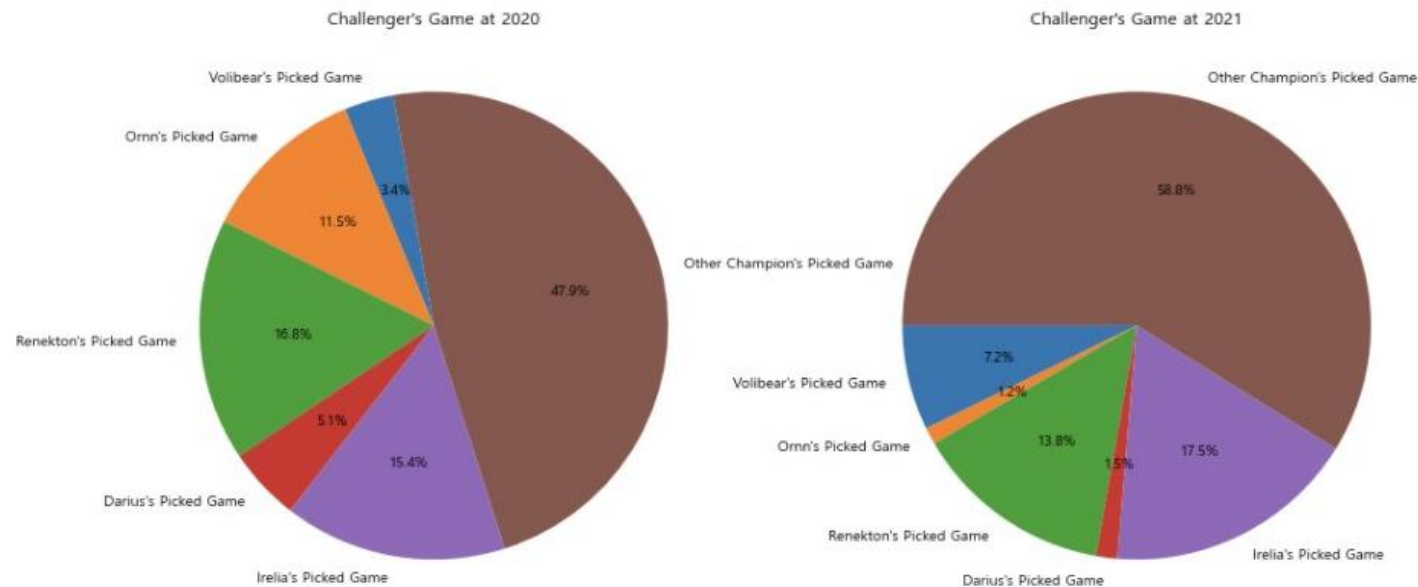
2021년 새로운 챔피언인
비에고, 그웬을 많이 픽함

2020년 픽수 2,3위인
이즈리얼, 미스포춘은
2021년에 들어서 대세픽에서 밀림

II. 분석결과 - III. 챌린저게임을 통한 챔피언 분석

2. 라인별 대표 챔피언 분석

볼리베어, 오른, 다리우스, 레넥톤, 이렐리아



픽률 분석

시즌이 바뀌면서 **매타의 변화**로
픽률이 크게 변화

시즌 11은 기본적으로
전사형 챔피언의 전성기

-> 오른의 픽률이 크게 감소

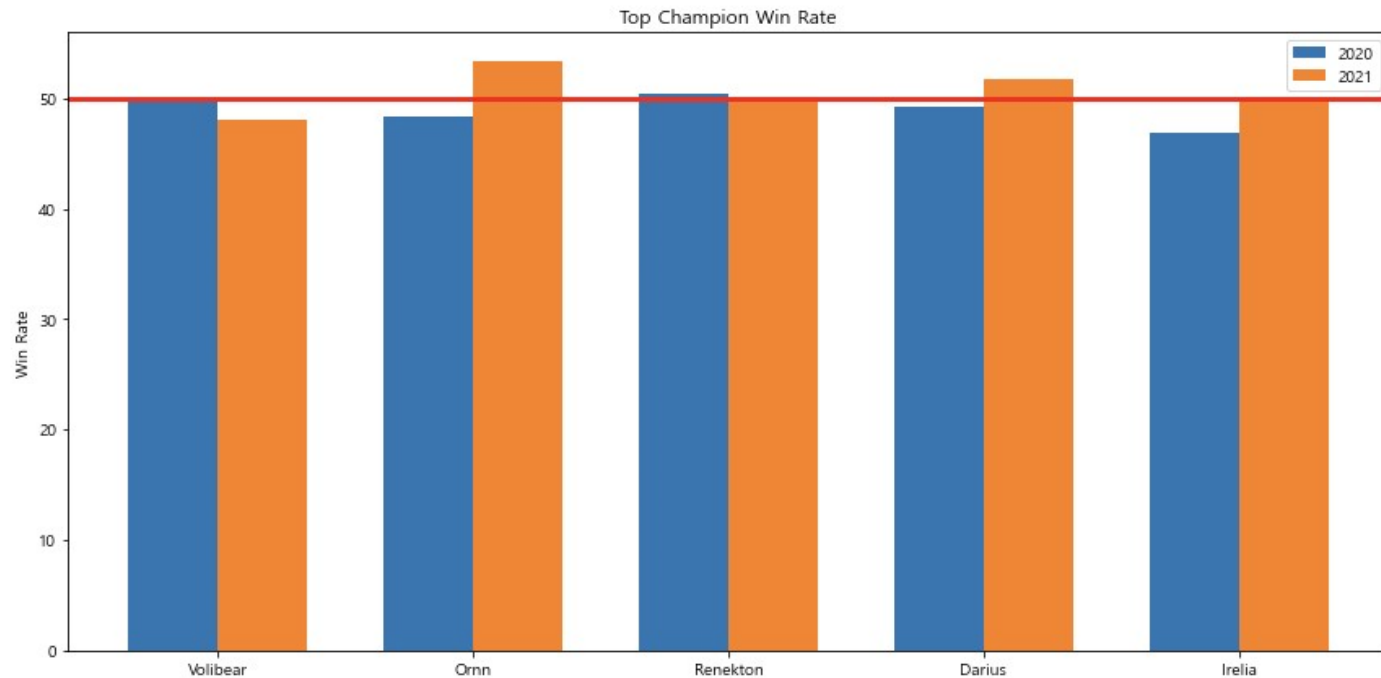
-> 볼리베어, 이렐리아의 픽률 상승
(볼리베어의 리메이크도 크게 작용)

탑 대표 챔피언들의 전체적인 **픽률 감소**
다른 챔피언들의 성능 향상

II. 분석결과 - III. 챌린저게임을 통한 챔피언 분석

2. 라인별 대표 챔피언 분석

볼리베어, 오른, 다리우스, 레넥톤, 이렐리아



승률 분석

시즌 초반 탱커형 아이템의 상향

-> 오른의 승률 상승

전사용 아이템의 변화

-> 다리우스, 이렐리아의 승률 변화

볼리베어의 리메이크 이후 역할변경

-> 기존의 탱커형에서 돌격형 전사형으로 변화
(한타에서의 성능 감소)

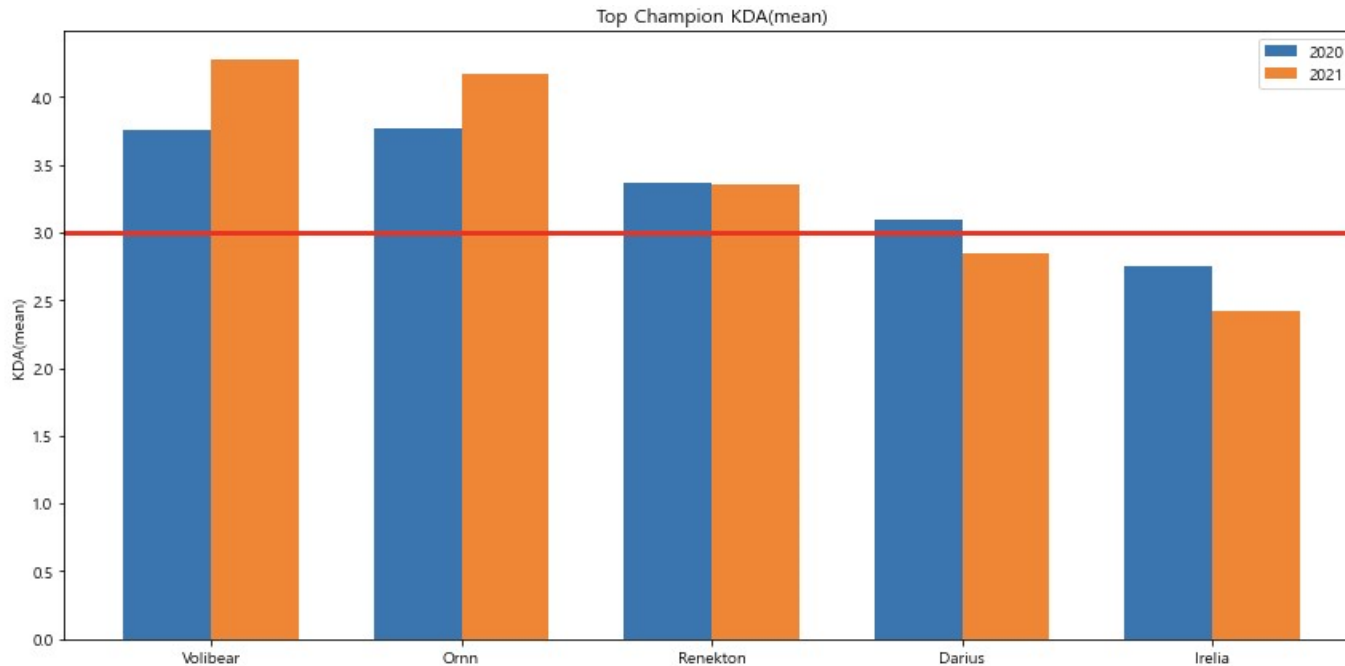
레넥톤의 승률 변화 미미함

-> 황벨과 적폐의 사이

II. 분석결과 - III. 챌린저게임을 통한 챔피언 분석

2. 라인별 대표 챔피언 분석

볼리베어, 오른, 다리우스, 레넥톤, 이렐리아



KDA 분석

시즌 초반 탱커형 **아이템의 상향**

-> 오른의 KDA향상
(한타에서의 존재감 상승)

전사용 아이템의 변화

-> 다리우스, 이렐리아의 플레이 스타일의 변화
(더 저돌적인 플레이스타일 형성)

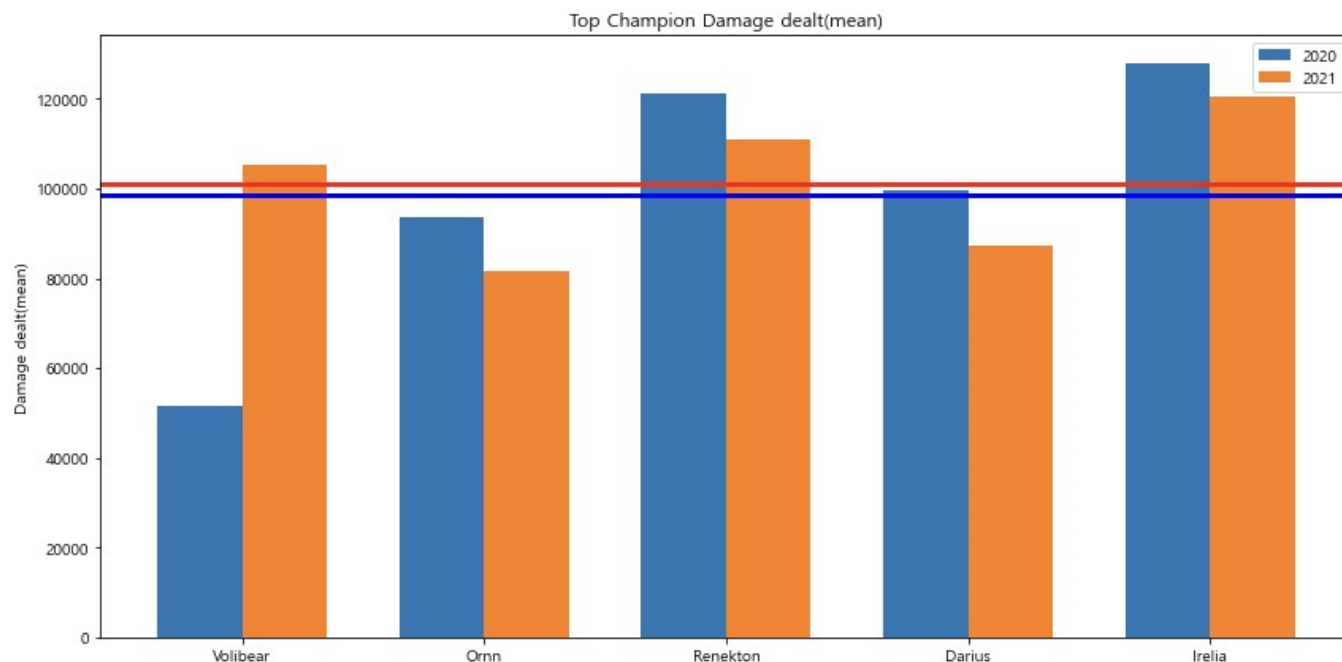
볼리베어의 리메이크

-> 라인전에서 솔킬 및 소규모 교전에서의 성능 ↑

II. 분석결과 - III. 챌린저게임을 통한 챔피언 분석

2. 라인별 대표 챔피언 분석

볼리베어, 오른, 다리우스, 레넥톤, 이렐리아



딜량 분석

볼리베어의 리메이크

-> 딜량의 폭발적 증가

시즌 변화로 게임의 중심 라인 변화

-> 정글과 미드의 중요도 상승

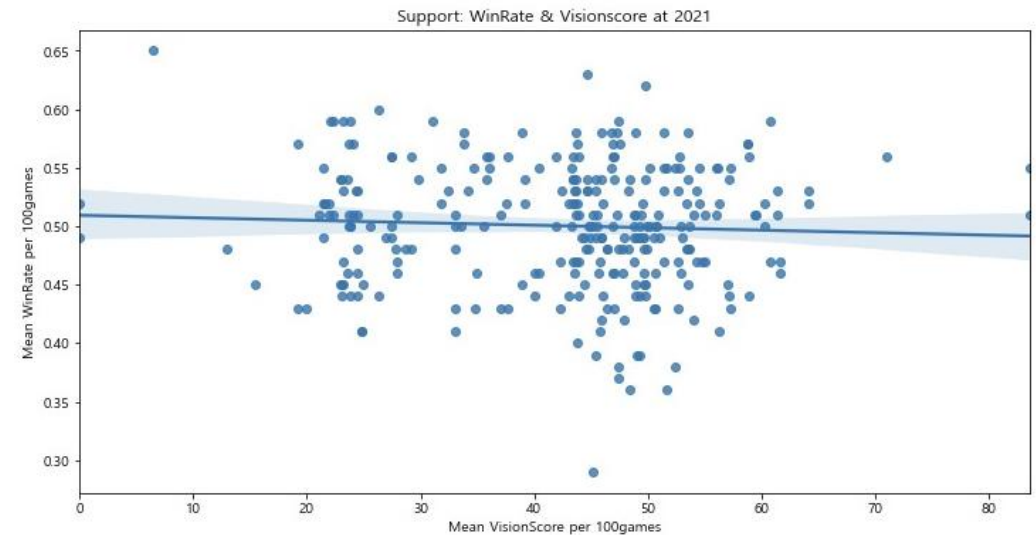
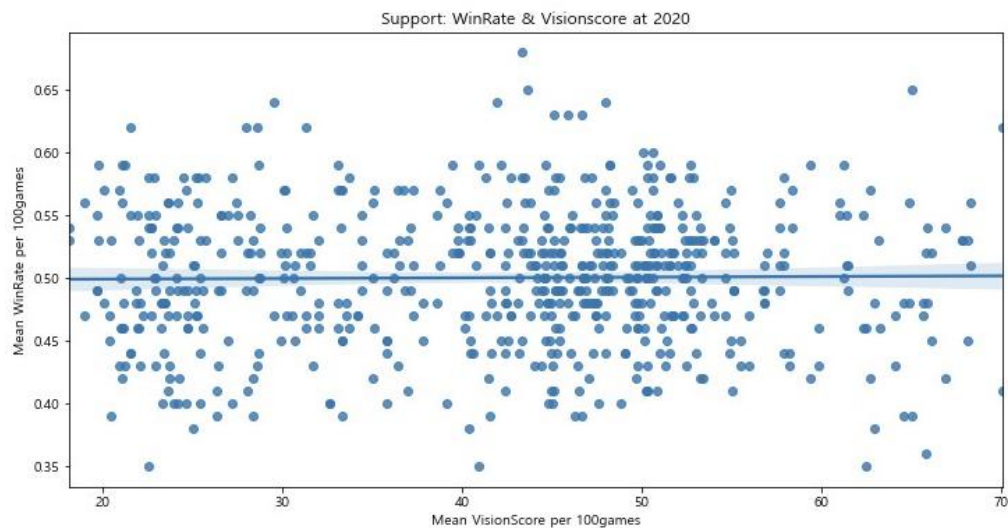
이렐리아와 레넥톤의 자유로운 포지션

-> 미드에도 사용 가능

II. 분석결과 - III. 챌린저게임을 통한 챔피언 분석

3. 시야 점수와 승률의 관계

서포터 챔피언들의 100경기당 승률과 평균 시야 점수



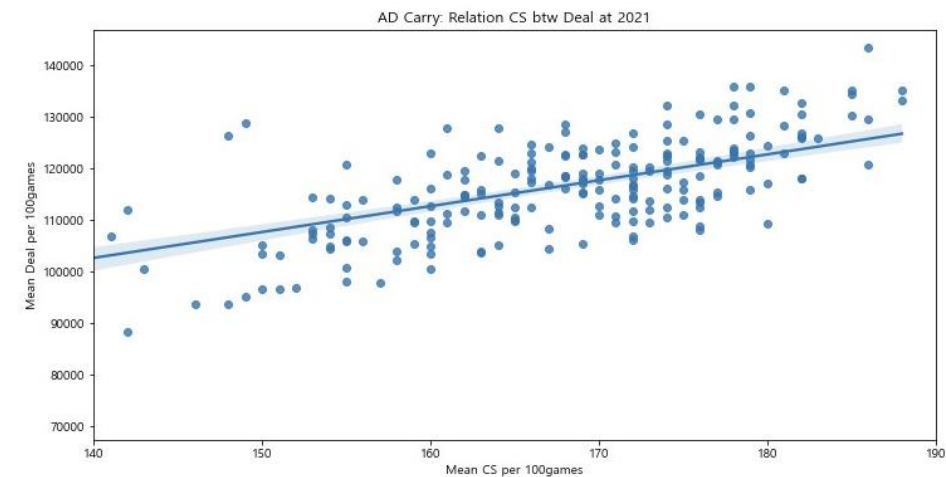
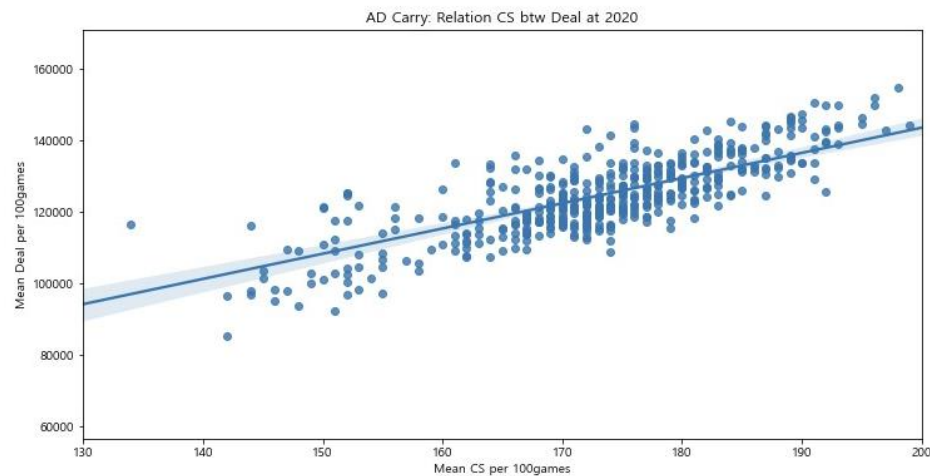
시야점수와 승률

Matplotlib의 regplot을 사용하여 시각화 결과
승률과 시야점수간 연관관계는 없는 것으로 판단

II. 분석결과 - III. 챌린저게임을 통한 챔피언 분석

4. 원딜의 CS와 딜량의 관계

원딜 챔피언들의 100경기당 CS와 평균 딜량



CS와 평균 딜량

CS가 높을 수 록 평균 딜량이 상승하는 비례관계

CS ↑ -> 좋은 아이템 구매 가능 -> 딜량 ↑

III. 분석기법 및 모듈

사용 언어 Python
사용 에디터 Jupyter Notebook

분석 기법	사용 모듈
데이터 분석	Pandas numpy
데이터 시각화	matplotlib.pyplot plotly_express seaborn
API	Json Requests Time tqdm_notebook

분석 기법	사용 모듈
웹 크롤링	BeautifulSoup requests webdriver urlretrieve ssl time Urlopen openpyxl tqdm_notebook

페이커의 두뇌 와 브론즈의 손가락

감사합니다

권혁 서승원 서정환 이보연 함요셉

X

확인