빅데이터 분석 (c) 미니 프로젝트

FIFA 21 데이터셋을 활용한 데이터 분석

TEAM ballon d'or

김선홍 장소영

INDEX

O1 주제 선정 배경 및 팀 구성

- 주제 소개 및 선정 배경
- 팀구성 및 역할

02 데이터 분석

- 데이터 수집 및 전처리
- EDA
- UEFA 리그 포인트
- 발롱도르
- Overall 예측

03 느낀점

01 주제 선정 배경 및 팀 구성

- 주제 소개 및 선정 배경
- 팀 구성 및 역할

1. 주제 선정 배경 및 팀 구성

주제 소개 및 선정 배경

FIFA는 실제 축구를 반영하는

EA sports는 총 6000명 이상의 인격을 투입하여,

주제 선정에 대해 이야기를 나누다 팀원 모두가 축구에 많은 관심을 가지고 있는 공통점을 발견했습니다.

미니프로젝트인 만큼 좋아하는 분야에 대해 프로젝트를 진행하는 것이 좋을 것 같아 비교적 정형화되어 있는 FIFA 21 게임의 선수 데이터 셋을 통해 평소에 궁금했던 내용을 토대로 분석을 진행하였습니다.



1. 주제 선정 배경 및 팀 구성

팀 구성



김선홍

데이터 수집 및 전처리 EDA 분석 왼발잡이 축구선수



장소영

데이터 수집 및 전처리 EDA 분석 UEFA Ballondor PCA Overall

02 데이터 분석

- 데이터 수집 및 전처리
- EDA
- UEFA 리그 포인트
- 발롱도르
- Overall 예측
- 왼발잡이 축구선수

데이터 수집



https://www.kaggle.com/bryanb/fifa-player-stats-database

FIFA 21의 선수 데이터



https://en.wikipedia.org/wiki/2019_Ballon_d%270r https://www.uefa.com/memberassociations/uefarankings/country/#/yr/2021

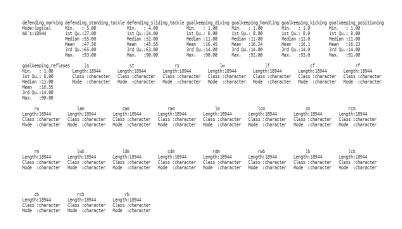
발롱도르 수상 순위, 포인트 데이터 UEFA 클럽 랭킹 데이터

EDA 탐색적 데이터 분석

FIFA 21 게임 데이터셋의 EDA 분석

본격적인 데이터 분석에 앞서 탐색적 데이터 분석을 통해 해당 데이터의 탐색과 이해를 높였습니다.

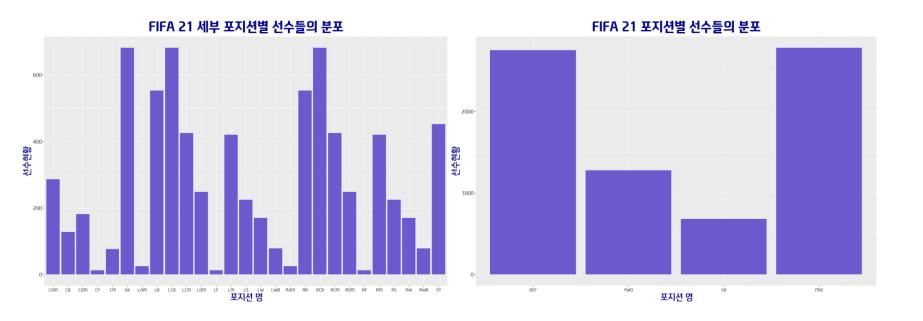




선수의 정보(국적, 소속 클럽, 소속 리그, 나이, 몸무게, 키)와

FIFA 21에서의 오버롤, 세부 능력치로 구성되어 있는 데이터셋임을 확인했습니다.

EDA 탐색적 데이터 분석

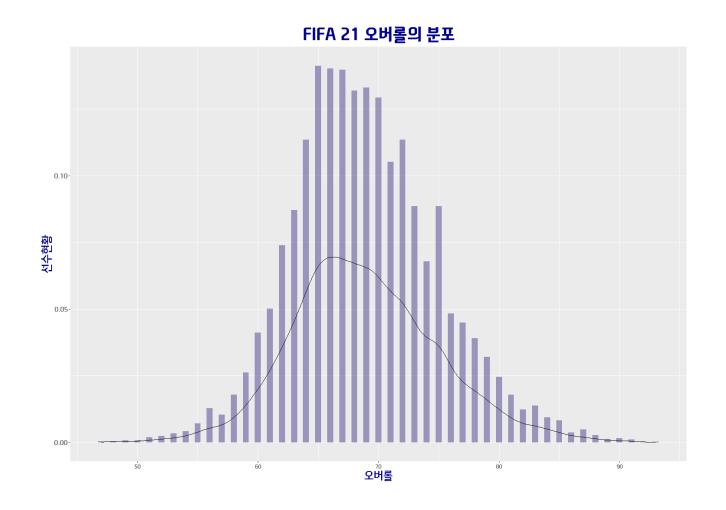


FIFA 21은 공격수, 수비수, 미드필더, 골키퍼의
4종류의 포지션이 아니라 구체적인 선수의 포지션
이 정해져 있는 게임인 것을 확인할 수 있었습니다.
또한 은퇴 선수, 후보 선수,2군 선수의 데이터까지도
포함되어 있는 것을 확인하였습니다.

분석의 목적에 따라, <mark>은퇴 선수,후보 선수,2군 선수</mark>는 데이터에서 <mark>제외</mark>하였으며,

분석을 용이하게 작업하기 위해 다음과 같이 포지션을 재그룹화해 데이터 전처리를 수행했습니다.

EDA 탐색적 데이터 분석



FIFA 21에서 '오버롤'이란 선수의 평균적인 능력치를 뜻합니다.

FIFA21 데이터셋의 모든 선수의 오버롤을

히스토그램과 커널밀도함수(KDE)로 나타내보았습니다.

그 결과, 다음과 같이 평균에 가까울수록 많은 분포값을 보이는 종 모양의 형태를 보이는 것을 확인할 수 있었습니다.
즉, 능력치의 수준이 높아지거나 낮아질수록
선수의 분포는 더 작아지는 것을 확인할 수 있었습니다.

EDA 탐색적 데이터 분석

FIFA 21에서 선수의 포지션은 다양하게 구성되어 있습니다.

따라서 공격수, 미드필더, 수비수, 골키퍼의 4가지 대분류의 포지션으로

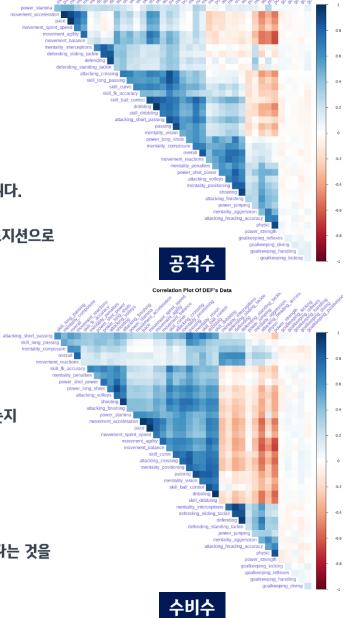
재 분류하는 작업을 시행했습니다.

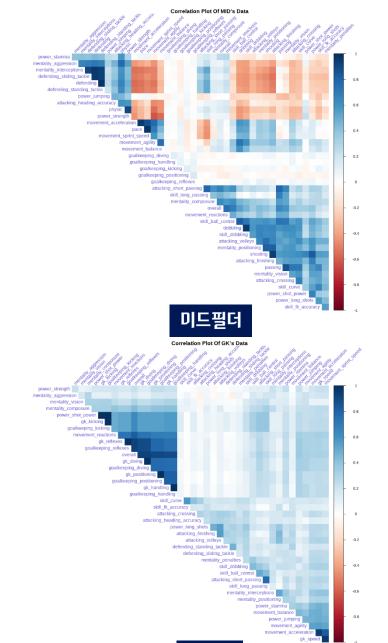
그리고 각 포지션별로 재분류하여

각각의 세부 능력치들이 어떠한 상관관계를 가지고 있는지

파악했습니다.

그 결과, 다음과 같이 포지션별로 상관관계의 양상이 다양하다는 것을 파악할 수 있었습니다.





골키퍼

분석 주제 1

UEFA 리그 포인트와 선수 Overall은 상관관계가 있을까?

UEFA는 '리그포인트'제도를 통해 챔피언스 리그, 유로파 리그,

유로파 콘퍼런스 리그의 팀 수를 정합니다.

이러한 리그 포인트는 그 리그의 경쟁력을 보여줄 수 있는 지표입니다

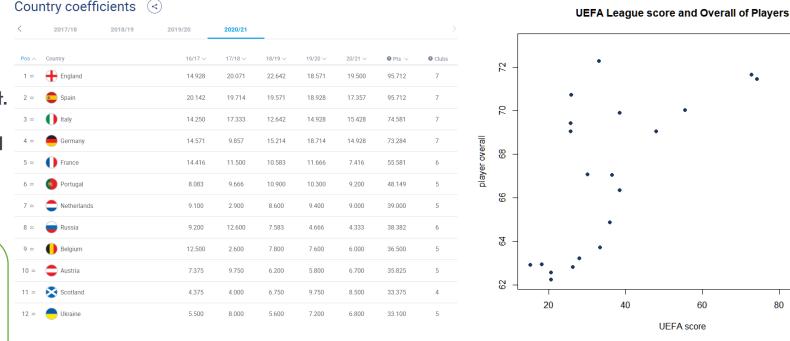
따라서 UEFA 리그 포인트와 FIFA21 게임에서 선수들의 Overall의

상관관계를 분석했습니다.

Pearson's product-moment correlation

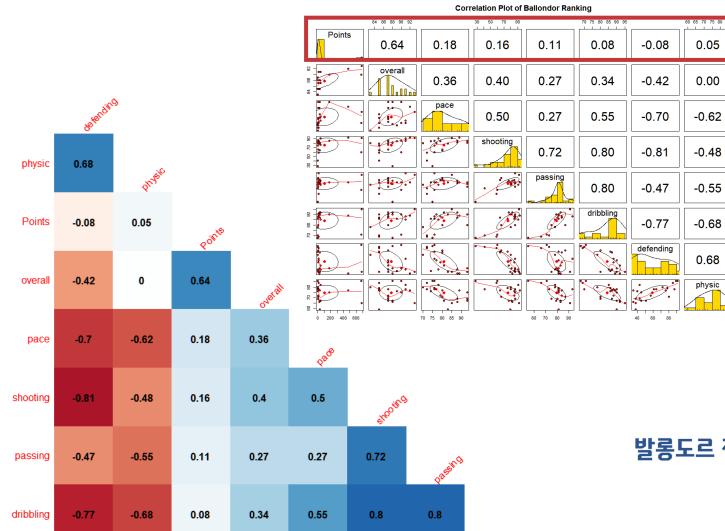
t = 4.7078, df = 20, p-value = 0.000135

cor: 0.7250179



상관계수가 +0.73, P-value가 0.0001로 리그 포인트와 Overall은 강한 상관관계가 있음을 확인할 수 있습니다.

80



발롱도르는 '황금빛 공 ' 이라는 뜻을 가진 프랑스 축구 전문지에서 주관하는 올해의 유럽 남자 축구 선수에게 수여하는 상입니다. 발롱도르의 순위와 선수의 능력치 상관관계를 분석했습니다.

발롱도르 순위는 발롱도르 포인트를 통해 정해지기 때문에 발롱도르 점수와 선수 능력치의 수치형 데이터간의 상관분석을 진행했습니다.

(단, 2020년의 발롱도르의 경우 코로나의 영향으로 진행되지 않아 2019년의 데이터를 사용했습니다.)

발롱도르 점수는 선수의 전반적인 능력치 평가인 Overall과 0.64로 비교적 강한 양의 상관관계를 보입니다. 반면, 스탯(페이스,슈팅,패스,드리블,수비,체력)과는 약한 상관관계 혹은 거의 관계가 없음을 확인할 수 있습니다.

발롱도르 순위와 선수 능력치는 상관관계가 있을까?

2. 데이터 분석 ^{분석 주제 2}

분석 주제 3

FIFA21 세부 능력치의 주성분(PCA) 분석과 Overall 예측

attacking_cross	sing	attacking_finis	attacking_he	attacking_heading_accuracy +				attacking_short_passing + a			attacking_volleys 🚊 ski			kill_dribbling		skill_curve	÷	
84		ı		95		90		82			86				88	8	1	
71			94	4 85			84				89			85		79		
	78 movement_balance			87		62			87		87			95	88			
				91		73					83		83 power_long_shots			92	7	9
			powe	oower_shot_power		wer_jumping ÷	power_stamina		nina ÷	power_streng		gth ÷			÷	mentality_aggression		ion ⁰
71			94		95	95		84			78	93		93		(
		82		89 80		84			76	86		86			85			81
		83				62			81		50				84			
		82	82			77			86	76		76	i		79		(52
skill_fk_accurac	cy ÷	skill_long_passing	9 0	skill_ball_control	÷	movement_acce	leration	÷	movement_sprint		spe	eed [‡] movement_a		agility	÷	moveme	nt_reactions	÷
	76		77		92	2		87	,		91	87		9		95		
	85		70		88	3		77			78			77	77		93	
89		81		95	5		94			89		96			9	91		
	63 mentality_interceptions		70		90			96				96			92		9	92
			÷ n	nentality_positioni	ing	* mentality_vis	ion ÷	me	ntality_p	enalties	÷	mentali	ity_composur	e ÷	defe	ending_sta	anding_tackle	
			29			95	82				84			95				3
			49			94	79 90				88		88					42
			36			87					92		93				30	
	38					91 80		80 7		70		84					3	
def	defending_sliding_tackle 24		goa	lkeeping_diving	0	goalkeeping_hand	lling ÷	go	alkeepin	g_kicking	÷	goalke	eeping_positi	oning	-	goalkeep	oing_reflexes	7
			1		7		11				15				14			11
	19				15		6		12		8		8			10		
	29				9		9		15		15	5			15			11
		32	2		13		5		7		7				11			6
	38				10			10 1			15				7			14

FIFA21에서 선수들의 세부 능력치는 다음과 같은 컬럼으로 다양하게 구성되어 있다.

예를 들어 크로싱, 피니싱, 정확성 등의 공격에 관한 요소와

스탠딩 태클, 슬라이딩 태클 등의 수비에 관한 요소 등

여러 요소를 통하여 선수들의 능력치가 산출됨을 확인할 수 있다.

따라서 여러 데이터들이 모여 하나의 분포를 이루는 <mark>주성분을 분석하는 방법</mark>, PCA로 고차원의 데이터를 저차원의 데이터로 환원시켜 분석을 진행하였다.

분석 주제 4

FIFA21 선수 데이터 특성 상

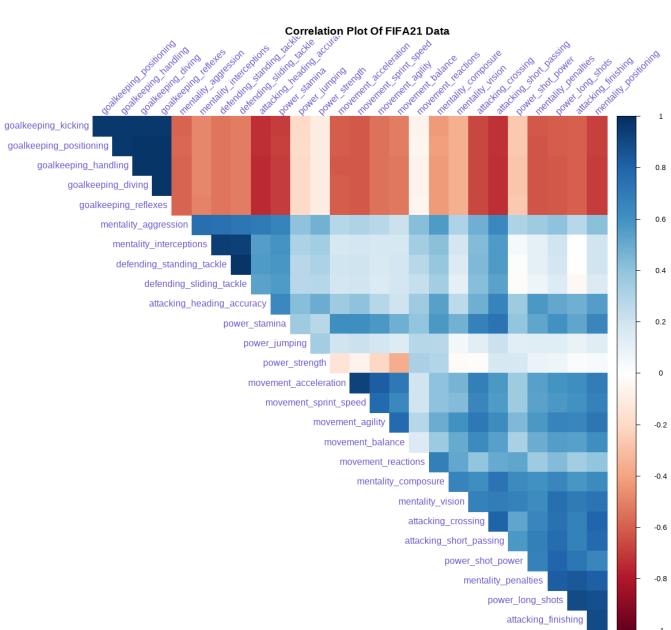
골키퍼(GK)에게만 할당되는 세부 능력은 다른 포지션(DEF,MID,FWD) 에는

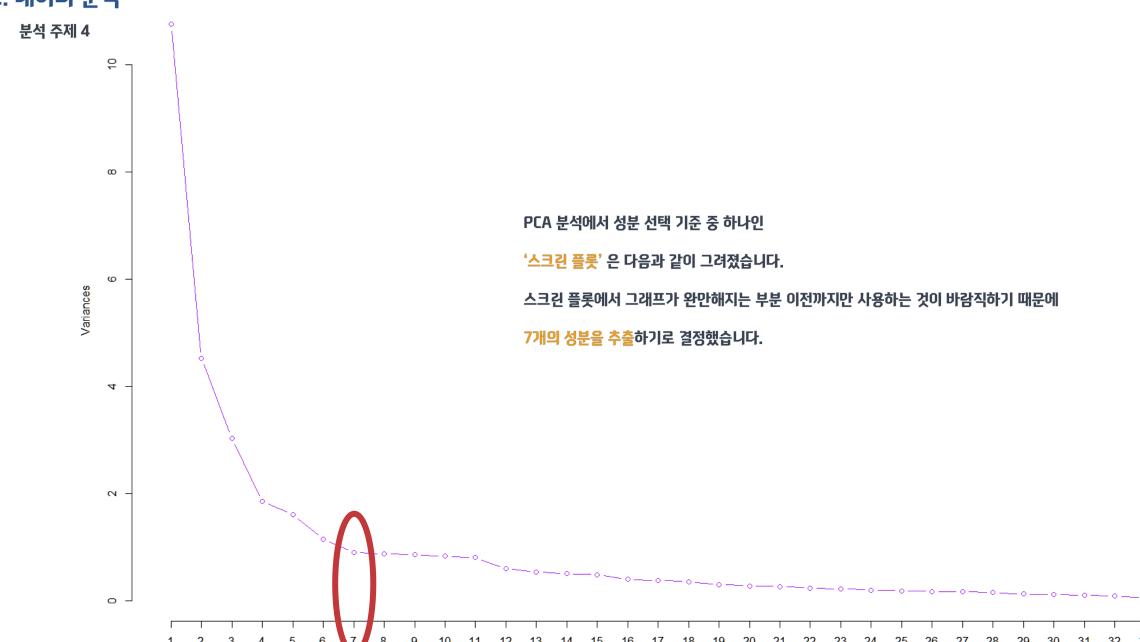
NA로 할당되어 있기 때문에

본 분석은 4가지 포지션으로 우선 분류를 진행하였고,

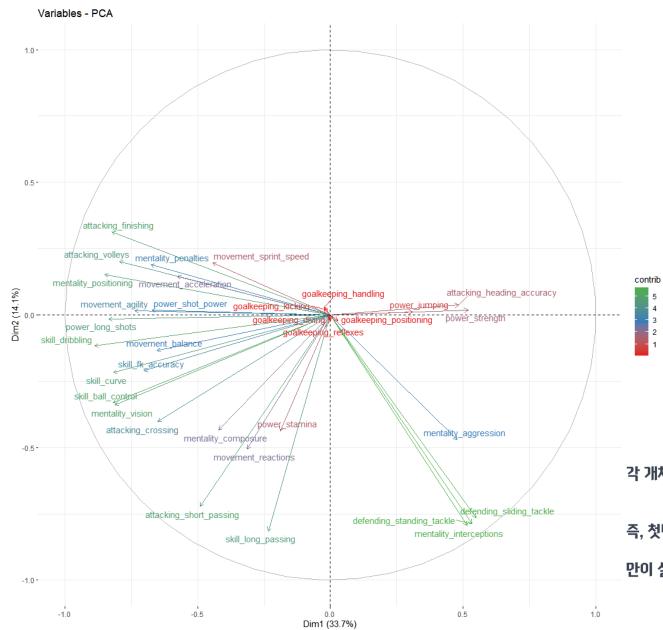
이후 골키퍼는 제외했습니다.

또한, 전체 데이터에서 포지션별로 각각 500명을 산출하여 주성분을 분석했습니다.





분석 주제 4



각 개체에 대한 첫번째, 두번째 주성분 행렬도(biplot)는 다음과 같습니다.

- 2 - 1

즉, 첫번째 주성분과 두번째 주성분으로 데이터의 47.8 %(14.1%+33.7%) 만이 설명 가능하다고 해석할 수 있습니다.

분석 주제 4

> p5_os <- principal(best500[,8:40], nfactors=7, rotate="varimax")
> print(loadings(p5_os), digits=2, cutoff=0.4, sort=TRUE)

Loadings:

	RC1	RC2	RC3	RC4	RC6	RC7	RC5
attacking_finishing	0.78	-0.47					
attacking_volleys	0.79						
skill_dribbling	0.61		0.51				
skill_curve	0.72						
skill_fk_accuracy	0.73						
skill_ball_control	0.61				0.55		
power_shot_power	0.85						
power_long_shots	0.88						
mentality_positioning	0.76						
mentality_vision	0.69						
mentality_penalties	0.74						
skill_long_passing		0.67					
mentality_aggression		0.58		-0.52			
mentality_interceptions		0.86					
defending_standing_tackle		0.87					
defending_sliding_tackle	-0.40	0.86					
movement_acceleration			0.91				
movement sprint speed			0.87				
movement_agility			0.78				
movement_balance			0.67				
power stamina		0.49	0.52				
attacking_heading_accuracy				-0.77			
power_jumping				-0.71			
power strength			-0.46	-0.72			
attacking short passing	0.41	0.45			0.61		
movement reactions					0.79		
mentality_composure					0.75		
goalkeeping_diving						0.61	
goalkeeping_handling						0.79	
goalkeeping_kicking							0.72
goalkeeping_positioning							0.71
attacking_crossing	0.47		0.46				
goalkeeping_reflexes							
- · •-							

RC1 RC2 RC3 RC4 RC6 RC7 RC5 SS loadings 7.50 4.37 4.29 3.13 2.63 1.16 1.16 Proportion Var 0.23 0.13 0.13 0.09 0.08 0.04 0.04 Cumulative Var 0.23 0.36 0.49 0.58 0.66 0.70 0.73 스크린 플롯을 통해 7개의 성분을 추출하기로 결정하였으므로 다음과 같이 principal() 함수를 이용해 분석을 진행하였습니다.

결과적으로 7개의 요인을 선택하여 분석을 진행하게 되면 하단의 7개의 요인으로 그룹핑을 할 수 있습니다.

그리고 이에 따른 누적확률은 약 73%임을 확인할 수 있습니다.

1요인 : 기술, 멘탈 2요인 : 수비 3요인 : 가속도 4요인 : 협응성 (힘) 5요인 : 패스 6요인 : 골키핑 능력 7요인 : 크로싱

분석 주제 4

-	fit ‡	lwr ‡	upr ÷	V4 ÷									
1	87.69496	83.66137	91.72855	92	21	81.24861	77.23561	85.26161	89	5	568	568 79.72020	5 568 79.72020 75.70857
2	85.09908	81.08218	89.11597	91	22	82.43573	78.42236	86.44910	85		569	569 80.11331	569 80.11331 76.10368
3	85.19464	81.17044	89.21884	91	23	81.20282	77.18445	85.22118	85		570	570 79.61668	570 79.61668 75.61110
4	84.37325	80.35594	88.39057	90	24	81.05365	77.03906	85.06823	85		571	571 81.39399	571 81.39399 77.38446
5	86.80058	82.77701	90.82415	90	25	80.05950	76.03781	84.08120	85		572	572 82.87154	572 82.87154 78.85784
6	85.12881	81.11188	89.14574	90	26	80.09651	76.08815	84.10487	85		573	573 81.27251	573 81.27251 77.26768
7	85.78897	81.76378	89.81416	89	27	80.32262	76.31203	84.33320	84		574	574 80.59500	574 80.59500 76.58878
8	81.91749	77.90636	85.92863	88	28	83.28133	79.26804	87.29461	84		575	575 77.73473	575 77.73473 73.72155
9	84.40376	80.38556	88.42196	88	29	78.60658	74.60040	82.61277	84		576	576 79.83033	576 79.83033 75.82664
10	83.22835	79.20483	87.25187	88	30	80.66784	76.65977	84.67590	84		577	577 78.27169	577 78.27169 74.25604
11	83.73243	79.71728	87.74759	88	31	81.27778	77.26586	85.28969	84		578	578 80.99040	578 80.99040 76.97832
12	82.55476	78.53926	86.57025	87	32	83.57130	79.55594	87.58666	84	ı	579	579 79.99006	579 79.99006 75.97930
13	81.85090	77.84281	85.85899	87	33	79.39088	75.37892	83.40283	84	ı	580	580 78.28602	580 78.28602 74.27470
14	83.04160	79.02659	87.05661	87	34	82.52567	78.51275	86.53859	84	ı	581	581 83.12307	581 83.12307 79.11592
15	83.96249	79.93728	87.98769	87	35	78.50766	74.49581	82.51950	83)	582	582 77.91963	582 77.91963 73.90886
16	85.71752	81.69940	89.73564	87	36	82.13564	78.12427	86.14701	83		583	583 80.86215	583 80.86215 76.84261
17	86.86597	82.84922	90.88271	87	37	80.88103	76.85704	84.90501	83		584	584 81.15162	584 81.15162 77.14308
18	82.48653	78.47188	86.50119	86	38	80.78907	76.77065	84.80749	83		585	585 80.61865	585 80.61865 76.61326
19	82.02441	78.00896	86.03986	86	39	80.58158	76.57513	84.58803	83		586	586 78.50747	586 78.50747 74.49863
20	80.44018	76.43248	84.44788	85	40	79.62499	75.60870	83.64127	83		587	587 81.53410	587 81.53410 77.52708

주성분 분석을 통한 능력치와 실제 Overall을 비교하였을 때

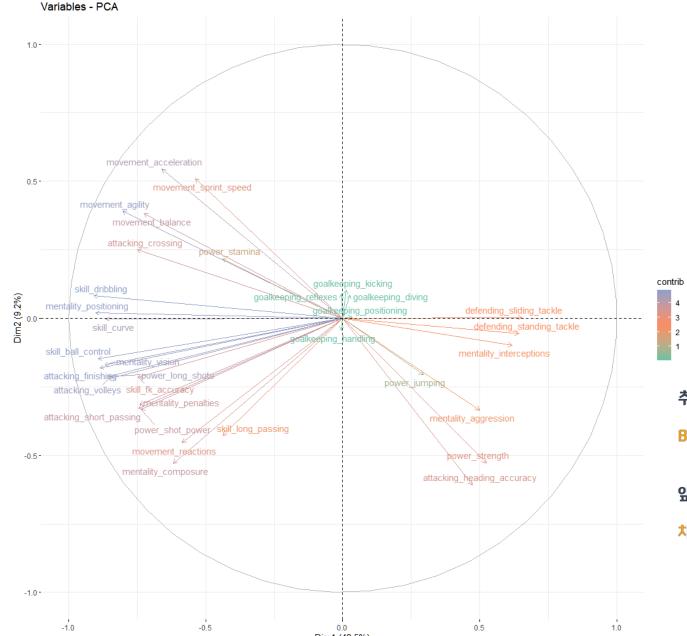
어느정도 유사함을 확인할 수 있습니다. (하한과 상한 사이에 fit이 존재함)

반면, 상위의 Overall의 경우에는 실제의 값이 더 높은 경향을 보이는데

이는 스타플레이어의 영향과

본 분석에서의 주성분 분석의 한계 때문일 것으로 추측해보았습니다.





추가적으로 포지션별로 100명씩 추출한 표본에서 진행한 PCA분석의 Biplot은 다음과 같습니다.

앞서 살펴본 포지션별 500명을 추출한 표본과 차이가 있는 것을 확인할 수 있습니다.

분석 주제 5

왼발잡이의 능력치가 더 높을까?

분석 주제 5

03 느낀점

3. 느낀점



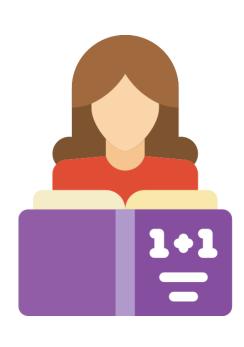
데이터 전처리

생각보다 데이터 전처리가 오래 걸리는 것을 깨닫게 되었습니다.



필드에 대한 이해

게임의 선수 이름이 별명인 경우가 있어서 데이터 전처리. 작업에 있어서 그 필드에 대한 사전지식도 중요하다 생각하게 되었습니다.



수학, 통계 지식

어떤 통게 기법을 적용할지, 혹은 기법에 대한 이해를 위해 수학과 통계에 대한 지식이 중요함을 깨닫게 되었습니다.

감사합니다