

Data Bootcamp Final Project: NBA Peak Age 1952-2016

by Richard Son

In a lifecycle, peak age of athleticism is generally thought to be between 25-35. How does this translate to professional sports? Presumably, different sports have varying peak age years - European soccer players develop in professional teams at a far younger age than, say, golf, or American football.

Knowing this, what is the peak age of performance in the NBA? How has peak age changed over time? What, if any, is driving this change?

I will focus on key "effectiveness" stats across a player's career and indicate the "best" year that player had relative to his own career. This should give us cross-sectional data of "peak age year" per player across time from 1952 to 2016. Given this, I should be able to compare the peak productivity age across structural shocks in the NBA.

I expect to find a growing "peak age" but remains to be seen if this growth is due to our health and wellness improvements as a society or NBA related drivers. Even if we cannot completely distinguish the drivers, we should be able to answer the main question of "what is NBA peak age and does it vary due to shocks", which could prove valuable to front office management.

Data

The data set I will be using has 6000+ players over 60+ years and 50+ column features (<https://www.kaggle.com/drgilermo/nba-players-stats> (<https://www.kaggle.com/drgilermo/nba-players-stats>)). It is stored as a csv file in a local drive.

The main variables examined are Player, Age, Minutes Played (MP), True Shooting % (TS%), Win Shares (WS), and Value over Replacement (VORP).

MP - total minutes played by the player in the season

TS% - aggregated % of made shots over shots taken, including 2pt, 3pt, and Free Throw shots

WS - measure of wins contributed by player to total team wins

VORP - measure of player contribution to team over a theoretical replacement player of minimum salary

In [1]:

```
import pandas as pd # key tool
import matplotlib.pyplot as plt # plotting tool
import numpy as np
```

/Users/Heyunsean/anaconda/lib/python3.6/site-packages/statsmodels/compat/pandas.py:56: FutureWarning: The pandas.core.datetools module is deprecated and will be removed in a future version. Please use the pandas.tseries module instead.

```
from pandas.core import datetools
```

First, import dataset from local file and check data for validity.

In [2]:

```
nba = pd.read_csv("/Users/Heyunsean/Desktop/Data_Bootcamp/PROJECT/SeasonsStats.csv")

print("Variable dtypes:\n", nba.dtypes, sep='')

nba.tail()
# check data
```

Variable dtypes:

Unnamed: 0	int64
Year	float64
Player	object
Pos	object
Age	float64
Tm	object
G	float64
GS	float64
MP	float64
PER	float64
TS%	float64
3PAr	float64
FTr	float64
ORB%	float64
DRB%	float64
TRB%	float64
AST%	float64
STL%	float64
BLK%	float64
TOV%	float64
USG%	float64
blan1	float64
OWS	float64
DWS	float64
WS	float64
WS/48	float64
blank2	float64
OBPM	float64

DBPM float64
BPM float64
VORP float64
FG float64
FGA float64
FG% float64
3P float64
3PA float64
3P% float64
2P float64
2PA float64
2P% float64
eFG% float64
FT float64
FTA float64
FT% float64
ORB float64
DRB float64
TRB float64
AST float64
STL float64
BLK float64
TOV float64
PF float64
PTS float64
dtype: object

Out[2]:

	Unnamed: 0	Year	Player	Pos	Age	Tm	G	GS	MP	PER	...	
24686	24686	2017.0	Cody Zeller	PF	24.0	CHO	62.0	58.0	1725.0	16.7	...	0
24687	24687	2017.0	Tyler Zeller	C	27.0	BOS	51.0	5.0	525.0	13.0	...	0
24688	24688	2017.0	Stephen Zimmerman	C	20.0	ORL	19.0	0.0	108.0	7.3	...	0
24689	24689	2017.0	Paul Zipser	SF	22.0	CHI	44.0	18.0	843.0	6.9	...	0
24690	24690	2017.0	Ivica Zubac	C	19.0	LAL	38.0	11.0	609.0	17.0	...	0

5 rows x 53 columns

Looks like the full dataset is all there but there are a number of statitstics we actually won't need for this question. Since I'm interested in knowing the overall value of a player (relative to his own career), I will discard primitive stats like points and assists and focus on Player Efficiency Rating(PER), True Shooting % (TS%), Win Shares (WS) and Value over Replacement (VORP). PER, WS, and VORP all already take into account for points, assists, rebounds and the like. Below, I drop all the stats I don't need.

In [3]:

```
nba.drop('Unnamed: 0', axis=1, inplace=True)
nba.drop('GS', axis=1, inplace=True)
nba.drop('3PAr', axis=1, inplace=True)
nba.drop('FTr', axis=1, inplace=True)
nba.drop('ORB%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('DRB%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('TRB%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('AST%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('STL%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('BLK%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('TOV%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('OWS', axis=1, inplace=True)
nba.drop('DWS', axis=1, inplace=True)
nba.drop('WS/48', axis=1, inplace=True)
nba.drop('OBPM', axis=1, inplace=True)
nba.drop('DBPM', axis=1, inplace=True)
nba.drop('FG', axis=1, inplace=True)
nba.drop('FGA', axis=1, inplace=True)
nba.drop('FG%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('3P', axis=1, inplace=True)
nba.drop('3PA', axis=1, inplace=True)
nba.drop('3P%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('2P', axis=1, inplace=True)
nba.drop('2PA', axis=1, inplace=True)
nba.drop('2P%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('eFG%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('FT', axis=1, inplace=True)
nba.drop('FTA', axis=1, inplace=True)
nba.drop('FT%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('ORB', axis=1, inplace=True)
nba.drop('DRB', axis=1, inplace=True)
nba.drop('TRB', axis=1, inplace=True)
nba.drop('AST', axis=1, inplace=True)
nba.drop('STL', axis=1, inplace=True)
nba.drop('BLK', axis=1, inplace=True)
nba.drop('TOV', axis=1, inplace=True)
nba.drop('PF', axis=1, inplace=True)
nba.drop('PTS', axis=1, inplace=True)
nba.drop('USG%', axis=1, inplace=True)
nba.drop('BPM', axis=1, inplace=True)

nba.drop('blan1', axis=1, inplace=True)
nba.drop('blank2', axis=1, inplace=True)
nba.tail()
```

Out[3]:

	Year	Player	Pos	Age	Tm	G	MP	PER	TS%	WS	VORP
24686	2017.0	Cody Zeller	PF	24.0	CHO	62.0	1725.0	16.7	0.604	5.6	1.8
24687	2017.0	Tyler Zeller	C	27.0	BOS	51.0	525.0	13.0	0.508	1.0	-0.1
24688	2017.0	Stephen Zimmerman	C	20.0	ORL	19.0	108.0	7.3	0.346	0.0	-0.1
24689	2017.0	Paul Zipser	SF	22.0	CHI	44.0	843.0	6.9	0.503	0.5	-0.4
24690	2017.0	Ivica Zubac	C	19.0	LAL	38.0	609.0	17.0	0.547	1.1	-0.1

In [4]:

```
nba.head( )
```

Out[4]:

	Year	Player	Pos	Age	Tm	G	MP	PER	TS%	WS	VORP
0	1950.0	Curly Armstrong	G-F	31.0	FTW	63.0	NaN	NaN	0.368	3.5	NaN
1	1950.0	Cliff Barker	SG	29.0	INO	49.0	NaN	NaN	0.435	2.2	NaN
2	1950.0	Leo Barnhorst	SF	25.0	CHS	67.0	NaN	NaN	0.394	3.6	NaN
3	1950.0	Ed Bartels	F	24.0	TOT	15.0	NaN	NaN	0.312	-0.6	NaN
4	1950.0	Ed Bartels	F	24.0	DNN	13.0	NaN	NaN	0.308	-0.6	NaN

Drop 1950 and 1951 - no minutes played, PER and VORP

In [5]:

```
df = pd.DataFrame(nba)
df = df[df.Year != 1950]
df = df[df.Year != 1951]
df = df[df.Year.notnull()]
df.head()
```

Out[5]:

	Year	Player	Pos	Age	Tm	G	MP	PER	TS%	WS	VORP
488	1952.0	Paul Arizin*	SF	23.0	PHW	66.0	2939.0	25.5	0.546	16.0	NaN
489	1952.0	Cliff Barker	SG	31.0	INO	44.0	494.0	10.8	0.343	0.1	NaN
490	1952.0	Don Barksdale*	PF	28.0	BLB	62.0	2014.0	15.8	0.409	1.5	NaN
491	1952.0	Leo Barnhorst	SF	27.0	INO	66.0	2344.0	15.9	0.419	4.7	NaN
492	1952.0	Elmer Behnke	C	22.0	MLH	4.0	55.0	7.8	0.319	-0.1	NaN

As you can see, VORP was not recorded in 1952 either - the league began recording VORP in 1974. Normally, we would focus on stats available to all players, but VORP is a great measure of a player's worth. We keep this for now for further analysis later.

First, we begin by grouping key variables Player and Age, then display their respective value. We will examine WS first.

In [6]:

```
grouped = df.groupby(["Player", "Age"]) # Groupby region and year

player_age = grouped["WS"].mean() #/ grouped["adulreq"+ year].sum() # Average co
nsumption

player_age
```

Out[6]:

Player	Age	
A.C. Green	22.0	3.300000
	23.0	7.600000
	24.0	7.900000
	25.0	9.400000
	26.0	7.700000
	27.0	6.100000
	28.0	8.800000
	29.0	8.600000
	30.0	9.300000
	31.0	6.700000
	32.0	4.400000
	33.0	3.200000

	34.0	5.200000
	35.0	1.400000
	36.0	5.000000
	37.0	3.200000
A.J. Bramlett	23.0	-0.200000
A.J. English	23.0	0.200000
	24.0	0.900000
A.J. Guyton	22.0	0.300000
	23.0	0.100000
	24.0	-0.100000
A.J. Hammons	24.0	0.000000
A.J. Price	23.0	1.200000
	24.0	0.300000
	25.0	0.700000
	26.0	2.200000
	27.0	0.000000
	28.0	0.150000
A.J. Wynder	26.0	0.000000
	...	
Zelmo Beaty*	24.0	4.800000
	25.0	10.800000
	26.0	10.300000
	27.0	4.500000
	28.0	11.800000
	29.0	8.400000
	35.0	2.300000
Zendon Hamilton	25.0	0.000000
	26.0	1.100000
	27.0	0.000000
	28.0	1.800000
	29.0	0.100000
	30.0	0.066667
Zoran Dragic	25.0	-0.033333
Zoran Planinic	21.0	0.700000
	22.0	0.800000
	23.0	0.100000
Zydrunas Ilgauskas	22.0	9.400000
	23.0	0.500000
	25.0	0.700000
	26.0	2.500000
	27.0	5.000000
	28.0	7.800000
	29.0	8.100000
	30.0	8.700000
	31.0	6.600000
	32.0	6.100000
	33.0	5.600000
	34.0	2.500000
	35.0	2.900000

Name: WS, Length: 19848, dtype: float64

The data shows each players' ages played in the league - for example, A.C. Green played from ages 22-37 while A.J. Bramlett only played one year at age 23. Next, we'll unstack the splits and show the max range of ages in the history of the NBA as columns, Players in rows, and their WS stat as values.

In [7]:

```
player_age = player_age.unstack(level=-1)
player_age
```

Out[7]:

Age	18.0	19.0	20.0	21.0	22.0	23.0	24.0	25.0
Player								
A.C. Green	NaN	NaN	NaN	NaN	3.300000	7.600000	7.900000	9.400000
A.J. Bramlett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	NaN	NaN
A.J. English	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.200000	0.900000	NaN
A.J. Guyton	NaN	NaN	NaN	NaN	0.300000	0.100000	-0.100000	NaN
A.J. Hammons	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
A.J. Price	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1.200000	0.300000	0.700000
A.J. Wynder	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
A.W. Holt	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN
Aaron Brooks	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1.400000	3.600000	5.500000
Aaron Gordon	NaN	1.0	5.4	3.700000	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Gray	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.800000	1.300000	0.600000
Aaron Harrison	NaN	NaN	NaN	0.000000	-0.100000	NaN	NaN	NaN
Aaron James	NaN	NaN	NaN	NaN	2.900000	2.200000	2.100000	4.300000
Aaron McKie	NaN	NaN	NaN	NaN	2.000000	5.300000	2.333333	0.933333

Aaron Miles	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN	NaN	NaN
Aaron Swinson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
Aaron Williams	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	-0.100000	NaN	0.733333
Abdul Jeelani	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	3.800000
Acie Earl	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.200000	-0.200000	0.300000
Acie Law	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	0.700000	0.300000
Adam Harrington	NaN	NaN	NaN	NaN	0.033333	NaN	NaN	NaN
Adam Keefe	NaN	NaN	NaN	NaN	3.300000	1.400000	4.100000	4.600000
Adam Morrison	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.500000	NaN	0.033333	0.000000
Adonal Foyle	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	1.100000	1.900000	0.700000
Adonis Jordan	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN	NaN
Adonis Thomas	NaN	NaN	0.0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Adreian Payne	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.333333	-0.500000	0.200000
Adrian Branch	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.700000	-0.100000	1.500000
Adrian Caldwell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.400000	0.100000	NaN
Adrian Dantley*	NaN	NaN	9.8	8.133333	5.700000	10.500000	13.600000	12.600000
...
Worthy Patterson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Xavier Henry	NaN	0.2	0.2	0.000000	0.300000	-0.100000	NaN	NaN
Xavier McDaniel	NaN	NaN	NaN	NaN	5.100000	7.400000	6.200000	5.300000

Xavier Munford	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.100000	NaN	NaN
Xavier Silas	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN
Yakhouba Diawara	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.500000	0.700000
Yao Ming*	NaN	NaN	NaN	NaN	8.700000	11.400000	10.700000	8.600000
Yaroslav Korolev	0.0	0.0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Yi Jianlian	NaN	NaN	0.7	0.700000	1.300000	0.400000	0.000000	NaN
Yinka Dare	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-0.500000	-0.100000	-0.100000
Yogi Ferrell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1.200000	NaN	NaN
York Larese	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.200000	NaN	NaN
Yuta Tabuse	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
Yvon Joseph	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zabian Dowdell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach LaVine	NaN	-0.7	2.6	3.000000	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach Randolph	NaN	NaN	0.5	4.800000	7.100000	3.100000	1.300000	5.700000
Zaid Abdul-Aziz	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	2.000000	1.800000	1.900000
Zan Tabak	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.200000	1.100000
Zarko Cabarkapa	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.400000	0.866667	0.300000	NaN
Zarko Paspalj	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	NaN	NaN
Zaza Pachulia	NaN	0.3	2.9	3.900000	4.800000	1.100000	3.900000	2.700000
Zeke Sinicola	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN	-0.100000

Zeke Zawoluk	NaN	NaN	NaN	NaN	1.700000	3.900000	2.500000	NaN
Zeljko Rebraca	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zelmo Beaty*	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	5.200000	4.800000	10.800000
Zendon Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.033333
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	0.700000	0.800000	0.100000	NaN	NaN
Zydrunas Ilgauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	9.400000	0.500000	NaN	0.700000

Now, create 2 columns "Best_WS" and "Best_Age" to indicate each player's highest WS value and the age they acheived it.

In [8]:

```
player_age['Best_WS'] = player_age.max(axis=1)
player_age['Best_Age'] = player_age.idxmax(axis=1)
player_age
```

Out[8]:

Age	18.0	19.0	20.0	21.0	22.0	23.0	24.0	25.0
Player								
A.C. Green	NaN	NaN	NaN	NaN	3.300000	7.600000	7.900000	9.400000
A.J. Bramlett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	NaN	NaN
A.J. English	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.200000	0.900000	NaN
A.J. Guyton	NaN	NaN	NaN	NaN	0.300000	0.100000	-0.100000	NaN
A.J. Hammons	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
A.J. Price	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1.200000	0.300000	0.700000

A.J. Wynder	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
A.W. Holt	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN
Aaron Brooks	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1.400000	3.600000	5.500000
Aaron Gordon	NaN	1.0	5.4	3.700000	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Gray	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.800000	1.300000	0.600000
Aaron Harrison	NaN	NaN	NaN	0.000000	-0.100000	NaN	NaN	NaN
Aaron James	NaN	NaN	NaN	NaN	2.900000	2.200000	2.100000	4.300000
Aaron McKie	NaN	NaN	NaN	NaN	2.000000	5.300000	2.333333	0.933333
Aaron Miles	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN	NaN	NaN
Aaron Swinson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
Aaron Williams	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	-0.100000	NaN	0.733333
Abdul Jeelani	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	3.800000
Acie Earl	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.200000	-0.200000	0.300000
Acie Law	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	0.700000	0.300000
Adam Harrington	NaN	NaN	NaN	NaN	0.033333	NaN	NaN	NaN
Adam Keefe	NaN	NaN	NaN	NaN	3.300000	1.400000	4.100000	4.600000
Adam Morrison	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.500000	NaN	0.033333	0.000000
Adonal Foyle	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	1.100000	1.900000	0.700000
Adonis Jordan	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN	NaN
Adonis Thomas	NaN	NaN	0.0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

Adreian Payne	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.333333	-0.500000	0.200000
Adrian Branch	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.700000	-0.100000	1.500000
Adrian Caldwell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.400000	0.100000	NaN
Adrian Dantley*	NaN	NaN	9.8	8.133333	5.700000	10.500000	13.600000	12.600000
...
Worthy Patterson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Xavier Henry	NaN	0.2	0.2	0.000000	0.300000	-0.100000	NaN	NaN
Xavier McDaniel	NaN	NaN	NaN	NaN	5.100000	7.400000	6.200000	5.300000
Xavier Munford	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.100000	NaN	NaN
Xavier Silas	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN
Yakhouba Diawara	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.500000	0.700000
Yao Ming*	NaN	NaN	NaN	NaN	8.700000	11.400000	10.700000	8.600000
Yaroslav Korolev	0.0	0.0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Yi Jianlian	NaN	NaN	0.7	0.700000	1.300000	0.400000	0.000000	NaN
Yinka Dare	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-0.500000	-0.100000	-0.100000
Yogi Ferrell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1.200000	NaN	NaN
York Larese	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.200000	NaN	NaN
Yuta Tabuse	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
Yvon Joseph	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zabian Dowdell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

Zach LaVine	NaN	-0.7	2.6	3.000000	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach Randolph	NaN	NaN	0.5	4.800000	7.100000	3.100000	1.300000	5.700000
Zaid Abdul-Aziz	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	2.000000	1.800000	1.900000
Zan Tabak	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.200000	1.100000
Zarko Cabarkapa	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.400000	0.866667	0.300000	NaN
Zarko Paspalj	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	NaN	NaN
Zaza Pachulia	NaN	0.3	2.9	3.900000	4.800000	1.100000	3.900000	2.700000
Zeke Sinicola	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN	-0.100000
Zeke Zawoluk	NaN	NaN	NaN	NaN	1.700000	3.900000	2.500000	NaN
Zeljko Rebraca	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zelmo Beaty*	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	5.200000	4.800000	10.800000
Zendon Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.033333
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	0.700000	0.800000	0.100000	NaN	NaN
Zydrunas Ilgauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	9.400000	0.500000	NaN	0.700000

3763 rows × 29 columns

Now that I've indicated the best performance year per player respective to their own career, I can find the mean value per age. I purposely find the best year relative to own's career to see the true relative peak year, not simply league-wide per age average.

In [10]:

```
player_age.mean()
```

Out[10]:

```
Age
18.0      0.546154
19.0      1.282555
20.0      2.079026
21.0      2.325063
22.0      1.840236
23.0      2.098698
24.0      2.523376
25.0      2.988660
26.0      3.197722
27.0      3.346474
28.0      3.479759
29.0      3.451768
30.0      3.277326
31.0      3.131628
32.0      2.951912
33.0      2.798561
34.0      2.810594
35.0      2.716901
36.0      2.598060
37.0      2.214266
38.0      1.997863
39.0      2.179545
40.0      2.187500
41.0      1.520000
42.0      0.633333
43.0      0.900000
44.0      0.000000
Best_WS    3.013331
Best_Age   24.756915
dtype: float64
```

Throw this series into a dataframe for further analysis.

In [12]:

```
age_value = pd.DataFrame(player_age.mean())

rn = {0:"WS"}
age_value=age_value.rename(columns=rn)
age_value
```

Out[12]:

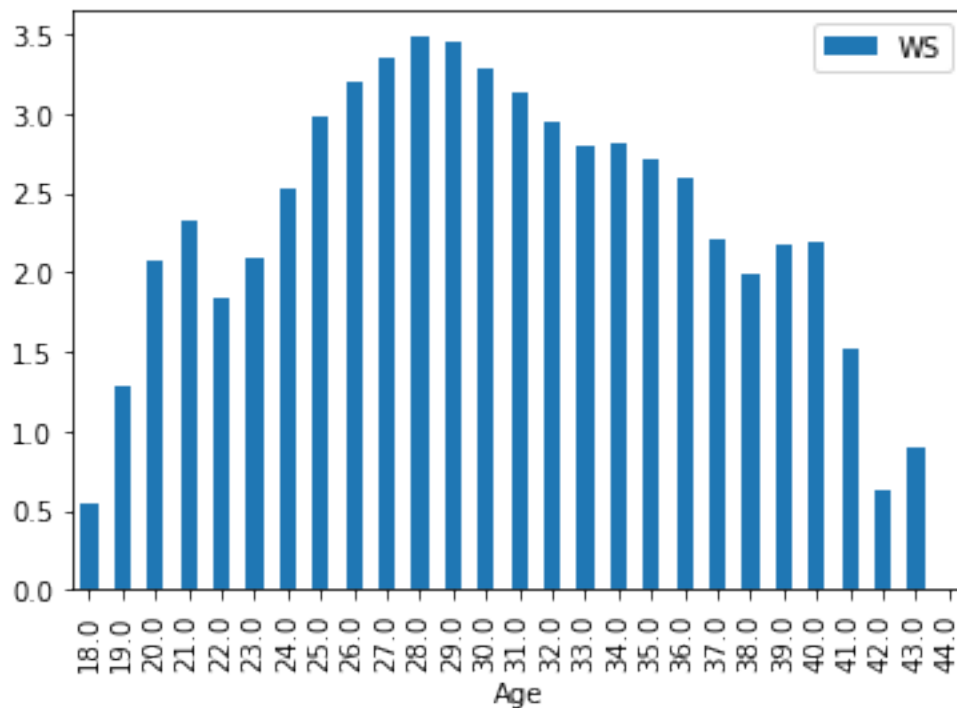
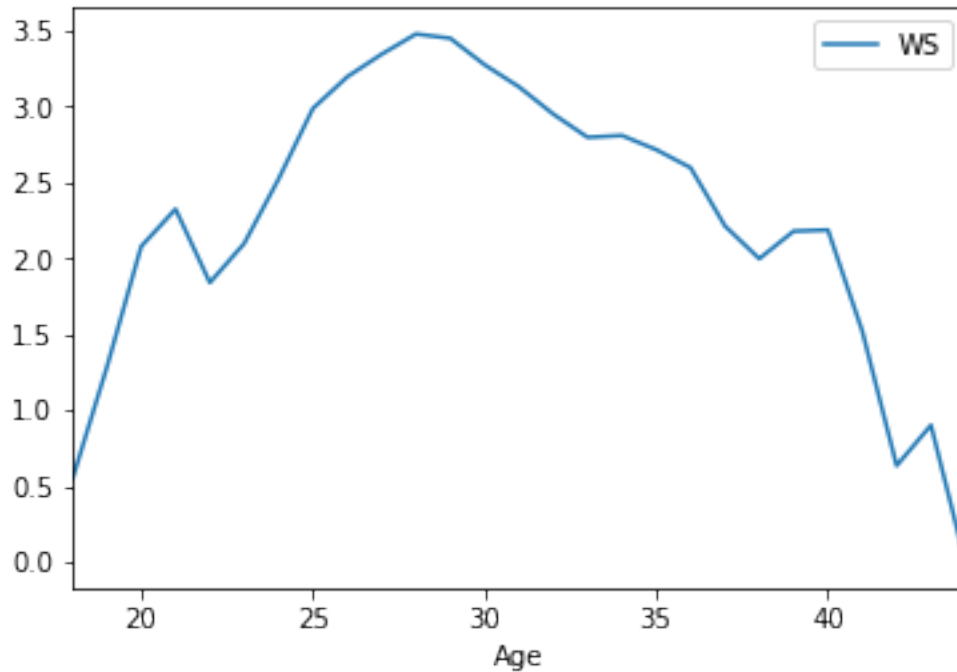
	WS
Age	

18.0	0.546154
19.0	1.282555
20.0	2.079026
21.0	2.325063
22.0	1.840236
23.0	2.098698
24.0	2.523376
25.0	2.988660
26.0	3.197722
27.0	3.346474
28.0	3.479759
29.0	3.451768
30.0	3.277326
31.0	3.131628
32.0	2.951912
33.0	2.798561
34.0	2.810594
35.0	2.716901
36.0	2.598060
37.0	2.214266
38.0	1.997863
39.0	2.179545
40.0	2.187500
41.0	1.520000
42.0	0.633333
43.0	0.900000
44.0	0.000000
Best_WS	3.013331
Best_Age	24.756915

So far, we can see summary statistics - average WS per realtive peak age, average best year value, and average best age. The mean age is around 25 for WS. Next I drop the Best_WS and Best_Age rows and plot the data.

In [14]:

```
age_value.drop('Best_WS', inplace=True)
age_value.drop('Best_Age', inplace=True)
age_value.plot()
age_value.plot(kind='bar')
plt.show()
```



Off the bat, our charts look somewhat like what we expected - a bell curve type shape over a long 1952-2017 period. It seems like there are some outliers at the lower and upper ends. We will see if this persists or is a result of WS stat. Our next steps will be to compare different stats at different periods for a deeper look. Notice that previously average Best Age was 25, but our graphs show us a different insight - peak performance (in WS) seems to be closer to age 28.

In [18]:

```
# group by player and age, select value examined and unstack, charts hidden for viewing
# repeating above operations
grouped2 = df.groupby(["Player", "Age"])
player_age_VORP = grouped2["VORP"].mean()
player_age_VORP = player_age_VORP.unstack(level=-1)
player_age_VORP
```

Out[18]:

Age	18.0	19.0	20.0	21.0	22.0	23.0	24.0	25.0
Player								
A.C. Green	NaN	NaN	NaN	NaN	0.900000	2.100000	2.000000	2.7000
A.J. Bramlett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	NaN	NaN
A.J. English	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.000000	-1.400000	NaN
A.J. Guyton	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.600000	-0.400000	0.000000	NaN
A.J. Hammons	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN
A.J. Price	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-0.300000	0.0000
A.J. Wynder	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
A.W. Holt	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Brooks	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.400000	1.6000
Aaron Gordon	NaN	-0.2	1.800000	0.800000	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Gray	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.100000	0.1333
Aaron								

Worthy Patterson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Xavier Henry	NaN	-0.5	-0.500000	-0.700000	-0.400000	-0.100000	NaN	NaN
Xavier McDaniel	NaN	NaN	NaN	NaN	2.400000	3.100000	2.600000	0.3000
Xavier Munford	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN	NaN
Xavier Silas	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN
Yakhouba Diawara	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	-0.2000
Yao Ming*	NaN	NaN	NaN	NaN	2.400000	2.600000	2.200000	2.2000
Yaroslav Korolev	-0.1	-0.1	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Yi Jianlian	NaN	NaN	-1.100000	-0.800000	-0.800000	-1.100000	-0.300000	NaN
Yinka Dare	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-1.500000	-0.300000	-0.1000
Yogi Ferrell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.266667	NaN	NaN
York Larese	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Yuta Tabuse	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
Yvon Joseph	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zabian Dowdell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach LaVine	NaN	-1.2	0.300000	0.800000	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach Randolph	NaN	NaN	-0.100000	0.300000	0.800000	-0.100000	-0.600000	1.1000
Zaid Abdul-Aziz	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zan Tabak	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	-0.8000
Zarko Cabarkapa	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.700000	-0.033333	-0.500000	NaN

Zarko Paspalj	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	NaN	NaN
Zaza Pachulia	NaN	-0.8	0.500000	0.700000	1.000000	-0.700000	0.200000	0.3000
Zeke Sinicola	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zeke Zawoluk	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zeljko Rebraca	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zelmo Beaty*	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zendon Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.1000
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.0666
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	-0.300000	-0.100000	-0.500000	NaN	NaN
Zydrunas Ilgauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	2.400000	0.000000	NaN	0.0000

In [19]:

```
player_age_VORP[ 'Best_VORP' ] = player_age_VORP.max(axis=1)
player_age_VORP[ 'Best_Age' ] = player_age_VORP.idxmax(axis=1)
player_age_VORP
```

Out[19]:

Age	18.0	19.0	20.0	21.0	22.0	23.0	24.0	25.0
Player								
A.C. Green	NaN	NaN	NaN	NaN	0.900000	2.100000	2.000000	2.7000
A.J. Bramlett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	NaN	NaN
A.J. English	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.000000	-1.400000	NaN
A.J. Guyton	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.600000	-0.400000	0.000000	NaN

A.J. Hammons	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN
A.J. Price	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-0.300000	0.0000
A.J. Wynder	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
A.W. Holt	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Brooks	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.400000	1.6000
Aaron Gordon	NaN	-0.2	1.800000	0.800000	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Gray	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.100000	0.1333
Aaron Harrison	NaN	NaN	NaN	-0.100000	0.000000	NaN	NaN	NaN
Aaron James	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.600000	-0.600000	-0.300000	0.4000
Aaron McKie	NaN	NaN	NaN	NaN	0.400000	1.700000	0.633333	0.2000
Aaron Miles	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	NaN	NaN	NaN
Aaron Swinson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
Aaron Williams	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-0.200000	NaN	0.0000
Abdul Jeelani	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.7000
Acie Earl	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.500000	-0.400000	-0.7000
Acie Law	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.000000	-0.400000	-0.0500
Adam Harrington	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.066667	NaN	NaN	NaN
Adam Keefe	NaN	NaN	NaN	NaN	0.400000	-0.300000	0.900000	1.5000
Adam Morrison	NaN	NaN	NaN	NaN	-2.000000	NaN	-0.433333	-0.3000
Adonal Foyle	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.600000	0.200000	0.100000	0.2000

Yvon Joseph	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zabian Dowdell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach LaVine	NaN	-1.2	0.300000	0.800000	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach Randolph	NaN	NaN	-0.100000	0.300000	0.800000	-0.100000	-0.600000	1.1000
Zaid Abdul-Aziz	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zan Tabak	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	-0.8000
Zarko Cabarkapa	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.700000	-0.033333	-0.500000	NaN
Zarko Paspalj	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	NaN	NaN
Zaza Pachulia	NaN	-0.8	0.500000	0.700000	1.000000	-0.700000	0.200000	0.3000
Zeke Sinicola	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zeke Zawoluk	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zeljko Rebraca	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zelmo Beaty*	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zendon Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.1000
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.0666
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	-0.300000	-0.100000	-0.500000	NaN	NaN
Zydrunas Ilgauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	2.400000	0.000000	NaN	0.0000

In [20]:

```
age_value_VORP = pd.DataFrame(player_age_VORP.mean())

rn = {0:"VORP"}
age_value_VORP=age_value_VORP.rename(columns=rn)
age_value_VORP
```

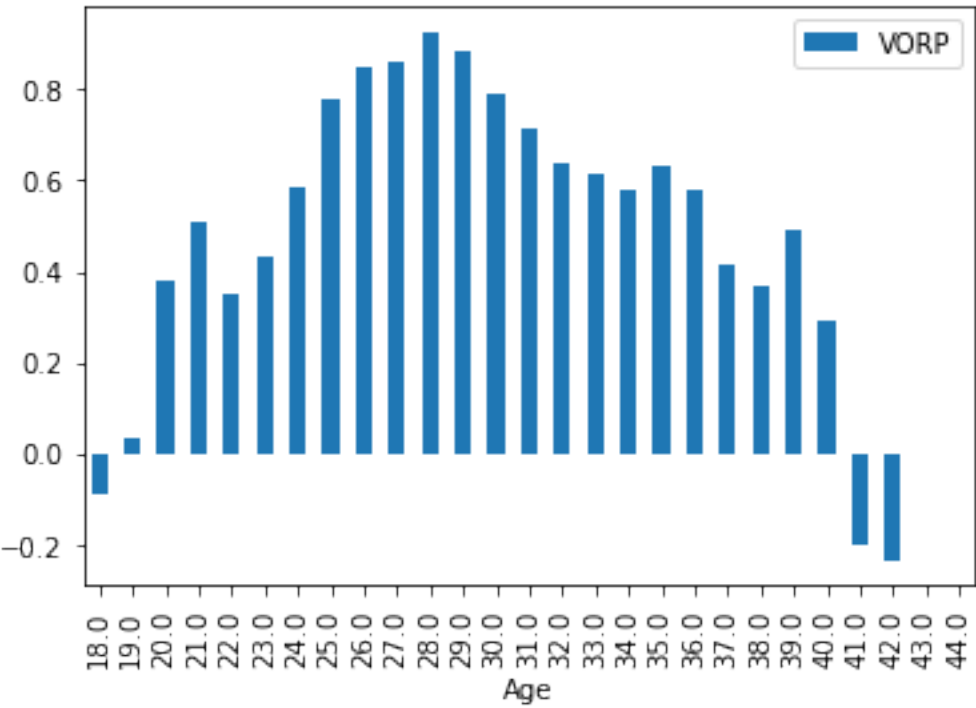
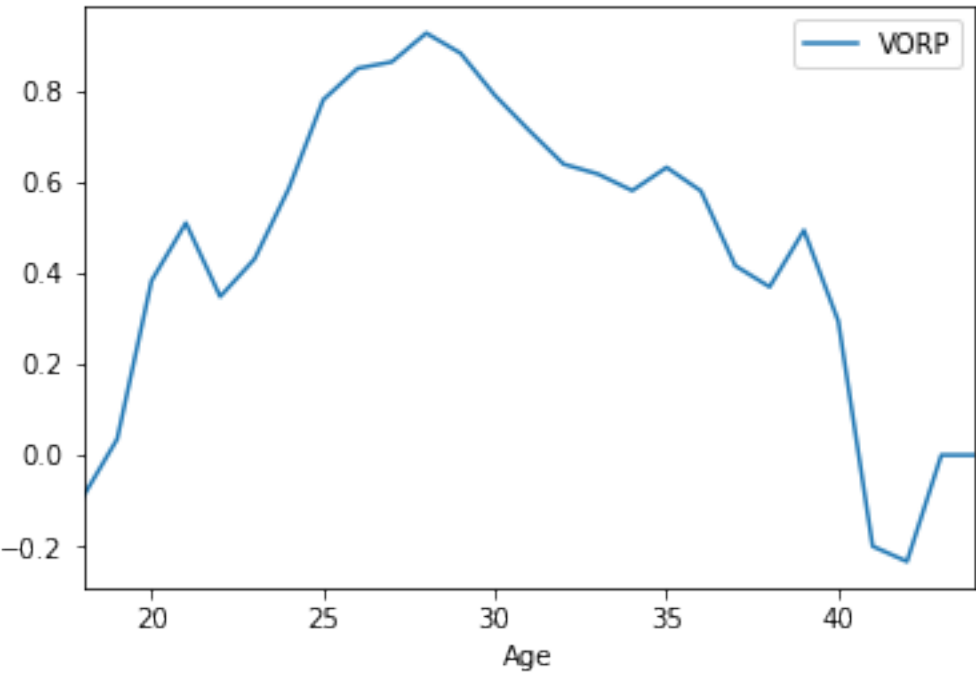
Out[20]:

	VORP
Age	
18.0	-0.092308
19.0	0.035220
20.0	0.382331
21.0	0.509074
22.0	0.347503
23.0	0.429954
24.0	0.585092
25.0	0.779248
26.0	0.848038
27.0	0.862459
28.0	0.925493
29.0	0.881454
30.0	0.789082
31.0	0.711681
32.0	0.638127
33.0	0.616447
34.0	0.580094
35.0	0.630926
36.0	0.579304
37.0	0.415290
38.0	0.368860
39.0	0.493023
40.0	0.293750

41.0	-0.200000
42.0	-0.233333
43.0	0.000000
44.0	0.000000
Best_VORP	0.917057
Best_Age	24.959821

In [21]:

```
age_value_VORP.drop('Best_Age', inplace=True)
age_value_VORP.drop('Best_VORP', inplace=True)
age_value_VORP.plot()
age_value_VORP.plot(kind='bar')
plt.show()
```



We observe a more defined bell curve; VORP seems vary a bit more than WS. Peak age in VORP also shows 28. Ages 22-28 accelerates faster than deceleration after 28 - probably due to learning the sport and developing physically in earlier stages. Ages 41 and 42 show negative VORP, meaning their respective teams are better off by substituting the 41/42 year old. Same case for 18 year olds - since they do not go through college and were drafted straight from high school, it makes sense they would take a couple year to develop and provide value. Next, we examine MP (minutes played) as a rough measure of durability and talent - but, does a player play more minutes because he is simply more experienced or becuae they are physically more durable?

In [22]:

```
grouped3 = df.groupby(["Player", "Age"])
player_age_MP = grouped3["MP"].mean()
player_age_MP = player_age_MP.unstack(level=-1)
player_age_MP
```

Out[22]:

Age	18.0	19.0	20.0	21.0	22.0	23.0	24.0
Player							
A.C. Green	NaN	NaN	NaN	NaN	1542.0	2240.000000	2636.000000
A.J. Bramlett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	61.000000	NaN
A.J. English	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1443.000000	1665.000000
A.J. Guyton	NaN	NaN	NaN	NaN	630.0	607.000000	9.000000
A.J. Hammons	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	163.000000
A.J. Price	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	865.000000	795.000000
A.J. Wynder	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
A.W. Holt	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	14.000000
Aaron Brooks	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	608.000000	1998.000000
Aaron Gordon	NaN	797.0	1863.000000	2298.000000	NaN	NaN	NaN
Aaron Gray	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	613.000000	715.000000
Aaron							

Harrison	NaN	NaN	NaN	93.000000	17.0	NaN	NaN
Aaron James	NaN	NaN	NaN	NaN	1731.0	1346.000000	1059.0000
Aaron McKie	NaN	NaN	NaN	NaN	827.0	2259.000000	1083.3333
Aaron Miles	NaN	NaN	NaN	NaN	118.0	NaN	NaN
Aaron Swinson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	51.000000
Aaron Williams	NaN	NaN	NaN	NaN	12.0	72.000000	NaN
Abdul Jeelani	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Acie Earl	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1149.000000	208.00000
Acie Law	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	865.000000	560.00000
Adam Harrington	NaN	NaN	NaN	NaN	74.0	NaN	NaN
Adam Keefe	NaN	NaN	NaN	NaN	1549.0	763.000000	1270.0000
Adam Morrison	NaN	NaN	NaN	NaN	2326.0	NaN	474.00000
Adonal Foyle	NaN	NaN	NaN	NaN	656.0	614.000000	1654.0000
Adonis Jordan	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	79.000000	NaN
Adonis Thomas	NaN	NaN	24.666667	NaN	NaN	NaN	NaN
Adreian Payne	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	492.666667	486.00000
Adrian Branch	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	219.000000	308.00000
Adrian Caldwell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	331.000000	343.00000
Adrian Dantley*	NaN	NaN	2816.000000	1955.333333	1775.0	2674.000000	3417.0000
...

Worthy Patterson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Xavier Henry	NaN	527.0	759.000000	625.000000	908.0	86.000000	NaN
Xavier McDaniel	NaN	NaN	NaN	NaN	2706.0	3031.000000	2703.0000
Xavier Munford	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	244.000000	NaN
Xavier Silas	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	39.000000
Yakhouba Diawara	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1177.0000
Yao Ming*	NaN	NaN	NaN	NaN	2382.0	2692.000000	2447.0000
Yaroslav Korolev	127.0	41.0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Yi Jianlian	NaN	NaN	1647.000000	1421.000000	1655.0	1112.000000	203.000000
Yinka Dare	NaN	NaN	NaN	NaN	3.0	626.000000	313.000000
Yogi Ferrell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	798.000000	NaN
York Larese	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	468.666667	NaN
Yuta Tabuse	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	17.000000
Yvon Joseph	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zabian Dowdell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach LaVine	NaN	1902.0	2294.000000	1749.000000	NaN	NaN	NaN
Zach Randolph	NaN	NaN	238.000000	1301.000000	3067.0	1603.000000	2545.0000
Zaid Abdul-Aziz	NaN	NaN	NaN	NaN	630.0	1637.000000	1276.0000
Zan Tabak	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	182.000000
Zarko Cabarkapa	NaN	NaN	NaN	NaN	570.0	316.666667	505.000000

Zarko Paspalj	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	181.000000	NaN
Zaza Pachulia	NaN	664.0	1397.000000	2452.000000	2026.0	944.000000	1473.000000
Zeke Sinicola	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	15.000000	NaN
Zeke Zawoluk	NaN	NaN	NaN	NaN	622.0	1795.000000	1117.000000
Zeljko Rebraca	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zelmo Beaty*	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1918.000000	1922.000000
Zendon Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	473.000000	515.0	596.000000	NaN
Zydrunas Ilgauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	2379.0	171.000000	NaN

In [23]:

```
player_age_MP['Best_MP'] = player_age_MP.max(axis=1)
player_age_MP['Best_Age'] = player_age_MP.idxmax(axis=1)
player_age_MP
```

Out[23]:

Age	18.0	19.0	20.0	21.0	22.0	23.0	24.0
Player							
A.C. Green	NaN	NaN	NaN	NaN	1542.0	2240.000000	2636.000000
A.J. Bramlett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	61.000000	NaN
A.J. English	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1443.000000	1665.000000
A.J. Guyton	NaN	NaN	NaN	NaN	630.0	607.000000	9.000000

A.J. Hammons	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	163.000000
A.J. Price	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	865.000000	795.000000
A.J. Wynder	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
A.W. Holt	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	14.000000
Aaron Brooks	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	608.000000	1998.000000
Aaron Gordon	NaN	797.0	1863.000000	2298.000000	NaN	NaN	NaN
Aaron Gray	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	613.000000	715.000000
Aaron Harrison	NaN	NaN	NaN	93.000000	17.0	NaN	NaN
Aaron James	NaN	NaN	NaN	NaN	1731.0	1346.000000	1059.000000
Aaron McKie	NaN	NaN	NaN	NaN	827.0	2259.000000	1083.333333
Aaron Miles	NaN	NaN	NaN	NaN	118.0	NaN	NaN
Aaron Swinson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	51.000000
Aaron Williams	NaN	NaN	NaN	NaN	12.0	72.000000	NaN
Abdul Jeelani	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Acie Earl	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1149.000000	208.000000
Acie Law	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	865.000000	560.000000
Adam Harrington	NaN	NaN	NaN	NaN	74.0	NaN	NaN
Adam Keefe	NaN	NaN	NaN	NaN	1549.0	763.000000	1270.000000
Adam Morrison	NaN	NaN	NaN	NaN	2326.0	NaN	474.000000
Adonal Foyle	NaN	NaN	NaN	NaN	656.0	614.000000	1654.000000

Adonis Jordan	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	79.000000	NaN
Adonis Thomas	NaN	NaN	24.666667	NaN	NaN	NaN	NaN
Adreian Payne	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	492.666667	486.000000
Adrian Branch	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	219.000000	308.000000
Adrian Caldwell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	331.000000	343.000000
Adrian Dantley*	NaN	NaN	2816.000000	1955.333333	1775.0	2674.000000	3417.000000
...
Worthy Patterson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Xavier Henry	NaN	527.0	759.000000	625.000000	908.0	86.000000	NaN
Xavier McDaniel	NaN	NaN	NaN	NaN	2706.0	3031.000000	2703.000000
Xavier Munford	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	244.000000	NaN
Xavier Silas	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	39.000000
Yakhouba Diawara	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1177.000000
Yao Ming*	NaN	NaN	NaN	NaN	2382.0	2692.000000	2447.000000
Yaroslav Korolev	127.0	41.0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Yi Jianlian	NaN	NaN	1647.000000	1421.000000	1655.0	1112.000000	203.000000
Yinka Dare	NaN	NaN	NaN	NaN	3.0	626.000000	313.000000
Yogi Ferrell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	798.000000	NaN
York Larese	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	468.666667	NaN
Yuta Tabuse	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	17.000000

Yvon Joseph	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zabian Dowdell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach LaVine	NaN	1902.0	2294.000000	1749.000000	NaN	NaN	NaN
Zach Randolph	NaN	NaN	238.000000	1301.000000	3067.0	1603.000000	2545.000000
Zaid Abdul-Aziz	NaN	NaN	NaN	NaN	630.0	1637.000000	1276.000000
Zan Tabak	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	182.000000
Zarko Cabarkapa	NaN	NaN	NaN	NaN	570.0	316.666667	505.000000
Zarko Paspalj	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	181.000000	NaN
Zaza Pachulia	NaN	664.0	1397.000000	2452.000000	2026.0	944.000000	1473.000000
Zeke Sinicola	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	15.000000	NaN
Zeke Zawoluk	NaN	NaN	NaN	NaN	622.0	1795.000000	1117.000000
Zeljko Rebraca	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zelmo Beaty*	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1918.000000	1922.000000
Zendon Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	473.000000	515.0	596.000000	NaN
Zydrunas Ilgauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	2379.0	171.000000	NaN

In [24]:

```
age_value_MP = pd.DataFrame(player_age_MP.mean())

rn = {0:"MP"}
age_value_MP=age_value_MP.rename(columns=rn)
age_value_MP
```

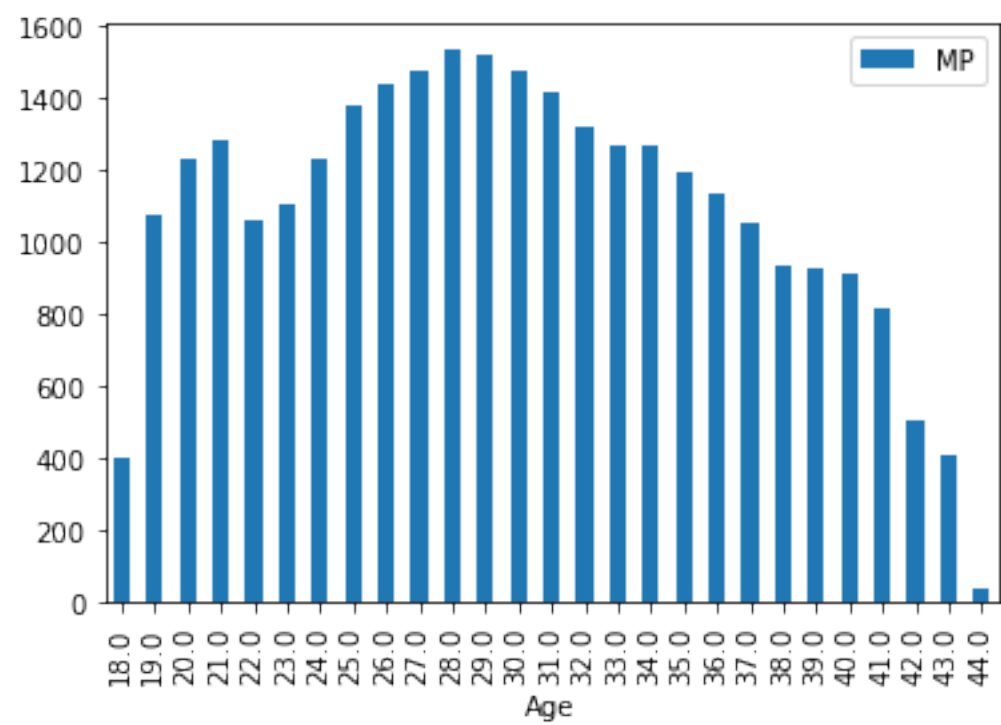
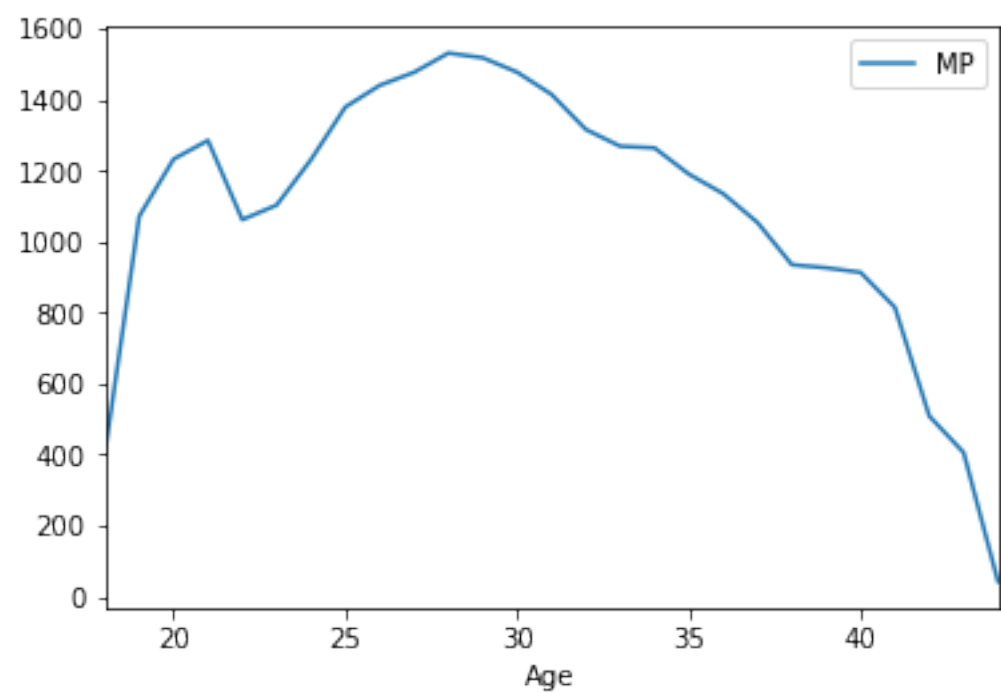
Out[24]:

	MP
Age	
18.0	404.230769
19.0	1071.352025
20.0	1232.033708
21.0	1284.673077
22.0	1061.585974
23.0	1102.510965
24.0	1230.384087
25.0	1378.630667
26.0	1439.649927
27.0	1476.380161
28.0	1530.487054
29.0	1517.391116
30.0	1476.939085
31.0	1414.445390
32.0	1315.709363
33.0	1268.249716
34.0	1263.725236
35.0	1189.881455
36.0	1134.850088
37.0	1053.573446
38.0	934.743590
39.0	925.984848
40.0	913.250000

41.0	814.600000
42.0	508.666667
43.0	406.000000
44.0	43.000000
Best_MP	1345.926982
Best_Age	24.637523

In [25]:

```
age_value_MP.drop('Best_Age', inplace=True)
age_value_MP.drop('Best_MP', inplace=True)
age_value_MP.plot()
age_value_MP.plot(kind='bar')
plt.show()
```



Again, data follows general bell curve but there is significant spikes in 19/20/21 year olds. This could be attributed to coaches playing younger player more for development. Notice how minutes drop off at age 22 and start to climb again. It seems ages 19-21 is a key time for NBA players. Furthermore, peak minutes also sits at age 28, and drops fairly steadily after; this supports durability measure over experience. Otherwise, 32/33 year olds would play around the same minutes because they are "experienced". Also, notice how 19 year olds play fairly close minutes to 20 and 21 year olds, yet on the VORP analysis, 19 year olds are far less valuable than 20/21 ages.

Next, we analyze different league wide shocks and their possible effects. The two main we examine are:

1979 - 3 pt line added

2001 - Development League added

We revert back to the original nba dataset and drop all players before 1979 to examine 3pt line adoption effects. Operations are similar to the above.

In [27]:

```
df_3pt = pd.DataFrame(nba)
#df_3pt = df[df.Year.notnull()]
df_3pt = df_3pt[df_3pt['Year'] > 1978]
df_3pt.head()
```

Out[27]:

	Year	Player	Pos	Age	Tm	G	MP	PER	TS%	WS	VORP
5382	1979.0	Kareem Abdul-Jabbar*	C	31.0	LAL	80.0	3157.0	25.5	0.612	14.4	7.8
5383	1979.0	Tom Abernethy	PF	24.0	GSW	70.0	1219.0	13.6	0.550	3.7	0.8
5384	1979.0	Alvan Adams	C	24.0	PHO	77.0	2364.0	20.4	0.570	7.6	4.1
5385	1979.0	Lucius Allen	PG	31.0	KCK	31.0	413.0	8.7	0.416	0.1	-0.2
5386	1979.0	Kim Anderson	SF	23.0	POR	21.0	224.0	3.0	0.353	-0.4	-0.4

In [28]:

```
grouped4 = df_3pt.groupby(["Player", "Age"])
player_age_VORP_3pt = grouped4["VORP"].mean()
player_age_VORP_3pt = player_age_VORP_3pt.unstack(level=-1)
player_age_VORP_3pt
```

Out[28]:

Age	18.0	19.0	20.0	21.0	22.0	23.0	24.0	25.0

Player								
A.C. Green	NaN	NaN	NaN	NaN	0.900000	2.100000	2.000000	2.700000
A.J. Bramlett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	NaN	NaN
A.J. English	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.000000	-1.400000	NaN
A.J. Guyton	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.600000	-0.400000	0.000000	NaN
A.J. Hammons	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN
A.J. Price	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-0.300000	0.000000
A.J. Wynder	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Brooks	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.400000	1.600000
Aaron Gordon	NaN	-0.2	1.800000	0.8	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Gray	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.100000	0.133333
Aaron Harrison	NaN	NaN	NaN	-0.1	0.000000	NaN	NaN	NaN
Aaron James	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron McKie	NaN	NaN	NaN	NaN	0.400000	1.700000	0.633333	0.200000
Aaron Miles	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	NaN	NaN	NaN
Aaron Swinson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
Aaron Williams	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-0.200000	NaN	0.000000
Abdul Jeelani	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.700000
Acie Earl	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.500000	-0.400000	-0.700000
Acie Law	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.000000	-0.400000	-0.050000
Adam Harrington	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.066667	NaN	NaN	NaN
Adam Keefe	NaN	NaN	NaN	NaN	0.400000	-0.300000	0.900000	1.500000

	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.100000	NaN
Yakhouba Diawara	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	-0.200000
Yao Ming*	NaN	NaN	NaN	NaN	2.400000	2.600000	2.200000	2.200000
Yaroslav Korolev	-0.1	-0.1	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Yi Jianlian	NaN	NaN	-1.100000	-0.8	-0.800000	-1.100000	-0.300000	NaN
Yinka Dare	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-1.500000	-0.300000	-0.100000
Yogi Ferrell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.266667	NaN	NaN
Yuta Tabuse	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
Yvon Joseph	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zabian Dowdell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach LaVine	NaN	-1.2	0.300000	0.8	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach Randolph	NaN	NaN	-0.100000	0.3	0.800000	-0.100000	-0.600000	1.100000
Zan Tabak	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	-0.800000
Zarko Cabarkapa	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.700000	-0.033333	-0.500000	NaN
Zarko Paspalj	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	NaN	NaN
Zaza Pachulia	NaN	-0.8	0.500000	0.7	1.000000	-0.700000	0.200000	0.300000
Zeljko Rebraca	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zendon Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.066667
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	-0.3	-0.100000	-0.500000	NaN	NaN
Zydrunas Ilgauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	2.400000	0.000000	NaN	0.000000

In [29]:

```
player_age_VORP_3pt['Best_VORP'] = player_age_VORP_3pt.max(axis=1)
player_age_VORP_3pt['Best_Age'] = player_age_VORP_3pt.idxmax(axis=1)
player_age_VORP_3pt
```

Out[29]:

Age	18.0	19.0	20.0	21.0	22.0	23.0	24.0	25.0
Player								
A.C. Green	NaN	NaN	NaN	NaN	0.900000	2.100000	2.000000	2.700000
A.J. Bramlett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	NaN	NaN
A.J. English	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.000000	-1.400000	NaN
A.J. Guyton	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.600000	-0.400000	0.000000	NaN
A.J. Hammons	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN
A.J. Price	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-0.300000	0.000000
A.J. Wynder	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Brooks	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.400000	1.600000
Aaron Gordon	NaN	-0.2	1.800000	0.8	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Gray	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.100000	0.133333
Aaron Harrison	NaN	NaN	NaN	-0.1	0.000000	NaN	NaN	NaN
Aaron James	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron McKie	NaN	NaN	NaN	NaN	0.400000	1.700000	0.633333	0.200000
Aaron Miles	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	NaN	NaN	NaN
Aaron Swinson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
Aaron Williams	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-0.200000	NaN	0.000000

Abdul Jeelani	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.700000
Acie Earl	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.500000	-0.400000	-0.700000
Acie Law	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.000000	-0.400000	-0.050000
Adam Harrington	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.066667	NaN	NaN	NaN
Adam Keefe	NaN	NaN	NaN	NaN	0.400000	-0.300000	0.900000	1.500000
Adam Morrison	NaN	NaN	NaN	NaN	-2.000000	NaN	-0.433333	-0.300000
Adonal Foyle	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.600000	0.200000	0.100000	0.200000
Adonis Jordan	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN	NaN
Adonis Thomas	NaN	NaN	-0.033333	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Adreian Payne	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.500000	-0.500000	0.000000
Adrian Branch	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.100000	-0.200000	-0.100000
Adrian Caldwell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	-0.200000	NaN
Adrian Dantley*	NaN	NaN	NaN	NaN	1.400000	3.800000	5.700000	5.300000
Adrian Griffin	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1.800000
...
Wilson Washington	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN	NaN
Winford Boynes	NaN	NaN	NaN	-1.0	-0.100000	-1.200000	NaN	NaN
Winston Bennett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	-0.200000
Winston Crite	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	0.000000	NaN	NaN
Winston Garland	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.400000	1.400000	-0.500000

World B.	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	2.500000
Xavier Henry	NaN	-0.5	-0.500000	-0.7	-0.400000	-0.100000	NaN	NaN
Xavier McDaniel	NaN	NaN	NaN	NaN	2.400000	3.100000	2.600000	0.300000
Xavier Munford	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN	NaN
Xavier Silas	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN
Yakhouba Diawara	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	-0.200000
Yao Ming*	NaN	NaN	NaN	NaN	2.400000	2.600000	2.200000	2.200000
Yaroslav Korolev	-0.1	-0.1	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Yi Jianlian	NaN	NaN	-1.100000	-0.8	-0.800000	-1.100000	-0.300000	NaN
Yinka Dare	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-1.500000	-0.300000	-0.100000
Yogi Ferrell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.266667	NaN	NaN
Yuta Tabuse	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
Yvon Joseph	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zabian Dowdell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach LaVine	NaN	-1.2	0.300000	0.8	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach Randolph	NaN	NaN	-0.100000	0.3	0.800000	-0.100000	-0.600000	1.100000
Zan Tabak	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	-0.800000
Zarko Cabarkapa	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.700000	-0.033333	-0.500000	NaN
Zarko Paspalj	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	NaN	NaN
Zaza Pachulia	NaN	-0.8	0.500000	0.7	1.000000	-0.700000	0.200000	0.300000
Zeljko Rebraca	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

Zendon Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.066667
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	-0.3	-0.100000	-0.500000	NaN	NaN
Zydrunas Ilgauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	2.400000	0.000000	NaN	0.000000

In [30]:

```
age_value_VORP_3pt = pd.DataFrame(player_age_VORP_3pt.mean())

rn = {0:"VORP"}
age_value_VORP_3pt = age_value_VORP_3pt.rename(columns=rn)
age_value_VORP_3pt
```

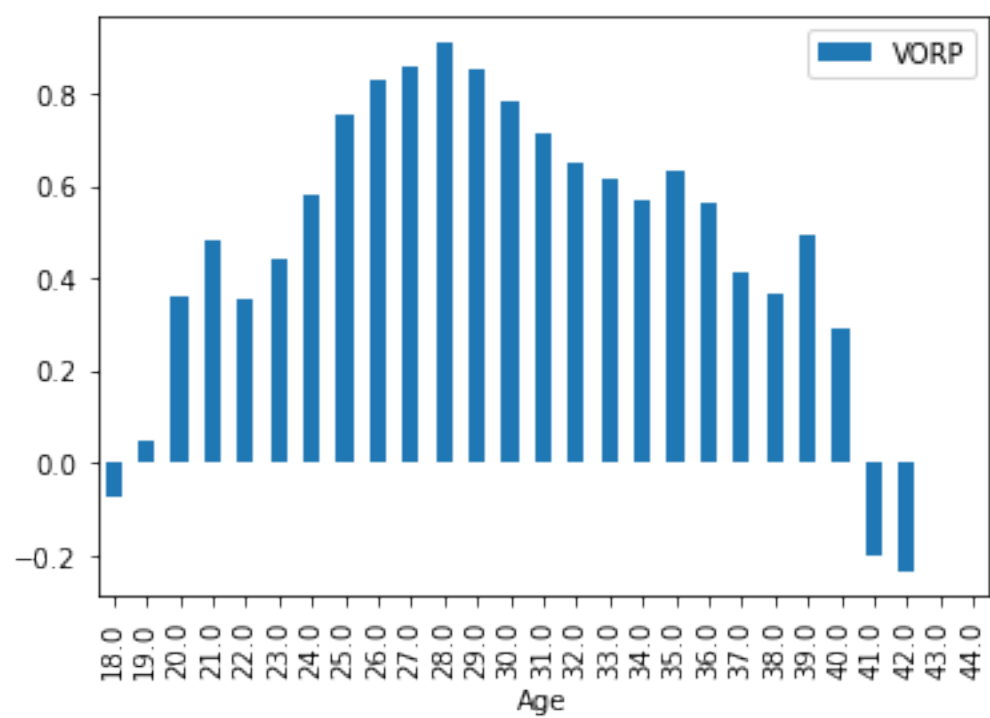
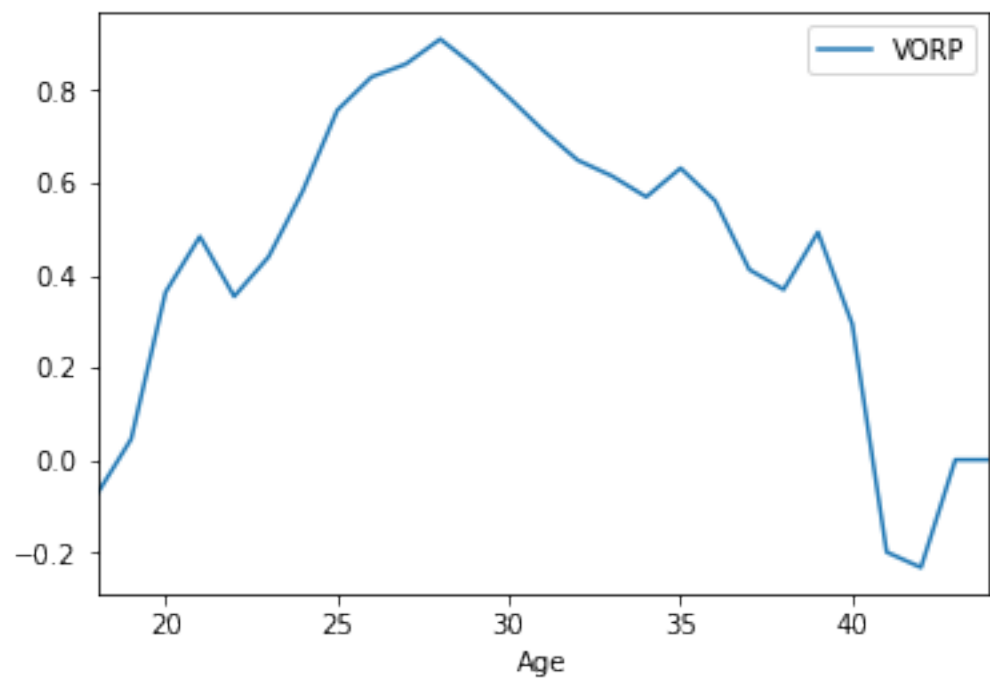
Out[30]:

	VORP
Age	
18.0	-0.075000
19.0	0.044984
20.0	0.362934
21.0	0.483802
22.0	0.353942
23.0	0.439483
24.0	0.582935
25.0	0.757096
26.0	0.829633
27.0	0.857565
28.0	0.911512
29.0	0.853147
30.0	0.784948
31.0	0.713562
32.0	0.649247

33.0	0.614960
34.0	0.569592
35.0	0.631859
36.0	0.561639
37.0	0.412128
38.0	0.368860
39.0	0.493023
40.0	0.293750
41.0	-0.200000
42.0	-0.233333
43.0	0.000000
44.0	0.000000
Best_VORP	0.907822
Best_Age	24.980569

In [31]:

```
age_value_VORP_3pt.drop('Best_Age', inplace=True)
age_value_VORP_3pt.drop('Best_VORP', inplace=True)
age_value_VORP_3pt.plot()
age_value_VORP_3pt.plot(kind='bar')
plt.show()
```



It seems like the 3pt implementation did not hold much affect to VORP value. This chart is very similar to the 1952-2016 VORP graph. But what about True Shooting %? That should be directly impacted by a 3pt shot introduction. We analyze below.

In [32]:

```
grouped5 = df_3pt.groupby(["Player", "Age"])
player_age_TS_3pt = grouped5["TS%"].mean()
player_age_TS_3pt = player_age_TS_3pt.unstack(level=-1)
player_age_TS_3pt
```

Out[32]:

Age	18.0	19.0	20.0	21.0	22.0	23.0	24.0	25.0	26.0
Player									
A.C. Green	NaN	NaN	NaN	NaN	0.564000	0.599000	0.581000	0.594000	0.594000

A.J. Bramlett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.190000	NaN	NaN
A.J. English	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.480000	0.480000	NaN
A.J. Guyton	NaN	NaN	NaN	NaN	0.495000	0.477000	0.000000	NaN
A.J. Hammons	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.472000	NaN
A.J. Price	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.530000	0.454000	0.454000
A.J. Wynder	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Brooks	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.535000	0.521000	0.549000
Aaron Gordon	NaN	0.517	0.541000	0.530	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Gray	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.529000	0.508000	0.512333
Aaron Harrison	NaN	NaN	NaN	0.371	0.102000	NaN	NaN	NaN
Aaron James	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron McKie	NaN	NaN	NaN	NaN	0.500000	0.534000	0.520333	0.423667
Aaron Miles	NaN	NaN	NaN	NaN	0.405000	NaN	NaN	NaN
Aaron Swinson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.594000	NaN
Aaron Williams	NaN	NaN	NaN	NaN	0.237000	0.410000	NaN	0.599333
Abdul Jeelani	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.563000
Acie Earl	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.463000	0.409000	0.484000
Acie Law	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.455000	0.490000	0.584000
Adam Harrington	NaN	NaN	NaN	NaN	0.383333	NaN	NaN	NaN
Adam Keefe	NaN	NaN	NaN	NaN	0.564000	0.521000	0.616000	0.574000
Adam Morrison	NaN	NaN	NaN	NaN	0.450000	NaN	0.429333	0.418000

Adonal Foyle	NaN	NaN	NaN	NaN	0.418000	0.450000	0.500000	0.422000	0.422000
Adonis Jordan	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.326000	NaN	NaN	0.422000
Adonis Thomas	NaN	NaN	0.518667	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.422000
Adreian Payne	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.402667	0.422000	0.505000	0.422000
Adrian Branch	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.576000	0.461000	0.509000	0.422000
Adrian Caldwell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.549000	0.426000	NaN	0.422000
Adrian Dantley*	NaN	NaN	NaN	NaN	0.589000	0.635000	0.622000	0.631000	0.422000
Adrian Griffin	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.503000	0.422000
...	0.422000
Wilson Washington	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.523000	NaN	NaN	0.422000
Winford Boynes	NaN	NaN	NaN	0.482	0.518000	0.426000	NaN	NaN	0.422000
Winston Bennett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.515000	0.450000	0.422000
Winston Crite	NaN	NaN	NaN	NaN	0.551000	0.000000	NaN	NaN	0.422000
Winston Garland	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.492000	0.483000	0.458333	0.422000
World B.	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.552000	0.422000
Xavier Henry	NaN	0.451	0.450000	0.481	0.511000	0.424000	NaN	NaN	0.422000
Xavier McDaniel	NaN	NaN	NaN	NaN	0.525000	0.538000	0.528000	0.533000	0.422000
Xavier Munford	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.481000	NaN	NaN	0.422000
Xavier Silas	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.337000	NaN	0.422000
Yakhouba Diawara	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.450000	0.518000	0.422000

Yao Ming*	NaN	NaN	NaN	NaN	0.570000	0.586000	0.614000	0.592000	
Yaroslav Korolev	0.392	0.322	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	
Yi Jianlian	NaN	NaN	0.485000	0.474	0.481000	0.459000	0.433000	NaN	
Yinka Dare	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.479000	0.406000	0.279000	
Yogi Ferrell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.518667	NaN	NaN	
Yuta Tabuse	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.451000	NaN	
Yvon Joseph	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	
Zabian Dowdell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	
Zach LaVine	NaN	0.515	0.548000	0.576	NaN	NaN	NaN	NaN	
Zach Randolph	NaN	NaN	0.479000	0.555	0.528000	0.511000	0.483000	0.537000	
Zan Tabak	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.518000	0.554000	
Zarko Cabarkapa	NaN	NaN	NaN	NaN	0.461000	0.587333	0.472000	NaN	
Zarko Paspalj	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.406000	NaN	NaN	
Zaza Pachulia	NaN	0.452	0.526000	0.530	0.562000	0.515000	0.571000	0.539000	
Zeljko Rebraca	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	
Zendon Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.359000	
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.412667	
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	0.492	0.534000	0.450000	NaN	NaN	
Zydrunas Ilgauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	0.564000	0.541000	NaN	0.524000	

Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.359000	0.359000
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.412667	0.412667
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	0.492	0.534000	0.450000	NaN	NaN	0.492
Zydrunas Ilgauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	0.564000	0.541000	NaN	0.524000	0.524000

2882 rows × 29 columns

In [34]:

```
age_value_TS_3pt = pd.DataFrame(player_age_TS_3pt.mean())

rn = {0:"TS%"}
age_value_TS_3pt = age_value_TS_3pt.rename(columns=rn)
age_value_TS_3pt
```

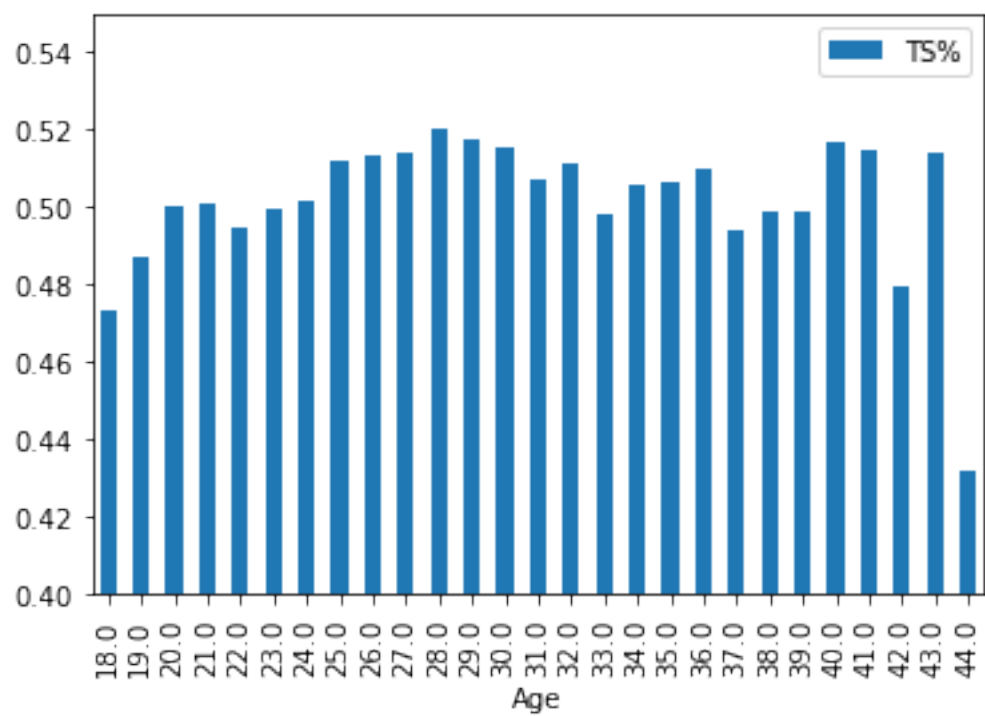
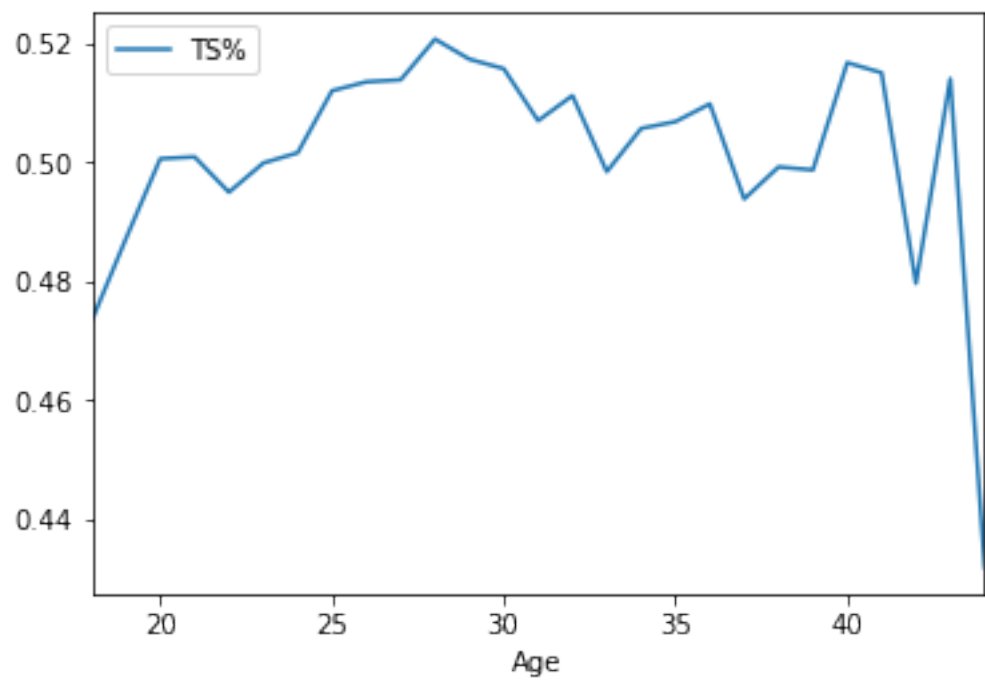
Out[34]:

	TS%
Age	
18.0	0.473333
19.0	0.487165
20.0	0.500575
21.0	0.500888
22.0	0.494960
23.0	0.499856
24.0	0.501567
25.0	0.511973
26.0	0.513480
27.0	0.513807
28.0	0.520643
29.0	0.517274
30.0	0.515682
31.0	0.506960
32.0	0.511161

33.0	0.498406
34.0	0.505654
35.0	0.506798
36.0	0.509773
37.0	0.493825
38.0	0.499197
39.0	0.498698
40.0	0.516687
41.0	0.515000
42.0	0.479667
43.0	0.514000
44.0	0.432000
Best_TS	0.534638
Best_Age	25.327526

In [37]:

```
#age_value_TS_3pt.drop('Best_Age', inplace=True)
#age_value_TS_3pt.drop('Best_TS', inplace=True)
age_value_TS_3pt.plot()
age_value_TS_3pt.plot(ylim=(0.4,0.55),kind='bar')
plt.show()
```



Interesting to see that 40, 41 and 43 year old shoot as well as 28 year olds. This could be due to smaller sample size in the older ages since not many players play above 40. But again, peak TS% is age 28... Next we compare these results with all players.

In [38]:

```
grouped6 = df.groupby(["Player", "Age"])
player_age_TS = grouped6["TS%"].mean()
player_age_TS = player_age_TS.unstack(level=-1)
player_age_TS
```

Out[38]:

Age	18.0	19.0	20.0	21.0	22.0	23.0	24.0	25.0
Player								
A.C. Green	NaN	NaN	NaN	NaN	0.564000	0.599000	0.581000	0.594000

A.J. Bramlett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.190000	NaN	NaN
A.J. English	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.480000	0.480000	NaN
A.J. Guyton	NaN	NaN	NaN	NaN	0.495000	0.477000	0.000000	NaN
A.J. Hammons	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.472000	NaN
A.J. Price	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.530000	0.454000	0.454000
A.J. Wynder	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
A.W. Holt	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.215000	NaN
Aaron Brooks	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.535000	0.521000	0.549000
Aaron Gordon	NaN	0.517	0.541000	0.530000	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Gray	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.529000	0.508000	0.512333
Aaron Harrison	NaN	NaN	NaN	0.371000	0.102000	NaN	NaN	NaN
Aaron James	NaN	NaN	NaN	NaN	0.516000	0.495000	0.527000	0.523000
Aaron McKie	NaN	NaN	NaN	NaN	0.500000	0.534000	0.520333	0.423667
Aaron Miles	NaN	NaN	NaN	NaN	0.405000	NaN	NaN	NaN
Aaron Swinson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.594000	NaN
Aaron Williams	NaN	NaN	NaN	NaN	0.237000	0.410000	NaN	0.599333
Abdul Jeelani	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.563000
Acie Earl	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.463000	0.409000	0.484000
Acie Law	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.455000	0.490000	0.584000
Adam Harrington	NaN	NaN	NaN	NaN	0.383333	NaN	NaN	NaN

Adam Keefe	NaN	NaN	NaN	NaN	0.564000	0.521000	0.616000	0.574000
Adam Morrison	NaN	NaN	NaN	NaN	0.450000	NaN	0.429333	0.418000
Adonal Foyle	NaN	NaN	NaN	NaN	0.418000	0.450000	0.500000	0.422000
Adonis Jordan	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.326000	NaN	NaN
Adonis Thomas	NaN	NaN	0.518667	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Adreian Payne	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.402667	0.422000	0.505000
Adrian Branch	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.576000	0.461000	0.509000
Adrian Caldwell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.549000	0.426000	NaN
Adrian Dantley*	NaN	NaN	0.601000	0.593667	0.589000	0.635000	0.622000	0.631000
...
Worthy Patterson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Xavier Henry	NaN	0.451	0.450000	0.481000	0.511000	0.424000	NaN	NaN
Xavier McDaniel	NaN	NaN	NaN	NaN	0.525000	0.538000	0.528000	0.533000
Xavier Munford	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.481000	NaN	NaN
Xavier Silas	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.337000	NaN
Yakhouba Diawara	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.450000	0.518000
Yao Ming*	NaN	NaN	NaN	NaN	0.570000	0.586000	0.614000	0.592000
Yaroslav Korolev	0.392	0.322	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Yi Jianlian	NaN	NaN	0.485000	0.474000	0.481000	0.459000	0.433000	NaN
Yinka Dare	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.479000	0.406000	0.279000

Yogi Ferrell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.518667	NaN	NaN
York Larese	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.445667	NaN	NaN
Yuta Tabuse	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.451000	NaN
Yvon Joseph	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zabian Dowdell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach LaVine	NaN	0.515	0.548000	0.576000	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach Randolph	NaN	NaN	0.479000	0.555000	0.528000	0.511000	0.483000	0.537000
Zaid Abdul-Aziz	NaN	NaN	NaN	NaN	0.408333	0.473000	0.489000	0.472000
Zan Tabak	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.518000	0.554000
Zarko Cabarkapa	NaN	NaN	NaN	NaN	0.461000	0.587333	0.472000	NaN
Zarko Paspalj	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.406000	NaN	NaN
Zaza Pachulia	NaN	0.452	0.526000	0.530000	0.562000	0.515000	0.571000	0.539000
Zeke Sinicola	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.205000	NaN	0.295000
Zeke Zawoluk	NaN	NaN	NaN	NaN	0.465000	0.462000	0.466000	NaN
Zeljko Rebraca	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zelmo Beaty*	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.501000	0.505000	0.537000
Zendon Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.359000
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.412667
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	0.492000	0.534000	0.450000	NaN	NaN

Zydrunas Ilgauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	0.564000	0.541000	NaN	0.524000
--------------------	-----	-----	-----	-----	----------	----------	-----	----------

3763 rows × 27 columns

In [39]:

```
player_age_TS['Best_TS'] = player_age_TS.max(axis=1)
player_age_TS['Best_Age'] = player_age_TS.idxmax(axis=1)
player_age_TS
```

Out[39]:

Age	18.0	19.0	20.0	21.0	22.0	23.0	24.0	25.0
Player								
A.C. Green	NaN	NaN	NaN	NaN	0.564000	0.599000	0.581000	0.594000
A.J. Bramlett	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.190000	NaN	NaN
A.J. English	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.480000	0.480000	NaN
A.J. Guyton	NaN	NaN	NaN	NaN	0.495000	0.477000	0.000000	NaN
A.J. Hammons	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.472000	NaN
A.J. Price	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.530000	0.454000	0.454000
A.J. Wynder	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
A.W. Holt	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.215000	NaN
Aaron Brooks	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.535000	0.521000	0.549000
Aaron Gordon	NaN	0.517	0.541000	0.530000	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Gray	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.529000	0.508000	0.512333
Aaron Harrison	NaN	NaN	NaN	0.371000	0.102000	NaN	NaN	NaN
Aaron James	NaN	NaN	NaN	NaN	0.516000	0.495000	0.527000	0.523000
Aaron	NaN	NaN	NaN	NaN	0.500000	0.534000	0.520333	0.423667

McKie								
Aaron Miles	NaN	NaN	NaN	NaN	0.405000	NaN	NaN	NaN
Aaron Swinson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.594000	NaN
Aaron Williams	NaN	NaN	NaN	NaN	0.237000	0.410000	NaN	0.599333
Abdul Jeelani	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.563000
Acie Earl	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.463000	0.409000	0.484000
Acie Law	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.455000	0.490000	0.584000
Adam Harrington	NaN	NaN	NaN	NaN	0.383333	NaN	NaN	NaN
Adam Keefe	NaN	NaN	NaN	NaN	0.564000	0.521000	0.616000	0.574000
Adam Morrison	NaN	NaN	NaN	NaN	0.450000	NaN	0.429333	0.418000
Adonal Foyle	NaN	NaN	NaN	NaN	0.418000	0.450000	0.500000	0.422000
Adonis Jordan	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.326000	NaN	NaN
Adonis Thomas	NaN	NaN	0.518667	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Adreian Payne	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.402667	0.422000	0.505000
Adrian Branch	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.576000	0.461000	0.509000
Adrian Caldwell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.549000	0.426000	NaN
Adrian Dantley*	NaN	NaN	0.601000	0.593667	0.589000	0.635000	0.622000	0.631000
...
Worthy Patterson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Xavier Henry	NaN	0.451	0.450000	0.481000	0.511000	0.424000	NaN	NaN

Xavier McDaniel	NaN	NaN	NaN	NaN	0.525000	0.538000	0.528000	0.533000
Xavier Munford	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.481000	NaN	NaN
Xavier Silas	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.337000	NaN
Yakhouba Diawara	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.450000	0.518000
Yao Ming*	NaN	NaN	NaN	NaN	0.570000	0.586000	0.614000	0.592000
Yaroslav Korolev	0.392	0.322	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Yi Jianlian	NaN	NaN	0.485000	0.474000	0.481000	0.459000	0.433000	NaN
Yinka Dare	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.479000	0.406000	0.279000
Yogi Ferrell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.518667	NaN	NaN
York Larese	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.445667	NaN	NaN
Yuta Tabuse	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.451000	NaN
Yvon Joseph	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zabian Dowdell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach LaVine	NaN	0.515	0.548000	0.576000	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach Randolph	NaN	NaN	0.479000	0.555000	0.528000	0.511000	0.483000	0.537000
Zaid Abdul-Aziz	NaN	NaN	NaN	NaN	0.408333	0.473000	0.489000	0.472000
Zan Tabak	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.518000	0.554000
Zarko Cabarkapa	NaN	NaN	NaN	NaN	0.461000	0.587333	0.472000	NaN
Zarko Paspalj	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.406000	NaN	NaN
Zaza Pachulia	NaN	0.452	0.526000	0.530000	0.562000	0.515000	0.571000	0.539000

Zeke Sinicola	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.205000	NaN	0.295000
Zeke Zawoluk	NaN	NaN	NaN	NaN	0.465000	0.462000	0.466000	NaN
Zeljko Rebraca	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zelmo Beaty*	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.501000	0.505000	0.537000
Zendon Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.359000
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.412667
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	0.492000	0.534000	0.450000	NaN	NaN
Zydrunas Ilgauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	0.564000	0.541000	NaN	0.524000

In [40]:

```
age_value_TS = pd.DataFrame(player_age_TS.mean())
rn = {0:"TS%"}
age_value_TS = age_value_TS.rename(columns=rn)
age_value_TS
```

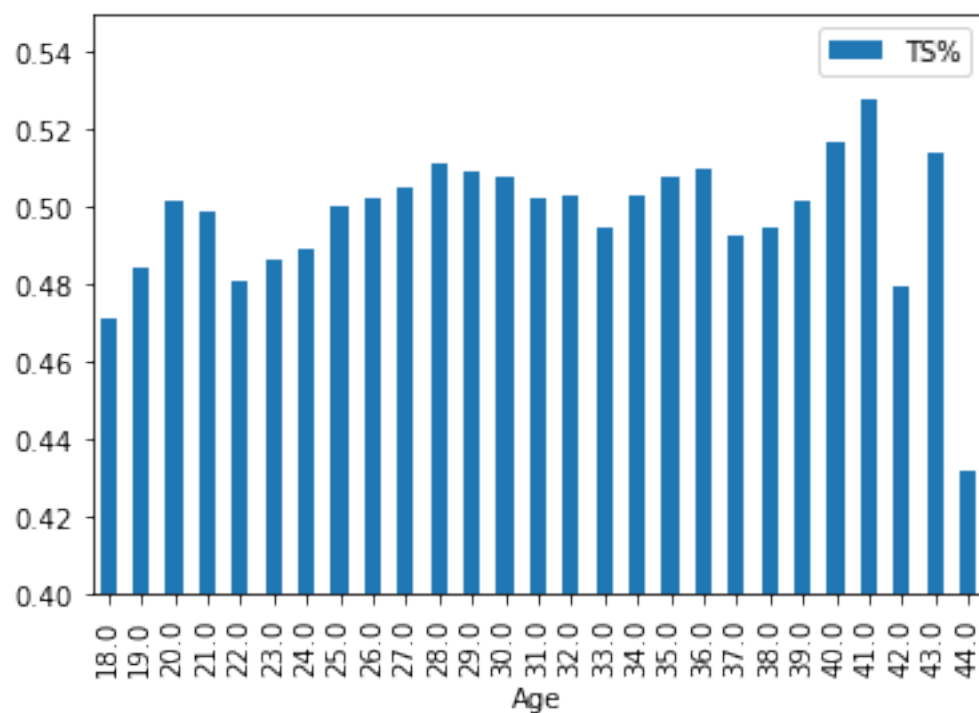
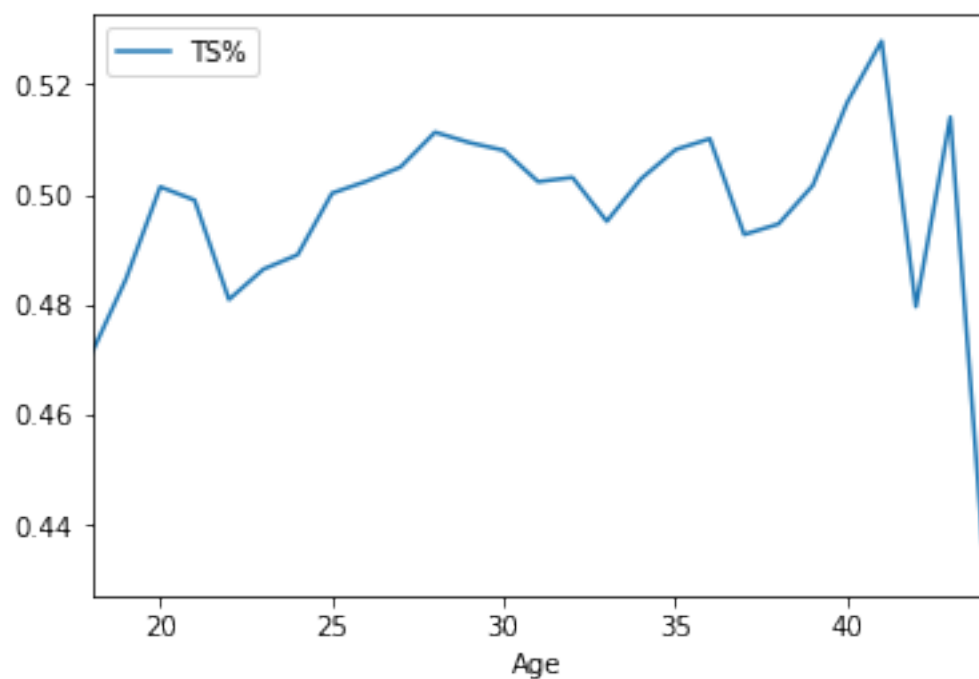
Out[40]:

	TS%
Age	
18.0	0.471154
19.0	0.484636
20.0	0.501371
21.0	0.498971
22.0	0.480941
23.0	0.486438
24.0	0.489064
25.0	0.500223
26.0	0.502380
27.0	0.504070

27.0	0.504979
28.0	0.511279
29.0	0.509404
30.0	0.507998
31.0	0.502306
32.0	0.503084
33.0	0.495128
34.0	0.502845
35.0	0.508123
36.0	0.510097
37.0	0.492732
38.0	0.494641
39.0	0.501659
40.0	0.516687
41.0	0.527800
42.0	0.479667
43.0	0.514000
44.0	0.432000
Best_TS	0.514361
Best_Age	25.201333

```
In [41]:
```

```
age_value_TS.drop('Best_Age', inplace=True)
age_value_TS.drop('Best_TS', inplace=True)
age_value_TS.plot()
age_value_TS.plot(ylim=(0.4,0.55),kind='bar')
plt.show()
```



Interesting results here - if we ignore the possible small sample size of 40+ year olds, the best TS% falls to 36 year olds. It is plausible that shooting is more of a developed skill than athleticism and performance; nevertheless, the introduction of the 3pt line definitely shifted a paradigm in the game.

Nex, we examine the introduction of the Development League in 2001 (D-League, now G-League).

In [42]:

```
df_DL = pd.DataFrame(nba)
#df-3pt = df[df.Year.notnull()]
df_DL = df_DL[df_DL['Year'] > 2000]
df_DL.head()
```

Out[42]:

	Year	Player	Pos	Age	Tm	G	MP	PER	TS%	WS	VORP
14967	2001.0	Mahmoud Abdul-Rauf	PG	31.0	VAN	41.0	486.0	16.7	0.514	0.7	-0.3
14968	2001.0	Tariq Abdul-Wahad	SG	26.0	DEN	29.0	420.0	5.8	0.438	-0.4	-0.4
14969	2001.0	Shareef Abdur-Rahim	SF	24.0	VAN	81.0	3241.0	19.1	0.549	8.5	3.5
14970	2001.0	Cory Alexander	PG	27.0	ORL	26.0	227.0	6.3	0.407	-0.1	-0.2
14971	2001.0	Courtney Alexander	PG	23.0	TOT	65.0	1382.0	11.6	0.484	0.8	-0.8

In [43]:

```
grouped7 = df_DL.groupby(["Player", "Age"])
player_age_VORP_DL = grouped7["VORP"].mean()
player_age_VORP_DL = player_age_VORP_DL.unstack(level=-1)
player_age_VORP_DL
```

Out[43]:

Age	18.0	19.0	20.0	21.0	22.0	23.0	24.0	25.0
Player								
A.C. Green	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
A.J. Guyton	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.600000	-0.400000	0.000000	NaN
A.J. Hammons	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN
A.J. Price	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	-0.300000	0.000000
Aaron Brooks	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.400000	1.600000
Aaron Gordon	NaN	-0.2	1.800000	0.8	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Gray	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.100000	0.133333
Aaron								

Harrison	NaN	NaN	NaN	-0.1	0.000000	NaN	NaN	NaN
Aaron McKie	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Aaron Miles	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	NaN	NaN	NaN
Aaron Williams	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Acie Law	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.000000	-0.400000	-0.050000
Adam Harrington	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.066667	NaN	NaN	NaN
Adam Keefe	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Adam Morrison	NaN	NaN	NaN	NaN	-2.000000	NaN	-0.433333	-0.300000
Adonal Foyle	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.200000
Adonis Thomas	NaN	NaN	-0.033333	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Adreian Payne	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.500000	-0.500000	0.000000
Adrian Griffin	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Al Harrington	NaN	NaN	-0.200000	0.3	0.100000	1.500000	0.400000	0.600000
Al Horford	NaN	NaN	NaN	1.2	2.500000	3.800000	4.400000	0.400000
Al Jefferson	NaN	NaN	-0.200000	-0.3	1.500000	1.700000	1.200000	1.000000
Al Thornton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-1.000000	-1.000000
Al-Farouq Aminu	NaN	NaN	-0.400000	0.2	1.300000	0.900000	1.500000	1.300000
Alan Anderson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.200000	-0.100000	NaN
Alan Henderson	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Alan Williams	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.100000	0.100000	NaN
Alando Tucker	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	-0.300000	-0.100000
Alec Burks	NaN	NaN	-0.100000	-0.2	0.500000	0.100000	-0.100000	-0.400000
Aleksandar Radojevic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...

Will Conroy	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.066667	NaN
Will Perdue	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Will Solomon	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.700000	NaN	NaN
William Avery	NaN	NaN	NaN	-0.5	-0.400000	NaN	NaN	NaN
Willie Cauley-Stein	NaN	NaN	NaN	NaN	1.000000	0.300000	NaN	NaN
Willie Green	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.800000	-0.900000	-0.300000	-1.600000
Willie Reed	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000
Willie Warren	NaN	NaN	NaN	-0.1	NaN	NaN	NaN	NaN
Willy Hernangomez	NaN	NaN	NaN	NaN	0.700000	NaN	NaN	NaN
Wilson Chandler	NaN	NaN	-0.300000	0.8	0.100000	0.600000	-0.100000	0.700000
Xavier Henry	NaN	-0.5	-0.500000	-0.7	-0.400000	-0.100000	NaN	NaN
Xavier Munford	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN	NaN
Xavier Silas	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000	NaN
Yakhouba Diawara	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.300000	-0.200000
Yao Ming*	NaN	NaN	NaN	NaN	2.400000	2.600000	2.200000	2.200000
Yaroslav Korolev	-0.1	-0.1	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Yi Jianlian	NaN	NaN	-1.100000	-0.8	-0.800000	-1.100000	-0.300000	NaN
Yogi Ferrell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.266667	NaN	NaN
Yuta Tabuse	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	NaN
Zabian Dowdell	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach LaVine	NaN	-1.2	0.300000	0.8	NaN	NaN	NaN	NaN
Zach Randolph	NaN	NaN	-0.100000	0.3	0.800000	-0.100000	-0.600000	1.100000
Zan Tabak	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zarko Cabarkapa	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.700000	-0.033333	-0.500000	NaN
Zaza Pachulia	NaN	-0.8	0.500000	0.7	1.000000	-0.700000	0.200000	0.300000

Zeljko Rebraca	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Zendon Hamilton	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.100000
Zoran Dragic	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.066667
Zoran Planinic	NaN	NaN	NaN	-0.3	-0.100000	-0.500000	NaN	NaN
Zydrunas Iliauskas	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000

In [48]:

```
player_age_VORP_DL['Best_VORP'] = player_age_VORP_DL.max(axis=1)
player_age_VORP_DL['Best_Age'] = player_age_VORP_DL.idxmax(axis=1)
player_age_VORP_DL
```

```

-----
ValueError                                Traceback (most recent call
last)
<ipython-input-48-e0de7472bbcb> in <module>()
      1 player_age_VORP_DL['Best_VORP'] = player_age_VORP_DL.max(axes=1)
----> 2 player_age_VORP_DL['Best_Age'] = player_age_VORP_DL.idxmax(axis=1)
      3 player_age_VORP_DL

/Users/Heyunsean/anaconda/lib/python3.6/site-packages/pandas/core/frame.py in idxmax(self, axis, skipna)
    5310         """
    5311         axis = self._get_axis_number(axis)
--> 5312         indices = nanops.nanargmax(self.values, axis=axis, skipna=skipna)
    5313         index = self._get_axis(axis)
    5314         result = [index[i] if i >= 0 else NA for i in indices]

/Users/Heyunsean/anaconda/lib/python3.6/site-packages/pandas/core/nanops.py in nanargmax(values, axis, skipna)
    476         """
    477         values, mask, dtype, _ = _get_values(values, skipna, fill_value_tpy='-inf',
--> 478                                     isfinite=True)
    479         result = values.argmax(axis)
    480         result = _maybe_arg_null_out(result, axis, mask, skipna)

/Users/Heyunsean/anaconda/lib/python3.6/site-packages/pandas/core/nanops.py in _get_values(values, skipna, fill_value, fill_value_tpy, isfinite, copy)
    194         values = _values_from_object(values)
    195         if isfinite:
--> 196             mask = _isfinite(values)
    197         else:
    198             mask = isnull(values)

/Users/Heyunsean/anaconda/lib/python3.6/site-packages/pandas/core/nanops.py in _isfinite(values)
    237         is_integer_dtype(values) or is_bool_dtype(values)
)):
    238         return ~np.isfinite(values)
--> 239         return ~np.isfinite(values.astype('float64'))
    240
    241
ValueError: could not convert string to float: 'Best_Age'

```

In [46]:

```
age_value_VORP_DL = pd.DataFrame(player_age_VORP_DL.mean())
rn = {0:"VORP"}
age_value_VORP_DL = age_value_VORP_DL.rename(columns=rn)
age_value_VORP_DL
```

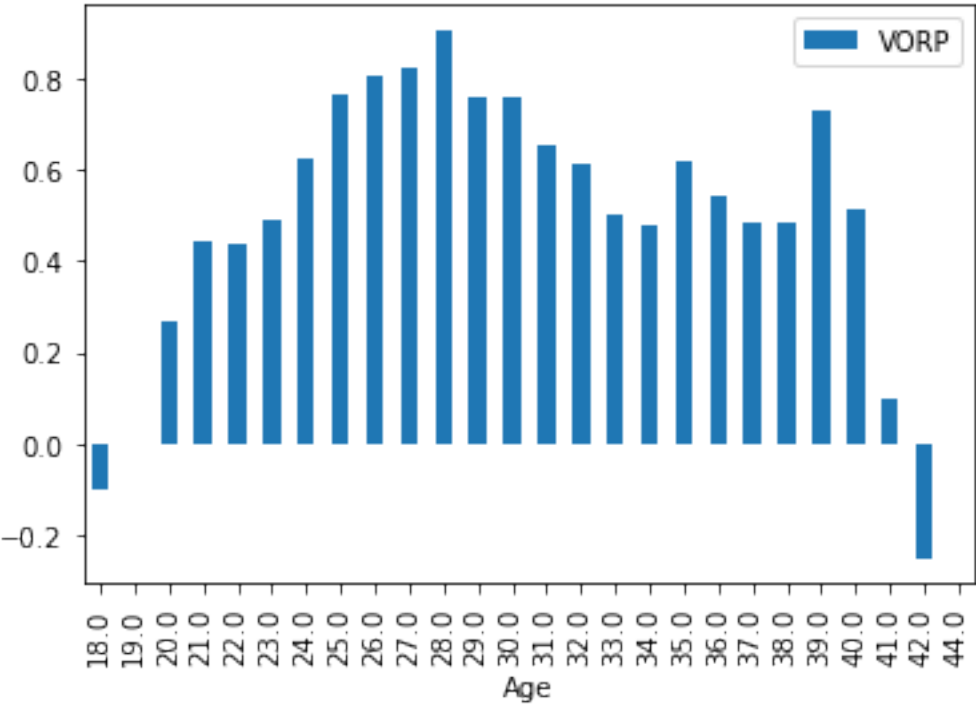
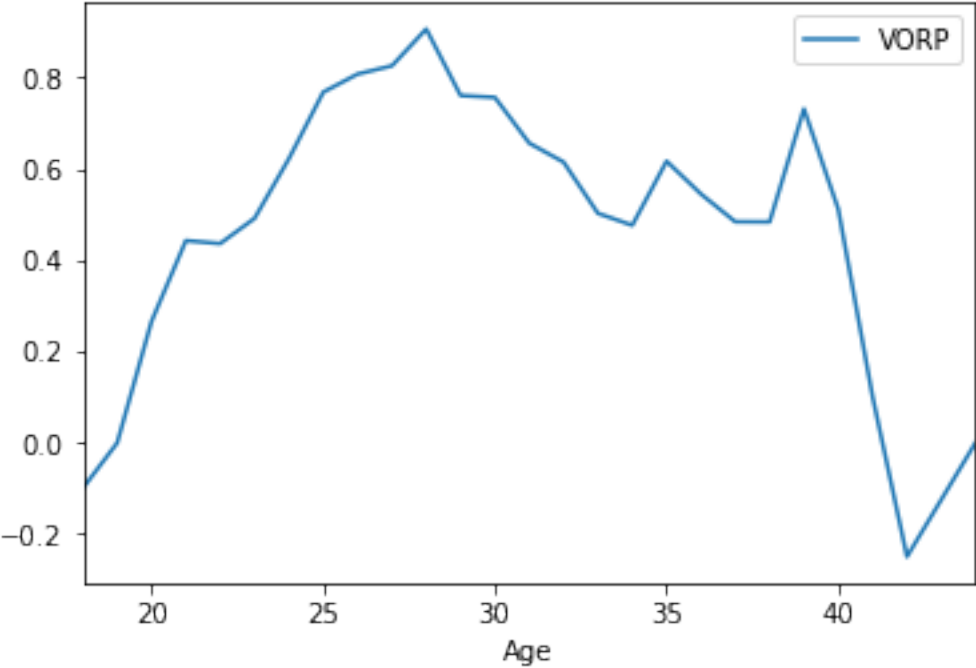
Out[46]:

	VORP
Age	
18.0	-0.100000
19.0	-0.000725
20.0	0.265471
21.0	0.442296
22.0	0.435913
23.0	0.491116
24.0	0.621789
25.0	0.767532
26.0	0.807203
27.0	0.825291
28.0	0.905895
29.0	0.760258
30.0	0.756104
31.0	0.655899
32.0	0.614336
33.0	0.502107
34.0	0.475954
35.0	0.616453
36.0	0.544444
37.0	0.483690
38.0	0.483333
39.0	0.730864
40.0	0.511111
41.0	0.100000

42.0	-0.250000
44.0	0.000000
Best_MP	0.881781
Best_VORP	25.597162

In [50]:

```
age_value_VORP_DL.drop('Best_VORP', inplace=True)
age_value_VORP_DL.drop('Best_MP', inplace=True)
age_value_VORP_DL.plot()
age_value_VORP_DL.plot(kind='bar')
plt.show()
```



Compared to the broad scope VORP chart, post-2001 VORP does not show the same spikes in 20/21 year olds. Presumably, the introduction the D-League took share of developing younger players before they reached the NBA. But suprisingly, the D-League seems to have dampened young-age performance. Perhaps younger players who are talented enough to contribute are sent to the D-League due to their age - if this is the case, it would explain the lower value in younger ages after 2001. But again, since the NBA and the world is dynamic, we cannot explicitly attribute a difference to one structural change.

Summary

According to different analysis of performance, value, and durability, the "consensus" peak age persists at age 28. We notice a spike in playing time in 19-21 year olds and as well as VORP value among 20-21 year olds. This tells us that 19-21 year olds get playing time for development but the huge drop in VORP at age 19 shows us the development playing time pays off more at ages 20 and 21. We also notice that value development accelerates quicker before the peak age 28 compared to the deceleration after. In terms of basketball, it could be a player learning the game and developing physically in younger ages and persisitng after their peak age.

We know some errors may have occured - some current players who aren't done with their career are included in the data. Also, players who came into the dataset in the middle of their career are also included in the lower limit. This should be reasonably averaged out over a period of 64 years but is a point to note. Also, value stats like WS and VORP utlize similar primitive stats so the correlation of shape could be stronger than expected. Furthermore, further split analysis of decades would have possibly shown more insights.

Overall, our main question of peak age in the NBA seems to conclude at 28.

In []: