

UNIVERZA V LJUBLJANI  
FAKULTETA ZA RAČUNALNIŠTVO IN INFORMATIKO

Jernej Luci

**Analiza in primerjava metod za  
ocenjevanje uspešnosti košarkarjev**

DIPLOMSKO DELO

UNIVERZITETNI ŠTDIJSKI PROGRAM  
PRVE STOPNJE  
RAČUNALNIŠTVO IN INFORMATIKA

MENTOR: doc. dr. Erik Štrumbelj

Ljubljana, 2018

COPYRIGHT. Rezultati diplomske naloge so intelektualna lastnina avtorja in Fakultete za računalništvo in informatiko Univerze v Ljubljani. Za objavo in koriščenje rezultatov diplomske naloge je potrebno pisno privoljenje avtorja, Fakultete za računalništvo in informatiko ter mentorja.

*Besedilo je oblikovano z urejevalnikom besedil L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X.*

Fakulteta za računalništvo in informatiko izdaja naslednjo nalogu:

Tematika naloge:

Diplomska naloga ima dva večja cilja. Prvi cilj je implementirati programsko opremo in podatkovno bazo za zbiranje košarkarskih statistik iz različnih evropskih lig. Drugi cilj je te podatke uporabiti za primerjavo najpogostejših metod za ocenjevanje uspešnosti košarkarjev. Zanimajo nas lastnosti teh ocen, kako dobro lahko iz njih napovemo, kdo bo zmagovalec tekme, in kako se ocena igralca spremeni, ko igra v drugem (boljšem) tekmovanju.



*Zahvaljujem se metnorju doc. dr. Eriku Štrumblju za potrpežljivost in pomoč pri izdelavi diplomskega dela.*



# Kazalo

## Povzetek

## Abstract

<b>1</b>	<b>Uvod</b>	<b>1</b>
1.1	Cilji . . . . .	2
<b>2</b>	<b>Košarkarska statistika</b>	<b>3</b>
2.1	Beležene statistične spremenljivke . . . . .	4
<b>3</b>	<b>Zbiranje podatkov</b>	<b>7</b>
3.1	Analiza virov podatkov . . . . .	7
3.2	Identifikacija igralcev . . . . .	9
3.3	Podatkovna baza . . . . .	9
3.4	Knjižnjici Requests in Lxml . . . . .	10
3.5	Selenium . . . . .	11
3.6	Potek pridobivanja podatkov . . . . .	12
<b>4</b>	<b>Ocene uspešnosti</b>	<b>17</b>
4.1	Ocena PIR . . . . .	17
4.2	Ocena PER . . . . .	18
4.3	Ocene Four Factors . . . . .	19
4.4	Wins Produced . . . . .	22

<b>5 Statistična analiza podatkov</b>	<b>29</b>
5.1 Analiza najboljših igralcev MVP . . . . .	29
5.2 Natančnost določanja zmag . . . . .	31
5.3 Ocene po ligah in letih . . . . .	32
<b>6 Sklepne ugotovitve</b>	<b>39</b>
<b>Literatura</b>	<b>43</b>
<b>A Najboljši igralci po ocenah in letih</b>	<b>45</b>

# Povzetek

**Naslov:** Analiza in primerjava metod za ocenjevanje uspešnosti košarkarjev

**Avtor:** Jernej Luci

**Povzetek:** Namen diplomskega dela je analiza statistike košarkarjev in iskanje najboljšega načina za ocenjevanje uspešnosti košarkarja. V prvem delu je opisano zbiranje podatkov s treh različnih spletnih strani: stran Evrolige, stran prve španske lige ACB in stran nemške košarkaške lige BBL. V drugem delu so predstavljeni postopki izračunov štirih različnih ocen uspešnosti: Performance Index Rating (PIR), Player Efficiency Rating (PER), Four Factors (FF) in Wins Produced (WP). V zadnjem delu so ocene med seboj primerjane glede na tri različne kriterije: iskanje najboljših igralcev v sezoni, spremenjanje ocen uspešnosti preko sezona in uspešnost napovedovanja zmage. Del naloge je posvečen tudi analizi sprememb ocen košarkarjev, ko ti igrajo v različnih ligah.

**Ključne besede:** košarka, zbiranje podatkov, statistika, analiza podatkov.



# Abstract

**Title:** Analysis and comparison of methods for evaluating basketball player efficiency

**Author:** Jernej Luci

The aim of the thesis is basketball player analysis and determining the best way to estimate player efficiency. The first part is dedicated to collecting data from three different web sites: Euroleague home page, Spanish ACB league home page and German BBL league home page. The second part describes four different metrics: Performance Index Rating (PIR), Player Efficiency Rating (PER), Four Factors (FF), Wins Produced (WP) and how to compute them. The final part is dedicated to comparing these metrics on three different criteria: finding the best players in the season, performance rating changes across different seasons and win forecasting. Investigation is made about, how efficiency estimates change when basketball players play in different leagues.

**Keywords:** basketball, web scraping, statistics, data analysis.



# Poglavlje 1

## Uvod

Košarka je športna igra z žogo, ki se igra na pravokotnem igrišču, razdeljenem na dve enaki polovici. Na koncu vsake strani igrišča je postavljen koš. Najpogostejša oblika tekmovalnega igranja košarke je soočenje dveh ekip, vsako izmed njiju na igrišču naenkrat zastopa 5 igralcev. Cilj igre je žogo pripeljati na nasprotnikovo stran igrišča in izigrati nasprotnike tako, da ekipa zadane koš. Seveda je med tem potrebno žogo na pravilen način voditi, metati, hkrati pa paziti, da nasprotnik žoge ne prestreže ali ukrade.

S časom so se v košarki začele voditi statistike, podatki o igralcih, ki pomagajo ločiti dobre igralce od slabih. Po statistikah lahko za vsako tekmo vidimo, kateri igralec se najbolje obnese na igrišču. S pomočjo statistik in analize gledalci in košarkarske zveze tudi določijo najboljšega igralca sezone MVP, ang. Most Valuable Player, kar je za košarkarje izjemno prestižen naziv. Igralec, ki je izbran za MVP, je tekom lige največ doprinesel k zmagi svoje ekipe.

Da bi lažje in bolj natančno uspeli dognati, kateri igralec je res najboljši in največ doprinese k zmagi ekipe, so se začele razvijati formule za izračun faktorjev doprinosa igralca k zmagi ekipe. Za primer, razvila se je formula Performance Index Rating (PIR), ki je v Evroligi služila kot navodilo zvez, kateri igralec si zasluži naziv MVP. Formula PIR je služila namenu, je pa podana na enostaven način in ne uteži posameznih faktorjev, zato so se začele

razvijati druge ocene, ki poskušajo doseči boljše rezultate s tem, da se bolj matematično lotijo pristopa in za formule razvijejo nove matematične modele.

Pomembna naloga ocen je tudi napovedovanje zmag ekip. Ekipa, ki ima povprečno oceno igralcev boljšo kot nasprotna ekipa, bo bolj verjetno zmagala tekmo. Ta informacijo koristi stavnim hišam, ki tako lažje določajo marže na stavnicah, prav tako pa tudi gledalcem, ki na tak način lahko spremljajo svoje favorite in doženejo, kako dobre igralce opazujejo. Ocene igralcev lahko koristijo tudi ekipam, ki izbirajo novega člana, želijo si pa za čim bolj ugodno ceno pridobiti čim boljšega.

## 1.1 Cilji

V diplomskem delu si bomo ogledali ocene PIR, Player Efficiency Rating (PER), Wins produced (WP) in Four Factors (FF). Pogledali bomo, katera ocena je boljša in katera lahko kar najbolje napove zmagovalno ekipo. Pridobiti želimo informacije iz treh različnih evropskih lig, lige ACB (španska prva liga), BBL (nemška prva liga) in EUR (Evroliga). Različne košarkarske ocene so se razvijale več let, tako da so sposobne dobro napovedati zmagovalce in favorite. Omenimo, da nekatere izmed teh ocen upoštevajo tako igro opazovanega igralca kot igro nasprotnikov.

Porodilo se nam je vprašanje, kako se ocene spreminjajo, če igralec zamenja ligo. Zanima nas, ali je ocena dober izraz kvalitete igralca preko različnih lig in ekip, zato bomo v diplomskem delu vzeli primer evropskih lig in pod drobnogled vzeli igralce, ki so se pojavili vsaj na dveh različnih tekmovanjih. Dognati želimo, katera izmed ocen najbolje upošteva tudi kvaliteto igre soigralcev in nasprotnikov, in najbolje odraža, koliko igralec doprinese k zmagi ekipe.

# Poglavlje 2

## Košarkarska statistika

Preden si ogledamo, kako izgledajo košarkarske statistike, si razjasnimo nekaj pojmov.

Liga v košarki je skupina klubov, ki jih druži kvaliteta igralcev (na primer prva državna liga), lokacija kluba (nemška liga, španska liga) ali uspešnost kluba (Evroliga). Zaradi velike razlike pravil in igre košarke v Evropi in Združenih državah Amerike, se bomo v obsegu diplomske naloge osredotočili le na evropske lige, in sicer španske lige ACB (Liga Endesa, spa. Asociación de Clubs de Baloncesto), nemške BBL (Easy Credit BBL, nem. Basketball Bundesliga) in Evrolige (Turkish airlines Euroleague).

Pomembno je razlikovati med lokalnima ACB, BBL in Evroligo. V primeru ACB in BBL gre za ligo, kjer klube druži lokacija. Vsi klubi ACB se nahajajo v Španiji, medtem ko so klubi BBL nemški.

Evroliga je poseben primer košarkarske lige, kamor se uvrsti le 16 najboljših ekip vseh lokalnih klubov po Evropi. Igralec ekipe se tako lahko v eni sezoni pojavi v dveh različnih ligah, svoji lokalni in Evroligi, v obeh pa igra v imenu istega kluba. Presek igralcev lig ACB, EUR in BBL je tisti, ki nas najbolj zanima.

Tekma v košarki je soočenje dveh moštev. V Evropi je tekma ločena na 4 četrtine, vsaka traja 10 minut. Na igralni površini ekipo naenkrat zastopa 5 igralcev.

## 2.1 Beležene statistične spremenljivke

Statistične spremenljivke se v vseh ligah beležijo za vsakega igralca, za vsako tekmo. Beležimo tako pozitivne, kot je na primer zadeti koš, kot tudi negativne, kakor izgubljena žoga. Pomembno je, da se za vsakega igralca beleži tudi čas igranja, ki se uporablja za izračun nekaterih ocen uspešnosti košarkarjev. V diplomski nalogi smo z nekaj izjemami uporabljali tiste ocene, ki so prisotne v vseh treh ligah.

V nadaljnem so opisane vse kratice, katere smo uporabili pri izračunu ocen. Poleg ocen lahko dodamo še predponi lg in tm. Predpona Lg pomeni, da se podatek nanaša na celotno ligo in ne zgolj na enega igralca na eni tekmi. Predpona Tm nam pove, da se podatek nanaša na posamezno ekipo.

Da si znamo bolje predstavljati ocene je smiselno razumeti, kaj posamezen pojem v košarki pomeni. Tako lahko razumemo, zakaj so nekatere izmed ocen utežene s tako vrednostjo.

Mete ločimo na mete iz igre in na proste mete. Mete iz igre lahko razvrstimo v mete za 2 točki in mete za 3 točke. Met za 3 točke se beleži, ko igralec strelja na koš, pri tem pa na igrišču stoji izven območja koša, za označeno linijo, ki predstavlja trojko. Met za dve točki beležimo, ko igralec izvaja met, medtem ko stoji znotraj linije za 3 pike, pod nasprotnikovim košem. Pri metih iz igre gre za vse mete, ki so bili izvršeni med tekmo, medtem ko se beleži ura. To pomeni, da gre za seštevek metov za dve točki in metov za tri točke. Prostih metov se tu ne upošteva.

Skoki se beležijo, ko igralec žogo ujame potem, ko se je ta odbila od obroča koša ali table. Skoki v obrambi so skoki, ki so posledica meta nasprotnika na koš, skoki v napadu pa posledica meta igralčeve ekipe.

Asistenca se zabeleži, ko je igralec žogo podal soigralcu na tak način, da mu je olajšal met na koš, ta pa je koš potem zadel.

Osebna napaka se zabeleži takrat, ko igralec nasprotnika na nepravilen način ovira pri igri. Posledica osebnih napak so lahko prosti meti. Beležimo vrednosti tako za osebne napake, ki jih je igralec izvršil in tiste, ki so bile izvršene nad njim.

Ukradena žoga se zabeleži, ko igralec nasprotniku na pravilen način ukrade žogo. Izgubljene žoge so ko nasprotnik igralcu na pravilen način ukrade žogo, oziroma jo igralec izgubi zaradi lastne napake.

Blokada se zabeleži, ko igralec nasprotniku med metom na koš prestreže ali odbije žogo in na ta način prepreči, da bi zadel koš. Beležimo tako vrednosti za blokade, ki jih je igralec izvedel nasprotniku in tiste, ki so bile izvedene nad njim.

Ime spremenljivke	Angleško ime	Kratica
minute igranja	minutes played	MIN
točke	points	PTS
zadeti meti za dve točki	2 point field goals made	2PFGM
meti za dve točki	2 point field goals attempts	2PFGA
zadeti meti za tri točke	3 point field goals made	3PFGM
meti za tri točke	3 point field goals attempts	3PFGA
zadeti meti iz igre	field goals made	FGM
meti iz igre	field goals attempts	FGA
zgrešeni meti iz igre	field goals failed	FGF
zadeti prosti meti	free throws made	FTM
prosti meti	free throw attempts	FTA
skoki v obrambi	rebounds defensive	RBD
skoki v napadu	rebounds offensive	RBO
skoki skupaj	rebounds total	RBT
asistence	assists	AST
izvršene osebne napake	personal fouls committed	PFC
osebne napake izvršene nad	personal fouls against	PFA
ukradene žoge	steals	ST
izgubljene žoge	turnovers	TO
blokade za	blocks for	BLF
blokade proti	blocks against	BLA

Tabela 2.1: Statistične spremenljivke



# Poglavlje 3

## Zbiranje podatkov

Zbiranje podatkov je potekalo z uporabo programskega jezika Python in kombinacijo orodij `Httpplib2`, `Lxml` in ogrodjem `Selenium`. Ker smo obravnavali 3 različne spletne strani, jih je bilo potrebno analizirati in ugotoviti kakšen pristop je za vsako izmed njih najbolj primeren. Seveda je med različnimi stranmi prišlo do nekonsistentnosti, zato smo morali prilagoditi podatke in proces zbiranja podatkov.

### 3.1 Analiza virov podatkov

Obravnavali smo tri različne strani, domačo stran lige ACB, domačo stran lige BBL in domačo stran EUR. Na vsaki strani smo opazili, da obstajajo podatki, razvrščeni glede na leto sezone in glede na tekmo. Hitro smo opazili, da podatkov o poziciji igralcev ni vedno na voljo, kategorije tipov igralcev so med ligami različne. Odločili smo se, da bomo uporabili le tipe igralcev, ki so navedeni na strani Evrolige, saj so prav tisti igralci, ki se pojavijo v ligi EUR in hkrati v eni izmed drugih dveh lig, za nas najbolj zanimivi.

Na španski strani ACB smo opazili, da lahko med posameznimi tekmami navigiramo kar preko spletnega naslova URL, saj za eno tekmo velja, da je URL med drugim sestavljen tudi iz identifikacijske številke sezone in številke tekme, kar nam omogoča enostavno iteracijo.

Podobno kot v španski ligi ACB je bilo tudi v primeru Evrolige. Do podatkov lahko dostopamo z iteriranjem čez naslove URL, zopet pa se moramo tudi navigirati na stran igralca, da ga lahko identificiramo.

Pri nemški strani se je pojavila prva večja razlika. Stran je podatke pridobila dinamično s pomočjo Javascripta in AJAX. Prav tako si identifikacijske številke tekem po naslovih URL ne sledijo kot v ACB in Evroligi. Zaradi Javascripta smo ugotovili, da za ligo BBL knjižnjica Requests s pomočjo Lxml ni najboljša rešitev. Za strganje BBL bomo uporabili knjižnjico Selenium. Najprej je bilo potrebno iz vsake sezone postrgati seznam tekem, nato pa se navigirati na vsako povezavo in tam pridobiti podatke o tekmi.

Opazili smo, da je vsem trem virom skupno, da po prebranih statistikah potrebujemo še URL do igralčeve strani, kjer je lociran podatek o rojstnem dnevu, s čimer ga bomo kasneje lahko identificirali. Opazili smo, da rojstni datumi niso podani v istem formatu. Vse pridobljene datume smo zato pretvorili v format DD.MM.YYYY, preden smo jih zapisali v podatkovno bazo. Glede na to, da smo se odločili, da bomo pirdobili podatke enajstih sezont, v vsaki sezoni je v povprečju 250 tekem, na vsaki tekmi pa igra približno 20 igralcev, smo hitro ugotovili, da bo pridobivanje podatkov trajalo veliko časa. Vse skupaj smo podatke pridobivali s približno 250.000 strani.

Seveda se je izkazalo, da so pri nekaterih straneh podatki manjkali ali bili popolnoma neuporabni. Povezave do nekaterih strani so vodile na napačno tekmo, nekateri igralci so bili narobe označeni. V izogib večim napakam pri izračunih, smo celotne tekme, kjer so bili podatki vsaj za enega igralca pokvarjeni ali nedostopni, kar zavrgli. Res je, da smo morda s tem oškodovali katerega izmed igralcev, ki je prav na tisti tekmi igral bolje od drugih. Takih, pokvarjenih rezultatov, je bilo glede na število tekem, ki smo jih pregledali, relativno malo, približno(1%). Opazili smo, da pride do več napak v primeru BBL in ACB, kot EUR.

### 3.2 Identifikacija igralcev

Pri analizi virov podatkov smo hitro opazili, da bi lahko nastal problem pri identifikaciji igralcev. Zavedamo se, da ima lahko več igralcev enako ime in priimek. Zaradi tega smo iskali, kateri dodatni podatki o igralcu so nam na voljo. Opazili smo, da imamo na voljo igralčevo višino, igralčevo težo, rojstni datum in igralko pozicijo.

Zaradi možnosti spremenjanja teže in višine smo se odločili, da to za identifikacijo igralcev nista primerna podatka. Pri tipu igralca smo opazili, da na straneh vseh treh lig ni na voljo, tako da smo se zadovoljili z rojstnim datumom. Igralca torej identificiramo tako, da pogledamo, ali se ujemata ime in rojstni datum.

Pri pregledu razlik med stranmi vseh treh lig smo opazili tudi razlike med navedenimi imeni španske lige in Evrolige. Na strani Evrolige je vedno navedeno polno ime igralca, torej vsa imena in priimki. Na strani ACB pa nismo znali poiskati optimalnega pravila. Opazili smo, da so nekateri igralci zapisani s kratico imena, nekateri imajo poleg svojega imena zapisan tudi vzdevek, ki ga je ta igralec pridobil v klubu, kjer je v tistem času igral.

Da bi našli ustrezno rešitev, smo prilagodili identificiranje igralcev tako, da smo preverjali rojstni datum, priimek igralca in začetnice imen. S tem smo sicer katerega igralca morda napačno identificirali, vendar se nam zdi verjetnost, da obstajata dva igralca z enakim priimkom, enakim rojstnim datumom in enako začetnico imena, precej majhna.

### 3.3 Podatkovna baza

Po analizi spletnih strani smo uspeli sestaviti podatkovno bazo. Glaven namen baze je sistematično hranjenje in lažji dostop do podatkov. Za vsakega igralca želimo ločiti v kateri ekipi igra, na katerih tekmal je igral, kakšen je rezultat teh tekem, kakšne so statistike za tega igralca in v sklopu katere lige je bila tekma odigrana. Pomemben podatek pri izračunu ocen je tudi informacija, kdo so bili nasprotniki za vsakega igralca za vsako tekmo. Za

podatkovno bazo smo uporabili Microsoft SQL Server Express 2017, ki je v času nastajanja diplomske naloge brezplačen. Za tehnologijo smo se odločili zaradi performančnih prednosti v primerjavi z nekaterimi zastonjskimi alternativami. Za povezavo do baze s pomočjo programskega jezika Python, v katerem smo pisali program za pridobivanje podatkov, smo uporabili knjižnico Pyodbc.

### 3.4 Knjižnjici Requests in Lxml

Requests je knjižnjica za Python, s katero lahko na enostaven način izvajamo poizvedbe preko HTTP. Knjižnjica Lxml nam omogoča poizvedovanje po rezultatu, ki ga vrne Requests. S pomočjo Lxml lahko po HTML brskamo s pomočjo izrazov XPath, selektorjev CSS in razrednih selektorjev. V diplomskem delu smo se največkrat poslužili poizvedovanja s pomočjo izrazov XPath.

```
\label{code:lxml}
    response = requests.get(url)
    tree = html.fromstring(response.content)
    rezultat = tree.xpath
    ('//div[contains(@class, "LocalClubStatsContainer")]
     /div[contains(@class, "TeamStatsMainContainer")]')
```

Zgoraj vidimo primer takega poizvedovanja. Najprej s pomočjo knjižnjice Request pridobimo stran, ki se nahaja na določenem naslovu URL, nato pa iz vsebine odgovora s pomočjo Lxml pridobimo drevo elementov (ElementTree), po katerih lahko naknadno brskamo s pomočjo XPath izrazov. Primer prikazuje poizvedbo do vsebovalnika na strani Evrolige, kjer se nahajata rezultati tekme in ime ekipe.

### 3.5 Selenium

Selenium je ogrodje za avtomatizacijo spletnih brskalnikov. Največ se uporablja za teste end-to-end. V našem primeru nam Selenium pomaga pri pridobivanju podatkov s spletne strani BBL, kjer stran za prikaz podatkov uporablja Javascript in jih prikaže dinamično. Request nam v primeru BBL zato ni prišel prav. Selenium avtomatizira brskalnik in odpre stran. Ko je stran odprta počaka, da so na voljo vsi podatki (izvede se celoten Javascript na strani) in nam potem vrne rezultat, DOM (Document Object Model) strani. Po DOM lahko brskamo tako kot smo to počeli v primeru kombinacije knjižnjic Lxml in Requests. Razlika je v tem, da nam Selenium omogoča uporabo vgrajenih metod za brskanje po drevesu s pomočjo poti XPath, selektorjev CSS in razrednih selektorjev. Selenium omogoča avtomatizacijo večih različnih brskalnikov, med drugim Firefox, Google Chrome pa tudi PhantomJS. Za najbolj zanesljivega se je izkazal Firefox, zato smo ga tudi uporabljali. Ogledamo si lahko primer takega poizvedovanja s pomočjo poti XPath:

```
\label{code:selenium}
driver = webdriver.Firefox()
driver.maximize_window()
driver.get(url)
rezultat = driver.find_elements_by_xpath(
    '//div[contains(@class, "area area-33")]/table')
```

Selenium Webdriver najprej zažene instanco avtomatiziranega brskalnika Firefox in ga programsko poveča, da zagotovi konsistentnost podatkov. Nekatere strani so narejene tako, da se DOM spreminja glede na resolucijo brskalnika. Taka je tudi stran BBL. Po zagonu v Webdriver podamo navodila, naj v brskalniku odpre stran, ki jo želimo. Na tej točki brskalnik počaka, da se celoten Javascript na strani izvede, preden nadaljuje.

## 3.6 Potek pridobivanja podatkov

Za vsako izmed treh strani smo spisali spletni strgalknik. Pridobili smo podatke za vse redne igre od vključno sezone 2006/2007, do vključno sezone 2016/2017. Potek strganja vsake tekmo bi lahko posplošili na:

- pridobi seznam vseh tekem za posamezno leto,
- za vsako tekmo preberi imena in točke obeh klubov,
- za vsako tekmo preberi statistiko za vse igralce,
- preberi rojstni datum vsakega igralca,
- zapiši tekmo v podatkovno bazo.

Seveda smo podatke potem, ko smo jih zbrali, zapisali v podatkovno bazo. Na nekaj točkah strganja smo morali podatke pretvoriti v ustrezen format, saj se ti med različnimi viri niso ujemali. Morali smo spremenjati format datumov pri preverjanju rojstnega dneva, da je bil ta na koncu v podatkovni bazi pri vseh zapisan v enakem formatu.

### 3.6.1 Potek EUR

Prva stran, s katere smo pridobili podatke, je stran Evrolige, glej [5], zaradi nekonistentnosti pri podatkih o igralčevi poziciji med stranmi. Na strani EUR ločimo tri različne tipe igralcev. C za center, F za forward in G za guard. Opazili smo, da je URL sestavljen iz identifikacijske številke sezone in identifikacijske številke tekme. Navigiranje po tekmah je bilo enostavno. Iterirali smo preko naslovov URL, vsakič povečali identifikacijsko številko tekme za 1. Informacija, ki nas na strani o igralcu zanima, je rojstni datum, kar nam pomaga identificirati igralca, kot smo to opisali zgoraj. Prav tako s strani EUR preberemo eno izmed treh možnih tipov igralcev, kot smo opisali v predhodnih poglavjih. Primer strani EUR si lahko ogledamo na sliki 3.1.

EFES PILSEN																	
#	Player	Min	Pts	2FG	3FG	FT	Rebounds			Blocks			Fouls				
							O	D	T	As	St	To	Fv	Ag	Cm	Rv	PIR
4	NICHOLAS, DREW	40:00	10	2/3	0/2	6/8	1	4	5	2	1	1	1	1	1	6	15
6	ERMIS, BARIS	4:15	2	1/1							1	1			1		3
8	PRKACIN, NIKOLA	10:45	6	2/5		2/2	1			1	1	1	3		2	4	5
11	ERDEN, CUNEYT	DNP	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
12	GONLUM, KEREM	16:30	12	4/4		4/7	1	1							1	4	13
13	HAISLIP, MARCUS	27:15	9	1/4	1/2	4/7	2	5	7	2	2	2	2	4	6	13	
14	HERSEK, BARIS	4:30			0/1					1	1	1	1		1		1
15	JENKINS, HORACE	35:45	13	5/9	1/7					2	2	2	2	1	2	2	4
16	PACUN, BORA HUN	3:45	2	1/2			1			1	1	1					3
23	KUQO, ERMAL	21:45	6	3/7			1	2	3	2	1	2			2		4
41	AKYOL, CENK	35:30	11	0/2	3/4	2/2	6	6	1	3	1	1			2	3	19
Team																	
Totals		200:00	71	19/37	5/16	18/26	6	21	27	10	10	11	4	3	16	25	80

Slika 3.1: Podatki tekme lige EUR za ekipo

### 3.6.2 Potek ACB

Pri ligi ACB, glej [1], smo naslove URL, preko katerih lociramo spletnne strani z ustreznimi podatki, generirali podobno kot v Evroligi. Informacijo, ki jo pridobimo s strani igralca, je rojstni datum, ki nam pomaga pri identifikaciji. Postopek strganja smo implementirali na enak način kot pri EUR. Primer strani ACB si lahko ogledamo na sliki 3.2.

REGAL FC BARCELONA 83																					
D	Nombre	Min	P	T2	T2 %	T3	T3 %	T1	T1 %	T	D+O	REB			TAP			FP			
												A	BR	BP	C	F	C	M	F	C	V
8	Sada, Víctor	18:40	1	0/0	0%	0/0	0%	1/2	50%	2	2+0	0	1	3	0	0	0	0	1	3	2
9	Rubio, Ricky	19:7	2	0/1	0%	0/2	0%	2/2	100%	4	3+1	11	1	3	0	0	0	0	3	4	13
10	Lakovic, Jaka	18:33	7	2/3	67%	1/4	25%	0/0	0%	0	0+0	3	0	0	2	1	0	0	0	2	9
11	Navarro, J.C.	18:26	18	3/3	100%	3/9	33%	3/3	100%	3	3+0	1	0	1	2	0	0	0	1	3	17
13	Perovic, Kosta	10:54	8	4/4	100%	0/0	0%	0/0	0%	1	1+0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	8
17	Vázquez, Fran	14:25	4	2/3	67%	0/0	0%	0/2	0%	3	2+1	1	2	0	0	1	0	0	2	1	7
19	Aparicio, Angel	3:11	0	0/1	0%	0/0	0%	0/0	0%	1	1+0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
21	Ndong, Boniface	14:41	7	3/6	50%	0/0	0%	1/1	100%	4	3+1	0	0	0	0	2	0	1	0	1	11
23	Morris, Terence	20:32	12	3/3	100%	2/3	67%	0/0	0%	6	5+1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	17
25	Lorbek, Erazem	19:28	0	0/0	0%	0/2	0%	0/0	0%	3	3+0	2	1	1	0	0	0	0	2	0	1
33	Mickeal, Pete	24:43	15	5/7	71%	1/2	50%	2/2	100%	1	1+0	2	1	2	1	0	0	0	1	2	15
44	Grimau, Roger	17:20	9	2/3	67%	1/3	33%	2/2	100%	1	0+1	0	2	1	1	0	0	0	3	1	6
Equipo		0	0/0	0%	0/0	0%	0/0	0%	2	1+1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
Total		200:0	83	24/34	71%	8/25	32%	11/14	79%	31	25+6	21	8	11	6	4	0	3	16	18	108

Slika 3.2: Podatki tekme lige ACB za ekipo

### 3.6.3 Potek BBL

Za razliko od ACB in EUR smo v primeru BBL, glej [2], uporabili Selenium v kombinaciji z Requests. Knjižnjica Requests v programskem jeziku Python nam ni zadostovala, saj gre pri BBL za dinamično generirano stran, kjer Javascript skrbi za izpis podatkov. Selenium je bil res počasnejša, vendar potrebna rešitev, da smo lahko prišli do vseh podatkov.

Na strani BBL smo opazili, da nam manjkata podatek PFA in BLA. To je velika težava, saj ocene, opisane v kasnejših poglavjih, uporablja prav ta podatek. Pri PFA smo uspeli najti rešitev. Ker velja, da igralec izvaja prosti met le potem, ko nasprotni igralec izvrši osebno napako nad njim, smo se odločili, da bomo podatek izračunali preko FTA. Igralec lahko izvaja na osebno napako nič, enega, dva ali tri proste mete. V košarki poznamo situacije:

- 0 prostih metov: nasprotnik na nepravilen način ovira igralca, igralec ne meče na koš, nasprotna ekipa v četrtini še ni izvedla 5 osebnih napak,
- 1 prosti met: nasprotnik na nepravilen način ovira igralca med metom za dve ali tri pike, igralec je zadel koš,
- 2 prosta meta: nasprotnik na nepravilen način ovira igralca med metom za dve piki, igralec ni zadel koša, ali nasprotnik ovira igralca, igralec ne meče na koš, nasprotna ekipa je v četrtini skupno izvedla 5 ali več osebnih napak,
- 3 prosti meti: nasprotnik na nepravilen način ovira igralca med metom za tri pike, igralec ni zadel koša,
- dodatni prosti meti: izvajajo se v primeru tehnične napake (nešportnega prekrška).

Dodatni prosti meti so redki in tehnične napake v košarki niso pogoste, izmed ostalih pa so najmanj pogoste osebne napake za 3 proste mete, najbolj pa za 0 in 1 prosti met. Odločili smo se, da bomo glede na število prostih

metov, ki jih je igralec izvajal, PFA določili tako, da bomo število prostih metov delili s faktorjem 1.4 in zaokrožili navzgor. Faktor 1.4 smo dobili tako, da smo izračunali povprečje situacij (0 prostih metov, 1 prosti met, 1 dodatni prosti met, 2 prosta meta, 3 prosti meti).

Za primer BLA je težje najti podobno odvisnost. Ker nismo uspeli iz podatkov izračunati razmerja, smo se odločili, da bomo za vzorec uporabili povprečje blokad v drugih dveh ligah. Povprečje blokad v ligi je 0.225.

Ker nismo mogli iterirati preko tekem, kot smo v EUR in ACB, smo s spletnimi stranmi najprej postrgali naslove URL do tekem znotraj ene sezone. Celotni prvi korak smo naredili ločeno od vsega ostalega, URL smo zapisali v datoteke txt, ki smo jih shranili na računalnik. Strojanje tekem, ekip in rezultata je potekalo po podobnem postopku kot strojanje EUR in ACB z razliko, da smo tokrat uporabili knjižnjico Selenium za Python. Selenium je za vsako stran v brskalniku odprl povezavo do podatkov, počakal, da se izvrši koda Javascript, preveril, da so vsi podatki prisotni in nam vrnil DOM strani. Ko smo imeli DOM, smo do podatkov prišli na podoben način, kot je opisano v ACB in EUR. S strani o igralcu smo spet postrgali le informacijo o rojstnem datumu igralca. Primer strani BBL si lahko ogledamo na sliki 3.3.

Bayer Giants Leverkusen (Coach: Achim Kuczmann)																											
NR.	SPIELER TEAM	SS ⇒	MIN ⇒	PTS ▲	M ⇒	A ⇒	2P % ⇒	M ⇒	A ⇒	3P % ⇒	M ⇒	A ⇒	FG % ⇒	M ⇒	A ⇒	FT % ⇒	DR ⇒	OR ⇒	TR ⇒	AS ⇒	ST ⇒	TO ⇒	BS ⇒	PF ⇒	EF ⇒	+/- ⇒	DBL ⇒
4	WOUDESTRA B. (SG)	SS	31:18	26	6	8	75.0%	2	5	40.0%	8	13	61.5%	8	9	88.9%	5	1	6	2	0	2	0	2	26	0	0
15	ALLEN D. (PF)	SS	31:50	23	10	19	52.6%	0	0	0.0%	10	19	52.6%	3	5	60.0%	3	3	6	1	0	2	0	4	17	0	0
32	FOX N. (PF)	SS	28:34	13	3	4	75.0%	1	1	100.0%	4	5	80.0%	4	4	100.0%	8	1	9	3	2	2	0	4	24	0	0
9	GOLDSBERRY J. (PG)	SS	28:31	11	0	2	0.0%	3	5	60.0%	3	7	42.9%	2	4	50.0%	1	1	2	7	3	5	0	2	12	0	0
10	NEWSOM J. (SF)	SS	24:38	8	2	4	50.0%	0	2	0.0%	2	6	33.3%	4	6	66.7%	3	1	4	2	1	3	0	0	6	0	0
6	GEIB G. (PG)	12:53	6	0	0	0.0%	2	3	66.7%	2	3	66.7%	0	0	0.0%	1	0	1	0	0	1	0	1	5	0	0	
44	TAYLOR E. (PF)	17:19	6	2	2	100.0%	0	1	0.0%	2	3	66.7%	2	2	100.0%	2	3	5	0	0	1	1	1	10	0	0	
42	WYRICK B. (SF)	22:01	2	1	3	33.3%	0	2	0.0%	1	5	20.0%	0	0	0.0%	1	1	2	2	2	1	0	2	3	0	0	
13	. ()	02:56	0	0	0	0.0%	0	0	0.0%	0	0	0.0%	0	0	0.0%	0	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0	
Coach/Team																0	2	2	0	0	0	0	0	0	0		
Totals				95	24	42	57.1%	8	19	42.1%	32	61	52.5%	23	30	76.7%	24	14	38	17	8	17	1	17	106	0	

Slika 3.3: Podatki tekme lige BBL za ekipo



# Poglavlje 4

## Ocene uspešnosti

V diplomskem delu se bomo osredotočili na ocene, ki se v košarki pojavljajo pogosto. To so ocene PIR, PER, Four Factors in Wins Produced. Vsaka izmed ocen poskuša čim bolje oceniti igralce, ekipo in tako doprinesti k sposobnosti napovedi izida tekme. Pri ocenah PIR, PER in Wins Produced lahko igralca ocenimo za vsako tekmo, ki jo igra. Zadostuje nam ena tekma, formulo pa seveda lahko uporabimo za več tekem, let ali lig. Kako konsistenta je ocena skozi različne lige, bomo videli v nadaljevanju. FF se uporablja tako, daz njo ocenimo celotno ekipo. Upošteva namreč igralčevo in nasprotno ekipo, zato bo potrebno oceno prirediti in prilagoditi, da bomo z njo lahko ocenili igralce.

### 4.1 Ocena PIR

PIR (Performance Index Rating) se največ uporablja v Evropi. V primerjavi z večino ostalih ocen opazimo, da PIR ne uteži posameznih faktorjev, temveč enostavno sešteje vse tiste, ki so na izid tekme vplivale pozitivno in od njih odšteje vse negativne. Kritika ocene PIR je prav to, da so vsi faktorji uteženi enako. Pri drugih ocenah se pokaže, da imajo nekateri izmed teh faktorjev veliko večji vpliv na izid tekme kot ostali.

Oceno PIR izračunamo po formuli:

$$\boxed{\text{PIR}} = (\boxed{\text{PTS}} + \boxed{\text{RBO}} + \boxed{\text{RBD}} + \boxed{\text{AST}} + \boxed{\text{ST}} + \boxed{\text{BLF}} + \boxed{\text{PFA}}) - (\boxed{\text{FGM}} + \boxed{\text{FTM}} + \boxed{\text{TO}} + \boxed{\text{BLA}} + \boxed{\text{FC}}).$$

## 4.2 Ocena PER

Ocena PER (Player Efficiency Rating) nadgradi idejo PIR s tem, da posamezne faktorje uteži glede na pomembnost. PER prav tako uteži uspešnost igralcev glede na ligo. To pomeni, da imata lahko dva igralca z identičnima rezultatoma popolnoma različen PER.

Utežitev glede na ligo, ekipo in kvaliteto nasprotnika je smiselna, saj dobri rezultati v kvalitetni ligi pomenijo, da je igralec veliko boljši, kot doseženi dobri rezultati v povprečni ali slabi ligi.

uPER (unadjusted PER) izračunamo po formuli:

$$uPER = \frac{1}{\boxed{\text{MIN}}} \times \left( \frac{\boxed{\text{PFC}} \times \lgFTM}{\lgPFC} + \left( 2 - \frac{\boxed{\text{tmAST}}}{3 \times \boxed{\text{tmFGM}}} \right) + \left( \boxed{\text{FGM}} \times \left( 2 - \frac{\text{faktor} \times \boxed{\text{tmAST}}}{\boxed{\text{tmFGM}}} \right) \right) + \frac{2 * \boxed{\text{AST}}}{3} + VOP \times \left( DBRP \times \left( 2 \times \boxed{\text{RBO}} + \boxed{\text{BLF}} - 0.2464 \times (\boxed{\text{FTA}} - \boxed{\text{FTM}}) - (\boxed{\text{FGA}} - \boxed{\text{FGM}}) - \boxed{\text{RBT}} \right) + \frac{0.44 \times \lgFTA \times \boxed{\text{PFC}}}{\lgPFC} - (\boxed{\text{TO}} + \boxed{\text{RBO}}) + \boxed{\text{ST}} + \boxed{\text{RBT}} - 0.1936(\boxed{\text{FTA}} - \boxed{\text{FTM}}) \right) \right).$$

Faktor izračunamo po:

$$\text{faktor} = \frac{2}{3} - \left[ \left( 0.5 \times \frac{\lgAST}{\lgFG} \right) / \left( 2 \times \frac{\lgFG}{\lgFTM} \right) \right]$$

VOP (Value Of Possession) nam pove, kako velika je vrednost posesti žoge. Večji kot je VOP, bolj verjetno je, da bo ekipa z žogo zadela koš, ali nasprotna ekipa prevzela žogo po zgrešenem metu.

$$VOP = \frac{\boxed{\lg\text{PTS}}}{\boxed{\lg\text{FGA}} - \boxed{\lg\text{RBO}} + \boxed{\lg\text{TO}} + 0.44 \times \boxed{\lg\text{FTA}}}$$

DRBP (Defensive Rebound Percentage) nam pove, kolikšen odstotek skokov v ligi izmed vseh je skokov v obrambi.

$$DBRP = \frac{\boxed{\lg\text{RBT}} - \boxed{\lg\text{RBO}}}{\boxed{\lg\text{RBT}}}$$

Končni korak izračuna ocene PER je utežitev ocene glede na uspešnost lige, ekipe in nasprotnikov ter ga normalizirati s 15.

$$PER = \left( uPer \times pace \right) \times \frac{15}{lg uPER}$$

Za utežitev ocene PER glede na tempo (pace) igranja smo se odločili, da bomo vzeli približek. Za razliko od ameriških košarkarskih lig, evropske lige, ki smo jih analizirali, ne hrani podatka o tempu igre. Vzeli smo razmerje povprečja med točkami na igro v ligi (lgPPG) in točkami na igro v tekmahi ekipe (tmPPG) in njenih nasprotnikov (oppPPG) [6].

$$pace = \frac{2 \times lgPPG}{tmPPG + oppPPG}$$

### 4.3 Ocene Four Factors

Four Factors so štirje faktorji uspešnosti ekip pri košarki. Namesto da pri ocenah upoštevamo posameznega igralca in njegovo igro, pri Four Factors v ogled vzamemo celotno ekipo. Štirje faktorji uspešnosti (v oklepajih je ocenjena pomembnost) so:

- Metanje, ang. shooting (40%)
- Izgubljene in ukradene žoge, ang. turnovers (25%)
- Skoki, ang. rebounds (20%)
- Prosti meti, ang. free throws (15%)

Vsakega izmed faktorjev izračunamo za posamezno ekipo, posamezno ligo, napad in obrambo. Dobimo torej dobimo 8 faktorjev, 4 ofenzivne in 4 defenzivne. Za vsako ekipo lahko ugotovimo, kako uspešna je ekipa v obrambi in napadu. Faktorje lahko glede na uteži združimo v dva skupna faktorja in tako dobimo ffO% in ffd%.

$$\text{ffO\%} = 0.4 \times \text{eFGO\%} + 0.25 \times \text{toO\%} + 0.2 \times \text{rbO\%} + 0.15 \times \text{ftO\%}$$

$$\text{ffd\%} = 0.4 \times \text{eFGD\%} + 0.25 \times \text{toD\%} + 0.2 \times \text{rbD\%} + 0.15 \times \text{ftD\%}$$

#### 4.3.1 Metanje (Effective Field Goal percentage)

Faktor meta označimo z eFG% in ga izračunamo tako za obrambo kot napad. Pri formuli vzamemo za napad statistike ekipe, za katero faktor računamo in za obrambo statistike nasprotne ekipe.

$$eFG\% = \left( \frac{\boxed{\text{tmFGM}} + 0.5 \times \boxed{\text{tm3FGM}}}{\boxed{\text{tmFGA}}} \right)$$

#### 4.3.2 Izgubljene in ukradene žoge (Turnover percentage)

Faktor izgubljenih in ukradenih žog označimo s to%. Ukradena žoga za nas pomeni, koliko žog je ekipa prevzela nasprotni ekipi.

$$to\% = \left( \frac{\boxed{\text{tmTO}}}{(\boxed{\text{tmFGA}} + 0.44 \times \boxed{\text{tmFTA}} + \boxed{\text{tmTO}})} \right)$$

#### 4.3.3 Skoki (Rebound percentage)

Uspešnost ekipe v skokih izračunamo za obrambo in napad. Faktor skokov ekipe v napadu označimo z rbO%, faktor skokov ekipe v obrambi z rbD%.

$$rbO\% = \frac{\boxed{\text{tmRBO}}}{(\boxed{\text{tmRBO}} + \boxed{\text{oppRBD}})}$$

$$rbD\% = \frac{\boxed{tmRBD}}{(\boxed{oppRBO} + \boxed{tmRBD})}$$

#### 4.3.4 Prosti meti (Free throws)

Uspešnost ekipe v prostih metih lahko ocenimo glede na to, kako pogosto in uspešno izvaja proste mete in kako jih izvaja nasprotnik. Za obrambo in napad lahko izračunamo oceni defenzivni in ofenzivni ft%:

$$ft\% = \frac{\boxed{tmFTM}}{\boxed{tmFTA}}.$$

Težava pri oceni FF je, da je namenjena analizi ekip in ne analizi igralcev. Ker želimo raziskovati, kako se ocena obnaša na nivoju igralcev, smo oceno prilagodili. Pri FF smo opazili, da se ofenzivni faktorji nanašajo na uspešnost ekipe in tudi uporabljajo podatke igralcev, medtem ko defenzivni večinoma upoštevajo nasprotno ekipo. Da bi prilagodili faktor na nivo igralca, smo se odločili, da bomo vse statistike, ki se nanašajo na ekipo, nadomestili s statistiko za posameznega igralca in tako dobili ofenzivni faktor za posameznega igralca. Težava nastane pri defenzivnem faktorju, kjer je v izvirnem računu FF potrebno uporabiti statistike nasprotne ekipe. Da bi preslikali podatke nasprotne ekipe v statistike za igralca, bi morali upoštevati tudi posameznega igralca iz nasprotne ekipe. Če bi imeli na voljo podatek, ki bi nam za statistike kot je BLF povedal tudi, kateri nasprotnik je izvedel blokado nad igralcem, prav tako pa, kateri nasprotnik je igralca kril, bi morda lahko uporabili tudi defenzivne faktorje.

Da bil lahko analizirali oceno FF, smo se odločili, da bomo uporabili samo ofenzivni faktor in zanemarili defenzivne. Tako bomo poračunali samo oceno ffO, za kar bomo uporabili ftO%, rbO%, toO% in eFG%O.

Edini faktor, ki uporablja nasprotnikovo statistiko je rbO%, to je oppRBD. Da smo dobili število skokov v obrambi nasprotnika in tako našli ustrezno oceno, smo približek našli tako, da smo za vsakega igralca, vsako tekmo, izračunali vsoto vseh skokov v obrambi nasprotne ekipe. Nato smo glede na

čas, ki ga je igralec prebil na igrišču, okvirno izračunali število skokov, ki jih je nasprotnik ujel, medtem ko je bil igralec na igrišču. Približek sicer ni popoln, saj nekateri igralci pod košem prebijejo veliko manj časa kot ostali in ujamejo manj skokov.

## 4.4 Wins Produced

Wins Produced (WP) je ocena, ki se uporablja za izračun doprinsa igralca k zmagi na tekmi. Wins Produced je v izvorni obliki narejena za računanje tekem NBA, katerih redni del traja 48 minut. Naš izračun za ligo EUR smo prilagodili tako, da uporabimo 40 minut. Oceno Wins Produced smo povzeli po knjigi [3].

Spremenljivka	Marginalna vrednost
Three Point Field Goals Made (3FGM)	0.064
Two Point Field Goals Made (2FGM)	0.032
Free Throws Made (FTM)	0.017
Missed Field Goals (FGM)	-0.034
Missed Free Throws (FTF)	-0.015
Offensive Rebounds (RBO)	0.034
Defensive Rebounds (RBD)	0.034
Turnovers (TO)	-0.034
Steals (ST)	0.033
Opponent's Free Throws Made [FTM(opp.)]	-0.017
Blocked Shots (BLF)	0.020

Tabela 4.1: Prilagoditev spremenljivk

#### 4.4.1 Računanje igralčeve produktivnosti in produktivnosti na 40 minut

Prvi korak je izračun igralčeve produktivnosti (PROD), (ang. player's production) in produktivnost na 40 minut (P40). Uteži za posamezne parametre smo pridobili iz tabele 4.1, ki nam poda utežitve za vrednosti posameznih igralčevih statistik. Za tako podrobne in natančne izračune sami nimamo dovolj podatkov. Izračun za nekatere modele predvideva namreč tudi bolj specifične statistike, kot je na primer utežitev za novega trenerja, starost igralca in podobno.

Izračunamo igralčev PROD (produktivnost, ang. production), ki nam pove, kako efektiven je bil igralec tekom igre. Izračunamo ga tako, da vsako izmed statistik, ki jo upoštevamo, pomnožimo z ustreznim faktorjem iz tabele.

$$\begin{aligned} PROD = & 0.064 * [3FGM] + 0.032 * [2FGM] + 0.017 * [FTM] - 0.034 * [FGF] \\ & - 0.015 * [FTF] + 0.034 * [RBO] + 0.034 * [RBD] - 0.034 * [TO] \\ & + 0.033 * [ST] - 0.017 * [\%oppFTM] + 0.02 * [BLF] \end{aligned}$$

Po izračunu PROD, lahko izračunamo P40, ki nam enostavno pove, kako učinkovit je bil igralec glede na čas, ki ga je prebil na igrišču.

$$P40 = \frac{PROD}{min} \times 40$$

#### 4.4.2 Prilagoditev za skoke v obrambi soigralcev

Igralčev uspeh na igrišču je v veliki meri odvisen od doprinsa k zmagi soigralcev. Potrebno je razumeti, da igra košarke poteka tako, da se po metu na koš večina igralcev vrne na svojo stran igrišča, ne glede na uspeh meta, da se pripravi na napad nasprotne ekipe. To pomeni, da je pri skokih veliko večja verjetnost, da je igralec, ki je ujel skok v obrambi, prevzel skok v obrambi enemu izmed soigralcev. Tak skok k zmagi ekipe ne doprinese veliko. Prav

zato je potrebno utežiti igralčev doprinos k zmagi glede na soigralce za nekatere izmed statistik. V primerjavi s skoki v obrambi je v skokih v napadu popolnoma drugače. Pod nasprotnikovim košem po metu ne ostane veliko igralcev ekipe, ki je metala na koš, tako je skok v napadu vreden veliko več, saj je veliko manjša verjetnost, da je igralec, ki si je prislužil skok v napadu, prevzel ta skok enemu izmed svojih soigralcev.

Kljub temu, da se igralčev doprinos k zmagi ne spreminja veliko glede na igro soigralcev, PROD utežimo po postopku:

- Za soigralce izračunamo skoke v obrambi na minuto (tmRBD/min):

$$tmRBD_{min} = \frac{\boxed{tmRBD} - \boxed{RBD}}{\boxed{tmMIN} - \boxed{min}}.$$

- Za vsakega igralca pomnožimo tmRBD/min z -0.504, kar nam pove koliko skokov v obrambi so naredili soigralci:

$$tmRBD_{min(2)} = tmRBD_{min} \times -0.504.$$

- Pomnožimo prejšnji korak s faktorjem za skoke v obrambi in pomnožimo s časom igranja:

$$tmRBD_{min(3)} = tmRBD_{min(2)} \times 0.034 \times \boxed{MIN}.$$

- Seštejemo vse rezultate prejšnjega koraka, vseh igralcev:

$$tmRBD_{sum} = \sum_1^n tmRBD_{min(3)}.$$

- Za vsakega igralca pomnožimo prejšnji korak z odstotkom igralčevih skokov v obrambi:

$$tmRBD_{sum/dr} = tmRBD_{sum} \times \boxed{RBD\%}.$$

- Odštejemo tmRBD od tmRBDsum in dodamo k vrednosti PROD:

$$P40_{adj} = P40 + tmRBD_{sum} - tmRBD_{sum/dr}.$$

#### 4.4.3 Prilagoditev za asistence

Zavedamo se, da asistence bolj doprinesejo k zmagi, če soigralci z večjo uspešnostjo streljajo na koš. Zato prilagodimo končno oceno tako, da dodatno upoštevamo še asistence, ki jih je prejel od soigralcev. S tako utežitvijo tudi bolje ocenimo igralce, ki so soigralcem pomagali pri metih na koš in slabše ocenimo tiste, ki niso.

- Za vsakega igralca izračunamo koliko asistenc so njegovi soigralci dosegli na minuto (TAPM):

$$tmAST_{min} = \frac{\boxed{tmAST} - \boxed{AST}}{\boxed{tmMIN} - \boxed{MIN}}. \quad (4.1)$$

- Za vsakega igralca pomnožimo rezultat iz enačbe (4.1) s koeficientom iz modela 0.725:

$$tmAST_{min(2)} = tmAST_{min} \times 0.725. \quad (4.2)$$

- Za vsakega igralca pomnožimo rezultat iz enačbe (4.2) z 2:

$$tmAST_{min(3)} = tmAST_{min(2)} \times 2. \quad (4.3)$$

- Za vsakega igralca pomnožimo rezultat iz enačbe (4.3) s številom metov iz igre, ki jih je izvedel. Tako lahko vidimo, za koliko izmed košev, ki jih je igralec zadel, so zasluženi soigralci:

$$tmAST_{min/fga} = tmAST_{min(3)} \times \boxed{FGA}. \quad (4.4)$$

- Za vsakega igralca pomnožimo rezultat iz 4.4 s številom 0.032586 (vpliv točk na zmago igre):

$$tmAST_{min/fga/pts} = tmAST_{min/fga} \times 0.032586. \quad (4.5)$$

- Seštejemo vse rezultate iz 4.5:

$$tmAST_{sum} = \sum_1^n tmAST_{min/fga/pts}. \quad (4.6)$$

- Rezultat 4.6 nato dodamo k rezultatu p40, glede na odstotek asistenc, ki jih je igralec prislužil ekipi.

#### 4.4.4 Vstavljanje obrambe so igralcev

Prilagoditev za obrambo ekipe označimo s  $tdA$ .

$$tdA = [(\text{opp3FGM} * -0.064 + \text{opp2FGM} * -0.031 + \text{oppTO} * 0.033 + \text{tmTO} * -0.034 + \text{tmRBT} * 0.033 - \text{tmBLT} * 0.200) / \text{MIN}] * 40$$

#### 4.4.5 Prilagoditev za tip igralca

Originalni izračun ocene Wins Produced upošteva 5 različnih tipov igralcev in prilagodi oceno glede na njih. Vemo, da višji košarkarji dosežejo več košev kot nižji, zato je potrebo pri izračunu Wins Produced oceno prilagoditi 4.2.

Tip	P40 prilagoditev
Point Guard	0.191
Shooting Guard	0.158
Small Forward	0.186
Power Forward	0.256
Center	0.296

Tabela 4.2: Prilagoditev igralne pozicije

Ker smo v ligah uspeli pridobiti drugačne tipe igralcev (zgolj tri izmed teh), smo se odločili, da bomo združili prilagoditve za Guard in Forward in uporabili povprečje obeh. Pri našem izračunu bomo uporabili tabelo 4.3.

Tip	Angleško	Prilagoditev
Branilec	Guard	0.1745
Krilo	Forward	0.221
Center	Center	0.296

Tabela 4.3: Spremenjena prilagoditev igralne pozicije

Dosedanje rezultate smo enostavno pomnožili z ustreznim faktorjem prilagoditve.

#### 4.4.6 Končni izračun WP

Ko želimo dobiti končni rezultat, število zmag, ki jih je igralec doprinešel k ekipi, je potrebno upoštevati, da igralec ne igra le 40 minut, vendar občasno odigra tudi dodatne minute, minute podaljška. V oceni to prilagodimo tako, da prištejemo izračunu P40 konstanto 0.099. Velja, da povprečna ekipa zmaga petdeset odstotkov tekem. Ker ekipa zastopa naenkrat pet igralcev, ugotovimo, da na 40 minut pridobijo 0.1 zmago. Ker nekatere tekme niso zaključene v regularnem času in igralci odigrajo podaljšek, uporabimo konstanto 0.099.

$$WP40 = P40 + 0.099 \quad (4.7)$$

Da iz WP40 (4.7) dobimo končni rezultat WP, je potrebno WP40 deliti s 40, kar je število minut na tekmo in jo pomnožiti z minutami, ki jih je igralec prebil na igrišču:

$$WP = \frac{WP40}{40} \times \boxed{\text{MIN}}. \quad (4.8)$$

Končni izračun ocene Wins Produced (4.8) naj bi sicer odlično odražal kvaliteto igralca in njegov doprinos k zmagi, bi pa v našem primeru lahko izračun tudi izboljšali. Ocena WP je prilagojena za izračun kvalitete igralcev v ligi NBA. Da bi prišli še do bolj natančnega rezultata bi morali izračunati model tako, da bi posamezne prilagoditve odražale stanje v evropskih klubih. Razlika kljub temu ne bi bila velika, kot je omenjeno tudi v knjigi [3].



# Poglavlje 5

## Statistična analiza podatkov

Ob pregledu pridobljenih podatkov in ocen smo prišli do ugotovitve, da smo za nemško ligo BBL pridobili premalo podatkov, ki zadoščajo našim kriterjem. Po analizi smo ugotovili, da se v EUR pojavi največ ena ekipa iz nemške BBL, pa še ta se večinoma ne odreže dobro v rednem delu sezone, tako da smo imeli dokaj malo število podatkov nemških ekip in igralcev. V EUR igrajo običajno štiri španske ekipe, ki so bolj uspešne, zato imamo večje število podatkov. Kombinacija malega števila tekem nemških igralcev v EUR in algoritma za identifikacijo igralcev, ki smo ga ustvarili (striktno identificira igralce), smo za nekaj sezont pridobili premalo število igralcev, zato smo se odločili, da lige BBL ne bomo obravnavali v statističnih analizah.

Pri izdelavi grafov in prikazu podatkov smo si pomagali s programskim jezikom R. Ustrezne podatke iz baze smo sicer še vedno zbrali s pomočjo programskega jezika Python in jih izvozili v ustrezni format, ki nam je omogočil enostaven dostop z jezikom R. Jezik R nam je s knjižnjicama Ggplot2 in Hmisc omogočal izdelavno grafov in vizualizacijo.

### 5.1 Analiza najboljših igralcev MVP

Kot smo tekom diplomskega dela že večkrat omenili, se v španski ligi ACB uporablja ocena PIR za nominacijo igralca MVP. V našem primeru si bomo

ogledali, ali tudi ostale ocene nominirajo istega igralca. Zanima nas, ali je morda kakšno izmed petih let glede na ostale ocene bil nominiran napačen igralec. Poleg tega si bomo dodatno ogledali in razsirili MVP tako, da bomo pod drobnogled vzeli ne le enega igralca temveč prve tri najbolje ocenje po vsaki oceni. Tako bomo lahko preverili, če katera izmed ocen pravzaprav nepošteno nominira najboljšega igralca, saj ostale predlagajo drugega. V vsakem letu bomo za vsako izmed lig navedli tri najbolje ocenjene igralce, ki so se hkrati pojavili v ligi ACB in EUR. Na ta način ne bomo dobili najboljših treh igralcev lige ACB. Dobili bomo igralca MVP med igralci, ki so se pojavili tudi v ligi EUR. Na ta način bomo lahko pogledali, ali je razporeditev igralcev in njihova kvaliteta igre enaka tekom lig. Pričakujemo, da se bodo najboljši trije igralci lige ACB podobno dobro obnesli tudi v ligi EUR. Rezultat nam bo povedal, ali je tisti igralec, ki je najboljše igral v ligi ACB tudi kandidat za najboljšega igralca v ligi EUR.

Kot je razvidno iz tabel, ki jih najdete v dodatku A, različne ocene včasih nominirajo različne igralce za najboljše, vidimo pa, da so v veliki večini usklajene. Za primer vzemimo leto 2016/17, kjer vse štiri ocene določijo istega igralca kot enega izmed najboljših treh, pri ocenah PIR, WP in PER je na prvem mestu. Prav tako vse ocene opazijo njegovo slabšo igro v ligi EUR v primerjavi z ACB oziroma hujšo konkurenco. Še lepši primer je leto 2015/16, kjer se je izkazalo, da je igralec pri vsaki oceni ocenjen kot najboljsi, tako da je v našem kontekstu tudi absolutni MVP. Pri nekaj sezona pridemo do dileme, kjer bi po oceni PIR, po kateri v španski ligi ACB nominirajo igralca MVP, ostale ocene nominirale drugega igralca. Za leto 2006/07 lahko povemo, da si tudi igralec, ki je po drugih ocenah boljši, zaslужi naslov najboljšega igralca. Poleg ekstremnih primerov lahko v povprečju opazimo, da so si ocene blizu. Če je igralec v ligi ACB bil ocenjen kot dober, bo tudi v ligi EUR igral dobro. To nam pove, da sta si ligi izjemno konkurenčni in da so klubi španske lige ACB eden izmed kvalitetnejših tekmovalcev v ligi EUR.

## 5.2 Natančnost določanja zmag

V odseku o natančnosti določanja zmag bomo pisali kako natančno si lahko z ocenami uspešnosti pomagamo pri napovedovanju zmag. Želimo ugotoviti, katera ocena zna najbolje napovedati zmago. Razlog za izračun je hipoteza, da pri tekmi dveh ekip bolj verjetno zmaga tista ekipa, katere povprečje ocen PIR, PER, FF ali WP vseh igralcev v ekipi, je višje v tistem letu in tisti ligi. Za ligo ACB bomo izračunali odstotek pravilno napovedanih zmag, tako da bomo pridobili vse tekme posamezne ekipe, za njih poiskali zmagovalca in preverili ali drži, da ekipa s skupno višjim povprečjem ocen zmaga. Za ligo bomo na koncu za vsako leto zapisali, kako se ocena obnese pri napovedovanju rezultatov.

Liga	Leto	PIR	PER	FF	WP
ACB	2006/07	0.49%	0.52%	0.49%	0.5%
	2007/08	0.49%	0.51%	0.49%	0.5%
	2008/09	0.49%	0.52%	0.48%	0.5%
	2009/10	0.5%	0.51%	0.49%	0.5%
	2010/11	0.55%	0.6%	0.53%	0.55%
	2011/12	0.51%	0.56%	0.49%	0.52%
	2012/13	0.53%	0.55%	0.5%	0.51%
	2013/14	0.52%	0.54%	0.49%	0.5%
	2014/15	0.52%	0.52%	0.49%	0.51%
	2015/16	0.5%	0.52%	0.49%	0.5%
	2016/17	0.5%	0.52%	0.5%	0.5%

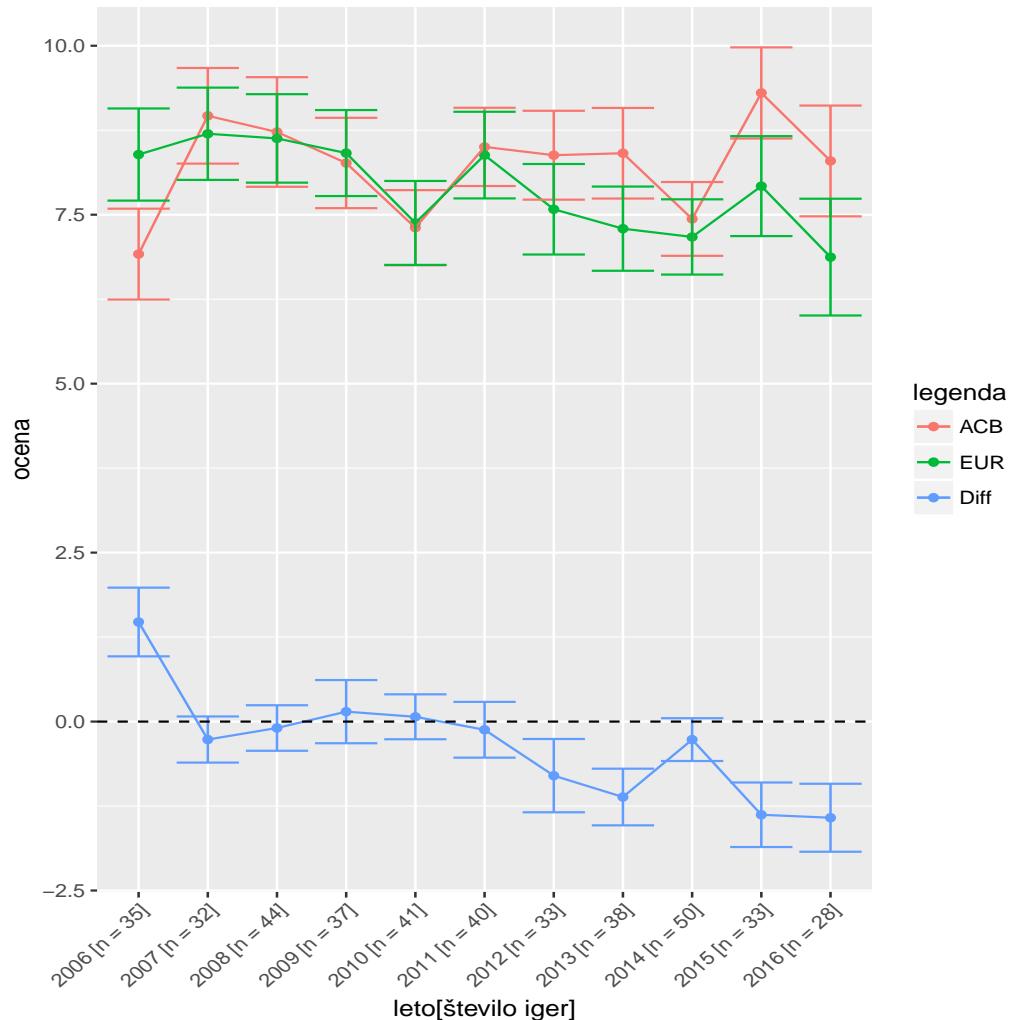
Tabela 5.1: Odstotek pravilno napovedanih zmag po letih

Podatki rezultatov, zapisanih v tabeli 5.1 kažejo, da je povprečje ocen igralcev v ekipi slab pokazatelj na to, katera ekipa bo na tekmi zmagala. Nobena izmed ocen za ta postopek ne doseže več kot šestdeset odstotno uspešnost pri napovedovanju zmag, jih je pa še vedno smiselno upoštevati. Pri naši analizi se je zanimivo najboljše izkazala ocena PER. Pri PER smo dobili veliko boljše rezultate kot pri ostalih rezultatih, najslabše pa se je

odrezala ocena FF. Predvidevamo, da bi dobili boljše rezultate za oceno FF, če bi jo izračunali na nivoju ekipe, za kar je bila tudi namenjena [7]. PER se je izkazal za najboljšega, ker upošteva ligo, v kateri igra, prav tako pa tudi čas igranja, ki ga vsaj FF in PIR ne upoštevata. Očitno je, da je pomemben podatek za ocenjevanje uspešnosti ekipe v posamezni sezoni tudi čas igranja. Dobri igralci, ki igrajo več časa so kot ekipa veliko bolj učinkoviti, kot dobri igralci, ki igrajo le del tekme. PER, za razliko od PIR in FF, tudi ne kaznuje igralca, če katero tekmo ne igra veliko. Pri oceni PIR bi si za tak nastop zaslužil nizko oceno. To pomeni, da igralec v času poškodbe, ko se na igrišču pojavi le za nekaj minut, izgublja svojo povprečno oceno PIR, medtem ko PER ostane konsistenten. S tem smo ovrgli našo hipotezo in ugotovili, da samo povprečje ocen ni dober pristop k napovedovanju zmag.

### 5.3 Ocene po ligah in letih

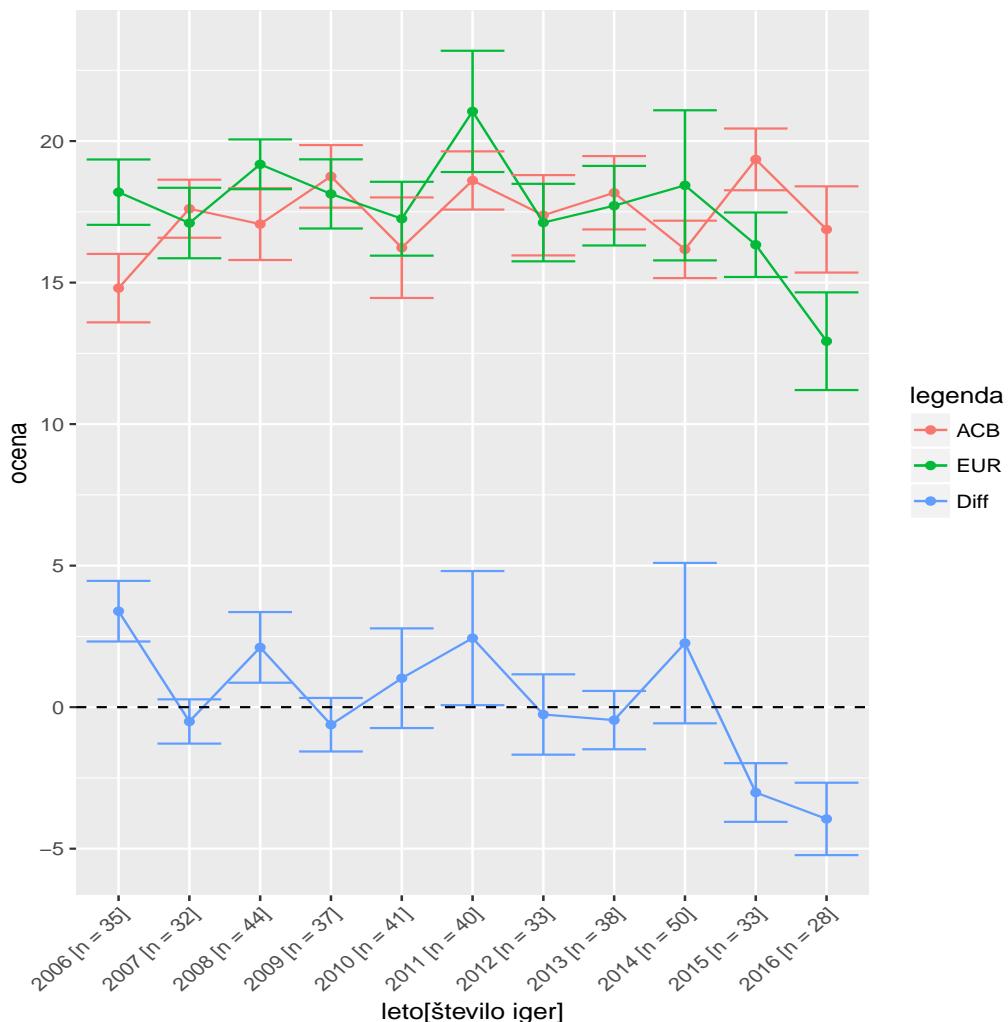
V zadnji izmed treh analiz si bomo ogledali, kako se ocene pravzaprav spreminjajo po letih in ligah in kako se vsaka izmed ocen obnese, ko igralec zamenja ligo. Kot smo že omenili, je potrebno razumeti, da je glede na majhno število podatkov, ki ustreza našim kriterijem, težko priti do nekih absolutnih zaključkov, tako da težje rečemo, da gre ob razlike v ocenah za razlike v kvaliteti igranja ali slabšo kvaliteto ocene. V programskem jeziku R in s pomočjo knjižnjice Ggplot2 smo pripravili grafe, na katerih smo vizualizirali povprečje ocen preko lig ACB in EUR po letih.



Slika 5.1: Ocene PIR po ligah ACB, EUR in letih, Diff = razlika med ligama ACB in EUR, na 95% intervalu zaupanja.

Iz grafa ocene PIR (5.1), lahko razberemo, kako se je spremenjala kvaliteta igralcev španske lige ACB. Pri razliki opazimo, da se igralci španske lige iz leta v leto slabše obnesejo v evropski ligi. To lahko interpretiramo kot posledico vedno boljše kvalitete igralcev EUR in konkurenčnih ekip ali pa kot vedno slabše konkurence v ACB in ostalih klubih. Še enkrat je potrebno poudariti, da smo v izračun končnih ocen vzeli zgolj tiste ekipe in igralce, ki so se udejstvovali v nekem letu v obeh ligah. To je pomembno za razu-

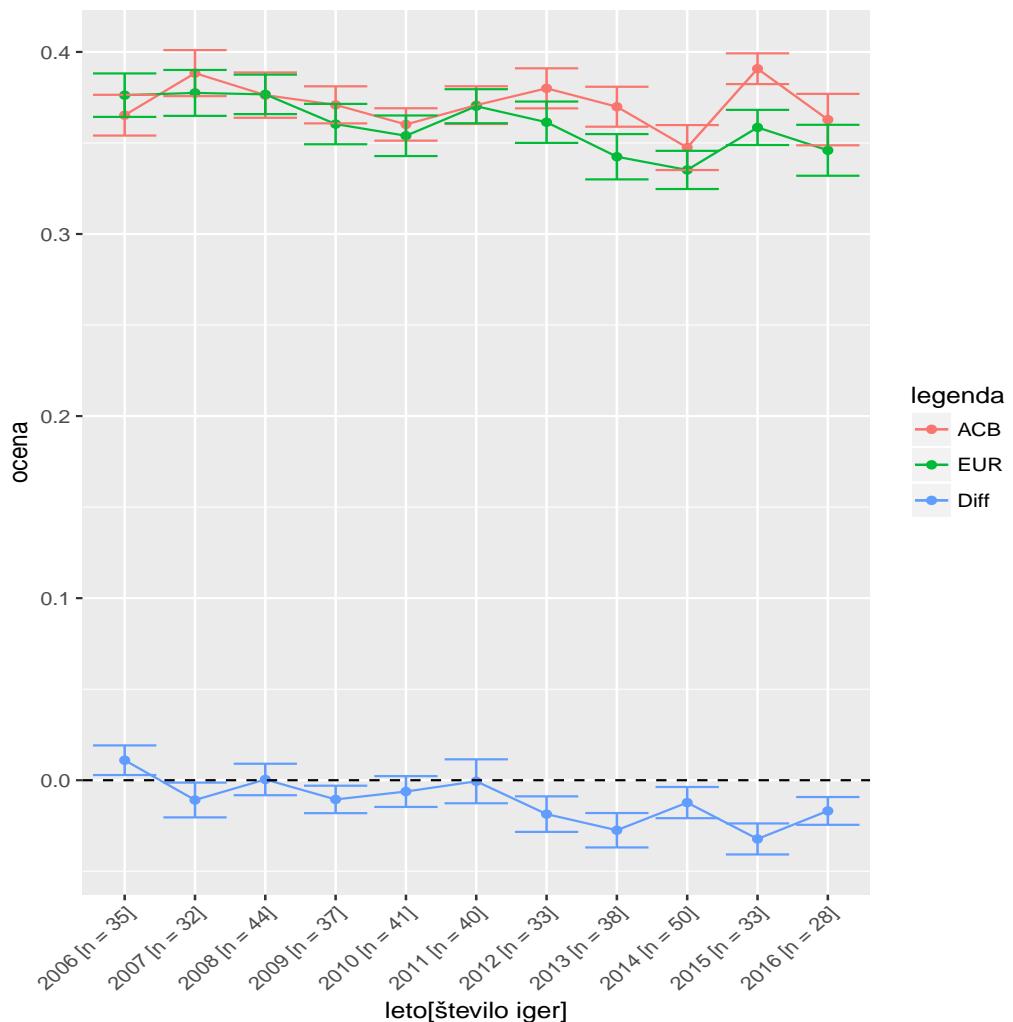
mevanje grafa, saj vemo, da so se le najboljše ekipe iz ACB uvrstile v EUR. Zato so povprečni rezultati za ligo višji, kot bi bili, če bi za špansko ligo ACB vzeli vse ekipe. Glede na PIR lahko povemo, da se povprečna ocena igralca ne spreminja veliko glede na ligo v kateri igra, je pa očitno odvisna od konkurence.



Slika 5.2: Ocene PER po ligah in letih

Kot smo povedali že pri izračunu ocene PER, je velika prednost te ocene, da v izračunu kvalitete posameznega igralca upošteva tudi čas igranja. To pomeni, da dobi igralec, ki igra dobro, vendar prebije malo časa na igrišču,

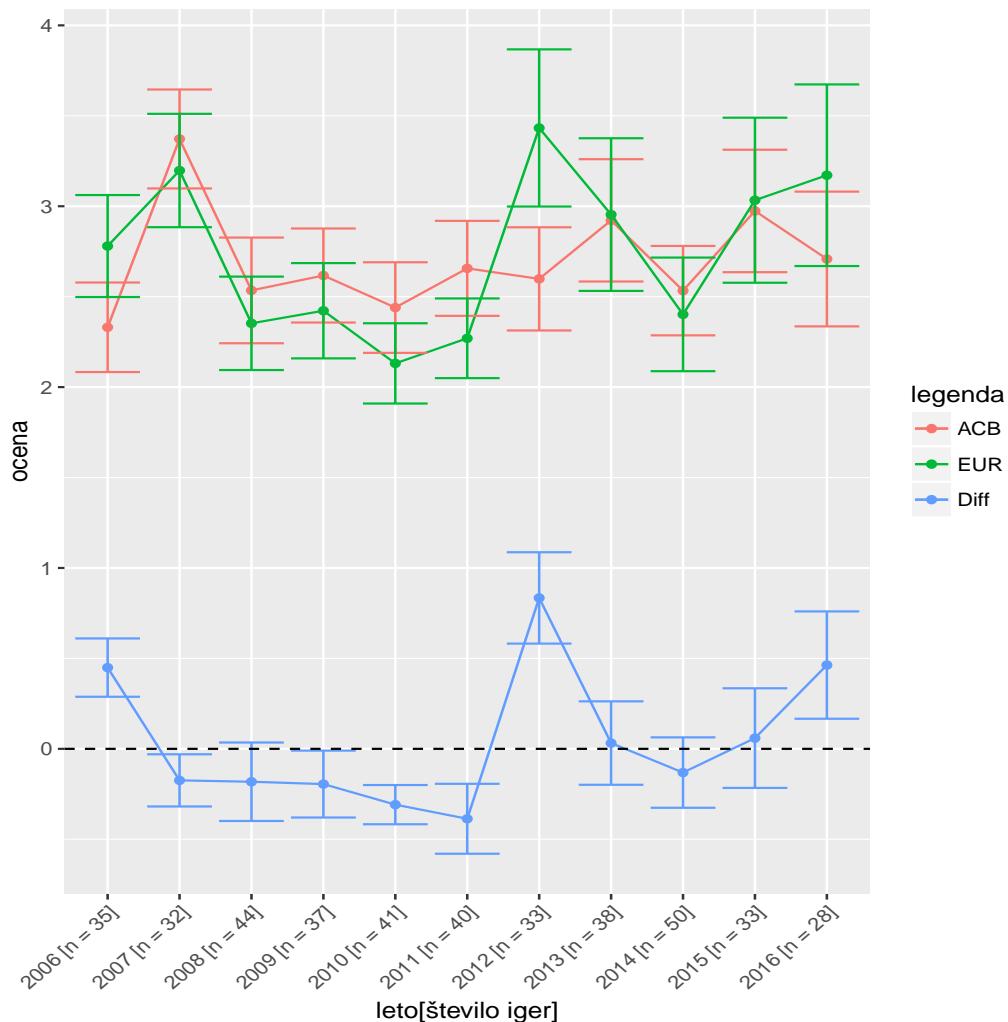
višjo oceno. Prav tako je za PER pomembno, da se povprečje lige pri izračunu nastavi na 15. Tako nam graf PER na očiten način prikaže, kako kvalitetne so bile ekipe lige ACB v primerjavi z ligo EUR. V primerjavi z oceno PIR, kjer je posledica visokih ocen lahko tudi izboljšanje kvalitete igre v celotni ligi, PER mnogo bolje sporoča kvaliteto igranja igralcev. Iz grafa 5.2 je razvidno, da so v ligi EUR, z izjemo sezone 2016/17, igrale španske lige, ki so bile po kvaliteti boljše kot povprečne lige v EUR.



Slika 5.3: Ocene FF po ligah in letih

Pri izračunu FF smo prilagodili oceno tako, da upošteva samo ofenzivne

aspekte igralčeve uspešnosti 5.3. To pomeni, da naša, prilagojena ocena FF, ocenjuje igralčovo kvalitetnost le glede na njegove uspehe v napadu. Pri oceni FF opazimo podoben trend kot smo ga pri oceni PIR. Igralci najboljših španskih ekip igrajo slabše v ligi EUR, razlog je, kot smo že opisali v PIR, lahko večja konkurenca, počasnejši stil igre ali pa slabši španski igralci. Pri naši prilagojeni oceni uspešnosti FF je zanimivo, da smo se odločili samo za izračun ofenzivnih faktorjev. Sklepamo, da sprememba FF preko lig v neki meri odraža kvaliteto obrambe v ligi. Če ima ekipa v EUR višji faktor FF kot v ACB, je lahko razlog za to slabša kvaliteta obrambe konkurenčnih ekip.



Slika 5.4: Ocene WP po ligah in letih

Pri izračunu WP smo morali čas igranja utežiti s povprečnim številom tekem za vsako ekipo, saj se v španski ligi ACB in evropski ligi EUR odigra v regularni sezoni različno število tekem. Tako smo lahko prišli do primerljivega rezultata za WP. WP nam za ligo ACB pravzaprav ne pove realnega števila produciranih zmag za vsakega igralca na tem grafu, temveč prilagojene rezultate. Iz grafa WP lahko razberemo, da so se španske ekipe odlično odrezale v evropski ligi EUR skozi vsa leta. To lahko razberemo tako, da primerjamo WP obeh lig. Za EUR velja, da se v ligo uvrstijo le najboljše

ekipe vsake lokalne lige, ki imajo glede na ostale ekipe večje povprečje zmag. Da sta oceni primerljivi nam pove, da so se španske ekipe podobno dobro odrezale v obeh ligah. [4]

Skupno lahko zaključimo, da oceni, ki upoštevata tudi čas igranja posameznega igralca ter utežita rezultat na drugačen način, predstavita sprememjanje kvalitete igranja. Pri PIR in FF lahko zaključimo, da se španske ekipe v povprečju srečujejo z vedno boljšo konkurenco v ligi EUR oziroma s počasnejšo igro. PIR in FF favoritizirata hitrejši kvalitetni stil igranja, saj ne upoštevata nasprotnikovih uspehov in ekipne obrambe. Upamo si trditi, da sta PER in WP boljši način za preračun kvalitete igralcev, ko ti zamenjajo ligo, saj upoštevajo tudi stil igre v tej ligi.

# Poglavlje 6

## Sklepne ugotovitve

V diplomskem delu smo opisali, kako je potekalo zbiranje podatkov o košarkarjih različnih lig, kako smo te podatke kasneje obdelali in na kakšen način lahko izračunamo štiri znane ocene uspešnosti košarkarjev: PIR, PER, FF in WP. Za vsako izmed ocen smo izračunali, kako se obnese pri določanju najboljšega igralca sezone MVP, kako nam lahko pomaga pri napovedovanju zmag na tekma in kako se ocena spreminja po ligah.

Kljub temu, da smo delali z velikim številom podatkov, se je na koncu izkazalo, da je zgolj majhen odstotek podatkov tak, ki ustreza našim kriterijem. Soočali smo se s težavami kot so nezanesljivi in manjkajoči podatki. Na koncu smo morali iz statistične obdelave odvzeti eno izmed lig, ligo BBL, saj zanje nismo imeli dovolj podatkov, da bi jo lahko uporabili v primerjovah. Še enkrat je potrebno omeniti, da imamo premalo podakov, da bi prišli do nekih absolutnih zaključkov, temveč zgolj opisujemo, kar smo lahko razbrali iz naših podatkov. Naše rezultate bi lahko bolje ovrednotili, če bi zbrali podatke iz več evropskih lig ter izboljšati algoritem za identifikacijo igralcev. Če bi imeli na voljo podatke o igralcih iz vsake lige, ki se udejstvuje tudi v ligi EUR, bi lahko z večjo natančnostjo potrdili ali ovrgli, kar opisujemo. Opazili smo tudi, da nekatere izmed lig ne zbirajo vseh podatkov, ki so potrebni za izračun nekaterih ocen uspešnosti, taka je bila na primer liga BBL.

Ocene uspešnosti in košarkarje smo primerjali po treh sklopih. Pri pre-

gledu spreminjanja ocene skozi leta v ligah ACB in EUR smo ugotovili, da oceni WP in PER na bolj informativen način izražata kvaliteto igralcev, ki so igrali v ligi ACB, kasneje pa v EUR. Opazili smo, da nas FF in PIR o vzroku ralike v oceni preko let in lig ne informirata dovolj. Pri oceni PER dobimo dodatno informacijo zaradi normalizirane ocene glede na ligo, kar nam pomaga pri primerjavi igralcev v primerjavi s konkurenčnimi v ligi. Ocena WP je pokazatelj, kako dobro se je ekipa odrezala tekom lige v smislu števila zmag. Ogledali smo si, kateri igralci si zaslužijo naziv MVP v španski ligi ACB in kateri izmed teh igralcev se pojavi in dobro odrežejo tudi v EUR. Opazili smo, da se najboljši igralci ne glede na oceno pojavljajo na vrhovih lestivc, prav tako pa je njihova uspešnost v ligi EUR primerljiva. To nam pove, da so španske ekipe med boljšimi, ko igrajo v ligi EUR. PIR favorizira igralce, ki so veliko časa prisotni na polju in igrajo dobro, zanesljivo igro. Domnevamo, da si za nekatera leta kak drug igralec zaslужi lovorike za zmago, kot tisti, ki jih je takrat dobil. Pri napovedovanju zmag smo opazili, da v primeru naših podatkov nobena izmed ocen za ocenjevanje uspešnosti igralcev ni primerna za napovedovanje zmag. Zavedamo se, da ocene niso dovolj dober način za napoved zmag, saj je potrebno upoštevati tudi druge faktorje, ki jih za tekme ne beležimo oziroma jih ne moremo. To so prednost domačega terena, poškodbe igralcev, izključitev igralcev in motivacija ekipe. Pri napovedovanju zmag se je najbolje obnesla ocena PER, za katero smo identificirali, da bolje oceni ekipe zaradi upoštevanja časa igranja posameznih igralcev. Pričakujemo, da bi lahko z dodatnimi podatki veliko bolje napovedali zmago ekipe.

Ocene igralcev so dober način za ugotavljanje najboljših igralcev sezone in vsak matematični statistični model kot najboljše igralce identificira podobno kot ostali. Vsaka ocena ima svoje prednosti. PIR in PER lahko na primer izračunamo že na nivoju posamezne tekme, FF pa je v svoji originalni obliki uporabljen za izračun uspešnosti ekip. Zanimivo je, da nam spremnjane ocen med dvema ligama lahko za vsako oceno pove različne stvari. Iz spremembe ocene PIR lahko razberemo, kako se ekipa obnese v ligi, ne

moremo pa razbrati vzroka za spremembo. Pri našem, prilagojenem FF, lahko sklepamo kako močna je obramba v ligi (slabša kot je ekipa ofenzivno, boljša je povprečna ocena). Pri PER lahko dejansko ugotovimo, kako dobro je ekipam iz španske lige ACB uspevalo v EUR v primerjavi s konkurenčnimi ekipami. Iz ocene WP lahko sklepamo, kako uspešne so bile španske ekipe in kako visoko so se uvrstile.



# Literatura

- [1] ACB. Dosegljivo: <http://www.acb.com>, 2018. [Dostopano: 10. 3. 2018].
- [2] BBL. Dosegljivo: <http://www.easycredit-bbl.de/de//>, 2018. [Dostopano: 10. 3. 2018].
- [3] D. Berri and M. Schmidt. *Stumbling on Wins (Bonus Content Edition): Two Economists Expose the Pitfalls on the Road to Victory in Professional Sports, Portable Documents*. Pearson Education, 2010.
- [4] David J Berri. Who is' most valuable'? measuring the player's production of wins in the national basketball association. *Managerial and decision economics*, pages 411–427, 1999.
- [5] EUR. Dosegljivo: <http://www.euroleague.net/>, 2018. [Dostopano: 10. 3. 2018].
- [6] Justin Kubatko, Dean Oliver, Kevin Pelton, and Dan T Rosenbaum. A starting point for analyzing basketball statistics. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, 3(3), 2007.
- [7] Erik Štrumbelj and Petar Vračar. Simulating a basketball match with a homogeneous markov model and forecasting the outcome. *International Journal of Forecasting*, 28(2):532–542, 2012.



## **Dodatek A**

### **Najboljši igralci po ocenah in letih**

Liga ACB		
Mesto	PIR	FF
1.	Navarro, Juan Carlos (17.75)	Splitter, Tiago (0.45)
2.	Splitter, Tiago (13.72)	Trias, Jordi (0.45)
3.	Rakocevic, Igor (13.71)	Prigioni, Pablo (0.45)
Mesto	PER	WP
1.	Splitter, Tiago (25.85)	Splitter, Tiago (2.17)
2.	Navarro, Juan Carlos (25.67)	Trias, Jordi (2.15)
3.	Rakocevic, Igor (24.47)	Marconato, Denis (2.04)
Liga EUR		
Mesto	PIR	FF
1.	Navarro, Juan Carlos (16.86)	Splitter, Tiago (0.47)
2.	Rakocevic, Igor (14.36)	Trias, Jordi (0.47)
3.	Splitter, Tiago (13.15)	Prigioni, Pablo (0.41)
Mesto	PER	WP
1.	Rakocevic, Igor (30.45)	Trias, Jordi (6.78)
2.	Navarro, Juan Carlos (29.17)	Splitter, Tiago (5.81)
3.	Splitter, Tiago (23.79)	Marconato, Denis (5.22)

Tabela A.1: 2006/07

Liga ACB		
Mesto	PIR	FF
1.	Reyes, Felipe (17.52)	Splitter, Tiago (0.49)
2.	Splitter, Tiago (16.94)	Reyes, Felipe (0.48)
3.	Mickeal, Pete (15.3)	Herville, Axel (0.47)
Mesto	PER	WP
1.	Reyes, Felipe (30.28)	Splitter, Tiago (3.2)
2.	Splitter, Tiago (27.16)	Herville, Axel (2.81)
3.	Mickeal, Pete (25.41)	Teletovic, Mirza (2.5)
Liga EUR		
Mesto	PIR	FF
1.	Splitter, Tiago (16.08)	Splitter, Tiago (0.46)
2.	Reyes, Felipe (15.84)	Herville, Axel (0.45)
3.	Mickeal, Pete (8.83))	Reyes, Felipe (0.44)
Mesto	PER	WP
1.	Splitter, Tiago (32.04)	Splitter, Tiago (7.68)
2.	Reyes, Felipe (25.74)	Herville, Axel (5.98)
3.	Mickeal, Pete (18.01)	Teletovic, Mirza (5.61)

Tabela A.2: 2007/08

Liga ACB		
Mesto	PIR	FF
1.	Reyes, Felipe (22.06)	Shirley, Paul (0.5)
2.	Splitter, Tiago (20.89)	Reyes, Felipe (0.49)
3.	Rakocevic, Igor (19.56)	Splitter, Tiago (0.48)
Mesto	PER	WP
1.	Rakocevic, Igor (33.75)	Reyes, Felipe (3.91)
2.	Splitter, Tiago (33.34)	Splitter, Tiago (3.32)
3.	Reyes, Felipe (32.25)	Haislip, Marcus (3.08)
liga EUR		
Mesto	PIR	FF
1.	Splitter, Tiago (17.82)	Splitter, Tiago (0.47)
2.	Rakocevic, Igor (16.76)	Reyes, Felipe (0.47)
3.	Reyes, Felipe (15.8)	Shirley, Paul (0.17)
Mesto	PER	WP
1.	Splitter, Tiago (31.3)	Reyes, Felipe (6.1)
2.	Rakocevic, Igor (28.03)	Splitter, Tiago (5.52)
3.	Reyes, Felipe (25.89)	Haislip, Marcus (2.71)

Tabela A.3: 2008/09

Liga ACB		
Mesto	PIR	FF
1.	Splitter, Tiago (20.84)	Splitter, Tiago (0.47)
2.	Navarro, Juan Carlos (14.54)	Tomic, Ante (0.45)
3.	Freeland, Joel (13.26)	Freeland, Joel (0.45)
Mesto	PER	WP
1.	Splitter, Tiago (31.95)	Splitter, Tiago (3.01)
2.	Freeland, Joel (31.54)	Freeland, Joel (2.76)
3.	Lavrinovic, Darjus (29.82)	Teletovic, Mirza (2.29)
Liga EUR		
Mesto	PIR	FF
1.	Splitter, Tiago (15.81)	Tomic, Ante (0.45)
2.	Navarro, Juan Carlos (14.1)	Splitter, Tiago (0.41)
3.	Freeland, Joel (9.5)	Freeland, Joel (0.4)
Mesto	PER	WP
1.	Lavrinovic, Darjus (27.37)	Splitter, Tiago (4.45)
2.	Splitter, Tiago (26.66)	Teletovic, Mirza (4.42)
3.	Freeland, Joel (24.74)	Freeland, Joel (3.04)

Tabela A.4: 2009/10

Liga ACB		
Mesto	PIR	FF
1.	Luz, Rafa (24.0)	Luz, Rafa (0.53)
2.	Mickeal, Pete (15.62)	Mickeal, Pete (0.47)
3.	Navarro, Juan Carlos (14.69)	Batista, Esteban (0.47)
Mesto	PER	WP
1.	Luz, Rafa (45.25)	Freeland, Joel (2.94)
2.	Mirotic, Nikola (32.09)	Lorbek, Erazem (2.55)
3.	Navarro, Juan Carlos (30.26)	Reyes, Felipe (2.4)
Liga EUR		
Mesto	PIR	FF
1.	Mickeal, Pete (14.25)	Batista, Esteban (0.46)
2.	Navarro, Juan Carlos (12.93)	Mickeal, Pete (0.36)
3.	Luz, Rafa (1.15)	Luz, Rafa (0.26)
Mesto	PER	WP
1.	Navarro, Juan Carlos (23.82)	Freeland, Joel (5.51)
2.	Mirotic, Nikola (17.88)	Lorbek, Erazem (4.21)
3.	Luz, Rafa (-2.45)	Reyes, Felipe (4.14)

Tabela A.5: 2010/11

Liga ACB		
Mesto	PIR	FF
1.	Freeland, Joel (16.65)	Freeland, Joel (0.47)
2.	Teletovic, Mirza (16.11)	Banic, Marko (0.45)
3.	Ndong, Boniface (13.97)	Ndong, Boniface (0.44)
Mesto	PER	WP
1.	Ndong, Boniface (31.74)	Ndong, Boniface (3.04)
2.	Reyes, Felipe (28.09)	Teletovic, Mirza (2.9))
3.	Navarro, Juan Carlos (26.49)	Reyes, Felipe (2.61)
Liga EUR		
Mesto	PIR	FF
1.	Teletovic, Mirza (20.7)	Banic, Marko (0.46)
2.	Freeland, Joel (11.36)	Freeland, Joel (0.43)
3.	Ndong, Boniface (7.24)	Ndong, Boniface (0.33)
Mesto	PER	WP
1.	Reyes, Felipe (25.72)	Reyes, Felipe (4.39)
2.	Navarro, Juan Carlos (24.05)	Ndong, Boniface (3.75)
3.	Ndong, Boniface (18.84)	Teletovic, Mirza (2.8)

Tabela A.6: 2011/12

Liga ACB		
Mesto	PIR	FF
1.	Mirotic, Nikola (16.26)	Zoric, Luka (0.49)
2.	Tomic, Ante (15.44)	Tomic, Ante (0.48)
3.	Llull, Sergio (14.03)	Mirotic, Nikola (0.46)
Mesto	PER	WP
1.	Mirotic, Nikola (30.97)	Tomic, Ante (3.38)
2.	Reyes, Felipe (30.16)	Reyes, Felipe (2.84)
3.	Williams, Latavious (29.76)	Mirotic, Nikola (2.71)
Liga EUR		
Mesto	PIR	FF
1.	Tomic, Ante (16.77)	Tomic, Ante (0.46)
2.	Mirotic, Nikola (13.31)	Mirotic, Nikola (0.44)
3.	Llull, Sergio (9.22)	Zoric, Luka (0.44)
Mesto	PER	WP
1.	Mirotic, Nikola (25.02)	Tomic, Ante (10.96)
2.	Reyes, Felipe (20.67)	Mirotic, Nikola (7.53)
3.	Williams, Marcus (17.71)	Reyes, Felipe (5.76)

Tabela A.7: 2012/13

Liga ACB		
Mesto	PIR	FF
1.	Sekulic, Blagota (21.33)	Sekulic, Blagota (0.51)
2.	Pleiss, Tibor (17.03)	Shermadini, Giorgi (0.51)
3.	Mirotic, Nikola (16.09)	Pleiss, Tibor (0.49)
Mesto	PER	WP
1.	Sekulic, Blagota (32.8)	Pleiss, Tibor (3.76)
2.	Tomic, Ante (31.05)	Tomic, Ante (3.36)
3.	Pleiss, Tibor (30.07)	Mirotic, Nikola (3.26)
Liga EUR		
Mesto	PIR	FF
1.	Mirotic, Nikola (15.94)	Pleiss, Tibor (0.45)
2.	Pleiss, Tibor (13.71)	Shermadini, Giorgi (0.4)
3.	Sekulic, Blagota (2.5)	Sekulic, Blagota (0.24)
Mesto	PER	WP
1.	Tomic, Ante (31.53)	Tomic, Ante (9.44)
2.	Pleiss, Tibor (27.49)	Mirotic, Nikola (9.1)
3.	Sekulic, Blagota (9.95)	Pleiss, Tibor (6.68)

Tabela A.8: 2013/14

Liga ACB		
Mesto	PIR	FF
1.	Reyes, Felipe (15.06)	Reyes, Felipe (0.46)
2.	Ribas, Pau (14.44)	Hamilton, Lamont (0.45)
3.	Tomic, Ante (14.42)	Begic, Mirza (0.44)
Mesto	PER	WP
1.	Reyes, Felipe (31.16)	Harangody, Luke (2.81)
2.	Doellman, Justin (27.81)	Iverson, Colton (2.74)
3.	Tomic, Ante (27.5)	Doellman, Justin (2.71)
Liga EUR		
Mesto	PIR	FF
1.	Tomic, Ante (17.96)	Begic, Mirza (0.46)
2.	Reyes, Felipe (13.3)	Reyes, Felipe (0.41)
3.	Ribas, Pau (12.3)	Hamilton, Lamont (0.29)
Mesto	PER	WP
1.	Tomic, Ante (30.14)	Iverson, Colton (7.22)
2.	Reyes, Felipe (29.16)	Doellman, Justin (4.93)
3.	Doellman, Justin (16.41)	Harangody, Luke (2.87)

Tabela A.9: 2014/15

Liga ACB		
Mesto	PIR	FF
1.	Bourousis, Ioannis (19.15)	Bourousis, Ioannis (0.48)
2.	Tomic, Ante (17.66)	Kravtsov, Viacheslav (0.48)
3.	Doellman, Justin (14.72)	Tomic, Ante (0.47)
Mesto	PER	WP
1.	Tomic, Ante (32.59)	Bourousis, Ioannis (3.54)
2.	Bourousis, Ioannis (31.62)	Tomic, Ante (3.49)
3.	Dorsey, Joey (30.55)	Thomas, Will (2.65)
Liga EUR		
mesto	PIR	FF
1.	Bourousis, Ioannis (21.1)	Bourousis, Ioannis (0.47)
2.	Tomic, Ante (13.93)	Tomic, Ante (0.46)
3.	Doellman, Justin (10.54)	Kravtsov, Viacheslav
Mesto	PER	WP
1.	Bourousis, Ioannis (32.49)	Bourousis, Ioannis (11.46)
2.	Tomic, Ante (26.1)	Tomic, Ante (7.81)
3.	Dorsey, Joey (21.76)	Thomas, Will (4.86)

Tabela A.10: 2015/16

Liga ACB		
Mesto	PIR	FF
1.	Tomic, Ante (19.6)	Faverani, Vitor (0.48)
2.	Llull, Sergio (16.47)	Tomic, Ante (0.48)
3.	Hanga, Adam (14.19)	Dorsey, Joey (0.47)
Mesto	PER	WP
1.	Tomic, Ante (31.5)	Tomic, Ante (3.45)
2.	Llull, Sergio (29.74)	Hanga, Adam (3.11)
3.	Reyes, Felipe (27.91)	Hunter, Othello (2.45)
Liga EUR		
Mesto	PIR	FF
1.	Llull, Sergio (16.84)	Dorsey, Joey (0.47)
2.	Tomic, Ante (13.0)	Tomic, Ante (0.44)
3.	Hanga, Adam (13.0)	Faverani, Vitor (0.44)
Mesto	PER	WP
1.	Llull, Sergio (24.7)	Hunter, Othello (8.13)
2.	Tomic, Ante (18.67)	Hanga, Adam (7.42)
3.	Hanga, Adam (18.59)	Tomic, Ante (6.64)

Tabela A.11: 2016/17