

Stohastička analiza vremenskih serija podataka o proizvodnji ugljikovodika za procjenu vjerojatnosti dobiti Monte Carlo metodom

Morić, Ivana

Master's thesis / Diplomski rad

2018

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Zagreb, Faculty of Mining, Geology and Petroleum Engineering / Sveučilište u Zagrebu, Rudarsko-geološko-naftni fakultet**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:169:681916>

Rights / Prava: [In copyright](#) / [Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-04-23**



Repository / Repozitorij:

[Faculty of Mining, Geology and Petroleum Engineering Repository, University of Zagreb](#)



SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
RUDARSKO-GEOLOŠKO-NAFTNI FAKULTET

Diplomski studij naftnog rudarstva

**STOHAŠTIČKA ANALIZA VREMENSKIH SERIJA PODATAKA O
PROIZVODNJI UGLJIKOVODIKA ZA PROCJENU VJEROJATNOSTI
DOBITI MONTE CARLO METODOM**

Diplomski rad

Ivana Morić

N-254

Zagreb, 2018.

STOHAISTIČKA ANALIZA VREMENSKIH SERIJA PODATAKA O PROIZVODNJI
UGLJIKOVODIKA ZA PROCJENU VJEROJATNOSTI DOBITI MONTE CARLO
METODOM

IVANA MORIĆ

Diplomski rad izrađen: Sveučilište u Zagrebu
Rudarsko- geološko-naftni fakultet
Zavod za naftno inženjerstvo
Pierottijeva 6, 10000 Zagreb

Sažetak

Prikupljeni su publicirani podatci iz različitih izvora o proizvodnji iz naftnih i plinskih ležišta. Podatci su poslužili za izradu baze podataka, te programskog koda koji daje grafički prikaz analize krivulje pada proizvodnje. Služeći se dobivenim rezultatima, analiza je provedena deterministički jednom od Arpsovih krivulja za analizu proizvodnje. Osim Arpsovim formulama, za dodatnu točnost, izrađen je i kod za stohastičku analizu Monte Carlo metodom. Dobiveni rezultati analize krivulje pada proizvodnje povezani su s ekonomskim proračunom sadašnje vrijednosti koja omogućava financijski aspekt u investicijske odluke daljnje proizvodnje nekog ležišta. Ekonomska analiza provedena je upotrebom koda izrađenog u svrhu ovog rada, da bi se olakšale procjene i izbjegli veliki proračuni u MS Excel-u.

Ključne riječi: nekonvencionalni plin, krivulje pada proizvodnje, Monte Carlo simulacija, vremenske serije

Diplomski rad sadrži: 72 stranica, 5 tablica, 54 slika, 4 priloga i 33 reference.

Jezik izvornika: hrvatski

Diplomski rad pohranjen: Knjižnica Rudarsko-geološko-naftnog fakulteta
Pierottijeva 6, Zagreb

Voditelj: Dr. sc. Domagoj Vulin, izvanredni profesor RGNF

Pomoć pri izradi: Lucija Jukić, mag.ing., asistentica

Ocjenjivači: Dr. sc. Domagoj Vulin, izvanredni profesor RGNF
Dr. sc. Daria Karasalihović-Sedlar, izvanredni profesor RGNF
Dr. sc. Luka Perković, docent RGNF

Datum obrane: 14. prosinca 2018.

University of Zagreb
Faculty of Mining, Geology
and Petroleum Engineering

Graduate Engineer of Petroleum Thesis

STOCHASTIC TIME SERIES ANALYSIS FOR PRODUCTION DATA AND PRICE OF
HYDROCARBONS FOR ESTIMATING PROBABILITY OF PROFIT WITH THE MONTE-
CARLO METHOD AND MARKOV CHAINS

IVANA MORIĆ

Thesis completed in: University of Zagreb
Faculty of Mining, Geology and Petroleum engineering
Department of Petroleum Engineering,
Pierottijeva 6, 10 000 Zagreb

Abstract

Published data from various sources on the production of oil and gas reservoirs. The data was used to create a database and a program code that gives a graphical representation of the output curve analysis. Using the results, the analysis was performed deterministically with one of Arps's production analysis curves. Apart from Arps' formulas, for better accuracy, a code for stochastic analysis was made using the Monte Carlo method. The results of the decline curve analysis in the output curve can be linked to the present economic value of the budget, which provides the financial aspect in the investment decisions for the further production of a deposit. Economic analysis was carried out using code programmed for the purpose of this paper because of easier estimate and avoid large budgets in MS Excel

keywords: unconventional gas, decline curve analysis, Monte Carlo simulations , time series

Thesis contains: 72 pages, 5 tables, 54 figures, 4 enclosures and 33 references.

Original in: Croatian

Thesis deposited in: Library of Faculty of Mining, Geology and Petroleum Engineering,
Pierottijeva 6, Zagreb

Supervisor: PhD Domagoj Vulin, Associate Professor

Technical support and assistance: Lucija Jukić, B.S./MSc.

Reviewers: PhD Domagoj Vulin, Associate Professor
PhD Daria Karasalihović-Sedlar, Associate Professor
PhD Luka Perković, Assistant Professor

Date of defense: December 14, 2018.

SADRŽAJ

POPIS SLIKA	i
POPIS TABLICA.....	iii
POPIS OZNAKA	v
1. UVOD	1
2. METODOLOGIJA RADA.....	4
2.1. Analiza krivulja pada proizvodnje	4
2.1.1. Arpsove krivulje	5
2.1.2. Modificirani hiperbolički model	7
2.1.3. PLE model	8
2.1.4. Prošireni eksponencijalni model	9
2.1.5. Duong model	10
2.1.6. Logistic growth model.....	11
2.1.7. Produženi eksponencijalni model.....	12
2.2. Ekonomski proračun	14
2.2.1. NPV	14
2.2.2. IRR	15
2.2.3. Usporedba IRR i NPV	15
2.2.4. Procjena investicije.....	15
2.3. Baza podataka	17
2.4. Monte Carlo simulacija volatilnosti proizvodnih podataka	20
3. ULAZNI PODATCI I PRIPREMA PODATAKA	23
4. REZULTATI ANALIZE I SIMULACIJA MONTE CARLO METODOM	36
5. DISKUSIJA.....	44
6. ZAKLJUČCI	47

7. LITERATURA.....	48
8. DODATCI.....	51
8.1. Prikaz iz izrađene baze podataka	51
8.2. Prikaz dobivenih točaka i njihova analiza	52
8.3. Simulacije dobivenih analiza krivulja proizvodnje Monte Carlo metodom	59
8.4. Simulacija ekonomskog proračuna Monte Carlo metodom	68

POPIS SLIKA

Slika 1-1. Proizvodnja električne energije u SAD-u po energetske resursima (2006-2019.)	1
Slika 3-1. Povijesni podatci proizvodnje nafte iz ležišta 01D i buduće predviđanje kretanja proizvodnje	23
Slika 3-2. Povijesni podatci o proizvodnji nafte iz ležišta 02D (02) i buduće predviđanje kretanja proizvodnje	24
Slika 3-3. Povijesni podatci proizvodnje plina iz ležišta Pinedale i buduće predviđanje kretanja proizvodnje	25
Slika 3-4. Povijesni podaci proizvodnje plina iz Barnett ležišta i buduće predviđanje kretanja proizvodnje	26
Slika 3-5. Povijesni podatci proizvodnje plina iz ležišta 04D i buduće predviđanje kretanja proizvodnje	27
Slika 3-6. Povijesni podatci proizvodnje plinskog ležišta 04D (02) i buduće predviđanje kretanja proizvodnje	28
Slika 3-7. Povijesna proizvodnja iz ležišta 04D (03) i buduće predviđanje kretanja proizvodnje	29
Slika 3-8. Povijesna proizvodnja iz ležišta 05D i buduće predviđanje kretanja proizvodnje	31
Slika 3-9. Ležište 06D	32
Slika 3-10. Povijesna proizvodnja iz ležišta 06D (02)	33
Slika 3-11. Povijesna proizvodnja iz ležišta 07D i buduće predviđanje kretanja proizvodnje	34
Slika 3-12. Povijesna proizvodnja iz ležišta 07D (02) i buduće predviđanje kretanja proizvodnje	35
Slika 4-1. Python kod za testiranje i podešavanje Arpsove krivulje pada.....	37
Slika 4-2. Dostupne točke za interpolaciju krivulje, ležište 05D	39
Slika 4-3. Analiza krivulje pada u ležištu 05D.....	40
Slika 4-4. Analiza krivulje pada u ležištu 05D na logaritamskom mjerilu.....	41
Slika 4-5. Monte Carlo simulacija proizvodnja za ležište 05D	42
Slika 4-6. Presjek dviju simulacija Monte Carlo metodom, ekonomske i proizvodne za ležište 05D	42
Slika 8-1. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 01D	53
Slika 8-2. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 02D	53

Slika 8-3. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 02D (2)	54
Slika 8-4. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 02D (3)	55
Slika 8-5. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 03D	55
Slika 8-6. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 04D	56
Slika 8-7. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 04D (2)	56
Slika 8-8. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 04D (3)	57
Slika 8-9. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 04D (4)	57
Slika 8-10. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 05D	58
Slika 8-11. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 07D	59
Slika 8-12. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 07D (2)	59
Slika 8-13. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 01D.....	60
Slika 8-14. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 02D.....	61
Slika 8-15. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 02D (2).....	61
Slika 8-16. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 02D (3).....	62
Slika 8-17. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 03D.....	62
Slika 8-18. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 04D.....	63
Slika 8-19. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 04D (2).....	64
Slika 8-20. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 04D (3).....	64
Slika 8-21. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 04D (4).....	65
Slika 8-22. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 05D.....	66
Slika 8-23. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 07D.....	67
Slika 8-24. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 07D (2).....	67
Slika 8-25. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 01D	68
Slika 8-26. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 02D	68
Slika 8-27. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 02D (2).....	69
Slika 8-28. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 02D (3).....	69

Slika 8-29. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 03D	70
Slika 8-30. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 04D	70
Slika 8-31. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 04D (2).....	71
Slika 8-32. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 04D (3).....	71
Slika 8-33. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 05D	72
Slika 8-34. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 07D	72
Slika 8-35. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 07D (2).....	73

POPIS TABLICA

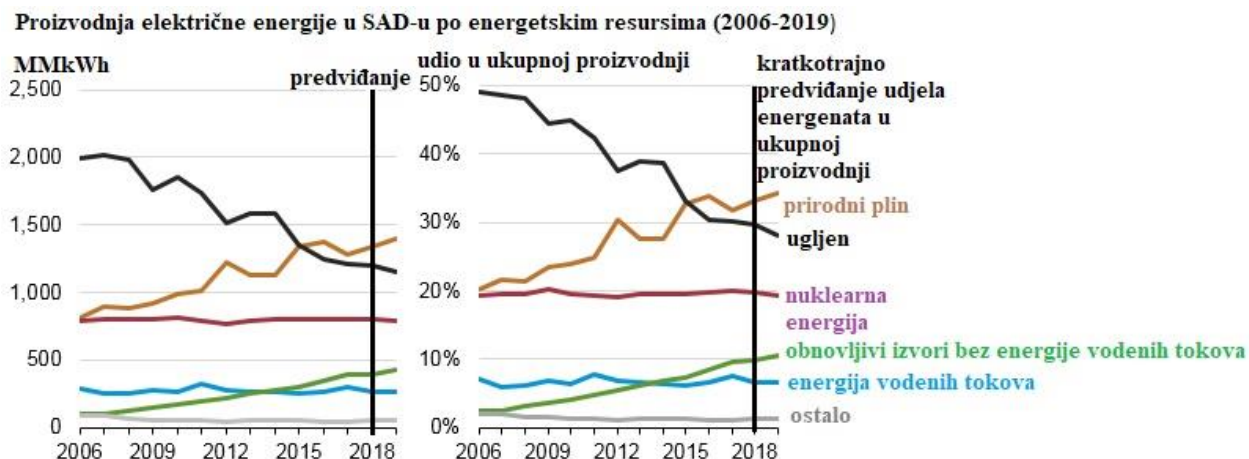
Tablica 2-1 Pregled svih metoda za konstrukciju krivulje pada proizvodnje.....	13
Tablica 2-2 Usporedba pojmova u SQL bazama i u MongoDB bazama	18
Tablica 2-3 Primjer tablice s podacima o tipu polja i osnovnim podacima	19
Tablica 2-4 Primjer tablice s podacima o proizvodnji (MS Excel)	19
Tablica 4-1 Prikaz dobivenih rezultata u programskom jeziku Python.....	38

POPIS OZNAKA

a	-pozitivna konstantna vrijednost u modificiranom hiperboličkom modelu, 1/d
b	-omjer pada, bezdimenzionalno
D_i	-faktor smanjenja proizvodnje, 1/d
D_1, D_∞	-faktori smanjenja proizvodnje u „ <i>Power Law Model</i> “
D_2	-faktori smanjenja proizvodnje u „ <i>Modificirani hiperbolički model</i> “
$\hat{D}_i$	-faktor smanjenja proizvodnje u „ <i>Logistic Grow Modela</i> “
G_p	-kumulativna proizvodnja, m ³
K	-kapacitet nosivosti kod „ <i>Logistic Growth Model</i> “
N	-pozitivna konstantna vrijednost u modificiranom hiperboličkom modelu
r_{21}	-kumulativni odnosi za dvije i tri godine kod „ <i>Stretched Exponential Decline Model</i> “
r_{31}	-kumulativni odnosi za dvije i tri godine kod „ <i>Stretched Exponential Decline Model</i> “
t	-promatrani moment proizvodnje, dan
Q	-kumulativna proizvodnja
q_i	-proizvodnja u momentu proizvodnje t , m ³ /dan
Δq	-promjena proizvodnje u vremenu, m ³ /dan
Δt	-promjena vremena, dan
β	-konstanta kod proširenog eksponencijalnog modela
μ	-faktor skretanja u GBG
$\hat{n}$	-eksponent vremena kod
τ	-karakteristični vremenski parametar, dani
β_l	-konstanta kod proširenog eksponencijalnog modela
β_e	-konstanta kod proširenog eksponencijalnog modela
m	-konstantni parametar kod Doung modela
e	-prirodni logaritam
σ^2	-varijanca
σ	-volatilnost
Φ	-normalna distribucija

1. UVOD

Prirodni plin kao prijelazno gorivo 21. stoljeća sve više povećava svoju ulogu u energetskej strukturi najviše zbog svog smanjenog otpuštanja ugljika, što je uočljivo npr. u primjeru udjela potrošnje goriva za termoelektrane u SAD-u, gdje je potrošnja plina porasla s 19% u 2005. godini na preko 33% u 2015. (slika 1-1).



Slika 1-1. Proizvodnja električne energije u SAD-u po energetskej resursima (2006-2019.) izvor: U.S. Energy Information Administration (2017.)

Kombinirani ciklus prirodnog plina (engl. Natural gas combined cycle) je isplativ način korištenja energije gledano kroz kapitalnu investiciju, ali i kroz ukupni trošak proizvodnje električne energije. Također, bitno je napomenuti i ekološki utjecaj ovih postrojenja kod kojih nema emisije sumporova oksida, manja je produkcija CO₂, te emisija NO_x. Nekonvencionalna ležišta prirodnog plina, poput plina iz slabopropusnih pješčenjaka (engl. shale gas), postali su ključni nositelji energetske proizvodnje 21. stoljeća, najviše zbog dostupnosti i tehnološkog napretka u bušenju horizontalnih bušotina i razvoju hidrauličkog frakturiranja još od druge polovice '80-ih. Nažalost, vijek plinskih ležišta je osjetno kraći nego vijek naftnih ležišta. Pad proizvodnje u plinskim ležištima je lakše opisati nego pad proizvodnje kod naftnih te su potrebna manja ulaganja u razradu takvih polja. Hidrauličko frakturiranje predstavlja moment u kojem je potrebna kapitalna investicija i nakon kojeg se može očekivati višestruko veća proizvodnja neposredno nakon hidrauličkog frakturiranja, (kod konvencionalnih plinskih ležišta, moguća posljedica je nešto manji konačni iscrpak nego kad bi se iz ležišta crpilo sporim tempom). Ekonomija i ekonomska

isplativost nekonvencionalnih ležišta, tema je mnogim autorima upravo zbog velikog rasta njihove popularnosti te postoji mnogo računalnih programa dostupnih na tržištu, od kojih su neki vrlo komplicirani i mogu doprinijeti velikom odstupanju i greški u proračunu smanjenja proizvodnje, nakon čega se ta pogreška dodatno povećava proračunom sadašnje vrijednosti i čiste sadašnje vrijednosti nakon frakturiranja. U procesima eksploatacije, za ona polja za koja se dokaže ekonomska neprofitabilnost, najčešći razlog je netočnost procjene geoloških faktora, tj. oblika i veličine ležišta, smjera dotoka fluida iz akvifera itd. Upravo zbog toga, analiza krivulja pada proizvodnje (engl. *Decline Curve Analysis*, DCA) pogodna je jer se dopušta upotreba podataka o proizvodnji s jako malo informacija o ležištu ili tehnološkim izmjenama prilikom pridobivanja. DCA metoda primjenjuje se za određivanje preostalih pridobivih zaliha i budućih kapaciteta proizvodnje nafte te vremena granične ekonomičnosti proizvodnje naftnih i plinskih bušotina. Ta metoda je učinkovita te zadovoljava zahtjeve industrije, no zbog razvoja nekonvencionalni ležišta, nekoliko DCA modela je predloženo od strane autora koji su matematički prenamijenili i unaprijedili originalnu Arpsovu formulu (1944.). Mišljenje da DCA metoda prati trend proizvodnje iz ležišta može dovesti do velikih pogrešaka ili neprimjenjivih rezultata. Taj trend bi najčešće bilo lako odrediti kada bi proizvodni parametri bili isključivo funkcija fizike ležišta i fluida. Međutim, krivulje proizvodnje imaju vrlo skokovita svojstva koja predstavljaju „šum“ u informaciji o padu proizvodnje. Ta svojstva najčešće su odraz ljudskog djelovanja na samom polju, zaustavljanju zbog radova na postrojenju, povećanju brzine protoka zbog trenutnih ekonomskih potreba, a ponekad i zbog nagle promjene u ležištu (poput naglog prodora fluida kroz heterogeni prostor ili poremećaja u strukturi više mjeseci ili godina nakon zahvata poput frakturiranja i sl.). U diplomskom radu je postavljena hipoteza kako se takav „šum“ može opisati stohastički, prema principima primijenjenim u financijskom svijetu, poglavito s naglaskom na primjene stohastičkog tj. slučajnog parametra na tzv. vremenske nizove (engl. *time series*) i da takav opis daje potpunije informacije u analizama pada proizvodnje. Ovakav opis može biti koristan u slučaju kad se razmatra mogućnost investicije u frakturiranje ili refrakturiranje ležišta, kad ne postoji dovoljan broj podataka za usklađivanje teoretske funkcije za pad proizvodnje s zabilježenim proizvodnim podacima. Diplomski rad se sastoji od:

1. **digitalizacije starih i publiciranih proizvodnih podataka**, uglavnom iz ležišta slabe propusnosti, pomoću kojih je izrađena
2. **baza podataka iz koje su podatci** lakši za obradu i traženje kako bi se na njima napravile

3. **analize krivulja pada proizvodnje** (ispitani su hiperbolički i eksponencijalni tip krivulje), na temelju kojih su rađene
4. **simulacije Monte Carlo metodom** (za svaki slučaj bar 100 simulacija) kako bi bilo moguće izraditi
5. **proračun sadašnje vrijednosti** (što je početni slučaj za usporedbu scenarija nakon frakturiranja)

2. METODOLOGIJA RADA

2.1. Analiza krivulja pada proizvodnje

U današnjoj ekonomskoj i energetske klimi koja prevladava u svijetu javlja se veliki interes za iskorištavanje nekonvencionalnih ležišta nafte i plina, ali zbog malog raspona povijesnih podataka proizvodnje postavlja se pitanje njihove ekonomske isplativosti. Postoji pet najvažnijih metoda koje se koriste za procjenu, kao što su: upotreba analognih podataka (kontinuirani niz nekih vrijednosti), volumetrijska metoda, analiza krivulja pada proizvodnje, metoda materijalnog uravnoteženja i niz simulacijskih metoda. Jedna od najučestalijih koja se koristi za procjenu buduće proizvodnje naftnih i plinskih ležišta je analiza krivulje pada proizvodnje (dalje u tekstu: DCA). Važnost ove metode leži u njezinoj jednostavnosti i predstavlja glavni alat ekonomske evaluacije isplativosti nekog ležišta u budućnosti. U suštini, DCA metoda predstavlja regresiju dostupnih povijesnih podataka proizvodnje iz nekog ležišta. Regresija se odnosi na svaki pristup modeliranju relacija između jedne ili više varijabli označene sa Y, te jedne ili više varijabli označene sa X, na način da takav model ovisi o nepoznatim parametrima procijenjena iz podataka, što u ovom slučaju predstavlja vrijeme izraženo u danima, mjesecima ili godinama te količina proizvodnje u zadanom vremenu izražena u m^3 . Interpretacija rezultata prije razvoja računala ostavljena je inženjerima i analitičarima, te je sam postupak procjene trajao duže nego što je to danas potrebno razvojem računala i programa. Problem koji se javlja kod računalne procjene je utjecaj netočnih podataka na konačno rješenje, obzirom da bi bilo preoptimistično pretpostavljati da će krivulja povijesnih podataka i buduće proizvodnje biti glatka u svim svojim točkama. Tome je tako jer sam tijek proizvodnje iz ležišta nije kontinuiran zbog povremenih zahvata na bušotinama potrebnih za povećanje proizvodnje ili iz remontnih razloga. Razvojem tehnologije, naftne kompanije su počele spremati i organizirati velike grupe podataka o proizvodnji i karakteristikama ležišta što je omogućilo zadržavanje DCA metode koja više ne predstavlja samo matematičko minimiziranje pogreške korelacijske funkcije već jedan od glavnih alata u naftnoj industriji za brze ekonomske procjene zbog jednostavnosti povezivanja s proračunom interne stope povrata i neto sadašnje vrijednosti.

2.1.1. Arpsove krivulje

Najjednostavnija DCA metoda utemeljena je od strane Arpsa koji je predložio hiperboličku funkciju sa tri parametra koja simulira krivulju pada proizvodnje. U Arpsovom modelu, tlak na dnu bušotine je stalan, kao i skin faktor dok je režim protjecanja fluida pod utjecajem konstantnog tlaka na vanjskoj granici ležišta. Arps je definirao tri osnovne matematičke funkcije koje opisuju krivulju pada proizvodnje te se temelje na empirijskim podacima. Tri osnovne općenite matematičke funkcije definirane od strane Arpsa su:

1. hiperbolički pad
2. eksponencijalni pad i
3. harmonijski pad proizvodnje

Osnovna formula za hiperbolični pad definirana je:

$$q(t) = \frac{q_i}{[1+bD_it]^{\frac{1}{b}}} \quad (2-1)$$

gdje q predstavlja proizvodnju u vremenu t , q_i je početna proizvodnja ($t=0$), D_i je faktor smanjenja proizvodnje, a b je eksponent pada krivulje. Ako je $b = 0$, funkcija pada je eksponencijalna, a ako je jednak 1 tada je funkcija harmonijska. Vrijednosti faktora b između 0 i 1 odgovaraju hiperboličnoj krivulji i uglavnom se koriste kod proizvodnih podataka iz konvencionalnih ležišta. Sukladno tome, jednadžba (2-2) se može pojednostavniti i napisati za eksponencijalni oblik ($b=0$) kao:

$$q(t) = q_i e^{-D_i t} \quad (2-2)$$

Za harmonijski pad, gdje je $b=1$ formula izgleda ovako:

$$q(t) = \frac{q_i}{[1+bD_it]} \quad (2-3)$$

Kumulativna proizvodnja za hiperbolički pad proizvodnje dana je kao:

$$G_p = \frac{q_{gi}}{(1-b)D_i} \left[1 - (1 + bD_i t)^{1-(\frac{1}{b})} \right] \quad (2-4)$$

dok je kumulativna proizvodnja za eksponencijalni pad proizvodnje dana kao:

$$G_p(t) = \frac{q_{gi}}{D_i} [1 - e(-D_i t)] \quad (2-5)$$

Iako rjeđe u literaturi, jednadžba se može opisati i pomoću omjera pada (engl. *loss ratio*):

$$b = \frac{-q}{\Delta q / \Delta t} \quad (2-6)$$

Te je pad proizvodnje tada:

$$q = q_i \exp(-\frac{t}{b}) \quad (2-7)$$

Iako je omjer pada recipročna vrijednost faktora smanjenja proizvodnje, faktor smanjenja proizvodnje se računa kao udio (postotak) promjene u vremenskoj jedinici, dok se omjer pada može dobiti kao omjer brzine proizvodnje (m^3/dan) i derivacije krivulje brzine proizvodnje i vremena (dq/dt). Zbog toga je faktor smanjenja proizvodnje pogodniji za predikciju buduće proizvodnje (jer ne predstavlja trenutnu promjenu proizvodnje, nego promjenu u nekom duljem periodu, tj. danima, mjesecima ili godinama). (Vulin 2017). Kao što je već navedeno, Arpsova formula pretpostavlja protok kojim dominiraju granice ležišta, gdje je $b < 1$. Međutim, u slabopropusnim nekonvencionalnim ležištima prijelazni protok (engl. *transient flow*) uglavnom se javlja na početku proizvodnje i može potrajati i duže od nekoliko godina, što nije slučaj u konvencionalnim ležištima. Zbog toga, vrijednosti faktora b mogu biti veće od 1, što dovodi do netočne procjene, te je potrebno modificirati Arpsovu jednadžbu. Proteklih godina mnogo se autora i istraživača bavilo navedenim problemom, te su objavljeni mnogi radovi koji pokušavaju povezati proizvodnju i karakteristike nekonvencionalnih ležišta sa Arpsovom formulom kako bi se ona mogla primijeniti i na njih. Neke

od metoda koje su proizašle iz Arpsovih jednažbi su: PLE metoda (engl. *power law model*), LGM (engl. *logistic growth model*), modificirani hiperbolički model i Doung metoda.

2.1.2. Modificirani hiperbolički model

Arpsov model je prvenstveno osmišljen za ležišta gdje dominira protok pod utjecajem tlaka na vanjskoj granici ležišta (eng. *boundary dominated flow*), koji se javlja u ležištima srednje do visoke propusnosti (konvencionalna ležišta nafte i plina). Međutim, kod nekonvencionalnih ležišta poput plina iz slabopropusnih pješčenjaka dominira protok pod utjecajem fraktura i rijetko se javlja ustaljeni protok. Paralelno s tim, za $b \geq 1$ Arpsove krivulje dovode do nerealistične procjene prosječnog vremena potrebnog za oporavak bušotine (Lee, Sidle, 2010.). Hiperbolična krivulja pada primjenjuje se u ranom stadiju, a nakon što krivulja pada dosegne određenu vrijednost, primjenjuje se eksponencijalni model. Ovaj proces bi trebao biti postignut korištenjem kompjuterskog programa koji bi procijenio točku promjene, a to je točka kod koje je vrijednost pada manja od određenog limita koji je često 5%. Robertson (1988.) je spajanjem ove dvije formule (2-7) i (2-4) definirao konačnu za modificirani hiperbolički pad proizvodnje da ne bi bilo potrebe mijenjati proračun između dvije formule. Izraz glasi:

$$q = q_i \frac{(1-\beta)^N e^{-at}}{(1-\beta e^{-at})^N} \quad (2-8)$$

gdje su a , b i vrijednost N pozitivne konstante. Važno je za napomenuti da kada $\beta \rightarrow 1$, tada jednažba postaje jednaka jednažbi (2-4), a kada $N \rightarrow \infty$ jednažba (2-8) jednaka je jednažbi (2-7). Drugi način za izraditi modificirani hiperbolički model postavljen je od strane Seshadria i Mattara (2010.) gdje hiperbolički pad krivulje proizvodnje u ranom vremenu prelazi u eksponencijalni u kasnom vremenu pretpostavljajući predodređeni faktor smanjenja proizvodnje D , koji kada se postigne prebacuje iz jednog oblika krivulje u drugi. Ekvivalent modificiranom hiperboličkom modelu može se zapisati kao:

$$q(t) = \begin{cases} q_i(q + bD_1 t)^{-\frac{1}{b}}; (D < D^*) \\ q_i e^{-D_2 t}; (D \geq D^*) \end{cases} \quad (2-9)$$

gdje je q_i početna proizvodnja, a D_1 i D_2 su faktori odstupanja. Meyet et al. (2013.) su kazali da odabir vrijednosti D može biti iskustveno određeno i da nema fizičku osnovu.

2.1.3. PLE model

Kao što je spomenuto u poglavlju 2.1. Arps je također predstavio omjer pada kao što je prikazano u formuli (2-6). Kada je b konstanta, koristi se eksponencijalni model (2-7). Autor Ilk (2013.) predstavio je drugačiji pristup za definiranje parametra b :

$$b = D_{\infty} + D_1 t^{-(1-\hat{n})} \quad (2-10)$$

gdje su D_{∞} ; D_1 ; faktori smanjenja proizvodnje u beskonačnom i početnom vremenu, a $\hat{n}$ je koeficijent vremena. Fizička interpretacija formule kaže da omjer pada može se opisati padajućom potencijском funkcijom s konstantnim ponašanjem u kasnom vremenu proizvodnje Uvrštavanjem jednadžbe (2-10) u jednadžbu (2-6), te integriranjem sljedeća vrijednost proizvodnje je derivirana i glasi:

$$q(t) = \hat{q}_i e^{[-D_{\infty}t - \hat{D}_i t^{\hat{n}}]} \quad (2-11)$$

gdje $\hat{q}_i$ vrijednost “odsječka”, $\hat{D}_i$ faktor smanjenja proizvodnje, D_{∞} faktor smanjenja proizvodnje u beskonačnom vremenu, i $\hat{n}$ kao eksponent vremena. Parametri D_1 i $\hat{D}_i$ su definirani kao:

$$\hat{D}_i = \frac{D_1}{\hat{n}} \quad (2-12)$$

Model definiran jednadžbom (2-11) naziva se „*Power Law Exponential Decline*“ model i temelji se na Arpsovim krivuljama proizvodnje i koristi eksponencijalnu krivulju da bi aproksimirao krivulje proizvodnje. Model je napravljen isključivo za plin iz slabopropusnih pješčenjaka. PLE model ima varijable viška na koje treba računati u prijelaznom i granicama dominantnom protoku. Četiri nepoznanice u ovom modelu $\hat{q}_i, \hat{D}_i$, D_{∞} i $\hat{n}$ mogu uzrokovati mnogo stupnjeva slobode korištenjem stvarnih podataka što može biti nepraktično Postoji mnogo metoda za riješiti PLE

model i nekoliko rješenja je prihvatljivo. Na primjer, interpolacija algoritama može se napisati korištenjem tehnike regresije kao klasična metoda najmanjih kvadrata. McNeil et al. (2009.) su pokazali da PLE model paše proizvodnji u prijelaznom i BDF područjima bez hipersenzitivnosti procjene ostatka rezervi.

2.1.4. Prošireni eksponencijalni model

Da bi izbjegli zamke Arpsovog modela i iskoristili jednostavniji pristup većoj količini proizvodnih podataka, Valko (2009.) te Valko i Lee (2010.) postavili su proširenu eksponencijalnu metodu u kojoj pretpostavljaju da vrijednost proizvodnje zadovoljava prošireni oblik eksponencijalne krivulje:

$$\frac{dq}{dt} = -n(t/\tau)^n \frac{q}{t} \quad (2-13)$$

Integriranjem formule dolazi do izraza:

$$q = q_i e^{-\left(\frac{t}{\tau}\right)^{\hat{n}}} \quad (2-14)$$

gdje je t karakteristična konstanta vremena, a $\hat{n}$ je eksponent. Valko i Lee (2010.) su spomenuli da prirodna interpretacija ovog modela je zapravo krivulja proizvodnje određena velikim brojem volumena. Svi ti volumeni imaju eksponencijalni pad, ali sa specifičnom distribucijom vremena t . Da bi se došlo do formule (2-13) za ovaj model, potrebno je riješiti nelinearnu jednadžbu (2-15) i pronaći nepoznate parametre:

$$\frac{\left[\frac{1}{n}\right] - \left[\frac{1}{n'}\left(\frac{24}{\tau}\right)^n\right]}{\left[\frac{1}{n}\right] - \left[\frac{1}{n'}\left(\frac{12}{\tau}\right)^n\right]} = r_{21}, \frac{\left[\frac{1}{n}\right] - \left[\frac{1}{n'}\left(\frac{36}{\tau}\right)^n\right]}{\left[\frac{1}{n}\right] - \left[\frac{1}{n'}\left(\frac{12}{\tau}\right)^n\right]} = r_{31}, \quad (2-15)$$

gdje su r_{21} i r_{31} kumulativni odnosi za dvije i tri godine, $\Gamma(t)$ i $\Gamma(s, x)$ su gama i nedovršena gama raspodjela definirane kao:

$$\Gamma(t) = \int_0^\infty x^{t-1} e^{-x} dx \quad (2-16)$$

$$[(s, x) = \int_x^\infty t^{s-1} e^{-t} dt \quad (2-17)$$

Akbarnejad-Nesheli i et al. (2012.) su pokazali da ovaj model ima prednosti za kombiniranje konkavnih i konveksnih dijelova krivulje pada. Zuo et al. (2016.) su također dokazali da ovaj model omogućava opisivanje prijelaznog protoka, više nego protok dominiran granicama ležišta i zahtjeva dugi period proizvodnje (>36 mjeseci) kako bi se parametri t i n točno procijenili. Također, ovaj oblik modela zahtjeva rješavanje kompliciranih nelinearnih jednadžbi za određivanje nepoznatih parametara kako je prikazano jednadžbom (2-15).

2.1.5. Duong model

Duong model je razvijen isključivo za potrebe frakturiranih slabopropusnih plinskih ležišta. Model pretpostavlja da se gustoća fraktura u bušotini tokom vremena povećava zbog promjene tlaka, odnosno diferencijalnog tlaka na dnu bušotine te padu tlaka u bušotini koji se javlja tijekom linearnog protoka. Kumulativna i normalna proizvodnja pomoću Duong metode može se izraziti kao:

$$q = q_1 t^{-m} e^{\frac{a}{1-m}(t^{1-m}-1)} \quad (2-18)$$

$$G_p = \frac{q_1}{a} e^{\frac{a}{1-m}(t^{1-m}-1)} \quad (2-19)$$

gdje q_1 predstavlja vrijednost proizvodnje na prvi dan, t je vrijeme u danima, a a i m su konstante za dani set podataka, koje su derivirane na log-log dijagramu. Na osi y nalaze se vrijednosti q/G_p naspram osi x na kojoj su vrijednosti vremena izraženog u danima:

$$\frac{q}{G_p} a t^{-m} \quad (2-20)$$

Vrijednosti a i m su uglavnom određene iz log-log dijagrama. Jednom kada su vrijednosti a i m definirane, na dijagramu vrijednosti t (a , m) naspram vremena može se konstruirati pravac s koeficijentom smjera koji najbolje odgovara krivulji. Kanfar i Wattenbarger (2012.) su pokazali da

je ova metoda preciznija za linearni protok i bilinearно-linearни protok. Meyet et al. (2013.) su dokazali da procijenjeno vrijeme oporavka ležišta najmanje varira kod Doung metode i PLE.

2.1.6. Logistic growth model

LGM model je jednom korišten od strane Spencera i Coulombea (1966.) da bi izračunali ponovni rast jetre kod miševa koja je bila smanjena na 1/3 svoje veličine. Dokazano je da se jetra hiperbolički regenerira. Clark je primijenio njihovo istraživanje i model na plin iz slabopropusnih pješčenjaka sa iznimno malom propusnošću i razvio „*Logistic growth model*“ kao empirijsku metodu procjene buduće proizvodnje plina. Kumulativna proizvodnja ovog modela je na maksimalnoj vrijednosti kapaciteta i kada se dosegne navedena vrijednost više nema rasta. Kumulativna proizvodnja je izračunata sljedećom jednađbom:

$$Q(t) = \frac{Kt^n}{\hat{a} + t^n} \quad (2-21)$$

gdje je Q kumulativna proizvodnja, K je nosivi kapacitet, a je konstanta od t_n , n je hiperbolički eksponent, a t je vrijeme u danima. Vrijednost proizvodnje ovom metodom dobije se rješavanjem diferencijalne jednađbe (2-20):

$$q(t) = \frac{dQ}{dt} = \frac{Kn\hat{a}t^{n-1}}{(\hat{a} + t^n)^2} \quad (2-22)$$

K može biti procijenjen volumetrijskom metodom ili podudaranjem krivulja. n ima vrijednosti između 0 i 1 i određuje oblik krivulje. Relevantni parametri (K , n i a) mogu se dobiti optimizacijom parametra numeričkim primjerom (npr. metoda najmanjih kvadrata) ili linearnim jednađbama i konstrukcijom dijagrama.

2.1.7. Produženi eksponencijalni model

Zhang (2016.) je pomoću Fetkovicheve jednadžbe (1980.) za eksponencijalni oblik krivulje pada proizvodnje došao do nove proširene formule za eksponencijalni pad koja je korištena na nekonvencionalnim ležištima plina u Eagle Fordu. Fetkovichev oblik eksponencijalne krivulje može se zapisati kao:

$$q = q_0 e^{-at} \quad (2-23)$$

gdje se koeficijent a računa pomoću empirijske formule:

$$a = \beta_l + \beta_e e^{-t^n} \quad (2-24)$$

gdje su β_l, β_e konstante, te uvrštavanjem jedne formule (2-22) u drugu (2-23) dobije se:

$$\frac{\ln \frac{q}{q_0}}{t} = \beta_l + \beta_e e^{-t^n} \quad (2-25)$$

Ova nova metoda se naziva „*Produžena eksponencijalna metoda krivulje pada proizvodnje*“. Zhang je ovaj model usporedio s Arposvim i proširenim eksponencijalnim modelom, zajedno sa numeričkim simulacijama. Usporedba modela je pokazala da u ovom modelu projekcije buduće proizvodnje se podudaraju s povijesnim podacima nekog ležišta. Autori su također testirali model na 85 bušotina plina kod slabopropusnih pješčenjaka prije nego korištena u stvarnosti. Jedna od prednosti ovog modela je da su dva nova parametra β_l, β_e jednom kada su ispravljani pomoću poznatih vrijednosti proizvodnje, mogu obuhvatiti oba profila proizvodnje, rani prijelazni dio i kasni tijek. U ranom prijelaznom periodu kada dominira i takav protok faktor $\beta_e e^{-t^n}$ je dominantniji, a s prolaznošću vremena on gubi svoj utjecaj i faktor β_l postaje dominantniji. To znači da nije potrebno rješavati dva seta jednadžbi kao što je to potrebno kod „*Modificiranog hiperboličkog modela*“ prikazanog jednadžbom (2-8). Kratki pregled svih navedenih metoda nalazi se u tablici 2-1.

Tablica 2-1 Pregled svih metoda za konstrukciju krivulje pada proizvodnje

INDEKS	NAZIV MODELA	GODINA	IZRAZ KRIVULJE PADA
1	Arps	1945	$q(t) = \frac{q_i}{[1 + bD_it]^{\frac{1}{b}}}$
2	Modificirani hiperbolički model	1988	$q(t) = \begin{cases} q_i(q + bD_1t)^{-\frac{1}{b}}; (D < D^*) \\ q_ie^{-D_2t}; (D \geq D^*) \end{cases}$
3	PLE model	2008	$q(t) = \hat{q}_t e^{[-D_\infty t - \bar{D}_t \hat{t}^{\hat{n}}]}$
4	Prošireni eksponencijalni model	2009	$q = q_i e^{-\left(\frac{t}{\tau}\right)^{\hat{n}}}$
5	Doung model	2011	$q = q_i t^{-m} e^{\frac{a}{1-m}(t^{1-m}-1)}$
6	Logički model rasta	2011	$q(t) = \frac{dQ}{dt} = \frac{Kn\hat{a}t^{n-1}}{(\hat{a} + t^n)^2}$
7	Produženi eksponencijalni model	2016	$\frac{\ln \frac{q}{q_0}}{t} = \beta_l + \beta_e e^{-t^n}$

2.2. Ekonomski proračun

Prilikom donošenja investicijske odluke koriste se različite metode ocjene rentabilnosti projekta. Korištenjem tih metoda dobivaju se rezultati koji daju ocjenu određenog projekta i njegovu isplativost. Pri tome je temelj svake procjene novih zahvata (investicija) proračun čiste sadašnje vrijednosti (skraćeno NPV) i interna stopa rentabilnosti (skraćeno IRR) za praćenje protoka novca. Obje se metode smatraju metodama diskontiranog protoka novca zato što u procjenu kapitalnog investicijskog projekta uračunavaju vremensku dimenziju vrijednosti novca i obje se temelje na negativnom protoku novca, prihodu i "stagnirajuće vrijednosti" (bez protoka novca).

2.2.1. NPV

Neto sadašnja vrijednost je investicijska metoda koja sugerira investitoru hoće li investicija postići zadani cilj nakon početne investicije, tj. kapitalnih ulaganja i novih prihoda i troškova nastalih nakon ulaganja. NPV također kvantificira prilagodbu početnoj investiciji potrebnoj za postizanje ciljnog prinosa ako pretpostavimo da je sve ostalo isto. Ovaj pokazatelj računa se kao suma diskontiranih vrijednosti razlike budućih primitaka i izdataka (diskontirani čisti tijekom gotovine) umanjenih za inicijalno ulaganje. Te vrijednosti se još zovu i sadašnja vrijednost (engl. *Present Value*, *PV*), a njihova suma u periodu od interesa čini NPV. Kod uspoređivanja različitih ulaganja boljim se smatra ono s većom sadašnjom vrijednošću. Ukoliko se ulaganja razlikuju po veličini, njihove isplativosti uspoređuju se tako da se njihove sadašnje vrijednosti dijele s visinom ulaganja. Formalno, neto sadašnja vrijednost je jednostavno zbroj gotovinskih tokova (C) za svako razdoblje (i) u razdoblju držanja (N), diskontiran po traženoj stopi povrata ulagača (d) kao što je i prikazano u formuli (2-26):

$$NPV = \sum_{i=1}^{N_y} \frac{CF_i}{(1+d)^i} - 1 \quad (2-26)$$

2.2.2. IRR

Interna stopa rentabilnosti investicije predstavlja postotak koji govori koliko će se zaraditi na uloženoj vrijednosti u nekom promatranom razdoblju. Promatrano razdoblje može biti izraženo u kvartalima, polugodištima ili na godišnjim ili višegodišnjim razinama. To je diskontna stopa koja sadašnju vrijednost svodi na nulu. To znači da je diskontirana vrijednost budućeg čistog tijeka gotovine uz primjenu te stope jednaka visini ulaganja. Ova stopa uspoređuje se s cijenom kapitala, tj. kamatnom stopom uz koju se dobivaju sredstva za ulaganje (kredit). Ako se uspoređuju različiti projekti, boljim se smatra onaj s većom internom stopom rentabilnosti. Matematički gledano, IRR funkcija se može izračunati iterativnim postupkom postavljanja NPV funkcije na vrijednost nula promjenom varijable IRR-a.

2.2.3. Usporedba IRR i NPV

NPV određuje zarađuje li projekt više ili manje od željene stope povrata (koja se još naziva i minimalnom prihvatljivom stopom povrata) i dobar je ako se želi ustanoviti hoće li projekt biti profitabilan. IRR ide korak dalje od NPV-a i njime se ustanovljuje specifična stopa povrata za projekt. I NPV i IRR rezultati služe kao temelj za usporedbu razmatranih projekata i pridonose odabiru najboljeg projekta za poslovanje.

2.2.4. Procjena investicije

Kao što je već rečeno, važnost procjene buduće proizvodnje iz ležišta nekom od analiza olakšava kompanijama povezivanje proizvodnje s ekonomskom dobiti i isplativosti samog ulaganja. Kako su cijene energenata na tržištu volatilne i ovise o mnogim faktorima od kojih većina nije logičke prirode pored determinističkih metoda koje daju jednu egzaktnu vrijednost, mogu se primijeniti različite statističke metode koje daju procjenu vjerojatnosti nekog scenarija. Osim cijena energenta na konačnu dobit utječu i drugi faktori, poput ukupne investicije, te iznosa operativnih troškova. Struktura troškova izrade bušotina temeljena je na njihovoj podjeli na kapitalne (engl. *Capital Expenditures* – CAPEX) troškove u koje spadaju operacije koje prethode proizvodnji poput bušenja, opremanja i postavljanja proizvodnog postrojenja. Drugi troškovi su

operativni (engl. *Operating Expenditures – OPEX*) i oni označavaju konstantna izdavanja na mjesečnoj razini potrebna da bi se omogućila proizvodnja, poput plaća radnicima, troškovi stimulacija bušotina poput frakturiranja, EOR-a itd. Darugar i ostali (2016.) su u svom članku dali pregled troškova dvaju ležišta u Americi, te se ukupna dobit može izraziti kao razlika između bruto dobiti (umnožak proizvodnje i cijene energenta) i troškova nastalih prije proizvodnje (izrada gradilišta, bušenje, stimulacije, opremanje i napuštanje i tokom proizvodnje (transport, porez, metode pridobivanja). Oni su došli do vrijednosti od 85000 do 125000\$ za frakturiranje po nivou i prosječnoj duljini, i iznosu početne investicije kod nekonvencionalnih ležišta od 4,5 milijuna dolara do 8,5 milijuna dolara. Isplativost investicije i projekta najbolje se opisuje prethodno objašnjenim formulama za neto sadašnju vrijednost. Većina projekata u radu je ekonomski neisplativa, što i potvrđuju različiti znanstveni članci koji preispituju isplativost nekonvencionalnih plinskih ležišta u Americi, gdje se došlo do zaključka kako je potrebno stalno bušiti nove bušotine kako bi se proizvodnja održala na prihvatljivom nivou.

2.3. Baza podataka

Pošto se u diplomskom radi s velikim brojem podataka koji se mogu tumačiti interpolacijskim tj. ekstrapolacijskim, stohastičkim (Monte Carlo) i drugim metodama, poput računalnih neuronskih mreža (engl. *Artificial Neural Network*, ANN), metodama neizravne logike (engl. *Fuzzy Logic*, FL) i sl., prikladno je bilo razmatrati problem kao tzv. problem velikog broja podataka (engl. *Big Data*), pri čemu je preporučljivo odmah planirati bazu podataka. Jedna definicija pojma *Big Data* jest: Veliki podatci predstavljaju pojam koji opisuje veliki volumen podataka svakodnevno uključen u neko poslovanje (SAS, What is big data). Ti podatci mogu biti strukturirani i nestrukturirani. Nije važna količina podataka, nego ono što organizacija radi s važnim podacima. Veliki podatci se analiziraju kako bi se došlo do boljih odluka i strateških poslovnih poteza.

Pošto je dizajn baze mukotrpan posao, koji ne završava uvijek cjelovitim rješenjem za neku kompaniju, u sklopu diplomskog rada izrađena je MongoDB baza, zbog fleksibilnosti koja omogućuje:

- a) lak i brz pristup bez obzira na unose s različitim vrstama i brojem parametara
- b) jednostavnu migraciju u slučaju proširivanja baze i korištenja u nekim budućim projektima

Radi daljeg pojednostavljenja (nije potrebno instalirati MongoDB server), ali i funkcionalnosti, kreiran je račun na servisu mlab.com te je tako bazi moguće pristupiti istovremeno s više računala.

Postupak definicije baze je sljedeći:

- a) kreiranje računa za mLab
- b) upis nove baze podataka
- c) povezivanje s novom bazom podataka
- d) učitavanje ili upisivanje/ažuriranje podataka

Pri tome je bitno razlučiti logiku i terminologiju između tabličnih relacijskih i MongoDB (Tablica 2-2)

Tablica 2-2 Usporedba pojmova u SQL bazama i u MongoDB bazama

SQL pojmovi/koncepti	MongoDB pojmovi/koncepti
database	database
table	collection
record	document or BSON document
column	field
index	index
table joins	\$lookup, embedded documents
primary key	primary key

Postupak prikupljanja i arhiviranja podataka se dakle sastojao od:

- (1) digitalizacije podataka iz publikacija (Rohatgi, 2018. WebPlotDigitizer)
- (2) spremanja i inspekcije podataka u MS Excelu
- (3) učitavanja MS Excela u Pandas DataFrame unutar Python (3.7) okruženja (McKinney, (2015). pandas: Python data analysis library
- (4) definicije svakog seta podataka (tip polja i osnovni podatci o polju te tablične proizvodnje, tlakovi itd.)

Vezano uz definiciju seta podataka, za bazu se priprema dvije tablice, od kojih je jedna općenite definirane strukture, kao što je prikazano u tablici 2-3 i druga u kojoj su svi stupci uvijek jednaki, tablica 2-4. Podatci u tablici 2-4 su rigoroznije strukturirani, i u tom obliku bi ih bilo moguće pohraniti u klasičnu SQL bazu podataka, međutim svaka promjena u strukturi bi predstavljala problem i redizajn baze. Skupina podataka iz tablice 2-3 te skupina podataka iz tablice 2-4 su pohranjene u MongoDB kao jedan dokument, što u SQL bazi nije lako izvedivo. Također, kasnije su neki stupci iz tablice 2-4 izbačeni, što ponovno nije predstavljalo problem.

Tablica 2-3 Primjer tablice s podacima o tipu polja i osnovnim podacima

referenca	Bhattacharya, S. and Nikolaou, M., 2013. Analysis of production history for unconventional gas reservoirs with statistical methods. SPE Journal, 18(05), pp.878-896.Engineers.	
slika	Fig 2	
tip fluida	plin	
tip krivulje	qg	trenutna proizvodnja
frac	-	
waterflood	-	
EOR	-	
ime polja	Holly Branch, well 9	East Texas
propusnost	0.1 mD	nekonvencionalno polje
Oznaka	O1D	

Tablica 2-4 Primjer tablice s podacima o proizvodnji (MS Excel)

DATUM	t_(god)	t_(mj)	t_(dan)	qo_(m3/dan)	qo_(bbl)	GP_(m3)
Feb-00	0.10	1	3	1115.6	9356	1116
Mar-00	0.23	3	7	996.1	8353	2112
Apr-00	0.29	3	9	941.2	7893	3053
May-00	0.38	5	12	1360.4	11409	4413
Jul-00	0.58	7	17	1419.5	11904	5833
Aug-00	0.64	8	19	1545.4	12961	7378
Sep-00	0.75	9	23	1658.9	13912	9037

U dodatku 8.1. dan je jedan od prikaza iz izrađene baze podataka.

2.4. Monte Carlo simulacija volatilnosti proizvodnih podataka

Analizom vremenskih serija podataka mogu se opaziti nasumične promjene promatranih parametara tokom vremena, kao i moguće realizacije podataka ovisnih o vremenu. Slučajni pomaci (engl. *Random Walk*) mogu se karakterizirati geometrijskim Brownovim gibanjem, koje pretpostavlja da je dio promjene promatrane vrijednosti normalno distribuiran u vremenu. Kako je ovo Markovljev proces, analiza parametara koje utječu na cijenu je irelevantna, iz razloga što je *Random Walk* pod utjecajem jedino početne vrijednosti varijable. Ako je varijabla cijena, Brownovo gibanje može se izraziti kao:

$$\ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) \sim \Phi\left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right)T, \sigma\sqrt{T} \quad (2-27)$$

Geometrijsko Brownovo gibanje podrazumijeva vraćanje slučajnih brojeva u prirodni logaritam kako njihove vrijednosti ne bi pale ispod nule. Prirodni logaritam cijena u vremenu t (S_t) podijeljen s cijenom u prethodnom vremenu (S_{t-1}) je kontinuirano računata vrijednost povrata na računatoj frekvenciji (*konst.* Δt). Približno se radi o normalnoj distribuciji (Φ , označava normalnu distribuciju) sa srednjom vrijednosti $\left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right)T$, tzv. općeg trenda (μ , engl. *drift*) kojoj je oduzeta polovina varijance (σ^2). Volatilnost (σ) se može interpretirati kao standardna devijacija promjene u cijeni dionice u jednoj godini, mjesecu, danu ili satu – ovisno o podjeli vremenskih serija. Standardna devijacija promjene u cijeni dionice raste približno s drugim korijenom vremena. Brownovo gibanje može se smatrati normalnim difuzijskim procesom. Jednostavna primjena ove metode nalazi se u Monte Carlo simulaciji koja uključuje determinističke i stohastičke komponente. Monte Carlo metoda je probabilistički računalni algoritam u kojem se vrijednost jedne ili više slučajnih varijabli zadaje funkcijom gustoće, a kojem je cilj predvidjeti sve moguće ishode procesa na koji je primijenjen te vjerojatnosti njihovog pojavljivanja (Milić i Masle, 2013.)

$$\ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) = \alpha + z_t\sigma \quad (2-28)$$

Deterministička komponenta α uzeta je kao konstantni dio jednadžbe, dok su $z_t\sigma$ definirani kao “nasumični šok” i njihova je volatilnost više puta pomnožena s nasumičnom varijablom z_t . Izraženo od trenutka $t=0$, s cijenama u zadanom trenutku S_0 , jednadžba se može zapisati kao:

$$S_t = S_0 e^{at + z_t \sigma} \quad (2-29)$$

“Drift” se može izraziti kao vrijednost promjene početne cijene S_0 kada je stohastički dio jednak nuli, odnosno kada je $z_t \sigma = 0$:

$$drift = S_0 \mu \cdot dt \quad (2-30)$$

Promjena cijene (povrat) jednaka je:

$$dS = S_i - S_{i-1} \quad (2-31)$$

Nesigurnost (engl. *uncertainty*) može se zapisati kao:

$$uncertainty = dS - drift \quad (2-32)$$

Stohastički dio tada je:

$$z_t = \frac{uncertainty}{S_{i-1} dt^2} \quad (2-33)$$

Koristeći programski jezik Python s instaliranim datotekama Pandas, NumPy i SciPy moguće je isprogramirati funkciju geometrijskog Brownovog gibanja.

Ipak, kako se radi o različitim vremenskim periodima (različitim redovima veličina vremena) u kojima su rađene analize i ekstrapolacije proizvodnje, uračunavanje volatilnosti cijena ne bi bilo dosljedno, jer se volatilnost razlikuje, ovisno o vremenskom koraku (sat, dan, mjesec, godina) i ovisno o razdoblju u kojem se razmatra cijena nafte i plina, jer su neki skokovi u cijenama matematički neopisivi.

Za potrebe uračunavanja nestabilnosti proizvodnje, koristio se princip geometrijskog Brownovog gibanja, uz pretpostavku normalne raspodjele odstupanja proizvodnje od određene krivulje smanjenja proizvodnje. Tada se simulirana krivulja određuje po sljedećem postupku:

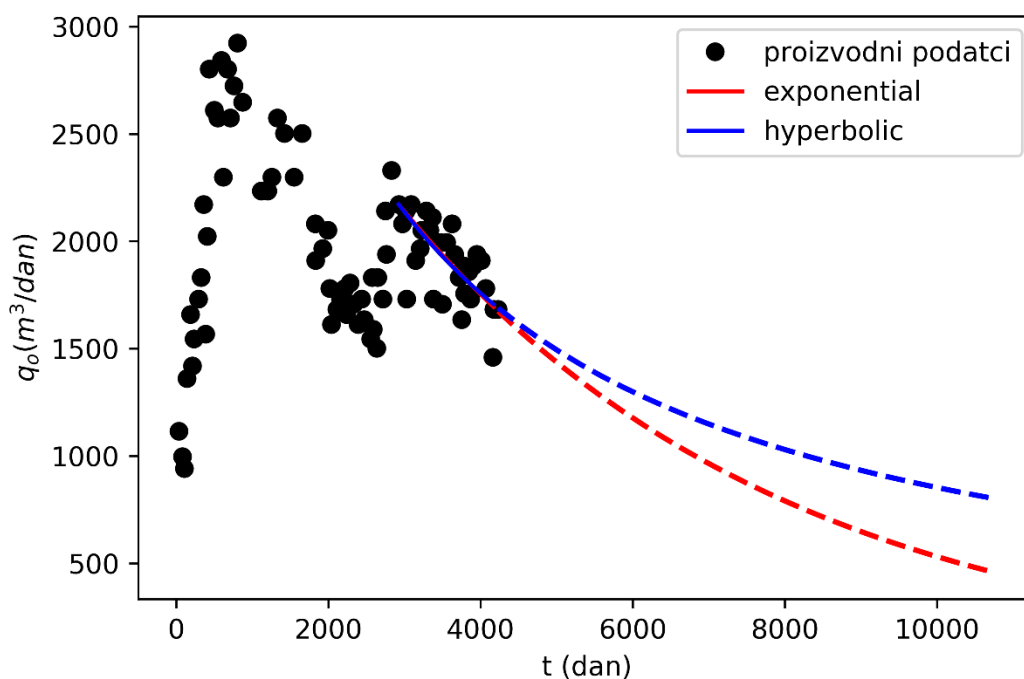
1. odredi se trend krivulje pada proizvodnje (hiperbolički ili eksponencijalni)
2. testira se centralna vrijednost i varijanca odstupanja dostupnih podataka od krivulje pada proizvodnje

3. po zadanim parametrima centralne vrijednosti i varijance odstupanja generira se slučajnim brojem (po normalnoj raspodjeli) u svakoj simuliranoj točki proizvodnje odstupanje od krivulje pada

Jedna takva krivulja sama za sebe ne pridonosi analizi, ali je na ovaj način moguće simulirati krivulju pada npr. 100 puta, i tada se može odrediti za svako zadano vrijeme percentil tj. vjerojatnost da proizvodnja bude iznad određene vrijednosti. Prikladno, analizirali su se P10, P50 i P90 percentili, pri čemu P90 predstavlja prilično sigurnu vrijednost (90% vjerojatnost), tj. tzv. pesimističnu predikciju. Nakon što se izgenerira takav *snop* simuliranih krivulja pada proizvodnje, za svaku se računa sadašnja vrijednost, što predstavlja statističku procjenu određenog polja i momenta napuštanja gdje proizvodnja pada ispod ekonomskog limita. Za testiranje krivulja je izrađen računalni kod, kao i za prikaz simuliranih rezultata, tj. krivulja, pri čemu se pozadinski (tj. objektno) koristila klasa `OilEconomy.py`, izrađena za analize i simulacije u sklopu znanstveno-istraživačkog projekta ESCOM, financiranog od strane HRZZ i Fonda za Zaštitu Okoliša (escom.rgn.hr)

3. ULAZNI PODATCI I PRIPREMA PODATAKA

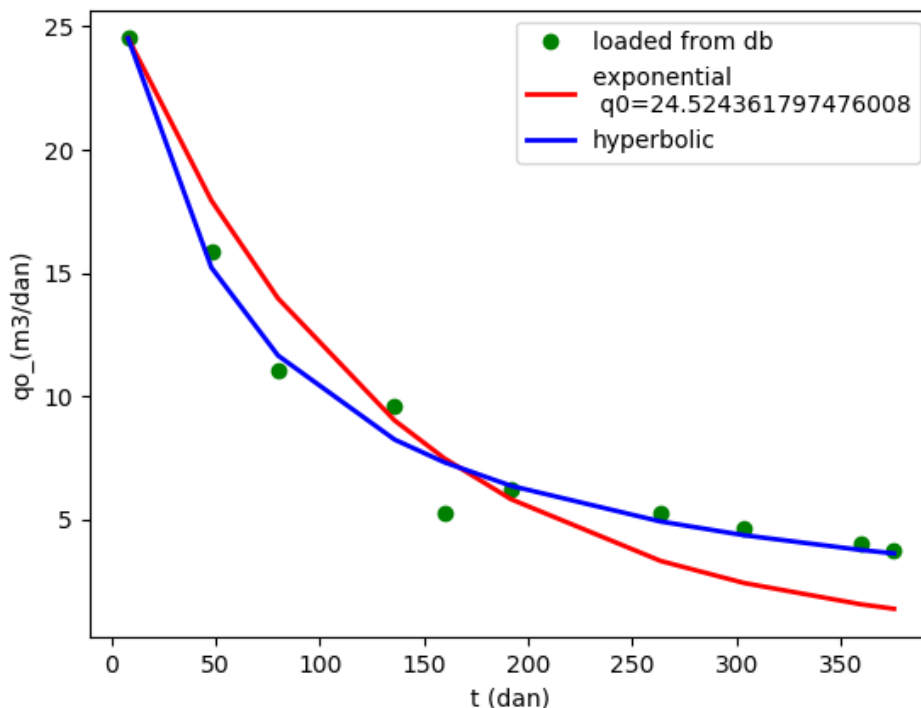
Ulazni podatci pronađeni su u literaturi i digitalizirani su pomoću Web Plot Digitizera (Rohatgi, 2018.). Prvi set podataka je od autora Ling i Zhang (2013.). Polje je naftno, a dodatne stimulacije polja poput frakturiranja, EOR-a i sl. nisu naznačene (slika 3-1). Proizvodnja je započela početkom 2000. godine, te se mogu primijetiti blage oscilacije u proizvodnji koja raste i pada do osmog mjeseca 2011. godine. U ožujku 2002. godine proizvodnja je iznosila 2924 m³/dan i taj podatak je uzet kao početna proizvodnja. Iterativnim rješavanjem opisanim u prethodnom poglavlju dobiju se podaci o D faktoru i početnoj proizvodnji da bi se mogla izračunati razlika između stvarne i proizvoljno odabrane proizvodnje.



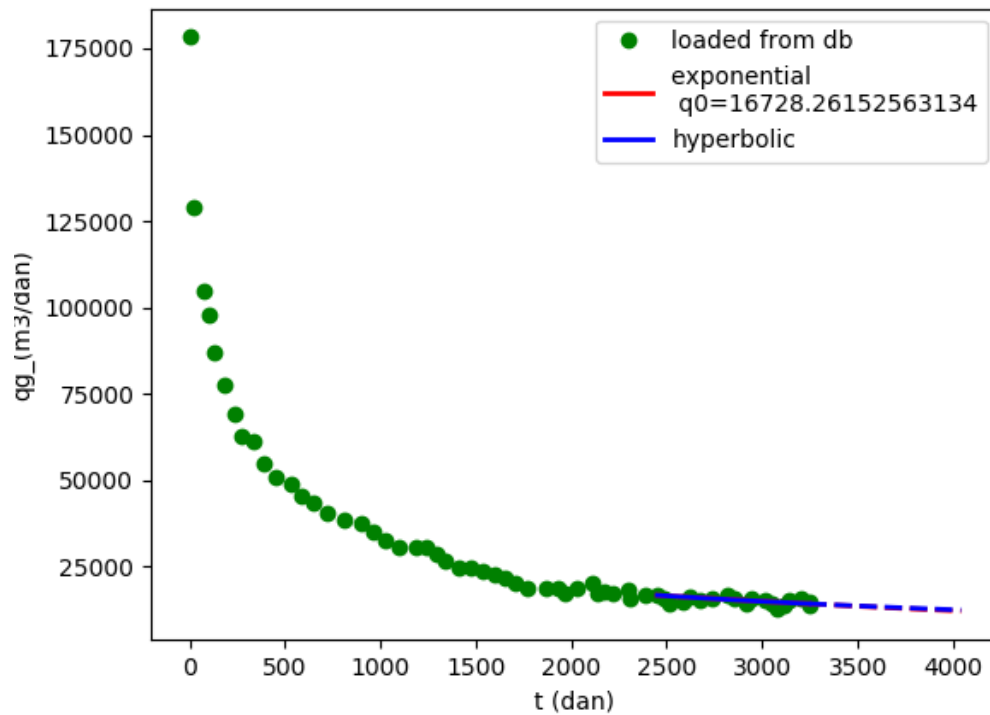
Slika 3-1. Povijesni podatci proizvodnje nafte iz ležišta 01D i buduće predviđanje kretanja proizvodnje

Ndong, Dutta i Burns (2013.) dali su podatke o proizvodnji polja s područja Bakken. To je naftno nekonvencionalno polje na kojem nije bilo nikakvih zahvata, barem ne u promatranom razdoblju. Proizvodnja je započela 2003. godine, te je zapravo dostupno jako malo podataka o proizvodnji kao što je i prikazano na slici (3-2). U studenom 2003. godine za ležište 02D (02)

proizvodnja je iznosila $6.2 \text{ m}^3/\text{dan}$ i taj podatak je uzet kao početna proizvodnja kod eksponencijalnog modela krivulje pada. Za ovaj primjer nije dostupno mnogo povijesnih podataka o proizvodnji te su time moguća velika odstupanja u procijenjenoj proizvodnji. Srednja vrijednost greške iznosi 0.10, dok D faktor dobiven iterativnim postupkom iznosi 0.03616. Za ovo ležište može se primijetiti da prijelazni protok traje manje od godinu dana, što nije mnogo s obzirom na to da se radi o nekonvencionalnom ležištu. Proizvodnja na nekonvencionalnom plinskom polju Pinedale opisanom na listu 02D (03) započela je 2009. godine te se radi o mladom polju čija je proizvodnja prikazana na slici (3-3). Za promatrano razdoblje na ležištu nije obavljeno frakturiranje i slični postupci stimulacija, već se radi samo o horizontalnim bušotinama. Početna proizvodnja odabrana je za vrijeme u lipnju 2014. godine i iznosila je $18755 \text{ m}^3/\text{dan}$.

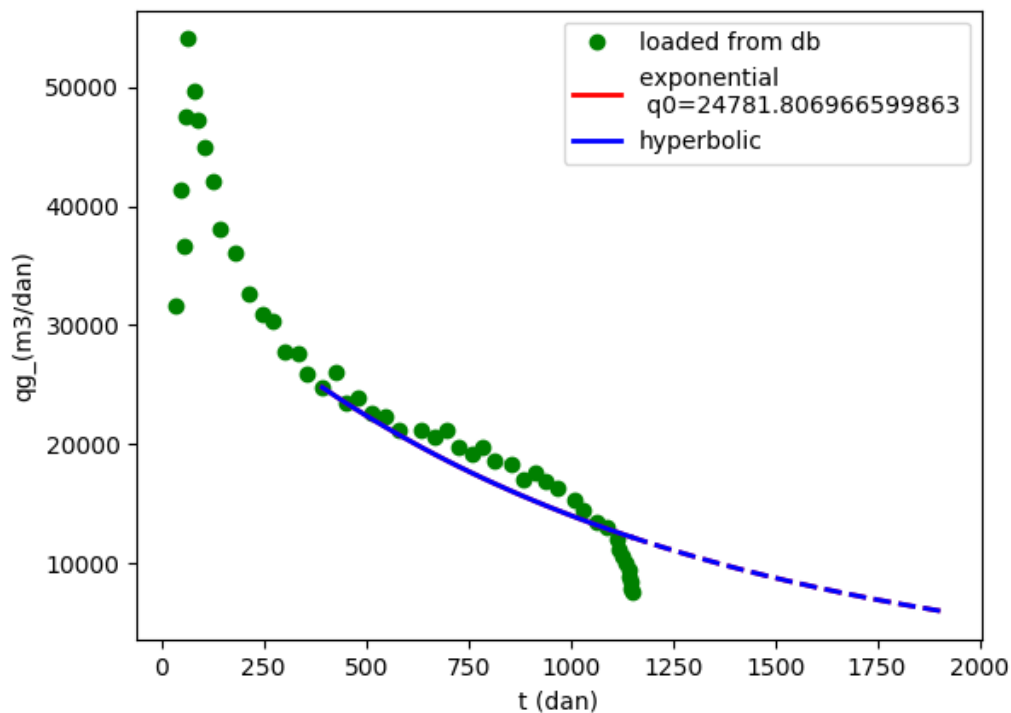


Slika 3-2. Povijesni podatci o proizvodnji nafte iz ležišta 02D (02) i buduće predviđanje kretanja proizvodnje



Slika 3-3. Povijesni podatci proizvodnje plina iz ležišta Pinedale i buduće predviđanje kretanja proizvodnje

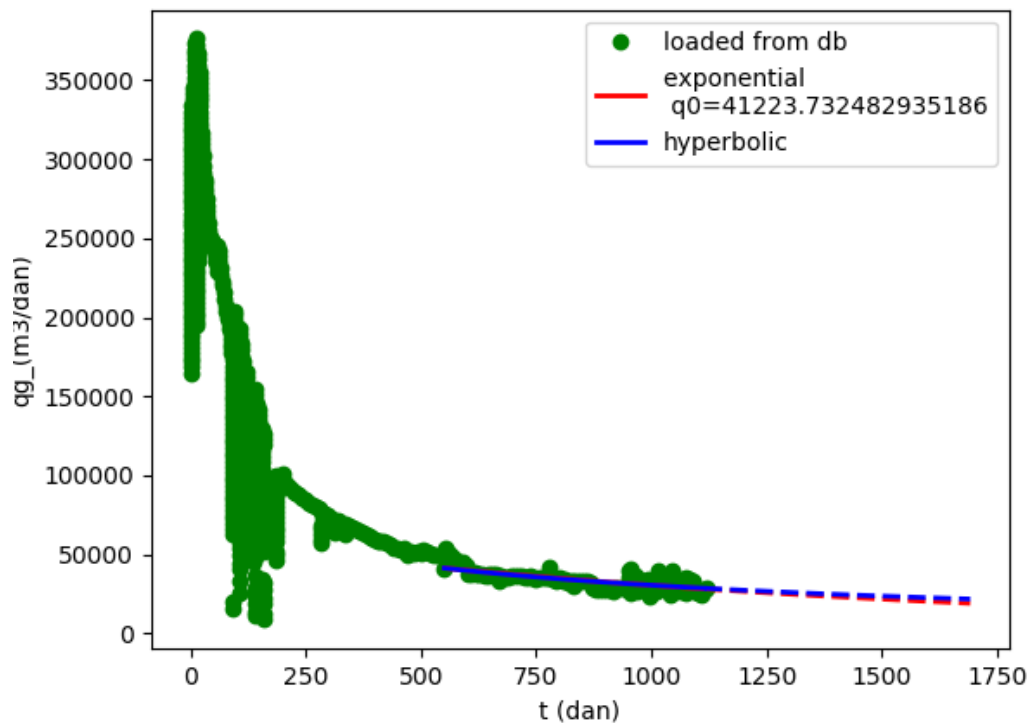
Baihly et al. (2010.) proučavali su proizvodnju iz nekonvencionalnog plinskog ležišta Barnett čija je proizvodnja započela 2000. godine. Također, na ležištu generalno nije primjenjivana nikakva dodatna stimulacija bušotina, kao što je i prikazano na slici (3-4)



Slika 3-4. Povijesni podaci proizvodnje plina iz Barnett ležišta i buduće predviđanje kretanja proizvodnje

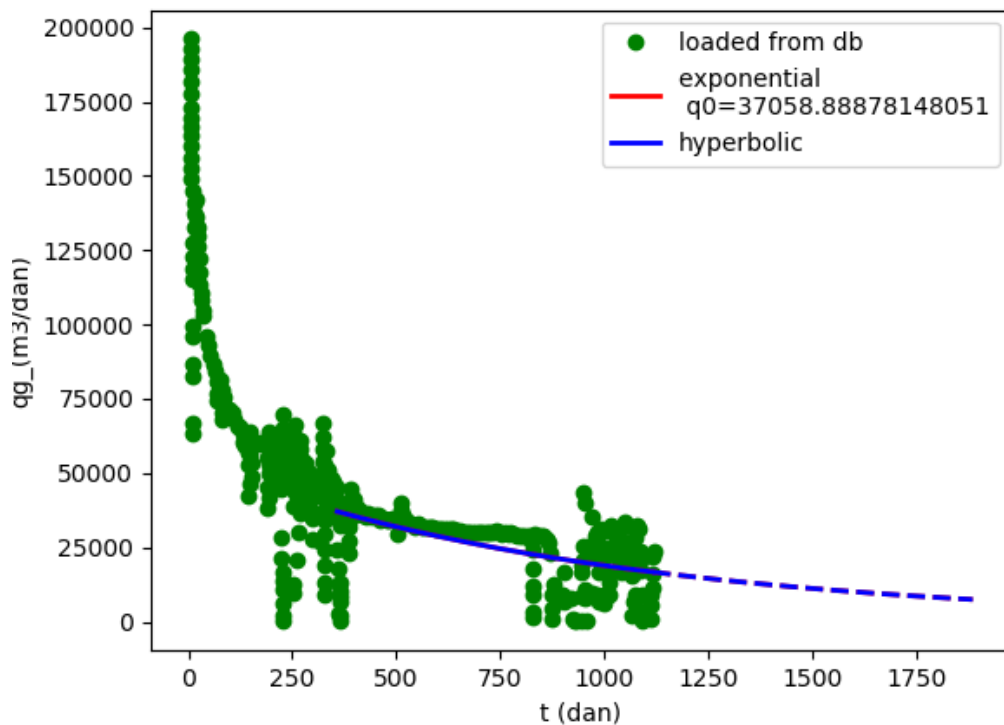
Početna proizvodnja ovog ležišta uzeta je za ožujak 2000. godine i iznosila je $53910 \text{ m}^3/\text{dan}$. Prosječna greška iznosi je 0.13, dok D faktor iznosi 0.04478.

Battacharya i Nikolaou (2013.) testirali su primjenjivost statističkih metoda na nekonvencionalnom plinskom ležištu Holly Branch koje je razrađeno s 12 promatranih bušotina. Proizvodnja polja 04D nalazi se na slici (3-5).



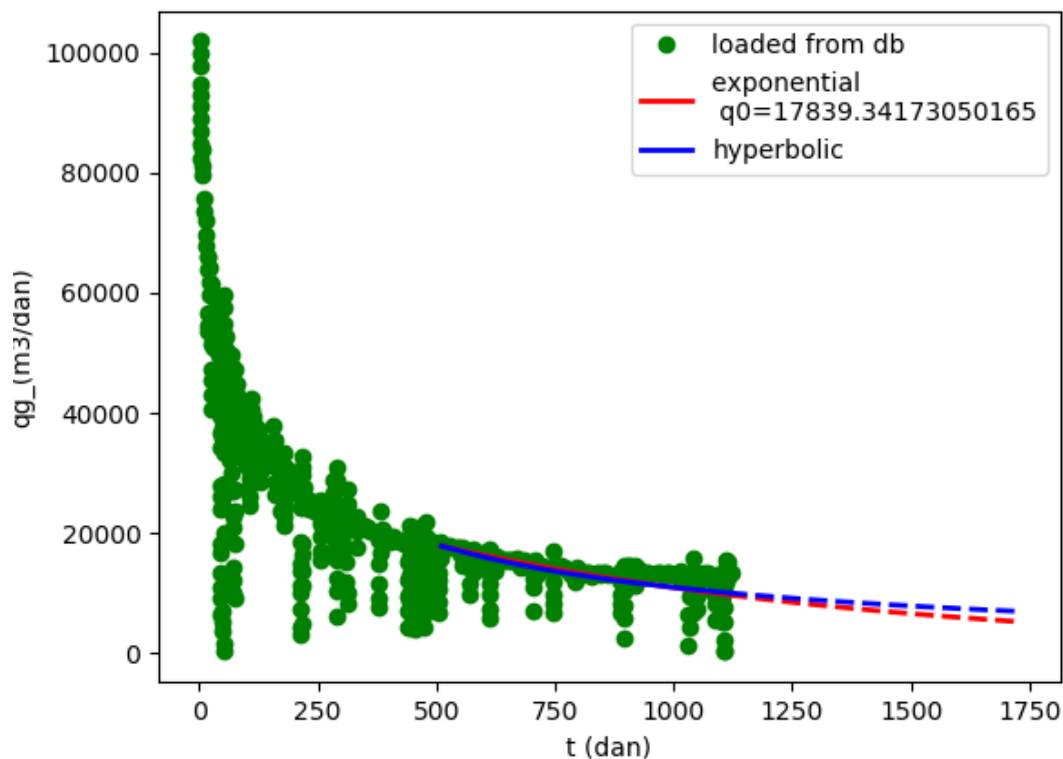
Slika 3-5. Povijesni podatci proizvodnje plina iz ležišta 04D i buduće predviđanje kretanja proizvodnje

Bušotine su stimulirane zahvatima frakturiranja, gdje duljina fraktura varira od 45.72 do 106.68 m. U travnju 2017. godine proizvodnja iz ležišta 04D iznosila je 50691 m³/dan, dok je srednja pogreška korištena za dobivanje D faktora iznosila 0.11, a D faktor 0.02526. Za ležište 04D (02) početna proizvodnja je uzeta za siječanj 2007. godine kada je i započela proizvodnja iz ležišta, s obzirom na to da je ona omogućila najbolje poklapanje s povijesnim i budućim podacima. Srednja vrijednost pogreške iznosi 3.81, dok je D faktor 0.06429. Na slici (3-6) prikazan je dijagram povijesnih vrijednosti proizvodnje i mogu se primijetiti velike oscilacije u proizvodnji koje mogu biti objašnjene izradom novih bušotina na tom polju ili primjenom nekih metoda stimulacije bušotina, iako nije eksplicitno u članku navedeno da se radi o frakturiranju.



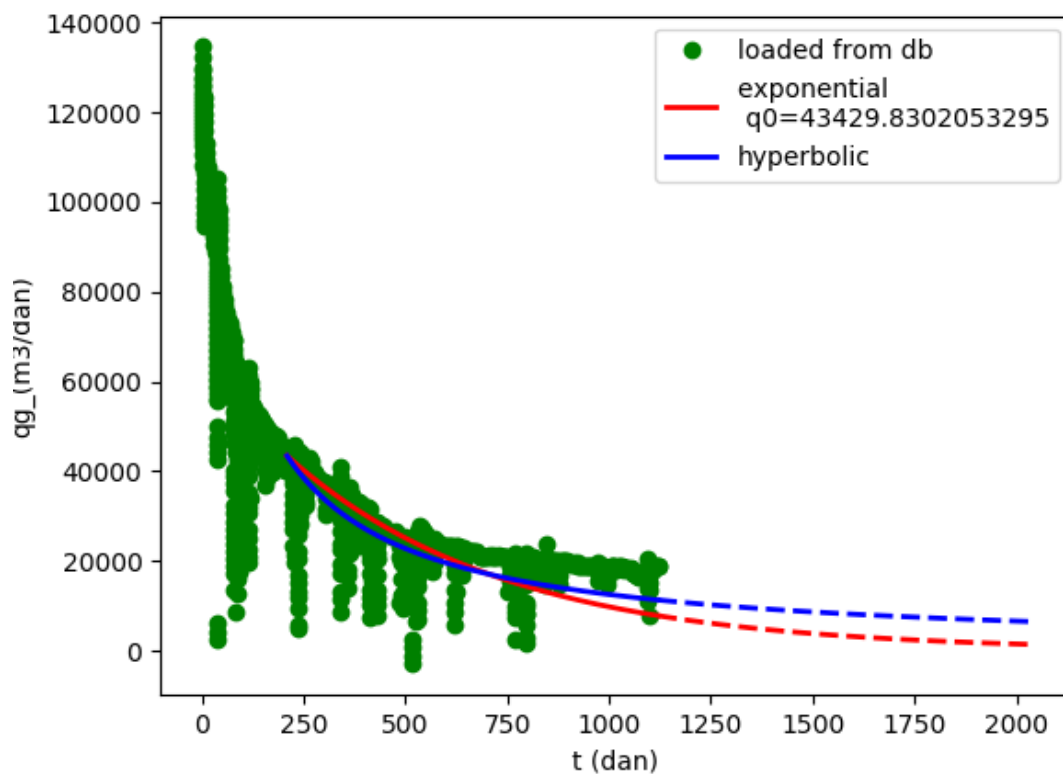
Slika 3-6. Povijesni podatci proizvodnje plinskog ležišta 04D (02) i buduće predviđanje kretanja proizvodnje

Početna proizvodnja ležišta 04D (03) za srpanj 2007. godine iznosi $28745.8 \text{ m}^3/\text{dan}$, dok je srednja vrijednost pogreške 0.3, a D faktor 0.03007. Na slici (3-7) nalazi se dijagram koji također kao u prethodnom primjeru prikazuje potencijalnu stimulaciju bušotine zbog nekonzistentnosti krivulje povijesnih podataka.



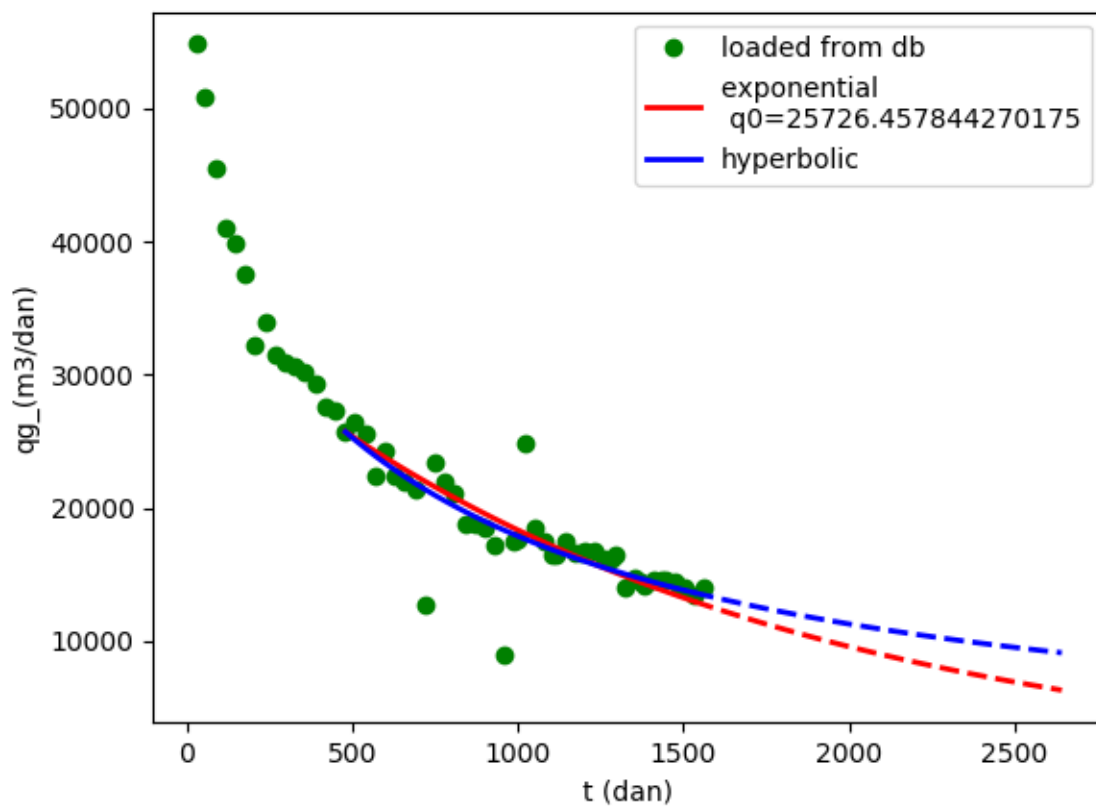
Slika 3-7. Povijesna proizvodnja iz ležišta 04D (03) i buduće predviđanje kretanja proizvodnje

Iako se kod bušotina koje su frakturirane koristi hiperbolička Arpsova krivulja pada, u ovom primjeru korištena je eksponencijalna koja je iskustveno određena da bi se najbolje poklapala s ostalim podacima. Isti slučaj je i kod ležišta 04D (04) gdje je uzeta početna proizvodnja u vrijednosti od 19161 m³/dan za vrijeme u veljači 2008 godine. Srednja vrijednost greške iznosi 0.27, dok je D faktor 0.02769. Na slici (3-8) nalazi se opis povijesne proizvodnje ležišta.



Slika 3-8. Povijesna proizvodnja iz bušotine 04D (04) i buduće predviđanje kretanja proizvodnje

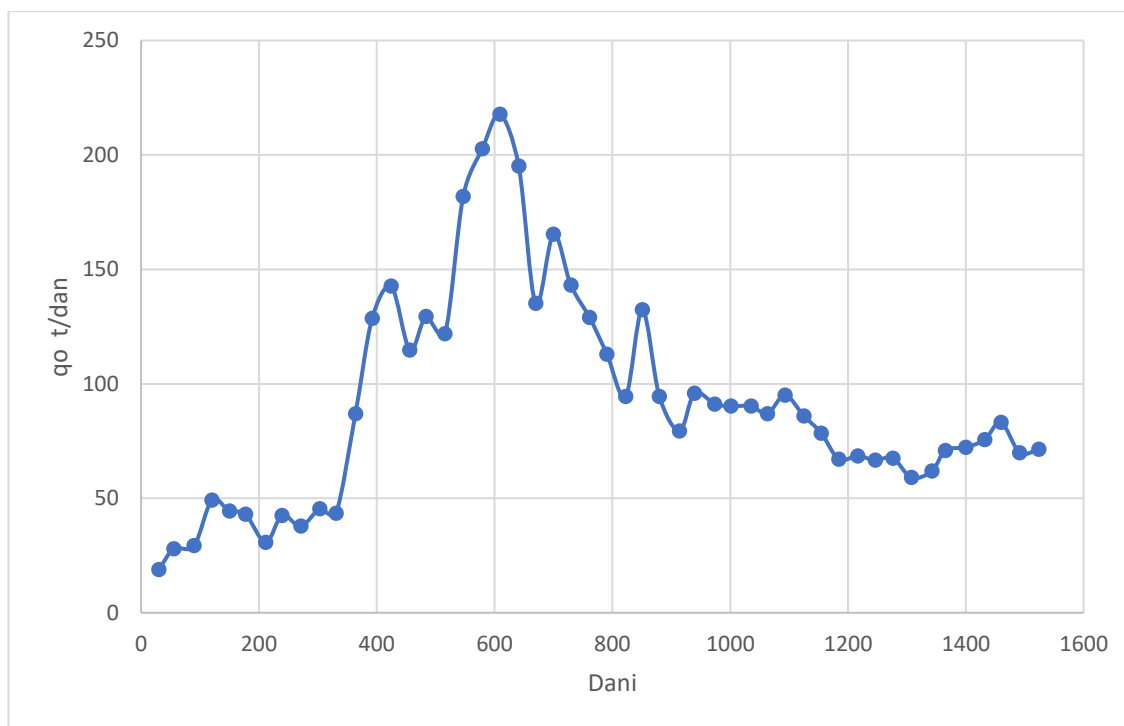
Nelson et al. (2014) objavili su rezultate istraživanja proizvodnje iz nekonvencionalnog plinskog ležišta Marcellus, koje predstavlja najveće američko nekonvencionalno plinsko ležište. Na ležištu nisu provedene stimulacije, a radi se o ležištu niske propusnosti od 0.0004 mD. Proizvodnja iz ležišta Marcellus započela je 2007. godine. Na slici (3-9) se nalazi grafički prikaz proizvodnje plina iz ležišta u ovisnosti o vremenu.



Slika 3-8. Povijesna proizvodnja iz ležišta 05D i buduće predviđanje kretanja proizvodnje

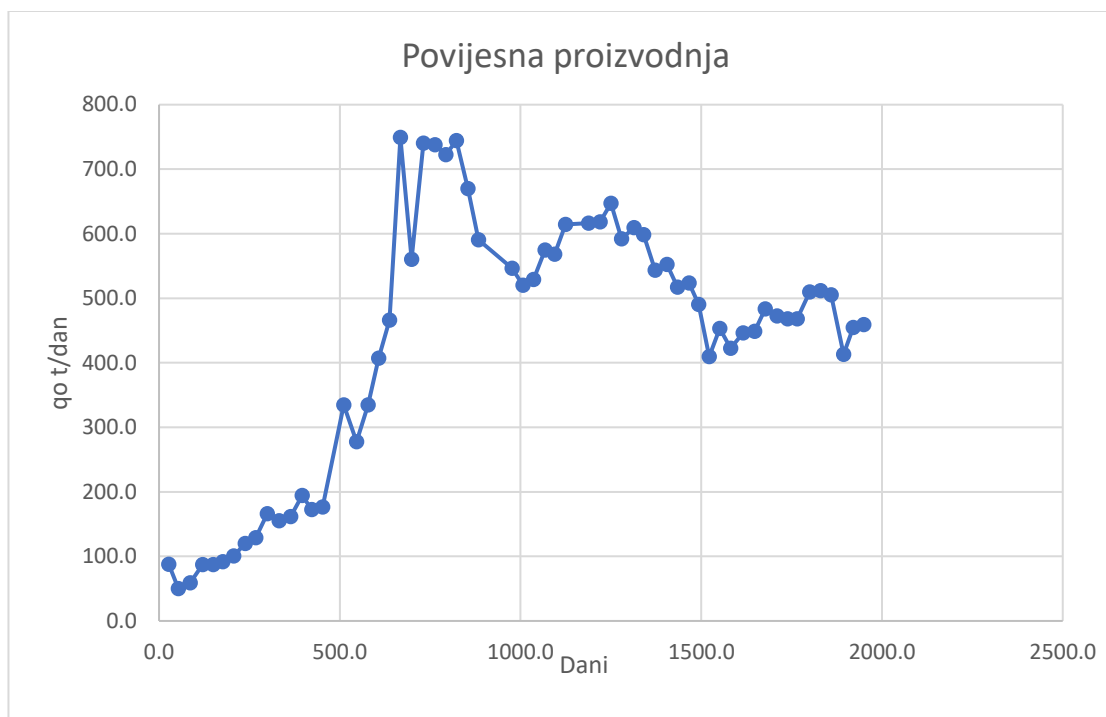
U srpnju 2007. godine proizvodnja iz ležišta iznosila je $32135 \text{ m}^3/\text{dan}$, i taj podatak je uzet za početnu proizvodnju kod eksponencijalnog modela pada krivulje proizvodnje. Prosječna srednja pogreška iznosi 0.09, dok D faktor dobiven iterativno iznosi 0.016882.

Guan et al. (2008.) bavili su se utjecajem broja proizvodnih bušotina na ukupnu proizvodnju naftnog ležišta pod nazivom Reservoir 1 čija je lokacija u Kini. Ležište je gotovo odmah na početku proizvodnje frakturirano, propusnost je od 0.5 do 8.6 mD. Proizvodnja iz ležišta započela je 2000. godine, i izražena je u tonama kao što je i prikazano na slici (3-10). Proizvodnja iz ležišta je u rujnu 2001. godine iznosila 218 m³/dan, dok je srednja vrijednost pogreške 0.13, a D faktor 0.026276.



Slika 3-9. Ležište 06D

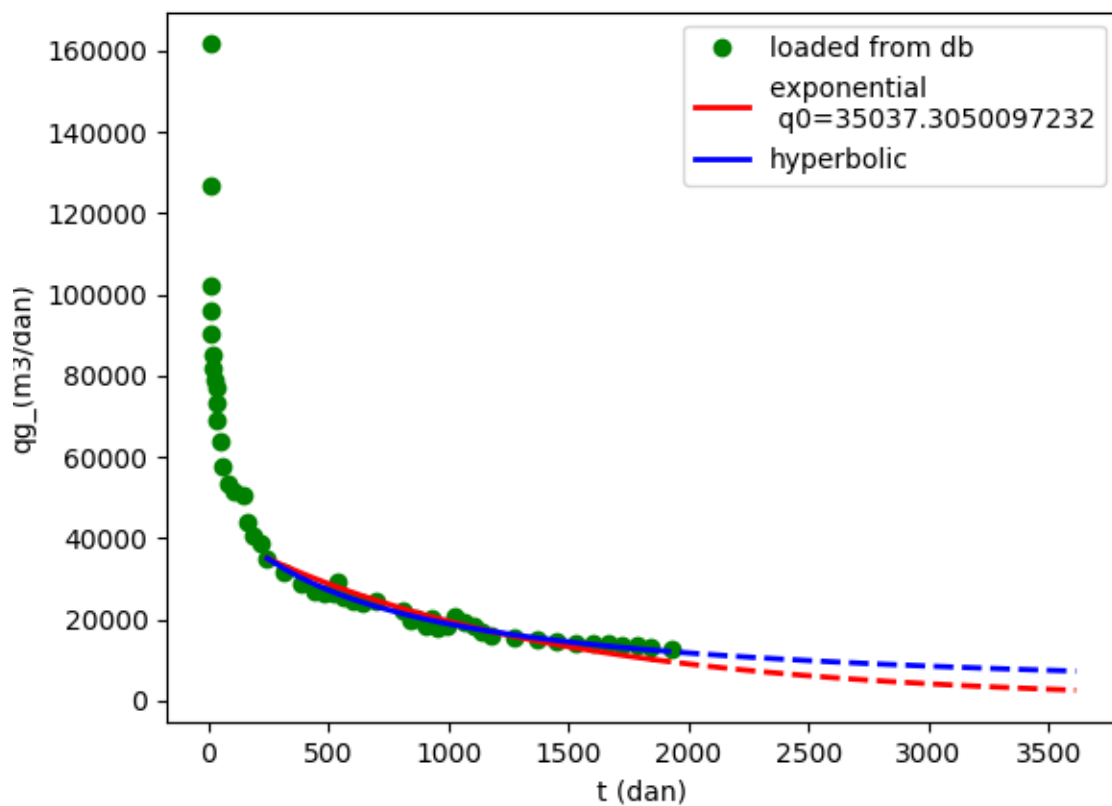
Ležište 06D (02) ima propusnost od 0.03mD do 328.4 mD, a proizvodnja je započela u studenom 2001. godine. Frakturiranje je obavljeno gotovo odmah, sredinom 2005. i 2006. godine. Na slici (3-11) nalaze se povijesni podaci proizvodnje iz ležišta:



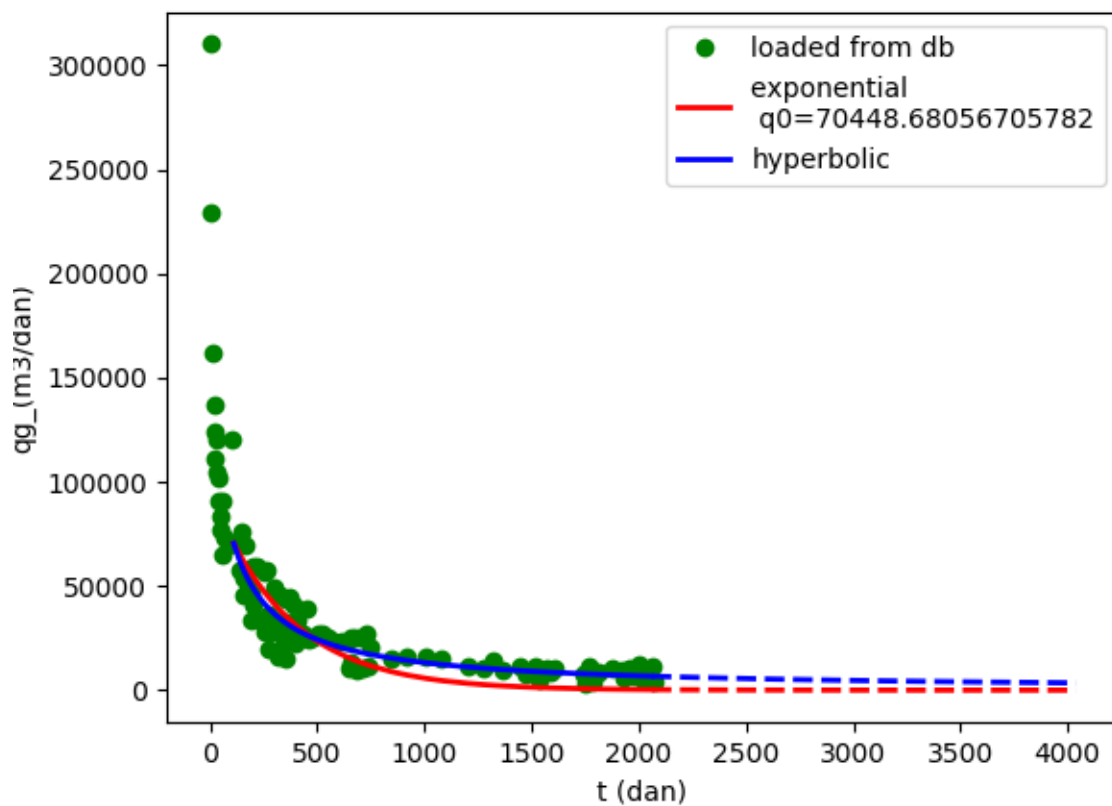
Slika 3-10. Povijesna proizvodnja iz ležišta 06D (02)

Slučajevi iz slika (3-10) i (3-11) nisu analizirani u ovom radu jer bi premašili opseg teme. Naime, proizvodnja je bilježena u tonama, a zbog nepoznatih PVT parametara, nije bilo moguće preračunati protok u m^3/dan . Za pretpostaviti je kako se gustoća nafte (smanjenjem volumnog faktora) povećava, pa bi se jedino kvalitativno na temelju te pretpostavke može protumačiti blaži pad na krivulji.

Ali i Sheng (2015.) su u studiji o usporedbi različitih metoda krivulja pada proizvodnje dali podatke o proizvodnji nepoznatog ležišta koja je započela 2007. godine bez dodatnih stimulacija ili utiskivanja. Za drugi primjer je uzeto ležište East Texas (slika 3-12). Radi se o nekonvencionalnom ležištu plina iz slabopropusnih formacija koje je bušeno horizontalnim bušotinama i frakturirano. Za ležište 07D uzeta je početna proizvodnja u iznosu od $38473 \text{ m}^3/\text{dan}$ dobivena za vrijeme kolovoza 2007. godine, dok srednja vrijednost pogreške iznosi 0.06, a D faktor 0.020526. Ležištu 07D (02) (slika 3-13) određena je početna proizvodnja od $57693 \text{ m}^3/\text{dan}$ dobivena u rujnu 2000. godine. Srednja vrijednost pogreške iznosi 0.35, dok je D faktor određen na 0.0407.



Slika 3-11 .Povijesna proizvodnja iz ležišta 07D i buduće predviđanje kretanja proizvodnje



Slika 3-12. Povijesna proizvodnja iz ležišta 07D (02) i buduće predviđanje kretanja proizvodnje

4. REZULTATI ANALIZE I SIMULACIJA MONTE CARLO METODOM

Nakon prikupljanja, digitaliziranja i spremanja podataka, iz baze je potrebno odabrati krivulju pada proizvodnje i pomoću Arpsove formule izraditi i evaluirati evaluirati korelaciju za eksponencijalni i hiperbolički pad.

Za tu svrhu je izrađena Python skripta `range_explorer.py` (slika 4-1). U prvom dijelu koda se spaja na bazu, selektiraju se podatci (prema kriteriju koji je "oznaka", a jednak je naslovu radnog lista u Excelu s korespondentnim podacima, npr. `dbquery={'oznaka': '06D'}`), zatim se definira tip krivulje, te indeksi točaka između kojih se radi podešavanje funkcije. Prikaz rezultata dobivenih ovim načinom nalaze se u tablici 4-1.

```
from OilEconomy import TimeSeriesAnalysis
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

dbName='studenti'
dbuser='imoric'
dbpassword='-----'

d=TimeSeriesAnalysis()

d.setDB(dbName=dbName, user=dbuser, pwd=dbpassword)

tb='production_data'

' ----- select some data ----- '
dbquery={'oznaka' : '06D'}
#dbfields={'t_(dan)':1, 'qo_(m3/dan)':1}
dbfields={}
field=d.select_dbTable(collection='production_data',
                        query=dbquery,
                        fields=False,
                        one=True)

dca_an=0
if field['tip fluida'].values[0]=='nafta':
    qi='qo_(m3/dan)'
else:
    qi='qg_(m3/dan)'

print(str(len(field)) + ' data points available')
plt.plot(field['t_(dan)'].values,field[qi].values, 'o', color='g',
         label='loaded from db')
plt.show()
while (dca_an!=9):
    plt.figure()
    plt.plot(field['t_(dan)'].values,field[qi].values, 'o', color='g',
            label='loaded from db')
    t1 = int(input('enter start for analysis:'))
    t2 = int(input('enter end for analysis:'))
```

```

dca_an = input('9 = exit:  ')
if dca_an=='9': dca_an=9

t=field['t_(dan)'].values[t1:t2]
trange=field['t_(dan)'].values[t2]-field['t_(dan)'].values[t1]
t0=t[0]
predict=np.linspace(t[-1], (field['t_(dan)'].values[-1]+trange), 25)
t=t-t[0]
q=field[qi].values[t1:t2]
extrapt=field['t_(dan)'].values[t2:]

expDi, b, pcov = d.fitDC(t, q, type='exp')
expq=d.calculateDC(t, Di=expDi, q0=q[0], type='exp')
plt.plot((t+t0), expq, color='r', linewidth=2,
         label=('exponential \n q0=' +str(q[0])))
eexpq=d.calculateDC(predict-t0, Di=expDi, q0=q[0], type='exp')
plt.plot(predict, eexpq, '--', color='r', linewidth=2)

hypDi, hyp_b, pcoc = d.fitDC(t, q, type='hyp')
hypq=d.calculateDC(t, Di=hypDi, b=hyp_b, q0=q[0], type='hyp')
plt.plot((t+t0), hypq, color='b', linewidth=2,
         label='hyperbolic')
ehypq=d.calculateDC(predict-t0, Di=hypDi, b=hyp_b, q0=q[0], type='hyp')
plt.plot(predict, ehypq, '--', color='b', linewidth=2)

plt.xlabel('t (dan)')
plt.ylabel(qi)
plt.legend(bbox_to_anchor=(1, 1))
plt.savefig('img/test.png', dpi=600)
plt.show()

plt.figure()
plt.plot(field['t_(dan)'].values,field[qi].values, 'o', color='g',
         label='loaded from db')
plt.plot((t+t0), expq, color='r', linewidth=2,
         label=('exponential \n q0=' +str(q[0])))
plt.plot(predict, eexpq, '--', color='r', linewidth=2)
plt.plot((t+t0), hypq, color='b', linewidth=2,
         label='hyperbolic')
plt.plot(predict, ehypq, '--', color='b', linewidth=2)

plt.xlabel('t (dan)')
plt.ylabel(qi)
plt.yscale('log')
plt.legend(bbox_to_anchor=(1, 1))
plt.savefig('img/test.png', dpi=600)
plt.show()

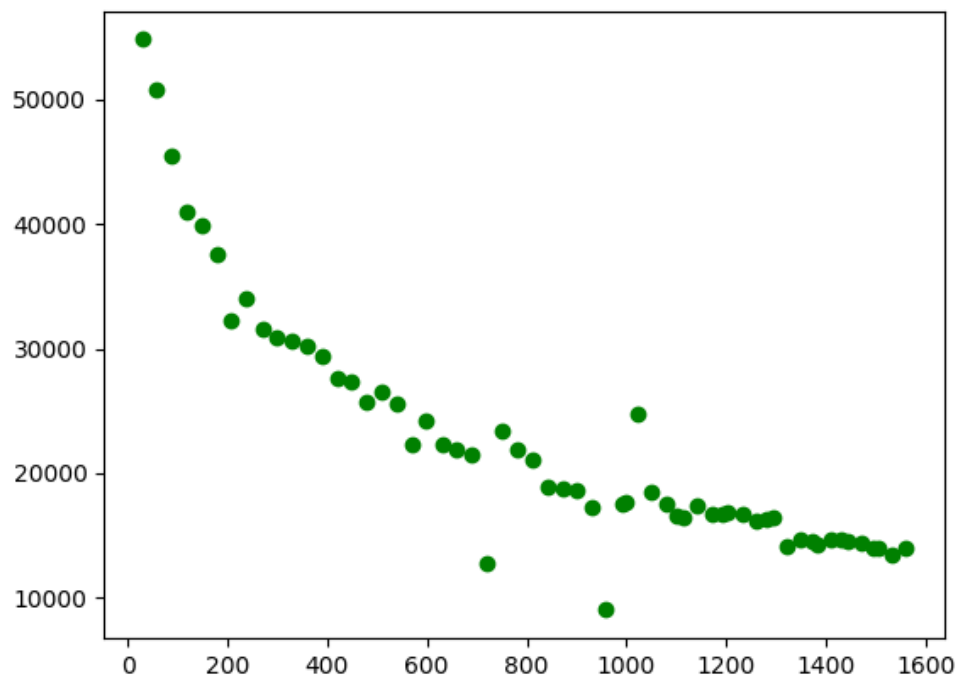
```

Slika 4-1. Python kod za testiranje i podešavanje Arpsove krivulje pada

Tablica 4-1 Prikaz dobivenih rezultata u programskom jeziku Python

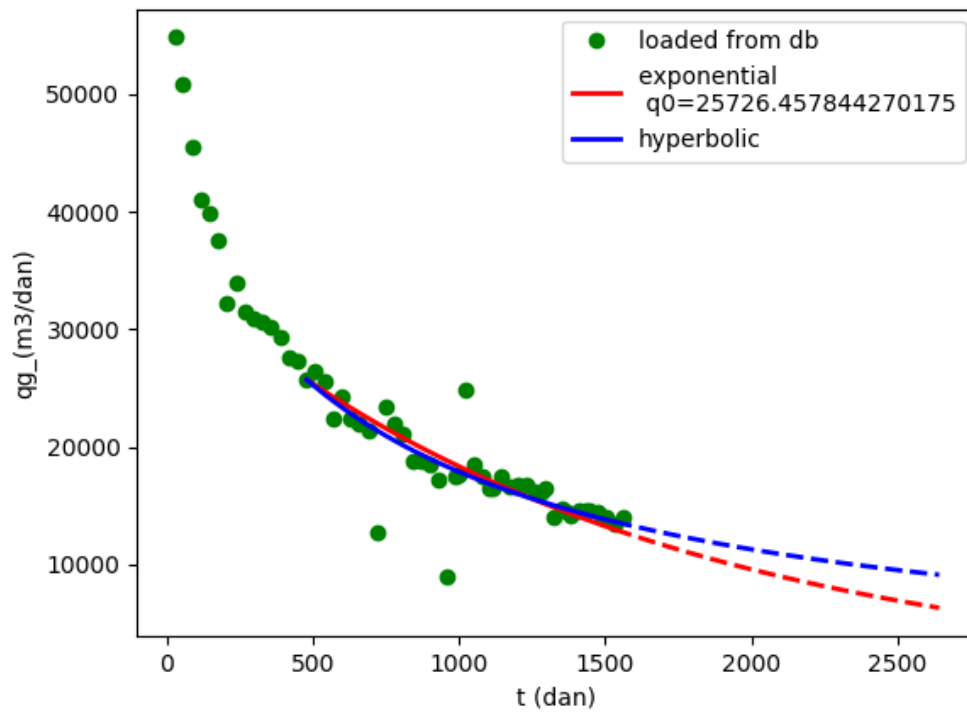
LEŽIŠTE	tip krivulje	br. točaka za analizu	odabrani raspon	vrijednost točke na x- osi (t, dani)	vrijednost točke na y- osi (q, m ³ /dan)	početna proizvodnja (q ₀ , m ³ /dan)
01D	exp	83	53-82	290	2188.7	2171.43
02D	hyp	51	25-50			
02D (02)	hyp	11	0-10	900	400000	24. 524
02D (03)	hyp	61	42-60	82,46	105164	16728,261
03D	hyp	49	17-48	339	24487,7	24781,8069
04D	exp	677	550-676	471,34	46243,4	41223,732
04D (02)	hyp	371	180-370	348.12	37655.3	37058.88
04D (03)	hyp	586	385-585	510.607	18261.9	17839.341
04D (04)	hyp	842	340-841	200	43457.5	43429.83
05D	hyp	59	15-58	465.9	25877.9	25726.457
06D						
06D (02)						
07D	hyp	52	15-58	224	35392	35037.305
07D (02)	hyp	103	17-102	111.5	71463.6	70448.68

Pokretanjem koda javlja se prvi grafički prikaz koji govori o broju dostupnih točaka za interpolaciju. Primjer se nalazi na slici (4-2) za polje radnog naziva 05D.



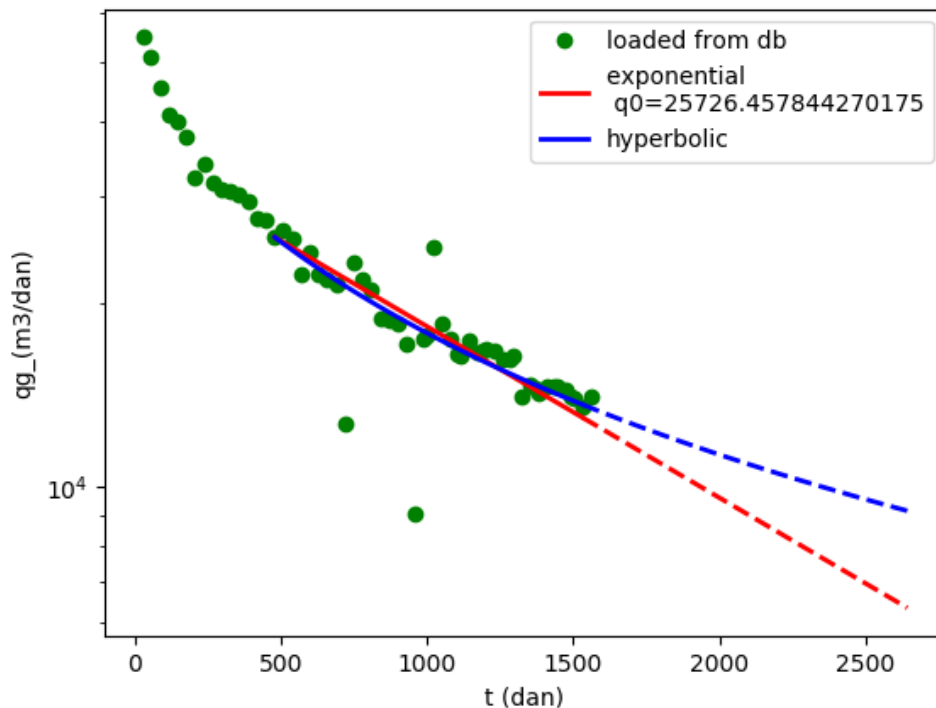
Slika 4-2. Dostupne točke za interpolaciju krivulje, ležište 05D

Sljedeći korak je odabir raspona točaka za analizu. Za dani primjer na slici (4-2)., odabran je raspon od točke 15 do 58. Dobiveni rezultat prikazan je na slici (4-3)



Slika 4-3. Analiza krivulje pada u ležištu 05D

Nakon grafičkog prikaza svih krivulja, na slici (4-4) nalazi se i prikaz u logaritamskom mjerilu da bi se bolje prikazalo odstupanje interpolirane eksponencijalne krivulje od linearnosti i time lakše razlikovalo hiperbolički pad od eksponencijalnog.

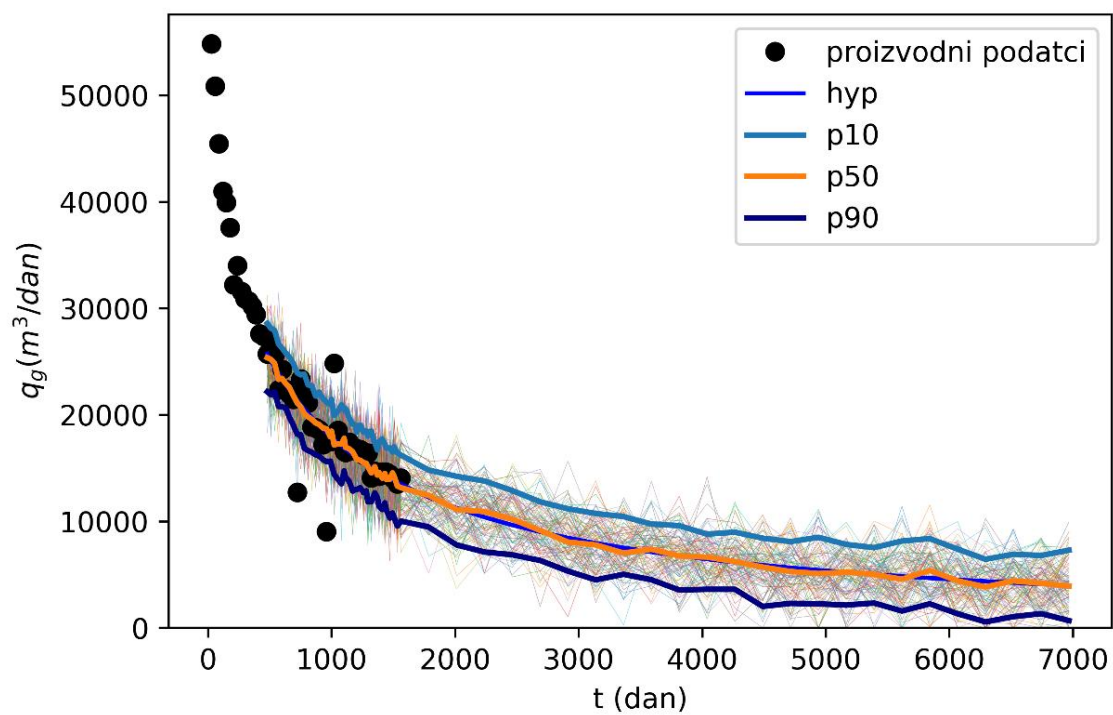


Slika 4-4. Analiza krivulje pada u ležištu 05D na logaritamskom mjerilu

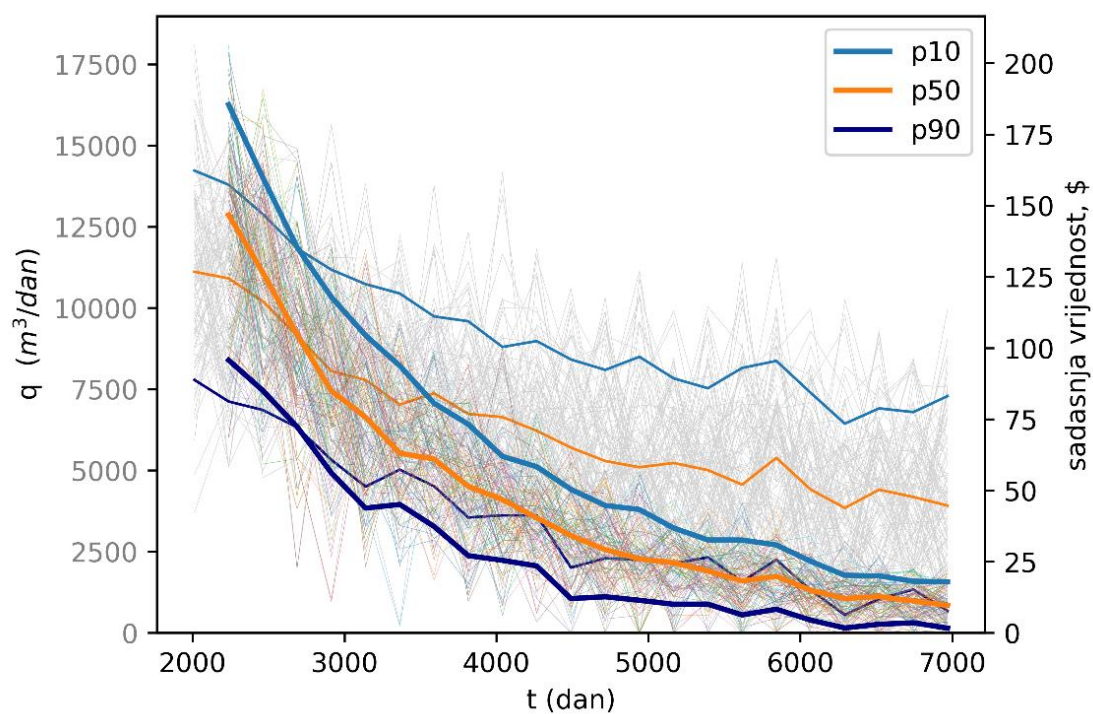
Za ekonomski dio proračuna, mogu se iz klase izrađene za ESCOM projekt koristiti podatci cijena sa stranice quandl.com te izračunati volatilnost cijena. U analizama je kao referentna uzeta trenutno aktualna cijena nafte od 65 \$ /barel i 3 \$ / MM Btu.

Na slici 4-5 nalazi se grafički prikaz povijesne i buduće proizvodnje za ležište 01D, za koje je napravljena i Monte Carlo simulacija. Na slici 4-6. nalazi se grafički prikaz sa sljedećim elementima:

- Monte Carlo simulacije proizvodnje, označeno sivim tankim linijama za snop simuliranih krivulja pada proizvodnje
- percentili vjerojatnosti na temelju Monte Carlo simulacije, označeno tankim linijama P10, P50 i P90 ,
- usporedno računate sadašnje vrijednosti (PV) za svaku simuliranu krivulju (označeno tankim linijama u boji za snop simuliranih krivulja pada proizvodnje).
- percentili vjerojatnosti sadašnjih vrijednosti, označeno debelim linijama P10, P50 i P90



Slika 4-5. Monte Carlo simulacija proizvodnja za ležište 05D



Slika 4-6. Presjek dviju simulacija Monte Carlo metodom, ekonomske i proizvodne za ležište 05D

Na isti način su simulirana i ostala polja za koja je bilo moguće izraditi analizu pada proizvodnje (u dodatku, slike od 9-1 do 9-35)

5. DISKUSIJA

Rađena je analiza 16 krivulja pada proizvodnje, od kojih je analiza uspješno provedena za 11 i od tih 11 sva se mogu svrstati u nekonvencionalna polja (najčešće plina). Izrađene su i uspoređene krivulje pada proizvodnje Arpsovog tipa, pri čemu se pokazalo kako, u slučaju tako velikog broja podataka, analize korištenjem tabličnog kalkulatora poput MS Excel postaju teške, nepregledne, a svaka dodatna analiza predstavlja novi problem osmišljavanja tablične organizacije podataka.

Nakon što su isti podatci bili dostupni jednostavnim upitom na bazu, i nakon što se Arpsove funkcije jednostavno testiralo u različitim rasponima odabranih ulaznih podataka, otvorila se mogućnost za puno više analiza, završno s procjenom sadašnje vrijednosti, i analize su opisane u poglavlju 5, a za sva polja se dotični dijagrami nalaze u dodatcima 9.2. i 9.3.

Rezultati (dodatak 9.3.) se od slučaja do slučaja razlikuju:

- 01D (slika 9-1) - Ovaj simulacijski slučaj naftnog polja karakteriziran je relativno malim brojem podataka koji pokazuju slabi trend naglog pada proizvodnje. Proporcionalno broju podataka u analizi rađene su sve ekstrapolacije, tj. ekstrapolirala se proizvodnja za pet puta veći period (crtkani dio korelacija) od perioda koji je uzet za traženje korelacije (puna linija). Tako, eksponencijalna krivulja, od koje ima velikih odstupanja pri analizi, s P90 procjenom (slika 9-13) - rezultat kakav bi se očekivao i kvalitativnim razmatranjem podataka o proizvodnji (hiperbolički tip ima prevelik pad). Zbog prirode jednadžbe za sadašnju vrijednost, trend simuliranih sadašnjih vrijednosti je takav da i nakon 6000 dana proizvodnje u budućnosti, polje ima perspektivu, tj. P90 sadašnja vrijednost ni tada ne padne na nulu (slika 9-25)
- 02D (slika 9-2) – Podatci su jako raspršeni, a mnogi od njih su davali proizvodnju plina blizu $0.0 \cdot 10^7 \text{ m}^3/\text{dan}$. Ovdje je očito problem skaliranja na samom dijagramu, tj. slabo su razlučive male proizvodne količine ispod milijun m^3/dan . Uvid u detalje o polju mogao bi utjecati na odluku da se za kriterij analize uzme vjerojatnost P50, međutim 90% vjerojatnost da proizvodnja bude iznad 0 prestaje već oko 2000-og dana proizvodnje (to čak nisu ekstrapolirani podatci, slika 9-14.), što rezultira procjenom da je to ležište već neisplativo, ako se razmatra pesimistična varijanta.
- 02D (2) (slika 9-3) – podataka za ovo naftno polje je malo, ali pokazuju izvrsno slaganje s hiperboličkim tipom u periodu od preko 400 dana. Monte Carlo simulacija proizvodnje

pokazuje kako nije sigurno (P90) da će biti proizvodnje nakon 1200 dana. Uočljivo je i kako trend hiperboličke krivulje daje čak optimističnije predikcije od P50 proizvodnje. Kada se uzme u obzir proračun sadašnje vrijednosti, P90 vjerojatnost dolazi do nule tek nakon 1400 dana.

- 02D (3) (slika 9-4) – pokazuje jako stabilnu proizvodnju iz plinske bušotine, međutim radi se o jako maloj proizvodnji, manjoj od 20 000 m³/dan. Zbog takve ravnomjerne proizvodnje, razlike između P90, P50 i P10 su minimalne, profit je mjerljiv u desecima dolara (slika 9-28) i nakon ovakve analize nije jasno zašto ovakva bušotina uopće još radi. Krivulja je korisna da se vidi kako u toj fazi proizvodnje i uz tako male količine naglo opada sadašnja vrijednost.
- 03D (slika 9-5) – Kod ovog plinskog polja uočljiv je nagli rast, eksponencijalan pad, uz slabu korelaciju podataka koji u posljednjim točkama pokazuju izuzetno velik pad. Ovdje volatilnost podataka dolazi do izražaja te statistički gledano, P90 procjena daje još dugi niz godina (tj. preko 3000 dana) procjenu pozitivne sadašnje vrijednosti (slika 9-29.), dok nagli pad izvornih podataka ne navodi na proizvodnju dulje od 1500 dana.
- 04D (slika 9-6) – Ovo plinska bušotina pokazuje skokovitu proizvodnju plina, koja se nakon jednog momenta stabilizira, i padne ispod 30 000 m³/dan. Nakon malo više od 3000 dana, P90 proizvodnje je na nuli, kao i sadašnja vrijednost (slika 9-30.). Očito veća volatilnost podataka produljuje prognozu isplativosti proizvodnje.
- 04D (2) (slika 9-7) – pokazuje davanje druge bušotine s istog polja gdje je bilo nekih radova, ali proizvodnja također stagnira. S obzirom na nekoliko situacija u kojima je stajala proizvodnja, volatilnost je takva da P90 i P50 padnu na nulu jako brzo (P90 odmah), dok P10 daje kontinuiranu vrijednost sve do kraja perioda simulacije, tj. i nakon 5000 dana. Iz tog razloga P90 sadašnja vrijednost je odmah na nuli (slika 9-31), P50 se postupno smanjuje i postoji višegodišnja mogućnost proizvodnje (oko 3000 dana), a P10 i nakon 5000 dana pokazuje isplativost.
- 04D (3) (slika 9-8) predviđa P90 pad proizvodnje i neisplativost tek nakon 3100 dana (slika 9-32). To je zanimljivo jer obje krivulje, i eksponencijalna i hiperbolička, pokazuju stalnu proizvodnju u to vrijeme. Ponovno se pokazuje kako stohastička analiza pouzdanije predviđa isplativost rada bušotine, pa čak i ako se gleda na P50 vjerojatnost.
- 04D (4) (slika 9-9) – vrlo volatilni pad proizvodnje koji upućuje na veću proizvodnju kakvu se nije moglo prognozirati Arpsovim krivuljama. Takva volatilnost i početno nagli pad upućuju na velik rizik dalje proizvodnje.

- 05D (slika 9-10) Ova bušotina pokazuje stabilan rad i nakon cijelog razdoblja u simulaciji (do 7000 dana, slika 9-33). Ova bušotina može davati mali prihod, ispod 50\$ dnevno, ali kroz vijek od preko 30 godina.
- 07D (slika 9-11). Bušotina daje malu proizvodnju, ali sadašnju vrijednost nula tek nakon više od 15 godina, tj. preko 5000 dana (slika 9-34), što je posljedica vrlo stabilne krivulje s malom volatilnosti.
- 07D (2) (slika 9-12). Ovdje su podatci praktički istog sustava kao 07D, s većom proizvodnjom i nešto većom volatilnosti, što rezultira s upozoravajućom sadašnjom vrijednosti koja je na nuli od prvog dana simulacije.

6. ZAKLJUČCI

Na temelju diskusije moguće je navesti sljedeće zaključke:

1. Stohastički model, uspoređeno s determinističkim DCA modelom daje prednost u vidu sagledavanja vjerojatnosti izostanka profita.
2. Većina podataka su za nekonvencionalna plinskih ležišta s proizvodnjom ispod 50 000 m³/dan. U tom slučaju dugoročno razmatranje i nema smisla, i metodu bi valjalo testirati na podacima konvencionalnih plinskih polja kako bi se inženjerski utemeljeno odredio odnos vjerojatnosti pada proizvodnje i ekonomike, a također kako bi se testiralo istovremenu stohastičku analizu kretanja cijena i pada proizvodnje.
3. Na temelju podataka u ovom radu, razvidno je da takve procjene nekonvencionalnih ležišta s malom proizvodnjom ne bi dale iskoristive rezultate. Analize i podatci upućuju na to da kod nekonvencionalnih ležišta treba ciljati na brzi profit, uz što manja ulaganja u razradu, a što više u ulaganja koja će dati što veći omjer rentabilne kumulativne proizvodnje te cijene stimulacije i frakturiranja i brzine iscrpljivanja ležišta (ležište treba što prije iscrpiti kako bi se eliminirao velik utjecaj diskontne stope na smanjenje vrijednosti tijekom vijeka trajanja projekta):

$$\text{isplativost projekta nekonv. ležišta} \sim \frac{\text{kumulativna proizvodnja}}{(\text{cijena stimulacije i frakturiranja}) \cdot (\text{brzina iscrpljivanja})}$$

4. DCA model pokazuje se najčešće kao optimističan, najčešće i više optimističan od P50 predikcije Monte Carlo metodom.
5. P90 model sadašnje vrijednosti daje realističnu vrijednost, ali koja ponekad može navesti na ranije odustajanje od daljnje eksploatacije polja.
6. P90 i P50 modeli proizvodnje također daju bolji uvid od DCA krivulja u slučajevima kad postoji ekstremno nagli pad proizvodnje, a nakon njega stagnacija (umjesto daljeg pada).

7. LITERATURA

1. ABADIE L., CHAMORRO J., 2017. Valuation of Real Options in Crude Oil Production, University of the Basque Country, Spain
2. AKBARNEJAD-NESHELI, B.; VALKO, P.; LEE, J.W., 2012. Relating fracture network characteristics to shale gas reserve estimation. In Proceedings of the SPE Americas Unconventional Resources Conference, Pittsburgh, PA, USA
3. ALI, T.A. AND SHENG, J.J., 2015, October. Production Decline Models: A Comparison Study. In SPE Eastern Regional Meeting. Society of Petroleum Engineers
4. BAIHLY, J.D., ALTMAN, R.M., MALPANI, R. AND LUO, F., 2010, January. Shale gas production decline trend comparison over time and basins. In SPE annual technical conference and exhibition. Society of Petroleum Engineers
5. BHATTACHARYA, S. AND NIKOLAOU, M., 2013. Analysis of production history for unconventional gas reservoirs with statistical methods. SPE Journal, 18(05), pp.878-896. Engineers.
6. BOŠNJAK L., 2017. Analiza troškova proizvodnje ugljikovodika iz nekonvencionalnih ležišta u Sjedinjenim Američkim Državama, Zagreb: RGN
7. DARUGAR, HEINISCH, LUNDY. WITTE. WU, AND ZHOU 2016. Estimating Ultimate Recovery and Economic Analysis of Shale Oil Wells in Eagle Ford and Bakken
8. FETKOVICH, M.J., 1980. Decline curve analysis using type curves. J. Pet. Technol. 1980, 32, str. (1065–1077)
9. GUAN, Y., NIU, Y., HAN, D., ZHOU, X., LI, K., 2008, January. Prediction of Production in Oil Reservoirs by Considering Change in Number of Production Wells. In SPE Eastern Regional/AAPG Eastern Section Joint Meeting. Society of Petroleum Engineers. Society of Petroleum Engineers.
10. HASSAN, COLLEGE, NASSAR, 2013. Empirical investigation and modeling of the relationship between gas price and crude oil and electricity prices, Louisiana
11. LEE, W.J.; SIDLE, R., 2010. Gas-reserves estimation in resource plays. SPE Econ. Manag, 2, str. (86–91)
12. MCKINELY J., 2015. pandas: Python data analysis library

13. MCNEIL, R.; JEJE, O.; RENAUD, 2009. A. Application of the power law loss-ratio method of decline analysis. In Proceedings of the Canadian International Petroleum Conference, Calgary, AB, Canada
14. MEYET ME NDONG, M.P.; DUTTA, R.; BURNS, C., 2013. Comparison of decline curve analysis methods with analytical models in unconventional plays. In Proceedings of the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, New Orleans, LA, USA, 30 September–2 October 2013.
15. NELSON, B., BELYADI, F., MASHAYEKHI, A., AMINIAN, K. AND AMERI, S., 2014, April. Predicting long-term production behavior of the Marcellus shale. In SPE Western North American and Rocky Mountain Joint Meeting. Society of Petroleum Engineers.
16. ROBERTSON, S., 1988. Generalized Hyperbolic Equation; USMS SPE-18731; Society of Petroleum Engineers: Richardson, TX, USA
17. SESHADRI, J.N.; MATTAR, L., 2010. Comparison of power law and modified hyperbolic decline methods. In Proceedings of the Canadian Unconventional Resources and International Petroleum Conference, Calgary, AB, Canada
18. SPENCER, R.P.; COULOMBE, M.J., 1966. Quantitation of hepatic growth and regeneration. *Growth*, 30, str. 277.
19. ŠOŠIĆ I., 2004. *Primijenjena statistika*, Zagreb: Školska knjiga
20. VALKÓ, P.P., 2009. Assigning value to stimulation in the barnett shale: A simultaneous analysis of 7000 plus production histories and well completion records. In Proceedings of the SPE Hydraulic Fracturing Technology Conference, The Woodlands, TX, USA
21. VULIN D., 2017. *Analiza krivulja pada proizvodnje predavanja/teorija*, Zagreb: RGN
22. TAN L., ZUO L., WANG B., 2018. *Methods of Decline Curve Analysis for Shale Gas Reservoirs*, China, USA
23. ZHANG, H.; RIETZ, D.; CAGLE, A.; COCCO, M.; LEE, J. 2016. Extended exponential decline curve analysis. *J. Nat. Gas Sci. Eng.*, 36, str. (402–413)
24. ZUO, L.H.; YU, W.; WU, K., 2016. A fractional decline curve analysis model for shale gas reservoirs. *Int. J. Coal Geol.*, 163, str (140–148)

25. WARNER, H., 2007. Volume VI: Emerging and peripheral technologies. Petroleum Engineering Handbook; Lake, LW, Ed.; Society of Petroleum Engineers: Richardson, TX.
26. WU, X., HE, J., ZHANG, H. AND LING, K., 2013, March. Tactics and Pitfalls in Production Decline Curve Analysis. In SPE Production and Operations Symposium. Society of Petroleum Engineers

WEB IZVORI

27. SUPPORT EXCEL, Go with the cash flow calculate NPV and IRR, URL: <https://support.office.com/en-us/article/go-with-the-cash-flow-calculate-npv-and-irr-in-excel-9e3d78bb-f1de-4f8e-a20e-b8955851690c> (4.11. 2018)
28. EIA. International Energy Outlook; EIA:Washington, DC, USA, 2017. (4.11. 2018)
29. EIA. Annual Energy Outlook; EIA:Washington, DC, USA, 2017. (4.11. 2018)
30. ROHATGI, 2018. Web Plot Digitizer, URL: <https://apps.automeris.io/wpd/> (15.3.2018)
31. QUANDL, December 2017., URL: Quandl.com, (15.11.2018)
32. SAS, What is big data, URL:https://www.sas.com/en_us/insights/big-data/what-is-big-data.html (20.11.2018)
33. ESCOM, Evaluacijski sustav za ublažavanje CO₂, URL: www.escom.rgn.hr (22.11.2018)

8. DODATCI

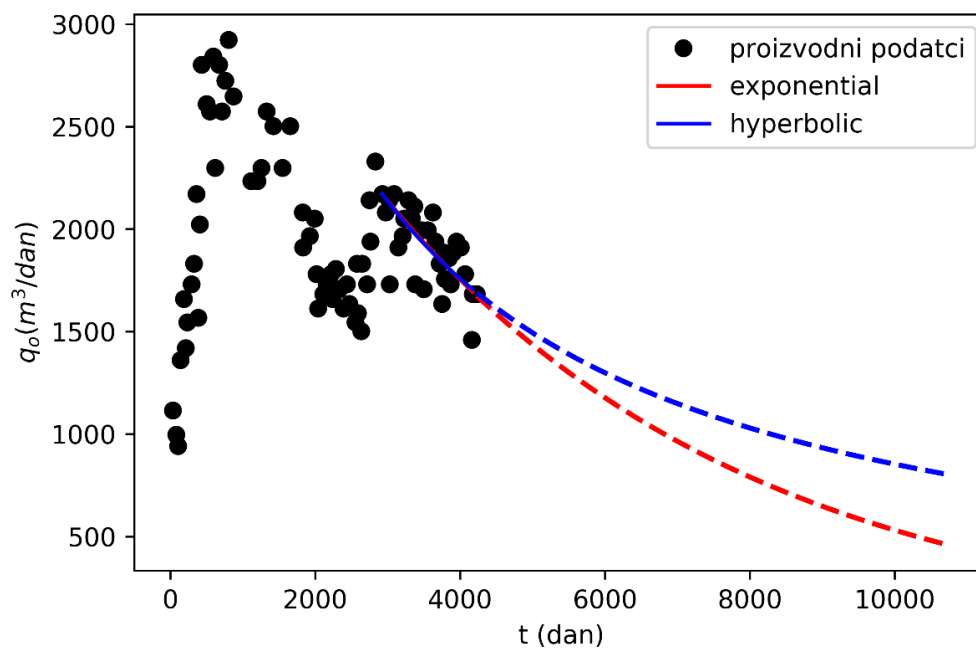
8.1. Prikaz iz izradene baze podataka

ime polja	oznaka	tip fluida	propusnost	frac	referenca
Bakken	02D (2)	nafta	nekonvencionalno polje	NaN	Meyet Me Ndong, M.P., Dutta, R. and Burns, C., 2013, September. Comparison of Decline Curve Analysis Methods with Analytical Models in Unconventional Plays. In SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Society of Petroleum Engineers.
East Texas	07D (2)	plin	tight gas	horizontalna frakturirana	Ali, T.A. and Sheng, J.J., 2015, October. Production Decline Models: A Comparison Study. In SPE Eastern Regional Meeting. Society of Petroleum Engineers.
-	01D	nafta	-	ne	Wu, X., He, J., Zhang, H. and Ling, K., 2013, March. Tactics and Pitfalls in Production Decline Curve Analysis. In SPE Production and Operations Symposium. Society of Petroleum Engineers.
Barnett	02D	plin	nekonvencionalno polje	NaN	Meyet Me Ndong, M.P., Dutta, R. and Burns, C., 2013, September. Comparison of Decline Curve Analysis Methods with Analytical Models in Unconventional Plays. In SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Society of Petroleum Engineers.
Pinedale	02D (3)	plin	nekonvencionalno polje	-	Meyet Me Ndong, M.P., Dutta, R. and Burns, C., 2013, September. Comparison of Decline Curve Analysis Methods with Analytical Models in Unconventional Plays. In SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Society of Petroleum Engineers.
Barnett Shale	03D	plin	nekonvencionalno polje	-	Baihly, J.D., Altman, R.M., Malpani, R. and Luo, F., 2010, January. Shale gas production decline trend comparison over time and basins. In SPE annual technical conference and exhibition. Society of Petroleum Engineers.
East Texas, Holly Branch, well 2	04D	plin	0.1 mD	-	Bhattacharya, S. and Nikolaou, M., 2013. Analysis of production history for unconventional gas reservoirs with statistical methods. SPE Journal, 19(05), pp.979-996.Engineers.
East TexasHolly Branch, well 1	04D (2)	plin	0.1 mD	-	Bhattacharya, S. and Nikolaou, M., 2013. Analysis of production history for unconventional gas reservoirs with statistical methods. SPE Journal, 19(05), pp.979-996.Engineers.
East Texas, Holly Branch, well 11	04D (3)	plin	0.1 mD	-	Bhattacharya, S. and Nikolaou, M., 2013. Analysis of production history for unconventional gas reservoirs with statistical methods. SPE Journal, 19(05), pp.979-996.Engineers.
East Texas, Holly Branch, well 9	04D (4)	plin	0.1 mD	-	Bhattacharya, S. and Nikolaou, M., 2013. Analysis of production history for unconventional gas reservoirs with statistical methods. SPE Journal, 19(05), pp.979-996.Engineers.
Marcellus Shale	05D	plin	0.0004 mD	-	Nelson, B., Belyadi, F., Mashayekhi, A., Aminian, K. and Ameri, S., 2014, April.

					Predicting long-term production behavior of the Marcellus shale. In SPE Western North American and Rocky Mountain Joint Meeting. Society of Petroleum Engineers.	
China, Reservoir 1	06D	nafta	0.5 - 9.6 mD	da, praktički odmah	Guan, Y., Niu, Y., Han, D., Zhou, X., Li, K., 2008, January. Prediction of Production in Oil Reservoirs by Considering Change in Number of Production Wells. In SPE Eastern Regional/AAPG Eastern Section Joint Meeting. Society of Petroleum Engineers.Society of Petroleum Engineers.	
China, Reservoir 2	06D (2)	nafta	0.03 - 328.4 mD	da, nakon cca 2 god	Guan, Y., Niu, Y., Han, D., Zhou, X., Li, K., 2008, January. Prediction of Production in Oil Reservoirs by Considering Change in Number of Production Wells. In SPE Eastern Regional/AAPG Eastern Section Joint Meeting. Society of Petroleum Engineers.Society of Petroleum Engineers.	
-	07D	plin	-	-	Ali, T.A. and Sheng, J.J., 2015, October. Production Decline Models: A Comparison Study. In SPE Eastern Regional Meeting. Society of Petroleum Engineers.Society of Petroleum Engineers.	
-	09D	plin	tight gas	NaN	Warner, H., 2007. Volume VI: Emerging and peripheral technologies. Petroleum Engineering Handbook; Lake, LW, Ed.; Society of Petroleum Engineers: Richardson, TX.	

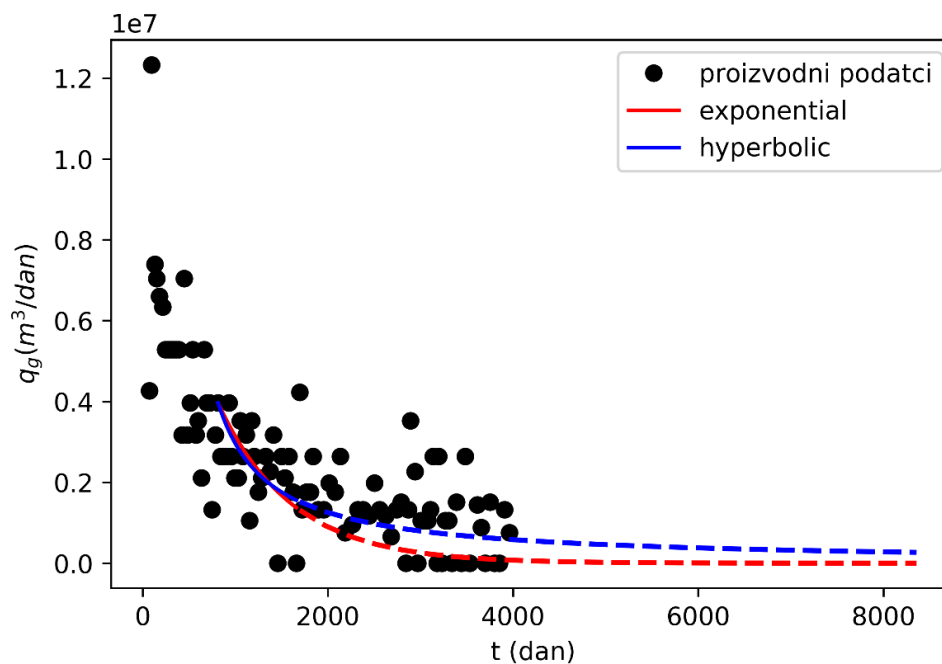
8.2. Prikaz dobivenih točaka i njihova analiza

Pokretanjem koda analysis.py dobiveni rezultat prikazan je na slici (8-1) na kojoj se mogu razlučiti dvije interpolirane krivulje od dostupnih proizvodnih podataka prikazanih u obliku crnih točaka. Crvena krivulja označava eksponencijalni pad proizvodnje, dok plava označava hiperbolički. Obe krivulje spadaju u osnovne Arpsove krivulje za pad proizvodnje u ležištu. Za ležište 01D može se reći da je opisano eksponencijalnom krivuljom za pad proizvodnje.



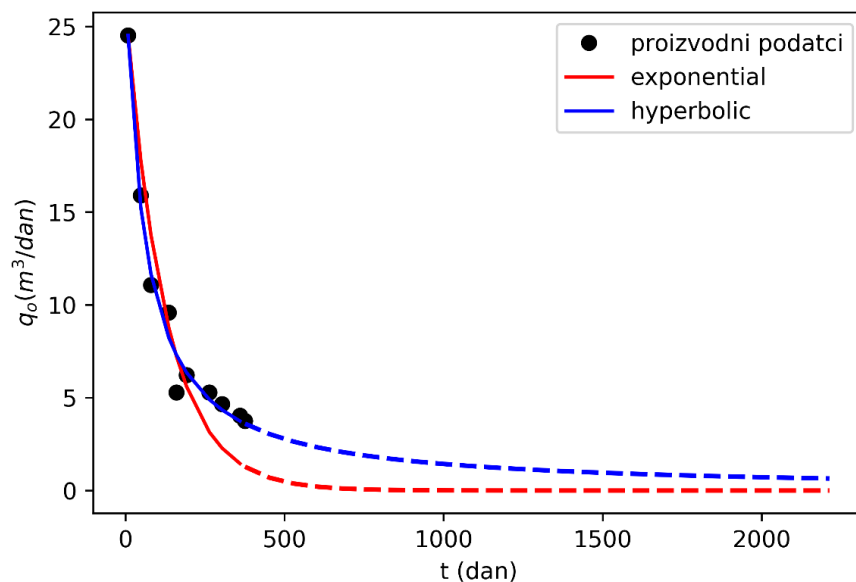
Slika 8-1. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 01D

Izmjenom upisanog ležišta za analizu u kodu, te ponovnim pokretanjem dobivaju se rezultati za iduće ležište radnog naziva 02D. Na slici (8-2) nalaze se interpolirane krivulje, te se uočava da trend pada proizvodnje u ležištu najbolje opisuje hiperbolički model.



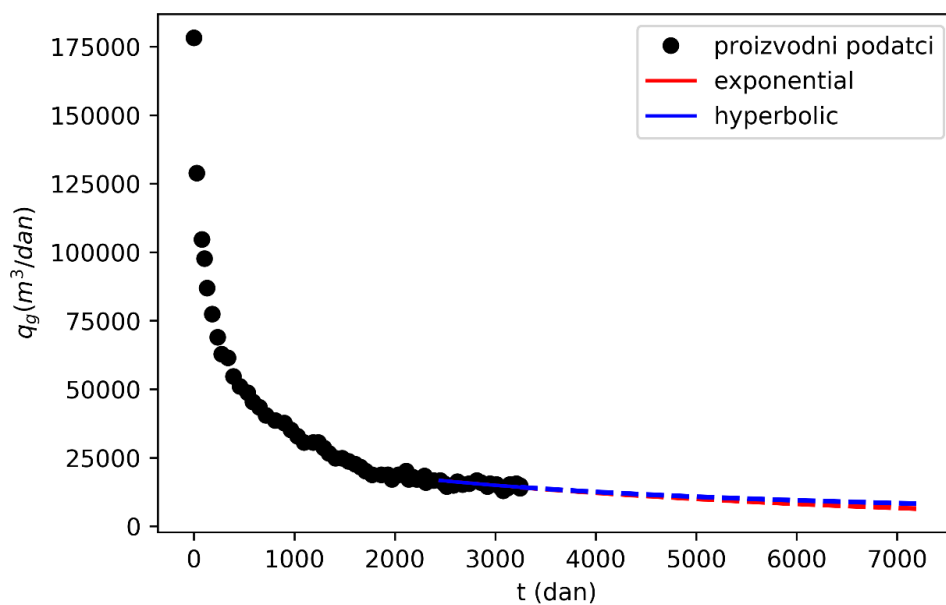
Slika 8-2. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 02D

Za ležište 02D (2) dostupno je jako malo proizvodnih podataka s toga se ne može očekivati velika preciznost ove analize. Na slici (8-3). uočava se hiperbolički trend pada proizvodnje.



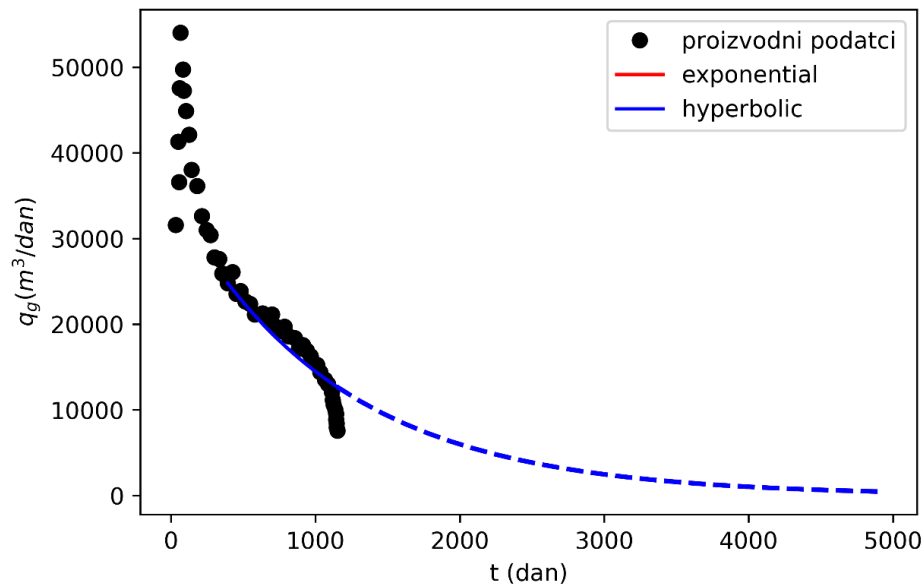
Slika 8-3. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 02D (2)

Ležište 02D (3), kao što je vidljivo na slici 8-4. gotovo da istovjetno opisuju obje arpsove krivulje, ali ipak se može uočiti preciznost hiperboličke krivulje.



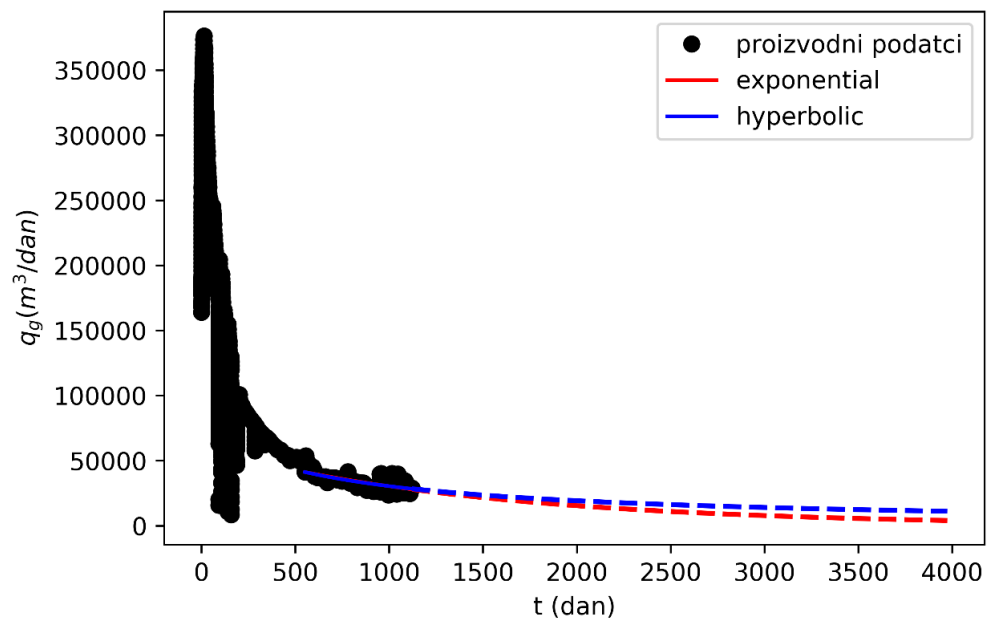
Slika 8-4. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 02D (3)

Analiza ležište 03D koja se nalazi na slici (8-5) također daje rezultate hiperboličkog opisa daljnje proizvodnje.

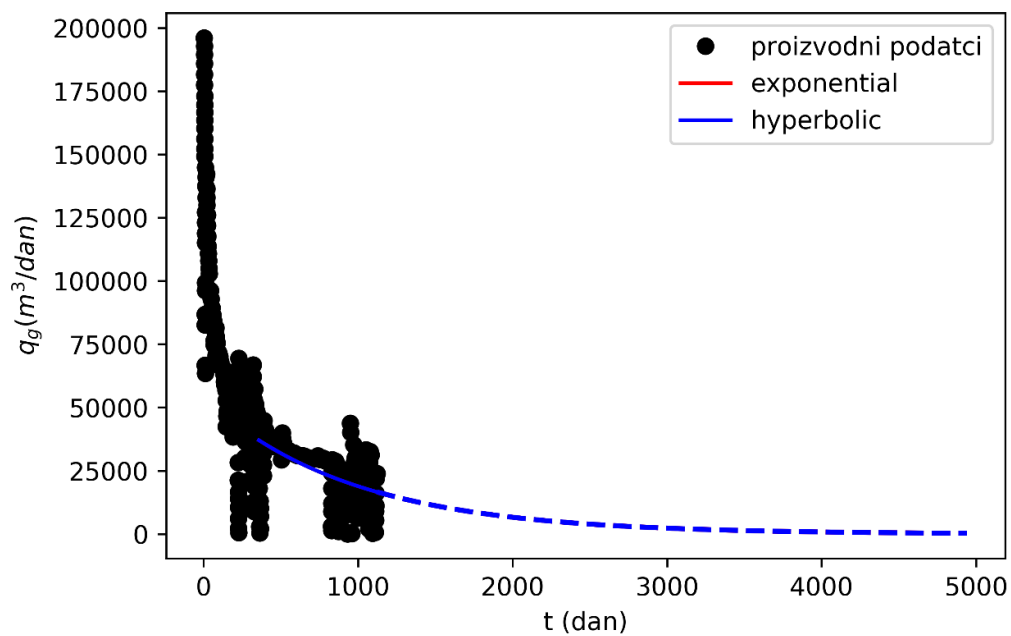


Slika 8-5. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 03D

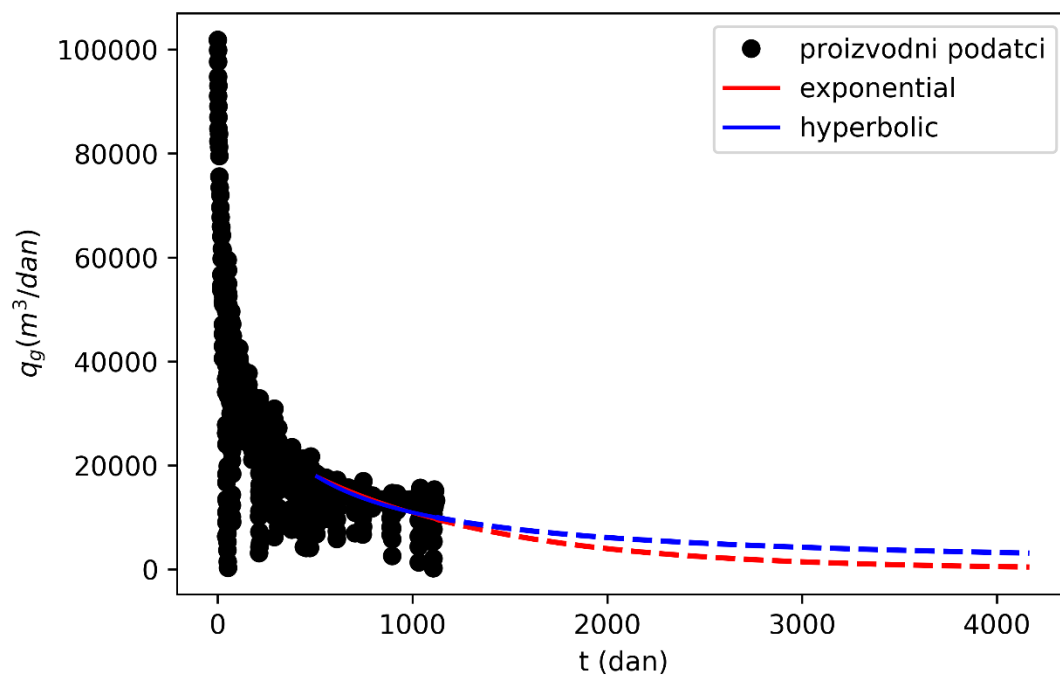
Ležišta na slikama (8-6), (8-7), (8-8) i (8-9), pripadaju istom bazenu i imaju slične geološke karakteristike, te je uočljiv sličan trend proizvodnje, kao i dostupnih proizvodnih podataka. Sve profile podataka najbolje opisuje hiperbolička krivulja, osi 04D ležišta koje odgovara eksponencijalnoj.



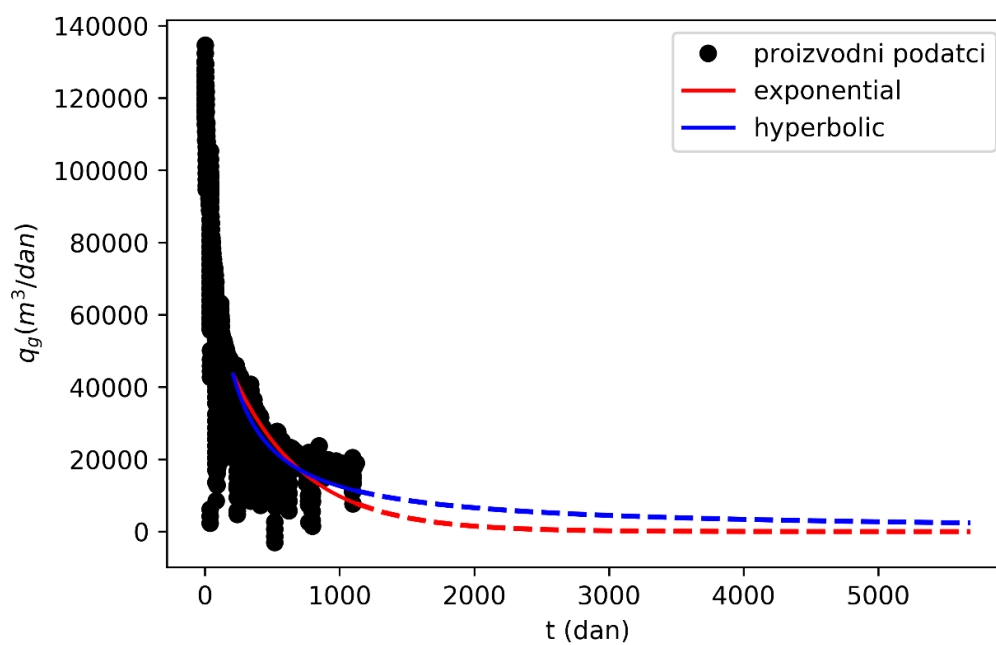
Slika 8-6. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 04D



Slika 8-7. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 04D (2)

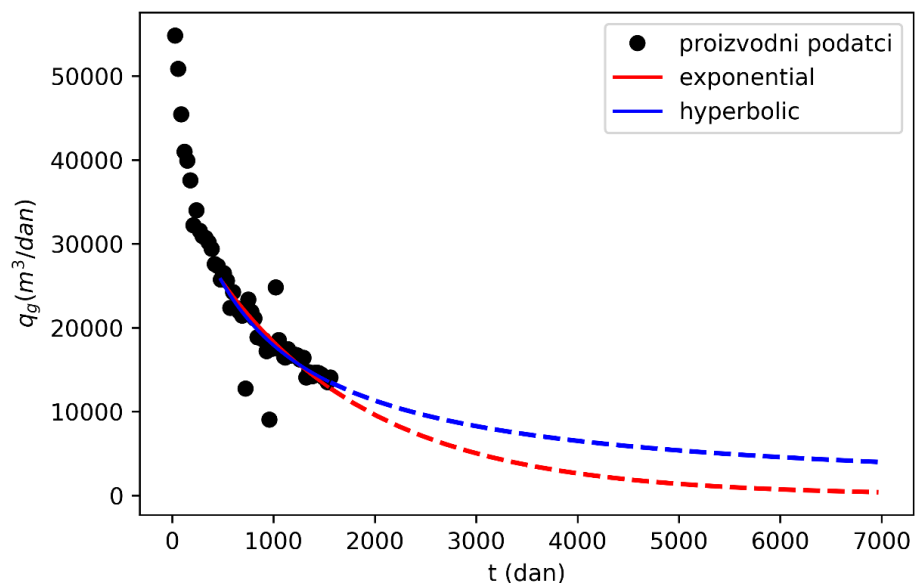


Slika 8-8. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 04D (3)



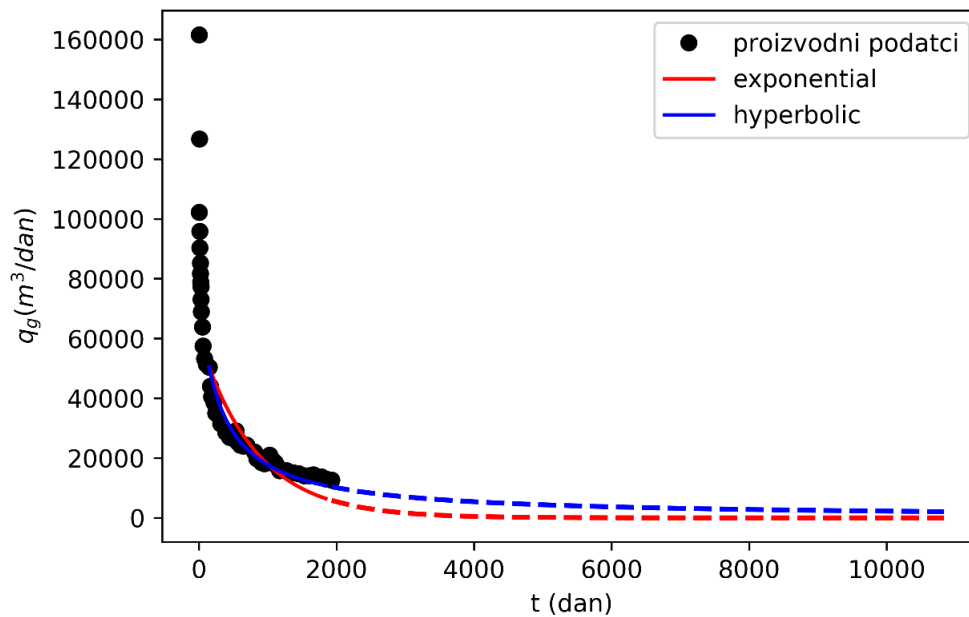
Slika 8-9. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 04D (4)

Na slici (8-10) nalaze se proizvodni podaci ležišta 05D za koje najbolje odgovara hiperbolička krivulja za analizu buduće proizvodnje iz ležišta.

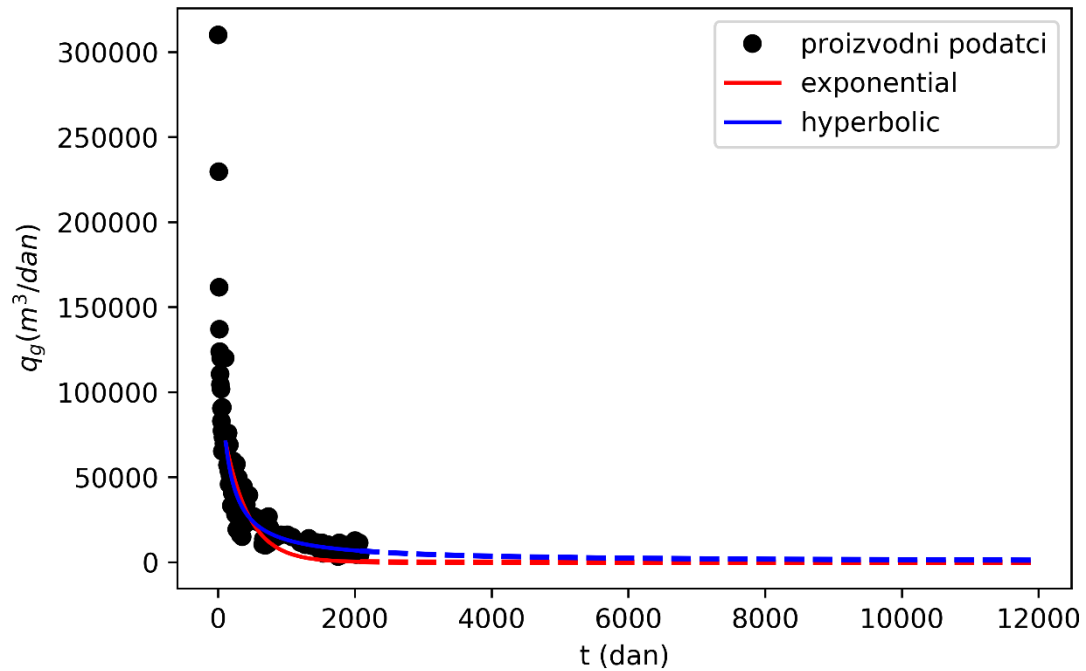


Slika 8-10 Analiza krivulja proizvodnje za ležište 05D

Na slikama (8-11) i (8-12) također se radi o sličnim ležištima što je vidljivo i na slikama. Krivulja koja najbolje opisuje proizvodne podatke je u oba slučaja hiperbolička arpsova krivulja.



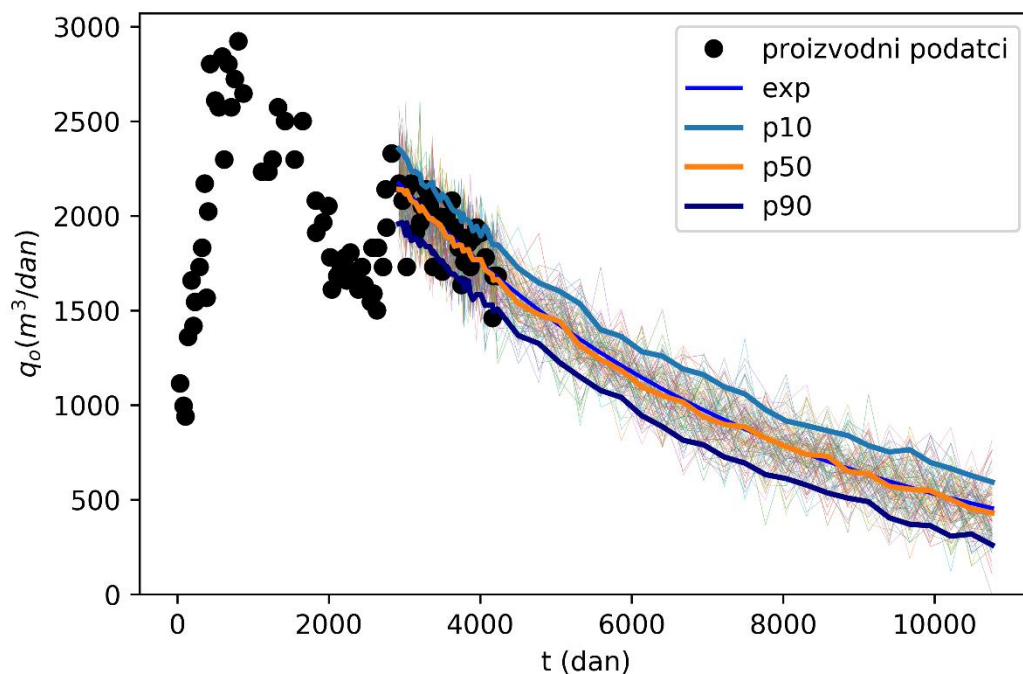
Slika 8-11. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 07D



Slika 8-12. Analiza krivulja proizvodnje za ležište 07D (2)

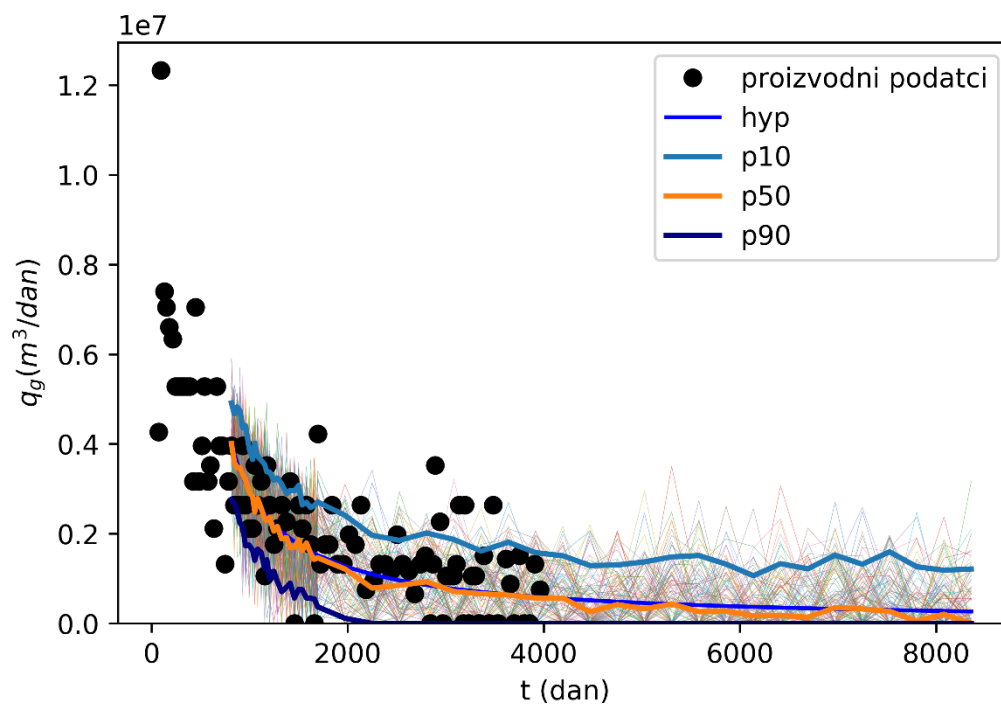
8.3. Simulacije dobivenih analiza krivulja proizvodnje Monte Carlo metodom

Kao što je i prethodno objašnjeno, na slici (8-13) nalazi se prikaz simulacija proizvodnje za ležište 01D. Sive linije označavaju simulirane proizvodnje, i uočava se mala razlika između krivulja P10, P50 i P90, te krivulja P90, niti nakon duže vremena ne pada ispod nule.

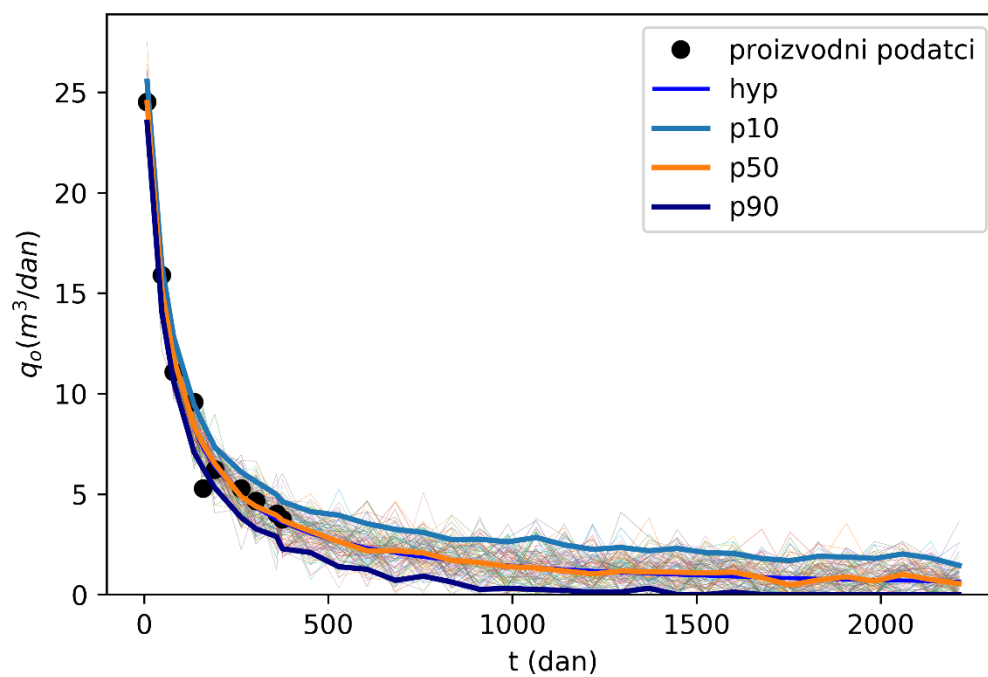


Slika 8-13. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 01D

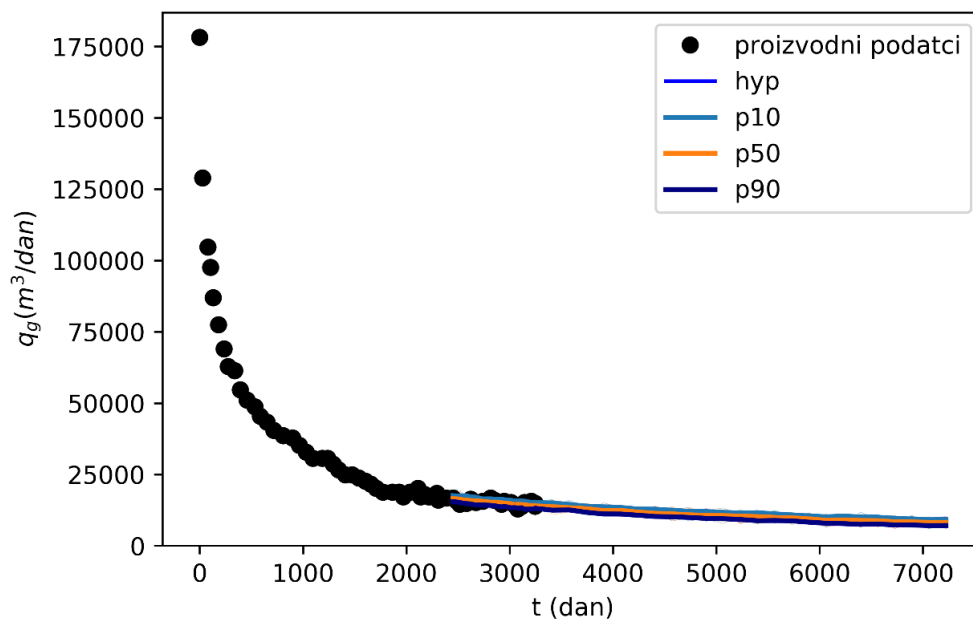
Ta ležište na slikama (8-14), (8-15) i (8-16) može se zaključiti da proizvodnja jako brzo pada ispod nule, te su ležišta ne isplativa, pogotovo ležište 02D (3) na slici (8-16) Monte Carlo metoda prikazana na slikama (8-26), (8-27) i (8-28), također govore o neisplativosti ležišta u ekonomskom smislu, obzirom da krivulje sadašnje vrijednosti vrlo brzo padaju ispod nule ili se radi, kao za ležište 02D (3) o jako malom iznosu.



Slika 8-14. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 02D

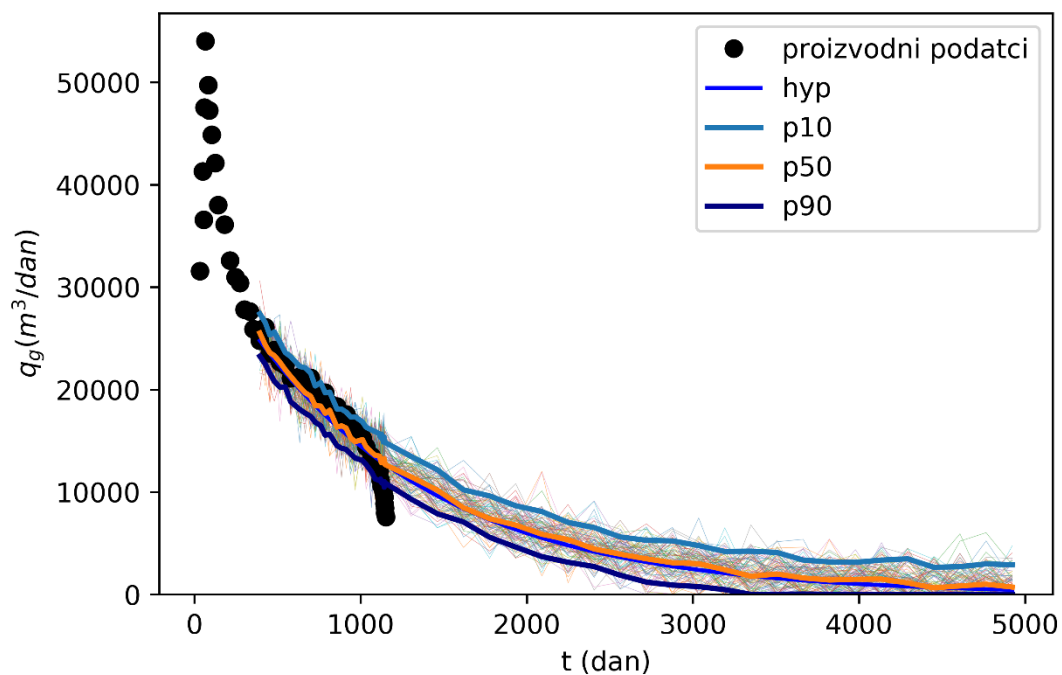


Slika 8-15. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 02D (2)



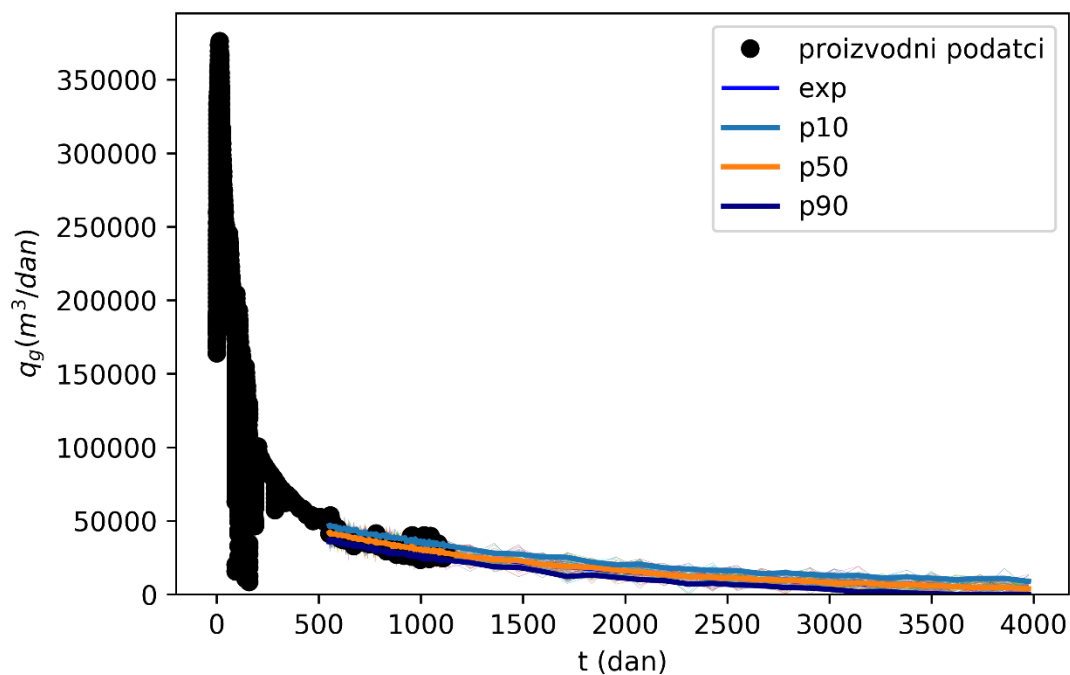
Slika 8-16. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 02D (3)

Za ležište 03D na slici (8-17) za vrijednost proizvodnje P90 krivulja već nakon 1500 dana proizvodnje počinje padati ispod nule, dok na slici (8-29) za sadašnja vrijednost počinje padati ispod nule nakon 3000 dana.

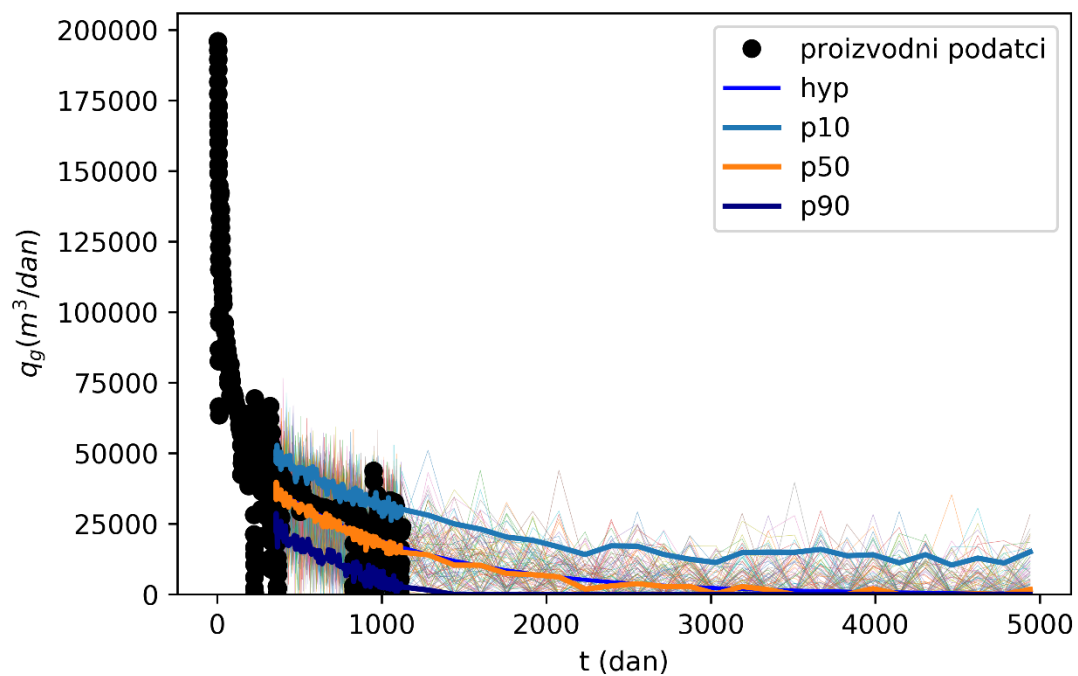


Slika 8-17. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 03D

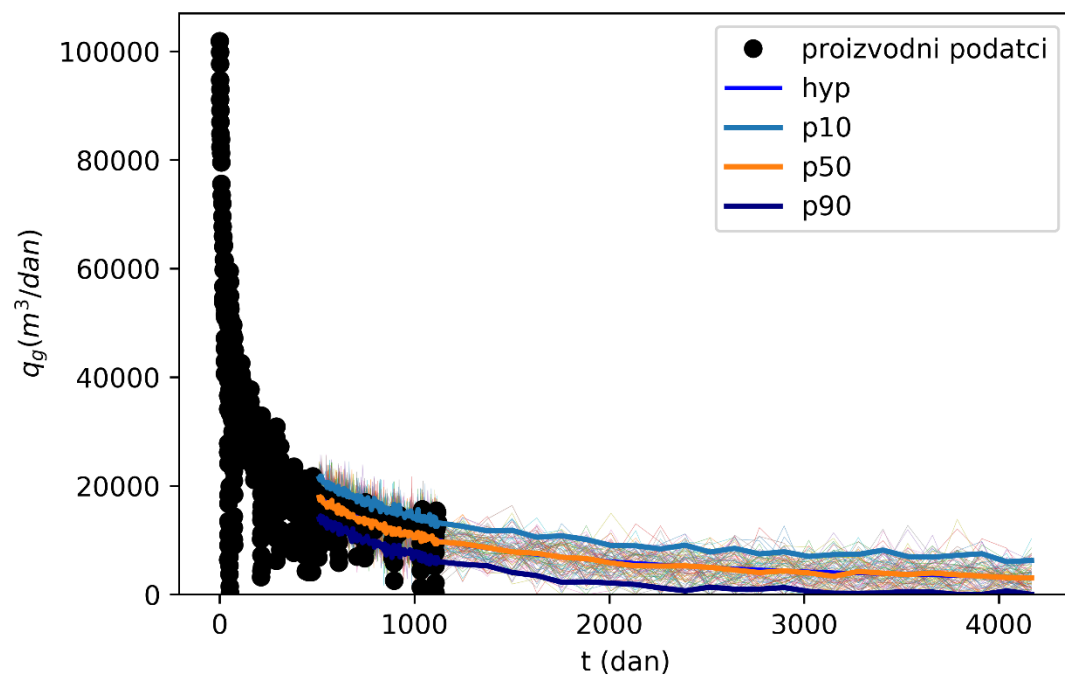
Za ležišta na slikama (8-18), (8-19), (8-20) i (8-21), obzirom da se radi o istom ležištu uočava se i isti trend pada proizvodnje, koji očituje nagli pad, te krivulja vjerojatnosti proizvodnje P90 pada ispod nule u bliskoj budućnosti. Monte Carlo simulacije ekonomske isplativosti za dano ležište prikazana na slikama (8-30), (8-31),i (8-32),



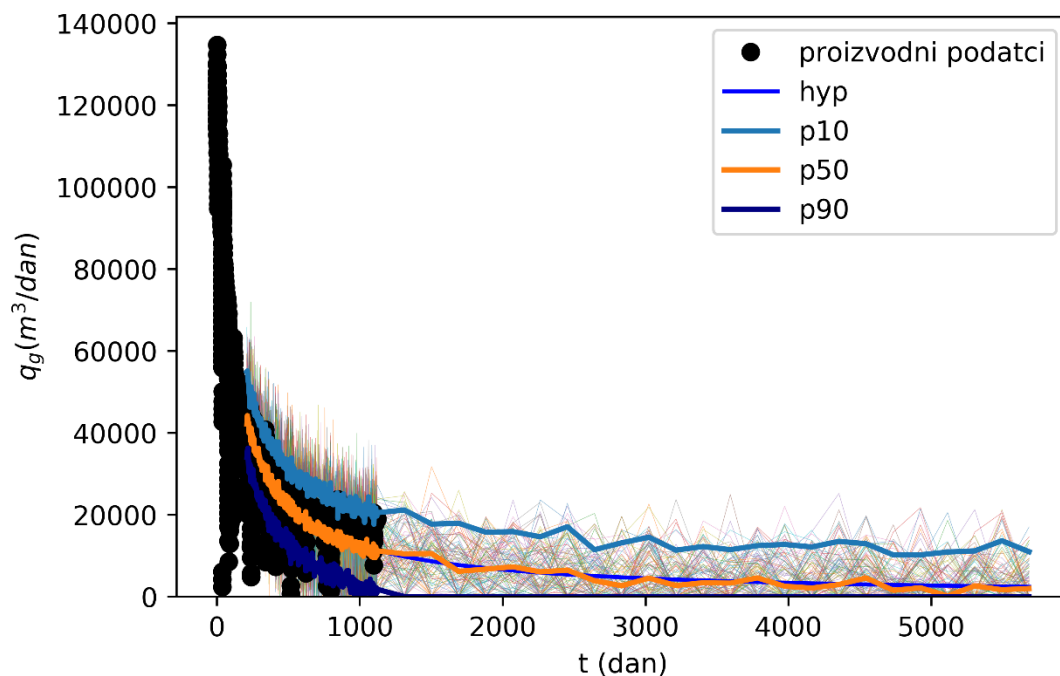
Slika 8-18. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 04D



Slika 8-19. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 04D (2)

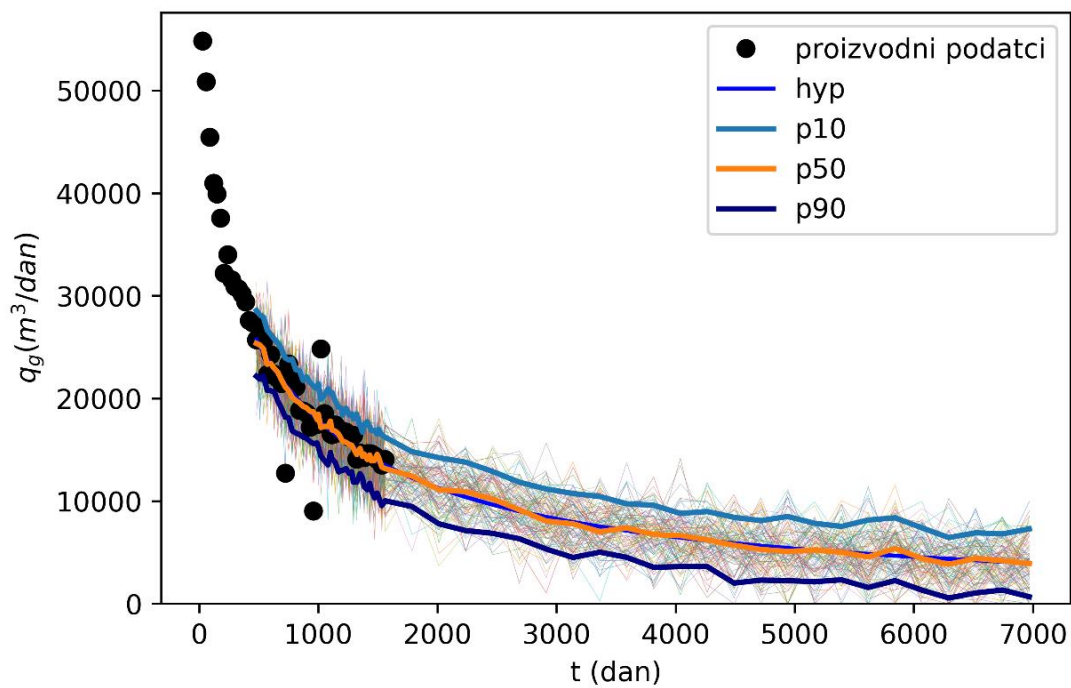


Slika 8-20. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 04D (3)



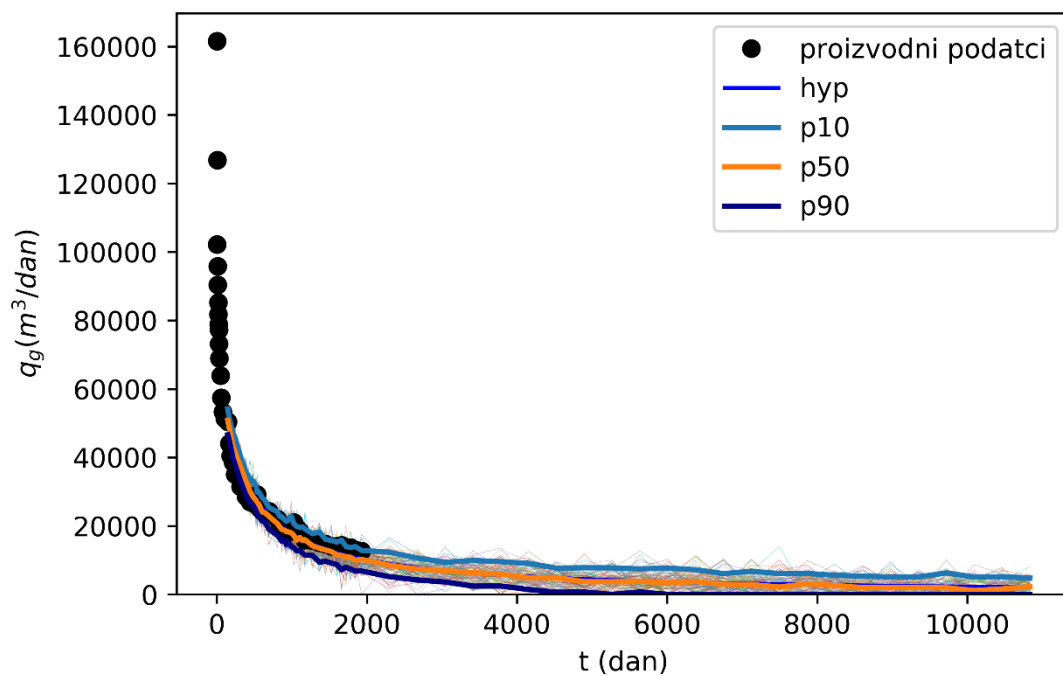
Slika 8-21. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 04D (4)

Proizvodnja iz ležišta 05D prikazana na slici (8-22) može se očitati pad proizvodnje ispod nule nakon 6000 dana od početka interpolacije proizvodnih podataka. Na slici (8-33) Monte Carlo simulacija za ekonomski proračun također daje zaključak o isplativosti polja, iako se radi o jako malim prihodima tokom 30 godina proizvodnje.

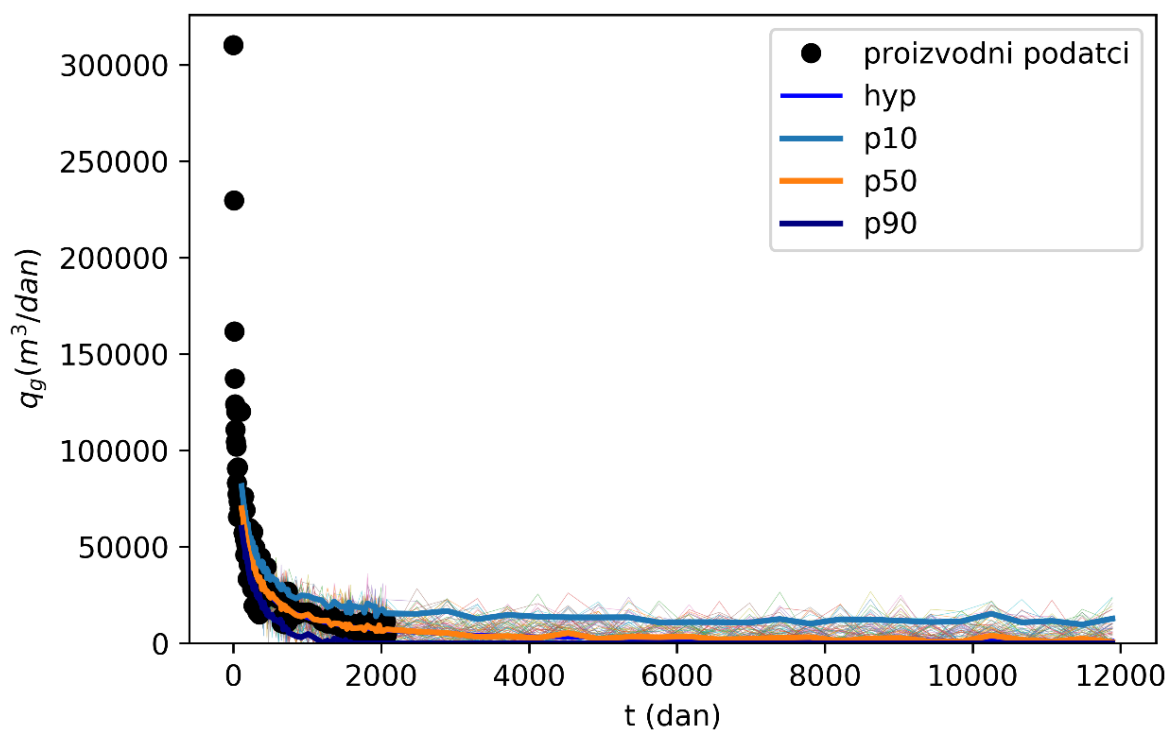


Slika 8-22. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 05D

Ležišta 07D i 07D (2) prikazana na slikama (8-23) i (8-24) zajedno sa prikazom Monte Carlo simulacija i ekonomskog proračuna na slikama (8-34) i (8-35) također su neisplativa, obzirom da proizvodnja već nakon 2000 dana počinje padati ispod nule jednako kao i kod sadašnje vrijednosti.

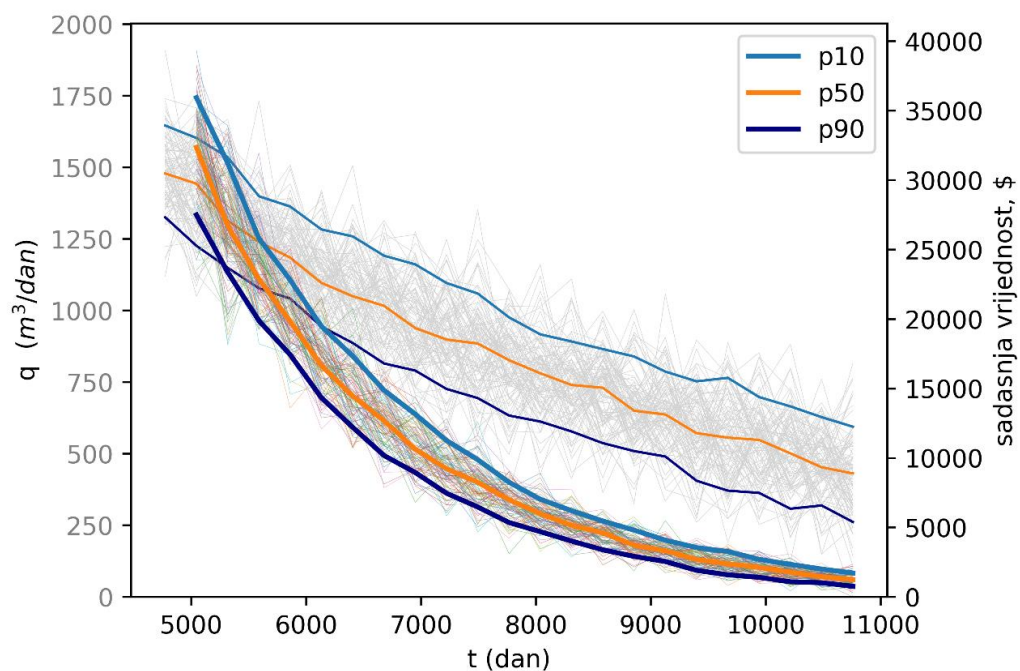


Slika 8-23. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 07D

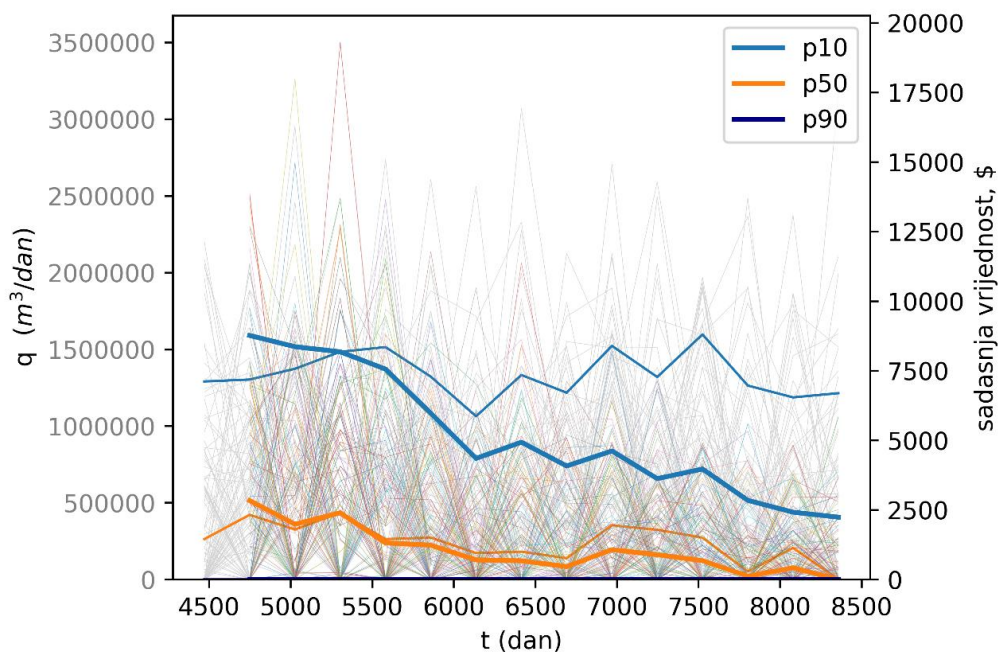


Slika 8-24. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje iz ležišta 07D (2)

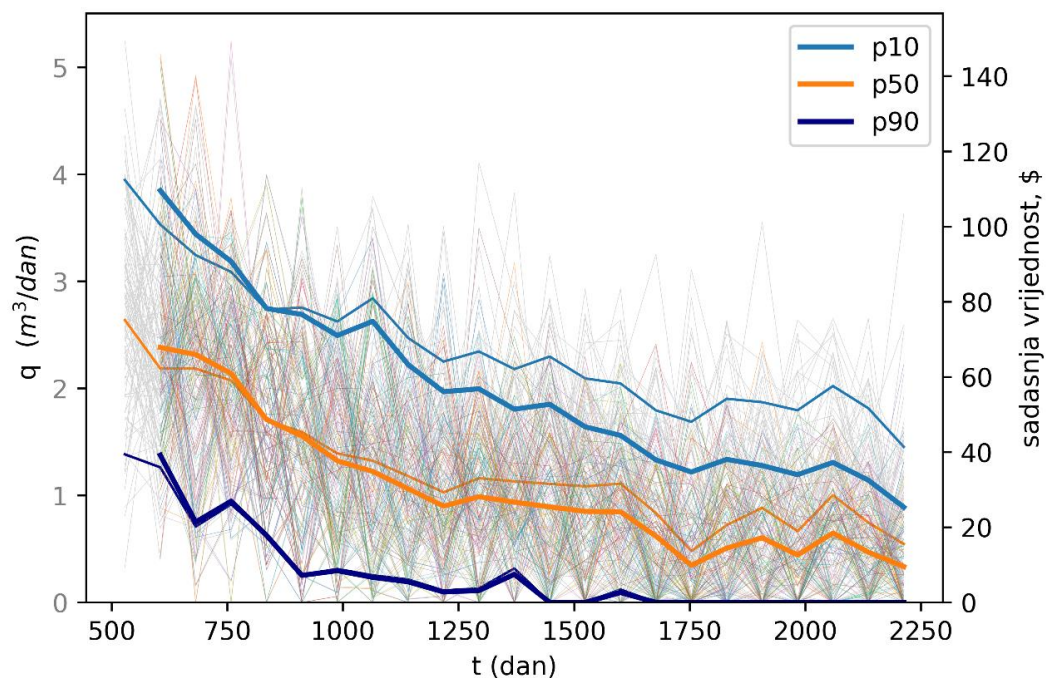
8.4. Simulacija ekonomskog proračuna Monte Carlo metodom



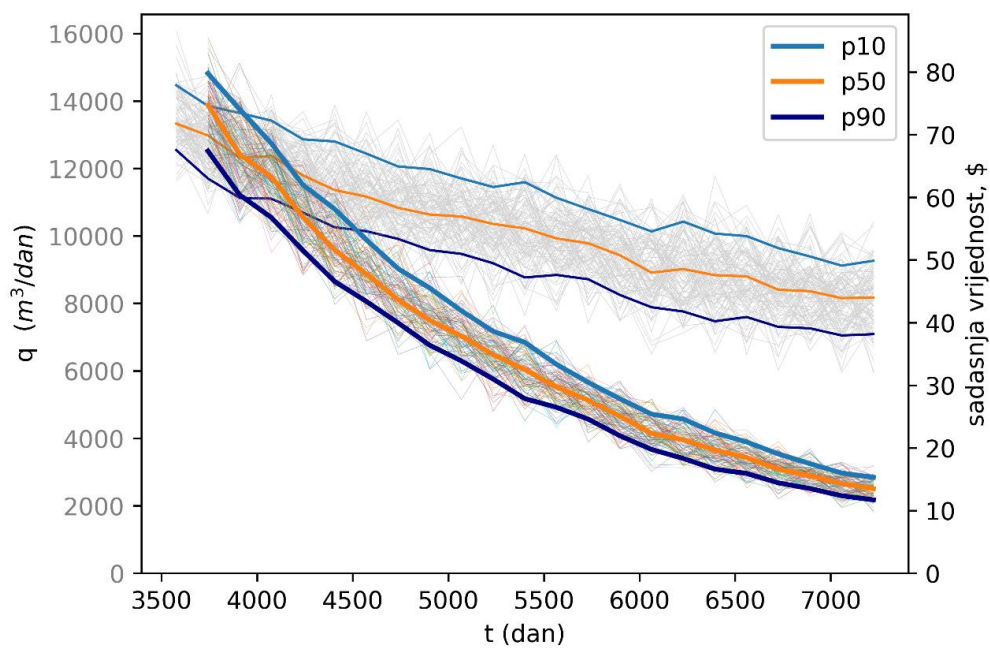
Slika 8-25. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 01D



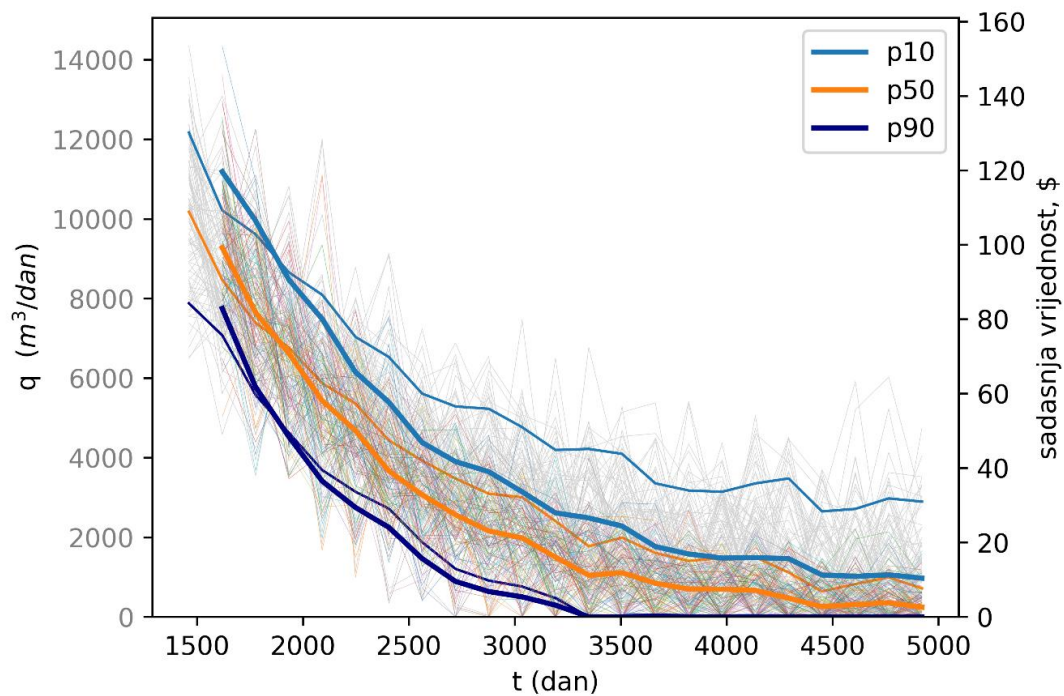
Slika 8-26. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 02D



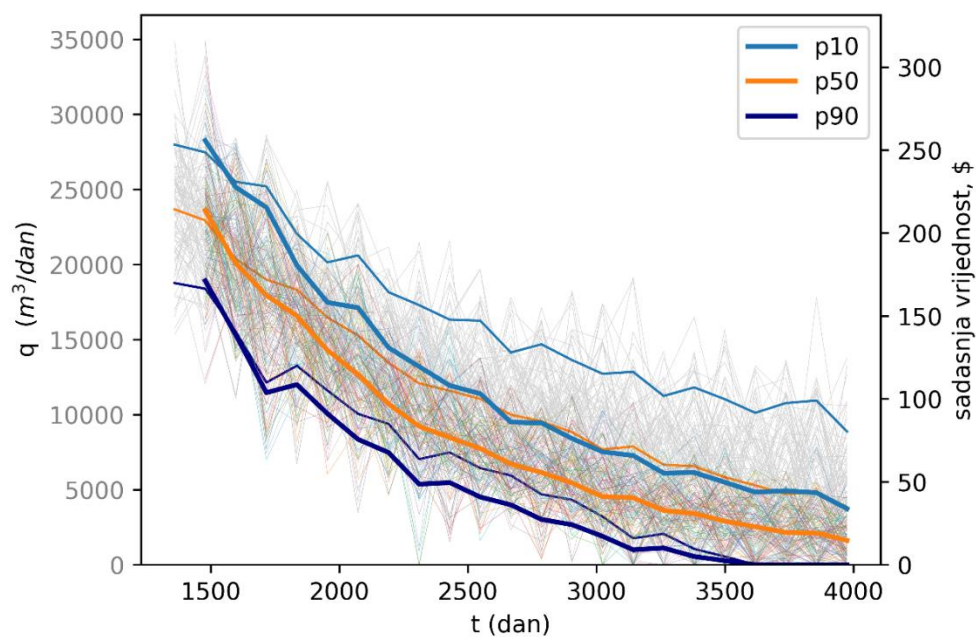
Slika 8-27. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 02D (2)



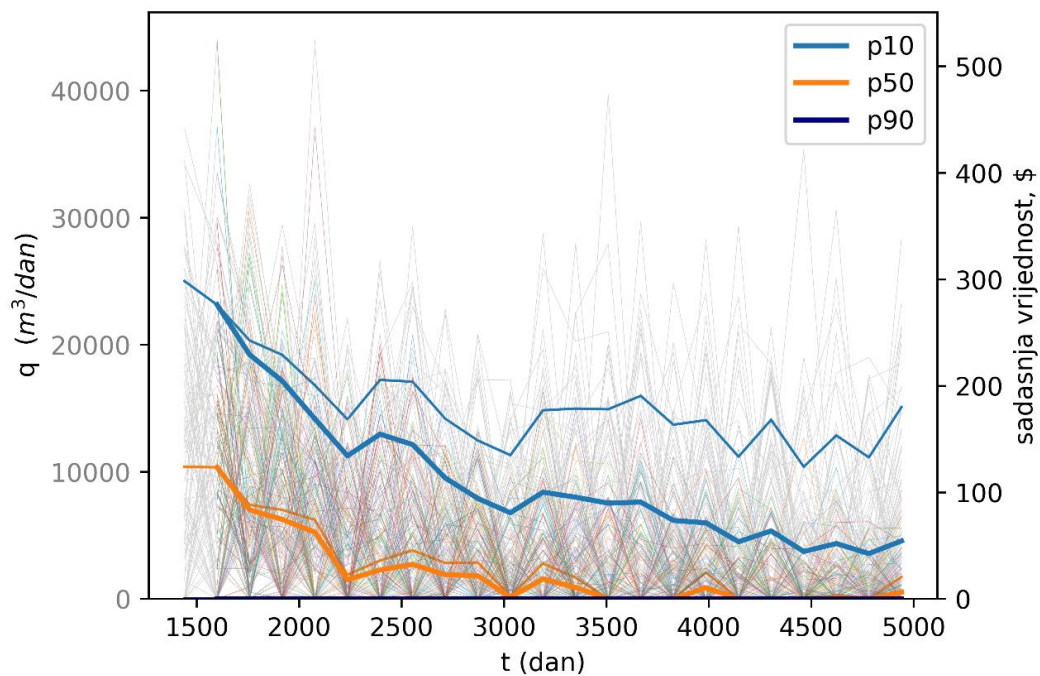
Slika 8-28. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 02D (3)



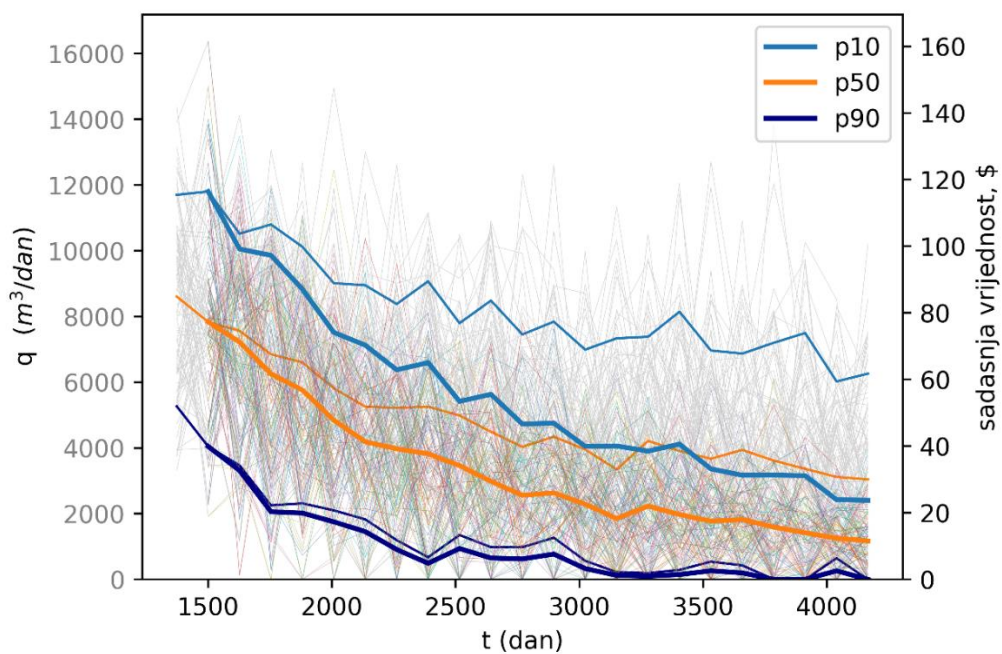
Slika 8-29. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 03D



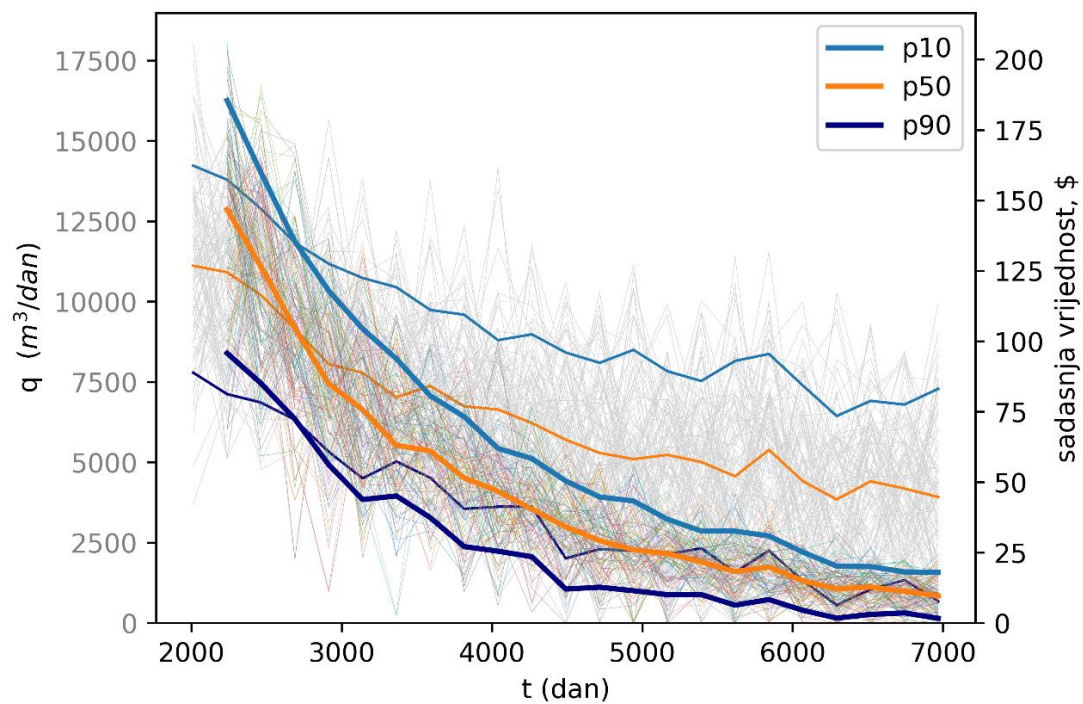
Slika 8-30. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 04D



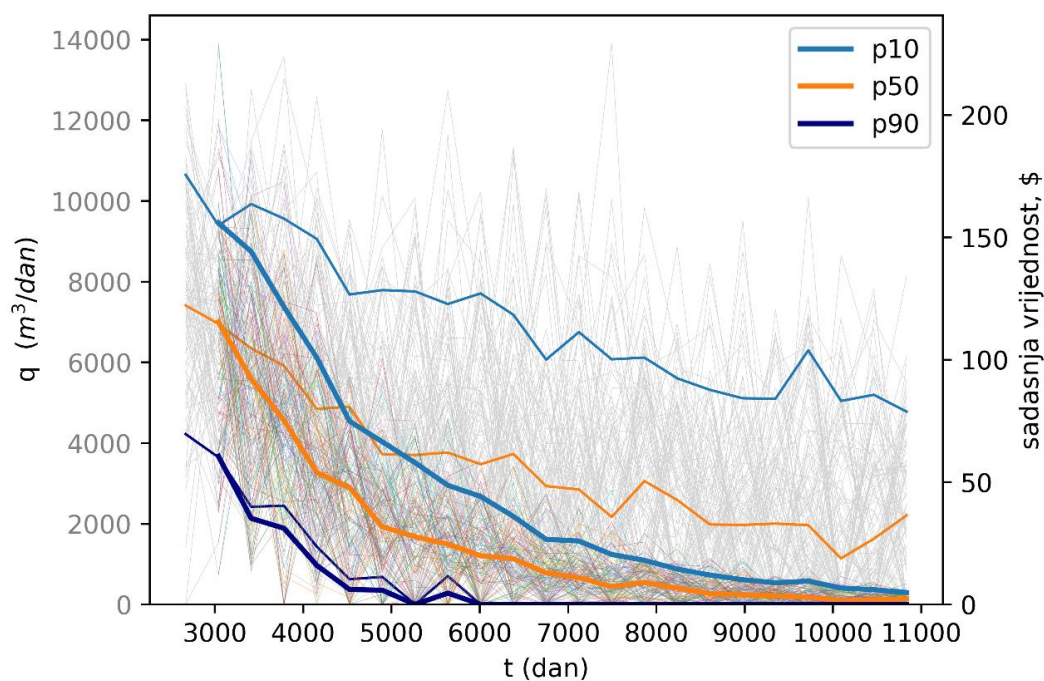
Slika 8-31. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 04D (2)



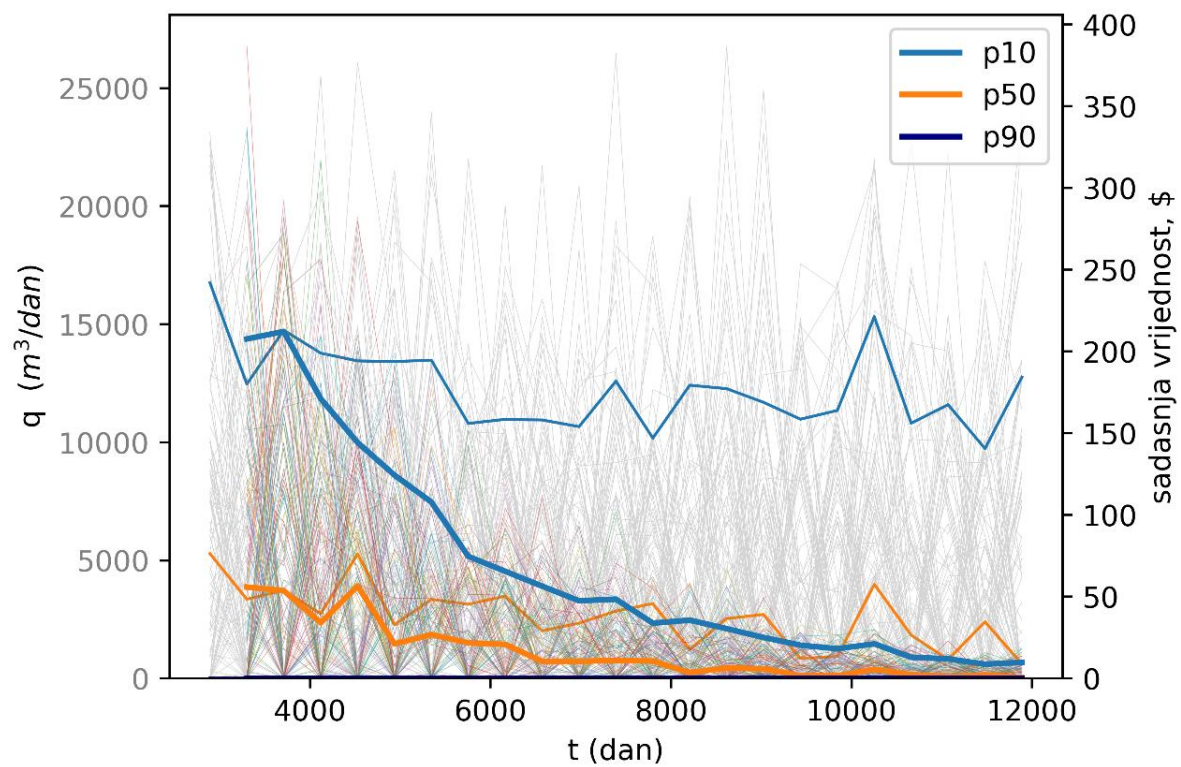
Slika 8-32. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 04D (3)



Slika 8-33. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 05D



Slika 8-34. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 07D



Slika 8-35. Monte Carlo simulacije za krivulju proizvodnje i ekonomsku isplativost iz ležišta 07D (2)

IZJAVA

Izjavljujem da sam ovaj rad samostalno izradila.

Ivana Morić