

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET STROJARSTVA I BRODOGRADNJE

ZAVRŠNI RAD

Roko Bošković

Zagreb, 2025.

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET STROJARSTVA I BRODOGRADNJE

ZAVRŠNI RAD

Mentori:

Prof. dr. sc. Neven Duić, dipl. ing.

Student:

Roko Bošković

Zagreb, 2025.

Izjavljujem da sam ovaj rad izradio samostalno koristeći znanja stečena tijekom studija i navedenu literaturu.

Zahvaljujem se mentoru, prof. dr. sc. Nevenu Duiću, asistentu dr. sc. Antunu Pfeiferu i dr. sc. Saqib Ali na stručnom vodstvu, korisnim savjetima, strpljenju i potpori tijekom izrade ovog završnog rada. Najveću zahvalu dugujem svojoj obitelji, roditeljima i braći na razumijevanju i podršci ne samo tijekom pisanja ovog rada, već i tijekom cijelog studija. Na kraju, zahvaljujem se curi, prijateljima i kolegama na zajedničkim trenucima, motivaciji i ohrabrenju.

Roko Bošković



SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET STROJARSTVA I BRODOGRADNJE



Središnje povjerenstvo za završne i diplomske ispite
Povjerenstvo za završne i diplomske ispite studija strojarstva za smjerove:

Procesno-energetski, konstrukcijski, inženjersko modeliranje i računalne simulacije i brodstrojarski

ZAVRŠNI ZADATAK

Student: **Roko Bošković** JMBAG: **0035242408**

Naslov rada na hrvatskom jeziku: **Predikcija energetske potrošnje modelom ARIMA i analiza utjecaja na scenarije u EnergyPLAN-u**

Naslov rada na engleskom jeziku: **Energy Demand Forecasting Using the ARIMA Model and Its Impact on EnergyPLAN Scenario Analysis**

Opis zadatka:

Završni rad ima za cilj istražiti razlike između determinističkog pristupa predikciji energetske potrošnje i statističkog modeliranja temeljenog na ARIMA metodi. U radu će se koristiti postojeći modeli elektroenergetskog sustava Republike Hrvatske u softveru EnergyPLAN, s fokusom na sektor potrošnje električne energije.

Primjenom ARIMA modela generirat će se predikcije buduće energetske potrošnje temeljene na povijesnim podacima. Dobiveni rezultati koristit će se kao ulaz za EnergyPLAN modeliranje različitih scenarija budućeg razvoja energetskog sustava, sukladno smjernicama nacionalnih strateških dokumenata. Rezultati te analize usporedit će se s rezultatima iz modela koji koriste tradicionalni deterministički pristup, a cilj je procijeniti utjecaj različitih metoda predviđanja na konačne energetske strategije.

U okviru rada potrebno je:

1. Prikupiti povijesne podatke o ukupnoj energetske potrošnji u Hrvatskoj.
2. Primijeniti ARIMA model za predikciju buduće potrošnje energije.
3. Prilagoditi EnergyPLAN model za energetski sustav Hrvatske.
4. Usporediti rezultate scenarija koji koriste ARIMA predikcije s onima koji se temelje na povijesnim prosjecima.
5. Analizirati razlike u rezultatima modeliranja te predložiti preporuke za upotrebu metoda predikcije u budućem planiranju.

U radu je potrebno navesti korištenu literaturu i eventualno dobivenu pomoć.

Zadatak zadan:

5.5.2025.

Datum predaje rada:

2. rok: 10. i 11.7. 2025.

3. rok: 18. i 19. 9. 2025.

Predviđeni datumi obrane:

2. rok: 15.7. - 18.7.2025.

3. rok: 22. 9. – 26. 9. 2025.

Zadatak zadao:

Predsjednik Povjerenstva:

prof. dr. sc. Neven Duić

prof. dr. sc. Vladimir Soldo

SADRŽAJ

SADRŽAJ	I
POPIS SLIKA	III
POPIS TABLICA	IV
SAŽETAK	V
SUMMARY	VI
1. UVOD	1
1.1. Kontekst energetskeg planiranja	1
1.2. Važnost predikcije potrošnje	2
1.3. Problem istraživanja.....	3
1.4. Cilj i hipoteza rada.....	4
1.5. Struktura rada	5
2. TEORIJSKA PODLOGA.....	6
2.1. Modeliranje energetskeg sustava i softver EnergyPLAN.....	6
2.2. Vremenski nizovi i prediktivno modeliranje	8
2.3. ARIMA i SARIMA modeli.....	9
2.4. Evaluacija modela predviđanja.....	10
3. METODE	12
3.1. Prikupljanje i analiza ulaznih podataka	12
3.2. Razvoj SARIMA modela	14
3.2.1. Provjera stacionarnosti	14
3.2.2. Identifikacija redova modela	16
3.2.3. Odabir optimalnih parametara i treniranje modela	17
3.3. Validacija modela	19
3.4. Izrada profila opterećenja za analizu	21
3.4.1. Izrada SARIMA profila (Scenarij B)	21
3.4.2. Definiranje determinističkog profila (Scenarij A)	23
3.5. Postavke simulacijskih scenarija u softveru EnergyPLAN.....	24
4. REZULTATI	25
4.1. Usporedba agregatnih karakteristika profila opterećenja.....	25
4.2. Usporedna analiza rezultata simulacija.....	27
5. RASPRAVA.....	33
5.1. Analiza i interpretacija razlika u profilima opterećenja	33
5.1.1. Porijeklo strukturnih razlika	33
5.1.2. Implikacije razlika u ukupnoj potrošnji	34
5.2. Utjecaj metode predikcije na rezultate energetskeg modeliranja	35
5.2.1. Analiza rezultata za 2030. i 2040. godinu	35
5.2.2. Analiza rezultata za 2050. godinu i problem nerealističnog profila	36
5.3. Krićka ocjena metoda i preporuke za praksu u planiranju.....	37
5.3.1. Vrednovanje primijenjenih pristupa	37
5.3.2. Preporuke za buduća istraživanja i metodološku praksu	38

6. ZAKLJUČAK.....	39
LITERATURA.....	41
PRILOZI	43

POPIS SLIKA

Slika 1.	Shema alata EnergyPLAN	7
Slika 2.	Satna potrošnja električne energije u 2018.godini	13
Slika 3.	Prosječni dnevni profil potrošnje električne energije u 2018.	13
Slika 4.	Primjena ADF testa	15
Slika 5.	Korelogrami ACF i PACF funkcija	16
Slika 6.	Generiranje ACF i PACF grafikona.....	17
Slika 7.	Logika pretraživanja po rešetki (Grid Search).....	18
Slika 8.	Proces pretraživanja i odabira konačnog modela.....	19
Slika 9.	Usporedba stvarnih vrijednosti potrošnje i predviđanja na testnom periodu.....	20
Slika 10.	Predviđanje modela za 2030. godinu	21
Slika 11.	Predviđanje modela za 2040. godinu	22
Slika 12.	Predviđanje modela za 2050. godinu	22
Slika 13.	Usporedba faktora opterećenja kroz godine	27
Slika 14.	Usporedba godišnjih emisija CO ₂	28
Slika 15.	Usporedba udjela obnovljivih izvora u proizvodnji električne energije	29
Slika 16.	Usporedba viška električne energije (CEEP).....	30
Slika 17.	Usporedba ukupne potrošnje goriva u sustavu	31
Slika 18.	Usporedba ukupne godišnje proizvodnje iz termoelektrana (CHP i PP)	31
Slika 19.	Usporedba ukupnih godišnjih troškova sustava.....	32

POPIS TABLICA

Tablica 1.	Rezultati Proširenog Dickey-Fullerovog (ADF) testa na nizu satne potrošnje	15
Tablica 2.	Rezultati validacije modela na testnom skupu (prosinac 2018.).....	20
Tablica 3.	Ukupna godišnja potrošnja predviđena SARIMA modelom	22
Tablica 4.	Usporedba ključnih karakteristika profila opterećenja	26

SAŽETAK

U kontekstu energetske tranzicije i dekarbonizacije elektroenergetskog sektora, precizno dugoročno planiranje ključan je preduvjet za donošenje ispravnih investicijskih odluka. Ovaj završni rad istražuje i uspoređuje dva fundamentalno različita pristupa za izradu dugoročnih profila potrošnje električne energije: deterministički, temeljen na "bottom-up" analizi, i statistički pristup, temeljen na primjeni SARIMA modela. Cilj rada je analizirati utjecaj odabira metode predviđanja na rezultate simulacija energetskog sustava Republike Hrvatske pomoću softvera EnergyPLAN.

Za potrebe rada, na temelju povijesnih podataka o satnoj potrošnji za 2018. godinu, razvijen je i validiran SARIMA model. Potom su generirani profili opterećenja za godine 2030., 2040. i 2050. primjenom obiju metoda te su korišteni kao ulazni podaci u simulacijske scenarije, uz nepromijenjenu proizvodnu stranu sustava.

Rezultati su pokazali da primjena dviju metoda dovodi do fundamentalno različitih profila opterećenja. Dugoročna ekstrapolacija SARIMA modelom rezultirala je generiranjem nerealističnog, "izgladenog" profila s izrazito visokim faktorom opterećenja, koji gubi ključnu satnu i dnevnu varijabilnost. Korištenje takvog profila u EnergyPLAN simulacijama dovelo je do značajnih razlika u ključnim tehno-ekonomskim pokazateljima, uključujući ukupne godišnje troškove sustava, emisije CO₂ i količinu viška električne energije. Rad zaključuje da direktna primjena SARIMA modela za dugoročno predviđanje nije prikladna jer može dovesti do pogrešnih zaključaka o potrebama sustava za fleksibilnošću, te se naglašava ključna važnost odabira metodologije predikcije u procesu strateškog energetskog planiranja.

Ključne riječi: Energetsko planiranje, predikcija potrošnje, ARIMA model, EnergyPLAN, elektroenergetski sustav, vremenski nizovi, faktor opterećenja

SUMMARY

In the context of the energy transition and the decarbonisation of the electricity sector, accurate long-term planning is a key prerequisite for making sound investment decisions. This final thesis investigates and compares two fundamentally different approaches for developing long-term electricity consumption profiles: the deterministic approach, based on a "bottom-up" analysis, and the statistical approach, based on the application of the SARIMA model. The aim of the thesis is to analyse the impact of the chosen forecasting method on the simulation results of the Croatian energy system using the EnergyPLAN software.

For the purpose of this thesis, a SARIMA model was developed and validated based on historical hourly consumption data for the year 2018. Subsequently, load profiles for the years 2030, 2040, and 2050 were generated using both methods and were used as input data for simulation scenarios, while keeping the supply side of the system unchanged.

The results have shown that the application of the two methods leads to fundamentally different load profiles. The long-term extrapolation with the SARIMA model resulted in an unrealistic, "flattened" profile with an extremely high load factor, which loses the crucial hourly and daily variability. The use of such a profile in EnergyPLAN simulations led to significant differences in key techno-economic indicators, including total annual system costs, CO₂ emissions, and the amount of excess electricity production. The thesis concludes that the direct application of the SARIMA model for long-term forecasting is not appropriate as it can lead to erroneous conclusions about the system's flexibility needs, and it emphasizes the critical importance of selecting the prediction methodology in the strategic energy planning process.

Key words: Energy Planning, Demand Forecasting, ARIMA Model, EnergyPLAN, Power System, Time Series, Load Factor

1. UVOD

Suvremeni energetske sustavi nalaze se u središtu globalne transformacije, potaknute potrebom za rješavanjem klimatskih promjena i imperativom za postizanjem održive budućnosti. Proces energetske tranzicije, koji podrazumijeva sveobuhvatno napuštanje fosilnih goriva i prelazak na čiste, obnovljive izvore energije, predstavlja jedan od najvećih tehnoloških i društvenih izazova 21. stoljeća. U jezgri ove tranzicije nalazi se elektroenergetski sektor, čija dekarbonizacija služi kao temelj za smanjenje emisija u ostalim sektorima, poput prometa i industrije. Planiranje budućih elektroenergetskih sustava u ovom dinamičnom i neizvjesnom okruženju iznimno je složen zadatak. Odluke o ulaganjima u dugovječnu i kapitalno intenzivnu infrastrukturu, koje se donose danas, imat će duboke i dalekosežne posljedice na gospodarstvo i društvo u desetljećima koja dolaze. Učinkovito upravljanje ovim procesom zahtijeva primjenu sofisticiranih alata za modeliranje koji omogućuju simulaciju i analizu različitih razvojnih scenarija. Međutim, pouzdanost i valjanost rezultata dobivenih ovim alatima presudno ovise o kvaliteti njihovih ulaznih podataka. Ovaj završni rad bavi se upravo jednim od najvažnijih ulaznih parametara, a to je predviđanje buduće potrošnje električne energije. Svrha rada je sustavno istražiti kako dva fundamentalno različita metodološka pristupa za izradu profila buduće potrošnje, deterministički i statistički, utječu na konačne rezultate strateškog energetske planiranja, čime se direktno ispituje osjetljivost planskih odluka na odabranu metodologiju predviđanja.

1.1. Kontekst energetske planiranja

Moderno energetske planiranje odvija se unutar složenog okvira definiranog konceptom poznatim kao energetske trilema, koji prepoznaje tri temeljna, često međusobno suprotstavljena cilja: energetske sigurnost, socijalnu jednakost i okolišnu održivost [1]. Energetske tranzicije, sa svojim fokusom na dekarbonizaciju, izravno adresira stup okolišne održivosti, no istovremeno stvara nove i značajne pritiske na preostala dva stupa. Na globalnoj razini, Pariški sporazum postavio je pravni okvir za ograničavanje globalnog zatopljenja, obvezujući države potpisnice na definiranje vlastitih nacionalno utvrđenih doprinosa smanjenju emisija [2]. Na razini Europske unije, ova je obveza pretočena u još ambiciozniji zakonodavni paket, Europski zeleni plan, čiji je cilj postizanje klimatske neutralnosti do 2050. godine [3]. Tehnološka okosnica za postizanje ovih ciljeva jest masovna integracija obnovljivih izvora energije (OIE), prvenstveno vjetroelektrana i sunčanih elektrana, no ona sa sobom donosi fundamentalni

tehnički izazov koji mijenja paradigmu upravljanja elektroenergetskim sustavom. Za razliku od konvencionalnih, upravljivih termoelektrana ili hidroelektrana s velikim akumulacijama, čija se proizvodnja može precizno kontrolirati, proizvodnja iz vjetra i sunca je varijabilna, intermitentna i stohastička. Ova varijabilnost dovodi do nekoliko ključnih problema. Prvo, dolazi do potencijalnog vremenskog raskoraka između razdoblja visoke proizvodnje i razdoblja vršne potrošnje. Drugo, smanjuje se ukupna inercija sustava jer obnovljivi izvori temeljeni na inverterima ne doprinose inerciji kao velike rotirajuće mase sinkronih generatora. Posljedično, održavanje ključne ravnoteže između proizvodnje i potrošnje u svakom trenutku postaje znatno teže i zahtijeva nove izvore fleksibilnosti, kao što su sustavi za pohranu energije, upravljanje potrošnjom te jačanje prekograničnih interkonekcija.

U tom kontekstu, Republika Hrvatska, kao punopravna članica Europske unije, obvezna je slijediti zacrtane ciljeve, što je i definirano kroz njezinu Energetsku strategiju do 2030. s pogledom na 2050. godinu, koja predviđa značajan porast udjela OIE i postupnu transformaciju energetskog sektora [4]. Za planiranje i analizu ovako složenih scenarija tranzicije, neophodno je korištenje naprednih alata. Softver EnergyPLAN, razvijen na Sveučilištu u Aalborgu, predstavlja jedan od vodećih svjetskih alata za modeliranje nacionalnih i regionalnih energetskih sustava [5]. Njegova snaga leži u holističkom pristupu i satnoj rezoluciji simulacije, što omogućuje detaljnu analizu interakcija između različitih sektora i procjenu ključnih tehnokoekonomskih pokazatelja. Ipak, ključni preduvjet za dobivanje smislenih i pouzdanih rezultata jest korištenje kvalitetnih ulaznih podataka koji vjerno opisuju buduće stanje sustava. Među svim ulaznim podacima, profil buduće potražnje za električnom energijom ističe se kao jedan od najutjecajnijih, a njegova izrada predmet je različitih metodoloških pristupa koje ovaj rad sustavno istražuje.

1.2. Važnost predikcije potrošnje

Predviđanje buduće potrošnje električne energije, odnosno izrada profila opterećenja, predstavlja temeljnu i nezaobilaznu aktivnost u upravljanju i planiranju svakog elektroenergetskog sustava. Važnost ove discipline može se sagledati kroz različite vremenske horizonte, od operativnog vođenja sustava u stvarnom vremenu do donošenja dugoročnih strateških odluka. Na kratkoročnoj, operativnoj razini, prognoze koje obuhvaćaju nadolazeće sate i dane ključne su za ekonomičan i siguran rad sustava. One služe kao osnova za planiranje angažmana elektrana, osiguravanje dovoljne rezerve snage za pokrivanje nepredviđenih ispada ili porasta potrošnje te za učinkovito upravljanje tokovima snaga u prijenosnoj i distribucijskoj

mreži. Na dugoročnoj, strateškoj razini, koja je u fokusu ovog rada, predviđeni profili opterećenja koriste se kao temelj za donošenje najvažnijih investicijskih odluka o budućnosti cjelokupnog energetskeg sektora.

Preciznost dugoročnih prognoza ima izravne i značajne tehničke i ekonomske posljedice. Sustavno podcjenjivanje buduće potrošnje, a osobito njezinih vršnih vrijednosti, može dovesti do nedovoljnih ulaganja u proizvodne i mrežne kapacitete. Takav ishod dugoročno smanjuje sigurnost opskrbe i povećava rizik od poremećaja u radu sustava, pa čak i restrikcija potrošnje u kritičnim razdobljima. S druge strane, sustavno precjenjivanje buduće potražnje rezultira nepotrebnim i skupim investicijama u prekapacitiranu infrastrukturu. Takva ulaganja dovode do pojave takozvane zarobljene imovine (eng. stranded assets), odnosno neiskorištenih ili slabo iskorištenih postrojenja čiji se troškovi u konačnici prelijevaju na krajnje korisnike kroz više cijene energije, smanjujući tako ekonomsku konkurentnost cijelog gospodarstva.

U suvremenom kontekstu energetske tranzicije i visoke integracije obnovljivih izvora energije, važnost realističnog profila opterećenja postaje još izraženija. Budući da je proizvodnja iz vjetroelektrana i sunčanih elektrana varijabilna, točan prikaz dinamike potrošnje ključan je za ispravnu procjenu budućih izazova. Naime, nerealno "izgladen" profil potrošnje može prikriti stvarni intenzitet i trajanje razdoblja u kojima se pojavljuju veliki viškovi energije iz OIE, što dovodi do podcjenjivanja potrebe za sustavima pohrane energije. Jednako tako, takav profil može umanjiti stvarne vršne potrebe sustava koje se moraju pokriti iz upravljivih izvora, što dovodi do podcjenjivanja potrebe za vršnim elektranama i drugim izvorima fleksibilnosti. Stoga, kvaliteta i realizam profila opterećenja izravno utječu na sve ključne zaključke o tehnno-ekonomskoj izvedivosti i operativnoj stabilnosti budućih energetskeg scenarija.

1.3. Problem istraživanja

S obzirom na ključnu ulogu profila opterećenja u strateškom planiranju, odabir metodologije za njegovu izradu predstavlja jedan od temeljnih koraka koji prethodi svakoj tehnno-ekonomskoj analizi. U praksi su se iskristalizirala dva fundamentalno različita pristupa. S jedne strane nalazi se deterministički pristup, koji se u ovom radu temelji na detaljnom inženjerskom "bottom-up" [14] modeliranju. Za razliku od jednostavnog skaliranja povijesnih podataka, ovaj pristup dekomponira ukupnu potrošnju na sektore i krajnje namjene te modelira njihov budući razvoj uzimajući u obzir vanjske faktore poput tehnoloških promjena, demografije i energetskeg politika. Njegova ključna karakteristika je sposobnost generiranja strukturno novog profila

opterećenja koji odražava očekivane promjene u navikama i tehnologijama potrošnje, zadržavajući pritom realističnu dnevnu i sezonsku dinamiku.

S druge strane nalazi se statistički pristup, koji je predmet brojnih istraživanja u području energetike [16], a čiji je istaknuti predstavnik u ovom radu ARIMA model. Za razliku od determinističke metode, ARIMA ne kopira povijesne podatke, već nastoji identificirati i matematički modelirati temeljne statističke procese i uzorke koji se u tim podacima nalaze. Model uči o trendovima, sezonalnosti i autokorelacijskim vezama iz prošlosti kako bi generirao potpuno novu, sintetičku projekciju budućih vrijednosti. Ovaj pristup stoga ne predstavlja presliku stvarnosti, već njezinu matematičku apstrakciju i ekstrapolaciju. Problem kojim se ovaj rad bavi proizlazi iz sučeljavanja ove dvije različite filozofije: očuvanje empirijske, povijesne strukture nasuprot generiranju nove strukture temeljene na statističkim zakonitostima. Budući da oba pristupa, polazeći od istih povijesnih podataka, zbog svoje različite prirode nužno generiraju strukturno drugačije profile budućeg opterećenja, postavlja se središnje istraživačko pitanje o prirodi i magnitudi razlika u ključnim tehno-ekonomskim pokazateljima funkcioniranja budućeg elektroenergetskog sustava, kada se kao ulazni podatak u simulacijski model koriste profili potrošnje dobiveni determinističkom i statističkom metodom.

1.4. Cilj i hipoteza rada

Sukladno definiranom problemu istraživanja, postavljen je glavni cilj ovog završnog rada, a to je provesti sustavnu i objektivnu usporedbu determinističkog i statističkog pristupa u predikciji energetske potrošnje te detaljno analizirati i kvantificirati utjecaj tih pristupa na rezultate simulacija u softveru EnergyPLAN. Za ostvarenje glavnog cilja, a u skladu sa zadatkom završnog rada, definirani su specifični ciljevi. To obuhvaća prikupljanje i detaljnu analizu povijesnih podataka o ukupnoj satnoj potrošnji električne energije u Republici Hrvatskoj; razvoj i primjenu sezonskog ARIMA modela za predikciju buduće satne potrošnje; prilagodbu i korištenje EnergyPLAN modela za simulaciju rada elektroenergetskog sustava temeljem dvaju različitih scenarija; usporedbu rezultata scenarija koji koristi ARIMA predikcije s onim koji se temelji na determinističkom profilu; te konačno, analizu uočenih razlika u rezultatima modeliranja i formulaciju preporuka za vrednovanje i upotrebu metoda predikcije u budućem energetsom planiranju.

Na temelju postavljenih ciljeva, definirana je i središnja radna hipoteza ovog istraživanja. Hipoteza glasi: Primjena determinističkog pristupa, koji generira profil potrošnje temeljen na detaljnoj sektorskoj analizi budućih potreba, i statističke ARIMA metode, koja generira profil

temeljen na matematičkom modelu, rezultirat će generiranjem strukturno značajno različitih profila opterećenja. Pretpostavlja se da će te strukturne razlike, kada se profili koriste kao ulazni podaci u EnergyPLAN simulacije, dovesti do mjerljivih i strateški relevantnih razlika u ključnim tehno-ekonomskim pokazateljima sustava. Očekuje se da će se razlike očitovati u procijenjenoj potrebnoj vršnoj snazi, količini neiskorištene energije iz obnovljivih izvora, potrebama za fleksibilnošću sustava te, posljedično, u ukupnim godišnjim troškovima sustava, čime će se potvrditi da odabir metode predikcije ima direktan i nezanemariv utjecaj na zaključke proizašle iz procesa strateškog energetskog planiranja.

1.5. Struktura rada

Kako bi se sustavno provelo istraživanje, ostvarili zadani ciljevi i provjerila postavljena hipoteza, ovaj završni rad je organiziran u šest međusobno povezanih poglavlja. Nakon ovog uvodnog poglavlja, slijedi drugo poglavlje pod naslovom Teorijska podloga, koje pruža pregled temeljnih koncepata modeliranja energetske sustava, s naglaskom na softver EnergyPLAN. U njemu se također detaljno objašnjava teorija analize vremenskih nizova i principi rada ARIMA i SARIMA modela, kao i metrike za njihovu evaluaciju. Treće poglavlje, Metode, korak po korak opisuje cjelokupni postupak provedenog istraživanja, od prikupljanja i analize podataka, preko razvoja i validacije SARIMA modela, do postavljanja i opisa scenarija u softveru EnergyPLAN. Četvrto poglavlje, Rezultati, objektivno i pregledno prikazuje sve dobivene ishode. To uključuje grafičku i numeričku usporedbu profila opterećenja dobivenih determinističkim i SARIMA pristupom, kao i ključne izlazne pokazatelje iz EnergyPLAN simulacija za oba promatrana scenarija. U petom poglavlju, Rasprava, provodi se detaljna analiza i interpretacija dobivenih rezultata, uspoređuju se pristupi te se raspravlja o implikacijama uočenih razlika na proces energetskog planiranja. Na samom kraju, šesto poglavlje, Zaključak, sažima ključne spoznaje rada, daje konačni osvrt na istraživačko pitanje i postavljenu hipotezu te nudi preporuke za buduća istraživanja u ovom području.

2. TEORIJSKA PODLOGA

Nakon što su u uvodnom poglavlju postavljeni problem, ciljevi i hipoteza istraživanja, ovo poglavlje posvećeno je izlaganju teorijske osnove nužne za razumijevanje metodologije i analize koja slijedi. U prvom dijelu poglavlja obrađuju se osnovni koncepti modeliranja energetskih sustava, s posebnim naglaskom na karakteristike i način rada softvera EnergyPLAN, koji je korišten kao analitički alat u ovom radu. Drugi dio poglavlja usredotočen je na teoriju vremenskih nizova, detaljno objašnjavajući temeljne pojmove i principe rada ARIMA modela, kao i metričke pokazatelje koji se koriste za ocjenu njihove uspješnosti. Time se postavlja teorijski okvir za obje metode generiranja profila potrošnje koje se u radu uspoređuju.

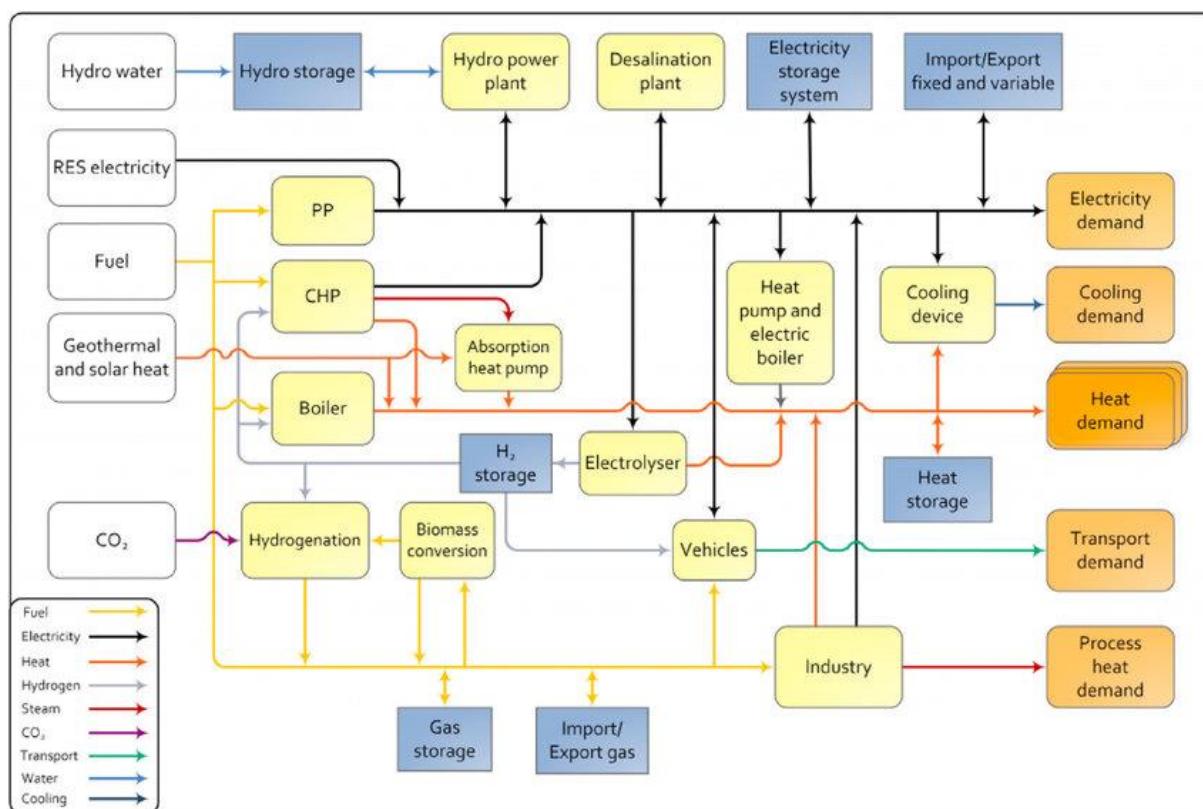
2.1. Modeliranje energetskih sustava i softver EnergyPLAN

Modeliranje energetskih sustava predstavlja ključnu disciplinu u području energetike koja omogućuje analizu, planiranje i optimizaciju složenih sustava za proizvodnju, pretvorbu, prijenos i potrošnju energije. Svrha energetskog modeliranja je stvoriti pojednostavljenu, matematičku reprezentaciju stvarnog energetskog sustava kako bi se razumjele interakcije između njegovih komponenti, predvidjelo njegovo ponašanje pod različitim uvjetima te procijenile tehničke, ekonomske i okolišne posljedice različitih strateških odluka. Primjenom energetskih modela moguće je testirati efekte različitih politika, poput uvođenja naknada za emisije CO₂ ili subvencioniranja određenih tehnologija, prije njihove stvarne implementacije, čime se smanjuju investicijski rizici i povećava kvaliteta dugoročnog planiranja [7].

Energetski modeli mogu se klasificirati prema različitim kriterijima, no jedna od temeljnih podjela jest na optimizacijske i simulacijske modele. Optimizacijski modeli koriste matematičke algoritme kako bi pronašli optimalno rješenje s obzirom na zadani cilj, primjerice minimizaciju ukupnih troškova sustava ili emisija stakleničkih plinova, pri čemu model samostalno određuje optimalne kapacitete i način rada sustava. Simulacijski modeli, s druge strane, ne traže optimum, već odgovaraju na pitanje "što ako?". Korisnik u ovim modelima unaprijed definira sve karakteristike sustava, uključujući instalirane kapacitete, a model zatim simulira njegov rad i izračunava ishode [8].

Softver EnergyPLAN, koji je korišten u ovom radu, pripada skupini simulacijskih modela. Razvijen je na Odsjeku za planiranje na Sveučilištu Aalborg u Danskoj te se etablirao kao jedan od vodećih alata za analizu i planiranje kompleksnih energetskih sustava na nacionalnoj i

regionalnoj razini. Njegov temeljni princip rada nije optimizacija, već detaljna simulacija energetske tokova. Jedna od ključnih prednosti modela je njegova satna vremenska rezolucija, što znači da provodi energetske bilance za svaki od 8760 sati u godini. Ovakva rezolucija od presudne je važnosti za analizu sustava s visokim udjelom varijabilnih obnovljivih izvora energije, poput vjetroelektrana i sunčanih elektrana, jer omogućuje precizno uočavanje vremenskog nepodudaranja između njihove proizvodnje i potrošnje [7].



Slika 1. Shema alata EnergyPLAN

EnergyPLAN primjenjuje holistički pristup, što znači da je sposoban modelirati cjelokupni nacionalni energetski sustav, uključujući elektroenergetski, toplinski (centralizirano i individualno grijanje), sektor hlađenja, transportni i industrijski sektor. Ulazni podaci modela obuhvaćaju distribucije satne potražnje za energijom u različitim sektorima, instalirane proizvodne kapacitete, tehničke karakteristike postrojenja poput stupnja djelovanja i raspoloživosti, kao i ekonomske parametre poput cijena goriva, operativnih troškova i emisijskih faktora. Na temelju zadanih ulaznih podataka, model kao izlazne rezultate pruža detaljnu godišnju energetske bilancu, ukupne emisije stakleničkih plinova, udio obnovljivih izvora u finalnoj potrošnji, količinu neiskorištene energije, potrebe za uvozom i izvozom energije te ukupne godišnje troškove sustava, uključujući troškove goriva te fiksne i varijabilne operativne troškove. Zbog ovih karakteristika, EnergyPLAN se koristi diljem svijeta za izradu

i analizu nacionalnih energetske strategije, a posebno je pogodan za istraživanje scenarija s visokim udjelom obnovljivih izvora [5, 7].

2.2. Vremenski nizovi i prediktivno modeliranje

Vremenski niz (eng. time series) je niz točaka podataka koje su prikupljene u uzastopnim, najčešće jednakim, vremenskim intervalima. Podaci ove vrste prisutni su u brojnim znanstvenim i gospodarskim područjima, od financija i meteorologije do energetike. Potrošnja električne energije na satnoj razini, koja se analizira u ovom radu, predstavlja tipičan primjer vremenskog niza. Analiza vremenskih nizova obuhvaća skup metoda kojima se nastoje otkriti i razumjeti temeljni uzorci i strukture u podacima, a glavni cilj je često razvoj modela koji može predvidjeti buduće vrijednosti niza [6].

Svaki vremenski niz može se dekomponirati na nekoliko osnovnih komponenti koje opisuju njegovo ponašanje. Te komponente su:

1. **Trend:** Predstavlja dugoročnu tendenciju ili smjer kretanja niza. Trend može biti uzlazni, silazni ili stacionaran (ravan), a odražava dugoročne promjene u sustavu, kao što su gospodarski rast ili demografske promjene koje utječu na potrošnju energije.
2. **Sezonalnost:** Odnosi se na periodične, ponavljajuće fluktuacije koje se javljaju u fiksnim vremenskim intervalima. Za potrošnju električne energije karakteristično je postojanje višestruke sezonalnosti. Na primjer, postoji dnevna sezonalnost s vrhovima potrošnje ujutro i poslijepodne, tjedna sezonalnost s nižom potrošnjom tijekom vikenda, te godišnja sezonalnost s većom potrošnjom tijekom zime (zbog grijanja) i ljeta (zbog hlađenja).
3. **Ciklus:** Predstavlja fluktuacije koje se također ponavljaju, ali u nepravilnim, nefiksnim intervalima, najčešće dužim od jedne godine. Ovi ciklusi su često povezani s makroekonomskim kretanjima i poslovnim ciklusima.
4. **Neregularnost (šum):** Obuhvaća sve preostale, slučajne i nepredvidive varijacije u nizu koje se ne mogu pripisati trendu, sezonalnosti ili ciklusu.

Jedan od ključnih koncepata u analizi vremenskih nizova jest stacionarnost. Vremenski niz se smatra stacionarnim ako se njegova statistička svojstva, kao što su srednja vrijednost, varijanca i autokorelacija, ne mijenjaju s vremenom. Većina stvarnih ekonomskih i energetske vremenskih nizova nije stacionarna jer sadrže trend i sezonalnost. Stacionarnost je, međutim, preduvjet za primjenu mnogih statističkih modela, uključujući ARIMA model. Stoga se

nestacionarni nizovi moraju transformirati u stacionarne, a najčešća metoda za postizanje toga je diferenciranje, odnosno računanje razlike između uzastopnih opažanja.

Za identifikaciju strukture vremenskog niza koriste se dva važna alata: autokorelacijska funkcija (ACF) i parcijalna autokorelacijska funkcija (PACF). ACF mjeri korelaciju između vremenskog niza i njegovih prethodnih vrijednosti (lagova). PACF mjeri korelaciju između niza i njegovog laga, ali nakon što se ukloni utjecaj svih kraćih, posrednih lagova. Grafički prikazi ovih funkcija, poznati kao korelogrami, služe za identifikaciju redova modela, odnosno za određivanje parametara u ARIMA modelima [6, 9].

2.3. ARIMA i SARIMA modeli

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) model predstavlja jednu od najpoznatijih i najčešće korištenih klasa statističkih modela za analizu i predviđanje stacionarnih ili stacionariziranih vremenskih nizova. Njegova popularnost proizlazi iz sposobnosti da modelira širok spektar različitih vremenskih struktura. Naziv modela je akronim koji opisuje njegove tri temeljne komponente [6]:

1. **Autoregresivni (AR) dio:** Ovaj dio modela pretpostavlja da trenutna vrijednost u nizu ovisi o njezinim prethodnim vrijednostima. Linearna veza između trenutne vrijednosti i određenog broja prethodnih vrijednosti definira autoregresivni proces. Red autoregresivnog dijela označava se parametrom **p**, koji govori koliko se prethodnih vrijednosti koristi za modeliranje trenutne.
2. **Integrirani (I) dio:** Ova komponenta odnosi se na proces diferenciranja kojim se nestacionarni vremenski niz transformira u stacionarni. Red integriranog dijela, označen parametrom **d**, odgovara broju diferenciranja potrebnih da bi se niz učinio stacionarnim. Ako je niz već stacionaran, tada je $d=0$.
3. **Dio pomičnih prosjeka (MA):** Ovaj dio modela pretpostavlja da trenutna vrijednost ovisi o prethodnim pogreškama predviđanja. Model pomičnih prosjeka je linearna kombinacija sadašnje i prethodnih vrijednosti slučajne pogreške. Time model uzima u obzir slučajne šokove ili nepredviđene događaje iz prošlosti. Red dijela pomičnih prosjeka označava se parametrom **q**, koji govori koliko se prethodnih pogrešaka predviđanja koristi u modelu.

Kombinacijom ovih triju komponenti dobiva se opći nesezonski ARIMA(p,d,q) model. Međutim, za vremenske nizove koji, poput potrošnje električne energije, pokazuju jasne

sezonske uzorke, osnovni ARIMA model nije dovoljan. Zbog toga se koristi njegovo proširenje poznato kao Sezonski ARIMA ili SARIMA model.

SARIMA model proširuje ARIMA model uključivanjem dodatnog skupa sezonskih komponenti koje modeliraju periodične varijacije u podacima. Model se opisuje notacijom SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)m. Prva trojka parametara (p,d,q) odnosi se na nesezonski dio modela, kao što je prethodno opisano. Druga trojka (P,D,Q) predstavlja sezonske komponente, a njihovo značenje je analogno nesezonskim parametrima:

- **P:** Red sezonskog autoregresivnog dijela.
- **D:** Broj sezonskih diferenciranja.
- **Q:** Red sezonskog dijela pomičnih prosjeka.

Parametar **m** predstavlja frekvenciju sezone, odnosno broj opažanja unutar jednog sezonskog ciklusa. Na primjer, za satne podatke s dnevnom sezonalnošću, $m=24$. Za mjesečne podatke s godišnjom sezonalnošću, $m=12$. SARIMA model stoga istovremeno modelira i dugoročne, nesezonske ovisnosti i kratkoročne, sezonske uzorke, što ga čini iznimno moćnim i fleksibilnim alatom za modeliranje kompleksnih vremenskih nizova [6, 9].

2.4. Evaluacija modela predviđanja

Nakon razvoja i treniranja modela za predviđanje vremenskih nizova, ključan korak koji slijedi jest njegova evaluacija. Proces evaluacije služi za kvantitativnu procjenu uspješnosti modela te za usporedbu različitih modela kako bi se odabrao onaj koji daje najpouzdanije rezultate. Ovaj proces se obično dijeli na dvije faze: odabir optimalnih parametara modela tijekom njegovog razvoja te validaciju konačnog modela na podacima koje model prethodno nije vidio. Za svaku od ovih faza koriste se specifični metrički pokazatelji.

Jedan od najčešće korištenih pokazatelja za odabir modela jest **Akaikeov informacijski kriterij (AIC)**. AIC je statistička mjera koja se koristi za usporedbu relativne kvalitete različitih statističkih modela za zadani skup podataka. Njegova temeljna ideja je uspostavljanje ravnoteže između preciznosti modela, odnosno stupnja u kojem model odgovara podacima (eng. goodness of fit), i njegove složenosti, odnosno broja parametara koje koristi. Model koji je previše jednostavan možda neće moći uhvatiti sve važne uzorke u podacima, dok model koji je previše složen može dovesti do takozvanog preprilagođavanja (eng. overfitting), gdje se model predobro prilagođava podacima za treniranje, uključujući i njihov slučajni šum, te gubi sposobnost generalizacije na nove podatke. AIC kažnjava modele s većim brojem parametara,

težeći odabiru modela koji postiže dobru preciznost uz što manju složenost. Pri usporedbi više modela, onaj s nižom vrijednošću AIC-a smatra se relativno boljim [10].

Nakon što je model odabran, njegova stvarna sposobnost predviđanja mora se validirati na testnom skupu podataka, odnosno na dijelu podataka koji nije korišten za treniranje modela. Time se simulira primjena modela u stvarnim uvjetima. Za ovu svrhu koriste se metrike pogreške koje mjere odstupanje između predviđenih vrijednosti i stvarnih, opaženih vrijednosti. Neke od najvažnijih metrika su [9, 11]:

Srednja apsolutna pogreška (MAE - Mean Absolute Error): Predstavlja prosjek apsolutnih vrijednosti razlika između predviđenih i stvarnih vrijednosti. Budući da koristi apsolutne vrijednosti, ova metrika ne uzima u obzir smjer pogrešaka (jesu li predviđanja bila viša ili niža od stvarnih vrijednosti), a svaka pogreška doprinosi ukupnoj vrijednosti linearno, proporcionalno svojoj veličini. Lako je interpretirati jer je izražena u istim jedinicama kao i originalni podaci.

Korijen srednje kvadratne pogreške (RMSE - Root Mean Squared Error): Ova metrika se izračunava kao korijen prosjeka kvadrata razlika između predviđenih i stvarnih vrijednosti. Kvadratirom pogrešaka prije njihovog usrednjavanja, RMSE daje znatno veću težinu većim pogreškama. To znači da je ova metrika posebno osjetljiva na velike, atipične pogreške (eng. outliers). Kao i MAE, izražena je u istim jedinicama kao i originalni podaci, što olakšava interpretaciju. Zbog svojih svojstava, jedna je od najčešće korištenih metrika za ocjenu modela predviđanja.

Srednja apsolutna postotna pogreška (MAPE - Mean Absolute Percentage Error): Izračunava se kao prosjek apsolutnih postotnih pogrešaka, gdje se svaka pogreška izražava kao postotak stvarne vrijednosti. Glavna prednost MAPE metrike je njezina neovisnost o skali podataka, što je čini korisnom za usporedbu točnosti predviđanja na različitim vremenskim nizovima. Međutim, njezin nedostatak je što postaje nedefinirana ili poprima ekstremne vrijednosti ako su stvarne vrijednosti u nizu jednake ili vrlo blizu nule.

Korištenjem kombinacije navedenih metrika dobiva se sveobuhvatna slika o performansama modela, uzimajući u obzir različite aspekte i osjetljivosti na pogreške, što omogućuje donošenje informirane odluke o njegovoj konačnoj prikladnosti za zadanu svrhu.

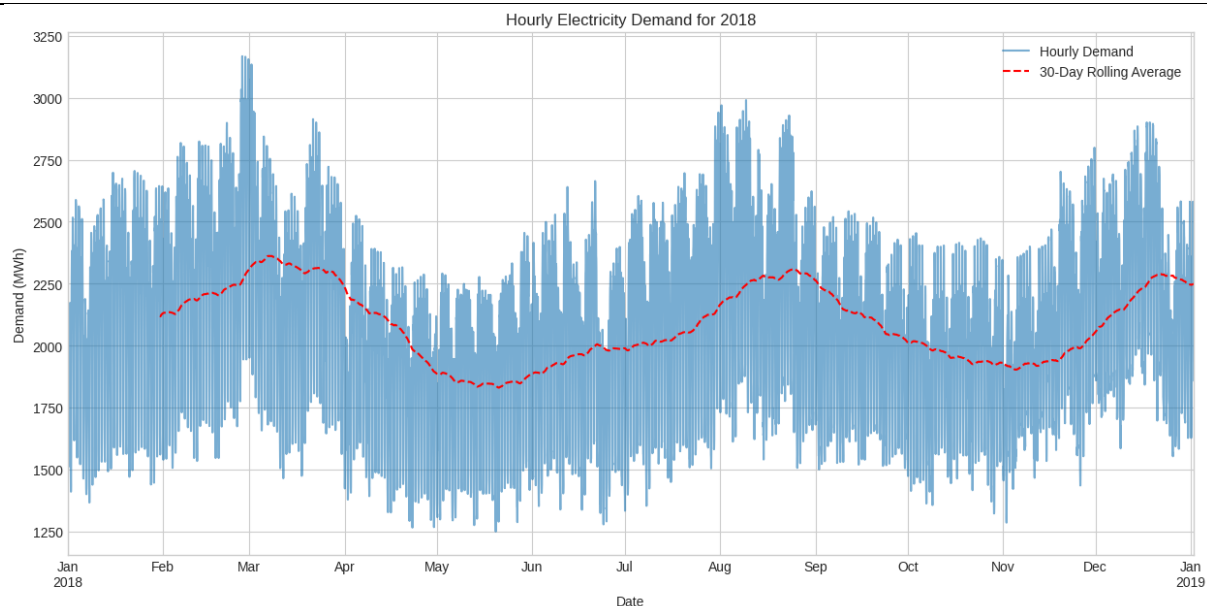
3. METODE

Ovo poglavlje detaljno opisuje metodološki okvir i sve korake provedene u istraživanju. Započinje s opisom prikupljanja i analize ulaznih podataka, nakon čega slijedi detaljan prikaz procesa razvoja, validacije i primjene SARIMA modela. Na kraju se opisuje način izrade analiziranih profila potrošnje te njihova implementacija u softveru EnergyPLAN. Cjelokupni proces je prikazan na način da osigura transparentnost i omogućiti potencijalnu ponovljivost istraživanja.

3.1. Prikupljanje i analiza ulaznih podataka

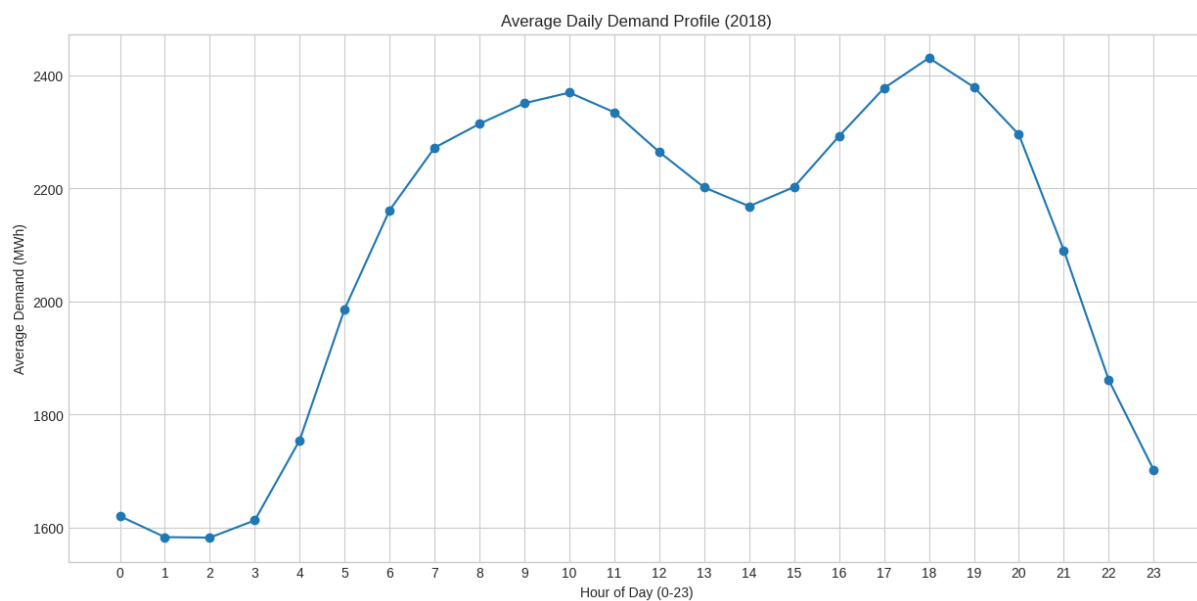
Kao osnova za razvoj statističkog modela u ovom radu korišteni su podaci o ukupnoj satnoj potrošnji električne energije u Republici Hrvatskoj za cijelu 2018. godinu. Podaci su preuzeti iz službenih evidencija ENTSO-e [12], a dostupni su u tekstualnoj datoteci pod nazivom HRel2018.txt. Prvi korak u obradi podataka bila je provjera njihove kvalitete i cjelovitosti. Utvrđeno je da se skup podataka sastoji od ukupno 8784 satna očitavanja te je potvrđeno da u skupu ne postoje nedostajuće vrijednosti koje bi zahtijevale dodatnu obradu.

Nakon potvrde integriteta podataka, provedena je eksploratorna analiza podataka (EDA) s ciljem identifikacije ključnih karakteristika i obrazaca ponašanja vremenskog niza. Na Slici 2 prikazan je grafički prikaz cjelokupnog godišnjeg niza potrošnje. S grafa je moguće jasno uočiti postojanje godišnje sezonalnosti, s višim razinama potrošnje tijekom zimskih mjeseci te izraženim ljetnim vrhom potrošnje, dok su niže razine potrošnje karakteristične za prijelazna razdoblja proljeća i jeseni. Ovaj godišnji trend dodatno je istaknut iscrtavanjem 30-dnevnog pomičnog prosjeka (eng. rolling average), koji izgladjuje kratkoročne fluktuacije i jasno prikazuje dugoročni sezonski uzorak.



Slika 2. Satna potrošnja električne energije u 2018.godini

Kako bi se analizirala unutardnevna dinamika, izračunat je i grafički prikazan prosječni dnevni profil potrošnje, prikazan na Slici 3. Ovaj profil dobiven je usrednjavanjem satnih vrijednosti za svaki od 24 sata u danu tijekom cijele promatrane godine. Graf jasno potvrđuje postojanje izražene dnevne sezonalnosti, karakteristične za elektroenergetske sustave. Uočavaju se dva vrha potrošnje: prvi, manji jutarnji vrh te drugi, izraženiji poslijepodnevni i večernji vrh. Također je jasno vidljiva i noćna "dolina", odnosno period značajno niže potrošnje tijekom noćnih sati. Prepoznavanje ovih ponavljajućih dnevnih i godišnjih uzoraka ključno je za ispravan odabir i parametrizaciju statističkog modela u kasnijim koracima.



Slika 3. Prosječni dnevni profil potrošnje električne energije u 2018.

3.2. Razvoj SARIMA modela

Nakon što je eksploratorna analiza podataka potvrdila kompleksnu strukturu vremenskog niza potrošnje, obilježenu višestrukim sezonskim obrascima, pristupilo se razvoju adekvatnog statističkog modela za predviđanje. Za tu svrhu odabran je Sezonski autoregresivni integrirani model pomičnih prosjeka (SARIMA), koji je zbog svoje arhitekture često primjenjivan u sličnim analizama [17]. Proces razvoja modela u ovom radu bio je sustavan i sastojao se od tri ključna koraka, koji će biti detaljno opisani u nastavku. Prvi korak bila je formalna provjera stacionarnosti, temeljnog preduvjeta za primjenu modela. Drugi korak obuhvatio je inicijalnu identifikaciju potencijalnih redova modela pomoću analize korelacijskih funkcija. Završni, treći korak bio je rigorozno pretraživanje prostora parametara kako bi se pronašla optimalna kombinacija koja najbolje opisuje promatrane podatke. Cjelokupni proces razvoja modela, od provjere stacionarnosti do konačnog treniranja, implementiran je u programskom jeziku Python, uz korištenje standardnih biblioteka za znanost o podacima kao što su Pandas za manipulaciju podacima, Matplotlib za vizualizaciju te prvenstveno Statsmodels za implementaciju samog SARIMA modela.

3.2.1. Provjera stacionarnosti

Teorijski preduvjet za primjenu SARIMA modela jest da vremenski niz na kojem se model gradi bude stacionaran. Stacionarnost podrazumijeva da se statistička svojstva niza, kao što su srednja vrijednost, varijanca i kovarijanca, ne mijenjaju s protokom vremena. Iako vizualna inspekcija godišnjeg profila potrošnje (Slika 2) sugerira postojanje sezonskog trenda, što bi moglo ukazivati na nestacionarnost, nužno je provesti formalni statistički test kako bi se donio konačan zaključak. U tu svrhu primijenjen je Prošireni Dickey-Fullerov (ADF) test [13]. ADF test je standardna statistička procedura za testiranje postojanja jediničnog korijena (eng. unit root) u vremenskom nizu. Prisutnost jediničnog korijena ukazuje na to da je niz nestacionaran. Test se temelji na sljedećim hipotezama:

- Nulta hipoteza (H_0): Niz posjeduje jedinični korijen i nestacionaran je.
- Alternativna hipoteza (H_1): Niz ne posjeduje jedinični korijen i stacionaran je.

Odluka o odbacivanju nulte hipoteze donosi se na temelju dva kriterija: p-vrijednosti i usporedbe ADF statistike s kritičnim vrijednostima. Rezultati provedenog ADF testa na analiziranom nizu satne potrošnje prikazani su u Tablici 1.

Pokazatelj	Vrijednost
ADF Statistika	-6.2123
p-vrijednost	0.0000
Kritična vrijednost (1%)	-3.4311
Kritična vrijednost (5%)	-2.8619
Kritična vrijednost (10%)	-2.5669

Tablica 1. Rezultati Proširenog Dickey-Fullerovog (ADF) testa na nizu satne potrošnje

Prvi i najčešće korišteni kriterij je p-vrijednost. Dobivena p-vrijednost iznosi 0.0000, što je znatno niže od standardne razine statističke značajnosti ($\alpha = 0.05$). Na temelju ovog pokazatelja, nulta hipoteza se s visokom razinom pouzdanosti odbacuje.

Drugi, komplementarni kriterij jest usporedba izračunate ADF statistike s kritičnim vrijednostima. Kritične vrijednosti predstavljaju granične pragove za različite razine pouzdanosti: 1%, 5% i 10%. Da bi se nulta hipoteza odbacila na određenoj razini pouzdanosti, izračunata ADF statistika mora biti manja (odnosno, negativnija) od odgovarajuće kritične vrijednosti. U ovom slučaju, dobivena ADF statistika od -6.2123 značajno je manja čak i od najstrože kritične vrijednosti od -3.4311, koja odgovara razini pouzdanosti od 99%.

Budući da oba kriterija (iznimno niska p-vrijednost i ADF statistika manja od svih kritičnih vrijednosti) pružaju snažan i konzistentan dokaz protiv nulte hipoteze, sa sigurnošću se zaključuje da je promatrani vremenski niz potrošnje stacionaran u smislu nesezonskih komponenti. Stoga, dodatno diferenciranje nije potrebno za postizanje stacionarnosti, te je parametar nesezonskog diferenciranja d u SARIMA modelu postavljen na vrijednost 0.

Implementacija Proširenog Dickey-Fullerovog testa provedena je pomoću funkcije `adfuller` iz biblioteke `Statsmodels`. Funkciji se kao ulazni argument proslijeđuje vremenski niz potrošnje, a ona kao izlaz vraća niz pokazatelja, uključujući ADF statistiku i p-vrijednost, koji su prikazani u Tablici 1. Kratki isječak koda koji ilustrira primjenu testa prikazan je ispod.

```
# Perform the test on the clean data
adf_result = adfuller(demand_2018_hourly.dropna())

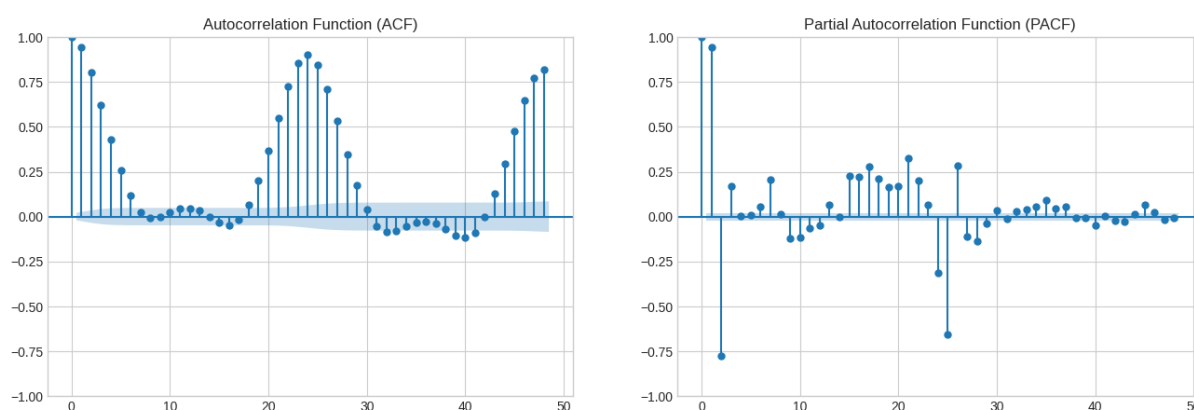
# Extract and print all relevant results from the test
adf_statistic = adf_result[0]
p_value = adf_result[1]
critical_values = adf_result[4]
```

Slika 4. Primjena ADF testa

3.2.2. Identifikacija redova modela

Nakon što je potvrđena stacionarnost niza, sljedeći korak u razvoju SARIMA modela je inicijalna identifikacija njegovih redova, odnosno određivanje potencijalnih vrijednosti za nesezonske parametre p i q te sezonske parametre P , D i Q . Za ovu svrhu koriste se grafički prikazi autokorelacijske funkcije (ACF) i parcijalne autokorelacijske funkcije (PACF). Ovi grafovi, poznati kao korelogrami, vizualiziraju korelaciju vremenskog niza sa svojim prethodnim vrijednostima (lagovima) i pomažu u prepoznavanju temeljnih autoregresivnih (AR) i procesa pomičnih prosjeka (MA).

Na Slici 4 prikazani su korelogrami ACF i PACF funkcija, izračunati na izvornom, stacionarnom nizu satne potrošnje za prvih 50 lagova.



Slika 5. Korelogrami ACF i PACF funkcija

Analiza ACF grafa pruža ključne uvide u strukturu podataka. Najuočljivija karakteristika je prisutnost izrazito visokih, statistički značajnih autokorelacija na lagovima koji su višekratnici broja 24 (npr. lag 24, 48). Ovaj uzorak je jasan pokazatelj postojanja snažne dnevne sezonalnosti u podacima. Izuzetno je važno primijetiti da ove sezonske autokorelacije opadaju vrlo sporo. Ovakvo sporo, gotovo linearno opadanje vrijednosti na sezonskim lagovima klasičan je pokazatelj prisutnosti sezonskog jediničnog korijena, što implicira da je niz, iako nesezonski stacionaran, i dalje sezonski nestacionaran. Kako bi se uklonila ova sezonska nestacionarnost, potrebno je provesti sezonsko diferenciranje. Na temelju ovog vizualnog dokaza, donesena je odluka da se parametar sezonskog diferenciranja D u SARIMA modelu postavi na vrijednost 1.

S druge strane, PACF graf, koji prikazuje parcijalnu korelaciju, pokazuje nekoliko statistički značajnih šiljaka na početnim, nesezonskim lagovima, nakon kojih vrijednosti naglo opadaju.

Takvo ponašanje, gdje PACF graf ima nagli prekid nakon nekoliko lagova, tipično ukazuje na postojanje autoregresivne (AR) komponente u nizu.

Iako vizualna inspekcija korelograma daje vrijedne smjernice za odabir parametara, poput odluke o vrijednosti $D=1$, zbog kompleksnosti uzoraka i međusobnog utjecaja nesezonskih i sezonskih komponenti, precizno određivanje svih ostalih redova modela (p , q , P , Q) na ovaj način može biti nepouzđano. Stoga je u ovom radu primijenjen sustavniji i robusniji pristup, opisan u sljedećem poglavlju, koji se temelji na pretraživanju prostora mogućih modela i odabiru onog s najboljim statističkim pokazateljem.

Grafički prikazi autokorelacijske i parcijalne autokorelacijske funkcije, prikazani na Slici 5, generirani su pomoću funkcija `plot_acf` i `plot_pacf` iz biblioteke `Statsmodels`. Ovim funkcijama definira se broj lagova (vremenskih pomaka) koji se žele analizirati, a one automatski iscrtavaju korelograme sa statistički značajnim korelacijama istaknutim izvan osjenčanog područja intervala pouzdanosti.

```
# 4.5. ACF and PACF plots to help identify AR(p) and MA(q) parameters.
print("\nPlotting ACF and PACF on the original stationary series...")
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(16,5))
plot_acf(demand_2018_hourly, ax=axes[0], lags=48)
axes[0].set_title('Autocorrelation Function (ACF)')
plot_pacf(demand_2018_hourly, ax=axes[1], lags=48, method='ywm')
axes[1].set_title('Partial Autocorrelation Function (PACF)')
plt.show()
```

Slika 6. Generiranje ACF i PACF grafikona

3.2.3. Odabir optimalnih parametara i treniranje modela

S obzirom na to da vizualna inspekcija korelograma pruža samo inicijalne smjernice, za konačan odabir optimalnih redova modela (p , q , P , Q) primijenjen je sustavan i automatiziran pristup poznat kao pretraživanje po rešetki (eng. Grid Search). Ova metoda uključuje definiranje skupa mogućih vrijednosti za svaki od parametara, nakon čega se za svaku jedinstvenu kombinaciju parametara trenira zaseban SARIMA model. Kao kriterij za usporedbu i odabir najboljeg modela korišten je Akaikeov informacijski kriterij (AIC), opisan u poglavlju 2.4. Cilj je bio pronaći model koji postiže najnižu moguću AIC vrijednost, jer ona ukazuje na najbolju ravnotežu između preciznosti i složenosti modela. Logika implementiranog pretraživanja po rešetki prikazana je u nastavku.

```

for i, param_set in enumerate(all_params):
    order, seasonal_order, trend = param_set[0], param_set[1] + (m,), param_set[2]

    if order == (0, d_param_final, 0) and seasonal_order == (0, D_param_final, 0, m):
        continue

    try:
        model = SARIMAX(train_data, order=order, seasonal_order=seasonal_order, trend=trend,
                        enforce_stationarity=False, enforce_invertibility=False)
        results = model.fit(dispatch=False)
        if results.aic < best_aic:
            best_aic = results.aic
            best_params = param_set
            print(f"New best model found ({i+1}/{len(all_params)}): SARIMAX{order}{seasonal_order}, trend='{trend}'")
        del model, results
        gc.collect()
    except Exception:
        continue

```

Slika 7. Logika pretraživanja po rešetki (Grid Search)

Proces pretraživanja proveden je na skupu podataka za treniranje, koji je obuhvaćao prvih jedanaest mjeseci 2018. godine, od 1. siječnja do 30. studenog. Na temelju prethodnih analiza, parametri d i D bili su fiksirani na 0 i 1, dok se za ostale parametre (p , q , P , Q) ispitivao raspon vrijednosti od 0 do 2. Uz same redove modela, testirana je i prisutnost determinističke komponente trenda, označene parametrom $trend='c'$. Ovaj parametar u model uvodi konstantu ili presjek (eng. intercept), što modelu omogućuje da bolje uhvati srednju razinu oko koje niz oscilira. Iako je niz stacionaran, prisutnost konstante može poboljšati prilagodbu modela podacima koji ne osciliraju oko nule, što je slučaj s potrošnjom električne energije.

Za svaku kombinaciju, kreira se i trenira ($.fit()$) novi SARIMA model na skupu podataka za treniranje. Nakon svakog treniranja, provjerava se Akaikeov informacijski kriterij (AIC) dobivenog modela. Ako je AIC vrijednost niža od do tada zabilježene najniže vrijednosti, ta se kombinacija parametara proglašava trenutno najboljom. Proces se ponavlja dok se ne testiraju sve kombinacije, a konačni ispis prikazuje parametre modela koji je postigao najniži AIC.

Nakon testiranja ukupno 72 različite kombinacije parametara, pretraživanje po rešetki je kao optimalan identificiralo model s parametrima SARIMA(1,0,2)(1,1,1)₂₄ i uključenom komponentom trenda ($trend='c'$). Ovaj model je postigao najnižu AIC vrijednost od 78825.88. Uključivanje konstante se pokazalo opravdanim jer su modeli s tom komponentom konzistentno postizali niže AIC vrijednosti od svojih parnjaka bez nje. Odabrani model, s navedenim parametrima, korišten je u sljedećim fazama istraživanja za validaciju i generiranje konačnih predikcija.

```

--- PARAMETER SEARCH ON TRAINING SET (BALANCED APPROACH) ---
Parameter search will be performed on data from 2018-01-01 00:00:00 to 2018-11-30 23:00:00.

Starting balanced grid search on training data... Testing 72 combinations.
This may take several hours, but is less likely to result in an unmanageable model.
New best model found (3/72): SARIMAX(0, 0, 0)(0, 1, 1, 24), trend='c' -> AIC: 103536.38
New best model found (7/72): SARIMAX(0, 0, 0)(1, 1, 1, 24), trend='c' -> AIC: 102254.30
New best model found (9/72): SARIMAX(0, 0, 1)(0, 1, 0, 24), trend='c' -> AIC: 94759.15
New best model found (11/72): SARIMAX(0, 0, 1)(0, 1, 1, 24), trend='c' -> AIC: 94045.94
New best model found (17/72): SARIMAX(0, 0, 2)(0, 1, 0, 24), trend='c' -> AIC: 89411.62
New best model found (19/72): SARIMAX(0, 0, 2)(0, 1, 1, 24), trend='c' -> AIC: 88229.69
New best model found (23/72): SARIMAX(0, 0, 2)(1, 1, 1, 24), trend='c' -> AIC: 87390.55
New best model found (24/72): SARIMAX(0, 0, 2)(1, 1, 1, 24), trend='ct' -> AIC: 87389.34
New best model found (25/72): SARIMAX(1, 0, 0)(0, 1, 0, 24), trend='c' -> AIC: 83665.03
New best model found (27/72): SARIMAX(1, 0, 0)(0, 1, 1, 24), trend='c' -> AIC: 81176.55
New best model found (31/72): SARIMAX(1, 0, 0)(1, 1, 1, 24), trend='c' -> AIC: 80756.08
New best model found (35/72): SARIMAX(1, 0, 1)(0, 1, 1, 24), trend='c' -> AIC: 79320.86
New best model found (39/72): SARIMAX(1, 0, 1)(1, 1, 1, 24), trend='c' -> AIC: 79056.23
New best model found (47/72): SARIMAX(1, 0, 2)(1, 1, 1, 24), trend='c' -> AIC: 78825.08

--- Balanced Grid Search on Training Data Complete ---
Best SARIMAX Order (p,d,q): (1, 0, 2)
Best Seasonal Order (P,D,Q,m): (1, 1, 1, 24)
Best Trend: 'c'
Lowest AIC on training data: 78825.08

```

Slika 8. Proces pretraživanja i odabira konačnog modela

3.3. Validacija modela

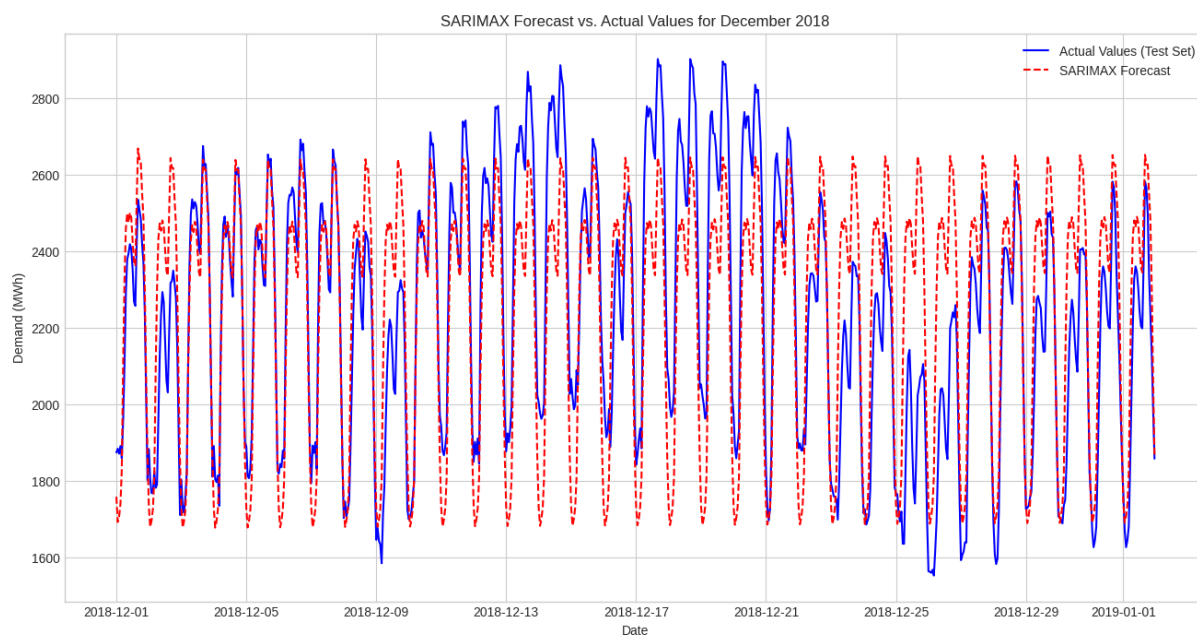
Nakon odabira optimalnih parametara i treniranja modela na skupu podataka za učenje, proveden je ključan korak validacije. Svrha validacije je ocijeniti performanse modela na podacima koje on prethodno nije vidio, čime se provjerava njegova sposobnost generalizacije i predviđanja u realnim uvjetima. Za ovu svrhu korišten je testni skup podataka, koji je obuhvaćao cjelokupni mjesec prosinac 2018. godine, a koji je bio izuzet iz procesa treniranja i odabira parametara.

Učinkovitost modela na testnom skupu kvantificirana je pomoću standardnih metričkih pokazatelja pogreške, opisanih u poglavlju 2.4. Izračunate vrijednosti pogrešaka prikazane su u Tablici 2. Model je postigao srednju apsolutnu pogrešku (MAE) od 159.74 MWh, što znači da je predviđanje u prosjeku odstupalo za tu vrijednost od stvarne satne potrošnje. Korijen srednje kvadratne pogreške (RMSE) iznosio je 200.62 MWh, dok je srednja apsolutna postotna pogreška (MAPE) od 7.31% pokazala da je prosječno odstupanje predviđanja od stvarne vrijednosti bilo unutar prihvatljivih granica za ovu vrstu modeliranja.

Metrički pokazatelj	Vrijednost
Srednja apsolutna pogreška (MAE)	159.74 MWh
Korijen srednje kvadratne pogreške (RMSE)	200.62 MWh
Srednja apsolutna postotna pogreška (MAPE)	7.31 %

Tablica 2. Rezultati validacije modela na testnom skupu (prosinac 2018.)

Uz numeričku analizu, provedena je i vizualna inspekcija kvalitete predviđanja. Na Slici 9 prikazana je usporedba stvarnih vrijednosti potrošnje (puna linija) i vrijednosti koje je model predvidio (isprekidana linija) za cjelokupni testni period. S grafa je uočljivo da model uspješno replicira temeljnu dinamiku potrošnje, uključujući dnevne cikluse s jutarnjim i večernjim vrhovima te noćnim dolinama. Iako se mogu primijetiti manja odstupanja, posebice kod predviđanja ekstremnih vršnih vrijednosti, općenito slaganje između predviđenog i stvarnog niza potvrđuje da je model naučio ključne uzorke iz podataka.



Slika 9. Usporedba stvarnih vrijednosti potrošnje i predviđanja na testnom periodu

Na temelju rezultata kvantitativne i kvalitativne validacije, ocijenjeno je da razvijeni SARIMA model posjeduje zadovoljavajuću prediktivnu točnost te je kao takav prikladan za korištenje u sljedećoj fazi istraživanja, odnosno za generiranje dugoročnih profila potrošnje.

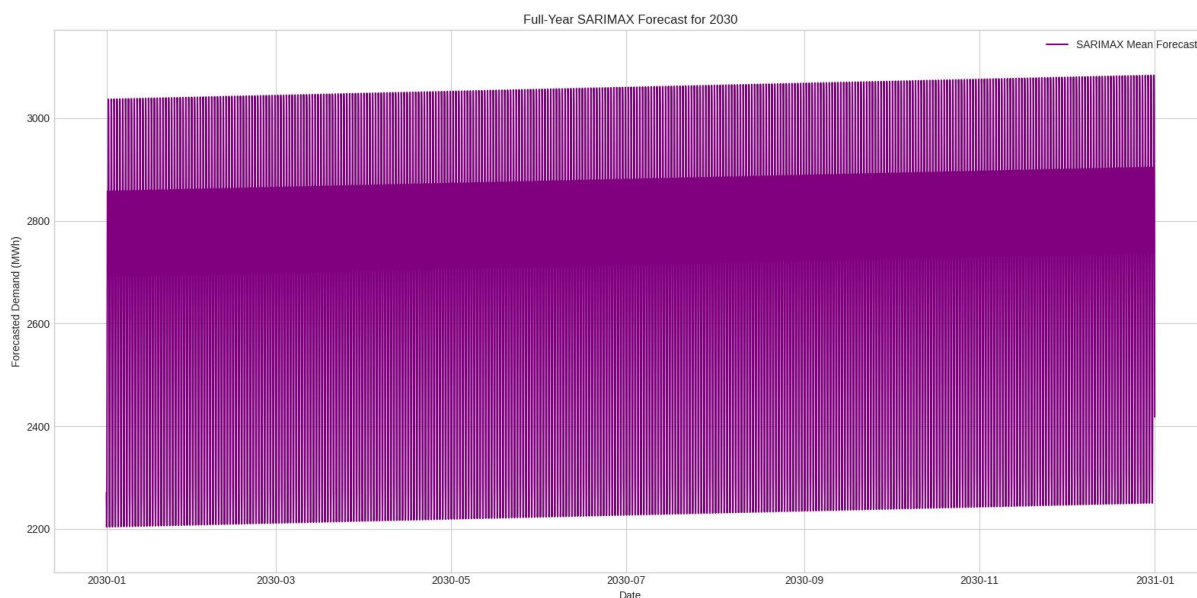
3.4. Izrada profila opterećenja za analizu

Nakon što je statistički model uspješno razvijen i validiran, pristupilo se završnoj fazi metodologije koja je obuhvaćala generiranje konačnih ulaznih podataka za simulacijsku analizu. U ovom koraku izrađena su dva različita skupa profila satnog opterećenja za ciljane godine 2030., 2040. i 2050., pri čemu je svaki skup odgovarao jednom od dvaju promatranih pristupa. Prvi skup profila, koji predstavlja Scenarij B, generiran je primjenom razvijenog SARIMA modela. Drugi skup, koji predstavlja referentni Scenarij A, temelji se na determinističkom pristupu, a detaljno je opisan u nastavku.

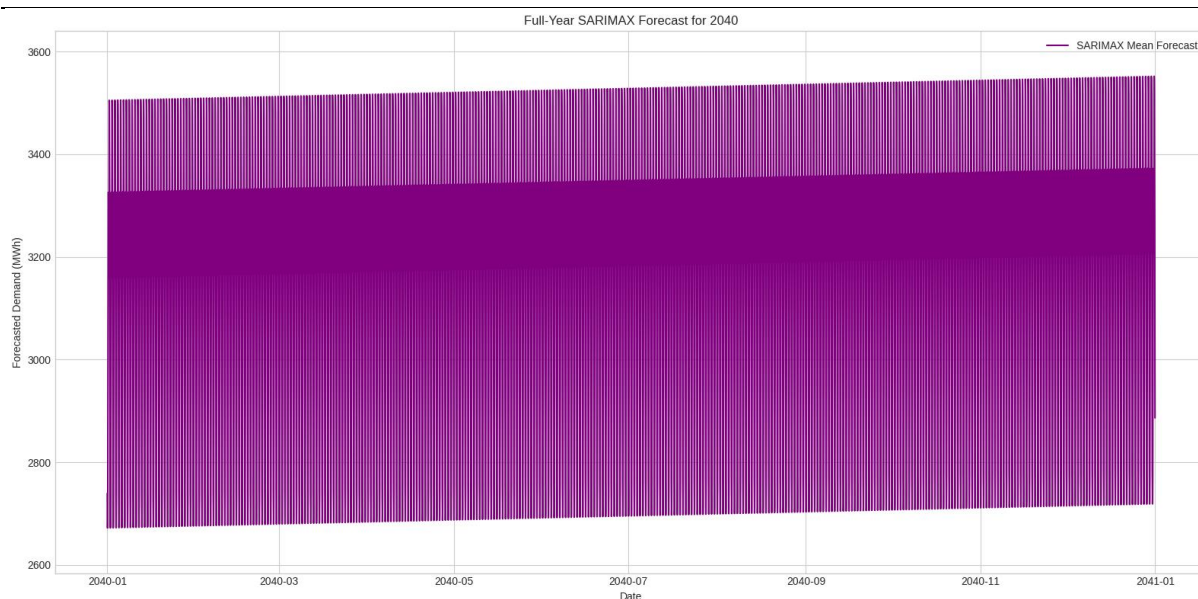
3.4.1. Izrada SARIMA profila (Scenarij B)

Kako bi se za generiranje konačnih predikcija iskoristile sve raspoložive informacije sadržane u povijesnim podacima, prethodno validirani SARIMA(1,0,2)(1,1,1)₂₄ model ponovno je treniran. Za razliku od faze validacije, u ovom koraku model je treniran na cjelokupnom skupu podataka za 2018. godinu, od 1. siječnja do 31. prosinca. Time je stvoren definitivni model, čiji su parametri optimizirani na temelju svih 8784 satna očitavanja.

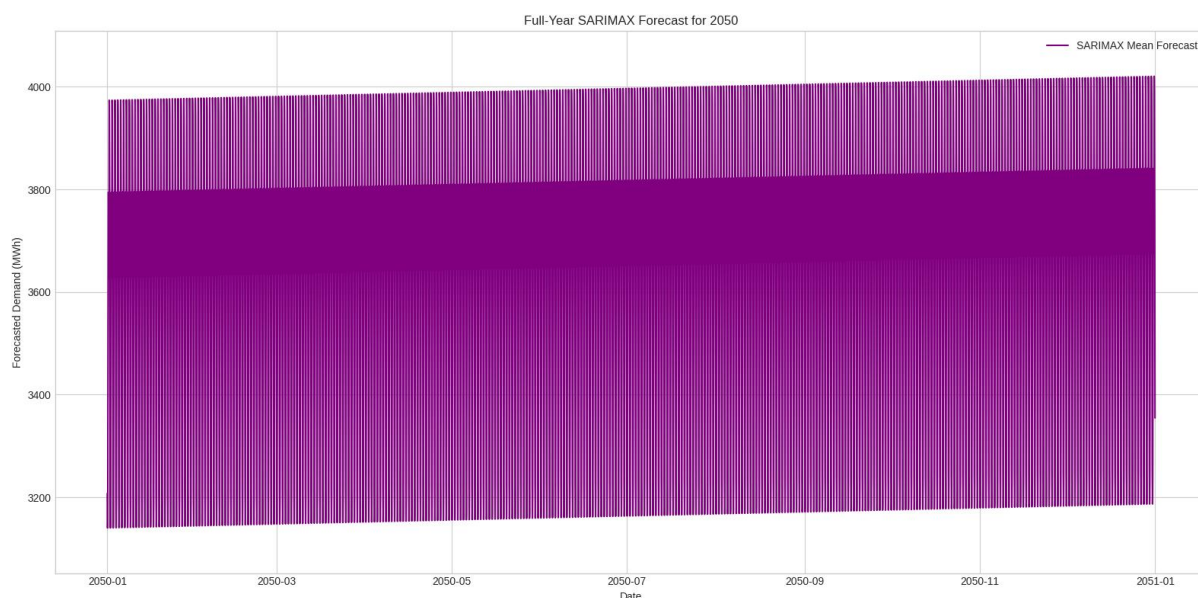
Ovaj definitivni model potom je korišten za generiranje dugoročnih predikcija, odnosno za satne potrošnje električne energije za tri ciljane godine: 2030., 2040. i 2050. Za svaku od tih godina generiran je zaseban vremenski niz od 8760 ili 8784 satna očitavanja, ovisno o tome je li godina prijestupna. Grafički prikazi dobivenih profila opterećenja za svaku od ciljanih godina prikazani su na Slikama 10, 11 i 12.



Slika 10. Predviđanje modela za 2030. godinu



Slika 11. Predviđanje modela za 2040. godinu



Slika 12. Predviđanje modela za 2050. godinu

Ukupne godišnje potrošnje energije koje proizlaze iz ovih profila, a koje su korištene kao ulazni podaci u daljnjoj analizi, sažete su u Tablici 3.

Godina	Predviđena potrošnja (TWh)
2030	24.55
2040	29.66
2050	34.62

Tablica 3. Ukupna godišnja potrošnja predviđena SARIMA modelom

3.4.2. Definiranje determinističkog profila (Scenarij A)

Profil opterećenja koji u ovom istraživanju predstavlja referentni Scenarij A, a koji se temelji na determinističkom pristupu, preuzet je iz prethodnih istraživanja provedenih na Fakultetu strojarstva i brodogradnje. Specifično, korišteni profili za ciljane godine rezultat su detaljnog modeliranja energetskog sustava Republike Hrvatske, provedenog u sklopu diplomskog rada Luke Herca [15].

Za razliku od statističkog pristupa koji ekstrapolira agregatni vremenski niz kao cjelinu, izrada ovog profila temelji se na detaljnoj, inženjerskoj metodi poznatoj kao "bottom-up" modeliranje [14]. Ovaj pristup ne promatra ukupnu potrošnju kao jedinstvenu varijablu, već je dekomponira na niz manjih segmenata kako bi se što vjernije obuhvatile buduće promjene u strukturi potrošnje. Analiza započinje na razini pojedinih sektora potrošnje, kao što su kućanstva, uslužni sektor, industrija i promet. Unutar svakog sektora, potrošnja se dalje raščlanjuje prema krajnjoj namjeni energije, na primjer na potrošnju za grijanje, hlađenje, rasvjetu, rad kućanskih aparata ili industrijske procese.

Buduća potražnja za svaki od ovih segmenata zasebno se predviđa uzimajući u obzir niz specifičnih, egzogenih faktora koji definiraju budući razvoj. U modelu iz kojeg su preuzeti podaci [15], ti faktori uključuju demografske i makroekonomske projekcije, kao i ključne pretpostavke o budućem tehnološkom razvoju i primjeni energetskih politika. Neke od najvažnijih pretpostavki koje oblikuju konačni profil odnose se na:

- očekivani napredak u području energetske učinkovitosti, definiran kroz Dugoročnu strategiju obnove nacionalnog fonda zgrada, koji utječe na smanjenje potražnje za energijom,
- stupanj elektrifikacije pojedinih sektora, poput prometa (kroz porast broja električnih vozila) i grijanja (kroz širu primjenu dizalica topline), što, s druge strane, utječe na povećanje potražnje za električnom energijom.

Konačni, agregatni profil opterećenja za svaku ciljanu godinu, koji se koristi u ovom radu kao Scenarij A, dobiven je zbrajanjem svih pojedinačno modeliranih segmenata potrošnje. Rezultat je profil koji, iako deterministički, u sebi sadrži kompleksne i strukturno različite promjene oblika krivulje opterećenja, odražavajući tako očekivane promjene u navikama i tehnologijama potrošnje. Upravo ta sposobnost uključivanja vanjskih, strukturnih promjena u model predstavlja temeljnu razliku u odnosu na statistički SARIMA pristup, koji se temelji isključivo na povijesnim podacima.

3.5. Postavke simulacijskih scenarija u softveru EnergyPLAN

Finalna usporedba dvaju promatranih pristupa provedena je pomoću niza simulacija u softverskom alatu EnergyPLAN. Kao osnova za analizu korišten je postojeći, referentni model hrvatskog elektroenergetskog sustava koji u potpunosti odgovara determinističkom Scenariju A. Ovaj referentni model uključuje detaljne ulazne podatke ne samo o potrošnji, već i o svim planiranim proizvodnim jedinicama i njihovim tehno-ekonomskim karakteristikama.

Kako bi se provela objektivna i izolirana usporedba utjecaja samog profila potrošnje, za Scenarij B (SARIMA) primijenjen je sljedeći metodološki pristup. Ukupna godišnja potražnja za električnom energijom, predviđena SARIMA modelom za svaku od ciljanih godina, unesena je u model. Unutar EnergyPLAN-a, distribucija te ukupne potražnje po pojedinim sektorima (npr. kućanstva, industrija) zadržana je identičnom kao u referentnom Scenariju A. Na taj je način osigurano da je jedina razlika između dvaju scenarija na strani potražnje sam oblik satne krivulje opterećenja, a ne i sektorska struktura potrošnje.

Ključni element eksperimentalnog postava jest da je strana proizvodnje sustava (eng. supply side), što uključuje instalirane kapacitete svih postojećih i planiranih elektrana, njihove stupnjeve djelovanja i troškove, ostala potpuno neizmijenjena i identična u oba scenarija. Ovakav pristup omogućuje direktan odgovor na istraživačko pitanje: kakve bi bile posljedice na rad i troškove sustava, planiranog prema determinističkim pretpostavkama, ukoliko bi se stvarna potrošnja u budućnosti ponašala sukladno predviđanjima SARIMA modela. Time je osigurano da su sve uočene razlike u izlaznim rezultatima modela, kao što su emisije CO₂, neiskorišteni viškovi energije ili potreba za uvozom, isključivo posljedica razlika u ulaznom profilu potrošnje.

4. REZULTATI

Ovo poglavlje predstavlja ključne rezultate istraživanja, s fokusom na kvantitativnu usporedbu dvaju promatranih scenarija. U prvom dijelu poglavlja analiziraju se i uspoređuju osnovne numeričke karakteristike profila opterećenja dobivenih determinističkim (Scenarij A) i statističkim (Scenarij B) pristupom. Ovaj korak služi za utvrđivanje temeljnih strukturnih razlika u ulaznim podacima koji su korišteni za simulacije. U drugom, središnjem dijelu poglavlja, sustavno se prikazuju i uspoređuju ključni tehno-ekonomski pokazatelji dobiveni iz simulacija u softveru EnergyPLAN za oba scenarija. Rezultati su prikazani odvojeno za svaku od ciljanih godina, 2030., 2040. i 2050., kako bi se omogućila jasna i pregledna usporedba i stvorila čvrsta osnova za analizu i raspravu koja slijedi u idućem poglavlju.

4.1. Usporedba agregatnih karakteristika profila opterećenja

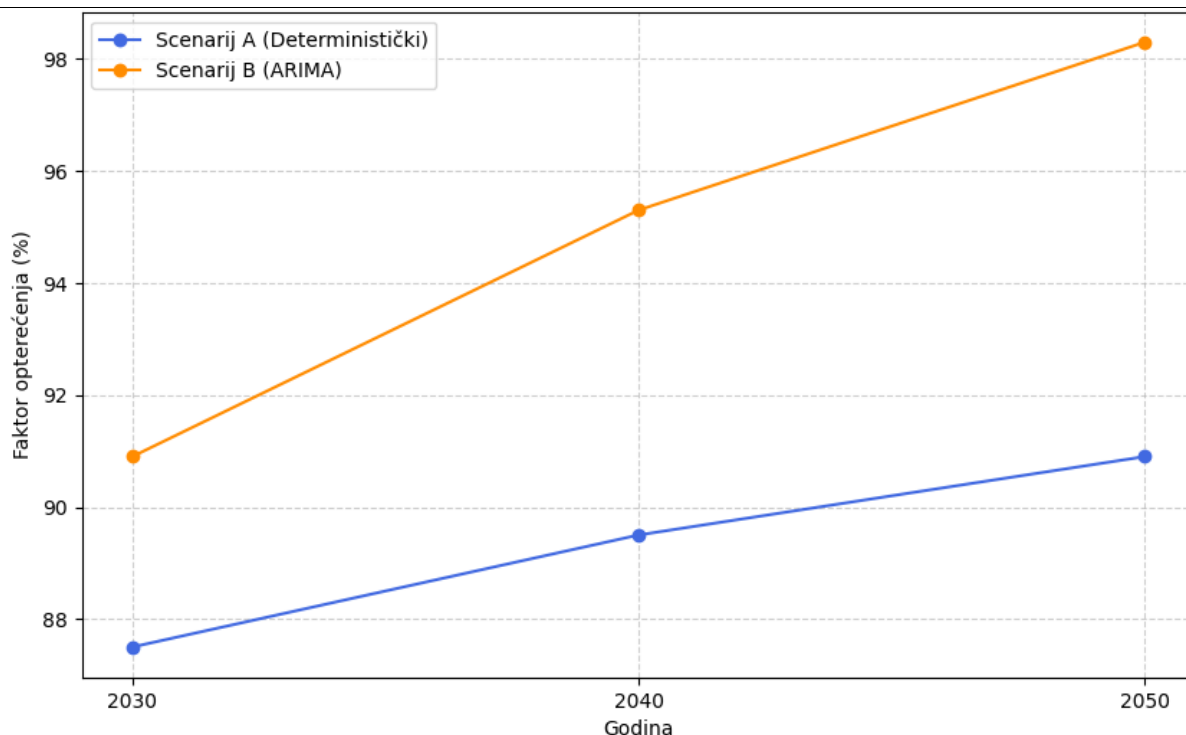
U svrhu objektivne analize, prvi korak je kvantificirati temeljne razlike u agregatnim karakteristikama profila opterećenja dobivenih determinističkim pristupom (Scenarij A) i statističkim SARIMA pristupom (Scenarij B). Ove karakteristike definiraju osnovnu strukturu potrošnje koja služi kao ulaz u simulacijski model i direktno utječu na njegove rezultate. U Tablici 4 sustavno su uspoređeni ključni pokazatelji za oba scenarija za svaku od promatranih godina. Vrijednosti za Scenarij B (SARIMA) preuzete su izravno iz rezultata modela, dok su vrijednosti za Scenarij A (Deterministički) u potpunosti preuzete iz rezultata "bottom-up" modeliranja provedenog u referenci [15].

Pokazatelj	Godina	Scenarij A (Deterministički)	Scenarij B (SARIMA)
Ukupna potrošnja (TWh)	2030	25.51	24.55
	2040	26.74	29.66
	2050	22.87	34.62
Vršno opterećenje (MW)	2030	3329	3084
	2040	3410	3552
	2050	2874	4020
Minimalno opterećenje (MW)	2030	2406	2203
	2040	2608	2671
	2050	2288	3140
Prosječno opterećenje (MW)	2030	2912	2803
	2040	3053	3386
	2050	2611	3951
Faktor opterećenja (%)	2030	87.5%	90.9%
	2040	89.5%	95.3%
	2050	90.9%	98.3%

Tablica 4. Usporedba ključnih karakteristika profila opterećenja

Iz tablice je vidljivo da se predviđanja ukupne godišnje potrošnje dvjema metodama značajno razlikuju. SARIMA model (Scenarij B) predviđa nešto nižu potrošnju za 2030. godinu, ali značajno višu za 2040. i 2050. godinu u odnosu na deterministički model (Scenarij A). Zanimljivo je da deterministički model predviđa pad potrošnje između 2040. i 2050. godine, što je posljedica "bottom-up" pristupa koji u obzir uzima i očekivani značajan utjecaj mjera energetske učinkovitosti.

Strukturne razlike profila najjasnije se očituju kroz analizu faktora opterećenja. Faktor opterećenja, koji služi kao ključna mjera varijabilnosti potrošnje, u ovom je radu izračunat kao omjer prosječnog i vršnog opterećenja za svaki scenarij ($\text{Faktor opterećenja} = \frac{\text{Prosječno opterećenje}}{\text{Vršno opterećenje}} \cdot 100\%$). Prosječno opterećenje je pritom dobiveno dijeljenjem ukupne godišnje potrošnje (u MWh) s brojem sati u godini (8760).

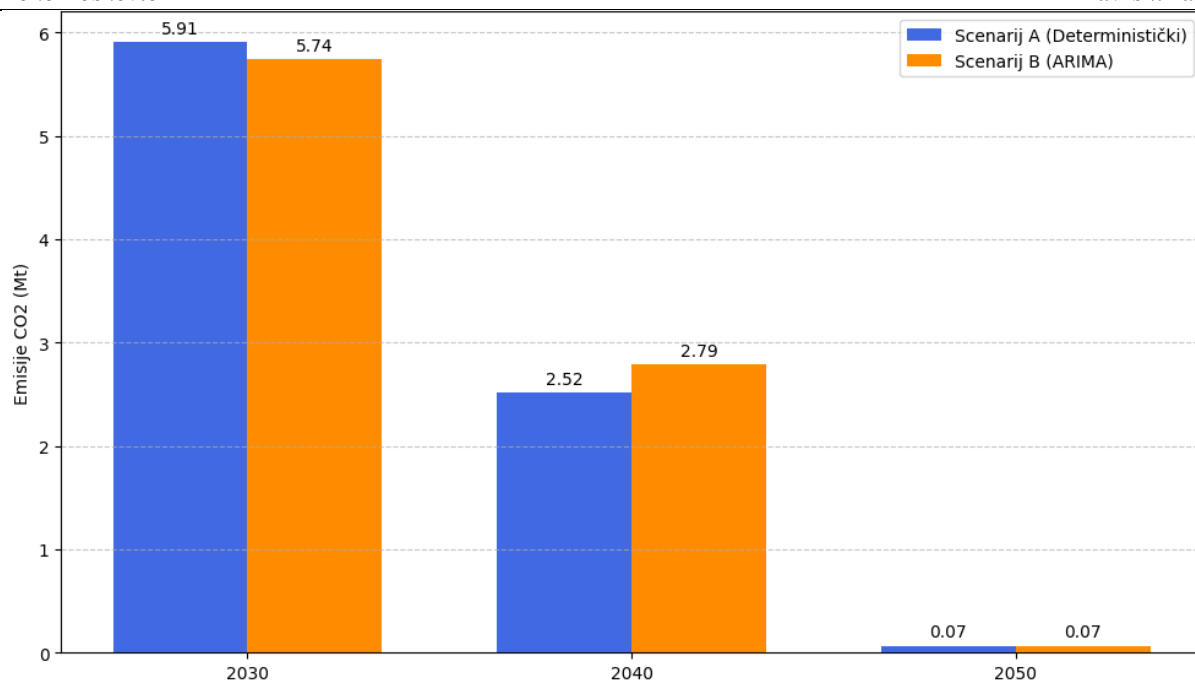


Slika 13. Usporedba faktora opterećenja kroz godine

Deterministički profil (Scenarij A) zadržava realističan faktor opterećenja koji se kreće oko 90%, što ukazuje na zadržavanje prepoznatljive dinamike s izraženim razlikama između dnevne i noćne potrošnje. S druge strane, SARIMA profil (Scenarij B) konzistentno proizvodi izrazito visok faktor opterećenja, koji raste s vremenom i za 2050. godinu doseže čak 98.3%. To ukazuje na to da je profil generiran dugoročnom statističkom ekstrapolacijom vrlo "ravan", odnosno da posjeduje izrazito malu varijabilnost između minimalne, prosječne i vršne potrošnje. Ove kvantificirane strukturne razlike u ulaznim profilima čine osnovu za analizu njihovog utjecaja na performanse i troškove energetskeg sustava, što je prikazano u nastavku.

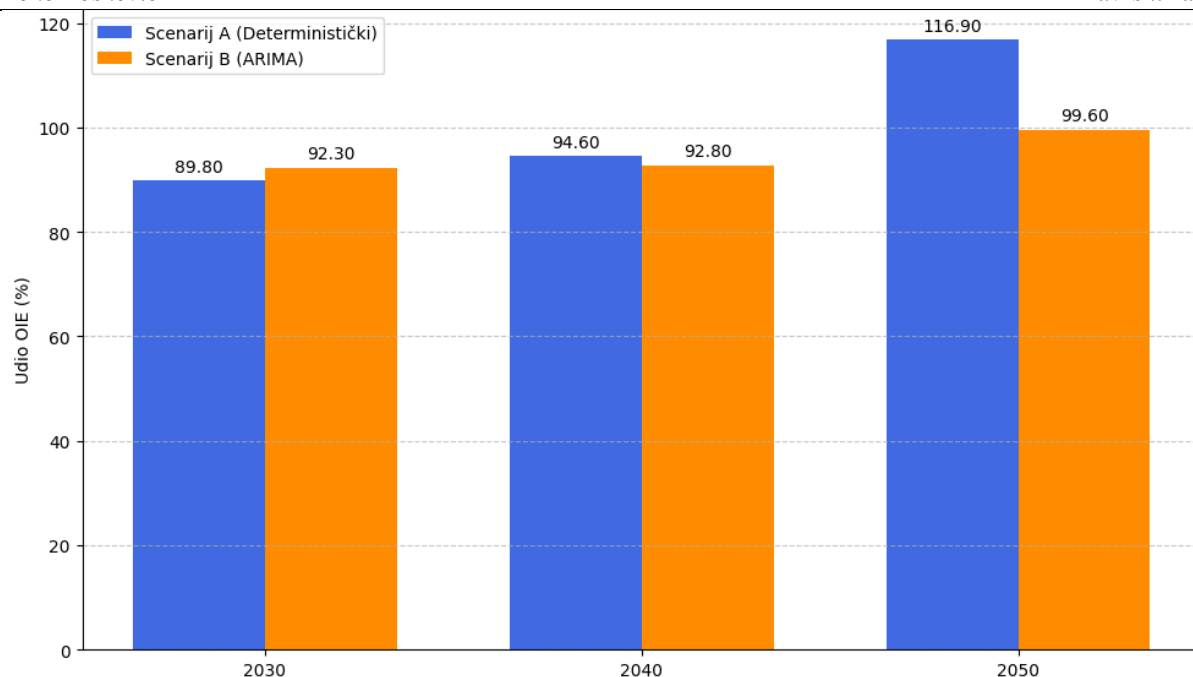
4.2. Usporedna analiza rezultata simulacija

Nakon utvrđivanja temeljnih strukturnih razlika u ulaznim profilima opterećenja, ključni korak istraživanja jest kvantifikacija njihovog utjecaja na funkcioniranje elektroenergetskog sustava. Pomoću softvera EnergyPLAN provedene su simulacije za svaki od dva scenarija za ciljane godine 2030., 2040. i 2050. U nastavku se provodi detaljna grafička analiza i usporedba ključnih tehno-ekonomskih i okolišnih pokazatelja dobivenih iz ovih simulacija. Cilj ovog poglavlja nije samo predstaviti rezultate, već i pružiti inicijalnu interpretaciju uzroka koji dovode do uočenih razlika, stvarajući time čvrstu osnovu za cjelovitu raspravu koja slijedi.



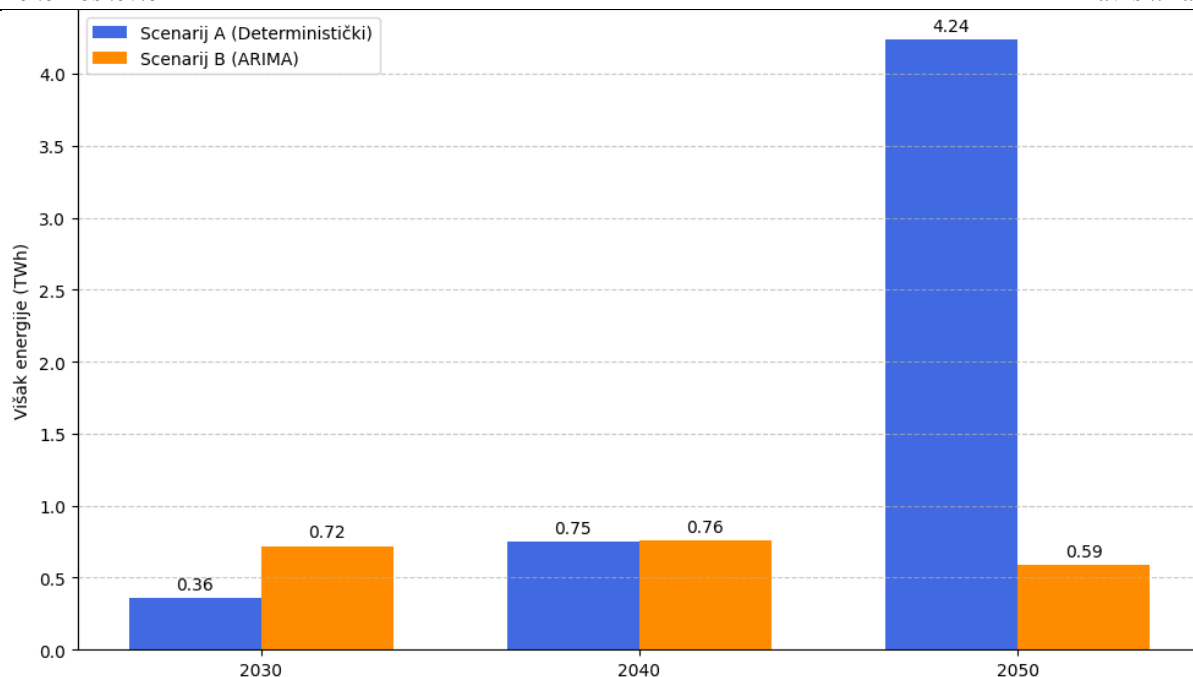
Slika 14. Usporedba godišnjih emisija CO₂

Na Slici 14 prikazana je usporedba ukupnih godišnjih emisija CO₂. Oba scenarija pokazuju očekivani trend snažne dekarbonizacije, s gotovo potpunim eliminiranjem emisija do 2050. godine. Međutim, zanimljivo je promotriti međudodnos dvaju scenarija. U 2030. godini, Scenarij B (ARIMA), unatoč nešto nižoj ukupnoj potrošnji, ima blago povoljniji rezultat s 5.74 Mt CO₂, u usporedbi s 5.91 Mt u Scenariju A. Glavni razlog tome leži u "ravnijem" profilu potrošnje Scenarija B, koji olakšava integraciju obnovljivih izvora i smanjuje potrebu za angažmanom fosilnih elektrana za pokrivanje vršnih opterećenja. Već u 2040. godini, situacija se preokreće. Utjecaj značajno veće ukupne potrošnje u Scenariju B (29.66 TWh naspram 26.74 TWh) nadvladava prednosti "ravnog" profila, što rezultira s približno 10% višim emisijama.



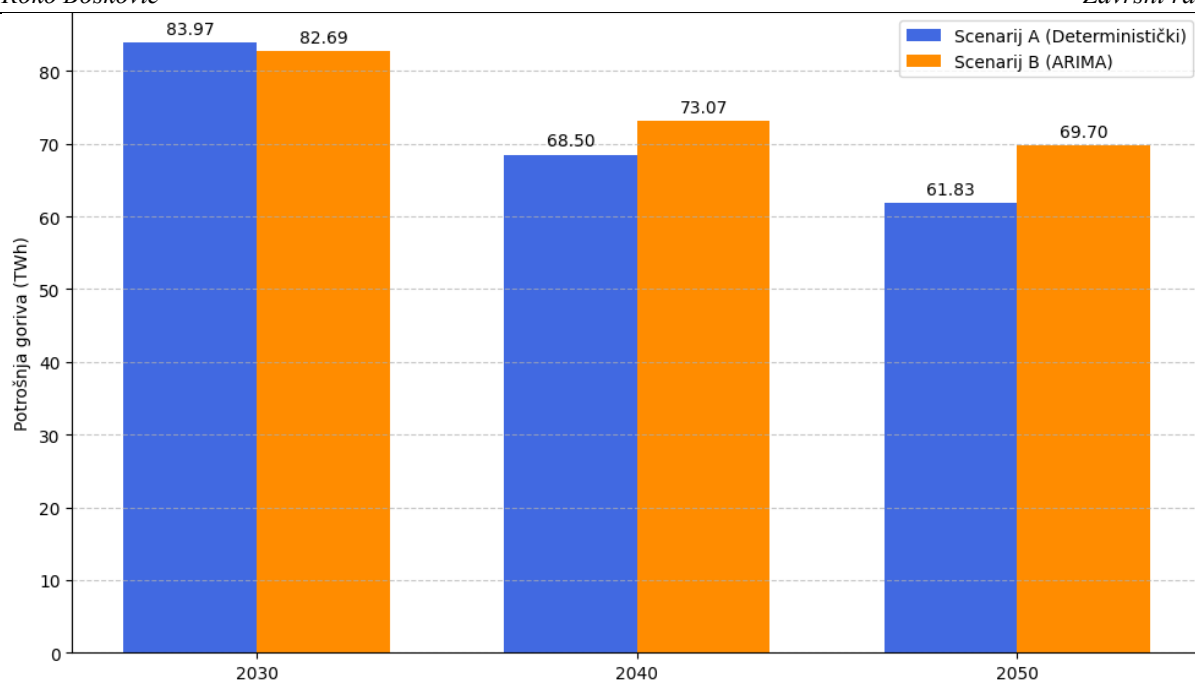
Slika 15. Usporedba udjela obnovljivih izvora u proizvodnji električne energije

Trendovi udjela obnovljivih izvora energije, prikazani na Slici 15, potvrđuju zapažanja o emisijama. U 2030. godini, povoljniji oblik krivulje u Scenariju B omogućuje postizanje višeg udjela OIE (92.3%). Međutim, kako ukupna potrošnja u Scenariju B raste, a u Scenariju A pada zbog mjera energetske učinkovitosti, Scenarij A u 2050. godini ostvaruje iznimno visok udio OIE od 116.9%. Vrijednost iznad 100% ukazuje na to da sustav, temeljen na realističnom profilu potrošnje, na godišnjoj razini proizvodi značajan višak električne energije iz OIE koji premašuje ukupnu domaću potražnju, što otvara pitanje izvoza ili dodatne pohrane energije.



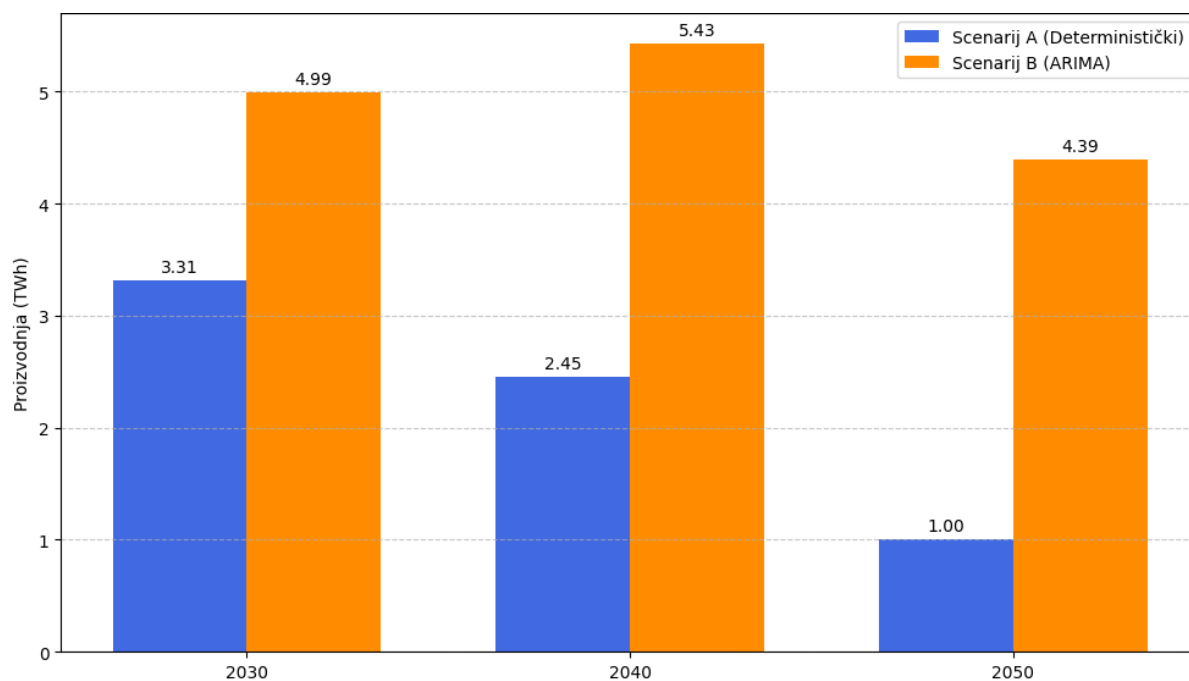
Slika 16. Usporedba viška električne energije (CEEP)

Slika 16, koja prikazuje neiskorišteni višak električne energije (CEEP), pruža najjasniji uvid u tehničke izazove integracije OIE. U godinama 2030. i 2040. razlike su relativno male. Međutim, u 2050. godini, kada je udio OIE u oba scenarija iznimno visok, razlika postaje drastična. Scenarij A, sa svojim realističnim profilom koji sadrži izražene noćne doline potrošnje, generira čak 4.24 TWh viška energije. To je energija proizvedena iz vjetra i sunca u satima kada je potražnja niska i sustav je ne može potrošiti niti pohraniti. S druge strane, Scenarij B, s gotovo konstantnom potrošnjom, ima zanemarivih 0.59 TWh viška. Ovaj rezultat jasno pokazuje kako nerealističan, "izgladen" profil može u potpunosti prikriti jedan od najvećih problema budućih energetske sustava – upravljanje viškovima energije.



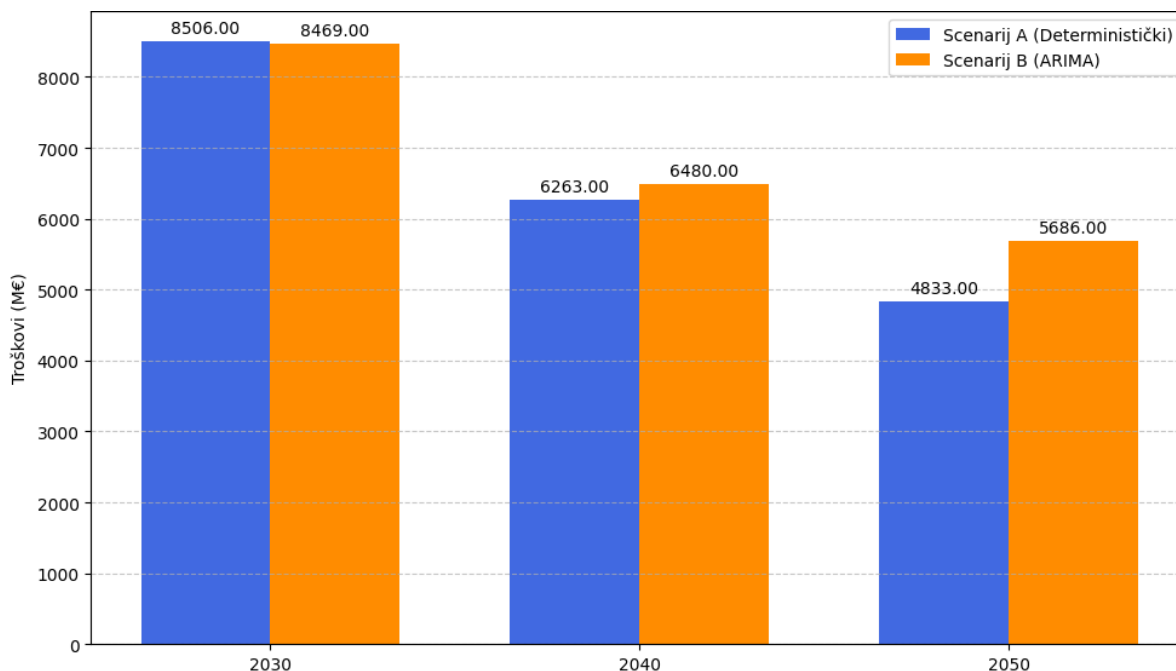
Slika 17. Usporedba ukupne potrošnje goriva u sustavu

Ukupna potrošnja goriva, prikazana na Slici 17, objedinjuje potrošnju fosilnih goriva i biomase. Kretanje ovog pokazatelja vjerno prati trendove emisija i ukupne potrošnje. Veća potražnja za energijom u Scenariju B u 2040. i 2050. godini neizbježno zahtijeva veću količinu ulaznog goriva, bilo za direktnu proizvodnju električne energije ili za pogon kogeneracijskih postrojenja.



Slika 18. Usporedba ukupne godišnje proizvodnje iz termoelektrana (CHP i PP)

Analiza proizvodnje iz upravljivih termoelektrana na Slici 18 otkriva ključnu dinamiku. U sve tri promatrane godine, Scenarij B zahtijeva značajno veću proizvodnju iz termalnih izvora. To je izravna posljedica više ukupne godišnje potrošnje koju je SARIMA model predvidio. Iako "ravniji" profil u teoriji smanjuje potrebu za vršnim angažmanom, u ovom slučaju je ukupna količina energije koju treba isporučiti toliko veća da sustav mora konstantno koristiti termoelektrane kako bi pokrio osnovno opterećenje, što nadjačava sve prednosti "ravnog" profila.



Slika 19. Usporedba ukupnih godišnjih troškova sustava

Konačno, Slika 19 prikazuje kumulativni ekonomski ishod svih prethodno analiziranih faktora. Dok su razlike u 2030. i 2040. godini umjerene, za 2050. godinu one postaju izrazito velike. Scenarij B rezultira s gotovo 18% višim ukupnim godišnjim troškovima. Ovaj naizgled kontraintuitivan rezultat, s obzirom na manji višak energije u Scenariju B, posljedica je fundamentalnog nedostatka statističkog modela: njegove nemogućnosti da predvidi utjecaj budućih politika energetske učinkovitosti. Ogromna količina energije koju je sustav u Scenariju B morao proizvesti kako bi zadovoljio nerealno visoku potražnju dovela je do znatno viših operativnih i investicijskih troškova, što će biti detaljnije elaborirano u sljedećem poglavlju.

5. RASPRAVA

Nakon što su u prethodnom poglavlju kvantitativno prikazani rezultati dobiveni usporednom analizom dvaju promatranih scenarija, ovo poglavlje posvećeno je njihovoj detaljnoj analizi i interpretaciji. Cilj rasprave je nadići puko predstavljanje podataka te istražiti temeljne uzroke uočenih razlika, razmotriti implikacije tih razlika na proces i zaključke energetskeg planiranja te dati kritičku ocjenu primijenjenih metodologija. Rasprava je strukturirana tako da logički slijedi tijek istraživanja: prvo se analiziraju fundamentalne razlike u samim ulaznim profilima opterećenja, zatim se razmatra kako te strukturne razlike utječu na konačne tehno-ekonomske rezultate simulacija te se, na temelju cjelokupne analize, daju preporuke za buduću metodološku praksu u području dugoročnog energetskeg planiranja.

5.1. Analiza i interpretacija razlika u profilima opterećenja

Kao što je prikazano u poglavlju 4.1, dva primijenjena pristupa, deterministički i statistički, rezultirala su profilima opterećenja koji se fundamentalno razlikuju, kako u agregatnim godišnjim vrijednostima, tako i u svojoj unutarnjoj strukturi. Razumijevanje porijekla i prirode ovih razlika predstavlja ključan preduvjet za ispravnu interpretaciju konačnih rezultata simulacija. U nastavku se stoga detaljnije analiziraju uzroci koji dovode do odstupanja u obliku profila te u predviđenoj ukupnoj godišnjoj potrošnji energije.

5.1.1. Porijeklo strukturnih razlika

Analiza rezultata iz Tablice 4 jasno pokazuje da najveća razlika između Scenarija A (Deterministički) i Scenarija B (SARIMA) ne leži nužno u ukupnoj godišnjoj potrošnji, već u samoj strukturi satnog profila opterećenja. Porijeklo ovih razlika direktna je posljedica fundamentalno drugačije filozofije dvaju primijenjenih pristupa. Deterministički "bottom-up" pristup, opisan u poglavlju 3.4.2., ne temelji se na jednostavnom skaliranju povijesnog profila, već na detaljnoj sektorskoj analizi budućih potreba za energijom. On generira novi, budući oblik profila koji odražava očekivane strukturne promjene, poput utjecaja energetske učinkovitosti i elektrifikacije. Takav profil, iako deterministički, zadržava realističnu dinamiku s izraženim dnevnim i sezonskim varijacijama, što rezultira realističnim faktorom opterećenja.

S druge strane, SARIMA model, primijenjen za izradu dugoročne prognoze, pokazuje ponašanje koje je karakteristično za statističke modele kada se ekstrapoliraju daleko izvan perioda na kojem su trenirani. Iako je model uspješno validiran i pokazao sposobnost praćenja

uzoraka na kratkom roku (poglavlje 3.3), njegova dugoročna predikcija teži "izumiranju" ili slabljenju početnih sezonskih uzoraka. Ovaj fenomen je dobro poznat u literaturi o vremenskim nizovima; dugoročne prognoze generirane ARIMA modelima teže konvergenciji prema srednjoj vrijednosti (ili determinističkom trendu) niza, gubeći pritom specifične kratkoročne varijacije [9]. Posljedično, model konvergira prema svojoj dugoročnoj srednjoj vrijednosti, čime se gubi izražena varijabilnost između vršne i bazne potrošnje.

Posljedica takvog ponašanja modela je generiranje fizički nerealističnog profila opterećenja s izuzetno visokim faktorom opterećenja, koji za 2050. godinu u Scenariju B doseže čak 98.3%. U stvarnom elektroenergetskom sustavu, ovakav gotovo konstantan profil potrošnje je nemoguć jer ne odražava temeljne ljudske i industrijske aktivnosti koje su ciklične prirode. Stvarna potrošnja uvijek će imati značajno nižu noćnu potrošnju u odnosu na dnevnu, što SARIMA model u svojoj dugoročnoj projekciji nije uspio replicirati. Ova fundamentalna razlika u varijabilnosti profila ključna je za razumijevanje razlika u rezultatima simulacija, posebice u kontekstu potrebe za fleksibilnošću sustava.

5.1.2. Implikacije razlika u ukupnoj potrošnji

Osim strukturnih razlika, važno je analizirati i razlike u predviđenoj ukupnoj godišnjoj potrošnji energije, jer one izravno utječu na potrebnu količinu proizvedene energije i ukupne troškove sustava. Kao što je vidljivo iz Tablice 4, predviđanja dvaju modela značajno se razlikuju, a posebno je zanimljiv trend pada potrošnje u Scenariju A nakon 2040. godine.

Ove razlike proizlaze iz temeljne paradigme svakog modela. SARIMA model, kao čisto statistički, "data-driven" alat, svoju prognozu temelji isključivo na povijesnim podacima. On identificira postojeći trend u podacima iz 2018. godine i ekstrapolira ga linearno u budućnost. Model, po svojoj prirodi, nema sposobnost uključivanja vanjskih, budućih promjena u politici ili tehnologiji koje nisu bile prisutne u povijesnim podacima na kojima je treniran. Njegova prognoza je stoga odraz pretpostavke da će se budućnost ponašati na isti način kao i prošlost.

S druge strane, deterministički "bottom-up" model (Scenarij A) po svojoj je definiciji dizajniran da uključi upravo takve vanjske faktore. Pad ukupne potrošnje predviđen između 2040. i 2050. godine nije greška, već logična posljedica pretpostavki o značajnom utjecaju planiranih mjera energetske učinkovitosti, definiranih u strateškim dokumentima poput Dugoročne strategije obnove nacionalnog fonda zgrada i europskih direktiva. Ovaj model pretpostavlja da će ulaganja u energetska obnova zgrada, učinkovitije industrijske procese i napredne uređaje

nakon 2040. godine imati toliko snažan učinak na smanjenje potražnje da će on nadjačati rast potrošnje uzrokovan daljnjom elektrifikacijom prometa i grijanja.

Usporedba ova dva pristupa stoga jasno ilustrira ključno ograničenje naivne primjene čisto statističkih modela u dugoročnom energetske planiranju: oni ne mogu predvidjeti diskontinuitete i strukturne lomove uzrokovane budućim politikama i tehnološkim promjenama. To ih čini korisnim za analizu "business as usual" scenarija, ali manje prikladnim za modeliranje ambicioznih tranzicijskih puteva.

5.2. Utjecaj metode predikcije na rezultate energetskog modeliranja

Fundamentalne razlike u strukturi i agregatnim vrijednostima profila opterećenja, analizirane u prethodnom poglavlju, izravno se prenose na rezultate simulacija rada elektroenergetskog sustava. Softver EnergyPLAN, zbog svoje satne rezolucije, iznimno je osjetljiv na oblik ulazne krivulje potrošnje, jer o njoj ovise ključne odluke o angažmanu elektrana, potrebi za skladištenjem energije i pojavi viškova iz varijabilnih obnovljivih izvora. U nastavku se stoga detaljno analizira kako su uočene razlike u profilima dovele do konkretnih odstupanja u tehnološkim pokazateljima sustava za svaku od promatranih godina.

5.2.1. Analiza rezultata za 2030. i 2040. godinu

Usporedna analiza rezultata za 2030. i 2040. godinu otkriva kompleksan međuodnos između ukupne potrošnje i strukture profila opterećenja. Za 2030. godinu, Scenarij B (SARIMA) pokazao je neznatno povoljnije rezultate, s nižim emisijama CO₂ i manjim ukupnim troškovima sustava. Iako SARIMA model predviđa nešto nižu ukupnu potrošnju, ključni razlog za ove rezultate leži u njegovom "ravnijem" profilu. Manji raspon između vršne i bazne potrošnje olakšava integraciju varijabilnih obnovljivih izvora energije, smanjujući potrebu za angažmanom fosilnih elektrana za pokrivanje vršnih opterećenja i rezultirajući manjom potrošnjom goriva i nižim emisijama.

Međutim, za 2040. godinu situacija se značajno mijenja. Scenarij B (SARIMA) u ovom slučaju rezultira s približno 10% višim emisijama CO₂ i troškovima koji su za 217 milijuna eura veći od onih u Scenariju A. Do ovog preokreta dolazi jer je u 2040. godini utjecaj ukupne predviđene potrošnje nadvladao utjecaj oblika profila. Značajno viša ukupna potrošnja koju je SARIMA model predvidio za tu godinu (29.66 TWh naspram 26.74 TWh) zahtijevala je veći angažman

svih raspoloživih izvora, uključujući i termoelektrane, što je izravno dovelo do veće potrošnje goriva, a time i viših emisija i troškova.

Ova promjena u odnosima između dva scenarija jasno pokazuje da konačni tehno-ekonomski rezultati ne ovise samo o jednom faktoru, već o interakciji dviju ključnih varijabli: ukupne količine energije koju sustav mora isporučiti tijekom godine i dinamičke strukture, odnosno načina na koji je ta potrošnja raspoređena iz sata u sat.

5.2.2. Analiza rezultata za 2050. godinu i problem nerealističnog profila

Analiza rezultata za 2050. godinu pruža najdublji uvid u opasnosti koje proizlaze iz korištenja nerealističnog profila opterećenja u dugoročnom energetske planiranju. Iako oba scenarija predviđaju gotovo potpunu dekarbonizaciju sustava s minimalnim emisijama CO₂, Scenarij B (SARIMA) rezultira s drastično višim ukupnim troškovima sustava, koji su za čak 853 milijuna eura, odnosno za gotovo 18%, veći nego u Scenariju A. Na prvi pogled, ovaj nalaz može djelovati kontraintuitivno, no on ukazuje na skrivene probleme koje "ravan" profil potrošnje prikriva.

Glavni uzrok ovako velikih razlika u troškovima leži u načinu na koji profili opterećenja utječu na potrebu za fleksibilnošću sustava. Deterministički profil (Scenarij A), sa svojim izraženim i ostrim vrhovima potrošnje, ispravno signalizira da će sustav u budućnosti, unatoč visokom udjelu OIE, i dalje imati potrebu za značajnim kapacitetima koji mogu brzo reagirati i pokriti te vršne sate. To mogu biti vršne elektrane na plin, baterijska skladišta ili drugi izvori fleksibilnosti. Model temeljen na ovom profilu realnije procjenjuje operativne izazove i troškove održavanja stabilnosti.

S druge strane, izrazito "ravan" profil SARIMA modela, s faktorom opterećenja od 98.3%, šalje pogrešan signal da će potrošnja u budućnosti biti gotovo konstantna. U takvom hipotetskom sustavu, potreba za fleksibilnošću je minimalna, jer je proizvodnju iz OIE znatno lakše uskladiti s predvidljivom i stabilnom potrošnjom. To objašnjava zašto Scenarij B ima manji višak neiskorištene energije – jer model ne prepoznaje sate izrazito niske potrošnje u koje bi tu energiju trebalo "proliti" ili pohraniti.

Upravo u tome leži opasnost ovakvog pristupa: on stvara lažnu sliku sustava kojim je lako upravljati. Planiranje investicija temeljeno na ovakvom nerealističnom profilu dovelo bi do podkapacitiranog sustava u pogledu fleksibilnosti. Takav sustav u stvarnosti ne bi bio sposoban zadovoljiti stvarne, oštre vrhove potrošnje, što bi dovelo do ugrožavanja sigurnosti opskrbe ili do potrebe za naknadnim, iznimno skupim i hitnim intervencijama. Viši troškovi u simulaciji

za Scenarij B stoga ne odražavaju samo višu ukupnu potrošnju, već i neoptimalan rad sustava koji je, iako planiran s identičnim proizvodnim kapacitetima, prisiljen neefikasno raditi kako bi zadovoljio nerealan profil potražnje.

5.3. Kritička ocjena metoda i preporuke za praksu u planiranju

Cjelokupna provedena analiza, od usporedbe ulaznih profila do interpretacije konačnih rezultata simulacija, omogućuje formuliranje kritičke ocjene dvaju primijenjenih metodoloških pristupa. Razumijevanje njihovih inherentnih prednosti i nedostataka, koje su jasno došle do izražaja u ovom istraživanju, ključno je za definiranje preporuka za buduću praksu u području dugoročnog energetskog planiranja i istraživanja.

5.3.1. Vrednovanje primijenjenih pristupa

Na temelju provedene analize, moguće je sustavno vrednovati oba primijenjena pristupa, ističući njihove prednosti i, što je važnije, nedostatke u kontekstu dugoročnog strateškog planiranja.

Deterministički "bottom-up" pristup (Scenarij A) pokazao je ključnu prednost u svojoj sposobnosti da integrira vanjske, egzogene faktore kao što su planirane politike energetske učinkovitosti i strukturne promjene u sektorima potrošnje. To mu omogućuje da modelira kompleksne i nelinearne trendove, poput pada ukupne potrošnje nakon 2040. godine, što je scenarij koji čisto statistički modeli ne mogu predvidjeti. Nadalje, ovaj pristup po svojoj prirodi čuva realističnu unutardnevnu i sezonsku dinamiku potrošnje, što rezultira fizički smislenim profilima opterećenja s realnim faktorom opterećenja. Njegov glavni nedostatak leži u velikoj ovisnosti o kvaliteti i točnosti brojnih ulaznih pretpostavki, od makroekonomskih do tehnoloških, koje su i same podložne visokom stupnju neizvjesnosti.

Statistički SARIMA pristup (Scenarij B), s druge strane, pokazao je da je njegova direktna i naivna primjena za izradu dugoročnih, višedesetljetnih profila opterećenja metodološki neispravna i potencijalno opasna. Iako je model pokazao zadovoljavajuću točnost u kratkoročnoj validaciji, njegova dugoročna ekstrapolacija dovodi do generiranja nerealističnog, "izgladenog" profila koji gubi sve ključne strukturne karakteristike stvarne potrošnje. Prednost ovog pristupa leži isključivo u njegovoj jednostavnosti i malom broju potrebnih ulaznih podataka. Međutim, mana koja proizlazi iz gubitka varijabilnosti i nemogućnosti uključivanja budućih politika u potpunosti nadmašuje tu prednost. Rezultati jasno pokazuju da korištenje

ovakvog profila može dovesti do ozbiljno pogrešnih zaključaka o potrebama sustava za fleksibilnošću i, posljedično, do pogrešnih investicijskih odluka.

5.3.2. *Preporuke za buduća istraživanja i metodološku praksu*

Na temelju zaključaka o nedostacima direktne primjene SARIMA modela za dugoročne prognoze, nameće se potreba za definiranjem metodološki ispravnije prakse koja može iskoristiti prednosti statističkog modeliranja, a istovremeno izbjeći njegove zamke.

Ključna preporuka za buduća istraživanja i praksu u energetsom planiranju jest primjena hibridnog pristupa. Takav pristup spaja prednosti obiju analiziranih metoda. Umjesto direktne dugoročne ekstrapolacije, preporučuje se korištenje SARIMA modela (ili drugih naprednih statističkih modela poput neuronskih mreža) za generiranje predikcije za jednu reprezentativnu buduću godinu, odnosno za period od 8760 sati. Na ovaj način, model zadržava svoju sposobnost da generira profil s realističnom satnom i dnevnom dinamikom, uključujući stohastičke varijacije koje su svojstvene stvarnoj potrošnji, a koje jednostavni deterministički profili ponekad zanemaruju.

Tako dobiven "tipični" statistički generiran profil potom se ne bi dalje ekstrapolirao, već bi služio kao temeljni oblik krivulje opterećenja. Taj se temeljni oblik zatim može skalirati na ukupne godišnje vrijednosti potrošnje dobivene iz detaljnih "bottom-up" modela, poput onog korištenog u Scenariju A. Na taj način, konačni profil opterećenja za analizu posjedovao bi dvije ključne pozitivne karakteristike:

1. Realističnu satnu dinamiku i varijabilnost, dobivenu iz statističkog modela.
2. Ukupnu godišnju potrošnju koja je u skladu s dugoročnim strateškim ciljevima, politikama energetske učinkovitosti i očekivanom elektrifikacijom, dobivenu iz "bottom-up" analize.

Ovakav hibridni pristup predstavlja metodološki značajno unapređenje u odnosu na obje pojedinačne metode analizirane u ovom radu te bi njegova primjena mogla doprinijeti izradi pouzdanijih i realističnijih podloga za donošenje budućih investicijskih odluka u energetsom sektoru.

6. ZAKLJUČAK

Ovaj završni rad bavio se istraživanjem i usporedbom dvaju fundamentalno različitih pristupa za predviđanje dugoročne potrošnje električne energije: determinističkog, temeljenog na "bottom-up" analizi, i statističkog, temeljenog na primjeni SARIMA modela. Cilj rada bio je kvantificirati razlike u profilima opterećenja dobivenim ovim metodama te analizirati kako te razlike utječu na rezultate simulacija energetskog sustava Republike Hrvatske za godine 2030., 2040. i 2050. pomoću softvera EnergyPLAN.

U radu je prvo razvijen i validiran SARIMA model na povijesnim podacima o satnoj potrošnji iz 2018. godine. Zatim su, primjenom tog modela i korištenjem referentnih podataka za deterministički pristup, kreirana dva seta profila opterećenja. Ta dva seta korištena su kao ulazni podaci za simulacije u softveru EnergyPLAN, pri čemu je proizvodna strana sustava ostala neizmijenjena kako bi se izolirao isključivi utjecaj profila potrošnje.

Provedeno istraživanje potvrdilo je središnju hipotezu rada: odabir metode predikcije ima direktan, mjerljiv i strateški relevantan utjecaj na rezultate energetskog modeliranja. Pokazalo se da dva primijenjena pristupa generiraju strukturno fundamentalno različite profile opterećenja. SARIMA model, primijenjen za dugoročnu ekstrapolaciju, proizveo je nerealističan, "ravan" profil potrošnje s iznimno visokim faktorom opterećenja, koji gubi ključnu dinamiku i varijabilnost prisutnu u stvarnom sustavu. Usporedna analiza rezultata simulacija pokazala je da korištenje takvog nerealističnog profila dovodi do značajno drugačijih zaključaka o tehno-ekonomskim performansama sustava, uključujući procijenjene troškove, emisije stakleničkih plinova i količinu viška električne energije. Ključni nalaz je da naivna primjena statističkih metoda za dugoročno predviđanje, iako se može činiti naprednijom, može proizvesti zavaravajuće i potencijalno opasne podloge za planiranje, jer prikriva stvarne potrebe sustava za fleksibilnošću.

Glavni doprinos ovog rada jest kvantitativna demonstracija osjetljivosti rezultata energetskog planiranja na metodologiju izrade profila potrošnje te kritička ocjena primjene SARIMA modela u tu svrhu. Iako je SARIMA moćan alat za kratkoročne prognoze, rad je jasno pokazao njegova ograničenja i neprikladnost za direktnu dugoročnu projekciju.

Tijekom istraživanja uočena su i određena ograničenja. Analiza se temeljila na podacima iz samo jedne povijesne godine, a korišten je samo jedan tip statističkog modela. Buduća istraživanja stoga bi se mogla usmjeriti na primjenu naprednijih modela, poput neuronskih mreža (npr. LSTM), koje bi mogle bolje očuvati dugoročnu dinamiku. Nadalje, preporučuje se

primjena hibridnog pristupa, koji bi kombinirao realističnu satnu varijabilnost dobivenu statističkim modelom s ukupnim godišnjim vrijednostima potrošnje dobivenim iz detaljnih "bottom-up" analiza, čime bi se iskoristile prednosti obaju pristupa i dobile pouzdanije podloge za buduće energetske strategije.

LITERATURA

- [1] World Energy Council, "World Energy Trilemma Index 2023: Navigating a Turbulent World," London, UK, 2023. [Online]. Dostupno na: <https://www.worldenergy.org/transition-toolkit/world-energy-trilemma-framework>
- [2] United Nations, "Paris Agreement," 2015. [Online]. Dostupno na: https://unfccc.int/sites/default/files/english_paris_agreement.pdf
- [3] Europska komisija, "Komunikacija Komisije Europskom parlamentu, Europskom vijeću, Vijeću, Europskom gospodarskom i socijalnom odboru i Odboru regija: Europski zeleni plan," COM/2019/640 final, Bruxelles, 11. prosinca 2019. [Online]. Dostupno na: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/HR/TXT/?uri=CELEX:52019DC0640>
- [4] Vlada Republike Hrvatske, "Strategija energetskog razvoja Republike Hrvatske do 2030. s pogledom na 2050. godinu," Narodne novine, br. 25/20, 2020.
- [5] H. Lund, B.V. Mathiesen, Energy system analysis of 100% renewable energy systems—The case of Denmark in years 2030 and 2050, *Energy*, Volume 34, Issue 5, 2009, Pages 524-531, ISSN 0360-5442, <https://doi.org/10.1016/j.energy.2008.04.003>.
- [6] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, i G. C. Reinsel, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5. izd. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2015.
- [7] D. Connolly, H. Lund, B.V. Mathiesen, M. Leahy, "A review of computer tools for analysing the integration of renewable energy into various energy systems," *Applied Energy*, sv. 87, br. 4, str. 1059-1082, 2010. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2009.09.026>.
- [8] H. Lund i sur., "EnergyPLAN - Advanced Energy Systems Analysis Computer Model Documentation," Aalborg University, Department of Planning, 2021. [Online]. Dostupno na: <https://www.energyplan.eu/documentation/>
- [9] R. J. Hyndman i G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 3. izd. Melbourne, Australija: OTexts, 2021. [Online]. Dostupno na: <https://otexts.com/fpp3/>
- [10] H. Akaike, "A new look at the statistical model identification," *IEEE Transactions on Automatic Control*, sv. 19, br. 6, str. 716-723, 1974. <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
- [11] T. Chai i R. R. Draxler, "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature," *Geoscientific Model Development*, sv. 7, br. 3, str. 1247–1250, 2014. <https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>.

-
- [12] ENTSO-e, Dostupno na: <https://www.entsoe.eu/>
- [13] D. A. Dickey i W. A. Fuller, "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root," *Journal of the American Statistical Association*, sv. 74, br. 366, str. 427-431, 1979. <https://doi.org/10.2307/2286348>.
- [14] L. G. Swan i V. I. Ugursal, "Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, sv. 13, br. 8, str. 1819-1835, 2009. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2008.09.033>
- [15] L. Herc, "Usporedba različitih konfiguracija energetskega sustava Republike Hrvatske u energetske tranziciji", *Diplomski rad*, Sveučilište u Zagrebu, Fakultet strojarstva i brodogradnje, Zagreb, 2021. Dostupno na: <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:235:558352>
- [16] Majid Emami Javanmard, S.F. Ghaderi, Energy demand forecasting in seven sectors by an optimization model based on machine learning algorithms, *Sustainable Cities and Society*, Volume 95, 2023, 104623, ISSN 2210-6707, <https://doi.org/10.1016/j.scs.2023.104623>.
- [17] S. At-Git, "Energy-Demand-Forecasting-using-ARIMA," *GitHub repozitorij*, 2023. [Online]. Dostupno na: <https://github.com/sameer-at-git/Energy-Demand-Forecasting-using-ARIMA>

PRILOZI

Cjeloviti programski kod i upute za korištenje nalaze se na repozitoriju:

<https://github.com/Roko55/zavrsni-rad-energetika>