

Optimizacija rasporeda stanica za punjenje električnih vozila za Crnu Goru

Seminarski rad



Prirodno-matematički fakultet
Univerzitet Crne Gore

Student: Nikola Klimenko
Broj indexa: 1/25

Podgorica, 2025.

Sadržaj

Sažetak	2
1 Uvod	3
2 Konstruisanje modela	7
2.1 Konstruisanje grafa modeliranja na osnovu putne strukture	7
2.1.1 Ponderiranje grafa u odnosu na stanovništvo	7
2.1.2 Ponderiranje grafa u odnosu na saobraćaj	8
2.2 Model baziran na statičkoj heurističkoj funkciji	8
2.3 Simulacija saobraćaja i scenarija punjenja	10
3 Prilagođeni genetski algoritam baziran na simulaciji-izvedenim metrikama	13
4 Primjena i komparativna analiza konstruisanih modela za Crnu Goru	15
4.1 Pregled podataka	15
4.2 Rezultati optimizacije i poređenje modela	16
5 Zaključak i buduće istraživanje	20
Literatura	21

Sažetak

Da bi se minimizirao negativan uticaj vozila sa motorima sa unutrašnjim sagorijevanjem, neophodno je razviti prateć infrastrukturu i olakšati široku primjenu električnih vozila. Ključni aspekt ovog prelaza je strateško planiranje i optimizacija lokaliteta stanica za punjenje električnih vozila. Raspodjela stanica za punjenje je pod uticajem različitih faktora, uključujući navike vozača, gustinu naseljenosti, putnu infrastrukturu i sl. Ovaj rad ima za cilj određivanje optimalnih geografskih lokaliteta i kapaciteta stanica za punjenje električnih vozila uravnotežavanjem ovih faktora zajedno sa ograničenjima budžeta. Razvijen je dvostruki optimizacijski algoritam koristeći podatke modelirane kao graf. Prva faza fokusira se na preliminarno planiranje, uzimajući u obzir zadovoljstvo potrošača, saobraćaj, infrastrukturu elektroenergetske mreže i troškove izgradnje. Druga faza unaprijeđuje optimizaciju koristeći statistiku generisanu simulacijom, uključujući vrijeme čekanja, iskorišćenost sistema i dostupnost stanica za punjenje. Novi prilagođeni operatori mutacije i ukrštavanja su uvedeni u genetski algoritam kako bi se unaprijedio optimizacijski proces. Predloženi prilagođeni genetski algoritam nadmašuje standardni genetski algoritam jer pruža rješenja koja poboljšavaju stopu iskorišćenosti istovremeno poboljšavajući zadovoljstvo korisnika.

Ključne riječi: Stanice za punjenje električnih vozila, genetski algoritam, simulacija, optimizacija.

1 Uvod

Električna vozila (EV) su zadobila značajnu pažnju na svjetskoj razini iz dva glavna razloga: rješavanja globalnih energetske izazova i napredovanja zelene agende, koja naglašava minimiziranje emisija CO₂. Sjedinjene Američke Države i Kina su vodeće zemlje u primjeni EV vozila, dok Europa brzo napreduje po vlastitoj elektifikacionoj putanji.

U Europi mnoge zemlje sprovode ambiciozne ciljeve faznog isključivanja vozila sa motorima sa unutrašnjim sagorijevanjem, upraćeno značajnim investicijama u infrastrukturu za punjenje EV vozila. Evropska unija (EU) je također uspostavila zajedničke standarde za punjenje EV vozila kako bi se olakšalo bezbjedno putovanje preko granica i promovira se široka primjena EV vozila. Ova nastojanja potiču dinamički napredak u infrastrukturi za punjenje kako bi se podrške održive transportne rješenja.

Električna vozila se smatraju efikasnim sredstvom za smanjenje emisija CO₂. Da bi se koristi ovo sredstvo, neophodno je stvoriti odgovarajuću infrastrukturu kako bi se stanice za punjenje električnih vozila (EVCS - engl. Electric Vehicle Charging Stations) koristile efikasno. Pošto loše planirana mreža punjenja može uzrokovati probleme sa elektroenergetskom mrežom, kao i zagušenja u saobraćaju i smanjenu zadovoljstvo vozača EV vozila i operatora, od velike je važnosti da se problem raspodjele EVCS pristupa naučno. U postojećim istraživanjima, ovi faktori su razmatrani odvojeno ili u različitim kombinacijama. Međutim, nedostaje studija koja efikasno hvata zadovoljstvo vozača EV kroz najvažniji faktor koji utiče na njihovo iskustvo — prosječno i maksimalno vrijeme provedeno u redu čekanja. Pošto je dobijanje ovih parametara iz stvarnih podataka teško ili gotovo nemoguće, veliki izazov leži u razvoju modela sposobnog da aproksimira ponašanje vozača, obrasce saobraćaja i scenarije punjenja. Ovaj rad se zasniva na radu [4] i ima za cilj razvoj takvog modela, ekstraktovanje navedenih parametara zajedno sa drugim važnim faktorima, kao što je korisnost EVCS sistema, a zatim optimizacija raspodjele u odnosu na te parametre.

Istraživanje problema postavljanja EVCS je u posljednjoj dekadi dobilo sve veću pažnju. Predložene su brojne heurističke objektivne funkcije i metode optimizacije. Najčešće korištene metode uključuju genetske algoritme (GA), optimizaciju rojem čestica (PSO), i cjelobrojno programiranje, zajedno sa njihovim prilagođenim i hibridnim varijantama.

Autori u [5] su razmatrali funkciju troška za planiranje EVCS koja uključuje i ekonomske i ekološke troškove. Ekonomski troškovi pokrivaju troškove izgradnje i naknade, dok ekološki troškovi uzimaju u obzir potrošnju električne energije i emisije CO₂. Model koristi Euklidsku rastojanju, izmijenjenu konstantnim faktorom savijanja putanja. U slučaju studije ovog rada, regija od interesa je aproksimirana pravougaonikom, koji je zatim podijeljen na male kvadrate, sa kandidatskim tačkama za EVCS biti vrhovi ovih kvadrata. Standardni GA je korišten da se minimizira funkcija troška.

Pored određivanja lokaliteta za EVCS, važan dio problema je dimenzionisanje EVCS.

Autori u [6] rješavaju optimalnu veličinu i postavljanje EVCS u distributivnom sistemu koristeći metaheuristike. Heuristička multiobjektivna funkcija optimizacije razmatra poboljšanje profila napona, indeks smanjenja relativnih gubitaka snage, indeks smanjenja gubitaka stvarne snage, i preliminarni trošak razvoja. Optimizacijski problem je formuliran kao nelinearni mješovito-cjelobrojni problem optimizacije, i autori predlažu novi metaheuristički algoritam nazvan Balansirani Mayfly algoritam (BMA).

U [7], W. Kong i saradnici predlažu model planiranja EVCS koji slijedi dvostruku arhitekturu: preliminarno planiranje i preciznu selekciju. Donja sloj razmat uticaje stanica za punjenje na vozače, vozila, tok saobraćaja, i elektroenergetske mreže, dok gornji sloj optimizuje troškove izgradnje za ekonomiju operatora.

Neodgovarajuća raspodjela EVCS i simultano punjenje tokom vremenskog perioda maksimalne potražnje može dovesti do značajnih problema sa stabilnošću mreže, kako je napomenuto od strane H. Lunda i saradnika. Štaviše, masivna primjena EV vozila uvodi povećanu i fluktuirajuću potražnju za snagom, što dalje komplikuje upravljanje mrežom i stabilnost. Ovaj problem je takođe adresiran u [9], gdje je prilagođena verzija PSO korištena za rješavanje problema devijacije napona i gubitka snage u distribuiranoj mreži.

Deteriorirajući uticaj na elektroenergetsku mrežu uzrokovan neodgovarajućim postavljanjem stanice i konfiguracijom je također proučavan u [10]. Awasthi i saradnici [10] rješavaju ovaj problem fokusirajući se na optimalno planiranje infrastrukture stanica za punjenje, što uključuje postavljanje i dimenzionisanje, sa posebnom pažnjom na poboljšanje profila napona i minimiziranje reaktivnih i stvarnih gubitaka snage. Hibridni algoritam koji kombinuje GA i poboljšani PSO se koristi za optimizaciju postavljanja stanica za punjenje, pokazujući poboljšanu kvalitetu rješenja kroz iterativno usavršavanje.

Zatim je važan aspekt ciljna populacija za optimizaciju raspodjele EVCS. Iako je važno razmotriti potrebe vlasnika privatnih automobila, njihovo redovno ponašanje može proizvesti mnogo teži problem za pronalaženje optimalne raspodjele EVCS u poređenju sa cianjem neke specifične kategorije kao što su taksiji sa redovnim mjestima za parkiranje dok čekaju na kupce, ili čak javni autobusski prijevoz sa redovnim rasporedom ruta.

On i saradnici u [18] eksplicitno razmatraju naknade za potražnju električne energije u optimalnoj primjeni brzih stanica za punjenje za sisteme autobusa na baterije, formirajući problem kao mješovito-linearni model programiranja kako bi se minimizirali ukupni troškovi. Rezultati pokazuju da sistemi za skladištenje energije mogu ublažiti visoke naknade za potražnju iz brzog punjenja.

Studija [19] bazirana na operativnim podacima iz demonstracije električnog taksi-ja u Pekingu istražuje ponašanje vozača, karakteristike punjenja, i energetske efikasnost, pružajući uvide u ulogu električne mobilnosti u ublažavanju posljedica globalne električne energetske krize. Studija u [20] predlaže integrisani i održiv sistem gradske mobilnosti kombinovanjem metro linija sa površinskim plug-in električnim vozilima. Kroz energetske analizu i simulaciju, istraživanje ističe potencijalne koristi u smislu uštede energije,

ekološke održivosti, i smanjenog ekonomskog uticaja maksimizacijom korištenja postojeće infrastrukture električne snage.

Razmatrajući ekonomske aspekte, postoje dva glavna doprinioca: prvi je trošak investicije, a drugi je operativni troškovi. Početni trošak uključuje cijene zemljišta, trošak izgradnje jednog konektora, i ostale srodne troškove. Operativni troškovi su povezani sa cijenom električne energije kao i sa troškovima održavanja.

U [23], autori razmatraju ekonomske aspekte holističkog problema određivanja optimalne raspodjele EVCS. Studija [24] uvodi multiobjektivni model optimizacije koji uravnotežava korištenje obnovljive energije i ekonomske koristi za agregatora električnih vozila. Uključivanjem cjenovne elastičnosti potražnje, model prilagođava naplate za punjenje na osnovu potražnje, što pomaže da se poveća korištenje obnovljive energije. Referenca [25] predlaže robustan model optimizacije za postavljanje EVCS integrisanog sa izvorima obnovljive energije. Razmatrajući nesigurnosti u potražnji za punjenjem i proizvodnji energije, model osigurava stabilnu i efikasnu infrastrukturu za punjenje.

Hibridni genetski algoritam sa poboljšanom K-sredstvima grupisanja je predložen za pronalaženje optimalnog broja i mjesta stanica za punjenje. Glavni zadatak algoritma je pronalaženje najboljeg lokaliteta za EVCS koji minimiziraju gubitak na putu do stanice za punjenje, kao i da minimiziraju troškove investicije.

Hibridni nedominantan sortirni genetski algoritam sa ugraditim algoritmom određivanja nivoa (LDA) i algoritam parcijalne enumeracije (PEA) je predložen za rješavanje multiobjektivnog problema u [27]. Predloženi algoritam nudi sveobuhvatnije rješenje za dizajn mreže stanica za punjenje EV uzimajući u obzir preference korisnika.

Iz prethodno navedenih studija, zaključuje se da su različite heurističke funkcije često korištene da bi se opisali faktori ili kombinacije faktora koji utiču na raspodjelu EVCS. Međutim, ove funkcije često ne uspijevaju da precizno reflektuju stvarne uslove zbog svoje ne-probabilističke prirode i nemogućnosti modeliranja dinamičkih procesa sa statičkim pristupom. Osim toga, modeliranje kandidatskih točaka ili točaka potražnje nije precizno definirano, niti je metoda za izračunavanje rastojanja između njih. Euklidska rastojanja i njene modifikacije nisu najbolja aproksimacija, posebno u područjima sa planinskom geografijom i putama sa mnogo zavoja. Zato je korištenje stvarnih putnih rastojanja od presudne važnosti za poboljšanje tačnosti modela.

Cilj ovog rada je da se koristi aproksimacija stvarnog ponašanja saobraćaja, što bi omogućilo realističniju procjenu kvalitete raspodjele EVCS kroz metrike kao što su prosječno vrijeme čekanja u redovima prije punjenja, maksimalno vrijeme čekanja, prosječno iskorišćenje EVCS, ili kombinacija ovih statistika. Procjene simulacije bi se koriste kao objektivna funkcija, koja bi se optimizovala koristeći novorazvijeni prilagođeni genetski algoritam.

Glavni doprinosi ovog rada su sljedeći:

1. Novi graf-baziran model koji uključuje podatke o stanovništvu i saobraćaju, omo-

gućavajući izračunavanje stvarnih putnih rastojanja između lokaliteta kandidatskih EVCS.

2. Simulacija saobraćaja koja aproksimira stvarno ponašanje vožnje i punjenja, uključujući grubu procjenu uticaja solarno-naponjenih EVCS.
3. Dvostruki okvir optimizacije za optimalnu raspodjelu EVCS. Prva sloj koristi heurističku funkciju koja razmatara zadovoljstvo korisnika, cijene EVCS, intenzitet saobraćaja, i distribuciju elektroenergetske mreže. Druga sloj unaprijeđuje rješenje koristeći statistiku izvučenu iz simulacije saobraćaja.
4. Prilagođeni-izmijenjeni genetski algoritam za drugi korak optimizacije, featurujući prilagođene procese mutacije i ukrštavanja za poboljšanje efikasnosti optimizacije.
5. Primjena na punoj skali predložene metode u studiji slučaja Crne Gore.

Ovaj rad je organiziran na sljedeći način. Odjeljak 2 predstavlja konstruisanje grafa modeliranja, formulaciju determinističke heurističke funkcije i konstruisanje simulacije scenarija punjenja i saobraćaja. Odjeljak 3 uvodi prilagođeni genetski algoritam baziran na simulaciji, ističući izmijenjene funkcije mutacije i ukrštavanja. Odjeljak 4 predstavlja studiju slučaja Crne Gore, pokazujući primjenu teoretskog modela, statističku analizu rezultata, i komparativnu procjenu performansi optimizacije između prilagođenog genetskog algoritma i standardnog genetskog algoritma. Konačno, odjeljak 5 zaključuje sa ključnim pronalaženima i skicira pravce za budućeg istraživanja.

2 Konstruisanje modela

Dvostruka arhitektura za optimizaciju raspodjele EVCS je pokazana na Slici 1. Arhitektura se sastoji od dvije faze: prva faza koristi heurističku funkciju da predloži inicijalnu populaciju, koja služi kao ulaz za drugu fazu, gdje se izvršava proces usavršavanja baziran na simulaciji. Komponente diagrama su opisane jedna po jedna u sljedećem tekstu.

2.1 Konstruisanje grafa modeliranja na osnovu putne strukture

Razmatranje stvarnih putnih rastojanja između stanica za punjenje i potencijalnih potrošača je kritični faktor za realistično modeliranje i optimizaciju raspodjele EVCS.

Na primjer, u [5], Euklidska rastojanja pomnožena sa faktorom savijanja se koriste. Međutim, izbor između Euklidske rastojanja, sfernog rastojanja, i stvarnog putnog rastojanja može značajno uticati na rezultate. Posebno, stvarna putna rastojanja pružaju najrealističniju reprezentaciju, hvatajući varijabilnost svojstvenu urbanom rasporedu i transportnim mrežama. Zato, da bi se ojačala veza sa stvarnim uslovima, stvarna putna rastojanja trebala bi biti korištena.

Da bi se modelirale putanje, lokacije potencijalnih korisnika električnih vozila (EV), i potencijalni lokaliteti za EVCS, graf struktura je bila prirodan izbor. Čvorovi ovog grafa su geografski lokaliteti na putanjama. Dva čvora su povezana granom ako su “prvi susjedni” na putanji, gdje težina grane odgovara stvarnom putnom rastojanju između njih. To omogućava izračunavanje stvarnih rastojanja između bilo kojeg para čvorova. Pošto se potrebe za punjenjem javljaju na putanjama i EVCS je malo vjerovatno da će biti postavljen van putanje, svi relevantni lokaliteti leže na putnoj mreži.

2.1.1 Ponderiranje grafa u odnosu na stanovništvo

Značaj pojedinačnih čvorova u određivanju nužnosti za EVCS se razlikuje, odnosno čvorovi lociran u gusto naseljenim urbanim područjima su vjerovatnije da zahtijevaju EVCS nego oni u rijetko naseljenim regijama. Da bi se uvažila ova varijacija, atribut gustine naseljenosti je dodijeljen svakom čvoru. U slijedu, metodologija za integriranje podataka o gustini naseljenosti u model je opisana.

Pretpostavljajući da su podaci o gustini naseljenosti za regiju od interesa dostupni u obliku (naselje, broj stanovnika), dodjela svojstava gustine naseljenosti čvorovima može biti izvedena na sljedeći način. Razmotrimo naselje X , i neka su v_1, v_2, \dots, v_n čvorovi lociran u radijusu R od naselja X , gdje je R specificiran parametar. Pored toga, neka su $w_1(X), w_2(X), \dots, w_n(X)$ odgovarajući ponderi dodijeljeni naselju X čvorovima v_1, v_2, \dots, v_n respektivno.

Prirodno je da ponderi w_i zadovoljavaju sljedeće uslove:

$$w_i(X) : w_j(X) = \frac{1}{d_i} : \frac{1}{d_j}$$

i

$$\sum_i w_i(X) = \text{population}(X),$$

gdje d_i predstavlja rastojanje od čvora v_i do naselja X. Ove uslove osiguravaju da su ponderi w_i obrnuto proporcionalni rastojanju od naselja, što znači da čvorovi dalje od naselja dobijaju manje dodjeljenih stanovnika. Formula za distribuciju stanovnika naselju X koja zadovoljava gornje uslove je data sa:

$$w_i(X) = \text{population}(X) \cdot \frac{\frac{1}{d_i}}{\sum_i \frac{1}{d_i}}$$

Pošto svaki čvor je pod uticajem više naselja, konačna projicirana populacija ili ponderi čvora se dobijaju iteracijom kroz sva naselja i zbrajanjem odgovarajućih pondira.

2.1.2 Ponderiranje grafa u odnosu na saobraćaj

Dinamika saobraćaja su presudne u modeliranju EVCS, jer postavljanje stanice mora biti usklađeno sa obrascima saobraćaja kako bi se smanjila anksioznost vozača. Da bi se uvažio ovaj faktor, prosječan dnevni broj vozila na svakom segmentu putanje je dodan kao atribut granama grafa modela. Ovi podaci o saobraćaju podržavaju heuristički optimizacijski fazu i, u finalnoj fazi usavršavanja, omogućavaju stvarno-vremenske simulacije za dinamičke prilagodbe, poboljšavajući tačnost postavljanja EVCS na osnovu stvarnih obrazaca saobraćaja.

2.2 Model baziran na statičkoj heurističkoj funkciji

Raspodjela EVCS je definisana kao podskup čvorova grafa, gdje svaki odabrani čvor predstavlja lokalitet za postavljanje EVCS. Osim toga, vrsta EVCS (solarno ili mrežno napojene) i kapacitet se specificira za svaki lokalitet. Formalno, rješenje problema je predstavljeno kao set trojki (identifikacijski broj grafa čvora, vrsta EVCS, kapacitet). Ukupan broj trojki koje se trebaju odabrati je označen sa N i predstavlja regularni parametar. Rješenje specificira i postavljanje EVCS i vrstu koja će biti instalirana na svakom lokalitetu.

Razmatraju se dva različita tipa EVCS: solarno-naponjene i mrežno-naponjene. U ovoj fazi, jedina razlika između solarno-naponjenih i mrežno-naponjenih EVCS je njihov niž kapacitet i odsustvo potrebe za vezom na elektroenergetsku mrežu. U kasnije fazi, solarno-naponjene EVCS će biti karakterizirane njihovom ograničenom dostupnošću, radeći samo tokom dana.

Kvaliteta svake raspodjele EVCS, označena sa F , je procjenjena korištenjem četiri komponente. Ovdje, SOL predstavlja rješenje, definirano kao set trojki (identifikacijski broj, vrsta, kapacitet). Komponente F su kako slijedi:

1. **Zadovoljstvo potrošača** (F1): Podstakće postavljanje EVCS u gusto naseljenim područjima, prioritizirajući stanice visokog kapaciteta u takvim regijama kako bi se smanjila anksioznost doživljaja. To je izraženo kao:

$$F_1(\text{SOL}) = \sum_{n \in V} \frac{w(n) \cdot (1 + r)^{\text{capacity}(n, \text{SOL})}}{1 + \text{dist}(n, \text{SOL})},$$

gdje je $w(n)$ ponderi populacije, r je parametar, i $\text{dist}(n, \text{SOL})$ je rastojanje od čvora n do najbliže EVCS u rješenju.

2. **Dostupnost mreže** (F2): Računa troškove veze na mrežu za mrežno-naponjene EVCS:

$$F_2(\text{SOL}) = \sum_{n \in \text{SOL}} \text{Cost}(\text{dist}(n, \text{GRID})) \cdot \text{isGridPowered}(n),$$

gdje je $\text{Cost}(\cdot)$ rastuća funkcija, $\text{dist}(n, \text{GRID})$ je rastojanje do najbližeg transformatora, i $\text{isGridPowered}(n)$ ukazuje da li je EVCS na n mrežno napojeno.

3. **Cijena izgradnje** (F3): Reflektuje troškove izgradnje na osnovu tipa i kapaciteta EVCS:

$$F_3(\text{SOL}) = \sum_{n \in \text{SOL}} P(n),$$

gdje je $P(n)$ trošak izgradnje za specificirani tip EVCS na čvoru n .

4. **Opterećenje saobraćaja** (F4): Prioritizirava postavljanje EVCS na rutama sa višim intenzitetom saobraćaja:

$$F_4(\text{SOL}) = \sum_{n \in \text{SOL}} \text{tweight}(n),$$

gdje $\text{tweight}(n)$ predstavlja prosječan dnevni broj vozila na čvoru n .

Kako bi se maksimiziralo zadovoljstvo potrošača, minimizirali trošak veze na mrežu i cijena izgradnje EVCS, i osiguralo da putanja sa visokim intenzitetom saobraćaja imaju odgovarajući broj EVCS, totalna funkcija kvalitete je definisana kao ponderna linearna kombinacija normalizovanih pojedinačnih komponenti:

$$F(\text{SOL}) = \lambda_1 \phi(F_1(\text{SOL})) - \lambda_2 \phi(F_2(\text{SOL})) - \lambda_3 \phi(F_3(\text{SOL})) + \lambda_4 \phi(F_4(\text{SOL})),$$

gdje je funkcija normalizacije data sa:

$$\phi(X) = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}.$$

Procjene maksimalnih i minimalnih vrijednosti pojedinačnih komponenti su dobijene prvo optimizacijom svake funkcije odvojeno. Ovdje su $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ pozitivni realnih koeficijenti takvi da je $\sum_{i=1}^4 \lambda_i = 1$, kontrolirajući relativnu važnost dodijeljenoj svakom faktoru u određivanju kvalitete raspodjele EVCS. Maksimizacija funkcije F se vrši korištenjem standardnog GA.

Eksperimentalni rezultati i uvidi izvedeni iz ovog modela su diskutirani u Odjeljku 4, zajedno sa specifičnim predlozima raspodjele EVCS.

2.3 Simulacija saobraćaja i scenarija punjenja

Objektivna funkcija opisana u prethodnom odjeljku je računski efikasna, omogućavajući relativno brzu optimizaciju korištenjem standardnog GA. Međutim, ona pruža samo intuitivnu i heurističku mjeru kvalitete, koja nije dovoljna da precizno reflektuje stvarne uslove. Da bi se prevladalo ovo ograničenje, razvija se simulacija koja aproksimira ponašanje saobraćaja. Iako je kompleksnija i vremenski zahtjevnija od izračunavanja prethodno opisane objektivne funkcije, ova simulacija će procijeniti kvalitetu date raspodjele EVCS koristeći stvarno-svjetske metrike, kao što su vrijeme čekanja i iskorišćenost EVCS.

Simulacija će integrirati razne procese saobraćaja, uključujući kretanje vozila, upravljanje punjenjem (npr. odluke kada se puniti i koju EVCS koristiti), intervale mirovanja, i drugi relevantni faktori. Ovaj pristup ima za cilj pružanje realističnije procjene kvalitete raspodjele EVCS.

Simulacija procjenjuje performanse date raspodjele EVCS tokom različitih vremenskih intervala. Zbog ograničene dostupnosti podataka, nekoliko pretpostavki je učinjeno, uključujući brzinu vozila, kapacitet baterije, snagu punjenja, i maksimalnu domet električnih vozila.

Na početku simulacije u 00:00, pretpostavlja se da su sva vozila locirana u svojim domovima, sa M automobila raspodijeljena preko čvorova grafa proporcionalno gustini naseljenosti. Nivoi baterije svih automobila su početno nasumično postavljeni između 10% i 100%. Radi jednostavnosti, pretpostavlja se da sva vozila imaju identične karakteristike. Svako vozilo je opremljeno kapacitetom baterije jednakim parametru BC , pružajući domet od R . Tokom kretanja, automobili putuju sa prosječnom brzinom definirannom parametrom brzine vožnje, DS .

Svaki parkiran automobil odlučuje da počne putovanje sa nebitnom vjerovatnoćom ovisno o vremenu dana (tj. vremenski periodi više saobraćaja bi značili veću vjerovatnoću da automobil počne putovanje). Nakon događaja pokretanja automobila, vozač odlučuje svoju finalnu destinaciju. Finalna destinacija je odabrana uzimajući u obzir gustinu naseljenosti i rastojanje. Izbor finalne destinacije je direktno proporcionalan populaciji i obrnuto proporcionalan rastojanju početne točke. Radeći to, manje je vjerovatno da će automobil putovati na duge udaljenosti do mjesta bez populacije, što odgovara stvarnom životu.

Simulacija je ažurirana u koracima veličine jedne vremenske jedinice TU. Povećanje vrijednosti TU smanjuje vrijeme potrebno za provođenje simulacije ali se generalno smanjuje njena kvaliteta smanjujući njenu sposobnost hvatanja vremenski-zavisnih dinamika. U svakoj vremenskoj jedinici, putanja je izračunata, i trenutna pozicija automobila se ažurira u skladu sa tim. Također, energija potrebna za tu putanju je oduzeta iz trenutnog nivoa baterije. Ako nivo baterije automobila padne na 20%, to odmah počinje razmišljati koja EVCS će zadovoljiti njegove potrebe za punjenjem. To se radi na sljedeći način: Pretpostavlja se da je svako vozilo opremljeno software koji prikazuje listu EVCS dostupnih sa njegovom trenutnom baterijom domet. Kritično je da se naglasi da vozači čine odluke na osnovu EVCS koje mogu realno dosegnuti sa svojom preostalojbaterijom. Posljedično, vozač neće odabrati udaljenu EVCS, čak i ako nudi kraće vrijeme punjenja, osim ako nije dostižna sa trenutnim nivoom baterije. Za svaki dostupan EVCS, aplikacija daje informacije o dostupnosti njegovih punjača, uključujući procijenjeno vrijeme do sljedećeg dostupnog punjača. U ovom kontekstu, software procjenjuje i boduje EVCS na osnovu kombinacije dva primarna kriterija:

1. **Rastojanje:** Procjena razmatara samo EVCS dostižne sa trenutnim nivoom baterije, sa ocjenom obrnuto proporcionalno rastojanju.
2. **Dostupnost:** Ocjena zavisi od procijenjenog vremena do završetka punjenja na EVCS, dajući prioritet stanicama sa kraćim vremenima čekanja.

Kada automobil odabere EVCS, puni se do 80% što je najpraviiji scenario, jer je takav način najbolji za zdravlje baterije. Svaki EVCS ima punjače snage jednake konstanti CPP - snaga punjačkog stuba.

Mogu biti male varijacije u izboru ciljne destinacije tokom ljetnih mjeseci kada će mjesta blizu mora biti gušće zbog turističke sezone na jugu Crne Gore. Ali informacije ovog tipa nisu dostupne. Zato se može zaključiti da je simulacija pogodnija da predstavi druge dijelove godine.

Sljedeće vrijednosti parametara su dodjeljene simulaciji:

- Svaki automobil ima kapacitet baterije $BC = 40 \text{ kWh}$, i može dosegnuti domet od $R = 250 \text{ km}$ sa potpuno napunjenom baterijom prije nego što postane prazna. Takav model bi trebalo realistično predstaviti mali gradski automobil.

- Brzina vožnje je postavljena na $DS = 60$ km/h.
- On-grid EVCS može imati do 6 punjačkog stuba, a solarni EVCS može imati do 2 stuba (ovo su regularni parametri). Solarni EVCS rade od 8:00 do 17:00. Pretpostavlja se da svaki punjač ima snagu $CPP = 22$ kWh.
- Vremenska jedinica je postavljena na $TU = 1$ min.

Nakon implementacije simulacije dizajnirane da aproksimira stvarno-svjetske scenarije, ona se koristi za procjenu kvalitete raspodjele EVCS. Simulacija pruža ključne statističke performansi, uključujući prosječno vrijeme čekanja po vozilu (u minutama po danu), maksimalno vrijeme čekanja (u minutama), stope iskorišćenosti EVCS, i broj vozila koja nisu mogla da se pune.

Neka N označava broj EVCS, i neka su CS_1, CS_2, \dots, CS_N predstavljaju stanice u raspodjeli SOL. Simulacija generiše sljedeće podatke za svaku stanicu punjenja:

1. Maksimalno vrijeme čekanja u redu za tu stanicu, $WaitingTime(CS_i)$, se koristi za definisanje:

$$F_1(SOL) = \max_{1 \leq i \leq N} \{WaitingTime(CS_i)\}.$$

2. Prosječno vrijeme čekanja preko svih stanica je dato sa:

$$F_2(SOL) = \frac{\sum_{i=1}^N WaitingTime(CS_i)}{N}.$$

3. Prosječna stopa iskorišćenosti preko svih stanica je izražena kao:

$$F_3(SOL) = \frac{\sum_{i=1}^N Utilization(CS_i)}{N}.$$

4. Broj vozila koja nisu mogla da se pune jer im je nedostajala dovoljna električna energija da dosegnu najbližu EVCS:

$$F_4(SOL) = NumNonCharged(SOL).$$

Opšta kvaliteta raspodjele EVCS je opisana sa objektivnom funkcijom:

$$F_s(SOL) = \lambda_1 F_1(SOL) + \lambda_2 F_2(SOL) - \lambda_3 F_3(SOL) + \lambda_4 F_4(SOL),$$

gdje su $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ takvi da je $\sum_{i=1}^4 \lambda_i = 1$, ponderirani koeficijenti koji definiše važnost svake komponente. Proces optimizacije ima za cilj minimiziranje $F_s(SOL)$.

3 Prilagođeni genetski algoritam baziran na simulaciji-izvedenim metrikama

Procjena kvalitete raspodjele EVCS korištenjem funkcije baziran na simulaciji je vremenske potrošnje. Da bi se prevladao ovaj problem, operacije mutacije i ukrštavanja su izmijenjene uključivanjem dodatne heuristike da se ubrzaju poboljšanja pojedinaca u genetskom algoritmu. Umjesto potpuno nasumičnih modifikacija raspodjele EVCS tokom faze mutacije, predlaže se da se mutacije vrše na osnovu rezultata simulacije. Novopreložena mutacija ima za cilj da poboljša kvalitetu raspodjele kroz sljedeće operacije:

1. Mutacija EVCS sa najnižom iskorištenošću

- Ako je EVCS sa najnižom iskorištenošću solarno napojeno ili redovni EVCS sa minimalnim kapacitetom, ono je potpuno uklonjeno.
- Ako je EVCS redovan ali nema minimalnog kapaciteta, njegov kapacitet se smanjuje uklanjanjem jednog punjačkog stuba.

2. Mutacija EVCS sa najdužim vremenom čekanja

- Ako je EVCS sa najdužim vremenom čekanja solarno napojeno, ono je zamijenjeno sa standardnim mrežno-napojenim EVCS koji radi cijeli dan.
- Ako je EVCS mrežno napojeno, njegov kapacitet se povećava dodavanjem jednog punjačkog stuba.
- Ako je mrežno napojeni EVCS već dosegao svoj maksimalni kapacitet i daljnja ekspanzija nije moguća, novi EVCS sa minimalnim kapacitetom se dodaje na nasumičan čvor unutar specifičnog raspona postojeće preopterećene stanice kako bi se pomoglo u ublažavanju opterećenja.

3. Dodavanje ili uklanjanje nasumičnog EVCS

- Nasumičan EVCS, bilo mrežno napojeno ili solarno napojeno, sa nasumično generisanim kapacitetom, se dodaje na nasumično odabranom lokalitetu u grafu.
- Nasumično odabrani EVCS je uklonjen iz raspodjele EVCS.

Svaka od tri opcije mutacije se primjenjuje sa jednakom vjerovatnoćom. Prvi dva slučaja fokusirajuna na poboljšanje kvalitete raspodjele EVCS. Dodavanjem EVCS ili povećanjem kapaciteta postojeće u područjima sa viskom potražnjom za punjenjem, vrijeme čekanja za korisnike se smanjuje. Sa druge strane, uklanjanjem nisko iskorištenih EVCS ili smanjivanjem njihovog kapaciteta povećava se opšta prosječna stopa iskorišćenosti sistema, tako direktno optimizacijom troška investicije bez smanjenja zadovoljstva potrošača.

Treći slučaj, gdje se nasumičan EVCS uklanja ili dodaje nasumičnom lokalitetu, osigurava čuvanje karakteristike nasumičnosti standardnog genetskog algoritma.

Osim toga, operacija ukrštavanja je izmijenjena da bolje uključi prostorne informacije. U konvencionalnim genetskim algoritmima, uzorak genoma se obično predstavlja kao vektor, a operacije ukrštavanja se primjenjuju rezanjem genoma na proizvoljnim točkama i ponovno kombinovanjem segmenata iz različitih rješenja roditelja. Ovaj pristup je efikasan kada indeks svakog elementa genoma prenosi istu vrstu informacija preko različitih uzoraka. Međutim, u slučaju optimizacije lokaliteta EVCS, genomi su permutacijski invarijantni, što znači da redoslijed elemenata u genomu ne nužno odgovara fiksnom prostornom rasporedu.

Kada se rukuje prostornim podacima, takav metod može uvesti prečitu nasumičnost. Da bi se oslobodio ovaj problem, predlaže se prostorno optimizovana strategija ukrštavanja. Umjesto pravljenja rezova na fiksnim indeksima, genom je particioniran u regije. Posebno, dva reza se uvode, dijeleći svaki genom na tri segmenta. Ovi segmenti odgovaraju sjevernom, centralnom, i južnom dijelovima regija od interesa.

Motivacija iza ovog pristupa je da ako je jedan uzorak dobro optimizovan za raspodjelu EVCS u jednoj regiji, a drugi uzorak je dobro optimizovan za drugu regiju, primjena ukrštavanja između ova dva roditelja će vjerovatno proizvesti dijete rješenja koje je optimizovano za obje regije. Nasuprot tome, tradicionalno ukrštavanje bi samo ponovno kombinovalo segmente genoma bez razmatranja prostornog poravnanja, što bi moglo dovesti do nasumičnih i suboptimalnih distribucija zbog pogrešnog poravnanja između indeksa genoma i prostornih lokaliteta.

Pošto je izračunavanje simulacije vremenski zahtjevno, naknadni proračuni genetskog algoritma imaju isti problem. Da bi se djelomično prevladao ovaj, populacija se inicijalizira korištenjem genetskog algoritma baziranog na brzo-izračunljivoj heurističkoj funkciji, kao što je opisano u Odjeljku 2.2, umjesto oslanjanja na potpuno nasumičnu inicijalnu populaciju.

4 Primjena i komparativna analiza konstruisanih modela za Crnu Goru

Prvo, daje se kratko pregled karakteristika Crne Gore, zajedno sa metodama korištenima za prikupljanje podataka o njenoj putnoj infrastrukturi i distribuciji naseljenosti. Iako je predloženi model primjenjen na ovaj specifičan slučaj, može biti lako prilagođen drugim regijama, pod uslovom da su dostupni odgovarajući podaci o putnoj infrastrukturi, opterećenju saobraćaja, distribuciji vremenskog perioda više saobraćaja i distribuciji naseljenosti.

4.1 Pregled podataka

Za prikupljanje podataka o putnoj infrastrukturi i putnom rastojanju između različitih točaka na mapi, API Open Source Routing Machine (OSRM) je korišten. Točke su ekstrahirane iz putanja da bi služile kao čvorovi grafa; posebno, 1.000 točaka su uzorkovane da budu korištene kao čvorovi grafa. Čvorovi su povezani korištenjem stvarnog putnog rastojanja, čineći graf izuzetno korisnim za simuliranje potrošnje baterije tokom različitih putovanja. Zatim, slijedeći procedure opisane u odjeljku 2, čvorovi grafa su obogaćeni informacijama o naseljenosti i grane sa informacijama o prosječnom dnevnom saobraćaju.

Podaci o naseljenosti za svako naselje su dobijeni od Statističkog zavoda Crne Gore (MONSTAT), bazirano na Popisu iz 2011. godine (Tab. 1). Za podatke o prosječnom saobraćaju na različitim dijelovima putanja, koriste se zapisi pruženi od strane Fakulteta mehaničkog inženjerstva, Odsjeka za saobraćaj, na Univerzitetu Crne Gore (Tab. 2).

Tabela 1: Tabelarni pregled naseljenosti po opštinama

Opština	Naseljenost	Opština	Naseljenost
Podgorica	185.937	Budva	19.218
Nikšić	72.443	Cetinje	16.657
Bijelo Polje	46.051	Tivat	14.031
Bar	42.048	Plav	13.108
Berane	33.970	Mojkovac	8.622
Herceg Novi	30.864	Kolašin	8.380
Pljevlja	30.786	Andrijevica	5.071
Rožaje	22.964	Žabljak	3.569
Kotor	22.601	Plužine	3.246
Ulcinj	19.921	Šavnik	2.070
Danilovgrad	18.472		

Vizuelizacije dobijenog grafa sa uključivanjem podataka o naseljenosti i saobraćaju su pokazane na Slici 5. Raspodjela naseljenosti pokazuje da Podgorica i Nikšić imaju značajno veće populacije u poređenju sa drugim gradovima. Nasuprot tome, gradovi sa najmanjim populacijama su Šavnik, Plužine i Žabljak.

Tabela 2: Pregled prosječnog dnevnog saobraćaja po dijelovima putanja

Od - Do	Prosječan broj vozila	Od - Do	Prosječan broj vozila
Tivat - Budva	14.572	Kolašin - Mojkovac	6.082
Podgorica - Tuzi	10.915	Berane - Rožaje	3.588
Kotor - Tivat	11.615	Bar - Ulcinj	5.214
Nikšić - Danilovgrad	8.161	Mojkovac - Bijelo Polje	5.111
Cetinje - Budva	7.478	Herceg Novi - Kotor	4.164
Podgorica - Cetinje	9.771	Žabljak - Šavnik	1.454
Podgorica - Kolašin	6.177	Šavnik - Nikšić	1.645
Pljevlja - Žabljak	1.669	Plužine - Nikšić	1.006

Podaci o saobraćaju pokazuju da su najveći volumen saobraćaja koncentrirani u južnoj regiji. Na primjer, putanja između Tivata i Budve vidi prosječno 14.572 vozila po danu. Osim toga, postoji značajan saobraćaj na putanji između glavnog grada Podgorice i Nikšića, sa 8.161 vozila po danu, primarno zbog dnevnog putovanja između ovih gradova.

4.2 Rezultati optimizacije i poređenje modela

U ovoj sekciji, rezultati optimizacije i poređenje sljedećih tri modela su predstavljeni:

1. **Model prve sloja optimizacije (FLO)** - Preliminaran model planiranja baziran na standardnoj GA optimizaciji primjenjenoj na heurističku funkciju (Eq. 3). Ponderirani koeficijenti su postavljeni na $1/4$, osiguravajući ujednačen uticaj između faktora. Osim toga, za troškove veze, razmatrana su samo velika transformatorska mjesta, jer su podaci o manjim distributivnim mjestima nedostajali.
2. **Model druge sloja optimizacije (SLO)** - Novi prilagođeni GA se primjenjuje kako bi se optimizovala funkcija kvalitete raspodjele EVCS (Eq. 4), sa ponderiranim faktorima postavljenim na $1/4$ svaki. Inicijalna populacija se sastoji od visokoobrazovanih pojedinaca odabranih iz FLO rezultata, osiguravajući usavršeni početnu točku za daljnju optimizaciju baziranu na statistici generisanoj simulacijom.
3. **Model standardnog genetskog algoritma (SGA)** - Tradicionalni GA primjenjen direktno na Eq. 4, sa ponderiranim faktorima također postavljenim na $1/4$.

Kao što je diskutirano u Odjeljku 2.3, kriva vremenskog perioda viške saobraćaja predstavlja vjerovatnoću da vozilo postane aktivno u saobraćaju u različito vrijeme dana. Gruba aproksimacija ove distribucije vjerovatnoće za Crnu Goru je ilustrovana na Slici 6.

U simulacijama korištenima za izračunavanja, solarno-napojeni EVCS su bili dostupni samo između 08:00 i 17:00. Model SLO koristi najbolje raspodjele EVCS generisane iz prve faze kao inicijalnu populaciju (vidi dijagram 1), umjesto inicijaliziranja genetskog algoritma sa nasumičnim pojedincima. Ovaj pristup značajno ubrzava konvergenciju. U

ovim eksperimentima, veličina populacije je postavljena na 100, a modeli su optimizovani za distribuciju EVCS za ukupno 10.000 automobila. Finalna raspodjela EVCS dobijena za tri modela su pokazana na Slici 7.

Za poređenje i eksperimentalne svrhe, vrijeme izračunavanja korišteno za ovaj model je približno polovina vremena SGA modela. Nasuprot tome, pošto se FLO model oslanja na brzo-izračunljivu statičku funkciju i ne zahtijeva simulaciju, its vrijeme izračunavanja je gotovo zanemarljivo u poređenju sa ostalim modelima.

Da bi se osiguralo odgovarajuće numeričko poređenje dobijenih raspodjela EVCS, simulacija od pet dana je provedena sa različitim brojevima vozila. Sljedeće statistike su ekstrahirane i izračunate za svaki model:

- **Prosječno vrijeme čekanja (min)** - prosječno vrijeme korisnika troši čekanjem na EVCS prije nego što počne punjenje njegovog automobila
- **Maksimalno vrijeme čekanja (min)** - maksimalno vrijeme korisnika troši čekanjem na EVCS prije nego što počne punjenje njegovog automobila
- **Prosječna iskorištenost sistema** - prosječan procenat zauzetih punjača kroz dan
- **Prosječna distanca do EVCS (km)** - prosječna distanca do odabranog EVCS za punjenje
- **Maksimalno broj punjenih vozila u trenutku** - maksimalan broj zauzetih punjača u jednom trenutku

Da bi se pružio dodatni kontekst, informacije o broju ciklusa punjenja u svakoj simulaciji su uključene. Iako bi ovaj broj teorijski trebao biti približno ista preko scenarija sa istim brojem automobila, male varijacije su opaživane zbog probabilističke prirode procesa simulacije. Sveobuhvatan pregled statističkih rezultata za različite brojeve vozila i raspodjele stanica za punjenje kroz zemlju je predstavljen u Tabeli 3.

U slučaju sa 5.000 vozila, prosječno vrijeme čekanja za raspodjele EVCS je zanemarljivo za sve tri modela, ostajući ispod 5 sekundi. Međutim, maksimalno vrijeme čekanja je najbolje u SLO modelu (5 minuta), slijedi SGA model sa 10 minuta, i konačno, FLO model, gdje su potrošači morali čekati maksimalno 21 minut. Prosječna razina iskorišćenosti je najveća u slučaju SLO modela, sa prosječno 12,5% sistema koji se koristi kroz dan, dok je 10,3% za SGA i 9,0% za FLO. Veća iskorištenost ukazuje na produktivniju investiciju. Kao što je očekivano, može se zaključiti da su predložene raspodjele više nego dovoljne za servisiranje 5.000 automobila jer je raspodjela optimizovana za 10.000 automobila.

U slučaju sa 10.000 vozila, SLO model postiže najbolje rezultate u smislu prosječnog i maksimalnog vremena čekanja. Osim toga, iskorištenost (23,5%) je viša u poređenju sa ostalim dva modela: SGA (19,1%) i FLO (17,1%).

Tabela 3: Statističko poređenje raspodjela EVCS generisanih od FLO, SLO, i SGA modela za različite brojeve vozila

Broj vozila	Broj punjačkih stubova	Prosječno vrijeme čekanja (min)	Maksimalno vrijeme čekanja (min)	Prosječna iskorištenost	Ukupni ciklusi punjenja	Prosječna distanca do EVCS (km)	Maksimalno broj punjenih vozila
Model prvog sloja optimizacije (FLO)							
5.000	593	0,08	21	9,0%	1.661	6,27	121
10.000		0,14	28	17,1%	3.361	6,88	229
20.000		1,60	72	32,3%	6.631	8,88	415
30.000		8,50	168	48,0%	9.921	12,8	552
Model drugog sloja optimizacije (SLO)							
5.000	518	0,01	5	12,5%	1.697	6,10	117
10.000		0,06	22	23,5%	3.377	6,18	221
20.000		0,50	31	44,6%	6.820	7,40	429
30.000		11,0	123	63,0%	10.025	9,06	516
Standardni genetski algoritam (SGA)							
5.000	521	0,03	10	10,3%	1.715	5,07	119
10.000		0,11	25	19,1%	3.283	5,18	232
20.000		1,40	55	38,2%	6.744	7,41	411
30.000		13,3	150	55,3%	9.931	10,64	518

SLO model također nadmašuje SGA model u prosječnom i maksimalnom vremenima čekanja, kao i iskorištenosti, u simulacijama sa 20.000 i 30.000 vozila. U slučaju 30.000 vozila, FLO ima 3,5 minuta kraće prosječno vrijeme čekanja, ali maksimalno vrijeme čekanja je na strani SLO. To sugerira da je u scenariju sa 30.000 vozila, broj punjačkih stubova već počeo da se pojavi kao dominantan faktor u određivanju prosječnog vremena čekanja.

U simulaciji sa 30.000 vozila, maksimalno vrijeme čekanja za SLO model je 123 minuta. Važno je naglasiti da je sljedeće najveće vrijeme čekanja koje je opažano u simulaciji sa raspodjenom EVCS generisanom od SLO modela je 81 minut — što je gotovo približno polovina maksimalnog vremena čekanja zabilježeno u scenariju gdje je raspodjela EVCS generisana od SGA i FLO modela.

Još jedna važna statistika je prosječna distanca do odabranog EVCS za punjenje. U slučajevima sa 5.000 i 10.000 vozila, SGA model izvršava malo bolje, sa distancama približno 1 km kraće u poređenju sa SLO modelom. To se može pripisati većem nivou nasumičnosti u SGA modelu. Međutim, kao što je pokazano u tablici, ova prednost se

gubi u scenariju sa 20.000 vozila i potpuno je obrnuta u slučaju sa 30.000 vozila. Kao što je dokazano statistikama, raspodjela EVCS dobijena kroz SLO model ostaje efikasna čak i u scenarijima sa 30.000 vozila, održavajući nisko prosječno vrijeme čekanja. Iako maksimalno vrijeme čekanja približava dva sata, kao što je prethodno napomenuto, nisko prosječno vrijeme čekanja sugerira da su takve duge odgode rijetke i utiču samo na mali broj korisnika. Zatim, može se zaključiti da je prilagođeni-dizajnirani GA superiorniji od standardnog GA u optimizaciji ključnih metrika za raspodjelu EVCS.

5 Zaključak i buduće istraživanje

Studija predlaže graf-bazirani model koji integrira podatke o naseljenosti i saobraćaju za postavljanje EVCS. Dvostruki okvir optimizacije je uključen: prvi korak primjenjuje heurističku funkciju razmatrajući zadovoljstvo korisnika, troškove izgradnje, intenzitet saobraćaja, i distribuciju mreže, generirajući input za drugi korak. U drugom koraku, optimizacija funkcije objektivne baziran na simulaciji je izvršena. Specifično kreirano za ovaj svrhu, simulacija uzima u obzir akcije kao što su punjenje, vožnja, određivanje putnih ruta, i prepoznavanje najboljeg dostupnog EVCS za punjenje. Funkcija objektivne bazirana na simulaciji procjenjuje metrike relevantne za vlasnike EV, kao što su prosječna i maksimalna vremena čekanja, distance do najbližeg dostupnog EVCS, i iskorišćenost EVCS. Da bi se unaprijedi performansa algoritma, optimizacija u drugom koraku je izvršena korištenjem izmijenjenog GA sa prilagođenim operacijama mutacije i ukrštavanja, specifično dizajnirane za ovu vrstu problema.

Predloženi dvostruki algoritam optimizacije je primjenjen na slučaj Crne Gore, ali može biti primjenjen na bilo koju drugu regiju sa odgovarajućim ulaznim podacima. Model se može koristiti i sa regijama sa postojećom EVCS infrastrukturom uključivanjem iste u proces optimizacije. Za slučaj Crne Gore, optimizovana raspodjela EVCS je predstavljena zajedno sa analizom njenih statističkih svojstava za različite količine električnih vozila.

Komparativna analiza je pokazala da prilagođeni simulacijski GA efikasno poboljšava raspodjelu EVCS generisanu od statičkog heurističkog modela i nadmašuje standardni GA, pokazujući superiorne rezultate preko gotovo svih relevantnih statističkih metrika.

Glavni doprinosi ove studije su sažeti kao sljedeći:

1. Graf-baziran model sa metodama koje integriraju podatke o naseljenosti i saobraćaju
2. Dvostruki okvir optimizacije: Prvi korak koristi heurističke funkcije, praćen usavršenom simulacijom-baziranom optimizacijom.
3. Simulacija ponašanja saobraćaja: Uzima u obzir akcije kao što su punjenje, vožnja, i određivanje putnih ruta, poboljšavajući postavljanje EVCS.
4. Izmijenjeni genetski algoritam: Prilagođene mutacije i operacije ukrštavanja su dizajnirane kako bi unaprijediće efikasnost optimizacije.
5. Primjena studije slučaja: Pokazuje efikasnost metode u optimizaciji raspodjele EVCS za Crnu Goru i njenu prilagodljivost drugim regijama.

Budućera će se fokusirati na usavršavanje modeliranja solarno-naponjenih stanica i integriranje različitih hibridnih tipova EVCS, kao što je diskutirano u [29], zajedno sa ostalim obnovljivim izvorima kao što su vjetroturbine [30] što bi moglo poboljšati primjenu EV.

Literatura

Literatura

- [1] C. G. Hoehne, M. V. Chester, Optimizing plug-in electric vehicle and vehicle-to-grid charge scheduling to minimize carbon emissions, *Energy* 115 (2016) 646–657.
- [2] J. Cregger, Charging infrastructure required to support u.s. electric vehicle deployment: A cost estimate through 2025, u: 2015 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2015, pp. 1–6.
- [3] H. Lund, A. N. Andersen, P. A. Østergaard, B. V. Mathiesen, D. Connolly, From electricity smart grids to smart energy systems – a market operation based approach and understanding, *Energy* 42 (1) (2012) 96–102.
- [4] V. Ćorović, V. Došljak, A. Mihailovic, M. Jelovac, M. Muhadinović, P. Raicević, A. Bracanović, I. Milosević, Towards a comprehensive model for objectives-driven regional distributions of electric vehicle charging stations, u: 2024 13th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO), 2024, pp. 1–6.
- [5] G. Zhou, Z. Zhu, S. Luo, Location optimization of electric vehicle charging stations: Based on cost model and genetic algorithm, *Energy* 247 (2022) 123437.
- [6] L. Chen, C. Xu, H. Song, K. Jermittiparsert, Optimal sizing and sitting of evcs in the distribution system using meta-heuristics: A case study, *Energy Reports* 7 (2021) 208–217.
- [7] W. Kong, Y. Luo, G. Feng, K. Li, H. Peng, Optimal location planning method of fast charging station for electric vehicles considering operators, drivers, vehicles, traffic flow and power grid, *Energy* 186 (2019) 115826.
- [8] S. Deb, K. Tammi, X.-Z. Gao, K. Kalita, P. Mahanta, A hybrid multi-objective chicken swarm optimization and teaching learning based algorithm for charging station placement problem, *IEEE Access* 8 (2020) 92573–92590.
- [9] S. Suganya, S. C. Raja, P. Venkatesh, Simultaneous coordination of distinct plug-in hybrid electric vehicle charging stations: A modified particle swarm optimization approach, *Energy* 138 (2017) 92–102.
- [10] A. Awasthi, K. Venkitusamy, S. Padmanaban, R. Selvamuthukumaran, F. Blaabjerg, A. K. Singh, Optimal planning of electric vehicle charging station at the distribution system using hybrid optimization algorithm, *Energy* 133 (2017) 70–78.

-
- [11] S. Deb, X.-Z. Gao, K. Tammi, K. Kalita, P. Mahanta, A novel chicken swarm and teaching learning based algorithm for electric vehicle charging station placement problem, *Energy* 220 (2021) 119645.
 - [12] Z. Liu, F. Wen, G. Ledwich, Optimal planning of electric-vehicle charging stations in distribution systems, *IEEE Transactions on Power Delivery* 28 (1) (2013) 102–110.
 - [13] Y. Zheng, Z. Y. Dong, Y. Xu, K. Meng, J. H. Zhao, J. Qiu, Electric vehicle battery charging/swap stations in distribution systems: Comparison study and optimal planning, *IEEE Transactions on Power Systems* 29 (1) (2014) 221–229.
 - [14] U. Sultana, A. B. Khairuddin, B. Sultana, N. Rasheed, S. H. Qazi, N. R. Malik, Placement and sizing of multiple distributed generation and battery swapping stations using grasshopper optimizer algorithm, *Energy* 165 (2018) 408–421.
 - [15] L. Pan, E. Yao, Y. Yang, R. Zhang, A location model for electric vehicle (ev) public charging stations based on drivers' existing activities, *Sustainable Cities and Society* 59 (2020) 102192.
 - [16] M. H. Amini, M. P. Moghaddam, O. Karabasoglu, Simultaneous allocation of electric vehicles' parking lots and distributed renewable resources in smart power distribution networks, *Sustainable Cities and Society* 28 (2017) 332–342.
 - [17] M. Z. Zeb, K. Imran, A. Khattak, A. K. Janjua, A. Pal, M. Nadeem, J. Zhang, S. Khan, Optimal placement of electric vehicle charging stations in the active distribution network, *IEEE Access* 8 (2020) 68124–68134.
 - [18] Y. He, Z. Song, Z. Liu, Fast-charging station deployment for battery electric bus systems considering electricity demand charges, *Sustainable Cities and Society* 48 (2019) 101530.
 - [19] Y. Zou, S. Wei, F. Sun, X. Hu, Y. Shiao, Large-scale deployment of electric taxis in beijing: A real-world analysis, *Energy* 100 (2016) 25–39.
 - [20] M. C. Falvo, R. Lamedica, R. Bartoni, G. Maranzano, Energy management in metro-transit systems: An innovative proposal toward an integrated and sustainable urban mobility system including plug-in electric vehicles, *Electric Power Systems Research* 81 (12) (2011) 2127–2138.
 - [21] G. Battapothula, C. Yammani, S. Maheswarapu, Multi-objective optimal planning of fcfs and dgs in distribution system with future ev load enhancement, *IET Electrical Systems in Transportation* 9 (3) (2019) 128–139.

-
- [22] M. M. Islam, H. Shareef, A. Mohamed, Optimal location and sizing of fast charging stations for electric vehicles by incorporating traffic and power networks, *IET Intelligent Transport Systems* 12 (8) (2018) 947–957.
 - [23] Y. Wang, J. Shi, R. Wang, Z. Liu, L. Wang, Siting and sizing of fast charging stations in highway network with budget constraint, *Applied Energy* 228 (2018) 1255–1271.
 - [24] F. Ni, Y. Xiang, S. Wang, Z. Hu, F. Liu, X. Xu, Y. Jiang, Y. Wang, Charging management of electric vehicles with consumption of renewable energy, *Energy* 321 (2025) 135264.
 - [25] C. Li, L. Zhang, Z. Ou, Q. Wang, D. Zhou, J. Ma, Robust model of electric vehicle charging station location considering renewable energy and storage equipment, *Energy* 238 (2022) 121713.
 - [26] Z. Bendiabdellah, S. M. Senouci, M. Feham, A hybrid algorithm for planning public charging stations, u: 2014 Global Information Infrastructure and Networking Symposium (GIIS), 2014, pp. 1–3.
 - [27] B. Zhang, M. Zhao, X. H. and, Location planning of electric vehicle charging station with users' preferences and waiting time: multi-objective bi-level programming model and hnsa-ii algorithm, *International Journal of Production Research* 61 (5) (2023) 1394–1423.
 - [28] D. Luxen, C. Vetter, Real-time routing with openstreetmap data, u: Proceedings of the 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, GIS '11, ACM, New York, NY, USA, 2011, pp. 513–516.
 - [29] M. Jelovac, A. Mihailovic, M. Muhadinović, P. Raicević, V. Došljak, V. Čorović, I. Milosević, Positioning a holistic approach for integration of renewable energy powered charging stations into a nationwide electrical power distribution system, u: 10th International Scientific Congress - Innovations 2024, Varna, Bulgaria, 2024.
 - [30] A. F. Güven, Integrating electric vehicles into hybrid micro-grids: A stochastic approach to future-ready renewable energy solutions and management, *Energy* 303 (2024) 131968.