

Primjena modeliranja temeljenih na agentima u optimizaciji elektroenergetskog sustava

Banožić, Marko

Master's thesis / Diplomski rad

2018

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **Josip Juraj Strossmayer University of Osijek, Faculty of Electrical Engineering, Computer Science and Information Technology Osijek / Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku, Fakultet elektrotehnike, računarstva i informacijskih tehnologija Osijek**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:200:995600>

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

Download date / Datum preuzimanja: **2024-04-25**

Repository / Repozitorij:

[Faculty of Electrical Engineering, Computer Science and Information Technology Osijek](#)



SVEUČILIŠTE JOSIPA JURJA STROSSMAYERA U OSIJEKU
FAKULTET ELEKTROTEHNIKE, RAČUNARSTVA I
INFORMACIJSKIH TEHNOLOGIJA OSIJEK

Sveučilišni studij

PRIMJENA MODELIRANJA TEMELJENIH NA AGENTIMA U
OPTIMIZACIJI ELEKTROENERGETSKOG SUSTAVA

Diplomski rad

Marko Banožić

Osijek, 2018.

SADRŽAJ

1. UVOD	3
1.1. Zadatak diplomskog rada	3
2. MODELI TEMELJENI NA AGENTIMA.....	4
2.1. Razvoj i primjena ABM modela	5
2.2. Arhitektura i komunikacija AMB-a	8
3. PRIMJENA SUSTAVA TEMELJENIH NA AGENTIMA U ELEKTROENERGETICI.....	10
3.1. Metodologija pregleda znanstvenih članaka iz područja primjene višeagentskih sustava u elektroenergetici	11
3.2. Statistika	12
3.2.1. Podjela radova prema godinama	13
3.2.2. Podjela radova prema časopisima	14
3.2.3. Podjela radova prema vrsti mreže	15
3.2.4. Podjela radova prema tipu problema koji rješavaju	21
4. PRIMJERI SUSTAVA TEMELJENIH NA AGENTIMA U ELEKTROENERGETICI	30
4.1. Optimiziranje cijene i električne učinkovitosti za racionalne agente u mikromrežama	30
4.1.1. Modeli sustava i slučajevi	32
4.1.2. Scenariji.....	36
4.2. Agenti koji predstavljaju potražnju na tržištu električne energije: modeliranje i simulacija	41
4.2.1. Optimalne funkcije ponude	42
4.2.2. Rezultati simulacije	44
4.2.3. Zaključak	46
5. PRIMJER VIŠEAGENTSKOG SUSTAVA ZA SIMULACIJU TRŽIŠTA ELEKTRIČNE ENERGIJE	47
5.1. MASCEM.....	47
5.1.1. Višeagenstski model.....	48
5.1.2. Virtualni ponuđači.....	49
5.1.3. Pregovaranje u MASCEM-u	50
5.1.4. ALBidS- Strateški sustav za ponude sa mogućnošću usvajanja novih pojmova	51
5.2. Primjer primjene MASCEM-a	54
5.2.1. Prijedlog simulacije.....	54
5.2.2. Postavljanje parametara.....	56

5.2.3. Rezultati za 100% učinkovitosti.....	61
5.2.4. Rezultati za 50% učinkovitosti.....	64
5.2.5. Rezultati za 0% učinkovitosti.....	66
6. ZAKLJUČAK	68
LITERATURA.....	69
SAŽETAK.....	71
ABSTRACT	71
ŽIVOTOPIS	72

1. UVOD

Elektroenergetski sustav je jedan od najvećih sustava na svijetu. On je zadužen za proizvodnju, distribuciju, prijenos i potrošnju električne energije bez koje današnji život nije moguće zamisliti. Međutim, takav sustav koji je svakim danom sve veći i koji svakim danom zahtjeva sve više resursa, nije lako održavati. Stoga stručnjaci iz područja elektrotehnike svakodnevno implementiraju nove tehnologije te se bave modeliranjem elektroenergetskog sustava.

Modeliranje je postupak izrade modela rješenja nekog problema u nekom području, konkretno ovdje u elektroenergetskom sustavu na način da se optimizira sustav za potrebe tržišta. Kako bi uspjeli u tome, stručnjaci svakodnevno traže nova rješenja, jer se tržište svakim danom mijenja i traži promjene, koje je teško pratiti, stoga se u elektroenergetski sustav implementiraju agenti. Agenti su samostalne komponente software-a čiji je zadatak pratiti sustav u kojem se nalaze, optimizirati taj sustav te maksimalno povećati produktivnost toga sustava. Kako bi se agenti implementirali u sustav te ga uspješno pratili i optimizirali nužno je poznavanje programskih jezika kojima se kreiraju agenti te im se dodjeljuju zadatci, ali isto tako je potrebno poznavanje sustava u kojeg će se agenti ubaciti. Rad obuhvaća statistiku o znanstvenim radovima na području implementacije agenata u tržištu električne energije, gdje je detaljno opisano u kojim područjima je bolja implementacija a u kojima nije. Na kraju rada detaljno je opisan program za simulaciju tržišta uz pomoć agenata: MASCEM, gdje je na stvarnom primjeru španjolske burze, prikazana mogućnost simulacije jednog takvog programa.

1.1. Zadatak diplomskog rada

U radu je potrebno definirati modeliranje pomoću agenata i posebno istaknuti mogućnosti primjene tih sustava u rješavanju problema decentralizirane optimizacije. Glavni dio rada odnosi se na pregled dostupne literature vezane uz primjenu višeagentskog modeliranja u optimizaciji elektroenergetskog sustava. Na temelju pregleda dostupne literature, potrebno je izvesti zaključke, istaknuti trendove i mogućnosti primjene navedene metode.

2. MODELI TEMELJENI NA AGENTIMA

Postoje mnoge definicije različitih stručnjaka što su agenti u sustavima, ali svi se slažu da su agenti software komponenta koja je autonomna i čiji je cilj ponašati se kao ljudski agent (prikupljati podatke, obrađivati i interpretirati).[1]

Modeli temeljeni na agentima ili skraćeno – ABM (*eng. agent based model*) su vrsta računalnih modela čija je svrha simuliranje radnji i interakcije autonomnih agenata (individualnih ili kolektivnih entiteta kao što su npr. grupe ili kolektivi) koji se mogu promatrati kako bi mogli procijeniti njihove efekte na cjelokupan sustav. ABM koristi napredne elemente kao što su teorija igara, računalna socijologija, kompleksni sustavi, sustavi bazirane na više agenata, kako bi mogao prikazati slučajnosti, anomalije. U ekologiji, ABM se još naziva i individualni-bazni model (skraćeno IBM) [2]. Zadatak ABM-a je istražiti te obrazložiti ponašanje agenata te kako poštuju pravila u sustavima s više agenata.

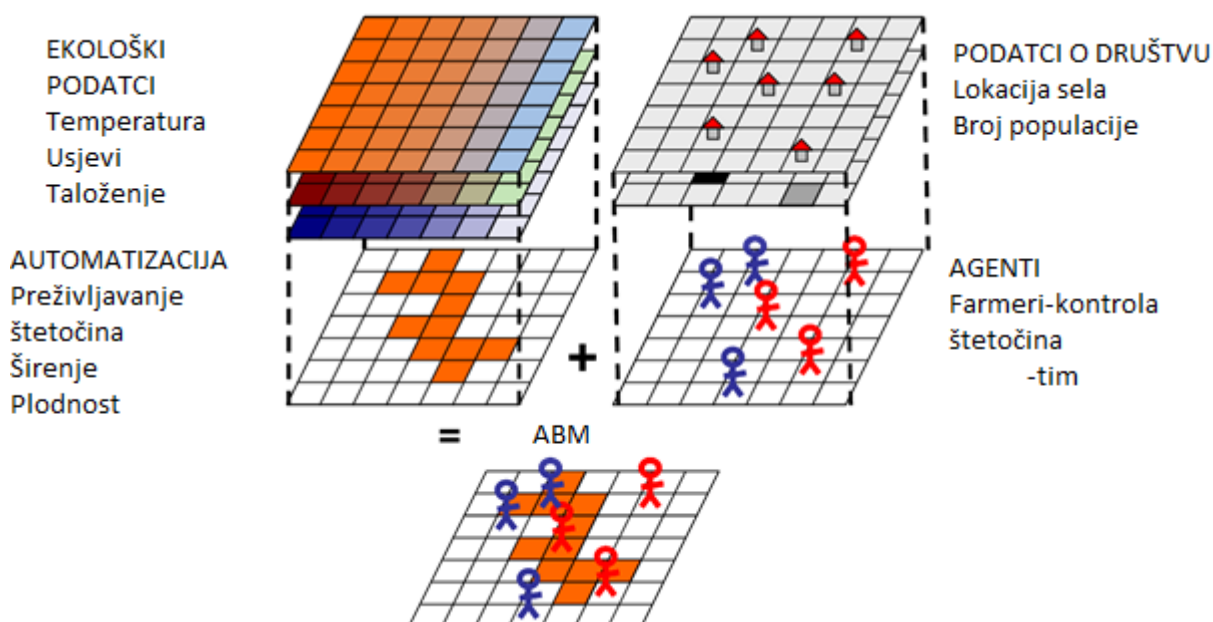
ABM su modeli mikroarhitekture koji simuliraju operacije i radnje više agenata kako bi pokušali ponovno napraviti te predvidjeti pojavu kompleksnih fenomena[3]. Naglasak je na tome da jednostavna pravila ponašanja kreiraju kompleksno ponašanje. Ovaj princip je također poznat kao K.I.S.S. (*keep it simply, stupid*)[4] ili u prijevodu „zadrži jednostavno“ te je opsežno usvojen u zajednici koja se bavi modeliranjem. Dok su pojedinačni agenti polovično-racionalnog ponašanja, pretpostavljajući da će napraviti onu radnju koja je njima u najboljem interesu, ABM može učiti i prilagođavati se situaciji. Većina ABM-a posjeduju: mogućnost donošenja odluka, mogućnost učenja pravila i prilagodljivih procesa, tehnologiju za interakciju. ABM su računalne simulacije, većinom u obliku prilagodljivog software-a , ili kao ABM-ov alat te se software koristi da bi testirali kako će se promjena ponašanja pojedinca odraziti na ponašanje čitavog sustava.

Lokacija agenata te njihovo odgovorno ponašanje kodirani su u algoritmu računalnog sustava. Primjerice, u ekologiji, agenti mogu biti drveće u šumi. Tada se ne smatraju inteligentnima, ali se mogu smatrati potrebnima u smislu da omogućavaju lakši pristup resursima kao što je, na primjer, voda. U nekim slučajevima koriste se tradicionalne analitičke metode. Kada analitička metoda dozvoljava čovjeku da karakterizira ravnotežu sustava, ABM dozvoljava mogućnosti generiranja te ravnoteže. ABM može objasniti pojavu visokokvalificiranih uzoraka: strukture mreže terorističkih organizacija na internetu, distribuciju energije u velikim gužvama, ratove, pad burze te može okarakterizirati ljude i njihovo ponašanje.[5]

2.1. Razvoj i primjena ABM modela

Rana upotreba ABM-a javlja se još od vremena von Neumannovog računala, teoretskog uređaja koji je bio sposoban reproducirati. Koncept je bio napravljen od strane von Neumannovog prijatelja Stanisla Ulama, profesora matematike. Ideja je zaintrigirala von Neumanna koji je potom napravio uređaj zvan cellular automata koji upravlja i kontrolira ciljani sustav kao, na primjer, automatizirana farma na selu. (sl. 2.1). Slika 2.1. prikazuje opis rada ABM-a:

Skupljaju se ekološki podatci poput temperature usjeva, podatci o štetočinama te kontrola. U obzir se uzimaju podatci o društvu te svi ti pojedini podatci daju jednu cjelinu kontrole sustava kojeg nadzire ABM.



Slika 2.1. Primjer ABM [6]

Tomas Schelling je jedan od prvih osnivača koncepta agenata za bazno modeliranje, dok je 1980-ih Robert Axelrod bio domaćin turnira dilema zatvorenika te se koristio agentima kako bi predvidio pobjednika turnira [6].

Pojavom StarLogo tvrtke 1990-ih, te tvrtki Swarm i NetLogo sredinom 90-ih kao i RePast 2000.godine, uspjeli su se kreirati osobno dizajnirani kodovi, te su software-i za modeliranje postali široko dostupni. Kroz devedesete godine, stručnjaci u društvenom području su počeli davati pažnju dizajniranju efektivnih timova, shvativši da je komunikacija ključna za efikasnost organizacije i ponašanja društvenih mreža. Kasnih 90-ih, TIMS i ORSA se spajaju u jednu tvrtku naziva INFORMS. Prvi svjetski kongres društvene simulacije bio je u Kyoto-u u Japanu 2006. godine, dok je drugi bio u Virginiji 2008. godine. 2000-ih godina i kasnije, Ron Sun kreira metodu za agente bazirane na modeliranju na temelju modela ljudske spoznaje, poznatiju kao spoznajno-društvena simulacija. U 2014. godini, Sadegh Asgari sa sveučilišta u Columbiji te njegove kolege i stručnjaci kreirali su bazni model agenata kako bi što bolje izradili konkurentnu ponudu. Iako se ovo modeliranje koristilo za analizu malih suma, moguće ga je prilagoditi kako bi predviđalo druge ponude.[7] Postoje tri vrste sustava za kompleksno matematičko modeliranje: crna kutija (black box), bijela kutija (white box) i siva kutija (grey box) [8]. U crnim kutijama, mehaničke komponente kompleksnog dinamičkog sustava nisu vidljive (skriveno su), drugim riječima, crne kutije su potpuno bez mehanike. One su potpuno fenomen-logičke te nemaju unutarnju strukturu pa stoga ne možemo istražiti radnje podsustava. Za razliku od crnih kutija, bijele imaju potpuno otvoren sustav te direktno pokazuju svoj mehanizam. Svi događaji na maloj, srednjoj i visokoj razini dinamičkog sustava su direktno vidljivi na svim razinama. Sive kutije su sredina između crne i bijele kutije.



Slika 2.2. Prikaz sustava za matematičko modeliranje [8]

Kreiranje matematičkog modela bijele kutije povezano je sa problemom potrebe osnovnog znanja o subjektu modeliranja. Osim toga, potrebno je znati i psihološku prirodu subjekta modeliranja, te zbog toga model bijele kutije daje automatski brzi logički zaključak. Zbog potrebe kreiranja unutarnjeg aksiomatskog sustava subjekta prije njegova kreiranja, modeli bijele kutije razlikuju statične modele bijele kutije od statičnih modela s proizvoljnim logičkim pravilima.[9]

ABM ima široku primjenu u svim područjima i granama istraživanja. U biologiji se primjenjuju na istraživanjima kao što su: širenje epidemije, opasnost od biološkog rata, kretanje populacije, ekologiju vegetacije, rast i pad antičkih civilizacija, ljudski imunološki sustav, a primjenjuju se i u određivanju terapije za karcinom pluća. [10]

U poslovno-tehnološkoj mreži imaju primjenu na organizacijsko ponašanje, timski rad, optimizaciju lanca dobara, ponašanja potrošača, efekte društvenih mreža, menadžment, portfolio menadžment, analiziranje prometa...[11]

U ekonomskim i društvenim znanostima ABM se primjenjuje u ekonomskim analizama financijskih kriza. ABM koristi metodu odozdo prema gore te može kreirati ekstremno kompleksnu simulaciju ekonomije. Od 21. stoljeća ABM također ima široku primjenu u arhitekturi i dizajnu, te u urbanoj kulturi.[12]

Organiziranje ABM-a razlikuje se u dvije kategorije: agenti za sustave i sustavi za agente.[13] Sustavi za agente su oni sustavi koji agente provode kroz zadatak. Koriste se u inženjerstvu, ljudskim i društvenim istraživanjima, za vojne primjene i slično. Agenti za sustave dijele se u dvije potkategorije: agenti za podršku sustavu čija je zadaća da omoguće računalnu podršku za rješavanje problema te agenti za bazne sustave čija je zadaća da prate ponašanje sustava za procjenu.

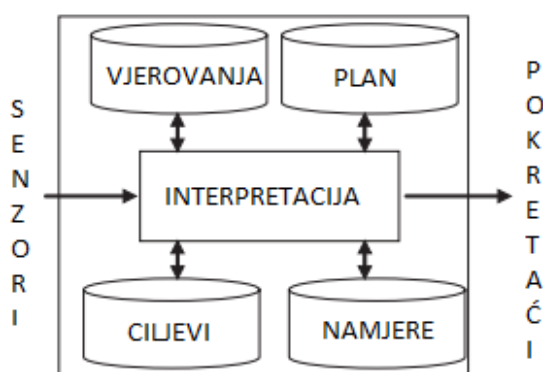
2.2. Arhitektura i komunikacija AMB-a

Arhitektura ABM-a sastoji se od temeljnih mehanizama ispod autonomnih komponenti, koje pružaju efikasno ponašanje u stvarnom vremenu i okruženju. Arhitekturu agenata možemo podijeliti na 4 osnovne skupine: arhitektura temeljena na logici, reaktivna arhitektura, BDI (Belief, desire, intention), te slojevita arhitektura.[1]

Arhitektura temeljena na logici temelji se na tradicionalnim sustavima čija se okolina simbolično predstavlja i može se upravljati različitim mehanizmima. Prednost ovakve vrste arhitekture je ljudsko znanje pa je kodiranje jednostavnije i lakše je razumjeti logiku. Nedostatak ovakvog tipa arhitekture je težak prijevod stvarnog stanja u simbole te očitavanje istih.

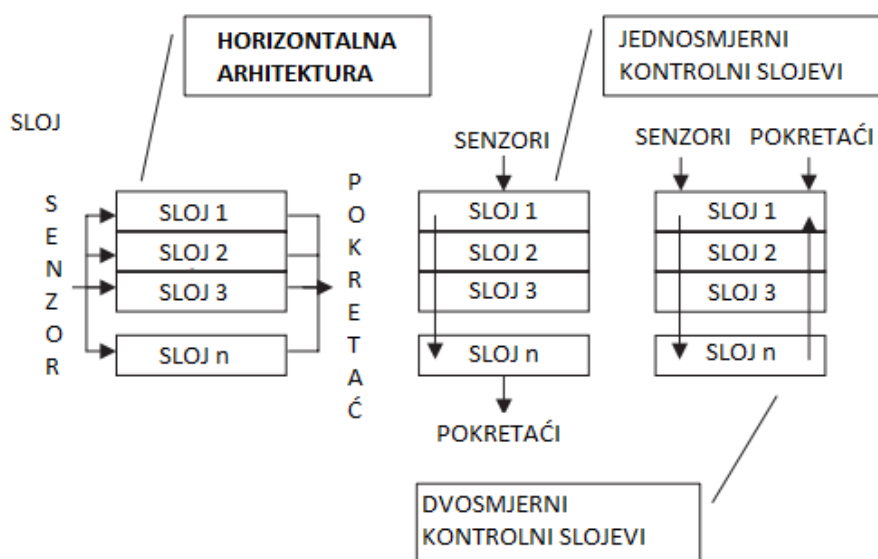
Reaktivna arhitektura temelji se na odlukama koje prepoznaju situaciju u kojoj trebaju reagirati te rješavaju te situacije, u čemu im pomaže senzor koji otkriva situacije u kojima treba reagirati. Prednost je bolje djelovanje u dinamičnom okruženju jer je arhitektura jednostavnije koncipirana nego kod prethodne arhitekture. Nedostatak je mogućnost senzora da krivo procijeni i odluči u neakvoj situaciji.

BDI arhitektura je najpopularniji oblik arhitekture koji koristi modalnu logiku, a sastoji se od vjerovanja (belief), želja (desire), te namjera (intention). Najpoznatija BDI arhitektura je PRS (proceduralan sustav zaključivanja, *eng. Procedural Reasoning System*) a sastoji se od vjerovanja, želja, namjera i planova te interpretacije (sl. 2.3.). Vjerovanja predstavljaju informacije o okolini, želje predstavljaju zadatke koje agent ima, planovi su smjernice kojima se agenti moraju voditi te na kraju interpretacija.



Slika 2.3. Prikaz BDI arhitekture [1]

Slojevita arhitektura je kombinirana arhitektura koju možemo podijeliti na horizontalnu te vertikalnu arhitekturu. Kod horizontalne arhitekture slojevi su direktno povezani sa ulaznom komponentom (senzorom) te izlaznom (radnjom). Kod vertikalne arhitekture jedan sloj povezan je sa ulazom, drugi sa prvim... te zadnji sa izlazom. Postoje dvije vrste kontrole vertikalnih arhitektura: u jednom i u oba smjera. (sl.2.4.)



Slika 2.4. Shematski prikaz slojevite arhitekture[1]

Jedan od ključnih razloga za uspjeh sustava jest komunikacija. Agenti moraju moći komunicirati s korisnicima, resursima sustava te s drugim agentima ako trebaju raditi zajedno. Agenti koriste specijalne jezike koji se nazivaju „jezici agenata“, a prvi jezik koji se koristio zove se KQML. Danas se najviše koristi FIPA ACL, koji sadrži puno zajedničkih stvari iz KQML-a. [1]

3. PRIMJENA SUSTAVA TEMELJENIH NA AGENTIMA U ELEKTROENERGETICI

Energetski sustavi eksponencijalno rastu. Od pametnih zgrada do pametnih mreža, brojni nam podatci pokazuju prave informacije o sustavu. Na primjer, broj distribuiranih pametnih elektroničkih uređaja (IED) i distribuiranih resursa energije (DER) globalno raste. Ukupni broj instaliranih faznih jedinica za mjerenje (PMU) u Sjevernoj Americi je narastao na preko dvije tisuće. Dva su razloga zašto se konstantno povećava broj ovakvih uređaja: manje cijene hardvera, te veći poticaji od strane vlade, što nam u konačnici pokazuje i Mooreov zakon. Hardver postaje sve jeftiniji sa boljim preformansama. S obzirom da raste broj uređaja u sustavu, metode za distribuciju moraju se prebaciti sa računalnog opterećenja na lokalne regulatore.[14]

Modeliranje i praćenje sustava postaje sve teže što je sustav veći. Međutim, rješenje se nalazi u sustavu s višeagentski sustav (MAS (eng. Multi Agent System)). Glavne prednosti korištenja ovakvog sustava su: pojedini agenti uzimaju u obzir specifičnu prirodu i okoliš, lokalne interakcije između pojedinih agenata mogu biti modelirane i samim time istražene te su poteškoće u modeliranju i računanju organizirane kao slojevi ili komponente. Stoga, MAS pruža odlično rješenje za kontrolu distribucije. Kao dodatak, MAS se može koristiti kao tehnika za unaprjeđenje umjetne inteligencije. MAS je definiran kao sustav koji sadrži dva ili više agenata koji međusobno surađuju kako bi se postigao definirani cilj.[14]

MAS se može primijeniti kao rješenje za različite probleme: simulacija tržišta, praćenje tržišta, dijagnoza sustava, radnje koje se koriste za poboljšanje kvalitete. Isto tako MAS nadzire međusobno povezane energetske sustave kako bi spriječio moguće katastrofalne kvarove na mreži. MAS koristi sustav obrane koji omogućuje agentima da imaju prilagodljive kriterije odlučivanja. U odnosu s mjerilom konkurentnosti, agenti mogu iskoristiti tržišne nedostatke kako bi došlo do povećanja profita.[14]

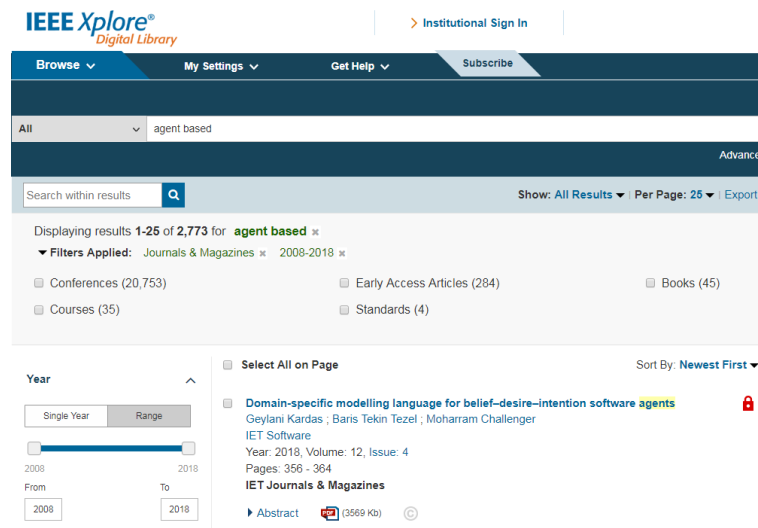
3.1. Metodologija pregleda znanstvenih članaka iz područja primjene višeagentskih sustava u elektroenergetici

Ovo potpoglavlje sastoji se od statističke analize znanstvenih časopisa, u kojima su objavljeni radovi vezani za agente u elektrotehnici te su znanstveni radovi pregledani u bazi podataka znanstvenih radova IEEE. Definicije napredne mreže i mikromreže nastale su prijevodom sa engleskog jezika iz knjige: „Smart grids: Infrastructure, Tehnology and Solutions“.[15]

Pojmovi koji se pojavljuju u ovome potpoglavlju su:

- IEEE baza (Institute of Electrical and Electronics Engineers base): Naziv baze podataka za istraživanje, pristup i objavljivanje članaka povezanih sa računalnom znanosti, elektrotehnikom i srodnim poljima.[16]
- Prijenosna mreža (transmission network): skup povezanih električnih elemenata koji služe za prijenos električne energije od velikih elektrana do transformatorskih stanica na rubovima područja potrošnje.[17]
- Distributivna mreža (distribution network): mreža električne energije koja raspodjeljuje energiju od prijenosnih transformatora do krajnjih potrošača na tom području.[17]
- Napredna mreža (smart grid): vrsta mreže koja digitalnom komunikacijom otkriva i reagira na električnu mrežu. Zadatak napredne mreže je modernizirati postojeću mrežu u 21. stoljeću.
- Mikromreža (microgrid): integrirani energetska sustav koji posjeduje proizvodnju i distribuciju. Može raditi spojen na postojeću mrežu, a može raditi i samostalno, neovisan o postojećoj mreži.

Za pretragu znanstvenih radova korištena je stranica IEEE Xplore [18] gdje su unešene ključne riječi: „Agent Based“, pretraga je filtrirana na samo časopise u razdoblju od 2008.-2018. godine. Od 2773 znanstvena rada odabrano je 300 koji su odgovarali potrebama rada (slika 3.1.). Od 300 radova, ručno je odabrano 195 koji odgovaraju kriterijima rada.



Slika 3.1. Pretraživanje IEEE Xplore baze[18]

3.2. Statistika

U ovome potpoglavlju su izabrani znanstveni radovi (njih 195) koji se dijele u nekoliko kategorija:

1. Prema godini izdanja članka
2. Prema časopisu u kojem je članak objavljen
3. Prema vrsti elektroenergetske mreže koja je u članku obrađena
4. Prema tipu problema koji se u članku rješava

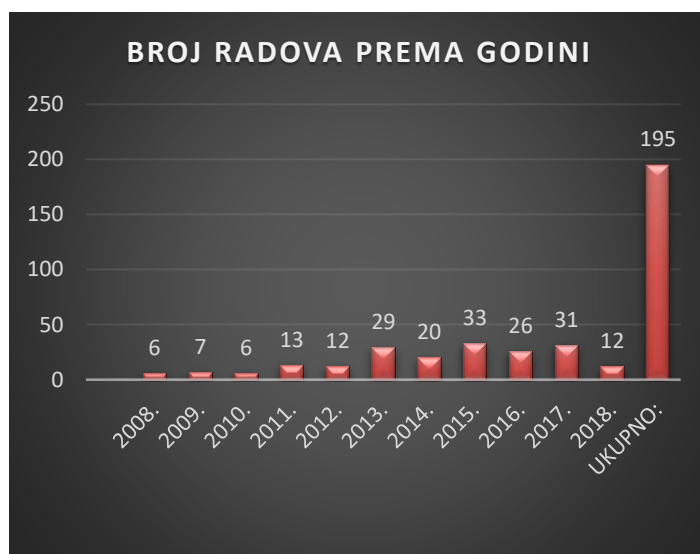
Svaka od tih kategorija je potkrijepljena statistikom za svoju kategoriju.

3.2.1. Podjela radova prema godinama

Ovdje je prikazana tablica i grafikon podjele znanstvenih radova prema godinama izdavanja (slika 3.2., tablica 3.1.)

BROJ RADOVA PREMA GODINAMA	
2018.	12
2017.	31
2016.	26
2015.	33
2014.	20
2013.	29
2012.	12
2011.	13
2010.	6
2009.	7
2008.	6
UKUPNO:	195

Tablica 3.1. Broj radova po godinama



Slika 3.2. Prikaz radova po godinama

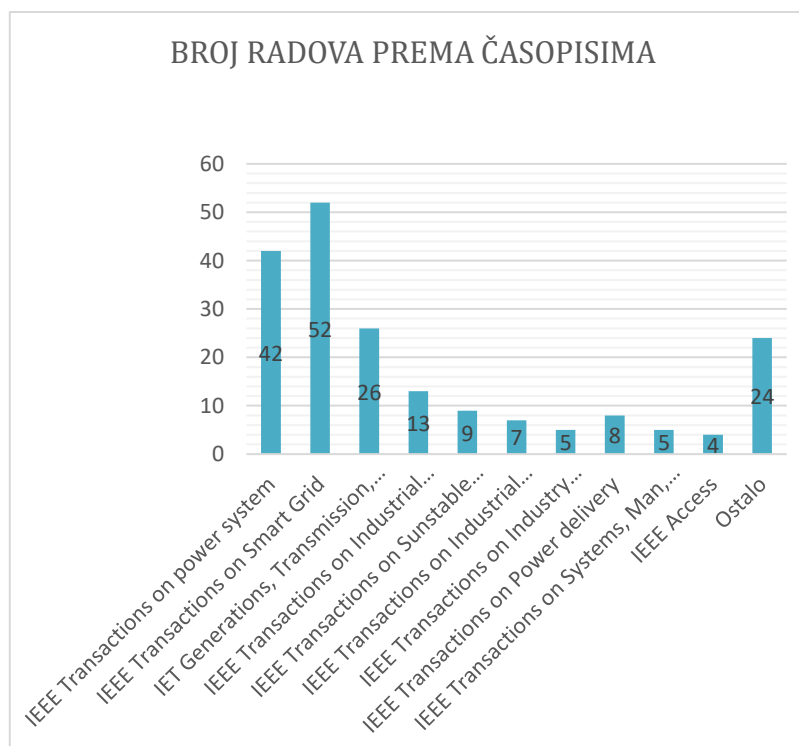
Iz grafikona se može vidjeti kako u posljednjih 5 godina raste broj radova na temu agenata u elektrotehnici. Treba napomenuti da je ova statistika rađena zaključno sa travnjem 2018. godine što znači da nije cijela statistika za 2018. godinu, što znači da statistika za 2018. godinu nije potpuna i kao takva nije mjerilo za preostalih deset godina.

3.2.2. Podjela radova prema časopisima

Ovdje je prikazana tablica i grafikon podjele znanstvenih radova prema časopisima i dnevnicima iz znanstvenih područja (Slika 3.3. i tablica 3.2.)

BROJ RADOVA PREMA ČASOPISIMA	
IEEE Transactions on power system	42
IEEE Transactions on Smart Grid	52
IET Generations, Transmission, Distribution	26
IEEE Transactions on Industrial Informatics	13
IEEE Transactions on Sunstable Energy	9
IEEE Transactions on Industrial Eletronics	7
IEEE Transactions on Industry Applications	5
IEEE Transactions on Power delivery	8
IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernatics	5
IEEE Access	4
Ostalo	24
UKUPAN BROJ ČASOPISA	30

Tablica 3.2. Broj radova prema časopisima



Slika 3.3. Prikaz broja radova prema časopisima

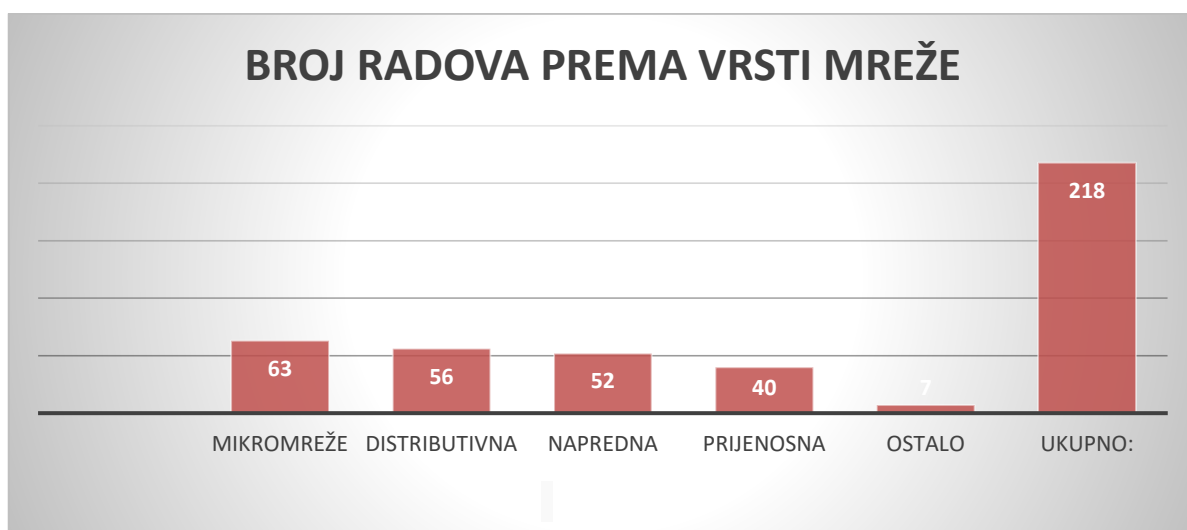
Iz grafikona se vidi kako najviše radova se objavilo u časopisima a to su: IEEE Transactions on Smart Grid, IEEE Transactions on power system i IET Generations, Transmission, Distribution.

3.2.3. Podjela radova prema vrsti mreže

Ovdje je prikazana tablica i grafikon podjele znanstvenih radova prema vrsti mreže (Slika 3.4. i tablica 3.3.)

PODJELA PREMA VRSTI MREŽE	
Mikromreže	63
Distributivna	56
Napredna	52
Prijenosna	40
Ostalo	7
Ukupno:	218

Tablica 3.3. Podjela prema vrsti mreže



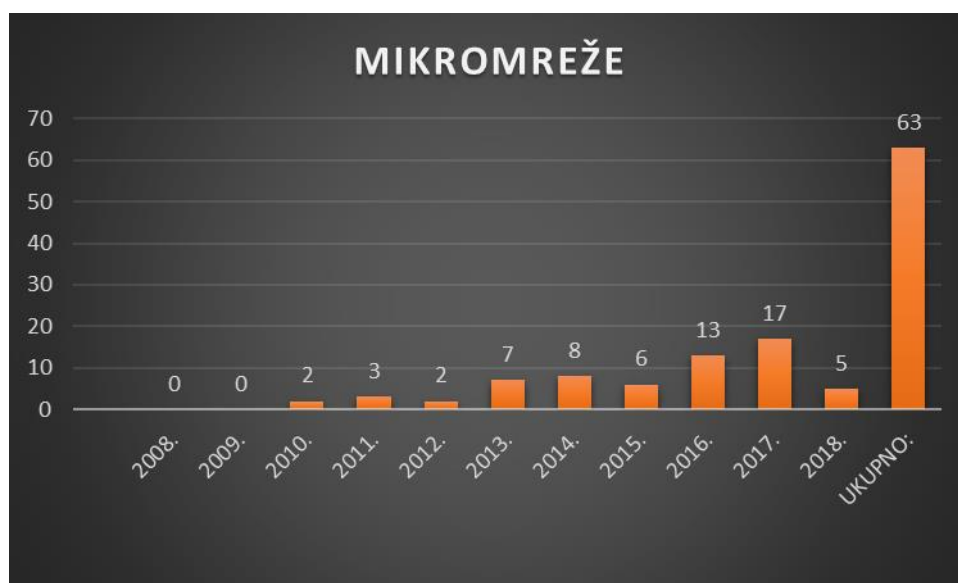
Slika 3.4. Prikaz podjele radova prema vrsti mreže

Iz ovog grafikona vidljivo je kako se najviše radova dijeli na mikromreže, a najmanje na prijenosne mreže. Za svaku od ovih podjela ispod se nalazi zasebna statistika za svaku vrstu mreže po godinama:

1. Mikromreže: ovdje će se vidjeti raspodjela mikromreža prema godinama. (Slika 3.5. i tablica 3.4.)

MIKROMREŽE	
2018.	5
2017.	17
2016.	13
2015.	6
2014.	8
2013.	7
2012.	2
2011.	3
2010.	2
2009.	0
2008.	0
UKUPNO:	63

Tablica 3.4. Podjela mikromreže po godinama



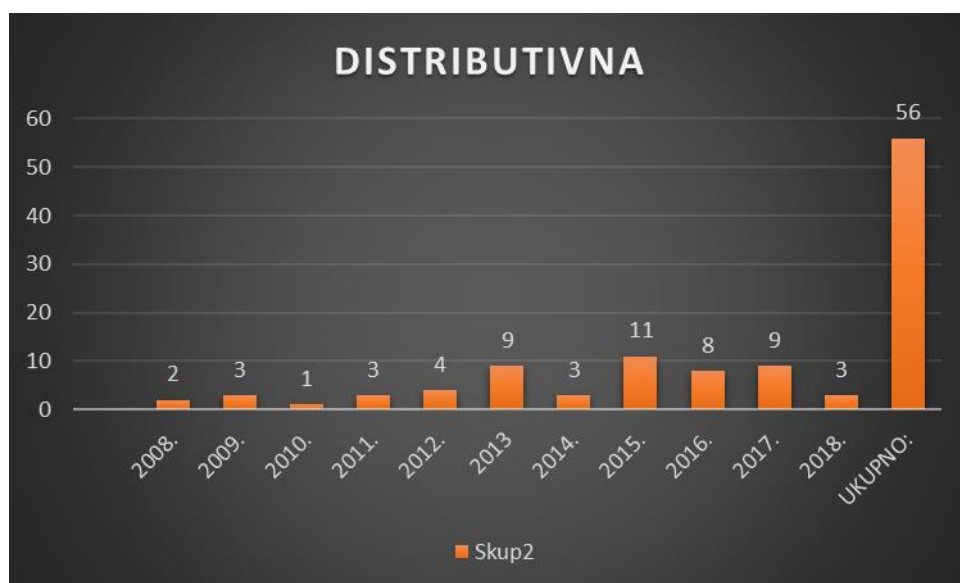
Slika 3.5. Prikaz podjele mikromreže po godinama

O mikromrežama se najviše pisalo u 2017. godini. Ovdje treba naglasiti kako je vidljiv trend povećanja znanstvenih radova o mikromrežama u zadnjih pet godina, dok je u prve dvije godine vidljivo kako nema nikakvih radova na temu mikromreža jer su tada mikromreže bile u začetku uporabe.

2. Distributivna mreža: Ovdje će se vidjeti kako su se radovi o distributivnim mrežama razvijali zadnjih deset godina. (Slika 3.6. i tablica 3.5.)

DISTRIBUTIVNA	
2018.	3
2017.	9
2016.	8
2015.	11
2014.	3
2013.	9
2012.	4
2011.	3
2010.	1
2009.	3
2008.	2
UKUPNO:	56

Tablica 3.5. Distributivna mreža po godinama



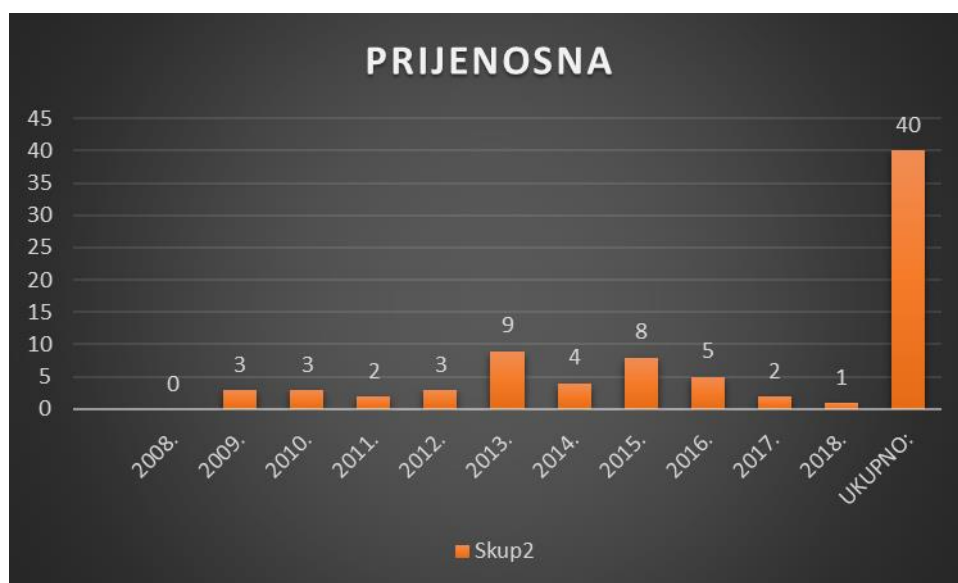
Slika 3.6. Prikaz distributivne mreže po godinama

Iz grafikona je vidljivo kako se najviše razvijalo radova o distributivnim mrežama u posljednjih pet godina, dok je od 2008.-2013. godine slab razvitak distributivnih mreža.

3. Prijenosna mreža: Ovdje će se vidjeti kako su se radovi o prijenosnim mrežama razvijali zadnjih deset godina (tablica 3.6. i slika 3.7.)

PRIJENOSNA	
2018.	1
2017.	2
2016.	5
2015.	8
2014.	4
2013.	9
2012.	3
2011.	2
2010.	3
2009.	3
2008.	0
UKUPNO:	40

Tablica 3.6. Prijenosna mreža po godinama



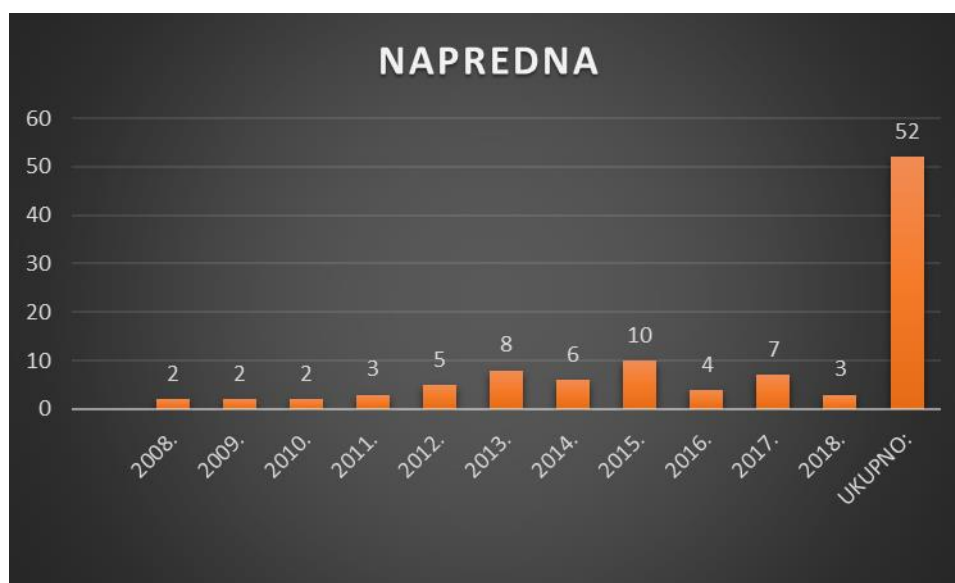
Slika 3.7. Prikaz radova prijenosne mreže po godinama

Iz grafikona se vidi kako se u početku nije puno pisalo o prijenosnim mrežama, skroz do 2013. godine, pa od 2013. godine do 2016. godine vidljiv je porast broja radova na temu prijenosnih mreža, zatim nagli pad broja radova od 2017. godine.

4. Napredna mreža: Ovdje će se vidjeti kako su se radovi o naprednim mrežama razvijali zadnjih deset godina (slika 3.8. i tablica 3.7.)

NAPREDNA	
2018.	3
2017.	7
2016.	4
2015.	10
2014.	6
2013.	8
2012.	5
2011.	3
2010.	2
2009.	2
2008.	2
UKUPNO:	52

Tablica 3.7. Napredna mreža po godinama



Slika 3.8. Prikaz radova za naprednu mrežu po godinama

Vidljivo je kako se malo pisalo o naprednim mrežama od 2008. godine do 2011. godine, zatim porast broja radova od 2012. godine do 2015. godine gdje je vrhunac broja radova na temu naprednih mreža, a zatim blagi pad u 2016. godini te porast u 2017. godini.

5. Bez mreže: Ovdje će se vidjeti kako su se radovi bez mreža razvijali zadnjih deset godina (slika 3.9. i tablica 3.8.)

BEZ MREŽE	
2018.	0
2017.	0
2016.	0
2015.	0
2014.	0
2013.	1
2012.	0
2011.	2
2010.	1
2009.	1
2008.	2
UKUPNO:	7

3.8. Tablica bez mreže po godinama



Slika 3.9. Prikaz radova bez mreže po godinama

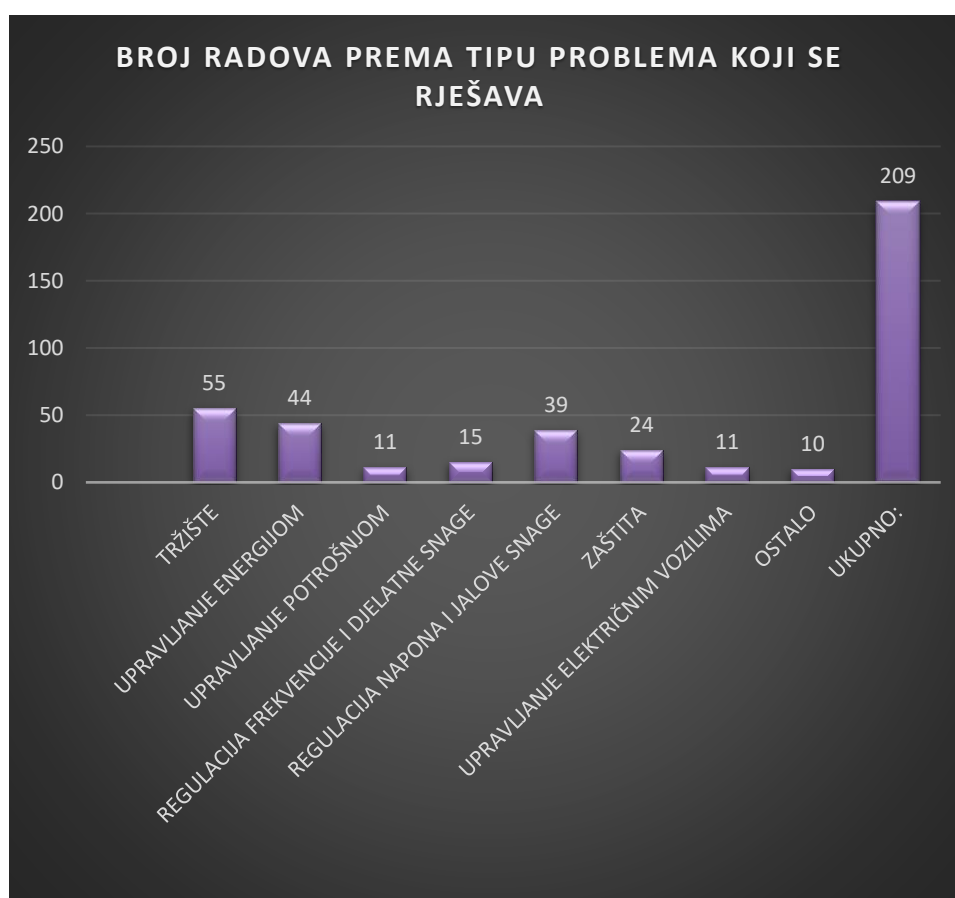
Vidljivo je kako nema puno agenata bez mreže u zadnjih 10 godina, a u zadnjih pet nema niti jednog rada, što znači da su to većinom modeli koji modeliraju tržišne interakcije između agenata i ne uzimaju u obzir mrežu. Najveći broj radova je 2008. godine i 2011. godine.

3.2.4. Podjela radova prema tipu problema koji rješavaju

Ovdje je prikazana tablica i grafikon radova koji se dijele na tipove problema koji rješavaju (slika 3.10. i tablica 3.9.)

PODJELA PREMA TIPU PROBLEMA KOJI SE RJEŠAVA	
TRŽIŠTE	55
UPRAVLJANJE ENERGIJOM	44
UPRAVLJANJE POTROŠNJOM	11
REGULACIJA FREKVENCije I DJELATNE SNAGE	15
REGULACIJA NAPONA I JALOVE SNAGE	39
ZAŠTITA	24
UPRAVLJANJE ELEKTRIČNIM VOZILIMA	11
OSTALO	10
UKUPNO:	209

3.9. Tablica podjele prema tipu problema



Slika 3.10. Prikaz podjele radova prema tipu problema

Vidljivo je kako se u ovoj podjeli najviše pažnje pridaje ekonomiji i tržištu, zatim o regulaciji napona i jalove snage i zaštiti dok se najmanje pisalo o ostalim problemima. Ovaj dio se također ispod dijeli zasebno prema godinama.

1. Tržište: ovdje se opisuje problem koji obuhvaća tržište modela između agenata. (slika 3.11. i tablica 3.10.)

TRŽIŠTE	
2018.	2
2017.	6
2016.	9
2015.	7
2014.	4
2013.	8
2012.	5
2011.	5
2010.	3
2009.	2
2008.	4
UKUPNO:	55

Tablica 3.10. Podjela tržišta



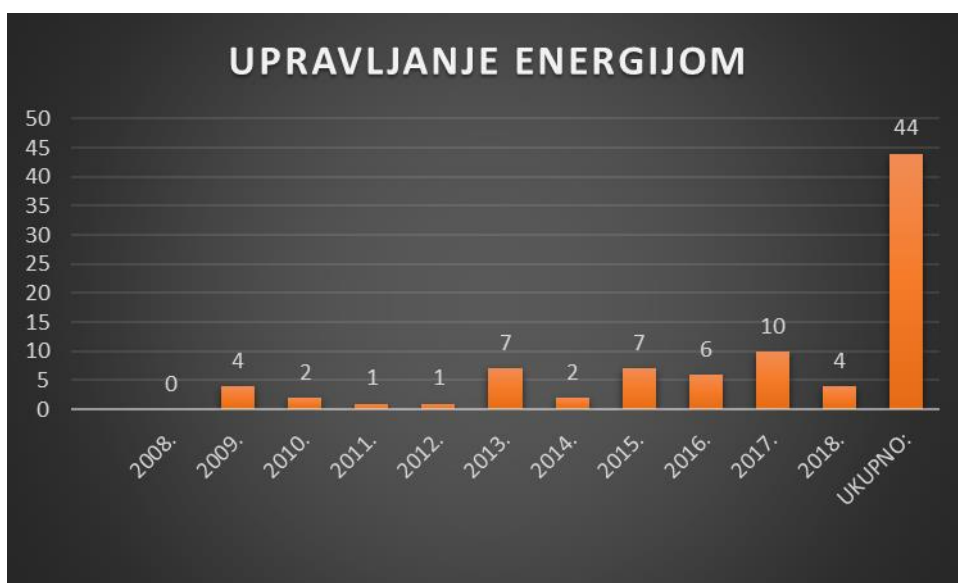
Slika 3.11. Prikaz podjele tržišta prema godinama

Ovdje je vidljivo kako je u 2016. godini bilo najviše radova o problemima tržišta, zatim u 2013. godini, a vidljivo je kako je i prosjek u zadnjih deset godina pet radova po godini te da nema velikih odstupanja između godina pretraživanja.

2. Upravljanje energijom: ovdje se opisuje problem koliko se energije proizvede (tablica 3.11. i slika 3.12.)

UPRAVLJANJE ENERGIJOM	
2018.	4
2017.	10
2016.	6
2015.	7
2014.	2
2013.	7
2012.	1
2011.	1
2010.	2
2009.	4
2008.	0
UKUPNO:	44

Tablica 3.11.podjela prema upravljanju energijom



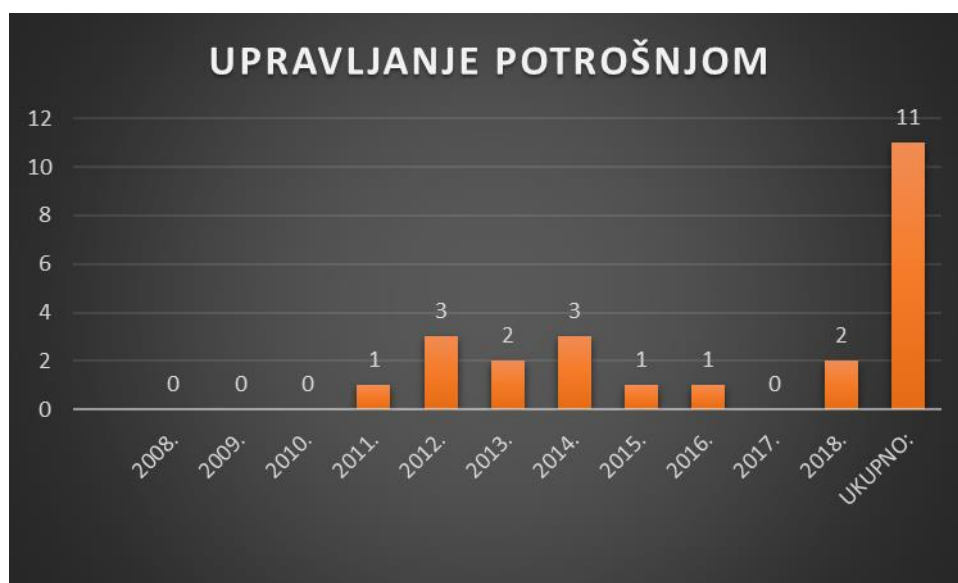
Slika 3.12. Prikaz podjele upravljanja energijom po godinama

Ovdje je vidljivo kako je najviše radova nastalo 2017. godine, vidljiv je povećani broj radova od 2013. godine, dok je od 2008. godine do 2012. godine slabiji broj radova o problemu upravljanja energijom.

3. Upravljanje potrošnjom: ovdje se opisuje problem koliko se energije potroši u nekom razdoblju (slika 3.13 i tablica 3.12)

UPRAVLJANJE POTROŠNJOM	
2018.	2
2017.	0
2016.	1
2015.	1
2014.	3
2013.	2
2012.	3
2011.	1
2010.	0
2009.	0
2008.	0
UKUPNO:	11

Tablica 3.12. Podjela po upravljanju potrošnjom



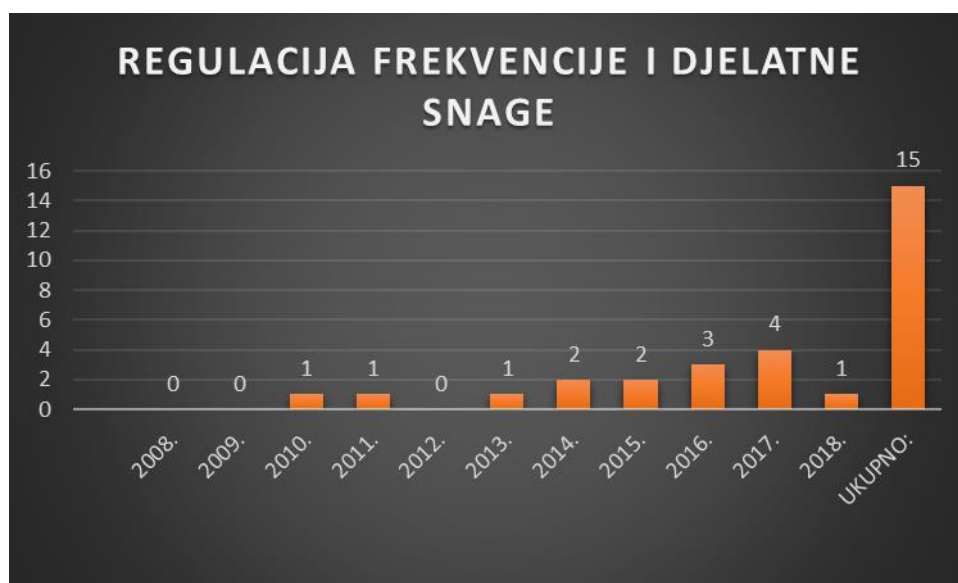
Slika 3.13.. Prikaz podjele radova prema upravljanju potrošnjom prema godinama

Ovdje je vidljivo kako nema radova o problemima upravljanja potrošnjom od 2008. godine do 2010. godine, a u posljednjih sedam godina ima ukupno dvanaest radova od kojih najviše od 2012. godine do 2014. godine.

4. Regulacija frekvencije i djelatne snage: ovdje se opisuje problem kako se treba regulirati frekvencija i rasporediti snaga (slika 3.14. i tablica 3.13.)

REGULACIJA FREKVENCije I DJELATNE SNAGE	
2018.	1
2017.	4
2016.	3
2015.	2
2014.	2
2013.	1
2012.	0
2011.	1
2010.	1
2009.	0
2008.	0
UKUPNO:	15

Tablica 3.13. podjela prema frekvenciji i djelatnoj snazi



Slika 3.14. Prikaz podjele regulacije frekvencije i djelatne snage prema godinama

Ovdje je vidljivo kako nema puno radova o problemu regulacije frekvencije i djelatne snage, pogotovo u periodu od 2008. godine do 2012. godine, dok se broj radova počeo povećavati zadnjih nekoliko godina.

5. Regulacija napona i jalove snage: ovdje se opisuje problem upravljanja jalovom snagom i reguliranjem potrebnog napona (slika 3.15. i tablica 3.14.)

REGULACIJA NAPONA I JALOVE SNAGE	
2018.	2
2017.	6
2016.	6
2015.	8
2014.	4
2013.	5
2012.	4
2011.	3
2010.	0
2009.	1
2008.	0
UKUPNO:	39

Tablica 3.14. Podjela po regulaciji napona i jalove snage



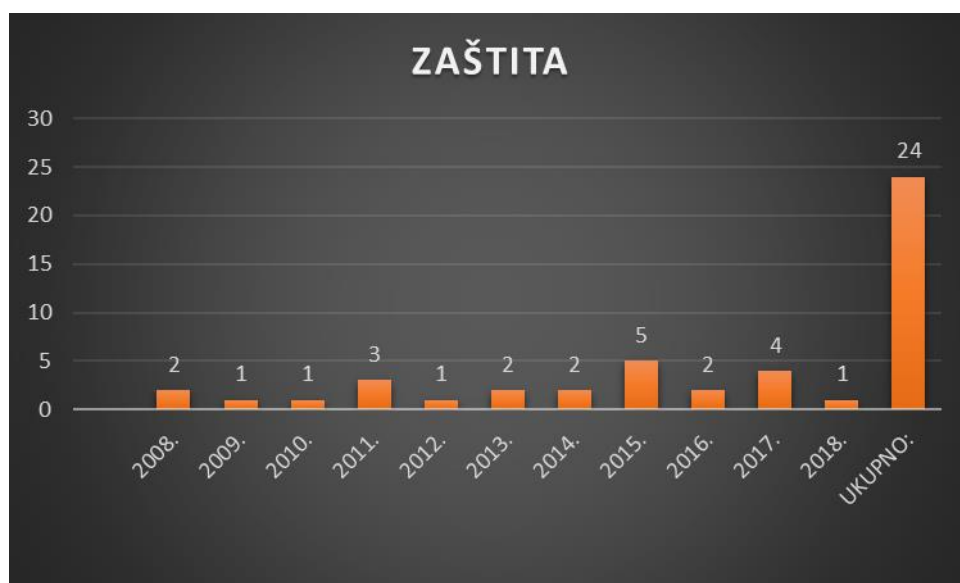
Slika 3.15. Prikaz podjele regulacije napona i jalove snage prema godinama

Ovdje je vidljivo kako radova nema puno o problemu regulacije napona i jalove snage, od 2008. godine do 2010. godine ima samo jedan rad o tom problemu, a od 2011. godine do 2017. godine je znatno povećan broj radova o problemu regulacije napona i jalove snage.

6. Zaštita: ovdje se opisuje problem koordinacije zaštite i kako spriječiti kvar sustava (slika 3.16. i tablica 3.15.)

ZAŠTITA	
2018.	1
2017.	4
2016.	2
2015.	5
2014.	2
2013.	2
2012.	1
2011.	3
2010.	1
2009.	1
2008.	2
UKUPNO:	24

Tablica 3.15. Podjela prema zaštiti



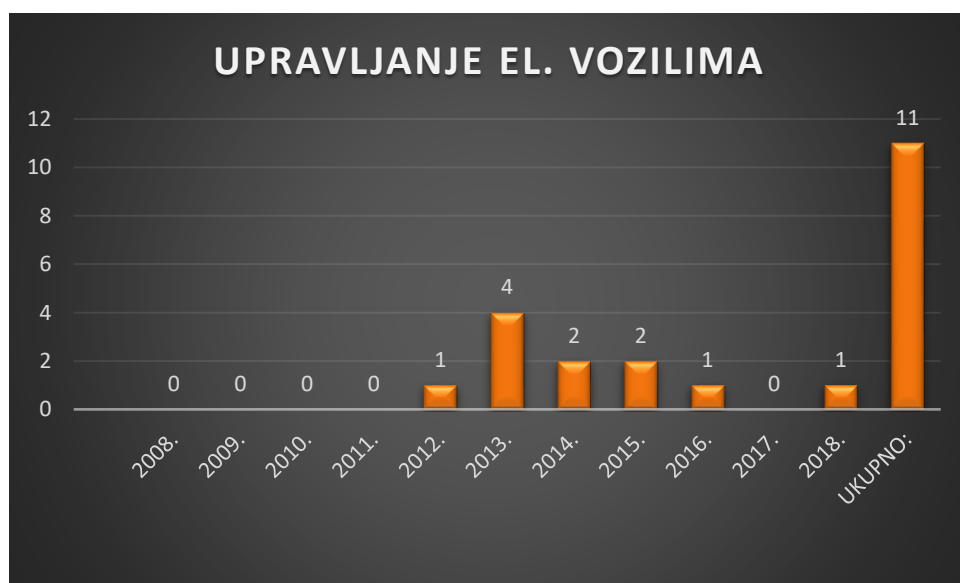
Slika 3.16. Prikaz podjele zaštite prema godinama

Ovdje je vidljivo kako je najveći broj radova o problemu zaštite u 2015. godini i 2017. godini dok je od 2008. godine do 2014. godine slabiji broj radova o problemu zaštite.

7. Upravljanje električnim vozilima: ovdje se opisuje problem upravljanja električnim vozilima (slika 3.17. i tablica 3.16.)

UPRAVLJANJE ELEKTRIČNIM VOZILIMA	
2018.	1
2017.	0
2016.	1
2015.	2
2014.	2
2013.	4
2012.	1
2011.	0
2010.	0
2009.	0
2008.	0
UKUPNO:	11

Tablica 3.16. Podjela prema upravljanju električnim vozilima



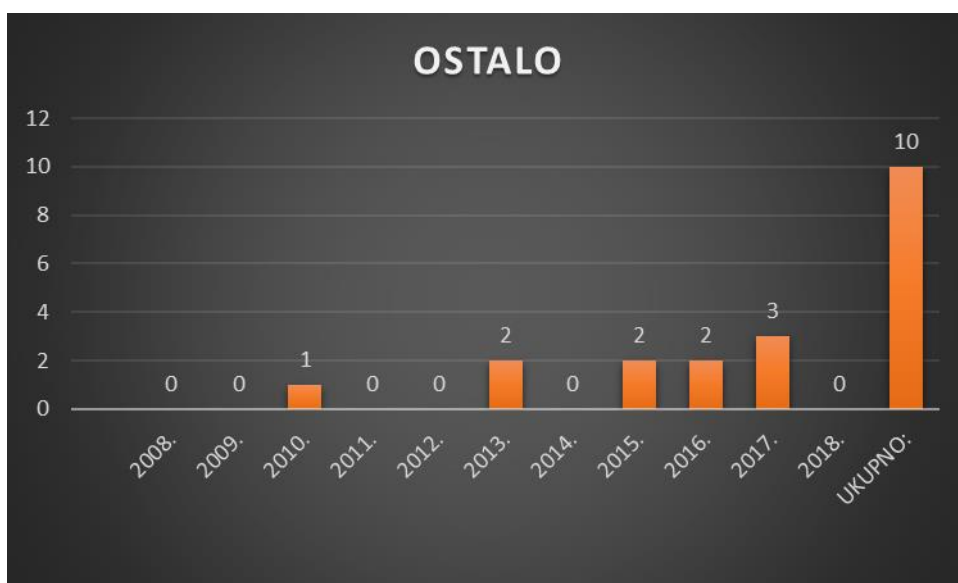
Slika 3.17. Prikaz podjele prema upravljanju električnim vozilima po godinama

Ovdje je vidljivo kako nema radova o problemu upravljanja električnim vozilima od 2008. godine do 2011. godine, zatim slijedi lagani rast broja radova od 2012. do 2015. godine, dok od 2016. godine vidljiv je lagani pad broja radova.

8. Ostalo: ovdje se opisuju ostali problemi u elektroenergetskoj mreži (slika 3.18. i tablica 3.17.)

OSTALO	
2018.	0
2017.	3
2016.	2
2015.	2
2014.	0
2013.	2
2012.	0
2011.	0
2010.	1
2009.	0
2008.	0
UKUPNO:	10

Tablica 3.17. Ostali radovi



Slika 3.18. Prikaz ostalih tipova problema po godinama

Ovdje je vidljivo kako nema puno ostalih tipova problema, a to je vidljivo iz grafikona koji pokazuje kako od 2008. godine do 2012. godine ima samo jedan rad, a lagani porast je vidljiv posljednjih nekoliko godina.

4. PRIMJERI SUSTAVA TEMELJENIH NA AGENTIMA U ELEKTROENERGETICI

U ovom poglavlju prikazana su dva primjera ABMS sustava primjenjenih u elektroenergetici. U prvom radu vidjet će se kako su Riccardo Bonetto, Michele Rossi, Stefano Tomasin i Carlo Fischione našli rješenje optimizacije elektroenergetskog sustava u svome radu originalnog naziva: Joint Optimal Pricing and Electrical Efficiency Enforcement for Rational Agents in Microgrids, IEEE Access, 12.10.2017.[19], dok je u drugom radu vidljivo kako su HyungSeon Oh i Robert J. Thomas riješili problem u radu: „Demand-Side Bidding Agents: Modeling and Simulation“ IEEE Transactions on Power Systems, vol. 23, issue 3 (2008). [20]

Ovi radovi su izabrani zato što najbolje opisuju probleme u optimizaciji elektroenergetskog sustava i tržišne cijene, te na koji način agenti mogu pomoći u stabilizaciji sustava.

Poglavlje 4.1. nastalo je prijevodom rada: Joint Optimal Pricing and Electrical Efficiency Enforcement for Rational Agents in Microgrids, IEEE Access, 12.10.2017.[19], a poglavlje 4.2. nastalo je prijevodom rada: Demand-Side Bidding Agents: Modeling and Simulation“ IEEE Transactions on Power Systems, vol. 23, issue 3 (2008). [20]

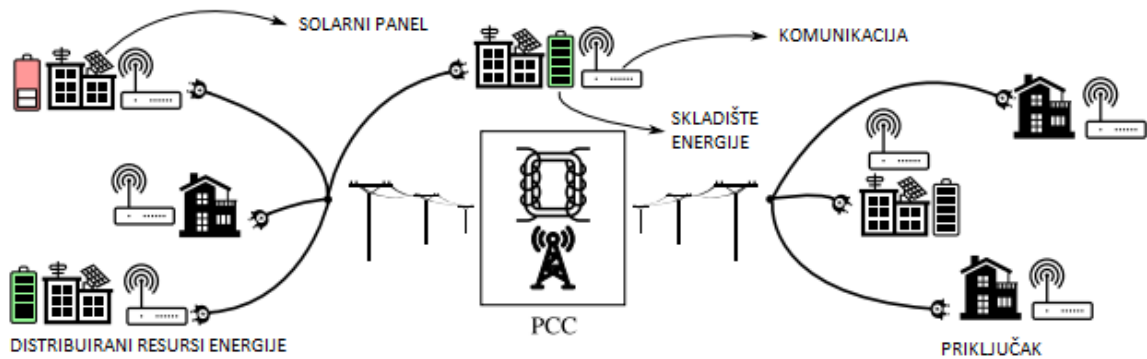
4.1. Optimiziranje cijene i električne učinkovitosti za racionalne agente u mikromrežama

U tradicionalnim energetske mrežama pojavljuju se dva izazova: povećanje potražnje za energijom te preuzimanje energije iz generatora koji su smješteni u distribuciji tj. distribuirane proizvodnje. U jednu ruku, stalno povećanje potražnje za energijom potražuje radikalne promjene u sustavu isporuke električne energije krajnjim korisnicima. S druge strane, nekoordinirano preuzimanje energije iz distribuirane proizvodnje ima tendenciju destabiliziranja sustava uslijed čega može doći do prekida rada mreže. Nedavni znanstveni radovi pokazuju kako se distribuirana proizvodnja (DER) može učinkovito koristiti za povećanje učinkovitosti mreže. Ovo istraživanje rezultiralo je s nekoliko prijedloga tehnike optimizacije mreže u kojemu svaka koristi postojeću infrastrukturu te se oslanja na online pametno mjerenje. Zajednička osobina svih tehnika je koordinirana i inteligentna kontrola, korištenje obnovljivih izvora koji mogu povećati preformanse te mrežni kapacitet. U ovom radu ciljano je na kućanske mikromreže gdje se neki od krajnjih korisnika ponašaju kao DER.

DER je opremljen sa uređajem za skladištenje energije (baterijom) te ga sam popunjava ovisno o potražnji energije. Bez ikakve daljnje regulacije, DER može višak energije prodati agentima koji osiguravaju najveći prihod. Međutim, to bi moglo dovesti do viših gubitaka i lošije stabilnosti mreže. Zbog toga je predložena strategija prema kojoj nakon ispunjenja lokalne potrebe za energijom, krajnji korisnici podešavaju svoju injekciju energije u mrežu sa ciljem smanjenja gubitaka i smanjenja potražnje iz nadređene mreže.

Prethodne studije ignoriraju činjenicu da u stvarnom svijetu injekcija energije iz DER-ova ovisi o ekonomskim čimbenicima. Dakle, novi pristupi nisu izvedivi ukoliko nisu u skladu s odgovarajućim tržišnim pravilima. U radu autori priznaju kako će krajnji korisnici biti potaknuti prihvatiti učinkovito ponašanje električne mreže ako je nagrada za to ekonomske prirode. Konačno, različite mikromeže se vide kao nezavisni prodavači električne energije, spremni da se priključe tržištu. U tu svrhu je predložena optimizacija sheme trgovanja. Iz ovoga se zaključuje kako je uloženi veliki napor kako bi se izradio model tržišta s električnom energijom. To znači kako će morati zadovoljiti potrebe tržišta gdje različite mikomreže djeluju kao nezavisni proizvođači energije. To onda oblikuje novo tržište, štoviše, nema više heterogenosti. Predloženi pristup zajednički obrađuje ekonomske prilike (snižavanje troškova energije potrošačima te povećanje DER-ovog profita) te određuje najbolji model optimizacije sustava. Predloženi model definira tržište koje se može optimizirati za podršku bilo kojoj od optimizacijskih tehnika, sve dok oni određuju količinu snage koju svaki DER ima za povećanje energije u bilo kojemu trenutku. Predloženi model ne zahtijeva nikakav ugovor te se za uvjete i odredbe isporuke električne energije ponovno pregovara. Iako smo svjesni toga da DER svoj višak energije proda operatoru distribucije (PCC), pretpostavljamo da će u bliskoj budućnosti biti dopuštena trgovina među korisnicima i da će regulatorna ograničenja biti zanemarena. Ustvari, trenutni trendovi istraživanja nam pokazuju kako se potiče distribucija gdje je arhitektura od korisnika do korisnika (peer to peer). Prijedlog tržišnog scenarija je prirodno formuliran kao višeciljni optimizacijski problem. U ovom slučaju PCC djeluje kao središnji regulator i regulator za mrežu. Ovakvo rješenje pruža potpuni opis Pareto-optimalne (P-oprimalne) trgovinske strategije za svaku mrežu. U ovom centraliziranom slučaju PCC rješava problem, a zatim distribuira P- optimalne parametre među agentima. Budući da rješenje pruža ekonomsku korist, u DER-ovom je interesu usvojiti P-optimalnu strategiju trgovanja. Potrošači ili kupci tada mogu odlučiti hoće li energiju kupovati od lokalnih DER-ova (po predloženoj cijeni) ili iz mreže (po fiksnoj cijeni). PCC forsira učinkovitost mreže na način da stimulira kupovinu od lokalnih DER-ova jer daje popust kada se energija kupuje od njih. Primjećujemo

da je model transparentan za strategiju optimizacije mreže. Zapravo bilo koja tehnika optimizacije se može uklopiti skroz dok osigurava optimalnu dodjelu energije čvorovima. Zbog toga se ovaj model ne zasniva na jednom scenariju te ne isključuje buduća poboljšanja.



Slika 4.1. Infrastruktura komunikacije i distribucije el. Energije sa agentima [19]

4.1.1. Modeli sustava i slučajevi

Uzimajući u obzir sustav električne mreže iz slike 4.2., kako bi se optimizirala električna mreža, stručnjaci se odlučuju za pristup CBSC algoritmu (*eng. Current Based Surround Control*). Postoje dvije tehnike zašto se koristi CBSC algoritam: prisiljava električnu mrežu do optimalnog načina rada što povećava efikasnost same električne mreže te koristi istu infrastrukturu kao i potrebna električna mreža. Tehnike zahtijevaju opremu sa pametnim uređajem za mjerenje kako bi odredio koliko je snage moguće proizvesti, koliko treba snage, impedancije, itd. i prijemnik koji treba komunicirati kako bi znali kolika su mjerenja i koje akcije treba poduzeti. Na kraju CBSC se pokazao kao veoma koristan kao algoritam koji optimizira električnu mrežu te iskorištava do maksimuma.

a) MODEL SUSTAVA

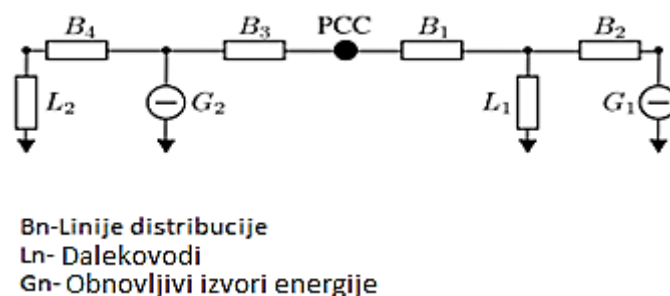
Prije prelaska na praktične dijelove rada, ovdje je holistički prikazan model sustava. Pretpostavka je da PCC (točka spajanja, *eng. Point of Common Coupling*) ima beskonačan kapacitet generatora napajanja. Zbog te pretpostavke neće se uzimati u obzir prekidi rada. Operator distribucije želi primijeniti što bržu reakciju kako bi obavio određeni zadatak u određenom slučaju. Kako bi se ta infrastruktura (slika 4.1.) mogla podržati, svi agenti u električnoj mreži su povezani kroz komunikacijsku mrežu, koja omogućuje komunikaciju „kraja s krajem“ (*eng. End to end*) između mrežne cjeline i agenata.

b) ELEKTRIČNI MODEL MREŽE

Ovo potpoglavlje opisuje elektronički model u elektroenergetskom sustavu, na koji je način funkcionirao, te kako optimizirati gubitke i uskladištiti višak električne energije.

U ovim ispitivanjima, stručnjaci su pretpostavili ustaljeno stanje niskonaponske mikromreže. Radi lakšega računanja i manjeg opterećenja, mreža je modelirana prema principu usmjerenog stabla. Tako korijen stabla predstavlja točku spajanja (PCC), a ostali čvorovi predstavljaju opterećenja i distribuiranu proizvodnju. PCC je modeliran kao naponski izvor, koji postavlja napon i fazu za cijelu mrežu, dok su ostali resursi modelirani sa konstantnom snagom ili konstantnom strujom. Ovdje je pretpostavljeno kako PCC može uvijek opskrbljivati mrežu sa potrebnom snagom.

Svako mjesto za pohranjivanje električne energije opremljeno je sa uređajem za pohranjivanje (npr. Punjive baterije). Veličina tog uređaja određuje ukupne iznose raspoložive snage. Nadalje, pretpostavlja se da će svaki uređaj za pohranu energije višak uputiti u elektroenergetsku mrežu.



Slika 4.2. Primjer električne mreže[19]

c) KOMUNIKACIJSKI MODEL

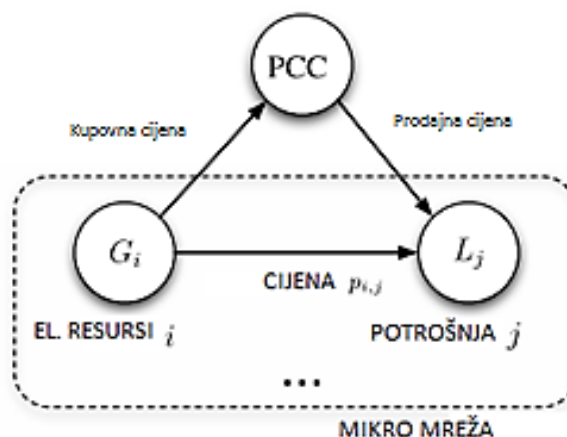
U ovom potpoglavlju, autori opisuju model komunikacije u elektroenergetskom sustavu, na koji princip radi te kakva je njegova korisnost u sustavu.

Svaki čvor u mreži opremljen je primopredajnikom čija komunikacijska izvedba ovisi o zahtjevima odabrane tehnike električne optimizacije. Međutim, ti detalji se ovdje ne smatraju rješenjem za problem optimizacije. Zapravo, ovdje je optimizacijski okvir neovisan o specifičnoj komunikaciji skroz dok omogućuje pravovremenu dvosmjernu komunikaciju između svakog para čvora.

d) TRŽIŠNI MODEL

Potpoglavlje opisuje tržišni model koji će detaljnije biti opisan u poglavlju 4.2., a bavi se optimizacijom i zadovoljavanjem potreba tržišta električne energije, kao i načinom kako više zaraditi i prodati veće količine električne energije.

Ovdje je predložen model u kojemu svaki DER može svoj višak energije ili prodati direktno potrošačima u svojoj mikromreži ili operatoru distribucije preko PCC-a. Prihod koji dobiva prilikom prodaje operatoru distribucije određen je tzv. kupovnom cijenom koju postavlja operator distribucije dok operator distribucije dok prihod koji ostvaruje od prodaje lokalnim kupcima određuje tzv. prodajna cijena koju postavlja sam DER. Treba imati na umu da je ovaj model tržišta (slika 4.3.) dosljedan trendu evolucije pametne mreže.



Slika 4.3. Primjer mikro mreže u tržišnom modelu[19]

e) SLUČAJEVI

- 1) Prvi slučaj: U prvom slučaju, uzimamo CBSC algoritam. Kada je ova tehnika primjenjena, električna mreža je podijeljena na više grupa. Svaka grupa napravljena je kao par DER-ova koji su spojeni tako da na putu između njih postoje samo potrošači ili kupci. Okvirni zadatak u ovom slučaju je da se može programirati kontrolnu stanicu definiranjem određenih pravila na tržištu kako bi se postigla ekonomska prednost s izvorima energije. Prvo DER-ovi prikupljaju informaciju o količini energiju koju trebaju potrošači na putu između njih. Zatim određuju optimalnu količinu energije koju bi trebali injektirati preko PCC kako bi se minimizirali gubici distribucije. Kada je ovaj postupak završen, agenti šalju glavnom računalu informaciju koliko treba energije da ne bi došlo do gubitaka u opterećenju.

Glavno računalo dobiva informaciju te kada skupi podatke, rješava problem optimizacije po pitanju cijene i popusta te uz pomoć modela racionalnih agenata doprinosi ekonomskoj stabilnosti dok su gubici u distributivnoj mreži minimalni.

Ovaj proces se može koristiti kroz više vremenskih okvira: u stvarnom vremenu, svaku minutu, svaki sat... Na primjer, optimizacija elektroenergetskog sustava može biti u stvarnom vremenu, dok optimizacija tržišnog modela može biti svake minute ili svaki sat. Konkretno u ovoj studiji, agenti glavnom računalu šalju podatke svakih sat vremena. Jednom kada je ovaj proces završen, opskrba električnom energijom odvija se u stvarnom vremenu, dok model tržišta ostaje nepromijenjen, sve do sljedećih informacija koje agenti šalju.

- 2) Drugi slučaj: Drugi slučaj se temelji na tehnici rasterećenja sustava tj. izravnavanj vrhova potražnje (eng. Peak shaving). Nakon što glavno računalo primi podatke, prognozira potrošnju u mreži za slijedeći dan i izračunava dva parametra koja zatim proslijeđuje do svakog DER-a. Nakon što prime ta dva parametra DER agenti određuju iznos djelatne i jalove snage koju namjeravaju injektirati u distribucijsku mrežu. Za razliku od CBSC strategije, ovdje je potrebna samo ukupna potrošnja u sustavu, a ne individualna. Zahvaljujući pametnom mjerenju, podatci se lako prikupljaju te sa tim informacijama glavno računalo samo može odrediti tržišni model bez da agenti posebno prikupljaju podatke za njega. Kada izračuna sve potrebne parametre za optimizaciju, glavno računalo

optimizira sustav. Kao i u prošlom slučaju, optimizacija se može koristiti u više vremenskih okvira.

4.1.2. Scenariji

U sljedećim scenarijima, prikazane su ovisnosti ponude o potražnji električne energije. U tablici 4.2. vidljivo je kako su dužine distribucijske linije različite: B1 i B2 iznose 50 metara, B3 iznosi 45 metara dok B4 iznosi 90 metara. Tablica 4.1. prikazuje koliko u svakom od scenarija generatori daju energije u mrežu.

	Scenario 1	Scenario 2	Scenario 3
G ₁	50kW	60kW	100kW
G ₂	100kW	90kW	100kW

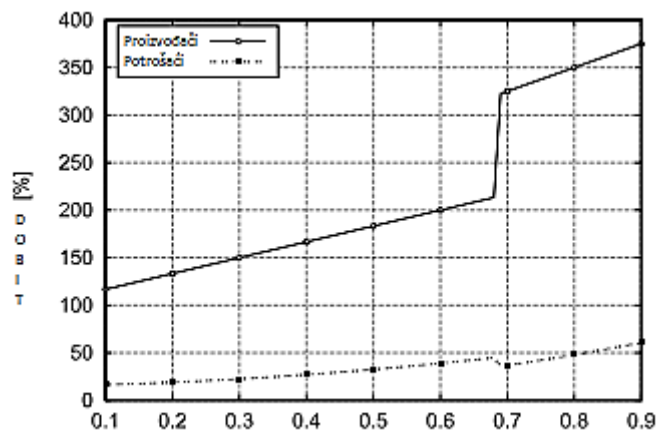
B ₁	B ₂	B ₃	B ₄
50 m	50 m	45 m	90 m

Tablica 4.1. Prikaz sange u scenarijima

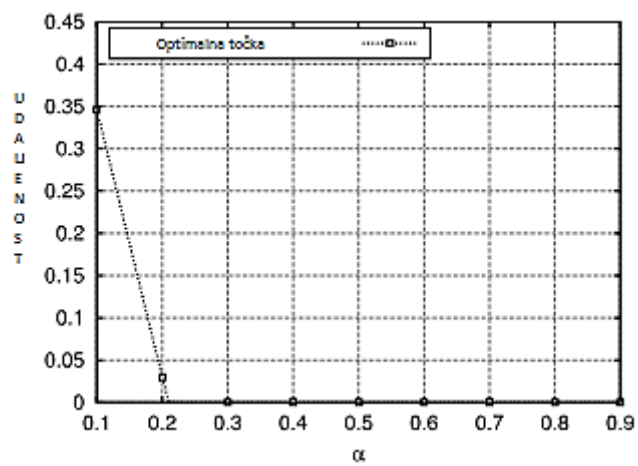
Tablica 4.2. Prikaz duljine distribucijske linije

a) SCENARIJ PRVI: USKA PONUDA

U ovom scenariju G1 i G2 prodaju točno jednaku količinu energije koju traži operator distribucije. Prvi rezultati pokazuju kako su za svaku optimiziranu mrežu prihod puno veći nego kod neoptimizirane mreže, ukupni trošak je uvijek manji u optimiziranom sustavu nego u neoptimiziranom. Ove dvije stavke su itekako poželjne jer je ovakav predložen model tržišta zadovoljavajući s obzirom da su u ovom modelu svi agenti uključeni. Ispod se nalaze grafikoni dobiti i udaljenosti(slika 4.4. i slika 4.5.) gdje se prikazuje ovisnost prednosti od primjene optimizacije za der-ove i kupce u ovisnosti o parametru alpha koji predstavlja popust (diskont) – njime se množi fiksna cijena energije koja se prodaje preko PCC-a.



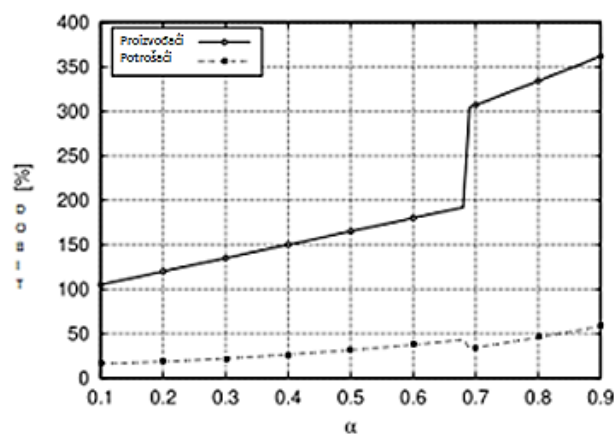
Slika 4.4. Grafikon dobiti [19]



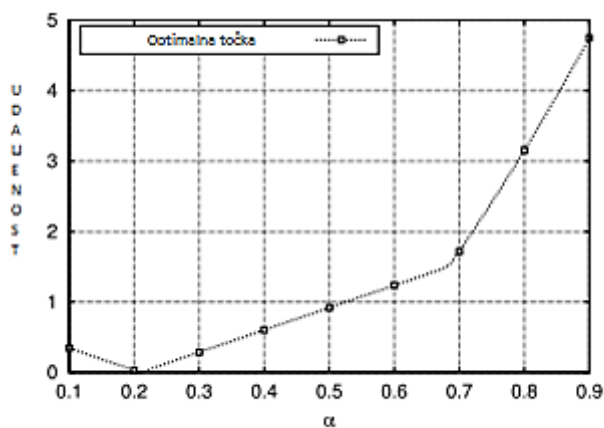
Slika 4.5. Grafikon optimizacije udaljenosti [19]

b) SCENARIJ DRUGI: NEBALANSIRANA USKA PONUDA

U ovom scenariju G1 je voljan prodati više energije nego u prethodnom slučaju dok je generator G2 voljan prodati manje energije. Ispod se nalazi grafikon dobiti (slika 4.6.) te grafikon optimizirane udaljenosti (slika 4.7.).



Slika 4.6. Grafikon dobiti

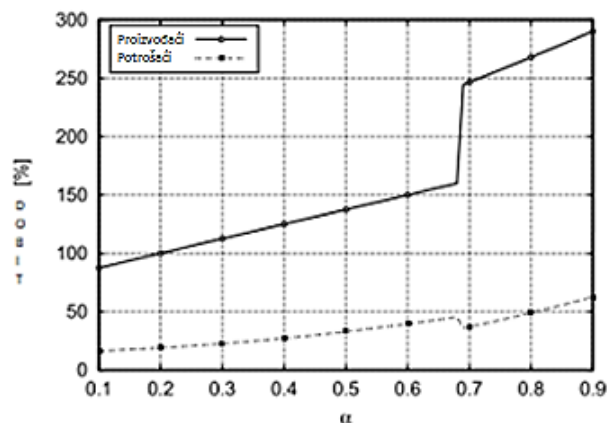


Slika 4.7. Grafikon optimizirane udaljenosti [19]

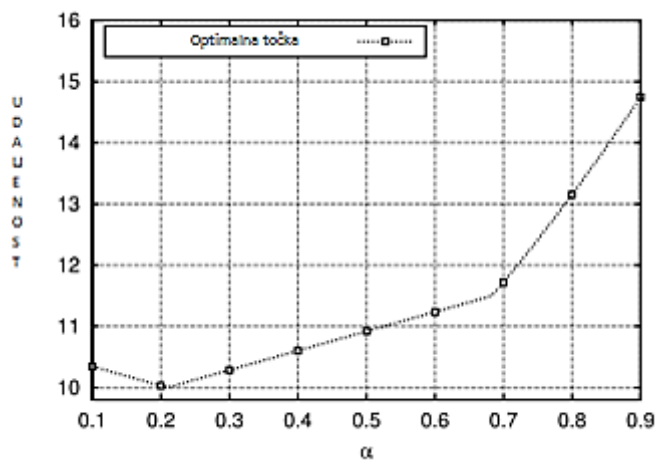
Kao i u prošlom scenariju optimizacije, i u ovom slučaju najbolje optimizirana mreža donosi najveće prihode. U ovom slučaju jedna je ponuda uvijek manja od druge, što znači da se ovaj slučaj koristi samo kada se ne može balansirati obadvije mreže.

c) SCENARIJ TREĆI: LABAVA PONUDA SA GUBITKOM SNAGE

U ovom scenariju G1 prodaje više energije nego što je algoritam predvidio, dok G2 prodaje onoliko energije koliko je CBSC algoritam predvidio. Kao što smo vidjeli u prošlim slučajevima, svaki optimiziran sustav donosi veću dobit (slika 4.8.). Tako je i u ovom slučaju, kao i grafikon optimizacije udaljenosti (slika 4.9.).



Slika 4.8. Grafikon dobiti



Slika 4.9. Grafikon optimizacije udaljenosti [19]

U ovom slučaju, na slici 4.9. vidi se: ako G1 prodaje 50kW potrošačima (L1), a ostatak energije prodaje operatoru distribucije (PCC). Kako alfa raste, G1 prodaje više, te udaljenost optimalnih uvjeta električne mreže raste.

Prezentirani rezultati pokazuju da u svakom od ovih slučajeva postoji ekonomska dobit u optimizaciji elektroenergetskog sustava te da je u svakom od scenarija iskorištena maksimalna efikasnost mreže. Ovo konkretno može jako puno pomoći u praksi stvarnim distributerima.

4.2. Agenti koji predstavljaju potražnju na tržištu električne energije: modeliranje i simulacija

U ovom poglavlju je detaljno objašnjeno kako funkcionira tržište električne energije, koje su mu mane i vrline, kakvo rješenje je najbolje za optimizaciju sustava te kako se primjenjuju agenti i na koji način kontroliraju i upravljaju sustavom.

U nekoliko dereguliranih tržišta, potražnja se tretira kao neelastična, dok u stvarnosti potražnja je sposobna donositi racionalne odluke vezane uz kupovinu električne energije. Na trenutnim maloprodajnim tržištima, kupci ne mogu kupovati električnu energiju po promijenljivoj trenutnoj cijeni te stoga nemaju financijski poticaj da reguliraju svoju potražnju i tako snize tržišnu cijenu. Prema tome, većina potrošača nema interesa za smanjenje tržišne cijene. Zbog toga neki stručnjaci tvrde da treba promicati aktivniju ulogu potražnje jer se tako povećava učinkovitost tržišta.

Nekoliko je metoda predloženo za tržište elektroenergetskih sustava, iako je lako izračunati gubitke u komercijalnom i industrijskom sektoru, iako stambena populacija čini veliki dio potrošača. Slijedom toga, sljedeća metoda i rješenje namjenjeni su upravo komercijalnim i industrijskim tržištima, koji direktno sudjeluju u ponudama cijena i kvalitete elektroenergetske mreže na tržištu.

Iz praktičnih razloga, svaka nova metoda koja se koristi za uključivanje potražnje na tržište, treba sadržavati sljedeće značajke: a) proces mora biti jednostavniji od procesa za komercijalne i industrijske svrhe, b) potrošači toleriraju mala odstupanja između željene i stvarne količine, c) neki su potrošači voljni žrtvovati kvalitetu i pouzdanost električne energije kako bi cijena bila niža, d) ostali potrošači nisu spremni za pad kvalitete i pouzdanosti u mreži te su to voljni platiti. Postoje čak potrošači koji plaćaju puno veće iznose od ostalih, ali oni uvijek moraju imati električne energije.

Kako bi se razvio model za uključivanje potražnje na tržište pretpostavlja se kako su potrošači spremni odreći se kvalitetne i pouzdane opskrbe električnom energijom samo povremeno te se trebaju izbjegavati učestala isključenja potrošača. Na kraju svakoga obračunskog razdoblja, agent agregatoru mogu provjeriti postoje li odstupanja između dostavljene električne energije i onoga što su potrošači tražili i potpisali u ugovoru. Ukoliko odstupanje postoji, agent agregator može aktivirati ugovore o prekidu isporuke (ILC) koje je sklopio sa kupcima koji su voljni smanjiti potrošnju.

Stoga, agenti imaju određenu slobodu provjere odstupanja te ako primjete nekakvo odstupanje, na njima je odluka je li to odstupanje malo ili veliko te hoće li opskrbiti sve potrošače za traženom energijom.

Kod onih potrošača, koji su platili više i očekuju da će uvijek imati električne energije, moguće je imati drugačiji model ugovora. Kod takvog ugovora, ako se ne isporuči električna energija, distributor plaća penale, a potrošač je osiguran. Ako se dogodi da cijene padnu ispod ugovorene cijene, tada se u ugovoru ugovara propisana cijena osiguranja distributora, čiji će gubitak pokriti osiguranje.

4.2.1. Optimalne funkcije ponude

Funkcija ponude je funkcija distribucije koja optimizira zadovoljstvo na strani potrošača. Za agenta, zahtjev pojedinca važan je samo kada odražava istinsku ponudu u smislu visine cijene.

Stoga, optimalna funkcija ponude glasi:

$$p(q) = \frac{p_{max}}{1 + r \exp\left(\frac{q - q_f}{f_{T_{pb}}}\right)} \quad (4-1)$$

$p(q)$ -optimalna funkcija ponude

p_{max} - maksimalna ponuda

$f_{T_{pb}}$ -slobodni faktor

q -količina

r -konstanta

q_f -faktor količine

Gdje vrijedi:

$$p(q) = \frac{p_{max}}{1 + r \exp\left(\frac{q - q_f}{f_{T_{pb}}}\right)} \bigg|_{f_{T_{pb}} \rightarrow 0} = p_{max} [1 - u(q - q_f)] \quad (4-2)$$

Optimalna ponuda cijene je:

$$p(q) = \frac{p_{max}}{h \exp\left(\frac{q-q_f}{f_{Tms}}\right)-1} \bigg|_{q=(1+\varepsilon)q_f} = \frac{p_{max}}{\frac{p_{max}+p_c}{p_c} \exp\left(\frac{\varepsilon q_f}{f_{Tms}}\right)-1} = p_m \quad (4-3)$$

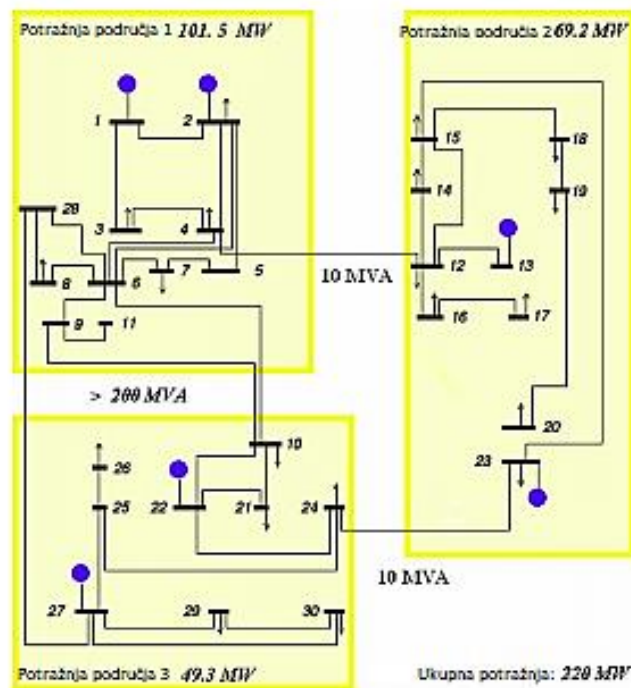
Što vodi do:

$$f_{Tms} = \frac{\varepsilon q_f}{\ln\left[\left(\frac{p_{max}+p_m}{p_m}\right)\left(\frac{p_m}{p_{max}+p_m}\right)\right]} = \frac{\varepsilon q_f}{\eta} \quad (4-4)$$

Te na kraju konačna formula glasi:

$$p(q) = \frac{p_{max}}{\frac{p_{max}+p_c}{p_c} \exp\left[\frac{\eta}{\varepsilon} \left(\frac{q-q_f}{q_f}\right)\right]-1} \quad (4-5)$$

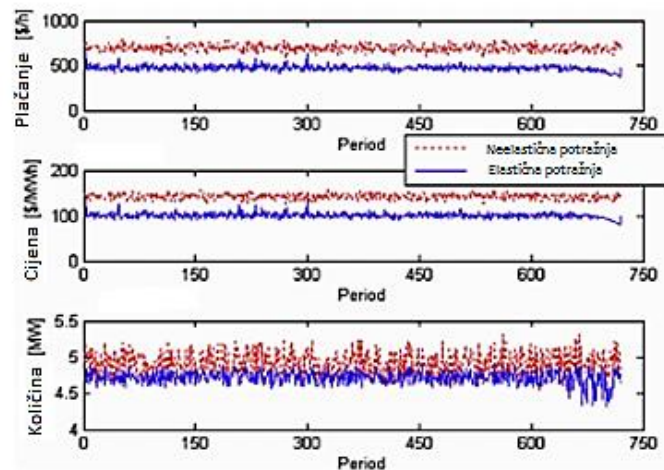
To znači da će oblik ponude biti vrlo strma krivulja, slična krivulji neelastične potražnje. Po zadanoj cijeni p , agenti žele kupiti snagu, kako bi zadovoljili one koji moraju imati električnu energiju. Iako agent ne mora ponuditi za veću količinu od one koja mu je potrebna, te na taj način smanjuje cijenu proizvoda. Iako se u praksi cijena ne mijenja previše, s druge strane, agenti sve više pokušavaju srušiti cijenu.



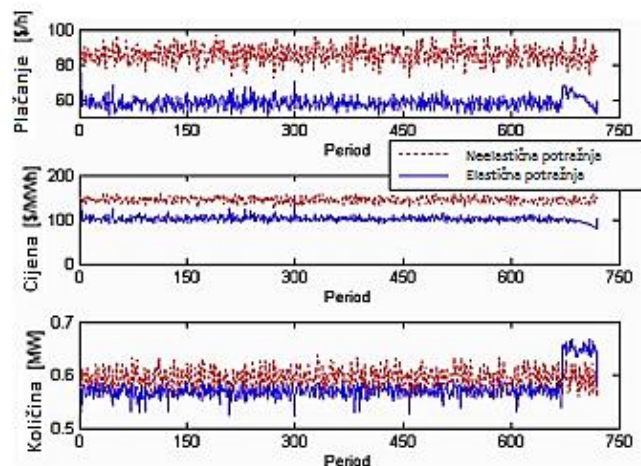
Slika 4.9. Ukupna potražnja sustava[20]

4.2.2. Rezultati simulacije

Za simulaciju razvijenog višeagentskog sustava, koristi se modificirani IEEE sustav sa 30 sabirnica. Slika 4.9. pokazuje mrežu koja je korištena u ovom radu. Nekoliko simulacija je pokrenuto sa ili bez agenata za odlučivanje. Kako je i vidljivo, potraživana cijena je smanjena za gotovo 32% u usporedbi sa početnom cijenom. Kako bi se cijena srušila, žrtvovalo se ukupno 3.9% energije. U slikama 4.10. i 4.11. detaljno su prikazane razlike između cijene količine i potražnje prije i poslije pokretanja simulacije.



Slika 4.10. Rezultati sabirnice 10[20]



Slika 4.11. Rezultati sabirnice 20[20]

Agenti su proveli simulacije od 720 perioda u mjesec dana. U simulaciju su uključeni granični troškovi, mala i velika nagađanja. Tijekom simulacije, linije su frekventivno rasle i padale, dok su cijene, količina i transakcije prikazane kroz gornju, srednju i donju granicu u simulaciji.

Ako usporedimo slike (4.10) i (4.11). vidljivo je da je cijena, kada su agenti bili uključeni, manja za 32% od one kod kojih nije bilo agenata te su sustavi sa agentima potrošili 3,3% više energije od onih bez agenata. Cijena se postupno smanjivala, vraćajući 10% energije sa značajnim padom. Kada se pojavi značajni porast, krivulja potražnje izlazi iz krivulje neelastične ponude. Kada nema porasta, krivulja potražnje postaje identična krivulji neelastične ponude.

U tabirnici 16 provedeno je 650 simulacija prije novog ugovora. Također su cijene, troškovi, i količine prikazane kroz gornju, srednju i donju granicu. Cijene su konstantno bile niže kod onih slučajeva gdje su agenti uključeni u simulaciju. Kod aktivnih agenata, cijene su bile niže za 32% dok su se zalihe punile i rasle za gotovo 3,3% u odnosu na simulaciju sa pasivnim agentima.

4.2.3. Zaključak

Promjene na strani potražnje pomoći će tržištu električne energije da djeluje na učinkovit način. U prethodno prikazanom modelu, potražnja je svrstana u dvije vrste: u cjenovnu potražnju te ponudu koja mora postojati, temeljenu na tendenciji pouzdanosti. Teoretski, optimalne ponude za svaku vrstu potražnje izvedene su iskorištavanjem novih vrsta ugovora o opskrbi električnom energijom te je zaključak da je takva provedba izvediva, te pogodna za malo tržište.

5. PRIMJER VIŠEAGENTSKEG SUSTAVA ZA SIMULACIJU TRŽIŠTA ELEKTRIČNE ENERGIJE

U ovome poglavlju opisuju se pojmovi kao što su MASCEM (eng.-Multi-Agent Simulator for Competitive Electricity Markets) , kako funkcioniraju sustavi za natjecanje na tržištu električne energije, opisuje se jedan detaljan praktičan primjer simulacije tržišta električne energije, govori se o višeagentskim sustavima i njihovoj ulozi u simulaciji. Primjer govori o praktičnoj simulaciji na španjolskom tržištu električne energije te pokazuje koju strategiju treba odabrati.

Cijelo poglavlje prevedeno je sa službene stranice MASCEMA [21] kao i praktični primjer koji je preuzet sa navedene službene stranice, naziv primjera : "Adaptive Learning in Agents Behaviour: A Framework for Electricity Markets Simulation." [22]

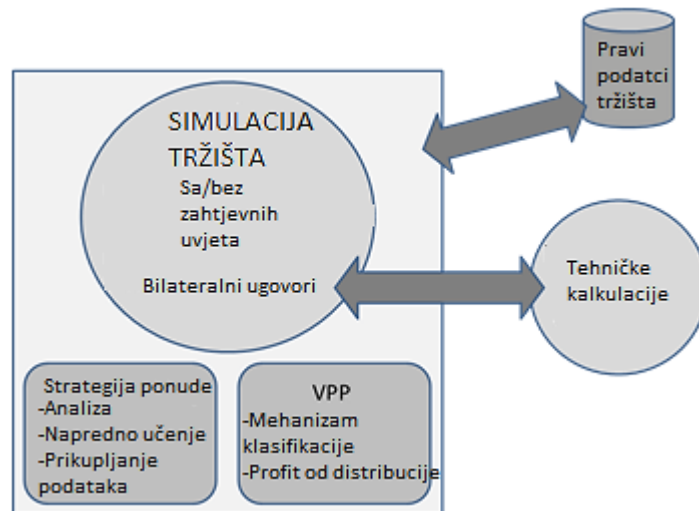
5.1. MASCEM

Višeagentski sustav za simulaciju konkurentnog tržišta električne energije (eng.-Multi-Agent Simulator for Competitive Electricity Markets) ili skraćeno: MASCEM je alat za modeliranje i simulaciju s ciljem proučavanja kompleksnih operacija restrukturiranog tržišta električne energije. MASCEM modelira virtualne složene dinamične ponuđače, uključujući i njihove interakcije, kratkoročno i dugoročno prikupljanje podataka, kako bi podržao odluke ponuđača prema vlastitim karakteristikama i ciljevima.

MASCEM koristi bazu podataka OAA AgentLib i Java virtual machine verziju 1.6.0., te interagentni komunikacijski jezik ICL. OAA je sučelje i jezik kojeg dijele svi agenti, bez obzira koja su računala na kojima se prikazuju ili na kojem se programskom jeziku programiraju, samim time se omogućuje integriranje raznih softverskih modula. Komunikaciju i suradnju između agenata posreduje jedan ili više voditelja koji su odgovorni za podudaranje zahtjeva između korisnika i agenta s opisima sposobnosti drugih agenata.

Cilj MASCEM-a je biti sposoban simulirati što više tržišnih modela i tipova ponuda kako bi mogao realno reproducirati operaciju stvarnih tržišta električne energije. To mu omogućuje da se koristi kao alat za simulaciju i podršku za odluke u kratkoročnom i srednjoročnom razdoblju, ali i kao sredstvo za potporu dugoročnim odlukama, poput onih koje donose regulatori.

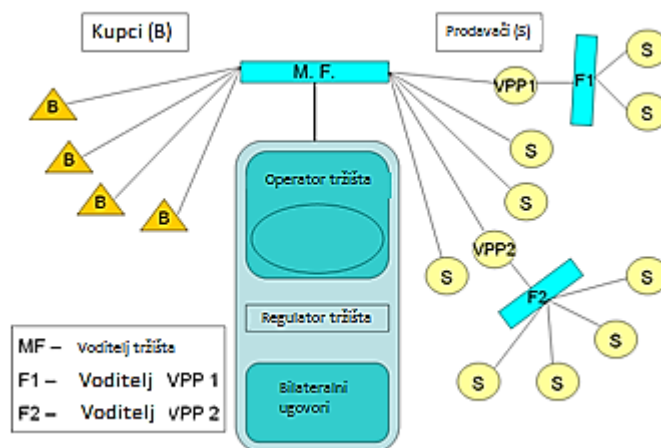
MASCEM-ove osnovne značajke opisane su u slici 5.1.



Slika 5.1. Osnovne značajke MASCEM-a[21]

5.1.1. Višeagenstski model

U pregovore je uključeno nekoliko subjekata u opsegu tržišta električne energije; MASCEM-ov multiagentski model predstavlja sve uključene entitete i njihove odnose. Model više agenata uključuje: voditelja tržišta, prodavače, kupce, VPP (eng. Virtual Power Player), VPP voditelje, operatora tržišta i operatora sustava. Slika 5.2. pokazuje osnovne odnose u višeagentskom modelu.



Slika 5.2. Odnosi u višeagentskom modelu[21]

Tržišni operater prisutan je samo u simulacijama pool-a i hibridnih tržišta. On prima ponude od kupaca i prodavača, potvrđuje ih i analizira, određuje tržišnu cijenu te prihvaća i odbija ponude. Operater sustava uvijek je prisutan i osigurava da se zadovoljavaju svi uvjeti unutar sustava, a odgovara i za sigurnost sustava.

Nakon što bude obaviješten o svim pregovorima koji će se održati, ispituje tehničku izvedivost s gledišta elektroenergetskog sustava i rješava probleme koji mogu nastati zbog zagušenja. Zapravo, ovaj agent povezuje se sa simulatorom elektroenergetskog sustava, kroz koji se provodi analiza tokova snaga. Voditelj tržišta koordinira i osigurava pravilan rad tržišta kojim se reguliraju svi postojeći pregovori. Agent je upoznat s tržišnim nastupom, kao i sa voditeljima i njihovim ulogama u simulaciji. Agenti kupaca i prodavača ključni su elementi tržišta. Potrošači i distributeri zastupljeni su od kupaca. Proizvođači električne energije zastupljeni su od strane prodavača. Agenti prodaje natječu se jedni s drugima kako bi povećali svoju dobit. S druge strane, zastupnici prodavača mogu također surađivati s kupcima koji pokušavaju uspostaviti sporazume koji udovoljavaju ciljevima obje strane. Broj kupaca i prodavača, njihova intrinzična i strateška obilježja, određuje korisnik za svaki scenarij.

5.1.2. Virtualni ponuđači

Zbog ekoloških problema uzrokovanih fosilnim gorivom korišteni su obnovljivi izvori energije. Prednosti korištenja obnovljivih izvora su jasne s gledišta okoliša. S tehničke i ekonomske točke gledišta postoje problemi koji se moraju prevladati kako bi se iskoristila intenzivna uporaba obnovljivih izvora energije, što uglavnom potječe od distribuirane proizvodnje. Agregatna strategija može omogućiti vlasnicima obnovljivih izvora da steknu tehničke i komercijalne prednosti, ostvarujući dobit od specifičnih prednosti mješavine tehnologija nekoliko generacija i prevladavanja ozbiljnih nedostataka nekih tehnologija. Agregiranje distribuiranih elektrana daje mjesto novom konceptu virtualnih ponuđača (eng-Virtual Power Player) (VPP). Integracija VPP-a na tržišta električne energije je vrlo izazovna domena koja motivira MASCEM evoluciju.

Koalicije posrednika posebno su važne za rješavanje VPP-ova jer se to može smatrati koalicijom agenata koji predstavljaju agregirane igrače. Koalijska formacija je povezivanje brojnih različitih autonomnih agenata koji se slažu da će koordinirati i surađivati, djelujući kao koherentno grupiranje, u obavljanju određenog zadatka. Takve koalicije mogu poboljšati učinkovitost pojedinačnih agenata i / ili sustava kao cjeline. To je važan oblik interakcije u multiagentskim sustavima.

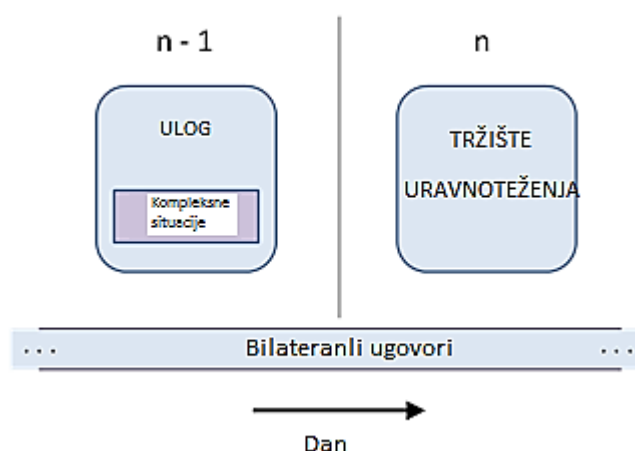
Postupak stvaranja koalicije sastoji se od nekoliko faza: generiranja koaličijske strukture, optimizacije vrijednosti koalicije i distribucije isplata. Što se tiče procesa stvaranja koalicije za VPP modeliranje, tri glavne aktivnosti generiranja strukture koalicije, optimizacija vrijednosti koalicije i raspodjele isplata treba razmotriti u scenariju gdje agenti rade u dinamičnom i vremenskom okruženju. To podrazumijeva značajne promjene na osnovnom modelu i komunikacijskoj infrastrukturi MASCEM.-a.

VPP može koristiti različite tržišne strategije s obzirom na specifične aspekte kao što su proizvođači koji su uspostavili ugovore i raspon predviđanja proizvodnje. Pogreške predviđanja povećavaju se s udaljenosti između predviđanja i predviđenih vremena. Standardne pogreške navedene su kao postotak instaliranog kapaciteta, budući da su to najčešće zainteresirane za operatore sustava (instalirani kapacitet je lako mjeriti); ponekad se daju kao srednja proizvodnja ili u apsolutnom broju.

Modeliranje VPP-a MASCEM-a proširilo je opseg postupaka pregovora u MASCEM simulatoru, omogućujući proučavanje različitih vrsta pregovora izvan regulatornog modela tržišta električne energije.

5.1.3. Pregovaranje u MASCEM-u

MASCEM uključuje nekoliko pregovaračkih mehanizama koji se obično nalaze na tržištima električne energije, a mogu simulirati nekoliko vrsta tržišta, naime: tržišta energije, bilateralni ugovori, tržište ravnoteže i budućeg tržišta. Slika 5.3 prikazuje pregovarački slijed za jednodnevnu simulaciju u MASCEM-u.



Slika 5.3. Pregovarački slijed u MASCEM-u[21]

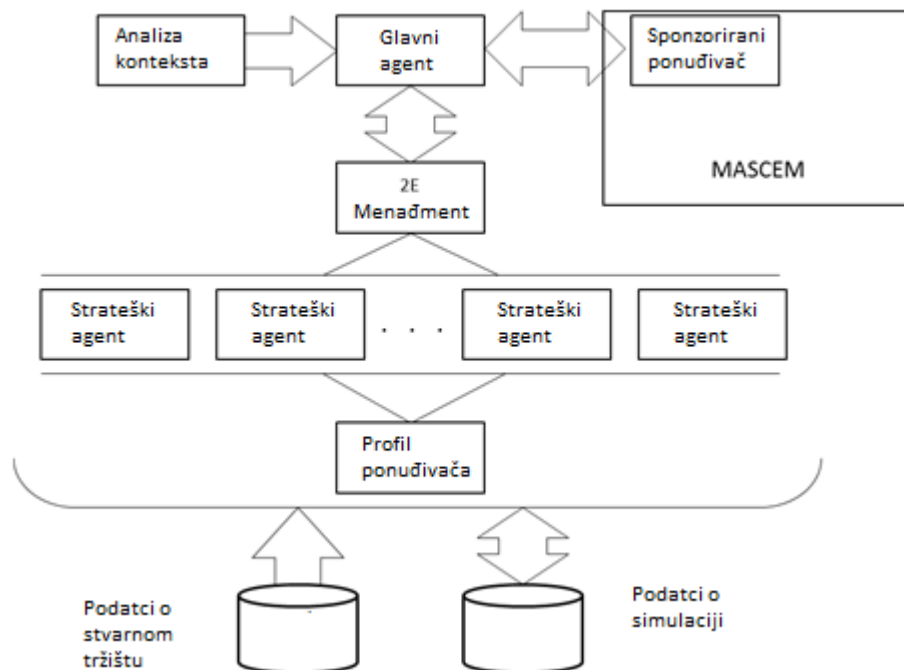
Na temelju prethodno dobivenih rezultata, agenti kupaca i prodavača pregledavaju svoje strategije za budućnost. Strateško ponašanje svakog agenta određuje željenu cijenu i količinu energije koja će se dogovoriti na svakom tržištu.

Strategije ovisne o vremenu i strategije koje ovise o ponašanju dio su svakog agenta i određuju cijenu za pregovore sljedećeg dana prema prethodno dobivenim rezultatima. Postoje četiri vrste vremenski ovisnih strategija: Determined (cijene ostaju nepromjenjive tijekom razdoblja pregovora); Anxious (manje promjene cijene vrše se nakon kratkog vremena trgovanja); Moderated (male promjene cijene izvršene su između pregovora); Gluttonous (cijena je bitno promijenjena, ali samo u kasnijem trgovanju).

Što se tiče rada VPP-a, pregovori se odvijaju u nekim dodatnim vremenskim razdobljima, tj. u formiranju i upravljanju koalicija. Ova vrsta pregovora omogućuje ponuđačima sposobnost postizanja najpoželjnijih koalicijskih ugovora, kako za agregator (VPP) tako i za članove (prodavače i kupce). Ti pregovori uzimaju u obzir karakteristike i ciljeve ponuđača te im omogućuju da dobiju alternativne ponude koje mogu dobiti pregovarajući isključivo na tržištu.

5.1.4. ALBidS- Strateški sustav za ponude sa mogućnošću usvajanja novih pojmova

ALBidS se provodi kao višeagentni sustav u kojem postoji jedan agent koji obavlja svaki odvojeni algoritam, zadržavajući ekskluzivno znanje o njegovom izvršenju. Na taj način sustav može izvršiti sve algoritme paralelno, sprječavajući degradaciju performansi sustava u mogućem iznosu. Kako svaki agent strategije dobiva svoj odgovor, šalje ga glavnom agentu, koji je odgovoran za odabir najprikladnijeg odgovora među svime što primi, ovisno o svakom kontekstu. Slika 5.4. prikazuje globalnu strukturu ALBidS sustava, s glavnim agentom kao njegovim središnjim entitetom.

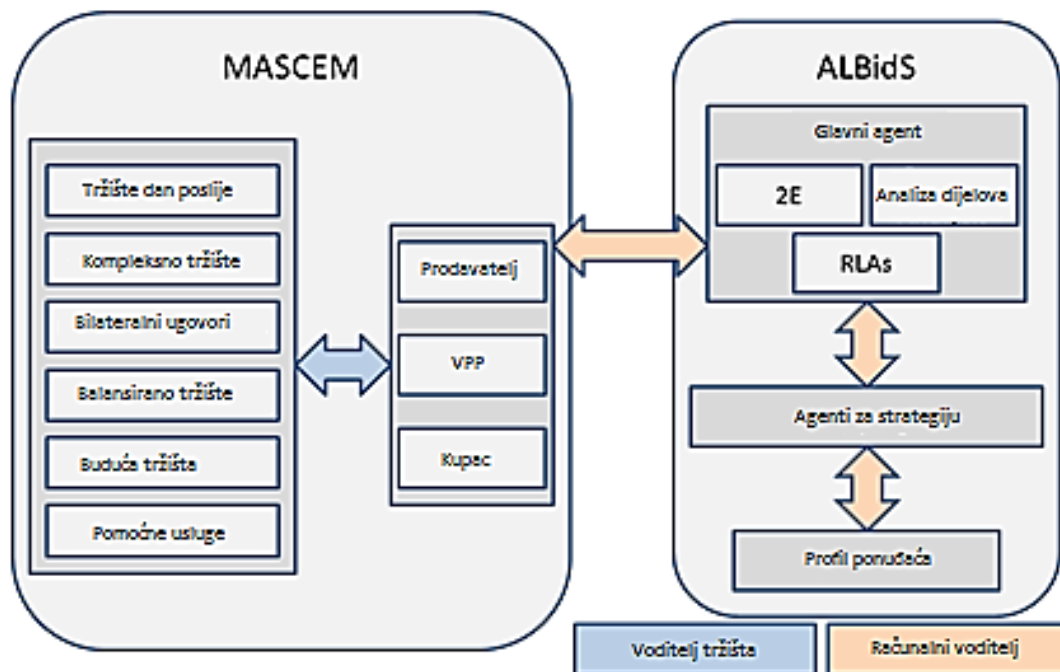


Slika 5.4. Globalna struktura ALBidS sustava [21]

Konteksti su važan čimbenik u vezi s prilagodbom pristupa koji treba odabrati kao konačnu akciju koju će podržati igrač na tržištu. Mehanizam za analizu i definiranje različitih tržišnih pregovaračkih konteksta osigurava sredstva za odabrane akcije koje treba prilagoditi i odabrati ovisno o različitim okolnostima koje se susreću u svakom trenutku.

Da bi se podržao neki od ovih pristupa, implementiran je mehanizam definiranja profila natjecatelja s ciljem stvaranja odgovarajućih profila igrača koji će koristiti ALBidS strategije, koje zahtijevaju takve profile za njihovo izvršavanje.

Mehanizam upravljanja učinkovitosti manipulira strategijama, kako vanjskim tako i internim. Iz perspektive sustava ovaj mehanizam pridonosi odlučivanjem koji se alati koriste u svakom trenutku za svaku okolnost; ovisno o njihovu promatranom učinku u smislu učinkovitosti i djelotvornosti. Na taj način ovaj mehanizam može odlučiti isključiti određene strategije kada ne ispunjavaju zahtjeve ALBidS-a za slučaj u materiji. Strategije koje je izabrao da se izvršavaju također se interno manipuliraju kako bi prilagodili svoje rezultate pojedinog rezultata kvalitete / izvršenja vremena za potrebe tekuće simulacije. Na slici 5.5. prikazana je integracija ALBidS-a sa MASCEM-om.



Slika 5.5. Integracija ALBidS sustava sa MASCEM-om[21]

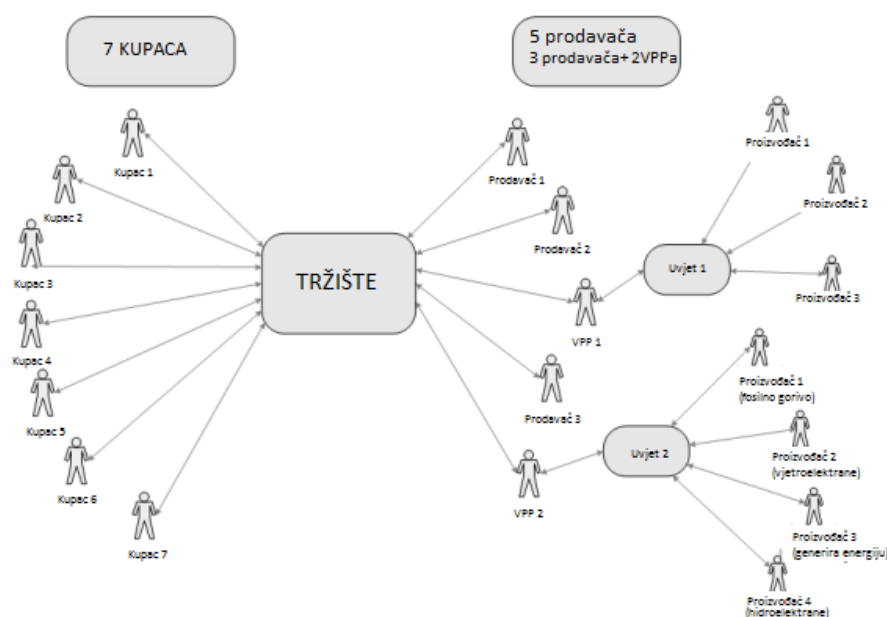
5.2. Primjer primjene MASCEM-a

Trenutno tržište ili eng. day-ahead je tržište koje funkcionira svakodnevno, gdje igrači pregovaraju o električnoj energiji snage za svaki sat ili pola sata sljedećeg dana. Takva tržišta strukturirana su da razmotre fluktuacije proizvodnje, kao i razlike u proizvodnim troškovima različitih jedinica. Na tom tržištu, svaki subjekt koji sudjeluje mora predložiti svoje prijedloge za prodaju ili kupnju za svaki od njih satno razdoblje od jednog dana.

Na kraju svakog razdoblja operator tržišta određuje tržišnu ravnotežu, količinu i tržišnu cijenu - jedinstvenu cijenu koja će se primjenjivati na sve transakcije tog razdoblja. Ponude svakog dobavljača koji nudi cijene niže od utvrđene i svaki potrošač koji nudi cijene veće od tržišne cijene bit će prihvaćene.

5.2.1. Prijedlog simulacije

Testni scenarij uključuje 7 kupaca i 5 prodavača (3 regularna prodavača i 2 VPP-a). Ova skupina agenata stvorena je s namjerom da predstavljaju španjolsko tržište, svedenu na manju skupinu koja sadrži bitni aspekti različitih dijelova tržišta, omogućujući bolju individualnu analizu i proučavanje interakcije i potencijala svakog od tih čimbenika. Podaci korišteni u ovom primjeru temelje se na stvarnim podacima. Slika 5.6. prikazuje simulacije španjolskog tržišta.



Slika 5.6. Prikaz španjolske simulacije[22]

Natjecateljske ponude za igrače definirane su kako slijedi:

- Kupac 1 - kupac kupuje energiju neovisno o tržišnoj cijeni. Cijena ponude je 18,30 c € / kWh (ta je vrijednost mnogo veća od prosječne tržišne cijene);
- Kupac 2 - cijena ponude kupca varira između dvije fiksne cijene, ovisno o razdobljima kada stvarno treba kupiti, i one u kojima je potreba niža. Dvije su varijacije 10,00 i 8,00 c € / kWh;
- Kupac 3 - cijena ponude kupaca je fiksna na 4,90 c € / kWh;
- Kupac 4 - ponuda kupaca uzima u obzir prosječne cijene u posljednje četiri srijede;
- Kupac 5 - ponuda kupca uzima u obzir prosječne cijene u posljednja četiri mjeseca;
- Kupac 6 - ponuda kupca uzima u obzir prosječne cijene u proteklom tjednu (s obzirom na samo radne dane)
- Kupac 7 - kupac kupuje samo ako su tržišne cijene niže od onih koje su uobičajene tržišne cijene (oko 4,0 do 8,0 c € / kWh), nudeći znatno nižu vrijednost: 2,0 ili 3,0 c € / kWh, ovisno o tome je li trenutačno pregovaračko razdoblje na kraju dana;
- Prodavač 1 - prodavač mora prodati svu snagu koju proizvodi. Cijena ponude je 0.00c € / kWh;
- Prodavač 3 - ponuda za prodavača uzima u obzir prosječne cijene u posljednja četiri mjeseca uz povećanje od 0,5 c € / kWh;
- VPP 1 - Uključuje četiri vjetroelektrane i nudi fiksnu vrijednost tijekom dana. Cijena ponude je 3.50 c € / kWh;
- VPP 2 - uključuje jednu fotonaponsku, jednu koprodukciju i jednu mini hidroelektranu; ponuda cijena se temelji na troškovima koprodukcije i iznos koji se prodaje temelji se na ukupnoj vrijednosti predviđenu proizvodnju.

Svi su testovi izvedeni na računalu s dva Intel® Xeon® X5450 3.0 GHz procesora, svaki s 2 jezgre, 4 GB memorije i Windows Server 2008 32-bitnom operacijskom sustavu.

5.2.2. Postavljanje parametara

Parametri su prvobitno definirani, ali su se mijenjali tijekom simulacija. Najočitiji primjer su dani i razdoblja mjenja strategija.

Mehanizam analize konteksta:

- o NC (broj konteksta) = 4.

- Mehanizam uravnoteženja učinkovitosti / djelotvornosti:

- o Pref (preferencija za učinkovitost) = 100% u prvom slučaju;

- o Pref = 50% u drugom slučaju;

- o Pref = 0% u trećem slučaju.

- Roth-Erev algoritam učenja ojačanja:

- o W (težina za prošlo iskustvo) = 0,4.

- Prosječni agenti: dan = 2012-12-01;

- o Razdoblje = 1.

- Regresijski agenti: dan = 2012-12-01;

- o Razdoblje = 1.

- Skupni cilj usmjeren:

- dan = 2012-12-01;

- o Razdoblje = 1.

- Adaptivna izvedivna agentica: dan = 2012-12-01;

- o Razdoblje = 1.

- Tržišna cijena nakon agenta: dan = 2012-12-01;

- o Razdoblje = 1.

- Agent ANN: dan = 2012-12-01;

- o Period = 1;

- o Training_Limit (količina podataka korištenih u procesu obuke) = 240;

- o Čvorovi (broj čvorova u međusloju) = 3.

-Agent AMES: dan = 2012-12-01;

o Period = 1;

o Roth-Erev RLA

- $q_i(0)$ (početna sklonost) = 0;

- C_i (parametar zaglađivanja) = 0,9;

- e (parametar eksperimentiranja) = 0,1;

- r (parametar recency) = 0,2;

- simulirano posipanje

- $T_i(0)$ (početna temperatura) = 50;

- λ (faktor smanjenja temperature) = 0,9;

-Akcija izgradnje domene

- $M1_i$ (parametar kontrole gustoće) = 5;

- $M2_i$ (parametar kontrole gustoće) = 3;

- $M3_i$ (parametar kontrole gustoće) = 1;

- $RIMax_i$

L (parametar raspona indikatora) = 0,4;

- $RIMax_i$

U (parametar raspona indikatora) = 0,4;

- $RIMin_i$

C (parametar raspona indikatora) = 1;

- SS_i (parametar za početak nagiba) = 1;

- Značajke unutarnjih proizvođača

- $Capi$

L (minimalni kapacitet) = 0 MW;

- $Capi$

U (maksimalni kapacitet) = 50 MW;

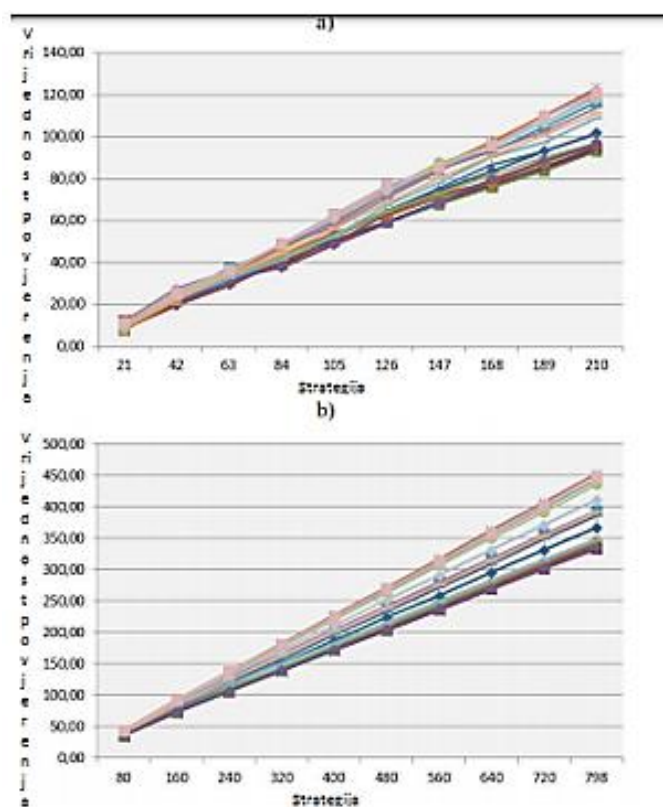
- a_i (fiksni troškovi proizvodnje) = 10,00;
- b_i (varijabilni troškovi proizvodnje) = 0.
- Agent SA-QL: dan = 2012-12-01;
 - o Period = 1;
 - o Definicija funkcije domene
 - numb (0) (broj mogućih akcija) = 10;
 - int (interval mogućih ponuda prostora) = 10;
- simulirano posipanje
 - $T_i(0)$ (početna temperatura) = 50;
 - λ (faktor smanjenja temperature) = 0,9;
- Q-učenje
 - r (stopa učenja) = 0,5;
 - e (dopuštena pogreška) = 0,8.
- Teorija igara: dan = 2012-12-01;
 - o Period = 1;
 - o Scenariji Definicija
 - SN (broj razmatranih scenarija) = 15;
 - λ (faktor skaliranja) = za svaki razmatrani scenarij podrazumijeva drukčiju vrijednost, od 0 do 1;
 - ϕ (faktor skaliranja) = za svaki razmatrani scenarij podrazumijeva drukčiju vrijednost, od 0 do 1;
- Definicija licitacije
 - nb (broj razmatranih ponuda) = 20;
 - int (interval ponude) = 10.

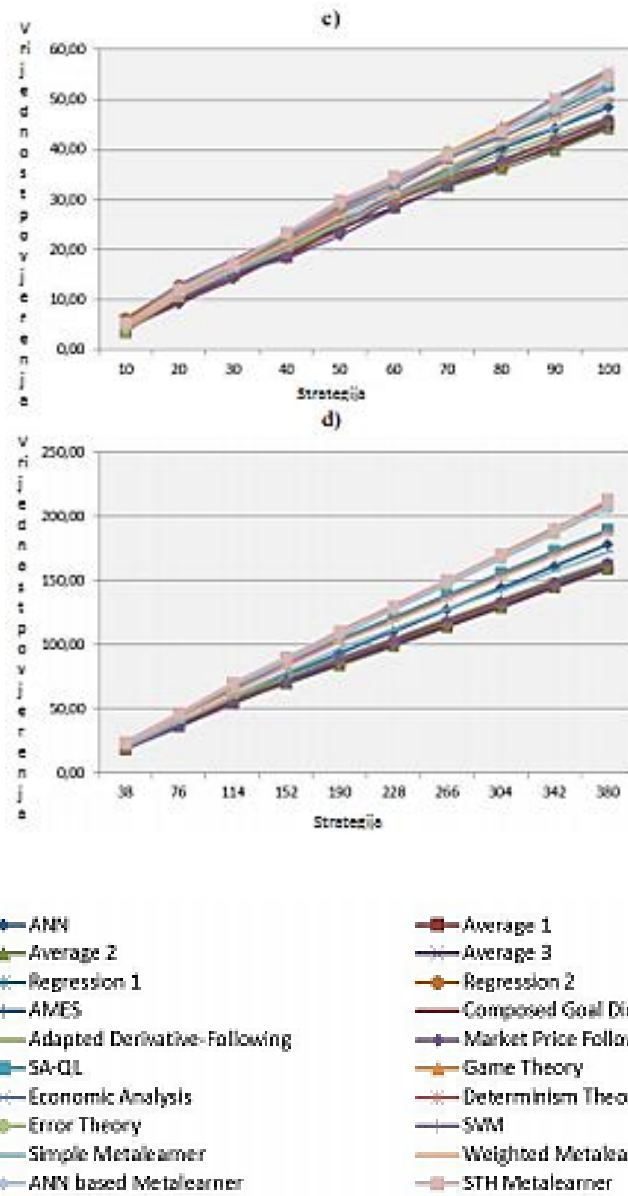
- Agent za pogreške: dan = 2012-12-01;
 - o Period = 1;
 - o Tip (vrsta analize podataka) = C;
 - o Training_Limit (količina podataka korištenih u procesu obuke) = max;
 - o Čvorovi (broj čvorova u međusloju) = 3.
- Agencija za ekonomsku analizu: dan = 2012-12-01;
 - o Period = 1;
 - o P (ukupna proizvodnja) = 50 MW;
 - o ai (fiksni troškovi proizvodnje) = 10,00;
 - o bi (varijabilni troškovi proizvodnje) = 0;
 - o r (faktor rizika) = 0,8.
- Theorem Determination: dan = 2012-12-01;
 - o Period = 1;
 - o Eksplicitno popisivanje
 - int (inkrement interval) = 0,005;
 - o PSO
 - P (broj čestica) = 50;
 - I (broj iteracija) = 1500;
 - C1 (socijalni faktor) = 0,5;
 - C2 (kognitivni faktor) = 0,5;
 - W (inercija) = 0,3;
 - MaxS (maksimalna brzina) = 1;
 - MinS (minimalna brzina) = -1;
 - o Pretraživanje tabua
 - S (veličina Tabu Popisa) = 4;
 - To (broj iteracija) = 500;
 - Vrsta (vrsta generacije susjedstva) = Raspon 2;

- simulirano posipanje
 - $T_i(0)$ (početna temperatura) = 50;
 - λ (faktor smanjenja temperature) = 0.9.
- Agent SVM: dan = 2012-12-01;
 - o Period = 1;
 - o Kernel (funkcija kernela) = e-RBF;
 - o TrainingLimit (količina podataka obuke) = 20;
 - o σ (kut funkcije kernela) = 18;
 - o ε -neosjetljiv (osjetljivost na pogrešku) = 0;
 - o C (granica funkcije kernela) = ∞ ,
 - o offset (offset funkcije kernela) = 0;
- Jednostavni zastupnik Metalearnera: dan = 2012-12-01;
 - o Period = 1;
- Ponderirani zastupnik Metalearnera: dan = 2012-12-01;
 - o Period = 1;
- ANN-based metalearner agent: dan = 2012-12-01;
 - o Period = 1;
 - o Training_Limit (količina podataka korištenih u procesu obuke) = max;

5.2.3. Rezultati za 100% učinkovitosti

Slika 5.7. prikazuje usporedbu težina povjerenja glavnog agenta na svaku od strategija tijekom cijelog vremena simulacije, za svaki od četiri konteksta.

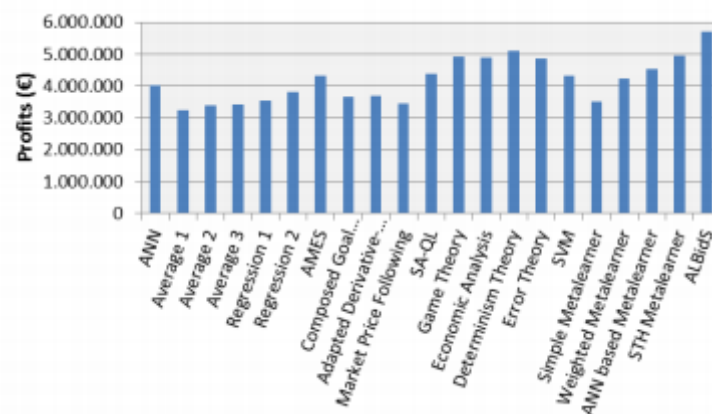




Slika 5.7. Prikaz vrijednosti povjerenja za 4 situacije s različitim strategijama[22]

Iz slike 5.7. vidljivo je da počevši s istom težinom povjerenja i bez prethodnog procesa učenja, strategije uzimaju niz iteracija između značajnog odvajanja. Tijekom prvih iteracija, iste strategije pokazale su veće pouzdanje u svim kontekstima: jednostavnije strategije, sa smanjenim ili nultim mogućnostima učenja, poput strategija utemeljenih na prosjeku i regresije. Nakon nekoliko iteracija počinje se povećavati vrijednosti povjerenja, budući da ova metodologija zahtijeva smanjenu količinu podataka. Kako vrijeme napreduje, strategije sa složenijim procesima učenja počinju poboljšavati svoju izvedbu zbog iskustva koje dobivaju, a njihov proces učenja postaje učinkovitiji.

Slika 5.8. prikazuje očekivani profit prema simulaciji sa punom (100%) učinkovitosti.



Slika 5.8. Prikaz dobiti sa 100% učinkovitosti [22]

Jednostavnije strategije pokazuju da njihova sposobnost nadmašivanja složenijih strategija u prvim iteracijama nije dovoljno blizu kako bi se mogle natjecati s njima, jer su razlike vidljive u ukupnoj dobiti. Strategije koje pokazuju najbolje performanse i koje dobivaju veće zarade su determinism theory, koju je vrlo usko slijedio STH Metalearner te game theory, economic analysis i error theory.

5.2.4. Rezultati za 50% učinkovitosti

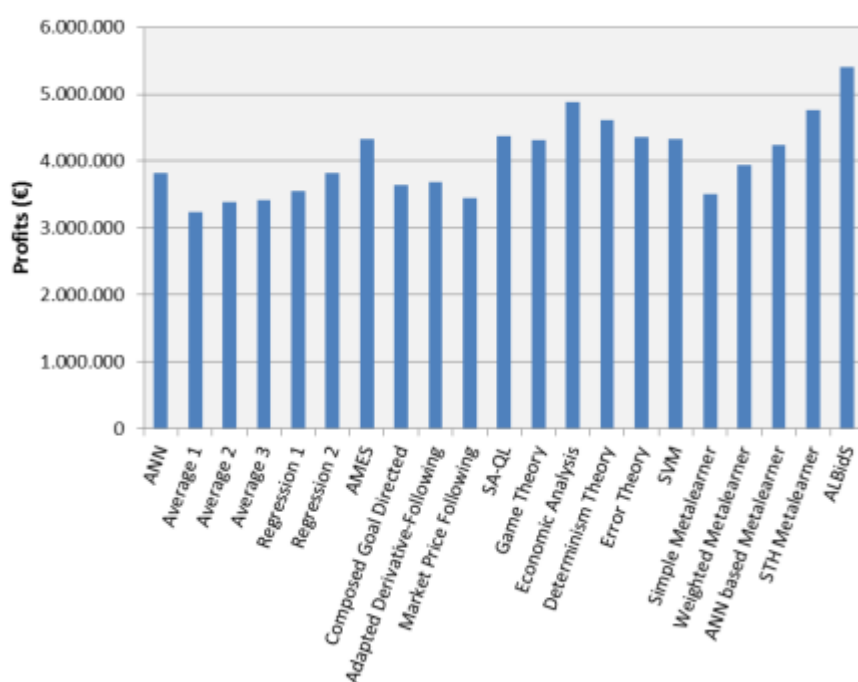
Izvršenje s 50% učinkovitosti rezultira smanjenjem vremena izvršenja. Oni koji najviše pate od ove redukcije, što potvrđuje njihovo smanjenje u kvaliteti rezultata, su strategija igre, Teorija određenosti, STH Metalearner. Od strategija koje su postigle najbolje rezultate u slučaju s 100% učinkovitosti, Slika 5.9. prikazuje sažetak rezultata koji su potvrđeni u ovom slučaju.

Simulacija	Odeabrane stopa				Konačne vrijednost povjerenja			
	1	2	3	4	1	2	3	4
ANN	0	0	0	2	101,92	367,56	48,44	178,01
Prosjeak 1	0	0	0	0	94,98	333,49	45,15	161,10
Prosjeak 2	1	2	3	0	93,45	340,48	44,27	159,05
Prosjeak 3	6	0	0	3	94,27	333,95	44,74	160,46
Regresija 1	2	2	2	2	96,27	339,91	45,92	163,18
Regresija 2	4	8	5	8	96,85	343,86	45,88	162,82
AMES	5	4	3	3	101,65	385,64	48,50	177,80
Skupni cilj	0	0	0	2	96,00	339,66	45,62	165,08
Prilagođena izvedenica	2	3	0	1	97,31	346,03	46,46	164,86
Cijena tržišta	0	1	0	0	96,70	335,27	46,02	164,02
SA-QL	22	14	6	14	116,57	393,19	52,70	189,52
Teorija igara	12	48	8	18	112,26	409,26	50,75	193,49
Ekonomika analiza	36	375	28	168	119,53	443,14	55,91	206,88
Teorija odabira	51	102	6	31	121,06	430,19	52,16	199,77
Teorija pogreške	24	53	9	24	108,63	400,91	49,24	189,97
SVM	16	26	18	38	113,91	393,21	51,84	187,75
Simple Metalearner	0	0	0	0	97,43	340,72	46,95	165,02
Weighted Metalearner	7	12	0	7	103,58	363,65	47,80	173,17
ANN based Metalearner	6	25	4	13	110,34	383,25	49,91	192,18
STH Metalearner	16	123	8	46	112,45	414,25	50,94	198,05

Slika 5.9. Sažetak rezultata povjerenja [22]

Iz tablice je vidljivo da, unatoč smanjenju vremena izvršenja i posljedičnoj degradaciji u vrijeme provedbe, strategija Theory of Determine još uvijek je bila u mogućnosti biti strategija s višim vrijednostima povjerenja i najvjerojatnije odabrana strategija u prvom slučaju. U drugim slučajevima, ekonomska analiza je strategija koja postiže najbolje rezultate. Također je vidljivo da, iako jednostavnije strategije održavaju svoju izvedbu, najsloženije predstavljaju smanjenje vrijednosti pouzdanosti u usporedbi s slučajem s 100% učinkovitosti.

Slika 5.10. predstavlja dobit koju su svaka strategija i ALBidS ostvarili u ovom slučaju, u ukupno 62 dana (rezultati sa 50% učinkovitosti).



Slika 5.10. Prikaz dobiti sa 50% učinkovitosti [22]

Iz slike je vidljivo da su strategije koje su u najboljem slučaju prikazale 100% učinkovitost smanjile ostvarenu dobit. Iznimka je ekonomska strategija analize, koja je sada strategija s najvećim profitom. ALBidS je još jednom u mogućnosti postići veći profit od svih strategija, odabirom najprikladnijih strategija kako vrijeme napreduje.

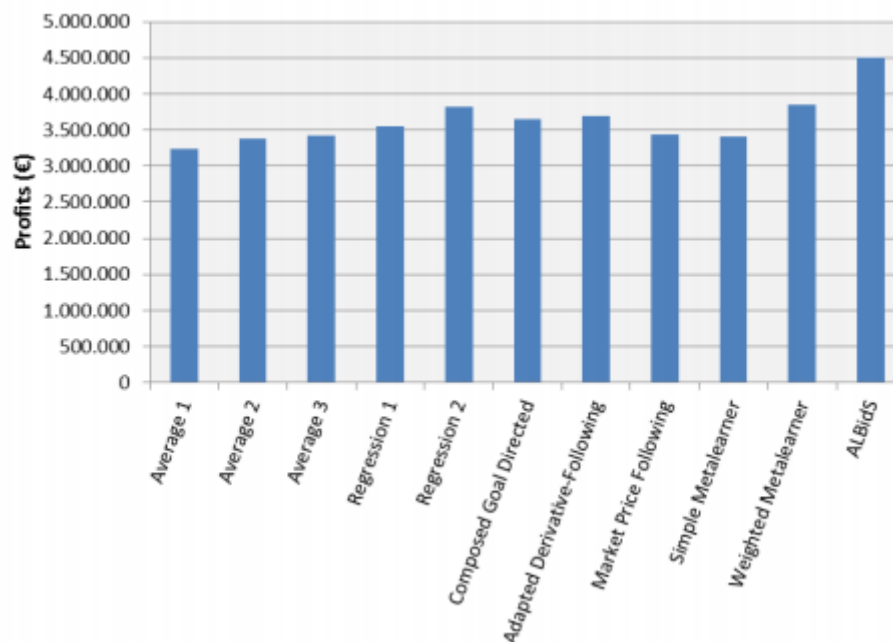
5.2.5. Rezultati za 0% učinkovitosti

Kako bi ALBidS radio sa 0% učinkovitosti, za sve strategije treba više vremena, stoga je vrijeme uključenja simulacije u MASCEM-u izuzeto. To rezultira smanjenim brojem strategija, odnosno brže se simulacija izvršava. Slika 5.11. prikazuje sažetak za 0% učinkovitosti.

Simulacija	Odebrane stope				Konačna vrijednost povjerenja			
	1	2	3	4	1	2	3	4
Prosjeck 1	0	4	0	6	94,98	333,49	45,15	161,10
Prosjeck 2	1	34	8	0	93,45	340,48	44,27	159,05
Prosjeck 3	6	8	0	3	94,27	333,95	44,74	160,46
Regresija 1	14	29	6	6	96,27	339,91	45,92	163,18
Regresija 2	31	82	34	8	96,85	343,86	45,88	162,82
Skupni cilj	36	24	11	195	96,00	339,66	45,62	165,08
Adapted Derivative-Following	18	286	14	39	97,31	346,03	46,46	164,86
Cijena tržišta	11	8	4	6	96,70	335,27	46,02	164,02
Simple Metalearner	0	0	0	0	94,99	337,09	44,92	159,49
Weighted Metalearner	93	323	23	117	99,25	348,20	46,29	168,55

Slika 5.11. Sažetak sa 0% učinkovitosti[22]

Iz tablice 5.2. vidljivo je da korištenje smanjenog broja strategija dovodi do veće konkurentnosti između njih. Brže vrijeme odgovora i manja mogućnost učenja iz strategija podržava ovu činjenicu. U prve dvije simulacije, češće odabrana strategija bila je Weighted Metalearner. U trećoj, najpoželjnija strategija bila je regresijski pristup, a u simulaciji 4, zajednički cilj i usmjerena strategija. Slika 5.11. prikazuje dobit sa 0% učinkovitosti.



Slika 5.12. Prikaz dobiti sa 0% učinkovitosti[22]

Iz slike 5.12. vidljivo je da je ALBidS ostvario veći profit od svih strategija, iako koristeći ograničeni broj pristupa. Weighted metalearner bio je strategija koja je postigla veći profit, te iza njega slijedi regresija 2.

6. ZAKLJUČAK

Cilj ovoga rada bio je pojasniti što su agenti, kako se modeliraju, u koju svrhu se koriste i na koji način ih koristiti. Iz rada se može zaključiti kako agenti imaju veoma široku primjenu u znanstvenim poljima kao što su: ekonomija, medicina, elektrotehnika, biokemija pa čak i poljoprivreda.

U području elektrotehnike i ekonomije, agenti služe kako bi simulirali tržište električnom energijom, kao i za simulaciju samoga sustava. Iz primjera u MASCEM-u se vidi kako je simulacija prikazala realno stanje u Španjolskom elektroenergetskom sustavu, gdje su znanstvenici uz postavljanje određenih parametara, došli do zaključka koja od razmatranih strategija je najbolja za njihovo tržište.

Zaključak je da je modeliranje agenata puno napredovalo u posljednjih nekoliko godina, pogotovo na područjima radova o mikromrežama i naprednim mrežama. Međutim, još uvijek je većini nepoznato što su to agenti u nekom sustavu i za što se koriste, stoga treba napredovati i razvijati se na tom području, kao što bi se trebalo razviti više programa i programskih jezika baš na tu temu. Trendovi pokazuju kako se sve više ljudi zanima za umjetnu inteligenciju, a u toj takozvanoj „petoj generaciji računala“ itekako ima mjesta za implementaciju agenata u nekakav određeni sustav sa mogućnošću napredovanja i učenja eksponencijalnom brzinom, te kada se to dogodi, tek će se onda vidjeti puni potencijal agenata u sustavu.

LITERATURA

- [1] Developing Multi-Agent Systems with JADE Fabio Bellifemine, Telecom Italia, Italy Giovanni Caire, Telecom Italia, Italy Dominic Greenwood, Whitestein Technologies AG, Switzerland, 2007, 15.05.2018.
- [2] Grimm, Volker; Railsback, Steven F. (2005). *Individual-based Modeling and Ecology*. Princeton University Press. p. 485., 24.04.2018
- [3] Niazi, Muaz; Hussain, Amir (2011). "Agent-based Computing from Multi-agent Systems to Agent-Based Models: A Visual Survey", 24.04.2018
- [4] Agent-Based Models of Industrial Ecosystems". Rutgers University. October 6, 2003., 24.04.2018
- [5] Bonabeau, E. (May 14, 2002). "Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems". Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America. National Academy of Sciences. 99: 7280–7, 24.04.2018.
- [6] Axelrod, Robert (1997). The Complexity of Cooperation: Agent-Based Models of Competition and Collaboration. Princeton: Princeton University Press. ISBN 978-0-691-01567-5, 24.04.2018.
- [7] Sun, Ron (2006). Cognition and Multi-Agent Interaction: From Cognitive Modeling to Social Simulation. Cambridge University Press. ISBN 0-521-83964-5., 24.04.2018.
- [8] Kalmykov, Lev V.; Kalmykov, Vyacheslav L. (2015), "A Solution to the Biodiversity Paradox by Logical Deterministic Cellular Automata", Acta Biotheoretica, 63 (2): 1–19, doi:10.1007/s10441-015-9257-9, 24.04.2018.
- [9] Kalmykov, Lev V.; Kalmykov, Vyacheslav L. (2015), "A white-box model of S-shaped and double S-shaped single-species population growth", PeerJ, 3:e948: e948, doi:10.7717/peerj.948, 24.04.2018.
- [10] Azimi, Mohammad; Jamali, Yousef; Mofrad, Mohammad R. K. (2011). "Accounting for Diffusion in Agent Based Models of Reaction-Diffusion Systems with Application to Cytoskeletal Diffusion". PLoS ONE. 6 (9): e25306. Bibcode:2011PLoSO...625306A, 24.04.2018.
- [11] Sarker, R. A.; Ray, T. (2010). "Agent Based Evolutionary Approach: An Introduction". Agent-Based Evolutionary Search. Adaptation, Learning, and Optimization., 24.04.2018.
- [12] Stefan, F., & Atman, A. (2015). Is there any connection between the network morphology and the fluctuations of the stock market index? Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 24.04.2018.

- [13] Isaac Rudomin; et al. (2006). "Large Crowds in the GPU". Monterrey Institute of Technology and Higher Education. 24.04.2018.
- [14] Multi-agent systems and their applications, Jing Xiea and Chen-Ching Liu, School of Electrical Engineering and Computer Science, Washington State University, Pullman, WA, USA; School of Mechanical and Materials Engineering, University College Dublin, Dublin, Ireland, 26. Lipanj, 2017, 18.07.2018.
- [15] Stuart Borlase; (2012). „Smart Grids: Infrastructure, Tehnology and Solutions“, 03.09.2018.
- [16] IEEE Author Center,
<https://ieeeauthorcenter.ieee.org/when-your-article-is-published/about-ieee-xplore/>, 03.09.2018.
- [17] Škrlec Ivan, električna mreža
<http://www.enciklopedija.hr/natuknica.aspx?id=17566>, 03.09.2018.
- [18] IEEE Xplore Digital Library
<https://ieeexplore.ieee.org>, 22.08.2018
- [19] Joint Optimal Pricing and Electrical Efficiency Enforcement for Rational Agents in Microgrids, RICCARDO BONETTO, (Member, IEEE), MICHELE ROSSI, (Senior Member, IEEE), STEFANO TOMASIN, (Senior Member, IEEE), AND CARLO FISCHIONE, (Senior Member, IEEE), 2017, 14.06.2018
- [20] Demand-Side Bidding Agents: Modeling and Simulation, HyungSeon Oh, Member, IEEE, and Robert J. Thomas, Fellow, IEEE, 2008, 14.06.2018.
- [21] Multi-Agent Simulator for Competitive Electricity Markets
<http://www.massem.gecad.isep.ipp.pt/overview.php> 05.09.2018.
- [22] Tiago Pintoa , Zita Valea , , Tiago M. Sousaa , Isabel Praçaa , Gabriel Santosa , Hugo Moraisb : " Adaptive Learning in Agents Behaviour: A Framework for Electricity Markets Simulation (Case Study)" , 05.09.2018.

SAŽETAK

U ovome radu obradila se studija na temu višeagentskih sustava u elektrotehnici i kako se oni modeliraju. Prikazana je povijest razvoja prvih sustava sa implementacijom agenata, zatim je objašnjeno kako agenti rade i funkcioniraju u nekom sustavu. Objašnjene su osnove korištenja JADE platforme za kreiranje agenata i njihovih zadataka u sustavu, prikazan je praktičan primjer na španjolskom tržištu uz pomoć MASCEM programa iz kojeg se vide rezultati i svrha agenata na tržištu električne energije te je na kraju ovog diplomskog rada izveden zaključak o agentima u nekom sustavu, kao i kakva je budućnost korištenja agenata za sustave gdje se trebaju birati određene strategije kako bi se unaprijedio određeni sustav.

Ključne riječi: agent, višeagentski sustavi, elektroenergetski sustav, modeliranje, tržište električne energije

ABSTRACT

This paper deals with the subject of multi-agent systems in electrical engineering and how are they modeled. The history of developing first systems with the implementation of agents has been explained and how agents work in a system, as well. The basics of using the JADE platform for creating agents and their tasks in the System are explained too. A practical example examined Spanish market with help of the MASCEM program showing the results and the purpose of the electricity market agents. At the end of this graduate work a conclusion was made about agents in systems as well as the future of using agents in systems where certain strategies need to be chosen to improve a particular system.

Key words: agent, multi-agent systems, electric power system, modeling, electricity market

ŽIVOTOPIS

Marko Banožić, rođen je 23. svibnja 1994. u Požegi. Osnovnu školu pohađao je u Kuzmici u Osnovnoj školi Fra Kaje Adžića gdje je završio prva 4 razreda te Osnovnu školu u Požegi u Osnovnoj školi Antuna Kanižlića završava druga 4 razreda. Nakon završene osnovne škole upisuje Srednju Tehničku školu u Požegi, smjer Elektrotehničar. Tijekom svog obrazovanja aktivno se bavi nogometom u klubu NK Tim Osvježenje u Kuzmici. Nakon završene srednje škole upisuje Fakultet elektrotehnike, računarstva i informacijskih tehnologija u Osijeku. Poslje završene prve godine upisuje smjer elektroenergetika, koji nakon tri godine završava te dobiva titulu inženjera elektrotehnike. Nakon toga upisuje diplomski studij na FERIT-u u Osijeku, smjer elektroenergetika. Napredno se koristi engleskim jezikom te je informatički pismen i napredni je korisnik Microsoft Office programskog paketa. Osim nogometa, hobi mu je i tenis.

U Osijeku, 12. rujna 2018. godine

Marko Banožić

Banožić M.
