

Klaster analiza potrošnje obnovljive energije u Europskoj uniji

Vuk, Alegra Izidora

Master's thesis / Diplomski rad

2023

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Zagreb, Faculty of Economics and Business / Sveučilište u Zagrebu, Ekonomski fakultet**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:148:650261>

Rights / Prava: [Attribution-NonCommercial-ShareAlike 3.0 Unported/Imenovanje-Nekomercijalno-Dijeli pod istim uvjetima 3.0](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-11-29**



Repository / Repozitorij:

[REPEFZG - Digital Repository - Faculty of Economics & Business Zagreb](#)



Sveučilište u Zagrebu

Ekonomski fakultet

Integrirani preddiplomski i diplomski sveučilišni studij

Poslovna ekonomija – smjer Menadžerska informatika

Klaster analiza potrošnje obnovljive energije u Europskoj uniji

**Cluster analysis of renewable energy consumption in the
European union**

Diplomski rad

Student: Alegra Izidora Vuk

JMBAG studenta: 0066265757

Mentor: prof. dr. sc. Mirjana Pejić Bach

Zagreb, rujan 2023.

Sažetak

Europska unija promiče i potiče korištenje obnovljivih izvora energije u svrhu očuvanja prirode, stvaranja neovisnosti o državama koje nisu članice unije i povećanju energetske učinkovitosti. Cilj rada bio je grupirati države članice Europske unije po sličnim udjelima potrošnje obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji. Odabrana je klaster analiza, kao najprikladnija metoda otkrivanja znanja u bazama podataka, za grupiranje podataka po sličnosti. Podaci su preuzeti iz Eurostatove baze podataka o korištenju obnovljivih izvora energije u Europi. Provedene su tri klaster analize za različita razdoblja, u razmaku od pet godina. Podaci su grupirani u četiri klastera i utvrđeno je kako je Švedska vodeća država Europske unije po iskorištavanju obnovljivih izvora energije. Također, analiza pokazuje kako se obnovljivi izvori energije koriste u najvećoj mjeri za električnu energiju. Analizom se pokazuje i kako nije nužno da visoki udio korištenja obnovljivih izvora energije imaju samo najrazvijenije zemlje unije.

Ključne riječi: klasteri, obnovljivi izvori energije, klaster analiza, rudarenje podacima, otkrivanje znanja u bazama podataka,

Summary

The European Union promotes and encourages the use of renewable energy sources for the purpose of preserving nature, creating independence from non-member states and increasing energy efficiency. The aim of the work was to group the member states of the European Union according to similar shares of the consumption of renewable energy sources in the total consumption. Cluster analysis was chosen, as the most suitable method for discovering knowledge in databases, for grouping data by similarity. The data were taken from the Eurostat database on the use of renewable energy sources in Europe. Three cluster analyses were conducted for different periods, five years apart. The data was grouped into four clusters and it was determined that Sweden is the leading country in the European Union in the use of renewable energy sources. Also, the analysis shows that renewable energy sources are used the most for electricity. The analysis also shows that it is not necessary that only the most developed countries of the Union have a high share of the use of renewable energy sources.

Keywords: cluster, cluster analysis, renewable energy, data mining, knowledge discovery in databases

IZJAVA O AKADEMSKOJ ČESTITOSTI

Izjavljujem i svojim potpisom potvrđujem da je diplomski rad isključivo rezultat mog vlastitog rada koji se temelji na mojim istraživanjima i oslanja se na objavljenu literaturu, a što pokazuju korištene bilješke i bibliografija.

Izjavljujem da nijedan dio rada nije napisan na nedozvoljen način, odnosno da je prepisan iz necitiranog izvora te da nijedan dio rada ne krši bilo čija autorska prava.

Izjavljujem, također, da nijedan dio rada nije iskorišten za bilo koji drugi rad u bilo kojoj drugoj visokoškolskoj, znanstvenoj ili obrazovnoj ustanovi.



(vlastoručni potpis studenta)

Zagreb, 10.9.2023.

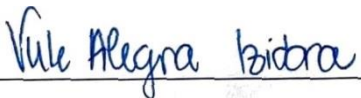
(mjesto i datum)

STATEMENT OF ACADEMIC INTEGRITY

I hereby declare and confirm by my signature that the final thesis is the sole result of my own work based on my research and relies on the published literature, as shown in the listed notes and bibliography.

I declare that no part of the thesis has been written in an unauthorized manner, i.e., it is not transcribed from the non-cited work, and that no part of the thesis infringes any of the copyrights.

I also declare that no part of the thesis has been used for any other work in any other higher education, scientific or educational institution.



(personal signature of the student)

Zagreb 10.9.2023.

(place and date)

Sadržaj

Sažetak	2
Summary	3
IZJAVA O AKADEMSKOJ ČESTITOSTI.....	4
STATEMENT OF ACADEMIC INTEGRITY	5
1 UVOD	1
1.1. Predmet i cilj rada.....	1
1.2. Izvori podataka i metode prikupljanja	1
1.3. Sadržaj i struktura rada	1
2 OBNOVLJIVI IZVORI ENERGIJE	2
2.1. Pojam i važnost obnovljivih izvora energije	2
2.2. Vrste obnovljivih izvora energije	5
2.2.1. Solarna energija	5
2.2.2. Energija vjetra	6
2.2.3. Hidroenergija	7
2.2.4. Energija biomase.....	8
2.2.5. Geotermalna energija	9
2.3. Primjena obnovljivih izvora energije u Europskoj uniji.....	9
3 OTKRIVANJE ZNANJA U BAZAMA PODATAKA	15
3.1. Proces otkrivanja znanja u bazama podataka	15
3.2. Metode otkrivanja znanja u bazama podataka.....	17
3.3. Područja primjene otkrivanja znanja u bazama podataka	18
4 KLASITER ANALIZA	21
4.1. Pojam klaster analize	21
4.2. Metodologija klaster analize.....	22
4.3. Područje primjene klaster analize.....	24
4.4. Prednosti i nedostaci klaster analize	26

5 KLAS TER ANALIZA POTROŠNJE OBNOVLJIVIH IZVORA ENERGIJE U EUROPSKOJ UNIJI	28
5.1. Metodologija istraživanja	28
5.2. Rezultati istraživanja	32
5.3. Rasprava	37
6 ZAKLJUČAK	41
POPIS LITERATURE	1
POPIS SLIKA	5
POPIS TABLICA.....	5
PRILOZI.....	Error! Bookmark not defined.
Životopis.....	6

1 UVOD

1.1. Predmet i cilj rada

Obnovljivi izvori energije su tema o kojoj se puno govori u zadnjih nekoliko godina. Razvijene države svijeta nastoje povećati potrošnju energije iz obnovljivih izvora. Povećana potrošnja energije iz obnovljivih izvora ima pozitivne učinke i na ekologiju te izravno na očuvanje neobnovljivih izvora energije. Analizom potrošnje obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije u državama Europske unije dobivaju se podaci koji se mogu iskoristiti za uspoređivanje država, donošenje zaključka o njihovoj potrošnji iz obnovljivih izvora i predlaganje mjera kojima se prioritetno potiče iskorištavanje obnovljivih izvora energije. Cilj rada je pomoću klaster analize grafički prikazati sličnost određenih država Europske unije po potrošnji energije iz obnovljivih izvora te uvidjeti koje to države najviše, a koje najmanje, iskorištavaju obnovljive izvore energije.

1.2. Izvori podataka i metode prikupljanja

Podaci koji su se koristili u ovome radu prikupljeni su iz različitih znanstvenih članaka dostupnih u online bazama podataka. Koristila su se razna poglavlja iz knjiga s tematikom otkrivanja znanja iz baza podataka. Za analizu su se koristili podaci o potrošnji obnovljivih izvora energije u Europskoj uniji dostupni na Eurostatu. Na temelju tih podataka provedena je klaster analiza u programu Weka. Weka je besplatni program namijenjen za otkrivanje znanja u bazama podataka. Omogućuje provođenje klaster analize i izvlačenje podataka o rezultatima analize.

1.3. Sadržaj i struktura rada

Rad započinje uvodom te je podijeljen na četiri glavna poglavlja. U prvome poglavlju definirani su obnovljivi izvori energije i opisana je njihova važnost i primjena u Europskoj uniji. Navedene su vrste obnovljivih izvora i opisane njihove prednosti i mane. Zatim slijedi poglavlje o otkrivanju znanja u bazama podataka. U tom poglavlju opisan je proces otkrivanja znanja, različite metode kojima se provodi taj proces i navedeni su primjeri područja u kojima se primjenjuje otkrivanje znanja u bazama podataka. U trećem poglavlju opisana je jedna od metoda otkrivanja znanja u bazama podataka – klaster analiza. Slijedi definiranje i metodologija klaster analize, primjeri područja u kojima se primjenjuje te njene prednosti i nedostaci. U zadnjem poglavlju opisano je provođenje klaster analize za potrošnju obnovljivih izvora energije u Europskoj uniji. U tom su poglavlju predstavljene metodologija i rezultati istraživanja kao i zapažanja prilikom istraživanja. Rad završava zaključkom.

2 OBNOVLJIVI IZVORI ENERGIJE

2.1. Pojam i važnost obnovljivih izvora energije

Potrošnja energije je u modernom svijetu jedna od gorućih tema. Veliki utjecaj na izvore energije i njenu potrošnju imaju promjene koje se događaju u svijetu – socijalne promjene, političke, ekonomske, klimatske. Prema Popkostovi (2022) sve te faktore možemo svrstati u dvije skupine – egzogene i endogene. Ekstremni vremenski uvjeti i klimatske promjene, vrijeme nakon Covid-19 pandemije, smanjenje ponude i ulaganja u ekonomiju vodika su egzogeni faktori koji utječu na energetske krizu. Endogeni faktori, tj. oni s izravnim utjecajem na opskrbu energijom, su prije svega događanja u Rusiji koji su doveli do smanjenja zaliha plina. Od ostalih čimbenika možemo izdvojiti klimatske politike, manjak strateških rezervi i formuliranje cijene električne energije. U takvim okolnostima se sve više daje na važnost obnovljivim izvorima energije.

Energiju dobivamo iz obnovljivih i neobnovljivih izvora. Energija koja se dobiva iz neobnovljivih izvora se dobiva iz „ograničenih izvora te ju nije moguće reciklirati ili zamijeniti. Također takve izvore nije moguće zauvijek iskorištavati jer kada se jednom potroše ne mogu se više regenerirati s istim kapacitetom. U neobnovljive izvore energije ulaze nafta, zemni plin i ugljen te nuklearna energija“ (Ali, Anwar, Nasreen, 2017, str. 178). S druge strane, obnovljivi izvori energije predstavljaju „one kojih ima u neograničenim količinama i mogu se prirodno nadomjestiti. To su sunce, vjetar, voda, geotermalna energija i biomasa“ (Ali i sur., 2017, str. 178). Obnovljivi izvori energije „se koriste za reprodukciju energije. Takvi se izvori smatraju čistima te su važni zbog ekološki prihvatljive prirode – zato se i koriste u borbi protiv energetske krize.“ (Quazi, Hussain, Rahim i sur., 2019, str. 63837). Obnovljivi izvori energije „su neiscrpn, obilni i ekološki prihvatljivi“ (Tiwari, Mishra, 2012, str. 457). Korištenjem obnovljivih izvora energije smanjili bi se troškovi, ali i štetni utjecaji na okoliš (npr. smanjila bi se količina CO₂).

Uzimajući u obzir sve navedene kvalitete i prednosti obnovljive energije, velika većina zemalja u svijetu donosi razne planove i strategije za prelazak na korištenje takve energije, umjesto postojeće, koju dobivamo iz neobnovljivih izvora i koja šteti okolišu. Tako na primjer u važnom dokumentu Europske komisije „ZAJEDNIČKA KOMUNIKACIJA EUROPSKOM PARLAMENTU, VIJEĆU, EUROPSKOM GOSPODARSKOM I SOCIJALNOM ODBORU I ODBORU REGIJA - Vanjsko djelovanje EU-a u području energetike u svijetu koji se mijenja“ (Europska komisija, 2022, str. 2) kao dva glavna cilja Europske unije ističu se:

- „ojačati energetska sigurnost, otpornost i otvorenu stratešku autonomiju diverzifikacijom opskrbe energijom u Europskoj uniji i povećanjem ušteda energije i učinkovitosti“
- „ubrzati globalnu tranziciju zelene i pravedne energije kako bi se osigurala održiva, sigurna i pristupačna energija za Europsku uniju i svijet“

Također je istaknuto kako se u budućnosti svaka država treba okrenuti ka korištenju obnovljive energije. Predviđa se da će se u sljedećih nekoliko godina povećati korištenje obnovljivih izvora diljem svijeta, te time povećati energetska učinkovitost i smanjiti zagađenje okoliša i globalno zatopljenje. Ističe se kako svaka država ima potencijal za prelazak na zelenu energiju i iskorištavanje obnovljivih izvora. Većina zapadnih država Europe već koristi obnovljive izvore energije, no cilj je potaknuti ostatak EU zemalja (ali i ostatak svijeta) primjerenim doprinosima i ulaganjima (Europska komisija, 2022, str. 2).

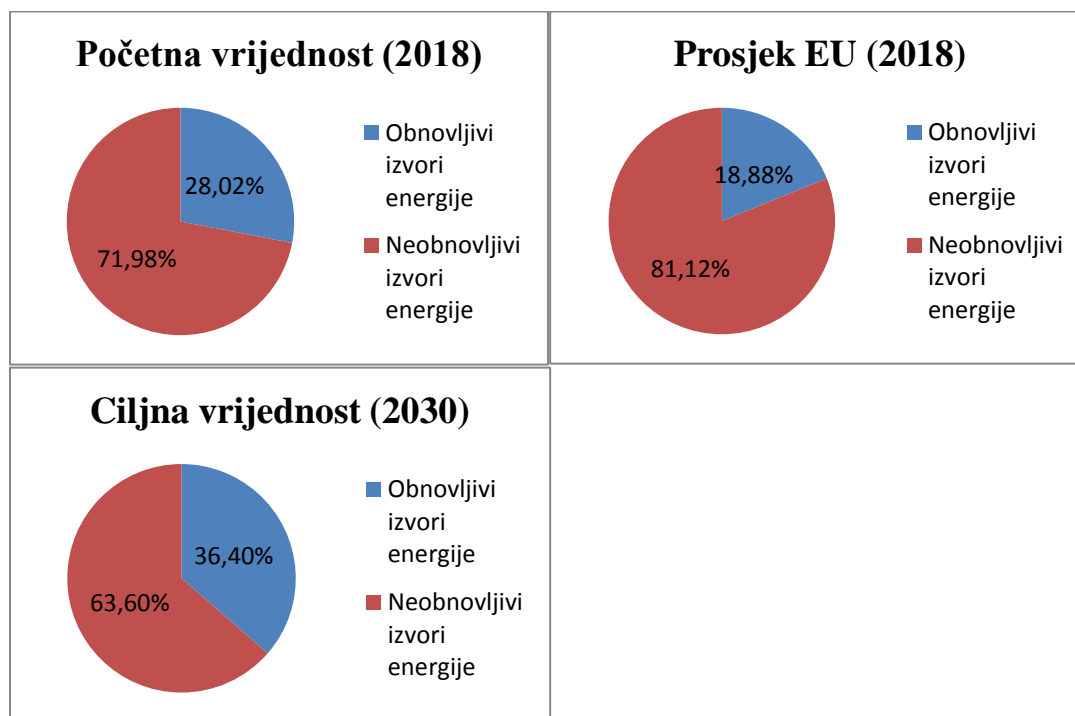
Cilj Europske unije je provesti sve svoje članice kroz zelenu tranziciju. Za to je donesena nova strategija rasta „Europski zeleni plan“ kojoj je cilj moderna, resursno učinkovita i gospodarski konkurentna zajednica (Europska komisija, 2022, str.1). U sklopu zelenog plana, države se moraju fokusirati na zelenu energiju i obnovljive izvore. Svaka država će morati digitalizirati svoje energetske sustave i cilj je stvoriti jedno integrirano tržište energije Europske unije temeljeno na obnovljivim izvorima. Države članice će, uz potporu EU, morati provesti mnoge reforme kako bi se ti ciljevi ostvarili. U nastavku slijedi nekoliko primjera potpore:

- „prilagodba zakonodavnog i regulatornog okvira radi povećanja udjela obnovljive energije“
- „definiranje mjera politike za promicanje energetske učinkovitosti“
- „oblikovanje konkurentnih tržišta električne energije“
- „uklanjanje prepreka financiranju i tržištima usluga za čistu energiju“
- „podupiranje strateškog planiranja modeliranjem i analizom energije“ (Europska komisija, 2022, str. 1)

U Nacionalnoj razvojnoj strategiji Republike Hrvatske do 2030. godine kao jedan od strateških ciljeva istaknuta je „Ekološka i energetska tranzicija za klimatsku neutralnost“ (Vlada RH, 2019, str. 103). Jedno od prioritetnih područja ovdje je tranzicija na

zelenu energiju i energetska samodostatnost. Kao jedan od pokazatelja učinka uzet je udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije:

Slika 1 Udio obnovljivih izvora energije u bruto ukupnoj potrošnji energije



Izvor: Vlada RH, 2019, str. 103

Udio obnovljivih izvora energije 2018. godine bio je 28%, a cilj do 2030. godine je povećati to na 36% (Vlada RH, 2019). Prosjek EU-a je manji od početne vrijednosti u RH za gotovo 10%. Od ostalih prioriteta istaknuti su:

- „promicanje energetske tranzicije i obnovljivih izvora energije“
- „promicanje naprednih biogoriva i električne energije i vodika iz obnovljivih izvora energije“
- „uvođenje naprednih digitaliziranih energetske sustava, mreže i skladištenje energije“
- „dekarbonizacija, uklanjanje, skladištenje i uporaba ugljikovog dioksida“
- „istraživanje, razvoj i primjena novih tehnologija“
- „ulaganja u čiste tehnologije povezane s vodikom“
- „energetska obnova zgrada i suzbijanje energetske siromaštva“ (Vlada RH, 2019, str. 108)

2.2. Vrste obnovljivih izvora energije

Postoji nekoliko vrsta obnovljivih izvora energije. Već spomenuti, najpoznatiji i najefikasniji obnovljivi izvori energije su sunce, vjetar, voda, biomasa i geotermalni izvori. Na temelju navedenih izvora razlikujemo solarnu energiju, energiju vjetra, hidroenergiju, energiju biomase i geotermalnu energiju.

2.2.1. Solarna energija

Solarna energija je „energija kojom se Sunčeva svjetlost pretvara u energiju, bilo u obliku električne energije ili topline“ (Europska komisija, 2022, str 1). Ukratko, Sunce na svoju površinu oslobađa veliku količinu energije prijenosom topline i zračenjima, a uz pomoć solarnog zračenja se energija prenosi na Sunčevo okruženje. Sunčeva energija je stalna, no s obzirom na to da se Zemlja okreće, intenzitet energije na Zemlji se mijenja (Enteria, Akbarzadeh, 2013, str. 2). Postoje dvije vrste solarne energije: solarna toplinska energija i fotonaponska energija. Solarna toplinska energija se koristi za proizvodnju tople vode uz pomoć toplinskih kolektora u domaćinstvima i industrijama, a fotonaponskom energijom se generira električna energija uz pomoć solarnih panela koji Sunčevu energiju pretvaraju pomoću fotonaponskog učinka (Europska komisija, 2022, str. 1).

Tablica 1 SWOT analiza solarne energije

Snage	Slabosti
pristupačnost	cijena
čista energija	količina energije nije konstantna
nema održavanja	nemogućnost recikliranja opreme
Prilike	Prijetnje
najniža cijena u odnosu na druge energije	nedostatak prostora
Sunčeva energija svugdje dostupna	proizvodnja solarnih panela
subvencije	porast vrijednosti nekretnina

Izvor: Guangul & Chala, 2019, str. 1-4

Jedna od glavnih prednosti solarne energije je njena čistoća i pristupačnost. Solarna energija proizvodi minimalne štetne učinke za okoliš, a može se koristiti u svim dijelovima svijeta jer Sunčeva svjetlost dopire posvuda i tehnologija se može kupiti u mnogo razvijenih zemalja. Osim toga, nakon što se tehnologija postavi, nije potrebno održavanje same tehnologije. Iako je to jedna od jeftinijih tehnologija, što se obnovljive energije tiče, početna investicija je i dalje skupa i nepristupačna svima. Važan nedostatak je i to što se oprema (solarni paneli) ne može reciklirati te odbacivanje takve opreme zagađuje okoliš. Također, količina energije nije

konstantna zbog izmjene dana i noći i vremenskih prilika. Solarna energija ima najnižu cijenu u odnosu na druge energije te s obzirom da je Sunčeva energija svugdje dostupna, taj oblik energije ima veliki potencijal za širenjem na cijeli svijet. Uz to Vlade mnogih država daju subvencije fizičkim i pravnim osobama koji se odluče za kupnju takvih tehnologija. Sve većom upotrebom solarne energije i instalacijom te tehnologije na nekretnine, vrijednost nekretnina će rasti – to se može prepoznati kao prilika (za vlasnike nekretnine) i kao prijetnja (za kupce koji su već sada suočeni s velikim porastom cijena nekretnina). Sve veća proizvodnja solarnih panela u budućnosti znači i veće zagađenje jer se prilikom proizvodnje ispuštaju štetni plinovi. Nedostatak prostora je još jedna potencijalna prijetnja za budućnost solarne energije jer instalacija solarnih panela zahtijeva veliki prostor i općenito što više energije se želi crpiti, to više prostora je potrebno (Guangul, Chala, 2019, str. 1-4).

2.2.2. Energija vjetra

Energija vjetra je „energija koja se pretvara u električnu energiju pomoću vjetroturbina u vjetroelektranama.“ (Ang, Salem, Kamarol i sur., 2022, str. 6). Vjetar puše prema vjetroturbinama i okreće ih te se tako stvara kinetička energija. Kinetička energija se u generatoru pretvara u električnu energiju (Europska komisija, 2022, str. 1). Postoje vjetroelektrane na vodi i na zemlji. Najčešće su vjetroelektrane na zemlji, no i vodene postaju sve popularnije.

Tablica 2 SWOT analiza energije vjetra

Snage	Slabosti
čista energija, nema plinova	cijena investicije
mali prostor	životinjski svijet
jedan od najjeftinijih izvora energija	buka i narušavanje vizualnog izgleda okoliša
Prilike	Prijetnje
napredak tehnologije	nepredvidivost vjetra
novi poslovi	ograničene lokacije za postavljanje
koristi za lokalnu zajednicu	nerazvijenost tehnologije

Izvor: Mohtasham, 2015, str. 1292

Energija vjetra je također veoma čista energija bez ispušnih plinova i predstavlja jedan od najjeftinijih izvora energije. Vjetroelektrane zauzimaju jako malo prostora, ali slabost im je što proizvode buku i narušavaju izgled okoliša. Osim izgleda, opasnost su i za životinjski svijet, posebice ptice. Cijena investicije kao i kod ostalih obnovljivih izvora energije je još uvijek dosta visoka. Postavljanje vjetroelektrana donosi nove poslove i koristi za lokalnu

zajednicu (u smislu novčanih naknada). Tehnologija trenutno nije posve razvijena, ali se očekuju nove tehnologije i veća razvijenost u skorjoj budućnosti. Jedan od većih problema bi mogao biti nedostatak prostora za postavljanje – gradi se sve više, gradovi i sela se proširuju, a postavljanje vjetroelektrana mora biti po strogim pravilima i udaljeno od stambenih jedinica. Još jedna prijetnja je nepredvidivost vjetra. Vjetar je prirodna pojava i ne može se predvidjeti koliko jako i koliko često će puhati te iz tog razloga vjetroelektrane ne mogu biti samostalni izvor energije (Mohtasham, 2015, str. 1292).

2.2.3. Hidroenergija

Hidroenergija „se proizvodi pomoću mehaničke energije vode koja teče (najčešće rijeka) tjeranjem kroz cjevovod, koji zatim pokreće generator za proizvodnju električne energije“ (Mohtasham, 2015, str. 1291). Hidroenergija je „električna energija generirana korištenjem energije vode u pokretu“ (Bagher i sur., 2015, str.17).

Tablica 3 SWOT analiza hidroenergije

Snage	Slabosti
pouzdanost	utjecaj na okoliš
jeftino održavanje	iseljavanja
minimalna zagađenja	cijena
Prilike	Prijetnje
turizam	klimatske promjene
održiviji projekti gradnje	rizik od urušavanja brane
proizvodnja energije 24/7	moгуće žrtve

Izvor: Bagher i sur., 2015, str. 18-19

Prema Bagheru i sur. (2015, str. 18-19), hidroenergija je jedan od najčišćih oblika proizvodnje energije. Cijeli proces je u potpunosti čist i ne zagađuje okoliš (osim prilikom izgradnje hidroelektrana). Također je održavanje hidroelektrana veoma jeftino, nakon izgradnje hidroelektrane (što je veoma skupo i samim time jedna od negativnih strana hidroenergije) gotovo da i nema troškova. Još jedna prednost je pouzdanost – dok god ima vode ima i hidroenergije, a voda je obnovljivi izvor (padaline). Osim spomenute visoke cijene izgradnje brana i hidroelektrana, slabosti takvog oblika energije su i štetni utjecaji na okoliš. Izgradnja brane može utjecati na biljni i životinjski svijet u okolini. Projekti izgradnje brane podrazumijevaju i čišćenje tog područja pa su česta neželjena iseljavanja ljudi. Jedna od najvećih prijetnji kod hidroenergije je brana – postoji rizik od urušavanja brane (rizik je mali i postoje brojna pravila koja moraju biti zadovoljena prilikom gradnje) koji može dovesti do

poplave, uništavanja okoliša, ali i mnogih ljudskih i životinjskih žrtava, te izgradnja brane može dovesti do potresa. U budućnosti potencijalna prijetnja su suše koje bi mogle utjecati na razinu vode, a s obzirom na globalno zagrijavanje suše su ljeti sve češće. Hidroenergija ima ogromni potencijal za razvoj u budućnosti. Energija se proizvodi bez prestanka te bi to mogao postati glavni izvor energije u zemljama koje imaju vodeno bogatstvo. Projekti gradnje hidroelektrana bi trebali biti održiviji i moguć je razvoj turizma (vodeni sportovi na jezerima ili razgledavanje brane).

2.2.4. Energija biomase

Biomasa predstavljaju „organski materijali poput drva, ostataka biljaka, lišća, poljoprivrednog otpada, biootpada iz kućanstva i sl“ (Europska komisija, 2022, str.1).

Energija biomase „odnosi se na goriva proizvedena iz biljnog i životinjskog svijeta.“ (Alrikabi, 2014, str. 62). Bioenergija je „pretvorba biomase u korisne oblike energije kao što su toplina, električna energija i gorivo.“ (Herzog i sur., 2001, str. 10).

Tablica 4 SWOT analiza energije biomase

Snage	Slabosti
ne stvara se višak CO ₂	oslobađanje nečistih plinova pri izgaranju
pristupačnost	miris
smanjenje otpada	cijena investicije
Prilike	Prijetnje
zamjena za gorivo	uništavanje prirodne ravnoteže
diverzifikacija energetske rezervi	učinkovitost nije ista kao kod fosilnih goriva
veća ulaganja u tržište	

Izvor: Herzog i sur., 2001, str. 10-14; Lovrić & Lovrić, 2013, str. 281

Biomasa je svugdje prisutna i jako je lako nabaviti sirovine za proizvodnju energije. Samim time se smanjuje biootpad. Prerodom biomase se ne stvara višak CO₂. Energija biomase pridonosi diverzifikaciji energetske rezervi. Biomasa se dobiva biogorivo koje bi moglo poslužiti kao zamjena za današnje gorivo. Također, postoji prilika za većim ulaganjima u tržište biomase i razvojem takve energije u budućnosti. Prilikom izgaranja biomase oslobađaju se nečisti plinovi i neugodan miris pa nije poželjno živjeti blizu takvih pogona. Cijena izgradnje elektrane za preradu biomase je visoka, ali kasnije su troškovi vrlo niski. Učinkovitost biogoriva je znatno manja od učinkovitosti fosilnih goriva te potpuna zamjena trenutno nije moguća (Herzog i sur., 2001, str. 10-14). Još jedna od mogućih prijetnji je narušavanje prirodne ravnoteže (npr. ako biomasa postane jedno od primarnih izvora energije,

biti će potrebno više materijala, a drvo je najvažnija sirovina – može doći do pretjerane sječe šuma) (Lovrić & Lovrić, 2013, str. 281).

2.2.5. Geotermalna energija

Geotermalna energija je „toplina koja se dobiva iz Zemlje“ (Yadav & Baghoria, 2013, str. 84). To je „prirodna toplina unutar Zemlje koja proizlazi iz topline preostale u Zemljinoj jezgri, od trenja gdje tektonske ploče klize jedna pod drugu i od raspada radioaktivnih elemenata koji se prirodno pojavljuju u malim količinama u svim stijinama“ (Herzog i sur., 2001, str. 42). Razvoj tehnologije je omogućio iskorištavanje te energije te se ona pretvara u električnu energiju ili se izravno koristi ta toplina (Herzog i sur., 2001, str. 42).

Tablica 5 SWOT analiza geotermalne energije

Snage	Slabosti
ekološki prihvatljivo	cijena
konstantna	elektrana zahtijeva brojna ograničenja
Prilike	Prijetnje
novi poslovi i razvoj tehnologije	potresi
duplo recikliranje	nuspojave u okolišu

Izvor: Bagher i sur., 2014, str. 149

Geotermalna energija je ekološki prihvatljiva u smislu da se izvlačenjem energije iz zemlje ne oslobađaju nikakvi štetni plinovi. Može se reći da je konstantna energija jer se može crpiti iz Zemlje bez prestanka te nema vanjskih čimbenika koji bi imali utjecaj na nju. Tehnologija koja se koristi nije još posve razvijena i radi se na stalnom razvijanju novih tehnologija i poboljšanju postojećih. Samim time se pojavljuje mogućnost za zapošljavanjem većeg broja ljudi. Negativna strana je, kao i kod ostalih obnovljivih energija, cijena izgradnje elektrane koja zahtijeva posebne regulacije i ograničenja (npr. mora biti udaljena od naseljenih mjesta). Pretjeranim iskorištavanjem takve energije moglo bi doći do potresa (nisu česti, ali se događaju) i do štetnih utjecaja na okoliš (npr. ispuštanje raznih plinova iz Zemljine kore koje se događa prilikom bušenja) (Bagher i sur., 2014, str. 149).

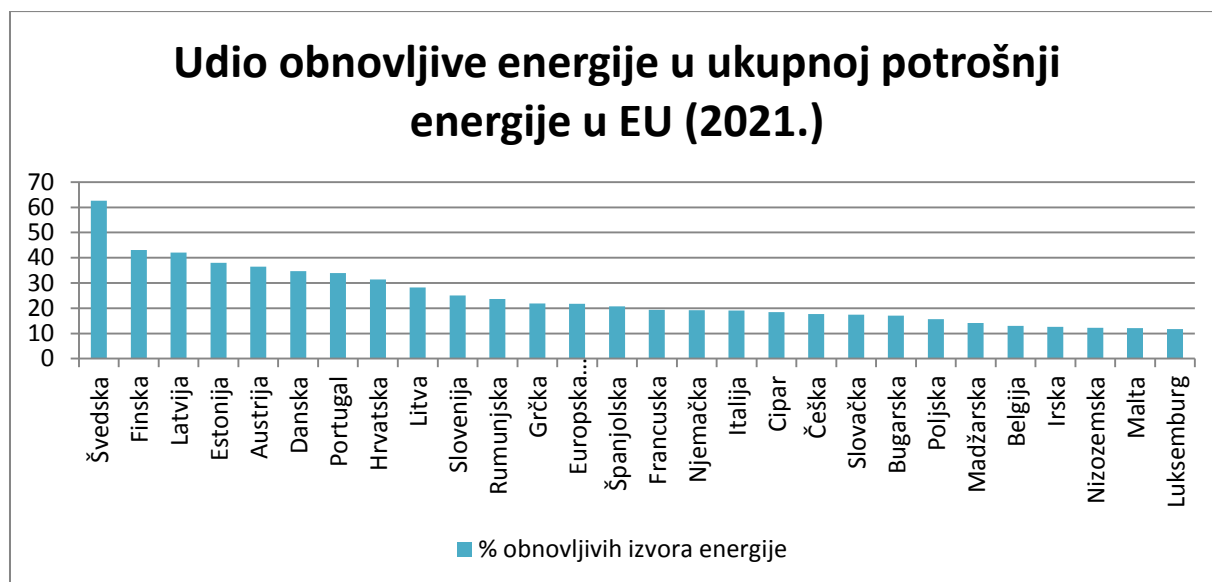
2.3. Primjena obnovljivih izvora energije u Europskoj uniji

Obnovljiva energija donosi mnoge koristi. S ekološkog aspekta, obnovljiva energija smanjuje zagađenje okoliša (npr. ne oslobađaju se štetni i otrovni plinovi poput ugljičnog dioksida) i samim time usporava globalno zatopljenje. S ekonomskog aspekta, upotrebom obnovljivih izvora povećala bi se ponuda na tržištu goriva, a smanjila bi se potreba za nuklearnim

oružjem. Obnovljivi izvori energije imaju i socijalni aspekt – ljudi žive u zdravijem okruženju, povećavaju se mogućnosti zapošljavanja i razvoja nerazvijenih ruralnih sredina. Uz sve navedene prednosti vodećim zemljama svijeta jasno je kako je primjena takvih oblika energije neophodna te se sve više ulaže u nju. Države članice EU donose svoje strategije i planove o povećanju korištenja obnovljivih izvora energije, a stanovništvo na raspolaganju ima razne pomoći, doprinose, EU fondove koji ih potiču na korištenje takve energije (Johansson i sur., 1993, str. 1-10).

Prema *Eurostatovim* izvješćima (2021), najveći udio obnovljive energije u ukupnoj potrošnji energije imaju Švedska (62,57%), Finska (43,10%), Latvija (42,11%), Estonija (38,01%) i Austrija (36,45%). Države sjeverne Europe su poznate po zelenoj energiji i inovativnim načinima potrošnje, odnosno štednje energije. Hrvatska se nalazi na 8. mjestu s 31,33% obnovljive energije u ukupnoj potrošnji energije (2021.), što je više od prosjeka Europske unije za čak 9,55%. Najmanji udio obnovljive energije u ukupnoj potrošnji energije u EU, 2021. godine, imaju Luksemburg (11,74%), Malta (12,16%), Nizozemska (12,28%), Irska (12,55%) i Belgija (13,01%).

Slika 2 Udio obnovljive energije u ukupnoj potrošnji energije u EU (2021.)



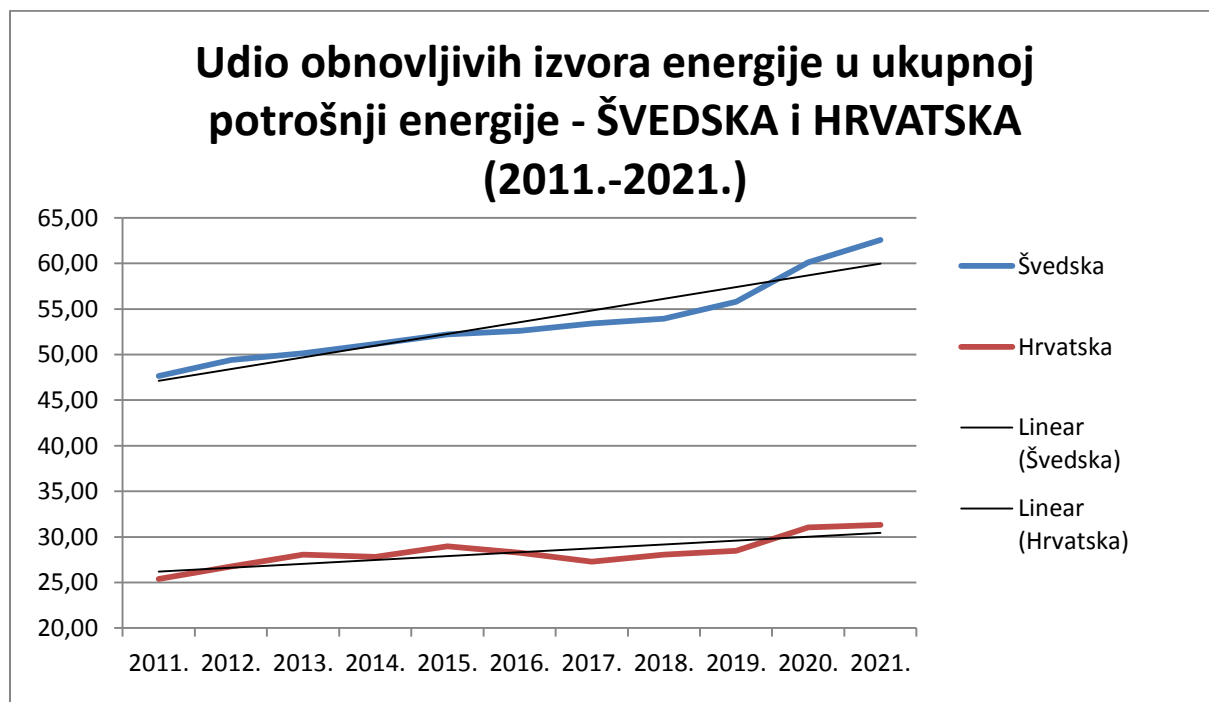
Izvor: Eurostat, 2021

Najveći udio energije iz obnovljivih izvora u EU (2017.) dolazi iz hidroenergije i energije vjetra. Neke zemlje imaju značajni udio hidroenergije (Malta) i biogoriva (Estonija i Mađarska). U većini država prevladava jedan obnovljivi izvor (npr. u Švedskoj, Sloveniji,

Rumunjskoj, Hrvatskoj, Latviji, Austriji je to hidroenergija, dok u Portugalu, Nizozemskoj, Danskoj, Njemačkoj prevladava energija vjetra) (Brodny & Tutak, 2020, str. 5).

Švedska se oduvijek isticala i bila vodeća država u Europi po promicanju zelene energije. Prema Eurostatu (2021), u zadnjih 10-ak godina (2011.-2021.) postotak udjela obnovljive energije u ukupnoj potrošnji energije porastao je za 14,94%. Za usporedbu, Hrvatska je povećala potrošnju obnovljive energije u ukupnoj potrošnji energije (2011.-2021.) za 5,94%. Može se uočiti da je linija trenda pozitivna i za Švedsku i Hrvatsku, što znači da se s godinama udio obnovljivih izvora energija u ukupnoj potrošnji povećava. U Švedskoj se povećava brže nego u Hrvatskoj (linija trenda je strmija).

Slika 3 Udio obnovljive energije u ukupnoj potrošnji energije - ŠVEDSKA i HRVATSKA (2011.-2021.)

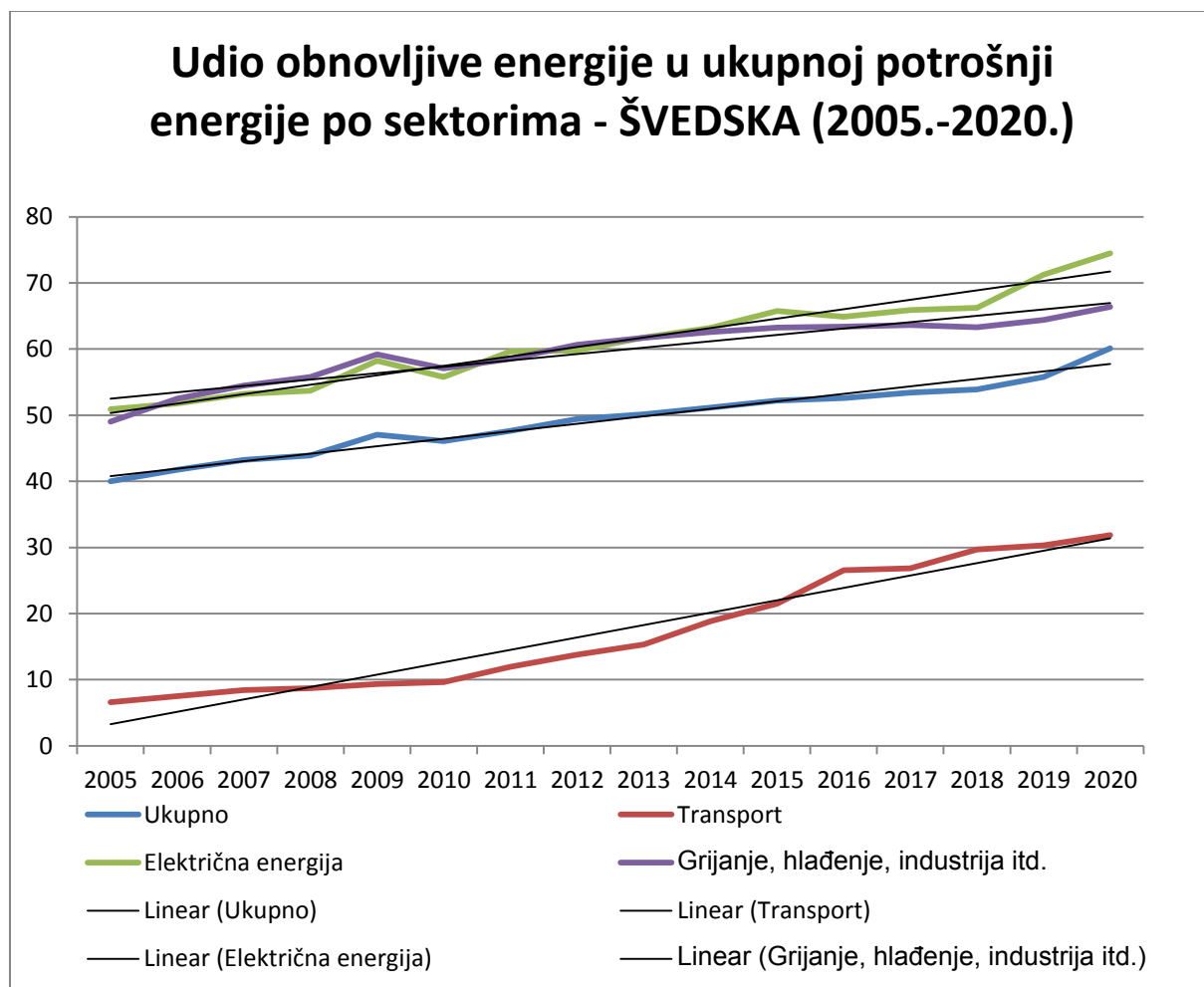


Izvor: Eurostat, 2021

Švedska je 2021. godine bila jedina država u Europskoj uniji kod koje je više od pola potrošnje energije iz obnovljivih izvora. Prema energetske ciljevima za budućnost, Švedska je trebala do 2020. godine ostvariti minimalno 50% potrošnje energije iz obnovljivih izvora u ukupnoj potrošnji, no taj postotak je već 2020. godine bio veći. Plan je do 2040. godine ostvariti 100% potrošnje energije iz obnovljivih izvora. Udio obnovljive energije porastao je u svim sektorima (Swedish Energy Agency, 2022, str. 13). Npr. najveća razlika se vidi u

sektoru prometa gdje se udio u otprilike 15 godina povećao za visokih 25%. U industrijskom sektoru razlika je 17%. 24% je veći udio obnovljive energije kod električne energije. Također se može uočiti pozitivna linija trenda kod svih sektora. Najbrži trend rasta je vidljiv u sektoru prometa, gdje je linija trenda vidljivo najstrmija.

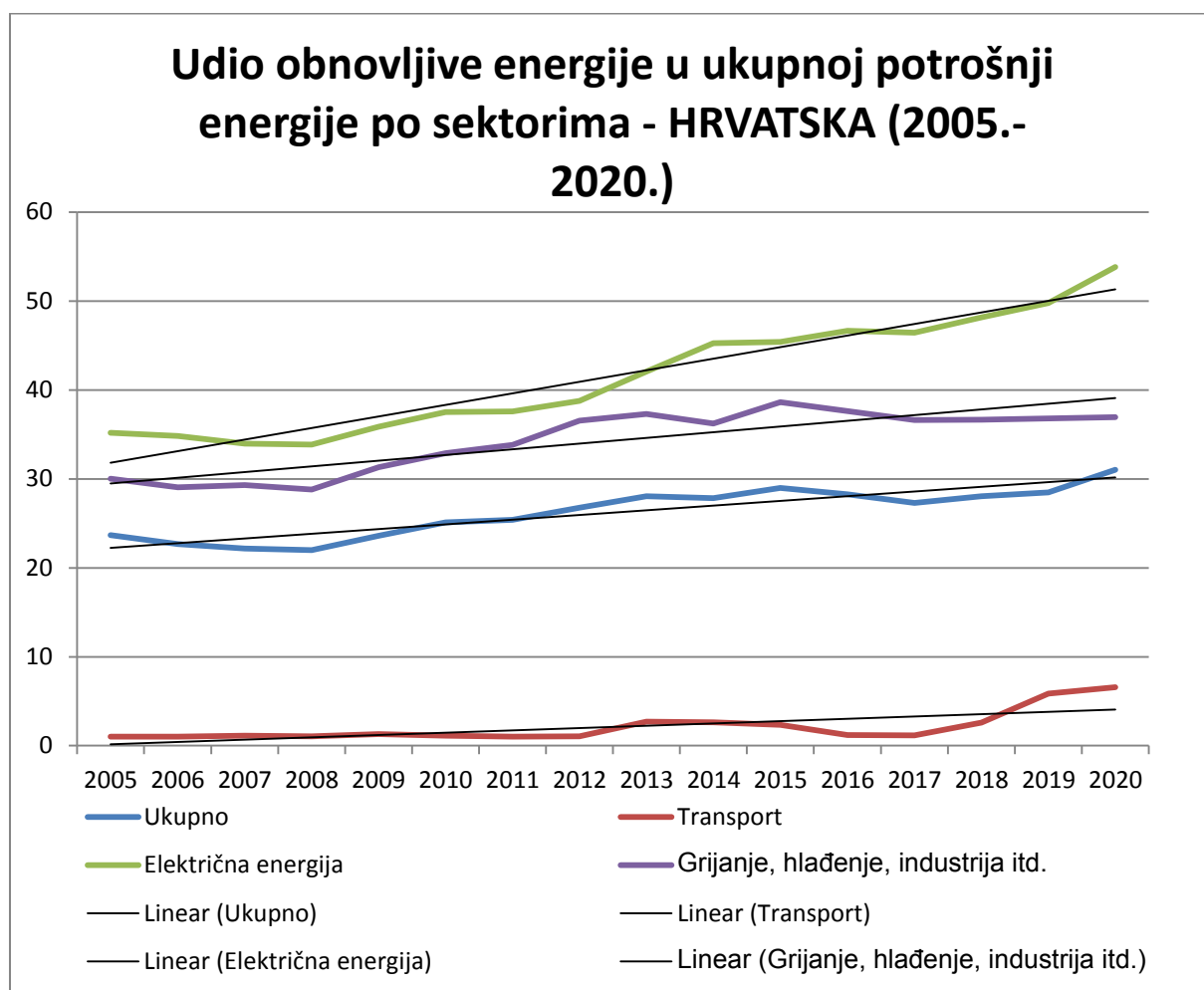
Slika 4 Udio obnovljive energije po sektorima - ŠVEDSKA (2005-2020)



Izvor: Eurostat, 2021

U Hrvatskoj također postoji rast udjela obnovljive energije u svim sektorima, ali znatno manje od Švedske. Značajniji porast primjećuje se kod električne energije, gdje je udio porastao za 19%. U industrijskom sektoru udio obnovljive energije stagnira zadnjih nekoliko godina. Kod transporta se dogodio veliki skok u zadnje dvije godine – s 1-2% je udio porastao na 5-6%. Linija trenda je pozitivna u svim sektorima, no najbrže raste sektor s električnom energijom, gdje je linija trenda najstrmija.

Slika 5 Udio obnovljive energije po sektorima - HRVATSKA (2005-2020)

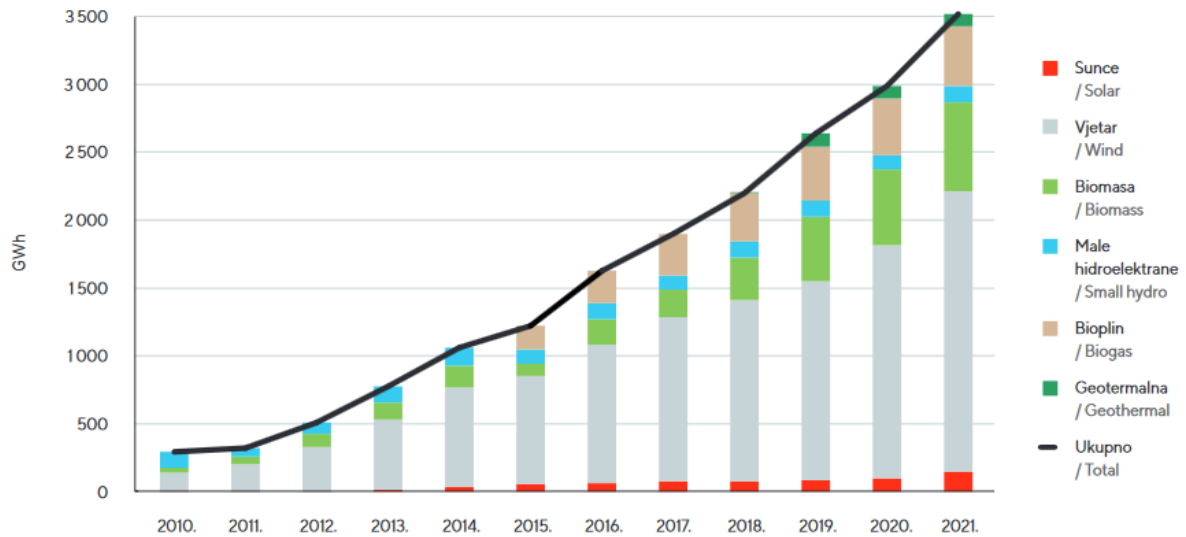


Izvor: Eurostat, 2021

Švedska ima sistem kvota koji nameće dobavljačima energije nužnost zadovoljavanja određenog postotka obnovljive energije u ukupnoj isporučenoj energiji. Osim toga dostupne su razne subvencije (npr. za fotonaponske ploče) i porezne olakšice (npr. za biogoriva) (Res Legal, 2012). Za usporedbu, u Hrvatskoj također postoje olakšice u obliku premium tarife za električnu energiju iz obnovljivih izvora, razne subvencije i povlašteni krediti za projekte vezane za obnovljive izvore energije (Res Legal, 2012). U Hrvatskoj se najviše električne energije iz obnovljivih izvora dobiva od vjetera. Druga po redu je biomasa. U zadnjih nekoliko godina povećava se postotak korištenja biomase, bioplina, sunčeve i geotermalne energije. Sveukupno, proizvodnja električne energije iz obnovljivih izvora 2019. godine činilo je 20,7% od ukupne proizvodnje (nisu uračunate velike hidroelektrane) (RH Ministarstvo

gospodarstva i održivog razvoja, 2019, str. 253), a 2021. godine postotak se povećao za otprilike 2% (23,1%) (RH Ministarstvo gospodarstva i održivog razvoja, 2021, str. 188).

Slika 6 Proizvodnja električne energije iz obnovljivih izvora 2010.-2021. u Hrvatskoj



Izvor: RH Ministarstvo gospodarstva i održivog razvoja, 2021, Energija u Hrvatskoj, godišnji energetske pregled, 2021

3 OTKRIVANJE ZNANJA U BAZAMA PODATAKA

3.1. Proces otkrivanja znanja u bazama podataka

Tehnologija Velikih podataka je u današnje vrijeme prisutna u gotovo svim velikim i malim poduzećima. Prepoznata je važnost podataka i prednosti koje njihovo iskorištavanje donose poslovanju. Kako bi se podaci što efikasnije iskoristili, koristi se otkrivanje znanja iz baza podataka. Otkrivanje znanja iz baza podataka definira se kao:

- „*proces otkrivanja zanimljivih obrazaca i znanja iz velikih količina podataka*“ (Han & sur., 2012, str. 16).
- „*istraživanje i analiza velikih količina podataka pomoću automatskih ili poluautomatskih metoda s ciljem otkrivanja smislenih pravilnosti*“ (Pejić Bach & Kerep, 2011, str. 8).
- „*netrivijalan postupak pronalaženja novih, valjanih, razumljivih i potencijalno korisnih oblika podataka*“ (Džeroski, 2001, str. 3).

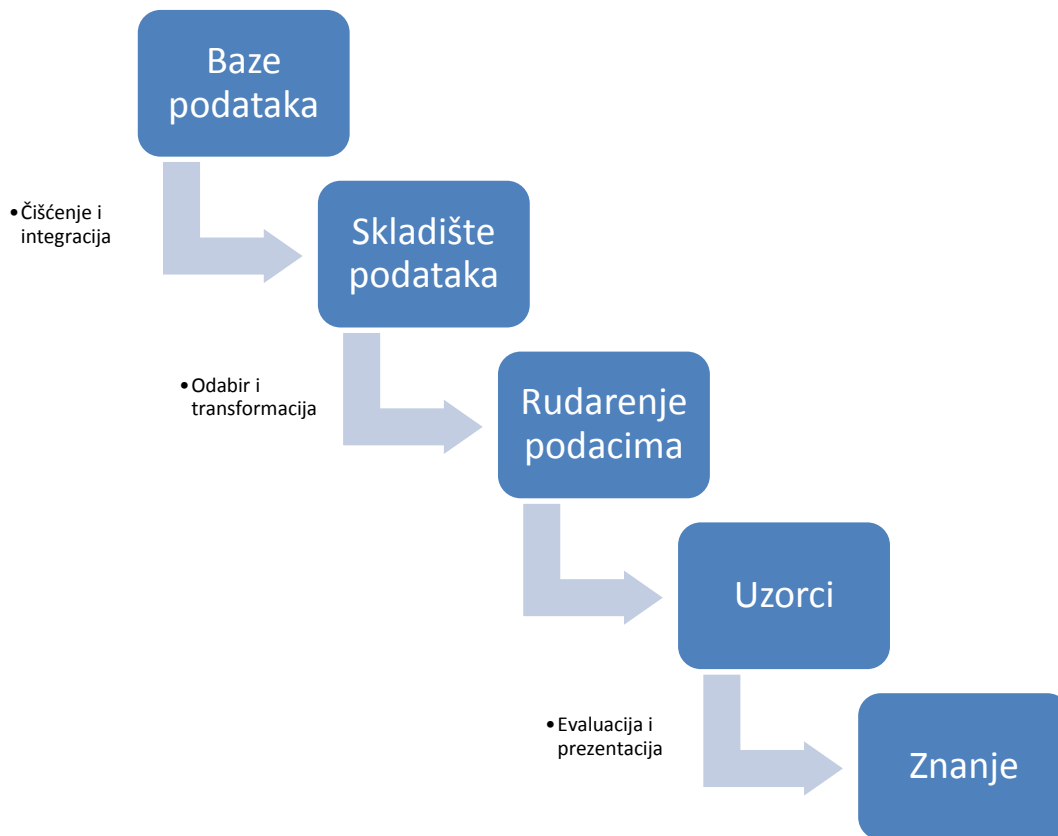
Prema Hanu, Kamberu i Peiu (2012, str. 17), proces otkrivanja znanja iz baza podataka obuhvaća nekoliko koraka koji, ukoliko ih se slijedi, povećavaju mogućnost uspješnog otkrivanja znanja:

- čišćenje podataka,
- integracija podataka,
- odabir podataka,
- smanjenje podataka,
- transformacija podataka,
- rudarenje podataka,
- procjena uzoraka i
- predstavljanje znanja.

Prvi korak je čišćenje podataka kako bi se otklonili podaci koji nedostaju ili su nedosljedni. Slijedi integracija podataka koja uključuje integraciju više skupova podataka kako bi se stvorio jedan, dosljedan skup podataka. Treći korak je odabir podataka u kojem izvlačimo iz baze podataka onaj skup podataka koji je relevantan za analizu. Smanjenje podataka uključuje smanjenje dimenzionalnosti skupa podataka kako bi se olakšala analiza i zatim se podaci transformiraju u format prikladan za analizu. Rudarenje podataka obuhvaća primjenu algoritama i tehnika na transformirani skup podataka kako bi se identificirali obrasci,

anomalije i odnosi. Zatim slijedi procjena uzorka koja uključuje ocjenjivanje obrazaca i odnosa identificiranih tijekom rudarenja podataka, kako bi se odredio njihov značaj i korisnost. Na kraju se odvija predstavljanje znanja gdje se otkriveno znanje predstavlja na lako razumljivi i upotrebljiv način.

Slika 7 Proces otkrivanja znanja iz baza podataka



Izvor: Han & sur., 2012, str.17

Pojednostavljeno, u procesu otkrivanja znanja, četiri su osnovne točke procesa: definicija poslovnog problema, priprema podataka, modeliranje i implementacija. Prvo se izražava poslovni problem u obliku pitanja i utvrđuje tko su sudionici procesa. Zatim se pripremaju podaci što obuhvaća njihovo određivanje, transformaciju i vrednovanje (tj. odabir, smanjenje i transformacija podataka). Slijedi modeliranje podataka koje se provodi po različitim metodama (npr. metode za klasifikaciju, metode za predviđanje vrijednosti, metode za grupiranje). Zadnji korak je implementacija rezultata odnosno njihova interpretacija i korištenje (Pejić Bach, Kerep, 2011, str. 10).

3.2. Metode otkrivanja znanja u bazama podataka

Metode koje se koriste pri otkrivanju znanja u bazama podataka Pejić Bach & Kerep (2011, str. 12-13) dijele u tri velike skupine:

- 1. Metode za klasifikaciju**
- 2. Metode za predviđanje vrijednosti**
- 3. Metode za grupiranje**

Klasifikacija je „*oblik analize podataka koji izdvaja modele koji opisuju važne klase podataka*“ (Han i sur., 2012, str. 271). To je vrsta metode koja dodjeljuje stavke u skupu podataka unaprijed definiranim klasama na temelju vrijednosti njihovih atributa. Cilj je predvidjeti klasu novih podataka na temelju obrazaca i odnosa otkrivenih u podacima. Prvo se odvija korak učenja gdje se razvija klasifikacijski model, a zatim slijedi korak klasifikacije, tj. korištenja tog modela za predviđanje novih podataka (Han i sur., 2012, str. 272). Stablo odlučivanja je jedna od metoda klasifikacije. To je vrsta algoritma koji se koristi za predviđanje ciljne varijable donošenjem odluka na temelju značajki ulaznih podataka. Ima strukturu stabla u kojem se test atributa označava unutarnjim čvorom, ishod testa se označava granom, a oznaka klase se označava čvorom lista (Han i sur., 2012, str. 274). Još jedan primjer metode klasifikacije su neuronske mreže. Neuronska mreža je „*skup povezanih ulazno-izlaznih jedinica u kojima svaka veza ima pridruženu težinu*“ (Han i sur., 2012, str. 327). Mreža uči prilagođavanjem težina kako bi točno procijenila vrijednost klase ulaznih skupova podataka. Neuronske mreže sastoje se od slojeva povezanih čvorova za obradu koji rade zajedno kako bi napravili predviđanja ili klasificirali podatke (Han i sur., 2012, str. 327).

Metode za predviđanje vrijednosti koriste se za „*predviđanje vrijednosti varijable s obzirom na njene specifikacije*“ (Apté, 1997, str. 6). Metoda predviđanja vrijednosti je „*tehnika predviđanja iz opažanja koja se sastoji od dvije faze, a to su učenje iz opažanja te primjena naučenog*“ (Kaur & Kaur, 2016, str. 331). Prediktivne metode se najčešće koriste u poslovanju gdje je cilj predvidjeti buduće događaje na temelju dostupnih podataka. Pomoću različitih tehnika predviđanja, može se doći do sigurnih izračuna o budućim događajima. Najpoznatija metoda za predviđanje vrijednosti je linearna regresija, a koriste se i neuronske mreže kao i kod metoda klasifikacije. Linearna regresija „*uključuje pronalaženje najbolje linije koja odgovara dvama atributima, tako da se jedan atribut može koristiti za predviđanje drugog*“ (Han i sur., 2012, str. 84). Može se definirati i kao „*regresija za procjenu nepoznatog učinka promjene jedne varijable drugom*“ (Mishra i sur., 2010, str. 21). Linearna

regresija može biti jednostavna (jedna nezavisna varijabla) i višestruka. Njome procjenjujemo vrijednost zavisne varijable, na temelju nezavisne varijable. Linearna regresija opisuje se jednadžbom:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x$$

y= zavisna varijabla, varijabla koju želimo predvidjeti

x= nezavisna varijabla, varijabla koju koristimo za predviđanje y varijable

β_0 = odsječak na osi y, vrijednost varijable y kada je x=0

β_1 = koeficijent koji prikazuje koliko se mijenja varijabla y, za jediničnu promjenu varijable x (nagib) (Maulud & Abdulazeez, 2020, str. 140-141)

Metode za grupiranje „koriste se za pronalaženje tipičnih skupina“ (Pejić Bach & Kerep, 2011, str. 13). U metodi za grupiranje „*algoritmi nastoje automatski podijeliti podatke u skup regija ili klastera, s ciljem identifikacije svih skupova sličnih primjera u podacima*“ (Apté, 1997, str. 7). Metoda analize tržišne košarice jedna je od metoda za grupiranje. To je metoda koja se „*temelji na pretpostavci da će kupci koji kupe određene proizvode vjerojatno kupiti i neke druge proizvode*“ (Pejić Bach & Kerep, 2011, str. 13). Koristi se još i metoda asocijativnih pravila. Nastoje se pronaći korisne i smislene veze među podacima za lakše donošenje odluka. „*U skupu podataka $I = \{1, 2, 3, 4, \dots, n\}$, asocijativno pravilo je implikacija u obliku:*

$$X \rightarrow Y$$

gdje X i Y pripadaju skupu I i $X \cap Y = \emptyset$. X se naziva antecedent, a Y konsekvant te pravilo znači da X implicira Y“ (Kotsiantis & Kanellopoulos, 2006, str. 72). Na primjer, ako kupac kupi varijablu X koja označava zobene pahuljice, vrlo vjerojatno će kupiti i varijablu Y koja označava mlijeko. Najpoznatija metoda za grupiranje je metoda klaster analize koja je detaljno opisana u poglavlju 4.1.

3.3. Područja primjene otkrivanja znanja u bazama podataka

Otkrivanje znanja u bazama podataka se u današnje vrijeme koristi u gotovo svim industrijama. Poduzeća su prepoznala važnost podataka i njihovog iskorištavanja. Primjećuju da im otkrivanje znanja u bazama podataka pridonosi većoj učinkovitosti, bržem donošenju odluka i na kraju, većem profitu. Iz tih razloga poduzeća sve više ulažu u tehnologiju Velikih podataka i otkrivanje novih znanja. Otkrivanje znanja u bazama podataka najčešće se

primjenjuje u financijama, medicini i marketingu. U nastavku slijedi kratki opis primjene otkrivanja znanja u bazama podataka po područjima relevantnima za ovu temu – energetici, informatici i održivom razvoju.

Otkrivanje znanja u bazama podataka u *energetici* se može koristiti za optimiziranje performansi i učinkovitosti sustava obnovljivih izvora energije. Pri radu sustava za obnovljive izvore energije (npr. vjetroturbina ili solarnih panela) prikupljaju se velike količine podataka koji se pohranjuju u baze. Iz tih se podataka posebnim tehnikama rudarenja podacima izvlače uzorci i pravila i statistički se mogu izračunati vjerojatnosti. Uz pomoć toga mogu se predvidjeti najpogodnije metode optimizacije sustava koje će dovesti do povećanja pouzdanosti, smanjenja štetnih utjecaja na okoliš te smanjenja troškova održavanja sustava (Eldahab & sur., 2019, str. 882). Tehnike rudarenja podacima koriste se i pri procjeni utjecaja na okoliš ili kao pomoć pri planiranju. Omogućuju praćenje trendova o prirodnim pojavama (npr. kiša, snijeg, sunčevo zračenje...), o okolišu (npr. vjetroelektrane nisu poželjne na područjima gdje obitava mnoštvo ptica) te se na temelju tih podataka donose zaključci o pogodnosti određenog mjesta za izgradnju sustava za obnovljivu energiju. Moguće je također unaprijed predvidjeti koliko energije će se proizvoditi u određenom postrojenju i koliko je to isplativo (Dash, 2014, str. 83). Rudarenje podacima koristi se za *održivi razvoj*. „*Održivost podrazumijeva potrošnju resursa s malim unutarnjim ili vanjskim utjecajem. Sustav je održiv ako njegov ulaz i izlaz imaju mali negativni utjecaj na okolinu*“ (Morik i sur., 2012, str. 311). Podaci se u okolišu prikupljaju iz raznih izvora poput satelita, različitih mjernih sustava, senzora... Ti se podaci koriste prilikom praćenja i procjene napretka i izazova. Na primjer moguće je pravovremeno predvidjeti elementarne nepogode i poduzeti mjere kako bi ih se spriječilo. Drugi primjer je kontrola potrošnje energije kojom se identificiraju područja na kojima se iskorištava više energije te se predlažu mjere za učinkovitom potrošnjom ili postavljanje sustava obnovljivih izvora energije. Rudarenje podacima koristi se i za otkrivanje uzoraka što je na primjer važno za klimatske promjene – moguće je predvidjeti do kakvih će promjena doći u budućnosti, odrediti vremensku prognozu, odrediti ciljeve za sprječavanje klimatskih nepogoda... Pri donošenju inovativnih rješenja temelj su podaci, koji se koriste za izradu modela koji predviđaju uspješnost i efikasnost određene inovacije. Moguće je predvidjeti razne anomalije – npr. u prometu prilikom proučavanja podataka dobivenih iz raznih senzora automobila ili aviona. Ti se podaci mogu iskoristiti za unapređenje budućih modela, sprečavanje mogućih pogrešaka u radu vozila, manju potrošnju goriva i sl (Morik i sur., 2012, str. 311-323). Otkrivanje znanja u bazama podataka je dio *informatike* koji

pomaže pri razvoju drugih tehnologija poput umjetne inteligencije, IoT, strojnog učenja i sl. IoT (Internet of Things, internet stvari) je tehnologija koja omogućuje pametnim objektima zajedničko otkrivanje znanja može se koristiti za poboljšanje kvalitete podataka u poslovnim modelima. Identificiraju se relevantni podaci, uočavaju i ispravljaju pogreške te se pronalazi korijen problema. Uz pomoć tehnika otkrivanja znanja baze podataka postaju organiziranije i čišće (Hassine i sur., 2008, str. 184-185). Tehnike otkrivanja znanja primjenjuju se i kod kibernetičke sigurnosti. Pomoću tehnika rudarenja podacima moguće je uočiti nepravilnosti i sigurnosne prepreke u bazama podataka. Također se mogu točno predvidjeti napadi i locirati rizik. Cilj otkrivanja znanja je pronaći ponavljajuće uzorke među podacima te se ti uzorci mogu iskoristiti za stvaranje antivirusnih rješenja koja mogu pravovremeno uočiti rizik (Salem i sur., 2022, str. 28-30). Trgovanje kriptovalutama može biti lakše uz otkrivanje znanja u bazama podataka. Kriptovalute djeluju uz pomoć *blockchain* tehnologije kojom se omogućuje provođenje virtualnih transakcija. Baze koje čuvaju zapise o transakcijama se ubrzano proširuju i, pomoću tehnika otkrivanja znanja, pružaju uvidu u ljudsko ponašanje u virtualnom okruženju koje još uvijek nije dovoljno istraženo i analizirano. Takve analize mogu pomoći pri donošenju novih zakona o kriptovalutama ili o sprječavanju prijevara (npr. pranje novca) (Liu i sur., 2021, str. 1-2).

4 KLASITER ANALIZA

4.1. Pojam klaster analize

Klaster je „*skupina objekata sa sličnim obilježjima te različitim obilježjima od objekata u drugim klasterima*“ (Džeroski, 2001, str. 6). Slijedi nekoliko definicija klaster analize:

- Klaster analiza je „*proces grupiranja fizičkih ili apstraktnih objekata u razrede sličnih objekata koji pomaže u konstrukciji smislene cjeline korištenjem metodologije „podijeli pa vladaj“ koja rastavlja sustav velikih razmjera na sitnije komponente kako bi se olakšala izvedba*“ (Chen i sur., 1996, str. 876).
- Klaster analiza se odnosi na „*postupak pronalaženja takvih varijabli/atributa u skupu podataka koji su na neki način međusobno povezani (određenim svojstvima) i njihovu podjelu u skupinu objekata koji se nazivaju klasteri, te na taj način varijable/objekti u jednom klasteru sličniji su od varijabli/objekata u drugim klasterima*“ (Pejić Bach & Kerep, 2011, str. 101).
- Klaster analiza „*ili grupiranje, je proces dijeljenja skupa podatkovnih objekata (ili opažanja) u podskupove, klastere*“ (Han i sur., 2012, str.362).
- Klaster analiza „*je jedna od tehnika prepoznavanja uzoraka koja se može karakterizirati korištenjem mjera sličnosti ili različitosti između objekata koji se identificiraju*“ (Diday & Simon, 1976, str. 47).
- „*Klasteriranje se može smatrati najvažnijim problemom učenja bez nadzora te se bavi pronalaženjem strukture u zbirci neoznačenih podataka*“ (Madhulatha, 2012, str. 719).

Na temelju navedenih definicija može se zaključiti da se klaster analiza primjenjuje na negrupiranim, neoznačenim podacima s ciljem njihovog grupiranja po sličnosti. Klaster analizom se pronalaze pravilni uzorci među nestrukturiranim podacima. Veliki skupovi podataka dijele se na manje cjeline pomoću određenih algoritama kojima je cilj pronaći slične podatke. Za klaster analizu mogu se koristiti različite metode ovisno o cilju analize i podacima koji se analiziraju (poglavlje 4.2.).

Klaster analiza se primjenjuje u mnogim područjima (poglavlje 4.3.), no u informatici se javlja tek polovicom 20. stoljeća. 1954. godine prvi puta se pojavljuje sintagma „grupiranje podataka“ (data clustering) u znanstvenom radu (Wierzchoń & Kłopotek, 2018, str. 10). U današnje vrijeme, kada su podaci od velike važnosti i postoji potreba za njihovim iskorištavanjem, klaster analiza dobiva veći značaj i sve češću primjenu.

4.2. Metodologija klaster analize

Klaster analiza se provodi pomoću raznih metoda. Važno je napomenuti kako se klaster analiza temelji na algoritmima te je moguće dobiti različite klastere na istom skupu podataka primjenjujući istu metodu. Potrebno je znati pravilno analizirati dobivene rezultate. Metode klaster analize dijele se na više načina, ovisno o izvorima. Metode možemo podijeliti na:

- hijerarhijske metode
- nehijerarhijske metode

Hijerarhijska metoda „sastoji se od uzastopnog združivanja ili dijeljenja opažanja i njihovih podskupova“ (Wierzchoń & Kłopotek, 2018, str. 29). „Stvara hijerarhijsku dekompoziciju zadanog skupa podatkovnih objekata“ (Han i sur., 2012, str. 366). Podaci se razvrstavaju po hijerarhiji, tj. razvrstavaju se u stablo koje nazivamo dendogramom. Tako razvrstani podaci pomažu pri analizi zbog lakše vizualizacije problema. Nedostatak hijerarhijske metode je što nema poništavanja, tj. kada je korak izvršen nemoguće se vratiti natrag. Hijerarhijsku metodu možemo podijeliti na dvije vrste: aglomerativnu i razdjelnu. Aglomerativna metoda se koristi strategijom odozdo prema gore, a razdjelna metoda odozgo prema dolje (Han i sur., 2012, str. 366).

U nehijerarhijskoj metodi „algoritmi grupiraju podatke izravno te mijenjaju središta dok sve točke ne budu povezane s centrima“ (Gülagiz & Sahin, 2017, str. 7). Ovdje je broj klastera unaprijed određen i ne formira se struktura stabla (kao u hijerarhijskoj analizi). U nehijerarhijsko klasteriranje ubrajamo metodu podjele, pretraživanja gustoće i rešetke (Gülagiz & Sahin, 2017, str. 6).

Obje su metode korisne, ovisno za što se koriste - ovisno o veličini skupa podataka (npr. nehijerarhijska metoda je prikladnija za veće skupove podataka), o željenom broju klastera ili potrebi za vidljivošću strukture među podacima. Glavna je razlika u tome što je broj klastera kod nehijerarhijskih metoda unaprijed određen.

Druga najčešća podjela metoda klaster analize, prema Han i sur. (2012, str. 367) dijeli metode u četiri grupe:

- metoda podjele (partitioning method),
- metoda pretraživanja gustoće (density based method),

- hijerarhijska metoda (hierarchical method) i
- metoda rešetke (grid based method).

Metoda podjele „stvara određeni broj dijelova podataka, gdje svaki dio predstavlja jedan klaster te sadržava barem jedan objekt“ (Han i sur., 2012, str. 366). Podaci se dijele u homogene klasterne. Nakon nasumičnog dodjeljivanja centara klastera, podatkovne točke se dodjeljuju najbližem centru klastera na temelju udaljenosti ili vjerojatnosti (Ayed i sur., 2014, str. 331).

Metoda pretraživanja gustoće „temelji se na formiranju klastera temeljenih na objektima koji su međusobno blisko razmaknuti (tj. visoke gustoće), koristeći područja s niskom gustoćom objekata kao područja koja razdvajaju klasterne“ (Hair Jr i sur., 2019, str. 190). Glavna je pretpostavka da će se određeni klaster nastaviti razvijati sve dok gustoća dosegne neku određenu razinu (Han i sur., 2012, str. 367). Takva metoda primjenjiva je na mješoviti skup podataka (koji sadrži i numeričke i nominalne attribute) te je potrebno specificirati samo dva parametra (radijus i minimalni broj u klasteru). Ta se metoda koristi na velikim skupovima podataka, te u različitim područjima poput geologije, biologije, astronomije... (Hair Jr i sur., 2019, str. 225).

Metoda rešetke „dijeli prostor objekta u konačan broj ćelija koje tvore mrežnu strukturu te se na njoj izvode sve operacije klasteriranja“ (Han i sur., 2012, str. 367). Prednost te metode je brzina obrade jer ne ovisi o broju objekata, već o broju ćelija (Han i sur., 2012, str. 367).

Metodologija klaster analize sastoji se od nekoliko koraka:

1. određivanje ciljeva analize
2. određivanje istraživačkog obrasca
3. određivanje pretpostavki
4. formiranje i procjena broja klastera
5. interpretacija klastera
6. procjena klaster analize i profiliranje klastera (Hair Jr i sur., 2019, str. 199-230)

U prvom koraku potrebno je odrediti cilj analize, postaviti hipotezu istraživanja, odrediti što se želi dobiti provođenjem klaster analize. Osim svrhe istraživanja, potrebno je odrediti i attribute. Određivanje atributa uvelike ovisi o ciljevima istraživanja. Naime, atributi moraju biti relevantni, u skladu s ciljevima analize. Attribute je potrebno odrediti tako da pojedini atribut opisuje objekte koji se nalaze u pojedinom klasteru i ujedno odgovara svrsi analize. U

drugom koraku određuje se istraživački obrazac, odnosno određuju se neki tehnički detalji važni za provedbu analize. Određuje se jesu li atributi nominalni ili numerički, broj atributa i njihova relevantnost (ukoliko atributi nisu relevantni, neće se automatski poništiti, već će analiza svejedno biti provedena jer klaster analiza ne može detektirati što je ili nije relevantno), veličina uzorka (veličina uzorka mora biti dovoljno velika da bi klaster analiza bila smisljena, a o veličini ovisi i metoda analize), biranje mjere sličnosti. Zatim je potrebno utvrditi pretpostavke vezane uz korelaciju atributa i reprezentativnost uzorka. Nakon toga slijedi formiranje i procjena broja klastera. Pri formiranju klastera prvo se utvrđuje metoda koja će se koristiti – hijerarhijska, nehijerarhijska ili kombinacije obje metode. Zatim treba provjeriti podatke u klasterima i eliminirati one koji nisu relevantni, npr. male klastere u kojima se nalazi samo jedan objekt. Slijedi odluka o broju klastera koja je vrlo važna jer o njoj ovisi i rezultat analize. Broj klastera se ne može odrediti sa sigurnošću pa se mogu koristiti dvije različite metode i usporediti se te nakon toga utvrditi odgovarajući broj. U petom koraku slijedi interpretacija klastera. Promatra se jesu li zaista klasteri različiti jedni od drugih, utvrđuje se središte klastera i je li ono u skladu s predviđanjima i postoje li rezultati klasteriranja kod kojih se ne može utvrditi značajnija razlika. Zadnji korak obuhvaća procjenu klaster analize i profiliranje klastera. Procjena obuhvaća nastojanje provoditelja analize da osigura reprezentativno rješenje, a profiliranje klastera obuhvaća opis karakteristika klastera (nakon što su klasteri identificirani). Opisuju se atributima koji nisu bili među atributima klasteriranja (Hair Jr i sur., 2019, str. 199-230).

4.3. Područje primjene klaster analize

Klaster analiza ima široko područje primjene. Klaster analiza je jedna od statističkih metoda i koristi se u raznim područjima – marketing, statistika, biologija, medicina, sociologija. Koristi se i u informatici i tehnologiji, u raznim analizama u strojnom učenju, rudarenju podacima, umjetnoj inteligenciji, sigurnosti informacijskih sustava itd. Ovisno o području u kojem se primjenjuje, klaster analiza ima drugačije nazive – taksonomija, tipologija, klasifikacija, grupiranje. U nastavku slijedi nekoliko primjera primjene klaster analize.

U *informatici* se klaster analiza može primijeniti pri pretraživanju Weba, u prepoznavanju slika ili tekstova, u strojnom učenju. Kod prepoznavanja slika klaster analiza se koristi na primjer za grupiranje slika sa sličnim objektima. Objekti se grupiraju na temelju vizualnih značajki. U slučaju da raspoložemo slikama različitih ljudskih rukopisa, možemo grupirati slike prema sličnosti pojedinih slova/brojeva. Što se više podataka dostavlja u pojedine klastere to je veća vjerojatnost za uspješnim prepoznavanjem slika (Han i sur., 2012, str. 362).

Postoje mnogi alati koji koriste prepoznavanje slika za pružanje raznih usluga, npr. predvođenje, skeniranje... Prilikom pretraživanja Weba, rezultati pretraživanja se organiziraju u manje grupe, klasterne, na temelju njihove relevantnosti. To pomaže korisniku da se brže kreće kroz rezultate pretraživanja i lakše pronađu one koji su vezani uz njihove potrebe (Han i sur., 2012, str. 362-363). U strojnom učenju se klaster analiza primjenjuje kao učenja bez nadzora – učenje koje se odvija samostalno pomoću algoritma koji uči iz nestrukturiranih podataka i traži uzorke i strukture među njima. Nestrukturirani podaci se razvrstavaju u klasterne po nekim sličnim obilježjima (Chen i sur., 1996, str. 876).

Klaster analiza je pogodna metoda za otkrivanje znanja u bazama podataka u *energetici*. Prilikom predviđanja učinkovitosti elektrane može se koristiti klaster analiza, u smislu otkrivanja uzoraka u dosada prikupljenim podacima o radu elektrane. Pomoću klastera se identificiraju samo one varijable s izravnim učinkom na rad elektrane i utvrđuju se odgovarajući uvjeti rada elektrane. Cilj takve analize je povećati učinkovitost elektrane (Duarte i sur., 2021, str. 1). Klaster analiza može se koristiti i za predviđanje potrošnje energije u kućanstvima, za procjenu potrošnje energije kojom poduzeća pružatelji energije lakše donose odluke i organiziraju poslovanje, za procjenu prikladnosti određenog mjesta za instalaciju obnovljivih izvora energije...

U području *održivosti* klaster analiza se može koristiti za grupiranje podataka o potrošnji vode i usporedbi različitih sustava opskrbe vodom u gradovima. Cilj takve analize je uvidjeti razliku među gradovima i raditi na poboljšanju upravljanja opskrbe vodom, preuzeti primjere uspješnih gradova s manjim troškovima i manjom potrošnjom i sl. (Noiva, Fernández, Wescoat, 2016, str. 484-485). Drugi primjer korištenja klaster analize je za ispitivanje mišljenja populacije o javnom prijevozu. Javni prijevoz je jedan od bitnih čimbenika održivog razvoja grada te je cilj da se njime koristi što veći broj stanovnika. Cilj ove analize bio je grupirati putnike sa sličnim mišljenjima što je korisno pri unapređenju i razvoju trenutčne mreže javnog prijevoza te otkrivanju nepravilnosti i mana (de Oña i sur., 2014, str. 459-460).

Na kraju, klaster analiza može se promatrati i kao zaseban alat u rudarenju podacima kojim se identificira neka skupina podataka te se promatraju i uspoređuju karakteristike različitih klastera. Može poslužiti i kao pred-analiza za neke druge statističke metode ili metode rudarenja podacima (Han i sur., 2012, str. 363).

4.4. Prednosti i nedostaci klaster analize

Tablica 6 Prednosti i nedostaci klaster analize

PREDNOSTI	NEDOSTACI
različita područja primjene	nema interpretacije
smanjenje opsežnosti	nepreciznost
identifikacija struktura	provedba analize komplicirana
vizualizacija	subjektivnost
vremenska i troškovna efikasnost	
donošenje odluka	

Izvor: Wierzchoń & Kłopotek 2019, str.1-9; Han i sur., 2012, str. 362-363; Beganović & Puška, 2017, str. 9-10

Velika prednost klaster analize je njena primjenjivost i prilagodljivost. Primjenjuje se u raznim područjima na različitim istraživanjima (poglavlje 4.3.) Služi za smanjenje opsežnosti u velikim baza podataka jer grupira podatke po sličnosti pa se tako grupa podataka može zamijeniti njihovim sličnim karakteristikama (Wierzchoń & Kłopotek, 2019, str. 9). Praktična je za primjenu na velikim grupama podataka gdje identificira uzorke i otkriva strukture koje prije nisu bile vidljive i to sve samostalno, bez nadzora (Han i sur., 2012, str. 362-363). Pomoću klaster analize, kompetentna osoba može lakše donijeti odluke te uz vizualne grafike, lakše razumjeti rezultate. Osim toga, klaster analiza štedi vrijeme i troškove jer se na velikim količinama podataka brzo dolazi do zaključaka i nije potrebno koristiti dodatne metode prilikom određene analize.

Najveći nedostatak klaster analize je subjektivnost. Već je spomenuto kako klaster analiza ne nudi nikakvu interpretaciju ili objašnjenje te rezultati analize posve ovise o osobi koja ih interpretira. Također, rezultati nisu uvijek isti i na njih utječu mnogi elementi pa je moguće dobiti drugačije rezultate na istom skupu podataka. Različite metode dovode do različitih rezultata na istom skupu podataka. Za preciznije rezultate preporuča se koristiti više metoda te usporediti na kraju njihove rezultate. Prije korištenja klaster analize potrebno je utvrditi varijable po kojima će se podaci razvrstavati u klaster. Ukoliko su te varijable besmisleno odabrane, takav će biti i rezultat analize. Potrebno je smisljeno i oprezno odrediti varijable jer o njima ovisi rezultat cjelokupne analize (Beganović & Puška, 2017, str. 9-10). Također, teško je pravilno odabrati broj klastera. Optimalan broj klastera se mijenja ovisno o korištenoj metodi (Wierzchoń & Kłopotek, 2019, str. 1-7).

Klaster analiza je veoma praktična metoda za analizu velikih podataka i široko je rasprostranjena u raznim područjima, ali nije posve precizna i točna te je za relevantne rezultate potrebno imati iskusnu osobu koja će ponuditi interpretaciju ili se rezultati mogu potvrditi pomoću drugih metoda.

5 KLASTER ANALIZA POTROŠNJE OBNOVLJIVIH IZVORA ENERGIJE U EUROPSKOJ UNIJI

5.1. Metodologija istraživanja

Cilj ove analize je, na temelju podataka o potrošnji obnovljivih izvora energije (po sektorima) u ukupnoj potrošnji energije, grupirati države Europske unije prema njihovim sličnim obilježjima i utvrditi koje države najviše koriste obnovljive izvore energije i u kojim sektorima.

Primarni alat za obradu podataka koji se koristi u ovoj analizi je Weka softver. Weka, u punom nazivu *Waikato Environment for Knowledge Analysis*, je softver za strojno učenje koji omogućava korisnicima pronalaženje skrivenih informacija u bazama podataka. Softver je pisan u Javi. Lagan je za korištenje i može mu se pristupiti besplatno s bilo kojeg modernijeg uređaja. Koristan je zbog svojih vizualnih prikaza i brojnih tehnika modeliranja podataka (Kulkarni & Kulkarni, 2016, str. 10-11).

Podaci su preuzeti iz baze podataka o obnovljivim izvorima energije na Eurostatu. Baza podataka sadrži podatke o potrošnji obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije, potrošnji obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji u prijevozu, potrošnji obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji za električnu energiju i potrošnji obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji za grijanje i hlađenje. Podaci su dostupni za sve europske države 2009.-2021. godine. Podaci su preuzeti u .xls formatu i konvertirani su u .csv format kako bi bili prikladni za Weka softver. Za potrebe ove analize preuzeti su samo podaci za 27 država Europske unije i tri godine: 2011, 2016 i 2021 (podaci prikazani u Prilozima).

Klaster analiza će biti provedena tri puta, za svaku od tri navedene godine. Za analizu su određena četiri atributa, a to su: države EU, udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije u prijevozu, udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za grijanje i hlađenje i udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energija za električnu energiju. Države EU su nominalni atribut kojeg prilikom analize zanemarujemo. Ostali atributi su numerički.

Tablica 7 Popis atributa

N_o	ATRIBUT	OPIS ATRIBUTA	FORMAT ATRIBUTA
1	Države EU	sve države Europske unije nakon 2020.	nominalni
2	OIE prijevoz	udio obnovljivih izvora energije u prijevozu u ukupnoj potrošnji	numerički
3	OIE grijanje i hlađenje	udio obnovljivih izvora energije za grijanje i hlađenje u ukupnoj potrošnji	numerički
4	OIE električna energija	udio obnovljivih izvora energije za električnu energiju u ukupnoj potrošnji	numerički

Izvor: rad autora

Nakon što su podaci učitani u Weku moguće je promotriti svaki pojedini atribut i njihove minimalne, maksimalne i središnje vrijednosti, kao i standardnu devijaciju.

Tablica 8 Prikaz dobivenih vrijednosti atributa u softveru Weka

Atribut	Godina	Minimalna vrijednost	Maksimalna vrijednost	Prosjek	Standardna devijacija
OIE prijevoz	2011.	0	11.938	3.618	3.027
OIE grijanje i hlađenje	2011.	3.688	58.519	23.132	14.476
OIE el. energija	2011.	0.454	66.779	22.616	17.239
OIE prijevoz	2016.	0.431	26.560	6.242	4.801
OIE grijanje i hlađenje	2016.	5.192	63.412	27.438	16.429
OIE el. energija	2016.	5.714	72.521	28.916	18.578
OIE prijevoz	2021.	4.296	30.426	9.390	5.172
OIE grijanje i hlađenje	2021.	5.174	68.642	30.738	16.846
OIE el. energija	2021.	9.655	76.185	35.189	18.676

Izvor: rad autora

2011. godina

Atribut udio obnovljivih izvora energije u prijevozu u ukupnoj potrošnji ima minimalnu vrijednost 0.0% odgovara Cipru, što znači da Cipar 2011. godine uopće nije koristio obnovljive izvore energije u prijevozu. Maksimalna vrijednost je 11.938 što odgovara Švedskoj koja je općenito vodeća država po potrošnji obnovljivih izvora energije. Središnja vrijednost je 3.618. Većina država Europske unije 2011. godine bila je bliže minimalnoj vrijednosti, a tek dvije su bile bliže maksimalnoj vrijednosti – Švedska i Austrija. Atribut udio obnovljivih izvora energije za grijanje i hlađenje ima minimalnu vrijednost 3.688 što opet odgovara Cipru, a maksimalna je 58.519 što odgovara Švedskoj. Središnja vrijednost je 23.132. U usporedbi s potrošnjom obnovljivih izvora energije u prijevozu, podaci za grijanje i hlađenje su mnogo viši. Dakle već 2011. godine su obnovljivi izvori energije bili značajni za grijanje i hlađenje. Treći atribut za 2011. godinu je udio obnovljivih izvora energije za električnu energiju s minimalnom vrijednošću 0.454, a maksimalnom od 66.779 što znači da Cipar ima najmanji postotak potrošnje obnovljivih izvora energije za električnu energiju, a Švedska opet najviši postotak. Rezultati su slični kao i za druga dva sektora. Središnja vrijednost je 22.616. S obzirom na podatke, može se zaključiti kako u usporedbi s ostala dva sektora, sektor električne energije prednjači u potrošnji obnovljivih izvora energije.

2016. godina

Prvi atribut je udio obnovljivih izvora energije u prijevozu u ukupnoj potrošnji. Minimalna vrijednost je 0.431, a maksimalna 26.560. Estonija je imala najmanji udio potrošnje obnovljivih izvora energije u prijevozu, dok je Švedska imala najviši udio. Srednja vrijednost bila je 6.242. S obzirom na veliku razliku između najviše i najniže vrijednosti, smo je jedna država na strani najviše vrijednosti i to Švedska. Slijedi atribut udio obnovljivih izvora energije za grijanje i hlađenje. Najmanja vrijednost bila je 5.192, a najviša 63.412. Vrijednosti odgovaraju Cipru i Švedskoj, isto kao i 2011. godine, ali su se povećale za nekoliko postotaka. Srednja vrijednost je 27.438. Zadnji atribut za 2016. godinu je udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji za električnu energiju. Minimalna vrijednost je 5.714 što opet odgovara Cipru, a maksimalna vrijednost je 72.521 što odgovara Švedskoj. Srednja vrijednost je 28.916.

2021. godina

Prvi atribut je udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji u prijevozu za 2021. godinu. Minimalna vrijednost je 4.296 što odgovara Irskoj. Maksimalna vrijednost je 30.426 što odgovara Švedskoj. Središnja vrijednost je 9.39. Razlika između minimalne i maksimalne

vrijednosti je vrlo velika pa su stoga gotovo sve države (njih 25) na strani bližoj minimalnoj vrijednosti. S desne strane nalaze se samo Švedska i Finska. Slijedi atribut udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji za grijanje i hlađenje. Najniža vrijednost je 5.174, a najviša je 68.642. Najniža vrijednost odgovara Estoniji, a najviša Švedskoj. Srednja vrijednost je 30.738. Postoci su mnogo veći nego u godinama prije, te Cipar više nije država s najmanjim postotkom obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji. Zadnji atribut je udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji za električnu energiju. Minimalna vrijednost je 9.655, što odgovara Cipru. Maksimalna vrijednost je 76.185 što odgovara Švedskoj. Također su vrijednosti veće nego u prošlim godinama.

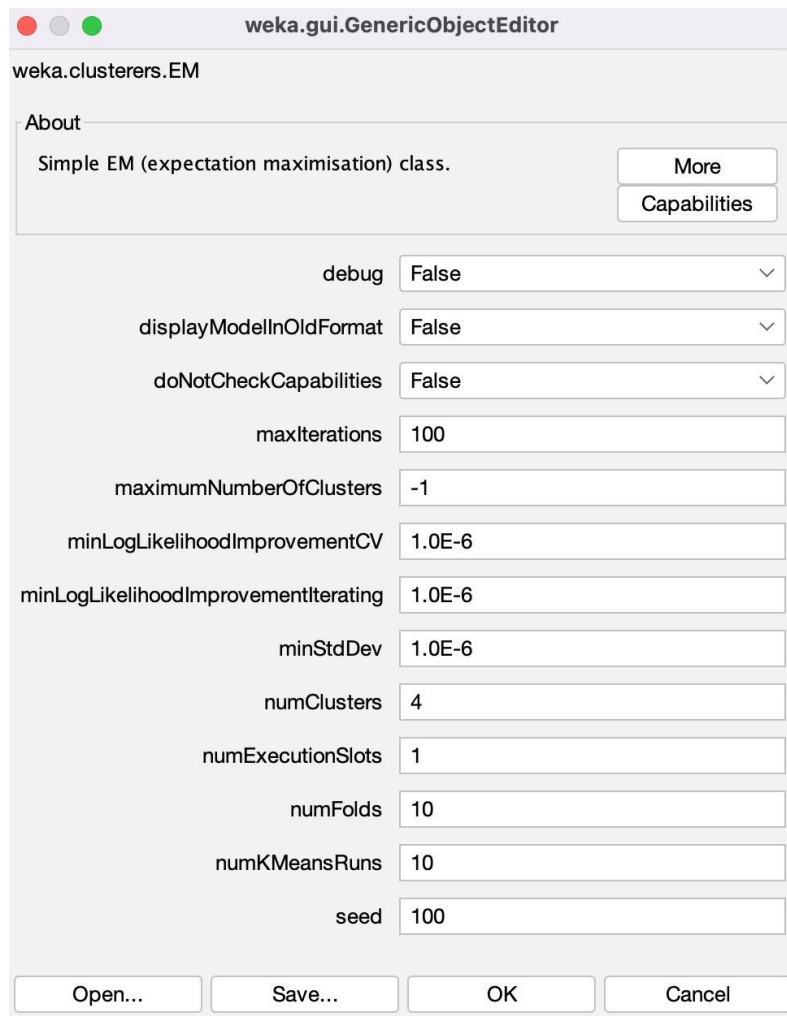
U sve tri godine promet je sektor s najmanjom potrošnjom energije iz obnovljivih izvora. 2011. godine sektor grijanja i hlađenja je predvodio, dok je električna energija sektor s najvećom potrošnjom u 2016. i 2021. godini. Postoci su kroz godine značajno rasli u sva tri sektora potrošnje obnovljivih izvora. U nekim sektorima sporije – promet, a u druga dva puno brže. Švedska je država s najvećim udjelima potrošnje obnovljive energije u ukupnoj potrošnji, bez obzira na sektor i razdoblje analize.

Metoda analize je metoda k srednjih vrijednosti, tj. *k-means metoda*. Ta je metoda odabrana jer je jednostavna i brza za korištenje. *K-means* metoda podrazumijeva unaprijed određen broj grupa (k). Broj klastera je određen pomoću formule:

$$k \approx \sqrt{\frac{n}{2}}$$

U ovoj analizi n predstavlja broj država, $n=27$. Ako je $n=27$, onda je $k=3.6742$, što zaokružujemo na 4. Podaci su učitani u kartici „*Preprocess*“. Zatim je odabrana *SimpleKMeans* metoda i izračunati broj klastera.

Slika 8 Odabir broja klastera u softveru Weka



Slika 9 Odabir broja klastera u softveru Weka

Izvor: rad autora, Weka

5.2. Rezultati istraživanja

Klaster analiza provedena je tri puta, za tri različite godine: 2011. godinu, 2016. godinu i 2021. godinu. Rezultati analize prikazuju se u prozoru pod nazivom „*Clusterer output*“. U tom prozoru prikazani su svi dobiveni klasteri i koliko instanci se nalazi u pojedinom klasteru. Prikazane su također srednje vrijednosti i standardne devijacije svih atributa po klasterima. Za vizualni prikaz klastera potrebno je odabrati opciju „*Visualize cluster assignments*“. Nakon provedbe analize potrebno je dobivene podatke spremiti u .arff formatu i ponovno ih učitati u Weku, u „*Preprocess*“ karticu. Nova varijabla pod nazivom „*Cluster*“ je vidljiva na popisu svih varijabli i pomoću te varijable moguće je vidjeti točno koja zemlja pripada kojem klasteru.

2011. godina

Rezultati klaster analize za 2011. godinu prikazani su na Slikama 18 i 19. Vidljivo je da je analiza provedena na tri relevantna atributa, a atribut „Države EU“ je ignoriran. Države su podijeljene u 4 klastera. U prvom klasteru nalaze se dvije države, odnosno 7% od svih država. U drugom klasteru je 10 država, tj. 37%. Treći klaster sadrži 7 država, što je 26%. U zadnjem klasteru nalazi se 8 država ili 30%.

Slika 10 Rezultati klaster analize za 2011. godinu

```
Clusterer output
```

Attribute	Cluster			
	0 (0.07)	1 (0.37)	2 (0.26)	3 (0.3)
Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije u prijevozu				
mean	11.0075	0.7711	3.1696	5.7162
std. dev.	0.9305	0.3455	0.7971	0.7025
Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za grijanje i hlađenje				
mean	52.1255	9.418	19.9611	35.7677
std. dev.	6.3935	3.901	3.4918	5.2434
Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za električnu energiju				
mean	63.2015	7.2939	17.7887	35.812
std. dev.	3.5775	3.4673	3.6009	6.0453

Time taken to build model (full training data) : 0.01 seconds

=== Model and evaluation on training set ===

Clustered Instances

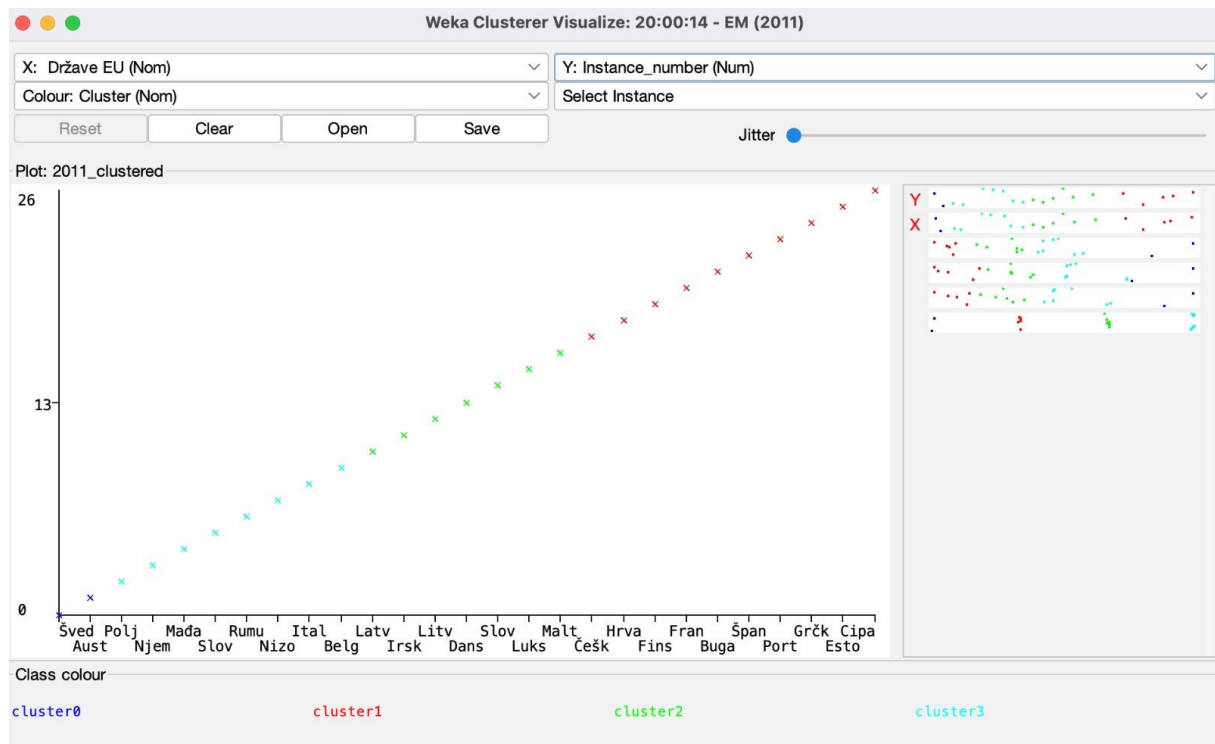
0	2 (7%)
1	10 (37%)
2	7 (26%)
3	8 (30%)

Log likelihood: -7.83532

Izvor: rad autora, Weka

Kako bi vidjeli koja točno država pripada kojem klasteru odabire se vizualni prikaz i radi bolje preglednosti atribut Države EU idu na x-os.

Slika 11 Vizualni prikaz rezultata klaster analize za 2011. godinu



Izvor: rad autora, Weka

Na temelju vizualnih prikaza zaključujemo koje države se nalaze u pojedinim klasterima:

- Cluster 0: Švedska, Austrija
- Cluster 1: Češka, Hrvatska, Finska, Francuska, Bugarska, Španjolska, Portugal, Grčka, Estonija, Cipar
- Cluster 2: Latvija, Irska, Litva, Danska, Slovenija, Luksemburg, Malta
- Cluster 3: Poljska, Njemačka, Mađarska, Slovačka, Rumunjska, Nizozemska, Italija, Belgija

2016. godina

Rezultati klaster analize za 2016. godinu prikazani su na Slikama 22 i 23. Odabrani atributi su isti kao 2011. godine. Također su prikazane sve srednje vrijednosti i standardne devijacije atributa po klasterima. Kao rezultat analize dobivena su 4 klastera. U prvom klasteru našli se samo jedna država, što čini svega 4%. U drugom klasteru je 12 država, odnosno 44%. Treći klaster sadrži 6 država ili 22%. U zadnjem klasteru je 8 država što čini 8%.

Slika 12 Rezultati klaster analize za 2016. godinu

Clusterer output

Attribute	Cluster			
	0 (0.04)	1 (0.44)	2 (0.22)	3 (0.3)
Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije u prijevozu				
mean	30.426	9.2678	7.5955	8.2886
std. dev.	0	4.0425	1.4404	2.1913
Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za grijanje i hlađenje				
mean	68.642	29.0863	50.1043	13.9527
std. dev.	0	8.1317	8.8098	6.4312
Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za električnu energiju				
mean	76.185	33.5118	57.9357	15.5188
std. dev.	0	6.8918	10.4328	3.5361

Time taken to build model (full training data) : 0.01 seconds

=== Model and evaluation on training set ===

Clustered Instances

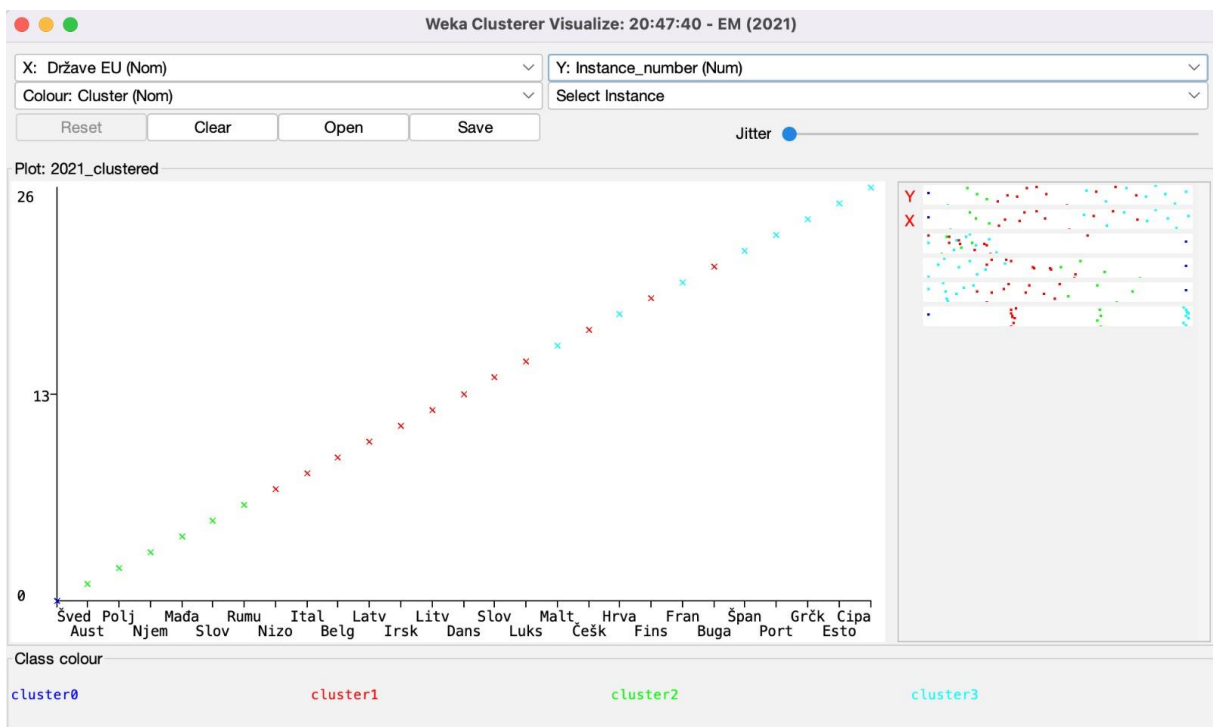
0	1 (4%)
1	12 (44%)
2	6 (22%)
3	8 (30%)

Log likelihood: -8.2924

Izvor: rad autora, Weka

Slijedi vizualni prikaz klaster analize za 2016. godinu na kojem je vidljiva pripadnost država po određenim klasterima.

Slika 13 Vizualni prikaz rezultata klaster analize za 2016. godinu



Izvor: rad autora, Weka

Na temelju vizualnih prikaza zaključujemo koje države se nalaze u pojedinim klasterima:

- Cluster 0: Švedska
- Cluster 1: Nizozemska, Italija, Belgija, Latvija, Irska, Litva, Danska, Slovenija, Luksemburg, Češka, Finska, Bugarska
- Cluster 2: Austrija, Poljska, Njemačka, Mađarska, Slovačka, Rumunjska
- Cluster 3: Malta, Hrvatska, Francuska, Španjolska, Portugal, Grčka, Estonija, Cipar

2021. godina

Rezultati klaster analize za 2021. godinu prikazani su na Slikama 26 i 27. Kao i u prve dvije analize, odabrani atributi su jednaki. Prikazane su njihove srednje vrijednosti i standardne devijacije po klasterima te je prikazan postotak država po pojedinom klasteru. U prvom klasteru, kao i 2016. godine, nalazi se samo 1 država, tj. 4%. U drugom ih ima 8, odnosno 30%. Treći klaster sadrži 26% država, tj. njih 7. U četvrtom klasteru je 11 država ili 41%.

Slika 14 Rezultati klaster analize za 2021. godinu

```
Clusterer output

Attribute                                                    Cluster
                                                            0          1          2          3
                                                            (0.04)    (0.3)    (0.26)  (0.41)
=====
Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije u prijevozu
  mean                                                    26.56    4.8747    6.8619    4.9952
  std. dev.                                                0      2.0909    2.1886    3.039

Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za grijanje i hlađenje
  mean                                                    63.412  27.1145  46.3103  12.3935
  std. dev.                                                0      5.5854    6.317    5.3151

Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za električnu energiju
  mean                                                    72.521  27.8131  49.9831  12.3474
  std. dev.                                                0      5.7274    9.075    4.6063

Time taken to build model (full training data) : 0 seconds

=== Model and evaluation on training set ===

Clustered Instances

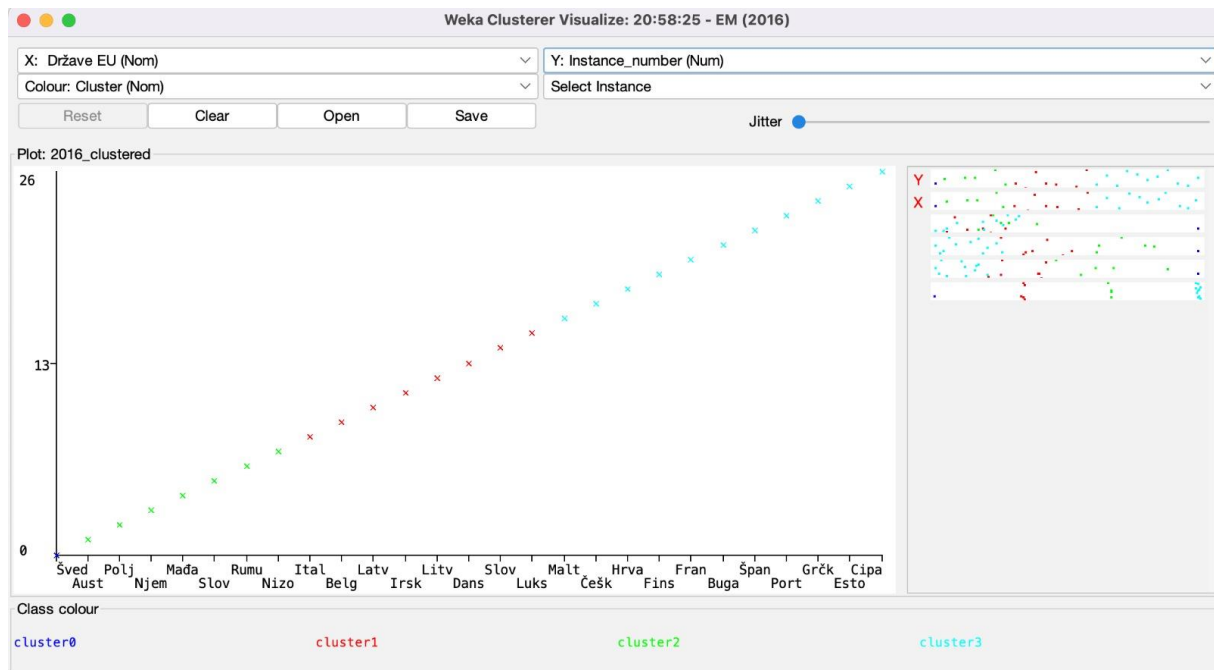
0      1 ( 4%)
1      8 (30%)
2      7 (26%)
3     11 (41%)

Log likelihood: -7.90434
```

Izvor: rad autora, Weka

Nakon toga rezultati analize prikazani su grafički s atributom Države EU na x-osi. Svaki klaster označen je drugom bojom.

Slika 15 Vizualni prikaz rezultata klaster analize za 2021. godinu



Izvor: rad autora, Weka

Na temelju vizualnih prikaza zaključujemo koje države se nalaze u pojedinim klasterima:

- Cluster 0: Švedska
- Cluster 1: Italija, Belgija, Latvija, Irska, Litva, Danska, Slovenija, Luksemburg
- Cluster 2: Austrija, Poljska, Njemačka, Mađarska, Slovačka, Rumunjska, Nizozemska
- Cluster 3: Malta, Češka, Hrvatska, Finska, Francuska, Bugarska, Španjolska, Portugal, Grčka, Estonija, Cipar

5.3. Rasprava

Cilj ove analize bio je usporediti države Europske unije na temelju udjela njihove potrošnje obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije. Provedene su tri analize u različitim razdobljima, u razmaku od 5 godina. U nastavku je tablica, izrađena na temelju rezultata analize, u kojoj su prikazane pripadnosti država po klasterima. Klaster A predstavlja države s najvećim udjelom obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji, a klaster D sadrži države s najmanjim udjelom.

Tablica 9 Pripadnost država po klasterima

2011.		2016.		2021.	
Država	Klaster	Država	Klaster	Država	Klaster
Švedska	KLASTER A	Švedska	KLASTER A	Švedska	KLASTER A

Austrija	KLASTER A	Austrija	KLASTER B	Austrija	KLASTER B
Poljska	KLASTER B	Poljska	KLASTER B	Poljska	KLASTER B
Njemačka	KLASTER B	Njemačka	KLASTER B	Njemačka	KLASTER B
Mađarska	KLASTER B	Mađarska	KLASTER B	Mađarska	KLASTER B
Slovačka	KLASTER B	Slovačka	KLASTER B	Slovačka	KLASTER B
Rumunjska	KLASTER B	Rumunjska	KLASTER B	Rumunjska	KLASTER B
Nizozemska	KLASTER B	Nizozemska	KLASTER C	Nizozemska	KLASTER B
Italija	KLASTER B	Italija	KLASTER C	Italija	KLASTER C
Belgija	KLASTER B	Belgija	KLASTER C	Belgija	KLASTER C
Latvija	KLASTER C	Latvija	KLASTER C	Latvija	KLASTER C
Irska	KLASTER C	Irska	KLASTER C	Irska	KLASTER C
Litva	KLASTER C	Litva	KLASTER C	Litva	KLASTER C
Danska	KLASTER C	Danska	KLASTER C	Danska	KLASTER C
Slovenija	KLASTER C	Slovenija	KLASTER C	Slovenija	KLASTER C
Luksemburg	KLASTER C	Luksemburg	KLASTER C	Luksemburg	KLASTER C
Malta	KLASTER C	Češka	KLASTER C	Malta	KLASTER D
Češka	KLASTER D	Finska	KLASTER C	Češka	KLASTER D
Hrvatska	KLASTER D	Bugarska	KLASTER C	Hrvatska	KLASTER D
Finska	KLASTER D	Malta	KLASTER D	Finska	KLASTER D
Francuska	KLASTER D	Hrvatska	KLASTER D	Francuska	KLASTER D
Bugarska	KLASTER D	Francuska	KLASTER D	Bugarska	KLASTER D
Španjolska	KLASTER D	Španjolska	KLASTER D	Španjolska	KLASTER D
Portugal	KLASTER D	Portugal	KLASTER D	Portugal	KLASTER D
Grčka	KLASTER D	Grčka	KLASTER D	Grčka	KLASTER D
Estonija	KLASTER D	Estonija	KLASTER D	Estonija	KLASTER D
Cipar	KLASTER D	Cipar	KLASTER D	Cipar	KLASTER D

Izvor: rad autora, Excel

Švedska je država s najvišim udjelom obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji (u svim sektorima) i značajno prednjači među ostalim državama. Stoga je očekivano da se u sve tri godine nalazi u Klasteru A, izdvojena od ostalih država. Može se utvrditi kako je u sve tri analize podjela po klasterima vrlo slična. Poljska, Njemačka, Mađarska, Slovačka i Rumunjska su u sve tri analize uvijek u istom klasteru (Klaster B), i to po visini udjela, odmah iza Švedske. Zatim u Klasteru C se u sve tri godine nalaze Latvija, Irska, Litva, Danska, Slovenija i Luksemburg. U klasteru s najmanjim udjelima obnovljive energije u ukupnoj potrošnji energije, Klasteru D, ostaju tijekom svih godina Cipar, Estonija, Grčka, Portugal, Španjolska, Francuska i Hrvatska. Cipar je država s najmanjim udjelom obnovljivih izvora energije, s najmanjim udjelima u svim sektorima. Zanimljiva je činjenica da se u Klasteru B nalazi država poput Rumunjske, koja nije među razvijenim državama EU. S druge strane u Klasteru D se nalazi Francuska, koja je jedna od najvažnijih i najrazvijenijih država EU.

Većina država u Klasteru D ipak predstavlja manje razvijene države, dok većina država u Klasteru A i B predstavlja one najrazvijenije.

Tablica 10 Promjena država po klasterima

Država	2011	2016	2021
Austrija	KLASTER A	KLASTER B	KLASTER B
Nizozemska	KLASTER B	KLASTER C	KLASTER B
Italija	KLASTER B	KLASTER C	KLASTER C
Belgija	KLASTER B	KLASTER C	KLASTER C
Malta	KLASTER C	KLASTER D	KLASTER D
Češka	KLASTER D	KLASTER C	KLASTER D
Finska	KLASTER D	KLASTER C	KLASTER D
Bugarska	KLASTER D	KLASTER C	KLASTER D

Izvor: rad autora, Excel

2011. godine uz Švedsku je u Klasteru A bila i Austrija, koja je tada također imala visoke udjele potrošnje energije iz obnovljivih izvora u sva tri sektora, no sljedeće dvije godine je bila u Klasteru B. Uzrok tome je to što 2011. godine udjeli potrošnje energije iz obnovljivih izvora u većini država nisu bili visoki (osim u Švedskoj i Austriji), no s godinama su se povećavali tako da je 2016., a pogotovo 2021., Austrija postala bliža drugom klasteru, dok je Švedska nastavila značajno ulagati u obnovljive izvore energije što ju je učinilo vodećom u Europskoj uniji. Nizozemska, Belgija i Italija su 2016. godine u Klasteru C (umjesto Klastera B) jer njihov udio obnovljive energije nije rastao istom brzinom kao ostatak država Klastera B. Italija i Belgija su ostale u Klasteru C i 2021. godine, dok se Nizozemska vratila u Klaster B. Malta je također imala sporiji rast pa je stoga završila u klasteru s najmanjim udjelima već 2016. godine. Češka, Finska i Bugarska su 2016. imale priliku biti u Klasteru C, no 2021. godine njihov rast se usporio te su vraćene u Klaster D.

Gledajući srednje vrijednosti atributa po klasterima, uočava se značajna oscilacija između klastera 0, koji uvijek predstavlja Švedsku, i svih ostalih klastera. Također se vidi značajan porast srednjih vrijednosti 2016. godine, u odnosu na 2011. godinu i 2021. godine, u odnosu na 2016. godinu. Može se zaključiti kako su sve države Europske unije značajno napredovale u iskorištavanju obnovljivih izvora energije te se i dalje svake godine udio potrošnje obnovljivih izvora energije povećava. Na primjeru Cipra, gledajući udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji u prijevozu, vidi se kako je udio 2011. godine bio 0%, 2016. godine je porastao na 2,67%, a 2021. godine na 7,19%.

Uzimajući u obzir attribute koji predstavljaju sektore potrošnje obnovljivih izvora energije, u 2011. godini obnovljivi izvori energije koristili su se najviše za električnu energiju. Nakon toga za grijanje i hlađenje, a najmanji postotak bio je u sektoru prijevoza. Ista situacija bila je 2016. godine. Također se obnovljivi izvori energije koriste najmanje u sektoru prometa, a najviše za električnu energiju. 2021. godina ima iste tendencije, s time da su sektori za električnu energiju i grijanje i hlađenje vrlo slični po udjelima, dok su u sektoru prijevoza udjeli značajno niži (u odnosu na druge sektore).

6 ZAKLJUČAK

Cilj ovog rada bio je provesti klaster analizu kojom će se usporediti države članice Europske unije na temelju njihove potrošnje obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije. U Europskoj uniji postoje države koje su usmjerile svoj energetske razvoj prema obnovljivim izvorima energije, a postoje i one koje iskorištavaju obnovljive izvore u vrlo malim postocima. Svrha ove analize bila je usporediti države i pronaći sličnosti među njima, tj. koje to države iskorištavaju obnovljive izvore energije u velikoj mjeri, a koje ne.

Energija je u današnje vrijeme jedna od glavnih tema u politici, ekonomiji i ekologiji. Europska unija pruža mnoge subvencije i poticaje za korištenje obnovljivih izvora energije. Obnovljiva energija dolazi iz mnogih izvora poput sunca, vjetra, vode, biomase, geotermalnih izvora. Neobnovljivi izvori energije poput nafte i plina nestaju sve većom brzinom te je potrebno raditi na razvoju infrastrukture za potrošnju i uporabu obnovljivih izvora. U Europskoj uniji korištenje obnovljivih izvora je u porastu. Svake godine postoci korištenja energije iz obnovljivih izvora rastu. U nekim državama rastu rapidno, dok u drugima vrlo sporo, no bitno je primijetiti kako je rast proporcionalan. Podaci o potrošnji energije se bilježe u bazama podataka po godinama, državama i sektorima. Kako bi se podaci što bolje interpretirali, u tu svrhu se može primijeniti proces otkrivanja znanja u bazama podataka. Taj proces omogućuje, pomoću tehnike rudarenja podacima, otkrivanje veza i sličnosti među podacima, što se na kraju koristi za otkrivanje novih znanja. Otkrivanje znanja u bazama podataka može se izvesti pomoću tri glavne metode: klasifikacija, predviđanje vrijednosti i grupiranje podataka. Najpoznatija metoda grupiranja podataka je upravo klaster analiza. Klaster analiza je bila najprikladnija metoda za ostvarenje cilja ovog rada i pronalaženje sličnosti među državama Europske unije i njihove potrošnje energije iz obnovljivih izvora. Tom su se metodom, uz pomoć Weka softvera, podaci grupirali u različite grupe (klustere) po svojim sličnim obilježjima. Klaster analiza omogućuje lakše pronalaženje veza među podacima. Proces otkrivanja znanja u bazama podataka često se koristi u gotovo svim područjima – od biologije, medicine, marketinga do informatike, energetike...

Analizom je potvrđeno kako je Švedska vodeća država u iskorištavanju energije iz obnovljivih izvora. Švedska je općenito poznata po brzom razvoju i velikim ulaganjima u „zelenu energiju“. Hrvatska se u sve tri analize nalazi u klasteru sa državama s najnižim udjelima potrošnje obnovljive energije. Uz Hrvatsku, većina ostalih država s najnižim udjelima su države južne Europe. Neočekivano je da se u tom klasteru nalazi i Francuska, koja je jedna od najrazvijenijih država Europske unije, dok se Bugarska nalazi u klasteru sa

državama s visokim udjelima iskorištavanja obnovljive energije (a jedna je od najsiromašnijih država Europske unije).

Obnovljivi izvori energije su vrlo važni i omogućuju očuvanje prirodnih bogatstava. U zadnjih nekoliko godina Europska unija pokušava osvijestiti svoje članice o važnosti korištenja obnovljivih izvora energije. Iako udjeli obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije rastu svake godine, uz veće poticaje, konkretnije mjere i bolju edukaciju stanovništva, postoci bi mogli biti mnogo veći.

POPIS LITERATURE

- 1) Ali, S., Anwar, S., & Nasreen, S. (2017). Renewable and Non-Renewable Energy and its Impact on Environmental Quality in South Asian Countries. *Forman Journal of Economic Studies*, 13.
- 2) Alrikabi, N. K. M. A. (2014). Renewable energy types. *Journal of Clean Energy Technologies*, 2(1), 61-64.
- 3) Ang, T. Z., Salem, M., Kamarol, M., Das, H. S., Nazari, M. A., & Prabaharan, N. (2022). A comprehensive study of renewable energy sources: classifications, challenges and suggestions. *Energy Strategy Reviews*, 43, 100939.
- 4) Apté, C. (1997). Data mining: an industrial research perspective. *IEEE Computational Science and Engineering*, 4(2), 6-9.
- 5) Ayed, A. B., Halima, M. B., & Alimi, A. M. (2014, August). Survey on clustering methods: Towards fuzzy clustering for big data. In 2014 6th International conference of soft computing and pattern recognition (SoCPaR) (pp. 331-336). IEEE.
- 6) Bagher, A. M., Vahid, M., & Mohsen, M. (2014). Geothermal energy. *Journal of Engineering and Technology research*, 6(8), 146-150.
- 7) Bagher, A. M., Vahid, M., Mohsen, M., & Parvin, D. (2015). Hydroelectric energy advantages and disadvantages. *American Journal of Energy Science*, 2(2), 17-20.
- 8) Brodny, J., & Tutak, M. (2020). Analyzing Similarities between the European Union Countries in Terms of the Structure and Volume of Energy Production from Renewable Energy Sources. *Energies*, 13(4), 913. MDPI AG. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.3390/en13040913>
- 9) Cahyana, B. E., Nimran, U., Utami, H. N., & Iqbal, M. (2020). Hybrid cluster analysis of customer segmentation of sea transportation users. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 25(50), 321-337.
- 10) Chen, M. S., Han, J., & Yu, P. S. (1996). Data mining: an overview from a database perspective. *IEEE Transactions on Knowledge and data Engineering*, 8(6), 866-883.
- 11) Dash, P. (2014). Renewable Energy Evaluation using Data Mining Techniques. *International Journal of Energy, Sustainability and Environmental Engineering*, 80.
- 12) de Oña, R., López, G., de los Rios, F. J. D., & de Oña, J. (2014). Cluster analysis for diminishing heterogeneous opinions of service quality public transport passengers. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 162, 459-466.

- 13) Diday, E., & Simon, J. C. (1976). Clustering analysis. *Digital pattern recognition*, 47-94.
- 14) Duarte, J., Vieira, L. W., Marques, A. D., Schneider, P. S., Pumi, G., & Prass, T. S. (2021). Increasing power plant efficiency with clustering methods and Variable Importance Index assessment. *Energy and AI*, 5, 100084.
- 15) Džeroski, S. (2001). *Relational data mining*. Springer Berlin Heidelberg.
- 16) Eldahab, Y. E. A., Zekry, A., & Saad, N. H. (2019). Enhancing the optimization of hybrid renewable energy systems by using statistical calculations and data mining analysis.
- 17) Enteria, N., & Akbarzadeh, A. (Eds.). (2013). *Solar energy sciences and engineering applications*. CRC Press.
- 18) European Commission (2022.) *Biomass*. European Commission, Topics, Renewable energy, Bioenergy
- 19) European Commission (2022.) *Onshore wind energy*. European Commission, Topics, Renewable energy.
- 20) European commission (2022.) *Solar energy*. European commission, Topics, Renewable energy
- 21) Europska komisija (2022.) ZAJEDNIČKA KOMUNIKACIJA EUROPSKOM PARLAMENTU, VIJEĆU, EUROPSKOM GOSPODARSKOM I SOCIJALNOM ODBORU I ODBORU REGIJA - Vanjsko djelovanje EU-a u području energetike u svijetu koji se mijenja. Document 52022JC0023, JOIN/2022/23 final, EUR-Lex – Access to European Union law.
- 22) Europska komisija (2022.) *Zelena tranzicija*. Europska komisija, What we do, Zelena tranzicija.
- 23) Eurostat (2023.) *Share of renewable energy in gross final energy consumption by sector*. Eurostat, All Data, Tables on EU policy, Sustainable development indicators, Goal 7 – Affordable and clean energy.
- 24) Guangul, F. M., & Chala, G. T. (2019, January). Solar energy as renewable energy source: SWOT analysis. In 2019 4th MEC international conference on big data and smart city (ICBDSC) (pp. 1-5). IEEE.
- 25) Gülagiz, F. K., & Sahin, S. (2017). Comparison of hierarchical and non-hierarchical clustering algorithms. *International Journal of Computer Engineering and Information Technology*, 9(1), 6.

- 26) Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., Black, W. C., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis*, Eighth. Cengage Learning, EMEA.
- 27) Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining concepts and techniques* third edition. University of Illinois at Urbana-Champaign Micheline Kamber Jian Pei Simon Fraser University.
- 28) Hassine, S. B., Clement, D., & Laboisie, B. (2008). Using Association Rules to Detect Data Quality Issues. In *ICIQ* (pp. 184-197).
- 29) Herzog, A. V., Lipman, T. E., & Kammen, D. M. (2001). Renewable energy sources. *Encyclopedia of life support systems (EOLSS)*. Forerunner Volume-‘Perspectives and overview of life support systems and sustainable development, 76.
- 30) Johansson, T. B., Kelly, H., Burnham, L., Reddy, A. K., & Williams, R. (Eds.). (1993). *Renewable energy: sources for fuels and electricity*. Island press.
- 31) Kotsiantis, S., & Kanellopoulos, D. (2006). Association rules mining: A recent overview. *GESTS International Transactions on Computer Science and Engineering*, 32(1), 71-82.
- 32) Kulkarni, E. G., & Kulkarni, R. B. (2016). Weka powerful tool in data mining. *International Journal of Computer Applications*, 975, 8887.
- 33) Landau, S., Leese, M., Stahl, D., & Everitt, B. S. (2011). *Cluster analysis*. John Wiley & Sons.
- 34) Liu, X. F., Jiang, X. J., Liu, S. H., & Tse, C. K. (2021). Knowledge discovery in cryptocurrency transactions: A survey. *Ieee access*, 9, 37229-37254.
- 35) Lovrić, M. i Lovrić, D. (2013). Zaštita okoliša, Obnovljivi izvori energije u Hrvatskoj: prednosti i nedostatci. *Kemija u industriji*, 62 (7-8), 279-282. Preuzeto s <https://hrcak.srce.hr/105202>
- 36) Madhulatha, T. S. (2012). An overview on clustering methods. *arXiv preprint arXiv:1205.1117*.
- 37) Maulud, D., & Abdulazeez, A. M. (2020). A review on linear regression comprehensive in machine learning. *Journal of Applied Science and Technology Trends*, 1(4), 140-147.
- 38) Mishra, D., Das, A. K., Mishra, M., & Mishra, S. (2010). Predictive data mining: Promising future and applications. *Int. J. of Computer and Communication Technology*, 2(1), 20-28.
- 39) Mohtasham, J. (2015). Renewable energies. *Energy Procedia*, 74, 1289-1297.

- 40) Morik, K., Bhaduri, K., & Kargupta, H. (2012). Introduction to data mining for sustainability. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 24(2), 311.
- 41) Noiva, K., Fernández, J. E., & Wescoat Jr, J. L. (2016). Cluster analysis of urban water supply and demand: Toward large-scale comparative sustainability planning. *Sustainable cities and society*, 27, 484-496.
- 42) Pejić Bach, M., Kerep, I. (2011). Weka alat za otkrivanje znanja iz baza podataka. Ekonomski fakultet Sveučilišta u Zagrebu, Katedra za informatiku.
- 43) Popkostova, Y. (2022). Europe's Energy Crisis Conundrum. Origins, Impact and Way forward.
- 44) Puška, A., & I Beganović, A. (2016). Primjena klaster analize u ekonomskim istraživanjima. *Oeconomica Jadertina*, 6(1), 3-19.
- 45) Qazi, A., Hussain, F., Rahim, N. A., Hardaker, G., Alghazzawi, D., Shaban, K., & Haruna, K. (2019). Towards sustainable energy: a systematic review of renewable energy sources, technologies, and public opinions. *IEEE access*, 7, 63837-63851.
- 46) Republika Hrvatska Ministarstvo gospodarstva i održivog razvoja (2019.) Energija u Hrvatskoj 2019., godišnji energetske pregled. Ministarstvo gospodarstva i održivog razvoja.
- 47) Republika Hrvatska Ministarstvo gospodarstva i održivog razvoja (2021.) Energija u Hrvatskoj, godišnji energetske pregled, 2021. Ministarstvo gospodarstva i održivog razvoja.
- 48) Res Legal (2012.) Croatia: Overall Summary. Res Legal, Search by country, Croatia.
- 49) Res Legal (2012.) Sweden: Overall Summary. Res Legal, Search by country, Sweden.
- 50) Salem, I. E., Mijwil, M., Abdulqader, A. W., Ismaeel, M. M., Alkhazraji, A., & Alaabdin, A. M. Z. (2022). Introduction to The Data Mining Techniques in Cybersecurity. *Mesopotamian journal of cybersecurity*, 2022, 28-37.
- 51) Swedish Energy Agency (2022.) Energy in Sweden 2022 – an overview.
- 52) Tiwari, G. N., & Mishra, R. K. (2012). *Advanced renewable energy sources*. Royal Society of Chemistry.
- 53) Vlada Republike Hrvatske (2019.) Nacionalna razvojna strategija Republike Hrvatske do 2030. godine. 2030 Nacionalna razvojna strategija, Dokumenti
- 54) Wierzchoń, S. T., & Kłopotek, M. A. (2018). Modern algorithms of cluster analysis (Vol. 34). Springer International Publishing.
- 55) Yadav, A. S., & Bhagoria, J. L. (2013). Renewable energy sources-an application guide: energy for future. *International Journal of Energy Science*, 3(2), 70-90.

POPIS SLIKA

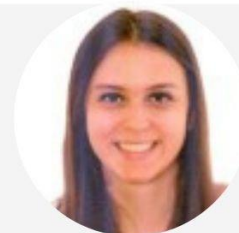
Slika 1 Udio obnovljivih izvora energije u bruto ukupnoj potrošnji energije.....	4
Slika 2 Udio obnovljive energije u ukupnoj potrošnji energije u EU (2021.).....	10
Slika 3 Udio obnovljive energije u ukupnoj potrošnji energije - ŠVEDSKA i HRVATSKA (2011.-2021.).....	11
Slika 4 Udio obnovljive energije po sektorima - ŠVEDSKA (2005-2020)	12
Slika 5 Udio obnovljive energije po sektorima - HRVATSKA (2005-2020).....	13
Slika 6 Proizvodnja električne energije iz obnovljivih izvora 2010.-2021. u Hrvatskoj	14
Slika 7 Proces otkrivanja znanja iz baza podataka.....	16
Slika 8 Odabir broja klastera u softveru Weka	32
Slika 9 Odabir broja klastera u softveru Weka	32
Slika 10 Rezultati klaster analize za 2011. godinu.....	33
Slika 11 Vizualni prikaz rezultata klaster analize za 2011. godinu.....	34
Slika 12 Rezultati klaster analize za 2016. godinu.....	34
Slika 13 Vizualni prikaz rezultata klaster analize za 2016. godinu.....	35
Slika 14 Rezultati klaster analize za 2021. godinu.....	36
Slika 15 Vizualni prikaz rezultata klaster analize za 2021. godinu.....	37

POPIS TABLICA

Tablica 1 SWOT analiza solarne energije.....	5
Tablica 2 SWOT analiza energije vjetra	6
Tablica 3 SWOT analiza hidroenergije	7
Tablica 4 SWOT analiza energije biomase	8
Tablica 5 SWOT analiza geotermalne energije.....	9
Tablica 6 Prednosti i nedostaci klaster analize.....	26
Tablica 7 Popis atributa.....	29
Tablica 8 Prikaz dobivenih vrijednosti atributa u softveru Weka.....	29
Tablica 9 Pripadnost država po klasterima.....	37
Tablica 10 Promjena država po klasterima	39

ŽIVOTOPIS

Alegra Izidora Vuk



+385 91 9390546
izidora.v@gmail.com
Zagreb, Hrvatska
www.linkedin.com/in/alegra-vuk-4109a5155/

VJEŠTINE

- SAP ECC, SAP FI, SAP LOG
- vođa tima
- timski rad
- engleski i francuski jezik
- MS Office
- Google Ads, Google Analytics
- izvrsne komunikacijske vještine
- Odo
- pregovaranje

OBRAZOVANJE

Ekonomski fakultet, Sveučilište u Zagrebu

2020. - 2023. (očekivano)

**DIPLOMSKI STUDIJ,
MENADŽERSKA INFORMATIKA**

Ekonomski fakultet, Sveučilište u Zagrebu

2017. - 2020.

**PREDDIPLOMSKI STUDIJ,
MENADŽERSKA INFORMATIKA**

V. gimnazija

2011. - 2015.

PROFIL

Studentica sam Menadžerske informatike na Ekonomskom fakultetu u Zagrebu. Tražim radno mjesto u inovativnoj kompaniji kako bih mogla uskladiti svoj interes za IT sektorom sa teroetskim znanjem iz ekonomije i poslovanja.

RADNO ISKUSTVO

ANIMATOR KONTINUIRANOG RAZVOJA

VKR France (VELUX) kolovoz 2023. - sada

KUPAC

Ridel SAS Mecanolav srpanj 2023.-kolovoz2023.

UPRAVLJANJE UGOVORIMA, RASPOREDOM I DOČEK GOSTIJU

Gite Caramelle, siječanj 2023. - lipanj 2023.

SLUŽBENIK IT PODRŠKE

Pliva - Teva Pharmaceuticals

srpanj 2022. - siječanj 2023.

SUPERVIZOR

Pliva - Teva Pharmaceuticals

veljača 2022. - srpanj 2022..

SLUŽBENIK IT PODRŠKE

Pliva - Teva Pharmaceuticals

listopad 2021. - veljača 2022.

KONTROLOR PROVEDBE ISPITA I RADNIK U KNJIŽNICI

Algebra Sveučilište, Zagreb

veljača 2019. - rujan 2021.

DEMONSTRATOR NA KATEDRI ZA PRAVO

Ekonomski fakultet, Sveučilište u Zagrebu

listopad 2018. - travanj 2020.

ADMINISTRATIVNI ASISTENT

Uvala sunca d.o.o.

studen 2015. . ožujak 2016.

CERTIFIKATI

ELEMENTS OF AI, DIGITAL MARKETING FOUNDATION,
GOOGLE UNIVERSAL ANALYTICS ESSENTIAL TRAINING,
SAP ERP ESSENTIAL TRAINING

Alegra Izidora Vuk



+385 91 939 0546
izidora.v@gmail.com
Zagreb, Croatia
www.linkedin.com/in/alegra-vuk-4109a5155/

SKILLS

- SAP ECC, SAP FI
- Teamleader
- Teamwork
- Croatian, English, French language
- MS Office
- Google Ads, Google Analytics
- Strong Communication skills
- Odo
- Negotiation skills

EDUCATION

Faculty of Economics and Business,
University of Zagreb

2020. - 2022/2023. (expected)

MASTER'S DEGREE, MANAGERIAL INFORMATICS

Faculty of Economics and Business,
University of Zagreb

2017. - 2020.

BACHELOR'S DEGREE, BUSINESS ECONOMY

V. gymnasium

2011. - 2015.

PROFILE

I have a degree in Economics and Business - majored in Managerial Informatics. I am looking for a role in an innovative company to combine my interest in IT with theoretical knowledge of economics and business.

EXPERIENCE

WAREHOUSE PROFESSIONAL

VKR France, august 2023 - now

BUYER

Ridel S.A.S. Mecanolav, july 2023 - august 2023

CONTRACT MANAGEMENT, PLANNING AND CUSTOMER RECEPTION

Gite Caramelle, january 2023 - june 2023

IT SUPPORT OFFICER - SAP FI

Pliva - Teva Pharmaceuticals

july 2022. - january 2023.

SUPERVISOR

Pliva - Teva Pharmaceuticals

february 2022. - july 2022..

IT SUPPORT OFFICER

Pliva - Teva Pharmaceuticals

october 2021. - february 2022.

CONTROLLER OF EXAM IMPLEMENTATION AND LIBRARY WORKER

Algebra University College, Zagreb

february 2019. - september 2021.

DEMONSTRATOR AT LAW DEPARTEMENT

Faculty of Economics and Business, University of Zagreb

october 2018. - april 2020.

OFFICE ASSISTANT

Uvala sunca d.o.o.

november 2015. - march 2016.

CERTIFICATES

ELEMENTS OF AI, DIGITAL MARKETING FOUNDATION,
GOOGLE UNIVERSAL ANALYTICS ESSENTIAL TRAINING,
SAP ERP ESSENTIAL TRAINING

PRILOZI

1. PRILOG: Prikaz podataka za 2011. godinu

Države EU	Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije u prijevozu	Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za grijanje i hlađenje	Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za električnu energiju
Švedska	11.938	58.519	66.779
Austrija	10.077	45.732	59.624
Poljska	6.918	44.710	45.780
Njemačka	6.461	44.550	44.694
Mađarska	6.174	35.184	37.592
Slovačka	5.727	33.820	35.874
Rumunjska	5.535	32.788	31.530
Nizozemska	5.068	31.889	31.131
Italija	5.060	31.785	31.045
Belgija	4.802	31.517	28.964
Latvija	4.090	24.768	23.546
Irska	3.844	24.306	20.930
Litva	3.828	20.111	19.305
Danska	3.609	20.043	18.252
Slovenija	2.477	19.977	16.179
Luksemburg	2.360	15.388	13.810
Malta	2.016	15.263	12.621
Češka	1.285	13.818	12.199
Hrvatska	1.029	13.469	10.610
Finska	1.004	13.240	9.740
Francuska	0.987	12.607	9.020
Bugarska	0.898	12.026	8.989
Španjolska	0.767	9.258	8.078
Portugal	0.695	6.718	6.379
Grčka	0.600	4.736	4.075
Estonija	0.445	4.657	3.445
Cipar	0.000	3.688	0.454

2. PRILOG Prikaz podataka za 2016. godinu

Države EU	Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije u prijevozu	Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za grijanje i hlađenje	Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za električnu energiju
Švedska	26.560	63.412	72.521
Austrija	10.583	53.704	64.869
Poljska	3.974	51.812	53.990
Njemačka	7.013	51.765	51.251
Mađarska	7.768	41.614	46.667
Slovačka	7.765	37.636	53.717
Rumunjska	6.169	46.563	36.676
Nizozemska	4.761	41.078	42.712
Italija	7.414	35.563	32.056
Belgija	6.029	33.480	32.716
Latvija	2.449	29.990	34.012
Irska	5.159	26.865	32.273
Litva	3.649	25.422	22.513
Danska	6.732	21.027	27.069
Slovenija	1.601	24.690	19.209
Luksemburg	5.965	19.879	22.657
Malta	5.269	20.120	19.147
Češka	6.496	18.887	16.194
Hrvatska	1.218	15.898	13.615
Finska	8.816	14.919	12.550
Francuska	8.405	13.032	16.872
Bugarska	7.203	16.854	15.834
Španjolska	5.167	9.879	13.342
Portugal	7.647	8.247	7.292
Grčka	1.624	7.058	6.674
Estonija	0.431	6.243	8.587
Cipar	2.671	5.192	5.714

3. PRILOG Prikaz podataka za 2021. godinu

Države EU	Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije u prijevozu	Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za grijanje i hlađenje	Udio obnovljivih izvora energije u ukupnoj potrošnji energije za električnu energiju
------------------	--	---	---

Švedska	30.426	68.642	76.185
Austrija	9.355	52.589	75.704
Poljska	5.665	57.378	58.433
Njemačka	7.972	61.323	51.397
Mađarska	6.159	42.681	53.471
Slovačka	8.753	38.028	62.647
Rumunjska	7.669	48.627	45.962
Nizozemska	8.991	41.530	42.489
Italija	10.001	35.215	34.976
Belgija	10.262	35.481	39.531
Latvija	6.436	25.625	35.996
Irska	4.296	24.483	43.681
Litva	6.462	31.146	22.369
Danska	10.546	17.929	36.403
Slovenija	10.641	41.343	25.016
Luksemburg	7.962	24.183	35.934
Malta	10.580	24.212	18.790
Češka	7.492	19.713	29.340
Hrvatska	6.983	17.398	14.544
Finska	20.512	21.031	30.394
Francuska	8.209	15.438	21.278
Bugarska	7.613	31.356	26.013
Španjolska	9.194	19.521	17.166
Portugal	8.609	9.241	13.660
Grčka	4.310	12.918	14.217
Estonija	11.236	5.174	14.840
Cipar	7.188	7.720	9.655