

Prognoziranje potrošnje

Prognoza potrošnje plina je skup podataka koji opisuje pretpostavljeno kretanje potrošnje u nekom budućem vremenskom razdoblju. Prognoziranje potrošnje u širem smislu je proces ili postupak izgradnje modela prognoziranja, te upotrebe modela prognoziranja u svrhu izrade prognoze potrošnje plina.

1. Modeli prognoziranja

Pod modelom prognoziranja potrošnje plina podrazumijeva se skup matematičkih jednadžbi kojima se opisuje sustav opskrbe plinom i, prvenstveno sa stanovišta ponašanja potrošnje plina u ovisnosti od različitih utjecajnih veličina (meteorološke varijable, tipovi dana i sl.).

Postoje različiti modeli prognoziranja koji se primjenjuju za prognoziranje potrošnje plina. Koji će se model koristiti u nekoj konkretnoj situaciji ovisi o nizu faktora:

- Jednostavnost primjene
- Raspoloživost ulaznih podataka
- Zahtijevana točnost prognoze
- i dr.

Predlaže se korištenje više različitih modela prognoziranja prilagođenih raspoloživim podacima i zahtjevima aplikacije u kojoj se prognoza koristi. Postoje 2 grupe procesa u kojima je potrebno koristiti podatke prognoze potrošnje:

- Nominiranje
- Planiranje

Za svaki od navedenih procesa treba izgraditi specifične modele prognoziranja.

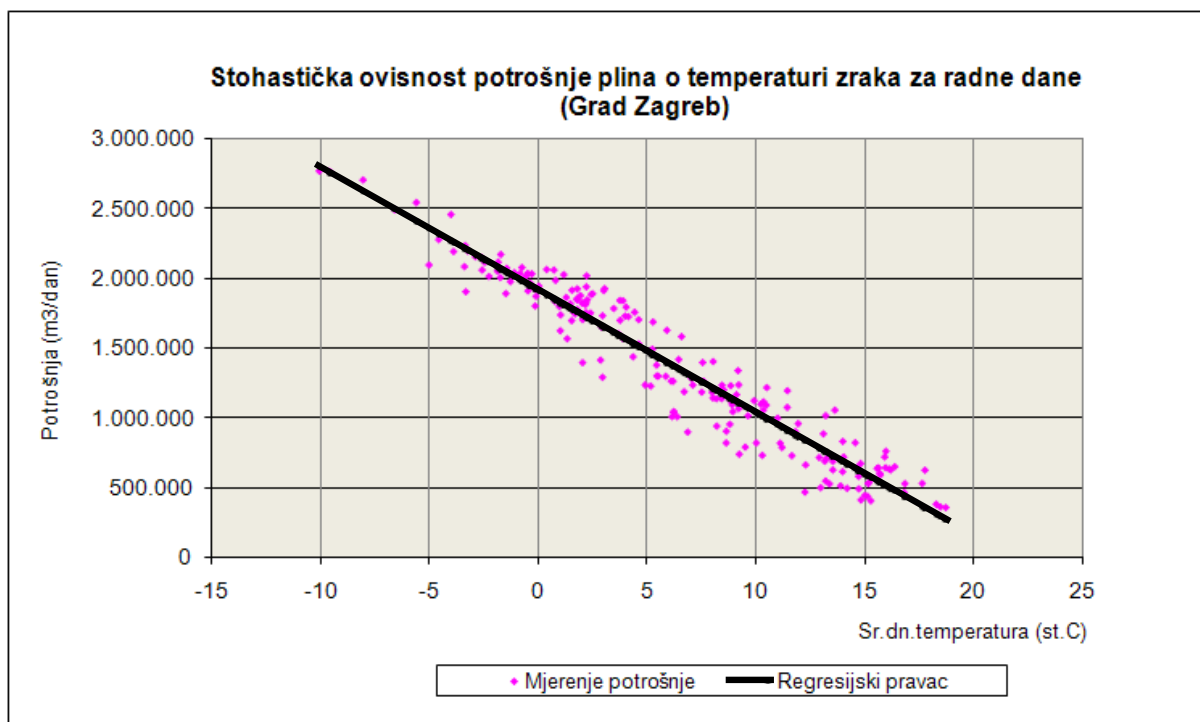
1.1. Regresijski model prognoziranja potrošnje

Regresijski model prognoziranja potrošnje temelji se na primjeni pojma linearne regresije u prognoziranju potrošnje. Pod pojmom linearne regresije podrazumijeva se metoda modeliranja ovisnosti zavisne stohastičke varijable o skupu nezavisnih varijabli na način da su te ovisnosti linearne.

Najjednostavniji regresijski modeli koriste jednu nezavisnu meteorološku varijablu. Principijelno, moguće je konstruirati i regresijske modele koji koriste više meteoroloških varijabli.

Svi regresijski koeficijenti modela prognoziranja, ovisno o vrsti regresijske metode, određuju se na temelju statističke analize povijesnih podataka o kretanju potrošnje i odgovarajućih podataka o kretanju temperature zraka. Koristi se metoda najmanjih kvadrata.

Na slijedećoj slici prikazan je primjer primjene linearne regresije na potrošnju plina grada Zagreba. Na prikazanom primjeru vidljiva je linearna ovisnost ukupne dnevne potrošnje grada Zagreba o srednjoj dnevnoj temperaturi zraka na lokaciji Zagreb Maksimir. Također su prikazani i rezultati konkretnih mjerenja potrošnje, te se na taj način može vidjeti rasipanje mjerenih u odnosu na prognozirane vrijednosti.



Slika XX. Primjer primjene linearne regresije

1.1.1. Linerana regresija za prognoziranje dnevne potrošnje plina s jednom vrijednošću meteo varijable

Ovo je najjednostavniji regresijski model prognoziranja potrošnje. Temelji se na korištenju srednje dnevne temperature zraka. Model se opisuje slijedećom jednačinom.

$$Q(i,d) = A(d) + B(d) \cdot t_{sr}$$

gdje su:

- $Q(i,d)$ - prognoza dnevne potrošnje za dan i koji je tipa d
- $A(d)$ - fiksni dio potrošnje za dan tipa d
- $B(d)$ - doprinos potrošnji u danu tipa d od od srednje dnevne temperature zraka u danu prognoze
- t_{sr} - prognoza srednje dnevne temperature zraka u danu za koji se izrađuje prognoza

Srednja dnevna temperatura zraka može se računati na slijedeća 2 načina:

$$t_{sr} = \sum_{i=1}^{24} t(l+i)$$

gdje je l – offset i određuje početak intervala od 24 sata u kojem temperatura najviše utječe na potrošnju plina.

$$t_{sr} = (t_7 + t_{14} + 2 t_{21})/4$$

gdje su:

- t_7 - temperatura zraka u u 7:00 sati
- t_{14} - temperatura zraka u u 14:00 sati
- t_{21} - temperatura zraka u u 21:00 sati

1.1.2. Linerana regresija za prognoziranje dnevne potrošnje plina s dvije vrijednosti meteo varijable

Ovaj regresijski model prognoziranja potrošnje se temelji na korištenju dviju vrijednosti temperature zraka čija prognoza je lako dostupna: minimalna i maksimalna dnevna temperatura. Model se opisuje slijedećom jednačinom.

$$Q(i, d) = A(d) + B(d) \cdot t_{\min} + C(d) \cdot t_{\max}$$

gdje su:

- $Q(i, d)$ - prognoza dnevne potrošnje za dan i koji je tipa d
- $A(d)$ - fiksni dio dnevne potrošnje za dan tipa d
- $B(d)$ - doprinos dnevnoj potrošnji u danu tipa d od od minimalne dnevne temperature zraka u danu prognoze
- $C(d)$ - doprinos dnevnoj potrošnji u danu tipa d od od maksimalne dnevne temperature zraka u danu prognoze
- t_{\min} - prognoza minimalne dnevne temperature zraka u danu i za koji se izrađuje prognoza
- t_{\max} - prognoza maksimalne dnevne temperature zraka u danu i za koji se izrađuje prognoza

1.1.3. Linerana regresija za prognoziranje dnevne potrošnje plina s tri vrijednosti meteo varijable

Ovaj regresijski model prognoziranja potrošnje se temelji na korištenju triju karakterističnih vrijednosti temperature zraka koje vrlo dobro reprezentiraju ponašanje temperature zraka u cijelom danu: temperature u 7:00 (najniža), 14:00 (najviša) i 21:00 (reprezentativna za relativno dugi period predvečerja, večeri i noći). Model se opisuje slijedećom jednačinom.

$$Q(d) = A(d) + B(d) \cdot t_7 + C(d) \cdot t_{14} + D(d) \cdot t_{21}$$

gdje su:

- $Q(d)$ - prognoza dnevne potrošnje za dan tipa d
- $A(d)$ - fiksni dio dnevne potrošnje za dan tipa d
- $B(d)$ - doprinos dnevnoj potrošnji u danu tipa d od od temperature zraka u 7:00 sati u danu prognoze
- $C(d)$ - doprinos dnevnoj potrošnji u danu tipa d od od temperature zraka u 14:00 sati u danu prognoze
- $D(d)$ - doprinos dnevnoj potrošnji u danu tipa d od od temperature zraka u 21:00 sati u danu prognoze
- t_7 - prognoza temperature zraka u 7:00 sati u danu za koji se izrađuje prognoza
- t_{14} - prognoza temperature zraka u 14:00 sati u danu za koji se izrađuje prognoza
- t_{21} - prognoza temperature zraka u 21:00 sati u danu za koji se izrađuje prognoza

1.1.4. Linerana regresija za prognoziranje satne potrošnje plina s n vrijednosti meteo varijable u satnom rasteru

Za prognoziranje potrošnje plina u određenom satu koriste se prognozirane vrijednosti temperature zraka u tom satu i u nekoliko sati koji su neposredno prethodili satu prognoze. Predlaže se da se kao optimalno rješenje koristi temperatura za aktualni sat i 3 prethodna sata prema slijedećoj formuli:

$$q(d,i) = A(d,i) + B(d,i) \cdot t(i) + C(d,i) \cdot t(i-1) + D(d,i) \cdot t(i-2) + E(d,i) \cdot t(i-3)$$

gdje su:

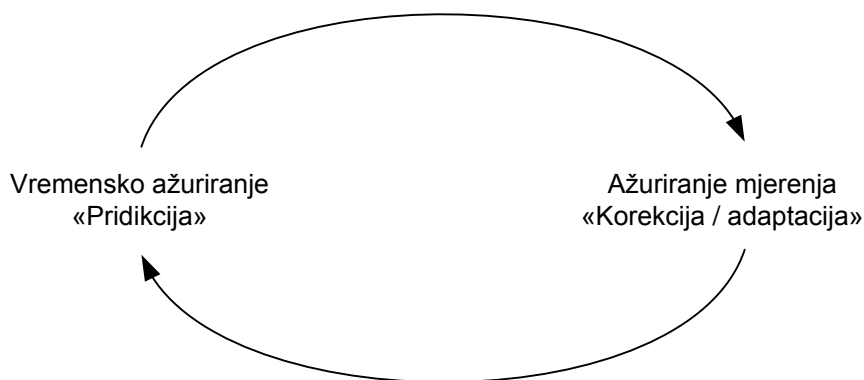
- $q(i,d)$ - prognoza potrošnje plina za sat i u danu tipa d
- $A(d,i)$ - fiksni dio potrošnje za sat i u danu tipa d
- $B(d,i)$ - doprinos potrošnji u satu i u danu tipa d od temperature zraka u satu i
- $t(i)$ - prognoza temperature zraka u satu i
- $C(d,i)$ - doprinos potrošnji u satu i u danu tipa d od temperature zraka u satu $i-1$
- $t(i-1)$ - prognoza temperature zraka u satu $i-1$
- $D(d,i)$ - doprinos potrošnji u satu i u danu tipa d od temperature zraka u satu $i-2$
- $t(i-2)$ - prognoza temperature zraka u satu $i-2$
- $E(d,i)$ - doprinos potrošnji u satu i u danu tipa d od temperature zraka u satu $i-3$
- $t(i-3)$ - prognoza temperature zraka u satu $i-3$

1.2. Kalmanov filter za prognoziranje satne potrošnje plina

Kalmanov filter je skup matematičkih jednadžbi koji pruža vrlo efikasan rekurzivni mehanizam za estimaciju stanja procesa, na način da minimizira srednju vrijednost kvadratne greške. Kalmanov filter je vrlo moćan u nekoliko aspekata: on osigurava estimaciju prošlog, sadašnjeg pa čak i budućeg stanja procesa, i to je u stanju činiti i u slučaju kada je točna priroda modeliranog sustava nepoznata.

Primjenjen na prognoziranje potrošnje plina, Kalmanov filter estimira potrošnju plina u određenom budućem intervalu vremena, a zatim dobiva povratnu vezu u vidu mjerenja potrošnje. U skladu s tim jednadžbe Kalmanovog filtera su podijeljene u dvije grupe: jednadžbe vremenskog ažuriranja stanja i jednadžbe ažuriranja mjerenja. Jednadžbe vremenskog ažuriranja odgovorne su za projekciju unaprijed (u vremenu), aktualnog stanja potrošnje, te vektora kovarijance greške, s ciljem dobivanja apriori procjene potrošnje u slijedećem vremenskom koraku. Jednadžbe ažuriranja mjerenja su odgovorne za povratnu vezu, odnosno za uvođenje novog seta mjerenja u apriori procjenu potrošnje radi dobivanja poboljšane aposteriori procjene potrošnje.

Jednadžbe vremenskog ažuriranja se još nazivaju predikcijske jednažbe, a jednadžbe ažuriranja mjerenja se nazivaju korekcijske ili adaptacijske jednadžbe. Vrlo pojednostavljeno, blok shema algoritma Kalmanovog filtera može se prikazati kao na slijedećoj slici.



Slika. Xx. Blok shema izvođenja algoritma Kalmanovog filtera

Kalmanov filter ima sposobnost adaptacije na nestacionarnosti u procesu potrošnje plina.

1.3. Prognoziranje potrošnje pomoću umjetnih neuronskih mreža (Artificial Neural Networks - ANN)

Moderne neuronske mreže predstavljaju alat za nelinearno statističko modeliranje podataka. Obično se koriste za modeliranje kompleksnih odnosa između ulaza i izlaza ili za pronalaženje uzoraka ponašanja procesnih veličina.

Umjetne neuronske mreže koriste se za prognoziranje potrošnje prvenstveno tamo gdje dominantan utjecaj na ukupnu potrošnju ima široka potrošnja i gdje je značajan utjecaj meteoroloških veličina.

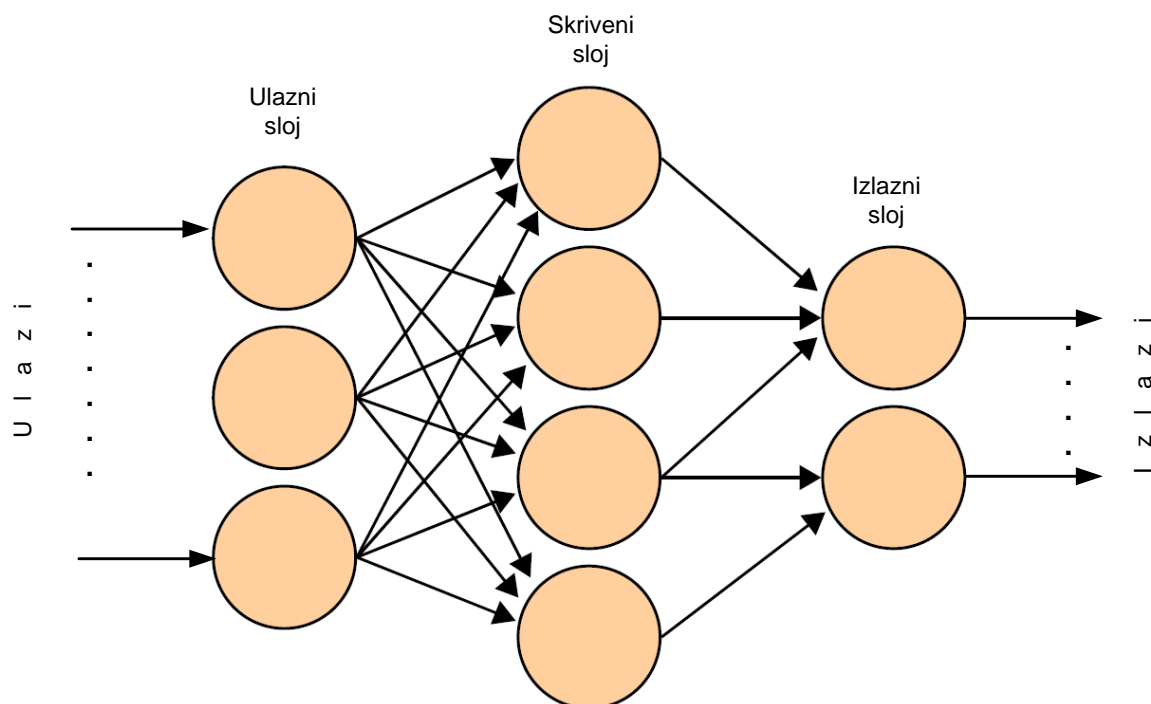
Algoritam umjetnih neuronskih mreža kao utjecajne veličine, temelju kojih se izrađuje prognoza potrošnje, koristi:

- Podatke o kretanju potrošnje (1 dan ranije, 1 tjedan ranije)
- Podatke o kretanju meteoroloških parametara (prognoza temperature zraka, temperatura zraka prethodnog dana, prognoza osvjetljenja / globalnog zračenja i dr),
- Podatke o tipu dana.

Neuronska mreža se obično izgrađuje kao troslojni perceptron koji se sastoji od slijedećih slojeva: ulazni, sakriveni i izlazni. Koristi se „feed forward“ arhitektura kod koje se mogu konfigurirati izravne veze.

Proces učenja neuronske mreže je nadziran. Za učenje se koristi algoritam elastične propagacije (RPROP – Resilient PROPagation).

Principijelna model neuronske mreže predstavljen je na slici xx. mrežom međusobno spojenih čvorova.



Slika. XX. Principijelna shema umjetne neuronske mreže koja se koristi za prognoziranje potrošnje

2. Raspoloživost meteoroloških podataka za prognoziranje potrošnje plina

Pod meteorološkim podacima koji se koriste u procesu prognoziranja potrošnje podrazumijeva se skup meteoroloških varijabli, kao što su temperatura zraka, globalno zračenje, stupanj naoblake, brzina i smjer vjeta, relativna vlažnost i dr. U prognoziranju potrošnje plina dominantnu ulogu igra temperatura zraka. Meteorološki podaci se dijele u dvije skupine:

- Podaci meteoroloških mjerenja

- Podaci meteoroloških prognoza

U pravilu obje grupe meteoroloških podataka sadrže isti skup meteoroloških varijabli danih u jednakom vremenskom rasteru, obično u satnom.

Obje vrste podataka moguće je dobiti povezivanjem s DHMZ. Neke meteorološke varijable, npr. temperatura zraka, mogu se mjeriti i vlastitim SCADA sustavom.

Prije povezivanja na ftp server DHMZ-a na kojem se nalaze potrebni podaci potrebno je s DHMZ-om sklopiti odgovarajući ugovor. Podaci koji se preuzimaju od DHMZ-a formatirani su u obliku ASCII datoteke, te ih je nakon preuzimanja potrebno raspakirati i pohraniti u bazu podataka GPZ. Na slijedećoj slici prikazan je primjer datoteke koja u tabelarnom obliku sadrži prognozu temperature zraka. Za GPZ potrebno je samo kolona pod zaglavljem „14240“ (meteo postaja Zagreb Maksimir).

Temperature u oC Prognoza START= 20100427.01 STOP= 20100504.06								
datum.sat	14240	14246	14244	14253	14370	14280	14317	14307
20100427.01	12.4 5	12.1 5	11.3 5	11.8 5	11.6 5	11.6 5	13.9 5	17.0 5
20100427.02	12.6 5	12.3 5	11.6 5	12.0 5	11.8 5	11.8 5	14.0 5	16.9 5
20100427.03	12.7 5	12.5 5	12.0 5	12.3 5	11.9 5	12.0 5	14.2 5	16.8 5
20100427.04	12.8 5	12.8 5	12.4 5	12.6 5	12.0 5	12.2 5	14.3 5	16.6 5
20100427.05	12.9 5	13.0 5	12.8 5	12.8 5	12.1 5	12.4 5	14.4 5	16.4 5
20100427.06	13.0 5	13.2 5	13.2 5	13.1 5	12.2 5	12.6 5	14.6 5	16.3 5
20100427.07	13.1 5	13.4 5	13.6 5	13.4 5	12.4 5	12.9 5	14.8 5	16.1 5
20100427.08	14.0 5	14.3 5	14.6 5	14.4 5	13.7 5	14.1 5	15.4 5	16.7 5
20100427.09	14.8 5	15.2 5	15.7 5	15.5 5	15.0 5	15.4 5	16.1 5	17.2 5
20100427.10	15.7 5	16.1 5	16.8 5	16.6 5	16.3 5	16.7 5	16.8 5	17.7 5
20100427.11	16.5 5	17.0 5	17.9 5	17.7 5	17.6 5	18.0 5	17.5 5	18.2 5
20100427.12	17.4 5	17.9 5	19.0 5	18.8 5	18.9 5	19.3 5	18.2 5	18.7 5
20100427.13	18.3 5	18.8 5	20.0 5	19.9 5	20.3 5	20.5 5	18.9 5	19.3 5
20100427.14	17.6 5	18.0 5	19.4 5	19.1 5	19.5 5	19.6 5	18.3 5	18.9 5
20100427.15	17.0 5	17.2 5	18.7 5	18.4 5	18.8 5	18.7 5	17.8 5	18.5 5
20100427.16	16.4 5	16.4 5	18.0 5	17.6 5	18.0 5	17.8 5	17.3 5	18.1 5
20100427.17	15.7 5	15.6 5	17.4 5	16.9 5	17.3 5	16.8 5	16.7 5	17.8 5
20100427.18	15.1 5	14.8 5	16.7 5	16.1 5	16.6 5	15.9 5	16.2 5	17.4 5
20100427.19	14.4 5	14.1 5	16.0 5	15.4 5	15.9 5	14.9 5	15.6 5	17.0 5
20100427.20	13.9 5	13.5 5	15.3 5	14.8 5	15.0 5	14.2 5	15.3 5	16.8 5
20100427.21	13.3 5	12.9 5	14.6 5	14.3 5	14.1 5	13.5 5	15.0 5	16.6 5
20100427.22	12.8 5	12.4 5	13.9 5	13.7 5	13.3 5	12.8 5	14.6 5	16.5 5
20100427.23	12.2 5	11.8 5	13.3 5	13.2 5	12.4 5	12.0 5	14.3 5	16.3 5
20100428.00	11.6 5	11.2 5	12.6 5	12.6 5	11.5 5	11.3 5	14.0 5	16.0 5
20100428.01	11.1 5	10.6 5	11.9 5	12.1 5	10.6 5	10.6 5	13.6 5	15.9 5
20100428.02	11.3 5	10.9 5	12.1 5	12.2 5	11.0 5	10.9 5	14.0 5	16.0 5
20100428.03	11.5 5	11.1 5	12.4 5	12.4 5	11.3 5	11.4 5	14.3 5	16.2 5
20100428.04	11.8 5	11.3 5	12.6 5	12.6 5	11.6 5	11.8 5	14.6 5	16.4 5
20100428.05	12.0 5	11.5 5	12.9 5	12.7 5	11.9 5	12.1 5	15.0 5	16.6 5
20100428.06	12.2 5	11.7 5	13.1 5	12.9 5	12.2 5	12.6 5	15.3 5	16.8 5
20100428.07	12.4 5	11.9 5	13.4 5	13.1 5	12.6 5	12.9 5	15.6 5	17.0 5

Slika. XX. Prikaz primjera datoteke s prognozom temperature zraka koju priprema DHMZ

U različitim modelima prognoziranja potrošnje plina mogu se koristiti satni iznosi temperature dobiveni izravno biti mjerenjem ili prognoziranjem temperature zraka, ili filtrirani podaci mjerenja, odnosno prognoze temperature zraka. Filtriranje, ako se koristi, obavlja seu sklopu modela prognoziranja na temelju slijedećeg rekurzivnog algoritma:

$$t_f(i) = a \cdot t(i) + (1 - a) \cdot t_f(i-1)$$

gdje su:

- $t(i)$ - izmjerena ili prognozirana temperatura zraka u satu i
- $t_f(i)$ - filtrirana temperatura zraka u satu $i-1$ (aktualni sat)
- $t_f(i-1)$ - filtrirana temperatura zraka u satu $i-1$ (prethodni sat)

- a - koeficijent filtera.

Vrijednost koeficijenta filtera a mogu se kretati od 0 do 1, pri čemu vrijednost 1 znači da nema filtriranja.

Filtriranjem podataka o temperaturi zraka predstavlja jedan od načina unošenja kašnjenja u model prognoziranja potrošnje koje je uzrokovano toplinskom tromošću zgrada koje se griju na plin. Optimalnu vrijednost koeficijenta filtriranja temperature zraka a treba odrediti u procesu inicijalizacije modela prognoziranja.

3. Tipovi dana

Iz iskustva je poznato da se potrošnja plina različito ponaša u različitim tipovima dana. Ta različitost se reflektira u različitim iznosima ukupne dnevne potrošnje za iste meteorološke uvjete, kao i u različitim oblicima krivulje potrošnje. Predlaže se korištenje slijedećih tipova dana:

- 1 - Ponedjeljak
- 2 – Utorak, srijeda ili četvrtak
- 3 – Petak
- 4 – Subota
- 5 – Nedjelja ili praznik

Kod prognoziranja satne potrošnje važno je definirati i vrijeme u kojem se mijenja tip dana. Predlaže se da se tip dana mijenja na slijedeći način:

- Kod prognoziranja dnevne potrošnje plina tip dana se mijenja u trenutku promjene plinskog dana (6:00). Dakle, tip dana 1 (ponedjeljak) traje od 06:00 u ponedjeljak do 06:00 u utorak. Analogno vrijedi i za ostale tipove dana.
- Kod prognoziranja satne potrošnje plina u trenutku minimalne noćne potrošnje, u 03:00. Dakle, tip dana 1 (ponedjeljak), kada se prognozira satna potrošnja, traje od 03:00 u ponedjeljak do 03:00 u utorak. Analogno vrijedi i za ostale tipove dana.

4. Ljetno računanje vremena

Potrebno je osigurati glatki prijelaz sa zimskog na ljetno računanje vremena i obrnuto. Predlaže se da se kod pohrane svih vrsta vremenskih nizova (povijesni podaci) u bazu podataka koristi standardno CET (Central European Time) vrijeme (UTC+1). Kod unosa podataka u bazu podataka obavlja se konverzija korisničkog vremena (ljetno / zimsko) u standardno CET vrijeme koje se koristi kao ključ za upis u bazu podataka. Analogno tome, kod čitanja povijesnih podataka prvo se iz korisničkog vremena (ljetno / zimsko) određuje standardno CET vrijeme pomoću kojeg se nakon toga obavlja dohvat odgovarajućih slogova iz baze podataka. Kod svih prikaza podataka koristi se korisničko vrijeme. Kao posljedica toga u danu prijelaza na ljetno računanje vremena dnevni izvještaj ima 23 satne stavke, dok u danu prijelaza na zimsko računanje vremena dnevni izvještaj ima 25 stanih stavki.

5. Generički postupak prognoziranja potrošnje plina

Bez obzira na odabrani model prognoziranja potrošnje plina moguće je generalizirati postupak prognoziranja. Tako dobiveni generički postupak prognoziranja primjenjiv je za sve modele prognoziranja, u smislu procesnih aktivnosti i njihovog redoslijeda. Međutim, u konkretnim situacijama trebat će voditi računa o specifičnostima različitih modela prognoziranja:

- različiti ulazni podaci za inicijalizaciju modela
- različiti algoritmi inicijalizacije
- različiti algoritmi ažuriranja (adaptacije / učenja)
- različite učestalosti ažuriranja (adaptacije / učenja)
- različiti rezultati prognoziranja (satne / dnevne vrijednosti potrošnje).

Postupak prognoziranja potrošnje plina sastoji se od slijedećih aktivnosti:

- **Priprema povijesnih podataka**

U okviru ove aktivnosti treba provjeriti raspoloživost svih potrebnih ulaznih podataka, identificirati izvore podataka (baze podataka) i osigurati programu za prognoziranje pristup do potrebnih ulaznih podataka. Povijesni podaci moraju biti raspoloživi u čitavom periodu koji služi kao osnova za inicijalizaciju modela prognoziranja. Povijesni podaci obuhvaćaju slijedeće vrste podataka: podaci o potrošnji plina, podaci o meteorološkim mjerenjima i podaci o tipovima dana.

- **Provjera i kondicioniranje povijesnih podataka**

Potrebno je provesti slijedeće provjere povijesnih podataka:

- Valjanost (sva mjerenje postoje i imaju ispravan status)
- Plauzibilitet (vjerodostojnost podataka na prvi pogled)
- Konzistentnost (međusobna usklađenost različitih vrsta podataka (po rasteru, po iznosima i sl.)
- Statističke provjere (srednje vrijednosti, varijanca i sl.)
- Klaster analiza (prepoznavanje i provjeravanje grupa potrošača koji se slično ponašaju)
- Prepoznavanje netipičnih podataka

Otkriveni nedostajući podaci moraju se nadomjestiti. Pri tome se koriste mehanizmi linearne ekstrapolacije i interpolacije.

- **Inicijalizacija modela prognoziranja**

Za svaku vrstu odabranog modela prognoziranja treba izraditi specifični algoritam inicijalizacije modela. Najjednostavnija je inicijalizacija regresijskog modela prognoziranja, a najstroženija inicijalizacija modela s umjetnim neuronskim mrežama. Inicijalizacijom modela određuju se koeficijenti skupa matematičkih jednadžbi modela. Ti koeficijenti se pohranjuju u bazi podataka za buduću upotrebu u procesu prognoziranja.

- **Verifikacija modela prognoziranja**

Na skupu povijesnih podataka obavljaju se statistička testiranja razvijenog i inicijaliziranog modela prema unaprijed određenim kriterijima. Najvažniji kriteriji su točnost i granice točnosti prognoziranih vrijednosti, te vrijeme izvođenja prognoze.

- **Preuzimanje podataka o prognozi meteoroloških varijabli**

Prognoza kretanja meteoroloških varijabli (najčešće temperatura zraka) u periodu prognoze je preduvjet za konkretno izvođenje algoritma prognoze. Meteorološke prognoze moguće je dobiti od DHMZ-a ili na neki drugi način (npr. internet i sl.). Preporučuje se korištenje službenih prognoza DHMZ-a.

- **Izrada prognoze potrošnje**

Algoritam za izradu prognoze potrošnje na temelju prethodno identificiranog modela prognoziranja i podataka o prognozi meteoroloških varijabli, te tipu dana izračunava kretanje potrošnje plina u određenom vremenskom razdoblju u satnom ili dnevnom rasteru.

- **Pregled prognoze i pohranjivanje u bazi podataka**

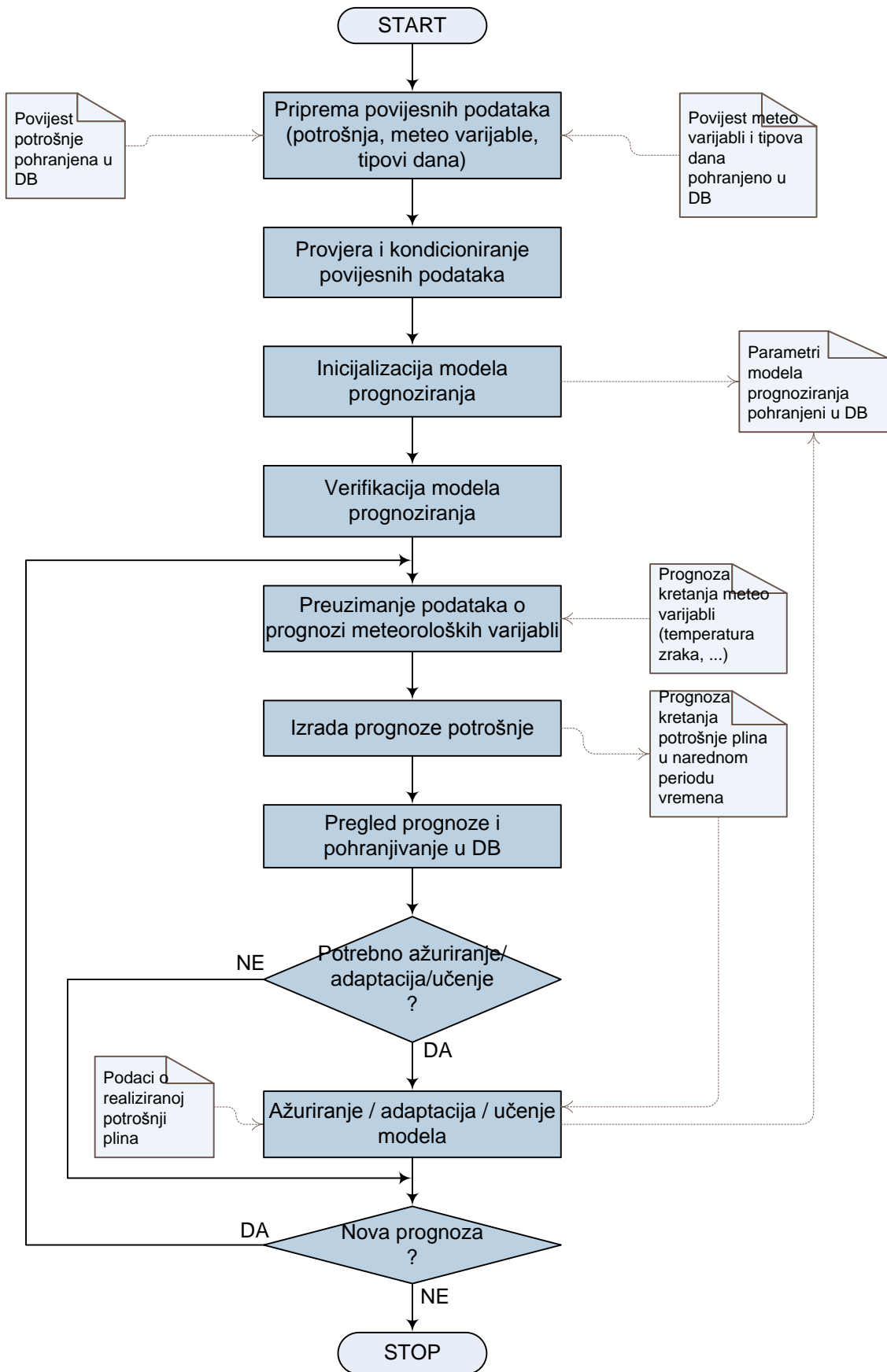
Izrađenu prognozu pregledava korisnik koji je pokrenuo prognoziranje te ju prihvaća ili odbija. Prihvaćena prognoza se pohranjuje na odgovarajućem mediju / bazi podataka.

- **Ažuriranje, adaptacija ili učenje modela prognoziranja**

Nakon uspješno izvedene prognoze potrošnje prikupljaju se mjerni podaci o realizaciji potrošnje. Na temelju prognoze i mjerenja potrošnje odlučuje se o izvođenju ažuriranja,

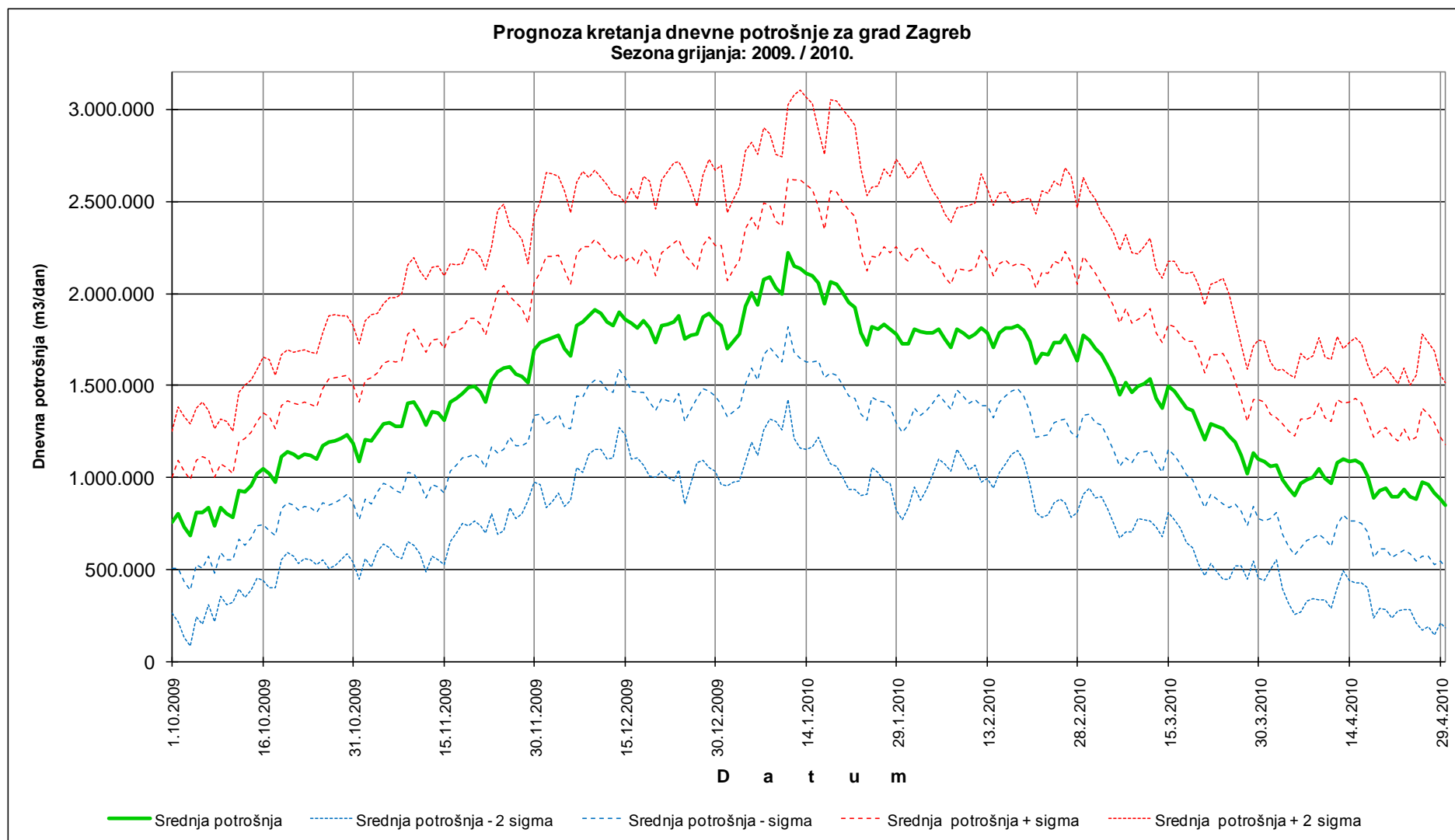
adaptacije ili učenja modela. Regresijski modeli se ažuriraju povremeno (nije potrebno češće od 2 puta mjesečno). Kalmanov filter potrebno je adaptirati svakodnevno (nakon svakog od 24 seta mjernih podataka). Isto vrijedi i za učenje modela prognoziranja s neuronskim mrežama.

Generički postupak prognoziranja potrošnje plina prikazan je na slijedećoj slici.

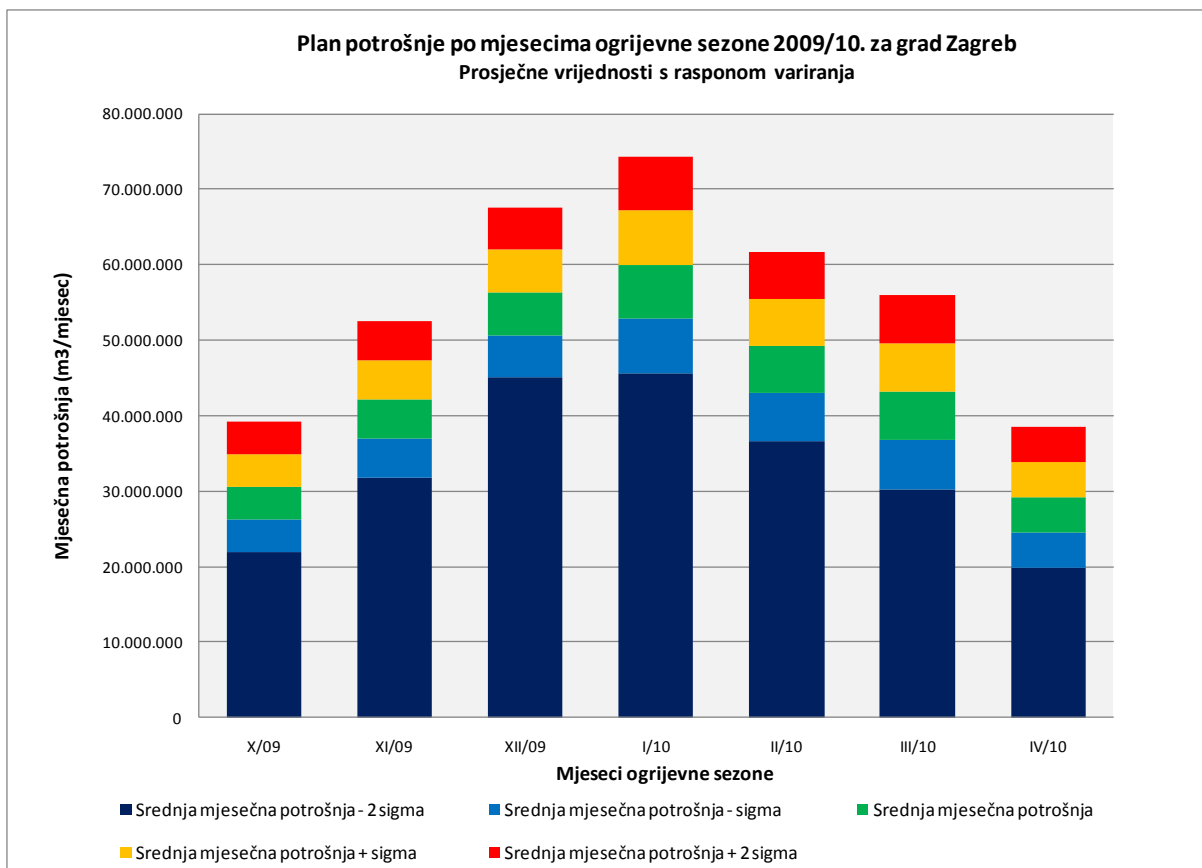


Slika. XX. Dijagram tijekom generičkog postupka prognoziranja potrošnje plina

Planiranje



Slika XX. Prikaz prognoze kretanja dnevne potrošnje plina za Grad Zagreb za ogrijevnu sezonu 2009 / 10.



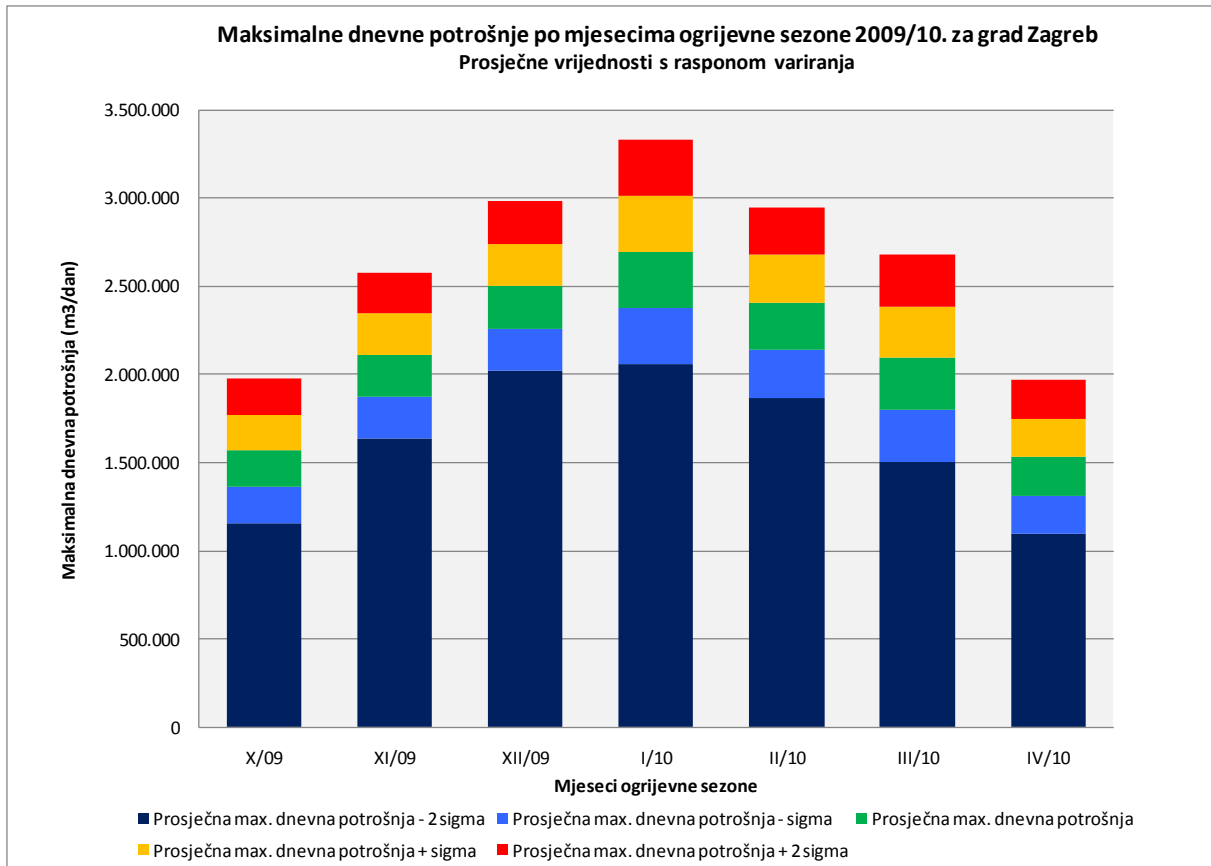
Slika XX. Plan mjesečne potrošnje plina – srednje mjesečne vrijednosti s rasponom variranja

$$k_{pk} = \frac{\text{Ukupna mjesečna potrošnja povlaštenih kupaca}}{\text{Ukupna mjesečna količina isporučena u sustav na točkama priključenja}}$$

$$k_{tk} = 1 - k_{pk}$$

$$k_{zGi} = \frac{Q_{zGi}}{Q_{zGi} + Q_{zGj} + Q_{zGz}}$$

$$X(i) = \frac{\sum_{j=1}^{30} q(j, i)}{\sum_{j=1}^{30} \sum_{k=1}^{24} q(j, k)}$$



Slika XX. Plan maksimalnih dnevnih potrošnji po mjesecima ogrijevne sezone – srednje vrijednosti maksimalne dnevne potrošnje s rasponom variranja

Asdnkj