

NAPOVEDOVANJE ODJEMA ZEMELJSKEGA PLINA IZ PRENOSNEGA OMREŽJA NA OBMOČJU LJUBLJANE

PRIMOŽ POTOČNIK, EDVARD GOVEKAR

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za strojništvo,
Aškerčeva 6, 1000 Ljubljana, Slovenija

POVZETEK

Napovedovanje prihodnjega odjema zemeljskega plina omogoča vzdrževanje ravnotežja na trgu zemeljskega plina, ki usklajuje ponudbo in povpraševanje po zemeljskem plinu. V članku obravnavamo napovedovanje prihodnjega odjema zemeljskega plina iz prenosnega omrežja na območju mesta Ljubljana. Napovedovanje je osredotočeno na zimsko sezono in časovni horizont do dva dni naprej. Prispevek podaja analizo podatkov rabe zemeljskega plina, razvoj predikcijskih modelov, ter povzema praktične rezultate napovedovanja. Rezultati potrjujejo, da je mogoče zgraditi učinkovite modele za napovedovanje odjema zemeljskega plina na osnovi dobrega poznavanja problematike, izbire ustreznih vhodnih spremenljivk, ter uporabe stopenjske regresije za izgradnjo predikcijskih modelov. S takšnimi modeli je mogoče dosegati visoko točnost napovedovanja in s tem prispevati k uspešnemu poslovanju distribucijskih podjetij.

Ključne besede: zemeljski plin, napovedovanje odjema, regresijski modeli, stopenjska regresija

Pričujoči prispevek opisuje in povzema desetletne izkušnje razvoja in uporabe kratkoročnega napovedovanja odjema zemeljskega plina na območju mesta Ljubljana. V naslednjih razdelkih so predstavljeni podatki o odjemu zemeljskega plina, ki so bili osnova za vse nadaljnje analize, nato predikcijske zahteve in analiza podatkov, razvoj predikcijskih modelov in nazadnje večletni praktični rezultati napovedovanja ter zaključki.

2. PODATKI

Študija temelji na podatkih odjema zemeljskega plina in ustreznih vremenskih podatkov za območje mesta Ljubljane, in sicer v obdobju od leta 2007 do leta 2016. Podatke je posredovalo podjetje Energetika Ljubljana, d.o.o. Slika 1 prikazuje primere normiranih podatkov o odjemu zemeljskega plina za tipično zimsko sezono v dnevni ločljivosti (zgornji graf) ter za dvotedensko obdobje v urni ločljivosti (spodnji graf). Medtem ko so nihanja na zgornjem grafu povezana predvsem s spreminjajočimi se vremenskimi razmerami, so dnevna nihanja na spodnjem grafu v večji meri posledica vedenjskih vzorcev prebivalstva.

3. PREDIKCIJSKE ZAHTEVE

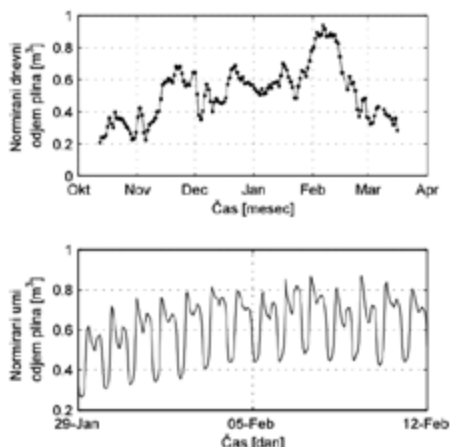
Napovedovanje prihodnjega odjema zemeljskega plina je problematično predvsem v zimski sezoni zaradi številnih vremensko pogojenih nihanj, v letni sezoni pa je predvidevanje prihodnjega odjema enostavno in ne zahteva podpore predikcijskih modelov. Zato se pričujoča študija osredotoča na napovedovanje le v zimski sezoni.

1. UVOD

Upravljanje omrežij zemeljskega plina in s tem povezano usklajevanje prihodnjih potreb in dobave zemeljskega plina zahteva ustrezno napovedovanje prihodnjih količin odjema zemeljskega plina. Napovedovanje je običajno predpisano v okviru izbranega časovnega intervala, ter je znotraj tolerančnega območja nagrajeno, napake izven tolerančnega območja pa so kaznovane. Pogoji napovedovanja tako posledično določajo ekonomske vidike napovedovanja,

ki lahko distribucijskim podjetjem prinašajo različne prednosti, tako v ekonomskem smislu, kot tudi v operativno tehničnem smislu. V članku obravnavamo regionalni vidik napovedovanja prihodnjega odjema plina [1-3], predvsem v poslovnem in rezidenčnem sektorju [4-6].

Za napovedovanje se uporabljajo različni pristopi in matematična orodja, kot so avtoregresijski modeli [7], metode podpornih vektorjev [8], nevronske mreže [9], kombinacije nevronskih mrež in mehke logike [10], adaptivni regresijski modeli [11] ter številni drugi pristopi. Širši pregled problematike napovedovanja odjema zemeljskega plina je ustrezno povzet v preglednem članku B. Solda [12].



Slika 1: Primeri normiranih podatkov odjema zemeljskega plina v dnevni in urni ločljivosti

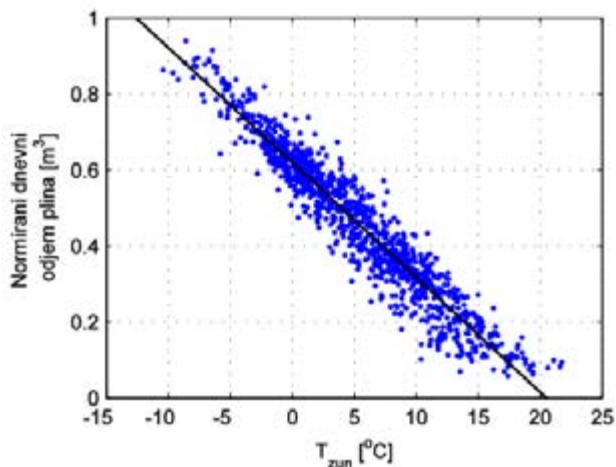
V skladu z določili zahtev za izvajanje napovedovanja se napovedovanje nanaša na tako imenovani »plinski dan«, ki traja od 08:00 pa do 08:00+1 naslednji dan, kar je veljalo do leta 2014. Od leta 2014 naprej se je plinski dan premaknil na interval od 06:00 do 06:00+1.

Uvodni predikcijski horizont (to je prihodnji časovni interval, v okviru katerega je potrebno napovedovati) je znašal od 25 ur do 48 ur naprej. V letu 2012 se je predikcijski horizont razširil še na kratkoročne napovedi in tako povzel celoten razpon od 1 ure do 48 ur naprej. V praksi to pomeni dnevno generiranje napovedi prihodnjega odjema zemeljskega plina ob začetku novega plinskega dne za naslednjih 48 naprej v urni ločljivosti.

4. ANALIZA PODATKOV

Tekom zimske sezone se izkaže zunanja temperatura kot najvplivnejši dejavnik na odjem zemeljskega plina. Slika 2 prikazuje deset letno odvisnost dnevnega odjema plina od zunanje temperature (samo v zimskem času). Opazimo lahko izrazito linearno odvisnost (na sliki označena s črno črto), kar pomeni, da lahko osnovno povezavo

med odjemom plina in temperaturo ozračja modeliramo z linearnimi modeli.

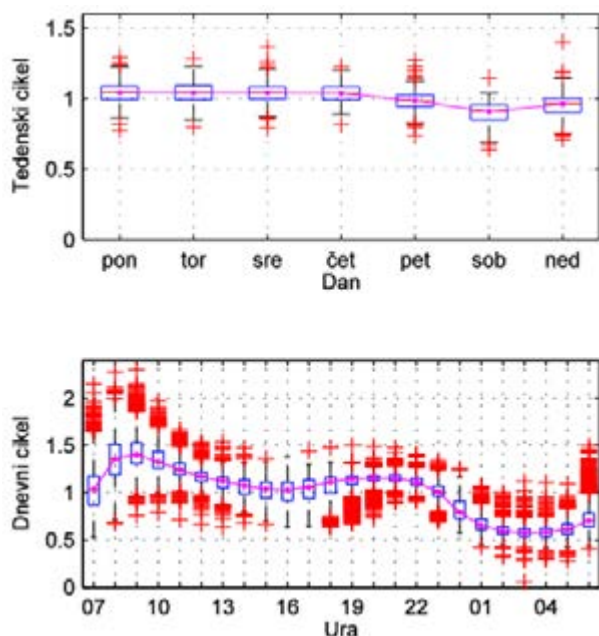


Slika 2: Linearna odvisnost dnevnega odjema plina od zunanje temperature

Ker pri napovedovanju v bližnjo prihodnost bodoče temperature ozračja še niso na voljo, si pomagamo s temperaturnimi napovedmi, ki so bile v primeru naše raziskave prejete s strani Agencije RS za okolje (ARSO). Temperaturne napovedi so bile podane v 6-urnih intervalih, začeni z napovedano temperaturo ob 6:00, nato ob 12:00 in tako dalje do končnega horizonta 72 ur naprej.

Tudi sončno sevanje ima opazen vpliv na odjem zemeljskega plina [13], vendar za potrebe naše raziskave ni bilo na voljo v obliki napovedi. Drugi vremensko pogojeni parametri nimajo bistvenih vplivov na odjem zemeljskega plina in zato niso bili vključeni kot vplivni vhodi v predikcijski model za napovedovanje odjema plina. Odjem plina izkazuje tudi avtoregresijske lastnosti, zato je v predikcijski model smiselno vključevati pretekle vrednosti odjema plina, bodisi v dnevni (Y) ali v urni ločljivosti (y).

Pomemben vpliv na odjem zemeljskega plina predstavlja tudi populacijska dinamika, torej vzorci vedenja prebivalstva, kot so npr. dnevni ritem, delavnik/vikend, prazniki, in podobno. Zato je pri napovedovanju odjema plina treba upoštevati populacijske dejavnike, ki jih lahko vključimo kot direktne vhode v predikcijski model (npr. indikator praznika ali vikenda), ali pa preko statistično izračunanih ciklov odjema plina. Slika 3 prikazuje primer normiranega tedenskega cikla odjema plina (zgornji graf), ter primer normiranega dnevnega cikla odjema plina (spodnji graf). Oba grafa ponazarjata statistično pomembna odstopanja odjema v določenih dneh v tednu (vikend) in ob posameznih urah dneva, kar lahko uporabimo za izboljšanje točnosti napovedi modela za napovedovanje prihodnjega odjema zemeljskega plina.

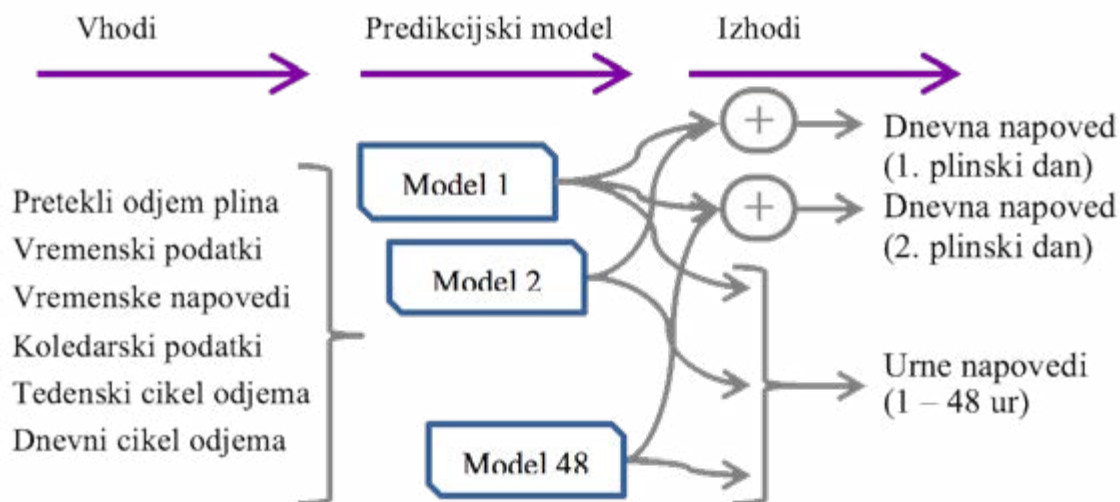


Slika 3: Primer tedenskega in dnevnega cikla odjema zemeljskega plina

5. PREDIKCIJSKI MODEL

Predlagani predikcijski model je razvit kot kombinacija posameznih urnih modelov za vsako uro napovedovanja vzdolž predikcijskega horizonta h ; $h = 1, 2, \dots, 48$ ur. Dnevne napovedi za prvi plinski dan so izražene kot seštevek prvih 24 urnih napovedi ($h = 1, 2, \dots, 24$ ur) in za drugi plinski dan kot seštevek naslednjih 24 urnih napovedi ($h = 25, 26, \dots, 48$ ur). Slika 4 prikazuje shemo napovedovanja, ki obsega izbrane vhode, vrsto urnih predikcijskih modelov, ter izhode v urni in dnevni ločljivosti.

Razvoj urnih predikcijskih modelov temelji na metodi stopenjske regresije (ang. *stepwise regression*), ki določa izgradnjo modela z iterativnim dodajanjem in izločanjem regresorjev na podlagi njihove statistične vplivnosti [14]. Postopek stopenjske regresije se začne z oblikovanjem izhodišnega modela, ki se mu nato postopno dodajajo oziroma odzemaajo posamezni regresorji glede na njihovo vplivnost. Na vsakem koraku se izračunavata p vrednost in F statistika z namenom preizkusa modela z ali brez potencialnega regresorja. Na ta način se modelu dodajajo ali odzemaajo regresorji, dokler postopek ne konvergira k lokalno optimalnemu predikcijskemu modelu, ki vključuje le statistično vplivne regresorje. V primerjavi s kompleksnejšimi modelnimi strukturami (npr. nevronske mreže) je prednost enostavnih regresijskih modelov predvsem dobro posploševanje in manjša nagnjenost k pretiranemu prilagajanju posameznim podatkom (angl. *overfitting*). Z omejevanjem vhodov le na relevantne regresorje rešuje metoda stopenjske regresije tudi problem kolinearnosti.



Slika 4: Zgradba predikcijskega modela

V okviru predstavljene raziskave se izkaže, da postopek stopenjske regresije običajno za vsak urni predikcijski model vključi do 20 različnih regresorjev, izbranih iz širokega izbora vseh možnih vhodov. Pri izgradnji modela je priporočljivo ločiti zbrane podatke na učno in testno množico vzorcev. Učna množica vzorcev (npr. nekaj sezon podatkov) služi izgradnji modela, testna množica podatkov (npr. ena ali dve sezoni podatkov) pa je namenjena preverjanju kakovosti (točnosti in robustnosti) modela. Ko je dosežena ustrezna kakovost modela, se lahko izdelani predikcijski model vključi v informacijski sistem distribucijskega podjetja.

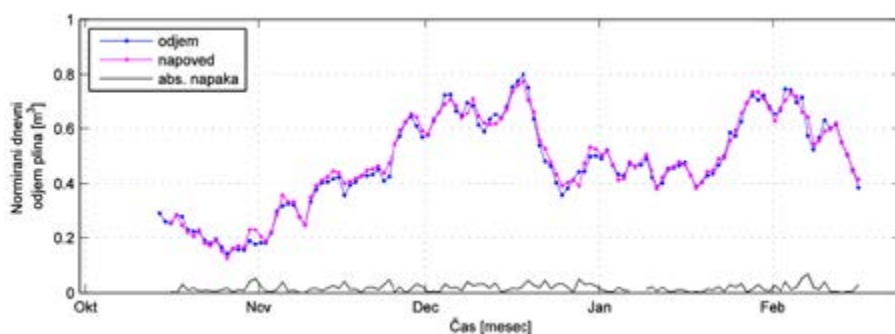
6. REZULTATI

V tem razdelku povzemamo rezultate na praktičnem primeru napovedovanja odjema zemeljskega plina v prenosnem omrežju na območju Ljubljane. Predikcijski model je bil uporabljen od leta 2007 naprej za napovedovanje v okviru prvega plinskega dne ($h = 1, 2, \dots, 24$ ur) in od leta 2012 naprej tudi v okviru drugega plinskega dne ($h = 25, 26, \dots, 48$ ur). Za ocenjevanje kakovosti modelov uporabimo dnevno ločljivost in izrazimo napako napovedi MARNE (angl. mean absolute range normalized error) kot povprečno absolutno napako napovedovanja, normirano na vršno vrednost prenosne zmogljivosti omrežja $Y_{\max}$:

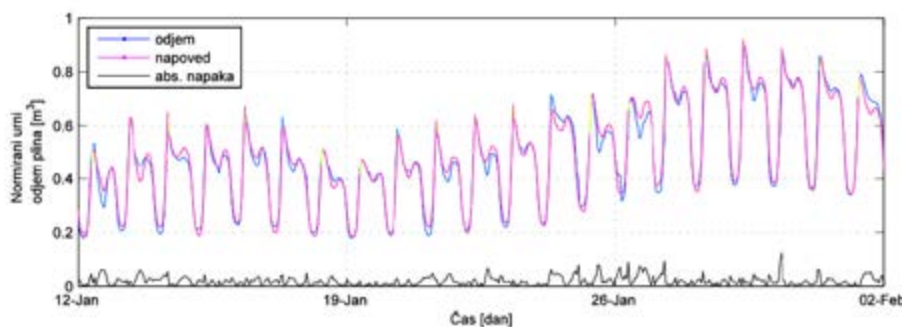
$$\text{MARNE} = \frac{100}{Y_{\max}} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |Y_f(t) - Y(t)| \quad [\%] \quad (1)$$

N označuje število dni napovedovanja, Y_f in Y pa označujeta napovedi in dejanski odjem zemeljskega plina. Za prvi plinski dan in za drugi plinski dan sta bili v povprečju doseženi napaki $\text{MARNE}_1 = 1,92\%$ in $\text{MARNE}_2 = 3,27\%$, kar predstavlja zelo dobro točnost napovedovanja in omogoča distribucijskemu podjetju ustrezno usklajevanje dobave in odjema zemeljskega plina ter optimizacijo poslovanja. Slika 5 prikazuje zgled več mesečnega napovedovanja odjema zemeljskega plina tekom zimske sezone v dnevni ločljivosti za prvi plinski dan. Na sliki 6 je prikazan še primer napovedovanja v urni ločljivosti. V obeh primerih je razvidno dobro ujemanje napovedi in dejanskega odjema zemeljskega plina.

Pri vzročni analizi napak napovedovanja odjema plina se



Slika 5: Zgled dnevnih napovedi odjema zemeljskega plina (normirano)



Slika 6: Zgled urnih napovedi odjema zemeljskega plina (normirano)

izkaže, da predstavlja glavni vzrok napak netočnost in raztros vremenskih napovedi. Za napovedovanje odjema plina se namreč namesto neobstojećih prihodnjih vremenskih podatkov kot vhodi uporabljajo vremenske napovedi, pridobljene s strani specializiranih institucij (npr. ARSO). Zaradi visoke korelacije med odjemom zemeljskega plina in zunanjo temperaturo predstavljajo netočnosti vremenskih napovedi bistven vpliv na kakovost napovedi odjema zemeljskega plina. Ta vpliv je mogoče delno zmanjšati z izgradnjo

predikcijskih modelov, ki temeljijo na preteklih vremenskih napovedih in ne na dejanskih preteklih vremenskih podatkih. Na ta način se predikcijski modeli za odjem plina že ustrezno prilagodijo statističnim nihanjem vremenskih napovedi.

7. ZAKLJUČKI

Prispevek podaja različne praktične vidike kratkoročnega napovedovanja odjema zemeljskega plina. Prikazana je analiza podatkov, razvoj predikcijskega modela in rezultati napovedovanja odjema zemeljskega plina na območju mesta Ljubljane.

Ključni vidiki uspešnega napovedovanja obsegajo zbiranje relevantnih podatkov, izpeljavo vplivnih značilk (npr. za opis dnevnih in urnih ciklov ter praznikov), izbiro ustreznih modelnih struktur (v opisanem primeru stopenjska regresija), ustrezno učenje in validacijo modela z uporabo učne in testne množice vzorcev, ter uspešno vključitev v informacijski sistem podjetja.

Več letno dnevno napovedovanje prihodnjega odjema zemeljskega plina za prihodnji prvi in drugi plinski dan v povprečju izkazuje odstopanja $MARNE_1 = 1,92\%$ in $MARNE_2 = 3,27\%$, ki predstavljata povprečno absolutno napako napovedovanja, normirano na vršno vrednost prenosne zmogljivosti omrežja. Takšni rezultati pomenijo visoko točnost napovedovanja in s tem posledično omogočajo distribucijskemu podjetju ustrezno usklajevanje dobave in odjema zemeljskega plina ter optimizacijo poslovanja.

8. ZAHVALE

Raziskava je bila podprta s strani podjetja Energetika Ljubljana d.o.o. in Javne agencije za raziskovalno dejavnost Republike Slovenije (ARRS), Raziskovalni program P2-0241 "Sinergetika kompleksnih sistemov in procesov".

LITERATURA

- [1] R. Gutierrez, A. Nafidi, and R. G. Sanchez, Forecasting total natural-gas consumption in Spain by using the stochastic Gompertz innovation diffusion model, *Applied Energy* 80 (2005) 115-124.
- [2] J. Li, X. Dong, J. Shangguan, and M. Hook, Forecasting the growth of China's natural gas consumption, *Energy* 36 (2011) 1380-1385.
- [3] M. O. Olgun, G. Ozdemir, and E. Aydemir, Forecasting of Turkey's natural gas demand using artificial neural networks and support vector machines, *Energy Education Science and Technology Part A* 30 (2012) 15-20.
- [4] H. Sarak, and A. Satman, The degree-day method to estimate the residential heating natural gas consumption in Turkey: a case study, *Energy* 28 (2003) 929-939.
- [5] S. Gil, and J. Deferrari, Generalized model of prediction of natural gas consumption, *Journal of Energy Resources Technology - ASME* 126 (2004) 90-98.
- [6] M. Aydinalp-Koksal, and V. I. Ugursal, Comparison of neural network, conditional demand analysis, and engineering approaches for modeling end-use energy consumption in the residential sector, *Applied Energy* 85 (2008) 271-296.
- [7] V. S. Ediger, and S. Akar, ARIMA forecasting of primary energy demand by fuel in Turkey, *Energy Policy* 35 (2007) 1701-1708.
- [8] H. Liu, D. Liu, G. Zheng, and Y. Liang, Research on natural gas short-term load forecasting based on support vector regression, *Chinese Journal of Chemical Engineering* 12 (2004) 732-736.
- [9] R. Kizilaslan, B. Karlik, Combination of neural networks forecasters for monthly natural gas consumption prediction, *Neural network world* 19 (2009) 191-199.
- [10] A. Azadeh, S. M. Asadzadeh, and A. Ghanbari, An adaptive network-based fuzzy inference system for short-term natural gas demand estimation: Uncertain and complex environments, *Energy Policy* 38 (2010) 1529-1536.
- [11] P. Potočnik, B. Soldo, G. Šimunović, T. Šarić, A. Jeromen, and E. Govekar, Comparison of static and adaptive models for short-term residential natural gas forecasting in Croatia, *Applied Energy* 129 (2014) 94-103.
- [12] B. Soldo, Forecasting natural gas consumption, *Applied Energy* 92 (2012) 26-37.
- [13] B. Soldo, P. Potočnik, G. Šimunović, T. Šarić, E. Govekar, Improving the residential natural gas consumption forecasting models by using solar radiation, *Energy and buildings* 69 (2014) 498-506.
- [14] N. Draper and H. Smith, *Applied Regression Analysis*, Second Edition, New York: John Wiley & Sons, 1981.