

Предикција техничких губитака у ЕЕС

Соња Кнежевић, Горан Добрић, Милета Жарковић

Електротехнички факултет

Универзитет у Београду

Београд, Србија

sonjaknezevic98@gmail.com, dobric@etf.bg.ac.rs, mileta@etf.rs

Сажетак — Класичан прорачун токова снага не уважава промену стања система са амбијенталним условима. Како је ово веома битан сегмент у анализи ЕЕС-а било би пожељно да резултати прорачуна имају што приближније вредности стварном стању система. Утицај амбијенталних услова је незаобилазно утиче на овакве прорачуне. Уколико се уважа промена потрошње, производње и динамичких карактеристика проводника у зависности од амбијенталних услова добијају се вредности прорачуна стања система које приближније приказују реално стање система.

У овом раду развијен је алгоритам за предикцију техничких губитака у ЕЕС уз промену елемената система од амбијенталних услова.

Водови су моделовани с уважавањем њихове зависности од амбијенталне температуре, соларне ирадијације, брзине ветра и сл. Употребљени су термички математички модели предложени у IEEE Std. 738TM -2006, IEEE Std. 738TM -2012 and CIGRE WG 22.12.

Извршени су прорачуни стања система на мрежи од 27 чворова у Банату на сатном периоду у временском року од годину дана. Резултати овог прорачуна се користе како би се оформила вештачка неурална мрежа (АНН). Овако начињена АНН је способна да врши предикцију стања и вредности техничких губитака дате мреже за наредне временске периоде без потребе да се пролази кроз детаљни термички прорачун параметара водова.

Кључне речи - Вештачке неуралне мреже; Модлеовање АНН; Токови снага; Амбијентални услови; Предвиђање;

I. УВОД

Прорачун токова снага је кључни аспект анализе ЕЕС-а. Он омогућава инжењерима и операторима система познавање тока електричне енергије, предвиђање потенцијалног проблема као и могућност да обезбеде ефикасно и поуздано функционисање електроенергетске мреже. Класичан прорачун токова снаге не узима у обзир промене у стању система са амбијенталним условима. Тачност анализе ЕЕС-а би се повећала уважавањем фактора попут потрошње, производње и динамичких карактеристика проводника који могу варирати у зависности од амбијенталних услова.

Укључивањем промена у потрошњи, производњи и карактеристикама проводника зависно од амбијенталних услова, прорачун токова снаге може пружити вредности које боље приказују реално стање система. То омогућава инжењерима и операторима да доносе информисане

одлуке, оптимизују перформансе система где би се боље рачунали губици енергије у мрежи.

У циљу уважавања утицаја амбијенталних услова на далеководе система, они су моделовани према термичким математичким моделима предложени у IEEE Std. 738TM -2006, IEEE Std. 738TM -2012 and CIGRE WG 22.12. Овај модел уважава промену реактансе и резистанце вода према условима као што су соларна ирадијација, брзина ветра, амбијентална температура.

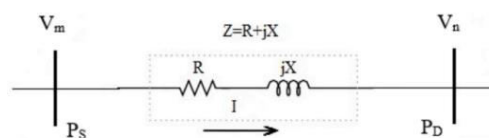
Са оваквим моделом мреже и подацима о амбијенталним условима на временском периоду од годину дана прорачунати су параметри који представљају стање мреже на које се мења са амбијенталним условима на сатном нивоу.

Како је оваква врста прорачуна крајње комплексна и изискује значајно време у овом раду је развијен алгоритам базиран на вештачким неуралним мрежама (ANN – Artificial Neural Networks) који ће овакав прорачун поједноставити. АНН развијена у овом раду је обучавана на резултатима прорачуна који уважава промену стања мреже са амбијенталним условима. Циљ њеног настанка је да се искористи како би се за будуће временске периоде могла извршити предикција губитака енергије у мрежи дефинисаних за одређени временски период без потребе да се пролази кроз комплетан прорачун токова снага који уважава утицај амбијенталних услова.

У наставку овог рада је у поглављу 2 дефинисана промена параметара водова са амбијенталним условима и њихов математички модел. Помоћу овог модела прорачунати су токови снага на сатном нивоу употребом Шимо-Хамади методе на временски период од годину дана. У поглављу 3 предложен је алгоритам који би овакав прорачун повезао са форомљавањем АНН која се касније користи за предвиђање целокупног стања система. Резултати анализе су дати у поглављу 4..

II. ПРОМЕНА РЕАКТАНСЕ И ОТПОРНОСТИ ВОДА

У овом прорачуну вод је моделован помоћу своје реактансе и резистансе између два чвора као што је приказано на сл.1.



Слика 1. Модел вода

Ове вредности су вариране према формулама 1. и 2. како би се уважио утицај амбијенталних услова на основу модела предложеног у IEEE Std. 738™ -2006 и IEEE Std. 738™ -2012. [1, 2].

$$R(T_{con}) = \left[\frac{R(T_h) - R(T_l)}{T_h - T_l} \right] (T_{con} - T_l) + R(T_h) \quad (1)$$

$$X(T_{con}) = X(T_{ref}) [1 + \beta (T_{con} - T_{ref})] \quad (2)$$

Где су T_{con} – температура вода; T_h – горња граница температуре проводника; T_l – доња граница температуре проводника; $R(T_h)$ – отпорност проводника на горњој температурној граници; $R(T_l)$ – отпорност проводника на доњој температурној граници; T_{ref} – референтна/тренутна температура проводника; β – температурни коефицијент проводника [$1/^\circ\text{C}$].

У циљу прорачунања вредности резистансе и реактансе, неопходно је одредити и вредност температуре проводника T_{con} . То овог параметра се долази решавањем једначине топлотног баланса која је представљена формулом 3. [2, 3].

$$H_s + H_j = H_c + H_r \quad (3)$$

Топлота коју проводник добија од соларне радијације H_s у збиру са загревањем које је последица протока струје кроз проводник, H_j , једнака је збиру хлађења услед ветра, H_c , и губитку топлоте услед разлике између амбијенталне температуре и температуре проводника, H_r .

Топлота одвођења са проводника услед конвекције је представљена формулом 4, док је одвиђена топлота кондукцијом дата преко формуле 5.

$$H_c = 0.754 \cdot K_{angle} N_{Re}^{0.6} \cdot K_f (T_{con} - T_a) \quad (4)$$

$$H_r = 1.78 \cdot D \cdot \varepsilon \cdot \left[\left(\frac{T_{con} + 273}{100} \right)^4 - \left(\frac{T_a + 273}{100} \right)^4 \right] \quad (5)$$

Где је K_{ug} – смер ветра, N_{Re} – Рејнолдсов број, k_f – термална кондуктивност ваздуха, T_a – Амбијентална температура, ρ_f – густина ваздуха, ε – емисивност.

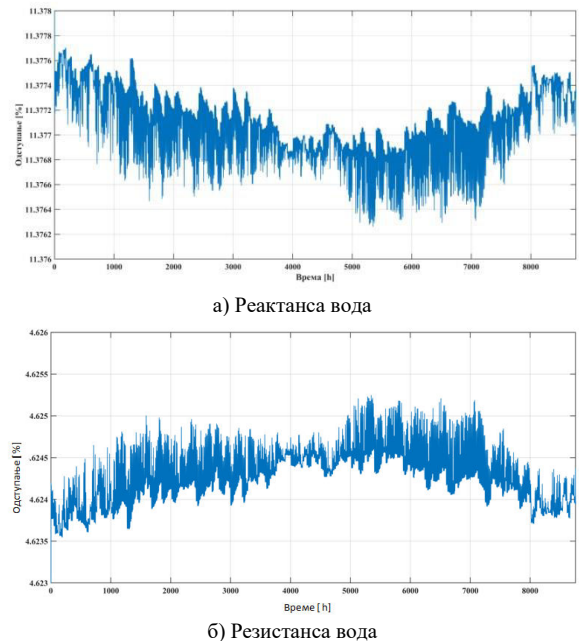
Апсорбована топлота сунчеве ирадијације се прорачунава према формули 6, док је топлота Џулових губитака дата преко 7.

$$H_s = \alpha_s \cdot S_g \cdot D \quad (6)$$

$$H_j = I^2 \cdot (T_{con}) \quad (7)$$

Где је α_s – коефицијен абсорбиције површине проводника, S_g – соларна ирадијација [W/m^2], D – пречник проводника [m].

Како би се приметила разлика у вредностима реактансе и резистансе при уважавању амбијенталних услова и њиховом занемарењу прорачунава се њихово процентуално одступање за два случаја. Ово доступање је приказано на слици 2.



Слика 2. Процентуално одступање параметара водова при уважавању амбијенталних услова: а) Реактансе; б) Резистансе

Решавањем једначине топлотног баланса долази се до вредности температуре проводника. Ова температура се користи за израчунавање резистансе и реактансе сваке гране електроенергетске мреже. Овако дефинисан прорачун је део предложеног алгоритма који је даље дефинисан у поглављу 3.

III. АЛГОРИТАМ ПРОРАЧУНА

Алгоритам целокупног прорачуна је приказан на сл. 3.

Алгоритам прорачуна предложеног у овом раду се састоји из две целине. Прва целина је

1. Формирање базе података за АНН
2. Тренирање и оформљавање АНН-а који предвиђа техничке губитке ЕЕС-а

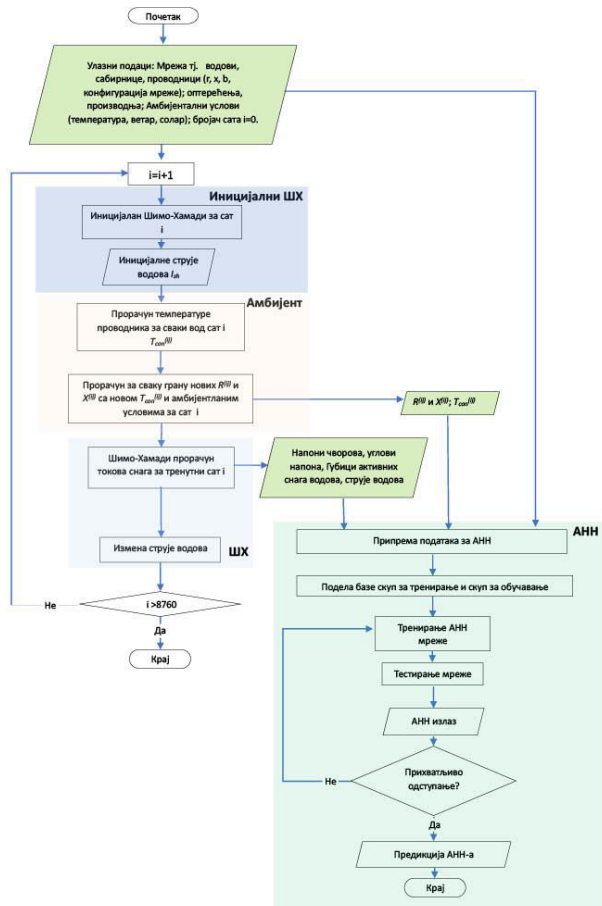
Формирање базе података је процес рачунања техничких губитака за дефинисану мрежу са уважавањем зависности свих елемената мреже од амбијенталних услова. Овај прорачун се врши за годину дана на сатном периоду.

Струја неопходна за прорачун Џулових губитака се за једну грану у једном сатном периоду рачуна у две итерације. Иницијално се она одређује Шимо-Хамадијевим прорачуном који занемарује зависност мреже од амбијенталних услова. Ова струја се користи као

почетно стање једног сатног периода за процену температуре проводника уколико се амбијентални услови уваже. Са овом вредношћу за температуру проводника израчунавају се параметри мреже. Затим се још једном улази у прорачун токова снага где се добијају вредности стања мреже за сваку грану и сваки чвор за једну годину на сатном периоду.

Сама прва целина алгоритма се састоји из две итерације.

Кроз ове две итерације се пролази за целокупну мрежу за сваки сат. Резултати овог прорачуна су стања целокупне мреже на сатном нивоу за дефинисани период.



Слика 3: Алгоритам прорачуна

1. Прва итерација

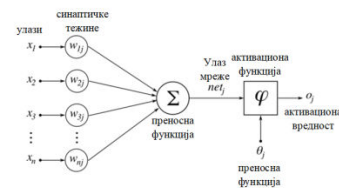
- Прва итерација се своди на примену Шимо-Хамдијевиг прорачуна на дефинисаној мрежи без уважавања амбијенталних услова.
- Резултати прве итерације је иницијално стање које служи за почетну процену температуре проводника у једном сатном периоду.

2. Друга итерација

- У другој итерацији се уведу параметри који дефинишу амбијентално стање мреже. Уз њих се у прорачун уводи иницијално температурно стање проводника из прве итерације.
- Поново се врши прорачун методом Шимо-Хамди.

Резултати стања мреже добијени у овој итерацији се користе као вредности базе података на којој ће се тренирати АНН.

АНН се примењују како би на основу улазних података, који су лако доступни, могло да се предвиди стање мреже. Вештачке неуралне мреже се састоје од великог броја међусобно густо повезаних процесорских елемената (неурона) који су организовани по одређеним архитектурама. Показују информационе процесирање које има особину учења и генерализације на основу података којима се обучавају. [4] Математички модел неурона неуралне мреже је приказан на слици 4.



Слика 4: Математички модел неурона неуралне мреже

У овом раду је посматрана како се вештачке неуралне мреже понашају у примени на надгледаном машинском учењу. За овај тип учења излаз y је већ познат и одвија се мапирање улаза x са излазом y . У овом раду улази, x , су амбијентални услови на основу који се предвиђају излази мреже као што су напони чворова и губици активне снаге, y .

Да би се креирао модел, машина се напаја са великим бројем улазних података, за које су излази познати, како би се неурална мрежа обучила. Велики број података помаже у повећању нивоа тачности мреже који би после обуке напајана новим улазним подацима могла да предвиђа излазне вредности. [5]

Тачност мреже се гледа кроз вредност грешке MAPE (Mean Average Percentage Error). Уколико је она у у прихватљивим границама за мрежу се може рећи да ће добро проценити излазе за следећи скуп улазних података.

$$MAPE(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|}{N} \cdot 100\% \quad (8)$$

Где је N величина дела базе података дефинисаног за тестирање, x_i су улазни подаци, а y_i предвиђане вредности за улазе x_i .

IV. РЕЗУЛТАТИ ПРОРАЧУНА

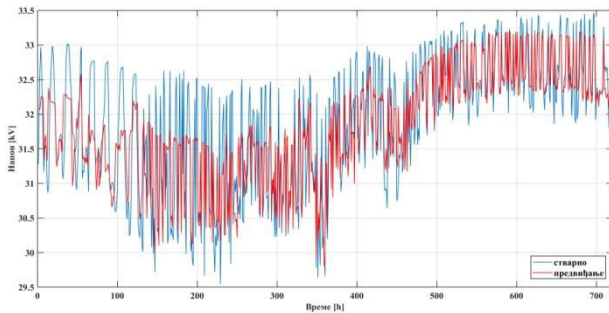
У овом поглављу резултати су приказани графички како би се приметило одступање између вредности добијене предложеним алгоритмом и вредности које се добијају класичним приступом прорачуну.

У табели 1 је приказана грешка која настаје при предикцији апсолутне вредности, фазног угла напона чворова и губитака активне снаге на свакој од грана мреже.

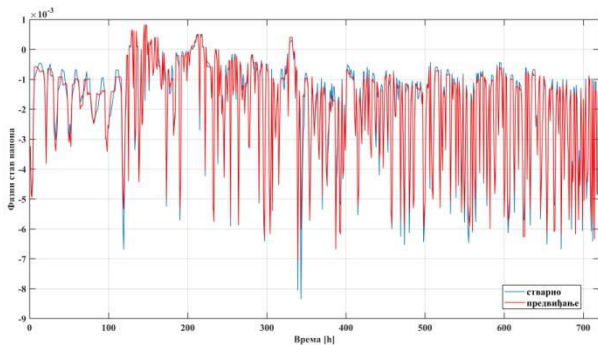
Табела 1: Вредности грешака при предвиђању помоћу АНН

Грешке $MAPE$	U_{cv}	θ	P_{gub}
$MAPE_t$ [%] (тренирајућег)	0.9326	3.79	7.4
$MAPE_o$ [%] (обучавајућег)	0.8868	2.54	6.2

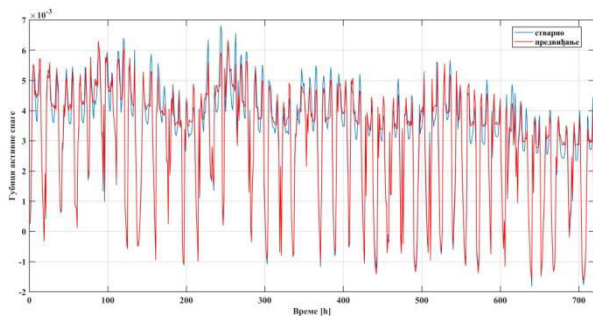
На графицима 5-8 је приказана предикција развијене неуралне мреже и одступање њених вредности од резултата који су добијени Шимо-Хамадијевим прорачином са уваженим амбијенталним условима. Графички су приказане вредности напона у чвору 5 који је узет као репрезент и губитака активне снаге за један месец на сатном периоду.



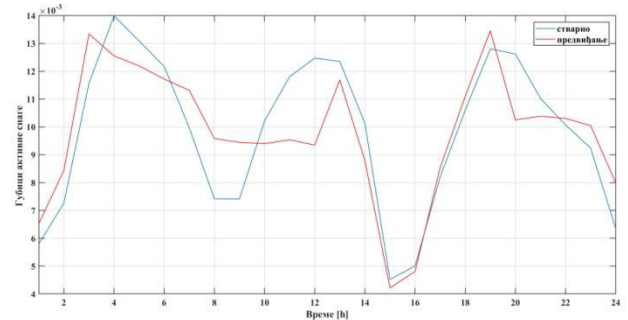
Слика 5: Предикција апсолутне вредности напона за чвор 5



Слика 6: Предикција фазног угла напона за чвор 5

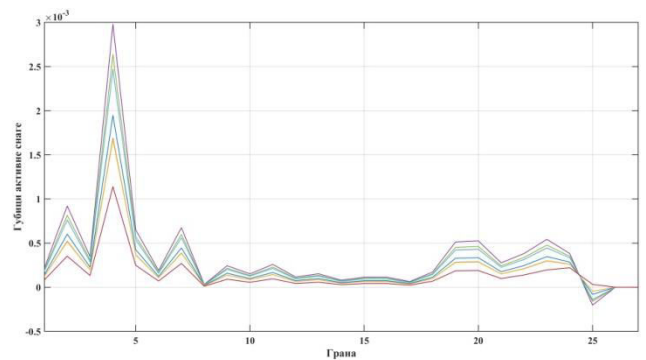


Слика 7: Предикција укупних губитака активне снаге у периоду од месец дана



Слика 8: Предикција укупних губитака активне снаге у периоду од 24 сата

Графиком са слике 9 је приказано одступање губитака активне снаге на свакој од грана мреже у једном сатном периоду при различитим амбијенталним условима.



Слика 9: Разлика губитака активне снаге са варирањем амбијенталних услова

V. ЗАКЉУЧАК

Конвенционални приступ прорачуну токова снага често одступа од стварних вредности услед занемарења која се уводе за вредности параметара. Како утицај амбијенталних услова и промена стања мреже с временом није занемарљива уважавање ових зависности је препоручљиво. Њихова занемарења, проистекла како би се прорачун свео на једноставнији и бржи процес, више нису нужни корак у детекцији стања мреже. Иновацијама уз нове технологије прорачуни не морају да имају сва занемарења, а да уз себе задрже брзину доношења до одређених закључака.

Неминовно је варирање вредности које приказују стање мреже са варирањем амбијенталних услова. Термички прорачун који ово уважа и даље захтева значајније време анализе. Али уз примену вештачких неуралних мрежа, као репрезент машинског учења у овом раду, овакви процеси се значајно убрзавају. Своде се на једном обучен модел које је у могућности да предвиђа стање мреже само уз познавањем амбијенталних и временских услова.

Алгоритам предложен у овом раду је примењив на било коју електроенергетску мрежу за коју се има већи број података. Применом овог алгоритма може се развити модел који се изнова ставља у употребу. Временом и порастом базе података, модел се додатно гради и развија како би побољшао своју тачност. Грешке се могу додатно смањити проширивањем базе података и њеном адекватном обрадом.

Овакве предикције које могу да се оформе на годишњем нивоу су значајне за планирање рада електроенергетских система на побољшање њиховог функционисања. Уз довољну количину података за тренирање неуралне мреже овакви модели могу бити коришћени за предикцију теже предвидивих извора енергије, попут обновљивих, као и за тачнији приступ стању пошто предложени алгоритам уважава реалне услове у којима раде стварни системи.

Даљи развој описаног алгоритма подразумева надоградњу базе података, као што је проширење врсте амбијенталних услова који утичу на параметре. У плану је надоградња прорачуна где би се предвиђали различити показатељи стања електроенергетског система, као и варирање технологије машинског учења која је овде примењена у циљу истраживања њиховог утицаја на рад предложеног алгоритма.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] I.T. Committee, et al., Ieee standard for calculating the currenttemperature of bare overhead conductors, 2007, IEEE Standard 738.
- [2] Transmission, D. Committee, et al., Ieee standard for calculating the current temperature relationship of bare overhead conductors, 2012, IEEE Std 738.
- [3] C. WG22.12, The thermal behaviour of overhead conductors, Electra 144 (1992) 107–125.
- [4] R. Rojas, “Neural Network – A Systematic Introduction”, Springer, 1996.
- [5] Yagang Zhang, “New Advances in Machine learning”, IntechOpen 2010.

- [6] Trinadha Burle, V.V.S. Bhaskara Reddy Chintapalli, “Modified load flow algorithm suitable for modern power systems under variable weather conditions”, Electric Power Systems Research 211, 2022
- [7] Zhenqi Wang, Jan-Hendrik Menke, Florian Schäfer, Martin Braun, Alexander Scheidler, “Approximating multi-purpose AC Optimal Power Flow with reinforcement trained Artificial Neural Network”, Energy and AI 7 (2022) 100133

PREDICTION OF TECHNICAL LOSSES IN EES

Sonja Knežević, Goran Dobrić, Mileta Žarković

Abstract - The conventional power flow calculation method does not account for changes in system conditions resulting from ambient factors. Given the significance of this aspect in the analysis of electrical energy systems (EES), it is desirable to obtain calculation results that closely approximate the actual system state. The influence of ambient conditions on such calculations is inevitable. By considering variations in consumption, production, and the dynamic characteristics of conductors based on ambient conditions, the calculated system state values can more accurately represent the real system state.

In this study, we have developed an algorithm for predicting technical losses in EES, taking into account changes in system elements caused by ambient conditions. The conductors are modeled by incorporating their dependence on ambient temperature, solar irradiation, wind speed, and other relevant factors. We have employed thermal mathematical models proposed in IEEE Std. 738™ -2006, IEEE Std. 738™ - 2012, and CIGRE WG 22.12.

System state calculations have been conducted on a 27-node network in Banat, with an hourly resolution over a one-year time span. The results of these calculations are utilized to construct an artificial neural network (ANN). This ANN is capable of predicting the state and values of technical losses in the given network for future time periods, obviating the need for a detailed thermal calculation of conductor parameters.

Keywords – ANN; Modelling; Load flow; Weather; Ambiental conditions; Prediction.