



РЕПУБЛИКА МАКЕДОНИЈА
УНИВЕРЗИТЕТ “Св. КИРИЛ И МЕТОДИЈ” - СКОПЈЕ
ФАКУЛТЕТ ЗА ИНФОРМАТИЧКИ НАУКИ И
КОМПЈУТЕРСКО ИНЖЕНЕРСТВО



Александра Г. Дединец

МОДЕЛИРАЊЕ НА ПАМЕТНИ ЕНЕРГЕТСКИ МРЕЖИ
- ДОКТОРСКИ ТРУД -

Скопје, 2017 година

Ментор:

акад. Љупчо Коцарев

Универзитет “Св. Кирил и Методиј” – Скопје
Факултет за информатички науки и компјутерско инженерство
Македонска академија на науките и уметностите

Членови на комисијата:

акад. Љупчо Коцарев (член)

Универзитет “Св. Кирил и Методиј” – Скопје
Факултет за информатички науки и компјутерско инженерство
Македонска академија на науките и уметностите

проф. д-р Игор Мишковски (претседател)

Универзитет “Св. Кирил и Методиј” – Скопје
Факултет за информатички науки и компјутерско инженерство

проф. д-р Димитар Трајанов (член)

Универзитет “Св. Кирил и Методиј” – Скопје
Факултет за информатички науки и компјутерско инженерство

проф. д-р Мирко Тодоровски (член)

Универзитет “Св. Кирил и Методиј” – Скопје
Факултет за електротехника и информациски технологии

проф. д-р Наташа Марковска (надворешен член)

Македонска академија на науките и уметностите
Истражувачки центар за енергетика и одржлив развој

Дата на одбрана:

Дата на промоција:

Докторскиот труд е од областа на техничките науки

*На моите родители,
проф. д-р Аубица Каневче и акад. Глигор Каневче
кои ми ја вградија љубовта кон науката
осветлувајќи ми ги хоризонтите што ги овозможува истата*

Му се заблагодарувам на акад. Љупчо Коцарев кој ме воведо и ме води по патеката на науката низ изработката на дипломскиот, магистерскиот и овој докторски труд. На проф. Димитар Трајанов му се заблагодарувам што ми овозможи да чекорам по таа патека. На проф. Соња Филипоска ѝ се заблагодарувам што несебично ме поддржуваше и ми помагаше да истраам во реализацијата на задачите од докторскиот труд и во совладување на предизвиците што се наметнуваа. Исто така, благодарност и на проф. Мирко Тодоровски за големата помош во подрачјето на електроенергетските преносни мрежи. На проф. д-р Наташа Марковска и на доц. д-р Игор Мишковски им се заблагодарувам за повеќегодишната соработка и што прифатија да бидат дел од комисијата за преглед и одбрана на докторската дисертација.

Особена благодарност на мојот сопруг и колега, м-р Александар Дединец за стрпливоста и разбирањето за моето ангажирање и на големата стручна и фамилијарна помош. Овој труд не ќе можев да го реализирам без неговата несебично сестрана поддршка.

ПУБЛИКАЦИИ СО АВТОРСТВО НА КАНДИДАТКАТА

Списанија со фактор на влијание

- [1] **Dedinec Aleksandra**, Filiposka S., Dedinec Aleksandar, Kocarev, L., Deep belief network based electricity load forecasting: An analysis of Macedonian case, Energy, accepted for publication, Volume 115, Part 3 (2016), pp.1688–1700
- [2] Kanevce G. Dedinec Aleksandar, **Dedinec Aleksandra**, Optimal usage of biomass for energy purposes toward sustainable development - a case of Macedonia, Thermal Science, 2016, doi:10.2298/TSCI160208057K
- [3] Kanevce G., Dedinec Aleksandar, **Dedinec Aleksandra**, Kanevce Lj. Long-term predictions of the energy development - possibilities and challenges, Thermal science 2016, doi: 10.2298/TSCI160126017K
- [4] **Aleksandra Dedinec**, Aleksandar Dedinec, Natasa Markovska, Optimization of heat savings in buildings using unsteady heat transfer model, Thermal Science, Volume 19, Issue 3, 2015
- [5] **Aleksandra Kanevce**, Igor Mishkovski, Ljupco Kocarev, Modeling long-term dynamical evolution of Southeast European power transmission system, Original Research Article, Energy, Volume 57, 1 Pages 116-124, August 2013

Зборници и меѓународни списанија

- [6] **Dedinec Aleksandra**, Dedinec Aleksandar Electricity price forecasting of the South East European power exchanges. 7th International Conference on Information Society and Technology, Serbia, 2017
- [7] **Dedinec Aleksandra**, Dedinec Aleksandar, Correlation of variables with electricity consumption data, 6th International Conference on Information Society and Technology ICIST 2016, Pages 118-123
- [8] **Dedinec Aleksandra**, Tomovski Igor, Kocarev Ljupco, Optimization model for variable renewable energy sources generation: Macedonian case study. Contemporary Materials (Renewable energy sources), VI–2 (2015). Pages 204-212. UDK 620.92:502.174.3(497.17) doi: 10.7251/COMEN1502207D
- [9] **Aleksandra Dedinec**, Sonja Filiposka, Aleksandar Dedinec, Ljupco Kocarev, Deep belief network based load forecasting of the Macedonian electric power system, Conference on Sustainable Development of Energy, Water and Environment Systems, Dubrovnik, R. Croatia, 2015
- [10] **Aleksandra Dedinec**, Sonja Filiposka, Dimitar Trajanov, Possibilities for multicore processor and GPU parallelization of neural network training in Matlab, Conference for Informatics and Information Technology (CIIT), Bitola, R. Macedonia, 2015
- [11] **Aleksandra Dedinec**, Slobodan Kaladziski, The influence of different input variables of artificial neural network on short-term electricity load forecasting in Macedonia, South East European Conference on Sustainable Development of Energy, Water and Environment Systems, Ohrid, R. Macedonia, 2014
- [12] **Aleksandra Dedinec**, Slobodan Kaladziski, Short-term electricity load forecasting of the Macedonian electric power system using neural networks, Conference for Informatics and Information Technology (CIIT), Bitola, R. Macedonia, 2014

- [13] Aleksandra Bogojeska, **Aleksandra Kanevce**, Topological and structural analysis of the electric power grid of Southeast Europe, 3rd International Conference on Information Society Technology and Management (ICIST), Kopaonik, R. Serbia, 2013
- [14] **Aleksandra Kanevce**, Aleksandra Bogojeska, Topological analyses of an improved power transmission network of southeast europe using clustering methods, Conference for Informatics and Information Technology (CIIT), Bitola, R. Macedonia, 2013
- [15] **Aleksandra Kanevče**, Igor Tomovski, Ljupčo Kocarev, Impact of photovoltaic power plants on the overall electric power system of the Republic of Macedonia, Contemporary Materials (Renewable energy sources), IV–2, 2013
- [16] Igor Tomovski, **Aleksandra Kanevče**, Ljupčo Kocarev. Review of the production of electricity from photovoltaics in the Republic of Macedonia, Contemporary Materials (Renewable energy sources), IV–2, 2013
- [17] **Aleksandra Kanevce**, Analyses of electric power grid stability, Conference for Informatics and Information Technology (CIIT), Bitola, R. Macedonia, 2013
- [18] **Aleksandar Dedinec**, Aleksandra Kanevce, Computational algorithm for estimation of heat energy saving in conventional and new designed flats, 3rd International Conference on Information Society Technology and Management (ICIST), Kopaonik, R. Serbia, 2013
- [19] **Aleksandra Kanevce**, Aleksandar Dedinec, Natasa Markovska, Optimization of heat savings in buildings using unsteady heat transfer model, Conference on Sustainable Development of Energy, Water and Environment Systems, Dubrovnik, R. Croatia, 2013
- [20] **Aleksandra Kanevce**, Igor Mishkovski, Ljupcho Kocarev, Modelling long-term dynamical evolution of Southeast European power transmission system, Sustainable Development of Energy, Water and Environment Systems (SDEWES), Ohrid, Macedonia, 2012
- [21] **Aleksandra Kanevce**, Igor Mishkovski, Ljupco Kocarev, Extended OPA Model for Cascading Failures Analyzes, Conference for Informatics and Information Technology (CIIT), Bitola, R. Macedonia, 2012
- [22] **Aleksandra Kanevce**, Ljupco Kocarev, Optimization of the electric power system of Macedonia, ICT Innovations, Ohrid, Macedonia, 2009

МОДЕЛИРАЊЕ НА ПАМЕТНИ ЕНЕРГЕТСКИ МРЕЖИ

АПСТРАКТ:

Во овој докторски труд се развиени модели коишто опфаќаат неколку аспекти на паметните енергетски мрежи. Еден од овие аспекти вклучува искористување на големиот број на достапни дигитални информации за креирање на паметни модели за планирање и предвидување, на основа на современите и нови достигнувања од машинското учење. Конкретно, развиен е модел кој се базира на длабока мрежа на верување и кој е искористен за краткорочно предвидување на потрошувачката на електрична енергија во Македонија, како и за краткорочно предвидување на цените на дел од ден-однапред берзите на електрична енергија во регионот на Југоисточна Европа. Показано е дека моделот дава супериорни резултати, споредено со резултатите добиени од традиционалните невронски мрежи и уште повеќе резултатите за предвидување на потрошувачката на електрична енергија покажуваат подобри резултати од предвидувањата прикажани од страна на Македонскиот електропреносен систем оператор (МЕПСО). Втор аспект на паметните мрежи кој е анализиран во овој докторски труд е развојот на оптимизациони модели за интеграција на се поголемиот број на дистрибуирани извори на енергија, со особено внимание на обновливите извори на енергија чие производство не може да се контролира. За таа цел, во овој докторски труд е развиен оптимизационен модел во кој се вклучени и модели за корелација на метеоролошките услови со производството на електрична енергија. Резултатите од овој модел го покажуваат оптималниот сооднос на производство од овие извори во Република Македонија, кое зависи и од нивниот удел во вкупното производство. Третиот аспект од паметните мрежи се однесува на контролирањето и оптимизацијата на потрошувачката на енергија. За таа цел, поставен е модел со кој се испитуваат можностите за заштеда на енергија која се користи за греење во секторот зграда. Тој вклучува

нестационарен модел за пренос на топлина, кој е вграден во оптимизационен модел и кој вклучува моделирање на метеоролошките услови (се користи исти модел како и при моделирањето на производството на електрична енергија) и е применет на типичен стан со локација во Скопје, Македонија. Како резултат, овој модел ги дава информациите за соодветен потребен инсталиран капацитет, изолација, како и најсоодветната технологија за греење со која ќе се овозможи оптимален сооднос на овие вредности и ќе се добие максимална заштеда на енергија. На крај, како последен аспект кој е анализиран во овој докторски труд е самата електроенергетска преносна мрежа. За таа цел, развиен е детален модел на преносните мрежи на земјите членки на Енергетската Заедница, како и на дел од системите на соседните земји. Придобивките од добиените резултати од овој модел се двострани. Имено, од една страна, се издвоени проектите кои се најприоритетни проекти за проширување на мрежата и интеграција на регионот, врз основа на нивното влијание на намалувањето на загубите и намалувањето на недоставената енергија, како и врз нивниот потенцијал за максимизирање на нето капацитетот на пренос помеѓу земјите. Од друга страна, како методолошки придонес, развиениот модел може да се искористи за понатамошни анализи за влијанието на различните стратегии на страната на производство и потрошувачка на електрична енергија врз електроенергетската преносна мрежа во регионот.

КЛУЧНИ ЗБОРОВИ: **паметни мрежи, електроенергетски системи, машинско учење, длабоки мрежи на верување, преносни мрежи.**

SMART GRID MODELLING

ABSTRACT:

In this PhD thesis, several models are developed that cover different aspects of smart grids. One of these aspects involves the utilization of the large amount of available digital information for creating smart models for planning and forecasting based on the latest and new achievements in the field of machine learning. Specifically, a model based on deep belief network has been developed and used for short-term forecasting of the electricity consumption in Macedonia, as well as for short-term forecasting of the prices on a part of the day-ahead power exchanges in the region of Southeast Europe. It has been shown that the model yields superior results compared to the results obtained from traditional neural networks, and even more, the results for electricity consumption forecasting present better results than the forecasts obtained by the Macedonian Power Transmission System Operator (MEPSO). A second aspect of the smart grids that is analyzed in this PhD thesis is the development of optimization models for the integration of the growing number of distributed energy sources, with particular attention to renewable energy sources whose production cannot be controlled. For this purpose, an optimization model has been developed that includes models for correlation of metrological conditions with the production of electricity. The results of this model show the optimal ratio of production from these sources, which depends on their share in the total production. The third aspect of smart grids refers to the control and optimization of energy consumption. For that purpose, a model is being set up to examine the possibilities for energy savings used for heating in the Buildings sector. The model includes a non-stationary heat transfer model that is embedded in an optimization model and includes modeling of meteorological conditions (the same model as in the modeling of electricity production is used) and applied to a typical apartment with a location in Skopje, Macedonia. As a result, this model provides information on the appropriate required installed capacity, insulation, as well as the most appropriate heating technology that will allow an

optimal ratio of these values and will result in maximum energy savings. Finally, as the last aspect analyzed in this PhD thesis is the electricity transmission network itself. For this purpose, a detailed model of the transmission networks of the Energy Community member countries, as well as of some of the systems of the neighboring countries, has been developed. The benefits of the results obtained from this model are twofold. Namely, on the one hand, the projects that are the most relevant for network expansion and integration of the region are obtained, on the basis of their influence on the reduction of losses and the reduction of energy not served, as well as on their potential for maximizing the net transfer capacity between the countries. On the other hand, as a methodological contribution, the developed model can be used for further analyses of the impact of different electricity production and demand-side strategies on the electricity transmission network in the region.

KEY WORDS:

smart grid, power grid, machine learning, deep belief networks, neural networks.

I ЛИСТА СО СЛИКИ

Слика 1. Пример на длабока мрежа на верување со три слоја	32
Слика 2. Потрошувачка на електрична енергија во Република Македонија на месечно ниво за периодот 2008-2014	35
Слика 3. Вкупна потрошувачка на електрична енергија (потрошувачи на дистрибутивна мрежа+потрошувачи на преносна мрежа) во Република Македонија за периодот 2008-2014	36
Слика 4. Просечна часовна потрошувачка на потрошувачите поврзани на дистрибутивната мрежа во работните денови за 2011 година (лево) и 2014 година (десно) во РМ	36
Слика 5. Просечна часовна потрошувачка на потрошувачите поврзани на преносната мрежа во работните денови за 2011 година (лево) и 2014 година (десно) во РМ.....	37
Слика 6. Просечна часовна потрошувачка на сите потрошувачи во работните денови за 2011 година (лево) и 2014 година (десно) во РМ.....	37
Слика 7. Просечна дневна вкупна потрошувачка на електрична енергија за годините од 2008 до 2014 во РМ	38
Слика 8. Корелација помеѓу променливите: потрошувачка во иста час-ден комбинација од претходната недела, ист час од претходниот ден и тековната потрошувачка, користејќи Пирсонов коефициент.....	39
Слика 9. Корелација помеѓу променливите: потрошувачка во иста час-ден комбинација од претходната недела, ист час од претходниот ден и тековната потрошувачка, користејќи Спирманов коефициент.....	40
Слика 10. Корелација помеѓу просечната потрошувачка од претходниот ден и потрошувачката на електрична енергија во денот за кој се прави предвидувањето, користење на коефициентот на Пирсон	40
Слика 11. Корелација помеѓу евтина тарифа, час во денот, ден во неделата, работен ден и потрошувачката во анализираниот час – Пирсонов коефициент.....	41
Слика 12. Корелација помеѓу евтина тарифа, час во денот, ден во неделата, работен ден и потрошувачката во анализираниот час – Спирманов коефициент	41
Слика 13. Просечни месечни температури во Македонија за периодот од 2008 од 2014 [60].....	42
Слика 14. Корелација помеѓу температурата и потрошувачката на електрична енергија – Пирсонов коефициент.....	42
Слика 15. Повеќеслојна невронска мрежа за предвидување на потрошувачка на електрична енергија.....	43
Слика 16. МАРЕ за невронската мрежа со избрани променливи (ИП) и со предвидување на временска серија (ВС).....	43
Слика 17. Средна апсолутна процентуална грешка (МАРЕ) за вкупната потрошувачка во зависност од бројот на неврони во скриениот слој за традиционална НМ и за ДМВ	45
Слика 18. Средна апсолутна процентуална грешка (МАРЕ) за потрошувачите на дистрибутивната мрежа во зависност од бројот на неврони во скриениот слој за традиционална НМ и за ДМВ	45

Слика 19. Средна апсолутна процентуална грешка (МАРЕ) за потрошувачите на преносната мрежа во зависност од бројот на неврони во скриениот слој за традиционална НМ и за ДМВ	46
Слика 20. Реална и предвидена вкупна потрошувачка во РМ со помош на ДМВ за тестирачкиот период (2013 и 2014)	46
Слика 21. Апсолутна процентуална грешка за вкупната потрошувачка на електрична енергија во тестирачкиот период.....	47
Слика 22. МАРЕ за предвидувањето со помош на ДМВ, НМ и МЕПСО	48
Слика 23. Реална и предвидена потрошувачка на електрична енергија на корисниците на дистрибутивната мрежа со помош на ДМВ за тестирачкиот период (2013 и 2014)	48
Слика 24. МАРЕ за предвидувањето на потрошувачката на корисниците на дистрибутивната мрежа со помош на ДМВ, НМ и МЕПСО	49
Слика 25. МАРЕ за предвидувањето на дневната максимална потрошувачка за трите податочни множества, со помош на ДМВ, НМ и предвидувањата од МЕПСО	49
Слика 26. Просечна апсолутна процентуална грешка по час од денот (со помош на ДМВ).....	50
Слика 27. Просечна апсолутна процентуална грешка по ден од неделата (со помош на ДМВ).....	50
Слика 28. Цена на електрична енергија на IBEX (2016).....	51
Слика 29. Цена на електрична енергија на CROPEX (2016).....	52
Слика 30. Цена на електрична енергија на SEEPEX (2016).....	52
Слика 31. Дневна шема на просечната часовна цена на електрична енергија.....	53
Слика 32. Неделна шема на просечната дневна цена на електрична енергија	53
Слика 33. Корелација помеѓу цените на електрична енергија на IBEX (BG), CROPEX (CR) и SEEPEX (SR).....	54
Слика 34. МАРЕ добиено со предвидувањата од НМ и од ДМВ за трите податочни множества.....	55
Слика 35. Реална и предвидена цена на електрична енергија за SEEPEX со помош на ДМВ.....	56
Слика 36. Реална и предвидена цена на електрична енергија за CROPEX со помош на ДМВ.....	56
Слика 37. Реална и предвидена цена на електрична енергија за IBEX со помош на ДМВ.....	57
Слика 38. Споредба на МАРЕ за IBEX, CROPEX и SEEPEX со помош на длабока мрежа на верување	57
Слика 39. Средна апсолутна процентуална грешка по час во денот (со помош на ДМВ)	57
Слика 40. Средна апсолутна процентуална грешка по ден во неделата (со помош на ДМВ).....	58
Слика 41. Часовно производство на електрична енергија од фотоволтаични центри и потрошувачка на електрична енергија во типична година во Македонија.....	65
Слика 42. Часовно производство на електрична енергија од ветерни центри и потрошувачка на електрична енергија во типична година во Македонија.....	66
Слика 43. Часовно производство на електрична енергија од мали хидроцентрали и потрошувачка на електрична енергија во типична година во Македонија.....	67

Слика 44. Оптимален сооднос на производството од фотоволтаични и ветерни центри во Македонија.....	69
Слика 45. Оптималниот сооднос на ВОИЕ во зависност од нивниот удел во вкупното производство.....	70
Слика 46. Инсталиран капацитет од ВОИЕ во зависност од уделот на ВОИЕ во вкупното производство на електрична енергија (каде удел од 10 претставува 100%).	70
Слика 47. Вкупен вишокот и недостатокот на производство на електрична енергија во зависност од уделот на ВОИЕ во вкупното производство	70
Слика 48. Уделот на различните ВОИЕ кога уделот на големите хидроцентрали е 20%	71
Слика 49. Уделот на различните ВОИЕ кога уделот на големите хидроцентрали е 20%, а уделот на малите хидроцентрали е ограничен на 10%	71
Слика 50. Трислојна структура на сид	72
Слика 51. Блок дијаграм на нумеричкото решение	76
Слика 52. Потребен инсталиран капацитет во зависност од дебелината на изолацијата, доколку соседните станovi се греат	80
Слика 53. Вкупни трошоци за секоја технологија вклучувајќи и цена на изолација за 13 години, доколку соседните станovi се греат.....	80
Слика 54. Минимални трошоци за секоја од технологиите во анализираниот период, доколку соседните станovi се греат	81
Слика 55. Потребен инсталиран капацитет во зависност од дебелината на изолацијата, доколку соседните станovi не се греат.....	82
Слика 56. Вкупни трошоци за секоја технологија вклучувајќи и цена на изолација за 13 години, доколку соседните станovi не се греат.....	82
Слика 57. Минимални трошоци за секоја од технологиите за анализираниот период	82
Слика 58. Земји кои се опфатени со ЕС-ЕТ моделот	88
Слика 59. Алгоритам за пресметување на ENS	90
Слика 60. Алгоритам за пресметување на NTC.....	92
Слика 61. Предложени проекти во земјите од Западен Балкан членки на Енергетската заедница плус Хрватска [7]	95
Слика 62. Предложени проекти во земјите од регионот на Црното море членки на Енергетската заедница и нивните соседи [7]	95
Слика 63. Илустративен приказ на вкупните загуби во преносните мрежи на секоја од анализираните земји во 2020 година.....	96
Слика 64. Намалување на загубите при пренос на електрична енергија (PINT методологија).....	97
Слика 65. Намалување на загубите при пренос на електрична енергија (TOOT методологија).....	97
Слика 66. Промени во неиспорачаната енергија (PINT методологија).....	98
Слика 67. Промени во неиспорачаната енергија (TOOT методологија).....	99

II ЛИСТА НА ТАБЕЛИ

Табела 1. Параметри користени за длабоката мрежа на верување	44
Табела 2. Параметри користени за длабоката мрежа на верување за предвидување на цента на електрична енергија	55
Табела 3. Карактеристики на материјалите [75], [92]	72
Табела 4. Просечна ефикасност и просечна цена на инсталиран капацитет на технологиите за греење [6].....	77
Табела 5. Претпоставки за траекториите на цените на енергијата и горивата (ден/kWh)	78
Табела 6. Оптимална дебелина на изолација за секоја технологија	81
Табела 7. Прогнозирана потрошувачка на електрична енергија во земјите од ЕЗ (GWh) [7]	93
Табела 8. Листа на предложени проекти во земјите од ЕЗ и нејзините соседи [7]	94

III ЛИСТА НА КОРИСТЕНИ КРАТЕНКИ

Кратенка	Значење на англиски	Значење на македонски
ENS	Energy Not Served	Неиспорачана енергија
MAPE	Mean Absolute Percent Error	Средна апсолутна процентуална грешка
NTC	Net Transfer Capacity	Нето преносен капацитет
PINT	Put IN one at a Time	Стави еден по еден
TOOT	Take Out one at a Time	Извади еден по еден
ВОИЕ	Variable Renewable Energy Sources	Варијабилни обновливи извори на енергија
ДМВ	Deep belief network	Длабока мрежа на верување
ЕЗ	Energy Community	Енергетска Заедница
НМ	Neural Networks	Невронски мрежи
ОБМ	Restricted Boltzmann Machine	Ограничена Болцманова машина

СОДРЖИНА

1	Вовед	17
2	Развој на модели за предвидување и нивна примена во електроенергетски системи	23
2.1	Метод.....	28
2.1.1	Невронски мрежи	28
2.1.2	Длабока мрежа на верување - Deep belief networks	30
2.1.3	Избирање на влезни променливи и метод на корелација.....	32
2.2	Студија на случај: потрошувачка на електрична енергија во електроенергетскиот систем на Македонија	34
2.2.1	Преглед на електроенергетскиот систем на Македонија	34
2.2.2	Анализа на потрошувачката на електрична енергија	35
2.2.3	Избор на влезни променливи во невронската мрежа за Македонскиот електроенергетски систем.....	38
2.2.4	Резултати и дискусија.....	43
2.3	Студија на случај: цена на електрична енергија на дел од ден-онапред берзите во регионот на Југоисточна Европа.....	51
2.3.1	Анализа на цените на електрична енергија на дел од ден-однапред берзите во Југоисточна Европа.....	51
2.3.2	Избор на влезни променливи во невронската мрежа за берзите во Југоисточна Европа.....	54
2.3.3	Резултати и дискусија.....	54
3	Развој на оптимизациони модели за планирање на производство и потрошувачка на енергија	59
3.1	Модел за планирање на производство на електрична енергија од обновливи извори на енергија.....	62
3.1.1	Обновливи извори на енергија во електроенергетскиот систем во Македонија	63
3.1.2	Моделирање на варијабилни обновливи извори на енергија	63
3.1.3	Модел на оптимизација.....	67
3.1.4	Примена на модел на оптимизација на електроенергетски систем на Македонија	68
3.2	Модел за планирање на потрошувачка на енергија	72
3.2.1	Физички модел, математичка формулација и нумеричко решение.....	72
3.2.2	Применети технологии	76
3.2.3	Резултати и дискусија.....	78

4	Моделирање на оптимален развој на електроенергетска преносна мрежа	83
4.1	Опис на моделот	87
4.1.1	Промена во загубите во преносот	89
4.1.2	Промени во неиспорачаната енергија (промени во ENS)	89
4.1.3	Промени во нето преносниот капацитет (NTC).....	90
4.2	Влезни податоци	92
4.2.1	Анализирани проекти.....	93
4.3	Резултати.....	96
5	Заклучок	100
6	Референци.....	103

1 ВОВЕД

Според една студија од Националната Академија на Инженери [1], електроенергетските системи се сметаат за најголемо инженерско достигнување на XX век. Дополнително, во истата студија се наведува дека успехите во иднината треба да се бараат во соработката помеѓу различните дисциплини. Од друга страна, информатичките технологии и компјутерската наука имаат воведено револуционерен напредок во развојот на голем број откритија во скоро секое поле на нашите животи, вклучувајќи ги бизнисот, едукацијата, медицината, енергетиката и материјалите. Како резултат на тоа, како една од можните насоки за надградба на најголемото достигнување на XX век може да се смета неговата напредна интеракција со информатичките технологии и компјутерската наука. Спојот на овие дисциплини се наоѓа во паметните енергетски мрежи. Всушност, визијата за паметни енергетски мрежи се стреми да одговори на предизвиците од користењето на современи/нови информатички технологии за набљудување, контрола, оптимизација, комуникација и машинско учење на енергетските мрежи. Се предвидува дека паметните мрежи ќе имаат зголемено ниво на свесност и контрола на услугите и инфраструктурата што ќе обезбеди брза и точна дијагноза на можните проблеми, вклучувајќи отпорност кон непредвидени падови или малициозни напади, со помош на прецизно предвидување и планирање на ресурсите како на страната на производството и потрошувачката на електрична енергија, така и на страна на електроенергетската мрежа.

Информатичките технологии, компјутерската наука и особено машинското учење и операционите истражувања се моќни области кои се вградени и ги користиме за извршување на секојдневните активности. Овие области го комбинираат користењето на оптимизацијата, веројатноста, вештачката интелигенција и статистиката за да решат проблеми кои дури може да бидат способни сами да учат од податоците за да се направат прецизни предвидувања и донесувања на одлуки. Од една страна, операционите истражувања вклучуваат широк спектар на техники и методи за решавање на проблеми кои се применуваат за пронаоѓање на оптималното решение при донесување на одлуки кај комплексни проблеми. Овие техники и методи помеѓу другите вклучуваат симулација, математичка оптимизација, теорија на редици на чекање, Маркови процеси, невронски мрежи, експертски системи и анализа на донесување на одлуки. Скоро сите тие во себе содржат конструкција на математички модел кој го опишува системот. Поради пресметковната и статистичката природа на овие полиња, операционите истражувања се во тесна врска со компјутерските науки и особено со машинското учење. Сепак, од друга страна главната цел на машинското учење е да искористи дел од овие техники за на компјутерот да му овозможи да учи без притоа да биде експлицитно програмиран за тоа. Притоа, според Херберт Симон (1970) “учење е било кој процес во кој еден систем ги подобрува своите перформанси врз основа на искуство”. Алгоритмите кои се користат во машинското учење во главно може да се поделат на две групи: надгледувано и ненадгледувано учење. Надгледуваното учење значи дека на системот му се дадени “точните одговори” врз основа на кои тој треба да учи. Притоа, има две групи на проблеми кои се решаваат со надгледувано учење и тоа регресија, каде се предвидува континуална вредност на излезот и класификација, каде излезот е дискретна вредност. Ненадгледувано учење вклучува решавање на проблеми каде не се знае точниот излез, ниту структурата и самиот систем треба да научи што вообичаено се случува во податочното множество. Со се поголемиот број на големи податоци коишто се создаваат секојдневно, како и рапидниот развој на компјутерските системи, особено од аспект на процесирачка моќ со помош на користењето на графичката картичка за генерална употреба (GPGPU-General Purpose Graphical Processing Unit) се појави и потребата од воведување на една нова област во машинското учење, а тоа е длабокото учење. Современите архитектури на длабокото учење, кои меѓу другите вклучуваат длабоки невронски мрежи, длабоки мрежи на верување и рекурентни невронски мрежи со голем успех се применети во различни области како што се класификација на слики, препознавање на говор, процесирање на природни јазици и биоинформатиката.

Од друга страна, електроенергетските системи се сметаат за комплексни системи составени од меѓусебно зависни компоненти за производство, пренос, складирање и потрошувачка на електрична енергија, во кој балансот помеѓу производството и потрошувачката мора постојано да се одржува. Но, можноста да се постигне оваа цел, а со тоа да се одржи и стабилна фреквенција е многу тесно поврзано со точните предвидувања и планирања на системот. Од страната на производството, оваа цел станува се посложена со воведувањата на ограничувањата од животната средина за одржлив развој на системот, што во главно значи зголемено производство на електрична енергија од дистрибуирани обновливи извори. Од страната на потрошувачката, предвидувањето и планирањето е исто така нетривиална задача

поради различните фактори кои влијаат на потрошувачите, како што е надворешната температура при што било каков ладен или топол бран може да предизвика значајна промена на потрошувачката, работните навики, секојдневните активности на луѓето, но и пазарните услови кои во голем степен го дефинираат однесувањето на потрошувачите. Дополнително на тоа, либерализацијата на пазарите и развојот на берзите на електрична енергија зазема исто така значајна улога во развојот и однесувањето на субјектите кои ги сочинуваат електроенергетските системи. Над сè, при предвидувањето и планирањето на развојот на системот, мора предвид да се земе и електроенергетската мрежа (дистрибутивната и преносната мрежа), нејзиниот развој, загубите кои настануваат при преносот како резултат на отпорноста на линиите (кои потоа треба да се надоместат на пазарот на електрична енергија), како и максималниот капацитет на линиите кој може да влијае врз динамиката на фреквенцијата.

Според првата официјалната дефиниција за терминот паметни мрежи (односно, во англиската терминологија - smart grid) претставена во Законот за енергетска независност и безбедност од 2007 година и одобрена од Конгресот на Соединетите Американски Држави, овој термин може да се опише со помош на десет карактеристики. Помеѓу останатите, овие карактеристики вклучуваат зголемена употреба на дигиталните информациски и контролни технологии за подобрување на надежноста, безбедноста и ефикасноста на електроенергетската мрежа, динамичка оптимизација на функционирањето и ресурсите во мрежата, искористување и интеграција на дистрибуирани ресурси и производствени капацитети, вклучувајќи и обновливи извори, вклучување на управување со ресурсите на страната на потрошувачката, одговор на потрошувачите, енергетски-ефикасни ресурси, развој на стандарди за комуникација и интероперабилност на уредите и опремата поврзана со електроенергетската мрежа, вклучувајќи ја и инфраструктурата на самата мрежата.

Така, целта на овој докторски труд е да се развијат модели за паметни енергетски мрежи кои ќе се базираат на современите и нови достигнувања во областа на информатичките технологии и компјутерската наука, а особено на машинското учење и операционите истражувања и кои ќе опфаќаат неколку карактеристики од паметните енергетски мрежи.

Како прва задача во оваа дисертација е анализирано искористувањето на достапниот голем број на податоци за развивање на модели за предвидување, базирајќи се на најновите методи од компјутерската наука. Најновите методи во машинското учење ги вклучуваат длабоките мрежи на верување, кои се покажале како многу успешен метод за различни истражувања и апликации во литературата. Затоа, во овој дел ќе се одговори на прашањето дали овие методи може да доведат до креирање на модели со чија помош ќе се добијат попрецизни резултати за предвидувањето и во полето на енергетските системи. Особен акцент е ставен на анализата дали овие модели може да се применат за краткорочното предвидување на потрошувачката на електрична енергија, како и на краткорочното предвидување на цените на берзите на електрична енергија.

Втората задача во докторската дисертација е да се анализираат и развијат модели кои ќе се базираат на методите од областа на операционите истражувања, односно оптимизацијата и ќе бидат применети во областа на производството и

потрошувачката на енергија. Дополнително, ќе биде анализирано прашањето како метеоролошките услови влијаат врз производството и потрошувачката на енергија. Ќе бидат одговорени прашањата во однос на тоа дали овие модели може да се искористат за овозможување на оптимален и одржлив развој на електроенергетските системи.

Како трета задача во докторската дисертација се поставува прашањето за моделирање на електроенергетската преносна мрежа, со цел да се добие одговор на тоа како треба да се развива преносната мрежа во регионот на Југоисточна Европа, со цел да се постигне интегрираност на истиот и што би овозможило креирање на заеднички пазар на електрична енергија, поголем продор на дистрибуирани извори на енергија и оптимална распределба на производството и потрошувачката.

Покрај методолошкото подобрување, значењето на моделирањето и анализите презентирани во оваа докторска дисертација се гледа во нивната примена при управувањето, планирањето и развојот на паметните мрежи. Според тоа, со намалувањето на грешката на предвидувањето на потрошувачката и цената на електрична енергија ќе овозможи на енергетските компании да ја оптимизираат нивната стратегија на пазарот, како и нивното производство и потрошувачка со цел да се намали нивниот финансиски ризик, како и да се зголеми нивниот профит. Дополнително, се очекува дека истражувањата и моделите презентирани за оптимизација на производството, потрошувачката на енергија, како и моделот на преносната мрежа ќе им овозможат на креаторите на политиките полесно да донесат одлуки за понатамошниот одржлив развој и планирање на надежен, ефикасен, одржлив и “паметен” електроенергетски систем.

Структурата на докторската дисертација е следна. Во првата глава е презентирано кратко воведување во темата на паметните мрежи, како и на прашањата кои оваа докторска дисертација има за цел да ги одговори. Втората глава е посветена на развојот на модели за предвидување со примена во електроенергетските системите. Прво во главата е презентирани краток вовед за конкретната тема на предвидување во електроенергетските системи, заедно со детален преглед на литературата. Понатаму, е презентирани методот којшто се користи во оваа дисертација и врз основа на кој се развиени моделите за предвидување. Тука прво спаѓа методот на невронски мрежи којшто се користи како основа за надгледуваното учење. Понатаму е објаснет методот на длабоки мрежи на верување, кој претставува ненадгледуван метод на учење на секој од слоевите и кој се користи за пред-тренирање на невронската мрежа. Особен акцент при моделирањето е посветен на избирањето на влезните променливи кои се користат како влез во невронската, а со тоа и во длабоката мрежа на верување. Понатаму, во оваа глава е презентирани првата студија на случај, односно анализата на потрошувачката на електрична енергија во електроенергетскиот систем на Македонија. Тука спаѓа, краток преглед на електроенергетскиот систем на Македонија, детална анализа на потрошувачката, изборот на влезни променливи кој се користи во невронската и длабоката мрежа на верување, за да на крај се презентираат резултатите и дискусијата за истите. Во последното поглавје од втората глава е направена студија на случајот на предвидување на цена на електрична енергија на дел од ден-однапред берзите во регионот на Југоисточна Европа. Слично, како за претходната студија на случај, ова поглавје започнува со анализа на историските податоци за цените на електрична енергија на берзите, по што се прикажува изборот на влезни променливи кои се

користи за овој случај, за да на крај од поглавјето се презентираат резултатите и соодветна дискусија. Дел од резултатите од истражувањата презентирани во втората глава се објавени во научни трудови [2], [3] и [4].

Третата глава од докторската дисертација е посветена на развојот на оптимизациони модели за планирање на производството и потрошувачката на енергија, како дел од целите на паметните енергетски мрежи за овозможување на одржлив развој. За таа цел, прво е презентирани вовед во областа како и преглед на литературата. Понатаму, во првиот дел од оваа глава е презентирани моделот за планирање на производството на електрична енергија, со особен осврт на обновливите извори на енергија. Така, прво е даден опис на моменталната состојба во Македонија во однос на инсталираниот капацитет од обновливи извори на енергија. Понатаму е претставено моделирањето на варијабилните обновливи извори на енергија, како и целокупниот модел на оптимизација. Примената на моделот на електроенергетскиот систем на Македонија и резултатите се прикажани во следното поглавје. Вториот дел од оваа глава е посветен на моделот за планирање на потрошувачката на енергија, каде од особен интерес е потрошувачката на енергија за затоплување во секторот згради. За таа цел, прво е презентирани физичкиот модел, математичката формулација како и нумеричкото решение кое се користи за анализа на овој проблем. Понатаму се презентирани анализираните технологии, за да на крајот на оваа глава се презентираат резултатите како и соодветната дискусија. Двата модели презентирани во оваа глава споделуваат во позадина ист модел за претставување на метеоролошките услови. Резултатите од анализите презентирани во оваа глава се објавени во трудовите [5] и [6].

Моделирањето на оптималниот развој на електроенергетските преносни мрежи е претставено во глава 4, којшто е и последен аспект вклучен во оваа дисертација од анализата на паметните енергетски мрежи. Прво, во оваа глава повторно е даден краток вовед во областа како и преглед на литература. Понатаму е даден краток опис на моделот којшто е развиен, односно описот на AC и DC моделот на текови на моќности на преносните системи за земјите членки на Енергетска Заедница, како и на дел од соседните земји. Врз основа на овој модел, потенцијалните проекти за развој на преносната мрежа се евалуирани. Евалуацијата е направена на основа на три индикатори кои се објаснети во понатамошниот тек на докторската дисертација и тие ги вклучуваат: промената во загубите во преносот, промена во неиспорачаната енергија и промена во него преносниот капацитет. Во следниот дел се објаснети влезните податоци кои се користат за моделирање на мрежата, како и проектите кои се анализирани. На крајот на главата се презентирани главните резултати. Овој модел, како и целокупната анализа презентирани во оваа глава е дел од проектот за проценка на приоритетните проекти на Енергетската Заедница кои се во согласност со општите и специфичните критериуми дефинирани во адаптираната Регулатива 347/2013. Како резултат од презентираниот модел и добиени резултати, Енергетската Заедница ги креираше следните две листи на приоритетни проекти:

- Проекти од интерес на Енергетската Заедница (анг. Projects of Energy Community Interest - PECIs), која ги вклучува проектите кои се заеднички за минимум две земји членки на Енергетската Заедница;

- Проекти од взамен интерес (анг. Projects of Mutual Interest - PMIs), која ги вклучува проектите заеднички за минимум една земја членка на Енергетската Заедница и минимум една земја членка на Европска Унија.

Според тоа, резултатите прикажани во оваа глава се исто така дел од извештајот од проектот – [7], а се презентирани и на меѓународната конференција ERMES 2016 [8].

2 РАЗВОЈ НА МОДЕЛИ ЗА ПРЕДВИДУВАЊЕ И НИВНА ПРИМЕНА ВО ЕЛЕКТРОЕНЕРГЕТСКИ СИСТЕМИ

Предвидувањето на потрошувачката е од круцијално значење за правилно функционирање, одржување и планирање на електроенергетскиот систем. Во однос на временскиот период, постојат четири категории на предвидување на потрошувачка [9]. Првата е долгорочна, при што се предвидува потрошувачката на електрична енергија во временски рок од една до педесет години. Ако предвидувањето се прави за период од еден месец до една година, тогаш тоа се смета за среднорочно предвидување. Краткорочното предвидување се однесува на предвидувања за час, ден или период од една недела. На крај, обично се смета за посебна категорија, многу краткорочно предвидување, кое вклучува период од неколку минути до еден час предвидување на потрошувачката на електрична енергија.

И долгорочните и среднорочните предвидувања се од големо значење за стратешко планирање на развојот на електроенергетските системи. Ова вклучува планирање на изградба на нови производствени капацитети или преносни линии, распоред за

одржување, како и долгорочно планирањето и управување на страната на потрошувачката [9]. Овие долгорочни и среднорочни предвидувања на потрошувачката на електрична енергија обично се користат како влез за посложени модели за планирање на електроенергетскиот систем, како што се MARKAL [10–12], EnergyPlan [13,14] и LEAP [15]. При моделирање на предвидувањето на потрошувачката на електрична енергија, главната разлика помеѓу долгорочните и краткорочните предвидувања е во влезните променливи кои ја дефинираат или влијаат врз потрошувачката. Долгорочното предвидување може да користи, на пример само историски податоци за потрошувачката како влезна променлива, обезбедени во поголем размер, како што се податоци на годишно ниво [16–18]. Бруто домашното производство (БДП), БДП по глава на жител и население може да се користат како дополнителни влезови за ова предвидување како што е дадено во [19]. Во [20] исто така се користат влезни променливи за увоз и извоз на електрична енергија. Во [21] се користи малку поинаков пристап за избирање на влезните променливи, каде што множеството на параметри го опфаќаат бруто производството на електрична енергија, инсталираниот капацитет, вкупната претплата и популацијата. Детална анализа на факторите кои влијаат врз точноста на предвидувањето на идниот развој на енергетските системи е направен во [22] (каде кандидатката е еден од авторите на трудот). Дополнително е преставена и анализа на општите карактеристики и е даден опис на можностите, предностите и недостатоците на моделите за долгорочно планирање на развојот на електроенергетските системи. Неизвесностите кои прават разлики во моделирањето на глобално ниво, како и на ниво на една држава се исто така прикажани во [22].

Од друга страна, краткорочното предвидување на потрошувачката на електрична енергија е од фундаментално значење за оптимално планирање на капацитетите за производство, како и планови за набавка на гориво, со цел да се минимизира финансискиот ризик, да се подобри надежноста на системот, како и планирањето на краткорочното одржување. Покрај тоа, денес со воведувањето на паметните компоненти во мрежите и брзото зголемување на уделот на обновливите извори на енергија [23] во електроенергетските системи, потребата за предвидување на потрошувачката на електрична енергија на часовно ниво е уште поважна, особено од аспект на управувањето со побарувачката, динамична интеграција на обновливите извори на енергија и планирање на потребите за складирање.

Резултатите од предвидувањата на потрошувачката на електрична енергија на часовно ниво можат да се користат како влез за предвидување на цените на електричната енергија. Така, во [24] цените на електричната енергија во текот на денот се предвидени користејќи податоци на часовно ниво и во [25] часовната побарувачка е една од влезните променливи кои се користат за предвидување на цените за електричната енергија еден ден од напред. Особено сега, кога електроенергетската индустрија станува либерализирана, овие предвидувања можат да играат важна улога во одлучувањето и за операторите на електроенергетскиот систем и за учесниците на пазарот [26]. Во споредба со предвидувањето на потрошувачката на електрична енергија, цената има поголема варијабилност и значајни промени.

Предвидувањето на потрошувачката и на цената на електрична енергија може да се примени на податоци на ниво на земја или група на земји, како на пример во [27–33], или може да се примени на помали размери, како што се локалните области во една земја [34], регион [35,36], град [37], кампус [38,39], во средини на микро мрежи [40] или домаќинство [41,42], што е една од крајните цели на паметните мрежи.

Кога се предвидуваат податоци кои припаѓаат на временска серија, постојат два метода за избор на влезни променливи: првиот е да се користат само претходните вредности на променливата со цел да се направи предвидување, кое се нарекува предвидување на временска серија (*time-series forecasting*), а вториот метод вклучува и некои дополнителни променливи кои се во корелација со променливата што се предвидува. Кога се предвидува краткорочна потрошувачка и цена на електрична енергија, покрај историските податоците од потрошувачката и цената на електрична енергија [36], може да се користат метеоролошки податоци и податоци за времето за кое се предвидува (дадениот час, ден во неделата, месец итн.). Предвидување на потрошувачката на електрична енергија со користење на пристапот за предвидување на временска серија се применува во [43,44]. Сепак, во [45] се заклучува дека променливата за надворешната температура во голема мера влијае на потрошувачката на електрична енергија во град во Србија. Така, во [46] се користат и температурата и историските податоци за предвидување. Во [39], заедно со влезовите за температура и историски податоци, се користат и точниот датум, со час во денот и тип на ден (работен ден, викенд или одмор). Слични влезни променливи само на поголем размер се користат во [40], како што се земаат: месец, ден во неделата и историски податоци. Во [28] влезните променливи за брзина на ветерот и сончевото зрачење исто така се разгледуваат.

Предвидувањето на потрошувачката и цената на електричната енергија е покажано дека е комплексен проблем, кој е нелинеарен и обично не може да се реши со едноставна аналитичка формулација. Така, постојат многу модели кои се користат за решавање на овој проблем. Генерално како што е наведено во [47] и [48], моделите кои се користат за предвидување на потрошувачката и цената може да се категоризираат во две групи: статистички модели и модели базирани на вештачки интелигенција. Групата на статистички модели вклучува пристапи базирани на повеќекратна регресија (*multiple regression*), авторегресија (*auto regression - AR*), подвижен просек (*moving average - MA*), авторегресивен подвижен просек (*auto regressive moving average - ARMA*) и авторегресивен интегриран подвижен просек (*auto regressive integrated moving average - ARIMA*) [49,50]. Од друга страна, моделите базирани на вештачка интелигенција се базираат на експертски системи [51], “сиви” (*grey*) системи [16–18], вештачки невронски мрежи (НМ), машини со поддршка на вектори [43] и фази логика [39,46]. Во моментов, најраспространетите методи се оние базирани на вештачки невронски мрежи [48,50] кои се применуваат во оваа област уште од 1980-тите. Невронските мрежи се докажани како соодветни за предвидување на потрошувачката и цената на електрична енергија, бидејќи тие можат да бидат нелинеарни и можат да ја апроксимираат секоја комплексна функција, под услов да се користат доволен број скриени слоеви и доволен број јазли во скриените слоеви. Дополнително, во литературата е покажано дека тие даваат супериорни резултати во овие подрачја во споредба со другите претходно споменати методи [47]. Сепак, постојат одредени

проблеми како што се иницијализација на параметрите, бавна конвергенција, заглавување во лош локален минимум и приспособливост на невронските мрежи коишто проблеми се сè уште присутни и истражувачите активно работат на надминување на овие проблеми.

Како решение за овие проблеми во [34] се предлага длабока мрежа на верување – ДМВ (deep belief network). Кај овој пристап, методот на непрекинато учење на слој по слој се користи за претходно тренирање на почетните вредности на тежините во мрежата, по што се применува фино подесување со стандарден надгледуван метод. Резултатите од овој пристап базиран на ДМВ покажуваат дека почетните параметри на мрежата се поблиску до оптималното решение, во споредба со случајната иницијализација. Овие резултати го овозможува патот за успешна примена на моделот на длабока мрежа на верување во многу различни области [35]. Денес, ДМВ моделот се користи главно за класификација на слики [36,37] и како таков се користи и во медицината, за автоматско откривање на рак на дојка [38] и избирање фактори на ризик и предвидување на остеопороза [39]. Сепак, истиот се користи и во механичкото инженерство за класификација на дефекти во вентилите на компресорот [40] и во финансиските предвидувања на девизниот курс [41]. Исто така, длабоките мрежи на верување се користат за предвидување на потрошувачката во паметните гасни и водоводни мрежи [42].

Генералниот модел на длабока мрежа на верување за предвидување на временска серија е презентирани во [43], којшто може да се користи како добра појдовна точка за предвидување на потрошувачката и цената на електричната енергија. Сепак, многу малку студии го адресирале проблемот на користење на длабоки мрежи на верување за предвидување на потрошувачката и цената на електричната енергија. На овој проблем, во [17] се пристапува како на проблем на предвидување на временска серија, каде што се предвидува само еден час од напред, користејќи ја само потрошувачката од претходните 24 часа. Друг пример е даден во [44] каде се врши предвидување на потрошувачката на електрична енергија и каде иако моделот е базиран на длабока мрежа на верување, недостатокот на детални влезни податоци во комбинација со многу неурамнотежени податочни множества за тренирање и тестирање и оскудната репрезентација на добиените резултати, не се во состојба соодветно да го претстават висок потенцијал за користење на ДМВ за предвидување на потрошувачката.

Главната цел во оваа глава на докторскиот труд е да се испитаат можностите за користење на длабоки мрежи на верување, како еден од најактуелните методи во машинското учење, во проблемот на 24 часа од напред предвидување на потрошувачката и цената на електричната енергија. Презентиран е метод на моделирање кој вклучува детален и систематски пристап. Овој метод оди еден чекор подалеку од приодот на временската серија со користење на длабоки мрежи на верување, бидејќи посебно внимание се посветува на изборот на влезни променливи, што е еден од најважните чекори. За таа цел, постои детална анализа на податоците од студиите на случаи кои се разработени во оваа глава, врз основа на која е направено моделирање на невронските мрежи, а со тоа и на длабоките мрежи на верување. Воведена е нова влезна променлива за предвидување на потрошувачката на електрична енергија, а тоа е показателот за евтина тарифа, кој според статистичките

анализи на податоците има големо влијание врз однесувањето на населението, а со тоа и во моделите на потрошувачка на електрична енергија.

Моделот е применет на два типа на податочни множества.

За првото податочное множество беа искористени достапните реални податоци за потрошувачка на електрична енергија во Република Македонија. Дополнително, овие податоци се поделени на три групи. Првата група на податоци ги вклучува податоците за потрошувачката на електрична енергија на потрошувачите кои се директно поврзани со електроенергетската преносна мрежа, од кои повеќето се големи индустриски компании. Втората група на податоци ги претставува потрошувачите кои се поврзани со дистрибутивната мрежа, каде што најголем дел од потрошувачката е од секторот домаќинства. И третата група на податоци ја вклучува вкупната потрошувачка на електрична енергија во земјата (збир од првите групи на податоци). Податоците за потрошувачката на електрична енергија за периодот од 2008 до 2014 година се користат на часовно ниво, како и податоци за температурата на часовно ниво за истиот временски период. Фазата на тестирање и соодветно на тоа, добиените резултати се за периодот од последните две години: 2013 и 2014 година. Резултатите примената на моделот се споредени со најновите реални податоци, со резултатите од традиционална повеќеслојна невронска мрежа и со резултатите добиени од традиционалниот модел на невронска мрежа што го користи Македонскиот систем оператор (МЕРСО) за предвидување на потрошувачката на електрична енергија. Споредбите покажуваат дека модел на длабоки мрежи на верување може успешно да се примени за предвидување на потрошувачката за 24 часа од напред, давајќи резултати кои ги надминуваат традиционалните методи.

Како втора примена на податочното множество беа земени цените на берзите за електрична енергија. Бидејќи во Македонија се уште нема ден-однапред берза на електрична енергија, беа анализирани можностите за предвидување на берзите во регионот на Југоисточна Европа. Имено, процесот на либерализација во овој регион се уште е во тек. Всушност, во некои земји од регионот на ЈИЕ веќе постои ден-однапред пазар, додека останатите земји се во процес на одлучување дали треба да создадат сопствени пазари или да направат спојување со постојните берзи на електрична енергија. Најстарата берза на електрична енергија во регионот е берзата во Романија, која започнала со работа во 2000 година и е администриран од OPCOM. Следат пазарите на електрична енергија во Грција, која беше во процес на воспоставување во периодот од 2005 до 2010 година и пазарот на електрична енергија во Унгарија (HUPX), кој постои од 2010 година. Релативно нови се пазарите на електрична енергија во Бугарија (IBEX), Србија (SEEPX) и Хрватска (CROPEX), кои се создадени во првиот квартал на 2016 година. Со воведувањето на пазарите на електрична енергија и фактот дека половина од пазарите во регионот на Југоисточна Европа постојат помалку од една година, предвидувањето на цената на тие пазари станува многу атрактивна тема и е анализирана и во овој докторски труд. Имено, за второто податочное множество искористени се часовните податоци за цените на ден-однапред берзите на електрична енергија на Бугарија (IBEX), Србија (SEEPX) и Хрватска (CROPEX) за 2016 година. Податоците од последните два месеци од 2016 година беа искористени за тестирање, додека останатите беа употребени за тренирање

на моделот. Покрај споредбата на можноста за предвидување на цените на трите берзи, направена е и споредба на резултатите добиени од ДМВ моделот со резултатите од традиционалните невронски мрежи.

Структурата на оваа глава е следна. Во поглавјето 2.1 се опишани главните методи кои се користат за предвидување. Во таа насока, вклучен е детален опис на невронските мрежи, како и на длабоките мрежи на верување. Дополнително е опишан и начинот на избирање на влезни променливи за невронските и длабоките мрежи на верување, во кој е даден и опис на методите на корелација кои се користени. Понатаму, во поглавје 2.2 е презентирана анализата на случајот на предвидување на потрошувачката на електрична енергија во Македонија. Ова поглавје, започнува со краток преглед на електроенергетскиот систем во Македонија, по што следува анализа на податоците за потрошувачка на електрична енергија во Македонија, за да понатаму се прикаже изборот на влезни променливи кој се користи во оваа студија на случај. На крајот на поглавјето се презентирани добиените резултати и е дадена соодветна дискусија на истите. Во поглавјето 2.3 е направена студија на случајот на предвидување на цена на електрична енергија на дел од ден-однапред берзите во регионот на Југоисточна Европа. Слично, како за претходната студија на случај, ова поглавје започнува со анализа на историските податоци за цените на електрична енергија на берзите, по што се прикажува изборот на влезни променливи кои се користи за овој случај, за да на крај од поглавјето се презентираат резултатите и соодветна дискусија.

2.1 Метод

Традиционалните невронски мрежи се вообичаен и широко употребуван метод кој се користи како основа за предвидување на потрошувачката на електрична енергија, предвидување на цените на електричната енергија на берзите итн. Поради тоа, во овој дел прво на кратко се опишани традиционалните невронски мрежи и структурата која ќе се користи, а потоа е опишано вградувањето на deep belief networks во опишаниот модел на невронски мрежи.

2.1.1 Невронски мрежи

Процесот на поставување на невронската мрежа се сведува на следните чекори [52]:

1. Избор на **влезни променливи** и дефинирање на **излезни променливи**.
2. Одредување на **структурата на невронската мрежа**, одредување на бројот на слоеви и број на неврони во секој од скриените слоеви, функција на активација на невроните.
3. **Учење** (или тренирање) од историски податоци. - процесот на приспособување на тежините за да се оптимизира функцијата на цел.
4. **Тестирање** (генерализација). По фазата на обука, невронските мрежи се тестираат дали го научиле општото правило, што значи дали невронската мрежа го дава саканиот резултат, со оглед на дадениот влез.

Првиот чекор, како и дел од вториот чекор во голем степен зависат и од проблемот кој се анализира и зависи од детална анализа на историските податоци за соодветниот случај. Поради тоа, дополнителни информации за поставувањето на невронската

мрежа се дадени во поглавјата во кои е даден анализа на случај, по деталниот преглед на влезните податоци.

Главната предност на вештачките невронски мрежи е тоа што тие вклучуваат процес на учење, со чија помош се дефинира односот помеѓу влезните и излезните променливи [28]. Тие се фокусираат на променливите кои се многу значајни за излезот и ги игнорираат информациите што имаат мало влијание врз излезот.

Невронската мрежа употребена во оваа докторска дисертација има структура од повеќеслојни преносни перцептрон (multi-layer feed-forward perceptron - MLP), каде што мрежата е претставена како насочен ацикличен граф, чија структура има најмалку три слоја - влезен слој, еден или повеќе скриени слоеви и излезен слој. Влезниот слој ги зема влезите на моделот од векторот x , додека излезниот слој го дава излезниот вектор на моделот y .

Доколку е дадена невронска мрежа каде d претставува бројот на влезни променливи, h претставува број на неврони во скриениот слој, а y е променлива која го претставува линеарниот излез, тогаш нелинеарното мапирање помеѓу влезот x и излезот y , кога постојат три слоеви во мрежата, е дадено со следнава равенка:

$$y = \sum_{j=0}^h \left[w_j f \left(\sum_{i=0}^d w_{ji} x_i \right) \right] \quad (1)$$

Параметрите w_j и w_{ji} ги претставуваат тежините и биаси што ги поврзуваат слоевите. Невроните во скриениот слој се активираат со хиперболична тангентна сигмоидна функција на пренос (функцијата f).

За предвидување на континуална вредност, што припаѓа во проблемите на регресија се користи надгледувано учење. Во овој случај, функцијата на цел зависи од разликата на реалната и предвидената вредност. За време на фазата на учење тежините и биаси се прилагодуваат со цел да се минимизира функцијата на цел, што во нашиот случај е средната квадратна грешка, дадена од:

$$E_D = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \{y_i - t_i\}^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (2)$$

каде што y_i е реалниот податок а t_i е предвидуваниот податок. За проблемот на оптимизација за ажурирање на тежини и биаси, се користи алгоритам за ширење на грешки на назад (error back propagation).

Следната фаза е фазата на генерализација, односно тестирање на невронската мрежа дали е во состојба да генерализира, што значи дали е во состојба да даде точен излез за одреден влез. Најчесто користени метрики за проблемите на предвидување се МАРЕ (Mean Absolute Percent Error – средна апсолутна процентуална грешка) и МАЕ (Mean Absolute Error – средна апсолутна грешка), кои се дадени со следните равенки:

$$\text{MAE} = |e_i| = |y_i - t_i| \quad (3)$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{|e_i|}{t_i} \times 100 \right) \quad (4)$$

2.1.2 Длабока мрежа на верување - Deep belief networks

Како што е споменато во поглавјето 2.1.1, за време на фазата на учење на невронските мрежи се користи метод за ширење на грешки на назад (error back propagation). Овој метод на надгледувано учење користи парови на влезни и посакувани излезни податоци со цел да се модифицираат тежините на врските помеѓу невроните на различните слоеви. Сепак, првичните вредности на тежините влијаат врз процесот на учење и обично се користи случајна (random) иницијализација на параметрите. Ова може да доведе до побавна конвергенција, а исто така и процесот на учење може да заглави во лоши локални оптимуми [53,54]. Дополнително, бидејќи тежините се случајно иницијализирани, резултатите од предвидувањето се различни при секој процес на учење на мрежата. Друг недостаток на алгоритмот за ширење на грешки на назад е тоа што не е скалабилен. Всушност, со зголемување на мрежата, перформансите не се подобруваат (или може да бидат и полоши), што е исто така е проследено со недостатоци на времето на извршување. Како решение за овие проблеми, во [55] се предлага длабока мрежа на верување (Deep belief network - DBN). Идејата е да се пред-процесира мрежата со користење на метод на учење на слој-по-слој без надгледување со цел да се одредат првичните вредности на тежините во мрежата. Процедурата на учење на слој-по-слој значи дека секој слој ги зема карактеристиките на претходниот, почнувајќи од карактеристиките на најнискиот слој, т.е. множеството за тренирање. По ненадгледуваното учење, се применува подесување на мрежата со користење на стандардниот надгледуван метод (ширење на грешки на назад). На овој начин првичните параметри на мрежата се поблиску до оптималното решение, во споредба со случајната иницијализација.

Длабоката мрежа на верување е веројатносен, генеративен модел кој може да научи да го реконструира својот влез и е составен од повеќе едноставни модули за учење. Во оваа докторска дисертација, секој пар на слоеви на невронската мрежа е претходно трениран со употреба на Ограничена Болцманова Машина (Restricted Boltzmann machine) - ОБМ. Ограничените Болцман машини се посебен вид генеративни модели базирани на енергија кои можат да ја научат веројатносната дистрибуција на множеството на влезови [56]. ОБМ има еден слој на скриени јазли кои не се поврзани меѓу себе и имаат ненасочени, симетрични врски со слој од видливи јазли. Ограничувањето е дека нивните неврони мора да формираат бипартитен граф. Главната предност на ОБМ е дека скриените јазли се условно независни меѓу себе, со оглед дека нема врски помеѓу јазлите во скриениот слој.

Стандардниот тип на ОБМ има бинарни скриени и видливи јазли. Заедничката конфигурација (\mathbf{v}, \mathbf{h}) на видливите и скриените јазли ја има следната енергија:

$$E(\mathbf{v}, \mathbf{h}) = -\sum_{i \in \text{visible}} a_i v_i - \sum_{j \in \text{hidden}} b_j h_j - \sum_{i,j} v_i h_j w_{ij} \quad (5)$$

каде што v_i, h_j се бинарни состојби на видливиот јазол i и скриениот јазол j , a_i, b_j се биаси и w_{ij} е тежината меѓу нив. Помалата енергија покажува дека мрежата е во подобра состојба. Оваа енергетска функција се користи за пресметување на веројатноста која е доделена на секој можен пар од видлив и скриен вектор:

$$p(\mathbf{v}, \mathbf{h}) = \frac{1}{Z} e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h})} \quad (6)$$

каде што Z е партициска функција, која е збир од $e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h})}$ над сите можни конфигурации и се користи за нормализирање:

$$Z = \sum_{\mathbf{v}, \mathbf{h}} e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h})} \quad (7)$$

Веројатноста која мрежата му ја доделува на видливиот вектор, \mathbf{v} , е дадена со:

$$p(\mathbf{v}) = \frac{1}{Z} \sum_{\mathbf{h}} e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h})} \quad (8)$$

Градиентот или изводот од логаритамот на веројатноста на тренинг множеството по тежините има едноставна форма:

$$\frac{\partial \log(p(\mathbf{v}))}{\partial w_{ij}} = \langle v_i h_j \rangle_{\text{data}} - \langle v_i h_j \rangle_{\text{model}} \quad (9)$$

каде $\langle \dots \rangle_p$ претставува просек во однос на дистрибуцијата p . Ова значи дека правилото за учење на податоците од тренинг множеството е:

$$\Delta w_{ij} = \epsilon (\langle v_i h_j \rangle_{\text{data}} - \langle v_i h_j \rangle_{\text{model}}) \quad (10)$$

каде ϵ е рата на учење.

Бидејќи ОБМ се претставува како бипартитен граф, лесно може да се пресмета примерок од $\langle v_i h_j \rangle_{\text{data}}$. Активациите на скриените јазли се взаемно независни за дадена активацијата на видливите јазли (и обратно):

$$P(\mathbf{v}|\mathbf{h}) = \prod_{i=1}^m P(v_i|\mathbf{h}) \quad (11)$$

Индивидуалните веројатности за активација, т.е. состојбата на видлив јазол, за даден скриен вектор се претставува со:

$$P(v_i = 1|\mathbf{h}) = \sigma(a_i + \sum_j h_j w_{ij}) \quad (12)$$

каде $\sigma(x) = 1/(1 + \exp(-x))$ е логистичка сигмоидална функција. Соодветно, за случајно избран влез \mathbf{v} од тренинг множеството, бинарната состојба h_j за секој јазол j е еднаков на 1 со веројатност:

$$P(h_j = 1|\mathbf{v}) = \sigma(b_j + \sum_i v_i w_{ij}) \quad (13)$$

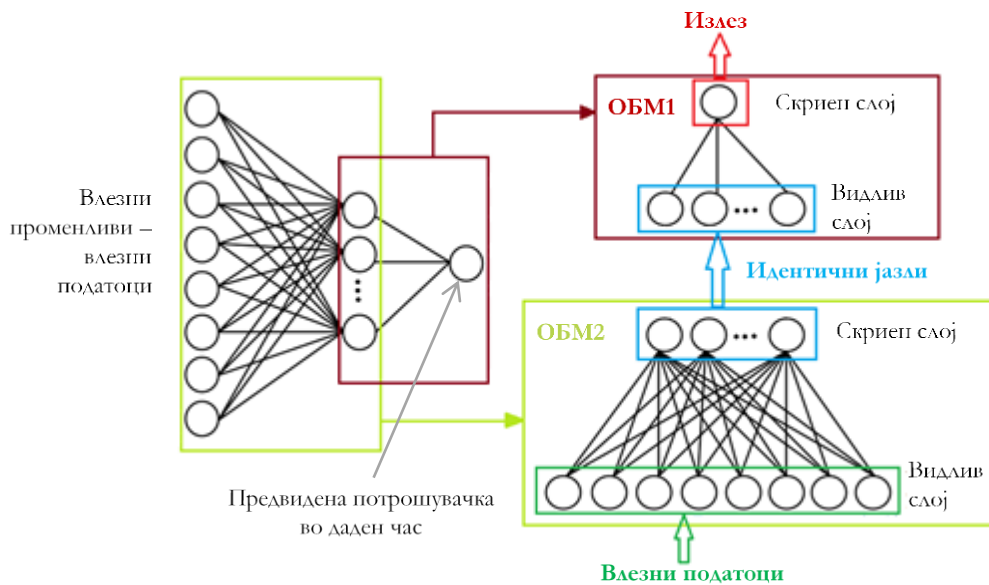
За пресметување на $\langle v_i h_j \rangle_{\text{model}}$ делот од равенка (10), следниот процес на учење се користи [56]. Прво, видливите јазли v_i се поставуваат да бидат еднакви на тренинг примероците. Потоа, скриените состојби h_j се пресметуваат според равенка (13). Еден

чекор од “реконструкцијата” на видливите v'_i и скриените h'_j јазли се прави со повторување на процесот користејќи ги равенките (12) и (13). Според тоа, тежините се ажурираат според:

$$\Delta w_{ij} = \epsilon(\langle v_i h_j \rangle_{data} - \langle v_i h_j \rangle_{recon}) \quad (14)$$

Бидејќи типична ОБМ користи бинарни логистички единици за видливите јазли, во овој докторски труд за влезните податоци кои не се бинарни, се користи конверзија во влезови со континуални вредности како што е опишано во [57]. Всушност, овие влезни променливи се претставени во опсегот од (0,1), а потоа се третираат како веројатност за бинарна случајна променлива да добие вредност 1.

Процедурата на ненадгледуваниот слој-по-слој метод кој се користи во овој труд, е илустриран на Слика 1 за предвидување на потрошувачка на електрична енергија при користење на три слоја на невронската мрежа. ОБМ1 е составена од влезниот и скриен слој на невронската мрежа, а ОБМ2 е составен од скриен и излезен слој на невронската мрежа. Вредностите на јазлите во скриениот слој добиени од ОБМ1 се користат како вредности за влезниот слој во ОБМ2. Секако, моделот може соодветно да се прошири и за поголеми мрежи со повеќе скриени слоеви.



Слика 1. Пример на длабока мрежа на верување со три слоја

2.1.3 Избирање на влезни променливи и метод на корелација

Еден од најважните чекори за да се добијат добри резултати при моделирање на невронските мрежи и длабоките мрежи на верување за предвидување е изборот на влезните променливи. При решавањето на проблемите со регресија, и конкретно кога се предвидува променливи од временската серија, постојат два пристапи (како што е наведено во Воведот). Првата е да се користат само претходните x вредности на променливата со цел да се направи прогнозирање (time series forecasting), а другиот метод е да се користат избрани влезни променливи, кои може да вклучуваат избрани точки на историските вредности, како и други променливи што се во корелација со променливата што се предвидува.

Како што и претходно беше напоменато, изборот на влезните променливи во голем степен зависи од проблемот. Сепак, како индикативна мерка за врската помеѓу две променливи може да се користи коефициентот на корелација. Корелацијата или степенот во кој една променлива ја менува својата вредност во однос на друга, позитивно или негативно, е во суштина мерка за корисноста на една променлива во предвидувањето на другата. Корелацијата може да се категоризира во три групи:

- Позитивна корелација (коефициентот на корелација е поголем од 0) - вредностите на променливите се зголемуваат или намалуваат заедно;
- Негативна корелација (коефициентот на корелација е помал од 0) – како што вредноста на едната променлива се намалува, така вредноста на другата се зголемува;
- Нулта корелација - вредностите на променливите не се во корелација.

За таа цел, во овој докторски труд, променливите се анализирани во однос на два широко употребувани коефициенти на корелација: Пирсонов и Спирманов коефициент, кои се објаснети во продолжение [58].

2.1.3.1 Корелација по Пирсон

Еден од најчесто користените методи за корелација е методот на Пирсон кој се користи во статистиката за да се утврди степенот на линеарна зависност помеѓу две променливи. Коефициентот на Пирсон ја квантифицира врската помеѓу две континуирани променливи кои се линеарно поврзани. Коефициентот на корелација на Пирсон е даден со следната равенка:

$$r = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{[n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2]} \sqrt{[n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2]}} \quad (15)$$

каде:

r = Пирсонов коефициент на корелација

n = број на вредности секое податочно множество

$\sum x_i y_i$ = сума на производот на паровите на елементите од двете променливи

$\sum x_i$ = сума на елементите од променливата x

$\sum y_i$ = сума на елементите од променливата y

$\sum x_i^2$ = сума од квадратите на елементите од променливата x

$\sum y_i^2$ = сума од квадратите на елементите од променливата y

2.1.3.2 Корелација по Спирман

Коефициентот на Спирман за корелација на ранг е непараметриска мерка на статистичка зависност помеѓу две променливи. Кога се споредува со методот на Пирсон, коефициентот на Спирман оценува колку добро односот помеѓу две променливи може да се опише со помош на монотона функција. Дополнително, коефициентот на Спирман е соодветен за континуирани и дискретни променливи.

Коефициентот на корелација на Спирман е дефиниран како коефициент на корелација на Пирсон помеѓу рангираните променливи. За даден примерок со големина n , елементите на променливите X_i, Y_i се конвертираат во ранкови x_i, y_i и коефициентот се пресметува според:

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (16)$$

каде:

ρ = Спирманов коефициент

d_i = разлика на ранговите на соодветните вредности x_i и y_i

n = број на вредности во секое податочно множество

Исто како што е дефинирано и за методот на Пирсон, ако Y има тенденција на зголемување кога X се зголемува, коефициентот на корелација на Спирман е позитивен. Ако Y има тенденција да се намалува кога X се зголемува, коефициентот на корелација на Спирман е негативен. Кога коефициентот на корелација на Спирман е нула укажува на тоа дека не постои тенденција на Y да се зголеми или намали кога X се зголемува.

2.2 Студија на случај: потрошувачка на електрична енергија во електроенергетскиот систем на Македонија

Како прва студија на случај, македонскиот електроенергетски систем се користи во овој докторски труд, фокусирајќи се на обезбедување краткорочно предвидување на потрошувачката на електрична енергија во Македонија. Поради тоа, краток преглед на електроенергетскиот систем и анализа на податоците за потрошувачката на електрична енергија во Македонија се презентирани во овој дел.

2.2.1 Преглед на електроенергетскиот систем на Македонија

Електроенергетскиот систем на Република Македонија е составен од:

- капацитети за производство на електрична енергија од околу 2000 MW;
- систем за пренос на електрична енергија, управуван од државното претпријатие АД МЕПСО - Скопје и
- систем за дистрибуција на електрична енергија, управуван од АД ЕВН Македонија.

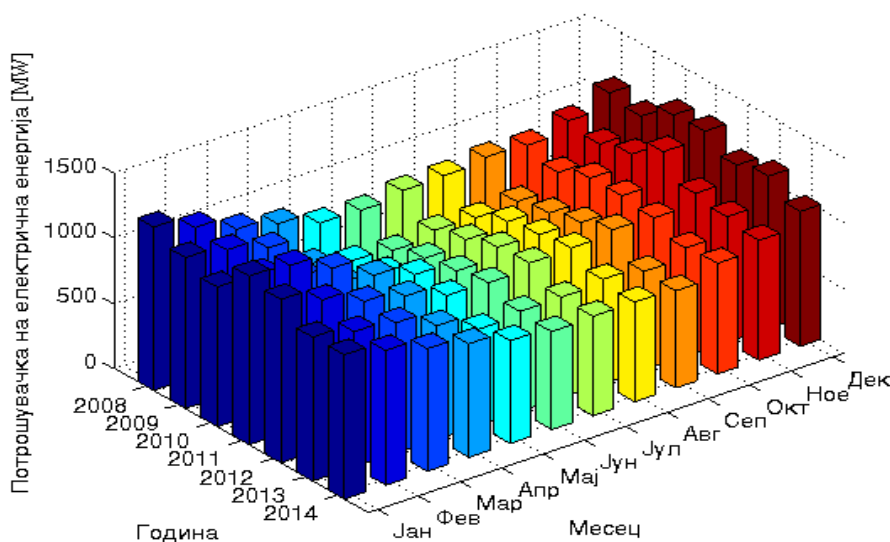
Македонскиот оператор на преносната мрежа - МЕПСО обезбедува часовни податоци за потрошувачката на електрична енергија, како и податоци за предвидената (24 часовна) потрошувачка на електрична енергија, достапни на својата официјална Веб страница [59]. Овие податоци се поделени во две групи. Првата група е претставена од потрошувачите кои се директно поврзани на преносната мрежа, која главно ги вклучува големите индустриски компании. Втората група ги претставува потрошувачите кои се поврзани на дистрибутивната мрежа, каде што најголем дел од потрошувачката е од секторот домаќинство. Податоците за предвидувањата на

потрошувачката (24 часовна) на првата група на потрошувачи, големите индустриски компании, се пријавени од самите компании. Предвидувањата на втората група е пресметана според операторот на дистрибутивната мрежа АД ЕВН. Нивниот модел за предвидување на потрошувачката на електрична енергија главно се базира на традиционалните неврронски мрежи.

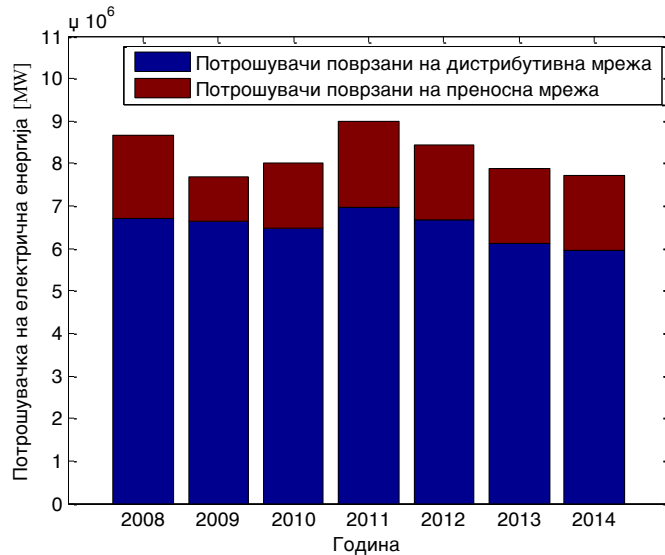
2.2.2 Анализа на потрошувачката на електрична енергија

Анализата на потрошувачката на електрична енергија има клучна улога при изборот на влезните податоци од кои зависи нејзиното предвидување. Затоа, во овој дел е даден преглед на потрошувачката на електрична енергија во Република Македонија.

Вкупната потрошувачка на електрична енергија во Република Македонија на месечна основа за годините 2008-2014 е прикажано на Слика 2. Може да се забележи дека потрошувачката е најголема за време на грејната сезона, што значи дека голем дел на потрошувачката на електрична енергија се користи за греење. Исто така, вкупната годишна потрошувачка на електрична енергија за периодот од 2008 до 2014 година е прикажана на Слика 3, каде што може да се забележи дека највисока потрошувачка има во 2011 година, по што следи 2008 година. Исто така, забележливо е дека не постои шема која се повторува на ниво на година. На Слика 3 вкупната потрошувачка на електрична енергија е претставена како збир од потрошувачите кои се директно поврзани со преносната мрежа и од потрошувачите приклучени на дистрибутивната мрежа. Уделот на директно поврзаните потрошувачи на преносната мрежа се движи од 13% до 23% од вкупната потрошувачка на електрична енергија.

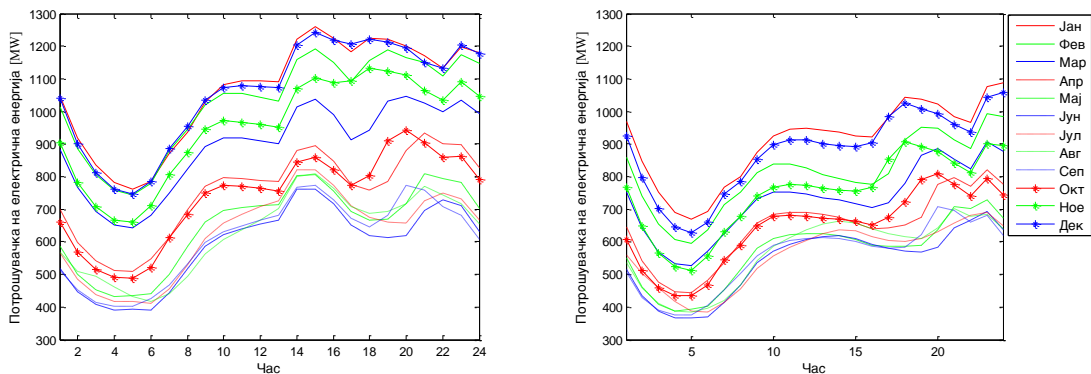


Слика 2. Потрошувачка на електрична енергија во Република Македонија на месечно ниво за периодот 2008-2014



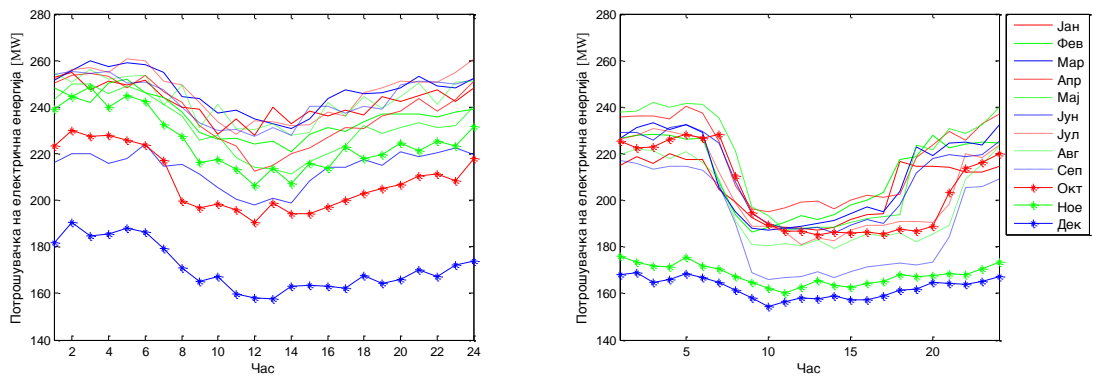
Слика 3. Вкупна потрошувачка на електрична енергија (потрошувачи на дистрибутивна мрежа+потрошувачи на преносна мрежа) во Република Македонија за периодот 2008-2014

На Слика 4 просечната часовна потрошувачка на електрична енергија на потрошувачите што се поврзани на дистрибутивната мрежа за време на работните денови е презентирана за 2011 и 2014 година. Во текот на 2011 година има три врвови на дневната потрошувачка. Првиот започнува околу 13 часот, вториот е околу 17 часот, а последниот започнува околу 22 часот. Првиот врв на потрошувачката се појавува затоа што во тој период (поточно, до август 2012) во Македонија постоеше евтина тарифа во периодот од 13:00 до 16:00 часот во работните денови. Вториот врв се должи на потрошувачката на населението по враќањето од работа, а последниот врв се должи на вториот период на евтина тарифа кој започнува во 22 часот и завршува во 7 часот (овој евтин тарифен период сè уште постои). Сепак, во 2014 година главно има два врвови во текот на денот - првиот со почеток од 17 часот и вториот со почеток од 22 часот. Всушност, првиот врв што беше присутен во 2011 година исчезна како резултат на укинувањето на дневниот евтин тарифен период од 13:00 до 16:00 часот. И во 2011 и 2014 година потрошувачката е минимална за време на утринскиот период од 03:00 до 06:00, а потоа брзо се зголемува до 10 часот.



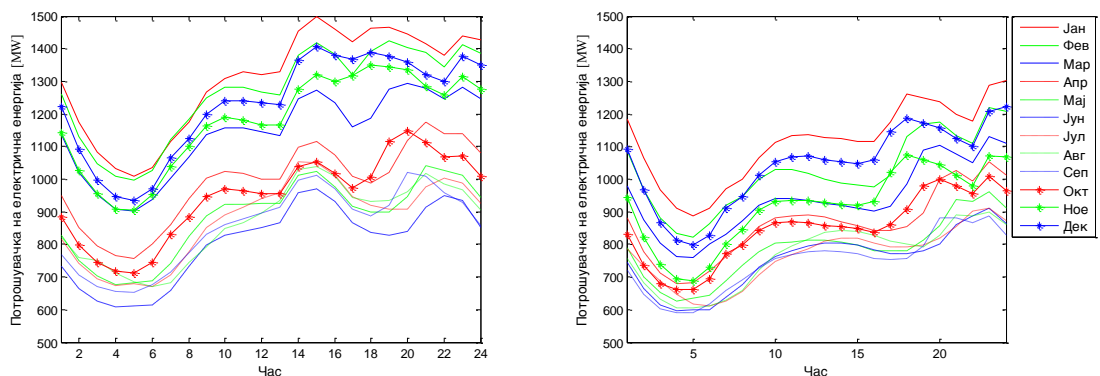
Слика 4. Просечна часовна потрошувачка на потрошувачите поврзани на дистрибутивната мрежа во работните денови за 2011 година (лево) и 2014 година (десно) во РМ

На Слика 5 е прикажана просечната часовна потрошувачка на потрошувачите кои се директно поврзани со преносната мрежа (големи индустриски компании) во текот на работните денови за 2011 и 2014 година. Може да се забележи дека не постојат строги шеми на потрошувачката, како што беше случај за потрошувачите на дистрибутивната мрежа. Сепак, може да се заклучи дека поголемиот дел од овие големи индустриски компании работат повеќе во текот на втората и третата смена, така што потрошувачката за време на традиционалното работно време е помала. Во 2014 година неколку големи индустриски компании работеа со ограничено работно време: само втора и трета промена (поради воведувањето на нова политика за филтри за загадување на воздухот) и тие престанаа да работат во текот на ноември и декември 2014 година.



Слика 5. Просечна часовна потрошувачка на потрошувачите поврзани на преносната мрежа во работните денови за 2011 година (лево) и 2014 година (десно) во РМ

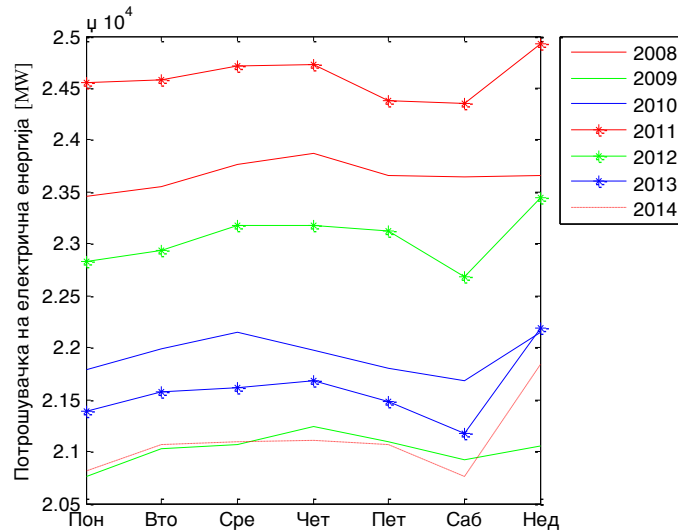
Просечната часовна потрошувачка на сите потрошувачи во РМ во текот на работните денови во 2011 и 2014 година е прикажана на Слика 6. Може да се заклучи дека вкупната потрошувачка на електрична енергија има слични шеми како потрошувачите на дистрибутивната мрежа. Ова се должи на фактот дека учеството на потрошувачката на дистрибутивната мрежа е околу 77% од вкупната потрошувачка на електрична енергија во 2011 и 2014 година.



Слика 6. Просечна часовна потрошувачка на сите потрошувачи во работните денови за 2011 година (лево) и 2014 година (десно) во РМ

На Слика 7 просечната дневна потрошувачка за различни денови од неделата е прикажана за периодот од 2008 до 2014 година. Како што е може да се забележи, потрошувачката е генерално најниска во саботите, бидејќи е неработен ден и големите

индустриски компании не работат. Но највисоката потрошувачка е во неделите. Иако тоа е исто така неработен ден, во недела евтината тарифа се применува во текот на целиот ден. Високата потрошувачка во недела е посебно истакната во текот на и по 2012 година во односно по укинувањето на дневната евина тарифа во работните денови.



Слика 7. Просечна дневна вкупна потрошувачка на електрична енергија за годините од 2008 до 2014 во РМ

2.2.3 Избор на влезни променливи во невронската мрежа за Македонскиот електроенергетски систем

Како што е споменато во 2.1.3, постојат два пристапи за избор на влезни променливи. Во овој труд се тестираат двата пристапи.

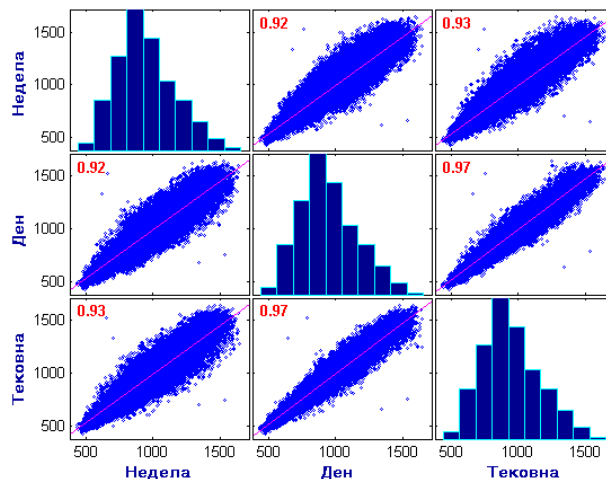
При изборот на влезни променливи во вториот пристап, бидејќи не постои општо правило што може да се следи, статистичката анализа на историските податоци е од голема важност. Во нашиот случај, анализа на потрошувачката на електрична енергија е направена во поглавје 2.2.2.

Како што беше претставено, потрошувачката на електрична енергија покажува шеми кои се повторуваат на дневна база. Ова води до заклучок дека една од најважните влезни променливи треба да биде **часот во денот**. Дополнително, потрошувачката во одреден час од денот најчесто е слична со **потрошувачката во истиот час, но претходниот ден**. Исто така, **просечната потрошувачка од претходниот ден** е значајна карактеристика, бидејќи е блиску до просечната потрошувачка на денот за кој се прави предвидување. Бидејќи во овој докторски труд се прави ден однапред предвидување, само потрошувачката од претходниот ден (или порано) може да се смета за влезен податок, што значи дека влезните променливи како што е потрошувачката на електрична енергија од еден или два часа претходно не може да бидат вклучени.

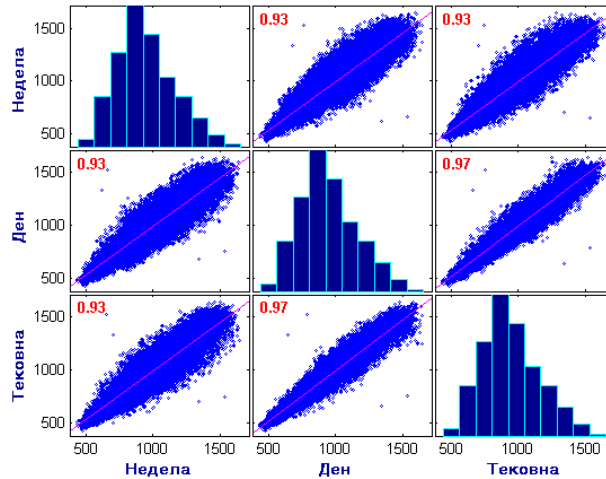
Потрошувачката на електрична енергија исто така се менува на неделна основа. Како што претходно беше наведено, најниската потрошувачка е во саботите, а највисоката е во неделите, а во останатите денови потрошувачката е некаде во средината. Значи,

многу важен индикатор е **денот во неделата**. Исто така, истата **час-ден комбинација од претходната недела** е многу значајна. За време на неработните денови, кога нема дневна евтина тарифа (која ги вклучува саботите и празниците кои не се во недела), потрошувачката е пониска од вообичаеното, па информацијата дали е **работен ден** (викенд или празник) треба да се смета како влезна променлива. Природно, според претходните анализи на податоците, показателот за **евтината тарифа** е една од најважните влезни променливи што има големо влијание врз однесувањето на населението, а со тоа и врз шемите за потрошувачка на електрична енергија.

Дополнително на овие информации, направена е корелација на потрошувачката на електрична енергија во даден час со предложените променливи кои може да се користат како влез за предвидување на потрошувачката. Така, со користење на методот на корелација на Пирсон направена е корелацијата помеѓу потрошувачката на електрична енергија во: иста час-ден комбинација од претходната недела, ист час од претходниот ден и тековниот час (Слика 8). По должината на дијагоналата се прикажани хистограмите на променливите. Точките од паровите на променливите се прикажани вон дијагоналата, каде наклонот на референтната линија е еднаква на прикажаниот коефициент на корелација. Како што може да се забележи, постои голема корелација меѓу овие променливи, коефициентот е над 0.9. Може да се забележи дека не само што постои корелација помеѓу влезните променливи и излезна променлива, туку исто така постои и корелација меѓу влезните променливи. Ова значи дека кога се предвидува излезот, ако треба да се намали големината на влезот, може да се исклучи една од овие две влезни променливи. Слични резултати се добиваат и со користење на коефициентот на корелација на Спирман (Слика 9). Единствената разлика е во коефициентот на корелација помеѓу влезните променливи, но во двата случаи неговата вредност е висока. Методот на Спирман не дава дополнителни резултати, бидејќи овие три променливи во главно се линеарно поврзани.

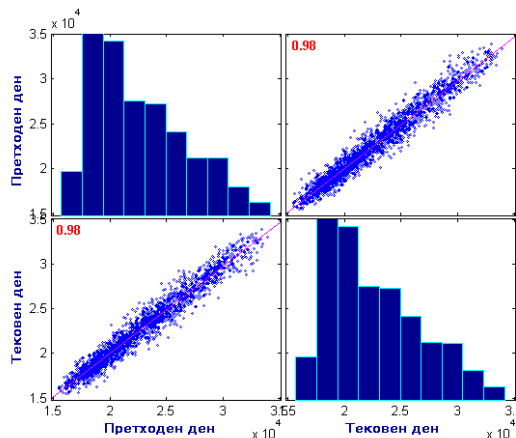


Слика 8. Корелација помеѓу променливите: потрошувачка во иста час-ден комбинација од претходната недела, ист час од претходниот ден и тековната потрошувачка, користејќи Пирсонов коефициент



Слика 9. Корелација помеѓу променливите: потрошувачка во иста час-ден комбинација од претходната недела, ист час од претходниот ден и тековната потрошувачка, користејќи Спирманов коефициент

Во однос на просечната потрошувачка на електрична енергија од претходниот ден, доколку се спореди со просечната потрошувачка во тековниот (односно за денот за кој би се правело предвидување), се добиваат резултати како што е прикажано на Слика 10. Коефициентот на корелација е 0.98 што директно укажува на тоа дека променливите се силно корелирани.

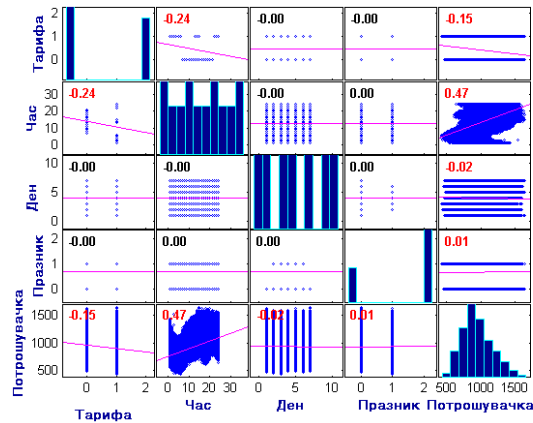


Слика 10. Корелација помеѓу просечната потрошувачка од претходниот ден и потрошувачката на електрична енергија во денот за кој се прави предвидувањето, користење на коефициентот на Пирсон

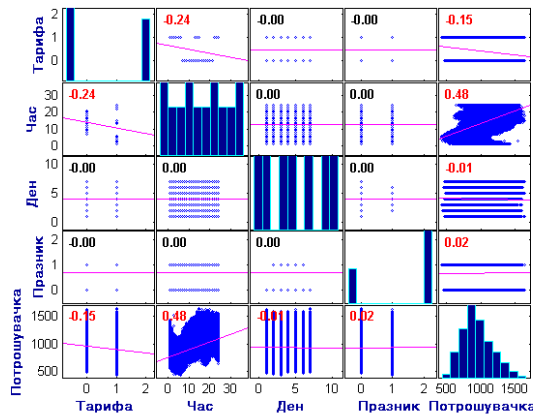
Корелација на потрошувачка на електрична енергија е направена и со следните променливи: евтина тарифа, час во денот, ден во неделата и работен ден. Нивната корелација со користење на Пирсоновиот коефициент е прикажана на Слика 11. Сите овие влезни променливи се дискретни, додека методот на Пирсон се користи само за континуални променливи. Сепак, како што е прикажано на Слика 12, и според коефициентот на Спирман резултатите не се значително различни.

И покрај тоа што корелацијата помеѓу овие променливи е многу помала отколку помеѓу излезот и претходно споменатите променливи, сепак постои корелација. Коефициентите на корелација обележани со црвено укажуваат на тоа кои парови променливи имаат значајна корелација. Значи, може да се заклучи дека сите

анализирани променливи се корелирани со потрошувачката на електрична енергија во Македонија, но со различен степен.

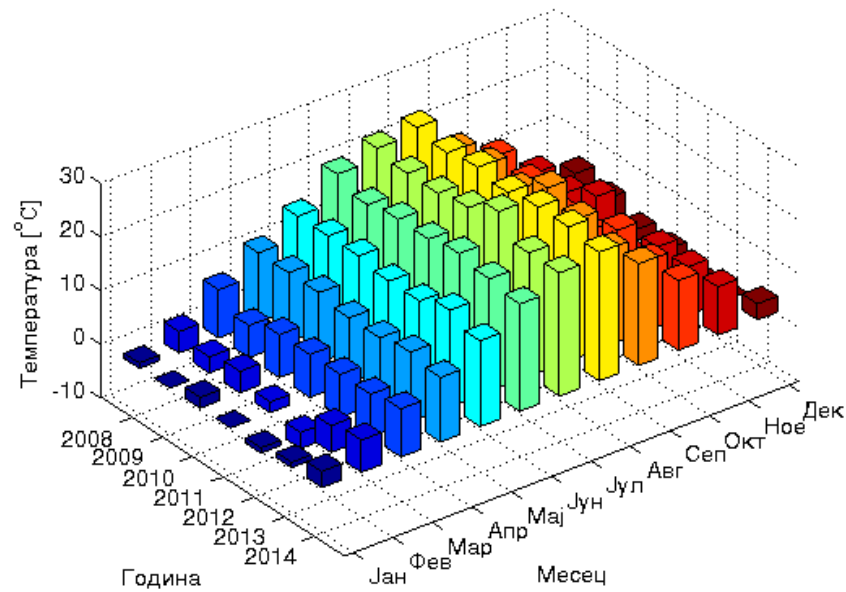


Слика 11. Корелација помеѓу евина тарифа, час во денот, ден во неделата, работен ден и потрошувачката во анализираниот час – Пирсонов коефициент

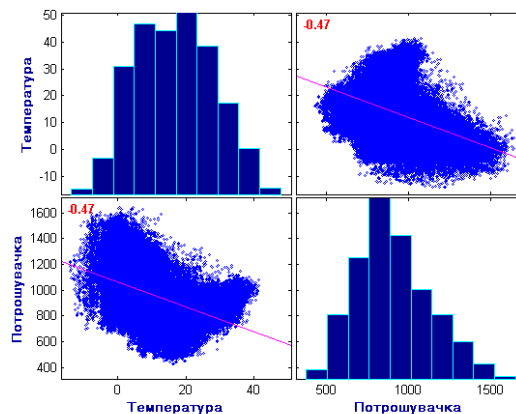


Слика 12. Корелација помеѓу евина тарифа, час во денот, ден во неделата, работен ден и потрошувачката во анализираниот час – Спирнамов коефициент

Значајна влезна променлива треба да биде информацијата за надворешната температура. На Слика 13 се прикажани просечните месечни температури во Македонија за периодот од 2008 до 2014 година. Корелацијата помеѓу температурата и потрошувачката на електрична енергија во Македонија (Слика 2) за периодот од 2008 до 2014 година е прикажана на Слика 14. Како што може да се забележи, постои голема корелација помеѓу потрошувачката на електрична енергија и температурата, скоро -0.5 и корелацијата е негативна. Негативната корелација значи дека како што се зголемува едната променлива, така се намалува другата. За конкретниот случај, негативната корелација се должи на фактот дека во зимскиот период, кога температурите се најниски, потрошувачката на електрична енергија е на највисоко ниво (се користи за греење), а во летниот период кога температурите се високи, потрошувачката е ниска.



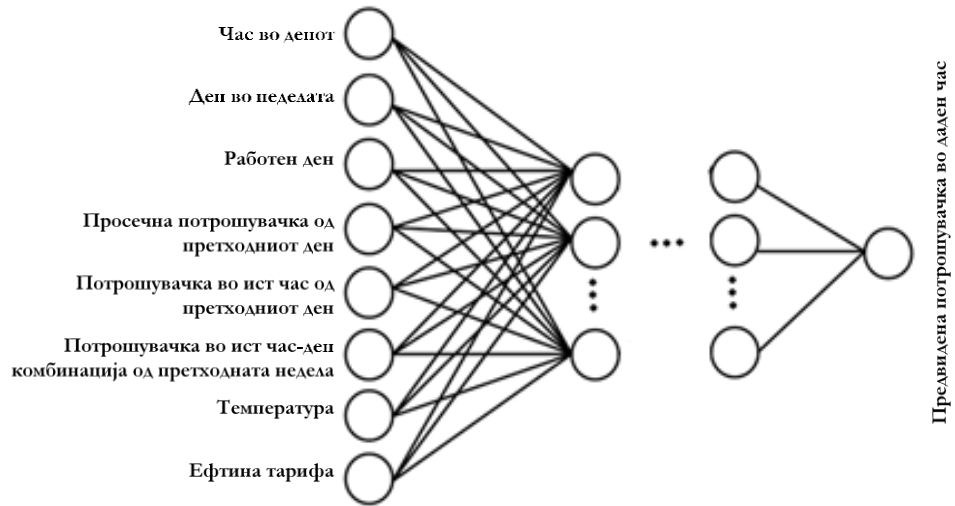
Слика 13. Просечни месечни температури во Македонија за периодот од 2008 од 2014 [60]



Слика 14. Корелација помеѓу температурата и потрошувачката на електрична енергија – Пирсонов коефициент

Релативната влажност исто така беше испитана, но за анализираниот регион (Република Македонија) не покажа значителна корелација со потрошувачката на електрична енергија, ниту пак ги подобри резултатите од предвидувањата користејќи невронска мрежа или длабоката мрежа на верување.

Врз основа на претходно наведените анализи и прегледот на литературата [39,45,46], на Слика 15 е прикажана финалната структура на невронската мрежа (која исто така се користи и за длабоката мрежата на верување). Покрај методот на корелација, дополнително, секоја од овие променливи е тестирана одделно директно на невронската мрежа, со цел да се потврди дека постои позитивен ефект со нејзиното вклучување и дека ги подобрува резултатите.

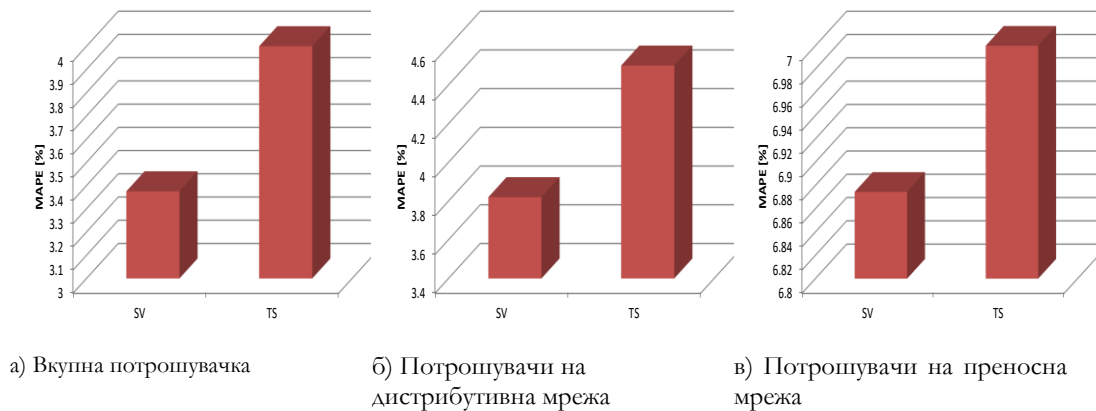


Слика 15. Повеќеслојна невронска мрежа за предвидување на потрошувачка на електрична енергија

2.2.4 Резултати и дискусија

Моделите на невронски мрежи и длабоки мрежи на верување се имплементирани во MATLAB, а со цел да се намали времето за извршување се користат вградените функции за користење на GPU.

Во овој докторски труд, двата пристапи за избор на влезните променливи (како што е опишано во поглавје 2.1.3 и поглавје 2.2.3). Слика 16 ја покажува средната апсолутна процентуална грешка (Mean Absolute Percent Error - MAPE) за секој од трите анализирани множества на податоци. Резултатите ги покажуваат предностите на користењето на избраните влезни променливи, наместо само користењето на историските податоци во временската низа за предвидувањето. Поради тоа, беше одлучено дека понатамошната анализа ќе се прави само со користење на избраните влезни променливи кои се прикажани на Слика 15.



Слика 16. MAPE за невронската мрежа со избрани променливи (ИП) и со предвидување на временска серија (ВС)

Следејќи ги практичните упатства за тренирање на Ограничена Болцманова Машина – ОБМ дадени во [56], параметрите на длабоката мрежата на верување се пресметани за секој од трите анализирани податочни множества. Како што е прикажано во Табела 1, најдобри резултати се постигнуваат кога се користат четири, четири и три слоеви (вклучувајќи ги и влезните и излезните слоеви), за потрошувачите на дистрибутивната мрежа, потрошувачите на преносната мрежа и вкупната потрошувачка, соодветно. Ова значи дека постојат вкупно три, три и две Ограничени Болцманови Машини тренирани за секој од тренинг множествата, соодветно. Дополнително, оптималните вредности за бројот на епохи, големината на серијата, ратата на учење и моментумот се прикажани во Табела 1.

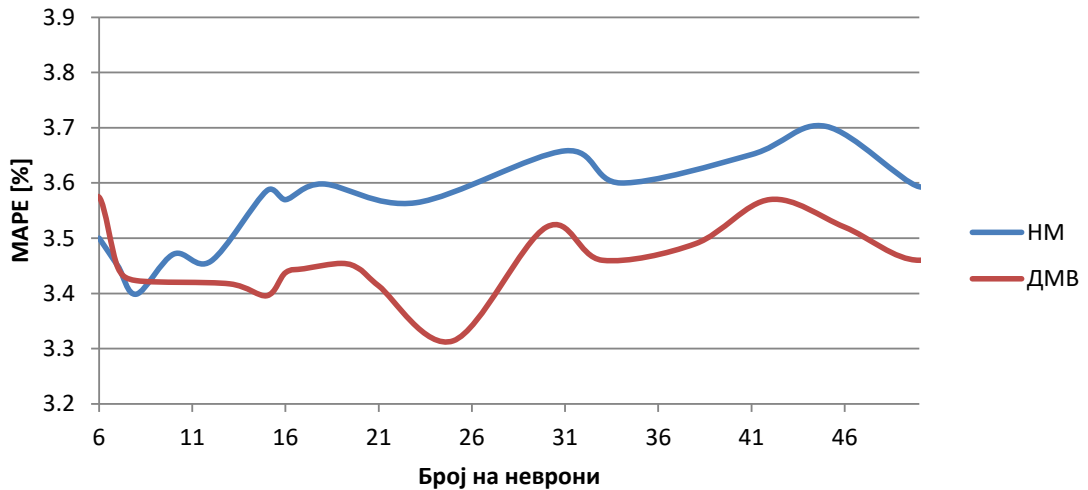
Табела 1. Параметри користени за длабоката мрежа на верување

	Потрошувачи на дистрибутивна мрежа	Потрошувачи на преносна мрежа	Вкупна потрошувачка
Вкупен број на слоеви	4	4	3
Број на епохи	[1,3,3]	[1,1,1]	[1,3]
Големина на серија	[2,2,2]	[1,1,1]	[2,2]
Рата на учење	[1,0.8,1]	[1,1,1]	[1,1]
Моментум	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0]

По пресметувањето на оптималните параметри за длабоката мрежа на верување, истото се извршува и за традиционалната невронска мрежа, но само за два параметри. Првиот е бројот на слоеви на мрежата. Резултатите покажуваат дека оптималниот број на слоеви е ист како кај длабоката мрежа на верување: четири за потрошувачите на дистрибутивната мрежа, четири за потрошувачите на преносната мрежа и три за вкупната потрошувачката.

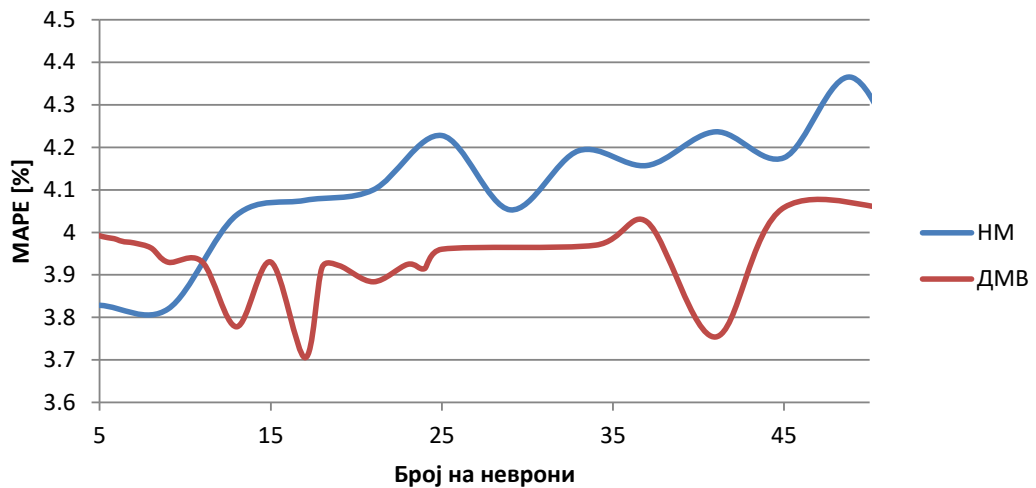
Вториот параметар е бројот на неврони во скриениот слој, кој се одредува и за длабоката мрежа на верување и за традиционалната невронска мрежа. Слика 17, Слика 18 и Слика 19 ја илустрираат средната апсолутна процентуална грешка за секој од трите анализирани податочни множества, во зависност од бројот на неврони во скриените слоеви за длабоката мрежа на верување и за традиционалната невронска мрежа. Може да се заклучи дека во секој од трите случаи минималната МАРЕ на ДМВ е помала од минималната МАРЕ на традиционалната невронска мрежа (НМ). Покрај тоа, интересно е дека ДМВ користи предност на употреба на повеќе неврони во скриените слоеви со цел да се достигне минималната грешка, за разлика од традиционалната НМ. Сепак, генерално на почетокот кога има помалку неврони, традиционалната НМ има подобри перформанси од ДМВ, но само до одреден број на јазли, по што предностите на ДМВ почнуваат да се издвојат.

Според Слика 17, оптималниот број на неврони во скриениот слој е 25 за ДМВ, а за традиционалната НМ оптималниот број на неврони во скриениот слој е 8 за предвидувањето на вкупната потрошувачка на електрична енергија.



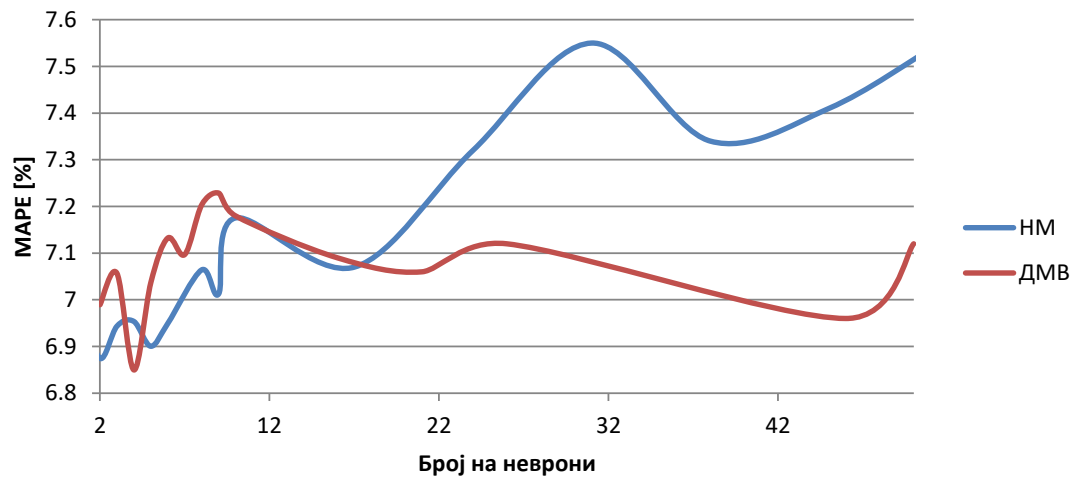
Слика 17. Средна апсолутна процентуална грешка (MAPE) за вкупната потрошувачка во зависност од бројот на неврони во скриениот слој за традиционална НМ и за ДМВ

За предвидување на потрошувачката на корисниците на дистрибутивната мрежа, минималната MAPE за ДМВ се постигнува со 17 неврони во секој скриен слој, а за традиционалната НМ со 9 неврони во секој скриен слој (Слика 18).



Слика 18. Средна апсолутна процентуална грешка (MAPE) за потрошувачите на дистрибутивната мрежа во зависност од бројот на неврони во скриениот слој за традиционална НМ и за ДМВ

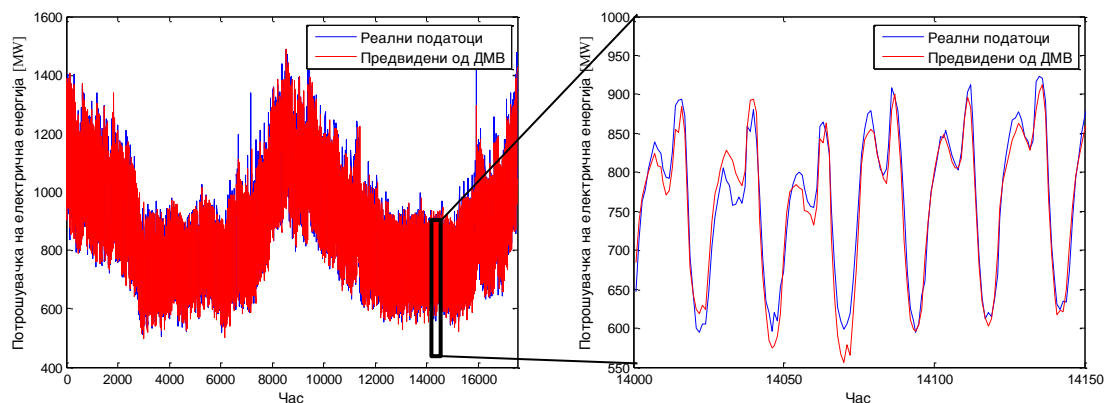
Потрошувачката на корисниците на преносната мрежа најдобро се предвидува со користење на 4 неврони во секој од скриените слоеви во ДМВ и 2 неврони во секој слој во традиционалната НМ (Слика 19).



Слика 19. Средна апсолутна процентуална грешка (MAPE) за потрошувачите на преносната мрежа во зависност од бројот на неврони во скриениот слој за традиционална НМ и за ДМВ

Сите понатамошни резултати кои се презентирани се добиени со помош на овие оптимални вредности за параметрите на ДМВ и на традиционалната НМ.

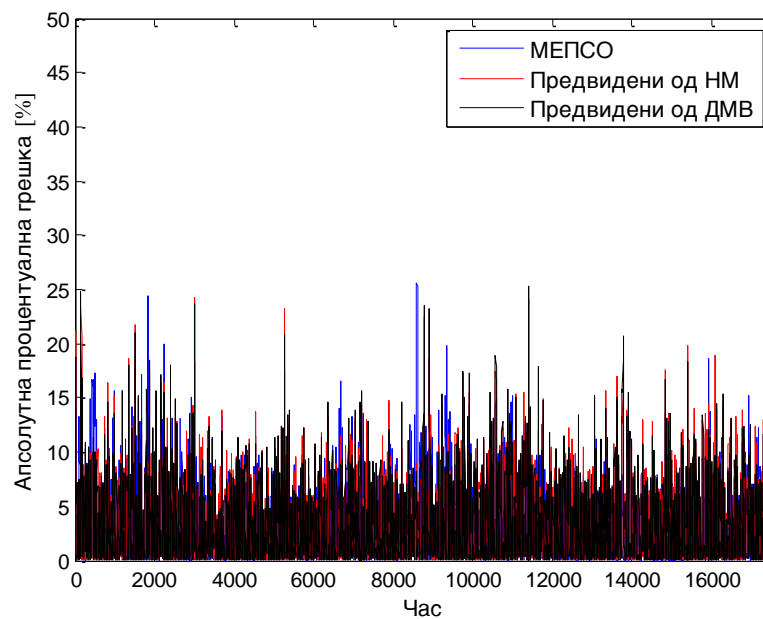
На Слика 20 е прикажана разликата помеѓу 24 часа однапред предвидената потрошувачка со помош на ДМВ и реалната потрошувачка на електрична енергија во Република Македонија на часовно ниво, за периодот на тестирање, односно 2013 и 2014 година. Исто така, подетално се прикажани случајно избрани 150 часа, со цел да се нагласат малите отстапувања на предвидувањата од реалната потрошувачка.



Слика 20. Реална и предвидена вкупна потрошувачка во РМ со помош на ДМВ за тестирачкиот период (2013 и 2014)

Покрај споредбата на предвидените податоци со помош на ДМВ со реалните податоци, направена е и споредба со резултатите од предвидувањата со користење на традиционална НМ и со предвидувањата што ги дава Македонскиот систем оператор (МЕПСО). На Слика 21 е прикажана апсолутната процентуална грешка на вкупната потрошувачка на електрична енергија за податоците од МЕПСО, предвидените податоци со традиционалниот НМ модел и моделот на ДМВ. Всушност, конкретните бројки за средната апсолутна процентуална грешка за секој од трите случаи се илустрирани на Слика 22а. Овде е многу важно да се забележи дека за потрошувачката

на корисниците на преносната мрежа, МЕРСО не користи никаква софтверска алатка за да го предвиди тоа, туку ја пресметува според плановите за работа за следниот ден што ги доставуваат самите потрошувачите (големите индустриски компании). Како што е прикажано на Слика 22б, плановите на големите индустриски компании за 2013 и 2014 година се прилично попрецизни од предвидувањата добиени со ДМВ и НМ. Сепак, постои подобрување на МАРЕ кога се користи предвидување за вкупната потрошувачка на електрична енергија со помош на ДМВ и НМ до 2.3% во однос на предвидувањата на МЕРСО, иако МЕРСО користи попрецизни податоци (т.е. планови) за одредување на потрошувачката на корисниците на преносната мрежа (Слика 22а). За да се направи реална споредба на моделите на ДМВ и НМ за предвидување на вкупната потрошувачка на електрична енергија со предвидувањата од МЕРСО, дополнително е направена анализа со користење на податоците за плановите на потрошувачите на преносната мрежа од МЕРСО, наместо податоците од предвидувањето. Оваа споредба е прикажана на Слика 22в, каде е јасно воочливо подобрувањето на предвидувањето со користење на нашиот НМ модел кога се споредува со предвидувањата на МЕРСО, како и големата предност на користењето на ДМВ моделот, кој ја подобрува МАРЕ за 8% во споредба со предвидувањата на МЕРСО.



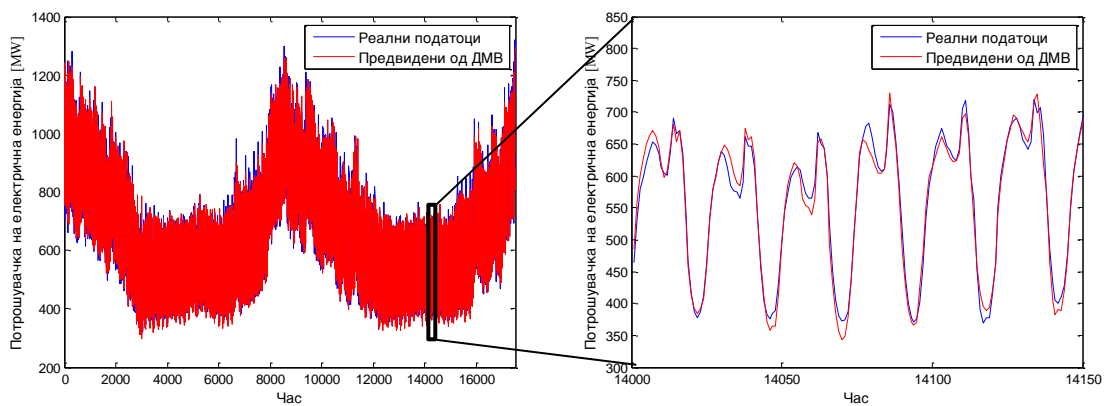
Слика 21. Апсолутна процентуална грешка за вкупната потрошувачка на електрична енергија во тестирачкиот период



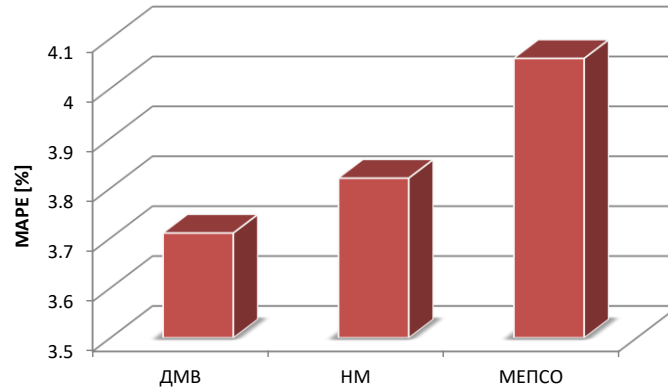
Забелешка: Плановите за потрошувачите на преносната мрежа обезбедени од МЕПСО не се предвидени со користење на софтверска алатка, туку се пресметуваат според работни планови што ги доставиле самите големи индустриски компании.

Слика 22. MAPE за предвидувањето со помош на ДМВ, НМ и МЕПСО

Предностите од користењето на ДМВ моделот за предвидување на електрична енергија најмногу се нагласени при користење на податоците за потрошувачите кои се поврзани со дистрибутивната мрежа (главно претставени од секторот домаќинство). На Слика 23, предвидувањата со помош на ДМВ се споредуваат со реалните податоци на потрошувачите на дистрибутивната мрежа во Република Македонија за 2013 и 2014 година. Дополнително е даден и детален приказ на случајно избрани 150 часа. Според податоците прикажани на Слика 24 се покажува дека има подобрување на средната апсолутна процентуална грешка за 8.6% при користење на ДМВ моделот во споредба со предвидените податоците на МЕПСО.

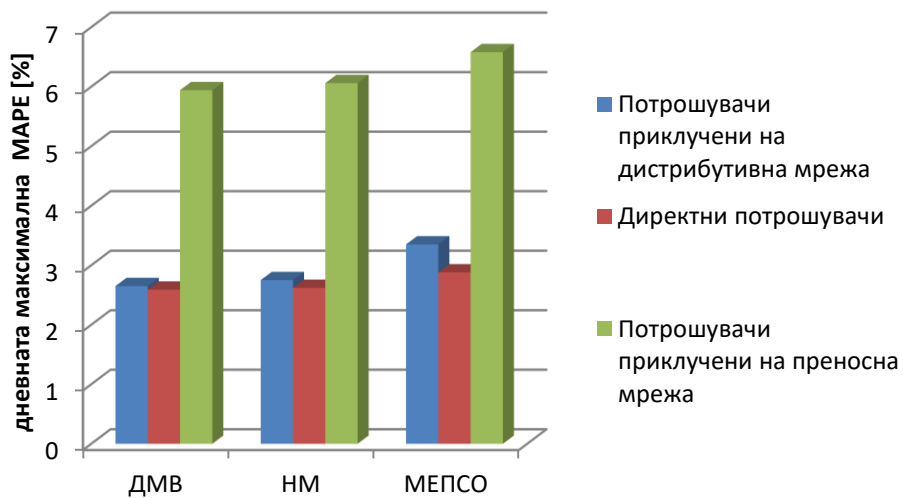


Слика 23. Реална и предвидена потрошувачка на електрична енергија на корисниците на дистрибутивната мрежа со помош на ДМВ за тестирачкиот период (2013 и 2014)



Слика 24. МАРЕ за предвидувањето на потрошувачката на корисниците на дистрибутивната мрежа со помош на ДМВ, НМ и МЕПСО

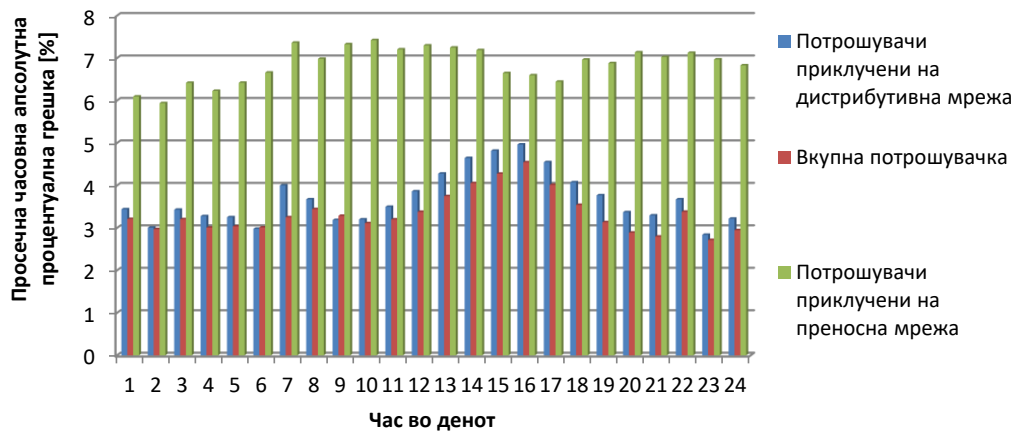
Како дополнување на 24-часа од напред предвидувањето на потрошувачката на електрична енергија, исто така направено е и предвидување на максималната потрошувачка за следниот ден, користејќи го истиот модел (Слика 1 и Слика 15). Слика 25 го илустрира подобрувањето на предвидувањето на дневната максимална потрошувачка кога се користи ДМВ во споредба со традиционалната НМ и податоците од МЕПСО, за секој од трите податочни множества. (Повторно, за НМ и ДМВ моделите се користат податоци за предвидување на преносната мрежа на потрошувачите, а не плановите). Најголемото подобрување е постигнато за потрошувачите на дистрибутивната мрежа, или МАРЕ за дневната максимална потрошувачка со помош на ДМВ е намалена за 21% во споредба со податоците од МЕПСО. Сепак, постои и големо подобрување на МАРЕ за дневната максимална потрошувачка и за другите две податочни множества и во двата случаи МАРЕ со помош на ДМВ е намалено за 10% во однос на МАРЕ на податоците од МЕПСО.



Слика 25. МАРЕ за предвидувањето на дневната максимална потрошувачка за трите податочни множества, со помош на ДМВ, НМ и предвидувањата од МЕПСО

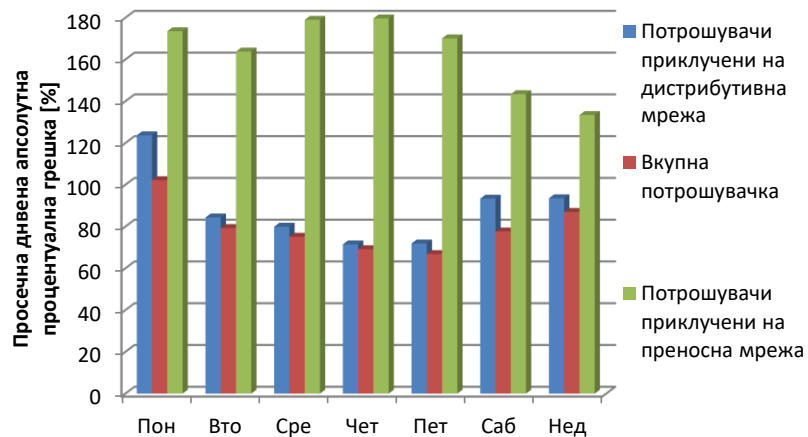
Слика 46 ја покажува часовната средна апсолутна процентуална грешка во зависност од часот во денот, кога се користи ДМВ моделот, за секој од трите податочни множества. Интересно е да се напомени дека највисоката грешка е во попладневниот

период од 13 до 18 часот за потрошувачите на дистрибутивната мрежа и вкупната потрошувачка, што во главно се должи на непредвидливото однесување на луѓето кога се враќаат од работа и на укинувањето на евтината дневна тарифа од 13 до 16 часот. Од друга страна, за корисниците на преносната мрежа грешката е прилично рамномерно распределена во текот на целиот ден, бидејќи повеќето од големите индустриски компании исто така работат во втората и третата смена. Сепак, грешката е највисока за време на првата работна смена, бидејќи во текот на периодот на тестирање, како што е наведено во поглавје 2.2.2, неколку големи индустриски компании работеа со ограничено работно време: само втора и трета смена, што не беше случај за време на периодот за тренирање на ДМВ моделот.



Слика 26. Просечна апсолутна процентуална грешка по час од денот (со помош на ДМВ)

Средната апсолутна процентуална грешка во зависност од денот во неделата за секој од трите податочни множества со користење на ДМВ е прикажана на Слика 27. За корисниците на дистрибутивната мрежа, а и за вкупната потрошувачка, најнепредвидливиот ден е понеделник како прв работен ден од неделата. Најмала грешка има во средината на неделата, односно во четврток и петок. За корисниците на преносната мрежа најмала грешка има во саботите и во неделите, бидејќи повеќето од нив не работат во текот на овие два дена.



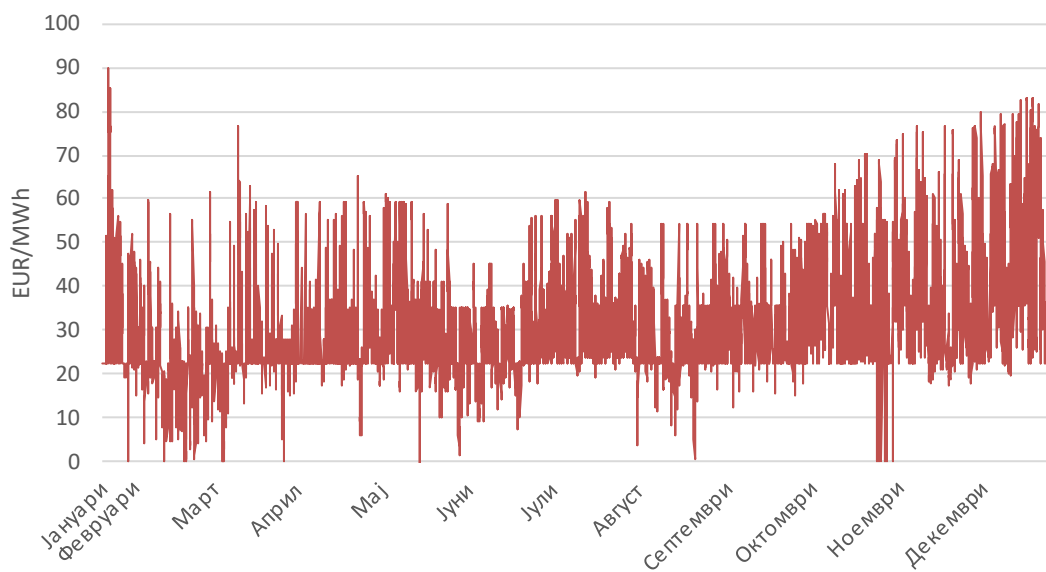
Слика 27. Просечна апсолутна процентуална грешка по ден од неделата (со помош на ДМВ)

2.3 Студија на случај: цена на електрична енергија на дел од ден-онапред берзите во регионот на Југоисточна Европа

Како втора студија на случај, во кој предложениот модел во овој докторски труд беше применет, е анализиран проблемот на предвидување на цена на електрична енергија на ден-однапред берзите. За таа цел, бидејќи Македонија се уште нема сопствена ден-однапред берза, искористени се достапните податоци за часовните цени на електрична енергија на берзите во Бугарија (IBEX) [61], Србија (SEEPEx) [62] и Хрватска (CROPEX) [63] за 2016 година.

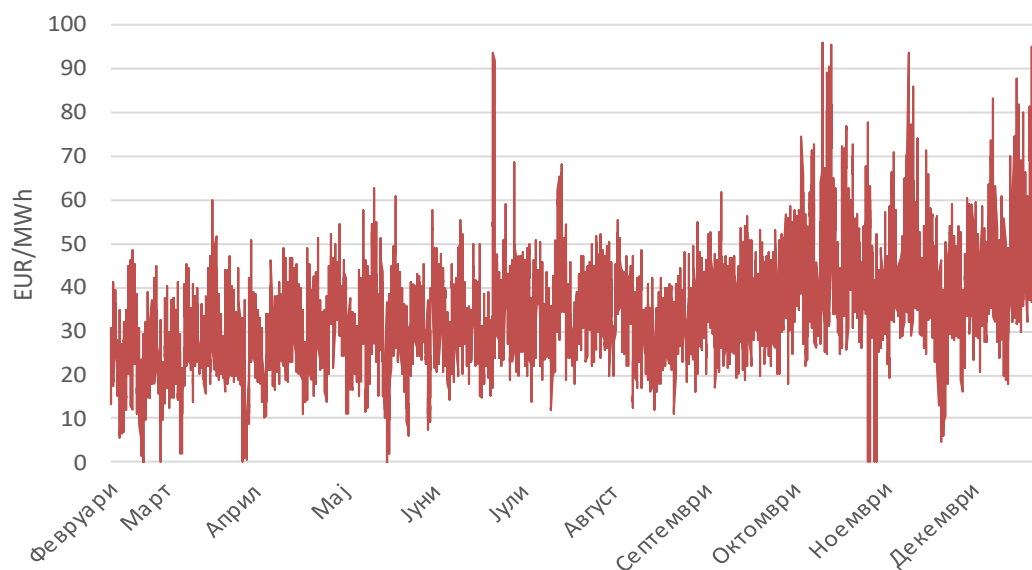
2.3.1 Анализа на цените на електрична енергија на дел од ден-однапред берзите во Југоисточна Европа

Доколку прво се направи анализа на податоците за цените на електрична енергија за трите ден-однапред берзи кои се предмет на истражување, може да се забележи дека цената на електричната енергија на бугарската берза на електрична енергија во анализираниот период се движи во опсег од 20 до 60 €/MWh, со зголемување на цената на крајот на годината, до околу 80 €/MWh (Слика 28).



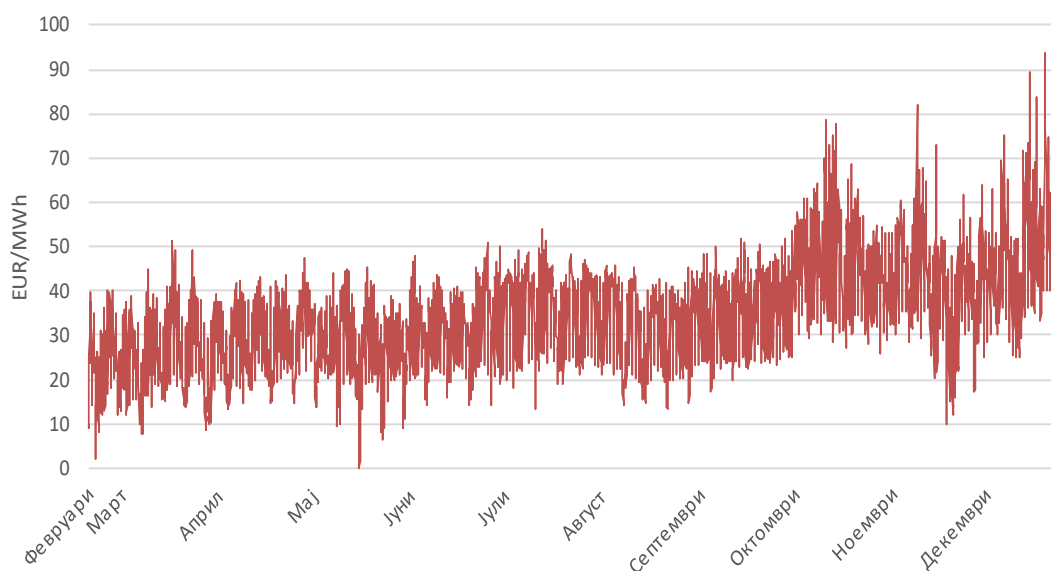
Слика 28. Цена на електрична енергија на IBEX (2016)

Цената на електричната енергија на хрватската берза на електрична енергија има постојан тренд на зголемување во текот на анализираниот период со некои врвови до околу 95 €/MWh (Слика 29).



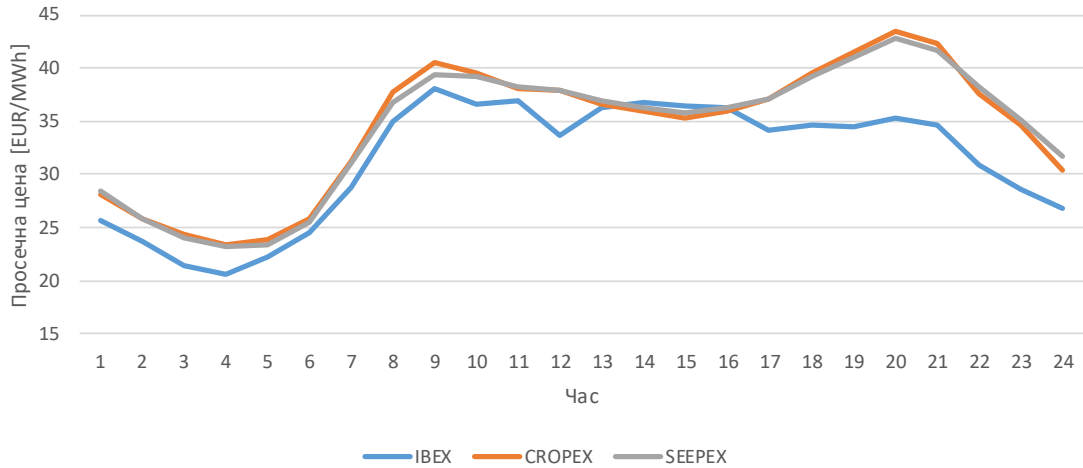
Слика 29. Цена на електрична енергија на CROPEX (2016)

Конечно, цените на електричната енергија на српската берза на електрична енергија, исто така, имаат тенденција за зголемување, со највисоки врвови на крајот на периодот до околу 90 €/MWh (Слика 30).



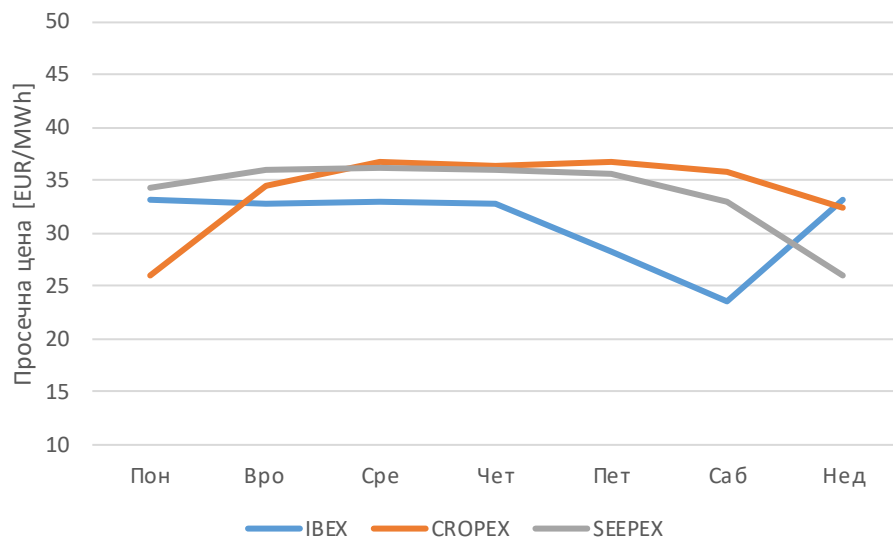
Слика 30. Цена на електрична енергија на SEEPEX (2016)

При анализата на податоците за цените на електрична енергија на трите берзи, може да се забележи дневна шема којашто е прикажана на Слика 31. Кај трите берзи на електрична енергија постои евидентен врв на цената во утринскиот период и има уште еден врв во попладневниот период за Хрватската и Српската берза. Разбирливо, најниска цена кај трите берзи на електрична енергија има во текот на ноќта помеѓу 4 и 5 часот.



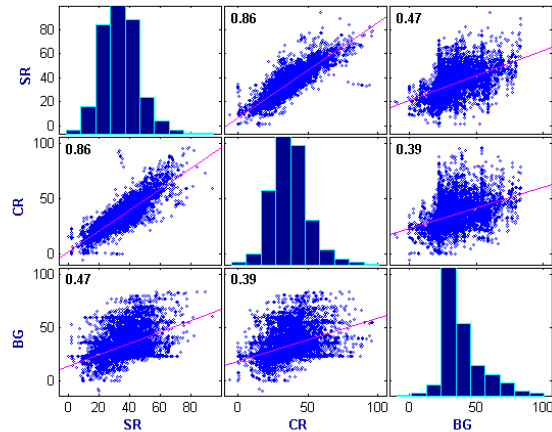
Слика 31. Дневна шема на просечната часовна цена на електрична енергија

Неделниот тренд на просечната дневна цена на електричната енергија е прикажан на Слика 32. Најниската цена на Српската берза има во неделата, на Хрватската во понеделник и недела, а најниската цена на Бугарската берза има во сабота. Највисоката потрошувачка на секоја од трите берзи во главно е во текот на работните денови од неделата.



Слика 32. Неделна шема на просечната дневна цена на електрична енергија

Дополнително, со цел да се анализира односот помеѓу цените на трите анализирани берзи на електрична енергија, пресметана е корелација со помош на методот на Пирсон. Резултатите се прикажани на Слика 33. Како што може да се забележи, постои силна позитивна корелација помеѓу Хрватската и Српската берза на електрична енергија и умерена корелација помеѓу Српската и Бугарската и помеѓу Хрватската и Бугарската берза на електрична енергија.



Слика 33. Корелација помеѓу цените на електрична енергија на IBEX (BG), CROPEX (CR) и SEEPEX (SR)

2.3.2 Избор на влезни променливи во невронската мрежа за берзите во Југоисточна Европа

Врз основа на направените анализи на податоците, направен е избор на влезни податоци од кои зависи цената на електричната енергија. Конкретно, слично како и во случајот на предвидување на потрошувачката на електрична енергија, следните влезни променливи се избрани како влез во невронската мрежа, а со самото тоа и како влез во длабоката мрежа на верување:

- Час во денот
- Ден во неделата
- Работен ден
- Просечна цена од претходниот ден
- Цена во ист час од претходниот ден
- Цена во иста час-ден комбинација од претходната недела

2.3.3 Резултати и дискусија

Двата модели – и моделот на невронски мрежи и моделот на длабоки мрежи на верување се имплементирани во MATLAB и користена е вградената функција за искористување на GPU.

Часовните податоци од последните два месеци од податочните множества за секоја од трите анализирани берзи се користење за тестирање на моделите, а останатите за тренирање.

На почетокот се одредени параметри со чија помош се добиваат оптимални резултати за двата модели и за трите податочни множества.

За **невронската мрежа** добиени се следните параметри за бројот на скриени слоеви и бројот на јазли во скриените слоеви:

- IBEX – 4 слоја, со по 23 неврони во скриените слоеви
- CROPEX – 3 скриен слој со 8 неврони во скриениот слој

- SEEPEX – 3 скриен слој со 6 неврони во скриениот слој

За длабоката мрежа на верување бројот на скриени слоеви е ист како и кај невронската мрежа. Сепак бројот на јазли во тие скриени слоеви е различен за длабоката мрежа на верување и изнесува 24, 6 и 20 за IBEX, CROPEX и SEEPEX, соодветно, како што е дадено во Табела 2. Како што може да се забележи има вкупно три, две и две Ограничени Болцманови машини тренирани за секое од трите податочни множества (IBEX, CROPEX и SEEPEX), соодветно. Дополнително, оптималните вредности за бројот на епохи, големината на серијата, ратата на учење и моментумот се дадени во Табела 2.

Табела 2. Параметри користени за длабоката мрежа на верување за предвидување на цента на електрична енергија

	IBEX	CROPEX	SEEPEX
Вкупен број на слоеви	4	3	3
Број на неврони во скриени слоеви	24	6	20
Број на епохи	[1,1,1]	[1,1]	[1,1]
Големина на серија	[1,1,1]	[1,1]	[1,1]
Рата на учење	[0.01,0.01,0.01]	[0.02,0.02]	[0.94,0.94]
Моментум	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0]

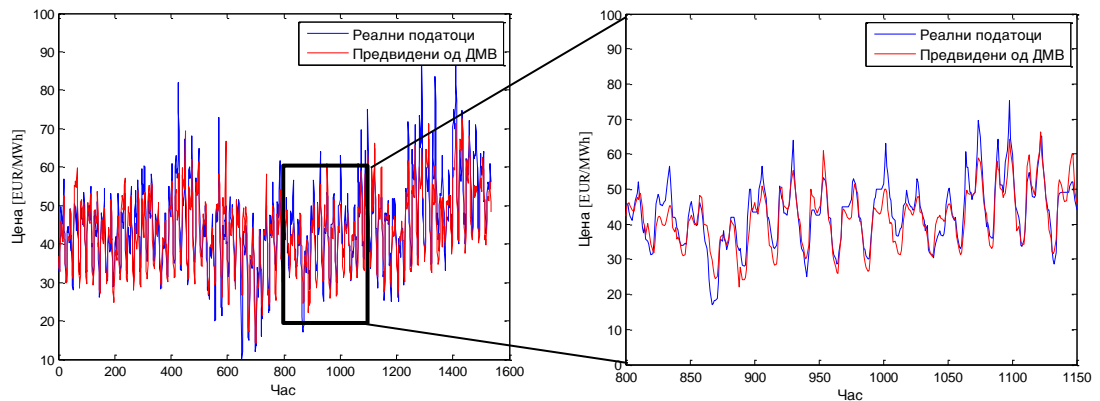
Со помош на добиените оптимални параметри, направено е предвидување со помош на двата модели на трите податочни множества. Резултатите за средната апсолутна процентуална грешка – MAPE за секој од овие случаи се презентирани на Слика 34. MAPE кај традиционалните невронски мрежи е различно за секое извршување (како резултат на случајниот избор на вредности за тежините на врските и за bias) и во овој случај се презентирани најдобрите резултати од 100 извршувања кои може да се добијат со невроснките мрежи. Тој резултат е спореден со предвидувањата добиени од длабоката мрежа на верување. Како што може да се забележи за трите податочни множества има подобрување на предвидувањето доколку се користи длабока мрежа на верување. Најголемо подобрување има кај Српската берза на електрична енергија (SEEPEX), така што MAPE од 9.28% е намалено на 9.07%. За Хрватската берза (CROPEX) MAPE е намалено од 16.9% на 16.7%, а за Бугарската берза (IBEX) од 21.5% на 21.4%.



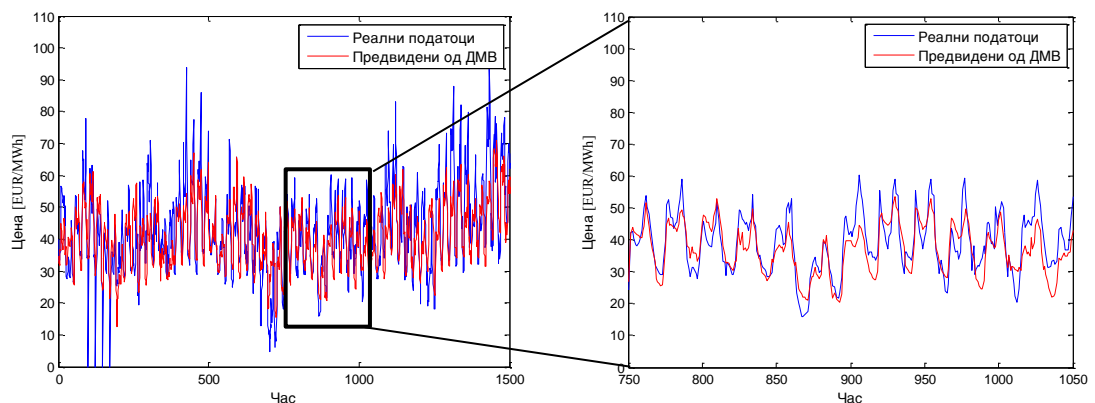
Слика 34. MAPE добиено со предвидувањата од НМ и од ДМВ за трите податочни множества

Споредбата помеѓу реалните податоци и прогнозираните податоци за цената на електричната енергија за SEEPEX е прикажана на Слика 35, добиени со помош на длабока мрежа на верување. Може да се забележи дека двете криви прилично се совпаѓаат. Како што е прикажано на Слика 36, за CROPEX, има повеќе врвови на цената на електричната енергија во реалните податоци кои не се предвидени од страна на длабоката мрежа на верување. Резултатите за IBEX (Слика 37) покажуваат дека има многу повеќе врвови на цената во периодот на тестирање кои не се предвидени, главно поради тоа што овие врвови не се присутни во податоците од множеството за тренирање.

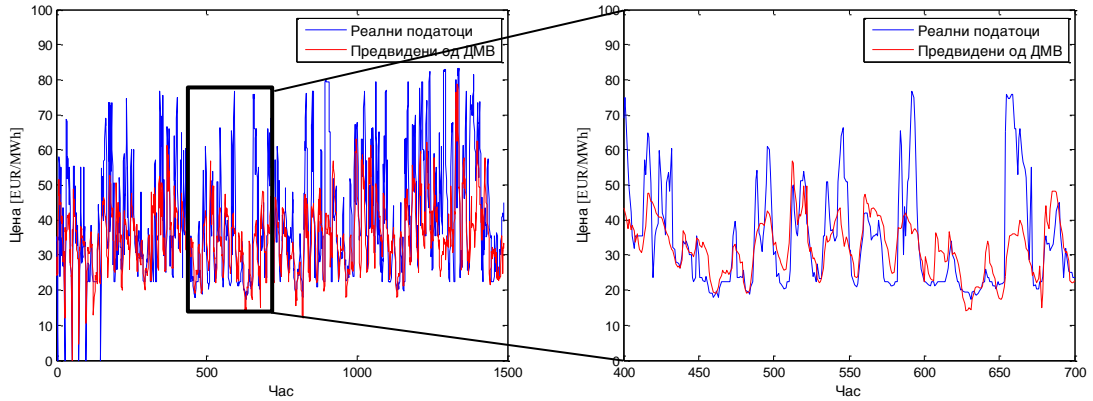
Споредбата на предвидувањата на цените за трите берзи на електрична енергија се прикажани и на Слика 38. Тука јасно се гледа дека најнепредвидлива е бугарската берза, додека српската берза е најпредвидлива. Оваа непредвидливост на Бугарската берза дополнително може да биде резултат и на поголемиот дел на обновливи извори на енергија во Бугарија, кои се многу варијабилни и во голема мера влијаат врз цената на пазарот.



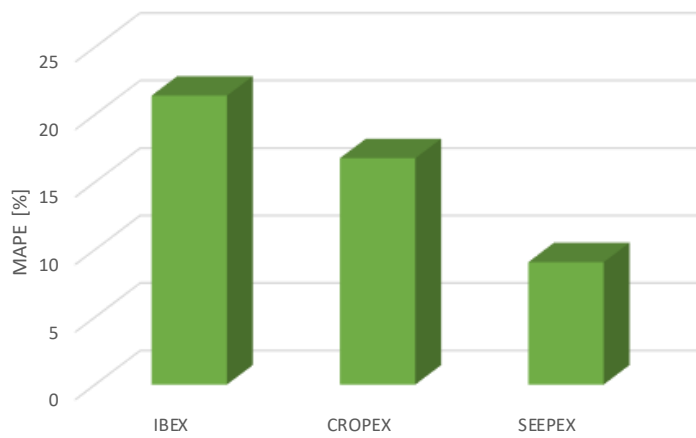
Слика 35. Реална и предвидена цена на електрична енергија за SEEPEX со помош на ДМВ



Слика 36. Реална и предвидена цена на електрична енергија за CROPEX со помош на ДМВ

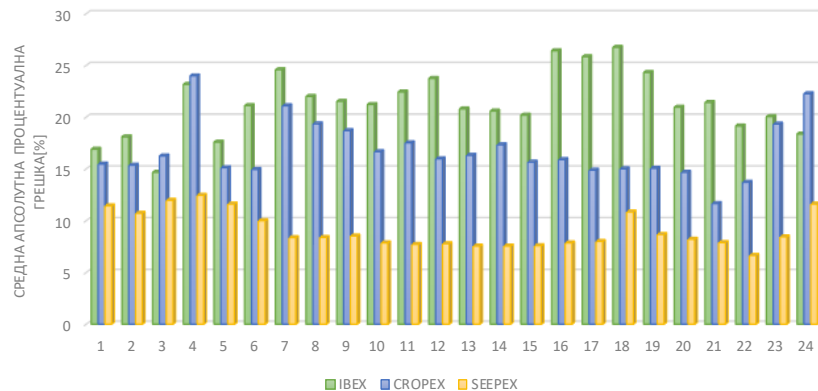


Слика 37. Реална и предвидена цена на електрична енергија за IBEX со помош на ДМВ

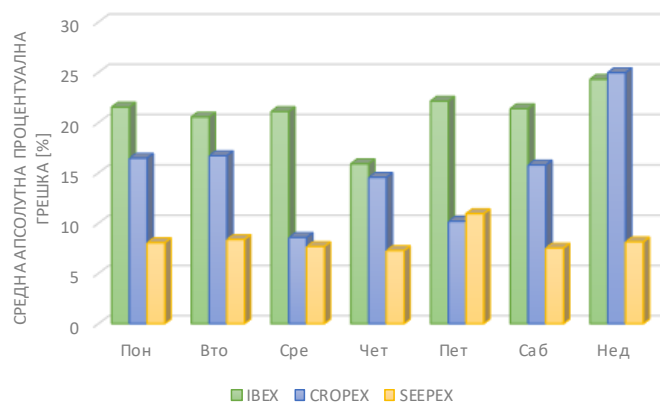


Слика 38. Споредба на MAPE за IBEX, CROPEX и SEEPEX со помош на длабока мрежа на верување

Дополнително, направени се анализи на средната апсолутна процентуална грешка по час во денот (Слика 39) и по ден во неделата (Слика 40). Најголеми грешки во предвидувањата на цената се за време на попладневниот период, утринскиот период и во текот на ноќните часови (кога цената е најниска). Во однос на грешката во предвидувањето по денови во неделата, највисоката грешка има воглавно во недела, што значи дека има големи варијации на цената во овој ден.



Слика 39. Средна апсолутна процентуална грешка по час во денот (со помош на ДМВ)



Слика 40. Средна апсолутна процентуална грешка по ден во неделата (со помош на ДМВ)

3 РАЗВОЈ НА ОПТИМИЗАЦИОНИ МОДЕЛИ ЗА ПЛАНИРАЊЕ НА ПРОИЗВОДСТВО И ПОТРОШУВАЧКА НА ЕНЕРГИЈА

Една од основните цели на паметните енергетски мрежи е овозможување на одржлив развој, односно ублажување на климатските промени, поддршка на “чисти” извори на енергија и зголемување на адекватноста на системите. Ова може да се постигне со намалување на ратата на зголемување потрошувачката на енергија и нејзина соодветна временска распределба од една страна, а од друга страна со поголема интеграција на обновливи извори на енергија.

Прецизното планирање на производството и потрошувачката на енергија може да се постигне со развивање на модели кои во основа ќе вршат оптимизација. Комплексноста на оптимизациониот модел, функцијата на цел, ограничувањата коишто ќе бидат вклучени, како и методот кој ќе се користи за нивно решавање зависи од проблемот кој се анализира. Така, во оваа глава се презентирани два модела, каде што едниот го зема предвид планирањето на производството на енергија, а другиот потрошувачката на енергија.

За првиот модел е земен предвид очигледниот тренд на зголемување на учеството на обновливите извори на енергија во вкупното производство на електрична енергија. Притоа, клучни елементи на идните електроенергетски системи се варијабилните обновливи извори на енергија како што се ветерните и фотоволтаичните центри [64]. На светско ниво порастот на инсталиран капацитет на обновливите извори на енергија е драматичен. На пример, инсталираниот капацитет на ветерните центри се зголемил од 120 GW во 2008 година на 283 GW во 2012, до 487 GW во 2016 година [65]. Порастот на инсталираниот капацитет од фотоволтаичните центри е дури и поголем. На светско ниво, во 2008 година инсталираниот капацитет бил 16 GW, до 2012 година се зголемил 10 пати и изнесува околу 100 GW, а во 2016 година изнесувал 300 GW.

Поради тоа, од клучно значење е моделирањето на интеграција на варијабилните обновливи извори на енергија во електроенергетските системи, што е отежнато поради нивната природа, односно поради фактот дека нивното производство не може да се контролира. Доколку уделот на варијабилните обновливи извори на енергија во системот не е голем, нивните варијации може да бидат апсорбирани во системот без последици, но со зголемувањето на нивниот удел, стабилност на системот станува понеизвесна. За интеграцијата на варијабилните обновливи извори на енергија во идните системи со 100% обновливи извори на енергија да биде оптимална, потребно е максимално да се искористат тие извори, но со минимални потреби за балансирање од други извори и минимални потреби за складирање на електричната енергија [64].

Моментално во Македонија постојат три варијабилни обновливи извори на енергија и тоа: ветерни, сончеви и мали хидроцентрали. Поради тоа, првично во оваа глава се направени поединечни модели за производство на електрична енергија од овие три извори, во зависност од соодветните метеоролошки услови. Потоа, врз овие модели е применет модел на оптимизација за да се добие минимален дисбаланс на производството и потрошувачката на електрична енергија. Овој оптимален сооднос зависи во голем степен и од уделот на варијабилните обновливи извори на енергија во вкупното производство.

Анализа на оптималниот сооднос на производството на електрична енергија од ветер, сонце и бранови во системи со голем удел на варијабилни обновливи извори на енергија е направена уште во [66]. Во овој труд е искористен моделот EnergyPLAN кој бара голем број на влезни податоци, а е применет на електроенергетскиот систем на Данска. Многу попрактичен и поедноставен модел е претставен во [67] кој бара оптимум на производството на електрична енергија само од сончеви и ветерни центри. Моделот е применет на Европа како целина. Во [68] е направено дополнување на овој модел за да се одредат потребните од балансирање и складирање на електрична енергија, поради големата часовна разлика помеѓу производството од ВОИЕ и потрошувачката. И овој модел е применет на електроенергетскиот систем на Европа. Во [69] овој модел е применет конкретно на електроенергетскиот систем на Данска, а во [64] е вклучен и модел за преносната мрежа. Корелацијата на интеграцијата на варијабилните обновливи извори на енергија, потребите за складирање и балансирање со преносната мрежа е анализирана во [64], така што моделот е применет на повеќето земји од Европа.

Според тоа, како основа за првиот модел (даден во поглавје 3.1) за оптимизација кој е презентираан во оваа глава е искористен моделот даден во [67], така што соодветно е надополнет за да вклучи и производство на електрична енергија од малите хидроцентрали и е направена анализа на оптималниот сооднос во зависност од вкупниот удел на варијабилните обновливи извори на енергија во вкупното производство. Моделот дава можност за едноставни анализи и дава јасни презентации на насоките и границите за развој на електроенергетските системи со 100% обновливи извори на енергија. За посспецифична и подетална анализа на некои од сценаријата може да биде потребен попрецизен модел кој ќе вклучи повеќе податоци, како на пример цената на имплементација на истото.

Од друга страна, во вториот модел е анализирана потрошувачката на енергија. Контролираното и правилното користење, како и оптимизацијата на потрошувачката на енергија исто така спаѓа во главните насоки кои Европа и светот ги користат за постигнување на одржлив развој на енергетските системи.

Притоа, во секторот згради е потрошено 41% од вкупната потрошувачка на финална енергија во Европа во 2010 година, и со тоа тој претставува сектор со најголема крајна потрошувачка [70]. Станбените згради претставуваат околу 76% од вкупната површина во секторот згради. Исто така, потрошувачката на енергија во домаќинствата во Македонија е доста висока кога ќе се изрази по единица БДП, а во 2009 година овој број е четири пати повисок од просекот во развиените Европски земји и два пати поголем отколку во земјите кои не се членки на Организацијата за економска соработка и развој (ОЕСР) [71]. Голем дел од потрошената енергија во домовите се користи за затоплување на истите. Ова укажува на тоа дека и покрај релативно ниската потрошувачка по глава на жител, поголемо внимание треба да се посвети на мерките за енергетска ефикасност во домаќинствата или да се намали потрошувачката на енергија во домаќинствата во однос на економската моќ.

Затоа, една од најголемите можности за заштеда на енергија е во јавните и приватните згради и тоа со помош на намалување на потрошувачката на енергија која се користи за загревање. Од тој аспект, проблемот со заштеда на енергија со помош на анализа на оптималната дебелина на изолацијата на зградите е прилично истражувана област. Во литературата постојат голем број на научни трудови кои се занимавале со оваа проблематика. На пример, во [72] пресметките за оптимална дебелина на изолацијата се вршат на прототип на зграда во Бурса во Турција. Оптимална дебелина на изолацијата, заштеда на енергија и период на враќање на инвестицијата се пресметуваат за типична ѕидна структура во Тунис врз основа на потребите за енергија за греење и ладење во [73]. Во [74] се испитува оптималната дебелина на топлинска изолација за различни материјали за изолација за градот Елазиг, Турција, со користење на transient модел. Авторот исто така го употребил овој модел во [75] за изнаоѓање на оптимална дебелина на изолацијата, вклучувајќи ги и анализите на ефектот на ориентацијата на ѕидот. Авторите во [76] ја презентираат студијата за ефектите на дебелината на надворешната ѕидна изолација врз годишната потреба на енергија за греење и ладење под различни Кинески климатски услови. Истражувањето за влијанието на термичката ѕидна изолација за станбени вили во Дубаи е направено во [77]. Во [78] се анализира оптималната локација, бројот (еден, два или три слоја) и

дебелината на изолационите слоеви со цел да се подобрат топлинските перформанси на една зграда. Целта на [79] е да се подобри ефикасноста на изолацијата со конфигурирање на ѕидни слоеви со фиксни волумени на изолација и топлинска маса, менувајќи ја распределбата на слоевите. Целта на [80] е да се пресмета внатрешната температура на зграда која се наоѓа во регион Гардаја (Алжир), во случај со и без изолација, а истовремено авторите го испитуваат и влијанието на ориентацијата на зградата врз внатрешната температура. Во [81] се испитува дали тешките материјали што се користат во градежните објекти може да ги намалат барањата за енергија за греење и ладење во регионот на Белград, Србија. Како енергетска ефикасност на индустриските објекти во Нови Сад, Србија е под влијание на термичките својства на фасадите, се анализира во [82].

Според тоа, целта на вториот модел развиен во оваа глава е да се испитаат можностите за заштеда на енергија при изградба на нова или реконструкција на постојна градба. Притоа, моделот обезбедува одговор на проблемот на оптимално исплатлива потрошувачка на енергија во однос на достапните технологии за греење и изолација. Оваа цел е постигната со развивање на нестационарен модел за пренос на топлина вграден во оптимизационен модел за заштеда на енергија. Нестационарниот модел на пренос на топлина вклучува 4392 часовни метеоролошки податоци (грејната сезона започнува на 15 октомври и завршува на 16 април или грејната сезона трае 183 дена), како и термофизички карактеристики на слоевите на ѕидовите за градот Скопје, Македонија. Метеоролошките податоци кои се земени предвид се избрани како типични податоци за последниот десет години.

Заедничко за двата модели кои се презентирани во оваа глава е тоа што и двата во позадина користат модели за опишување на метеоролошките услови. Од една страна од овие метеоролошки услови зависи производството на електрична енергија од обновливите извори на енергија, а од друга страна потрошувачката на енергија во голема мера зависи од надворешната температура, бидејќи голем дел од енергијата кај крајните корисници се троши за греење и ладење. Така, моделот за часовна соларна радијација е инкорпориран и во двата модела презентирани во оваа глава за планирање на производството и потрошувачката на енергија.

3.1 Модел за планирање на производство на електрична енергија од обновливи извори на енергија

Во ова поглавје е опишан модел за планирање на производството на електрична енергија, чија главна цел е моделирање на производството од обновливи извори на енергија. Особено внимание е посветено на типовите на обновливи извори чие производство не може да се контролира и се наречени варијабилни обновливи извори на енергија (ВОИЕ).

Ова поглавје е организирано на следниот начин. Во поглавје 3.1.1 е дадена на кратко моменталната состојба на инсталираниот капацитет од обновливи извори на енергија во Македонија. Во наредното поглавје се опишани поединечните модели за производство на електрична енергија од трите варијабилни обновливи извори на енергија: сончеви, ветерни и мали хидроцентрали. Соодветно се дадени и примери на

нивното производство, во споредба со потрошувачката за просечна година во Македонија. Во поглавје 3.1.3 е прикажан моделот на оптимизација на производството, за да во наредното поглавје истиот се примени на системот на Македонија. Тука е дадена и анализа и дискусија на резултатите кои ги дава овој модел.

3.1.1 Обновливи извори на енергија во електроенергетскиот систем во Македонија

Што се однесува на производството на електрична енергија, во Македонија во 2016 година, 64% од инсталираниот капацитет за производство зависи од фосилните горива (во главно јагленот) [83]. Само 36% од инсталираниот капацитет во 2016 година е од обновливи извори на енергија. Во оваа група спаѓаат големите и малите хидроцентрали и фотоволтаичните централи. Моментално постојат 10 големи хидроцентрали, со вкупен инсталиран капацитет од 603 MW, што претставува 30% од вкупниот инсталиран капацитет во Македонија. Вкупниот капацитет на мали хидроцентрали во 2016 изнесува 61 MW, што е 3% од вкупниот инсталиран капацитет, додека пак инсталираниот капацитет на фотоволтаични централи во 2016 година изнесува 17 MW (1% од вкупниот инсталиран капацитет). Сепак, уделот на обновливите извори на енергија е во голем пораст. Дополнително, првата ветерна централа во Македонија е изградена во 2014 година, со инсталиран капацитет од 37 MW (2% од инсталираниот капацитет во Македонија) и изградени се централи на биогаз со инсталиран капацитет од 6 MW.

3.1.2 Моделирање на варијабилни обновливи извори на енергија

Варијабилните обновливи извори на енергија (ВОИЕ) се обновливи извори на енергија чие производство не може да се контролира, затоа што зависи само од метеоролошките услови. Ваков вид на извори се сончевите, ветерните и малите хидроцентрали. За разлика од нив постојат обновливи извори на енергија коишто може да се контролираат до одреден степен како што се на пример, големите хидроцентрали со акумулација или централите на биомаса. Иако достапната количина на сончева и ветерна енергија може да ги задоволи годишните потреби на потрошувачка на електрична енергија, проблемот е што тие не се достапни секогаш кога се потребни.

3.1.2.1 Производство на електрична енергија од фотоволтаични централи

Производството на електрична енергија од фотоволтаични централи директно зависи од временските услови, односно, зависи од соларната радијација на разгледуваната локација. Исто така, при анализа на производството од овој тип на централи предвид треба да се земат претпоставки за карактеристиките на фотоволтаичните централи како што се: агол на наклонетост, ориентација и дали се фиксирани или имаат можност за следење на сонцето. Локацијата која што се анализира се одредува според нејзините географски координати. Со цел да се пресмета часовното производство на електрична енергија од овој тип на производствени капацитети, потребно е да се пресмета и часовна соларна радијација. Во овој труд тоа е постигнато со помош на моделот кој што е претставен во следното поглавје.

Модел на часовна соларна радијација

За да се пресмета часовната соларна радијација користен е моделот на Collares-Pereira и Rabl [84]. Главната равенка врз која се заснова овој модел е следната:

$$\overline{H}_h = \overline{H}_{day} \frac{\pi}{24} (b + d \cos \omega) \frac{\cos \omega - \cos \omega_s}{\sin \omega_s - \frac{2\pi\omega_s}{360} \cos \omega_s} \quad (17)$$

каде што коефициентите b и d се пресметуваат со помош на следните равенки:

$$b = 0,409 + 0,5016 \sin(\omega_s - 60^\circ) \quad (18)$$

$$d = 0,6609 - 0,4767 \sin(\omega_s - 60^\circ)$$

\overline{H}_{day} е променлива која ја претставува дневната радијација, ω е аголот на сонцето во средината на часот за кој се пресметува сончевата радијација, ω_s - аголот на заоѓање на сонцето, којшто се пресметува според следната равенка:

$$\omega_s = \cos^{-1}(\tan \varphi \tan \theta) \quad (19)$$

каде φ е географска ширина на анализираното место и θ е агол на соларна деклинација кој се пресметува за репрезентативен ден во месецот.

Со помош на Liu-Jordan, Klein моделот [85] вкупната соларна радијација на одредена површина на земјата се пресметува со помош на следната равенка:

$$I = I_b + I_d + I_r \quad (20)$$

каде I_b ја претставува директната соларна радијација, I_d е дифузна радијација, I_r е хемисферска радијација дефинирана и се дадени со равенките:

$$I_b = \overline{H}_h (1 - \overline{K}_d) \overline{R}_b$$

$$I_d = \overline{H}_h \overline{K}_d \frac{1 + \cos \beta}{2} \quad (21)$$

$$I_r = \overline{H}_h \rho \frac{1 - \cos \beta}{2}$$

каде \overline{K}_d и \overline{R}_b се дефинирани со равенките (22) и (23).

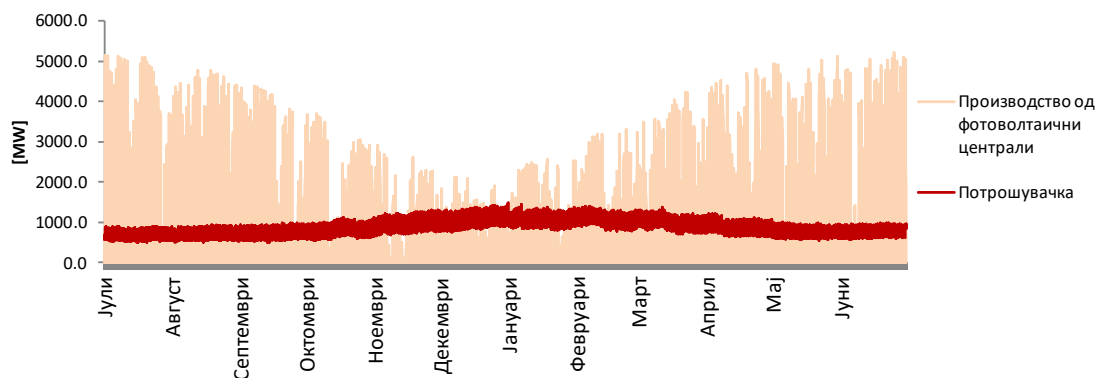
$$\overline{K}_d = 1,05 - 1,125 \overline{K}_T \quad (22)$$

$$\overline{R}_b = \frac{\cos(\varphi - \beta) \cos \theta \sin \omega_s + \frac{\pi}{180} \omega_s \sin(\varphi - \beta) \sin \theta}{\cos \varphi \cos \theta \sin \omega_s + \frac{\pi}{180} \omega_s \sin \varphi \sin \theta} \quad (23)$$

и каде \overline{K}_T е индекс на бистрина на инсолација, φ е географска ширина и β е агол на азимут на површината.

100% производство од сончеви фотоволтаични центри во Македонија

Доколку единствениот извор на енергија се фотоволтаичните центри, тогаш тоа производство треба да се спореди со потрошувачката на електрична енергија. За да се постигне тоа, вкупното годишно производство на електрична енергија се изедначува со потрошувачката на електрична енергија во просечна година. Иако, годишното производство е еднакво со годишната потрошувачка на електрична енергија, часовната како и сезонската распределба на производството и потрошувачката се многу различни. На Слика 41 се прикажани часовното производство за типична година (кое е пресметано како просек од потрошувачката во последните четири години [86]), како и часовната распределба на производството на електрична енергија од фотоволтаични центри, доколку сончевата енергија е единствениот извор за производство. За таа цел, искористен е моделот опишан во претходната глава, каде се внесени информации за Македонија [87]. Може да се забележи дека во лето има многу поголемо производство, отколку во зима, што е спротивно се побарувачката на електрична енергија. Но, од друга страна производството се врши само во текот на денот, кога и потрошувачката е најголема. Секако, во текот на ноќта не се произведува електрична енергија, но и потрошувачката во текот на ноќта е многу помала отколку во текот на денот. Во секој случај, ова сценарио води до голема потреба од балансирање и складирање на електрична енергија.



Слика 41. Часовно производство на електрична енергија од фотоволтаични центри и потрошувачка на електрична енергија во типична година во Македонија

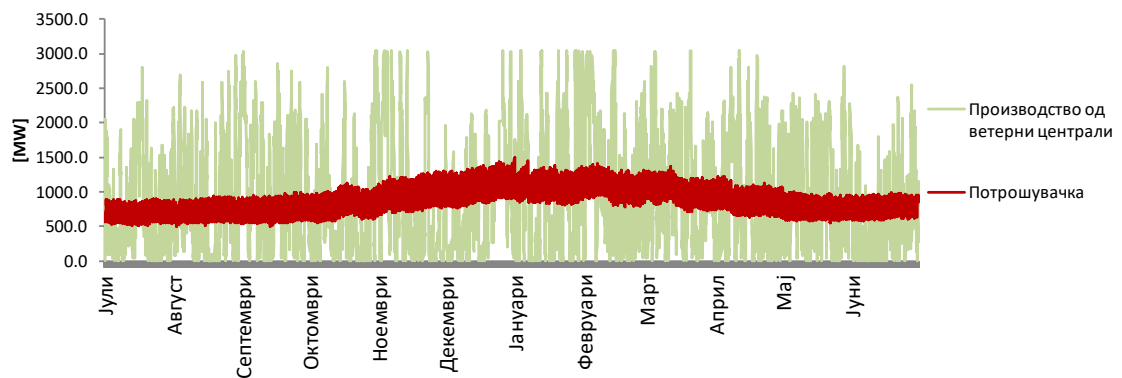
3.1.2.2 Производство на електрична енергија од ветер

Производството на електрична енергија од ветерните центри, исто така, директно зависи од метеоролошките податоци. Во овој случај распределбата на производството на електрична енергија зависи од податоците за часовна брзина на ветерот. За да се направи корелација помеѓу производството и брзината на ветерот, потребно е да се искористат кривите на производство за конкретните ветерни центри.

100% производство од ветерни центри во Македонија

Податоците за кривите на производство се земени од [88], каде има информации за ветерните центри од четири главни производители. Тука се вклучени и податоците за типот на ветерни центри коишто моментално се инсталирани во Богданци, во Македонија – SIEMENS SWT-2.3MW-93m [89].

Во ова сценарио се претпоставува дека единствениот извор на електрична енергија се ветерните центри. И во овој случај, годишното производство е еднакво со потрошувачката на електрична енергија во типична година. На Слика 42. е прикажано ова сценарио. Може да се забележи дека во зима има наголемо производство од ветерните центри што се поклопува со максималната потрошувачка на електрична енергија. Исто така, минимумот на производството и на потрошувачката е во летниот период. Сепак, јачината на варијациите на потрошувачката на електрична енергија се многу помали отколку на производството на електрична енергија. Исто така, производството од ветерните центри е поголемо во текот на ноќта, кога пак потрошувачката е помала. Како последица, и во овој случај има огромна потреба од складирање и дополнително производство на електрична енергија.



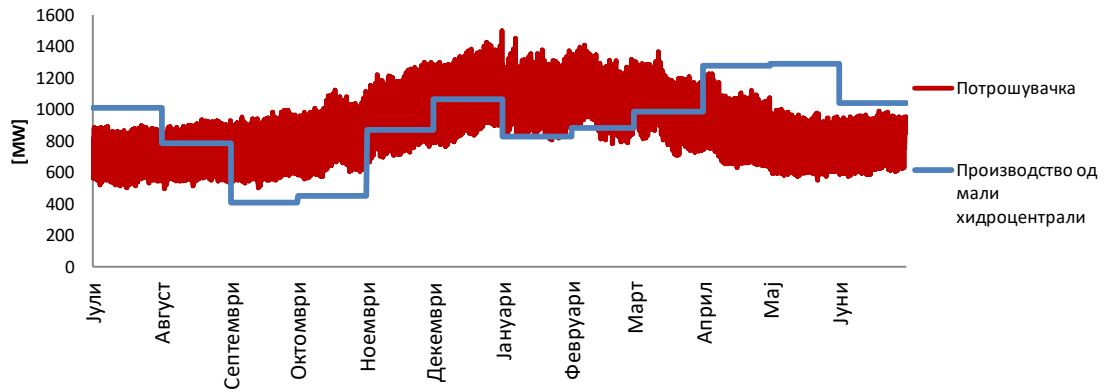
Слика 42. Часовно производство на електрична енергија од ветерни центри и потрошувачка на електрична енергија во типична година во Македонија

3.1.2.3 Производство на електрична енергија од мали хидроцентрали

Уште еден тип на производители на електрична енергија кои зависат од метеоролошките услови се малите хидроцентрали коишто немаат можност за акумулација на водата. Нивното производство директно зависи од дотокот на вода во секој момент.

100% производство од мали хидроцентрали во Македонија

Информациите за дотокот на вода на месечно ниво во Македонија се земени од диспечерските извештаи од страната на МЕРСО [90]. Како првична апроксимација, во овој труд распределбата на месечниот доток на вода по часови е рамномерна. На Слика 43 е претставено производството на електрична енергија од мали хидроцентрали и потрошувачката во типична година, доколку тие се единствениот извор на електрична енергија. Се разбира, и во овој случај годишното производство е еднакво со годишната потрошувачка. Може да се забележи дека најголемо производство има на пролет, кога покрај доток на вода од врнежите има доток на вода и од топењето на снеговите. Најмало производство има на крај на летото и почеток на есента.



Слика 43. Часовно производство на електрична енергија од мали хидроцентрали и потрошувачка на електрична енергија во типична година во Македонија

3.1.3 Модел на оптимизација

3.1.3.1 Разлика на производство со потрошувачка

Главната равенка во моделот на оптимизација е равенка (8) (којашто се заснова на равенките од моделите дадени во [64] и [67–69], каде што е претставена разликата, односно дисбалансот на производството со потрошувачката на електрична енергија.

$$\Delta(t) = [a * w(t) + b * s(t) + c * h(t)] - l(t) \quad (24)$$

Во оваа равенка, $w(t)$, $s(t)$ и $h(t)$ ги даваат производствата на електрична енергија во час t од ветерни, фотоволтаични и мали хидроцентрали, соодветно. Потрошувачката на електрична енергија во час t е претставена со променливата $l(t)$.

Променливата a го претставува процентот на производство од ветерните централи во однос на вкупното производство на енергија. Аналогно, b ја претставува фракцијата на производство од фотоволтаичните централи, а променливата c ја претставува фракцијата на производство од малите хидроцентрали.

За разликата помеѓу производството и потрошувачката на електрична енергија постојат три случаи. Имено, првиот случај е кога $\Delta(t) = 0$ што значи дека во час t производството е еднакво со потрошувачката на електрична енергија. Втор случај е кога $\Delta(t) > 0$ што значи дека производството е поголемо од потрошувачката на електрична енергија. Во овој случај, постои вишок на производство кој што треба на некој начин да се складира во системот. Последен случај е $\Delta(t) < 0$ кога производството е помало од побарувачката на електрична енергија. Недостатокот од производство тогаш треба да се задоволи од други дополнителни извори на електрична енергија.

3.1.3.2 Оптимален сооднос на производство од варијабилните обновливи извори на енергија

Моделот на оптимизација на соодносот на производството од варијабилните обновливи извори на енергија, во зависност од нивниот удел во вкупното производство на електрична енергија е даден со следните равенките (25) - (27).

Целта на моделот е да се минимизира разликата помеѓу производството и потрошувачката на електрична енергија. Според тоа, функцијата на цел во моделот е дадена со равенката:

$$\min : \sum_t |\Delta(t)| \quad (25)$$

Оваа функција на цел подлежи на ограничувања дадени со следните равенки:

$$0 \leq a \leq a_{\max}, \quad 0 \leq b \leq b_{\max}, \quad 0 \leq c \leq c_{\max} \quad (26)$$

Каде a_{\max} , b_{\max} и c_{\max} може да се постават на соодветна максимална фракција на производство од ветерни, сончеви и мали хидроцентрали.

Исто така, во моделот треба да се вклучи и ограничувањето дадено со равенката:

$$a + b + c = x \quad (27)$$

каде x е фракцијата на производство од варијабилните обновливи извори на енергија од вкупното производство на електрична енергија. Тоа значи дека ако $x = 0,8$, тогаш 80% од производството е од варијабилни обновливи извори на енергија. Останатото производство може да се покрие со останатите обновливи извори на енергија чие производство може да се контролира до одреден степен, како што се големите хидроцентрали, централи на отпадна биомаса или биогаз. Секако, доколку не се анализира систем со 100% обновливи извори на енергија, овде може да се вклучат и централите на јаглен, природен гас итн. Во овој модел, ваквите технологии чие производство може да се контролира не е моделирано експлицитно, бидејќи се претпоставува дека нивното часовно производство се поклопува со потрошувачката.

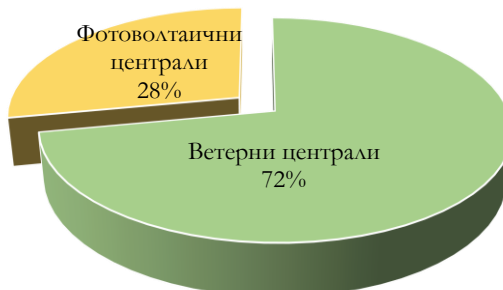
3.1.4 Примена на модел на оптимизација на електроенергетски систем на Македонија

3.1.4.1 Оптимален сооднос на производство од ветерни и сончеви централи

Производството од ветерни и сончеви централи има голема сезонска и дневна зависност. На пример, во лето и за време на денот производството од сончевите централи е најголема. За разлика од нив, производството од ветерните централи е најголемо во зима и во текот на ноќта. Така овие два извори на енергија се интересни за моделирање бидејќи се способни да се само балансираат до одреден степен. За да се минимизираат потребите за балансирање треба да се најде оптимум на производството од овие два извори.

Во ова сценарио се анализа што доколку единствени извори на енергија се сончевите и ветерните централи. Всушност, се претпоставува дека нема мали хидроцентрали, односно дека променливата c е еднаква на нула и дека производството на електрична енергија ќе биде само од овие два извора, односно дека $a + b = 1$. Во тој случај, доколку се земат Македонските временски услови и потрошувачката на електрична енергија во Македонија, оптималниот сооднос на производство од ветерна и сончева енергија се добива да биде 72% од ветерни централи и 28% од фотоволтаични централи (Слика 44).

Во ова сценарио вкупната годишна разлика помеѓу производството и потрошувачката е многу голема и изнесува 4943 GWh. Конкретно, позитивната разлика изнесува 2471 GWh, што е еднакво со негативната разлика. Во суштина, секогаш кога сумата на a , b и c е еднаква на 1, годишниот вишок на производство е еднаков со годишниот недостаток на производство на електрична енергија.

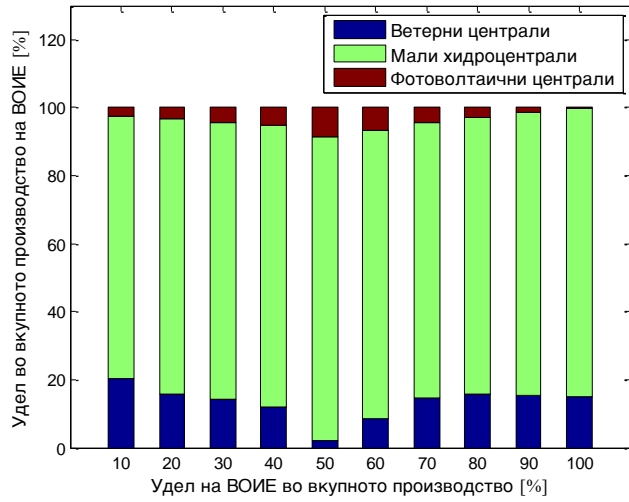


Слика 44. Оптимален сооднос на производството од фотоволтаични и ветерни централи во Македонија

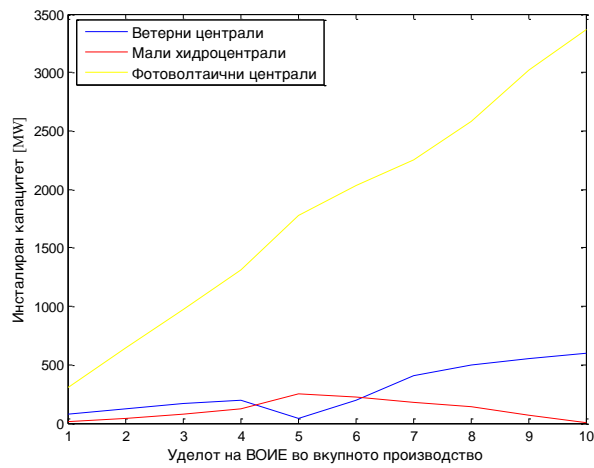
3.1.4.2 Оптимален сооднос на производство од ветерни, сончеви и мали хидроцентрали

Бидејќи во моментот во електроенергетскиот систем на Македонија постојат и мали хидроцентрали, логично е и тие да бидат вклучени во производството. Оптималниот сооднос на производството од ветерни, сончеви и мали хидроцентрали прилично зависи од уделот на варијабилните обновливи извори на енергија во вкупното производство на електрична енергија. На Слика 45 е прикажан оптималниот сооднос на овие три извори на енергија во зависност од нивниот удел во вкупното производство, кој се менува од 10 до 100%. Може да се забележи дека најголем удел во варијабилните обновливи извори на енергија имаат малите хидроцентрали, поради нивната поголема постојаност, односно помали варијации на производство во однос на производството од сончевите и ветерните централи. Учеството на производство од сончева енергија расте до 50% од уделот, а потоа почнува да опаѓа. Токму спротивно, производството од ветерните централи опаѓа до 50% од уделот, а потоа почнува да расте. Интересно е како производството од ветерните и сончевите централи меѓусебно се балансира до одреден степен во текот на времето. Овој заклучок е презентираан и на Слика 46 каде е прикажан инсталираниот капацитет од овие ВОИЕ во зависност од уделот на ВОИЕ во вкупното производство.

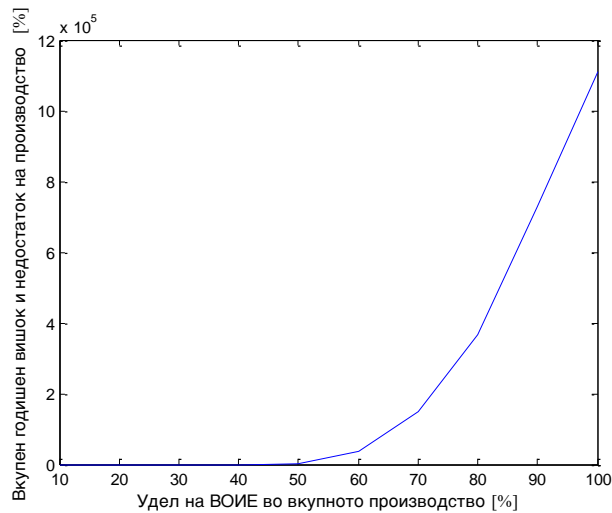
Може да се забележи и вишокот на производство, како и недостатокот на производство на електрична енергија во зависност од уделот на варијабилните обновливи извори на енергија. Овие податоци се прикажани на Слика 47. Вишокот и недостатокот на производство на електрична енергија се исти во секој од случаите, што е логично поради фактот дека вкупното годишно производство е еднакво на вкупната потрошувачка. Од сликата може да се заклучи дека вишокот и недостатокот на производство на електрична енергија е нула доколку уделот на овие обновливи извори на енергија е до околу 50%. Со удел поголем од 50% се зголемува вкупниот вишок и недостаток на производство за којшто треба да се обезбеди некој начин на складирање и производство. Притоа треба да се забележи дека вкупниот недостаток на производство е намален за $(1-x)$ помножено со сумата од вкупната потрошувачка, што всушност го претставува производството од останатите извори на енергија.



Слика 45. Оптималниот сооднос на ВОИЕ во зависност од нивниот удел во вкупното производство

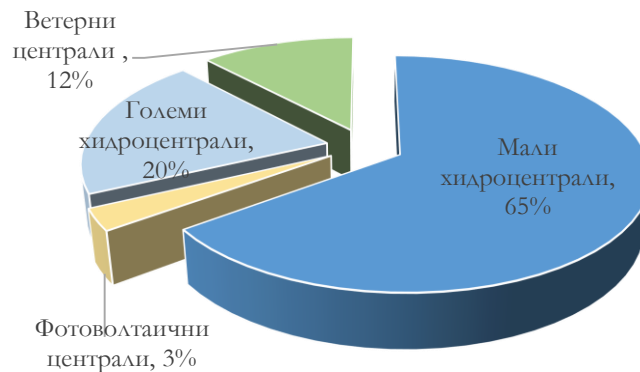


Слика 46. Инсталиран капацитет од ВОИЕ во зависност од уделот на ВОИЕ во вкупното производство на електрична енергија (каде удел од 10 претставува 100%)

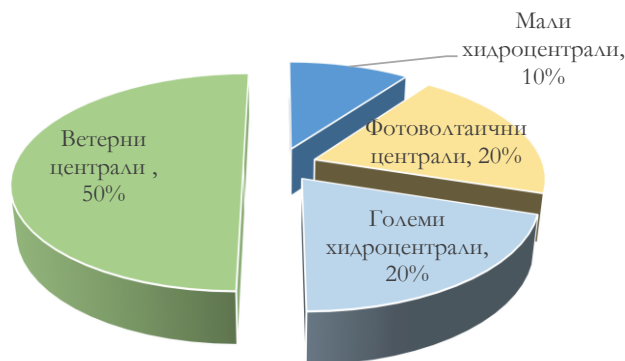


Слика 47. Вкупен вишокот и недостатокот на производство на електрична енергија во зависност од уделот на ВОИЕ во вкупното производство

Во моментот, во Македонија еден од главните извори на енергија од останатите обновливи извори на енергија (покрај овие кои се варијабилни) се големите хидроцентрали. Нивното просечно годишно производство е еднакво на околу 20% од вкупната просечна годишна потрошувачка на електрична енергија [86]. Според тоа, логично е да се разгледува сценариото во кое уделот на варијабилните обновливи извори на енергија е 80% од вкупното производство. Во овој случај, уделот на производството од ветерните централи е 12,5% од вкупното производство, уделот од сончевите централи е 2,5% и најголем удел имаат малите хидроцентрали од 65% (Слика 48). Меѓутоа, доколку според овој удел на производство на електрична енергија од малите хидроцентрали и нивната достапност во текот на година се добие нивниот потребен инсталиран капацитет, се добива дека тој изнесува 2096 MW. Според [91] максималното производство од малите хидроцентрали е земен да биде 10% од вкупното производство на електрична енергија. Тогаш, доколку се ограничи нивното производство, односно c_{\max} се постави да биде 0,1, тогаш оптималниот сооднос на производството од останатите извори е: 50% производство од ветерни централи и 20% од фотоволтаични централи (како што е прикажано на Слика 49). Вкупниот вишок и недостатокот на производство во овој случај може да се покријат со пумпна хидроцентрала, која во случај на вишок на производство на електрична енергија ќе ја пумпа водата во акумулацијата, односно ќе се однесува како потрошувач, а во моменти на недостаток ќе произведува електрична енергија.



Слика 48. Уделот на различните ВОИЕ кога уделот на големите хидроцентрали е 20%



Слика 49. Уделот на различните ВОИЕ кога уделот на големите хидроцентрали е 20%, а уделот на малите хидроцентрали е ограничен на 10%

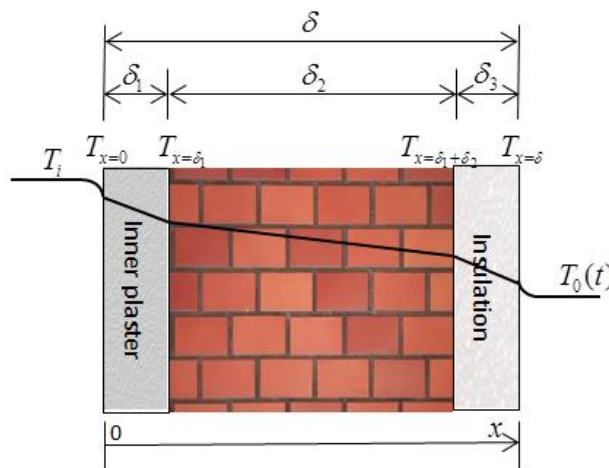
3.2 Модел за планирање на потрошувачка на енергија

Во ова поглавје е презентираан модел за планирање на потрошувачката на енергија. Главната цел на овој модел е да се овозможи намалување на потрошувачката на енергија. Притоа, особено внимание е посветено на секторот згради и на потрошувачката на енергија која се користи за затоплување, каде што има голем потенцијал за оптимизација и заштеда на енергија.

Прегледот на структурата на ова поглавје е следен. Поголавје 3.2.1 го воведува физичкиот модел кој се анализира во овој труд, соодветната математичка формулација, како и постапката за пресметка и нумеричкото решение на проблемот. Во поглавје 3.2.2 се опишани применетите технологии за греење. Влезните податоци, резултатите и дискусијата за резултатите се дадени во поглавје 3.2.3.

3.2.1 Физички модел, математичка формулација и нумеричко решение

Физичкиот проблем вклучува повеќеслоен ѕид кој се состои од N паралелни слоеви. На Слика 50 е прикажан пример на трислојна структура на ѕид. Секој слој има дебелина од δ_i , а вкупната дебелина на ѕидот е δ .



Слика 50. Трислојна структура на ѕид

За пресметка на загубите на топлинска енергија се претпоставува дека надворешните ѕидови се изработени од малтер со дебелина од 2 cm, тула со дебелина од 20 cm и надворешна изолација чија дебелина варира од 1 до 16 cm. Параметрите кои се користени за секој од овие материјали се дадени во Табела 3.

Табела 3. Карактеристики на материјалите [75], [92]

Материјал	δ [cm]	λ [Wm ⁻² K ⁻¹]	ρ [kg/m ³]	c [J kg ⁻¹ K ⁻¹]
Малтер	2	0,720	1865	840
Тула	20	0,620	1800	840
Екструдирани полистирен	1-16	0,029	35	1213
Дрво*	3	0,100		
Бетон*	15	1,500		

*Се користи само во статичкиот модел

Анализите направени во овој труд земаат предвид стан од 66 m^2 кој се наоѓа во Скопје, Македонија, во зграда со пет ката. Секој кат има по два стана. Станот кој се анализира се наоѓа на третиот кат, што значи дека има три соседни стана, еден на истиот кат, еден над и еден под него. Се претпоставува дека температурата во соседните станови не се менува, така што загубата на топлина преку соседните станови се пресметува со помош на статичкиот модел. Големината на внатрешниот ѕид кој се граничи со соседниот стан на истиот кат е 32 m^2 .

Под претпоставка дека надворешната температура се менува почесто, загубата на топлина преку надворешниот ѕид се пресметува со помош на нестационарен модел. Надворешниот ѕид на анализираниот стан се состои од три дела кои опфаќаат три различни ориентации. Најголемиот дел кој е 24 m^2 (без прозорци) се наоѓа на северната страна. Сите прозорци на станот се наоѓаат на овој дел од надворешниот ѕид. Прозорците зафаќаат вкупно 8.5 m^2 . Параметарот на топлинска спроводливост на прозорците е $1.1 \text{ Wm}^{-2}\text{K}^{-1}$, а сончевиот фактор е $61,3\%$ [93]. Секој од другите два дела на надворешниот ѕид има површина од 15 m^2 . Еден од нив се наоѓа на исток, а другиот на запад.

3.2.1.1 Нестационарен модел

Во случај на бесконечна рамна плоча, нестационарната равенка за пренос на топлина за ѕид изградена од N слоеви е дадена со следната парцијална диференцијална равенка:

$$\frac{\partial T}{\partial t} = a_j \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} \quad \text{for } j = [1, N] \quad (28)$$

Тука, T , t и x се температура, време и насока на координатата нормална на ѕидот, соодветно. Параметарот a_j претставува температурска спроводливост на слојот j и:

$$a_j = \frac{\lambda_j}{\rho_j c_j} \quad \text{for } j = [1, N] \quad (29)$$

каде λ_j , ρ_j и c_j се топлотна спроводливост, густина и специфичен топлински капацитет, соодветно на слојот j . Граничните услови се дадени со следните равенки:

$$\alpha_1(T_i - T_{x=0}) = -\lambda_1 \left(\frac{\partial T}{\partial x} \right)_{x=0} \quad (30)$$

$$-\lambda_1 \left(\frac{\partial T}{\partial x} \right)_{x=\delta_1} = -\lambda_2 \left(\frac{\partial T}{\partial x} \right)_{x=\delta_1} \quad (31)$$

$$-\lambda_2 \left(\frac{\partial T}{\partial x} \right)_{x=\delta_1+\delta_2} = -\lambda_3 \left(\frac{\partial T}{\partial x} \right)_{x=\delta_1+\delta_2} \quad (32)$$

$$-\lambda_3 \left(\frac{\partial T}{\partial x} \right)_{x=\delta} = \alpha_2(T_{x=\delta} - T_o) \quad (33)$$

Тука, α_1 и α_2 се коефициенти на пренесување на топлината на внатрешната и надворешната површина на ѕидот. T_i и T_o се внатрешна и надворешна температура на воздухот, соодветно. Почетниот услов е:

$$T_{x,t=0} = (T_i + T_{o,t=0}) / 2 \quad \text{for } x = [0, \delta] \quad (34)$$

Специфичниот топлотен проток q_j се пресметува во средината на секој час j . Финалната корисна потрошувачка на енергија за целата грејна сезона се одредува според:

$$E = \sum_{j=0}^{4391} q_j A B \quad (35)$$

Каде A и B ги претставуваат ширината и должината на површината, соодветно.

3.2.1.2 Стационарен модел

За секој слој i топлотниот отпор може да се пресмета според следните равенки [92]:

$$R_i = \frac{\delta_i}{\lambda_i} \quad (36)$$

каде δ_i претставува дебелина на материјалот i и λ_i претставува топлотна спроводливост, која има специфична вредност за секој тип на материјал.

Вкупната топлотна отпорност се пресметува како сума од поединечните отпорности на секој од материјалите. Конечната равенката за вкупната топлотна отпорност е дефинирана со:

$$R = \frac{1}{\alpha_1} + \frac{1}{\alpha_2} + \sum R_i \quad (37)$$

Топлотната спроводливост k за повеќе од еден слој е дефинирана со:

$$k = \frac{1}{R} \quad (38)$$

Користејќи го коефициентот k , специфичниот топлотен проток q може да се пресмета користејќи ја следната равенка:

$$q = k(T_i - T_o) \quad (39)$$

Вкупниот топлотен проток потоа се пресметува со следната равенка:

$$Q = q A B \quad (40)$$

каде A и B се ширина и висина на анализираната површина. Конечната корисна потрошувачка на енергија за целата грејна сезона може да се пресмета со множење на топлотниот проток со бројот на часови во грејната сезона, што е прикажано со следнава равенка:

$$E = Q \times 4,392 \quad (41)$$

3.2.1.3 Модел на часовна соларна радијација

Истиот модел за пресметување на часовна соларната радијација, како моделот претставен во поглавје 0 се користи и тука.

Дополнително, ефектот од соларната радијација на надворешните ѕидови е претставен со следната равенка [94]:

$$T_{oe} = T_o + \frac{\alpha_s I}{\alpha_2} \quad (42)$$

Каде, α_s е сончевата абсорптивност на површината на надворешните ѕидови, а I е соларната радијација пресметана со моделот даден во поглавје 0.

Од друга страна, ефектот на соларната радијација врз прозорците се пресметува со помош на следната равенка:

$$W_{in} = I W_{SF} W_{Area} \quad (43)$$

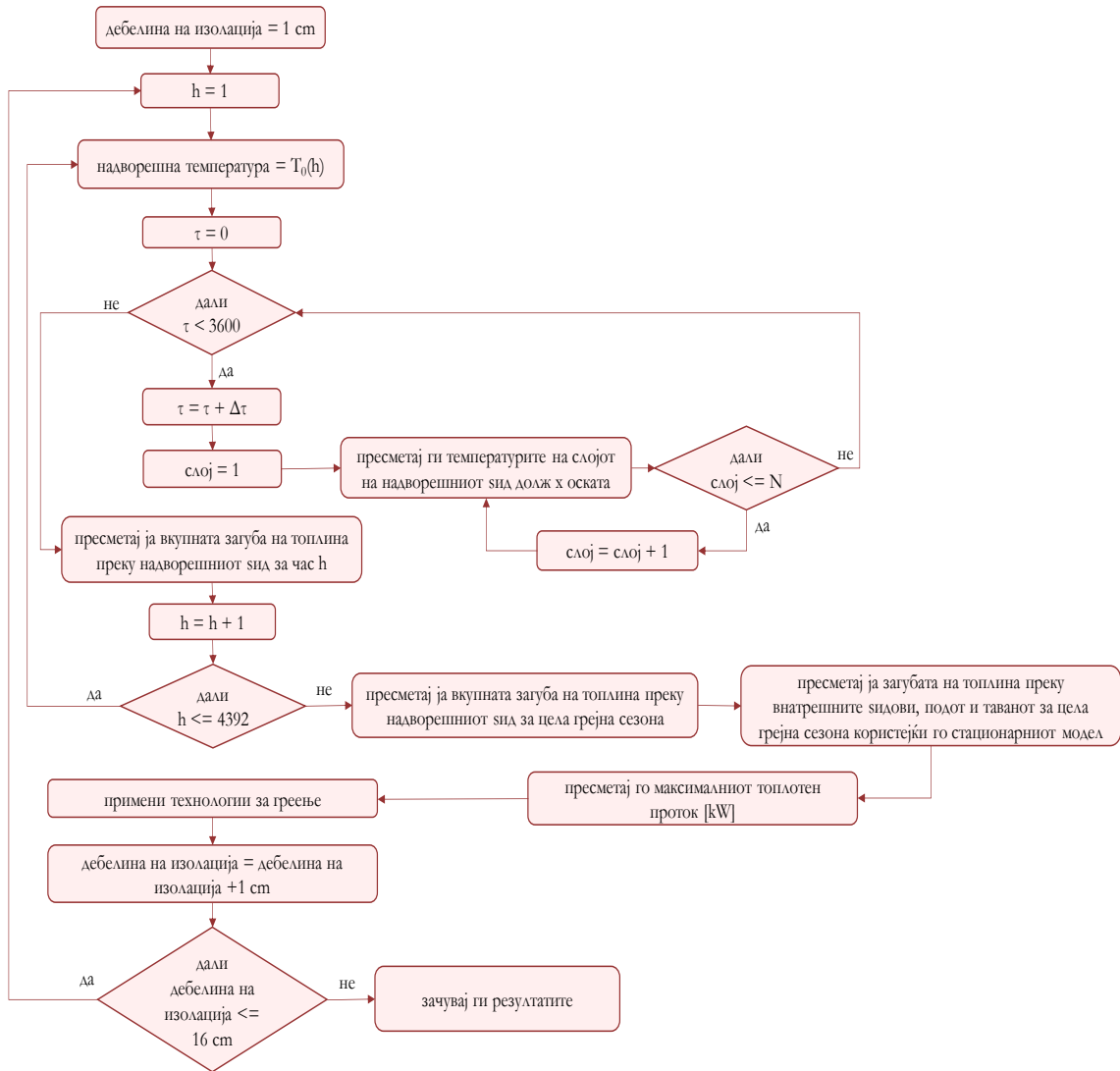
каде W_{SF} е соларниот фактор на прозорецот, а W_{Area} е површината на прозорецот.

3.2.1.4 Процедура за пресметка и нумеричко решение

Целта на овој труд е да се најде оптимум помеѓу дебелината на изолацијата и технологијата за греење. Со цел да се постигне ова, пресметките за вкупните загуби на топлина низ ѕидовите на анализираниот стан се прават со различна дебелина на изолацијата која се движи во опсегот од 1 cm до 16 cm. Користејќи ги информациите од вкупните загуби на топлина, се пресметуваат соодветните трошоци за секоја технологија за секоја дебелина на изолацијата. Блок дијаграм на нумеричкото решение е прикажан на Слика 51.

Процесот започнува со иницијализација на дебелината на изолацијата на 1 cm. За секоја дебелина на изолацијата се анализира една грејна сезона, така што прво се пресметува вкупната загуба на топлина преку надворешните ѕидови користејќи го нестационарниот модел, а потоа вкупната загуба на топлина преку внатрешните ѕидови, подот и таванот се пресметува со помош на стационарниот модел. Загубата на топлина преку надворешните ѕидови (вклучувајќи ги и прозорците) се одредува за секој час, земајќи ја предвид надворешната температура. Сончевото зрачење исто така е вклучено во надворешната температура според равенка (42). Надворешните ѕидови имаат различни ориентации и за секоја страна се пресметува вкупната загуба на топлина. Температурите на надворешните ѕидови долж x оската се пресметани според равенките (28) - (34), за секој слој, користејќи помали временски интервали Δt (кое е еднакво на 16,3 s). Како резултат на тоа, се утврдува вкупната загуба на топлина q за тој час. Овој процес се повторува се додека не се достигнат 4392 часа, кога се пресметува збирот на вкупните загуби на топлина преку надворешните ѕидови за сите часови за да се добие вкупната загуба на топлина преку надворешните ѕидови во анализираната грејна сезона (равенка (35)). Зрачењето низ прозорците е вклучено со помош на равенката (43). Исто така, со користење на стационарниот модел се пресметуваат загубите на топлина преку внатрешни ѕидови, подот и таванот. Во следниот чекор,

максималниот тоplotен проток (во kW) од сите часови, низ сите ѕидови се пресметува со цел да се одреди потребниот инсталиран капацитет за греење за секоја дебелина на изолацијата. Понатаму, се анализираат сите типови на технологии за греење. Целиот процес се повторува се додека дебелината на изолацијата не достигне 16 cm.



Слика 51. Блок дијаграм на нумеричкото решение

Равенката (28) со иницијалниот (34) и граничните услови (30) - (33) се решаваат нумерички. За да се апроксимира решението, се користи експлицитна постапка.

Нумеричкото решение на моделот е имплементирано во MATLAB.

3.2.2 Применети технологии

Во овој докторски труд анализирани се инвестициите во следните пет технологии кои се користат за греење:

- Печка на дрва,
- Печка на пелети,
- Клима уред (инвертер)

- Електрични грејни панели и
- Централно греење

Со цел да се пресмета вкупната инвестиција во нова технологија, се пресметува максималната потребна моќност за одредена дебелина на изолацијата. За секоја технологија, освен за централно греење, се пресметува просечна инвестиција во денари за kW, како што е прикажано на Табела 4. Просечна цена за набавка на печка на дрва изнесува 2635 ден/kW, за печка за пелети е 7181 ден/kW, за електрични грејни панели е 2769 ден/kW и за клима-уред 13612 ден/kW. Помножувајќи ја максималната потребна моќност со просечната инвестиција во денари по kW, се пресметува вкупната инвестиција во купување на нова технологија, која вклучува инвестиции во нова печка, грејни панели или клима уред. Цената за инсталација и поврзување со централното греење варира од 1845 до 2460 ден/m². Инвестицијата во купување нова технологија е дисконтирана врз основа на животниот век на технологијата. Се претпоставува дека животниот век на сите технологии е 20 години, со исклучок на централното греење кое има животен век 40 години и клима уредот - 13 години.

Просечна ефикасност е исто така пресметана за петте технологии. Како што е прикажано во Табела 4 просечна ефикасност на печка на дрва е 80%, на печка на пелети е 92%, на електрични грејни панели е 100%, на клима уред (инвертер) е 300%, а на централното греење е 100%.

Табела 4. Просечна ефикасност и просечна цена на инсталиран капацитет на технологиите за греење [6]

Технологија	Просечна ефикасност (%)	Просечна цена на инсталиран капацитет (ден/kW)
Печка на дрва	80	2635
Печка на пелети	92	7181
Електрични грејни панели	100	2769
Клима уред (инвертер)	300	13612
Централно греење	100	-

Земајќи ја предвид ефикасноста на секоја технологија, потребната енергија во kWh се пресметува за секоја од четирите технологии (печки на дрва, печки на пелети, електрични грејни панели и клима уред) за анализираниот период. Цената за горивото за секоја од четирите технологии исто така се пресметува во ден/kWh. Производот од овие два броја ја дава цената на горивото за анализираниот период. За електрична енергија се додаваат и ангажираната моќност и данокот на додадена вредност. Вкупните трошоци за топлинска енергија со користење на централно греење во Скопје, Македонија се пресметуваат со помош на равенката [95]:

$$\text{cost} = \left(F C_1 U_c \frac{M_D}{H_p} + P E_{DH} \right) VAT \quad (44)$$

каде F се фиксни трошоци, C_1 е ангажирана моќност, U_c е учеството во фиксните трошоци, P е цената на топлинската енергија по kWh, E_{DH} е потрошената енергија, H_p е грејниот период, M_D ги претставува деновите во месецот и VAT е данокот на додадена вредност.

Вкупните трошоци за нова технологија се збир од трошоците за инвестирање во купувањето на технологијата и трошоците за гориво во анализираниот период.

За печките на пелети и дрва е вклучена и цената за складирање на дрва и пелети, како производ на метри кубни потребни за една грејна сезона и просечна цена на подрум во ден/ m^3 .

Вкупната инвестиција за секоја од технологиите е дисконтирана за да се пресмета цената во 2012 денари.

3.2.3 Резултати и дискусија

3.2.3.1 Влезни податоци

Период од 13 години е анализиран, почнувајќи од 2013 до 2025 година. Грејната сезона почнува на 15-ти октомври, а завршува на 16-ти април, односно грејната сезона трае 184 дена.

Еден од најважните параметри во овој модел, покрај ефикасноста на технологиите, инвестициите и нивниот животен век, се цените на горивата. За оваа цел, во Табела 5 се дадени цените на горивата за разгледуваниот период и се претпоставува дека ќе се приближат до цените на горивото во Европа.

Табела 5. Претпоставки за траекториите на цените на енергијата и горивата (ден/kWh)

	2013*	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
Електрична енергија	3.25	3.40	3.56	3.71	3.86	4.02	4.17	4.32	4.47	4.63	4.78	4.93	5.09
Топлина (Централно греење)	3.38	3.26	3.14	3.03	2.91	2.79	2.68	2.56	2.44	2.33	2.21	2.09	1.97
Дрво	0.79	0.83	0.86	0.89	0.93	0.96	1.00	1.03	1.06	1.10	1.13	1.17	1.20
Пелети	2.20	2.29	2.38	2.48	2.57	2.66	2.75	2.84	2.93	3.03	3.12	3.21	3.30

*Вредностите се користени од референците [33-36]

Во овој докторски труд се претпоставува дена калоричната вредност на дрвото е $10.902 TJ 10^{-3} m^{-3}$ [96], а калоричната вредност на пелетите е 18 MJ/kg [97].

Дисконтната стапка се претпоставува дека е 6%.

Внатрешната температура во анализираниот стан се смета дека е 23 °C. Според анализата на температурите на воздухот во Скопје во последниот десет години, просечната температура во грејните сезони е 6 °C [98]. Така, во овој труд се користи грејната сезона во која просечната температура е 6 °C, односно, за надворешната температура се користат метеоролошките податоци за грејната сезона 2008/2009 година во Скопје.

3.2.3.2 *Анализа на случаи*

Во овој докторски труд се анализирани два случаи. Во првиот случај се претпоставува дека соседните станови користат некоја грејна технологија и температурата е иста како и температурата на анализираниот стан. Од друга страна, во вториот случај соседните станови не користат никаква технологијата за греење и нивната температура е константна. Температурата на соседните станови, кога ниту еден од становите во зградата не се загрева, освен анализираниот, се пресметува со користење на стационарниот модел и во зависност од положбата на станот, температурата е во опсег од 9°C до 10°C во анализираниот грејна сезона. Во двата случаи анализираниот стан нема изолација.

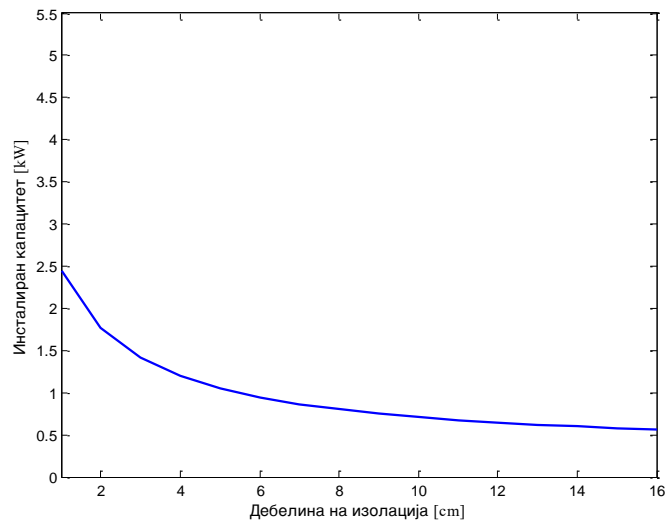
За првиот случај потребниот инсталиран капацитет е прикажан на Слика 52 како функција на дебелината на изолацијата. Ако дебелината на изолацијата е 1 cm, инсталираниот капацитет во анализираниот стан треба да биде околу 2.4 kW, а ако дебелината на изолацијата е 16 cm, потребниот инсталиран капацитет ќе се намали на околу 0.6 kW.

Анализа на тоа која е оптимална технологија за греење, како и која е оптимална дебелина на изолација исто така е направена. Се разгледуваат петте технологии: печки на дрва, печки на пелети, клима уред (инвертер), електрични грејни панели и централно греење.

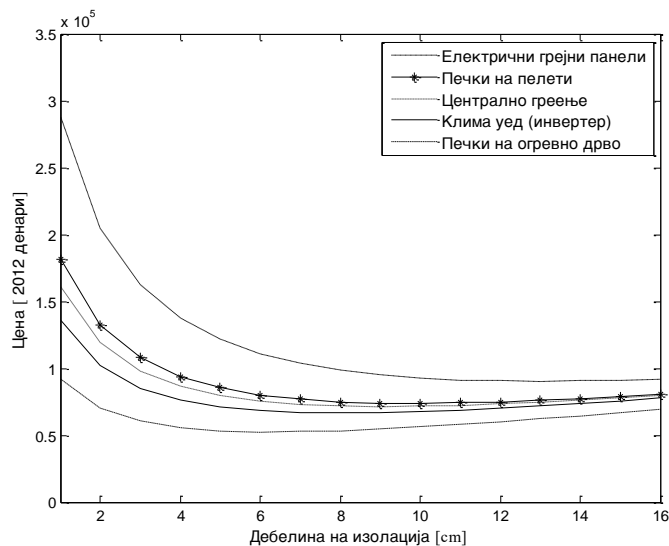
За да се пресмета оптимумот помеѓу секоја технологија и инвестирањето во изолација, инвестицијата во изолација се додава на вкупните трошоци за секоја од технологиите. Вкупните трошоци за секоја технологија ги вклучуваат трошоците за купување на нови технологии и трошокот за соодветно гориво за секоја технологија за анализираниот период. На Слика 53 се прикажани вкупните трошоци за секоја технологија, вклучувајќи ги трошоците за изолација. Јасно, може да се види дека колку е помала дебелината на изолацијата, разликата во цената помеѓу различните технологии е поголема. Со зголемување на дебелината на изолацијата, разликата во цената помеѓу технологиите се намалува. Исто така, може да се забележи дека со зголемување на дебелината на изолацијата, вкупните трошоци на системот (вложување во нова технологија за греење, цени на гориво и инвестирање во изолација) за секоја од технологии се намалува, бидејќи придобивките од енергетските заштеди се зголемуваат во споредба со вкупните трошоци, додека не се достигне оптимумот во однос на цената и дебелината на изолацијата. По оптимумот, постои мало зголемување на цената, бидејќи придобивките од заштедата на енергија стануваат се помали во однос на вкупните трошоци.

Како што е прикажано на Слика 54, очигледно е дека најекономичната опција се печките на дрва. Треба да се земе предвид дека оваа опција бара постојано ангажирање од страна на сопственикот за дополнување на печката со дрва. Оптималната дебелина на изолацијата е 6 cm (како што е прикажано на Табела 6, а вкупната цена за период од 13 години е 52560 (2012) денари. Втората економична опција е инвертер клима уредот. Според сегашната цена на електричната енергија и претпоставеното зголемување на цените, тоа е многу поволна опција. Минимален вкупен трошок за 13 години е 66390 (2012) денари (Слика 54), за оптимална изолација од 8 cm, како што е

прикажано на Табела 6. Следна опција е централното греење. Оптималната дебелина на изолацијата е 9 cm (Табела 6), за вкупен минимален трошок за 13 години од 71385 (2012) денари (Слика 54). Технологијата за греење на пелети е малу понеисплатлива од централното греење. Најниска вкупна цена е 73806 (2012) денари (Слика 54), за дебелина на изолацијата од 10 cm (Табела 6). Најмалку профитабилна опција се електричните грејни панели. Минималната цена на вкупната инвестиција за анализираниот период изнесува 90326 (2012) денари (Слика 54), со оптимална дебелина на изолацијата од 13 cm (Табела 6), што претставува најголема дебелина на изолацијата од сите технологии.



Слика 52. Потребен инсталиран капацитет во зависност од дебелината на изолацијата, доколку соседните станови се греат



Слика 53. Вкупни трошоци за секоја технологија вклучувајќи и цена на изолација за 13 години, доколку соседните станови се греат

Табела 6. Оптимална дебелина на изолација за секоја технологија

Технологија	Гориво	Оптимална дебелина на изолација [cm]
Печка	Дрва	6
Печка	Пелети	10
Електрични грејни панели	Електрична енергија	13
Клима уред (инвертер)	Електрична енергија	8
Централно греење	Природен гас	9



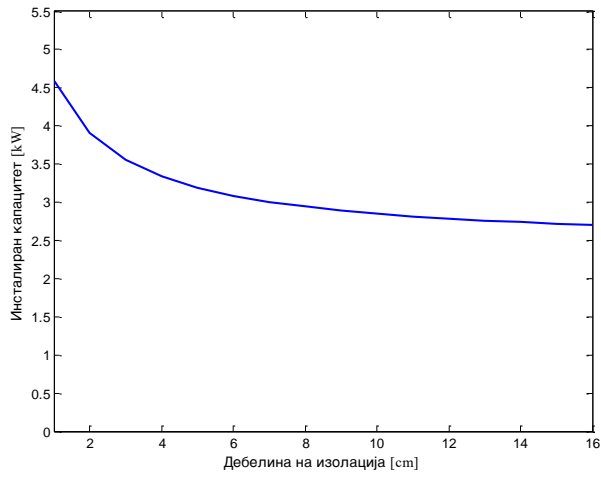
Слика 54. Минимални трошоци за секоја од технологиите во анализираниот период, доколку соседните станови се грееат

Вториот случај кој е анализиран е за стан чии соседни станови не користи никаква технологија за греење. На Слика 55 потребната инсталирана моќност е прикажана како функција од дебелината на изолацијата. Ако дебелината на изолацијата е 1 cm, инсталираниот капацитет во анализираниот стан треба да биде околу 4.5 kW што е околу 2 пати повеќе отколку во првиот случај (кога соседните станови се грееја) и ако дебелината на изолацијата е 16 cm потребниот инсталиран капацитет ќе се намали на околу 2.7 KW што е околу 4.5 пати повеќе отколку во првиот случај.

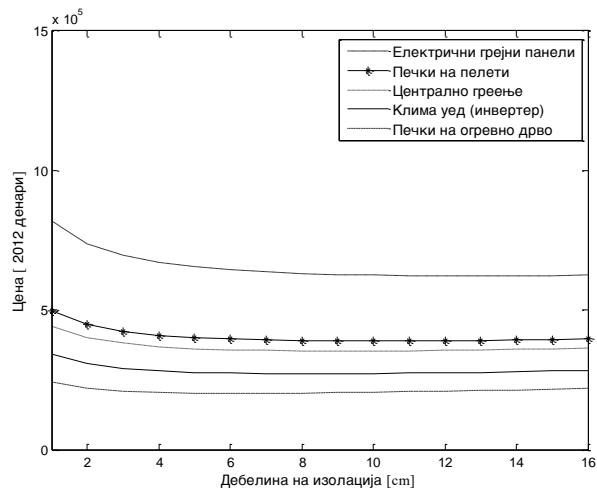
Вкупните трошоци за секоја технологија, вклучувајќи ја и цената на изолацијата за 13 години се прикажани на Слика 56, за случајот кога соседните станови не се грееат.

Интересно е дека оптималната изолација за секоја од технологиите за греење за вториот случај е иста како и оптималната изолација во првиот случај, па податоците од Табела 6, исто така, се однесуваат на случајот ако соседните станови не се грееат. Тоа е затоа што во двата случаи загубите на топлина преку надворешните ѕидови зависат од дебелината на изолацијата, додека загубите преку соседните станови се компензираат со потребната моќност на технологијата за греење. Значи, разликата помеѓу двата анализирани случаи е во минималните вкупни трошоци за секоја од технологиите за анализираниот период, како што е прикажано на Слика 57. Повторно, најекономична опција е печката на дрва со минимални вкупни трошоци од 202030 денари (2012). Втората исплатлива опција е инвертер клима уредот со 271580 (2012) денари, проследено со централно греење со 353720 (2012) денари и печка на пелети со вкупна вредност од 389270 денари (2012). Како и во првиот случај случај, најмалку

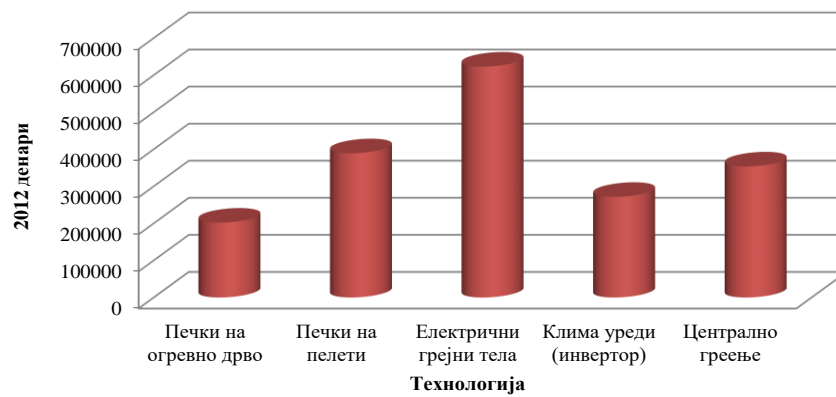
профитабилна опција се електричните грејни панели со вкупна цена од 623130 денари (2012).



Слика 55. Потребен инсталиран капацитет во зависност од дебелината на изолацијата, доколку соседните станови не се греат



Слика 56. Вкупни трошоци за секоја технологија вклучувајќи и цена на изолација за 13 години, доколку соседните станови не се греат



Слика 57. Минимални трошоци за секоја од технологиите за анализираниот период

4 МОДЕЛИРАЊЕ НА ОПТИМАЛЕН РАЗВОЈ НА ЕЛЕКТРОЕНЕРГЕТСКА ПРЕНОСНА МРЕЖА

Кај анализата на паметните мрежи, покрај зголеменото користење на дигиталните информации во паметни модели за предвидување и оптимизација, интеграцијата на дистрибуираните производствени капацитет, вклучувајќи ги обновливите извори и интеграцијата и управувањето на ресурсите на страната на потрошувачката, секако предвид мора да се земе и планирањето на оптимален развој на самата електроенергетска преносна мрежа, која ќе го следи трендот и концептот паметни мрежи.

За таа цел, потребно е да се развие детален модел на електроенергетската преносна мрежа, односно модел на претставување на тековите на моќностите. Целта на моделот е да се добие комплетна информација за аголот и големината на напонот за секој јазол во системот за дадени активни моќности и напонски услови за јазлите на потрошувачка и производство. Откако ќе се добијат овие информации, тековите на активна и реактивна моќност низа секоја од гранките, како и реактивната моќност на генераторите може аналитички да се пресмета. Сепак, оваа задача на поставување на модел кој ќе го отсликува реалното однесување на преносната мрежа е комплексна.

Притоа, постојат два пристапи за симулирање на тековите на моќностите: AC и DC модел. AC моделот (моделот на наизменична струја) е попрецизен модел со кој се поставува нелинеарен систем за дефинирање на тековите на моќности низ секоја од гранките. Поради оваа нелинеарност, во многу случаи анализата на големи мрежи преку AC моделот може да биде неизводливо (нефисибилно). Во таквите случаи, може да се користи поедноставниот DC модел (еднонасочен модел) каде системот на равенки што се добива е линеарен, па со тоа и наоѓањето на решение е многу полесно.

Кога еднаш ќе се постави соодветен модел на тековите на моќности, понатаму истиот може да биде искористен за различни анализи на електроенергетскиот систем. Овие примени, може да вклучуваат анализа и планирање на развојот на преносната мрежа. При ваквите планирања на паметните мрежи, сепак во основа повторно се користат и традиционалните техники за оптимизација, како што е заклучено во [99] каде е направен детален преглед на техниките кои се користат во литературата. Планирање на проширувањето на преносните мрежи во Египет е направено во [100], имајќи го предвид долгорочното предвидување на потрошувачката на електрична енергија и со помош на оптимизација. Слично, анализа за развојот на интегрираните преносни мрежи во регионот на Југоисточна Европа е направена во [101].

Се поголемиот продор на дистрибуираните обновливи извори на енергија, секако дека има голем удел врз преносната мрежа, па според тоа, различни истражувања се направени во литературата и од тој аспект. Така, во [102] главниот фокус е ставен на анализата на влијанието на зголеменото производство на електрична енергија од ветерни и сончеви центри во Централна Европа. Во [103], пак, во самата оптимизација за планирање на развојот на преносната мрежа предвид е земено и зголемувањето на учеството на обновливите извори. Од друга страна, во [104] е направена анализа на влијанието на зголемувањето на капацитетот на мрежата врз производството на електрична енергија, вклучувајќи го и производството од обновливите извори на енергија.

Стабилноста и ранливоста на преносната мрежа е исто така важен аспект, кој мора да биде вклучен во анализите. Притоа, на мрежата може да се гледа како на комплексна мрежа и да се анализира самата статичка топологија на истата, како што е направено во [105] за IEEE 118 системот и во [106,107] (каде еден од авторите на трудовите е и кандидатот на овој докторски труд). Меѓутоа, анализата на влијанието на паѓањето на поединечни елементи врз останатиот дел од системот, бара модел за анализа на последователни падови. Последователен пад во еден систем настанува кога паѓањето на една компонента предизвикува односно повлекува паѓање и на други компоненти. Доколку се работи за електроенергетски систем, ваквата појава може да предизвика големи падови (“blackouts”), што значи недостаток на електрична енергија за огромен број на луѓе и што во денешно време повлекува огромни негативни последици. Моделирањето на оваа појава е комплексно и во литературата може да се сретнат огромен број на методи за моделирање и симулација на последователни падови, вклучувајќи различни компромиси за моделирање на овој феномен, различни детали и апроксимации и различни техники.

Неколку генерални модели на последователни падови кај електроенергетски системи ќе бидат споменати во продолжение. Според авторите во [108], последователните

падови настануваат во период помал од еден ден, а развојот на електроенергетските системи е многу побавно и разумно е да се анализира фиксен систем за време на одвивањето на одреден последователен пад (каскада). Поради тоа, во [108] е развиен модел наречен CASCADE кој претставува аналитички поедноставен веројатносен модел за последователни падови. Иако овој модел опфаќа некои карактеристики на последователен пад кој е резултат на оптеретеноста на системот, колку овој модел соодветствува со комплексноста на падовите во реален систем останува да биде утврдено. Модел на “blackouts” во електроенергетски систем со помош на DC проток и стандардна оптимизација на производствените капацитети со линеарно програмирање е предложен во [109]. Универзитетот од Манчестер има развиено AC “blackout” модел кој вклучува неколку интеракции на последователните падови, вклучувајќи каскада при пад на преносна линија (далновод), хеуристичко претставување на нестабилноста на производствените капацитети, намалување на побарувачката на електрична енергија, повторна распределба на активните и реактивните ресурси по прекин и итно намалување на потрошувачката за да се избегне комплетен пад на системот поради пад на напонот [110], [111]. Во [112] се симулирани и анализирани последователни падови со помош на програмата за проценка на надежноста TRELSS (Transmission Reliability Evaluation of Large-Scale Systems) развиен од Electric Power Research Institute (EPRI). Сите овие модели не ја земаат предвид динамичката еволуција на системот. Модел којшто ја вклучува надежноста на системот заедно со неговиот развој е ОПА моделот [113–116], развиен од Oak Ridge National Laboratory, Power Systems Engineering Research Center at the University of Wisconsin and University of Alaska. Постојат и одредени надградби на овој модел. Распределбата, автоматизацијата и релејната заштита се подетално земени предвид во [117] и [118], AC наместо DC проток на моќностите е вклучен во [119], анализа на стабилноста на напонот е вклучена во [120], додека во [116] е додаден (n-1) критериумот при надградба на системот.

Бидејќи сите претходно споменати модели не ја земаат предвид еволуцијата на системот, освен ОПА моделот, со помош на овој модел во [121] (каде прв автор е и кандидатот на овој докторски труд) се анализирани динамичкиот развој на преносната мрежа на Југоисточна Европа и нејзината надежност. Всушност, последователните падови се истражувани така што се земат предвид два аспекти од бавната еволуција на системот: зголемувањето на оптеретеноста на мрежата поради зголемувањето на потрошувачката на електрична енергија и намалувањето на оптеретеноста на системот поради надградба и подобрување на системот кои настануваат како резултат на реални или симулирани падови. Сепак, како основа на овој модел се користи DC модел за тековите на моќности.

При планирањето и анализата на развојот и стабилноста на преносните мрежи, не само зголемувањето на потрошувачката на електрична енергија и драстичното зголемување на учеството на обновливи извори на енергија доведува до потребата за проширување на мрежата. Појавата на отворените пазари на електрична енергија и нивната интеграција се процеси кои исто така имаат голема улога и се дел од трансформацијата која се случува на електроенергетските системи. Притоа, пристапот до отворен пазар на електрична енергија, како и можноста за интеграција на сите земји во Европа во еден таков пазар е една од главните цели на Европската унија. Покрај

ова, Балканските земји, кои се членки на Енергетската заедница (ЕЗ) познати како земјите од Западен Балкан 6 (WB6), потпишаа договор со кој тие се обврзаа да спроведат сет на т.н. меки мерки со цел да постигнат интеграција на ден однапред пазарот на електрична енергија како и прекугранична соработка за балансирање. Оттука, потребно е мрежата за пренос на електрична енергија соодветно да се развива кон регионална интеграција, главно преку зајакнување на капацитетот на прекуграничните линии, така што целиот регион може да функционира како единствен систем.

Главната цел на овој труд е да се анализира кој од проектите за преносната мрежа на електрична енергија предложен на Енергетска Заедница, главно изградба на прекугранични преносни линии, се најважните и се од најголем приоритет за изградба. Поради тоа, беа развиени AC и DC модели на електроенергетската преносна мрежа кои ги симулираат тековите на моќности во преносната мрежа во земјите на Енергетска Заедница (со исклучок на Украина), како и нивните соседни земји.

Главните индикатори врз основа на кои беа оценети предложените проекти вклучуваат: промени во загубите во пренос, промени во неиспорачаната енергија (анг. Energy Not Supplied - ENS) и промени во нето преносен капацитет (анг. Net Transfer Capacity-NTC), кои се користат како стандардни индикатори при анализа на преносна мрежа. Сите овие индикатори се пресметани со користење на две методологии – „Стави еден по еден“ (анг. Put IN one at a Time – PINT) и „Извади еден по еден“ (анг. Take Out One at a Time-TOOT). PINT методологијата подразбира дека се анализираат промените на индикаторите при ставањето на секој од проектите на состојба на мрежата без ниту еден проект. Од друга страна TOOT методологијата подразбира дека сите проекти се ставени во мрежата и промените на индикаторите се пресметуваат при вадење на секој од проектите поединечно од системот. Сите овие анализи се направени за годините 2020, 2025 и 2030.

За да се пресметаат загубите, се користи AC модел на текови на моќност, каде годишните загуби на моќност се пресметуваат со користење на часовната распределба на побарувачката на електрична енергија по јазол, како и производство на електрична енергија по јазол што ги задоволува соодветните побарувања, земајќи ги предвид ограничувања за минималниот и максималниот капацитет за производство на електрична енергија во секој јазол. Вредноста на ENS е пресметана со користење на веројатносна симулација користејќи го методот на Монте Карло, кој во себе користи и модел на линеарна оптимизација за наоѓање на максималното производство во случај кога мрежата има ограничен капацитет. NTC се пресметува како проблем на линеарно програмирање. Се зголемува моќноста на генераторите во една област, а истовремено се намалува моќноста на генераторите во друга област, се додека не се достигнат ограничувањата (максимален тек на моќност на одредена линија или максимален капацитет на генератор). За пресметувањето на ENS и NTC користен е DC модел на текови на моќност.

Овој модел, како и целокупната анализа презентирани во оваа глава е дел од проектот за проценка на приоритетните проекти на Енергетската Заедница кои се во согласност со општите и специфичните критериуми дефинирани во адаптираната Регулатива

347/2013. Како резултат на моделот презентирани и резултатите добиени Енергетската Заедница ги креираше следните две листи на приоритетни проекти:

- Проекти од интерес на Енергетската Заедница (анг. Projects of Energy Community Interest - PECIs), која ги вклучува проектите кои се заеднички за минимум две земји членки на Енергетската Заедница;
- Проекти од взаемен интерес (анг. Projects of Mutual Interest - PMIs), која ги вклучува заедничките проекти за минимум една земја членка на Енергетската Заедница и минимум една земја членка на Европска Унија.

Структурата на оваа глава е следна. Прво е даден краток опис на моделот којшто е развиен, односно описот на AC и DC моделот на текови на моќности за земјите членки на Енергетска Заедница, како и на дел од соседните земји. Врз основа на овој модел, потенцијалните проекти за развој на преносната мрежа се евалуирани. Евалуацијата е направена на основа на три индикатори кои се објаснети во понатамошниот тек на докторската дисертација и тие ги вклучуваат: промената во загубите во преносот, промена во неиспорачаната енергија и промена во нето преносниот капацитет. Во следниот дел се објаснети влезните податоци кои се користат за моделирање на мрежата, како и проектите кои се анализирани. На крајот на главата се презентирани главните резултати.

4.1 Опис на моделот

Во оваа глава од докторскиот труд е опишан моделот кој е развиен за преносната мрежа на електричната енергија за земјите од Енергетската Заедница (анг. Energy Community Electricity Transmission) - EC-ET за да се симулираат тековите на моќности во преносната мрежа во земјите на Енергетската заедница, но исто така ги опфаќа и соседните земји на Енергетска Заедница. Всушност, моделот EC-ET ги вклучува следните земји: Албанија, Босна и Херцеговина, Бугарија, Хрватска, Грција, Косово, Република Македонија, Македонија, Молдавија, Црна Гора, Романија, Србија, Словенија и Турција (Слика 58).

Моделот EC-ET е развиен во Matpower, кој е пакет на Matlab® М-датотеки наменет за решавање на проблеми поврзани со тековите на моќност и оптимални проблеми со тековите на моќност. Matpower е дизајниран за да дава најдобри перформанси, истовремено задржувајќи го кодот едноставно за разбирање и менување.

Пресметките за тековите на моќност за статички режим на работа во електроенергетските системи се најчесто изведените рутини како самостојна апликација, но исто така како и дел од посложените процедури за оптимизација. Притоа, во овој докторски труд е презентирани и "точниот" AC модел на текови на моќност, но и „приближниот“ DC модел на текови на моќност. Иако, AC моделот беше направен за преносната мрежа на Југоисточна Европа, предностите на DC моделот беа исто така големи и искористени за дел од анализите. Главните предности на DC моделот вклучуваат: не-итеративни, сигурни и единствени решенија, прифатлива точност за многу оптеретените гранки кои би можеле да го ограничат функционирањето на системот, минимални барања за податоци и едноставни и ефикасни процедури за оптимизација. Во исто време, неговата линеарност одговара

на економската теорија врз која се дизајнирани голем број пазари за електрична енергија - област која денес е од голем интерес.



Слика 58. Земји кои се опфатени со ЕС-ЕТ моделот

Понатаму, DC модел може да се користи за да се развие релација која директно ги поврзува тековите на моќности во гранката со излезите на моќноста на генераторите. Постапката се базира на добро позната матрица на дистрибутивните фактори на тековите на моќност (анг. Power Transfer Distribution Factor- PTDF) чија што големина може да се намали. Редукцијата на големината на матрицата е во двете насоки:

1. намалување на бројот на колони како резултат на елиминација на колоните за јазлите со фиксна инјектирана моќност, и
2. редукција на редовите со изоставување на редовите за гранките кои немаат ограничување на тековите на моќноста.

Компактната (намалена) големина на PTDF матрицата овозможува забрзано решавање на проблемите од оптимизација со што се заштедува големо процесирачко време и перформанси. Бројот на променливи во процесот на оптимизацијата е намален и е еднаков на бројот на генератори (многу помалку од бројот на јазли). Дополнително, намален е и бројот на ограничувања. На пример, во случајот кога се прават пресметки за TTC, димензиите на PTDF матрицата за систем со 3279 гранки и 2764 јазли од големина 3279×2764 може да се намали до големина 4×11 , што ја прикажува огромната редукција на големината на проблемот.

На поставените AC и DC модели на текови на моќности, во докторскиот труд се презентирани пресметки на следните три индикатори:

- Промени во загубите во преносот
- Промени во неиспорачаната енергија (ENS)
- Промени во нето преносниот капацитет (NTC)

4.1.1 Промена во загубите во преносот

DC моделот за текови на моќност не ги зема предвид загубите на енергија. Сепак, загубите може да бидат добро пресметани со користење на следната равенка:

$$\Delta P \approx \sum_{i=1}^{N_b} R_i \frac{P_i^2}{\cos^2 \varphi_i \cdot U_i^2} \quad (45)$$

Каде што сите величини се поврзани со гранката i и тоа: R_i е отпорност на гранката, P_i е активниот тек на моќност, $\cos \varphi_i$ - фактор на моќност на гранката и U_i - напон на испраќачкиот јазол во гранката. Во отсуство на поточни податоци, можеме да се користи $\cos \varphi_i = 0.95 \div 1$ и да се постави $U_i = 1$ pu. Бројот на гранки е N_b .

Во ситуации кога е достапен AC моделот и кога тој конвергира, истиот може да се искористи за директно пресметување на загубите.

Во докторскиот труд за пресметување на промените во загубите во преносната мрежа се користи AC моделот за текови на моќност, од каде што загубите директно се пресметуваат.

За пресметка на годишните загуби на електрична енергија, моделот ја користи часовната распределба на потрошувачката на електрична енергија во секој јазол како влез, а производството на електрична енергија е пропорционално прилагодено на таа потрошувача, земајќи ги предвид ограничувањата на минималниот и максималниот произведен капацитет на електрична енергија во секој јазол на производство.

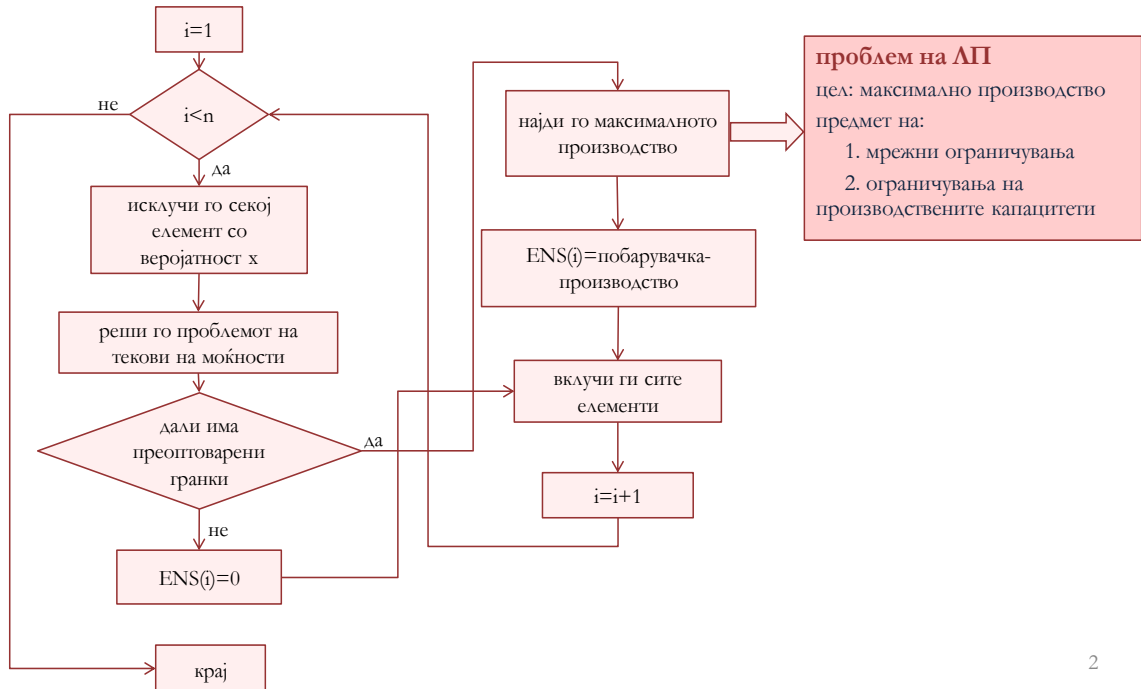
4.1.2 Промени во неиспорачаната енергија (промени во ENS)

Вредноста на ENS се пресметува со веројатносна симулација со користење на методот на Монте Карло. Овој пристап е избран бидејќи сите други детерминистички методи бараат дефинирање на многу голем број на непредвидени случаи со еден или повеќе испади на генератори и/или гранки, така што основниот модел е крајно тешко да се реши. Симулацијата со Монте Карло се состои од повторувања на следните три главни чекори (Слика 59):

- 1) се дефинира состојбата на секој елемент во системот со оглед на неговата специфична крива на веројатност за испад, со користење на генератор на случајни броеви,
- 2) се проверува дали има недостаток на електрична енергија така што се решава проблемот со текови на моќност и се проверува дали има преоптоварени гранки,
- 3) во случај на откриени проблеми во чекор 2, моделот прави оптимизација на работењето на електроенергетскиот систем така што ќе се постигне минимум недостаток на електрична енергија.

Овој проблем е проблем на линеарно програмирање, каде што целта е да се зголеми производството на енергија, земајќи ги предвид ограничувањата на гранките во поглед на тековите на моќност. Ако максималното можно производство на електрична енергија е помало од побарувачката за енергија, тогаш се случува одредено количество на енергија да не се испорача. Во тој случај ENS се пресметува како разлика на двете (побарувачка и производство). Во овој пристап недостатокот на енергија е пропорционално распределен на сите јазли на потрошувачи во системот. Наместо подеднакво намалување на потрошувачката кај сите јазли на потрошувачи може да се направи локализирано намалување на потрошувачката со цел да се избегне преоптоварување на гранките и со самото тоа да се задоволат потребите со достапното производство на електрична енергија. Сепак, за да се реализира оваа цел потребно е да се има листа на приоритети за тоа каде и колку да се намали потрошувачката и тоа за сите потрошувачи во системот. Овој список обично е недостапен.

Кога се симулира работата на системот голем број на пати со различни случајно дефинирани состојби, испади на генератор/гранка, а притоа следејќи ги нивните специфични веројатности, се добиваат големи количини на резултати кои се користат за статистичка анализа. Очекуваната вредност на ENS едноставно е просечната вредност од сите вредности за ENS пресметани со симулацијата на Монте Карло методот. Понатаму, може да се пресметаат дополнителни индикатори, како што се стандардно отстапување на ENS и неговата функција на дистрибуција на веројатност. Со цел да се добие годишна вредност на ENS, просечната ENS вредност се множи со просечно годишно времетраење на прекини во системот.



Слика 59. Алгоритам за пресметување на ENS

4.1.3 Промени во нето преносниот капацитет (NTC)

Преносен капацитет на електроенергетскиот систем е способноста да се овозможи активно пренесување на моќност од една област во друга преку сите преносни гранки

помеѓу тие области. Вкупниот капацитет за пренос (анг. Total Transfer Capacity-TTC) е максималната моќност на пренос од една во друга област.

Преносните капацитети се проценуваат преку пресметки кои ги врши секој оператор на преносниот систем (ОПС) за сопствената мрежна област, почнувајќи од една дадена работна состојба на целиот меѓусебно поврзан систем. Со цел да се координираат пресметките на индивидуалните оператори за пренос, организацијата на Европска мрежа на операторите на преносните системи (анг. European Network of Transmission System Operators for Electricity – ENTSO-E) разви постапка за утврдување на показателите на преносните можности. Според тоа, пресметката треба да се базира на најсигурни влезни податоци што се разменуваат помеѓу операторите на пренос, со цел да се користи истото референтно сценарио, односно истата првична работна состојба на целата преносна мрежа.

Проценката на преносните можности се врши преку пресметки на тековите на моќности, обично со користење на DC моделот. Првичната размена на енергија, во референтното сценарио, помеѓу две меѓусебно поврзани области или електроенергетски системи се нарекува размена во основен случај (анг. Base Case Exchange-BCE). Дополнителната количина на моќност во однос на размената во основниот случај, која може постојано да се разменува од една област во друга, обезбедувајќи безбедно функционирање на двете меѓусебно поврзани области, претставува вредност ΔE . Вкупниот преносен капацитет се пресметува како збир на оваа вредност ΔE и размената во основниот случај.

Всушност, кога се пресметува максималната моќност која може да се пренесе од една област во друга, се користи следната постапка: моќта на генераторите во првата област се зголемува за одредена вредност (извозна област), а во исто време моќноста на генераторите во другата област се намалува за иста вредност (област за увоз). Моќта на генераторите се зголемува/намалува сè додека преносната мрежа не е преоптоварена до тој степен што тековите на моќност во некои од линиите не го постигнат нивниот максимален капацитет. Оваа постапка може да се сопре во одредени случаи пред преносната мрежа да стане преоптоварена, и тоа ако генераторите на кои им се зголемува моќноста го постигнат својот максимален капацитет.

Вообичаено, при оперирањето на електроенергетскиот систем се остава одредена резерва на капацитетите на генераторите и преносните линии за да се изврши регулација на фреквенцијата на системот и да се покријат несигурностите во анализите на состојбата на електроенергетскиот систем. Несигурностите обично се последица на неточности во мерењата и предвидувањата на влезните податоци, како и на поедноставените пресметки на текови на моќности. Како резултат на ова, вредноста на TTC е намалена за одредена сума наречена Маргина на преносна сигурност (анг. Transmission Reliability Margin-TRM), а резултатот е нето преносен капацитет (NTC):

$$NTC = TTC - TRM \quad (46)$$

Вредноста на TRM се одредува од страна на операторот на пренос на најпогоден начин за неговиот електроенергетски систем. Обично, вредноста на TRM е околу 10% од вредноста на TTC, иако постојат случаи каде што TRM е константна вредност која не зависи од TTC [122].

NTC вредноста исто така треба да се пресмета користејќи ги N-1 анализите, што значи дека истата постапка треба да се повтори N пати, преку елиминирање на секој еден елемент од системот во дадено време. Конечниот NTC ќе биде избран како најниската вредност на сите пресметани NTC.

Алгоритамот по кој е направена пресметката на NTC во овој докторски труд е дадена на Слика 60.

Понатаму, може да се пресмета минимален и максимален нето преносен капацитет. Минималниот NTC се добива кога се разгледуваат само две земји од кои, едната е земја која увезува а другата е земја која извезува. Од друга страна, поголема NTC вредност може да се пресмета кога има повеќе од една земја во областа за извоз, или максималната вредност на NTC може да се добие кога сите други земји, освен онаа што е во областа за увоз, се наоѓаат во областа за извоз.

Проблем на линеарно програмирање
 Функција на цел: максимизација на производството во земја 1
 Предмет на следните ограничувања:

1. Вкупното производство од референтното сценарио = вкупното производство во NTC сценариото (при зголемување/намалување на производството во една од земјите)
2. Мрежни ограничувања
3. Ограничување на капацитетот на производните единици

N-1 критериум

Слика 60. Алгоритам за пресметување на NTC

За секој од трите показатели, се применети двете методологии: PINT и TOOT. Мрежниот модел е прилагоден така што при вклучување или исклучување на одреден проект во даден момент, сите елементи поврзани со тој проект се соодветно конфигурирани (вклучени или исклучени) во мрежата.

4.2 Влезни податоци

Како основа за мрежното моделирање беа користени податоци од проектот SECI (анг. South East European Cooperative Initiative) за земјите од Југоисточна Европа, а исто така за Молдавија користени се и податоците од проектот за развојот на преносната мрежа во Молдавија. Податоците за земјите од Југоисточна Европа опфаќаат три планирани години 2020, 2025 и 2030 година, додека податоците за Молдавија ги вклучуваат годините 2020 и 2025 година. За сите земји како основа за анализите користена е една карактеристична состојба, максимална потрошувачка за време на зимскиот период. Двата модели и тоа на земјите од Југоисточна Европа и Молдавија беа споени за трите анализирани години. Сите проблеми што се случуваат во текот на овој процес беа надминати, така што интегрираните модели конвергираа и со користење на DC и AC моделот на текови на моќности. При интеграцијата во 2030 година за Молдавија беа користени податоци за 2025 за Молдавија, поради недостаток на податоци за 2030 година.

ЕС-ЕТ моделот го опфаќа напонското ниво од 110 kV па нагоре за сите анализирани земји со исклучок на Црна Гора и Словенија, за кои беа достапни само податоци за напонско ниво од 220 kV и нагоре.

За производство на електрична енергија, односно карактеристиките на производните капацитети за трите анализирани години, повторно беа користени податоците од проектите SECI и Молдавија.

Во поглед на влезните податоци за побарувачката за електрична енергија, користени се годишни проекции за 2020, 2025 и 2030 година од Табела 7. За да се пресметаат загубите на часовно ниво во текот на целата година, во моделот ЕС-ЕТ, користени се податоците за часовната распределба на вкупната годишна потрошувачка од [123] за сите земји освен за Турција, за која беа користени податоците од [124] и Молдавија за кои се користеа податоците од МАРКАЛ. Понатаму, според распределбата на потрошувачката по јазол во карактеристичниот период (максимално потрошувачка за време на зимскиот период), направена е пресметка на потрошувачката по јазол за секој час, земајќи ја предвид потрошувачката за секоја земја на часовно ниво (Табела 7).

Табела 7. Прогнозирана потрошувачка на електрична енергија во земјите од ЕЗ (GWh) [7]

	2015	2020	2025	2030
AL	7 842	9 163	10 704	12 399
BA	12 606	13 000	14 000	15 000
KO*	5 570	6 318	9 216	10 484
ME	3 395	3 419	3 870	4 366
MD	5 861	6 567	7 357	8 243
MK	7 491	9 262	10 226	11 290
RS	37 735	36 648	38 600	40 845
UA_E	143 915	160 937	166 292	176 679
UA_W	4 429			

При пресметување на годишната неиспорачана електрична енергија, потребни се годишни просечни податоци за времетраењето на прекилот. Под претпоставка дека во системот има редувантни генератори на енергија, кои можат брзо да го компензираат недостатокот на електрична енергија кога има недостаток на производство на електрична енергија и земајќи ги предвид податоците од [125], во пресметките, како влезен податок за просечно годишно траење на прекилот во системот се користи 2.4 часа.

4.2.1 Анализирани проекти

Имињата на предложените проекти, низ кои држави поминуваат и кога се планира да започнат со работа се прикажани во Табела 8. Исто така, од страна на предложувачите на проектите дадена и индикативна вредност за НТС. Географските локации на предложените проекти се прикажана на Слика 61 и Слика 62. Потребно е да се нагласи дека прикажаните локации не ја отсликуваат детално реалната локација на проектот туку се за илустративни цели.

Табела 8. Листа на предложени проекти во земјите од ЕЗ и нејзините соседи [7]

	Име на проектот	NTC зголемување			Датум на започнување со работа
		Земја А	Земја Б	Капацитет	
EL_01	Transbalkan corridor phase 1	RO	RS	750	2018
		RS	RO	450	2018
		RS	ME	500	2023
		ME	RS	500	2023
		RS	BA	600	2023
		BA	RS	500	2023
EL_02	Transbalkan corridor phase 2, 400 kV OHL Bajina Basta Kraljevo 3	RS	RS	0	2027
EL_03	TransBalkan Electricity Corridor, Grid Section in Montenegro	ME	RS	1000	2020
		RS	ME	1100	2020
EL_04	Interconnection between Banja Luka (BA) and Lika (HR) with Internal lines between Brinje, Lika, Velebit and Konjsko (HR) including substations	BA	HR	504	2030
EL_05	Power Interconnection project between Balti (Moldova) and Suceava (Romania)	MD	RO	500	2025
EL_06	B2B station on OHL 400 kV Vulcanesti (MD) Issacea (RO) and new OHL Vulcanesti (MD) Chisinau (MD)	MD	RO	500	2022
EL_07	Power Interconnection project between Straseni (Moldova) and Iasi (Romania) with B2B in Straseni (MD)	MD	RO	500	2025
EL_08	Asynchronous Interconnection of ENTSOE and Ukrainian electricity network via 750 kV Khmelnytska NPP (Ukraine) – Rzeszow (Poland) overhead line connection, with HVDC link construction	UA	PL	600	2020
EL_09	400 kV Mukacheve (Ukraine) – V.Kapusany (Slovakia) OHL rehabilitation	UA	SK	700	2020
EL_10	750 kV Pivdenoukrainska NPP (Ukraine) – Isacceca (Romania) OHL rehabilitation and modernisation, with 400 kV Primorska – Isacceca OHL construction.	UA	RO	1000	2025

EL_12	400 kV interconnection Skopje 5 - New Kosovo	MK	KO*	200	2026
EL_13	400 kV Interconnection Bitola(MK)-Elbasan(AL)	MK	AL	1000	2019
		AL	MK	600	



Слика 61. Предложени проекти во земјите од Западен Балкан членки на Енергетската заедница плус Хрватска [7]



Слика 62. Предложени проекти во земјите од регионот на Црното море членки на Енергетската заедница и нивните соседи [7]

4.3 Резултати

Резултатите добиени од моделот на преносната мрежа (ЕС-ЕТ) вклучуваат презентација на промените со и без одреден проект по однос на три индикатори: загуби на енергија, неиспорачана енергија (ENS) и вкупен преносен капацитет (ГТС). За секој од овие индикатори презентирани се резултатите кои се добиени со користење на двете методологии (PINT и TOOT).

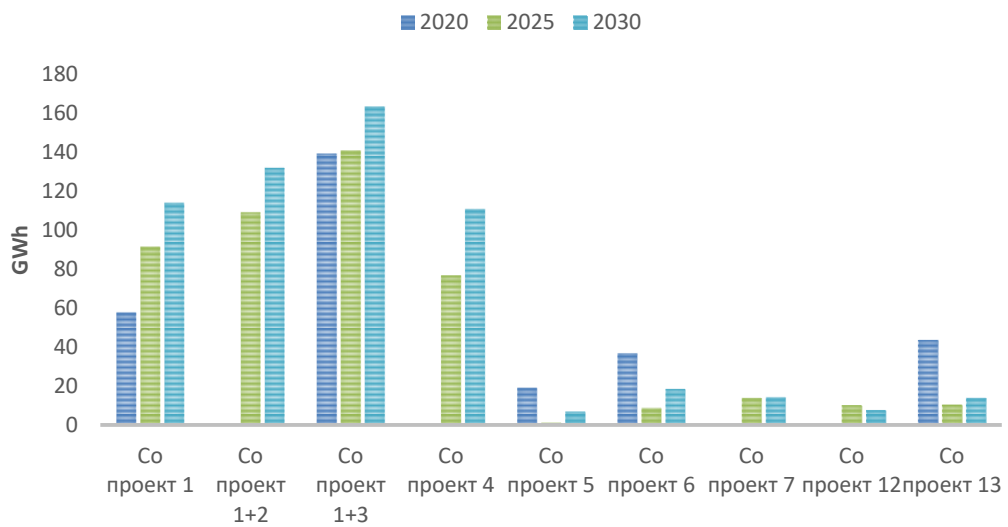
Користејќи го АС моделот за текови на моќности за анализираните земји, пресметани се загубите за секоја држава поединечно. На Слика 63 илустративно се прикажани вкупните загуби во преносните мрежи на секоја од анализираните земји во 2020 година. За да се види дали овој модел дава добри резултати, добиените резултати се споредени со реалните загуби во земјите од Енергетската Заедница. Споредбата покажа дека годишните загуби пресметани со помош на моделот се речиси идентични со реалните загуби со минимална разлика која изнесува од 1%-3%.



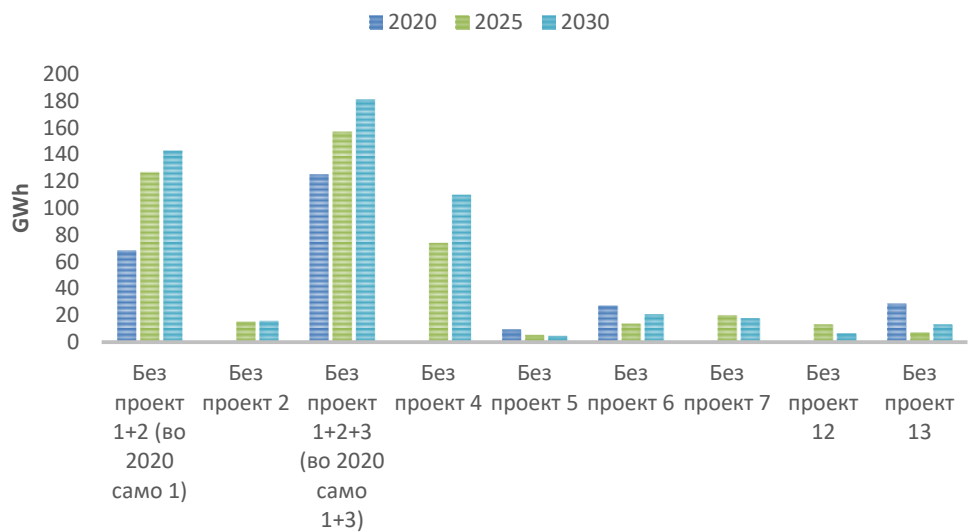
Слика 63. Илустративен приказ на вкупните загуби во преносните мрежи на секоја од анализираните земји во 2020 година

Затоа што проектите EL_02 и EL_03 зависат од проектот EL_01, при пресметувањето на загубите со PINT методологијата, тие се разгледувани заедно со проектот EL_01. Слично е при користењето на TOOT методологијата, креирани се сценаријата: без проектите EL_01 + EL_02, без проектот EL_02 и без проектите EL_01 + EL_02 + EL_03 за 2025 и 2030 година. Бидејќи проектот EL_02 не постои во 2020 година, за таа година креирани се сценаријата без проект EL_01 и без проектите EL_01 + EL_03.

Вкупните годишни промена во загубите на електрична енергија според PINT и TOOT методологиите за 2020, 2025 и 2030 година графички се претставени на Слика 64 и Слика 65. Според PINT методологијата (Слика 64) најголемото намалување може да се постигне со комбинација на проектите EL_01 + EL_03 (околу 160 GWh во 2030 година), проследено со комбинација на проектите EL_01 + EL_02 (околу 130 GWh во 2030 година), проектот EL_01 (околу 114 GWh Во 2030 година) и проектот EL_04 (околу 110 GWh во 2030 година). Секој од другите проекти има намалување помало од 20 GWh. Бројките се слични и при користењето на TOOT методологијата (Слика 65). Направена е споредба со десетгодишниот план (TYNDP) на ENTSO-E 2014 [126] и се покажа дека рангирањето дадено во овој извештај кореспондира со рангирањето на TYNDP 2014 (за проектите што постојат во двата извештаи).



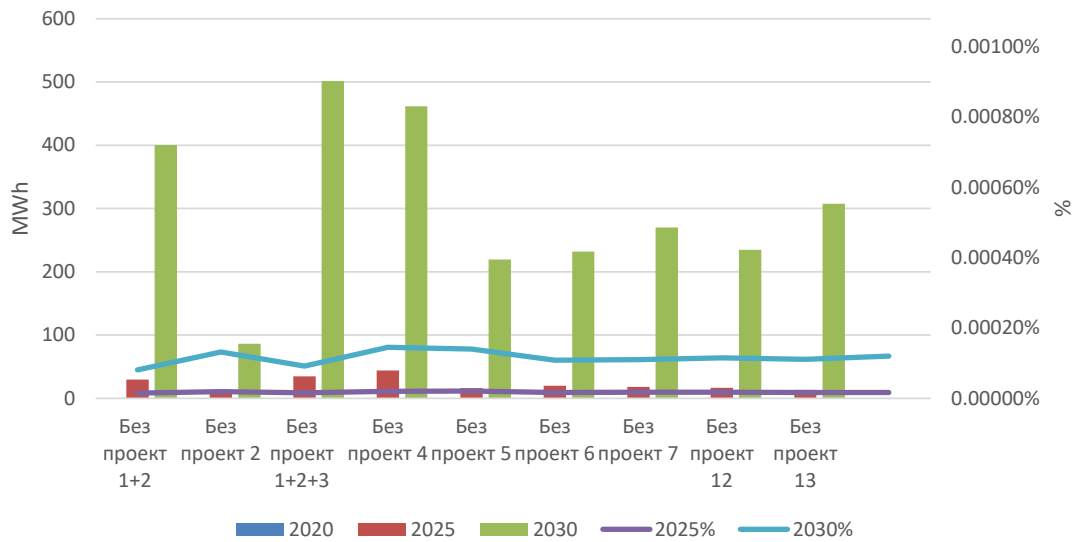
Слика 64. Намалување на загубите при пренос на електрична енергија (PINT методологија)



Слика 65. Намалување на загубите при пренос на електрична енергија (TOOT методологија)

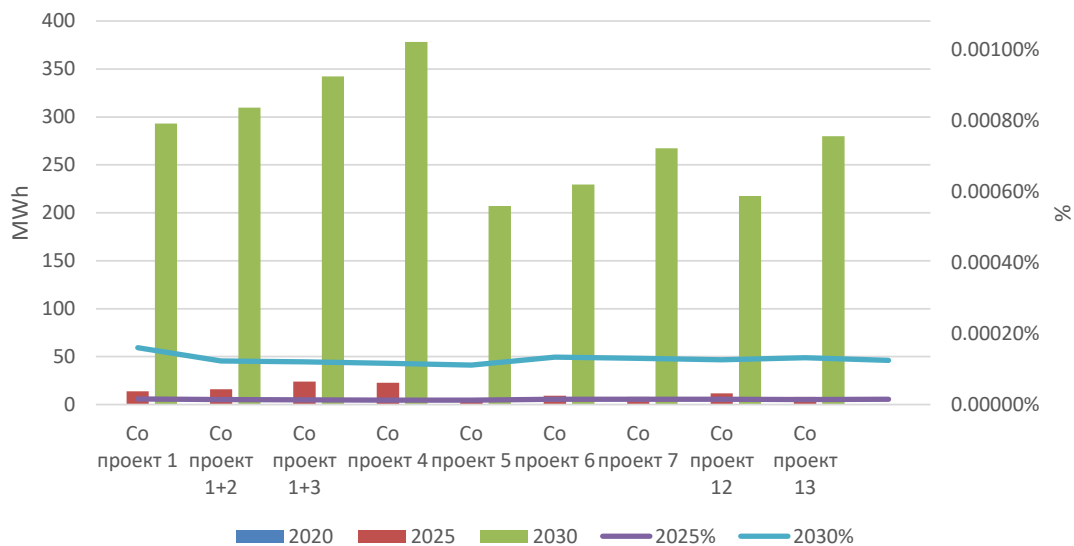
Во однос на резултатите за промените во неиспорачаната енергија - ENS (Слика 66 и Слика 67) покажано е дека проектите имаат многу мали ефекти врз вредноста на ENS, што не е за изненадување земајќи го предвид фактот дека анализираната мрежа (Енергетска заедница + соседни држави) е доста компактна. Слика 66 и Слика 67 ги прикажуваат ефектите од воведувањето на новите проекти во однос на ENS во MWh, а исто така прикажан е и процентот во однос на годишната потрошувачка во земјите на Енергетска Заедница.

Во 2020 година нема никаква промена во неиспорачаната енергија и при користење на двете методологии. Сепак, резултатите за 2025 и 2030 година покажуваат одредено количество на неиспорачана енергија и тоа со максимална вредност од околу 1250 MWh, во случај без ниту еден проект (со користење на PINT методологија) и околу 1130 MWh во случајот без проекти EL_01 + EL_02 + EL_03 (користејќи ја TOOT методологија). Сепак, ако се споредат со годишната побарувачка на енергија (Табела 7), вредностите на ENS се помалку од 0.0002% во сите случаи.



Слика 66. Промени во неиспорачаната енергија (PINT методологија)

Во однос на резултатите за нето преносниот капацитет помеѓу системите на соодветните земји кои се вклучени во анализата на секој од проектите со помош на двете методологии PINT и TOOT во главно за повеќето од проектите се добиени вредности кои се многу слични на оние коишто самите систем оператори што ги предложиле проектите ги приложиле. Податоците коишто се добиени од систем операторите се дадени во Табела 8. Според тоа, со помош на овој модел, од страна на Европска Заедница беше донесен заклучок дека тие вредности може да се земат како релевантни во понатамошниот процес на евалуација на проектите.



Слика 67. Промени во неиспорачаната енергија (ГООТ методологија)

Глава
5

5 ЗАКЛУЧОК

Како заклучок од овој докторски труд може да се извлече дека се развиени и поставени модели кои опфаќаат неколку аспекти на паметните енергетски мрежи. Овие аспекти вклучуваат:

- Искористување на големиот број на дигитални информации за развој на паметни модели за планирање и предвидување базирани на современи и нови методи од областа на машинското учење;
- Развој на модели за оптимизација на дистрибуирани извори на енергија, со особено внимание на обновливите извори на енергија чие производство не може да се контролира;
- Развој на модели за оптимизација и управување на ресурсите на страната на потрошувачката на енергија;
- Развој на модели за планирањето на оптимален развој на електроенергетската преносна мрежа.

Во однос на првиот аспект, во докторскиот труд е развиен модел базиран на длабока мрежа на верување, во која во основа е поставен и модел на невронска мрежа и кој е применет во проблемот на краткорочно предвидување на потрошувачката и цената на електричната енергија. Предложениот модел е тестиран на податоците за потрошувачката на електрична енергија во Македонија за период од 7 години и на

податоците за цените на ден-однапред берзите во Бугарија, Србија и Хрватска. Резултатите добиени од моделот на длабока мрежа на верување се споредени со реалните податоци, како и со резултатите добиени само од невронската мрежа. Исто така, за потрошувачката на електрична енергија, резултатите се споредени со предвидувањата направени од страна на Македонскиот електропреносен систем оператор – МЕПСО. Од овој дел, следните заклучоци може да се извлечат:

- Средната апсолутна процентуална грешка (МАРЕ) на предвидувањата со длабока мрежа на верување е помала од минималната МАРЕ добиена со традиционална мрежа и во случајот на предвидување на потрошувачката и на цената на електрична енергија;
- За предвидување на потрошувачката на електрична енергија, има подобрување на МАРЕ за 8.6% со користење на ДМВ во споредба со предвидувањето презентирани од страна на МЕПСО;
- Предвидувањето на потрошувачката на корисниците директно поврзани на дистрибутивната мрежа е многу попрецизно отколку предвидувањето на потрошувачката на големите индустриски компании кои се директно поврзани на преносната мрежа;
- Резултатите ги покажуваат критичните периоди од денот и денови во неделата за предвидување на потрошувачката и цената на електрична енергија;
- Цената на берзата во Бугарија е најнепредвидлива, додека цените на берзата на Српската берза е најпредвидлива од трите анализирани берзи.

Во однос на вториот аспект на паметните мрежи, во докторскиот труд е дефиниран оптимизационен модел кој вклучува модели за производство на електрична енергија од променливи обновливи извори на енергија кои зависат од метеоролошки податоци. Како студија на случај се анализира македонскиот електроенергетски систем. Овој модел го покажува оптималниот сооднос на обновливите извори на енергија во електроенергетскиот систем. Дополнително, со користење на овој модел може да се пресмета потребниот инсталиран капацитет за складирање и балансирање на електрична енергија во секоја од разгледаните сценарија, што може да го намали вишокот и недостатокот на производство на електрична енергија до нула.

Од аспект на оптимално планирање на потрошувачката на енергија, во докторскиот труд е поставен модел со кој се испитуваат можностите за заштеда на енергија која се користи за греење во секторот згради. Моделот вклучува нестационарен модел за пренос на топлина, кој е вграден во оптимизационен модел и кој вклучува моделирање на метеоролошките услови и е применет на типичен стан со локација во Скопје, Македонија. Како резултат овој модел ги дава информациите за потребен инсталиран капацитет, оптималната изолација како и најсоодветната технологија за греење со која ќе се овозможи најголема заштеда на енергија.

Последниот аспект анализиран во овој докторски труд е електроенергетската преносна мрежа. За таа цел, развиен е детален модел на преносните мрежи на земјите членки на Енергетската Заедница, како и на дел од системите на соседните земји. Придобивките од добиените резултати од овој модел се двострани. Имено, од една страна, се издвоени проектите кои се најприоритетни проекти врз основа на нивното влијание на намалувањето на загубите и намалувањето на ENS, како и врз нивниот

потенцијал за максимизирање на NTC помеѓу земјите. Од друга страна, како методолошки придонес, се покажа дека развиениот модел може да се искористи за понатамошни анализи за влијанието на различните стратегии на страната на производство и потрошувачка на електрична енергија врз електроенергетската преносна мрежа во регионот.

Во иднина, сите овие развиени модели може да бидат искористени во моделирање на паметни енергетски системи во кои поединечните паметни мрежи се комбинираат, координираат и се идентификува синергијата помеѓу нив со цел да се постигне оптимално решение за секој индивидуален сектор, како и за целокупниот енергетски систем.

6 РЕФЕРЕНЦИ

- [1] National Academy of Engineering. The Bridge. vol. 39. 2000.
- [2] Dedinec A, Filiposka S, Dedinec A, Kocarev L. Deep belief network based electricity load forecasting: An analysis of Macedonian case. *Energy* 2016;1–13. doi:10.1016/j.energy.2016.07.090.
- [3] Kanevce G, Dedinec A, Dedinec A, Kanevce L. Long-term predictions of the energy development - possibilities and challenges. *Therm Sci* 2016;20:69–75. doi:10.2298/TSCI160126017K.
- [4] Dedinec A, Dedinec A. Electricity price forecasting of the South East European power exchanges. 7th Int Conf Inf Soc Technol ICIST 2017 2017:33–7.
- [5] Dedinec A, Tomovski I, Kocarev L. Optimization Model for Variable Renewable Energy Sources Generation: Macedonian Case Study. *Contemp Mater (Renewable Energy Sources)* 2015;VI:204–12. doi:10.7251/COMEN1502207D.
- [6] Dedinec A, Dedinec A, Markovska N. Optimization of heat saving in buildings using unsteady heat transfer model. *Therm Sci* 2015;19:881–92. doi:10.2298/TSCI140917037D.
- [7] REKK, Dnv GL, RCESD-MASA. Final report on Assessment of the candidate Projects of Energy Community Interest (PECI) and Projects for Mutual Interest (PMI). 2016.
- [8] Dedinec AK, Dedinec AG, Taseska-Gjorgievska V, Todorovski M, Markovska N. Power grid development towards regional integration, Conference on Energy

- Planning and Modelling of Energy Systems (EP&MES), Zagreb, 2016.
- [9] Friedrich L, Afshari A. Short-term Forecasting of the Abu Dhabi Electricity Load Using Multiple Weather Variables. *Energy Procedia* 2015;75:3014–26. doi:10.1016/j.egypro.2015.07.616.
- [10] Loulou R, Goldstein G, Noble K. Documentation for the MARKAL Family of Models 2004:1–389. doi:http://www.iea-etsap.org/web/MrklDoc-I_StdMARKAL.pdf.
- [11] Victor N, Nichols C, Balash P. The impacts of shale gas supply and climate policies on energy security: The U.S. energy system analysis based on MARKAL model. *Energy Strateg Rev* 2014;5:26–41. doi:10.1016/j.esr.2014.10.008.
- [12] Dedinec A, Taseska-Gjorgievska V, Markovska N, Pop-Jordanov J, Kanevce G, Goldstein G, et al. Low emissions development pathways of the Macedonian energy sector. *Renew Sustain Energy Rev* 2016;53:1202–11. doi:10.1016/j.rser.2015.09.044.
- [13] Connolly D, Lund H, Mathiesen BV, Werner S, Möller B, Persson U, et al. Heat Roadmap Europe: Combining district heating with heat savings to decarbonise the EU energy system. *Energy Policy* 2014;65:475–89. doi:10.1016/j.enpol.2013.10.035.
- [14] Fernandes L, Ferreira P. Renewable energy scenarios in the Portuguese electricity system. *Energy* 2014;69:51–7. doi:10.1016/j.energy.2014.02.098.
- [15] Huang Y, Bor YJ, Peng CY. The long-term forecast of Taiwan's energy supply and demand: LEAP model application. *Energy Policy* 2011;39:6790–803. doi:10.1016/j.enpol.2010.10.023.
- [16] Xiong P, Dang Y, Yao T, Wang Z. Optimal modeling and forecasting of the energy consumption and production in China. *Energy* 2014;77:623–34. doi:10.1016/j.energy.2014.09.056.
- [17] Hamzacebi C, Es HA. Forecasting the annual electricity consumption of Turkey using an optimized grey model. *Energy* 2014;70:165–71. doi:10.1016/j.energy.2014.03.105.
- [18] Bianco V, Manca O, Nardini S, Minea AA. Analysis and forecasting of nonresidential electricity consumption in Romania. *Appl Energy* 2010;87:3584–90. doi:10.1016/j.apenergy.2010.05.018.
- [19] Bianco V, Manca O, Nardini S. Electricity consumption forecasting in Italy using linear regression models. *Energy* 2009;34:1413–21. doi:10.1016/j.energy.2009.06.034.
- [20] Ardakani FJ, Ardehali MM. Long-term electrical energy consumption forecasting for developing and developed economies based on different optimized models and historical data types. *Energy* 2014;65:452–61. doi:10.1016/j.energy.2013.12.031.
- [21] Kaytez F, Taplamacioglu MC, Cam E, Hardalac F. Forecasting electricity consumption: A comparison of regression analysis, neural networks and least squares support vector machines. *Int J Electr Power Energy Syst* 2015;67:431–8. doi:10.1016/j.ijepes.2014.12.036.
- [22] Kanevce G, Dedinec A, Dedinec A, Kanevce L. LONG-TERM PREDICTIONS OF THE ENERGY DEVELOPMENT Possibilities and Challenges. *Therm Sci* 2016;20:69–75. doi:10.2298/TSCI160126017K.
- [23] World Energy Statistics | World Energy Consumption & Stats n.d. <https://yearbook.enerdata.net/> (accessed November 18, 2015).
- [24] Raviv E, Bouwman KE, van Dijk D. Forecasting day-ahead electricity prices: Utilizing hourly prices. *Energy Econ* 2015;50:227–39. doi:10.1016/j.eneco.2015.05.014.

- [25] Keles D, Scelle J, Paraschiv F, Fichtner W. Extended forecast methods for day-ahead electricity spot prices applying artificial neural networks. *Appl Energy* 2016;162:218–30. doi:10.1016/j.apenergy.2015.09.087.
- [26] Deihimi A, Orang O, Showkati H. Short-term electric load and temperature forecasting using wavelet echo state networks with neural reconstruction. *Energy* 2013;57:382–401. doi:10.1016/j.energy.2013.06.007.
- [27] Dudek G. Pattern-based local linear regression models for short-term load forecasting. *Electr Power Syst Res* 2016;130:139–47. doi:10.1016/j.epsr.2015.09.001.
- [28] Lauret P, Fock E, Randrianarivony RN, Manicom-Ramsamy J-F. Bayesian neural network approach to short time load forecasting. *Energy Convers Manag* 2008;49:1156–66. doi:10.1016/j.enconman.2007.09.009.
- [29] Ziel F, Steinert R, Husmann S. Forecasting day ahead electricity spot prices : The impact of the EXAA to other European electricity markets. *Energy Econ* 2015;51:430–44. doi:10.1016/j.eneco.2015.08.005.
- [30] Girish GP. Spot electricity price forecasting in Indian electricity market using autoregressive-GARCH models. *Energy Strateg Rev* 2016;11–12:52–7. doi:10.1016/j.esr.2016.06.005.
- [31] Sandels C, Widén J, Nordström L, Andersson E. Day-Ahead Predictions of Electricity Consumption in a Swedish Office Building from Weather, Occupancy, and Temporal data. *Energy Build* 2015. doi:10.1016/j.enbuild.2015.08.052.
- [32] Kristiansen T. Electrical Power and Energy Systems A time series spot price forecast model for the Nord Pool market. *Int J Electr POWER ENERGY Syst* 2014;61:20–6. doi:10.1016/j.ijepes.2014.03.007.
- [33] Andrianesis P, Biskas P, Liberopoulos G. An overview of Greece ' s wholesale electricity market with emphasis on ancillary services. *Electr Power Syst Res* 2011;81:1631–42. doi:10.1016/j.epsr.2011.04.005.
- [34] Andersen FM, Larsen H V., Gaardestrup RB. Long term forecasting of hourly electricity consumption in local areas in Denmark. *Appl Energy* 2013;110:147–62. doi:10.1016/j.apenergy.2013.04.046.
- [35] Khwaja AS, Naeem M, Anpalagan A, Venetsanopoulos A, Venkatesh B. Improved short-term load forecasting using bagged neural networks. *Electr Power Syst Res* 2015;125:109–15. doi:10.1016/j.epsr.2015.03.027.
- [36] Tang N, Zhang D-J. Application of a Load Forecasting Model Based on Improved Grey Neural Network in the Smart Grid. *Energy Procedia* 2011;12:180–4. doi:10.1016/j.egypro.2011.10.025.
- [37] Ilic S, Vukmirovic S, Erdeljan A, Kulic F. Hybrid artificial neural network system for short-term load forecasting. *Therm Sci* 2012;16:215–24. doi:10.2298/TSCI120130073I.
- [38] Amber KP, Aslam MW, Hussain SK. Electricity consumption forecasting models for administration buildings of the UK higher education sector. *Energy Build* 2015;90:127–36. doi:10.1016/j.enbuild.2015.01.008.
- [39] Mahmoud TS, Habibi D, Hassan MY, Bass O. Modelling self-optimised short term load forecasting for medium voltage loads using tuning fuzzy systems and Artificial Neural Networks. *Energy Convers Manag* 2015;106:1396–408. doi:10.1016/j.enconman.2015.10.066.

- [40] Hernández L, Baladrón C, Aguiar JM, Carro B, Sánchez-Esguevillas A, Lloret J. Artificial neural networks for short-term load forecasting in microgrids environment. *Energy* 2014;75:252–64. doi:10.1016/j.energy.2014.07.065.
- [41] Hsiao Y-H. Household Electricity Demand Forecast Based on Context Information and User Daily Schedule Analysis From Meter Data. *IEEE Trans Ind Informatics* 2015;11:33–43. doi:10.1109/TII.2014.2363584.
- [42] Javed F, Arshad N, Wallin F, Vassileva I, Dahlquist E. Forecasting for demand response in smart grids: An analysis on use of anthropologic and structural data and short term multiple loads forecasting. *Appl Energy* 2012;96:150–60. doi:10.1016/j.apenergy.2012.02.027.
- [43] Qiu X, Zhang L, Ren Y, Suganthan PN. Ensemble Deep Learning for Regression and Time Series Forecasting. *Comput Intell Ensemble Learn (CIEL), 2014 IEEE Symp* 2014:1–6.
- [44] Hrasko R, Pacheco GC, Krohling RA. Time Series Prediction using Restricted Boltzmann Machines and Backpropagation. *Procedia Comput Sci* 2015;55:990–9. doi:10.1016/j.procs.2015.07.104.
- [45] Jovanović S, Savić S, Bojić M, Djordjević Z, Nikolić D. The impact of the mean daily air temperature change on electricity consumption. *Energy* 2015;88:604–9. doi:10.1016/j.energy.2015.06.001.
- [46] Badri a., Ameli Z, Birjandi AM. Application of Artificial Neural Networks and Fuzzy logic Methods for Short Term Load Forecasting. *Energy Procedia* 2012;14:1883–8. doi:10.1016/j.egypro.2011.12.1183.
- [47] Khan AR, Mahmood A, Safdar A, Khan ZA, Khan NA. Load forecasting, dynamic pricing and DSM in smart grid: A review. *Renew Sustain Energy Rev* 2016;54:1311–22. doi:10.1016/j.rser.2015.10.117.
- [48] Weron R. Electricity price forecasting : A review of the state-of-the-art with a look into the future. *Int J Forecast* 2014;30:1030–81. doi:10.1016/j.ijforecast.2014.08.008.
- [49] Goel A, Goel A. Regression Based Forecast of Electricity Demand of New Delhi. *Int J Sci Res Publ* 2014;4:1–7.
- [50] Huang SR. Short-term load forecasting using threshold autoregressive models. *Gener Transm Distrib IEE Proceedings-* 1997;144:477–81. doi:10.1049/ip-gtd:19971144.
- [51] Rao MSS, Soman SA, Menezes BL, Chawande P, Dipti P, Ghanshyam T. An Expert System Approach to Short Term Load Forecasting for Reliance Energy Limited, Mumbai. 2006 IEEE Power India Conf 2006:763–8. doi:10.1109/POWERI.2006.1632604.
- [52] Hsu C, Chen C. Regional load forecasting in Taiwan — applications of artificial neural networks. *Energy Convers Manag* 2003;44:1941–9. doi:10.1016/S0196-8904(02)00225-X.
- [53] Kuremoto T, Kimura S, Kobayashi K, Obayashi M. Time series forecasting using a deep belief network with restricted Boltzmann machines. *Neurocomputing* 2014;137:47–56. doi:10.1016/j.neucom.2013.03.047.
- [54] He W. Deep neural network based load forecast. *Comput Model New Technol* 2014;3:258–62.
- [55] Hinton GE, Osindero S, Teh YW. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Comput* 2006;18:1527–54. doi:10.1162/neco.2006.18.7.1527.

- [56] Hinton G. A Practical Guide to Training Restricted Boltzmann Machines n.d. <https://www.cs.toronto.edu/~hinton/absps/guideTR.pdf> (accessed November 25, 2015).
- [57] Bengio Y, Lamblin P, Popovici D, Larochelle H. Greedy Layer-Wise Training of Deep Networks. *Adv Neural Inf Process Syst* 19 2007:153–60.
- [58] Myers J, Well A, Lorch Jr R. *Research Design and Statistical Analysis*. Third. Routledge; 2010.
- [59] MEPSO (Electricity Transmission System Operator of Macedonia) n.d. <http://mepso.com.mk/en-us/Default.aspx> (accessed November 24, 2015).
- [60] Weather Underground - Weather History & Data Archive n.d. <http://www.wunderground.com/history/> (accessed November 24, 2015).
- [61] Independent Bulgarian Energy Exchange (IBEX) n.d.
- [62] Serbian Power Exchange (SEEPEX) n.d.
- [63] Croatian Power Exchange (CROPEX) n.d.
- [64] Rodríguez RA, Becker S, Andresen GB, Heide D, Greiner M. Transmission needs across a fully renewable European power system. *Renew Energy* 2014;63:467–76. doi:10.1016/j.renene.2013.10.005.
- [65] Mcginn D, Galán EM, Sawyer S, Sander M. INDUSTRY aSSOCIaTIONS INTERNaTIONal ORGaNISaTIONS. *Int Geotherm Assoc* n.d.
- [66] Lund H. Large-scale integration of optimal combinations of PV, wind and wave power into the electricity supply. *Renew Energy* 2006;31:503–15. doi:10.1016/j.renene.2005.04.008.
- [67] Heide D, von Bremen L, Greiner M, Hoffmann C, Speckmann M, Bofinger S. Seasonal optimal mix of wind and solar power in a future, highly renewable Europe. *Renew Energy* 2010;35:2483–9. doi:10.1016/j.renene.2010.03.012.
- [68] Rasmussen MG, Andresen GB, Greiner M. Storage and balancing synergies in a fully or highly renewable pan-European power system. *Energy Policy* 2012;51:642–51. doi:10.1016/j.enpol.2012.09.009.
- [69] Andresen GB, Rodriguez RA, Becker S, Greiner M. The potential for arbitrage of wind and solar surplus power in Denmark. *Energy* 2014;76:49–58. doi:10.1016/j.energy.2014.03.033.
- [70] Eichhammer W, Schlomann B, Rohde C. *Financing the Energy Efficient Transformation of the Building Sector in the EU*. 2012.
- [71] RCESD-MASA. *Program for Realization of the Energy Development Strategy in the Republic of Macedonia for the Period 2013-2017*. 2013.
- [72] Kaynakli O. A study on residential heating energy requirement and optimum insulation thickness. *Renew Energy* 2008;33:1164–72. doi:10.1016/j.renene.2007.07.001.
- [73] Daouas N. A study on optimum insulation thickness in walls and energy savings in Tunisian buildings based on analytical calculation of cooling and heating transmission loads. *Appl Energy* 2011;88:156–64. doi:10.1016/j.apenergy.2010.07.030.
- [74] Ozel M. Cost analysis for optimum thicknesses and environmental impacts of different insulation materials. *Energy Build* 2012;49:552–9.

- doi:10.1016/j.enbuild.2012.03.002.
- [75] Ozel M. Effect of wall orientation on the optimum insulation thickness by using a dynamic method. *Appl Energy* 2011;88:2429–35. doi:10.1016/j.apenergy.2011.01.049.
- [76] Pan D, Chan M, Deng S, Lin Z. The effects of external wall insulation thickness on annual cooling and heating energy uses under different climates. *Appl Energy* 2012;97:313–8. doi:10.1016/j.apenergy.2011.12.009.
- [77] Friess WA, Rakhshan K, Hendawi TA, Tajerzadeh S. Wall insulation measures for residential villas in Dubai: A case study in energy efficiency. *Energy Build* 2012;44:26–32. doi:10.1016/j.enbuild.2011.10.005.
- [78] Al-Sanea SA, Zedan MF. Improving thermal performance of building walls by optimizing insulation layer distribution and thickness for same thermal mass. *Appl Energy* 2011;88:3113–24. doi:10.1016/j.apenergy.2011.02.036.
- [79] Bond DEM, Clark WW, Kimber M. Configuring wall layers for improved insulation performance. *Appl Energy* 2013;112:235–45. doi:10.1016/j.apenergy.2013.06.024.
- [80] Bekkouche SMEA, Benouaz T, Cherier MK, Hamdani M, Yaiche RM, Khanniche R. Influence of building orientation on internal temperature in saharian climates, building located in ghardaia region (Algeria). *Therm Sci* 2013;17:349–64. doi:10.2298/TSCI110121112B.
- [81] Andjelković B V., Stojanović B V., Stojiljković MM, Janevski JN, Stojanović MB. Thermal mass impact on energy performance of a low, medium, and heavy mass building in Belgrade. *Therm Sci* 2013;16:447–59. doi:10.2298/TSCI120409182A.
- [82] Laban MD, Folić RJ. Energy efficiency of industrially made buildings influenced by thermal properties of facades. *Therm Sci* 2014;18:615–30. doi:10.2298/TSCI120417147L.
- [83] Energy Regulatory Commission of the Republic of Macedonia. Annual Report 2015. n.d.
- [84] Collares-Pereira M, Rabl A. The average distribution of solar radiation-correlations between diffuse and hemispherical and between daily and hourly insolation values. *Sol Energy* 1979;22:155–64. doi:10.1016/0038-092X(79)90100-2.
- [85] Chwieduk D. *Solar energy in buildings : thermal balance for efficient heating and cooling*. Academic Press; 2014.
- [86] А.Д. МЕПСО. МЕПСО А.Д. -Извештаи и Информации, Дневни информации n.d. <http://mepso.com.mk/ListanjeIzveshtai.aspx?categoryID=113> (accessed August 10, 2017).
- [87] NASA. Surface meteorology and Solar Energy n.d. <https://eosweb.larc.nasa.gov/sse/> (accessed August 10, 2017).
- [88] Staffell I. *Wind Turbine Power Curves* n.d.
- [89] ЕЛЕМ. Инвестициони проекти на А.Д ЕЛЕМ од обновливи извори на електрична енергија, Недела на енергетиката. (2012); 2012.
- [90] А.Д. МЕПСО. МЕПСО А.Д. -Извештаи и Информации, Диспечерски инвештаи n.d. <http://mepso.com.mk/ListanjeIzveshtai.aspx?categoryID=110> (accessed August 10, 2017).
- [91] ИЦЕОР-МАНУ. Македонска академија на науките и уметностите. Стратегија за

- искористувањето на обновливите извори на енергија во Република Македонија до 2020 година. 2010.
- [92] Dedinec A, Kanevce A. Computational Algorithm for Estimation of Heat Energy Saving in Conventional and New Designed Flats. *Int. Conf. Inf. Soc. Technol.*, 2013.
- [93] Prospera. Prospera n.d. url: http://prospera.com.mk/index.php?option=com_content&view=category&layout=%0Ablog&id=3&Itemid=4&lang=mk.
- [94] Ozel M. The influence of exterior surface solar absorptivity on thermal characteristics and optimum insulation thickness. *Renew Energy* 2012;39:347–55. doi:10.1016/j.renene.2011.08.039.
- [95] Снабдување Исток ДООЕЛ Скопје. Појаснување на фактурата за топлинска енергија и методологија на фактурирање методологијата на фактурирање на топлинската енергија за категорија. 2013.
- [96] Министерство за Економија. Енергетскиот биланс на Република Македонија за периодот од 2013 до 2017 година. 2012.
- [97] ШЕШО Инженеринг. ШЕШО Инженеринг - За пелети n.d. <http://www.seso.com.mk/pages/za-peleti.php> (accessed August 10, 2017).
- [98] Weather History & Data Archive | Weather Underground n.d. <https://www.wunderground.com/history/> (accessed August 10, 2017).
- [99] Abdi H, Derafshi S, La M. A review of optimal power flow studies applied to smart grids and microgrids. *Renew Sustain Energy Rev* 2016:1–24. doi:10.1016/j.rser.2016.12.102.
- [100] Fathy AA, Elbages MS, El-schiemy RA, Bendary FM. Static transmission expansion planning for realistic networks in Egypt. *Electr Power Syst Res* 2017;151:404–18. doi:10.1016/j.epsr.2017.06.007.
- [101] Ahmed T, Mekhilef S, Shah R, Mithulananthan N, Seyedmahmoudian M, Horan B. ASEAN power grid : A secure transmission infrastructure for clean and sustainable energy for South-East Asia. *Renew Sustain Energy Rev* 2017;67:1420–35. doi:10.1016/j.rser.2016.09.055.
- [102] Janda K. In fl uence of renewable energy sources on transmission networks in Central 2017;108:524–37. doi:10.1016/j.enpol.2017.06.021.
- [103] Lumbreras S, Ramos A, Banez-chicharro F. Optimal transmission network expansion planning in real-sized power systems with high renewable penetration. *Electr Power Syst Res* 2017;149:76–88. doi:10.1016/j.epsr.2017.04.020.
- [104] Li Y, Lukszo Z, Weijnen M. The impact of inter-regional transmission grid expansion on China ’ s power sector decarbonization. *Appl Energy* 2016;183:853–73. doi:10.1016/j.apenergy.2016.09.006.
- [105] Wang Z, Chen G, Hill DJ, Yang Z. A power flow based model for the analysis of vulnerability in power networks. *Physica A* 2016;460:105–15. doi:10.1016/j.physa.2016.05.001.
- [106] Kanevce A, Bogojeska A. TOPOLOGICAL ANALYSES OF AN IMPROVED POWER TRANSMISSION. 10th Conf. Informatics Inf. Technol. (CIIT 2013), 2013, p. 127–30.
- [107] Bogojeska A, Kanevce A. Topological and structural analyses of the electric power

- grid of Southeast Europe. Int. Conf. Inf. Soc. Technol. Manag. (ICIST 2013), Kopaonik, Serbia: 2013.
- [108] Li CLC, Sun YSY, Chen XCX. Analysis of the blackout in Europe on November 4, 2006. 2007 Int Power Eng Conf (IPEC 2007) 2007:939–44.
- [109] Vournas CD, Nikolaidis VC, Tassoulis A. Experience from the Athens blackout of July 12, 2004. 2005 IEEE Russ. Power Tech, IEEE; 2005, p. 1–7. doi:10.1109/PTC.2005.4524490.
- [110] India blackouts leave 700 million without power | World news | The Guardian n.d. <https://www.theguardian.com/world/2012/jul/31/india-blackout-electricity-power-cuts> (accessed August 10, 2017).
- [111] Baldick R, Chowdhury B, Dobson I, Zhaoyang Dong, Bei Gou, Hawkins D, et al. Initial review of methods for cascading failure analysis in electric power transmission systems IEEE PES CAMS task force on understanding, prediction, mitigation and restoration of cascading failures. 2008 IEEE Power Energy Soc. Gen. Meet. - Convers. Deliv. Electr. Energy 21st Century, IEEE; 2008, p. 1–8. doi:10.1109/PES.2008.4596430.
- [112] Dobson I, Carreras BA, Newman DE. Loading-Dependent Model of Probabilistic Cascading Failure. Probab Eng Information Sci 2005;19. doi:10.1017/S0269964805050023.
- [113] Institute of Electrical and Electronics Engineers. 2004 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems : Ames, IA, 12-16 September, 2004. IEEE; 2004.
- [114] Kirschen DS, Jayaweera D, Nedic DP, Allan RN. A Probabilistic Indicator of System Stress. IEEE Trans Power Syst 2004;19:1650–7. doi:10.1109/TPWRS.2004.831665.
- [115] Rios MA, Kirschen DS, Jayaweera D, Nedic DP, Allan RN. Value of security: modeling time-dependent phenomena and weather conditions. IEEE Trans Power Syst 2002;17:543–8. doi:10.1109/TPWRS.2002.800872.
- [116] Chen J, Thorp JS, Dobson I. Cascading dynamics and mitigation assessment in power system disturbances via a hidden failure model. Int J Electr Power Energy Syst 2005;27:318–26. doi:10.1016/j.ijepes.2004.12.003.
- [117] Hui Ren, Dobson I, Carreras BA. Long-Term Effect of the n-1 Criterion on Cascading Line Outages in an Evolving Power Transmission Grid. IEEE Trans Power Syst 2008;23:1217–25. doi:10.1109/TPWRS.2008.926417.
- [118] Carreras BA, Lynch VE, Dobson I, Newman DE. Complex dynamics of blackouts in power transmission systems n.d. doi:10.1063/1.1781391.
- [119] Carreras BA, Lynch VE, Dobson I, Newman DE. Critical points and transitions in an electric power transmission model for cascading failure blackouts n.d. doi:10.1063/1.1505810.
- [120] Carreras BA, Newman DE, Dobson I. Determining the Vulnerabilities of the Power Transmission System. 2012 45th Hawaii Int. Conf. Syst. Sci., IEEE; 2012, p. 2044–53. doi:10.1109/HICSS.2012.208.
- [121] Kanevce A, Mishkovski I, Kocarev L. Modeling long-term dynamical evolution of Southeast European power transmission system. Energy 2013;57:116–24. doi:10.1016/j.energy.2013.03.003.
- [122] ТОДОРОВСКИ М, АЧКОВСКИ Р. РЕЖИМ НА РАБОТА НА ЕЕС. ФАКУЛТЕТ ЗА

- електротехника и информациски технологии; 2015.
- [123] ENTSOE. Consumption Data n.d. <https://www.entsoe.eu/data/data-portal/consumption/Pages/default.aspx> (accessed August 10, 2017).
- [124] Download | EnergyPLAN n.d. <http://www.energyplan.eu/download/> (accessed August 10, 2017).
- [125] Avedissian F. CEER Benchmarking Report 5.2 on the Continuity of Electricity Supply Data update n.d.
- [126] ENTSO-E. 10-Year Network Development Plan 2014. 2014.