

Г.Б. Толегенова*, А.Б. Закирова, А.В. Астанкевич

Астана Халықаралық университеті, Астана, Қазақстан
E-mail: *gulnaztolegenoova@mail.ru

Электр жүктемелерін болжау модельдері мен әдістері

Аңдатпа. Қазіргі уақытта электр жүктемелерін болжамдау маңызды міндет болып табылады. Болжамдар негізінде станциялардың жұмыс режимі, желінің конфигурациясы есептеледі, электр энергиясының тиімділігі мен сапасы бағаланады, жөндеу жұмыстарының кестесі есептеледі және т. б. Электр жүктемесін болжамдау электр энергиясын жоспарлаудағы маңызды процесс болып табылады және электр қуатын жоспарлау мен электр жүйелерін басқаруда шешуші рөл атқарады. Сондықтан электр жүктемесін болжау дәлдігі қуатты жоспарлау мен электр желісін басқаруда үлкен маңызға ие. Электр жүктемелерін болжамдау моделі, электрэнергетикалық жүйелермен басқару кезінде басқармалық шешімдерді қабылдаудағы алдын-ала болжау құралдарының бірі болып келеді. Бұл мақала электртұтынуды болжамдаудың түрлі модельдерін салыстырмалы зерттеу мен бағалаудан, құрудан тұрады. Болжамдауда келесі амалдар мен әдістер қаралды және талданды: нейрожелілік, нейро нақтылығы жоқ.

Түйін сөздер: нейрожелі, нейро нақтылығы жоқ желі, жүктеме, модель, болжамдау.

DOI: doi.org/10.32523/2616-7263-2023-143-2-260-268

Кіріспе

Басқару үшін, алдын-ала болжай алу қажет. Электрэнергетикалық жүйелермен (ЭЭЖ) басқару кезінде басқармалық шешімдерді қабылдау үшін алдын-ала болжау құралдарының бірімен-электр және жылу жүктемелерін болжамдау болып келеді. Электрэнергия өндірушілеріне операциялық шығындарды оптимизациялау, қуаттарды резервілеу, алдын-алу жұмыстарын жүргізу ыңғайлылығы және жүйелер қауіпсіздігін қамтамасыз ету үшін күтілетін жүктемелер болжамы маңызды. Тұтынушылар үшін болжам шығындардың минимизациялануын қамтамасыз ету, атап айтқанда, қажетті қуат жетпеген жағдайда өндірістің тоқтау мүмкіндігін, немесе лимиттерден асып кеткенде айыппұл төлеу мен тапсырыс жасалған қуаттың толықтай шығындалмаған көлемдеріне артық төлеуді болдырмау үшін қажет. Қазіргі уақытта электрстанциялар жабдықтарының тозымдылығы отыздан жетпіске дейінгі пайыздарды құрайды, осыны ескере отырып болжамның нақтылығын жоғарлатуға талаптар өсті. Энергиятұтынудың режимдерінің болжамдалуына электр жүктемелері уақытындағы өзгерістер өзімен кездейсоқ процестер болып келетіндіктен жүгінуге тура келеді, яғни апта күнінен (жұмыс күні, мереке), жыл маусымынан, ауа-райынан (ауа температурасы, бұлттылық деңгейі) және тәулік уақытынан кездейсоқ түрде тәуелді функциялар. Сонымен қатар, барлық бұл тәуелділіктер тура болып келмейді және әрқашанда байқала бермейді. Электртұтыну деңгейін болжамдау мақсаты энергетикалық бірлестіктер жұмысын жобалау кезінде бірінші қатардағылардың бірі болып келеді. Нәтижесінде электрэнергияны тұтынудың дәл болжамына қажеттілік

пайда болады, оған (электрэнергияға) айтарлықтай әсер метеорологиялық факторлар-сырт ауаның температурасы, жарықтылық, ылғалдық, жел жылдамдығы береді[1]. Тәулікке немесе аптаға түрлі түрдегі параметрлерге графиктерді жоспарлай отырып, энергетикалық бірлестіктердің арнайы бөлімдері электрэнергия қажеттілігі мен шешімін табу құралдары арасындағы өзара қатынас тапсырмасын және осы тапсырманың орындалуын шешеді. Электрстанциялар мен энергетикалық бірлестіктердің жұмыстарын жоспарлау кезінде басты параметрлердің бірі бөлек алынған тұтынушылар мен жалпы жүйе бойынша күтілетін электртұтыну болжамдарының жиынтығы болып келеді[2]. Электр жүктемелерін тұтыну болжамының дәлдігі болашақта сатып алуларды және электр энергия өндірісін, және де электр режимдері есептеулерін жоспарлау үшін маңызды фактор болып есептеледі. Максималды нақты алынған нәтижелер экономикалық көзқарасынан электрстанциялар мен тұтынушылар арасында жүктемелердің оптималды бөлінуін жасауға мүмкіндік береді, нәтижесінде бұл электрэнергияны тасымалдау, сатып алу және сату үшін экономикалық қолайлы жағдайлардың жүзеге асырылуына ықпал етеді. Тұтынудың қысқа мерзімді болжамдары диспетчерлік графиктерді қалыптастыру үшін фундамент ретінде қызмет етеді. Бұның арқасында бір уақытта қуаттың резервті қорларын үлестіру мен тұтынушыларға жеткізу үшін электрэнергияның қажетті көлемдері анықталады және бағаланады.

Бұл жұмыстың мақсаты энергия ресурстарының пайдаланылуын оптимизациялау мақсатымен электрэнергияның тұтынылуын болжамдаудың түрлі әдістерінің дәлдігін көтеру мен бағалау, және де бағасын төмендету мен энергетикалық ресурстарды тасымалдау мен электртұтыну сенімділігін арттыру болып келеді. Келесі модельдер бойынша талдау, бағалау және қорытынды жасау қажет:

- 1) сызықтық/линейлі регрессионды модельдер;
- 2) нейрожелілік модельдер;
- 3) нейро нақтылығы жоқ модель.

Электртұтынудың болжамдаудың классикалық әдістері

Электртұтынуды болжамдау Қазақстан электрэнергетикалық жүйесінің (ЭЭЖ) сенімді жұмыс жасауы болып келеді. Қазақстанда екі мыңшы жылдардан бастап электр энергиясының көтерме нарығының бәсекелес секторы жұмыс жасай бастады. Өтпелі кезеңнің көтерме нарығының жұмыс жасауы көтерме нарық қатысушыларымен және сатып алушылармен жеке жоспарлы сағаттық тұтынуды жеке анықтауына негізделеді. Электрэнергия өндірушілері үшін күтілетін жүктеме болжамы операциянды шығындарды оптимизациялау, қуаттарды резервілеу, алдын-алу жұмыстарын жүргізу ыңғайлылығы және жүйелер қауіпсіздігін қамтамасыз ету үшін маңызды. Тұтынушылар үшін болжам шығындардың минимизациялануын қамтамасыз ету, атап айтқанда, қажетті қуат жетпеген жағдайда өндірістің тоқтау мүмкіндігін, немесе лимиттерден асып кеткенде айыппұл төлеу мен тапсырыс жасалған қуаттың толықтай шығындалмаған көлемдеріне [3] артық төлеуді болдырмау үшін қажет. 2012 жылы МЕМСТ Р 150 50001 - 2012 - «Энергетикалық менеджмент жүйелері» [4] Қазақстан ұлттық стандарты бекітілді. Бұл МЕМСТ энергетикалық менеджмент жүйесін әзірлеу мен жақсартуға талаптарды нақтылайды және белгілейді, оның мақсаты Энергетикалық нәтижелілікті, энергетикалық тиімділікті қоса алғанда, энергияны пайдалану мен тұтынудың [4] тұрақты жақсартылуына қол жеткізуде жүйелік амалды жүзеге асыру мүмкіндігін ұйымдастыруды беру болып келеді. Белгіленген мемлекеттік нормативтерге сәйкес энергетикалық жүйелермен басқаруда энергетикалық саясат энергетикалық параметрлердің үздіксіз жақсаруын қамтамасыз ету керек. Электрэнергетикалық жүйелердің жұмыс жасау тиімділігіне қол жеткізу үшін маңызды параметрлерінің бірі тұтынылатын жүктемені болжамдаудың дәлдігі болып келеді. Болжамдаудың тапсырмасы келесі түрде тұжырымдалады: $x(t)$ уақытша қатар мәндерінің алдыңғы біле тұра келесі мәнді болжауға болады

$$x(l+d) = \omega(x(t), \dots, x(t-l), (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_q)) \quad (1)$$

Мұнда, d - болжамдау қадамы, q - η тәуелсіз айнымалылардың саны [3]. Талдамалық болжамдаудың әдісі: болжамдайтын талдамалық өрнек

$$\omega(x, t) = \sum_{r=1}^R \varepsilon_r x_r(q, t) \quad (2)$$

мұнда $x_r(q, t)$ - болжамдайтын формуланың негізін құрайтын, базалық өрнегі;

η - қосымша түзетуші коэффициенттер (жүктеменің қыстық (жаздық) тәуелділік графигінің тығыздығы, қыстыққа қатысты жүктеме графигінің жаздық төмендеуі, жүктеменің жылдық өсуі);

$r = 1, \dots, R_7$ - базалық өрнектердің дәрежесі.

Кемшіліктері: ағымды деректер түскенде нәтижелерді түзету қиындығы; талдамалық өрнектердің параметрлердің болжамды мәндерін анықтағанда есептеу процедураларының үлкен көлемі.

Қазіргі уақытта жүктеменің анықтамалық және нақты графиктерінің айтарлықтай ерекшеліктері байқалады, сондықтан болжам дәлдігін көтеру үшін болжамдаудың статистикалық модельдерін немесе жасанды интеллектің (нақты емес және нейрожелілік) [3] болжамдау жүйелерін пайдаланған дұрыс. Болжамдаудың статистикалық әдістері: өзгермелі орта модельдері; өзгермелі ортамен авторегрессионды модель, интегралды өзгермелі ортамен авторегрессионды модель, регрессионды модельдер. Кемшіліктер: оқытатын сұрыптаудың көрнекті көлемінің болу қажеттілігі; процесстің математикалық сипаттамасының болу қажеттілігі. Регрессионды талдау көпөлшемді талдаудың басқа әдістерімен салыстырғанда жиі қолданбалы. Ол басым объектінің математикалық моделін құрумен, оның идентификациялануымен байланысты, тапсырмалардың кең кластары үшін пайдаланылады. Объектіде жүйелілікті сипаттау үшін модельді таңдау тапсырмасын қойған кезде үш тән жағдайларды айырады:

1. Модельдің құрылымы және типі белгілі, таңдамалы деректер модель параметрлерін-коэффициенттерін бағалау үшін пайдаланылады.

2. Зерттелетін объектіні сипаттау үшін бірнеше модель пайдаланыла алады; олардың ішінен ең жақсысын таңдау және оның параметрлерін бағалау қажет.

3. Зерттелетін объектінің моделі алдың ала белгісіз; ең жақсы жолмен таңдамалы деректер бойынша экспериментте құрылымы жөнінде гипотеза алға тартыла алатын, әлдебір сипаттама таңдалу қажет.

Бірінші екі жағдай жеткілікті нақтыланған болып келеді және таңдамалы деректерді ұйымдастырудың түрлі стратегияларында шешіле алады. Модельдің нақтылығынсыздық шарттарында тапсырманы шешуге қатысты бір жақты жауап беру мүмкін емес. Бас қиыншылық модельдің болжамды құрылымына қатысты шынайы гипотезаны тартуда болып келеді. Тәжірибе көрсетеді, гипотезаның шынайылығының жоқтығы таңдамалы деректер бойынша таңдалған, модельдің жұмыс істемеуіне әкеледі.

Модельдің құрылымына қатысты гипотеза объектіде болып жатқан, процесстер табиғаты жөнінде мүмкін үлкен априорды ақпарат негізінде алға тартылу қажет. Объектіде жүйеліктер мен тәуелділіктерді анықтайтын, тәуелсіз айнымалылар таңдалғаннан, тапсырманың көлемділігі анықталғаннан, модельдің сызықтығының/линейлігінің (параметрлер, 14 айнымалылар бойынша) болжамды типі анықталғаннан және объектіде жасанды әсерлерді енгізу мүмкіндігі бағаланғаннан кейін ғана, негізін регрессионды талдау құрайтын, пассивті эксперимент стратегиясына бұрылуға болады.

X_i кірмелі айнымалылардан $\varepsilon(X_1, X_2, \dots, X_k)$ әлдебір функция түрінде, объектінің қалыпты жұмыс жасау режимінде жиналған деректер бойынша, зерттелетін объектінің

моделін таңдап алуды қажет етеді делік. Бұл жағдайда объект жөнінде бар білімдер негізінде тегіс және үздіксіз ретінде бұл функцияны елестету шынайылығын анықтаған дұрыс. Егер объект үшін мұндай мүмкіндік бар болса, онда модель ретінде кірмелі айнымалылар кеңістігінде, бастапқы нүкте аумағында, тегіс және үздіксіз функцияларды жатқызу барысында алынатын, Тейлордың түрлі ұзындығында степеньді қатардың кесінділері таңдала алады. Мысалы, үш айнымалы функция $\varepsilon = v_1 X_1 + v_2 X_2 + v_3 X_3$ линейлі полиномның түрінде немесе, көбірек жоғары қатардағы полиномдар, қатар кесінді ұзындығынан тәуелді түрінде бола алады:

$$\varepsilon = v_1 X_1 + v_2 X_2 + v_3 X_3 + v_{13} X_1 X_3 + v_{23} X_2 X_3 + v_{12} X_1 X_2 X_3 + \dots, \quad (3)$$

Мұнда полином коэффициенттері Тейлордың тәуелсіз айнымалылар қатарында Сэйкесінше функцияларда жеке туындылар болып келеді, мысалы

$$v_3 = \frac{\partial \varepsilon}{\partial X_3}, \quad v_{23} = \frac{\partial^2 \varepsilon}{\partial X_2 \partial X_3}, \quad \text{және т. б.}$$

Көптік регрессия моделін құру болжам объектісі жөнінде бар, деректер негізінде регрессионды коэффициенттерді табуға және болжамға әсер ететін факторларға келіп тіреледі. Осылайша, регрессионды әдістер электртұтынудың шықпалы болжамдық шамасына параметрлердің кең таңдауының әсерін ескере алады. Дегенмен тәуелсіз әсер ететін факторларды (предикторларды) таңдау мәселесі айтарлықтай күрделі болып келеді. Бұның бәрі электртұтынудың көпфакторлы регрессионды болжамдық модельдерінің айтарлықтай күрделі жүзеге асуына әкеледі.

Электртұтынуды болжамдаудың нейрожелілік амалы

Нейронды желі астында қарапайым биологиялық процесстерді модельдейтін, есептеуіш құрылымдарды білдіреді, жиі олар адам миының процесстерімен ассоциацияланады.

Жоғары айтылған желілер өзімен оң және кері әсерлерді талдау жолымен адаптивті оқытуға қабілетті, таратылған және параллельді жүйелер болып келеді.

Бұл желілерде ең аз және қарапайым жұмыс бірлігімен биологиялық түпбейнесімен аналогиясы бар, нейрон болып келеді.

Нейрон үш типті элементтерден тұрады: көбейткіштер, сумматор және линейлі емес түрлендіргіш.

көбейткіштер нейрондар арасында байланысты жүзеге асырады және байланыс күшін сипаттайтын, санға кірме сигналды көбейтеді.

Сумматор сигналдардың қосуын орындайды, олар сыртқы кірме сигналдар және басқа нейрондардан синаптикалық байланыстар бойынша түседі. Линейлі емес түрлендіргіш сумматор шығысын-бір аргументтің линейлік емес функциясын жүзеге асырады. Бұл функция активация функциясымен немесе нейронның беріліс функциясымен аталады. Нейрон жалпы векторлық аргументтің скалярлық функциясын жүзеге асырады [5].

Нейронның математикалық моделі:

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b,$$

$$y = f(s),$$

мұнда w_i - синапс салмағы, $i = 1 \dots n$,

b - алмастырушы мән,

s - суммалау нәтижесі;

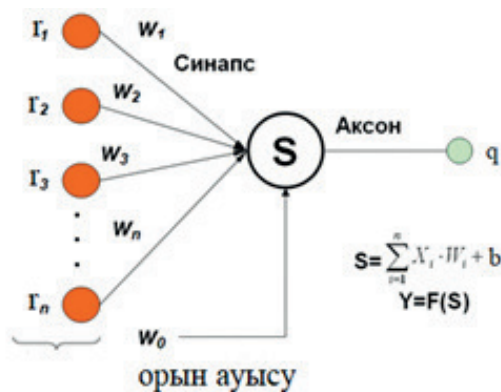
- x_i - кірме векторының компоненті (кірме сигнал), $i = 1 \dots n$;
- y - нейронның шықпа сигналы;
- n - нейронның кіріс саны;
- f - активация функциясы.

«Кірме сигнал, салмақтық коэффициенттер және алмастыру нақты мәндерді қабылдай алады, бірақ көптеген практикалық тапсырмаларда олар тек кейбір фиксацияланған мәндерді қабылдайды. (y) шықпасы активация функциясы түрімен анықталады және нақты да, және бүтін де бола алады. (s) кірме сигналына линейлік емес түрлендіргіш нейронда өзімен шығыс болып келетін, $f(s)$ шығыс сигналымен жауап береді. Активационды функцияның мысалдары 1. кестеде [5] ұсынылған.

Кесте 1. Нейрондарды активациялау функциялары

Атауы	Формула	Мәндер облысы
Линейлік	$f(s)=ks$	$(-\infty,+\infty)$
Логикалық	$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}}$	$(0,+\infty)$
Экспоненциалды	$f(s) = e^{-as}$	$(0,+\infty)$
Синусоидалды	$f(s) = \frac{s}{a + s }$	$(-1,+1)$

Жасанды нейрон - r^n -кірме векторы, суммалайтын блок, активация функциясы көмегімен сигналды түрлендіру блогы, q скалярлық шығыс бар, элементарлы түрлендіргіш элемент. Әр кірме r_i биологиялық «синоптикалық» байланыстың күшіне сәйкес келетін, W_i салмақтық коэффициенті бар. Салмақтық коэффициенттер оқыту процессінде ретіне келтіріледі. Қарапайым салмақтық коэффициенттер қоздырушы, ал кері - тежеуші байланыстар деп аталатындарға сәйкес келеді. Салмақтық коэффициенттердің шамасынан тәуелді, сигналдар, желі бойынша берілетін, арта және кеми [5] алады. Қосымша жасанды нейрон алмасу қамтамасыз ету үшін, w_0 коэффициентімен r_0 кірмесі енгізіледі. Әдетте, $r_0 = 1$ (1 сурет).



Сурет 1. Жасанды нейрон моделі

Осылайша, жасанды нейрон T_n кірме векторының Q скалярына түрлендірілуін жүзеге асырады. Жасанды нейрон 2 этапта жұмыс жасайды.

Нейронды желілердің үш негізгі типін ажыратуға болады: толық байланысты, көп қабатты немесе қабаттылар, әлсіз байланысқан. Көп қабатты нейронды желілерде нейрондар қабаттарға бірігеді. Қабат бірыңғай кірме сигналдарымен нейрондардың жиынтығын қамтиды. Жалпы жағдайда желі солдан оңға қарай нөмірленген, Q қабаттарынан тұрады. сырт кірме сигналдар кірме қабаттың (нөлдік) нейрондардың кірмелеріне беріледі, ал желінің шығыстарымен соңғы қабаттың шығыс сигналдары болып келеді. Көп қабатты нейронды желіде кірме және шығыс қабаттардан басқа бір немесе бірнеше жасырын қабаттар бар [5]. Өз кезегінде, көп қабатты нейронды желілер арасында келесі типтерді ажыратады.

1) Монотонды. Бұл нейрондар мен байланыстарға қосымша шарттарымен қабатты желілердің ерекше жағдайы.

2) Кері байланыссыз желілер. Бұндай желілерде кірме қабаттың нейрондары кірме сигналдар алады, оларды түрлендіреді және бірінші жасырын қабаттың нейрондарына жібереді, және ары қарай қолданушы мен интерпретаторшы үшін сигнал беретін, шықпасына дейін. Қабатты желілердің классикалық вариантымен тікелей таратушы толық байланысқан желілер болып келеді.

3) Кері байланыстарымен желілер. Кері байланыстарымен желілерде ақпарат кейінгі қабаттардан алдыңғыларға жіберіледі.

Электртүтынуды болжамдаудың нейро нақтылығы жоқ амалы

Нақтылығы жоқ логикасымен жүйелерді пайдаланудың негізгі тартымдылығы күрделі процесстер үшін математикалық моделді құру мүмкіндігінде тұрады, мұндай модельді басқа (стандартты) жолмен алуға болмағанда. Теориялық объектінің қисынды математикалық моделі егер болған жағдайда ең жемісті болжамдар орындала алады. Бірақ математикалық модельде құруда (идентификацияларда) нақтылығы жоқ математика мен логиканы қолдану әрекеттері әрқашан сәтті бола бермейді, өйткені априори білімдерді азайту мен формализация қажеттілігімен байланысты байланыста модельдің құрылымына шектеу салынады, осыған байланысты шектеу жолымен кірме айнымалылардың шамасы азаяды. Сонымен қатар, нақтылығы жоқ жүйелердің кемшіліктеріне оқытудың жоқтығын жатқызуға болады және нәтижесінде, модельді модификациялау үшін өлшеу деректерін пайдалану мүмкіндігінің жоқтығы. Нақтылығы жоқ логикамен жүйелердің артықшылығына осы салада эксперттер тәжірибесімен жұмыс істеу және осы нақтылығы жоқ ережелердің көмегімен алынатын, қорытындылардың интерпретациялануына әсер ететін, нақтылығы жоқ ережелер түрінде күрделі жүйенің моделін алу мүмкіндігін жатқызуға болады. Нақтылығы жоқ логикамен модельдер мен жасанды нейронды желі іс жүзінде бірдей екендігін айта кету керек, бірақ екі әдісте де плюстар мен минусстар бар. Нейро нақтылығы жоқ модельдерде қорытынды нақтылығы жоқ логика аппараты негізінде жасалады, дегенмен қатыстылықтың кейбір ұқсас функциялары жасанды нейронды желі оқыту әдістерінің қолданылуымен бейімделеді.

Болжамдау тапсырмаларында нейро нақтылығы жоқ амалдың перспективті ерекшелігімен кірме (шықпа) ақпараттың айтарлықтай бұрмалануларында сенімді нәтижелерді алу мүмкіндігі болып келеді. Мұндай нәтижелерді нейронды желілерде болжамдайтын модельдерді қолдана отырып, алуға болады. Нейро нақтылығы жоқ желілердің артықшылығы: логикалық талдауға жол беретін, сапалы білімдердің болуы, қателерді табу қарапайымдылығы [6].

Сирек жүктемені болжамдау үшін нақтылығы жоқ логика қолданылады, өйткені нақтылығы жоқ ережелерді құру үшін осы саладағы эксперт қажет. Жиі экспертпен жасалған болжам энергия жүйесінде болып жатқан, процесстердің субъективті бағасында негізделеді, және бұл баға интуитивті сипатта болады.

Нақтылығы жоқ ережелердің базаларын құрылымдау және жүзеге асыру үшін мұндай процесті сипаттайтын, заңдылықтарды априорлы анықтауды қажет етеді, бұл үлкен жүйелер үшін айтарлықтай қиын болып келеді. Сонымен қатар, экспертпен процесстерді сипаттау барысында ақпаратты субъективті фактор күшімен жоғалтуы сөзсіз. Сондықтан жиі нақтылығы жоқ алгоритмдерге негізделген, әлдебір әдістеме ұсынылады немесе нейрожелілік амалмен үйлестіру. Мысалы, жүктемені ары қарай болжамдау үшін қырық сегіз жасанды нейронды желінің ішінен біреуін болжамдау үшін таңдаушы, ауа райы жағдайларынан шыға отырып, нақтылығы жоқ классификаторды пайдалану. Нейро нақтылығы жоқ амалдың тиімділігі жасанды нейронды желі пайдаланғанға қарағанда жоғары. Болжамның ауытқуларын азайту нақтылығы жоқ желілердің шекті функцияларды тегіс аппроксимациялау және желіде «нақты емес» тәсілмен деректерді ұсыну қабілеттілігімен түсіндіріледі.

Деректердің нақты кіріс векторлары бірнеше желідегі нақты емес көптіктерге тиесілі. Өзінше ұйымдасу алгоритмі көмегімен оқытылған, нақтылығы жоқ желілерде, кластерлардың түрлі орталықтарына әкелу жолымен деректердің нақты емес топталуы орындалады. Нәтижесінде әр x вектор көп центрлармен ұсынылады, және әрқайсысының әсері вектор мәніне әртүрлі және қатыстылық функциясы мәнінен тәуелді. Осының арқасында ең жақсысы мүмкін болады және оқыту кезінде пайдаланылған алғашқы деректердің көбірек дәл көрсетілуі және онысымен болжамдау дәлдігінің артуы. Болжамдаудың нейро нақтылығы жоқ амалдардың артықшылықтарына жатады: априорлы ақпараттың жетіспеушілігіне сезімталсыздығы; бұрынырақ бақыланбаған оқиғаларды болжамдау мүмкіндігі; қатаң формализацияның болуы мен болжамдау әдістемелерін алгоритмизациялау; ақпараттың ескіруінің есепке алынуының рұқсаттылығы (болжамдаудың үздіксіздік принципі); әлсіз формализацияланған тапсырмаларды шешу мүмкіндігі; әдістемелерді аппаратты жүзеге асыру мүмкіндігі.

Қорытынды

Электр тұтынуды болжамдау жүйелеріне халықаралық талаптар негізінде бір кешен ретінде электр энергетикалық жүйелердің жұмыс жасау деңгейін көтеру және электрмен жабдықтау сенімділігінің деңгейін арттыру, және де тозған желілер мен электр таратушылар жүктемелерін оптимизациялау мақсатымен, электр тұтынуды болжамдау кезінде істегілермен бірге, нейронды желілерге негізделген технологияларды және тіректі векторлар алгоритмін пайдаланған дұрыс.

Таңдаудың дәйектеуі ретінде нейрожелілік амалдың негізгі ерекшеліктері көрсетілген:

- классикалық әдістермен статистикалық шынайы нәтижелердің алынуын қамтамасыз етпейтін, кішкене оқытатын таңдамаларды пайдалану мүмкіндігі;
- толық емес және ауытқыған алғашқы деректердің болуында тапсырманың дұрыс шешімін анықтау мүмкіндігі;
- болжамдаудың сапасына әсер ететін, түрлі қосымша факторларды есепке алу мүмкіндігі.

Нейро нақтылығы жоқ және нейронды желілер – универсалды аппроксиматорлар. Нақтылығы жоқ модельдердің артықшылығы логикалық талдауға жол беретін, сапалы білімдердің болуы болып келеді және қателіктерді табу қарапайымдылығы. Нақтылығы жоқ жүйелерді пайдалануды шектеулер: бес кірмеден көбірек болса жүйені жүзеге асыру өте күрделі, осыны ескере отырып шешімнің дәлдігі азырақ болады. Көбірек кірмелер санымен объектілер үшін нейронды желілерді пайдалану қажет. Нейронды желілердің артықшылығы - кірмелердің көбірек санын қалыптастыру. Нейронды желілер - «голографиялығымен» - жасанды нейрондардың көп санымен және толық байналыстылық күшімен желінің белгілі бір бөлігін жойған кезде желі қасиеттерін сақтау қабілеттілігіне ие. Нейронды желілердің кемшілігі қателікті немесе ақаулықты іздеудің әлдебір күрделілігінде болып келеді.

Әдебиеттер тізімі

1. Соловьева И.А. Прогнозирование электропотребления с учетом факторов технологической и рыночной среды – Научный диалог.– 2013 – №7(19).
- 2 Орлов Д.В., Таран А.В., Зиновьев Е.В., Мумладзе Д.Г. Методы прогнозирования электропотребления – Евразийский союз ученых. – 2015 – № 4 (13). – С. 168–171.
- 3 Остапченко К.Б., Лисовиченко О.И. Выбор модели прогнозирования электро-потребления при решении задачи оперативного суточного планирования поставок электроэнергии на оптовом рынке – Адаптивные системы автоматического контроля: межвузовский научно-технический сборник. – 2014 – № 1 (24). – С. 76–86.
4. СТ РК ISO 50001-2012 «Системы энергоменеджмента. Требования и руководство по применению» [Электронный ресурс]-2012.–URL: https://online.zakon.kz/Document/?doc_id=31641653&pos=4;-106#pos=4;-106/ (дата обращения: 15.08.2017)
5. Круглов, В. В., Борисов, В. В. Искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, В.В. Борисов. –М.: Горячая линия – Телеком – 2001. – 382 с.
6. Поляхов Н. Д., Приходько И. А. Нечеткие системы управления: учеб. пособие. СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ»–2003 – 48 с.

Г.Б. Толегенова, А.Б. Закирова, А.В. Астанкевич
Международный университет Астана, Астана, Казахстан

Модели и методы прогнозирования электрических нагрузок

Аннотация. В настоящее время прогнозирование электрических нагрузок является важной задачей. На основе прогнозов рассчитываются режимы работы станций, конфигурация сети, оценивается экономичность и качество электроэнергии, рассчитывается график ремонтных работ и т.д. Модель прогнозирования электрической нагрузки является одним из инструментов предвидения для принятия управленческих решений при управлении электроэнергетическими системами. Цель данной статьи состоит в построении, оценке и сравнительном исследовании различных моделей прогнозирования электропотребления. Были изучены и проанализированы следующие подходы и методы в прогнозировании: нейросетевой, нейронечеткий.

Ключевые слова: нейросеть, нейронечеткая сеть, нагрузка, модель, прогнозирование.

G. Tolegenova, A. Zakirova, A. Astankevich
Astana International University, Astana, Kazakhstan

Models and methods for forecasting electrical loads

Abstract. Currently, the prediction of electrical loads is an important task. On the basis of forecasts, the operating modes of stations, the network configuration are calculated, the efficiency and quality of electric power is estimated, the schedule of repair work is calculated, etc. The electric load forecasting model is one of the foresight tools for making management decisions when managing electric power systems. This article consists in the construction, evaluation and comparative study of various models for forecasting electricity consumption. The following approaches and methods in forecasting were studied and analyzed: neural network, neuro fuzzy.

Keywords: neural network, neuro fuzzy network, load, model, forecasting.

References

1. Solovyeva I.A. Prognozirovanie elektropotrebleniya s uchetom faktorov tehnologicheskoi i rynochnoi sredy – Nauchnyi dialog.– 2013 – №7(19).
- 2 Orlov D.V., Taran A.V., Zinövev E.V., Mumladze D.G. Metody prognozirovaniya elektropotrebleniya – Evrazijski soiuz uchenykh. – 2015 – № 4 (13). – S. 168–171.
- 3 Ostapchenko K.B., Lissovichenko O.I. Vybor modeli prognozirovaniya elektro-potrebleniya pri rešenii zadachi operativnogo sutochnogo planirovaniya postavok elektroenergii na optovom rynke – Adaptivnye sistemy avtomaticheskogo kontrolä: mejvuzovski nauchno-tehnicheski sbornik. – 2014 – № 1 (24). – S. 76–86.
4. ST RK ISO 50001-2012 «Sistemy energomenejmenta. Trebovaniya i rukovodstvo po primeneniiu» [Elektronnyi resurs] - 2012.– URL: https://online.zakon.kz/Document/?doc_id=31641653&pos=4;-106#pos=4;-106/ (accessed: 15.08.2017).
5. Kruglov, V. V., Borisov, V. V. Iskusstvennye neironnye seti / V.V. Kruglov, V.V. Borisov. —M.: Gorächaia linia — Telekom – 2001. – 382 s.
6. Polyakhov N. D., Prikhodko I. A. Nechetkie sistemy upravleniya: uchs. posobis. SPb.: İzd-vo SPbGETU «LETİ» –2003 – 48 s.

Авторлар туралы мәліметтер:

Г.Б. Толегенова – докторант, Международный университет Астана, пр. Кабанбай Батыра, 8 Астана, Казахстан.

А.Б. Закирова – кандидат педагогических наук, доцент, Международный университет Астана, пр. Кабанбай Батыра, 8 Астана, Казахстан.

А.В. Астанкевич – магистр техники и технологий, Международный университет Астана, пр. Кабанбай Батыра, 8 Астана, Казахстан.

G. Tolegenova – PhD student, Astana International University, 8 Kabanbay Batyr ave., Astana, Kazakhstan.

A. Zakirova – Candidate of Pedagogical Sciences, Associate Professor, Astana International University, 8 Kabanbay Batyr ave., Astana, Kazakhstan.

A. Astankevich – Master of Engineering and Technology, Astana International University, 8 Kabanbay Batyr ave., Astana, Kazakhstan.

Г.Б. Толегенова – докторант, Астана Халықаралық университеті, Қабанбай батыр даңғ., 8, Астана, Қазақстан.

А.Б. Закирова – педагогика ғылымдарының кандидаты, доценті, Астана Халықаралық университеті, Қабанбай батыр даңғ., 8, Астана, Қазақстан.

А.В. Станкевич – техника және технологиялар магистрі, Астана Халықаралық университеті, Қабанбай батыр даңғ., 8, Астана, Қазақстан.