

(де s та C - є константами), оскільки кількість апроксимаційних елементів є пропорційною до квадрату кількості шарів (n^2). Тобто ефективність алгоритму є високою.

Залежність ефективності від кількості елементів наведена на рис. 3.

Отже, запропонований алгоритм забезпечує розрахунок матриці Якобі задачі електричної томографії в процесі разового розв'язування прямої задачі, тобто значно швидше, ніж при використанні звичайних алгоритмів.

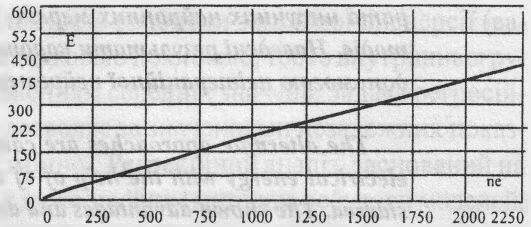


Рис. 3. Ефективність запропонованого алгоритму

1. Дорожовець М.М. Математичні проблеми реконструкції образів в технічній томографії// Вимірювальна техніка та метрологія. – 1998. – №.53. – С. 3-18.
2. Дорожовець М. Дослідження властивостей нелінійних залежностей, які описують обернену задачу електричної томографії// Вимірювальна техніка та метрологія. – 2001. – №.58. – С.16-19.
3. Sikora J. Algorytmy numeryczne w tomografii impedancyjnej i wiroprowadowej. - Warszawa: OWPW, 2000.- 212s.
4. Деннис Дж., Шнабель Р. Численные методы безусловной минимизации и решения нелинейных уравнений. - М.: Мир, 1988.-340 с.
5. Дорожовець М., Ковальчик А. Характеристична матриця трикутного скінченного елемента при лінійній апроксимації провідності та параболічній апроксимації потенціалу// Вісн. ДУ"Львівська політехніка". – 2001. – N408. – С.32-39.
6. Бессонов Л.А. Теоретические основы электротехники. М.: Высшая школа, 1961. – 792 с.
7. Дорожовець М.М. Порівняльний аналіз розв'язування задачі томографії електричної провідності методами вузлових потенціалів та контурних струмів// Відбір і передача інформації. – 2002. – №17. – С.47-52.

Р. Ткаченко, О. Павлюк

Національний університет "Львівська політехніка"

УДК 681.142.37

ПІДХОДИ ДО ПРОГНОЗУ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ В ЕНЕРГОПОСТАЧАЛЬНИХ КОМПАНІЯХ

© Ткаченко Р., Павлюк О., 2002

Порівнюються альтернативні підходи до прогнозування споживання і втрат електричної енергії за допомогою статистичних методів та за допомогою ана-

рата штучних нейронних мереж. Показані переваги та недоліки кожного з методів. Наведені результати коротко- та середньотермінового прогнозування за допомогою неітераційної нейромережі.

The alternate approaches are compared to forecasting consumption and losses of electrical energy with the help of statistical methods and neural networks are considered. The shown advantages and defects each from methods. The indicated outcomes is short and average lines of forecasting with the help of not iterative neural network.

У процесі ринкових перетворень в енергетиці України утворено державне підприємство "Енергоринок", до складу якого увійшли: національний і регіональні диспетчерські центри; національний центр електропередач; державні і відкриті акціонерні енергопостачальні компанії (ЕПК) - обленерго. Отже, змінилася форма власності й організаційна структура електричних мереж України.

Кожне обленерго є самостійним акціонерним підприємством, власністю якого є електричні мережі напругою нижче 220 кВ із їх інфраструктурою. З підприємством "Енергоринок" та іншими постачальниками ЕПК укладає договори про купівлю електроенергії, зі споживачами електроенергії – про її продаж. Основним завданням, яке висувається до ЕПК, є надійне забезпечення електричною енергією споживачів свого регіону з метою отримання максимальних прибутків від її реалізації. Важливою проблемою ефективного функціонування ЕПК є вирішення задачі енергоощадності при забезпеченні технологічного процесу електропостачання споживачів [1].

Головним аспектом оптимального функціонування ЕПК як проміжної керуючої ланки між виробником і споживачем електричної енергії є отримання своєчасної і достовірної інформації про спожиту електроенергію. Для оперативного керування функціонуванням електроенергетичної системи загалом ЕПК зокрема, доцільно прогнозувати споживання електроенергії на основі даних телеметрії [1]. До зміни форми господарювання ставили задачу значно вужче – визначення втрат електроенергії під час її передачі від виробника до споживача. З появою ЕПК залишилась потреба у визначенні втрат електроенергії в електричних мережах, але більш актуальним постало завдання здійснення прогнозу споживання електричної енергії для подальшого розв'язку задач по енергозбереженню.

Задача оцінки втрат електричної енергії в електричних мережах є важливим аспектом дослідження енергосистем. В даний час використовуються ряд методів, що дозволяють робити як точний розрахунок втрат електроенергії - детерміновані методи, так і оцінювання втрат електроенергії - ймовірно-статистичні методи [2].

Детерміновані методи засновані на заміні реального процесу зміни навантажень елементів електричної мережі розрахунковим режимом. У дійсності ж процес зміни навантажень є сукупністю реалізацій випадкових процесів, тому одержати досить повну інформацію про режимні параметри мережі практично неможливо. Внаслідок цього необхідно використовувати ймовірно-статистичні методи (дисперсійний, регресійний, кореляційний, коваріаційний та ін. аналізи) розрахунку втрат електроенергії, які дозволяють визначити втрати з певним довірчим інтервалом.

Метою дисперсійного аналізу є перевірка статистичної значимості розходження між середніми для груп або змінних. Ця перевірка проводиться за допомогою розбивки

суми квадратів на компоненти, тобто за допомогою розбивки загальної дисперсії (варіації) на частини, одна з яких обумовлена випадковою похибкою, тобто внутрішньогруповою мінливістю, а друга зв'язана з розходженням середніх значень. Задача регресійного аналізу полягає в побудові моделі, що дозволяє за значеннями незалежних показників одержувати оцінки значень залежної змінної. Регресійний аналіз, заснований на методі найменших квадратів (*Least-square*), є дуже зручним методом побудови моделей, що дозволяють оцінювати залежність параметра, що вивчається, від факторів, що впливають на нього. Основною задачею кореляційного аналізу є кількісне визначення тісноти зв'язку між ознаками (при парному зв'язку) і між результативним і множиною факторних ознак (при багатофакторному зв'язку). Тіснота зв'язку кількісно виражається величиною коефіцієнтів кореляції [3,4]. Кореляційно-регресійний аналіз містить в собі вимір тісноти і напрямку зв'язку, а також встановлення аналітичного вираження (форми) зв'язку. Зв'язки між ознаками можуть бути слабкими і сильними (тісними) залежно від величини коефіцієнта кореляції.

Відоме застосування вищезгаданих статистичних методів в задачах визначення навантажень електростанцій в республіці Комі, яке здійснив інститут обчислювальних технологій СО РАН у Новосибірську. При подобовому прогнозуванні середньоквадратична похибка становила 28-30%, а максимальна – 38%. Польськими науковцями ці методи були застосовані для прогнозу навантажень електростанцій у Варшаві. При подобовому прогнозуванні середньоквадратична похибка становила 30-35%, а максимальна – 42%. Подібні дослідження результати яких були аналогічними, проводилися німецькими науковцями.

При аналізі залежності втрат електроенергії від факторів, що впливають, деякі спостереження можуть бути описані лінгвістичними змінними, що використовують нечітку функцію належності. Якщо у звичайному регресійному аналізі похибки між значеннями, отриманими по регресійній моделі, і даними, що спостерігаються, приймаються як похибка спостереження, що є випадковою величиною, яка має нормальний розподіл і математичне сподівання, що дорівнює нулю, то в нечіткому регресійному аналізі ті ж самі непристосовані похибки вважаються обумовленими нечіткістю структури моделі.

На сьогоднішній день в інженерній практиці розроблені і використовуються три методи нечіткого регресійного аналізу. Першим методом є нечітка регресія, заснована на критерії мінімізації нечіткості. Другим є підхід, комбінований з методом найменших квадратів, який отримав назву *FLSRA* (*Fuzzy least-square regression analysis*). Цей метод, в свою чергу, має два різновиди, в одному з яких використовується критерій максимальної сумісності, а в іншому – критерій мінімізації нечіткості. Третім же методом є регресія інтервалу. Із застосуванням даних методів для прогнозування навантаження електростанцій почалися дослідження в інституті обчислювальних технологій СО РАН у Новосибірську, де здійснено деякі теоретичні нароби, але конкретних опублікованих результатів по впровадженню на даний час немає.

Статистичний аналіз дозволяє здійснити глибший аналіз процесу, але часто за рахунок складності самого процесу це здійснити дуже важко, а іноді неможливо, адже статистичні дані є дуже зашумленими, частково втратними і вибірка реалізацій є замалою для здійснення подальшого її опрацювання статистичними методами. Тому

для розв'язування задач прогнозування в електроенергетиці можна використувувати апарат штучних нейронних мереж (ШНМ). ШНМ - це багатошарова мережна структура однотипних елементів – нейронів, з'єднаних між собою і згрупованих у шари [5].

Найбільш широко використовуваним для прогнозування часових рядів є *Back Propagation of Error (BackProp)* – ітераційний алгоритм зворотного поширення похибки для навчання ШНМ, в основі якого лежить мінімізація середньоквадратичного відхилення між бажаними вихідними значеннями та вихідними значеннями, які генерує ШНМ. Основою парадигми *BackProp* є контрольоване навчання. Сьогодні існує велика кількість модифікацій методу *BackProp* з використанням зменшення похибки для покращення збіжності алгоритму "Правила Дельта", "Розширене правило Дельта" і які для прогнозу споживання електричної енергії мають ряд недоліків: надто велика кількість ітерацій, необхідних для досягнення мінімуму функції помилки і як наслідок – повільність навчання мережі; неможливість попередньої оцінки часу навчання ШНМ; негарантована збіжність із глобальним оптимальним розв'язком; можливість т. зв.

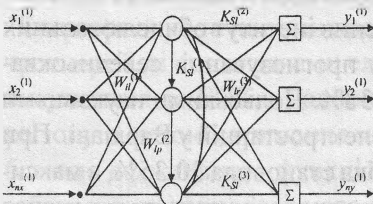


Рис. 1. Структура ШНМ ФМТФ з проективними та впорядкованими латеральними зв'язками. Тут $x_i^{(1)}$ - нейрони вхідного шару; $y_j^{(1)}$ - нейрони вихідного шару; $K_{S_i}^{(1)}$, $K_{S_j}^{(2)}$, $W_{ij}^{(1)}$, $W_{lp}^{(2)}$, $W_{lr}^{(3)}$ - вагові коефіцієнти синаптичних зв'язків $i = 1..n$. $x_i = F_i(N)$ - кожній характеристиці реалізації N буде відповідати певний сигнал на виході кожного нейрона, який можна пов'язати з характеристикою реалізації функціонально, де $i = 1..n$; $N = 1, 2, \dots, N_m$.

паралічу нейронної мережі. Як приклад можна навести розроблений у Харківському державному політехнічному університеті нейромережний предикатор для прогнозу спожитої на годину жилим масивом потужності.

Як альтернативу можна обрати модель "Функціонал на множині табличних функцій" (ФТФ) - представлення ШНМ довільної структури графом обчислювального процесу в режимі функціонування ШНМ.

Для прогнозу споживання електричної енергії вибрано ФМТФ ШНМ з додатковими латеральними зв'язками між нейронами прихованого шару (рис.1) [1,2].

До основних переваг ШНМ ФМТФ можна віднести суттєве підвищення швидкості навчання та усунення обмежень щодо розв'язання завдань великої вимірності, що й було використано.

Нехай часовий ряд $x(t)$ задано відліками процесу $x(t_1)$, $x(t_2)$, ..., $x(t_i)$ в дискретні моменти часу t . Довжина мінімального проміжку часу приймається за одиницю. Задамо ширину вхідного часового вікна - кількість дискретних відліків m_1 , ширину вихідного вікна m_2 . Вхідне та вихідне вікна накладаються на дані ряду, починаючи з першого елемента. Вхідне вікно формує дані для входів нейронної мережі, а вихідне, відповідно, для виходів. Подібна пара вхідного та вихідного векторів приймається за одну реалізацію часового ряду.

Отже, вхідне часове вікно задає "передісторію" події, що передбачається, а вихідне – очікуване значення відгуку. В основі застосування ШНМ – передбачення відгуку за "передісторією", отже, в режимі "чистого" передбачення ШНМ практично здійснює апроксимацію поверхні відгуків для аргументних значень "передісторії". Згідно з методом "часових вікон" з використанням значень відгуків, спродукованих ШНМ, для подальшої подачі їх на вхід, переходимо до циклічного використання нейромережі,

що забезпечує виконання довготривалих багатокрокових прогнозів.

На основі описаної вище ФМТФ ШНМ з додатковими латеральними зв'язками між нейронами прихованого шару за допомогою методу "часових вікон" було здійснене прогнозування споживання електричної енергії у Львівській області на основі даних, знятих засобами телеметрії у ЕПК ВАТ "Львівобленерго". Вхідні статистичні дані попередньо доповнювалися і апроксимувалися за допомогою методу найменших квадратів [6].

На етапі навчання ШНМ входами навчальної вибірки приймають векторну множину X^{input} , складовими якої є: **M** - місяць, **D** - декада, **DD** - день в декаді, **TD** - тип дня в декаді, **MINNT** - мінімальна нічна температура повітря, **MAXNT** - максимальна нічна температура повітря, **MINDT** - мінімальна денна температура повітря, **MAXDT** - максимальна денна температура повітря, **MINVW** - мінімальна швидкість вітру, **MAXVW** - максимальна швидкість вітру, **DW** - напрямок вітру, **PI** - погодинні значення потужностей навантаження. Виходами ШНМ (векторна множина X^{output}) є **PO** - погодинні прогнозовані значення потужностей навантаження.

Тобто навчання здійснюється за схемою

$$X^{input} = \{M, D, DD, TD, MINNT, MAXNT, MINDT, MAXDT, MINVW, MAXVW, DW, PI\} \xrightarrow{\text{ФМТФ-ШНМ}} X^{output} = \{PO\}. \quad (1)$$

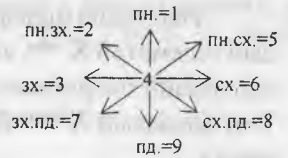


Рис. 2. Кодування напрямку вітру

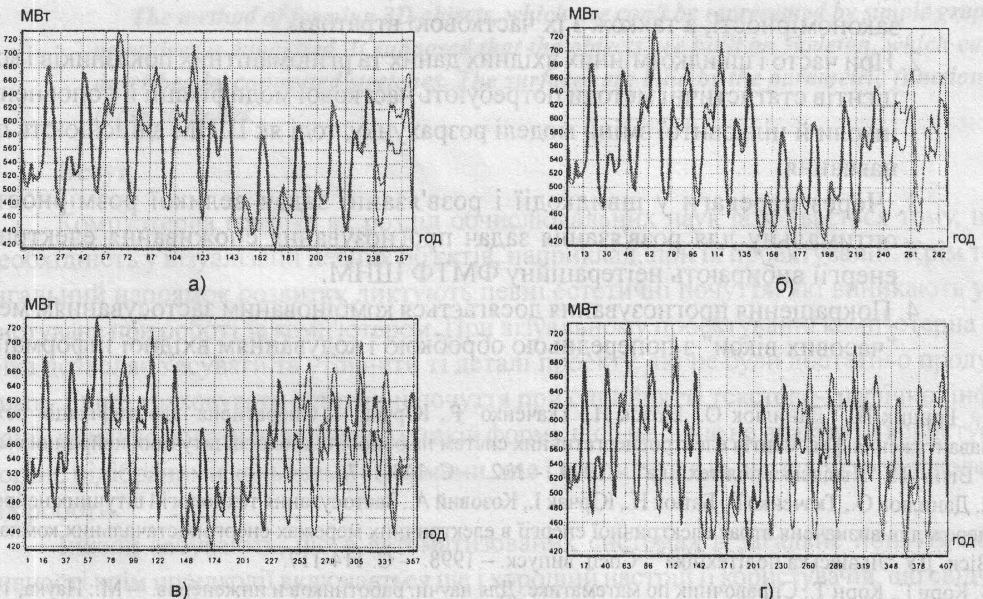


Рис. 3. Результати прогнозування споживання електричної енергії Львівською областю за допомогою ФМТФ ШНМ на: а) добу; б) дві доби; в) п'ять діб; г) тиждень. (1-прогнози, 2-реальні дані)

Реалізація моделі здійснюється шляхом заміни навчальних входів X^{inpril} на реальні дані телеметрії X^{inpril} , якими є значення телевимірів (ТВ), що надходять на концентратор інформації оперативного інформаційно-керуючого комплексу ВАТ "Львівобленерго". Тоді виходами $X^{outpril}$ будуть погодинні прогнозовані значення потужностей навантаження.

$$X^{inpril} = \{M^{TB}, D^{TB}, DD^{TB}, TD^{TB}, MINNT^{TB}, MAXNT^{TB}, MINDT^{TB}, MAXDT^{TB}, MINVW^{TB}, MAXVW^{TB}, DW^{TB}, PI^{TB}\} \xrightarrow{\text{ФМТФ} \quad \text{-ШНМ}} X^{outpril} = \{PO\}. \quad (2)$$

Вхідні дані кодуються так: Місяць - 1, 2, ..., 11, 12; Декада - 1, 2, 3; День в декаді - 1, 2, ..., 10, 11; Тип дня - (+1 - будній день, -1 - вихідний або святковий день); Температура повітря - (-30, ..., +40); Швидкість вітру - (1, ..., 16); Напрямок вітру згідно схеми на рис. 2.

ШНМ навчалася на основі даних ТМ за період 1999-2000 роки з середньоквадратичною зведеною похибкою відтворення 3,4%, максимальною зведеною похибкою 11,2%.

При тестуванні ШНМ на реальних даних за період 2001 року отримано середньоквадратичну зведену похибку 5,4% та максимальну зведену похибку 15,9% (див. рис. 3. навчання 240 год, далі прогноз), що цілком задовольняє вимоги практики.

Висновки

1. Статистичні методи практично "безсилі" для здійснення прогнозування в задачах з великою кількістю вхідних даних, кожна з яких містить свої нелінійні закономірності, а також з їх частковою втраатою.
2. При часто і швидкозмінних вхідних даних та різноманітних показників і коефіцієнтів статистичні методи потребують часткової модифікації й доповнення, а інколи й цілковитої зміни моделі розрахунку, тоді як ШНМ здійснюють перенавчання.
3. Через переваги у швидкодії і розв'язанні задач великої розмірності як оптимальну для розв'язання задач прогнозування споживання електричної енергії вибирають неітераційну ФМТФ ШНМ.
4. Покращення прогнозування досягається комбінованим застосуванням методу "часових вікон" з попередньою обробкою і кодуванням вхідної інформації.

1. Грицик В., Данилюк О., Батюк Н., Ткаченко Р., Юрчак І. Оперативна ідентифікація режимів навантаження фрагментів електроенергетичних систем на основі технологій штучних нейронних мереж. // Вісн. ДУ "Львівська політехніка". – 1999. – №2. – С. 143-147.
2. Данилюк О., Ткаченко Р., Батюк Н., Юрчак І., Козовий А. Застосування технологій штучних нейронних мереж для визначення втрат електричної енергії в електричних мережах енергопостачальних компаній. // Вісн. ДУ "Львівська політехніка": Спец. випуск. – 1998. – С. 114-117.
3. Корн Г., Корн Т. Справочник по математике: Для научн. работников и инженеров. – М.: Наука, 1973. – С. 831.
4. Ивахненко А., Лапа В. Кибернетические предсказывающие устройства. – К.: Наук. думка, 1965. – 213 с.
5. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника. – М.: Мир, 1992. – 242 с.

6. Ткаченко Р., Павлюк О. Прогнозування споживання електричної енергії у Львівській області за допомогою штучних нейронних мереж. // Вісн. НУ "Львівська політехніка". – 2002. – №450. – С. 76-80.

Д.Зербіно

Національний університет "Львівська політехніка"

УДК 681.513

ФОРМУВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ЖИВОЇ ПРИРОДИ В КОМП'ЮТЕРНІЙ ГРАФІЦІ

© Зербіно Д., 2002

Описується метод формування 3-вимірних графічних об'єктів, які не можна розкласти на прості геометричні примітиви. Припускається, що об'єкт побудований на скелеті, який описується за допомогою з'єднаних відрізків. Поверхні будуються за допомогою параметричних функцій на цих відрізках.

The method of forming 3D objects, which are can't be represented by simple graphics primitives is suggested. It supposed that the objects are built on skeleton, which can be described by connected stretches. The surfaces are buid by the parametric functions on those stretches.

Вступ

Комп'ютерна графіка як розділ обчислювальних наук розвивається тому, що є необхідність у візуалізації певних об'єктів, наприклад, при їх проектуванні. Крім того, загальний напрямок розвитку диктують певні естетичні почуття, які виникають у користувача при роботі за комп'ютером. При візуальному проектуванні комп'ютерна графіка дозволяє з'ясувати та уточнити ті деталі проекту, які не були достатньо продуманими. Якщо враховувати естетичні почуття при сприйнятті текстово-графічної інформації, важливо подати інформацію у такій формі, щоб не лише не дратувати користувача погано підібраними кольорами і формами, але і викликати в нього почуття задоволення від роботи.

Інколи забувають, що в автоматизованих системах в загальне поняття ефективності крім швидкодії включається ще і хороший настрій її користувачів, що свідчить про високий рівень їх готовності і бажання виконувати великі об'єми робіт.

При естетичному сприйнятті велику роль відіграє фантазія та позитивні емоції, які передаються через зображення за допомогою форм і кольорів. З точки зору психо-