

УДК 62-83:621.313.2

Тишевич Б.Л. канд.техн.наук, Мельохіна К.К. магістрант
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут»,
Інститут енергозбереження та енергоменеджменту
Київ, Україна

ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОЦЕСІВ В ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМАХ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

У статті розглядається можливість використання нейронних мереж для прогнозування зміни стану в складних технічних системах, які формально не піддаються математичному опису. В якості об'єкту застосування розглядається прогнозування навантаження в енергосистемах.

В статье рассматривается возможность использования нейронных сетей для прогнозирования изменения состояния в сложных технических системах, которые формально не поддаются математическому описанию. В качестве объекта для применения рассматривается возможность прогнозирования нагрузки в энергосистеме.

In this article proposed using neural networks for predict the change of state in complex technical systems that are not formally amenable to mathematical description. As an object for the application considered the possibility of load forecasting in power system.

Прогнозування в технічних системах актуальна задача з точки зору вірного визначення напрямку розвитку позитивних або негативних змін у стані системи. В цілому точний прогноз зміну стану допоможе прийняти вірне рішення, або задіяти необхідні (оптимальні) ресурси для попередження змін у негативному напрямку. Такий погляд на застосування сучасних методів і засобів прогнозування дозволяє вирішити багато проблем у складних технічних системах які формально неможливо або дуже складно описати математичними методами. До таких систем, де застосування прогнозу сучасними методами може дати значні результати, відносяться транспортні системи, екологічні, і безсумнівно енергетичні системи.

Сьогодні, в умовах реформування електроенергетики України, найважливішим завданням є формування нових відносин між суб'єктами ринку і, в тому числі, чітко налагоджених взаємовідносин між споживачем і енергопостачальною організацією. Ринок повинен створити відповідну дійсної вартості оцінку споживаної електроенергії, яка сприяла б максимально ефективному функціонуванню енергосистеми. Тому, все більш актуальною стає проблема якісного прогнозування, аналізу та управління електричної навантаженням як в рамках енергосистеми у цілому, так і для окремо взятих груп електроспоживачів. Прогноз навантаження також необхідний для оптимізації експлуатаційного стану потужної системи в умовах потокового навантаження і планування перетоків потужності [1].

До прогнозування режимів енергоспоживання необхідно вдаватися ще й тому, що зміни в часі електричного навантаження являють собою випадкові процеси, тобто функції випадковим чином залежать від часу, а також від низки внутрішніх і зовнішніх факторів. Крім цього, електричне навантаження в електроенергетичних системах схильне до впливу такого зовнішнього чинника, як погода з її випадкової мінливістю. З упевненістю можна стверджувати, що електричне навантаження - непостійний процес, домінуючими причинно-

наслідковими факторами якого є час доби і погодні умови. Залежність навантаження від часу відображає існування щоденного зразка графіку навантаження. Серед погодних факторів, що впливають на навантаження, пріоритетним є температура [2].

До теперішнього часу розроблено багато різних методик для прогнозування електричного навантаження. До них належать такі методи:

Авторегресія. Може бути застосована наступна модель

$$\hat{E}(t, d) = \sum_{k=1}^4 \alpha_k \hat{E}_k(t, d), \quad (1)$$

де α_k - лінійні ваги, які забезпечують оптимальну комбінацію для чотирьох окремих прогнозів; $\hat{E}_1(t, d)$ - прогноз на основі авторегресійної моделі першого порядку з затримкою в 1 годину; $\hat{E}_2(t, d)$, $\hat{E}_3(t, d)$, $\hat{E}_4(t, d)$ - те саме, але з затримкою в одну добу, тиждень і рік відповідно.

Узагальнене експоненціальне згладжування. Узагальнений метод експоненціального згладжування може бути застосований для прогнозування сумарних часових навантажень:

$$L(t) = a^T f(t) + \varepsilon(t), \quad (2)$$

де a^T - це транспонований вектор згладжених ваг; $f(t)$ - вектор згладжуючих функцій [3].

Факторний аналіз. Дозволяє представити нормовані значення прогнозованих параметрів системи електропостачання у вигляді

$$Y_i = a_{i1}F_1 + a_{i2}F_2 + \dots + a_{im}F_m + d_iU_i, \quad (3)$$

де Y_i - i -й прогнозований параметр; F_j - загальні чинники, що враховують взаємозв'язок між вихідними параметрами Y_i ; a_{ij} , d_i - навантаження відповідних факторів на параметри Y_i ; U_i - характерний фактор, який враховує залишкову дисперсію.

Причому для прогнозування факторів можуть бути використані або моделі часових рядів, або регресійні моделі, що відображають взаємозв'язок чинників із зовнішніми збурюючими параметрами системи електропостачання [3]. Крім цього існує багато інших підходів до прогнозування електричного навантаження.

Проте, не дивлячись на різноманіття існуючих методів прогнозування електричного навантаження точне моделювання є важким через нелінійні і складні зв'язки між навантаженням і факторами, від яких залежить моделювання. Крім цього, деякі математичні моделі навантаження представляють динаміку зміни електричного навантаження, використовуючи поняття часового ряду. Ці моделі не беруть до уваги інформацію, пов'язану з погодою, і пробують передбачити майбутнє навантаження, використовуючи попередні значення [4].

Крім згаданих методів прогнозування навантаження, в даний час застосовується відносно новий метод, заснований на нейронних мережах. Нейронні мережі - це пристрої паралельної обробки інформації всіма ланками. Вони мають здатність до навчання та до узагальнення накопичених знань. Натренована на обмеженій множині даних мережа здатна узагальнювати отриману інформацію і показувати хороші результати на даних, які не використовувалися в процесі навчання. Однак нейронні мережі все ж мають недоліки. Незважаючи на те, що вони є дуже зручними для задач розпізнавання, класифікації образів, прогнозування та ідентифікації, особа яка приймає рішення та контролює мережу не може отримати відповіді на питання як здійснюються ці процеси. Для користувача, навчена мережа подібна «чорній скриньці». Багато з недоліків можуть бути вирішені за допомогою комбінованих систем з нечіткою логікою, які використовують основні поняття теорії нечітких множин. Але у цьому випадку додаються недоліки, які пов'язані з суб'єктивною

оцінкою процесів у прогнозованій системі.

Вхідні змінні для моделей прогнозування навантаження в енергосистемі приймаються наступні. Для визначення вхідних змінних нейронної мережі при вирішенні задач прогнозування навантаження можна скористуватися моделлю, яка описує зміни в часі фактичних значень навантаження, яка в загальному вигляді представляється нелінійною функцією:

$$P_t = f(P_{t-n}, T_{t-n}, \varepsilon_t), \quad (1)$$

де P_t - фактичне навантаження системи в момент часу t ; t - поточний час; P_{t-n} - попередні дані спостереження навантаження; T_{t-n} - попередні дані спостереження зовнішніх чинників (зокрема температури навколишнього середовища), що впливають на навантаження; n - індекс ретроспективи даних; ε_t - випадкова складова, яка представляє неспостережені ефекти, що впливають на навантаження.

На підставі виразу (1) перша змінної, яка повинна бути використана в якості входу, є саме навантаження. В кожній задачі прогнозування вирішується по-своєму, відносно якої давності використовувати попередні спостереження за навантаженням. Другою вхідною змінною повинна бути температура навколишнього середовища, так як відомо, що електроспоживання зростає в холодні дні, коли включаються додатково електронагрівальні пристрої і в спекотні дні, коли включаються кондиціонери. У деяких роботах зарубіжних авторів враховувалися й інші екзогенні змінні, наприклад, вологість повітря або швидкість вітру [5], які створюють дискомфорт для людини і можуть пояснити використання нагрівальних та охолоджувальних приладів. У більшості ж випадків розробники моделей прогнозування навантаження не мають великого вибору тому, що погодних змінних, крім температури, просто немає в наявності. Крім того, в якості вхідних змінних можуть бути використані параметри, пов'язані з сезоном року, наприклад, довжина дня, або соціальні фактори, наприклад, кількість святкових днів у місяці.

Розглянемо концепцію довгострокового прогнозування навантаження. Довгострокове прогнозування, згідно [5], проводиться у тимчасових діапазонах місяць-квартал-рік. Найбільш реально і корисно з точки зору оперативного управління це місячний прогноз електроспоживання. У сучасних умовах воно необхідне для обґрунтування техніко-економічних показників роботи енергетичної компанії та її тарифної політики, а також для складання графіків ремонтів основного устаткування. Прогнозованими показниками є місячне електроспоживання (P_{Σ}), максимальне і мінімальне навантаження за місяць (P_{max} і P_{min}) і коефіцієнти, що характеризують нерівномірність електроспоживання: коефіцієнт нерівномірності місячного графіка навантаження $\alpha_M = P_{max}/P_{min}$ і коефіцієнт заповнення місячного графіка навантаження $\beta_M = P_{mid}/P_{max}$ ($P_{mid} = W_M/24K_{DM}$; W_M - місячне електроспоживання; K_{DM} - кількість днів у місяці).

Підбір вхідних змінних проводився на підставі формули (1). В результаті визначено, що на входи моделей подаються такі змінні, що дають найменшу похибку прогнозу: електроспоживання за місяць, що перевищує прогнозованому (P_{Σ}^{-1}); максимальне і мінімальне навантаження (P_{max}^{-1} і P_{min}^{-1}) середня температура (T_{mid}^{-1}), тривалість дня (LD^{-1}), кількість святкових днів (HD^{-1}) того ж місяця; прогнозне значення середньої температури на прогнозований місяць ($T_{mid\ pr}$), прогнозна тривалість дня (LD_{pr}), прогнозована кількість святкових днів (HD_{pr}) в прогнозованому місяці. Всього дев'ять змінних. Особливості навчання полягають у виборі навчальних зразків. Для навчання дані беруться з таким розрахунком, щоб їх сезон збігався з тим сезоном, на який планується робити прогноз, тобто, якщо потрібен прогноз на грудень місяць, то для навчання беруться дані за жовтень і листопад того ж року і за жовтень листопад і грудень попереднього. При прогнозуванні на осінні місяці для навчання можна брати дані за весняні місяці того ж року.

Для перевірки обраної методики була синтезована нейронна мережа у середовищі MATLAB, яка складалась з чотирьох шарів нейронів. В результаті досліджень була досягнута відносно висока точність прогнозування на термін в 1 місяць. Максимальна похибка складала близько 7%.

Складний характер випадкових процесів електроспоживання і високі вимоги до характеристик його прогнозування в сучасних енергосистемах визначили в багатьох країнах перехід від традиційних статистичних моделей прогнозу до використання апарату штучного інтелекту. Нетрадиційний підхід до прогнозування навантажень енергосистем підвищує досконалість моделей прогнозу, що полягає в можливості використання різноманітних вхідних змінних, при цьому функція залежності вихідних параметрів моделі від вхідних змінних може бути скільки завгодно складною. Такі моделі легко адаптуються до змін в енергосистемі і незалежні від складу споживачів вузла навантаження. Відзначається підвищення точності прогнозу в порівнянні з регресійними моделями. Були проаналізовані три діапазони прогнозування: добовий, тижневий, місячний. Досліджено декілька структур моделей прогнозу: з використанням нейронних мереж різного рівня складності. Результати проведених досліджень показали, що точність прогнозу вище в залежності від складності моделі для всіх розглянутих тимчасових діапазонів прогнозування.

Література:

4. Charytoniuk W., Chen M.S. Short-term Forecasting in Power Systems Using a General Regression Neural Network // IEEE Trans. on Power Systems. 1995. Vol. 7. № 1.
5. Гордеев В.И., Васильев И.Е., Щуцкий В.И. Управление электропотреблением и его прогнозирование. Ростов н/Д: Издательство Ростовского университета, 1991. 104 с.
6. Бэнн Д.В., Фармер Е.Д. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки: Пер. с англ. М.: Энергоатомиздат, 1987. 200 с.
7. Srinivasan D., Tan S.S., Chang C.S., Chan E.K. Practical implementation of a hybrid fuzzy neural network for one-day-ahead load forecasting // IEE Proc. Gener. Transm. Distrib. 1998. Vol. 145. № 6.
8. Khotanzad A., Hwang R.C., Abaye A., Maratukulam D. An adaptive modular artificial neural network hourly load forecaster and its implementation at electric utilities // IEEE Trans. PAS. 1995. V. 10. № 3.