

УДК 621.316.722

ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ НЕДОВІДПУСКУ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ В АВАРІЙНИХ РЕЖИМАХ НА БАЗІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

О.В. Мірошник, кандидат технічних наук

О.М. Мороз, доктор технічних наук

*Харківський національний технічний університет сільського
господарства імені Петра Василенка*

У статті розглядаються можливості застосування нейромережного прогнозування для визначення очікуваних обсягів недовідпуску електроенергії за час пошуку пошкодження в аварійно вимкнених розподільних повітряних лініях 6 - 10 кВ з метою вибору оптимальних стратегій пошуку пошкодження.

Розподільні повітряні лінії, штучні нейронні мережі, стратегії пошуку пошкодження, обсяги недовідпуску електроенергії.

Аварійне вимикання розподільних ліній 6 – 10 кВ вимагає від диспетчера РРЕМ направлення оперативно-виїзної бригади (ОВБ) на пошук місця пошкодження. Вибрана диспетчером стратегія пошуку повинна мінімізувати час пошуку, а, значить, і обсяги недовідпуску електроенергії та експлуатаційні витрати на заходи з пошуку місця пошкодження. При цьому важливого значення набуває рівень достовірності очікуваних обсягів недовідпуску електроенергії, оскільки реальні рівні електроспоживання можуть в певних межах варіюватись порівняно із значеннями, взятими з типових добових графіків навантаження лінії.

Для прогнозування споживання електроенергії на короткотермінову перспективу використовуються традиційні методи прогнозування: авторегресії та ковзного середнього, регресійний, кореляційний, спектральний аналізи, метод Бокса-Дженкінса, експоненційне згладжування, адаптивні предиктори тощо [3, 5]. Але внаслідок складного нелінійного характеру зв'язків між обсягами споживання електроенергії та факторами впливу на них точність прогнозів не завжди відповідає потребам експлуатації. Універсальні можливості апроксимації та здатність до навчання безпосередньо в процесі прогнозування таких методів обчислювального інтелекту як штучні нейронні мережі (ШНМ) і системи нечіткого висновку зумовили їх застосування для розв'язку широкого кола задач прогнозування в електроенергетиці, зокрема споживання електричної енергії [4, 6].

Мета досліджень – аналіз можливостей нейромережного прогнозування для визначення очікуваних обсягів недовідпуску електроенергії за час пошуку пошкодження в ПЛ з використанням різних стратегій пошуку пошкодження.

Матеріал і методика досліджень. Прогнозувальні нейронні мережі забезпечують високу якість передбачення за умов апріорної параметричної і структурної невизначеності. При цьому внутрішня структура системи електропостачання як об'єкта невідома і змінюється у часі не тільки внаслідок

виконуваних ОВБ оперативних перемикачів у процесі пошуку пошкодження в лінії, а і після змін у схемі системи електропостачання у зв'язку з розвитком мереж. Ці зміни мають оперативно враховуватись реалізацією розрахункової моделі оцінки експлуатаційних затрат та збитків за час пошуку місця пошкодження.

Архітектура спеціалізованої прогнозувальної нейронної мережі, яка орієнтована на вирішення задач короткострокового прогнозування обсягів недовідпуску електричної енергії споживачам за час проведення діагностичних заходів для виявлення місця пошкодження у разі аварійних вимикань в розподільних електромережах, наведена на рис. 1. Це п'ятишарова гетерогенна мережа, утворена нейронами, що відрізняються між собою активаційними функціями і алгоритмами навчання, основаними на процедурах безумовної та умовної оптимізації.

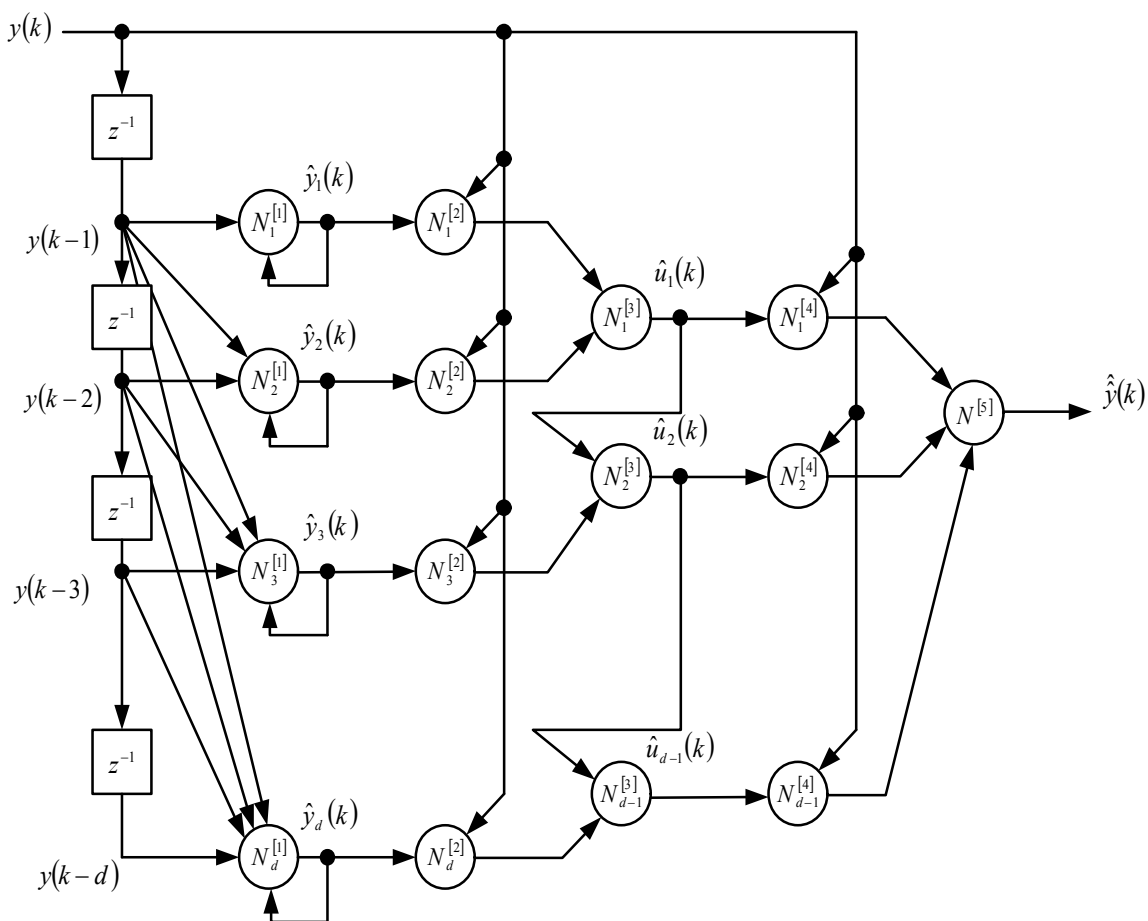


Рис. 1. Рекурентна спеціалізована прогнозувальна нейронна мережа

Прогнозний часовий ряд $y^R(k)$, який описує типовий графік навантаження характерної доби головної ділянки аварійно вимкненої розподільної повітряної лінії ($\{y^R(k)\}$, $k=1,2,3,\dots$), попередньо кодується на інтервал $[-1, 1]$ за допомогою рекурентних процедур [1]:

$$Y_{\max}^R(k) = y_{\max}^R(k-1) + 0.5 \left(1 - \frac{y_{\max}^R(k-1) - y^R(k)}{\sqrt{(y_{\max}^R(k-1) - y^R(k))^2}} \right) (y^R(k) - y_{\max}^R(k-1))$$

$$Y_{\min}^R(k) = y_{\min}^R(k-1) + 0.5 \left(1 - \frac{y_{\min}^R(k-1) - y^R(k)}{\sqrt{(y_{\min}^R(k-1) - y^R(k))^2}} \right) (y^R(k) - y_{\min}^R(k-1))$$

$$y(k) = \frac{2y^R(k) - y_{\max}^R(k) - y_{\min}^R(k)}{y_{\max}^R(k) - y_{\min}^R(k)}, \quad (1)$$

в результаті чого в кожний момент часу забезпечується виконання умови

$$-1 \leq y(k) \leq 1.$$

Якщо диспетчер приймає рішення вести пошук аварійної ділянки не за стратегією послідовного секціонування мережі, а за принципом якнайшвидшого відновлення електропостачання відповідальному споживачеві, перерви в електропостачанні якого завдадуть значних збитків і споживачеві, і електропостачальній організації, то прогнозний часовий ряд $y^R(k)$ доцільно створювати на основі обробки даних графіка електроспоживання конкретного відповідального споживача, електропостачання якого потрібно відновити в першу чергу. В лінії без засобів автоматизації графік навантаження характерної доби головної ділянки має бути екстрапольований на графіки навантаження окремих ділянок лінії, які будуть вимкнені на кроках виконання діагностичних заходів з пошуку пошкодження, зокрема, якщо в схемі послідовності дій бригади передбачено тимчасове відновлення живлення частини лінії після локалізації пошкодженої ділянки.

Якщо лінія обладнана системою телесигналізації, яка надає диспетчеру РРЕМ інформацію щодо стану комутаційної апаратури пунктів автоматичного секціонування та автоматичного вводу резерву, чи системою моніторингу параметрів режиму окремих ділянок розподільної ПЛ, то з'являється можливість виконати розрахунок очікуваних збитків у процесі пошуку пошкодження.

На прикладі роботи з графіком навантаження характерної доби головної ділянки аварійно вимкненої розподільної повітряної лінії розглянемо функціонування прогнозувальної нейронної мережі. Перетворена таким чином часова послідовність $\{y(k)\}$ подається на вхідний шар нейронної мережі, утворений елементами чистого запізнювання

$$z^{-1} : z^{-1}y(k) = y(k-1). \quad (2)$$

В результаті у вхідному шарі формується множина затриманих значень вхідної послідовності $y(k-1)$, $y(k-2)$, ..., $y(k-d)$.

Перший прихований шар сформований з елементарних персептронів Розенблатта із зворотним зв'язком. На їх входи подаються затримані значення вхідного сигналу $y(k)$, які відповідають величинам навантаження головної ділянки лінії, і затримані значення вихідного передбаченого значення $\hat{y}_j(k)$, $j = 1, 2, \dots, d$, які характеризують величини навантаження головної ділянки лінії за графіками навантаження характерної доби, побудованими нейромережею на основі даних моніторингу струмів, контрольованих трансформаторами струму в розподільній комірці лінії. В результаті на виходах нейронів першого прихованого шару формуються однокрокові прогнози

$$\begin{cases} \hat{y}_1(k) = \psi(y(k-1), \hat{y}_1(k-1)), \\ \hat{y}_2(k) = \psi(y(k-1), y(k-2), \hat{y}_2(k-1), \hat{y}_2(k-2)) \\ \dots \\ \hat{y}_d(k) = \psi(y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-d)) \\ \hat{y}_d(k-1), \hat{y}_d(k-2), \dots, \hat{y}_d(k-d). \end{cases} \quad (3)$$

Другий прихований шар утворений елементарними нейроноподібними елементами [2], які розраховують в реальному часі дисперсії оновлювальних послідовностей $\sigma_{\varepsilon_j}^2(k)$, $(\varepsilon_j(k) = y(k) - \hat{y}_j(k))$ і служать для безперервної оцінки якості прогнозування величини навантаження лінії, що реалізується в першому прихованому шарі.

Нейрони третього прихованого шару виконують попарне об'єднання сигналів з другого шару, формуючи оцінки $\hat{u}_j(k)$, $j = 1, 2, \dots, d-1$ такі, що

$$\begin{cases} \hat{u}_j(k) = c_j(k)\hat{u}_{j-1}(k) + (1 - c_j(k))\hat{y}_{j+1}(k) \\ \hat{u}_0(k) \equiv \hat{y}_1(k). \end{cases} \quad (4)$$

При цьому налаштовані ваги $c_j(k)$ формують об'єднаний прогноз, який за точністю не повинен поступатися ні оцінці $\hat{u}_{j-1}(k)$, ні затриманій величині вихідного передбаченого значення $\hat{y}_{j+1}(k)$. Вектор ваг $c(k) = (c_1(k), c_2(k), \dots, c_{d-1}(k))^T$ описує якість прогнозів, отриманих у цьому шарі мережі, які за точністю повинні перевищувати прогнози, отримані в першому прихованому шарі. Зміна елементів $c_j(k)$, що відбувається в процесі прогнозування, свідчить про зміну внутрішньої структури прогнозованої послідовності.

Четвертий прихований шар ідентичний другому і служить для оцінки якості прогнозів третього шару $\hat{u}_j(k)$ на основі розрахунку поточних значень дисперсій $\sigma_{v_j}^2(k)$, $(v_j(k) = y(k) - \hat{u}_j(k))$.

П'ятий вихідний шар утворений єдиним нейроном – адаптивним лінійним асоціатором $N^{[5]}$, який розраховує об'єднаний прогноз $\hat{y}(k)$. Після розрахунку прогнозу $\hat{y}(k)$, він повинен бути «розкодований» у вихідну шкалу вимірювань за допомогою співвідношення

$$\hat{y}^R(k) = 0.5 \left(y_{\max}^R(k) (\hat{y}(k) + 1) - y_{\min}^R(k) (\hat{y}(k) - 1) \right) \quad (5)$$

Результати досліджень. Застосування положень теорії штучних нейронних мереж для створення моделей прийняття рішення щодо стратегії пошуку пошкодження та послідовності об'їзду ОВБ аварійно вимкненої лінії дозволяє оперативно коригувати графіки навантаження характерної доби, оцінку тривалості пошуку пошкодження та очікувані обсяги недовідпуску електроенергії на основі даних про довжину лінії, її розгалуженість, стан під'їзних доріг, наявність вільної ОВБ. На новий рівень інформаційного забезпечення виходить система електропостачання у разі обладнання розподільних електромереж новітніми засобами моніторингу режимів з автоматизованими системами збору інформації та передачі її на вищий рівень.

Висновки

Завдяки своїй здатності ефективно працювати в умовах суттєвої апріорної та поточної невизначеності щодо властивостей системи і навколишнього середовища штучні нейронні мережі представляють собою універсальні моделі, здатні адаптуватися до змін параметрів режимів системи електропостачання вже в процесі функціонування налаштованої моделі. Прогнозування обсягів недовідпуску електроенергії в аварійних режимах на базі положень теорії штучних нейронних мереж для різних стратегій пошуку пошкодження в розподільних електромережах дозволяє оптимізувати вибір стратегії, яка забезпечить мінімізацію і обсягів недовідпуску електроенергії, і експлуатаційних витрат на здійснення діагностичних заходів з пошуку місця пошкодження.

Список літератури

1. Бодянський Є.В. Адаптивне виявлення розладнань в об'єктах керування за допомогою штучних нейронних мереж / Є.В. Бодянський, О.І. Михальов, І.П. Плісс. – Дніпропетровськ: Системні технології, 2000. – 140 с.
2. Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: архитектура, обучение и применение / Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко. – Х: ТЕЛТЕХ, 2004. – 372 с.
3. Бодянский Е.В. Краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии на основе искусственной многослойной нейро-фаззи сети / Е.В. Бодянский, С.В. Попов, Т.В. Рыбальченко, Н.Н. Титов // Енергетика та електрифікація. – 2008. – № 9. – С. 37 – 43.
4. Плисс И.П. Нейросетевое прогнозирование нестационарных временных рядов энергопотребления в условиях структурной неопределенности / И.П. Плисс, С.В. Попов, Т.В. Рыбальченко // Світлотехніка та електроенергетика: Міжнародний науково-технічний журнал. – 2008. – № 3. – С. 41 - 48.
5. Черненко П.О. Порівняльний аналіз двох підходів до вирішення задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження електроенергетичної системи / П.О. Черненко, О.В. Мартинюк, С.В. Попов, Є.В. Бодянський // Технічна електродинаміка. – 2013. – № 3. С. 61 - 71.

6. Шумилова Г.П. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок с использованием искусственных нейронных сетей / Г.П. Шумилова, Н.Э. Готман, Т.Б. Старцева // Электричество. – 1999. – № 10. – С. 6 - 12.

В статье рассматриваются возможности применения нейросетевого прогнозирования для определения ожидаемых объемов недоотпуска электроэнергии за время поиска повреждения в аварийно отключенных распределительных воздушных линиях 6 - 10 кВ с целью выбора оптимальных стратегий поиска повреждения.

Распределительные воздушные линии, искусственные нейронные сети, стратегии поиска повреждения, объемы недоотпуска электроэнергии.

The article deals with the possibility of using neural prediction to determine the expected amount of electricity nedovidpusku by searching injury in accident turned out distribution overhead lines 6 - 10 kV to select optimal search strategies injury.

Distributing routes, artificial neural networks, search strategies damage nedovidpusku amounts of electricity.