

УДК 621.315.1

С. В. Попов, д-р. техн. наук; М. М. Черемісін, канд. техн. наук, проф.;
О. В. Пархоменко, асп.; К. А. Шкуро, асп.

НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ МЕТОД ПРОГНОЗУВАННЯ АВАРІЙНИХ СИТУАЦІЙ ВНАСЛІДОК УТВОРЕННЯ ОЖЕЛЕДІ НА ПОВІТРЯНИХ ЛІНІЯХ ЕЛЕКТРОПЕРЕДАЧІ

Розглянуто задачу попередження виникнення ожеледних аварій на повітряних лініях електропередачі. З цією метою на найбільш аварійно-небезпечних ділянках встановлюються автоматичні пости контролю ожеледного навантаження і метеопараметрів, дані з яких використовуються для прогнозування утворення ожеледі. Запропоновано нейромережевий метод для такого прогнозування, його робота апробована на реальних даних.

Вступ

Функціонування повітряних ліній електропередачі (ЛЕП) багато в чому залежить від поточних погодних умов [1], деякі з яких можуть призводити до серйозних аварій, зокрема, це відкладення ожеледі та паморозі на проводах і опорах ЛЕП. У зв'язку з цим одним з актуальних завдань є прогнозування ожеледних навантажень на ЛЕП, яке може допомогти запобігти аварійним ситуаціям і уникнути матеріального збитку.

Існують моделі динаміки ожеледних навантажень [2], які можна розділити на такі що використовують натурні фізичні параметри та імітаційні. Перші описують процес утворення ожеледі у вигляді явної математичної залежності від великої кількості впливових чинників, які необхідно безпосередньо вимірювати, що може бути досить важко. До таких параметрів, наприклад, відноситься розподіл розміру крапель рідких опадів [3]. Другий тип моделей заснований на чисельному аналізі експериментальних даних, що описують реальні періоди обмерзання ЛЕП і супроводжуючі погодні та інші умови [4, 5]. Серед імітаційних моделей особливо слід виділити методи, що відносяться до обчислювального інтелекту: нейронні мережі, еволюційні алгоритми і системи на основі нечіткої логіки. Ці методи мають високу гнучкість, здатність обробляти нечітку, недостовірну інформацію, адаптуватися до умов функціонування, що змінюються, здатність до навчання і самонавчання. Усі ці властивості виявляються надзвичайно корисними для побудови систем прогнозування ожеледних навантажень, оскільки тут доводиться мати справу з різного роду невизначеністю (помилкові або втрачені показники датчиків, непрямий облік параметрів, непіддатливих прямому виміру тощо), нестаціонарною (зміна в часі властивостей модельованих процесів) та іншими складнощами, безпосереднє врахування яких може бути дуже громіздким або взагалі неможливим. У цій статті пропонується метод прогнозування утворення ожеледі, який базується на даних автоматичних постів контролю ожеледних навантажень і метеопараметрів.

Матеріали дослідження

Головним контрольованим параметром процесу утворення ожеледі є вага проводу M , виміряна в точці його підвісу на опорі. Також вимірюється температура T і відносна вологість H повітря, які здійснюють безпосередній вплив на процес утворення ожеледі. Знімання інформації з датчиків відбувається в реальному часі, потім виконується усереднювання отриманих даних за минулу годину. Ці значення передаються по каналу зв'язку на диспетчерський пункт. Виключення складає параметр ваги проводу, для якого передається також максимально зафіксоване впродовж години значення M_{\max} , за яким можна опосередковано зробити висновок про наявність вітрового навантаження на провід.

Завдання полягає в побудові на основі наявних архівних спостережень прогнозуючої математичної моделі

$$\hat{M}(k+h) = F(M(k), \dots, M(k-d), M_{\max}(k), \dots, M_{\max}(k-d); T(k), \dots, T(k-d), H(k), \dots, H(k-d)), \quad (1)$$

де k – номер години; h – інтервал попередження, прийнятий з урахуванням технологічних і організаційних вимог рівним 2 години; d – порядок моделі, відповідний глибині використовуваної передісторії; $F(\)$ – шукане, в загальному випадку нелінійне, перетворення.

Внаслідок того, що за наявними даними побудова моделі за фізичними параметрами неможлива (недостатньо вимірюваних параметрів), звернемося до імітаційних моделей на основі мережі з гібридних нейроподібних елементів [6]. Вхідними сигналами мережі є поточні значення прогнозованої змінної $M(k)$ і інших вимірюваних величин $M_{\max}(k)$, $T(k)$, $H(k)$. Подавати на вхід передісторію вимірів немає необхідності, оскільки вона формується автоматично усередині гібридних нейроподібних елементів (HNU) [7], які мають синапси різних типів: лінійний синапс, синапс-фільтр з нескінченною імпульсною характеристикою, синапс-фільтр з кінцевою імпульсною характеристикою і нелінійний синапс на основі нечіткої системи. Використання мереж на базі гібридних нейроподібних елементів дає можливість гнучкого вибору між універсальними (усі синапси одного типу, повнозв'язна архітектура) і спеціалізованими (синапси різних типів і/або неповнозв'язна архітектура) структурами. При цьому можлива реалізація нелінійних моделей авторегресії (NAR), авторегресії із зовнішніми входами (NARX), авторегресії – ковзаючого середнього (NARMA), авто регресії – ковзаючого середнього із зовнішніми входами (NARMAX).

Налаштування параметрів моделі може здійснюватися за допомогою тих або інших відомих в теорії штучних нейронних мереж алгоритмів, заснованих на процедурі зворотного поширення похибки [8]. Структура мережі зазвичай вибирається на основі апріорної інформації про прогнозований процес. В умовах даного завдання відомі фізичні залежності, що описують процеси утворення ожеледі, не можуть бути безпосередньо використані, оскільки відсутні виміри багатьох параметрах, що входять в них. Отже, ці апріорні знання не можуть бути враховані для побудови мережі, що примушує використовувати для цієї мети методи структурної оптимізації. В нашому ж випадку скористаємося генетичним алгоритмом [9, 10]. Це досить універсальний метод, що не вимагає диференціювання функціонала, що оптимізується. Структура мережі кодується за допомогою так званих хромосом, що несуть усю інформацію про шари, окремих нейроподібних елементів і їх синапси, за винятком синаптичних ваг. Імітуючи процес природної еволюції в природі, що полягає в генерації поколінь, природному відборі та обміні генетичною інформацією, можливо знаходити оптимальні в заданому сенсі або досить близькі до них рішення.

Для проведення імітаційного моделювання використовуємо реальні дані постів контролю ожеледних навантажень та метеофакторів, зібрані на лініях 35 кВ «Старий Крим—Планерське» і «Підгірне—Оріон», розташовані в АР Крим. Особливістю цих ліній є їх проходження в прибережній зоні, що характеризується підвищеною вологістю. Автоматичні пости контролю ожеледних навантажень і метеофакторів розташовуються на опорах ЛЕП в районах перевалів, де часто спостерігаються сильні вітри, що є додатковим чинником, який призводить до ожеледних аварій. Дані зібрані в зимові періоди 2009/2010 і 2010/2011 рр. За цей час сталася 21 подія, коли вага відкладень ожеледі та паморозі тривало перевищувала 10 % ваги проводу, з них 14 використані для навчання моделей, 7 – для перевірки. Для порівняння також застосована лінійна авторегресійна модель із зовнішніми входами (ARX) такого ж порядку, як і отримана в результаті структурної оптимізації нелінійна модель (NARX). Як базова оцінка використана модель наївного прогнозування: майбутнє значення набуває значення, яке рівне поточному.

Якість прогнозу оцінюватимемо за середньою абсолютною похибкою у відсотках (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left| \frac{M(k) - \hat{M}(k)}{M(k)} \right|, \quad (2)$$

де N – кількість вимірів.

Результати прогнозування на тестовій вибірці зведені у таблиці.

Прогноз	Похибка прогнозування (MAPE), %
Наївний прогноз	2,65
ARX	2,16
NARX	1,12

Оскільки серед аналізованих ситуацій не було випадків з бурхливим наростанням ожеледі, то навіть наївний прогноз виявляється досить точним. Проте, лінійна модель дозволяє понизити похибки на $\sim 0,5\%$, а запропонована нелінійна модель на базі методів обчислювального інтелекту покращує цей показник ще на $\sim 1\%$.

Висновки

Запропонований метод дозволив з високою точністю спрогнозувати динаміку ожеледних навантажень ЛЕП, що підтверджено експериментальною перевіркою на реальних даних. Підвищення точності прогнозування найактуальніше для ситуацій з бурхливим наростанням відкладень ожеледі та паморозі на проводах і опорах ЛЕП, коли зволікання в прийнятті контрзаходів може мати значні технічні і матеріальні наслідки. В цьому відношенні доцільно підвищити інтервал попередження для більше раннього сповіщення чергового персоналу про можливість виникнення аварійної ситуації. Максимальні похибки прогнозування виникають, коли відбувається різка зміна погодних умов. Оскільки у цій постановці завдання використовуються тільки поточні і минулі виміри метеофакторів, то модель не може врахувати майбутні зміни в них. Це свідчить про необхідність використання метеопрогнозу. Проте, тут виникає складність отримання локального метеопрогнозу, особливо, для гірських районів, і це питання вимагає проведення додаткових досліджень.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Crocombette C. The weather impact on the transmission of electricity in France / C. Crocombette // Proc. 8th European conference on Application of Meteorology. — Madrid, Spain, 2007. — Vol. 4. — 670 p.
2. Makkonen L. Fifty years of progress in modeling the accumulation of atmospheric ice on power network equipment / L. Makkonen, E. Lozowski // Proc. 11th International Workshop on Atmospheric Icing of Structures. — Montreal, Canada, 2005. — P. 55—62.
3. Estimation of transmission line icing at different sites using a neural network / P. Mc Comber, J. Druetz, J. Lafontaine, A. Paradis, J. N. Laflamme // Proc. 9th International Offshore and Polar Engineering Conference. — Brest, France, 1999. — Vol. II. — P. 599—606.
4. Jones K. F. A simple model for freezing rain ice loads / K. F. Jones // Atmospheric Research. — 1998. — Vol. 46. — P. 87—97.
5. Makkonen L. Modeling power line icing in freezing precipitation / L. Makkonen // Atmospheric Research. — 1998. — Vol. 43. — P. 131—142.
6. Попов С. В. Еволюційна нейро-фаззі мережа на базі гібридних нейроподібних елементів / С. В. Попов, К.А. Шкуро // 17 міжнародна конференція з автоматичного управління «Автоматика—2010»: тези доповідей. Том 2. — Харків, 2010. — С. 193—194.
7. Попов С. В. Спеціалізована архітектура штучних нейронних мереж на базі гібридних нейроподібних елементів / С. В. Попов // Збірник наукових праць Національного гірничого університету. — 2009. — Т. 2, № 33. — С. 76—82.
8. Haykin S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation / S. Haykin. — Upper Saddle River: Prentice Hall, 1999. — 842 p.
9. Jain L. C. Fusion of Neural Networks, Fuzzy Systems and Genetic Algorithms: Industrial Applications / L. C. Jain, N. M. Martin. — New York : CRC Press, 1998. — 368 p.
10. Schaffer J. D. Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks : A Survey of the State of the Art / J. D. Schaffer, D. Whitley, L. J. Eshelman // Proc. Int. Workshop Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks. — Baltimore, June 6, 1992. — P. 1—37.

Рекомендована кафедрою електричних станцій та систем

Стаття надійшла до редакції 14.10.11
Рекомендована до друку 16.12.11

Попов Сергій Віталійович — головний науковий співробітник, **Шкуро Христина Олександрівна** — аспірантка.

Проблемна науково-дослідна лабораторія автоматизованих систем управління, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків;

Черемісін Микола Михайлович — професор, **Пархоменко Олег Вікторович** — аспірант.

Кафедра електропостачання і енергоменеджменту, Харківський національний технічний університет сільського господарства імені Петра Василенка, Харків