

УДК 004.94

О. С. Гайденко

(аспірант кафедри «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології транспорту», Державний університет інфраструктури та технологій)

Г. М. Голуб

(старший викладач кафедри «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології транспорту», Державний університет інфраструктури та технологій)

ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИТОЇ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ МЕТОДАМИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Розглянуто можливості програмного пакета Neural Network Toolbox для прогнозування електроспоживання та проведено експериментальні дослідження роботи його алгоритмів. Виявлено проблеми забезпечення даних для навчальної вибірки.

Ключові слова: прогнозування, нейронна мережа, Matlab, Neural Network Toolbox, електроспоживання.

Постановка проблеми. Залізничі мають потребу в точному прогнозі електроспоживання. У разі, якщо залізниця замовить менший обсяг, ніж їй знадобиться, нестачу вона купуватиме за суттєво більшими цінами. А у разі, якщо буде спожито менше, ніж замовлено, надлишок доведеться реалізувати за меншими цінами, ніж вона придбана. Таким чином остаточна ціна для залізниці як споживача залежить від точності прогнозу [1]. Прогнозовані дані можуть бути використані не лише для вигідної закупівлі електроенергії, а й для ефективного використання тарифів на електроенергії, шляхом адаптації розкладу руху поїздів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проведений у роботі [1] аналіз методів прогнозування електроспоживання довів доцільність автоматизації прогнозування необхідного об'єму електроенергії для залізниці та виявив, що методи імітаційного моделювання з використанням технології штучних нейронних мереж мають найвищу точність та низку переваг над іншими методами для застосування в прогнозуванні електроспоживання залізниці.

Мета роботи. Метою роботи є дослідження роботи алгоритмів нейромережевого моделювання щодо прогнозу електроспоживання.

Основна частина. Розробка нейромережевої моделі поділяється на етапи: підготовка даних; побудова алгоритму, його тренування на вибірці та валідації на тестових даних.

© Гайденко О. С., Голуб Г. М., 2018

Розглянемо програмне рішення Neural Network Toolbox Matlab як інструменту побудови моделі прогнозування на основі штучної нейронної мережі (ШНМ). Neural Network Toolbox дає достатні можливості для моделювання ШНМ із використанням популярних алгоритмів при відносно простій реалізації, що в свою чергу дозволяє швидко протестувати доступні алгоритми й обрати кращий для нашої задачі. В програмі доступні вибір архітектури ШНМ залежно від завдання, налаштування кількості нейронів і прихованих шарів, що дає можливість експериментальним шляхом швидко оцінити різні конфігурації ШНМ.

Процес підготовки даних для нейромережевого моделювання простий у плані подання якісних ознак у числовому вигляді. Наприклад, тип погоди (сонячно, хмарно, дощ, сніг) достатньо подати в числовому вигляді як 1,2,3,4 відповідно. Кількісні дані можна залишити без змін.

Збільшення кількості використаних факторів нелінійно збільшує кількість необхідних спостережень, так що вже при досить невеликій кількості факторів може бути потрібною величезна кількість спостережень. Зазвичай на практиці достатньо декількох сотень або тисяч спостережень, а для складних завдань може знадобитися більше, при цьому завдання, де потрібно менше 100 спостережень, зустрічаються дуже рідко [2].

Складність моделювання процесів, що протікають у системі тягового електропостачання полягає у великій кількості факторів, що впливають на споживання електричної енергії та мають вплив різного ступеня (безпосередній та опосередкований) на споживання. Очевидно, що врахування їх усіх вимагатиме величезної вибірки даних. За наявності достатньої кількості даних можна визначити вплив на електроспоживання кожного фактора окремо експериментальним шляхом. При цьому, додаючи в модель новий фактор, слід перевіряти зміну похибки прогнозування. Нерідко при моделюванні з використанням ШНМ вона може зростати.

Результат прогнозування залежить в першу чергу від якості вхідних даних, тому при побудові прогностичної моделі обов'язково слід враховувати фактори, що матимуть найістотніший вплив на вихідні дані ШНМ. ШНМ може не знайти зв'язок між вхідними даними, що мають не такий вагомий, опосередкований вплив на вихідні дані мережі.

Для прогнозування електроспоживання залізниці таким фактором буде проходження поїзда електрифікованою ділянкою.

Проходження процедури навчання ШНМ відбувається ітераціями. Помилка навчання визначається шляхом порівняння вихідних значень з цільовими значеннями після проходження через мережу всіх існуючих спостережень [2]. Критерієм якості навчання є середньоквадратична помилка Mean Squared Error (MSE). Графік залежності MSE від кількості ітерацій для нормально навченої ШНМ має вигляд (рис. 1), де величина MSE впродовж процесу навчання як правило буде не більшою, ніж на попередніх ітераціях. З графіка видно, що алгоритм зупинився на 312 ітерації, а найменше значення MSE досягнуто на 272 ітерації та дорівнює 0,00216. Таке значення MSE можна вважати хорошим результатом навчання.

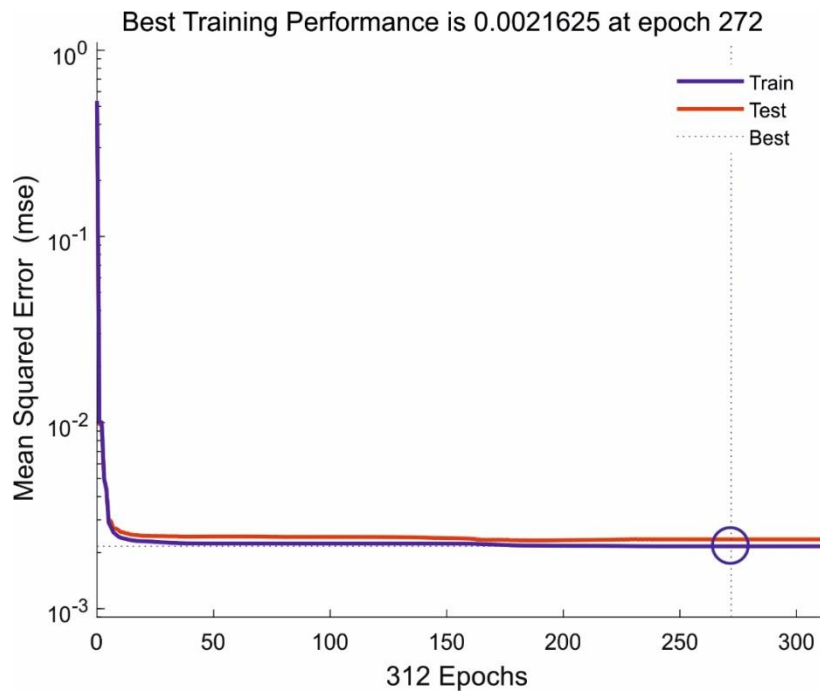


Рис. 1. Типовий графік зміни середньоквадратичної помилки залежно від ітерацій навчання штучної нейронної мережі (алгоритм Байєсівської регуляризації)

Алгоритм навчання поступово шукає глобальний мінімум, починаючи з випадково вибраної точки на поверхні функції помилок, та зупиняється в деякому мінімумі, який при вдалому навчанні буде глобальним, а може виявитися лише локальним, тобто модель працюватиме не для всіх даних. По суті алгоритми навчання нейронних мереж аналогічні алгоритмам пошуку глобального екстремуму функцій багатьох змінних [2]. У Neural Network Toolbox такими є алгоритми спряжених градієнтів [3] і Левенберга – Марквардта (Levenberg – Marquardt) [4]. Вони зупиняються під час збільшення середньої квадратичної помилки тестових зразків. Алгоритм Байєсівської регуляризації (Bayesian regularization) зупиняється відповідно до мінімізації адаптаційної ваги (регуляризації).

Навчена ШНМ тестується на окремих прикладах даних. Модель, що на тестових даних показала хорошу точність, може застосовуватися на практиці.

Для дослідження як вхідних даних ШНМ взято графік руху поїздів через станцію Фастів та погодинні значення температури повітря. Вихідними даними розробленої моделі є показники споживання електроенергії режимної доби зняті з лічильників автоматизованої системи комерційного обліку електроенергії тягової підстанції (ТП) ЕЧЕ-8.

Прогнозування методами інтелектуальної обробки вимагає попереднього перетворення вхідних даних. Класифікуємо потяги, що проходять через станцію, на три типи – регіональні та приміські електропоїзди, поїзди далекого сполучення та вантажні поїзди. Оскільки в нас немає точного часу прямовання кожного з них через дільниці, які живляться від ТП ЕЧЕ-8, припустимо що цей час та споживана потужність

для кожного потяга одного типу однакові. Для характеристики інтенсивності руху на станції введемо кількісну характеристику, де одиницею буде поїзд, що прибув та відправився зі станції в межах однієї години доби. Тоді для характеристики поїзда, час прибуття якого лежить в межах однієї години, а час відправлення – в межах наступної, введемо коефіцієнт 0,5 для обох годин. Поїзди, для яких станція Фастів є початковою або кінцевою вважатимемо 1, оскільки один із фідерів ЕЧЕ-8 живить Моторвагонне депо, яке їх обслуговує.

У роботі [5] для прогнозування навантаження енергетичної системи одними із вхідних даних було взято тип дня – робочий та святковий, так як автори експериментально встановили, що розбиття вхідних даних на дні тижня хоч і знижує похибку навчання мережі, але призводить до погіршення якості прогнозування.

На відміну від енергосистеми в цілому, основним споживачем електроенергії на залізниці є тяга поїздів, причому відмінності розкладу руху між вихідними та робочими днями по станції, взятій для дослідження, несуттєві та не матимуть істотного впливу. Розклад руху для вузла Фастів у вихідні та робочі дні відрізнявся на 1-2 потяги. Тому навчальна, тренувальна та тестова вибірки містять дані електроспоживання за робочі дні та формалізований розклад руху відповідних дат. При цьому значеннями днів тижня чи їх типом як окремим фактором в дослідженні знехтувано.

Для врахування нетягового навантаження припустимо, що підрозділи залізниці, які працюють цілодобово, мають рівномірне споживання протягом доби. Тоді фактор впливу на споживання електроенергії нетягових споживачів залізниці опишемо як «1» з 8 до 17 год. та «0» для всього іншого часу доби.

Опрацюючи дані для навчальної вибірки, виявлено такі проблеми, подальше вирішення яких може підвищити якість прогнозування: фактичне проходження поїздів електрифікованою ділянкою може відрізнятися від взятого для дослідження графіка руху через затримки та зміни в розкладі; недостатній рівень впровадження пристроїв АСКОВ (не всі з 9 фідерних ліній, що живить ТП ЕЧЕ-8, мають окремі лічильники), через що для дослідження довелося брати узагальнені дані (дані споживання зі спільного для 9 фідерних ліній лічильника та тягове навантаження відразу по всіх ділянках).

При практичному застосуванні алгоритмів, запропонованих Neural Network Toolbox, для прогнозування електроспоживання найточніший результат показав алгоритм Байєсівської регуляризації, проте при схожому результаті з алгоритмом Левенберга – Марквардта для навчання мережі йому знадобилося в рази більше ітерацій, що при дуже великих обсягах навчальної вибірки потребує відповідної обчислювальної потужності. Алгоритм спряжених градієнтів показав результат, хоч і задовільний до вимог точності прогнозу, проте суттєво гірший, ніж алгоритми Левенберга – Марквардта і Байєсівської регуляризації, що робить його недоцільним у практичному застосуванні інструментом прогнозування електроспоживання. Взявши результати навчання алгоритму Байєсівської регуляризації за 100%, визначено, що продуктивність алгоритму Левенберга – Марквардта менша на 3%, а спряжених градієнтів на 23% (рис. 2).

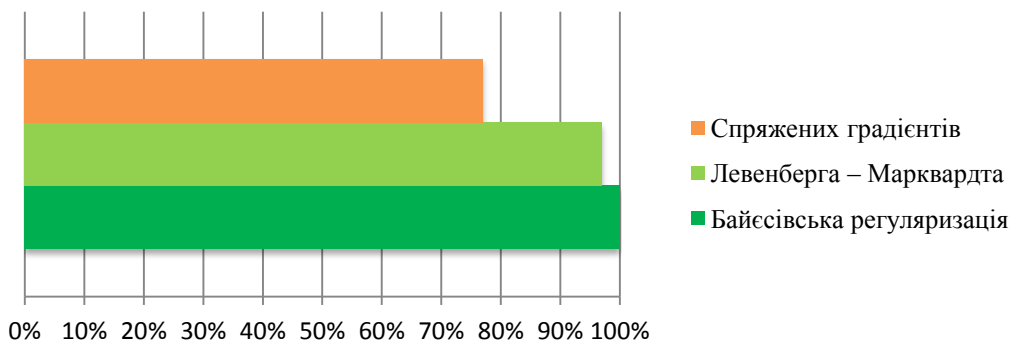


Рис. 2. Гістограма порівняння продуктивності алгоритмів пакету інструментів Neural Network Toolbox у прогнозуванні електроспоживання

Висновки. Проведено експериментальні дослідження роботи алгоритмів Neural Network Toolbox для прогнозування електроспоживання, у результаті чого виявлено, що для прогнозування електроспоживання найкраще підходить алгоритм Байєсівської регуляризації, а при обмежених можливостях обчислювальної техніки доцільно застосовувати алгоритм Левенберга – Марквардта. Виявлено проблеми забезпечення даних для навчальної вибірки, що потребують подальшого вирішення з метою підвищення якості прогнозування споживання електричної енергії, а саме: недостатній рівень впровадження АСКОЕ та відмінності фактичного руху поїздів від запланованого за графіком.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Гайденко О.С. Методи прогнозування електроспоживання тяговими підстанціями залізниці. // Зб.наук.праць «Моделювання та інформаційні технології». – 2016. – Вип. 75. – Київ, ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України. – С. 49-56. ISSN 2309-7647
2. Медведев В.С. Нейронные сети. MATLAB 6 / Медведев В.С., Потемкин В.Г.; Под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2001. – 630 с. – (Пакеты прикладных программ; Кн. 4)
3. Fletcher R. Function minimization by conjugate gradients / Fletcher R., Reeves C.M. // Computer Journal. – Vol. 7, – 1964. – P. 149-154.
4. Hagan M.T. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm / Hagan M.T., Menhaj M. // IEEE Transactions on Neural Networks. – Vol 5. – №6, – 1994. – С. 989-993.
5. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации // Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

REFERENCES

1. O.S. Haidenko. *Metody prohozuvannia elektrospozhyvannia tiahovymy pidstantsiiamy zaliznytsi* [Methods of forecasting of electric power consumption by traction substations of the railway]. // Zb.nauk.prats «Modeliuvannia ta informatsiini tekhnolohii» [Collected Works «Modeling and Information Technologies»]. . – 2016. – issue 75. – Kiev, IPME im. G.E. Puhov NAS of Ukrainepp. – P. 49-56. ISSN 2309-7647,
2. V.S. Medvedev. *Neironnye sety. MATLAB 6* [Neural networks. MATLAB 6] / V.S. Medvedev, V.H. Potemkin; Pod obshch. red. V.H. Potemkina. – M.: DYALOH-MYFY, 2001. – 630 p. – (Pakety prikladnykh prohramm; Kn. 4 [Packages of application programs, Book 4])
3. Fletcher R. *Function minimization by conjugate gradients* / Fletcher R., Reeves C.M. // Computer Journal. – Vol. 7. – 1964. – P. 149-154.

4. Hagan M.T. *Training feedforward networks with the Marquardt algorithm* / Hagan M.T., Menhaj M. // IEEE Transactions on Neural Networks. – Vol 5. – № 6. – 1994. – P. 989–993.
5. Osovskyj S. *Neironnie seti dlia obrabotki informatsii* [Neural networks for information processing] // Trans. from the Polish I.D. Rudinsky. – M: Finansy i statistika [Finance and Statistics], 2002. – 344 p.

О. С. Гайденко

(аспирант кафедри «Автоматизация и компьютерно-интегрированные технологии транспорта», ГУИТ)

Г. М. Голуб

(старший преподаватель кафедры «Автоматизация и компьютерно-интегрированные технологии транспорта», ГУИТ)

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТРЕБЛЕННОЙ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ МЕТОДАМИ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Рассмотрены возможности программного пакета Neural Network Toolbox для прогнозирования электропотребления и проведены экспериментальные исследования работы его алгоритмов. Обнаружены проблемы обеспечения данных для обучающей выборки.

Ключевые слова: прогнозирования, нейронная сеть, Matlab, Neural Network Toolbox, электропотребления.

Oles Haidenko

(Graduate Student of Department «Automation and Computer-Integrated Technologies of Transport department», State University for Infrastructure and Technologies)

Halyna Holub

(Lecturer of Department «Automation and Computer-Integrated Technologies of Transport department», State University for Infrastructure and Technologies)

ELECTRIC POWER CONSUMPTION FORECASTING BY METHODS OF NEURAL NETWORK MODELING

The capabilities of the Neural Network Toolbox software package for predicting power consumption are reviewed. Experimental research of work Neural Network Toolbox algorithms is conducted. The problems of providing data for study sample are found.

Keywords: forecasting, neural network, Matlab, Neural Network Toolbox, power consumption.

Стаття надійшла до редакції 08.11.2017 р.