УДК 656.073.28

НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ ВАНТАЖОПОТОКУ У МІСТАХ

Нагорний Є.В., Наумов В.С., Черепаха О.С.

NEURAL NETWORK FORECASTING MODEL FOR THE URBAN FREIGHT FLOW PARAMETERS

Nagorny Ye., Naumov V., Cherepakha A.

У статті розроблена нейромережева модель прогнозування параметрів вантажопотоку, яка дозволяє отримати прогнозне значення з урахуванням динаміки зміни параметрів по окремих позиціях часового лага. Запропонована модель дає можливість описати динаміку зміни прогнозованих показників в процесі навчання, що забезпечує гнучкість прогнозних моделей і, як результат, - точність прогнозу.

Ключові слова: *нейрон, функція активації, прогнозування,вихідний сигнал, синапс, пороговий елемент.*

Вступ. Прогнозування – це ключовий момент прийняття рішення в управлінні. Кінцева ефективність любого технологічного рішення залежить від послідовності дій, які виникають вже після прийняття рішень. Задача визначення прогнозних значень попиту зазвичай розглядається як задача визначення лише одного параметру, який його характеризує. Прогнозування є головною частиною системи управління технологічними процесами. В багатьох наукових працях, присвячених проблемам прогнозування не враховується необхідність попереднього вивчення параметрів, що визначають попит, і вони зазвичай є випадковими величинами. В основному, визначення прогнозного значення обсягу замовлень здійснюється на підставі статистичних даних про значеннях попиту за попередні періоди, що не дозволяє розглянути процес формування попиту, і, як правило, є причиною некоректних результатів.

Прогноз найчастіше виходить помилковим, але помилка залежить від метода використання прогнозуючої системи. Використовуючи в процесі прогнозу більшу кількість ресурсів, можна збільшити точність прогнозу і зменшити збитки, пов'язані з невизначеністю при прийнятті рішень з доставки вантажів у містах.

Постановка проблеми. В сучасних умовах задачу прогнозування попиту для торгово - транспортних підприємств вирішують статистичним або експертним методом з достатньо великою похибкою. В дослідженні пропонується використання динамічної нейромережевої моделі прямого поширення,це дозволить отримати найменшу похибку прогнозу. Використання нейронної моделі прямого поширення характеризується наявністю скритих шарів. Вони дозволять виділити глобальні властивості даних за допомогою локальних з'єднань, при наявності додаткових синоптичних зв'язків.

Аналіз досліджень та публікацій. Робота [1] є однією з перших публікацій, що розглядає проблему пошуку нових підходів до оцінки попиту на перевезення вантажів та його прогнозування. У статті описується теоретичний підхід, що дозволяє оцінювати попит з позицій класичної теорії прогнозування. Функція попиту при цьому розробляється не тільки на підставі показників, що характеризують транспорт, але і з урахуванням часу транспортування, показників втрати і пошкодження товарів, вартості упаковки і ряду інших чинників. В більш пізній роботі [2] проводиться огляд моделей оцінки попиту на перевезення вантажів та варіантів їх практичної реалізації. Автором розглядаються існуючі на той час підходи в контексті наявності міжвидової конкуренції на транспорті, актуальність питання підвищення якості обслуговування клієнтури і прогнозування вантажопотоків.

В [3] автори розглядають задачу оцінки попиту як визначення прогнозних значень з урахуванням комплексних календарних ефектів. В роботі розглядається проблема вибору типу прогнозної моделі з безлічі альтернативних варіантів для визначення добових обсягів попиту. Для вирішення завдання пропонується використовувати експоненціальні згладжуючи моделі, які враховують комплексний календарний ефект. Очевидно, що такий підхід застосовується для досить вузької групи моделей, що характеризують стаціонарні системи, та мають просту структуру.

В публікації [4] підкреслюється, що задача прогнозування попиту є особливо значущою для сучасних торгово – транспортних підприємств. Автор ви-

діляє дві групи методів прогнозування: експертні та статистичні. Крім того, у статті пропонуються основні етапи процесу визначення прогнозних значень і принципи організації прогнозування для торговотранспортних підприємств, і відзначається, що ефективне прогнозування досягається підвищенням якості вхідної інформації. В [5] зазначається, що попит є випадковою величиною, і, маючи вибірку, можна легко визначити прогнозне значення, якщо параметри закону розподілу випадкової величини є константами. Але в більшості випадків динаміка ринку така, що випадковий процес попиту нестаціонарний. В роботі [6] описана послідовність виявлення нестаціонарності попиту методом максимальної правдоподібності, однак запропонована методика припускає лише нормальний розподіл попиту, що зменшує її універсальність. Запропонована в [5] програмна реалізація методики для розрахунку параметрів нестаціонарного процесу попиту дозволяє підвищити ефективність прогнозування при оперативному плануванні.

Останнім часом одним з найбільш поширених інноваційних підходів до прогнозування вважається визначення прогнозних значень на базі моделей нейронних мереж [7].

Розглянута в [8] методологія прогнозування обсягів перевезень вантажів з використанням нейронних мереж в середовищі MatLab дозволяє виділити наступні особливості:

– моделі нейронних мереж надають можливість врахувати і описати динаміку зміни прогнозних показників в процесі навчання мережі;

– настройки нейронних мереж можуть змінюватись в процесі навчання, що забезпечує гнучкість прогнозних моделей і, як результат – точність прогнозу;

– моделі нейронних мереж дозволяють аналізувати в паралельному режимі комплексні типи даних, що обґрунтовує доцільність їх використання для прогнозування обсягів перевезень різних груп товарів народного споживання.

В роботі [7] визначено основні переваги нейронних мереж, що визначили вибір даного методу як інструменту прогнозування попиту на перевезення вантажів:

– нейронні мережі є потужним методом моделювання, що дозволяє відтворювати надзвичайно складні залежності;

– нейронні мережі здатні успішно вирішувати завдання, спираючись на неповну, спотворену, перекручену і внутрішньо суперечливу вхідну інформацію;

– найбільш цінними властивостями нейронних мереж є здатність навчатися на безлічі прикладів в тих випадках, коли невідомі закономірності розвитку ситуації, а також залежності між вхідними та вихідними даними; при цьому користувач нейронної мережі підбирає показні дані, а потім запускає алгоритм навчання, який автоматично сприймає структуру даних.

Мета статті. Метою робот є розробка моделі прогнозування попиту параметрів вантажопотоків у містах, яка використовує апарат нейронних мереж.

Результати досліджень. Згідно [9], модель нейронної мережі описується як спрямований граф, що складається з вузлів, з'єднаних синаптичними і активаційними зв'язками, який характеризується наступними властивостями:

– кожен нейрон надається безліччю лінійних синаптичних зв'язків, зовнішнім порогом і, можливо, нелінійним зв'язком активації; поріг, що представляється вхідним синаптичним зв'язком, вважається рівним 1;

– синаптичні зв'язки нейрона використовуються для зважування відповідних вхідних сигналів;

– зважена сума вхідних сигналів визначає індуковане локальне поле кожного конкретного нейрона;

– активаційні зв'язки модифікують індуковане локальне поле нейрона, задаючи вихідний сигнал.

Нейрон є одиницею обробки інформації в нейронної мережі. Основними елементами штучного нейрона є:

– набір синапсів, кожен з яких характеризується своєю вагою; допустимими є негативні значення синаптичних ваг;

– пороговий елемент, який відображає зміну вхідного сигналу, що подається на функцію активації;

– суматор, який складає вхідні сигнали, зважені щодо відповідних синапсів нейрона; зазвичай операція яка підсумовує описується у вигляді лінійної комбінації;

– функція активації, що обмежує амплітуду вихідного сигналу нейрона, нормалізований діапазон амплітуди виходу нейрона зазвичай знаходиться в інтервалі [0, 1].

В математичному виразі функціонування нейрона описується парою рівнянь:

$$u_k = \sum_{j=1}^{m} w_{kj} \cdot x_j \ ,$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k),$$

де m – кількість вхідних сигналів;

$x_1, x_2, \ldots, x_m$ – значення вхідних сигналів;

$w_{k1}, w_{k2}, \ldots, w_{km}$ – синаптичні ваги нейрона k;

u_k – лінійна комбінація вхідних впливів;

b_k – значення порогового елемента;

y_k – вихідний сигнал нейрона;

$\varphi(\cdot)$ – функція активації.

Грунтуючись на припущенні, що значення параметрів вантажопотоку визначаються розташуванням (позицією) в аналізованому інтервалі, а також значеннями за попередні періоди і значеннями параметра для решти позицій аналізованого інтервалу, в моделі штучного нейрона кількість синапсів m прийнято рівним (T_l - 1), де T_l - величина часового лага. Наприклад, якщо розглядається модель прогнозування з часовим лагом T_l = 7 днів, то кількість синапсів приймається рівним 6 (m = 6). Значення

порогового елемента bk приймається рівним параметру для прогнозованого дня тижня, а значенням вхідних факторів xj, j = 1,... ,m, відповідають значення прогнозованого параметра для інших днів тижня (рис. 1).

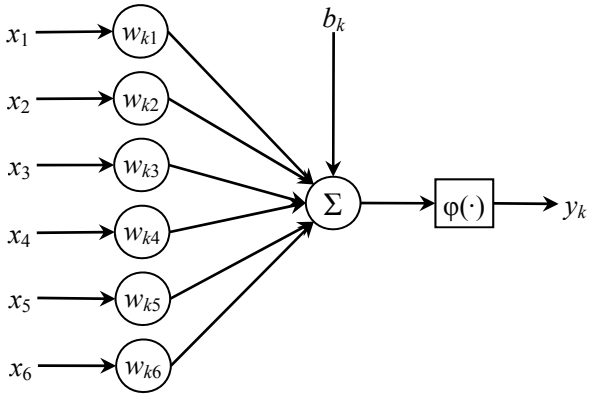

Рис. 1. Модель штучного нейрона для прогнозування значення параметра вантажопотоку на заданий день тижня (лаг T_l = 7 днів)

В [9] вказується, що найбільш поширеною функцією активації, яку використовують для створення штучних нейронних мереж, є сигмоїдальна активаційна функція. Сигмоїдальна функція підтримує баланс між лінійною і нелінійною поведінкою модельованої системи [10]. Як варіант сигмоїдальної функції, прийнятої при розробці моделі нейрона для прогнозування параметрів вантажопотоку, використана логістична функція:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1+\exp(-a\cdot v)},$$

де a – параметр нахилу;

v – аргумент сигмоїдальної функції.

Оскільки, виходячи з визначення, функція активації має область значень (0, 1), то при ініціалізації нейронів попередньо відомі значення xj, yk і bk кодуються таким чином, щоб їх значення перебували в інтервалі між 0 і 1:

$$x'_j = \frac{x_j}{M_k}, j = 1...m,$$

$$y'_k = \frac{y_k}{M_k}, b'_k = \frac{b_k}{M_k},$$

де x'_j, y'_k, b'_k – кодовані значення вхідних сигналів, вихідного сигналу, а також значення порогового елемента нейрона відповідно;

M_K – коефіцієнт масштабу для нейрона k:

$$M_k = 1 + \max(\max_{j=1...m} x_j, y_k, b_k).$$

Синаптичні ваги нейрона k визначаємо як відношення відповідних значень вхідного сигналу до значення вихідного сигналу:

$$w_{kj} = \frac{x'_j}{y'_k}, j = 1...m.$$

Для моделі штучного нейрона, описаного на рис. 1, об'єднання нейронів у мережу пропонується здійснювати за принципом, представленим на рис. 2.

Для відомих значень синаптичних ваг і порогового елемента аргумент Vk функції активації нейрона k оцінюється наступним чином:

$$v_k = b'_k + \frac{1}{y'_k}\sum_{j=1}^{m}(x'_j)^2.$$

На підставі значень аргументу функції активації і вихідного сигналу нейрона параметр нахилу визначається як корінь рівняння щодо a_k:

$$y'_k = \frac{1}{1+\exp(-a_k\cdot v_k)}.$$

Коренем рівняння є наступний вираз:

$$a_k = \frac{1}{v_k}\cdot\ln\frac{y'_k}{1-y'_k}.$$

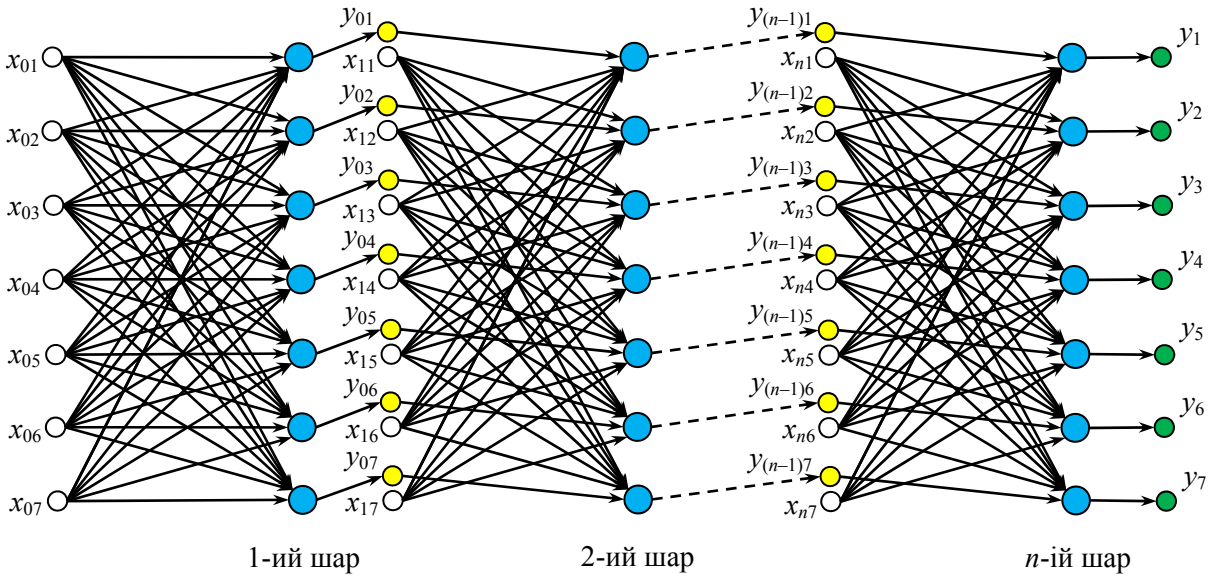

Рис. 2. Загальний вид нейронної мережі для прогнозування значень параметрів вантажопотоку (лаг T_l = 7 днів)

Фаза навчання пропонованої нейронної мережі реалізується, якщо вихідний масив даних містить кількість точок, не менш ніж 3 Tl. Суть процедури навчання полягає в коригуванні значень параметрів нейронів поточного шару з урахуванням їх значень в шарі попередньому, а також актуальних значень вхідних сигналів. Навчання запускається з другого шару нейронів.

Для k-го нейрону p-го шару мережі при $p \geq 2$ коригування параметрів здійснюється наступним чином:

$$w''_{pkj} = \frac{1}{2} \cdot (w_{pkj} + w_{(p-1)kj}),\ j = 1 \ldots m,$$

$$a''_{pk} = \frac{1}{v''_{pk}} \cdot \ln \frac{y''_{pk}}{1 - y''_{pk}},$$

де w''_{pkj} – значення ваги j-го синапсу k-го нейрону після процедури навчання;

a''_{pk} – параметр нахилу для функції активації k-го нейрона після процедури навчання;

v''_{pk}, y''_{pk} – кореговані значення аргументу функції активації і вихідного сигналу відповідно:

$$v''_{pk} = b'_{pk} + \sum_{j=1}^{m} w''_{pkj} \cdot x'_{pkj},$$

$$y''_{pk} = \frac{1}{2} \cdot \left[\frac{y_{pk}}{M_{pk}} + \frac{y(p-1)k}{M(p-1)k} \right].$$

Прогнозні значення параметрів вантажопотоку оцінюються як значення вихідних сигналів відповідних штучних нейронів останнього, n-го шару нейронної мережі.

Вихідний сигнал нейрона k визначається як добуток значення коефіцієнта масштабування і значення функції активації:

$$y_k = \frac{M_k}{1 + \exp\left[-a''_k \cdot \left(b'_k + \sum_{j=1}^{m} w''_{kj} \cdot x'_j \right) \right]}.$$

Висновки. Для прогнозування параметрів вантажопотоків у великих містах доцільно використовувати моделі на базі нейронних мереж, оскільки вони надають можливість врахувати і описати динаміку зміни прогнозних показників в процесі навчання, що забезпечує гнучкість прогнозної моделі і, як результат - точність прогнозу. Запропонована нейромережева модель прогнозування параметрів вантажопотоків і її реалізація у вигляді модуля інформаційної системи характеризується високою швидкодією і дозволяє досягти точності прогнозу в 10^{-3} за рахунок проведення 4-7 циклів навчання.

Розроблена прогнозна нейромережева модель, яка використовує інформаційну підсистему для збору даних про параметри вантажопотоків в містах, дає можливість розробки нових технологічних заходів, за рахунок використання коректних вихідних даних для розробки маршрутів доставки товарів.

Л і т е р а т у р а

1. Allen W.B. The demand for freight transportation: A micro approach // Transportation Research. – 1977. – Vol. 11/1. – P. 9–14.
2. Winston C. The demand for freight transportation: models and applications // Transportation Research Part A: General. – 1983. – Vol. 17/6. – P. 419–427.
3. Godfrey G.A., Powell W.B. Adaptive estimation of daily demands with complex calendar effects for freight transportation // Transportation Research Part B. – 2000. – Vol. 34/6. – P. 451–469.
4. Марченкова И. Эффективное прогнозирование спроса // Logistics&Management, 2007. – Вып. 5. – С. 14–20.
5. Нагорный Е.В., Наумов В.С., Столяр Т.В. Определение нестационарности спроса // Автомоб. тр-т: Сб. науч. тр. – Х., 2004. – Вып. 15. –С. 63–65.
6. Раскин Л.Г., Пустовойтов П.Е. Оценка параметров нестационарного процесса спроса // Вестник нац. ун-та «ХПИ»: Сб. науч. тр. – Х., 2003. – Вып. 6. – Т. 1. – С. 93–96.
7. Куприянова Г.В. Развитие системы прогнозирования спроса на грузовые перевозки железнодорожным транспортом // Дис. канд. экон. наук, 08.00.05. – Москва: МГУПС, 2003. – 165 с.
8. Нагорный Е.В., Наумов В.С., Черепаха А.С., Васютина А.А. О целесообразности прогнозирования объемов перевозок товаров народного потребления на базе моделей нейронных сетей // Сб. науч. тр. Белорус. нац. ун-та. – Минск, 2014. – С. 3–10.
9. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. – СПб.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
10. Mennon A., Mehrotra K., Mohan C.K., Ranka S. Characterization of a class of sigmoid functions with application to neural networks // Neural Networks. – 1996. – Vol. 9. – P. 819–835.

R e f e r e n c e s

1. Allen W.B. The demand for freight transportation: A micro approach // Transportation Research. – 1977. – Vol. 11/1. – P. 9–14.
2. Winston S. The demand for freight transportation: models and applications // Transportation Research Part A: General. – 1983. – Vol. 17/6. – P. 419–427.
3. Godfrey G.A., Powell W.B. Adaptive estimation of daily demands with complex calendar effects for freight transportation // Transportation Research Part B. – 2000. – Vol. 34/6. – P. 451–469.
4. Marchenkova I. Jeffektivnoe prognozirovanie sprosa // Logistics&Management, 2007. – Vyp. 5. – S. 14–20.
5. Nagornyj E.V., Naumov V.S., Stoljar T.V. Opredelenie nestacionarnosti sprosa // Avtomob. tr-t: Sb. nauch. tr. – H., 2004. – Vyp. 15. –S. 63–65.
6. Raskin L.G., Pustovojtov P.E. Ocenka parametrov nestacionarnogo processa sprosa // Vestnik nac. un-ta «HPI»: Sb. nauch. tr. – H., 2003. – Vyp. 6. – T. 1. – S. 93–96.
7. Kuprijanova G.V. Razvitie sistemy prognozirovanija sprosa na gruzovye perevozki zheleznodorozhnym transportom // Dis. kand. jekon. nauk, 08.00.05. – Moskva: MGUPS, 2003. – 165 s.
8. Nagornyj E.V., Naumov V.S., Cherepaha A.S., Vasjutina A.A. O celesoobraznosti prognozirovanija ob#emov perevozok tovarov narodnogo potreblenija na baze modelej nejronnyh setej // Sb. nauch. tr. Belorus. nac. un-ta. – Minsk, 2014. – C. 3–10.

9. Hajkin S. Nejronnye seti. Polnyj kurs. – SPb.: Vil'jams, 2006. – 1104 s.
10. Mennon A., Mehrotra K., Mohan C.K., Ranka S. Characterization of a class of sigmoid functions with application to neural networks // Neural Networks. – 1996. – Vol. 9. – P. 819–835.

Нагорный Е.В., Наумов В.С., Черепаха А.С. Нейросетевая модель прогнозирования параметров грузопотока в городах

В статье разработана нейросетевая модель прогнозирования параметров грузопотока, которая позволяет получать прогнозное значение с учетом динамики изменения параметров по отдельным позициям временного лага. Предложенная модель дает возможность описать динамику изменения прогнозируемых показателей в процессе обучения, что обеспечивает гибкость прогнозных моделей и, как результат, – точность прогноза.

Ключові слова: *нейрон, функция активации, прогнозирование, выходной сигнал, синапс, пороговый элемент.*

Nagorny Ye., Naumov V., Cherepakha A. Neural network forecasting model for the urban freight flow parameters

In the article the neural network model to forecast freight flow parameters that allows obtaining a predictive value taking into account the dynamics of parameters for individual points of the time lag. The model proposed to describe the of changes' dynamics for the predicted values in the learning process that provides the flexibility of predictive models and, as a result, the forecast accuracy.

Keywords*: neuron, activation function, forecasting, output signal, synapse, threshold element.*

Нагорний Є.В. – д.т.н., проф., зав. кафедри «Транспортних технологій» ХНАДУ.
Наумов В.С. – д.т.н., проф., кафедри «Транспортних технологій» ХНАДУ, e-mail: naumov.vs@gmail.com.
Черепаха О.С. – аспірант кафедри «Транспортних технологій» ХНАДУ, e-mail:stt_0014@mail.ru.

Рецензент: ***Осенін Ю.І.,*** д.т.н., професор

Стаття подана 20.01.2015