

УДК 004.032.26

DOI:

Гітис В. Б., Аббакумова А. Г.

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОВЕДІНКИ ЧАСОВИХ РЯДІВ

При рішенні задачі прогнозування багатовимірних стохастичних часових рядів в умовах структурної і параметричної невизначеності в загальному випадку природа спостережуваної послідовності невідома [1].

У часових рядах, на відміну від випадкових вибірок, дані розглядаються як послідовність вимірів, впорядкованих в не випадкові моменти часу, тобто часовий ряд включає два обов'язкові елементи – час і конкретне значення показника (рівень ряду). Як правило, значення показника фіксуються через рівні проміжки часу.

Для побудови часового ряду мають бути виконані наступні умови:

- періодизація розвитку утворюється розчленовуванням в часі на однорідні етапи, в межах яких показник підкоряється загальному закону розвитку;
- значення часового ряду мають бути порівнянні за усіма ознаками, по яких здійснюється його формування, наприклад по кругу охоплюваних явищ, одиницям виміру, методології розрахунку і т. д.;
- періоди повинні відповідати інтенсивності процесів;
- часовий ряд має бути повним, тобто не допускаються пропуски, якщо вони неминучі, ряд доповнюють умовно-розрахунковими значеннями.

Тільки у разі виконання перерахованих умов дана послідовність є часовим рядом і для неї застосовні методи аналізу і прогнозування часових рядів.

Останнім часом в економіці для прогнозування часових рядів досить часто застосовують нейронні мережі, тому що вони володіють такими перевагами:

- можливість обліку сезонності попиту при підготовці навчальної вибірки;
- нейронна мережа є універсальним апроксиматором, що дозволяє підібрати функцію будь-якої складності, не скуту строгим аналітичним виразом [2].

Метою роботи є дослідження впливу архітектур і параметрів нейронних мереж на точність моделювання часових рядів.

У задачах аналізу часових рядів метою являється прогноз майбутніх значень змінної, залежної від часу, на основі попередніх її значень. При цьому не ставиться задача виявити неявно відбиті в часовому ряду залежності цільового показника від істотних для нього значень інших характеристик предметної області.

Чергове значення часового ряду прогнозується по деякому числу його попередніх значень (прогноз на один крок вперед в часі). Проте можна виконувати прогноз на будь-яке число кроків (при зниженні точності прогнозування).

Після того, як вчислено чергове прогнозне значення, воно підставляється назад і з його допомогою виходить наступний прогноз. Такий спосіб називається проекцією часового ряду або методом «вікон». Вікно має фіксований розмір і здатне переміщатися по часовій послідовності.

Штучні нейронні мережі є одним з найбільш адекватних інструментів прогнозування часових рядів, що дозволяють за минулими спостереженнями відновлювати нелінійне відображення виду [3]

$$x(t) = F(x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-k)) + e(t) = x(t) + e(t), \quad (1)$$

де $x(t)$ – оцінка (прогноз) значення $x(t)$, отримана на виході нейромережі;

$e(t)$ – помилка прогнозування;

k – порядок моделі (ширина вікна).

Нейромережа представляє в даному випадку нелінійну авторегресійну модель (NAR-модель).

Можливість і ефективність використання NAR-моделі в задачах прогнозування визначається теоремою Текенса, що встановлює існування порядку моделі, який забезпечує скільки завгодно мале значення помилки $e(t)$, і універсальними апроксимуючими властивостями нейромереж [4].

В якості основи для побудови NAR-моделей доцільно використовувати багат шарові мережі з прямою передачею інформації.

Кількість входів мережі дорівнює ширині вікна, а кількість виходів – величині зміщення вікна при ковзанні (числу часових періодів прогнозування). При прогнозуванні на один крок вперед в часі вікно зміщується на одну позицію.

Мережа дозволяє сформувати на виході сигнал, що є функцією часу. Такі мережі належать до нейромереж з часовими затримками. Вони отримали широке поширення в задачах прогнозування часових послідовностей найрізноманітнішої природи.

Проте при використанні такого підходу виникають наступні труднощі:

- неможливість точного визначення потужності мережі (тобто кількості нейронів);
- складність в підборі оптимальної ширини вікна. За наявності чітко вираженої циклічності в поведінці часового ряду може виявитися істотна залежність результатів прогнозування від кореляції між шириною вікна і циклом коливань часового ряду;
- забезпечення актуальності прогнозів. Послідовність значень часового ряду є відображенням прихованих залежностей, значення яких з часом може змінюватися (збільшуватися або навпаки, практично повністю зникати). Тому в мережу постійно треба вводити нові дані, знаходячи правильний баланс із старими даними [2].

До прямокутних нейронних мереж відносяться перцептрони та РБФ-мережі. Ці дві архітектури найбільш придані до відтворення NAR-моделі і мають свої переваги та недоліки.

Перевагою RBF-мереж є те, що параметри лінійної комбінації у вихідному шарі можна оптимізувати за допомогою швидкісних методів лінійного моделювання. Тому RBF-мережа навчається дуже швидко (на порядок швидше за еквівалентний багат шаровий перцептрон).

Проте зазвичай для досягнення однієї і тієї ж точності РБФ-мережа вимагає більшого числа елементів, ніж багат шаровий перцептрон. Тому РБФ-мережа працює повільніше і вимагає більше пам'яті. Крім того, мережі РБФ чутливіші до «прокляття розмірності» (швидке зростання розмірів мережі при збільшенні числа входів) і важко застосовні, коли число входів велике. Але при реалізації методу вікон цей недолік не буде надто впливовим, тому що ширина вікна не буде дуже великою.

Також РБФ-мережа погано екстраполює, оскільки при видаленні від навчальної множини значення функції відгуку швидко падає до нуля. Хоча в конкретній задачі це може виявитися гідністю: краще не отримати відповідь, чим отримати неправду.

Проте ефективність застосування тієї чи іншої мережі залежить від умов конкретної задачі. Тому потрібно провести експериментальні дослідження на предмет того, яка з запропонованих архітектур буде більш ефективною у вирішенні задачі прогнозування вибраного показника.

На першому етапі потрібно визначити необхідну кількість нейронів кожної мережі.

Оскільки обчислювальна потужність нейромереж залежить від числа зв'язків між нейронами, то при використанні мереж з перехресними зв'язками для апроксимації однієї і тієї ж

функції потрібно менше число нейронів в прихованих шарах, чим при використанні мереж з прямими зв'язками.

Проте швидкість збіжності при навчанні мереж з перехресними зв'язками набагато нижче, ніж при навчанні мереж з прямими зв'язками. Тому нейронні мережі з перехресними зв'язками доцільно застосовувати при їх апаратній реалізації, а мережі з прямими зв'язками при використанні програмної емуляції [5].

Експериментально доведено, що якість роботи нейронної мережі з прямими зв'язками монотонно зростає при збільшенні числа шарів і числа нейронів в кожному шарі.

Визначення оптимального числа нейронів в прихованому шарі по заданій навчальній вибірці нині не має математичного рішення (під оптимальним тут розуміється мінімально необхідне для вирішення задачі число нейронів).

При числі нейронів нижче оптимального мережа не навчиться і помилка при роботі мережі залишиться великою, а також не зможе апроксимувати різкі коливання вихідної функції.

Чим більше кількості нейронів, тим вище апроксимуючі можливості мережі. Проте надмірне число нейронів приводить до

- ускладнення і уповільнення навчання нейронної мережі;
- перенавчання, при якому нейромережа відображатиме несуттєві деталі в залежності, що вивчається, наприклад шум або помилкові дані;
- зниження узагальнювальних властивостей мережі [6].

Кількість нейронів прихованого шару пов'язана із складністю завдання, з кількістю даних для навчання та з необхідною кількістю входів і виходів мережі.

Оцінити число нейронів в прихованих шарах можна за допомогою нерівності для оцінки числа вагових коефіцієнтів в мережі необхідного для освоєння заданого числа прикладів в навчальній вибірці [7]:

$$\frac{N_y N_p}{1 + \log_2 N_p} \leq N_w \leq N_y \left(1 + \frac{N_p}{N_x} \right) N_x + N_y + 1 + N_y, \quad (2)$$

де N_w – число вагів в мережі;

N_p – число елементів навчальної вибірки;

N_x і N_y – відповідно розмірність вхідного і вихідного сигналу.

Тоді число прихованих нейронів (N_H) в двошаровій мережі можна визначити по формулі

$$N_H = \frac{N_w}{N_x + N_y}. \quad (3)$$

Підставляючи граничні значення N_w можна отримати мінімальне (N_{wmin}) і максимальне (N_{wmax}) число нейронів в прихованому шарі мережі.

Для тестування мереж були використані дані по продажам продукції одним із металургійних підприємств регіону.

При плануванні обсягу продажів металів слід враховувати сезонний фактор, оскільки від нього залежить попит на металеву продукцію. Тому у NAR-моделі доцільно прирівняти порядок моделі до кварталу, тобто ширина вікна буде дорівнювати трьом позиціям. Тоді число входів нейронної мережі також складе 3.

Теоретично найбільш точні результати дасть модель із найменшим періодом планування, тобто величиною у 1 місяць. Тоді число виходів нейронної мережі також складе 1.

Вихідні дані представлені 5 роками, тобто 60 місяцями. Тоді кількість навчальних прикладів складе 57.

Підставляючи ці значення у формулу (2), отримано наступну кількість вагових коефіцієнтів нейромереж: $N_{wmin} = 9$, $N_{wmax} = 101$.

Підставляючи кількість вагових коефіцієнтів у формулу (3), отримано наступну кількість нейронів: $N_{nmin} = 3$, $N_{nmax} = 26$.

Усі значення округлені до найближчого більшого цілого.

Точність, що досягається, залежить від конкретної задачі. Тому можна спробувати розширити горизонт планування на 2 місяці. Проте для компенсації похибки слід також пропорційно розширити величину вікна. Тоді кількість входів нейромережі складе 6, а виходів – 2. Кількість навчальних прикладів при цьому скоротиться до 27.

Підставляючи нові параметри у формули (2) і (3), отримано наступні результати: $N_{wmin} = 10$, $N_{wmax} = 101$; $N_{nmin} = 2$, $N_{nmax} = 13$.

Для визначення оптимальної архітектури нейромережі було побудовано низку перцептронів і РБФ-мереж для досягнення прийнятної похибки (5 %). При цьому підбор кількості скритих нейронів починався з мінімальних значень, тобто використовувався конструктивний підхід.

Результати досліджень побудованих нейромереж наведені у табл. 1.

Таблиця 1

Результати досліджень побудованих нейромереж

Архітектура нейромережі	Кількість вагів	Кількість нейронів	Середня погрішність першої позиції, %	Середня огрішність другої позиції, %	Загальна погрішність, %
Перцептрон 3-3-1	12	4	7,5	8,3	7,9
Перцептрон 3-4-1	16	5	3,8	4	3,9
РБФ-мережа 3-3-1	12	4	9,4	10,2	9,8
РБФ-мережа 3-4-1	16	5	6,3	6,7	6,5
Перцептрон 6-2-2	16	4	8,1	8,4	8,25
Перцептрон 6-3-2	24	5	4,3	4,8	4,55
РБФ-мережа 6-2-2	16	4	8,9	9,2	9,05
РБФ-мережа 6-3-2	24	5	5,5	5,6	5,55

Як видно з таблиці, перцептрон з 4 скритими нейронами задовольняє рівню похибки у 5 % і при цьому має найменшу кількість нейронів.

На рис. 1 показана гістограма відносної погрішності тестування нейронних мереж.

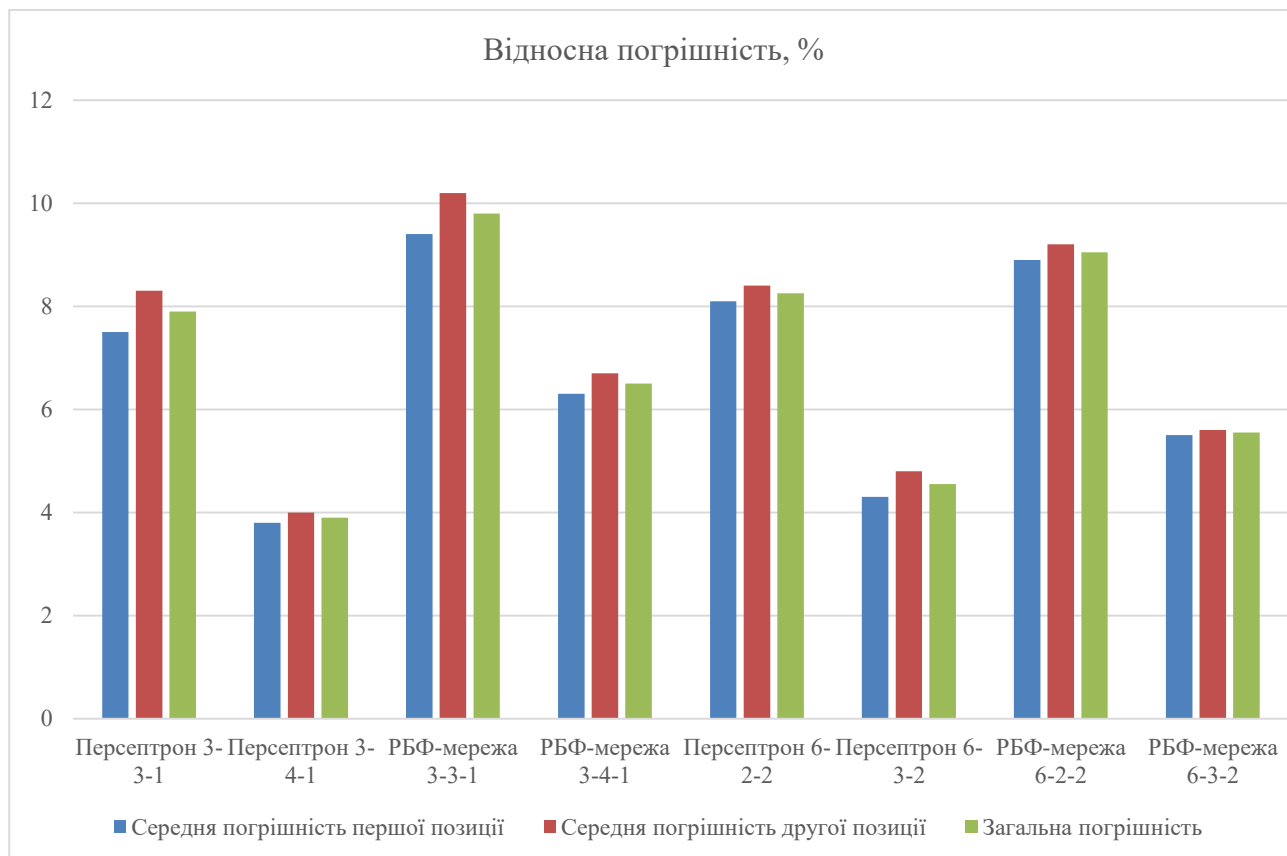


Рис. 1. Гістограма відносної погрішності тестування нейронних мереж

ВИСНОВКИ

Проведені дослідження оптимальності характеристик і параметрів NAR-моделі на прикладі оцінювання обсягів продажу металургійного виробництва довели ефективність даного підходу до прогнозування динаміки часових рядів.

За результатами теоретичних та експериментальних досліджень різноманітних парадигм та архітектур нейронних мереж, для реалізації NAR-моделі оцінювання обсягів продажу металургійного виробництва доцільно використовувати персептрон з архітектурою 3-4-1.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Руденко О.Г. Штучні нейронні мережі: [навч. посіб.] / О. Г. Руденко, Є.В. Бодянский. – Харків : Компанія СМІТ, 2006. – 404 с.
2. Кизим Н.А. Нейронные сети: теория и практика применения: монография / Н. А. Кизим, Е. Н. Ястремская, В. Ф. Сенчуков. – Х.: ИД «ИНЖЭК», 2016. – 240 с.
3. Wong F. S. Time series forecasting using backpropagation neural networks / Wong F. S. // Neurocomputing. – 1990/91. – Vol. 2. – P. 147–159.
4. Geometry from a time series / Packard N., Crutchfield J., Farmer J., Shaw R. // Phys. Rev. Lett. – 1980. – Vol. 45. – P. 712–716.
5. Ковалевский, С. В. Нейросетевые технологии в технологической подготовке производства: монография / С. В. Ковалевский, В. Б. Гитис, Е. В. Мишура, В. Б. Мишура. – Краматорск: ДГМА, 2010. – 144 с.
6. Гитис Т. П. Интеллектуальные методы управления персоналом предприятия: монография / Т. П. Гитис, В. Б. Гитис. - Краматорск, ДГМА, 2014. – 140 с.
7. Widrow B. 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline and backpropagation / Widrow B., Lehr M. A. // Proceedings of the IEEE. – 1990. – Vol. 78, №. 9. – P. 1415–1442.

REFERENCES

1. Rudenko OG Artificial neural networks: [textbook. manual.] / OG Rudenko, EV Bodyansky. - Kharkiv: SMITH Company, 2006. - 404 p.
2. Kizim NA Neural networks: theory and practice of application / NA Kizim, EN Yastremskaya, VF Senchukov. - Monograph. - H. : ID "INZHEK", 2016. - 240 p.
3. Wong F. S. Time series forecasting using backpropagation neural networks / Wong F. S. // Neurocomputing. - 1990/91. - Vol. 2. - P. 147–159.
4. Geometry from a time series / Packard N., Crutchfield J., Farmer J., Shaw R. // Phys. Rev. Lett. - 1980. - Vol. 45. - P. 712–716.
5. Kovalevsky, SV Neural network technologies in technological preparation of production: monograph / SV Kovalevsky, VB Gitis, EV Mishura, VB Mishura. - Kramatorsk: DGMA, 2010. - 144 p.
6. Gitis TP Intellectual methods of enterprise personnel management: monograph / TP Gitis, VB Gitis. - Kramatorsk, DGMA, 2014. - 140 p.
7. Widrow B. 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline and backpropagation / Widrow B., Lehr M. A. // Proceedings of the IEEE. - 1990 - Vol. 78, №. 9. - R. 1415–1442.

АВТОРИ / АВТОРЫ / AUTORS

Гітіс В. Б. – канд. техн. наук, доц. ДДМА;
Гітіс В. Б. – канд. техн. наук, доц. ДГМА;
Gitis V. B. – Candidate of Technical Science, Associate Professor DSEA.
E-mail: veniamin.gitis@dgma.donetsk.ua

Аббакумова А. Г. – студент гр. ICT-18-1зт ДДМА;
Аббакумова А. Г. – студент гр. ICT-18-1зт ДГМА;
Abbakumova A. G. – Student DSEA.
E-mail: aly-abbakumova@yandex.ru

Донбаська державна машинобудівна академія (ДДМА), м. Краматорськ.
Донбасская государственная машиностроительная академия (ДГМА), г. Краматорск.
Donbass State Engineering Academy (DSEA), Kramatorsk.

АНОТАЦІЯ / АННОТАЦИЯ / ANNOTATION

Гітіс В. Б., Аббакумова А. Г. Дослідження ефективності використання нейронних мереж для прогнозування поведінки часових рядів. Вісник Донбаської державної машинобудівної академії. 2020. № 1 (48).

У статті розглядається можливість застосування засобів штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, для аналізу поведінки часових рядів. Проаналізовано один із способів аналізу часових рядів, а саме проєкція часового ряду або метод «вікон». Визначено, що штучні нейронні мережі є одним з найбільш адекватних інструментів прогнозування часових рядів. Нейромережа представляє в даному випадку нелінійну авторегресійну модель. Підкреслюється, що в якості основи для побудови NAR-моделей доцільно використовувати багатопшарові мережі з прямою передачею інформації. При цьому проаналізовано труднощі, що виникають при використанні такого підходу. Для реалізації зазначеного підходу вибрані найбільш поширені типи прямоспрямованих нейронних мереж, а саме перцептрони та РБФ-мережі. Проаналізовано переваги та недоліки цих типів нейронних мереж. Також зазначено, що ефективність застосування тієї чи іншої мережі залежить від умов конкретної задачі. Тому обґрунтовується необхідність провести експериментальні дослідження на предмет того, яка з запропонованих архітектур буде більш ефективною у вирішенні задачі прогнозування обраного показника. Проаналізовано чинники, що впливають на кількість нейронів кожної мережі. Визначається мінімально необхідне для вирішення задачі число нейронів. Для тестування мереж використовуються дані по продажам продукції одним із металургійних підприємств регіону. Для визначення оптимальної архітектури нейромережі побудовано низку перцептронів і РБФ-мереж для досягнення прийнятної похибки. Аналізуються результати досліджень побудованих нейромереж. У якості висновку зазначається, що проведені дослідження оптимальності характеристик і параметрів NAR-моделі на прикладі оцінювання обсягів продажу металургійного виробництва довели ефективність даного підходу до прогнозування динаміки часових рядів. За результатами теоретичних та експериментальних досліджень різноманітних парадигм та архітектур нейронних мереж, для реалізації NAR-моделі оцінювання обсягів продажу металургійного виробництва доцільно використовувати перцептрон з чотирма нейронами прихованого шару, шириною вікна в три позиції та зміщенням вікна на одну позицію.

Ключові слова: нейрон, нейронна мережа, перцептрон, РБФ-мережа, часовий ряд, прогноз, метод вікон, NAR-модель.

Гитис В. Б., Аббакумова А. Г. Исследование эффективности использования нейронных сетей для прогнозирования поведения временных рядов. Вестник Донбасской государственной машиностроительной академии. 2020. № 1 (48).

В статье рассматривается возможность применения средств искусственного интеллекта, в частности нейронных сетей для анализа поведения временных рядов. Проанализирован один из способов анализа временных рядов, а именно проекция временного ряда или метод «окон». Определено, что искусственные нейронные сети являются одним из наиболее адекватных инструментов прогнозирования временных рядов. Нейросеть представляет в данном случае нелинейную авторегрессионную модель. Подчеркивается, что в качестве основы для построения NAR-моделей целесообразно использовать многослойные сети с прямой передачей информации. При этом проанализированы трудности, возникающие при использовании такого подхода. Для реализации указанного подхода выбраны наиболее распространенные типы прямонаправленных нейронных сетей, а именно перцептроны и РБФ-сети. Проанализированы преимущества и недостатки этих типов нейронных сетей. Также отмечено, что эффективность применения той или иной сети зависит от условий конкретной задачи. Поэтому обосновывается необходимость провести экспериментальные исследования на предмет того, какая из предложенных архитектур будет более эффективна в решении задачи прогнозирования выбранного показателя. Проанализированы факторы, влияющие на количество нейронов каждой сети. Определяется минимально необходимое для решения задачи число нейронов. Для тестирования сетей используются данные по продажам продукции одним из металлургических предприятий региона. Для определения оптимальной архитектуры нейросети построен ряд перцептронов и РБФ-сетей для достижения приемлемой погрешности. Анализируются результаты исследований построенных нейросетей. В качестве вывода отмечается, что проведенные исследования оптимальности характеристик и параметров NAR-модели на примере оценки объемов продажи металлургического производства доказали эффективность данного подхода к прогнозированию динамики временных рядов. По результатам теоретических и экспериментальных исследований различных парадигм и архитектур нейронных сетей для реализации NAR-модели оценки объемов продажи металлургического производства целесообразно использовать перцептрон с четырьмя нейронами скрытого слоя, шириной окна в три позиции и смещением окна на одну позицию.

Ключевые слова: нейрон, нейронная сеть, перцептрон, РБФ-сеть, временной ряд, прогноз, метод окон, NAR-модель.

Gitis V. B., Abbakumova A. G. Study of the effectiveness of using neural networks to predict the behavior of time series. Herald of the DSEA. 2020. № 1 (48).

The article considers the possibility of using artificial intelligence tools, in particular neural networks, to analyze the behavior of time series. One of the methods of time series analysis, namely time series projection or the "windows" method, is analyzed. It is determined that artificial neural networks are one of the most adequate tools for predicting time series. In this case, the neural network is a nonlinear autoregression model. It is emphasized that it is advisable to use multi-layer networks with direct information transmission as a basis for building NAR-models. The difficulties that arise when using this approach are analyzed. To implement this approach, we selected the most common types of direct neural networks, namely perceptron and RBF-networks. The advantages and disadvantages of these types of neural networks are analyzed. It is also noted that the effectiveness of a particular network depends on the conditions of a specific task. Therefore, it is necessary to conduct experimental research on which of the proposed architectures will be more effective in solving the problem of forecasting the selected indicator. Factors affecting the number of neurons in each network are analyzed. The minimum number of neurons required to solve the problem is determined. For testing networks, data on sales of products by one of the metallurgical enterprises in the region is used. To determine the optimal neural network architecture, a number of perceptron and RBF-networks are constructed to achieve an acceptable error. The results of studies of constructed neural networks are analyzed. As a conclusion, it is noted that the studies of the optimality of the characteristics and parameters of the NAR-model on the example of estimating sales volumes of metallurgical production proved the effectiveness of this approach to forecasting the dynamics of time series. Based on the results of theoretical and experimental studies of various paradigms and architectures of neural networks, it is advisable to use a perceptron with four hidden layer neurons, a window width of three positions, and a window offset of one position to implement the NAR-model for estimating sales volumes of metallurgical production.

Keywords: neuron, neural network, perceptron, RBF-network, time series, forecast, window method, NAR-model.

Стаття надійшла до редакції 11.09.2019 р.