

ПРОГНОЗУВАННЯ ДЛЯ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УПРАВЛІННІ ЕКОНОМІЧНИМИ ОБ'ЄКТАМИ (ЧАСТИНА I)

Анотація. Стаття присвячена огляду методу штучних нейронних мереж і застосуванню його та методу часових рядів при розробці прогнозуальної системи підтримки прийняття рішень, призначеної для підвищення ефективності управління економічними об'єктами.

Ключові слова: штучна нейронна мережа, прогноз, генерація прогнозу, управління прогнозом, період прогнозування, горизонт прогнозування, інтервал прогнозування, математична модель, часові послідовності.

Summary. The article is devoted the review of method of artificial neuron networks and application of him and method of sentinel rows at development of the prognosis system of support of making a decision, efficiency of management economic objects intended for an increase.

Key words: artificial neuron network, prognosis, generation of prognosis, management a prognosis, period of prognostication, horizon of prognostication, interval of prognostication, mathematical model, sentinel sequences.

Постановка проблеми. Прогнозування широко використовується для обґрунтування рішень, які приймаються в процесі управління різними економічними об'єктами. Якість прогнозування залежить від методів, які використовуються, та засобів їх реалізації. Сутність проблеми полягає в тому, щоб розробити структуру інформаційної прогнозуальної системи підтримки прийняття рішень, яка базується на математичному апараті основної парадигми штучних нейронних мереж (ШНМ). ШНМ використовується тоді, коли невідомий точний вид зв'язків між вхідними і вихідними змінними. Залежність між значеннями вхідних і вихідних змінних встановлюється в процесі навчання мережі. Якщо мережа навчена правильно, вона набуває здатності моделювати невідому функцію, що зв'яже значення вхідних і вихідних змінних, і згодом таку мережу можна використовувати для прогнозування ситуації, коли вихідні значення невідомі. Прогнозування, по суті, є завданням побудови регресійної залежності вихідних даних від вхідних. Нейронні мережі (НМ) можуть ефективно будувати сильно нелінійні регресійні залежності [1]. До того ж нейронні мережі можуть одночасно вирішувати декілька завдань регресії і/або класифікації. Специфіка така, що, оскільки вирішуються в основному неформалізовані завдання, то кінцевою метою рішення є не побудова зрозумілої і теоретично обґрунтованої залежності, а отримання пристрою-провісника.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Більшість аналогів, що є на ринку, вузькоспеціалізовані і часто витрачають дуже багато часу на отримання якісної навченої моделі прогнозування. Для отримання прогнозу можна використовувати різні програмні комплекси, призначені для моделювання і дослідження нейронних мереж, такі як «Neuro Shell», «STATISTICA», «Neuro Pro» та інші. Проте орієнтованість цих програм на широке коло людей, які цікавляться нейронними мережами, та їх до-

слідницька спрямованість дуже часто обертаються для них недоліком. Вони не володіють достатнім комплексом функцій вибірки і попередньої обробки даних, інтерфейс цих програм часто не зручний рядовому користувачеві, який вирішує задачу прогнозування в своїй наочній ділянці.

На особливу увагу заслуговує система прогнозування FORECAST (розробник — компанія Business Forecast Systems, яка знаходиться в Белмонті, штат Массачусетс, США, розробка ведеться з 1986 року), яка призначена для прогнозування поведінки часових рядів і використовує для побудови прогнозу нейронну мережу. Особлива увага при створенні цієї системи була приділена попередній обробці даних, крім того, розроблені оригінальні способи і алгоритми, що дозволяють отримати швидкий і достовірний прогноз.

Система FORECAST розроблялася так, щоб об'єднати достоїнства описаних класів програм: широкий спектр функцій попередньої і постобробки даних, можливість управління процесом параметричного синтезу нейронної мережі, простота в налаштуванні на конкретну наочну ділянку, зручність інтерфейсу.

Окрім стандартних функцій, наявних у вказаних вище пакетах, в рамках цієї системи користувач має можливість:

- провести аналіз побудованої вибірки з огляду її повноти, рівномірності, суперечності і повторюваності;
- провести контрольоване навчання нейронної мережі з подальшою оцінкою якості навчання;
- протестувати роботу навченої нейронної мережі в режимі прогнозування.

Система FORECAST володіє низкою особливостей, які дозволяють ефективно використовувати її для автоматизації вирішення задач прогнозування. Налаштування FORECAST не вимагає програмування ні в якому виді. Користувач системи може власноручно навчити і налагодити її на

рішення своєї задачі. Система дозволяє працювати із зовнішніми джерелами даних, не вдаючись до допомоги сторонніх програм-конвертерів. Для цієї системи запропоновані алгоритми, що дозволяють отримати помилку обчислень з абсолютною погрешністю в кожній точці не більше 1 % від максимального значення прогнозованої величини. Розроблено три оригінальні ефективні способи, що дозволяють істотно скоротити час навчання нейронної мережі, засновані на принципі достатності. Як контрольний приклад із застосуванням цієї системи було вирішено задачу прогнозування залишків на банківському рахунку, як джерело даних використовувалася мережева база даних Vtrieve. Інформація про стан рахунку бралася майже за два роки (близько 600 значень). Система використовувалася для побудови як короткострокових, так і довгострокових прогнозів, показуючи при цьому високу достовірність. Так, при побудові щоденного двохтижневого прогнозу була отримана середньоквадратична помилка 5 %.

У вигляді обчислювального ядра (ForecastPro SDK) вона входить до складу багатьох систем ERP класу, найбільша з яких — SAP APO. Широке розповсюдження за кордоном ForecastPro отримав завдяки можливостям тісної інтеграції з інформаційними системами, а також завдяки можливості прогнозування показників, організованих в багаторівневі підлеглі ієрархічні довідники.

Проте, враховуючи достатньо високу вартість цих програмних комплексів, вимогливість до ресурсів, можливість інтегруватися з інформаційними системами, які не дуже часто використовуються у вітчизняних економічних об'єктах на відміну від широко застосованої системи «1С: Підприємство», необхідність в навчанні фахівців для ефективного їх використання, існує потреба в розробці систем, які могли б вирішувати задачу прогнозування в конкретній наочній ділянці, зокрема — в управлінні економічними об'єктами.

Метою статті є розробка структури і змісту прогнозувальної системи підтримки прийняття рішень, призначеної для підвищення ефективності управління економічними об'єктами.

Виклад основного матеріалу. Ключовим моментом прийняття рішення в управлінні економічним об'єктом є прогнозування. Прогноз — це передбачення майбутніх подій. Метою прогнозування є зменшення ризику при прийнятті рішення. Кінцева ефективність будь-якого рішення залежить від послідовності подій, що виникають вже після прийняття рішення. Можливість передбачити некерівані аспекти цих подій перед прийняттям рішення дозволяє зробити якнайкращий вибір. Тому системи планування й управління зазвичай реалізують функцію прогнозу. Користь прогнозу в поліпшенні прийнятих рішень залежить від горизонту прогнозування, форми прогнозу і від його точності. При

цьому прибуток повинен вимірюватися для всієї системи управління як єдиного цілого, і прогнозування — тільки один елемент цієї системи [2].

Система прогнозування повинна виконувати дві основні функції: генерацію прогнозу та управління прогнозом.

Генерація прогнозу включає отримання даних для уточнення моделі прогнозування, проведення прогнозування, облік думки експертів і надання результатів прогнозу особі, що приймає рішення (ОПР). Управління прогнозом включає спостереження процесу прогнозування для визначення неконтрольованих умов і пошук можливості для поліпшення продуктивності прогнозування. Важливим компонентом функції управління є тестування шляхового сигналу. Функція управління прогнозом також повинна періодично визначати продуктивність прогнозування і надавати результати відповідному менеджеріві. Співвідношення між генерацією прогнозу та управлінням прогнозом наведено на рис. 1.

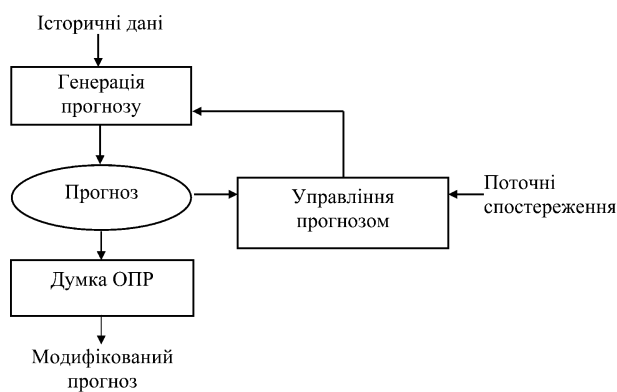


Рис. 1. Співвідношення між генерацією прогнозу та управлінням прогнозом

Як правило, прогноз має деяку неточність. Помилка залежить від використовуваної системи прогнозування, зі збільшенням ресурсів, що витрачаються на прогноз, росте і його точність, а збитки, пов'язані із невизначеністю при прийнятті рішень, знижуються. Вартість прогнозу збільшується у міру того, як зменшуються збитки від невизначеності (рис. 2). При деякому рівні помилки прогнозування загальна вартість витрат на прогнозування і збитки мінімальні.

Концептуальний підхід, проілюстрований на рис. 2, заснований на асимптотичному зниженні збитків при використанні результатів прогнозування. За деякою точкою додаткові витрати на прогнозування можуть зовсім не призводити до зниження витрат. Це пов'язано з тим, що неможливо понизити середню помилку прогнозування нижче певного рівня, незалежно від того, наскільки складний застосований метод прогнозування.

Звичайно, вартість є важливим елементом при оцінці та порівнянні методів прогнозування. Її мож-

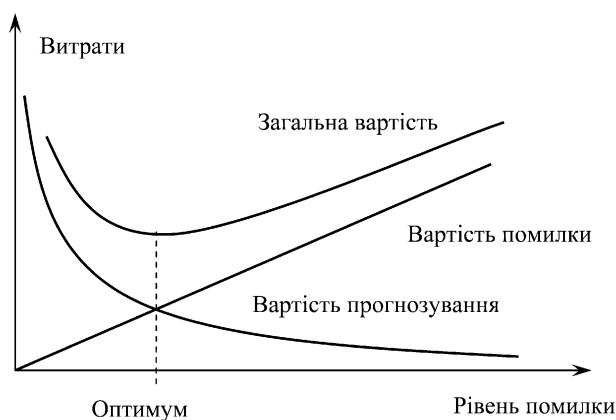


Рис. 2. Графік співвідношення та ефективності витрат на прогнозування

на розділити на одноразові витрати на розробку та установку системи і витрати на її експлуатацію. Що стосується витрат на експлуатацію, то різні процедури прогнозування можуть дуже сильно відрізнятися за вартістю отримання даних, ефективністю обчислень і рівнем дій, необхідних для підтримки системи. Оскільки прогнозування ніколи не зможе повністю усунути ризик при прийнятті рішень, необхідно явно визначати неточність прогнозу. Зазвичай рішення, що приймається, визначається результатами прогнозу з урахуванням можливої помилки прогнозування. Можна також порівнювати методи прогнозування з погляду реакції на постійні зміни в часовій послідовності, що описує процес, і стабільності при випадкових і короткочасних змінах. Це припускає, що система прогнозування повинна забезпечувати визначення як помилки прогнозування, так і саме прогнозування. Такий підхід значно знижує ризик, об'єктивно пов'язаний із процесом прийняття рішень.

Необхідно відзначити, що прогнозування — це не кінцева мета. Система прогнозування — це частина великої системи менеджменту, і як підсистема вона взаємодіє з іншими компонентами системи, граючи чималу роль в отримуваному результаті.

Результати прогнозування використовуються для підтримки прийняття рішень, тому природа приймаємих рішень визначає більшість бажаних характеристик системи прогнозування. Вивчення наочної ділянки повинне допомогти знайти відповіді на питання про те, що потрібно прогнозувати, яку форму повинен прийняти прогноз, які елементи включаються і яка бажана точність прогнозу.

Перший аспект проблеми прогнозування пов'язаний з тим, що при визначенні предмету прогнозування указуються змінні, які аналізуються і передбачаються. Тут дуже важливий необхідний рівень деталізації, на який впливає безліч чинників: базис прогнозування, доступність і точність даних, вартість аналізу і переваги ОПР. Якщо потрібна різноманітна результативна інформація, то не можна однозначно вибрати аналізовані змінні. У

ситуаціях, коли якнайкращий набір змінних неясний, необхідно пробувати різні альтернативи і вибрати один із варіантів, що дає якнайкращі результати. Зазвичай так здійснюється вибір при розробці систем прогнозування, заснованих на аналізі історичних даних. Точність прогнозу, потрібна для конкретної проблеми, робить величезний вплив на систему прогнозування. Найважливішою характеристикою системи управління є її здатність добиватися оптимальності при роботі з невизначеністю. За допомогою даних, необхідних для системи прогнозування, в систему може подаватися і помилка, тому необхідно редагувати вхідні дані системи для того, щоб усунути очевидні або вірогідні помилки. Звичайно, невеликі помилки ідентифікувати буде неможливо, але вони зазвичай не роблять значного впливу на прогноз. Значніші помилки легко знайти і виправити. Система прогнозування також не повинна реагувати на незвичайні, екстраординарні спостереження.

Другий важливий аспект проблеми прогнозування — це визначення таких трьох параметрів: періоду прогнозування, горизонту прогнозування та інтервалу прогнозування. Період прогнозування — це основна одиниця часу, на яку робиться прогноз. Горизонт прогнозування — це кількість періодів в майбутньому, які покриває прогноз. Нарешті, інтервал прогнозування — частота, з якою робиться новий прогноз. Часто інтервал прогнозування співпадає з періодом прогнозування. У цьому випадку прогноз переглядається кожен період, використовуючи вимогу за останній період та іншу поточну інформацію як базис для прогнозу, що переглядається. Якщо горизонт завжди має одну і ту ж довжину (T -періодів) і прогноз переглядається кожен період, то говорять, що прогноз здійснюється на основі рушійного горизонту. У цьому випадку репрогнозується вимога для $T-1$ періоду і робиться оригінальний прогноз для періоду T . Вибір періоду і горизонту прогнозування зазвичай диктується умовами прийняття рішень в ділянці, для якої проводиться прогноз. Для того, щоб прогнозування мало сенс, горизонт прогнозування повинен бути не менше, ніж час, необхідний для реалізації рішення, прийнятого на основі прогнозу. Таким чином, прогнозування дуже сильно залежить від природи приймаємого рішення. У деяких випадках час, потрібний на реалізацію рішення, не визначений. Існують методи роботи в умовах подібної невизначеності, але вони підвищують варіацію помилки прогнозування. Оскільки зі збільшенням горизонту прогнозування точність прогнозу, як правило, знижується, то ми можемо поліпшити процес прийняття рішення, зменшивши час, необхідний на реалізацію рішення, і зменшивши горизонт і помилку прогнозування. Інтервал прогнозування часто визначається операційним режимом системи обробки даних, яка

забезпечує інформацію про прогнозовану змінну. Наприклад, якщо рівень продажів повідомляється щомісячно, то, можливо, для щотижневого прогнозу продажів цих даних недостатньо, тому інтервал прогнозування — місяць є більш обґрунтованим. При визначенні інтервалу прогнозування необхідно вибирати між ризиком не ідентифікувати зміни в прогнозованому процесі і вартістю прогнозу. Якщо використовується значний період прогнозування, то можна працювати достатньо тривалий час відповідно до планів, заснованих на, можливо, вже безглуздому прогнозі. З іншого боку, якщо використовується короткий інтервал, то доводиться оплачувати не тільки вартість прогнозування, але і витрати на зміну планів, щоб вони відповідали новому прогнозу. Найкращий інтервал прогнозування залежить від стабільності процесу, наслідків використання неправильного прогнозу, вартості прогнозування і репланування.

Третім аспектом прогнозування є необхідна форма прогнозу. Зазвичай при прогнозуванні проводиться оцінка очікуваного значення змінної, плюс оцінка варіації помилки прогнозування або проміжку, на якому зберігається вірогідність змісту реальних майбутніх значень змінної. Цей проміжок називається передбаченим інтервалом. У деяких випадках не так важливий прогноз конкретних значень прогнозованої змінної, як прогноз значних змін в її поведінці. Така ситуація виникає, наприклад, при управлінні технологічними процесами, коли необхідно передбачати момент переходу процесу в некерований стан.

Існує низка інших чинників, які також необхідно брати до уваги при розгляді проблеми прогнозування. Один з них пов'язаний з процесом, що генерує змінну. Якщо відомо, що процес стабільний, або існують постійні умови, або зміни в часі відбуваються поволі — система прогнозування для такого процесу може достатньо сильно відрізнятися від системи, яка повинна проводити прогнозування нестійкого процесу з частими фундаментальними змінами. У першому випадку необхідне активне використання історичних даних для прогнозу майбутнього, тоді як у другому — краще зосередитися на суб'єктивній оцінці та прогнозуванні для визначення змін в процесі. Ще один чинник — це доступність даних. Історичні дані необхідні для побудови процедур прогнозування; майбутні спостереження служать для перевірки прогнозу. Кількість, точність і достовірність цієї інформації важливі при прогнозуванні. Окрім цього, необхідно досліджувати показність цих даних.

І, нарешті, два важливі чинники проблеми прогнозування — можливості та інтерес людей, які роблять і використовують прогноз. У ідеалі, історична інформація аналізується автоматично, і прогноз подається ОПР для можливої модифікації. Введення експерта в процес прогнозування є

дуже важливим, але вимагає співпраці досвідчених менеджерів. Далі прогноз передається ОПР, яка використовує його при прийнятті рішень, і можна отримати реальну користь від його використання.

Необхідно також відзначити обчислювальні обмеження систем прогнозування, коли в системі можливе застосування глибших процедур аналізу, якщо зрідка прогнозується декілька змінних і часто — значна кількість змінних. В останній ситуації необхідно велику увагу приділити розробці ефективного управління даними.

Методи прогнозування можна розділити на два класи: квалітативні і квантитативні, залежно від того, які математичні методи використовуються.

Квалітативні процедури проводять суб'єктивну оцінку, засновану на думці експертів. Зазвичай це формальна процедура для отримання узагальненого прогнозу на основі ранжирування та узагальнення думки експертів. Ці процедури ґрунтуються на опитах, тестах, оцінці ефективності продажів та історичних даних, але процес, за допомогою якого виходить прогноз, залишається суб'єктивним.

Квантитативні процедури прогнозування явно оголошують, яким чином отриманий прогноз. Чітко видна логіка і зрозумілі математичні операції. Ці методи проводять дослідження історичних даних для того, щоб визначити глибинний процес, що генерує змінну, і, припустивши, що процес стабільний, використовувати знання про нього для того, щоб екстраполювати процес у майбутнє. До квантитативних процедур прогнозування відносяться методи, засновані на статистичному аналізі, аналізі часових послідовностей, байєсовському прогнозуванні, наборі фрактальних методів, нейронних мережах.

Використовуються два основні типи моделей: моделі часових послідовностей і причинні моделі.

Часові послідовності — це впорядковані в часі послідовності спостережень (реалізацій) змінної. Змінна спостерігається через дискретні проміжки часу. Аналіз часових послідовностей включає опис процесу або феномена, який генерує послідовність і використовує для прогнозування змінної тільки історичні дані про її зміну. Для прогнозу часових послідовностей необхідно представити поведінку процесу у виді математичної моделі, яка може бути поширена в майбутньому. Для цього необхідно, щоб модель добре наводила спостереження в будь-якому локальному сегменті часу, близькому до сьогодення. Зазвичай немає необхідності мати модель, яка наводила б дуже старі спостереження, оскільки вони не характеризують справжній момент. Також немає необхідності наводити спостереження в далекому майбутньому, тобто через проміжок часу більший, ніж горизонт прогнозування. Після того, як буде сформована коректна модель для обробки часової послідовності, можна розробляти відповідні за-

соби прогнозування. Більшість моделей прогнозування часових послідовностей розробляються для наведення цих варіантів послідовностей: константних, тренду, періодичних (циклічних) або їх комбінацій.

Окрім цих моделей, існують їх варіанти, що з'являються, коли в процесі, що генерує змінну, виникають глибинні зміни. Наприклад:

— на один період процес перейшов на вищий рівень, а потім вкрутився на попередній рівень;

— перехід на новий рівень залишається постійним;

— послідовність, яка якийсь час знаходилася на постійному рівні, а потім несподівано перейшла в тренд.

Оскільки ці три типи змін достатньо часто зустрічаються на практиці, то необхідно, щоб система прогнозування ідентифікувала постійні зміни і підстроювала модель прогнозування під зміни в процесі.

Причинні моделі використовують зв'язок між часовою послідовністю, що цікавить, та однією або декількома іншими часовими послідовностями. Якщо ці інші змінні корелюють з наочною змінною і якщо існують причини для цієї кореляції, то моделі прогнозування, що описують ці відносини, можуть бути дуже корисними. У цьому випадку, знаючи значення змінних корелювання, можна побудувати модель прогнозу залежної змінної. Серйозним обмеженням використання причинних моделей є вимога того, щоб незалежна змінна була відома до часу, коли робиться прогноз. Інше обмеження причинних методів — велика кількість обчислень і даних, які необхідно порівнювати.

Практично системи прогнозування часто використовують комбінацію квантитативних і квалітативних методів. Квантитативні методи використовуються для послідовного аналізу історичних даних і формування прогнозу. Це додає системі об'єктивність і дозволяє ефективно організувати обробку історичних даних. Дані прогнозу далі стають вхідними даними для суб'єктивної оцінки досвідченими менеджерами, які можуть модифікувати прогноз відповідно до їх поглядів на інформацію та їх сприйняття майбутнього. На вибір відповідного методу прогнозування впливають такі чинники:

- необхідна форма прогнозу;
- горизонт, період та інтервал прогнозування;
- доступність даних;
- необхідна точність;
- поведінка прогнозованого процесу;
- вартість розробки, установки і роботи із системою;
- простота роботи із системою;
- розуміння і співпраця керівників.

Корисним засобом при оцінці різних методів прогнозування є симуляція. Метод симуляції заснований на ретроспективному використанні істо-

ричних даних. Для кожного методу прогнозування береться деяка точка у минулому і, починаючи з неї, аж до теперішнього моменту часу, проводиться симуляція прогнозування. Зміряна помилка прогнозування може бути використана для порівняння методів прогнозування. Якщо передбачається, що майбутнє відрізняється від минулого, може бути створена псевдоісторія, заснована на суб'єктивному погляді на майбутню природу часової послідовності, і використана при симуляції.

Метод прогнозування, заснований на НМ, формалізується через задачу розпізнавання образів. Дані про прогнозовану змінну за деякий проміжок часу утворюють образ, клас якого визначається значенням прогнозованої змінної в деякий момент часу за межами цього проміжку, тобто значенням змінної через інтервал прогнозування [3].

На цьому підході заснований метод вікон, що припускає використання двох вікон W_i і W_o із фіксованими розмірами n і m відповідно.

Ці вікна здатні переміщатися з деяким кроком за часовою послідовністю історичних даних, починаючи з першого елемента, і призначені для доступу до даних часового ряду, причому перше вікно W_i , отримавши такі дані, передає їх на вхід нейронної мережі, а друге вікно W_o — на вихід.

$$\overbrace{x_{t_0} x_{t_0+\Delta t} x_{t_0+2\Delta t} x_{t_0+3\Delta t} x_{t_0+4\Delta t}}^{W_i} \overbrace{x_{t_0+5\Delta t} x_{t_0+6\Delta t} \dots}^{W_o} \quad (1)$$

Пара, що виходить на кожному кроці:

$$W_i \rightarrow W_o, \quad (2)$$

використовується як елемент навчальної вибірки (розпізнаваний образ, або спостереження).

Наприклад, є дані про щоденні продажі якогось-небудь товару ($k = 16$), наведені у виді часової послідовності: 100, 94, 90, 96, 91, 94, 95, 99, 95, 98, 100, 97, 99, 98, 96, 98, ... Нехай $n = 4$, $m = 1$, $s = 1$. За допомогою методу вікон для нейронної мережі згенерується така навчальна вибірка (табл. 1). Кожен наступний вектор виходить в результаті зрушення вікон W_i і W_o праворуч на один елемент ($s = 1$). Передбачається наявність прихованих залежностей в часовій послідовності як множини спостережень. Нейронна мережа, навчаючись на цих спостереженнях і відповідно настроюючи свої коефіцієнти, намагається витягувати ці закономірності і сформулювати в результаті необхідну функцію прогнозу P .

Прогнозування здійснюється за тим же принципом, що і формування навчальної вибірки. При цьому виокремлюються дві можливості: однокрокове і багатокрокове прогнозування.

Багатокрокове прогнозування використовується для здійснення довгострокового прогнозу і призначене для визначення основного тренду і головних точок зміни тренду для деякого проміжку часу в майбутньому. При цьому система прогнозування

Таблиця 1

Приклад навчальної вибірки для нейронної мережі, сформованої за методом вікон

W_i		W_o
100, 94, 90, 96	→	91
94, 90, 96, 91	→	94
90, 96, 91, 94	→	95
96, 91, 94, 95	→	99
91, 94, 95, 99	→	95
...		

використовує отримані (вихідні) дані для моментів часу $k + 1$, $k + 2$ і т. д. як вхідні дані для прогнозування на моменти часу $k + 2$, $k + 3$ і т. д.

Припустимо, що система навчилася на описаній вище часовій послідовності. Потім вона спрогнозувала $k + 1$ елемент послідовності, наприклад, рівний 95, коли на її вхід був поданий останній з відомих їй образів (99, 98, 96, 98). Після цього вона здійснює подальше прогнозування, і на вхід подається наступний образ (98, 96, 98, 95). Останній елемент цього образу є прогнозом системи.

Однокрокове прогнозування використовується для короткострокових прогнозів, зазвичай — абсолютних значень послідовності. Здійснюється прогноз тільки на один крок вперед, але використовується реальне, а не прогнозоване значення для здійснення прогнозу на наступному кроці.

Для взятої за приклад часової послідовності на кроці $k + 1$ система прогнозує вимогу 95, хоча реальне значення має бути 96. На кроці $k + 2$ як вхідний образ використовуватиметься образ (98, 96, 98, 96). Результатом прогнозу на НМ є клас, до якого належить змінна, а не її конкретне значення. Формування класів має проводитися залежно від того, які цілі прогнозування. Загальний підхід полягає в тому, що ділянка визначення прогнозованої змінної розбивається на класи відповідно до необхідної точності прогнозування. Класи можуть являти якісний або чисельний погляд на зміну змінної.

Прогнозування на НМ має низку недоліків, а саме: необхідно мати достатньо багато спостережень для створення прийнятної моделі, але існує багато випадків, коли така кількість істо-

ричних даних недоступна. Проте необхідно відзначити, що можна побудувати задовільну модель на НМ навіть в умовах браку даних. Модель може уточнюватися, як тільки свіжі дані стають доступними. Недоліком нейронних моделей є також значні витрати за часом та іншим ресурсам для побудови задовільної моделі. Ця проблема не дуже важлива, якщо досліджується невелика кількість часових послідовностей.

Проте, не дивлячись на перераховані недоліки, модель володіє низкою достоїнств. Існує зручний спосіб модифікувати модель у міру того, як з'являються нові спостереження. Модель добре працює із часовими послідовностями, в яких малий інтервал спостережень, тобто може бути отримана відносно тривала часова послідовність. З цієї причини модель може бути використана в галузях, де цікавлять щоденні або щотижневі спостереження. Ці моделі також використовуються в ситуаціях, коли необхідно аналізувати відносно невелику кількість часових послідовностей.

Література

1. Паклин Н. Б. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям / Н. Б. Паклин, В. И. Орешков. — СПб. : Питер, 2009. — 624 с.
2. Владимирова Л. П. Прогнозирование и планирование в условиях рынка : учебное пособие / Л. П. Владимирова. — 2-е изд., перераб. и доп. — М. : Издательский дом «Дашков и К°», 2001. — 308 с.
3. Руденко О. Г. Искусственные нейронные сети : учебное пособие / О. Г. Руденко, Е. В. Бодянский. — Харьков : ООО «Компания СМИТ», 2005. — 408 с.
4. Джеффри Е. Хинтон. Как обучаются нейронные сети / Е. Хинтон Джеффри // В мире науки. — 1992. — № 11–12. — С. 103–107.
5. Барский А. Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений / А. Б. Барский. — М. : Финансы и статистика, 2004. — 176 с.
6. Дюк В. А. Обработка данных на ПК в примерах / В. А. Дюк. — СПб. : Питер, 1997. — 240 с.