

Міністерство освіти і науки, молоді та спорту України

Харківський національний університет радіоелектроніки

ЧЕПЕНКО ТЕТЯНА ЄВГЕНІЇВНА

УДК 004.032.26

**ПРОГНОЗУВАННЯ НЕСТАЦІОНАРНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ
НА ОСНОВІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ
З ЕЛЕМЕНТАМИ ЧАСОВОЇ ЗАТРИМКИ**

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

АВТОРЕФЕРАТ

дисертації на здобуття наукового ступеня

кандидата технічних наук

Харків – 2013

Дисертацією є рукопис.

Роботу виконано в Харківському національному університеті радіоелектроніки, Міністерство освіти і науки, молоді та спорту України.

Науковий керівник: доктор технічних наук, професор
Бодянський Євгеній Володимирович, Харківський національний університет радіоелектроніки, професор кафедри штучного інтелекту.

Офіційні опоненти: доктор технічних наук, професор
Удовенко Сергій Григорович, Харківський національний університет радіоелектроніки, професор кафедри електронних обчислювальних машин;

кандидат технічних наук, доцент
Субботін Сергій Олександрович, Запорізький національний технічний університет, доцент кафедри програмних засобів.

Захист відбудеться «___»_____ 2013 р. о _____ на засіданні спеціалізованої вченої ради Д64.052.01 в Харківському національному університеті радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

З дисертацією можна ознайомитися у бібліотеці Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

Автореферат розісланий: «___»_____ 2013 р.

Учений секретар

спеціалізованої вченої ради

Є.І. Литвинова

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. У теорії і практиці технічних, економічних, медико-біологічних досліджень часто виникає задача прогнозування часових рядів. Традиційні підходи до цієї задачі базуються, як правило, на гіпотезі стаціонарності прогнозованих послідовностей і лінійності моделей, що описують їх, і вимагають великих обсягів апріорної інформації. Враховуючи різні фактори, що визначають поведінку складних систем такі, як нестаціонарність, високий рівень апріорної і поточної невизначеності, нелінійність, непередбачувані «стрибки» у показниках, традиційні підходи досить часто виявляються неефективними. Альтернативою можуть бути методи нейромережевого прогнозування. Складність використання нейромережевих моделей визначається тим, що моделі багатозв'язних систем можуть мати специфічні форми (наприклад структурні і приведені), а також тим, що навчання нейронних мереж вимагає великих навчальних вибірок та досить багато часу.

Ці обставини вимагають дослідження архітектур нейронних мереж з елементами зовнішньої та внутрішньої часової затримки, призначених для прогнозування рядів показників, що описують поведінку реальних систем і розробки методів їх навчання.

Проблемами нейромережевого прогнозування успішно займаються вчені E.A.Wan, A.D. Back, A.C. Tsoi, K. S. Narendra, K. Parthasarathy, D. T Pham., X Liu, T. Masters, H. Braun, J. Feulner, R. Malaka, A. Beltratti, S. Margarita., P. Terna, R. Zbikowski, K. J. Hunt, J. S. Zirilli, J. Kingdom.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційну роботу виконано в межах держбюджетних НДР № 132 «Розробка теоретичних основ і математичного забезпечення нейро-фаззи систем ранньої діагностики, прогнозування і моделювання в умовах апріорної і поточної невизначеності» (№ ДР 0101U001762), № 177 «Інтелектуальний аналіз та обробка даних в реальному часі на основі засобів обчислювального інтелекту» (№ ДР 0104U003432), № 214 «Синтез методів обробки інформації за умов невизначеності на основі самонавчання та м'яких обчислень» (№ ДР 0107U003028), № 245 «Еволюційні гібридні системи обчислювального інтелекту зі змінною структурою для інтелектуального аналізу даних» (№ ДР 0110U000458), які виконувались згідно з наказами Міністерства освіти і науки, молоді та спорту України за результатами конкурсного відбору проектів наукових досліджень.

Мета і задачі дослідження. Метою роботи є розробка методів навчання прогнозуючих нейронних мереж з елементами часової затримки, призначених для прогнозування нестаціонарних стохастичних рядів показників, що відрізняються підвищеною швидкістю і згладжуючими властивостями та можуть бути використані для моделювання і прогнозування поведінки багатозв'язних систем в умовах нестаціонарності і поточної невизначеності щодо їх структури і параметрів.

Для досягнення поставленої мети розв'язуються такі задачі:

- обґрунтування можливості застосування методів адаптивного налаштування динамічних систем, а також методів навчання штучних нейронних мереж в задачах прогнозування і моделювання;
- розробка архітектури штучної нейронної мережі з прямою передачею інформації, що має робастні властивості в умовах збурень з невідомим розподілом;
- розробка метода навчання штучної нейронної мережі з прямою передачею інформації для використання у режимі реального часу;
- розробка методів навчання нейронних мереж з елементами часової затримки призначених для моделювання і прогнозування складних систем;
- практичне застосування запропонованих архітектур і методів навчання штучних нейронних мереж для моделювання і прогнозування поведінки складних систем.

Об'єкт дослідження – нелінійні процеси, що описуються нестационарними стохастичними часовими послідовностями.

Предмет дослідження – прогнозуючі нейронні мережі з елементами часової затримки та методи прогнозування нестационарних часових послідовностей.

Методи дослідження – методи ідентифікації систем, лінійна алгебра, теорія ймовірностей, методи математичної статистики і економетрії – для розробки та дослідження запропонованих методів навчання; апарат штучних нейронних мереж – для дослідження прогнозуючих нейронних мереж з елементами часової затримки; імітаційне моделювання – для підтвердження вірогідності отриманих результатів.

Наукова новизна отриманих результатів.

1. Вперше запропоновано метод навчання прогнозуючих рекурентних нейронних мереж на динамічних нейронах-фільтрах з кінцевою імпульсною характеристикою, який характеризується підвищеними згладжуючими властивостями та швидкодією, що дозволяє його використання в режимі реального часу.

2. Вперше запропоновано метод навчання прогнозуючих рекурентних нейронних мереж на динамічних нейронах-фільтрах з нескінченною імпульсною характеристикою, який характеризується високою швидкістю збіжності завдяки оптимальному вибору кроку пошуку, що дозволяє підвищити стабільність при обробці «зашумлених» даних.

3. Удосконалено архітектуру штучної нейронної мережі з прямою передачею інформації, яка відрізняється робастними властивостями в умовах збурень з невідомим розподілом завдяки організації додаткового шару, що здійснює згладжування отриманих оцінок, це дає можливість використовувати її в умовах дефіциту інформації про стохастичні властивості корисних сигналів і завад.

4. Удосконалено метод навчання штучної нейронної мережі з прямою передачею інформації на основі мінімізації робастного критерію оцінювання Велша, який відрізняється чисельною простотою, що дає можливість використання у режимі реального часу та роботи за умов негаусовських завад.

Практичне значення отриманих результатів. Розроблені в дисертаційній роботі методи навчання прогнозуючих нейронних мереж та удосконалена нейромережа можуть бути використані в різних галузях, де дані представлено в числовій формі у вигляді часових рядів і надходять на вхід системи в пакетному чи послідовному режимах за умов нестационарності і поточної невизначеності.

Запропоновані в роботі методи навчання, що засновані на нейромережових методах для нейронних мереж з елементами зовнішньої та внутрішньої часової затримки, доведено до програмної реалізації та реалізовано на базі відкритого програмного середовища прикладних математичних програм.

Розроблені методи підтвердили свою ефективність при розв'язанні задачі побудови прогнозу в режимі реального часу для систем охоронної сигналізації, що є важливим для обробки наданої інформації, аналізу та прогнозування поведінки підконтрольних об'єктів.

Результати досліджень впроваджено в рамках договору про наукове співробітництво між Харківським представництвом державного закритого акціонерного товариства (ХП ДЗАТ) "Охорона-Комплекс" та Харківським національним університетом радіоелектроніки, що підтверджено довідкою про використання програмного засобу від 05.01.05 та упідрозділі Державної служби охорони м. Харкова, що підтверджено відповідним актом впровадження від 02.04.12.

Наукові положення, висновки і рекомендації, викладені в дисертації, були використані при підготовці курсу «Штучні нейронні мережі: архітектури, навчання та застосування», що викладається студентам спеціальності «Системи штучного інтелекту» Харківського національного університету радіоелектроніки, що підтверджено актом впровадження від 02.04.2012 р, а також у науково-дослідних роботах Харківського національного університету радіоелектроніки, що підтверджено актом впровадження від 03.04.2012 р.

Особистий внесок здобувача. Основні положення і результати дисертаційної роботи одержані автором самостійно. У роботах, написаних із співавторами, автору належить: [1] – удосконалена нейронна мережа та удосконалений метод її навчання; [2] – метод навчання нейронної мережі на динамічних нейронах; [3] – метод навчання штучної нейронної мережі, побудованої на нейронах-фільтрах; [4] – процедура налаштування синаптичних ваг нейронних мереж; [6] – процедура налаштування параметрів фільтра; [7] – вибір процедури навчання комбінованої штучної нейронної мережі; [8] – однокрокова адаптивна процедура навчання прогнозуючої моделі; [11] – градієнтна процедура налаштування фільтра; [12] – метод оцінювання параметрів об'єкту за допомогою адаптивної процедури навчання моделі; [13] – процедура навчання прогнозуючої моделі на основі градієнтної процедури мінімізації; [14] – процедура навчання штучної нейронної мережі; [15] – реалізація процедури налаштування синаптичних ваг нейронних мереж.

Апробація результатів дисертації. Результати роботи доповідалися й обговорювалися на таких конференціях та форумах: 6-й – 9-й Міжнародних конференціях “Теорія і техніка передачі, прийому і обробки інформації” (Харків

2000 – 2002, Харків – Туапсе 2003), Міжнародній конференції “Автоматика 2001” (Одеса, 2001), 1-му Міжнародному радіоелектронному форумі “Прикладна радіоелектроніка. Стан і перспективи” (Харків, 2002), 6-му, 7-му і 13-му Міжнародному молодіжному форумі “Радіоелектроніка і молодь в ХХІ сторіччі” (Харків, 2002, 2003, 2009), Міжнародній науково-практичній конференції “Наукові дослідження сучасності.” (Київ, 2011), 6-й науково-практичній конференції з міжнародною участю “Математичне та імітаційне моделювання систем МОДС’2011” (Чернігів, 2011).

Публікації. Матеріали дисертації опубліковано в 17 наукових працях, у тому числі у 6 статтях, з них 5 опубліковано у наукових фахових виданнях України з технічних наук, а також в збірниках доповідей наукових конференцій та форумів.

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається з вступу, п'яти розділів, висновків, списку використаних джерел і додатку. Загальний обсяг дисертації складає 171 сторінку (з них 146 – основного тексту), що включає 35 рисунків, з яких 24 рисунка на 14 окремих сторінках, додаток на 4 сторінках, список використаних джерел складає 117 найменувань на 11 сторінках.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** обґрунтовано актуальність дисертаційної роботи, сформульовано мету та визначено задачі дослідження, наведено новизну отриманих результатів та їх практичну цінність, розглянуто особистий внесок здобувача і наведено відомості про апробацію основних положень роботи.

В **першому розділі** розглянуто сучасний стан проблеми прогнозування і налаштування динамічних багатозв'язних систем, особливо відзначено задачу навчання і прогнозування поведінки нестационарних динамічних послідовностей в умовах структурної і параметричної невизначеності. Зокрема детально розглянуто основні методи налаштування і прогнозування поведінки стохастичних динамічних систем в умовах нелінійності і нестационарності. Виділено ряд умов, що знижують ефективність застосування відомих методів. Проаналізовано питання побудови процедур оптимізації в задачах екстраполяції і обробки результатів спостережень.

Особливу увагу приділено нелінійним стохастичним динамічним системам, що функціонують в умовах апріорної і поточної параметричної невизначеності та можуть бути задані за допомогою відображення

$$y^k = F(y^{k-1}, \dots, y^{k-q}, x^{k-1}, \dots, x^{k-q}, w) + \xi^k,$$

де y^k – m -вимірний вектор виходу системи в дискретний момент часу $k = 0, 1, 2, \dots, N$; F – нелінійний невідомий оператор, який підлягає визначенню; x^k – n -вимірний вектор вхідних сигналів; q – максимальний порядок запізнювання; w – вектор невідомих коефіцієнтів, що підлягають визначенню; ξ^k – вектор збурень, що є випадковою завадою з нульовим математичним

сподіванням та невідомою функцією щільності розподілу.

Проведений аналіз стану сучасних розробок дозволяє зробити висновок про те, що задача дослідження полягає в побудові прогнозу сигналу, оптимального в сенсі прийнятого критерію J_q

$$\hat{y} \ k + h = \hat{F} \ x \ k, \hat{w}, \hat{q},$$

де h – горизонт прогнозування, на якому можлива мінімізація у реальному часі критерію навчання J_q , який визначає розузгодження між вихідним сигналом системи і виходом прогнозуючої моделі; $\hat{y}, \hat{F}, \hat{w}, \hat{q}$ – оцінки відповідних параметрів.

Основним питанням, що потребує вирішення в задачах моделювання та прогнозування поведінки багатозв'язних систем, є розробка методів, що відрізняються підвищеною швидкістю і згладжуючими властивостями. Розв'язання задачі пов'язано з можливістю застосування апарату обчислювального інтелекту, зокрема методів навчання, орієнтованих на нейронні мережі з елементами внутрішньої та зовнішньої затримки.

У другому розділі розглянуто методи адаптивного налаштування динамічних систем та обґрунтовано можливість прогнозування нестационарних часових послідовностей. На основі цих методів введено градієнтну процедуру налаштування параметрів рекурсивного адаптивного цифрового фільтра, реалізовано адаптивне налаштування та прогнозування часових рядів, побудовано прогноз для багатовимірних часових послідовностей і реалізовано адаптивні процедури налаштування, що мають як слідкуючі, так і згладжуючі властивості.

Процедуру динамічного налаштування та прогнозування проілюстровано рис. 1. Модель системи описано за допомогою різницевого рівняння:

$$y \ k = \sum_{i=1}^n w_i x \ k - i + 1 + \xi \ k,$$

де $i = 1, \dots, n$.

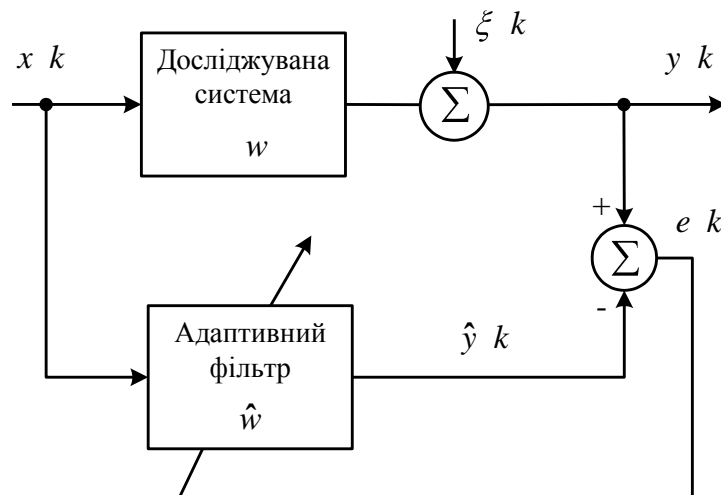


Рисунок 1 – Схема динамічного налаштування та прогнозування

Однокроковій адаптивній процедурі налаштування додано фільтруючі властивості введенням експоненційного згладжування та введенням згладжування на ковзному вікні. Побудовано однокроковий та багатокроковий прогнози для випадку, якщо відомі майбутні значення екзогенних змінних. Показано, що побудований прогноз забезпечує високу точність і може бути використаний при розв'язанні задач прогнозування і налаштування.

У третьому розділі проаналізовано можливість застосування нейромережових технологій в задачах прогнозування поведінки складних багатозв'язних систем. Запропоновано удосконалену архітектуру штучної нейронної мережі з прямою передачею інформації, що має робастні властивості в умовах збурень з невідомим розподілом. Запропоновано удосконалений метод навчання на базі процедури налаштування стохастичної системи на основі робастного критерію оцінювання Велша.

Побудовано лінійну прогнозуючу модель на основі штучної нейронної мережі. Розглянуто приклад прогнозування полігармонійного сигналу, заданого у вигляді одновимірної послідовності. Задачу оцінювання параметрів моделі розв'язано за допомогою багатоетапної схеми, що включає оцінювання параметрів проміжної моделі відновлення невідомих частот, відновлення коефіцієнтів і власне процедуру прогнозування. Розглянуто підхід, що засновано на методах адаптивного налаштування і прогнозування з розпаралелюванням обчислень на основі нейромережових технологій на прикладі нейромережової схеми багатомодельного прогнозування квазігармонійної послідовності.

Запропоновано процедуру налаштування системи на основі робастного критерію оцінювання Велша, що мінімізується за допомогою штучної нейронної мережі (ШНМ). Для цього розглянуто клас об'єктів, який описано за допомогою рівняння псевдолінійної регресії:

$$y_k = \sum_{i=1}^n w_i x_i k + \xi k = w^T x k + \xi k ,$$

де y_k – скалярний вихід об'єкту в дискретний момент часів $k=0, 1, 2, \dots$;
 $w = w_1, w_2, \dots, w_n^T$ – вектор невідомих коефіцієнтів, що підлягають визначенню;
 $x k = x_1 k, x_2 k, \dots, x_n k^T$ – вектор вхідних змінних; ξk – випадкова завада з нульовим математичним сподіванням і невідомою функцією щільності розподілу.

Визначено, що в умовах негаусовських завад в силу вступають методи робастного налаштування, які засновані на мінімізації критеріїв, що відрізняються від квадратичного, але при роботі у реальному часі розв'язання задачі налаштування на кожному такті k може бути ускладнене через чисельну громіздкість.

Введено однокрокову процедуру навчання ШНМ для використання мережі у реальному часі:

$$w_i k+1 = w_i k + \eta k \psi \hat{e} k x_i k ,$$

де η^k – коефіцієнт кроку навчання; $\psi(\hat{e}^k) = \tanh \frac{\hat{e}^k}{\beta}$ – нелінійна функція

активації штучного нейрона.

На основі проведених досліджень удосконалений метод застосовано для навчання ШНМ з прямою передачею інформації.

В мережі організовано додатковий шар, в якому здійснюється згладжування отриманих оцінок згідно з рекурентною формулою:

$$\bar{w}_i^{k+1} = \bar{w}_i^k + \frac{1}{k+1} (w_i^k - \bar{w}_i^k) .$$

Удосконалену нейронну мережу завдяки простоті і робастності може бути використано для розв'язання задач поточного налаштування систем різної складності в умовах дефіциту інформації про стохастичні властивості корисних сигналів і завад.

У четвертому розділі запропоновано методи навчання прогнозуючих рекурентних нейронних мереж на динамічних нейронах-фільтрах з кінцевою і нескінченною імпульсною характеристиками, що відрізняються підвищеною швидкодією і згладжуючими властивостями. Для цієї мети обґрунтовано можливість налаштування і прогнозування поведінки складних систем на основі процедур адаптивної фільтрації. Проаналізовано можливість застосування стандартної архітектури та архітектур багат шарових ШНМ на статичних нейронах для розв'язання задач прогнозування і налаштування систем в умовах структурної і параметричної невизначеності, показано недоліки використання цієї архітектури при роботі у реальному часі.

Розглянуто архітектуру багат шарової ШНМ на базі динамічних нейронів-фільтрів, яка дозволяє забезпечити як збільшення швидкості збіжності, так і можливість стійкої роботи в умовах неконтрольованих збурень.

Запропоновано відповідні адаптивні процедури навчання багат шарової ШНМ. Розглянуто випадок, коли прогнозування необхідно проводити у реальному часі при надходженні нових даних.

В випадку, коли природа часової послідовності невідома, може бути використано ШНМ, що дозволяє за минулими спостереженнями відновлювати довільне нелінійне відображення

$$x^k = F(x^{k-1}, x^{k-2}, \dots, x^{k-n_A}) + e^k = \hat{x}^k + e^k, \quad (6)$$

де \hat{x}^k – прогноз значення x^k , який отримано на виході ШНМ, що є в цьому випадку нелінійною авторегресійною (NAR) моделлю; e^k – похибка прогнозування.

Як основу для побудови NAR-моделей використано багат шарову ШНМ (рис. 2) з прямою передачею інформації, вхідний (нульовий) шар якої утворено лініями елементів чистої затримки з відводами.

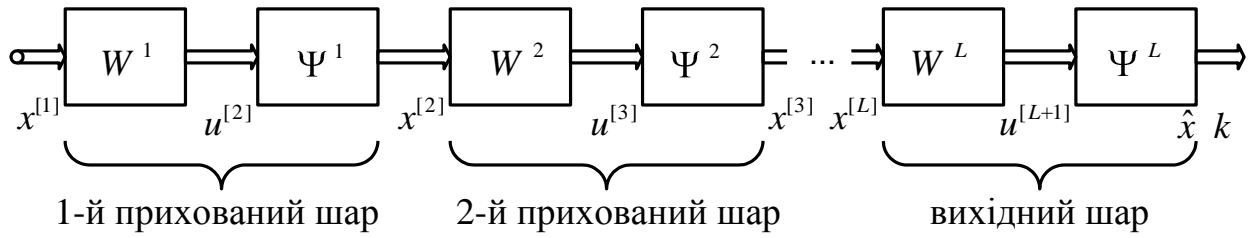


Рисунок 2 – L -шарова нейромережа з прямою передачею інформації

На перший прихований шар мережі надходить n -вимірний вектор $x^{[1]}$, який сформовано в нульовому шарі за допомогою елементів затримки z^{-1} та утворено минулими значеннями прогнозованого процесу $x^{k-1}, x^{k-2}, \dots, x^{k-n_A}$.

Виходом першого прихованого шару є $n_2 \times 1$ – вектор $x^{[2]}$, що подається на вхід другого прихованого шару. На виході L -го (вихідного шару) з'являється прогнозний $m = n^{L+1}$ вектор \hat{x} . Кожний шар має n^l входів, n^{l+1} виходів та визначається $(n^l + 1) \times n^{l+1}$ – матрицею синаптичних ваг $W^{[l]}$ і $n^{l+1} \times n^{l+1}$ – діагональним оператором Ψ^l , що утворено нелінійними функціями активації $\psi_j^{[l]}, j=1, 2, \dots, n^{l+1}$.

Стандартний статичний нейрон нейромережі реалізує нелінійне відображення

$$x_j^{[l+1]} = \psi_j^{[l]}(u_j^{[l+1]}) = \psi_j^{[l]} \left(\sum_{i=0}^{n^l} u_{ji}^{[l+1]} \right) = \psi_j^{[l]} \left(\sum_{i=0}^{n^l} w_{ji}^{[l]} x_i^{[l]} \right),$$

$n^l + 1$ синаптичних ваг $w_{ji}^{[l]}$ якого підлягають уточненню в процесі навчання ШНМ. Загалом мережа містить $\sum_{l=1}^L (n^l + 1) n^{l+1}$ невідомих параметрів, що налаштовуються за допомогою процедури зворотного поширення похибок.

Для зменшення кількості синаптичних ваг, що налаштовуються, і підвищення швидкості навчання, замість стандартних статичних нейронів використано їх динамічні аналоги, у яких синаптичні ваги утворено цифровими фільтрами з кінцевою імпульсною характеристикою так, як показано на рис. 3,а.

Синапс – динамічний фільтр реалізує відображення

$$u_j^{[l+1]}(k) = w_{j0}^{[l]} x_i^{[l]}(k) + w_{j1}^{[l]} x_i^{[l]}(k-1) + \dots + w_{jin_A}^{[l]} x_i^{[l]}(k-n_A) = W_{ji}^{[l]T} X_i^{[l]}(k),$$

де $W_{ji}^{[l]} = [w_{j0}^{[l]}, w_{j1}^{[l]}, \dots, w_{jin_A}^{[l]}]^T$ – вектор, що містить невідомі синаптичні ваги;

$X_i^{[l]}(k) = [x_i^{[l]}(k), x_i^{[l]}(k-1), \dots, x_i^{[l]}(k-n_A)]^T$ – $(n_A + 1) \times 1$ – вектор вхідних

параметрів.

Нелінійне відображення, що реалізоване динамічним нейроном, умовне зображення якого наведено на рис.3,б має вигляд

$$x_j^{[l+1]} k = \psi_j^{[l]} u_j^{[l+1]} k = \psi_j^{[l]} \left(\sum_{i=0}^{n^l} u_{ji}^{[l+1]} k \right) = \psi_j^{[l]} \left(\sum_{i=0}^{n^l} W_{ji}^{[l]T} X_i^{[l]} k \right).$$

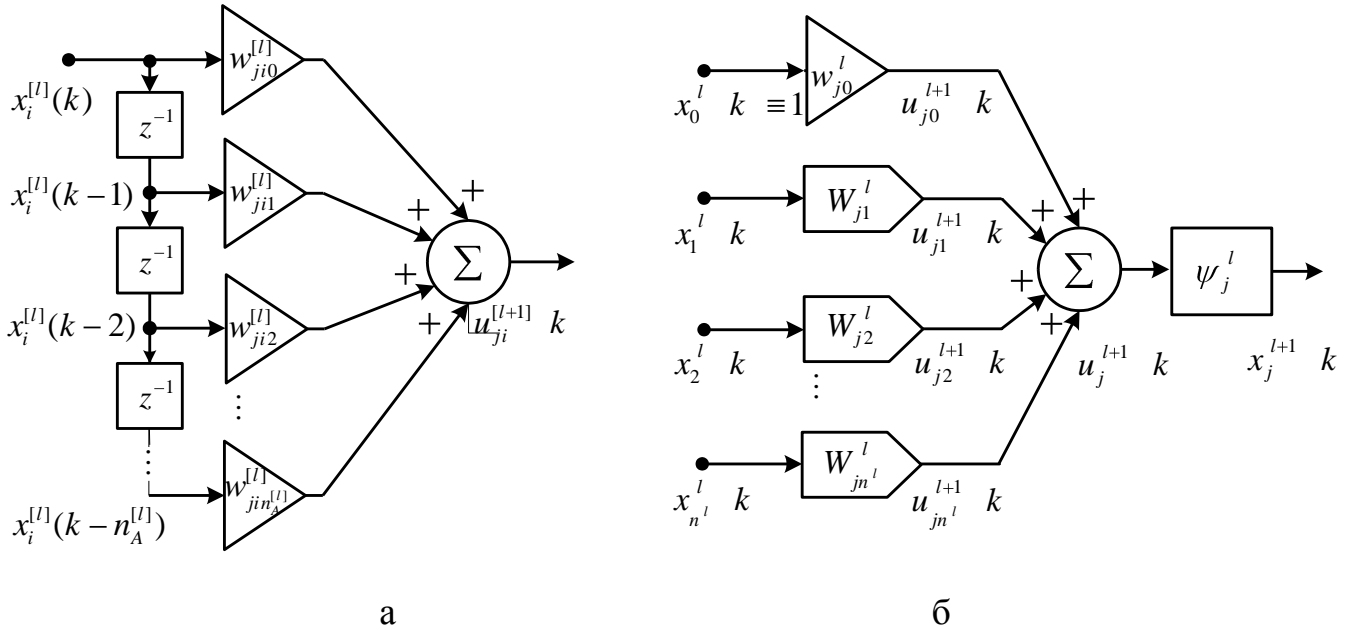


Рисунок 3 – Структурне відображення динамічного нейрона:
а – синапс динамічний фільтр, б – динамічний нейрон

Динамічний нейрон містить $n^l n_A^{[l]} + 1 + 1$ – параметрів, що перевищує кількість синаптичних ваг стандартного нейрона, але мережа, що побудована з таких вузлів, має значно менше параметрів, ніж стандартна архітектура на статичних нейронах з лініями затримки на вході.

В ШНМ на статичних нейронах кількість параметрів зростає геометрично в залежності від n_A , а в ШНМ з динамічними нейронами кількість синаптичних ваг, що налаштовуються є лінійною функцією від n_A і L .

Для навчання ШНМ на динамічних нейронах застосовано метод, на базі градієнтної процедури зворотного поширення похибок в часі (*ТЕВР*).

$$W_{ji}^{[l]} k + 1 = W_{ji}^{[l]} k - \gamma^{[l]} k \delta_j^{[l+1]} X_j^{[l]} k ,$$

де $\gamma^{[l]} k$ – параметр, що визначає швидкість збіжності навчання і покладається в стандартній *ТЕВР*-процедурі постійним; $\delta_j^{[l]} k$ – локальна похибка.

Процес обчислення локальних похибок по методу зворотного поширення починається з вихідного шару, вихідний сигнал якого є і виходом всієї мережі,

таким чином $\hat{x}^k = x^{[L+1]k}$.

Процес налаштування нейронів L -го вихідного шару може бути записано у вигляді

$$\begin{aligned} W_{ji}^{[L]k+1} &= W_{ji}^{[L]k} + \gamma^{[L]k} e_j^k \psi_j^{[L]k}, \quad u_j^{[L+1]k} = X_i^{[L]k} \\ &= W_{ji}^{[L]k} + \gamma^{[L]k} e_j^k J_i^{[L]k}, \end{aligned}$$

а адаптивний метод навчання:

$$W_{ji}^{[L]k+1} = W_{ji}^{[L]k} + \frac{e_j^k J_i^{[L]k}}{\beta + \|J_i^{[L]k}\|^2}, \quad (7)$$

де $\beta \geq 0$ – параметр регуляризації.

Далі метод навчання (7) модифіковано з метою додання згладжуючих властивостей:

$$\begin{cases} W_{ji}^{[L]k+1} = W_{ji}^{[L]k} + \frac{e_j^{[L]k} J_i^{[L]k}}{\beta_i^{[L]k}}, \\ \beta_i^{[L]k+1} = \alpha \beta_i^{[L]k} + \|J_i^{[L]k}\|^2, \quad 0 \leq \alpha \leq 1. \end{cases}$$

Визначено, що прогнозуючі ШНМ на базі динамічних нейронів можуть застосовуватися при розв'язанні задач, пов'язаних з моделюванням складних нелінійних динамічних систем, зокрема в задачах прогнозування нестационарних часових рядів.

Надалі розглянуто використання адаптивних фільтрів з нескінченною імпульсною характеристикою і показано, що такий фільтр потребує застосування ефективних методів налаштування коефіцієнтів і покращення властивостей збіжності.

Для побудови прогнозуючої ШНМ застосовано багат шарову мережу з прямою передачею інформації. Досліджено локально рекурентні ШНМ, синапсами яких є адаптивні рекурентні фільтри з нескінченною імпульсною характеристикою. Для навчання нелінійних моделей авторегресії-ковзного середнього (*NARMAX*-моделей), використано градієнтні процедури, однак швидкість збіжності відомих процедур виявилась недостатньою.

Розглянуто процедуру рекурентного зворотного поширення похибок (*RBP*), що забезпечує мінімізацію критерію навчання

$$J^k = \sum_{k=1}^N J^k = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \|e^k\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^{n^{L+1}} e_j^2 k,$$

де $e^k = e_1^k, e_2^k, \dots, e_{n^{[L+1]}}^k$; $e_j^k = d_j^k - x_j^{L+1}(k) = y_j^k - \hat{y}_j^k$; d_j^k – зовнішній навчальний сигнал, в ролі якого в задачі налаштування використовується значення виходу реальної системи.

Базовим елементом локально рекурентної ШНМ є динамічний нейрон-фільтр (рис 4,а), синапси якого є по суті адаптивними фільтрами з нескінченною імпульсною характеристикою (рис 4,б).

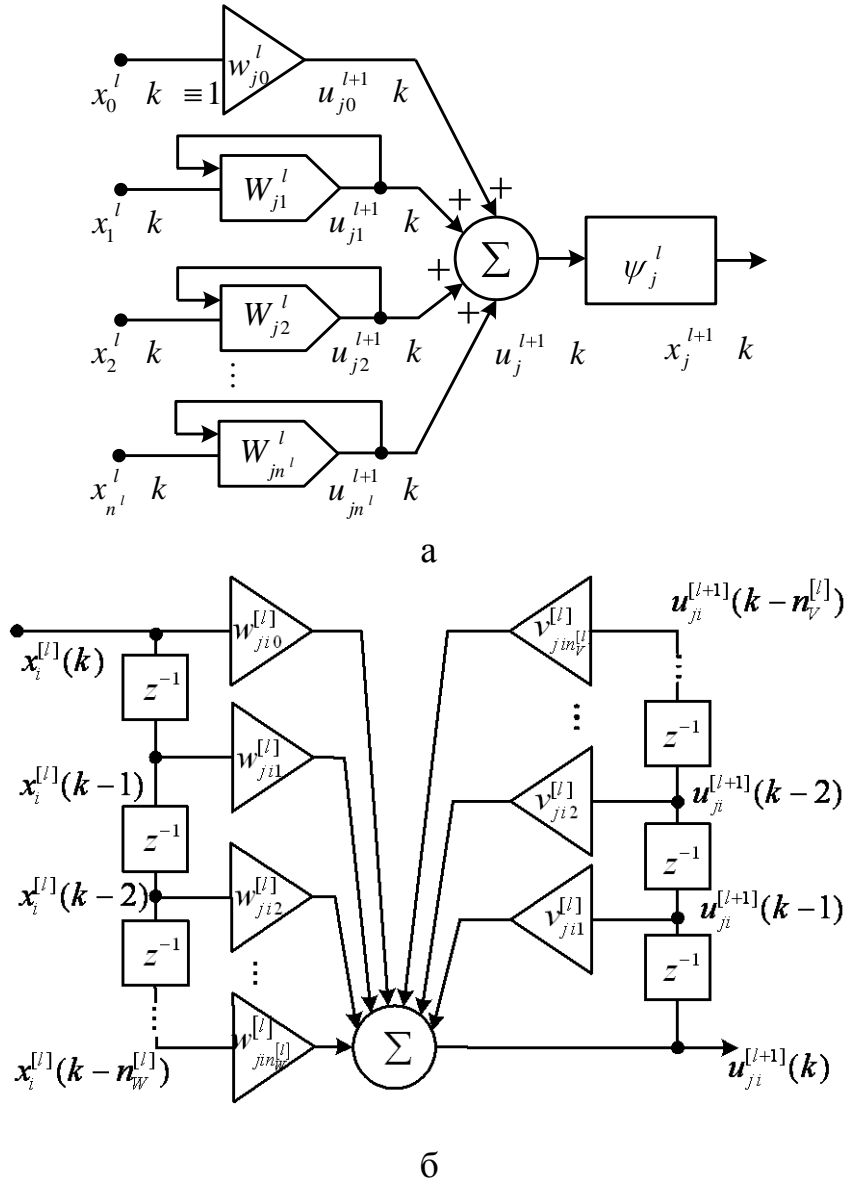


Рисунок 4 – Структурне відображення нейрона-фільтра:
а – динамічний нейрон-фільтр, б – синапс – нейрон-фільтр

Завдяки подібній побудові мережі, кількість її параметрів зменшується, а довжина пам'яті стає теоретично нескінченною. Ці фактори дають можливість моделювання процесів з тривалими залежностями між змінними без нарощування довжини ліній затримки на входах нейронів. Проте процес навчання стає більш громіздким, у зв'язку з необхідністю обліку взаємного впливу вхідних даних на

стан мережі в усі наступні моменти часу.

У випадку великої навчальної вибірки до реалізації процедури навчання доцільно ввести обмеження на довжину пам'яті.

Відображення, реалізоване синапсами і динамічним нейроном прихованого l -го шару мережі, може бути записано у вигляді

$$u_{ji}^{[l+1]} k = \sum_{p=1}^{n_w^{[l]}} w_{jip}^{[l]} x_i^{[l]} k - p + \sum_{p=1}^{n_v^{[l]}} v_{jip}^{[l]} u_i^{[l]} k - p = \frac{W_{ji}^{[l]} z^{-1}}{V_{ji}^{[l]} z^{-1}} x_i^{[l]} k = S_{ji}^{[l]T} X_i^{[l]} k ,$$

$$u_j^{[l+1]} k = \sum_{i=1}^{n^l} u_{ji}^{[l+1]} k ,$$

$$x_j^{[l+1]} k = \psi_j^{[l]} u_j^{[l+1]} k ,$$

$$\text{де } W_{ji}^{[l]} z^{-1} = \sum_{p=0}^{n_w^{[l]}} w_{jip}^{[l]} z^{-p}; \quad V_{ji}^{[l]} z^{-1} = \sum_{p=0}^{n_v^{[l]}} v_{jip}^{[l]} z^{-p};$$

$$S_{ji}^{[l]} = w_{ji0}^{[l]}, w_{ji1}^{[l]}, \dots, w_{jijn_w^{[l]}}^{[l]}, v_{ji1}^{[l]}, v_{ji2}^{[l]}, \dots, v_{jijn_v^{[l]}}^{[l]}{}^T ;$$

$$X_i^{[l]} k = x_i^{[l]} k, x_i^{[l]} k - 1, \dots, x_i^{[l]} k - n_w^{[l]}, u_{ji}^{[l]} k - 1, \dots, u_{ji}^{[l]} k - n_v^{[l]}{}^T .$$

Показано, що динамічний нейрон-фільтр є об'єднанням лінійного адаптивного рекурентного фільтра із стандартним нелінійним статичним нейроном, для якого справедливі основні співвідношення, що реалізовано нейронами-фільтрами:

$$u k = \sum_{p=0}^{n_w} w_p k x k - p + \sum_{p=1}^{n_v} v_p k u k - p ,$$

$$\bar{u} = \frac{\sum_{p=0}^{n_w} w_p}{1 - \sum_{p=1}^{n_v} v_p} ,$$

де $u k$, $x k$ – вихідний і вхідний сигнали фільтра відповідно;

$w_p k$ – коефіцієнти ковзного середнього, що налаштовуються;

$v_p k$ – коефіцієнти авторегресії, що налаштовуються;

\bar{u} – значення, що установлюється на виході фільтра.

Адаптивний нейрон-фільтр фактично реалізує *NARMAX*-модель вигляду

$$V k, z^{-1} u k = W k, z^{-1} x k .$$

Кожний синапс містить $n_B^{[l]} = n_W^{[l]} + n_V^{[l]} + 1$ параметрів, що налаштовуються, кожний нейрон – $n_{AN}^{[l]} = n^{[l]} n_W^{[l]} + n_V^{[l]} + 1 + 1$, кожний шар – $n_{ANL}^{[l]} = n^{[l+1]} n^{[l]} n_W^{[l]} + n_V^{[l]} + 1 + 1$, і взагалі L – шарова мережа має $\sum_{l=1}^L n^{[l+1]}$ нейронів з $n_{ANN}^{[l]} = \sum_{l=1}^L n^{[l+1]} n^{[l]} n_W^{[l]} + n_V^{[l]} + 1 + 1$ синаптичними вагами, що налаштовуються.

Процес навчання багатошарової локально рекурентної ШНМ може бути реалізовано у вигляді такої послідовності кроків:

1) обчислення похибки зворотного поширення $e_j^{[l+1]} k$ для усіх $k = 1, 2, \dots, N$:

$$e_j^{[l+1]} k = \begin{cases} e_j k, l = L, \\ \sum_{q=1}^{n^{[l+1]}} \sum_{r=1}^{N-k} \delta_q^{l+1} k+r \frac{\partial u_{qj}^{[l+1]} k+r}{\partial x_j^{[l+1]} k}, 1 < l < L; \end{cases}$$

2) обчислення локальної похибки $\delta_j^{[l+1]} k$ для усіх $k = 1, 2, \dots, N$:

$$\delta_j^{[l+1]} k = e_j^{[l+1]} k \psi_j^{[l]}, u_j^{[l+1]} k ;$$

3) обчислення похідних сигналу внутрішньої активації $u_j^{[l+1]} k$ за синаптичними вагами, що налаштовуються за допомогою співвідношень:

$$\begin{aligned} \frac{\partial u_j^{[l+1]} k}{\partial w_{jip}^{[l+1]}} &= x_i^{[l]} k - p + \sum_{t=1}^{n_V^{[l]}} v_{jit}^{[l]} \frac{\partial u_j^{[l+1]} k - t}{\partial w_{jit}^{[l]}}, \\ \frac{\partial u_j^{[l+1]} k}{\partial v_{jip}^{[l+1]}} &= u_i^{[l]} k - p + \sum_{t=1}^{n_V^{[l]}} v_{jit}^{[l]} \frac{\partial u_j^{[l+1]} k - t}{\partial v_{jit}^{[l]}}; \end{aligned}$$

4) обчислення оптимального значення параметру кроку $\gamma^{[l]} k = \alpha_j^{[l]} k^{-1}$ та уточнення вектору параметрів кожного синапсу $S_{ji}^{[l+1]} k$ за допомогою співвідношення:

$$\begin{cases} S_{ji}^{[l]} k + 1 = S_{ji}^{[l]} k + \frac{e_j^{[l+1]} k E_i^{[l]} k}{\alpha_i^{[l]}(k)}, 1 \leq l \leq L, \\ \alpha_i^{[l]} k + 1 = \beta \alpha_i^{[l]} k + \|E_i^{[l]} k\|^2, 0 \leq \beta \leq 1, \end{cases}$$

де $E_i^{[l]} k = \psi_j^{[l]} u_j^{[l+1]} k \nabla_{S_{ji}} u_j^{[l+1]} k$;

5) обчислення локальних збільшень ваг за допомогою співвідношень:

$$\Delta w_{jip}^{[l] k} = w_{jip}^{[l] k+1} - w_{jip}^{[l] k} = -\gamma^{[l]} \frac{\partial J^k}{\partial u_j^{[l+1] k}} \cdot \frac{\partial u_j^{[l+1] k}}{\partial w_{jip}^{[l] k}} = \gamma^{[l] k} \delta_j^{[l+1] k} \frac{\partial u_j^{[l+1] k}}{\partial w_{jip}^{[l] k}},$$

$$\Delta v_{jip}^{[l] k} = \gamma^{[l] k} \delta_j^{[l+1] k} \frac{\partial u_j^{[l+1] k}}{\partial v_{jip}^{[l] k}};$$

б) уточнення синаптичних ваг за усією навчальною виборкою (за епоху) за допомогою співвідношень:

$$\Delta w_{jip}^{[l] k} = \sum_{k=1}^N \Delta w_{jip}^{[l] k} = -\gamma^{[l]} \frac{\partial J^k}{\partial w_{jip}^{[l] k}} = -\gamma^{[l]} \sum_{k=1}^N \frac{\partial J^k}{\partial u_j^{[l+1] k}} \cdot \frac{\partial u_j^{[l+1] k}}{\partial w_{jip}^{[l] k}},$$

$$\Delta v_{jip}^{[l] k} = \sum_{k=1}^N \Delta v_{jip}^{[l] k}.$$

Запропонований в дисертації метод навчання локально рекурентної ШНМ має як згладжуючі, так і слідкуючі властивості і поєднує можливості як градієнтних процедур, так і процедур оптимізації другого порядку. Розроблений метод призначено для розв'язання задач налаштування багатовимірних нестационарних стохастичних динамічних істотно нелінійних систем, що функціонують за умов апріорної і поточної невизначеності, відрізняється підвищеною швидкістю збіжності, завдяки оптимальному вибору кроку пошуку, а також підвищеною стабільністю при обробці «зашумлених» даних.

Показано перевагу застосування ШНМ на динамічних нейронах-фільтрах в порівнянні з нейромережею з подібними властивостями, що реалізовано на основі багат шарового персептрону на статичних нейронах з елементами затримки на входах мережі, оскільки основна їх відмінність – підвищена швидкість та простота використання процесу налаштування і, в решті, прогнозування.

П'ятий розділ присвячено питанням імітаційного моделювання запропонованих методів прогнозування багатовимірних часових рядів та розв'язанню практичних задач.

У розділі наведено результати імітаційного моделювання процесу однокрокового прогнозування багатовимірного часового ряду, що описує споживання електроенергії, гарячої та холодної води у межах великого житлового будинку, на основі адаптивної моделі, яке довело працездатність запропонованих методів для розв'язання задачі прогнозування багатовимірних часових рядів.

За допомогою імітаційного моделювання багатовимірного ряду показників на основі ШНМ з динамічними нейронами побудовано прогноз на декілька годин вперед, показано, що при розв'язанні складнішої задачі, досягається вища точність в порівнянні з лінійними методами. При моделюванні методів прогнозування на основі ШНМ на нейронах-фільтрах з теоретично нескінченною довжиною пам'яті встановлено, що якість прогнозу практично співпадає з результатами прогнозування на основі мережі на динамічних нейронах, проте число параметрів мережі в даному випадку стає значно меншим.

Запропоновані в роботі мережі та методи їх навчання було використано для обробки інформації, а також для аналізу і прогнозування поведінки підконтрольних об'єктів в Харківському представництві Державного закритого акціонерного товариства «ОХОРОНА-Комплекс» та у підрозділі Державної служби охорони. Застосування синтезованої мережі на динамічних нейронах дозволило набути нову інформацію, що дало можливість раціонального використання виробничого ресурсу, а також обґрунтування для прийняття рішень по перерозподілу робочого часу. Можливість побудови прогнозу в режимі реального часу по мірі надходження нових даних сприяло підвищенню ефективності організації діяльності технічних служб охоронних підприємств.

У додатку представлено акти про впровадження результатів дослідження в навчальний процес і науково-дослідні роботи Харківського національного університету радіоелектроніки, а також в Харківському представництві ДЗАТ «ОХОРОНА-Комплекс» та у підрозділі Державної служби охорони.

ВИСНОВКИ

Проведені дослідження в рамках дисертаційної роботи характеризуються розв'язанням актуальної науково-практичної задачі інтелектуального аналізу даних на основі навчання прогнозуючих нейронних мереж з елементами часової затримки, призначених для прогнозування нестационарних стохастичних рядів показників. В дисертаційній роботі обґрунтовано можливість застосування методів адаптивного налаштування динамічних систем та методів навчання ШНМ в задачах прогнозування і моделювання. Отримано такі наукові результати.

1. Новий метод навчання прогнозуючих рекурентних ШНМ на динамічних нейронах, що характеризується підвищеною швидкістю і згладжуючими властивостями. Встановлено, що прогнозуюча адаптивна ШНМ с динамічними нейронами, маючи стандартну архітектуру багат шарової нейромережі з прямою передачею інформації, містить менше синаптичних ваг, що налаштовуються, і відзначається високою швидкістю навчання і простотою використання як в процесі налаштування, так і в процесі прогнозування. Показано, що запропонований метод навчання локально рекурентної ШНМ, відрізняється як згладжуючими, так і слідкуючими властивостями і високою швидкістю збіжності завдяки оптимальному вибору кроку пошуку.

2. Новий метод навчання прогнозуючих рекурентних ШНМ на нейронах-фільтрах, що характеризується підвищеною швидкістю збіжності та підвищеною стабільністю під час обробки «зашумлених» даних. Встановлено, що ШНМ на базі нейронів-фільтрів має розширені функціональні можливості під час розв'язання задач налаштування та прогнозування нестационарних нелінійних процесів, що визначено запам'ятовуванням не тільки минулих вхідних значень і минулих внутрішніх станів мережі, але і наявністю локальних динамічних рекурентних зв'язків.

3. Удосконалена архітектура багат шарової ШНМ з прямою передачею інформації, що має робастні властивості в умовах збурень з невідомим розподілом. З метою підвищення завадостійкості, в мережі організовано

додатковий шар, в якому здійснюється згладжування отриманих оцінок, що дозволяє зі зростанням вибірки застабілізувати коефіцієнти моделі, що налаштовується.

4. Удосконалений метод навчання штучних нейронів багат шарових ШНМ з прямою передачею інформації на основі робастного критерію оцінювання Велша. Встановлено, що метод навчання, що є багатокроковою процедурою, який застосовується для навчання ШНМ, потребує обробки на кожному такті усієї вибірки спостережень, що ускладнює використання в реальному часі, тому доцільним є застосування метода навчання, що базується на однокроковій процедурі навчання.

5. Проведене імітаційне моделювання процесу однокрокового прогнозування на основі лінійної моделі, багатовимірною рядку на основі ШНМ з динамічними нейронами, а також моделювання методів прогнозування на основі ШНМ на нейронах-фільтрах. Показано перевагу застосування ШНМ на динамічних нейронах-фільтрах в порівнянні з мережею з подібними властивостями, що реалізована на основі багат шарового перцептрона з елементами затримки на входах мережі, оскільки вони мають менше параметрів, що налаштовуються, і характеризується підвищеною швидкістю навчання та простотою використання в процесі налаштування і в режимі прогнозування.

6. Експериментально підтверджено ефективність проведених досліджень при розв'язанні практичної задачі побудови прогнозуючої моделі системи охоронної сигналізації. Запропоновано прогнозуючу ШНМ на динамічних нейронах, що дозволяє будувати прогноз вихідних даних на інтервалі, для якого задаються вхідні змінні. Показано, що прогнозована послідовність несуттєво відрізняється від реальної вибірки даних і використана нейромережева модель дозволяє досягти досить високого ступеня точності прогнозу.

Встановлено, що розроблені в дисертаційній роботі методи навчання прогнозуючих нейронних мереж з елементами часової затримки, відрізняються підвищеною швидкістю і підвищеними згладжуючими властивостями і можуть бути використані для подальшого розв'язання перспективних задач моделювання і прогнозування поведінки динамічних багатозв'язних систем в умовах апріорної і поточної невизначеності щодо їх структури і параметрів.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Плисс И. П. Нейросетевая робастная идентификация объекта управления / И. П. Плисс, А. П. Чапланов, Т. Е. Чепенко // Радиотехника и информатика. – 2002. – №2 (19). – С. 52–54.
2. Бодянский Е. В. Прогнозирующая адаптивная нейронная сеть с динамическими нейронами–фильтрами / Е. В. Бодянский, С. В. Попов, Т. Е. Чепенко // Радиотехника и информатика. – 2003. – №2 (23). – С. 48–51.
3. Бодянский Е. В. Алгоритм обучения локально рекуррентной нейронной сети в задаче идентификации нелинейных динамических объектов / Е. В. Бодянский, С. В. Попов, Т. Е. Чепенко // Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. – 2004. – Вып. 126. – С.17–22.

4. Попов С. В. Прогнозирование нестационарного многомерного временного ряда на основе специализированной нейронной сети / С. В. Попов, Т. Е. Чепенко // Сборник научных трудов ХУВС. – 2009. – Вып. 2 (20). – С. 88–94.
5. Чепенко Т. Е. Методы прогнозирования временных рядов на основе искусственных нейронных сетей с элементами временной задержки / Т. Е. Чепенко // Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. – 2011. – Вып. 157. – С. 41–48.
6. Чапланов А. П. Алгоритм обучения искусственного нейрона при наличии ограничений на настраиваемые параметры / А. П. Чапланов, Т. Е. Чепенко // Актуальні проблеми сучасної науки в дослідженнях молодих вчених м. Харкова: Вісник Харківського університету. – 2001. – № 506. – Ч. 2. – С. 105–107.
7. Королькова Е. Е. Комбинированные ИНС для классификации и предсказания временных рядов / Е. Е. Королькова, А. П. Чапланов, Т. Е. Чепенко // Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке: 6-й Международный молодежный форум: тезисы докл. – Харьков, 2001. – С. 24–25.
8. Плисс И. П. Об одном адаптивном методе прогнозирования многомерных эконометрических рядов / И. П. Плисс, С. В. Попов, Т. Е. Чепенко // Прикладная радиоэлектроника. Состояние и перспективы развития. 1-й Международный радиоэлектронный форум – Харьков, 2002. – Ч. 2. – С. 182–184.
9. Чепенко Т. Е. Прогнозирующая нейронная сеть на базе КИХ-нейронов / Т. Е. Чепенко // Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке: 7-й Международный молодежный форум – Харьков, 2003. – С. 531.
10. Чепенко Т. Е. Построение прогнозирующей модели системы охранной сигнализации / Т. Е. Чепенко // Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке: 13-й Международный молодежный форум: тезисы докл. – Харьков, 2009. – С. 350.
11. Королькова Е. Е. Нейросетевой резонансный фильтр / Е. Е. Королькова, С. В. Попов, А. П. Чапланов, Т. Е. Чепенко // Теория и техника передачи, приема и обработки информации (Новые информационные технологии): 6-ая Международная научная конференция: тезисы докл. – Харьков, 2000. – С. 362–363.
12. Островская Ж. П. Адаптивный локально–оптимальный регулятор с ограничениями на вектор состояний / Ж. П. Островская, И. П. Плисс, Т. Е. Чепенко // Автоматика 2001: Міжнародна конференція з управління: тези доп. – Одеса, 2001. – Т. 1. – С. 110–111.
13. Плисс И. П. Адаптивная прогнозирующая эконометрическая модель / И. П. Плисс, С. В. Попов, Т. Е. Чепенко // Теория и техника передачи, приема и обработки информации: 7-ая Международная научная конференция: тезисы докл. – Харьков, 2001. – С. 398–399.
14. Попов С. В. Адаптивное прогнозирование процессов со скрытыми периодическими компонентами / С. В. Попов, Т. Е. Чепенко // Теория и техника передачи, приема и обработки информации (Интегрированные информационные системы, сети и технологии): 8-ая Международная научная конференция: тезисы докл. – Харьков, 2002 – С. 524–526.
15. Попов С. В. Адаптивный выбор порядка КИХ-нейронов в

прогнозирующей нейронной сети / С. В. Попов, Т. Е. Чепенко // Теория и техника передачи, приема и обработки информации: 9-ая Международная научная конференция: тезисы докл. – Харьков – Туапсе, 2003. – С. 325–326.

16. Чепенко Т. Е. Прогнозирующая модель сложной многосвязной системы / Т. Е. Чепенко // Научные исследования современности: Международная научно-практическая конференция: тезисы докл. – Киев, 2011. – Вып.1. – Ч. 1. – С. 86–89.

17. Чепенко Т. Е. Моделирование и прогнозирование многомерного ряда показателей / Т.Е. Чепенко // Математическое и имитационное моделирование систем. МОДС ' 2011: 6-ая научно-практическая конференция с международным участием: тезисы докл. – Чернигов, 2011. – С. 37–39.

АНОТАЦІЯ

Чепенко Т. Є. Прогнозування нестационарних часових рядів на основі штучних нейронних мереж з елементами часової затримки. – На правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту. – Харківський національний університет радіоелектроніки, Міністерство освіти і науки, молоді та спорту України, Харків, 2013.

Дисертація присвячена навчанню штучних нейронних мереж з елементами часової затримки, які призначені для прогнозування нелінійних процесів, що описуються нестационарними стохастичними часовими послідовностями. Удосконалено архітектуру штучної нейронної мережі з прямою передачею інформації, що має робастні властивості в умовах збурень з невідомим розподілом та метод навчання штучних нейронів на основі робастного критерію оцінювання Велша. Вперше запропоновано методи навчання прогнозуючих рекурентних нейронних мереж на динамічних нейронах-фільтрах з кінцевою і нескінченною імпульсною характеристиками. Проведене імітаційне моделювання розроблених методів прогнозування на основі штучної нейронної мережі. Результати роботи використано при розв'язанні практичної задачі побудови прогнозуючої моделі системи охоронної сигналізації.

Ключові слова: штучні нейронні мережі з елементами часової затримки, багатозв'язні системи, стохастичні процеси, динамічні нейрони-фільтри, кінцева і нескінченна імпульсні характеристики.

АННОТАЦИЯ

Чепенко Т. Е. Прогнозирование нестационарных временных рядов на основе искусственных нейронных сетей с элементами временной задержки. – На правах рукописи.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.23 – системы и средства искусственного интеллекта. – Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Министерство образования и науки, молодежи и спорта Украины, Харьков, 2013.

Диссертация посвящена обучению искусственных нейронных сетей с элементами временной задержки, предназначенных для прогнозирования нелинейных процессов, описываемых нестационарными стохастическими временными последовательностями. Рассмотрена проблема прогнозирования поведения стохастических объектов в условиях нестационарности, структурной и параметрической неопределенности, рассмотрены вопросы построения процедур оптимизации в задачах обработки результатов наблюдений. Рассмотрены различные методы адаптивной настройки динамических систем и изучена возможность прогнозирования нестационарных временных последовательностей. Исследована возможность применения нейросетевых технологий в задачах моделирования и прогнозирования поведения многосвязных систем. Рассмотрена специализированная искусственная нейронная сеть для прогнозирования процессов, содержащих скрытые периодические компоненты.

Усовершенствована архитектура искусственной нейронной сети с прямой передачей информации, обладающая робастными свойствами в условиях возмущений с неизвестным распределением. Усовершенствован метод обучения искусственных нейронов многослойных нейронных сетей с прямой передачей информации на основе робастного критерия оценивания Вэлша.

Рассмотрена возможность настройки и прогнозирования систем на основе процедур адаптивной фильтрации. Проанализирована возможность применения стандартных архитектур многослойных искусственных нейронных сетей для решения задач прогнозирования и настройки систем в условиях структурной и параметрической неопределенности. Исследованы архитектуры искусственных нейронных сетей на базе динамических нейронов-фильтров, позволяющие обеспечить как увеличение скорости сходимости, так и возможность устойчивой работы в условиях неконтролируемых возмущений.

Впервые предложены методы обучения прогнозирующих рекуррентных нейронных сетей на динамических нейронах-фильтрах с конечной и бесконечной импульсной характеристиками, отличающиеся высоким быстродействием и повышенными сглаживающими свойствами.

Проведено имитационное моделирование процесса одношагового прогнозирования многомерного ряда на основе искусственной нейронной сети с динамическими нейронами и моделирование методов прогнозирования на основе искусственной нейронной сети на нейронах-фильтрах. Представлены результаты использования разработанных специализированных нейронных сетей и их методов обучения при решении практической задачи построения прогнозирующей модели системы охранной сигнализации, учитывающей нестационарность прогнозируемой последовательности и сложный нелинейный характер связей внутри системы. Предложена прогнозирующая искусственная нейронная сеть на динамических нейронах, позволяющая строить прогноз выходных данных на интервале, для которого задаются входные переменные, а также на несколько шагов вперед. Показано, что прогнозируемая последовательность несущественно отличается от реальной выборки данных и используемая нейросетевая модель позволяет достичь достаточно высокой степени точности прогноза.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети с элементами временной

задержки, многосвязные системы, стохастические процессы, динамические нейроны-фильтры, конечная и бесконечная импульсные характеристики.

ABSTRACT

Chepenko T. Ye. Nonstationary time series prediction on the base of artificial neural networks with time delay elements. – Manuscript.

The thesis for the candidate degree of technical sciences on the specialty 05.13.23 – Artificial Intelligence Systems and Means. – Kharkiv National University of Radio Electronics, Ministry of education and science, youth and sports of Ukraine, Kharkiv, 2013.

The thesis is devoted to learning of the artificial neural networks with time delay elements for forecasting of time series that describe the behavior of the multivariable systems. The adaptive predictive models of stochastic processes and their learning methods have received further development. The architecture of artificial neural networks with the feed forward propagation of information and that have robust properties in conditions of disturbances with unknown distribution and the learning method of artificial neurons on the base on robust Welsh`s criterion had been improved. New methods of learning predictive recurrent neural networks based on dynamic neurons-filters with finite-impulse and infinite-impulse response are presented. The efficiency of the proposed methods was experimentally confirmed by the instrumentality of simulation modeling. The proposed learning methods and networks structures were used in the practical task of the intrusion alarm system modeling.

Key words: artificial neural networks with time delay elements, multivariable systems, stochastic process, dynamic neuron-filters, finite-impulse and infinite-impulse response.

Відповідальний випусковий Машталір В.П.

Підп. до друку 31.01.13.
Умов. друк. арк. 0,9.
Зам. № 2-90.

Формат 60x84 1/16.
Облік. вид. арк. 1,0.
Ціна договірна.

Спосіб друку – ризографія.
Тираж 100 прим.

ХНУРЕ, 61166, Харків, просп. Леніна, 14

Віддруковано в навчально-науковому
видавничо-поліграфічному центрі ХНУРЕ
61166, Харків, просп. Леніна, 14