

УДК 681.515: 519.7

Т.А. Бубнова, В.І. Корнієнко

АДАПТИВНЕ ВЕЙВЛЕТ-НЕЙРОННЕ ПРОГНОЗУВАННЯ НЕЛІНІЙНИХ СТОХАСТИЧНИХ ПРОЦЕСІВ

Вступ

Для складних динамічних систем (процесів), що характеризуються нестационарністю, стохастичністю і нелінійністю, актуальною є розробка засобів для їх ідентифікації і прогнозування.

До таких складних динамічних систем можна віднести, наприклад, технологічні процеси дроблення і здрібнювання руди, ефективність управління якими визначає ефективність всього гірничо-збагачувального виробництва.

Постановка завдання

На даний час для оцінювання (спостереження) процесів широкого поширення набули лінійні адаптивні фільтри (АФ) [1,2], в яких процедура адаптації включає визначення шуканого виходу фільтру й корегування його параметрів за величиною помилки його виходу. При цьому АФ може використовуватися як прогнозуючий фільтр, схема якого наведена на рис.1.

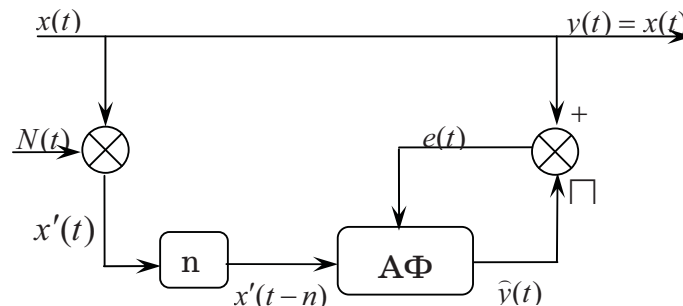


Рисунок 1 – Структурна схема прогнозуючого фільтру

Тут $x'(t) = x(t) + N(t)$ – вхідний сигнал АФ, $N(t)$ – шум, n – затримка (необхідна глибина прогнозу).

Адаптація параметрів АФ виконується згідно з величиною помилки $e(t) = y(t) - \hat{y}(t)$ між реальним $y(t)$ і оцінюваним $\hat{y}(t)$ значеннями сигналу.

Для спостереження за нелінійними нестационарними процесами АФ реалізуються з використанням методів систем штучного інтелекту, наприклад, на основі нейронних мереж [3].

Найбільш простими (з малими обчислювальними витратами та швидким навчанням) є АФ у вигляді комбінації нейронної мережі з радіальними базисними функціями (РБФ) і фільтру з нескінченною імпульсною характеристикою (БІХ). В них апроксимацію нелінійного сигналу здійснює РБФ-мережа, а прогнозування виконується за допомогою лінійної БІХ-структури.

Структура такого АФ наведена на рис. 2, а його рівняння згортки має вигляд:

$$\hat{y}(t) = \sum_{r=1}^N c_r \hat{y}(t-r) + \sum_{m=0}^M d_m z(t-m) \quad (1)$$

$$z(t) = \sum_{i=1}^K \omega_i h_i[x(t)] \quad (2)$$

$$h_i[x(t)] = h\left(\frac{x(t) - b_i}{a_i}\right) \quad (3)$$

де $h_i[x(t)]$ – вейвлет-функція i -ої гілки РБФ-мережі з масштабом a_i і зсувом b_i ; ω_i – вагові коефіцієнти лінійного вихідного шару РБФ-мережі розміром K ; d_m, c_r – коефіцієнти прямої та зворотної гілок БІХ-структури розміром M і N , відповідно.

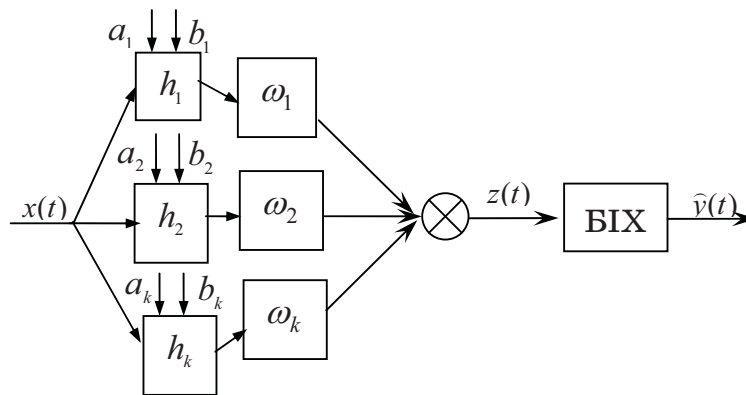


Рисунок 2 – Структурна схема АФ на основі РБФ-мережі і БІХ-фільтра

Мета статті

Обґрунтування структури адаптивного прогнозуючого вейвлет-нейронного фільтру, дослідження залежностей помилок апроксимації і прогнозування нелінійних стохастичних процесів від типів алгоритмів і параметрів їх навчання, а також оцінка ефективності реалізації цього фільтру.

Адаптивний прогнозуючий вейвлет-нейронний фільтр (ВН АФ)

Структура адаптивного прогнозуючого вейвлет-нейронного фільтру з урахуванням схем, наведених на рис. 1 і 2 має вигляд, наведений на рис. 3.

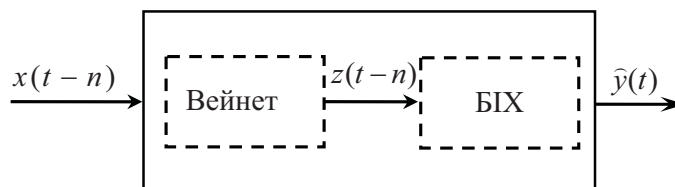


Рисунок 3 – Структура адаптивного прогнозуючого вейвлет-нейронного фільтру

Як відомо [4], довільна нелінійна динамічна система може бути представлена у вигляді комбінації лінійних динамічних і нелінійних статичних ланок.

Для апроксимації складних, нелінійних, стохастичних сигналів використовується нелінійна статична ланка у вигляді нейронної РБФ-мережі з вейвлетною функцією активації. Ця функція активації дозволяє розкласти складний сигнал на простіші складові, що сприяє швидкому навчанню мережі. Нейрон з вейвлетною функцією активації називається вавелоном, а нейронна мережа з вавелонами називається вейвнетом [5] і описується відповідно до виразу (2) у вигляді:

$$z(t-n) = \sum_{i=1}^K \omega_i h_i[x(t-n)] \quad (4)$$

Прогнозований вихідний сигнал ВН АФ (вихідний сигнал БІХ-структури) з глибиною прогнозу n відповідно до виразу (1) визначається як:

$$\hat{y}(t-n) = \sum_{r=1}^N c_r \hat{y}(t-n-r) + \sum_{m=0}^M d_m z(t-n-m) \quad (5)$$

Для налаштування АФ до конкретних умов експлуатації здійснюється його навчання шляхом оптимізації значень його параметрів.

Навчання ВН АФ виконується в пакетному режимі, а адаптація – в режимі реального часу шляхом підстроювання параметрів АФ при обробці спостережуваних сигналів згідно величині помилки прогнозу.

Схема навчання ВН АФ наведена на рис. 4.

Метою навчання ВН АФ є досягнення мінімуму помилки:

$$e_2 = E \|y(t) - \hat{y}(t)\| \rightarrow \min \quad (6)$$

де E – математичне очікування.

При цьому локальним (проміжним) критерієм налаштування ВН АФ є

$$e_1 = E \|y(t-n) - z(t-n)\| \rightarrow \min \quad (7)$$

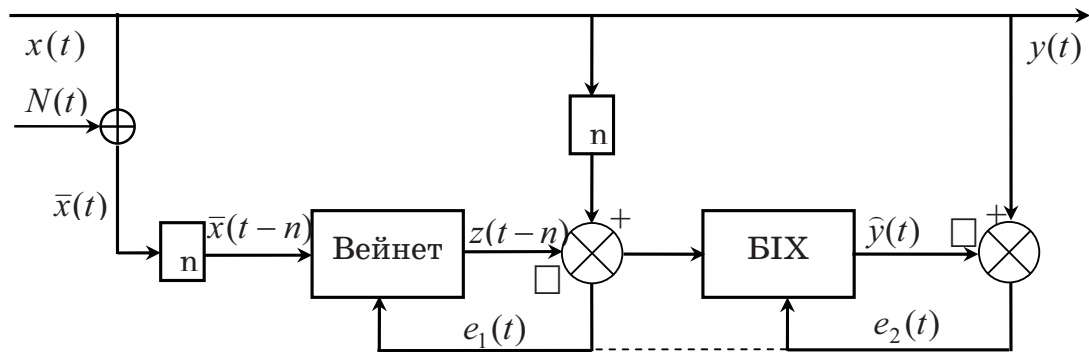


Рисунок 4 – Схема навчання адаптивного прогнозуючого вейвлет-нейронного фільтру

Параметрами налаштування ВН АФ є коефіцієнти вейвнета $\{a_i, b_i, \omega_i\}$ і коефіцієнти посилення $\{c_r\}$ і зворотного зв'язку $\{d_m\}$ БІХ-структури.

Для ініціалізації параметрів ВН АФ необхідно визначитися з кількістю вавелонів K і множиною значень L вейвлет-розкладання.

Потім на основі аналізу навчальної вибірки формується підмножина $K \leq L$ інформативних ознак (активних регресорів) для побудови моделі (4).

Кількість вавелонів можна визначити по критерію підсумкової помилки прогнозування [5]:

$$J = \frac{1 + n_p / P}{1 - n_p / P} \cdot \frac{1}{2P} \sum_{q=1}^P [\hat{z}(x_{q-n}) - y(x_{q-n})]^2 \quad (8)$$

де P – розмір навчальної вибірки, $\widehat{z}(x_{q-n})$ – оцінка вихідного сигналу вейвнета для $q-n$ елементу навчальної вибірки, $y(x_{q-n})$ – вихідне значення сигналу з навчальної вибірки, n_p – кількість параметрів вейвнета, яке дорівнює $n_p = K \cdot (P + 2) + P + 1$.

З метою підвищення швидкості навчання вейвнета доцільно заздалегідь ініціалізувати множину L значень вейвлет-розкладання:

$$h[x(t)] = \left\{ h_i[x(t)] = \alpha_i \cdot h\left(\frac{x(t) - b_i}{a_i}\right), \alpha_i = \left(\sum_{j=1}^K \left(h\left(\frac{x_i(t) - b_j}{a_j}\right) \right)^2 \right)^{\frac{1}{2}}, i = \overline{1, L} \right\} \quad (9)$$

Із (9) визначається кількість $K \leq L$ відповідних для заданої навчальної послідовності вейвлетів. Для чого вирішується задача мінімізації по критерію:

$$J(I) = \min_{\omega_i, i \in I} \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \left(y_{j-n} - \sum_{i \in I} \omega_i h_i[x_{j-n}(t)] \right)^2 \quad (10)$$

де L_K – безліч піднаборів K -елементів з набору $\{1, \dots, L\}$.

Для вирішення цієї задачі можливе використання методу залишків, методу ортогонального покрокового відбору або методу зворотнього поширення [6,7].

До структурних параметрів вейвнета слід віднести тип вейвлета h , кількість рівнів розкладання K , а також метод ініціалізації набору K -регресорів.

Визначення значень параметрів налаштування вейвнета $\{a_i, b_i, \omega_i\}$ здійснюється квазі-ньютонівським методом, який дозволяє визначити середній градієнт поверхні помилок за всіма спостереженнями і оновити ваги в кінці кожної епохи навчання.

Налаштування параметрів БІХ-структури $\{c_r, d_m\}$ виконується з використанням градієнтного методу швидкого спуску [2].

Моделювання ВН АФ

Вибір параметрів і оцінка ефективності ВН АФ виконувалися шляхом його моделювання за допомогою розроблених програм в середовищі Matlab.

Як тестові використовувалися моделі полігармонічного, смугового і широкосмугового кореляційних нормованих сигналів [6].

Навчальна і перевірна послідовності вибиралися однакової довжини. Ефективність запропонованого ВН АФ порівнювалася з лінійним АФ [2]. Моделювання проводилося з варіацією шуму 0...0,5 від рівня сигналу і глибиною прогнозу 0...9 тактів.

В результаті моделювання було встановлено, що найкращі результати (мінімальну помилку (6)) забезпечує вейвлет типу «мексиканський капелюх» (друга похідна функції Гауса), а для здійснення прогнозування слід використовувати БІХ-структуру не менш третього порядку.

ВН АФ мав параметри: кількість нейронів в прихованому шарі 10...15 (залежно від кількості тактів затримки), функція активації – «мексиканський капелюх», 1 нейрон у вихідному шарі з лінійною функцією по кожному входу. Кількість епох навчання ВН АФ складала 20 – 30.

Лінійний фільтр мав 32-ий порядок з нормованим кроком адаптації $\mu = 0,5$ і алгоритмом адаптації по нормалізованій середньоквадратичній помилці) [2].

Графіки помилки прогнозу полігармонічного сигналу з нульовим рівнем шуму представлений на рис. 5., а на рис. 6 – смугового і широкосмугового сигналів з рівнем шуму 0,1 (відношення сигнал/шум близько 20 дБ).

В цілому, для прогнозу полігармонічного, смугового і широкосмугового сигналів пропонується ВН АФ більш ефективніший, ніж лінійний фільтр.

Моделювання, виконане на комп'ютері з процесором Pentium II (який широко використовується в сучасних контроллерах) показало, що лінійний АФ виконує прогнозування за 0,19 с., а запропонований ВН АФ – за 0,6 с.

Статистична перевірка за непараметричним критерієм знаків показала, що прогнозування за допомогою ВН АФ адекватно з вірогідністю 0,99 модельним сигналам з відповідними рівнями шуму і глибиною прогнозу до 9 тактів.

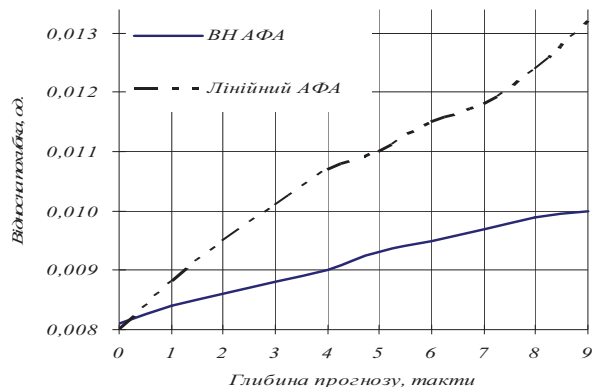
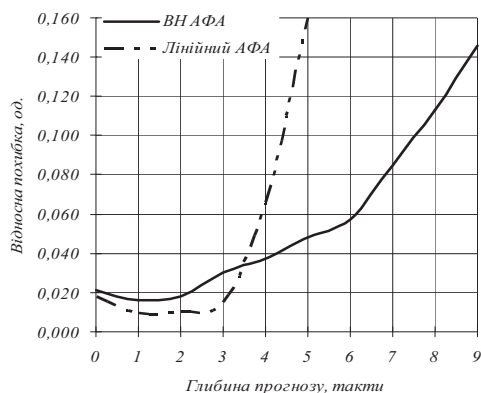
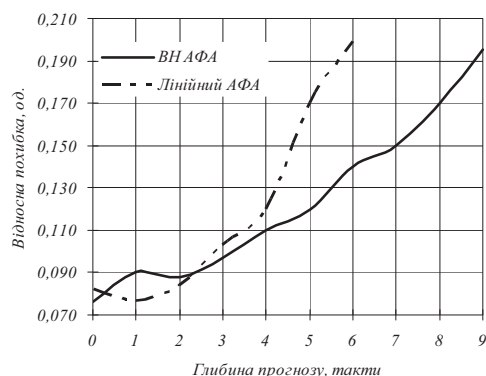


Рисунок 5 – Залежність помилки прогнозування e_2 полігармонічного сигналу від глибини прогнозу n



а)



б)

Рисунок 6 – Залежність помилки прогнозування e_2 смугового (а) і широкопсмугового (б) сигналів від глибини прогнозу n

Виводи

Вибрані структура і параметри адаптивного прогнозуючого вейвлет-нейронного фільтру: тип активаційної вейвлет-функції – «мексиканський капелюх», кількість регресорів 12...15, третій порядок БІХ-структури, – забезпечують ефективне прогнозування нелінійних стохастичних процесів.

Подальші дослідження повинні бути направлені на оцінку ефективності використання ВНАФА як еталонної моделі при ідентифікації технологічних процесів рудопідготовки, а також на дослідження їх стійкості при підвищенні порядку БІХ-структури.

ЛІТЕРАТУРА

1. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. – М.: Наука, 1987. – 712 с.
2. Адаптивные фильтры / Под ред. К.Ф.Кюэна и П.М.Гранта. – М.: Мир, 1988. – 392 с.
3. Видникевич Т.А., Корниенко В.И. Интеллектуальная фильтрация и адаптивное регулирование процессов рудоподготовки// Гірнична електромеханіка та автоматика: Наук. техн. зб. – 2007. –Вип. 79 .– С. 52-58.
4. Егоренков Д.Л., Фрадков А.Л., Харламов В.Ю. Основы математического моделирования с примерами на языке MATLAB. – СПб.: Изд-во БГТУ, 1996.. – 324 с.
5. Akaike H. Fitting autoregressive models for prediction// Ann. Inst. Stat. Math.. – 1969. – Vol. 21. – pp. 243-347.
6. Марюта А.Н., Качан Ю.Г., Бунько В.А. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик. –М.: Недра, 1983. –277 с.
7. Qian S., Chen D. Signal representation using adaptive normalized gaussian functions// Signal Processing. – Vol. 36. – March 1994.
Chen S., Billings S., Luo W. Ortogonal least squares methods and their application to non-linear system identification// Int. J. Control. – 1989. – Vol. 50. – no.5. – pp. 1873 – 1896.

Одержано 16.02.2009р.