УДК 674.647:004.942 + 004.032.26

Адаптивний регулятор на основі вейвлет-нейро-моделі для керування процесом сушіння деревини

Я.І. Соколовський[1], Є.В. Бодянський[2], О.А. Винокурова[2], О.В. Петрянич[1]

Анотація –**In this paper an adaptive controller based on wavelet-neural model for wood drying technological process control is proposed. The adaptive controller with generalized minimal variance is notable for the implementation simplicity, increasing rate and consideration of constraint on the energy.**

Ключові слова – **Адаптивне керування, вейвлет-нейро-модель, сушіння деревини.**

I. Вступ

Сушіння деревини має суттєві відмінності від інших подібних процесів обробки деревини значною тривалістю і великими енергетичними витратами і в той же час має важливе значення у деревообробній промисловості. Проблема сушіння деревини на сьогодні повністю ще не вирішена, не дивлячись та те, що на цей час з успіхом використовуються різні способи і обладнання.

Виробка оптимальних технологічних режимів, досягнення необхідного рівня якості сушіння є актуальною проблемою, одним з шляхів вирішення якої є побудова математичних моделей, що дадуть змогу контролювати вологість і зміну внутрішніх властивостей матеріалів.

З точки зору теорії керування технологічний процес сушіння деревини є нелінійний динамічний нестаціонарний стохастичний об’єкт, що характеризується високим управлінням апріорної та поточної невизначеності. Звичайно, що ефективне керування таким об’єктом не може бути реалізовано на базі традиційних процедур автоматичного керування, включаючи класичний адаптивний підхід, а потребує використання більш розвинутих методів на базі гібридних систем обчислювального інтелекту [1] і, насамперед, нейрорегуляторів, в основі яких лежать штучні нейронні мережі, що мають універсальні апроксимуючі властивості, які дозволяють їм з успіхом справлятися з проблемами, що породжуються довільного виду нелінійностями.

Для адаптивного керування нестаціонарними динамічними об’єктами у якості моделей, що настроюються, з успіхом можуть бути використані вейвлет-нейронні мережі [2], що поєднують у собі апроксимуючі можливості нейронних мереж і локальні нестаціонарні властивості вейвлет-розкладання, проте вони характеризуються недостатньо високою швидкодією процесу навчання.

У зв’язку з цим пропонується процедура синтезу адаптивної системи керування нестаціонарним нелінійним об’єктом, що функціонує за умов невизначеності, яким є технологічний процес сушіння деревини, на базі вейвлет-нейро-моделі [3], що характеризується високою швидкістю навчання і має як слідкуючі, так і згладжуючі властивості.

II. Архітектура вейвлет-нейро-моделі та її навчання

Для описання процесу сушіння деревини прийнято нелінійну модель авторегресії з керуючими входами (NARX-модель) [4-6]:

$$y(k) = f(y(k-1), u(k-1)) + \xi(k) = f(x(k)) + \xi(k), \quad (1)$$

де $y(k)$, $u(k)$, $\xi(k)$ - вихідний сигнал, керуюча дія, стохастична шумова компонента з нульовим математичним сподіванням і обмежену дисперсію відповідно в теперішній момент дискретного часу $k = 0,1,2,\ldots$; $f(\bullet)$ - деяка обмежена нелінійна функція в загальному вигляду невідома; $x(k) = (y(k-1), u(k-1))^T = (x_1(k), x_2(k))^T$.

Для ідентифікації об’єкта (1) в реальному часі будемо використовувати адаптивну модель на базі вейвлет-нейрона [10]. Як видно, вейвлет-нейрон достатньо близький по конструкції к стандартному n - входовому формальному нейрону, проте замість звичайних синаптичних ваг, що настроюються, містить вейвлет-синапси WS_i, $i = 1,2$, параметрами, що настроюються, є не тільки ваги w_{ih}, але і параметри центру (зсув) та ширини (розтягнення) вейвлетів $\varphi_{jh}(x_i(k))$.

Введемо до розгляду модель об’єкту (1) на базі вейвлет-нейрона виду [3]

$$\hat{y}(k) = F(y(k-1), u(k-1)) = \\ = \sum_{i=1}^{2} \sum_{h=1}^{m} \varphi_{ih}(x_i(k)) w_{ih}(k-1), \quad (2)$$

де φ_{ih} - h-та функція активації-належності i-го входу, $w_{ih}(k-1)$ h-та синаптична вага, що настроюється, i-го нелінійного вейвлет-синапсу у попередній момент часу $k-1$.

В якості функції активації-належності будемо використовувати адаптивний одновимірний вейвлет [4]

$$\varphi_{ih}(x_i(k)) = \left(1 - \alpha_{ih}(k)\tau_{ih}^2(x_i(k))\right) \exp\left(-\tau_{ih}^2(x_i(k))/2\right),$$

[1] Національний лісотехнічний університет України, вул. Ген. Чупринки 103, Львів, 79057, УКРАЇНА, E-mail: sokolowskyyyar@yahoo.com
[2] Харківський національний университет радіоелектроніки, пр. Леніна, 14, Харків, 61166, УКРАЇНА, E-mail: bodya@kture.kharkov.ua, vinokurova@kture.kharkov.ua

де $\tau_{ih}(k)=\left(x_i(k)-c_{ih}(k)\right)\sigma_{ih}^{-1}(k)$, $c_{ih}(k),\sigma_{ih}^{-1}(k)$ - параметри, що визначають положення центру та ширини.

В якості критерію навчання вейвлет-нейрона будемо використовувати традиційну квадратичну функцію похибки. Вводячи $(m\times 1)$ - вектори змінних $\varphi_i(x_i(k))=(\varphi_{i1}(x_i(k)),\ldots,\varphi_{im}(x_i(k)))^T$, $w_i(k)=(w_{i1}(k),\ldots,w_{im}(k))^T$, $c_i(k)=(c_{i1}(k),\ldots,c_{im}(k))^T$, $\sigma_i^{-1}(k)=(\sigma_{i1}^{-1}(k),\ldots,\sigma_{im}^{-1}(k))^T$, $\tau_i(k)=(\tau_{i1}(k),\ldots,\tau_{im}(k))^T$, $J_i^{\{\bullet\}}(x_i(k))=(J_{i1}^{\{\bullet\}}(x_i(k)),\ldots,J_{im}^{\{\bullet\}}(x_i(k)))^T$ та проводячи ряд перетворень для підвищення швидкості збіжності запишемо градієнтний алгоритм навчання i-го вейвлет-синапсу з покращеними слідкуючими і фільтруючими властивостями [12]:

$$\begin{cases} w_i(k)=w_i(k-1)+e(k)J_i^w(x_i(k))/\gamma_i^w(k),\\ \gamma_i^w(k)=\beta\gamma_i^w(k-1)+\left\|J_i^w(x_i(k))\right\|^2,\\ c_i(k)=c_i(k-1)+e(k)J_i^c(x_i(k))/\gamma_i^c(k),\\ \gamma_i^c(k)=\beta\gamma_i^c(k-1)+\left\|J_i^c(x_i(k))\right\|^2,\\ \sigma_i^{-1}(k)=\sigma_i^{-1}(k-1)+e(k)J_i^\sigma(x_i(k))/\gamma_i^\sigma(k),\\ \gamma_i^\sigma(k)=\beta\gamma_i^\sigma(k-1)+\left\|J_i^\sigma(x_i(k))\right\|^2,\\ \alpha_i(k)=\alpha_i(k-1)+e(k)J_i^\alpha(x_i(k))/\gamma_i^\alpha(k),\\ \gamma_i^\alpha(k)=\beta\gamma_i^\alpha(k-1)+\left\|J_i^\alpha(x_i(k))\right\|^2 \end{cases} \qquad (3)$$

$J_{ih}^w(k)=\varphi_{ih}(x_i(k))$, $J_{ih}^c(k)=w_{ih}(k)\sigma_{ih}^{-1}(k)\cdot$ $\cdot((1+2\alpha_{ih}(k))\tau_{ih}(x_i(k))-\alpha_{ih}(k)\tau_{ih}^3(x_i(k)))\cdot$ $\cdot\exp(-\tau_{ih}^2(x_i(k))/2)$, $J_{ih}^\sigma(k)=w_{ih}(k)\left(x_i(k)-c_{ih}(k)\right)\cdot$ $\cdot(\alpha_{ih}(k)\tau_{ih}^3(x_i(k))-(1+2\alpha_{ih}(k))\tau_{ih}(x_i(k)))\cdot$ $\cdot\exp(-\tau_{ih}^2(x_i(k))/2)$, $J_{ih}^\alpha(k)=w_{ih}(k)\tau_{ih}^2(x_i(k))\cdot$ $\cdot\exp(-\tau_{ih}^2(x_i(k))/2)$, (тут β - параметр забування).

III. Адаптивний регулятор з узагальненою мінімальною дисперсією

Введемо до розгляду стандартний критерій керування з узагальненою мінімальної дисперсією [14] у формі

$$\begin{aligned} E^c(k)&=1/2\left(e_c^2(k+1)+\rho u^2(k)\right)=\\ &=1/2\left((y^*(k+1)-y(k+1))^2+\rho u^2(k)\right), \end{aligned} \qquad (4)$$

де $y^*(k+1)$ - бажане значення вологості матеріалу, $\rho\geq 0$ - штрафний коефіцієнт, що задає «ціну» енергетики керуючого сигналу (задає вартість енергозатрат).

Рішення диференціального рівняння, що дозволяє обчислити оптимальне значення керуючого сигналу $\partial E^c(k)/\partial u(k)=0$, в аналітичному вигляді неможна, у зв’язку з чим для мінімізації критерію керування (7) використовується градієнтна процедура оптимізації

$$\begin{aligned} u(k)&=u(k-1)-\eta(k)\left(\partial E^c(k)/\partial u(k)\right)=\\ &=u(k-1)+\eta(k)e_c(k)\left(\partial y(k)/\partial u(k-1)\right)+\rho u(k-1), \end{aligned} \qquad (5)$$

(тут $\eta(k)$ - параметр шагу мінімізації), при цьому у рамках непрямого підходу к синтезу адаптивних регуляторів у виразу (8) похідна $\partial y(k)/\partial u(k-1)$ замінюється оцінкою $\partial\hat{y}(k)/\partial u(k-1)$:

$$\begin{aligned} &\partial\hat{y}(k)/\partial u(k-1)=\partial\hat{y}(k)/\partial x_2(k)=\\ &=\partial\varphi_{2h}(x_2(k))/\partial x_2(k)=\textstyle\sum_{h=1}^m w_{2h}(k-1)\sigma_{2h}^{-1}(k)\cdot\\ &\cdot\left(\alpha_{2h}(k)\tau_{2h}^3(x_2(k))-(1+2\alpha_{2h}(k))\tau_{2h}(x_2(k))\right)\\ &\cdot\exp\left(-\tau_{2h}^2(x_2(k))/2\right)=\textstyle\sum_{h=1}^m w_{2h}(k-1)J_{2h}^u(x_2(k))=\\ &=w_2^T(k-1)J_2^u(x_2(k))=w_2^T(k-1)J_2^u(u(k-1)). \end{aligned}$$

В результаті не важких перетворень отримаємо закон керування в кінцевому вигляді

$$u(k)=u(k-1)+\eta(k)e_c(k)w_2^T(k-1)J_2^u(u(k-1))+\rho u(k-1), \qquad (6)$$

де $w_2(k-1)=(w_{21}(k-1),\ldots,w_{2m}(k-1))^T$, $J_2^u(u(k-1))=(J_{21}^u(u(k-1)),\ldots,J_{2m}^u(u(k-1)))^T$.

IV. Висновок

В доповіді запропоновано вейвлет-нейро-модель процесу сушіння деревини, а також адаптивний регулятор з узагальненою мінімальною дисперсією на основі градієнтних методів оптимізації, що відрізняється простотою реалізації, високою швидкодією, урахуванням обмежень на енергетичні витрати. Проведено експериментальні дослідження на реальних даних, результати яких підтверджують ефективність запропонованого підходу.

Список посилань

[1] L. Rutkowski “Computational Intelligence. Methods and Techniques”, Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag, 2008, 514 p.

[2] F.-J. Lin, P.-H. Shen, Y.-S. Kung “Adaptive wavelet neural network control for linear synchronous motor servo drive” *IEEE Trans. on Magnetics*, vol 41 (12), pp 4401-4412, 2005.

[3] Е.В. Бодянский , Винокурова Е. А. “Адаптивный вэйвлет-нейронный предиктор” *Проблемы бионики.*, Вып. 58, с. 10-17, 2003.

[4] Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova, E. Yegorova “Radial-basis-fuzzy-wavelet-neural network with adaptive activation-membership function”. *Int. J. on Artificial Intelligence and Machine Learning*, vol. 8, pp. 9-15, 2008.