

Тому комп'ютерне моделювання філотаксису дає змогу зрозуміти суть цього явища, наочно оцінити характер і порядок розміщення спіралей, вивчити закономірність їхнього розташування. Відповідно до цього був створений програмний продукт на мові Delphi для моделювання даного явища. Отримані результати повністю відповідають математичній моделі філотаксису.

1. Шафрановский И.И. Симметрия в природе. – 2-е изд., перераб. – Л.: Недра, 1985. 2. Боднар О.Я. Золотий переріз і неевклідова геометрія у науці і мистецтві: Монографія. – Львів: НВФ «Українські технології», 2005. 3. Боднар О.Я., Дронюк І.М., Олейник С.О. Моделювання алгоритмів природного формоутворення// Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту: Матеріали міжнародної наукової конференції. Том 2. – Херсон: ХНТУ, 2011. – С. 15. 4. Дональд Херн, М. Паулін Бейкер. Комп'ютерна графіка і стандарт OpenGL, 3-е изд.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2005. 5. <http://earthobservatory.nasa.gov/Features/RenewableEnergy> – Power to the People: Feature Articles.

УДК 004.032.26

Є. Бодянський, О. Винокурова, О. Харченко

Харківський національний університет радіоелектроніки,  
проблемна науково-дослідна лабораторія АСУ

## АДАПТИВНИЙ ВЕЙВЛЕТ-ФАЗЗИ-НЕЙРОН ТИПУ-2

© Бодянський Є., Винокурова О., Харченко О., 2011

Запропоновано архітектуру вейвлет-фаззи-нейрона типу-2 та алгоритм навчання усіх його параметрів. Також запропоновано метод редукції моделі, що дає змогу проводити інтелектуальну обробку даних в on-line режимі при високій швидкості надходження даних. Проведено низку комп'ютерних експериментів на реальних даних, що підтверджують доцільність підходу, що розвивається.

Ключові слова: вейвлет-фаззи нейрон типу-2, фаззи-вейвлет функція належності типу-2, редукція моделі, прогнозування, емуляція.

In the paper the architecture of type-2 wavelet-fuzzy neuron and learning algorithm its of all-parameters are proposed. The type-reduction model method which allows data mining in on-line mode under high speed feeding of data is proposed too. The computational experiments confirm to effectiveness of developed approach.

Key words: type-2 wavelet-fuzzy-neuron, type-2 fuzzy-wavelet membership function, model reduction, prediction, identification.

### Вступ

Сьогодні для розв'язання широкого класу задач Data Mining (прогнозування, емуляція, ідентифікація нестационарних хаотичних процесів, кластеризація, класифікація, інтелектуальне керування та діагностика станів складних об'єктів) усе більше застосовуються гібридні нейро-фаззи-системи і вейвлет-нейро-фаззи-системи, що об'єднують в собі переваги кожного з підходів та мають покращені апроксимуючі властивості, при цьому не втрачають здатності функціонувати в реальному часі. Такими системами є архітектури типу Ванга–Менделя [1], адаптивні нейро-фаззи системи Такагі-Сугено-Канга [2], вейвлет-нейро-фаззи мережі [3], адаптивні вейвлет-нейро-фаззи системи з W-нейронами [4–6].

Л. Заде [7] було проведено аналіз нейро-фаззи-систем і зроблено висновок, що такі системи є не в повному сенсі нечіткими, оскільки використовують чіткі функції належності, що вносить додаткову невизначеність до бази правил системи. Як альтернативу нейро-фаззи-системам було

запропоновано використовувати нейро-фаззі-системи типу-2. Нечіткі функції належності типу-2 було введено Л. Заде [7] як розширення функцій типу-1. Сьогодні запропоновано низку систем типу-2 [8–12], однак ці системи також мають низку обмежень, по-перше, форму функції належності типу-2 все одно задано заздалегідь, а по-друге, виникає проблема функціонування такої системи в реальному часі, що пов'язана з трудомісткою процедурою редукції моделі.

У [13, 14] було запропоновано вейвлет-нейро-фаззі- систему типу-2 і швидкісний алгоритм її навчання, де проблему редукції моделі вирішували за допомогою паралельної роботи ансамблю вейвлет-нейро-фаззі систем типу-1 та подальшого оптимального об'єднання їх вихідних сигналів. Маючи високі швидкодюю і апроксимуючі властивості, така система для своєї роботи потребує значних обчислювальних ресурсів, що ускладнює її використання у вбудованих системах.

У зв'язку з цим у цій роботі синтезовано просту і разом з тим ефективну вейвлет-нейро-фаззі систему типу-2, що дає змогу розв'язувати задачі прогнозування суттєво нестаціонарних послідовностей в on-line режимі, коли інформація на обробку надходить з достатньо високою частотою.

### Вейвлет-нейрон і алгоритм його навчання

Для розв'язання задачі on-line прогнозування нестаціонарних сигналів у [15] було запропоновано вейвлет-нейронний предиктор, основою якого є вейвлет-нейрон, структуру якого наведено на рис. 1.

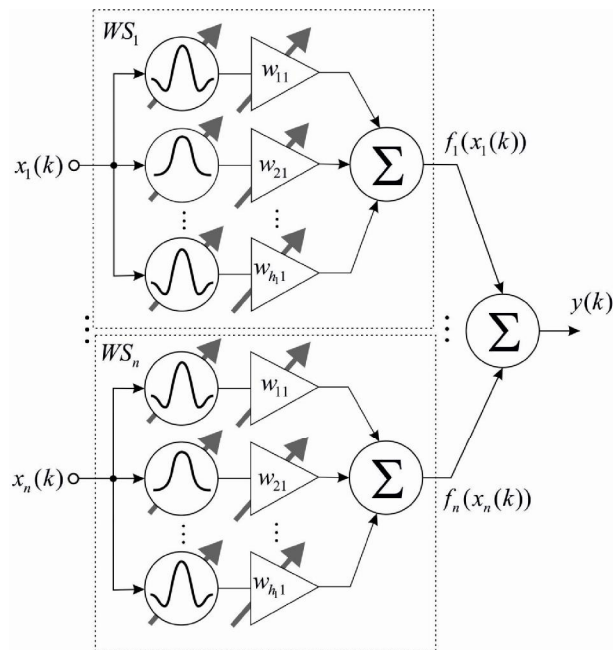


Рис. 1. Архітектура вейвлет-фаззі-нейрона

Вейвлет-нейрон є достатньо близьким за конструкцією до стандартного формального нейрона з  $n$  входами, однак замість звичайних синаптичних ваг, що настроюються, має вейвлет-синапси  $WS_j$ ,  $i=1,2,\mathbf{K},n$ , в яких параметрами, що настроюються, є не тільки ваги  $w_{ji}$ , але і параметри розтягнення і зсуву вейвлетів  $j_{ji}(x_i(k))$ .

Як видно, у разі надходження на вхід вейвлет-нейрона векторного сигналу  $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \mathbf{K}, x_n(k))^T$  (тут  $k=0,1,2,\mathbf{K}$  – поточний дискретний час) на його виході формується скалярне значення

$$y(k) = \sum_{i=1}^n f_i(x(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{h_i} w_{ji}(k) j_{ji}(x_i(k)), \quad (1)$$

що визначається як синаптичними вагами  $w_{ji}(k)$ , що настроюються, так і вейвлет-функціями, які використовуються.

Зауважимо, що вейвлет-нейрон за архітектурою збігається з нео-фаззі нейроном Т. Ямакави [16], відрізняючись тим, що замість трикутних функцій належності в нелінійних синапсах використовуються парні вейвлети. Разом з тим, як показав Б. Коско [17], використання парних вейвлетів не суперечить ідеям нечіткого висновування, при цьому конкретним значенням вейвлет-функцій може бути надано сенс рівнів належності.

Як таку функцію можна використати модифікований адаптивний вейвлет [13], що має вигляд

$$j_{ji}(x_i(k)) = (1 - a_{ji}(k)t_{ji}^2) \exp\left(-t_{ji}^2(k)/2\right), \quad (2)$$

де  $t_{ji}(k) = (x_i(k) - c_{ji}(k))s_{ji}^{-1}(k)$ ,  $c_{ji}(k), s_{ji}(k)$  – параметри, що визначають положення центру (зсуву) та ширину (розтягнення) і належності деякому інтервалу  $\underline{c} \leq c_{ji}(k) \leq \bar{c}$ ,  $\underline{s} \leq s_{ji}(k) \leq \bar{s}$ ,  $0 = \underline{a} \leq a_{ji}(k) \leq \bar{a} = 1$ .

На рис. 2 зображено форму цих вейвлетів, з різними видами невизначеності. Не можна не помітити подібності цих конструкцій з функціями належності типу-2.

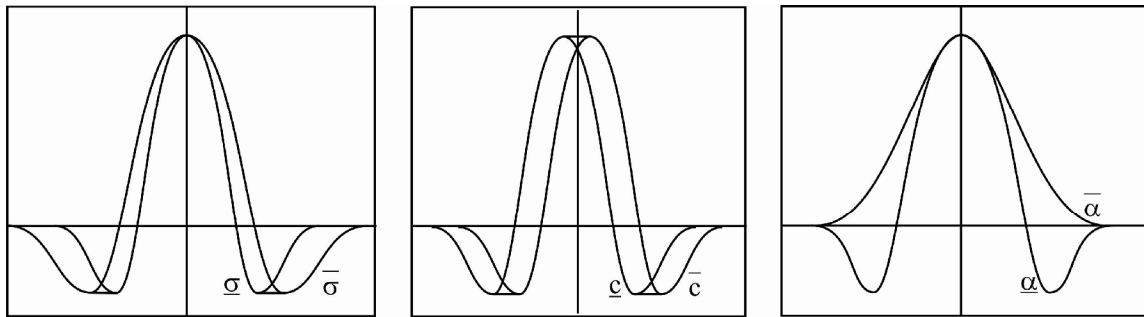


Рис. 2. Фаззі-вейвлет функція належності типу-2

У [15] було запропоновано достатньо простий і ефективний алгоритм навчання вейвлет-нейрона, включаючи значення синаптичних ваг, центрів, ширин та параметрів форми, що має вигляд

$$\begin{cases} w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + h^w(k)e(k)(1 - a_{ji}(k)t_{ji}^2(k)) \exp\left(-t_{ji}^2(k)/2\right), \\ c_{ji}(k+1) = c_{ji}(k) + h^c(k)e(k)2w_{ji}(k)s_{ji}^{-1}(k) \cdot \\ \quad \cdot \left((2a_{ji} + 1)t_{ji}(x(k)) - a_{ji}t_{ji}^3(x(k))\right) \exp\left(-t_{ji}^2(x(k))/2\right), \\ s_{ji}^{-1}(k+1) = s_{ji}^{-1}(k) + h^s(k)e(k)w_{ji}(k) \cdot \\ \quad \cdot \left(a_{ji}t_{ji}^3(x(k)) - (2a_{ji} + 1)t_{ji}(x(k))\right) \exp\left(-t_{ji}^2(x(k))/2\right)(x(k) - c_{ji}(k)), \\ a_{ji}(k+1) = a_{ji}(k) + h^a(k)e(k)w_{ji}(k)t_{ji}^2(x(k)) \exp\left(-t_{ji}^2(x(k))/2\right), \end{cases} \quad (3)$$

де скалярні коефіцієнти  $h^w(k), h^c(k), h^s(k), h^a(k)$  визначають крок зміщення в просторі параметрів, що настроюються.

Підвищити швидкість збіжності процесів навчання можна, переходячи від градієнтних процедур до алгоритмів другого порядку, серед яких для настроювання нейронних мереж найчастіше використовують алгоритм Левенберга–Марквардта [18].

Вводячи  $(h_i \times 1)$  – вектори змінних

$$j_i(x_i(k)) = (j_{1i}(x_i(k)), \mathbf{K}, j_{hi}(x_i(k)))^T, \quad w_i(k) = (w_{1i}(k), \mathbf{K}, w_{hi}(k))^T,$$

$$c_i(k) = (c_{1i}(k), \mathbf{K}, c_{h_i}(k))^T, \mathbf{s}_i^{-1}(k) = (\mathbf{s}_{1i}^{-1}(k), \mathbf{K}, \mathbf{s}_{h_i}^{-1}(k))^T,$$

$$\mathbf{a}_i(k) = (\mathbf{a}_{1i}(k), \mathbf{K}, \mathbf{a}_{h_i}(k))^T \text{ и } \mathbf{t}_i(k) = (\mathbf{t}_{1i}(k), \mathbf{K}, \mathbf{t}_{h_i}(k))^T,$$

можна отримати алгоритм навчання  $i$ -го вейвлет-синапсу:

$$\left\{ \begin{array}{l} w_i(k+1) = w_i(k) + \frac{e(k)\mathbf{j}_i(x_i(k))}{\mathbf{h}^w + \|\mathbf{j}_i(x_i(k))\|^2} = w_i(k) + \frac{e(k)\mathbf{j}_i(x_i(k))}{\mathbf{a}^w(k)}, \\ c_i(k+1) = c_i(k) + \frac{e(k)\mathbf{j}_i^c(x_i(k))}{\mathbf{h}^c + \|\mathbf{j}_i^c(x_i(k))\|^2} = c_i(k) + \frac{e(k)\mathbf{j}_i^c(x_i(k))}{\mathbf{a}^c(k)}, \\ \mathbf{s}_i^{-1}(k+1) = \mathbf{s}_i^{-1}(k) + \frac{e(k)\mathbf{j}_i^s(x_i(k))}{\mathbf{h}^s + \|\mathbf{j}_i^s(x_i(k))\|^2} = \mathbf{s}_i^{-1}(k) + \frac{e(k)\mathbf{j}_i^s(x_i(k))}{\mathbf{a}^s(k)}, \\ \mathbf{a}_i(k+1) = \mathbf{a}_i(k) + \frac{e(k)\mathbf{j}_i^a(x_i(k))}{\mathbf{h}^a + \|\mathbf{j}_i^a(x_i(k))\|^2} = \mathbf{a}_i(k) + \frac{e(k)\mathbf{j}_i^a(x_i(k))}{\mathbf{h}^a(k)}, \end{array} \right. \quad (4)$$

де

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{j}_i^c(x_i(k)) = 2w_i(k)\mathbf{s}_i^{-1}(k) \left( (2\mathbf{a}_i + 1)\mathbf{t}_i(x_i(k)) - \mathbf{a}_i\mathbf{t}_i^3(x_i(k)) \right) \exp\left(-\mathbf{t}_i^2(x_i(k))/2\right), \\ \mathbf{j}_i^s(x_i(k)) = w_i(k) \left( \mathbf{a}_i\mathbf{t}_i^3(x_i(k)) - (2\mathbf{a}_i + 1)\mathbf{t}_i(x_i(k)) \right) \exp\left(-\mathbf{t}_i^2(x_i(k))/2\right) (x_i(k) - c_i(k)), \\ \mathbf{j}_i^a(x_i(k)) = -w_i(k)\mathbf{t}_i^2(x_i(k)) \exp\left(-\mathbf{t}_i^2(x_i(k))/2\right), \end{array} \right. \quad (5)$$

$\mathbf{t}_i^2(k) = \mathbf{s}^{-1}(k) \mathbf{e} \mathbf{s}^{-1}(k) \mathbf{e} (x_i(k) - c_i(k)) \mathbf{e} (x_i(k) - c_i(k))$ ,  $\mathbf{e}$  – символ прямого (скоттова) добутку.

З метою надання алгоритму (4) відстежувальних та фільтрувальних властивостей можна ввести його модифікацію, при цьому параметри  $h_i^w, h_i^c, h_i^s, h_i^a$  будуть рекурентно обчислюватися на основі процедури, що має вигляд

$$\left\{ \begin{array}{l} h_i^w(k+1) = \mathbf{b}h_i^w(k) + \|\mathbf{j}_i(x_i(k))\|^2, \\ h_i^c(k+1) = \mathbf{b}h_i^c(k) + \|\mathbf{j}_i^c(x_i(k))\|^2, \\ h_i^s(k+1) = \mathbf{b}h_i^s(k) + \|\mathbf{j}_i^s(x_i(k))\|^2, \\ h_i^a(k+1) = \mathbf{b}h_i^a(k) + \|\mathbf{j}_i^a(x_i(k))\|^2, \end{array} \right. \quad 0 \leq \mathbf{b} \leq 1 \quad (6)$$

(тут  $\mathbf{g}$  – параметр забування застарілої інформації).

Якщо для навчання синаптичних ваг  $w_{ji}(k)$  можна отримати максимально можливу швидкодію, що забезпечується алгоритмами типа Качмажа–Уїдроу–Хоффа або рекурентного методу найменших квадратів, то параметри  $c_{ji}(k)$ ,  $\mathbf{s}_{ji}(k)$  і  $\mathbf{a}_{ji}(k)$  настроюються значно повільніше через нелінійну залежність вихідного сигналу  $y(k)$  від цих значень, при цьому збіжність істотно залежить від прийнятих початкових значень.

У силу цих причин зручно скористатися ідеями нечітких систем типу-2, при цьому процес навчання проходить паралельно при довільних значеннях параметрів функцій  $\mathbf{j}_{ji}(x_i(k))$ .

### Вейвлет-фаззі-нейрон типу-2

Позначимо вейвлет-фаззі-нейрон, що наведено на рис. 1 – WN, і введемо до розгляду архітектуру вейвлет-фаззі-нейрону типу-2 (WFN-T2), що зображено на рис. 3.

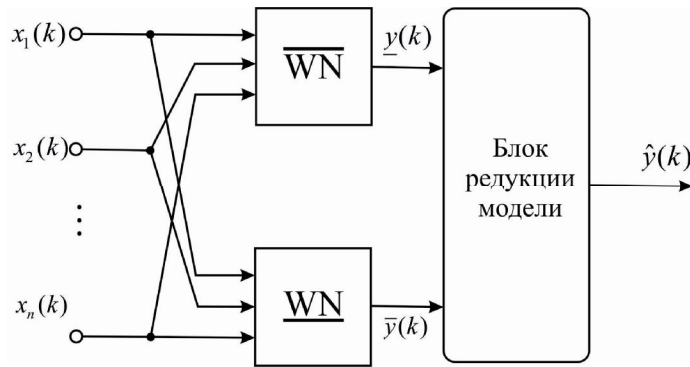


Рис. 3. Вейвлет-фаззі-нейрон типу-2

Тут  $WN$  має параметри, що відповідають нижнім межах функцій належності, а  $\overline{WN}$  – верхнім. У випадку звичайних (чітких) функцій  $j_{ji}(x_i(k))$  вихідні сигнали  $\underline{y}(k)$  і  $\bar{y}(k)$  зазвичай збігаються.

У блоці редукції моделі сигнали  $\underline{y}(k)$  і  $\bar{y}(k)$  деяким чином об'єднуються та формують оптимальний у сенсі прийнятого критерію вихідний сигнал  $\hat{y}(k)$ .

Вводячи вихідний сигнал WFN-T2 у формі

$$\hat{y}(k) = c(k)\underline{y}(k) + (1 - c(k))\bar{y}(k) \quad (7)$$

(тут  $c(k)$  – параметр, що настраюється та визначає близькість сигналів  $\underline{y}(k)$  і  $\bar{y}(k)$  та навчальної послідовності  $d(k)$ ) і глобальний критерій навчання блоку редукції моделі

$$\hat{E}(k) = \sum_{k=1}^N 1/2 \hat{e}^2(k) = \sum_{k=1}^N 1/2 (d(k) - \hat{y}(k))^2 = \sum_{k=1}^N 1/2 (d(k) - c(k)\underline{y}(k) - (1 - c(k))\bar{y}(k))^2, \quad (8)$$

можна записати оптимальний адаптивний алгоритм об'єднання сигналів  $\underline{y}(k)$  і  $\bar{y}(k)$  у вигляді [19]

$$\begin{cases} g(k+1) = g(k) + (y(k+1) - \bar{y}(k+1))^2, \\ c(k+1) = c(k) \frac{g(k)}{g(k+1)} + \frac{(d(k+1) - \bar{y}(k+1))(y(k+1) - \bar{y}(k+1))}{g(k+1)}. \end{cases} \quad (9)$$

Зрозуміло, що ознакою оптимального навчання є близькість сигналів  $\underline{y}(k)$  і  $\bar{y}(k)$ , «стягнення» нечіткої вейвлет-функції належності типу-2 до звичайної конструкції «Mexican Hat» і наближення параметра  $c(k)$  до значення 0.5.

### Результати комп'ютерного експерименту

Ефективність запропонованого підходу було доведено при розв'язуванні задачі прогнозування часового ряду погодинного енергоспоживання в одній з федеральних земель Німеччини [20]. Кількість вейвлет-функцій у кожному вейвлет-нейроні типу-1 дорівнює  $h = 6$ , отже, кількість параметрів вейвлет-фаззі нейрона типу-2, що настраюються –  $h_p = 48$  (12 синаптичних ваг, 12 параметрів розтягнень (ширин), 12 параметрів зсувів (центрів) і 12 параметрів форми функцій належності). Початкові ваги вихідного шару було прийнято нульовими.

Настроювання вейвлет-нейрона типу-1 та вейвлет-фаззі-нейрона типу-2 проводилось за допомогою запропонованої процедури (4), (6) з коефіцієнтами забування  $g = 0.99$ .

На рис. 4 а наведено графіки фрагменту часового ряду енергоспоживання (пунктирна лінія), прогнозу на базі вейвлет-фаззі-нейрона типу-2 з алгоритмом навчання (4), (6) (суцільна лінія).

У таблиці наведено результати прогнозування часового ряду енергоспоживання на основі вейвлет-нейрона типу-1, на базі вейвлет-фаззі-нейрона типу-2 та стандартних нейро-фаззі мереж.

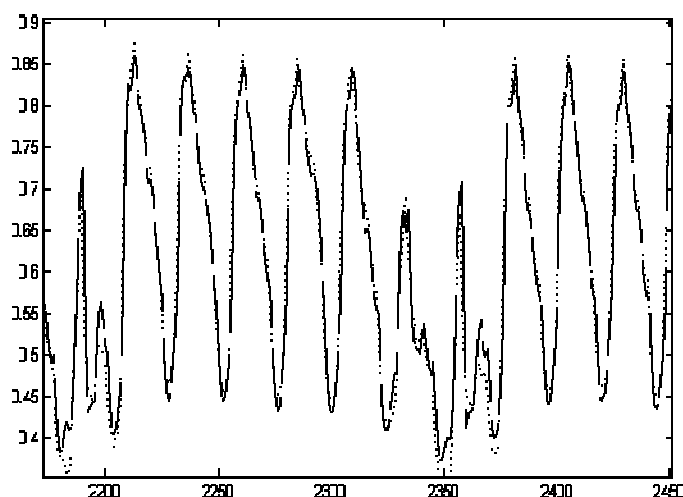


Рис. 4. Фрагмент прогнозу часового ряду енергоспоживання

### Порівняння результатів прогнозування часового ряду енергоспоживання

Нейронна мережа / Алгоритм навчання	MSE
Вейвлет-нейрон типу-1 / Алгоритм навчання (4), (6)	0.00124
Вейвлет-фаззі-нейрон типу-2 / Алгоритм навчання (4), (6)	0.00099
Адаптивна нейро-фаззі система / Градієнтний алгоритм навчання	0.01023
Радіально-базисна нейронна мережа / Рекурентний метод найменших квадратів	0.01546

Як видно з таблиці, вейвлет-фаззі-нейрон типу-2 забезпечує найкращу точність прогнозування порівняно з іншими підходами.

### Висновки

Запропоновано структуру вейвлет-фаззі-нейрона типу-2, а також процедуру редукції моделі в on-line режимі, що відрізняє запропонований підхід від існуючих. Оптимальний за швидкістю алгоритм навчання вейвлет-нейрону типу-2 дає змогу налаштовувати усі його параметри і має як відстежувальні, так і фільтрувальні властивості. Алгоритм є простим у реалізації і забезпечує високу якість обробки сигналів, що підтверджено результатами експериментів. Можливість роботи у реальному часі розширює функціональні властивості вейвлет-фаззі-нейрона типу-2.

1. Wang L. *Adaptive Fuzzy Systems and Control. Design and Stability Analysis*. – New Jersey: Prentice Hall, 1994. – 352 p. 2. Jang J.-S. R., Sun C.-T., Mizutani E. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. – Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall, Inc., 1997. – 614 p. 3. Abiyev R.H., Kaynak O. *Fuzzy wavelet neural networks for identification and control of dynamic plants – A novel structure and a comparative study // IEEE Trans. on Industrial Electronics*. – 2008. – 55(8). – P. 3133–3140. 4. Bodyanskiy Ye., Pliss I., Vynokurova O. *Hybrid wavelet-neuro-fuzzy system using adaptive W-neurons // Wissenschaftliche Berichte, FH Zittau/Goerlitz*, 2010. – 106, N 2454–2490. – S. 301–308. 5. Бодянський Є.В., Винокурова О.А. *Інтелектуальна обробка даних на основі гібридної вейвлет-нейро-фаззі системи на адаптивних W-нейронах // Наукові праці. Комп'ютерні технології*. – Миколаїв: Вид-во ЧДУ ім. Петра Могили, 2009. – 104 (117). – С. 88–98. 6. Винокурова Е.А. *Гібридні адаптивні нейро-фаззі та вейвлет-нейро-фаззі системи висхідного інтелекту в задачах обробки сигналів при наявності шумів // Адаптивні системи автоматичного управління*. – Дніпропетровськ: Системні технології. – 2009. – 15(35). – С. 113–120. 7. Zadeh L.A. *The concept of linguistic variable and its application to approximate reasoning // Information Science*. – 1975. – 8. – P. 199–249. 8. John R., Coupland S. *Type-2 fuzzy logic: A historical view // IEEE Computational Intelligence Magazine*. – 2007. – 2(1). – P. 57–62. 9. Karnik N.N., Mendel J.M. *Application of type-2 fuzzy logic systems to forecasting of time-series // Information Sciences*. – 1999. – 120. – P. 89–111. 10. Singh M., Srivastava S., Hanmandlu M., Gupta J.R.P. *Type-2 fuzzy wavelet*

networks (T2FWN) for system identification using fuzzy differential and Lyapunov stability algorithm // *Applied Soft Computing*. – 2009. – 9(3). – P. 977-989. 11. Wu H., Mendel J.M. Uncertainty bounds and their use in the design of interval type-2 fuzzy logic system // *IEEE Tran. on Fuzzy Systems*. – 2002. – 10(5). – P. 622-639. 12. Mendel J. *Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and New Directions* // Upper-Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2001. – 555 p. 13. Бодянский Е.В., Винокурова Е.А. Взвлет-нейро-фаззи система типа-2 и алгоритм ее обучения в задачах интеллектуальной обработки информации // *Адаптивные системы автоматического управления*. – К.: НТУУ «КПИ», 2010. – 17(37). – С. 139–148. 14. Бодянский Е.В., Винокурова Е.А., Харченко А.А. Прогнозирующая взвлет-нейро-фаззи-система типа-2 // *Матеріали міжнародної наукової конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту»*, Херсон. – 2011. – Т. 1. – С. 215–220. 15. Бодянский Е.В., Винокурова Е.А. Адаптивный взвлет-нейронный предиктор // *Проблемы бионики*. – 2003. – Вып. 58. – С. 10-17. 16. Yamakawa T., Uchino E., Miki T., Kusanagi H. A neo-fuzzy neuron and its application to system identification and prediction of the system behavior // *Proc. 2nd Int. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks, IZUKA-92, Iizuka, Japan, 1992*. – vol. II. – P. 477–483. 17. Mitaim S., Kosko B. Adaptive joint fuzzy sets for function approximation // *Proc. Int. Conf. on Neural Networks*. – 1997. – P. 537–542. 18. Shepherd A. J. *Second-Order Methods for Neural Networks* – London: Springer-Verlag, 1997. – 145 p. 19. Бодянский Е. В., Михальов О. І., Плісс І. П. Адаптивне виявлення розладнань в об'єктах керування за допомогою штучних нейронних мереж. – Дніпропетровськ: Системні технології, 2000. – 140 с. 20. Otto P., Budyanskiy Ye., Kolodyazhniy V. A new learning algorithm for a forecasting neuro-fuzzy network // *Integrated Computer-Aided Engineering*. – 10. – N4. – Amsterdam: IOS Press, 2003. – P. 399–409.

УДК 621.39

Я. Соколовський, О. Мокрицька

Національний лісотехнічний університет України

## ОБ'ЄКТНО-ОРИЄНТОВАНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ СКІНЧЕННИХ ЕЛЕМЕНТІВ ДЛЯ РОЗРАХУНКУ В'ЯЗКОПРУЖНОГО СТАНУ КАПЛІАРНО-ПОРИСТИХ МАТЕРІАЛІВ

© Соколовський Я., Мокрицька О., 2011

У межах об'єктно-орієнтованого підходу та UML розроблено програмне за безпечення для реалізації математичної моделі в'язкопружного деформування капілярно-пористих матеріалів з використанням методу скінченних елементів. Створене об'єктно-орієнтоване програмне забезпечення складається зі задокументованих класів, які можуть повторно використовуватись для реалізації нових моделей.

**Ключові слова:** математична модель, об'єктно-орієнтований підхід, метод скінченних елементів, в'язкопружний стан, пористий матеріал.

In the object-oriented approach and UML developed software to implement the mathematical model of viscoelastic deformation of capillary-porous materials using the finite element method. The created object-oriented software consists of documented classes that can be reused to implement new models.

**Keywords:** mathematical model, object-oriented approach, finite element method, viscoelasticity, porous material.

### Актуальність досліджень

Програмне забезпечення автоматизованих систем розрахунку та аналізу механічних систем переважно створюють за підходами структурного програмування з використанням мов програмування високого рівня. Подальшого вдосконалення та підвищення ефективності програмного