

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

На правах рукопису

КОПАЛІАНІ Дар'я Сергіївна

УДК 004.032.26

**ЕВОЛЮЦІЙНІ НЕЙРО-ФАЗЗИ МЕРЕЖІ З КАСКАДНОЮ
СТРУКТУРОЮ ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАННИХ**

05.13.23 — системи та засоби штучного інтелекту

Дисертація на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Науковий керівник
Бодянський Євгеній Володимирович,
доктор технічних наук, професор

Харків — 2015

ЗМІСТ

Розділ 1. Багатовимірна каскадна нейро-мережа, що еволюціонує	3
1.1. Багатовимірна еволюційна каскадна система, побудована на неофаззі нейронах	4
Список використаних джерел	7

РОЗДІЛ 1

БАГАТОВИМІРНА КАСКАДНА НЕЙРО-МЕРЕЖА, ЩО ЕВОЛЮЦІОНУЄ

Задача прогнозування багатовимірних часових рядів доволі часто виникає у багатьох технічних, медико-біологічних та інших дослідженнях, де якість прийнятих рішень істотно залежить від точності синтезованих прогнозів. У багатьох реальних задачах часові ряди характеризуються високим рівнем нелінійності та нестаціонарності своїх параметрів, наявністю аномальних викидів. Зрозуміло, що традиційні методи аналізу часових рядів, засновані на регресійному, кореляційному та інших подібних підходах, що мають на меті апріорну наявність доволі великої вибірки спостережень, є неефективними. Альтернативою традиційним статистичним методам може слугувати математичний апарат обчислювального інтелекту, а також штучні нейронні мережі [1, 2] та нейро-фаззі-системи [3], завдяки своїм універсальним апроксимувальним властивостям. Водночас з апроксимувальних властивостей зовсім не витікають екстраполюючі, оскільки врахування давньої передісторії для побудови прогнозувальної моделі може погіршити якість прогнозу. У зв'язку з цим під час оброблення нестаціонарних процесів треба відмовитися від процедур навчання, що базуються на зворотному поширенні помилок (багатошарові персептрони, рекурентні нейронні мережі, адаптивні нейромережеві системи нечіткого виведення – ANFIS) або методі найменших квадратів (радіально-базисні та функціонально пов'язані нейронні мережі) та скористатися процедурами на основі локальних критеріїв та «короткої» пам'яті типу алгоритма Качмажа-Уїдроу-Хоффа. При цьому використані алгоритми навчання мусять забезпечувати не лише високу швидкодію, але й фільтруючі якості для придушення стохастичної «шумової» компоненти в оброблюваному сигналі. У зв'язку з цим синтез спеціалізованих гібридних систем

обчислювального інтелекту для розв'язання задач прогнозування істотно не-стаціонарних часових рядів за умов невизначеності, що забезпечують разом з високою швидкістю навчання і фільтрацію завад, є досить цікавою та перспективною задачею.

Таким чином, цей розділ присвячено синтезу багатовимірної гібридної системи обчислювального інтелекту, що здатна реалізувати нелінійне відображення $R^n \rightarrow R^g$ у режимі реального часу.

1.1. Багатовимірна еволюційна каскадна система, побудована на нео-фаззі нейронах

Для вирішення задачі прогнозування та ідентифікації багатовимірних даних в умовах апіорної і поточної структурної та параметричної невизначеності як ніколи доречні переваги каскадно-кореляційної архітектури, адже системи з такою архітектурою успадковують всі переваги елементів, які використовуються в їх вузлах, а в процесі навчання автоматично підбирається необхідна кількість каскадів для того, щоб отримати модель адекватної складності для вирішення поставленого завдання [12]. Однак, слід зазначити, що каскадно-кореляційна мережа у формі, що її запропонували С. Фальман і К. Лебьер, є системою з одним виходом, тобто не здатна реалізувати нелінійне відображення $R^n \rightarrow R^g$. Це досить серйозне обмеження, оскільки більшість практичних завдань містять кілька вихідних параметрів. Тож пропонуємо наступні модифікації до архітектури каскадно-кореляційної мережі CasCorLA:

1. замість елементарних персептронів Розенблата використовувати нео-фаззі нейрони (доцільність такого рішення було детально показано у першому розділі),
2. зафіксувати кількість нейронів у кожному каскаді, що відтепер дорівнюватиме розмірності вихідного сигналу системи.

Тоді вихідний сигнал системи дорівнюватиме вектору, що складається з

вихідних сингланів нейронів останнього каскаду:

$$\hat{y}(k) = \left(\hat{y}_1^{*[m]}(k), \hat{y}_2^{*[m]}(k), \dots, \hat{y}_g^{*[m]}(k) \right)^T, \quad (1.1)$$

де g - кількість елементів вихідного вектору даних, що їх треба спрогнозувати чи ідентифікувати.

Для кожного з нео-фаззі нейронів системи в якості функцій належності можна використовувати трикутні конструкції:

$$\mu_{jli}^{[1]}(x_i) = \begin{cases} \frac{x_i - c_{d,l-1,i}^{[1]j}}{c_{dli}^{[1]j} - c_{d,l-1,i}^{[1]j}} \text{ якщо } x_i \in [c_{d,l-1,i}^{[1]j}, c_{dli}^{[1]j}], \\ \frac{c_{d,l+1,i}^{[1]j} - x_i}{c_{d,l+1,i}^{[1]j} - c_{dli}^{[1]j}} \text{ якщо } x_i \in [c_{dli}^{[1]j}, c_{d,l+1,i}^{[1]j}], \\ 0 \text{ у протилежному випадку,} \end{cases} \quad (1.2)$$

кубічні сплайни:

$$\mu_{jli}^{[1]}(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{4} \left(2 + 3 \frac{2x_i - c_{dli}^{[1]j} - c_{d,l-1,i}^{[1]j}}{c_{dli}^{[1]j} - c_{d,l-1,i}^{[1]j}} - \left(\frac{2x_i - c_{dli}^{[1]j} - c_{d,l-1,i}^{[1]j}}{c_{dli}^{[1]j} - c_{d,l-1,i}^{[1]j}} \right)^3 \right), \\ \text{якщо } x \in [c_{d,l-1,i}^{[1]j}, c_{dli}^{[1]j}], \\ \frac{1}{4} \left(2 - 3 \frac{2x_i - c_{d,l+1,i}^{[1]j} - c_{dli}^{[1]j}}{c_{d,l+1,i}^{[1]j} - c_{dli}^{[1]j}} + \left(\frac{2x_i - c_{d,l+1,i}^{[1]j} - c_{dli}^{[1]j}}{c_{d,l+1,i}^{[1]j} - c_{dli}^{[1]j}} \right)^3 \right), \\ \text{якщо } x \in [c_{dli}^{[1]j}, c_{d,l+1,i}^{[1]j}], \\ 0 \text{ у протилежному випадку,} \end{cases} \quad (1.3)$$

або B -сплайни:

$$\mu_{jli}^{g[1]} = \begin{cases} 1 \text{ якщо } x_i \in [c_{dli}^{[1]j}, c_{d,l+1,i}^{[1]j}], \\ 0 \text{ у протилежному випадку} \end{cases} \text{ якщо } g = 1, \quad (1.4)$$

$$\begin{cases} \frac{x_i - c_{dli}^{[1]j}}{c_{d,l+g-1,i}^{[1]j} - c_{dli}^{[1]j}} \mu_{dli}^{g-1,[1]j}(x_i) + \frac{c_{d,l+g,i}^{[1]j} - x_i}{c_{d,l+g,i}^{[1]j} - c_{d,l+g,i}^{[1]j}} \mu_{d,l+1,i}^{g-1,[1]j}(x_i), \\ \text{якщо } g > 1, \end{cases}$$

де $\mu_{dli}^{g[1]j}(x_i)$ – l -й сплайн g -ого порядку.

Запишемо вихідний сингнал j -ого нео-фаззі нейрону d -ого виходу першого каскаду у вигляді

$$\begin{cases} \hat{y}_d^{[1]j}(k) = \sum_{i=1}^n f_{di}^{[1]j}(x_i(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h w_{dli}^{[1]j} \mu_{dli}^{[1]j}(x_i(k)), \\ \text{ЯКЩО } x_i(k) \in X_{li}^j, \text{ ТОДІ ВИХІД } w_{dli}^{[1]j}. \end{cases} \quad (1.5)$$

вихідні сигнали нео-фаззі нейронів другого каскаду:

$$\begin{aligned} \hat{y}_d^{[2]j} = & \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h w_{dli}^{[2]j} \mu_{dli}^{[2]j}(x_i) + \\ & \sum_{d=1}^g \sum_{l=1}^h w_{dl,n+1}^{[2]j} \mu_{dl,n+1}^{[2]j}(\hat{y}_d^{*[1]}) \quad \forall d = 1, 2, \dots, g \end{aligned} \quad (1.6)$$

вихідні сигнали m -ого каскаду:

$$\begin{aligned} \hat{y}_d^{[2]j} = & \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h w_{dli}^{[2]j} \mu_{dli}^{[2]j}(x_i) + \\ & \sum_{d=1}^g \sum_{p=n+1}^{n+m-1} \sum_{l=1}^h w_{dlp}^{[m]j} \mu_{dlp}^{[m]j}(\hat{y}_d^{*[p-n]}) \quad \forall d = 1, 2, \dots, g \end{aligned} \quad (1.7)$$

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ