Предложенный показатель χ, определяемый на основе доли схожих антител и меры подобия их прогнозов, позволяет на этапе предпрогнозного анализа определить целесообразность применения иммунного подхода для прогнозирования временного ряда, однако остаются нерешенными проблемы недостатка прецедентов в базе и роста погрешности в связи увеличением горизонта прогнозирования.

ЛИТЕРАТУРА

1. Кораблев Н.М. Применение модели клонального отбора, использующей вывод по прецедентам, для прогнозирования временных рядов / Н.М. Кораблев, Г.С. Иващенко // Бионика интеллекта. – 2013. – Вып. 1 (80). – С. 108-111.
2. Кораблев Н.М. Гибридный метод краткосрочного прогнозирования временных рядов на основе модели клонального отбора / Н.М. Кораблев, Г.С. Иващенко // 16-я всероссийская научно-техническая конференция с международным участием «Нейроинформатика-2014», 27-31 января 2014 р.: сборник научных трудов. – Москва, 2014. – Часть 1. – С. 79-89.
3. Бутаков В. Оценка уровня стохастичности временных рядов произвольного происхождения при помощи показателя Хёрста / В. Бутаков, А. Граковский // Computer Modelling and New Technologies. – 2005. – № 2. – Т. 9. – С. 27–32.
4. Калуш Ю. А. Показатель Хёрста и его скрытые свойства / Ю.А. Калуш, В.М. Логинов // Сиб. журн. индустр. матем. – 2002. – № 4. – Т. 5. – С. 29–37.
5. Makridakis S. The M-3 Competition: Results, Conclusions and Implications / S. Makridakis, M. Hibon // International of Forecasting. – 2000. – № 16, С. 451–476.

ДВОПОРОГОВІ НЕЙРОННІ ЕЛЕМЕНТИ З ЦІЛОЧИСЛОВИМИ ВАГАМИ

Коцовський В. М., Гече Ф. Е., Вашкеба М. М., Левчук О. М.

ДВНЗ «Ужгородський національний університет», 88000, Україна, Закарпатська обл., м. Ужгород, пл. Народна, 3, kotsavlad@gmail.com

Останнім часом запропоновано велику кількість різних модифікацій inexyb[нейромереж, які успішно використовуються для розв'язування широкого кола практичних задач [1]. При цьому в залежності від специфіки задачі вибирається ті чи інші моделі нейронів мережі та функції їх активації. З огляду на ефективну апаратну чи програмну реалізацію найбільший інтерес становить вивчення НЕ з цілочисловими ваговими коефіцієнтами. В зв'язку з цим виникає питання про обмеження, які можна накладати на величину цілочислових вагових коефіцієнтів НЕ без втрати розпізнавальної спроможності цих елементів. Для нейронів з пороговою функцією активації (порогових елементів) Мурога [2] встановив, що у випадку реалізації n-місних порогових булевих функцій (ПБФ) у базисі $Z_2 = \{0,1\}$ досить обмежитися НЕ, цілочислові вагові коефіцієнти яких задовольняють нерівність $|w_i| \le (n+1)^{(n+1)/2}$, $i = 1,\dots,n$. Пізніше для базису $E_2 = \{-1,1\}$ цю оцінку було покращено у [3] до

$$|w_i| \le 2^{-n}(n+1)^{(n+1)/2}. \qquad (1)$$

У 1994 році Хастад [4] навів приклад n-місних ПБФ, усі цілочислові вагові коефіцієнти якої задовольняють нерівність

$$|w_i| \ge \frac{1}{2n} e^{-4n^\beta} 2^{(n\log_2 n)/2-n}, \qquad (2)$$

де $\beta = \log_2 \frac{3}{2}$, а n — степінь двійки $i = 1,\dots,n$, $(n \ge 8)$. Також у роботі [5] було показано, що середнє (по усім ПБФ) значення найбільшого за модулем вагового коефіцієнта оптимального цілочислового НЕ обмежене знизу величиною $2^{n/2}$.

У доповіді розглядається питання реалізації БФ на двопорогових нейронних елементах (ДНЕ) і показано, що для вагових коефіцієнтів двопорогових нейронних елементів (ДНЕ) мають місце оцінки, аналогічні до (1)-(2). Також встановлено, що для довільного $\alpha \in (0,1)$, починаючи з деякого n середнє значення цілочислових коефіцієнтів оптимального НЕ або ДНЕ не менше, ніж $2^{\alpha n}$, що є покращенням результатів, наведених у [5].

Двопороговим дійсним нейронним елементом з ваговим вектором $\mathbf{w} \in \mathrm{R}^n$ і дійсними порогами t_1, t_2 $(t_1 < t_2)$ будемо називати логічний елемент з n дійсними входами $x_1,\dots,x_n$ та одним виходом $y \in Z_2$, який рівний 0, якщо $t_1 < (\mathbf{w},\mathbf{x}) < t_2$, де $(\mathbf{w},\mathbf{x}) = w_1x_1 + \ldots + w_nx_n$ — скалярний добуток векторів w та x. У протилежному випадку вихід ДНЕ вважаємо рівним 1. Трійку $(\mathbf{w},t_1,t_2)$ будемо називати вектором структури ДНЕ. Якщо вважати, що $t_1 = -\infty$, то отримуємо означення класичного порогового елемента [1], який, очевидно, є частинним випадком нейронного елемента із функцією активації двопорогового типу.

Нехай A — довільна скінченна підмножина n-вимірного дійсного евклідового простору. Тоді кожному ДНЕ із вектором структури $(\mathbf{w},t_1,t_2)$ можна поставити у відповідність розбиття (A^+,A^-) множини A наступним чином: $A^- = \{\mathbf{x} \in A \mid t_1 < (\mathbf{w},\mathbf{x}) < t_2\}$, $A^+ = A \setminus A^-$. Розбиття такого вигляду ми будемо називати д-розбиттями. Для практичних застосувань важливим є випадок, коли множина A є підмножиною множини вершин n-вимірного гіперкуба $(A \subseteq Z_2^n)$. Будемо казати, що булева функція $f(x_1,\ldots,x_n)$ є двопороговою (ДПБФ), якщо знайдеться такий ДНЕ із структурою $(\mathbf{w},t_1,t_2)$, що $f(\mathbf{x}) = 0 \Leftrightarrow t_1 < (\mathbf{w},\mathbf{x}) < t_2$.

Встановлені нами обмеження на величину цілочислових вагових коефіцієнтів ДНЕ наведені у наступних твердженнях:

Твердження 1. Довільне д-розбиття (A^+,A^-) скінченної множини $A \subseteq Z_2^n$ можна здійснити за допомогою ДНЕ з таким цілочисловим вектором структури $(\mathbf{w},t_1,t_2)$, що

$$\|(\mathbf{w},t_1,t_2)\| = \max\{|w_1|,\ldots,|w_n|,|t_1|,|t_2|\} \le \left(\max_{\mathbf{x}\in A}\|\mathbf{x}\|^2 + 2\right)^{(n+2)/2},$$

де $\|\mathbf{x}\|$ — звичайна евклідова норма вектора x.

Наслідок.

1) Для довільної n-місної ДПБФ в алфавіті Z_2

$$\max\{|w_1|,\ldots,|w_n|\} \le (n+1)n^{n/2},\ \max\{|t_1|,|t_2|\} \le \sqrt{(n+2)(n+1)^{n+1}}.$$

2) Для довільної n-місної ДПБФ в алфавіті E_2

$$\max\{|w_1|,\ldots,|w_n|,|t_1|,|t_2|\} \le 2^{-n}(n+2)^{(n+1)/2}.$$

Твердження 2. Якщо $n = 2^k$, $k \ge 3$ то для довільного ДНЕ із цілочисловим вектором структури $(\mathbf{w},t_1,t_2)$, який реалізує ПБФ Хастада [4], виконується нерівність

$$\max_{1\le i\le n}\{|w_i|\} \ge \frac{1}{2n}e^{-4n^\beta}2^{(n\log_2 n)/2-n},$$

де $\beta = \log_2\frac{3}{2}$.

Виникає питання про середній об'єм пам'яті, необхідний для збереження цілочислових вагових коефіцієнта НЕ і ДНЕ. Зараз ми покажемо, що в середньому для цього необхідно щонайменше $\Omega(n^2)$ бітів. Для цього розглянемо сумарне та середнє значення коефіцієнтів цілочислового вектора структури класичного порогового елемента:

$$S(\mathbf{w},t) = \sum_{i=1}^{n}|w_i| + |t|,\ E(\mathbf{w},t) = \frac{S(\mathbf{w},t)}{n+1}$$

і нехай $E(LT_n) = \frac{1}{\mathrm{Card}\,LT_n}\sum_{f\in LT_n}E(\mathbf{w}_f,t_f)$, де LT_n — множина усіх n-місних ПБФ, $(\mathbf{w}_f,t_f)$ — "мінімальний цілочисловий вектор структури" n-місної ПБФ f (тобто такий вектор структури, для якого $S(\mathbf{w},t)$ приймає найменше значення). Величина $E(LT_n)$ — математичне сподівання середнього арифметичного коефіцієнтів мінімальних цілочислових векторів структури n-місних ПБФ. Має місце наступне

Твердження 3. Для довільного $\alpha \in (0,1)$ знайдеться таке натуральне $n_0(\alpha)$, що для всіх $n \ge n_0(\alpha)$ справджується нерівність $E(LT_n) > 2^{\alpha n}$.

Слід зазначити, що отримані у роботі оцінки можуть бути використанні для розрахунку обчислювальних ресурсів, необхідних для програмної чи апаратної реалізації на ЕОМ нейромереж на базі відповідних НЕ.

ЛІТЕРАТУРА

1. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд. – М.: Вильямс-Телеком, 2006. – 1104 с.
2. Muroga, S. Threshold Logic and its Applications / S. Muroga. – New York: Wiley, 1971.
3. Anthony, M. Discrete Mathematics of Neural Networks / M. Anthony. – Philadelphia: SIAM, 2001. – 132 p.
4. Hastad, J. On the size of weights for threshold gates / J. Hastad // SIAM Journal on Discrete Mathematics. – 1994, 7(3). – PP. 484-492.
5. Hampson, S. E. Linear Function Neurons: Structure and Training / S. E. Hampson & D. J. Volper // Biol. Cyber. – 1986 vol. 53. – PP. 203-217.

СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТА КЕРУВАННЯ СЛАБОФОРМАЛІЗОВАНИМИ ОБ'ЄКТАМИ НА ЧІТКИХ ТА НЕЧІТКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖАХ

Кравець І.О.

Чорноморський державний університет ім. П.Могили, Миколаїв, вул. 68 Десантників 10, agniloga@kma.mk.ua

Багато об'єктів керування є специфічними і для них не можливо використання стандартних методів керування, які використовуються для автоматичного керування лінійними технічними об'єктами. Для таких об'єктів характерні наступні особливості: математичний опис моделі відсутній, або частково відсутній, не стаціонарність моделі, необхідність швидкої адаптації до змін зовнішнього середовища у процесі експлуатації

Для ідентифікації та керування такими об'єктами потрібно використовувати системи штучного інтелекту, насамперед нейронні мережі, які не потребують строгого математичного опису об'єкту, швидко пристосовуються до змін зовнішнього середовища завдяки їх можливості навчання.

Метою роботи є дослідження нейрорегуляторів для ідентифікації та управління слабоформалізованими об'єктами. Розглянуті економічний приклад та приклад керування нелінійним технічним об'єктом.

У якості прикладу технічного об'єкта розглянуто задачу паркування вантажівки, але на місті об'єкту курування може бути будь-який робототехнічний об'єкт. У якості прикладу економічного об'єкта розглянуто задачу керування фірмою, де керуючою змінною є обсяг виробництва.

Паркування вантажівки до платформи - задача нелінійного управління, для якої не підходять традиційні методи побудови рішення. Нелінійна математична модель процесу наведена у [1]. Приклад модуля у вигляді нечіткої нейронної мережі, був запропонований Нгуеном і Відроу в роботі [2], а Конг і Коско в [3] представили стратегію нечіткого управління. У роботі розглянуто систему керування таким процесом, як на базі чітких нейронних мереж, так на базі нечітких нейронних мереж

Ключовим моментом прийняття рішення в управлінні економічним об'єктом є прогнозування та керування значеннями внутрішніх показників підприємства, які впливають на цільові фінансові показники. Метою керування економічними об'єктами є зменшення ризику при прийнятті рішення та збільшення прибутку.

Зовнішніми показниками є курс USD, коефіцієнт інфляції, облікова ставка НБУ, середня зарплата у регіоні, внутрішніми цільовими показниками роботи підприємства є виручка, прибуток, витрати. Керуючими показниками є матеріальні активи, інвестиції, середня вартість продукції, об'єм продукції. Крім того, у якості управляючих показників можна використовувати управляючі показники, які будуються по інтегральному признаку і використовують вхідні параметри [4].

Дані "Зовнішніх показників" взято з актуальних державних джерел статистики. В якості даних для показників "Керуючого впливу" і "Внутрішніх показників", взято фінансові показники компанії ООО "Лукойл" представлені у фінансових звітах за період від 2001 до 2012 років включно.

Управління слабоформалізованими об'єктами за допомогою чітких нейронних мереж

Для нейрорегуляторів на базі чітких нейронних мереж зручно використовувати рекурентні нейронні мережі типу NARX з затримкою у часі між виходом мережі і входом та з часовою затримкою вхідних даних. Так як модель об'єкта невідома, то у системі керування використовується адаптивне керування.