УДК 681-513

Ю.В. Яцук, О.С. Макаренко

СИСТЕМИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ТИПУ З УРАХУВАННЯМ ПЕРЕДБАЧЕННЯ

Аннотация. В работе предложенная и реализованная одна из моделей нейросетей, которая учитывает свойство влияния опережения. В качестве базовой модели исследованная сеть типа Хопфилдовской. Основными принципиально новыми качествами, обнаруженными при исследовании есть то, что возможны многозначные решения данной нейросети. Исследованные разные типы поведения таких систем в зависимости от параметров.

1. Вступ

В процесі дослідження і моделювання живих систем чи систем, що включають живі організми; соціально-економічних систем, з'являється все більше нових типів моделей, що намагаються правильно відобразити все більший спектр властивостей таких систем. Одним з таких класів моделей є нейронні мережі (в тому числі штучні). У зв'язку з нашими дослідженнями подібних систем [1-3] виникла необхідність у дослідженні одного нового класу таких мереж − а саме мереж, що відображають у певній мірі властивість передбачення [4, 5] в соціально-економічних та живих системах, коли враховується можливість певних станів в майбутні моменти часу.

У зв'язку з цим в данній роботі приводиться опис однієї такої моделі з класу нейромереж типу Хопфілда [6], властивості та динаміку її розв'язків, режими, що встановлюються в роботі системи, а також можливі інтерпретації і застосування отриманих результатів.

1.1 Класична модель

Розглянемо розповсюджену модель рекурентних мереж, запропоновану Хопфілдом [6]. Структурна схема мережі типу Хопфілда добре відома. Вона складається з шару нейронів, число яких є одночасно числом входів і виходів мережі. Кожний нейрон має зв'язки з усіма іншими.

Стан мережі на кожному кроці ітерації описується вектором $x(i) \in R^N$, де N - кількість нейронів. Зв'язки між нейронами задані матрицею W, з елементами wij, де i, j=1,...,N. Для кожного нейрона визначається величина зовнішнього поля взаємодії:

$$s_j = \sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i \tag{1}$$

Еволюційний процес, який відбувається у мережі, описується наступним рекурентним співвідношенням:

$$x_j(n+1) = f(s_j) = f\left(\sum w_{ji} x_i(n)\right) \tag{2}$$

де $x_j = f(s_j)$ - функція активації, що в обрахунках бралася кусково-лінійною:

$$\begin{cases} f(x) = 0, x \le 0; \\ f(x) = x, x \in (0,1]; \\ f(x) = 1, x > 1; \end{cases} \tag{3}$$

1.2 Нейромережа з передбаченням

В запропонованій моделі у функцію величини зовнішнього поля взаємодії введено також залежність від прогнозованого значення, яке може бути отримане на даному ітераційному кроці. Цю залежність може бути або як:

$$s_j(n) = \sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i(n) + \alpha \sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i(n+1) \tag{4}$$

або

$$s_j(n) = (1-\alpha) \sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i(n) + \alpha \sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i(n+1) \tag{5}$$

Рекурентне співвідношення (2) даної моделі набуває наступного вигляду після підставлення в нього формул (4) і (5):

$$x_j(n+1) = f\left(\sum w_{ji} x_i(n) + \alpha \sum w_{ji} x_i(n+1)\right) \tag{6}$$

$$x_j(n+1) = f\left((1-\alpha) \sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i(n) + \alpha \sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i(n+1)\right) \tag{7}$$

Отже, ми отримали систему нелінійних рівнянь відносно невідомого вектора x(n+1), розв'язки якої і будуть виходами нейронного прошарку. На наступній ітерації процесу на прошарок буде подаватися по черзі окремо один від одного кожен вихід попереднього прошарку.

 ISSN 1562-9945

Знаходження розв'язків систем рівнянь (5) і (6) в даній моделі здійснювалось на основі наступних припущень

$$w_{jj} = 0, \forall j = 1,\ldots,N \ , \quad \alpha > 0 \qquad (8)$$

Позаяк f(x) сигмоїдальна кусково-лінійна функція, то розглянувши 3 різні можливі значення (6) і (7), отримаємо 3^N систем лінійних рівнянь, кожну з яких можна розв'язати одним з відомих чисельних методів. Після розв'язку кожного з таких рівнянь необхідно перевіряти, чи підходить розв'язок для данної систми.

2. Числова реалізація моделі

Для дослідження властивостей та динаміки даної моделі обиралися довільні матриці вагових коефіцієнтів і на вхід системи подавались різні вхідні значення. При роботі мережі з двома нейронами виникають такі режими, як однозначна стабільність, однозначна циклічність, багатозначна стабільність, багатозначна циклічність. Однозначні випадки виникають переважно при малому коефіцієнті передбачення, коли система майже втрачає властивість передбачення. Розглянемо випадок багатозначної циклічності (Рисунок 1). На рисунку кількість стрілочок відповідає кількості значень, а їх довжина відповідає значенню розв'язка.

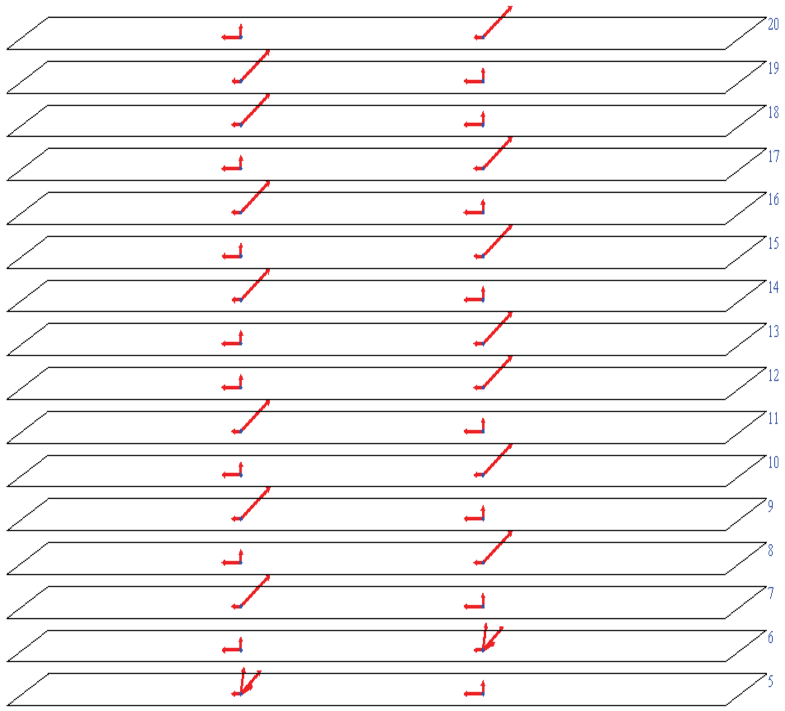

Рисунок 1 - Багатозначна циклічність при $\alpha = -7$.
(Цифри – номер ітерації)

Наведемо динаміку нейронів (по горизонталі – номер кроку за часом):

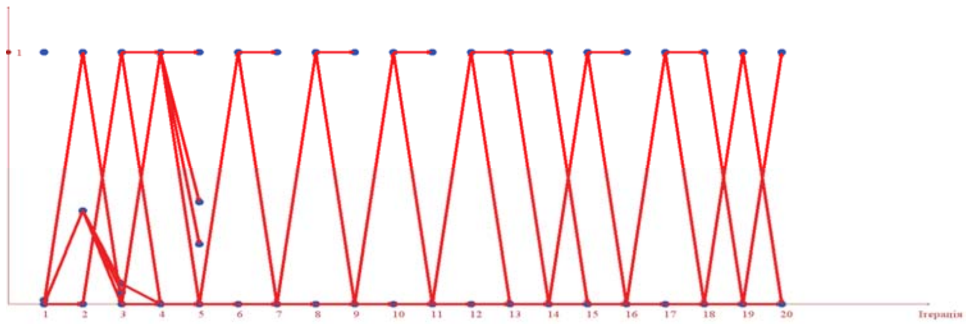

Рисунок 2 - Динаміка першого нейрону

Рисунок 3 - Динаміка другого нейрону

При функціонуванні мережі з багатьма нейронами, виникають ще й такі режими, як розростання кількості розв'язків та циклічність, в якій окремі нейрони поводять себе багатозначно, а окремі однозначно. Розглянемо такий випадок.

Рисунок 4 - Циклічність при $\alpha = -0.7$

Наведемо динаміку поведінки деяких нейронів:

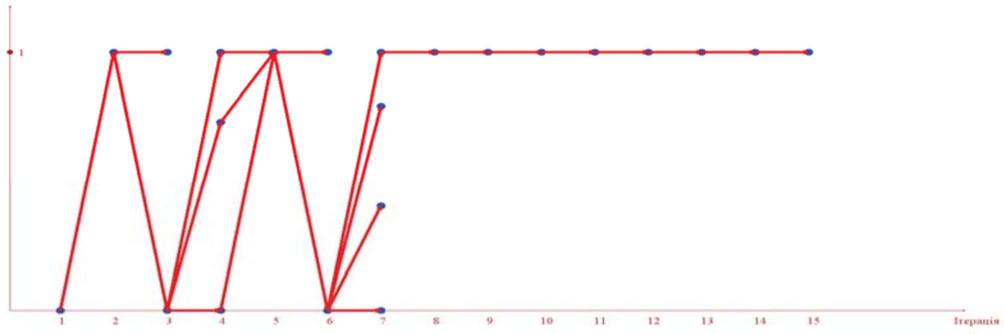

Рисунок 5 - Динаміка поведінки третього нейрону

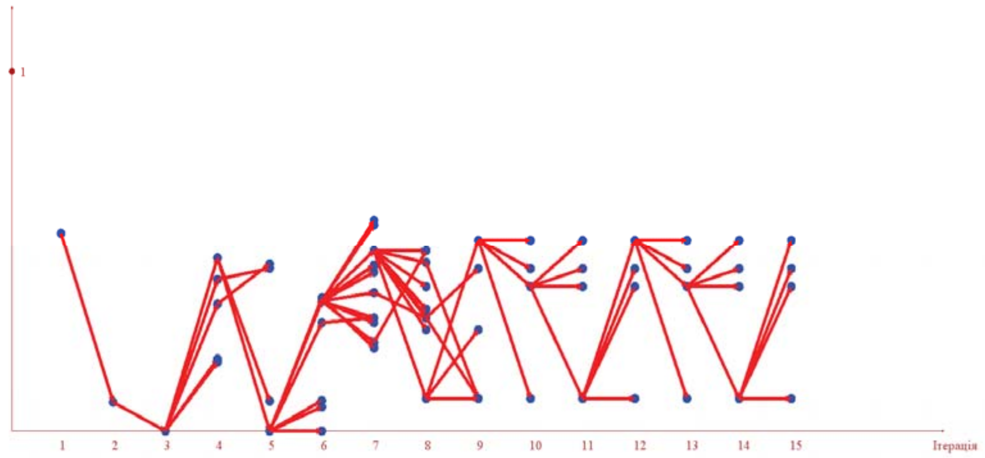

Рисунок 6 - Динаміка поведінки шостого нейрону

3. Висновки і подальші напрями досліджень

Таким чином, в даній роботі запропонована і реалізована одна з моделей нейромереж, яка враховує деякі властивості, які присутні в живих системах. Особливістю мереж є те, що в них адитивним чином введено випередження на один крок. Основною принципово новою якістю, виявленою при дослідженні є те, що можливі багатозначні рішення даної нейромережі. Ця властивість відкриває цілу нову область дослідження нейромережових моделей. Досліджені різні типи поведінки таких систем та динаміка в залежності від параметрів.

При дослідженні аналогічних моделей виникає ряд проблемних питань: як інтерпретувати результат роботи мережі, застосування режимів роботи мережі, оптимізація роботи мережі і т.д.

Можливими напрямами дослідження є введення для кожного шару мережі системи прийняття рішень, яка б обирала один вихід шару, відкидаючи всі інші. Як продовження даної моделі можливо досліджувати можливість збільшення ассоціативної пам'яті мережі при фіксованій кількості нейронів. При розпізнаванні образів можна видавати як результат не один найбільш близький образ, а декілька з деякими ймовірностями. Зазначимо, що розглянуті в роботі задачі виникли із розгляду деталізацій мережових моделей із робот [1, 2], в яких приведені також можливі інтерпретації отриманих явищ в моделях великих систем.

Однак, ще більш цікавими і перспективними є питання інтерпретації отриманих рішень і їх аналогів в живих системах. Так в [3] запропонований цілий спектр проблем і їх можливих рішень: проблема свідомості, нові принципи обчислень, зв'язки с квантово-механічним описом, нет'юрінговські компьютери, клітинні автомати і системи і багато іншого.

ЛИТЕРАТУРА

1. Макаренко А.С. Модели общественных явлений и сценарные подходы в принятии решений //Системные исследования и информационные технологии, 2003 № 3. - с.127-142.
2. Макаренко А.С. Системный анализ и моделирование социальных систем: новые возможности. //Актуальные проблемы экономики, 2004 № 9(39). – с. 79- 83.
3. Makarenko A. Cellular Automata with anticipation: Some new Research Problems. Int. Journal of Computing Anticipatory Systems (Belgium). 2008. vol. 20. pp. 230 – 242.
4. Dubois D. Introduction to Computing Anticipatory Systems. International Journal of Computing Anticipatory Systems, 1998, vol. 2, pp. 3-14.
5. Dubois D. Incursive and hyperincursive systems, fractal machine and anticipatory logic. Computing Anticipatory Systems: CASYS 2000 – Fourth International Conference. Published by the American Institute of Physics, AIP Conference Proceedings, 2001, vol. 573, pp. 437 – 451.
6. Hopfield J.J. Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities // Proceed. Of Nat. Acad. Sci. USA. 1982. V. 79. N. 8. P. 2554 – 2558.

Отримано 12.04.2010р.

 ISSN 1562-9945