

Модель динамического нейрона с памятью состояния

В.Ф. Гузик, А.С. Гамисония, С.А. Черный, А.В. Шестаков, Д.А. Шалютин

Южный федеральный университет, Ростов-на-Дону - Таганрог

Аннотация: Рассматриваются вопросы синтеза модели динамического нейрона с памятью состояния (ДНПС). Обосновывается введение специального дополнительного параметра в модель нейрона, определяемого как параметр состояния. Указывается, что параметр состояния нейрона способен меняться во времени в зависимости от характера информационных процессов, которые протекают в соседних нейронах сети. На этом эффекте реализуется процедура самоэволюционирования сети непосредственно в процессе ее эксплуатации. Топологическое представление нейронной сети в виде графовой модели позволяет формализовать взаимодействия нейронов в сети друг с другом как во времени, так и в пространстве. Предложен вариант структуры схемотехнической реализации ДНПС, ориентированный на реализации с помощью технологии ПЛИС.

Ключевые слова: динамический нейрон с памятью состояния, нейросетевая модель, механизм самоэволюционирования.

Наблюдаемое в настоящее время интенсивное развитие методов нейросетевого моделирования сопровождается появлением новых моделей нейроэлементов, обладающих теми или иными свойствами, наиболее подходящими для соответствующих предметных областей [1]. При этом, трудно предположить, что будет сформирована некоторая единая универсальная модель, тем ни менее можно указать модели, эффективно применяемые для решения большого круга разнородных задач [2 – 4]. Исследованиям одной из таких моделей – динамического нейрона [5], включая схемотехнические реализации, посвящены работы, проводимые на кафедре вычислительной техники Таганрогского радиотехнического института под руководством заведующего кафедрой В.Ф. Гузика и профессора кафедры Ю.В. Чернухина еще с начала 70-х годов прошлого столетия. Излагаемые в настоящей статье материалы являются продолжением вышеупомянутых работ.

В работе [6] описана модель, определяемая, как динамический нейрон с памятью состояния (ДНПС) в дискретной формулировке. Ее основной особенностью является введение параметра, определенным образом учитывающего историю развития вычислительного процесса, определяемого,

как «параметр состояния». Следует отметить, что и традиционная модель динамического нейрона [7] также определенным образом связана с историей развития процесса. Однако подобная схема является достаточно функционально ограниченной и действует только на период до перехода мембранного потенциала через порог. В настоящей статье модель ДНПС, сформулированная для дискретной области, расширяется для непрерывной области, что позволяет повысить точность вычислительного процесса и использовать полученные ранее схемотехнические решения (в частности, цифровые интеграторы и квантователи).

Формальное описание рассматриваемой модели нейрона приводится в соответствии с нижеследующим. Известно [7], что топологическое представление нейронной сети описывается графовой моделью G :

$$G = \{ V, U \},$$
$$V = \{ v_k \}_{k=1, K}$$
$$U = \{ (u_{j1}, u_{j2})_{j1 \in K, j2 \in K} \},$$

здесь: V – множество вершин графа, где каждая вершина v_k соответствует определенному элементу из множества K нейроэлементов;

U – множество дуг графа G , отображающих синаптические связи между нейроэлементами, причем, j_1 обозначает номер элемента, являющегося исходным для данной связи, j_2 – входным.

Для некоторого нейроэлемента (вершины графа) k указываются подмножества входных/выходных элементов, которые обозначаются, как

$$N_k^{окр} = N_k^{окр-вх} \cup N_k^{окр-вых}.$$

Здесь: $N_k^{окр-вх}$ – набор номеров нейроэлементов, связанных с рассматриваемой вершиной входящими синаптическими связями и определяемый, как входная окрестность элемента k или входная k -окрестность.

Аналогичным образом определяется выходная k -окрестность.

Формальное описание ДНПС определяется в виде нижеследующих соотношений:

$$\begin{aligned} V_k(t) &= \beta_k * \sum_{j \in N_k^{okp}} \gamma_j * x_j(t); \\ \frac{dP_k(t)}{dt} &= f_{kp}(P_k(t), V_k(t), S_k^*(t), Q_k(t)); \\ \frac{dS_k(t)}{dt} &= f_{ks}(S_k(t), P_k(t), S_{k-okp}(t)); \\ S_{k-okp}(t) &= S_k^* + \sum_{j \in N_k^{okp}} g_j * S_j(t); \end{aligned} \quad (1)$$

где: $V_k(t)$ – функция входного потенциала ДНПС;

β_k – коэффициент влияния входного потенциала;

γ_j – номер входящей синаптической связи из входной k -окрестности;

$x_j(t)$ – вход по j -ой синаптической связи;

$P_k(t)$ – функция мембранного потенциала;

f_{kp} – функциональная зависимость определения мембранного потенциала;

$S_k^*(t)$ – функция состояния нейронного элемента;

$Q_k(t)$ – функция порога срабатывания нейронного элемента;

$S_k(t)$ – функция состояния нейронного элемента на предыдущем шаге;

$\{S_j\}_{k-okp}$ – множество функций состояний нейронов, принадлежащих

k -ой окрестности (k -я окрестность – множество нейронов, связанные с рассматриваемым k -м по входам и выходам);

N_k^{okp} – количество нейронов во входной окрестности элемента;

g_j – коэффициент учета влияния состояний нейронов.

$$Y_k^{вых}(t_i) = F_k^{вых}\{P_k(t_i)\} - \text{выход нейрона};$$

$F_k^{вых}$ – функция формирования выхода;

При этом

$$\{S_{j\}k_{okr}\} = \{S_{j1\}in\} + \{S_{j2\}out\}, \quad (2)$$

где: $\{S_{j1\}in\}$ – множество состояний нейронов, являющихся входными для k -го нейрона (т.е. нейронов, принадлежащих k -входной окрестности);

$\{S_{j2\}out\}$ – множество состояний нейронов, для которых данный нейрон является входным (т.е. нейронов, принадлежащих, k -выходной окрестности).

Множество $\{S_{j2\}out\}$ может не включаться в зависимость (2) – это зависит от особенностей решаемой задачи.

Учитывая то обстоятельство, что параметры мембранного потенциала и состояния находятся в итерационной связи и решение вышеприведенной системы дифференциальных уравнений осуществляется численными методами, а значит с использованием итерационных дискретных алгоритмов, обозначение S_k^* означает, что на i -ом (t_i) шаге используется значение состояния на предыдущем шаге.

Как следует из приведенных соотношений, введение параметра $S(t)$ обеспечивает определенное самоэволюционирование нейросетевой модели непосредственно в процессе ее эксплуатации.

Кроме того, из этих же соотношений следует, что сведения о функционировании нейрона накапливаются в периметре состояния в виде функции $S(t)$ и оказывают существенное влияние на поведение функции $P_k(t)$ и, в конечном итоге, на выходное значение нейрона $Y_k(t)$. В соответствие с этим можно ввести понятие «напряженного» нейрона, т.е. нейрона, имеющего высокое значение функции состояния, и «нейтрального» нейрона с нулевым или малым значением функции состояния. Таким образом,

введение параметра $S(t)$ обеспечивает определенное самоэволюционирование нейросетевой модели непосредственно в процессе ее эксплуатации.

Как следует из выше изложенного, общее представление функций $S(t)$ и $P(t)$ допускает определенную вариативность конкретных реализаций. Одним из вариантов представления основных функций нейроэлементов, обеспечивающих наибольшую простоту вычислений приводится ниже

$$\frac{dP(t)}{dt} = -a * P(t) + \beta * \sum_{j=1}^J \gamma_j * x_j(t) - Q ; \quad (3)$$

$$\frac{dS(t)}{dt} = -k_1 * S(t) + k_2 * P_k(t) + k_3 * \sum_{j=1}^J S_j(t) ,$$

Здесь: a – кумулятивный мембранный коэффициент [7];
 k_1, k_2, k_3 – подбираемые на стадии проектирования коэффициенты.

На рис. 1 приведена возможная структура ДНПС.

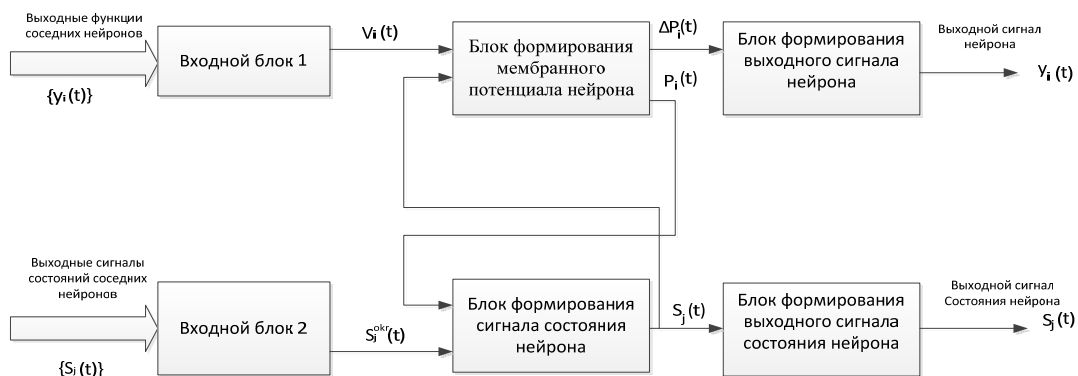


Рис. 1 Структурная схема ДНПС

Схемотехническая реализация рассмотренных моделей нейронных сетей осуществляется на основе технологии ПЛИС и организуется в составе трех основных частей – Операционного Нейронного Поля (ОНП); Информационного Поля (ИП); Коммутационного Автомата (КА).

Для формирования ОНП на предварительном этапе производится ранжирование графа структуры нейросетевой модели от входных вершин к

выходным. Данная процедура позволяет сформировать схему в виде последовательности слоев нейроэлементов, причем внутри слоя нейроэлементы могут обрабатываться параллельно. Алгоритм подобного ранжирования описан в [7]. Синхронизация вычислительного процесса и отработка обратных связей в графовой модели (в случае их наличия) осуществляться с использованием процедур КА. Алгоритмы и схемные модели численного интегрирования построены на основе алгоритмических и схематехнических решений в области цифровых интеграторов, полученных на кафедре Вычислительной техники Таганрогского радиотехнического института [8]. Для исследований особенностей поведения вновь вводимых нейронов организуется информационно- моделирующий комплекс, который планируется развивать с использованием технологии прототипов [9], аппаратная реализация осуществляется в среде ПЛИС [10].

Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ № 16-07-00335 «Иерархическая организация нейроэволюционных вычислений».

Литература

1. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. — М.: Финансы и статистика, 2004. — 176 с.
2. Анохин К.В., Бурцев М.С., Ильин В.А., Киселев И.И., Кукин К.А., Лахман К.В., Параскевов А.В., Рыбка Р.Б., Сбоев А.Г., Твердохлебов Н.В. Современные подходы к моделированию активности культур нейронов *in vitro*. Математическая биология и биоинформатика. 2012. Т. 7. № 2. с. 372–397.
3. Cox, E. (Feb. 1993) Adaptive fuzzy systems. Spectrum, IEEE, 30:2. pp. 7-31.
4. Lakhmi C. Jain; N.M. Martin Fusion of Neural Networks, Fuzzy Systems and Genetic Algorithms: Industrial Applications. — CRC Press, CRC Press LLC, 1998, 297 p.

5. Чернухин Ю.В. Нейропроцессорные ансамбли.–Таганрог: ТРТУ, 1995, 149 с.
6. Гузик В.Ф., Катаев Б.В., Черный С.А., Шестаков А.В. Модели нейронов с памятью состояния для организации нейроэволюционных вычислений. Научный журнал КубГАУ, №133(09), 2017, с. 467-474, URL: ej.kubagro.ru/2017/09/pdf/36.pdf.
7. Чернухин Ю.В. Искусственный интеллект и нейрокомпьютеры. Таганрог. Изд-во ТРТУ, 1997, 273 с.
8. Гузик В.Ф., Чернухин Ю.В. Нейрокомпьютеры в системах обработки информации. Нейрокомпьютеры: разработка, применение. - №7-8, 2001, с. 56-69, 72-84.
9. В. Тельпухов, В. С. Рухлов, И. С. Рухлов Исследование и разработка методов оценки сбоеустойчивости комбинационных схем, реализованных в базисе ПЛИС // Инженерный вестник Дона, 2016, №1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2016/3504
10. Бутенко Д.В., Ананьев А.С., Попов К.В. Интеллектуальные технологии проектирования информационных систем. Методика проектирования программных продуктов в условиях наличия прототипа // Инженерный вестник Дона, 2012, №2. URL: ivdon.ru/magazine/archive/n2y2012/815

References

1. Barskij A.B. Nejronny`e seti: raspoznavanie, upravlenie, prinyatie reshenij [Neural networks: recognition, control, decision making]. М.: Finansy` i statistika, 2004. 176 p.
2. Anoxin K.V., Burcev M.S., Il'in V.A., Kiselev I.I., Kukin K.A., Laxman K.V., Paraskevov A.V., Ry`bka R.B., Sboev A.G., Tverdoxlebov N.V. Matematicheskaya biologiya i bioinformatika. 2012. V. 7. № 2. pp. 372–397.



3. Cox, E. (Feb. 1993) Adaptive fuzzy systems. Spectrum, IEEE, 30:2. pp. 7-31.
4. Lakhmi C. Jain; N.M. Martin Fusion of Neural Networks, Fuzzy Systems and Genetic Algorithms: Industrial Applications. CRC Press, CRC Press LLC, 1998, 297 p.
5. Chernuxin Yu.V. Nejroprocessorny`e ansambli [Neuroprocessor Ensembles]. Taganrog: TRTU, 1995. 149 p.
6. Guzik V.F., Kataev B.V., Cherny`j S.A., Shestakov A.V. Nauchny`j zhurnal KubGAU, №133 (09), 2017, pp. 467-474. URL: ej.kubagro.ru/2017/09/pdf/36.pdf.
7. Chernuxin Yu.V. Iskusstvenny`j intellekt i nejrokomp`yutery` [Artificial Intelligence and Neurocomputers]. Taganrog. Izd-vo TRTU, 1997 g., 273 p.
8. Guzik V.F., Chernuxin Yu.V. Nejrokomp`yutery`: razrabotka, primenenie. №7-8, 2001. pp. 56-69, 72-84
9. V. Tel`puxov, V. S. Ruxlov, I. S. Ruxlov Inženernyj vestnik Dona (Rus), 2016, №1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2016/3504.
10. Butenko D.V., Anan`ev A.S., Popov K.V. Inženernyj vestnik Dona (Rus), 2012, №2. URL: ivdon.ru/magazine/archive/n2y2012/815