

ПОСТРОЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ Е-СЕТЕВЫМ МАТЕМАТИЧЕСКИМ АППАРАТОМ

М. Я. Брагинский ✉, **Д. В. Тараканов**

Сургутский государственный университет, Сургут, Россия

✉ E-mail: mick17@mail.ru

Данная работа продолжает исследования авторов в области изучения Е-сетей, построения математических моделей сложных технических систем с адаптивной структурно-параметрической конфигурацией. В статье представлен Е-сетевой подход к построению искусственных нейронных сетей с использованием процедуры реконфигурации топологии моделируемой сети. Такой подход позволяет представить модель искусственной нейронной сети в более компактной форме и решить задачу ее сопряжения с другими компонентами модели. Полученная Е-сетевая математическая модель искусственной нейронной сети позволяет решить большое количество задач, в том числе идентифицировать поведение человека-оператора (группы операторов) в автоматизированных системах управления технологическими процессами.

Ключевые слова: сети Петри, Е-сети, искусственные нейронные сети, человеко-машинная система.

CONSTRUCTION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS USING E-NETWORK MATHEMATICAL APPARATUS

M. Ya. Braginsky ✉, **D. V. Tarakanov**

Surgut State University, Surgut, Russia

✉ E-mail: mick17@mail.ru

The article continues the authors' research in the field of E-networks and construction of mathematical models of complex technical systems with adaptive structural and parametric configuration. The article presents an E-network approach to the construction of artificial neural networks using the procedure of reconfiguration of the topology of the simulated network. This solution allows presenting the artificial neural network model in a more compact form and solves the problem of its interfacing with other components of the model. The resulting E-network mathematical model of artificial neural network is capable of solving a large class of problems, including identification of the behavior of a human operator (a group of operators) in automated process control systems.

Keywords: Petri nets, E-networks, artificial neural networks, human-machine system.

Введение

В настоящее время сети Петри и их многочисленные расширения часто применяются в качестве математического формализма в различных прикладных задачах: моделировании параллельных и распределенных систем [1], оценке состояния технических [2] и биологических систем [3–4], анализе данных при проектировании программного обеспечения [5] и в ряде других приложений. Широкое распространение раскрашенных сетей Петри и Е-сетей обусловлено модельной мощностью формализма [5–8], возможной визуализацией структуры и поведения исследуемой системы. Кроме того, в работах [9–10] представлена возможность моделирования аналитико-имитационных человеко-машинных систем с помощью Е-сетей. Для решения вышеуказанной задачи необходимо выполнить процедуру идентификации объектов управления и поведения человека-оператора (коллектива операторов). В качестве ма-

тематического аппарата для выполнения идентификации широко используется аппарат искусственных нейронных и нейро-нечетких сетей. Поэтому основной задачей при построении математической модели сетями Петри и их расширениями является не только построение логико-динамической модели исследуемой системы или процесса, но и реализация искусственных нейронных сетей широкого класса в одном математическом базисе. Представленная работа посвящена решению вышеуказанной задачи применительно к одному из расширений сетей Петри – Е-сетям. Решение частного случая рассмотрено в работах [9, 11], но, как показывает практика построения искусственных нейронных сетей (далее – ИНС) математическим аппаратом Е-сетей, необходимо использовать иерархический подход к построению модели ИНС и применять многофункциональные компоненты аналитико-имитационной модели [12].

Методы исследования

Формализованное представление топологии ИНС приведено на рис. 1. Входной массив данных \mathbf{X} последовательно обрабатывается от слоя к слою. В настоящее время наиболее популярной архитектурой ИНС являются сверточные нейронные сети, у которых операция свертки чередуется со слоем пулинга (субдискретизации), что способствует уменьшению количества параметров и в результате – уменьшению объема вычислений. Впрочем, в ряде практических приложений целесообразно использовать нейронные сети с обратными связями. Общее формализованное описание искусственного нейрона (далее – ИН) может быть записано в виде:

$$y = f(\mathbf{W}\mathbf{X} + b) \quad (1)$$

или для радиально-базисной сети:

$$y = f(\text{dist}(\mathbf{W} - \mathbf{X})b), \quad (2)$$

где $f(\cdot)$ – функция активации. Для многослойных сетей это, как правило, монотонная дифференцируемая функция. В ряде случаев целесообразно вводить функцию активации с гистерезисом [13];

\mathbf{W} – вектор весовых коэффициентов, $\mathbf{W} \in R^n$, $\mathbf{P} \in R^n$, b – смещение, dist – Евклидово расстояние между \mathbf{W} и \mathbf{X} .

Для сети прямого распространения каждый последующий слой является композицией преобразований $f(\cdot)$ входных сигналов x в выходные:

$$y_j = \sum_i w_{ij} f(x_i),$$

где i – номер входа j -го нейрона.

Настройка весовых коэффициентов осуществляется с помощью функционального преобразования F_{ij}^m для m -го слоя:

$$w_{ij}^m(t+1) = F_{ij}^m[\mathbf{X}(t), \mathbf{Y}(t), \mathbf{W}(t)].$$

Для настройки весовых коэффициентов и смещений широко используют градиентные процедуры, например метод обратного распространения ошибки [14].

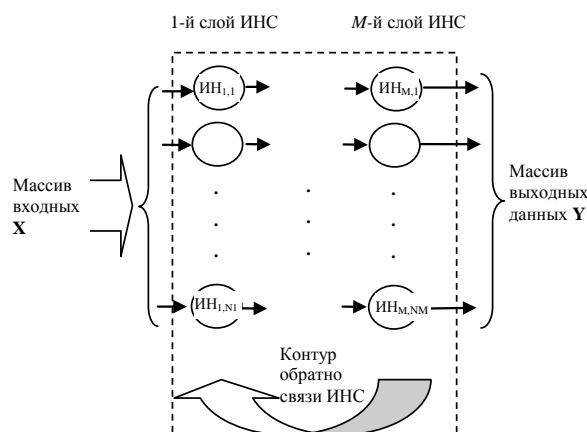


Рис. 1. Структурная схема искусственной нейронной сети
 Примечание: составлено авторами.

Архитектура построения ИНС Е-сетями, которая основана на гибкой иерархической организации Е-сетевой модели, проиллюстрирована на рис. 2. Общая структура представлена в виде многомерного массива. На рис. 2 показан частный случай – матрица типовых Е-сетевых шаблонов, которые настраиваются средствами профилирования [12] на требуемый закон функционирования согласно исходной задаче. Подсистема профилирования Е-сетевой ИНС формирует конфигурацию искусственной нейронной сети согласно исходной задаче. На рис. 2 закрашенные компоненты матрицы соответствуют активным нейронам, участвующим в процессе работы сети. Каждая компонента представлена Е-сетевой иерархической структурой, которая реализована в виде неизменного графа, вычисляющего закон преобразования данных согласно формулам (1), (2). Процедура реконфигурации архитектуры Е-сетевой модели и преобразования данных в ИНС осуществляется посредством маршрутизации маркеров (фишек). Фишка является носителем информации о состоянии системы. Для настройки Е-сетевой структуры предлагается использовать атрибуты двух классов $\mathbf{Atr} = \{\mathbf{A}_{\text{contr}}, \mathbf{A}_{\text{data}}\}$. Первый служебный атрибут $\mathbf{A}_{\text{contr}}$ содержит параметры, необходимые для конфигурации Е-сети. Атрибут \mathbf{A}_{data} содержит вектор входных данных \mathbf{X} , промежуточные и выходные данные ИНС \mathbf{Y} .

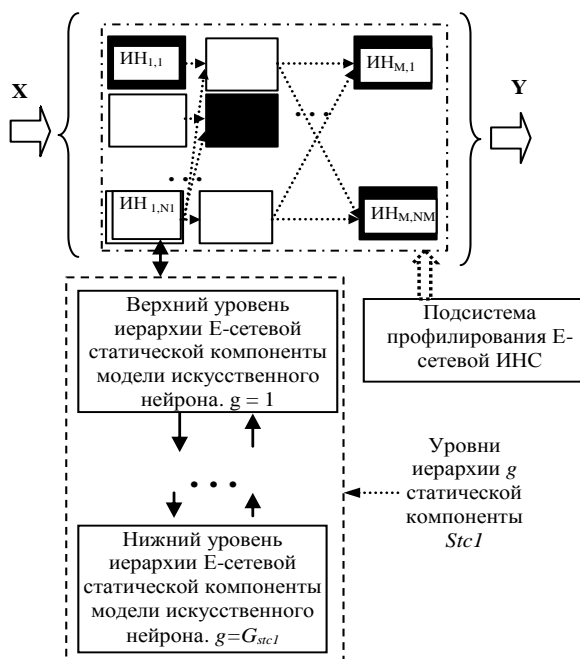


Рис. 2. Иерархическая организация моделирования ИНС
 Примечание: составлено авторами.

На рис. 3 представлен Е-сетевой граф, моделирующий работу формального нейрона. Во входную позицию X_c перехода C_Y поступает фишка, выполняющая задачу параметрической настройки модели искусственного нейрона. В позиции X_1, \dots, X_n поступают фишки, содержащие в атрибутах входные данные вектора \mathbf{X} . $\mathbf{A}_{\text{contr}}$ содержит сведения о типе функции активации ИН $f(\cdot)$, например биполярная сигмоидная $y = \frac{1}{1+e^{-cs}}$ (где $c > 0$ – коэффициент, характеризующий ширину сигмоидной функции по оси абсцисс, S – взвешенная сумма входных сигналов на весовые коэффициенты); длительности срабатывания перехода $C_Y - \Delta t$; значении вектора весовых коэффициентов \mathbf{W} и смещении b . В ряде случаев вместо детерминированного значения Δt целесообразно задавать закон распределения времени формирования спайка ИН [3–4]. При выполнении условия срабатывания перехода C_Y фишка заносится во входную позицию Y_0 . Причем в атрибут будет записано значение сигнала, вычисленного по формуле (1) или (2). Переход C_X моделирует роль трансммитера. Используя служебные параметры управления ИНС $\mathbf{A}_{\text{contr}}$, можно заблокировать или активизировать передачу спайка (фишки) последующим нейронам. Управляющая позиция R_2 позволяет селективно настраивать маршрут фишек по Е-сети.

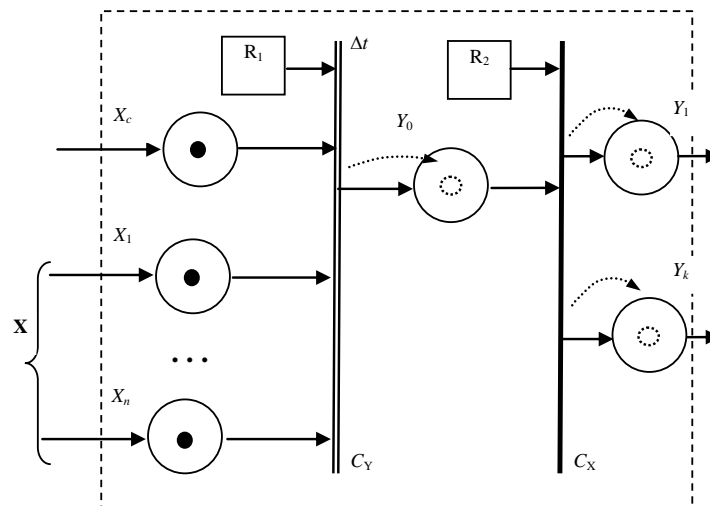


Рис. 3. Е-сетевая структурная схема искусственного нейрона

Примечание: составлено авторами.

Переход C_Y можно реализовать в виде иерархической структуры – макроперехода, который содержит Е-сетевой граф, выполняющий математические операции согласно формулам (1) и (2).

Выводы

Использование аппарата Е-сетей позволяет моделировать работу разнородных взаимодействующих между собой процессов, в том числе искусственных нейронных сетей с произвольной конфигурацией. Это позволяет представить модель ИНС в более компактной форме, сохраняя при этом модельную мощность. Отличительная особенность предлагаемой методики заключается в том, что она позволяет с единых методологических позиций на базе расширения сетей Петри (Е-сетевого моделирования) осуществлять сопряжение аналитико-имитационных моделей компонент исследуемой системы и нейронных сетей.

Результаты представленной работы могут быть использованы при построении компьютерных тренажеров, проектировании и сопровождении технических систем. Построение математической модели поведения операторов автоматизированных систем управления технологическими процессами является ключевой задачей, решение которой позволит повысить качество обучения операторов и надежность человеко-машинных систем.

В дальнейшем предлагается адаптировать Е-сетевую иерархическую структуру для моделирования нейро-нечетких сетей.

Литература

1. Маршаков Д. В., Фатхи Д. В. Модель аппаратной реализации искусственного нейрона на основе цветных временных сетей Петри // Информац. технологии. 2011. № 3 (57). С. 201–209.
2. Pop A., Blaga F. S., Ursu M. P., Bungău C., Hule V. Modeling a Manufacturing System by Using XML – Petri Nets Technology // IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering. 2020. Vol. 916. DOI 10.1088/1757-899X/916/1/012089.
3. Gilbert D., Heiner M., Ghanbar L., Chodak J. Spatial Quorum Sensing Modelling Using Coloured Hybrid Petri Nets and Simulative Model Checking // BMC Bioinformatics. 2019. Vol. 20. DOI 10.1186/s12859-019-2690-z.
4. Liu F., Heiner M., Gilbert D. Coloured Petri Nets for Multilevel, Multiscale and Multi-dimensional Modelling of Biological Systems // Briefings in Bioinformatics. 2019. Vol. 20, Iss. 3. P. 877–886.
5. Харахинов В. А., Сосинская С. С. Использование сетей Петри при проектировании архитектуры программного продукта для анализа данных с помощью нейронных сетей // Науч. вестн. НГТУ. 2018. Т. 73, № 4. С. 91–100.
6. Song T., Rodriguez-Paton A., Zheng P., Zeng X. Spiking Neural P Systems with Colored Spikes // IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems. 2018. Vol. 10, Iss. 4. 2018. P. 1106–1115.
7. Saren S. K., Blaga F., Vesselenyi T. Implementation of Fuzzy System Using Hierarchical Colored Petri Nets to Model Flexible Manufacturing Cell // IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering. 2018. DOI 10.1088/1757-899X/400/4/042050.
8. Tristono T., Cahyono S. D., Sutomo B., Utomo P. Investigate the Complexity of the Control System of the Norwegian Traffic Light Using Petri Net Model // IOP Conf. Series: Journal of Physics. 2019. DOI 10.1088/1742-6596/1211/1/012022.
9. Tarakanov D., Tsapko I., Tsapko S., Buldygin R. Principles of E-network Modelling of Heterogeneous Systems // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 2016. Vol. 124 (1).
10. Брагинский М. Я., Тараканов Д. В. Концепция построения аналитико-имитационных моделей человеко-машинных систем управления с помощью Е-сетей // Вестник кибернетики. 2020. № 2. С. 50–57.
11. Романников Д. О. О преобразовании сети Петри в нейронную сеть // Современ. информац. технологии. Сб. науч. тр. НГТУ. 2016. № 4 (86). С. 98–103.
12. Цапко Г. П., Цапко С. Г., Тараканов Д. В. Современные компьютерные тренажеры: математические методы моделирования и эмуляции параллельных взаимодействующих процессов. Томск : В-спектр, 2012. 192 с.
13. Соловьев А. М., Семенов М. Е. Искусственная нейронная сеть с гистерезисной функцией активации: стабилизация неустойчивых объектов // Теория и техника радиосвязи. 2016. № 3. С. 11–19.
14. Скуратовский Н. И., Темляков А. Ю., Алёхин М. Д. Системный анализ градиентных алгоритмов обучения искусственных нейронных сетей прямого распространения в задачах распознавания // Системный анализ в медицине (САМ-2014) : материалы VIII Междунар. науч. конф. Благовещенск : Дальневосточный научный центр физиологии и патологии дыхания, 2014. С. 23–26.