

ГИБРИДНЫЙ НЕЙРОПОДОБНЫЙ ЭЛЕМЕНТ – НОВЫЙ ТИП СТРОИТЕЛЬНОГО БЛОКА ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Попов С. В., Шкуро К. А.

Рассмотрена задача углубления специализации архитектур искусственных нейронных сетей за счет перехода с уровня выбора типов нейронов на уровень выбора типов отдельных синапсов. Для этого введен новый строительный блок – гибридный нейроподобный элемент. Настройка архитектуры сети на базе этих элементов может выполняться как с учетом априорной информации о свойствах моделируемой системы, так и с помощью эволюционных методов. Предложенный подход прошел апробацию при решении задачи прогнозирования гололедной нагрузки на воздушных линиях электропередачи, что позволило повысить точность прогнозирования, снизить число настраиваемых параметров модели, повысить ее устойчивость к различного рода возмущениям. Тем самым была подтверждена работоспособность и перспективность предложенного класса моделей.

Розглянуто задачу поглиблення спеціалізації архітектури штучних нейронних мереж за рахунок переходу з рівня вибору типів нейронів на рівень вибору типів окремих синапсів. Для цього введено новий будівельний блок – гібридний нейроподібний елемент. Налаштування архітектури мережі на базі цих елементів може виконуватися як з урахуванням априорної інформації про властивості системи, що моделюється, так і за допомогою еволюційних методів. Запропонований підхід пройшов апробацію при розв'язанні задачі прогнозування ожеледного навантаження на повітряних лініях електропередачі, що дозволило підвищити точність прогнозування, знизити число параметрів, що настроюються моделі, підвищити її стійкість до різного роду збурень. Тим самим була підтверджена працездатність і перспективність запропонованого класу моделей.

The problem of specialization increasing the artificial neural network architectures due to transition from the level types of neurons selection to the level of types of individual synapses selection is considered. To this end, a new building block – a hybrid neuron-like unit has been introduced. The network architecture based on these units can be chosen, it's based on a priori information about the system properties being is modeled, or using evolutionary methods. The proposed approach has been tested by solving the problem of forecasting glaze load on overhead power lines, thus improving the prediction accuracy and reduce the number of adjustable parameters in the model and increase its resistance to various kinds of perturbations. Thus confirmed the performance and prospects of the proposed class models.

Попов С. В.

д-р техн. наук, гл. науч. сотрудник ХНУР

Шкуро К. А.

аспирант ХНУР

kristinashkuro1@rambler.ru

УДК 004.032.26

Попов С. В., Шкуро К. А.

ГИБРИДНЫЙ НЕЙРОПОДОБНЫЙ ЭЛЕМЕНТ – НОВЫЙ ТИП СТРОИТЕЛЬНОГО БЛОКА ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Залогом успешности моделирования сложных систем, кроме прочего, является максимальный учет априорной информации о свойствах системы и ее входных и выходных сигналов. Когда такой информации нет, применяются универсальные модели типа «черный ящик», параметры которых не связаны с физическими свойствами исследуемого процесса. Эти модели способны обеспечивать достаточно хорошую аппроксимацию зависимостей типа «вход-выход», однако они не могут улучшить понимание внутреннего функционирования исследуемой системы. Среди подобных моделей в последнее время широко используются искусственные нейронные сети (ИНС) и нейро-фаззи системы, способные обеспечивать сколь угодно точную аппроксимацию непрерывных функций многих переменных [1].

Для учета априорной информации используют специализированные архитектуры искусственных нейронных сетей [2, 3], в частности, построенные с использованием нейро-фаззи элементов [4, 5] и динамических нейронов с конечной импульсной характеристикой [6]. Комбинируя в скрытых слоях сети эти типы нейронов, а также стандартные нейроны Маккаллоха-Питтса и динамические нейроны с бесконечной импульсной характеристикой [7], используя неполносвязные архитектуры, можно создавать специализированные нейронные сети, структура которых максимально соответствует специфике решаемой задачи [8]. Таким образом, получаются модели типа «серый ящик», которые имеют частичное соответствие со структурой исследуемой системы. Описанный способ специализации архитектур нейронных сетей основан на выборе типов используемых нейронов и выборе структуры связей между ними.

Целью настоящей работы является достижение более гибкой специализации и, соответственно, уменьшение количества настраиваемых параметров нейронной сети. Этого можно достичь, если опуститься до уровня подбора отдельных синапсов различных нейронов, для чего введем в рассмотрение новый тип строительного блока – гибридный нейроподобный элемент (HNU), структура которого представлена на рис. 1 [9].

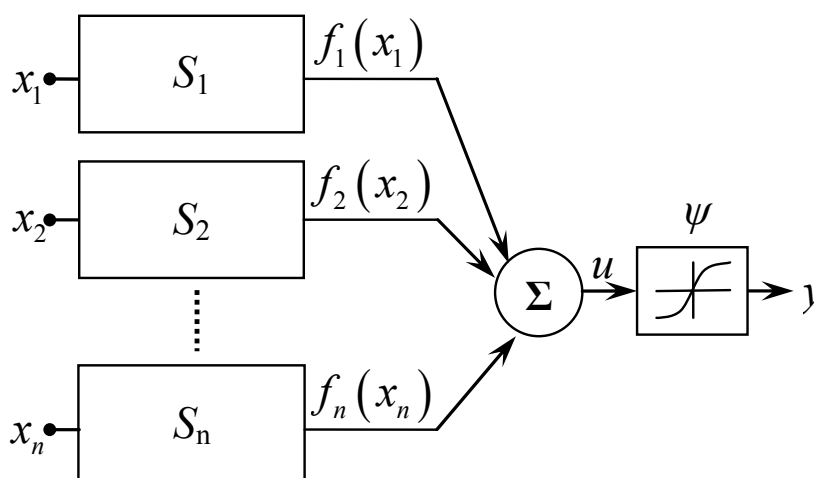


Рис. 1. Гибридный нейроподобный элемент

Входные сигналы $x_i (i=1, \dots, n)$ преобразуются с помощью синапсов различных типов S_i в сигналы $f_i(x_i)$, которые затем объединяются в сигнал внутренней активации $u = \sum_{i=1}^n f_i(x_i)$. Выходной сигнал нейрона формируется с помощью нелинейной активационной функции:

$$y = \psi(u) = \psi\left(\sum_{i=1}^n f_i(x_i)\right), \tag{1}$$

где в качестве $\psi(u)$, обычно, используется сигмоидальная функция или гиперболический тангенс.

В гибридном нейроподобном элементе используются синапсы четырех типов: линейный синапс (рис. 2), синапс-фильтр с бесконечной импульсной характеристикой (рис. 3), синапс-фильтр с конечной импульсной характеристикой (рис. 4) и нелинейный синапс на основе нечеткой системы (рис. 5). В приведенных схемах w_i, w_{ij}, v_{ij} – настраиваемые синаптические веса, μ_{ij} – функции принадлежности, z^{-1} – элементы чистого запаздывания, d_w, d_v – максимальные порядки запаздываний.

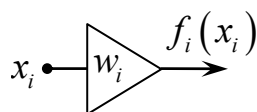


Рис. 2. Линейный синапс

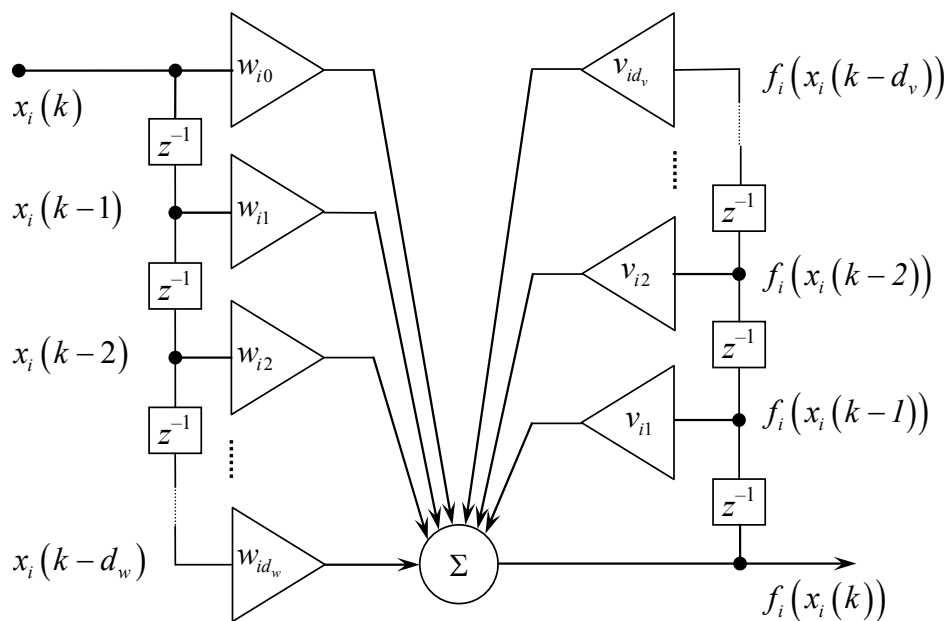


Рис. 3. Синапс-фильтр с бесконечной импульсной характеристикой

В соответствии с данными схемами выходные сигналы различных типов синапсов формируются следующим образом:

– для линейного синапса:

$$f_i(x_i) = w_i x_i;$$

– для синапса-фильтра с бесконечной импульсной характеристикой:

$$f_i(x_i(k)) = \sum_{j=0}^{d_w} w_{ij} x_i(k-j) + \sum_{j=1}^{d_v} v_{ij} f_i(x_i(k-j));$$

– для синапса-фильтра с конечной импульсной характеристикой:

$$f_i(x_i(k)) = \sum_{j=0}^{d_w} w_{ij} x_i(k-j);$$

– для нелинейного синапса на основе нечеткой системы:

$$f_i(x_i) = \sum_{j=1}^{h_i} w_{ij} \mu_{ij}(x_i),$$

где h_i – количество функций принадлежности для i -го входа.

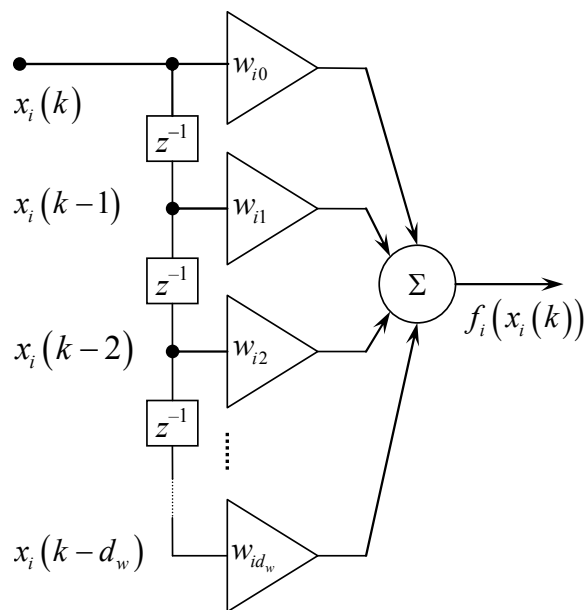


Рис. 4. Синапс-фильтр с конечной импульсной характеристикой

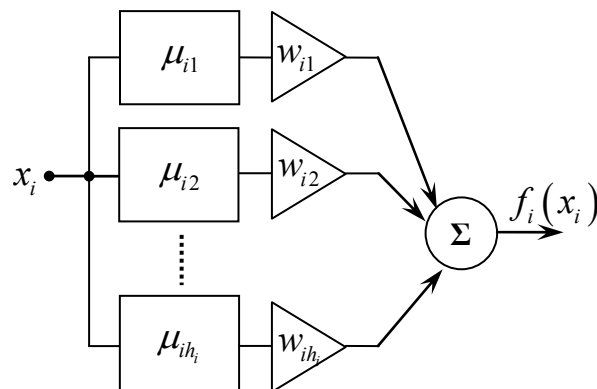


Рис. 5. Нелинейный синапс на основе нечеткой системы

В нелинейных синапсах на основе нечеткой системы обычно применяются треугольные функции принадлежности (рис. 6), значения которых определяются расстоянием между входом x_i и центрами c_{ij} :

$$\mu_{ij}(x_i) = \begin{cases} \frac{x_i - c_{i,j-1}}{c_{ij} - c_{i,j-1}}, & x_i \in [c_{i,j-1}, c_{ij}]; \\ \frac{c_{i,j+1} - x_i}{c_{i,j+1} - c_{ij}}, & x_i \in [c_{ij}, c_{i,j+1}]; \\ 0 & \text{в противном случае,} \end{cases} \quad (2)$$

при этом автоматически обеспечивается разбиение Руспини $\sum_{j=1}^{h_i} \mu_{ij}(x_i) = 1, \forall i$.

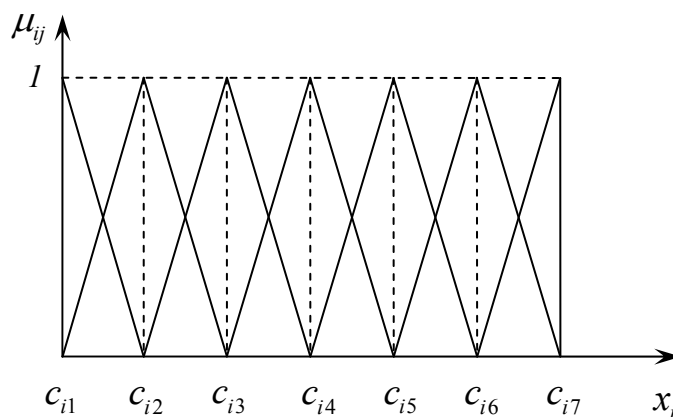


Рис. 6. Фаззификация переменной треугольными функциями принадлежности

Если активен нечеткий интервал p , выход нелинейного синапса можно выразить следующим образом:

$$\begin{aligned} f_i(x_i) &= \sum_{j=1}^{h_i} w_{ij} \mu_{ij}(x_i) = w_{ip} \mu_{ip}(x_i) + w_{i,p+1} \mu_{i,p+1}(x_i) = \\ &= \frac{c_{i,p+1} - x_i}{c_{i,p+1} - c_{ip}} w_{ip} + \frac{x_i - c_{ip}}{c_{i,p+1} - c_{ip}} w_{i,p+1} = a_i x_i + b_i, \end{aligned} \quad (3)$$

где $a_i = \frac{w_{i,p+1} - w_{ip}}{c_{i,p+1} - c_{ip}}$, $b_i = \frac{c_{i,p+1} w_{ip} - c_{ip} w_{i,p+1}}{c_{i,p+1} - c_{ip}}$.

Применение гибридных нейроподобных элементов позволяет строить нейронную сеть по стандартной многослойной архитектуре, специализация которой достигается за счет:

- выбора типа синапса для каждой связи сети, включая возможность разрыва связи (отсутствие синапса);
- выбора количества и порядка элементов задержек в синапсах-фильтрах с конечной и бесконечной импульсными характеристиками;
- выбора количества и параметров функций принадлежности в нелинейных синапсах.

В первом скрытом слое сети такой выбор может осуществляться на основе априорной информации о свойствах обрабатываемых сигналов, однако в последующих скрытых слоях и в выходном слое эта информация отсутствует, что ведет к необходимости решения задачи

структурной оптимизации для синапсов этих слоев. Для решения этой задачи предлагается применить эволюционный подход, также относящийся к методам вычислительного интеллекта. Это позволит найти оптимальные значения не только названных характеристик, но и число скрытых слоев сети, а также количество гибридных нейроподобных элементов в каждом из них [10]. Параметрическая идентификация сгенерированной таким образом структуры может затем осуществляться или традиционными методами на основе обратного распространения ошибки, или также с использованием эволюционного подхода.

ВЫВОДЫ

Таким образом, построение гибридных сетей на базе гибридных нейроподобных элементов дает возможность гибкого выбора между универсальными (все синапсы одного типа, полносвязная архитектура) и специализированными (синапсы различных типов и/или неполносвязная архитектура) архитектурами. При этом возможна реализация нелинейных моделей авторегрессии (NAR), авторегрессии с внешними входами (NARX), авторегрессии – скользящего среднего (NARMA), авторегрессии – скользящего среднего с внешними входами (NARMAX).

Предложенный подход был успешно применен авторами для решения задачи прогнозирования гололедной нагрузки на воздушных линиях электропередачи [11], что позволило повысить точность прогнозирования, снизить число настраиваемых параметров модели, повысить ее устойчивость к различного рода возмущениям. Тем самым была подтверждена работоспособность и перспективность предложенного класса моделей.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Haykin S. *Neural Networks. A Comprehensive Foundation* / S. Haykin. – Upper Saddle River: Prentice Hall, 1999. – 842 p.
2. Bodyanskiy Ye. *Feedforward Neural Network with a Specialized Architecture for Estimation of the Temperature Influence on the Electric Load* / Ye. Bodyanskiy, S. Popov, T. Rybalchenko // *Proc. 4th Int. IEEE Conf. Intelligent Systems.* – Varna, Bulgaria, September 6–8, 2008. – I. – P. 7–14–7–18.
3. Bodyanskiy Ye. *Multilayer neuro-fuzzy network for short term electric load forecasting* / Ye. Bodyanskiy, S. Popov, T. Rybalchenko // *Lecture Notes in Computer Science.* – Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2008. – 5010. – P. 339–348.
4. Bodyanskiy Ye. *Neuro-fuzzy unit for real-time signal processing* / Ye. Bodyanskiy, S. Popov // *Proc. IEEE East-West Design & Test Workshop (EWDTW'06).* – Sochi, Russia, September 15–19, 2006. – P. 403–406.
5. Bodyanskiy Ye. *Multilayer Network of Neuro-Fuzzy Units in Forecasting Applications* / Ye. Bodyanskiy, S. Popov // *Research Papers of Wroclaw University of Economics. Knowledge Acquisition and Management.* – 2008. – № 25. – P. 9–14.
6. Бодянский Е. В. *Прогнозирующая адаптивная нейронная сеть с динамическими нейронами-фильтрами* / Е. В. Бодянский, С. В. Попов, Т. Е. Чепенко // *Радиоэлектроника и информатика.* – 2003. – N. 2. – С. 48–51.
7. Бодянский Е. В. *Алгоритм обучения локально рекуррентной нейронной сети в задаче идентификации нелинейных динамических объектов* / Е. В. Бодянский, С. В. Попов, Т. Е. Чепенко // *АСУ и приборы автоматизации.* – 2004. – 126. – С. 17–23.
8. *Гибридная нейро-фаззи сеть для краткосрочного прогнозирования взаимосвязанных процессов потребления электроэнергии* / Е. В. Бодянский, С. В. Попов, Т. В. Рыбальченко, Н. Н. Титов // *Праці Інституту електродинаміки НАН України.* – 2008. – 21. – С. 13–22.
9. Попов С. В. *Специализированные архитектуры искусственных нейронных сетей на базе гибридных нейроподобных элементов* / С. В. Попов // *Збірник наукових праць Національного гірничого університету.* – 2009. – № 33, Т. 2. – С. 76–82.
10. Попов С. В. *Эволюционная нейро-фаззи сеть на базе гибридных нейроподобных элементов* / С. В. Попов, К. А. Шкуро // *17 міжнародна конференція з автоматичного управління «Автоматика-2010». Тези доповідей. Том 2.* – Харків: ХНУРЕ, 2010. – С. 193–194.
11. Попов С. В. *Прогнозирование динамики гололедной нагрузки на воздушных линиях электропередачи с использованием искусственных нейронных сетей* / С. В. Попов, К. А. Шкуро, О. В. Пархоменко // *Материалы Международной научно-практической конференции «Информационные системы и технологии в энергетике и жилищно-коммунальной сфере» ИСТЭ-2011.* – Ялта, 1–6 октября, 2011. – С. 15–17.

Статья поступила в редакцию 10.11.2011 г.