

УДК 62.50

БАБЕНКО А.В., с.н.с.,
 БОДЯНСКИЙ Е.В., д.т.н., профессор,
 ПОПОВ С.В., к.т.н., с.н.с.(ХНУРЭ)

Нейро-фаззи эхо-сеть для прогнозирования состояний и диагностики электроэнергетических систем

Электроэнергетические системы представляют собой сложные объекты, в процессе эксплуатации которых возникает множество технических задач, решение которых требует привлечения разнообразных средств математической и компьютерной обработки информации. Так как эти системы являются динамическими, их функционирование описывается различными временными рядами, отражающими, например, потребление электроэнергии, платежи потребителей, цену электроэнергии, токи и напряжения в различных точках электросетей, вибросигналы различного оборудования и т.п. Большую долю в обработке этих временных рядов занимают задачи прогнозирования и диагностики, для решения которых в последнее время активно применяются рекуррентные нейронные сети [1-3], обладающие необходимыми для этого динамическими свойствами.

К основным недостаткам традиционных рекуррентных нейронных сетей, затрудняющим их применение, следует отнести низкую скорость обучения, основанного на процедуре обратного распространения ошибки, и сложность обеспечения устойчивости, связанную с отсутствием аналитических методов исследования устойчивости нелинейных динамических систем. Преодолеть эти недостатки можно с помощью введенных Г. Егером нейронных эхо-сетей [4-6]. Их архитектура (рис. 1) сходна с рекуррентными нейронными сетями и содержит входной слой, скрытый слой, охваченный обратными связями и называемый также «динамическим резервуаром», и выходной слой, считывающий информацию из скрытого слоя. Основная особенность нейронных эхо-сетей заключается в том, что настраиваемыми являются только синаптические веса выходного слоя, для обучения которых могут применяться оптимальные по быстродействию адаптивные алгоритмы линейной идентификации [7, 8]. Веса же скрытого слоя сети задаются один раз при инициализации сети и не изменяются в процессе ее функционирования.

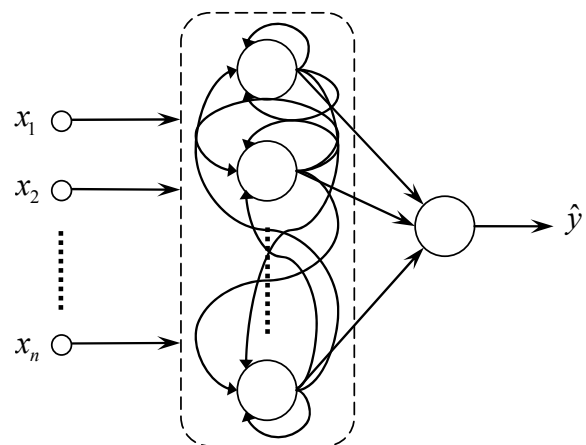


Рисунок 1 - Общая архитектура нейронной эхо-сети

При подаче на вход такой сети некоторого сигнала он фиксируется во входном слое. Затем производится несколько итераций в скрытом слое сети, пока его выходные сигналы не стабилизируются. При этом в скрытом слое наблюдаются ослабленные по амплитуде образы предыдущих состояний сети, откуда и произошло название «эхо-сеть» (echo-state network). Выходной сигнал сети формируется с помощью считывания выходным слоем информации из скрытого слоя сети.

Для расширения функциональных возможностей обычных нейронных эхо-сетей введем дополнительный скрытый слой задержек и фаззификации входных сигналов, заданных в номинальной и порядковой шкалах измерений, аналогичный примененному в [9]. Выходом этого слоя является вектор $o^{[1]}(k)$. На рис. 2 приведена архитектура предлагаемой нейро-фаззи эхо-сети, предназначенная для решения задачи прогнозирования потребления электроэнергии.

Во втором скрытом слое («динамическом резервуаре») используются радиально-базисные нейроны, отличающиеся локальностью своих рецепторных полей.

© А.В. Бабенко, Е.В. Бодянский, С.В. Попов, 2009

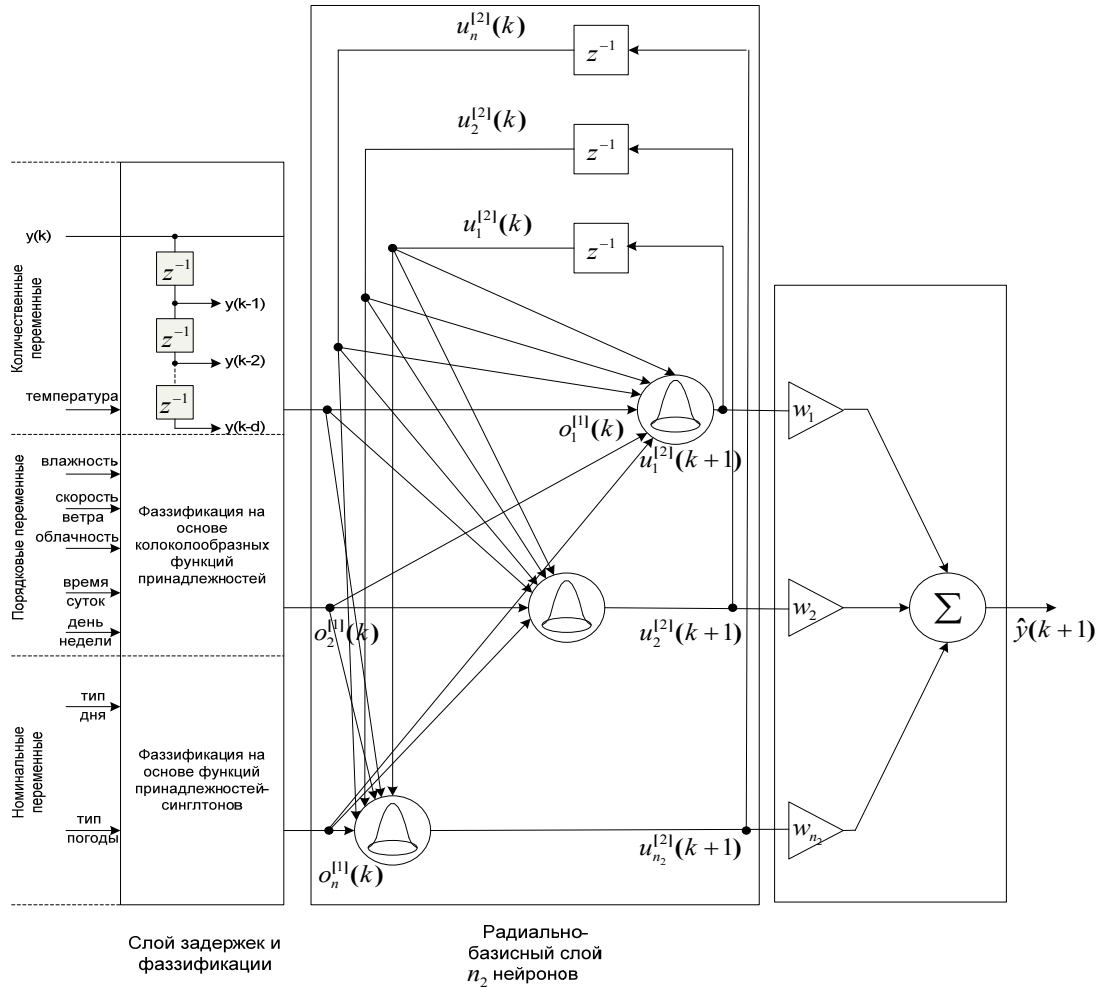


Рисунок 2 - Архитектура нейро-фаззи эхо-сети

Это обеспечивает устойчивость сети, так как экстремальные выходные значения выходят за пределы области чувствительности нейронов, что приводит к обнулению их сигналов активации. Этот слой содержит $n_2 \gg n$ нейронов, выходы которых через n_2 элементов задержки вновь подаются на входы второго скрытого слоя.

Входной информацией для радиально-базисного слоя является составной $(n + n_2) \times 1$ – вектор $x^{[2]}(k) = (o^{[1]T}(k), u^{[2]T}(k))^T$, подаваемый на входы всех радиально-базисных нейронов. Каждый радиально-базисный нейрон реализует нелинейное преобразование вида

$$u_i^{[2]}(k+1) = \varphi_i(x^{[2]}(k)), \quad (1)$$

где $\varphi_i(\square)$ – это обычно колоколообразная функция, чаще всего гауссиан

$$u_i^{[2]}(k+1) = \exp\left(-\frac{\|x^{[2]}(k) - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad (2)$$

где c_i – $(n + n_2)$ -мерный вектор, определяющий координаты центра i -го нейрона, σ_i – параметр, определяющий размеры рецепторного поля нейрона. Естественно, что вместо гауссиана может использоваться любая другая радиально-базисная функция.

Далее выходные сигналы радиально-базисных нейронов $u_i^{[2]}(k+1)$, проходя через настраиваемые синаптические веса $w_i, i = 0, 1, \dots, n_2$, суммируются, формируя прогноз

$$\hat{y}(k+1) = w_0 + \sum_{i=1}^{n_2} w_i u_i^{[2]}(k+1) = w^T u^{[2]}(k+1), \quad (3)$$

где $w^T = (w_0, w_1, \dots, w_{n_2})^T$,

$$u^{[2]}(k+1) = (1, u_1^{[2]}(k+1), \dots, u_{n_2}^{[2]}(k+1))^T = (1, u^{[2]T}(k+1))^T.$$

Для обучения весов выходного слоя сети с успехом может быть использован оптимальный по быстродействию

ствию алгоритм Качмажа-Уидроу-Хоффа

$$w(k+1) = w(k) + \frac{e(k)u^{[2]}(k)}{\|u^{[2]}(k)\|^2}, \quad (4)$$

(здесь $e(k) = y(k) - \hat{y}(k)$ – сигнал ошибки), превосходящий по быстрдействию любую процедуру, связанную с обратным распространением.

Отслеживая в реальном времени изменения вектора весов $w(k)$, можно решать задачу диагностики объекта, генерирующего контролируемый временной ряд. Для этого можно воспользоваться алгоритмом Хегглунда [10] в форме

$$\begin{cases} \theta(k+1) = \eta_\theta \theta(k) + w(k+1) - w(k), \\ \mu(k+1) = \text{sign}(\theta^T(k+1)(w(k+1) - w(k))), \end{cases} \quad (5)$$

где $0 \leq \eta_\theta < 1$.

Если диагностирующий сигнал $\mu(k+1)$ в течение нескольких шагов подряд принимает значение +1, это свидетельствует о том, что в контролируемом сигнале $y(k)$ возникли резкие изменения.

Таким образом, предлагаемая сеть обеспечивает не только прогнозирование состояний динамического объекта, но и контроль за резкими их изменениями, что весьма важно для обеспечения бесперебойной работы электроэнергетических систем.

Заключение

Предложена архитектура нейро-фаззи эхо-сети и алгоритм ее обучения для решения задач прогнозирования и диагностики электроэнергетических систем. Простота и высокая скорость обучения предложенной сети обеспечивает ей преимущество по сравнению с традиционными подходами, используемыми ныне для решения этих задач.

Литература

1. *Madhavan P.G.* Recurrent Neural Network for Time Series Prediction // Proc. 15th Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. – October 28-31, 1993. – P. 250-251.
2. *Vermaak J., Both E.C.* Recurrent Neural Networks for Short-Term Load Forecasting // IEEE Trans. Power Systems. – 1998. – 13. – N. 1. – P. 126-132.
3. *Mandic D.P., Chambers J.A.* Recurrent Neural Networks for Prediction. – Chichester: John Wiley&Sons, 2001. – 285 p.
4. *Jaeger H.* Adaptive nonlinear system identification with echo state networks // Advances in Neural Infor-

5. *Jaeger H.* Reservoir riddles: Suggestions for echo state network research // Proc. Int. Joint Conf. Neural Net-works. – Montreal, Canada, July 31-August 4, 2005. – P. 1460-1462.
6. *Jaeger H., Lukosevicius M., Popovici D.* Optimization and Applications of Echo State Networks with Leaky Integrator Neurons // Neural Networks. – 2007. – 20. – N. 3. – P. 335-352.
7. *Райбман Н.С., Чадаев В.М.* Построение моделей процессов производства. – М.: Энергия, 1975. – 376 с.
8. *Льюнг Л.* Идентификация систем. Теория для пользователя: Пер. с англ. / Под ред. Я.З. Цыпкина. – М.: Наука, 1991. – 432 с.
9. *Bodyanskiy Y., Popov S., Rybalchenko T.* Multilayer neuro-fuzzy network for short term electric load forecasting // Lecture Notes in Computer Science – Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2008. – 5010. – P. 339-348.
10. *Haeggglund T.* Adaptive control of systems subject to large parameter changes // Proc. IFAC 9th Triennial World Congress. – Budapest, 1984. – P. 993-998.

Резюме

В работе предложена архитектура нейро-фаззи эхо-сети и алгоритм ее обучения для решения задач прогнозирования и диагностики электроэнергетических систем. Простота и высокая скорость обучения предложенной сети обеспечивает ей преимущество по сравнению с традиционными подходами, используемыми ныне для решения этих задач

У роботі запропонована архітектура нейро-фаззи луна-мережі й алгоритм її навчання для розв'язання задач прогнозування й діагностики електроенергетичних систем. Простота й висока швидкість навчання запропонованої мережі забезпечує їй перевагу в порівнянні із традиційними підходами, використовуваними нині для розв'язання цих задач

Architecture of an echo-state network and its learning algorithm are proposed for the problems of states forecasting and diagnostics of power systems. Simplicity and high speed of training the proposed network provide advantages over the traditional approaches, which are currently in use for the solution of these problems

Ключевые слова: электроэнергетическая система, нейрофаззи, нейронные сети, нейро-фаззи, эхо сеть, эхосеть, диагностика

Поступила 30.07.2009 г.