

УДК 004.67

ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К ОБНАРУЖЕНИЮ ИЗМЕНЕНИЯ СВОЙСТВ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Е. В. Мантула

Харьковский национальный университет радиоэлектроники
Украина, г. Харьков
elenamantula@gmail.com

При решении задач прогнозирования предложено использование многослойных МГУА-нейронных сетей, обеспечивающих высокое качество аппроксимации и экстраполяции. Использование данных нейронных сетей обеспечивает простоту численной реализации в условиях дефицита и нестационарности исходной информации, заданной в форме многомерного временного ряда.

Ключевые слова: временной ряд, метод группового учета аргументов, синтез многомерной модели.

Задача прогнозирования нестационарных временных рядов произвольной природы часто встречается во множестве приложений, где важно знать поведение исследуемой системы и обнаруживать изменение ее структуры и параметров в будущие моменты времени. Для этого используются простейшие интуитивные и статистические методы, искусственные нейронные сети, включающие в себя как громоздкие универсальные нейропредикторы на основе так называемых NARMAX- MIMO-моделей, так и упрощенные архитектуры на основе ANARX- и SANARX-моделей [1]. В общем случае предметом анализа и предсказания является многомерная стохастическая последовательность $y(k) = (y_1(k), \dots, y_i(k), \dots, y_n(k))^T$, где $y_i(k)$ – значение i -го контролируемого показателя в момент контроля $k = 1, 2, \dots$. Значение каждого из компонентов $y_i(k)$ определяется множеством внешних факторов, формирующих многомерную последовательность $x(k) = (x_1(k), \dots, x_p(k), \dots, x_q(k))^T$. Поэтому задача прогнозирования сводится к построению многомерной нелинейной математической модели $\hat{y}(k) = f(x(k))$, связывающей с помощью некоторого априори неизвестного нелинейного преобразования $f(\circ)$ экзогенный многомерный ряд $x(k)$ с оценкой $\hat{y}(k)$ контролируемого сигнала.

Задача синтеза многомерной (MIMO) модели достаточно эффективно может быть решена с помощью таких традиционных нейронных сетей, как многослойный персептрон (MLP) или радиально-базисная нейронная сеть (RBFN) [2]. Но реальные временные ряды, как правило, нестационарны, содержат нелинейные нерегулярные тренды, резкие скачки и выбросы, поэтому данных недостаточно для обучения большого набора синаптических весов многослойного персептрона или радиально-базисной сети. Сократить количество настраиваемых синаптических весов можно, используя метод группового учета аргументов (МГУА), предложенный А. Г. Ивахненко [3, 4] и положенный в основу так называемой МГУА-нейронной сети (GMDH-NN) [5], имеющий переменную структуру, изменяющуюся в процессе обучения в случае изменения свойств анализируемых сигналов. Каждый нейрон МГУА-сети – N-адалина представляет собой адаптивный линейный ассоциатор с двумя входами и нелинейным препроцессором, образованным тремя блоками умножения, и вычисляет квадратичную комбинацию входов вида

$$\hat{y}_{gh} = f_{gh}(z_g, z_h) = w_{gh0} + w_{gh1}z_g + w_{gh2}z_g^2 + w_{gh3}z_g z_h + w_{gh4}z_h^2 + w_{gh5}z_h = w_{gh}^T z_{gh},$$

где $w_{gh} = (w_{gh0}, w_{gh1}, w_{gh2}, w_{gh3}, w_{gh4}, w_{gh5})^T$, $z_{gh} = (1, z_g, z_g^2, z_g z_h, z_h^2, z_h)^T$.

Процесс обучения МГУА-нейронной сети состоит в ее конфигурировании, начиная с первого скрытого слоя, независимой настройке синаптических весов каждой нелинейной адальины и наращивании количества слоев для достижения необходимой точности прогнозирования. Количество нейронов первого скрытого слоя сети определяется размерностью входного вектора n и не превышает зна-

чение $n(n-1)/2$ – количества сочетаний из n по 2. Так, для i -го контролируемого показателя $y_i(k)$, чья прогнозирующая модель имеет вид

$$\hat{y}_i(k) = f_i(y_i(k-1), \dots, y_i(k-n_{A,i}), x_1(k-1), \dots, x_1(k-n_{B,1}), x_2(k-1), \dots, x_2(k-n_{B,2}), \dots, x_p(k-1), \dots, x_q(k-n_{B,q}))$$

(здесь $n_{A,i}$, $n_{B,q}$ – порядки авторегрессии и запаздывания экзогенных переменных, соответственно), или, что то же самое,

$$\hat{y}_i(k) = f_i(z_1(k), \dots, z_{n_{A,i}}(k), z_{n_{A,i}+1}(k), \dots, z_{n_{A,i}+n_{B,i}}(k), \dots, z_{n_{A,i}+n_{B,i}+\dots+n_{B,q}}(k)).$$

Количество нейронов первого скрытого слоя определяется значением $c_{n_{A,i}+n_{B,1}+\dots+n_{B,q}}^2$. Поскольку это число может быть велико, для обучения обычных нейронных сетей может потребоваться слишком большая по объему обучающая выборка, в то время как в МГУА-нейронной сети одновременно и независимо настраиваются наборы из шести синаптических весов. Каждый из нейронов первого скрытого слоя настраивается с помощью любого из линейных алгоритмов обучения или идентификации, однако в нестационарных условиях целесообразно воспользоваться методом наименьших квадратов на скользящем окне из S наблюдений, имеющим вид

$$w_{gh}(k) = \left(\sum_{\chi=k-s+1}^k z_{gh}(\chi) z_{gh}^T(\chi) \right)^{-1} \sum_{\chi=k-s+1}^k z_{gh}(\chi) y_i(\chi),$$

при этом на каждом такте обучения необходимо обращать (6×6) -матрицу, что очень просто с вычислительной точки зрения. После предъявления нейронам первого слоя всей обучающей выборки оценивается точность, например, с помощью дисперсии ошибки предсказания, каждого нейрона $\hat{y}_1^{[1]}, \hat{y}_2^{[1]}, \dots, \hat{y}_{c_{n_{A,i}+n_{B,1}+\dots+n_{B,q}}}^{[1]}$ и формируется группа из нейронов, дающих ошибку ниже некоторого апри-

орно заданного порога. Именно выходы этой группы $\hat{y}_i^{[1]}$ являются входами второго скрытого слоя. С помощью того же обучающего сигнала $y_i(k)$ настраиваются нейроны второго слоя при «замороженных» синаптических весах первого и опять формируется группа, характеризующаяся наилучшей точностью. Процесс наращивания слоев и настройки синаптических весов продолжается до достижения хотя бы одним нейроном очередного слоя требуемой точности. Наилучший же нейрон последнего слоя полагается выходным нейроном сети в целом.

Таким образом, в условиях дефицита и нестационарности исходной информации, заданной в форме многомерного временного ряда, целесообразно использование многослойных МГУА-нейронных сетей, обеспечивающих высокое качество аппроксимации и экстраполяции и характеризующихся простотой численной реализации.

ИСПОЛЬЗОВАННЫЕ ИСТОЧНИКИ

1. Chowdhury F. N. Input-output modeling of nonlinear systems with time-varying linear models // IEEE Trans. on Automatic Control.– 2000.– Vol. 7.– P. 1355–1358.
2. Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation. // Upper Saddle River, N. J.: Prentice-Hall, Inc., 1999, 842 p.
3. Ивахненко А. Г. Системы эвристической самоорганизации в технической кибернетике.– Киев: Техника, 1971, 372 с.
4. Ивахненко А. Г., Степашко В. С. Помехоустойчивость моделирования.– Киев: Наук. думка, 1985, 216 с.
5. Pham D. T., Liu X., Neural Networks for Identification, Prediction and Control // London: Springer – Verlag, 1995, 238 p.

O. V. Mantula

An approach to change detection properties of nonstationary time series.

The use of GMDH-multilayer neural networks is proposed for solving prediction problems. This would provide high quality approximation and extrapolation. The use of these neural networks ensures the ease of numerical implementation under the shortage and nonstationarity of initial information given in the form of multidimensional time series.

Keywords: *time series, group argument account method, multidimensional model synthesis.*