

УДК 681.51.015

Ю.В. Гнусов, А.Л. Ерохин

Национальный университет внутренних дел, г. Харьков, Украина

Использование нейросетевых методов для прогнозирования временных рядов

В статье намечены пути применения нейросетевых методов для прогнозирования при принятии решений в управлении социально-экономическими системами. Предложено использовать аппроксимирующие свойства нейронных сетей. Приведена общая схема прогнозирования временных рядов с использованием нейронных сетей, разработан алгоритм выделения входных последовательностей, построена нейросетевая прогнозирующая модель для краткосрочного прогнозирования.

Процесс прогнозирования является ключевым моментом при принятии решений в управлении социально-экономическими системами. Для построения такого прогноза необходимо осуществить детальный анализ временных рядов соответствующих показателей с целью выявления сложившихся тенденций и построения моделей изучаемых процессов. Простейшими средствами такого анализа являются статистические методы кластерного и регрессионного анализа. Однако математические модели, построенные с использованием данных методов, являются линейными, что существенно сужает их применение в реальных системах.

В связи с этим на первое место выходит новое поколение методов, включающих нейросетевые и генетические алгоритмы, которые позволяют анализировать и прогнозировать нелинейные временные ряды [1], [2].

Применение нейронных сетей (НС) для прогнозирования временных рядов основано на способности НС аппроксимировать нелинейные функции. При этом обработка нейронной сетью входных данных может осуществляться как для отдельных данных, так и для набора данных, описывающих предысторию процесса. Обозначая входную информацию в момент времени k через $y[k]$ (при этом y может быть вектором), функционирование выделенных видов НС может быть описано соотношениями

$$y[k+1] = NN(y[k]) \text{ и } y[k+1] = NN(y[k], y[k-1], \dots, y[k-l]), \quad (1)$$

где функция $NN()$ характеризует структуру нейросетевого предиктора, а l – объем предыстории наблюдений.

Такой подход позволяет использовать авторегрессионные модели для прогнозирования нелинейных временных рядов, что позволяет эффективно использовать существующий аппарат нейронных сетей.

1. Схема прогнозирования временных рядов с использованием нейронных сетей

Представим нейронную сеть как многослойную структуру, в которой входной слой нейронов связан с выходным через один или более промежуточных слоев. Процесс обучения нейронных сетей заключается в настройке весовых коэффициентов, обеспечивающих реализацию связи между входом и выходом. Большинство адаптивных обучающих алгоритмов основано на процедуре обратного распространения.

Нейросетевая прогнозирующая модель может быть представлена в следующем виде:

$$y[k+1] = NN(y[k], y[k-1], \dots, y[k-i], e[k], e[k-1], \dots, e[k-d]), \quad (2)$$

где y является соответствующим наблюдением, а $e[k], \dots, e[k-d]$ – набором остатков. Процесс построения прогнозирующей модели невозможен без определения количества используемых элементов временного ряда y и ошибок прогнозирования e .

Рассмотрим схему прогнозирования временных рядов с использованием нейронных сетей обратного распространения. Такая схема включает три этапа:

- 1) определение объема предыстории для входных последовательностей;
- 2) определение количества нейронов в скрытом слое (слоях);
- 3) построение нейросетевой прогнозирующей модели.

Рассмотрим предлагаемую схему подробнее.

2. Выделение входных последовательностей

Выделение входных последовательностей (обучающих выборок) осуществляется с использованием автокорреляционного анализа и осуществляется в два этапа:

Этап 1. Для заданных временных рядов вычисляются автокорреляционные функции. Если ряд содержит тренд, то последний должен быть исключен путем взятия последовательных разностей. Дифференцирование уменьшает коррелированность: если автокорреляции исходного ряда строго положительны, то (несезонное дискретное) дифференцирование уменьшает их или даже делает отрицательными. Повторное дифференцирование еще уменьшает автокорреляции.

Для временного ряда, записанного в виде $y_i, i = 1, 2, \dots$, коэффициент автокорреляции для оцениваемых значений выборки вычисляется по формуле:

$$r_k = \frac{\sum_{i=1}^{n-k} (y_{i+k} - \bar{y}_{i+k})(y_i - \bar{y}_i)}{[\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2]^{1/2} [\sum_{i=1}^n (y_{i+k} - \bar{y}_{i+k})^2]^{1/2}}, \quad (3)$$

где r_k описывает автокорреляцию между наблюдениями y_i и y_{i+k} . Автокорреляции для различных выборок следуют закону распределения значений вокруг k , такой закон называется выборочным распределением автокорреляций. Выборочное распределение коэффициентов автокорреляции подчинено нормальному закону распределения с математическим ожиданием и дисперсией

$$\mu_{r_k} = 0, \quad (4)$$

$$\sigma_{r_k} = \frac{1}{n^{1/2}} \quad (5)$$

соответственно.

Вычисленные на этом этапе значения автокорреляционных коэффициентов определяют лаги остатков, которые используются при краткосрочном прогнозировании.

Этап 2. Вычисляются частные автокорреляционные коэффициенты, которые показывают, как $y[i]$ автокоррелирует с $y[i+k]$.

Автокорреляционная функция (АКФ) вычисляется как последовательность корреляций между рядом и им же, сдвинутым на 1, 2, ... временных точек – лагов. Автокорреляция при лаге 1 есть коэффициент корреляции между $y[i]$ и $y[i-1]$, который равняется коэффициенту корреляции между $y[i-1]$ и $y[i-2]$. (Собственно, это свойство и позволяет говорить об автокорреляционной функции и вычислять ее значения описанным образом.) Однако если коррелированы $y[i]$ и $y[i-1]$, а также $y[i-1]$ и $y[i-2]$, то естественно думать, что $y[i]$ и $y[i-2]$ также коррелированы. Таким образом, автокорреляция при лаге 1 «вызывает» автокорреляцию при лаге 2, а соответственно, и при больших лагах. Потому-то и оказывается полезной частная автокорреляционная функция, ЧАКФ. Ее значение при лаге 1 совпадает с обычной автокорреляцией, отличия начинаются с лага 2. Значение ЧАКФ при лаге 2 равняется корреляции рядов $y[i]$ и $y[i-2]$, причем считается исключенной их корреляция с рядом $y[i-1]$. Аналогично, ЧАКФ при лаге 3 равняется корреляции рядов $y[i]$ и $y[i-3]$, причем считается исключенной их корреляция с рядами $y[i-1]$ и $y[i-2]$.

Обозначим оценки коэффициентов частных автокорреляционных функций для авторегрессионной модели порядка m как $\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_m$. Данные оценки могут быть получены путем решения системы уравнений вида

$$y[k] = \rho_1 y[k-1] + e[k], \quad (6)$$

$$y[k] = \rho_1 y[k-1] + \rho_2 y[k-2] + e[k], \quad (7)$$

и

$$y[k] = \rho_1 y[k-1] + \rho_2 y[k-2] + \dots + \rho_{m-1} y[k-m+1] + \rho_m y[k-m] + e[k]. \quad (8)$$

При рассматриваемом подходе частная автокорреляционная функция должна обрываться после l значений. Критерием обрыва функции является выполнение нестрогого равенства

$$\rho_{ll} \cong \frac{1}{\sqrt{n}}, \quad l \geq p+1.$$

3. Определение количества нейронов в скрытом слое (слоях)

Количество нейронов в скрытом слое вычисляется по формуле

$$N_{\text{нейронов}} \leq \frac{N_{\text{обуч}} E_{\text{толер}}}{N_{\text{выборки}} + N_{\text{выход}}}, \quad (9)$$

где $N_{\text{нейронов}}$ – количество нейронов в скрытом слое (слоях), $N_{\text{обуч}}$ – число обучающих выборок, $E_{\text{толер}}$ – ошибка толерантности, $N_{\text{выборки}}$ – количество элементов обучающей выборки, $N_{\text{выход}}$ – количество выходных нейронов.

4. Построение нейросетевой прогнозирующей модели

На основе рассчитанного входного образа (процедура определения входных образов рассмотрена в п. 2.1) и определенного количества нейронов в скрытом слое (процедура определения количества нейронов рассмотрена в п. 2.2) мы можем построить нейросетевую прогнозирующую модель.

В зависимости от величины интервала упреждения различают краткосрочное и долгосрочное прогнозирование.

Под краткосрочным понимается такой процесс прогнозирования, при котором нейросетевая модель позволяет получить прогноз только на один шаг вперед. Для построения прогнозирующих моделей данного вида могут быть использованы ряды конечных разностей, задаваемые оператором сдвига назад z^{-1} ($z^{-1}y[k] = y[k - 1]$). Нейросетевой предиктор, использующий определенные на предыдущих этапах входные образы и количество нейронов в скрытом слое (слоях) и реализующий задачу краткосрочного прогнозирования, представлен на рис. 1.

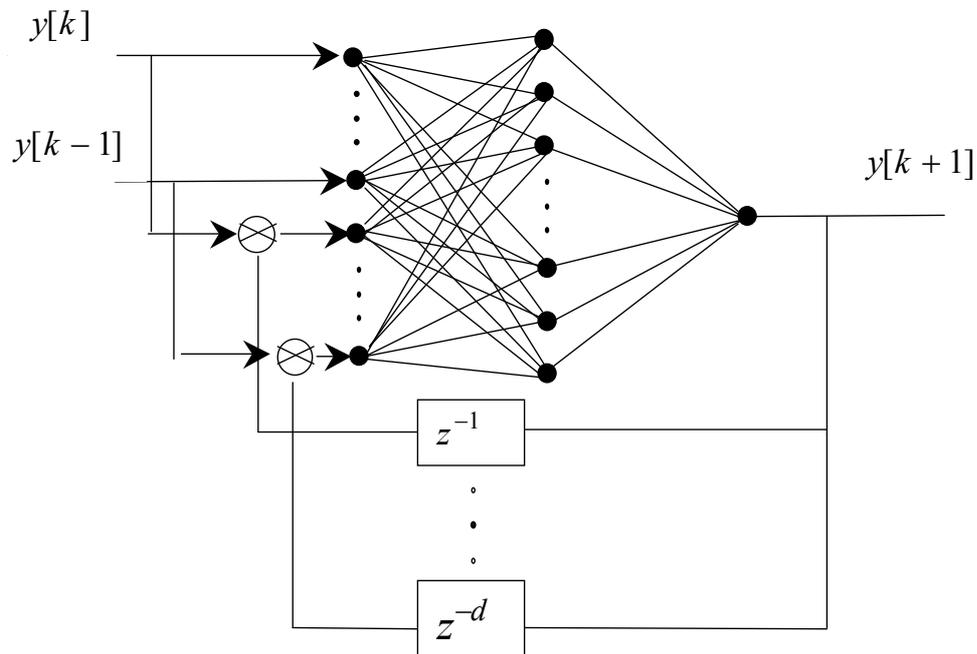


Рис. 1. Нейросетевая прогнозирующая модель для краткосрочного прогнозирования

Данная структура отличается от других нейросетевых структур тем, что в качестве входных значений использует также и остатки. Структура использует статистические прогнозирующие модели авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего (ARIMA), которые используют для нахождения прогнозируемого значения предысторию наблюдаемых значений и разности между этими значениями и соответствующими им прогнозами.

Долгосрочное прогнозирование предназначено для определения основного тренда и главных точек изменения тренда для некоторого промежутка времени в будущем. При этом прогнозирующая система использует полученные (выходные) данные для моментов времени $k + 1$, $k + 2$ и т.д. в качестве входных данных для прогнозирования на моменты времени $k + 2$, $k + 3$ и т.д. Обучение предиктора для долгосрочного прогнозирования не использует разности между

реальными и прогнозируемыми значениями (ввиду отсутствия реальных значений), что является существенным отличием данного вида прогнозирующих моделей от моделей краткосрочного прогнозирования.

Литература

1. Кендел М. Временные ряды: Пер. с англ. – М.: Финансы и статистика, 1981. – 199 с.
2. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. – Винница: «УНІВЕРСУМ-Вінниця», 1999. – 320 с.

In paper the paths of neuron network methods application for prediction are marked at decision making in handle of socio economic systems. It is offered to use approximating properties of neuron network. The common scheme of time series prediction with usage of neuron network is reduced, the algorithm of selection of entry sequences designed, the neuron network prognosticating model for short-term prediction is constructed.

Статья поступила в редакцию 30.08.02.