УДК 004.021

В.А. Громов, А.Н. Шульга
Днепропетровский национальный университет имени. О. Гончара

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА «МУРАВЬИНЫХ КОЛОНИЙ» ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ХАОТИЧЕСКИХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Розглянуто новий метод прогнозування часових рядів, що базується на методі «мурашиних колоній». Для цього сформовано мультиграф пошуку характерних послідовностей у часовому ряді та розроблено алгоритм руху «мурах». Представлені результати роботи алгоритму та його модифікації на часовому ряді системи Лоренца.

Рассмотрен новый метод прогнозирования временных рядов, который основывается на методе «муравьинных коллоний». Для этого сформирован мультиграф поиска характерних последовательностей во временном ряде и разработан алгоритм движения «муравьев». Представлены результаты роботы алгоритма и его модификации на временном ряде системы Лоренца.

New prediction algorithm based on the Ant colony optimization routines is considered in the paper. The multigraph of typical consequences for a given time series is constructed in order to concentrate information. The algorithm to establish "ant" movement is proposed. The basical algorithm and modified one are applied to Lorenz system time series.

Ключевые слова: прогнозирование, временной ряд, мультиграф, «муравей».

Введение. Широкое применение методов прогнозирования временных рядов в различных отраслях науки и техники обусловлено необходимостью предсказания поведения систем различной природы – биологической, экономической, технической. Большинство существующих методов прогнозирования базируются на предположении о стационарности временного ряда либо о весьма простой структуре тренда исследуемого временного ряда. Здесь применяются такие методы как скользящее среднее, АРМА и АРИМА модели [1]. Однако для анализа временных рядов, порождённых существенно нелинейными системами, эти методы зачастую показывают неудовлетворительные результаты. Ярким примером временных рядов, для которых невозможен прогноз с помощью классических методов математической статистики, являются хаотические временные ряды.

Для прогнозирования временных рядов данного класса обычно используются различные методы прогнозирования, основанные на нейросетевой аппроксимации наиболее характерных тенденций прогнозируемого временного ряда. Так, например, в [9] прогноз осуществлялся на основе перцептрона, в [3] – на основе радиально-базисных сетей, в [11] – на основе адаптивных нейронных сетей с $\sum\Pi$ нейронами, в [5] – на основе полиномиальных нейронных сетей. Все эти методы показали, что могут применяться (и применяются) при прогнозировании хаотических рядов, однако для их успешного применения необходимы априорные представления о структуре сети [1].

Другим классом методов, применяемых для прогноза временных рядов, являются нейронечёткие методы. Они основываются на построении набора локальных линейных уравнений для определения глобальной функции аппроксимации, основанной на нечётких правилах. При применении нейронечётких методов преследуются две цели. Во-первых, построение быстро работающего нечёткого метода с простой структурой и улучшенной робастностью, во-вторых – более простая интерпретация полученных результатов [8]. В [4;8] рассмотрены нейронечёткие методы для прогнозирования хаотических временных рядов.

Несмотря на большое количество методов для прогнозирования хаотических рядов, прогнозирование реального хаотического ряда остаётся сложной задачей. В данной работе предлагается новый метод прогнозирования временного ряда с помощью выделения характерных последовательностей из временного ряда. Для этой цели использовался метод «муравьиных колоний» (метод относится к классу методов распределённого искусственного интеллекта). Описание метода можно найти в [6].

Следует отметить, что метод «муравьиных колоний» ранее применялся в различных методах прогнозирования для оптимизации структуры нейронных сетей и статистических моделей [5;10].

Постановка задачи. Рассматривается задача прогнозирования одномерного временного ряда с хаотической динамикой, а именно необходимо по предыдущим значениям временного ряда: $y[0], \dots, y[t]$ спрогнозировать значения временного ряда в последующие моменты времени $y[t+1], y[t+2], \dots y[t+k]$.

Будем предполагать, что прогнозируемый временной ряд отражает поведение некоторой сложной динамической системы, переходные процессы в которой завершились: движение в системе происходит в окрестности некоторого странного аттрактора. Тем самым, можно утверждать, что траектория будет проходить через одни и те же области аттрактора значительное число раз за время наблюдения системы. При этом в каждой области аттрактора можно выделить характерные последовательности значений временного ряда.

Предполагая, что мы находимся в условиях действия теоремы Таккенса [2], можно заключить, что в исследуемом временном ряде будут встречаться подобные участки, выделение и анализ которых позволяет осуществлять прогноз временного ряда. Таким образом, задача прогнозирования значения временного ряда в каждый момент времени представима в виде выбора последовательности, первая часть которой описывает предшествующие наблюдения временного ряда, а вторая часть выступает в качестве прогноза. Для выделения характерных для временного ряда последовательностей точек предлагается использовать метод «муравьиных колоний».

Описание алгоритма. Предложенный алгоритм прогнозирования состоит из двух частей: анализа временного ряда с целью выделения характерных последовательностей точек и собственно прогнозирования динамики временного ряда на основе выделенных последовательностей.

Для выделения последовательностей точек во временном ряде используется метод «муравьиных колоний»; для его реализации необходимо представить пространство поиска в виде графа. Собственно говоря, сам метод представляет собой специальный метод поиска в пространстве состояний некоторой системы и заключается в формировании колонии искусственных «муравьёв», которые движутся в пространстве состояний задачи. После окончания движения «муравей» увеличивает вес рёбер, принадлежащих пройденному маршруту (откладывает «феромон» - в терминах метода «муравьиных колоний»). Вероятность выбора «муравьём» определенного маршрута пропорциональна количеству «феромона» на рёбрах этого маршрута.

Пространство поиска. Предположим, что исследуемый ряд нормирован от 0 до 1, разобьем промежуток $[0,1]$ на подпромежутки возможных значений временного ряда $[\overline{y_i}, \overline{y_{i+1}}], i = \overline{1, M}$. Также для нахождения характерных последовательностей точек введем величину D – максимальное допустимое расстояние между соседними элементами последовательности (под расстоянием понимается разница между порядковыми номерами наблюдений, соответствующих элементов данной последовательности). В методе предполагается отыскание корреляций лишь между достаточно близко расположенными наблюдениями.

В качестве пространства поиска было предложено выбрать мультиграф, число вершин которого M, причем любые две вершины мультиграфа связаны с помощью D рёбер. Такой мультиграф кодирует все возможные последовательности точек временного ряда с заданными значениями D и M, причём последовательность не привязана к порядковым номерам своих элементов во временном ряде, но лишь к расстоянию между ними.

Далее отождествляется понятие движения «муравьёв» по мультиграфу поиска и временному ряду: переход «муравья» с i-й вершины мультиграфа состояний в j-ю по k-му ребру тождественен переходу между наблюдением $y[n]$ и $y[n+k]$ во временном ряде, значения которых принадлежат i-му и j-му промежуткам возможных значений соответственно.

Анализ временного ряда. Предположим, что «муравьи» двигаются по временному ряду, в результате чего выделяют некоторые характерные последовательности переходов, откладывая «феромон» на соответствующие рёбра мультиграфа поиска. Тогда, через определенный промежуток времени количество «феромона» на каждой последовательности рёбер будет пропорционально частоте появления этой последовательности во временном ряде.

Для описания и сравнения таких последовательностей вводится понятие цепочки переходов. Цепочка переходов – это последовательность переходов «муравья» по мультиграфу. В дальнейшем, будем обозначать цепочку переходов как $L(d_1(\delta_1), d_2(\delta_2), \dots, d_{n-1}(\delta_{n-1}), d_n)$, где d_i – номер вершины i-го звена цепочки (т. е. номер промежутка возможных значений, отвечающему i-му звену), δ_i – номер ребра i-го перехода в цепочке (т. е. расстоянием между i-м и i+1-м элементами цепочки равно δ_i).

Длиной цепочки будем называть количество переходов ней.

Будем считать, что цепочка отвечает части временного ряда, начиная от наблюдения $y[n]$, если:

$$\left| y\left[n + \sum_{j=1}^{i} \delta_j \right] - \frac{d_{i+1}}{N} \right| < \varepsilon\varepsilon, \qquad \forall i = 0..k,$$

где ε – параметр алгоритма (в расчётах использовался $\varepsilon = \frac{1}{N}$);

k – длина цепочки.

Понятие цепочки переходов обобщает частоту появления той или иной характерной последовательности точек во временном ряде: соответственно, чем большее число раз последовательность данного вида появлялась в исследуемом временном ряде, тем больше «феромона» будет отложено на соответствующей цепочке.

Для построения мультиграфа поиска был использован вспомогательный список цепочек. Если фрагмент временного ряда, по которому сейчас движется «муравей», соответствует цепочке уже существующей в списке цепочек, то на соответствующие этой цепочке рёбра мультиграфа добавляется «феромон», если нет – она добавляется в список. Причем, вероятность выбора одной из возможных цепочек из фрагмента временного ряда прямо пропорциональна количеству «феромона» на соответствующих рёбрах мультиграфа. Если цепочка, присутствующая в списке цепочек, не была найдена ни разу за определенное количество шагов движения «муравьёв», цепочка удаляется из списка.

В качестве параметров алгоритма выступают: количество промежутков возможных значений наблюдений временного ряда – M; минимальное и максимальное расстояние между двумя соседними точками цепочки – соответственно $\delta_{min}, \delta_{max}$ (δ_i для каждого звена каждой цепочки принадлежит промежутку $[\delta_{min}, \delta_{max}]$); минимальная и максимальная длина цепочки – соответственно k_{min}, k_{max}; «феромонная» характеристика цепочки – P (т. е. максимально допустимое числом шагов движения «муравьёв» по временному ряду для поиска цепочки).

Каждая цепочка характеризуется текущей «феромонной» характеристикой – P_L, т. е числом шагов движения «муравья» по временному ряду, произошедших с того момента, как данная цепочка была зафиксирована во временном ряде последний раз.

Таким образом, алгоритм поиска характерных последовательностей во временном ряде можно представить следующим образом:

1. Строится мультиграф поиска для заданных значений параметров алгоритма. Все рёбра мультиграфа инициализируются начальным количеством «феромона». Создается пустой список цепочек.
2. «Муравьи» случайным образом размещаются в точки временного ряда. Каждый «муравей» пытается найти цепочку в списке, которая отвечает его положению во временном ряде. Если такая цепочка найдена, то переходим к п. 5.
3. Из фрагмента временного ряда, где находится «муравей», генерируется новая цепочка. Вероятность попадания (i,j,k)-го ребра в цепочку пропорциональна количеству «феромона» на соответствующем ребре мультиграфа.
4. Сгенерированная цепочка добавляется в список цепочек.
5. На рёбра мультиграфа, соответствующие цепочке, добавляется «феромон».
6. Текущая «феромонная» характеристика P_L для данной цепочки увеличивается
7. Текущие «феромонные» характеристики для всех цепочек из списка найденных цепочек уменьшаются. Если для той или иной цепочки текущая «феромонная» характеристика равна нулю, то цепочка удаляется из списка.
8. «Испаряется» «феромон» на всех рёбрах мультиграфа. Переходим к п.2.

В качестве критериев завершения процесса могут быть выбраны следующие:

1. Количество «феромона» на рёбрах мультиграфа изменяется не больше чем на величину p_ε за последние k итераций.
2. За последние k итераций не было сгенерировано ни одной новой цепочки.
3. Количество итераций N превышает некоторый порог N_{max}.

Алгоритм прогнозирования значений временного ряда. На основе проведённого анализа строится прогноз значений временного ряда:

1. Рассматриваются последние $\delta_{max} * k_{max}$ наблюдений временного ряда.
2. Для каждого из этих наблюдений находятся все цепочки, для которых d_1 (промежуток возможных значений для первой точки цепочки) соответствует промежутку возможных значений для текущего наблюдения t, и первые n звеньев цепочки соответствуют фрагменту временного ряда, который начинается с текущего наблюдения.
3. Рассматриваются следующие k-n переходов (k – длина выбранной цепочки). Если соответствующие точки находятся на уже известной части ряда, увеличиваем n и переходим к п.2.
4. Из цепочек, отобранных в п.3 выбирают ту, для которой значение величины r минимально:

$$r = \frac{\sum_{i=0}^{n}(\frac{d_{i+1}}{M} - y[t + \sum_{j=1}^{i}\delta_j])^2}{n}.$$

Отношение r характеризует меру уклонения реально наблюдаемых величин для этой части ряда от цепочки.

5. По оставшимся точкам выбранной цепочки строится прогноз:

$$y[t+\sum_{i=1}^{j}\delta_i] = \frac{d_{j+1}}{M}, j = \overline{n,k}$$

j – номер перехода, который привел в эту точку;

k – длина цепочки.

Для работы с большими флуктуациями в наблюдениях метод может быть модифицирован следующим образом:

— На рёбра цепочек, с большой амплитудой откладывается больше «феромона». Цепочка считается цепочкой с большой амплитудой, если выполняется следующее соотношение:

$$\exists i: |d_i - d_{i+1}| > \frac{2M}{3},$$

где M – количество промежутков возможных значений наблюдений временного ряда;

d_i – номер промежутка возможных значений для i-й точки цепочки.

— При нахождении цепочки на очередном фрагменте временного ряда, для всех наблюдений временного ряда внутри каждого звена цепочки рассчитывались и запоминались максимальный и минимальный номера промежутков возможных значений этих наблюдений – $M_i^{min}, M_i^{max}, i = \overline{1,k}$, где k – длина цепочки. При прогнозе, для наблюдений внутри каждого звена найденной части цепочки таким же образом определялись величины – $N_i^{min}, N_i^{max}, i = \overline{1,\acute{k}}$, где $\acute{k}$ – количество звеньев в найденной части цепочки. По цепочке строился прогноз только тогда, когда:

$$[N_i^{min}, N_i^{max}] \in [M_i^{min}, M_i^{max}], i = \overline{1,\acute{k}},$$

Анализ полученных результатов. Работа предложенного алгоритма протестирована на классическом временном ряде, полученном из системы Лоренца. Анализ осуществлялся на первых 5000 наблюдений, проверка качества прогнозирования – на последующих 2000. Максимальная длина прогнозируемого промежутка составляла 40.

Оптимальными (для ряда Лоренца) можно считать следующие параметры: M = 20, δ_{min} = 2, δ_{max} = 10, k_{min} = 5, k_{max} = 8.

На рис.1 представлены результаты применения алгоритма при 1000 шагов движения «муравьёв» и 1000 «муравьях», на рис. 2 – при 5000 шагов движения «муравьёв» и 1000 «муравьях». Здесь и на последующих рисунках сплошной линией отмечены реальные значения наблюдений, а линией с кружочками – прогнозные значения. Наблюдается существенное улучшение качества прогноза при увеличении числа шагов движения «муравьёв» на первом этапе алгоритма.

Рис. 1. Результаты работы алгоритма при 1000 шагов движения «муравьёв» и 1000 «муравьях»

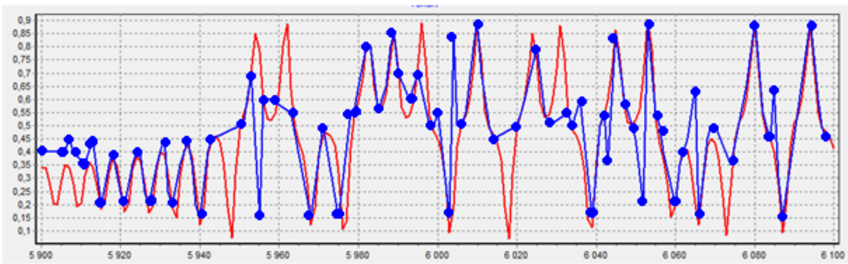

Рис. 2. Результаты работы алгоритма при 5000 шагов движения «муравьёв» и 1000 «муравьях»

На рис.3 представлены результаты применения модификации алгоритма при 1000 шагов движения «муравьёв» и 1000 «муравьях», на рис.4 – при 5000 шагов движения «муравьёв» и 1000 «муравьях». Наблюдается существенное улучшение качества прогноза по сравнению с обычной версией алгоритма.

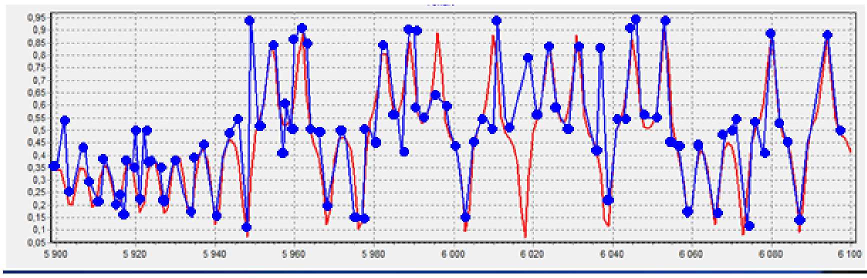

Рис. 3. Результаты работы модифицированной версии алгоритма при 1000 шагов движения «муравьёв» и 1000 «муравьях»

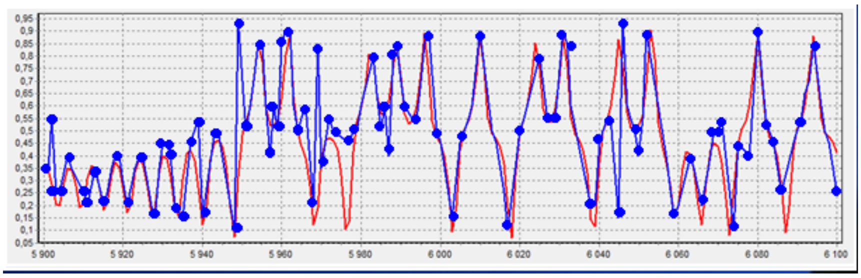

Рис. 4. Результаты работы модифицированной версии алгоритма при 1000 шагов движения «муравьёв» и 5000 «муравьях»

На рис. 5 и 6 представлены графики зависимости процента числа точек для которых возможно построить прогноз и среднеквадратической ошибки в зависимости от количества шагов движения «муравьёв». С ростом числа итераций количество прогнозов растет, среднеквадратическая ошибка уменьшается.

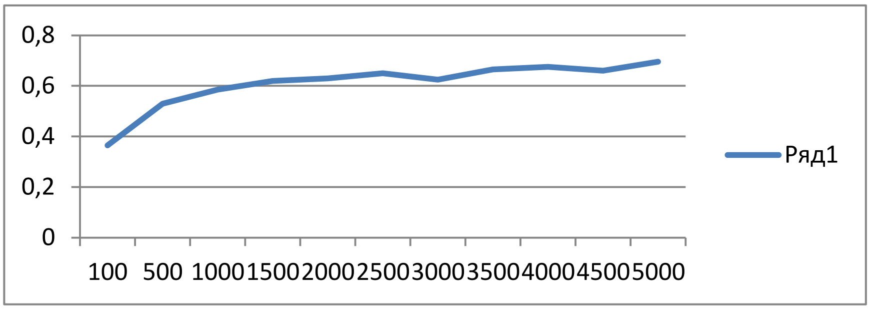

Рис. 5. Зависимость процента числа точек для которых возможно построить прогноз от числа шагов движения «муравёв»

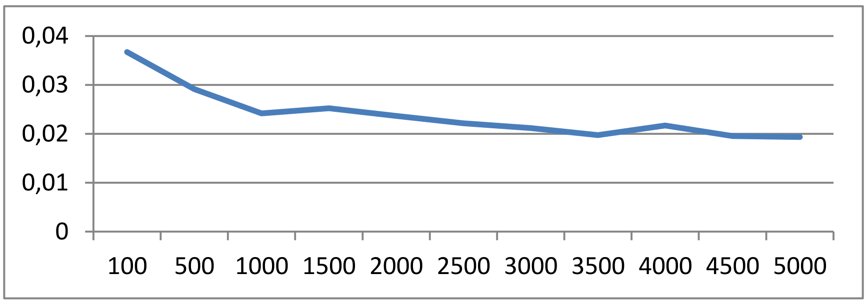

Рис. 6. Зависимость среднеквадратической ошибки от числа шагов движения «муравёв»

Выводы. В работе предлагается новый метод прогнозирования хаотических временных рядов, основанный на использовании алгоритма «муравьиных колоний».

Анализируется качество работы метода, определяется набор оптимальных параметров.

Эффективность работы метода проверяется на классическом хаотическом временном ряде системы Лоренца. Алгоритм продемонстрировал удовлетворительные результаты прогноза.

Библиографические ссылки

1. **Дуброва Т.А**. Статистические методы прогнозирования./Т.А. Дуброва – М., 2003.
2. **Малинецкий Г.Г**. Современные проблемы нелинейной динамики / Г.Г. Малинецкий, А.Б. Потапов – М., 2000.
3. **Abbas Erfanian Omidvar**. Configuring radial basis function network using fractal scaling process with application to chaotic time series prediction / Abbas Erfanian Omidvar // Chaos Solitons and Fractals. – 2004. – № 22. – P. 757–766.
4. **Cheng-Jian Lin**. A self-adaptive neural fuzzy network with group-based symbiotic evolution and its prediction applications / Cheng-Jian Lin,Yong-Ji Xu // Fuzzy Sets and Systems. –2006. – №157. – P. 1036–1056.
5. **Dongxiao Niu**. Power load forecasting using support vector machine and ant colony optimization / Dongxiao Niu, Yongli Wang, Desheng Dash Wu // Expert Systems with Applications. – 2010. – №37, P. 2531–2539.
6. **Dorigo M.** Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents / Dorigo M, V. Maniezzo & A. Colorni // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B, - 1996. –№ 26(1). – P. 29–41.
7. **Gomez-Ramıirez E**. Forecasting time series with a new architecture for polynomial artificial neural network / E. Gomez-Ramırez, K. Najim, E. Ikonen // Applied Soft Computing. – 2007. – №7. – P. 1209–1216.
8. **Hong Gu**. Fuzzy prediction of chaotic time series based on singular value decomposition / Hong Gu, Hongwei Wang // Applied Mathematics and Computation. – 2007. – №185. – P. 1171–1185.
9. **Sanjay Vasant Dudul**. Prediction of a Lorenz chaotic attractor using two-layer perceptron neural network / Sanjay Vasant Dudul // Applied Soft Computing. – 2005. – № 5. – с. 333–355.
10. **Wei-Chiang Hong**. Forecasting urban traffic flow by SVR with continuous ACO / Wei-Chiang Hong, Yucheng Dong, Feifeng Zheng, Chien-Yuan Lai // Applied Mathematical Modelling. – 2011. – №35. – P. 1282–1291.
11. **Wong W.K.** Adaptive neural network model for time-series forecasting / W.K. Wong, Min Xia, W.C. Chu // European Journal of Operational Research. – 2010. – № 207. – P. 807–816.

Надійшла до редколегії 24.06.11