

УДК 004.89

Н.М. Кораблев, Г.С. Иващенко

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ ИММУННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

В статье предложен комбинированный метод прогнозирования временных рядов при помощи искусственных иммунных систем. Рассмотрена модель на основе искусственных иммунных сетей и метода вывода по прецедентам (CBR). Оценка эффективности модели выполнена путем сравнительного анализа, представлены результаты экспериментальных исследований, демонстрирующие особенности предлагаемого подхода.

Ключевые слова: *прогнозирование, временной ряд, вывод по прецедентам, искусственные иммунные системы, антитело, антиген, аффинность, клонирование, мутация.*

Введение

Прогнозирование временных рядов является важной научно-технической проблемой, которая позволяет решить актуальную задачу определения будущего состояния различных систем (экономических, социальных, экологических и др.) на основе анализа уже имеющихся ретроспективных данных. Точность прогноза зависит от многих параметров, таких как объем статистической информации (величина предыстории), ее качество и достоверность, учет возможности изменения среды, в которой протекает процесс, число одновременно учтенных членов ряда, доступность необходимых вычислительных ресурсов. В настоящее время разработан широкий спектр методов прогнозирования, и выбор среди них наиболее подходящего для заданных условий является одним из определяющих факторов получения достоверного прогноза.

Несмотря на широкое распространение в экономической практике статистических методов прогнозирования [1, 2], в настоящее время активно развиваются подходы на основе методов искусственного интеллекта, таких как искусственные нейронные сети и искусственные иммунные системы (ИИС) [3 – 6], которые могут интегрироваться с другими подходами. Перспективным является применение метода вывода на основе прецедентов (case based reasoning, CBR), в

котором при рассмотрении новой задачи прогнозирования отыскивается подобный прецедент в предыстории в качестве аналога [7, 8]. Проблема выбора подходящего прецедента среди имеющихся в базе прецедентов и его адаптация к текущим условиям является одной из самых важных в CBR-системах [9].

Цель проводимого исследования – разработка модели прогнозирования временных рядов на основе искусственной иммунной сети, использующей метод вывода по прецедентам, программная реализация разработанного подхода и проведение экспериментальных исследований.

Постановка задачи

В данной работе рассматриваются дискретные временные ряды, значения которых получены в моменты времени $t_1, t_2, t_3, \dots, t_N$. Временной ряд $Z = z(t_1), z(t_2), z(t_3), \dots, z(t_N)$ длины N обозначим $Z_1^N = z_1, z_2, z_3, \dots, z_N$. Набор последовательных значений $Z_t^M = z_t, z_{t+1}, z_{t+2}, \dots, z_{t+M-1}$, лежащих внутри временного ряда Z_1^N , назовем выборкой из этого ряда длины M , с моментом начала отсчета t , $M \in [1, N-1]$, $t \in [1, N-M]$. Задача прогнозирования временного ряда заключается в том, чтобы по его

известному участку оценить будущие значения. Целесообразность применения методов вывода по прецедентам определяется на основании следующих фундаментальных предположений о природе временного ряда [2]:

будущая динамика временного ряда зависит от его предыстории;

зависимость временного ряда может со временем меняться, но на некоторых участках она сохраняет определенное постоянство;

существуют участки временного ряда, на которых действуют одинаковые или близкие зависимости (история повторяется);

существуют участки временного ряда, для которых существует принципиальная возможность построения предикторов.

Согласно гипотезе, сформулированной в [9], если мера подобия между выборками Z_t^M и Z_{t-k}^M имеет значение, близкое к единице, то мера подобия между выборками длины P , следующими за ними, Z_{t+M}^P и Z_{t-k+M}^P , также близка к единице. Тогда путем определения выборки, максимально соответствующей последним известным значениям временного ряда, возможна оценка будущих значений ряда. В предложенной работе для решения поставленной задачи предлагается использование модели искусственной иммунной сети [3].

Модель иммунной сети, использующей метод вывода по прецедентам

Метод вывода, основанный на прецедентах, представляет собой метод анализа данных, делающий заключения относительно данной ситуации по результатам поиска аналогий, хранящихся в базе прецедентов. Данный процесс включает в себя следующие этапы [7]:

- выбор из хранилища прецедентов наиболее уместного прецедента (или множества прецедентов), обычно на основе заданного отношения подобия;
- использование выбранных прецедентов для решения поставленной задачи;
- адаптация выбранного решения в связи с текущими условиями, если это необходимо;
- проверка корректности полученного решения;
- сохранение в хранилище для дальнейшего использования принятого решения и текущей ситуации в качестве нового прецедента, или соответствующее изменение выбранного прецедента.

Для построения модели прогнозирования на основе ИИС необходимо сопоставить биологические объекты и процессы с их аналогами из предметной области. Антитела представляют собой известные значения временного ряда. Антигены – значения временного ряда, непосредственно предшествующие прогнозируемым. Аффинность антител (основной

критерий отбора в алгоритме иммунной сети) – скалярная величина, оценивающая меру близости между антителом и антигеном. В рассматриваемом подходе аффинность определяется не для отдельной пары антиген-антитело, а между кортежами антител и антигенов длины M – мультиантителом и мультиантигеном:

$$mAb = ab_1, ab_2, ab_3, \dots, ab_{M+k},$$

$$mAg = ag_1, ag_2, ag_3, \dots, ag_M.$$

Мультиантитело включает в себя k прогнозируемых им значений – эта часть не участвует в определении аффинности. Число антител, которые в нее входят, соответствует величине горизонта прогнозирования. В терминах подхода СБР, мультиантитело исполняет роль прецедента, описывая текущую ситуацию (последовательность известных значений ряда) и принятое ранее решение (соответствующий прогноз). Таким образом, для оценки будущих значений ряда требуется найти мультиантитела с наибольшей аффинностью – наиболее соответствующие текущей задаче.

Аффинность определяется по формуле:

$$Aff = \sum_{i=1}^M (1+d_i)^{-1} / M, \quad i \in [1, M], \quad (1)$$

где d_i – евклидово расстояние между парами значений mAb и mAg .

Формально модель ИИС можно представить следующим образом:

$$immNet = \langle X, C, C_m, D, S, n, N_c, \zeta, \sigma_d, \sigma_s \rangle, \quad (2)$$

где X – популяция антигенов; C – популяция антител; C_m – популяция клеток памяти, D – матрица $mAb - mAg$ аффинностей; S – матрица $mAb - mAb$ аффинностей; n – число клеток, отобранных из популяции антител C для клонирования и мутации. Мутация представляет собой изменение части мультиантитела, соответствующей прогнозируемому значению; N_c – количество клонов, создаваемых одним антителом; ζ – процент клонов, отобранных для последующей обработки; σ_d – пороговый коэффициент стимуляции клетки; σ_s – пороговый коэффициент сжатия сети.

Алгоритм получения прогноза при помощи предлагаемой модели следующий:

Для создания иммунной сети используется часть известных значений временного ряда. Неиспользованные значения выполняют роль обучающей и контрольной выборок.

Если позволяет размер ряда, выполняется обучение сети.

При значительном размере сети целесообразно применение оператора супрессии – определение аффинности между мультиантителами и последующее сжатие сети, с целью устранения избыточности.

На основании поставленной задачи формируется мультиантиген – последовательность известных значений ряда, предшествующих прогнозируемым.

Определяется набор мультиантител, аффинность которых больше порогового значения.

Прогнозом иммунной сети является результат мультиантитела с наибольшей аффинностью.

После получения реального значения производится коррекция сети. Отобранные на этапе 5 мультиантитела подвергаются клонированию, в процессе которого выполняется оператор мутации. Клоны замещают мультиантитела, их породившие.

Мутации подвергается только та часть мультиантитела, которая определяет его прогноз, и не участвует в определении аффинности. Степень мутации опреде-

ляется аффинностью данного мультиантитела – наиболее подходящий прецедент подвергается более значительной коррекции. Если остались нерешенные задачи прогнозирования, возврат к пункту 4.

Шаги 4 – 9 представляют собой обучение иммунной сети. Шаг 7 выполняется при наличии реального значения прогнозируемой величины. На рис. 1 показана зависимость средней абсолютной ошибки (MAE) от аффинности для необученной (график 1) и обученной (график 2) ИИС. Таким образом, цель обучения ИИС заключается в настройке системы в соответствии с новыми значениями временного ряда.

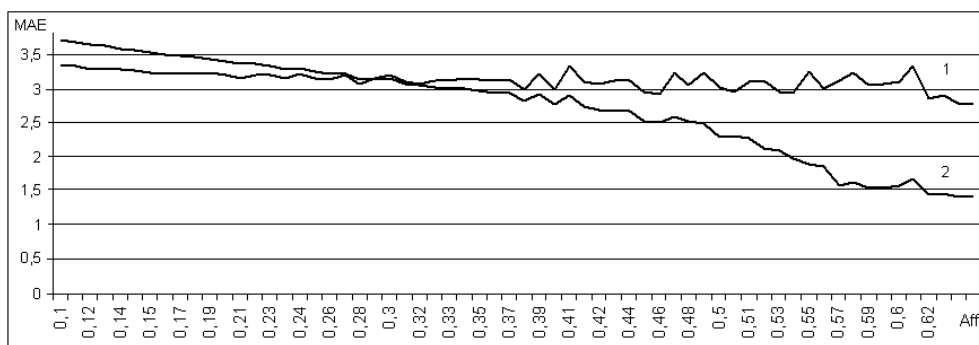


Рис. 1. Зависимость величины ошибки от аффинности мультиантител

Настройка параметров иммунной сети, таких как пороговая аффинность, определяющая отбор мультиантител, величина сети и коэффициент сжатия, на конкретное приложение в подавляющем количестве применений осуществляется методами вычислительного эксперимента. Идентификация

модели (определение величины мультиантитела) выполняется на основе рекомендаций, изложенных в [9], в качестве критерия используется средняя абсолютная ошибка. График на рис. 2 демонстрирует влияние величины мультиантитела M на точность получаемого прогноза.

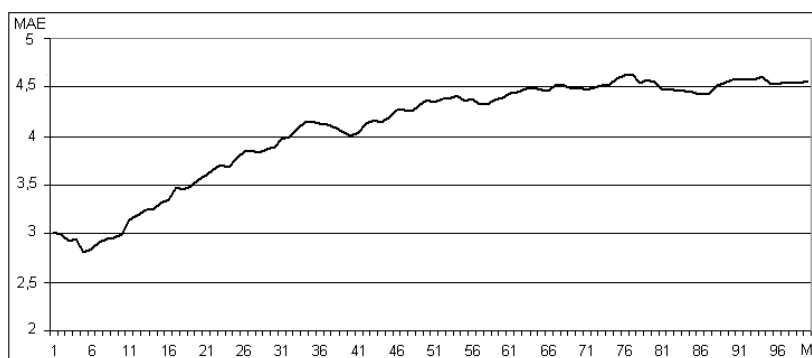


Рис. 2. Зависимость средней ошибки прогноза от величины мультиантитела

Результаты сравнительного анализа

В ходе экспериментальных исследований было проведено краткосрочное прогнозирование на примере рядов, используемых в M3-Competition [10], а также ряда среднесуточных показаний температуры. Для оценки прогноза использовалось значение средней абсолютной ошибки (MAE), результаты применения методов прогнозирования, отличных от AINet, рассматриваемого в работе, взяты из [10]. Результаты прогнозирования разными методами приведены в табл. 1. Результат прогнозирования ряда среднесуточных показаний температуры (Meteo) демонстрирует преимущество использования обученной иммунной

сети. Однако, в случае малого количества значений временного ряда, не позволяющего создать иммунную сеть достаточного размера, рассмотренный подход может значительно уступать существующим методам. Малый размер сети ведет к невозможности найти мультиантитела, обладающие высокой аффинностью (т.е. в базе отсутствуют подходящие прецеденты), и как следствие, к недостаточной обученности системы.

Выводы

В работе предложена модель прогнозирования временных рядов на основе искусственной иммунной сети, использующей метод вывода по прецедентам.

Основные особенности предложенной модели заключаются в следующем:

- целесообразность применения для решения задачи краткосрочного прогнозирования;

- необходимость обучающей выборки значительного объема;

- возможен низкий результат при наличии тренда, желательна постоянство математического ожидания;

Таблица 1

Средняя ошибка прогнозирования при использовании различных методов

| Метод | N2832 (104) | N2841 (104) | N2856 (92) | N2859 (79) | N2863 (79) | N2864 (79) | N2869 (79) | Meteo (21337) |
|---------------|----------------|----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|------------------|
| Exp.Smoothing | 3148,09 | 68,70 | 253,08 | 132,71 | 672,5 | 1028,13 | 497,5 | 2,92 |
| Holt-Winters | 3676,51 | 52,72 | 296,47 | 149,2 | 504,79 | 1146,32 | 580,31 | 2,9 |
| Box-Jenkins | 2814,27 | 68,7 | 260,21 | 125,09 | 639,94 | 896,62 | 210,65 | 2,99 |
| RBF | 3759,34 | 37,47 | 381,63 | 145,57 | 832,50 | 1091,78 | 628,15 | – |
| ForecastPro | 3098,99 | 68,58 | 260,26 | 132,71 | 672,5 | 1028,13 | 185,79 | – |
| SmartFcs | 3183,35 | 67,71 | 255,99 | 132,71 | 746,12 | 1077,06 | 525,2 | – |
| Automat ANN | 1937,68 | 72,95 | 300,77 | 111,76 | 604,83 | 976,70 | 349,1 | – |
| AINet | 2848,68 | 151,46 | 216,50 | 130,51 | 707,64 | 1463,12 | 225,76 | 2,45 |

- чувствительность к выбросам на ранних этапах обучения сети.

Представленные в работе результаты подтверждают эффективность использования рассмотренного подхода для краткосрочного прогнозирования временных рядов. Использование модели для прогнозирования ряда в условиях недостатка исходной информации требует дополнительных исследований и доработки модели.

Список литературы

1. Дуброва Т.А. Статистические методы прогнозирования в экономике: Учебное пособие, практикум, тесты, программа курса / Т.А. Дуброва, М.Ю. Архипова. – М.: Московский государственный университет экономики, статистики и информатики, 2004. – 136 с.
2. Батуру А.П. Финансовые временные ряды: курсочное прогнозирование и проблема обнаружения предвестников существующего изменения закономерности / А.П. Батуру, Н.М. Еременко // Банковские технологии. – 2001. – № 12. – С. 70-77.
3. Дасгупта Д. Искусственные иммунные системы и их применение: пер. с англ. под ред. А.А. Романюхи / Д. Дасгупта. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. – 344 с. – ISBN 5-9221-0706-2.
4. Прасолов С.В. Постановка задачи прогнозирования, основанная на применении упрощенной модели искусственной иммунной сети / С.В. Прасолов, Д.В. Шойтов //

Ученые записки. Электронный научный журнал Курского государственного университета. – 2009. – Т. 2. – С. 1-3.

5. Бидюк П.И. Алгоритм клонального отбора для прогнозирования нестационарных динамических систем / П.И. Бидюк, В.И. Литвиненко, И.В. Баклан, А.А. Фефелов // Искусственный интеллект. – 2004. – № 4. – С. 89-99.

6. Самигулина Г.А. Разработка интеллектуальных экспертных систем прогнозирования и управления на основе искусственных иммунных систем / Г.А. Самигулина // Проблемы информатики. – Н-ск, 2010. – № 1. – С. 15-22.

7. Черный С.Г. Применение case based reasoning для поддержки принятия решений / С.Г. Черный // Вестник ХНТУ. – 2010. – № 2(38). – С. 336–342.

8. Поминчук Е.В. Метод интеллектуального анализа данных прецедентов для прогнозирования временных рядов / Е.В. Поминчук, А.Б. Иващенко // Мат. 4-й междунаучно-технической конференции "Моделирование и компьютерная графика – 2011". – Донецк, 2011. – С. 193-197.

9. Чучуева И.А. Модель экстраполяции временных рядов по выборке максимального подобия / И.А. Чучуева // Информационные технологии. – 2010. – № 12. – С. 43-47.

10. Makridakis S. The M-3 Competition: Results, Conclusions and Implications / S. Makridakis, M. Hibon // International of Forecasting. – 2000. – № 16. – С. 451-476.

Поступила в редколлегию 10.12.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф. О.Г. Руденко, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.

ВИКОРИСТОВУВАННЯ ШТУЧНИХ ІМУННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ

М.М. Корабльов, Г.С. Івашенко

У статті запропоновано комбінований метод прогнозування часових рядів за допомогою штучних імунних систем. Розглянуто модель на основі моделі штучних імунних мереж і методу виведення з прецедентів (CBR). Оцінка ефективності моделі виконана шляхом порівняльного аналізу, представлені результати експериментальних досліджень, що демонструють особливості запропонованого підходу.

Ключові слова: прогнозування, часовий ряд, вивід по прецедентах, штучні імунні системи, антитіло, антиген, афінність, клонування, мутація.

ARTIFICIAL IMMUNE NETWORK FOR TIME SERIES PREDICTION

N.M. Korablev, G.S. Ivaschenko

This paper proposes a combined method of time series prediction using artificial immune systems. Considered a model based on artificial immune network and the case based reasoning method. Evaluation of the effectiveness the model is made by a comparative analysis, the results of experimental research demonstrate the features of the proposed approach.

Keywords: prognostication, temporal row, conclusion on precedents, artificial immune systems, antibody, antigen, cloning, mutation.