

УДК 004.89

Н. М. Кораблев, д-р техн. наук,
Г. С. Иващенко

ПРИМЕНЕНИЕ МОДЕЛИ КЛОНАЛЬНОГО ОТБОРА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ, ИМЕЮЩИХ ПРОПУЩЕННЫЕ ЗНАЧЕНИЯ

***Аннотация.** Предложен гибридный метод краткосрочного прогнозирования временных рядов, имеющих пропущенные значения, на основе модели клонального отбора, которая использует разнородные антитела, построенные на основе метода вывода по прецедентам и простейших моделей прогнозирования. Представлены результаты экспериментальных исследований, иллюстрирующие особенности предлагаемого подхода.*

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

N. M. Korablev, ScD.,
G. S. Ivaschenko

MODEL OF CLONAL SELECTION FOR FORECASTING TIME SERIES WITH MISSING DATA

***Abstract.** This paper proposes the hybrid method of short-term forecasting of time series with missing values using artificial immune systems. A model of the prediction based on the model of clonal selection, which uses heterogeneous antibodies that are based on the case based reasoning method and simple prediction models. The experimental results illustrate the features of the proposed approach.*

***Keywords:** forecasting, time series, case based reasoning, artificial immune systems, clonal selection, antibody, antigen, affinity, cloning, mutation*

М. М. Кораблев, д-р техн. наук,
Г. С. Иващенко

ЗАСТОСУВАННЯ МОДЕЛІ КЛОНАЛЬНОГО ВІДБОРУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ, ЩО МІСТЯТЬ ПРОПУЩЕНІ ЗНАЧЕННЯ

***Анотація.** Запропоновано гібридний метод короткострокового прогнозування часових рядів, що мають пропущені значення, на основі моделі клонального відбору, яка використовує різномірні антитіла, побудовані на основі методу виведення за прецедентами і найпростіших моделей прогнозування. Представлені результати експериментальних досліджень, що ілюструють особливості запропонованого підходу.*

***Ключові слова:** прогнозування, часовий ряд, висновок за прецедентами, штучні імунні системи, модель клонального відбору, антитіло, антиген, афінність, клонування, мутація*

Введение. Организация данных в виде временных рядов характерна для исследований в различных областях деятельности. Краткосрочное прогнозирование позволяет решить задачу определения будущего состояния различных систем на основе анализа уже имеющихся ретроспективных данных. Существенно повысить точность прогноза позволяет учет внешних факторов, представленных в виде сопутствующих временных рядов, однако априорный список факторов, потенциально оказывающих влияние на прогнозируемую величину, зачастую избыточен. Поэтому остается актуальной проблема выбора внешних факторов, учитываемых в процессе построения прогноза.

Часть значений прогнозируемого ряда может отсутствовать, кроме того, некоторые

значения ряда не могут быть учтены ввиду их несостоятельности (выбросы, наличие шумов), вследствие чего в непрерывном ряду наблюдений образуются разрывы различной величины.

Большинство алгоритмов, используемых для заполнения разрывов, характеризуются низкой точностью и наличием жестких требований к исходным данным, что свидетельствует о необходимости разработки методов, базирующихся на новых парадигмах [1–2]. Анализ временного ряда после исключения наблюдений с пропусками может привести к получению некорректного прогноза, и как следствие, к принятию неверных решений. Приоритетным направлением исследований является построение эффективных методов прогнозирования, способных обрабатывать неполные данные.

© Кораблев Н.М., Иващенко Г.С., 2014

Одним из определяющих факторов получения достоверного прогноза является обоснованный выбор наиболее подходящего метода среди существующих подходов прогнозирования [3]. Однако в случае изменения характера ряда с течением времени применение только одного выбранного метода прогнозирования не позволит получать прогноз на различных участках временного ряда с требуемой точностью. Поэтому целесообразно проведение сегментации исходного ряда и использование некоторого множества моделей прогнозирования [4].

Активно развиваются подходы к прогнозированию временных рядов на основе методов искусственного интеллекта, таких как искусственные нейронные сети и искусственные иммунные системы (ИИС) [5], которые могут интегрироваться с различными подходами и отличаются быстродействием и адаптационными возможностями.

Существуют различные модели, основанные на принципах работы иммунной системы: модель клонального отбора, модель иммунной сети и другие, которые можно использовать для решения задач прогнозирования [6–9]. Данные модели могут использовать различные методы прогнозирования, что позволит своевременно учесть изменения в основной структуре ряда, и компенсировать недостатки одних подходов путем учета особенностей других [10]. Это позволяет достичь более высокой эффективности, чем применение каждого предиктора по отдельности из заданного набора для прогнозирования всего исходного ряда.

Целью проводимого исследования является разработка гибридного метода краткосрочного прогнозирования искаженных временных рядов, имеющих пропущенные значения, на основе использования модели клонального отбора.

Постановка задачи. Набор данных, описывающий протекание какого-либо длительного процесса, может быть представлен в виде временного ряда $Z(t) = z_1, z_2, \dots, z_N$ длины N , и S внешних факторов, представленных в виде рядов $X_1(t), X_2(t), \dots, X_S(t)$, значения которых получены в моменты времени t_1, t_2, \dots, t_N . Набор последовательных

значений $Z_t^L = z_t, z_{t+1}, \dots, z_{t+L-1}$, лежащих внутри временного ряда, назовем выборкой из этого ряда, имеющей длину L , с моментом начала отсчета t , $L \in [1, N-1]$, $t \in [1, N-L]$. Пропуск определяется как элемент выборки, не имеющий значения.

Перспективным подходом является применение метода вывода на основе прецедентов (case based reasoning – CBR) [11], в котором заключение относительно текущей задачи выполняется по результатам поиска аналогий – прецедентов, имеющихся в базе.

Прогнозирование при помощи CBR основывается на гипотезе, предложенной в [12]: если мера подобия между выборками значений прогнозируемого ряда Z_t^L и Z_{t-k}^L , а также между соответствующими выборками значений внешних факторов X_t^L и X_{t-k}^L , имеет значение, близкое к единице, то мера подобия между выборками длины P , следующими за выборками исходного ряда, Z_{t+L}^P и Z_{t-k+L}^P , также близка к единице. То есть путем определения выборки, максимально соответствующей последним известным значениям временного ряда, возможна оценка его будущих значений.

Однако у прогнозирования по прецедентам есть ряд недостатков, основные из которых – требование к количеству известных значений временного ряда и предположение о том, что закономерности, действовавшие в прошлом, сохраняются и в будущем. Для компенсации этих недостатков требуется использовать другие методы прогнозирования, применяя CBR для сегментации исходного временного ряда.

Ставится задача краткосрочного прогнозирования ряда $Z_1^N = z_1, z_2, \dots, z_N$, имеющего неизвестное количество пропущенных значений, с помощью модели клонального отбора, использующей разнородные антитела, построенные с использованием вывода по прецедентам и простейших методов прогнозирования.

Прогнозирование на основе модели клонального отбора. Модель клонального отбора основана на поиске антител (вариантов решения), наиболее соответствующих

антигену (поставленной задаче), основываясь на значении функции аффинности (мере близости между антителом и антигеном).

Антитело – основной элемент ИИС, который в терминах CBR исполняет роль прецедента и содержит как описание текущей ситуации (последовательность известных значений ряда и соответствующая выборка значений одного из внешних факторов), так и принятое ранее решение (прогнозируемые значения):

$$Ab_i = ab_1, ab_2, ab_3, \dots, ab_L, \dots, ab_{L+f}, ab'_1, ab'_2, ab'_3, \dots, ab'_L, \quad (1)$$

где Ab_i – антитело, i – его индекс в популяции антител, L – длина выборки известных значений ряда, f – величина горизонта прогнозирования (длина выборки прогнозируемых значений ряда).

Антиген включает в себя выборку известных значений временного ряда, непосредственно предшествующих прогнозируемым, и соответствующие выборки значений всех внешних факторов:

$$Ag_j = ag_{j1}, ag_{j2}, ag_{j3}, \dots, ag_{jL}, ag_{(1)1}, ag_{(1)2}, ag_{(1)3}, \dots, ag_{(1)L}, \dots, ag_{(s)1}, ag_{(s)2}, ag_{(s)3}, \dots, ag_{(s)L}, \quad (2)$$

где Ag_j – антиген, j – его индекс в популяции антигенов, S – число внешних факторов, L – длина выборки. То есть антиген представляет собой совокупность выборок значений прогнозируемого и сопутствующих рядов. Данные выборки могут включать в себя неизвестное число пропусков.

Антитело состоит из двух частей. Первая часть $ab_1, ab_2, \dots, ab_L, ab'_1, ab'_2, \dots, ab'_L$ по структуре аналогична антигену (но включает в себя выборку значений только одного внешнего фактора $ab'_1, ab'_2, \dots, ab'_L$), представляет собой набор параметров, описывающих поставленную задачу (в нашем случае это выборки известных значений ряда, включая пропущенные значения) и используется при определении аффинности.

Вторая часть $ab_{L+1}, \dots, ab_{L+f}$, длина которой равна горизонту прогнозирования, не влияет на вычисляемое значение аффинности и описывает предлагаемый антителом прогноз для той выборки значений временного ряда, что составляет его первую часть. В этой части антитела наличие пропущенных значений недопустимо.

Антитела, которые построены на основе CBR, представляют собой выборку известных значений прогнозируемого ряда, семантически разделенную на две части, и поэтому не создаются на основе выборок, вторая часть которых (прогноз) включает в себя пропущенные значения. В этом случае используются антитела других типов, формирующие свой вариант прогноза, используя простейшие из методов прогнозирования [3]:

«Наивные» модели:

$$z_{t+1} = z_t; \quad z_{t+1} = z_t + (z_t - z_{t-1}); \quad z_{t+1} = z_t \left(\frac{z_t}{z_{t-1}} \right). \quad (3)$$

Простое среднее:

$$z_{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^t z_i}{t}; \quad z_{t+1} = \frac{\sum_{i=t-K}^t z_i}{K}. \quad (4)$$

Экспоненциальное среднее:

$$z_{t+K} = \alpha \sum_{i=0}^{K-1} \beta^i z_{t-i} + \beta^K S_0, \quad (5)$$

где K – число одновременно учтенных членов ряда, α – постоянная сглаживания, $\beta = 1 - \alpha$, S_0 – начальное значение средней. Результаты, полученные в [13], показали, что комбинация простых методов часто позволяет получить результат более точный, чем трудоемкие методы прогнозирования.

Аффинность определяется с учетом числа пропущенных значений в составе антитела и антигена и величины весовых коэффициентов для выборок, представляющих различные внешние факторы:

$$Aff(Ab) = (1 - n_m^{-1}) * \eta * (\eta_{Ab} * Aff_{Ab} + \eta_{Ab'} * Aff_{Ab'}) \quad (6)$$

где n_m – число пропусков в выборке, на основе которой создается антитело; η – значение коэффициента отбора; η_{Ab} и $\eta_{Ab'}$ – коэффициенты, определяющие влияние выборок исходного и сопутствующего рядов на аффинность антитела, при этом $\eta_{Ab} + \eta_{Ab'} = 1$. В антигене могут быть не представлены некоторые внешние факторы, а в отдельном антителе представлена только одна сопутствующая выборка.

Коэффициент отбора η предназначен для определения приоритета антител различных типов, так как антитела, созданные на основе одной и той же выборки, будут иметь одинаковое значение аффинности. Меры подобия выборок прогнозируемого временного ряда Aff_{Ab} и выборок рядов значений внешних факторов $Aff_{Ab'}$ определяется так:

$$Aff = \frac{\sum_{k=1}^L (1 + |ab_k - ag_k|)^{-1}}{L} \in (0,1] \quad (7)$$

В качестве результата (предлагаемого варианта прогноза) в данном поколении принимаются значения, входящие в состав антител $ab_{L+1}, ab_{L+2}, \dots, ab_{L+f}$, аффинность которых $Aff(Ab) \rightarrow 1$.

Получение прогноза и процесс обучения ИИС. Для создания популяции антител используется часть значений временного ряда и рядов значений внешних факторов, включая пропущенные значения. Оставшаяся часть прогнозируемого ряда будет использоваться в качестве обучающей и контрольной выборок. Антиген формируется на основе выборки значений ряда, предшествующих прогнозируемому, и происходит отбор антител, обладающих аффинностью, выше пороговой. Результатом является прогноз антитела, имеющего наибольшую аффинность к заданному антигену.

После получения реальных значений прогноза происходит коррекция коэффициентов, влияющих на значения аффинностей антител. Тот тип антител, представитель которого среди популяции отобранных показал наимень-

шую ошибку прогноза (даже если не его результат был принят), получает временное приращение коэффициента отбора η до достижения порогового возраста антитела. При последующих отборах антител представители данного типа будут иметь преимущества перед другими при определении аффинности, т.е. предпочтение будет отдано тем антителам, которые использовали для получения своего варианта прогноза метод, успешно показавший себя на предыдущих итерациях.

В случае учета внешних факторов происходит коррекция значений весовых коэффициентов, определяющих аффинность выборок, составляющих антитело. Коррекция весового коэффициента в ходе обучения ИИС позволяет снижать влияние того или иного внешнего фактора на предлагаемый вариант прогноза, путем вытеснения из популяции антител, которые включают в себя выборку значений именно этого внешнего фактора.

При определении аффинности приоритет отдается антителам, построенным на основе выборок с меньшим числом пропусков, и в процессе обучения шаблоны, имеющие пропуски, будут замещены близкими к ним, но с меньшим количеством пропущенных значений.

Изменение популяции антител в текущем поколении gen , происходящее в результате применения операторов клонирования, мутации и отбора, в общем виде можно представить следующим образом:

$$Ab^{gen+1} = Edit(Mutate(Clone(Ab^{gen}))), \quad (8)$$

где

$$Clone : Ab_C^{gen} \rightarrow Ab_C^{gen}; \quad (9)$$

$$Mutate : Ab_C^{gen} \rightarrow Ab_{MC}^{gen}; \quad (10)$$

$$Edit : (Ab_{MC}^{gen}, Ab^{gen}) \rightarrow Ab^{gen+1}. \quad (11)$$

Для антител, использующих СБР, применяется направленная прямо пропорциональная мутация, которой подвергается только та часть антитела, которая определяет его прогноз и не участвует в определении аффинности. Для антител, вычисляющих свой вариант прогноза самостоятельно, ненаправленной мутации подвергается только первая часть (и соответственно изменяется предлагаемый вариант

прогноза), что частично решает проблему недостатка прецедентов в базе.

При значительном размере популяции антител целесообразно применение оператора супрессии – определение аффинности между антителами и последующее уменьшение их избыточности:

$$Suppres : Ab^{gen+1} \rightarrow Ab_{sup}^{gen+1}, \quad (12)$$

где Ab_{sup}^{gen+1} – популяция антител после выполнения супрессии.

Оставшиеся антитела – клетки памяти, популяция которых формируется в процессе обучения ИИС антитела с наибольшей аффинностью, включающие в себя наиболее востребованный внешний фактор и наименьшее число пропусков, представляют собой шаблоны, описывающие анализируемый ряд.

Каждое антитело обладает «возрастом» – числом запусков алгоритма (попыток получить прогноз) с момента появления антитела в популяции. Если «возраст» выше порогового значения и антитело не входит в число клеток памяти, оно удаляется из популяции в ходе работы алгоритма.

В ходе обучения ИИС изменяется доля антител различных типов, присутствующих в популяции. На рис. 1 показано изменение числа антител, созданных при помощи вывода по прецедентам (CBR), «наивной» модели (Naive1), простого среднего (Avg) и экспоненциального среднего (ExpAvg). В данном случае можно наблюдать сокращение количества антител, использующих простейшие методы прогнозирования, в пользу антител, использующих вывод по прецедентам.

В результате настройки коэффициента от-

бора в ходе обучения модели для каждого сегмента исходного ряда будут выбраны методы прогнозирования, предлагающие прогноз с наименьшей погрешностью, возможной на данном этапе обучения модели. Своевременная смена метода прогнозирования позволяет учесть изменения в основной структуре ряда, что позволяет достичь более высокой эффективности по сравнению с применением по отдельности каждого предиктора из заданного набора для прогнозирования всего исходного ряда.

Обучение ИИС повторяется для каждого антигена из обучающей выборки заданное число раз или до достижения некоторого заданного значения средней абсолютной ошибки.

Результаты сравнительного анализа. В ходе экспериментальных исследований было проведено краткосрочное прогнозирование рядов, используемых в M3-Competition [13], и сравнение полученных результатов с приведенными в [13] результатами прогнозирования с помощью экспоненциального сглаживания, вариантов модели Хольта (RobustTrend, HoltWinters, CombSHD), модели ARIMA, экспертных систем (ForecastPro и SmartFcs), искусственных нейронных сетей. Было выполнено также прогнозирование ряда среднесуточных показаний температуры Meteo, с учетом внесенных пропущенных значений. Анализировалось два варианта расположения пропусков – во всем ряду, и только в контрольной части (для случая, когда была возможность перед использованием создать и обучить ИИС на неповрежденных данных). Симметричные средние абсолютные ошибки прогнозирования приведены в таблице, для ряда Meteo приведена средняя абсолютная ошибка (MAE, °C).

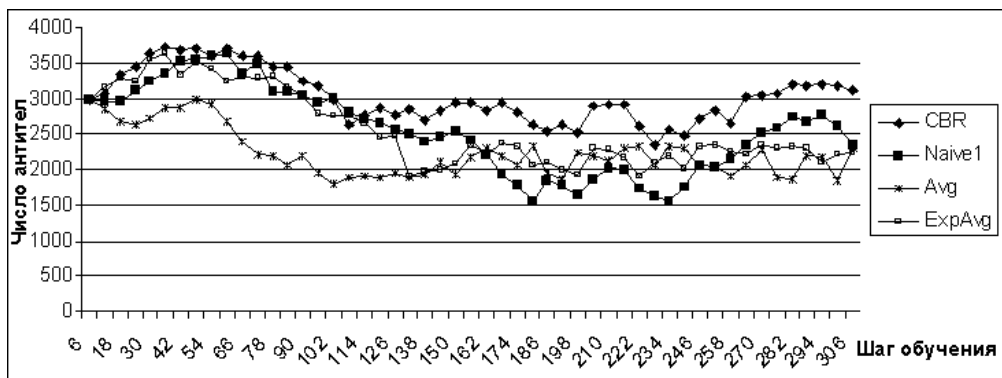


Рис. 1. Изменение числа антител различного типа в ходе обучения ИИС

1. Симметричная средняя абсолютная ошибка (SMAPE, %) для различных методов прогнозирования при различном количестве пропущенных значений

Метод	N704 (44)	N736 (44)	N1366 (63)	N2830 (104)	N2841 (104)	N2867 (79)	Meteo (21337)
Exp.Smooth	4,08	12,11	0,42	2,47	0,5	20,52	4,56
RobustTrend	4,76	8,88	0,41	2,18	0,52	18,83	–
HoltWinters	4,92	10,68	1,04	3,27	0,39	20,08	2,9
CombSHD	4,36	9,65	0,5	2,73	0,46	20,09	–
Box–Jenkins	3,66	7,35	0,57	2,45	0,5	26,13	2,99
ForecastPro	3,13	6,5	0,41	2,47	0,5	20,52	–
SmartFcs	5,18	8,62	0,29	2,47	0,5	23,85	–
AutoANN	3,42	8,73	0,27	1,56	0,53	26,11	–
ClonAlg	5,20	7,65	0,41	1,83	0,14	16,26	2,44
ClonAlg (10 %)	5,92	9,74	0,91	2,34	0,21	18,01	–
ClonAlg (10 %), control	5,20	8,45	0,41	1,83	0,23	18,35	2,44
ClonAlg (15 %)	6,42	7,31	0,88	2,98	0,21	19,01	2,56
ClonAlg (20 %)	6,30	8,15	0,56	3,31	0,53	20,09	3,77

Из используемых для анализа рядов только ряд среднесуточных показаний температуры Meteo содержит количество значений, достаточное для создания популяции антител, соответствующей обширной базе прецедентов, и проведения обучения. Результаты прогнозирования данного ряда подтверждают преимущество использования предложенного подхода на основе модели клонального отбора.

Наличие пропусков ведет к увеличению ошибки на 2 – 8 %, но если пропущенные значения расположены только в контрольной части ряда (результаты для ClonAlg (10 %), control), ошибка увеличивается только на 1 – 3 % процента. Однако, при малом количестве значений временного ряда, вероятно отсутствие в базе антител с высокой аффинностью, а величина обучающей выборки не позволяет в полной мере настроить систему. Вследствие этого на некоторых рядах наблюдается преимущество традиционных методов прогнозирования перед предложенным подходом.

Выводы. В работе предложен метод краткосрочного прогнозирования временных рядов, имеющих пропущенные значения, на основе модели клонального отбора, использующей разнородные антитела. Предложенный подход показал на тестовых временных рядах уменьшение SMAPE на 3 – 10 % по сравнению с использованием традиционных методов прогнозирования, в случае, когда

величина ряда позволяет провести обучение ИИС. Основные особенности данного подхода следующие:

- сегментации ряда в процессе обучения ИИС и определение наиболее подходящего предиктора для каждого участка исходного ряда;
- учет влияния внешних факторов, представленных в виде других временных рядов;
- метод не требует предварительного восстановления пропущенных значений;
- с ростом числа пропусков требуется увеличение размера обучающей выборки и величины выборок, на основе которых создаются антитела.

Представленные в работе результаты подтверждают эффективность использования рассмотренного подхода для краткосрочного прогнозирования искаженных временных рядов.

Список использованной литературы

1. Литтл Р. Дж. А. Статистический анализ данных с пропусками / Р. Дж. А. Литтл, Д. Б. Рубин. – М. : Финансы и статистика, 1991. – 430 с. – ISBN 5-279-00443-X.
2. Снитюк В. Е. Эволюционный метод восстановления пропусков в данных / В. Е. Снитюк // Сборник трудов VI-й Международной конференции «Интеллектуальный анализ информации». – К. : – 2006. – С. 262 – 271.

3. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов / Ю. П. Лукашин – М. : Финансы и статистика, 2003. – 416 с. – ISBN 5-279-02740-5.

4. Батуру А. П. Финансовые временные ряды: кусочное прогнозирование и проблема обнаружения предвестников существующего изменения закономерности / А. П. Батуру, Н. М. Еременко // *Банковские технологии*. – 2001. – № 12. – С. 70 – 77.

5. Дасгупта Д. Искусственные иммунные системы и их применение / Д. Дасгупта; пер. с англ. под ред. А. А. Романюхи. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2006. – 344 с. – ISBN 5-9221-0706-2.

6. 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*. – Курск : 2009. – Т. 2. – С. 1 – 3.

7. 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*. – Херсон : 2004. – № 4. – С. 89 – 99.

8. Кораблев Н. М. Применение искусственных иммунных сетей для прогнозирования временных рядов / Н. М. Кораблев, Г. С. Иващенко // *Системы обработки информации*. – Харьков : 2012. – № 9(107). – С. 42 – 45.

9. Кораблев Н. М. Применение модели клонального отбора, использующей вывод по прецедентам, для прогнозирования временных рядов / Н. М. Кораблев, Г. С. Иващенко // *Бионика интеллекта*. – Харьков : 2013. – № 1(80). – С. 108 – 111.

10. Кораблев Н. М. Применение разнородных антител в модели клонального отбора для решения задачи краткосрочного прогнозирования / Н. М. Кораблев, Г. С. Иващенко // *Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы вычислительного интеллекта: Материалы международной научной конференции*. – Херсон : ХНТУ, 2013. – С. 454 – 456.

11. Черный С. Г. Применение case based reasoning для поддержки принятия решений /

С. Г. Черный // *Вестник ХНТУ*. – 2010. – № 2(38). – С. 336 – 342.

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

13. Makridakis S. The M-3 Competition: Results, Conclusions and Implications / S. Makridakis, M. Hibon // *International of Forecasting*. – Amsterdam: Elsevier, – 2000. – No. 16, pp. 451 – 476.

Получено 03.03.2014

References

1. Roderick J.A. Little, and Donald B. Rubin. *Statistical Analysis with Missing Data*. Wiley, New York 1987, 278 p. (In English).

2. Snityuk V.E. Evolyutsionnyi metod vosstanovleniya propuskov v dannykh [Evolutionary Method for Reconstructing Missing data]. (2006), *Intellectual'nyi Analiz Informatsii Publ.*, Kiev, Ukraine, pp. 4 – 8 (In Russian).

3. Lukashin Yu.P. Adaptivnye metody kratkosrochnogo prognozirovaniya vremennykh ryadov [Adaptive Methods of Short-term Time Series Forecasting], (2003), *Uchebnoe Posobie*, Moscow, Russian Federation, 416 p. (In Russian).

4. Batur A.P., and Eremenko N.M. Finansovye vremennye ryady: kusochnoe prognozirovanie i problema obnaruzheniya predvestnikov sushchestvuyushchego izmeneniya zakonornosti [Financial Time Series: a Piecewise Forecasting and Problem Detection Precursors Change Existing Laws], (2001), *Bankovskie Tekhnologii.*, Vol. 12, pp. 70 – 77 (In Russian).

5. Dasgupta D. *Artificial Immune Systems and Their Applications*, Springer-Verlag, 1999 (In English).

6. Prasolov S.V., Shoitov D.V. Postanovka zadachi prognozirovaniya, osnovannaya na primenenii uproschennoi modeli iskusstvennoi immunnoi seti [Formulation of the Problem of Forecasting Based on the Simplified Model of Artificial Immune Network], (2009), *Uchenye Zapiski. Elektronnyi Nauchnyi Zhurnal Kurskogo Gosudarstvennogo Universiteta Publ.*, pp. 1 – 3 (In Russian).

7. Bidyuk P.I., Litvinenko V.I., Baklan I.V., and Fefelov A.A. Algoritm klonal'nogo otbora dlya prognozirovaniya nestatsionarnykh dinamicheskikh sistem [Clonal Selection Algorithm for the Prediction of Nonstationary Dynamical Systems], (2004), *Iskusstvennyi Intel'ekt Publ.*, Vol. 4, pp. 89 – 99 (In Russian).

8. Korablev N.M., and Ivashchenko G.S. Primenenie iskusstvennykh immunnykh setei dlya prognozirovaniya vremennykh ryadov [Application of Artificial Immune Networks for Time Series Forecasting], (2012), *Sistemi Obrobki Informatsii Publ.*, Kharkov, Ukraine, pp. 42 – 45 (In Russian).

9. Korablev N.M., and Ivashchenko G.S. Primenenie modeli klonal'nogo otbora, ispol'zuyushchei vyvod po pretsedentam, dlya prognozirovaniya vremennykh ryadov [Application of the Clonal Selection Model Using Case Based Reasoning for Time Series Forecasting], (2013), *Bionika Intellekta Publ.*, Kharkov, Ukraine, Vol. 1(80), pp. 42 – 45 (In Russian).

10. Korablev N.M., and Ivashchenko G.S. Primenenie raznorodnykh antitel v modeli klonal'nogo otbora dlya resheniya zadachi kratkosrochnogo prognozirovaniya [Application of Heterogeneous Antibody in the Clonal Selection Model for Solving the Problem of Short-term Forecasting], (2013), *Intellektual'nye sistemy Prinyatiya Reshenii i Problemy Vychislitel'nogo Intellekta Publ.*, Kherson, Ukraine, pp. 454 – 456 (In Russian).

11. Chernyi S.G. Primenenie case based reasoning dlya podderzhki prinyatiya reshenii [Application of Case Based Reasoning for Decision Making Support], (2010), *Vestnik KhNTU Publ.*, Ukraine, Vol. 2(38), pp. 336 – 342 (In Russian).

12. Chuchueva I.A. Model' ekstrapolyatsii vremennykh ryadov po vyborke maksimal'nogo podobiya [Model Extrapolation of Time Series Based on a Sample of Maximum Similarity], (2010), *Informatsionnye tekhnologii Publ.*, Moscow, Russian Federation, No. 12. pp. 43 – 47 (In Russian).

13. Makridakis S. The M-3 Competition: Results, Conclusions and Implications. *International of Forecasting*, (2000), No. 16. pp. 451 – 476 (In English).



Кораблев Николай Михайлович,
д-р техн. наук, проф.
каф. электронных вычислительных машин Харьковского нац. ун-та радиоэлектроники, г. Харьков, пр. Ленина, 14.
Тел.:(057) 702-13-54, 61166. E-mail:
korablev.nm@gmail.com



Ивашченко Георгий Станиславович,
аспирант каф. электронных вычислительных машин Харьковского нац. ун-та радиоэлектроники, г. Харьков, пр. Ленина, 14, тел.: (057) 702-13-54, 61166,
E-mail:
igs2005@rambler.ru