

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК
СОЛНЕЧНЫХ БАТАРЕЙ КОСМИЧЕСКИХ АППАРАТОВ
МЕТОДАМИ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОГО ИНТЕЛЛЕКТА***

М. Е. Семенкина, Е. С. Семенкин, И. С. Рыжиков

Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М. Ф. Решетнева
Российская Федерация, 660014, г. Красноярск, просп. им. газ. «Красноярский рабочий», 31
E-mail: semenkina88@mail.ru, eugenesemenkin@yandex.ru, ryzhikov-88@yandex.ru

Рассматривается задача прогнозирования динамических характеристик солнечных батарей (БС) космического аппарата в условиях открытого космоса по имеющимся измерениям изменений параметров БС и соответствующих им параметров солнечной активности во время выполнения миссии. Для решения задачи предлагается использовать самоконфигурируемый генетический алгоритм для автоматического генерирования нейронных сетей с выбором структуры и наиболее информативных признаков и настройкой весовых коэффициентов, самоконфигурируемый алгоритм генетического программирования для автоматического генерирования неполносвязных нейронных сетей прямой проводимости, самоконфигурируемый алгоритм генетического программирования для автоматического генерирования ансамблей нейросетевых предикторов. Выполняется оценка эффективности предложенных подходов при решении задачи прогнозирования процесса деградации солнечных батарей космического аппарата и производится сравнение эффективности алгоритмов. Среди исследованных подходов, не использующих технику ансамблирования, наибольшую эффективность показал самоконфигурируемый алгоритм генетического программирования для автоматического генерирования нейросетевых предикторов. Самоконфигурируемый алгоритм генетического программирования для автоматического генерирования ансамблей нейросетевых предикторов продемонстрировал наиболее высокую эффективность по сравнению с рассмотренными аналогами.

Ключевые слова: солнечные батареи космического аппарата, прогнозирование деградации электрических характеристик, нейросетевые предикторы, автоматическое проектирование, самоконфигурируемые эволюционные алгоритмы.

Vestnik SibGAU
2014, No. 3(55), P. 139–145**DYNAMICS FORECASTING FOR ELECTRICAL CHARACTERISTICS
OF SPACECRAFT SOLAR ARRAYS BY MEANS OF COMPUTATIONAL INTELLIGENCE**

M. E. Semenkina, E. S. Semenkin, I. S. Ryzhikov

Siberian State Aerospace University named after academician M. F. Reshetnev
31, Krasnoyarsky Rabochy Av., Krasnoyarsk, 660014, Russian Federation
E-mail: semenkina88@mail.ru, eugenesemenkin@yandex.ru, ryzhikov-88@yandex.ru

We consider the problem of forecasting the degradation process of spacecraft's solar arrays according to their available parameter changes measured together with the corresponding parameters of solar activity during the fulfilment of the real spacecraft's mission. The application of ANN-based predictors is proposed because of their generalization ability. In this paper, predictors automated design with self-adaptive evolutionary algorithms is suggested because of the ANN efficiency dependence on the choice of an effective structure and the successful tuning of weight coefficients. The adaptation of evolutionary algorithms is implemented on the base of the algorithms' self-configuration. In self-configuration technique, setting variants were used instead of the adjusting real parameters, namely types of selection, crossover, population control and level of mutation. Each of these has its own initial probability distribution which is changed as the algorithm executes. ANN-based predictors are automatically designed with the self-configured genetic algorithm and the self-configured genetic programming algorithm. In both cases the most informative features are selected for each neural network. Besides, the self-configuring genetic programming is

* Работа выполняется в соответствии с государственным заказом по тематическому плану Сибирского государственного аэрокосмического университета (проекты 140/14 и 72/14).

used for the automated design of ensembles of ANN-based predictors. The performance of developed algorithms for automated design of ANN-based predictors is estimated on real-world data and the most perspective approach is determined. Self-configuring genetic programming algorithm for automated ANN design has the best performance among non-ensemble techniques. Self-configuring genetic programming for the automated design of ensembles presents the best result among all considered approaches.

Keywords: spacecraft solar array, degradation forecasting, ANN-based predictors, automated design, self-configuring evolutionary algorithms.

Введение. Развитие таких источников энергии, как солнечные батареи (БС) имеет существенное значение для будущего космической отрасли. Однако эффективность применения подобных систем в открытом космосе существенно зависит от влияния окружающей среды, которое приводит к деградации солнечных батарей. Наземное тестирование БС является дорогой и требующей много времени процедурой, поэтому применение интеллектуальных инструментов для прогнозирования деградации солнечных батарей может значительно повысить эффективность использования БС.

В качестве интеллектуальных технологий прогнозирования для данной задачи могут применяться методы вычислительного интеллекта, в частности нейронные сети, в связи с их известным свойством высокого уровня обобщения [1], а также ансамбли нейронных сетей для повышения качества прогнозирования. Однако даже создание отдельной искусственной нейронной сети (ИНС) требует высокого уровня экспертных знаний для выбора ее эффективной структуры и настройки весовых коэффициентов, а создание ансамблей интеллектуальных информационных технологий (ИИТ) является задачей на порядок более сложной. Для автоматизации решения этих задач могут быть применены эволюционные алгоритмы [2], эффективность которых, однако, существенно зависит от выбора их настроек, что также требует привлечения экспертов в области эволюционных вычислений. В данной работе предлагается применять самоконфигурируемые эволюционные алгоритмы (SelfCEA) [3–5], производящие автоматический выбор структуры алгоритма и подстройку его параметров под решаемую задачу, для автоматического генерирования нейросетевых предикторов и их ансамблей, что позволит существенно расширить круг специалистов, использующих технологии вычислительного интеллекта для решения практических задач.

Постановка задачи. Необходимо разработать математическую модель для предсказания деградации солнечных батарей космического аппарата в условиях открытого космоса по имеющимся измерениям изменений параметров БС и соответствующим им параметрам солнечной активности во время выполнения миссии.

В качестве входов используются параметры внешней среды, такие как интегральные флюенсы протонов с различными уровнями энергии ($< 1 \text{ MB}$, $< 10 \text{ MB}$, $< 100 \text{ MB}$) и электронов с различными уровнями энергии ($< 0,6 \text{ MB}$, $< 2 \text{ MB}$), количество дней после

отделения космического аппарата, характеризующее урон, нанесенный панелям солнечных батарей метеорами и УФ-радиацией, и коэффициент освещенности космического аппарата – параметр, характеризующий степень освещенности аппарата. В качестве выходных параметров, значения которых необходимо предсказать, используются напряжение холостого хода $U_{\text{хх}}$ БС и сила тока короткого замыкания $I_{\text{кз}}$ БС для обеих секций БС космического аппарата, т. е. имеется 4 выходных параметра. Выборка для данной задачи состоит из полетных данных для 295 дней и содержит 7 входов и 4 выхода. Информация о первых 169 днях полета будет использована для обучения предикторов, а остальная часть – для оценки эффективности полученной модели. Для всех используемых подходов ошибка прогнозирования будет оцениваться по следующей формуле:

$$\text{error} = \frac{100}{s} \frac{1}{m} \sum_i^m \frac{1}{y_{\text{max}}^i - y_{\text{min}}^i} \sum_j^s |y_j^i - o_j^i|,$$

где s – размер тестовой выборки; m – количество выходов; y – значение выхода; o – значение соответствующего выхода модели.

Таким образом, необходимо разработать предикторы деградации БС космического аппарата (КА) на основе полетных данных. В данной статье предикторы будут формироваться автоматически при помощи самоконфигурируемых эволюционных алгоритмов в виде отдельных нейронных сетей и их ансамблей.

Самоконфигурируемые эволюционные алгоритмы. Эволюционные алгоритмы (ЭА) хорошо известны как эффективное средство решения сложных задач оптимизации [6], однако эффективность их применения существенно зависит от выбора вариантов их операторов и настройки параметров. Данный недостаток служит существенным препятствием для применения эволюционных алгоритмов конечными пользователями, не являющимися экспертами в этой области, например, инженерами космической отрасли. В данной статье предлагается использовать подход, позволяющий автоматизировать выбор подходящей к задаче алгоритмической схемы и основанные на нем алгоритмы: самоконфигурируемый генетический алгоритм (SelfCGA) [3] и самоконфигурируемый алгоритм генетического программирования (SelfCGP) [4]. Все рассматриваемые самоконфигурируемые эволюционные алгоритмы (SelfCEA) позволяют производить централизованную настройку их параметров в процессе запуска. В качестве элементов конфигура-

ции эволюционных алгоритмов используются 5 типов селекции (пропорциональная, ранговая, турнирная с размерами турнира 3, 5, 9), 6 типов скрещивания (стандартное для SelfCGP, двухточечное для SelfCGA и одноточечное, равновероятное равномерное, пропорциональное равномерное, турнирное равномерное, ранговое равномерное для обоих [7]), 3 уровня мутации для SelfCGA (низкая, средняя и высокая вероятности мутации) и 2 типа мутации с теми же 3 уровнями для SelfCGP (точечная мутация и мутация деревьями). Вероятности применения каждого типа оператора:

- устанавливаются равными при запуске алгоритма;
- изменяются на каждом поколении согласно средней пригодности полученных при помощи конкретного типа оператора потомков, но не могут быть меньше заданного порога;
- используются для выбора конфигурации алгоритма, применяемого для порождения очередного потомка.

Подробное описание способа настройки вероятностей применения операторов можно найти в [5], а анализ их изменения в процессе запуска – в [8]. Оба рассматриваемых алгоритма были протестированы на репрезентативном множестве тестовых задач оптимизации для SelfCGA [3] и символьной регрессии для SelfCGP [4], статистическая устойчивость полученных результатов была оценена при помощи ANOVA. Анализируя результаты их тестирования [3–5], можно увидеть, что самоконфигурируемые алгоритмы обладают большей надежностью, чем средняя надежность лучшего отдельного алгоритма, но в отдельных случаях уступают наиболее высокой надежности лучшего отдельного алгоритма. Отметим, что определить лучший алгоритм для конкретной задачи можно только исчерпывающим перебором всех возможных конфигураций, что требует чрезвычайных вычислительных затрат. При этом не существует лучшего алгоритма, подходящего для всех задач, и он должен определяться каждый раз заново. Оба алгоритма, SelfCGA и SelfCGP, могут быть использованы для автоматического выбора структур нейросетевых предикторов, кроме того, SelfCGA может быть применен для настройки их весовых коэффициентов, а SelfCGP – для автоматического генерирования ансамблей нейросетевых предикторов.

Автоматическое генерирование искусственных нейронных сетей. Для эффективного решения задачи прогнозирования необходимо производить выбор подходящей структуры для искусственной нейронной сети. Ниже будут рассмотрены SelfCGA для автоматического выбора числа слоев, нейронов на слое и типов их функции активации для многослойного персептрона и SelfCGP для автоматического генерирования нейронных сетей прямой проводимости с произвольной структурой [5; 9].

Автоматическое генерирование нейронных сетей с помощью SelfCGA. Генетические алгоритмы работают с решениями, представленными в виде бинарных строк конечной длины. Поэтому необходимо

представить проектируемую нейронную сеть в виде такой структуры данных. В качестве максимального размера структуры нейронной сети были выбраны 5 скрытых слоев и 5 нейронов на каждом из них, кроме того, каждый из нейронов мог использовать одну из 15 известных активационных функций (сигмоиды, линейные, пороговые и т. п.). Каждый нейрон кодировался в виде бинарной строки из 4 бит. Если строка состояла из нулей («0000»), то считалось, что данный нейрон отсутствует в ИНС, иначе номер активационной функции определялся посредством перевода бинарного числа в целое. Таким образом, структура скрытых слоев нейронной сети целиком кодировалась в виде бинарной строки из 100 битов, кроме того, все нейронные сети имели одинаковый выходной слой и настраиваемый входной слой. В данной работе также использовалась возможность для автоматического выбора наиболее существенных входов. Для этого в начало бинарной строки, кодирующей структуру нейронной сети, были добавлены дополнительные биты, отвечавшие за использование («1») или неиспользование («0») каждого входа. В процессе инициализации вход считался несущественным с вероятностью равной 1/3. Применение данной идеи должно помочь пользователям избежать существенной и сложной процедуры выбора наиболее важных для эффективности модели входных переменных.

В данной статье для оптимизации структуры ИНС, закодированной в бинарную хромосому, использовался SelfCGA, и при настройке весовых коэффициентов для каждой структуры применялся SelfCGA с последующим локальным спуском. Эффективность предлагаемого подхода была оценена на репрезентативном множестве тестовых задач, кроме того, была выполнена проверка статистической значимости полученных результатов. По результатам тестирования можно заключить, что самоконфигурируемый генетический алгоритм для автоматического выбора структуры ИНС (SelfCGA+ANN) является эффективным средством решения задач аппроксимации и может быть применен для решения практических задач анализа данных.

Автоматическое генерирование нейронных сетей с помощью SelfCGP. Как правило, алгоритм генетического программирования работает с деревьями, в связи с чем для кодирования ИНС в дерево были изменены функциональное и терминальное множества. В функциональное множество были включены операции по постановке нейронов (групп нейронов) в один слой или последовательные слои, что позволило генерировать непослойно связанные нейронные сети. В терминальное множество включены входные переменные и 16 функций активации, в связи с чем получаемые нейронные сети могут использовать не все входные переменные, но при этом обладать высокой эффективностью. SelfCGA с последующим локальным спуском использовался при настройке весовых коэффициентов, а для оптимизации структуры ИНС, закодированной в виде дерева, применялся SelfCGP.

Эффективность рассматриваемого самоконфигурируемого алгоритма генетического программирования для автоматического генерирования ИНС (SelfCGP+ANN) была оценена на репрезентативном множестве тестовых задач аппроксимации (статистическая значимость проверена при помощи ANOVA) [5; 9]. Результаты тестирования показали, что нейронные сети, сгенерированные SelfCGP, используют небольшое количество нейронов по сравнению с многоуровневыми перцептронами и не являются полностью связными (небольшое число связей между нейронами), а кроме того, не используют все возможные входные переменные, т. е. снижают размерность поискового пространства.

Автоматическое генерирование ансамблей интеллектуальных информационных технологий с помощью SelfCGP. После автоматической генерации отдельных нейросетевых предикторов, не требующей выбора настроек используемых алгоритмов, имеет смысл применить методики ансамблирования для повышения качества решения задачи. В данной работе рассматриваются как стандартные методы коллективного принятия решения, такие как простое усреднение, взвешенное усреднение и бэггинг, так и самоконфигурируемый алгоритм генетического программирования для формирования общего метода принятия решений коллективом ИИТ на основе создания символьного выражения с различными ИИТ в качестве элементов терминального множества (SelfCGP-E) [10–12]. SelfCGP-E включает в себя различные арифметические операции и математические функции и использует модели разных видов для обеспечения разнообразия среди участников ансамбля. Далее в численных экспериментах в качестве членов ансамбля используются символьные выражения и нейронные сети, автоматически разработанные при помощи SelfCGP и SelfCGA. Из сформированного заранее предварительного пула ИИТ алгоритм автоматически выбирает конкретные ИИТ, которые вносят существенный вклад в эффективность решения, и не использует другие. Предварительный пул ИИТ включает в себя 20 ИНС и 20 символьных выражений, заранее порожденных алгоритмом SelfCGP.

Результаты решения задачи прогнозирования динамики электрических характеристик солнечных батарей космических аппаратов. Для решения поставленной задачи прогнозирования динамики электрических характеристик солнечных батарей были использованы следующие средства вычислительного интеллекта:

1. Самоконфигурируемый алгоритм генетического программирования для автоматического генерирования ИНС (SelfCGP+ANN) [5; 9].
2. Самоконфигурируемый генетический алгоритм для автоматического генерирования ИНС (SelfCGA+ANN).
3. Самоконфигурируемый алгоритм генетического программирования для решения задач символьной регрессии (SelfCGP+SRF) [4].
4. Ансамбль нейронных сетей, основанный на простом усреднении (ANN+s.a.).

5. Ансамбль нейронных сетей, основанный на взвешенном усреднении (ANN+w.a.).

6. Ансамбль нейронных сетей, основанный на бэггинге (ANN+bagging), т. е. все участники ансамбля проходили обучение на различных подмножествах обучающей выборки [13].

7. Самоконфигурируемый алгоритм генетического программирования для автоматического генерирования ансамблей интеллектуальных информационных технологий (SelfCGP-E) [11].

8. Самоконфигурируемый алгоритм генетического программирования для автоматического генерирования ансамблей интеллектуальных информационных технологий с использованием техники бэггинга (SelfCGP-E+bagging) [12].

Дополнительно для сравнения были использованы следующие подходы:

1. Предикторы, основанные на нечеткой логике (FL) и нейронечетких системах (NFL), сгенерированные при помощи генетического алгоритма [14].

2. Предикторы, основанные на ансамблях нейронных сетей, сгенерированных с помощью обычного алгоритма генетического программирования (GPEN) [15].

3. Предикторы, основанные на ансамблях нейронных сетей (GASEN) [15].

Результаты для всех методик, представленных в статье, приведены в табл. 1. В первых четырех столбцах приведены значения ошибок прогнозирования (в процентах) для соответствующих выходов. В столбце «Mean» приведены значения ошибок, усредненные по всем выходам. Первое число в каждой ячейке является лучшим найденным значением ошибки для каждого алгоритма. Ошибки, усредненные по всем запускам алгоритма, представлены в скобках. Результаты для альтернативных подходов представлены в табл. 2.

Легко увидеть, что SelfCGP для автоматического генерирования ИНС демонстрирует лучший результат среди отдельных интеллектуальных информационных технологий. В частности, относительная ошибка равна 4,319 для первого выхода, что соответствует величине в 0,1597 В из возможных 3,6971 В. Самоконфигурируемый алгоритм генетического программирования для автоматического генерирования ансамблей нейросетевых предикторов без применения бэггинга превосходит как отдельные интеллектуальные информационные технологии, так и альтернативные методы создания ансамблей. Можно заметить, что только методы ансамблирования на основе самоконфигурируемого алгоритма генетического программирования не ухудшили результат по сравнению с отдельными нейронными сетями. Кроме того, добавление бэггинга ухудшило результат, что может быть связано с малым размером выборки.

Как правило, SelfCGP и SelfCGA использовали только 6 входов из 7 и игнорировали интегральный флюенс протонов с наименьшей энергией. Если говорить о сложности модели, то можно сказать, что предложенный подход для генерирования ансамблей (формирование математического выражения генетическим

программированием) не приносит дополнительных проблем по сравнению с любой другой техникой создания решения коллектива. Конечно, расчетная модель, получаемая SelfCGP, может быть гораздо более сложной по сравнению с обычными коллективными методами (взвешенное суммирование, голосование). Однако эксперименты показывают, что SelfCGP никогда не использует все доступные модели в одном ансамбле, включая только некоторые из них, в то время как обычные коллективные методы используют все доступные модели, что увеличивает время срабатывания.

Таблица 1

Результаты методик вычислительного интеллекта для задачи прогнозирования динамики электрических характеристик БС КА

Алгоритмы	1	2	3	4	Mean
SelfCGP-E	3,703 (3,883)	3,564 (3,725)	4,047 (4,182)	4,726 (4,930)	4,01 (4,18)
SelfCGP-E+ +bagging	3,998 (4,287)	3,801 (4,01)	4,26 (4,953)	5,301 (5,35)	4,34 (4,65)
ANN+bagging	4,934 (5,308)	4,746 (5,144)	5,306 (5,698)	6,254 (6,73)	5,31 (5,72)
ANN+w.a.	4,7234 (5,175)	4,586 (4,892)	5,1963 (5,541)	6,0543 (6,432)	5,14 (5,51)
ANN+s.a.	4,931 (5,01)	4,674 (4,813)	5,264 (5,306)	6,211 (6,231)	5,27 (5,34)
SelfCGP+ANN	4,3196 (5,0442)	4,1441 (4,9392)	4,65 (5,53)	5,4863 (6,2066)	4,65 (5,43)
SelfCGP+SRF	4,6726 (5,7688)	4,4827 (5,5344)	5,03 (6,21)	5,9346 (7,3268)	5,03 (6,21)
SelfCGA+ANN	4,8584 (5,2672)	4,661 (5,0531)	5,232 (5,671)	6,17056 (6,6897)	5,23 (5,67)

Таблица 2

Лучшие результаты альтернативных подходов

Алгоритм	GPEN	GA SEN	NFL	FL
Mean	4,29	5,23	5,87	7,66

Большую часть вычислительной сложности ансамбля составляют вычислительные усилия, необходимые для расчета выхода для каждой модели, поэтому предложенный подход имеет преимущество над обычными коллективными методами, которые включают в ансамбли все доступные отдельные модели (20 ИНС в нашем случае). В то же время при добавлении бэггинга к предложенному методу создания ансамблей при помощи SelfCGP количество используемых членов ансамбля возрастает в 2–3 раза, но при этом не происходит повышение эффективности.

Сравнивая обе таблицы, можно увидеть, что подходы, генерирующие отдельные ИИТ, описанные в этой статье, существенно превосходят алгоритмы на основе нечеткой логики (NFL, FL) и уступают методам, использующим ансамбли. Описанный в данной статье метод создания ансамблей при помощи самоконфигурируемого алгоритма генетического программирования (SelfCGP-E) превосходит все рассматриваемые альтернативные подходы.

Заключение. В данной статье описаны два способа для автоматического генерирования нейросетевых предикторов и метод создания ансамблей предикторов для решения задачи прогнозирования динамики электрических характеристик солнечных батарей космического аппарата, их эффективность оценена на реальных данных. Предложенные подходы отличаются от альтернативных способностью автоматически адаптироваться под решаемую задачу. Самоконфигурируемые алгоритмы не требуют от конечных пользователей экспертных знаний о методах вычислительного интеллекта. Наиболее высокую эффективность продемонстрировал самоконфигурируемый алгоритм генетического программирования для автоматического генерирования ансамблей нейросетевых предикторов.

Направлениями дальнейших исследований могут быть как расширение подхода с использованием автоматически проектируемых нечетких классификаторов [16], что может дать интерпретируемые человеком-экспертом правила, так и задействование новых эффективных подходов [17], с помощью которых можно повысить эффективность решения задачи. Отдельным перспективным направлением исследования динамики электрических характеристик БС КА является автоматическое построение линейной динамической модели по результатам наблюдения за поведением системы [18; 19].

Библиографические ссылки

1. Zhang G., Patuwo B. E., Hu M. Y. Forecasting with artificial neural networks: The state of the art // International Journal of Forecasting. 1998. 14. P. 35–62.
2. Ефимов С. Н., Семенкин Е. С., Тынченко В. В. Многокритериальный многопопуляционный генетический алгоритм для структурно-параметрического синтеза нейросетевых моделей // Системы управления и информационные технологии. 2009. № 1.3 (35). С. 346–350.
3. Semenkin E. S., Semenkina M. E. Self-Configuring Genetic Algorithm with Modified Uniform Crossover Operator // Advances in Swarm Intelligence, Lecture Notes in Computer Science 7331. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2012. P. 414–421.
4. Semenkin E., Semenkina M. Self-Configuring Genetic Programming Algorithm with Modified Uniform Crossover Operator // Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE CEC). 2012. P. 1918–1923.
5. Семенкина М. Е. Самоадаптивные эволюционные алгоритмы проектирования информационных технологий интеллектуального анализа данных // Искусственный интеллект и принятие решений. 2013. № 1. С. 13–23.
6. Об эволюционных алгоритмах решения сложных задач оптимизации / А. В. Гуменникова [и др.] // Вестник СибГАУ. 2003. № 4. С. 14–23.

7. Семенкин Е. С., Семенкина М. Е. Применение генетического алгоритма с модифицированным оператором равномерной рекомбинации при автоматизированном формировании интеллектуальных информационных технологий // Вестник СибГАУ. 2007. № 3. С. 27–33.

8. Семенкина М. Е., Семенкин Е. С. Исследование поведения самоконфигурируемого алгоритма генетического программирования // Системный анализ и информационные технологии : Тр. пятой Междунар. конф. 2013. Т. 2. С. 78–87.

9. Semenkin E. S., Semenkina M. E., Panfilov I. A. Neural Network Ensembles Design with Self-Configuring Genetic Programming Algorithm for Solving Computer Security Problems // Computational Intelligence in Security for Information Systems, Advances in Intelligent Systems and Computing 189. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2012. P. 25–32.

10. Семенкин Е. С., Шабалов А. А., Ефимов С. Н. Автоматизированное проектирование коллективов интеллектуальных информационных технологий методом генетического программирования // Вестник СибГАУ. 2011. № 3. С. 77–81.

11. Semenkina M., Semenkin E. Integration of Intelligent Information Technologies Ensembles with Self-Configuring Genetic Programming Algorithm // Vestnik of Siberian State Aerospace University named after academician M. F. Reshetnev. 2012. № 4 (44). P. 89–96.

12. Semenkina M., Semenkin E. Classifier Ensembles Integration with Self-Configuring Genetic Programming Algorithm // Adaptive and Natural Computing Algorithms. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 7824. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2013. P. 60–69.

13. Breiman L. Bagging predictors // Machine Learning. 1996. Vol. 24 (2). P. 123–140.

14. Shabalov A., Semenkin E., Galushin P. Integration of Intelligent Information Technologies Ensembles for Modeling and Classification // Proc. of Hybrid artificial intelligent systems 7th Intern. Conf., HAIS 2012. Salamanca, Spain, 2012. P. 365–374.

15. Bukhtoyarov V., Semenkin E., Shabalov A. Neural Networks Ensembles Approach for Simulation of Solar Arrays Degradation Process // Proc. of Hybrid artificial intelligent systems 7th Intern. Conf., HAIS 2012. Salamanca, Spain, 2012. P. 186–195.

16. Semenkina M., Semenkin E. Hybrid Self-configuring Evolutionary Algorithm for Automated Design of Fuzzy Classifier // Advances in Swarm Intelligence. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 8791. P. 1. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2014. P. 310–317.

17. Akhmedova Sh., Semenkin E. Data Mining Tools Design with Co-operation of Biology Related Algorithms // Advances in Swarm Intelligence. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 8791. P. 1. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2014. P. 499–506.

18. Ryzhikov I., Semenkin E. The Application of Evolutionary Algorithm for the Linear Dynamic System Modelling // Proc. of the 2nd Intern. Conf. on Simulation and Modelling Methodologies, Technologies and Applications. 2012. P. 234–237.

19. Ryzhikov I., Semenkin E. Modified Evolutionary Strategies Algorithm in Linear Dynamic System Identification // Proc. of the 9th Intern. Conf. on Informatics in Control, Automation and Robotics. 2012. P. 618–621.

References

1. Zhang G., Patuwo B. E., Hu M. Y. Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting* 14. 1998, vol. 14, p. 35–62.

2. Efimov S. N., Semenkin E. S., Tynchenko V. V. [Multi-criteria multi-population genetic algorithm for the structure design and parameters tuning of neural networks based models]. *Sistemy upravleniya i informatsionnyye tekhnologii*. 2009, vol. 35, no. 1.3, p. 346–350. (In Russ.)

3. Semenkin E. S., Semenkina M. E. Self-configuring Genetic Algorithm with Modified Uniform Crossover Operator. *Advances in Swarm Intelligence, Lecture Notes in Computer Science 7331*. 2012, vol. 7331, p. 414–421.

4. Semenkin E., Semenkina M. Self-Configuring Genetic Programming Algorithm with Modified Uniform Crossover Operator. *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE CEC)*. 2012, p. 1918–1923.

5. Semenkina M. E. [Effectiveness investigation of self-adaptive evolutionary algorithms for data mining information technology design]. *Iskusstvennyy intellekt i prinyatiye resheniy*. 2013, no. 1, p. 13–23. (In Russ.)

6. Gumennikova A. V., Emelyanova M. N., Semenkin E. S., Sopov E. A. [On evolutionary algorithms of complex optimization problems solving]. *Vestnik SibGAU*. 2003, no. 4, p. 14–23. (In Russ.)

7. Semenkin E. S., Semenkina M. E. [Application of genetic algorithm with modified uniform recombination operator for automated implementation of intelligent information technologies]. *Vestnik SibGAU*. 2007, no. 3(16), p. 27–33. (In Russ.)

8. Semenkina M. E., Semenkin E. S. [Investigation of self-configuring genetic programming algorithm behavior]. *Trudy pjatoj mezhdunarodnoj konferentsii "Sistemnyj analiz i informatsionnyye tekhnologii"*. 2013, vol. 2, p. 78–87. (In Russ.)

9. Semenkin E. S., Semenkina M. E., Panfilov I. A. [Neural Network Ensembles Design with Self-Configuring Genetic Programming Algorithm for Solving Computer Security Problems]. *Computational Intelligence in Security for Information Systems, Advances in Intelligent Systems and Computing 189*. 2012, p. 25–32.

10. Semenkin E. S., Shabalov A. A., Efimov S. N. [Automated design of intelligent information technology collectives by means of genetic programming techniques]. *Vestnik SibGAU*. 2011, no. 3 (36), p. 77–81. (In Russ.)

11. Semenkina M., Semenkin E. [Integration of Intelligent Information Technologies Ensembles with Self-Configuring Genetic Programming Algorithm]. *Vestnik SibGAU*. 2012, no. 4 (44), p. 89–96. (In Russ.)

12. Semenkina M., Semenkin E. [Classifier Ensembles Integration with Self-Configuring Genetic Programming Algorithm]. *Adaptive and Natural Computing Algorithms*,

Lecture Notes in Computer Science. 2013, vol. 7824, p. 60–69.

13. Breiman L. [Bagging predictors]. *Machine Learning*. 1996, vol. 24 (2), p. 123–140.

14. Shabalov A., Semenkin E., Galushin P. [Integration of Intelligent Information Technologies Ensembles for Modeling and Classification]. *Proc. of Hybrid artificial intelligent systems 7th International Conference, HAIS 2012*. Salamanca, Spain, 2012, p. 365–374.

15. Bukhtoyarov V., Semenkin E., Shabalov A. [Neural Networks Ensembles Approach for Simulation of Solar Arrays Degradation Process]. *Proc. of Hybrid artificial intelligent systems 7th International Conference, HAIS 2012*. Salamanca, Spain, 2012, p. 186–195.

16. Semenkina M., Semenkin E. [Hybrid Self-configuring Evolutionary Algorithm for Automated Design of Fuzzy Classifier]. *Advances in Swarm Intelli-*

gence, Lecture Notes in Computer Science. 2014, vol. 8794, part 1, p. 310–317.

17. Akhmedova Sh., Semenkin E. [Data Mining Tools Design with Co-operation of Biology Related Algorithms]. *Advances in Swarm Intelligence, Lecture Notes in Computer Science*. 2014, vol. 8794, part 1, p. 499–506.

18. Ryzhikov I., Semenkin E. [The Application of Evolutionary Algorithm for the Linear Dynamic System Modelling]. *Proc. of the 2nd International Conference on Simulation and Modelling Methodologies, Technologies and Applications*. 2012, p. 234–237.

19. Ryzhikov I., Semenkin E. [Modified Evolutionary Strategies Algorithm in Linear Dynamic System Identification]. *Proc. of the 9th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*. 2012, p. 618–621.

© Семенкина М. Е., Семенкин Е. С.,
Рыжиков И. С., 2014