УДК 519.673

ПРИМЕНЕНИЕ ПАКЕТА MATHLAB ДЛЯ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОКРЕСТНОСТНЫХ МОДЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ

И. А. Седых, А. М. Сметанникова

Липецкий государственный технический университет

Поступила в редакцию 09.10.2017 г.

Аннотация. В работе приведен пример окрестностной модели. Описана параметрическая идентификация окрестностной модели с помощью генетического алгоритма. Приведены расчеты нахождения параметров модели в математическом пакете MathLAB. Проведено сравнение полученных результатов идентификации окрестностной модели, и сделан вывод о наиболее подходящих значениях параметров работы генетического алгоритма для нахождения оптимального решения системы линейных уравнений.
Ключевые слова: генетический алгоритм, окрестностная модель, MathLAB, настраиваемые параметры, параметрическая идентификация.
Annotation. The article presents an example of neighborhood model. The parametric identification neighborhood model with the use of a genetic algorithm are describes. It is shown the calculations for finding the parameters of the model in mathematical package MathLAB. A The obtained results of the identification neighborhood model are compared and concluded that the most appropriate values of the parameters of the genetic algorithm for finding optimal solutions of systems of linear equations.
Keywords: genetic algorithm, neighborhood model, MathLAB, custom settings, parametric identification.

ВВЕДЕНИЕ

Генетические алгоритмы – это методы оптимизации, основанные на естественном отборе и использовании элементов случайности.

Основное понятие, с которым связаны генетические алгоритмы – популяция, где каждая особь выражает допустимое решение. Популяция оценивается целевой функцией, направленной на достижение максимума или минимума в зависимости от условия задачи.

В работе генетические алгоритмы применяются для решения актуальной задачи параметрической идентификации окрестностных моделей как задачи оптимизации. Преимуществом генетических алгоритмов является возможность нахождения глобального экстремума оптимизируемой функции за небольшой промежуток времени.

МЕТОДИКА ЭКСПЕРИМЕНТА

Окрестностные модели обобщают многие дискретные модели, их применяют для моделирования сложных пространственно-распределенных систем [1–7].

Простейшими классами окрестностных моделей являются рассмотренные в [1–2] симметричные линейные и билинейные окрестностные модели, являющиеся статическими. В [3–4] приведены четкие и нечеткие недетерминированные динамические окрестностные модели, позволяющие моделировать параллельные стохастические процессы.

В работе рассмотрим динамическую окрестностную модель, которую можно описать набором $NS_G = (N, X, V, G, X[0])$, где:

1) N – это структура модели, включающая в себя множество узлов $C = \{c_1, ..., c_d\}$ и связей между ними, которую можно представить в виде ориентированного графа;

2) $X \in R^a$ – вектор состояний в узлах окрестностной модели в текущий момент времени;

3) $V \in R^d$ – вектор управлений в узлах в текущий момент времени;

4) G – функция пересчета состояний окрестностной модели;

5) $X[0]$ – начальное состояние модели [5].

Для параметрической идентификации окрестностных моделей необходимо решить переопределенную систему линейных алгебраических уравнений (СЛАУ) вида $Ax = b$, где $A \in R^{m \times n}$ – невырожденная матрица, $x \in R^n$ и $b \in R^m$ – векторы [5, 8].

Функция приспособленности для поиска оптимального решения задачи идентификации имеет вид:

$$F(x) = \sum_{i=1}^{n} \left| \sum_{j=1}^{m} a_{ij} \cdot x_j - b_j \right|, \qquad (1)$$

где m, n – размерность матицы коэффициентов A [9].

Вектор x будем находить с помощью генетических алгоритмов в математическом пакете MathLAB, решая задачу оптимизации $F(x) \to \min$.

При идентификации окрестностной модели генетический алгоритм является более эффективным по сравнению с другими методами оптимизации, так как использует сразу несколько альтернатив на заданном множестве возможных решений для нахождения неизвестных параметров [8].

Покажем основные этапы получения оптимального решения задачи с помощью генетического алгоритма:

1. Генерируем случайным образом популяцию коэффициентов модели, состоящую из N особей (чем больше N, тем точнее решение). Задаем точность решения задачи $\varepsilon > 0$.

2. Переводим популяцию в бинарную систему исчисления, т. е. каждая особь представляет собой хромосому с набором двоичных генов.

3. Вычисляем функцию приспособленности (1) для каждой особи данной популяции. Значение функции определяет, насколько особь хорошо подходит для решения задачи оптимизации. Если для какой-то особи значение функции приспособленности меньше ε, решение найдено, конец алгоритма. Иначе переходим к пункту 4.

4. Производим селекцию, т. е. осуществляем отбор особей-родителей с наименьшими значениями функции приспособленности для дальнейшего воспроизводства.

5. Случайным образом формируем пары родителей. Выполняем скрещивание (кроссовер), т. е. выбираем точку разрыва обоих частей родительской хромосомы. Получаем два генотипа потомков, из которых затем с помощью генератора случайных чисел выбирается один генотип.

6. Осуществляем операцию мутации, т. е. изменяем гены потомков. Переходим к пункту 3.

Рассмотрим вычисление вектора *x*. В математическом пакете MathLAB существует встроенная утилита Genetic Algorithm Tool для работы с генетическими алгоритмами, для запуска которой необходимо в рабочей зоне MathLAB набрать: gatool.

В открывшемся окне представлены в соответствующем порядке такие основные настраиваемые параметры генетических алгоритмов, как популяция, масштабирование, операторы отбора, мутации, скрещивания, специальные параметры, вывод различной дополнительной информации об алгоритмах и др.

Рассмотрим пример окрестностной модели, состоящей из двух узлов c_1, c_2, граф которой представлен на рис. 1.

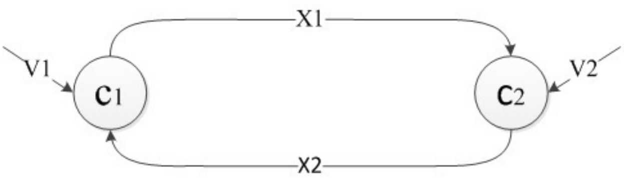

Рис. 1. Граф окрестностной модели, состоящий из двух узлов c_1, c_2

В линейном случае система уравнений состояний имеет вид:

$$\begin{cases} x_1(t+1) = a_{11}v_1(t) + a_{12}x_2(t) + a_1; \\ x_2(t+1) = a_{21}v_2(t) + a_{22}x_1(t) + a_2, \end{cases}$$

где a_{ij}, a_i – параметры модели; $v_i(t)$ и $x_i(t)$ – соответственно входы и состояния в момент времени t; $i, j = 1, 2$.

Исходные данные для идентификации представлены в табл. 1.

Покажем, как задавать различные параметры в утилите GATool на данном примере в соответствии с этапами нахождения оптимального решения генетических алгоритмов, представленных в определенном порядке [10].

Таблица 1

Исходные данные для идентификации

№	$x_1(t)$	$x_2(t)$	$v_1(t)$	$v_2(t)$	$x_1(t+1)$	$x_2(t+1)$
1	0	3	1	4	18	6
2	4	1	5	4	20	12
3	5	7	0	3	35	10
4	4	1	3	3	14	11
5	4	1	4	0	17	20
6	0	2	4	4	22	6
7	5	5	8	2	49	13
8	1	5	2	9	31	16
9	1	2	2	1	16	6
10	0	4	6	7	38	23
11	2	7	1	2	38	14
12	3	5	7	0	46	5
13	2	6	8	2	54	12
14	2	3	4	1	27	11
15	5	3	5	3	30	10
16	2	6	7	3	51	13
17	0	3	6	2	33	12
18	3	7	1	2	38	13
19	2	7	3	1	44	13
20	0	0	1	1	3	3

В Fitness function указывается функция приспособленности в виде М-файла @fitnessfun11, который создается через меню File$\rightarrow$New$\rightarrow$ M-File.

Покажем описание фрагмента функции приспособленности fitnessfun11 для первого узла c_1 окрестностной модели:

function z = my_fun(x)

$$z = abs(x(1)+3x(2)-18+x(3))+$$
$$+abs(5x(1)+x(2)+x(3)-20)+$$
$$+abs(7x(2)-35+x(3))+\ldots+$$
$$+abs(x(1)-3+x(3)).$$

В Number of variables указываем количество параметров. В данном случае их 3 – a_{11}, a_{12}, a_1.

В Linear equalities записываем матрицу A и вектор b. В матрице A последний столбец единичный.

Приведем фрагменты правильного представления матрицы A и вектора b:

$$A = [1\ 3\ 1;5\ 1\ 1;0\ 7\ 1;3\ 1\ 1;\ldots;1\ 0\ 1],$$
$$b = [18;20;35;\ldots;3].$$

На рис. 2 показан корректный ввод данных системы линейных уравнений в утилиту GaTool математического пакета MathLAB.

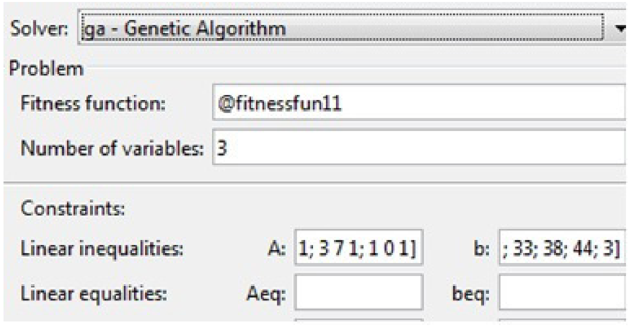

Рис. 2. Утилита GaTool, задание СЛАУ

С правой стороны утилиты GaTool настраиваем основные параметры генетических алгоритмов:

1. Изобразим на рис. 3 численность популяции (Population) – задаем 500 особей.

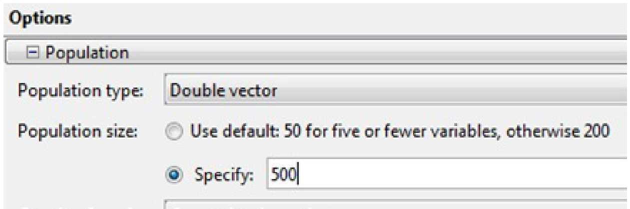

Рис. 3. Задание популяции

2. Оператор отбора (Selection) – выбираем Tournament, т. е. выбираются случайным образом лучшие особи в заданном количестве. Считаем, что количество особей постоянно.

3. Оператор мутации (Mutation) – выбираем Gaussian, т. е. случайное число мутаций происходит по распределению Гаусса.

4. Скрещивание (Crossover) – Single point, т. е. разрыв хромосомы возможен только в одном месте.

5. Во вкладке Plot Functions можно вывести информацию на разных этапах работы

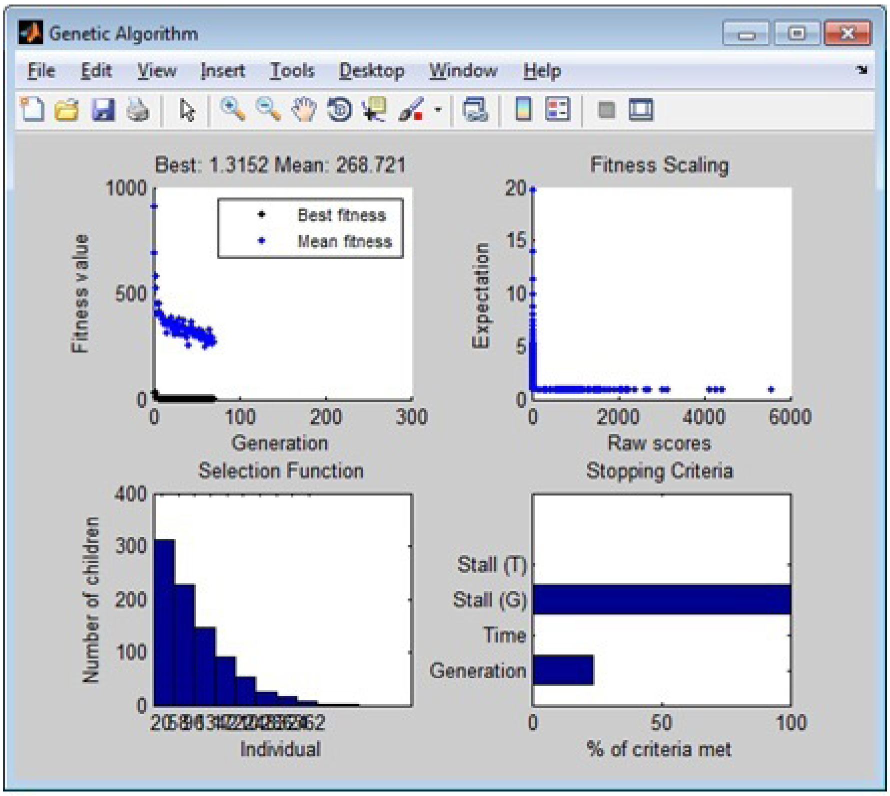

Рис. 4. Значения Plot Functions первого узла c_1

генетического алгоритма. На рис. 4 представлены основные параметры идентификации первого узла рассматриваемой окрестностной модели:

– Best fitness – наилучшее значение функции приспособленности для каждого поколения;

– Expectation – вероятности, которым соответствуют особи поколений;

– Selection – гистограмма родителей;

– Stopping – информация о параметрах, которые повлияли на остановку работы генетических алгоритмов [11].

Запустим утилиту работы генетического алгоритма, нажав на Start в левой части утилиты GaTool.

На рис. 5 показаны результаты нахождения коэффициентов a_{11}, a_{12}, a_1 первого узла c_1 окрестностной модели с помощью генетических алгоритмов. Видно, что результаты получены за 70 итераций. Чтобы продолжить работу с другими параметрами, необходимо очистить результаты (Clear Results).

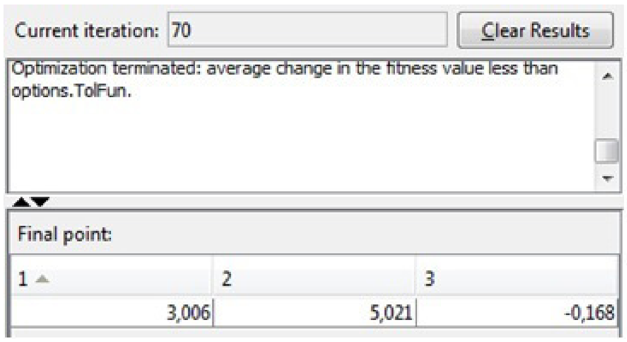

Рис. 5. Значения коэффициентов a_{11}, a_{12}, a_1 первого узла c_1

Покажем описание фрагмента функции приспособленности fitnessfun22 для второго узла c_2 окрестностной модели:

function z = my_fun(x)

$$z = abs(4x(1) - 6 + x(3)) +$$
$$+abs(4x(1) + 4x(2) - 12 + x(3)) +$$
$$+ abs(3x(1) + 5x(2) - 10 + x(3)) + \ldots +$$
$$+ abs(x(1) - 3 + x(3)).$$

Задаем те же настраиваемые параметры, как и для первого узла популяция – 500 особей, оператор отбора (Selection) – выбираем

Tournament, оператор мутации (Mutation) – выбираем Gaussian, скрещивание (Crossover) – Single point.

На рис. 6 показаны результаты нахождения коэффициентов a_{21}, a_{22}, a_2 второго узла c_2 окрестностной модели с помощью генетических алгоритмов. Видно, что результаты получены за 64 итерации.

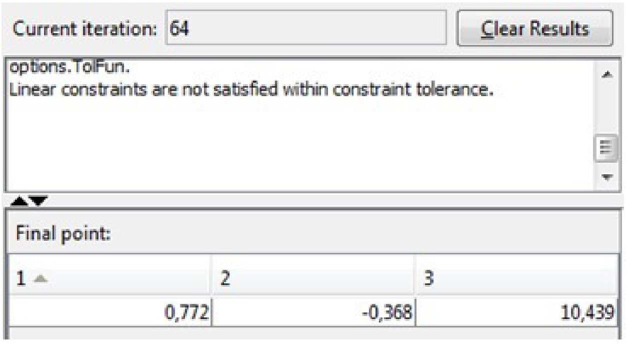

Рис. 6. Значения коэффициентов a_{21}, a_{22}, a_2

Рассмотрим идентификацию окрестностной модели с другими настройками параметров для работы генетических алгоритмов.

При той же численности популяции, равной 500 особей, зададим:

1. Оператор отбора (Selection) – выбираем Stochastic uniform, т. е. выбираются родители с учетом их вероятностей по шагу определенной длины.
2. Оператор мутации (Mutation) – выбираем Adaptive feasible, т. е. случайное число мутаций происходит с учетом последних наиболее удачных и неудачных поколений.
3. Скрещивание (Crossover) – Single point.
4. Plot Functions – выведем Best fitness, Expectation, Stopping, Selection.

На рис. 7 показаны коэффициенты a_{11}, a_{12}, a_1 первого узла c_1 окрестностной модели с другими параметрами работы генетических алгоритмов.

На рис. 8 покажем коэффициенты a_{21}, a_{22}, a_2 второго узла c_2 окрестностной модели с другими параметрами работы генетических алгоритмов.

Найдем значения функции приспособленности для обоих рассмотренных вариантов параметрической идентификации окрестностной модели с помощью генетических алгоритмов.

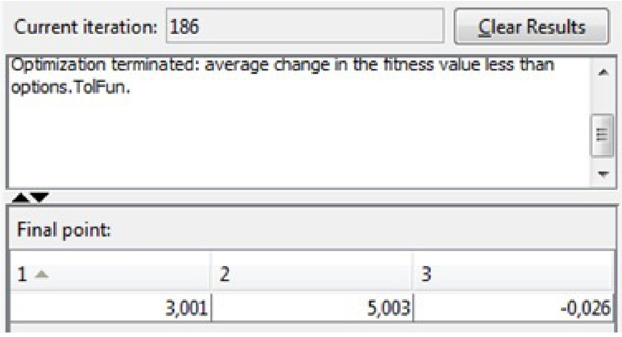

Рис. 7. Значения коэффициентов a_{11}, a_{12}, a_1 первого узла c_1 с измененными параметрами

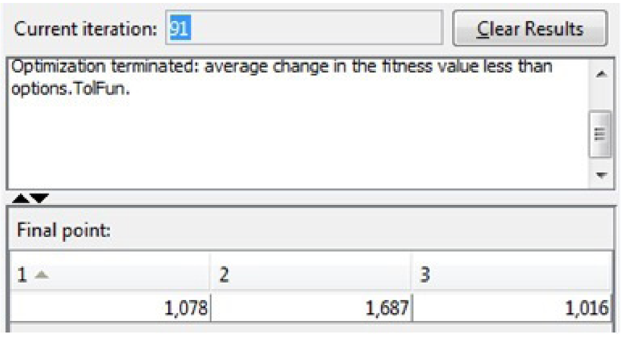

Рис. 8. Значения коэффициентов a_{21}, a_{22}, a_2 второго узла c_2 с измененными параметрами

Функция приспособленности для параметрической идентификации окрестностной модели с помощью генетического алгоритма $F(x) = 68{,}165$. Функция приспособленности для параметрической идентификации модели с измененными параметрами с помощью генетического алгоритма $F(x) = 87{,}807$.

Таким образом, рассмотрев разные варианты параметрической идентификации окрестностной модели с помощью генетического алгоритма, можно сделать вывод, что при одинаковой численности популяции при выборе Tournament у оператора отбора и Gaussian у оператора мутации, параметрическая идентификация данной окрестностной модели является оптимальной.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье рассмотрена параметрическая идентификация окрестностной модели с помощью генетического алгоритма.

Приведены примеры задания различных параметров для нахождения коэффициентов окрестностной модели в пакете Mathlab. Сравнены результаты функции приспособленности идентификации данной окрестностной модели с разными параметрами и сделан вывод о наиболее оптимальных параметрах рассмотренной окрестностной модели для работы с помощью генетического алгоритма.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект №16-07-00-854 а).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Блюмин С. Л.* Билинейные окрестностные системы / С. Л. Блюмин, А. М. Шмырин, О. А. Шмырина. – Липецк : ЛЭГИ, 2006. – 131 с.

2. *Шмырин А. М.* Классификация билинейных окрестностных моделей / А. М. Шмырин, И. А. Седых // Вестник Тамбовского университета. Серия Естественные и технические науки. – 2012. – Т. 17, вып. 5. – С. 1366–1369.

3. *Блюмин С. Л.* Сети Петри с переменной недетерминированностью как окрестностные системы / С. Л. Блюмин, А. М. Шмырин, И. А. Седых // Системы управления и информационные технологи. – 2008. – №3.2(33). – С. 228–233.

4. *Блюмин С. Л.* Окрестностное моделирование сетей Петри / С. Л. Блюмин, А. М. Шмырин, И. А. Седых, В. Ю. Филоненко. – Липецк : ЛЭГИ, 2010. – 124 с.

5. *Седых И. А.* Параметрическая идентификация линейной динамической окрестностной модели / И. А. Седых // Сборник статей Международной научно-практической конференции «Инновационная наука: прошлое, настоящее, будущее» – Уфа : АЭТЕРНА, 2016. – С. 12–19.

6. *Шмырин А. М.* Дискретные модели в классе окрестностных систем / А. М. Шмырин, И. А. Седых // Вестник Тамбовского университета. Серия Естественные и технические науки. – 2012. – Т. 17, вып. 3. – С. 867–871.

7. *Shmyrin A.* Identification and control algorithms of functioning for neighborhood systems based on Petri nets / A. Shmyrin, I. Sedykh // Upravlenie Bol'shimi Sistemami. – 2009. – No. 24. – P. 18–33.

8. *Седых И. А.* Параметрическая идентификация окрестностной модели с помощью генетического алгоритма и псевдообращения / И. А. Седых, А. М. Сметанникова // Интерактивная наука. – 2017. – Т. 4., вып. 14. – С. 113–116.

9. *Эйрих С. Н.* Подход к модернизации генетического алгоритма для решения систем линейных алгебраических уравнений / С. Н. Эйрих // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Физико-математические науки. – 2009. – №3(11). – С. 88–95.

10. *Панченко Т. В.* Генетические алгоритмы: учебно-методическое пособие; под ред. Ю. Ю. Тарасевича. – Астрахань: Издательский дом «Астраханский университет», 2007. – 87 с.

11. *Овчаров А. Э.* Генетические алгоритмы в MatLab. Методические указания по выполнению лабораторных работ по курсу «Методы искусственного интеллекта в мехатронике и робототехнике»; под ред. А. Э. Овчарова, Т. Е. Мамоновой. – Томск : Изд. ТПУ, 2014. – 16 с.

Седых И. А. – канд. физ.-мат. наук, доцент кафедры высшей математики ФГБОУ ВО «Липецкий государственный технический университет.
E-mail: sedykh-irina@yandex.ru

Сметанникова А. М. – студентка кафедры высшей математики ФГБОУ ВО «Липецкий государственный технический университет».
E-mail: n.smetannickowa@yandex.ru

Sedykh I. A. – candidate of Physics and Mathematics, Associate Professor of the Mathematics Department at the Lipetsk State Technical University.
E-mail: sedykh-irina@yandex.ru

Smetannikova A. M. – student of the Mathematics Department at the Lipetsk State Technical University.
E-mail: n.smetannickowa@yandex.ru