УДК 004.82

ГИБРИДНЫЙ АЛГОРИТМ НАСТРОЙКИ ПАРАМЕТРОВ НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ

А.В. Лавыгина (*lav@muma.tusur.ru*)
Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, Томск

И.А. Ходашинский (*hodashn@muma.tusur.ru*)
Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, Томск

В работе предлагается гибридный метод настройки параметров нечетких моделей. Суть метода заключается в использовании метода градиентного спуска или фильтра Калмана в качестве оператора мутации генетического алгоритма для настройки параметров антецедентов нечетких «ЕСЛИ-ТО» правил. После настройки антецедентов осуществляется настройка консеквентов методом наименьших квадратов.

1. Нечеткая идентификация

Правила нечеткой модели типа синглтон имеют следующий вид:

правило i: *ЕСЛИ* $x_1 = A_{1i}$ *И* $x_2 = A_{2i}$ *И*… *И* $x_m = A_{mi}$ *ТО* $y = r_i$,
где A_{ji} – лингвистический терм, которым оценивается переменная x_j, а выход y оценивается действительным числом r_i.

Модель осуществляет отображение $F : \Re^m \to \Re$, определяемое формулой:

$$F(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mu_{A1i}(x_1) \cdot \mu_{A2i}(x_2) \cdot \ldots \cdot \mu_{Ami}(x_m) \cdot r_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_{A1i}(x_1) \cdot \mu_{A2i}(x_2) \cdot \ldots \cdot \mu_{Ami}(x_m)},$$

где $\mathbf{x} = [x_1,..., x_m]^T \in \Re^m$, n – количество правил нечеткой модели, m – количество входных переменных в модели, $\mu_{A_{ji}}(x_j)$ – функция принадлежности j-й входной переменной терму A_{ji}.

Для настройки параметров нечеткой модели разработан гибридный алгоритм, суть которого заключается в следующем. На первом этапе для настройки параметров консеквентов применяется метод наименьших квадратов. Затем запускается модифицированный генетический алгоритм.

Суть модификации заключается в использовании метода градиентного спуска или фильтра Калмана в качестве оператора мутации генетического алгоритма для настройки параметров антецедентов правил. При этом часть особей популяции изменяются с использованием градиентного метода или фильтра Калмана, остальные мутируют обычным образом (с применением одноточечной или многоточечной мутации). После настройки антецедентов осуществляется настройка консеквентов методом наименьших квадратов. Использование гибридного алгоритма повысит качество решений по сравнению с использованием методов по отдельности [Ходашинский и др., 2008].

2. Эксперимент

Суть эксперимента заключалась в аппроксимации при помощи нечеткой модели следующих тестовых функций:

1. $f(x_1, x_2) = \sin(2x_1/\pi) \cdot \sin(2x_2/\pi), \quad x_1, x_2 \in [-5;5]$;
2. $f(x_1, x_2) = x_1 \cdot \sin(x_2), \quad x_1, x_2 \in [-\pi/2; \pi/2]$.

На основе тестовых функций строились таблицы наблюдений, состоящие из 121 строки, и на основе таблиц наблюдений проводилось обучение нечетких моделей.

На рис. 1 представлены результаты работы предложенного гибридного алгоритма и методов по отдельности для выбранных тестовых функций. В левом столбце гистограмм представлена ошибка начального решения, остальные столбцы соответствуют усредненным значениям среднеквадратичной ошибки нечеткой модели для каждого из алгоритмов.

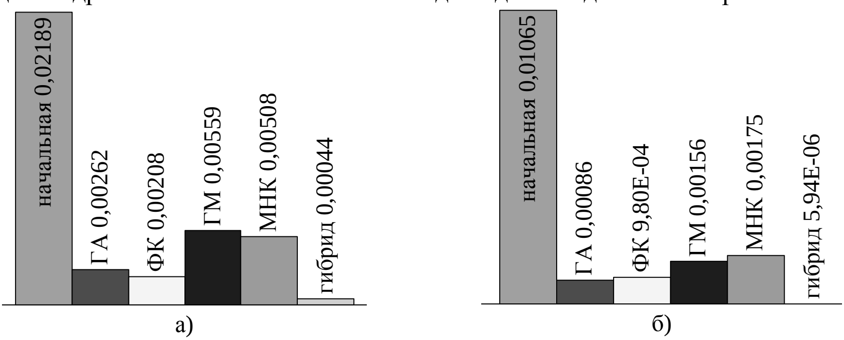

Рис. 1. Результаты эксперимента для тестовых функций
а) $f(x_1, x_2) = \sin(2x_1/\pi) \cdot \sin(2x_2/\pi), \quad x_1, x_2 \in [-5;5]$;
б) $f(x_1, x_2) = x_1 \cdot \sin(x_2), \quad x_1, x_2 \in [-\pi/2; \pi/2]$
(ГА – генетический алгоритм, МНК – метод наименьших квадратов, ГМ – градиентный метод, ФК – фильтр Калмана, гибрид – гибридный алгоритм)

Для сравнения разработанного гибридного алгоритма с существующими подходами построения нечетких моделей было проведено исследование результатов аппроксимации следующих нелинейных функций:

а) $f(x) = \left(1 + 10 \cdot \exp\left(-100 \cdot (x - 0{,}7)^2\right)\right)\left(\dfrac{\sin\left(125/(x+1{,}5)\right)}{x+0{,}1}\right), \quad x \in [0;1]$;

б) $f(x_1, x_2) = (1 + x_1^{-2} + x_2^{-1{,}5})^2, \quad x_1, x_2 \in [1;5]$;

в) $f(x_1, x_2) = \sin(2x_1/\pi) \cdot \sin(2x_2/\pi), \quad x_1, x_2 \in [-5;5]$.

Значения среднеквадратичной ошибки аппроксимации, получаемой разработанным алгоритмом и аналогами для этих функций, представлены в табл. 1.

Сравнивая полученные результаты, можно сделать вывод, что предложенный в работе гибридный алгоритм в большинстве рассмотренных случаев позволяет достичь меньших ошибок по сравнению с рассмотренными аналогами.

Табл. 1. Значения среднеквадратичной ошибки аппроксимации функций а)–в) при настройке предложенным гибридным алгоритмом и алгоритмами других авторов

<table>
<tr><th>тестовая функция</th><th>алгоритм</th><th>количество правил</th><th>среднеквадратичная ошибка</th></tr>
<tr><td rowspan="3">а</td><td>[Mitaim et al., 1996]</td><td>12</td><td>1,426</td></tr>
<tr><td>[Lisin et al., 1999]</td><td>12</td><td>0,247</td></tr>
<tr><td>гибридный алгоритм</td><td>12</td><td>0,013</td></tr>
<tr><td rowspan="14">б</td><td rowspan="4">[Rojas et al., 2000]</td><td>9</td><td>0,146</td></tr>
<tr><td>16</td><td>0,051</td></tr>
<tr><td>25</td><td>0,026</td></tr>
<tr><td>36</td><td>0,017</td></tr>
<tr><td>[Sugeno et al., 1993]</td><td>6</td><td>0,079</td></tr>
<tr><td>[Nozaki et al., 1997]</td><td>25</td><td>0,0085</td></tr>
<tr><td>[Teng et al., 2004]</td><td>4</td><td>0,016</td></tr>
<tr><td>[Lee, 2008]</td><td>3</td><td>0,0028</td></tr>
<tr><td>[Wang et al,. 2005]</td><td>3</td><td>0,0052</td></tr>
<tr><td>[Tsekouras et al., 2005]</td><td>6</td><td>0,0108</td></tr>
<tr><td rowspan="3">гибридный алгоритм</td><td>9</td><td>0,0065</td></tr>
<tr><td>16</td><td>0,0021</td></tr>
<tr><td>25</td><td>0,0007</td></tr>
<tr><td rowspan="2">в</td><td>[Lee, 2008]</td><td>25</td><td>менее 0,001</td></tr>
<tr><td>гибридный алгоритм</td><td>25</td><td>0,00044</td></tr>
</table>

Проведены эксперименты с аппроксимацией поверхностей, зашумленных аддитивным нормально распределенным шумом, которые показали, что ошибка нечеткого вывода линейно возрастает с ростом дисперсии шума.

По результатам экспериментов можно сделать следующие выводы по применению гибридных методов:

- предложенный в работе гибридный алгоритм на основе генетического алгоритма и основанных на производных методов обеспечивает лучший результат по сравнению с использованием методов по отдельности;
- предложенный гибридный алгоритм настройки нечетких моделей позволяет достичь меньших ошибок по сравнению с рассмотренными аналогами в большинстве случаев.

Благодарности. Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 09-07-99008).

Список литературы

[Ходашинский и др., 2008] Ходашинский И.А., Дудин П.А., Лавыгина А.В. Гибридные методы оптимизации параметров нечетких моделей // Труды Международной научно-технической конференции «Интеллектуальные системы» (IEEE AIS`08) Т.2. – М.: Физматлит, 2008.

[Lee, 2008] Zne-Jung Lee. A novel hybrid algorithm for function approximation // Expert Systems with Applications. 2008. V. 34.

[Lisin et al., 1999] Dimitri Lisin, Michael A. Gennert. Optimal Function Approximation Using Fuzzy Rules // Proc. Int. Conf. North American Fuzzy Information Processing Society. 1999.

[Mitaim et al., 1996] S. Mitaim and B. Kosko. What is the best shape for a fuzzy set in function approximation? // In Proc. Fifth IEEE Int. Conf Fuzzy Systems. – New Orleans, LA. 1996. Vol. 2.

[Nozaki et al., 1997] K. Nozaki, H. Ishibuchi, H. Tanaka. A simple but powerful method for generating fuzzy rules from numerical data // Fuzzy Sets and Systems. 1997. V. 86.

[Rojas et al., 2000] I. Rojas, H. Pomares, J. Ortega, A. Prieto. Self-organized fuzzy system generation from training examples // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2000. No. 8 (1).

[Sugeno et al., 1993] M. Sugeno, T. Yasukawa. A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 1993. V.1, No. 1.

[Teng et al., 2004] You-Wei Teng, Wen-June Wang, Chih-Hui Chiu. Function approximation via particular input space partition and region-based exponential membership functions // Fuzzy Sets and Systems. 2004. No. 142.

[Tsekouras et al., 2005] G. Tsekouras, H. Sarimveis, E. Kavakli, G. Bafas. A hierarchical fuzzy-clustering approach to fuzzy modeling // Fuzzy Sets and Systems. 2005. No. 150.

[Wang et al., 2005] Hanli Wanga, Sam Kwonga, Yaochu Jinb,WeiWei, K.F. Man. Multi-objective hierarchical genetic algorithm for interpretable fuzzy rule-based knowledge extraction // Fuzzy Sets and Systems. 2005. No. 149.