

СИСТЕМЫ АВТОМАТИЗАЦИИ В НАУЧНЫХ ИССЛЕДОВАНИЯХ И ПРОМЫШЛЕННОСТИ

УДК 004.85

ОБ ОДНОМ МЕТОДЕ ИНИЦИАЛИЗАЦИИ НЕЧЁТКИХ СИСТЕМ ТИПА ТАКАГИ — СУГЕНО*

И. А. Ходашинский, К. С. Сарин, С. А. Черепанов

*Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники,
634050, г. Томск, просп. Ленина, 40
E-mail: hodashn@rambler.ru*

Представлен метод инициализации нечётких систем типа Такаги — Сугено, в котором начальные значения antecedентов нечётких правил сформированы путём динамического разбиения входного пространства, а значения консеквентов — на основе рекуррентного метода наименьших квадратов. Описаны результаты экспериментов на 13 наборах данных из репозитория KEEL. Приведены сравнения с результатами их аппроксимации пятью известными алгоритмами идентификации.

Ключевые слова: инициализация, нечёткие системы, динамическое разбиение, рекуррентный метод наименьших квадратов.

DOI: 10.15372/AUT20160308

Введение. Нечёткие модели типа Такаги — Сугено являются универсальным инструментом для моделирования статических и динамических систем. Основная идея таких нечётких моделей заключается в разделении пространства входных переменных на области, в которых поведение моделируемой системы может быть описано с помощью простых функций, чаще всего линейных [1]. Интерес к нечётким системам типа Такаги — Сугено не ослабевает и в настоящее время [2, 3].

Важнейший этап построения систем любого типа — нахождение начальных значений структуры и параметров проектируемой системы. На этапе генерации структуры осуществляется определение характеристик нечёткой системы, таких как число нечётких правил, количество нечётких термов, на которое разбиты входные переменные [4–6]. Один из первых методов генерации структуры нечётких систем — метод равномерного разбиения [7]. Сгенерированная по этому методу структура нечёткой системы легко поддаётся интерпретации, но обладает множеством недостатков, основной — экспоненциальный рост числа нечётких правил при увеличении числа входных переменных [8]. Свободен от этого недостатка метод нечёткой кластеризации, являющийся одним из наиболее эффективных подходов к инициализации нечётких правил [9]. Метод нечёткой кластеризации позволяет одному и тому же объекту относиться одновременно к нескольким кластерам с различной степенью принадлежности. Обычно каждый кластер характеризуется некоторым прообразом (прототипом), который описывается центром кластера и некоторой дополнительной информацией, например размером и формой кластера. Существует множество методик кластеризации, однако для определения нечётких термов и формирования базы правил наиболее пригодны алгоритм нечётких *s*-средних [10] и его модификации [11], а также

*Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 16-07-00034а).

метод FCRM [12]; недостатком методов кластеризации считается их большая вычислительная сложность.

Цель данной работы — описание и исследование метода инициализации нечётких систем типа Такаги — Сугено, в котором начальные значения параметров антецедентов нечётких правил создаются путём динамического разбиения входного пространства, а значения параметров консеквентов — с помощью рекуррентного метода наименьших квадратов.

Разбиение входного пространства. Формирование нечётких интервалов, разделяющих пространство входных переменных, является важной задачей при построении нечётких систем. Разбиение входного пространства определяет функции принадлежности, существенно влияет на выбор нечётких правил и в конечном итоге на интерпретируемость и точность нечёткой системы.

Нечёткое разбиение интервала $[a, b]$ определяется парой (S, F) , где $S = \{a = x_1 < x_2 < \dots < x_{n-1} < x_n = b\}$ — разложение на подынтервалы $[x_{k-1}, x_k]$, $k = 2, \dots, n$; $F = \{A_1, A_2, \dots, A_{n-1}, A_n\}$ — семейство базовых функций, $A_k: [a, b] \rightarrow [0, 1]$, $A_k(x_k) = 1$, причём для всех $k = 2, \dots, n-1$ функция A_k на интервале $[a, x_k]$ не убывает, а на $[x_k, b]$ не возрастает; A_1 не возрастает, а A_n не убывает на интервале $[a, b]$ [13].

Рассмотрим три наиболее часто используемых метода разбиения [14, 15].

В разбиении на основе сетки каждая входная переменная разделена на заданное число интервалов, описываемых своим нечётким термом (рис. 1). База правил формируется на основе декартова произведения множеств входных нечётких термов. Достоинство метода — простота идентификации и интерпретируемости нечёткой системы, а основной недостаток — экспоненциальный рост числа правил с увеличением числа входных переменных. Частным случаем разбиения на основе сетки является равномерное нечёткое разбиение.

Пространство входных переменных в разбиении на основе дерева поиска итерационно разделяется на непересекающиеся гиперпрямоугольники, ортогональные осям координат. В центре каждого прямоугольника помещается центр функции принадлежности нечёткого терма, размах функции принадлежности (альфа-срез) пропорционален размеру гиперпрямоугольника. Гибкость метода разбиения на основе дерева поиска частично решает проб-

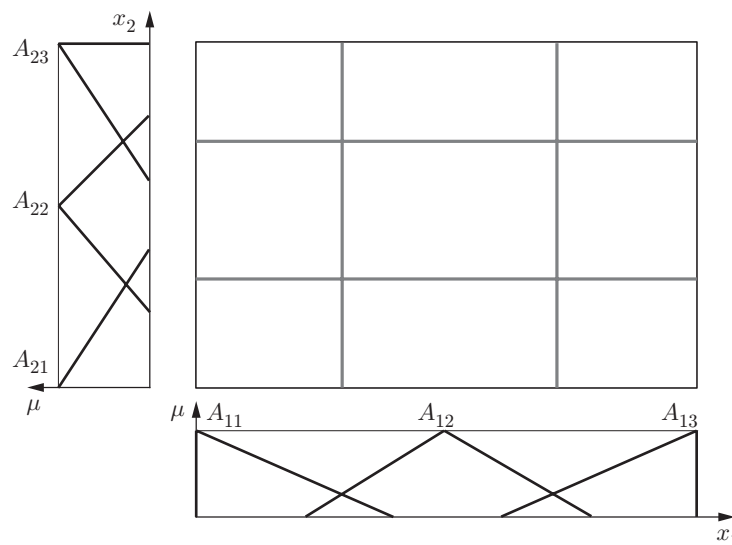


Рис. 1. Нечёткое покрытие на основе сетки и соответствующие ему функции принадлежности

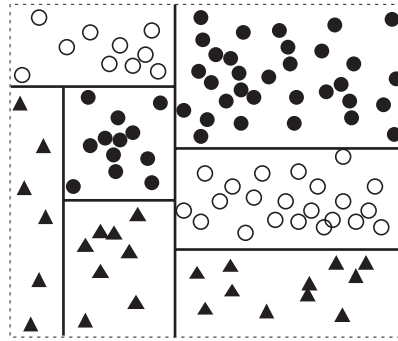


Рис. 2. Разделение в 2D-пространстве на основе дерева поиска (○ — класс 1, ● — класс 2, ▲ — класс 3)

лему «проклятия размерности», однако разделение входного пространства ортогонально осям может требовать большого количества правил для аппроксимации функций со сложным рельефом. Пример разделения на основе дерева поиска в двумерном пространстве входов для задачи классификации с тремя классами приведён на рис. 2.

Разбиение с перекрытием отличается от предыдущего метода тем, что области разделения могут иметь формы, отличные от гиперпрямоугольника, и пересекаться. Выделяют два типа такого разбиения: гиперпараллелепипед и гиперэллипсоид [15]. Достоинство данного метода заключается в меньшем числе генерируемых правил по сравнению с двумя предыдущими, недостаток — в сложности процедур реализации. Графическое представление нечёткого разбиения с перекрытием в одномерном пространстве входов, а также соответствующие ему функции принадлежности, консеквенты в виде линейных функций и база правил для модели Такаги — Сугено приведены на рис. 3.

Постановка задачи. Правила нечёткой системы типа Такаги — Сугено имеют следующий вид:

$$\text{ЕСЛИ } x_1 = A_{i1} \text{ И } x_2 = A_{i2} \text{ И } \dots \text{ И } x_n = A_{in} \text{ ТО } y = b_{i0} + b_{i1}x_1 + b_{i2}x_2 + \dots + b_{in}x_n,$$

где A_{ij} — нечёткий терм, которым оценивается входная переменная x_j ; выход y задаётся линейной функцией от входных переменных.

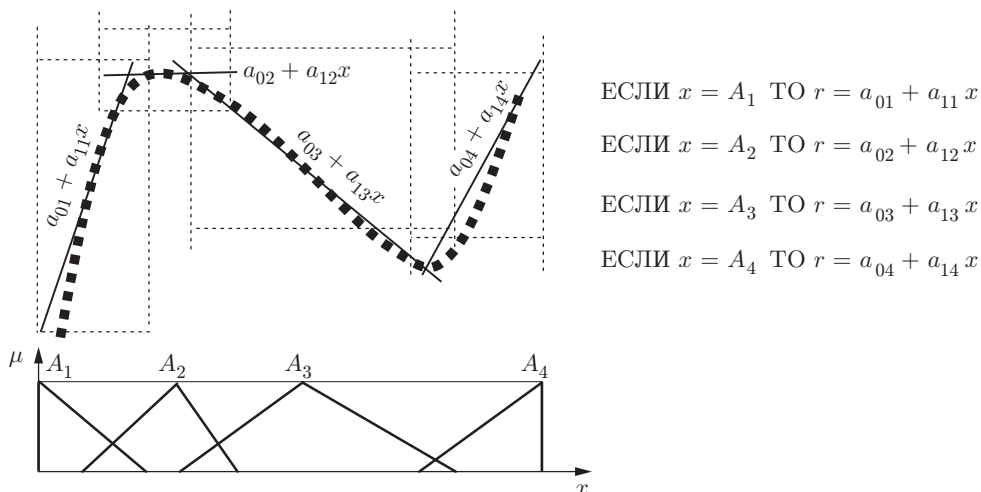


Рис. 3. Нечёткое разделение с перекрытием и база правил

Нечёткая система типа Такаги — Сугено может быть представлена в виде

$$y = f(\mathbf{x}; \boldsymbol{\theta}, \mathbf{B}) = \sum_{i=1}^R \xi_i(\mathbf{x}) B_i(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^R \xi_i(\mathbf{x}) b_{i0} + \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^R x_k \xi_i(\mathbf{x}) b_{ik} = \boldsymbol{\xi}(\mathbf{x})^T \mathbf{B},$$

где \mathbf{x} — вектор входных данных; $B_i(\mathbf{x}) = b_{i0} + b_{i1}x_1 + b_{i2}x_2 + \dots + b_{in}x_n$; R — количество нечётких правил; $\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{\theta}_1, \boldsymbol{\theta}_2, \dots, \boldsymbol{\theta}_R]^T$ — вектор параметров antecedentes;

$$\boldsymbol{\xi}(\mathbf{x}) = \left[\begin{bmatrix} \xi_1(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ \xi_R(\mathbf{x}) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} x_1 \xi_1(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ x_1 \xi_R(\mathbf{x}) \end{bmatrix}, \dots, \begin{bmatrix} x_n \xi_1(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ x_n \xi_R(\mathbf{x}) \end{bmatrix} \right]^T; \quad \xi_i(\mathbf{x}) = \frac{\prod_{j=1}^n \mu_j^i(x_j)}{\sum_{i=1}^R \prod_{j=1}^n \mu_j^i(x_j)};$$

$$\mathbf{B} = \left[\begin{bmatrix} b_{10} \\ \vdots \\ b_{R0} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} b_{11} \\ \vdots \\ b_{R1} \end{bmatrix}, \dots, \begin{bmatrix} b_{1n} \\ \vdots \\ b_{Rn} \end{bmatrix} \right]$$

— матрица параметров консеквентов; μ_j^i — функция принадлежности, соответствующая нечёткому терму A_{ij} .

Задача инициализации структуры нечёткой системы заключается в выборе входных переменных, определении количества нечётких правил и подборе параметров antecedентной $\boldsymbol{\theta}$ и консеквентной \mathbf{B} частей правил для последующей параметрической идентификации.

Пусть имеется таблица наблюдений $\{(\mathbf{x}_p; y_p), p = 1, \dots, m\}$, тогда критерий качества инициализации может быть выражен среднеквадратической функцией ошибки

$$\text{MSE}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{B}) = \sum_{p=1}^m (y_p - f(\mathbf{x}_p; \boldsymbol{\theta}, \mathbf{B}))^2 / 2m. \quad (1)$$

В данной работе для инициализации antecedентов нечётких правил предлагается использовать метод динамического разбиения входного пространства, а для задания начальных значений параметров консеквентов — рекуррентный метод наименьших квадратов.

Метод динамического разбиения входного пространства основан на алгоритме генерации нечёткой системы типа синглтон, описанном в [16]. В представленной работе алгоритм модифицирован для нечёткой системы типа Такаги — Сугено. В случае равномерного разбиения задаётся количество нечётких термов K_j для j -й переменной. Значение K_j сильно влияет на эффективность работы нечёткой системы. Если значение K_j слишком мало, то нечёткая система не сможет моделировать нелинейное поведение. Если значение K_j слишком велико, то это приведёт к потере общности (переобучению), а также неоправданному увеличению количества правил.

Для решения проблемы задания значений K_j предлагается их получать на основе анализа входных данных. На каждой итерации алгоритма добавляется нечёткий терм к множеству термов, описывающих входную переменную, которая ответственна за наибольшую часть ошибки.

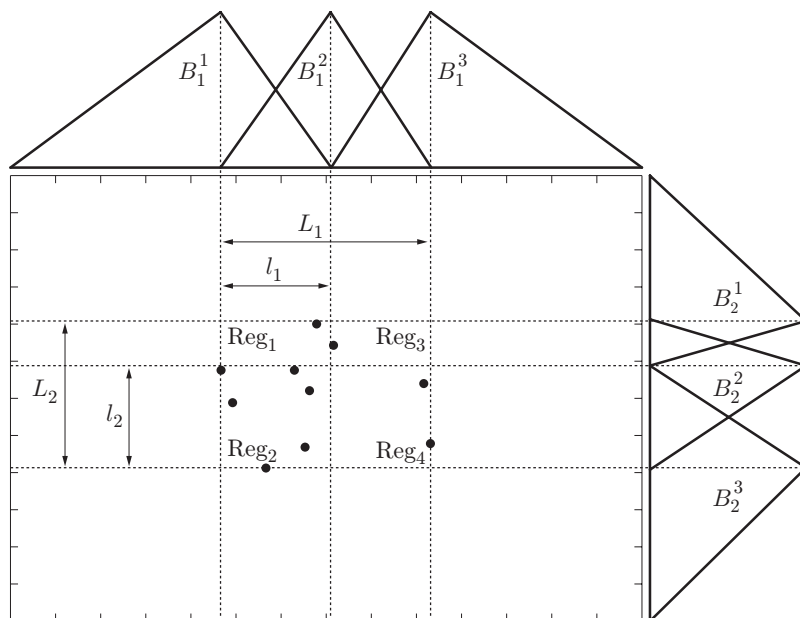


Рис. 4. Построение правил при динамическом разбиении входного пространства

Сначала область каждой входной переменной задаётся одним нечётким термом таким образом, что левая и правая части треугольной функции принадлежности соответствуют минимальному и максимальному значениям определённой переменной в таблице наблюдений. Далее на основании полученных функций строится система из одного правила, консеквент которой является линией регрессии от всей таблицы наблюдений. Если ошибка аппроксимации нечёткой системы становится меньше заданного порогового значения, то построение завершается, иначе область входной переменной с наибольшей ошибкой разбивается на два нечётких терма. Центры соответствующих функций принадлежности устанавливаются на минимальном и максимальном значениях таблицы наблюдений.

Добавление нового нечёткого терма выполняется путём выявления региона входного пространства, определения входной переменной и нахождения центра новой функции принадлежности. Регион входного пространства ограничивается центрами соседних функций принадлежности. На рис. 4 представлено входное пространство из двух переменных, каждая разбита на три нечётких терма, образующих четыре региона $\text{Reg}_1, \dots, \text{Reg}_4$.

Для каждого региона Reg_i вычисляется его ошибка:

$$E_i = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} |y_k - \hat{y}_k|}{M_i} \prod_{j=1}^N \frac{l_i^j}{L_j}, \quad (2)$$

где l_i^j — длина i -го региона по j -й переменной; L_j — длина области определения j -й переменной; M_i — количество точек в i -м регионе; \hat{y}_k — выходное значение, заданное нечёткой системой по входному вектору \mathbf{x}_k .

В регионе с наибольшей ошибкой вычисляются ошибки входных переменных:

$$E_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} |y_k - \hat{y}_k|}{M_i} \frac{l_i^j}{L_j}. \quad (3)$$

Для j -й переменной с наибольшей ошибкой находится центр новой функции принадлежности:

$$a_j = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} x_k^j |y_k - \hat{y}_k|}{\sum_{k=1}^{M_i} |y_k - \hat{y}_k|}. \quad (4)$$

Границами новой функции принадлежности являются центры нечётких термов, между которыми будет помещён новый нечёткий терм.

Таким образом, находится новая функция принадлежности. Антецедентная часть правил определяется сочетанием полученных функций принадлежности по одной для каждой переменной. Консеквентная часть правила вычисляется с помощью рекуррентного метода наименьших квадратов. Если ошибка аппроксимации станет меньше наперёд заданной, то инициализация завершается, если нет, то переход к добавлению нового терма.

Приведём пошаговое описание алгоритма.

Вход: T — таблица наблюдений, ε — пороговое значение ошибки.

Выход: база правил нечёткой системы с параметрами антецедентов θ и консеквентов \mathbf{B} .

Шаг 1. Сопоставить каждой входной переменной один нечёткий терм, построить правило. Если среднеквадратичная ошибка (1) меньше или равна ε , алгоритм завершается, иначе разбить входную переменную с наибольшей ошибкой на два нечётких терма и построить соответствующие правила.

Шаг 2. Найти регион с самой большой ошибкой с помощью (2).

Шаг 3. Вычислить, используя (3), входную переменную с большей ошибкой в регионе, найденном на шаге 2.

Шаг 4. Определить с помощью (4) новую функцию принадлежности для входной переменной, найденной на шаге 3.

Шаг 5. Сформировать новые правила нечёткой системы как все возможные сочетания полученных функций принадлежности. Найти параметры θ функций принадлежности для правил и параметры \mathbf{B} с помощью рекуррентного метода наименьших квадратов.

Шаг 6. Алгоритм завершается, если среднеквадратичная ошибка (1) меньше или равна ε , иначе перейти на шаг 2.

КОНЕЦ.

Рекуррентный метод наименьших квадратов — один из наиболее эффективных методов настройки параметров консеквентов правил нечётких систем. Применение классического метода наименьших квадратов к реальным данным затруднительно по нескольким причинам: во-первых, в этом методе находится обратная матрица, что при больших размерах является вычислительно трудной задачей, во-вторых, при работе с реальными данными нередко определитель искомой матрицы равен нулю. Рекуррентный метод наименьших квадратов позволяет избежать вышеуказанных проблем [17]. С его помощью определяются параметры линейной функции (гиперплоскости) по наблюдаемым данным. В отличие от классического метода наименьших квадратов рекуррентный не требователен к тому, чтобы данные в матрице наблюдений были линейно независимы, что существенно для зашумлённых реальных данных.

В рекуррентном методе матрица параметров консеквентов \mathbf{B} вычисляется рекурсивно на основе имеющейся таблицы наблюдений $\{(\mathbf{x}_k; y_k), k = 1, \dots, m\}$. Обозначим $\mathbf{B}(k)$ как значение матрицы консеквентов на k -м шаге, тогда $\mathbf{B} = \mathbf{B}(m)$. Для оценки параметров ли-

нейной функции в данной работе использовался алгоритм фильтра Калмана [18], согласно которому $\mathbf{V}(m)$ рекуррентно находится следующим образом:

$$\mathbf{V}(k) = \mathbf{V}(k-1) + \mathbf{P}(k)\boldsymbol{\xi}(\mathbf{x}_k)(y_k - \boldsymbol{\xi}(\mathbf{x}_k)^T \mathbf{V}(k-1)),$$

$$\mathbf{P}(k) = \mathbf{P}(k-1) - \mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\xi}(\mathbf{x}_k)(1 + \boldsymbol{\xi}(\mathbf{x}_k)^T \mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\xi}(\mathbf{x}_k))^{-1}\boldsymbol{\xi}(\mathbf{x}_k)^T \mathbf{P}(k-1),$$

где $\mathbf{P}(0) = \alpha \mathbf{I}$, α — большое число (как правило, на четыре порядка больше обрабатываемых данных), а \mathbf{I} — единичная матрица; элементы матрицы $\mathbf{V}(0)$ равны 0.

Эксперимент. Для проверки эффективности представленного выше метода инициализации нечётких систем типа Такаги — Сугено тестировались 13 наборов данных из репозитория KEEL [19]:

- 1) pla (plastic) — 2 входные переменные, 1650 образцов;
- 2) ele-2 (electrical-maintenance) — 4 входные переменные, 1056 образцов;
- 3) fried (friedman benchmark function) — 5 входных переменных, 1200 образцов;
- 4) delail (delta ailerons) — 5 входных переменных, 7129 образцов;
- 5) dee (daily electricity energy) — 6 входных переменных, 365 образцов;
- 6) stp (stock prices) — 9 входных переменных, 950 образцов;
- 7) wiz (weather Izmir) — 9 входных переменных, 1461 образец;
- 8) wan (weather Ankara) — 9 входных переменных, 1609 образцов;
- 9) tre (treasury) — 15 входных переменных, 1049 образцов;
- 10) mor (mortgage) — 15 входных переменных, 1049 образцов;
- 11) ca (computer activity) — 21 входная переменная, 8192 образца;
- 12) pole (pole telecommunications) — 26 входных переменных, 14998 образцов;
- 13) rum (rumadyn) — 32 входные переменные, 8192 образца.

Проверка проводилась по схеме кроссвалидации, в которой набор разбивался на пять файлов, 80 % набора помещались в обучающую выборку, а остальные 20 % — в тестовую.

Результаты экспериментов были сопоставлены с результатами работы пяти методов идентификации, приведённых в [20]. Краткое описание указанных методов дано далее.

ANFIS-SUB — адаптивная нейронечёткая система, использующая субтрактивную кластеризацию;

LINEAR-LMS — метод линейной регрессии, основанный на классическом методе наименьших квадратов в качестве метода оптимизации;

TSK-IRL — метод, использующий индуктивный алгоритм для структурной идентификации нечёткой модели, параметрическая идентификация выполнялась с помощью эволюционного метода;

LEL-TSK — метод, основанный на комбинации индуктивного алгоритма для структурной идентификации и эволюционной стратегии для параметрической идентификации;

METSK-HD^e — масштабируемый двухэтапный метод нечёткого моделирования, структурная идентификация достигалась с помощью генетического алгоритма, для параметрической идентификации использовалась комбинация генетического алгоритма и фильтра Калмана.

Необходимо отметить, что перечисленные выше методы направлены на идентификацию нечётких систем (за исключением LINEAR-LMS), содержат алгоритмы оптимизации структуры и параметров нечёткой системы и функционируют в итеративном режиме. Рассматриваемый в предлагаемой работе метод является методом инициализации, при котором однократно производятся выбор структуры и настройка параметров.

В таблице даны усреднённые значения: R — количество правил, trn — ошибка на обучающей выборке, tst — ошибка на тестовой выборке. В [20] приведены результаты работы не всех вышеуказанных методов идентификации нечётких систем. Пропуски в таблице

Data	ANFIS-SUB			TSK-IRL			LINEAR-LMS	
	<i>R</i>	trn	tst	<i>R</i>	trn	tst	trn	tst
pla	114	1,011	1,504	21	1,090	1,146	1,166	1,172
ele-2	2	8208	8525	262	17024	19786	13361	13541
delail	53,8	0,973	1,484	233,2	1,321	1,419	1,478	1,478
fried	57,2	0,085	3,158	3055	0,433	1,419	3,612	3,653
dee	291	3087	2083	3054,2	0,545	882,016	0,081	0,085
stp	13,2	0,134	0,307	—	—	—	2,686	2,761
wan	6	0,639	0,845	—	—	—	1,213	1,241
wiz	6,2	0,544	0,701	—	—	—	0,782	0,800
mor	9,4	0,001	0,003	—	—	—	0,009	0,010
tre	10	0,009	0,019	—	—	—	0,030	0,032
ca	3	$7,14 \cdot 10^{11}$	$6,09 \cdot 10^{11}$	—	—	—	45,809	46,820
pole	3	127,40	131,69	—	—	—	463,4	465,01
pum	4	4,482	4,852	—	—	—	3,55	3,59

Data	LEL-TSK			METSK-HD ^e			Наш метод		
	<i>R</i>	trn	tst	<i>R</i>	trn	tst	<i>R</i>	trn	tst
pla	66	1,032	1,188	19,2	1,057	1,136	1	1,166	1,172
ele-2	44,8	2928	3752	36,9	2270	3192	160,2	7379	7872
delail	105,2	1,193	1,760	36,8	1,190	1,402	1	1,477	1,48
fried	435	0,322	1,070	66	1,075	1,888	129,6	0,849	0,931
dee	57,8	0,662	0,682	50,6	0,030	0,103	1	0,081	0,084
stp	78,9	0,606	0,849	66,4	0,167	0,387	412,2	0,824	0,904
wan	123	0,709	1,632	48	0,701	1,189	1	1,211	1,238
wiz	116	0,699	2,227	29,1	0,729	0,944	1	0,781	0,799
mor	64,3	0,259	0,472	27,2	0,005	0,013	1	0,007	0,007
tre	63,7	0,267	0,504	28,1	0,017	0,038	1	0,028	0,03
ca	—	—	—	32,9	4,376	4,949	1	45,79	46,789
pole	—	—	—	46,3	57,96	61,02	1	463,2	465,01
pum	—	—	—	63,3	0,267	0,2871	1	3,554	3,589

объясняются проблемами переполнения памяти компьютера при использовании методов TSK-IRL и LEL-TSK с наборами данных, содержащих большое число входных переменных. Полужирным шрифтом выделены лучшие результаты для тестовой выборки.

Анализ результатов, приведённых в таблице, позволяет сделать следующие выводы:

1) ни на одном из наборов данных предлагаемый нами метод не показал худшего результата;

2) на десяти наборах данных из тринадцати с его помощью была построена наиболее простая нечёткая модель, база правил которой состоит из одного правила;

3) на шести наборах данных из тринадцати расхождение ошибки на обучающей и тестовой выборках у нашего метода является минимальным среди аналогов, что свидетельствует об его устойчивости к переобучению.

Заключение. В данной работе представлен подход к инициализации нечётких систем типа Такаги — Сугено. Его оригинальность заключается в том, что в нём для формирова-

ния antecedентов нечётких правил применяется метод динамического разбиения входного пространства переменных при одновременном формировании консеквентов нечётких правил рекуррентным методом наименьших квадратов.

Преимуществом предложенного подхода является то, что он позволяет регулировать сложность нечёткой системы (число правил), задавая пороговое значение ошибки.

Достоинства подхода были подтверждены серией экспериментов, которые показали, что точность аппроксимации нечётких систем, инициализированных разработанными алгоритмами без выполнения параметрической идентификации, сопоставима с точностью аппроксиматоров, построенных известными лучшими алгоритмами полной идентификации нечётких систем.

Такой подход может использоваться на этапе структурной идентификации нечётких контроллеров и аппроксиматоров.

Дальнейшие исследования будут направлены на изучение возможности применения указанного подхода к инициализации нечётких классификаторов, основанных на системах типа Такаги — Сугено.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Takagi T., Sugeno M.** Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control // *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.* 1985. **SMC-15**, N 1. P. 116–132.
2. **Benzaouia A., El Hajjaji A.** Advanced Takagi — Sugeno Fuzzy Systems. London: Springer International Publishing, 2014. 294 p.
3. **Moodi H., Farrokhi M.** Robust observer-based controller design for Takagi — Sugeno systems with nonlinear consequent parts // *Fuzzy Sets and Systems.* 2015. **273**, Is. C. P. 141–154.
4. **Ходашинский И. А., Горбунов И. В.** Алгоритмы поиска компромисса между точностью и сложностью при построении нечётких аппроксиматоров // *Автометрия.* 2013. **49**, № 6. С. 51–61.
5. **Ходашинский И. А., Горбунов И. В., Синьков Д. С.** Алгоритмы генерации структур двухкритериальных Парето-оптимальных нечётких аппроксиматоров // *Докл. ТУСУР.* 2013. **27**, № 1. С. 135–142.
6. **Ходашинский И. А., Минина Д. Ю., Сарин К. С.** Идентификация параметров нечётких аппроксиматоров и классификаторов на основе алгоритма «кукушкин поиск» // *Автометрия.* 2015. **51**, № 3. С. 27–34.
7. **Ishibuchi H., Nozaki K., Tanaka H.** Efficient fuzzy partition of pattern space for classification problems // *Fuzzy Sets and Systems.* 1993. **59**, Is. 3. P. 295–304.
8. **Wang D., Zeng X.-J., Keane J. A.** A simplified structure evolving method for Mamdani fuzzy system identification and its application to high-dimensional problems // *Inform. Sci.* 2013. **220**. P. 110–123.
9. **Natekin A., Knoll A.** Boosting simplified fuzzy neural networks // *Proc. of the 14th Intern. Conf. "Engineering Applications of Neural Networks (EANN)".* Halkidiki, Greece, 2013. Ser. Communications in Computer and Information Science. Vol. 383. Pt. I. P. 330–339.
10. **Bezdek J. C., Ehrlich R., Full W.** FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm // *Comput. & Geosci.* 1984. **10**, N 2–3. P. 191–203.
11. **Vernieuwe H., de Baets B., Verhoest N. E. C.** Comparison of clustering algorithms in the identification of Takagi — Sugeno models: A hydrological case study // *Fuzzy Sets and Systems.* 2006. **157**, Is. 21. P. 2876–2896.
12. **Hathaway R. J., Bezdek J. C.** Switching regression models and fuzzy clustering // *IEEE Trans. Fuzzy Systems.* 1993. **1**, N 3. P. 195–204.

13. **Stefanini L., Sorini L.** Approximation of fuzzy numbers by F-transform // Advances in Computational Intelligence: Proc. of the 14th Intern. Conf. on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems (IPMU). Catania, Italy, 2012. Ser. Communications in Computer and Information Science. Vol. 299. Pt. III. P. 69–78.
14. **Gaweda A. E., Zurada J. M.** Data-driven linguistic modeling using relational fuzzy rules // IEEE Trans. Fuzzy Systems. 2003. **11**, N 1. P. 121–134.
15. **Ho S.-Y., Chen H.-M., Chen T.-K.** Design of accurate classifiers with a compact fuzzy-rule base using an evolutionary scatter partition of feature space // IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern. Pt. B. 2004. **34**, N 2. P. 1031–1044.
16. **Guillaume S.** Designing inference systems from data: an interpretability-oriented review // IEEE Trans. Fuzzy Systems. 2001. **9**, N 3. P. 426–443.
17. **Jiang J., Zhang Y.** A revisit to block and recursive least squares for parameter estimation // Comput. Electr. Eng. 2004. **30**, Is. 5. P. 403–416.
18. **Kailath T.** An innovations approach to least-squares estimation. Pt. I: Linear filtering in additive white noise // IEEE Trans. Automatic Control. 1968. **13**, N 6. P. 646–655.
19. **KEEL.** Knowledge Extraction Based on Evolutionary Learning. URL: <http://www.keel.es/> (дата обращения: 1.09.2015).
20. **Gacto M. J., Galende M., Alcalá R., Herrera F.** METSK-HD^e: A multiobjective evolutionary algorithm to learn accurate TSK-fuzzy systems in high-dimensional and large-scale regression problems // Inform. Sci. 2014. **276**. P. 63–79.

Поступила в редакцию 1 сентября 2015 г.
