

УДК 519.688

РЕАЛИЗАЦИЯ ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА ДЛЯ НАСТРОЙКИ И ПОСЛЕДУЮЩЕЙ РАБОТЫ С РАЗНОСТНЫМИ НЕЙРОНЕЧЕТКИМИ ПЕРЕКЛЮЧАЕМЫМИ МОДЕЛЯМИ

© С.Л. Блюмин, А.М. Шмырин, Н.Ю. Жбанова

Ключевые слова: параметрическая идентификация; разностная нейронечеткая переключаемая модель.

Рассматриваются разностные нейронечеткие переключаемые модели. Идентификация таких моделей имеет некоторые особенности, для учета которых был предложен специальный подход, послуживший основой программного комплекса.

Введение

Печеткие модели с переключениями возникли на стыке печетких моделей и переключаемых систем, и предназначены для моделирования процессов, для которых характерны резкие изменения в структуре, параметрах или окружающей среде [1]. Первые статьи, посвященные печетким моделям с переключениями, появились около 15 лет назад [2], и интерес к ним как к разновидности переключаемых систем не утихает [3, 4]. Печеткие разностные модели – традиционный инструмент для описания динамических процессов, характеризуются высокой точностью [5]. Печеткие разностные модели с переключениями представляют собой синтез переключаемых и разностных печетких моделей, сочетают их преимущества и применяются в задачах моделирования технологических процессов, для которых характерны сложность, многоэтапность, погрешности в измерениях и слабая изученность связей между переменными. Нейронечеткие разностные переключаемые модели отличаются от печетких заимствованным у нейронных сетей подходом к настройке параметров.

1. Разностные печеткие и нейронечеткие переключаемые модели

Разностная печеткая переключаемая модель задается базой правил (1):

$$R_{\sigma}^l: \text{If } u_1(t) \text{ is } A_{\sigma 11}^l, \dots, \text{ and } u_m(t-n) \text{ is } A_{\sigma mn}^l \text{ then } y(t+1) = \mathbf{a}_{\sigma}^l \mathbf{U} \mathbf{b}_{\sigma}^l + c_{\sigma}^l \quad (6.1)$$

Данная модель состоит из нескольких подмоделей и переключаемого сигнала $\sigma \in S = \{1, 2, \dots, s\}$, значение которого определяет активную подмодель в каждый момент времени. Подмодели представляют собой разностные печеткие модели. На входы каждой подмодели поступают значения процессов $u_1, \dots, u_m$ за несколько моментов времени $t, t-1, \dots, t-n+1$. Выход модели (6.1) вычисляется по формуле, стандартной для печетких моделей Такаги–Сугено.

Добавив к модели (6.1) возможность настройки параметров на обучаемом множестве, перейдем от печеткой модели к разностной нейронечеткой переключаемой модели (РППМ).

Традиционный для нейронечетких моделей способ настройки – когда из условия минимизации функции ошибки E подбираются значения всех параметров – зачастую дает не очень хорошие результаты, особенно в случаях большого количества входов модели. Для повышения точности в таких ситуациях используется менее распространенный способ [6], заключающийся в раздельной настройке параметров заключений $\mathbf{a}_{\sigma}^l$, $\mathbf{b}_{\sigma}^l$, c_{σ}^l и параметров печетких множеств $A_{\sigma ij}^l$ в предпосылках правил.

1.1. Связь РННПМ с нечеткими процессами и подход к идентификации параметров предпосылок правил

Заметим, что векторы значений $\mathbf{u}_i = [u_i(t), \dots, u_i(t - n + 1)]$, приходящие на вход разностной переключаемой нейронечеткой модели (6.1), после фаззификации можно рассмотреть как нечеткие процессы. Нечеткий процесс — это процесс, каждый уровень которого задается некоторым нечетким множеством [7]. Центр и ширина нечеткого процесса представляют собой функции, зависящие от времени. Нечеткий процесс, описанный совокупностью треугольных нечетких множеств, изображен на рис. 1.

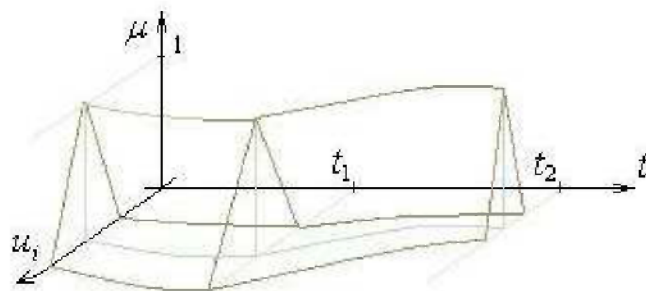


Рис. 1. Нечеткий процесс

Параметрическая идентификация модели (6.1) включает в себя задачу идентификации входных нечетких процессов $\mathbf{u}_i$, т. к. нечеткие множества в предпосылках правил $A_{\sigma ij}^l$ представляют собой их сечения. Можно сказать, что идентификация параметров предпосылок правил РННПМ равносильна идентификации параметров нечетких процессов.

При стандартном подходе к идентификации предпосылок разностной нечеткой модели параметры каждого сечения нечеткого процесса задаются индивидуально. Количество сечений увеличивается с увеличением глубины памяти модели n . Таким образом, учет более полной информации о моделируемой системе оборачивается резким ростом числа параметров разностной модели и временными затратами на идентификацию. В этом случае возможен альтернативный подход — совокупный анализ всех сечений и описание нечеткого процесса не набором одномерных функций принадлежности, а некоторой единой двумерной функцией.

Такая функция в простейшем случае представляет собой математическое описание нечеткого процесса $\mathbf{u}_i$ с линейным центром и постоянной шириной. Можно также сказать, что она является функцией принадлежности двумерного нечеткого множества по аналогии с функциями принадлежности плоских (одномерных) нечетких множеств.

Двумерное гауссовское нечеткое множество $B_{\sigma i}^l$ с линейным центром и постоянной шириной представлено на рис. 2. Сечения представляют собой одномерные входные нечеткие множества $A_{\sigma ij}^l$ модели (6.1).

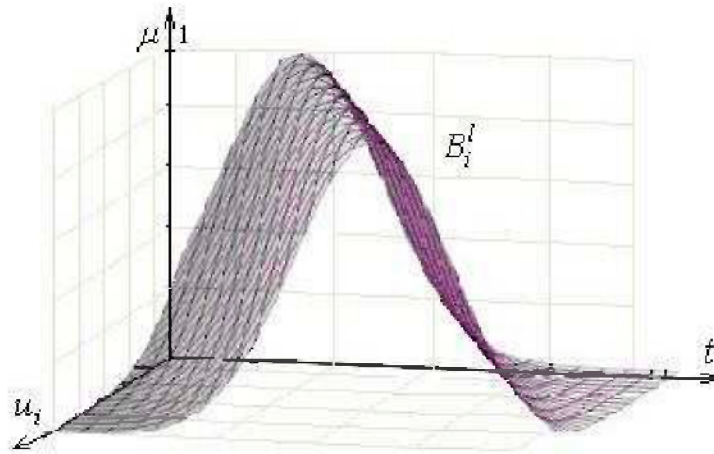


Рис. 2. Двумерное нечеткое множество

Степень принадлежности нечеткому множеству $B_{\sigma i}^l$ вычисляется по формуле:

$$\mu_{\sigma i}^l = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n+1} \exp \left[-\frac{1}{h_i^l} \left(g_{1i}^l(t-j) + a_{0i}^l - u_i(t-j) \right)^2 \right]. \quad (6.2)$$

Правила РННПМ (6.1) в случае использования функций принадлежности $B_{\sigma i}^l$ примут вид:

$$R_{\sigma}^l : \text{If } \mathbf{u}_1 \text{ is } B_{\sigma 1}^l, \dots, \text{ and } \mathbf{u}_m \text{ is } B_{\sigma m}^l, \text{ then } y(t+1) = \mathbf{a}_{\sigma}^l \mathbf{U} \mathbf{b}_{\sigma}^l + c_{\sigma}^l. \quad (6.3)$$

Использование предлагаемого подхода к идентификации входных нечетких процессов ведет к существенному сокращению количества параметров разностной нейронечеткой модели с переключениями. В базе правил (6.3) задействовано в n раз меньше двумерных нечетких множеств $B_{\sigma i}^l$ по сравнению с количеством одномерных нечетких множеств $A_{\sigma ij}^l$ в базе (6.1). Чтобы идентифицировать входной дискретный нечеткий процесс $\mathbf{u}_i$ в соответствии с предлагаемым подходом, нужно задать три параметра двумерной функции принадлежности $B_{\sigma i}^l$: параметры линейного центра g_{1i}^l , g_{0i}^l и параметр ширины h_i^l . Однако требуется разработка алгоритма настройки параметров.

2. Программная реализация РННПМ

Программная реализация разностной нейронечеткой переключаемой модели была разработана в среде MATLAB. Обобщенная структура комплекса программ представлена на рис. 3.

Рассмотрим основные модули программного комплекса более подробно.

2.1. Модуль определения структуры разностной нейронечеткой переключаемой модели

В модуле DNFSMStruct исследователь задает структуру разностной нейронечеткой переключаемой модели — количество подмоделей s , количество m входных процессов $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_m$ каждой подмодели, количество двумерных гауссовских нечетких множеств для каждого входного процесса.

Выбирается также тип обучения РННПМ — отдельный или по всем параметрам сразу.

Информация, определяемая в этом блоке, передается в блок идентификации параметров. На ее основе также будет сформирована функция, вычисляющая выход модели.

2.2. Модуль предобработки входных значений разностной нейронечеткой переключаемой модели

Модуль предобработки DataProc предусматривает возможности прореживания и сглаживания входных данных и представляет собой файл-функцию MATLAB. Файл-функция DataProc получает входные значения (например, снимаемые в реальном времени датчиками) и обрабатывает перед подстановкой в модуль вычисления выходного значения. Пользователь задает длину каждого входного вектора. Для сглаживания используются стандартные алгоритмы MATLAB — lowess (взвешенный МНК), sgolay (фильтр Савитского–Голея) и некоторые другие.

Так как при совокупном анализе сечений в нечеткий процесс можно преобразовать дискретный входной процесс $\mathbf{u}_i$ любой длины n , не увеличивая при этом число параметров двумерного нечеткого множества (6.2), на количество настраиваемых параметров разностной нейронечеткой переключаемой модели файл-функция DataProc не влияет.



Рис. 3. Обобщенная структура комплекса программ

2.3. Модуль настройки параметров предпосылок правил разностной нейронечеткой переключаемой модели

К параметрам предпосылок правил подмодели РННПМ в случае использования функций принадлежности (6.2) относятся параметры центров g_{1i}^l , g_{0i}^l и ширины h_i^l двумерных нечетких множеств $B_{\sigma i}^l$. Для их определения разработан модуль настройки предпосылок, представляющий собой файл-функцию CenterFinding.

Пошагово алгоритм настройки предпосылочных параметров двумерных нечетких множеств $B_{\sigma i}^l$ можно описать так.

А л г о р и т м 1.

1. Пусть k -й элемент обучающего множества имеет вид $(\mathbf{U}^k, y^k)$, $k = 1, \dots, K$. Здесь $\mathbf{U}^k = (\mathbf{u}_1^k, \dots, \mathbf{u}_m^k)^T$ — матрица, составленная из значений входных процессов, $\mathbf{u}_i^k = [u_i^k(t), \dots, u_i^k(t-n+1)]$ — значения i -го процесса. По векторам $\mathbf{u}_i^k$ (для $k = 1, \dots, K$) строятся линии регрессии вида $u_i = g_0 + g_1 t$. В результате получим набор параметров $[(g_0^1, g_1^1), \dots, (g_0^K, g_1^K)]$.

2. Пусть $t_0 = t - n + 1$, $u_0^k = g_0^k + g_1^k t_0$. Выберем значения u_0^{max} и u_0^{min} . Отрезок $[u_0^{min}, u_0^{max}]$ разобьем на Q участков. Здесь Q — требуемое количество двумерных нечетких множеств $B_{\sigma i}^1, \dots, B_{\sigma i}^Q$ для фаззификации входного процесса $\mathbf{u}_i$. В результате область значений входа $\mathbf{u}_i$ окажется разбитой горизонтальными линиями на Q фрагментов.

3. Коэффициенты g_0 и g_1 прямых, попавших в интервалы, усредняются по каждому из q_i интервалов. Усредненные значения $(g_{0cp}^1, g_{1cp}^1), \dots, (g_{0cp}^Q, g_{1cp}^Q)$ принимаются за параметры центров входных нечетких множеств $B_{\sigma i}^1, \dots, B_{\sigma i}^Q$ входа номер i .

4. Параметры ширины нечетких множеств $B_{\sigma i}^1, \dots, B_{\sigma i}^Q$ выбираются равными $1/3$ среднего расстояния между прямыми, определяющими центры.

5. Шаги 2–4 повторяются для каждого входа каждой подмодели РННМ, $i = 1, \dots, m$, $\sigma = 1, \dots, s$.

Блок-схема алгоритма 1 приведена на рис. 4. На вход алгоритма поступают элементы обучающего множества по i -му входному процессу — $\mathbf{u}_i^k = [u_i^k(t), \dots, u_i^k(t - n + 1)]$, $k = 1, \dots, K$. Кроме входных значений задается Q — требуемое количество двумерных нечетких множеств для входного процесса $\mathbf{u}_i$, а также начало входного вектора t_0 . В результате вычисляются параметры центров функций принадлежности $(g_{0cp}^1, g_{1cp}^1), \dots, (g_{0cp}^Q, g_{1cp}^Q)$.

Полученные в результате работы модуля CenterFinding параметры центров и ширины нечетких множеств (6.2) передаются в модуль настройки заключений.

2.4. Модуль настройки параметров заключений правил разностной нейронечеткой переключаемой модели

По сведениям, полученным из модулей DNFSMStruct и CenterFinding, для каждой подмодели РННМ формируется файл-функция MATLAB.

Файл-функция (или целевая функция) представляет собой сумму квадратов ошибок подмодели на обучающем множестве $E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (y_{mod}^k - y^k)^2$. Кроме этого, файл-функция включает в себя производные функции E по настраиваемым параметрам заключений.

Целевая функция минимизируется по параметрам заключений правил подмодели посредством стандартного алгоритма MATLAB `fminunc`. Полученные в результате минимизации параметры заключений правил передаются в модуль вычисления выходного значения РННМ.

Модули настройки предпосылок и заключений представляют собой реализацию раздельного обучения. Раздельная настройка удобна и обеспечивает высокую точность нейронечеткой модели. Но предусмотрена и возможность настройки минимизацией функции ошибки E всех параметров подмоделей РННМ. Если в модуле DNFSMStruct было выбрано обучение по всем параметрам, формируемый файл-функция будет содержать в себе производные не только по параметрам заключений правил, но и по параметрам предпосылок. Модуль CenterFinding в этом случае в действие не вступает.

2.5. Модуль вычисления выходного значения

Таблица 1. Результаты моделирования

№ элемента	1	2	3	4	5	6	7	$\sum (y_{mod}^k - y^k)^2$
Выход тестового множества	1.45	1.07	1.21	1.06	1.14	1.44	1.15	
Выход РННМ-1D	1.52	1.15	1.16	1.16	1.16	1.52	1.20	0.0342
Выход РННМ-2D	1.51	1.14	1.23	1.12	1.23	1.60	1.32	0.0790

Модуль вычисления выхода DNFSMOutput получает сведения о структуре и настроенные параметры РННМ, и на основе этих данных формирует файл-функцию MATLAB, представляющий собой функцию выхода модели. Готовая функция выхода вступает в работу, получая из модуля DataProc входные значения и вычисляя отклик. Вычисленное значение выхода модели визуализируется.

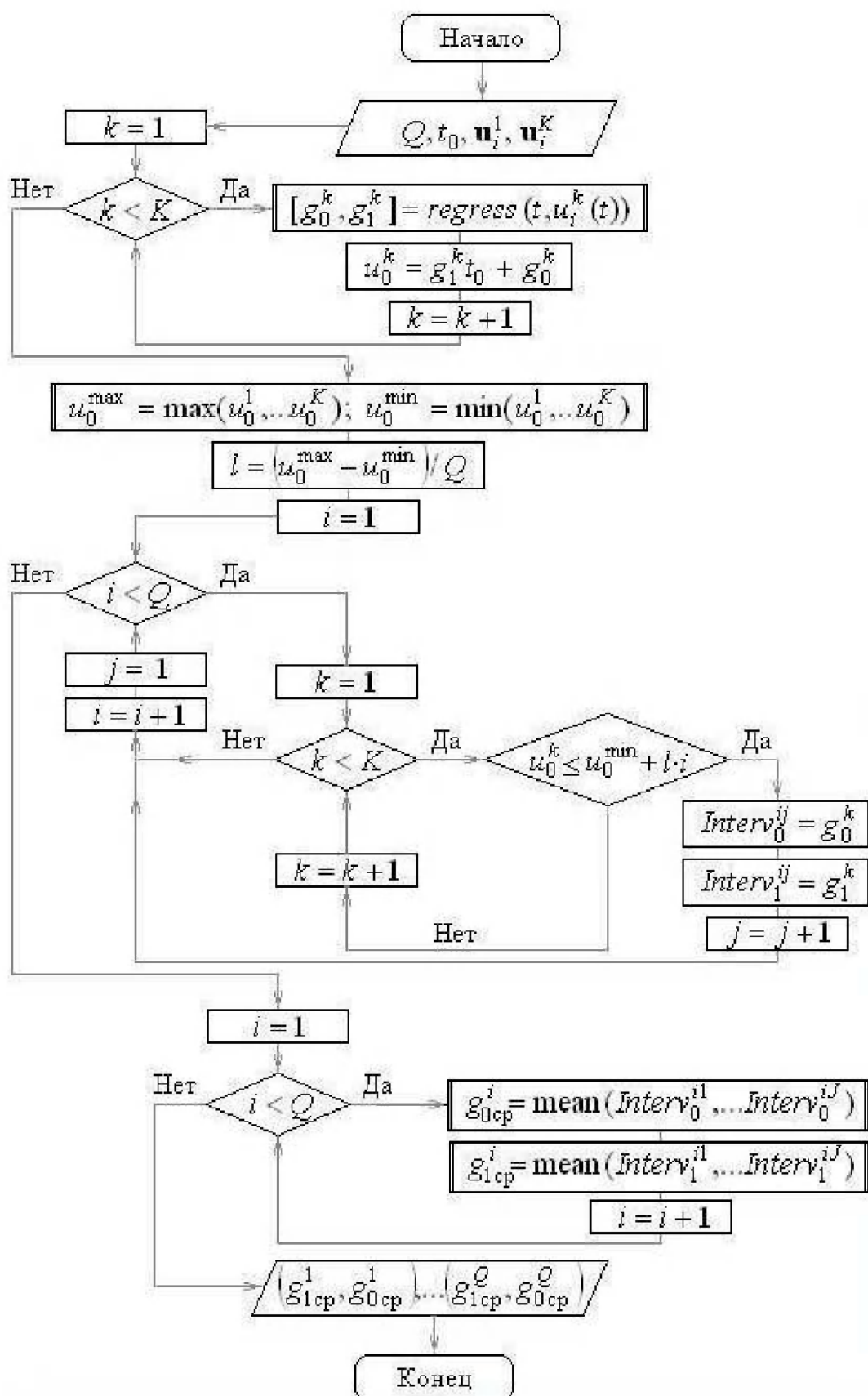


Рис. 4. Блок-схема алгоритма настройки параметров двумерных нечетких множеств

3. Вычислительный эксперимент. Сравнение двумерных и одномерных гауссовских нечетких множеств

Используя разработанный программный комплекс, проведем сравнительный анализ работы двух разностных нейронечетких переключаемых моделей. Моделировать будем простую зависимость некоторого отклика от единственного фактора $y(t+1) = f(u(t), \dots, u(t-5))$.

Для идентификации предпосылочных параметров первой модели будет использоваться предложенный в п. 1.1 подход, заключающийся в совокупном анализе сечений входного нечеткого процесса. При этом будут применяться двумерные нечеткие множества (6.2) и модуль CenterFinding.

Для идентификации предпосылочных параметров второй модели будет использован стандартный подход к фаззификации входных процессов; параметры одномерных нечетких множеств в предпосылках правил будут задаваться вручную.

Рассмотрим самый простой случай РНППМ с единственной подмоделью. База правил модели с нечеткими множествами (6.2) и константами в заключениях имеет вид:

$$R^i: \text{If } \mathbf{u} \text{ is } B^i \text{ then } y(t+1) = a^i, \quad i = 1, 2. \quad (6.4)$$

Здесь $\mathbf{u} = [u(t), \dots, u(t-5)]$ – вектор значений входного процесса, который фаззифицируется двумя двумерными нечеткими множествами, B^1 и B^2 . Параметры множеств определяются по алгоритму 1.

База правил РНППМ с одномерными нечеткими множествами имеет вид:

$$R^i: \text{If } u(t) \text{ is } A_1^i, \dots \text{ and } u(t-5) \text{ is } A_5^i \text{ then } y(t+1) = a^i, \quad i = 1, 2. \quad (6.5)$$

Заметим, что в случае стандартного подхода к фаззификации входного процесса $\mathbf{u}$ требуется 10 одномерных нечетких множеств (при условии, что каждое входное значение описывается двумя множествами, A_j^1 и A_j^2).

Минимизацией квадратичной функции ошибки определялись параметры заключений правил обеих моделей. При этом использовался модуль настройки заключений. Обучающее множество состояло из семи элементов, $(y^k(t+1), [u^k(t), \dots, u^k(t-5)])$, $k = 1, \dots, 7$.

После настройки параметров обеих моделей на тестовом множестве были вычислены их выходы. Результаты работы РНППМ с двумерными и одномерными нечеткими множествами представлены в табл. 1.

Суммы квадратов ошибок практически одинаковы; можно сделать вывод, что по точности 2D-модель не слишком отстает от 1D-модели. При этом основным ее преимуществом является меньшее количество настраиваемых параметров в предпосылках и, следовательно, меньшая трудоемкость настройки: у двух двумерных нечетких множеств было 6 параметров, у десяти одномерных множеств — 20. Это подтверждает рациональность подхода к фаззификации входных процессов, предложенного в п. 1.1.

Заключение

Приведенный эксперимент демонстрирует преимущества подхода к фаззификации входных процессов, основанного на совокупном анализе их сечений и использовании двумерных нечетких множеств (6.2). В этом случае может быть незначительная потеря точности на выходе РНППМ, зато существенно сокращается количество настраиваемых параметров и упрощается процесс обучения. Предложенный алгоритм настройки двумерных нечетких множеств позволяет улучшить результаты работы разностной нейронечеткой модели с переключением.

ЛИТЕРАТУРА

1. Котов К. Ю., Шпилевая О. Я. Переключаемые системы: устойчивость и проектирование (обзор) // Автоматизация. 2008. Т. 44. №5. С. 71-87.
2. Yang H., Dimirouski G. M., Zhao J. Switched Fuzzy Systems: representation modeling, stability analysis, and control design // Proc. of the third International IEEE Conference on Intelligent Systems. L. 2006. P. 306-311.
3. Ojleska V., Stojanovski G. Switched Fuzzy Systems: Overview and Perspectives // Proc. of the 9th International PhD Workshop on Systems and Control. Izola, 2008. P. 221-226.
4. Жбанова Н. Ю. Построение и настройка переключаемой нейронно-печеткой системы для моделирования процесса варки сахара // Материалы 10 Всероссийской школы-конференции молодых ученых «Управление большими системами». Уфа, 2013. С. 65-70.
5. Кудинов Ю. И., Келина А. Ю., Сушкова С. А. Построение и идентификация печеткой модели многосвязного объекта // Вести ВУЗов Череповец. 2005. № 5. Р. 35-39.
6. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление. М.: Бипом, 2009. 800 с.
7. Чулков А. И. Математические модели нелинейной динамики. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. 296 с.

Поступила в редакцию 21 ноября 2013 г.

Blyumin S.L., Shmyrin A.M., Zhibanova N.Y.

DESIGN OF PROGRAM FOR TRAINING AND DEALING WITH DIFFERENTIAL NEURO-FUZZY SWITCHED MODELS.

This article surveys differential neuro-fuzzy switched models. Identification of such models has some peculiarities, to take into account, a specific method was proposed which, in its turn, became a basis for a software package.

Key words: parametric identification; differential neuro-fuzzy switched model.

Блюмин Семен Львович, Липецкий государственный технический университет, г. Липецк, Российская Федерация, доктор физико-математических наук, профессор кафедры прикладной математики, e-mail: sabl@lipetsk.ru

Blyumin Semyon Lvovich, Lipetsk State Technical University, Lipetsk, Russian Federation, Doctor of Physics and Mathematics, Professor of Applied Mathematics Department, e-mail: sabl@lipetsk.ru

Шмырин Анатолий Михайлович, Липецкий государственный технический университет, г. Липецк, Российская Федерация, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой высшей математики, e-mail: amsh@lipetsk.ru

Shmyrin Anatoly Mikhaylovich, Lipetsk State Technical University, Lipetsk, Russian Federation, Doctor of Engineering, Professor, Head of the High mathematics Department, e-mail: amsh@lipetsk.ru

Жбанова Наталья Юрьевна, Липецкий государственный технический университет, г. Липецк, Российская Федерация, ассистент кафедры прикладной математики, e-mail: zbaniod@gmail.com

Zhibanova Natalya Yurevna, Lipetsk State Technical University, Lipetsk, Russian Federation, Assistant of Applied Mathematics Department, e-mail: zbaniod@gmail.com