Neydorf Anna Rudolfovna – e-mail: neydan@yandex.ru; phone: +78632738427; dr. of phil. sc.; associate professor.

Mohsen Mohammed Neamah Mohsen – e-mail: Mohammed.naima@gmail.com; 133, Universitetskiy, ap. 101, Rostov-on-Don, 344048, Russian; phone +79888938840; the department software of computers and automated systems; postgraduate student.

УДК 519.71

Н.П. Воронова, С.М. Ковалев, А.Н. Шабельников

ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ОЦЕНИВАНИЕ СОСТОЯНИЙ НЕЧЕТКИХ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Традиционные подходы к управлению сложными динамическими объектами в условиях неопределенности опираются на их аналитические модели, представленные в виде дифференциальных или разностных уравнений. Однако, для слабо формализованных объектов, характеризуемых наличием множества НЕ-факторов, построение аналитических моделей не представляется возможным, поэтому предпочтение отдают интеллектуальным моделям, основанным на знаниях, важный класс которых составляют нечеткие динамические системы. В настоящей статье рассматривается решение основных задач, связанных с идентификацией, прогнозированием и оцениванием состояний НДС, описывающих поведение слабо формализуемых динамических объектов. Рассматривается новый подход к оцениванию состояний и идентификации параметров нечетких динамических систем, В основу рассматриваемого подхода положена адаптивная сетевая модель вычисления нечетких априорных и апостериорных оценок переменных состояния системы в смежные моменты времени и оптимизация параметров модели с использованием модифицированного симплексного алгоритма. Предложенный метод параметрической идентификации обладает также рядом принципиально новых свойств, к числу которых относится принципиальная возможность интеграции в систему эмпирических экспертных знаний, более высокий по сравнению с традиционными методами уровень потенциальной точности идентификации параметров модели за счет возможности использования обобщенных нечетких критериев оптимальности, а также возможность идентификации параметров модели в реальном масштабе времени за счет небольшого числа итераций, требующихся для оценки оптимальных значений параметров. Рассматривается пример оптимального оценивания параметров нечеткой динамической системы и приводятся результаты экспериментов. Экспериментальная проверка показала, что в большинстве случаев найденные на основе разработанного симплексного алгоритма оценки идентифицируемых параметров для широкого круга нечетких динамических систем типа Сугено отличаются от истинных значений не более чем на 10 %.

Нечеткая динамическая система; условная функция принадлежности; априорное нечеткое распределение; апостериорное нечеткое распределение; адаптивная сетевая модель; параметрическая идентификация.

N.P. Voronova, S.M. Kovalev A.N. Shabelnikov

IDENTIFICATION AND ESTIMATION OF STATES FOR FUZZY DYNAMICAL SYSTEMS

Conventional approaches to the control of complex dynamical objects in uncertainties are based on analytical models presented in form of differential and difference equations. However, the construction of analytical models is impossible for semi-formalized objects, when various non-factors are occurred. Because of this fact, intelligent models based on human expert knowledges are most preferable ones. Among these models, fuzzy dynamical systems play an important role. The paper *presents a decision of general tasks connected with identification, prediction and estimation of states for fuzzy dynamical systems describing the behavior of semi-formalized dynamical objects. A new approach to statement estimation and parameter identification for fuzzy dynamical systems is considered. The basis of the considered approach is adaptive network model of the computation of fuzzy prior and posterior estimates of system's state variables taking place in consequent time steps. Optimization of the model parameters is taking into account in the approach as well. Proposed technique for parameter identification has the set of fundamentally new properties. Among them, possibility of integration into a system of empirical expert knowledges, higher level of potential accuracy of identification based on possibility of utilizing the generalized fuzzy criteria of optimality and real-time identification of model parameters (because of small number of iterations required for optimal states estimation) are highlighted. An example of optimal parameter estimation for fuzzy dynamical system is considered and experimental results are presented. Experimental verification shows that estimates of identified parameters found based on developed simplex algorithm are not deviated from real values more than by 10 % in many cases for wide variety of fuzzy dynamical systems.*

Fuzzy dynamical system; conditional membership function; prior fuzzy distribution; posterior fuzzy distribution; adaptive network model; parametric identification.

Введение. Современные методы контроля и управления сложными динамическими объектами в условиях неопределенности опираются на их аналитические модели, представленные в виде дифференциальных или разностных уравнений. При этом, как показывает анализ публикаций [1–4], большинство исследований в данной области базируется на использовании традиционных методов, обладающих рядом ограничений, таких как требование подчиненности нормальным законам распределения плотностей вероятности, использование традиционных среднеквадратичных критериев оценки оптимальности параметров модели, использование простейших линейных моделей измерительных систем и др. При этом вопросы, касающиеся интеграции эмпирических знаний экспертов в слабо формализуемые модели процессов, характеризуемые неполнотой, неточностью и противоречивостью описаний [5], а также наличием нечетких и субъективных факторов, влияющих на оценку параметров объекта и наблюдателя, остаются, практически, не освещенными [6–8].

Для моделирования слабо формализуемых динамических объектов все чаще предпочтение отдают интеллектуальным моделям, основанным на знаниях, важный класс которых составляют нечеткие динамические системы (НДС) [2–4]. В основу построения НДС положена формализация эмпирического опыта и знаний специалистов-экспертов, представленных в лингвистической форме, средствами нечеткой логики, Для практического использования в системах управления требуется разработка эффективных методов построения и адаптации НДС, а также алгоритмов принятия решений на основе прогнозирования поведения НДС и оценивания их состояний.

В настоящей статье рассматривается решение основных задач, связанных с идентификацией, прогнозированием и оцениванием состояний НДС, описывающих поведение слабо формализуемых динамических объектов.

1. Модель представления и оценивания состояний НДС. Среди множества известных способов представления НДС дискретного времени [9–13] наиболее простым является задание НДС в виде разностного уравнения состояния:

$$x_{k+1} = F(x_k) \qquad (k = 0,1,\ldots,N)\ , \tag{1}$$

где $\boldsymbol{X}$ – пространство состояний НДС, F – нечеткое отображение $X_k \to X_{k+1}$. Нечеткое отображение Fв (1) задается функцией принадлежности (ФП): $\mu_F(x_k, x_{k+1})$, которую в ряде случаев удобно рассматривать как условную ФП $\mu_F(x_{k+1} \mid x_k)$.

В реальных приложениях НДС рассматривается вместе с измерительной системой, осуществляющей преобразование внутренних состояний системы $\boldsymbol{X}$ во внешние наблюдаемые состояния (измерения) Z, а также с учетом шумовых процессов (помех), воздействующих на систему и измеритель. Поэтому практически полезная модель НДС представляется с учетом измерителя и нечетких помех в виде системы:

$$\begin{cases} x_{k+1} = F_k(x_k, \varepsilon_k); \\ z_k = S_k(x_k, \delta_k) \quad (k = 0.1...., N), \end{cases} \tag{2}$$

где F_k – уравнение состояния НДС; S_k – нелинейная функция измерителя; x_k – внутренние состояния системы; z_k – внешние измеренные состояния системы; ε_k – нечеткая помеха в системе с известной ФП μ_{ε_k}; δ_k – нечеткая ошибка измерения с известной ФП μ_{δ_k}; k – индекс дискретного времени.

Под множеством состояний X в (2) понимают совокупность величин, характеризующих положение НДС в данный момент времени и играющих роль начальных условий для описания будущего поведения системы. Однако, в реальности любая система характеризуется неопределенностью, а, следовательно, зависимость между значениями переменной для текущих и последующих состояний является нечеткой. Оценивание и корректировка этой зависимости при управлении динамическими объектами является важной задачей в области нечеткого моделирования, заключающейся в следующем.

На основе имеющейся априорной информации о начальном состоянии НДС, представленном в виде ФП $\mu(x_0)$, и наблюдаемых состояниях на временном интервале $[t_0, t_k]$, представленных вектором наблюдений $\vec{z}_k = (z_0, z_1, ..., z_k)$, требуется прогнозировать нечеткое состояние НДС x_{k+1} в момент времени t_{k+1}, представленное ФП $\mu\ (x_{k+1})$ Корректировка состояния НДС осуществляется путем уточнения ФП $\mu\ (x_{k+1})$ для найденного нечеткого значения x_{k+1} при появлении нового наблюдения z_{k+1} в момент времени t_{k+1}.

2. Рекуррентный алгоритм оценивания состояний НДС. Оценивание и корректировку состояний НДС будем осуществлять на основе нахождения и сопоставления априорной и апостериорной информации, характеризуемой условными ФП $\mu(x_{k+1} \mid \vec{z}_k)$ и $\mu(x_{k+1} \mid \vec{z}_{k+1})$, Для вычисления условных ФП будем использовать описываемую ниже рекуррентную процедуру.

Рассмотрим общий случай нестационарной НДС с дискретным временем, представленной системой (2). Предполагается известной ФП $\mu(x_0)$ для нечеткого начального состояния НДС. Ошибки измерения и помехи являются независимыми величинами в смысле определения независимости нечетких величин [14].

ФП $\mu(x_{k+1} \mid \vec{z}_{k+1})$, с учетом возможности представления вектора $\vec{z}_{k+1}$ в виде $\vec{z}_{k+1} = (\vec{z}_k, z_{k+1})$, можно записать как

$$\mu(x_{k+1} \mid \vec{z}_{k+1}) = \mu(x_{k+1} \mid \vec{z}_k, z_{k+1}). \tag{3}$$

Условные нечеткие величины $(x_{k+1} \mid \bar{z}_k)$ и $(x_{k+1} \mid z_{k+1})$, входящие в (3), являются независимыми, поскольку являются независимыми нечеткая помеха ε_k, действующая на НДС и определяющая нечеткую величину $(x_{k+1} \mid \bar{z}_k)$, и нечеткая помеха δ_k, действующая на измеритель и определяющая нечеткую величину $(x_{k+1} \mid z_{k+1})$. Тогда в силу определения условной нечеткой величины и независимости $(x_{k+1} \mid \bar{z}_k)$ и $(x_{k+1} \mid z_{k+1})$ выражение (3) можно записать в виде

$$\mu(x_{k+1} \mid \bar{z}_k, z_{k+1}) = \mu(x_{k+1} \mid \bar{z}_k)\,\&\,\mu(x_{k+1} \mid z_{k+1}). \tag{4}$$

Определим условные ФП, входящие в (4)

Условную ФП нечеткой величины $(x_{k+1} \mid z_{k+1})$ можно выразить, используя уравнение измерителя (2), через ФП нечеткой помехи:

$$\mu(x_{k+1} \mid z_{k+1}) = \mu_{\delta_{k+1}}(S_{k+1}^{-1}(x_{k+1,} z_{k+1})). \tag{5}$$

Поскольку нелинейное отображение S_{k+1}^{-1} в (5), в общем случае, многозначное, нечеткая оценка для $\mu_{\delta_{k+1}}(S_{k+1}^{-1}(x_{k+1,} z_{k+1}))$, в силу принципа обобщения Заде [15] принимает наибольшее среди возможных значений:

$$\mu_{\delta_{k+1}}(S_{k+1}^{-1}(x_{k+1,} z_{k+1})) = \sup_{\Delta = S_{k+1}^{-1}(x_{k+1}, z_{k+1})} \mu_{\delta_{k+1}}(\Delta). \tag{6}$$

Подставляя (6) в (5) получим окончательное выражение для условной ФП:

$$\mu(x_{k+1} \mid z_{k+1}) = \sup_{\Delta = S_{k+1}^{-1}(x_{k+1}, z_{k+1})} \mu_{\delta_{k+1}}(\Delta). \tag{7}$$

Условная ФП $\mu(x_{k+1} \mid \bar{z}_k)$, входящая в (4), описывает нечеткое отображение $\Phi : \bar{z}_k \to X_{k+1}$, которое можно представить в виде композиции нечетких отображений:

$$\Phi = (\bar{z}_k \to X_k) \circ (X_k \to X_{k+1}). \tag{8}$$

Нечеткое отображение $\bar{z}_k \to X_k$ характеризуется условной ФП $\mu(x_k \mid \bar{z}_k)$, а нечеткое отображение $X_k \to X_{k+1}$ характеризуется условной ФП $\mu(x_{k+1} \mid x_k)$. В результате композиции ФП нечетких отображений $\bar{z}_k \to X_k$ и $X_k \to X_{k+1}$ получаем ФП $\mu(x_{k+1} \mid \bar{z}_k)$ для нечеткого отображения $\Phi : \bar{z}_k \to X_{k+1}$:

$$\mu(x_{k+1} \mid \bar{z}_k) = \sup_{x_k} [\mu(x_k \mid \bar{z}_k)\,\&\,\mu(x_{k+1} \mid x_k)]. \tag{9}$$

Входящая в (9) ФП $\mu(x_{k+1} \mid x_k)$ выражается через нечеткую помеху на основе уравнения состояния (2)

$$\mu(x_{k+1} \mid x_k) = \sup_{\Delta = F_k^{-1}(x_{k+1}, x_k)} \mu_{\varepsilon_k}(\Delta). \tag{10}$$

Подставляя (10) в (9) получаем выражение для ФП $\mu(x_{k+1} \mid \bar{z}_k)$:

$$\mu(x_{k+1} \mid \bar{z}_k) = \sup_{x_k} [\mu(x_k \mid \bar{z}_k)\,\& \sup_{\Delta = F_k^{-1}(x_{k+1}, x_k)} \mu_{\varepsilon_k}(\Delta)]. \tag{11}$$

Окончательные рекуррентные соотношения для вычисления апостериорной ФП для нечеткого состояния НДС на произвольном шаге k с учетом (9) и (11) примут вид:

$$\begin{cases} \mu(x_{k+1} \mid \bar{z}_{k+1}) = \mu(x_{k+1} \mid \bar{z}_k) \,\&\, \sup\limits_{\Delta = S_{k+1}^{-1}(x_{k+1}, z_{k+1})} \mu_{\delta_{k+1}}(\Delta); \\ \mu(x_{k+1} \mid \bar{z}_k) = \sup\limits_{x_k} [\mu(x_k \mid \bar{z}_k) \,\&\, \sup\limits_{\Delta = F_k^{-1}(x_{k+1}, x_k)} \mu_{\varepsilon_k}(\Delta)]. \end{cases} \tag{12}$$

Стартовой информацией для реализации рекуррентных уравнений (12) является условная ФП $\mu(x_0 \mid z_0)$, в качестве которой используется априорная ФП для начального нечеткого состояния $\mu(x_0)$, которая по условию задачи считается заданной.

3. Оценивание оптимальных параметров НДС. Оценивание параметров НДС при априорно заданной структуре является задачей параметрической идентификации, общая формулировка которой приведена ниже.

Пусть задана структура НДС в виде системы (2), в которой нелинейные функции состояния F_k и измерителя S_k для каждого момента времени t_k зависят от множества неизвестных параметров, представленных векторами A_k и B_k соответственно. В этом случае модель нестационарной НДС с неизвестными параметрами описывается системой:

$$\begin{cases} x_{k+1} = F_k\,(x_k, \mathrm{A}_k, \varepsilon_k); \\ z_k = S_k(x_k, \mathrm{B}_k, \delta_k) \quad (k = 0.1...., N). \end{cases} \tag{13}$$

Пусть известен ряд экспериментальных наблюдений за поведением системы на временном интервале $[t_0 . t_k]$, представленный в виде вектора измерений $\bar{z} = [z_0, z_{n+1}, ..., z_k]$. При заданных условиях требуется определить численные значения векторов параметров A_k и B_k, при которых поведение системы наиболее точно соответствует данным экспериментальных наблюдений.

Для формализации понятия “наиболее точно” вводится критерий качества идентификации, характеризующий меру соответствия модели НДС результатам экспериментальных наблюдений. Критерий качества идентификации определяется на основе сопоставления априорной ФП $\mu(x_{k+1} \mid \bar{z}_k)$, характеризующей нечеткую оценку переменной состояния *X* в момент времени t_k при условии наличия измеренного значения переменной состояния z_k в момент t_k, и апостериорной ФП $\mu(x_{k+1} \mid z_{k+1})$, характеризующей нечеткую оценку переменной состояния НДС в момент времени t_{k+1} при поступлении нового измерения z_{k+1}. Различия в априорной и апостериорной ФП характеризует нечеткую ошибку e_k оценивания текущего состояния НДС. ФП для нечеткой ошибки имеет вид:

$$\mu(e_k, \mathrm{A}_k, \mathrm{B}_k, \mathrm{B}_{k+1}) = \sup_{x_{k+1}} \mu(x_{k+1} \mid z_k, \mathrm{A}_k, \mathrm{B}_k) \,\&\, \mu(x_{k+1} + e_k \mid z_{k+1}, \mathrm{B}_{k+1}). \tag{14}$$

В качестве критерия качества идентификации J нечеткой системы, в принципе, может выступать любой нечеткий критерий, зависящий от условных и апостериорных ФП. В частности, представляется удобным использовать минимум отклонения ФП нечеткой ошибки оценивания e_k от заданной эталонной функции ошибки на выбранном интервале ее изменения $[e_{\min}, e_{\max}]$ т.е.:

$$J_k(\mathrm{A}_k, \mathrm{B}_k, \mathrm{B}_{k+1}) = \int_{e_{\min}}^{e_{\max}} \left(r\ (e_k) - \mu(e_k\ |, \mathrm{A}_k, \mathrm{B}_k, \mathrm{B}_{k+1})\right)^2 de_k\ , \qquad (15)$$

где e_k – текущая ошибка оценивания, $\mu(e_k \mid \mathrm{A}_k, \mathrm{B}_k, \mathrm{B}_{k+1})$ – ФП нечеткой ошибки оценивания, определяемая на основании (14); $r(e_k)$ – эталонная функция, выбираемая исходя из специфики задачи.

Задача оценивания оптимальных параметров НДС заключается в нахождение значений векторов параметров A_k и B_k, доставляющих минимум критерию (15), т.е.:

$$\min_{\mathbf{A}_k, \mathrm{B}_k, \mathrm{B}_{k+1}} J = \min_{\mathrm{A}_k, \mathrm{B}_k, \mathrm{B}_{k+1}} \int_{e_{\min}}^{e_{\max}} (r(e_k) - \mu(e_k \mid \mathrm{A}_k, \mathrm{B}_k, \mathrm{B}_{k+1}))^2 de_k\ . \qquad (16)$$

4. Адаптивная сетевая модель НДС. Вычисление условных ФП для нечетких состояний и оптимизация параметров НДС осуществляется с использованием рассматриваемой ниже адаптивной сетевой модели (АСМ) и итерационного алгоритма. В основу построения АСМ положен процесс вычисления априорной и апостериорной ФП нечетких состояний НДС для каждого момента времени на интервале наблюдений и их сопоставления на основе выбранного критерия оптимальности J.

Пусть в некоторый произвольный момент времени t_k на выходе НДС наблюдался выходной сигнал (измеренное состояние системы) z_k. Тогда, при условии наблюдения z_k в момент времени t_k нечеткое состояние НДС в момент времени t_{k+1} может быть определено на основе композиции нечеткого отображения $S_k^{-1}: z_k \to X_k$, определяемого уравнением измерителя в (13), и нечеткого отношения $F_k: X_k \to X_{k+1}$, определяемого уравнением состояния в (13). Условная ФП $\mu(x_k \mid z_k)$ для нечеткого отображения S_k^{-1} определяется на основе уравнения измерителя с учетом нечеткого шума δ_k следующим образом:

$$\mu(x_k \mid z_k, \mathrm{B}_k) = \mu_{\delta_k}(S_k(x_k, \mathrm{B}_k) - z_k)\,. \qquad (17)$$

Условная ФП $\mu(x_{k+1} \mid x_k)$ для нечеткого отображения F_k определяется на основе уравнения состояния с учетом нечеткого шума ε_k следующим образом:

$$\mu(x_{k+1} \mid x_k, \mathrm{A}_k) = \mu_{\varepsilon_k}(F_k(x_k, \mathrm{A}_k) - x_{k+1})\,. \qquad (18)$$

С учетом (17) и (18) условная ФП $\mu(x_{k+1} \mid z_k)$ для нечеткой композиции $S_k^{-1} \circ F_k$ имеет вид:

$$\mu(x_{k+1} \mid z_k, \mathrm{A}_k, \mathrm{B}_k) = \sup_{x_k} [(\mu(x_k \mid z_k, \mathrm{B}_k)\ \&\ \mu_{\varepsilon_k}(F_k(x_k, \mathrm{A}_k) - x_{k+1})]\,. \qquad (19)$$

Выражение (19) является априорной ФП, характеризующей нечеткое значение переменной состояния *X* при условии наблюдения z_k в момент времени t_k.

Для определения апостериорной ФП $\mu(x_{k+1} \mid z_{k+1})$ предположим, что в момент времени t_{k+1} на выходе НДС появился выходной сигнал z_{k+1}. Тогда апостериорная ФП $\mu(x_{k+1} \mid z_{k+1})$ для нечеткого значения переменной состояния *X* в момент времени t_{k+1} определится на основе уравнения измерителя в (13) с учетом нечеткого шума δ_{k+1} следующим образом:

$$\mu(x_{k+1} \mid z_{k+1}, \mathrm{B}_{k+1}) = \mu_{\delta_{k+1}}(S_{k+1}(x_{k+1}, \mathrm{B}_{k+1}) - z_{k+1}). \qquad (20)$$

Процесс вычисления априорной и апостериорной ФП вместе с критерием качестве идентификации (15) отобразим в сетевую структуру, представляющую собой вычислительную сеть с прямым распространением сигнала (*feedvorward*), приведенную ниже на рис. 1.

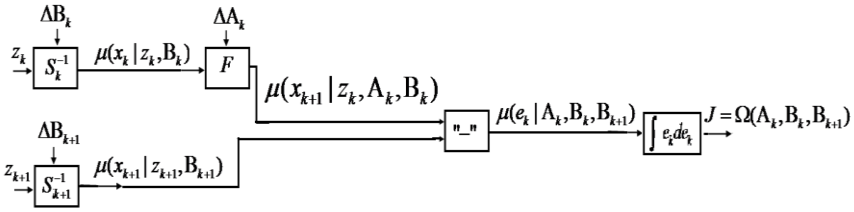

Рис. 1. Обобщенная структура АСМ

В приведенной на рис. 1 структуре АСМ каждый элемент сети реализует отдельный этап преобразований входных сигналов z_k и z_{k+1} в значения условных ФП $\mu(x_{k+1} \mid z_k, \mathrm{B}_k, \mathrm{A}_k)$ и $\mu(x_{k+1} \mid z_{k+1}, \mathrm{B}_{k+1})$. Выходной блок вычисляет значение критерия идентификации при заданных входных сигналах и числовых значениях векторов параметров $\mathrm{A}_k, \mathrm{B}_k, \mathrm{B}_{k+1}$. Идентификация параметров НДС осуществляется путем подстройки неизвестных параметров НДС A_k и измерителя B_k и B_{k+1} с использованием итеративного градиентного метода backpropagation [16] и модифицированного симплексного метода Нелдера Мида [17],

5. Пример. Реализацию описанного метода рассмотрим на примере идентификации параметров НДС, представленной системой уравнений [18]:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, a_{k-1}) + \varepsilon_k = a_{k-1} \cdot x_{k-1}^{1.7} + \varepsilon_k; \\ z_k = s(x_k) + \delta_k = b_k \cdot x_k^{1.2} + \delta_k, \end{cases} \qquad (21)$$

где a_{k-1} – идентифицируемый параметр системы; b_k – параметр наблюдателя; ε_k – нечеткий шум в системе, представленный гауссовской ФП с нулевым средним и дисперсией $D_\varepsilon = 0.5$: δ_k – нечеткий шум в измерителе, представленный гауссовской ФП с нулевым средним и дисперсией $D_\delta = 0.22$.

Истинное значение идентифицируемого параметра a_k выбрано равным 2, а параметра наблюдателя c_k – равным 1.2 для всех *k*. ФП нечеткого шума в системе имеет вид:

$$\mu(\varepsilon_k) = \exp\left(-\frac{1}{2 \cdot 0{,}5} \cdot \varepsilon_k^2\right).$$

ФП нечеткого шума в измерителе имеет вид:

$$\mu(\delta_k) = \exp\left(-\frac{1}{2 \cdot 0{,}22} \delta_k^2\right).$$

В качестве критерия качества идентификации J выступает критерий минимума отклонения ФП нечеткой ошибки оценивания e_k от эталонной функции ошибки $r(e_k)$:

$$J = \min_{a_k} \int_{e_{\min}}^{e_{\max}} \left(r(e_k) - \mu(e_k, a_k) \right)^2 de_k .$$

Эталонная функция ошибки определена на интервале ее изменения – $[e_{\min}, e_{\max}] = [-1,1]$, следующим образом:

$$\begin{cases} r(e) = e + 1 & при \quad -1 \le e < 0; \\ r(e) = -e + 1 & при \quad 0 \le e \le 1. \end{cases}$$

Начальное значение переменной состояния x_0 принято равным 0.8. Вычисление функции $\sup\limits_{x_k}(*)$ производилось численно с шагом дискретизации $\Delta = 0.05$ для переменной *X*. Вычисление интеграла в критерии (15), также производилось численно с использованием квадратурных формул с шагом $\Delta = 0.05$. Бесконечные пределы интегрирования по переменной состояния *X* были заменены на конечные значения, удовлетворяющие точностным требованиям к алгоритму оценки ($x_{\min} = 0$, $x_{\max} = 4$). Оптимизация параметра a_{k-1} осуществлялась с использованием АСМ и модифицированного симплексного метода Нелдера Мида, обеспечивающего в рассматриваемом случае удовлетворительную скорость решения и требуемую точность результатов. Имитация шумов в системе и измерителе проводилась программным методом, входящим в стандартный набор среды математических вычислений *Mathematica*.

Результаты вычислений приведены ниже на рисунках. На рис. 2 приведен график зависимости интегрального критерия *J* от идентифицируемого параметра a_k для *k*=37. На графике видно, что минимум критерия располагается вблизи истинного значения искомого параметра $a_k = 2$.

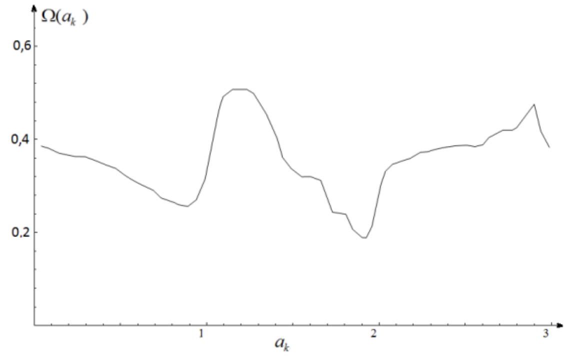

Рис. 2. График зависимости интегрального критерия J от идентифицируемого параметра a_k для k=37

На рис. 3 представлена зависимость искомого параметра a_k от номера итерации *k* алгоритма Нелдера-Мида. Из графика следует, что по мере увеличения числа итераций *k* (для рассматриваемого примера *k*>35), численное значение параметра идентификации стремится к его истинному значению и отличается от него не более чем на 10 %.

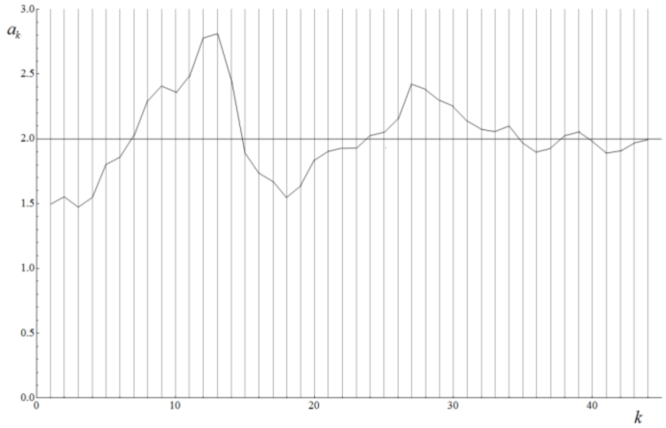

Рис. 3. Зависимость значений оценки идентифицируемого параметра от номера итерации алгоритма

Для экспериментальной проверки эффективности предложенного подхода к идентификации НДС на основе АСМ была проведена серия из 400 экспериментов, аналогичных рассмотренному примеру. В качестве НДС выступали нечеткие модели Сугено [19] с различным числом неизвестных параметров, варьируемых от 3 до 9. Структурная оптимизация нечетких моделей осуществлялась на основе генетического алгоритма [20]. Результаты показали, что для большинства примеров (более 95 %) найденные на основе АСМ оценки вектора идентифицируемых параметров отличаются от истинных значений не более чем на 10 %. Также было установлено, что для большинства примеров идентифицируемые параметры НДС сходятся к их приближенным истинным значениям после 20–30 итераций работы алгоритма. Небольшое число итераций алгоритма, требующихся для идентификации параметров НДС с допустимой точностью, дает возможность использовать АСМ для параметрической идентификации НДС в режиме реального времени,

Заключение. В статье предложен новый подход к оцениванию состояний и идентификации параметров нечетких систем, описывающих динамику слабо формализованных процессов, с использование адаптивной сетевой модели и модифицированного симплексного алгоритма. Экспериментальная проверка предложенного подхода к идентификации НДС показала, что в большинстве случаев найденные на основе АСМ и модифицированного симплексного алгоритма оценки идентифицируемых параметров для широкого круга нечетких динамических систем типа Сугено отличаются от истинных значений не более чем на 10 %. Предложенный метод параметрической идентификации обладает также рядом принципиально новых свойств, к числу которых относится принципиальная возможность интеграции в систему экспертных знаний, более высокий по сравнению с традиционными методами уровень потенциальной точности идентификации параметров модели за счет возможности использования обобщенных нечетких критериев оптимальности, а также возможность идентификации параметров модели в реальном масштабе времени за счет небольшого числа итераций, требующихся для оценки оптимальных значений параметров.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Гроп Д.* Методы идентификации систем. – М.: Мир, 1979. – 302 с.
2. *Льюнг Л.* Идентификация систем. Теория для пользователя. – М.: Наука, 1991. – 432 с.
3. *Пащенко Ф.Ф.* Введение в состоятельные методы моделирования систем. Идентификация нелинейных систем. – М.: Финансы и статистика, 2007. – 288 с.

4. *Ronghua Guo*. Interacting Multiple Model Particle-type Filtering Approaches to Ground Target Tracking // Journal of Computers. – 2008. – Vol. 3, No. 7. – P. 23-30.
5. *Поспелов Д.А.* Логико-лингвистические модели в системах управления. – М.: Энергоиздат, 1981. – 230 с.
6. *Gordon N.J., Salmond D.J., Smith A.F.M.* Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation // IEE Proceedings-F. – 1993. – Vol. 140, No. 2. – P. 107-113.
7. *Doucet A., Godsill S., Andrieu C.* On sequential Monte-Carlo sampling methods for Bayesian filtering // Statistics and Computing. – 2000. – Vol. 10, No. 3. – P. 197-208.
8. *Штейнберг Ш.Е.* Идентификация в системах управления. – М.: Энергоатмоиздат, 1987. – 80 с.
9. *Кудинов Ю.И., Кудинов И.Ю., Суслова С.А.* Нечеткие модели динамических процессов. – М.: Научная книга, 2007. – 183 с.
10. *Ковалев С.М.* Интеллектуальные модели анализа временных рядов на основе нечетко-динамических систем // Труды Междунар. научн.-техн. Конференций “Интеллектуальные системы” (AIS’06) и “Интеллектуальные САПР” (CAD-2006): Научное издание в 3-х т. Т. 1. – М.: Физматлит, 2006. – С. 93-99.
11. *Алтунин А.Е., Семухин М.В.* Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях. – Тюмень: Изд-во ТГУ, 2000. – 352 с
12. Прикладные нечеткие системы: Пер. с япон. К. Асаи, Д. Ватада, С. Иваи и др. / под ред. Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугэно. – М.: Мир, 1993. – 368 с.
13. *Петров Б.Н., Уланов Г.М., Гольденблат И.И., Ульянов С.В.* Теория моделей в процессах управления. – М.: Наука, 1978. – 216 с.
14. *Лю Б.* Теория и практика неопределенного программирования: пер с англ. – Б. БИНОМ. Лаборатория знаний, 2014. – 416 с.
15. *Заде Л.А.* Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. – М.: Мир, 1976. – 165 с.
16. *Werbos P.J.* Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences. Ph.D. thesis, Harvard University, Cambridge, MA, 1974.
17. *Nelder J.A. and Mead R.* A simplex method for function minimization **//** Computer Journal. – 1965. – Vol. 7. – P. 308-313.
18. *Ковалев С.М., Кучеренко П.А., Соколов С.В.* Интеллектуальная обработка темпоральных данных на основе гибридных нечетко-стохастических моделей // Автоматика и вычислительная техника. – 2015. – № 1. – С. 5-17.
19. *Sugeno M. Yasukawa T.* A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling // IEEE. Transactions on Fuzzy Systems. – 1993. – Vol. № 1. – P. 7-31.
20. *Емельянов В.В., Курейчик В.В., Курейчик В.М.* Теория и практика эволюционного моделирования. – М.: Физматлит, 2003. – 432 с.

REFERENCES

1. *Grop D.* Metody identifikatsii sistem [The methods for system identification]. Moscow: Mir, 1979, 302 p.
2. *L'yung L.* Identifikatsiya sistem. Teoriya dlya pol'zovatelya [System identification. Theory for user]. Moscow: Nauka, 1991, 432 p.
3. *Pashchenko F.F.* Vvedenie v sostoyatel'nye metody modelirovaniya sistem. Identifikatsiya nelineynykh system [Introduction to wealthy methods of system modeling. Autentification of nonlinear systems]. Moscow: Finansy i statistika, 2007, 288 p.
4. *Ronghua Guo*. Interacting Multiple Model Particle-type Filtering Approaches to Ground Target Tracking, *Journal of Computers*, 2008, Vol. 3, No. 7, pp. 23-30.
5. *Pospelov D.A.* Logiko-lingvisticheskie modeli v sistemakh upravleniya [Logical-linguistic models in control systems]. Moscow: Energoiz-dat, 1981, 230 p.
6. *Gordon N.J., Salmond D.J., Smith A.F.M.* Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation, *IEE Proceedings-F*, 1993, Vol. 140, No. 2, pp. 107-113.
7. *Doucet A., Godsill S., Andrieu C.* On sequential Monte-Carlo sampling methods for Bayesian filtering, *Statistics and Computing*, 2000, Vol. 10, No. 3, pp. 197-208.
8. *Shteynberg Sh.E.* Identifikatsiya v sistemakh upravleniya [Identification in control systems]. Moscow: Energoatmoizdat, 1987, 80 p.

9. *Kudinov Yu.I., Kudinov I.Yu., Suslova S.A.* Nechetkie modeli dinamicheskikh protsessov [Fuzzy models of dynamical processes]. Moscow: Nauchnaya kniga, 2007, 183 p.
10. *Kovalev S.M.* Intellektual'nye modeli analiza vremennykh ryadov na osnove nechetko-dinamicheskikh sistem [Intelligent models for time-series analysis based on Fuzzy Dynamical Systems], *Trudy Mezhdunar. nauchn.-tekhn. Konferentsiy "Intellektual'nye sistemy" (AIS'06) i "Intellektual'nye SAPR" (CAD-2006): Nauchnoe izdanie v 3-kh t. T. 1* [Proceedings of the International scientific and technical Conferences "Intellectual systems" (AIS'06) and "Intelligent CAD" (CAD-2006): Scientific publication in 3 vol. Vol. 1. Moscow: Fizmatlit, 2006, pp. 93-99.
11. *Altunin A.E., Semukhin M.V.* Modeli i algoritmy prinyatiya resheniy v nechetkikh usloviyakh [Models and algorithms of decision-making in fuzzy conditions]. Tyumen': Izd-vo TGU, 2000, 352 p.
12. Prikladnye nechetkie sistemy [Applied fuzzy systems]: translated from Japanese K. Asai, D. Vatada, S. Ivai i dr., under ed. T. Terano, K. Asai, M. Sugeno. Moscow: Mir, 1993, 368 p.
13. *Petrov B.N., Ulanov G.M., Gol'denblat I.I., Ul'yanov S.V.* Teoriya modeley v protsessakh upravleniya [The theory of models in control processes]. Moscow: Nauka, 1978, 216 p.
14. *Lyu B.* Teoriya i praktika neopredelennogo programmirovaniya [Theory and practice of uncertain programming]: translation from English. – B. BINOM: Laboratoriya znaniy, 2014, 416 p.
15. *Zade L.A.* Ponyatie lingvisticheskoy peremennoy i ego primenenie k prinyatiyu priblizhennykh resheniy [The concept of a linguistic variable and its application to making approximate-located solutions]. Moscow: Mir, 1976, 165 p.
16. *Werbos P.J.* Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences. Ph.D. thesis, Harvard University, Cambridge, MA, 1974.
17. *Nelder J.A. and Mead R.* A simplex method for function minimization, *Computer Journal,* 1965, Vol. 7, pp. 308-313.
18. *Kovalev S.M., Kucherenko P.A., Sokolov S.V.* Intellektual'naya obrabotka temporal'nykh dannykh na osnove gibridnykh nechetko-stokhasticheskikh modeley [Intelligent processing of temporal data based on hybrid fuzzy stochastic models], *Avtomatika i vychislitel'naya tekhnika* [Automation and Computer Engineering], 2015, No. 1, pp. 5-17.
19. *Sugeno M. Yasukawa T.* A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling, *IEEE. Transactions on Fuzzy Systems,* 1993, Vol. No. 1, pp. 7-31.
20. *Emel'yanov V.V., Kureychik V.V., Kureychik V.M.* Teoriya i praktika evolyutsionnogo modelirovaniya [Theory and practice of evolutionary modeling]. Moscow: Fizmatlit, 2003, 432 p.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор А.Н. Целых.

Ковалев Сергей Михайлович – Ростовский государственный университет путей сообщения; e-mail: ksm@real36.com; 344038, г. Ростов-на-Дону, пл. Ростовского Стрелкового Полка Народного Ополчения, 2, г; тел.: 89612687722; кафедра автоматики и телемеханики на ж. д. транспорте; д.т.н.; профессор.

Воронова Наталья Павловна – кафедра теоретических основ электротехники; к.т.н.; доцент.

Шабельников Александр Николаевич – кафедра информатики; д.т.н.; профессор.

Kovalev Sergey Mihailovich – Rostov State University of Transport; e-mail: ksm@real36.com; 2 g, pl. Rostov Rifle Regiment of the People's Militia, Rostov-on-Don, 344038, Russia; phone: +79612687722; the department of automation and remote control at the railway on transport; dr. of eng. sc.; professor.

Voronova Natalija Pavlovna – the department of theoretical foundations elektrtotehniki; associate professor.

Shabelnikov Aleksandr Nikolajevich – the department of of computer science; dr. of eng. sc.; professor.