

УДК 519.7

**Е.Д. Синявская**

### **АНАЛИЗ ТОЧНОСТИ ПРИ ПОСТРОЕНИИ НЕЧЕТКИХ СИСТЕМ**

*При решении задач управления многими производственными процессами возникает сложность при разработке эффективной системы управления. Это связано с недостоверностью исходных данных, неопределенностью получаемых результатов, влиянием внешних возмущений и качественной информации. Решением данной задачи является переход от классического управления к нечеткому моделированию. Для разработки эффективной нечеткой модели управления, необходимо учитывать субъективность задания параметров экспертами. Оценить работу нечеткой модели можно по следующим параметрам: критериям адекватности, оценке точности результатов, гибкости управления и возможности корректировки параметров системы.*

*Нечеткая модель; критерии адекватности; нейронная сеть; корректировка параметров; оценка результатов.*

**E.D. Sinyavskaya**

### **ANALYSIS OF ACCURACY BY THE DEVELOPMENT OF FUZZY SYSTEMS**

*When we solve the control tasks of complex processes we have a need to develop an efficient control system. This task is connected with unauthenticity source data, uncertainty results, influence of external disturbances and qualitative information. The solution of this problem is conversion of traditional control methods to fuzzy modeling. It needs to take account of subjectivity of data definition by development of fuzzy model. We can estimate the fuzzy model using these aspects: the measures of adequacy, the accuracy ranking, control flexibility and opportunity of parameters updating.*

*The fuzzy model; the measures of adequacy; the neural network; the updating of parameters; the accuracy ranking.*

При моделировании ряда производственных процессов исследователи часто сталкиваются с трудностью построения математической модели изучаемого объекта управления (ОУ). Это может быть связано с недостоверностью исходных данных, неопределенностью получаемых результатов, влиянием внешних возмущений и качественной информации. Такие ОУ можно отнести к трудноформализуемым ОУ. Решение таких задач сводится к переходу от математического моделирования к нечеткому.

Применение нечетких систем для управления трудноформализуемыми ОУ имеет следующие преимущества: управление объектом без нахождения его математической модели; использование качественной информации; учет частичной априорной неопределенности данных; применение знаний экспертов и экспериментальных данных.

С другой стороны, при построении нечетких систем возникает проблема адекватности модели. Сложность оценки точности нечетких моделей состоит в определении критериев адекватности; в выборе характеристик и параметров, по которым происходит оценка; в поиске нечеткого метода для повышения адекватности.

При управлении производственными процессами могут меняться режимы работы, диапазоны измерения параметров и другие критерии. Такие изменения влияют на управление системы и точность получаемых результатов. То есть, система должна быть гибкой и адаптироваться к изменениям, таким образом, для нечетких систем возникает еще одна задача – задача обучение ее параметров.

Построение нечеткой модели требуемой точности можно описать в соответствии со следующей последовательностью действий рис. 1 [1]:

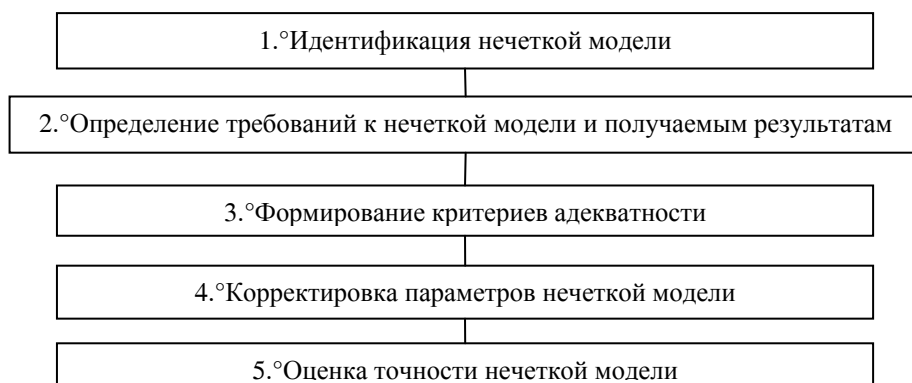


Рис. 1. Построение нечеткой модели требуемой точности

На первом этапе выполняется идентификация нечеткой модели, данный процесс связан с экспертным оцениванием и решением следующих задач: выбора типа нечеткой модели, способов идентификации, типа функций принадлежности, метода нечеткого логического вывода.

На втором этапе определяются требования к разрабатываемой нечеткой модели, такие как интерпретируемость; прозрачность; база знаний должна согласовываться с количеством термов, т.е. каждый терм фигурирует хотя бы в одном нечетком правиле. Для произвольного входного вектора на выходе получается непустое нечеткое множество. Нечеткие множества должны полностью покрывать диапазон возможных значений входных переменных, т.е. любое число из этого интервала с ненулевой функцией принадлежности принадлежит хотя бы одному нечеткому множеству [2]. Пересекаются только функции принадлежности соседних нечетких термов [2]. База знаний нечеткой модели не является противоречивой или избыточной, т.е. не содержит правил с одинаковыми antecedентами. База правил включает минимально необходимое число правил для принятия решений.

На третьем этапе формируются критерии адекватности:

- ◆ критерий согласованности поведения (характеризует степень соответствия и характер изменения фактических выходных значений и выходных величин нечеткой системы);
- ◆ критерий минимума смещения (характеризует чувствительность модели к изменению исходных данных, используемых для ее получения);
- ◆ критерий регулярности (характеризует частоту появления ошибки на обучающих и тестовых данных).

На следующем этапе рассматривается необходимость обучения нечеткой модели.

Применение нечеткой логики позволяет учитывать качественную информацию, знания экспертов и частичную априорную неопределенность данных. Используется опыт и наблюдение экспертов за ОУ, но такой метод не учитывают такие факторы, как изменения параметров ОУ, диапазона значений переменных. Изменение параметров процесса приводит к необходимости настройки параметров модели. Для нахождения новых решений и управляющих сигналов добавляются новые правила, число правил в базе знаний возрастает экспоненциально. С ростом количества правил, увеличивается точность принимаемых решений, но уменьшается интерпретируемость и прозрачность, снижается вычислительная способность системы. Выходом является использование дополнительных методов, таких как нейронные сети.

Применение нейронной сети позволит повысить точность получаемых решений, сделать управление более гибким за счет корректировки и обучения параметров модели. Основным свойством нейронных сетей является способность к обучению. Таким образом, использование нейронечеткого подхода позволит построить модель на основе экспертных знаний и корректировать ее параметры в процессе работы.

На рис. 2 представлена нейронечеткая модель [3], где в слое  $L_1$  реализован блок фаззификации входных параметров, в слое  $L_2$  – процедура агрегирования, в слое  $L_3$  – процесс активизации,  $L_4$  – процесс аккумуляции и  $L_5$  – блок дефаззификации. Для каждого слоя характерны свои весовые коэффициенты  $w$ .

Суть обучения состоит в подборе таких весовых коэффициентов  $w$ , которые минимизируют различие между результатами нейронечеткой аппроксимации и реальным поведением объекта.

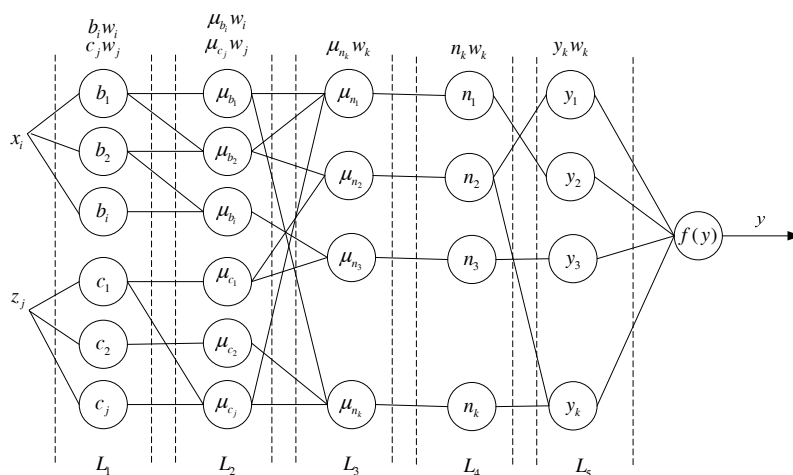


Рис. 2. Схема нейро-нечеткой модели

На заключительном этапе разработки нейронечеткой модели выполняется оценка ее работы.

Для определения эффективности работы нечеткой системы и точности получаемых результатов, необходимо выполнить ее оценку. Нечеткая модель строится экспертным путем. Поскольку эксперты задают переменные, определяют значения функций принадлежности, формируют базу правил, то получаемая система имеет субъективный характер. Таким образом, необходимо ввести такие параметры оценки нечеткой модели, которые смогут определить степень субъективности, погрешность вычислений, а также точность модели.

Так как нечеткая модель основывается на теории нечетких множеств и нечеткой логике, то возникает сложность анализа этапов нечеткого вывода. О результате работы модели можно судить только на основании выходных сигналов системы, когда выполнена процедура дефаззификации. Однако нельзя не учитывать, что могли быть допущены ошибки или неточности на промежуточных этапах разработки нечеткой модели. Таким образом, для их устранения предлагается рассмотреть стадии нечеткого логического вывода.

При формировании базы правил эксперт руководствуется своими наблюдениями и опытом. Однако заключения экспертов в некоторых случаях могут быть ошибочными. Оценить точность выбранного правила можно только по результатам работы нечеткой системы. Для этого необходимо сформировать статическую выборку рис. 3.

	$(x_{11}, \dots, x_{1j})$	$(x_{21}, \dots, x_{2j})$	$(x_{i1}, \dots, x_{ij})$
$y_1$	$P_1$	$P_2$	$\dots$
$y_2$	$\dots$	$\dots$	
$y_s$	$\dots$	$\dots$	$P_z$

Рис. 3. Статическая выборка работы нечеткой модели

На рис. 3  $x_{ij}$  – значение входной переменной  $X$ ,  $i$  указывает на принадлежность к входной переменной,  $j$  – количество входных переменных;  $y_s$  – значение выходной переменной  $Y$ ,  $s$  – количество выходных переменных;  $P_z$  – применяемое правило.

Данная выборка содержит входные параметры, выходные значения, принимаемые правила в каждый момент времени. По результатам такой статистики формируется отклонение для каждого правила, можно определить ошибочные заключения (рис. 4). Можно сравнить получаемые результаты при сходных входных параметрах и определить корректные заключения. Таким образом, выполняется корректировка базы правил.

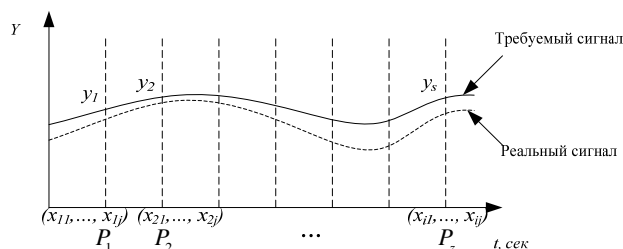


Рис. 4. График зависимости принимаемых правил

Обозначим погрешность при составлении базы правил, как  $\Delta P$ . В качестве отклонения можно использовать абсолютную или относительную погрешность.

В процессе фаззификации происходит задание функций принадлежности. Эксперты ставят в соответствие численным входным значениям параметров значения лингвистических переменных. Обозначим погрешность фаззификации, как  $f$ .

На этапе активизации происходит определение степени истинности всех функций принадлежности для каждого заключения. Для оценки данной процедуры введем погрешность активизации:  $a$ .

На этапе дефаззификации из нечетких значений выводятся четкие величины. Существует вероятность определения ошибочных значений для выходных переменных. Оценить данную ошибку можно при анализе различных методов дефаззификации. Обозначим погрешность дефаззификации, как  $d$ .

Таким образом, можно оценить адекватность нечеткой модели и точность получаемых результатов, как:  $\varepsilon = \Delta P + f + a + d$ , где  $\varepsilon$  – общая погрешность нечеткой модели.

После проведения анализа нечеткой модели и выявления отклонений на различных ее этапах можно сделать вывод о необходимости корректировки тех стадий, где ошибка существенно влияет на результат работы системы.

Таким образом, для моделирования многих трудноформализуемых ОУ, целесообразно применять нечеткую логику. Для обучения и корректировки нечеткой модели использовать нейронные сети. Повышение точности результатов осуществляется за счет оценки всех этапов нечеткого логического вывода.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Кукса П.П. Обеспечение точности в нечетких системах. URL: [http://paul.rutgers.edu/~phnksa/publications/fz\\_accuracy\\_iu-04.pdf](http://paul.rutgers.edu/~phnksa/publications/fz_accuracy_iu-04.pdf).
2. Babuska R. Construction of fuzzy systems – interplay between precision and transparency. // Proc. of Europ. Sympos. on Intell. Techn., Aachen (Germany). – 2000. – P. 445-452.
3. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия–Телеком, 2006. – 452 с.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Я.Е. Ромм.

**Синявская Екатерина Дмитриевна** – Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Южный федеральный университет»; e-mail: [kirstent@mail.ru](mailto:kirstent@mail.ru); 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371689; кафедра систем автоматического управления; аспирант.

**Sinyavskaya Ekaterina Dmitrievna** – Federal State-Owned Autonomy Educational Establishment of Higher Vocational Education “Southern Federal University”; e-mail: [kirstent@mail.ru](mailto:kirstent@mail.ru); 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371689; the department of automatic control systems; postgraduate student.

УДК: 004.023, 681.518

**Ю.А. Заргарян, О.В. Косенко, И.А. Васильев**

**ЧИСЛЕННЫЙ МЕТОД НАХОЖДЕНИЯ ПАРЕТО-ОПТИМАЛЬНОГО РЕШЕНИЯ В УСЛОВИЯХ НЕПОЛНОТЫ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ**

*Рассмотрен метод поиска нечеткого Парето-оптимального решения с учетом результатов ранжирования критериев оптимизации, представляющий особый интерес в случае, когда объект оптимизации является сложным для формализации, а информация о нем представлена в виде статистических данных. Поиск решений предлагается осуществлять путем сопоставления значений различных критериев при одинаковых значениях параметров и построения множества критериальных векторов, при помощи которых определяется область Парето-оптимальных решений. В рамках данной статьи рассмотрены аспекты численного нахождения Парето-оптимального решения с акцентом на этап нечеткого вывода.*

*Многокритериальная оптимизация; нечеткая логика.*

**U.A. Zargarjan, O.V. Kosenko, I.A. Vasilyev**

**A NUMERICAL METHOD OF PARETO-OPTIMAL DECISION SEARCHING UNDER CONDITIONS OF THE BASIC DATA UNCERTAINTY**

*This article presents a method of fuzzy searching Pareto-optimal solutions with the ranking results of the optimization criteria of particular interest in the case, when the object of optimization is difficult to formalize, and information about it is presented in the form of statistics. Finding solutions proposed to by comparing the values of different criteria for the same parameter values and constructing a set of criteria vectors, which is determined by the area of Pareto-optimal solutions. In this article, consider aspects of numerical calculation of the Pareto-optimal solutions with an emphasis on stage fuzzy logic inference.*

*Multicriteria optimization; fuzzy logic.*

Оценка эффективности функционирования современных предприятий, самых разных направленностей (технической, экономической, социальной и т.д.), систем производится на основании целого ряда критериев. При этом повышение сложно-