

Раздел III. Искусственный интеллект и нечеткие системы

УДК 519.007

В.В. Курейчик, В.М. Курейчик, С.М. Ковалев

ОПТОНЕЧЕТКИЕ СИСТЕМЫ*

Рассматривается новый класс оптонечетких систем, основанный на объединении оптических систем, нечетких систем и генетических алгоритмов, ориентированный на решение задач в области нечетко-логического моделирования. В основу его разработки положены идеи пространственно-распределенных оптовычислений и традиционных вычислений совместно с использованием методов самообучения на основе генетических алгоритмов.

Оптические системы; нечеткие системы; генетические алгоритмы; оптонечеткие системы; методы; самообучение.

V.V. Kureychik, V.M. Kureychik, S.M. Kovalev

OPTICAL FUZZY SYSTEMS

A new class of optical fuzzy systems based on combination of optic systems, fuzzy systems and genetic algorithms oriented to the problems solution in the field of fuzzy logic simulation is considered. Its development is based on ideas of space distributed optical calculations and traditional optical calculations with use of self teaching methods based on genetic algorithms.

Optic systems; fuzzy systems; genetic algorithms; optical fuzzy systems; methods; self teaching.

Введение. Предметом рассмотрения настоящей работы является новый класс гибридных интеллектуальных систем, условно названных авторами оптонечеткими системами. Под этим названием понимается класс адаптивных самообучающихся систем, основанных на объединении оптоэлектронных вычислительных устройств [1] как средства реализации оптонечетких систем, нечетких моделей как средства моделирования и генетических алгоритмов как средства адаптации и самообучения оптонечетких систем. Необходимость в разработке подобного класса систем обусловлено двумя важнейшими обстоятельствами.

Во-первых, постоянно расширяющимся рынком приложений нечетких технологий [4]. За последние десятилетия они вышли на передний план развития самых различных промышленных технологий, начиная от производства простейших бытовых устройств, стиральных машин, кондиционеров, пылесосов, завершая сложными интеллектуальными системами управления станками, сборочными конвейерами, химическими, физиологическими и биологическими процессами.

Во-вторых, аппарат нечеткой математики оказывается более простым для своей аппаратной реализации, нежели аналогичный аппарат дифференциальных или разностных уравнений, а, следовательно, постоянно растущий рынок прило-

* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (грант № 07-01-00174), г/б № 2.1.2.1652.

жений нечетких технологий, вызывает потребность в расширении и развитии элементной базы, на основе которой реализуются эти технологии.

В настоящее время техническую базу реализации нечетких технологий составляют микропроцессорные средства и микроконтроллеры, основанные на цифровых вычислениях [2]. Однако микропроцессоры и однокристальные микроконтроллеры не способны, в полной мере, реализовать все потенциальные возможности нечеткой логики и, в первую очередь, из за ограниченных возможностей этих устройств по быстродействию. Особенно это касается решения практически важных классов задач, связанных с нечетко-логическим моделированием динамических процессов и систем. Эти объекты обладают по сравнению с традиционными статическими системами рядом особенностей, связанных, с необходимостью выполнять вычисления в реальном времени и наличием систем обратных связей, усложняющих использование традиционных техник нечетко-логических вычислений. Все это выдвигает необходимость, во-первых, в развитии техник “убыстренного” нечетко-логического моделирования динамических процессов, включая возможность структурно-параметрической адаптации нечетких моделей в реальном времени, а, во-вторых, в создании новой элементной базы для реализации этих новых нечетких технологий.

В наиболее полной мере требованиям реализации новых нечетких технологий, в которых динамические и темпоральные аспекты данных плотно интегрированы в архитектуру систем, реализующих эти технологии, удовлетворяют гибридные вычислительные системы, основанные на объединении нечеткой логики, нейросетевых моделей и технологий оптовычислений. Именно гибридные системы, благодаря естественной интеграции в них идей пространственно-распределенных оптовычислений, нейровычислений и традиционных вычислительных, позволяют в наиболее полной мере реализовать возможности нечеткой математики в моделировании динамических процессов и систем.

1. Нечетко-логическое моделирование динамических процессов. Основной задачей моделирования нелинейных динамических процессов является предсказание во времени их поведения на основании закона эволюционирования, который позволяет по известным текущим состояниям процесса прогнозировать их будущие состояния. Для слабо формализованных процессов закон функционирования в виде дифференциальных или разностных уравнений априори неизвестен, поэтому в качестве математической модели может выступать нелинейная динамическая система (НДС), основанная на нечетких лингвистических правилах [3]. Нечеткие правила устанавливают причинно-временную связь между текущими и последующими состояниями системы с использованием лингвистических переменных. Посылки правил характеризуют текущие значения фазовых координат (независимых переменных) динамической системы, представленные в виде нечетких числовых термов, а заключения правил, также представленные в виде нечетких числовых термов, характеризуют приращения фазовых координат во времени. В пределах малых временных интервалов приращения переменных можно считать постоянными, что дает возможность использовать для описания закона функционирования системы простейший тип нечеткие правил Сугено с постоянными коэффициентами. Сопоставляя различным интервалам изменения фазовых координат различные нечеткие правила, получаем базу нечетких правил НДС, описывающих закон функционирования нелинейной системы.

Нечеткие правила Сугено для НДС имеют вид:

$$[X(t) = \alpha, Y(t) = \beta, \dots, Z(t) = \chi] \Rightarrow [\Delta X(t) = c_1, \Delta Y(t) = c_2, \dots, \Delta Z(t) = c_n],$$

где $\alpha, \beta, \dots, \chi$ – нечеткие термы, характеризующие текущие значения фазовых координат, $\Delta X, \Delta Y, \dots, \Delta Z$ – приращения фазовых координат, C_i – числовые параметры. В качестве лингвистических значений нечетких переменных выступают такие термы, как МАЛОЕ ПОЛОЖИТЕЛЬНОЕ, ОКОЛО НУЛЯ, БОЛЬШОЕ ОТРИЦАТЕЛЬНОЕ и т.п.

Для придания большей гибкости НДС предлагается вместо параметров C_i , входящих в заключения правил, использовать нечеткие параметры, представленные в виде нечетких числовых термов, характеризующих приращения фазовых переменных.

Ниже, в качестве примера, приведена система нечетких правил НДС, описывающей динамику эволюционного процесса на основе логистической модели $\frac{dx}{dt} = x(1-x)$ в интервале изменения переменной $[0,1]$:

$$\begin{aligned} R_1: X - \text{ОКОЛО } 0 &\Rightarrow \Delta X - \text{МАЛОЕ} \\ R_2: X - \text{ОКОЛО } 0,5 &\Rightarrow \Delta X - \text{БОЛЬШОЕ} \\ R_3: X - \text{ОКОЛО } 1,0 &\Rightarrow \Delta X - \text{МАЛОЕ} \end{aligned}$$

Моделирование процесса на основе НДС осуществляется путем реализации процедур нечетко-логического вывода в соответствии с теорией приближенных рассуждений. В каждый из дискретных моментов времени t для всех независимых переменных НДС на основании базы правил вычисляются их приращения с использованием механизма нечетко-логического вывода. Вычисленные нечеткие приращения прибавляются к текущим значениям переменных по правилам нечеткой арифметики и определяются новые значения переменных в последующий момент времени $t + \Delta t$, после чего цикл моделирования повторяется.

Структура НДС, основанной на использовании стандартного механизма вывода из 4-этапов, приведена на рис. 1.

Нечеткий вывод начинается с этапа физификации входных переменных $X(t), Y(t), \dots, Z(t)$, входящих в предусловия нечетких правил $R_i: U_i \Rightarrow \Delta_i$ базы правил НДС, в результате чего вычисляются значения истинности предусловий правил

$$J(U_i) = J[X(t) = \alpha] \& J[Y(t) = \beta] \& \dots \& J[Z(t) = \chi].$$

Далее осуществляется вывод по каждому из правил R_i путем распространения значения истинности посылки правила $J(U_i)$ на его заключение Δ_i . В результате для каждого правила формируется заключение в виде вектора нечетких множеств $\tilde{\Delta}_i = \langle \Delta\tilde{X}_i, \Delta\tilde{Y}_i, \dots, \Delta\tilde{Z}_i \rangle$, характеризующих нечеткие приращения переменных. Затем заключения правил агрегируются на шкалах соответствующих переменных, в результате чего формируется вектор приращений координат в виде вектора нечетких множеств $\tilde{\Delta}_\Sigma = \langle \bigcup_i \Delta\tilde{X}_i, \bigcup_i \Delta\tilde{Y}_i, \dots, \bigcup_i \Delta\tilde{Z}_i \rangle$. Нечеткий вывод завершается этапом дефазификации вектора нечетких множеств путем приведения его к вектору четких значений приращений координат выходных переменных.

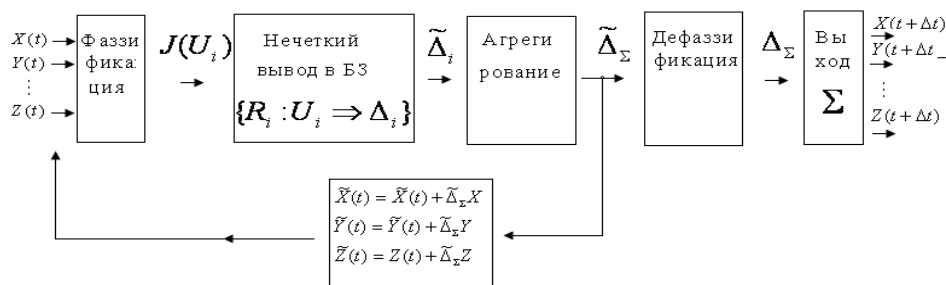


Рис. 1. Структура нечеткой динамической системы

Ниже приведены формализованные описания основных этапов нечетко-логического вывода. Здесь через \vee , \wedge обозначены нечетко-логические операции дизъюнкции и конъюнкции.

Фаззификация (мультиинглетная)

$$J(\tilde{X} = \alpha) \Leftrightarrow \bigvee_{x \in X} [\mu_{\tilde{X}}(x) \wedge \mu_{\alpha}(x)];$$

$$J(\tilde{Y} = \beta) \Leftrightarrow \bigvee_{y \in Y} [\mu_{\tilde{Y}}(y) \wedge \mu_{\beta}(y)];$$

$$J(\tilde{Z} = \chi) \Leftrightarrow \bigvee_{z \in Z} [\mu_{\tilde{Z}}(z) \wedge \mu_{\chi}(z)],$$

где $\tilde{X}, \tilde{Y}, \dots, \tilde{Z}$ – нечеткие входные множества (текущие значения фазовых координат); $\mu_{\tilde{X}}(x), \mu_{\tilde{Y}}(y), \dots, \mu_{\tilde{Z}}(z)$ – функции принадлежности нечетких входных множеств; $\alpha, \beta, \dots, \chi$ – нечеткие числовые термы $\mu_{\alpha}(x), \mu_{\beta}(y), \dots, \mu_{\chi}(z)$ – функции принадлежности нечетких термов.

Нечеткий вывод:

$$\mu_{\Delta_i X}(x) = J(U_i) \wedge \mu_{\Delta_i X}(x);$$

$$\mu_{\Delta_i Y}(y) = J(U_i) \wedge \mu_{\Delta_i Y}(y);$$

$$\mu_{\Delta_i Z}(z) = J(U_i) \wedge \mu_{\Delta_i Z}(z),$$

где $J(U_i)$ – истинность посылки U_i для i -го нечеткого правила; $\mu_{\Delta X}(x), \mu_{\Delta Y}(y), \dots, \mu_{\Delta Z}(z)$ – функции принадлежности заключений i -го нечеткого правила.

Агрегирование:

$$\Delta \tilde{X}_{\Sigma} = \bigcup \Delta_i \tilde{X};$$

$$\Delta \tilde{Y}_{\Sigma} = \bigcup \Delta_i \tilde{Y};$$

$$\Delta_i \tilde{Z} = \bigcup \Delta_i \tilde{Z},$$

где \bigcup – операция объединения нечетких множеств.

Дефаззификация:

$$\Delta X = \frac{\sum \mu_{\Delta X}(x) \cdot x}{\sum \mu_{\Delta X}(x)};$$

$$\Delta Y = \frac{\sum \mu_{\Delta Y}(y) \cdot y}{\sum \mu_{\Delta Y}(y)};$$

$$\Delta Z = \frac{\sum \mu_{\Delta Z}(z) \cdot z}{\sum \mu_{\Delta Z}(z)}.$$

2. Проблемы реализации адаптивных НДС. Традиционным подходом к реализации НДС является описание поведения системы на основе экспертных знаний и их последующее тестирование с целью выяснения степени качества полученной базы знаний. Однако при моделировании слабо формализованных процессов типичной является ситуация, когда экспертных знаний для формирования базы нечетких правил недостаточно, что требует разработки методов адаптации или компьютерного обучения НДС. При этом единственно объективной информацией для обучения являются экспериментальные данные, характеризующие реальные наблюдения за поведением процесса в прошлом на некотором конечном интервале времени. Процедура обучения или адаптации сводятся к изменению структуры системы или ее параметров таким образом, чтобы система максимально точно воспроизводила свое предшествующее поведение, то есть для предшествующих моментов времени, прогнозируемые значения фазовых переменных, полученные на основе механизма нечетко-логического вывода, должны как можно более точно соответствовать наблюдаемым значениям, полученным на основе экспериментальных данных.

Для динамических систем реального времени, процедуры обучения НДС должны быть реализованы непосредственно в ходе функционирования системы, что требует разработки процедур обучения с учетом жестких временных ограничений. Более точно, если одна итерация моделирования процесса осуществляется за время ΔT , а процедура обучения содержит n итераций, то на время выполнения одной итерации обучения δt накладывается ограничение $\delta t \leq \frac{\Delta T}{n}$. При малом

значении шага моделирования и большом числе итераций обучения возникает необходимость “убыстрения” вычислений, связанных с нечетким выводом в НДС. Проблема “убыстрения” вычислений решается на основе использования гибридных оптовычислительных технологий и генетических алгоритмов [5].

Для реализации механизма генетического обучения НДС перспективным представляется подход, основанный на использовании идей *бессрочной (бесконечной) эволюции*. Архитектура адаптивного моделирования использует эволюционное обучение для начального обучения и обучения в режиме реального времени оптовычислителя на нечеткой логике. Фаза начального обучения включает в себя идентификацию модели процесса на базе НДС и последующую эволюцию системы с использованием алгоритмов параллельного генетического поиска. Генетический процесс в таких системах обучает либо настраивает различные компоненты НДС. На рис. 2 изображена концепция системы, в которой генетическая модель и нечеткая обработка являются двумя фундаментальными компонентами.

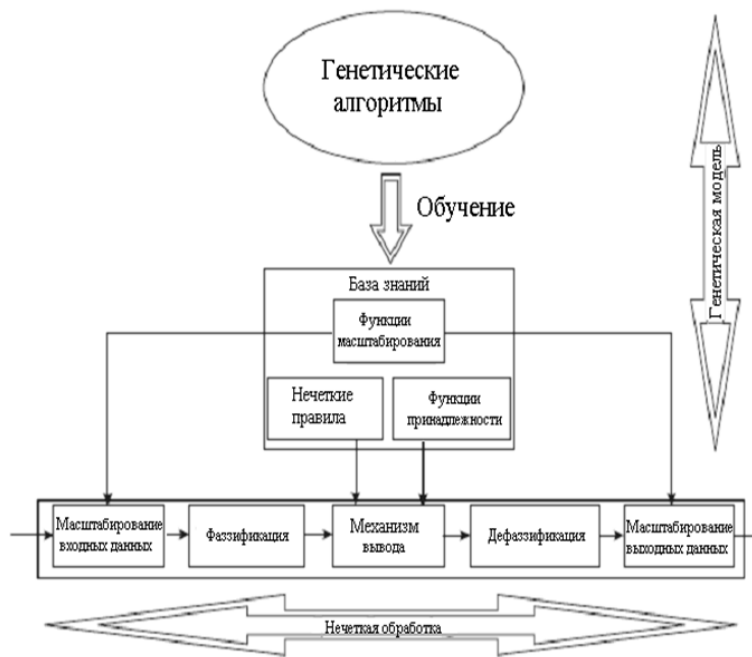


Рис. 2. Генетическая модель и нечеткая обработка

Ключевым моментом при реализации концепции бессрочной эволюции является непрерывное использование эволюционного процесса обучения для модификации баз знаний НДС, что может рассматриваться как оптимизационная задача. Параметры БЗ составляют гетерогенное пространство оптимизации, трансформированное в соответствующее генетическое представление, с которым работает механизм поиска.

В качестве ГА, используемых в оптогенетических системах реального времени, подходят параллельные ГА, одновременно оптимизирующие структуру системы и ее параметры.

2. Принципы реализации оптогенетических систем. Общая схема вычислений, реализующих выше описанную НДС, включает 4 основных этапа: несинглетную фаззификацию, нечеткий вывод, агрегирование и дефаззификацию. Для их реализации предлагается концепция оптогенетического моделирования, основанная на использовании оптогенетических систем. Мотивом здесь выступает естественная predisposition механизма нечетко-логического вывода к его аппаратной реализации на распределенных оптических устройствах. В основу создания подобного рода систем положены следующие принципы.

2.1. Принцип гибридизации. Разработка оптогенетической системы базируется на объединении нескольких технологий, включая: оптические технологии, основанные на оптических устройствах, для быстрой реализации трудоемких нечетко-логических операторов; гибридные нейро-нечеткие технологии, основанные на нейро-нечетких системах, для реализации идей параллельного хранения и обработки информации; традиционные вычислительные технологии, основанные на микропроцессорных средствах, для реализации этапов нечетко-логического вывода, плохо поддающихся аналоговым оптовычислениям.

2.2. Принцип проблемного ориентирования. Оптогенетическая система создается для реализации задач нечетко-логического моделирования динамических про-

цессов, а значит структура аппаратной части оптоволоконной системы и способы реализации оптоволоконных вычислений должны в максимальной степени учитывать специфику процедур нечетко-логического динамического вывода. В частности, операторы фаззификации и дефаззификации должны быть реализованы на пространственно распределенных структурах оптических волноводов, а функционирование самих структур должно быть организовано в режиме непрерывно-аналоговой обработки временной информации.

2.3. Принцип синтеза в трехмерном пространстве. Большинство элементов оптоволоконной системы, предназначенных для реализации сложных нечетко-логических операторов и хранения больших объемов информации (промежуточных и итоговых результатов вычислений), с целью достижения максимального быстродействия оптоволоконной системы должны быть синтезированы в трехмерном пространстве в виде многослойных нейрооптических структур.

Заключение. Рассмотренный в статье класс оптоволоконных систем, основанных на объединении оптических систем, нечетких систем и генетических алгоритмов, представляет собой новый класс интеллектуальных вычислительных систем, проблемно ориентированных на решение широкого круга практически важных задач в области нечетко-логического моделирования слабо формализованных динамических процессов. Этот класс систем, благодаря естественной интеграции в них идей пространственно-распределенной реализации оптоволоконных вычислений, нейровычислений и традиционных вычислительных технологий для реализации процедур нечеткого вывода и генетического обучения, позволяют в наиболее полной мере реализовать возможности адаптивного нечетко-логического моделирования динамических процессов в реальном времени.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Соколов С.В., Бугаян И.Р.* Схемотехника оптических компьютеров: монография. – Ростов н/Д.: Ростовский государственный экономический университет, 2007. – 218 с.
2. *Мелихов А.Н., Баронец В.Д.* Проектирование микропроцессорных средств обработки нечеткой информации. – Ростов н/Д.: Изд-во Ростовского университета, 1990. – 128 с.
3. *Ковалев С.М.* Интеллектуальные модели анализа временных рядов на основе нечетко-динамических систем // Тр. Междунар.научн.-техн. Конференций “Интеллектуальные системы” (AIS’06) и “Интеллектуальные САПР” (CAD-2006). Научное издание в 3-х томах. – М: Физматлит, 2006, Т.1. – С. 93-99.
4. *Заде Л.* Роль мягких вычислений и нечеткой логики в понимании, конструировании и развитии информационно/интеллектуальных систем // Новости искусственного интеллекта, 2001, №2, – С. 7-11.
5. *Гладков Л.А. Курейчик В.В., Курейчик В.М.* Генетические алгоритмы. – М.: Физматлит, 2006.

Курейчик Владимир Викторович

Технологический институт федерального государственного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Южный федеральный университет» в г. Таганроге.

E-mail: vkur@tsure.ru.

347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44.

Тел.: 8(8634)383-451.

Кафедра систем автоматизированного проектирования.

Заведующий кафедрой; профессор.

Ковалев Сергей Михайлович

Ростовский государственный университет путей сообщения.

344038, Ростов-на-Дону, пл. Ростовского Стрелкового Полка Народного Ополчения, 2, г.

Тел.: 8-961-268-77-22.

Профессор.

Kureichik Vladimir Viktorovich

Taganrog Institute of Technology – Federal State-Owned Educational Establishment of Higher Vocational Education “Southern Federal University”.

E-mail: vkur@tsure.ru.

44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: 8(8634)383-451.

The Department of Computer Aided Design.

Head the Department of Computer Aided Design; professor.

Kovalev Sergey Mikhailovich

Rostov State University of Railways.

2,g, Square of Rostov Shooting Regiment, Rostov-on-Don, 344038, Russia.

Phone: 8-961-268-77-22.

Professor.

УДК 681.3: 519.8: 517.11

В.М. Глушань, В.П. Карелин, О.Л. Кузьменко

**НЕЧЕТКИЕ МОДЕЛИ И МЕТОДЫ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОГО ВЫБОРА
В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ ПОДДЕРЖКИ
ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ***

Рассматриваются математические модели и методы многокритериального выбора лучших решений при нечеткой исходной информации. Приводится способ представления нечетко описанной ситуации репрезентативным вектором, что позволяет уменьшить трудоемкость при отыскании эталона для заданного класса нечетких ситуаций. Рассмотрен пример отыскания эталонной ситуации.

Многокритериальный выбор; принятие решений; отношение предпочтения; классификационная модель; класс ситуаций; нечеткие множества; эталонная ситуация; лингвистическая переменная; признак; сравнение ситуаций; сходство; расстояние; репрезентативное число.

V.M. Glushan, V.P. Karelin, O.L. Kuzmenko

**FUZZY MODELS AND METHODS OF MULTICRITERION CHOICE IN
INTELLIGENT EXPERT SUPPORT SYSTEMS**

In this paper the mathematical models and methods for multicriterion decision making under a fuzzy source information is considered. The approach for fuzzy situation presentation by its representative vector is offered. This approach helps to reduce computational complexity in problems of representative situation determination for fuzzy situations class. An example of representative situation determination is given.

Multicriterion choice; decision making; preference relation; classification model; situation class; fuzzy sets; representative situation; linguistic variable; criterion; situations comparison; similarity; distance; representative number

Управление сложным объектом (системой, процессом) можно рассматривать как последовательность процедур поиска (выбора) и принятия решений (ПР) на всех этапах жизненного цикла объекта управления. При управлении современными

* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (грант № 08-0100473), г/б № 2.1.2.1652.