

УДК 519.7

Д.А. Белоглазов, И.С. Коберси

## ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОНЕЧЕТКИХ СЕТЕЙ

*Рассмотрена проблематика синтеза регуляторов сложными техническими объектами, содержащими в своем описании неопределенности. Приводятся доводы, доказывающие перспективность построения систем управления на основе такого метода искусственного интеллекта как нейронечеткие сети. Проводится анализ различных архитектур нейронечетких сетей на основе определенных показателей.*

*Для нейронечеткой сети ANFIS синтезируется алгоритм обучения, основанный на идеях эволюции, генетический алгоритм.*

*Неопределенность; нейронечеткие сети; генетические алгоритмы.*

D.A. Beloglazov, I.S. Kobersi

## GENETIC ALGORITHM LEARNING NEUROFUZZY NETWORKS

*The article deals with the problems of controller design complex technical objects that contain in their description of uncertainty. The reasons proving promising building control systems based on this method of artificial intelligence as a neurofuzzy networks. The analysis of different architectures of neurofuzzy network based on certain indicators.*

*For neurofuzzy network ANFIS learning algorithm is synthesized based on the ideas of evolution, genetic algorithm.*

*The Uncertainty; neurofuzzy networks; genetic algorithms.*

Многообразие существующих на сегодняшний день объектов управления (ОУ) объясняется уровнем развития науки и техники, потребностями современного человека, для примера можно выделить наиболее часто встречающиеся, рис. 1. [1]. Каждая из групп, приведенных на рис. 1, обладает своими особенностями, характеризуется определенным набором параметров и может быть изучена с использованием методов принятых для данной области.

Нужно сказать о том, что в тематике данной работы особое внимание уделяется изучению технических объектов и методов управления ими. Такая направленность объясняется тем, что в настоящее время данная группа объектов, наиболее ощутимо влияет на повседневную жизнь человека, а также характеризуется большой сложностью.

Растущая сложность технических объектов, все более жесткие требования, предъявляемые к ним, ставят перед исследователями вопросы поиска новых методов управления, отвечающих современным реалиям. Одной из самых больших проблем при управлении определенным объектом является то, что далеко не во всех случаях степень изученности системы достаточна для построения регулятора требуемого качества.

Особую сложность представляет то, что вне зависимости от степени изученности системы необходимо осуществлять управление ею, целью которого как понятно должно быть достижение некоторых показателей, удовлетворяющих поставленным требованиям.

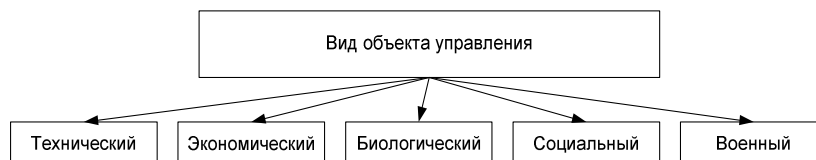


Рис. 1. Виды объектов управления

Под объектом управления в соответствии с теорией автоматического управления будем в дальнейшем понимать устройство или динамический процесс, управление поведением которого является целью создания **системы автоматического управления**.

В настоящий момент существует несколько классификаций объектов управления, предложенных различными авторами, в данной работе будем различать:

- ◆ линейные объекты управления;
- ◆ нелинейные объекты управления.

Считаю нужным отметить, что практически все технические системы являются нелинейными, следовательно, применение классических методов построения регуляторов возможно с некоторыми условиями:

- ◆ математическая модель объекта должна иметь возможность линеаризации;
- ◆ линеаризованная модель объекта управления должна быть адекватной.

Возможность линеаризовать математическое описание объекта управления означает то, что можно в контексте данной задачи пренебречь нелинейностью путем проведения определенных действий, однако нужно обращать внимание на тот факт, что методы линеаризации применимы не во всех случаях, имеют ограничения.

В общем виде любую техническую систему можно представить в следующем виде [2]:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= \varphi(x, u, f, \alpha); \quad x(t_0) = x^{(0)}; \\ y &= w(x, u, \chi, \alpha),\end{aligned}$$

где  $x(t)$  –  $n$ -мерный вектор состояния объекта,  $y(t)$  –  $g$ -мерный вектор измеряемых переменных объекта,  $f(t)$  и  $\chi(t)$  –  $\mu$ - и  $g$ -мерные векторы внешних и возмущающих воздействий,  $\alpha(t)$  –  $n_\alpha$ -мерный вектор неизвестных параметров объекта,  $\varphi$  и  $w$  – известные векторы функции своих аргументов.

Еще одной проблемой, помимо присутствия нелинейности, является то, что невозможно технический объект выше определенного уровня сложности идентифицировать должным образом, т.е. получить достаточное количество информации для синтеза регуляторов с применением классической ТАУ. Подробный анализ ограничений классических методов синтеза САУ приведен в [3]. Недостаточное количество информации об ОУ позволяет говорить о необходимости обеспечения управления в условиях неопределенности.

В условиях недостаточной изученности ОУ для синтеза регуляторов могут быть применены следующие способы:

- ◆ нечеткая логика;
- ◆ нейронные сети;
- ◆ нейронечеткие сети.

Первые два способа подробно рассматривались в работах [4,5,6], на основании которых можно сделать вывод о необходимости их совместного использования в рамках одного решения, что и предлагает аппарат нейронечетких систем (ННС).

Процесс синтеза ННС начинается с выбора архитектуры, способной обеспечить лучшие качественные показатели определенного технологического процесса, который невозможен без рассмотрения имеющихся альтернатив и сравнения их основных показателей. Нужно понимать, что на сегодняшний день имеется большое количество способов организации ННС, предложенных различными авторами.

Анализ публикаций различных авторов позволяет говорить о большей целесообразности применения одних архитектур при решении некоторого круга задач по сравнению с другими. Наибольший интерес представляют архитектуры ННС, использующиеся при решении задач управления сложными нелинейными объек-

тами с неопределенностями. Разделение ННС по областям, где они показывают лучшие результаты применения, продиктовано стремлением не только найти наиболее подходящий вариант организации ННС, но и снизить количество рассматриваемых архитектур до некоторого значения.

В тематике данной работы считаю целесообразным исходя из количества упоминаний в публикациях по проблеме управления провести сравнения качественных показателей следующих архитектур ННС:

- ◆ ANFIS;
- ◆ NEFPROX;
- ◆ EfuNN;
- ◆ dmEFunn;
- ◆ SONFIN.

Вычислительная мощность сети зависит не только от ее архитектуры, большое влияние оказывает применяемый алгоритм обучения. Можно сделать вывод о наибольшей популярности при решении задачи обучения ННС градиентных методов, имеющих существенные недостатки, связанные со скоростью работы, надежностью, использованием в качестве алгоритмов нечеткого вывода решения, предложенные Мамдани, Сугено, Такаги–Сугено–Канта, что так же, подтверждается публикациями [7].

Сравнение подразумевает выбор определенных показателей. Можно утверждать, что для любых задач управления критичными являются следующие параметры:

- ◆ точность;
- ◆ скорость вычисления управляющего воздействия;
- ◆ скорость адаптации;
- ◆ величина затрачиваемых ресурсов.

Сравнение вычислительных возможностей моделей ННС проведем на основании данных теста решения дифференциального уравнения Mackey-Glass [7], табл. 1.

Таблица 1

Модель ННС	Кол-во итераций	Время вычисления	Среднеквадратичная ошибка
ANFIS	75	165	0,0017
NEFPROX	216	75	0,0332
EfuNN	1	30	0,014
dmEFuNN	1	52	0,0042
SONFIN	1	-	0,018
ANN	1580	165	0,0047

Как видно из анализа данных табл. 1, ННС, построенная на архитектуре ANFIS, обладает наилучшими показателями по точности, но в то же время на поиск решения требуется весьма длительное время, что напрямую зависит от используемого алгоритма обучения. Отметим, что в данном случае используется алгоритм обратного распространения ошибки. В качестве альтернативы градиентным методам, к которым относится алгоритм обратного распространения, в данной работе предлагается использовать генетические алгоритмы, относящиеся к методам глобальной оптимизации [8].

Приведем перечень тех параметров ННС, которые подлежат настройке:

- ◆ вид и форма функций принадлежности (ФП);
- ◆ база правил (БП);
- ◆ веса ННС.

Нужно отметить что настройка ФП может быть проведена двумя различными способами:

- ◆ поочередная коррекция ФП и БП;
- ◆ совместная коррекция ФП и БП.

В настоящий момент известно несколько различных видов форм функций принадлежности: треугольные, трапецеидальные, колокообразные и т.д. В данной работе будут использованы функции принадлежности, имеющие треугольную форму. Выбор треугольных ФП продиктован простотой их использования, а также широкой областью применения. Назначением ФП в составе ННС будет являться проведение операций фазификации, участие в получении решения. Применение ГА для проведения коррекции ФП требует выполнения некоторых условий:

- ◆ выбор способа кодирования информации;
- ◆ определение функции приспособленности найденного решения.

Выбор способа кодирования является довольно простой задачей. Наиболее приспособленным, с точки зрения применения для использования в ГА, является код Грея, который представляет собой последовательность 0 и 1. Как известно, ГА оперируют множеством готовых решений в поиске наиболее приспособленного, следовательно необходимо решить, что будет являться решениями в данном случае.

Известно, что происходит настройка ФП, следовательно множеством решений будет множество ФП. Необходимо обратить внимание на то, что все ФП будут подвергнуты кодированию, переведены в строки кодирующих символов. Необходимо соблюдать условие равенства строк между собой по длине.

Каждая из треугольных функций принадлежности, как следует из рис. 3, описывается координатами трех ее вершин:  $A(x,y)$ ,  $B(x,y)$ ,  $C(x,y)$ . Каждая вершина, в свою очередь, описывается парой координат  $x$  и  $y$ . Совершенно ясно, что координата  $y$  будет постоянно равной 1 ( $y=1$ ), таким образом в дальнейшем можно не учитывать ее значения при формировании кодовой последовательности хромосом.

Наиболее очевидным представляется объединение координат вершин в значение хромосом ФП  $x$ , как показано на рис. 2. Рассмотрим процесс настройки ФП, который заключается в изменении координат левой, правой границ ФП и вершины. Хочется отметить, что изменению могут быть подвергнуты как все три координаты одновременно, так и только одна из них или две. Как уже упоминалось, каждая ФП описывается тройкой координат по оси  $x$ . Совокупность всех функций принадлежности, вернее, их координат будет составлять хромосому, рис. 3. ГА в процессе своей работы оперирует множеством решений, каждое из решений представляет собой хромосому, составленную из закодированных координат ФП. В начале работы НК имеет заранее определенные экспертом ФП, т.е. у нас имеется одно решение. Понятно, что имея только одно решение, невозможно применять ГА, следовательно, необходимо создать группу решений и включить в нее имеющееся в наличие.

Альтернативные решения будут генерироваться на основе существующего, путем последовательного/одновременного изменения одной или нескольких координат. Важной проблемой при изменении ФП является то, что зачастую невозможно с уверенностью сказать, приведет ли данная коррекция к требуемым результатам или нет. Для отбора наиболее пригодных решений необходимо ввести функцию приспособленности, на основании значений которых и будет проводиться дальнейший поиск решений.

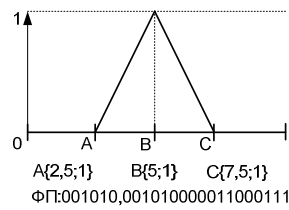


Рис. 2. Кодирование ФП

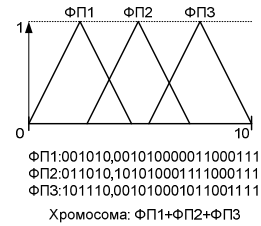


Рис. 3. Создание хромосомы

Функция приспособленности имеет следующий вид:

$$L(\theta, E) = D - F(\theta)$$

где  $\theta$  – значение хромосомы характеризующей набор ФП ННС;  $D$  – требуемое значение;  $F(\theta)$  – результат работы ННС с набором ФП  $\theta$ .

База правил так же важна для корректной работы ННС, как и значения ФП. Настройка БП, как и ФП, может производиться экспертом методом проб и ошибок. Однако нужно понимать, что сложность ОУ накладывает некоторые ограничения на такой подход. Прежде всего нужно сказать, что чем сложнее ОУ, то, как правило, количество входных/выходных переменных, используемых им, велико. Количество используемых входных/выходных переменных напрямую влияет на количество правил в БП.

В тематике данной работы предлагается использование ГА для оптимизации БП. Как и в случае с ФП, применение ГА для проведения коррекции БП требует выполнения некоторых условий:

- ◆ выбор способа кодирования информации;
- ◆ определение функции приспособленности найденного решения.

Для выбора способа кодирования информации необходимо провести рассмотрение того, что из себя представляет управляющее правило. Правило управления может иметь различный вид, согласно тематики решаемой задачи, например:

$$\begin{aligned} & \text{if } A \text{ is } A' \text{ and } B \text{ is } B' \text{ and } C \text{ is } C' \text{ then } Z \text{ is } Z' (0,8), \\ & \text{if } A \text{ is } A^2 \text{ and } B \text{ is } B^2 \text{ and } C \text{ is } C^2 \text{ then } Z \text{ is } Z^2 (0,6). \end{aligned}$$

Как видно из приведенных примеров, правило управления схематически можно разбить на три части:

- ◆ условие;
- ◆ следствие;
- ◆ степень достоверности правила.

Каждая из частей несет свою смысловую нагрузку и оказывает прямое воздействие на качество управления ОУ в целом. В то же время нужно понимать, что между правилами нечеткого контроллера и ННС существует разница, которая выражается в форме их записи. В случае ННС правила работы системы закодированы в его архитектуре и настраиваться могут лишь веса, соединяющие между собой части каждого правила. В контексте оптимизации БП ННС нужно говорить об оптимизации численных значений весов, которые могут быть объединены в один вектор.

В настоящий момент существует большое количество различных способов организации ГА, которые предложены различными авторами. Основными операциями ГА, направленными на поиск оптимальных решений, являются:

- ◆ выбор родительских особей;
- ◆ мутация;

- ◆ скрещивание;
- ◆ определение способа формирования новой популяции.
- ◆ определение критерия останова.

Каждый из приведенных пунктов оказывает воздействие на успешность применения ГА. В настоящее время проведено множество исследований, согласно которым, вероятности применения таких операций, как скрещивание и мутация, должны иметь определенные значения.

Схема ГА, которую предполагается использовать для обучения ННС, представлена на рис. 4. Как видно, она использует два различных метода выбора родительских хромосом для скрещивания. Такой подход объясняется желанием увеличить оптимизационную силу ГА, в конечном счете получить более приспособленные решения.

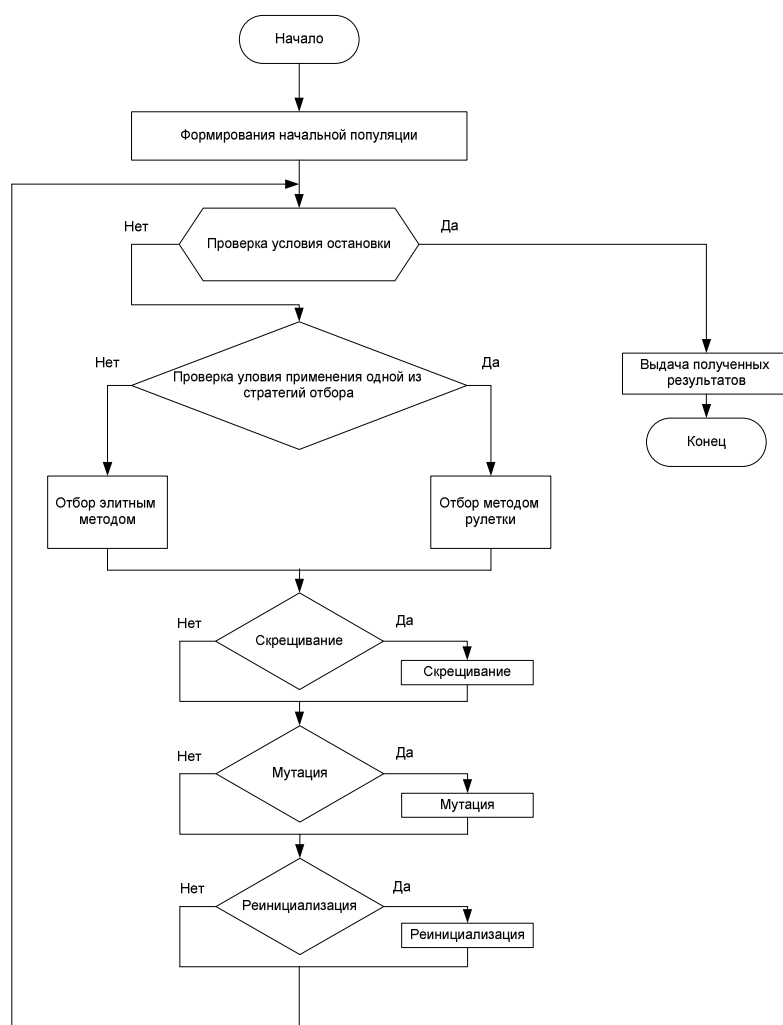


Рис. 4. Схема ГА

Использование двух вариантов отбора родителей возможно как последовательно, т.е. на одной итерации выбор осуществляет первый метод, а на второй итерации – второй. Так же возможно параллельное использование двух методик,

т.е. они будут одновременно выбирать наиболее приспособленные особи и в дальнейшем из них будут формироваться дочерние особи.

Как видно, предлагаемый алгоритм является адаптивным, т.е. вероятность мутации является переменной величиной, зависящей от некоторых факторов. Такой подход обещает быть перспективным в том случае, если ГА попадет в локальный минимум.

Проведем анализ предложенной схемы. Как видно, работа алгоритма начинается с формирования исходной популяции решений, обычно генерация происходит случайным образом. После того как множество начальных решений задачи получено, производится их кодирование. Проверка условия остановки нужна для того, чтобы прервать работу алгоритма, либо по достижении им требуемой точности, т.е. нахождении решения, либо для прерывания заикливания, если решение не может быть найдено.

Условие проверки применения одной из существующих в алгоритме стратегий отбора необходимо для попеременного применения стратегий, т.е. в одной итерации выбор родителей производится с использованием первой стратегии, а на другой – второй. Можно говорить о том, что такой подход позволит более успешно применять ГА. Проверка применения операторов скрещивания, мутации и реинициализации позволяет определить, будут ли они применены или нет. Нужно сказать, что вероятности применения мутации и реинициализации являются изменяющимися значениями, которые вычисляются определенным образом.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Душин С.Е., Золотов Н.С., Имаев Д.Х. Теория автоматического управления: Учеб. для вузов / Под ред. В.Б. Яковлева. – М.: Высшая школа, 2003.
2. Александров А.Г. Оптимальные и адаптивные системы управления; Ин-т проблем упр. им. В.А. Трапезникова РАН. – М.: Наука, 2006.
3. Белоглазов Д.А., Коберси И.С. Анализ недостатков методов классической теории управления // Сборник материалов докладов VII-й Всероссийской конференции молодых ученых, аспирантов и студентов «Информационные технологии, системный анализ и управление». – Таганрог: ТТИ ЮФУ, 2009.
4. Финаев В.И. Модели систем принятия решений: Учебное пособие. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2005. – 118 с.
5. Белоглазов Д.А. Особенности нейросетевых решений, достоинства и недостатки, перспективы применения // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2008. – № 7 (84). – С. 105-110.
6. Белоглазов Д.А., Коберси И.С. Необходимость построения систем управления на основе методов искусственного интеллекта // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 5 (94). – С. 186-191.
7. Abraham, Baikhunth N. Designing Optimal Neuro-Fuzzy Architectures for Intelligent Control Ajith Gippssland School of Computing & Information Technology Monash University.
8. Белоглазов Д.А. Генетические алгоритмы в современных адаптивных системах автоматического управления // Труды Международной научной конференции «Методы и алгоритмы принятия эффективных решений» (МАПР-2009). Ч. 2. – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2009.

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

#### **Коберси Искандар Сулейман**

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

E-mail: salouma1@mail.ru.

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

Тел.: 88634371689.

Кафедра систем автоматического управления; аспирант.

**Белоглазов Денис Александрович**

Кафедра систем автоматического управления; ассистент.

**Kobersi Iskandar Souleiman**

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

E-mail: salouma1@mail.ru.

44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: +78634371689.

Department of Automatic Control Systems; Postgraduate Student.

**Beloglazov Denis Alexandrovich**

Department of Automatic Control Systems; Assistant.

УДК: 007.621: 518.2

**Ю.А. Заргарян, О.В. Косенко**

### **РЕАЛИЗАЦИЯ ЗАДАЧИ ОПТИМУМА НОМИНАЛА В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ**

*Оптимизация процессов по нечетким моделям оптимума номинала позволяет принимать решение с учетом индивидуальных особенностей каждого технологического процесса, а также взаимосвязей между нечеткими значениями показателей качества управления, полезностями и стратегиями управления. Для расчета оптимума номинала в условиях неопределенности в данной статье была предложена нечеткая функция эффективности, содержащая вероятностное описание результата и оценку полезности каждого такого результата.*

*Оптимум номинала; нечеткая функция.*

**Y.A. Zargaryan, O.V. Kosenko**

### **THE GOALS OF OPTIMUM RATING UNDER UNCERTAINTY**

*The optimization of fuzzy models allows you to receive optimum nominal solution taking into account individual characteristics of each process, and well as the relationship between fuzzy values of quality control utilities and management strategies. To calculate the optimum value in terms uncertainties in this article was proposed by the fuzzy function efficiency, containing probabilistic outcome and the usefulness of each such result.*

*Optimum nominal; fuzzy function.*

В настоящее время построение математических моделей принятия решений и оптимизация управления технологическими процессами приобретают особое значение в связи с созданием автоматизированных систем управления (АСУТП), тем более, что пока не существует единых моделей принятия оптимальных решений, положенных в основу АСУТП [1].

В отличие от различных детерминированных и однозначных критериев, применяемых для оценки качества функционирования исследуемых объектов, в функции эффективности оптимума номинала для оценки результатов какой-либо стратегии управления используются закон распределения значений показателей и функция цены ("полезность") каждого значения показателей [1].

Задача оптимизации нечеткого управления в методе оптимума номинала формулируется как задача нечеткого управления моментами распределения нечетких значений показателей таким образом, чтобы достигался экстремум функции эффективности.