

УДК 681.518.2

doi:10.18720/SPBPU/2/id23-462

*Манцеров Сергей Александрович*<sup>1</sup>,  
зав.кафедрой, канд. техн. наук, доцент;  
*Ломакина Любовь Сергеевна*<sup>2</sup>,  
профессор, д-р техн. наук, профессор;  
*Двитовская Алиса Николаевна*<sup>3</sup>,  
студент магистратуры

## **СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОМ УПРАВЛЕНИИ КАЧЕСТВОМ И ЭКОБЕЗОПАСНОСТЬЮ СОСТОЯНИЙ ТЕХНИЧЕСКИХ И ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ**

<sup>1, 2, 3</sup> Россия, Нижний Новгород, ФГБОУ ВО «Нижегородский  
государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева»,  
<sup>1, 2, 3</sup> mca\_9@ntu.ru

**Аннотация.** Предлагается системный подход для решения задачи управления качеством и экобезопасностью состояний технических и технологических объектов. Рассматриваются «мягкие» модели вычислений, включающие в себя искусственные нейронные сети (ИНС), нечёткие отношения и нейро-нечёткие системы, а также биоинспирированные обеспечивающие высокую эффективность в задачах управления состоянием технических и технологических объектов. Особо выделяется задача прогнозирования проблемных состояний объектов, на основе прогностических модели вычислений.

**Ключевые слова:** техническое состояние, качество, экологическая безопасность объекта, управление состояниями, модели вычислений.

*Sergey A. Mantserov*<sup>1</sup>,  
Head of the Department, Cand. of Tech. Sciences, Associate Professor;  
*Liubov S. Lomakina*<sup>2</sup>,  
Professor, Doctor of Technical Science, Professor;  
*Alice N. Dvitovskaya*<sup>3</sup>,  
Master's Student

## **SYSTEM ANALYSIS IN INTELLIGENT QUALITY MANAGEMENT AND ENVIRONMENTAL SAFETY OF THE CONDITIONS OF TECHNICAL AND TECHNOLOGICAL OBJECTS**

<sup>1, 2, 3</sup> Nizhny Novgorod State Technical University  
named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia, <sup>1, 2, 3</sup> mca\_9@ntu.ru

**Abstract.** A systematic approach is proposed to solve the problem of quality management and environmental safety of technical and technological facilities. “Soft” computing models are considered, including artificial neural networks (INS), fuzzy

relationships and neuro-fuzzy systems, as well as bioinspired ones that provide high efficiency in the tasks of managing the state of technical and technological objects. The task of predicting problematic states of objects, based on predictive models of calculations, is particularly highlighted.

**Keywords:** technical condition, quality, object's environmental safety, state management, computing models.

## **Введение**

Обеспечение работоспособности технических и технологических объектов, в составе современных производственных систем требует не только разработки различных комплексов технических и организационных решений, направленных на повышение эффективности эксплуатации, но и применения системного подхода. Системные методологии, позволяют структурировать процесс управления состоянием технических и технологических объектов в виде некой целевой (базовой) модели, оценить текущее состояние и определить мероприятия (целевые воздействия) для достижения идеального (или оптимального) состояния.

На фоне современных тенденций к увеличению сложности промышленных технических и технологических объектов, а также тенденции к обширному внедрению систем внутренней самодиагностики объектов, остро возникает проблема ускорения вычислений при организации эффективного управления состоянием оборудования промышленного предприятия.

При этом, вопросы управления качеством и экологической безопасностью (экобезопасностью) состояний технических и технологических объектов на фоне развития высокотехнологичных производственных систем, являются весьма актуальными.

Использование типовых подходов в задачах обеспечения качества и экобезопасности состояний технических и технологических объектов определяет существенные временные затраты при поиске и обобщении оптимальных решений ввиду необходимости обработки больших объемов информации. Это не только увеличивает время проектирования и разработки новых технических решений, но и снижает эффективность управления качеством и экобезопасностью состояний технических и технологических объектов на этапах эксплуатации и утилизации.

В связи с этим особую значимость приобретает применение нового подхода, основанного на системе адаптивных моделей вычислений и технологиях, позволяющего обеспечить ускорение вычислений для интеллектуального управления качеством и экобезопасностью состояний технических и технологических объектов.

## **1. Постановка задачи классификации состояний технических объектов и технологических процессов («мягкие», нейро-нечеткие, и биоинспирированные модели вычислений)**

Для управления качеством состояний технического объекта или технологического процесса необходимо провести оценку и дальнейшую классификацию его технического состояния. Для этого активно применяются «мягкие» модели вычислений, включающие в себя искусственные нейронные сети (ИНС), нечёткие отношения и гибридные или нейро-нечёткие системы, обеспечивающие высокую эффективность, которая имеет решающее значение для решения вопросов управления качеством и экобезопасностью состояний технических и технологических объектов.

ИНС широко используются в качестве инструментов машинного обучения в первую очередь из-за их скорости и точности при обучении на достаточном количестве собранных данных [1].

Успех и активное применение ИНС заключается во-первых, в распараллеливании обработки информации, а во-вторых, в их способности обучаться, т. е. делать обобщения. Обобщение относится к способности получать значимые результаты во время обучения на основе необнаруженных данных. ИНС используются для автономного принятия решений в задачах классификации данных, а также распознавания, идентификации и диагностики состояний объектов. Важной особенностью ИНС является то, что они предоставляют возможность аппроксимировать непрерывную функцию, что гарантирует универсальный характер их применения [2]. Но в то же время основные недостатки ИНС заключаются в необходимости большого объема данных для обучения; ошибок, связанных с глубиной сети, множества весов (параметров обучения) нейронных связей и ограниченного набора функций активации.

Нечеткая логика, основанная на теории нечетких множеств, введенной Л. Заде в 1965 г. [3], является существенным дополнением к стандартной логике. Крупнейшими учеными, внесшими значительный вклад в развитие теории нечетких систем, являются А. Кофман, А. Мамдани, Р. Беллман и другие.

Востребованность нечётких моделей вычислений высока, когда выполняется обработка неопределенной информации, а параметры и входные данные не являются точными. Модели, основанные на нечеткой логике, успешно применяются в задачах оценки технического состояния оборудования, что позволяет учесть нечёткий характер многих параметров состояний технических и технологических объектов.

В 1994 г. немецкий исследователь Д. Баршдорф провозгласил новую концепцию технической диагностики, основанную на нейросетевых технологиях и нечетких отношениях [4]. Данная концепция положила начало широкому использованию нейро-нечетких моделей вычислений. Нечеткие нейронные сети (нейро-нечеткие системы) комбинируют методы искусственных нейронных сетей и систем на нечеткой логике.

Адаптивная нейро-нечеткая интерференционная система (ANFIS) [5], которая была предложена Джангом в 1993 году, использует несколько видов нечетких моделей, в частности модель Сугено (рис. 1).

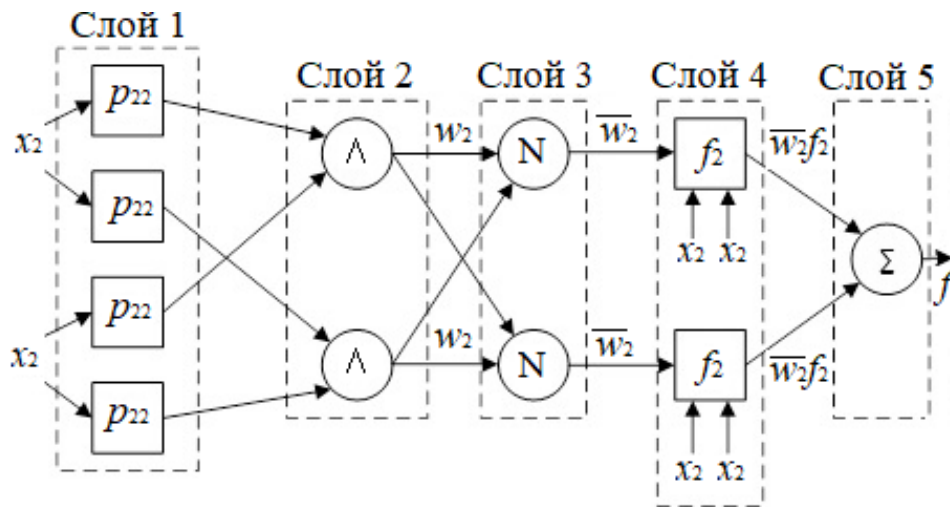


Рис. 1. Структура ANFIS

Однако чувствительность к количеству входных переменных и функций принадлежности; возможность возникновения явления переобучения; ограниченная возможность варьирования типов функций принадлежности, являются недостатками моделей ANFIS.

В задачах классификации состояний технических и технологических объектов остро стоит проблема повышения точности ИНС, которая определяется созданием адаптивной функцией активации искусственного нейрона, использующей нечеткую логическую систему с интервальными нечеткими множествами второго типа (рис. 2).

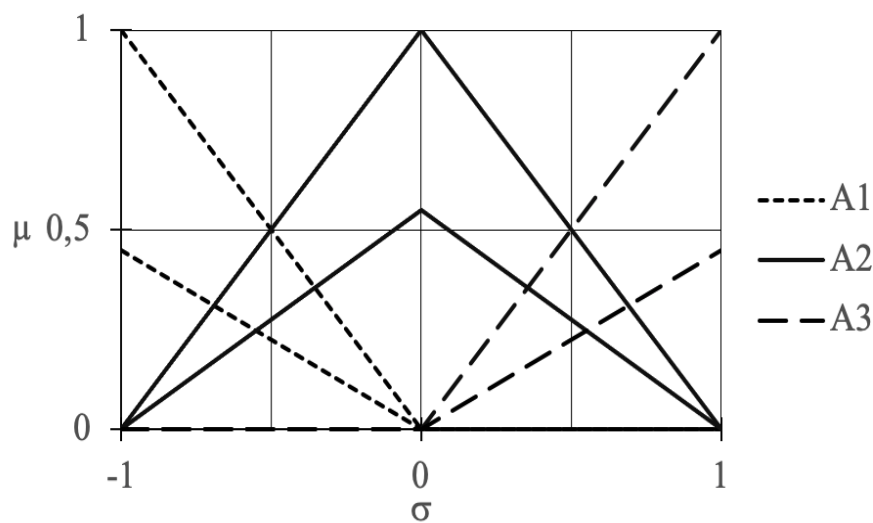


Рис. 2. Интервальные нечеткие множества 2-го типа, используемые в нечетких логических системах

Эта функция отличается от обыкновенных функций активации, применяемых в искусственных нейронных сетях тем, что область ее входных значений ограничена, и при этом такая функция позволяет изменять форму кривой в процессе обучения ИНС.

Предложена нормализация вектора значений признаков, поступающий на вход нейрона нечёткой функцией активации (НФА), а именно функцией гиперболического тангенса

$$\sigma = \tanh(x) = \frac{e^{2x}-1}{e^{2x}+1},$$

где  $x$  — вектор признаков, ввод НФА.

Что реализовано при разработке нейро-нечёткого классификатора (ННК) [6].

Для эффективного решения задач классификации состояний технических объектов и технологических процессов широко используются биоинспирированные модели вычислений, включающие различные виды эволюционно-генетических и популяционных алгоритмов.

В общем виде модель эволюционно-генетический алгоритм можно определить следующим образом:

$$\text{ЭГА} = (P^0, K, \lambda, L, Sl, R, f, k),$$

где  $P^0 = \{x^i\}$  — начальная популяция;  $x^i$  — потенциальное решение задачи, представленное в виде хромосомы;  $\lambda$  — размер популяции;  $K$  — биективное отображение множества допустимых решений;  $L$  — длина хромосомы;  $Sl$  — операторы селекции;  $R$  — операторы рекомбинации;  $f = f(x)$  — функция приспособленности;  $k$  — критерий останова.

Блок-схема классического эволюционно-генетического алгоритма представлена на рисунке 3.

Благодаря выбранному способу кодирования, применению случайных операторов поиска и адаптивной поисковой стратегии возможен резкий переход в другую область подмножества решений, что и позволяет выходить из локальных оптимумов. Применение комбинированных операторов поиска уменьшает среднее время схождения алгоритма и позволяет осуществлять поиск в условиях изолированности глобального оптимума.

Многочисленные популяционные модели вычислений (муравьиные, роевые, кукушкин поиск и др.), характеризующиеся модульной структурой, что позволяет получить большое число вариантов путем варьирования и комбинирования правил инициализации популяции, миграционных операторов и условий завершения поиска.

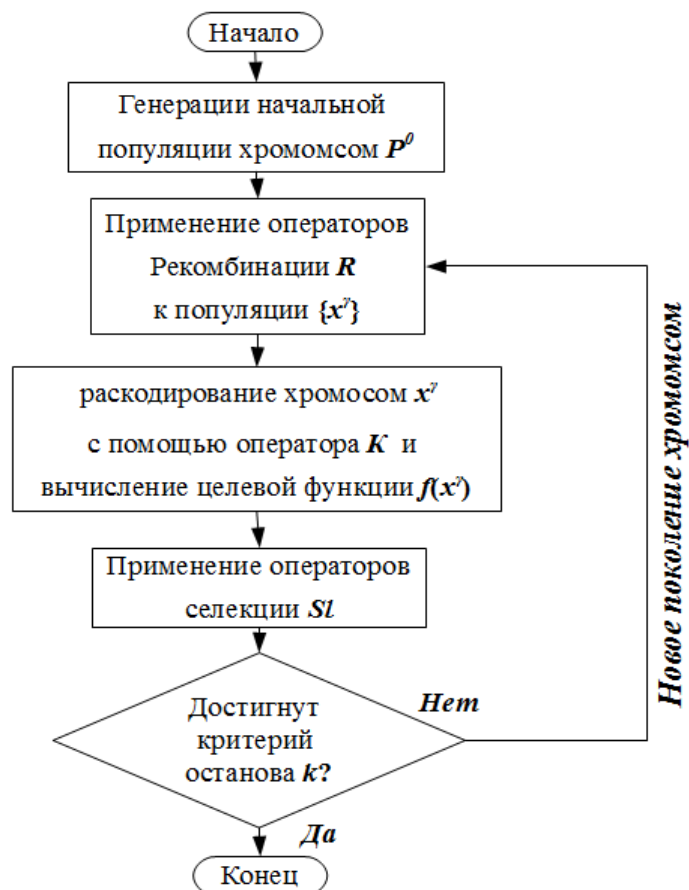


Рис. 3. Модификация эволюционно-генетического алгоритма

Однако многочисленные популяционные модели вычислений при использовании больших начальных выборок данных, что особенно характерно для робототехнических устройств, оснащенных многочисленным количеством датчиков и микропроцессоров или при решении задач оптимального перемещения исполнительных устройств многокоординатных промышленных роботов, требуют значительных временных и вычислительных ресурсов. В таких случаях, эффективно применение методов параллельных вычислений (параллельно-популяционные модели вычислений).

## 2. Прогнозирование проблемных состояний технических и технологических объектов. Прогностические модели вычислений на основе технологий ансамблевого машинного обучения

Определим проблемное состояние технического объекта как некоторое критическое состояние или отказ оборудования, которому предшествовали те или иные признаки отклонения от нормы в течение рассматриваемого промежутка времени. Цель прогнозирования такого состояния заключается в распознавании признаков, указывающих на угрозу дестабилизации нормального состояния технического объекта. Прогнозирование

проблемных состояний рассмотрим как задачу классификации, где первый класс — нормальное состояние объекта и второй класс — критическое состояние объекта.

Многие алгоритмы машинного обучения дают разные прогнозы каждый раз, когда модель обучается на одних и тех же данных или на немного отличающихся данных. Это называется дисперсией прогнозов или стабильностью модели. Алгоритмы обучения ансамбля могут давать более стабильные прогнозы, чем отдельная модель.

Моделью машинного обучения будем считать зависимость  $a: X \rightarrow y$ . Здесь каждому набору входных признаков  $X$  ставится в соответствие выходное значение  $y$ . С применением ансамблевых алгоритмов машинного обучения происходит аппроксимация данной зависимости на основе некоторой обучающей выборки  $\{X_i, y_i\}_{i=1}^m$ .

Ансамблевые методы машинного обучения представляют собой системы, построенные из нескольких независимых прогностических моделей для решения одной задачи. Обучение выбранных базовых моделей происходит на одних и тех же обучающих данных и, затем, происходит объединение их результатов или прогнозов. Такой подход позволяет получить лучшую прогностическую эффективность. За счет объединения нескольких моделей методы ансамблевого машинного обучения обычно дают более точные решения, чем одна модель.

Основная задача разработки моделей ансамбля состоит не в том, чтобы получить высокоточные базовые модели, а в том, чтобы получить базовые модели, допускающие различного рода ошибки. В случае задачи прогнозирования с использованием ансамблевых методов, если различные базовые модели совершают разного вида ошибки в прогнозируемом значении на обучающих примерах, то высокая точность может быть достигнута, даже если точность базовой модели низкая.

Сложные ансамблевые модели, такие как Stacking, Bagging и Boosting, как правило, обеспечивают наилучшую производительность, но за счет увеличения сложности и вычислительной мощности. Однако для задачи классификации состояний технических и технологических объектов даже минимальное повышение точности алгоритмов машинного обучения может оказаться действительно ценным.

## **2.2. Практическое применение нейро-нечётких моделей вычислений**

Приведён пример оценки ТС объекта, наиболее часто выходящего из строя из всего перечня промышленного оборудования предприятия. Рассмотрим блок питания (БП) со следующим набором основных технических параметров, основанных на нормативно-технической документации и характеризующих его состояния (табл. 1).

Таблица 1

## Контролируемые параметры блока питания

$i$	Параметр	Текущее значение $x_i$	Минимальное допустимое значение $x_i^{min \text{ доп.}}$	Максимальное допустимое значение $x_i^{max \text{ доп.}}$
1	Срок эксплуатации, лет	5	0	9
2	Выходное напряжение, В	23,3	23,0	24,5
3	Пульсации выходного напряжения, мВ	360	0	1000
4	Средняя наработка до отказа, тыс. ч.	8,4	12	-

Примеры функций принадлежности физических параметров технического объекта — блока питания, приведены в таблице 2.

Таблица 2

## Функции принадлежности параметров БП

$i$	Советующая функция принадлежности $I_i(x_i)$	Текущее состояние параметра $I_i$
1	2	3
1		0,40
2		1,00



1	2	3
3		0,60
4		0,46

На рисунке 4 приведены графики сравнения результатов ИНС и ННК. Применение ННК позволило увеличить общий процент распознавания критических состояний блока питания на 8,2 %.

В дополнение, следует отметить, что использование метода обучения нейро-нечётких классификаторов, позволяет ускорить процесс получения и разметки реальных данных для использования в алгоритмах машинного обучения.

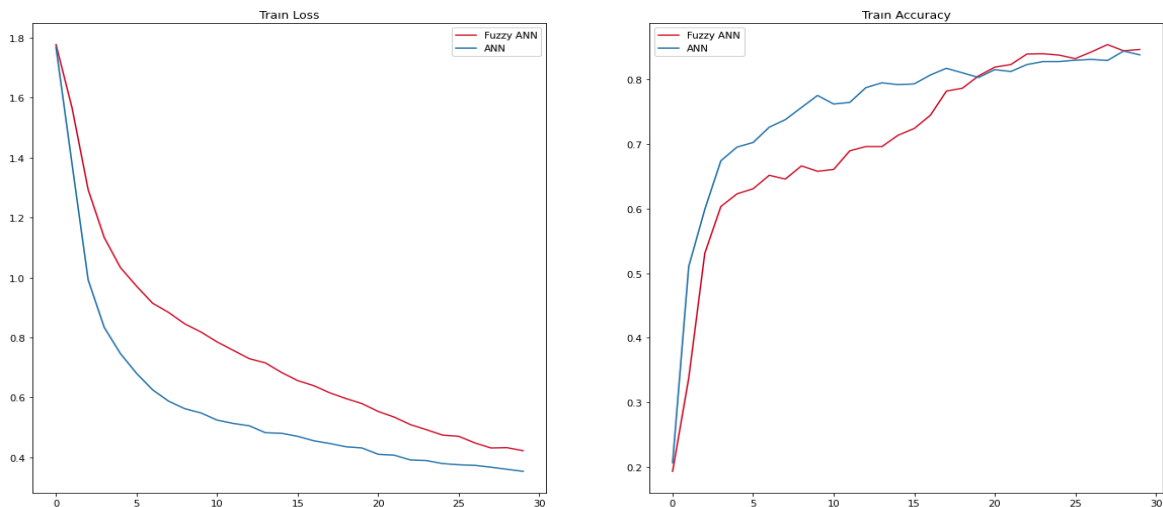


Рис. 4. Нечеткий классификатор: train acc = 0.8467,  
Четкий классификатор: train acc = 0.8383

Особенно это актуально в задачах, где процесс получения реальных данных затруднен и наблюдается недостаток данных для обучения.

### **Заключение**

Таким образом, результатом оценки качества и экобезопасности состояний технических и технологических объектов является формирование мероприятий (целевых воздействия) направленных на повышение эффективности проектирования и эксплуатации для достижения идеального (или оптимального) состояния объекта, а именно основные принципы управления качеством и экобезопасности состояний промышленных технических и технологических объектов.

### **Список литературы**

1. Ломакина Л.С., Манцеров С.А., Панов А.Ю. Интеллектуальное управление качеством и безопасностью состояний технических и технологических объектов – Воронеж: Научная книга, 2022. – 210 с.
2. Ломакина Л.С., Манцеров С.А. Идентификация состояний объектов сложной структуры на основе нейронечетких технологий // Системы управления и информационные технологии. – 2022. №1(87). – С. 88–99.
3. Zadeh L. A. Fuzzy algorithms // Inform and Control, v. 12, No. 2, Febr., 1968.
4. Barshdorf D. Neural networks and fuzzy logic. New concepts for technical troubleshooting // Instruments and control systems. – 1996. – No.2. – Pp.48–53.
5. Ломакина Л.С., Манцеров С.А. Оптимизация алгоритмов синтеза контролепригодных систем // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2021. – 9(4). – URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1113>. – DOI: 10.26102/2310-6018/2021.35.4.040.
6. Ломакина Л.С., Манцеров С.А., Чернобаев И.Д. Нейро-нечеткие классификаторы. Теория и практика. – Воронеж, Научная книга, 2022. – 137с.
7. Курейчик В. В, Курейчик В. М. и др. Биоинспирированные методы в оптимизации: монография. – М.: Физматлит, 2009. – 384 с.
8. Mantserov S.A., Okunev A.V., Kocherov A.V. Forecasting the operation of complex technical equipment using fuzzy logic methods/ Journal of Advanced Research in Technical Science. – Seattle, USA: SRC MS, Amazon KDP. – 2021. – Issue 27.
9. Mantserov S. A., Gavriliuk E. A. Fuzzy Reliability Model of Systems for Decision Support in Technical Diagnostics [Electronic resource], S. A. Mantserov // CEUR Workshop Proceedings. – Electronic text data. – 2018. – Vol. 2258. – P. 222–234. Mode of access: <http://ceur-ws.org/Vol-2258/paper28.pdf>. – Title from screen.
10. Карпенко А.П. Популяционные алгоритмы глобальной поисковой оптимизации. Обзор новых и малоизвестных алгоритмов // Приложение к журналу «Информационные технологии». – 2012. – № 7. – С. 1–32.
11. Манцеров С.А., Панов А.Ю. Нечеткая модель интеллектуальной поддержки принятия решений в управлении техническим состоянием сложных систем // Труды конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям (IS&IT'18). – С. 44–52.