

# ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В СИСТЕМАХ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ

**А.Ю. Лабинский, кандидат технических наук, доцент;**  
**С.А. Нефедьев, доктор военных наук, профессор;**  
**Е.Н. Бардулин, кандидат экономических наук, профессор.**  
**Санкт-Петербургский университет ГПС МЧС России**

Рассмотрены особенности использования нечеткой логики и искусственных нейронных сетей в системах автоматического управления. Рассмотрен пример использования гибридной нейронной сети в виде адаптивной нейро-нечеткой системы вывода для управления расходом охлаждающей жидкости в системе охлаждения энергетического оборудования.

*Ключевые слова:* процесс управления, нечеткая логика, искусственная нейронная сеть, компьютерная программа, математическая модель

## THE PROBLEM OF USE THE FUZZY LOGIC AND NEURAL NETWORKS FOR THE AUTOMATIC CONTROL SYSTEM

A.Yu. Labinskiy; S.A. Nefed'ev; E.N. Bardulin.  
Saint-Petersburg university of State fire service of EMERCOM of Russia

This article presents the problem of use the fuzzy logic and neural networks for the automatic control system. The synthetic adaptive network-based fuzzy inference system to realize in form the mathematical model and computing program.

*Keywords:* control process, fuzzy logic, synthetic neural network, computing program, mathematical model

Нечеткое управление (fuzzy control) основано на понятиях нечеткой логики (fuzzy logic) и используется в системах управления сложными процессами [1]. По аналогии с традиционными средствами управления системы на основе нечеткой логики могут использоваться для описания механизмов регулирования и участвовать в вычислении управляющего воздействия.

Искусственная нейронная сеть является математической моделью, построенной по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей [2]. Искусственные нейронные сети успешно используются в системах управления и регулирования, в том числе для настройки систем автоматического управления [3].

Нечеткие нейронные сети (нейро-нечеткие системы) – это системы, которые комбинируют методы искусственных нейронных сетей и систем на нечеткой логике [4]. Нейро-нечеткие системы являются комбинацией лингвистического стиля рассуждений нечетких систем с обучением и структурой нейронных сетей.

### Адаптивная нейро-нечеткая сеть ANFIS

Адаптивная нейро-нечеткая сеть (система вывода) ANFIS (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System) является гибридной многослойной искусственной нейронной сетью специальной структуры без обратных связей [5]. Значения входов, выходов и синаптических весов гибридной нейронной сети представляют собой вещественные числа на отрезке  $[0, 1]$ .

Адаптивная сеть ANFIS по своим функциям является аналогом системы нечеткого вывода [6]. Сеть ANFIS использует гибридный алгоритм обучения. Нейроны в сети ANFIS имеют различную структуру и назначение, соответствующие системе нечеткого вывода и реализующие основные этапы ее работы:

- фаззификация (введение нечеткости) с помощью функций принадлежности входных переменных – первый слой нейронов сети (Слой 1);
- агрегирование (определение степени истинности условий) с помощью обработки базы нечетких лингвистических правил – второй слой нейронов сети (Слой 2);
- активизация (определение степеней истинности высказываний) путем нормализации уровней активации нечетких правил – третий слой нейронов сети (Слой 3);
- аккумуляция (объединение степеней истинности) с помощью функций принадлежности выходных переменных – четвертый слой нейронов сети (Слой 4);
- дефаззификация (переход к четкости) с получением четкого значения выходной переменной – пятый слой нейронов сети (Слой 5).

Схема адаптивной нейро-нечеткой сети ANFIS представлена на рис. 1.

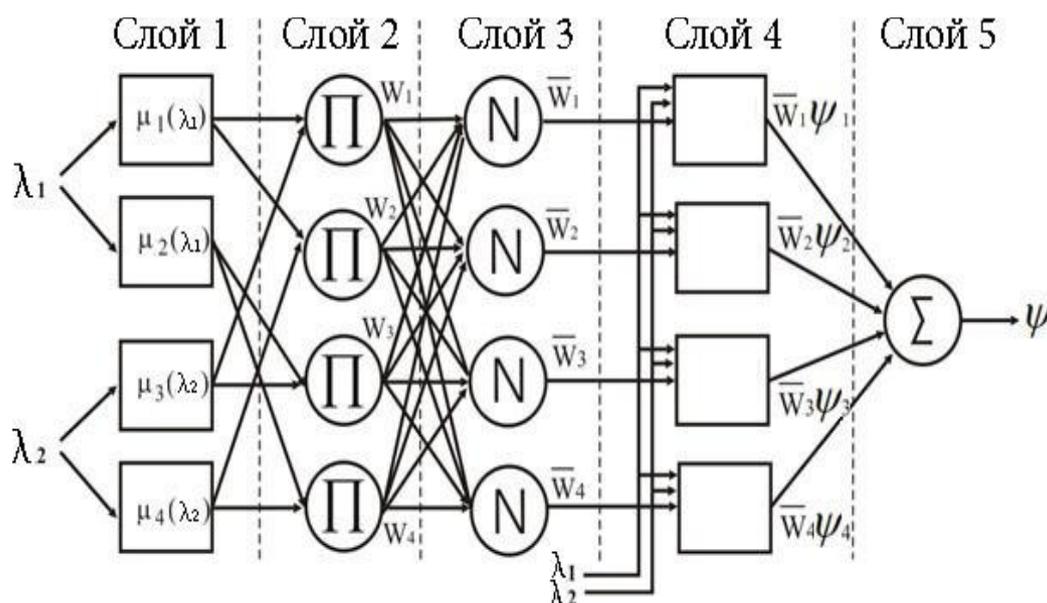


Рис. 1. Адаптивная нейро-нечеткая сеть (система нечеткого вывода) ANFIS

Первый адаптивный слой сети ANFIS содержит нейроны, которые вычисляют значения функций принадлежности входных переменных  $\mu_i(\lambda_1)$  и  $\mu_j(\lambda_2)$ , где  $\lambda_1$  и  $\lambda_2$  – входные переменные,  $i=1, 2$  и  $j=3, 4$ . Адаптивность слоя достигается путем подбора типа функций принадлежности входных переменных.

Второй фиксированный слой сети ANFIS содержит нейроны, которые вычисляют произведения полученных на первом слое значений функций принадлежности:

$$W_i = \mu_i(\lambda_1) * \mu_j(\lambda_2),$$

где  $W_i$  – синаптические веса сети.

Третий фиксированный слой сети ANFIS содержит нейроны, которые вычисляют нормированные уровни активации нечетких правил:

$$W_{cp\ i} = W_i / (W_1 + W_2 + W_3 + W_4).$$

Четвертый адаптивный слой сети ANFIS содержит нейроны, которые вычисляют значения функций принадлежности выходных переменных, а также произведения значений синаптических весов и функций принадлежности:

$$W_{cp\ i} * \psi_i = W_{cp\ i} * \psi_i(\lambda_1, \lambda_2, a_i, b_i, c_i),$$

где  $\psi_i$  – значения функций принадлежности выходных переменных,  $a_i, b_i, c_i$  – параметры функций принадлежности. Адаптивность слоя достигается путем подбора типа функций принадлежности выходных переменных.

Пятый фиксированный слой сети ANFIS содержит нейрон, который вычисляет сумму произведений значений функций принадлежности выходных переменных и синаптических весов:  $\sum (W_{cp\ i} * \psi_i)$ .

В качестве алгоритма обучения адаптивной нейро-нечеткой сети ANFIS предлагается алгоритм, состоящий из двух этапов [7]:

– первый этап (прямой ход алгоритма): задаем начальные значения параметров первого адаптивного слоя, производим вычисления на втором и третьем слое, определяем параметры четвертого адаптивного слоя и вычисляем значение функции ошибки. Если значение функции ошибки находится в допустимых пределах, то обучение адаптивной нейро-нечеткой сети ANFIS закончено, иначе переходим ко второму этапу;

– второй этап (обратный ход алгоритма): с помощью метода обратного распространения ошибки уточняем параметры первого адаптивного слоя.

### Компьютерное моделирование системы автоматического управления

Компьютерная модель системы автоматического управления включает в себя систему охлаждения и автоматическое управляющее устройство (система управления) на основе искусственной гибридной нейронной сети в виде адаптивной нейро-нечеткой системы вывода ANFIS.

Система охлаждения включает в себя бак с охлаждающей жидкостью. Система управления поддерживает требуемый уровень жидкости в баке путем регулирования степени открытия клапана, размещенного на трубопроводе, подводящем охлаждающую жидкость в бак. Вытекание жидкости из бака происходит самотеком. Задаются высота и площадь горизонтального сечения бака, а также площадь поперечного сечения отводящего трубопровода.

В системе управления расходом охлаждающей жидкости входными переменными являются переменные «уровень» и «изменение уровня», а выходной переменной – переменная «клапан». Фаззификация входной переменной «уровень» на пять термов: «очень низкий», «низкий», «нормальный», «высокий», «очень высокий» и входной переменной «изменение уровня» на пять термов: «уменьшается быстро», «уменьшается медленно», «не меняется», «увеличивается медленно», «увеличивается быстро», осуществляется с помощью функций принадлежности  $\mu(x)$  типа кривой Гаусса, представленных на рис. 2.

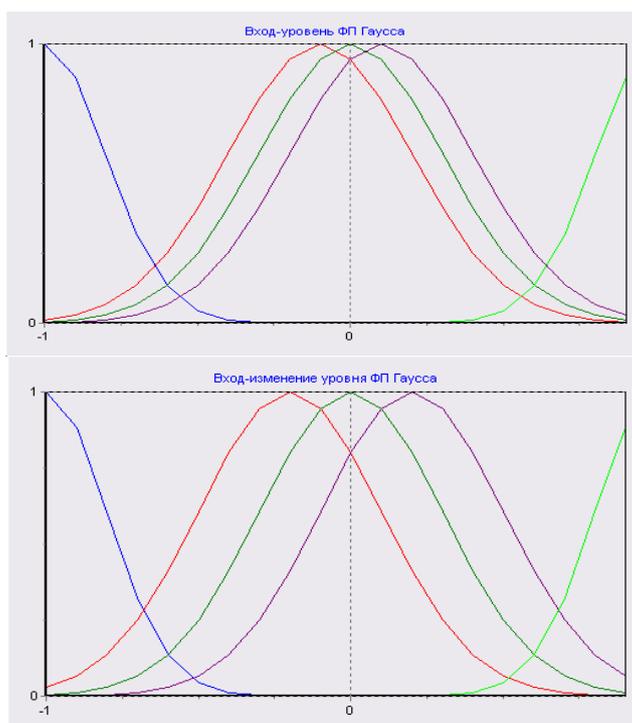


Рис. 2. Фаззификация входных переменных

Фаззификация выходной переменной клапан на пять термов: «открывать быстро», «открывать медленно», «не трогать», «закрывать медленно», «закрывать быстро», осуществляется с помощью треугольных функций принадлежности (рис. 3).

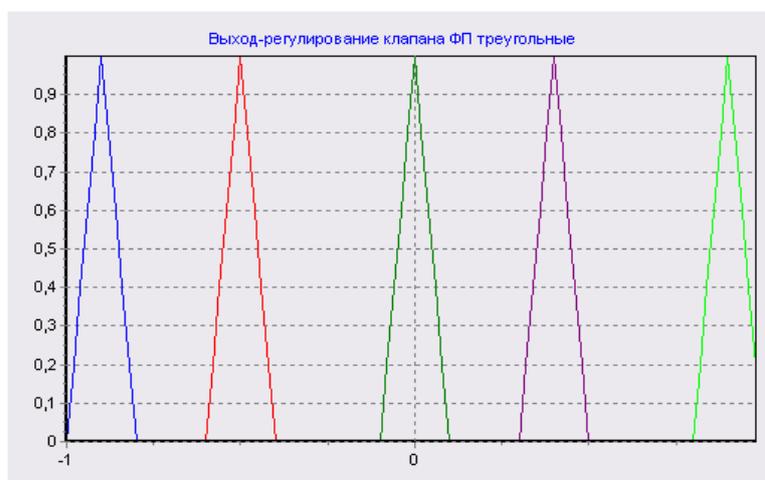


Рис. 3. Фаззификация выходной переменной

Адаптивная нейро-нечеткая сеть (система вывода) ANFIS была реализована в виде программы для ЭВМ, интерфейс которой представлен на рис. 4.

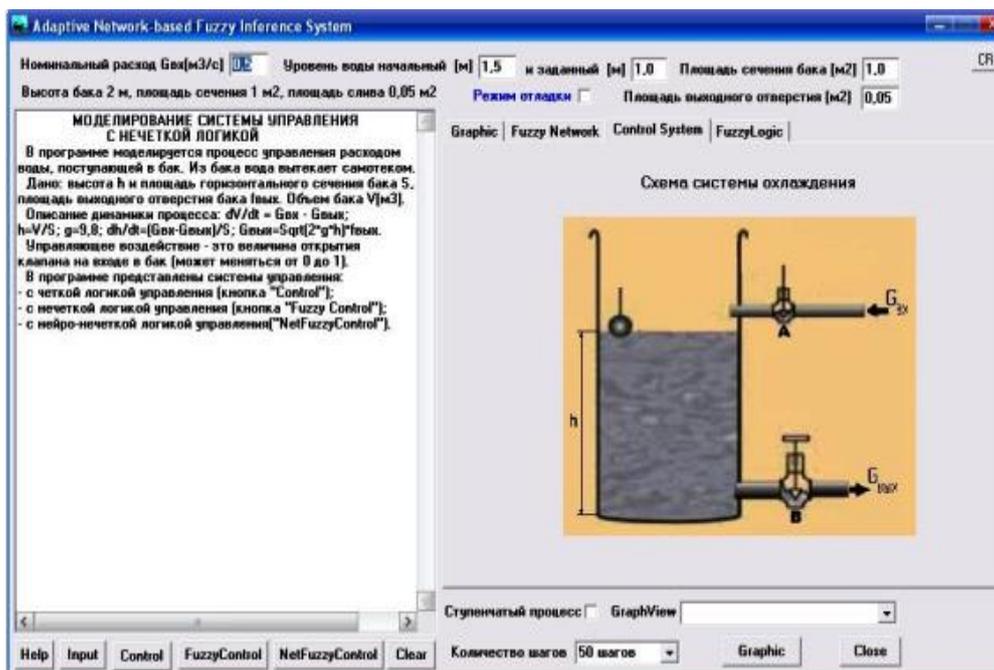


Рис. 4. Интерфейс программы нечеткого управления

Программа позволяет производить моделирование процесса управления расходом жидкости в четырех режимах: управление отключено, четкое управление, нечеткое управление [7] и нейро-нечеткое управление.

В результате моделирования переходных процессов изменения высоты уровня жидкости в баке в зависимости от модельного времени были получены значения высоты уровня для различных значений начального  $H_0$  и требуемого  $H_z$  уровней жидкости. На рис. 5 представлены

переходные процессы изменения высоты уровня жидкости в баке в зависимости от модельного времени для отключенного управления (самотек – слева) и четкого управления (справа).

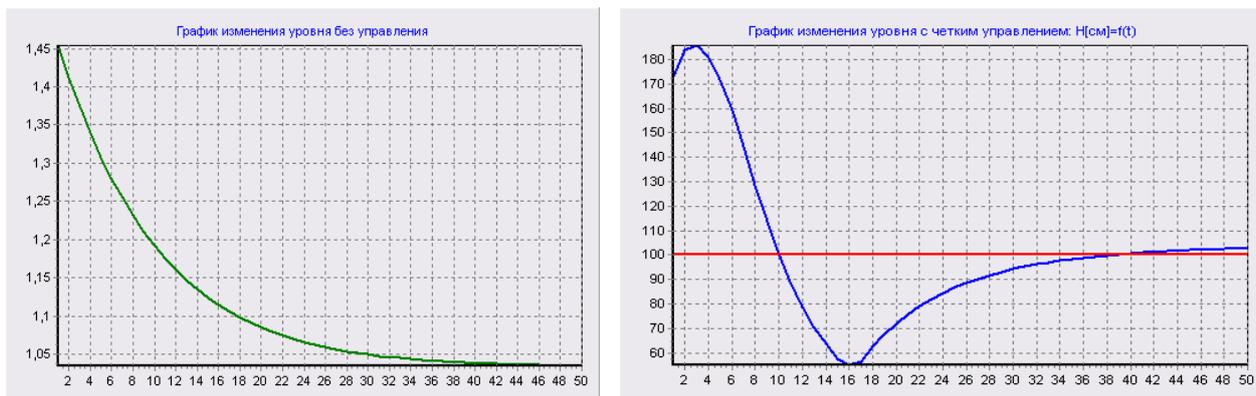


Рис. 5. Переходные процессы управления уровнем жидкости

На рис. 6–8 представлены результаты расчетов для четкого, нечеткого и нейро-нечеткого управления соответственно при значении начального уровня жидкости в баке  $H_0=1,5$  м и ступенчатом изменении требуемого уровня жидкости  $H_z$  от 0,8 м до 1,2 м.

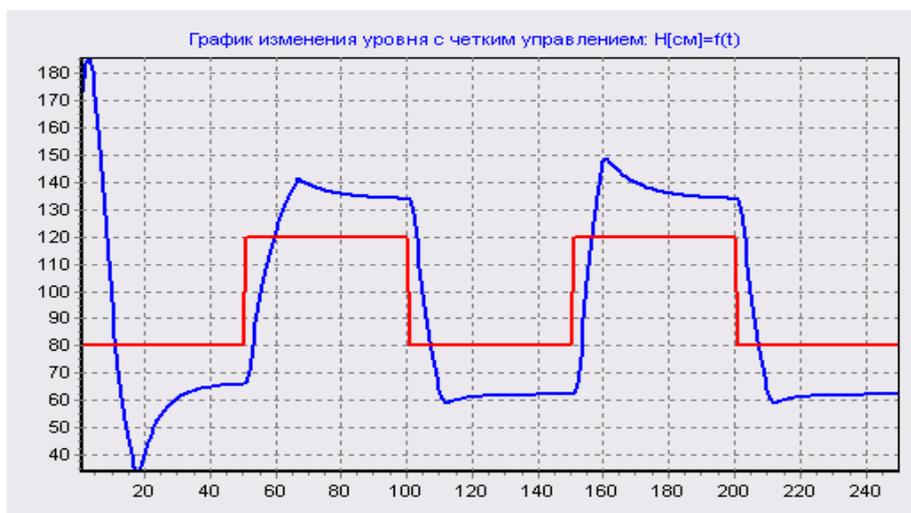


Рис. 6. Переходный процесс для четкого управления

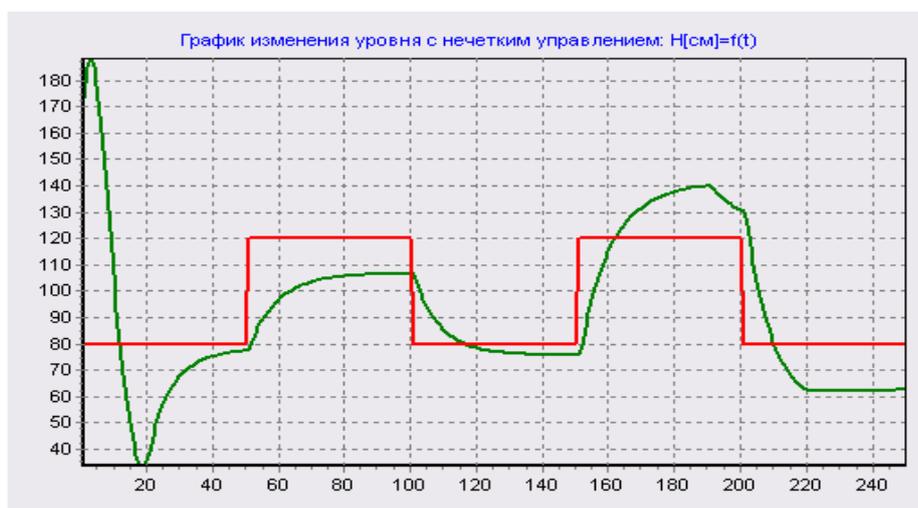


Рис. 7. Переходный процесс для нечеткого управления



Рис. 8. Переходный процесс для нейро-нечеткого управления

Для сравнения качества управления во всех трех режимах управления (четкое, нечеткое и нейро-нечеткое управление) было произведено наложение графиков переходных процессов для этих режимов, представленное на рис. 9, 10.

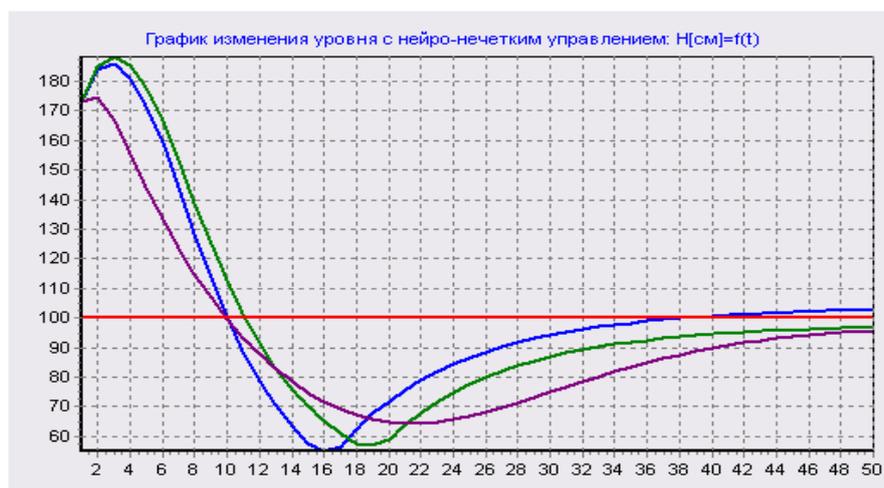


Рис. 9. Переходные процессы для  $H_z=100$  см

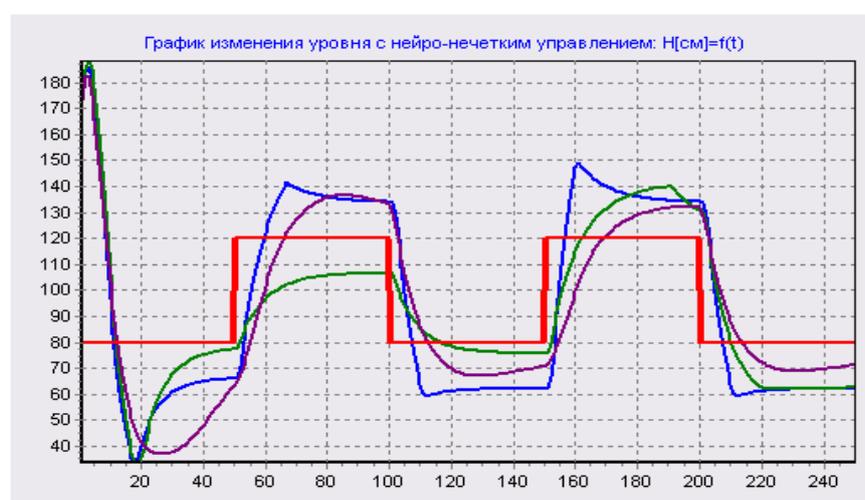


Рис. 10. Переходные процессы для ступенчатого изменения требуемого уровня жидкости ( $H_z=80$  см и  $H_z=120$  см)

Как видно из представленных графиков переходных процессов управления, качество управления (длительность переходного процесса и максимальное отклонение управляемой величины) для рассматриваемых типов управления (четкое, нечеткое и нейро-нечеткое) приблизительно одинаковое.

Автоматические системы управления могут быть реализованы как на основе традиционных четких подходов, например на основе ПИД-регуляторов, так и на основе нечеткой логики и искусственных нейронных сетей, причем нейронные сети могут быть использованы как для настройки параметров четких систем управления (например, ПИД-регуляторов), так и в качестве систем управления на основе нечетких нейронных сетей, комбинирующих методы искусственных нейронных сетей и систем на нечеткой логике.

### **Литература**

1. Гриняев С. Нечеткая логика в системах управления. М.: Лори, 2001.
2. Гасфилд Д. Информатика и вычислительная биология. СПб.: БХВ-Петербург, 2003.
3. Лабинский А.Ю., Афонин П.Н. К вопросу создания эффективных систем автоматического управления. СПб.: Науч.-аналит. журн. «Вестник С.-Петерб. ун-та ГПС МЧС России». 2017. № 2. С. 100–106.
4. Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. Нечеткие модели и сети. М.: Горячая линия – Телеком, 2007.
5. Рогозин О.В. Оценка проекта с использованием нейро-нечеткого адаптивного комплекса // Вестник МГТУ. Сер.: Приборостроение. 2012.
6. Лабинский А.Ю. Моделирование системы нечеткого вывода // Природные и техногенные риски (физико-математические и прикладные аспекты). 2016. № 2 (18). С. 5–10.
7. Гвоздик М.И., Лабинский А.Ю. К вопросу использования нечеткого моделирования и управления // Природные и техногенные риски (физико-математические и прикладные аспекты). 2015. № 3 (15). С. 5–10.

### **References**

1. Grinyaev S. Nechetkaya logika v sistemah upravleniya. M.: Lori, 2001.
2. Gasfild D. Informatika i vychislitel'naya biologiya. SPb.: BHV-Peterburg, 2003.
3. Labinskij A.Yu., Afonin P.N. K voprosu sozdaniya ehffektivnyh sistem avtomaticheskogo upravleniya. SPb.: Nauch.-analit. zhurn. «Vestnik S.-Peterb. un-ta GPS MCHS Rossii». 2017. № 2. S. 100–106.
4. Borisov V.V., Kruglov V.V., Fedulov A.S. Nechetkie modeli i seti. M.: Goryachaya liniya – Telekom, 2007.
5. Rogozin O.V. Ocenka proekta s ispol'zovaniem nejro-nechetkogo adaptivnogo kompleksa // Vestnik MGTU. Ser.: Priborostroenie. 2012.
6. Labinskij A.Yu. Modelirovanie sistemy nechetkogo vyvoda // Prirodnye i tekhnogennye riski (fiziko-matematicheskie i prikladnye aspekty). 2016. № 2 (18). S. 5–10.
7. Gvozdik M.I., Labinskij A.Yu. K voprosu ispol'zovaniya nechetkogo modelirovaniya i upravleniya // Prirodnye i tekhnogennye riski (fiziko-matematicheskie i prikladnye aspekty). 2015. № 3 (15). S. 5–10.