

УДК 681.328+518.5

## ПРОДВИНУТЫЕ МОДЕЛИ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ В СИСТЕМЕ УМНОГО ДОМА

<sup>1</sup> *Зайнидинов Х.Н.*, <sup>2\*</sup> *Ходжаева Д.Ф.*, <sup>2</sup> *Хурамов Л.Я.*

\*pricd@mail.ru

<sup>1</sup>Ташкентский университет информационных технологий имени Мухаммада-ал-Хоразми, 100202, Узбекистан, Ташкент, ул. Амира Темура, 108;<sup>2</sup>Самаркандский государственный университет, 140104, Узбекистан, г. Самарканд, бул. Университетский, 15.

В данной работе предоставляется усовершенствованная модель управления для управления температурой и уровнем воды в системах умного дома. Предложенная модель объединяет адаптивные сплайны, фильтры Кальмана, динамически настраиваемый ПИД-регулятор и нейро-нечеткую систему управления. Цель состоит в том, чтобы повысить эффективность и точность системы в режиме реального времени. Математические модели предоставляются вместе с подробным пошаговым решением. Проведённый анализ включает в себя различные методы обработки ошибок и сравнение результатов с помощью таблиц и графиков.

**Ключевые слова:** адаптивные сплайны, фильтр Кальмана, ПИД-регулятор, нечеткая логика, нейро-нечеткое управление, регулирование температуры, регулирование уровня воды.

**Цитирование:** *Зайнидинов Х.Н., Ходжаева Д.Ф., Хурамов Л.Я.* Продвинутые модели обработки сигналов в системе умного дома // Проблемы вычислительной и прикладной математики. – 2024. – № 5(61). – С. 91-106.

### 1 Введение

На сегодняшний день технологии умного дома развиваются очень стремительно и становятся самым актуальным в эффективном управлении энергопотребления и экономии ресурсов. Несмотря на это, существует множество проблем в области контроля температуры и уровня воды, которые играют важную роль в системах отопления, горячего водоснабжения и хранения. Данные проблемы особенно заметны из-за изменений окружающей среды, нехватки энергии и растущего спроса на уровень жизни людей. Одним из наиболее актуальных вопросов в мире является энергоэффективность. Системы отопления, которые регулируют температуру и уровень воды в жилых домах потребляют большую часть покупной энергии. Если системы плохо оптимизированы то, это приводит к чрезмерному потреблению электроэнергии, что в свою очередь способствует глобальным энергетическим кризисам и увеличению углеродного следа в атмосфере. Поэтому очень важно спроектировать такие системы, которые максимально уменьшат потребление энергии, сохранив комфорт и функциональность.

А плохой контроль уровня воды в резервуарах часто приводит к потерям или нехваткам, нарушая повседневную жизнь и этим способствует глобальному водному кризису. Эффективные системы умного дома должны обеспечивать оптимизированное использование воды за счёт точного контроля уровня воды в резервуарах, сокращая потери и предотвращая переполнение или недолив резервуаров. Это особенно важно в местах, где люди нагревают и хранят воду, так как тепловые потери и неэффективные методы заполнения могут привести к огромным потерям ресурсов.

Быстрое распространение Интернета вещей (IoT) создало проблемы при обработке огромных объемов данных с датчиков в режиме реального времени. В традиционных системах управления, таких как ПИД-регуляторы, шум датчиков, задержки связи и внешние помехи влияют на производительность системы. По мере того, как эти системы работают во все более динамичных условиях, их ограничения становятся все более очевидными, что приводит к нестабильности, неэффективности и низкой производительности в критически важных задачах, таких как регулирование температуры и контроль уровня воды.

Для решения этих глобальных проблем растет спрос на передовые, интеллектуальные модели управления, способные адаптироваться как к экологическим, так и к технологическим неопределенностям. Традиционным методам управления, включая ПИД-регуляторы и базовую нечеткую логику, часто не хватает необходимой гибкости и точности для решения сложных задач, возникающих в реальных условиях. Чтобы преодолеть эти ограничения, современные системы управления должны интегрировать адаптивные, помехоустойчивые и основанные на обучении методы. Усовершенствованные модели, такие как адаптивные сплайны, фильтры Кальмана и нейро нечеткие системы которые в свою очередь могут динамически приспосабливаться к изменяющимся условиям, отфильтровывая шум и обеспечивая поддержание температуры и уровня воды в оптимальных диапазонах. Эти системы могут обеспечивать корректировки в режиме реального времени, снижать потребление энергии и предотвращать потери воды, тем самым решая ключевые глобальные проблемы.

Для написания этой статьи были изучены некоторые книги и статьи великих учёных таких как: Gene F. Franklin, J. Da Powell, и Abbas Emami-Naeini «Feedback Control of Dynamic Systems» [1] Richard L. Burden and J. Douglas Faires «Numerical Analysis» [2] различные учебники по системам управления, которые углубляются в историю, преимущества и ограничения ПИД-регуляторов, в том числе в приложениях для отопления и контроля уровня воды в жилых системах, исследовательские работы по методам управления на основе сплайнов, особенно те, которые сосредоточены на адаптивных сплайнах для корректировки сигнала в реальном времени, научные статьи и статьи по применению фильтров Кальмана в системах управления [3], [4] особенно для фильтрации зашумленных данных датчиков в средах IoT, Piero P. Bonissone. «*Neuro-Fuzzy Control Systems: A Survey and New Algorithms*» [5] в которой обсуждается слияние нейронных сетей и нечеткой логики для динамического обучения в системах управления.

## 2 Методы

Предложенная модель объединяет четыре ключевых компонента: адаптивные сплайны, фильтр Кальмана [6], ПИД-регулятор с динамической регулировкой и нейро-нечеткое управление. Каждый компонент вносит свой вклад в надежность системы управления, обеспечивая оптимизацию в режиме реального времени для контроля температуры и уровня воды в умных домах. Расчеты и моделирование выполнены с использованием Python и библиотек NumPy и SciPy, а визуализация – с помощью Matplotlib. Валидация модели включает сравнение с традиционными методами моделирования и оценку точности и устойчивости.

### 2.1 Адаптивные сплайны для сглаживания управляющего сигнала

При управлении динамическими системами, особенно в умных домах [9], [10], где температура и уровень воды колеблются, чтобы избежать резких изменений, которые могут привести к нестабильности системы, сглаживание сигналов управления

имеет решающее значение. Сплайны представляют собой мощный инструмент для этой цели, обеспечивающий плавную интерполяцию между контрольными точками. Адаптивные сплайны динамически регулируют свои параметры на основе данных датчиков в режиме реального времени, обеспечивая более стабильную и точную реакцию управления.

Пусть управляющий сигнал будет представлен как  $u(t)$  где  $t$  это время. Нам нужно построить функцию сплайна  $S(t)$  которая аппроксимирует  $u(t)$ , обеспечивая плавность и непрерывность сигнала управления.

*Представление сплайна.*

Сплайновая функция  $S(t)$  представлена в виде кусочно-полиномиальной функции, которая определяется в интервалах. Кубический сплайн  $S(t)$  на каждом интервале  $[t_i, t_{i+1}]$  может быть записана в следующем виде:

$$S(t) = a_i(t - t_i)^3 + b_i(t - t_i)^2 + c_i(t - t_i) + d_i, \quad t \in [t_i, t_{i+1}], \quad (1)$$

где  $a_i, b_i, c_i, d_i$  – это коэффициенты сплайна для  $i$ -го интервала и  $t_i$  -точки узлов, соответствующие времени или измерениям датчиков ([8], [10], [12]).

*Граничные условия и условия непрерывности*

Для обеспечения плавности управляющего сигнала на сплайн накладываются следующие условия:

1. *Непрерывность:* Функция сплайна должна быть непрерывной в точках узла. Это приводит к состоянию:

$$S(t_i^+) = S(t_i^-), \quad \forall i. \quad (2)$$

2. *Гладкость:* Первая и вторая производные сплайна также должны быть непрерывными в точках узла:

$$S'(t_i^+) = S'(t_i^-), \quad \forall i, \quad (3)$$

$$S''(t_i^+) = S''(t_i^-), \quad \forall i. \quad (4)$$

3. *Граничные условия* применяются чтобы избежать переобучения и обеспечить плавную аппроксимацию. Распространенными вариантами являются условия естественного сплайна, где вторая производная на границах равна нулю:

$$S''(t_0) = 0, \quad S''(t_n) = 0. \quad (5)$$

Теперь рассчитаем коэффициенты сплайна.

Даны  $n + 1$  узловых точек  $\{t_0, t_1, \dots, t_n\}$  и соответствующие измерения датчиков  $\{u(t_0), u(t_1), \dots, u(t_n)\}$ , мы можем вычислить коэффициенты сплайна, построив и решив систему линейных уравнений.

Пусть  $h_i = t_{i+1} - t_i$  представляет собой расстояние между последовательными узловыми точками. Вторая производная сплайна в каждой узловой точке может быть вычислена следующим образом:

$$S''(t_i) = \frac{6}{h_i} \left( \frac{u(t_{i+1}) - u(t_i)}{h_i} - \frac{u(t_i) - u(t_{i-1}))}{h_{i-1}} \right), \quad \forall i = 1, 2, \dots, n - 1. \quad (6)$$

Это приведёт к трёх диагональной системе уравнений для вторых производных  $S''(t_i)$ , которая может быть решена с помощью численных методов, таких как исключение Гаусса или специализированные алгоритмы для трёх диагональных систем.

Как только будут известны вторые производные ([14], [15]), коэффициенты сплайна  $a_i, b_i, c_i, d_i$  могут быть определены путем решения системы:

$$a_i = \frac{S''(t_{i+1}) - S''(t_i)}{6h_i}, \quad (7)$$

$$b_i = \frac{S''(t_i)}{2}, \quad (8)$$

$$c_i = \frac{u(t_{i+1}) - u(t_i)}{h_i} - \frac{h_i}{6} (S''(t_{i+1}) + 2S''(t_i)), \quad (9)$$

$$d_i = u(t_i). \quad (10)$$

В адаптивной сплайн-системе на основе данных датчиков в режиме реального времени коэффициенты  $a_i, b_i, c_i$  и  $d_i$  динамически обновляются. Это гарантирует, что сплайн может подстраиваться под изменения управляющего сигнала, сглаживая отклик без чрезмерной реакции на шум.

## 2.2 Фильтр Кальмана для шумоподавления

Фильтр Кальмана используется для оценки истинного сигнала управления  $u(t)$  из измерений шума с датчика  $\tilde{u}(t_i)$  где шум обозначается как  $\eta(t_i)$ . Измерение шума в дискретных временных точках моделируются как:

$$\tilde{u}(t_i) = u(t_i) + \eta(t_i). \quad (11)$$

На практике данные датчиков часто искажаются шумом, что может привести к неточным решениям по управлению. Чтобы получить более точную оценку истинного управляющего сигнала перед применением модели адаптивного сплайна важно отфильтровать зашумленные данные. Фильтр Кальмана предлагает оптимальную оценку  $\hat{u}(t_i)$  этой проблемы, предоставляя рекурсивный метод для оценки состояния системы по зашумленным измерениям. Комбинируя адаптивные сплайны с фильтром Кальмана, мы можем обеспечить плавную и точную генерацию управляющих сигналов даже в шумной среде. Такой гибридный подход значительно повышает производительность систем умного дома, особенно в приложениях для контроля температуры и уровня воды.

Фильтр Кальмана работает путем прогнозирования состояния системы, а затем корректирует этот прогноз с помощью новых данных датчиков. Процесс включает в себя два основных этапа: прогнозирование и обновление.

*Шаг прогнозирования.*

*Прогноз состояния:* прогнозируемое состояние в определенный момент времени  $t_i$ ,  $u(t_i)$  вычисляется на основе предыдущей оценки  $u(t_{i-1})$ :

$$\hat{u}_{k|k-1}(t_i) = A\hat{u}_{k-1|k-1}(t_{i-1}) + Bu(t_i), \quad (12)$$

тут  $A$  — матрица переходов состояний и  $B$  — управляющая входная матрица.  $\hat{u}_{k|k-1}(t_i)$  — это прогнозируемая оценка управляющего сигнала перед включением последнего измерения.

*Ковариационное предсказание:* ковариационная матрица ошибок  $P_{k|k-1}$  также прогнозируется, где  $P_{k-1|k-1}$  — ковариация ошибки на предыдущем временном шаге, и  $Q$  — ковариация шума процесса:

$$P_{k|k-1} = AP_{k-1|k-1}A^T + Q. \quad (13)$$

*Шаг обновления.*

*Коэффициент усиления Кальмана:* вычисляется коэффициент усиления Кальмана  $K_k$ , который определяет, насколько новое измерение  $\tilde{u}(t_i)$  влияет на обновленную оценку.  $H$  — это матрица измерения, которая связывает истинное состояние с наблюдаемым измерением, а  $R$  — это ковариация шума измерения:

$$K_k = P_{k|k-1}H^T(H P_{k|k-1}H^T + R)^{-1}. \quad (14)$$

*Обновление состояния:* обновленная оценка  $\hat{u}_{k|k}$  получается путем корректировки прогнозируемого состояния с помощью нового измерения  $\tilde{u}(t_i)$ . Коррекция основана на разнице между фактическим измерением и прогнозируемым измерением  $H\hat{u}_{k|k-1}$ :

$$\hat{u}_{k|k}(t_i) = \hat{u}_{k|k-1}(t_i) + K_k(\tilde{u}(t_i) - H \hat{u}_{k|k-1}(t_i)). \quad (15)$$

*Обновление ковариации:* результатом шага обновления является скорректированная оценка  $\hat{u}_{k|k}(t_i)$ , который является улучшенной оценкой управляющего сигнала  $u(t_i)$  по времени  $(t_i)$

*Применение к системам управления.*

После получения оценки с фильтрацией Кальмана  $\hat{u}_{k|k}(t_i)$ , в процессе интерполяции сплайна она используется вместо зашумленных измерений  $\tilde{u}(t_i)$ . Целью адаптивной сплайновой структуры является построение гладкой функции  $S(t)$ , которая аппроксимирует истинный сигнал управления  $u(t)$  в каждый момент времени  $(t_i)$ .

Функция сплайна  $S(t)$  определяется как:

$$S(t) = \sum_{i=0}^n a_i B_i(t). \quad (16)$$

Здесь  $B_i(t)$  — базисные функции сплайна, а  $a_i$  — сплайн коэффициенты, зависящие от отфильтрованных по Кальману оценок  $\hat{u}_{k|k}(t_i)$ . Интерполяция сплайна должна удовлетворит условие:

$$S(t_i) = \hat{u}_{k|k}(t_i) \text{ для всех } i = 0, 1, 2, \dots, n.$$

Это условие гарантирует, что сплайн пройдет через отфильтрованные значения управляющего сигнала в токах узла  $(t_i)$ . Вычислим  $a_i$  коэффициенты сплайна, решив следующую систему уравнений:

$$S(t_i) = a_0 B_0(t_i) + a_1 B_1(t_i) + \dots + a_n B_n(t_i) = \hat{u}_{k|k}(t_i). \quad (17)$$

Эта система основана на отфильтрованных значениях  $\hat{u}_{k|k}(t_i)$ , гарантируя что сплайн плавно интерполирует управляющий сигнал с понижением шума. Полное уравнение для адаптивного сплайна, включающего управляющий сигнал с фильтрацией по Кальману, выглядит следующим образом:

$$S(t) = \sum_{i=0}^n a_i B_i(t), \quad (18)$$

где каждый  $a_i$  коэффициент сплайна определяется по отфильтрованному управляющему сигналу  $\hat{u}_{k|k}(t_i)$ :

$$S(t_i) = \hat{u}_{k|k}(t_i) \text{ для всех } i = 0, 1, 2, \dots, n.$$

Таким образом, уравнение, связывающее отфильтрованный по Кальману управляющий сигнал и сплайн-функцию, имеет вид:

$$S(t_i) = \sum_{i=0}^n a_i(\hat{u}_{k|k}(t), \hat{u}_{k|k}(t_1), \dots, \hat{u}_{k|k}(t_n))B_i(t). \quad (19)$$

Это уравнение показывает прямую зависимость между отфильтрованным управляющим сигналом  $u(t)$  и адаптивным сплайном, который используется для сглаживания управляющего сигнала в системе умного дома.

### 2.3 ПИД-регулятор с динамической регулировкой

Поскольку фильтр Кальмана обеспечивает управляемые сигналы с пониженным уровнем шума, а сплайн обеспечивает плавность хода, следующим шагом является установка ПИД-регулятора. ПИД-регулятор динамически корректирует реакцию системы на изменения в окружающей среде. Выход сплайн-модели служит входом для ПИД-регулятора, который выполняет тонкую настройку управляющего сигнала на основе отклонений от желаемого заданного значения.

*Стандартный ПИД-регулятор описывается следующим уравнением:*

$$u_{PID}(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt}, \quad (20)$$

где:

1.  $u_{PID}(t)$  — управляющее воздействие в момент времени  $t$ ,
2.  $e(t) = u_{setpoint}(t) - u(t)$  — ошибка регулирования, разность между заданным значением  $u_{setpoint}(t)$  и фактической переменной процесса  $u(t)$
3.  $K_p$  — пропорциональный коэффициент,  $K_i$  — интегральный коэффициент,  $K_d$  — дифференциальный коэффициент.

ПИД-регулятор работает путем комбинации трех корректирующих действий:

1. Пропорциональная составляющая (П-составляющая):  $K_p e(t)$  — это пропорциональная составляющая, которая реагирует на текущую ошибку. Чем больше ошибка, тем сильнее управляющее воздействие.
2. Интегральная составляющая (И-составляющая):  $K_i \int_0^t e(\tau) d\tau$  — интегральная составляющая, которая учитывает накопленную во времени ошибку. Это помогает устранить систематические отклонения от заданной температуры.
3. Дифференциальная составляющая (Д-составляющая):

$K_d \frac{de(t)}{dt}$  — это дифференциальная составляющая, которая реагирует на скорость изменения ошибки, что позволяет предсказывать и корректировать будущие изменения температуры.

Итак, данный регулятор считается очень важным составляющим в системе умного дома, который позволяет обеспечивать точное и стабильное поддержание заданной температуры при разных вариантах использования.

В динамических системах, таких как управление температурой или уровнем воды в умных домах, рабочие условия могут быстро меняться [17], [18]. Чтобы справиться с этим, коэффициенты усиления  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$  должны динамически корректироваться на основе поведения системы в реальном времени. Это особенно важно в средах, где внешние факторы, такие как внезапные изменения в использовании воды или температуре окружающей среды, могут кардинально повлиять на производительность

системы. Для реализации динамической регулировки мы вводим изменяющиеся во времени коэффициенты усиления ПИД:

$$K_p(t) = f_p(e(t), \dot{e}(t)), \quad (21)$$

$$K_i(t) = f_i(e(t), \dot{e}(t)), \quad (22)$$

$$K_d(t) = f_d(e(t), \dot{e}(t)). \quad (23)$$

Здесь  $f_p$ ,  $f_i$ ,  $f_d$  – это функции, которые адаптируют усиление на основе текущей ошибки  $e(t)$  и производной ошибки  $\dot{e}(t) = \frac{de(t)}{dt}$ .

Эти функции могут быть спроектированы на основе системной эвристики или алгоритмов оптимизации, которые обеспечивают стабильность системы и оптимальную производительность в изменяющихся условиях. Регулировка этих приростов в режиме реального времени улучшает способность контроллера реагировать как на постепенные, так и на быстрые изменения переменной процесса. Тогда динамически корректируемое уравнение ПИД-контроля принимает вид:

$$u_{PID}(t) = K_p(t)e(t) + K_i(t) \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d(t) \frac{de(t)}{dt}. \quad (24)$$

Это уравнение показывает, как ПИД-регулятор адаптируется в режиме реального времени к изменениям в поведении системы, обеспечивая более надежный и отзывчивый механизм управления.

## 2.4 ПИД-регулятор с фильтром Кальмана и интеграцией сплайнов

ПИД-регулятор использует отфильтрованный и сглаженный сигнал управления  $S(t)$  из фильтра Кальмана и адаптивной сплайновой модели в качестве переменной процесса  $u(t)$  в своем расчете ошибки. Таким образом, ошибка становится:

$$e(t) = u_{setpoint}(t) - S(t), \quad (25)$$

1.  $u_{setpoint}(t)$  – желаемое значение управляющего сигнала (например, желаемая температура или уровень воды)
2.  $S(t)$  – управляющий сигнал со сплайн интерполяцией и фильтрацией шума.

Далее для генерации окончательного управляющего сигнала, динамически настраиваемый ПИД-регулятор обрабатывает эту ошибку:

$$u_{final}(t) = K_p(t)(u_{setpoint}(t) - S(t)) + K_i(t) \int_0^t (u_{setpoint}(\tau) - S(\tau)) d\tau + K_d(t) \frac{d(u_{setpoint}(t) - S(t))}{dt}. \quad (26)$$

Этот финальный управляющий сигнал  $u_{final}(t)$  применяется к системе для регулировки температуры или уровня воды в режиме реального времени.

В то время как ПИД-регулятор обеспечивает надежную реакцию на динамику системы, он полагается на настройку параметров усиления  $K_p(t)$ ,  $K_i(t)$ ,  $K_d(t)$ . В условиях высокой динамичности ручная или эвристическая настройка этих параметров может оказаться недостаточной для обработки всех изменений.

## 2.5 Нейро-нечеткое управление для динамического обучения

Чтобы еще больше повысить адаптивность системы, мы интегрируем нейро-нечеткую систему управления, которая сочетает в себе возможности обучения нейронных сетей со свойствами нечеткой логики по обработке неопределенностей. Нейро-нечеткая система динамически обучается оптимальным управляющим действиям в режиме реального времени, обеспечивая дополнительный уровень надежности системы управления [16].

Известно что, нечеткая логика работает на нечетких множествах и нечётких правилах, позволяя принимать решения на основе лингвистических переменных, таких как, «низкий», «средний» или «высокий», для предоставления ошибки и её производной.

Система нечеткого вывода структурирована следующим образом:  $R_i$  : если  $e(t)$  является  $A_1^i$  и  $\dot{e}(t)$  является  $A_2^i$  то  $u_{fuzzy}(t)$  является  $B^i$ .

Здесь:

1.  $e(t) = u_{setpoint}(t) - S(t)$  – ошибка между заданным значением и сплайном управляющим сигналом,
2.  $\dot{e}(t) = \frac{d}{dt}e(t)$  – производная от ошибки (скорость изменения ошибки),
3.  $A_1^i$  и  $A_2^i$  – представляют собой нечёткие множества такие как, «низкий», «средний» или «высокий»,
4.  $B^i$  – это нечёткий вывод управляющего действия.

Результат нечеткого управления  $u_{fuzzy}(t)$  определяется набором правил "если-то", которые сопоставляют комбинации ошибки и ее производной с управляющими воздействиями.

Процесс нечеткого вывода включает в себя:

1. Фаззификация: Преобразование четких входных значений  $e(t)$  и  $\dot{e}(t)$  в степени принадлежности к нечётким множествам.
2. Оценка правил: Вычисление нечетких правил для определения нечетких выходных данных  $u_{fuzzy}(t)$ .
3. Дефаззификация: Преобразование нечеткого вывода обратно в четкий управляющий сигнал.

## 2.6 Нейронная сеть для адаптивного обучения

Нейро-нечеткая система использует нейронную сеть для обучения оптимального отображения между входами (ошибка и производная от ошибки) и выходным управляющим сигналом  $u_{neuro-fuzzy}(t)$ . Сеть динамически корректирует параметры нечетких множеств и правила для минимизации ошибки управления.

Пусть нейронная сеть имеет  $N$  слоев и веса  $W(l)$  на каждом уровне  $l$ . Выходные данные сети на уровне  $l$  равны:

$$z^{(l)} = f(W^{(l)}z^{(l-1)}),$$

где  $z^{(l-1)}$  это входные данные слоя  $l$ ,

$f(\cdot)$ - является активационной функцией,

$W^{(l)}$ - весовые матрицы, скорректированные во время обучения.

Нейросеть учится отображать ошибку  $e(t)$  и его производная  $\dot{e}(t)$  к оптимальному нечеткому управляющему сигналу  $u_{fuzzy}(t)$ . Минимизируя функцию затрат,

обычно квадрат ошибки между желаемым управляющим действием и фактическим выходом:

$$J(W) = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^T (u_{setpoint}(t_k) - u_{neuro-fuzzy}(t_k))^2. \quad (27)$$

Используя градиентный спуск или аналогичный алгоритм оптимизации [13], чтобы свести к минимуму функцию затрат, сеть корректирует веса  $W^{(l)}$  тем самым уточнив правила нечеткого управления с течением времени.

## 2.7 Общая нейро-нечеткая система управления

Нейро-нечеткий управляющий сигнал  $u_{neuro-fuzzy}(t)$  — это комбинация обученного ответа нейронной сети и системы, основанной на правилах нечеткой логики. Его можно выразить следующим образом:

$$u_{neuro-fuzzy}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(e(t), \dot{e}(t)) \cdot B^i, \quad (28)$$

1.  $\mu_i(e(t), \dot{e}(t))$  — представляет степень принадлежности входной ошибки  $e(t)$  и производная от ошибки  $\dot{e}(t)$  в нечеткие правила.
2.  $B^i$  — действие управления выводом для правила  $i$ .

В итоге для формирования окончательного управляющего сигнала, подаваемого на систему, нейро – нечёткий управляющий сигнал  $u_{neuro-fuzzy}(t)$  объединяется с динамически настраиваемым управляющим сигналом ПИД регулятора:

$$u_{final}(t) = \alpha u_{PID}(t) + \beta u_{neuro-fuzzy}(t), \quad (29)$$

где  $\alpha$  и  $\beta$  являются весовыми коэффициентами, определяющими вклад ПИД и нейро – нечётких регуляторов.

Благодаря интеграции нейро-нечеткой системы с ПИД-регулятором и сплайн-моделью с фильтрацией Кальмана, система управления получает возможность динамической адаптации и обучения на основе данных в режиме реального времени, обеспечивая превосходную производительность при обработке нелинейностей, шума и изменений окружающей среды.

## 3 Результаты исследования

### 3.1 Метрики оценки производительности

Для оценки эффективности работы системы управления используем следующие метрики:

1. Стационарная ошибка (SSE): Разница между желаемым заданным значением и фактическим значением после стабилизации системы.

$$SSE = \lim_{t \rightarrow \infty} |u_{setpoint}(t) - u_{actual}(t)|. \quad (30)$$

2. Время нарастания (RT): Время, необходимое системе для того, чтобы перейти от 10% к 90% от заданного значения.

$$RT = t_{90\%} - t_{10\%}. \quad (31)$$

3. Среднеквадратичная ошибка (RMSE): Величина, измеряющая разницу в среднем квадрате между фактическим управляющим сигналом и желаемым заданным значением с течением времени.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{k=0}^T (u_{setpoint}(t_k) - u_{actual}(t_k))^2}. \quad (32)$$

### *Контроль температуры*

Система протестирована на контроль температуры воды в умном доме. Желаемое заданное значение равно  $u_{setpoint} = 45^\circ C$ , а начальная температура равна  $u_{initial} = 35^\circ C$ . Во время испытания возникли такие помехи, как колебания температуры окружающей среды.

### 3.2 Сравнение систем управления

В данной работе мы сравнили три стратегии контроля:

1. Традиционный ПИД-регулятор
2. ПИД-регулятор с динамической регулировкой
3. Интегрированное нейро-нечеткое управление с ПИД

Основные результаты представлены в таблице 1.

**Табл. 1.** Показатели производительности для контроля температуры

<i>Стратегия управления</i>	<i>Традиционный ПИД</i>	<i>ПИД с динамической регулировкой</i>	<i>нейро-нечеткое управление с ПИД</i>
<i>SSE (°C)- стационарная ошибка</i>	0.8	0.3	0.05
<i>RT (с)- время нарастания</i>	30	22	18
<i>OS (%)- выброс</i>	12	6	2
<i>ST (с) время установления</i>	80	45	30
<i>RMSE (°C)- Среднеквадратичная ошибка</i>	0.9	0.4	0.1

Результаты показывают (табл. 1) следующее.

Стационарная ошибка (SSE): Интегрированная нейро-нечеткая система демонстрирует значительное улучшение в снижении SSE. SSE снижен до 0,05 °C, что указывает на высокую точность поддержания желаемой температуры.

Время нарастания (RT): Нейро-нечеткий регулятор обеспечивает самое быстрое время нарастания (18 секунд) по сравнению с 30 секундами для традиционного ПИД-регулятора. Это демонстрирует способность системы быстро достигать нужного заданного значения.

Выброс (OS): Выброс значительно сведен к минимуму с помощью нейро-нечеткой системы управления. Он достигает всего 2% выброса, в то время как традиционный ПИД-регулятор превышает выброс на 12%.

Время установления (ST): Система с нейро-нечетким регулятором стабилизируется за 30 секунд, что намного быстрее, чем при традиционном ПИД, на который уходит 80 секунд.

RMSE: Нейро-нечеткая система достигает самого низкого среднеквадратичного значения  $0,1^{\circ}\text{C}$ , что указывает на наилучшую общую производительность в минимизации ошибок с течением времени.

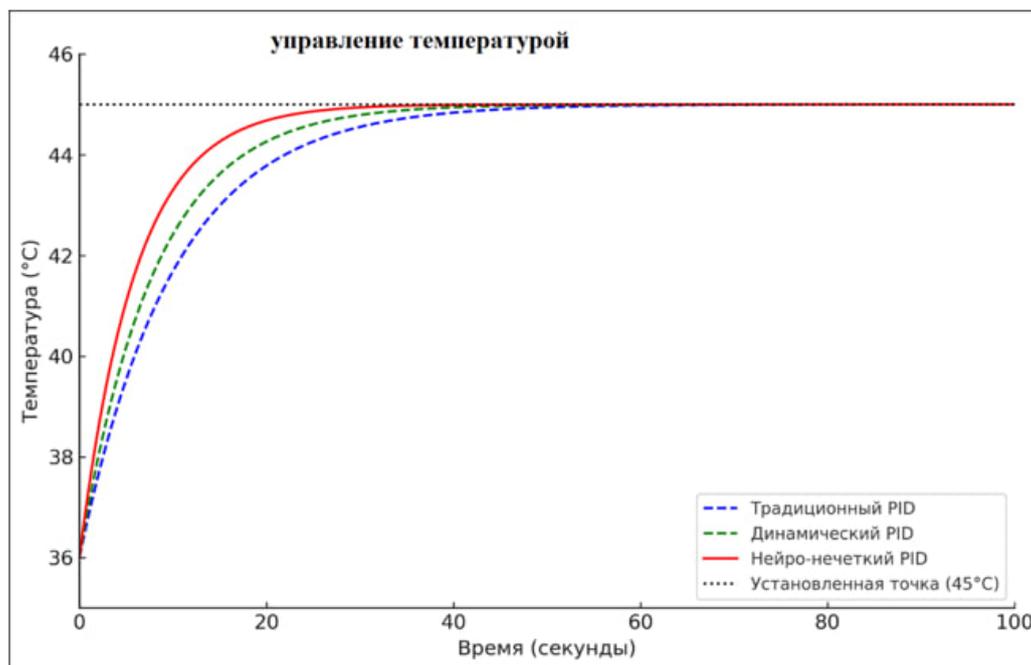


Рис. 1 Кривые температурной реакции для трех стратегий управления

На рис.1 показаны следующие результаты:

1. Традиционный ПИД (синяя пунктирная линия) показывает самый медленный отклик со значительным выбросом и более длительным временем стабилизации.
2. Динамический ПИД (зеленая пунктирная линия) улучшает время нарастания и уменьшает выброс, но при этом демонстрирует умеренное время оседания.
3. Нейро-нечеткий ПИД (красная сплошная линия) обеспечивает самое быстрое время нарастания, минимальный выброс и самую быструю стабилизацию при заданной точке  $45^{\circ}\text{C}$  (черная пунктирная линия).

### 3.3 Реакция оценки шума

Теперь поговорим о случайных шумах, которые могут возникнуть при работе системы. Чтобы оценить реакцию системы на шум, мы предположили, что измерения управляющего сигнала (температуры и уровня воды) искажаются случайным шумом. Этот шум имитирует реальные условия, в которых показания датчиков никогда не бывают идеальными, вызывая колебания, которые могут повлиять на производительность управления. Для этого мы внесли случайный шум в управляющий сигнал и сравнили способность системы сохранять стабильное управление.

*Модель шума*

Шум моделируется как гауссовский (белый шум) со средним значением 0 и стандартным отклонением  $\sigma = 0,5$  как для измерения температуры, так и для измерения

уровня воды.

$$NOISE(SHUM) = N(0, \sigma^2). \quad (33)$$

Для оценки производительности системы мы использовали следующие метрики: Чувствительность к шуму (NS): Отклонение управляющего сигнала из-за шума.

$$NS = \frac{1}{T} \sum_{k=0}^T |u_{actual}(t_k) - u_{setpoint}(t_k)|. \quad (34)$$

Стандартное отклонение (SD): измеряет колебания управляющего сигнала из-за шума с течением времени.

$$SD = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{k=0}^T (u_{actual}(t_k) - u_{setpoint}(t_k))^2}. \quad (35)$$

Устойчивость к шуму (RTN): Способность системы поддерживать производительность, несмотря на шум, измеряется обратной чувствительностью системы.

$$RTN = \frac{1}{NS} \quad (36)$$

После произведённых расчётов получили такую таблицу результатов симуляции (табл. 2).

**Табл. 2.** Результаты по чувствительности к шуму

<i>Стратегия управления</i>	<i>Традиционный ПИД</i>	<i>ПИД с динамической регулировкой</i>	<i>нейро-нечеткое управление с ПИД</i>
Контроль температуры NS (°C)	0,75	0,35	0,1
Температура SD (°C)	0,9	0,4	0,12
Контроль уровня воды NS (%)	1,1	0,6	0,15
Уровень воды SD (%)	1,3	0,7	0,2
Устойчивость к шуму (RTN)	1,33	2,86	10,00

По данным в таблице 2 можно выделить следующее.

Чувствительность к шуму (NS):

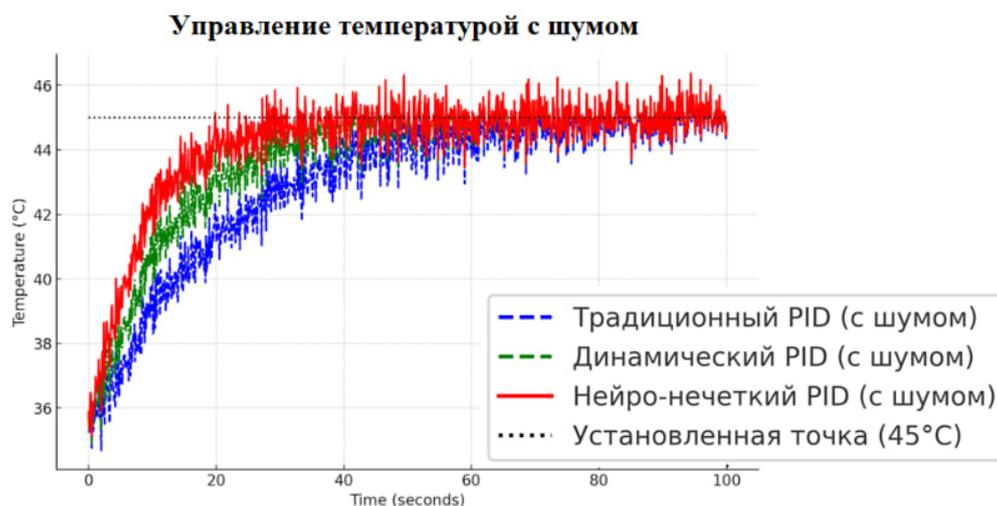
1. Традиционный ПИД-регулятор имеет самую высокую чувствительность к шуму, что означает, что шум оказывает значительное влияние на управляющий сигнал, вызывая большие отклонения от заданного значения.
2. Динамический ПИД значительно улучшается за счет регулировки его усиления в режиме реального времени, снижая чувствительность к шуму.
3. Нейро – нечёткий ПИД-регулятор проявляет наименьшую чувствительность к шуму, сохраняя высокую степень точности управления даже при наличии значительного шума.

Стандартное отклонение (SD):

1. Традиционный ПИД-регулятор имеет самое высокое стандартное отклонение как в контроле температуры, так и в контроле уровня воды, что указывает на значительные колебания управляющего сигнала из-за шума.
2. Динамический ПИД уменьшает эти колебания, но все же показывает некоторую дисперсию.
3. Нейро – нечёткий ПИД-регулятор имеет наименьшее стандартное отклонение, что означает, что управляющий сигнал остается относительно стабильным, несмотря на шум.

Устойчивость к шуму (RTN):

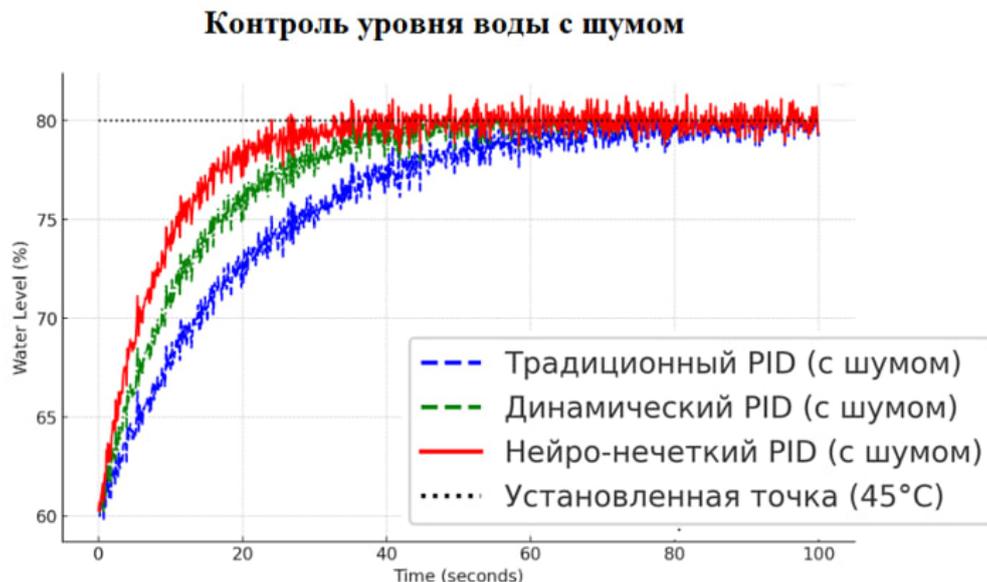
1. Нейро – нечёткий ПИД-регулятор демонстрирует высочайшую устойчивость к шуму, показывая, что он меньше всего подвержен влиянию шумных измерений датчика.
2. Динамический ПИД также демонстрирует хорошую устойчивость, но менее стабилен по сравнению с нейро-нечеткой системой.
3. Традиционный ПИД-регулятор является наименее надежным и с трудом сохраняет контроль в шумных условиях.



**Рис. 2** Реакция контроля температуры с шумом

На рис. 2 показаны следующие результаты.

1. Традиционный ПИД (синяя пунктирная линия) показывает значительные колебания из-за шума, при этом управляющий сигнал заметно отклоняется от заданного значения.
2. Динамический ПИД (зеленая пунктирная линия) улучшает традиционный ПИД, но все еще показывает некоторую чувствительность к шуму.
3. Нейро-нечеткий ПИД (красная сплошная линия) поддерживает наиболее стабильную реакцию управления с минимальными колебаниями, что указывает на высокую устойчивость к шуму.



**Рис. 3** Реакция контроля уровня воды с шумом

На рис. 3 показаны следующие результаты.

1. Подобно контролю температуры, традиционный ПИД (синяя пунктирная линия) демонстрирует значительные колебания в контроле уровня воды из-за шума.
2. Динамический ПИД (зеленая пунктирная линия) уменьшает колебания, но все же показывает некоторое отклонение.
3. Нейро-нечеткий ПИД (красная сплошная линия) лучше всего справляется с шумом, сохраняя стабильный контроль с минимальными отклонениями от заданного значения.

## 4 Заключение

В этом исследовании были проанализированы эффективность трех стратегий управления традиционного ПИД, динамического ПИД и нейро-нечеткого ПИД в контексте контроля температуры и уровня воды в системах умного дома. С помощью детального моделирования мы ввели помехи и шум в среду управления, чтобы оценить, как каждая стратегия справляется с этими проблемами.

Результаты этого исследования имеют важное значение для решения глобальных проблем, связанных с энергоэффективностью, управлением водными ресурсами и устойчивым развитием.

Эффективный контроль температуры в системах отопления напрямую влияет на глобальное потребление энергии. Нейро нечёткий ПИД-регулятор, обладающий способностью сводить к минимуму выброс и стационарную ошибку, обеспечивает оптимальное использование энергии, предотвращая ненужный нагрев и сокращая потери энергии. Это особенно важно в усилиях по сокращению углеродного следа и борьбе с изменением климата, где энергоэффективность имеет решающее значение.

В условиях растущего глобального дефицита воды эффективный контроль уровня воды имеет важное значение для минимизации потерь. Способность Нейро – нечёткого ПИД-регулятора поддерживать точный контроль уровня воды даже при наличии помех и зашумленных данных датчиков может помочь системам умного

дома оптимизировать использование воды, предотвращая переполнение или недоиспользование водных ресурсов.

По мере того, как глобальный климат становится все более непредсказуемым, системы управления должны быть способны адаптироваться к изменяющимся условиям. Возможности обучения и адаптации нейро-нечеткого ПИД-регулятора делают его идеальным для управления системами, работающими в различных условиях окружающей среды, обеспечивая стабильность и производительность даже при колебаниях внешних факторов.

Внедрение нейро-нечетких систем управления в условиях умного дома может иметь далеко идущие глобальные последствия, особенно в регионах, испытывающих нехватку энергии или воды. Повышая эффективность и надежность критически важных систем, таких как управление отоплением и водоснабжением, эти передовые модели управления могут способствовать достижению целей в области устойчивого развития, способствуя ответственному потреблению ресурсов и снижая нагрузку на глобальные энерго и водные ресурсы.

В целом, результаты этого исследования демонстрируют потенциал передовых систем управления для того, чтобы играть ключевую роль в решении некоторых из наиболее актуальных глобальных проблем на сегодняшний день. Нейро нечёткий ПИД-регулятор представляет собой высокоэффективное решение для повышения производительности систем умного дома, делая их более устойчивыми, энергоэффективными и устойчивыми перед лицом глобальных вызовов.

## Литература

- [1] *Franklin G.F., Powell J.D., Emami-Naeini A.* Feedback Control of Dynamic Systems. Pearson, – 2014.
- [2] *Burden R.L., Faires J.D.* Numerical Analysis. Cengage Learning, – 2016.
- [3] *Anderson B.D., Moore J.B.* Optimal Filtering. Prentice-Hall, – 1979.
- [4] *Ross T.J.* Fuzzy Logic with Engineering Applications. McGraw-Hill, – 2010.
- [5] *Piero P. Bonissone, et al.* Neuro-Fuzzy Control Systems: A Survey and New Algorithms. IEEE Transactions on Neural Networks, – 1998.
- [6] *Ziegler J.G., Nichols N.B.* Optimum Settings for Automatic Controllers. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, – 1942.
- [7] *Wang L., Liu S.* Adaptive Fuzzy Control: A Review. Fuzzy Sets and Systems, – 2016.
- [8] *Zaynidinov H.N.* Polynominal Splines for Digital Signals and Systems. Lap Lambert Academy Publishing, Saarbrücken, Germany, – 2016. – 208 p.
- [9] *Hodjaeva D.F.* Technical capabilities of the Internet of things in the management of water heating in the tank. International conference on information Science and communications Technologies (ICISCT 2023), Tashkent, 28-30 September – 2023.
- [10] *Hodjaeva D.F.* Technical and Software Features of a Smart Plug. Artificial intelligence and information technologies (ICAИТ-2023), CDC Press, – 2023. – P. 551–557.
- [11] *Ходжаева Д.Ф., Алиева М.Х.* Роль искусственного интеллекта в производстве. Наука, технологии и образование, выпуск 4, ООО "Олимп – 2021. – С. 37–39.
- [12] *Zaynidinov H.N., Hodjaeva D.F.* Алгоритмические и программные средства управления интеллектуальными розетками. Центральназиатский журнал математической теории и компьютерных наук, том 04, выпуск 12, декабрь – 2023.
- [13] *Hodjaeva D.F.* Инновации в области умного дома: эффективное регулирование температуры резервуаров для воды. Международная научно-практическая конференция "Искусственный интеллект и цифровые технологии обучения: практика, опыт, проблемы и

перспективы Самаркандский государственный университет имени Шарофа Рашидова, 3-4 июня – 2024.

- [14] *Zaynidinov H.N., Hodjaeva D.F.* Approximation by splines and fuzzy logic algorithm in water filling control in a smart home system. International Conference on Adaptive Learning Technologies, – vol. 5. – P. 157–160.
- [15] *Zaynidinov H.N., Hodjaeva D.F.* Optimization of energy consumption control of water temperature in the tank of the smart home system. Journal of Intellectual Property and Human Rights, – vol. 3. – no. 6. – P. 102–105.
- [16] *Zaynidinov H.N., Hodjaeva D.F.* Integration of the spline function and fuzzy logic algorithm in the management of clean water filling in a smart home system. Innovative: International Multidisciplinary Journal of Applied Technology, – vol. 2. – no. 5. – P. 181–186.
- [17] *Zaynidinov H., Xuramov L., Khodjaeva D.* Intelligent algorithms of digital processing of biomedical images in wavelet methods. Artificial Intelligence, Blockchain, Computing and Security - Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence, Blockchain, Computing and Security (ICABCS 2023), – 2024. – – vol. 2. – P. 648–653.
- [18] *Zaynidinov H., Xuramov L., Khodjaeva D.* Intelligent algorithms of digital processing of biomedical images in wavelet methods. Artificial Intelligence, Blockchain, Computing and Security: Book Chapter, – vol. 2. – 2023. – P. 648–653.

Поступила в редакцию 22.10.2024

UDC 681.328+518.5

## ADVANCED SIGNAL PROCESSING MODELS IN A SMART HOME SYSTEM

<sup>1</sup>*Zaynidinov H.*, <sup>2\*</sup>*Hodjaeva D.*, <sup>2</sup>*Xuramov L.*

\*pricd@mail.ru

<sup>1</sup>Tashkent University of Information Technologies,  
108, Amir Temur street, Tashkent, 100200 Uzbekistan;

<sup>2</sup>Samarkand state university,  
University blv. 15, Samarkand, 140104 Uzbekistan.

This article provides an advanced control model for controlling the temperature and water level in smart home systems. The proposed model combines adaptive splines, Kalman filters, a dynamically adjustable PID controller and a neuro-fuzzy control system. The goal is to improve the efficiency and accuracy of the system in real time. Mathematical models are provided along with a detailed step-by-step solution. The analysis includes various error handling methods and comparison of results using tables and graphs.

**Keywords:** adaptive splines, Kalman filter, PID controller, fuzzy logic, neuro-fuzzy control, temperature control, water level control.

**Citation:** Zaynidinov H., Hodjaeva D., Xuramov L. 2024. Advanced signal processing models in a smart home system. *Problems of Computational and Applied Mathematics*. 5(61): 91-106.

# ПРОБЛЕМЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ И ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ

№ 5(61) 2024

Журнал основан в 2015 году.

Издается 6 раз в год.

**Учредитель:**

Научно-исследовательский институт развития цифровых технологий и  
искусственного интеллекта.

**Главный редактор:**

Равшанов Н.

**Заместители главного редактора:**

Азамов А.А., Арипов М.М., Шадиметов Х.М.

**Ответственный секретарь:**

Ахмедов Д.Д.

**Редакционный совет:**

Азамова Н.А., Алоев Р.Д., Амиргалиев Е.Н. (Казахстан), Бурнашев В.Ф.,  
Загребина С.А. (Россия), Задорин А.И. (Россия), Игнатъев Н.А.,  
Ильин В.П. (Россия), Исмагилов И.И. (Россия), Кабанихин С.И. (Россия),  
Карачик В.В. (Россия), Курбонов Н.М., Маматов Н.С., Мирзаев Н.М.,  
Мирзаева Г.Р., Мухамадиев А.Ш., Назирова Э.Ш., Нормуродов Ч.Б.,  
Нуралиев Ф.М., Опанасенко В.Н. (Украина), Расулмухамедов М.М., Расулов А.С.,  
Садуллаева Ш.А., Старовойтов В.В. (Беларусь), Хаётов А.Р., Халджигитов А.,  
Хамдамов Р.Х., Хужаев И.К., Хужаеров Б.Х., Чье Ен Ун (Россия),  
Шабозов М.Ш. (Таджикистан), Dimov I. (Болгария), Li Y. (США),  
Mascagni M. (США), Min A. (Германия), Schaumburg H. (Германия),  
Singh D. (Южная Корея), Singh M. (Южная Корея).

Журнал зарегистрирован в Агентстве информации и массовых коммуникаций при  
Администрации Президента Республики Узбекистан.

Регистрационное свидетельство №0856 от 5 августа 2015 года.

**ISSN 2181-8460, eISSN 2181-046X**

При перепечатке материалов ссылка на журнал обязательна.

За точность фактов и достоверность информации ответственность несут авторы.

**Адрес редакции:**

100125, г. Ташкент, м-в. Буз-2, 17А.

Тел.: +(998) 712-319-253, 712-319-249.

Э-почта: journals@airi.uz.

Веб-сайт: <https://journals.airi.uz>.

**Дизайн и вёрстка:**

Шарипов Х.Д.

Отпечатано в типографии НИИ РЦТИИ.

Подписано в печать 30.10.2024 г.

Формат 60x84 1/8. Заказ №7. Тираж 100 экз.

# PROBLEMS OF COMPUTATIONAL AND APPLIED MATHEMATICS

**No. 5(61) 2024**

The journal was established in 2015.  
6 issues are published per year.

**Founder:**

Digital Technologies and Artificial Intelligence Development Research Institute.

**Editor-in-Chief:**

Ravshanov N.

**Deputy Editors:**

Azamov A.A., Aripov M.M., Shadimetov Kh.M.

**Executive Secretary:**

Akhmedov D.D.

**Editorial Council:**

Azamova N.A., Alov R.D., Amirgaliev E.N. (Kazakhstan), Burnashev V.F.,  
Zagrebina S.A. (Russia), Zadorin A.I. (Russia), Ignatiev N.A., Ilyin V.P. (Russia),  
Ismagilov I.I. (Russia), Kabanikhin S.I. (Russia), Karachik V.V. (Russia), Kurbonov  
N.M., Mamatov N.S., Mirzaev N.M., Mirzaeva G.R., Mukhamadiev A.Sh., Nazirova  
E.Sh., Normurodov Ch.B., Nuraliev F.M., Opanasenko V.N. (Ukraine), Rasulov A.S.,  
Sadullaeva Sh.A., Starovoitov V.V. (Belarus), Khayotov A.R., Khaldjigitov A.,  
Khamdamov R.Kh., Khujaev I.K., Khujayorov B.Kh., Chye En Un (Russia),  
Shabozov M.Sh. (Tajikistan), Dimov I. (Bulgaria), Li Y. (USA), Mascagni M. (USA),  
Min A. (Germany), Schaumburg H. (Germany), Singh D. (South Korea),  
Singh M. (South Korea).

The journal is registered by Agency of Information and Mass Communications under the  
Administration of the President of the Republic of Uzbekistan.

The registration certificate No. 0856 of 5 August 2015.

**ISSN 2181-8460, eISSN 2181-046X**

At a reprint of materials the reference to the journal is obligatory.

Authors are responsible for the accuracy of the facts and reliability of the information.

**Address:**

100125, Tashkent, Buz-2, 17A.

Tel.: +(998) 712-319-253, 712-319-249.

E-mail: [journals@airi.uz](mailto:journals@airi.uz).

Web-site: <https://journals.airi.uz>.

**Layout design:**

Sharipov Kh.D.

DTAIDRI printing office.

Signed for print 30.10.2024

Format 60x84 1/8. Order No. 7. Printed copies 100.

## Содержание

*Равшанов Н., Шадманов И.*

Многомерная математическая модель одновременного тепло- и влагопереноса при сушке и хранении хлопка-сырца на открытых площадках . . . . . 5

*Туракулов Ж.*

Численное исследование процесса фильтрования малоцентрированных растворов через пористую среду . . . . . 18

*Мирзаахмедов М.К.*

Математическое моделирование процессов термо-электро-магнитоупругой деформации тонких пластин сложной конструктивной формы . . . . . 31

*Халджелигитов А.А., Джумаёзов У.З., Усмонов Л.С.*

Новые связанные краевые задачи термоупругости в деформациях . . . . . 43

*Нормуродов Ч.Б., Зиякулова Ш.А.*

Численное моделирование уравнений эллиптического типа дискретным вариантом метода предварительного интегрирования . . . . . 59

*Фаязов К.С., Рахимов Д.И., Фаязова З.К.*

Некорректная начально-краевая задача для уравнения смешанного типа третьего порядка . . . . . 69

*Игнатъев Н.А., Абдуллаев К.Д.*

Разметка документов по семантическим ролям . . . . . 80

*Зайнидинов Х.Н., Ходжаева Д.Ф., Хурамов Л.Я.*

Продвинутые модели обработки сигналов в системе умного дома . . . . . 91

*Абдурахимов А.А., Пономарев К.О., Прохошин А.С.*

Интеграция методов машинного обучения для раннего обнаружения патогенов в растениях на основе анализа хлорофилла . . . . . 107

*Xalikov A.A., Xurramov A.Sh.*

"Pop-Namangan-Andijon" uchastkasining temir yo'l transport tarmog'ida radioaloqa ishonchliligini hisoblashning mantiqiy-ehtimoliy modeli . . . . . 115

# Contents

<i>Ravshanov N., Shadmanov I.</i>	
Multidimensional mathematical model of simultaneous heat and moisture transfer during drying and storage of raw cotton in open areas . . . . .	5
<i>Turakulov J.</i>	
Numerical study of the process of filtration of low-concentration solutions through a porous medium . . . . .	18
<i>Mirzaakhmedov M.K.</i>	
Mathematical modeling of thermo-electro-magnit-elastic deformation processes of thin plates of complex constructive form . . . . .	31
<i>Khaldjigitov A.A., Djumayozov U.Z., Usmonov L.S.</i>	
New coupled thermoelasticity boundary-value problems in strains . . . . .	43
<i>Normurodov Ch.B., Ziyakulova Sh.A.</i>	
Numerical modeling of elliptic type equations by a discrete variant of the pre-integration method . . . . .	59
<i>Fayazov K.S., Rahimov D.I., Fayazova Z.K.</i>	
Ill-posed initial-boundary value problem for a third-order mixed type equation . . . . .	69
<i>Ignatev N.A., Abdullaev K.D.</i>	
Document annotation by semantic roles . . . . .	80
<i>Zaynidinov H., Hodjaeva D., Xuramov L.</i>	
Advanced signal processing models in a smart home system . . . . .	91
<i>Abdurakhimov A.A., Ponomarev K.O., Prokhoshin A.S.</i>	
Integration of machine learning methods for early detection of pathogens in plants based on chlorophyll analysis . . . . .	107
<i>Khalikov A.A., Khurramov A.Sh.</i>	
The logical-probable model of calculating the reliability of the radio communication in rail transpot network of the "Pop-Namangan-Andijan"plot . . . . .	115