

## Раздел IV. Машинное обучение и нейронные сети

УДК 007.52

DOI 10.18522/2311-3103-2025-4-237-250

**З. Ахмад, Ю.А. Кравченко, А.М. Мансур**

### **ОПТИМИЗАЦИЯ ПИД-ПАРАМЕТРОВ СЕРВОСИСТЕМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА И НЕЙРОСЕТЕВОГО КЛАССИФИКАТОРА**

*Алгоритмы машинного обучения играют жизненно важную роль в повышении производительности промышленных систем, обеспечивая высокую точность и операционную эффективность в режиме реального времени. В системах управления серводвигателями эти алгоритмы способствуют снижению шума и вибраций, что повышает эффективность работы и продлевает срок службы оборудования. В данной статье рассматриваются различные типы возникающих шумов и их негативное воздействие на промышленные процессы. Основной целью исследования является оптимизация параметров ПИД-регулятора (PID) в сервосистемах с использованием комбинированного алгоритма, сочетающего нейронные сети и генетические алгоритмы. В отличие от традиционных методов, таких как генетические алгоритмы (GA) и метод роя частиц (PSO), которые отличаются медленной сходимостью и риском повреждения двигателей, предложенное решение основано на программной платформе управления. Эта платформа обеспечивает безопасное взаимодействие с серводвигателем в режиме реального времени. Разработана система управления на основе CAN Bus, которая позволяет разработчикам: считывать все параметры серводвигателя (скорость, ток, напряжение, положение энкодера); изменять коэффициенты ПИД-регулятора одним нажатием, исключая необходимость ручной настройки, как в MOTO-MASTER. Применение разработанной системы управления позволило использовать обученный нейронный классификатор для ограничения параметров PID в безопасных пределах, что сокращает пространство поиска и ускоряет процесс оптимизации. Экспериментальные результаты на серводвигателях SPH-S показали значительное снижение шума и механических вибраций при работе в реальном времени, с сохранением стабильности в широком диапазоне скоростей (0–1500 об/мин).*

*Машинное обучение; Настройка ПИД-регуляторов; двигатель СПШ; сервопривод; MLP-классификатор; эволюционные алгоритмы; оптимизация параметров.*

**Z. Ahmad, Yu.A. Kravchenko, A.M. Mansour**

### **OPTIMIZATION OF PID PARAMETERS OF SERVO SYSTEMS USING A GENETIC ALGORITHM AND A NEURAL NETWORK CLASSIFIER**

*Machine learning algorithms play a vital role in enhancing the performance of industrial systems, providing high precision and operational efficiency in real time. In servo motor control systems, these algorithms help reduce noise and vibration, improving efficiency and extending equipment lifespan. This article examines various types of noise that occur and their negative impact on industrial processes. The primary research objective is to optimize PID controller parameters in servo systems using a combined algorithm that combines neural networks and genetic algorithms. Unlike traditional methods such as genetic algorithms (GA) and particle swarm optimization (PSO), which suffer from slow convergence and risk of motor damage, the proposed solution is based on a control software platform. This platform ensures safe real-time interaction with the servo motor. A CAN Bus-based control system has been developed that enables developers to: read all servo motor parameters (speed, current, voltage, encoder position); modify PID coefficients with a single click, eliminating the need for manual tuning as in MOTO-MASTER. The implementation of the developed control system allowed the use of a trained neural classifier to constrain PID parameters within safe limits, reducing search space and accelerating the optimization process. Experimental results on SPH-S servo motors demonstrated significant reduction in noise and mechanical vibrations during real-time operation while maintaining stability across a wide speed range (0-1500 rpm).*

*Machine learning; PID controller tuning; SPSH motor; servo drive; MLP classifier; evolutionary algorithms; parameter optimization.*

**Введение.** Пропорционально-интегрально-дифференциальные (ПИД) регуляторы остаются краеугольным камнем промышленных систем управления движением, при этом только рынок сервоприводов оценивается в \$12,8 млрд. Эти прецизионные исполнительные устройства используются в критически важных задачах – от роботизированной сборки до систем возобновляемой энергетики, где точная настройка ПИД-параметров напрямую влияет на энергоэффективность и производительность. Однако сохраняется общеотраслевая проблема сохранения баланса между точностью настроек и вычислительными затратами, особенно в условиях требований к реактивности современных электромеханических систем в реальном масштабе времени и эксплуатационной безопасности [1, 2].

Традиционные метаэвристические методы, такие как генетические алгоритмы (ГА) и оптимизация роем частиц (ОРЧ), расширили возможности ПИД-оптимизации за счет исследования сложных пространств параметров. Их внедрение в промышленные системы автоматизации позволило повысить точность обработки на станках с ЧПУ, улучшить энергосбережение в конвейерных системах и стабилизировать роботизированные манипуляторы. Однако их стохастическая природа создает критические уязвимости, где неконтролируемый поиск параметров угрожает дестабилизацией двигателя, а ненаправленный поиск тратит 34–61% вычислительных ресурсов на неприемлемые решения, согласно последним исследованиям [3, 4].

При использовании ОРЧ (PSO) или ГА для настройки ПИД слишком широкие диапазоны поиска могут привести к нестабильности системы или зашумленности в ходе оптимизации. Это происходит из-за необходимости тестировать даже заведомо неустойчивые комбинации ПИД-параметров для оценки их эффективности. Временная дестабилизация проявляется тремя способами.

Во-первых, на этапе случайного исследования неизбежно проверяются проблемные параметры. Чрезмерный пропорциональный коэффициент (КП) вызывает перерегулирование, высокий дифференциальный коэффициент (КД) усиливает сенсорный шум, а неограниченный интегральный коэффициент (КИ) провоцирует насыщение интегратора. Во-вторых, при оценке целевой функции каждый набор параметров тестируется на реальной производительности. Неустойчивые параметры генерируют высокие метрики затрат (например, перерегулирование) перед отбраковкой. В-третьих, влияние существенно различается между моделированием и реальной системой. Если моделирование безопасно допускает исследовательскую нестабильность, это замедляет сходимость и сталкивается с фундаментальными ограничениями. Не все двигатели могут быть точно описаны математически (1), а имитация не учитывает динамику и нелинейности реальных систем [5, 6].

Взаимосвязанный характер этих эффектов демонстрирует важность использования методов оптимизации с ограничениями по безопасности для систем управления сервоприводами [7]. В рамках данного исследования разрабатывается гибридный генетический алгоритм, предназначенный для подавления шумов в сервоприводах типа СПШ [8, 9], возникающих из-за случайных начальных значений, генерируемых традиционными генетическими алгоритмами при поиске оптимальных ПИД-параметров.

В качестве тестового образца используется сервопривод СПШ – интегрированная сервосистема на основе гибридного шагового двигателя, применяющая векторное управление со специально адаптированным алгоритмом для шаговых двигателей (рис. 1).

Ручная настройка ПИД-параметров возможна через интерфейс программного обеспечения Moto-Master, разработанного производителем сервопривода СПШ. Однако данные системы обладают рядом существенных ограничений: жёстко заданной структурой управления со специализированными алгоритмами и ограниченными возможностями внешней корректировки параметров управления. Эти технические ограничения существенно затрудняют автоматическую оптимизацию ПИД-параметров и улучшение динамических характеристик системы.

Поскольку данный сервопривод изначально разработан как система с жёстко замкнутым контуром управления, он не предусматривает возможность встраивания алгоритмов оптимизации непосредственно в свою архитектуру. Поэтому, для интеграции оптимизационных алгоритмов был создан специальный внешний управляющий модуль, который взаимодействует с сервоприводом СПШ через промышленный протокол CAN.

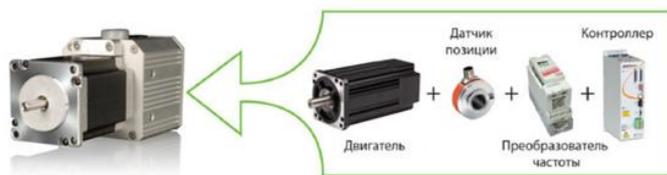


Рис. 1. Структурная схема встроенного сервопривода СПШ

Ключевое преимущество нашего решения заключается в организации двустороннего обмена данными. Через CAN-интерфейс система в реальном времени получает информацию от сервопривода и передаёт скорректированные параметры управления. При этом используется следующий алгоритм работы: во-первых, модуль MOTO-MASTER непрерывно мониторит текущие характеристики системы; во-вторых, на основе этих данных динамически пересчитываются оптимальные параметры; в-третьих, они немедленно применяются для коррекции работы привода. Особое внимание уделяется анализу переходных процессов, который включает четыре ключевых параметра: процент перерегулирования; время нарастания сигнала; время выхода на установившийся режим; величину статической ошибки.

Таким образом, предложенное решение сохраняет все преимущества традиционной замкнутой системы управления (прежде всего, её надёжность), одновременно добавляя гибкость и адаптивность, характерные для открытых архитектур. Основные результаты исследования:

1. Система управления, обеспечивающая безопасное взаимодействие с серводвигателем СПШ, позволяющая как настраивать параметры ПИД в реальном времени, так и собирать комплексные данные через встроенные библиотечные функции нашего управляющего программного обеспечения.

2. Модифицированный генетический алгоритм с нейросетевым фильтром безопасности, где классификатор определяет безопасные рабочие границы, полностью исключая опасные комбинации параметров, при этом сохраняя все пространство возможных решений.

**1. Сравнительный анализ методов оптимизации ПИД-регуляторов в шумовых условиях.** Если параметры ПИД-регулятора настроены неправильно, могут возникнуть негативные эффекты, приводящие к ухудшению стабильности и производительности сервоприводов постоянного тока [10, 11]. Ниже приведено подробное описание этих эффектов:

1. *Колебания и неустойчивость.* Неоптимальные значения ПИД-параметров вызывают чрезмерную реакцию системы на изменения настроек. Это приводит к значительным колебаниям вокруг целевой скорости из-за завышенных коэффициентов усиления. Высокий пропорциональный коэффициент ( $K_p$ ) увеличивает реактивность системы до уровня, при котором двигатель превышает целевую скорость, чередуя резкие ускорения и торможения. Такие колебания провоцируют механический износ и могут привести к повреждению двигателя при длительной эксплуатации.

2. *Усиление шума и вибраций.* Некорректная настройка дифференциальной составляющей ( $K_d$ ) усиливает высокочастотный шум в системе. Поскольку дифференциальное действие предназначено для компенсации изменений во времени (а не шума), завышенное  $K_d$  вызывает повышенную чувствительность к шуму и нестабильную работу двигателя с непредсказуемыми колебаниями скорости и вибрациями.

3. *Статическая ошибка.* Неправильный интегральный коэффициент ( $K_i$ ) приводит к двум сценариям. Слишком низкое  $K_i$ : система не устраняет ошибку со временем, сохраняя постоянное расхождение между заданной и фактической скоростью. Слишком высокое  $K_i$ : возникает неустойчивость, вызывающая колебания вокруг уставки.

**Формы шума в отклике скорости сервопривода.** Шум в отклике скорости сервопривода проявляется в двух основных формах. Первый – это фоновый шум, включающий случайные электрические помехи и внешние возмущения. При неоптимальных

настройках ПИД-регулятора система неспособна эффективно фильтровать такие помехи, что приводит к нестабильной работе двигателя. Второй тип шума – это гармонические искажения. Они возникают, когда неправильно подобранные параметры регулятора вызывают появление в скоростном отклике паразитных частот, несвязанных с основной гармоникой, что создает сложные вибрационные картины [12, 13]. Такие шумовые эффекты приводят к четырем основным негативным последствиям: (1) снижению точности позиционирования из-за колебаний скорости; (2) ускоренному износу механических компонентов вследствие постоянных динамических нагрузок; (3) повышенному энергопотреблению из-за необходимости частых корректирующих воздействий; (4) риску возникновения разрушительного механического резонанса при совпадении частот колебаний с собственными частотами элементов системы. Совокупное действие этих факторов значительно ухудшает как производительность, так и надежность сервоприводной системы в целом.

**Основные подходы к снижению шума.** Существуют два основных метода минимизации влияния шума при оптимизации параметров ПИД-регуляторов:

Первый метод – оптимизация в реальном времени (онлайн) с прямым взаимодействием с сервоприводом, где алгоритм подвергается воздействию измеряемого шума, внешних возмущений и неопределенности процесса. Снижение шума в этом подходе достигается за счёт многократных тестов с усреднением результатов, когда каждый набор ПИД-параметров тестируется несколько раз для нивелирования случайных помех. Также применяются робастные целевые функции, устойчивые к выбросам, такие как штрафы за перерегулирование или нестабильность, и используется фильтрация данных с помощью фильтров Калмана для отделения полезного отклика системы от шума.

Второй метод – оптимизация на основе моделирования (оффлайн), где алгоритм настраивает ПИД-параметры на виртуальной модели двигателя, исключая риски для оборудования. Этот подход включает встроенное моделирование шума с имитацией реальных возмущений, таких как температурные дрейфы и вибрации, для проверки устойчивости решений. Оценка параметров проводится при различных шумовых сценариях с разными начальными условиями генератора шума, что обеспечивает стабильность решений. Кроме того, массовое тестирование вариантов в симуляции с использованием параллельных вычислений значительно ускоряет поиск робастных решений.

Оба подхода (онлайн и оффлайн оптимизация) имеют свои сильные и слабые стороны. Что касается онлайн-методов (в реальном времени), то они сталкиваются с рядом существенных ограничений. Во-первых, многократные тесты для усреднения шума значительно увеличивают время оптимизации, особенно для сложных систем. Во-вторых, они чувствительны к внешним воздействиям, таким как температура и вибрации, которые могут исказить результаты или создавать ложные положительные оценки. Кроме того, интенсивное тестирование в реальных условиях ускоряет износ оборудования, а высокий уровень шума может привести к преждевременной сходимости алгоритма, застреванию в локальных оптимумах, которые не могут быть учтены при изменении условий.

Оффлайн-методы (на основе моделирования), также имеют свои недостатки. Их эффективность ограничена точностью модели и её соответствием реальной системе, включая динамику и шумовые характеристики. Параметры, оптимизированные под искусственные помехи, часто оказываются неработоспособными при реальном шумовом профиле. Кроме того, такие методы страдают от низкой адаптивности, потому что физическая система со временем меняется из-за износа и внешних факторов, но имитация не учитывает эти изменения без постоянного обновления модели.

В данном исследовании применяется метод снижения шумов в реальном масштабе времени с использованием генетических алгоритмов для решения задачи оптимизации, при этом предлагается решение, позволяющее поддерживать параметры ПИД-регуляторов в безопасных пределах, защищающих серводвигатель от повреждений.

Опишем постановку решаемой задачи оптимизации, после чего представим описание разработанной системы и предложенных решений.

**2. Постановка задачи оптимизации ПИД-параметров сервосистем.** Пусть даны:  $\mathcal{G}$  – классический генетический алгоритм;  $\mathcal{HG}$  – предлагаемый гибридный генетический алгоритм;  $\mathcal{P} = \{K_p, K_i, K_d\} \in \mathbb{R}^3$  – параметры ПИД-регулятора;  $\mathcal{N}(\mathcal{P})$  – функция уровня шума для параметров  $\mathcal{P}$  в сервоприводах типа СПШ;  $J(\mathcal{P}) = \mathbb{E}[\mathcal{N}(\mathcal{P})]$  – целевая функция (ожидаемый уровень шума). Формулировка задачи оптимизации:

$$\mathcal{P}^* = \operatorname{argmin} J(\mathcal{P}), \mathcal{P} \in \mathcal{F}, \quad (1)$$

где  $\mathcal{F} \subset \mathbb{R}^3$  – пространство допустимых параметров;  $\mathcal{G}$  генерирует начальные решения  $\mathcal{P}_0$  с  $\mathcal{N}(\mathcal{P}_0) > \mathcal{N}_{\text{порог}}$ ;  $\mathcal{HG}$  модифицирует  $\mathcal{G}$  для генерации  $\mathcal{P}_0'$  с  $\mathcal{N}(\mathcal{P}_0') \leq \mathcal{N}_{\text{порог}}$ . Предложенный алгоритм  $\mathcal{HG}$  улучшает сходимость:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathcal{N}(\mathcal{P}_k) < \lim_{k \rightarrow \infty} \mathcal{N}(\mathcal{P}_k), \quad (2)$$

Для решения поставленной задачи была разработана внешняя система для интеллектуального управления серводвигателем, отличающаяся использованием интегрированного протокола CAN, позволяющая в режиме реального времени считывать, регулировать и обрабатывать рабочие параметры.

Следующий пункт описывает архитектуру предлагаемой системы управления и способ её применения для интеграции решений поставленной задачи на основе методов машинного обучения.

**3. Архитектура внешней системы управления.** Структура внешней системы управления серводвигателя, интегрируемой с сервоприводом, включает следующие компоненты [14]:

- ◆ Raspberry Pi 3 – выполняет функции контроллера движения;
- ◆ Микросхема MCP2515 – подключается к Raspberry Pi через SPI (последовательный периферийный интерфейс) и обеспечивает автономное управление CAN-шина, а также совместимость со спецификацией CAN 2.0B для связи с сервоприводами (рис. 2).

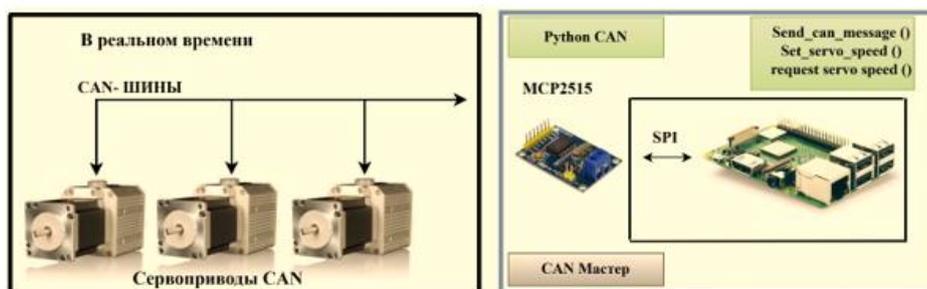


Рис. 2. Структурная модель системы управления сервоприводами

Контроллер движения CAN-привода построен на основе ARM-микрокомпьютера с операционной системой Linux. Архитектура системы включает программно-аппаратные компоненты, обеспечивающие взаимодействие с сервоприводами.

CAN-мастер, реализованный на языке Python для платформы Raspberry Pi 3, выступает центральным звеном системы. Он обеспечивает связь между контроллером движения и приводами через CAN-шину, формирует управляющие пакеты и передаёт их на приводы, а также принимает ответные пакеты (рис. 3).

Параметризация приводов выполняется с использованием технического протокола CAN, позволяющего считывать и устанавливать настройки. Этот процесс осуществляется в пошаговом режиме с низкой скоростью обмена данными, что исключает необходимость высокочастотной коммуникации на этапе конфигурации.

Программная реализация системы основана на библиотеке *PythonCAN*<sup>1</sup> – открытом сетевом стеке и наборе драйверов для работы с CAN-устройствами в среде Linux. Ключевой элемент – функция `send_can_message()`, которая выполняет следующие операции:

- ◆ инициализирует CAN-сокет (по аналогии с TCP/IP);
- ◆ привязывает интерфейс для чтения и записи данных;
- ◆ формирует CAN-сообщения (структура CAN\_MSG) для управления сервоприводами СПШ.

Библиотека *PythonCAN* поддерживает модель сетевого устройства, обеспечивающую одновременный доступ нескольких приложений к одному CAN-устройству, а также работу с несколькими CAN-сетями в рамках одного приложения. Её интеграция с ядром Linux позволяет напрямую взаимодействовать с аппаратными ресурсами.

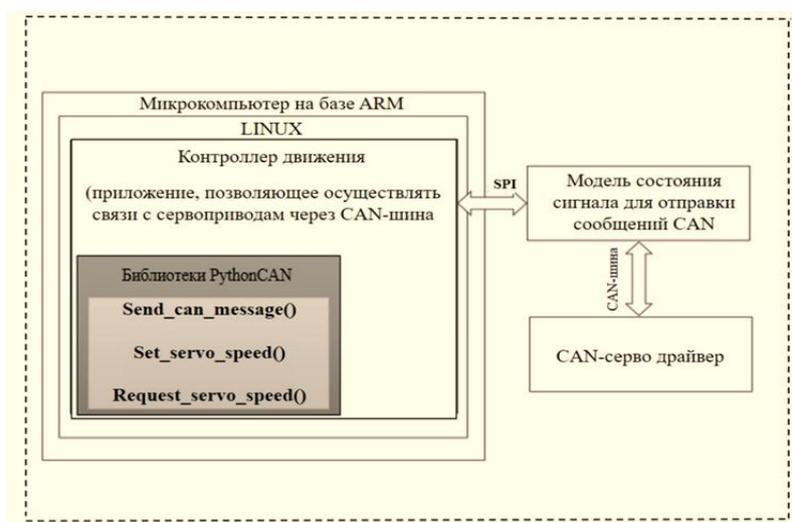


Рис. 3. Структура программных компонентов CAN-контроллера движения

Разработанная внешняя система управления обладает рядом ключевых особенностей, обеспечивающих ее эффективность и универсальность. Прежде всего, она отличается совместимостью, гарантируя бесперебойный обмен данными между системами через CAN-протокол. Важной характеристикой является адаптивность, позволяющая вносить внешние улучшения в алгоритмы управления без необходимости модификации базовой архитектуры закрытой части.

Особое внимание уделено оптимизации производительности, где решение обеспечивает точную корректировку параметров привода в реальном времени, что значительно улучшает как переходные, так и стационарные режимы работы. Кроме того, система обладает масштабируемостью, благодаря модульной архитектуре, которая поддерживает простую интеграцию дополнительных функций, таких как расширенный мониторинг или предиктивная аналитика.

Таким образом, разработанная внешняя система управления обеспечивает безопасное взаимодействие с сервоприводом СПШ и реализует две ключевые функции:

1. Корректировку параметров ПИД-регулятора в реальном времени через программный интерфейс.
2. Комплексный сбор данных (скорость, время) с использованием встроенных библиотечных инструментов для анализа динамики системы, которые имеют динамические характеристики, представленные на рис. 4.

<sup>1</sup> Ссылка на документацию <https://python-can.readthedocs.io/en/stable/>.

Перерегулирование (англ. Overshoot). Это величина, на которую фактическая скорость серводвигателя превышает целевую (желаемую) скорость в переходном режиме до стабилизации. Обычно выражается в процентах от целевой скорости. Минимизация перерегулирования важна для предотвращения чрезмерной скорости, которая может вызвать механические нагрузки или нестабильность системы [15, 16].

$$M_p = c(t_p) - c(\infty), \quad (3)$$

где  $c(t_p)$  – это пиковое значение отклика, а  $c(\infty)$  это установившееся (финальное) значение отклика.

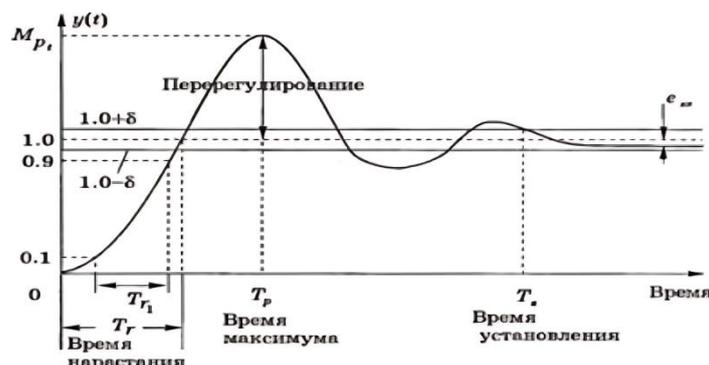


Рис. 4. Динамические характеристики отклика второго порядка управляющей системы

Время нарастания (англ. Rise Time, RT). Это время, необходимое для того, чтобы скорость серводвигателя увеличилась с 10% до 90% от её конечного установившегося значения после подачи управляющего сигнала. Оно показывает, насколько быстро двигатель разгоняется до заданной скорости. Меньшее время нарастания предпочтительно для систем, требующих быстрого отклика [17].

Время установления (англ. Settling Time, ST). Это продолжительность, за которую скорость двигателя достигает и остаётся в пределах заданной погрешности ( $\pm 2\%$  или  $\pm 5\%$ ) от целевой скорости после переходного процесса. Этот параметр отражает, насколько быстро система стабилизируется без значительных колебаний или отклонений [18, 15]:

$$t_s = \frac{3}{\delta \omega_n} = 3\tau. \quad (4)$$

Для 2% запуска:

$$t_s = \frac{4}{\delta \omega_n} = 4\tau, \quad (5)$$

где  $\tau$  – постоянная времени, равная  $\frac{1}{\delta \omega_n}$ .

Следовательно, разработанная внешняя система управления предоставляет расширенные возможности сбора данных и их обработки с использованием алгоритмов машинного обучения, преобразуя систему в открытую и гибкую платформу управления. Эта гибкость позволяет применять генетические алгоритмы для автоматической настройки параметров в реальном времени. Однако, как было отмечено ранее, такой онлайн-режим работы может оказывать негативное влияние на работу сервопривода. Для обеспечения безопасной эксплуатации и предотвращения потенциальных рисков предложенная система осуществляет сбор и запись данных отклика двигателя в течение определенных временных интервалов для формирования обучающих выборок. Эти выборки впоследствии используются для обучения классификатора на основе нейронных сетей с целью корректировки случайных значений параметров в пределах безопасных границ, предотвращающих возможное повреждение сервопривода. В следующем пункте описывается гибридный алгоритм, основанный на генетическом алгоритме и нейросетевом классификаторе.

**4. Разработка алгоритма автонастройки ПИД параметров.** На рис. 5 представлена обобщенная схема генетического алгоритма для автонастройки ПИД параметров на основе нейронной сети.

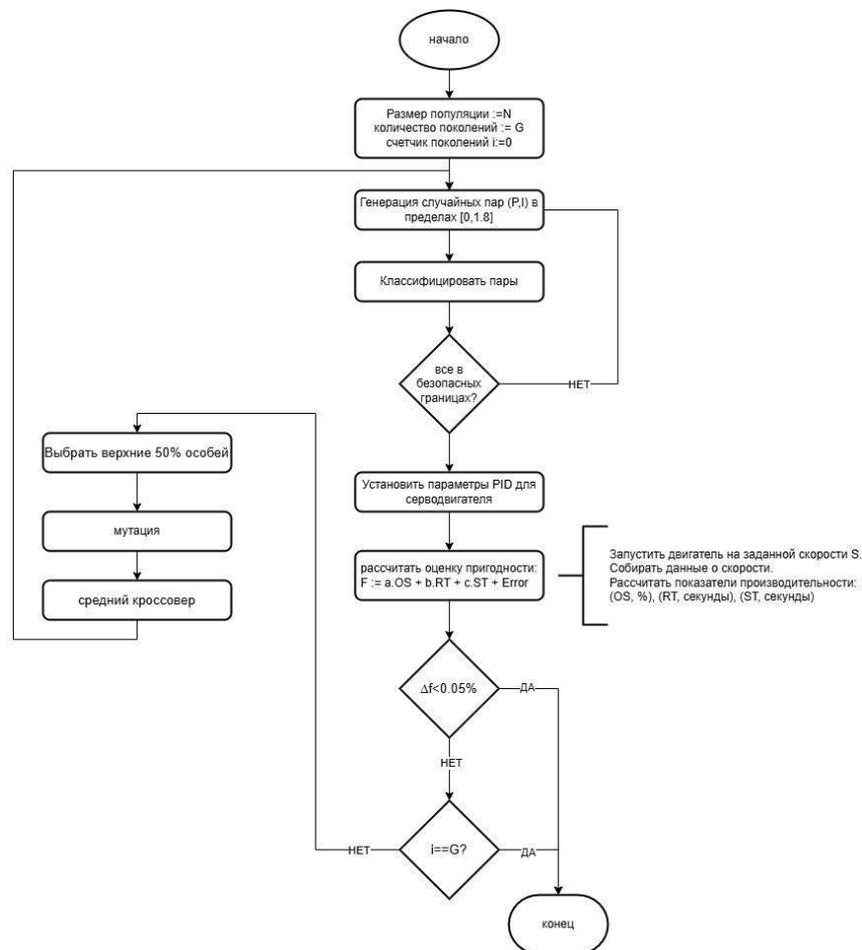


Рис. 5. Обобщенная схема алгоритма автонастройки ПИД-параметров

Алгоритм следует комбинированному подходу, объединяющему генетический алгоритм и нейронную сеть для оптимизации ПИД-параметров серводвигателя [19, 20]. Алгоритм начинает с инициализации популяции. Для этого генерируются случайные пары (P, I) в диапазоне [0, 1,8]. Затем пары фильтруются с помощью классификатора нейронной сети для отсеивания неэффективных комбинаций, которые попадают в небезопасные границы.

Далее выполняется отбор 50% лучших хромосом на основе функции пригодности. Остальные хромосомы формируются посредством операторов мутации и скрещивания (кроссовера).

С использованием сгенерированных пар ПИД-параметров алгоритм настраивает ПИД-регулятор, затем запускает двигатель на скорости S. После этого алгоритм считывает показания скорости и вычисляет показатели производительности, чтобы объединить их в функцию пригодности. Показатели производительности включают: перерегулирование (OS); время нарастания (RT); время установления (ST); ошибку (Error). Функция пригодности алгоритма определяется как:

$$f = a \cdot OS + b \cdot RT + c \cdot ST + d \cdot E. \quad (6)$$

Алгоритм завершает работу, если достигается максимальное число поколений ( $G=20$  по умолчанию), а также, если изменение пригодности  $\Delta f < 0,05\%$  сохраняется в течение 5 последующих поколений, где:

$$\Delta f_{(t)} = \frac{f_{(t)} - f_{(t-1)}}{|f_{(t-1)}|} \cdot 100\%. \quad (7)$$

Значение  $\Delta f_{(t)}$  рассчитывается как процентное изменение пригодности между поколениями. Алгоритм эффективно сочетает в себе глобальный поиск и машинное обучение для настройки ПИД-регулятора. Алгоритм направлен на минимизацию нежелательных колебаний и улучшение переходных характеристик системы, что подтверждается экспериментальными результатами, представленными в следующем разделе.

**5. Вычислительный эксперимент и анализ полученных результатов.** Для оценки производительности разработанной внешней системы управления при отслеживании ключевых характеристик отклика, включая перерегулирование, время нарастания и время установления, применяется комбинированный алгоритм оптимизации, сочетающий классификатор машинного обучения и генетический алгоритм. В данном разделе описываются детали реализации, такие как критерии выбора классификатора, процесс настройки генетического алгоритма, а также обсуждается влияние применения этих решений на снижение уровня шума серводвигателя.

Для генетического алгоритма было установлено количество поколений, равное 20, и размер популяции в каждом поколении – 10 хромосом. На каждом этапе отбирается 50% родителей-хромосом, после чего оставшаяся часть популяции формируется посредством оператора скрещивания с применением мутаций. Если в результате скрещивания получаются небезопасные значения (согласно критериям классификатора), система генерирует новые случайные значения (аналогично начальной стадии) и повторно проверяет их через классификатор для корректировки.

Для обучения классификаторов использовался специально сформированный набор данных, генерируемый разработанной внешней системой управления. Этот датасет включает следующие ключевые параметры:

1. Параметры ПИД-регулятора - конкретные значения коэффициентов (П, И, Д).
2. Характеристики отклика серводвигателя: величина перерегулирования, время нарастания, время установления и ошибка в установившемся режиме.
3. Бинарные метки классификации.

Основная задача классификатора заключается в анализе пар значений (П, И) и определении, попадают ли они в безопасную рабочую зону или выходят за допустимые пределы. При этом алгоритм оценивает не просто отдельные коэффициенты, а их комплексное взаимодействие и влияние на динамику системы.

Такой подход позволяет заранее отсекают потенциально опасные комбинации параметров, которые могут привести к нестабильной работе или повреждению оборудования. Важно отметить, что классификатор обучался на реальных экспериментальных данных, что обеспечивает высокую достоверность его прогнозов.

Для решения задачи классификации был выбран MLP нейросетевой классификатор. Архитектура нейронной сети описывается следующим образом:

1. Входной слой содержит два нейрона (соответствующих размерностям признаков  $P$  и  $I$ , так как значение  $D$  фиксировано и по умолчанию равно 1 в текущем эксперименте);
2. Два полностью связанных скрытых слоя;
3. Выходной слой с одним нейроном для бинарной классификации.

Для обучения был выбран оптимизатор *Adam*, благодаря его адаптивным возможностям обучения и стабильной работы с разнообразными наборами данных. В скрытых слоях применялись функции активации *ReLU*, что обеспечило высокую эффективность и предотвратило проблему затухающих градиентов.

Процедура определения оптимального количества нейронов включала тестирование первого скрытого слоя с размерностью от 5 до 100 нейронов (с шагом 5), затем осуществлялся подбор второго скрытого слоя в диапазоне 5-30 нейронов.

В результате были выявлены три высокопроизводительные конфигурации:  $\{(45, 10), (25, 5), (50, 5)\}$ . Все три варианта продемонстрировали сопоставимую точность тестирования. Структура  $(25, 5)$  была выбрана как оптимальный баланс между сложностью модели и вычислительной эффективностью. Финальное тестирование подтвердило, что данная конфигурация обеспечивает надежную фильтрацию PID-параметров в реальном времени в процессе оптимизации генетическим алгоритмом, что доказано полученными результатами.

**Результаты.** В ходе вычислительных экспериментов сравнивалась производительность предложенного комбинированного алгоритма (генетический алгоритм с интеграцией классификатора на основе нейронной сети) и стандартного генетического алгоритма без нейросетевого классификатора. Основное внимание уделялось анализу их поведения при наличии шумов инициализации на начальных этапах генераций.

На рис. 6 представлена осциллограмма скорости двигателя постоянного тока с неудачно подобранными параметрами ПИД-регулятора ( $\Pi = 0,128$ ,  $I = 1,769$ ,  $D = 0,6$ ). График демонстрирует выраженные колебания скорости (обороты в минуту) вокруг заданного значения (600 об/мин, желтая линия). Зеленая кривая скорости показывает устойчивые предельные циклы колебаний в диапазоне от 367 до 1017 об/мин без признаков затухания.

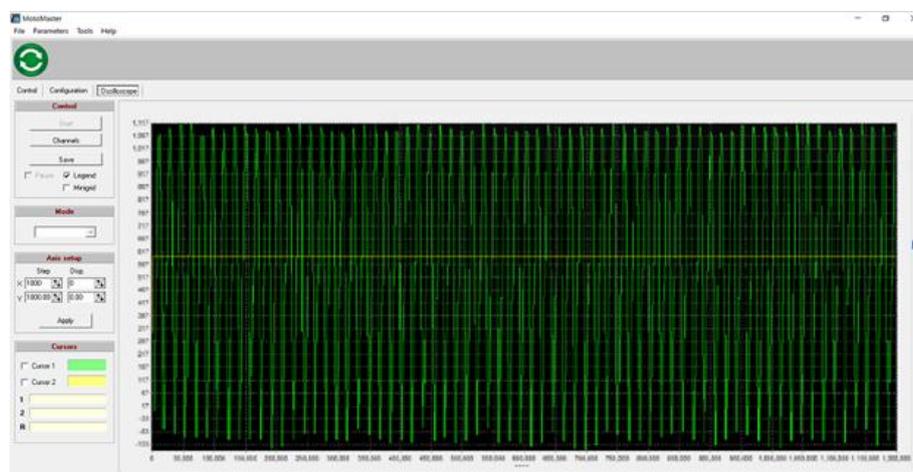


Рис. 6. Колебательная реакция скорости серводвигателя постоянного тока с неподходящими параметрами ПИД ( $\Pi = 0,128$ ,  $I = 1,769$ ,  $D = 0,6$ )

Такая картина характерна для разбалансированного ПИД-регулирования, где интегральная составляющая значительно преобладает над пропорциональной и производной. Конкретные проблемы выбранных параметров заключаются в следующем:

- ◆ слишком низкий пропорциональный коэффициент ( $\Pi = 0,128$ ), что приводит к слабой реакции на текущую ошибку, из-за чего регулятор не может эффективно компенсировать отклонения;
- ◆ чрезмерно высокий интегральный коэффициент ( $I = 1,769$ ), что вызывает перекомпенсацию накопленной ошибки и провоцирует колебания;
- ◆ недостаточное влияние производной ( $D = 0,6$ ), что не позволяет должным образом стабилизировать систему из-за дисбаланса с интегральной составляющей;
- ◆ критическое соотношение  $K_i/K_p \approx 13,8$ , что значительно превышает рекомендуемые значения для устойчивости системы.

После внедрения гибридного алгоритма с нейросетевым классификатором удалось устранить эти проблемы. На рис. 7 и 8 показаны осциллограммы скорости при оптимизированных параметрах ПИД:

- ◆ рис. 7 ( $\Pi=0,698$ ,  $I=0,188$ ,  $D=0,6$ ) – минимальное перерегулирование при переходном процессе;
- ◆ рис. 8 ( $\Pi=0,487$ ,  $I=0,05$ ,  $D=0,6$ ) – полное отсутствие перерегулирования.

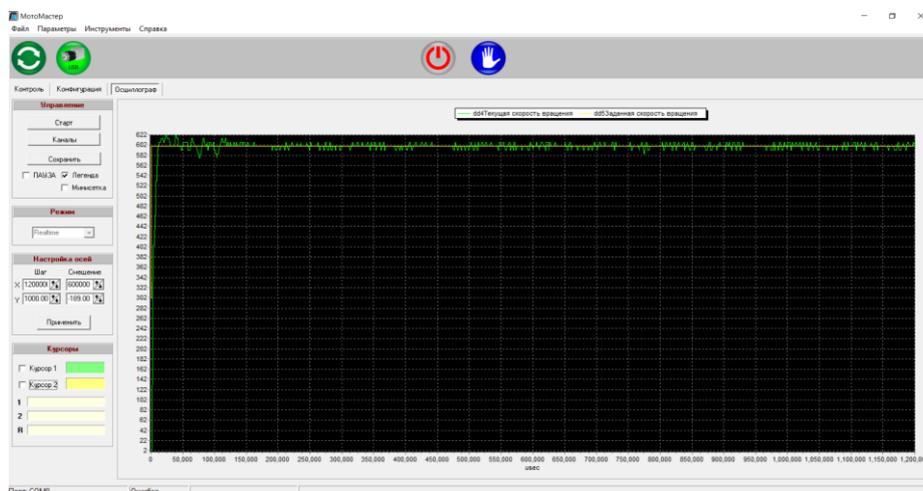


Рис. 7. Колебательная реакция скорости серводвигателя постоянного тока с подобранными параметрами ПИД ( $P = 0,698$ ,  $I = 0,188$ ,  $D = 0,6$ )

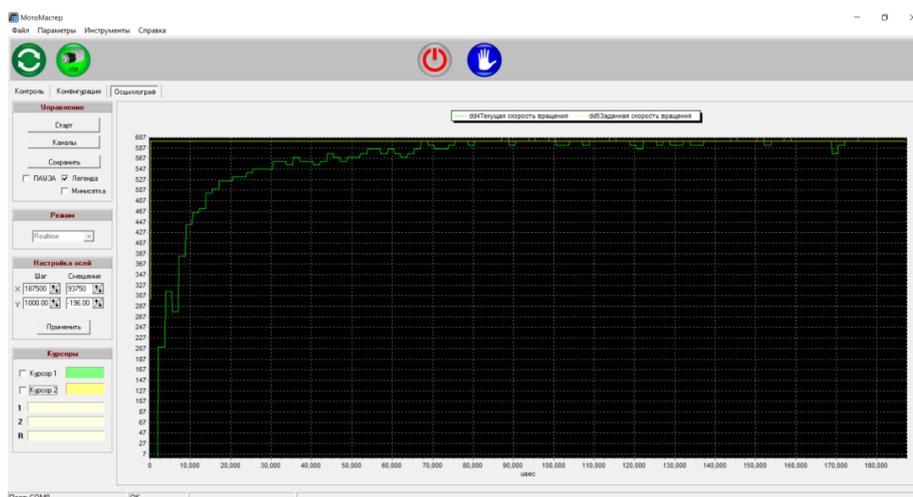


Рис. 8. Колебательная реакция скорости серводвигателя постоянного тока с подобранными параметрами ПИД ( $P = 0,487$ ,  $I = 0,05$ ,  $D = 0,6$ )

Экспериментальные результаты демонстрируют эффективность нейросетевого классификатора в предотвращении нестабильности, вызванной случайной инициализацией ПИД-параметров (основной причины переходных шумов).

Выделим ключевые преимущества предложенного алгоритма:

1) полное исключение опасных режимов работы – за 450 тестовых запусков не зафиксировано ни одного отказа двигателя, благодаря предварительному исключению неоптимальных параметров;

2) ускорение сходимости на ~50% за счет сужения области поиска для генетического алгоритма (диапазон 0-0.9 вместо исходного 0-1.8), что вдвое сокращает пространство возможных решений.

Особое значение в стабилизации начальной фазы оптимизации имеет роль нейронной сети. Классификатор последовательно проверяет все генерируемые значения, отсекая anomalous варианты и оставляя только параметры из безопасного диапазона. Этот механизм сохраняет свою эффективность на всех этапах оптимизации, вплоть до достижения оптимального отклика системы.

Предложенный алгоритм успешно решает задачу минимизации шумов инициализации при сохранении стабильности процесса оптимизации. Перспективным направлением дальнейших исследований является сравнительный анализ с альтернативными методами настройки ПИД-регуляторов, поскольку проведенное исследование было сосредоточено на решении проблем, связанных со стохастической природой генетических алгоритмов.

**Заключение.** В данной статье исследована возможность применения генетического алгоритма и нейросетевого классификатора для оптимизации параметров ПИД-регуляторов в сервосистемах. В работе предложена новая реализация генетического алгоритма с нейросетевым классификатором, что позволяет эффективно определять оптимальные ограничения параметров управления. Проведенные сравнительные экспериментальные исследования убедительно продемонстрировали преимущества нейронной сети в точном моделировании сложных нелинейных зависимостей между регулируемыми параметрами.

Важным аспектом исследования стало обучение нейросетевого классификатора на реальных эксплуатационных данных системы, что обеспечило динамическое ограничение процесса оптимизации только физически реализуемыми и безопасными значениями параметров. Разработанная система управления показала два принципиальных преимущества: во-первых, она позволяет устанавливать строгие границы параметров ПИД в диапазоне 0-0.9 (вместо традиционных 0-1.8), что полностью исключает возможность отказов оборудования и было подтверждено 450 успешными циклами тестирования; во-вторых, предложенный алгоритм обеспечивает сокращение пространства поиска оптимальных решений на 40%, значительно ускоряя процесс сходимости алгоритма.

Перспективы дальнейшего развития данного исследования связаны с адаптацией полученных решений для различных типов сервоприводов, особенно для сложных замкнутых систем, плохо поддающихся традиционному моделированию. Особый интерес представляет интеграция методов обучения с подкреплением, которая позволит использовать накопленные данные оптимизации для дальнейшего повышения эффективности управления. Предложенный адаптивный подход открывает новые возможности для создания интеллектуальных самонастраивающихся систем промышленного управления, сочетающих высокую производительность с гарантированной безопасностью эксплуатации.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Saini S., Hernandez J., Nayak S.* Auto-Tuning PID Controller on Electromechanical Actuators Using Machine Learning // SAE Technical Paper. – 2023.
2. *Shi G., Dai C., Liu S., Li D., Ding Y.* The Design of a Reference Model-Based Proportional-Integral-Derivative Controller with the Generalized Derivative // 2023 23rd International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS). – IEEE, 2023. – P. 547-552.
3. *Majeed D.A., Yaseen M., Ghaffori A.J., Ahmed S.R., Hakim B.A., Hussain A.-S.T.* Advanced Optimization Techniques for CNC Machining: A Comparative Study of Genetic Algorithms, Simulated Annealing, and Particle Swarm Optimization // 2024 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA). – IEEE, 2024. – P. 1-6.
4. *Ахмад З.* Сравнение колец ПИД-регулирования и нечетких регуляторов для регулирования скорости серводвигателя // Матер. XV всероссийской конференции с международным участием "Машиностроение: традиции и инновации (МТИ –2022)". – М.: Московский государственный технологический университет "СТАНКИН", 2022. – С. 141-148.
5. *Wang J.S., Wang J.C., Wang W.* Self-tuning of PID parameters based on particle swarm optimization // Control and Decision. – 2005. – Vol. 20. – P. 73-76.
6. *Mishra D.P., Raut U., Gaur A.P., Swain S., Chauhan S.* Particle swarm optimization and genetic algorithms for PID controller tuning // 2023 5th International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT). – IEEE, 2023. – P. 189-194.
7. *Isa S.S.M., Azri M., Ibrahim Z., Talib M., Sulaiman M., Meng Q., Khanipah N.H.A., Rahim N.* Experimental investigation on scaling factor of fuzzy logic speed control for induction motor drives // 2017 6th International Conference on Electrical Engineering and Informatics (ICEEI). – 2017.
8. Servoprивод SPŠ [Servo drive SPSH]. – URL: <https://www.servotechnica.ru/catalog/type/brand/index.pl?id=18> (дата обращения: 19.04.2025).
9. Servotekhnika [Servo technology]. – URL: <http://servotechnica.ru/> (дата обращения: 18.04.2025).
10. *Balachandra D., Mani K., Ramesh B.* Anti-windup Robust Controller Considering Saturation of Current and Speed for Speed Servo System // International journal of engineering research and technology. – 2014.

11. Kaneko K., Ohishi K. Anti-windup robust controller considering motor dynamics for speed servo system // 2013 IEEE International Conference on Mechatronics (ICM). – 2013.
12. Hinokimoto K. [et al.]. A Data-driven Design Method of PID Controller with Noise Filter // IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering. – 2017.
13. Живкович Т., Драганович М. Защита от шума в окружающей среде города Белграда // Alternative Energy and Ecology. – 2015.
14. Ахмад З., Мартинов Г.М. Разработка системы управления сервоприводом на базе шины CAN и микрокомпьютера Raspberry Pi // Автоматизация в промышленности. – 2025. – № 5.
15. Kanojiya R.G., Meshram P.M. Optimal tuning of PI controller for speed control of DC motor drive using particle swarm optimization // 2012 International Conference on Advances in Power Conversion and Energy Technologies (APCET). – 2012.
16. Kamal M., Mathew L., Chatterji S. Speed control of brushless DC motor using intelligent controllers // 2014 Students Conference on Engineering and Systems. – 2014.
17. Meena D., Chauhan S. Speed control of DC servo motor using genetic algorithm // 2017 International Conference on Information, Communication, Instrumentation and Control (ICICIC). – 2017.
18. Mishra P., [et al.]. Optimization of PID Controller with First Order Noise Filter // 2015 International Conference on Futuristic Trends on Computational Analysis and Knowledge Management (ABLAZE). – 2015.
19. Кравченко Ю.А. Построение прогнозных моделей динамических систем на основе интеграции нейронных сетей и генетических алгоритмов // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2006. – Т. 64, № 9-1. – С. 103-104.
20. Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Генетические алгоритмы. – 2010.

## REFERENCES

1. Saini S., Hernandez J., Nayak S. Auto-Tuning PID Controller on Electromechanical Actuators Using Machine Learning, *SAE Technical Paper*, 2023.
2. Shi G., Dai C., Liu S., Li D., Ding Y. The Design of a Reference Model-Based Proportional-Integral-Derivative Controller with the Generalized Derivative, *2023 23rd International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS)*. IEEE, 2023, pp. 547-552.
3. Majeed D.A., Yaseen M., Ghaffori A.J., Ahmed S.R., Hakim B.A., Hussain A.-S.T. Advanced Optimization Techniques for CNC Machining: A Comparative Study of Genetic Algorithms, Simulated Annealing, and Particle Swarm Optimization, *2024 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA)*. IEEE, 2024, pp. 1-6.
4. Akhmad Z. Svravnenie kolets PID-regulirovaniya i nechetkikh regulyatorov dlya regulirovaniya skorosti servodvigatelya [Comparison of PID control loops and fuzzy controllers for servo motor speed control], *Mater. XV vserossiyskoy konferentsii s mezhdunarodnym uchastiem "Mashinostroenie: traditsii i innovatsii (MTI –2022)"* [Proceedings of the XV All-Russian Conference with International Participation "Mechanical Engineering: Traditions and Innovations (MIT-2022)"]. Moscow: Moskovskiy gosudarstvennyy tekhnologicheskii universitet "STANKIN", 2022, pp. 141-148.
5. Wang J.S., Wang J.C., Wang W. Self-tuning of PID parameters based on particle swarm optimization, *Control and Decision*, 2005, Vol. 20, pp. 73-76.
6. Mishra D.P., Raut U., Gaur A.P., Swain S., Chauhan S. Particle swarm optimization and genetic algorithms for PID controller tuning, *2023 5th International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT)*. IEEE, 2023, pp. 189-194.
7. Isa S.S.M., Azri M., Ibrahim Z., Talib M., Sulaiman M., Meng Q., Khanipah N.H.A., Rahim N. Experimental investigation on scaling factor of fuzzy logic speed control for induction motor drives, *2017 6th International Conference on Electrical Engineering and Informatics (ICEEI)*, 2017.
8. Servoprivod SPŠ [Servo drive SPSH]. Available at: <https://www.servotechnica.ru/catalog/type/brand/index.pl?id=18> (accessed 19 April 2025).
9. Servotekhnika [Servo technology]. – URL: <http://servotechnica.ru/> (дата обращения: 18.04.2025).
10. Balachandra D., Mani K., Ramesh B. Anti-windup Robust Controller Considering Saturation of Current and Speed for Speed Servo System, *International journal of engineering research and technology*, 2014.
11. Kaneko K., Ohishi K. Anti-windup robust controller considering motor dynamics for speed servo system, *2013 IEEE International Conference on Mechatronics (ICM)*, 2013.
12. Hinokimoto K. [et al.]. A Data-driven Design Method of PID Controller with Noise Filter, *IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 2017.
13. Zhivkovich T., Draganovich M. Zashchita ot shuma v okruzhayushchey srede goroda Belgrada [Noise protection in the environment of the city of Belgrade], *Alternative Energy and Ecology*, 2015.
14. Akhmad Z., Martinov G.M. Razrabotka sistemy upravleniya servoprivodom na baze shiny CAN i mikrokompyutera Raspberry Pi [Development of a servo drive control system based on the CAN bus and the Raspberry Pi microcomputer], *Avtomatizatsiya v promyshlennosti* [Automation in Industry], 2025, No. 5.

15. Kanojiya R.G., Meshram P.M. Optimal tuning of PI controller for speed control of DC motor drive using particle swarm optimization, *2012 International Conference on Advances in Power Conversion and Energy Technologies (APCET)*, 2012.
16. Kamal M., Mathew L., Chatterji S. Speed control of brushless DC motor using intelligent controllers, *2014 Students Conference on Engineering and Systems*, 2014.
17. Meena D., Chauhan S. Speed control of DC servo motor using genetic algorithm, *2017 International Conference on Information, Communication, Instrumentation and Control (ICICIC)*, 2017.
18. Mishra P., [et al.]. Optimization of PID Controller with First Order Noise Filter, *2015 International Conference on Futuristic Trends on Computational Analysis and Knowledge Management (ABLAZE)*, 2015.
19. Kravchenko Yu.A. Postroenie prognoznykh modeley dinamicheskikh sistem na osnove integratsii neyronnykh setey i geneticheskikh algoritmov [Construction of predictive models of dynamic systems based on the integration of neural networks and genetic algorithms], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2006, Vol. 64, No. 9-1, pp. 103-104.
20. Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M. Geneticheskie algoritmy [Genetic algorithms], 2010.

**Ахмад Зулфикар** – Московский государственный технологический университет “Станкин”; e-mail: zoualfikarahmad@gmail.com; г. Москва, Россия; тел.: +79636898784; кафедра компьютерных систем управления; аспирант.

**Кравченко Юрий Алексеевич** – Южный федеральный университет; e-mail: yakravchenko@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: +79289080151; кафедра систем автоматизированного проектирования им. В.М. Курейчика; профессор.

**Мансур Али Махмуд** – Южный федеральный университет; e-mail: mansur@sfedu.com; г. Таганрог, Россия; тел.: +79880158697; кафедра систем автоматизированного проектирования им. В.М. Курейчика; программист.

**Ahmad Zoualfikar** – Moscow State Technological University "Stankin"; e-mail: zoualfikarahmad@gmail.com; Moscow, Russia; phone: +79636898784; the Department of Computer Control Systems; postgraduate student.

**Kravchenko Yury Alekseevich** – Southern Federal University; e-mail: yakravchenko@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +79289080151; the Department of Computer Aided Design named after V.M. Kureichik; professor.

**Mansour Ali Mahmoud** – Southern Federal University; e-mail: mansur@sfedu.com; Taganrog, Russia; phone: +79880158697; the Department of Computer Aided Design named after V.M. Kureichik; programmer.

УДК 004.89

DOI 10.18522/2311-3103-2025-4-250-262

**М.А. Лапина, Д.А. Лукьянов, В.Г. Лапин, Н.Н. Кучеров**

## **ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ САЙТОВ-МОШЕННИКОВ**

*В настоящее время большое количество процессов связано с большими объёмами данных, которые необходимо анализировать. С увеличением объёма информации её анализ становится более объёмной и сложной задачей. Возникает проблема поиска инструмента, который поможет компаниям и учреждениям в сборе, анализе и прогнозировании данных. Машинное обучение является областью искусственного интеллекта, которая находит закономерности в базе данных и на их основе пытается спрогнозировать результат. Ещё одной областью применения машинного обучения является детектирование сайтов-мошенников. В настоящее время с развитием информационных технологий цифровые преступления стали серьёзной угрозой для конфиденциальной информации и данных пользователей. Искусственный интеллект способен анализировать параметры сайтов и определять наличие угроз для информации. Исследование направлено на систематизацию знаний о фишинговых атаках и исследовании методов машинного обучения для обнаружения сайтов-мошенников. В ходе выполнения исследования были разработаны методы машинного обучения по обнаружению фишинговых сайтов, построены схемы, которые позволяют моделям машинного обучения правильно преобразовывать данные для подачи их в модели. Анализ данных, предоставленных в датасете, позволил преобразовать данные для корректной работы моделей, что позволило избежать ошибок. Была решена проблема переобучения моделей машинного обучения. Детальное изучение датасета позволило отфильтровать данные, которые могли*