Интеллектуальные системы управления, анализ данных

© 2024 г. О.В. ДРУЖИНИНА, д-р физ.-мат. наук (ovdruzh@mail.ru), (Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» РАН, Москва; Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва), А.А. ПЕТРОВ, канд. техн. наук (xeal91@yandex.ru), О.Н. МАСИНА, д-р физ.-мат. наук (olga121@inbox.ru) (Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина)

МОДЕЛИРОВАНИЕ И СТАБИЛИЗАЦИЯ СИСТЕМ КОНВЕЙЕРНОГО ТРАНСПОРТА С ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫМ УПРАВЛЕНИЕМ

Изучается обобщенная математическая модель управляемого ленточного конвейера с переменным углом между горизонтальной плоскостью и плоскостью ленты. Модель задается с помощью нелинейной системы четырех дифференциальных уравнений с переключениями. Учитываются линейное перемещение ленты конвейера, изменение импульса системы, осевое и линейное трение, демпфирование горизонтального положения конвейера, а также факторы плавной погрузки и мгновенной разгрузки грузов. Рассмотрены условия стабилизации описанной модели с учетом имитационных компонентов, связанных с характером режимов погрузки и разгрузки конвейерной ленты. Для управления угловым положением конвейера выполнен синтез ПИД-регулятора, нейро-ПИД регулятора и нейросетевых регуляторов рекуррентного и нерекуррентного типов. Управление линейной скоростью реализовано на основе введения скользящего режима. Представлена интерпретация вычислительных экспериментов, проведен сравнительный анализ эффективности управления для различных видов регуляторов.

Ключевые слова: математическое моделирование, дифференциальные уравнения с переключениями, конвейерные системы, интеллектуальное управление, стабилизация, нейросетевой регулятор, ПИД-регулятор, нейро-ПИД регулятор, машинное обучение.

DOI: 10.31857/S0005231024110053, **EDN:** YLZAWV

1. Введение

Проектирование, автоматизация и мониторинг систем конвейерного транспорта являются актуальными направлениями исследований [1–11]. В круг важных задач входят, например, задачи стабилизации тягового фактора конвейера, мониторинг динамической нагрузки конвейерных лент, оптимизация параметров управления конвейером, проектирование интеллектуальных

конвейерных систем, создание многофункциональных систем непрерывного транспорта. Решение указанных задач связано с необходимостью использования методов теории управления, теории оптимизации, а также инструментов искусственного интеллекта.

В математическом моделировании управляемых технических систем, в том числе систем конвейерного транспорта, используются такие инструменты искусственного интеллекта, как нечеткое управление, искусственные нейронные сети и машинное обучение [4, 12–20]. Например, в [16] рассматриваются вопросы построения нечеткой трекинговой системы для отслеживания состояния конвейера. В [17] изучены аспекты оптимизации управления конвейера с применением искусственных нейронных сетей. В [18] рассмотрены вопросы применения моделей машинного обучения для высокоточной классификации типов нагрузок на резиновую конвейерную ленту.

Как известно, конвейерные системы характеризуются переключательным режимом функционирования. При описании и изучении динамических моделей конвейерного транспорта целесообразно использовать понятия и методы теории систем с переключениями [21–23], методы синтеза различных типов регуляторов, включая ПИД-регулятор [24, 25]. Изучение поведения систем с переключениями в ряде важных случаев связано с введением скользящих режимов [26]. Разработка компьютерных моделей переключаемых систем рассмотрена, например, в [23]. Важной задачей является анализ устойчивости переключаемых систем [27–29]. При исследовании систем с переключениями могут использоваться алгоритмы численной оптимизации, связанные с методами, инспирированными природой, среди которых популярен метод дифференциальной эволюции [30, 31]. Машинное обучение с подкреплением [32] может находить применение при построении управляемых систем с переключениями. Компьютерное моделирование систем с переключениями осуществляется при поддержке языков высокого уровня, среди которых можно отметить Python и Julia [33, 34] с привлечением соответствующих математических библиотек.

Управление динамическими системами на основе ПИД-регулятора широко известно и рассмотрено в ряде работ, в частности в [35]. Известны различные алгоритмы нахождения оптимальных значений ПИД-регулятора [25, 36, 37]. В [25] предлагается новый подход к задаче настройки и оптимизации параметров ПИД-регулятора, основанный на сведении проблемы к задаче оптимизации. В соответствии с этим подходом качество регулятора оценивается по квадратичному критерию от выхода системы. ПИД-регулятор настраивается против неопределенности в начальных условиях так, чтобы выход системы был равномерно малым, при этом дополнительно гарантируется заданная степень устойчивости замкнутой системы. В [38] представлен анализ функционирования ПИ-регуляторов и ПИД-регуляторов в режиме интегрального насыщения, возникающего при наличии ограничений на выходе регулятора. В [24] приводится обзор используемых форм ПИД-регуляторов, а также алгоритмов их автоматической настройки и адаптивного управления. Вопросы ре-

гулирования параметров ПИД-регулятора ленточного конвейера для транспортировки угля изучены в [39] с применением нейронной сети, а именно, построена нейросетевая модель управления крутящим моментом.

Интерес представляет сравнительный анализ функционирования ПИД-регулятора и нейросетевого регулятора в одинаковых условиях [40]. Для настройки коэффициентов ПИД-регулятора достаточно эффективные результаты показало использование метода дифференциальной эволюции из состава математической библиотеки Scipy. В [40] предложены методы исследования модели ленточного конвейера на основе построения ПИД-регуляторов и нейросетевых регуляторов. В указанной работе рассматривалась упрощенная модель ленточного конвейера без учета осевого сопротивления и демпфирования, а также без учета плавности погрузки и разгрузки грузов.

В [41] разработана такая модифицированная математическая модель ленточного конвейера, которая учитывает осевое сопротивление и динамическое изменение угла между горизонтальной плоскостью и плоскостью ленты конвейера. Осуществлен синтез нейросетевого регулятора и ПИД-регулятора для управления изучаемой моделью. Предложено решение задач оптимального управления с применением построенных регуляторов. Представлены результаты компьютерных экспериментов по изучению траекторной динамики. Синтез законов управления для стабилизации угла подъема конвейерной ленты осуществлен с учетом переменной массы грузов, а также с учетом изменения центра масс конвейера. Рассмотрены вопросы адаптивности нейросетевого управления и ПИД-управления по отношению к линейному увеличению осевого сопротивления.

В [42] решается задача синтеза нейросетевого регулятора для такой модели ленточного конвейера с динамическим изменением угла между горизонтальной плоскостью и плоскостью ленты конвейера, которая учитывает факторы плавной погрузки и мгновенной разгрузки грузов, без учета осевого сопротивления. Проведен сравнительный анализ результатов компьютерного исследования этой модели с результатами для модели, рассмотренной в [41].

Уточнение моделей, рассмотренных в [40–42], может проводиться в направлении, связанном с анализом влияния различных факторов, среди которых следует отметить воздействие переходных процессов на динамику системы при изменении режимов и характера нагрузки конвейера, а также с анализом влияния различных диссипативных эффектов и с регулированием положения конвейера на основе демпфирующих подсистем.

Статья состоит из семи разделов. В разделе 2 приведено описание и анализ обобщенной модели управляемого ленточного конвейера. Сформулирована задача оптимального управления перемещением ленты и угловым положением конвейера. Предложены условия стабилизации описанной модели. В разделе 3 осуществлен синтез ПИД-регулятора, нейро-ПИД регулятора и нейросетевых регуляторов рекуррентного и нерекуррентного типов. Управление линейной скоростью реализовано на основе введения скользящего режи-

ма. В разделе 4 приведены результаты вычислительных экспериментов, дана интерпретация траекторной динамики с применением управления на основе различных типов регуляторов. В разделе 5 приведен сравнительный анализ эффективности синтезированных регуляторов, представлены результаты измерения быстродействия. В разделе 6 приведено обсуждение результатов настоящей работы, отмечены качественные эффекты применения интеллектуального управления.

2. Описание и анализ обобщенной модели управляемого ленточного конвейера

Рассматривается задача синтеза системы управления ленточным конвейером с динамически изменяемым углом подъема ленты. Фазовое пространство модели системы образуется следующими координатами: линейное перемещение ленты, импульс системы и угол подъема над плоскостью. На движущийся конвейер в случайные моменты времени производится погрузка и выгрузка объектов с разной массой, которая способна повлиять на характеристики его движения. Пренебрегаем растяжением ленты, а также считаем пренебрежительно малым влияние момента импульса на изменение угловой скорости. Требуется обеспечить выход на стационарный режим с сохранением линейной скорости и постоянного угла подъема в процессе функционирования конвейера. С учетом указанных условий математическую модель системы управления ленточным конвейером можно представить в виде системы дифференциальных уравнений

$$\dot{x} = \frac{p}{m},
\dot{p} = u_p(t) - k\frac{p}{m} - (m - m_0)g\sin(\alpha),
\dot{\alpha} = \omega,
\dot{\omega} = \frac{u_{\alpha}(t) - l\omega}{mc\varepsilon^2} - \frac{g\cos(\alpha)}{\varepsilon} + \frac{1}{\left(\alpha + \left(\frac{\varepsilon_0}{g}\right)^{\frac{1}{\tau}}\right)^{\tau}},
u_p, \quad u_{\alpha} \in U, \quad \varepsilon \in E, \quad m \in M,$$

где x — перемещение ленты конвейера, p — импульс системы, α — угол подъема конвейера относительно нулевого положения, ω — угловая скорость конвейера, g — ускорение свободного падения, m_0 — масса ленты конвейера, m — общая масса системы, $u_p(t)$ — функция управления тягой конвейера, $u_\alpha(t)$ — функция управления углом подъема ленты, ε — положение центра масс конвейера относительно нижнего ролика, c — коэффициент, определяющий момент инерции конвейера, k — коэффициент трения качения, l — коэффициент осевого сопротивления, ε_0 — усредненное положение центра тяжести, τ — коэффициент жесткости демпфирования. Множества M, E, U включают в себя значения

массы грузов, центра масс и управлений соответственно. Изменения режимов функционирования в модели (1) совершаются в моменты выбора соответствующих значений $m_1 = m - m_0$ и ε согласно определенному правилу, задающему схему переключений.

Для реализации выбора значений ε и m_1 разработана схема переключений, реализующая имитационное моделирование погрузки и разгрузки грузов в произвольные моменты времени. Авторы предлагают реализацию расчета конкретных значений векторов (ε, m_1) на основе имитационного алгоритма. Изменение массы грузов на ленте определяется алгоритмами переключений масс двух типов: 1) с мгновенной погрузкой и мгновенной разгрузкой, 2) с плавной погрузкой и мгновенной разгрузкой. Физический смысл плавной погрузки заключается в постепенной передаче кинетической энергии от ленты к грузу. В случае мгновенной погрузки данный эффект не учитывается. Описание режимов погрузки и разгрузки предложено в [42].

Определение 1. Управляемую систему (1), моделирующую движение конвейерной ленты с учетом переключений, будем называть стабилизируемой в локальном смысле, если справедливо следующее свойство: любая траектория системы (1) для $t \in (t_1, \infty)$ находится внутри некоторой трубки в многомерном фазовом пространстве.

Определение 2. Под состоянием системы понимается вектор $\theta = (\dot{x}, \alpha, \omega)$ фазовых параметров системы (1).

Определение 3. Под целевым состоянием λ системы (1) будем понимать состояние равновесия $\lambda = (\bar{s}, \bar{\alpha}, 0)$, которое система (1) должна достигать в процессе управления.

Здесь рассматривается такая задача стабилизации системы (1), для решения которой необходимо: а) обеспечить переход из начального состояния λ_0 в целевое состояние λ за наименьшее время; б) поддерживать состояние системы в малой окрестности ε целевого состояния λ для $t \to \infty$.

В качестве меры стабилизируемости можно выбрать норму разности между вектором целевого состояния λ и частичным фазовым вектором системы (1). При указанном выборе меры стабилизируемости с учетом выполнения некоторого условия, которое можно интерпретировать как ограниченность ошибки на бесконечном интервале времени, нетрудно сформулировать достаточное условие стабилизируемости системы (1) в локальном смысле. В обосновании этого достаточного условия используем определение стабилизации в локальном смысле, определение целевого состояния, а также свойства фазовых переменных системы (1), значимых для динамики рассматриваемой модели конвейера с переменным углом подъема (а именно переменных \dot{x} , α , ω).

Далее, пусть ошибка в системе (1) равна $\sigma = \lambda - \theta$. С учетом указанной ошибки примем, что существуют такие функционалы управления $u_1, u_2, \zeta_1, \zeta_2$, задающие обратную связь, для которых справедливы равенства

(2)
$$u_p(t) = u_1(\zeta_1(\sigma(t))), \quad u_\alpha(t) = u_2(\zeta_2(\sigma(t))).$$

Теорема 1. Пусть $t \in [t_1, \infty)$. Если с учетом (2) выполняется условие

(3)
$$\forall \theta(t) : t \in [t_1, \infty) \ \exists \delta : \|\sigma\| \in [0, \delta),$$

то система (1) стабилизируема в локальном смысле.

Действительно, выполнение условия (3) для любого t задает некоторую δ -окрестность целевого состояния, в которой может находиться изображающая точка траектории. Множество таких окрестностей геометрически образуют трубку. Таким образом, система (1) является стабилизируемой в локальном смысле.

Понятие стабилизации в локальном смысле отвечает случаям «частичной» стабилизации конвейерной системы, когда существуют траектории с неугасающими колебаниями или траектории, «параллельные» λ . В этих случаях задача управления имеет лишь частичные решения.

В случаях полной стабилизации система (1) всегда дает адекватный ответ на возмущения, при этом скорость стабилизации системы с учетом возникающих возмущений пропорциональна отклонению от центра «трубки». С формальной точки зрения производная ошибки пропорциональна величине самой ошибки по выбранной метрике. Указанное условие стабилизации является более строгим, что позволяет охарактеризовать понятие стабилизируемости системы в общем.

Определение 4. Система (1) называется стабилизируемой в общем, если на некотором временном интервале $t \in (t_0, t_k)$ при постоянстве возмущений (т.е. $m_1 = \text{const}$) ошибка стремится к нулю.

С учетом имитационной составляющей рассматриваемой модели стабилизируемой в общем может считаться система, в которой перечисленные условия выполняются в отсутствие возмущений, изолированных по времени. Имеет место следующая

T е о р е м а 2. Пусть для системы (1) с учетом (2) выполнено условие (3). Если при $\frac{dm_1}{dt}=0$ дополнительно выполнено условие

(4)
$$\forall \theta(t) : t \in [t_1, \infty) \ \exists \delta_1(t) \leqslant \delta : \|\sigma\| \in (0, \delta_1(t)), \quad \dot{\delta}_1(t) < 0,$$

то система (1) стабилизируема в общем.

Действительно, если при постоянной массе грузов выполнены условия (3) и (4), то траектория изолирована в постоянно сужающейся трубке до тех пор, пока не выполняется $\sigma = \vec{0}$, что означает отсутствие ошибки. Для обеспечения оптимального управления системой (1) к условиям теорем 1 и 2 требуется добавление критериев оптимальности.

Далее будем рассматривать два критерия оптимальности применительно к стабилизации углового положения: комплексный критерий и упрощенный критерий. Комплексный критерий оптимальности (относительно использова-

ния двух фазовых переменных α, ω) имеет вид

(5)
$$C_1 = \int_{t_1}^{t_2} ||S - (\alpha, \omega)|| dt, \quad S = (\bar{\alpha}, 0).$$

Во-первых, рассмотрим задачу минимизации критерия (5) с учетом ошибки по отклонению углового положения и угловой скорости. Для системы, стабилизируемой в общем, критерий (5) можно редуцировать к виду

(6)
$$C_2 = \int_{t_1}^{t_2} |\bar{\alpha} - \alpha| dt.$$

Во-вторых, рассмотрим задачу минимизации критерия (6) с учетом ошибки по отклонению углового положения. Редуцирование критерия (5) связано с пропорциональной зависимостью ошибки по отклонению углового положения и угловой скорости при выполнении условий теоремы 2.

3. Синтез регуляторов

Управление движением конвейера осуществляется с помощью регуляторов для управления линейной скоростью и углом подъема. Для управления линейной скоростью используется регулятор на основе скользящего режима

если
$$\dot{x}\geqslant \bar{s}$$
 то $u_p=-\bar{u}$ иначе $u_p=\bar{u},$

где s — заданная линейная скорость движения, \bar{u} — фиксированное значение управления.

Предварительные вычислительные эксперименты показали, что реализация управления угловым положением с помощью введения в скользящий режим не приводит к стабилизации системы (1). В связи с этим выполним построение и проведем сравнительный анализ следующих типов регуляторов для управления угловым положением системы (1): регулятора на основе ПИД-управления, нейросетевого регулятора, рекуррентного нейросетевого регулятора и рекуррентного нейро-ПИД регулятора. Используется стандартная структура ПИД-регулятора и нейросетевого регулятора [40–42]. Структура рекуррентных регуляторов представлена на рис. 1, 2.

На рис. 1 представлена схема нейросетевого регулятора реккурентного типа с топологией 3-4-1 и тангенциальными функциями активации в скрытом и выходном слоях. На вход подается значение ошибки, значение угловой скорости движения конвейера и значение выхода нейросети, полученное с учетом единичной задержки. На рис. 2 представлена схема рекуррентного нейро-ПИД регулятора, в котором нейросеть с топологией 3-4-3 используется для подстройки коэффициентов ПИД-регулятора.

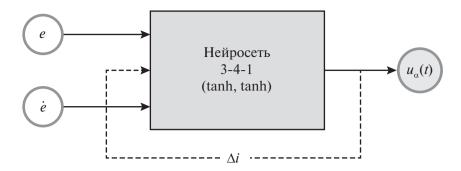


Рис. 1. Схема рекуррентного нейросетевого регулятора.

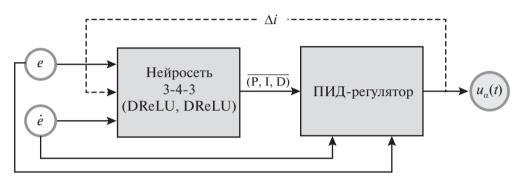


Рис. 2. Схема рекуррентного нейро-ПИД регулятора.

На рис. 1 и 2 используются следующие обозначения: e — значение ошибки углового положения, \dot{e} — производная по времени от ошибки углового положения, $u_{\alpha}(t)$ — значение управления, Δi — оператор единичной задержки. С учетом различия диапазонов выходных значений u (для нейросетевого регулятора с тангенциальной функцией активации $u \in (-1,1)$, а для нейро-ПИД-регулятора $u \in (0,\infty)$) применяется контур усиления и фильтрации для получения значения $u_{\alpha}(t)$. Для рекуррентного нейросетевого регулятора применяется симметричная относительно начала координат тангенциальная функция активации. Рекуррентный нейро-ПИД регулятор в скрытом слое реализует функцию активации DReLU, а в выходном слое используется функция активации ReLU. Указанные функции активации являются стандартными и используются при нейросетевом моделировании [17, 18].

В каждом алгоритме управления угловым положением, реализующем тот или иной синтезированный регулятор, задан параметр Δt периода управления. В зависимости от заданного Δt меняется характер траекторной динамики системы (1). Для периода управления $\Delta t \geqslant 0.05$ характерно снижение равномерности траекторий углового положения ленты, а также наблюдается «зубчатая» форма графика линейной скорости.

Следует отметить, что регуляторы угла и линейной скорости могут работать с разными периодами. Функционирование регуляторов с разными пе-

риодами связано с необходимостью минимизации количества переключений и сбережения ресурса оборудования, а также с реализуемостью управления на практике. Различающиеся периоды управления связаны с ограничением на инерционность. Представляет интерес изучение такой модели конвейерной системы, для которой учитывается допустимая инерционность привода конвейера.

При уменьшении периода управления и при соответствующем уменьшении максимального шага дифференцирования решателя ОДУ наблюдается более ровный характер траектории линейной скорости конвейерной ленты за счет увеличения количества переключений в скользящем режиме. Следует отметить, что увеличение периода управления приводит к снижению робастности управления по отношению к возмущениям в системе (1). Под робастностью понимается сохранение диапазона значений и структуры управления по отношению к возмущениям в системе.

Для расчета параметров всех разработанных регуляторов углового положения используется процедура обучения с подкреплением на основе эволюционного алгоритма оптимизации (дифференциальная эволюция). Расчет функции потерь для модели (1) состоит из следующих шагов: 1) установка параметров регулятора; 2) расчет n траекторий (в рассматриваемом примере n=3) с учетом применения регулятора; 3) расчет усредненного значения (6) для n траекторий. Предложенные топологии для нейросети прямого распространения и рекуррентной нейросети подобраны путем вычислительных экспериментов при ограниченном времени обучения. Для нейросетевых регуляторов (прямого распространения и рекуррентного) наилучшие результаты показывает тангенциальная функция активации в скрытом слое с учетом наименьшего среднего значения (6). Усиление и фильтрация сигнала управления для регуляторов осуществляется следующим образом: для нейросетевых регуляторов применяется коэффициент усиления $\nu=100$, для ПИД-регулятора отсекаются все значения $u_{\alpha} \notin (-100,100)$.

С учетом структуры синтезированных регуляторов разработана компьютерная программа для численнного моделирования динамики управляемой модели (1). Далее приведены результаты проведенных вычислительных экспериментов.

4. Результаты вычислительных экспериментов

Параметрическая оптимизация разработанных регуляторов выполнена с помощью алгоритмов, основанных на обучении с подкреплением. Результаты моделирования приведены на рис. 4–8. Вначале рассмотрим результаты вычислительных экспериментов с использованием управления на основе ПИД-регулятора. Начальные условия и начальные параметры имеют вид $(x; p; \alpha; \omega) = (0; 0; 0,5; 0), (m_0; m; k; g; c; \varepsilon; \tau) = (0,1; 1,5; 0,5; 9,8; 0,5; 1; 10) соответственно. При проведении вычислительных экспериментов учитывается случай плавной погрузки и мгновенной разгрузки ленты.$

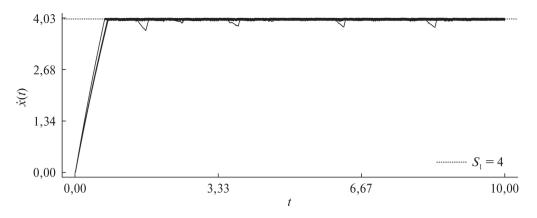


Рис. 3. Графики линейной скорости ленты для модели (1) с применением регулятора на основе скользящего режима и ПИД-регулятора.

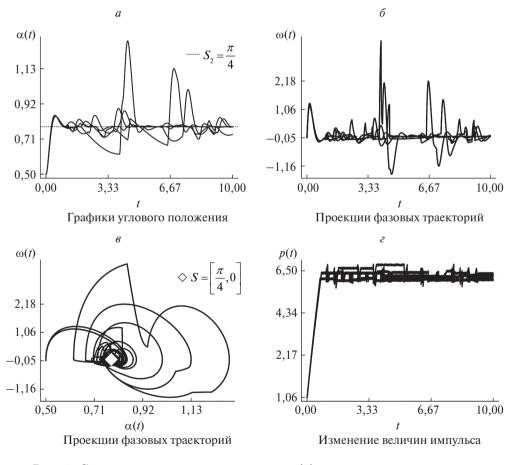


Рис. 4. Совокупность траекторий системы (1) с учетом управления на основе ПИД-регулятора.

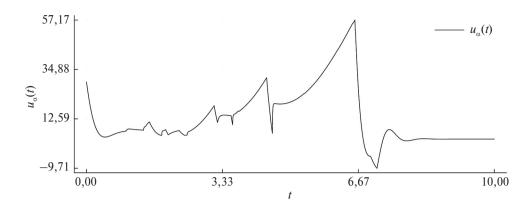


Рис. 5. График управления для ПИД-регулятора.

На рис. 3, 4 представлены траектории, соответствующие пяти «прогонам» системы (1) с одинаковыми параметрами, но при различных событиях переключений.

На рис. 3 проиллюстрирована стабилизация линейной скорости с одиночными отклонениями, связанными с погрузкой и разгрузкой грузов. На рис. 4,a представлена совокупность траекторий колебательного характера со средними значениями, стремящимися к λ . Рисунок 4,6 демонстрирует графики угловой скорости конвейера, на которых также можно отметить отклонения, связанные с погрузкой и разгрузкой грузов. Рисунок 4,6 показывает вариативность полученных траекторий по отношению к наступлению событий переключения режимов. На рис. 4,e можно наблюдать скачкообразные изменения, связанные с одномоментным изменением импульса системы (1) при разгрузке.

Следует отметить, что для ПИД-регулятора при выбранных факторах вычислительного эксперимента условия теоремы 1 выполняются, однако имеет место дефицит управления с невозможностью получения устойчивой отрицательной обратной связи в контуре управления.

На рис. 5 изображен график $u_{\alpha}(t)$ для ПИД-регулятора. Согласно рис. 5, график управления расположен выше оси абсцисс, при этом отслеживаются точки устранимых разрывов.

Далее рассмотрим результаты моделирования динамики системы (1) на основе использования нейросетевого регулятора с нейросетью прямого распространения. На рис. 6 представлены результаты пяти «прогонов» системы (1), а также график управления.

Результаты показали, что нейросетевой регулятор демонстрирует значительно большую по сравнению с ПИД-регулятором эффективность при реализации управления моделью (1). Рисунки $6,a,\delta$ демонстрируют значительно меньшие отклонения от λ при погрузке и разгрузке грузов, однако рис. $6,\epsilon$ демонстрирует повторяемую картину переходного процесса независимо от

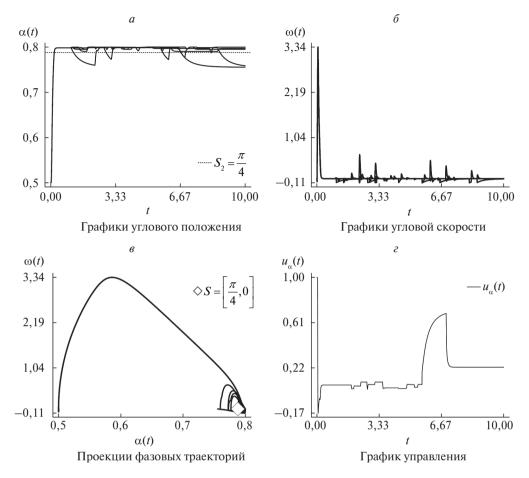


Рис. 6. Совокупность траекторий и управление для системы (1) с учетом реализации нейросетевого регулятора.

внешних условий для рекуррентного нейросетевого регулятора. Графики линейной скорости и импульса при реализации нейросетевого регулятора по своему характеру аналогичны графикам, представленным на рис. 3 и рис. 4, ϵ соответственно. Следует отметить, что при малых отрицательных значениях ошибки возникает недостаток обратной связи, при этом для нейросетевого регулятора также выполняются условия теоремы 1.

График управления для нейросетевого регулятора отличается от графика управления на основе ПИД-регулятора наличием отрицательных значений и сегментами постоянных положительных значений управления, что свидетельствует о более выраженной обратной связи.

Результаты моделирования с применением управления на основе рекуррентного нейросетевого регулятора представлены на рис. 7.

Согласно рис. $7, a, \delta$ рекуррентный нейросетевой регулятор демонстрирует наиболее высокую по сравнению с рассмотренными ранее регуляторами эф-

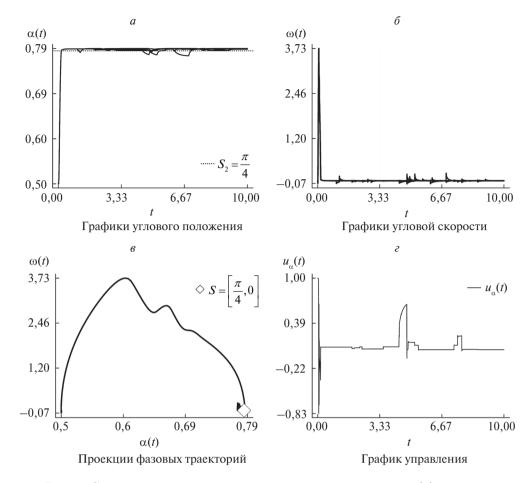


Рис. 7. Совокупность траекторий и управление для системы (1) с учетом реализации рекуррентного нейросетевого регулятора.

фективность управления угловым положением конвейерной системы. Согласно графику углового положения динамика системы близка к стационарной вблизи ожидаемого состояния равновесия. Незначительный разброс траекторий связан с погрузкой и с разгрузкой грузов. Графики линейной скорости и импульса при реализации рекуррентного нейросетевого регулятора по своему характеру аналогичны графикам линейной скорости и импульса, полученным при реализации ПИД-регулятора и нейросетевого регулятора нерекуррентного типа. Рисунок 7,6 демонстрирует незначительную вариативность, которая связана с погрузкой и разгрузкой грузов. На рис. 7,2 представлен график управления для нейросетевого рекуррентного регулятора. В переходном процессе отмечаются высокочастотные осцилляции, на смену которым приходят стационарные режимы с преимущественно постоянными небольшими значениями управления.

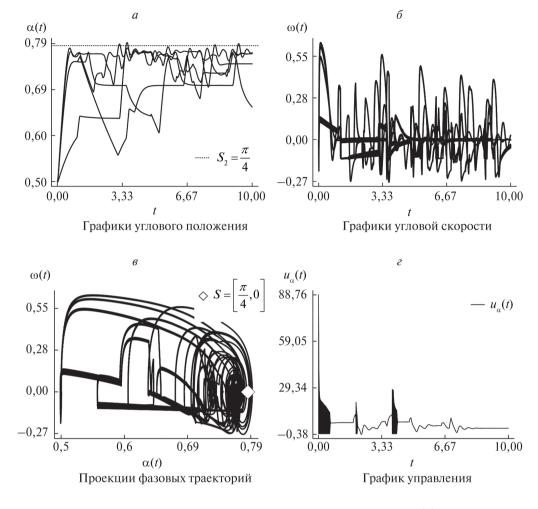


Рис. 8. Совокупность траекторий и управление для системы (1) с учетом реализации рекуррентного нейро- Π ИД регулятора.

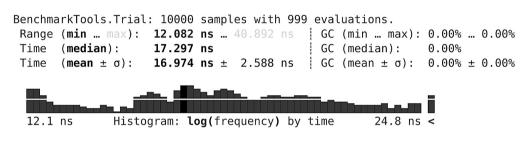
На рис. 8 приведены результаты моделирования для рекуррентного нейро-ПИД регулятора.

Согласно рис. 8,a,6, рекуррентный нейро-ПИД регулятор демонстрирует относительно невысокую эффективность управления (по сравнению с ПИД-регулятором, нейросетевым регулятором и рекуррентным нейросетевым регулятором). Наблюдается значительный дефицит обратной связи, при этом траектории системы существенно отдаляются от λ при погрузке и разгрузке грузов. Рисунок 8, 6 демонстрирует вариативность траекторий конвейерной системы при погрузке и разгрузке грузов. Графики линейной скорости и импульса при реализации реккурентного нейро-ПИД регулятора по своему характеру аналогичны графикам линейной скорости и импульса, полученным при реализации ПИД-регулятора.

На рис. 8, г можно отметить продолжительные высокочастотные колебания на графике управления, что свидетельствует о самовозбуждении в контуре обратной связи и низком уровне робастности управления. Тем не менее условия теоремы 1 с учетом применения указанного регулятора выполняются.

5. Сравнительный анализ эффективности синтезированных регуляторов

Средние значения критериев оптимальности и средневзвешенные значения ошибки приведены в таблице. Следует отметить, что критерий C_2 может быть найден для каждого из рассматриваемых регуляторов, однако его информативность снижается в случае отсутствия данных о стабилизируемости системы в общем.



Memory estimate: 16 bytes, allocs estimate: 1.

Рис. 9. Замеры быстродействия для ПИД-регулятора.

```
BenchmarkTools.Trial: 10000 samples with 189 evaluations. Range (\min ... max): 543.720 ns ... 420.669 \mus | GC (\min ... max): 0.00% ... 99.82% Time (\max + \sigma): 722.159 ns | GC (\min ... max): 0.00% ... 99.82% Time (\min + \sigma): 782.518 ns ± 4.201 \mus | GC (\min + \sigma): 5.37% ± 1.00% S44 ns | Histogram: log(frequency) by time | 1.19 \mus <
```

Memory estimate: 656 bytes, allocs estimate: 7.

Рис. 10. Замеры быстродействия для нейросетевого регулятора.

```
BenchmarkTools.Trial: 10000 samples with 142 evaluations. Range (\min ... \max): 700.296 ns ... 616.397 \mus | GC (\min ... \max): 0.00% ... 99.84% Time (median): 1.012 \mus | GC (median): 0.00% Time (mean \pm \sigma): 1.020 \mus \pm 6.156 \mus | GC (mean \pm \sigma): 6.03% \pm 1.00% Histogram: frequency by time 1.2 \mus <
```

Memory estimate: 832 bytes, allocs estimate: 13.

Рис. 11. Замеры быстродействия для нейро-ПИД регулятора.

Средние значения критериев оптимальности и средняя ошибка для различных типов регуляторов

| Тип регулятора | C_1 | C_2 | Среднее $(\text{mean}(e(t)))$ |
|-------------------------------------|--------|--------|-------------------------------|
| ПИД-регулятор | 1,7412 | 0,3654 | 0,0022 |
| Нейросетевой регулятор | 0,4906 | 0,1333 | -0,0033 |
| Рекуррентный нейросетевой регулятор | 0,3632 | 0,0597 | -0,0012 |
| Нейро-ПИД регулятор | 1,2762 | 0,6517 | 0,0648 |

Согласно таблице, наибольшую эффективность демонстрирует рекуррентный нейросетевой регулятор, так как имеет наименьшие значения всех трех показателей. Также следует отметить различное максимальное быстродействие регуляторов при реализации в виде компьютерных программ. Замеры производительности с помощью библиотеки BenchmarkTools представлены на рис. 9–11 (конфигурация ЭВМ: CPU AMD Ryzen 5 5600X, RAM 16GB).

На рис. 9–11 через (min . . . max) обозначен диапазон времени выполнения, через (median) обозначено медианное время выполнения, (mean $\pm \sigma$) показывает среднее время со среднеквадратичестким отклонением, GC показывает процентное влияние на время при выполнении сборки мусора. Можно отметить, что ПИД-регулятор демонстрирует значительно большее максимальное быстродействие, чем нейросетевой и нейро-ПИД регуляторы. Однако следует отметить, что все виды регуляторов имеют максимальное быстродействие не менее одного миллиона подсчетов в секунду для рассматриваемой конфигурации ЭВМ.

Быстродействие разработанных регуляторов имеет существенное значение при решении таких задач, как задачи эффективной реализации указанных регуляторов в виде встраиваемых устройств и задачи увеличения эффективности алгоритмов обучения с подкреплением.

6. Обсуждение результатов

В рамках настоящей работы выполнена оценка влияния шага интегрирования и периода управления на точность расчетов и эффективность синтезированных регуляторов. Осуществлен выбор подходящего шага интегрирования и периода управления с учетом результатов предварительных экспериментов. Подобранный шаг интегрирования позволил выявить эффекты, связанные с точностью моделирования управляемой конвейерной системы. Структуру управления для нейросетевого регулятора можно визуализировать в виде тепловой карты, поскольку в указанном типе регулятора отсутствует интегральный компонент. Тепловая карта приведена на рис. 12.

Согласно рис. 12, значения управления для нейросетевого регулятора образуют такие две области со значениями -1 и 1, которые разделены криволинейной границей с нечетким переходом. Указанная граница образует допусти-

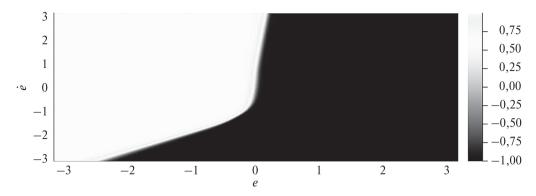


Рис. 12. Тепловая карта значений нейросетевого регулятора.

мые значения переменной управления (согласно рис. 6,s), что свидетельствует о принадлежности значений e и \dot{e} этой границе при наличии эффективного управления.

Результаты вычислительных экспериментов, представленные на рис. 3-8, показывают, что среди синтезированных регуляторов наиболее эффективным является рекуррентный нейросетевой регулятор, что подтверждается наименьшими значениями C_1 , C_2 (см. таблицу). Нейросетевой регулятор прямого распространения также показывает достаточно высокую эффективность по сравнению с ПИД-регулятором и нейро-ПИД регулятором, однако характеризуется более высокими значениями C_1 , C_2 , чем рекуррентный нейросетевой регулятор. ПИД-регулятор демонстрирует ограниченные возможности по стабилизации системы (1), поскольку быстрые события погрузки и разгрузки приводят к возникновению продолжительного переходного процесса, что дестабилизирует динамику системы. Нейро-ПИД регулятор показал недостаточную эффективность при стабилизации системы (1), средняя ошибка имеет большое положительное значение (mean(e(t)) = 0.05), что свидетельствует о дефиците регулирования даже в отсутствие дестабилизирующих событий. Однако следует отметить, что среднее значение C_1 для нейро- $\Pi И Д$ регулятора ниже аналогичного значения для ПИД-регулятора.

Условия стабилизации, предложенные в теоремах 1 и 2, использованы при интерпретации результатов функционирования ПИД-регулятора и нейросетевых регуляторов различных типов для системы (1). Указанные условия могут служить в качестве методического обеспечения при проведении дальнейших исследований в области разработки новых алгоритмов и синтеза новых интеллектуальных регуляторов.

Для выполнения вычислительных экспериментов использовано программное обеспечение на языке Julia. Разработка указанного программного обеспечения осуществлена с привлечением библиотек DifferentialEquations, Plots, BlackBoxOptim, а также оригинальной библиотеки нейросетевых вычислений.

7. Заключение

В настоящей работе представлено развитие подхода к моделированию и стабилизации систем конвейерного транспорта с интеллектуальным управлением. Дано формализованное описание математической модели управляемого ленточного конвейера с переменным углом подъема. Сформулирована и решена в практически важных частных случаях задача оптимального управления перемещением ленты и угловым положением конвейера. Условия стабилизации описанной модели разработаны с учетом имитационных компонентов, отвечающих за логику погрузки и разгрузки конвейерной ленты. Синтез алгоритмических и интеллектуальных регуляторов, а также выбор условий проведения вычислительных экспериментов позволили выполнить интерпретацию результатов и описать новые качественные эффекты для технических систем конвейерного транспорта.

Проведенные исследования показали, что нейросетевые регуляторы различных типов для модели конвейерного транспорта с переключениями обладают значительными возможностями по адаптивности управления. В частности, указанные типы регуляторов «подстраиваются» под изменение коэффициента усиления в контуре управления и под изменение периода управления Δt , стабилизируя систему (1). Кроме того, важным аспектом является то, что наиболее высокая эффективность обучения нейросети достигается при недостаточно большом значении коэффициента усиления, повышение которого после обучения улучшает качество управления. При этом нейросеть нерекуррентного типа не содержит интегральных компонентов ошибки (в отличие от ПИД-регулятора), однако успешно справляется с задачей управления системой (1).

Результаты сравнения эффективности предложенных в работе интеллектуальных и алгоритмических регуляторов могут найти применение в задачах проектирования и оптимизации новых систем конвейерного транспорта, а также при проектировании других типов управляемых технических систем. К перспективным направлениям работы относятся построение и анализ моделей более сложных управляемых конвейерных систем с динамическим позиционированием (например, моделей многозвенных конвейерных систем или конвейерных систем с подвижным основанием). Кроме того, к перспективам развития работы можно отнести обобщение модели с целью расширения имитационной части и усовершенствование логики переключений, а также построение новых типов гибридных интеллектуальных регуляторов для достижения более высокой эффективности и быстродействия.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- 1. Зюзичева Ю.Е. Модель ленточного конвейера, расположенного под углом к горизонту. Определение оптимального для переходного процесса угла наклона // Горн. информ.-анал. бюлл. 2006. № 7. С. 212–216.
- 2. Дмитриев В.Г., Вержанский А.П. Основы теории ленточных конвейеров. М.: Изд-во «Горная книга», 2017.

- 3. Subba Rao D.V. The belt conveyor: a concise basic course. London, New York: CRC Press, 2020. https://doi.org/10.1201/9781003089315
- 4. Zhao L., Lyn Y. Typical failure analysis and processing of belt conveyor // Procedia Engineering. 2011. V. 26. P. 942–946.
- 5. Andrejiova M., Grincova A., Marasova D. Monitoring dynamic loading of conveyer belts by measuring local peak impact forces // Measurement. 2020. V. 158. P. 107690. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107690
- 6. Andrejiova M., Grincova A., Marasova D. Measurement and simulation of impact wear damage to industrial conveyor belts // Wear. 2016. V. 12. P. 368–369. https://doi.org/10.1016/j.wear.2016.10.010
- 7. Дмитриева В.В., Сизин П.Е. Непрерывное регулирование скорости ленточного конвейера в случае усеченной спектральной плотности грузопотока // Горн. информ.-анал. бюлл. 2020. № 2. С. 130–138.
- 8. Дмитриева В.В., Авхадиев И.Ф., Сизин П.Е. Использование современных программно-технических комплексов для автоматизации конвейерных линий // Горн. информ.-анал. бюлл. 2021. № 2. С. 150–163. https://doi.org/10.25018/0236-1493-2021-2-0-150-163.
- 9. *Дмитриева В.В.* Современные задачи автоматизации ленточного конвейерного транспорта // Горн. информ.-анал. бюлл. 2013. № 1. С. 281–286.
- 10. Listova M.A., Dmitrieva V.V., Sizin P.E. Reliability of the belt conveyor bed when restoring failed roller supports // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 2021. V. 942. P. 012002.
- 11. Bebic M., Ristic L. Speed Controlled belt conveyors: drives and mechanical considerations // Advanc. Electr. Comput. Engin. 2018. V. 18. No. 1. P. 51–60. https://doi.org/10.4316/AECE.2018.0
- 12. Kozhubaev Y.N., Semenov I.M. Belt conveyor control systems // Sci. Tech. Bull. St. Petersburg State Polytech. Univ. 2014. V. 2. No. 195. P. 181–186.
- 13. Ma M.X., Gao X.X. Coal belt conveyor PID controller parameter regulation with neural network // Appl. Mech. Mater. 2013. V. 319. P. 583–589.
- 14. Farouq O., Selamat H., Noor S. Intelligent modeling and control of a conveyor belt grain dryer using a simplified type 2 neuro-fuzzy controller drying // Technology. 2015. V. 33. No. 10. P. 1210–1222.
- 15. Lv Y., Liu B., Liu N., Zhao M. Design of automatic speed control system of belt conveyor based on image recognition // IEEE 2020 3rd International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD), Chengdu, China, 2020. P. 227–230. https://doi.org/10.1109/icaibd49809.2020.9137440
- Aliworom C., Uzoechi L., Olubiwe M. Design of Fuzzy Logic Tracking Controller for Industrial Conveyor System // Int. J. Engin. Trend Technol. 2018. V. 61. P. 64–71. https://doi.org/10.14445/22315381/IJETT-V61P211.
- 17. Khalid H. Implementation of artificial neural network to achieve speed control and power saving of a belt conveyor system // East.-Eur. J. Enterp. Technol. 2021. V. 2. P. 44–53.
- Zvirblis T., Petkevicius L., Bzinkowski D., Vaitkus D., Vaitkus P., Rucki M., Kilikevicius A. Investigation of deep learning models on identification of minimum signal length for precise classification of conveyor rubber belt loads // Adfanc. Mechan. Engin. 2022. V. 14. P. 168781322211027. https://doi.org/10.1177/16878132221102776.

- 19. Фуртат И.Б., Жуков Ю.А., Коротков Е.Б., Пряничников Р.А. Адаптивное нейросетевое управление универсальным мехатронным модулем космического назначения // Изв. ВУЗов. Авиационная техника. 2023. № 3. С. 41–50.
- 20. *Трофимов В.Б.*, *Кулаков С.М.* Интеллектуальные автоматизированные системы управления технологическими объектами. Издание 2-е, испр. М.: Инфра-Инженерия, 2020.
- 21. $Liberzon\ D.$ Switching in Systems and Control. Cham: Springer Science & Business Media, 2012.
- 22. Li Z., Soh Y., Wen C. Switched and impulsive systems: Analysis, design and applications. Berlin: Springer, 2005.
- 23. *Бортаковский А.С., Урюпин И.В.* Компьютерная технология синтеза оптимальных линейных переключаемых систем // Вест. комп. информ.технол. 2019. №11. С. 13–22.
- 24. *Александров А.Г., Паленов М.В.* Состояние и перспективы развития адаптивных ПИД-регуляторов // АиТ. 2014. № 2. С. 16–30.
- 25. *Поляк Б.Т., Хлебников М.В.* Новые критерии настройки ПИД-регуляторов // АиТ. 2022. № 11. С. 62–82.
- 26. Емельянов С.В. Теория систем с переменной структурой. М.: Наука, 1970.
- 27. Geromel J.C., Colaneri P. Stability and stabilization of discrete time switched systems // Int. J. Control. 2006. V. 79. No. 7. P. 719–728. https://doi.org/10.1080/00207170600645974
- 28. *Каменецкий В.А.* Частотные условия устойчивости дискретных систем с переключениями // АиТ. 2018. № 8. С. 3–26.
- 29. *Васильев С.Н., Маликов А.И.* О некоторых результатах по устойчивости переключаемых и гибридных систем // Актуальные проблемы механики сплошной среды. К 20-летию ИММ КазНЦ РАН. Казань: Фолиант, 2011. Т. 1. С. 23–81.
- 30. *Саймон Д.* Алгоритмы эволюционной оптимизации. М.: ДМК Пресс, 2020.
- 31. Ahmad M.F., Mat Isa N.A., Lim W.H., Ang K.M. Differential evolution: A recent review based on state-of-the-art works // Alexandria Engin. J. 2022. V. 61. P. 3831–3872. https://doi.org/10.1016/j.aej.2021.09.013.
- 32. Lee D., Seo H., Jung M.W. Neural basis of reinforcement learning and decision making // Ann. Rev. Neurosci. 2012. V. 35. No. 1. P. 287–308.
- 33. *Mckinney W.* Python for Data Analysis, 2e: Data Wrangling with Pandas, Numpy, and Ipython. Boston: OReilly, 2017.
- 34. Bezanson J., Edelman A., Karpinski S., Shah V.B. Julia: A fresh approach to numerical computing // SIAM Rev. 2017. V. 59. No. 1. P. 65–98.
- 35. Kiam H.A., Chong G., Yun L. PID control system analysis, design, and technology // IEEE Transactions on Control Systems Technology. 2005. V. 13. No. 4. P. 559–576. https://doi.org/10.1109/TCST.2005.847331. S2CID 921620
- 36. Bansal H., Sharma R., Ponpathirkoottam S. PID Controller Tuning Techniques: A Review // J. Control Engin. Techn. 2012. V. 2. P. 168–176.
- 37. Демин И.О., Саблина Г.В. Исследование методов настройки параметров пидрегулятора // Автоматика и программная инженерия. 2020. № 1 (31). С. 174–181.
- 38. Шубладзе А.М., Гуляев С.В., Кузнецов С.И., Малахов В.А., Ольшванг В.Р. Обзор работы ПИ- и ПИД- регуляторов в режимах интегрального насыщения // Автоматизация в промышленности. 2008. № 8. С. 6–9.

- 39. Xianmin M., Xiongxiong G. Coal belt conveyor PID controller parameter regulation with neural network // Applied Mechanics and Materials. 2013. V. 315. P. 583–589.
- 40. Druzhinina O.V., Masina O.N., Petrov A.A. Modeling of the belt conveyor control system using artificial intelligence methods // J. Phys.: Conf. Ser. 2021. V. 2001. P. 012011. https://doi.org/10.1088/1742-6596/2001/1/012011
- 41. Masina O.N., Druzhinina O.V., Petrov A.A. Controllers synthesis for computer research of dynamic conveyor belt model using intelligent algorithms // Lecture Notes in Networks and Systems (LNNS), Springer. 2022. V. 502. P. 462–473. https://doi.org/10.1007/978-3-031-09076-9 41
- 42. Petrov A.A., Druzhinina O.V., Masina O.N. Neural network control of a belt conveyor model with a dynamic angle of elevation // Lecture Notes in Networks and Systems (LNNS), Springer. 2023. V. 724. P. 733–746. https://doi.org/10.1007/978-3-031-35314-7 61

Статья представлена к публикации членом редколлегии Л.Б. Рапопортом.

Поступила в редакцию 16.05.2024

После доработки 19.08.2024

Принята к публикации 20.09.2024