

На правах рукописи



Антропов Никита Романович

**ЯДЕРНЫЕ АЛГОРИТМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ И УПРАВЛЕНИЯ
ДЛЯ НЕЛИНЕЙНЫХ ОБЪЕКТОВ С ПАМЯТЬЮ
В УСЛОВИЯХ НЕПОЛНОЙ ИНФОРМАЦИИ**

2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Красноярск – 2022

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева» (СибГУ им. М.Ф. Решетнева), г. Красноярск

Научный руководитель:

доктор технических наук, доцент
Агафонов Евгений Дмитриевич

Официальные оппоненты:

Чимитова Екатерина Владимировна

доктор технических наук, доцент,
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Новосибирский государственный технический университет», кафедра теоретической и прикладной информатики, профессор

Зароднюк Татьяна Сергеевна

кандидат технических наук,
Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Институт динамики систем и теории управления им. В.М. Матросова Сибирского отделения Российской академии наук», лаборатория оптимального управления, старший научный сотрудник

Ведущая организация:

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Кемеровский государственный университет»

Защита состоится «20» мая 2022 г. в 13:00 на заседании диссертационного совета 24.2.403.01, созданного на базе ФГБОУ ВО «Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева» по адресу: 660037 г. Красноярск, проспект имени газеты «Красноярский рабочий», 31.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО «Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева» и на сайте <https://www.sibsau.ru>

Автореферат разослан «__» _____ 2022 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
кандидат технических наук, доцент



Панфилов Илья Александрович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Подавляющее большинство производственных и технологических объектов, например, таких как насосные агрегаты нефтеперекачивающих станций, обладают признаками или проявляют себя как сложные нелинейные, нестационарные и динамические объекты, модельное описание которых отсутствует или крайне затруднено. Вместе с тем построение моделей сложных нелинейных объектов с памятью необходимо для эффективного решения задач прогнозирования, оптимизации, управления и принятия решений. Под объектами с памятью будем понимать динамические объекты, текущие состояние которых зависит не только от входных воздействий, но и от некоторого набора их предыдущих состояний. Модели указанных объектов, как правило, основываются на наблюдениях, а их построение осуществляется с помощью методов идентификации.

Выбор того или иного метода идентификации определяется уровнем априорной информации о моделируемом объекте. На практике, характер априорных сведений об исследуемом объекте в большинстве случаев является неполным, вследствие чего классические методы управления для таких объектов неприменимы. Существующие интеллектуальные и ядерные методы идентификации и управления для нелинейных объектов с памятью являются требовательными к объемам вычислительных ресурсов. Вычислительная сложность указанных методов зависит от объема выборки, а накопление наблюдений, в свою очередь, с течением времени приводит к превышению допустимых лимитов вычислительных ресурсов.

Для решения проблемы необходима разработка новых алгоритмов идентификации и управления для нелинейных объектов с памятью, позволяющих учитывать наличие ограничений на вычислительные ресурсы и, в тоже время, обеспечивающих заданное качество решения задач идентификации и управления. Разработка соответствующих алгоритмов в особенности актуальна для производственных систем, имеющих распределенную и разветвленную структуру, не позволяющую осуществлять централизованный мониторинг и управление технологическими режимами работы системы с привлечением больших вычислительных мощностей. К системам с указанными особенностями относятся, в частности, системы трубопроводного транспорта нефти и нефтепродуктов, состоящие из множества подсистем, технологического оборудования и объектов, включающих насосные агрегаты, резервуарные парки и так далее.

Степень разработанности темы. Для решения задач идентификации и управления нелинейными объектами с памятью в настоящее время применяются интеллектуальные методы, например нейронные сети (Brusaferri, Matteucci и др., 2019), модели на основе нечеткой логики (Alshejari, 2018), другие подходы, включая ряды Вольтерры (Schmidt, Biagiola и др., 2014), модели Винера и Гаммерштейна (Медведев, 2015). Перечисленные методы являются требовательными к объемам вычислительных ресурсов, в связи с этим широкое распространение получили ядерные методы (Liu & Príncipe, 2010), которые являются результатом обобщения метода потенциальных функций (Айзерман & Браверман, 1964), основанного на ядерных функциях, задающих скалярное произведение в пространстве высокой размерности (Schölkopf & Herbrich, 2001). Линейные методы оценки параметров, в частности, такие как метод наименьших квадратов и метод стохастической аппроксимации, при построении оценок используют скалярное произведение. При замене скалярных произведений на ядерные функции может

быть получен ядерный аналог исходного линейного алгоритма оценки параметров. Оценивание параметров ядерных моделей осуществляется путем решения систем линейных алгебраических уравнений, методы решения которых могут быть представлены в рекуррентном виде. Считается, что впервые описанный подход был применен к методу опорных векторов для задачи классификации (Vapnik & Cortes, 1995).

Впоследствии с применением ядерного подхода было получено множество алгоритмов идентификации и управления. В частности, разработан ядерный алгоритм наименьших квадратов (Saunders & Gammernan, 1998), рекуррентный ядерный алгоритм наименьших квадратов (Engel & Mannor, 2004), рекуррентный ядерный алгоритм наименьшей среднеквадратической ошибки (Liu & Pokharel, 2008), а также их различные модификации (Van Vaerenbergh & Santamaria, 2010). Предложен дисперсионный ядерный алгоритм управления (Murray-Smith, Sbarbaro и др., 2003), ядерный алгоритм адаптивного и дуального управления (Alpcan, Shames и др., 2013), ядерный алгоритм управления с идентификатором (Chowdhary & Kingravi, 2015; Kurdila & Lei, 2013) и другие. Существенным недостатком ядерных алгоритмов является необходимость решения систем линейных уравнений, размерность которых зависит от объема выборки. В условиях активного накопления информации это обстоятельство с течением времени приводит к превышению лимита доступных вычислительных ресурсов. На сегодняшний день, исчерпывающего подхода к решению указанной проблемы не предложено.

Таким образом, несмотря на большое разнообразие существующих методов, разработка и совершенствование ядерных алгоритмов, позволяющих повысить эффективность решения задач идентификации и управления применительно к нелинейным дискретным объектам с памятью, функционирующим в условиях неполной информации и ограниченных вычислительных ресурсов, является **актуальной научно-технической задачей**.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности ядерных алгоритмов идентификации и управления для нелинейных дискретных объектов с памятью в условиях неполной информации и ограниченных вычислительных ресурсов.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

1. Провести анализ существующих методов и алгоритмов идентификации и управления нелинейными дискретными объектами с памятью в условиях активного накопления информации и наличии ограничений на вычислительные ресурсы.
2. Сформулировать требования к синтезу алгоритмов идентификации и управления для нелинейных дискретных объектов с памятью в условиях активного накопления информации и наличии ограничений на вычислительные ресурсы.
3. Разработать алгоритм оценки параметров ядерных моделей нелинейных дискретных объектов с памятью с использованием аппроксимации обратной матрицы системы фиксированной размерности.
4. Разработать рекуррентный ядерный алгоритм идентификации для нелинейных дискретных объектов с памятью в условиях неполной информации на базе рекуррентной процедуры построения разложения матрицы системы и адаптивной процедуры формирования выборки наблюдений.
5. Разработать ядерный алгоритм дуального управления для нелинейных дискретных объектов с памятью в условиях неполной информации с использо-

ванием метода стохастического градиентного спуска с добавлением коэффициента нечувствительности.

6. Исследовать эффективность разработанных алгоритмов по критериям эффективности при решении различных задач идентификации и управления применительно к нелинейным дискретным объектам с памятью.

7. Решить практическую задачу идентификации и управления давлением магистрального насосного агрегата НМ 2500-230 нефтеперекачивающей станции Кемчуг-I.

Объект и предмет исследования. В качестве объекта исследования в диссертационной работе выступают нелинейные дискретные объекты с памятью, такие как магистральные насосные агрегаты в системах трубопроводного транспорта нефти и нефтепродуктов. Предметом исследования являются ядерные методы идентификации и управления для указанных объектов.

Научная новизна результатов диссертационной работы заключается в следующем:

1. Разработан новый алгоритм оценки параметров ядерных моделей нелинейных дискретных объектов с памятью, отличающийся жадной процедурой вычисления обратной матрицы системы с использованием низкоранговой аппроксимации фиксированной размерности, позволяющий обеспечить эффективное по точности решение задачи идентификации при заданных ограничениях на вычислительные ресурсы.

2. Разработан новый рекуррентный ядерный алгоритм идентификации для нелинейных дискретных объектов с памятью, отличающийся от аналогичных рекуррентным оцениванием параметров модели на основе разложения матрицы системы и адаптивной процедурой формирования выборки наблюдений, позволяющий повысить вычислительную эффективность решения задач идентификации в сравнении с аналогичными алгоритмами.

3. Предложен новый рекуррентный ядерный алгоритм дуального управления с идентификатором для нелинейных дискретных объектов с памятью, отличающийся итерационной процедурой вычисления управляющих воздействий на основе метода стохастического градиента, позволяющий оценивать управляющее воздействие при наличии ограничений на вычислительные ресурсы.

Теоретическая значимость. В работе рассмотрены методы идентификации и управления нелинейными объектами с памятью. Выявлены недостатки существующих методов и алгоритмов идентификации и управления для нелинейных динамических объектов. Информация о структуре моделей указанных объектов, как правило, отсутствует, вследствие чего классические методы управления для таких объектов неприменимы. Для решения проблемы в работе предложены новые ядерные алгоритмы идентификации и управления для нелинейных объектов с памятью, которые являются более эффективными по критерию вычислительной сложности в сравнении с аналогичными методами и позволяют настраивать вычислительные ресурсы, используемые в ходе идентификации и управления. Результаты проведенного исследования способствуют развитию теории управления нелинейными и динамическими объектами в условиях неполной информации и ограниченных вычислительных ресурсов.

Практическая значимость результатов диссертационной работы состоит в разработке новых вычислительно-эффективных алгоритмов идентификации и управления для нелинейных дискретных объектов с памятью в условиях неполной информации. Результаты диссертационного исследования получены в ходе выполнения гранта РФФИ № 19-37-90040 «Адаптивные алгоритмы построения

прогнозных моделей нелинейных динамических систем в условиях нестационарности» в 2019-2021 гг. в Сибирском государственном университете науки и технологий им. акад. М.Ф. Решетнёва.

Разработанные в ходе диссертационного исследования алгоритмы могут быть использованы в автоматизированных системах управления и мониторинга технологических процессов в трубопроводах на предприятиях нефтегазового комплекса. Практическая значимость результатов исследования подтверждена на предприятии АО «Транснефть – Западная Сибирь», где предложенные алгоритмы были успешно применены для решения задачи идентификации и управления магистральным насосным агрегатом НМ 2500-230 нефтеперекачивающей станции Кемчуг-I.

Методология и методы исследования включают методы системного анализа, линейной алгебры, теории идентификации, оптимизации, теории адаптивных и обучающихся систем, теории непараметрических систем, теории дуального управления, теории сложности вычислений, а также методы теории вероятности и математической статистики.

Основные положения, выносимые на защиту. На защиту выносятся следующие положения:

1. Разработанный алгоритм оценки параметров ядерных моделей нелинейных дискретных объектов с памятью, отличающийся жадной процедурой вычисления обратной матрицы системы с использованием низкоранговой аппроксимации фиксированной размерности, позволяет обеспечить эффективное по точности решение задачи идентификации при заданных ограничениях на вычислительные ресурсы.

2. Разработанный рекуррентный ядерный алгоритм идентификации для нелинейных дискретных объектов с памятью, отличающийся от аналогичных рекуррентным оцениванием параметров модели на основе разложения матрицы системы и адаптивной процедурой формирования выборки наблюдений, требует меньше вычислительных операций и памяти в сравнении с аналогичными алгоритмами при одинаковых объемах выборки.

3. Предложенный рекуррентный ядерный алгоритм дуального управления с идентификатором для нелинейных дискретных объектов с памятью, отличающийся от аналогичных итерационной процедурой вычисления управляющих воздействий на основе стохастического градиента, позволяет оценивать управляющее воздействие при наличии ограничений на вычислительные ресурсы.

Степень достоверности и апробация результатов. Достоверность защищаемых научных положений и выводов диссертационного исследования обеспечивается применением формальных математических методов, непротиворечивостью результатов исследования известным данным, а также результатами численных исследований, подтверждающих близость полученных прогнозных значений моделей, построенных с использованием предложенных алгоритмов, к результатам измерений и экспериментальным данным. Результаты численных экспериментов подтверждают соответствие полученных значений оценок управляющих воздействий и желаемых значений выходных переменных как для тестовых объектов, в качестве которых выступают нелинейные разностные уравнения, так и для существующих производственных объектов нефтегазового комплекса, в качестве которого рассматривается магистральный насосный агрегат НМ-2500-230 нефтеперекачивающей станции Кемчуг-I.

Основные результаты работы представлялись на следующих конференциях: международной научно-практической конференции «Решетневские чтения» (г.

Красноярск, 2014-2021 гг.), на научно-технической конференции «Молодежь и наука» (г. Красноярск, 2014-2015 гг.), на научно-технической конференции «Перспектив свободный» (г. Красноярск, 2016-2017 гг.), на конференции «Молодежь, общество, современная наука, техника и инновации» (г. Красноярск, 2015, 2018, 2019 гг.), на научно технической конференции «Молодежь. Техника. Космос» (г. Санкт-Петербург, 2018 г.), на международной конференции «Applied Methods of Statistical Analysis» (г. Красноярск, 2017 г.; г. Новосибирск, 2019 г.), на II международной научно-технической конференции молодежи ПАО «Транснефть» и организаций - членов Международной ассоциации транспортировщиков нефти (г. Омск, 2016 г.), на международном семинаре «Advanced Technologies in Material Science, Mechanical and Automation Engineering» - «MIP: Engineering - 2019», (г. Красноярск, 2019 г.).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 18 печатных работ, из них 5 публикаций в журналах из перечня ВАК и 4 публикации, проиндексированных в международных базах Web of Science и Scopus. Получено 1 свидетельство о регистрации программы для ЭВМ в Роспатенте.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и списка литературы, включающего 123 наименования. Основной текст работы изложен на 125 страницах машинописного текста, содержит 42 рисунка и 12 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

В диссертационной работе рассматриваются объекты, которые описываются нелинейным разностным уравнением вида:

$$y_{n+1} = f(\mathbf{x}_n) + \varepsilon_n, \quad (1)$$

где y_{n+1} – выходная переменная, $\mathbf{x}_n = [u_n, y_n, y_{n-1}, \dots, y_{n-d+1}]$ – вектор входных переменных, d – глубина памяти, ε_n – независимая и нормально распределенная случайная погрешность.

На вход объекта поступает контролируемое управляющее воздействие u_n . Переменные объекта u_n и y_n измеряются в дискретные моменты времени $\{t_n\}$, $n = 1, 2, \dots$ с некоторой постоянной периодичностью Δt_n . Выходная переменная y_{n+1} зависит как от управляющего воздействия u_n , так и от некоторого набора предыдущих значений выходной переменной $y_n, y_{n-1}, \dots, y_{n-d+1}$. Выходная переменная y_{n+1} подвержена влиянию независимой и нормально распределенной случайной погрешности ε_n со средним $M\{\varepsilon_n\} = 0$ и дисперсией $M\{\varepsilon_n^2\} = \sigma^2$. Структура разностного уравнения (1), описывающего объект, неизвестна. Критерий качества идентификации представляет собой средний квадрат отклонения выходной переменной y_{n+1} от её оценки $\hat{y}_{n+1}$. Объем памяти и количество вычислительных операций ограничены. Необходимо, на основании наблюдений $\{x_n, y_n\}$, поступающих в дискретные моменты времени $\{t_n\}$, $n = 1, 2, \dots$ осуществлять оценивание выходной переменной y_{n+1} (идентификация) и управляющего воздействия u_{n+1} (управление) в соответствии с заданным критерием.

Основные результаты диссертационной работы отражены в защищаемых научных положениях:

1. Разработанный алгоритм оценки параметров ядерных моделей нелинейных дискретных объектов с памятью, отличающийся жадной процедурой вычисления обратной матрицы системы с использованием низкоранговой аппроксимации фиксированной размерности, позволяет обеспечить

эффективное по точности решение задачи идентификации при заданных ограничениях на вычислительные ресурсы.

В качестве модели исследуемого класса нелинейных объектов с памятью в диссертационной работе рассматривается линейная комбинация ядерных функций в точках обучающей выборки $\mathcal{D} = \{\mathbf{x}_n, y_n\}$, $n = \overline{1, N}$:

$$\hat{y}_{n+1} = \sum_{i=1}^N \alpha_i \kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_n) = \mathbf{k}^T \boldsymbol{\alpha}, \quad (2)$$

где $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$, $\mathbf{k}^T = [\kappa(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_n), \dots, \kappa(\mathbf{x}_N, \mathbf{x}_n)]^T$, N – объем выборки.

Ядерные функции $\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ удовлетворяют условию:

$$\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i)^T \varphi(\mathbf{x}_j), \quad (3)$$

где φ – спрямляющее отображение.

Примером ядерной функции, удовлетворяющей условию (3), является гауссово ядро:

$$\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \theta_1 \exp\left(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2 / 2\theta_2^2\right), \quad (4)$$

где параметры ядра θ_1 и θ_2 составляют вектор $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2]$.

Оценка вектора параметров $\boldsymbol{\alpha}$ в соответствии с регуляризованным критерием наименьших квадратов:

$$R = \|\mathbf{y} - \mathbf{K}\boldsymbol{\alpha}\|^2 + r \|\mathbf{K}\boldsymbol{\alpha}\|^2 \rightarrow \min_{\boldsymbol{\alpha}}, \quad (5)$$

осуществляется путем решения системы линейных уравнений:

$$(\mathbf{K} + r\mathbf{E})\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \mathbf{y}, \quad (6)$$

где $r > 0$ – коэффициент регуляризации, $\mathbf{K} + r\mathbf{E}$ – симметричная и положительно-определенная матрица вида:

$$\mathbf{K} + r\mathbf{E} = \begin{bmatrix} \kappa(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) + r & \dots & \kappa(\mathbf{x}_N, \mathbf{x}_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \kappa(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_N) & \dots & \kappa(\mathbf{x}_N, \mathbf{x}_N) + r \end{bmatrix}. \quad (7)$$

Параметры, необходимые для построения модели (2), включают вектор параметров ядра $\boldsymbol{\theta}$, коэффициент регуляризации r и глубину памяти d . Настройка параметров осуществляется в соответствии с заданным критерием, например, критерием наименьших квадратов или максимального правдоподобия.

Классические методы решения задачи (6) требуют $O(N^3)$ операций, что достаточно много даже для небольших объемов выборок. Для решения проблемы предлагается новый алгоритм оценки вектора параметров $\boldsymbol{\alpha}$.

Предложенный алгоритм основан на применении аппроксимации:

$$\mathbf{K} \approx \mathbf{G}\mathbf{G}^T, \quad (8)$$

где $\mathbf{G}$ – матрица размерности $N \times M$.

Для вычисления матрицы $\mathbf{G}$ предлагается использовать метод неполного квадратного корня, на каждом шаге работы которого построение матрицы $\mathbf{G}$ осуществляется с помощью жадной процедуры исходя из критерия:

$$\|\mathbf{K} - \mathbf{G}\mathbf{G}^T\|^2 \rightarrow \min_{\mathbf{G}}. \quad (9)$$

Повышение вычислительной эффективности достигается путем применения леммы об обратной матрице:

$$(\mathbf{K} + r\mathbf{E})^{-1} \approx (\mathbf{G}\mathbf{G}^T + r\mathbf{E})^{-1} = r^{-1}\mathbf{E} - r^{-1}\mathbf{G}(\mathbf{G}^T\mathbf{G} + r\mathbf{E})^{-1}\mathbf{G}^T. \quad (10)$$

Отличие предлагаемого алгоритма от аналогов заключается в построении аппроксимации с использованием критерия (9) при учете ограничений на ранг M аппроксимационной матрицы $\mathbf{G}$. Итоговый алгоритм оценки параметров ядерных моделей имеет следующий вид.

Алгоритм 1 Алгоритм оценки параметров $\mathbf{a}$ (ICD-KRR)

вход: матрица $\mathbf{K}$, ранг аппроксимации M , коэффициент регуляризации r .

начало

Вектор перестановок: $\mathbf{p} = [1, 2, \dots, N]$

Диагональ матрицы $\mathbf{K}$: $\mathbf{d} = \text{diag}(\mathbf{K})$

Первый столбец матрицы $\mathbf{G}$: $\mathbf{G}_{1:N,1} = \mathbf{K}_{1:N,1}$

пока $i \leq M$

если $i > 1$, **то**

 Вычислить $\mathbf{d}_{i:N} = \text{diag}(\mathbf{K}_{i:N,i:N}) - \mathbf{G}_{i:N,1:i-1}\mathbf{G}_{i:N,1:i-1}^T \mathbf{e}$

конец если

если $d_i \leq 0$, **то**

 выйти из цикла

конец если

 Определить индекс $j^* = \arg \max \mathbf{d}_j$

 Задать вектор перестановок $\mathbf{p}_i = \mathbf{p}_{j^*}$

 Переставить столбцы матрицы $\mathbf{G}_{i:N,1:i-1} = \mathbf{G}_{j^*,1:i-1}$

 Вычислить диагональный элемент $\mathbf{G}_{i,i} = \sqrt{\mathbf{d}_{j^*}}$

 Вычислить $\mathbf{G}_{i+1:N,i} = (\mathbf{K}_{\mathbf{p}_{i+1:N},\mathbf{p}_i} - \mathbf{G}_{i+1:N,1:i-1}\mathbf{G}_{i,1:i-1}^T) / \mathbf{G}_{i,i}$

конец цикла

Вычислить вектор $\hat{\mathbf{a}} = (r^{-1}\mathbf{E} - r^{-1}\mathbf{G}(\mathbf{G}^T\mathbf{G} + r\mathbf{E})^{-1}\mathbf{G}^T)\mathbf{y}$

выход: вектор оценок параметров $\mathbf{a}$

Вычислительная сложность предложенного алгоритма ICD-KRR составляет $O(MN^2)$ операций. Настройка используемых объемов памяти и количество вычислительных операций осуществляется путем варьирования величины M .

Тестирование предложенного алгоритма осуществлялось в сравнении с аналогичными алгоритмами SD-KRR и SR-KRR, реализованных в GPML-Toolbox (Rasmussen & Nickisch, 2018). Сравнение осуществлялось по выборкам, сгенерированным с использованием представительного множества различных нелинейных разностных уравнений, структура которых алгоритмам была неизвестна.

В таблице 1 представлен пример результатов вычисления среднеквадратической ошибки (MSE) на задаче идентификации объекта, заданного с помощью нелинейного разностного уравнения:

$$y_n = \left(y_{n-1}y_{n-2}(y_{n-1} + 2.5) \right) / \left(1 + y_{n-1}^2 + y_{n-2}^2 \right) + u_{n-1}. \quad (11)$$

Усреднение результатов осуществлялось по 100 независимым запускам алгоритмов для различных значений случайной помехи ε_n . Объем обучающей выборки для каждого независимого запуска составлял $N = 1000$.

Таблица 1 – Пример результатов экспериментов для различных значений M

Алгоритм	MSE (среднеквадратическая ошибка идентификации)							p-значение
	M=20	M=25	M=30	M=35	M=40	M=45	M=50	
SD-KRR	0.2175	0.1807	0.1699	0.1559	0.1487	0.1436	0.1392	$5.8275 \cdot 10^{-4}$
SR-KRR	0.1171	0.1143	0.1130	0.1125	0.1122	0.1120	0.1119	0.0047
ICD-KRR	0.1123	0.1119	0.1116	0.1113	0.1110	0.1108	0.1107	1

Полученные результаты свидетельствуют о более высокой точности предложенного алгоритма ICD-KRR в терминах среднеквадратической ошибки идентификации по сравнению с аналогичными алгоритмами при заданных ограничениях на ранг аппроксимационной матрицы M , который напрямую определяет затраты вычислительных ресурсов, необходимые для решения задачи идентификации. Статистическая значимость результатов проведенного исследования подтверждается U-тестом Манна-Уитни с уровнем значимости $\alpha = 0.01$. Аналогичные результаты получены и для других тестовых объектов идентификации. Таким образом, по результатам проведенных численных экспериментов на представительном множестве задач идентификации нелинейных дискретных объектов с памятью, первое положение можно считать доказанным.

2. Разработанный рекуррентный ядерный алгоритм идентификации для нелинейных дискретных объектов с памятью, отличающийся от аналогичных рекуррентной процедурой оценки параметров модели на основе разложения матрицы системы и адаптивной процедурой формирования выборки наблюдений, требует меньше вычислительных операций и памяти в сравнении с аналогичными алгоритмами при одинаковых объемах выборки.

Обозначим $\mathcal{D}_n = \{\mathbf{x}_n, y_n\}$, $n = \overline{1, M}$ в качестве выборки наблюдений на n -ом шаге. Представим выражения (2) и (6) в рекуррентном виде:

$$\hat{y}_{n+1} = \sum_{i=1}^M \alpha_i \kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_n) = \mathbf{k}_n^T \mathbf{a}_n, \quad (12)$$

$$(\mathbf{K}_n + r\mathbf{E})\hat{\mathbf{a}}_n = \mathbf{y}_n, \quad (13)$$

где $\mathbf{a}_n = [\alpha_1, \dots, \alpha_M]^T$, $\mathbf{k}_n^T = [\kappa(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_n), \dots, \kappa(\mathbf{x}_M, \mathbf{x}_n)]^T$, M – объем выборки.

Схематичное представление задачи адаптивной идентификации нелинейного объекта при использовании модели (12) представлено на рисунке 1.

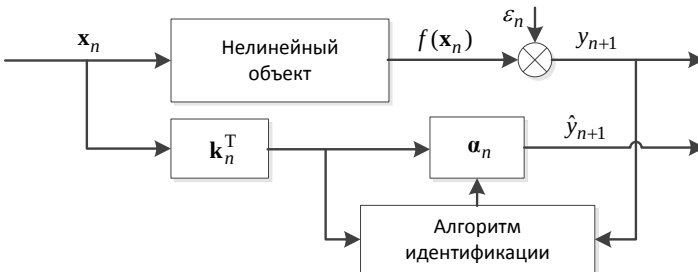


Рисунок 1 – Схема адаптивной идентификации нелинейного объекта с памятью

Одной из главных проблем построения рекуррентных алгоритмов идентификации, основанных на моделях вида (12), является увеличение размерности системы уравнений (13) с ростом количества наблюдений в обучающей выборке $\mathcal{D}_n$. Для решения проблемы предлагается новый алгоритм оценки параметров $\mathbf{a}_n$, основанный на рекуррентной процедуре вычисления следующего разложения матрицы системы:

$$\mathbf{K}_n + r\mathbf{E} = \mathbf{L}_n \mathbf{L}_n^T, \quad (14)$$

где $\mathbf{L}_n$ – нижняя треугольная матрица.

Представив разложение (14) в блочном виде, можно записать следующую цепочку соотношений:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{n-1} & \mathbf{k}_n \\ \mathbf{k}_n^T & \kappa(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_n) + r \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{L}_{n-1} & 0 \\ \mathbf{I}_n^T & l_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{L}_{n-1} & 0 \\ \mathbf{I}_n^T & l_n \end{bmatrix}^T = \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{L}_{n-1} \mathbf{L}_{n-1}^T & \mathbf{L}_{n-1} \mathbf{l}_n \\ \mathbf{L}_{n-1}^T \mathbf{l}_n^T & \mathbf{l}_n^T \mathbf{l}_n + l_n^2 \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (15)$$

откуда $\mathbf{l}_n = \mathbf{L}_{n-1}^{-1} \mathbf{k}_n$, $l_n = \sqrt{\kappa(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_n) + r - \mathbf{l}_n^T \mathbf{l}_n}$.

При известной матрице $\mathbf{L}_n$ вектор $\mathbf{a}_n$ вычисляется следующим образом:

$$\hat{\mathbf{a}}_n = (\mathbf{K}_n + r\mathbf{E})^{-1} \mathbf{y}_n = (\mathbf{L}_n \mathbf{L}_n^T)^{-1} \mathbf{y}_n = \mathbf{L}_n^{-T} (\mathbf{L}_n^{-1} \mathbf{y}_n), \quad (16)$$

что соответствует решению системы уравнений $\mathbf{L}_n \mathbf{w} = \mathbf{y}_n$ методом прямой подстановки и решению системы $\mathbf{L}_n^T \mathbf{a}_n = \mathbf{w}$ методом обратной подстановки.

Для того чтобы ограничить увеличение вычислительной сложности алгоритма идентификации с ростом n предлагается следующая процедура: при достижении n заданного объема выборки M , i -ая пара наблюдений, которой соответствует наименьшее абсолютное значение параметра α_i , исключается из выборки наблюдений: $\mathcal{D}_{n-1} = \mathcal{D}_n \setminus \{\mathbf{x}_i, y_i\}$, после чего производится обновление матрицы $\mathbf{L}_n$, а поступившая на текущем шаге n пара наблюдений $\{\mathbf{x}_n, y_n\}$ добавляется в выборку: $\mathcal{D}_n = \mathcal{D}_{n-1} \cup \{\mathbf{x}_n, y_n\}$. Итоговый алгоритм идентификации имеет следующий вид.

Алгоритм 2 Рекуррентный ядерный алгоритм наименьших квадратов с фиксированным объемом выборки (CH-KRLS)

вход: ядро $\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$, коэффициент регуляризации r , объем выборки M .

начало

Добавить наблюдение $\{\mathbf{x}_1, y_1\}$ в выборку $\mathcal{D}_1 = \{\mathbf{x}_1, y_1\}$

Вычислить $\mathbf{L}_1 = \sqrt{\kappa(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) + r}$ и $\alpha_1 = \mathbf{L}_1^{-T} (\mathbf{L}_1^{-1} y_1)$

для каждого $n = 2, 3, \dots$

если количество наблюдений в выборке $\mathcal{D}_n > M$, то

Найти индекс наименее значимого наблюдения $i = \arg \min |\alpha_i|$.

Исключить i -ое наблюдение из выборки $\mathcal{D}_{n-1} = \mathcal{D}_n \setminus \{\mathbf{x}_i, y_i\}$.

Обновить матрицу $\mathbf{L}_n$ после исключения наблюдения.

конец если

Добавить наблюдение $\{\mathbf{x}_n, y_n\}$ в выборку $\mathcal{D}_n = \mathcal{D}_{n-1} \cup \{\mathbf{x}_n, y_n\}$.

Вычислить вектор $\mathbf{k}_n^T = [\kappa(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_n), \dots, \kappa(\mathbf{x}_M, \mathbf{x}_n)]^T$.

Вычислить вектор $\mathbf{l}_n = \mathbf{L}_{n-1}^{-1} \mathbf{k}_n$.

Вычислить матрицу $\mathbf{L}_n = \begin{bmatrix} \mathbf{L}_{n-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{l}_n^T & \sqrt{\kappa(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_n) + r - \mathbf{l}_n^T \mathbf{l}_n} \end{bmatrix}$.

Вычислить вектор $\hat{\mathbf{a}}_n = \mathbf{L}_n^{-T} (\mathbf{L}_n^{-1} \mathbf{y}_n)$.

конец цикла

выход: вектор оценок параметров $\hat{\mathbf{a}}_n$, выборка $\mathcal{D}_n$.

Вычислительная сложность алгоритма CH-KRLS составляет $O(M^2)$ операций на каждом шаге n . Настройка вычислительных ресурсов, используемых алгоритмом CH-KRLS, осуществляется путем изменения объема выборки M .

Предложенный алгоритм CH-KRLS сравнивался с аналогичными ядерными алгоритмами идентификации FB-KRLS (Santamaría и др., 2010) и KRLS-T (Van Vaerenbergh и др., 2012). В таблице 2 представлены значения количества вычислительных операций (FLOPs) и байт памяти (Bytes) для различных значений объема выборки M в сравнении с аналогичными алгоритмами. Результаты получены с использованием DSPKM-Toolbox (Van Vaerenbergh & Santamaría, 2013).

Таблица 2 – Количество вычислительных операций с плавающей точкой и байт памяти для различных значений объема выборки M

Алгоритм	M	FLOPs	Bytes
CH-KRLS	200	394386	170448
	400	1548686	660848
	600	3447371	1471248
	800	6116471	2601648
	1000	9532583	4052048
FB-KRLS	200	448054	328000
	400	1776054	1296000
	600	3984054	2904000
	800	7072054	5152000
	1000	11040054	8040000
KRLS-T	200	1687284	646416
	400	6734484	2572816
	600	15141684	5779216
	800	26908884	10265616
	1000	42036084	16032016

В соответствии с представленными в таблице 2 результатами можно сделать вывод о том, что предложенный алгоритм CH-KRLS требует в среднем на 15% меньше вычислительных операций и в 2 раза меньше памяти по сравнению с алгоритмом FB-KRLS и в 4 раза меньше памяти и вычислительных операций в сравнении с алгоритмом KRLS-T. При этом результаты вычисления среднеквадратических ошибок идентификации для представительного множества задач идентификации свидетельствуют об отсутствии различий в качестве идентификации между алгоритмами, что подтверждается U-тестом Манна-Уитни с уровнем значимости $\alpha = 0.01$. Таким образом, второе положение можно считать доказанным.

3. Предложенный ядерный алгоритм управления с идентификатором для нелинейных дискретных объектов с памятью, отличающийся от аналогичных итерационной процедурой вычисления управляющих воздействий

на основе стохастического градиента, позволяет оценивать управляющее воздействие при наличии ограничений на вычислительные ресурсы.

Рассмотрим следующий критерий качества управления:

$$R = \mathbf{M} \left\{ e_{n+1}^2 \right\} \rightarrow \min, \quad e_{n+1}^2 = (y_{n+1}^* - \hat{y}_{n+1})^2, \quad (17)$$

где y_{n+1}^* – желаемое значение выходной переменной, $\hat{y}_{n+1}$ – прогноз выходной переменной. Частная производная критерия $\partial R / \partial u_n$ имеет вид:

$$\frac{\partial R}{\partial u_n} = \mathbf{M} \left\{ \frac{\partial e_{n+1}^2}{\partial u_n} \right\} = \mathbf{M} \left\{ -2(y_{n+1}^* - \hat{y}_{n+1}) \frac{\partial \hat{y}_{n+1}}{\partial u_n} \right\}. \quad (18)$$

Для ядерной модели (12) производная $\partial \hat{y}_{n+1} / \partial u_n$ имеет вид:

$$\frac{\partial \hat{y}_{n+1}}{\partial u_n} = \frac{\partial \mathbf{k}_n^T}{\partial u_n} \mathbf{a}_n, \quad \frac{\partial \mathbf{k}_n^T}{\partial u_n} = \left[\frac{\partial \kappa(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_n)}{\partial u_n}, \frac{\partial \kappa(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_n)}{\partial u_n}, \dots, \frac{\partial \kappa(\mathbf{x}_M, \mathbf{x}_n)}{\partial u_n} \right]^T. \quad (19)$$

В производной $\partial \kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) / \partial u_j$ имеется фактор неопределенности – для произвольного дифференцируемого по u_n ядра $\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ указанное выражение является неразрешимым относительно u_n , что не позволяет представить оценки управляющего воздействия u_n в явном виде.

Для решения проблемы предлагается в качестве алгоритма оценки управляющего воздействия $\hat{u}_{n+1}$ использовать следующую итерационную процедуру:

$$\hat{u}_{n+1} = \hat{u}_n + d_n \left(\eta (y_{n+1}^* - \hat{y}_{n+1}) \frac{\partial \mathbf{k}_n^T}{\partial u_n} \mathbf{a}_n + \Delta \hat{u}_n \right), \quad (20)$$

где η – длина шага, d_n – коэффициент нечувствительности, $\Delta \hat{u}_n = \gamma (y_n^* - y_n)$ – изучающая добавка, обеспечивающая дуальность алгоритма управления, γ – длина изучающего шага.

Итоговый ядерный алгоритм дуального управления нелинейными дискретными объектами с памятью имеет следующий вид.

Алгоритм 3 Ядерный алгоритм дуального управления для нелинейных дискретных объектов с памятью (KRDC)

вход: ядро $\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$, длина шага η , длина шага γ , задающее воздействие y_{n+1}^* , значения u_n , и y_n , параметр δ , вектор $\mathbf{a}_n$, объем выборки M .

начало

Использовать текущее значение $\hat{u}_1 = u_1$.

для каждого $n = 2, 3, \dots$

если $|y_n^* - y_n| \geq \delta$, **то**

Вычислить прогноз выхода $\hat{y}_{n+1} = \mathbf{k}_n^T \mathbf{a}_n$.

Вычислить изучающую добавку $\Delta \hat{u}_n = \gamma (y_n^* - y_n)$.

Вычислить $\hat{u}_{n+1} = \hat{u}_n + \eta (y_{n+1}^* - \hat{y}_{n+1}) \frac{\partial \mathbf{k}_n^T}{\partial u_n} \mathbf{a}_n + \Delta \hat{u}_n$.

иначе

Использовать предыдущую оценку $\hat{u}_{n+1} = \hat{u}_n$.

конец если

конец цикла

выход: оценка управляющего воздействия $\hat{u}_{n+1}$.

Вычислительная сложность алгоритма KRDC составляет $O(M)$ операций на каждом шаге n . Настройка вычислительных ресурсов, используемых алгоритмом KRDC, осуществляется путем изменения объема выборки M .

На рисунке 2 представлена схема управления нелинейным дискретным объектом с памятью на базе предложенного подхода.

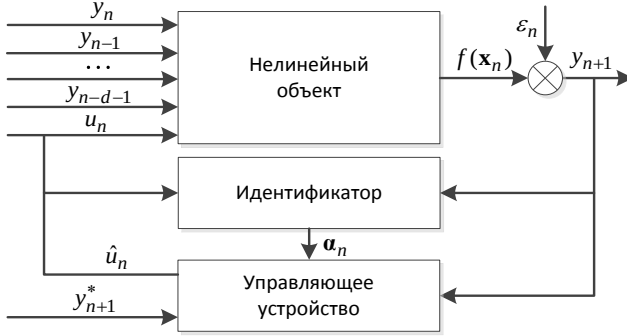


Рисунок 2 – Схема управления нелинейным дискретным объектом с памятью с использованием идентификатора

Численное исследование предложенного алгоритма KRDC осуществлялось на представительном множестве нелинейных дискретных объектов с памятью, в качестве которых выступали нелинейные разностные уравнения. Структура уравнений алгоритм была неизвестна.

На рисунке 3 представлены значения среднеквадратической ошибки управления от объема выборки M для объекта, заданного с помощью нелинейного разностного уравнения (11). В качестве алгоритма идентификации использовался алгоритм CH-KRLS. Результаты усреднены по 100 независимым запускам алгоритма KRDC для различных значений случайной помехи.

В ходе экспериментов ядерная функция $\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ имела вид:

$$\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-0.5(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^T \mathbf{P}(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)\right), \quad (21)$$

где $\mathbf{x}_i = [u_i, y_i, y_{i-1}]$, $\mathbf{P} = \text{diag}(\boldsymbol{\theta}^{-1})$ – диагональная матрица, $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \theta_3]$ – вектор параметров ядра.

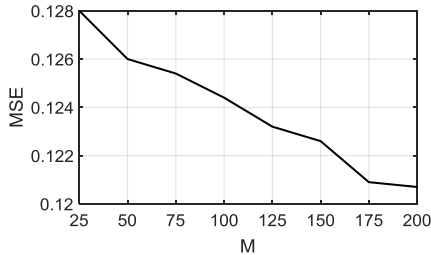


Рисунок 3 – Зависимость среднеквадратической ошибки управления от объема выборки

На рисунке 4 представлена иллюстрация решения задачи управления нелинейным дискретным объектом с памятью (11) при 15% случайной помехе и ограничении на объем выборки $M = 200$ наблюдений.

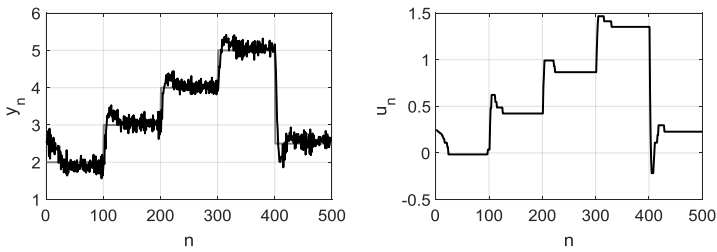


Рисунок 4 – Иллюстрация работы алгоритма. Выходная переменная y_n и задающее воздействие y_n^* (слева). Оценка управляющего воздействия u_n (справа)

Практическое применение предложенного ядерного алгоритма дуального управления рассматривалось на задаче управления давлением магистрального насосного агрегата НМ 2500-230 Кемчугской нефтеперекачивающей станции.

Магистральные насосные агрегаты как объект идентификации и управления представляют собой сложную нелинейную динамическую систему. Основными факторами, которые влияют на работу насосного агрегата, являются: объемный расход нефти, дифференциальный напор, давление, температура, момент инерции ротора насоса, а также угловая скорость вращения ротора. При этом фактически доступны для измерения только значения давлений входной и выходной трубы насосного агрегата. В процессе работы насосные агрегаты нагнетают давление в трубе на выходе станции y^1 и разрежают давление на входе y^2 . В предельных значениях эти явления приводят к нарушению работы станции: превышение давлением нефти предела прочности выходной трубы приводит к её разрыву, а чрезмерное понижение давления входной трубы вызывает кавитационное разрушение лопастей насосных агрегатов. Устранение данных явлений осуществляется путем внесения в выходную трубу регулирующего элемента – дроссельной заслонки. При достижении опасного предела давления (уставки) на входе станции y^{2*} или на выходе станции y^{1*} заслонка закрывается. Это вызывает увеличение перепада давления на заслонке, что уменьшает давление на выходе насоса y^1 . Одновременно с этим уменьшается расход нефти, и, как следствие, увеличивается давление на входе y^2 . Задача управления насосным агрегатом состоит в оценке процента закрытия заслонки u , обеспечивающего заданный уровень давления на входе и на выходе станции. Управляющее устройство состоит из двух регуляторов: регулятора по давлению на входе насосного агрегата и регулятора по давлению на выходе насосного агрегата. На привод заслонки подается наибольшее значение управляющего воздействия, полученного регуляторами. Схема системы управления представлена на рисунке 5.

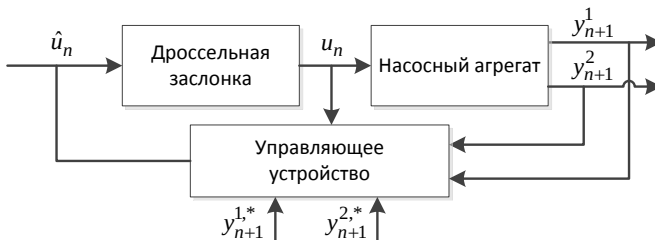


Рисунок 5 – Схема системы управления насосного агрегата НМ 2500-230

На рисунке 5 приняты следующие обозначения: y_n^1 – давление на выходе насосного агрегата, Н/см²; y_n^2 – давление на входе насосного агрегата, Н/см²; $y_n^{1,*}$ – уставка по давлению на выходе, Н/см²; $y_n^{2,*}$ – уставка по давлению на входе, Н/см²; u_n – процент закрытия дроссельной заслонки, %; $\hat{u}_n$ – оценка управляющего воздействия. Измерение переменных осуществляется в дискретные моменты времени $\{t_n\}$, $n = 1, 2, \dots$ с периодичностью $\Delta t_n = 1$ с.

На рисунке 6 приведены результаты численных экспериментов по управлению давлением входной и выходной трубы магистрального насосного агрегата НМ 2500-230 при использовании предложенных алгоритмов CH-KRLS и KRDC. При проведении численных экспериментов в качестве ядерной функции $\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ использовалось ядро (21).

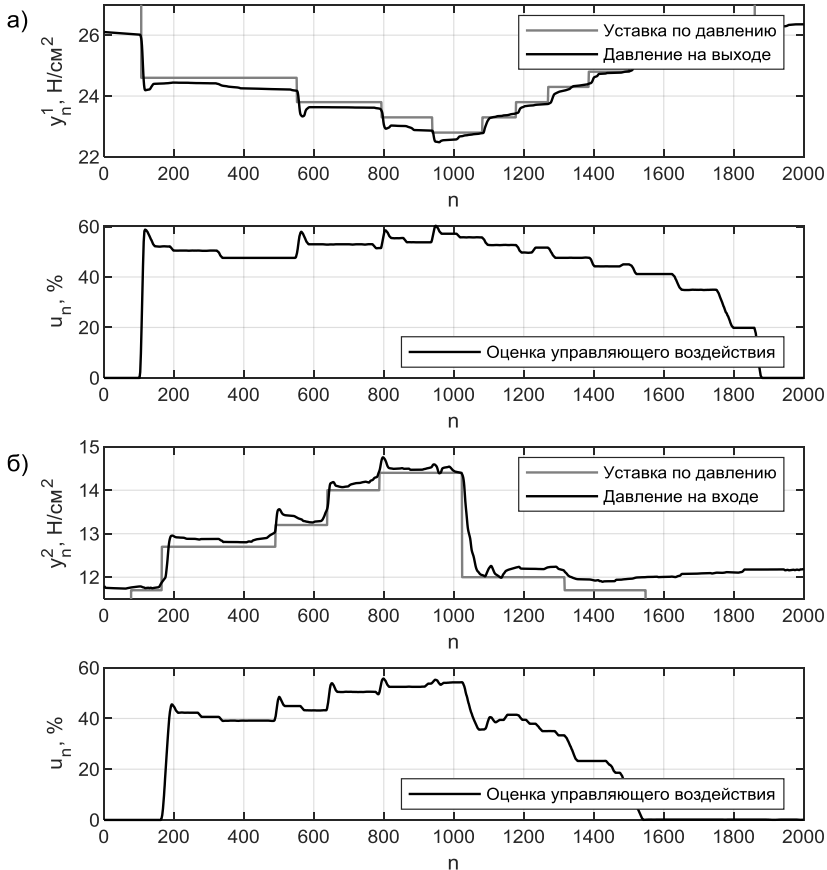


Рисунок 6 – а) Управление давлением на выходе насосного агрегата
б) Управление давлением на входе насосного агрегата

Среднеквадратическая ошибка управления по давлению на входе насосного агрегата составила $MSE = 0.0869$, а среднеквадратическая ошибка управления по давлению на выходе насосного агрегата – $MSE = 0.0588$. По результатам испытаний существующей системы управления давлением насосного агрегата НМ 2500-2300 Кемчугской нефтеперекачивающей станции среднеквадратические

ошибки управления давлением на входе и на выходе насосного агрегата составили $MSE = 0.0991$ и $MSE = 0.0659$ соответственно. Следовательно, применение предложенных алгоритмов CH-KRLS и KRDC позволяет снизить среднеквадратическую ошибку управления на 14% для регулятора на входе насосного агрегата и на 12% для регулятора на выходе насосного агрегата.

Результаты численного исследования свидетельствуют о том, что предложенный ядерный алгоритм дуального управления KRDC позволяет оценивать управляющее воздействие, приводящее выходную переменную объекта к желаемому значению при наличии ограничений на вычислительные ресурсы. Аналогичные результаты получены и для других тестовых объектов идентификации. Таким образом, по совокупности результатов вычислительных экспериментов на представительном множестве тестовых нелинейных дискретных объектов с памятью, а также по результатам решения практической задачи управления давлением магистрального насосного агрегата НМ 2500-230 Кемчугской нефтеперекачивающей станции, третье положение можно считать доказанным.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В соответствии с поставленной целью и задачами исследования в диссертации разработаны алгоритмы идентификации и управления для нелинейных дискретных объектов с памятью, информация о структуре которых неизвестна, а имеющиеся вычислительные ресурсы ограничены. Предложенные алгоритмы в отличие от интеллектуальных методов позволяют изменять затраты вычислительных ресурсов без изменения структуры модели, что в свою очередь позволяет унифицировать программное обеспечение для систем управления технологическими процессами, имеющих различные вычислительные мощности. По совокупности полученных результатов диссертационной работы можно сделать вывод о том, что решена важная проблема, имеющая как научное, так и практическое значение.

Основные **итоги выполненного исследования** заключаются в следующем:

1. Проведен анализ основных методов идентификации и управления нелинейными дискретными объектами с памятью в условиях неполной информации.
2. Сформулирована формализованная постановка задачи идентификации и управления для нелинейных дискретных объектов с памятью в условиях неполной информации и ограниченных вычислительных ресурсов.
3. Разработан новый алгоритм оценки параметров ядерных моделей нелинейных дискретных объектов с памятью, обеспечивающий эффективное по точности решение задачи идентификации при заданных ограничениях на вычислительные ресурсы.
4. Предложен новый рекуррентный ядерный алгоритм идентификации нелинейных дискретных объектов, который требует меньше вычислительных операций и памяти по сравнению с аналогичными алгоритмами.
5. Разработан новый рекуррентный ядерный алгоритм управления с идентификатором для нелинейных дискретных объектов с памятью, позволяющий оценивать управляющее при наличии ограничений на вычислительные ресурсы.
6. Проведено численное исследование предложенных алгоритмов на представительном множестве тестовых задач идентификации и управления применительно к нелинейным дискретным объектам с памятью, подтверждающее эффективность предложенных алгоритмов.
7. С использованием предложенных алгоритмов решена практическая задача управления давлением магистрального насосного агрегата НМ 2500-230

Кемчугской нефтеперекачивающей станции. По результатам вычислительных экспериментов установлено, что применение системы управления на базе предложенных алгоритмов позволяет снизить среднеквадратическую ошибку управления на 14% для регулятора на входе насосного агрегата и на 12% для регулятора на выходе насосного агрегата.

В соответствии с основными выводами и результатами диссертационной работы можно **рекомендовать** применение предложенных ядерных алгоритмов идентификации и управления в системах автоматизированного управления технологическими процессами на производственных предприятиях, эксплуатирующих сложные технические объекты, характер априорных сведений о которых является неполным, а имеющиеся вычислительные мощности не позволяют использовать широко известные методы.

Перспективы дальнейшей разработки темы исследования предусматривают развитие предложенного подхода применительно к задачам идентификации и управления многомерными системами, а также разработку автоматических методов настройки параметров предложенных алгоритмов идентификации и управления, позволяющих снизить влияние человеческого фактора на процесс управления.

СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ АВТОРОМ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК:

1. Антропов Н.Р. Рекуррентный ядерный алгоритм дуального управления с идентификатором для нелинейных объектов с памятью / Н.Р. Антропов, Е.Д. Агафонов // Системы управления и информационные технологии, 2021, № 4 (86). С. 73-78.
2. Антропов Н.Р. Робастный алгоритм адаптивной идентификации нелинейных объектов с памятью / Н.Р. Антропов, Е.Д. Агафонов // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2020. № 12. С. 192-200.
3. Антропов Н.Р. Идентификация параметров гидравлического сопротивления модели гидравлической сети / Е.Д. Агафонов, Н.Р. Антропов // Сибирский журнал науки и технологий. 2017. Т. 18, № 3. С. 492-498.
4. Антропов Н.Р. Алгоритм коррекции ошибок измерений датчиков давления на линейной части магистрального нефтепровода / Е.Д. Агафонов, Н.Р. Антропов // Контроль. Диагностика. 2016. № 7. С. 43-48.
5. Антропов Н.Р. Об оценке решения системы уравнений в задаче построения модели гидравлической сети / Е.Д. Агафонов, Н.Р. Антропов // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2014. № 3. С. 110-117.

Публикации в изданиях, индексируемых в международных базах:

6. Antropov N. Fixed-budget approximation of the kernel inverse matrix for identification of nonlinear dynamic processes / N. Antropov, E. Agafonov, V. Tynchenko, V. Bukhtoyarov, V. Kukartsev // Journal of Applied Engineering Science, 2022. DOI: 10.5937/jaes0-31772
7. Antropov N. On the embedding parameters in kernel identification problem of nonlinear dynamical systems / N. Antropov, E. Agafonov // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering 734 (2020) 012143. DOI: 10.1088/1757-899X/734/1/012143
8. Antropov N. Identification of hydraulic resistance parameters in hydraulic network model / V. Bukhtoyarov, E. Agafonov, N. Antropov, V. Tynchenko, V. Tyn-

chenko // Journal of Applied Engineering Science, 2018, 16 (2). pp. 267-273. DOI: 10.5937/jaes16-17332

9. Antropov N. Oil Pipeline Pressure Measurements Forecasting and Correction / E. Agafonov, N. Antropov // Applied Methods of Statistical Analysis. Nonparametric Methods in Cybernetics and System Analysis - AMSA'2017, Krasnoyarsk, Russia: Proceedings of the International Workshop, 2017. pp. 270-278.

Свидетельства о регистрации программных продуктов:

10. Антропов Н.Р. Программный модуль адаптивного прогноза показаний датчиков давления линейной части магистрального нефтепровода / Е.Д. Агафонов, Н.Р. Антропов // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2017611650 от 07.02.2017.

Публикации в других изданиях:

11. Антропов Н.Р. Ядерный алгоритм дуального управления для нелинейных объектов // Материалы XXV Международной научной конференции «Решетневские чтения», СибГАУ им. акад. М.Ф. Решетнева, Красноярск, 2021, Ч.2. С. 162-163.

12. Антропов Н.Р. О размерности вложения нелинейных динамических систем в задаче идентификации // Материалы XXIII Международной научной конференции «Решетневские чтения», СибГАУ им. акад. М.Ф. Решетнева, Красноярск, 2019, Ч.2. С. 139-140.

13. Antropov N. A modified algorithm for identification and output forecast of multidimensional / N.R. Antropov, E.D. Agafonov, A.I. Kuklina // Молодежь. Общество. Современная наука, техника и инновации. 2018. С. 156-158.

14. Антропов Н.Р. Оценка параметров гидравлического сопротивления модели многосвязной трубопроводной сети / Е.Д. Агафонов, Н.Р. Антропов // Материалы Международной научной конференции «Решетневские чтения», 2016. Т. 2. № 20. С. 8-9.

15. Антропов Н.Р. Модель прогноза и коррекции показаний датчиков давления линейной части магистрального нефтепровода / Н.Р. Антропов // II Международная научно-техническая конференция молодежи ПАО «Транснефть» и организаций – членов Международной ассоциации транспортировщиков нефти: тезисы конкурсных работ / АО «Транснефть – Западная Сибирь». – Омск: Изд-во ОмГТУ, 2016. С. 37-38.

16. Антропов Н.Р. Адаптивные модели коррекции показаний датчиков давления магистрального нефтепровода / Н.Р. Антропов, Е.Д. Агафонов // Материалы XIX Международной научной конференции «Решетневские чтения», СибГАУ им. акад. М.Ф. Решетнева, Красноярск, 2015, Т.2. С. 8-10.

17. Antropov N.R. A Nonparametric Identification and Control Algorithm of Multi Connected Systems / N.R. Antropov, E.D. Agafonov, A.I. Kuklina // Молодежь. Общество. Современная наука, техника и инновации. 2015. № 14. С. 191-193.

18. Антропов Н.Р. Идентификация и управление технологическими параметрами гидравлических сетей / Е.Д. Агафонов, Н.Р. Антропов // Материалы XVIII Международной научной конференции «Решетневские чтения», СибГАУ им. акад. М.Ф. Решетнева, Красноярск, 2014, Т.2. С. 7-8.