

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«Новосибирский государственный технический университет»

УДК 519.23

На правах рукописи



БОБОЕВ ШАРАФ АСРОРОВИЧ

**ПОСТРОЕНИЕ РЕГРЕССИОННЫХ ЗАВИСИМОСТЕЙ С
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КВАДРАТИЧНОЙ ФУНКЦИИ ПОТЕРЬ В
МЕТОДЕ ОПОРНЫХ ВЕКТОРОВ (LS-SVM)**

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук по
специальность 1.2.7 – Теоретические основы информатики

Душанбе – 2025

Работа выполнена на кафедре теоретической и прикладной информатики Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Новосибирский государственный технический университет» и на кафедре «Математика и естественные науки» Филиала Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова в городе Душанбе.

Научный руководитель:

Попов Александр Александрович,
доктор технических наук, профессор кафедры теоретической и прикладной информатики, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Новосибирский государственный технический университет», г. Новосибирск, РФ

Официальные оппоненты:

Худайбердиев Мирзаакбар Хаккулмирзаевич,
доктор технических наук, доцент, профессор кафедры «Программное обеспечение информационных технологий» Ташкентского университета информационных технологий имени Мухаммада Аль-Хорезми, г. Ташкент, Республика Узбекистан

Каюмов Махмадзоир Махмараджабович,
доктор философии (PhD), заведующий отдела нанотехнологии и наноматериалов Физико-технического института имени С.У. Умарова НАНТ

Ведущая организация:

Таджикский национальный университет

Защита состоится «13» марта 2026 г. в 14:00 часов на заседании разового диссертационного совета 6DKOA-049 при Таджикском техническом университете имени академика М.С. Осими по адресу: 734042, г. Душанбе, пр. академиков Раджабовых, 10, конференц-зал.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Таджикского технического университета имени академика М.С. Осими и на сайте организации <https://ttu.tj>.

Автореферат разослан «__» _____ 202_ г.

Ученый секретарь
диссертационного совета 6D.KOA-049,
кандидат технических наук, доцент



Султонзода Ш.М.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. В настоящее время машинное обучение и анализ данных становятся все более важными в различных областях, таких как промышленность, финансы, медицина и многие другие. В этом контексте построение эффективных моделей регрессии, способных предсказывать значение непрерывной целевой переменной на основе набора признаков, является ключевой задачей. Развитие данного направления связано с возможностями современной вычислительной техники, оснащенной пакетами прикладных программ для машинной обработки статистической информации. Благодаря таким передовым вычислительным технологиям и программам для обработки данных, на сегодняшний день анализ информации стал быстрым и простым. Раньше аналитики тратили массу времени на этот процесс, часто сталкиваясь с ограничениями. Однако с развитием компьютерных технологий они получили большую свободу выбора объектов исследования.

Одной из областей, обладающих такой свободой, является непараметрическая оценка регрессии, также называемая сглаживающим методом моделирования. Цель непараметрических методов заключается в снижении ограничений на функциональную форму оцениваемых объектов. Эти методы становятся все более популярными и востребованными в прикладных исследованиях и применяются в тех случаях, когда параметрические модели не подходят для решения поставленной задачи. Непараметрические методы обладают более универсальной структурой, имеют широкий спектр применения и способны работать в условиях высокой неопределенности априорной информации. Кроме того, они эффективны для анализа большого объема данных при малом количестве переменных. К основным методам построения гибких моделей относятся ядерные методы, сглаживание сплайнами, методы ближайших соседей и нейронные сети. Одним из таких методов, относящихся к классу ядерных методов, является метод опорных векторов с квадратичной функцией потерь.

Метод опорных векторов (SVM) является широко используемым инструментом моделирования зависимостей в условиях структурной неопределенности. Известная его модификация на основе квадратичной функции потерь (LS-SVM) позволяет получать решения в явном виде. При этом сохраняется возможность получать как гладкие, так и достаточно сложные зависимости за счет соответствующего выбора всех параметров алгоритма (вида ядерных функций, их числа и параметров и т.д.). Однако имеются определенные сложности использования данной технологии. Можно здесь выделить два основных отрицательных момента:

1. решения получаются неразрезанными;
2. квадратичная функция потерь не обеспечивает в общем случае получение робастных решений.

Степень изученности научной темы. Основными отличиями метода LS-SVM от метода SVM являются:

- Классический SVM решает задачу оптимизации с ограничениями, используя методы квадратичного программирования (QP).
- LS-SVM заменяет запас устойчивости (slack variables) на квадратичную функцию потерь и использует метод наименьших квадратов (Least Squares).
- В результате получается система линейных уравнений, которую можно решить эффективными численными методами, такими как метод Гаусса, метод Гаусса-Жордана или LU-разложением.

Преимуществом метода LS-SVM заключается в:

- более быстрой оптимизации – за счет решения линейных уравнений, а не квадратичного программирования.
- упрощенной реализации – методы решения линейных уравнений проще в реализации, чем методы оптимизации QP.
- эффективности при применении на больших данных – LS-SVM легче масштабируется.
- гибкости – применим как к задачам классификации, так и к регрессии.

Полномасштабное исследование этих проблем позволило бы усовершенствовать данный подход, сделав его полноценным инструментом в руках исследователей.

Связь исследования с программами и научной тематикой. Метод LS–SVM может применяться в различных областях, включая:

1. **Машинное обучение и анализ данных** в котором решаются задачи: классификации изображений и текста, распознавание речи и анализ временных рядов.
2. **Биоинформатика и медицина** для диагностики заболеваний на основе медицинских данных, анализ ДНК и белков и обнаружение аномалий в медицинских снимках.
3. **Финансовая аналитика** для прогнозирования биржевых котировок, оценки кредитного риска и обнаружение мошеннических транзакций.
4. **Промышленность и инженерия** для контроля качества продукции, предсказание отказов оборудования и управление сложными системами.
5. **Робототехника и автономные системы** для обучения интеллектуальных агентов, распознавание объектов и планирование движений.

Общая характеристика исследования. Диссертационная работа посвящена разработке и исследованию методов получения робастных и разреженных регрессионных моделей на базе метода опорных векторов с использованием квадратичной функции потерь (LS–SVM), ориентированных на применение в условиях неопределенности, нестабильности и зашумленности исходных данных.

Цель исследования. Целями диссертационной работы являются разработка и исследование способов получения применительно к LS–SVM:

- робастных решений с использованием методов M–оценивания и взвешивания;
- робастных критериев подбора метапараметров алгоритма и выбора оптимальных устойчивых моделей с оценкой их качества;
- разреженных решений с использованием методов планирования эксперимента для априорного разбиения выборки на части, а также дальнейшего уточнения разбиения выборки с использованием внешних критериев оценки качества моделей.

Задачи исследования. Поставленная цель диссертационной работы предопределила необходимость решения следующих основных задач:

- рассмотреть теоретические взгляды отечественных и зарубежных ученых на способы построения робастных и регрессионных моделей;
- проанализировать современные подходы построения робастных и разреженных регрессионных моделей;
- разработать новые алгоритмы построения робастных регрессионных моделей;
- разработать новые алгоритмы для построения разреженных регрессионных моделей;
- разработать новые способы разбиения выборки на обучающую и тестовую части для получения разреженных решений.

Объект исследования. Объектом исследования диссертационной работы являются методы построения регрессионных зависимостей в условиях неопределенности и нестабильности, ориентированные на получение робастных и разреженных решений.

Методы исследования. Для достижения целей и решения поставленных задач использовались методы математической статистики, теории вероятностей, математического программирования, вычислительной математики и статистического моделирования.

Предмет исследования. Разработка новых алгоритмов получения робастных и разреженных решений в регрессионном моделировании с использованием метода LS–SVM.

Теоретическая и методологическая основы исследования. Теоретической основой исследования послужили труды отечественных и зарубежных ученых по проблемам

восстановления регрессионных зависимостей методом LS–SVM, разбиения выборки на части, получения робастных и разреженных решений.

Исследование было методологически обосновано путем использования таких методов, как аппарат теории вероятностей, математической статистики, вычислительной математики, математического программирования и статистического моделирования.

Научная новизна работы состоит в следующем:

- предложены новые робастные варианты критерия скользящего контроля (RLOO-P, RLOO);
- предложены новые способы получения робастных регрессионных моделей на базе метода LS–SVM с использованием метода псевдонаблюдений и взвешенного метода на основе функций потерь Хьюбера;
- предложен адаптивный вариант функции потерь Хьюбера для получения псевдонаблюдений и весовой функции потерь;
- предложены новые способы разбиения выборки на части с использованием методов планирования эксперимента для получения разреженных регрессионных моделей на базе метода LS–SVM;
- предложены новые способы (алгоритмы) разбиения выборки на части с использованием критериев оценки качества моделей для получения разреженных регрессионных моделей на базе метода LS–SVM.

Положения, выносимые на защиту:

- разработанные алгоритмы получения робастных решений с использованием методов псевдонаблюдений и взвешивания;
- предложенные робастные варианты критерия скользящего контроля и предложенный адаптивный вариант функции потерь Хьюбера;
- разработанные алгоритмы разбиения выборки на части для получения разреженного решения.

Теоретическая и практическая значимость исследования. Разработанные алгоритмы получения робастных и разреженных регрессионных моделей на основе метода LS–SVM реализованы в зарегистрированной программе для ЭВМ – «Получение робастных и разреженных решений методов LS SVM “Robast_Sparse_LS-SVM”» (свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018619675 (2018 г.). М.: Федеральный институт промышленной собственности).

Результаты диссертационных исследований и разработанное программное обеспечение используются в учебном процессе, научных исследованиях и решении практических задач.

Степень достоверности результатов диссертации и обоснованность научных положений, выводов и рекомендаций подтверждены апробацией результатов диссертационной работы на научно-практических конференциях и обеспечиваются корректным применением математического аппарата и методов многомерного статистического анализа. Полученные решения при использовании предложенных методов и алгоритмов согласуются с результатами применения известных подходов на тестовых примерах и задачах.

Соответствие диссертации паспорту научной специальности

Содержание диссертации соответствует пунктам 5 – «Разработка и исследование моделей и алгоритмов анализа данных, обнаружения закономерностей в данных и их извлечения разработка и исследование методов и алгоритмов анализа текста, устной речи и изображений», 14 – «Разработка теоретических основ создания программных систем для новых информационных технологий», 17 – «Разработка методов обеспечения обработки информации и обеспечения помехоустойчивости систем обработки данных с целью разработки новых вычислительных систем» и 18 – «Исследование и разработка моделей и алгоритмов анализа данных различной природы: текстов, устной речи и изображений с использованием регрессионного анализа, методов машинного обучения и анализа закономерностей; разработка инструментов для извлечения знаний из неструктурированной

информации и моделирования эмпирического опыта» паспорта специальности 1.2.7 – Теоретические основы информатики.

Личный вклад автора заключается в:

- проведении исследований, обосновывающих основные положения, выносимые на защиту;
- программной реализации алгоритмов, описанных в диссертационной работе.

Апробация и внедрение. Основные положения и отдельные результаты диссертационной работы докладывались: на XI международном форуме по стратегическим технологиям IFOST–2016 (Новосибирск, НГТУ, 2016); на XIII международной научно-технической конференции «Актуальные проблемы электронного приборостроения (АПЭП–2016)» (Новосибирск, НГТУ, 2016); на Российской научно-технической конференции «Обработка информации и математическое моделирование» (Новосибирск, 2016); на Российской научно-технической конференции «Обработка информации и математическое моделирование» (Новосибирск, 2017); на XIV Международной научно-технической конференции «Актуальные проблемы электронного приборостроения (АПЭП–2018)» (Новосибирск, НГТУ, 2018); на Российской научно-технической конференции «Обработка информации и математическое моделирование» (Новосибирск, 2018), на научно-практической конференции «XI Ломоносовские чтения», посвященной 30-летию Государственной независимости Республики Таджикистан (Душанбе–2021); на Международной научно-практической конференции «XIII Ломоносовские чтения», посвященной 115-летию академика Бободжона Гафурова (Душанбе–2023).

Публикации по теме диссертации. По результатам выполненных в работе исследований опубликованы 21 печатных работ, в том числе 7 статей в рецензируемых изданиях, рекомендованных ВАК при Минобрнауки РФ и ВАК при Президенте РТ, 3 статьи в изданиях, индексируемых в наукометрических системах «Scopus» и «Web of Science», 10 статей в прочих изданиях и 1 свидетельство №2018619675 о государственной регистрации программы для ЭВМ в Российской Федерации.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа изложена на 160 страницах и состоит из: введения; 5 разделов; заключения и списка литературы. Список литературы содержит 126 наименований. Работа иллюстрирована 53 рисунками, 32 таблицами и содержит приложения А, Б и В.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность и отражена степень разработанности темы исследования, сформулированы цели и задачи диссертационной работы, выделены объект и предмет исследования, изложена научная новизна, приведены теоретическая и практическая значимость исследования, перечислены основные положения, выносимые на защиту, указана реализация результатов работы, описан личный вклад автора, а также приведены структура и объем научно-квалификационной работы.

В первой главе диссертационной работе рассмотрены подходы к построению регрессионных моделей на основе метода LS–SVM, описаны основные концепции регрессионного анализа, ядерные функции, используемые в методе LS–SVM, представлен обзор критериев для оценки качества получаемых моделей, приведены алгоритмы построения регрессионной модели и подбора метапараметров метода LS–SVM [1, 4, 6–7].

В §1.1 приведен исторический обзор появления метода LS–SVM и его аналогов предложенных учеными.

В §1.2 приведены основные понятия и определения функции потерь и его роль в построении регрессионных зависимостей.

В §1.3 рассмотрены ядерные функции, которые могут использоваться в алгоритме LS–SVM.

В §1.4 приведен способ построения регрессионной зависимости по методу LS–SVM. Алгоритм данного метода состоит в следующем. Предположим, что имеем некую обучающую выборку $D_n = \{(x_k, y_k) : x_k \in X, y_k \in Y; k = 1, \dots, n\}$ объемом n наблюдений, в котором имеется

неизвестное распределение F_{XY} вида $y_k = m(x_k) + e_k, k = 1, \dots, n$, где $e_k \in R$ является независимо и одинаково распределенной ошибкой с $E[e_k | X = x_k] = 0$ и $Var[e_k] = \sigma^2 < \infty$, $m(x) \in F_\Psi$ – неизвестная действительная гладкая функция и $E[y_k | x = x_k] = m(x_k)$, Ψ – пространство функций высокой размерности. Нашей целью является нахождение такой функции $m(x_k)$ который описывает зависимость между x_k и y_k . После некоторых математических преобразований получаем СЛАУ вида

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_n^T \\ 1_n & \Omega + \frac{1}{\gamma} I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{b} \\ \hat{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix},$$

где $y = (y_1, \dots, y_n)^T$, $1_n = (1, \dots, 1)^T$, $\hat{\alpha} = (\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_n)^T$ и $\Omega_{kl} = \varphi(x_k)^T \varphi(x_l)$ для $k, l = 1, \dots, n$

является решением и результирующая модель будет иметь вид: $\hat{y}(x) = \sum_{k=1}^n \hat{\alpha}_k K(x, x_k) + \hat{b}$, где

$K(x, x_k)$ является ядром скалярного произведения.

В §1.5 рассмотрены внешние критерии по которым подбирались основные параметры ядерной функции и других параметры алгоритма LS-SVM, а также оценивались качество полученных регрессионных моделей [6]. В качестве таковых критериев использовались критерии скользящего контроля (LOO CV) и регулярности (K-FOLD CV). Их значения можно вычислить по формулам:

$$LOO = \sum_{i=1}^n \left(y_i - \hat{y}_i(x_i) \right)^2,$$

где $\hat{y}_i(x_i)$ – оценка параметров по полной выборке с исключенным i – ым наблюдением и

$$K-FOLD = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \Delta_i^2(A_i, B_i)$$

в котором значение Δ_i^2 вычисляется по следующей формуле:

$$\Delta_i^2(A_i, B_i) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left(y_{test}(x_i) - \hat{y}_{test}(x_i) \right)^2.$$

Кроме вышеупомянутых критериев также можно воспользоваться удобным критерием контроля точности получаемых моделей, который является среднеквадратичная ошибка предсказания MSE и его значение вычисляется по формуле:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(u_i - \hat{y}_i \right)^2,$$

где $u_i, \hat{y}_i, i = 1, \dots, n$ соответственно незашумленное и оцененное по модели значение отклика.

В §1.6 приведен алгоритма подбора метопараметров метода LS-SVM. Данный алгоритм состоит из следующих шагов:

1. Выбирается тип ядра K_i и соответствующий параметр настройки, при условии его наличия: линейный (настраиваемый параметр отсутствует), RBF (σ^2), полиномиальный (степень полинома – d).

2. Для настраиваемых параметров предоставляется множество допустимых значений. В случае полиномиального ядра, степень полинома (d) варьируется (в нашем случае) на промежутке $[2.5, 9.5]$ с шагом 0.1, а при использовании RBF-ядра, значение σ^2 варьируется на промежутке $[10^{-2}, 10^2]$, где шаг изменения степени равен 0.1.

3. Для всех параметров задаются начальные значения.

4. В заданных границах по результатам критерия оценки качества модели находится оптимальное значение параметра γ с использованием метода золотого сечения.

5. Для подобранного на шаге 4 значения γ ищется оптимальное значение настраиваемого параметра ядра, если таковой присутствует, иначе подбор считается завершенным.

6. Если полученные на шагах 4 и 5 значения γ и настраиваемого параметра совпадают со значениями на предыдущей итерации, подбор считается завершенным, иначе для функции ядра задается параметр с шага 5 и осуществляется переход на шаг 4.

В случае обнаружения заикливания алгоритма следует завершить подбор и считать оптимальными подобранную на текущей итерации пару значений.

В §1.7 приведены результаты исследований с применением метода LS-SVM для построения регрессионных зависимостей. Для проведения исследований в работе была использована тестовая функция следующего вида: $y = 7 / (e^{(x+0.75)^2}) + 3x$, заданная на отрезке $[-1; 1]$. При проведении экспериментов использовались следующие фиксированные значения для параметра регуляризации γ : 1, 5, 10, 20, 50, 100, 150, 200, 250, 500. Оптимальное решение был получен подбором значений заданных в интервале от 10^{-1} до 10^1 , в котором значение степени менялся с шагом 0.1 для основного параметра RBF-ядра.

Ниже в таблице 1 приведены результаты выбора оптимального значения масштаба σ^2 для RBF-ядра при котором значение параметра регуляризации был зафиксирован и равен 50. В столбцах таблицы с заголовками MSE, LOO CV и K-FOLD CV приведены значения: среднеквадратичной ошибки, критерия LOO CV и критерия K-FOLD CV соответственно для каждого значения параметра масштаба RBF-ядра.

Таблица 1– Значения MSE, LOO CV и K-FOLD при 20% уровне шума

σ^2	MSE	LOO CV	K-FOLD CV
0,1	0,095616	0,000538	2,396715
0,125893	0,082117	0,000526	2,328368
0,158489	0,065770	0,000519	2,284321
0,199526	0,051358	0,000517	2,264950
0,251189	0,040352	0,000515	2,244617
0,316228	0,036063	0,000514	2,220304
0,398107	0,034364	0,000508	2,187641
0,501187	0,031540	0,000501	2,159995
0,630957	0,028479	0,000495	2,143648
0,794328	0,027049	0,000490	2,132019
1	0,027307	0,000485	2,117301
1,258925	0,029243	0,000480	2,098099
1,584893	0,034299	0,000476	2,076935
1,995262	0,046697	0,000475	2,059767
2,511886	0,072529	0,000479	2,060920
3,162278	0,110966	0,000488	2,085587
3,981072	0,158537	0,000499	2,135367
5,011872	0,221113	0,000515	2,231796
6,309573	0,320730	0,000545	2,428731
7,943282	0,494121	0,000602	2,804796
10	0,766768	0,000698	3,398345

Критерий K-FOLD CV вычислялся по схеме: усредненное по двадцати испытаниям значение ошибки прогноза в точки случайно выбираемой тестовой части выборки объемом в 10 наблюдений. Из таблицы 1 видно, что использование критериев качества как LOO CV, так и K-FOLD CV позволяет выбрать параметр масштаба гауссового ядра близким к тому, что выбирается на основе среднеквадратичной ошибки.

Качество восстановленной зависимости при выбираемой $\sigma^2 = 10^{0.3}$ иллюстрируется на рисунке 1.

В рамках проведенных исследований было установлено эффективность использования критерия K-FOLD CV для подбора метапараметров алгоритма LS-SVM, так как важную роль в точности получаемых решений играют правильный выбор этих параметров. Кроме того, метапараметров алгоритма LS-SVM также можно подобрать, опираясь на критерий LOO CV. При правильном использовании перечисленных критериев, можно получить модели, которые обладают хорошей обобщающей способностью.

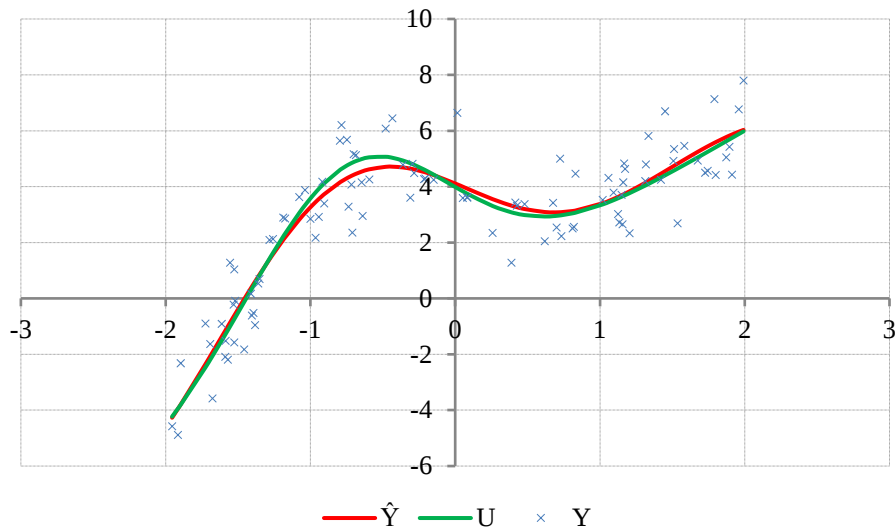


Рисунок 1. Графики зависимостей: U – незашумленный отклик, Y – зашумленный отклик, $\hat{Y}$ – решение по построенной модели

Результаты использования перечисленных критериев приведены в рисунке 2.

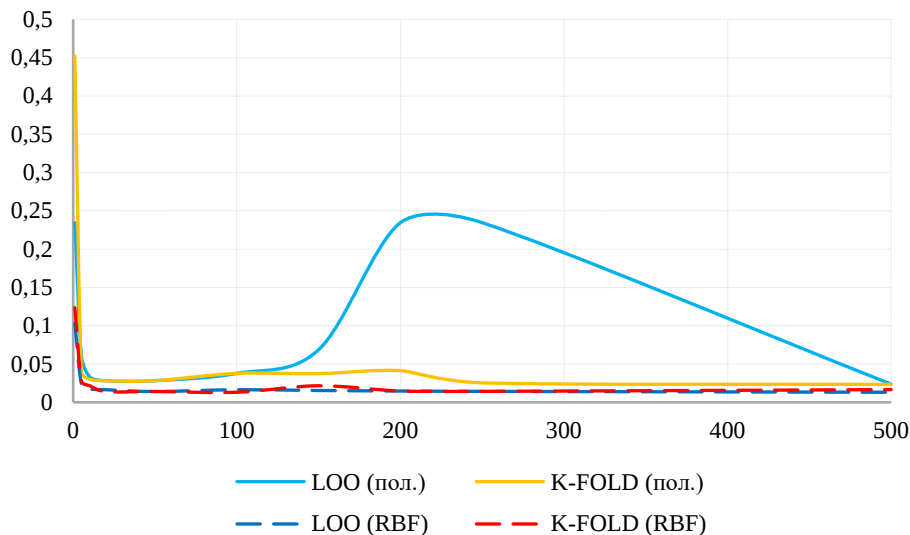


Рисунок 2. График средних значений MSE при использовании критериев LOO CV и K-FOLD CV полученные на основе полиномиального и RBF ядра с уровнем шума 5%

Во второй главе рассмотрены основные подходы к построению робастных регрессионных моделей. В качестве таковых подходов рассматривались метод М-оценивания на основе которого лежит метод псевдонаблюдений и метод взвешивания. Для построения робастных регрессионных моделей методами псевдонаблюдений и взвешивания использовались обычная и адаптивная (предложена авторами) функции потерь Хьюбера [2, 5-8]. Также предложены робастные варианты критерия скользящего контроля при помощи

которых были подобраны метапараметры алгоритма LS–SVM и оценены качества полученных результирующих робастных моделей.

В §2.1 приведены основные понятия и определения.

В §2.2 описан метод М-оценивания.

В §2.3 приведен метод псевдонаблюдений на основе функций потерь Хьюбера. Построение робастной регрессионной модели с использованием данного метода выполняется следующим образом:

На первом этапе по методу LS–SVM с настройкой параметра регуляризации γ и параметров выбранного ядра (в нашем случае σ для RBF-ядра и d для полиномиального ядра) получаем предсказанные значения $\hat{y}_i, i=1,2,...,n$, которые будем называть обычным решением.

Далее вычисляем остатки по формуле $r_i = y_i - \hat{y}_i$ и, используя функцию потерь Хьюбера:

$$\rho\left(\frac{r_i}{s}\right) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left| \frac{r_i}{s} \right|^2, & \left| \frac{r_i}{s} \right| \leq c \\ c \left| \frac{r_i}{s} \right| - \frac{c^2}{2}, & \left| \frac{r_i}{s} \right| > c \end{cases}, i=1,2,...,n$$

определяем псевдонаблюдения:

$$y_i^* = \begin{cases} y_i, & |r_i| \leq c \\ \hat{y}_i - r_i^*, & r_i < -cs, i=1,2,...,n, \\ \hat{y}_i + r_i^*, & r_i > cs \end{cases}$$

где s – робастная оценка стандартного отклонения, посчитанная, например, через медиану: $s = \text{med}_i |r_i| / 0.67449$ и скорректированные остатки вычисляются как квадратный корень из

значения функции потерь Хьюбера для линейной зоны: $r_i^* = \sqrt{(2cs|r_i| - c^2s^2)}$, где параметр c может меняться в пределах от 0.5 до 5.

В адаптированном варианте функции потерь Хьюбера:

$$\rho\left(\frac{r_i}{s}\right) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left| \frac{r_i}{s} \right|^2, & \left| \frac{r_i}{s} \right| \leq c \\ \tau \left(c \left| \frac{r_i}{s} \right| - \frac{c^2}{2} \right) + (1-\tau) \frac{c^2}{2}, & \left| \frac{r_i}{s} \right| > c \end{cases}, i=1,...,n,$$

скорректированные остатки вычисляются по формуле: $r_i^* = \sqrt{\tau(2cs|r_i| - c^2s^2) + (1-\tau)c^2s^2}$, где параметр τ может меняться в пределах от 0 до 1.

Далее с использованием псевдонаблюдений составляем СЛАУ вида:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_n^T \\ 1_n & \Omega + \frac{1}{\gamma} I_n \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \hat{b} \\ \hat{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y^* \end{bmatrix}.$$

Решая СЛАУ получаем оценки $\hat{\alpha}, \hat{b}$ и используя их построим робастную модель.

По полученной модели $\hat{y}(x) = \sum_{k=1}^n \hat{\alpha}_k K(x, x_k) + \hat{b}$ вновь вычисляем остатки и псевдонаблюдения. Эти операции повторно выполняем, до тех пор, пока не выполняется условия: $\max_i \left| \frac{\hat{y}_i^{(k)} - \hat{y}_i^{(k-1)}}{\hat{y}_i^{(k-1)}} \right| < 0.00001$.

В §2.4 приведен предложенный Сайкенсом взвешенный метод LS-SVM. В своей работе Сайкенс составил СЛАУ вида:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_n^T \\ 1_n & \Omega + V_\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b^* \\ \alpha^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix},$$

где диагональные элементы матрицы V_γ равны $V_\gamma = \text{diag} \left\{ \frac{1}{\gamma v_1}, \frac{1}{\gamma v_2}, \dots, \frac{1}{\gamma v_n} \right\}$ и значения v_k определяются с помощью предложенного Сайкенсом весовой функции:

$$v_k = \begin{cases} 1, & \text{если } \left| \frac{r_i}{s} \right| \leq c_1 \\ \frac{c_2 - \left| \frac{r_i}{s} \right|}{c_2 - c_1}, & \text{если } c_1 \leq \left| \frac{r_i}{s} \right| \leq c_2 \\ 10^{-4}, & \text{иначе} \end{cases}$$

Решив СЛАУ можно получить робастное решение по методу LS-SVM на основе весовой функции Сайкенса, которое имеет следующий вид: $\hat{y}(x) = \sum_{k=1}^n \hat{\alpha}_k^* K(x, x_k) + \hat{b}^*$.

В §2.5 описан взвешенный метод на основе весовой функции потерь Хьюбера, который имеет следующий вид:

$$v_i = \begin{cases} 1; & |r_i| \leq c \\ \frac{c}{|r_i/s|}; & |r_i| > c \end{cases}, \text{ а для адаптивного варианта: } v_i = \begin{cases} 1; & |r_i| \leq c \\ \frac{\tau c}{|r_i/s|}; & |r_i| > c \end{cases}$$

где s – робастная оценка стандартного отклонения, посчитанная, например, через медиану: $s = \text{med}_i |r_i| / 0.67449$. Получение робастного решения с использованием весовой функции потерь Хьюбера выполняется аналогично как в случае с весовой функции потерь Сайкенса.

В §2.6 рассмотрены способы получения робастных решений на основе функций потерь Эндрюса и биквадратной Тьюки.

В §2.7 приведены робастные критерии выбора оптимальной модели. К таким критериям относятся предложенные авторами работы критерии RLOO-P и RLOO. Значение критерия RLOO-P вычисляется по формуле:

$$RLOO-P = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(y_i - \hat{y}_r^*(x_i) \right)^2,$$

где $\hat{y}_r^*(x_i)$ – прогнозное значение в точку x_i , который получен на основе робастного решения с применением метода М-оценивания по выборке в которой отсутствовало i -е наблюдение. Наблюдения за откликом, были заменены на псевдонаблюдения для выборки по которой оценивались все n модели.

Значение критерия RLOO вычисляется по формуле:

$$RLOO = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho(y_i - \hat{y}_r(x_i)),$$

где $\rho(r_i)$ является функцией потерь Хьюбера.

В случае адаптивной функции потерь Хьюбера $\rho(r_i)$ имеет вид:

$$\rho(r_i) = \begin{cases} r_i^2, & \left| \frac{r_i}{s} \right| \leq c \\ \tau(2cs|r_i| - c^2s^2) + (1-\tau)c^2s^2, & \left| \frac{r_i}{s} \right| > c \end{cases}.$$

В §2.8 приведены результаты исследований с применением робастных вариантов метода LS-SVM. Целями исследований являлись оценка возможности получения робастных решений по методу LS-SVM с использованием методов псевдонаблюдений и взвешивания, полученные на основе простого и адаптивного функций потерь Хьюбера и разработка робастных вариантов критерия скользящего контроля LOO CV. Для проведения исследования использовалась следующая тестовая функция: $y = 7 / (e^{(x+0.75)^2}) + 3x$. В качестве ядер использовались полиномиальное и RBF-ядро. Уровень помехи выбирался как 5% и 10% от мощности исходной выборки и уровень засорения выбирался как 5%, 10%, 15% и 20%. Засоряющее распределение помехи имело нормальное распределение с дисперсией равной трехкратному значению дисперсии основного распределения помехи. Рассматривались варианты симметричного и несимметричного засорения. Для получения асимметричного засорения в засоряющем распределении использовалось смещение равное 5. Количество наблюдений выбиралось равным 50. При проведении экспериментов использовались следующие фиксированные значения для параметра регуляризации γ : 1, 5, 10, 50, 100.

Ниже в таблицах 2 и 3 приведены результаты использования адаптивной функции потерь Хьюбера в LS-SVM с RBF-ядром при зафиксированном значении $\tau = 0$ для различных значений параметров γ , c , σ для одного из вариантов засорения. В качестве значений параметра σ RBF-ядра использовались $10^{-1}, 10^{-0.9}, 10^{-0.8}, \dots, 10^{0.8}, 10^{0.9}, 10^1$.

Таблица 2 – Значения c и MSE, при 5% уровне шума и 20% уровне засорения

Уровень шума	Уровень засорения	γ	c	σ	MSE
5%	20%	1	7	0,398107	0,344667
		5	3,2	0,794328	0,094257
		10	1,9	1	0,057238
		50	1,4	1	0,025469
		100	1,2	1	0,020957

Таблица – Значения c_1 , c_2 и MSE, при 5% уровне шума и 20% уровне засорения для весовой функции Сайкенса

Уровень шума	Уровень засорения	γ	c_1	c_2	σ	MSE
5%	20%	1	4	4,5	0,398107	0,577013
		5	0,6	3,3	0,794328	0,145060
		10	4,7	4,8	1	0,054527
		50	0,2	5	1	0,038916
		100	0,2	4,5	1	0,038061

Полученные результаты показывают, что при использовании адаптивной функции потерь Хьюбера вместо функции потерь, предложенный Сайкенсом, для одних и тех же значений метапараметров алгоритма LS-SVM значения среднеквадратичной ошибки (MSE) становятся намного меньше. Это доказывает эффективность предложенного варианта

адаптивной функции потерь Хьюбера для построения робастных регрессионных моделей в условиях присутствия больших выбросов в исходной выборке.

Качество восстановленных зависимостей с использованием адаптивной функции Хьюбера и весовой функции Сайкенса при $\gamma = 100$ иллюстрируются на рисунках 3 и 4.

В рамках проведенных исследований было установлено, что в большинстве случаев при наличии больших выбросов в исходной выборке данных предложенный адаптивный вариант функции потерь Хьюбера дает результаты с малым смещением чем другие функции потерь. Кроме того, было установлено эффективность использования робастного варианта критерия скользящего контроля RLOO-P, которое существенно увеличивает качества робастных моделей.

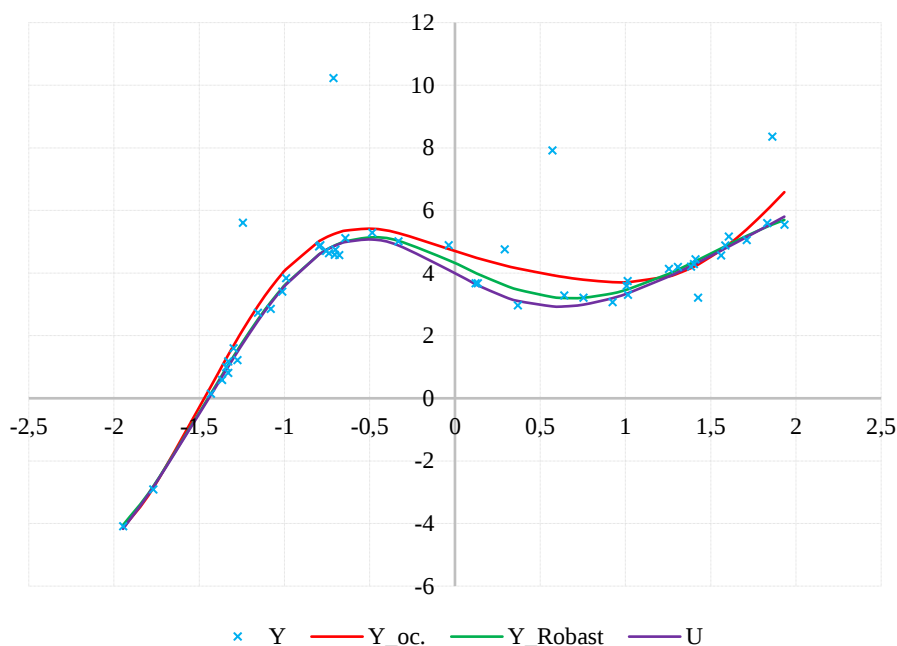


Рисунок 3. Графики зависимостей с использованием адаптивной функции Хьюбера: U – незашумленный отклик, Y – зашумленный отклик, $\hat{Y}$ – решение по обычному LS-SVM, $\hat{Y}(R)$ – робастное решение

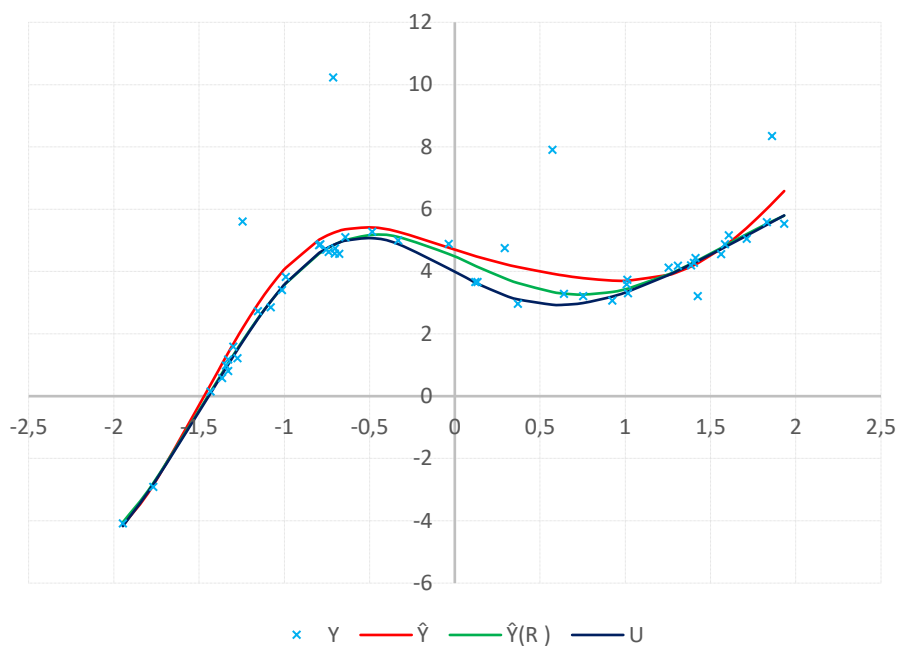


Рисунок 4. Графики зависимостей с использованием весовой функции Сайкенса: U – незашумленный отклик, Y – зашумленный отклик, $\hat{Y}$ – решение по построенной модели $\hat{Y}(R)$ – робастное решение

Результаты использования критерия скользящего контроля и ее робастных вариантов приведены в таблице 4.

Таблица 4 – Среднее значение критерия MSE для обычной (при $\tau=1$) и адаптивной (при $\tau=0$) функции потерь Хьюбера с 10% уровне шума и 10% уровне засорения (симметричное засорение)

Простая функция потерь Хьюбера			Адаптивная функция потерь Хьюбера		
γ	Критерий	MSE	γ	Критерий	MSE
1	LOO	0.80979	1	LOO	1.13295
	RLOO-P	0.52576		RLOO-P	0.86498
	RLOO	0.52227		RLOO	0.88751
5	LOO	1.59712	5	LOO	1.59090
	RLOO-P	0.25886		RLOO-P	0.20846
	RLOO	0.25742		RLOO	0.20804
10	LOO	1.42884	10	LOO	1.40354
	RLOO-P	0.27168		RLOO-P	0.17945
	RLOO	0.27026		RLOO	0.17800
50	LOO	0.57159	50	LOO	0.52826
	RLOO-P	0.33926		RLOO-P	0.15609
	RLOO	0.33767		RLOO	0.14289
100	LOO	0.43154	100	LOO	0.23591
	RLOO-P	0.35244		RLOO-P	0.14755
	RLOO	0.35038		RLOO	0.14274

В третьей главе рассмотрены использование D -оптимального плана и внешние критерии оценки качества моделей с помощью которых исходная выборка разделена на обучающую и тестовую части. Также, с использованием внешних критериев оценки качества моделей были проведены исследования, направленные на подбор метапараметров алгоритма LS-SVM [1-3, 8-9].

В §3.1 приведены основные понятия и определения, касающиеся разреженных решений.

В §3.2 описан алгоритм получения разреженных решений по методу LS-SVM. Идея данного алгоритма состоит в следующем:

Рассмотрим выборку (x_k, y_k) ; $k=1, \dots, n$ состоящую из n наблюдений, которая разбита обучающую часть A тестовую часть B . Пусть n_A и n_B обозначают соответственно количества наблюдений в каждом из этих частей. Тогда, для того чтобы получить разреженное решение СЛАУ переписываем в следующем виде:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_{n_A}^T \\ 1_{n_A} & \Omega_A + \frac{1}{\gamma} I_{n_A} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{b}_A \\ \hat{\alpha}_A \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_A \end{bmatrix},$$

где $y_A = (y_1, \dots, y_{n_A})^T$ – точки из обучающей выборки, $1_{n_A} = (1, \dots, 1)^T$, $\hat{\alpha}_A = (\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_{n_A})$ и $\Omega_{kl} = \varphi(x_{Ak})^T \varphi(x_{Al})$ для $k, l = 1, \dots, n_A$. Результирующая разреженная LS-SVM модель имеет вид: $\hat{y}(x) = \sum_{k=1}^{n_A} \hat{\alpha}_{Ak} K(x, x_k) + \hat{b}_A$.

В §3.3 приведен определение D -оптимального плана.

В §3.4 приведен способ разбиения выборки на обучающую и тестовую части с использованием D -оптимального плана. В данном подходе формируется матрица G_s размером

$s \times s$, на основе обучающей выборки, состоящей из s наблюдений, при этом отдельные элементы матрицы обозначаются как $(G_s)_{ij} = K(x_i, x_j) + \frac{1}{\gamma} I_s, i, j = 1, \dots, s$.

При добавлении нового наблюдения на шаге $s+1$ формируется матрица G_{s+1} , который имеет вид:

$$G_{s+1} = \begin{pmatrix} G_s & F(x_{s+1}) \\ F^T(x_{s+1}) & K(x_{s+1}, x_{s+1}) + \frac{1}{\gamma} \end{pmatrix},$$

где $F^T(x_{s+1}) = (K(x_1, x_{s+1}), K(x_2, x_{s+1}), \dots, K(x_s, x_{s+1}))$.

Определитель такой окаймленной матрицы вычисляется достаточно просто и выражается через определитель:

$$|G_{s+1}| = |G_s| * \Delta(x_{s+1}),$$

при этом $\Delta(x_{s+1}) = [K(x_{s+1}, x_{s+1}) + \frac{1}{\gamma} - F^T(x_{s+1})G_s^{-1}F(x_{s+1})]$.

Следовательно, для включения очередной новой точки в обучающую выборку выбирается наблюдение $x_{s+1} = \underset{x}{\text{Arg max}} \Delta(x)$ из оставшихся элементов исходной выборки, которые еще не были использованы. Этот выбор осуществляется путем перебора координат всех доступных точек по определенному выбранному критерию.

В §3.5 рассматриваются способы разбиения выборки на обучающую и тестовую части, опирающиеся на использование внешних критериев оценки качества моделей. В качестве таких критериев в исследованиях использовались критерии регулярности, стабильности и согласованности. На основе перечисленных критериев, обозначенных с помощью Δ_K для разбиения исходной выборки на обучающую и тестовую части разработаны специальные алгоритмы, основанные на добавлении, удалении и замене точек в обучающей части. Идея этих алгоритмов заключается в следующем: сначала оцениваются параметры выбранной ядерной функции с помощью критерия скользящего контроля (LOO). Далее применяются следующие подходы:

- Подход с добавлением точек в обучающей части: объем обучающей части постепенно увеличивается до заданного, а новые точки выбираются и так, чтобы минимизировать значение выбранного критерия Δ_K ;
- Подход с добавлением точек в тестовой части: объем тестовой части постепенно увеличивается до заданного, а новые точки выбираются аналогично, по минимальному значению критерия Δ_K ;
- Подход с заменой точек: исходная выборка разбивается на обучающую A и тестовую B части с соответствующим числом наблюдений. Затем выполняется последовательная замена: токи из A поочередно заменяются точками из B . Если после замены значение выбранного критерия становится оптимальным (минимальным), то замена сохраняется. Процесс останавливается, если улучшений не будут;
- Подход Add/Del: обучающая выборка постепенно увеличивается до заданного объема. После добавления каждой новой точки (Add), если число наблюдений превышает два, производится попытка заменить одну из ранее включенных точек на точку из тестовой выборки (Del). Все изменения, включая настройку параметров ядерной функции, применяются только при улучшении значения выбранной критерии Δ_K ;
- Подход Del/Add: работает аналогично, но с фокусом на тестовую выборку, то есть объем тестовой выборки увеличивается постепенно (Add), а новые точки могут

заменять ранее включенные точки обучающей выборки (Del), при условии, что выбранный критерий Δ_K улучшается.

После включения точек в обучающую или тестовую части выполняется повторная настройка параметров ядерной функции. Такая настройка осуществляется либо на каждом шаге алгоритма либо через определенное число итераций и принимается только в том случае, когда значение выбранного критерия Δ_K улучшается.

В §3.6 приведены результаты проведенных экспериментов, целью которых являлось оценка эффективности разреженных решений, полученных при различных способах разбиения выборки на тестовую и обучающую части с использованием вышеперечисленных алгоритмов.

Экспериментальные исследования проводились на основе тестовой функции: $m(x) = 7 / e^{(x+0.75)^2} + 3x$, заданной на отрезке $[-1;1]$. В использованных выборках число наблюдений были равными 10, 20, 30 и 50. Помеха моделировалась нормально распределенной случайной величиной, при этом её уровень, определяемый дисперсией, изменялся от 5% до 25% по отношению к мощности незашумленного сигнала. Параметр регуляризации во всех экспериментах был зафиксирован и был равен 10. В качестве ядерной функции применялось RBF ядро и на основе его параметра масштаба осуществлялось подбор лучшего решения.

В таблицах 5–7 приведены значения среднеквадратичной ошибки для различных алгоритмов формирования обучающей выборки. Для сравнения в строках «без разбиения» приведены результаты для нерезреженных решений, построенных на полной выборке. Настройка параметров ядерной функции проводились по оптимальному значению критерию LOO. Условия экспериментов по столбцам различались тем, что использовалось различное количество точек в тестовой части в % от объема полной выборки.

Таблица 5 – Значение MSE при 5% уровне шума

Объем выборки	Вариант разбиения	Количество точек в тестовой части в %									
		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
N=10	без разбиения	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159
	D-опт. план	0,0159	0,0159	0,0228	0,0228	0,0051	0,0051	0,0051	0,0051	0,0051	0,0051
	замена	0,0159	0,0159	0,3142	0,3142	0,0051	0,0051	0,0046	0,0046	0,0046	0,0046
	исключение	0,2031	0,2031	0,3142	0,3142	0,3142	0,3142	0,0051	0,0051	0,0051	0,0051
	включение	0,0159	0,0159	0,0228	0,0228	0,0051	0,0051	0,0046	0,0046	0,0051	0,0051
N=20	без разбиения	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040
	D-опт. план	0,0079	0,2050	0,2381	0,2381	0,2381	0,0025	0,0029	0,0029	0,0025	0,0029
	замена	0,0079	0,0029	0,2381	0,2381	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029
	исключение	0,2050	0,0029	0,2381	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0025	0,0029
	включение	0,0079	0,2050	0,2381	0,2381	0,2381	0,0025	0,0029	0,0029	0,0025	0,0029
N=30	без разбиения	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029
	D-опт. план	0,0163	0,2225	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027
	замена	0,2225	0,2225	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027
	исключение	0,2225	0,2225	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027
	включение	0,0163	0,2225	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027
N=50	без разбиения	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011
	D-опт. план	0,1973	0,1973	0,0022	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026
	замена	0,1973	0,1973	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026
	исключение	0,1973	0,1973	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026
	включение	0,1973	0,1973	0,0022	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026

Таблица 6 – Значение MSE при 15% уровне шума

Объем выборки	Вариант разбиения	Количество точек в тестовой части в %									
		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
N=10	без разбиения	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304
	D-опт. план	0,0614	0,0614	0,0614	0,0614	0,3112	0,3112	0,0118	0,0118	0,0118	0,0118
	замена	0,0614	0,0614	0,3112	0,3112	0,3112	0,3112	0,0118	0,0118	0,0112	0,0112
	исключение	0,2050	0,2050	0,3112	0,3112	0,3112	0,3112	0,3112	0,3112	0,0118	0,0118
	включение	0,0614	0,0614	0,0614	0,0614	0,3112	0,3112	0,0118	0,0118	0,0118	0,0118
N=20	без разбиения	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102
	D-опт. план	0,0091	0,2417	0,2417	0,2417	0,2417	0,0173	0,0173	0,0173	0,0173	0,0184
	замена	0,0091	0,2417	0,2417	0,2417	0,0173	0,0173	0,0173	0,0173	0,0184	0,0184
	исключение	0,2417	0,2417	0,2417	0,2417	0,0173	0,0184	0,0184	0,0184	0,0184	0,0184
	включение	0,0091	0,2417	0,2417	0,2417	0,2417	0,0173	0,0173	0,0173	0,0173	0,0184
N=30	без разбиения	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059
	D-опт. план	0,2225	0,2225	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089
	замена	0,2225	0,2225	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089
	исключение	0,2225	0,2225	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089
	включение	0,2225	0,2225	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089
N=50	без разбиения	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024
	D-опт. план	0,1976	0,1976	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0055
	замена	0,1976	0,1976	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061
	исключение	0,1976	0,1976	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0055
	включение	0,1976	0,1976	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0055

Таблица 7 – Значение MSE при 25% уровне шума

Объем выборки	Вариант разбиения	Количество точек в тестовой части в %									
		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
N=10	без разбиения	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221
	D-опт. план	0,0289	0,0289	0,0300	0,0300	0,1594	0,1594	0,3039	0,3039	0,0300	0,0300
	замена	0,0255	0,0255	0,0300	0,0300	0,3039	0,3039	0,3039	0,3039	0,0300	0,0300
	исключение	0,2466	0,2466	0,0300	0,0300	0,3039	0,3039	0,3039	0,3039	0,0300	0,0300
	включение	0,0289	0,0289	0,0300	0,0300	0,1594	0,1594	0,3039	0,3039	0,0300	0,0300
N=20	без разбиения	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133
	D-опт. план	0,0207	0,2404	0,2404	0,0262	0,0268	0,0268	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262
	замена	0,0207	0,2404	0,2404	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262	0,0268	0,0262
	исключение	0,2029	0,2404	0,2404	0,2404	0,0268	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262
	включение	0,0207	0,2404	0,2404	0,0262	0,0268	0,0268	0,0262	0,0262	0,0268	0,0262
N=30	без разбиения	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033
	D-опт. план	0,2241	0,2241	0,0261	0,0271	0,0271	0,0261	0,0271	0,0261	0,0271	0,0271
	замена	0,2241	0,2241	0,0261	0,0271	0,0261	0,0261	0,0271	0,0261	0,0261	0,0271
	исключение	0,2241	0,2241	0,0261	0,2241	0,2241	0,0261	0,0271	0,0261	0,0261	0,0271
	включение	0,2241	0,2241	0,0261	0,0271	0,0271	0,0261	0,0271	0,0261	0,0271	0,0271
N=50	без разбиения	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044
	D-опт. план	0,1978	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190
	замена	0,1978	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190
	исключение	0,1978	0,0190	0,0190	0,0190	0,0200	0,0200	0,0200	0,0200	0,0200	0,0190
	включение	0,1978	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190

На рисунках 5 и 6 приведены графики значений MSE полученные при использовании D -оптимального плана, а также других вариантов разбиения выборки с применением критерия согласованности.

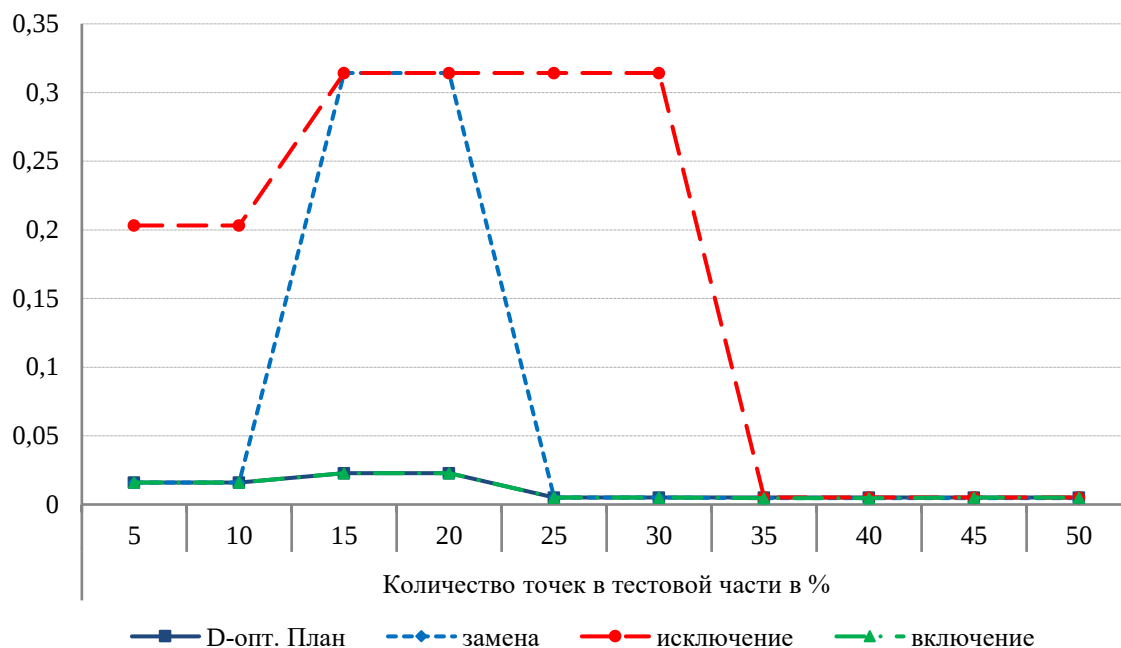


Рисунок 5. График значений MSE для выборки объема 10 при 5% уровне шума

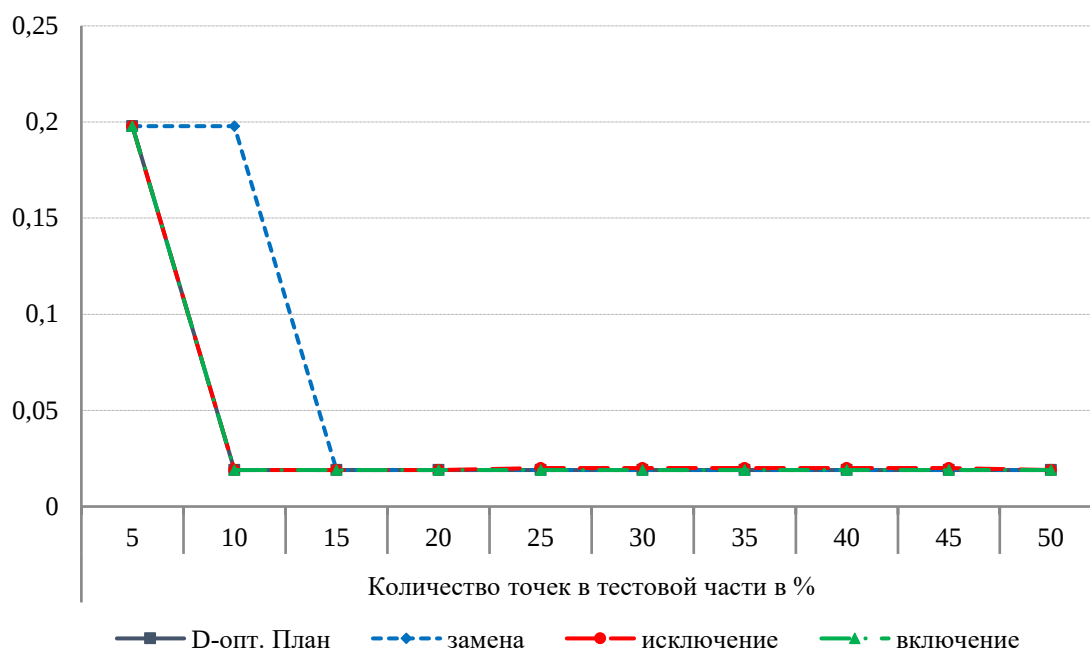


Рисунок 6. График значений MSE для выборки объема 50 при 25% уровне шума

Можно сравнивать между собой неразрезанное решение и наполовину разреженное при 50% тестовой части. Видно, что получаемые разреженные решения при D -оптимальном разбиении выборки лишь немногим проигрывают неразрезанным по величине MSE. При этом если использовать вариант разбиения на основе критерия согласованности, то улучшения качества решения с позиции MSE чаще всего не наблюдается. Это позволяет говорить о том, что для получения разреженного решения можно использовать обучающую выборку, полученную с использованием D -оптимального разбиения ее на части.

В таблицах 8 и 9 представлены значения среднеквадратической ошибки, усредненные по 600 реализациям шума, рассчитанные для решений, которые были выбраны с использованием различных внешних критериев. Эти критерии применялись для подбора метопараметров алгоритма LS-SVM и разбиении исходной выборки на обучающую и тестовую части. Строки таблиц, обозначенные как CV, REG и STAB содержат усредненные значения MSE, полученные при применении соответственно критерия скользящего контроля, критерия регулярности и критерия стабильности. Различные экспериментальные условия отражены в столбцах таблиц и определяются долей наблюдений, отведенных под тестовую выборку, выраженной в процентном соотношении от общего объема данных.

Таблица 8 – Среднее значение MSE при 5% уровне шума

Объем выборки	Критерий	Количество точек в тестовой части в %									
		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
N=10	CV	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152
	REG	0,0113	0,0113	0,0289	0,0289	0,0279	0,0279	0,0144	0,0144	0,0068	0,0068
	STAB	0,0034	0,0034	0,0049	0,0049	0,0049	0,0049	0,0049	0,0049	0,0053	0,0053
N=20	CV	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055
	REG	0,0051	0,0050	0,0041	0,0030	0,0031	0,0015	0,0016	0,0017	0,0019	0,0019
	STAB	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0016	0,0016
N=30	CV	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029
	REG	0,0037	0,0035	0,0016	0,0010	0,0011	0,0011	0,0012	0,0012	0,0015	0,0015
	STAB	0,0009	0,0009	0,0009	0,0009	0,0009	0,0009	0,0009	0,0009	0,0010	0,0009
N=50	CV	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013
	REG	0,0021	0,0013	0,0008	0,0008	0,0008	0,0007	0,0007	0,0006	0,0007	0,0007
	STAB	0,0007	0,0006	0,0005	0,0005	0,0005	0,0005	0,0005	0,0005	0,0005	0,0005

Таблица 9 – Среднее значение MSE для выборки объема 20 наблюдений при различных уровнях шума

Уровень шума	Критерий	Количество точек в тестовой части в %									
		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
5%	CV	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055
	REG	0,0051	0,0050	0,0041	0,0030	0,0031	0,0015	0,0016	0,0017	0,0019	0,0019
	STAB	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0016	0,0016
10%	CV	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062
	REG	0,0077	0,0064	0,0057	0,0053	0,0053	0,0035	0,0032	0,0032	0,0032	0,0032
	STAB	0,0034	0,0032	0,0030	0,0029	0,0029	0,0028	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027
15%	CV	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074
	REG	0,0111	0,0094	0,0084	0,0088	0,0081	0,0060	0,0060	0,0059	0,0056	0,0056
	STAB	0,0071	0,0067	0,0061	0,0059	0,0057	0,0056	0,0051	0,0050	0,0049	0,0049
20%	CV	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091
	REG	0,0135	0,0128	0,0119	0,0123	0,0114	0,0096	0,0091	0,0090	0,0083	0,0083
	STAB	0,0127	0,0118	0,0108	0,0102	0,0099	0,0095	0,0085	0,0084	0,0079	0,0078

Анализ таблиц 8 и 9 показывает, что эффективность критерия перекрестной проверки выше эффективности критериев регулярности и стабильности в условиях повышенного шума и использования тестовых выборок малого относительного объема. Эффективность использования критерия стабильности, как правило, выше, чем критерия регулярности.

На рисунках 7 и 8 приведены графики разреженных решений для построения которых использовались 25% и 50% количество точек в тестовой части.

Из рисунков видно, что чем большее количество точек попадают в тестовой части выборки, тем хуже становится результат. В случаях, когда в тестовой части попадут до 25% точек из общего количества, результаты получаются наиболее оптимальными. Исходя из этих

фактов, можно делать выводы, что для получения разреженных решений по методу LS-SVM, при разбиении выборки на обучающую и тестовую частей, в обучающей части можно оставить до 75% точек из выборки для подбора и настройки параметров алгоритма, а остальные точки добавить в тестовой части.

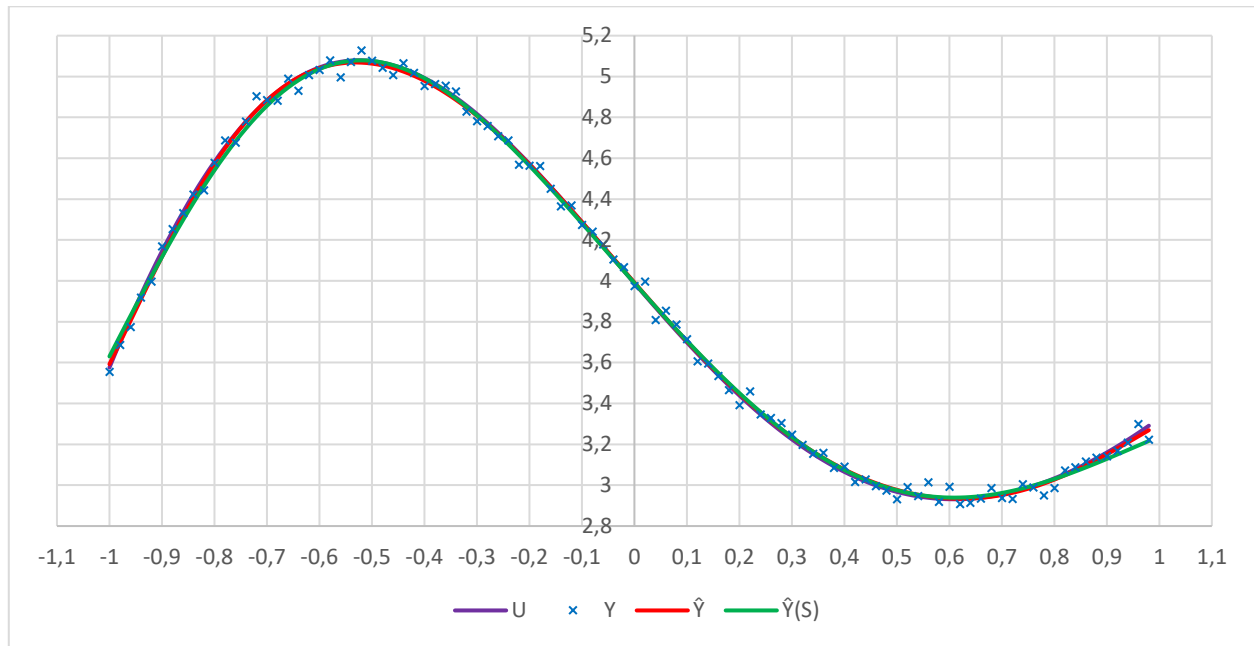


Рисунок 7. Графики зависимостей: U – незашумленный отклик, Y – зашумленный отклик, $\hat{Y}$ – решение по обычной LS-SVM модели, $\hat{Y}(S)$ – разреженное решение при 25% количество точек в тестовой части

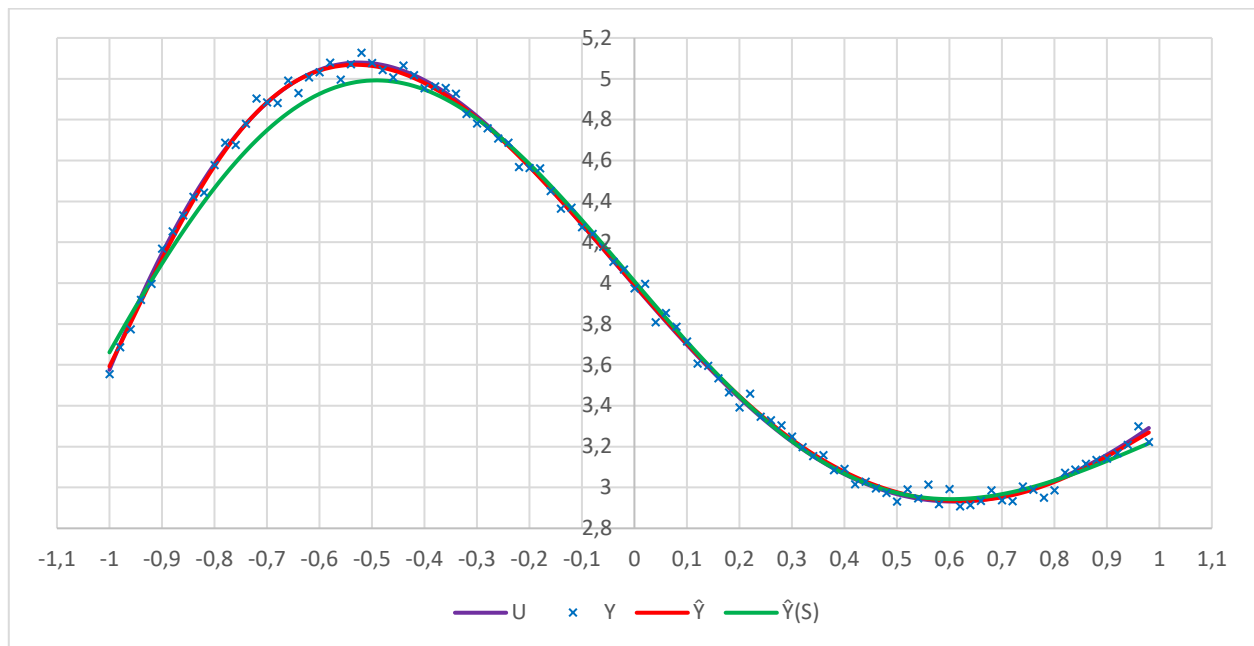


Рисунок 8. Графики зависимостей: U – незашумленный отклик, Y – зашумленный отклик, $\hat{Y}$ – решение по обычной LS-SVM модели, $\hat{Y}(S)$ – разреженное решение при 50% количество точек в тестовой части

На рисунке 9 представлены достигнутые средние значения MSE при использовании трех внешних критериев в зависимости от величины тестовой выборки для случая 15% шума и выборки объемом в 30 наблюдений. Средние значения MSE, достигнутые при использовании критерия скользящего контроля показаны горизонтальной прямой. Видим, что выигрыш от использования критериев регулярности и стабильности, как правило, может быть достигнут при относительно большой тестовой части выборки. На рисунке 10 представлены достигнутые средние значения MSE при использовании критерия стабильности для выборки

в 30 наблюдений при вариации объема тестовой части и изменении уровня шума от 5 до 20%. Видим, что при увеличении уровня шума минимум критерия сдвигается вправо. Это говорит о том, что в условиях использования сильно зашумленных выборок целесообразно по возможности использовать критерий стабильности с относительно большой тестовой частью. Аналогичные результаты для критерия регулярности представлены на рисунке 11.

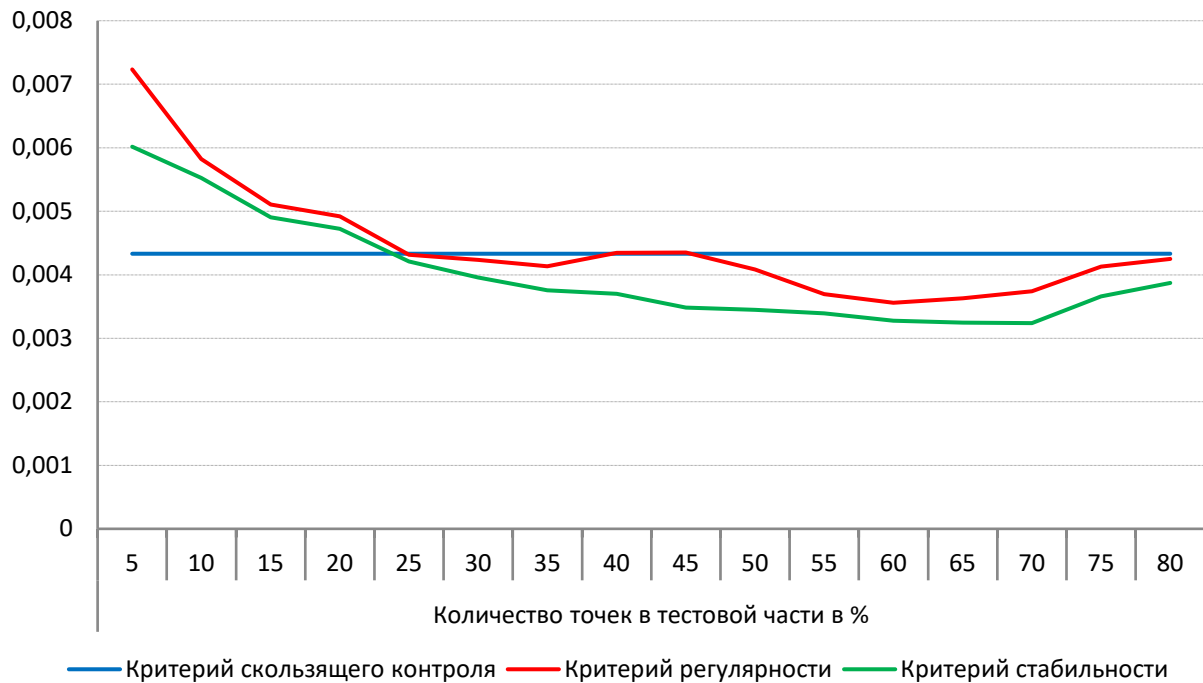


Рисунок 9. График средних значений MSE для выборки объема 30 при 15% уровне шума

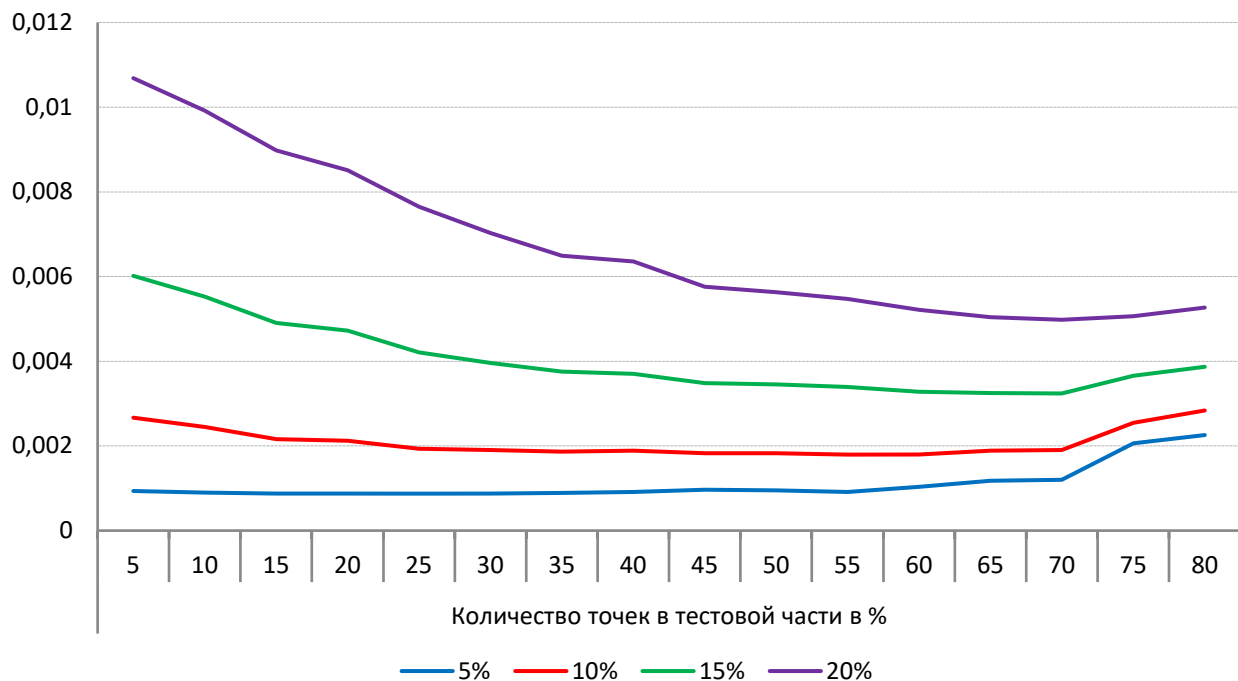


Рисунок 10. График средних значений MSE при использовании критерия стабильности для выборки объема 30 с изменением уровня шума от 5% до 20%

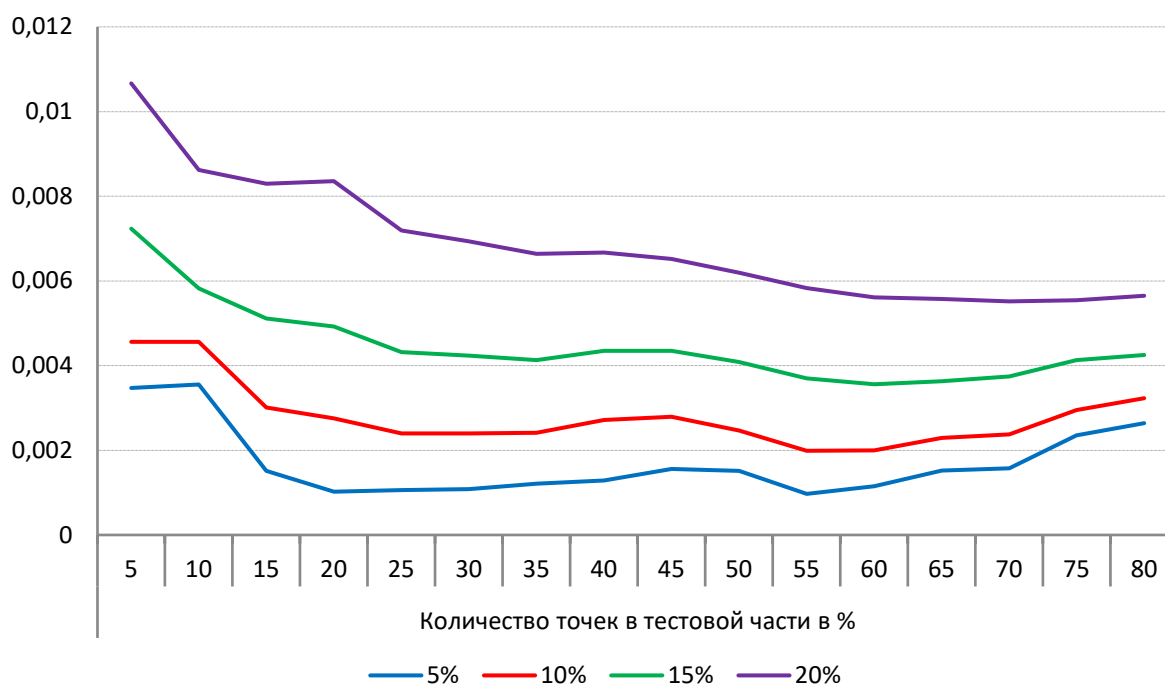


Рисунок 11. График средних значений MSE при использовании критерия регулярности для выборки объема 30 с изменением уровня шума от 5% до 20%

В рамках проведенных исследований было установлено, что для получения разреженных решений в большинстве случаев эффективным является использование метода D-оптимального плана для разбиения выборки на части. Также в условиях сильно зашумленных данных целесообразно по возможности использовать критерии стабильности и регулярности с относительно большой тестовой частью.

В четвертой главе рассмотрены способы применения метода LS-SVM для решения практических задач. В качестве объекта исследования были использованы известные выборки LIDAR, который использует отражение света, излучаемого лазером, для обнаружения химических компонентов в атмосфере и Motorcycle, который содержит результаты краш-тестов проведенных с использованием манекенов, установленных на мотоциклах. Кроме того, рассмотрен способ применения метода LS-SVM для определения комплексообразования равновесной концентрации химических элементов. Для определения общих констант устойчивости комплексов серебра с тиокарбогидразидом, по данным потенциометрического титрования, использовались нелинейный метод наименьших квадратов и метод LS-SVM. Во время проведения химических экспериментов в качестве ядерной функции метода LS-SVM использовалось полиномиальное ядро. Значение параметра регуляризации было установлено фиксированным, и оно равно 1000. В качестве данных использовались выборки объемом 30, 31, 32, 33, 34 точки.

На рисунках 12 и 13 приведены полученные обычный, робастный и разреженный решения на базе алгоритма LS-SVM при использовании выборок LIDAR и Motorcycle.

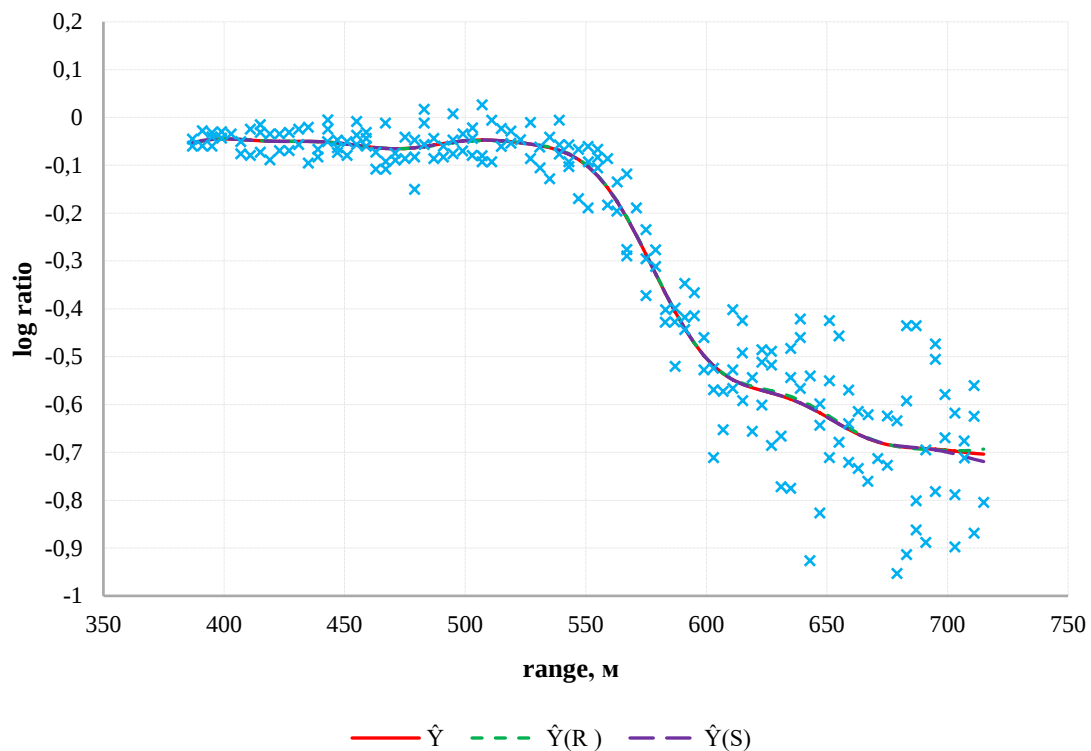


Рисунок 12. Обычная, робастная и разреженная LS–SVM-регрессии с использованием гауссова ядра для выборки LIDAR ($\hat{Y}$ – обычное решение, $\hat{Y}(R)$ – робастное решение, $\hat{Y}(S)$ – разреженное решение)

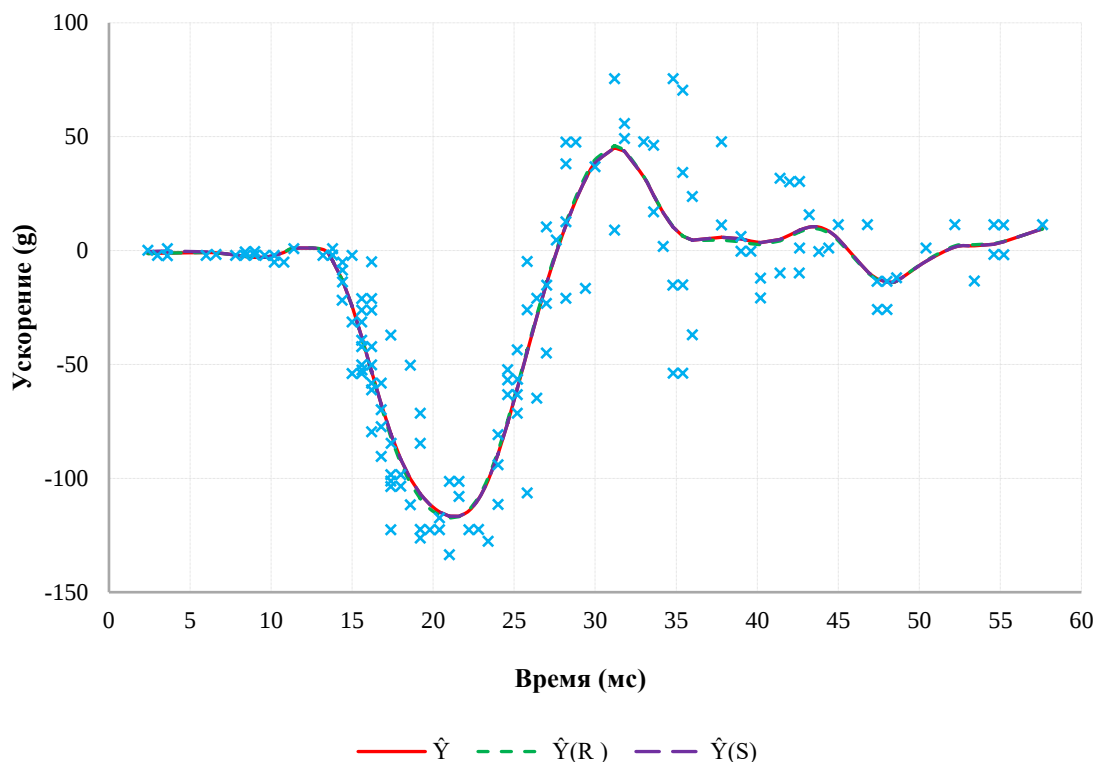


Рисунок 13. Обычная, робастная и разреженная LS–SVM-регрессии для выборки Motorcycle ($\hat{Y}$ – обычное решение, $\hat{Y}(R)$ – робастное решение, $\hat{Y}(S)$ – разреженное решение)

Далее, в таблицах 10–11 приведены полученные результаты значения критерия детерминации R^2 по методам МНК и LS–SVM.

Таблица 10 – Значение R^2 при температурном режиме 335 К

Тип модели	Критерий	Вариант разбиения	Количество точек в тестовой части в %									
			5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
МНК		без разбиения	0,562	0,562	0,562	0,562	0,562	0,562	0,562	0,562	0,562	0,562
обычный LS-SVM	LOO	без разбиения	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828
	K-FOLD	без разбиения	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
робастный LS-SVM	RLOO-P	без разбиения,	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO	псевдонаблюдения, простая	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991
	REG	функция потерь	0,999	0,999	0,999	0,991	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,994
	RLOO-P	без разбиения,	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO	взвешивание, простая	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992
	REG	функция потерь	0,999	0,999	0,999	0,994	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,993
	RLOO-P	без разбиения,	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO	псевдонаблюдения,	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998
	REG	адаптивная функция потерь	0,999	0,999	0,999	0,987	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,994
	RLOO-P	без разбиения,	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO	взвешивание, адаптивная	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992
	REG	функция потерь	0,987	0,993	0,993	0,998	0,989	0,993	0,995	0,995	0,998	0,999
разреженный LS-SVM	регуляр-ности	D-опт. план	0,999	0,999	0,999	0,995	0,999	0,998	0,989	0,994	0,981	0,982
		замена	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,989	0,999	0,999	0,999
		исключение	0,999	0,999	0,999	0,995	0,999	0,998	0,989	0,994	0,981	0,982
		включение	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
		Add/Del	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,982
		Del/Add	0,999	0,999	0,999	0,995	0,999	0,998	0,989	0,994	0,981	0,982
	стабиль-ности	D-опт. план	0,998	0,992	0,975	0,967	0,951	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
		замена	0,999	0,999	0,983	0,987	0,983	0,980	0,989	0,989	0,701	0,277
		исключение	0,998	0,992	0,975	0,967	0,951	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
		включение	0,999	0,992	0,975	0,967	0,999	0,999	0,928	0,911	0,774	0,498
		Add/Del	0,999	0,992	0,975	0,967	0,999	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
		Del/Add	0,998	0,992	0,975	0,967	0,951	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
	согласован-ности	D-опт. план	0,999	0,999	0,985	0,921	0,549	0,383	0,984	0,919	0,859	0,992
		замена	0,680	0,991	0,986	0,999	0,914	0,998	0,967	0,234	0,168	0,675
		исключение	0,999	0,988	0,999	0,565	0,999	0,383	0,984	0,919	0,859	0,992
		включение	0,999	0,999	0,985	0,921	0,549	0,383	0,984	0,991	0,985	0,992
		Add/Del	0,999	0,999	0,985	0,921	0,549	0,383	0,984	0,919	0,859	0,992
		Del/Add	0,999	0,988	0,999	0,565	0,741	0,994	0,984	0,919	0,859	0,992

Таблица 11 – Значение R^2 при температурном режиме 325 К

Тип модели	Критерий	Вариант разбиения	Количество точек в тестовой части в %									
			5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
МНК		без разбиения	0,935	0,935	0,935	0,935	0,935	0,935	0,935	0,935	0,935	0,935
обычный LS-SVM	LOO	без разбиения	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828
	K-FOLD	без разбиения	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
робастный LS-SVM	RLOO-P	без разбиения,	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO	псевдонаблюдения, простая	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991
	REG	функция потерь	0,999	0,999	0,999	0,991	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,994
	RLOO-P	без разбиения, взвешивание, простая функция потерь	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO		0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992
	REG		0,999	0,999	0,999	0,994	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,993
	RLOO-P	без разбиения,	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO	псевдонаблюдения, адаптивная	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998
	REG	функция потерь	0,999	0,999	0,999	0,987	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,994
	RLOO-P	без разбиения, взвешивание, адаптивная функция потерь	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO		0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992
	REG		0,987	0,993	0,993	0,998	0,989	0,993	0,995	0,995	0,998	0,999
разреженный LS-SVM	регуляр-ности	D-опт. план	0,999	0,999	0,999	0,995	0,999	0,998	0,989	0,994	0,981	0,982
		замена	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,989	0,999	0,999	0,999
		исключение	0,999	0,999	0,999	0,995	0,999	0,998	0,989	0,994	0,981	0,982
		включение	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
		Add/Del	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,982
		Del/Add	0,999	0,999	0,999	0,995	0,999	0,998	0,989	0,994	0,981	0,982
	стабиль-ности	D-опт. план	0,998	0,992	0,975	0,967	0,951	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
		замена	0,999	0,999	0,983	0,987	0,983	0,980	0,989	0,989	0,701	0,277
		исключение	0,998	0,992	0,975	0,967	0,951	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
		включение	0,999	0,992	0,975	0,967	0,999	0,999	0,928	0,911	0,774	0,498
		Add/Del	0,999	0,992	0,975	0,967	0,999	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
		Del/Add	0,998	0,992	0,975	0,967	0,951	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
	согласован-ности	D-опт. план	0,999	0,999	0,985	0,921	0,549	0,383	0,984	0,919	0,859	0,992
		замена	0,680	0,991	0,986	0,999	0,914	0,998	0,967	0,234	0,168	0,675
		исключение	0,999	0,988	0,999	0,565	0,999	0,383	0,984	0,919	0,859	0,992
		включение	0,999	0,999	0,985	0,921	0,549	0,383	0,984	0,991	0,985	0,992
		Add/Del	0,999	0,999	0,985	0,921	0,549	0,383	0,984	0,919	0,859	0,992
		Del/Add	0,999	0,988	0,999	0,565	0,741	0,994	0,984	0,919	0,859	0,992

При анализе полученных результатов можно увидеть, что в большинство случаев результаты метода LS-SVM превосходят результаты МНК. Это позволяет говорить о том, что для определения общих констант устойчивости комплексов переходных металлов целесообразно использовать метод LS-SVM.

Для определения общих констант устойчивости комплексов переходных металлов использовался метод LS-SVM. Результаты проведенных вычислительных экспериментов были сравнены с результатами МНК, показаны преимущества использования метода LS-SVM. По полученным результатам можно рекомендовать использовать метод LS-SVM для решения задач, связанных с комплексообразованием переходных металлов с производными тиомочевина в водных и водно-органических растворах.

Анализ результатов проведенных вычислительных экспериментов показывает, что робастный и разреженный варианты алгоритма LS-SVM являются эффективными и вполне пригодными для решения прикладных задач и построения регрессионных моделей на их основе.

В пятой главе приведен программный продукт с описанием функциональности и скринами основных окон, который реализован на основе алгоритмов и подходов предложенные в предыдущих главах. Разработанный программный продукт содержит реализацию методов и подходов построения LS-SVM регрессии, рассмотренные в 1–3 главах данной диссертационной работы. С его помощью можно получить обычную, робастную или разреженную регрессионную модель для различных выборок данных. В программе существуют функциональность по настройке различных параметров алгоритма LS-SVM, таких как коэффициент регуляризации, внутренние параметры ядерных функций, способы разбиения исходной выборки на части и выбор внешних критериев для оценки качества результирующих моделей.

Аналог разработанного программного продукта используется в научно-исследовательском институте Таджикского национального университета для построения моделей, которые используются для определения образования комплексов переходных металлов с производными тиомочевина в водно и водно-органических растворах.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В диссертационной работе в соответствии с поставленными задачами исследования были получены следующие основные результаты:

1. Рассмотрены критерии оценки качества моделей LOO CV и K-FOLD CV для подбора метапараметров алгоритма LS-SVM. Были показаны эффективность использования данных критериев по проведенным вычислительным экспериментам [6-A, 11-A, 19-A].

2. Предложен адаптивный вариант функции потерь Хьюбера для получения псевдонаблюдений и взвешивания наблюдений [7-A, 8-A, 9-A, 12-A, 13-A].

3. Предложены робастные варианты критерия скользящего контроля: RLOO-P и RLOO, которые служат для подбора метапараметров алгоритма LS-SVM и оценки качества получаемых робастных моделей [8-A, 9-A, 10-A, 13-A].

4. На основе LS-SVM предложен метод построения робастных решений с использованием псевдонаблюдений и функции весов на основе обычного и адаптивного функций потерь Хьюбера. Проведенные исследования продемонстрировали хорошие возможности использования адаптивной функции потерь Хьюбера для получения устойчивых решений с малым смещением в условиях засорения наблюдений [7-A, 20-A].

5. Для получения разреженного решения на основе метода LS-SVM предложены различные способы разбиения выборки на обучающую и тестовую части с использованием D –оптимального разбиения и внешних критериев оценки качества моделей. Для каждого из способов разбиения выборки предложены последовательные алгоритмы [1-A, 2-A, 3-A, 4-A, 5-A, 14-A, 15-A, 18-A].

6. Рассмотрены решения прикладных задач с использованием известных выборок и данные по определению образования комплексов переходных металлов с производными

теомочевины в водно и водно-органических растворах. По результатам проведенных вычислительных экспериментов определялось эффективность использования разработанных алгоритмов построения робастной и разреженной LS-SVM регрессии для решения прикладных задач [16-А, 17-А].

7. Разработано программное обеспечение для построения робастных и разреженных LS-SVM регрессии. Программное обеспечение прошел государственную регистрацию, предусмотренную для программ ЭВМ [21-А].

Научные результаты диссертационной работы и разработанное программное обеспечение были внедрены в научно-исследовательском институте Таджикского государственного университета, а также нашли практическое применение в учебном процессе на факультете прикладной математики и информатики ФГБОУ ВО «Новосибирский государственный технический университет», что подтверждается соответствующими актами о внедрении.

РЕКОМЕНДАЦИИ ПО ПРАКТИЧЕСКОМУ ИСПОЛЬЗОВАНИЮ РЕЗУЛЬТАТОВ

1. Результаты диссертационной работы могут быть использованы в практической деятельности при решении задач регрессионного анализа, прогнозирования и построения моделей в условиях неопределённости и наличия помех в данных. Разработанные подходы и алгоритмы позволяют повысить устойчивость и надёжность моделирования, улучшить качество аппроксимации и обобщающую способность моделей, а также снизить их вычислительную сложность.

2. Полученные методы целесообразно применять при анализе экспериментальных и наблюдательных данных различной природы, а также при разработке и исследовании алгоритмов машинного обучения. Представленные результаты могут служить методической и алгоритмической основой для дальнейших научных исследований и прикладных разработок в области регрессионного анализа и опорных векторных методов.

3. Разработанное программное обеспечение и методические материалы рекомендуется использовать в научно-исследовательской и образовательной практике, а также при выполнении прикладных работ, требующих построения устойчивых и интерпретируемых регрессионных моделей. В задачах регрессионного анализа и машинного обучения, связанных с обработкой зашумлённых и засорённых данных, рекомендуется использовать предложенные робастные варианты алгоритма LS-SVM с адаптивной функцией потерь Хьюбера. Это позволяет получать устойчивые решения с малым смещением и повышенной надёжностью по сравнению с классическими методами.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Suykens, J.A.K. Least squares support vector machine classifiers / J.A.K. Suykens, J. Vandewalle // Neural processing letters. – 1999. – vol. 9, Iss. 3. – pp. 293–300.
2. Weighted least squares support vector machines: robustness and sparse approximation / J.A.K. Suykens, J. De Brabanter, L. Lukas, J. Vandewalle. Neurocomputing. – 2002. – vol. 48, – pp. 85–105.
3. Xia X.L. A novel sparse least squares support vector machine/ X.L. Xia, K. Li, G. Irwin // Mathematical Problems in Engineering – 2013. vol. 2013, – Article ID 602341, – 10 p.
4. Попов А.А. Построение регрессионных зависимостей с использованием алгоритма опорных векторов с адаптивными функциями потерь / А.А. Попов, А.С. Саутин // Научный вестник НГТУ. – 2011. – № 1 (42). – С. 17–26.
5. Попов А.А. Использование робастных функций потерь в алгоритме опорных векторов при решении задачи построения регрессии / А.А. Попов, А.С. Саутин // Научный вестник НГТУ. – 2009. – № 4 (37). – С. 45–56.
6. Попов А.А. Определение параметров алгоритма опорных векторов при решении задачи построения регрессии / А.А. Попов, А.С. Саутин // Сборник научных трудов НГТУ. – 2008. – № 2(52). – С. 35–40.

7. Suykens J.A.K. Least Square Support Vector Machines / Johan A.K. Suykens, Tony Van Gestel, Jos De Brabanter, Bart De Moor, Joos Vandewalle. World Scientific, New Jersey-London-Singapore-Hong Kong, – 2002. – 290 p.
8. Brabanter J.D. LS-SVM Regression Modelling and its Applications / J.D. Brabanter. – Leuven (Heverlee): Katholieke Universiteit Leuven, – 2004. – 243 с.
9. Wahba G. Support vector machines, reproducing kernel Hilbert spaces and the randomized GACV / G. Wahba // Advances in Kernel Methods – Support Vector Learning. – Cambridge: MIT Press. – 1999. – pp. 69-88.

СПИСОК ОПУБЛИКОВАННЫХ РАБОТ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в научных журналах, рекомендованных ВАК при Минорбрауки РФ и ВАК при Президенте РТ

- 1-А. **Бобоев Ш.А.** Получение тестовой выборки в методе LS–SVM с использованием оптимального планирования эксперимента / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // Научный вестник Новосибирского государственного технического университета. – 2016. – № 4 (65). – С. 80–99. DOI: 10.17212/1814-1196-2016-4-80-99.
- 2-А. **Бобоев Ш.А.** Настройка параметров ядерных функций в методе LS–SVM с использованием внешних критериев качества моделей / А.П. Суходолов, А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // Доклады Академии наук высшей школы Российской Федерации. – 2017. – № 3 (36). – С. 88–104.
- 3-А. **Бобоев Ш.А.** Получение разреженных решений методом LS–SVM через построение обучающей выборки / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // Вестник Таджикского национального университета. Серия естественных наук. – 2017. – № 1-5. – С. 183–191.
- 4-А. **Бобоев Ш.А.** Получение разреженных решений методом LS–SVM через построение выборки с помощью методов оптимального планирования и внешних критериев качества моделей / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // Вестник Иркутского государственного технического университета. – 2018. – Т. 22. – № 1 (132). – С. 100–117.
- 5-А. **Бобоев Ш.А.** Получение разреженных решений с использованием D–оптимального разбиения исходной выборки на обучающую и тестовую части и критерия регулярности / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // Вестник кибернетики. – 2018. – № 3 (31). – С. 162–168.
- 6-А. **Бобоев Ш.А.** Критерии подбора метапараметров алгоритма LS–SVM / Ш.А. Бобоев // Вестник филиала Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова в городе Душанбе. Серия естественных наук. – 2023. – Т. 1, № 2 (31). – С. 5–15.
- 7-А. **Бобоев Ш.А.** Построение робастных регрессионных моделей по методу LS–SVM с использованием функции потерь Эндрюса / Ш.А. Бобоев // Вестник филиала Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова в городе Душанбе. Серия естественных наук. – 2024. – Т. 1. – № 3 (41). – С. 30–36.

Публикации в изданиях, входящих в базы Scopus и WebOfScience

- 8-А. **Boboev Sh.A.** The construction of the robust regression models with the LS–SVM method using a nonquadratic loss function / А.А. Popov, Sh.A. Boboev // В сборнике: Proceedings of IFOST-2016 11th International Forum on Strategic Technology IFOST-2016. – 2016. – С. 394–396.
- 9-А. **Boboev Sh.A.** The use of robust criteria for the choice of regression model by LS-VM method / А.А. Popov, Sh.A. Boboev // В сборнике: Труды XIII международной научно-технической конференции Актуальные проблемы электронного приборостроения (АПЭП-2016). В 12 томах. – Т. 1, Ч. 2. – 2016. – С. 313–316.
- 10-А. **Boboev Sh.A.** Comparison of sparse solutions obtained by splitting the sample into parts based on external quality criteria of models in the LS–SVM method / А.А. Popov, Sh.A. Boboev // В сборнике: Труды XIV международной научно-технической конференции Актуальные проблемы электронного приборостроения (АПЭП-2018). В 8 томах. – Т. 1, Ч. 4. – 2018. – С. 236–240.

Публикации в других изданиях

11-А. **Бобоев Ш.А.** Построение регрессионных зависимостей с использованием квадратичной функции потерь в методе опорных векторов / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // Сборник научных трудов Новосибирского государственного технического университета. – 2015. – № 3 (81). – С. 69–78.

12-А. **Бобоев Ш.А.** Построение робастных регрессионных моделей по методу LS-SVM с использованием функций потерь Хьюбера и взвешивания наблюдений / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // В сборнике: Обработка информации и математическое моделирование материалы Российской научно-технической конференции. –2016. – С. 118–124.

13-А. **Бобоев Ш.А.** Использование робастных критериев для выбора регрессионной модели по методу LS-SVM / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // В сборнике: Труды XIII международной научно-технической конференции Актуальные проблемы электронного приборостроения (АПЭП-2016). В 12 томах. – Т. 8. – 2016. – С. 145–148.

14-А. **Бобоев Ш.А.** Использование методов оптимального планирования эксперимента для разбиения выборки на части и настройка параметров ядерных функций в методе LS-SVM на основе внешних критериев качества моделей / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // В сборнике: Обработка информации и математическое моделирование Материалы Российской научно-технической конференции. – 2017. – С. 135–142.

15-А. **Бобоев Ш.А.** Сравнение разреженных решений, получаемых разбиением выборки на части на основе внешних критериев качества моделей в методе LS-SVM / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // В сборнике: Обработка информации и математическое моделирование Материалы Российской научно-технической конференции. – 2018. – С. 102–109.

16-А. **Бобоев Ш.А.** Использование метода LS-SVM для изучения процесса комплексообразования переходных металлов с производными тиомочевина в водных и водно-органических растворах / Ш.А. Бобоев // Сборник научных трудов НГТУ. – 2019. – № 1 (94). – С. 71–84. DOI: 10.17212/2307-6879-2019-1-71-84.

17-А. **Бобоев Ш.А.** Применение метода LS-SVM для анализа выборок LIDAR и Motorcycle / Ш.А. Бобоев // Сборник научных трудов НГТУ. – 2019. – № 1 (94). – С. 85–99. DOI: 10.17212/2307-6879-2019-1-85-99.

18-А. **Бобоев Ш.А.** Способы построения разреженных регрессионных моделей по методу LS-SVM / Ш.А. Бобоев // Материалы научно-практической конференции «XI Ломоносовские чтения», посвященной 30-летию Государственной независимости Республики Таджикистан (29-30 апреля 2021 года). – Душанбе. – 2021. – С. 9–10.

19-А. **Бобоев Ш.А.** Подбор коэффициента регуляризации в методе LS-SVM / Ш.А. Бобоев // Материалы международной научно-практической конференции «XIII Ломоносовские чтения», посвященной 115-летию академика Бободжона Гафурова (28-29 апреля 2023 года). – Душанбе. – 2023. – С. 27–32.

20-А. **Бобоев Ш.А.** Использование биквадратной функции потерь Тьюки для построения робастных регрессионных моделей по методу LS-SVM / Ш.А. Бобоев // Материалы международной научно-практической конференции «XIV Ломоносовские чтения», «Роль филиала Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова в городе Душанбе в развитии науки и образования» (22–23 ноября 2024 г.). – Душанбе. – 2024. – Часть II. Естественные науки. – С. 12-19.

Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ

21-А. **Бобоев Ш.А.** Свидетельство №2018619675 о государственной регистрации программы на ЭВМ Программа «ПОЛУЧЕНИЕ РОБАСТНЫХ И РАЗРЕЖЕННЫХ РЕШЕНИЙ МЕТОДОМ LS-SVM "Robast_Sparse_LS-SVM"» / Ш.А. Бобоев, А.А. Попов // Федеральный институт промышленной собственности. – 2018. (Дата регистрации: 09.08.2018).

Муассисаи таълимии федералии давлатии бучавии маълумоти олий
«Донишгоҳи давлатии техникии Новосибирск»

Бо ҳуқуқи дастнавис



БОБОЕВ ШАРАФ АСРОРОВИЧ

**СОХТАНИ ВОБАСТАГИҲОИ РЕГРЕССИОНӢ БО ИСТИФОДА АЗ
ФУНКСИЯИ КВАДРАТИИ ТАЛАФОТ ДАР МЕТОДИ ВЕКТОРҲОИ
ТАКЯГОҲӢ (LS-SVM)**

АВТОРЕФЕРАТИ

диссертатсия барои дарёфти дараҷаи илмии номзади илмҳои техникӣ аз рӯи
ихтисоси 1.2.7 – Асосҳои назариявии информатика

Душанбе – 2025

Диссертатсия дар кафедраи “Информатикаи назариявӣ ва амалӣ”-и Донишгоҳи давлатии техникии Новосибирск-и Федератсияи Россия ва кафедраи “Математика ва илмҳои табиӣ”-и Филиали донишгоҳи давлатии Москва ба номи М.В. Ломоносов дар шаҳри Душанбе иҷро шудааст.

Роҳбари илмӣ:

Попов Александр Александрович,
доктори илмҳои техникӣ, профессори кафедраи информатикаи назариявӣ ва амалии “Донишгоҳи давлатии техникии Новосибирск”, ш. Новосибирск, Федератсияи Россия

Муқарризи расмӣ:

Худайбердиев Мирзаакбар Хаккулмирзаевич,
доктори илмҳои техникӣ, дотсент, профессори кафедраи «Таъминоти барномавии технологияҳои иттилоотӣ»-и Донишгоҳи технологияҳои иттилоотии Тошкент ба номи Муҳаммад ал-Хоразмӣ, ш. Тошкент, Ҷумҳурии Узбекистон

Қаюмов Маҳмадзоир Маҳмараҷабович,
доктори фалсафа (PhD), мудири шӯъбаи нанотехнологияҳо ва наноматериалҳои Институти физикаю техникаи ба номи С.У. Умарови АМИТ

Муассисаи пешбар:

Донишгоҳи миллии Тоҷикистон

Ҳимояи диссертатсия санаи «13» марти соли 2026, соати 14:00 дар ҷаласаи яқдафъаинаи Шурои диссертатсионии 6D.KOA-049 дар назди Донишгоҳи техникии Тоҷикистон ба номи академик М.С. Осимӣ, дар суроғай: 734042, ш. Душанбе, хиёбони академикҳо Раҷабовҳо, 10 баргузор мегардад.

Бо диссертатсия дар китобхонаи илмӣ ва сомонаи расмӣ Донишгоҳи техникии Тоҷикистон ба номи М.С. Осимӣ: <https://www.ttu.tj> шиносӣ пайдо кунед.

Автореферат санаи «__» _____ соли 202__ ирсол шудааст.

Котиби илмӣ
Шурои диссертатсионии 6D.KOA-049,
номзади илмҳои техникӣ, дотсент



Султонзода Ш.М.

ТАВСИФИ УМУМИИ КОР

Мубрамии мавзӯи таҳқиқот. Айни замон омӯзиши мошинӣ ва таҳлили додаҳо дар соҳаҳои гуногун ба монанди саноат, молия, тиб ва ғайраҳо аҳамияти калон пайдо карда истодаанд. Дар ин замина сохтани моделҳои самараноки регрессионӣ, ки ба пешгӯии қимати тағйирёбандаи ҳадафноки пайваста дар асоси маҷмӯи хусусиятҳо кодиранд, вазифаи асосӣ ба ҳисоб мераванд. Пешравии самти мазкур аз имкониятҳои техникаҳои ҳисоббарори муосир, ки бо дастаи барномаҳои амалӣ, ки барои коркарди мошинии иттилооти оморӣ пешбинӣ шудаанд, вобастагӣ дорад. Ба шарофати чунин технологияҳои пешрафтаи ҳисоббарорӣ ва барномаҳо барои коркарди иттилоот имрӯзҳо таҳлили иттилоот зуд ва содда шудаанд. Пештар таҳлилгарон дар ин раванд вақти зиёдеро сарф мекарданд ва аксар вақт ба маҳдудиятҳои гуногун дучор мешуданд. Аммо бо рушди компютерҳо имрӯзҳо онҳо дар интихоби объектҳои тадқиқотӣ озодии бештар доранд.

Яке аз соҳаҳои, ки дорои чунин озодиҳо мебошад, ин баҳодиҳии регрессияи ғайрипараметрӣ ба ҳисоб меравад, ки онро ба таври дигар ҳамчун методҳои моделсозии ҳамворкунанда ном мебаранд. Мақсади методҳои ғайрипараметрӣ ин кам кардани маҳдудиятҳо ба шакли функционалии объектҳои баҳодиҳӣ мебошад. Ин методҳо дар тадқиқотҳои амалӣ маъмултар ва пурталаб ба ҳисоб рафта, дар ҳолатҳои истифода мешаванд, ки методҳои параметрӣ барои ҳалли масъалаи гузошташуда мувофиқат намеkunанд. Методҳои ғайрипараметрӣ дорои сохтори универсалӣ буда, доираи васеи истифодабарӣ доранд ва кодиранд бо номуайяниҳои бештари пешакӣ дар иттилоот кор кунанд. Илова бар ин, онҳо барои таҳлили додаҳои ҳаҷмашон калон бо шумораи ками тағйирёбандаҳо самараноканд. Ба гурӯҳи асосии методҳои сохтани моделҳои чандир методҳои ядрой, ҳамворкунӣ бо сплайнҳо, методҳои ҳамсояҳои наздик ва шабакаҳои нейронӣ дохил мешаванд. Яке аз чунин методҳо, ки ба синфи методҳои ядрой тааллуқ дорад, ин методи векторҳои таъягоҳӣ бо истифода аз функсияи квадрати талафот мебошад.

Методи векторҳои таъягоҳӣ (SVM) ин як воситаи васеъистифодашаванда барои моделсозии вобастагӣҳо таҳти номуайяниҳои сохторӣ ба ҳисоб меравад. Намуди тағйирдодашудаи маъруфи он дар асоси функсияи квадрати талафот (LS–SVM) имкон медиҳад, ки ҳалҳоро дар шакли возеҳ ба даст оварем. Дар баробари ин, аз ҳисоби интихоби дурусти ҳама параметрҳои алгоритм (намуди функсияи ядрой, шумора ва параметрҳои онҳо ва ғайра) ба даст овардани вобастагӣҳои ҳамвор ва ҳамчунин ҳеле мураккаб имконпазир мебошад. Аммо, мушкилиҳои назаррас ҳангоми истифодабарии технологияи мазкур вучуд доранд. Дар чунин ҳолат ду ҳолати асосии манфиро қайд кардан мумкин аст:

- 1) ҳалҳо пароканда намешаванд;
- 2) функсияи квадрати талафот умуман ҳалли устуворро таъмин намекунад.

Дарачаи таҳқиқи мавзӯи илмӣ. Фарқиятҳои асосии методи LS–SVM аз методи SVM инҳоянд:

- Дар методи классикии SVM ҳалли масъалаи оптимизатсионӣ бо маҳдудиятҳо дида баромада мешавад, ки дар он усули барномарезии квадратӣ (QP) истифода мешавад.
- Методи LS–SVM зарираи устувориро (stack variables) бо функсияи талафоти квадратӣ (least squares) иваз менамояд ва методи квадратҳои хурдтаринро истифода мекунад.
- Дар натиҷа системаи муодилаҳои хаттӣ ҳосил мешавад, ки онро бо истифода аз методҳои самараноки ҳисоббарорӣ ба монанди усули Гаусс, усули Гаусс-Жордано ё усули LU-чудокунӣ ҳал кардан мумкин аст.

Бартариҳои методи LS–SVM иборатанд аз:

- Суръати баланди оптимизатсия – аз ҳисоби ҳалли системаи муодилаҳои хаттӣ, на инки аз ҳисоби барномарезии квадратӣ;
- Амалигардонии содда – усулҳои ҳалли системаи муодилаҳои хаттӣ нисбат ба усулҳои оптимизатсионии QP соддатар мебошанд;

- Самаранокӣ ҳангоми коркарди маълумотҳои ҳаҷмашон калон – мутобиқгардонии методи LS–SVM нисбат ба маълумотҳои калонҳаҷм осонтар мебошад;
- Чандирӣ – ҳам барои ҳалли масъалаҳои классификатсия ва ҳам барои ҳалли масъалаҳои регрессия татбиқшаванда мебошад.

Тадқиқи мукаммали чунин мушкилиҳо имконият медиҳанд, то ки ин равияро инкишоф дода, онро ба яке аз воситаҳои мукамал барои тадқиқотчиён табдил диҳем [1-3].

Робитаи таҳқиқот бо барномаҳо ва мавзӯҳои илмӣ. Методи LS–SVM метавонад дар соҳаҳои гуногун истифода шавад. Аз ҷумла:

1. **Омӯзиши мошинӣ ва таҳлили додаҳо**, ки дар он масъалаҳои классификатсияи тасвир, матн, шинохти нутқ ва таҳлили силсилаҳои замонӣ ҳал карда мешаванд.
2. **Биоинформатика ва тиб** – барои ташҳиси бемориҳо бо истифода аз додаҳои тиббӣ, таҳлили ДНК ва сафедаҳо ва ҳамчунин ошкор кардани нодурустиҳо дар тасвирҳои тиббӣ пешбинӣ шудааст.
3. **Таҳлили молиявӣ** – барои пешгӯии нархи маҳсулотҳо дар бозор, арзёбии хатари қарзӣ ва муайян кардани амалиётҳои қалбакӣ пешбинӣ шудааст.
4. **Саноат ва муҳандисӣ** – барои назорати сифати маҳсулотҳо, пешгӯии азқорбароии таҷҳизотҳо ва идоракунии системаҳои мураккаб пешбинӣ шудааст.
5. **Робототехника ва системаҳои муҳтор (автономӣ)** – барои омӯзонидани агентҳои зехнӣ, шинохти объектҳо ва банақшагирии ҳаракат пешбинӣ шудааст.

Тавсифи умумии таҳқиқот. Кори диссертатсионӣ ба таҳия ва таҳқиқи усулҳои ба даст овардани моделҳои регрессионии устувор ва пароканда дар асоси методи векторҳои таъягоҳӣ бо истифодаи функсияи квадратии талафот (LS–SVM) бахшида шудааст, ки барои истифода дар шароити номуайяний, ноустуворӣ ва мавҷудияти садо ва ифлосиҳо дар додаҳои ибтидоӣ равона гардидаанд.

Мақсади таҳқиқот. Мақсади кори диссертатсия ин таҳия ва тадқиқи усулҳо бо истифода аз LS–SVM барои ба даст овардани ҳалҳои зерин мобошад:

- ҳалҳои устувор бо истифода аз методҳои М-баҳодихӣ ва санчидашуда;
- меёрҳои устувор барои интиҳоби метапараметрҳои алгоритм ва интиҳоби моделҳои оптималӣ бо арзёбии сифати онҳо;
- ҳалҳои пароканда бо истифода аз методҳои банақшагирии таҷриба барои тақсимои априории намунаҳо ва ҳамчунин тақмили минбаъдаи тақсимои намуна бо истифода аз меёрҳои берунии баҳодихӣ сифати моделҳо.

Вазифаҳои таҳқиқот. Ҳадафи гузошташудаи кори диссертатсионӣ зарурияти ҳалли чунин вазифаҳои асосиро муайян гардонд:

- баррасии нуктаи назари олимони дохилӣ ва хориҷӣ оид ба сохтани моделҳои устувор ва регрессионӣ;
- таҳлили усулҳои муосири сохтани моделҳои регрессионии устувор ва пароканда;
- пешниҳоди алгоритмҳои нави сохтани моделҳои регрессионии устувор;
- пешниҳоди алгоритмҳои нави сохтани моделҳои регрессионии пароканда;
- пешниҳоди усулҳои нави ба қисмҳои омӯзишӣ ва санчишӣ тақсим кардани намуна барои ба даст овардани ҳалҳои пароканда.

Объекти таҳқиқот. Объекти тадқиқоти кори диссертатсионӣ ин методҳои сохтани вобастагҳои регрессионӣ дар шароити ноустуворӣ ва номуайяний мебошад, ки барои ба даст овардани ҳалҳои устувор ва пароканда нигаронида шудааст.

Методҳои тадқиқот. Барои ҳалли масъалаҳои гузошташуда дастгоҳи назарияи эҳтимолият, омори математикӣ, математикаи ҳисоббарорӣ, барномасозии математикӣ ва моделсозии оморӣ истифода шудааст.

Мавзӯи таҳқиқот. Таҳияи алгоритмҳои нав барои ба даст овардани ҳалҳои устувор ва пароканда дар моделсозии регрессионӣ бо истифодаи методи LS–SVM мебошад.

Асосҳои назариявӣ ва методологии таҳқиқот. Асоси назариявии тадқиқотро кори олимони ватанӣ ва хориҷӣ оид ба масъалаҳои барқарорсозии вобастагҳои регрессионӣ бо

истифода аз методи LS-SVM, ба қисмҳо тақсим намудани намуна ва ба даст овардани ҳалҳои устувор ва парокандаро ташкил медиҳанд.

Асоси методологии тадқиқот аз методҳои зерин асос ёфтааст: дастгоҳи назарияи эҳтимолият, омори математикӣ, математикаи ҳисоббарорӣ, барномасозии математикӣ ва моделсозии оморӣ.

Навгониҳои илмӣ кор чунинанд:

- вариантҳои нави устувори меъёри идоракунии лағжиш (RLOO-P, RLOO) пешниҳод карда шудаанд;
- усулҳои нав барои ба даст овардани моделҳои устувори регрессионӣ дар асоси методи LS-SVM бо истифода аз методи псевдо-мушоҳида ва методи санҷидашуда дар асоси функсияҳои талафоти Хюбер пешниҳод карда шудаанд;
- версияи мутобикгардонии функсияи талафоти Хюбер барои ба даст овардани псевдо-мушоҳидаҳо ва функсияи талафоти вазнӣ пешниҳод карда шудааст;
- усулҳои нави ба қисмҳо тақсим кардани намуна бо истифода аз усулҳои тарҳрезии таҷрибавӣ барои ба даст овардани моделҳои регрессионии пароканда дар асоси методи LS-SVM пешниҳод карда шудаанд;
- усулҳои нав барои ба қисмҳо тақсим кардани намуна бо истифода аз меъёрҳои арзёбии сифати моделҳо барои ба даст овардани моделҳои регрессионии пароканда дар асоси методи LS-SVM пешниҳод карда шудаанд.

Нуктаҳои ба ҳимоя пешниҳодшаванда чунинанд:

- алгоритмҳои таҳияшуда барои ба даст овардани ҳалҳои устувор бо истифода аз методи псевдо-мушоҳидаҳо ва методи санҷидашуда;
- версияҳои пешниҳодшудаи устувори меъёрҳои идоракунии лағжиш ва версияи функсияи мутобикшавандаи талафоти Хюбер;
- алгоритмҳои пешниҳодшуда барои ба қисмҳо тақсим кардани намуна бо мақсади ба даст овардани ҳалҳои пароканда.

Аҳамияти назариявӣ ва амалии таҳқиқот. Алгоритмҳои таҳияшуда барои ба даст овардани моделҳои регрессионии устувор ва пароканда дар асоси методи LS-SVM дар барномаи бақайдгирифташудаи “Ба даст овардани ҳалҳои устувор ва пароканда бо методи LS-SVM “Robast_Sparse_LS-SVM”” (шаҳодатномаи №2018619675) амалӣ карда шудаанд.

Натиҷаҳои тадқиқотҳои диссертатсионӣ ва барномаи таҳияшуда дар раванди таълим, дар тадқиқотҳои илмӣ ва ҳалли масъалаҳои амалӣ истифода мешаванд.

Дарачаи эътимоднокии натиҷаҳои диссертатсия ва асосҳои мавқеъҳои илмӣ, ҳулосаҳо ва тавсияҳои илмӣ бо тасдиқи натиҷаҳои кори диссертатсия дар конференсияҳои илмӣ-амалӣ тасдиқ карда шуда, бо истифодаи дурусти дастгоҳи математикӣ ва усулҳои таҳлили бисёрҷабҳаи оморӣ таъмин карда мешавад. Натиҷаҳои ба даст овардашуда бо истифодаи усулҳо ва алгоритмҳои пешниҳодшуда бо натиҷаҳои истифодабарии усулҳои маълум оид ба мисолҳо ва масъалаҳои тестӣ мувофиқанд.

Мутобикати диссертатсия бо шиносномаи ихтисоси илмӣ

Мундариҷаи диссертатсия бо банди 5 “Таҳия ва таҳқиқи моделҳо ва алгоритмҳои таҳлили додаҳо, ошкор намудани намунаҳо дар маълумот ва истихроҷи онҳо, таҳия ва тадқиқоти методҳо ва алгоритмҳои таҳлили матн, нутқи шифохӣ ва тасвирҳо”, бо банди 14 “Таҳияи асосҳои назариявии сохтани системаи барномаҳо барои технологияҳои нави иттилоотӣ”, бо банди 17 “Таҳияи усулҳои таъмини бозътимодии коркарди иттилоот ва устувории системаҳои коркарди маълумот бо мақсади таҳияи системаҳои нави ҳисоббарорӣ” ва бо банди 18 “Таҳқиқ ва таҳияи моделҳо ва алгоритмҳои таҳлили маълумоти гуногун (матн, нутқи шифохӣ, тасвир) бо истифода аз таҳлили регрессионӣ, методҳои омӯзиши мошинӣ ва таҳлили қонуниятҳо; таҳияи воситаҳо барои истихроҷи дониш аз иттилооти ба сохтор дароварданашуда ва моделсозии таҷрибаи эмпирикӣ”-и шиносномаи ихтисоси 1.2.7 – Асосҳои назариявии информатика мувофиқат мекунад.

Саҳми шахсии довтолаби дараҷаи илмӣ аз чунин бандҳо иборат аст:

- гузаронидани тадқиқот барои асоснок кардани муқаррароти асосии ба дифоъ пешниҳодшуда;
- татбиқи барномаи алгоритмҳои дар кори диссертатсионӣ пешниҳодшуда.

Тавсиб ва амалисозӣ. Муқаррароти асосӣ ва натиҷаҳои инфиродии кори диссертатсия дар форуми XI байналмиллалӣ технологияҳои стратегӣ IFOST-2016 (Новосибирск, ДДТН, 2016); дар конфронси XIII байналмиллалӣ илмӣ-техникии “Мушкilotи ҷории муҳандисии асбобҳои электронӣ (АПЭП-2016)” (Новосибирск, ДДТН, 2016); дар конфронси илмӣ-техникии Россия “Коркарди иттилоот ва моделсозии математикӣ” (Новосибирск, 2016); дар конфронси илмӣ-техникии Россия “Коркарди иттилоот ва моделсозии математикӣ” (Новосибирск, 2017); дар конфронси XIV байналмиллалӣ илмӣ-техникии “Мушкilotи ҷории муҳандисии асбобҳои электронӣ (АПЭП-2018)” (Новосибирск, ДДТН, 2018); дар конфронси илмӣ-техникии Россия “Коркарди иттилоот ва моделсозии математикӣ” (Новосибирск, 2018); дар конфронси илмӣ-амалии “Хонишҳои XI Ломоносовӣ”, баҳшида ба 30 солагии Истиқлолияти давлатии Ҷумҳурии Тоҷикистон (Душанбе, 2021); дар конфронси илмӣ-амалии “Хонишҳои XIII Ломоносовӣ”, баҳшида ба 115 солагии академик Бобочон Ғафуров (Душанбе, 2023) маъруза шудаанд.

Интишорот аз рӯи мавзӯи диссертатсия. Дар асоси натиҷаҳои тадқиқот дар қор 21 маводҳои ҷопӣ, аз ҷумла 7 мақола дар нашрияҳои тақризии аз ҷониби Комиссияи олии аттестатсионии Федератсияи Россия ва Ҷумҳурии Тоҷикистон тавсияшуда, 3 мақола дар нашрияҳои инлексатсияшуда дар системаҳои илмӣ “Scopus” ва “Web of Science”, 10 мақола дар дигар нашрияҳо ва 1 шаҳодатнома оид ба бақайдгирии давлатии барномаҳо барои МЭҲ ба таъб расидаанд.

Сохтор ва ҳаҷми диссертатсия. Кори диссертатсионӣ дар ҳаҷми 160 саҳифа пешниҳод гардида, аз муқаддима, 5 боб, хулоса, рӯйхати адабиётҳо ва замимаҳо иборат аст. Рӯйхати адабиёт аз 126 номгӯй иборат мебошад. Дар диссертатсия 53 расм, 32 ҷадвал ва замимаҳои А, Б ва В истифода шудаанд.

МАЗМУНИ АСОСИИ ДИССЕРТАТСИЯ

Дар муқаддима аҳамияти мавзӯ ва дараҷаи рушди мавзӯи тадқиқот, ҳадаф ва вазифаҳои кори диссертатсионӣ, объект ва мавзӯи тадқиқот, навоариҳои илмӣ, аҳамияти назариявӣ ва амалии тадқиқот, муқарраротҳои асосии барои дифоъ пешниҳодшуда, иҷрои натиҷаҳои қор, саҳми шахсии муаллиф, сохтор ва ҳаҷми қор нишон дода шудаанд.

Дар боби аввали диссертатсия тарзҳои сохтани моделҳои регрессионӣ дар асоси методи LS–SVM мавриди баррасӣ қарор гирифта, мафҳумҳои асосии таҳлили регрессионӣ, функсияҳои ядрое, ки дар методи LS–SVM истифода мешаванд, оварда шуда, ҳамчунин меъёрҳо барои баҳодиҳии сифати моделҳои бадастовардашуда шарҳебӣ шуда, алгоритмҳои сохтани моделҳои регрессионӣ ва интиҳоби метапараметрҳои методи LS–SVM оварда шудаанд [1, 4, 6-7].

Дар зербанди 1.1 шарҳи таърихи пайдоиши методи LS–SVM ва намудҳои он ки аз ҷониби олимони пешниҳод шудаанд, оварда шудааст.

Дар зербанди 1.2 мафҳумҳо ва таърифҳои асосии функсияи талафот ва нақши он дар сохтани вобастигии регрессионӣ пешниҳод гардидаанд.

Дар зербанди 1.3 функсияҳои ядрой, ки дар алгоритми LS–SVM истифода мешаванд, баррасӣ гардидаанд.

Дар зербанди 1.4 тарзи сохтани вобастагии регрессионӣ бо методи LS–SVM оварда шудааст. Алгоритми методи мазкур чунин аст. Фарз мекунем, ки мо намунаи муайяни омӯзишии $D_n = \{(x_k, y_k) : x_k \in X, y_k \in Y; k = 1, \dots, n\}$ -ро дорем, ки он аз n мушоҳидаҳо иборат аст. Дар он тақсмоти номаълуми F_{XY} мавҷуд аст, ки намуди $y_k = m(x_k) + e_k, k = 1, \dots, n$ -ро доро буда, дар он $e_k \in R$ -ро хатои мустақил ва яхела тақсимшуда бо $E[e_k | X = x_k] = 0$ ва $Var[e_k] = \sigma^2 < \infty$ мебошад ва $m(x) \in F_\psi$ – функсияи номуайян ва ҳамвор аст ва

$E[y_k | x = x_k] = m(x_k)$, Ψ – фазои функсияҳои калонҳаҷм ба шумор меравад. Ҳадафи мо ин муайян кардани чунин функсияи $m(x_k)$ мебошад, ки он вобастигии байни x_k ва y_k -ро тавсиф мекунад. Пас аз якчанд тағйиротҳои математикӣ мо чунин системаи муодилаҳои алгебравии хаттиро ба даст меорем:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_n^T \\ 1_n & \Omega + \frac{1}{\gamma} I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{b} \\ \hat{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix},$$

ки дар он $y = (y_1, \dots, y_n)^T$, $1_n = (1, \dots, 1)^T$, $\hat{\alpha} = (\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_n)^T$ ва $\Omega_{kl} = \varphi(x_k)^T \varphi(x_l)$ барои

$k, l = 1, \dots, n$ ҳалли асосӣ ба ҳисоб рафта, ва модели натиҷавӣ намуди $\hat{y}(x) = \sum_{k=1}^n \hat{\alpha}_k K(x, x_k) + \hat{b}$

-ро дорое мебошад, ки дар он $K(x, x_k)$ ҳосили зарби скалярии ядро аст.

Дар зербанди 1.5 меъёрҳои беруние, ки дар асоси онҳо параметрҳои асосии функсияи ядрой ва дигар параметрҳои алгоритми LS-SVM интихоб карда шуда ва ҳамчунин сифати моделҳои регрессионии натиҷавӣ баҳо дода мешаванд [6]. Ба сифати чунин меъёрҳо меъёрҳои назорати лағжиш (LOO CV) ва мунтазам (K-FOLD CV) истифода шудаанд. Ҳисобкунии қимати онҳо бо формулаҳои

$$\text{LOO} = \sum_{i=1}^n \left(y_i - \hat{y}_i(x_i) \right)^2,$$

ки $\hat{y}_i(x_i)$ – баҳодиҳии параметрҳо дар асоси намунаи пурра, ки дар он мушоҳидаи i -юм хориҷ шудааст ва

$$\text{K-FOLD} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \Delta_i^2(A_i, B_i),$$

ки дар он қимати Δ_i^2 бо истифода аз формулаи зерин ҳисоб карда мешавад:

$$\Delta_i^2(A_i, B_i) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left(y_{\text{test}}(x_i) - \hat{y}_{\text{test}}(x_i) \right)^2$$

ичро мешаванд.

Илова ба меъёрҳои дар боло зикргардида, ҳамчунин аз меъёри қулай, ки барои азназаргузаронии дурустии моделҳои натиҷавӣ пешбинӣ шудааст, истифода бурдан мумкин аст, ки онро пушғуии хатогии миёнаи квадрати MSE ном мебаранд ва қиматашро бо формулаи зерин ҳисоб кардан мумкин аст:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(u_i - \hat{y}_i \right)^2,$$

ки дар он $u_i, \hat{y}_i, i = 1, \dots, n$ мутаносибан қимати натиҷавӣ ба ҳисоб рафта, бидуни монетаҳо мебошад ва бо модел баҳо дода шудааст.

Дар зербанди 1.6 алгоритми интихоби метапараметрҳо барои методи LS-SVM пешниҳод гардидааст. Ин алгоритм аз қадамҳои зерин иборат мебошад:

1. Навъи ядро ва параметри танзимоти мувофиқ агар мавҷуд бошад, интихоб карда мешавад ва навъҳои ядро чунинанд: хаттӣ (параметри танзимшаванда нест), RBF (σ^2), полиномӣ (дараҷаи полином – d).

2. Барои параметрҳои танзимшаванда арзишҳои чандкаратаи дуруст пешбинӣ шудаанд. Дар мавриди ядро полиномӣ дараҷаи полином (d) дар фосилаи [2.5, 9.5] бо қадами 0.1 ва ҳангоми истифодаи ядро RBF, қимати он дар фосилаи $[10^{-2}, 10^2]$, ки дараҷаи он бо қадами 0.1 тағир меёбад.

3. Барои ҳамаи параметрҳо арзишҳои ибтидоӣ муқаррар карда мешаванд.
 4. Дар ҳудуди додашуда дар асоси натиҷаҳои меъёри баҳодихии сифати модел қимати оптималии параметр γ бо усули бурриши тиллоӣ пайдо карда мешавад.

5. Барои қимати дар қадами 4 интихобшудаи γ , қимати оптималии параметри ядроӣ танзимшаванда агар мавҷуд бошад, ҷустуҷӯ карда мешавад ва дар акси ҳол интихоб ба охирирасида ҳисобида мешавад.

6. Агар қиматҳои γ ва параметри танзимшаванда дар қадамҳои 4 ва 5 бо арзишҳои тақрории қаблӣ мувофиқат кунанд, интихоб пурра ҳисобида мешавад, вагарна дар қадами 5 параметри функсияи ядрои дода шуда гузариш ба қадами 4 амалӣ карда мешавад.

Агар дар алгоритм иҷроиши ҳалқавӣ ошкор карда шавад, интихоб бояд анҷом дода шавад ва ҷуфти арзишҳои дар итератсияи ҷорӣ интихобшуда оптималӣ ҳисобида шаванд.

Дар зербанди 1.7 натиҷаҳои тадқиқот бо истифода аз методи LS-SVM барои сохтани вобастагии регрессионӣ пешниҳод гардидаанд. Барои гузаронидани тадқиқотҳо дар қори мазкур функсияи санчишии намуди $y = 7 / (e^{(x+0.75)^2}) + 3x$ -ро дошта, ки дар порчаи $[-1; 1]$ дода шудааст, истифода мешавад. Ҳангоми гузаронидани таҷрибаҳо барои параметри танзимкунондаи γ қиматҳои зерин истифода шуданд: 1, 5, 10, 20, 50, 100, 150, 200, 250, 500. Ҳалли оптималӣ тавассути интихоби параметри миқёсии RBF ядро, ки дар интервали аз 10^{-1} то 10^1 дода шуда, қимати он бо қадами 0.1 тағйир меёбад, ба даст овода шудааст.

Дар зер дар ҷадвали 1 натиҷаҳои интихоби қимати оптималии миқёсӣ σ^2 барои RBF ядро ҳангоми қимати параметри танзимкунондаи $\gamma = 50$ оварда шудаанд. Дар сутунҳои ҷадвал, ки бо номҳои MSE, LOO CV ва K-FOLD CV номгузорӣ шудаанд, қиматҳои хатогии миёнаи квадратӣ, қиматҳои меъёри LOO CV ва қиматҳои меъёри K-FOLD CV барои ҳар як қимати параметри миқёсии ядроӣ RBF нишон дода шудаанд.

Ҷадвали 1– Қиматҳои MSE, LOO CV ва K-FOLD ҳангоми дараҷаи ҳалалҳо 20% будан

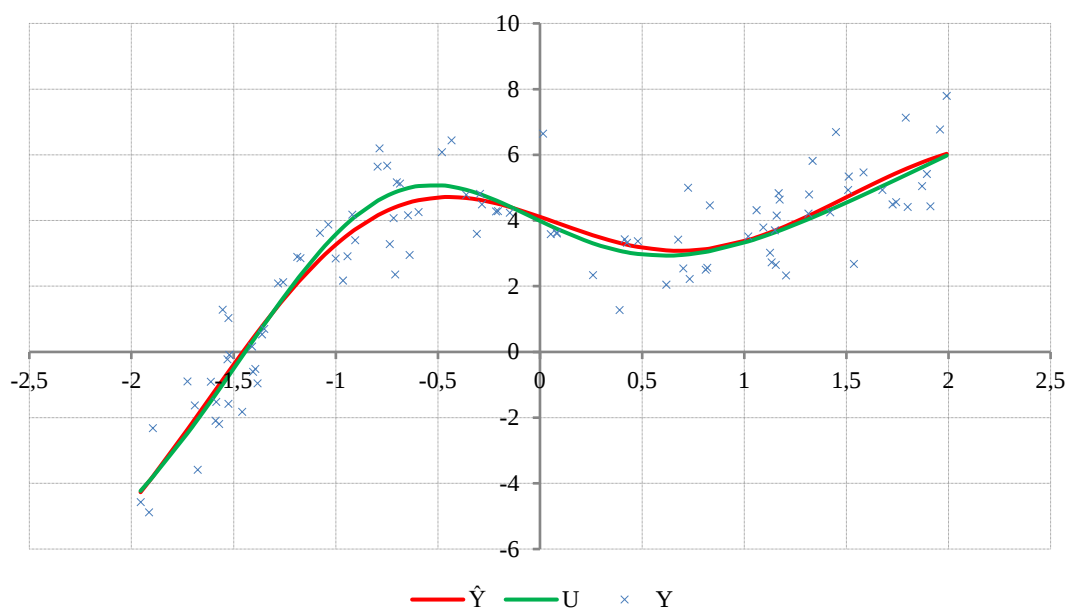
σ^2	MSE	LOO CV	K-FOLD CV
0,1	0,095616	0,000538	2,396715
0,125893	0,082117	0,000526	2,328368
0,158489	0,065770	0,000519	2,284321
0,199526	0,051358	0,000517	2,264950
0,251189	0,040352	0,000515	2,244617
0,316228	0,036063	0,000514	2,220304
0,398107	0,034364	0,000508	2,187641
0,501187	0,031540	0,000501	2,159995
0,630957	0,028479	0,000495	2,143648
0,794328	0,027049	0,000490	2,132019
1	0,027307	0,000485	2,117301
1,258925	0,029243	0,000480	2,098099
1,584893	0,034299	0,000476	2,076935
1,995262	0,046697	0,000475	2,059767
2,511886	0,072529	0,000479	2,060920
3,162278	0,110966	0,000488	2,085587
3,981072	0,158537	0,000499	2,135367
5,011872	0,221113	0,000515	2,231796
6,309573	0,320730	0,000545	2,428731
7,943282	0,494121	0,000602	2,804796
10	0,766768	0,000698	3,398345

Қимати меъёри K-FOLD CV бо чунин тарз ҳисоб карда шудааст: қимати хатогии пешгӯишаванда ба ҳисоби миёна аз рӯи бист озмоиш дар нуқтаҳои дар қисми санчишии ба таври тасодуфӣ интихобшуда, ки ҳаҷмашон ба 10 мушоҳида баробар аст, интихоб шудааст. Аз

чадвали 1 дида мешавад, ки истифодаи ҳам меъёри LOO CV ва ҳам меъёри K-FOLD CV ба мо имкон медиҳад, ки параметри микёси ядрои Гауссиро тавре интихоб кунем, ки он ба параметри дар асоси хатогии миёнаи квадратӣ интихобшуда наздик аст.

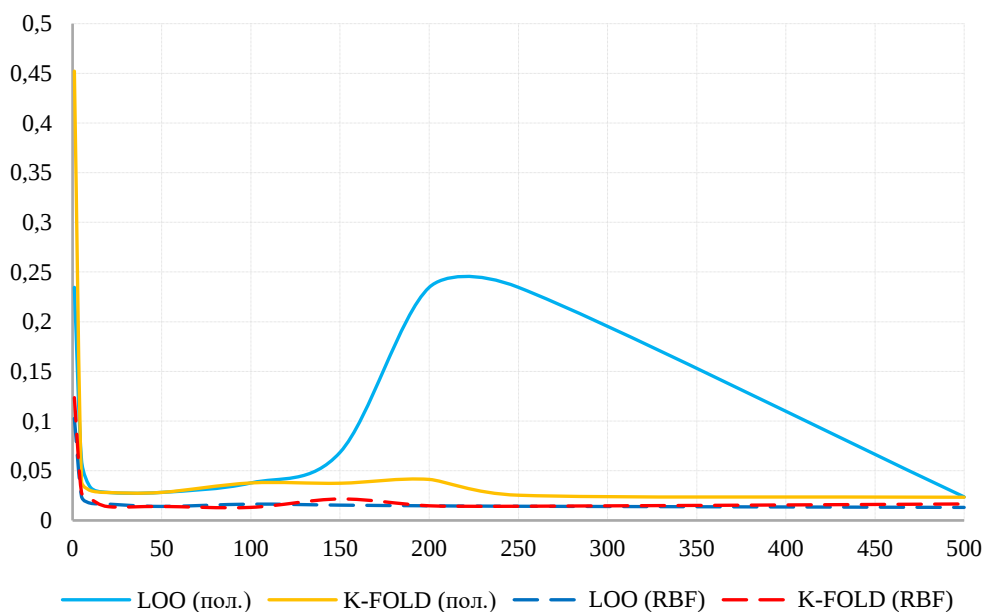
Сифати вобастагии барқароршуда ҳангоми қимати интихобшудаи $\sigma^2 = 10^{0.3}$ дар расми 1 нишон дода шудааст.

Дар доираи тадқиқотҳои гузаронидашуда самаранокии истифодаи меъёри K-FOLD CV барои интихоби метапараметрҳои алгоритми LS-SVM муайян карда шудаанд, зеро интихоби дурусти ин гуна параметрҳо дар саҳеҳии ҳалҳои бадастовардашуда нақши муҳим доранд. Илова бар ин, метапараметрҳои алгоритми LS-SVM-ро низ метавон дар асоси меъёри LOO CV интихоб кард. Бо истифодаи дурусти меъёрҳои номбаршуда моделҳо метавон ба даст овард, ки қобилияти хуби умумикуниро дороянд.



Расми 1. Графики вобастагии: U – мушоҳидаҳои беҳалал, Y – мушоҳидаҳои ҳалалдор, $\hat{Y}$ – ҳал дар асоси модели сохтанида

Натиҷаҳои истифодабарии меъёрҳои номбаршуда дар расми 2 оварда шудаанд.



Расми 2. Графики қиматҳои миёнаи MSE ҳангоми истифодабарии меёрҳои LOO CV ва K-FOLD CV, ки бо истифода аз ядроҳои полиномӣ ва RBF ҳангоми дар намуна ба миқдори 5% ҷой доштани хатогиҳо ба даст оварда шудаанд

Дар боби дуюм усулҳои асосии сохтани моделҳои устувори регрессионӣ баррасӣ шудаанд. Ба сифати яке аз чунин усулҳо методи М-баҳодихӣ дида шудааст, ки асоси онро методи псевдомушоҳидаҳо ва методи санҷидашуда ташкил медиҳанд. Барои сохтани моделҳои устувори регрессионӣ бо истифода аз методҳои псевдомушоҳида ва санҷидашуда функсияҳои оддӣ ва мутобиқшавандаи (аз ҷониби муаллиф пешниҳодгардида) Хюбер истифода шудаанд [2, 5-8]. Ҳамчунин вариантҳои устувори меёри назоратии лағжиш низ пешниҳод гардидаанд, ки бо ёрии онҳо сифати моделҳои устувори натиҷавӣ арзёбӣ шудаанд.

Дар зербанди 2.1 мафҳумҳо ва таърифҳои асосӣ оварда шудаанд.

Дар зербанди 2.2 методи М-баҳодихӣ шарҳ дода шудааст.

Дар зербанди 2.3 методи псевдомушоҳидаҳо дар асоси функсияҳои талафотии Хюбер оварда шудааст. Сохтани модели устувори регрессионӣ бо истифода аз методи номбаршуда ба таври зерин иҷро мешавад:

Дар марҳилаи аввал бо истифода аз методи LS-SVM бо танзими параметри танзимкунандаи γ ва параметрҳои ядрои интиҳобшуда (дар ҳолати мо σ барои ядрои RBF ва d барои ядрои полиномӣ) қиматҳои пешгӯишудаи $\hat{y}_i, i=1,2,...,n$ -ро ба даст меорем, ки онҳоро ҳалҳои муқаррарӣ меҳисобем.

Баъдан, мо хатогиҳоро бо формулаи $r_i = y_i - \hat{y}_i$ ҳисоб карда ва бо истифода аз функсияи талафотии оддии Хюбер:

$$\rho\left(\frac{r_i}{s}\right) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left| \frac{r_i}{s} \right|^2, & \left| \frac{r_i}{s} \right| \leq c \\ c \left| \frac{r_i}{s} \right| - \frac{c^2}{2}, & \left| \frac{r_i}{s} \right| > c \end{cases}, i=1,2,...,n$$

псевдомушоҳидаҳоро бо формулаи зерин муайян мекунем:

$$y_i^* = \begin{cases} y_i, & |r_i| \leq c \\ \hat{y}_i - r_i^*, & r_i < -cs, i=1,2,...,n, \\ \hat{y}_i + r_i^*, & r_i > cs \end{cases}$$

ки дар ин ҷо s – баҳои устувори тамоюли стандартӣ буда, бо истифода аз медиана ҳисоб карда мешавад, ки намуди $s = \text{med}_i |r_i| / 0.67449$ доро буда, бақияҳои ислоҳшуда ҳамчун решаи

квадратӣ аз функсияи талафотии Хюбер дар минтакаи хаттӣ бо формулаи $r_i^* = \sqrt{(2cs|r_i| - c^2s^2)}$

ҳисоб карда мешавад ва қимати параметри c метавонад дар ҳудуди аз 0.5 то 5 иваз шавад.

Барои функсияи мутобиқшавандаи Хюбер:

$$\rho\left(\frac{r_i}{s}\right) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left| \frac{r_i}{s} \right|^2, & \left| \frac{r_i}{s} \right| \leq c \\ \tau \left(c \left| \frac{r_i}{s} \right| - \frac{c^2}{2} \right) + (1-\tau) \frac{c^2}{2}, & \left| \frac{r_i}{s} \right| > c \end{cases}, i=1,...,n,$$

бақияҳои ислоҳшуда бо формулаи $r_i^* = \sqrt{\tau(2cs|r_i| - c^2s^2) + (1-\tau)c^2s^2}$ ҳисоб карда мешаванд, ки қимати параметри τ дар ҳудуди аз 0 то 1 иваз мешавад.

Дар қадами навбатӣ, бо истифода аз псевдомушоҳидаҳо системаи муодилаҳои алгебравии хаттии зеринро тартиб медиҳем:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_n^T \\ 1_n & \Omega + \frac{1}{\gamma} I_n \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \hat{b} \\ \hat{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y^* \end{bmatrix}.$$

Системаро ҳал намуда қиматҳои $\hat{\alpha}$, $\hat{b}$ - ро ба даст меорем ва бо истифодаи онҳо модели устуворро месозем.

Бо истифода аз модели бадастовардаамон $\hat{y}(x) = \sum_{k=1}^n \hat{\alpha}_k K(x, x_k) + \hat{b}$ бақияҳо ва псевдомушоҳидаҳоро аз нав ҳисоб мекунем. Ин амалҳоро то он даме такроран иҷро менамоем,

ки шартӣ зерин иҷро мешавад: $\max_i \left| \frac{\hat{y}_i^{(k)} - \hat{y}_i^{(k-1)}}{\hat{y}_i^{(k-1)}} \right| < 0.00001$.

Дар зербанди 2.4 методи санҷидашудаи аз ҷониби Сайкенс пешниҳодгардида оварда шудааст. Дар кори худ Сайкенс системаи муодилаҳои алгебравии хаттии зеринро тартиб додааст:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_n^T \\ 1_n & \Omega + V_\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b^* \\ \alpha^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix},$$

ки дар ин ҷо элементҳои диагоналии матритсаи V_γ ба қиматҳои зерин

$V_\gamma = \text{diag} \left\{ \frac{1}{\gamma v_1}, \frac{1}{\gamma v_2}, \dots, \frac{1}{\gamma v_n} \right\}$ баробар буда ва ҳамчунин қиматҳои v_k бо функсияи

санҷидашудаи аз ҷониби Сайкенс пешниҳодшуда ҳисоб карда мешаванд, ки функсия чунин намуд дорад:

$$v_k = \begin{cases} 1, & \text{агар } \left| \frac{r_i}{s} \right| \leq c_1 \\ \frac{c_2 - \left| \frac{r_i}{s} \right|}{c_2 - c_1}, & \text{агар } c_1 \leq \left| \frac{r_i}{s} \right| \leq c_2 \\ 10^{-4}, & \text{вагарна} \end{cases}$$

Ҳал кардани CMAX имкон медиҳад, то ки ҳалли устуворро бо методи LS-SVM ҳангоми истифодабарии функсияи санҷидашудаи Сайкенс ба даст орем ва ин ҳал намуди зеринро доро

мебошад: $\hat{y}(x) = \sum_{k=1}^n \hat{\alpha}_k^* K(x, x_k) + \hat{b}^*$.

Дар зербанди 2.5 усули санҷидашуда дар асоси функсияи талафотии Хюбер, ки намуди зеринро дорост:

$$v_i = \begin{cases} 1; & |r_i| \leq c \\ \frac{c}{|r_i/s|}; & |r_i| > c \end{cases},$$

таъсиф карда шудааст, ки дар он s – баҳои устувори тафовути стандартӣ мебошад, ки қимати онро масалан тавассути медиана ҳисоб кард: $s = \text{med}_i |r_i| / 0.67449$. Пайдо кардани ҳалли

устувор бо истифода аз функсияи талафотии Хюбер айнан ба монанди ҳолати истифодабарии функсияи талафотии Сайкенс иҷро карда мешавад.

Дар зербанди 2.6 тарзҳои ба даст овардани ҳалҳои устувор дар асоси функсияҳои талафоти Эндрюс ва биквадрати Тьюки оварда шудаанд.

Дар зербанди 2.7 меёрҳои устувори интихоби модели оптималӣ оварда шудаанд. Ба чунин меёрҳо, меёрҳои RLOO-P ва RLOO, ки аз ҷониби муаллиф пешниҳод шудаанд, дохил мешаванд. Қимати меёри RLOO-P бо истифода аз формулаи зерин ҳисоб карда мешавад:

$$RLOO-P = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(y_i - \hat{y}_r^*(x_i) \right)^2,$$

ки дар он $\hat{y}_r^*(x_i)$ – қимати пешгӯишуда дар нуктаи x_i мебошад, ки дар асоси ҳалли устувор бо истифодаи методи М-баҳодиҳӣ, ки дар он қимати i -юм мавҷуд нест, ба даст оварда шудааст. Намунае, ки дар асоси он арзёбии ҳамаи n моделҳо гузаронида шудаанд, мушоҳидаҳо аз рӯи ҷавоб бо псевдомушоҳидаҳо иваз карда шудаанд.

Қимати меёри RLOO дар асоси формулаи зерин:

$$RLOO = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho(y_i - \hat{y}_r(x_i))$$

ҳисоб карда мешавад, ки дар он $\rho(r_i)$ функсияи талафоти Хюбер мебошад.

Дар ҳолати функсияи мутобиқшавандаи Хюбер $\rho(r_i)$ намуди зеринро дорад:

$$\rho(r_i) = \begin{cases} r_i^2, & \left| \frac{r_i}{s} \right| \leq c \\ \tau(2cs|r_i| - c^2s^2) + (1-\tau)c^2s^2, & \left| \frac{r_i}{s} \right| > c \end{cases}.$$

Дар зербанди §2.8 натиҷаҳои тадқиқот бо истифодаи вариантҳои устувори методи LS-SVM оварда шудаанд. Ҳадафҳои тадқиқот ин арзёбии имконияти ба даст овардани ҳалҳои устувор бо методи LS-SVM бо истифодаи усулҳои псевдомушоҳидаҳо ва санҷидашуда, ки дар асоси функсияҳои талафоти Хюбер – ҳам шакли оддӣ ва ҳам шакли мутобиқшаванда тартиб дода шудаанд ва ҳамчунин таҳияи вариантҳои устувори меёри назоратии лағжиш LOO CV мебошанд. Ҳангоми гузаронидани тадқиқотҳо функсияи озмоишии $y = 7 / (e^{(x+0.75)^2}) + 3x$ истифода шудааст. Ба сифати ядрои методи LS-SVM ядроҳои полиномӣ ва RBF истифода шудаанд. Сатҳи садо баробар ба 5% ва 10% нисбат ба қувваи намунаи аслӣ ва сатҳи ифлосшавӣ бошад 5%, 10%, 15% ва 20% муқаррар шудаанд. Тақсимои сатҳи ифлоскунанда дорои қонуни тақсимои нормалӣ буда, дисперсияи он се маротиба зиёдтар нисбат ба дисперсияи тақсимои сатҳи садо аст. Ду ҳолати ифлосшавӣ баррасӣ шудаанд, инҳо: ифлосшавии симметрӣ ва ғайрисимметрӣ. Барои ба даст овардани ифлосшавии ғайрисимметрӣ лағжиши он баробар ба 5 нисбат ба ифлосшавии симметрӣ интихоб шудааст. Шумораи мушоҳидаҳо баробар ба 50 нукта буда, ҳангоми гузаронидани тадқиқотҳо қимати параметри танзимкунанда (коэффитсиенти регуляризатсия) γ баробар ба қиматҳои 1, 5, 10, 50 ва 100 буда ҳамаи онҳо доимӣ интихоб шудаанд.

Дар зер дар ҷадвалҳои 2 ва 3 натиҷаҳои истифодабарии функсияи талафоти мутобиқшавандаи Хюбер, ки қимати параметри асосиаш $\tau = 0$ дар ҳаҷоягӣ бо қиматҳои гуногуни параметрҳо: γ , c , σ дар методи LS-SVM барои ядрои RBF ҳангоми вариантҳои гуногуни ифлосшавӣ оварда шудаанд. Ба сифати қимати параметри σ -и ядрои RBF қиматҳои зерин $10^{-1}, 10^{-0.9}, 10^{-0.8}, \dots, 10^{0.8}, 10^{0.9}, 10^1$ истифода шудаанд.

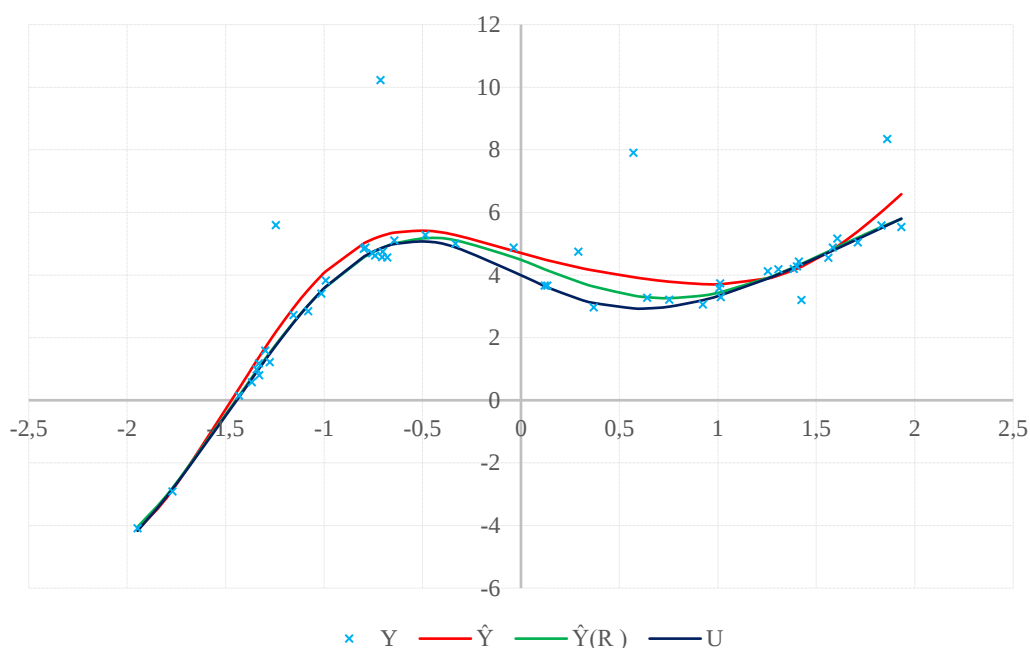


Рисунок 4. Графикҳои вобастагиро бо истифодаи функсияи санҷидашудаи Сайкенс: U – натиҷаҳои бе садо, Y – натиҷаҳои садодор, $\hat{Y}$ – ҳалли бадастомада бо методи муқаррарӣ $\hat{Y}(R)$ – ҳалли устувор

Дар доираи тадқиқотҳои гузаронидашуда муайян карда шуд, ки дар аксари ҳолатҳо ҳангоми мавҷуд будани ҳатогиҳои калон дар намунаи ибтидоӣ, варианти пешниҳодгардидаи функсияи талафоти мутобикшавандаи Хюбер натиҷаҳои медихад, ки дар онҳо лағжиши нисбатан кам дар муқоиса бо натиҷаҳои дар асоси дигар функсияҳои талафот бадастомада, вучуд дорад. Илова бар ин, самаранокии истифодаи варианти устувори меъёри назоратии лағжиш $RLOO-P$ низ тасдиқ гардид, ки он сифати моделҳои устуворро ба таври назаррас баланд мебардорад.

Натиҷаҳои истифодабарии меъёри назоратии лағжиш ва вариантҳои устувори он дар ҷадвали 4 оварда шудаанд.

Ҷадвали 4 – Қиматҳои миёнаи меъёри MSE барои функсияи талафоти Хюбер шакли оддӣ (ҳангоми $\tau=1$) ва шакли мутобикшаванда (ҳангоми $\tau=0$) бо сатҳи садои 10% ва сатҳи ифлосшавии 10% (ифлосшавии симметрӣ)

Функсияи талафоти Хюбер шакли оддӣ			Функсияи талафоти Хюбер шакли мутобикшаванда		
γ	Меъёр	MSE	γ	Меъёр	MSE
1	LOO	0.80979	1	LOO	1.13295
	RLOO-P	0.52576		RLOO-P	0.86498
	RLOO	0.52227		RLOO	0.88751
5	LOO	1.59712	5	LOO	1.59090
	RLOO-P	0.25886		RLOO-P	0.20846
	RLOO	0.25742		RLOO	0.20804
10	LOO	1.42884	10	LOO	1.40354
	RLOO-P	0.27168		RLOO-P	0.17945
	RLOO	0.27026		RLOO	0.17800
50	LOO	0.57159	50	LOO	0.52826
	RLOO-P	0.33926		RLOO-P	0.15609
	RLOO	0.33767		RLOO	0.14289
100	LOO	0.43154	100	LOO	0.23591
	RLOO-P	0.35244		RLOO-P	0.14755
	RLOO	0.35038		RLOO	0.14274

Дар боби сеюм истифодабарии нақшаи D –оптималӣ ва меъёрҳои беруна баҳодихии сифати моделҳо, ки бо ёрии онҳо интихоби ибтидоӣ ба қисмҳои омӯзушӣ ва санҷишӣ тақсим карда мешавад, баррасӣ гардидаанд. Ҳамчунин, бо истифодаи меъёрҳои беруна баҳодихии сифати моделҳо тадқиқотҳо оид ба интихоби метапараметрҳои алгоритми LS–SVM анҷом дода шудаанд [1-3, 8-9].

Дар зербанди 3.1 мафҳумҳо ва таърифҳои асосӣ оид ба ҳалҳои пароканда оварда шудаанд.

Дар зербанди 3.2 бошад, алгоритми бадастовардани ҳалҳои пароканда дар асоси методи LS–SVM тавсиф шудааст. Мафҳуми асосии ин алгоритм чунин аст:

Фарз мекунем, ки намунаи мушоҳидаҳо (x_k, y_k) ; $k = 1, \dots, n$ ба ду қисм, яъне қисмҳои A ва B тақсим карда шудааст. Бо истифода аз n_A ҳаҷми намунаи омӯзишӣ ва n_B ҳаҷми намунаи санҷиширо шора менамоем. Пас, барои ба даст овардани ҳалли пароканда CMAX-ро дар намуди зерин менависем:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_{n_A}^T \\ 1_{n_A} & \Omega_A + \frac{1}{\gamma} I_{n_A} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{b}_A \\ \hat{\alpha}_A \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_A \end{bmatrix},$$

ки дар он $y_A = (y_1, \dots, y_{n_A})^T$ – нуктаҳо аз намунаи омӯзишӣ буда, $1_{n_A} = (1, \dots, 1)^T$, $\hat{\alpha}_A = (\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_{n_A})$ ва $\Omega_{kl} = \varphi(x_{Ak})^T \varphi(x_{Al})$ барои $k, l = 1, \dots, n_A$. Модели натиҷавии пароканда дар асоси методи LS–SVM бадастомада, намуди зеринро доро мебошад:

$$\hat{y}(x) = \sum_{k=1}^{n_A} \hat{\alpha}_{Ak} K(x, x_k) + \hat{b}_A.$$

Дар зербанди 3.3 таърифи нақшаи D –оптималӣ оварда шудааст.

Дар зербанди 3.4 тарзҳои ба қисмҳои омӯзишӣ ва санҷишӣ тақсим намудани намуна бо истифодаи нақшаи D –оптималӣ оварда шудааст. Дар ин равишматритсаи G_s бо андозаи $s \times s$ дар асоси намунаи омӯзушӣ, ки аз s мушоҳида иборат аст, сохта мешавад, ки дар он элементҳои алоҳидаи матритса бо $(G_s)_{ij} = K(x_i, x_j) + \frac{1}{\gamma} I_s$, $i, j = 1, \dots, s$ ишора шудаанд.

Ҳангоми дохилкунии мушоҳидаи навбатӣ дар қадами $s+1$ матритсаи G_{s+1} намуди зеринро мегирад:

$$G_{s+1} = \begin{pmatrix} G_s & F(x_{s+1}) \\ F^T(x_{s+1}) & K(x_{s+1}, x_{s+1}) + \frac{1}{\gamma} \end{pmatrix}$$

ки дар он $F^T(x_{s+1}) = (K(x_1, x_{s+1}), K(x_2, x_{s+1}), \dots, K(x_s, x_{s+1}))$.

Муайянкунандаи матритсаи ихтоташуда ба осонӣ ҳисоб карда мешавад, ки онро бо ифодаи зерин навиштан мумкин аст:

$$|G_{s+1}| = |G_s| * \Delta(x_{s+1}),$$

ки дар он $\Delta(x_{s+1}) = [K(x_{s+1}, x_{s+1}) + \frac{1}{\gamma} - F^T(x_{s+1})G_s^{-1}F(x_{s+1})]$.

Ҳамин тавр, барои дохил намудани нуктаи навбатӣ ба намунаи омӯзишӣ мушоҳидаи нав $x_{s+1} = \text{Arg max}_x \Delta(x)$ аз байни нуктаҳои боқимонда, ки онҳо ҳанӯз истифода нашудаанд, интихоб карда мешавад. Ин нукта тавассути баррасии ҳамаи координатаҳои нуктаҳои дастрас мувофиқи як меъёри муайяншуда анҷом дода мешавад.

Дар зербанди 3.5 тарзҳои тақсим намудани намуна ба қисмҳои омӯзишӣ ва санҷишӣ баррасӣ шудаанд, ки бо истифодаи меъёрҳои беруна баҳодихии сифати моделҳо амалӣ

мешаванд. Ба сифати чунин меъёрҳо дар тадқиқотҳо меъёрҳои регуляри, устуворӣ ва мувофиқатӣ истифода шудаанд. Дар асоси меъёрҳои номбаршуда, ки бо Δ_k ишора шудаанд, барои тақсим намудани интиҳоби ибтидоӣ ба қисмҳои омӯзишӣ ва санҷишӣ алгоритмҳои махсус таҳия гардидаанд, ки бо амалҳои иловакунӣ, хориҷкунӣ ва ивазкунии нуқтаҳо дар қисми омӯзишӣ асос меёбанд. Ҷояи ин алгоритмҳо дар он ҷифода меёбад, ки дар онҳо аввал арзёбии пешакии параметрҳои функсияи ядрои интиҳобшуда бо истифодаи меёри назоратии лағжиш (LOO) ба анҷом расонида мешаванд. Сипас усулҳои зерин иҷро мегарданд:

- Усул бо илова кардани нуқтаҳо ба қисми омӯзишӣ: ҳаҷми қисми омӯзишӣ тадричан то андозаи додашуда зиёд карда мешавад ва нуқтаҳои нав ба тавре интиҳоб мешаванд, ки қимати меёри интиҳобшуда хурдтарин бошад;
- Усул бо илова кардани нуқтаҳо ба қисми санҷишӣ: ҳаҷми қисми санҷишӣ тадричан то андозаи додашуда зиёд карда шуда, ҳар як нуқтаи нав тарзе интиҳоб мешавад, ки барои он қимати меёри интиҳобшуда хурдтарин бошад;
- Усули ивазкунии нуқтаҳо: намунаи ибтидоӣ ба қисмҳои омӯзишӣ A ва санҷишӣ B бо андозаҳои мувофиқи намунаҳо тақсим карда мешавад. Баъдан ивазкунии пайдарпай ба таври зерин анҷом дода мешавад: нуқтаҳо аз намунаи омӯзишӣ A бо навбат бо нуқтаҳои дар намунаи санҷишӣ B мавҷудбуда иваз мешаванд. Агар пас аз ивазкунӣ қимати меёри интиҳобшуда оптималӣ (минималӣ) шавад, пас варианти ивазкунӣ нигоҳ дошта (сабт) мешавад. Раванд қатъ мегардад, агар беҳбудие ба даст наояд;
- Усули Add/Del: намунаи омӯзишӣ тадричан то ҳаҷми муайяншуда зиёд карда мешавад. Пас аз дохил намудани ҳар як нуқтаи нав (Add), агар шумораи мушоҳидаҳо аз ду нуқта зиёд бошад, кӯшиши иваз кардани яке аз нуқтаҳои қаблан ба қисми омӯзишӣ дохилшуда бо нуқтае аз қисми санҷишӣ (Del) ба анҷом расонида мешавад. Ҳамаи тағйиротҳо, аз ҷумла танзими параметрҳои функсияи ядрой дар ҳолате қабул мешавад, ки қимати меёри интиҳобшуда беҳтар гардад;
- Усули Del/Add: ин усул низ айнан ба монанди усули Add/Del кор карда, танҳо амалиётҳо бо қисми санҷишӣ иҷро карда мешаванд, яъне ҳаҷми намунаи санҷишӣ тадричан зиёд карда мешавад (Add) ва нуқтаҳои нав метавонанд нуқтаҳои қаблан дохилшудаи амунаи омӯзиширо иваз намојанд (Del), ба шарте ки меёри интиҳобшуда беҳтар гардад.

Пас аз дохил кардани нуқтаҳо ба қисмҳои санҷишӣ ё омӯзишӣ бозтанзимкунии параметрҳои функсияи ядрой иҷро карда мешавад. Ин танзимкунӣ ё дар ҳар қадами алгоритм, ё пас аз шумораи муайяни итератсияҳо анҷом дода шуда, танҳо дар он ҳолат қабул мегардад, ки қимати меёри интиҳобшуда беҳтар шавад.

Дар зербанди 3.6 натиҷаҳои таҷрибаҳои гузоронидашуда оварда шудаанд, ки мақсади онҳо муқоисаи ҳалҳои пароканда мебошад, ки бо усулҳои гуногуни тақсим намудани намунаи ибтидоӣ ба қисмҳои санҷишӣ ва омӯзишӣ бо истифода аз алгоритмҳои дар боло зикршуда ба даст омадаанд.

Тадқиқотҳо дар асоси функсияи санҷишии $m(x) = 7 / e^{(x+0.75)^2} + 3x$, ки дар порчаи $[-1; 1]$ муайян шудааст, анҷом дода шудаанд. Дар намунаҳои истифодашуда шумораи мушоҳидаҳо баробар буданд ба: 10, 20, 30 ва 50 нуқта. Сатҳи садо, ки тавассути дисперсия муайян карда мешавад, аз 5% то 25% аз қувваи сигнали бе садо тағйир меёфт. Дар таҷрибаҳои ҳисоббарорӣ қимати параметри танзими доимӣ буда, ба 10 баробар буд. Ба сифати функсияи ядрой RBF ядро истифода шудааст, ки дар асоси параметри микёсии он интиҳоби ҳалли беҳтарин амалӣ мегардад.

Дар ҷадвалҳои 5 ва 7 қиматҳои ҳатогии миёнаи квадратӣ ки барои алгоритмҳои гуногуни ташкилдихандаи намунаи омӯзишӣ оварда шудаанд. Барои муқоиса, дар сатрҳои “бе тақсимкунӣ” натиҷаҳо барои ҳалҳои ғайрипароканда, ки дар асоси ҳамаи нуқтаҳои намунаи ибтидоӣ ҳисоб карда шудаанд, оварда шудаанд. Танзими параметрҳои функсияи ядрой дар асоси қимати оптималии меёри LOO анҷом дода шудаанд. Шартҳои таҷрибаҳо дар сутунҳо

аз он чихат фарқ мекарданд, ки фоизи гуногуни нуктаҳо дар қисми санчишӣ нисбат ба ҳаҷми умумии намунаи ибтидоӣ истифода шудаанд.

Ҷадвали 5 – Қиматҳои MSE ҳангоми 5% будани сатҳи садо

Ҳаҷми намуна	Варианти тақсимкунӣ	Миқдори нуктаҳо дар қисми санчишӣ бо %									
		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
N=10	бе тақсимкунӣ	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159	0,0159
	нақшаи D-опт.	0,0159	0,0159	0,0228	0,0228	0,0051	0,0051	0,0051	0,0051	0,0051	0,0051
	ивазкунӣ	0,0159	0,0159	0,3142	0,3142	0,0051	0,0051	0,0046	0,0046	0,0046	0,0046
	хориҷкунӣ	0,2031	0,2031	0,3142	0,3142	0,3142	0,3142	0,0051	0,0051	0,0051	0,0051
	дохилкунӣ	0,0159	0,0159	0,0228	0,0228	0,0051	0,0051	0,0046	0,0046	0,0051	0,0051
N=20	бе тақсимкунӣ	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040	0,0040
	нақшаи D-опт.	0,0079	0,2050	0,2381	0,2381	0,2381	0,0025	0,0029	0,0029	0,0025	0,0029
	ивазкунӣ	0,0079	0,0029	0,2381	0,2381	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029
	хориҷкунӣ	0,2050	0,0029	0,2381	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0025	0,0029
	дохилкунӣ	0,0079	0,2050	0,2381	0,2381	0,2381	0,0025	0,0029	0,0029	0,0025	0,0029
N=30	бе тақсимкунӣ	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029
	нақшаи D-опт.	0,0163	0,2225	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027
	ивазкунӣ	0,2225	0,2225	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027
	хориҷкунӣ	0,2225	0,2225	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027
	дохилкунӣ	0,0163	0,2225	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027
N=50	бе тақсимкунӣ	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011
	нақшаи D-опт.	0,1973	0,1973	0,0022	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026
	ивазкунӣ	0,1973	0,1973	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026
	хориҷкунӣ	0,1973	0,1973	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026
	дохилкунӣ	0,1973	0,1973	0,0022	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026

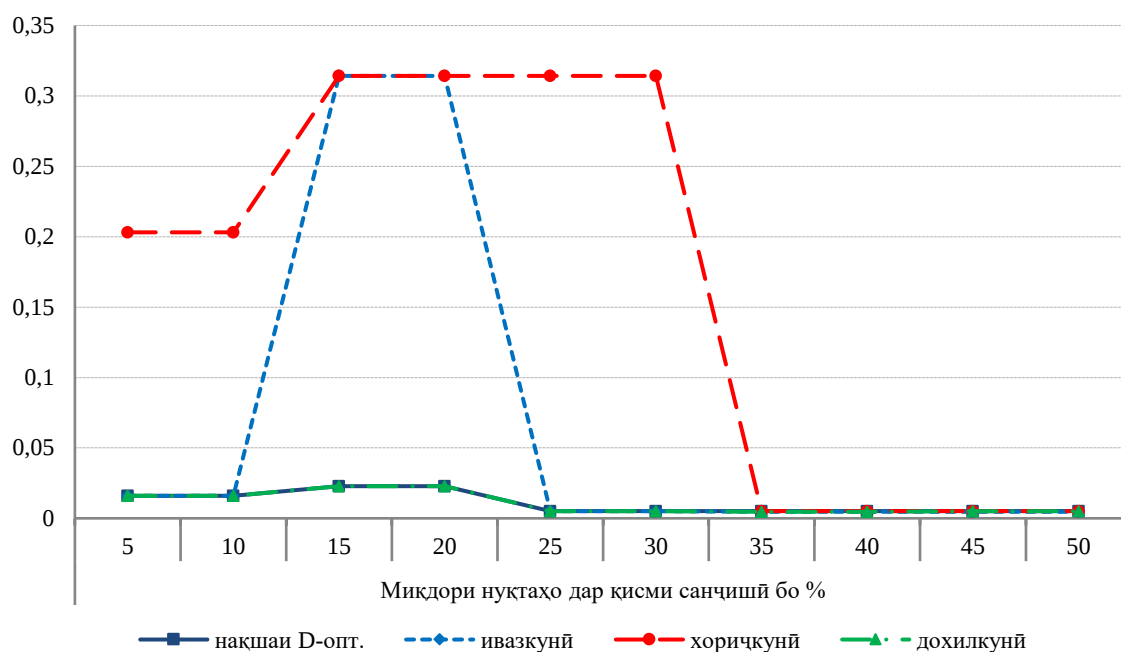
Ҷадвали 6 – Қиматҳои MSE ҳангоми 15% будани сатҳи садо

Ҳаҷми намуна	Варианти тақсимкунӣ	Миқдори нуктаҳо дар қисми санчишӣ бо %									
		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
N=10	бе тақсимкунӣ	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304	0,0304
	нақшаи D-опт.	0,0614	0,0614	0,0614	0,0614	0,3112	0,3112	0,0118	0,0118	0,0118	0,0118
	ивазкунӣ	0,0614	0,0614	0,3112	0,3112	0,3112	0,3112	0,0118	0,0118	0,0112	0,0112
	хориҷкунӣ	0,2050	0,2050	0,3112	0,3112	0,3112	0,3112	0,3112	0,3112	0,0118	0,0118
	дохилкунӣ	0,0614	0,0614	0,0614	0,0614	0,3112	0,3112	0,0118	0,0118	0,0118	0,0118
N=20	бе тақсимкунӣ	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102	0,0102
	нақшаи D-опт.	0,0091	0,2417	0,2417	0,2417	0,2417	0,0173	0,0173	0,0173	0,0173	0,0184
	ивазкунӣ	0,0091	0,2417	0,2417	0,2417	0,0173	0,0173	0,0173	0,0173	0,0184	0,0184
	хориҷкунӣ	0,2417	0,2417	0,2417	0,2417	0,0173	0,0184	0,0184	0,0184	0,0184	0,0184
	дохилкунӣ	0,0091	0,2417	0,2417	0,2417	0,2417	0,0173	0,0173	0,0173	0,0173	0,0184
N=30	бе тақсимкунӣ	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059	0,0059
	нақшаи D-опт.	0,2225	0,2225	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089
	ивазкунӣ	0,2225	0,2225	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089
	хориҷкунӣ	0,2225	0,2225	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089
	дохилкунӣ	0,2225	0,2225	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089	0,0089
N=50	бе тақсимкунӣ	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024	0,0024
	нақшаи D-опт.	0,1976	0,1976	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0055
	ивазкунӣ	0,1976	0,1976	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061
	хориҷкунӣ	0,1976	0,1976	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0055
	дохилкунӣ	0,1976	0,1976	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0061	0,0055

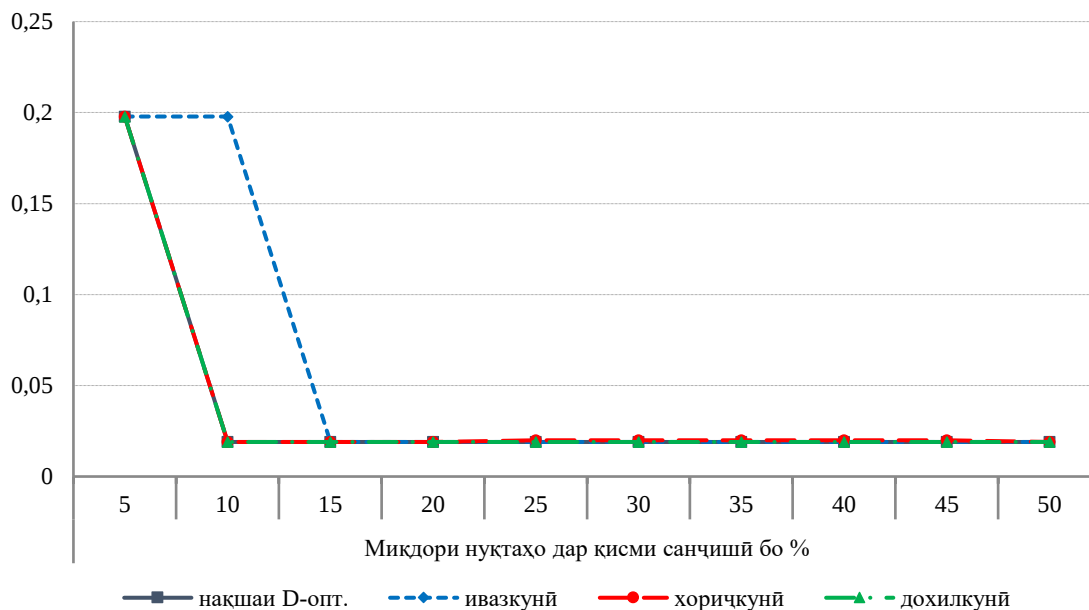
Ҷадвали 7 – Қиматҳои MSE ҳангоми 25% будани сатҳи садо

Ҳаҷми намуна	Варианти тақсимкунии	Миқдори нуқтаҳо дар қисми санҷишӣ бо %									
		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
N=10	бе тақсимкунии	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221	0,0221
	нақшаи D-опт.	0,0289	0,0289	0,0300	0,0300	0,1594	0,1594	0,3039	0,3039	0,0300	0,0300
	ивазкунии	0,0255	0,0255	0,0300	0,0300	0,3039	0,3039	0,3039	0,3039	0,0300	0,0300
	хориҷкунии	0,2466	0,2466	0,0300	0,0300	0,3039	0,3039	0,3039	0,3039	0,0300	0,0300
	дохилкунии	0,0289	0,0289	0,0300	0,0300	0,1594	0,1594	0,3039	0,3039	0,0300	0,0300
N=20	бе тақсимкунии	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133	0,0133
	нақшаи D-опт.	0,0207	0,2404	0,2404	0,0262	0,0268	0,0268	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262
	ивазкунии	0,0207	0,2404	0,2404	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262	0,0268	0,0262
	хориҷкунии	0,2029	0,2404	0,2404	0,2404	0,0268	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262
	дохилкунии	0,0207	0,2404	0,2404	0,0262	0,0268	0,0268	0,0262	0,0262	0,0268	0,0262
N=30	бе тақсимкунии	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033	0,0033
	нақшаи D-опт.	0,2241	0,2241	0,0261	0,0271	0,0271	0,0261	0,0271	0,0261	0,0271	0,0271
	ивазкунии	0,2241	0,2241	0,0261	0,0271	0,0261	0,0261	0,0271	0,0261	0,0261	0,0271
	хориҷкунии	0,2241	0,2241	0,0261	0,2241	0,2241	0,0261	0,0271	0,0261	0,0261	0,0271
	дохилкунии	0,2241	0,2241	0,0261	0,0271	0,0271	0,0261	0,0271	0,0261	0,0271	0,0271
N=50	бе тақсимкунии	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044	0,0044
	нақшаи D-опт.	0,1978	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190
	ивазкунии	0,1978	0,1978	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190
	хориҷкунии	0,1978	0,0190	0,0190	0,0190	0,0200	0,0200	0,0200	0,0200	0,0200	0,0190
	дохилкунии	0,1978	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190	0,0190

Дар зер дар расмҳои 5 ва 6 графикҳои қиматҳои MSE ҳангоми истифодабарии нақшаи D-оптималӣ ва дигар вариантҳои тақсимкунии намуна ба қисмҳо бо истифодаи меъёри мувофиқати оварда шудаанд.



Расми 5. Графикҳои қиматҳои MSE барои намунаҳои ҳаҷмаш иборат аз 10 мушоҳида ҳангоми 5% будани сатҳи садо



Расми 6. Графики қиматҳои MSE барои намунаи ҳаҷмаш иборат аз 50 мушоҳида ҳангоми 25% будани сатҳи садо

Муқоисаи ҳалҳои парокана ва нимпароканда ҳангоми дар қисмати санчишӣ ҷой доштани 50% мушоҳидаҳо байни ҳам ҷой доранд. Мушоҳида мешавад, ки ҳалҳои дар асоси тақсимкунии намуна бо истифодаи нақшаи D -оптималӣ ба даст омада аз ҳалҳои ғайрипароканда танҳо аз рӯи қиматҳои ҳатогии миёнаи квадратӣ каме пасттар мебошанд. Бо ҳамин ҳол, агар варианти тақсимкунии намуна дар асоси меёри мувофиқатӣ истифода шавад, пас беҳбудӣ дар сифати ҳал аз рӯи қимати MSE мушоҳида намешавад. Ин имкон медиҳад то ки мо хулоса барорем, ки барои ба даст овардани ҳалҳои пароканда аз қисми омӯзушии намуна, ки дар асоси нақшаи D -оптималӣ пайдо гардидааст, истифода барем.

Дар ҷадвалҳои 8 ва 9 қиматҳои ҳатогии миёнаи квадратӣ, ки бо миёнагирӣ аз рӯи 600 амалиётҳои моделсозии садо ҳисоб карда шудаанд, оварда шудаанд. Ин қиматҳои овардашуда барои ҳалҳои мебошанд, ки бо истифодаи меёрҳои гуногуни беруна ба ҳолатҳои ба даст омадаанд. Ин меёрҳо барои интихоби метабарметрҳои алгоритми LS-SVM ва тақсимкунии намунаи ибтидоӣ ба қисмҳои санчишӣ ва омӯзишӣ истифода шудаанд. Сатрҳои ҷадвалҳо, ки бо номҳои CV, REG, STAB ишора шудаанд, қиматҳои ҳатогии миёнаи квадратӣ MSE-ро дар бар мегиранд, ки онҳо мутаносибан бо истифодаи меёрҳои регуляри, устуворӣ ва мувофиқатӣ ба даст омадаанд. Сутунҳои ҷадвал бо шартҳои гуногуни таҷрибаҳо мувофиқ буда, аз ҳамдигар нисбат ба миқдори гуногуни ҳаҷми нуктаҳо бо фоиз дар намунаи санчишӣ фарқ мекунанд.

Таҳлили ҷадвалҳои 8 ва 9 нишон медиҳад, ки самаранокии меёри назоратии лағжиш нисбат ба меёрҳои регуляри ва устуворӣ дар шароити мавҷуд будани сатҳи баланди садо ва истифодаи қисмҳои санчишии ҳаҷмашон нисбатан хурд, зиёдтар аст. Самаранокии истифодабарии меёри устуворӣ дар маҷмӯъ аз меёри регуляри баландтар аст.

Дар расмҳои 7 ва 8 графикҳои ҳалҳои пароканда, ки барои ба даст овардани онҳо дар қисмати санчишӣ 25% ва 50% нуктаҳои намунаи ибтидоӣ истифода шудаанд, оварда шудаанд.

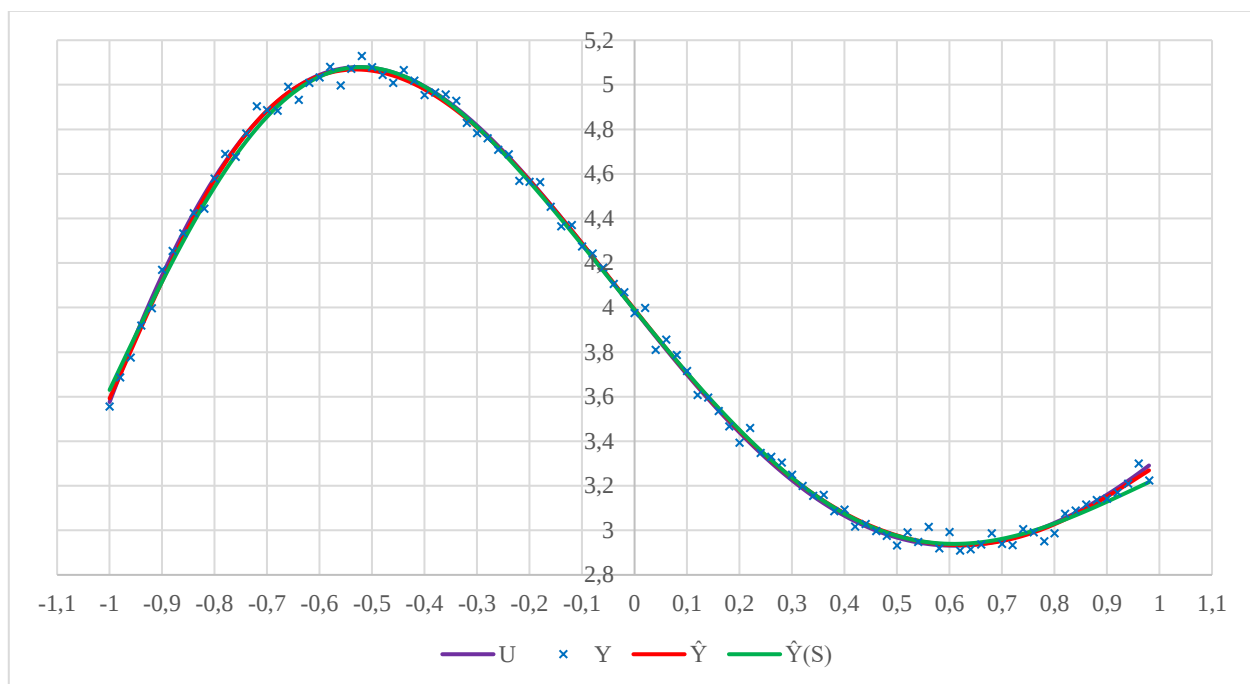
Аз таҳлили расмҳо бар меояд, ки ҳар қадаре, ки дар қисми санчишӣ миқдори зиёди нуктаҳо истифода шаванд, ҳамон қадар натиҷаҳо бадтар мегарданд. Дар ҳолате, ки дар қисми санчишӣ то 25% нуктаҳо аз намунаи ибтидоӣ истифода мешаванд, ниҳоятан ҳалҳои оптималӣ ба даст меоянд. Аз ин далелҳои бадастомада бар меояд, ки барои пайдо кардани ҳалҳои пароканда бо истифодаи методи LS-SVM ҳангоми тақсим кардани намунаи ибтидоӣ ба қисмҳои омӯзишӣ ва санчишӣ, дар қисми омӯзишӣ то 75% нуктаҳо барои интихоб ва танзими параметрҳои алгоритм истифода бурда, боқимонда нуктаҳо дар қисми санчишӣ дохил намоём.

Ҷадвали 8 – Қиматҳои миёнаи MSE ҳангоми 5% будани сатҳи садо

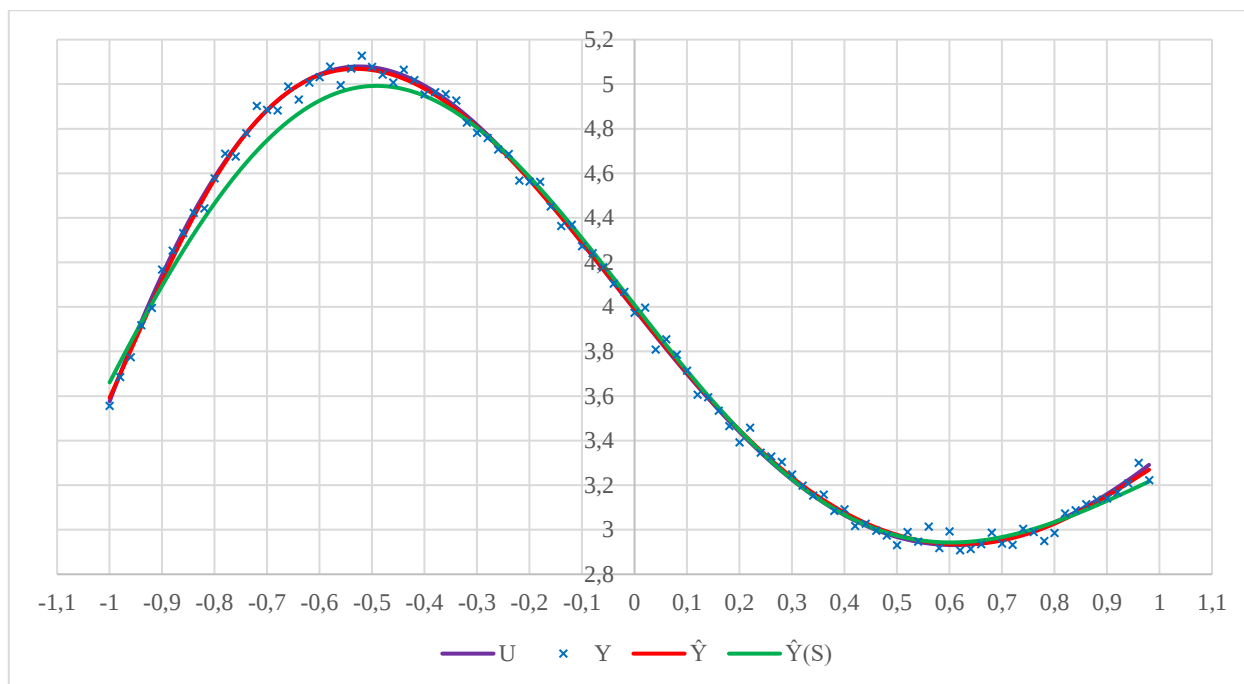
Ҳаҷми намуна	Меъёр	Миқдори нуктаҳо дар қисми санҷишӣ бо %									
		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
N=10	CV	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152	0,0152
	REG	0,0113	0,0113	0,0289	0,0289	0,0279	0,0279	0,0144	0,0144	0,0068	0,0068
	STAB	0,0034	0,0034	0,0049	0,0049	0,0049	0,0049	0,0049	0,0049	0,0053	0,0053
N=20	CV	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055
	REG	0,0051	0,0050	0,0041	0,0030	0,0031	0,0015	0,0016	0,0017	0,0019	0,0019
	STAB	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0016	0,0016
N=30	CV	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029	0,0029
	REG	0,0037	0,0035	0,0016	0,0010	0,0011	0,0011	0,0012	0,0012	0,0015	0,0015
	STAB	0,0009	0,0009	0,0009	0,0009	0,0009	0,0009	0,0009	0,0009	0,0010	0,0009
N=50	CV	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013	0,0013
	REG	0,0021	0,0013	0,0008	0,0008	0,0008	0,0007	0,0007	0,0006	0,0007	0,0007
	STAB	0,0007	0,0006	0,0005	0,0005	0,0005	0,0005	0,0005	0,0005	0,0005	0,0005

Ҷадвали 9 – Қиматҳои миёнаи MSE барои намунаи ҳаҷмаш иборат аз 20 мушоҳида ҳангоми мавҷуд будани сатҳҳои гуногуни садо

Сатҳи садо	Меъёр	Миқдори нуктаҳо дар қисми санҷишӣ бо %									
		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
5%	CV	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055	0,0055
	REG	0,0051	0,0050	0,0041	0,0030	0,0031	0,0015	0,0016	0,0017	0,0019	0,0019
	STAB	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0015	0,0016	0,0016
10%	CV	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062	0,0062
	REG	0,0077	0,0064	0,0057	0,0053	0,0053	0,0035	0,0032	0,0032	0,0032	0,0032
	STAB	0,0034	0,0032	0,0030	0,0029	0,0029	0,0028	0,0027	0,0027	0,0027	0,0027
15%	CV	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074	0,0074
	REG	0,0111	0,0094	0,0084	0,0088	0,0081	0,0060	0,0060	0,0059	0,0056	0,0056
	STAB	0,0071	0,0067	0,0061	0,0059	0,0057	0,0056	0,0051	0,0050	0,0049	0,0049
20%	CV	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091	0,0091
	REG	0,0135	0,0128	0,0119	0,0123	0,0114	0,0096	0,0091	0,0090	0,0083	0,0083
	STAB	0,0127	0,0118	0,0108	0,0102	0,0099	0,0095	0,0085	0,0084	0,0079	0,0078

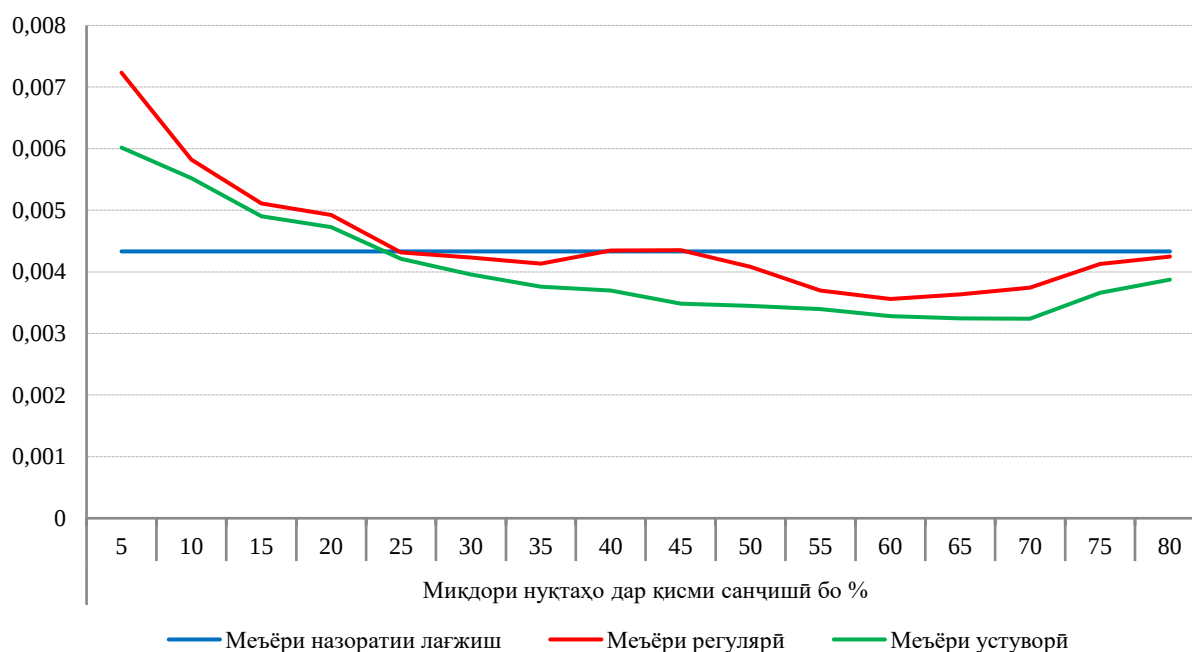


Расми 7. Графикҳои вобастагӣ: U – натиҷаҳои бе садо, Y – натиҷаҳои садодор, $\hat{Y}$ – ҳалли бадастомада бо методи муқаррарии LS-SVM, $\hat{Y}(S)$ – ҳалли пароканда ҳангоми истифодабарии 25% нуктаҳо дар қисми санҷишӣ



Расми 8. Графикҳои вобастагиро: U – натиҷаҳои бе садо, Y – натиҷаҳои садодор, $\hat{Y}$ – ҳалли бадастомада бо методи муқаррари LS-SVM, $\hat{Y}(S)$ – ҳалли пароканда ҳангоми истифодабарии 50% нуктаҳо дар қисми санҷишӣ

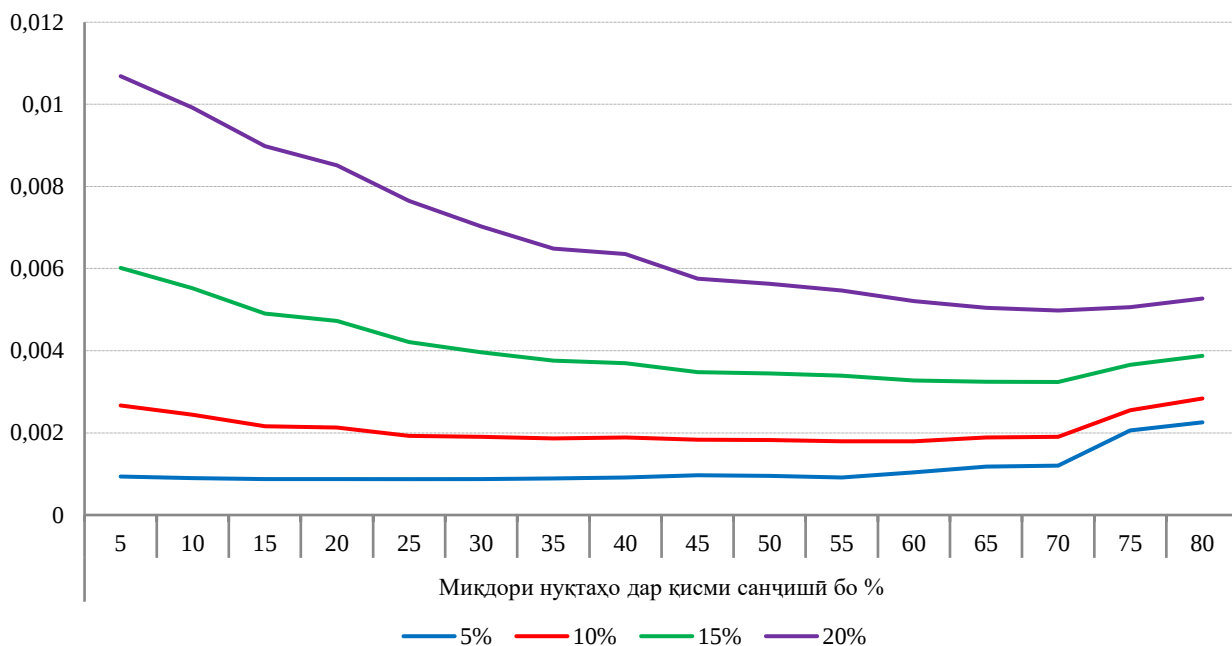
Дар расми 9 қиматҳои бадастомадаи миёнаи MSE ҳангоми истифодабарии меъёрҳои берунаи баҳодихӣ вобаста аз ҳаҷми намунаи санҷишӣ дар ҳолати дар намунаи ибтидоии ҳаҷмаш иборат аз 30 мушоҳида ва мавҷуд будани 15% сатҳи садо дар он оварда шудаанд. Қиматҳои миёнаи MSE, ки бо истифодаи меъёри назоратии лағжиш ба даст омадаанд, ба хати ростии амудӣ нишон дода шудаанд. Мушоҳида мешавад, ки афзалияти истифодабарии меъёрҳои регулярий ва устуворӣ одатан танҳо дар ҳолатҳое ба назар мерасанд, ки агар дар қисми санҷишӣ миқдори зиёдтарини нуктаҳо истифода шаванд.



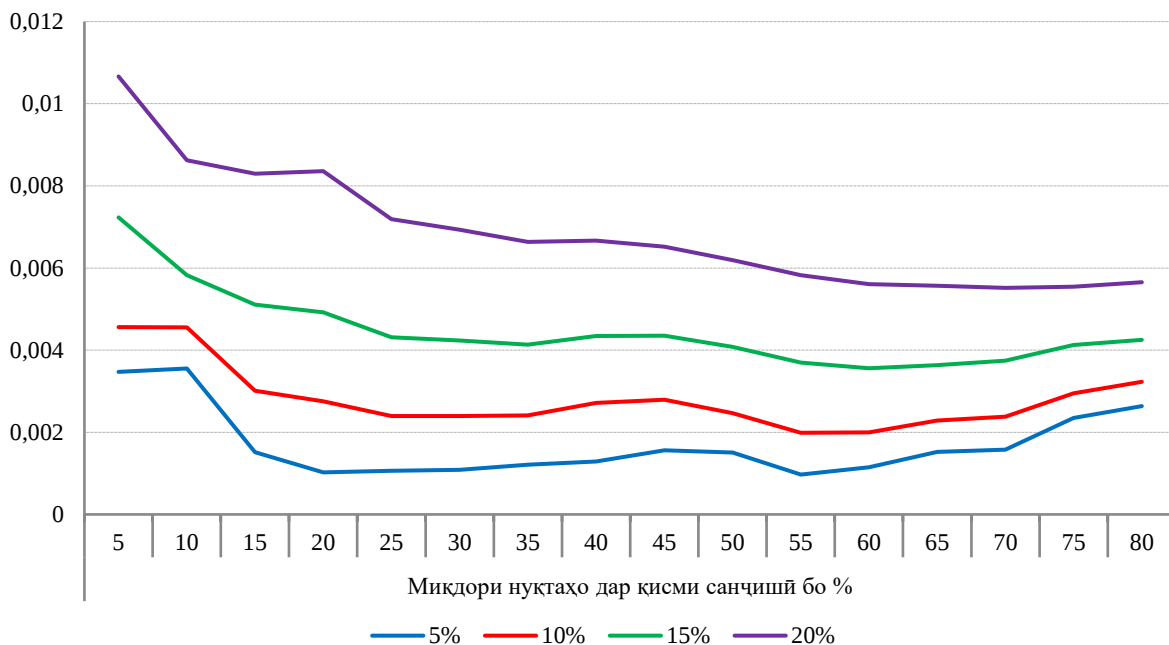
Расми 9. Графики қиматҳои миёнаи MSE барои намунаи ҳаҷмаш иборат аз 30 мушоҳида ҳангоми сатҳи садо 15% будан

Дар расим 10 қиматҳои бадастомадаи миёнаи MSE ҳангоми истифодабарии меъёри устуворӣ барои намунаи ибтидоии ҳаҷмаш иборат аз 30 мушоҳида ҳангоми мавҷуд будани миқдорҳои гуногуни нуктаҳо дар қисми санҷишӣ ва тағйирёбии сатҳи садо аз 5% то 20% оварда шудаанд. Аз натиҷаҳо маълум аст, ки ҳангоми зиёд шудани сатҳи садо минимуми

меъёри истифодашуда ба тарафи рост мекуҷад. Ин аз он шабоҳат медиҳад, ки дар ҳолати мавҷуд будани сатҳи баланди садо дар намунаи ибтидоӣ барои ба даст овардани натиҷаҳои беҳтарин бояд ба қадри имкон аз меъёри устуворӣ ва аз қисми санҷишӣ, ки дар он миқдори зиёдтарини нуктаҳо ҷойгиранд, истифода намоем. Натиҷаҳои ба ҳамин монанд бо истифодаи меъёри регулярий дар расми 11 оварда шудаанд.



Расми 10. Графики қиматҳои миёнаи MSE ҳангоми истифодабарии меъёри устуворӣ барои намунаи ҳаҷмаш иборат аз 30 мушоҳида бо ивазшавии сатҳи садо аз 5% то 20%



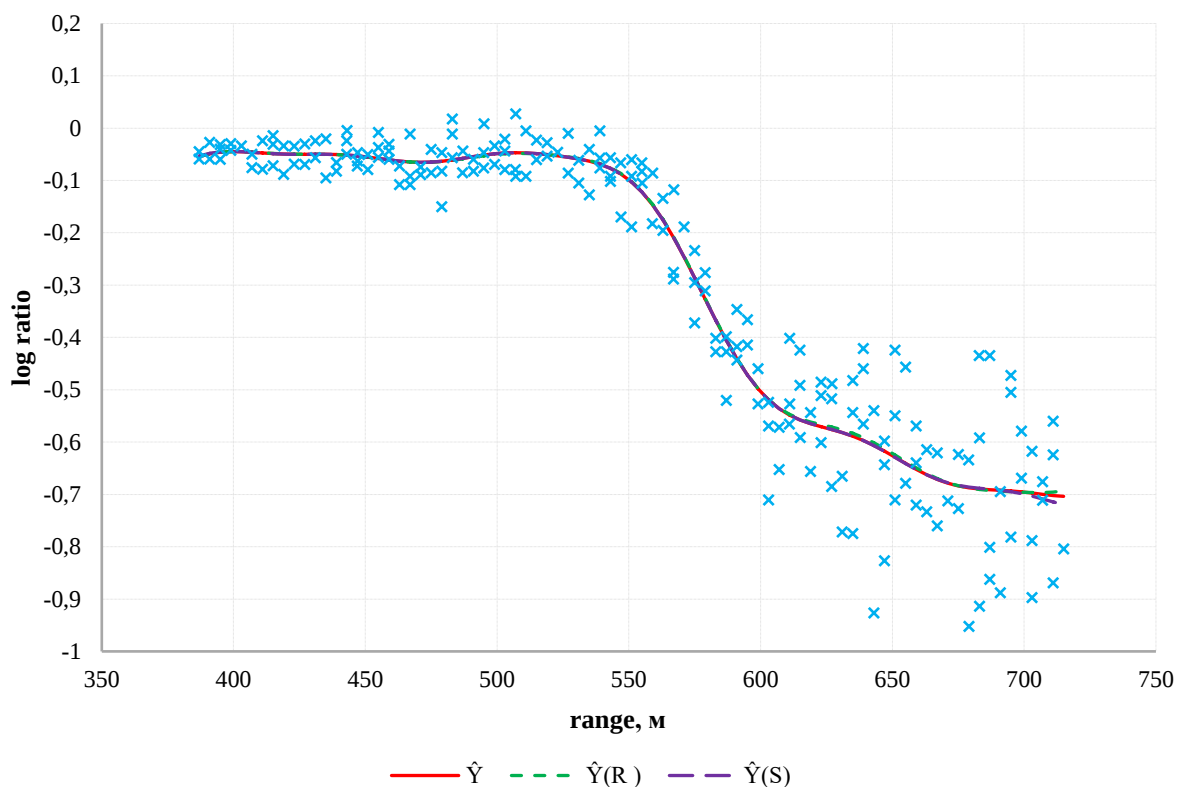
Расми 11. Графики қиматҳои миёнаи MSE ҳангоми истифодабарии меъёри регулярий барои намунаи ҳаҷмаш иборат аз 30 мушоҳида бо ивазшавии сатҳи садо аз 5% то 20%

Дар доираи тадқиқотҳои гузаронидашуда муайян карда шуд, ки барои ба даст овардани ҳалҳои пароканда дар бисёр ҳолатҳо истифодабарии нақшаи D-оптималӣ барои тақсим намудани намунаи ибтидоӣ ба қисмҳо самаранок мебошад. Ҳамчунин, дар шароити мавҷуд будани сатҳи баланди садо дар мушоҳидаҳо ба қадри имкон истифодабарии меъёрҳои

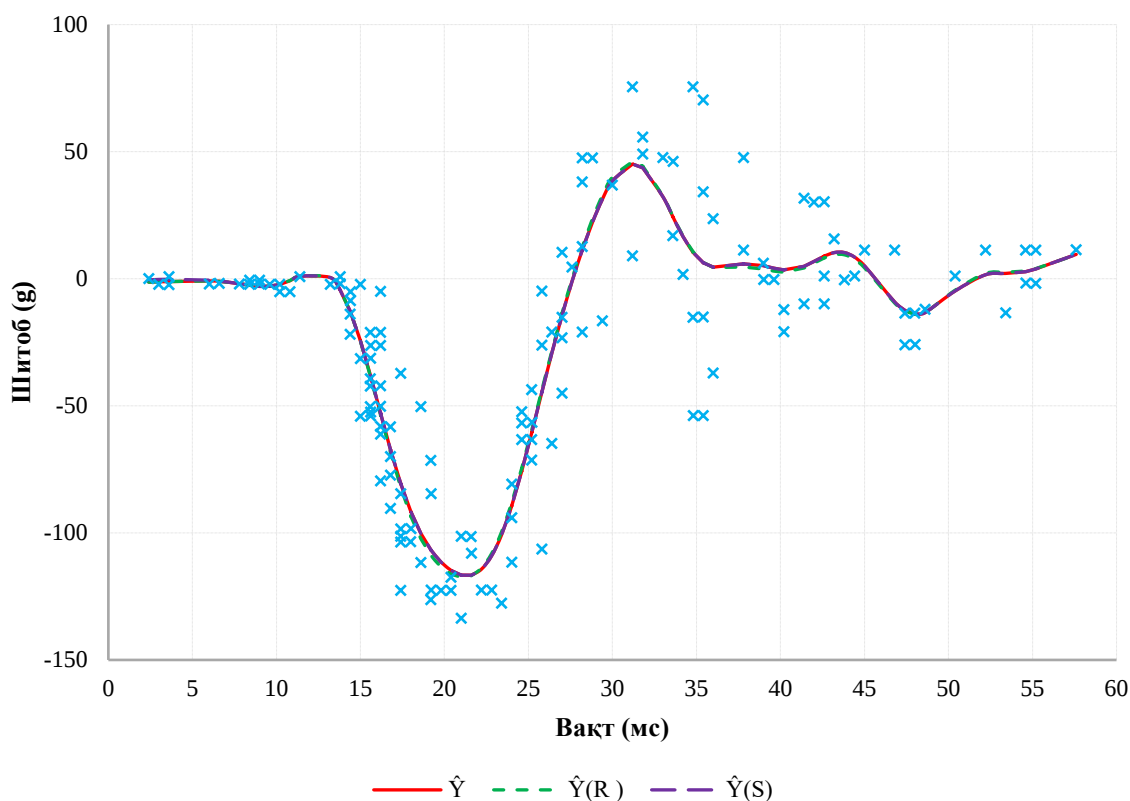
регулярӣ ва устуворӣ бо мавҷудияти миқдори зиёди нуқтаҳо дар қисми санҷишӣ мақсаднок мебошад.

Дар боби чорум тарзҳои истифодабарии методи LS-SVM барои ҳалли масъалаҳои амалӣ дида баромада шудаанд. Ба сифати объекти тадқиқотӣ намунаҳои машҳур истифода шудаанд. Ин намунаҳо аз қабili намунаи LIDAR, ки дар он инъикоси нури лазерӣ истифода шуда, барои ошкор кардани ҷузъҳои кимиёвӣ дар атмосфера пешбинӣ шудааст ва намунаи Motorcycle, ки дар он натиҷаи санҷишҳои устувории кулоҳҳои муҳофизатӣ ҳангоми бархурди лухтакҳо, ки дар мотосиклҳо насб шуда, бо ёрии онҳо динамикаи ҳаракат ва таъсири зарбаҳо ҳангоми садама омӯхта мешаванд, дарҷ гардидаанд, мебошанд. Ҳамзамон тарзи истифодабарии методи LS-SVM барои муайян намудани консентратсияи тавозунии элементҳои кимиёвӣ дар раванди ташаккули комплексҳо баррасӣ шудааст. Барои муайян кардани доимии умумии устувории комплексҳои нуқра (Ag) бо тиокарбогидразид бо истифодаи маълумотҳои титркунии потенциометрӣ ду метод: методи ғайрихаттии квадратҳои хурдтарин ва методи LS-SVM истифода шудаанд. Ҳангоми гузаронидани таҷрибаҳои кимиёвӣ ба сифати функсияи ядрои LS-SVM ядрои полиномӣ истифода шудааст. Қимати параметри танзимкунанда доимӣ буда, баробар ба 1000 гирифта шудааст. Ба сифати маълумотҳо намунаҳои ҳаҷмашон иборат аз: 30, 31, 32, 33 ва 34 нуқта истифода шудаанд.

Дар расмҳои 12 ва 13 ҳалҳои муқаррарӣ, устувор ва пароканда, ки дар асоси алгоритми LS-SVM ҳангоми истифодабарии намунаҳои LIDAR ва Motorcycle ба даст омадаанд, нишон дода шудаанд.



Расми 12. Ҳалҳои муқаррарӣ, устувор ва пароканда бо методи LS-SVM бо истифодаи ядрои RBF барои намунаи LIDAR ($\hat{Y}$ – ҳалли муқаррарӣ, $\hat{Y}(R)$ – ҳалли устувор, $\hat{Y}(S)$ – ҳалли пароканда)



Расми 13. Халҳои муқаррарӣ, устувор ва пароканда бо методи LS–SVM бо истифодаи ядрои RBF барои намунаи Motorcycle ($\hat{Y}$ – ҳалли муқаррарӣ, $\hat{Y}(R)$ – ҳалли устувор, $\hat{Y}(S)$ – ҳалли пароканда)

Дар ҷадвалҳои 10 ва 11 натиҷаҳои қиматҳои меъёри детерминатсия R^2 , ки дар асоси методи квадратҳои хурдтарин (МКХ) ва методи LS–SVM бадастомадаанд, оварда шудаанд.

Ҷадвали 10 – Қиматҳои R^2 ҳангоми речаи ҳароратӣ баробар ба 335 К будан

Типи модел	Меъёр	Варианти тақсимкуний	Миқдори нуктаҳо дар қисми санҷишӣ бо %									
			5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
МКХ		бе тақсимкуний	0,562	0,562	0,562	0,562	0,562	0,562	0,562	0,562	0,562	0,562
LS–SVM-и муқаррарӣ	LOO	бе тақсимкуний	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828
	K-FOLD	бе тақсимкуний	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
LS–SVM-и устувор	RLOO-P	бе тақсимкуний, псевдомушоҳидаҳо, функсияи муқаррарии талафот	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO		0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991
	REG		0,999	0,999	0,999	0,991	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,994
	RLOO-P	бе тақсимкуний, санҷидашуда, функсияи муқаррарии талафот	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO		0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992
	REG		0,999	0,999	0,999	0,994	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,993
	RLOO-P	бе тақсимкуний, псевдомушоҳидаҳо, функсияи мутобиқшавандаи талафот	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO		0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998
	REG		0,999	0,999	0,999	0,987	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,994
	RLOO-P	бе тақсимкуний, санҷидашуда, функсияи мутобиқшавандаи талафот	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
RLOO	0,992		0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	
REG	0,987		0,993	0,993	0,998	0,989	0,993	0,995	0,995	0,998	0,999	
LS–SVM-и пароканда	регулярӣ	нақшаи D-оптималӣ	0,999	0,999	0,999	0,995	0,999	0,998	0,989	0,994	0,981	0,982
		ивазкуний	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,989	0,999	0,999	0,999
		хориҷкуний	0,999	0,999	0,999	0,995	0,999	0,998	0,989	0,994	0,981	0,982
		дохилкуний	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
		Add/Del	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,982
		Del/Add	0,999	0,999	0,999	0,995	0,999	0,998	0,989	0,994	0,981	0,982
	устуворӣ	нақшаи D-оптималӣ	0,998	0,992	0,975	0,967	0,951	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
		ивазкуний	0,999	0,999	0,983	0,987	0,983	0,980	0,989	0,989	0,701	0,277
		хориҷкуний	0,998	0,992	0,975	0,967	0,951	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
		дохилкуний	0,999	0,992	0,975	0,967	0,999	0,999	0,928	0,911	0,774	0,498
		Add/Del	0,999	0,992	0,975	0,967	0,999	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
		Del/Add	0,998	0,992	0,975	0,967	0,951	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
	мувофиқатӣ	нақшаи D-оптималӣ	0,999	0,999	0,985	0,921	0,549	0,383	0,984	0,919	0,859	0,992
		ивазкуний	0,680	0,991	0,986	0,999	0,914	0,998	0,967	0,234	0,168	0,675
		хориҷкуний	0,999	0,988	0,999	0,565	0,999	0,383	0,984	0,919	0,859	0,992
		дохилкуний	0,999	0,999	0,985	0,921	0,549	0,383	0,984	0,991	0,985	0,992
		Add/Del	0,999	0,999	0,985	0,921	0,549	0,383	0,984	0,919	0,859	0,992
		Del/Add	0,999	0,988	0,999	0,565	0,741	0,994	0,984	0,919	0,859	0,992

Ҷадвали 11 – Қиматҳои R^2 ҳангоми речаи ҳароратӣ баробар ба 325 К будан

Типи модел	Меъёр	Варианти тақсимкуний	Миқдори нуктаҳо дар қисми санҷишӣ бо %									
			5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
МКХ		бе тақсимкуний	0,935	0,935	0,935	0,935	0,935	0,935	0,935	0,935	0,935	0,935
LS-SVM-и муқаррарӣ	LOO	бе тақсимкуний	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828	0,828
	K-FOLD	бе тақсимкуний	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
LS-SVM-и устувор	RLOO-P	бе тақсимкуний, псевдомушоҳидаҳо, функсияи муқаррарии талафот	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO		0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991	0,991
	REG		0,999	0,999	0,999	0,991	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,994
	RLOO-P	бе тақсимкуний, санҷидашуда, функсияи муқаррарии талафот	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO		0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992
	REG		0,999	0,999	0,999	0,994	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,993
	RLOO-P	бе тақсимкуний, псевдомушоҳидаҳо, функсияи мутобиқшавандаи талафот	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO		0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998	0,998
	REG		0,999	0,999	0,999	0,987	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,994
	RLOO-P	бе тақсимкуний, санҷидашуда, функсияи мутобиқшавандаи талафот	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
	RLOO		0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992	0,992
	REG		0,987	0,993	0,993	0,998	0,989	0,993	0,995	0,995	0,998	0,999
LS-SVM-и пароканда	регулярӣ	нақшаи D-оптималӣ	0,999	0,999	0,999	0,995	0,999	0,998	0,989	0,994	0,981	0,982
		ивазкуний	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,989	0,999	0,999	0,999
		хориҷкуний	0,999	0,999	0,999	0,995	0,999	0,998	0,989	0,994	0,981	0,982
		дохилкуний	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
		Add/Del	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,982
		Del/Add	0,999	0,999	0,999	0,995	0,999	0,998	0,989	0,994	0,981	0,982
	устуворӣ	нақшаи D-оптималӣ	0,998	0,992	0,975	0,967	0,951	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
		ивазкуний	0,999	0,999	0,983	0,987	0,983	0,980	0,989	0,989	0,701	0,277
		хориҷкуний	0,998	0,992	0,975	0,967	0,951	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
		дохилкуний	0,999	0,992	0,975	0,967	0,999	0,999	0,928	0,911	0,774	0,498
		Add/Del	0,999	0,992	0,975	0,967	0,999	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
		Del/Add	0,998	0,992	0,975	0,967	0,951	0,973	0,928	0,911	0,774	0,498
	мувофиқатӣ	нақшаи D-оптималӣ	0,999	0,999	0,985	0,921	0,549	0,383	0,984	0,919	0,859	0,992
		ивазкуний	0,680	0,991	0,986	0,999	0,914	0,998	0,967	0,234	0,168	0,675
		хориҷкуний	0,999	0,988	0,999	0,565	0,999	0,383	0,984	0,919	0,859	0,992
		дохилкуний	0,999	0,999	0,985	0,921	0,549	0,383	0,984	0,991	0,985	0,992
		Add/Del	0,999	0,999	0,985	0,921	0,549	0,383	0,984	0,919	0,859	0,992
		Del/Add	0,999	0,988	0,999	0,565	0,741	0,994	0,984	0,919	0,859	0,992

Ҳангоми таҳлили натиҷаҳои бадастомада дида мешавад, ки дар аксари ҳолатҳо натиҷаҳои методи LS-SVM аз натиҷаҳои МКХ беҳтар мебошанд. Ин имкон медиҳад, ки ба чунин хулоса биёем: барои муайян намудани доимии умумии устувории комплексҳои металҳои гузаранда, истифодаи методи LS-SVM мақсаднок ва самаранок мебошад.

Барои муайян намудани доимии умумии устувории комплексҳои металҳои гузаранда методи LS-SVM истифода шудааст. Натиҷаҳои бадастомада бо натиҷаҳои истифодабарии методи квадратҳои хурдтарин муқоиса карда шуда, бартарии истифодабарии методи LS-SVM нишон дода шудааст. Дар асоси натиҷаҳои бадастомада, тавсия дода мешавад, ки барои ҳалли масъалаҳои вобаста ба ташаккули комплексҳои металҳои гузаранда бо ҳосилаҳои тиомочевина дар ҳалқунандаҳои обӣ ва обӣ-органикӣ методи LS-SVM истифода карда шавад.

Таҳлили натиҷаҳои таҷрибаҳои ҳисоббарорӣ нишон медиҳанд, ки вариантҳои устувор ва парокандаи алгоритми LS-SVM самаранок буда, қиматҳои барои ҳалли масъалаҳои амалӣ ва сохтани вобастагҳои регрессионӣ дар асоси онҳо мувофиқ мебошанд.

Дар боби панҷум барномае, ки дар асоси алгоритмҳо ва усулҳои дар бобҳои аввала пешниҳодшуда, сохта шудааст, бо маълумотҳо пурра оид ба имкониятҳои он бо расми равшанро тавсиф шудааст. Барномаи таҳияшуда амалигардонии методҳо ва усулҳои сохтани LS-SVM регрессияро, ки дар бобҳои 1 ва 3-и диссертатсияи мазкур оварда шудаанд, дар бар мегирад. Бо истифодаи он метавон моделҳои регрессионии муқаррарӣ, устувор ва ё парокандаро барои намунаҳои гуногуни мушоҳидаҳо ба даст овард. Дар барнома имконияти танзими параметрҳои гуногуни алгоритми LS-SVM, аз қабилҳои коэффитсиенти танзимшаванда, параметрҳои дохилии функсияҳои ядрӣ, тарзҳои ба қисмҳо тақсим намудани намунаҳо ва интихоби меъёрҳои беруна барои баҳодихии сифати моделҳои натиҷавӣ пешбинӣ шудааст.

Варианти монандии барнома дар Донишқадаи илмӣ-тадқиқотии Донишгоҳи миллии Тоҷикистон барои сохтани моделҳо, ки барои муайян кардани ташаккули комплексҳои

металҳои гузаранда бо ҳосилаҳои тиомочевина дар ҳалқунандаҳои обӣ ва обӣ-органикӣ пешбинӣ шудаанд, истифода мешавад.

НАТИҶАҲОИ АСОСИИ ТАДҚИҚОТҲО

Дар кори диссертатсионӣ дар мувофиқа бо вазифаҳои гузошташудаи тадқиқот чунин натиҷаҳои асосӣ ба даст омаданд:

1. Меёёрҳои баҳодиҳии сифати моделҳо LOO CV ва K-FOLD CV барои интиҳоби метапараметрҳои алгоритми LS-SVM баррасӣ шудаанд. Самаранокии истифодабарии ин меёёрҳо дар натиҷаи таҷрибаҳои ҳисоббарорӣ нишон дода шудаанд [6-M, 11-M, 19-M].

2. Варианти мутобиқшавандаи функсияи талафоти Хюбер барои ба даст овардани псевдомушоҳидаҳо ва усули санчидашуда таҳия шудааст [7-M, 8-M, 9-M, 12-M, 13-M].

3. Вариантҳои устувори меёри назоратии лағжиш: RLOO-P ва RLOO, ки барои интиҳоби метапараметрҳои алгоритми LS-SVM ва баҳодиҳии сифати моделҳои устувор пешбинӣ шудаанд, таҳия гардидаанд [8-M, 9-M, 10-M, 13-M].

4. Дар асоси методи LS-SVM тарзи сохтани ҳалли устувор бо истифода аз псевдомушоҳидаҳо ва функсияи вазнӣ дар асоси функсияҳои талафотии муқаррарӣ ва мутобиқшавандаи Хюбер пешниҳод шудааст. Тадқиқотҳои гузаронидашуда, имкониятҳои хуби истифодабарии функсияи талафотии мутобиқшавандаи Хюберро барои сохтани ҳалли устувор бо лағжиши камтарин дар шароити мавҷуд будани ифлосиҳо дар намунаи мушоҳидаҳо, нишон доданд [7-M, 20-M].

5. Барои ба даст овардани ҳалли пароканда дар асоси методи LS-SVM тарзҳои гуногуни тақсимкунии намуна ба қисмҳои омӯзишӣ ва санчишӣ бо истифодаи нақшаи D-оптималӣ ва меёёрҳои беруна баҳодиҳии сифати моделҳо таҳия гардиданд [1-M, 2-M, 3-M, 4-M, 5-M, 14-M, 15-M, 18-M].

6. Ҳалли масъалаҳои амалӣ бо истифода аз намунаҳои машҳур ва муайян намудани ташаккули комплексҳои металҳои гузаранда бо ҳосилаҳои тиомочевина дар ҳалқунандаҳои обӣ ва обӣ-органикӣ дида шуданд. Дар натиҷаи таҷрибаҳои ҳисоббарорӣ самаранокии алгоритмҳои таҳияшуда, барои сохтани LS-SVM регрессияҳои устувор ва пароканда барои ҳалли масъалаҳои амалӣ, муайян шуданд [16-M, 17-M].

7. Барнома барои сохтани LS-SVM регрессияҳои устувор ва пароканда таҳия шуд. Барномаи таҳияшуда аз бақайдгирии давлатӣ, ки барои барномаҳои МЭҲ пешбинӣ шудаанд, гузашт [21-M].

Натиҷаҳои илмӣ кори диссертатсионӣ ва барномаи таҳияшуда дар Донишқадаи илмӣ-тадқиқотии Донишгоҳи миллии Тоҷикистон ва ҳамчунин дар раванди таълими факултаи математикаи амалӣ ва информатикаи Донишгоҳи давлатии техникии Новосибирск ҷорӣ карда шудаанд, ки ин далелҳо бо ҳуҷҷатҳои расмӣ ҷорикунии натиҷаҳои илмӣ ва барнома тасдиқ мешаванд.

ТАВСИЯҲО ОИД БА ИСТИФОДАИ АМАЛИИ НАТИҶАҲОИ ТАДҚИҚОТ

1. Натиҷаҳои кори диссертатсионӣ метавонанд дар фаъолияти амалӣ ҳангоми ҳалли масъалаҳои таҳлили регрессионӣ, пешгӯӣ ва сохтани моделҳо дар шароити номуайяни ва мавҷудияти ҳалалҳо дар додаҳо (мушоҳидаҳо) истифода шаванд. Усулҳо ва алгоритмҳои таҳияшуда имкон медиҳанд устуворӣ ва бозътимодии моделсозиро баланд бардоранд, сифати аппроксиматсия ва қобилияти умумисозии моделҳоро беҳтар гардонанд ва ҳамчунин мураккабии ҳисоббарорро коҳиш диҳанд.

2. Усулҳои бадастомада барои таҳлили додаҳои таҷрибавӣ ва мушоҳидавии табиати гуногун, инчунин ҳангоми таҳия ва тадқиқи алгоритмҳои омӯзиши мошинӣ мақбул мебошанд. Натиҷаҳои пешниҳодшуда метавонанд ҳамчун асоси методологӣ ва алгоритмӣ барои тадқиқоти минбаъдаи илмӣ ва таҳияҳои амалӣ дар соҳаи таҳлили регрессионӣ ва методҳои вектори тақягоҳӣ хизмат намоянд.

3. Барномаи таҳияшуда ва маводҳои методӣ барои истифода дар фаъолияти илмӣ-тадқиқотӣ ва таълимӣ, инчунин ҳангоми иҷрои корҳои амалӣ, ки сохтани моделҳои устувор

ва қобили тафсирро талаб мекунад, тавсия дода мешаванд. Дар масъалаҳои таҳлили регрессионӣ ва омӯзиши мошинӣ, ки бо коркарди додаҳое, ки дар онҳо ҳар гуна хатогиҳои тасодуфӣ (ҳар гуна садоҳо ва хатогиҳои калон) мавҷуданд, истифодаи вариантҳои устувори алгоритми LS-SVM бо функсияи талафоти мутобиқшавандаи Хюбер тавсия мешавад. Ин имкон медиҳад, ки нисбат ба усулҳои классикӣ ҳалли устувор бо қавраи кам ва боэтимодии баланд ба даст оварда шавад. Дар вазифаҳои таҳлили регрессионӣ ва омӯзиши мошинӣ, ки бо коркарди додаҳои садоолуд ва ифлосшуда алоқаманданд, тавсия дода мешавад, ки вариантҳои устувори алгоритми LS-SVM бо функсияи мутобиқшавандаи талафотии Хюбер истифода шаванд. Ин имкон медиҳад, ки ҳалҳои устувор бо камбудии ночиз ва бо этимоди баланд дар муқоиса бо усулҳои классикӣ ба даст оварда шаванд.

РУЙХАТИ АДАБИЁТҲОИ ИСТИФОДАШУДА

1. Suykens, J.A.K. Least squares support vector machine classifiers / J.A.K. Suykens, J. Vandewalle // Neural processing letters. – 1999. – vol. 9, Iss. 3. – pp. 293–300.
2. Weighted least squares support vector machines: robustness and sparse approximation / J.A.K. Suykens, J. De Brabanter, L. Lukas, J. Vandewalle. Neurocomputing. – 2002. – vol. 48, – pp. 85–105.
3. Xia X.L. A novel sparse least squares support vector machine/ X.L. Xia, K. Li, G. Irwin // Mathematical Problems in Engineering – 2013. vol. 2013, – Article ID 602341, – 10 p.
4. Попов А.А. Построение регрессионных зависимостей с использованием алгоритма опорных векторов с адаптивными функциями потерь / А.А. Попов, А.С. Саутин // Научный вестник НГТУ. – 2011. – № 1 (42). – С. 17–26.
5. Попов А.А. Использование робастных функций потерь в алгоритме опорных векторов при решении задачи построения регрессии / А.А. Попов, А.С. Саутин // Научный вестник НГТУ. – 2009. – № 4 (37). – С. 45–56.
6. Попов А.А. Определение параметров алгоритма опорных векторов при решении задачи построения регрессии / А.А. Попов, А.С. Саутин // Сборник научных трудов НГТУ. – 2008. – № 2(52). – С. 35–40.
7. Suykens J.A.K. Least Square Support Vector Machines / Johan A.K. Suykens, Tony Van Gestel, Jos De Brabanter, Bart De Moor, Joos Vandewalle. World Scientific, New Jersey-London-Singapore-Hong Kong, – 2002. – 290 p.
8. Brabanter J.D. LS-SVM Regression Modelling and its Applications / J.D. Brabanter. – Leuven (Heverlee): Katholieke Universiteit Leuven, – 2004. – 243 с.
9. Wahba G. Support vector machines, reproducing kernel Hilbert spaces and the randomized GACV / G. Wahba // Advances in Kernel Methods – Support Vector Learning. – Cambridge: MIT Press. – 1999. – pp. 69-88.

РУЙХАТИ КОРҲОИ ЧОПШУДА ДАР МАВЗУИ ДИССЕРТАТСИЯ

Мақолаҳое, ки дар нашрияҳои тақризшавандаи Комиссияи олии аттестатсионии Федератсияи Россия ва Комиссияи олии аттестатсионии назди Президенти Ҷумҳурии Тоҷикистон чоп шудаанд

- 1-М. **Бобоев Ш.А.** Получение тестовой выборки в методе LS-SVM с использованием оптимального планирования эксперимента / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // Научный вестник Новосибирского государственного технического университета. – 2016. – № 4 (65). – С. 80–99. DOI: 10.17212/1814-1196-2016-4-80-99.
- 2-М. **Бобоев Ш.А.** Настройка параметров ядерных функций в методе LS-SVM с использованием внешних критериев качества моделей / А.П. Суходолов, А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // Доклады Академии наук высшей школы Российской Федерации. – 2017. – № 3 (36). – С. 88–104.
- 3-М. **Бобоев Ш.А.** Получение разреженных решений методом LS-SVM через построение обучающей выборки / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // Вестник Таджикского национального университета. Серия естественных наук. – 2017. – № 1-5. – С. 183–191.

4-М. **Бобоев Ш.А.** Получение разреженных решений методом LS–SVM через построение выборки с помощью методов оптимального планирования и внешних критериев качества моделей / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // Вестник Иркутского государственного технического университета. – 2018. – Т. 22. – № 1 (132). – С. 100–117.

5-М. **Бобоев Ш.А.** Получение разреженных решений с использованием D–оптимального разбиения исходной выборки на обучающую и тестовую части и критерия регулярности / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // Вестник кибернетики. – 2018. – № 3 (31). – С. 162–168.

6-М. **Бобоев Ш.А.** Критерии подбора метапараметров алгоритма LS–SVM / Ш.А. Бобоев // Вестник филиала Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова в городе Душанбе. Серия естественных наук. – 2023. – Т. 1, № 2 (31). – С. 5–15.

7-М. **Бобоев Ш.А.** Построение робастных регрессионных моделей по методу LS–SVM с использованием функции потерь Эндрюса / Ш.А. Бобоев // Вестник филиала Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова в городе Душанбе. Серия естественных наук. – 2024. – Т. 1. – № 3 (41). – С. 30–36.

Мақолаҳое, ки маҷаллаҳои дар пойгоҳҳои Scopus ва WebOfScience дохиланд, ҷоп шудаанд

8-М. **Boboev Sh.A.** The construction of the robust regression models with the LS–SVM method using a nonquadratic loss function / A.A. Popov, Sh.A. Boboev // В сборнике: Proceedings of IFOST-2016 11th International Forum on Strategic Technology IFOST-2016. – 2016. – С. 394–396.

9-М. **Boboev Sh.A.** The use of robust criteria for the choice of regression model by LS–VM method / A.A. Popov, Sh.A. Boboev // В сборнике: Труды XIII международной научно-технической конференции Актуальные проблемы электронного приборостроения (АПЭП-2016). В 12 томах. – Т. 1, Ч. 2. – 2016. – С. 313–316.

10-М. **Boboev Sh.A.** Comparison of sparse solutions obtained by splitting the sample into parts based on external quality criteria of models in the LS–SVM method / A.A. Popov, Sh.A. Boboev // В сборнике: Труды XIV международной научно-технической конференции Актуальные проблемы электронного приборостроения (АПЭП-2018). В 8 томах. – Т. 1, Ч. 4. – 2018. – С. 236–240.

Мақолаҳое, ки дар дигар маҷаллаҳо ҷоп шудаанд

11-М. **Бобоев Ш.А.** Построение регрессионных зависимостей с использованием квадратичной функции потерь в методе опорных векторов / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // Сборник научных трудов Новосибирского государственного технического университета. – 2015. – № 3 (81). – С. 69–78.

12-М. **Бобоев Ш.А.** Построение робастных регрессионных моделей по методу LS–SVM с использованием функций потерь Хьюбера и взвешивания наблюдений / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // В сборнике: Обработка информации и математическое моделирование материалы Российской научно-технической конференции. – 2016. – С. 118–124.

13-М. **Бобоев Ш.А.** Использование робастных критериев для выбора регрессионной модели по методу LS–SVM / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // В сборнике: Труды XIII международной научно-технической конференции Актуальные проблемы электронного приборостроения (АПЭП-2016). В 12 томах. – Т. 8. – 2016. – С. 145–148.

14-М. **Бобоев Ш.А.** Использование методов оптимального планирования эксперимента для разбиения выборки на части и настройка параметров ядерных функций в методе LS–SVM на основе внешних критериев качества моделей / А.А. Попов, Ш.А. Бобоев // В сборнике: Обработка информации и математическое моделирование Материалы Российской научно-технической конференции. – 2017. – С. 135–142.

15-М. **Бобоев Ш.А.** Сравнение разреженных решений, получаемых разбиением выборки на части на основе внешних критериев качества моделей в методе LS–SVM / А.А.

Попов, Ш.А. Бобоев // В сборнике: Обработка информации и математическое моделирование Материалы Российской научно-технической конференции. – 2018. – С. 102–109.

16-М. **Бобоев Ш.А.** Использование метода LS–SVM для изучения процесса комплексообразования переходных металлов с производными тиомочевина в водных и водно-органических растворах / Ш.А. Бобоев // Сборник научных трудов НГТУ. – 2019. – № 1 (94). – С. 71–84. DOI: 10.17212/2307-6879-2019-1-71-84.

17-М. **Бобоев Ш.А.** Применение метода LS–SVM для анализа выборок LIDAR и Motorcycle / Ш.А. Бобоев // Сборник научных трудов НГТУ. – 2019. – № 1 (94). – С. 85–99. DOI: 10.17212/2307-6879-2019-1-85-99.

18-М. **Бобоев Ш.А.** Способы построения разреженных регрессионных моделей по методу LS–SVM / Ш.А. Бобоев // Материалы научно-практической конференции «XI Ломоносовские чтения», посвященной 30-летию Государственной независимости Республики Таджикистан (29-30 апреля 2021 года). – Душанбе. – 2021. – С. 9–10.

19-М. **Бобоев Ш.А.** Подбор коэффициента регуляризации в методе LS–SVM / Ш.А. Бобоев // Материалы международной научно-практической конференции «XIII Ломоносовские чтения», посвященной 115-летию академика Бободжона Гафурова (28-29 апреля 2023 года). – Душанбе. – 2023. – С. 27–32.

20-М. **Бобоев Ш.А.** Использование биквадратной функции потерь Тьюки для построения робастных регрессионных моделей по методу LS–SVM / Ш.А. Бобоев // Материалы международной научно-практической конференции «XIV Ломоносовские чтения», «Роль филиала Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова в городе Душанбе в развитии науки и образования» (22–23 ноября 2024 г.). – Душанбе. – 2024. – Часть II. Естественные науки. – С. 12-19.

Шаҳодатнома оиди бақайдгирии давлатии барномаи компьютерӣ барои МЭҲ

21-М. **Бобоев Ш.А.** Свидетельство №2018619675 о государственной регистрации программы на ЭВМ Программа «ПОЛУЧЕНИЕ РОБАСТНЫХ И РАЗРЕЖЕННЫХ РЕШЕНИЙ МЕТОДОМ LS–SVM "Robast_Sparse_LS–SVM"» / Ш.А. Бобоев, А.А. Попов // Федеральный институт промышленной собственности. – 2018. (Дата регистрации: 09.08.2018).

АННОТАЦИЯ

диссертации Бобоева Шарафа Асроровича на тему «Построение регрессионных зависимостей с использованием квадратичной функции потерь в методе опорных векторов (LS–SVM)», на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 1.2.7 – Теоретические основы информатики

Ключевые слова: анализ данных, регрессия, зависимость, критерий скользящего контроля, критерий регулярности, критерий стабильности, критерий согласованности, метапараметры, робастное решение, разреженное решение, D–оптимальный план, разбиение выборки, функция потерь, коэффициент регуляризации, ядерная функция, полиномиальное ядро, RBF-ядро.

Объект исследования. Объектом исследования диссертационной работы являются методы построения регрессионных зависимостей в условиях неопределенности и нестабильности, ориентированные на получение робастных и разреженных решений.

Предмет исследования. Разработка новых алгоритмов получения робастных и разреженных решений в регрессионном моделировании с использованием метода LS–SVM.

Методы исследования. Для достижения целей и решения поставленных задач использовались методы математической статистики, теории вероятностей, математического программирования, вычислительной математики и статистического моделирования.

Научная новизна работы состоит в следующем:

- предложены новые робастные варианты критерия скользящего контроля (RLOO-P, RLOO);
- предложены новые способы получения робастных регрессионных моделей на базе метода LS–SVM с использованием метода псевдонаблюдений и взвешенного метода на основе функций потерь Хьюбера;
- предложен адаптивный вариант функции потерь Хьюбера для получения псевдонаблюдений и весовой функции потерь;
- предложены новые способы разбиения выборки на части с использованием методов планирования эксперимента для получения разреженных регрессионных моделей на базе метода LS–SVM;
- предложены новые способы (алгоритмы) разбиения выборки на части с использованием критериев оценки качества моделей для получения разреженных регрессионных моделей на базе метода LS–SVM.

Степень достоверности результатов диссертации. Достоверность и обоснованность научных положений, выводов и рекомендаций подтверждены апробацией результатов диссертационной работы на научно-практических конференциях и обеспечиваются корректным применением математического аппарата и методов многомерного статистического анализа. Полученные решения при использовании предложенных методов и алгоритмов согласуются с результатами применения известных подходов на тестовых примерах и задачах.

Область применения. Реализованное программное обеспечение «Получение робастных и разреженных решений методов LS SVM “Robast_Sparse_LS-SVM”» (свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018619675) и полученные результаты могут быть использованы в сферах науки и образования, компьютерных систем обработки данных, систем искусственного интеллекта и машинного обучения для решения актуальных прикладных задач, связанные с распознаванием образов, статистического и регрессионного анализа данных, восстановления зависимостей и прогнозирования.

ШАРҲИ МУХТАСАРИ

диссертатсияи Бобоев Шараф Асрорович дар мавзуи «Сохтани вобастагиҳои регрессионӣ бо истифода аз функсияи квадратии талафот дар методи векторҳои тақиягӯи (LS–SVM)», барои дарёфти дараҷаи илмӣ номзади илмҳои техникӣ аз рӯи ихтисоси 1.2.7 – Асосҳои назариявии информатика

Калимаҳои калидӣ: таҳлили додаҳо, регрессия, вобастагӣ, меёри назоратии лағжиш, меёри регулярий, меёри устуворӣ, меёри мувофиқатӣ, метапараметрҳо, ҳалли устувор, ҳалли пароканда, нақшаи D–оптималӣ, тақсимкунии намуна, функсияи талафот, коэффитсиенти танзимкунада, функсияи ядрой, ядрои полиномиалӣ, ядрои RBF.

Объекти тадқиқот. Объекти тадқиқоти кори диссертатсионӣ ин методҳои сохтани вобастагиҳои регрессионӣ дар шароити ноустуворӣ ва номуайяний мебошад, ки барои ба даст овардани ҳалҳои устувор ва пароканда нигаронида шудааст.

Мавзӯи тадқиқот. Таҳияи алгоритмҳои нав барои ба даст овардани ҳалҳои устувор ва пароканда дар моделсозии регрессионӣ бо истифодаи методи LS–SVM мебошад.

Методҳои тадқиқот. Барои ҳалли масъалаҳои гузошташуда дастгоҳи назарияи эҳтимолият, омори математикӣ, математикаи ҳисоббарорӣ, барномасозии математикӣ ва моделсозии оморӣ истифода шудааст.

Навовариҳои илмӣ кор чунинанд:

- вариантҳои нави устувори меёри идоракунии лағжиш (RLOO-P, RLOO) пешниҳод карда шудаанд;
- усулҳои нав барои ба даст овардани моделҳои устувори регрессионӣ дар асоси методи LS–SVM бо истифода аз методи псевдо-мушоҳида ва методи санчидашуда дар асоси функсияҳои талафоти Хюбер пешниҳод карда шудаанд;
- версияи мутобикгардонии функсияи талафоти Хюбер барои ба даст овардани псевдо-мушоҳидаҳо ва функсияи талафоти вазнӣ пешниҳод карда шудааст;
- усулҳои нави ба қисмҳо тақсим кардани намуна бо истифода аз усулҳои тарҳрезии таҷрибавӣ барои ба даст овардани моделҳои регрессионии пароканда дар асоси методи LS–SVM пешниҳод карда шудаанд;
- усулҳои нав барои ба қисмҳо тақсим кардани намуна бо истифода аз меёрҳои арзёбии сифати моделҳо барои ба даст овардани моделҳои регрессионии пароканда дар асоси методи LS–SVM пешниҳод карда шудаанд.

Дараҷаи эътимоднокии натиҷаҳои диссертатсия. Дараҷаи эътимоднокии ва асосҳои мавқеъҳои илмӣ, ҳулосаҳо ва тавсияҳои илмӣ бо тасдиқи натиҷаҳои кори диссертатсия дар конференсияҳои илмӣ-амалӣ тасдиқ карда шуда, бо истифодаи дурусти дастгоҳи математикӣ ва усулҳои таҳлили бисёрҷабҳаи оморӣ таъмин карда мешавад. Натиҷаҳои ба даст овардашуда бо истифодаи усулҳо ва алгоритмҳои пешниҳодшуда бо натиҷаҳои истифодабарии усулҳои маъмул оид ба мисолҳо ва масъалаҳои тестӣ мувофиқанд.

Соҳаи истифодабарӣ: Барномаи таҳияшуда: «Получение робастных и разреженных решений методов LS SVM “Robast_Sparse_LS-SVM”» (шаҳодатномаи №2018619675 оиди бақайдгирии давлатии барномаи компютерӣ барои МЭХ) ва натиҷаҳои бадастомада метавонанд дар соҳаҳои гуногуни илм ва маориф, системаҳои компютерии коркарди додаҳо, системаҳои зехни сунъӣ ва омӯзиши мошинӣ барои ҳалли масъалаҳои мубрами амалӣ, ки бо шинохти тасвирҳо, таҳлили оморӣ ва регрессионии додаҳо, барқароркунии вобастагиҳо ва пешгӯӣ алоқаманданд, истифода шаванд.

ANNOTATION

of the dissertation of Sharaf Asrorovich Boboev on the topic “Constructing Regression Dependencies Using a Quadratic Loss Function in the Least Squares Support Vector Machines Method (LS–SVM)”, submitted for the degree of candidate of technical sciences by specialty 1.2.7 – Theoretical Foundations of Informatics

Keywords: data analysis, regression, dependency, cross-validation criterion, regularity criterion, stability criterion, consistency criterion, hyperparameters, robust solution, sparse solution, D-optimal plan, sample splitting, loss function, regularization coefficient, kernel function, polynomial kernel, RBF kernel.

Object of the research. The object of the dissertation research is the methods of constructing regression dependencies under conditions of uncertainty and instability, aimed at obtaining robust and sparse solutions.

Subject of the research. The development of new algorithms for obtaining robust and sparse solutions in regression modeling using the LS–SVM method.

Research methods. To achieve the goals and solve the stated tasks, methods of mathematical statistics, probability theory, mathematical programming, computational mathematics, and statistical modeling were used.

The scientific novelty of the work consists of the following:

- new robust variants of the cross-validation criterion (RLOO-P, RLOO) are proposed;
- new methods are proposed for obtaining robust regression models based on LS–SVM using the pseudo-observation method and a weighted method based on Huber loss functions;
- an adaptive version of the Huber loss function is proposed for generating pseudo-observations and a weight loss function;
- new methods for splitting a dataset into parts using experimental design techniques are proposed to obtain sparse regression models based on LS–SVM;
- new methods (algorithms) for splitting a dataset using model quality assessment criteria are proposed to obtain sparse regression models based on LS–SVM.

The degree of reliability of dissertation results.

The validity and soundness of the scientific statements, conclusions, and recommendations are confirmed by the approbation of the dissertation results at scientific and practical conferences and ensured by the correct application of mathematical tools and methods of multivariate statistical analysis. The obtained solutions using the proposed methods and algorithms are consistent with the results of well-known approaches on test examples and tasks.

Field of the application. The implemented software “Obtaining Robust and Sparse Solutions of LS–SVM Methods ‘Robast_Sparse_LS-SVM’” (certificate of state registration of a computer program No. 2018619675) and the obtained results may be used in science and education, computer data-processing systems, artificial intelligence systems, and machine learning for solving practical applied problems related to pattern recognition, statistical and regression data analysis, dependency recovery, and forecasting.

Сдано в печать ____ . ____ . ____ Формат 60х84
1/16, тираж. 100 экзем.
Отпечатано в типографии Филиала МГУ
имени М.В. Ломоносова в г. Душанбе
г. Душанбе