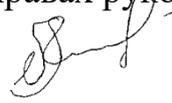


На правах рукописи



НИКУЛИН ВЛАДИМИР СЕРГЕЕВИЧ

**Методика оценки надежности вычислительных систем
по малым выборкам эксплуатационных данных**

Специальность

2.3.8 – Информатика и информационные процессы

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Красноярск – 2024

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Новосибирский государственный университет экономики и управления «НИНХ»

Научный руководитель: кандидат физико-математических наук, доцент
Пестунов Андрей Игоревич

Официальные оппоненты:

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

Басыня Евгений Александрович – кандидат технических наук, доцент
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», отделение интеллектуальных кибернетических систем офиса образовательных программ, доцент

Ведущая организация:

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Омский государственный технический университет»

Защита диссертации состоится «04» апреля 2024 г. в 14:00 ч на заседании диссертационного совета 24.2.404.10, созданного на базе Сибирского федерального университета, по адресу: 660074, г. Красноярск, ул. Киренского, 26, ауд. УЛК 112.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте Сибирского федерального университета по адресу <http://www.sfu-kras.ru/>

Автореферат разослан «___» _____ 2024 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



Покидышева Людмила Ивановна

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность. Вычислительные системы – это программно-аппаратные комплексы для решения задач, связанных с обработкой информации, включая математическое моделирование, обнаружение закономерностей, распознавание образов. Основными аппаратными элементами таких систем являются вычислительные серверы. Кроме них в состав входят источники бесперебойного питания, сетевое оборудование, управляющие ЭВМ. К программным элементам относятся системы мониторинга и распределения задач, операционные системы, драйверы.

Оценка надежности вычислительных систем предполагает определение ряда показателей, включая плотность распределения отказов, вероятность безотказной работы, коэффициент готовности, среднюю наработку на отказ и интенсивность отказов. Определить их до ввода вычислительной системы в эксплуатацию можно тремя основными способами: теоретически на этапе проектирования, методом биномиальных испытаний и посредством ускоренных лабораторных испытаний. Однако зачастую они не позволяют получить адекватные оценки надежности для принятия решений при обслуживании вычислительной системы.

Теоретические расчеты могут быть недостоверны из-за отсутствия на этапе проектирования информации о надежности серверов и планируемых режимах эксплуатации. Параметрические методы требуют «жестких» предположений о распределении отказов, которые как правило сложно обосновать. При использовании метода биномиальных испытаний для подтверждения вероятности безотказной работы 97% (общепринятый уровень в теории надежности сложных технических систем) потребуется поставить в опытную эксплуатацию порядка 128 элементов. Вывод о достижении заданной вероятности можно сделать, если будет зафиксировано не более одного отказа. Если отказов больше, то необходимо значительно увеличить время наблюдений или количество оцениваемых элементов. Для получения достоверных оценок надежности небольших вычислительных систем (менее 100 серверов) требуется длительный период опытной эксплуатации, что как правило неприемлемо. Третьей альтернативой являются ускоренные лабораторные испытания, заключающиеся в искусственном повышении нагрузки на составные элементы, однако предположение о том, что законы распределения отказов в таком режиме остаются такими же, как и при штатной эксплуатации, обосновать сложно.

Основным подходом получения достоверных оценок надежности небольших вычислительных систем является расчет показателей на основе малых выборок реальных эксплуатационных данных об отказах.

Степень разработанности проблемы. Проблемы оценки надежности технических систем по эксплуатационным данным исследовали отечественные и зарубежные специалисты, среди которых Е.И. Бурдасов, С.Г. Тихомиров, В.И. Павлов, А.С. Агапов, Б.В. Палюх, З.Г. Баталова, Р.А. Шубин, А.Ю. Степанов, Ю.Г. Заренин, В.М. Скрипник, Н.Н. Ченцов, Р.Л. Стратонович,

М.С. Никулин, Ю.И. Богданов, А. В. Антонов, С. Antle, L. Bain, Н. Harter, D. Reineke и др.

К настоящему времени разработан ряд общих методик для более широкого класса устройств – сложных технических систем. А.М. Половко и С.В. Гуров предлагают использовать инженерную методику анализа надежности на основе аналитического решения интегрального уравнения, но ее реализация затруднена из-за особых (возможно недоступных) требований к параметру потока отказов. О.О. Шмидт предложена обобщенная модель, позволяющая получить оценки параметрическими методами, требующими априорной информации.

Общие для сложных технических систем методики затруднено применять именно для вычислительных систем в силу ряда причин. Вычислительные системы состоят из аппаратных и программных элементов, которые могут иметь общие и независимые причины отказов. Они регулярно модернизируются и масштабируются, что обуславливает постоянное изменение количества элементов и требует получения оценок надежности в режиме реального времени. Основной группой элементов являются вычислительные серверы, для которых фиксируется крайне малое число отказов (не более 30).

А.В. Антонов и М.С. Никулин предложили методику оценки надежности насосных агрегатов АЭС на базе непараметрических методов, учитывающую цензурированные справа данные (отказ не произошел за период наблюдения), но демонстрирующую хорошие результаты только при малой их доле. При эксплуатации вычислительных систем доля цензурированных данных может быть высока и среди них присутствуют данные, цензурированные интервалом (отказ фиксируется временным отрезком вместо точного значения). Подобные данные поступают, например, от неконтролируемых источников бесперебойного питания или сетевых медиаконверторов. В рассмотренной методике отсутствует аналитическое представление функции плотности распределения отказов, которое учитывает не только полные, но и цензурированные наработки. Кроме того, алгоритм вычисления параметра сглаживания метода Розенблатта – Парзена описан только в общем виде.

Для получения оценок надежности необходимы качественные выборки эксплуатационных данных (без пропусков, избыточности и искажений). Проблему их сбора и подготовки исследовали В.С. Викторова, А.С. Степанянц, R. Wolski, I. Foster и др.

В работе А.Г. Тарасова и М.Б. Успенского отмечается, что современные системы мониторинга эффективно фиксируют эксплуатационные данные в режиме реального времени только для аппаратных элементов. Задача разработки единой архитектуры для сбора информации одновременно с аппаратных и программных элементов в полной мере не решена.

Таким образом, актуальны проблемы совершенствования методик сбора и подготовки эксплуатационных данных, а также адаптации непараметрических методов для оценки надежности небольших вычислительных систем.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности оценки надежности вычислительных систем по малым выборкам эксплуатационных данных, часть из которых цензурированы.

Для достижения цели определены следующие **задачи**:

1. Разработать технологию сбора и подготовки эксплуатационных данных по каждому элементу вычислительной системы.
2. Разработать классификационные модели машинного обучения для распознавания отказов составных элементов в общем потоке информации.
3. Получить аналитическое представление функции плотности распределения отказов, учитывающее полные наработки на отказ, наработки, цензурированные интервалом, и наработки, цензурированные справа.
4. Разработать программный комплекс для оценки надежности вычислительных систем по эксплуатационным данным.

Объектом исследования являются малые вычислительные системы как программно-аппаратные инфокоммуникационные системы.

Предметом исследования является надежность вычислительных систем, оцениваемая по эксплуатационным данным.

Методы исследований. Аппарат теории надежности и математической статистики; методы машинного обучения; технологии структурного и объектно-ориентированного программирования.

Научная новизна диссертационной работы заключается в следующем.

1. Предложена методика оценки надежности вычислительных систем по малым выборкам эксплуатационных данных на основе непараметрического метода Розенблатта – Парзена, позволяющая повысить точность базового метода за счет учета цензурированных данных и компенсации смещения оценок плотности распределения отказов.
2. Разработана новая технология сбора и подготовки эксплуатационных данных по каждому элементу вычислительной системы, позволяющая сформировать выборку для построения оценок плотности и включающая единую архитектуру для сбора информации об отказах программных и аппаратных элементов, а также методы опроса их состояния.
3. Разработаны модели машинного обучения, впервые позволяющие распознавать в общем потоке информации отказы аппаратных и программных элементов одновременно, что невозможно осуществить традиционными способами на основе граничных (критических) значений, которые ориентированы только на аппаратные элементы.

Теоретическая значимость. Получено аналитическое представление плотности распределения отказов, учитывающее полные наработки на отказ, наработки, цензурированные интервалом, и наработки, цензурированные справа.

Практическая значимость. Разработан программный комплекс для оценки надежности вычислительных систем, позволяющий отслеживать состояние составных элементов и осуществлять контроль посредством

информирования обслуживающего персонала. Автоматизирован процесс подготовки эксплуатационных данных и расчета показателей надежности.

Результаты работы используются в образовательном процессе кафедры информационных технологий ФГБОУ ВО «Новосибирский государственный университет экономики и управления «НИНХ» и практической деятельности ООО «Абсолют», что подтверждается актами о внедрении. Получено свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020661451 от 24.09.2020.

Положения, выносимые на защиту.

1. Методика оценки надежности вычислительных систем по малым выборкам эксплуатационных данных.

2. Технология сбора и подготовки эксплуатационных данных о состоянии программных и аппаратных элементов вычислительной системы.

3. Модели машинного обучения для распознавания отказов составных элементов вычислительной системы в процессе функционирования.

4. Программный комплекс для оценки надежности вычислительных систем, включающий реализацию технологии сбора и подготовки данных.

Личный вклад автора. Все результаты, выносимые на защиту, получены автором лично.

Достоверность результатов. Достоверность результатов подтверждена численными экспериментами на модельных данных и их сравнением с результатами других теоретических и экспериментальных исследований.

Соответствие паспорту специальности. Диссертация соответствует паспорту специальности 2.3.8 «Информатика и информационные процессы»: **Пункт 9.** Разработка архитектур программно-аппаратных систем поддержки цифровых технологий сбора, хранения и передачи информации в инфокоммуникационных системах, в том числе, с использованием «облачных» интернет-технологий и оценка их эффективности; **Пункт 17.** Разработка методов обеспечения надежной обработки информации и обеспечения помехоустойчивости информационных коммуникаций для целей передачи, хранения и защиты информации; разработка основ теории надежности и безопасности использования информационных технологий.

Апробация работы. Результаты обсуждались на следующих семинарах и конференциях: X Всероссийской научно-практической конференции с международным участием «Наука молодых» (Арзамас, 2017); Национальном суперкомпьютерном форуме «НСКФ» (Переславль-Залесский, 2017); XXXVII Всероссийской научно-технической конференции «Проблемы эффективности и безопасности функционирования сложных технических и информационных систем» (Серпухов, 2018); XIV и XVII Всероссийских научных конференциях молодых ученых «Наука. Технологии. Инновации» (Новосибирск, 2019, 2022); VII Международной научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Математическое моделирование и информационные технологии» (Иваново, 2020); XXI Всероссийской конференции молодых

ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (Новосибирск, 2020); XV Международной научно-практической конференции «Современные инструментальные системы, информационные технологии и инновации» (Курск, 2020); XX Международной конференции «Сибирская научная школа-семинар "Компьютерная безопасность и криптография" – SIBECRYPT'21» имени Г.П. Агибалова (Новосибирск, 2021); XXIII Всероссийской конференции молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (Новосибирск, 2022); научные семинары НГУЭУ (рук. д.т.н. Л.К. Бобров), 2020-2023 гг.

Публикации. Результаты исследований отражены в 12 научных работах, включая 4 публикации в журналах, рекомендованных высшей аттестационной комиссией для опубликования научных результатов диссертации на соискание ученой степени доктора или кандидата наук, 1 публикация в сборнике трудов международной конференции, индексируемом Scopus/WoS и 1 свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Объем и структура работы. Основной текст диссертации, содержащий 20 рисунков и 21 таблицу, включает введение, 3 главы и заключение. Общий объем работы составляет 115 страниц. Список литературы состоит из 102 источников.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** обоснована актуальность выбранной темы, определены цели и задачи исследования, раскрыта научная новизна и практическая значимость.

В **первой главе** представлен обзор литературы по теме исследования. Рассмотрены современные направления теории надежности вычислительных систем, методики оценки показателей надежности и возможные сферы их применения для решения практически значимых задач.

Вторая глава посвящена разработке технологии сбора и подготовки данных, обучению классификационных моделей и разработке методики оценки надежности вычислительных систем по малым выборкам эксплуатационных данных с учетом наличия цензурированной информации.

Общей целью технологии сбора и подготовки данных является соотнесение итогового набора данных с моделями машинного обучения и определение схемы этой интеграции. Здесь выявляются и исправляются конфликты, возникающие в процессе интеграции и устанавливаются соотношения в базе данных с учетом произошедшего обновления. Создаются таблицы со следующими атрибутами: ключ, время события, параметры и состояние контролируемого устройства. Финальная интеграция заключается в формировании итогового набора, включающего данные обо всех событиях за период подконтрольной эксплуатации.

Разработанную **технологии сбора и подготовки данных** можно декомпозировать на отдельные задачи и представить в виде иерархического списка (см. табл. 1).

Таблица 1. Декомпозиция этапов технологии подготовки данных для их использования при получении оценок надежности вычислительных систем

<ol style="list-style-type: none">1. Общий для всех сложных технических систем набор задач.<ol style="list-style-type: none">1.1. Очистка данных.<ol style="list-style-type: none">1.1.1. Обнаружение проблем фиксации контролируемых параметров.1.1.2. Устранение контролируемых параметров с пустыми значениями.1.1.3. Исправление аномальных значений контролируемых параметров.1.2. Выбор информативных данных.<ol style="list-style-type: none">1.2.1. Выбор информативных контролируемых параметров.1.2.2. Определение интервала фиксации записей.2. Специальный набор задач для вычислительных систем.<ol style="list-style-type: none">2.1. Форматирование итогового набора данных.<ol style="list-style-type: none">2.1.1. Приведение типов данных под модели машинного обучения.2.1.2. Создание структуры данных.2.2. Формирование итогового набора данных.<ol style="list-style-type: none">2.2.1. Формирование атрибутов и элементов вычислительной системы.2.2.2. Добавление атрибутов (доп. информации) в набор данных.2.2.3. Получение итогового набора данных для классификационных моделей.2.3. Интеграция итогового набора данных с базой данных.<ol style="list-style-type: none">2.3.1. Выявление способа хранения данных.2.3.2. Коррекция времени фиксации итогового набора в базе данных.2.3.3. Соотнесение итогового набора данных с машинными моделями.

Среди этой информации присутствуют данные, не относящиеся к отказам, поэтому следующим этапом оценки надежности является их исключение. В большинстве случаев задача распознавания отказов в общем потоке информации решается с помощью оценки граничных параметров контролируемых значений. Однако данный метод не подходит, если устройство формирует сигнал работоспособного состояния, но при этом недоступно. В этом случае целесообразно использование **моделей машинного обучения**. Разработан алгоритм обучения классификационных моделей для обнаружения отказов (см. табл. 2) на основе нескольких базовых легковесных моделей (деревьев решений, регрессионных моделей) с разным набором управляющих параметров.

Таблица 2. Алгоритм обучения классификационных моделей

<ol style="list-style-type: none">Шаг 1. Разделить генеральную совокупность на обучающую и тестовую выборку.Шаг 2. Выбрать базовую модель и функцию оценки качества обучения модели.Шаг 3. Определить набор управляющих параметров базовых моделей.Шаг 4. Обучить базовые модели с перебором набора управляющих параметров.Шаг 5. Оценить качество обученных моделей; выбрать лучшую модель.
--

Для поиска оптимальных значений управляющих параметров моделей требуется определить диапазон всевозможных допустимых значений (так называемую «сетку» параметров), которые могут использоваться для обучения. Затем применяется метод перебора и на каждой комбинации значений обучается

модель. В результате обучения формируются итоговые модели для каждого составного элемента, достигшие в процессе обучения лучших показателей эффективности (минимальных ошибок на тестовых выборках). Так, на примере составного элемента «управляющий сервер», в результате обучения трех базовых моделей получены следующие оценки точности (см. табл. 3). Видно, что модель Xgboost Classifier достигла лучших результатов и выбрана для определения отказов данного элемента.

Таблица 3. Оценка точности моделей для элемента «управляющий сервер»

Модель	Precision (точность)	Recall (полнота)	F1 - метрика
Xgboost Classifier	0,88	0,97	0,92
CATboost Classifier	0,86	0,89	0,88
Logistic Regression	0,61	0,86	0,71

В процессе разработки методики оценки надежности вычислительных систем по малым выборкам эксплуатационных данных рассчитываются показатели надежности. Основной показатель надежности – это плотность распределения времени до отказа. На ее основе возможно осуществить переход к расчету других показателей, таких как вероятность безотказной работы, коэффициент готовности, средняя наработка до отказа и интенсивность отказов (ГОСТ 51901.5. Руководство по применению методов анализа надежности). Методика основана на непараметрическом методе Розенблатта – Парзена, адаптация которого для вычислительных систем осуществлялась в три этапа.

На первом этапе проведен анализ влияния управляющих параметров данного метода на точность аппроксимации итоговой плотности распределения и разработан алгоритм вычисления оптимального параметра сглаживания. Пусть N – количество наблюдаемых элементов вычислительной системы и $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ – выборка значений времени работы элементов до отказа, тогда базовая оценка плотности распределения методом Розенблатта – Парзена имеет следующий вид:

$$f(t) = \frac{1}{N\sigma} \sum_{i=1}^N V\left(\frac{t - x_i}{\sigma}\right), \quad (1)$$

где V – функция ядра, σ – параметр сглаживания.

В результате предварительных экспериментов установлено, что выбор функции ядра слабо влияет на точность оценки плотности распределения, поэтому в качестве $V(x)$ выбрана функция Гаусса вида

$$V(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{x^2}{2}}.$$

Что касается параметра сглаживания σ , то его влияние на точность оценки существенно, поэтому на основе метода Хука – Дживса разработан алгоритм (см. табл. 4), согласно которому оптимальное значение параметра сглаживания вычисляется итеративно до достижения заданной точности ϵ .

Пусть L – логарифмическая функция правдоподобия $L(\sigma) = \sum_{i=1}^N \ln f_{\sigma}(x_i)$, где $f_{\sigma}(\cdot)$ – плотность при параметре сглаживания σ . Перед началом работы алгоритма присвоим начальное значение параметра сглаживания согласно приближению Сильвермана:

$$\sigma_b := 0,9 * \min \left(\hat{\sigma}, \frac{\mu}{1,34} \right) N^{\frac{-1}{5}},$$

где $\hat{\sigma}$ – стандартное отклонение элементов выборки, μ – медиана выборки. Далее установим начальное значение шага изменения искомого параметра $d := \sigma_b/2$ и вычислим начальное значение функции $L(\sigma_b)$.

Таблица 4. Алгоритм поиска оптимального параметра сглаживания σ

Шаг 1. Присвоить $\sigma^+ := \sigma_b + d$ и вычислить значение функции $L(\sigma^+)$.
Шаг 2. Если $L(\sigma^+) > L(\sigma_b)$, то $\sigma_b := \sigma^+$ и перейти на шаг 1, иначе – шаг 3.
Шаг 3. Присвоить $\sigma^- := \sigma_b - d$ и перейти на шаг 6.
Шаг 4. Если $\sigma^- < 0$, то перейти на шаг 5, иначе – шаг 7.
Шаг 5. Вычислить значение функции $L(\sigma^-)$.
Шаг 6. Если $L(\sigma^-) > L(\sigma_b)$, то $\sigma_b := \sigma^-$ и перейти на шаг 1, иначе – шаг 7.
Шаг 7. Если $d < e$, вернуть σ_b и завершить; иначе $d := d/2$ и перейти на шаг 3.

Проведен эксперимент по оценке точности оценки плотности с параметром сглаживания, вычисленным согласно разработанному алгоритму и через приближение Сильвермана на модельных данных. Сгенерированы выборки объема 5, 10, 30 (малые выборки) и 50, 100, 130 (большие выборки). Вычислена ошибка оценивания err по формуле:

$$err = \int_0^{\infty} |f_{\text{теор.}}(t) - f_{\text{оц.}}(t)| dt, \quad (2)$$

где $f_{\text{теор.}}(\cdot)$ и $f_{\text{оц.}}(\cdot)$ – теоретическая и оцененная плотности соответственно.

Таблица 5. Сравнение ошибок оценки плотности при σ , вычисленном через приближение Сильвермана ($err_{\text{Сильв.}}$) и согласно новому алгоритму ($err_{\text{Нов.}}$)

Метод \ N	5	10	30	50	100	130
$err_{\text{Сильв.}}$	0,033	0,022	0,021	0,019	0,017	0,016
$err_{\text{Нов.}}$	0,031	0,019	0,018	0,015	0,011	0,009

Результаты экспериментов показывают, что ошибка оценивания плотности при вычислении параметра сглаживания новым алгоритмом меньше, чем при использовании приближения Сильвермана (см. табл. 5).

На втором этапе решается вопрос компенсации смещения, возникающий при использовании формулы (1). Проблема состоит в том, что областью определения функции ядра является интервал $(-\infty; +\infty)$, а исследуемый аргумент t (время) определен на интервале $[0; +\infty)$. При наличии близких к нулю

наработок на отказ оцениваемая плотность распределения смещается, приводя к нарушению условия $F(0)=0$, где $F(\cdot)$ – функция распределения отказов, соответствующая плотности $f(\cdot)$. Данное условие означает, что отказов при $t \leq 0$ быть не может, а наличие смещения приводит к возможности неравенства $F(0)>0$, означающего, что отказы фиксировались до ввода вычислительной системы в эксплуатацию (при $t \leq 0$), чего быть не может.

Компенсировать это смещение можно методом зеркального отображения. Его применение позволяет преобразовать базовую оценку (1) к виду

$$f_p(t) = \frac{1}{N\sigma} \sum_{i=1}^N \left[V\left(\frac{t-x_i}{\sigma}\right) + V\left(\frac{t+x_i}{\sigma}\right) \right]. \quad (3)$$

На третьем этапе выводится аналитическое представление функции плотности распределения с учетом цензурированной информации.

Пусть $L = [(l_1, l_2), (l_2, l_3), \dots, (l_{j-1}, l_j)]$ – интервалы цензурирования, на которых зафиксированы события $V = (v_1, v_2, \dots, v_j)$, и $\Delta_j = l_{j+1} - l_j$ – длина интервала. Функция плотности для таких данных будет иметь вид

$$f_{\Delta}(t) = \frac{1}{\sigma N} \left[\sum_{j=1}^J v_j \int_0^1 V\left(\frac{t-l_j-u\Delta_j}{\sigma}\right) du \right]. \quad (4)$$

Для учета цензурированных справа данных в методе ядерных оценок А.В. Антонов и М.С. Никулин предложили заменить величину t , определенную на интервале $(l, +\infty)$, случайной величиной $\tau = 1/t$. Это позволяет установить единое поведение для цензурированных справа данных от любых источников и исключить зависимость от предыдущих событий. В рамках диссертации предлагается альтернативный вариант с использованием легкодоступной априорной информации о правой границе цензурированных справа данных. Они доступны из сведений о надежности аналогичного оборудования. Например, может быть известен согласованный экспертами допустимый срок эксплуатации t^{np} , который может быть использован вместо бесконечности на правой границе. Если априорная информация отсутствует, то значение t^{np} можно оценить, исходя из соотношения количества элементов в источнике данных и количества отказов до момента цензурирования по формуле

$$t^{np} = \frac{N}{N-s} \cdot \bar{t},$$

где N – общее число элементов, s – число цензурированных справа элементов, \bar{t} – момент времени последнего наблюдения за элементом.

Если информация о поведении функции распределения на интервале (\bar{t}, t^{np}) отсутствует, то оценка строится на основании принципа максимума энтропии следующим образом. Пусть $R = [(\bar{t}, t_1^{np}), (\bar{t}, t_2^{np}), \dots, (\bar{t}, t_s^{np})]$ – выборка временных интервалов для цензурированных справа элементов, на которых не зафиксировано отказов, Δ_s – длина интервала цензурирования, тогда оценка функция плотности будет иметь вид

$$f_r(t) = \frac{1}{\sigma N} \left[\sum_{s=1}^S \int_0^1 V\left(\frac{t - t_s^{\text{np}} - u\Delta_s}{\sigma}\right) du \right], \quad (5)$$

где S – количество элементов, цензурированных справа.

На основании полученных частных плотностей по формулам (3)–(5) сформировано **аналитическое представление итоговой функция плотности**, в которой учтены все три вида наработок: полные, цензурированные справа и цензурированные интервалами:

$$f(t) = \frac{1}{\sigma N} \left[\sum_{i=1}^p V\left(\frac{t - x_i}{\sigma}\right) + \sum_{j=1}^J v_j \int_0^1 V\left(\frac{t - l_j - u\Delta_j}{\sigma}\right) du + \sum_{s=1}^S \int_0^1 V\left(\frac{t - t_s^{\text{np}} - u\Delta_s}{\sigma}\right) du \right]$$

Достоинством предложенного способа является простота оценки. Кроме того, обеспечивается связь поведения функции распределения за пределами границы цензурирования с ее поведением до границы. Достигается единообразие используемых выражений, обеспечивается гладкость функции в точке перехода, снимается неопределенность относительно цензурированной информации.

Проведено исследование **достоверности предложенной методики** на модельных данных. Сгенерированы выборки случайных величин, моделирующих наработки на отказ, имеющие логнормальное распределение, гамма-распределение и распределение Вейбулла. Показано, что даже при существенной доле цензурированных справа данных построенная функция распределения соответствует как теоретической, так и построенной методом максимума правдоподобия при априорном знании закона распределения.

Эффективность предложенной методики обоснована экспериментально на модельных данных. Сгенерировано по 20 малых и больших выборок объема 30 и 100 соответственно. В каждой выборке варьировалась доля цензурированных наработок: 30%, 60% и 90%. Каждая из этих долей делится поровну на наработки, цензурированные интервалом и цензурированные справа. Оценивалась плотность распределения тремя способами: только по полным наработкам, методикой А.В. Антонова с учетом цензурированных данных и методикой, предложенной в диссертации. Для каждой выборки определена ошибка по формуле (2). В таблице 6 приведены усредненные по всем выборкам ошибки оценивания плотности распределения. Видно, что использование упомянутого ранее «классического» способа учета цензурированной информации позволяет снизить ошибку оценивания на 14 – 16 %. Для адаптированного метода установлено, что при малых выборках и большой доле цензурированных данных ошибка оценки плотности снижается на 24% при сравнении с оценкой только по полным наработкам. В остальных случаях снижение ошибки составляет 14 – 21 %.

Таблица 6. Ошибки оценивания плотностей по модельным данным

Метод Розенблатта – Парзена	Малые выборки (N=30)				Большие выборки (N=100)			
	Доля цензурированных данных							
	0%	30%	60%	90%	0%	30%	60%	90%
	Ошибка восстановления плотности распределения (% снижения ошибки от полных наработок)							
Только полные наработки	0,021	0,028	0,037	0,050	0,016	0,017	0,020	0,038
Классический с учетом цензурированных данных	0,021 (0%)	0,024 (15%)	0,031 (16%)	0,044 (15%)	0,016 (0%)	0,015 (14%)	0,017 (15%)	0,032 (14%)
Адаптированный с учетом цензурированных данных	0,021 (0%)	0,024 (15%)	0,029 (21%)	0,038 (24%)	0,016 (0%)	0,015 (14%)	0,017 (15%)	0,030 (19%)

Третья глава посвящена экспериментальному исследованию предлагаемой методики и описанию разработанного программного комплекса для оценки надежности вычислительных систем по эксплуатационным данным.

В рамках **программного комплекса** разработаны протоколы взаимодействия, в которых определены компоненты обмена данных, в том числе метрика, событие, кадр данных, соединение, сеанс, триггер, действие и модуль. Для хранения значений контролируемых элементов выбраны нереляционные базы данных (например, InfluxDB и VictoriaMetrics), которые имеют более высокую скорость обработки запросов и меньший расход памяти.

Методика апробирована на реально функционирующей вычислительной системе, состоящей из 20 серверов Supermicro Server 1024US-TRT. Период подконтрольной эксплуатации 43800 часов. За этот период зафиксировано 187 полных и 29 цензурированных наработок на отказ. По эксплуатационным данным согласно разработанной методике получены оценки плотности распределения наработок на отказ и вероятности безотказной работы с учетом и без учета цензурированных данных. Результаты представлены на рисунке 1. Исходя из графика, можно сделать вывод о том, что оценка плотности, построенная с учетом цензурированных данных, не входит в доверительный интервал оценки, построенной без их учета. Это свидетельствует о статистической значимости учета цензурированных данных. Видно, что при их учете плотность смещается вправо, свидетельствуя о повышении вероятности безотказной работы. Кроме того, учет цензурированных данных повышает точность определения времени доминирующей группы отказов.

Основным результатом предлагаемой методики является апостериорная плотность распределения отказов, но ее можно использовать для углубленного анализа надежности, в том числе для выявления причин отказов. Выявляются временные интервалы с доминирующим количеством отказов и проводится соотнесение этих интервалов с отказавшими узлами. Полученное соответствие позволяет определить проблемные места. Например, рисунок 1 позволяет определить три временных интервала с доминирующим числом отказов.

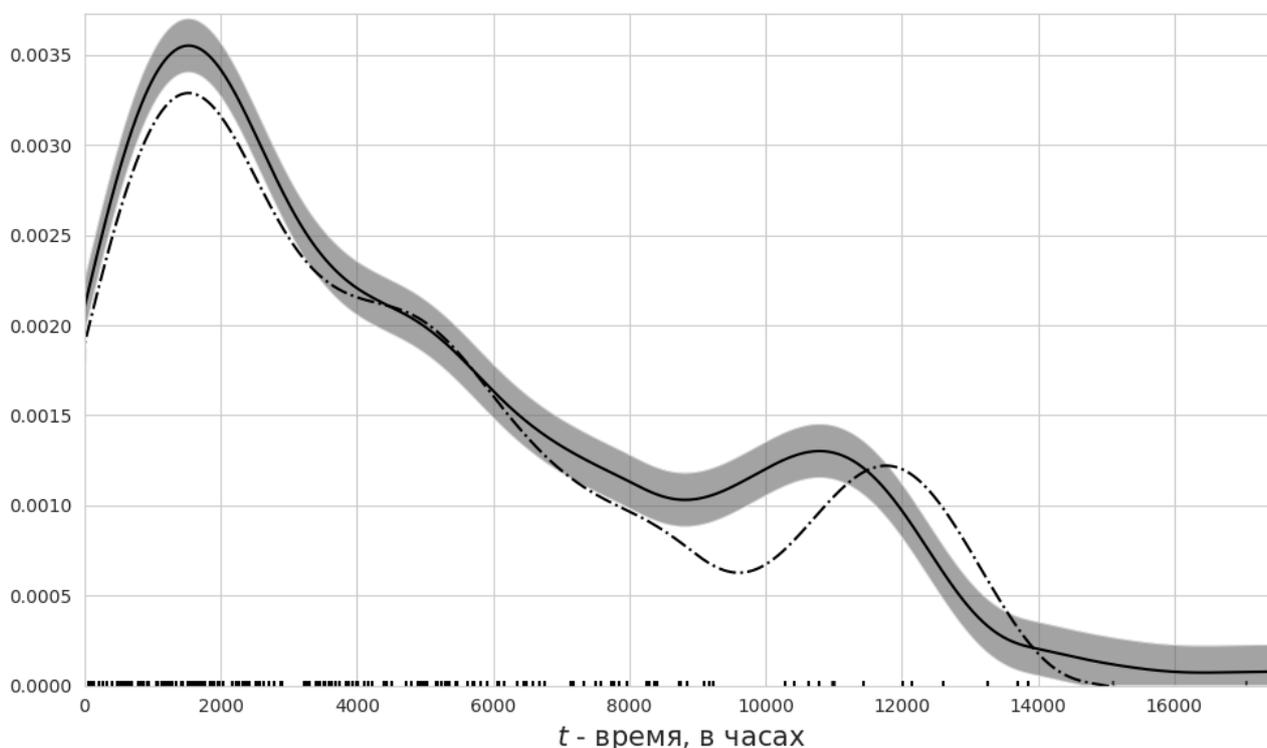


Рисунок 1 – Сравнение двух оценок плотности распределения отказов реально функционирующей вычислительной системы согласно предложенной методике: без учета цензурированной информации (сплошная линия) с доверительными интервалами (серая область) и с учетом цензурированной информации

Первый интервал на участке 1500 – 2000 часов содержит более 70% отказов, которые связаны с выходом из строя драйвера «NVIDIA Driver for Linux x86_64 v.340.58». Анализ опыта эксплуатации позволил выявить проблему запуска определенных задач, при выполнении которых происходит отключение составного элемента (драйвера) и требуется перезапуск вычислительной системы. Второй интервал на участке 3000 – 6000 часов связан с особенностями технического обслуживания и ремонта. Из-за нерегламентированного процесса обновления программных элементов происходили сбои. Третий интервал на участке 10000 – 12000 часов связан с отказами отдельных серверов в период внеплановых аварийных отключений.

Результаты анализа позволяют найти возможности снижения количества отказов по интервалам. Для устранения проблем в рамках первого и второго интервала предлагается ввести в эксплуатацию программный модуль контейнеризации для изоляции программного окружения каждого пользователя и исключения взаимного влияния. Для устранения проблем в рамках третьего интервала предлагается разработать систему плановой остановки вычислительных серверов в случае аварийного отключения и добавить в план технического обслуживания проверку работоспособности системы аварийного отключения/включения.

В **заключении** описаны основные результаты, полученные в процессе выполнения диссертационной работы.

1. Разработана методика оценки надежности вычислительных систем по малым выборкам эксплуатационных данных. Предложена адаптация непараметрического метода Розенблатта – Парзена для построения плотности распределения отказов, заключающаяся в учете цензурированных данных и компенсации смещения плотности распределения отказов. Разработан алгоритм вычисления оптимального параметра сглаживания. Получено аналитическое представление функции плотности распределения отказов, учитывающее как полные, так и все виды цензурированных наработок.

2. Разработана технология автоматизированного сбора и подготовки выборки для оценки плотности распределения отказов. Технология позволяет единообразно собирать данные как с аппаратных, так и с программных элементов в автоматическом режиме.

3. Разработаны модели машинного обучения для распознавания отказов. В разработанных моделях учитываются показатели функционирования программных и аппаратных элементов одновременно. Модели позволяют определять отказы составных элементов вычислительных систем в процессе их функционирования, тем самым формируя эксплуатационные данные.

4. Разработан программный комплекс для оценки надежности вычислительных систем, включающий реализацию технологии сбора и подготовки данных. Его достоинством является возможность получения оценок в режиме реального времени, на основании которых обслуживающий персонал получает возможность своевременного принятия решений для корректировки режима эксплуатации и функционирования вычислительной системы.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в журналах, рекомендованных высшей аттестационной комиссией для опубликования научных результатов диссертации на соискание ученой степени доктора или кандидата наук

1. **Никулин В.С.** Анализ методов статистической оценки эксплуатационной надежности вычислительных систем / В.С. Никулин, Д.Н. Захаров // Научные технологии в космических исследованиях Земли. 2020. Т. 12. № 1. С. 64-69.

2. **Никулин В.С.** Методика подготовки данных для интеллектуального анализа надежности вычислительных систем / В.С. Никулин // Вестник СибГУТИ. 2020. № 3 (51). С. 26-37.

3. **Никулин В.С.** Аппроксимация плотности распределения времени работы между отказами вычислительной системы непараметрическим методом Розенблатта – Парзена / В.С. Никулин, А.И. Пестунов // Вестник ВГТУ. 2022. Т. 18. № 1. С. 36-41.

4. **Никулин В.С.** Оценка надежности вычислительных систем непараметрическим методом по малым выборкам эксплуатационных данных / В.С. Никулин, А.И. Пестунов // Вестник НГУЭУ. 2024. № 1. С. 10-23.

Публикация в сборнике трудов конференции, индексируемом в Scopus/WoS

5. **Nikulin V.** Adaptation of non-parametric Parzen-Rosenblatt window method for estimating operational reliability characteristics of computing systems. / V.S. Nikulin, A.I. Pestunov // Proceedings of the International Conference on Applied Science and Emerging Technology (STECH-2020). 2024. AIP Conference Proceedings (ISSN 0094-243X). Vol. 2436. Melville.

Другие публикации

6. **Никулин В.С.** Создание автоматизированной системы сбора сведений о качестве функционирования вычислительных систем / В.С. Никулин, А.И. Павлова // Наука молодых. Сборник научных трудов X Всероссийской НПК. 2017. С. 541-545.

7. **Никулин В.С.** Сравнительный анализ СУБД для реализации подсистемы хранения событий мониторинга вычислительных систем / В.С. Никулин // Наука. Технологии. Инновации. Сборник научных трудов. 2019. С. 46-49.

8. **Никулин В.С.** Проектирование программного комплекса для статистической оценки эксплуатационной надежности вычислительных систем / В.С. Никулин // Математическое моделирование и информационные технологии. VII международная НТК студентов, аспирантов и молодых ученых. В 6-ти томах. 2020. С. 51.

9. **Никулин В.С.** Оценка эксплуатационной надежности вычислительных систем адаптированным методом Розенблатта – Парзена / В.С. Никулин, А.И. Пестунов // Тезисы XXI Всероссийской конференции молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям. 2020. С. 39.

10. **Никулин В.С.** Реализация метода обработки статистических данных полученных в ходе эксплуатации вычислительных систем / В.С. Никулин // Современные инструментальные системы, информационные технологии и инновации. Сборник научных трудов XV Международной НПК. 2020. С. 214-216.

11. **Никулин В.С.** Адаптация метода Розенблатта – Парзена для экспериментальной оценки надежности вычислительной системы / В.С. Никулин // Прикладная дискретная математика. Приложение. 2021. № 14. С. 148-153.

Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ

12. **Никулин В.С.** Программный комплекс для статистической оценки эксплуатационной надежности вычислительных систем / В.С. Никулин, А.И. Пестунов // М.: Роспатент. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2020661451 от 24.09.2020.