

ОТЗЫВ

официального оппонента на диссертацию и автореферат Мартыненко Бориса Витальевича на тему «Модели и алгоритмы интеллектуальной поддержки управления рабочей нагрузкой систем обработки информации на основе ретроспективных данных», представленную на соискание учёной степени кандидата технических наук по специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика

Актуальность темы диссертации

Диссертационная работа Мартыненко Б.В. посвящена решению актуальной научно-технической задачи – разработке моделей и алгоритмов прогнозирования рабочей нагрузки виртуализированных центров обработки данных (ВЦОД) в условиях зашумления временных рядов ретроспективной информации мониторинга вычислительных ресурсов.

Важнейшей задачей администрирования ВЦОД является проактивная реконфигурация инфраструктуры на основе прогнозирования рабочей нагрузки (CPU Usage Rate). Нагрузка ВЦОД носит нелинейный нестационарный характер, включает периодические шаблоны, всплески и случайные выбросы.

Принципиальной проблемой является зашумление временных рядов ретроспективных данных. Источниками выступают два фактора: «шумные соседи» (Noisy Neighbours) – конкурирующие потоки захватывают кэш-память процессорных ядер соседних виртуальных машин; «старение» ПО (Software Aging) – кумулятивная деградация состояния программной среды. Стандартные методы шумоподавления (фильтры Калмана, вейвлет-преобразования, автоэнкодеры) ограничены в силу нелинейности и нестационарности рядов рабочей нагрузки. Существующие подходы к прогнозированию либо не учитывают эти факторы, либо рассматривают их в недостаточном объёме.

В диссертации автором выявлено противоречие, заключающееся в отсутствии в существующих службах администрирования ВЦОД методов и алгоритмов, учитывающих факторы зашумления временных рядов показателей производительности вычислительных ресурсов с одной стороны, и необходимостью проактивной реконфигурация инфраструктуры на основе прогнозирования – с другой.

На разрешение этого противоречия направлена научная задача исследования – разработка моделей, алгоритмов и архитектуры системы прогнозирования рабочей нагрузки ВЦОД в условиях зашумления,

обеспечивающих превышение точности над существующими подходами по метрикам MSE, MAE, R^2 .

Объектом исследования является временной ряд ретроспективных данных рабочей нагрузки в условиях влияния шумовых факторов и процедура получения его прогнозных значений.

Предметом исследования являются модели представления временных рядов, алгоритмы их разложения, процедуры машинного обучения для получения их прогнозных значений.

Результатом решения поставленной научной задачи являются четыре научных положения, выносимых на защиту:

1. Модель модовой декомпозиции временного ряда рабочей нагрузки, обеспечивающая снижение влияния факторов зашумления на значения временного ряда.

2. Комплексный алгоритм предварительной обработки временного ряда рабочей нагрузки, обеспечивающий формирование множества обучающих и тестовых выборок для системы прогнозирования.

3. Гибридный алгоритм прогнозирования временного ряда рабочей нагрузки для системы глубокого обучения, обеспечивающий получение разномасштабных прогнозных значений.

4. Архитектура системы прогнозирования рабочей нагрузки ВЦОД, обеспечивающая прогнозирование с пригодной точностью прогноза.

Научная новизна

Научная новизна первого положения состоит в том, что предложенная модель модовой декомпозиции реализует двухэтапное совместное применение методов комплементарной декомпозиции на эмпирические моды с адаптивным шумом (КДЭМАШ) и метода декомпозиции на вариационные моды (ДВМ): КДЭМАШ разлагает зашумлённый ряд на колебательные модовые функции (КМФ), ДВМ устраняет избыточную корреляцию базовой КМФ. Применение выборочной энтропии (SampEn) и кластеризации К-средних обеспечивает редукцию шумовых компонент.

Научная новизна второго положения состоит во введении в алгоритм предварительной обработки процедур расчёта выборочной энтропии (SampEn) и кластеризации К-средних для оптимизации множества КМФ/КДЭМАШ, а также этапа вторичной ДВМ с оптимизацией по ADMM. На данных Google Cluster использование алгоритма позволило сократить множество из 13 КМФ/КДЭМАШ до подмножества $\{КМФ_2-КМФ_4\}$; применение ДВМ дополнительно редуцировало множество КМФ/ДВМ в 1,5 раза.

Научная новизна третьего положения состоит в разработке гибридного алгоритма прогнозирования на основе ансамбля трёх одномерных сверточных нейронных сетей (СНН-ОМ, 1D-CNN) с ядрами размерности $c=2/4/8$ для многомасштабного выявления признаков рабочей нагрузки и каскада двух Bi-LSTM с attention-механизмом. Параллельная обработка с буферной синхронизацией выходов СНН-ОМ и адаптивный коэффициент субдискретизации обеспечивают получение разномасштабных прогнозных значений.

Научная новизна четвертого положения заключается в разработке архитектуры системы прогнозирования рабочей нагрузки ВЦОД, реализованной в среде MatLab (DSP Toolbox + Deep Learning Toolbox + Simulink) и интегрирующей модули предварительной обработки (Hybrid-VMD-CEEMDAN-LSTM Preprocessor) и прогнозирования с блоками хранения КМФ, компарации, конкатенации, визуализации и управления гиперпараметрами. На программную реализацию получено свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ в реестре ФИПС № 2026613698 от 09.02.2026.

Достоверность и обоснованность результатов

Достоверность и обоснованность результатов обеспечивается анализом 130 литературных источников, применением апробированных математических методов (ADMM, K-средних, преобразование Гильберта-Хуанга) и сравнительным экспериментом на данных Google Cluster. Лучший результат (Training3, 75% выборка): MAE=0,0097, $R^2=0,9792$ – против $R^2=0,956$ у SVM-ARIMA и $R^2=0,964$ у SVM-FARIMA, то есть превышение точности в 2,5–7,5 раза. Результаты внедрены в ФГУП «НТЦ «Орион», ООО «НТЦ «Разработка сложных систем» и в учебный процесс МТУСИ.

Теоретическая ценность и практическая значимость результатов диссертационной работы

Теоретическая ценность результатов заключается в развитии аппарата прогнозирования нестационарных временных рядов применительно к управлению ВЦОД: двухэтапное применение КДЭМАШ/ДВМ, введение критерия пригодности прогноза, адаптация методов глубокого обучения. Результаты применимы в смежных областях – сейсмографии, кардиологии, промышленном мониторинге.

Практическая значимость полученных результатов определяется разработкой программного комплекса Hybrid-VMD-CEEMDAN-LSTM Preprocessor для прогнозирования рабочей нагрузки ВЦОД с учётом

зашумления, внедрённого в двух научно-технических организациях и учебном процессе МТУСИ.

Личный вклад автора

Личный вклад автора подтверждается 24 публикациями (4 статьи ВАК, 1 статья WoS, 12 свидетельств о регистрации программ для ЭВМ), апробацией на международных конференциях в России (2021–2026 гг.) и актами внедрения. Соискателем разработаны: подход к предварительной обработке зашумлённых данных, гибридная модель глубокого обучения, алгоритмы и архитектура системы прогнозирования.

Оценка содержания диссертационной работы.

Результаты исследований изложены в логической последовательности, отличаются целостностью и завершённостью. Диссертация состоит из введения, четырёх глав, заключения и 130 источников; объём – 154 страницы (125 основного текста), 71 рисунок, 4 таблицы. Текст написан грамотным языком, стиль изложения доказателен, содержит необходимые ссылки и выводы по каждой главе. Содержание автореферата достаточно полно отражает основные результаты работы.

В первой главе проведён анализ предметной области: особенностей управления рабочей нагрузкой ВЦОД, архитектуры нагрузки, методы мониторинга, факторы зашумления временных рядов. Обоснован выбор методов модовой декомпозиции на основе преобразования Гильберта-Хуанга.

Вторая глава содержит разработку комплексного алгоритма предварительной обработки временного ряда. Оригинальным вкладом является двухступенчатая оптимизация множества КМФ/КДЭМАШ с использованием выборочной энтропии (SampEn) и кластеризации К-средних, а также нерекурсивная схема ДВМ с алгоритмом ADMM. Верификация на данных Google Cluster подтвердила редукцию 13 КМФ до подмножества {КМФ₂–КМФ₄} и дополнительное сокращение КМФ/ДВМ в 1,5 раза.

Третья глава посвящена разработке гибридного алгоритма прогнозирования на основе ансамбля трёх СНН-ОМ (1D-CNN, ядра $c=2/4/8$) с параллельной обработкой и буферной синхронизацией выходов и каскада двух Bi-LSTM с attention-слоем. Показана недостаточность статистических методов (ARIMA, экспоненциальное сглаживание) для нелинейных нестационарных рядов рабочей нагрузки ВЦОД.

В четвёртой главе предложена программная архитектура системы прогнозирования в среде MatLab (DSP Toolbox + Deep Learning Toolbox + Simulink) и проведён сравнительный эксперимент. Лучший результат

(Training3): MAE=0,0097, $R^2=0,9792$ против $R^2=0,956$ у SVM-ARIMA и $R^2=0,964$ у SVM-FARIMA.

Замечания и недостатки по работе

К замечаниям и недостаткам диссертационной работы относятся следующие:

1. В работе декларируется обеспечение «пригодной точности прогноза», однако формальное определение этого критерия в явном виде отсутствует: не указан числовой порог по MAE, MSE или R^2 и не обосновано, почему он достаточен для задач управления ВЦОД.

2. Выбор гиперпараметров ДВМ (штрафной параметр α , число мод K) предлагается осуществлять на основе эмпирического опыта администратора системы, что снижает воспроизводимость и переносимость метода. Желательно рассмотреть возможность автоматизированного подбора указанных параметров или предложить формализованные рекомендации по их выбору.

3. Сравнительный эксперимент проведён с методом SVM-ARIMA, который является классическим. Для более убедительного обоснования преимуществ предложенного решения целесообразно включить в сравнение другие актуальные нейросетевые архитектуры — например, Temporal Fusion Transformer, N-BEATS или PatchTST.

4. В тексте диссертации отмечено, что количество СНН-ОМ в ансамбле и число слоёв Vi-LSTM в каскаде существенно зависят от характеристик конкретного ВЦОД. Вместе с тем в диссертации не раскрыто, каким образом в промышленной эксплуатации предполагается проводить этот подбор.

5. В работе не указана вычислительная стоимость переобучения модели при изменении нагрузочных шаблонов.

6. В диссертации имеются отдельные стилистические неточности. Встречаются несоответствия в нумерации ссылок на рисунки и формулы, что затрудняет чтение, но на содержание работы не влияет.

Заключение

Отмеченные недостатки и замечания в целом не снижают научного уровня и практической ценности работы. Диссертация Мартыненко Б.В. является завершённой научно-квалификационной работой, выполненной автором самостоятельно. В работе содержится решение актуальной научной задачи – прогнозирования рабочей нагрузки ВЦОД в условиях зашумления ретроспективных данных мониторинга, – позволяющее повысить точность прогноза в 2,5–7,5 раза по сравнению с эталонным методом SVM-ARIMA

и обеспечивающее практически значимые результаты, подтверждённые актами внедрения.

По содержанию диссертация соответствует паспорту специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика. Считаю, что диссертация Мартыненко Бориса Витальевича удовлетворяет критериям ВАК Министерства науки и высшего образования Российской Федерации по пп. 9, 10, 11, 13 и 14 «Положения о присуждении учёных степеней», предъявляемым к кандидатским диссертациям, а её автор заслуживает присуждения ему учёной степени кандидата технических наук.

Официальный оппонент:

Старший преподаватель кафедры

«Информатика и вычислительная техника»

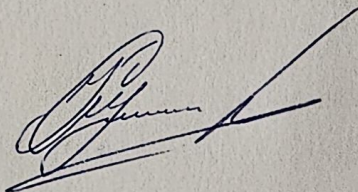
Федерального государственного казенного

военного образовательного учреждения высшего

образования «Академия Федеральной службы

охраны Российской Федерации»

кандидат технических наук



М.А. Куцакин

«17» апреля 2026 г.

302020, Орловская обл., г. Орёл, ул. Приборостроительная, д. 35, ФГКВОУ ВО
«Академия Федеральной службы охраны Российской Федерации»

Тел.: +7 (980) 366-96-59

Email: max_kooks@mail.ru

Подпись официального оппонента/Куцакина М.А. удостоверяю:

заместитель

начальника кадрового аппарата



Евгений Анатольевич Петрищев