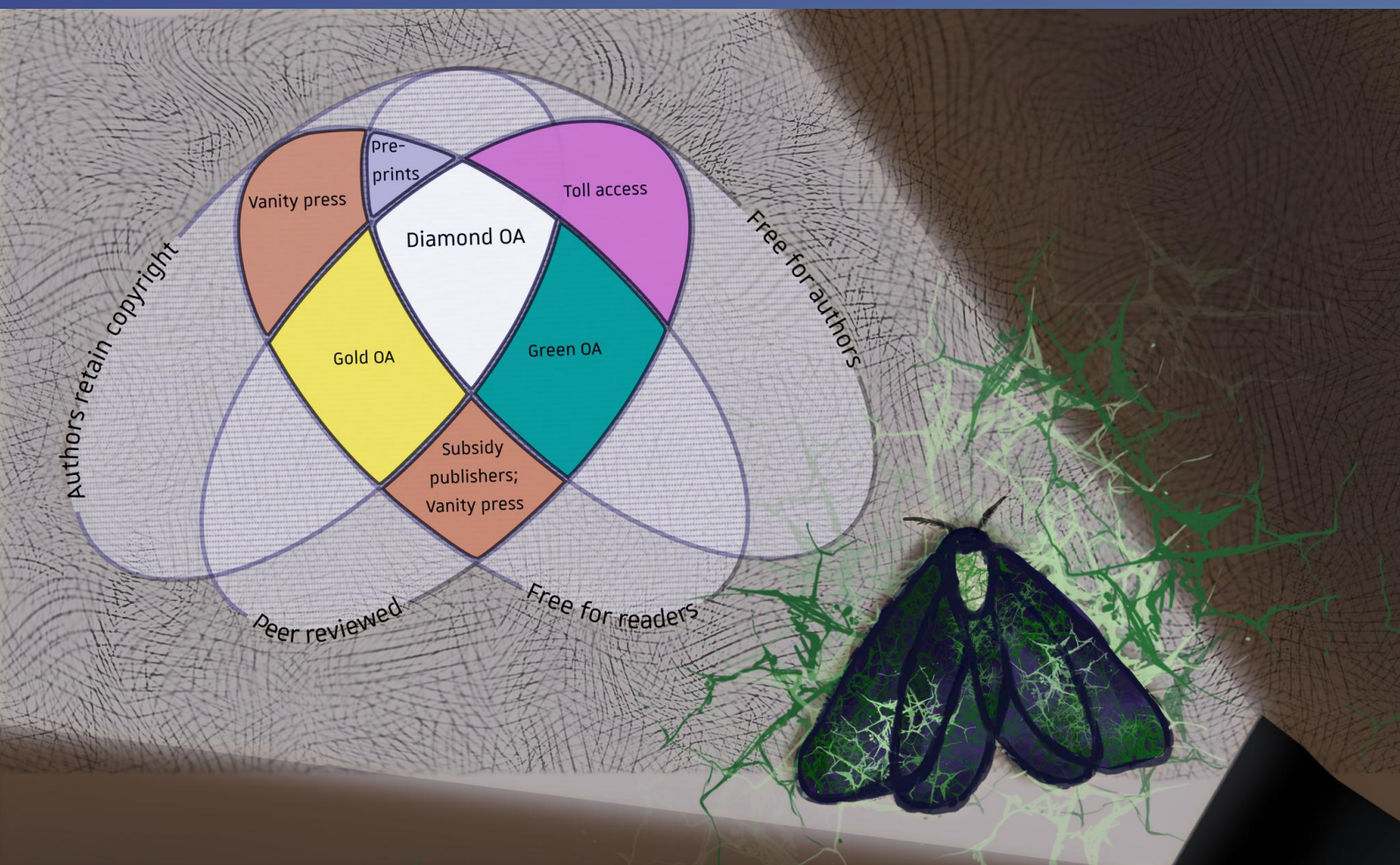


ЦИФРОВАЯ ЭКОНОМИКА



Журнал «Цифровая экономика», № 26(5) (2023)

Выпуск № 5 2023 год

Журнал зарегистрирован Федеральной службой по надзору в сфере связи, информационных технологий и массовых коммуникаций

Свидетельство о регистрации № ЭЛ № ФС77-70455 от 20 июля 2017 г.

Редакционная коллегия

Козырев А. Н. – главный редактор, д.э.н., к.ф.-м.н., руководитель научного направления – математическое моделирование, г.н.с. ЦЭМИ РАН

Ведута Е. Н. – д.э.н., профессор, зав. кафедрой стратегического планирования и экономической политики факультета государственного управления имени М. В. Ломоносова

Гатауллин Т.М. – д.э.н., к.ф.-м.н., зам. директора Центра цифровой экономики Государственного университета управления

Китов Владимир Анатольевич, к.т.н., зам. Зав. кафедрой Информатики по научной работе РЭУ им. Г.В. Плеханова

Лебедев В. В. – д.э.н., к.ф.-м.н., профессор кафедры высшей математики Государственного университета управления

Лугачев М.И. – д.э.н., заведующий кафедрой Экономической информатики Экономического факультета МГУ имени М.В. Ломоносова.

Макаров С.В. – к.э.н., ведущий научный сотрудник ЦЭМИ РАН.

Неволин И.В. – к.э.н., ведущий научный сотрудник ЦЭМИ РАН

Ноак Н.В. – к.п.н., ведущий научный сотрудник ЦЭМИ РАН

Скрипкин К.Г. – к.э.н., доцент кафедры Экономической информатики Экономического факультета МГУ имени М.В. Ломоносова.

Тевелева О.В. – к.э.н., старший научный сотрудник ЦЭМИ РАН

Писарева О.М. – к.э.н., заведующий кафедрой математических методов в экономике и управлении, Директор Института информационных систем ФГБОУ ВО "Государственный университет управления" (ГУУ)

Чесноков А.Н. – руководитель проекта АН2

Все работы опубликованы в авторской редакции.

Композиция на обложке составлена Елизаветой Вершининой.

Подписано к опубликованию в Интернете 20.12.2023, Авт. печ.л. 9,7

Сайт размещения публикаций: <http://digital-economy.ru/>

Адрес редакции: 117418 Москва, Нахимовский проспект, 47, комн. 520

При использовании материалов ссылка на журнал «Цифровая экономика» и на автора статьи обязательна (на условиях creative commons).

© Журнал «Цифровая экономика», 2023

I S S N 2 6 8 6 - 9 5 6 X



9 772686 956001 >

СОДЕРЖАНИЕ

Слово редактора.....	4
1. Научные статьи.....	5
1.1. Козырев А.Н. Интеллектуальная собственность и генеративные сети	5
1.2. Неволин И.В. Экономические модели и недискриминируемый доступ к данным	12
1.3. Волкова А.Д., Костина Т.А., Ноакк Н.В. Социальные представления об Искусственном Интеллекте: методологические аспекты (Часть 2).....	18
1.4. Агеев А.И., Сараев В.Н., Шатиоров А. С. Интеллект космоса	29
1.5. Насыров И.Н., Насыров И.И., Насыров И.Н., Р.И. Нелинейный рост данных по надежности накопителей информации в data-центрах	38
1.6. Огий О.Г., Осипов В. Ю. Метод нейросетевого прогнозирования трудового потенциала	45
1.7. Цифровизация муниципалитетов: тренды и ограничения	57
1.8. Бакин М.В. Опыт внедрения и перспективы развития государственных информационных систем	68
1.9. Луценко С.И. Институтция искусственного интеллекта и концепция электронного лица ..	80
1.10. Кашкин В.В., Андросик Ю.Н. Обзор развития методов анализа текста: от ручной обработки в психолингвистике к современным автоматизированным программам в маркетинге	87

УДК: 004.052:004.33:658.155

1.5. Нелинейный рост данных по надежности накопителей информации в data-центрах

Насыров И.Н., НЧИ К(П)ФУ, г. Набережные Челны
Насыров И.И., ООО «Телеком Интеграция», г. Казань
Насыров Р.И., ООО «Газпромнефть – Цифровые решения», г. Санкт-Петербург

Актуальность исследования обусловлена ускоряющимся ростом генерируемых в цифровой экономике данных и возникающими при этом трудностями их сохранения и обработки. Анализ находящихся в открытом доступе значений параметров состояния накопителей информации data-центров компании Backblaze за длительный период позволил выявить нелинейный рост их количества, приводящий к проблеме больших объемов данных, существенно ограничивающей возможность исследования надежности накопителей. Предлагается применить эффективный матричный метод для своевременной оценки и прогнозирования вероятности их отказа.

Введение

Актуальность исследования связана с ускоряющимся ростом генерируемых в цифровой экономике данных и возникающими при этом трудностями их сохранения и обработки [Коннов, 2023; Ходжаева, 2022].

Согласно Указу Президента РФ от 09.05.2017 № 203 «О Стратегии развития информационного общества в Российской Федерации на 2017-2030 годы» цифровая экономика – это хозяйственная деятельность, в которой ключевым фактором производства являются данные в цифровом виде, обработка больших объемов и использование результатов анализа которых по сравнению с традиционными формами хозяйствования позволяют существенно повысить эффективность различных видов производства, технологий, оборудования, хранения, продажи, доставки товаров и услуг. Обработка больших объемов данных – это совокупность подходов, инструментов и методов автоматической обработки структурированной и неструктурированной информации, поступающей из большого количества различных, в том числе разрозненных или слабосвязанных источников информации, в объемах, которые невозможно обработать вручную за разумное время.

В соответствии с Постановлением № 53-12 Межпарламентской Ассамблеи государств – участников СНГ «О Рекомендациях о сотрудничестве государств – участников СНГ в сфере цифрового развития», принятом в г. Санкт-Петербурге 26.11.2021, массивы неагрегированной неструктурированной информации, обрабатываемые машинными методами для использования при формировании официальной статистической информации называются «большие данные» (big data). Следовательно, в случае если информация агрегирована и/или структурирована, то правильным будет применение другого термина – «большие объемы данных».

В создаваемых системах централизованного хранения данных (data-центрах) применяются все более емкие накопители как на жестких дисках (HDD – hard disk drive) для «холодного» хранения, так и твердотельные накопители на микросхемах (SSD – solid state drive) для оперативного использования информации. Соответственно, для своевременной оценки и прогнозирования надежности накопителей информации регулярно записываются данные об их состоянии. Научной проблемой является нелинейный рост объема этих данных, затрудняющий проведение их изучения. Цель исследования состоит в выявлении указанной нелинейности и выработке предложений по повышению эффективности оценки и прогнозирования надежности накопителей информации.

Методы

Информационной базой исследования послужили ежедневно записываемые SMART-данные (self-monitoring, analysis and reporting technology – технология самоконтроля, анализа и отчетности) накопителей, находящиеся в свободном доступе на сайте одной из крупнейших в мире групп коммерческих data-центров компании Backblaze (<https://www.backblaze.com/b2/hard-drive-test-data.html>). Они удовлетворяют всем требованиям для прогнозирования сбоев, в связи с чем исследователи всего мира активно пытаются использовать их в своей работе [Diallo, 2021]. В качестве метода исследования выбран анализ значений параметров состояния продолжающих функционировать, снятых досрочно и отказавших накопителей информации. Были скопированы 33 архивных файла с указанного сайта с данными за период с 10.04.2013 по 30.06.2023 и распакованы в 3734 файла формата csv. Каждый параметр SMART в базе записан дважды: в сыром и нормализованном виде. К ним в начале строк добавлены пять общих параметров: дата измерения, серийный номер, модель, емкость, признак работоспособности 0 или отказа 1, а начиная с 01.04.2023 еще три – идентификатор стойки (шкафа) хранилища, идентификатор модуля (полки), действительность (легальность) формата записи – и два параметра 71 и 90.

Результаты

Получено, что всего за указанный период имеется 410793271 строк с данными во всех файлах. Число ежедневно записываемых параметров (включая восемь общих) за это время увеличилось с 85 до 186 штук (рис. 1). На этом и последующих рисунках также приведены уравнения полиномиальной аппроксимации и достоверность R^2 . Ранее отдельные предварительные результаты исследования ро-

ста данных за период с 10.04.2013 по 30.06.2022 представлены на сайте <http://digital-esopomy.ru/stati/нелинейность-роста-больших-данных-по-надежности-накопителей-информации-в-data-центрах>, а за период с 10.04.2013 по 31.03.2023 были опубликованы в [Насыров, 2022б].

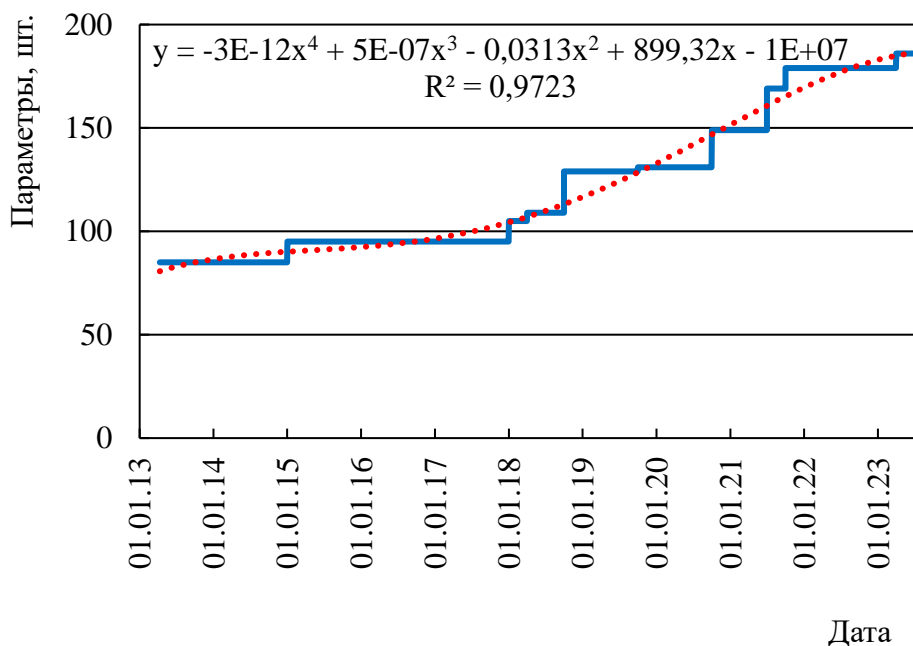


Рис. 1. Число ежедневно записываемых параметров по годам (синяя сплошная линия) и их аппроксимация (красная точечная линия)

Число накопителей информации на каждый день за ныне рассматриваемый период с 10.04.2013 по 30.06.2023 увеличилось с 21195 до 245757 штук (рис. 2). Не всегда информация записывалась со всех накопителей, а три дня 02.11.2014, 01.11.2015 и 30.01.2017 записи не было вообще, что на рисунке отражается провалами.

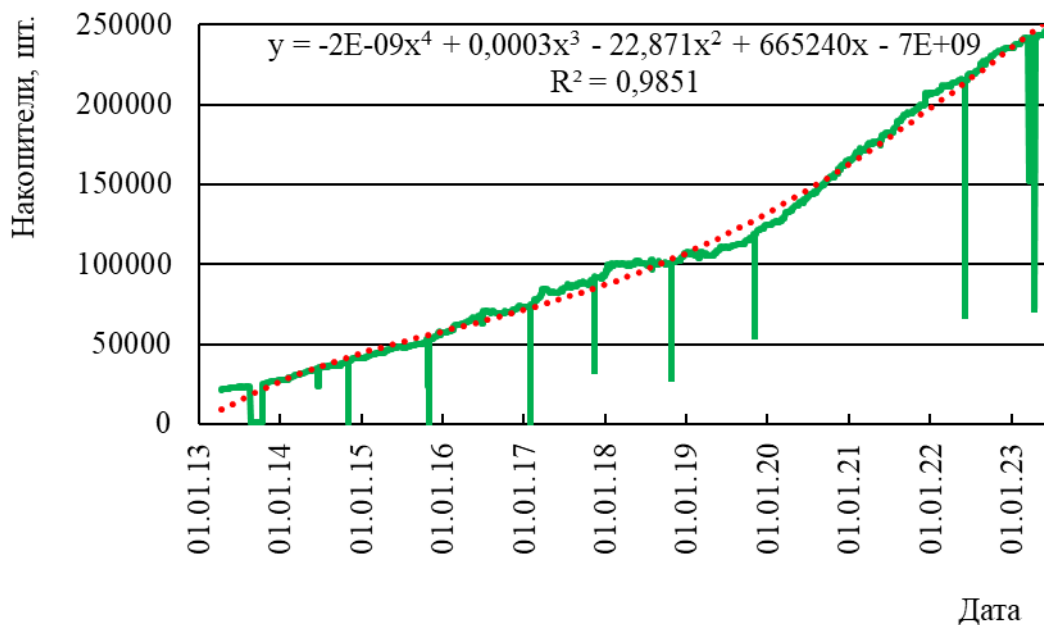


Рис. 2. Число записей о накопителях информации на каждый день по годам (зеленая сплошная линия) и их аппроксимация (красная точечная линия)

Число ежедневно записываемых данных, полученных перемножением числа параметров на число накопителей информации, за указанный период увеличилось с 1801575 до 45710802 штук (рис. 3).

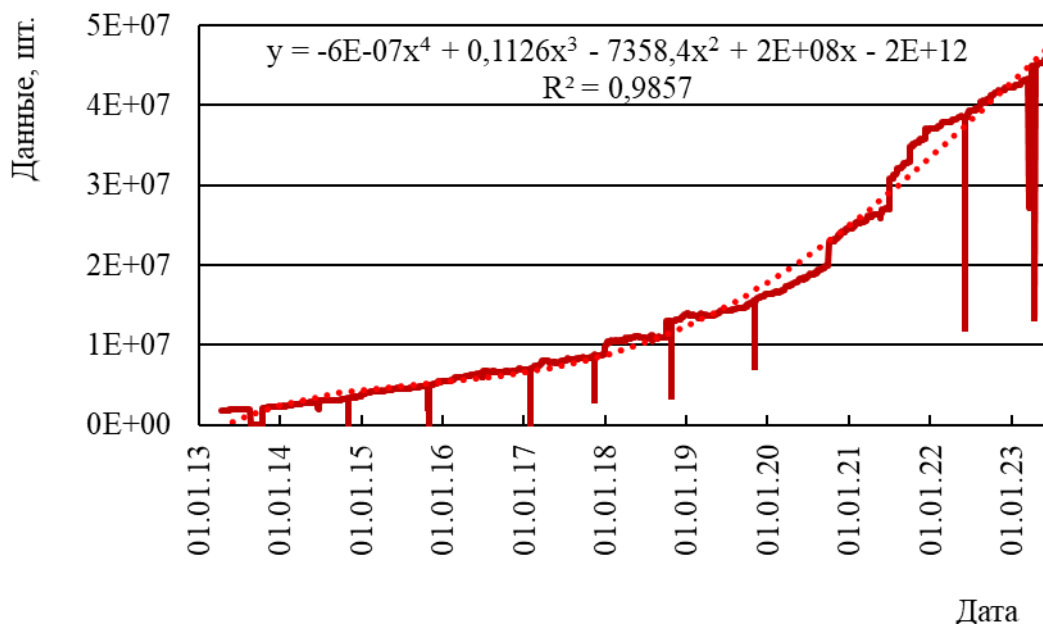


Рис. 3. Число ежедневно записываемых данных по годам (коричневая сплошная линия) и их аппроксимация (красная точечная линия)

При увеличении степени полинома достоверность аппроксимации R^2 от времени для числа параметров, накопителей и данных увеличивается (табл. 1). При этом начиная с четвертой степени достоверность для числа данных становится выше, чем для накопителей и параметров. И, как видно из рисунков 1–3, по сравнению с ними скорость роста у числа данных действительно заметно больше.

Таблица 1. Зависимость достоверности аппроксимации от степени полинома, отн. ед.

Степень	Достоверность полиномиальной аппроксимации R^2					
	1	2	3	4	5	6
Параметры	0,8969	0,9653	0,9664	0,9723	0,9729	0,9731
Накопители	0,9486	0,9814	0,9843	0,9851	0,9886	0,9888
Данные	0,8680	0,9786	0,9836	0,9857	0,9898	0,9908
Интервалы	0,7311	0,9257	0,9710	0,9926	0,9965	0,9977

В сложившихся условиях ускоренного роста обычный способ обработки больших данных путем разделения их на одинаковые интервалы приемлемого размера по дням был по необходимости модифицирован. Если вначале интервал мог содержать порцию данных (в нашем случае 40000000 шт.) за целый год, то в конце даже за 10 дней уже вызывал переполнение оперативной памяти в 16 Гб (рис. 4).

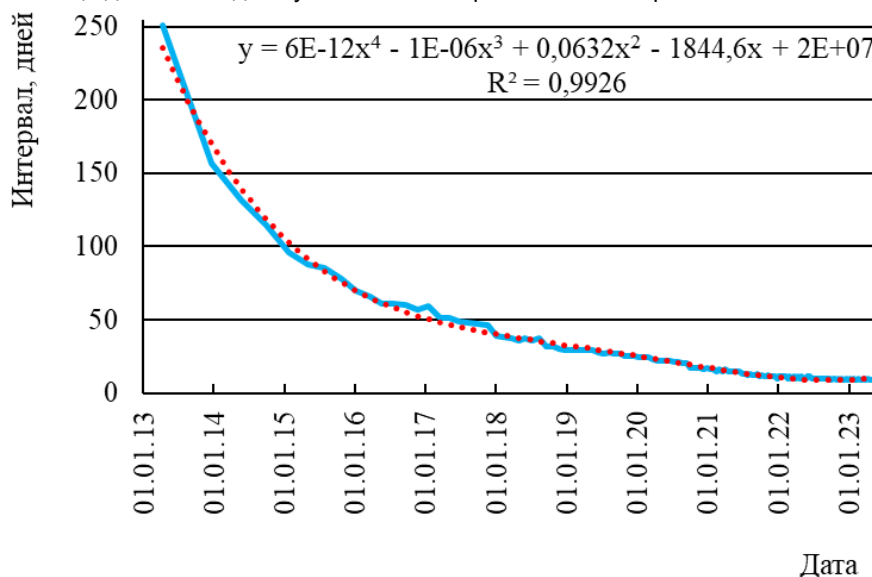


Рис. 4. Размер интервала обрабатываемых данных по годам (голубая сплошная линия) и их аппроксимация (красная точечная линия)

Для уменьшения числа обрабатываемых данных нормализованные параметры пришлось удалить, тем более что производители выполняли нормализацию, зачастую исходя из различных подходов, после чего файлы были преобразованы к единому (максимальному) количеству столбцов и сохранены в формате mat. Пустые позиции заполнялись принятым в программе Matlab для этого случая сочетанием символов «NaN».

Далее обработка происходила следующим образом. Сохраненные файлы по очереди порциями считывались, содержимое ранжировалось по серийному номеру и дате, из них выбирались строки на последнюю дату эксплуатации каждого накопителя, и эти ужатые до предела сведения записывались в отдельные файлы. Эта процедура для этих новых файлов проводилась еще раз, пока не образовался всего один набор сведений для всех 318826 накопителей (на 30.06.2022, позднее лицензия на программу Matlab у организации была отозвана), имеющих отличающиеся друг от друга серийные номера. Затем они были сгруппированы в 151 модель (HDD – 137, SSD – 14).

Суммарная емкость всех когда-либо эксплуатировавшихся за исследованный период накопителей составляет 3152979704985590000 байт (примерно 2867618,34 терабайт, или 2800,41 петабайт, или 2,73 эксабайт) и получена путем перемножения емкости каждой модели накопителя на их количество с последующим суммированием.

Группировка по торговым маркам нормально работающих, снятых досрочно и отказавших HDD- и SSD-накопителей в штуках и процентах с указанием минимального, максимального и среднего времени эксплуатации в часах приведена в таблице 2.

Таблица 2. Нормально работающие, снятые досрочно и отказавшие накопители информации в штуках с указанием минимального, максимального и среднего времени эксплуатации в часах, сгруппированные по торговым маркам

торговая марка	всего, шт.	работа, шт.	досрочно, шт.	отказ, шт.	отказ, %	мин., ч.	макс., ч.	среднее, ч.
00MD00	2	0	2	0	0,00	14476	14476	14476
HGST	53405	44224	8352	829	1,55	7	70595	31514
Hitachi	13246	6	12699	541	4,08	191	68438	44629
SAMSUNG HD	18	0	17	1	5,56	5839	42380	35590
ST	179810	108261	59451	12098	6,73	0	72153	27722
TOSHIBA	53230	51828	277	1125	2,11	0	62446	12930
WDC	16419	12608	3279	532	3,24	14	274512	16131
Всего HDD 7	316130	216927	84077	15126	4,78	0	274512	25979
CT	294	272	21	1	0,34	33	5415	2752
DELLBOSS	351	351	0	0	0,00	0	0	0
HP SSD	110	0	2	108	98,18	191	3001	1398
MTFDDAV	99	89	1	9	9,09	3317	14787	13159
Samsung SSD	10	0	0	10	100,00	145	685	594
Seagate SSD	1828	1804	3	21	1,15	79	32134	15168
SSDSCKKB	4	0	4	0	0,00	1330	1800	1536
Всего SSD 7	2696	2516	31	149	5,53	0	32134	12795
Итого 14	318826	219443	84108	15275	4,79	0	274512	25882

SSD-накопители торговой марки DELL BOSS (boot optimized storage solution – оптимизированное для загрузки решение для хранения данных) – решение от Dell, которое было разработано для разделения операционных систем на разных физических дисках. Идея заключалась в том, чтобы создать аппаратный RAID (redundant array of independent disks – избыточный массив независимых дисков) в виде очень простой конфигурации RAID 1 с ограниченным бюджетом, которая создает полное зеркало диска. Это не повышает производительность, но если что-то случится с диском операционной системы, то существует резервная копия, которая продолжает работать без каких-либо проблем. В отличие от других SSD по ним никаких значений SMART-параметров не записывалось.

Максимальное время эксплуатации свыше 31 года у накопителей торговой марки WDC действительно имело место быть. Ведь и раньше выпускались модели, отличавшиеся особой длительностью работы, у которых головки записи/считывания ни при каких обстоятельствах не касались поверхности дисков, и даже емкость для тех лет у некоторых из них была вполне приличная. Однако с течением времени они все же морально устаревали, а часть просто вышла из строя. Поэтому в конце концов их сняли с эксплуатации (табл. 3).

Таблица 3. Дата окончания эксплуатации, серийный номер, модель, емкость, признак отказа и время эксплуатации в часах отдельных накопителей информации

дата	серийный номер	модель	емкость, байт	отказ	время, ч.
12.11.2015	WD-WCAU45409452	WDC WD10EADS	1000204886016	0	274512
30.04.2014	WD-WCAMD2817456	WDC WD800BB	80026361856	0	163730
04.06.2015	WD-WCAMD2252340	WDC WD800BB	80026361856	1	141415
13.08.2014	WD-WCAMD2603237	WDC WD800BB	80026361856	1	137899
29.06.2015	WD-WCAMD2819726	WDC WD800BB	80026361856	0	114239
16.03.2016	WD-WCADW2290554	WDC WD800LB	80026361856	1	90477

Обсуждение и выводы

Полный список всех моделей накопителей в представленном виде изучается впервые. Усеченные списки со значениями, обработанными в удобном для сравнения накопителей с разной емкостью и временем работы между собой, имеются на сайте компании Backblaze. Тем не менее, согласно выказанным там комментариям пользователей, существует значительная потребность в получении именно полных данных и как раз в том виде, как рассматривается в настоящей работе.

Однако среди аналитиков данных по надежности накопителей информации, использующих указанную базу, имеются проблемы в их использовании из-за того, что они действительно большие по объему [Насыров, 2022а]. Как следствие, основная часть исследований выполнялась на данных за период с 2013 по 2017 годы [Mashhadi, 2018]. Согласно этой работе, при прогнозировании только по статистическим данным с окном в 600 дней без учета физической природы главные параметры, обычно применяемые в этом случае [Pinheiro, 2007], оказались неизменными. Выделение по торговым маркам для HDD показало, что одна из них (ST или Seagate) сильно отличается от остальных четырех (HGST, Hitachi, Toshiba, WDC). Она же составляет основную долю всех накопителей. Для уменьшения количества рассматриваемых данных колонки с параметрами, у которых свыше одной трети строк были пустыми (см. [Насыров, 2023а]), удалялись. Тем не менее, итоговой рекомендацией все равно было снижение собираемых данных даже хотя бы за счет оптимизации частоты их сбора.

Отсюда первый вывод состоит в том, что проблема больших объемов данных действительно ограничивает возможность исследователей по применению всей имеющейся информации. Понятно, что вследствие нелинейного роста этих данных с течением времени указанная проблема будет только усугубляться.

Второй вывод заключается в том, что, хотя по отдельным моделям накопителей одной и той же торговой марки имеется широкий разброс в надежности, тем не менее можно все-таки заметить различие и между разными торговыми марками. Это позволяет конкретизировать предпочтения по надежности при приобретении накопителей.

Третий вывод вытекает из необходимости предусматривать резервы для замены вышедших из строя накопителей [Насыров, 2023б]. Экономические последствия состоят в отвлечении средств на их создание, а также в некотором их обесценивании за период хранения. Сами замены почти полностью укладываются в гарантийные сроки и поэтому не влекут существенных дополнительных затрат.

Четвертый вывод состоит в том, что начали широко использоваться SSD- накопители. Появились в открытом доступе и продолжают накапливаться по ним SMART-данные. А перспектива дальнейших исследований проистекает из необходимости отдельного анализа HDD- и SSD-накопителей.

Заключение

Таким образом, главной причиной проблемы больших объемов данных по надежности накопителей информации в data-центрах считаем увеличение с течением времени как числа самих накопителей, так и числа записываемых параметров их состояния, в совокупности приводящих к ускоренному нелинейному росту общего числа данных. Указанное обстоятельство негативно отражается на возможности использования для предсказания выхода из строя оборудования хорошо зарекомендовавших себя методов машинного обучения, включая нейронные сети [Демидова, 2021а,б, 2023; Demidova, 2022; Filatov, 2022; Shi, 2021; Su, 2022]. Поэтому для оперативной оценки и прогнозирования надежности накопителей информации предлагается применить разработанный нами новый эффективный матричный метод многопараметрического ранжирования, что позволит преодолеть указанные трудности.

Литература

1. Демидова Л.А., Филатов А.В. (2021), Контроль и классификация состояния жестких дисков с применением рекуррентных нейронных сетей // Контроль. Диагностика № 10(280), 2021 – с. 36-43. DOI: 10.14489/td.2021.10.pp.036-043
2. Демидова Л.А., Филатов А.В. (2021), Разработка модели классификации состояния жестких дисков на основе LSTM-нейронных сетей // Высокопроизводительные вычислительные системы и технологии, № 1, 2021 – с. 37-42

3. Демидова Л.А., Фурсов И.А. (2023), Машина экстремального обучения в задачах предсказания остаточного срока полезной службы дисковых накопителей // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета № 83, 2023 – с. 22-35. DOI: 10.21667/1995-4565-2023-83-22-35
4. Коннов Д.В. (2023), Использование RESTful сервисов в NAS устройствах на примере Syncovey // Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности № 7(33), 2023 – с. 48-60
5. Насыров И.Н., Насыров И.И., Насыров Р.И. (2022), Большие данные по надежности накопителей информации в data-центрах // Цифровая экономика № 2(18), 2022 – с. 33-37. DOI: 10.34706/DE-2022-02-04
6. Насыров И.Н., Насыров И.И., Насыров Р.И. (2023), Матричный метод многопараметрического ранжирования накопителей информации по надежности для повышения эффективности деятельности промышленных data-центров // Социально-экономические и технические системы: исследование, проектирование, оптимизация № 1(93), 2023 – с. 75-85
7. Насыров И.Н., Насыров И.И., Насыров Р.И. (2022), Прикладные проблемы обеспечения эффективности хранения информации в data-центрах // Социально-экономические и технические системы: исследование, проектирование, оптимизация № 1(90), 2022 – с. 67-76
8. Насыров И.Н., Насыров И.И., Насыров Р.И. (2023), Распределение отказавших накопителей информации от времени эксплуатации в data-центрах // Вестник НГУЭУ, № 3, 2023 – с. 132-143. DOI: 10.34020/2073-6495-2023-3-132-143
9. Ходжаева Д.Ф. (2022), Лучшие облачные сервисы, используемые в сфере образования // Проблемы современной науки и образования № 1(170), 2022 – с. 24-27
10. Demidova L., Fursov I. (2022) Software Implementation of Neural Recurrent Model to Predict Remaining Useful Life of Data Storage Devices. Communications in Computer and Information Science, 1526:391-400. https://doi.org/10.1007/978-3-030-94141-3_31
11. Diallo M.S., Mokeddem S.A., Braud A., Frey G., Lachiche N. (2021) Identifying benchmarks for failure prediction in industry 4.0. Informatics, 8(4):68. <https://doi.org/10.3390/informatics8040068>
12. Filatov A., Demidova L. (2022) Application of Recurrent Networks to Develop Models for Hard Disk State Classification. Communications in Computer and Information Science, 1526:380-390. https://doi.org/10.1007/978-3-030-94141-3_30
13. Mashhadi A.R., Cade W., Behdad S. (2018) Moving towards Real-time Data-driven Quality Monitoring: A Case Study of Hard Disk Drives. Procedia Manufacturing, 26:1107-1115. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.07.147>
14. Pinheiro E., Weber W.D., Barroso L.A. (2007) Failure trends in a large disk drive population. Proceedings of the 5th USENIX Conference on File and Storage Technologies (FAST'07), San Jose, California, USA, 13-16 February 2007, 17-28. https://www.usenix.org/legacy/events/fast07/tech/full_papers/pinheiro/pinheiro.pdf
15. Shi C., Wu Z., Lv X., Ji Y. (2021) DGTL-Net: A Deep Generative Transfer Learning Network for Fault Diagnostics on New Hard Disks. Expert Systems with Applications, 169:114379. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114379>
16. Su Ch., Li Y. (2022) Recurrent neural network based real-time failure detection of storage devices. Microsystem Technologies, 28(2):621-633. <https://doi.org/10.1007/s00542-019-04454-8>

References in Cyrillics

1. Demidova L.A., Filatov A.V. (2021), Kontrol' i klassifikaciya sostoyaniya zhestkikh diskov s primeneniem rekurrentnykh nejronnykh setej // Kontrol'. Diagnostika № 10(280), 2021 – с. 36-43. DOI: 10.14489/td.2021.10.pp.036-043
2. Demidova L.A., Filatov A.V. (2021), Razrabotka modeli klassifikacii sostoyaniya zhestkikh diskov na osnove LSTM-nejronnykh setej // Vysokoproizvoditel'nye vychislitel'nye sistemy i tekhnologii, № 1, 2021 – с. 37-42
3. Demidova L.A., Fursov I.A. (2023), Mashina ehkstreml'nogo obucheniya v zadachakh predskazaniya ostatochnogo sroka poleznoj sluzhby diskovykh nakopitelej // Vestnik Ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta № 83, 2023 – с. 22-35. DOI: 10.21667/1995-4565-2023-83-22-35
4. Konnov D.V. (2023), Ispol'zovanie RESTful servisov v NAS ustrojstvakh na primere Syncovey // Mezhdunarodnyj zhurnal informacionnykh tekhnologij i ehnergoehffektivnosti № 7(33), 2023 – с. 48-60
5. Nasyrov I.N., Nasyrov I.I., Nasyrov R.I. (2022), Bol'shie dannye po nadezhnosti nakopitelej informacii v data-centrah // Cifrovaya ehkonomika № 2(18), 2022 – с. 33-37. DOI: 10.34706/DE-2022-02-04
6. Nasyrov I.N., Nasyrov I.I., Nasyrov R.I. (2023), Matrichnyj metod mnogoparametricheskogo ranzhirovaniya nakopitelej informacii po nadezhnosti dlya povysheniya ehffektivnosti deyatel'nosti promyshlennykh data-centrov // Social'no-ehkonomicheskie i tekhnicheskie sistemy: issledovanie, proektirovanie, optimizaciya № 1(93), 2023 – с. 75-85

7. Nasyrov I.N., Nasyrov I.I., Nasyrov R.I. (2022), Prikladnye problemy obespecheniya ehffektivnosti khraneniya informacii v data-centrah // Social'no-ehkonomicheskie i tekhnicheskie sistemy: issledovanie, proektirovanie, optimizaciya № 1(90), 2022 – s. 67-76
8. Nasyrov I.N., Nasyrov I.I., Nasyrov R.I. (2023), Raspredelenie otkazavshikh nakopitelej informacii ot vremeni ehkspluatatsii v data-centrah // Vestnik NGUEHU, № 3, 2023 – s. 132-143. DOI: 10.34020/2073-6495-2023-3-132-143
9. Khodzhaeva D.F. (2022), Luchshie oblachnye servisy, ispol'zuemye v sfere obrazovaniya // Problemy sovremennoj nauki i obrazovaniya № 1(170), 2022 – s. 24-27

Ключевые слова

Большой объем данных, накопитель информации, data-центр, надежность, эффективность

*Насыров Искандар Наилович,
профессор, д.э.н., к.ф.-м.н
Набережночелнинский институт (филиал)
ФГАОУ ВО «Казанский (Приволжский) федеральный университет»
ORCID 0000-0003-3293-6965
ecoseti@yandex.ru*

*Насыров Ильдар Искандарович,
ведущий сервис-менеджер, к.т.н.
ООО «Телеком Интеграция»
ORCID 0000-0002-0186-2871
ildarec@mail.ru*

*Насыров Рустам Искандарович,
руководитель портфеля проектов
ООО «Газпромнефть – Цифровые решения»
ORCID 0000-0002-4923-4532
rinasyrov@gmail.com*

Iskandar Nasyrov, Ildar Nasyrov, Rustam Nasyrov, Data nonlinear growth on storage devices reliability in data centers

Keywords

big volume data, data storage device, data center, reliability, efficiency

DOI: 10.34706/DE-2023-05-05

JELclassification – C55 Большие объемы данных: моделирование и анализ

Abstract

The relevance of the research is due to the accelerating growth of data generated in the digital economy and the difficulties of their preservation and processing. The analysis of the publicly available values of Backblaze data centers storage devices state parameters for a long period revealed their number growth nonlinearity, leading to the problem of big volume data, significantly limiting the possibility for studying storages' reliability. It is proposed to apply an effective matrix method for timely assessment and prediction of their failure probability.