

# От хранилищ данных и “озер данных” к open data lakehouse и фабрике данных

Обзор тенденций на рынке решений для аналитики данных и решений для ускорителей запросов (Analytics Query Accelerators) больших данных (“озер данных”).

## История решений для аналитики данных

### Хранилище данных (data warehouse, OLAP-хранилище)

Эпоха корпоративных хранилищ данных (OLAP-хранилищ, online analytical processing) началась в 1980-х годах (рис. 1). Цель их создания – помочь топ-менеджерам компаний выявлять основные тенденции на рынке на основе данных, собираемых корпоративными OLTP-системами (online transaction processing). Результатом деятельности OLAP-подразделений были еженедельные/ежемесячные/квартальные и ежегодные отчеты, которые предоставлялись, в основном, только руководству. Хотя в аббревиатуре OLAP и использовалось слово online, анализ данных занимал, как правило, несколько суток. Например, обработка еженедельных отчетов запускалась в пятницу вечером и заканчивалась к утру понедельника. Синхронизация данных OLTP- и OLAP-хранилищ поддерживалась с помощью ETL/ELT-процедур (Extract, Transform, Load / Extract, Load, Transform), которые запускались, в основном, ночью.

Компании использовали хранилища данных для объединения исторической информации из транзакций, записей, операций и других приложений, чтобы сделать данные пригодными для аналитики бизнес-пользователей

OLTP- и OLAP-хранилища представлялись двумя разными инфраструктурами, хотя архитектурно они были похожи. Это был пул серверов (отдельный для OLTP- и OLAP-обработки), который по сети (в основном, по SAN) подключался к сетевому хранилищу. Необходимость поддержки двух инфраструктур определялась раз-

ными требованиями к их доступности и производительности, но, в основном, различными политиками лицензирования.

По мере распространения хранилищ данных организации поняли, что им необходимо собственное настраиваемое представление данных, и это дало жизнь витринам данных. Продажи, маркетинг, финансы и инженеры по-своему рассматривали данные. Несколько копий данных находились в BI-кубах и инструментах отчетности для разных направлений бизнеса.

С середины “нулевых” стали предлагаться решения, которые объединяли OLTP- и OLAP-хранилища. Примером таких решений может являться Oracle Exadata (выход на рынок – 2008 г.), Netezza и др. Помимо этого, стали предлагаться специализированные BI-решения – DATAllegro, Netezza, HP Neoview. Ключевая особенность этих решений обработка/аналитика данных максимально приближена к месту их хранения. Архитектура – кластер однородных стандартных серверов с распараллеливанием обработки таблиц.

Первоначально для таблиц СУБД OLTP-хранилищ использовалась строчное хранение, а для таблиц OLAP-хранилищ – колоночное (имеет большую скорость выполнения итоговых операций и меньшую занимаемую емкость – до 10 раз). В дальнейшем, все разработчики СУБД для OLTP-хранилищ стали предлагать оба формата хранения таблиц по выбору.

Тема “больших данных” стала активно обсуждаться примерно с 2006 г. – с появлением проекта Hadoop с открытым кодом (проект Apache Software Foundation) для хранения и пакетной обработки в массивно-параллельном режиме “больших данных”, когда стало понятно, что появился большой слой данных, который

## Analytics - A History

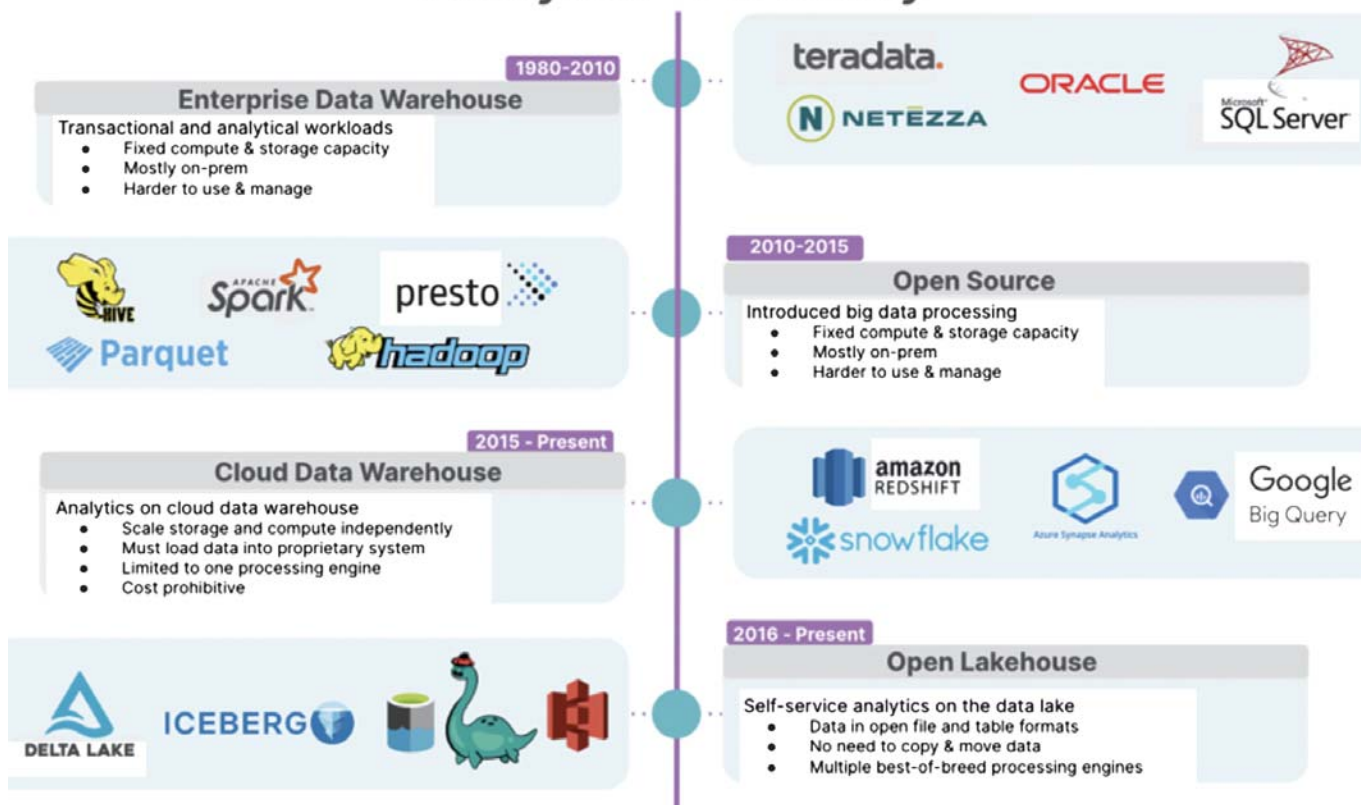


Рис. 1. Краткая история развития решений для аналитики данных [1].

требовал собственных технологий хранения и обработки/анализа, “не вписывающихся” в предложения, представленные на рынке. В результате для реализации подобных систем стали предлагаться кластеры на базе стандартных дешевых серверов, допускающих масштабирование до сотен и тысяч узлов.

Наибольший вклад в бурный рост “больших данных” внес интернет и такие проекты, как: LinkedIn, Facebook, Digg, Google+, Amazon, Ebay, Yahoo и др. В качестве особенностей “больших данных” можно назвать следующие:

- пониженные требования к целостности данных, например, потеря нескольких старых логов пользователей при посещении ими интернет-магазина не приведет к каким-либо последствиям;
- необходимость хранить огромное количество данных, измеряемое петабайтами;
- ценность данных, в отличие, например, от OLTP-данных, падает очень медленно. Поэтому необходимость прямого доступа к ним может измеряться годами и большими периодами. Например, анализ изменения спроса на отдельные группы товаров в ритейловых сетях может проводиться в течение многих лет. Более того, могут представлять интерес какие-то новые запросы по новым признакам, изначально не заложенные в систему. В этой связи крайне ценным становится хранение всей изначально собираемой информации, а не ее “выжимки”;
- данные плохо структурированы или вообще не структурированы, более того, структура данных может меняться.

**“Озеро данных”**

“Озера данных” появились примерно в 2010 году, почти исключительно на Hadoop. Развертывание “озера данных” началось локально в качестве экономичного решения для хранения, альтернативного хранилищу данных, для источников с большими объемами, скоростью и разнообразием данных.

“Озеро данных” стало хранилищем для всех типов данных. Доступ к более широкому объему данных открыл больше вариантов использования для исследования данных, которых раньше не было в хранилище данных. Специалисты по обработке данных и аналитики использовали “озеро данных” для обработки статистики и машинного обучения.

Но в конце концов “озера данных” столкнулись с теми же недостатками инфраструктуры, что и хранилища данных. По мере того как все больше данных загружалось в “озеро”, организациям приходилось покупать больше оборудования, чтобы не отставать от

скорости. Параллельно с расходами на оборудование конечные пользователи не могли принимать решения с данными, найденными в “озере”, потому что производительность была низкой по сравнению с хранилищем данных. По-прежнему была потребность в SQL, реляционной функциональности и транзакциях ACID из хранилища данных.

Когда появился Hadoop v1.0, то в качестве идеальных узлов были рекомендованы 2U серверы с дисками большого форм-фактора. “Золотое правило”, которому следовали проектировщики, предопределяло ключевые параметры узлов кластера: количество шпинделей должно соответствовать числу ядер в сервере, т.е. на 12 дисков в 2U сервере приходилось два 6- или 8-ядерных процессора [2].

С появлением Hadoop v2.0 число компонент в нем расширилось, он стал мультиарендным (рис. 2). Стали поддерживаться различные типы обработки данных: пакетная, потоковая, интерактивные запросы. Показатель единого соотношения ядра/шпиндели/память стал размываться. Одновременно стало обрабатываться множество нагрузок с разными задержками. Появилось несколько уровней хранения, а реализация в Hadoop 2.0 модуля YARN оценена как значительный скачок, выводящий Hadoop за рамки парадигмы MapReduce и ставящая технологию на уровень универсального решения для организации распределённой обработки данных Hadoop (<https://ru.wikipedia.org/wiki/>).

В версии 3.0 Hadoop функциональность еще больше расширена (рис. 3):

- значительно возросла эффективность хранения;
- увеличились возможности масштабирования за счет федерации сайтов;
- появилась возможность использования контейнеров;
- HDFS стал поддерживать тиринг данных;
- в YARN Hadoop 3.0 добавлен новый фреймворк для работы с дополнительными типами ресурсов, помимо памяти и CPU;
- анонсирована поддержка GPU в версии Hadoop 3.1;
- анонсирована поддержка FPGA в версии Hadoop 3.2.

Т.о. уже с версии 2.0 и тем более с версии 3.0 архитекторы Hadoop уже полностью отошли от требований развертывания hadoop-кластеров на серверах, собранных с применением “золотого правила”.

Появление новых инструментов анализа данных, а также расширение спектра задач, решаемых на hadoop-кластерах, с одновременным расширением возможностей в hadoop 3 привело к тому, что стандартные узлы стали уже не соответствовать предъявляемым требованиям от специалистов, занимающихся анализом данных (стали требоваться узлы с большим размером ОП; узлы с графическими ускорителями и т.д.). В результате количество разнотипных (с разной вычислительной мощностью) субкластеров растет; объем задублированных данных увеличивается; снижается утилизация оборудования и неоправданно увеличивается его стоимость. С появлением высокоскоростных сетей (100/200/400 GE) сетевая инфраструктура перестала быть узким местом и, соответственно, пропал стимул для архитекторов систем хранить данные там же, где они обрабатывались. Кроме того, появилась возможность “размещать” нагрузку в формате контейнеров, что значительно повысило гибкость и предоставило новые возможности по управлению и балансировке нагрузки между узлами по аналогии с функционалом виртуализации на базе VMware VMotion.

Эти предпосылки позволили НРЭ развивать подход к построению архитектуры hadoop, при котором уровень хранения данных выделяется в отдельное сетевое хранилище и не привязан физически к каждому узлу. Стало доступно архивирование данных hadoop на объектных хранилищах.

**Облачное “озеро данных” + хранилище данных**

В 2015 году появилась тенденция перехода к облачному “озеру данных” и хранилищу данных. Использование облачного “озера данных” и инфраструктуры хранилища данных дает множество преимуществ: дешевое хранилище и гибкость для обработки огромных объемов данных по мере их масштабирования. Среди минусов такого подхода (рис. 4):

- пост стоимости: счета за хранилище данных начали накапливаться с неуправляемой скоростью;

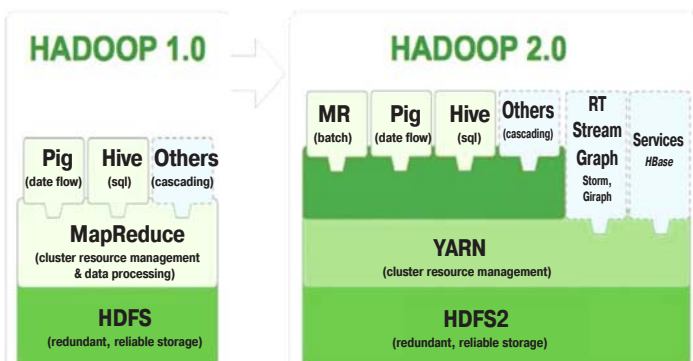


Рис. 2. С появлением Hadoop v2.0 число компонент в нем расширилось, он стал мультиарендным.

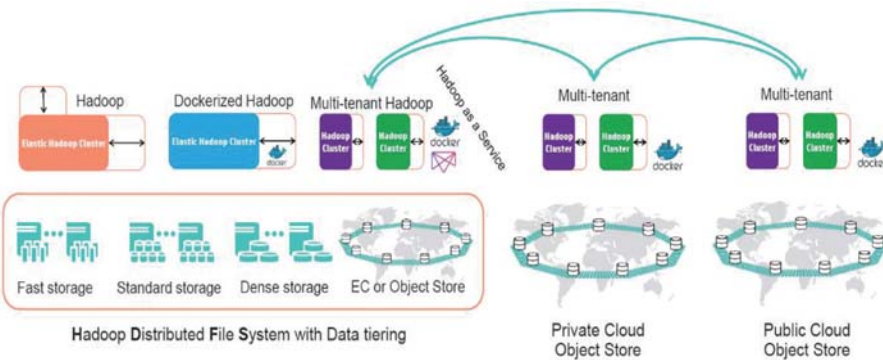


Рис. 3. В версии 3.0 Hadoop функциональность еще больше расширена.





Рис. 4. Недостатки подхода облачного “озера данных” и облачного хранилища данных.

- **сложная архитектура данных.** Для многих случаев использования облачное “озеро данных” и решение хранилища могут создать очень сложную архитектуру для реализации и обслуживания. Как правило, процесс ETL перемещает исходные данные в “озеро”, где они хранятся и организуются до того, как будут скопированы в хранилище данных. Разным командам требуется собственное представление данных, поэтому создаются дополнительные конвейеры ETL для перемещения этих данных из хранилища данных в отдельные витрины данных и кубы бизнес-аналитики. И это непрерывное копирование данных только для обеспечения семантического слоя;
- **снижение производительности:** поскольку данные стали более доступными, чем когда-либо, потребители данных хотят более быстрого доступа. При темпах роста данных запросы данных от конечных пользователей часто превышают доступную мощность для доставки данных от ИТ. Инженеров данных просят поддерживать сложные процессы ETL и жонглировать конкурирующими запросами данных в очереди, что может закончиться “выгоранием” как для ИТ, так и для бизнес-команд;
- **привязка к поставщику:** за исключением облачного “озера данных”, все данные, хранящиеся в хранилище данных, привязаны к собственному формату, что означает, что клиенты привязаны к определенному поставщику. Когда организации имеют несколько хранилищ данных от разных поставщиков облачных услуг, которые не взаимодействуют друг с другом, единственный способ поделиться данными — скопировать их обратно в “озеро данных”.

Необходима более простая архитектура с преимуществами как “озера данных”, так и хранилища данных.

#### Open lakehouse (открытый “домик у озера”)

В 2016 году увеличилось использование программного обеспечения с открытым исходным кодом, поскольку оно стало альтернативой проприетарным хранилищам данных. Самый популярный и эффективный способ решения проблем, с которыми сталкиваются облачные хранилища данных и “озера данных”, использование формата открытых таблиц.

#### Открытый формат таблицы

Самая большая проблема с “озером данных” заключается в отсутствии полных возможностей хранилища данных. Данные не оптимизированы для аналитики, поэтому ИТ-специалистам приходится создавать копии данных в хранилище данных, которое помещает их в проприетарный формат. Дополнительные копии создаются позднее в агрегированных кубах и экстрактах бизнес-аналитики. Формат открытой таблицы решает эту проблему.

Табличные форматы позволяют нам взаимодействовать с “озерами данных” так же легко, как мы взаимодействуем с базами данных, используя наши любимые инструменты и языки. Формат таблицы позволяет абстрагировать различные файлы данных как единый набор данных в виде таблицы.

Данные в “озере данных” часто могут быть распределены по нескольким файлам. Можно создавать и анализировать эти данные с помощью R, Python, Scala и Java, используя такие инструменты, как Spark и Flink. Возможность определять группы этих файлов как единый набор данных, например таблицу, значительно упрощает их анализ (по сравнению с группировкой файлов вручную или анализом одного файла за раз) на основе языка SQL [3].

Первоначальным форматом таблицы для данных hadoop был Apache Hive. В Hive таблица определяется как все файлы в одном или нескольких конкретных каталогах/директориях. Хотя это позволяло запускать SQL-выражения и другую аналитику в “озере

Табл. 1. Сравнение трех подходов при работе с таблицами “озер данных” [5].

	ICEBERG	HUDI	DELTA LAKE
<b>ACID Transactions</b>	✓	✓	✓
<b>Partition Evolution</b>	✓	✗	✗
<b>Schema Evolution (later chart with more detail)</b>	✓	partial	limited
<b>Time-Travel</b>	✓	✓	✓
<b>Project Governance</b>	Apache Project with a diverse PMC (top-level project)	Apache Project with a diverse PMC (top-level project)	Linux Foundation Project with an all-Databricks TSC
<b>Community Contributions (stats as of 3/28/22)</b>	240 contributors, 2241 merged PRs, 275 open PRs	252 contributors, 2880 merged PRs, 160 open PRs	145 contributors, 16 merged PRs, 43 open PRs
<b>Tool Read Compatibility</b>	Apache Hive, Dremio Sonar, Apache Flink, Apache Spark, Presto, Trino, Athena, Databricks, Snowflake, Spark, Apache Impala, Apache Drill	Apache Hive, Apache Flink, Apache Spark, Presto, Trino, Athena, Databricks, Spark, Redshift, Apache Impala, BigQuery	Apache Hive, Dremio Sonar, Apache Flink, Databricks, Spark, Apache Spark, Databricks, SQL Analytics, Trino, Presto, Snowflake, Redshift, Apache Beam, Athena
<b>Tool Write Compatibility</b>	Apache Hive, Dremio Sonar, Apache Flink, Apache Spark, Trino, Athena, Databricks, Spark, Debezium	Apache Flink, Apache Spark, Databricks, Spark, Debezium, Kafka Connect	<b>OSS Delta Lake:</b> Trino, Apache Spark, Databricks, Spark Apache Flink, Debezium, <b>Databricks Delta Lake:</b> Databricks, Spark, Kafka Connect
<b>File Format Support</b>	Parquet, ORC, AVRO	Parquet, ORC	Parquet

данных”, оно не могло эффективно масштабироваться до объемов и сложности аналитики, необходимых для удовлетворения современных потребностей. Другие форматы таблиц были разработаны для обеспечения требуемой масштабируемости.

Также одно из преимуществ отказа от подхода Hive, основанного на каталогах, заключается в том, что он открывает новую возможность наличия гарантий ACID (Atomicity, Consistency, Isolation, Durability — атомарность, согласованность, изоляция, долговечность) для большего количества типов транзакций, таких как вставки, удаления и обновления. В дополнение к функциям ACID форматы таблиц следующего поколения позволяют выполнять эти операции одновременно.

Новое поколение технологий, позволяющих работать с “озерами данных” как с таблицами в настоящее время представлено тремя разработками: Apache Iceberg, Apache Hudi и Databricks Delta Lake. Многие проекты создаются из потребности конкретной компании. Apache Iceberg появился из Netflix, Hudi — из Uber, а Delta Lake — из Databricks. Все три используют схожий подход к использованию метаданных для выполнения “тяжелой” работы. Структуры метаданных используются для определения:

- какая это таблица;
- какова схема таблицы;

- как разделена таблица;
- какие файлы данных составляют таблицу.

Delta Lake позволяет создавать таблицы с открытым исходным кодом, что, в свою очередь, дает возможность выполнять аналитику с использованием открытой архитектуры в “озере данных” с использованием различных механизмов и инструментов,

Открытые архитектуры помогают минимизировать затраты, избежать привязки к поставщику и всегда обеспечивают доступность новейших и лучших в своем классе инструментов для использования с вашими данными.

Необходимо отметить, что у Databricks есть собственная запатентованная версия Delta Lake, функции которой доступны только на платформе Databricks. Это также относится и к Spark — кластеры Spark, управляемые Databricks, используют проприетарный форк Spark с функциями, доступными только для клиентов Databricks. Эти проприетарные форки не открыты для того, чтобы другие движки и инструменты могли в полной мере использовать их преимущества.

Сравнение трех подходов при работе с “озерами данных” как с таблицами данных представлено в табл. 1 [3].

Формат открытых таблиц имеет много преимуществ — как материальных, так и нематериальных (табл. 2):

- *возможность создавать хранилища данных в “озере данных”*. При этом все функции хранилища данных (например, функциональность SQL-таблиц) доступны для использования в озере данных, что обеспечивает:
  - согласованность транзакций между приложениями, в которых файлы могут добавляться, удаляться или изменяться атомарно с полной изоляцией чтения;
  - поддержку полной схемы эволюции для отслеживания изменений таблицы с течением времени;
  - возможность “путешествия во времени” для запроса исторических данных;
  - поддержку data-as-code (данные как код). Возможность возврата к предыдущим версиям данных, чтобы быстро исправить проблемы и вернуть таблицы в предыдущее состояние;
- *нет привязки к поставщику*: данные больше не должны храниться в проприетарном формате хранилища данных. Раньше только один движок мог предоставить доступ к данным. Теперь данные представлены в формате открытой таблицы, и можно использовать выбранный движок для различных вариантов использования, например:
  - SQL — для бизнес-аналитики;
  - Spark — для науки о данных и машинного обучения;
  - Flink — для обработки в реальном времени;
- *упрощенная архитектура*. По мере роста организации растут и емкость данных. Команды будут иметь расширенные варианты использования, и им часто потребуются объединять структурированные и неструктурированные данные. Open Lakehouse упрощает архитектуру данных, данные помещаются в ваше “озеро данных” и остаются там, что позволяет:

- устранять ненужное перемещение и копирование данных;
- управлять данными на основе приоритетов в режиме самообслуживания с соблюдением требований GDPR (General Data Protection Regulation) и соответствия;
- запрашивать нахождение своих данных;
- сокращать затраты на управление инфраструктурой;
- *повышение производительности*: с меньшим количеством циркулирующих копий данных у инженеров данных будет меньше работы по обслуживанию конвейера ETL. Они могут сосредоточиться на повышении ценности бизнеса и предоставлении критически важных наборов данных своим бизнес-партнерам. Для потребителей данных это создает единый источник регулируемых метрик и бизнес-данных, упрощая BI с самообслуживанием.

## Коллекция точечных решений, унифицированная аналитическая платформа, гибридное решение или фабрика данных?

В своем исследовании [10] Gartner назвала фабрику данных ведущей тенденцией в области данных и аналитики. Подход с использованием фабрики данных может улучшить традиционные шаблоны управления данными и заменить их более гибким подходом. Это дает руководителям D&A (data and analytics) возможность сократить количество интегрированных платформ управления данными и обеспечить межкорпоративные потоки данных и возможности интеграции.

### Архитектура Data Fabric — ключ к модернизации управления данными и интеграции [11]

Гибкость управления данными стала критически важным приоритетом для организаций во все более разнообразной, распределенной и сложной среде. Чтобы уменьшить человеческие ошибки и общие затраты, лидеры в области данных и аналитики должны выйти за рамки традиционных методов управления данными и перейти к современным решениям, таким как интеграция данных с поддержкой ИИ.

«Новая концепция дизайна под названием «фабрика данных» может стать надежным решением постоянно возникающих проблем управления данными, таких как циклы интеграции данных с высокой стоимостью и низкой ценностью, частое обслуживание предыдущих интеграций, растущий спрос на работу в режиме реального времени, совместное использование данных на основе событий и многое другое», — говорит Марк Бейер (Mark Beyer), почетный вице-президент-аналитик Gartner.

Рынок развивался в сторону фабрики данных более двух десятилетий. Его эволюция прослеживается изначально от потребности в интеграции с несколькими источниками до поддержки аналитических систем. Gartner определяет фабрику данных как концепцию дизайна, которая служит интегрированным слоем (фабрикой) данных и связующих процессов. Фабрика данных использует непрерывный анализ существующих, обнаруживаемых и выводимых активов метаданных для поддержки проектирования, развертывания и использования интегрированных и многократно используемых данных во всех средах, включая гибридные и мультиоблачные платформы.

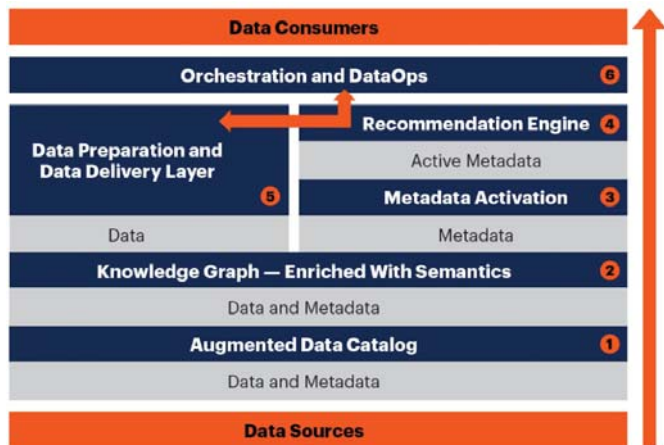
В настоящее время на рынке используется широкий спектр интегрированных платформ управления данными для обеспечения потоков данных между предприятиями и возможностей интеграции. Эти платформы широко известны под разными именами, такими как «фабрика данных» (data fabric), «сетка данных» (data mesh) и «концентратор данных» (data hub). Современные фабрики данных поддерживают и используют эти технологии управления данными и подходы к интеграции. Кроме того, структура позволяет использовать методы совместного управления данными (например, DataOps и управление данными). Фабрики данных включают (но не ограничиваются) интеграцию потоковых данных, виртуализацию данных, семантическое обогащение, активные метаданные с поддержкой AI и ML, графы знаний и графы систем управления базами данных (СУБД), среди других нереляционных баз данных.

Фабрика данных может включать автоматизированное управление доступом к данным, интеграцию данных, качество данных, использование графов знаний и даже утилизацию данных и рекомендации по их использованию. Фабрика данных включает в себя внедрение непрерывных и развивающихся практик data engineering в организации, чтобы обеспечить руководство для всей экосистемы управления данными (хранилища данных, интеграция, качество, mastering и управление, рис. 5).

Табл. 2. Сравнение преимуществ и недостатков data lake, data warehouse и open lakehouse [1].

	Data Lake	Data Warehouse	Open Lakehouse
No need to load data/no extra data pipelines	Yes	No	Yes
Open/no vendor lock-in	Yes	No	Yes
Access broad data (not pre-sliced/agg'd subsets)	Yes	No	Yes
Performance	No	Yes	Yes
ACID transactions	No	Yes	Yes
Data optimization	No	Yes	Yes
Self-service experience	No	No	Yes
Git-like experience	No	No	Yes





Source: Gartner

Рис. 5. Фабрика данных является фундаментом управления данными.

Фабрика данных использует как человеческие, так и машинные возможности для доступа к данным на месте или поддержки их консолидации, где это необходимо. Она постоянно идентифицирует и связывает данные из разрозненных приложений, чтобы обнаружить уникальные, важные для бизнеса взаимосвязи между доступными точками данных. Это понимание поддерживает переработанный процесс принятия решений, обеспечивая большую ценность благодаря быстрому доступу и пониманию, чем традиционные методы управления данными.

Основные особенности фабрики данных:

- это не просто сочетание традиционных и современных технологий, но и концепция дизайна, которая меняет фокус человеческих и машинных рабочих нагрузок;
- это новые и будущие технологии, такие как графы семантических знаний, активное управление метаданными и встроенное машинное обучение (ML), необходимы для реализации дизайна структуры данных;
- дизайн оптимизирует управление данными за счет автоматизации повторяющихся задач, таких как профилирование наборов данных, обнаружение и согласование схемы с новыми источниками данных, а в самых сложных случаях — исправление сбойных заданий интеграции данных;
- ни одно из существующих автономных решений не может обеспечить полноценную архитектуру фабрики данных. Лидеры D&A могут обеспечить архитектуру фабрики данных, используя сочетание готовых и приобретенных решений. Например, они могут выбрать многообещающую платформу управления данными с 65-70% возможностями, необходимыми для создания фабрики данных. Недостающие возможности могут быть достигнуты с помощью собственного решения.

Преимущества фабрик данных перед альтернативными решениями:

- отдельные инициативы по интеграции приводят к ухудшению качества обслуживания клиентов: плохие процессы, отсутствие обучения сотрудников, ошибки интеграции, отсутствующие или неточные данные или любое их сочетание;
- фабрика данных — это одна архитектура, которая может учитывать уровни разнообразия, распределения, масштаба и сложности информационных активов организаций. Фабрика данных включает в себя реализацию непрерывных и развивающихся методов обработки данных для экосистемы управления данными;
- уменьшение количества дублирующих функций. Основные функции управления данными и интеграции, такие как каталогизация данных, гибкое моделирование данных, семантическое обогащение и интеграция и подготовка данных, дополненные машинным обучением, в настоящее время присутствуют во многих различных инструментах управления данными, что увеличивает стоимость, требования к навыкам и вызывает задержки в использовании данных;
- сокращение времени на проектирование интеграции на 30%, развёртывание на 30% и обслуживание на 70% [12]. Дизайн фабрики данных основан на возможности использовать, повторно использовать и комбинировать различные стили интеграции данных (такие как извлечение, преобразование, загрузка (ETL), репликация данных, интеграция потоковых данных, очереди сообщений, API и виртуализация данных);

- автоматизация обнаружения данных и метаданных. Фабрики данных документируют метаданные из существующих процессов, а затем активируют их для каталогизации, мониторинга и аудита этих процессов. Фабрики данных могут «активировать» метаданные, обеспечивая динамическую оптимизацию на основе оптимизации затрат и характеристик производительности, и даже могут быть разработаны с учетом анализа и управления рисками данных, качеством данных и правами доступа;
- улучшение интеграции данных. Фабрики данных могут пассивно знать или активно управлять доставкой данных, включая (но не ограничиваясь): интеграцию потоковых данных, виртуализацию данных, семантическое обогащение, активные метаданные с помощью AI и ML, графы знаний и графовые СУБД (среди других нереляционных базы данных);
- использование существующих навыков и технологий при одновременном внедрении новых подходов, инструментов и платформ.

Табл. 3. Сравнение коллекции точечных решений и унифицированной платформы для построения фабрики данных.

Точечное решение (или лучшее в своем классе) - «лучшая система в указанной нише или категории:	Интегрированная платформа данных - позволяет собирать, сортировать и преобразовывать данные из нескольких источников:
<ul style="list-style-type: none"> <li>• хотя выполнение специализированных функций лучше, чем на базе интегрированной системы, этот тип системы ограничен областью своей специализации;</li> <li>• для выполнения различных требований организации часто используют лучшие в своем классе системы от разных поставщиков;</li> <li>• поддержка нескольких систем не обеспечивает перекрестной связи, что создает проблемы с обслуживанием и интеграцией»;</li> <li>• лазерный фокус этих точечных решений означает, что они вкладывают всю свою энергию в одну функциональную область, часто игнорируя другие функции или особенности, которые касаются их фокуса.</li> </ul> <p>из Technopedia - <a href="https://www.technopedia.com/definition/23200/best-of-breed-system">https://www.technopedia.com/definition/23200/best-of-breed-system</a></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• можно применить к различным бизнес-целям или направить конкретным пользователям, бизнес-подразделениям, партнерам, приложениям или перспективным решениям;</li> <li>• основная функция платформы интеграции данных заключается в объединении и централизации данных для упрощения доступа, управления и бизнес-аналитики;</li> <li>• представляет целостный и автоматизированный подход к данным и аналитике, который часто использует машинное обучение как часть стратегии расширенной аналитики;</li> <li>• предоставляет заказчику набор продуктов от одного и того же поставщика, но не все модули будут лучшими из доступных.</li> </ul>
<b>Плюсы:</b>	<b>Плюсы:</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• многие точечные решения предлагают хорошую гибкость для удовлетворения уникальных запросов;</li> <li>• быстрое реагирование на тенденции рынка или запросы клиентов;</li> <li>• поддержка именно того, что вам нужно — более глубокое решение или набор предложений;</li> <li>• предоставление выделенной или более специализированной поддержки для вашей компании.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• предоставляется набор продуктов от одного поставщика, что упрощает заключение контрактов и лицензирование;</li> <li>• функции легко интегрируются друг с другом, поскольку решение от одного поставщика;</li> <li>• использование одного интерфейса для всех функций;</li> <li>• более простое обучение и внедрение на предприятии;</li> <li>• функции более стандартизированы для всех аналитических операций;</li> <li>• обычно интегрированная платформа данных дешевле, чем компиляция всех точечных решений;</li> <li>• как правило, более быстрое время реализации, чем компиляция точечных</li> </ul>
<b>Минусы:</b>	<b>Минусы:</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• повышенная сложность сопутствующих методов управления данными, например, интеграции данных, управления, управления метаданными, заключения контрактов и лицензирования;</li> <li>• представления данных фрагментарны, обмен данными может быть затруднен;</li> <li>• разные интерфейсы для каждого точечного решения, что приводит к более сложному обучению и внедрению;</li> <li>• несколько реализаций могут вызвать технологические конфликты, несоответствие данных и потенциально разные инфраструктуры;</li> <li>• отношения с несколькими поставщиками усложняют все взаимодействия;</li> <li>• как правило, более дорогое решение, чем интегрированная платформа данных.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• отдельные функции в интегрированной платформе данных могут быть не так хороши, как продукт(ы) точечного решения;</li> <li>• поставщик может быть не в состоянии быстро реагировать на тенденции рынка и запросы клиентов;</li> <li>• потенциал для «вредоносных программ» - функций или функций, которые вам не нужны;</li> <li>• выделенная индивидуальная поддержка может быть недоступна или может быть неперсонализированной;</li> <li>• могут возникнуть трудности с интеграцией существующих точечных решений в интегрированную платформу данных.</li> </ul>

Фабрики данных могут использовать существующие концентраторы данных, озера данных, хранилища данных, хранилища операционных данных, репозитории основных данных и другие решения с традиционной архитектурой и дизайном.

### Три способа создания фабрики данных

Чтобы создать такую фабрику данных, все компоненты должны быть тесно связаны друг с другом. Есть три основных способа добиться этого [13, 14]:

- собрать/асSEMBЛИРОВАТЬ коллекцию точечных решений для каждого необходимого компонента;
- использовать интегрированную платформу данных, в которой есть большинство, если не все, компоненты фабрики;
- собрать гибридную архитектуру с использованием интегрированной платформы данных в качестве основы, добавляя точечные решения по мере необходимости

Среди основных причин неудовлетворенности текущим решением, которые упоминались девятью респондентами из десяти в опросе проведенном Forrester Consulting в феврале 2021 года среди специалистов в области аналитики и бизнес-аналитики, были следующие:

- неспособность спроектировать аналитику в реальном времени;
- проблемы с безопасностью данных;
- проблемы с интеграцией решений.

В ответ на эти вызовы большинство заявило, что они либо переходят на полнофункциональную аналитическую платформу, либо рассматривают ее. Сравнение различных подходов для построения фабрики данных представлено в табл. 3 [14].

Среди “лидеров”, попавших в отчет The Forrester Wave™: Enterprise Data Fabric, Q2 2022 (June 23, 2022), – Informatica, Oracle, IBM, Denodo Technologies, SAP, Talend. Также одним из вендоров, активно продвигающим концепцию унифицированной платформы (UDAP, unified data analytics platform) для фабрики является Incorta [15]. Одна из ее ключевых технологий – запатентованная технология Direct Data Mapping™, которая на основе прямого сопоставления данных (с обработкой в памяти) собирает информацию о структурированных источниках данных для обеспечения исключительной производительности запросов, даже если источники данных содержат миллиарды строк, сотни объединений и тысячи таблиц.

## **Рынок решений ускорителей аналитических запросов (Analytics Query Accelerators)**

Ускорители аналитических запросов (Analytics Query Accelerators – AQA) обеспечивают оптимизацию запросов для различных хранилищ данных: “озером данных” (data lake), хранилищем данных (data warehouse) и “домиком на озере” (lakehouse). Цель разработки AQA – получить БОЛЬШУЮ отдачу от “озер данных”, которые стали громоздкими или не могут обеспечить адекватную производительность по мере их развития. AQA позволяют сделать данные в семантически гибких хранилищах данных более доступными и производительными для производственного и исследовательского использования. Для тех “озер данных”, которые хранят часть своих данных в полуструктурированной или структурированной и понятной форме, ускорители предоставляют средства доступа к данным там, где они хранятся (без какого-либо копирования). AQA вряд ли заменят хранилище данных, но они могут значительно повысить ценность “озера данных”, обеспечив производительность, соответствующую требованиям как бизнес-персонала, так и технического персонала [4]. AQA обеспечивают поддержку SQL-запросов или SQL-подобных запросов для широкого спектра источников данных. Чаще всего они используются как средство обеспечения интерактивной и оптимизированной для производства доставки в семантически гибкие хранилища данных, которые сами по себе не обладают возможностями для обеспечения достаточной производительности или простоты использования. Обычно используемые в сочетании с “озерами данных”, AQA предназначены для поддержки информационных ВІ-панелей, возможностей интерактивных запросов, моделирования данных и других вариантов использования аналитики. Некоторые также поддерживают реляционные базы данных в качестве источников и могут перейти на рынки виртуализации данных или бизнес-аналитики, хотя это не является их основной функцией.

Чтобы гарантировать, что нужные пользователи имеют доступ к нужным данным поддерживаются разнообразные возможности управления ими, начиная с авторизации и аутентификации.

Цели оптимизации хранилища данных и “озера данных” различаются. Первый оптимизирован для производственной доставки

семантически непротиворечивых хорошо известных данных; второй оптимизирован для семантической гибкости и быстрого доступа к необработанным данным.

В настоящее время реализация AQA дает возможность выполнять SQL- или SQL-подобные запросы непосредственно в “озере данных” (без их копирования в хранилище данных). Возникает вопрос: “Можно ли использовать исключительно только “озеро данных” и отказаться от хранилища данных?” Ответ заключается в том, что инфраструктура “озера данных”, основанная на семантически гибком хранилище данных, как правило, неспособна оптимизировать требования производственной доставки (такие как параллелизм, задержка и управление рабочей нагрузкой) в той степени, в какой это может сделать хранилище данных после его создания в реляционной базе данных.

Рынок AQA является логическим продолжением интерфейсов SQL для Hadoop и интерфейсов SQL для хранилищ облачных объектов (Hype Cycle for Data Management, 2021, <https://www.gartner.com/interactive/hc/code/747543>). Gartner ожидает, что в течение следующих трех-пяти лет технология AQA будет играть активную роль в объединении “озера данных” и хранилища данных в единую логически определенную платформу, напоминающую Gartner Logical Data Warehouse [4].

Рынок AQA состоит в основном из относительно новых участников (всего 15, включенных в исследование: Ahana, Alluxio, AtScale, ChaosSearch, Databricks, Data Virtuality, Denodo, Dremio, GridGain Systems, Incorta, Jethro, Kyligence, Kyvos Insights, Starburst, Varada). Некоторые продукты являются автономными, снабженные всем необходимым (self-contained) предложениями, в то время как другие работают в сочетании с более широким набором продуктов. Большинство из них доступны в различных облачных средах, а некоторые также доступны локально – потенциально с возможностью одновременного запроса данных в обоих местах в гибридной архитектуре.

Разнообразие форматов данных, характерных для “озер данных”, отражено в 16 исходных форматах (CSV, Apache Parquet, Delta Lake, JSON, Apache ORC, RDBMS (ODBC/JDBC), Apache Avro, Apache Hudi, Apache Iceberg, Apache Kudu, AWS Redshift, Elasticsearch, Google BigQuery, MongoDB, Snowflake, Apache Hive), но их гораздо больше. Формат значений с разделителями-запятыми (CSV), основной продукт с момента первого использования в FORTRAN в 1977 году, поддерживается всеми, за ним следуют Apache Parquet, JSON и относительно новый формат – Delta Lake (впервые был разработан компанией Databricks). Лидерами (среди попавших в исследование) по числу поддерживаемых форматов являются компании: Ahana (<http://ahana.io/>), Databricks (<http://www.databricks.com/>), Denodo (<https://www.denodo.com/>), Dremio (<https://www.dremio.com/>), Incorta (<https://www.incorta.com/>), Starburst (<https://www.starburst.io/>). Среди последних локальное развертывание поддерживают: Denodo, Dremio, Incorta, Starburst.

Необходимо отметить, что Incorta единственная компания среди поставщиков AQA, которая попала еще и в исследование Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms (Published 22 March 2022 – ID G00746163), а Denodo еще и “лидер” в двух исследованиях: 1) The Forrester Wave™: Enterprise Data Fabric, Q2 2022, June 23, 2022; 2) Magic Quadrant for Data Integration Tools, Updated 9 November 2021, Published 25 August 2021 – ID G00734633.

Некоторые вендоры создают и поддерживают кубы, представления (views) и индексы в памяти для повышения производительности, а затем обновляют их при изменении исходных данных. Некоторые сохраняют эти фрагменты на диск, что означает отсутствие «времени раскрутки» при первых нескольких запросах, когда система по какой-либо причине перезагружается. Некоторые визуализации могут быть предоставлены, чтобы показать структуру или даже величину данных, чтобы помочь разработчикам выбрать наилучший подход. Сохраняемые файлы ускорителями могут быть в проприетарном формате, доступном только для создавшего их продукта, или они могут быть в открытом формате (например, Apache Avro, CSV, JSON, ORC или Apache Parquet), сохраненном вместе с исходными данными. Ряд вендоров создают собственное “озеро данных” с акцентом на хранении метаданных и их обработкой in-memory (или в PMEM, типа Optane DC), другие уделяют основное внимание только оптимизации запросов на собственных кластерах (on-prem или в облаке). Особенности архитектуры, в конечном итоге, могут влиять, например, на показатели производительности при масштабировании системы (и не только), что следует учитывать при выборе поставщика AQA.

Starburst приобретает Varada для предоставления нового стандарта аналитики озера данных

В конце июня 2022 г. Starburst, компания, занимающаяся аналитикой в любом месте, объявила (<https://www.starburst.io/about/news->



[room/press-releases/](#)) о приобретении Varada, ускорителя аналитики озер данных. В то время как один из лучших в своем классе механизмов запросов Starburst уже лидирует в отрасли как по производительности, так и по экономической эффективности, сочетание собственной и запатентованной технологии индексирования Varada устанавливает новый эталон в аналитике озера данных, позволяя организациям быстрее и эффективнее извлекать более ценную информацию из своих данных. Ожидается, что интеграция этой технологии будет развернута для некоторых клиентов в течение следующих 30 дней, а общедоступная версия будет доступна к осени 2022 года.

Переход к облаку и модели потребления с оплатой по мере использования дают ИТ-менеджерам больше гибкости для увеличения или уменьшения расходов. Однако при запуске приложения в облаке вы запускаете не только приложение, но и базовые данные, сетевые ресурсы, ресурсы инфраструктуры, хранилище и безопасность, которые являются частью общей рабочей нагрузки приложения. Благодаря приобретению и интеграции технологии Varada клиенты, использующие Starburst для своих аналитических рабочих нагрузок, могут *сократить расходы на облачные вычисления на 40%+ и время ответа на запросы до 7 раз*.

Основная технология Varada — это собственное и запатентованное решение для кэширования и индексирования, которое помогает клиентам:

- *ускорить выполнение запросов с помощью автономного индексирования*. Varada разбивает данные для обработки на блоки, а затем автоматически выбирает наиболее эффективный индекс для каждого блока на основе содержания и структуры данных. Это обеспечивает доступность данных для быстрого анализа, сокращая время ответа на запрос до 7 раз;
- *адаптироваться к требованиям бизнеса с помощью гибкого управления ресурсами*. Решение Varada включает в себя интеллектуальный кэш, который кэширует часто используемые данные для повышения производительности, а также предоставляет группам данных инструменты для настройки параметров в соответствии с требованиями производительности и бюджета. Благодаря интеграции Starburst Enterprise и Varada могут гибко масштабироваться вместе для оптимизации затрат и производительности;
- *сократить эксплуатационные расходы с помощью мониторинга уровня рабочей нагрузки*. Мониторинг уровня рабочей нагрузки Varada выявляет горячие данные и узкие места, предупреждая специалистов по обработке данных об областях, требующих улучшения. Благодаря тому, что решение в целом снижает потребность в перемещении и моделировании данных, клиенты отмечают снижение затрат на облачные вычисления на AWS до 40%.

Ключевые варианты использования ускорителей аналитических запросов включают:

- поддержка доступа к данным, возможность исследовать данные с комбинированием различных типов данных;
- перенос отчетов в “озеро данных” для хранящихся там структурированных данных с целью поддержания «достаточно хорошей» производительности, часто при меньшей стоимости, чем при использовании хранилища данных;
- обеспечение доступности данных для объединения со структурированными данными в хранилище данных и/или в кюдах данных (data marts); предоставление возможности виртуализации данных; предоставление возможности разделения доступа к данным через отдельное ПО для виртуализации данных;
- помощь в понимании основной структуры данных и их оптимизации для доступа к ним;
- использование данных в сочетании с более эффективными открытыми форматами, чтобы сделать их более производительными и более переносимыми между аналитическими системами.

## Пример решения AQA Dremio на базе платформы Dell Technologies

### Хранилища объектов для аналитики [5]

В последние несколько лет мир аналитики находится на пути к использованию хранилищ объектов. При этом необходимость перехода к объектному “озеру данных” для поддержки стека аналитики обусловлена несколькими факторами. *Во-первых*, компания использует облачные технологии, основанные на хранилище S3.

*Во-вторых*, многие аналитические приложения в клиентском стеке теперь поддерживают объектные протоколы для хранения. Помимо этого, есть три основные тенденции, ускоряющие создание объектно-ориентированных “озер данных” на предприятиях.

### Аналитика и микросервисы

Одной из основных тенденций развития объектного хранилища в аналитике является появление микросервисов для гибридного облака. Гибридный облачный подход к разработке программного обеспечения коренным образом меняет способ создания и запуска приложений. Приложения аналитики также отражают эту тенденцию и могут иметь даже больше преимуществ, чем другие приложения. Гибкость в том, где могут быть развернуты аналитические приложения, дает группам данных возможность использовать сервисы для данных. Дни, когда приходилось перемещать ПБ данных для анализа с большими затратами и длительным временем разработки, давно прошли.

### Разделение вычислений и хранилища

Вторая тенденция в объектном хранилище для аналитики — необходимость отделения вычислений от хранилища. Сообщество Nadoop принимает эту тенденцию, выпуская открытую поддержку объектов через протоколы S3 и S3a. Сообщество Splunk присоединилось к движению по разделению вычислений и хранилищ, объявив в 2018 году о Splunk SmartStore ([https://www.splunk.com/en\\_us/blog/cloud/splunk-smartstore-cut-the-cord-by-decoupling-compute-and-storage.html](https://www.splunk.com/en_us/blog/cloud/splunk-smartstore-cut-the-cord-by-decoupling-compute-and-storage.html)). SmartStore позволяет Splunk хранить недавно использованные и “горячие” данные рядом с вычислительной машиной, в то же время размещая “теплые” и “холодные” данные в хранилище объектов S3. Разделение вычислительных ресурсов и хранилища снижает стоимость аналитических приложений и помогает создавать многоцелевые конвейеры данных.

### Аналитика повсюду

Последним фактором для хранения объектов в аналитике является потребность групп данных в возможности анализировать данные в любом месте. Для запроса данных больше не требуются сложные файловые системы или приложения. В пост-эпоху схемы schema-on-read (*разница между схемой при чтении и схемой при записи* — <https://www.dell.com/en-us/blog/schema-read-vs-schema-write-started/>) механизм запросов к облачному “озеру данных” разница между схемой при чтении и схемой при записи, обеспечивает сверхвысокую скорость запросов и семантический уровень самообслуживания, работающий непосредственно с хранилищем “озера данных”. Dremio устраняет необходимость копировать и перемещать данные в проприетарные хранилища данных или создавать кубы, сводные таблицы или извлечения бизнес-аналитики, обеспечивая гибкость и контроль для архитекторов данных и самообслуживание для потребителей данных.

### Референсное решение Dell Technologies и Dremio [6]

Dell Technologies и Dremio предлагают решение, которое позволяет запрашивать данные, хранящиеся в Dell EMC PowerScale и ECS, напрямую, устраняя необходимость в ETL, кубах, извлечениях или любом перемещении данных из Dell EMC PowerScale и ECS. Решение легко развертывается, масштабируется и обеспечивает клиентам значительную производительность и экономическую выгоду. Семантический уровень самообслуживания упрощает доступ и анализ данных для нетехнических пользователей. С помощью Dremio вы можете управлять миграцией данных своих клиентов из устаревших хранилищ данных HDFS и устаревших систем баз данных HDFS в Dell EMC PowerScale и ECS.

Особенности решения:

- сверхбыстрые запросы выполняются непосредственно на Dell EMC PowerScale и ECS;
- специальные (ad-hoc) запросы выполняются до 4-х раз быстрее по сравнению с традиционными механизмами консолидации данных;
- снижение затрат на запросы бизнес-аналитики в 10–100 раз;
- отсутствие перемещения или преобразования данных;
- встроенный Dell EMC коннектор;
- простая в управлении инфраструктура Dell EMC.

Другие преимущества решения:

- более быстрое “понимание” данных:
  - сверхбыстрые запросы выполняются непосредственно на Dell EMC PowerScale и ECS;

- нет необходимости перемещать данные в AWS S3, ADLS, Hadoop, MPP базы данных или хранилища данных;
  - рабочие нагрузки по анализу данных, требующие больших вычислительных ресурсов и ресурсов хранения, поддерживаются Dell EMC PowerScale и ECS с высокой производительностью, управляемостью и масштабируемостью;
- лучшие в своем классе технологии ускорения запросов:
- сверхбыстрое выполнение запросов непосредственно в консолидированном хранилище данных. Технологии Dremio, такие как Data Reflections, Columnar Cloud Cache (C3) и Predictive Pipelining, работают вместе с Apache Arrow для выполнения запросов непосредственно в хранилище консолидации данных с интерактивной скоростью. Сочетание этих технологий ускорения запросов обеспечивает повышение производительности в 4-100 раз по сравнению с традиционными механизмами консолидации данных (на основе внутреннего сравнительного анализа производительности Dremio, май 2020 г.);
  - семантический слой самообслуживания. Этот уровень абстракции позволяет инженерам данных определять уровень безопасности и бизнес-значение данных, а аналитикам и специалистам по данным легко исследовать данные и создавать новые виртуальные наборы данных;
  - гибкость и открытость. Dremio позволяет избежать привязки к поставщику — они могут запрашивать данные непосредственно в облаке или локально и хранить данные в хранилище, которым они владеют и контролируют. Dremio обеспечивает максимальную гибкость клиентов и свободу использования их данных по своему усмотрению.

#### Архитектура Dremio

Механизм запросов к облачному “озеру данных” Dremio позволяет бизнес-аналитикам и специалистам по обработке и анализу данных исследовать и анализировать любые данные в любое время, независимо от их местоположения, размера или структуры, с помощью их любимых инструментов, таких как Tableau, Power BI, Python и R. Dremio использует Apache Arrow, запатентованную функцию ускорения обработки данных под названием Data Reflections, а также высокооптимизированные встроенные функции push-down для обеспечения производительности интерактивных запросов к любому объему данных, позволяя при этом ИТ-специалистам, специалистам по обработке и анализу данных и бизнес-аналитикам беспрепятственно формировать данные в соответствии с потребностями бизнеса.

Dremio имеет масштабируемую архитектуру. Dremio предназначен для масштабирования от одного сервера до тысяч серверов в одном кластере. Общие шаблоны развертывания включают в себя:

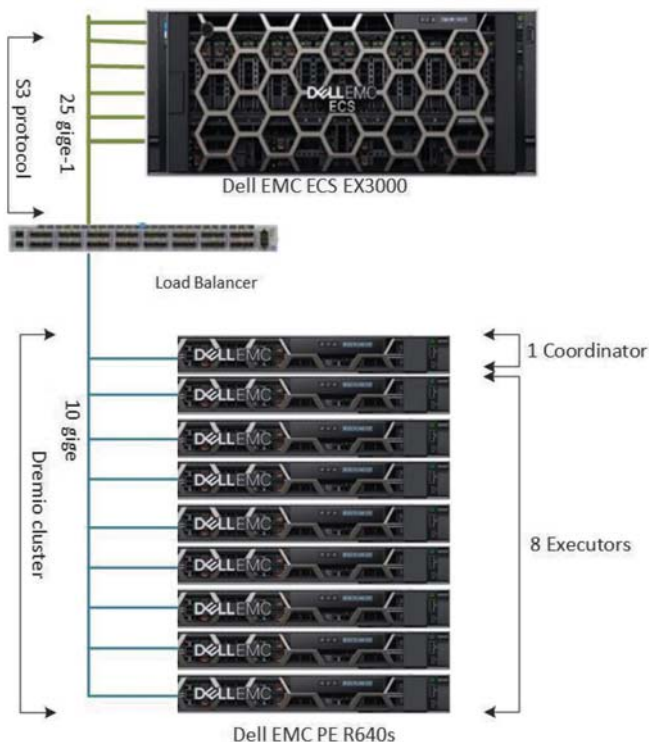


Рис. 6. Кластер Dell EMC ECS и Dremio.

- выделенная облачная инфраструктура — такая как инстансы Amazon EC2, использующие AWS S3 для хранилища отражения данных Dremio;
- в контейнерах Docker — подготовленных и управляемых через Kubernetes;
- в Hadoop, подготовленном и управляемом как приложение YARN с использованием HDFS для хранилища отражения данных Dremio.

При использовании Dremio для анализа данных в Hadoop рекомендуется развертывать Dremio непосредственно в кластере Hadoop. Это позволяет Dremio обеспечить локальность данных для необработанных данных, а также для хранилища отражения данных.

#### Тип узла инстанса

В инстансе Dremio есть два разных типа узлов, и свойство службы определяет, включен ли узел с ролью главного координатора или механизма. Каждый тип узла можно масштабировать независимо. Два типа узлов:

- координаторы (coordinators). Эти узлы отвечают за координацию планирования запросов, управление метаданными, обслуживание пользовательского интерфейса Dremio и обработку клиентских подключений. Клиентские приложения, такие как инструменты бизнес-аналитики или обработки данных, подключаются к координаторам и взаимодействуют с ними. Координаторы отличаются высокой доступностью и могут масштабироваться для обработки большего количества одновременно работающих клиентов. На всех узлах экземпляра (instance) Dremio со службами координатора Dremio должна быть включена роль главного координатора. Узел с включенной только ролью координатора не поддерживается;
- исполнители (executors). Эти узлы отвечают за выполнение запросов. Клиентские приложения не подключаются к исполнителям. Исполнители можно масштабировать для обработки больших объемов данных и большего количества одновременных запросов. Поскольку исполнители не имеют состояния, развертывание может рассматривать эти узлы как эластичные ресурсы и динамически масштабировать систему.

#### Ускорение

Dremio использует высокооптимизированные физические представления исходных данных, называемые отражением данных. Хранилище отражения может работать в HDFS, MapR-FS, облачном хранилище, таком как S3 или совместимом с S3, или в хранилище с прямым подключением (DAS). Размер хранилища отражения может превышать размер физической памяти. Эта архитектура позволяет Dremio ускорять большой объем данных при меньших затратах, что приводит к гораздо более высокому коэффициенту попаданий в кэш по сравнению с традиционными архитектурами, использующими только память. Отражения данных Dremio автоматически используются оптимизатором на основе затрат во время запроса.

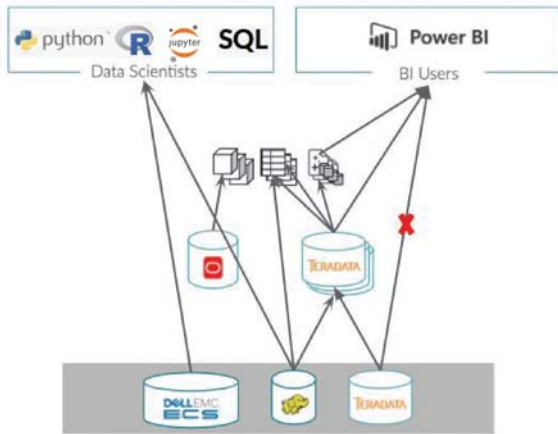
При запуске Dremio на Hadoop координаторы должны быть развернуты на граничных узлах, чтобы к ним могли подключаться внешние приложения, такие как инструменты бизнес-аналитики. Кроме того, нет необходимости вручную развертывать Dremio в кластере, поскольку координаторы могут использовать YARN для подготовки узлов Executor. Чтобы максимизировать производительность в производственной среде, рекомендуется иметь Executor на каждом узле Hadoop в кластере. На рис. 6 показано типичное развертывание в Hadoop.

#### Тестирование

Тестирование показало, что Dremio обеспечивает SQL-аналитику за доли секунды в различных системах хранения в ожидании значительного увеличения объемов данных. При этом способность PowerScale OneFS и ECS масштабироваться до нескольких петабайт при одновременном обеспечении высокой производительности ввода-вывода делает хранилище PowerScale и ECS идеальным для Dremio, предлагая значительно улучшенную переносимость рабочих нагрузок, когда рассматривается выгрузка рабочих нагрузок из устаревших “озер данных”. Тестирование доказало, что решения Dell EMC PowerScale F600 All-Flash NAS и объектные хранилища Dell EMC ECS соответствуют требованиям хранилища данных и производительности и очень хорошо работают при нагрузке ввода-вывода, когда Dremio используется как для небольших, так и для больших наборов данных. Результаты тестирования TPC-DS для всех 58 запросов TPC-DS показывают отличные результаты с точки зрения времени выполнения для ко-



## Existing Unscalable Architecture



## Simplified, Performant Access to the Data Lake

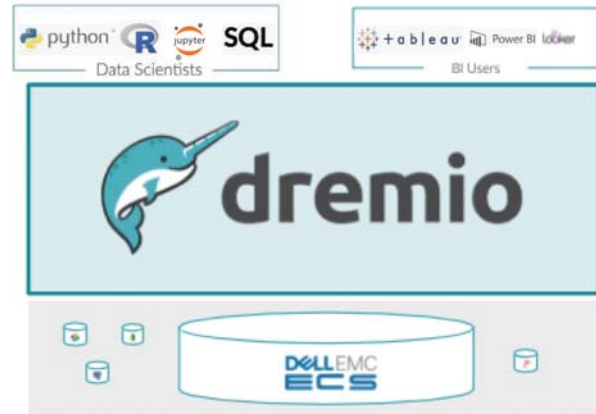


Рис. 7. “Прежняя” немасштабируемая архитектура и новая архитектура с упрощенным и высокопроизводительным доступом.

эфициента масштабирования 10 ТБ. С помощью Dell EMC PowerScale и ECS корпоративные организации и администраторы Dremio могут легко масштабировать ресурсы с десятков терабайт до десятков петабайт в рамках одной файловой системы, одного тома и с помощью единой точки администрирования. Dell EMC PowerScale и ECS обеспечивают высокую производительность и пропускную способность без усложнения управления.

### Пример локального решения: производитель автомобилей [7]

Несмотря на массовое увеличение облачных “озер данных” и технологий, предприятия продолжают полагаться на очень большие локальные экосистемы данных, которые либо уже заполнены, либо тесно связаны. Дальнейшие инвестиции в эти жесткие устаревшие решения обходятся дорого и, вероятно, усложнят и без того громоздкий конвейер данных. Предприятия должны использовать экономические преимущества несвязанной архитектуры, которая отделяет вычисления от хранилища. Для устранения этих ограничений было развернуто локальное решение Dell EMC PowerScale и ECS с Dremio.

### Проблемы заказчика

**Сложность ETL.** Конвейеры данных клиента состояли из нескольких прыжков в разных системах. В некоторых случаях данные исходили из системы хранилища данных, переносились в HDFS для исторических целей и, наконец, затем переносились обратно в хранилище данных для поддержки рабочих нагрузок, которые не могли выполняться в нагруженной аналитической среде HDFS.

**Задержка данных.** Механизмы SQL (например, Nive и Presto) были развернуты с ограниченным успехом. Производительность была просто неадекватной (иногда на порядки хуже необходимой), данные были слишком “грязными”, а инфраструктура непомерно дорогой. Кроме того, пользователи не могли напрямую подключить свои инструменты бизнес-аналитики к “озеру данных”.

**Немасштабируемость.** Устаревшая инфраструктура консолидации данных и набор инструментов были слишком дорогими и слож-

ными для масштабирования, чтобы поддерживать растущее число потребителей данных, которые появлялись в организации.

### Решение: Dell EMC ECS + DREMIO

На рис. 7 представлена структурная схема решения «до», когда для доставки данных различным системам и пользователям требовалось множество рабочих нагрузок ETL, и «после». Dremio обеспечила эффективный доступ ко всем данным непосредственно в хранилище Dell EMC ECS. В результате удалось:

- значительно упростить свою ИТ-инфраструктуру;
- устранить задержку данных, возникающую при доставке потребляемых данных конечным пользователям;
- обеспечить высокопроизводительный доступ аналитикам, когда им это нужно.

### Dremio Dart Initiative – уменьшение “зоны путаницы” между “озерами данных” и хранилищами данных [8]

В октябре Dremio представила новую версию Dart Initiative, которая более чем в 5 раз быстрее обрабатывает выражений SQL по сравнению с предыдущими версиями. Некоторые из ключевых нововведений выпуска Dremio Dart Initiative Fall 2021 представлены ниже.

### Масштабирование сбора и хранения метаданных

Достижение почти мгновенного времени запуска запросов было недостижимо для традиционных механизмов запросов, которые должны выполнять значительный объем работы по анализу, планированию и сбору метаданных набора данных для каждого запроса, прежде чем он может быть выполнен. Напротив, Dremio обеспечивает интерактивную производительность непосредственно в хранилище “озера данных”, резко сокращая объем вычислений, необходимых во время выполнения. Способность Dremio эффективно вычислять, хранить и использовать метаданные играет важную роль в этом.

### Full Metadata Refresh Time (lower is better)

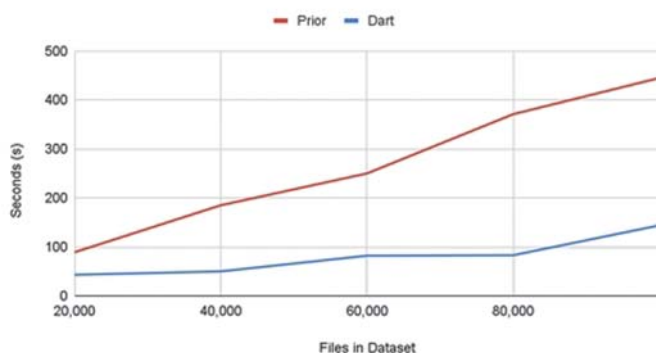


Рис. 8. Новый выпуск Dart Initiative, обеспечивающий масштабируемый сбор и хранение метаданных, позволяет Dremio значительно сократить время, необходимое для сбора и хранения метаданных. Реализованный прирост производительности тем выше, чем больше набор данных. Это позволяет Dremio значительно улучшить актуальность данных, продолжая обеспечивать интерактивность в “озере данных”.

### Evaluation time per 100k rows (lower is better)

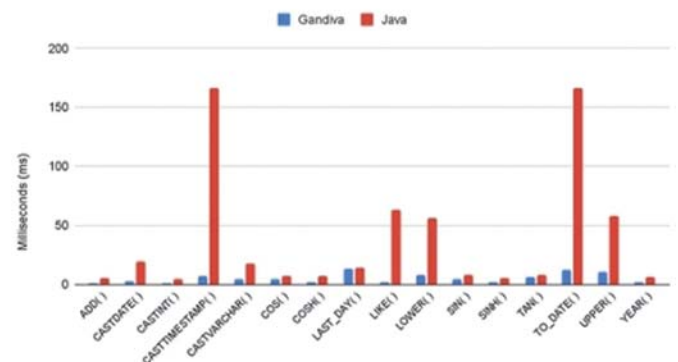


Рис. 9. Используя оптимизированное для аппаратного обеспечения выполнение через Gandiva, Dremio значительно увеличивает количество вычислений выражений в среднем более чем в 5 раз, а в некоторых случаях даже в 31 раз. Этот прирост производительности позволяет еще большему количеству рабочих нагрузок достигать интерактивности непосредственно в “озере данных”, устраняя необходимость загрузки данных в хранилище данных.

Этот выпуск Dart Initiative обеспечивает обновление метаданных для наборов данных практически в реальном времени, гарантируя, что пользователи используют самую последнюю или почти в реальном времени версию данных, а также получают своевременную информацию о последних изменениях схемы и данных. Dremio добилась актуальности данных благодаря тщательному рефакторингу обработки метаданных, чтобы она стала параллельным процессом на основе исполнителя (executor), при этом метаданные теперь хранятся и управляются в таблицах Apache Iceberg.

Распараллеливание обработки метаданных между исполнителями и использование возможностей и лучших практик Iceberg делает все операции с метаданными намного быстрее и масштабируемее, что, в свою очередь, дает ряд преимуществ для пользователей. В дополнение к упомянутым преимуществам, этот расширенный подход к управлению метаданными позволяет Dremio обеспечивать время обновления метаданных до 20 раз быстрее, чем в предыдущих версиях Dremio, при этом управляя ими с теми же возможностями управления рабочими нагрузками, что и запросы, такими как маршрутизация ядра, приоритет и параллелизм. контролирует. Как показано на рис. 8, производительность повышается по мере увеличения размера набора данных. Актуальность данных эффективно помогает предприятиям получать более точные аналитические данные и бизнес-решения в различных сценариях использования, включая качество обслуживания и лояльность клиентов, оптимизацию маркетинговых кампаний и операционную эффективность.

#### *Аппаратно-оптимизированная обработка запросов*

Dremio — это движок в памяти, основанный на Apache Arrow, столбцовом стандарте с открытым исходным кодом для вычислений в памяти, который был создан совместно с Dremio. Gandiva, компонент Arrow, представляет собой набор инструментов на основе LLVM, который обеспечивает векторизованное выполнение непосредственно в буферах Arrow в памяти путем создания кода для оценки выражений SQL, которые полностью используют возможности конвейерной обработки и SIMD современных ЦП. Новый выпуск Dart Initiative позволяет Dremio значительно ускорить скорость обработки выражений более чем в 5 раз, что в конечном итоге обеспечивает значительное повышение производительности для конечных пользователей (рис. 9).

#### *Расширенное покрытие SQL и поддержка Data Lakehouse*

Инициатива Dremio Dart летом 2021 года позволила компаниям запускать еще более широкий набор корпоративных рабочих нагрузок SQL на Dremio за счет значительного расширения охвата SQL: включение дополнительных функций, операторов и конструкций грамматики SQL. Выпуск Dart Initiative, выпущенный осенью 2021 года, расширяет охват SQL, представленный в предыдущем выпуске Dart, с такими функциями, как Pivot/Unpivot и отфильтрованные агрегаты. Анализ рисков в страховании, максимизация доходов от поездок и перевозок, улучшение клинических испытаний в фармацевтике и обеспечение оценки кредитных рисков в банковской сфере — это некоторые из многих вариантов использования, которые выигрывают от расширенного охвата SQL в этом выпуске Dart.

Помимо расширения объема рабочих нагрузок SQL, этот выпуск Dart также расширяет поддержку Dremio форматов таблиц с открытым исходным кодом. Форматы таблиц, такие как Apache Iceberg и Delta Lake, позволяют компаниям выполнять операции вставки, обновления и удаления с согласованностью транзакций и перемещением во времени непосредственно в хранилище «озера данных». Популярность табличных форматов резко возросла, поскольку ранее эти функции поддерживались только хранилищами данных. В этом выпуске компании теперь могут запускать интерактивные рабочие нагрузки BI в обоих ведущих форматах таблиц Lakehouse, Apache Iceberg и Delta Lake.

#### *Некоторые будущие области для оптимизации включают в себя [9]:*

- новые алгоритмы сборки мусора для оптимизации тяжелых рабочих нагрузок;
- добавление spill поддержки для большего количества операторов (join, windows и т. д.);
- работа с искажениями в данных, например, с неравномерными файлами данных, хеш-соединением, когда большинство записей смещены в сторону одного или нескольких «популярных» ключей;
- улучшение поддержки широких таблиц;
- улучшение порядка соединения (join-ordering), чтобы использовать детали первичного ключа;

- улучшение фильтров времени выполнения для неразделенных (non-partitioned) наборов данных.

#### *Источники, доп. ресурсы*

- [1] How We Got to Open Lakehouse, Tony Truong, Senior Product Marketing Manager, Dremio, JULY 6, 2022 — <https://www.dremio.com/blog/how-we-got-to-open-lakehouse/>.
- [2] HPE Elastic Platform for Big Data and Analytics (SN № 2/74, 2019) — [http://www.storagenews.ru/74/HPE\\_EPA\\_74.pdf](http://www.storagenews.ru/74/HPE_EPA_74.pdf).
- [3] Comparison of Data Lake Table Formats (Iceberg, Hudi and Delta Lake) — <https://www.dremio.com/subsurface/comparison-of-data-lake-table-formats-iceberg-hudi-and-delta-lake/>.
- [4] Market Guide for Analytics Query Accelerators, 2 June 2022 — ID G00741458, By Merv Adrian, Adam Ronthal, Gartner.
- [5] Accelerating Object-Based Data Lakes in the Enterprise, By Thomas Henson, May 10, 2021 — <https://www.dell.com/en-us/blog/accelerating-object-based-data-lakes-in-the-enterprise/>.
- [6] Dell EMC Technologies Powered by Dremio for Lightning-Fast Data Analytics — <https://www.delltechnologies.com/asset/ru-ru/products/storage/industry-market/h18538-dremio-perf-on-powerscale-ecs.pdf>.
- [7] Make Dell EMC PowerScale and ECS with Dremio the Centerpiece of your Data Analytics Infrastructure — <https://www.delltechnologies.com/asset/ru-ru/products/storage/briefs-summaries/dell-emc-uds-for-dremio-solution-overview.pdf>.
- [8] Dremio Continues to Reduce the Zone of Confusion Between Data Lakes and Data Warehouses with New Dart Initiative Release — <https://www.dremio.com/press-releases/dremio-continues-to-reduce-the-zone-of-confusion-between-data-lakes-and-data-warehouses-with-new-dart-initiative-release/>.
- [9] Dremio 21.0: The Open Lakehouse Platform Just Got a Whole Lot Faster! — <https://www.dremio.com/blog/dremio-21-0-the-open-lakehouse-platform-just-got-a-whole-lot-faster/>.
- [10] Top Trends in Data and Analytics for 2021: Data Fabric Is the Foundation Published 16 February 2021 — ID G00739067 — <https://emtemp.gcom.cloud/ngw/eventassets/en/conferences/2022/bi201/documents/gartner-data-analytics-na-top-trends-in-data-fabrics.pdf>.
- [11] Data Fabric Architecture is Key to Modernizing Data Management and Integration, May 11, 2021 — <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/data-fabric-architecture-is-key-to-modernizing-data-management-and-integration>.
- [12] Gartner Top 10 Data and Analytics Trends for 2021, March 15, 2021 — <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/gartner-top-10-data-and-analytics-trends-for-2021>.
- [13] The Great Unified Analytics Platform vs. Point Solution Debate, Louise Westoby, VP of Product Marketing — <https://www.incorta.com/blog/the-great-data-analytics-debate-unified-platforms-vs-point-solutions>.
- [14] Unified Analytics Platform vs. Point Solutions: Betting on the Future — <https://go.incorta.com/unified-analytics-platform?hsLang=en>.
- [15] Incorta Architecture Guide, november 2021 — <https://f.hubspotusercontent10.net/hubfs/7507810/Incorta%20Architecture%20Guide%20%E2%80%94%20Dec%202021.pdf>.



# Dell Validated Design for Analytics – Data Lakehouse: интегрированное хранилище данных

В конце июня 2022 г. компания Dell анонсировала доступность банда Dell Validated Design for Analytics – Data Lakehouse, цель которого интеграция разрозненных хранилищ типа DataWarehouses и DataLake (озер данных) на единой высокопроизводительной унифицированной платформе с поддержкой обработки нейросетей (AI, ML, DL).

## Введение

В эпоху управления бизнесом данными необходимо иметь возможность извлекать выгоду из всего своего капитала данных, от интеллектуальных периферийных устройств до основных центров обработки данных и нескольких облачных сред [1]. Но распределенный характер данных может сделать это сложным и дорогостоящим, создавая барьеры для понимания и инноваций. Традиционные системы управления данными для бизнес-аналитики, такие как хранилища данных (data warehouses), десятилетиями использовались для хранения структурированных данных и обеспечения их доступности для аналитики. Однако они не приспособлены для обработки растущего разнообразия данных — текста, изображений, видео, Интернета вещей (IoT) — и не могут в полной мере поддерживать алгоритмы искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения (МО), требующие прямого доступа к данным.

Добавление озера данных (data lake) должно помочь решить эти проблемы, позволяя предприятиям собирать все типы данных — структурированные, неструктурированные и полуструктурированные — более гибко и экономично, чем традиционные хранилища данных. Сегодня многие организации используют озеро данных в тандеме с хранилищем данных — сохраняя данные в озере, а затем копируя их в хранилище, чтобы сделать их более доступными. Однако это увеличивает сложность и стоимость аналитического ландшафта.

Чтобы конкурировать в цифровую эпоху, требуются новые решения, которые превращают управление данными из разрозненных, негибких, дорогостоящих и медленных систем в унифицированные системы, поддерживающие алгоритмы аналитики и искусственного ин-

теллекта с необходимой производительностью и масштабируемостью. Новое решение Dell Validated Design for Analytics – Data Lakehouse поддерживает бизнес-аналитику (BI), аналитику, приложения для работы с данными в реальном времени, науку о данных и машинное обучение на одной платформе. Оно обеспечивает быстрый доступ к надежным данным для специалистов по обработке и анализу данных, бизнес-аналитиков и других лиц, которым нужны данные для повышения ценности бизнеса. Это решение, состоящее из серверов PowerEdge, PowerScale и ECS Object Storage, сети PowerSwitch, а также с интегрированными фреймворками Apache® Spark® и Kafka® с технологиями Delta Lake и Robin Cloud Native Platform (CNP) дает возможность использовать больше данных для цифровой трансформации организации (рис. 1).

## Dell Validated Design for Analytics – Data Lakehouse

Среди ключевых преимуществ нового решения следующие:

- возможность извлекать большую ценность из данных за счет более высокой производительности, качества данных и контроля;
- упрощение ландшафта данных — возможность предоставления единого источника для всех данных, что устраняет необходимость в отдельных системах для обслуживания приложений данных в реальном времени;
- большая защита и безопасность данных — поддержка детализированной безопасности наряду с расширенными возможностями управления и контроля данных повышает надежность и качество озера данных.

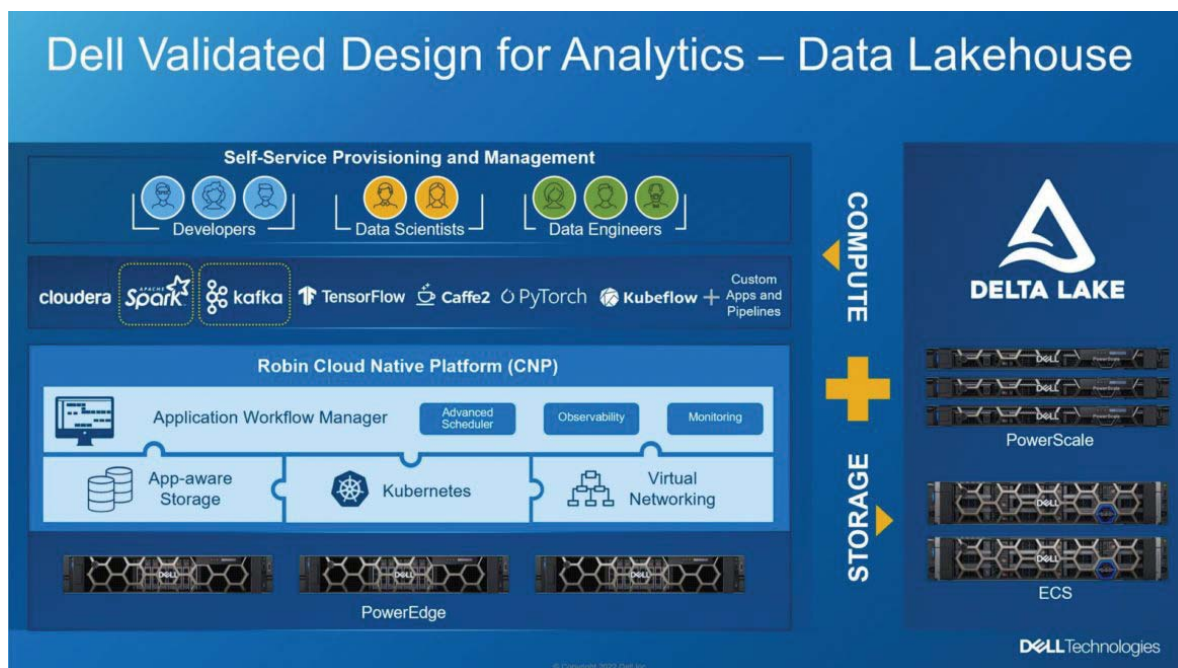


Рис. 1. Блок-схема решения Dell Validated Design for Analytics – Data Lakehouse, ист.: <https://www.storagereview.com/news/dell-validated-designs-for-analytics-data-lakehouse-launched>.

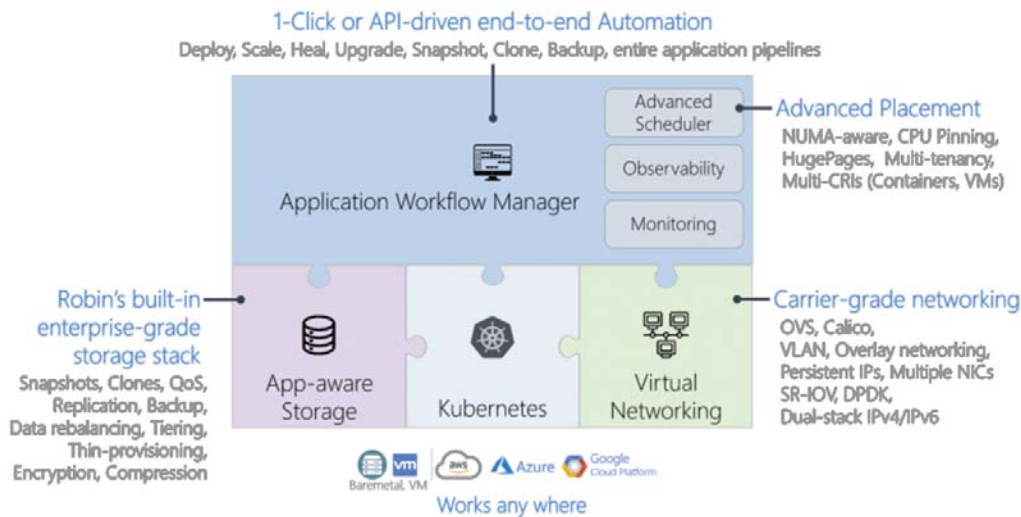


Рис. 2. Упрощение управления данными за счет встроенного инструментария в составе решения Dell Validated Design for Analytics — Data Lakehouse, ист.: <https://www.storagereview.com/news/dell-validated-designs-for-analytics-data-lakehouse-launched>.

### Извлечение большей ценности из данных

Data Lakehouse обеспечивает самостоятельный доступ к надежным и качественным данным для всех пользователей, чтобы они могли запускать аналитику, AI, ML и другие рабочие нагрузки, основанные на данных, для создания ценности из данных. Когда Data Lakehouse работает локально или в центре совместного размещения, лучшее качество данных и контроль для бизнес-аналитики и отчетности дают вам возможность запускать критически важные аналитические проекты с большей уверенностью в ценности результатов [2].

Инструменты и платформы для самообслуживания и формирования запросов расширяют возможности инженеров по данным (data engineers) и специалистов по данным (data scientists), а интерактивный запрос в сочетании с лучшей доступностью данных способствует принятию более обоснованных решений. Оптимизации производительности, такие как кэширование, индексирование и сжатие данных, увеличивают доступ к данным и скорость обработки, что позволяет получать более ценные результаты (рис. 2).

Использование отдельных сред для хранилищ данных и озер данных увеличивает сложность и затрудняет масштабирование ресурсов ИТ-специалистами при развертывании новых сценариев их использования. Озера данных известны тем, что становятся «болотами данных», неорганизованными свалками данных сомнительного качества. Исследователи данных сообщают, что большая часть их очень ценного времени, по некоторым оценкам, до 90% и более [3], уходит на поиск, копирование, очистку и слияние наборов данных, а затем на исправление ошибок очистки.

### Упрощение ландшафта данных

Благодаря Data Lakehouse все типы данных — структурированные, полуструктурированные и неструктурированные — могут размещаться и оставаться в вашем озере данных, предоставляя единый источник для всех корпоративных данных и устраняя необходимость в отдельных системах для обслуживания приложений данных в реальном времени. Больше не нужно искать, копировать или перемещать данные между архитектурами. Поддержка транзакций атомарности, согласованности, изоляции и надежности (ACID, atomicity, consistency, isolation and durability) обеспечивает согласованность, поскольку несколько пользователей одновременно читают и записывают данные. Data Lakehouse дополнительно устраняет сложность и догадки, делая все типы данных доступными локально или из центра совместного размещения.

### Большая защита и безопасность данных

В век, основанный на данных, кибербезопасность важнее, чем когда-либо. Тем не менее расширение наборов данных и местоположений — на нескольких перифериях, в облаках, центрах обработки данных и колокациях — затрудняет безопасность данных и управление ими.

Dell Validated Design for Analytics — Data Lakehouse предоставляет единый источник структурированных, полуструктурированных и неструктурированных данных, позволяя специалистам по обработке данных внедрять расширенные функции, такие как ведение журналов аудита и контроль доступа. Они обеспечивают единый способ управления контролем доступа, качеством данных и соот-

ветствием требованиям для всех типов данных с использованием стандартных интерфейсов, подобных тем, что используются в хранилищах данных. Data Lakehouse дает возможность еще больше повысить качество данных, сокращая ручное извлечение, преобразование и загрузку (ETL, extract, transform, load) между озером данных и хранилищем.

Это решение дополнительно помогает обеспечить безопасность данных с помощью устойчивых к киберугрозам серверов PowerEdge на базе процессоров Intel® Xeon® Scalable 3-го поколения с аппаратной усиленной защитой, интегрированной на каждом этапе жизненного цикла сервера. Кроме того, решение защищает от кибератак с помощью защиты от программ-вымогателей и интеллектуальной изоляции AirGap, встроенной в PowerScale.

### Реализация решения

Dell Validated Design for Analytics — Data Lakehouse использует единый подход к сценариям использования, основанным на данных, от аналитики до искусственного интеллекта, сохраняя корпоративные данные в открытом озере данных с качеством, производительностью, безопасностью и управлением хранилища данных. Это устраняет необходимость копировать или перемещать данные между средами и обеспечивает единый источник надежных и качественных данных. Консолидация управления данными в хранилище данных позволяет поддерживать аналитику, AI/ML и другие приложения, управляемые данными, повышая эффективность и снижая затраты и сложность. Robin CNP (Robin Cloud Native Platform) предоставляет платформу Kubernetes® с открытым исходным кодом, которая обеспечивает облачную гибкость для приложений, ориентированных на данные.

Основные компоненты решения:

**Robin CNP** (<https://www.robin.io/platform/>) позволяет предприятиям развертывать и управлять сложными приложениями, интенсивно использующими данные и сеть, «как услугу» в любом месте, локально или в облаке. Платформа позволяет разработчикам, администраторам баз данных и специалистам по данным развертывать любой конвейер приложений из магазина приложений самообслуживания за считанные минуты [4].

**Delta Lake** (<https://delta.io/>) — это фреймворк хранения данных с открытым исходным кодом, который позволяет создавать архитектуру lakehouse с популярными вычислительными ядрами (engines), включая Spark, PrestoDB, Flink, Trino и Hive, а также с API для Scala, Java, Rust, Ruby и Python (рис. 3). Вместе функции Delta Lake улучшают управляемость и производительность работы с данными в объектах облачного хранилища и обеспечивают парадигму хранилища данных.

Одно из основных предназначений Delta Lake сделать возможным взаимодействие с озерами данных таким же легким, как при взаимодействии с базами данных, используя любимые инструменты и языки, т.е. в формате таблицы. Формат таблицы позволяет нам абстрагировать различные файлы данных как единый набор данных, или как таблицу.

Данные в озере данных часто могут быть распределены по нескольким файлам. Можно создавать и анализировать эти данные с помощью R, Python, Scala и Java, используя такие инструменты, как



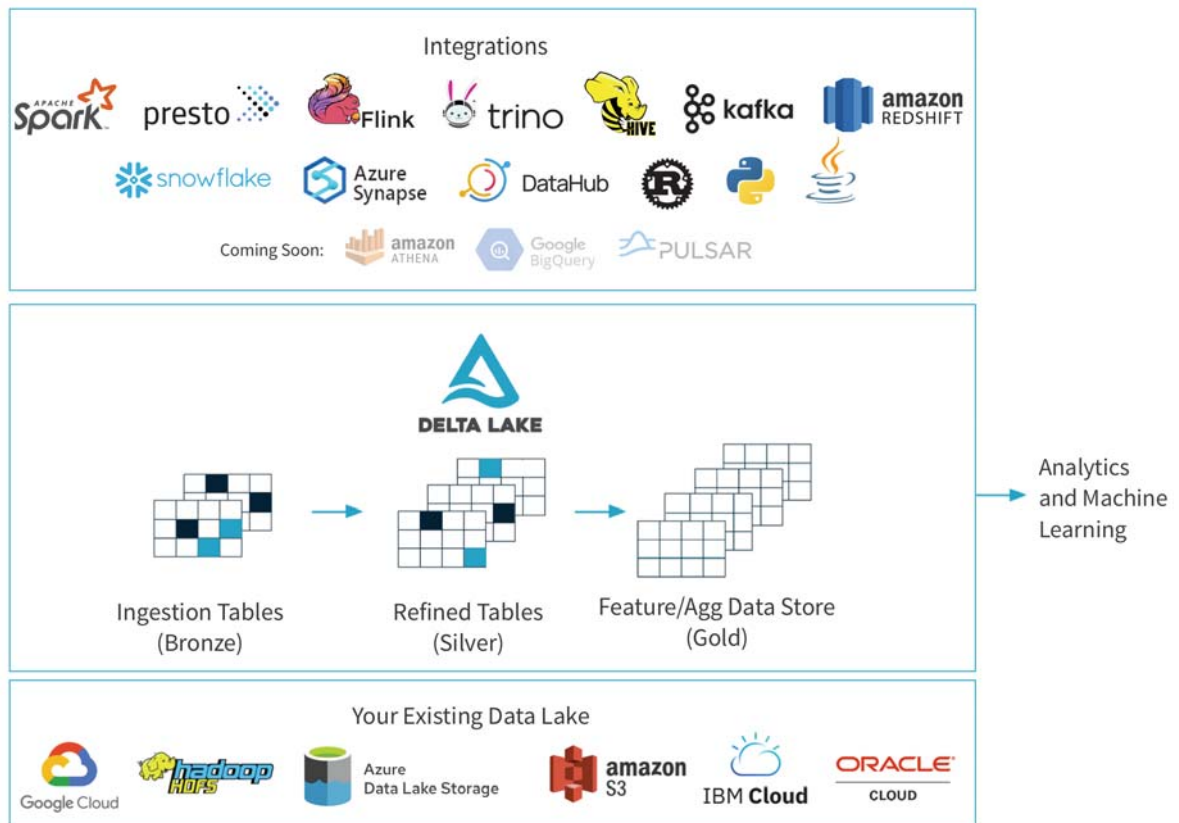


Рис. 3. Delta Lake — это фреймворк хранения данных с открытым исходным кодом, который позволяет создавать архитектуру lakehouse с популярными вычислительными ядрами (engines), включая Spark, PrestoDB, Flink, Trino и Hive, а также с API для Scala, Java, Rust, Ruby и Python.

Spark и Flink. Возможность определять группы этих файлов как единый набор данных, например таблицу, значительно упрощает их анализ (по сравнению с группировкой файлов вручную или анализом одного файла за раз). Кроме того, SQL зависит от идеи таблицы, а SQL, вероятно, является наиболее доступным языком для проведения аналитики.

Первоначальным форматом таблицы был Apache Hive. В Hive таблица определяется как все файлы в одном или нескольких конкретных каталогах. Хотя это позволяло запускать SQL-выражения и другую аналитику в озере данных, оно не могло эффективно масштабироваться по объемам и сложности аналитики, необходимых для удовлетворения сегодняшних потребностей. Другие форматы таблиц были разработаны для обеспечения требуемой масштабируемости.

Также одно из преимуществ отказа от подхода Hive, основанного на каталогах, заключается в том, что он открывает новую возможность наличия гарантий ACID (атомарность, согласованность, изоляция, долговечность) для большого количества типов транзакций, таких как вставки, удаления и обновления. В дополнение к функциям ACID форматы таблиц следующего поколения позволяют выполнять эти операции одновременно.

Новое поколение технологий, позволяющих работать с озерами данных как с таблицами в настоящее время представлено тремя разработками: Apache Iceberg, Apache Hudi и Databricks Delta Lake. Все три используют схожий подход к использованию метаданных для выполнения тяжелой работы. Структуры метаданных используются для определения:

- какая это таблица;
- какова схема таблицы;
- как разделена таблица;
- какие файлы данных составляют таблицу.

Delta Lake позволяет создавать таблицы с открытым исходным кодом, что, в свою очередь, дает возможность выполнять аналитику с использованием открытой архитектуры в озере данных с использованием различных механизмов и инструментов,

Открытые архитектуры помогают минимизировать затраты, избежать привязки к поставщику и всегда обеспечивают доступность новейших и лучших в своем классе инструментов для использования с вашими данными.

Необходимо отметить, что у Databricks есть собственная запатентованная версия Delta Lake, функции которой доступны только на платформе Databricks. Это также относится и к Spark — кластеры Spark, управляемые Databricks, используют проприетарный форк Spark с функциями, доступными только для клиентов Databricks. Эти проприетарные форки не открыты для того, чтобы другие движки и инструменты могли в полной мере использовать их преимущества.

Сравнение трех подходов при работе с озерами данных как с таблицами данных представлено в табл. 1 [5].

*Apache Spark* (<https://spark.apache.org/>) — это многоязычный механизм для выполнения задач data engineering, data science и machine learning на одноузловых компьютерах или кластерах.

*Apache Kafka* (<https://kafka.apache.org/>) — это распределенная платформа потоковой передачи событий с открытым исходным кодом, используемая тысячами компаний для высокопроизводительных конвейеров данных, потоковой аналитики, интеграции данных и критически важных приложений.

*Серверы PowerEdge* (<https://www.dell.com/en-us/dt/servers/index.htm>) спроектированы для поддержки высокой производительности, а универсальные конфигурации позволяют удовлетворять требованию рабочих нагрузок аналитики и искусственного интеллекта. Флэш-память, новейшие процессоры, увеличенная пропускная способность памяти и гибкое локальное хранилище делают серверы PowerEdge незаменимыми для аналитики.

*Сеть PowerSwitch* (<https://www.dell.com/en-us/work/shop/networking/sc/switches>) основана на открытых стандартах, что освобождает центр обработки данных от устаревших проприетарных подходов. Эта перспективная сетевая технология помогает повысить производительность сети, снизить расходы на сеть и сохранить гибкость для внедрения новых инноваций.

*CXД PowerScale* (<https://www.dell.com/en-us/dt/storage/powerscale.htm>) обеспечивает большую, масштабируемую, надежную и эффективную среду аналитики хранения. Горизонтально масштабируемое сетевое хранилище PowerScale (NAS) с поддержкой нескольких рабочих нагрузок и готовыми возможностями управления данными и файлами корпоративного уровня является ведущим хранилищем для аналитики.

*ECS Enterprise Object Storage* (<https://www.dell.com/en-us/dt/storage/ecs/index.htm>) — это ведущее объектное хранилище от Dell, отлич-

Табл. 1. Сравнение трех подходов при работе с таблицами озер данных [5].

	ICEBERG	Apache Hudi	DELTA LAKE
<b>ACID Transactions</b>	✓	✓	✓
<b>Partition Evolution</b>	✓	✗	✗
<b>Schema Evolution</b> (later chart with more detail)	✓	partial	limited
<b>Time-Travel</b>	✓	✓	✓
<b>Project Governance</b>	Apache Project with a diverse PMC (top-level project)	Apache Project with a diverse PMC (top-level project)	Linux Foundation Project with an all-Databricks TSC
<b>Community Contributions</b> (stats as of 3/28/22)	240 contributors, 2241 merged PRs, 275 open PRs	252 contributors, 2880 merged PRs, 160 open PRs	145 contributors, 16 merged PRs, 43 open PRs
<b>Tool Read Compatibility</b>	Apache Hive, Dremio Sonar, Apache Flink, Apache Spark, Presto, Trino, Athena, Databricks, Snowflake, Spark, Apache Impala, Apache Drill	Apache Hive, Apache Flink, Apache Spark, Presto, Trino, Athena, Databricks, Spark, Redshift, Apache Impala, BigQuery	Apache Hive, Dremio Sonar, Apache Flink, Databricks, Spark, Apache Spark, Databricks, SQL Analytics, Trino, Presto, Snowflake, Redshift, Apache Beam, Athena
<b>Tool Write Compatibility</b>	Apache Hive, Dremio Sonar, Apache Flink, Apache Spark, Trino, Athena, Databricks, Spark, Debezium	Apache Flink, Apache Spark, Databricks, Spark, Debezium, Kafka Connect	<b>OSS Delta Lake:</b> Trino, Apache Spark, Databricks, Spark, Apache Flink, Debezium <b>Databricks Delta Lake:</b> Databricks, Spark, Kafka Connect
<b>File Format Support</b>	Parquet, ORC, AVRO	Parquet, ORC	Parquet

чающиеся высокой масштабируемостью, производительностью, отказоустойчивостью и экономичностью. ECS, развертываемый как готовое устройство или программно-определяемая модель, обеспечивает богатую совместимость с S3 в глобально распределенной архитектуре, позволяя организациям поддерживать корпоративные рабочие нагрузки, такие как облачные, архивные, IoT, AI и приложения для анализа больших данных в масштабе.

Состав и минимальная конфигурация Dell Validated Design for Analytics – Data Lakehouse:

- master nodes:
  - 3x minimum of PowerEdge R650;
- worker nodes:
  - 4x minimum of PowerEdge R750 (NVIDIA GPU optional);
- networking:
  - 2x minimum of PowerSwitch S5248F-ON;
- storage:
  - 3x minimum of PowerScale H5600;
  - 5x minimum of ECS EX500 Enterprise Object Storage;

- software:
  - Apache Spark;
  - Apache Kafka;
  - Delta Lake;
  - Parquet;
  - NVIDIA AI Enterprise (optional);
- Kubernetes Platform:
  - Robin CNP.

Источники, доп. ресурсы

- [1] Break Down Data Silos with a Data Lakehouse – <https://www.dell.com/fr-ca/blog/break-down-data-silos-with-a-data-lakehouse/>.
- [2] Data Lakehouse Solution Overview, June 23, 2022 – <https://www.delltechnologies.com/asset/en-us/products/ready-solutions/briefs-summaries/data-lakehouse-solution-overview.pdf>.
- [3] CDO Trends, How to Avoid the 10 Big Data Analytics Blunders, June 2022 – <https://www.cdotrends.com/story/15691/how-avoid-10-big-data-analytics-blunders>.
- [4] Robin.io, Robin Cloud Native Platform, accessed June 2022 – <https://www.robin.io/platform/>.
- [5] Comparison of Data Lake Table Formats (Iceberg, Hudi and Delta Lake) – <https://www.dremio.com/subsurface/comparison-of-data-lake-table-formats-iceberg-hudi-and-delta-lake/>.
- [6] Analytics Solutions Dell Technologies – <https://www.delltechnologies.com/en-us/dt/solutions/analytics/>.