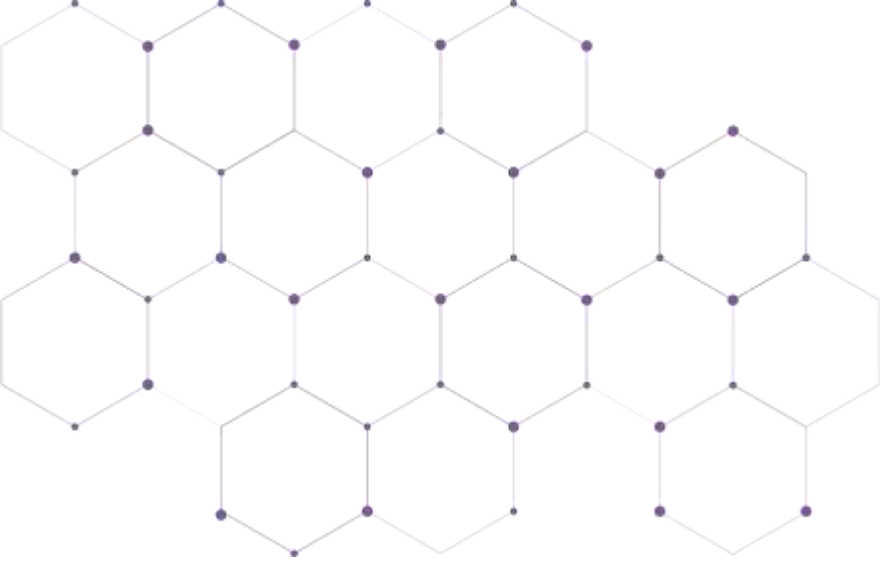
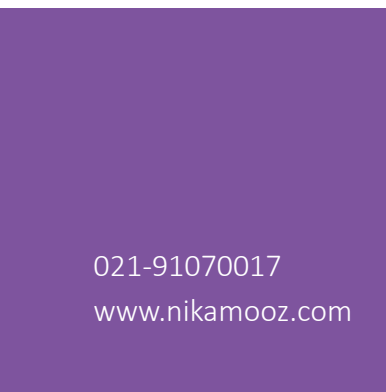




مهندسی داده | نویسنده: فرید طاهری

تکامل معماری‌های داده: از Data Warehouse تا Data Lake و Data Lakehouse



021-91070017
www.nikamooz.com



nikamooz;
تجربه، آموزش، آینده

مقدمه

در دنیای امروز که داده به عنوان «سوخت اقتصاد دیجیتال» شناخته می‌شود، معماری‌های داده نقش حیاتی در موفقیت سازمان‌ها ایفا می‌کنند. تحول دیجیتال، رشد تصاعدی حجم داده‌ها، گسترش هوش مصنوعی و نیاز به تحلیل‌های بلادرنگ، باعث شده است که معماری‌های سنتی پاسخگوی نیازهای مدرن نباشند. به همین دلیل، مسیر تکامل معماری‌های داده از Data Warehouse به Data Lake و در نهایت به Data Lakehouse شکل گرفت.

در این مقاله به بررسی این تحول می‌پردازیم و نشان می‌دهیم چرا Data Lakehouse به عنوان معماری نسل جدید پلتفرم‌های داده شناخته می‌شود. اگر در حوزه مهندسی داده، تحلیل داده، معماری داده یا مدیریت فناوری اطلاعات فعالیت می‌کنید، این مقاله می‌تواند دید استراتژیک و فنی مناسبی به شما بدهد.

چرا معماری داده باید تکامل پیدا کند؟

دلایل اصلی این چرایی عبارتند از:

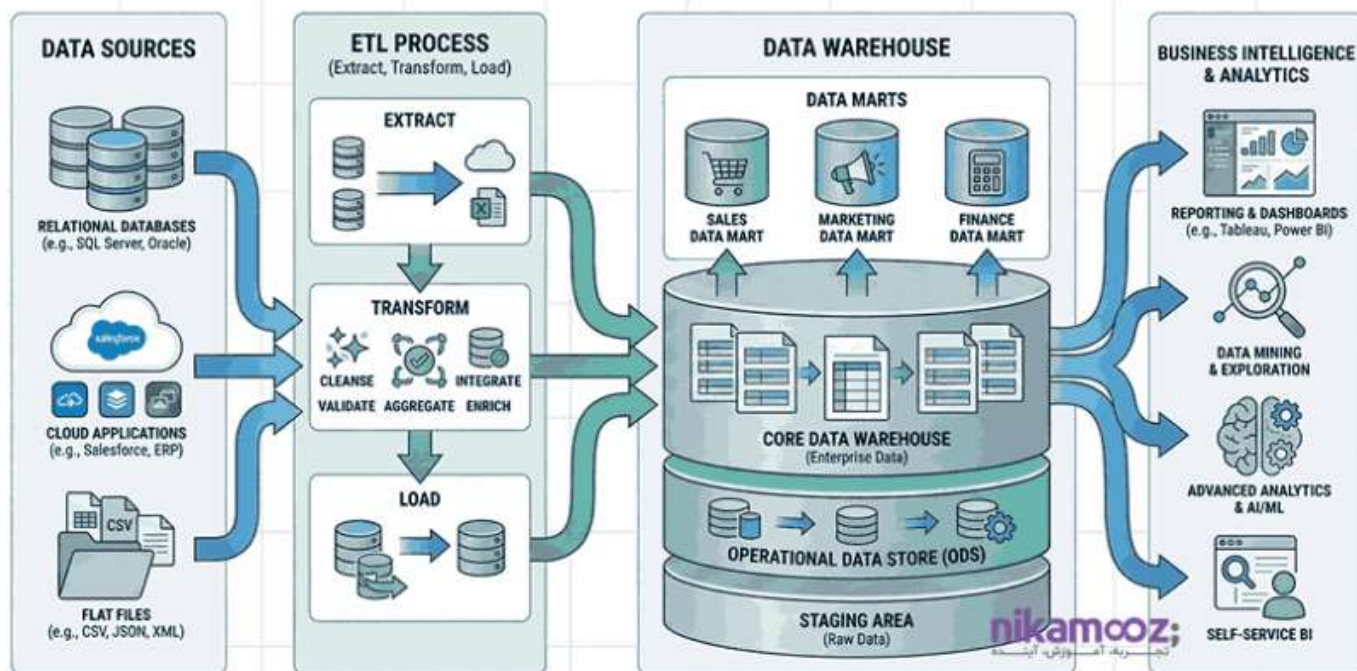
- رشد نمایی حجم داده‌ها (Big Data)
- افزایش تنوع داده‌ها (ساخت‌یافته، نیمه‌ساخت‌یافته، غیرساخت‌یافته)
- نیاز به پردازش بلادرنگ (Real-Time Processing)
- گسترش استفاده از Machine Learning و AI
- مهاجرت گسترده به Cloud Computing
- افزایش نیاز به Data Governance و امنیت داده

مرحله اول: Data Warehouse

Data Warehouse (انبار داده) یک سامانه متمرکز، یکپارچه و موضوع‌محور برای ذخیره‌سازی داده‌های ساخت‌یافته است که با هدف پشتیبانی از تحلیل‌های مدیریتی، گزارش‌گیری سازمانی و تصمیم‌سازی استراتژیک طراحی می‌شود. در این معماری، داده‌ها از سیستم‌های عملیاتی مختلف مانند ERP، CRM، سیستم‌های مالی، منابع فروش و سایر پایگاه‌های داده عملیاتی استخراج شده و پس از طی فرآیند ETL (Extract, Transform, Load) یا در معماری‌های مدرن‌تر ELT، پاک‌سازی، استانداردسازی، یکپارچه‌سازی و مدل‌سازی می‌شوند؛ سپس در قالبی بهینه برای تحلیل (Analytical Optimized Schema) ذخیره می‌گردند.

📌 در ادامه بخوانید [تفاوت بین ETL و ELT چیست؟](#) 📌

انبار داده بر اساس رویکرد Schema-on-Write عمل می‌کند؛ به این معنا که ساختار داده، قوانین اعتبارسنجی، روابط بین جداول و محدودیت‌های کیفی پیش از بارگذاری داده تعریف می‌شوند.



این موضوع باعث می‌شود داده‌های موجود در Warehouse از سطح بالایی از کیفیت، انسجام و سازگاری برخوردار باشند. به همین دلیل، این معماری به‌طور گسترده برای تولید گزارش‌های رسمی سازمان، داشبوردهای مدیریتی، تحلیل KPIها، تحلیل‌های مالی و انطباق‌های قانونی استفاده می‌شود.

از نظر طراحی داده، Data Warehouse معمولاً از مدل‌های چندبعدی مانند Star Schema یا Snowflake Schema بهره می‌برد که شامل جداول Fact و Dimension هستند. این مدل‌سازی باعث بهینه‌سازی Queryهای تحلیلی (OLAP) و افزایش سرعت پردازش می‌شود. همچنین اغلب از پایگاه‌های داده ستونی (Columnar Databases) برای بهبود عملکرد استفاده می‌شود، زیرا در سناریوهای تحلیلی معمولاً تعداد زیادی رکورد و تعداد محدودی ستون خوانده می‌شود.

با این حال، **Data Warehouse (انبار داده)** به دلیل وابستگی به مدل‌سازی اولیه، هزینه بالای مقیاس‌پذیری در محیط‌های سنتی، و محدودیت در مدیریت داده‌های نیمه‌ساخت‌یافته و غیرساخت‌یافته، در مواجهه با رشد انفجاری Big Data با چالش‌هایی روبه‌رو شد. این محدودیت‌ها زمینه‌ساز ظهور معماری‌های انعطاف‌پذیرتری مانند Data Lake و در نهایت Data Lakehouse شدند.

ویژگی‌های کلیدی Data Warehouse

- Schema-on-Write (تعریف ساختار قبل از ذخیره‌سازی)
- مدل‌سازی داده با Star Schema یا Snowflake Schema
- بهینه‌سازی برای **OLAP**
- تضمین ACID
- تمرکز بر گزارش‌گیری و تحلیل‌های مالی

مزایای Data Warehouse

- کیفیت داده بالا
- سازگاری و یکپارچگی داده
- عملکرد بالا برای Queryهای تحلیلی
- مناسب برای گزارش‌های مدیریتی و تصمیم‌سازی

محدودیت‌های Data Warehouse در عصر Big Data

با ظهور داده‌های حجیم و غیرساخت‌یافته، Data Warehouse با چالش‌های جدی مواجه شد:

- هزینه بسیار بالا برای ذخیره‌سازی مقیاس‌پذیر
- عدم پشتیبانی مناسب از داده‌های نیمه‌ساخت‌یافته و غیرساخت‌یافته
- انعطاف‌پذیری پایین برای Data Science
- زمان طولانی برای تغییر ساختار داده
- پیچیدگی **ETL** سنتی

توجه: با این حال، حرکت به سمت معماری‌های جدید به این معنا نیست که پروژه‌های هوش تجاری (Business Intelligence) دیگر اهمیت ندارند یا باید کنار گذاشته شوند. برعکس، سازمان‌ها همچنان برای تصمیم‌گیری‌های مالی، گزارش‌های مدیریتی، کنترل عملکرد، پایش KPIها و انطباق‌های قانونی به BI ساخت‌یافته و قابل اتکا نیاز دارند. حتی در عصر Big Data و هوش مصنوعی، داشبوردهای دقیق، مدل‌های داده استاندارد، و گزارش‌های رسمی سازمانی جایگزین ندارند. نکته کلیدی این است که معماری‌های مدرن مانند Data Lakehouse باید به‌گونه‌ای طراحی شوند که نه تنها از تحلیل‌های پیشرفته و Machine Learning پشتیبانی کنند، بلکه زیرساختی پایدار، قابل اعتماد و بهینه برای پروژه‌های BI نیز فراهم کنند. سازمان موفق، سازمانی است که بین نوآوری در داده و ثبات تحلیلی تعادل برقرار کند.

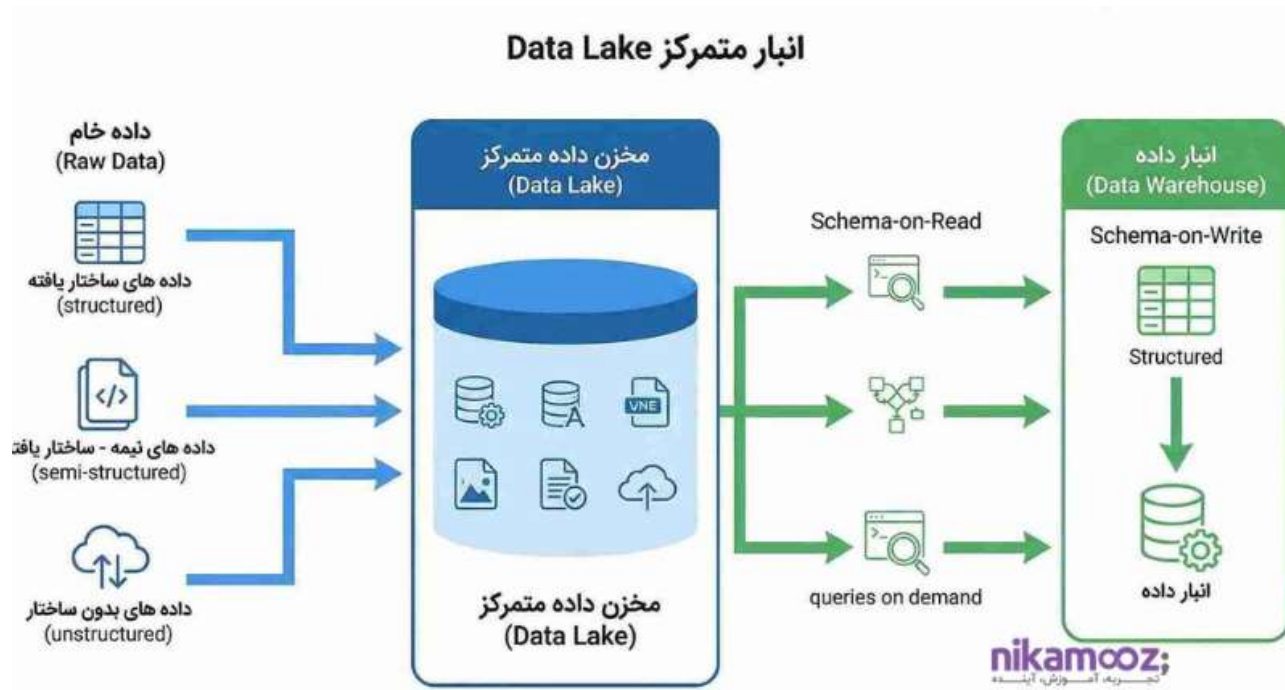
مرحله دوم: Data Lake

Data Lake یک مخزن داده مقیاس‌پذیر و متمرکز است که امکان ذخیره‌سازی حجم عظیمی از داده‌ها را در فرمت خام (Raw) و بدون الزام به تعریف ساختار از پیش تعیین‌شده فراهم می‌کند. برخلاف Data Warehouse که از رویکرد Schema-on-Write استفاده می‌کند، Data Lake مبتنی بر Schema-on-Read است؛ به این معنا که داده‌ها ابتدا بدون اعمال مدل‌سازی سخت‌گیرانه ذخیره می‌شوند و ساختار منطقی آن‌ها در زمان خواندن و پردازش تعریف می‌گردد.

📖 مشاهده سرفصل و خرید کامل‌ترین دوره **Data Lakehouse** مقدماتی از نیک آموز 📖

این معماری معمولاً بر بستر Object Storageهای مقیاس‌پذیر (در محیط Cloud یا On-Premise) پیاده‌سازی می‌شود و قادر است انواع داده‌های ساخت‌یافته (Structured)، نیمه‌ساخت‌یافته (مانند JSON و XML) و غیرساخت‌یافته (مانند فایل‌های تصویری، صوتی و لاگ‌ها) را در کنار هم نگهداری کند.

هدف اصلی **Data Lake (دریاچه داده)** ایجاد یک Single Source of Truth برای داده‌های خام سازمان است تا تیم‌های مختلف از جمله Data Engineering، Data Science، هوش تجاری (BI) و حتی تیم‌های AI بتوانند بدون محدودیت قالب، به داده‌ها دسترسی داشته باشند. با این حال، موفقیت Data Lake به شدت وابسته به پیاده‌سازی صحیح Data Governance، مدیریت متادیتا، کنترل کیفیت داده و طراحی لایه‌بندی منطقی (مانند Raw, Cleaned, Curated Zones) است؛ در غیر این صورت، این معماری می‌تواند به «Data Swamp» تبدیل شود — محیطی که داده‌ها در آن وجود دارند اما قابل اعتماد یا قابل استفاده نیستند.



چرا Data Lake محبوب شد؟

با افزایش داده‌های زیر، نیاز به Data Lake شکل گرفت:

- لاگ‌های سیستمی
- داده‌های IoT
- داده‌های شبکه‌های اجتماعی
- فایل‌های تصویری و ویدیویی
- داده‌های JSON و XML

Data Warehouse برای این حجم و تنوع داده طراحی نشده بود.

ویژگی‌های کلیدی Data Lake

- ذخیره‌سازی در Object Storage (مقرون‌به‌صرفه)
- مقیاس‌پذیری بالا
- پشتیبانی از انواع داده
- مناسب برای Data Science و AI
- انعطاف‌پذیری بالا

مزایای Data Lake

- کاهش هزینه ذخیره‌سازی
- امکان ذخیره همه داده‌ها بدون فیلتر اولیه
- مناسب برای تحلیل‌های اکتشافی
- تسهیل پروژه‌های Machine Learning

چالش‌های Data Lake

اما Data Lake نیز بدون مشکل نبود:

- نبود تضمین تراکنش (ACID)
- ایجاد Data Swamp در صورت نبود Governance
- کیفیت پایین داده در بسیاری از پروژه‌ها
- نبود مدیریت متادیتای قوی
- پیچیدگی مدیریت نسخه‌بندی

در بسیاری از سازمان‌ها، Data Lake به محیطی بی‌ساختار و غیرقابل اعتماد تبدیل شد که تحلیل‌گران به سختی می‌توانستند از آن استفاده کنند.

در این مرحله، سازمان‌ها با یک مشکل جدید مواجه شدند: داشتن دو سیستم جداگانه (Data Warehouse + Data Lake)

این موضوع باعث افزایش هزینه، پیچیدگی پایپ‌لاین‌ها و ناسازگاری داده شد.

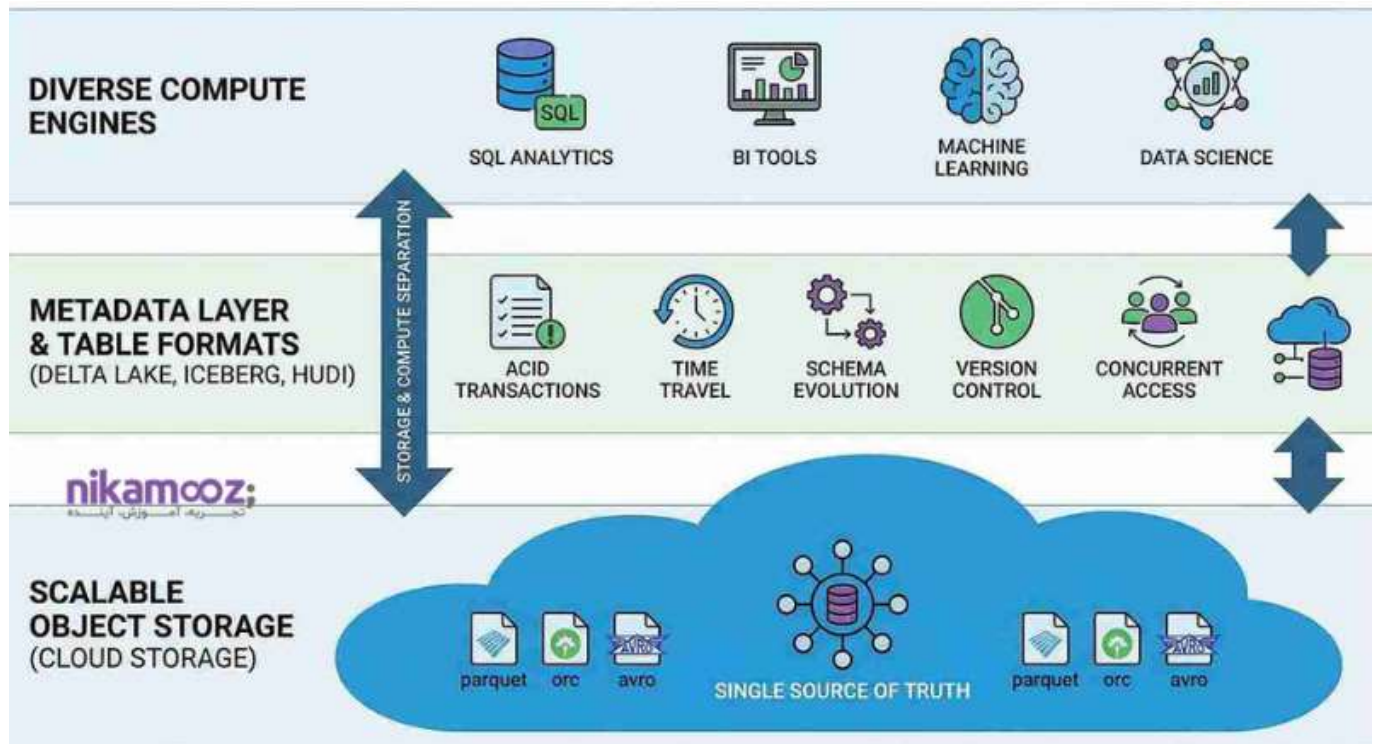
مرحله سوم: Data Lakehouse

Data Lakehouse یک معماری داده مدرن و نسل جدید پلتفرم‌های تحلیلی است که قابلیت‌های ساختاریافته و تراکنش‌پذیر Data Warehouse را با مقیاس‌پذیری و انعطاف‌پذیری Data Lake در یک بستر یکپارچه ترکیب می‌کند. این معماری با هدف حذف شکاف میان سیستم‌های تحلیلی سنتی و پلتفرم‌های داده حجیم طراحی شده و تلاش می‌کند یک «منبع واحد حقیقت» (Single Source of Truth) برای تمامی نیازهای تحلیلی، هوش تجاری (BI)، علم داده و یادگیری ماشین فراهم کند.

در معماری Data Lakehouse، داده‌ها معمولاً در Object Storage‌های مقیاس‌پذیر ذخیره می‌شوند، اما برخلاف Data Lake سنتی، یک لایه متادیتا و Table Format پیشرفته روی این داده‌ها قرار می‌گیرد که قابلیت‌هایی نظیر تراکنش‌های ACID، مدیریت نسخه (Time Travel)، Schema Evolution، کنترل همزمانی (Concurrent Writes) و بهینه‌سازی Query را فراهم می‌کند. این ویژگی‌ها باعث می‌شود داده‌های ذخیره‌شده در محیطی کم‌هزینه مانند Data Lake، رفتاری مشابه Warehouse از نظر قابلیت اعتماد، کیفیت و سازگاری داشته باشند.

Data Lakehouse معماری‌ای مبتنی بر جداسازی Compute و Storage است؛ به این معنا که ذخیره‌سازی داده و موتورهای پردازشی مستقل از یکدیگر مقیاس‌پذیر هستند. این ویژگی باعث بهینه‌سازی هزینه در محیط‌های Cloud و افزایش انعطاف در انتخاب ابزارهای پردازشی می‌شود. در چنین معماری‌ای، یک تیم می‌تواند هم‌زمان Query‌های SQL برای گزارش‌گیری مدیریتی اجرا کند و تیم دیگر مدل‌های Machine Learning را روی همان داده‌ها آموزش دهد، بدون آنکه نیاز به کپی یا انتقال داده بین سیستم‌های مختلف وجود داشته باشد.

از منظر استراتژیک، Data Lakehouse پاسخی به پیچیدگی معماری‌های دوگانه (Warehouse + Lake) است. در مدل‌های سنتی، سازمان‌ها مجبور بودند داده‌ها را بین چند سیستم جابه‌جا کنند که این موضوع منجر به افزایش هزینه، ناسازگاری داده، پیچیدگی Data Pipeline و چالش‌های Data Governance می‌شد. Lakehouse این معماری‌های جداگانه را در یک پلتفرم مدرن داده (Modern Data Platform) ادغام می‌کند و بستر مناسبی برای تحلیل پیشرفته، پردازش بلادرنگ، هوش مصنوعی و تصمیم‌گیری مبتنی بر داده فراهم می‌سازد. به طور خلاصه، Data Lakehouse نه صرفاً یک فناوری، بلکه یک تحول معماری در مهندسی داده است که هدف آن ایجاد تعادل میان کیفیت، مقیاس‌پذیری، هزینه، عملکرد و نوآوری در اکوسیستم داده سازمانی است.



این معماری تلاش می‌کند:

- مقیاس‌پذیری و انعطاف Data Lake را حفظ کند
- کیفیت، ساختار و تراکنش‌پذیری Data Warehouse را ارائه دهد

چرا Data Lakehouse شکل گرفت؟

چالش‌های دوگانگی سیستم‌ها شامل:

- تکرار داده‌ها
- پیچیدگی Data Pipeline
- ناسازگاری بین گزارش BI و مدل‌های ML
- وجود هزینه‌های بالا در معماری Data Lake

Lakehouse با ایجاد یک لایه متادیتا و فرمت‌های جدولی مدرن این شکاف را پر کرد.

معماری فنی Data Lakehouse

درک **معماری فنی Data Lakehouse** برای هر مهندس داده، معمار داده یا مدیر فناوری اطلاعات ضروری است، زیرا قدرت واقعی این رویکرد نه در مفهوم آن، بلکه در نحوه پیاده‌سازی لایه‌های آن نهفته است. Lakehouse صرفاً ترکیبی از Data Lake و Data Warehouse نیست، بلکه یک معماری لایه‌ای و مدرن است که با جداسازی مسئولیت‌ها میان Storage، مدیریت متادیتا، پردازش و دسترسی، امکان ایجاد یک پلتفرم داده مقیاس‌پذیر، تراکنش‌پذیر و بهینه برای تحلیل‌های پیشرفته را فراهم می‌کند. در این معماری، داده‌ها در محیطی کم‌هزینه و انعطاف‌پذیر ذخیره می‌شوند، اما به کمک لایه‌های هوشمند متادیتا و پردازش، رفتاری ساختاریافته و قابل اعتماد مشابه سیستم‌های تحلیلی کلاسیک پیدا می‌کنند. نتیجه این طراحی، ایجاد یک Modern Data Platform است که می‌تواند هم‌زمان نیازهای هوش تجاری، تحلیل‌های بلادرنگ و پروژه‌های هوش مصنوعی را پوشش دهد، بدون آنکه سازمان مجبور به نگهداری چند زیرساخت مجزا باشد. در ادامه، هر یک از این لایه‌ها را به صورت دقیق و فنی بررسی می‌کنیم تا مشخص شود چگونه Data Lakehouse تعادل میان عملکرد، هزینه، کیفیت داده و نوآوری را برقرار می‌کند.

۱. لایه Storage

- استفاده از Object Storage
- ذخیره داده در فرمت‌های فشرده و ستونی مانند Parquet

۲. لایه Table Format و Metadata

قلب معماری Lakehouse همین بخش است.

ویژگی‌ها:

- ACID Transactions
- Time Travel
- Schema Evolution
- Concurrent Writes
- مدیریت نسخه‌بندی

این لایه باعث می‌شود Data Lake رفتاری مشابه Data Warehouse داشته باشد.

۳. لایه پردازش (Compute Layer) پشتیبانی کامل و حرفه‌ای از:

- پردازش Batch
- پردازش Streaming
- تحلیل SQL
- Machine Learning

۴. لایه دسترسی (Serving Layer)

- ابزارهای BI
- داشبوردها
- Notebookهای تحلیلی
- APIهای تحلیلی

جدول مقایسه Data Warehouse، Data Lake و Data Lakehouse

برای درک بهتر مسیر تکامل معماری‌های داده، لازم است تفاوت‌ها و شباهت‌های Data Warehouse، Data Lake و Data Lakehouse را به صورت ساختاریافته بررسی کنیم. هر یک از این معماری‌ها در پاسخ به نیازهای مشخصی شکل گرفته‌اند و شناخت دقیق مزایا، محدودیت‌ها و کاربردهای آن‌ها به سازمان‌ها کمک می‌کند تا متناسب با استراتژی داده خود، تصمیم‌گیری آگاهانه‌تری داشته باشند. در ادامه، یک مقایسه جامع و کاربردی از این سه رویکرد ارائه می‌شود.

ویژگی	Data Warehouse	Data Lake	Data Lakehouse
نوع داده	ساخت‌یافته	همه انواع	همه انواع
مقیاس‌پذیری	محدود و پرهزینه	بسیار بالا	بسیار بالا
ACID	بله	خیر (در حالت سنتی)	بله
مناسب BI	عالی	محدود	عالی
مناسب ML	محدود	عالی	عالی
هزینه ذخیره	بالا	پایین	پایین
Governance	قوی	ضعیف	قوی

تأثیر تکامل معماری داده بر مهندسی داده

تکامل معماری‌های داده تنها یک تغییر تکنولوژیک نبوده، بلکه ماهیت و مسئولیت‌های مهندسی داده را نیز به طور اساسی دگرگون کرده است. با حرکت از Data Warehouse به Data Lake و سپس Data Lakehouse، نقش مهندس داده از اجرای صرف فرآیندهای ETL به طراحی پلتفرم‌های داده مقیاس‌پذیر، مدیریت کیفیت و حاکمیت داده، و پشتیبانی هم‌زمان از BI و هوش مصنوعی ارتقا یافته است. در ادامه، این تحول را از منظر مهندسی داده بررسی می‌کنیم.

در دوران Data Warehouse:

- تمرکز بر ETL
- مدل‌سازی داده
- بهینه‌سازی Query

در دوران Data Lake:

- مدیریت فایل‌های حجیم
- پردازش توزیع‌شده
- کنترل کیفیت داده

در دوران Data Lakehouse:

- طراحی Data Platform مدرن
- پیاده‌سازی Data Governance
- مدیریت Streaming + Batch
- بهینه‌سازی هزینه Cloud
- طراحی Data Pipeline مقیاس‌پذیر

مزایای استراتژیک Data Lakehouse برای سازمان‌ها

پیاده‌سازی معماری Data Lakehouse تنها یک انتخاب فنی نیست، بلکه یک تصمیم استراتژیک برای بهینه‌سازی کل اکوسیستم داده سازمان است. این معماری با کاهش پیچیدگی زیرساخت، یکپارچه‌سازی تیم‌های تحلیلی و هوش مصنوعی، ارتقای کیفیت داده و کنترل هزینه‌های ذخیره‌سازی، زمینه را برای نوآوری سریع‌تر و تصمیم‌گیری دقیق‌تر فراهم می‌کند. در ادامه، مهم‌ترین مزایای استراتژیک این رویکرد را بررسی می‌کنیم.

۱. کاهش پیچیدگی معماری

یک پلتفرم به جای دو سیستم جداگانه.

۲. یکپارچگی BI و Machine Learning

یک منبع داده مشترک برای همه تیم‌ها.

۳. بهبود کیفیت داده

تراکنش‌پذیری و نسخه‌بندی.

۴. کاهش هزینه زیرساخت

استفاده از Object Storage.

۵. تسریع نوآوری

توسعه سریع مدل‌های AI روی همان داده‌های تحلیلی.

چالش‌های پیاده‌سازی Data Lakehouse

با وجود مزایای قابل‌توجه Data Lakehouse در یکپارچه‌سازی BI، تحلیل پیشرفته و هوش مصنوعی، پیاده‌سازی آن مسیری ساده و بدون ریسک نیست. بسیاری از سازمان‌ها در نگاه اول جذب انعطاف‌پذیری و مقیاس‌پذیری این معماری می‌شوند، اما در عمل با چالش‌های فنی، عملیاتی و حاکمیتی روبه‌رو می‌گردند. موفقیت در اجرای Lakehouse مستلزم درک عمیق معماری داده، طراحی دقیق پلتفرم، مدیریت متادیتا، کنترل هزینه‌های Cloud و تدوین یک استراتژی داده شفاف پیش از مهاجرت است. در ادامه، مهم‌ترین چالش‌های این معماری را بررسی می‌کنیم.

- نیاز به دانش عمیق مهندسی داده
- پیچیدگی مدیریت متادیتا
- انتخاب درست زیرساخت مورد نیاز
- نیاز به Data Governance قوی
- انتخاب درست Table Format

نتیجه‌گیری

مسیر تکامل معماری‌های داده از Data Warehouse به Data Lake و سپس به Data Lakehouse، صرفاً یک تغییر فناوری نبوده، بلکه بازتابی از بلوغ نگاه سازمان‌ها به داده است. در ابتدا، تمرکز بر ساختار و کیفیت بود؛ سپس مقیاس و انعطاف اهمیت یافت؛ و امروز سازمان‌ها به معماری‌ای نیاز دارند که هر دو جهان را در کنار هم داشته باشد.

- Data Warehouse به ما نظم، استاندارد و قابلیت اعتماد می‌دهد.
- Data Lake درهای مقیاس‌پذیری و نوآوری را باز کرد.
- و Data Lakehouse این دو رویکرد را در قالب یک پلتفرم مدرن و یکپارچه به هم پیوند زد.

اکنون معماری داده دیگر فقط زیرساخت ذخیره‌سازی نیست؛ بلکه موتور محرک هوش تجاری، تحلیل پیشرفته و هوش مصنوعی سازمان است. سازمان‌هایی که این تکامل را به‌درستی درک و پیاده‌سازی کنند، نه تنها داده‌های خود را مدیریت می‌کنند، بلکه از آن به‌عنوان مزیت رقابتی پایدار بهره می‌برند. البته درک اینکه سازمان هم اکنون به این مورد نیاز دارد یا خیر هم بسیار مهم است.

سوالات متداول

۱: تفاوت کلیدی رویکرد Schema-on-Write در انبار داده و Schema-on-Read در دریاچه داده چیست؟

در انبار داده (Schema-on-Write)، ساختار داده پیش از ذخیره‌سازی تعریف می‌شود. در دریاچه داده (Schema-on-Read)، داده‌ها خام ذخیره و ساختار هنگام خواندن تعریف می‌گردد.

۲: دلیل اصلی تبدیل شدن دریاچه داده به «مرداب داده» (Data Swamp) چیست؟

نبود حاکمیت داده (Data Governance)، مدیریت متادیتا و کنترل کیفیت باعث می‌شود دریاچه داده به محیطی غیرقابل اعتماد و غیرقابل استفاده تبدیل شود.

۳: معماری Data Lakehouse چگونه مشکل دوگانگی انبار داده و دریاچه داده را حل می‌کند؟

با افزودن لایه متادیتا و فرمت جدولی پیشرفته روی ذخیره‌سازی مقیاس‌پذیر، ویژگی‌هایی مانند تراکنش ACID و مدیریت نسخه را به دریاچه داده اضافه می‌کند و نیاز به دو سیستم جداگانه را از بین می‌برد.

۴: لایه Table Format در معماری Data Lakehouse چه چهار ویژگی مهم به دریاچه داده اضافه می‌کند؟
تراکنش ACID، قابلیت (Time Travel) مدیریت نسخه، تکامل طرح داده (Schema Evolution) و پشتیبانی از نوشتار همزمان.

۵: جایگاه هوش تجاری (BI) در معماری‌های مدرن داده چیست؟
هوش تجاری همچنان برای گزارش‌های مدیریتی و تصمیم‌گیری مالی ضروری است. معماری مدرن باید همزمان از BI و یادگیری ماشین پشتیبانی کرده و تعادل بین نوآوری و ثبات تحلیلی برقرار کند

با ما ارتباط بگیرید

شرکت: فن آوری اطلاعات نیک آموز

آدرس: تهران، یوسف آباد، خیابان ابن سینا، خیابان ۳۳ پلاک ۳۱ واحد ۲

تلفن: ۰۲۱۹۱۰۷۰۰۱۷ | موبایل آموزش: ۰۹۱۰۴۰۰۶۲۰۶ | موبایل پروژه‌ها: ۰۹۱۰۱۰۶۹۸۸۳

سایت آموزش: www.nikamooz.com

سایت پروژه‌ها: www.nikamooz.tech