



پژوهشکده فناوری اطلاعات و ارتباطات

عنوان طرح

طراحی و پیاده‌سازی روشی برای حل مساله انباره داده
در کلان داده

کد طرح: 5010-20

مجری طرح:

محمد تقی پور

شهریور 97

بِسْمِ اللّٰهِ الرَّحْمٰنِ الرَّحِیْمِ

Archive of SID

چکیده

بنابر اهمیت انبارهای داده و وضعیت آنها در پاسخ‌دهی به تقاضاهای رو به گسترش کلان‌داده‌ها در صنعت IT لازم است روش‌های مناسبی برای حل مسائلی مربوط به این بخش ارائه گردد. امروزه انبارهای داده با لحاظ درخواست‌های مربوط به انواع پردازش‌های خاص منظوره باید بتوانند مورد پایش داده‌ای، گزارش‌گیری‌های متنوع، و تحلیل‌های درخواست شده قرار گیرند. در این طرح با هدف ایجاد بستری مبتنی بر کلان داده و در عین حال پاسخ‌دهی به نیازهای برخط راهکاری ارائه گردیده است. در این پژوهش تلاش گردید تا امکان اجرای همزمان پرس و جوهای برخط و تحلیلی (تاریخی) فراهم گردد. لذا در معماری پردازشی پیشنهاد شده اطلاعات هر سطر به‌نحوی قرار می‌گیرند که هر گره از لحاظ داده‌ای مستقل باشد. در دستیابی به اهداف طرح و برای ایجاد یک مزیت پردازشی قابل قبول در بستر کلان داده، با استفاده از ابزارهای موجود در اسپارک و به کمک زبان برنامه نویسی پایتون و اسکریپت‌های جاوا، یک راهکار گزارش‌گیری ایجاد گردید. این راهکار از طریق *API* خود و به صورت *REST Full* روی داده‌های موجود در انبارها نسبت به تحلیل و تهیه گزارش‌های اولیه اقدام می‌نماید. مزیت اصلی این روش هزینه تمام شده پایین برای زیرساخت مورد نیاز و انعطاف در برقرار ارتباط با انواع انبارها موجود و نرخ نسبی مناسب در زمان مورد نیاز برای گزارش‌های پایه‌ای در کلان داده است. با توجه به نتایج حاصل شده و در جهت پاسخ به نیاز صنعت *IT*، راهکار پیشنهادی می‌تواند روی انبارهای سنتی موجود عملکرد بسیار مطلوب و سریعتری داشته باشد. به طوریکه در گزارش‌های پایه‌ای مربوط به کلان داده ممکن است زمان اجرای تهیه گزارشات در مواردی از چند ساعت به چندین دقیقه کاهش یابد. نتایج تجربی حاصل از پیاده‌سازی اولیه این روش در نمونه‌ای از صنعت اجرا و خروجی‌های فنی و مشاهدات مربوط به پاسخ‌دهی راهکار پیاده‌سازی شده، ارائه گردیده است. عملکرد روش پیشنهادی می‌تواند با بررسی‌های بیشتر در گزارش‌گیری‌های مربوط به داده‌کاوی روی کلان داده‌ها بهبود یابد.

کلید واژگان: کلان داده، نگاشت-کاهش، انبار داده، محلی‌سازی داده

فهرست مطالب

فصل 1: کلیات طرح.....	1
1-1- مقدمه.....	2
2-1- پیشینه تحقیق و پژوهشهای مرتبط.....	8
1-2-1- کارهای مرتبط با کاراسازی نگاشت-کاهش.....	8
2-2-1- دسته بندی ابزارهای کلان داده.....	15
3-2-1- پژوهشهای مرتبط با انباره داده ها در کلان داده.....	19
3-3-1- هدف طرح انباره داده در کلان داده.....	33
1-3-1- سوال اصلی طرح.....	33
4-1- روش پژوهش.....	33
5-1- نتیجه گیری.....	<i>Error! Bookmark not defined.</i>
فصل 2.....	36
1-2- مقدمه.....	37
2-2- اسپارک.....	37
1-2-2- بخشهای اسپارک.....	39
2-2-2- دیتاست های توزیع شده ارتجاعی.....	41
3-2-2- سرعت کم اشتراک داده در <i>MapReduce</i>	41
4-2-2- عملیات تکراری روی <i>MapReduce</i>	42
5-2-2- عملیات تعاملی روی <i>MapReduce</i>	43
6-2-2- اشتراک داده <i>MapReduce</i> با اسپارک <i>RDD</i>	43
7-2-2- عملیات تکراری روی اسپارک <i>RDD</i>	44
8-2-2- عملیات تعاملی روی اسپارک <i>RDD</i>	44
3-2- الاستیک سرچ.....	45
1-3-2- جست و جوی سریع و دقیق در حجم زیاد داده ها.....	46
2-3-2- ایندکس کردن مستندات در داخل ریپوزیتوری.....	46
3-3-2- ذخیره سازی اسناد انحصاری.....	46
4-2- هایو.....	47

49	5-2- مقایسه ابزارها و راهکارها
56	6-2- جمع بندی و نتیجه گیری
57	فصل 3
58	1-3- مقدمه
58	2-3- داده ها
58	1-2-3- قالب داده ها
60	3-2-2- نمودار ER
62	فصل 4
63	1-4- مقدمه
63	2-4- نمودار کاربرد
77	فصل 5
78	1-5- مقدمه
78	2-5- محیط عملیاتی
78	3-5- گزارشات مورد بررسی
79	4-5- نتایج

فهرست شکل‌ها

- 4 شکل 1: معماری اشتراکی
- 5 شکل 2: معماری بدون اشتراک
- 8 شکل 3: برخی تکنیکهای بهبود نگاشت - کاهش
- 15 شکل 4: دسته بندی مسائل حوزه کلان داده‌ها
- 16 شکل 5: روش‌های حل مسائل حوزه کلان داده‌ها
- 17 شکل 6: دسته بندی محصولات کلان داده‌ها
- 19 شکل 7: مدل ستاره‌های [45]
- 20 شکل 8: مدل دانه برفی
- 21 شکل 9: مدل کهکشانی
- 22 شکل 10: معماری Hive
- 23 شکل 11: معماری Cheetah
- 24 شکل 12: نحوه تقسیم داده‌ها در روش RCFile
- 25 شکل 13: معماری روش HadoopDB
- 26 شکل 14: معماری روش Osprey
- 27 شکل 15: روال بهبود عملیات روش Llama
- 28 شکل 16: معماری روش Spark
- 29 شکل 17: معماری روش Starfish
- 38 شکل 18: روش‌های ساخت اسپارک بر روی هدوپ
- 40 شکل 19: پلتفرم اسپارک
- 42 شکل 20: عملیات تکراری روی MapReduce
- 43 شکل 21: عملیات تعاملی روی MapReduce
- 44 شکل 22: عملیات تکراری روی اسپارک RDD

- 44 شکل 23: عملیات تعاملی روی اسپارک RDD
- 45 شکل 24: معماری الاستیک سرچ
- 47 شکل 25: معماری الاستیک سرچ
- 48 شکل 26: معماری هایو
- 52 شکل 27: استک شرکت Uber
- 56 شکل 28: استک شرکت Dial once
- 61 شکل 29: نمودار ER
- 64 شکل 30: درخواست ایجاد و اجرا گزارش
- 68 شکل 31: گزارش ساز
- 70 شکل 32: بارگذاری گزارشات
- 71 شکل 33: نمودار کلاس
- 72 شکل 34: نمودار توالی ساخت گزارش
- 73 شکل 35: نمودار توالی بارگذاری گزارش
- 74 شکل 36: نمودار فعالیت ساخت گزارش
- 76 شکل 37: نمودار فعالیت بارگذاری گزارش
- 79 شکل 38: سرعت اجرای پرس وجو

فهرست جدول‌ها

11	جدول 1: روش‌های بهینه سازی نگاشت کاهش
30	جدول 2: روش‌های پیشنهاد شده برای انباره داده در کلان داده
58	جدول 3: تراکنش
58	جدول 4: شهر
59	جدول 5: نوع تراکنش
59	جدول 6: حساب
59	جدول 7: کارت
59	جدول 8: مشتری
59	جدول 9: تاریخ
60	جدول 10: زمان

Archive of SID

فصل 1: کلیات طرح

Archive of SID

1-1- مقدمه

حجم اطلاعات در جهان با سرعت نمایی رشد می‌کند. نرخ رشد اطلاعات نیز روز به روز سریعتر می‌گردد. مهمترین علت این موضوع تولید اطلاعات از طریق منابع مختلف اطلاعاتی جدید می‌باشد. در گذشته منابع تولید اطلاعات سیستم‌های پردازش تراکنش¹ (TPS) بودند. سپس این سیستم‌ها به سیستم‌های مدیریت اطلاعات² (MIS) تبدیل شدند و حجم بیشتری از اطلاعات تولید نمودند. با ظهور سیستم‌های هوش تجاری³ (BI) و نیاز به نگهداری اطلاعات بر مبنای زمان، باز هم نیاز به حجم بیشتر فضای نگهداری اطلاعات وجود داشت. این حجم اطلاعات رفته رفته به حدی رسید که بیشتر از توانایی‌های پردازشی یک گره⁴ گردید.

تولید روز افزون اطلاعات تنها مربوط سیستم‌های پردازش تراکنش (TPS)، سیستم‌های مدیریت اطلاعات (MIS) و سیستم‌های هوش تجاری (BI)، نمی‌باشد. حجم روزافزون اطلاعات دلایل دیگری نیز دارد. دلیل اول ظهور ابزارهایی⁵ است که با سرعت زیادی تولید اطلاعات می‌نمایند. از مهمترین این ابزارها می‌توان به حسگر⁶ها، ابزارهای علمی مانند میکروسکوپ‌ها، ابزارهای هواشناسی نوین و ... اشاره نمود. این ابزارها داده‌هایی با ابعاد وسیع تولید می‌نمایند و با سرعت زیاد ارسال می‌کنند. حجم زیاد اطلاعات ارسالی توسط این ابزارها که تعداد آنها معمولاً زیاد است باعث ایجاد گلوگاه در ذخیره‌سازی این اطلاعات می‌گردد. همچنین بازیابی این اطلاعات خود می‌تواند معضل بزرگی را ایجاد نماید.

اخیراً نیز رشد شبکه‌های تبادل و اشتراک‌گذاری دیتا و محتوا مانند شبکه‌های اجتماعی⁷ (SN) بر ابعاد و پیچیدگی پشتیبانی از پردازشی اطلاعات افزود. لذا علاوه بر ابزارهایی که با حجم زیاد اطلاعات تولید می‌کنند، سیستم‌هایی مانند شبکه‌های اجتماعی با امکان تولید و تبادل اطلاعات توسط تمام اعضای شبکه، گردش انبوهی از اطلاعات را شکل داده است. مدل تولید اطلاعات در گذشته به این نحو بود که یک منبع داده، مثلاً سایت خبری، اطلاعاتی را منتشر می‌نمود و بقیه کاربران از این اطلاعات استفاده می‌کردند. اما در مدل‌های شبکه اجتماعی تمامی کاربران محتوا ایجاد و تمامی آنها نیز از اطلاعات استفاده

¹ Transaction Processing System

² Management Information System

³ Business Intelligence

⁴ Node

⁵ Device

⁶ Sensor

⁷ Social Networks

می‌نمایند، لذا سرعت تولید اطلاعات بسیار بالاتر از گذشته شد. بنابر توضیحات فوق جهان با انفجار اطلاعاتی مواجه گردیده است به نحوی که سیستم‌های قبلی ذخیره‌سازی و بازیابی اطلاعات⁸ توان مدیریت این سطح از اطلاعات و داده را ندارد. به عبارت دیگر سمپاد⁹ (DBMS) موجود پاسخگوی نیاز ذخیره‌سازی و بازیابی اطلاعات نبودند.

به این نوع از داده‌ها که توسط سمپادهای موجود قابل مدیریت نبودند، کلان داده¹⁰ اطلاق می‌گردد. تعریف دیگری که در مورد کلان داده وجود دارد عبارت است از داده ای که دارای سه خصوصیت حجم¹¹، سرعت¹² و تنوع¹³ در داده‌ها باشد. البته بعضاً خصوصیات دیگری مانند ابهام¹⁴ در داده‌ها نیز به خصوصیات قبلی اضافه شده است که لزوماً قابل اعتماد و اتکا نیستند و از نظر مفهومی ممکن است صحیح نباشد. معنای هر کدام از خصوصیات در ادامه بیان شده است.

- **حجم:** منظور از این خصوصیت آن است که حجم داده‌ها به قدری زیاد باشد که با سیستم‌های مدیریت داده کنونی قابل مدیریت نباشد.
- **سرعت:** منظور از این خصوصیت آن است که اطلاعات با سرعت زیادی تولید شده و اگر در زمان مقتضی مورد پردازش قرار نگیرند ارزش خود را از دست می‌دهند.
- **تنوع:** منظور از این خصوصیت کلان داده آن است که داده‌ها با قالب‌های گوناگون وجود دارد. (عدد، رشته، فایل و ...) و سیستم مدیریت کلان داده باید بتواند این گونه اطلاعات را مدیریت نماید.

برای مواجهه با کلان داده دو راهکار پیش روی توسعه دهندگان سیستم‌های مدیریت اطلاعات قرار دارد: راه حل اول تقویت خدمت دهنده‌های فعلی¹⁵ است و راه حل دوم به استفاده همزمان از چندین خدمت دهنده اشاره دارد.

⁸ data storage and retrieval

⁹ Database management system(DBMS)

¹⁰ Big Data

¹¹ Volume

¹² Velocity

¹³ Variety

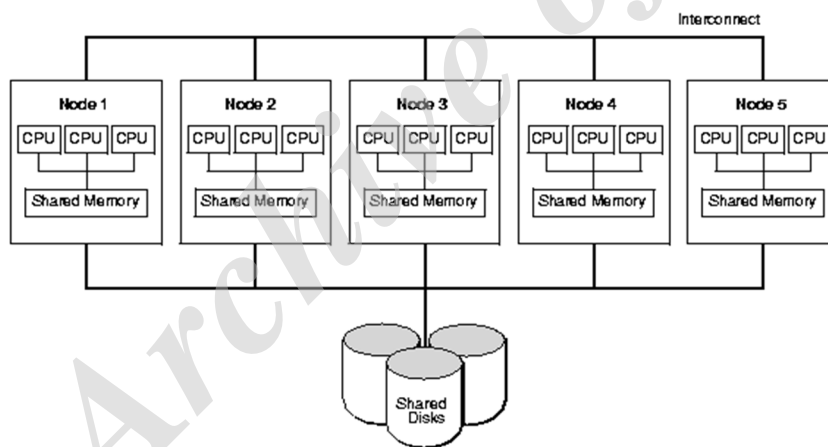
¹⁴ Veracity

¹⁵ Scale Up

راه حل اول بنا بر دلایل متعدد مناسب نیست. اول اینکه لزوماً هر خدمت دهنده‌ای را نمی‌توان ارتقاء داد. دوم اینکه در بسیاری از موارد هزینه ارتقاء بسیار بالاست. سوم اینکه استفاده از این روش با توجه به روند رو به رشد اطلاعات در نهایت منجر به شکست است و این روش تنها راه حلی موقتی برای حل این مشکل خواهد بود.

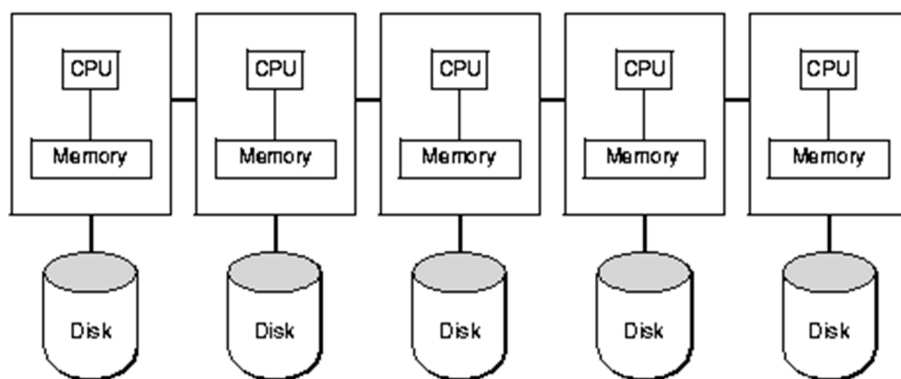
روش دیگر حل مساله این است که اطلاعات بر روی چندین گره¹⁶ توزیع شود؛ این روش عملی‌تر به نظر می‌رسد. به منظور اجرای این روش دو معماری متداول است. معماری اول با عنوان حافظه مشترک¹⁷ به این صورت است که در آن از گره‌های مختلف استفاده می‌شود. هر گره دارای پردازشگر مرکزی¹⁸ و حافظه موقت¹⁹ مخصوص خود می‌باشد؛ ولی دارای حافظه دائم مشترک²⁰ بین گره‌ها است.

معماری دیگری که برای توزیع اطلاعات بین چندین گره مورد استفاده قرار می‌گیرد، معماری بدون اشتراک²¹ می‌باشد؛ در این معماری هر گره خدمت دهنده دارای پردازشگر مرکزی، حافظه موقت و حافظه دائم جداگانه است.



شکل 1: معماری اشتراکی

¹⁷ Node
¹⁸ Shared Memory
¹⁹ CPU
²⁰ RAM
²¹ HDD
²² Shared Nothing



شکل 2: معماری بدون اشتراک

در مقایسه استفاده از معماری‌های حافظه مشترک و بدون اشتراک برای کلان داده‌ها نکاتی وجود دارد که عملاً استفاده از معماری حافظه مشترک را برای کلان داده غیر ممکن می‌سازد.

- اولین نکته‌ای که در استفاده از معماری حافظه مشترک وجود دارد این است که به دلیل اینکه گره‌های متعدد از یک حافظه دائم مشترک استفاده می‌نمایند، پیکربندی پیچیده‌ای برای گره‌ها باید صورت پذیرد.
- نکته دوم و مهم‌تر محدودیت تعداد گره‌ها در معماری حافظه مشترک می‌باشد. در واقع به دلیل همین نکته عملاً امکان استفاده از معماری حافظه مشترک برای کلان داده وجود ندارد، چون در کلان داده نباید محدودیت در تعداد گره‌ها وجود داشته باشد.

به منظور پردازش کلان داده بر روی معماری بدون اشتراک، روش‌های مختلفی مورد استفاده قرار گرفته است. یکی از این روش‌ها، نگاشت-کاهش می‌باشد. نگاشت-کاهش یک روش برنامه‌نویسی و پیاده‌سازی‌های مرتبط با آن به منظور ایجاد و پردازش مجموعه کلان داده‌ها می‌باشد [4]. وظیفه تابع نگاشت پردازش جفت‌های <کلید، مقدار> ورودی و ایجاد جفت‌های <کلید، مقدار> میانی می‌باشد. وظیفه تابع کاهنده ترکیب تمام مقادیر میانی تولیدشده به وسیله نگاشتگر بر اساس کلیدها و ایجاد جفت‌های <کلید، مقدار> نهایی می‌باشد.

اما معماری بدون اشتراک نیز خالی از اشکال نمی‌باشد. هنگامی که اطلاعات بر روی گره‌های مختلف تقسیم می‌گردد. هر گره به منظور پاسخگویی به پرس‌وجو باید با گره‌های دیگر ارتباط برقرار کند. تبادل

اطلاعات بین گره‌ها باعث کندی اجرای پرس‌وجو می‌گردد. همچنین این تبادل باعث ایجاد گلوگاه در شبکه می‌شود. هنگامیکه گلوگاه در شبکه بوجود می‌آید و یا به هر دلیلی یک گره منتظر پاسخ پرس‌وجوی خود از گره‌های دیگر می‌شود، اشکال دیگری بوجود می‌آید و آن عدم استفاده بهینه از سخت‌افزار موجود هر گره می‌باشد. به عبارت دیگر هنگامیکه یک گره منتظر پاسخ از گره‌های دیگر می‌باشد منابع پردازشی و حافظه‌ای بیکار می‌مانند لذا از سخت‌افزار موجود در گره استفاده بهینه نمی‌شود.

اشکالات ذکر شده در مورد تمام داده‌هایی که به صورت تقسیم شده بر روی گره‌های مختلف نیاز به پیوند²² داشته باشند صادق است. در واقع منشا تمام مشکلات ذکر شده وابستگی اطلاعاتی گره‌ها به یکدیگر می‌باشد.

همانطور که می‌دانیم به مجموعه داده‌های مرتبط با هم یک سازمان که پروسه تقسیم‌سازی مدیریت سازمان را پشتیبانی می‌نماید انباره داده²³ می‌گویند، که دارای خصوصیات زیر می‌باشد:

- موضوع محور
- پیوسته
- متغیر با زمان
- غیر فرار

اجزای مهم و اصلی انباره داده عبارتند از بعد²⁴، اندازه²⁵، اطلاعات مربوط به ابعاد و اندازه‌ها که در جدول وقایع²⁶ نگهداری می‌گردد. یکی از مدل‌هایی که برای نگهداری اطلاعات در انباره داده استفاده می‌شود، مدل ستاره‌ای²⁷ می‌باشد. در این مدل یک جدول وقایع در مرکز مدل و هر بعد با جدول وقایع ارتباط یک به چند دارد. البته مدل‌های دیگری برای انباره داده وجود دارد، مانند مدل دانه برفی²⁸ و مدل کهکشانی. مدل دانه برفی، مانند مدل ستاره‌ای می‌باشد با این تفاوت که ابعاد می‌توانند با یکدیگر رابطه پدر-فرزندی داشته باشند. مدل کهکشانی مانند مدل دانه برفی می‌باشد با این تفاوت که در این مدل می‌توانیم چندین جدول وقایع داشته باشیم و ارتباطات جداول وقایع از طریق ابعاد می‌باشد.

²² Join

²³ Data warehouse

²⁴ Dimension

²⁵ Measure

²⁶ Fact

²⁷ Star schema

²⁸ Snowflake

اندازه در انباره داده خصوصیتی (فیلد) می باشد که محاسبات (مجموع، میانگین، حداقل، حداکثر و ...) بر روی آن صورت می پذیرد. بعد یک خصوصیت است که جدول وقایع و اندازه ها بر اساس آن دسته بندی می شوند.

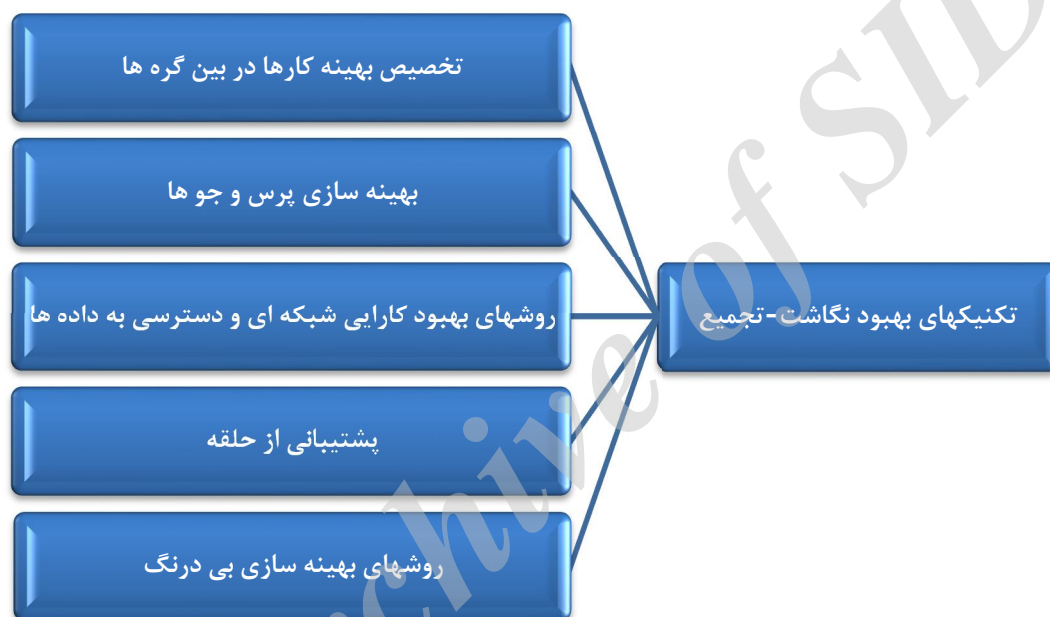
در این طرح سیستمی طراحی و پیاده سازی می گردد که قابلیت اجرای پرس و جو را به صورت برخط بر روی حجم اطلاعات بسیار زیاد (میلیارد رکورد) دارد. این سیستم بسیاری از مشکلات انباره داده سنتی را حل می نماید و با سخت افزار ارزان و موجود سرعت اجرای بسیار بالایی را ایجاد می نماید. این سیستم شامل یک سازنده پرس و جو می باشد که بر روی بستر انتخاب شده در این گزارش اقدام به ایجاد گزارشات مد نظر کاربران می نماید. بستر اجرای گزارش از بین سه محصول Spark، Hive و Elastic search انتخاب می گردد.

2-1- پیشینه تحقیق و پژوهش‌های مرتبط

در این قسمت کارهای مرتبط با روش‌های ارائه شده در حوزه‌های کاراسازی نگاشت-کاهش، ابزارهای کلان‌داده و استفاده از نگاشت-کاهش برای حل مساله انبارداده‌ها در حوزه کلان‌داده‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد.

1-2-1- کارهای مرتبط با کاراسازی نگاشت-کاهش

در [5] کاراسازی‌های انجام شده بر روی ساختار نگاشت-کاهش به گروه‌های شکل 3 تقسیم شده است.



شکل 3: برخی تکنیکهای بهبود نگاشت-کاهش

یک گروه از بهینه‌سازی‌ها به تخصیص بهینه کارها بین گره‌ها می‌پردازند. در [6] MapReduce++ از روش تخمین مدت زمان انجام هر وظیفه¹ استفاده می‌نماید. سپس از هر کار² کوچک‌ترین وظیفه انتخاب انتخاب و اجرا می‌گردد و به این ترتیب زمان پاسخ کلی بهبود می‌یابد. در [7] از روش MapReduce++ استفاده می‌گردد با این تفاوت که زمانبندی بر اساس تخصیص پویای منابع بوسیله پارامترهایی که کاربر تعیین می‌نماید صورت می‌پذیرد. در روش Starfish [8,9] از بهینه‌سازی تخصیص منابع به صورت

¹Task
²Job

بی‌درنگ استفاده می‌شود. در این روش نیازی به انجام تنظیمات به وسیله کاربر نیست. در این روش از بهینه‌سازی اجرای کارها بوسیله پایش نمودن وظیفه‌های مربوط به هر کار و ایجاد یک پروفایل به ازای هر وظیفه مربوط به یک کار استفاده می‌شود. همچنین در این روش از زمانبندی آگاه از گردش کاری¹، استفاده می‌شود. به وسیله این روش پردازش‌ها به گره‌ای منتقل می‌گردد که داده‌ها در آن قرار دارند لذا باعث عدم انتقال داده‌ها در سطح شبکه می‌شود.

گروه دیگر از روش‌های بهبود فرض را بر این گذاشتند که اطلاعات معمولاً به صورت ساخت‌یافته و تجمیع‌شده وجود دارند لذا از ساختارهای مانند SQL² می‌توان برای مدیریت آن‌ها استفاده نمود. به این گروه از ابزارها³ NOSQL گفته می‌شود. تکنولوژی‌های NOSQL دارای مدل‌های داده منعطف، مقیاس‌پذیری عمودی و مدل داده‌های بدون طرح⁴ هستند [42]. این پایگاه‌های داده به منظور تسهیل در کار با کلان‌داده ایجاد شده‌اند [43]. از این گروه می‌توان به [10] Hive، [11] Pig، [12] Hbase، [13] Cassandra، [14] BigTable اشاره نمود.

در گروه سوم از بهینه‌سازی‌ها پشتیبانی از حلقه و تکرار به ساختار نگاشت-کاهش افزوده شده است. در برخی از موارد مانند [16] HaLoop و [15] Twister حلقه به صورت وظیفه‌هایی از یک کار به تعداد دفعات مشخص یا به وقوع پیوستن یک شرط خاص تکرار می‌گردد. اطلاعات میانی مربوط به تکرارها در حافظه مشترک بین گره‌ها یا به صورت محلی برای بالا بردن کارایی نگهداری می‌گردند. در [17] Nova روشی ارائه شده است که تلاش می‌کند الگوریتم‌های افزایشی⁵ / غیر افزایشی و تکرارشونده⁶ را پشتیبانی نماید. این روش بر مبنای Hadoop و Pig طراحی و پیاده‌سازی شده است. در این روش هنگامی که داده جدیدی وارد فرآیند پردازش می‌گردد، نیاز به پردازش اطلاعات قبلی نیست و تنها اطلاعات جدید باید پردازش شوند. در [18] Spark از روش RDD⁷ به جای روش حافظه مشترک استفاده شده است که میزان زیادی از زمان را به خاطر کاهش نوشتن و خواندن از روی دیسک کاهش داده است. در این روش تکه‌هایی از اطلاعات که در حافظه قرار دارند در صورت بروز اشکال قابل بازیابی هستند. این روش برای

¹Workflow aware scheduling

²Structured query language

³Not Only SQL

⁴Schema less

⁵Incremental

⁶Iterative

⁷Resilient distributed datasets

الگوریتم‌های تکرارشونده پیشنهاد می‌شود. در صورتیکه حافظه تعریف شده پر شود اطلاعات بر روی هارد دیسک‌ها براساس تنظیمات کاربران انتقال می‌یابد.

گروه بعدی روش‌هایی هستند که از طریق بهبود کارایی شبکه و دسترسی به داده‌ها اقدام به بهینه‌سازی روش نگاشت-کاهش نموده‌اند. روش‌هایی مانند [19] ComMapReduce و MRO-MPI [20] از این دسته هستند. در روش ComMapReduce اطلاعات از نگاشتگرها به وسیله روش‌هایی که از فراداده‌ها استفاده می‌نمایند غربالگری می‌شوند و اطلاعات در صورت لزوم به کاهشگر انتقال می‌یابند. در روش MRO-MPI از روش‌های ارسال پیام بر روی ساختار نگاشت-کاهش استفاده شده است. در روش MRO-MPI نتایج میانی از نگاشتگر به سمت کاهشگر ارسال می‌شود، که این روش باعث می‌گردد نگاشتگر و کاهشگر به صورت موازی در حال اجرای الگوریتم باشند.

گروه دیگر از روش‌ها سعی در پیاده‌سازی مسائل بی‌درنگ با استفاده از الگوریتم نگاشت-کاهش دارند. به صورت کلی به دلیل اینکه داده‌ها باید به صورت دسته‌ای و در یک مرحله باید به ساختار نگاشت-کاهش وارد شوند، این ساختار برای حل مسائل بی‌درنگ مناسب نیستند. اما [21] Chukwa یک روش برای پردازش بی‌درنگ و تجمیع فایل‌های لاگ ارائه شده است. در این روش هر نگاشتگر به عنوان یک تولید کننده داده و هر کاهشنده به عنوان یک جمع‌آوری کننده اطلاعات در نظر گرفته می‌شود. برای دریافت داده‌ها از نگاشتگرها دو روش در نظر گرفته شده است. اولی روشی که مطمئن‌تر است نتایج بر روی یک حافظه واسط قرار می‌گیرد، و در روش دوم که سریع‌تر ولی نامطمئن می‌باشد استفاده از حافظه هر گره را دارد. همچنین روش‌هایی مانند [22] Yahoo S4، [23] Twitter Storm با ایجاد تغییراتی در اجزای ساختار نگاشت-کاهش سعی در حل مسائل نگاشت-تجمیع نموده‌اند. در اینجا مفهومی به نام گره‌های پردازشی تعریف می‌گردد که می‌توانند اطلاعات را پردازش کنند، اطلاعات جدیدی تولید کنند یا اطلاعات را تجمیع نمایند.

با توجه به پشتیبانی برخی از روش‌های ارائه شده از ماهیت تکرارشونده الگوریتم‌ها، از این روش‌ها می‌توان برای حل مسائل داده‌کاوی نیز استفاده نمود. در روش [24] Mahout تعدادی از الگوریتم‌های داده‌کاوی را جهت اجرا بر روی محیط‌های توزیع شده پیاده‌سازی نموده است، اما این الگوریتم‌ها با دید پردازش دسته‌ای و بدون پشتیبانی از تکرار در الگوریتم‌ها پیاده‌سازی شده‌اند. در روش [25] Presto با

استفاده از زبان R نقائص Mahout برطرف شده است و با استفاده از پشتیبانی از تکرار زمان‌های بهتری نسبت به Mahout به دست آورده است.

روش‌هایی مانند بهینه‌سازی بی‌درنگ و تخصیص کارها به صورت بهینه، نیاز به شناخت از مساله دارد و بطور خاص منظوره مساله را حل می‌نماید. در صورت عدم شناخت از مساله ممکن است بار محاسباتی زمانبر و سنگینی برای حل مساله نیاز باشد. روش‌های پشتیبانی از حلقه تنها باعث اضافه شدن خاصیت تکرار به ساختار نگاشت-کاهش می‌شوند و این لزوماً به معنای حل کارای مساله نمی‌باشد. روش‌های بهبود کارایی شبکه و دسترسی به داده‌ها تا حدود زیادی بستگی به نوع مساله دارد و روش‌های ارائه شده در این زمینه معمولاً به صورت موردی و بر اساس شرایط خاص عمل می‌نمایند. در این پیشنهاد، روشی ارائه می‌گردد که داده مورد نیاز هر گره¹ را در همان گره و به صورت محلی قرار می‌دهد، لذا هزینه شبکه برای دسترسی به داده‌های مورد نیاز به صفر می‌رسد.

جدول 1: روشهای بهینه سازی نگاشت کاهش

نام روش / محصول	راهکار محوری	زمینه و کاربری روش	مزیت اصلی (با توضیح روشن از نحوه ایجاد مزیت در عمل)	نوع ارتباط با روش نگاشت-کاهش
MapReduce++	تخصیص بهینه کارها در بین گره‌ها	ایجاد بهینه سازی در زمان انجام وظایف	بهبود زمان پاسخ با ایجاد اولویت بین وظایف	بر پایه نگاشت کاهش و با ایجاد تغییر در روش اصلی نگاشت-کاهش
Starfish	از بهینه‌سازی تخصیص منابع به صورت بی‌درنگ	انتقال وظایف به گره دارای داده	استفاده از زمانبندی آگاه به گردش کاری و ایجاد پروفایل برای کاربر	بر پایه نگاشت کاهش و با ایجاد تغییر در روش اصلی نگاشت-کاهش
Hive	ایجاد واسط پرس و جو	انباره داده	تسهیل کارکرد با نگاشت-کاهش	بر پایه نگاشت کاهش و با ایجاد واسط کاربری مبتنی بر پرس و جو
Pig	ایجاد واسط	گردش کار با	تسهیل کارکرد با	بر پایه نگاشت کاهش و

¹ Hardware node

با ایجاد واسط کاربری مبتنی بر گردش کار	نگاشت - کاهش	محوریت داده	گردش کار	
بر پایه نگاشت کاهش و با ایجاد واسط کاربری مبتنی بر پرس و جو	تسهیل کارکرد با نگاشت - کاهش	پایگاه داده	ایجاد واسط پرس و جو	Hbase
بر پایه نگاشت کاهش و با ایجاد واسط کاربری مبتنی بر پرس و جو و تعداد نامحدود ستونهای داده	تسهیل کارکرد با نگاشت - کاهش	پایگاه داده	ایجاد واسط پرس و جو	Cassandra
بر پایه نگاشت کاهش و با ایجاد واسط کاربری مبتنی بر پرس و جو	تسهیل کارکرد با نگاشت - کاهش	پایگاه داده	ایجاد واسط پرس و جو	BigTable
بر پایه نگاشت کاهش و با اضافه نمودن ماهیت تکرار	پیاده سازی حلقه و استفاده از حافظه میانی به منظور بالا بردن کارایی	حل مسایل تکرار شونده	پیاده سازی حلقه	HaLoop
بر پایه نگاشت کاهش و با اضافه نمودن ماهیت تکرار	پیاده سازی حلقه و استفاده از حافظه میانی به منظور بالا بردن کارایی	حل مسایل تکرار شونده	پیاده سازی حلقه	Twister
بر پایه نگاشت کاهش و با اضافه نمودن ماهیت تکرار	پیاده سازی حلقه و استفاده از حافظه میانی به منظور بالا بردن کارایی و استفاده از گردش کاری	حل مسایل تکرار شونده	پیاده سازی حلقه	Nova
بر پایه نگاشت کاهش و با اضافه نمودن ماهیت	ایجاد پرفورمنس بالا با استفاده از حافظه	برای حل مسایل انباره	استفاده از حافظه موقت	Spark

تکرار و استفاده از حافظه موقت	موقت	داده، گراف و داده کاوی		
بر پایه نگاشت کاهش و اضافه نمودن ساختار پیام رسان	استفاده از ساختار پیام رسان به منظور اجرای بهتر وظایف	انتقال هوشمند داده ها از نگاشتگر به کاهنده	کارایی شبکه و دسترسی به داده‌ها	ComMapReduce
بر پایه نگاشت کاهش و اضافه نمودن ساختار پیام رسان	استفاده از ساختار پیام رسان به منظور اجرای بهتر وظایف	انتقال هوشمند داده ها از نگاشتگر به کاهنده	کارایی شبکه و دسترسی به داده‌ها	MRO-MPI
بر پایه نگاشت کاهش و اضافه نمودن ساختاری برای حل مسایل بی درنگ	تجمیع نتایج بر روی یک حافظه واسط	تجمیع فایل‌های لاگ	پردازش بی درنگ	Chukwa
بر پایه نگاشت کاهش و اضافه نمودن ساختاری برای حل مسایل بی درنگ	یک پلاتفرم قابل توزیع، مقیاس پذیر و قابل برنامه ریزی است که به برنامه نویسان اجازه می دهد تا به راحتی برنامه های کاربردی برای پردازش جریان های دائمی و بدون محدودیت داده ها را توسعه دهند	پردازش توزیع شده استریم	پردازش بی درنگ	Yahoo S4
بر پایه نگاشت کاهش و اضافه نمودن ساختاری برای حل مسایل بی درنگ	یک پلاتفرم قابل توزیع، مقیاس پذیر و قابل برنامه ریزی است که به برنامه	پردازش توزیع شده استریم	پردازش بی درنگ	Twitter Storm

	نویسان اجازه می دهند تا به راحتی برنامه های کاربردی برای پردازش جریان های دائمی و بدون محدودیت داده ها را توسعه دهند			
بر پایه نگاشت کاهش و اضافه نمودن ساختاری برای حل مسایل داده کاوی	پیاده سازی الگوریتمهای داده کاوی بر روی محیط توزیع شده و استفاده از این محیط جهت اجرای سریع این الگوریتمها	حل مسایل داده کاوی	داده کاوی	Mahout
بر پایه نگاشت کاهش و اضافه نمودن ساختاری برای حل مسایل داده کاوی	پیاده سازی الگوریتمهای داده کاوی بر روی محیط توزیع شده و استفاده از این محیط جهت اجرای سریع این الگوریتمها	حل مسایل داده کاوی	داده کاوی	Presto

1-2-2- دسته بندی ابزارهای کلان داده

به صورت کلی مسائل مطرح شده و قابل حل در حوزه کلان داده‌ها را می‌توان به سه دسته شکل 4 تقسیم نمود [26].



شکل 4: دسته بندی مسائل حوزه کلان داده‌ها

الگوریتم‌های یادگیری و الگوریتم‌های تکرارپذیر، الگوریتم‌هایی هستند که برای تولید نتایج نهایی عملیات مربوط به الگوریتم چندین بار باید روی نتایج میانی اعمال گردد. پرس و جوها دسته دیگری از مسائل هستند که نتایج یک جستجو یا محاسبه را از منابع داده مختلف استخراج می‌نمایند و معمولاً تکرار در آن‌ها مشاهده نمی‌شود. دسته سوم مسائل مربوط به استریم²ها می‌باشد که معمولاً با سرعت، حجم و نوع داده خاصی تولید شده و در بسیاری از موارد نیازمند محاسبات بی‌درنگ می‌باشند. برای حل سه دسته مساله ذکر شده معمولاً از چهار روش حل مساله استفاده می‌شود که در شکل 5 آمده است [26].

² Stream

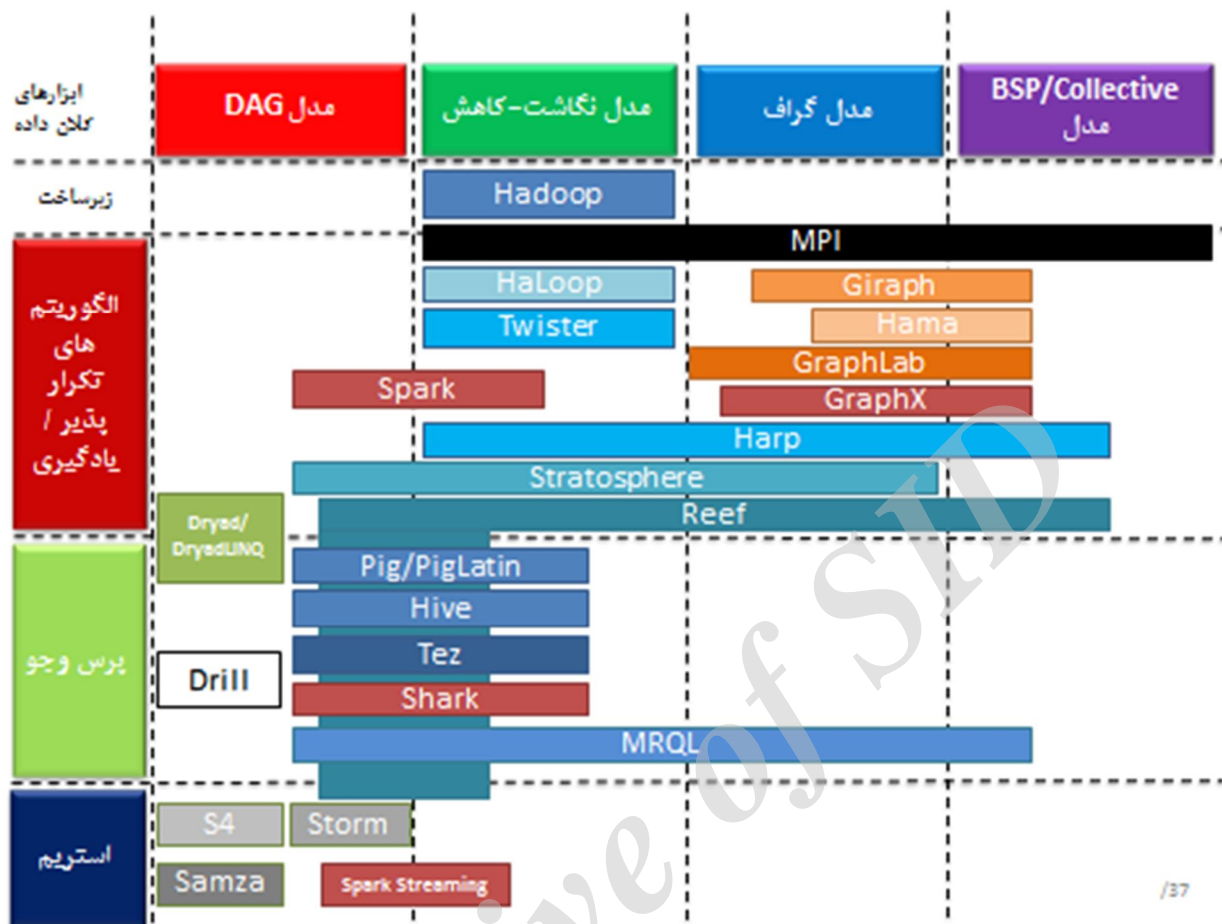


شکل 5: روشهای حل مسائل حوزه کلان دادهها

روش گراف جهت دار بدون دور (DAG^3) به این شکل است که در آن از ساختار گرافهای جهت دار و بدون دور و حلقه، جهت سامان دهی و نظم دهی به مسیرهای پردازش اصلی استفاده می گردد. گروه دیگر از راه حلها در این رابطه از ساختار خود گراف برای حل مساله استفاده می نمایند. گروهی نیز روشهای موازی و همزمان انبوه (BSP^4) که از روشهای موازی حل مساله می باشد را مورد اجرا قرار می دهند. در BSP الگوریتم روی گرههای مختلف اجرا می شود و نتایج از طریق پیامهایی بین گرهها منتقل می گردد. روشهای اشتراکی⁵ مانند روش نگاشت-کاهش عمل می کنند با این تفاوت که گرهها اجرای همزمان الگوریتم را دارند و گرهای منتظر نتیجه اجرا توسط گرههای دیگر نمی شود.

با توجه به توضیحات داده شده می توانیم نموداری از محصولات کلان دادهها به صورت شکل 6 داشته باشیم [26].

³ Directed acyclic graph
⁴ Bulk synchronize process
⁵ Collective



شکل 6: دسته بندی محصولات کلان داده ها [26]

همانطور که در شکل 6 مشخص است، هدوپ به عنوان زیرساخت نرم افزاری برای بسیاری از محصولات تولید شده مورد استفاده می باشد. از آنجا که نگاشت-کاهش به صورت ذاتی از تکرار پشتیبانی نمی نماید، بسیاری از تلاش ها برای حل این مشکل و پشتیبانی از آن بوده است که Haloop، Twister و Spark از معروف ترین محصولات در این زمینه هستند.

برخی دیگر از محصولات از زیرساخت هدوپ استفاده نمی نمایند. ساختار این محصولات غالباً بر اساس پیام می باشد. یکی از محصولات متداول در زمینه حل مسائل بر پایه پیام MPI است. با توجه به کارایی که MPI دارد در مدل های متنوعی به کار گرفته شده است.

یک گروه از مسائل تکرارشونده مسائل مربوط به گراف‌ها هستند. در روش‌های پیاده‌سازی شده بر روی DAG و نگاشت-کاهش با محدودیت در زمینه تکرار داده‌ها مواجه هستیم و در بسیاری از موارد امکان جابه‌جایی داده‌ها به دلیل حجم بالا در بین گره‌ها وجود ندارد. در مسائل مربوط به گراف این موضوع بسیار برجسته‌تر می‌باشد. لذا همانطور که در شکل 8 مشاهده می‌شود، محصولات موفق در زمینه گراف از زیرساخت هدوپ و روش نگاشت-کاهش استفاده نکرده‌اند. برخی از محصولات در زمینه حل مسائل گراف عبارتند از: Giraph، Hama، GraphLab و GraphX می‌باشند.

برخی از محصولات مانند Harp، Reef و غیره از چندین روش برای پشتیبانی تکرار استفاده می‌نمایند. برخی از محصولات بر روی مساله پرس وجو تمرکز کرده‌اند. برخی از آن‌ها مانند Dryad-Drill و LINQ از روش DAG برای حل مساله استفاده کرده‌اند، که این روش‌ها بر مبنای هدوپ نیز نمی‌باشند. البته روش‌های نگاشت-تجمیع در این حوزه به دلیل عدم وجود تکرار موفقیت بیشتری داشته‌اند. این روش‌ها بر مبنای هدوپ بوده و برخی از آن‌ها به صورت ترکیبی از نگاشت-تجمیع و DAG استفاده می‌نمایند. از مهم‌ترین محصولات در این زمینه می‌توان به Pig، Hive، Tez و غیره اشاره کرد.

برخی از محصولات در حوزه پردازش استریم‌ها که اکثراً بر پایه DAG کاربردهای بلادرنگ دارند مانند S4، Storm، برخی دیگر از محصولات مانند Spark streaming بر پایه DAG و نگاشت-کاهش کار می‌کنند.

روش‌های حل مساله ذکر شده دارای اشکالاتی می‌باشند که باعث افزایش زمان اجرا، عدم استفاده بهینه از سخت‌افزار و ایجاد ترافیک شبکه می‌شود. در ادامه به این اشکالات می‌پردازیم.

- **نگاشت-کاهش:** این روش به صورت ذاتی برای محاسبات دارای تکرار مناسب نمی‌باشد و روش‌هایی که سعی در شبیه‌سازی تکرار دارند برای مسائلی با تکرار نامحدود یا نامشخص کارایی مناسبی ندارند. به همین دلیل است که مسائلی مانند پیدا کردن کوتاه‌ترین مسیر در گراف‌ها با روش نگاشت-کاهش کارایی بسیار پایین و زمان اجرای زیادی دارد و در برخی از موارد قابل حل نمی‌باشد. همچنین مشکل محلی‌سازی داده‌ها در این روش مشکلات زیادی از قبیل ترافیک شبکه ایجاد می‌نماید.

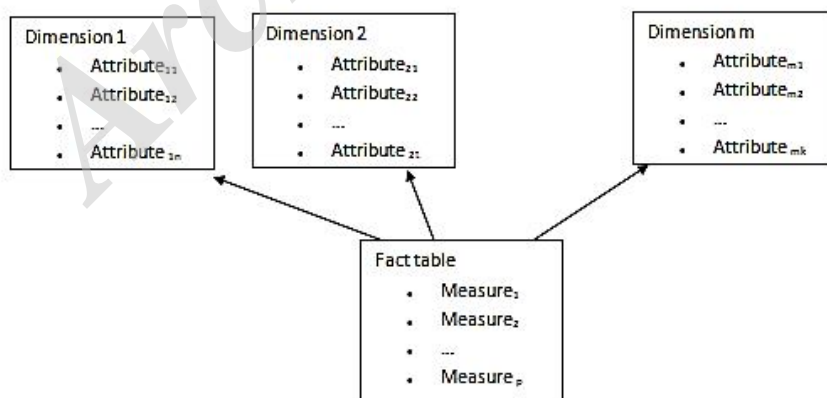
- **روش‌های گراف و BSP:** اینگونه روش‌ها برای مسائل خاصی کاربرد دارند به علاوه اینکه کاربرد این روش‌ها در این مسائل به معنی کارایی آن‌ها نمی‌باشد. مشکل عدم رعایت محلی‌سازی داده‌ها در این روش‌ها نیز دیده می‌شود و ساختار ارسال پیام می‌تواند منجر به ایجاد گلوگاه در شبکه شود.
- **روش DAG:** این روش نیز مشکلات روش نگاشت-کاهش از قبیل عدم رعایت محلی‌سازی داده‌ها را دارد. ضمن اینکه به دلیل ماهیت روش حل مساله امکان پشتیبانی از حلقه در آن وجود ندارد و در صورت پیاده‌سازی تکرار دارای مشکلات روش نگاشت-کاهش می‌باشد.

1-2-3- پژوهش‌های مرتبط با انباره داده‌ها در کلان داده

در این قسمت ابتدا مدل‌های متداول انباره داده‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد و سپس به بررسی کارهای مرتبط در زمینه ایجاد انباره داده در کلان داده می‌پردازیم. به طور کلی سه نوع طراحی برای انباره داده‌ها متداول مطرح می‌باشد که عبارتند از [45]:

- **مدل ستاره‌ای**

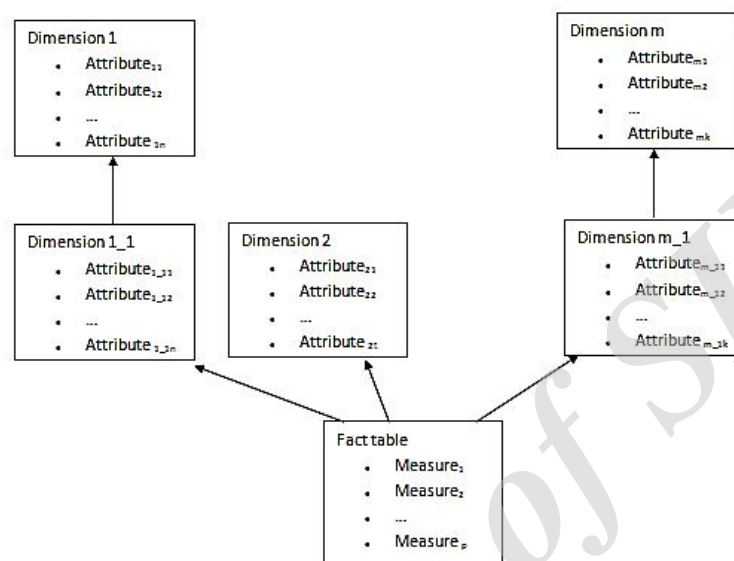
در این روش یک جدول وقایع در وسط دیاگرام قرار می‌گیرد و ابعاد در کنار آن واقع می‌شوند. شکل 7 این مدل را نمایش می‌دهد.



شکل 7: مدل ستاره‌ای [45]

• مدل دانه برفی

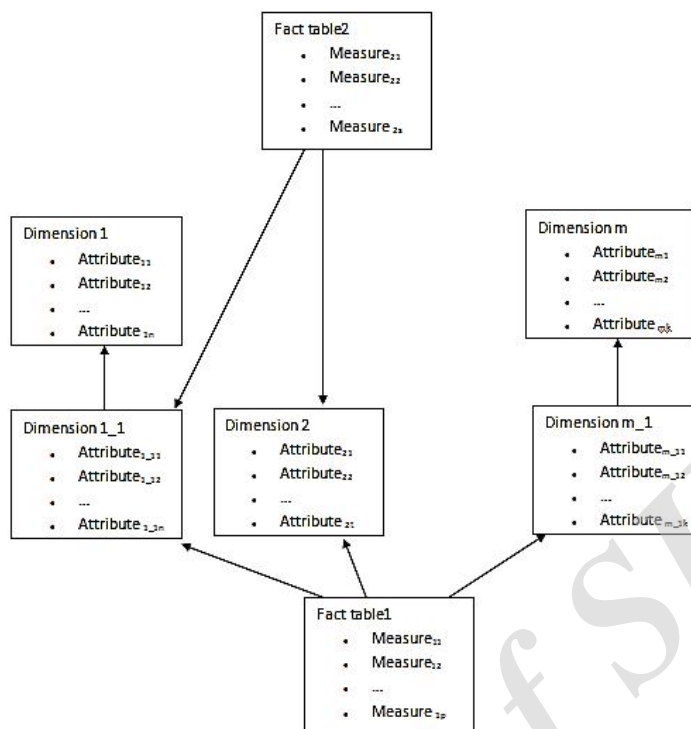
این مدل مانند مدل ستاره‌ای است با این تفاوت که هر بعد خودش می‌تواند سلسله مراتب داشته باشد. شکل 8 این مدل را نمایش می‌دهد.



شکل 8 : مدل دانه برفی [45]

• مدل کهکشانی

در این مدل علاوه بر موارد ذکر شده در دو مدل قبلی، چندین جدول وقایع وجود دارد. شکل 9 این مدل را نمایش می‌دهد.

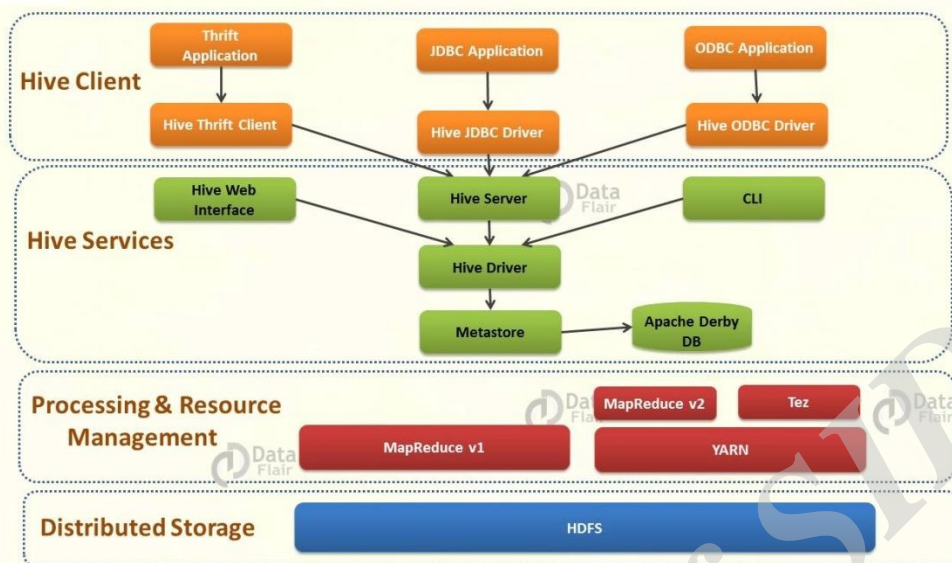


شکل 9: مدل کهکشانی [45]

با معرفی مدل‌های مختلف انبار داده اکنون به موضوعات مرتبط در زمینه انبار داده با مباحث کلان داده می‌پردازیم. روشن است انبارهای داده در وضعیت کنونی و نیاز به پشتیبانی از کلان وضعیت خاصی پیدا کرده‌اند.

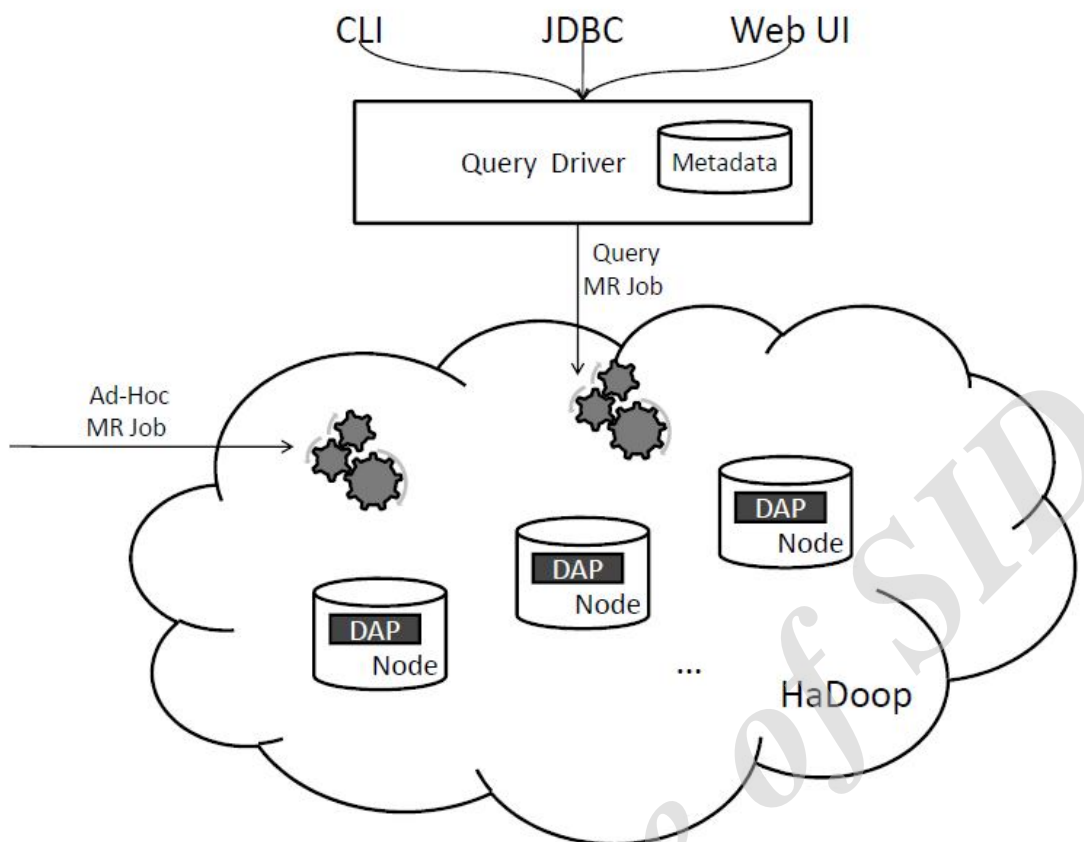
در زمینه کارهای مرتبط با انبار داده در کلان داده‌ها یکی از روش‌های معروف [10] Hive می‌باشد. در این روش یک واسط برای کاربر در نظر گرفته شده است که شبیه SQL است و نام آن HiveQL می‌باشد. کاربر پرس‌وجوهای خود را با زبان HiveQL به Hive می‌دهد و Hive این پرس‌وجو را به task های نگاشت-کاهش تبدیل می‌نماید. به دلیل اینکه پرس‌وجوها توسط Hive به کارهای نگاشت-کاهش تبدیل می‌گردد کارکردن با این سیستم برای کاربران سهولت بیشتری دارد. شکل زیر معماری Hive را نمایش می‌دهد.

Hive Architecture & its Components



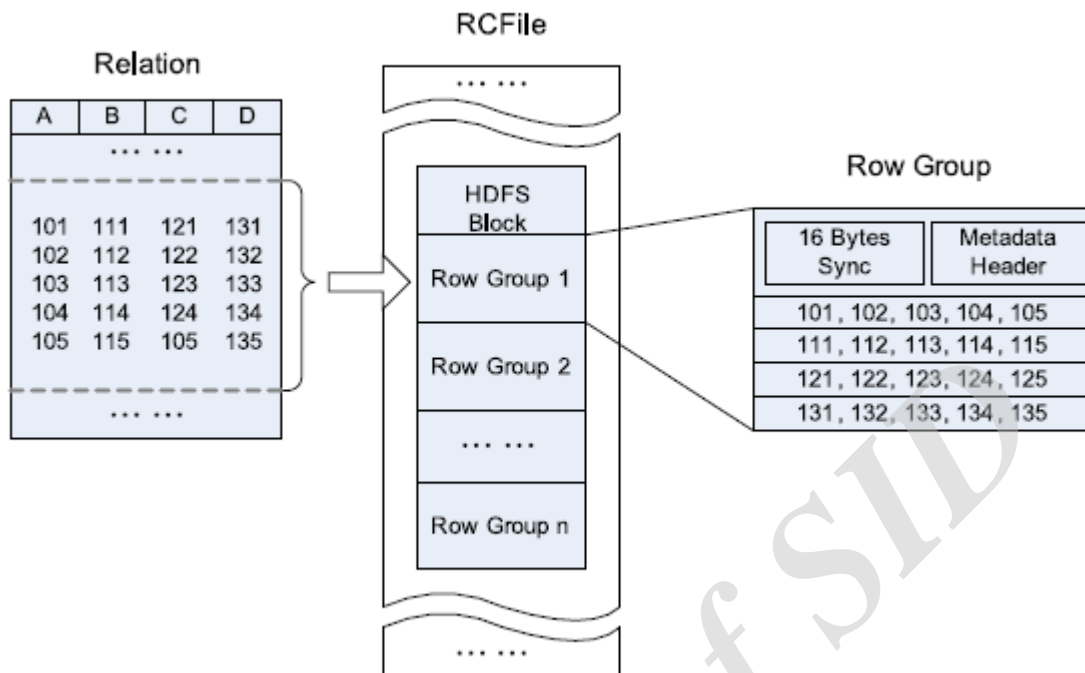
شکل 10: معماری Hive

به طور مشابه [28] YSmart نیز یک روش برای تبدیل SQL به نگاشت-کاهش ارائه داده است که ارتباط بین پرس‌وجوهای اجرا شده را نظر می‌گیرد. این امر باعث اجرای بهینه پرس‌وجوها می‌گردد. در [29] Cheetah یک انباره داده مبتنی بر نگاشت-کاهش معرفی شده است. این روش از دیدهای^۶ مجازی بر روی مدل‌های موجود که بر پایه روش‌های ستاره‌ای و دانه‌برفی طراحی شده‌اند کار می‌کند.



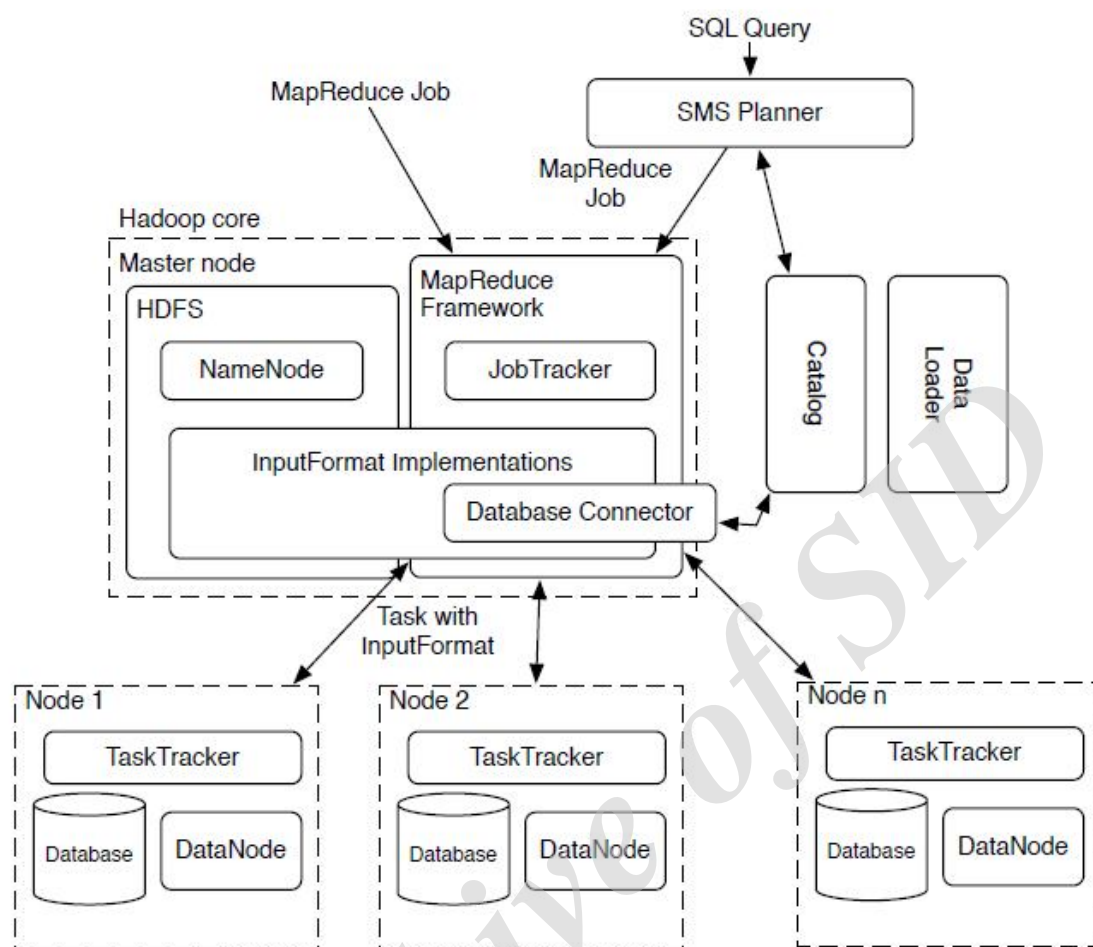
شکل 11: معماری *Cheetah*

در [30] RCFFile روشی را برای جانمایی داده‌ها بر روی گره‌ها ارائه شده است. در این روش داده‌ها ابتدا به صورت افقی تقسیم می‌گردد (بر مبنای سطر) و سپس در فاز دوم به صورت عمودی (بر اساس ستون) تقسیم می‌شوند. به این ترتیب هم از مزایای روش تقسیم افقی استفاده می‌گردد و هم از مزایای روش عمودی. شکل زیر روش تقسیم داده‌ها را نمایش می‌دهد.



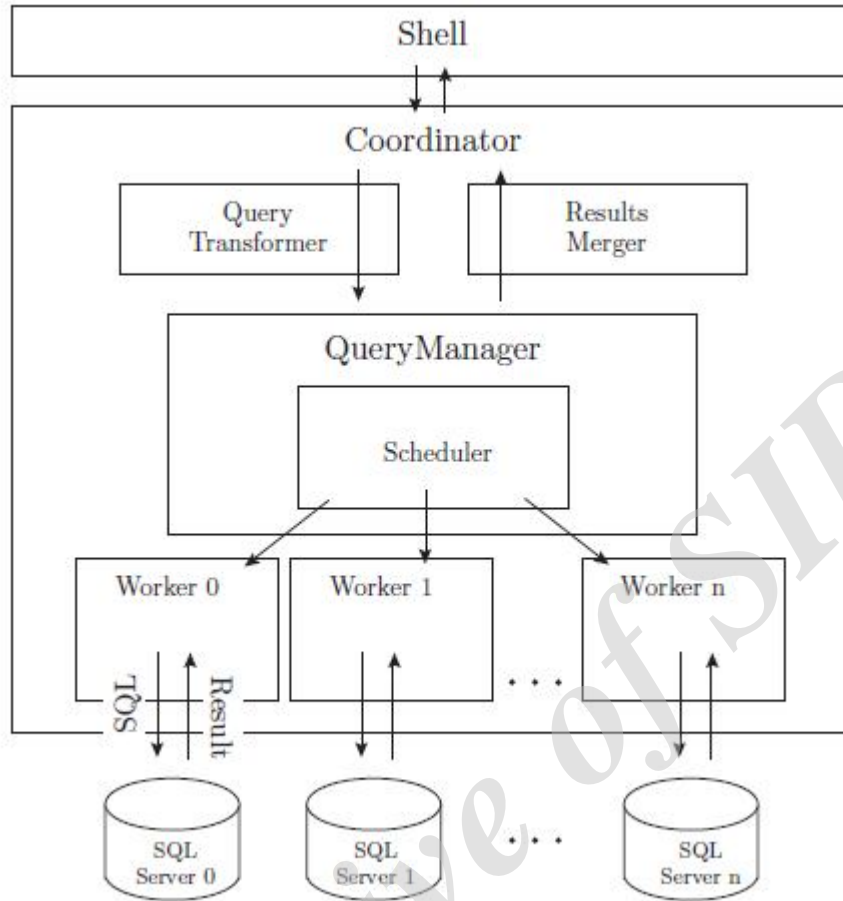
شکل 12: نحوه تقسیم داده ها در روش *RCFile*

در [31] مقداری داده‌های آماری همراه با داده‌های نگاشت-کاهش ذخیره می‌شود که کارایی انباره‌داده‌ها را بهبود می‌دهد. در روش [32] HadoopDB از زیرساخت هدوپ برای مدیریت انباره داده‌ها استفاده شده است. بطوریکه بر روی هر گره داده یک پایگاه‌داده قرار گرفته است. بدین ترتیب از مزایای پایگاه‌های داده سنتی به صورت محلی و از مزایای مقیاس‌پذیر و توزیع‌پذیر هدوپ به صورت بین‌گره‌ای استفاده می‌شود. معماری روش HadoopDB در شکل زیر آمده است.



شکل 13: معماری روش *HadoopDB*

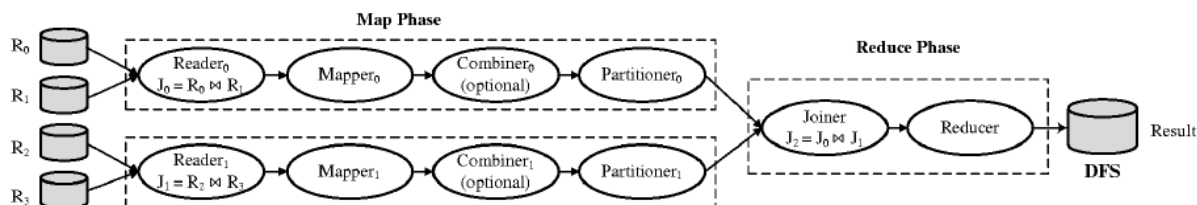
در روش [33] Osprey اطلاعات مربوط به جداول در بین گره‌ها تقسیم می‌گردد و هر قسمت از اطلاعات بر روی چند گره قرار گرفته است. همچنین هر پرس‌وجو به پرس‌و‌جوهای کوچکتری تقسیم می‌گردد که بر روی گره‌ها به صورت همزمان اجرا می‌گردند. معماری روش Osprey در شکل زیر آمده است.



شکل 14: معماری روش *Oprey*

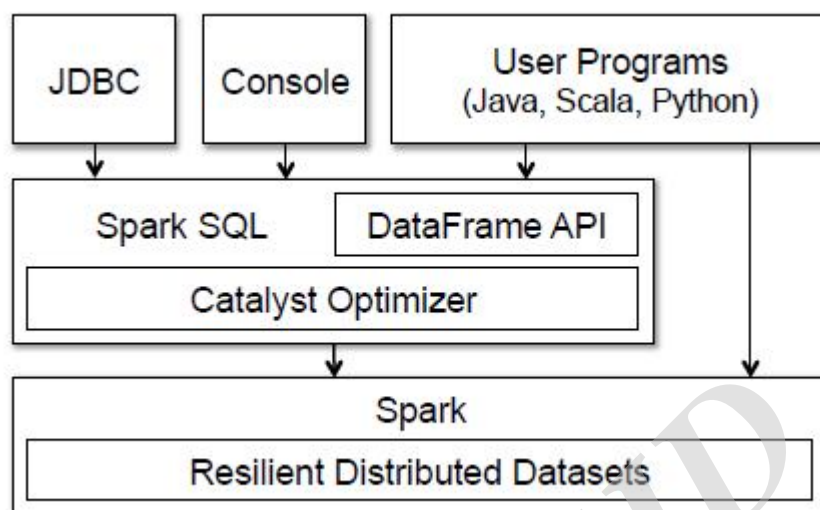
در [34] Clydesdale اطلاعات مربوط به ابعاد بر روی دیسک محلی هر گره قرار می‌گیرد و جدول Fact بر روی HDFS قرار دارد. تابع نگاشت وظیفه پیوند بین جدول وقایع و ابعاد را دارد و تابع کاهش وظیفه گروه بندی و تجمیع را دارد. اما مشکل اصلی Clydesdale این است که فقط انباره داده با مدل ستاره‌ای را پشتیبانی می‌نماید و در صورتی که فضای مورد نیاز برای ذخیره‌سازی یک بعد از یک گره بیشتر باشد روش ارائه شده با مشکل مواجه می‌شود. در [35] Llama یک روشی است که در آن با ایجاد نوعی فایل به نام CFile بر روی هادوپ سعی شده تا سرعت بازیابی سیستم بهتر شود. در این روش نیز

همچنان مشکل محلی سازی داده ها باقی است و تنها بهبودهایی در انجام عملیات join صورت پذیرفته است. شکل زیر روال بهبود عملیات join را نشان می دهد.



شکل 15: روال بهبود عملیات روش *Uana*

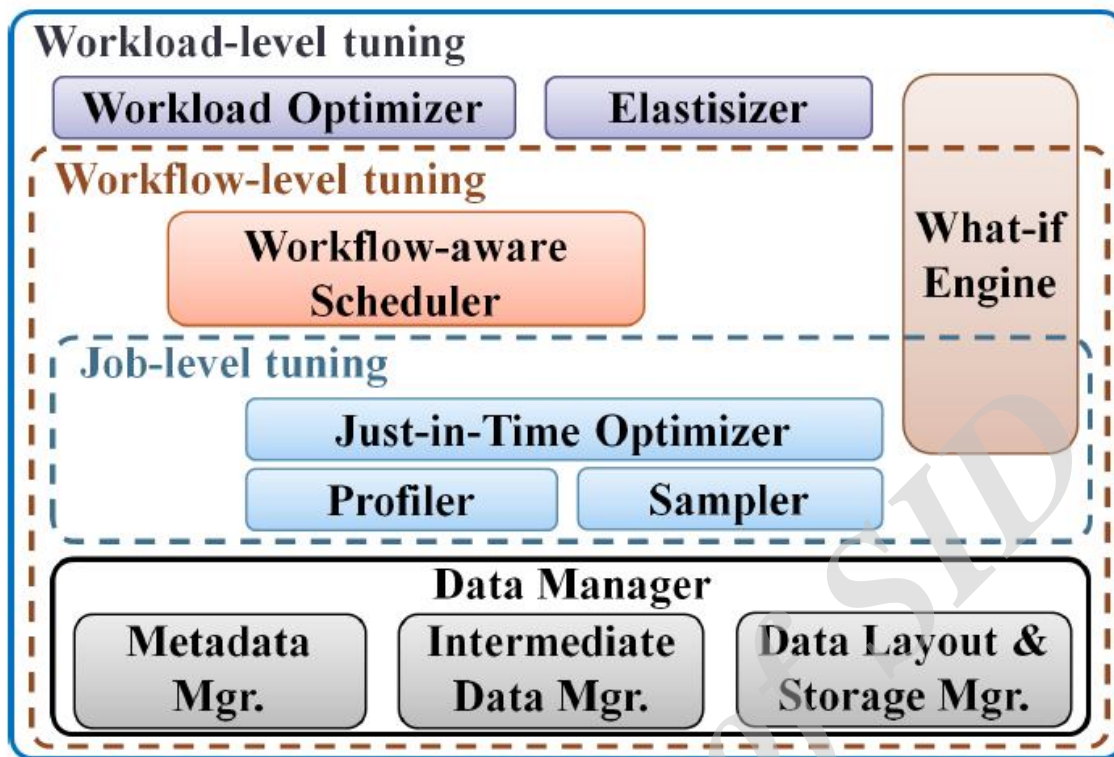
روش هایی مانند Shark [36] و SparkSQL [37] مبتنی بر Spark [38] می باشند. مزیت روش Spark این است که با استفاده از RDD سرعت اجرای عملیات بر روی Hadoop را تا 100 برابر افزایش داده است. که RDD مجموعه داده هایی می باشد که غیرقابل تغییر و به روزرسانی هستند و بر روی گره های مختلف قرار دارند. مجموعه RDD ها به صورت موازی ساخته می شوند و در صورت بروز اشکال می توانند خود را بازسازی نمایند. این مجموعه داده ها قابلیت نگهداری بر روی هارد دیسک یا RAM را دارند. بخش Shark به وسیله Hive امکان مدیریت انباره داده ها را بر روی Spark فراهم آورده است. و SparkSQL نیز تلاش می کند تا قابلیت های SQL را بر روی Spark برای کاربران فراهم باشد. شکل زیر معماری روش Spark را نمایش می دهد.



شکل 16: معماری روش *Spark*

در روش [۸،۹] Starfish از بهینه‌سازی تخصیص منابع به صورت بی‌درنگ استفاده می‌شود. در این روش نیازی به انجام تنظیمات بوسیله کاربر نیست. در این روش از بهینه‌سازی اجرای کارها بوسیله پایش نمودن وظیفه‌های مربوط به هر کار و ایجاد یک پروفایل به ازای هر وظیفه مربوط به یک کار استفاده می‌شود. همچنین در این روش از زمانبندی آگاه از گردش کاری⁷ استفاده می‌شود. بوسیله این روش پردازش‌ها به گره‌ای منتقل می‌گردد که داده‌ها در آن قرار دارند لذا باعث عدم انتقال داده‌ها در سطح شبکه می‌شود. شکل زیر معماری روش Starfish را نمایش می‌دهد.

^۷ Workflow aware scheduling



شکل 17: معماری روش *Sarfish*

در روش [39] CoHadoop به برنامه‌کاربردی اجازه داده می‌شود که بتواند داده‌های مورد نظر خود را بر روی یک گره قرار دهد البته استفاده از این امکان در تمام مسایل امکان پذیر نمی‌باشد. در GridBatch [40] روش مانند CoHadoop است با این تفاوت که محلی‌سازی داده‌ها در لایه فایل سیستم انجام می‌پذیرد.

در روش [41] Hadoop++ قراردادن فایل‌های مربوط به هم بر روی گره به صورت خودکار انجام می‌شود ولی این روش تنها می‌تواند خروجی‌های مربوط به یک کار را در کنار هم بر روی یک گره قرار دهد.

در EA2S2 [44] یک لایه ذخیره سازی برای سیستم‌های نامتجانس طراحی شده است و با دسته بندی کارها سعی در بهبود محلی‌سازی داده‌ها نموده است.

روش [45] SwiftAnalytics یک روش ذخیره‌سازی برای اشیا را معرفی می‌نماید این روش از نوشتن آگاه از محلی‌سازی داده استفاده می‌نماید و بوسیله این روش ذخیره و بازبایی‌های اضافه حذف

می‌گردند. در [46] از یک گردش کار بهینه‌سازی شده نگاشت-کاهش جهت الگوریتم زمان‌بندی استفاده می‌شود. کارها در مرحله اول به صورت کارهایی که نیاز به پردازش دارند یا کارهایی که نیاز به دیسک دارند تقسیم بندی می‌شوند و سپس بر اساس محلی‌سازی داده‌ها به هر بلاک اطلاعاتی زمان‌بندی تخصیص داده می‌شود. در [47] با استفاده از اطلاعات حجم کاری کارهای تکمیل شده قبلی منابع به نگاشتگر یا کاهنده تخصیص داده می‌شود. در [48] یک معماری جدید برای صف و یک الگوریتم زمان‌بندی که از دو سیاست کوتاهترین صف و بالاترین وزن تشکیل شده است جهت ایجاد تعادل بین محلی‌سازی داده‌ها و تقسیم بار بین گره‌ها استفاده شده است.

در روش Dawn [49] زمان بندی کننده تطبیق پذیر شبکه معرفی شده است که شامل یک طرح برخط و یک زمانبندی کننده تطبیق پذیر برای وظایف می باشد. زمان‌بندی کننده برخط وظیفه لحاظ کردن وابستگی کارها را داشته و مکانهای مناسب برای اجرای کارها را مشخص می نماید.

در روش AdPart [50] یک سیستم توزیع شده RDF^8 ارائه شده است که یک دسته بندی اولیه بسیار سبک روی داده‌های اولیه انجام می‌دهد به صورت همزمان بهینه ساز پرس و جو با استفاده از Hash ارتباط داده ای بین نتایج میانی را کمینه می نماید و با پایش دسترسی به داده‌ها به صورت مکانیزه قطعات داده پرکاربرد را بین گره‌های مختلف تکرار می نماید. جدول زیر روشهای مختلف و گرایش و مزیت هر روش را در حوزه نگاشت کاهش بیان می نماید

جدول 2: روشهای پیشنهاد شده برای انباره داده در کلان داده

روش بهبود نگاشت-کاهش	دسترسی به داده‌ها	پیشگیری از محاسبات تکراری	به انتها رسانی زود هنگام الگوریتم	پردازشهای تکرار شونده	بهینه سازی اجرای پرس‌وجو	تخصیص عادلانه وظایف	پردازش تعاملی یا بی درنگ
Hadoop++							
HAIL							
CoHadoop							
Llama							

⁸ Resource Description Framework

							<i>Cheetah</i>
							<i>RCFile</i>
							<i>CIF</i>
							<i>Trojan layouts</i>
							<i>MRShare</i>
							<i>ReStore</i>
							<i>Sharing scans</i>
							<i>Incoop</i>
							<i>EARL</i>
							<i>Top-k queries</i>
							<i>RanKloud</i>
							<i>HaLoop</i>
							<i>MapReduce online</i>
							<i>NOVA</i>
							<i>Twister</i>
							CBP
							Pregel
							PrIter
							PACMan
							REX
							Di erential data ow
							HadoopDB

							SAMs
							Clydesdale
							Starsh
							AQUA
							YSmart
							RoPE
							SUDO
							Manimal
							HadoopToSQL
							Stubby
							SkewReduce
							SkewTune
							Sailsh
							Themis
							Dremel
							Hyracks
							Tenzing
							PowerDrill
							Shark
							M3R
							BlinkDB

1-3-3- هدف طرح انباره داده در کلان داده

با اجرای این طرح، امکان ایجاد انباره داده و آرشیو اطلاعات بر روی محیط های توزیع شده با سرعت بازیابی بالا و امکان گزارش گیری برای اهداف مختلف، فراهم می گردد. همچنین استفاده از سخت افزار در دسترس و عدم نیاز به تامین سخت افزارهای خاص از خصوصیات طرح اجرا شده می باشد. اجرای راهکار مورد نظر این طرح برای کلیه مواردی که دارای اطلاعات با حجم زیاد بوده و قابلیت نگهداری اطلاعات بر روی یک گره اطلاعاتی وجود ندارد، به عنوان یک راهکار کم هزینه دنبال می گردد.

1-3-1- سوال اصلی طرح

آیا امکان ایجا انباره داده ای که همزمان داده های آرشیو شده و داده های فعلی سیستم را با سرعت مناسب (در حد چند دقیقه) تحلیل و آنالیز نماید وجود دارد؟

1-4- روش پژوهش

روش اجرای طرح در هر یک از فازهای اصلی به شکل زیر است.

فاز اول: شناخت مساله و استخراج اشکالات و محدودیت های موجود در ابزارهای فعلی

در این فاز سوال اصلی طرح به صورت دقیق بررسی و چارچوب هدف پژوهش مشخص می گردد. ابزارها و روشهای موجود از لحاظ تئوری و شرایطی که برای استفاده کنندگان ابزارها و راهکارهای مورد بررسی وجود دارد، جمع آوری و در نهایت با استفاده از این اطلاعات به جمع بندی در مورد انتخاب ابزار مناسب در حال حاضر برای انباره داده در کلان داده می رسیم.

فاز دوم: ارائه و تحلیل راهکار پیشنهادی

به منظور پیاده سازی طرح پیشنهادی در این مرحله تحلیل نرم افزار صورت می پذیرد. خروجی این فاز *Use case* و *Use case specification* خواهد بود. در این قسمت خصوصیات کارکردی سیستم به صورت کامل شرح داده می شود. سپس نرم افزار پیشنهادی به صورت کامل طراحی می گردد. که فرآیند آن شامل تعیین موارد زیر است:

- تشکیل نمودار کلاس، نمودار فعالیت، پروتوتایپ محصول. بعد از این مرحله تمام موارد لازم برای پیاده سازی محصول آماده می باشد
- پیاده سازی روش پیشنهادی شامل: طراحی *API* و مشخصه‌های بخش گزارش‌گیری و تحلیل فرایند مدیریت انبار داده توسط محصول پیشنهادی. محصول (یا همان ابزار تولیدی) با توجه به تعاریف اولیه از سه قسمت زیر تشکیل شده است: 1- واسط ساخت پرس وجو، 2- ارسال پرس و جو مربوط به نگاشتگر، 3- تجمیع نتایج از نگاشتگرها توسط کاهنده، 4- نمایش نتایج نهایی به کاربر، 5- ارایه خروجی به صورت اکسل.

فاز سوم طرح: در این مرحله پیاده سازی در محیط کاربردی صورت می‌گیرد.

انتقال اطلاعات از منابع اطلاعاتی به محیط پیشنهادی و سپس آزمون روش پیشنهادی. به منظور آزمون روش پیشنهادی سرعت بازیابی اطلاعات در روش پیشنهادی با ابزارهای متداول و استخراج شده در روش قبل به صورت تجربی مقایسه می‌گردد. برای ساخت محیط آزمون نیاز به اطلاعاتی داریم که روش پیشنهادی و سایر ابزارهای انتخاب شده پرس و جوهای خود را بر روی آن اجرا نمایند. برای تامین داده از اطلاعات سویچ یکی از بانکها استفاده می‌نماییم. حجم داده انتخاب برای آزمون 1,2 میلیارد رکورد است که اطلاعات مربوط به یکسال سویچ می باشد. این اطلاعات حدود 80 فیلد می باشند. مراحل مختلفی برای انتقال اطلاعات باید صورت پذیرد که مهمترین آنها عبارتند از: 1- بررسی منابع داده، 2- بررسی فیلدهای مورد نیاز، 3- بررسی کیفیت داده و تصمیم گیری در مورد مقادیر غیر موجود و اشکال دار، 4- طراحی *ETL* جهت انتقال داده با حداکثر *Performance*، 5- *Tuning* داده ها در محیط مقصد پیشنهادی، 6- انتقال داده ها به محیط های *Spark*، *Hive* و *Elastic search*.

فاز چهارم: ارزیابی و مقایسه راهکار

گزارش مقایسه روش پیشنهادی با سیستم های مطرح و متن باز انبار داده *Hive* و *SparkSQL* و روش‌هایی نظیر *elasticsearch*.

در این قسمت پرس و جوهای تجمیعی مربوط به بانک بر روی اطلاعات *ETL* شده اجرا می‌گردد. روشها از دو جنبه سرعت بازیابی پرس وجو و حجم مورد نیاز برای ذخیره سازی داده ها مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. برخی از پرس وجوها مورد نیاز بانک عبارت است از

- میزان کارکرد کانالهای پرداخت به ازای ماههای مختلف
- میزان کارکرد کانالهای پرداخت به ازای استانهای مختلف
- میزان کارمزد پرداختی به ازای استانهای مختلف
- تعداد خرید شارژ تلفن همراه به تفکیک اپراتور
- میزان پرداخت قبض به ازای صادرکننده
- تعداد کد پاسخ رمز نامعتبر است به ازای شهرهای مختلف در ماههای گوناگون
- میزان کارکرد کیوسک به ازای انواع تراکش
- حجم تراکنشهای انجام شده در فاصله ساعات 12 شب تا 6 صبح به ازای استانهای مختلف
- حجم تراکنشهای انجام شده در فاصله ساعات 12 شب تا 6 صبح به ازای مناطق پرخطر
- حجم تراکنشهای انجام شده در فاصله ساعات 12 شب تا 6 صبح به ازای مناطق آزاد
- حجم ریالی و تعدادی تراکنشهای خرید شارژ به ازای کانالهای پرداخت
- حجم ریالی تراکنش دریافتی از سایر بانکها به تفکیک بانک
- میزان کارمزد دریافتی از سایر بانکها به تفکیک بانک
- ...

فصل 2

راهکارها و ابزارهای مهم مدیریت انبار داده
در کلان داده

Archive of SID

1-2- مقدمه

در این فصل به بررسی سه ابزار Spark، Elastic Search و Hive و امکاناتی که برای پیاده‌سازی انباره داده برخط ارائه می‌کنند، می‌پردازیم. در پایان این فصل بنابر چارچوب مورد نظر برای اهداف مورد نظر این طرح یکی از ابزارها که امکان و قابلیت‌های بیشتری ارائه می‌دهد را به عنوان بستر پیاده‌سازی تعیین نموده‌ایم.

2-2- اسپارک

اسپارک [51] محاسبات خوشه‌ای سبک و سریع برای محاسبات سریع (HPC) طراحی شده است. اسپارک در لایه بالایی Hadoop MapReduce می‌باشد و مدل MapReduce را برای موثر بودن انواع بیشتری از محاسبات که شامل کوئری‌های تعاملی (Interactive Queries) و جریان پردازش (Stream Processing) می‌باشد، گسترش می‌دهد. اسپارک یکی از زیر پروژه‌های Hadoop است که در سال 2009 در آزمایشگاه AMPLab برکلی توسط Matei Zaharia ساخته شد. در سال 2010 تحت لیسانس BSD عضو متن باز (Open Source) شد. در سال 2013 تحت حمایت بنیاد نرم‌افزاری آپاچی قرار گرفت و حالا پروژه اسپارک در فوریه 2014 در بالاترین سطح پروژه‌های آپاچی قرار گرفت. از ویژگی‌های اسپارک می‌توان به نکات زیر اشاره کرد:

• سرعت

اسپارک کمک می‌کند تا برنامه‌ها در خوشه‌ی Hadoop اجرا شوند، این یعنی بیش از 100 برابر سرعت اجرا در حافظه و بیش از 10 برابر سرعت اجرا روی disk را پشتیبانی می‌کند. این اتفاق به وسیله کم کردن تعداد عملیات خواندن/نوشتن روی دیسک میسر می‌شود. همچنین پردازش داده‌های متوسط (Intermediate) را در حافظه ذخیره می‌کند.

• پشتیبانی از چندین زبان

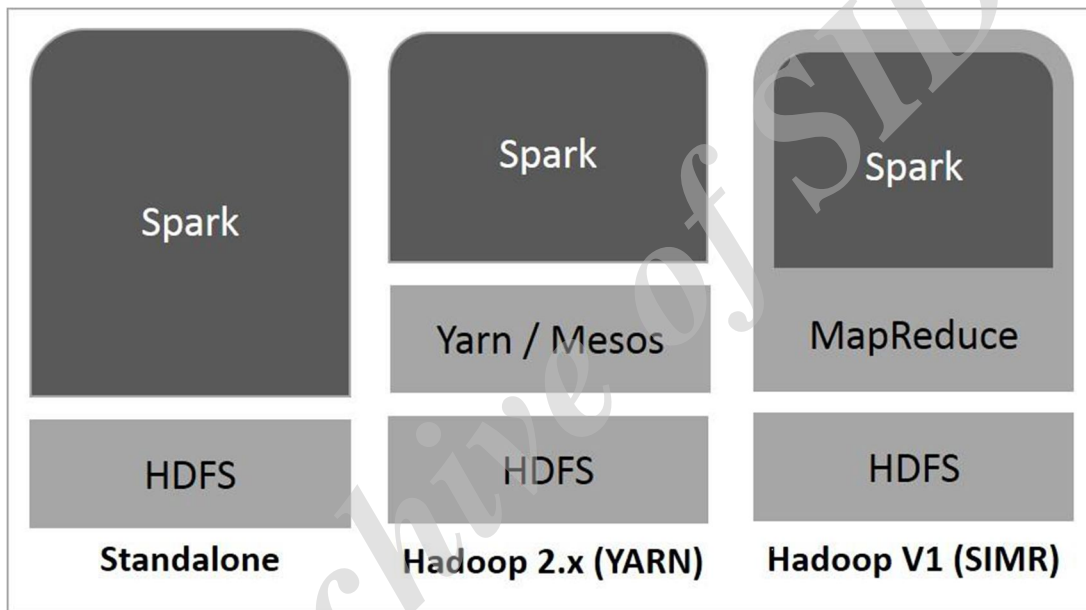
اسپارک API‌های از پیش تعیین شده‌ای برای java، Scala یا Python دارد. بنابراین شما می‌توانید به زبان‌های مختلف برنامه‌تان را بنویسید، اسپارک دارای 80 دستور سطح بالا (high-level) برای کوئری‌های تعاملی می‌باشد.

- آنالیزهای حرفه ای

اسپارک نه تنها از "MAP" و "Reduce" پشتیبانی می کند بلکه از کوئری های *SQL*، جریان های داده ای، ماشین یادگیرنده (Machine learning ML) و الگوریتم های گراف هم پشتیبانی می کند.

- روش های ساخت اسپارک روی Hadoop

نمودار زیر سه روشی که اسپارک می تواند به قسمت های Hadoop وصل شود را نشان می دهد.



شکل 18: روش های ساخت اسپارک بر روی هادوپ

تفسیر سه روش گسترش اسپارک مطابق شکل 18 به این صورت است:

- Stand alone

گسترش تنهای اسپارک به این معنی است که اسپارک جایی در بالای HDFS (Hadoop Distributed File System) مستقر می شود و به وضوح فضا برای HDFS اختصاص داده شده است.

• **Hadoop YARN**

گسترش Hadoop Yarn ساده است، اسپارک بدون هیچ نصب قبلی یا دسترسی کامل (Root) روی Yarn اجرا می شود. این حالت این امکان را می دهد که بقیه قسمت ها بالای پشته (Stack) اجرا شوند.

• **Spark In MapReduce**

اسپارک در MapReduce برای اجرای کارها (Job) استفاده می شود. با استفاده از SIMR، کاربر می تواند اسپارک را شروع (Start) نموده و از پوسته (Shell) بدون هیچ دسترسی خاصی (Administrative Access) استفاده کند.

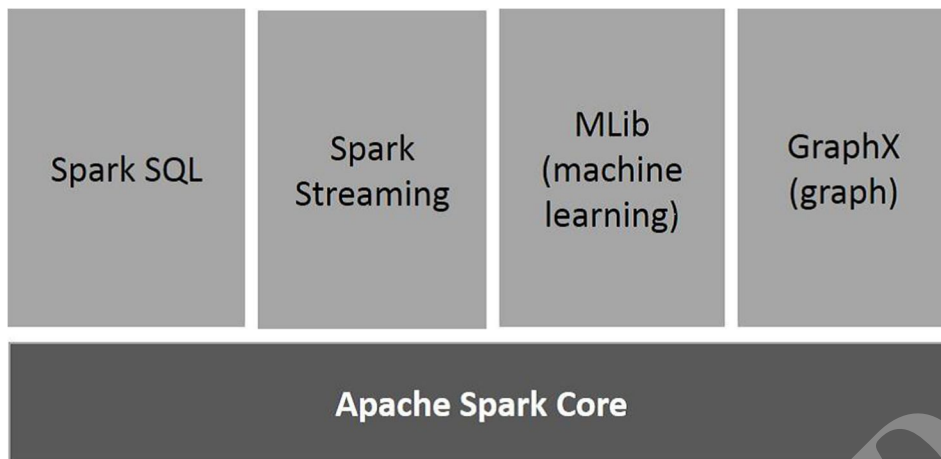
اکنون به معرفی بیشتر بخش های اسپارک می پردازیم.

2-2-1- بخش های اسپارک

در تصویر زیر بخش های مختلف اسپارک را مشاهده می کنید.

• **Apache spark core**

هسته اسپارک یک موتور اجرایی عمومی اساسی برای پلتفرم اسپارک است که تمام امکانات دیگر روی آن ساخته شده است. بدین وسیله محاسبات داخل حافظه (In-Memory) فراهم می شود و مجموعه داده ها به سیستم های ذخیره خارجی ارجاع داده می شوند.



شکل 19: پلتفرم اسپارک

- **Spark SQL**
بخش Spark SQL روی هسته اسپارک است که داده‌های انتزاعی جدید (New Data Abstraction) که Schema RDD نامیده می‌شوند، را معرفی می‌کند. این بخش پشتیبانی از داده‌های ساخت یافته (Structured-Data) و شبه ساخت یافته را فراهم می‌کند.
- **Spark Streaming**
در Spark Streaming از قابلیت زمان‌بندی سریع هسته های اسپارک برای فراهم کردن آنالیزهای جریانی (Streaming Analytics) استفاده می‌شود. در این بخش Ingest داده را به گروه‌های کوچک (Mini-Batches) و انتقالات RDD روی آن را بصورت گروه‌های کوچک داده فراهم می‌کند.
- **MLib (Machine Learning Library)**
بخش MLib یک فریم‌ورک توزیع شده ماشین یادگیرنده روی اسپارک است زیرا معماری اسپارک بر پایه حافظه (Memory Bas) و توزیع شده است. بطوریکه MLib در اسپارک، به میزان 9 برابر سریع تر از ورژن Disk-Base را Apache Mahout می‌باشد.
- **GraphX**
بخش Graphx یک فریم‌ورک پردازش گراف توزیع شده روی اسپارک است. که Graphx یک API برای محاسبه گراف Expressing فراهم می‌کند. بطوریکه توانایی مدل کردن گرافی که کاربر

تعریف می کند را با استفاده از Pregel Abstraction API دارد. علاوه بر این زمان اجرا را برای سطوح انتزاع بهینه می کند.

در ادامه شرایط داده‌ها در اسپارک تشریح می‌گردد.

2-2-2- دیتاست های توزیع شده ارتجاعی

مجموعه داده‌های توزیع شده ارتجاعی (RDD) از پایه‌ای‌ترین ساختار داده‌های اسپارک هستند. داده‌های RDD کالکشن توزیع شده و غیرقابل تغییر (Immutable) اشیاء هستند. هر دیتاست (DataSet) در RDD به پارتیشن‌های منطقی تقسیم می‌شوند، که می‌توانند در گره‌های مختلف خوشه محاسبه شوند. هر RDD می‌تواند شامل هر شی از جاوا، پایتون، اسکالا و کلاس‌هایی که کاربر تعریف می‌کند، شوند. معمولاً RDD، فقط خواندنی (Read-Only) بوده و مجموعه‌ای پارتیشن‌بندی شده از رکوردهاست. همچنین RDDها را می‌توان از طریق عملیات قطعی داده‌ها روی حافظه ثابت یا دیگر RDDها ساخت. از طرفی RDDها کالکشن‌هایی از المان‌هایی هستند که توانایی تحمل خطا (Fault-Tolerant) را داشته باشند و به صورت موازی عمل کنند. دو راه برای ساخت RDDها وجود دارد:

- موازی سازی کالکشن موجود در درایو برنامه شما
- ارجاع دادن یک دیتاست به سیستم حافظه خارجی مثل سیستم اشتراک فایل، HDFS، HBase یا هر منبع داده‌ای با فرمت ورودی HADOOP.

اسپارک عملیات MapReduce را با استفاده از الگوی RDD (Concept)ها سریع‌تر و موثرتر می‌سازد. در ادامه به مکانیزم MapReduceها و اینکه چطور کار می‌کنند و دلایل اینکه چرا چندان موثر و مفید نیستند، می‌پردازیم.

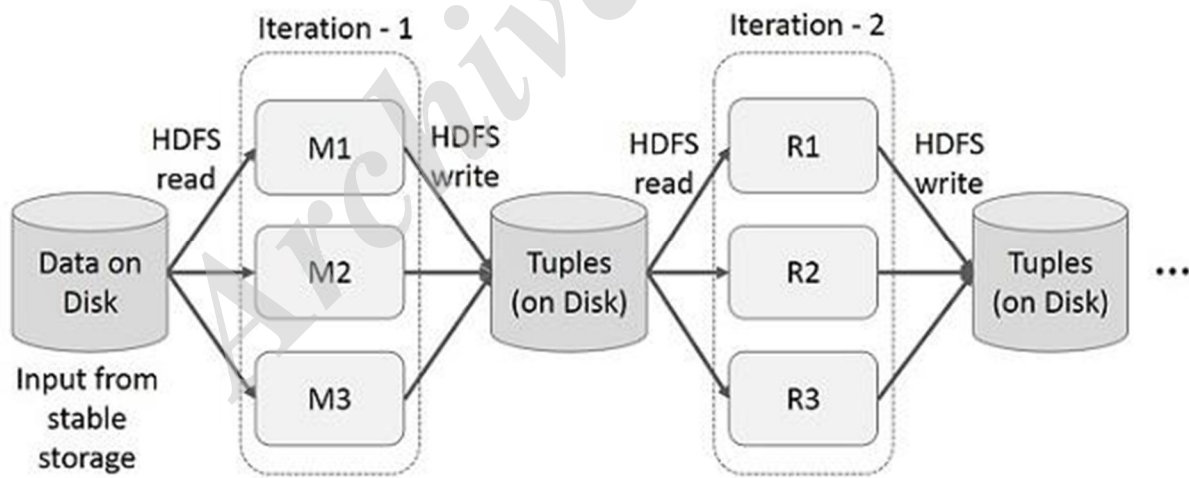
2-2-3- سرعت کم اشتراک داده در MapReduce

از MapReduce به صورت گسترده برای پردازش و تولید دیتاست‌های بزرگ با موازی‌سازی و الگوریتم‌های توزیع شده روی یک خوشه استفاده می‌شود. این امکان به کاربر اجازه می‌دهد با استفاده از آن مجموعه سطح بالای عملیات محاسبات موازی را بنویسند، بدون داشتن نگرانی درباره توزیع‌پذیری و تحمل‌پذیری خطا که احتمالاً در کار وجود دارد. متأسفانه، در بیشتر فریم‌ورک‌های موجود، تنها راه برای

استفاده مجدد از داده بین محاسبه کننده ها همین است. به عنوان مثال: بین دو MapReduce Jobs نوشتن آن روی یک سیستم حافظه خارجی ثابت مثل HDFS بود، با اینکه این فریم ورک تعداد زیادی انتزاع (Abstractions) برای دسترسی به منابع خوشه های محاسبه کننده فراهم کرده است، کاربران هنوز چیزهای بیشتری می خواهند. هم برنامه های تکراری و هم برنامه های تعاملی نیاز دارند تا اشتراک داده بین کارها موازی را سریع تر انجام دهند. اشتراک داده ها در MapReduce در موارد تکثیر (Replication)، موازی سازی (Serialization) و ورودی و خروجی دیسک (Disk IO) کند می باشد. درباره سیستم حافظه، اغلب برنامه های Hadoop، بالای 90% زمان را صرف عملیات خواندن / نوشتن HDFS می کنند.

4-2-2- عملیات تکراری روی MapReduce

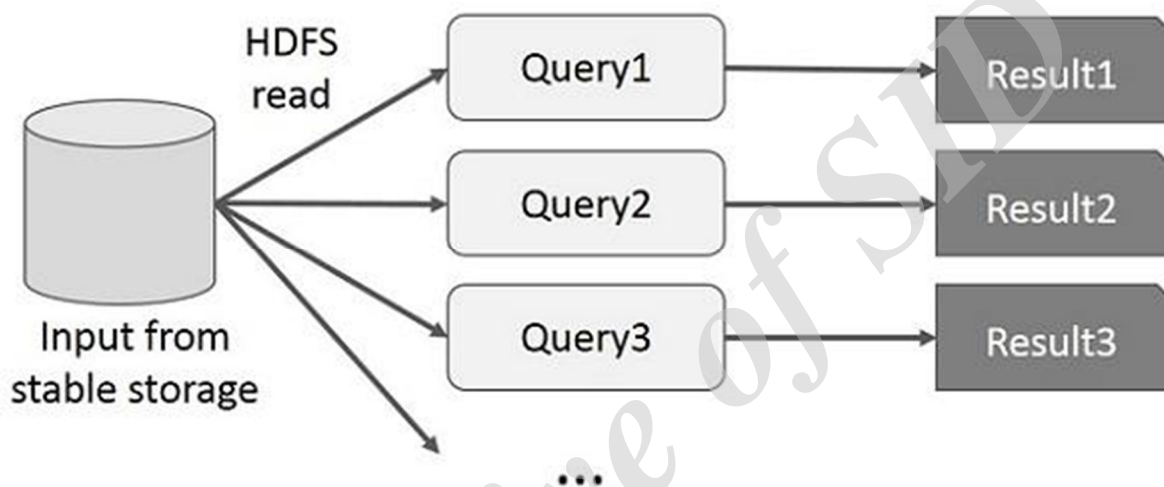
استفاده مجدد از نتایج میانی بین چند محاسبه کننده در برنامه های چند طبقه (Multi-Stage) را گویند. تصویر زیر نشان می دهد که فریم ورک فعلی چگونه کار می کند وقتی از عملیات تکراری روی MapReduce استفاده می کند. این خسارت قابل توجه هزینه هایی دارد که درحین تکثیر، ورودی و خروجی دیسک و موازی سازی سیستم را کند می سازد.



شکل 20: عملیات تکراری روی MapReduce

5-2-2- عملیات تعاملی روی MapReduce

کاربران کوئری‌های موردی اختصاصی، (Ad-Hoc) را روی زیر مجموعه‌های مساوی از داده می‌زنند. هر کوئری باید عملیات ورودی و خروجی روی دیسک را روی حافظه ثابت ثبت کند، که همین می‌تواند زمان اجرای برنامه را افزایش دهد. تصویر زیر نحوه کار کوئری‌های تعاملی در فریم ورک فعلی را نشان می‌دهد.



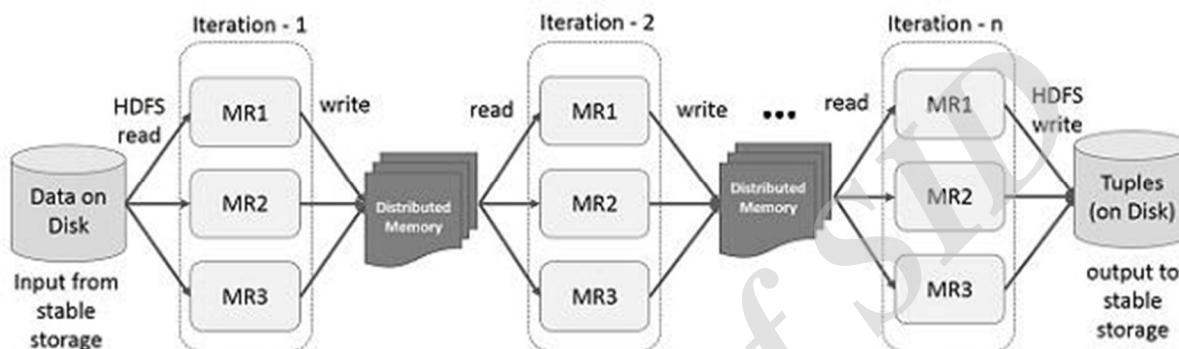
شکل 21: عملیات تعاملی روی MapReduce

6-2-2- اشتراک داده MapReduce با اسپارک RDD

اشتراک داده هنگام تکثیر، موازی سازی و ورودی و خروجی دیسک در MapReduce کند می‌باشد. اغلب برنامه‌های Hadoop بالای 90% زمان خود را صرف عملیات خواندن / نوشتن HDFS می‌کنند. با شناسایی این مشکل، محققان یک فریم ورک ویژه به نام "اسپارک آپاچی" را گسترش دادند. ایده کلیدی اسپارک دیتاست‌های توزیع شده ارتجاعی (RDD) می‌باشد، که محاسبات پردازشی داخل حافظه را فراهم می‌کند. به این معنی که موقعیت حافظه را به عنوان یک شی بین کارها (Jobs) ذخیره می‌کند و این شی بین آن کارها به اشتراک گذاشته می‌شود. اشتراک داده داخل حافظه بین 10 تا 100 برابر سریع‌تر از اشتراک داده در شبکه و دیسک می‌باشد.

7-2-2- عملیات تکراری روی اسپارک RDD

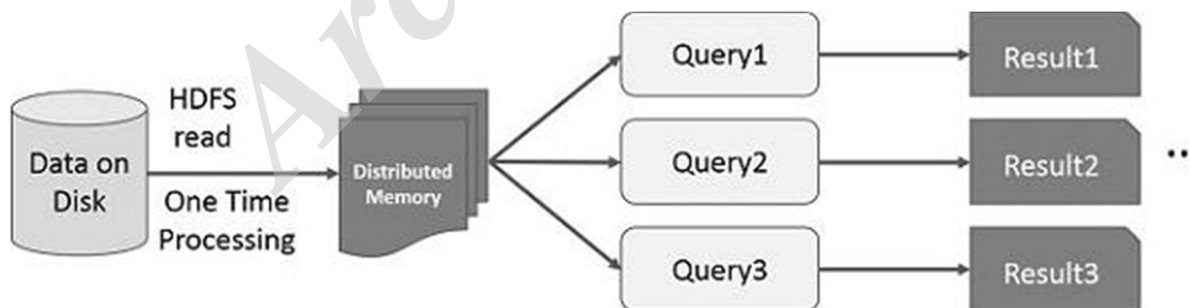
شکل زیر نحوه اجرا شدن عملیات تکراری روی اسپارک RDD را نشان می‌دهد. در این حالت نتایج میانی به جای حافظه ثابت (دیسک)، روی حافظه‌های توزیع شده (Memory) ذخیره می‌شوند که این اتفاق سیستم را سریع‌تر می‌کند. اگر حافظه توزیع شده (RAM) برای ذخیره نتایج میانی (حالت Job ها) کافی باشد، در آن صورت نتایج را روی دیسک ذخیره می‌کنند.



شکل 22: عملیات تکراری روی اسپارک RDD

8-2-2- عملیات تعاملی روی اسپارک RDD

شکل زیر نحوه اجرا شدن عملیات تعاملی روی اسپارک RDD را نشان می‌دهد. اگر کوئری‌های مختلف به صورت پشت سرهم روی یک مجموعه از داده اجرا شوند، این مجموعه داده برای بهتر شدن زمان اجرا می‌تواند در حافظه نگهداری شود.



شکل 23: عملیات تعاملی روی اسپارک RDD

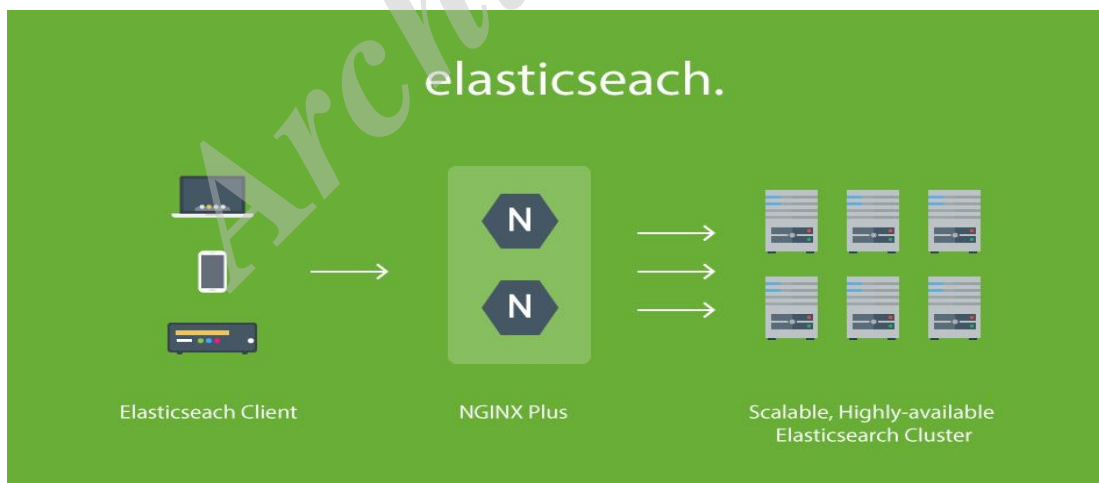
به صورت پیش فرض، هر بار که اتفاقی روی هر RDD تغییر کرد و رخ دهد، RDD می‌تواند دوباره محاسبه کند. بهر حال شاید شما RDD ثابت (Persist) در حافظه بخواهید، در این مورد اسپارک می‌تواند

برای دسترسی سریع تر المان ها را اطراف خوشه ای نگه دارد که شما دفعه بعدی روی آن کوئری می زیند. همچنین این حالت، RDDهای ثابت روی دیسک یا تکثیر شدن بین چندین گره (Node) را پشتیبانی می کند.

2-3- الاستیک سرچ

محصول Elasticsearch [53] یک موتور جستجو متن باز و قابل توزیع می باشد که با رابط کاربری وب (HTTP) و الگوی استاندارد JSON، برای انتقال داده ها کار می کند. این محصول به وسیله جاوا توسعه داده شده و به صورت گسترده و دقیق از طریق API قابل دسترسی است. این تکنولوژی می تواند جستجو جوی بسیار سریع و قدرتمندی را در میان داده ها انجام دهد.

این تکنولوژی برای جستجو، امکان ترکیب و استفاده از انواع مختلف داده های ساخت یافته، غیر ساخت یافته و ... را دارد. از طرفی همه چیز را داخل خودش index می کند و در کمترین زمان ممکن به درخواست ها پاسخ می دهد. مزیت مهم Elasticsearch قابلیت اجرا روی صدها سرور با داده های بسیار زیاد است. همچنین پایداری و انعطاف پذیری بالایی داشته و در هنگام بروز مشکلات سخت افزاری یا شبکه، خرابی را تشخیص می دهد و کلاستر داده ی خودش را حفظ می کند، تا قابل استفاده تر باشد. در این محصول برای مسائل امنیتی نیز امکان تعریف نام کاربری و رمز عبور و همچنین اعمال مجوز و ایجاد نقش در کلاستر وجود دارد.



شکل 24: معماری الاستیک سرچ

2-3-1- جست و جوی سریع و دقیق در حجم زیاد داده ها

در حقیقت سیستم های مدیریت پایگاه داده برای جست و جوی تمام متن طراحی نشده اند. و در مقابل داده های ساخت یافته که در بیرون از دیتابیس قرار دارند به خوبی عمل نمی کنند. در مقایسه با یک سخت افزار مشابه، کوئری هایی که در 10 ثانیه به شما نتیجه را برمی گردانند، Elasticsearch در زمانی کمتر از 10 میلی ثانیه جواب را ارائه می کند.

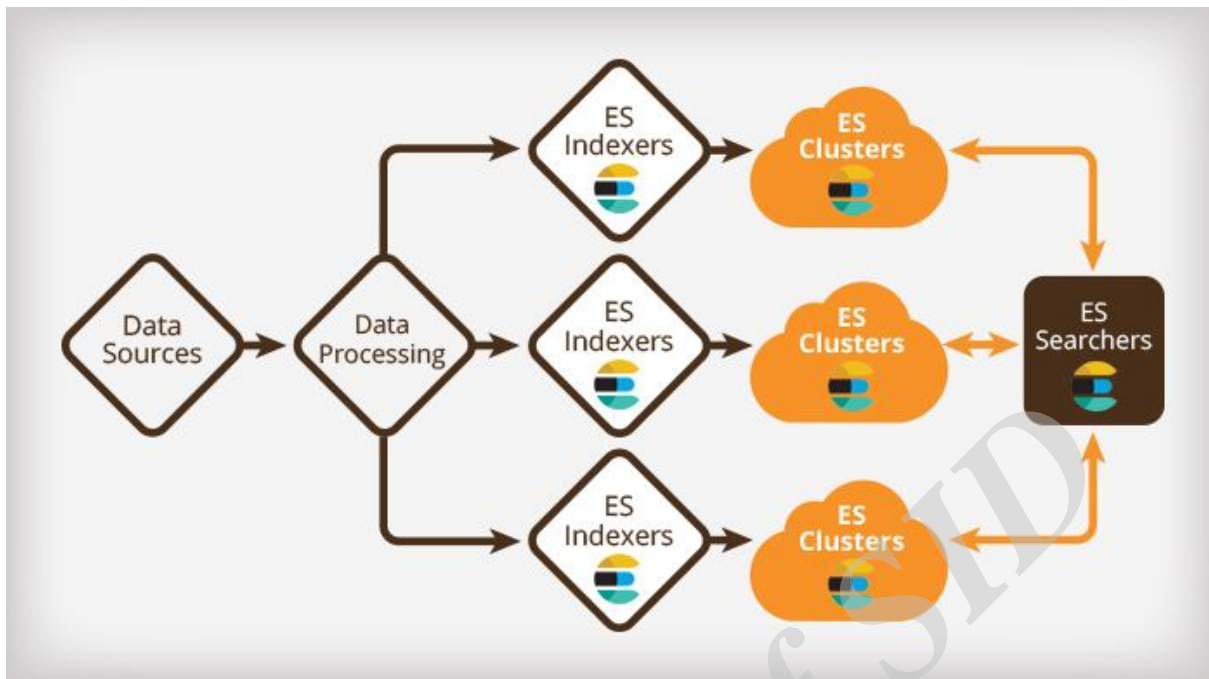
2-3-2- ایندکس کردن مستندات در داخل ریپوزیتوری

در هنگام عملیات ایندکس کردن، Elasticsearch داده های خام مثل فایل های لاگ یا فایل های حاوی پیام را به مستندات داخلی تبدیل می کند و آنها را در داده های ساخت یافته اساسی شبیه شی JSON ذخیره می کند. هر سند یک مجموعه ساده از کلیدها و مقادیر وابستگی می باشد: کلیدها رشته هستند و مقادیر می توانند یکی از انواع داده های مختلفی مثل رشته، عدد، تاریخ و یا لیست باشند. اضافه کردن سند به Elasticsearch و خودکار سازی آن بسیار ساده است. کوئری را در قالب HTTP GET با یک JSON ارسال می شود Restfull API به سادگی آن را بازیابی و ثبت می کند.

2-3-3- ذخیره سازی اسناد انحصاری

محصول Elasticsearch یا به طور مخفف ES یک پایگاه داده رابطه ای نیست، بنابراین مفاهیم DBMS معمولاً روی آن اعمال نمی شوند. در واقع مهمترین مفهومی که باید از پایگاه داده های متداول کنار بگذارید، مبحث نرمال سازی می باشد، که ES اجازه دسترسی به زیر ساخت ها یا زیر شاخه ها را نمی دهد. بنابراین غیر نرمال سازی داده ها برای آن تا حدی ضروری است.

در محصول ES معمولاً هر سند را یکبار برای هر ریپوزیتوری که در آن ساکن هست ذخیره می کند. اگر چه این دیدگاه از منظر DBMS نامتعارف است با اینحال برای Elasticsearch بهینه می باشد. جست و جوی کامل متن بسیار سریع می باشد برای اینکه این اسناد در نزدیکی متادیتاهای مرتبط با فهرست ذخیره می شوند. که این طرح به میزان قابل توجهی تعداد خواندن داده را کاهش می دهد.



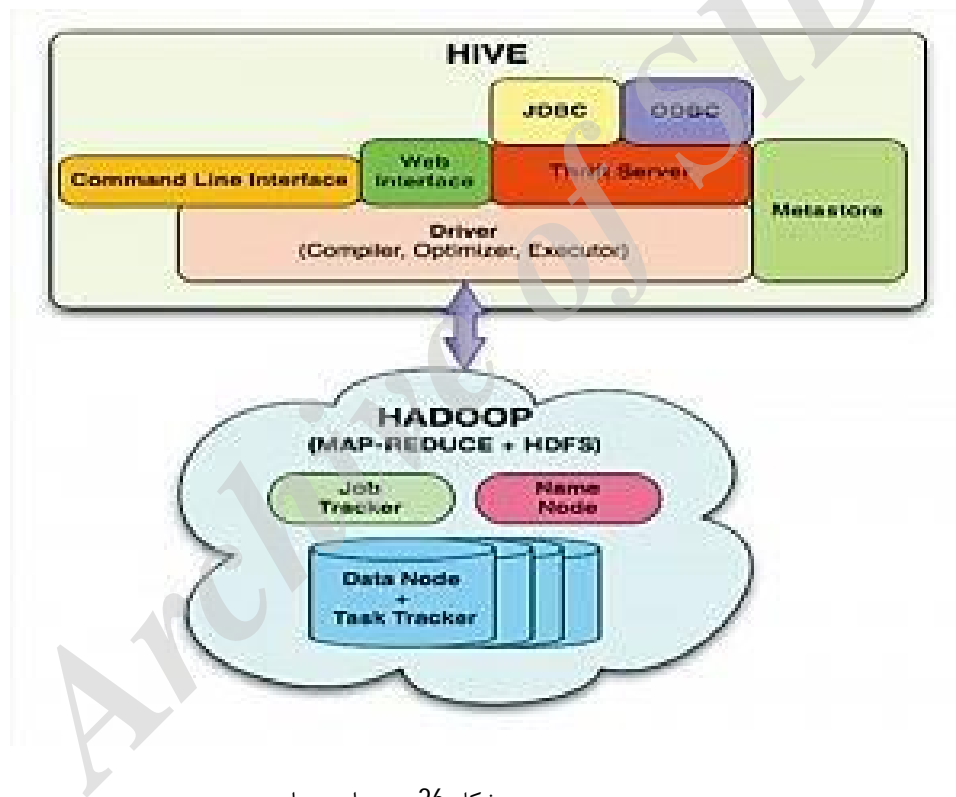
شکل 25: معماری الاستیک سرچ

محصول Elasticsearch می‌تواند تا هزاران سرور را در بر بگیرد و داده‌ها را با هم تطبیق دهد. بسته Elasticsearch از Apache Lucene استفاده کرده و تلاش می‌کند تا تمام ویژگی‌های خود را از طریق JSON و API در دسترس قرار دهد. این موتور می‌تواند کاربر را از تعداد سندهایی که با عبارات مورد نظر آنها همخوانی دارد آگاه سازد که برای اطلاع از سند های منطبق بر کوئری‌های ثبت شده بسیار مفید است. ویژگی دیگر این موتور جستجو gateway نام دارد که وظیفه‌ی پایداری طولانی مدت ایندکس را بر عهده دارد؛ برای مثال ایندکس می‌تواند در زمان نابودی یا خرابی سرور، از gateway ریکاوری شود. بسته Elasticsearch از درخواست‌های بلادرنگ GET پشتیبانی می‌کند. که آن را به عنوان یک دیتا استور noSql مناسب می‌سازد. با این حال تراکنش های توزیع شده در آن به خوبی پاسخ داده نمی‌شود.

4-2- هایو

راهکار Hive [52] روش دیگری در زبان‌های سطح بالاست که در Facebook توسعه داده می‌شود. کاری که Hive انجام می‌دهد، ارائه‌ی نوعی پوسته (Shell) نزدیک به SQL است. بنابراین شما دستورالعمل‌هایی می‌نویسید که شباهت زیادی به SQL دارند و Hive نگاشت میان Schema و فایل‌ها را

نگهداری می‌کند. شما اطلاعات فایل‌های درون فایل سیستم و اطلاعاتی در مورد محتوای آن‌ها را به هابو داده و هابو آن‌ها را در ستون‌هایی مرتب می‌کند. سپس پرس‌وجوها را می‌نویسید که به عنوان کارهای MapReduce اجرا می‌شوند. هر دوی Pig و Hive از بسیاری جنبه‌ها کارهای یکسانی را انجام می‌دهند. تلاش‌هایی برای پشتیبانی Pig از پرس و جو های شبیه به SQL هم وجود دارد. هر دو زبان دارای بهینه‌ساز (Optimizer) هستند. هر دو قادر به اجرای کارهایی هستند که ممکن است شامل چند کار MapReduce باشد.



شکل 26: معماری هابو

2-5- مقایسه ابزارها و راهکارها

با توجه به اینکه هایو از حافظه موقت استفاده نمی نماید، از لحاظ سرعت اجرای پرس و جو نسبت به دو روش دیگر بسیار پایین تر می باشد. لذا برای پروژه تعریف شده که انباره داده برخط با امکان اجرای انواع پرس و جو عادی و تحلیلی می باشد، مناسب نیست. ضمن اینکه هایو امکان پردازش استریم را نیز ندارد.

در نتیجه مقایسه اصلی بین اسپارک و الاستیک سرچ می باشد. الاستیک سرچ موتور جستجویی است که به دلیل سهولت در راه اندازی و پشتیبانی انواع زبانهای برنامه نویسی بسیار محبوب و مورد استفاده می باشد. اما درباره پروژه مورد اجرا یک Data lake می باشد و لذا مناسب نیست. زیرا حجم عظیمی از داده ها به صورت لحظه ای وارد Data lake می شوند که باید در مدت کوتاهی مورد پردازش قرار گیرند و از طرفی اخلاقی برای سرویس دهی به مشتریان ایجاد نمایند. البته امکانات زیادی به این زیرساخت اضافه شده است اما تجارب عملی و مقالات علمی این ابزار را برای تشکیل Data lake مناسب نمی دانند. نکته دیگری که الاستیک سرچ را برای این پروژه نامناسب می سازد ماهیت تک منظوره الاستیک سرچ می باشد. به عبارت دیگر استفاده کننده از الاستیک سرچ باید از قبل بداند که چه نوع پرس و جوهایی باید اجرا گردند و براساس آن شاخص گذاری انجام دهد. اما ماهیت Data lake بنحوی است که کلیه اطلاعات برای هر گونه استفاده بعدی در آن تجمیع می گردد که لزوما در هنگام تشکیل اولیه Data lake مشخص نمی باشد.


در مجموع بررسی های انجام شده در سطح شرکتهای مختلف در هیچ کجا از این ابزار به عنوان Data lake استفاده نشده است و معمولا در لایه های بالاتر از دیتا از آن استفاده می شود. می توان گفت که شرکت الاستیک با ایجاد لایه هایی جهت ارتباط با هادوپ به صورت ضمنی این موضوع را تایید می نماید استفاده از الاستیک سرچ باید در لایه های بالاتر از دیتا باشد و استفاده از این ابزار به عنوان لایه دیتا مناسب نمی باشد.

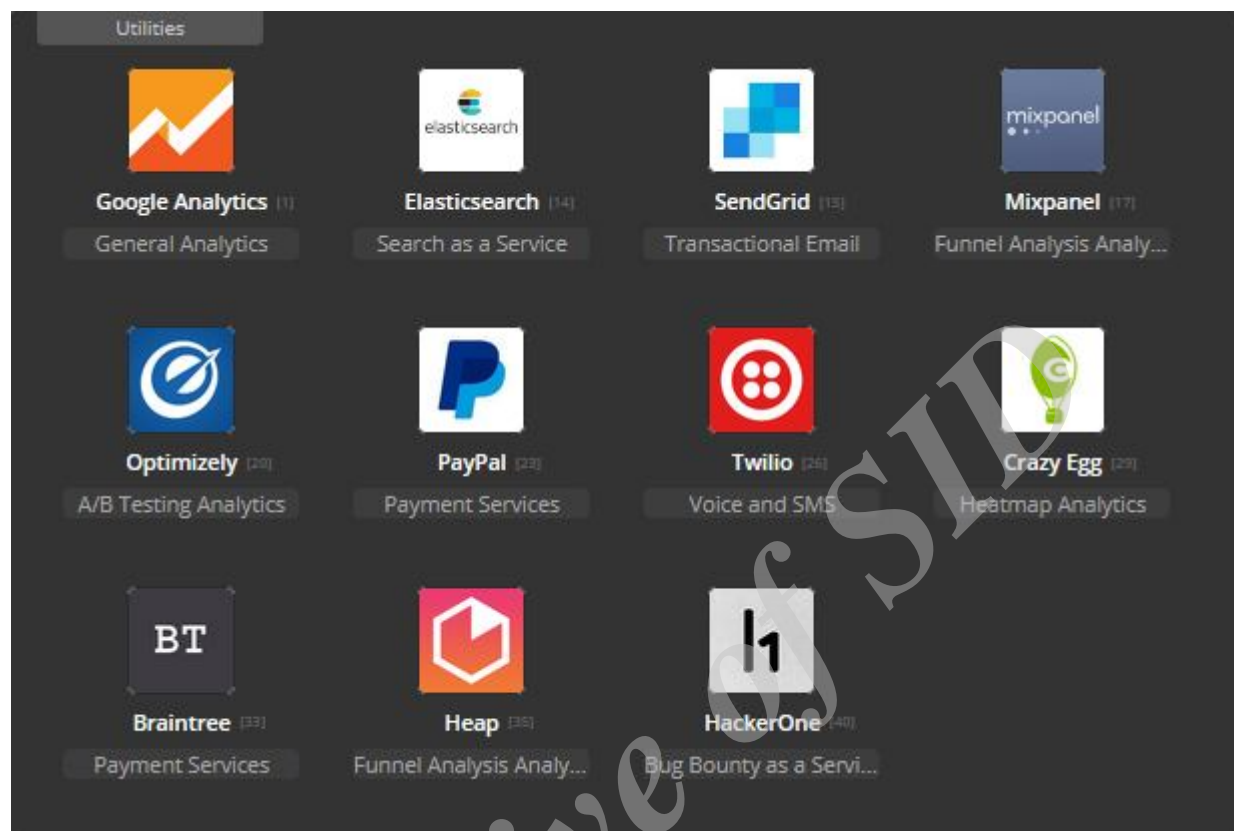
مطالعات از منابع مختلف نشان می دهد که در زمینه استک مورد استفاده در شرکتهای مختلف مرجع هستند مانند <https://stackshare.io> نشان می دهد استفاده از الاستیک سرچ در لایه Utility می باشد و در هیچ شرکتی از این ابزار برای انباره داده یا Data lake استفاده نشده است. در شکل های زیر استک شرکت Uber آمده است.

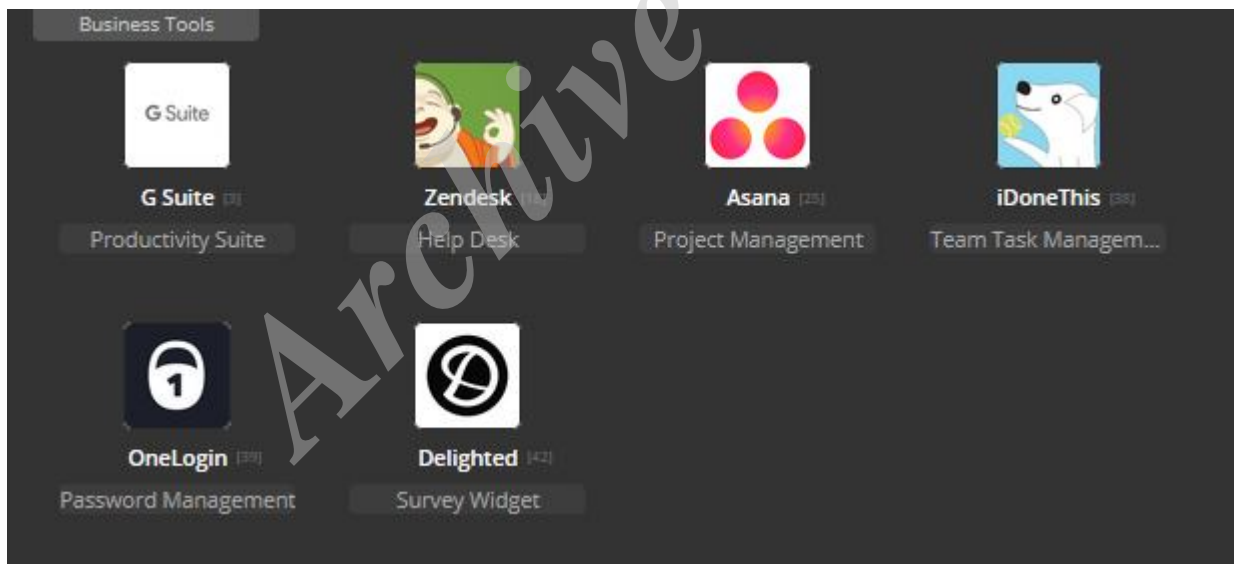
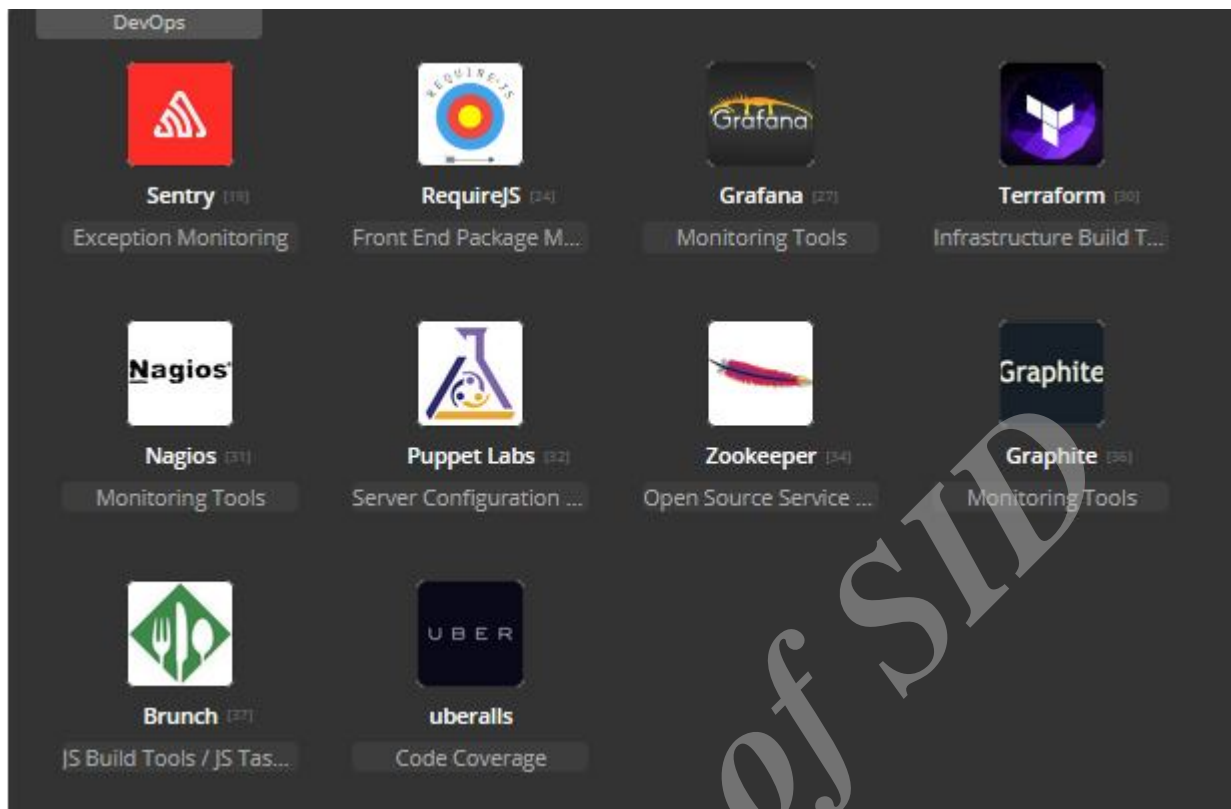
Uber



Application and Data

 nginx (4) Web Servers	 Node.js (4) Frameworks (Full Stack)	 jQuery (5) Javascript UI Libraries	 Python (4) Languages
 MySQL (3) Databases	 React (4) Javascript UI Libraries	 Java Languages	 Amazon EC2 Cloud Hosting
 PostgreSQL (11) Databases	 Redis In-Memory Databases	 MongoDB (14) Databases	 Go (14) Languages
 Objective-C (4) Languages	 Backbone.js (22) Javascript MVC Frame...	 Cassandra (28) Databases	 Apache Thrift (4) Serialization Framew...
 RIBs Cross-Platform Mobil...			







شکل 27: استک شرکت *Uber*

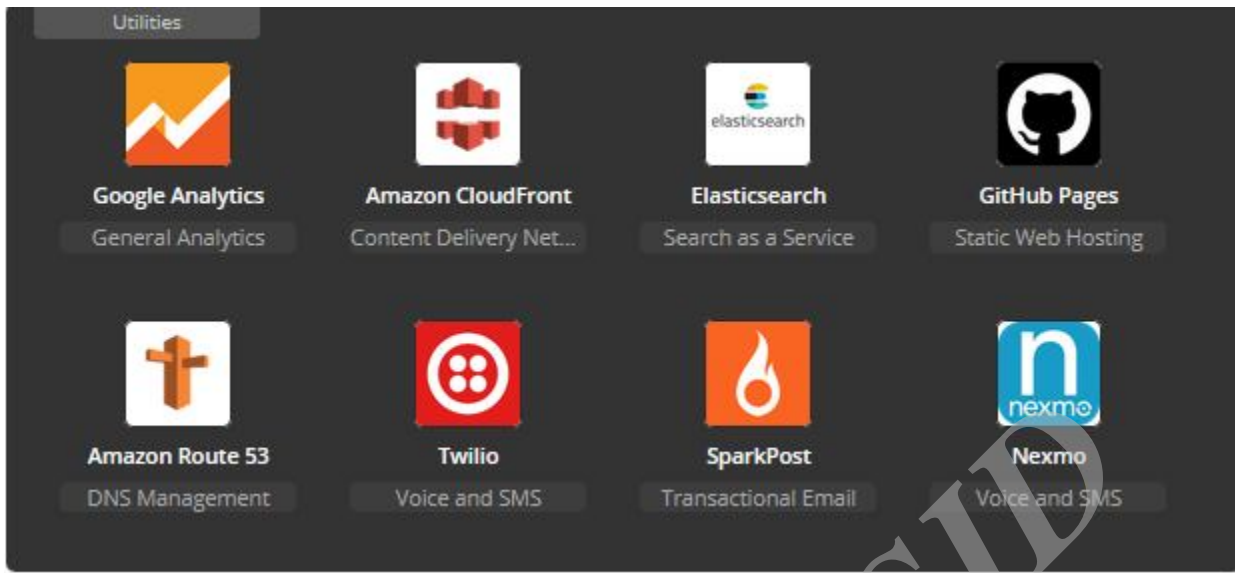
شکلهای زیر استک شرکت Dial once را نمایش می دهد

Dial Once

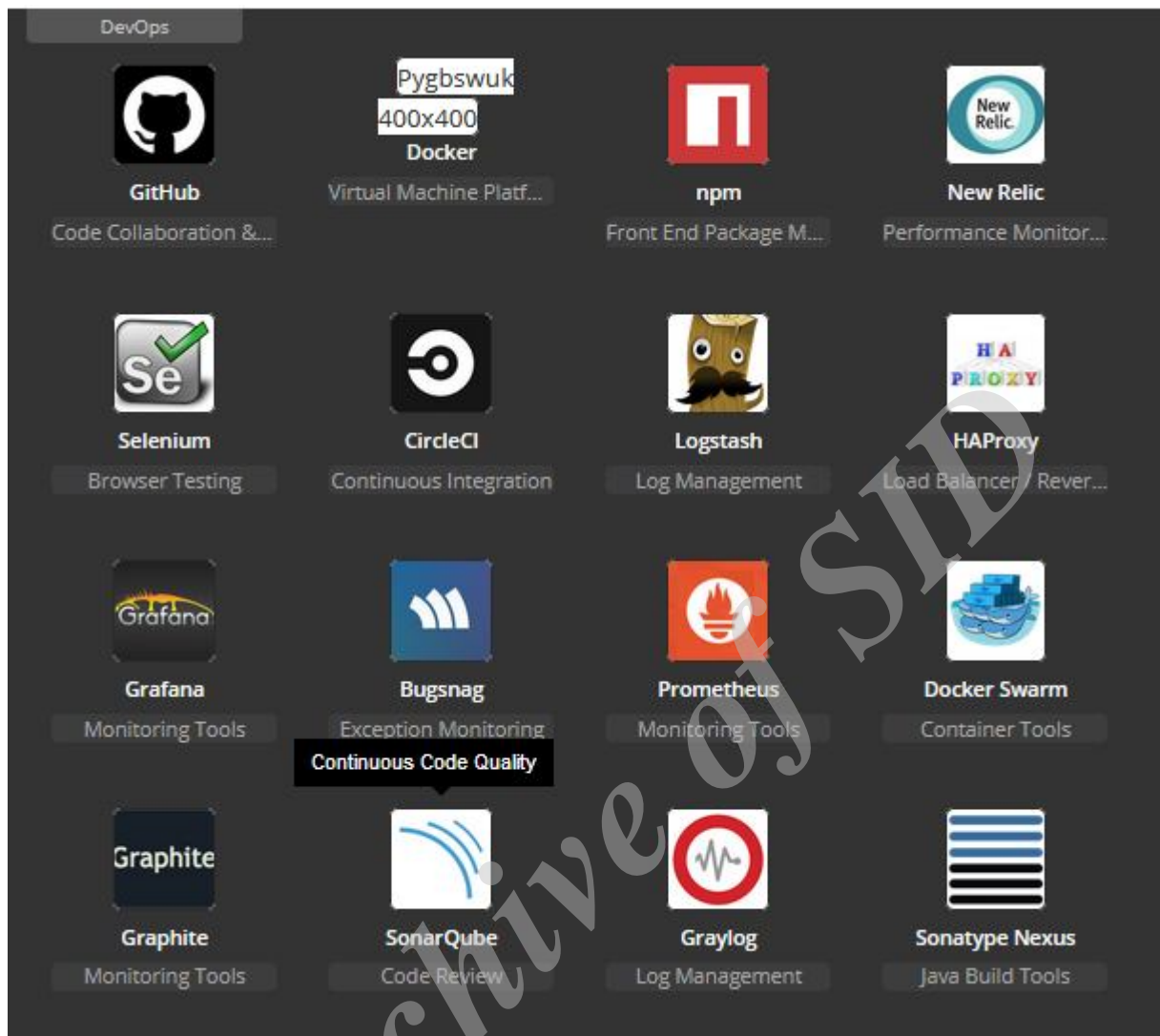


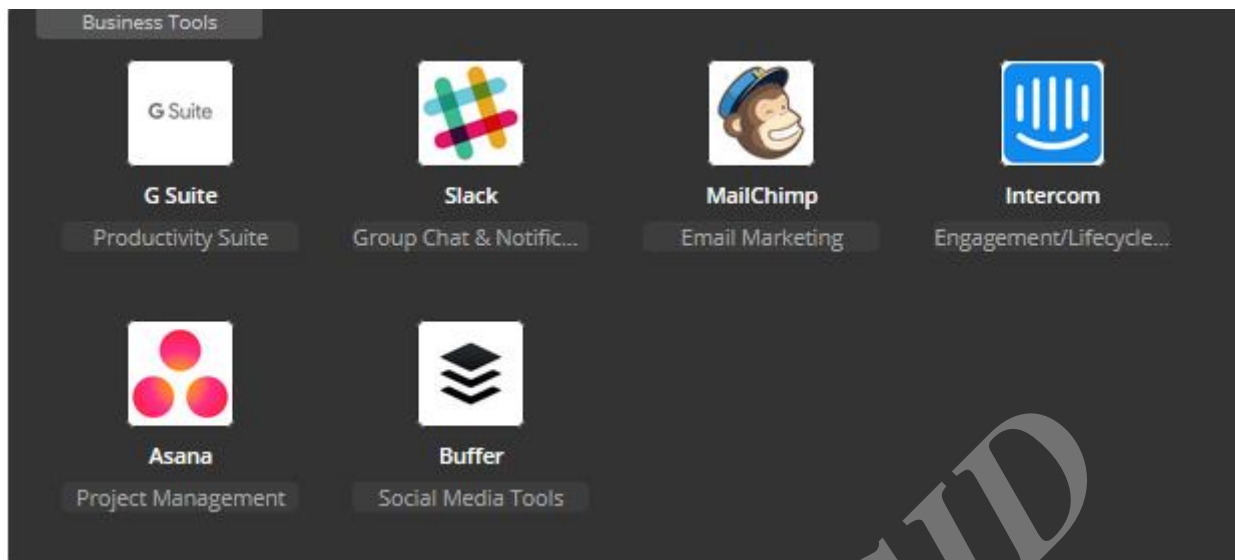
Application and Data

 Bootstrap Front-End Frameworks	 Node.js Frameworks (Full Stack)	 React Javascript UI Libraries	 Amazon EC2 Cloud Hosting
 Redis In-Memory Databases	 MongoDB Databases	 Amazon S3 Cloud Storage	 Android SDK Frameworks (Full Stack)
 ExpressJS Microframeworks (Ba...	 RabbitMQ Message Queue	 Microsoft SQL Server Databases	 Apache Spark Big Data Tools
 Mongoose Object Document Ma...	 Apache Cordova Cross-Platform Mobil...	 InfluxDB Databases	 Koa Microframeworks (Ba...
 Mithril			



Archive of SID





شکل 28: استک شرکت *Dal once*

این موارد به صورت نمونه عنوان شد ولی در مورد حدود سه هزار شرکت بررسی شده در این سایت شرایط مشابهی وجود داشت.

همچنین با توجه به اهمیت تجاری سازی این محصول در حال حاضر مشتریانی که با آنها تعامل انجام شده است علاقه مند هستند که از هدوپ و اسپارک یا به طور کلی تر اکوسیستم هدوپ استفاده نمایند. یکی از دلایل این موضوع Community قوی تر اکوسیستم هدوپ می باشد. دلیل دیگر حجم زیاد توسعه و محصولاتی است که به صورت روزانه و در زمینه های متنوع در این اکوسیستم متولد شده یا توسعه داده می شود.

6-2- جمع بندی و نتیجه گیری

در این بخش باید اطلاعات جمع بندی شده و مقایسه ای از دلایل انتخاب اسپارک و چارچوب مد نظر برای ایجاد راهکار جدید ارائه گردد.

فصل 3

راهکار پیشنهادی

Archive of SID

3-1- مقدمه

در این قسمت، روشی پیشنهاد می‌گردد که با استفاده از آن هر گره می‌تواند اطلاعات مربوط به خود را به طور مستقل پردازش نموده و نیازی به گره‌های دیگر نداشته باشد. این روش مبتنی بر نگاشت-کاهش می‌باشد. ابتدا پرس‌وجو ورودی به نگاشتنگرها ارسال می‌گردد. هر نگاشتنگر با توجه به اطلاعات موجود بر روی خود نتایج میانی را تولید می‌نماید و به کاهنده ارسال می‌نماید و کاهنده نتایج نهایی را تولید می‌نماید. به منظور مستقل سازی هر گره یک قالب یکنواخت داده برای هر گره در نظر گرفته می‌شود. این ساختار به گونه‌ای است که از حافظه موقت و دایم به منظور سرعت بازیابی بالاتر استفاده می‌نماید. این ساختار با مستقل ساختن هر گره امکان اجرای همزمان و بدون وابستگی پرس‌وجو بر روی هر گره را فراهم ساخته و لذا مشکلات مربوط به پیوند قطعات داده از گره‌های مختلف، گلوگاه شبکه و استفاده ناکارآمد از سخت‌افزار را برطرف می‌نماید. از طرف دیگر با ساختار ارایه شده تغییرات در ابعاد و اندازه‌ها به راحتی امکان‌پذیر بوده و نیاز به به‌روز رسانی داده‌های قبلی نمی‌باشد.

3-2- داده‌ها

3-2-1- قالب داده‌ها

جدول 3: تراکنش

<i>Transaction</i>
<i>Transaction_ID</i>
<i>Date</i>
<i>Time</i>
<i>Amount</i>
<i>Transaction_Type</i>
<i>Account_ID</i>
<i>Card_Number</i>
<i>Customer_Number</i>
<i>City ID</i>

جدول 4: شهر

<i>City</i>
<i>City_ID</i>

<i>City</i>
<i>Province</i>

جدول 5: نوع تراکنش

<i>Transaction_Type</i>
<i>Transaction_Type ID</i>
<i>Transaction_Type_Name</i>

جدول 6: حساب

<i>Account</i>
<i>Account Number</i>
<i>Open Date</i>
<i>Account type</i>
<i>Branch</i>

جدول 7: کارت

<i>Card</i>
<i>Card_Number</i>
<i>Expire Date</i>
<i>Card_Type</i>
<i>Branch</i>

جدول 8: مشتری

<i>Customer</i>
<i>Customer_Number</i>
<i>Name</i>
<i>Family</i>
<i>Address</i>
<i>Sex</i>
<i>Job</i>

جدول 9: تاریخ

<i>Date</i>
<i>Date</i>

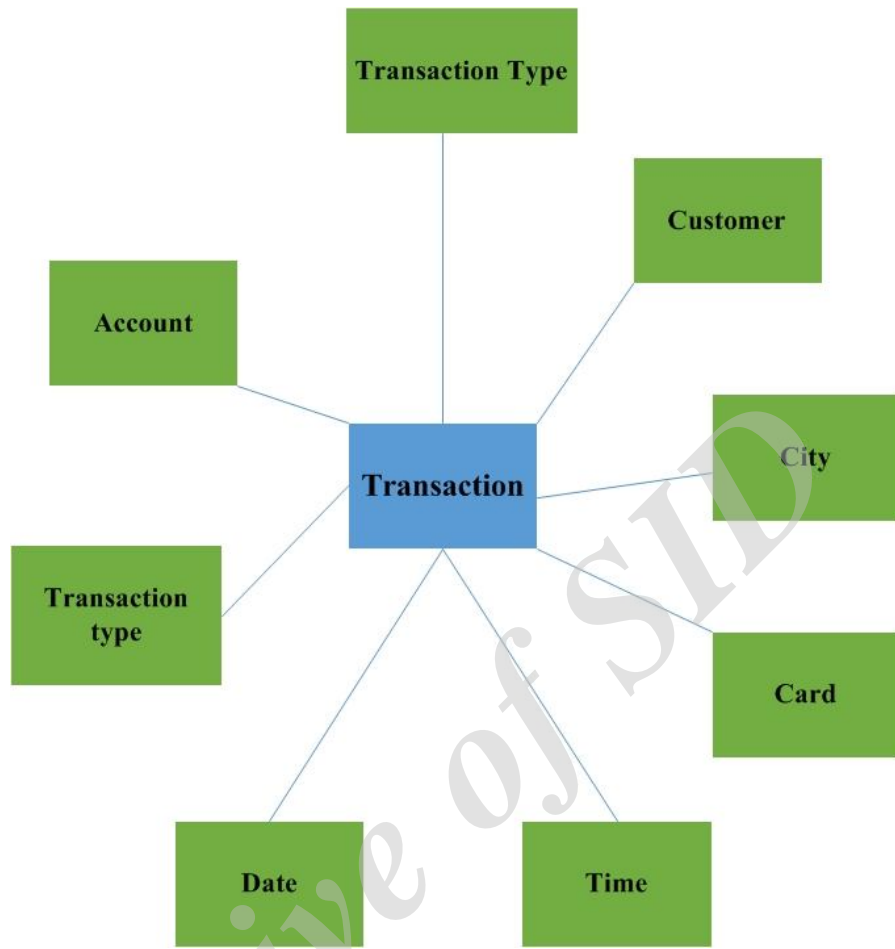
<i>Day</i>
<i>Month</i>
<i>Year</i>

جدول 10: زمان

<i>Date</i>
<i>Time ID</i>
<i>Hour</i>
<i>Minute</i>
<i>Second</i>

3-2-2- ER نمودار

در ادامه نمودار ER مربوط نشان داده شده است.



شکل 29: نمودار ER

فصل 4
تحليل و طراحی

Archive of SID

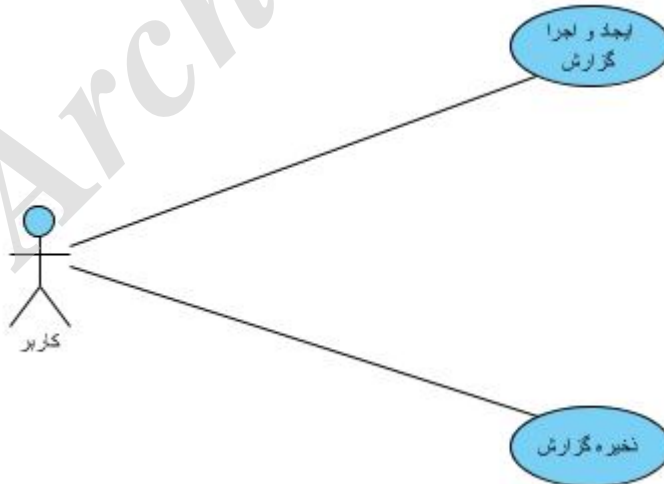
1-4- مقدمه

در این مرحله به منظور درک صحیح از نرم افزار و بیان دقیق ویژگیهای آن نمودارهای زیر آورده شده است.

- نمودار کاربرد
- نمودار کلاس
- نمودار فعالیت
- پروتوتایپ محصول

2-4- نمودار کاربرد

نمودار کاربرد مربوط به این بخش از دو قسمت ایجاد و اجرای گزارش و ذخیره گزارش تشکیل شده است.



شکل 30: درخواست ایجاد و اجرا گزارش

1. نام مورد کاربرد: درخواست ایجاد و اجرا گزارش (گزارش ساز)

1-1. شرح مختصر

این مورد کاربرد به منظور ثبت ایجاد گزارش تعبیه شده است.

2-1. کنشگر اولیه

ادمین، کاربر گزارش ساز (دارای مجوز ایجاد گزارش)

تذکر: نقش یادشده بایستی در سیستم تعریف گردد.

3-1. جریان رخدادها

۱-۳-۱. جریان اصلی

1. کاربر از فرم گزارش ساز، گزینه گزارش ساز را انتخاب کرده و سپس بر روی آیکن افزودن ستون کلیک می کند.
2. سیستم فرم ساخت گزارش را نمایش می دهد.
3. کاربر پارامترهای ساخت گزارش را مقداردهی و انتخاب می نماید.
4. کاربر بر روی دکمه "اجرای گزارش" کلیک می نماید.
5. سیستم نتیجه ایجاد گزارش را در فرم *Pop-up* به کاربر نمایش می دهد.

۱-۳-۲. جریان های فرعی

سیستم در انجام عملیات با مشکل مواجه می شود. سیستم خطای رخ داده را به کاربر نمایش میدهد و منتظر تعامل بعدی کاربر می ماند.

کاربر بدون تغییر اطلاعات اقدام به کلیک بر روی دکمه اجرای گزارش می کند. در این صورت تغییری در سیستم رخ نمی دهد.

4-1. نیازمندی های خاص

5-1. پیش شرایط

کاربر از دسترسی لازم برخوردار باشد.
دسترسی های مورد نیاز به ازای کنشگرهای اولیه می باشد.

6-1. پس شرایط

7-1. موارد کاربرد مرتبط

8-1. قوانین کاری

- 1- در صورت انتخاب فیلد های " تعداد " " جمع " " کمینه " " بیشینه " مقدار فیلد عنوان ، مقدار تراکنش نمایش داده می شود.
- 2- در صورتی که شرط در نظر گرفته نشود تنها یک رکورد نمایش داده می شود.
- 3- در صورتی که شرط برای تابع در نظر گرفته شود، نتیجه گزارش با توجه به شرط مورد نظر نمایش داده می شود.
- 4- در صورت انتخاب فیلد های " دسته بندی " " - " عنوان، شامل داده های تراکنش های سوئیچ می باشد.
- 5- در صورتی که شرط در نظر گرفته نشود همه رکورد های مربوط به عنوان انتخاب شده نمایش داده می شود.
- 6- در صورتی که شرط در نظر گرفته شود، نتیجه گزارش با توجه به شرط مورد نظر نمایش داده می شود.

9-1. شرایط مرتبط با واسط کاربری

- 1- فیلد تابع گزارش شامل موارد زیر می باشد:
 - تعداد

- دسته بندی با
- جمع
- کمینه
- بیشینه
- -

این فیلد به صورت انتخابی و انتخاب آن به صورت اجباری می باشد.

2- فیلد عنوان شامل موارد زیر می باشد:

- با انتخاب تابع های تعداد ، جمع ، کمینه و بیشینه در قسمت عنوان مبلغ تراکنش نمایش داده می شود.
- با انتخاب گزینه های دسته بندی با و - در قسمت عنوان تمامی مقادیر از جدول ----- نمایش داده می شود.

این فیلد به صورت انتخابی و انتخاب آن به صورت اجباری می باشد.


3- فیلد شرط شامل موارد زیر می باشد:

- مابین
- بزرگتر از
- کوچکتر از
- برابر با
- مخالف با

این فیلد به صورت انتخابی می باشد.

4- فیلد مقدار به صورت عددی و ورود داده توسط کاربر می باشد.

این فیلد به صورت اختیاری می باشد.

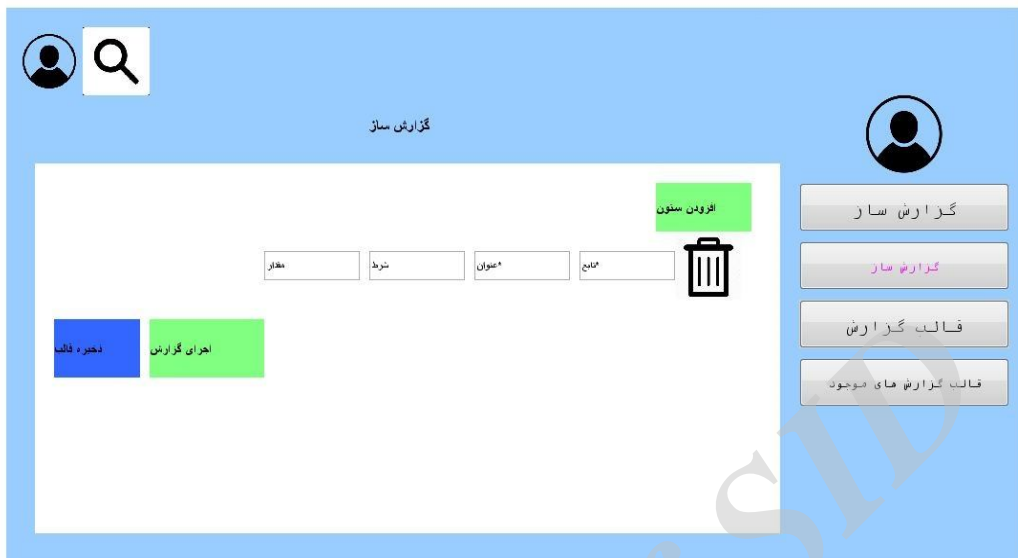
- 5- با کلیک بر روی آیکون  تمامی پارامترهای ورودی تعیین شده توسط کاربر حذف و تمامی فیلدها به روز رسانی می گردد.

10-1. کنترل ارقام اطلاعاتی

- کاربر ایجاد کننده: برابر با عنوان کاربر ایجاد کننده درخواست
- پارامترهای ورودی: برابر با رشته ای شامل پارامترهای ورودی گزارش

11-1. واسط کاربری





شکل 31: گزارش ساز

2. نام مورد کاربرد: درخواست ذخیره قالب گزارش

1-2. شرح مختصر

این مورد کاربرد به منظور ذخیره قالب گزارش تعبیه شده است.

2-2. کنشگر اولیه

ادمین، کاربر گزارش ساز

تذکر: نقش فوق به سیستم اضافه شود.

3-2. جریان رخدادها

2-3-1. جریان اصلی

1. کاربر از فرم گزارش ساز، گزارش را انتخاب کرده و سپس بر روی آیکون افزودن ستون

کلیک می نماید و پارامترهای ورودی را مقدار دهی می نماید .

2. کاربر بر روی آیکون ذخیره قالب کلیک می نماید.
3. سیستم فرم عنوان گزارش را به کاربر نمایش می دهد.
4. کاربر عنوان گزارش را وارد و بر روی دکمه ذخیره کلیک می نماید.
5. سیستم مقادیر انتخاب شده توسط کاربر را (قالب گزارش) را ذخیره می نماید.
6. قالب ذخیره شده در زیر بخش قالب گزارش نمایش داده می شود .

۲-۳-۲. جریان های فرعی

سیستم در انجام عملیات با مشکل مواجه می شود. سیستم خطای رخ داده را به کاربر نمایش میدهد و منتظر تعامل بعدی کاربر می ماند.

4-2. نیازمندی های خاص

5-2. پیش شرایط

کاربر از دسترسی لازم برخوردار باشد.

دسترسی های مورد نیاز به ازای کنشگرهای اولیه می باشد.

6-2. پس شرایط

7-2. موارد کاربرد مرتبط

8-2. قوانین کاری

9-2. شرایط مرتبط با واسط کاربری

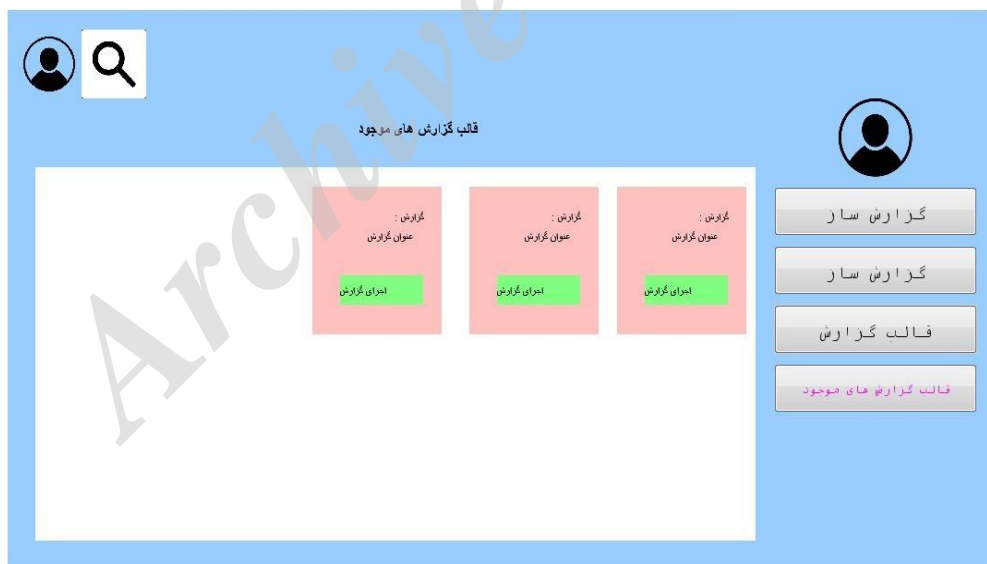
قالب ذخیره شده در زیر بخش قالب گزارش با فرمت اکسل نمایش داده می شود .

10-2. کنترل اقلام اطلاعاتی

- کاربر ایجاد کننده: برابر با عنوان کاربر ایجاد کننده درخواست

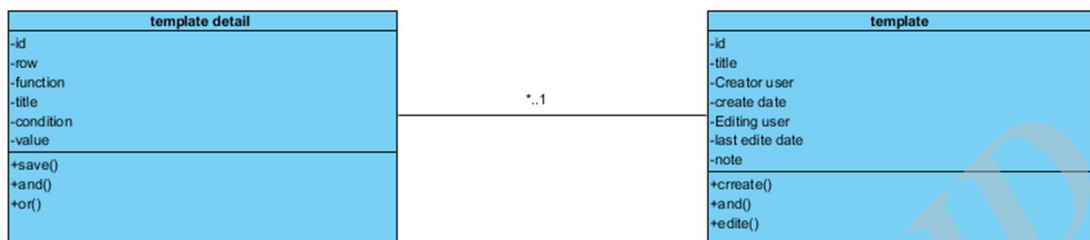
- پارامترهای ورودی: برابر با رشته ای شامل پارامترهای ورودی گزارش

11-2. واسط کاربری



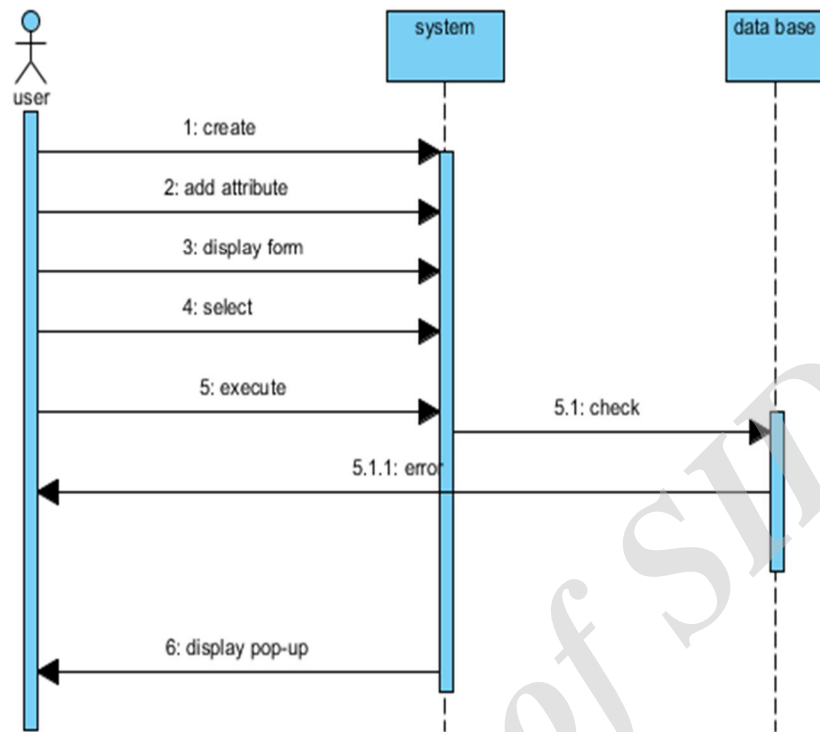
شکل 32: بارگذاری گزارشات

3. نمودار کلاس

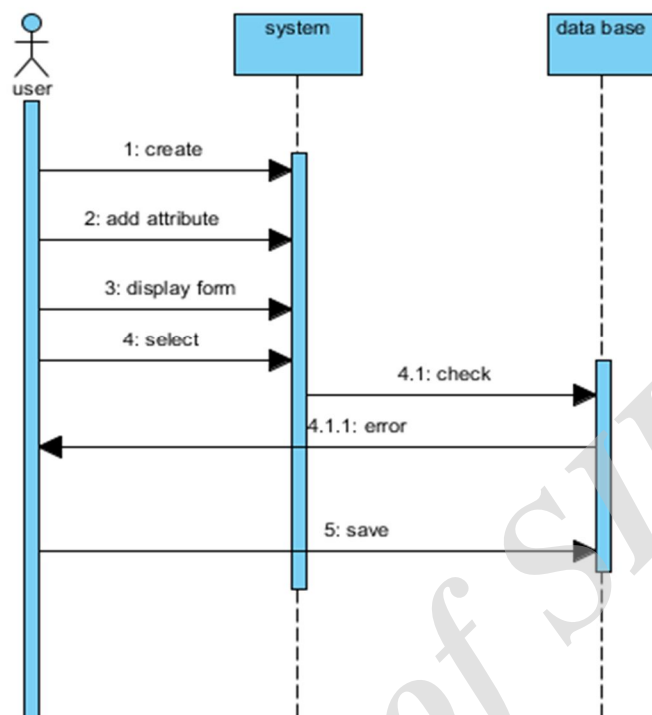


شکل 33: نمودار کلاس

4. نمودار توالی (sequence)

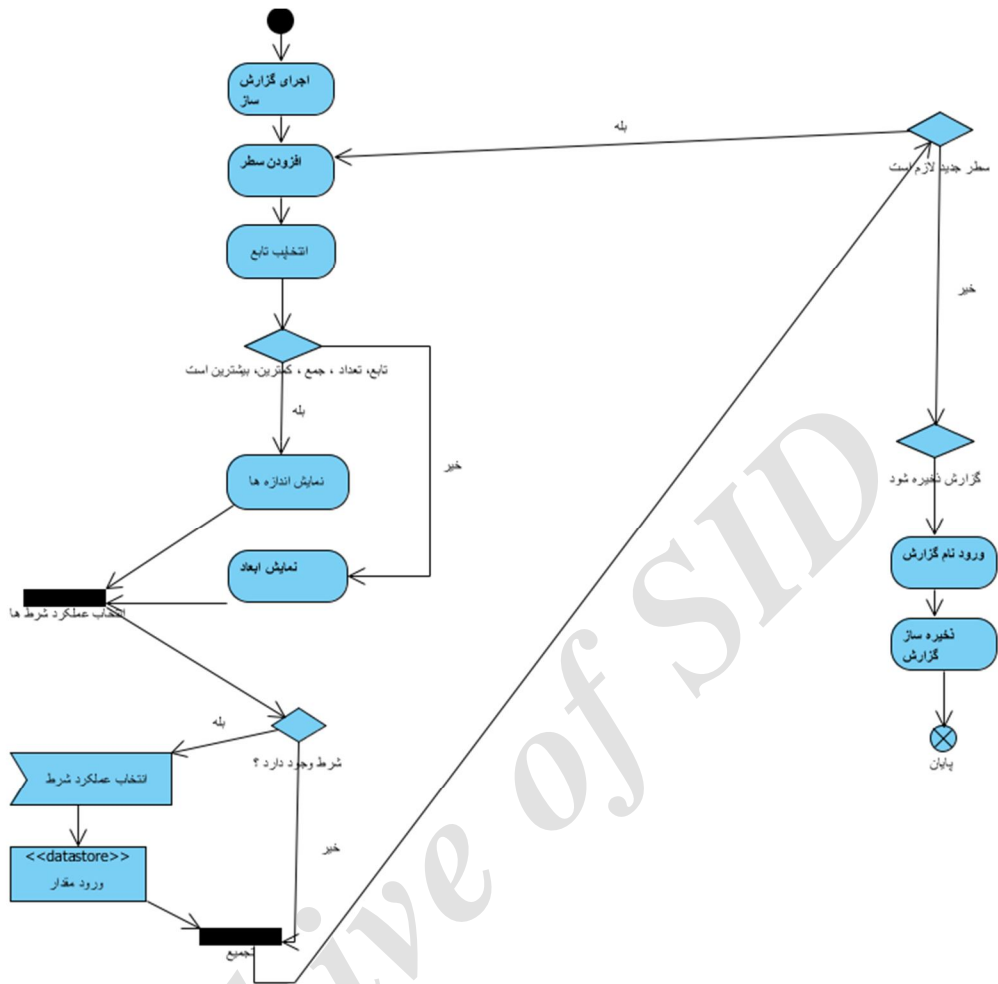


شکل 34: نمودار توالی ساخت گزارش

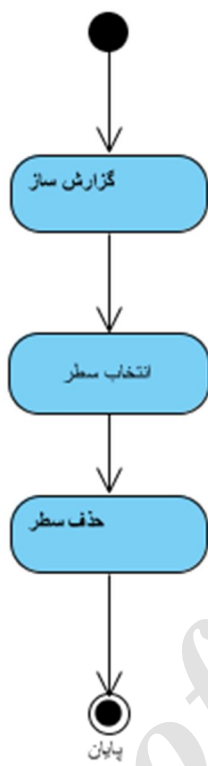


شکل 35: نمودار توالی بارگذاری گزارش

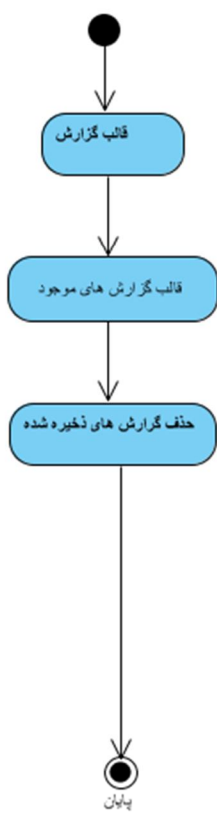
5. نمودار فعالیت



شکل 36: نمودار فعالیت ساخت گزارش



Archive of SID



شکل 37: نمودار فعالیت بارگذاری گزارش

فصل 5
نتایج اجرای راهکار

Archive of SID

1-5- مقدمه

در این بخش از گزارش نتایج عملی پیاده سازی به روش پیشنهادی آورده شده است

2-5- محیط عملیاتی

داده هایی که سیستم بر روی آن پیاده سازی و تست گردید اطلاعات سوییچ مربوط به یک بانک است و حجم اطلاعات روزانه 4 میلیون رکورد است. اطلاعات مربوط به یک سال و نیم بانک در انباره داده قرار گرفت و حدود 2 میلیارد رکورد مورد آزمون قرار گرفت

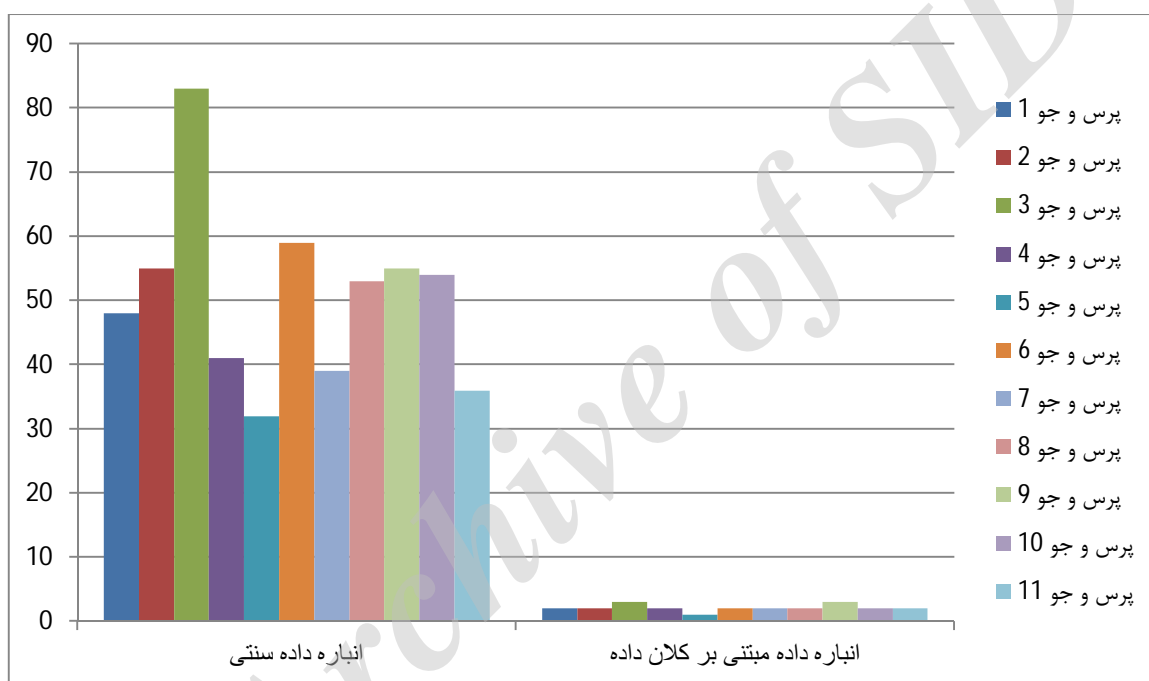
3-5- گزارشات مورد بررسی

- میزان کارکرد کانالهای پرداخت به ازای ماههای مختلف
- میزان کارکرد کانالهای پرداخت به ازای استانهای مختلف
- میزان کارمزد پرداختی به ازای استانهای مختلف
- تعداد خرید شارژ تلفن همراه به تفکیک اپراتور
- میزان پرداخت قبض به ازای صادرکننده
- تعداد کد پاسخ رمز نامعتبر است به ازای شهرهای مختلف در ماههای گوناگون
- میزان کارکرد کیوسک به ازای انواع تراکش
- حجم تراکنشهای انجام شده در فاصله ساعات 12 شب تا 6 صبح به ازای استانهای مختلف
- حجم تراکنشهای انجام شده در فاصله ساعات 12 شب تا 6 صبح به ازای مناطق پرخطر
- حجم تراکنشهای انجام شده در فاصله ساعات 12 شب تا 6 صبح به ازای مناطق آزاد
- حجم ریالی و تعدادی تراکنشهای خرید شارژ به ازای کانالهای پرداخت

- حجم ریالی تراکنش دریافتی از سایر بانکها به تفکیک بانک
- میزان کارمزد دریافتی از سایر بانکها به تفکیک بانک

4-5- نتایج

روش پیاده سازی شده در مقایسه با راهکار سنتی انباره داده که بوسیله اوراکل پیاده سازی شده بود نتایج بسیار بهتری را در محیط عملیاتی به دست آورد. به صورت کلی می توان گفت که زمان اجرای پرس وجو ها از چند ده دقیقه به کمتر از سه دقیقه کاهش پیدا کرد.



شکل 38: سرعت اجرای پرس وجو

Archive of SID

مراجع

- [١] Codd, Edgar F. "A relational model of data for large shared data banks." *Communications of the ACM* ١٣,٦ (١٩٧٠): ٣٧٧-٣٨٧.
- [٢] Krishnan, Krish. *Data Warehousing in the age of Big Data*. Newnes, ٢٠١٣.
- [٣] Berman, Jules J. *Principles of big data: preparing, sharing, and analyzing complex information*. Newnes, ٢٠١٣.
- [٤] Dean, Jeffrey, and Sanjay Ghemawat. "MapReduce: simplified data processing on large clusters." *Communications of the ACM* ٥١.(٢٠٠٨): ١٠٧-١١٣.
- [٥] Osman, Amr, Mohamed El-Refaey, and Ayman Elnaggar. "Towards Real-Time Analytics in the Cloud." *Services (SERVICES)*, ٢٠١٣ IEEE Ninth World Congress on. IEEE, ٢٠١٣.
- [٦] ZHANG, Guigang, et al. "Mapreduce++: Efficient processing of mapreduce jobs in the cloud." *Journal of Computational Information Systems* ٨,١٤ (٢٠١٢): ٥٧٥٧-٥٧٦٤.
- [٧] Polo, Jorda, et al. "Performance management of mapreduce applications." (٢٠٠٩).
- [٨] Herodotou, Herodotos, Fei Dong, and Shivnath Babu. "Mapreduce programming and cost-based optimization? crossing this chasm with starfish." *Proceedings of the VLDB Endowment* ٤,١٢ (٢٠١١): ١٤٤٦-١٤٤٩.
- [٩] Herodotou, Herodotos, et al. "Starfish: A Self-tuning System for Big Data Analytics." *CIDR*. Vol. ١١. ٢٠١١.
- [١٠] Thusoo, Ashish, et al. "Hive-a petabyte scale data warehouse using hadoop." *Data Engineering (ICDE)*, ٢٠١٠ IEEE ٢٦th International Conference on. IEEE, ٢٠١٠.
- [١١] Olston, Christopher, et al. "Pig latin: a not-so-foreign language for data processing." *Proceedings of the ٢٠٠٨ ACM SIGMOD international conference on Management of data*. ACM, ٢٠٠٨.
- [١٢] Khetrapal, Ankur, and Vinay Ganesh. "HBase and Hypertable for large scale distributed storage systems." *Dept. of Computer Science, Purdue University* (٢٠٠٦).
- [١٣] Lakshman, Avinash, and Prashant Malik. "Cassandra: structured storage system on a p2p network." *Proceedings of the ٢٨th ACM symposium on Principles of distributed computing*. ACM, ٢٠٠٩.
- [١٤] Chang, Fay, et al. "Bigtable: A distributed storage system for structured data." *ACM Transactions on Computer Systems (TOCS)* ٢٦,٢ (٢٠٠٨): ٤.
- [١٥] Ekanayake, Jaliya, et al. "Twister: a runtime for iterative mapreduce." *Proceedings of the ١٩th ACM International Symposium on High Performance Distributed Computing*. ACM, ٢٠١٠.
- [١٦] Bu, Yingyi, et al. "HaLoop: efficient iterative data processing on large clusters." *Proceedings of the VLDB Endowment* ٣,١-٢ (٢٠١٠): ٢٨٥-٢٩٦.
- [١٧] Olston, Christopher, et al. "Nova: continuous pig/hadoop workflows." *Proceedings of the ٢٠١١ ACM SIGMOD International Conference on Management of data*. ACM, ٢٠١١.
- [١٨] Zaharia, Matei, et al. "Resilient distributed datasets: A fault-tolerant abstraction for in-memory cluster computing." *Proceedings of the ٩th USENIX conference on Networked Systems Design and Implementation*. USENIX Association, ٢٠١٢.
- [١٩] Ding, Linlin, et al. "Commapreduce: an improvement of mapreduce with lightweight communication mechanisms." *Data & Knowledge Engineering* ٨٨ (٢٠١٣): ٢٢٤-٢٤٧.
- [٢٠] Mohamed, Hisham, and Stéphane Marchand-Maillet. "MRO-MPI: MapReduce overlapping using MPI and an optimized data exchange policy." *Parallel Computing* ٣٩,١٢ (٢٠١٣): ٨٥١-٨٦٦.
- [٢١] J Boulon, Jerome, et al. "Chukwa, a large-scale monitoring system." *Proceedings of CCA*. Vol. ٨. ٢٠٠٨.

- [۲۲] Neumeyer, Leonardo, et al. "S²: Distributed stream computing platform." *Data Mining Workshops (ICDMW)*, ۲۰۱۰ IEEE International Conference on. IEEE, ۲۰۱۰.
- [۲۳] Nathan, M., X. James, and J. Jason. "Storm: Distributed real-time computation system." (۲۰۱۲).
- [۲۴] Chu, Cheng, et al. "Map-reduce for machine learning on multicore." *Advances in neural information processing systems* ۱۹ (۲۰۰۷): ۲۸۱.
- [۲۵] Venkataraman, Shivaram, et al. "Presto: Complex and continuous analytics with distributed arrays." (۲۰۱۱).
- [۲۶] Inmon, W. H. "WHAT IS A Data WAREHOUSE?." (۲۰۰۰).
- [۲۷] Han, Jiawei, and Micheline Kamber. *Data Mining, Southeast Asia Edition: Concepts and Techniques*. Morgan kaufmann, ۲۰۰۶, Pages ۱۱۴-۱۱۸.
- [۲۸] Lee, Rubao, et al. "Ysmart: Yet another sql-to-mapreduce translator." *Distributed Computing Systems (ICDCS)*, ۲۰۱۱ 31st International Conference on. IEEE, ۲۰۱۱.
- [۲۹] Chen, Songting. "Cheetah: a high performance, custom data warehouse on top of MapReduce." *Proceedings of the VLDB Endowment* ۳,۱-۲ (۲۰۱۰): ۱۴۵۹-۱۴۶۸.
- [۳۰] He, Yongqiang, et al. "RCFile: A fast and space-efficient data placement structure in MapReduce-based warehouse systems." *Data Engineering (ICDE)*, ۲۰۱۱ IEEE ۲۷th International Conference on. IEEE, ۲۰۱۱.
- [۳۱] Liu, Jialin, and Yong Chen. "Improving data analysis performance for high-performance computing with integrating statistical metadata in scientific datasets." *High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis (SCC)*, ۲۰۱۲ SC Companion: IEEE, ۲۰۱۲.
- [۳۲] Abouzeid, Azza, et al. "HadoopDB: an architectural hybrid of MapReduce and سمياد technologies for analytical workloads." *Proceedings of the VLDB Endowment* ۲,۱ (۲۰۰۹): ۹۲۲-۹۳۳.
- [۳۳] Yang, Christopher, et al. "Osprey: Implementing MapReduce-style fault tolerance in a shared-nothing distributed database." *Data Engineering (ICDE)*, ۲۰۱۰ IEEE ۲۶th International Conference on. IEEE, ۲۰۱۰.
- [۳۴] Kaldewey, Tim, Eugene J. Shekita, and Sandeep Tata. "Clydesdale: structured data processing on MapReduce." *Proceedings of the ۱۰th International Conference on Extending Database Technology*. ACM, ۲۰۱۲.
- [۳۵] Lin, Yuting, et al. "Llama: leveraging columnar storage for scalable join processing in the mapreduce framework." *Proceedings of the ۲۰۱۱ ACM SIGMOD International Conference on Management of data*. ACM, ۲۰۱۱.
- [۳۶] Engle, Cliff, et al. "Shark: fast data analysis using coarse-grained distributed memory." *Proceedings of the ۲۰۱۲ ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*. ACM, ۲۰۱۲.
- [۳۷] Armbrust, Michael, et al. "Spark SQL: Relational data processing in Spark." *Proceedings of the ۲۰۱۵ ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*. ACM, ۲۰۱۵.
- [۳۸] Zaharia, Matei, et al. "Spark: cluster computing with working sets." *Proceedings of the 9th USENIX conference on Hot topics in cloud computing*. Vol. ۱۰. ۲۰۱۰.
- [۳۹] Eltabakh, Mohamed Y., et al. "CoHadoop: flexible data placement and its exploitation in Hadoop." *Proceedings of the VLDB Endowment* ۴,۹ (۲۰۱۱): ۵۷۵-۵۸۵.
- [۴۰] Liu, Huan, and Dan Orban. "Gridbatch: Cloud computing for large-scale data-intensive batch applications." *Cluster Computing and the Grid, ۲۰۰۸. CCGRID'۰۸. 4th IEEE International Symposium on*. IEEE, ۲۰۰۸.
- [۴۱] Dittrich, Jens, et al. "Hadoop++: making a yellow elephant run like a cheetah (without it even noticing)." *Proceedings of the VLDB Endowment* ۳,۱-۲ (۲۰۱۰): ۵۱۵-۵۲۹.
- [۴۲] Gorton, Ian, and John Klein. "Distribution, data, deployment: Software architecture convergence in big data systems." *IEEE Software* ۳۲,۳ (۲۰۱۵): ۷۸-۸۵.

- [٤٣] Padhye, Vinit, and Anand Tripathi. "Scalable transaction management with snapshot isolation for NoSQL data storage systems." *IEEE Transactions on Services Computing* ٨, ١ (٢٠١٥): ١٢١-١٣٥.
- [٤٤] Wang, Teng, et al. "EA²S²: An Efficient Application-Aware Storage System for Big Data Processing in Heterogeneous Clusters." *Computer Communication and Networks (ICCCN)*, ٢٠١٧ ٢٦th International Conference on. IEEE, ٢٠١٧.
- [٤٥] Rupprecht, Lukas, et al. "SwiftAnalytics: Optimizing Object Storage for Big Data Analytics." *Cloud Engineering (IC²E)*, ٢٠١٧ IEEE International Conference on. IEEE, ٢٠١٧.
- [٤٦] Tang, Zhuo, et al. "An optimized MapReduce workflow scheduling algorithm for heterogeneous computing." *The Journal of Supercomputing* ٢٢, ٦ (٢٠١٦): ٢٠٥٩-٢٠٧٩.
- [٤٧] Yao, Yi, et al. "Self-adjusting slot configurations for homogeneous and heterogeneous hadoop clusters." *IEEE Transactions on Cloud Computing* ٥, ٢ (٢٠١٧): ٣٤٤-٣٥٧.
- [٤٨] Wang, Weina, et al. "Maptask scheduling in mapreduce with data locality: Throughput and heavy-traffic optimality." *IEEE/ACM Transactions on Networking* ٢٤, ١ (٢٠١٦): ١٩٠-٢٠٣.
- [٤٩] Wang, Shaoqi, et al. "Network-Adaptive Scheduling of Data-Intensive Parallel Jobs with Dependencies in Clusters." *Autonomic Computing (ICAC)*, ٢٠١٧ IEEE International Conference on. IEEE, ٢٠١٧.
- [٥٠] Harbi, Razen, et al. "Accelerating SPARQL queries by exploiting hash-based locality and adaptive partitioning." *The VLDB Journal* ٢٥, ٣ (٢٠١٦): ٣٥٥-٣٨٠.
- [٥١] <http://spark.apache.org/>
- [٥٢] <https://hive.apache.org/>
- [٥٣] <https://www.elastic.co/>

Abstract

Creating an Online data warehouse based on big data is the main purpose of this proposal. This proposal creates situation that a query can be executed in online and analytical(historical) modes simultaneously.

This system is implemneted by Spark , Python and Java.

This proposal is according to market requirements and creates a system that executes queries more rapidly. The propsed system decreases query execution time from a few hours to a few minutus.

Keywords: *Big data , MapReduce, Data warehouse, Data localization*



Information and Communication Technology Research Center

Title

A Method to Solve Data Warehouse Problem in Big Data

Code: **4487**

By:

Mohammad Taghipour

August, 2018