

PostgreSQLは最新ハードウェアでどこまでやれるのか？

～GPUとNVMEで実現する超高速ログデータ処理基盤～

HeteroDB, Inc

KaiGai Kohei <kaigai@heterodb.com>

ヘテロジニアスコンピューティング技術を データベース領域に適用し、

誰もが使いやすく、安価で高速なデータ解析基盤を提供する。

会社概要

- 商号
- 創業
- 拠点
- 事業内容

ヘテロDB株式会社

2017年7月4日

品川区西大井1-1-2-201

高速データベース製品の販売
GPU & DB領域の技術コンサルティング



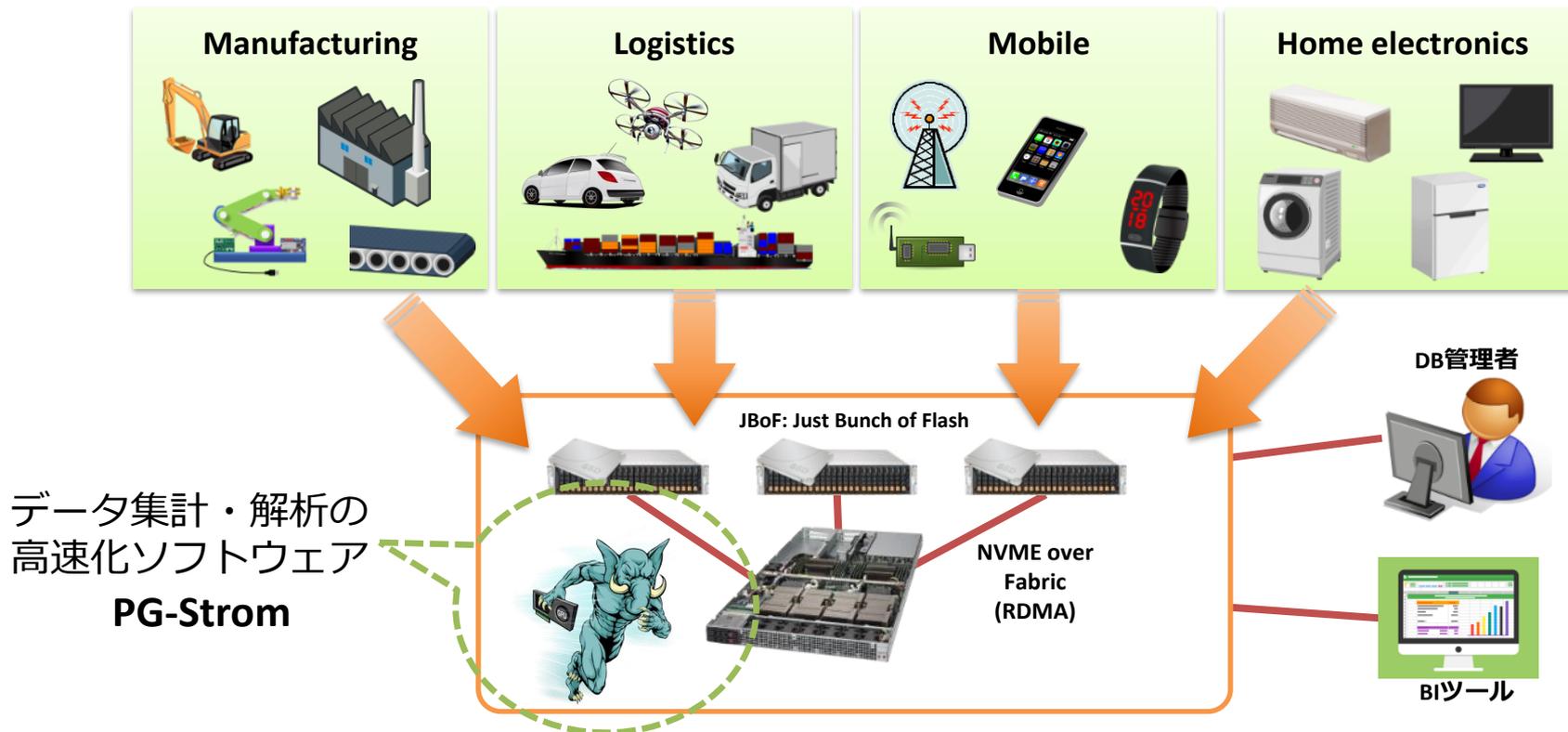
代表者プロフィール

- 海外 浩平 (KaiGai Kohei)
- OSS開発者コミュニティにおいて、PostgreSQLやLinux kernelの開発に15年以上従事。主にセキュリティ・FDW等の分野でアップストリームへの貢献。
- 2007年 IPA未踏ソフト事業において“天才プログラマー”認定
- 2017年 GPU Technology ConferenceでTop-5 Posters Finalistに選定



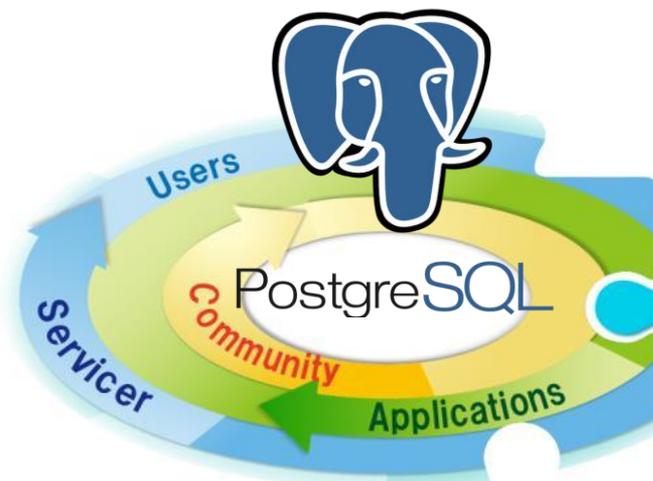
私たちの目指すもの - IoT/M2M向けログデータ処理基盤

増え続けるログデータの管理、集計から解析・機械学習まで対応したデータ管理基盤

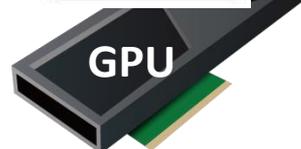


- 処理ユニットの拡張により、**シングルノードで~数十TB**のデータにも対応。
→ システム全体の大幅なダウンサイジングが可能に (ラック → 2Uサイズ)
- 蓄積した**生ログデータのまま**、H/W限界に近い速度で集計する事が可能。
- **使い慣れた**PostgreSQLのSQL構文、周辺アプリケーションを適用可能。

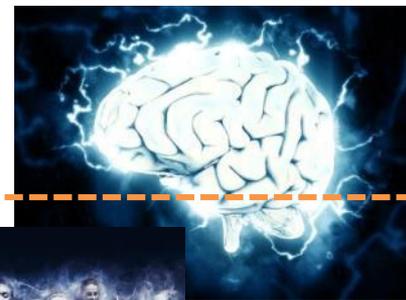
PG-Strom: GPUの持つ数百～数千コアと広帯域メモリを利用して、SQLワークロードを高速化するPostgreSQL向け拡張モジュール



PG-Strom



機械学習・統計解析



大量データの集計・解析

RDBに求められる諸機能

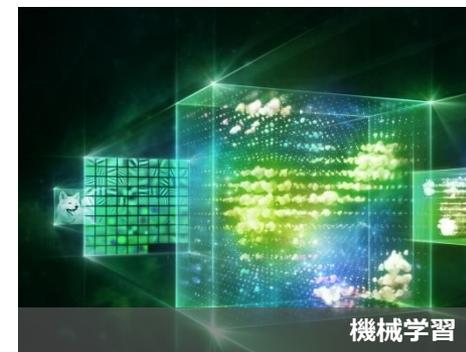
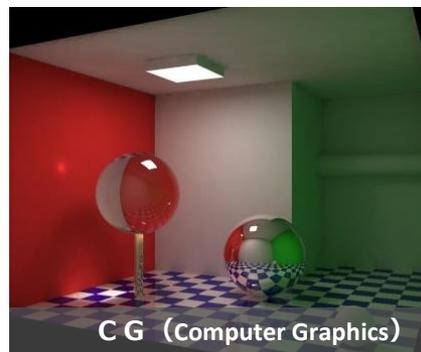
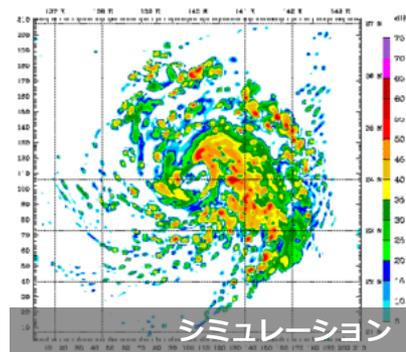
- ✓ 可用性/クラスタリング
- ✓ バックアップ/運用管理
- ✓ トランザクション
- ✓ BI・可視化

→ PostgreSQLのものをAs-Isで利用

**大量のデータを高速に
ストレージから読み出す**

GPUとはどんなプロセッサなのか？

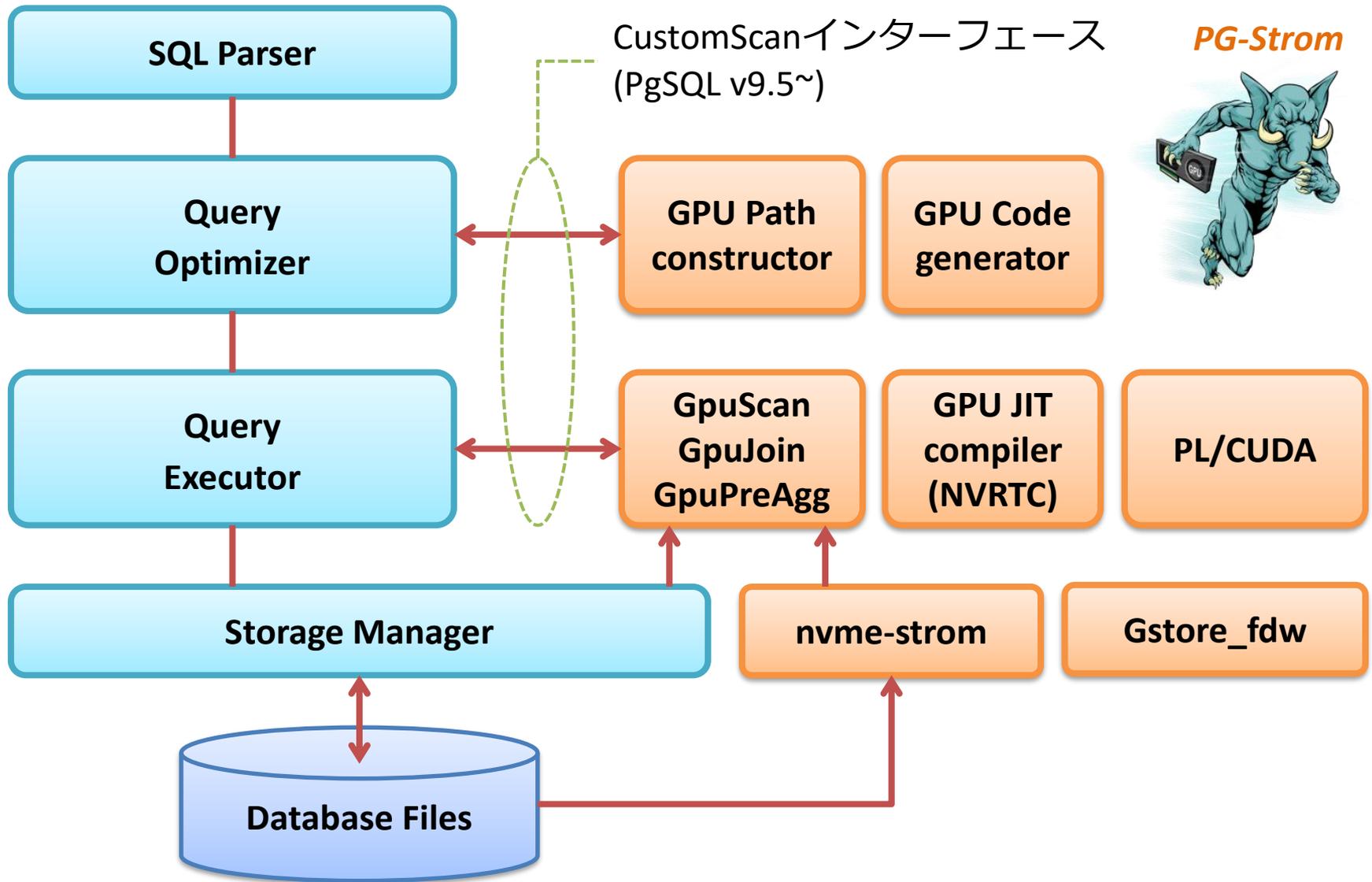
主にHPC分野で実績があり、機械学習用途で爆発的に普及



“計算アクセラレータ”のGPUで、どうやってI/Oを高速化するのか？

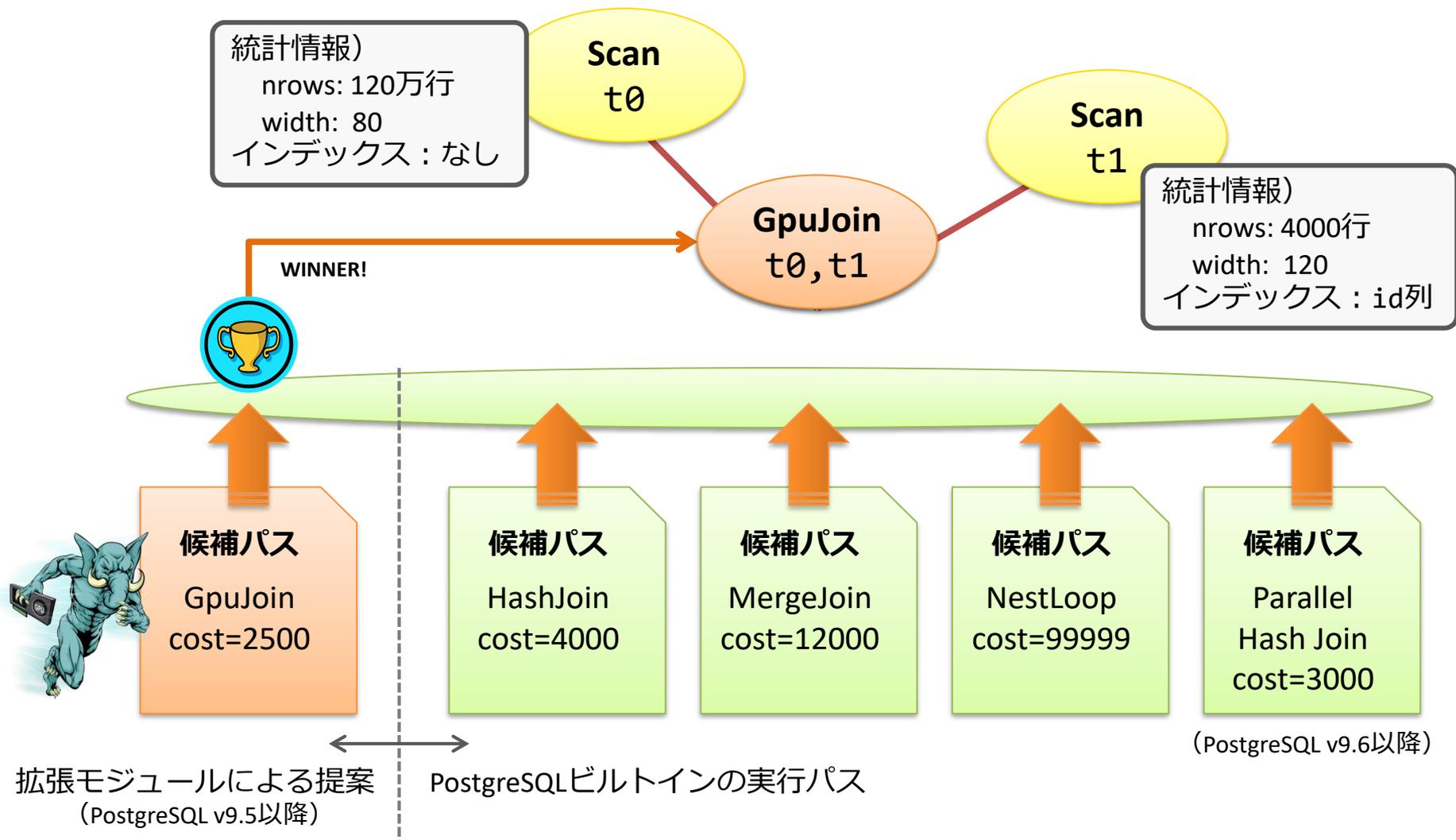
PostgreSQLはどうGPUを活用するのか？ ～PG-Stromのアーキテクチャ～

PostgreSQL ⇔ PG-Strom間の相互作用



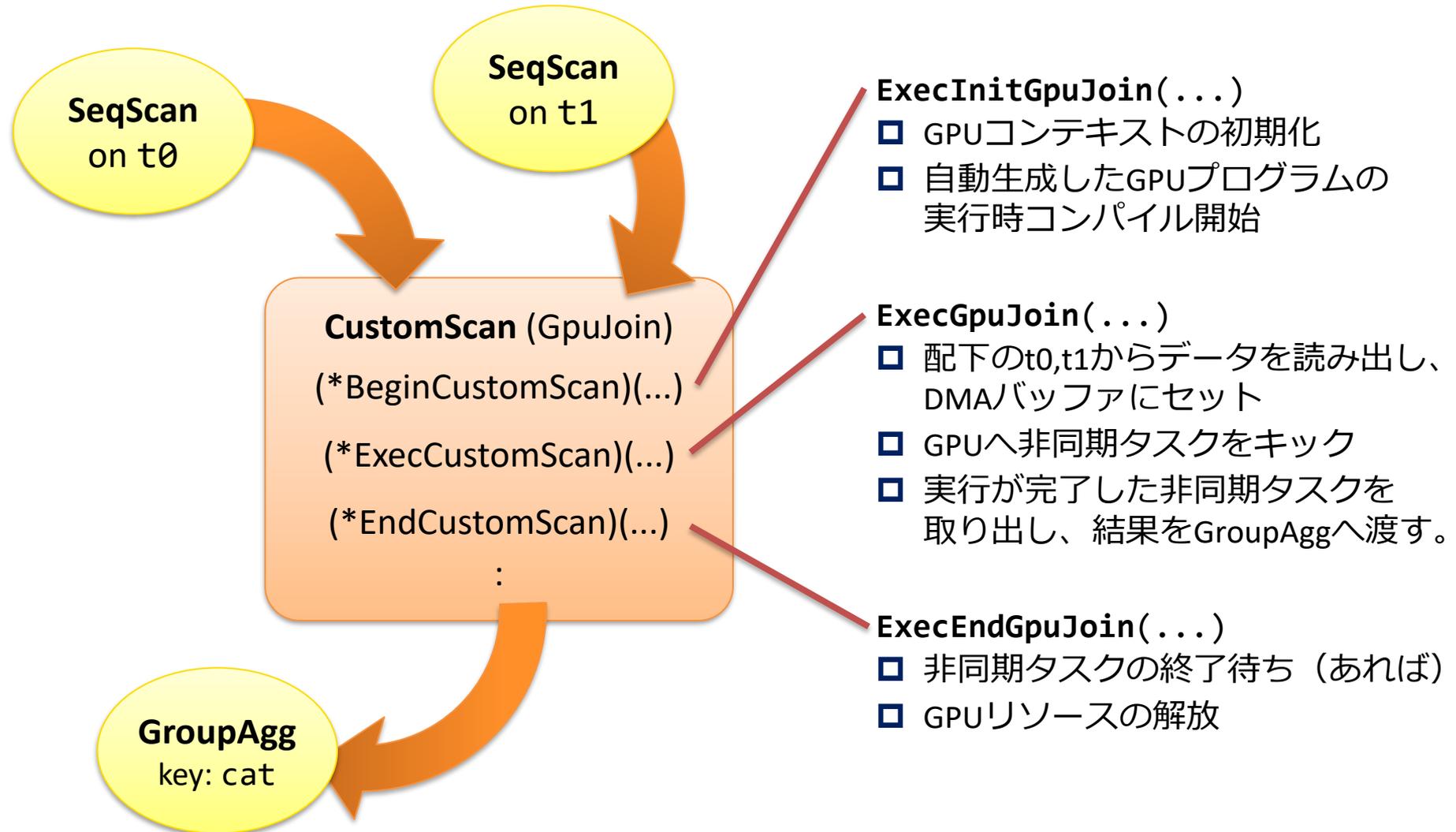
PostgreSQLはどのように実行計画を作るか

複数の処理アルゴリズムを競わせ、“コスト値”で評価



CustomScanによる介入

同じ結果を返しさえすれば、手段は問わない。



SQLからGPUコードを自動生成 (WHERE句の例)

```
QUERY:  SELECT cat, count(*), avg(x) FROM t0
        WHERE x between y and y + 20.0 GROUP BY cat;
```

例) 条件句中の数値演算式を
CUDA命令列にオンデマンドで変換

```

:
STATIC_FUNCTION(bool)
gpupreagg_qual_eval(kern_context *kcxt,
                    kern_data_store *kds,
                    size_t kds_index)
{
    Reference to input data
    pg_float8_t KPARAM_1 = pg_float8_param(kcxt,1);
    pg_float8_t KVAR_3 = pg_float8_vref(kds,kcxt,2,kds_index);
    pg_float8_t KVAR_4 = pg_float8_vref(kds,kcxt,3,kds_index);

    return EVAL((pgfn_float8ge(kcxt, KVAR_3, KVAR_4) &&
                pgfn_float8le(kcxt, KVAR_3,
                pgfn_float8pl(kcxt, KVAR_4, KPARAM_1))));
}
:
SQL expression in CUDA source code
```

Run-time
コンパイラ



Parallel
Execution

実行計画を確認する

```
postgres=# EXPLAIN ANALYZE
          SELECT cat,count(*),sum(ax) FROM tbl NATURAL JOIN t1 WHERE cid % 100 < 50 GROUP BY cat;
          QUERY PLAN
```

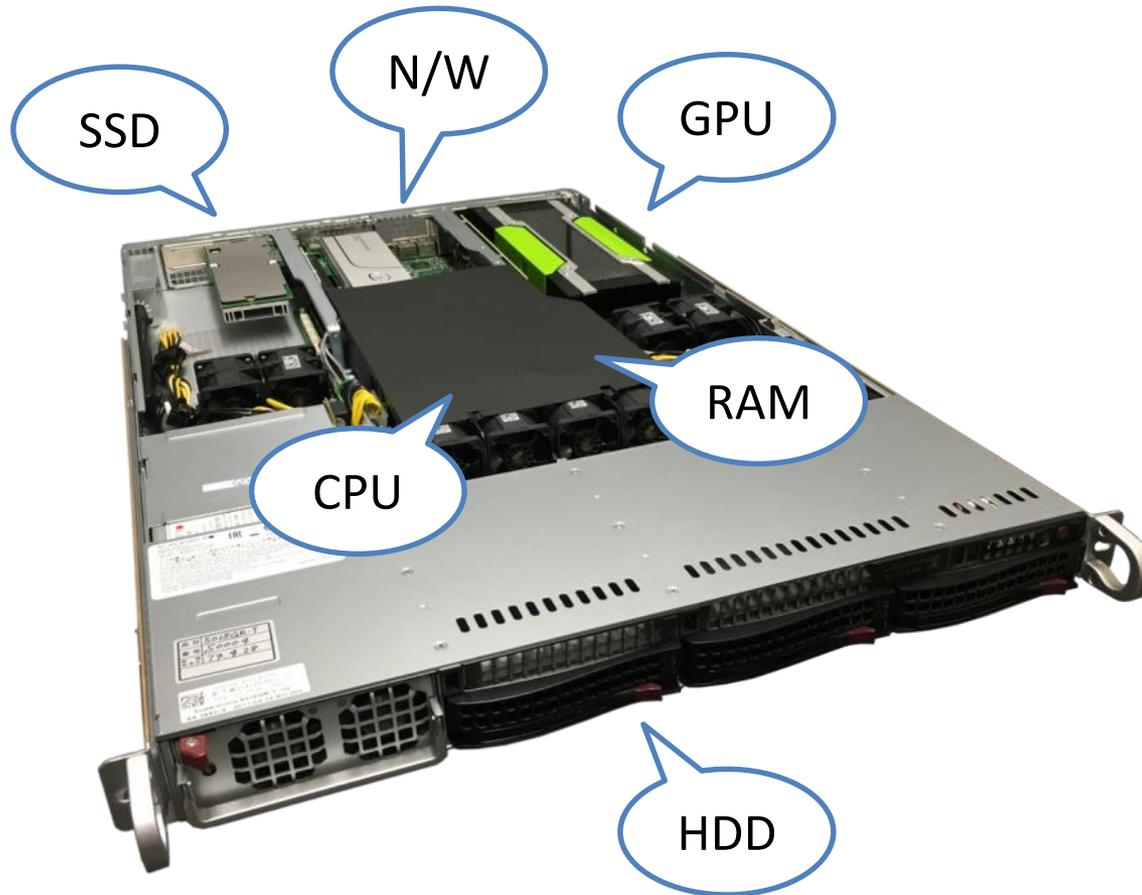
```
-----
GroupAggregate (cost=203498.81..203501.80 rows=26 width=20)
  (actual time=1511.622..1511.632 rows=26 loops=1)
  Group Key: tbl.cat
  -> Sort (cost=203498.81..203499.26 rows=182 width=20)
    (actual time=1511.612..1511.613 rows=26 loops=1)
    Sort Key: tbl.cat
    Sort Method: quicksort Memory: 27kB
    -> Custom Scan (GpuPreAgg) (cost=203489.25..203491.98 rows=182 width=20)
      (actual time=1511.554..1511.562 rows=26 loops=1)
      Reduction: Local
      Combined GpuJoin: enabled
      -> Custom Scan (GpuJoin) on tbl (cost=13455.86..220069.26 rows=1797115 width=12)
        (never executed)
        Outer Scan: tbl (cost=12729.55..264113.41 rows=6665208 width=8)
          (actual time=50.726..1101.414 rows=19995540 loops=1)
          Outer Scan Filter: ((cid % 100) < 50)
          Rows Removed by Outer Scan Filter: 10047462
          Depth 1: GpuHashJoin (plan nrows: 6665208...1797115,
            actual nrows: 9948078...2473997)
            HashKeys: tbl.aid
            JoinQuals: (tbl.aid = t1.aid)
            KDS-Hash (size plan: 11.54MB, exec: 7125.12KB)
          -> Seq Scan on t1 (cost=0.00..2031.00 rows=100000 width=12)
            (actual time=0.016..15.407 rows=100000 loops=1)
```

```
Planning Time: 0.721 ms
Execution Time: 1595.815 ms
(19 rows)
```

GPUの役割を再定義する

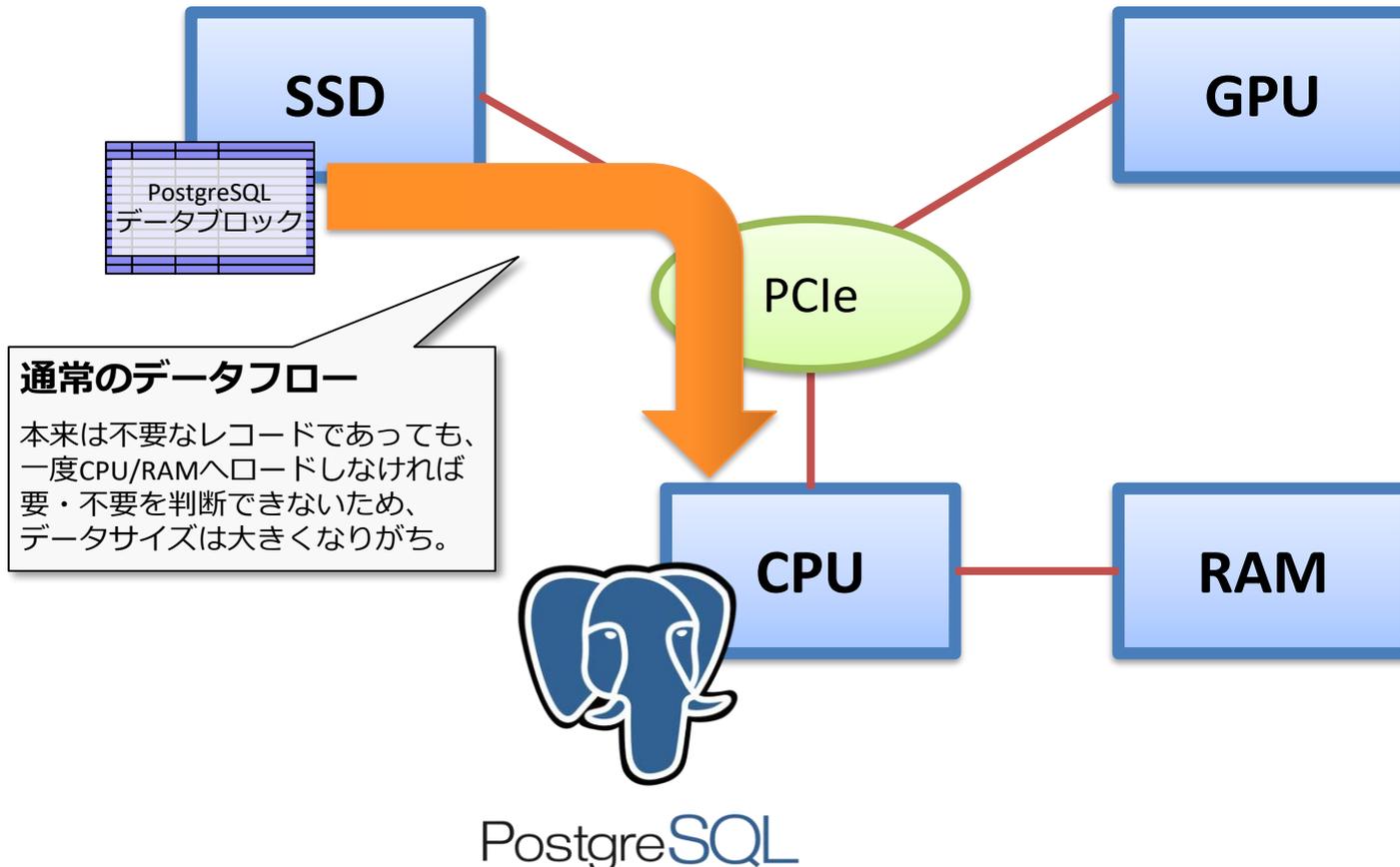
～どのようにI/Oを高速化するのか～

一般的な x86_64 サーバの構成

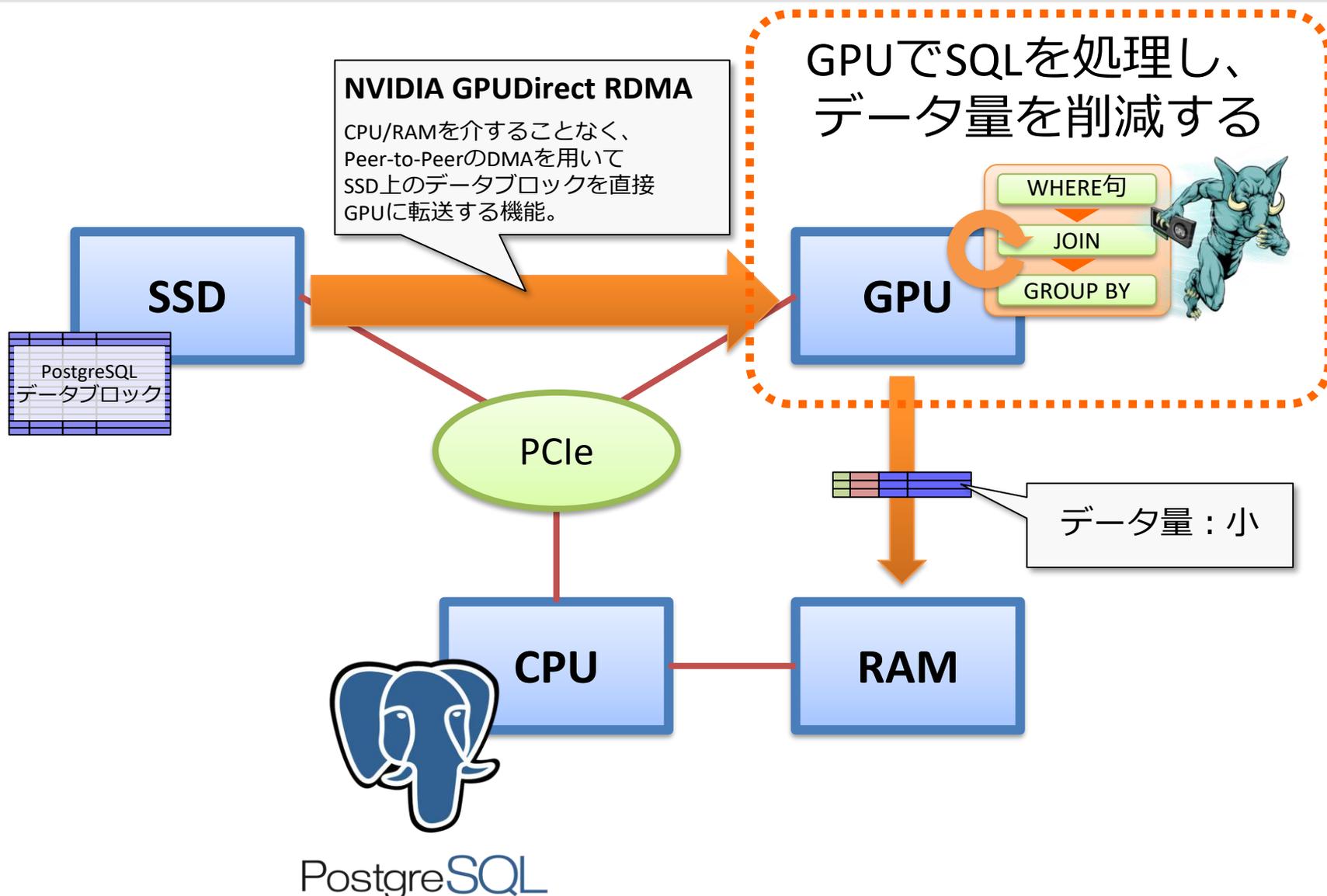


大量データを処理する時のデータの流れ

一度CPU/RAMへロードしなければ、
“ゴミデータ”であってもその可否を判断できない。

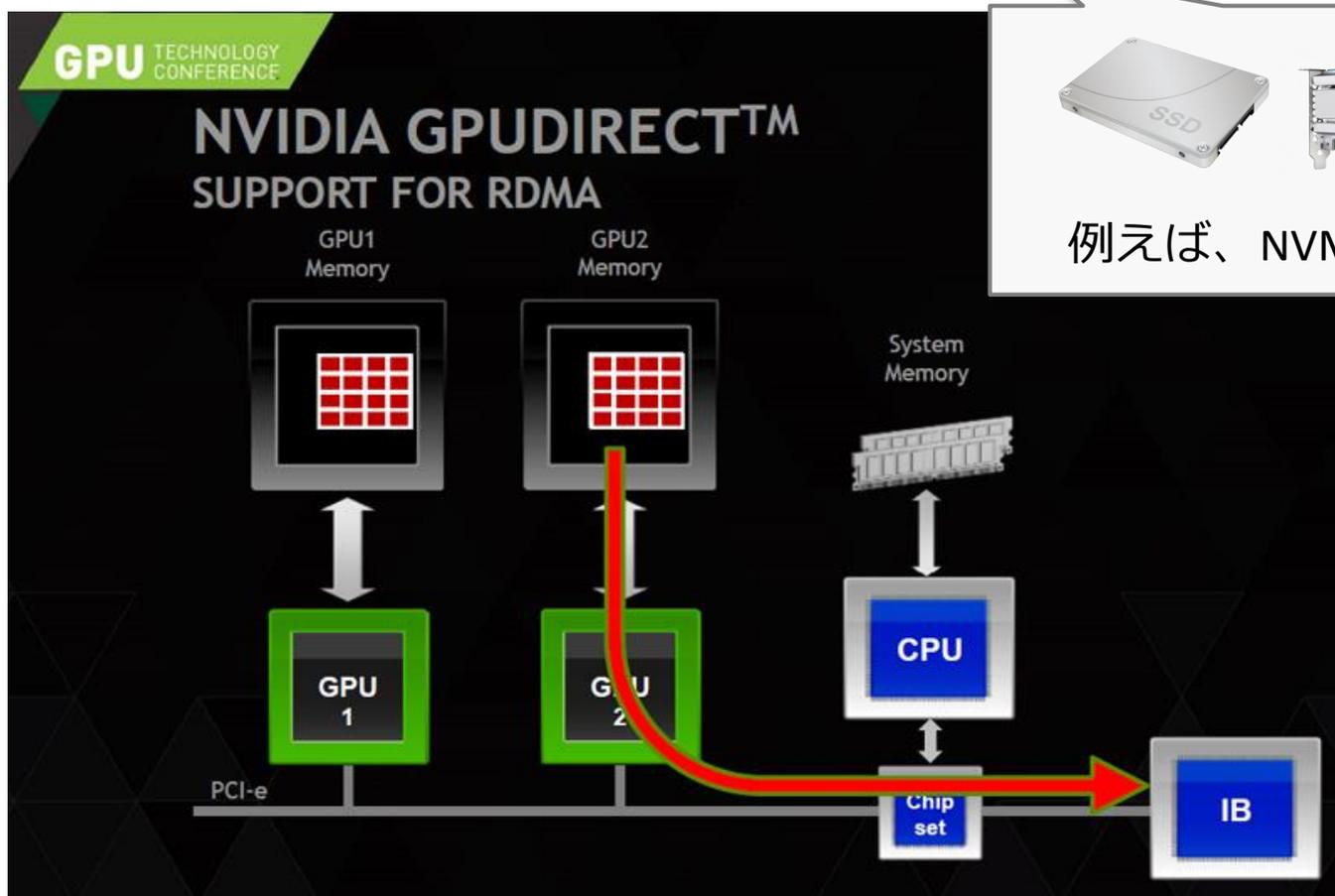


中核機能：SSD-to-GPUダイレクトSQL



要素技術：GPUDirect RDMA

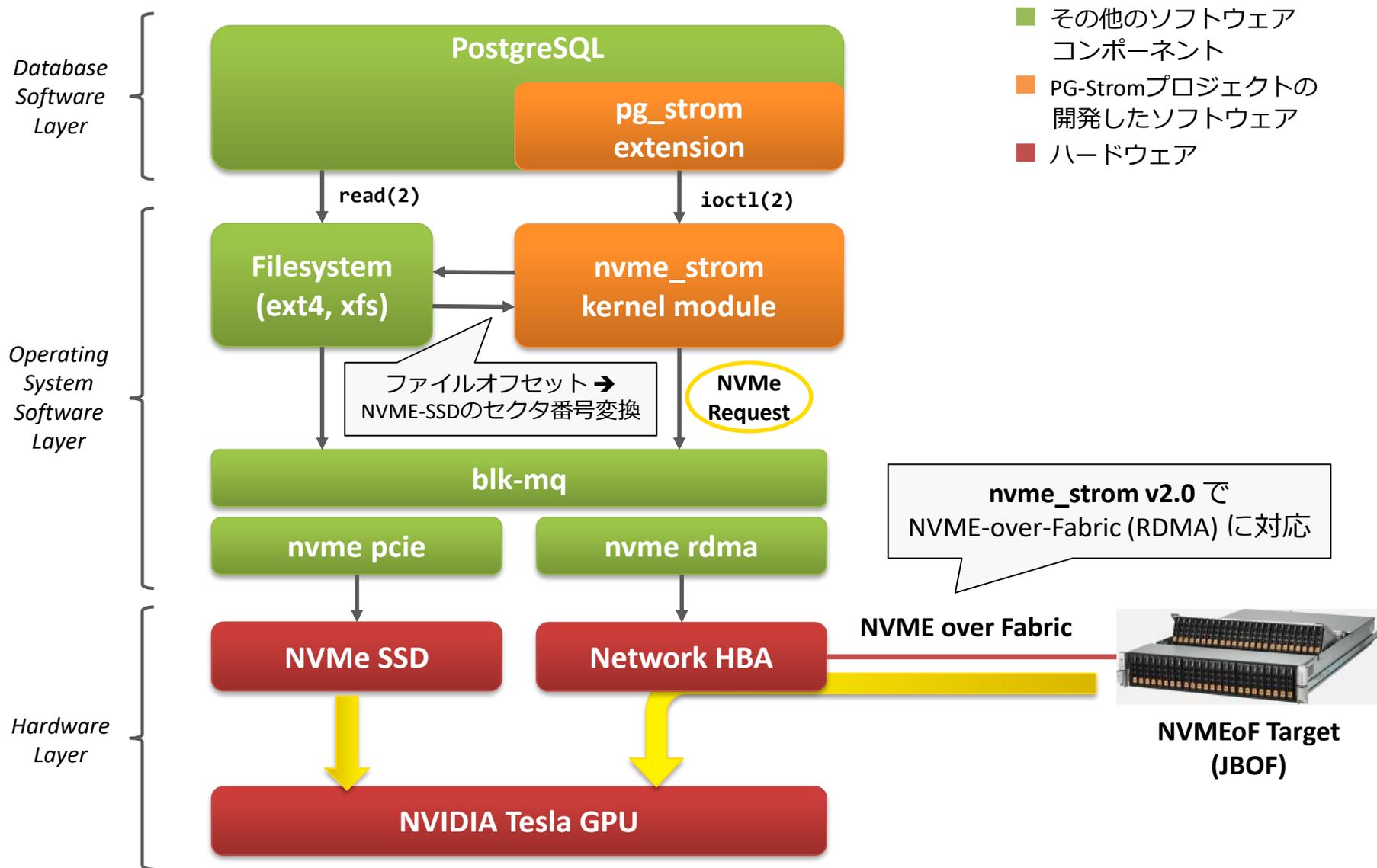
- CPUを介さず、GPU⇔他のPCIeデバイス間のP2Pデータ転送を行う機能
 - 元々は、マルチノード環境でInfinibandを介したGPU間のデータ転送効率化技術
 - Linux kernelドライバを作成する事で、**他のPCIeデバイス**にも対応可能



例えば、NVME-SSD

Copyright (c) NVIDIA corporation, 2015

SSD-to-GPU Direct SQL : ソフトウェアスタック



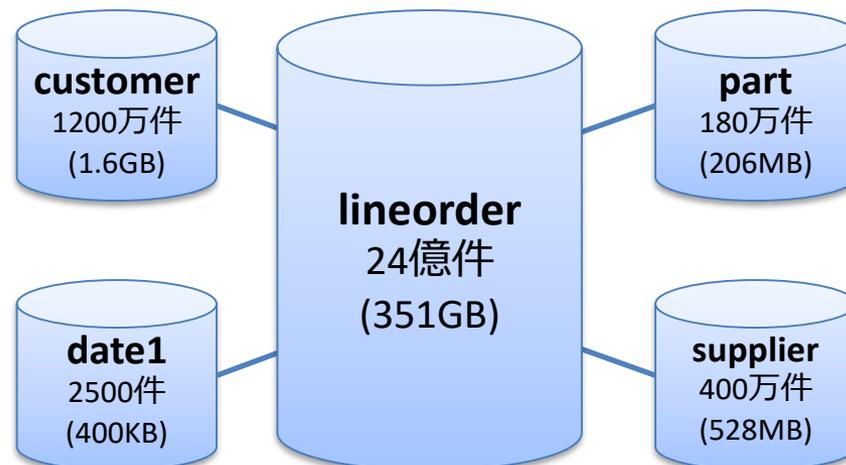
ベンチマーク (1/2) – システム構成とワークロード

典型的なスタースキーマに対し、JOIN, GROUP BYを含む集計クエリを実行



Supermicro SYS-1019GP-TT

CPU	Xeon Gold 6126T (2.6GHz, 12C) x1
RAM	192GB (32GB DDR4-2666 x 6)
GPU	NVIDIA Tesla V100 (5120C, 16GB) x1
SSD	Intel SSD DC P4600 (HHHL; 2.0TB) x3 (md-raid0によるストライピング構成)
HDD	2.0TB(SATA; 72krpm) x6
Network	10Gb Ethernet 2ports
OS	Red Hat Enterprise Linux 7.6 CUDA 10.1 + NVIDIA Driver 418.40.04
DB	PostgreSQL v11.2 PG-Strom v2.2devel

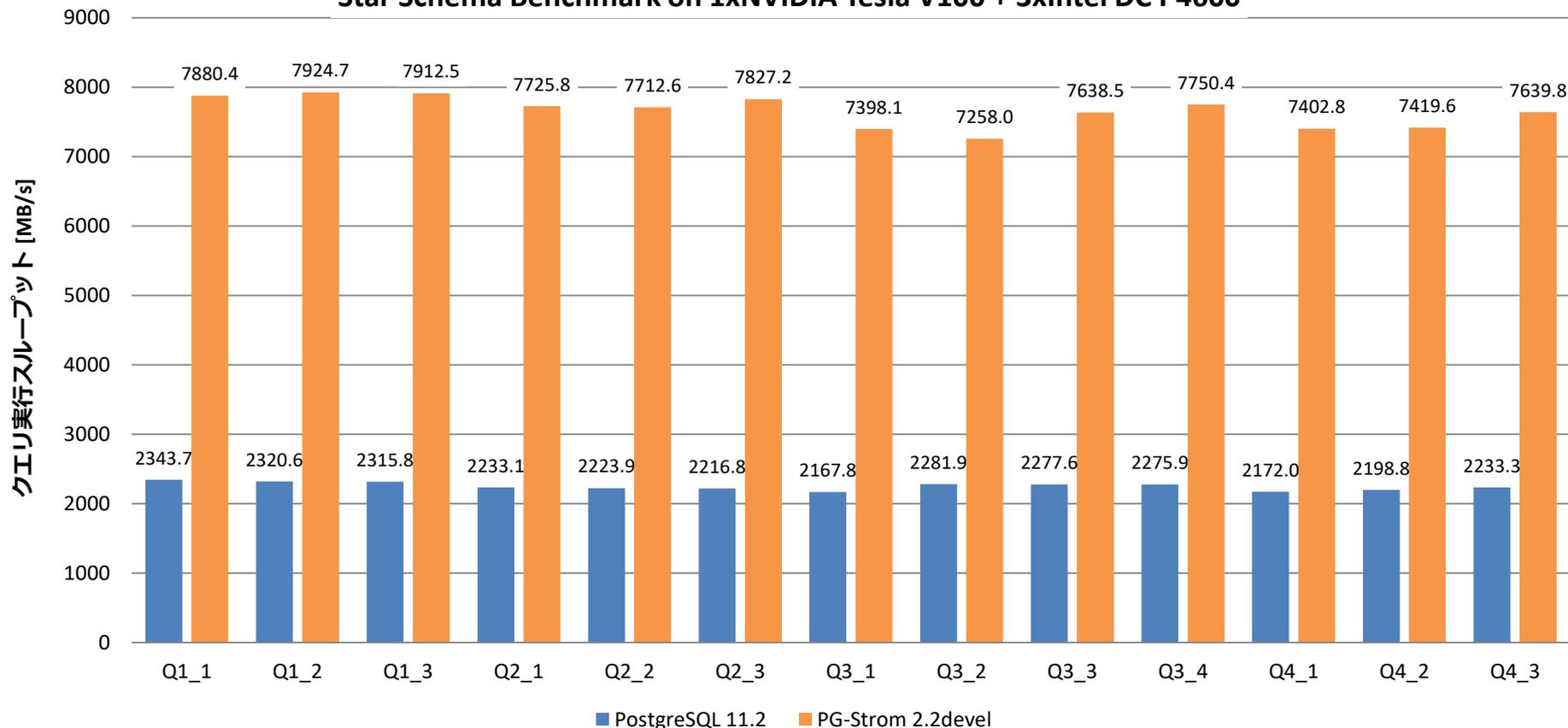


■ クエリ例 (Q2_3)

```
SELECT sum(lo_revenue), d_year, p_brand1
FROM lineorder, date1, part, supplier
WHERE lo_orderdate = d_datekey
AND lo_partkey = p_partkey
AND lo_suppkey = s_suppkey
AND p_category = 'MFGR#12'
AND s_region = 'AMERICA'
GROUP BY d_year, p_brand1
ORDER BY d_year, p_brand1;
```

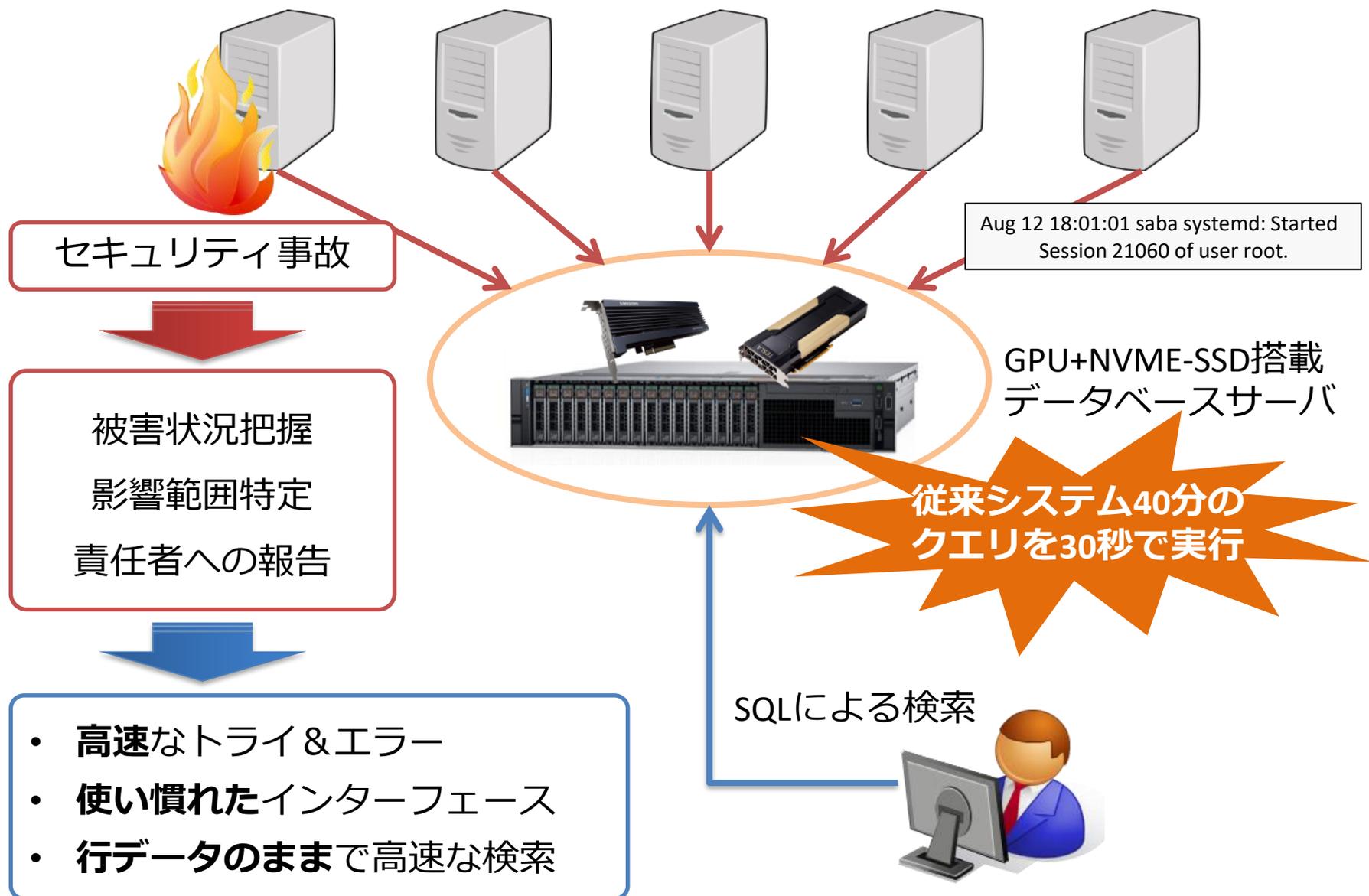
ベンチマーク (2/2) – 測定結果

Star Schema Benchmark on 1xNVIDIA Tesla V100 + 3xIntel DC P4600



- クエリ実行スループット = 353GB (DBサイズ) ÷ クエリ応答時間
- PostgreSQLの2.2~2.3GB/sに対して、SSD-to-GPUダイレクトSQLの効果により7.2~7.9GB/s (3倍強) の処理性能を発揮
- ➔ 従来はDWH専用機や小規模クラスタを用いていた水準の能力を1台のマシンで。

適用例：ログ集積・解析システム





More faster, beyond the limitation

更なる高速化に向けたアプローチ

スケールアウト



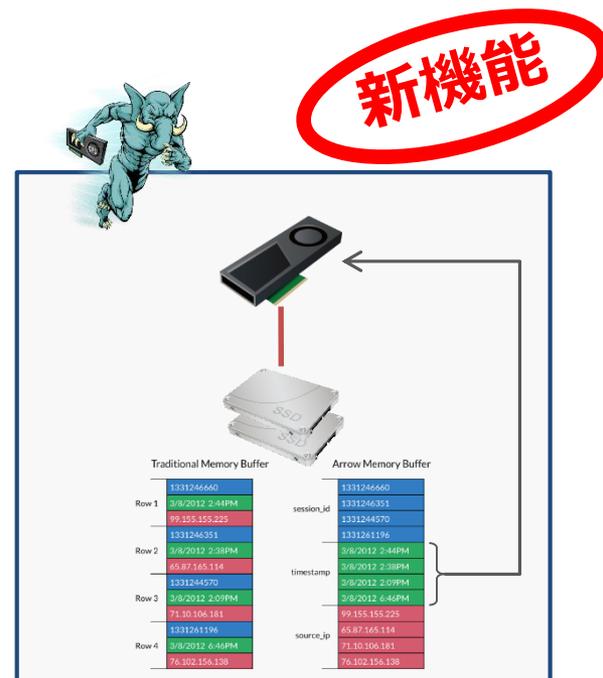
複数台のPostgreSQLノードで処理を分散させる。各ノードにおける処理はシングルノードと同様に、GPUとSSDによる高速化が可能。

スケールアップ



GPUやSSDの台数を増やし、一台あたり並列処理能力を増強する。スケールアウトと異なり、コーディネーターを必要としない。

列指向データ



ストレージ上のデータ形式を集計・解析系処理に適した列形式に変更し、SSDから読み出すべきI/O量を削減する。

スケールアップによる性能強化

ハードウェア構成に関する検討 (1/3)



Supermicro 1019GP-TT

CPU: Xeon Gold 6126T (2.6GHz, 12C)

RAM: 192GB (32GB DDR4-2666 x6)

GPU: NVIDIA Tesla P40 (3840C, 24GB) x1

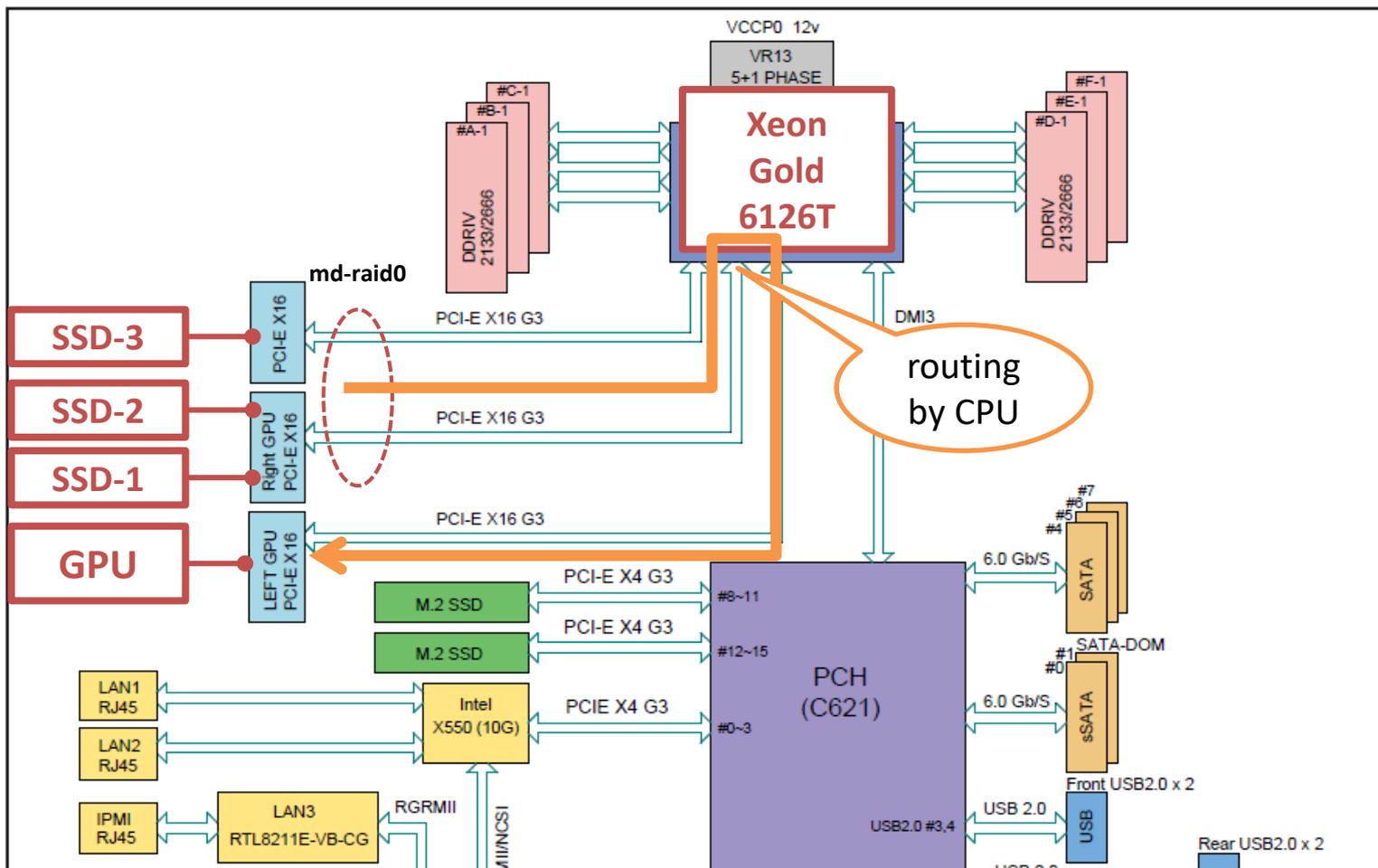
SSD: Intel SSD DC P4600 (2.0TB, HHHL) x3

HDD: 2.0TB (SATA, 72krpm) x6

N/W: 10Gb ethernet x2ports

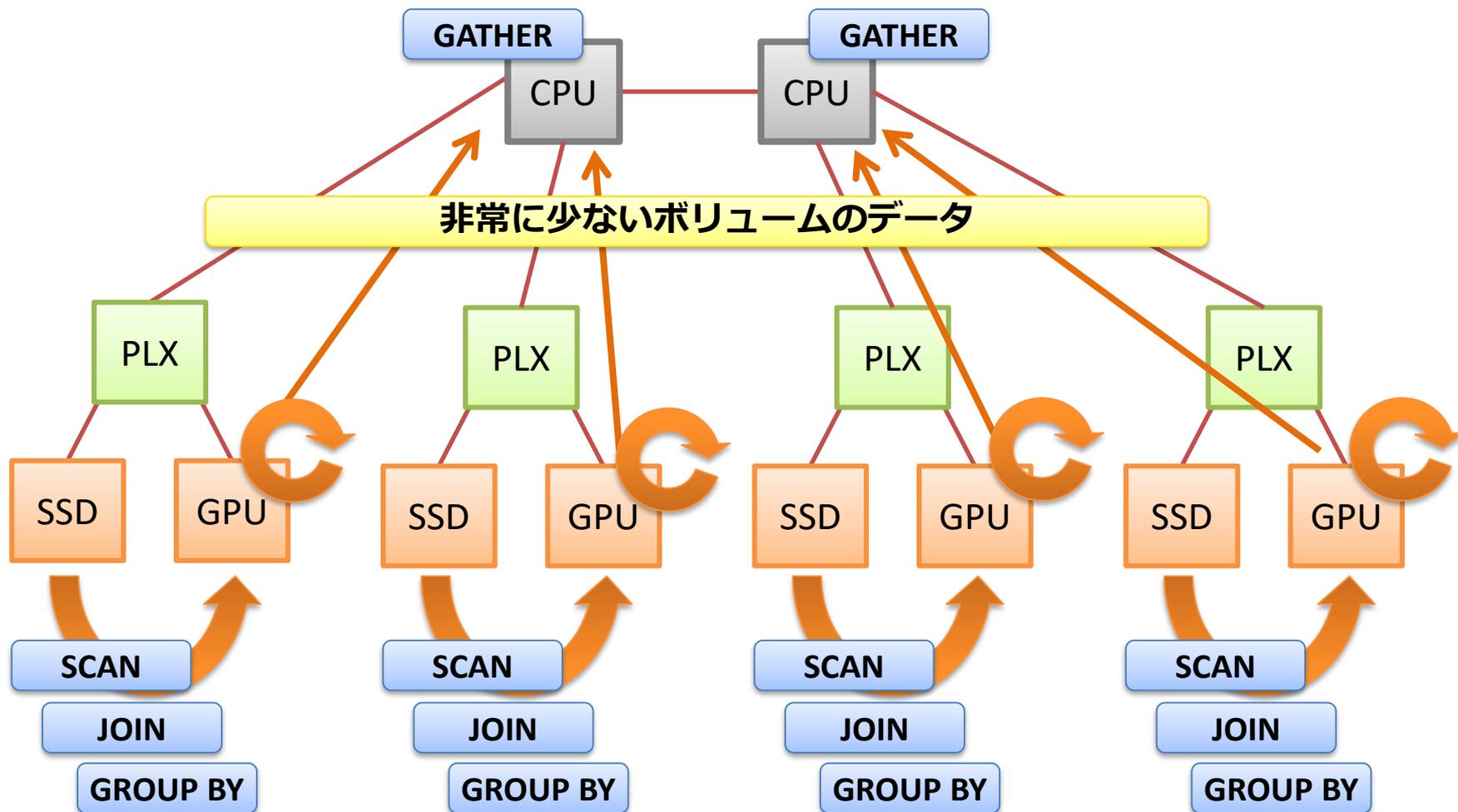
ハードウェア構成に関する検討 (2/3)

PCIeバスを制御するCPUがデータ転送のボトルネックになる



ハードウェア構成に関する検討 (3/3)

PCIeスイッチがI/Oをバイパスする事でCPUの負荷を軽減できる

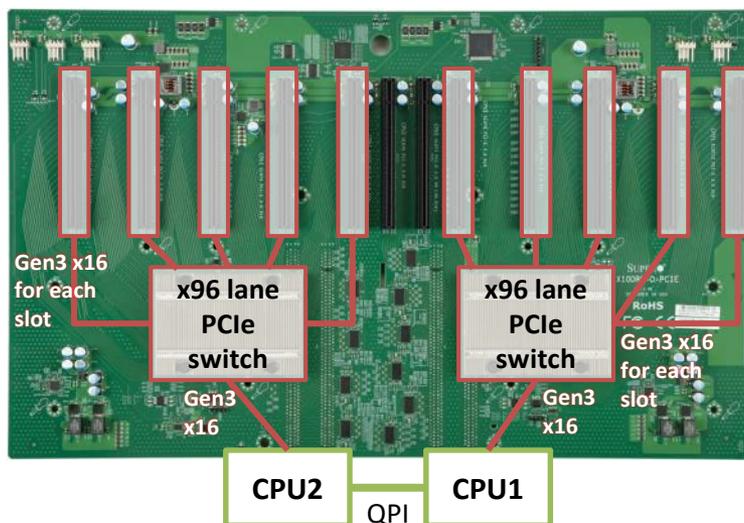


マルチGPU・パーティション対応 (1/3)

■ HPCサーバ – デバイス間RDMAに最適化したサーバ製品が販売されている



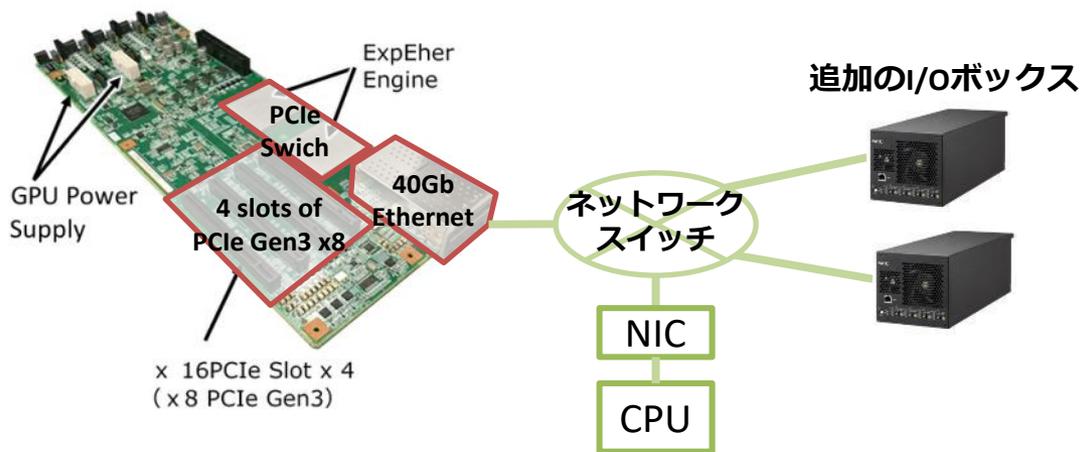
Supermicro社
SYS-4029TRT2



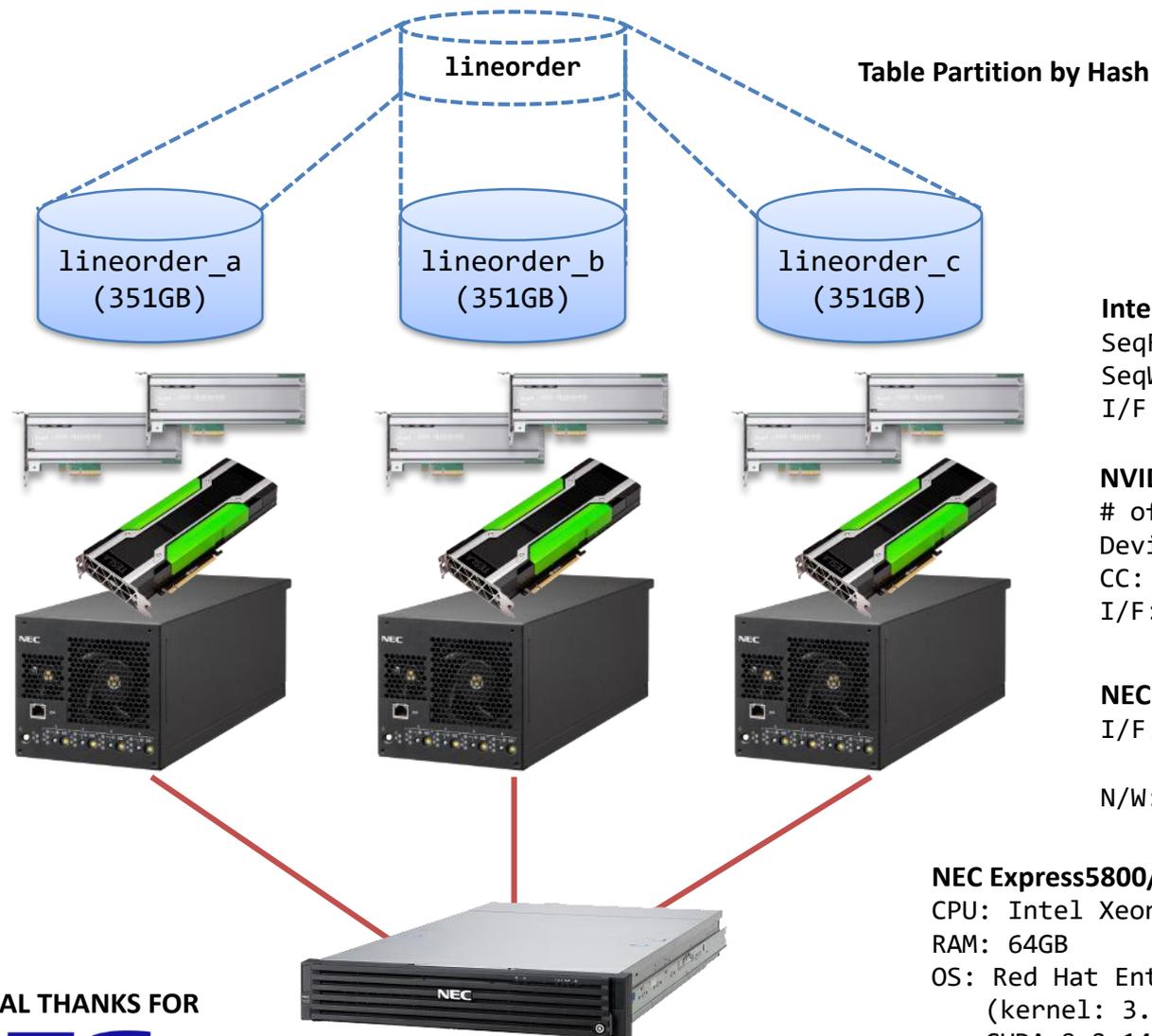
■ I/O拡張ボックス – 本来はデバイスの増設を目的とした製品だが...



NEC ExpEther 40G
(4slots版)



マルチGPU・パーティション対応 (2/3)



Intel DC P4600 (2.0TB; HHHL)

SeqRead: 3200MB/s
SeqWrite: 1575MB/s
I/F: PCIe 3.0 x4

NVIDIA Tesla P40

of cores: 3840 (1.3GHz)
Device RAM: 24GB (347GB/s, GDDR5)
CC: 6.1 (Pascal, GP104)
I/F: PCIe 3.0 x16

NEC ExpEther (40Gb; 4slots版)

I/F: PCIe 3.0 x8 (x16幅) x4スロット
+ internal PCIe switch
N/W: 40Gb-ethernet

NEC Express5800/R120g-2m

CPU: Intel Xeon E5-2603 v4 (6C, 1.7GHz)
RAM: 64GB
OS: Red Hat Enterprise Linux 7
(kernel: 3.10.0-862.9.1.el7.x86_64)
CUDA-9.2.148 + driver 396.44
DB: PostgreSQL 11beta3 + PG-Strom v2.1devel

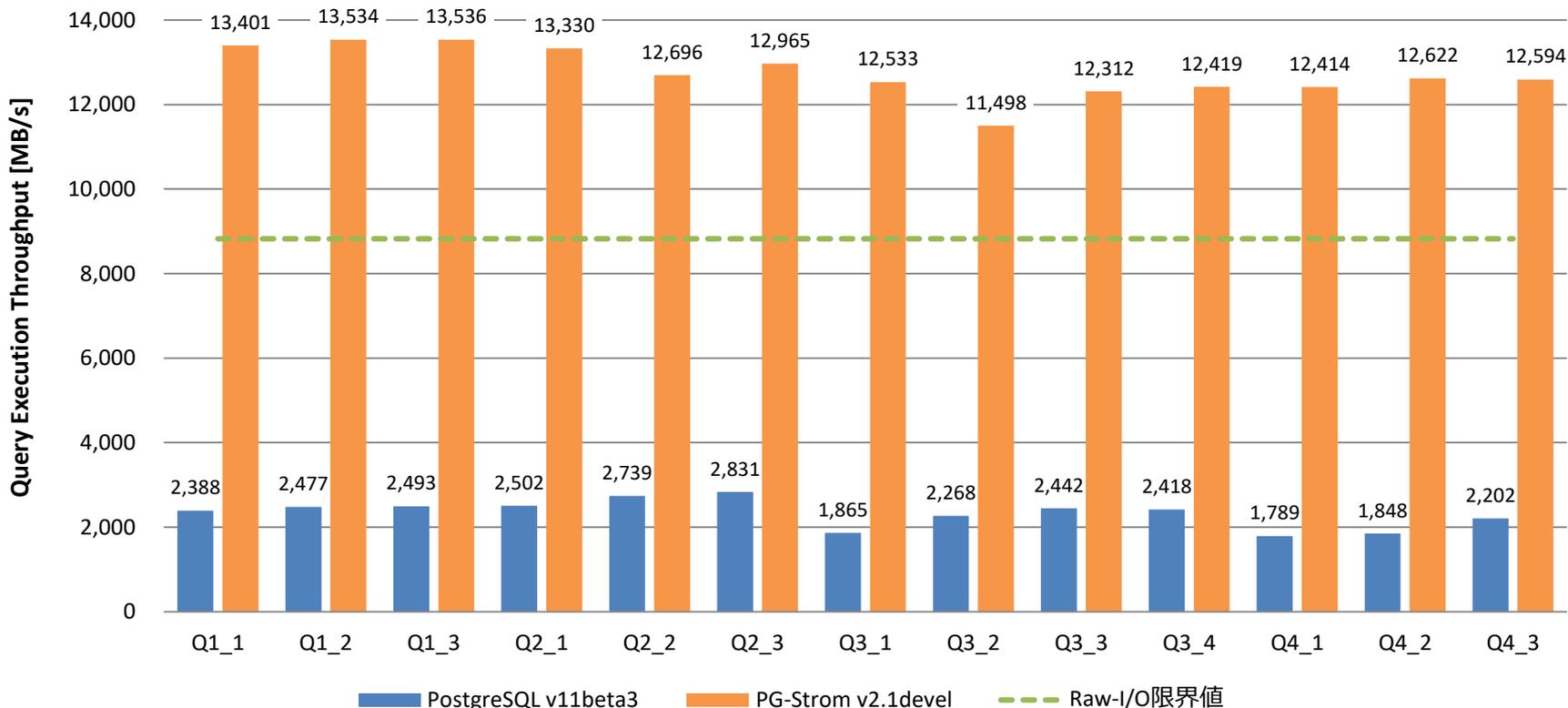
SPECIAL THANKS FOR

NEC

マルチGPU・パーティション対応 (3/3) - ベンチマーク

I/O拡張ボックス3台構成で、max 13.5GB/s のクエリ処理速度を実現

Star Schema Benchmark for PostgreSQL v11beta3 / PG-Strom v2.1devel on NEC ExpEther x3



- I/O拡張ボックス毎に351GB、計1055GBのデータベースを構築し、13種類のSSBMクエリを実行
- SQL実行を伴わないSSD→HostへのRaw-I/Oデータ転送は9GB/s弱が限界。つまり、Raw-I/Oのストレージ読出しよりも、SQLを高速に実行できている。

列指向データによる性能強化

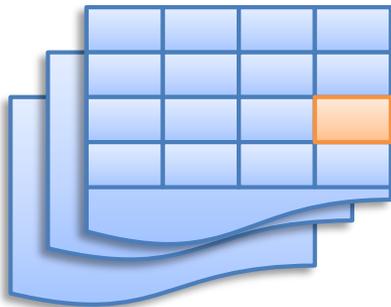
データ構造を読み解く (1/2) - PostgreSQL (行データ)

テーブル



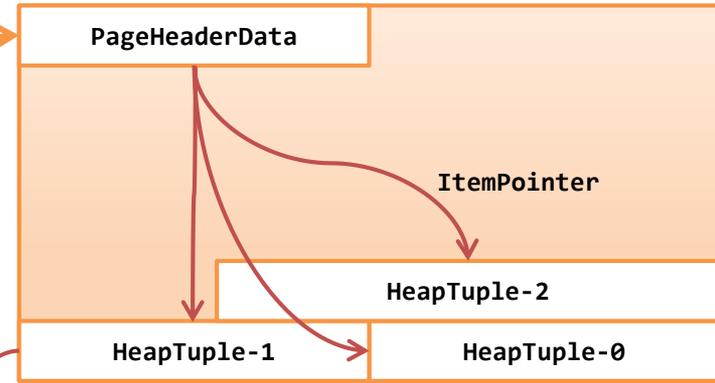
セグメント

1GB単位に分割されたファイル



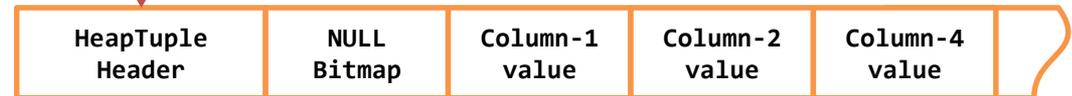
ブロック

通常8KBの固定長領域で、PostgreSQLにおけるI/O単位



タプル

PostgreSQLにおけるストレージ上の行



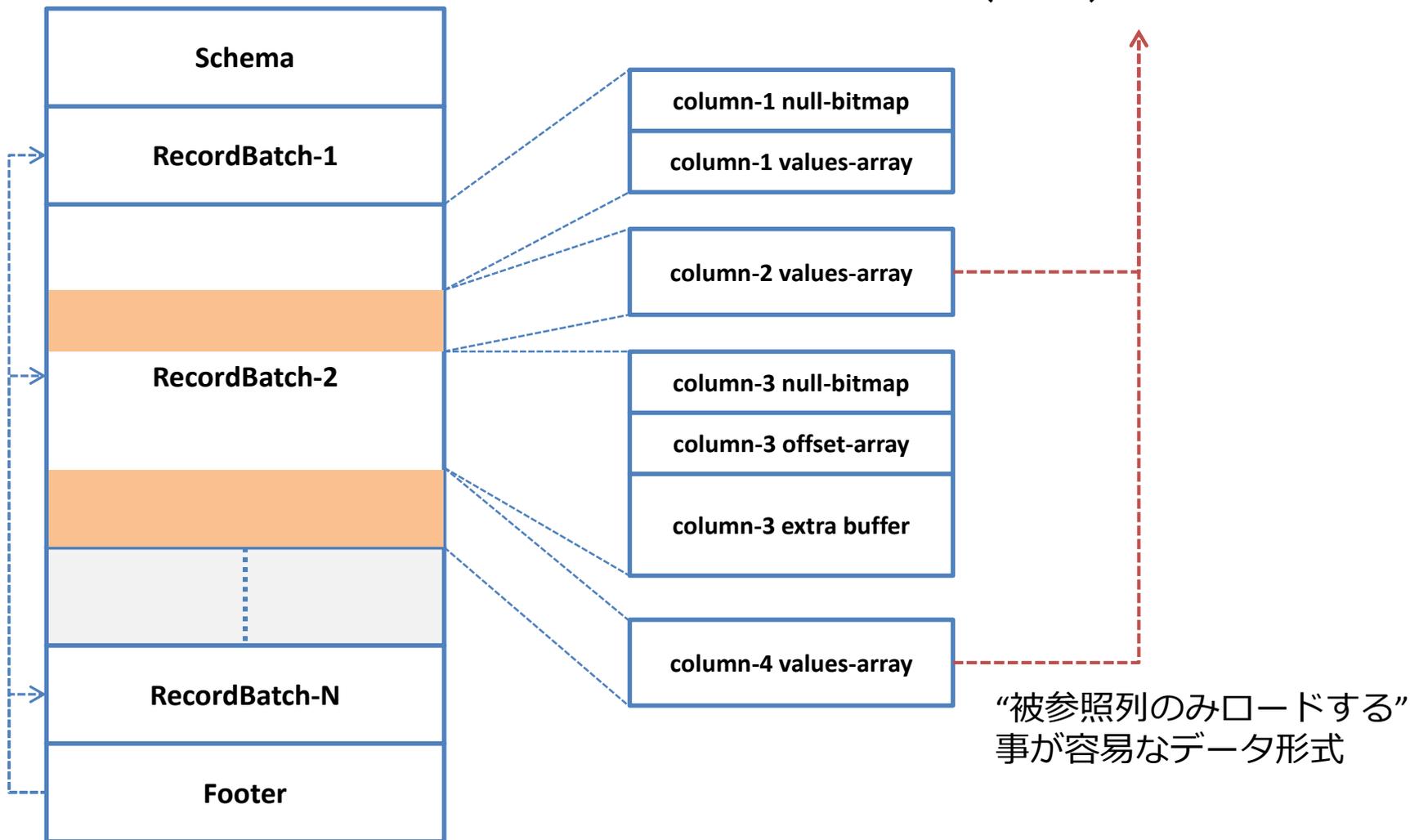
- MVCC可視性制御情報
- 各種のフラグ情報
- 含まれる列の個数
- オブジェクトID (≦PG11)

NULL値や可変長データがあると、常に一定の場所にデータが置かれるわけではない。

データ構造を読み解く (2/2) - Apache Arrow (列データ)

SELECT sum(col2) WHERE col2 < col4;

Apache Arrow形式ファイル

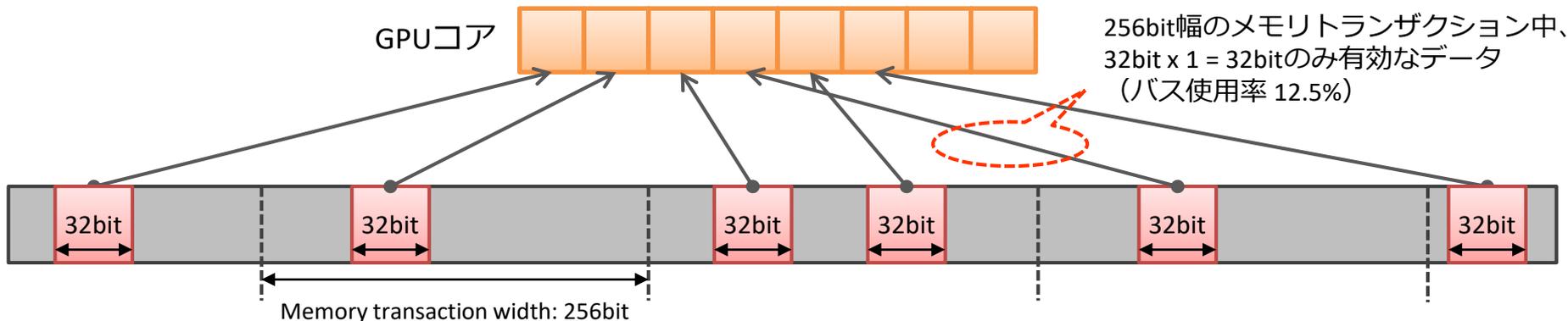


《補足》なぜ列指向データがGPUに適するのか？

列データ構造は、GPUのメモリバス使用率を最大化する

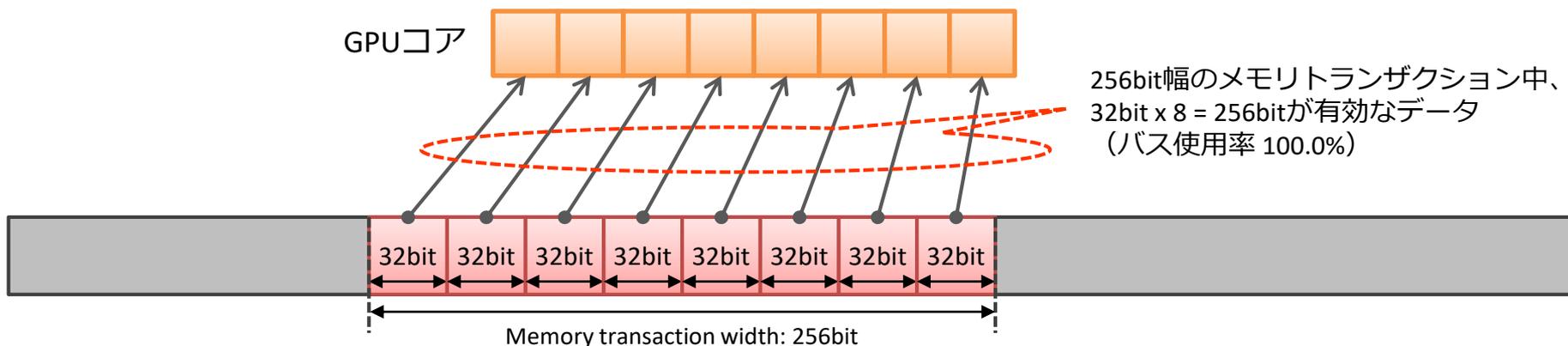
行データ形式 – 不連続なデータアクセス (*random memory access*)

→ メモリトランザクションの回数が増え、データバスの使用率が低下



列データ形式 – 隣接領域に対するデータアクセス (*coalesced memory access*)

→ 最小限のメモリトランザクション回数、データバスの使用率を最大化

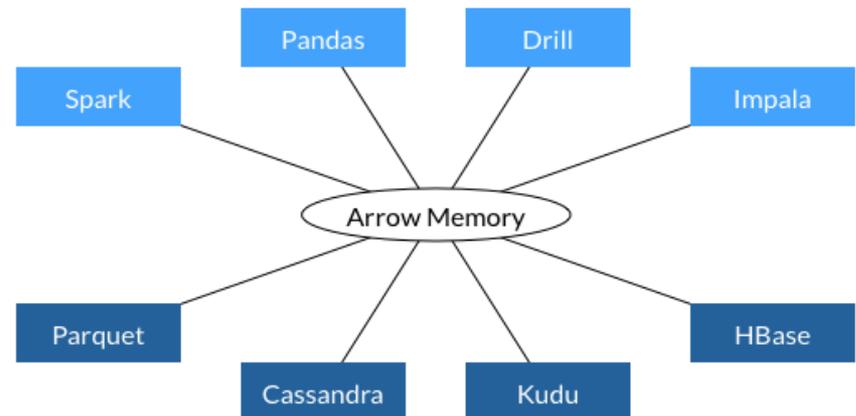
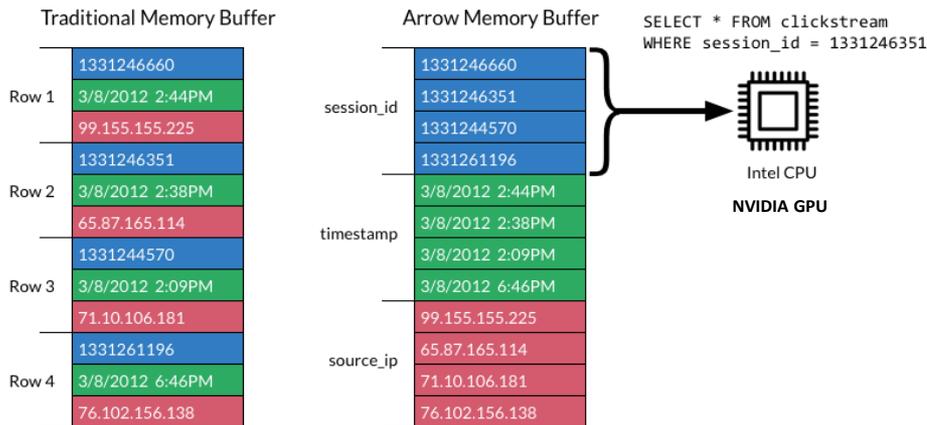


Apache Arrowとは (1/2)

特徴

- 列指向で分析用途向けに設計された**データ形式**
- アプリケーションによらず、**共通のデータ交換形式**として利用可能
- 整数、実数、日付時刻、文字列など基本的なデータ型を定義

	session_id	timestamp	source_ip
Row 1	1331246660	3/8/2012 2:44PM	99.155.155.225
Row 2	1331246351	3/8/2012 2:38PM	65.87.165.114
Row 3	1331244570	3/8/2012 2:09PM	71.10.106.181
Row 4	1331261196	3/8/2012 6:46PM	76.102.156.138



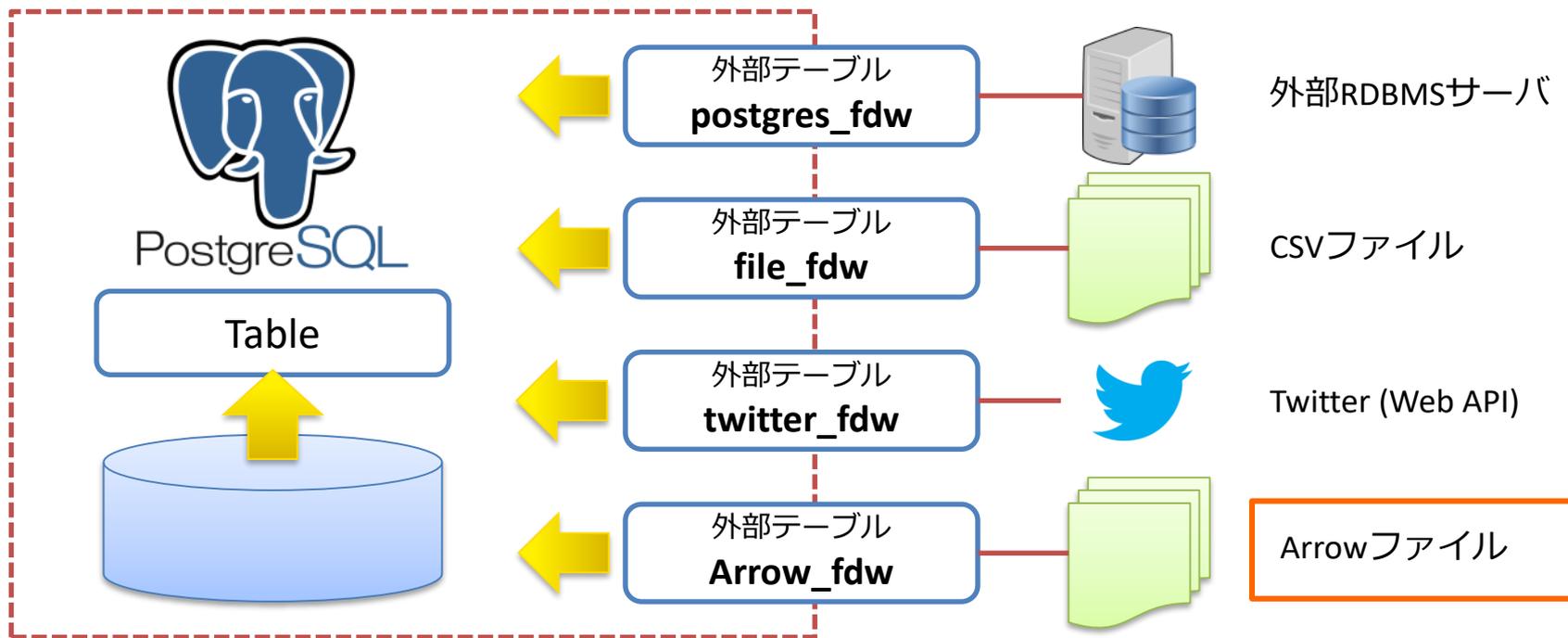
Apache Arrowとは (2/2) – データ型の対応

Apache Arrow ↔ PostgreSQL間でデータ型の相互変換は可能

Apache Arrowデータ型	PostgreSQLデータ型	備考
Int	int2, int4, int8	
FloatingPoint	float2, float4, float8	float2はPG-Stromによる独自拡張
Binary	bytea	
Utf8	text	
Bool	bool	
Decimal	numeric	
Date	date	unitsz = Day に補正
Time	time	unitsz = MicroSecondに補正
Timestamp	timestamp	unitsz = MicroSecondに補正
Interval	interval	
List	配列型 (array)	PostgreSQLでは行ごとに異なる次元数を指定可
Struct	複合型 (composite)	
Union	-----	
FixedSizeBinary	char(n)	
FixedSizeList	array型?	
Map	-----	

FDW (Foreign Data Wrapper) 機能とは

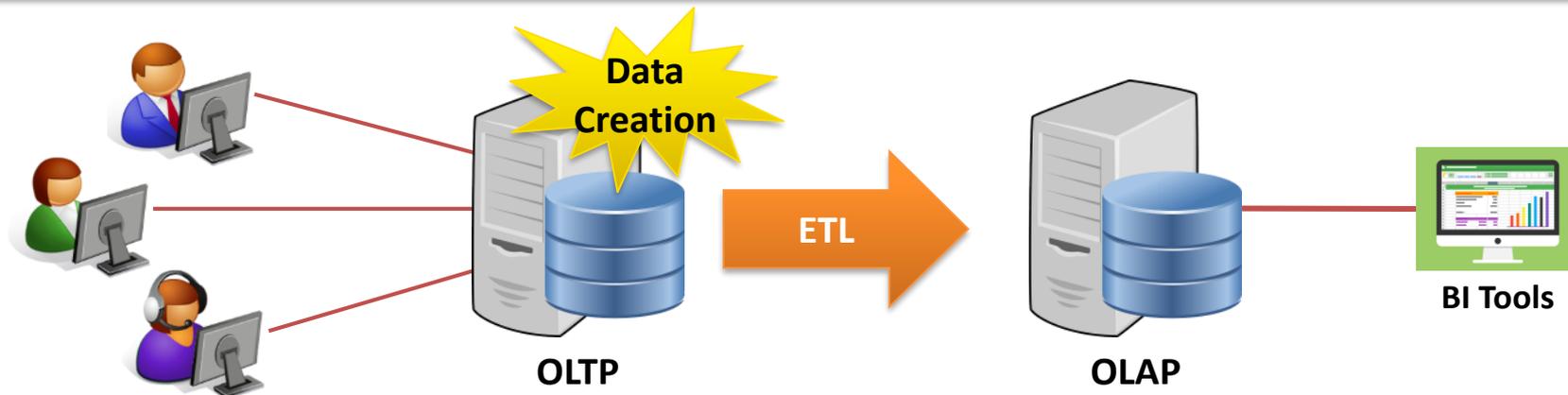
外部テーブル (Foreign Table) – PostgreSQL管理外のデータソースを、あたかもテーブルであるかのように取り扱うための機能



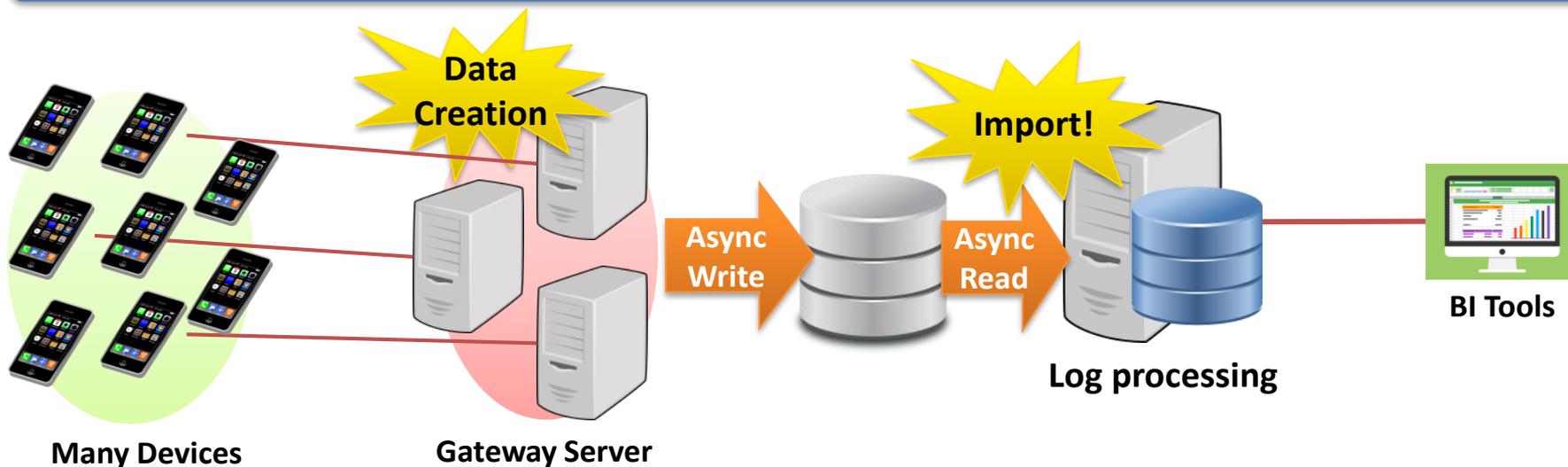
- ❑ FDWモジュールは、外部データ ↔ PostgreSQLの相互変換に責任を持つ。
- ❑ Arrow_Fdwの場合、ファイルシステム上の Arrow 形式ファイルを Foreign Table という形で参照できるようにマップする。
- ➔ 改めてデータをDBシステムにインポートする必要がない。

《補足》 ログデータはどこで生成されるのか？

伝統的なOLTP&OLAPシステム – データはDBシステムの**内側**で生成される

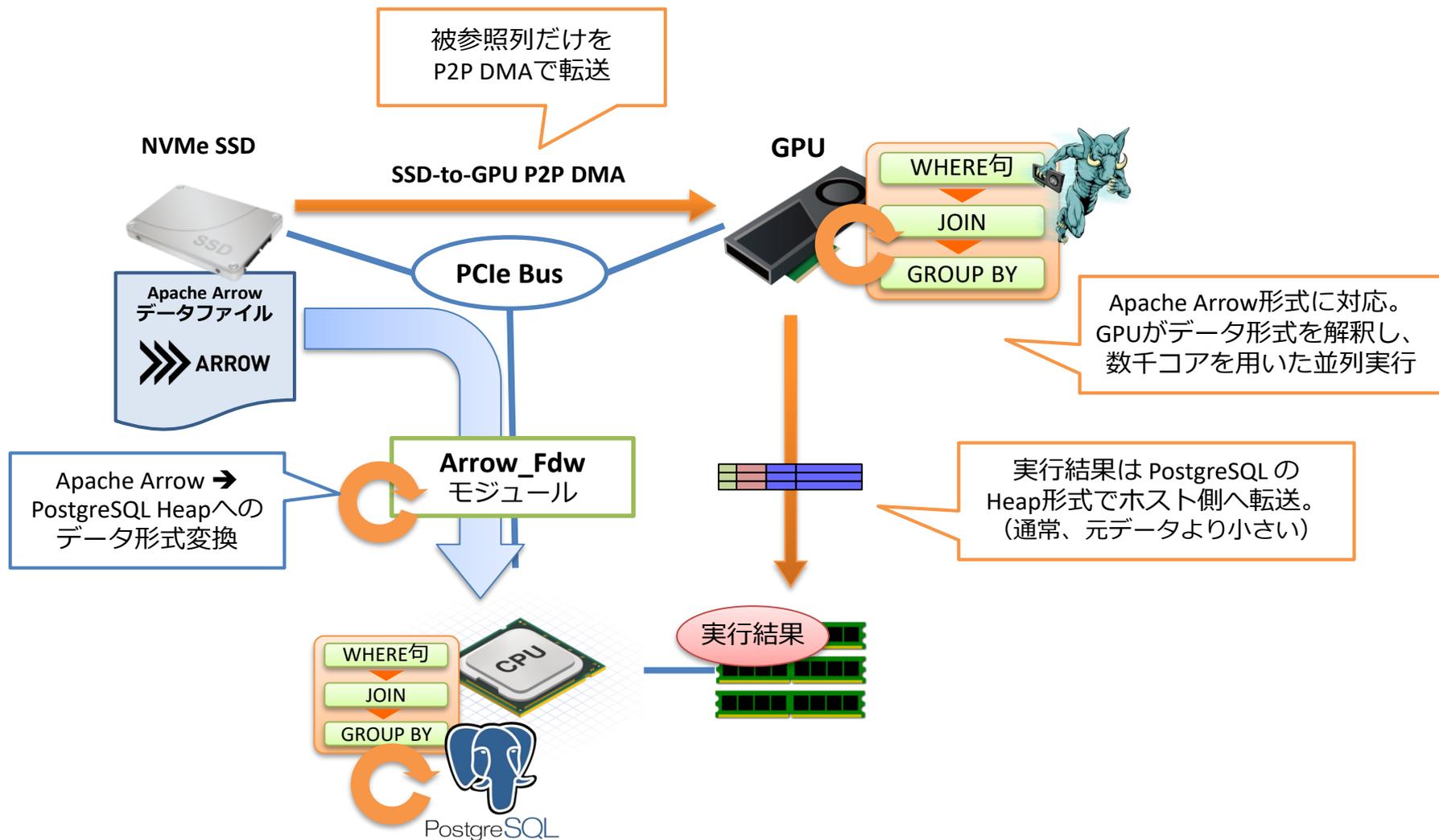


IoT/M2M時代 – データはDBシステムの**外側**で生成される

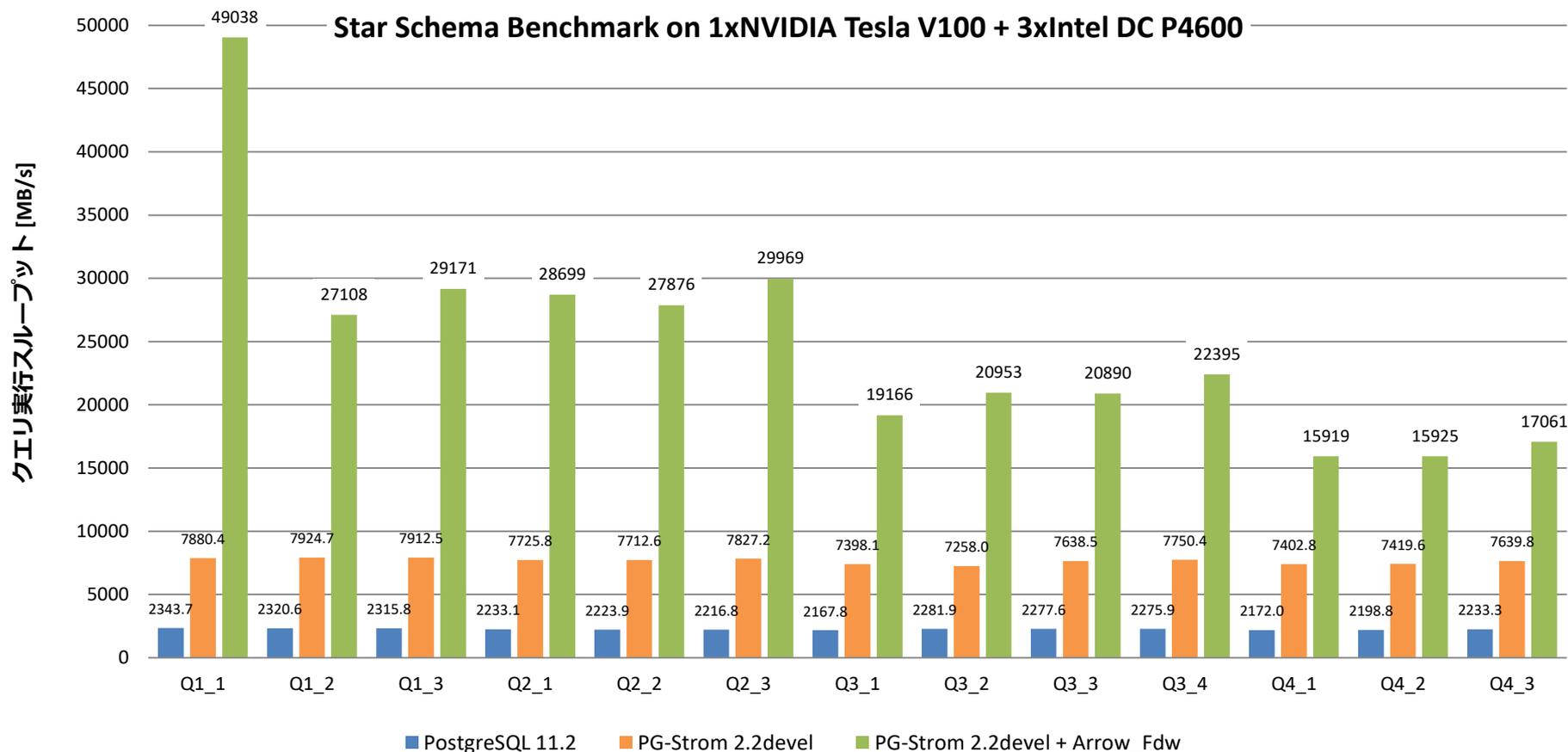


SSD-to-GPUダイレクトSQL on Arrow_Fdw

“被参照列だけ”をGPUに転送する点を除き、同一のインフラを使用している。



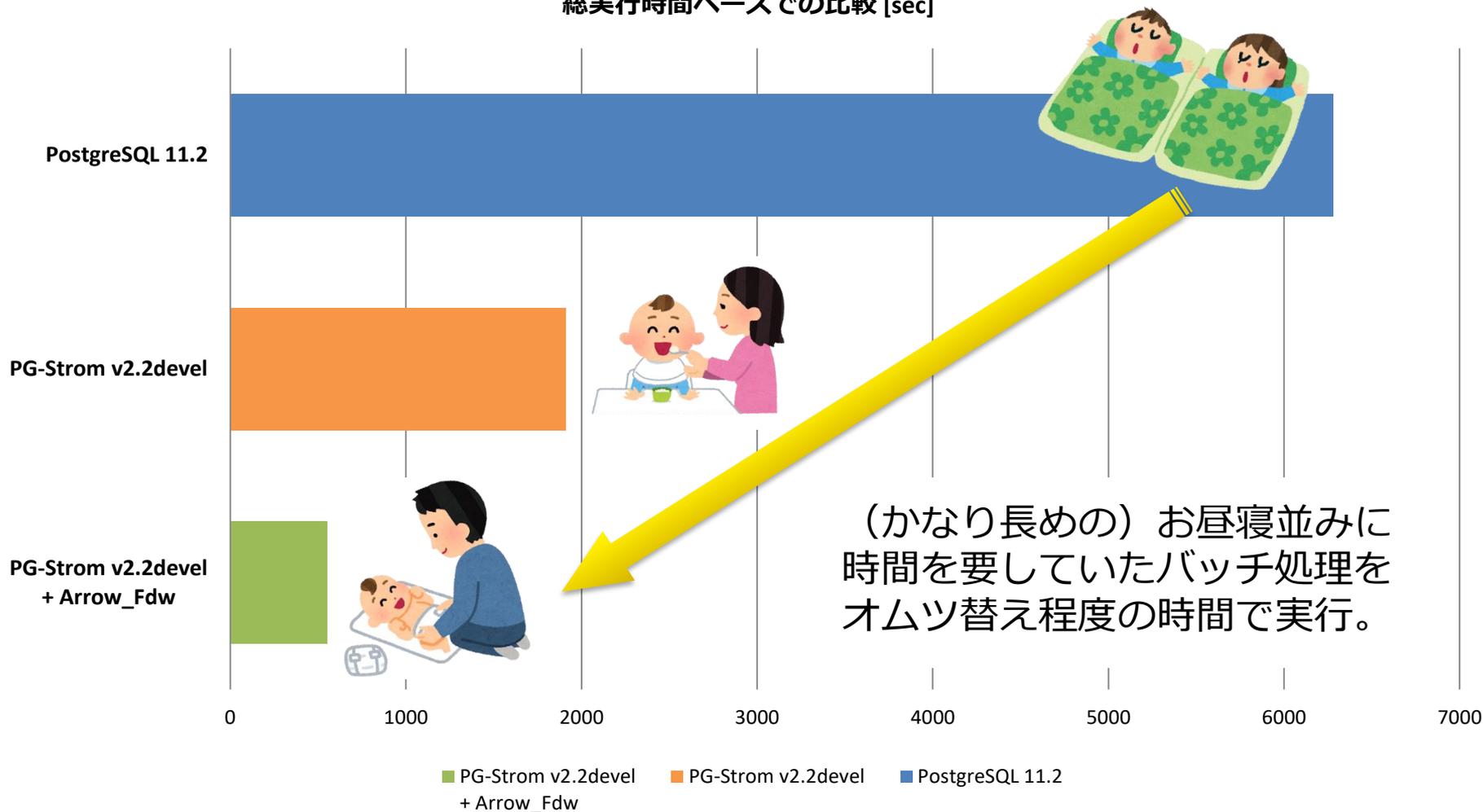
ベンチマーク結果 (1/2)



- クエリ実行スループット = $353\text{GB}(\text{DB}) \text{ or } 310\text{GB}(\text{ファイル}) \div \text{クエリ応答時間}$
- PostgreSQLの2.2~2.3GB/sに対して、SSD-to-GPUダイレクトと列データの効果により、15GB/s~49GB/s相当のクエリ実行スループットを実現。
- シングルノードで数十TB相当のデータ処理も現実的なスコープに達してきた。

ベンチマーク結果 (2/2) – 総実行時間の比較

総実行時間ベースでの比較 [sec]



※ ベンチマーク結果を採取するために、SSBMの13本のクエリを各々3回ずつ実行した。上記グラフは、その総実行時間を実行エンジンごとに集計したもの。

ベンチマーク結果の検証

データ転送の性能は変わらないが、予め不要な列を読み飛ばせる事による高速化

Foreign table "public.flineorder"

Column	Type	Size	
lo_orderkey	numeric	35.86GB	
lo_linenumber	integer	8.96GB	
lo_custkey	numeric	35.86GB	
lo_partkey	integer	8.96GB	
lo_suppkey	numeric	35.86GB	<-- ★Q2_1で参照
lo_orderdate	integer	8.96GB	<-- ★Q2_1で参照
lo_orderpriority	character(15)	33.61GB	<-- ★Q2_1で参照
lo_shippriority	character(1)	2.23GB	
lo_quantity	integer	8.96GB	
lo_extendedprice	bigint	17.93GB	
lo_ordertotalprice	bigint	17.93GB	
lo_discount	integer	8.96GB	
lo_revenue	bigint	17.93GB	
lo_supplycost	bigint	17.93GB	<-- ★Q2_1で参照
lo_tax	integer	8.96GB	
lo_commit_date	character(8)	17.93GB	
lo_shipmode	character(10)	22.41GB	

FDW options: (file '/opt/nvme/lineorder_s401.arrow') ... file size = 310GB

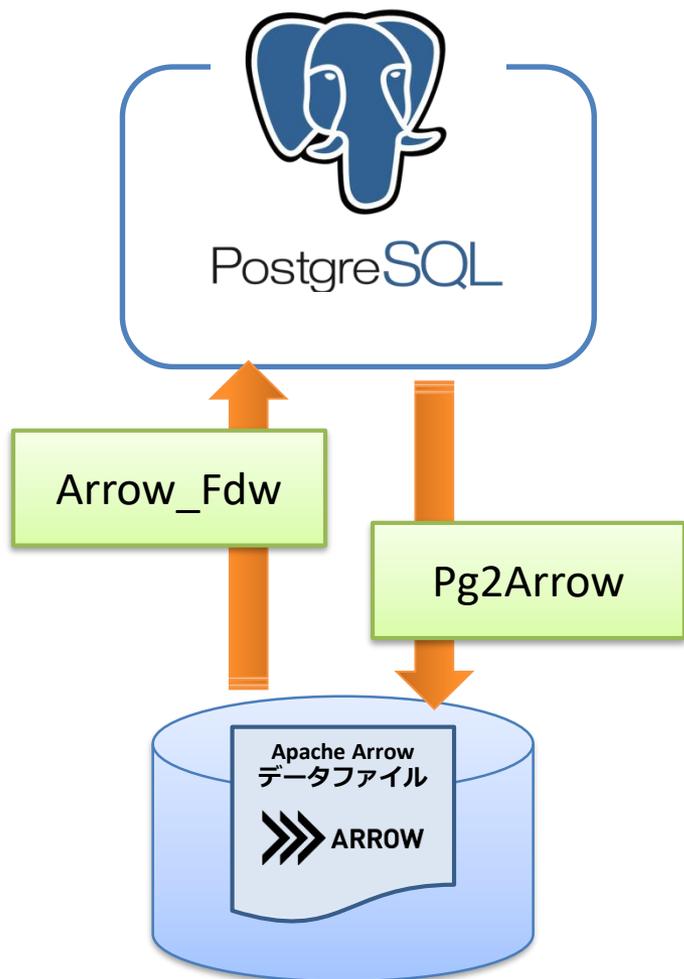
実際に読み出しているデータの合計は310GB中96.4GBのみ (31.08%)

Q2_1の実行時間は 11.06s なので、96.4GB / 11.06s = 8.7GB/s

➔ Intel DC P4600 x3 の読出し速度としては概ね妥当なパフォーマンス。

Apache Arrowファイルの作成 (1/2)

Pg2Arrowコマンドで、SQL出力結果をArrow形式で保存できる



- ✓ 実行すべきSQLとArrow形式データを出力するファイルを指定すればOK

```
./pg2arrow -h
```

Usage:

```
pg2arrow [OPTION]... [DBNAME [USERNAME]]
```

General options:

```
-d, --dbname=DBNAME      database name to connect to
-c, --command=COMMAND    SQL command to run
-f, --file=FILENAME      SQL command from file
-o, --output=FILENAME    result file in Apache Arrow format
```

Arrow format options:

```
-s, --segment-size=SIZE  size of record batch for each
                          (default is 256MB)
```

Connection options:

```
-h, --host=HOSTNAME      database server host
-p, --port=PORT          database server port
-U, --username=USERNAME  database user name
-w, --no-password        never prompt for password
-W, --password           force password prompt
```

Debug options:

```
--dump=FILENAME          dump information of arrow file
--progress                shows progress of the job.
```

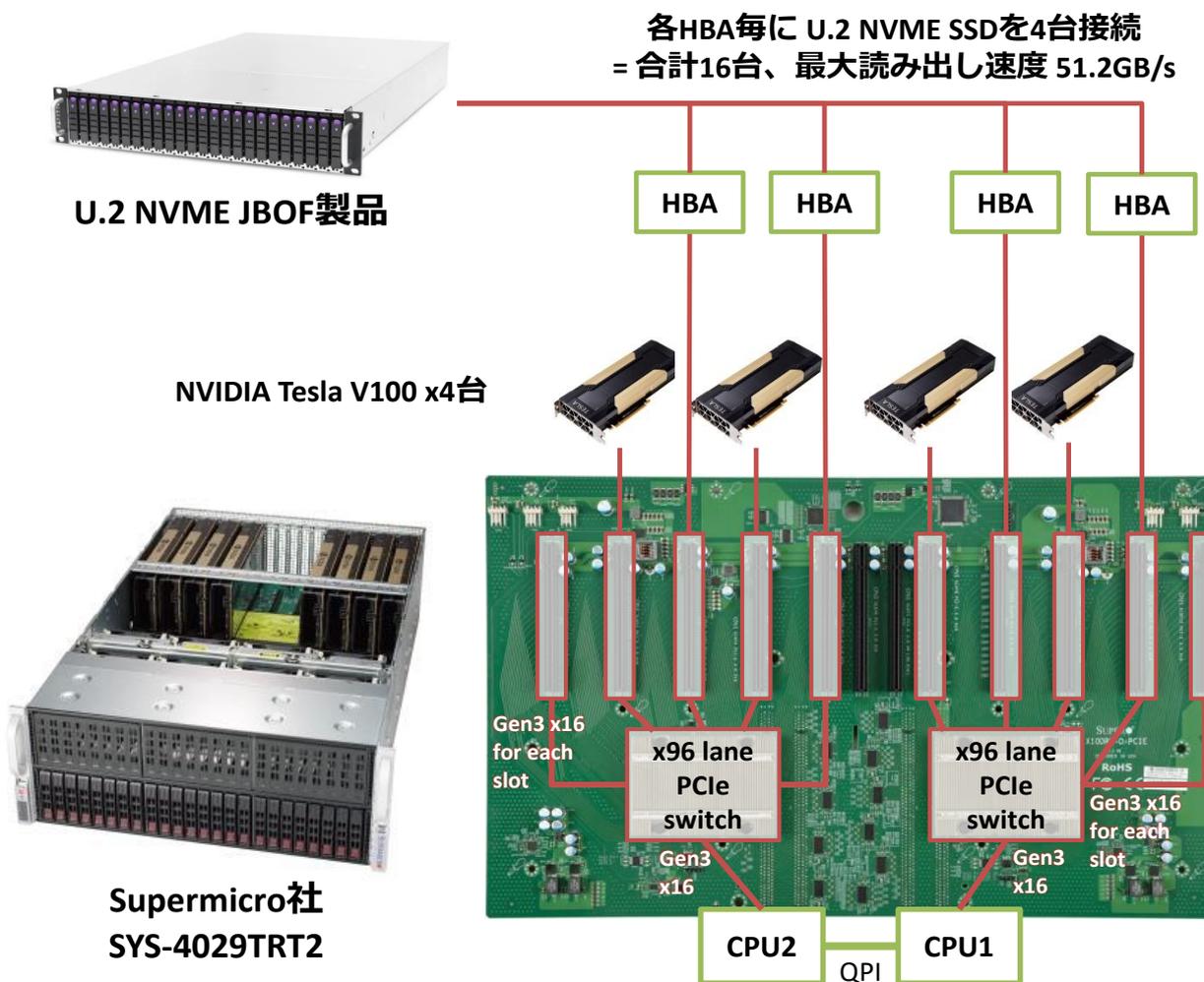
Apache Arrowファイルの作成 (2/2) – Pg2arrow使用例

```
$ ./pg2arrow -d postgres -c "SELECT * FROM hogehoge LIMIT 1000"  
                    -o /tmp/hogehoge1000.arrow  
  
$ python  
>>> import pyarrow as pa  
>>> X = pa.RecordBatchFileReader("/tmp/hogehoge1000.arrow").read_all()  
>>> X.schema  
id: int32  
a: int64  
b: double  
c: struct<x: int32, y: double, z: decimal(30, 11), memo: string>  
  child 0, x: int32  
  child 1, y: double  
  child 2, z: decimal(30, 11)  
  child 3, memo: string  
d: string  
e: double  
ymd: date32[day]
```

今後のロードマップ

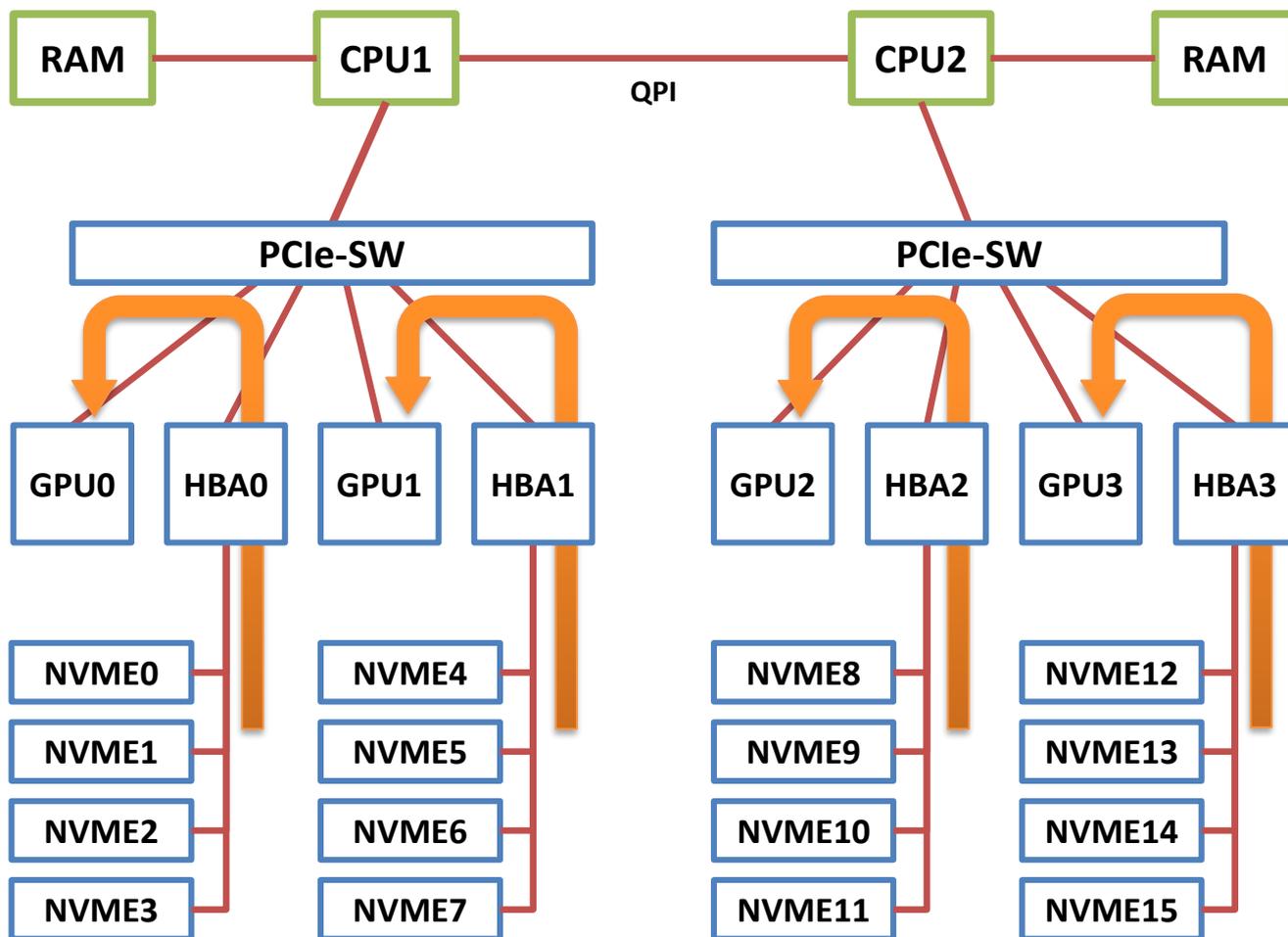
作ってみたいシステム構成 (1/2)

スケールアップ技術と列データ処理技術を組合せ、実効処理速度 **100GB/s** を目指す。



作ってみたいシステム構成 (2/2)

スケールアップ技術と列データ処理技術を組合せ、実効処理速度 **100GB/s** を目指す。



GPU+4xSSDユニット
あたり8.0~10GB/sの
物理データ転送性能

列データ構造により
ユニット毎25~30GB/sの
実効データ転送性能

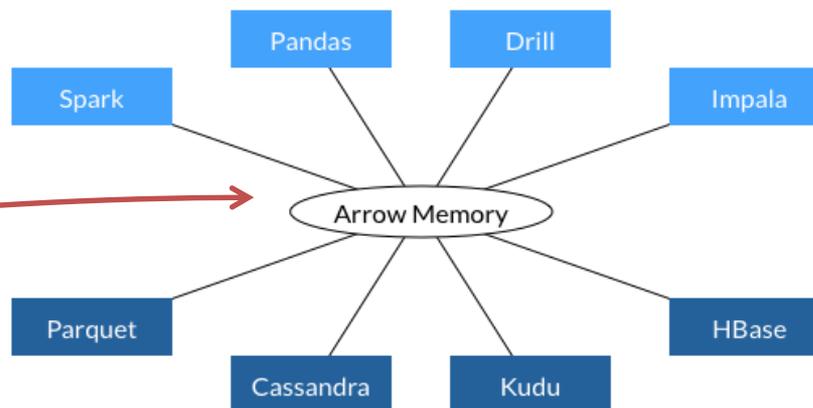
4ユニットの並列動作で、
100~120GB/sの
実効データ処理能力

~100TB程度の
ログデータを
シングルノードで
処理可能に

Apache Arrow / NVIDIA RAPIDSを介した機械学習エンジンとの統合

NVIDIA RAPIDS:

GPU上のデータフレームを統計解析・機械学習のソリューション間で交換するためのインフラストラクチャ。データ形式にはApache Arrowを採用している。

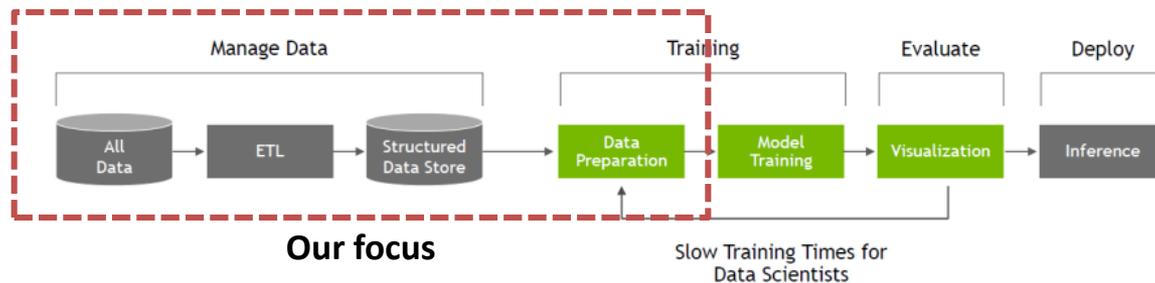


Why PG-Strom is unique:

NVIDIA自身も、GPUがI/O中心のワークロードに適用可能だとは考えていない節があります。

しかし、SSD-to-GPU Direct SQL技術はGPUの適用領域をインメモリサイズから、ストレージサイズへと拡大し、データ処理のライフサイクル全体をカバーする事が可能となります。

THE BIG PROBLEM IN DATA SCIENCE



まとめ

PG-Stromの中核機能

- SQLからGPUプログラムを自動生成し、数千コアでSQLワークロードを並列処理。
- SSD-to-GPUダイレクトSQLにより、I/OもGPUで高速化できる時代になってきた。

更なる高速化に向けて

- PCIeスイッチ：CPUをバイパスしてSSD⇄GPU間のデータ転送を可能にする。
 - ✓ テーブルパーティションとの併用でデータ転送経路を最適化
- Apache Arrow：列指向データ構造で、外部アプリとのデータ交換も可能に。
 - ✓ 被参照列だけを読み出す事で、I/O負荷を減らし実効性能を向上させる。
 - ✓ DBシステムへのインポートが不要であり、前処理時間を短縮可能

今後のロードマップ

- HPC向けハードウェアを活用する事で、実効処理性能 100GB/s を目指す。
- NVIDIA RAPIDSに対応する事で、同一システム上で大量データの集計・解析処理から、機械学習処理までをカバーする。
- ➔ IoT/M2M系ワークロードで、総データ容量 100TB 以下の領域をターゲットにソリューションの開発を進める。

関連リソース

■ 本日の発表資料

- <https://www.slideshare.net/kaigai/20190418pgstromonarrowfdw/>

■ PG-Stromドキュメント

- <http://heterodb.github.io/pg-strom/ja/>

■ ソースコード

- <https://github.com/heterodb/pg-strom>
- <https://github.com/heterodb/pg2arrow>

■ コンタクト

- e-mail: kaigai@heterodb.com
- twitter: @kkaigai

 **HeteroDB**