# GPU 直接 IO を用いたデータベース問合せ処理の検討と予備実験

三浦　優也†　　小沢　健史†　　合田　和生†

† 東京大学 生産技術研究所　〒 153–8505 東京都目黒区駒場 4–6–1
E-mail: †{ymiura,ozawa,kgoda}@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

**あらまし**　GPU は CPU に比べて大きな帯域幅と高い計算速度を有しており，データ処理の文脈においても有効活用される動きが高まっている．従来，ストレージ上のデータを GPU で処理するためにはストレージ—CPU メモリ間と CPU メモリ—GPU メモリ間のデータ転送が必要であったが，GPUDirect Storage（GDS）の登場により，ストレージ—GPU メモリ間の直接のデータ転送が可能になった．しかし，GDS を用いた GPU 直接 IO の定量的な性能については未だ明らかになっていない．本論文では，GPU 直接 IO の基本的な性能を測定するマイクロベンチマークの結果を示し，CPU IO の性能と比較する．また，CPU IO，GPU 間接 IO，GPU 直接 IO を用いて実装した TPC-H 問合せ実験の結果を示し，それぞれ比較する．

**キーワード**　データベース技術，先進ハードウェア活用，GPU，ストレージ管理，問合せ処理，性能測定

## 1　はじめに

ビッグデータの台頭とストレージのコストの低下により，世界中で生み出されるデータの総量はここ数十年間で指数関数的に増加している．データを管理するためのデータベースシステムは，身近にあって欠かせない基盤であるが，このかつてないデータ量の増加に対応することが求められている．今でもプロセッサやストレージの処理速度は年々向上しているものの，ムーアの法則は物理的制約によって限界を迎えてきている．データベースを高速化する方法として，ハードウェア単体の処理能力を上げるスケールアップ設計では限界があるといえる．

同時に，GPU や NVMe SSD といった，データベースシステムの歴史に比べれば新しいハードウェア技術が登場してきているのも事実である．こうした新しいハードウェア技術は，新しいパフォーマンス体系，コスト体系，計算モデルを有している．データベースシステムのようなソフトウェアとハードウェアが密接に関係する技術は，新しいハードウェア技術を用いた再設計によって，さらなる効率の向上を見込むことができる．

2021 年，NVIDIA が GPUDirect Storage [1] の提供を開始した．従来，GPU でストレージ上のデータを処理するためには，ストレージ—CPU メモリ間と CPU メモリ—GPU メモリ間の 2 回のデータ転送が必要だった．GPUDirect Storage の登場によって，ストレージ—GPU メモリ間の直接のデータ転送を行うことが可能になる．この GPU 直接 I/O によって，データベースシステムの設計に新たな選択肢が加わる．

しかし，GPU 直接 I/O の定量的な性能については，未だ明らかになっていない．GPU 直接 I/O を活用してデータベースシステムを設計するために，その基本的な性能を知ることは欠かせない．本稿では，GPU 直接 I/O の基本的な性能を測定するマイクロベンチマークの結果を示し，CPU I/O の性能と比較する．また，CPU I/O，GPU 間接 I/O，GPU 直接 I/O を用いて実装した TPC-H 問合せ実験の結果を示し，それぞれ比較する．

本論文の構成は以下の通りである．第 2 章では，GPU によるデータ処理や GPU 直接 I/O を紹介する．第 3 章では，CPU I/O と GPU 直接 I/O の基本的な性能を測定するマイクロベンチマークの結果を示す．第 4 章では，CPU I/O，GPU 間接 I/O，GPU 直接 I/O を用いた実装による TPC-H 問合せ実験の結果を示す．第 5 章では，GPU や GPUDirect RDMA を用いたデータベースシステムの研究を紹介し，第 6 章において本論文をまとめる．

## 2　GPU と I/O

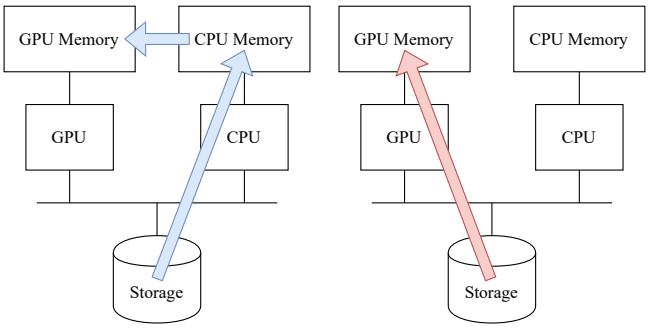
### 2.1　GPU データ処理

Graphics Processing Unit（GPU）は元来，画像処理に特化したプロセッサである．CPU と比べると，より小型で定形処理に特化したコアを多数搭載しており，高い並列性能を誇る．そのため，コア間でタスクを分割して処理することさえできれば，CPU よりも格段に高い計算速度と帯域幅を発揮する．

画像処理でない分野において当初は，タスクをグラフィックシェーダーの形で GPU に与えることで GPU を活用しようという試みがあった．その後，NVIDIA が 2007 年に統合開発環境 CUDA [2] を発表したことなどにより，GPU を用いた汎用計算（general-purpose computing on GPUs, GPGPU）が，特に高性能計算（high-performance computing, HPC）や機械学習の分野を筆頭として盛んになってきた．

こうした流れを受けて，データベースシステムの研究においても GPU を活用する動向が見られはじめた．しかし，GPU をデータベースシステムの設計に活用する際には，以下のような制約が存在する．

(1) GPU が扱うデータが GPU のメモリ内に収まる必要がある．GPU のメモリ容量は CPU に比べて小さいので，どのデータを GPU のメモリに配置し，CPU のメモリに退避するかの戦略を立てる必要がある．




(a) GPU indirect I/O　　(b) GPU direct I/O

図 1: 2 種類の GPU I/O 方式の比較

Fig. 1　Comparison of two types of GPU I/O methods

(2) GPU でストレージ上のデータを扱うために CPU のメモリを介する必要がある．CPU のメモリと GPU のメモリとの間でのデータ転送にはコストがかかるため，これを極力避ける必要がある．

こうした制約を踏まえ，近年の GPU を用いたデータベースシステムの研究としては，CPU と GPU のヘテロジニアスな環境を意識したものが多い．

### 2.2　GPU 直接 I/O

GPUDirect Storage [1] は NVIDIA が 2021 年に提供を開始した技術で，GPU メモリと NVMe ストレージとの直接のデータのやりとりを追加のハードウェアなしに可能にするものである．**図 1** は従来の GPU 間接 I/O と，GPUDirect Storage による GPU 直接 I/O との違いを示している．ストレージから GPU メモリにデータを読み込むとき，従来は**図 1(a)** のように，ストレージから CPU メモリにデータを読み込み，さらに CPU メモリから GPU メモリにデータを転送する必要があった．GPUDirect Storage の登場によって，**図 1(b)** のように，ストレージから CPU メモリを介さずに GPU メモリにデータを直接読み込むことができる．GPU メモリからストレージへの書き込みについても同様に CPU メモリを介さずに行うことができる．

GPU 直接 I/O は，データベースシステムの設計に新しい方針をもたらす．従来の GPU を用いたデータベースシステムは，CPU が I/O を行い，GPU が演算処理を行うものである．ここで GPU 直接 I/O の登場によって，GPU が I/O も演算処理も行う設計，あるいは GPU が I/O を行い CPU が演算処理を行うという従来とは逆の設計を選択することも可能となる．

しかしながら，GPU 直接 I/O がどのような恩恵をもたらすのかは現在，明らかではない．具体的には，GPU 直接 I/O が，性能，速度，効率といった面で CPU I/O や GPU 間接 I/O を置き換えることができるものなのかということである．これに関する定量的な研究は，著者らの知る限りにおいて確認されていない．GPU 直接 I/O をデータベースシステムの設計に活用するにあたっては，こうした基礎的な性能を明らかにすることが重要である．

## 3　小規模環境におけるマイクロベンチマーク実験

著者らは，CPU I/O と GPU 直接 I/O の基本的な性能を測定する実験を行った．

### 3.1　マイクロベンチマークの実装

GPU 直接 I/O を発行する方法は GPUDirect Storage の cuFile API によって定義されており，現時点では以下の 3 種類が存在する．

**同期 I/O**　CPU で GPU I/O を発行した後，その I/O が完了するのを待つ．cuFile API ではホスト関数 `cuFileRead` と `cuFileWrite` を用いて実現することができる．

**バッチ I/O**　CPU で複数の GPU I/O を同時に発行することができる．発行された I/O はキューに入れられ，適切な順番で実行される．cuFile API ではホスト関数 `cuFileBatchIOSubmit` を用いて実現することができるが，本稿執筆時点ではベータ版として提供されている．

**非同期 I/O**　CPU で GPU I/O を発行すると，その I/O がキューに入れられる．CPU はその I/O の完了を待たずに次の処理に移る．結果は CUDA Stream API によって得ることができる．cuFile API ではホスト関数 `cuFileReadAsync` と `cuFileWriteAsync` を用いて実現することができるが，本稿執筆時点ではこれらのインターフェイスは実装されていない．

本実験ではまず，GPUDirect Storage を用いた GPU 直接 I/O の特性を知るために，最も原始的な操作である同期 I/O 命令を取り上げて，その性能を測定した．比較対象としては，CPU の同期 I/O 命令である `pread`，`pwrite` を用いた．加えて，現在は試験的に実装されているバッチ I/O を取り上げて，その機能を確かめる実装を行い，性能を測定して同期 I/O と比較した．

### 3.2　実 験 環 境

上述のマイクロベンチマークを，**表 1** に示す環境で行った．

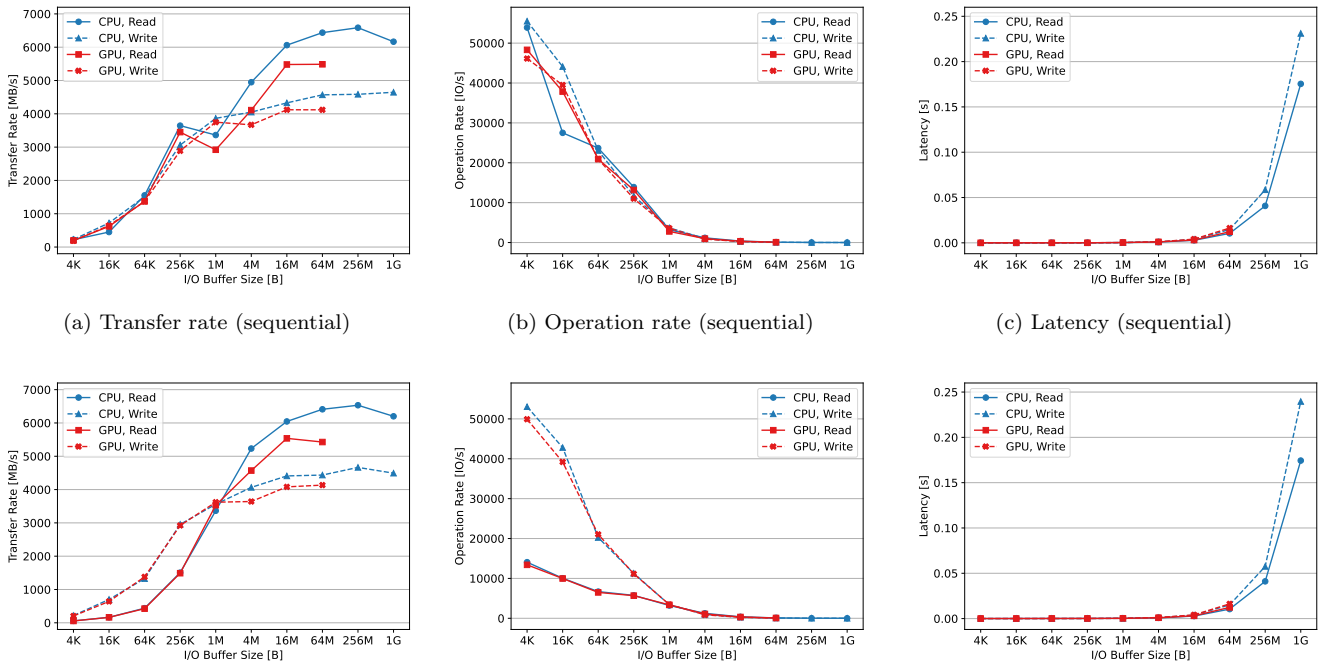
| | |
|---|---|
| ワークステーション | HP Z4 G4 Workstation |
| CPU | Intel® Xeon® W-2245 CPU @ 3.90 GHz |
| メモリ | システムメモリ 64 GiB |
| NVMe SSD | WD_BLACK AN1500 |
| GPU | NVIDIA RTX A4000 |
| OS | Ubuntu 22.04 |
| ドライバ | Mellanox OFED 5.8 |
| ライブラリ | CUDA 12.0 |

表 1: 実験環境

Table 1　Experimental environment

### 3.3　シングルスレッド実験

**図 2** は，GPU 直接 I/O と CPU I/O とで同等の I/O 性能が得られたことを示している．**図 2(a)** はストレージ上のデータに対して I/O バッファの大きさを変えてシーケンシャルアク




(a) Transfer rate (sequential) (b) Operation rate (sequential) (c) Latency (sequential)

(d) Transfer rate (random) (e) Operation rate (random) (f) Latency (random)

図 2: シングルスレッドにおける CPU I/O と GPU 直接 I/O の性能

Fig. 2 Performances of single-threaded CPU I/O and GPU direct I/O

セスを行ったときの転送レート（MB/s）を示している．CPU I/O は read と write ともに，I/O バッファを大きくするにつれて転送レートが上昇していくが，I/O バッファの大きさが 64 MB 程度になると飽和する．GPU I/O も同様に 64 MB 程度で飽和が見られ，上昇の傾向も CPU I/O と近い．GPU I/O で 256 MB 以降のデータがないのは，GPU のメモリ上にその大きさのバッファを確保できなかったためである．**図 2(b)** は I/O 発行レート（IO/s），**図 2(c)** はレイテンシ（s）を示している．これらについても GPU 直接 I/O と CPU I/O とで同等の数値が得られた．同様に**図 2(d)**，**図 2(e)**，**図 2(f)** も，ランダムアクセスを行ったときの転送レート（MB/s），I/O 発行レート（IO/s），レイテンシ（s）が GPU 直接 I/O と CPU I/O とで同等の性能であることを示している．

### 3.4 マルチスレッド実験

**図 3** は，CPU マルチスレッド下で I/O を多重に発行しても，GPU 直接 I/O と CPU I/O とで同等の性能が得られたことを示している．**図 3(a)**，**図 3(b)** はストレージ上のデータに対して複数の CPU スレッドから 1 MB 固定のシーケンシャルな I/O を発行したときの転送レート（MB/s），レイテンシ（µs）を示している．CPU I/O と GPU 直接 I/O のどちらについても，read 性能は 4 スレッド程度，write 性能は 2 スレッド程度で飽和している．飽和したときの数値は CPU I/O と GPU 直接 I/O とで同等である．同様に**図 3(c)** と**図 3(d)** は 4 KB 固定のランダムな I/O を発行したときの I/O 発行レート（IO/s）とレイテンシ（µs）である．

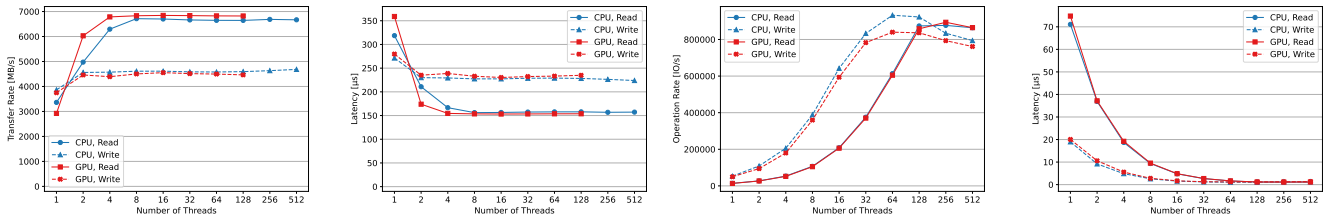
一方で**図 4** は，GPU 直接 I/O が CPU I/O よりも多くの CPU 計算資源を消費したことを示している．**図 4(a)**，**図 4(b)**，**図 4(c)**，**図 4(d)** は，比較対象となる CPU I/O を用いてシーケンシャルアクセスとランダムアクセスを行ったときの，CPU スレッド数ごとの CPU 使用率である．とくにシーケンシャルアクセスにおいては，ユーザー時間とシステム時間はスレッド数を増やしても低いままであり，CPU 時間のほとんどは I/O 待ち時間として消費された．それに対して，**図 4(e)**，**図 4(f)**，**図 4(g)**，**図 4(h)** は GPU 直接 I/O を行ったときの CPU スレッド数ごとの CPU 使用率である．全体の CPU 時間は CPU I/O のものと同じ傾向を示しているが，シーケンシャルアクセスとランダムアクセスの両方について，ユーザー時間とシステム時間が占める割合が大きくなっている．

### 3.5 バッチ I/O 実験

cuFile API においてバッチ I/O API は現在のところ試験的に実装されている．API の形式は Linux の `libaio` に近く，非同期的に複数の I/O を送ることができる．著者らがバッチ I/O API の使用を試みたところ，以下のことが分かった．

- バッチを送信した後，そのバッチのすべての I/O が完了するのを待ってから次のバッチを送信すると，正常に動作する．
- バッチを送信した後，そのバッチのすべての I/O が完了するのを待たずに次のバッチを送信すると，I/O の結果が失われる．

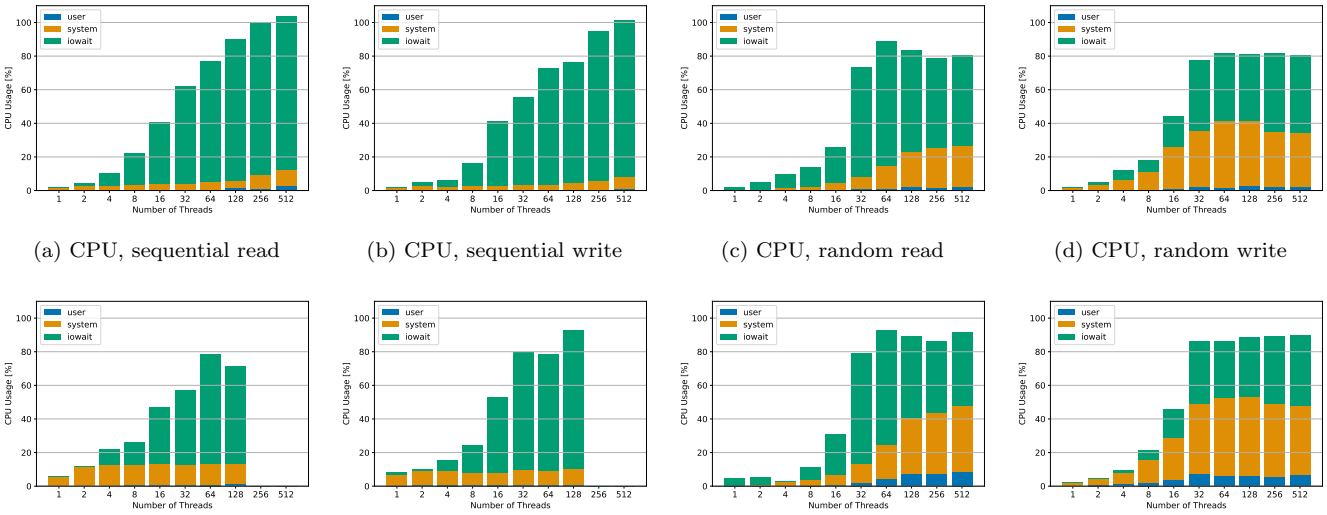
効率的に I/O を行うには，I/O が完了するたびに次の I/O を発行するのが良いが，そのような非同期的なバッチ I/O は現時点では行うことができなかった．よって本実験では，バッチ




(a) Transfer rate (sequential, 1 MB) (b) Latency (sequential, 1 MB) (c) Operation rate (random, 4 KB) (d) Latency (random, 4 KB)

図 3: マルチスレッドにおける CPU I/O と GPU 直接 I/O の性能

Fig. 3 Performances of multi-threaded CPU I/O and GPU direct I/O




(a) CPU, sequential read (b) CPU, sequential write (c) CPU, random read (d) CPU, random write

(e) GPU, sequential read (f) GPU, sequential write (g) GPU, random read (h) GPU, random write

図 4: マルチスレッドにおける CPU I/O と GPU 直接 I/O の CPU 使用率

Fig. 4 CPU usage of multi-threaded CPU I/O and GPU direct I/O

I/O API を同期的に複数の I/O を送ることができるものと捉えて，その性能を測定した．

**図 5** は，バッチ I/O を用いることで，シングルスレッド下でもマルチスレッド下のように多重に I/O を発行し，帯域幅を最大限に活用できることを示している．**図 5(a)**，**図 5(b)** は，1 MB 固定のシーケンシャルな I/O を発行したときの，多重度ごとの転送レート（MB/s）とレイテンシ（µs）である．ここで多重度とは，同期 I/O においては CPU スレッド数，バッチ I/O においては 1 回のバッチに含まれる I/O 数とする．また，同期 I/O のデータは**図 3** の GPU 直接 I/O のものと同じである．バッチ I/O では，多重度が小さいときにはバッチのセットアップにかかるコストにより転送レートが低く，レイテンシが大きくなったものの，多重度が 64 から 128 程度になると，シングルスレッドでもマルチスレッド並の転送レートとレイテンシを達成した．一方で，**図 5(c)**，**図 5(d)** は，4 KB 固定のランダムな I/O を発行したときの I/O 発行レート（IO/s）とレイテンシ（µs）である．I/O 発行レートについては，多重度を増やしても同期 I/O ほどの値を達成できなかった．

## 4 小規模環境における TPC-H 問合せ実験

著者らは，CPU I/O，GPU 間接 I/O，GPU 直接 I/O をそれぞれ用いて，TPC-H の問合せを模した処理を実装し，その実行性能を測定する実験を行った．

### 4.1 GPU 直接 I/O を用いた問合せ実行器の試作

本実験は，**表 1** に示したものと同じ環境下で行った．実行する問合せとして，TPC-H ベンチマーク [3] の Query 6 を選択した．Query 6 の内容は**図 6** の通りである．さらに TPC-H の `dbgen` を用いて，scale factor = 100 のデータを生成した．Query 6 の実行には `LINEITEM` 表が必要であり，このとき生成された `LINEITEM` 表の行数は 59,986,052 行であった．

また，問合せ処理を実行するために，以下の 3 種類の実装を試作した．

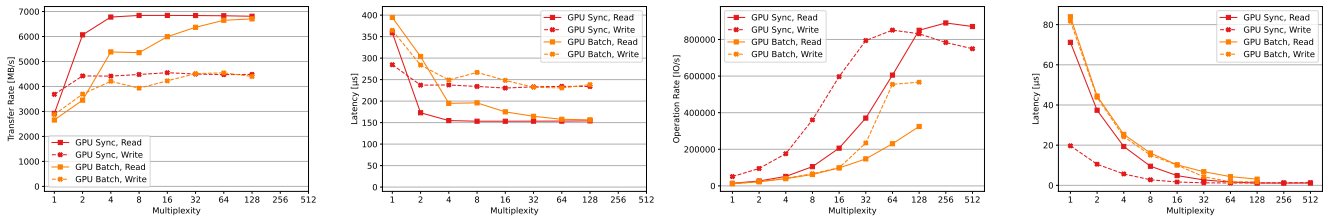
**CPU I/O，CPU 実行**

A1: `pread` を用いて CPU メモリにページを読み込む．

A2: CPU で問合せ処理を実行する．

**GPU 間接 I/O，GPU 実行**

B1: `pread` を用いて CPU メモリにページを読み込む．




(a) Transfer rate (sequential, 1 MB)　(b) Latency (sequential, 1 MB)　(c) Operation rate (random, 4 KB)　(d) Latency (random, 4 KB)

図 5: GPU 直接同期 I/O と GPU 直接バッチ I/O の性能

Fig. 5　Performances of GPU direct sync I/O and GPU direct batch I/O

```
select
    sum(l_extendedprice * l_discount) as revenue
from
    lineitem
where
    l_shipdate >= date '1994-01-01'
    and l_shipdate < date '1994-01-01' + interval '1' year
    and l_discount between .06 - 0.01 and .06 + 0.01
    and l_quantity < 24;
```

図 6: 実験に用いた Query 6

Fig. 6　Query 6 used in the experiment

B2: `cudaMemcpy` を用いて CPU メモリから GPU メモリにページを転送する．

B3: GPU で問合せ処理を実行する．

B4: `cudaMemcpy` を用いて GPU メモリから CPU メモリに結果を転送する．

**GPU 直接 I/O，GPU 実行**

C1: `cuFileRead` を用いて GPU メモリにページを読み込む．

C2: GPU で問合せ処理を実行する．

C3: `cudaMemcpy` を用いて GPU メモリから CPU メモリに結果を転送する．

ただし，CPU 側と GPU 側のいずれの処理も，シングルスレッド処理として実装した．

### 4.2　Query 6 の実行性能

**図 7** は，各実装における問合せ実行時間の内訳を示している．各実装において，問合せ実行時間のうち A1，B1，C1 を I/O 時間，B2，B4，C3 を転送時間，A2，B3，C2 を演算時間と定めている．**図 7(a)** は比較対象となる CPU I/O，CPU 実行の実装においての I/O バッファの大きさごとにかかった実行時間である．I/O バッファの大きさによらず，I/O 時間がほとんどを締めていて，演算時間の割合はわずかであった．**図 7(b)** も比較対象となる GPU 間接 I/O，GPU 実行の実行時間である．これは**図 7(a)** に転送時間を加え，処理時間を GPU 実行の時間に置き換えたものであるが，どちらも I/O 時間に匹敵する時間がかかった．**図 7(c)** は，GPU 直接 I/O，GPU 実行においての実行時間を示している．これは**図 7(b)** の転送時間を減らし，I/O 時間を GPUDirect Storage の処理時間に置き換えたものであるが，ページの転送がなくなったにもかかわらず，結果を返す転送処理だけでオーバーヘッドがかかった．また，I/O 時間，演算時間，その他初期化等にかかる時間が若干増えたことにより，全体の実行時間としては GPU 間接 I/O とほぼ変わらなくなった．他に注目すべき点として，**図 7(b)** と**図 7(c)** の両方で，バッファの大きさが 1 MB 以下のときはバッファが大きくなるにつれて実行時間が減少したが，4 MB を超えると逆に実行時間が増加した．これは，本実験に用いた GPU の L2 キャッシュの大きさが 4 MB であることと関わっていると考えられる．

**図 8** は，各実装における問合せ実行時の CPU 使用率を示している．GPU 間接 I/O と GPU 直接 I/O では，CPU I/O の場合に比べてシステム時間が減ったもののユーザー時間が増え，全体の CPU 時間としては上昇した．GPU 直接 I/O では，GPU 間接 I/O の場合に比べて少しだけユーザー時間が減少した．

## 5　関 連 研 究

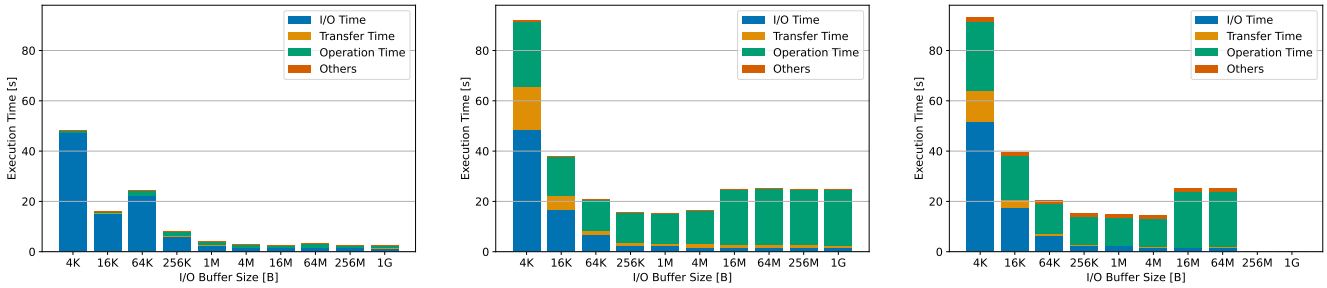
### 5.1　GPU を用いたデータベースシステム

Yogatama らが提案する Mordred [4] は，CPU と GPU 間のデータ配置と問合せ実行を工夫することにより，全体のトラフィックを最適化し，CPU と GPU の並列性を高めた．データ配置ポリシーとしては，GPU へのキャッシュを細かい粒度に分け，コストモデルに基づいた計算を行い，GPU にキャッシュされていてほしいデータを高い精度で GPU に配置した．異種問合せ実行としては，細かく分けたデータがどう配置されているかによって問合せ実行を分割し，CPU と GPU の両方を活用した．

他にも近年の研究では，処理配置 [5] [6]，問合せコンパイル [7] [8]，問合せ実行 [9] [10] などに注目した手法がある．共通する傾向としては，CPU と GPU が協力するヘテロジニアスなデータベースシステムを意識した研究が多い．

### 5.2　GPUDirect RDMA を用いたデータベースシステム

GPUDirect Storage を用いたデータベースシステムは著者らの知る限りにおいて存在しないが，同じく NVIDIA が提供する技術である GPUDirect RDMA [11] を用いた研究がいくつか存




(a) CPU I/O, CPU execution (b) GPU indirect I/O, GPU execution (c) GPU direct I/O, GPU execution

図 7: 3 種類の実装における Query 6 の実行時間

Fig. 7 Execution time of Query 6 in three implementations

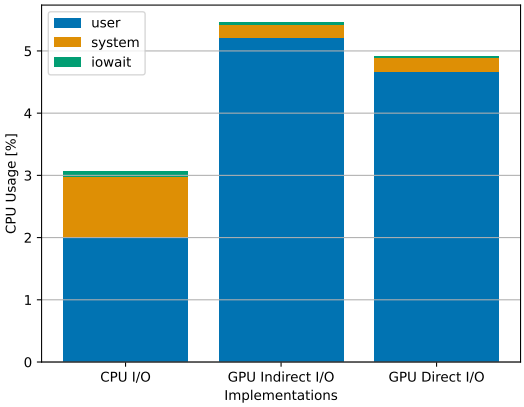



図 8: 3 種類の実装における Query 6 実行時の CPU 使用率

Fig. 8 CPU usage during Query 6 execution in three implementations

在する．GPUDirect RDMA は，GPU メモリ上の remote direct memory access（RDMA）を可能にする技術である．Wang ら [12] は，resource description framework（RDF）の問合せを並列で高速に実行するシステムを GPUDirect RDMA を用いて実装した．Guo ら [13] は，GPUDirect RDMA を用いて GPU クラスタ上で動作する高速なハッシュ結合とソートマージ結合アルゴリズムを提案した．

### 5.3 GPU 直接 I/O に関する研究

GPU 直接 I/O に関する研究は現時点で有数しかない．Ravi ら [14] は，GPUDirect Storage を階層的ファイル形式 HDF5 のライブラリに適用した．Inupakutika ら [15] は，GPUDirect Storage の性能の初期段階的な定量化を行った．

## 6 おわりに

本稿では，GPU 直接 I/O の基本的な性能を測定するマイクロベンチマークの結果を示し，CPU I/O の性能と比較した．また，CPU I/O，GPU 間接 I/O，GPU 直接 I/O を用いて実装した問合せ処理について，その性能を測定するベンチマークの結果を示し，それぞれ比較した．

今後の展望としては，GPU 直接 I/O を，GPU の演算能力を有利に活かす並列処理とともに用いて，CPU I/O と CPU 処理や GPU 間接 I/O と GPU 処理といった組み合わせの場合と比較していきたい．また，GPU 直接 I/O のバッチ I/O API の逐次発行および非同期 I/O API が利用可能になり次第，実験を執り行っていきたい．

## 謝　　辞

本研究の一部は，日本学術振興会科学研究費補助金基盤研究 (B) JP20H04191 の助成を受けたものである．

## 文　　献

[1] NVIDIA GPUDirect Storage. `https://docs.nvidia.com/gpudirect-storage/index.html`. Accessed: 2022-12-03.

[2] CUDA C++ Programming Guide. `https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide/index.html`. Accessed: 2022-10-25.

[3] TPC-H Homepage. `https://www.tpc.org/tpch/`. Accessed: 2022-12-04.

[4] Bobbi W Yogatama, Weiwei Gong, and Xiangyao Yu. Orchestrating data placement and query execution in heterogeneous CPU-GPU DBMS. *PVLDB*, 15(11):2491–2503, 2022.

[5] Sebastian Breß, Henning Funke, and Jens Teubner. Robust Query Processing in Co-Processor-accelerated Databases. In *Proc. SIGMOD*, pages 1891–1906, 2016.

[6] Tomas Karnagel, Dirk Habich, and Wolfgang Lehner. Adaptive work placement for query processing on heterogeneous computing resources. *PVLDB*, 10(7):733–744, 2017.

[7] Henning Funke, Sebastian Breß, Stefan Noll, Volker Markl, and Jens Teubner. Pipelined Query Processing in Coprocessor Environments. In *Proc. SIGMOD*, pages 1603–1618, 2018.

[8] Periklis Chrysogelos, Manos Karpathiotakis, Raja Appuswamy, and Anastasia Ailamaki. HetExchange: encapsulating heterogeneous CPU-GPU parallelism in JIT compiled engines. *PVLDB*, 12(5):544–556, 2019.

[9] Johns Paul, Shengliang Lu, Bingsheng He, and Chiew Tong Lau. MG-Join: A Scalable Join for Massively Parallel Multi-GPU Architectures. In *Proc. SIGMOD*, pages 1413–1425, 2021.

[10] Clemens Lutz, Sebastian Breß, Steffen Zeuch, Tilmann Rabl, and Volker Markl. Triton Join: Efficiently Scaling to a Large Join State on GPUs with Fast Interconnects. In *Proc. SIGMOD*, pages 1017–1032, 2022.

[11] Developing a Linux Kernel Module using GPUDirect

RDMA. https://docs.nvidia.com/cuda/gpudirect-rdma/index.html. Accessed: 2022-10-26.

[12] Siyuan Wang, Chang Lou, Rong Chen, and Haibo Chen. Fast and concurrent RDF queries using RDMA-assisted GPU graph exploration. In *Proc. USENIX ATC*, pages 651–664, 2018.

[13] Chengxin Guo, Hong Chen, Feng Zhang, and Cuiping Li. Distributed Join Algorithms on Multi-CPU Clusters with GPUDirect RDMA. In *Proc. ICPP*, number 65, pages 1–10, 2019.

[14] John Ravi, Suren Byna, and Quincey Koziol. GPU Direct I/O with HDF5. In *2020 IEEE/ACM Fifth International Parallel Data Systems Workshop (PDSW)*, pages 28–33, 2020.

[15] Devasena Inupakutika, Bridget Davis, Qirui Yang, Daniel Kim, and David Akopian. Quantifying Performance Gains of GPUDirect Storage. In *2022 IEEE International Conference on Networking, Architecture and Storage (NAS)*, pages 1–9, 2022.