

Masterarbeit

**Effiziente String-Verarbeitung in
Datenbankanfragen auf hochgradig paralleler
Hardware**

Florian Lüdiger
Juni 2019

Gutachter:
Prof. Dr. Jens Teubner
Henning Funke

Technische Universität Dortmund
Fakultät für Informatik
Datenbanken und Informationssysteme (LS-6)
<http://dbis.cs.tu-dortmund.de>

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Motivation und Hintergrund	1
1.2	Aufbau der Arbeit	1
2	Grundlagen der GPU-Programmierung	3
2.1	Grundaufbau einer NVIDIA-Grafikkarte	3
2.2	Scheduling auf GPU	4
2.3	Synchronisation von Threads	6
2.4	Shared Memory	6
2.5	Die CUDA-Programmierschnittstelle für C++	6
3	Compiled Query Pipelines	9
4	Einfacher, paralleler String-Vergleich	13
4.1	Motivation	13
4.2	Umsetzung des einfachen String-Vergleichs	14
4.3	Präfixtest als alternativer Workload	16
4.4	Einschätzung der GPU-Auslastung	17
5	Verbesserung des einfachen String-Vergleichs	19
5.1	Funktionsweise des String-Vergleichs mit Lane Refill	19
5.2	Struktur des optimierten String-Vergleichs im Kernel	20
5.3	Technische Umsetzung der Pufferung	23
5.4	Reduzierung des Overheads	25
6	Grundlagen von regulären Ausdrücken	27
7	Paralleler Musterabgleich mit regulären Ausdrücken	29
7.1	Vorgehen	29
7.2	Implementierung	29

8	Verbesserung des Verfahrens zum Musterabgleich	31
8.1	Ansatzpunkte für Lane-Refill	31
8.2	Umsetzung mit Lane-Refill	31
9	Optimierung der Ausführungsparameter	33
10	Evaluation des einfachen String-Vergleichs	35
10.1	Testumgebung	35
10.2	Verwendete Workloads und deren Merkmale	35
10.3	Vorstellung der Messergebnisse	36
10.4	Diskussion der Ergebnisse	36
11	Evaluation des parallelen Musterabgleichs	41
11.1	Verwendete Workloads und deren Merkmale	41
11.2	Vorstellung der Messergebnisse	41
11.3	Diskussion der Ergebnisse	41
12	Ergebnis und Fazit	43
A	Umsetzung der String-Selektion mit Lane Refill	45
	Abbildungsverzeichnis	47
	Literatur	49
	Erklärung	49

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Motivation und Hintergrund

1.2 Aufbau der Arbeit

Kapitel 2

Grundlagen der GPU-Programmierung

Um die in dieser Arbeit vorgestellten Herausforderungen bei der Verarbeitung von String-Daten mit Grafikprozessoren, nachfolgend auch GPU genannt, verstehen zu können, ist zunächst ein Verständnis der grundlegenden Eigenschaften aktueller Hardware nötig. Dabei beschränkt sich diese Untersuchung auf die Grafikkarten-Serie Maxwell von NVIDIA, die hier besprochenen Prinzipien lassen sich allerdings auch auf andere GPU anderer Hersteller übertragen und finden dort ebenfalls Anwendung.

2.1 Grundaufbau einer NVIDIA-Grafikkarte

Der Hauptprozessor eines Computers, auch *Central Processing Unit (CPU)* genannt, arbeitet eher sequenziell schwerwiegende Threads ab, wodurch individuelle Operationen schnell abgearbeitet werden können, ein hoher Durchsatz allerdings schwierig zu erreichen ist. Für die Verarbeitung großer Datenmengen wurden daher spezielle Co-Prozessoren in Form von Grafikkarten entwickelt, die hochgradig parallel arbeiten und somit einen massiven Durchsatz erreichen können. Die *Graphics Processing Unit (GPU)* bildet das Herzstück der Grafikkarte. Sie besteht aus einer hohen Anzahl an Kernen, die zwar individuell eine vergleichsweise geringe Leistung besitzen, allerdings aufgrund ihrer hohen Anzahl in datenparallelen Anwendungsfällen in Kombination mit einer hohen Speicherbandbreite eine hervorragende Performanz bieten.

Neben der GPU benötigt eine Grafikkarte noch weitere Peripherie, um effizient funktionieren zu können. Zur Speicherung der zu verarbeitenden Daten gibt es eigenständige Speichermodule, die unabhängig vom Hauptspeicher des Computers verwaltet werden. Für die NVIDIA GTX950, welche im Folgenden als Beispiel genutzt werden soll, beträgt die Größe dieses Speichers 2 GB. Über eine PCI-Express-Anbindung wird die Kommunikation

mit dem Hauptprozessor und die Übertragung der Daten zwischen den Speicherbereichen realisiert.



Abbildung 2.1: Architektur einer GPU [9]

Wie in Abbildung 2.1 dargestellt, lässt sich die GPU wiederum in kleinere Module, sogenannte *Streaming Multiprocessors (SM)*, unterteilen, welche jeweils eigenständige Recheneinheiten darstellen. Eine GTX950 besitzt beispielsweise sechs dieser Streaming Multiprocessors, welche sich ebenfalls in kleinere Einheiten unterteilen lassen. Die SM bestehen aus vier unabhängigen Blöcken von Rechenkernen, welche jeweils 32 skalare Recheneinheiten, auch *CUDA-Kerne* genannt, beinhalten. Jeder dieser Blöcke besitzt einen eigenen Scheduler und einige Unterstützungselektronik, sodass diese logisch gesehen ebenfalls unabhängig voneinander arbeiten können. [8] Bei sechs Streaming Multiprocessors mit jeweils vier Blöcken und 32 Recheneinheiten pro Block besitzt die GTX950 also 768 Kerne, welche über eine Programmierschnittstelle angesprochen werden können.

2.2 Scheduling auf GPU

Um die hohe Anzahl von Kernen innerhalb einer GPU effizient mit Arbeit versorgen zu können, wird schnell klar, dass ein individuelles Scheduling für die einzelnen Recheneinheiten durch den großen Overhead unpraktikabel wäre. Aus diesem Grund werden die Threads eines Programms in sogenannte *Warps* zusammengefasst, was damit die kleinste Einheit für das Scheduling bildet. Ein Warp enthält dabei genau 32 Threads, welche in diesem Kontext auch *Lanes* genannt werden. Mehrere Warps werden außerdem zu *Blöcken* zusammengefasst, welche schließlich als Ganzes an einzelne Streaming Multiprocessors zu-

gewiesen werden. Innerhalb eines SM werden Warps ausgetauscht, wenn der vorher aktive Warp beispielsweise auf einen Speicherzugriff wartet, um die dadurch entstehende Latenz zu verstecken.

Über die Anzahl der Threads pro Block und die gesamte Anzahl der Blöcke, ist die Konfiguration des sogenannten *Grids* definiert. Die Grid-Konfiguration nimmt starken Einfluss auf die Ausführungszeit der Software. Beispielsweise kann eine zu geringe Anzahl von Threads pro Block dazu führen, dass eventuell entstehende Latenzen nicht mehr so gut versteckt werden können, da nicht genug Threads innerhalb eines SM vorhanden sind. Eine zu hohe Anzahl von Threads pro Block kann allerdings auch von Nachteil sein, da Hardwareressourcen wie die Speichergröße pro SM gegebenenfalls nicht mehr ausreichen und das Programm nicht mehr korrekt funktioniert. Das Finden der richtigen Parameter gestaltet sich als äußerst schwierig, da die verwendete Hardware ein komplexes Konstrukt mit vielen Faktoren bildet, die auf unterschiedliche Aspekte des Grids Einfluss nehmen.

Eine für die Programmierung von GPU entscheidende Eigenschaft besteht darin, dass die Threads innerhalb eines Warps parallel ausgeführt werden. Ähnlich wie bei dem Prinzip *Single Instruction Multiple Data (SIMD)*, führen die Threads in einem Warp die Instruktionen synchron aus, sodass dieses Prinzip auch *Single Instruction Multiple Threads (SIMT)* genannt wird. Die Trennung in mehrere Threads, bietet hierbei den Vorteil, dass eigene Register angesprochen werden können, an unterschiedlichen Stellen im Speicher gelesen werden kann und Threads verschiedene Kontrollflüsse verfolgen können. Prozesse laufen außerdem zwar logisch parallel ab, allerdings muss dies nicht notwendigerweise physikalisch auch so sein, sodass in einigen Fällen eine höhere Leistung erzielt werden kann. Für die optimale Performanz einzelner Operationen sollte allerdings gewährleistet sein, dass die Threads größtenteils synchron ausgeführt werden.

Bei der Verwendung von Branching-Instruktionen kann es vorkommen, dass unterschiedliche Threads verschiedene Kontrollflüsse durchlaufen, was auch als *Divergenz* bezeichnet wird. Da allerdings alle Threads identische Instruktionen ausführen müssen, führt dies dazu, dass sämtliche Threads in einem Warp alle notwendigen Kontrollflüsse durchlaufen und dabei gegebenenfalls das Ergebnis verwerfen, wenn diese sich logisch gesehen in einem anderen Zweig befinden. Alle Threads, für die der aktuell bearbeitete Kontrollfluss nicht relevant ist, werden als inaktiv bezeichnet. Inaktive Threads warten somit lediglich auf die aktiven Threads, bis diese die Arbeit innerhalb ihres Kontrollflusses abgeschlossen haben, sodass an dieser Stelle gegebenenfalls massiv Rechenleistung verschwendet wird. In dieser Problematik liegt der Grund dafür, dass die Verarbeitung von Strings auf Grafikkarten aufgrund ihrer variablen Länge problematisch ist, da die auftretenden Kontrollflüsse divergieren.

2.3 Synchronisation von Threads

Der Compiler und die GPU selbst versuchen innerhalb eines Warps die Anzahl der synchron ausgeführten Operationen zu maximieren, da dadurch eine höhere Leistung erzielt wird. [7] Diese Synchronisation kann allerdings auch explizit durch den Entwickler erfolgen, indem er die dafür vorgesehenen Operationen der Entwicklungsschnittstelle verwendet. Das Verwenden solcher Operationen führt dazu, dass alle Threads an dieser Stelle aufeinander warten müssen.

Diese Methoden können außerdem dazu verwendet werden, Informationen über die anderen Threads zu erlangen und die Zusammenarbeit innerhalb der Warps effektiver zu gestalten. Die Instruktionen werden von der Hardware unterstützt, sodass sie typischerweise sehr effizient ausgeführt werden können. Ein Beispiel für eine solche Operation ist das Auswerten eines Prädikates für alle Threads und anschließend das Erstellen einer Bitmaske, welche das Ergebnis der Auswertung für alle Threads enthält. Ein weiteres Beispiel ist das Generieren einer Maske für alle Threads, die in dem aktuellen Ausführungszweig aktiv sind. Schließlich können noch alle Threads ohne besondere Berechnung synchronisiert werden. Dies ist zum Beispiel nötig, wenn ein Thread aus dem Speicher lesen will, den andere Threads vorher beschreiben und dieser sicherstellen will, dass die Daten fertig geschrieben wurden. [6]

2.4 Shared Memory

Eine Kommunikation zwischen Threads innerhalb eines Blocks, kann über sogenannten *Shared Memory* geschehen. Dadurch können größere Mengen von Informationen ausgetauscht werden, als dies über die Synchronisations-Operationen effizient möglich wäre. Dieser Speicher ist um einige Größenordnungen schneller als der globale Speicher, da sich dieser direkt auf dem Chip der GPU befindet. [4] Die Speichergröße innerhalb eines Streaming Multiprocessors ist allerdings beschränkt, weshalb die Anzahl der Threads ebenfalls beschränkt ist, sofern eine große Menge Shared Memory von diesen benötigt wird.

2.5 Die CUDA-Programmierschnittstelle für C++

Für eine effiziente Entwicklung der hochgradig spezialisierten Grafikkarte stellt NVIDIA die *CUDA*-Programmierschnittstelle bereit. Diese ermöglicht es die GPU aus einer Hochsprache wie C++ heraus anzusprechen und durch verschiedene Hilfestellungen leicht ein funktionierendes Programm zu erstellen. Neben vordefinierten Schlüsselwörtern und Syntaxelementen bietet die Entwicklungsumgebung auch einen eigenen Compiler, welcher das erstellte Programm für den Einsatz auf der Grafikkarte optimiert. Für das Verständnis

der Beispiele in dieser Arbeit sollen im Folgenden einige Grundkonzepte des Programmiermodells erläutert werden.

Das Hauptprogramm von CUDA-Programmen besteht aus Code für die CPU, welcher dafür zuständig ist, die Grafikkarte für ihre Aufgabe vorzubereiten und anschließend das Unterprogramm aufzurufen, welches auf der GPU ausgeführt werden soll. Ein solches Unterprogramm wird *Kernel* genannt und besteht im einfachsten Falle aus einer einfachen Funktion, welche durch das Schlüsselwort `__global__` gekennzeichnet wird. In diesem Kontext wird der GPU-Code üblicherweise *Device Code* und der CPU-Code *Host Code* genannt.

Auf die Schnittstellen zur Speicherverwaltung oder zur Festlegung der Grid-Konfiguration aus dem Host Code heraus soll hier nicht weiter eingegangen werden, da für die untersuchten Kriterien lediglich der Device Code interessante Aspekte bietet.

Einem Kernel können verschiedene Parameter wie Zeiger auf Speicherbereiche innerhalb des Grafikspeichers aus dem Hauptprogramm übergeben werden. Zum Durchlaufen eines solchen Speicherbereiches in einem sequenziellen Programm wäre es ausreichend mit einem Index über das Feld zu iterieren und diesen nach jeder Iteration um eins zu erhöhen. Bei einer parallelen Architektur würden so allerdings sämtliche Threads über den gesamten Datensatz laufen, anstatt wie gewünscht den Datensatz auf die einzelnen Threads aufzuteilen. Zu diesem Zweck muss jeder Thread die Informationen darüber haben, welchen globalen Index er innerhalb des Grids hat, um mit dem entsprechenden Element aus dem Datensatz zu beginnen und wie viele Threads in dem Grid vorhanden sind, damit er den entsprechenden Abstand zu dem nächsten zu untersuchenden Element kennt. Innerhalb eines Kernels kann der Thread auf seinen Threadindex (`threadIdx.x`), die Anzahl der Threads in einem Block (`blockDim.x`), seinen Blockindex (`blockIdx.x`) und die Anzahl der Blöcke im Grid (`gridDim.x`) zugreifen. Der globale Index eines Threads berechnet sich somit aus `blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x` und die Sprungweite ist definiert durch `blockDim.x * gridDim.x`. Die dafür zur Verfügung gestellten Variablen und eine beispielhafte Iteration über zwei Datensätze sind in Listing 2.1 dargestellt.

```
1 __global__
2 void add(int n, float *x, float *y)
3 {
4     int index = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;
5     int stride = blockDim.x * gridDim.x;
6     for (int i = index; i < n; i += stride)
7         y[i] = x[i] + y[i];
8 }
```

Listing 2.1: Beispielhafter CUDA-Kernel zum Iterieren über zwei Datensätze [3]

Kapitel 3

Compiled Query Pipelines

In dieser Arbeit werden String-Vergleiche im Kontext des Query Compilers DogQC für GPUs untersucht. Dieser basiert auf dem Query Compiler HorseQC [2] und wurde für das erleichterte testen von aktuellen Techniken vereinfacht. DogQC erstellt aus einem gegebenen Anfrageplan eine Query Pipeline, die für die Ausführung auf GPUs optimiert ist. Als Grundlage für die späteren Codebeispiele, wird hier die grundsätzliche Funktionsweise des Query Compilers erklärt und die Vorteile dieser Technik erläutert.

Klassische in-memory Datenbanken wie MonetDB arbeiten die Operatoren innerhalb eines Anfrageplans nacheinander ab, was auch *Operator At A Time* genannt wird. Dabei wird für den gesamten Datensatz zunächst der erste Operator vollständig ausgeführt, bevor der gesamte Datensatz an den nächsten Operator weiter gegeben wird, bis schließlich der gesamte Anfrageplan abgearbeitet wurde. Der Nachteil dieser Strategie, besteht in einer besonders hohen Lese- und Schreiblast für die Zwischenergebnisse der Operatoren, da diese nach jeder Operation im Speicher materialisiert werden müssen. Reicht der begrenzte GPU-Speicher nicht aus, um die Zwischenergebnisse zu speichern, werden während der Berechnung Transfers in den Hauptspeicher des Systems notwendig, um neue Blöcke der Tabelle nachzuladen. Als Konsequenz entstehen massive Flaschenhälse durch die begrenzte Bandbreite.

Das Pipelining-Prinzip, welches bei dem vorgestellten Query Compiler zum Einsatz kommt, besagt, dass der Anfrageplan in Pipelines aufgeteilt wird, welche von den Tupeln immer vollständig durchlaufen werden, bevor das Ergebnis materialisiert wird. Dieses Vorgehen wird *Tuple At A Time* genannt. Die Operatoren innerhalb des Anfrageplans aus Abbildung 3.1 werden zu zwei Pipelines zusammengefasst. In der linken Pipeline wird die **orders**-Relation gelesen, die Selektion ausgeführt und die Hashtabelle für den Join berechnet. Die rechte Pipeline fasst das Lesen der **dates**-Relation, die Selektion, die Probe-Operation der Hashtabelle und das Zählen der Ergebnisse zusammen. Technisch werden die Operationen innerhalb der Pipeline zu einem einzigen Operator verschmolzen, indem der Query Compiler für jede Pipeline einen eigenständigen Kernel generiert, welcher mit der

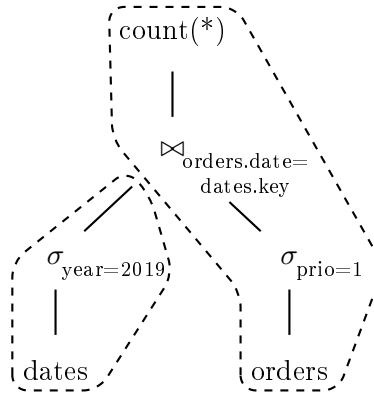


Abbildung 3.1: Beispielplan mit eingezeichneten Pipelines

CUDA-Schnittstelle ausgeführt werden kann. Der Vorteil des Pipelinings besteht darin, dass die Ergebnisse jedes Operators nicht immer wieder im Speicher materialisiert werden müssen, sondern die einzelnen Tupel stets in den GPU-Registern vorgehalten werden können, bis diese fertig verarbeitet wurden.

In Listing 3.1 wird der Code vorgestellt, welcher von dem Query Compiler für den in Abbildung 3.1 dargestellten Anfrageplan generiert wurde. Hier ist zu erkennen, dass die drei Operationen innerhalb eines Kernels zusammengefasst wurden, wodurch eine Pipeline entsteht. Um jedem Thread eine Menge von Tupel zuweisen zu können, wird zunächst der globale Index des aktuellen Threads innerhalb des Grids berechnet, damit dieser als Schleifenindex `loop_var` verwendet werden kann. Anschließend wird über alle Elemente aus dem Datensatz iteriert, für die der aktuelle Thread zuständig ist. Die Variable `active` zeigt im Algorithmus an, ob der aktuelle Thread aktiv läuft oder nur darauf wartet, dass die anderen Threads aus seinem Warp ihre Berechnung abschließen.

In einem Schleifendurchlauf, bei dem das Element mit dem Index `loop_var` untersucht wird, wird zunächst die rot markierte Selektion ausgeführt. Ist diese fehlgeschlagen, da die Priorität der Bestellung nicht bei 1 liegt, wird der Thread deaktiviert und im weiteren Verlauf nicht mehr beachtet, bis er ein neues Tupel erhält. Hat sich das Tupel qualifiziert, folgt darauf der Hash Probe, welche in grün dargestellt ist. Dabei wird das Tupel in der übergebenen Hashtabelle `hashtable_date_key` gesucht und dementsprechend wieder die `active`-Variable angepasst. Schließlich wurde vom Query Compiler noch das Zählen der Ergebnisse umgesetzt, welches hier in gelb hervorgehoben wurde. Dabei wird wieder mithilfe der Synchronisierungsoperation `__ballot_sync` die Anzahl der aktiven Lanes gezählt, welche jeweils ein Element des Ergebnisses repräsentieren. Diese Anzahl wird daraufhin vom ersten Thread innerhalb des Warps auf das Ergebnis addiert.

Nach der Durchführung der gesamten Pipeline von Operationen für das untersuchte Tupel, wird der Index erhöht, sodass im nächsten Schleifendurchlauf das nächste Tupel untersucht wird. Falls der neu gewählte Index hinter dem Ende der Daten liegt, hat der aktuelle Thread seine Arbeit vollständig abgeschlossen und er wird nicht mehr benötigt,

sodass die `active`-Variable in Zeile 20 auf `false` gesetzt wird. Wird anschließend mithilfe der `__ballot_sync`-Methode festgestellt, dass sämtliche Lanes inaktiv sind, ist der Datensatz vollständig durchlaufen worden und die Berechnung kann abgeschlossen werden.

```

1  __global__
2  void joinProbePipeline(
3      int *orders_prio,           // priority attribute of orders table
4      int *orders_date,          // date attribute of orders table
5      unique_ht *hashtable_date_key, // hashtable from other pipeline
6      int *number_of_matches) {   // return value
7
8      // global index of the current thread,
9      // used as the iterator in this case
10     unsigned loop_var = ((blockIdx.x * blockDim.x) + threadIdx.x);
11
12     // offset for the next element to be computed
13     unsigned step = (blockDim.x * gridDim.x);
14
15     bool active = true;
16     bool flush_pipeline = false;
17     while(!flush_pipeline) {
18
19         // element index must not be higher than number of tuples
20         active = loop_var < TUPLE_COUNT_ORDERS;
21
22         // break computation when every line is finished and therefore inactive
23         flush_pipeline = !__ballot_sync(ALL_LANES, active);
24
25         // selection
26         if (active)
27             active = orders_prio[loop_var] == 1;
28
29         // hash join probe
30         if (active)
31             active = hashProbeUnique(hashtable_date_key, HASHTABLE_SIZE,
32                                     hash(orders_date[loop_var]));
33
34         // count and write
35         numProj = __popc(__ballot_sync(ALL_LANES, active))
36         if (threadIdx.x % 32 == 0)
37             atomicAdd(number_of_matches, numProj);
38
39         loop_var += step;
40     }
41 }

```

Listing 3.1: Generierter Kernel für den Beispielplan

Kapitel 4

Einfacher, paralleler String-Vergleich

Um einige Techniken zur String-Verarbeitung in kompilierten Anfragepipelines auf Grafikkarten entwickeln zu können, wird zunächst ein Operator für den einfachen String-Vergleich für den Query Compiler erarbeitet. Ein Vergleich auf Gleichheit stellt dabei die einfachste, sinnvolle Variante von String-Verarbeitung dar, wodurch der Einfluss vieler Eigenschaften von Strings auf die Ausführung entsprechender Operationen leicht untersucht werden kann.

Zunächst wird dazu die Motivation hinter einer derartigen Untersuchung erläutert und eine bestehende Technik zur String-Verarbeitung erklärt. Außerdem wird eine Umsetzung des einfachen String-Vergleichs mittels der CUDA-Schnittstelle ohne spezielle Optimierungen vorgestellt und für einen alternativen Workload für weitere Tests leicht angepasst werden. Schließlich wird beurteilt, ob die Lösung das Potential hat eine optimale Performanz zu bieten und auf einen Nachteil der einfachen Implementierung eingegangen.

4.1 Motivation

In den meisten modernen Anwendungsfällen für Datenbankmanagementsysteme stellt die Verarbeitung von String-Daten einen wesentlichen Bestandteil dar. So wird häufig auf Gleichheit, Ungleichheit, das Enthaltensein eines Teilstrings oder das Erfüllen eines regulären Ausdrucks getestet. Die effiziente Berechnung unterschiedlicher Operatoren auf Zeichenketten ist somit essentiell für das Erreichen eines hohen Durchsatzes und für das Gewährleisten von maximaler Performanz. In diesem Kontext versprechen Grafikkarten durch ihre hochgradig parallele Architektur in der Theorie eine bestmögliche Leitung.

Bisherige Ansätze zur Verarbeitung von Zeichenketten auf Grafikkarten greifen auf das Konzept der Dictionaries zurück. Dabei wird eine Tabelle mit allen Strings aufgebaut und zu diesen ein Schlüssel abgespeichert, welcher zusammen mit jedem String in den anderen Tabellen der Datenbank gespeichert wird. Somit können String-Operationen durch andere Operationen auf den Schlüsseln abgebildet werden, wodurch diese eine einheitliche Struktur und damit ein effizientes Ausführungsmuster auf Grafikkarten erhalten. Das Aufbauen

und Verwalten des für diese Technik verwendeten Dictionaries erzeugt vor allem bei Daten, die sich häufig ändern, einen hohen Aufwand, worunter die Leistungsfähigkeit des Gesamtsystems sinkt.

Um diesen Verwaltungsaufwand für eine zusätzliche Datenstruktur zu eliminieren, wird eine Lösung entwickelt, die direkt auf den Zeichenketten arbeitet und trotzdem eine hohe Performanz bietet.

4.2 Umsetzung des einfachen String-Vergleichs

Als Basis für die Untersuchungen wird der String-Vergleich-Operator für den Query Compiler zunächst naiv, also ohne tiefgehende Optimierungen umgesetzt. Mithilfe dieses Operators kann in einer Datenbankabfrage beispielsweise eine Selektion über eine Spalte mit Spring-Daten durchgeführt werden. Die Anforderung des Operators besteht somit darin, eine Liste von Zeichenketten mit einem vorher spezifizierten String zu vergleichen und zu entscheiden, ob diese identisch sind oder nicht.

Zur Durchführung dieser Operation wird jedem Thread der GPU eine Zeichenkette aus dem Datensatz zugewiesen. Zunächst wird überprüft, ob die Länge des Strings mit der des Suchstrings übereinstimmt, sodass der entsprechende Eintrag direkt verworfen werden kann. Sind die Längen identisch, werden beide Zeichenketten Zeichen für Zeichen durchlaufen und diese an jeder Stelle auf Gleichheit überprüft. Sobald eine Ungleichheit gefunden wurde, wird ein entsprechendes Flag gesetzt und die weiteren Zeichen müssen nicht mehr genauer betrachtet werden.

Sämtliche Threads innerhalb eines Warp werden entsprechend dem Verarbeitungsmodell der GPU parallel abgearbeitet. Somit sind die Positionen, an denen die Strings verglichen werden ebenfalls für alle Threads identisch. Sobald der Vergleichsstring im gesamten Warp vollständig durchlaufen wurde, wird das Zwischenergebnis geschrieben. Sollten alle Threads in dem Warp vorzeitig feststellen, dass keiner der Strings mit dem Suchstring übereinstimmt, wird die aktuelle Untersuchung vorzeitig abgebrochen.

Schließlich wird jedem Thread eine neue Zeichenkette aus dem Datensatz zugewiesen, sodass das Verfahren im weiteren Verlauf wiederholt wird. Sobald der gesamte Datensatz durchlaufen wurde, ist die Berechnung abgeschlossen.

In Abbildung 4.1 ist der Ablauf des Algorithmus innerhalb eines Warps mit drei Threads dargestellt. Es ist erkennbar, an welchen Stellen die Lanes inaktiv werden, wann die Berechnung frühzeitig abgebrochen werden kann und an welchen Stellen das Ergebnis geschrieben wird und neue Daten aus dem Datensatz geholt werden.

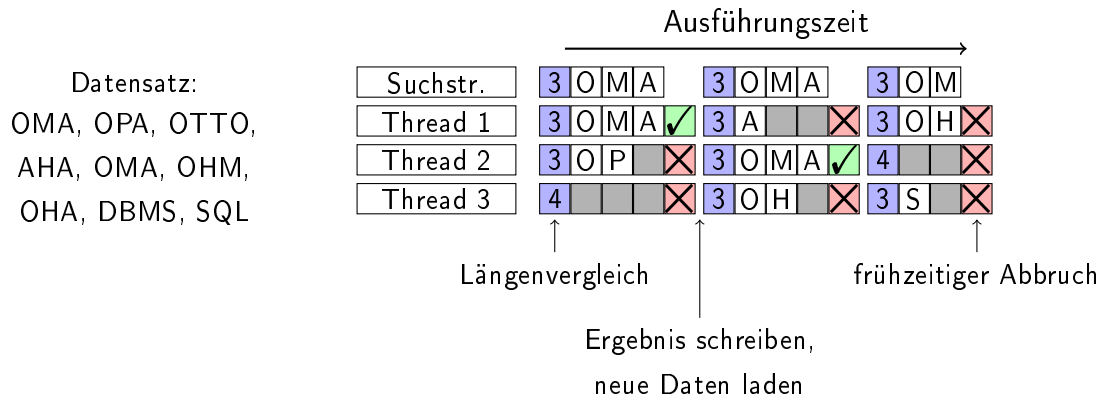


Abbildung 4.1: Funktionsweise des Algorithmus innerhalb eines Warps mit drei Threads

```

1 data_length = char_offset[loop_var+1] - char_offset[loop_var] - 1;
2
3 // if string lengths are unequal, discard
4 if (active && data_length != search_length)
5     active = false;
6
7 int search_id = 0;
8
9 // iterate over strings completely or until they don't match anymore
10 while(active && search_id < search_length) {
11     int data_id = search_id + char_offset[loop_var];
12
13     // when strings don't match, inactivate the lane
14     if (active && data_content[data_id] != search_string[search_id])
15         active = false;
16
17     search_id++;
18 }

```

Listing 4.1: Naive Implementierung einer Selektion von Strings

In Listing 4.1 ist die Implementierung des Operators dargestellt, welcher in einer kompilierten Anfragepipeline die Selektion eines String-Attributs durchführen kann. Dieser würde beispielsweise die rot markierte Selektion in Listing 3.1 ersetzen, falls das *prio*-Attribut in dem Beispiel aus Abbildung 3.1 Strings enthalten würde und alle Bestellungen mit der Priorität *HIGH* gesucht werden würden. Nach Abschluss der Berechnung ist der Wert der *active*-Variable genau dann *true*, wenn der String mit dem gesuchten String übereinstimmt, sodass im Anschluss mit weiteren Operationen fortgefahren werden kann.

Diese Implementierung erwartet, dass einige Daten vorher vom Hauptspeicher in den Speicherbereich der GPU kopiert wurden und dort zur Verfügung stehen. Der Datensatz, der mit dem Vergleichsstring abgeglichen werden soll, besteht aus einer Aneinanderreihung

der entsprechenden Zeichenketten ohne Trennzeichen und ist in der Variable `data_content` gespeichert. Damit daraus die ursprünglichen Strings extrahiert werden können, gibt es das Feld `char_offset`, welches Informationen über die Indizes der Einzelstrings innerhalb des Datensatzes enthält. Ebenfalls muss natürlich ein Zeiger auf den Suchstring und dessen Länge in den entsprechenden Parametern `search_string` und `search_string_length` vorhanden sein. Um die Berechnung rechtzeitig vor Speicherüberschreitungen abbrechen zu können, wird schließlich noch die Variable `line_count` benötigt, welche die Anzahl der Zeichenketten im Datensatz beschreibt.

Im ersten Schritt wird für einen String überprüft, ob dessen Länge mit der des Suchstrings übereinstimmt und dieser anderenfalls verworfen. Sind die Längen identisch, wird in der Schleife über beide Zeichenketten iteriert, bis das Ende beider erreicht wurde, oder festgestellt wird, dass ein Zeichen aus dem Vergleichsstring nicht mit dem aus dem Suchstring übereinstimmt. An dieser Stelle fällt die parallele Struktur des Kernels besonders auf, da die Zeichen aller Strings parallel von den Threads durchlaufen werden und diese erst aufhören, wenn der letzte Thread den ihm zugewiesenen Datensatz vollständig durchlaufen hat. Ist die Schleife abgeschlossen oder vorzeitig abgebrochen worden, kann am Zustand der `active`-Variable abgelesen werden, ob die Strings übereinstimmen oder nicht.

4.3 Präfixtest als alternativer Workload

Als zusätzliche String-Operation für die ein simpler Algorithmus existiert, wurde neben dem exakten String-Vergleich auch ein Präfixtest implementiert. Dabei soll geprüft werden, ob die Strings aus einer Datenbanktabelle einen vordefinierten Präfix besitzen.

Der Algorithmus arbeitet ähnlich wie das in Kapitel 4.2 vorgestellte Verfahren zum exakten String-Vergleich, mit einem einzigen Unterschied. Für jede Zeichenkette aus der Tabelle wird zunächst geprüft, ob diese länger als der gesuchte Präfix ist, anstatt zu prüfen, ob die Längen identisch sind. Danach verfährt der Algorithmus wie gehabt, sodass wieder beide Strings Zeichen für Zeichen verglichen werden, bis das Ende des Such-Präfixes erreicht ist. An der Implementierung in Listing 4.1 ändert sich dementsprechend fast nichts, es muss nur die Bedingung in Zeile 4 durch `active && data_length >= search_length` ersetzt werden.

Dadurch, dass die Prüfung auf exakte Längengleichheit entfällt, müssen je nach Anwendungsfall viele Zeichenketten weiter durchlaufen werden, da diese nicht schon im ersten Schritt ausgeschlossen werden können, wie bei dem exakten String-Vergleich. Durch diesen Umstand und durch die Tatsache, dass ein Präfixtest in realen Systemen ein häufig gefragter Anwendungsfall ist, ergibt diese Implementierung einen interessanten alternativen Workload, den es zu untersuchen gilt.

4.4 Einschätzung der GPU-Auslastung

Das in diesem Kapitel vorgestellte, naive Verfahren zum einfachen String-Vergleich nutzt die Ressourcen der GPU nicht besonders effizient aus. In Abbildung 4.1 sind in grau die inaktiven Threads dargestellt. Diese sind inaktiv geworden, da erkannt wurde, dass sie nicht mit der gesuchten Zeichenkette übereinstimmen, da sie entweder eine unpassende Länge besitzen oder im Laufe des Vergleichs der einzelnen Zeichen ein Unterschied festgestellt wurde. Die untersuchten Strings aus der Tabelle können völlig unterschiedlich geartet sein, weshalb es häufig vorkommt, dass einige Threads ihre Untersuchung bereits abgeschlossen oder vorzeitig unterbrochen haben, während andere Threads innerhalb des Warps noch lange weiter rechnen müssen. Aufgrund des Programmiermodells von Grafikkarten, laufen die inaktiven Threads weiter synchron zu den aktiven Threads des Warps, dabei wird allerdings das Ergebnis verworfen und diese verrichten keine nutzbare Arbeit mehr.

Im schlimmsten Fall werden 31 Threads aus einem Warp Zeichenketten mit unpassender Länge zugewiesen und einem einzigen Thread eine mit dem Vergleichsstring übereinstimmende Zeichenkette zugeteilt. Somit stellen 31 Threads im ersten Schritt fest, dass die Länge des Strings nicht mit der des Vergleichsstrings übereinstimmt und werden somit inaktiv. Der Thread mit dem passenden String muss allerdings noch über jedes Zeichen iterieren, bevor sich der gesamte Warp neue Strings holen kann. Es kann also sein, dass für die Dauer der Iteration über den Suchstring die GPU nur zu $1/32$ ausgelastet ist, weshalb die Performanz dieser Lösung verbesserungswürdig ist.

Inaktiven Threads sollte somit dynamisch neue Arbeit zugewiesen werden, sobald diese inaktiv geworden sind. Da in dem Algorithmus lediglich zwei Zeichen an zwei Positionen verglichen werden und diese Position für jeden Thread unterschiedlich sein kann, könnte ein Thread, sobald er inaktiv geworden ist, sich eine neue Zeichenkette holen und mit dieser weiter arbeiten. Mit diesem Vorgehen könnte zwar eine hohe Auslastung erreicht werden, da die Threads niemals wirklich inaktiv werden können, allerdings funktioniert dies nicht mit dem in Kapitel 3 vorgestellten Pipelining-Modell. Dies liegt daran, dass gegebenenfalls noch beliebig viele andere Operationen in der Pipeline vor dem String-Vergleich durchgeführt werden müssen, bevor eine neue Zeichenkette an den Thread übergeben wird.

In Kapitel 5 wird eine weitere Technik vorgestellt, mit der die Auslastung der GPU verbessert werden kann. Diese wird auch im Umfeld einer Anfragepipeline funktionieren und somit für den praktischen Einsatz geeignet sein.

Kapitel 5

Verbesserung des einfachen String-Vergleichs

Zur Verbesserung der Auslastung der GPU bei der Berechnung des einfachen String-Vergleichs, wird ein Verfahren vorgestellt, das auch im Kontext der kompilierten Anfragepipelines eine optimierte Laufzeit verspricht. Dieses stellt durch Verwendung eines Puffers sicher, dass zu jeder Zeit während der Laufzeit die Auslastung eines Warps über einem bestimmten Grenzwert liegt. Das Prinzip wurde im Kontext von kompilierten Anfragepipelines mit SIMD als *consume everything* vorgestellt [5] und im Kontext dieser Arbeit auf Grafikkarten angewendet. Im Folgenden wird das Verfahren als *Lane Refill* bezeichnet, da es die inaktiven Lanes in einem Warp dynamisch wieder auffüllt.

5.1 Funktionsweise des String-Vergleichs mit Lane Refill

Zur Verbesserung des einfachen String-Vergleichs, kann das naive Verfahren durch das Lane Refill erweitert werden, indem ein Puffer eingeführt wird, in dem teilweise abgearbeitete Tupel zwischengespeichert werden können. Bei der ursprünglichen Technik gibt es drei Stellen, an denen Lanes innerhalb eines Warps inaktiv werden können. Zum einen passiert dies, wenn beim Längenvergleich zu Beginn eine unpassende Länge festgestellt wird und zum anderen wenn beim Vergleich von zwei Zeichen ein Unterschied festgestellt wird. Schließlich werden Lanes ebenfalls inaktiv, wenn diese ihren Vergleich abgeschlossen haben und einen passenden String gefunden haben. Jeweils nach diesen Ereignissen soll nun überprüft werden, ob die Auslastung des Warps noch ausreichend ist, um den Grenzwert zu erreichen. Ist dieser Grenzwert unterschritten, können wiederum zwei Fälle auftreten. Sollten sich im Puffer noch ausreichend Tupel befinden, sodass durch Auffüllen der Grenzwert wieder erreicht ist, so werden die inaktiv gewordenen Lanes mit den Zeichenketten aus den gepufferten Tupeln befüllt und es wird weiter gerechnet. Wurden zuvor zu wenige Elemente gepuffert, sodass der Grenzwert nicht erreicht werden kann, werden die Tupel

aus den aktiven Lanes im Puffer gespeichert und die Pipeline mit frischen Tupeln neu gestartet, damit später neue Zeichenketten für den String-Vergleich bereitstehen.

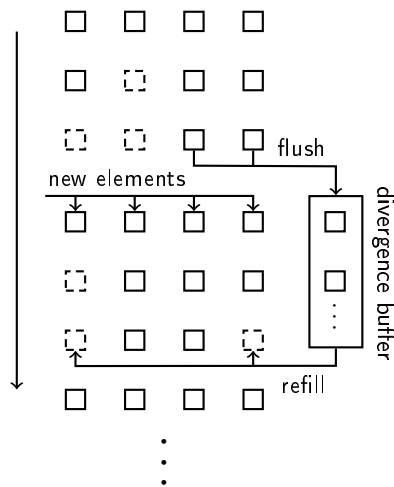


Abbildung 5.1: Funktionsweise des Lane Refill (Quelle: Henning Funke)

In Abbildung 5.1 ist die Funktionsweise der vorgestellten Technik dargestellt. Es ist zu erkennen, dass aktive Tupel in einem schlecht ausgelasteten Warp im Puffer zwischengespeichert werden, was hier als *flush* bezeichnet wird. Im Anschluss fließen neue Tupel über den Weg der Pipeline wieder in den Warp ein, wodurch dieser wieder vollständig ausgelastet ist. Sobald erneut eine Unterauslastung auftritt, werden die zwischengespeicherten Elemente aus dem Puffer in die inaktiven Lanes geladen und der Warp ist wieder komplett ausgelastet.

5.2 Struktur des optimierten String-Vergleichs im Kernel

Um den einfachen String-Vergleich durch Lane Refill zu optimieren, muss die Struktur des Operators im Kernel etwas angepasst werden, was in Listing 5.1 dargestellt wird. Die äußere Schleife ist bereits aus der Grundstruktur einer Pipeline, wie sie in Kapitel 3 vorgestellt wurde, bekannt und wurde hier für ein leichteres Verständnis aufgegriffen. Innerhalb der Schleife werden wie bei der naiven Implementierung zunächst die Operatoren ausgeführt, die in der Pipeline vor dem String-Vergleich stehen und es wird die Länge der Zeichenkette untersucht und diese gegebenenfalls verworfen.

Um im nächsten Schritt beurteilen zu können, ob eine ausreichende Auslastung besteht, wird zunächst mithilfe einer Synchronisierungsoperation überprüft, wie viele Lanes im Warp aktiv sind. Sind im Puffer und im Warp im Summe noch ausreichend aktive Elemente vorhanden, um den vorher definierten Grenzwert zu überschreiten, so kann weiter mit dem String-Vergleich fortgefahren werden. Gegebenenfalls werden zuvor allerdings noch die leeren Lanes mit Tupeln aus dem Puffer wieder aufgefüllt, sollten die aktiven Lanes alleine

nicht ausreichen, um den Grenzwert zu erreichen. Der eigentliche Vergleich zweier Zeichen funktioniert hier wieder genau wie bei der naiven Implementierung. Nach dem Vergleich wird geprüft, ob der String vollständig durchlaufen wurde und entsprechend die folgenden Operationen in der Pipeline ausgeführt. An dieser Stelle fällt auf, dass im Gegensatz zu der naiven Implementierung eine Verschachtelung entsteht, da die Folgeoperationen innerhalb der `while`-Schleife des String-Vergleichs-Operators ausgeführt werden.

Ist nach erneuter Zählung der aktiven Lanes die Schleifenbedingung nicht mehr erfüllt, da zu wenige Tupel existieren, um eine ausreichende Auslastung zu gewährleisten, werden die Tupel aus den restlichen, aktiven Lanes in den Puffer geschrieben. Schließlich wird die Pipeline mit frischen Tupeln wieder von vorne gestartet.

```
1 while(!flush_pipeline) {
2
3     /* execute previous operators in the pipeline */
4
5     // if string lengths are unequal, discard
6     if (active && data_length != search_length)
7         active = false;
8
9     int numactive = __popc(__ballot_sync(ALL_LANES, active));
10    int bufferelements = 0;
11
12    while(bufferelements + numactive > THRESHOLD) {
13
14        if (numactive < THRESHOLD) {
15
16            /* refill empty lanes from buffer in case of underutilization */
17
18            bufferelements = bufferelements - numrefill;
19        }
20
21        // when strings don't match, inactivate the lane
22        if (active && data_content[data_id] != search_string[search_id])
23            active = false;
24
25        search_id++;
26
27        if (search_id == search_length) {
28
29            /* execute following operators in the pipeline */
30
31        }
32
33        numactive = __popc(__ballot_sync(ALL_LANES, active));
34    }
35
36    if (numactive > 0) {
37
38        /* flush active lanes to buffer */
39
40        bufferelements += numactive;
41        active = false;
42    }
43
44    loop_var += step;
45 }
```

Listing 5.1: Struktur der String-Selektion mit Lane Refill

5.3 Technische Umsetzung der Pufferung

Der Puffer wird mithilfe der CUDA-Programmierschnittstelle als Shared Memory umgesetzt, um eine effiziente Kommunikation zwischen den Lanes zu ermöglichen. Für den einfachen String-Vergleich werden dazu zwei Speicherbereiche benötigt, welche mit dem Schlüsselwort `__shared__` initialisiert werden. In einem Feld wird die Position des untersuchten Strings gespeichert und in dem anderen Feld wird der Index des Zeichens innerhalb des Strings gespeichert, das als nächstes verglichen werden muss. Da der Shared Memory immer auf dem Level eines ganzen Blocks gültig ist, muss dieser so viele Elemente fassen können wie es Threads pro Block gibt. Eine ausführliche Version der Umsetzung befindet sich in Anhang A, hier sollen aber dennoch die Techniken zum Zwischenspeichern und Laden von Elementen kurz beschrieben werden.

```

1  if (numactive < THRESHOLD) {
2      numRefill = min(32 - numactive, bufferelements);
3      numRemaining = bufferelements - numRefill;
4
5      previous_inactive = __popc(~__ballot_sync(ALL_LANES, active) &
        prefixlanes);
6
7      if (!active && previous_inactive < bufferelements) {
8          buf_ix = numRemaining + previous_inactive + bufferbase;
9          search_id = search_id_divergence_buffer[buf_ix];
10         current = current_divergence_buffer[buf_ix];
11         active = true;
12     }
13
14     bufferelements -= numRefill;
15 }

```

Listing 5.2: Befüllen inaktiver Lanes mit Elementen aus dem Puffer

Bei dem in Listing 5.2 dargestellten Befüllen von leer gelaufenen Lanes mit Elementen aus dem Puffer, bleiben die noch aktiven Lanes unberührt. Die inaktiven Lanes müssen zunächst beurteilen, ob diese berechtigt sind, sich ein Tupel aus dem Puffer zuzuweisen. Befinden sich beispielsweise zwei Elemente im Puffer, es gibt aber drei inaktive Lanes, dann erhalten die zwei Lanes mit dem niedrigeren Index ein neues Tupel und die Lane mit höherem Index bleibt weiter inaktiv. Als erstes muss also bestimmt werden, wie viele Lanes vor der betrachteten Lane inaktiv sind. Der Wert `prefixlanes` ist dabei eine Bitmaske mit einem Bit für jede Lane im Warp, bei der für alle vor der aktuellen Lane liegenden Lanes ein Bit gesetzt wurde. Gibt es weniger inaktive Lanes vor der betrachteten als Elemente im Puffer, darf sich diese Lane ein neues Tupel aus dem Puffer holen.

Um das richtige Element zu erhalten, muss zunächst wie in Abbildung 5.2 dargestellt dessen Index im Puffer errechnet werden, welcher sich aus verschiedenen Offsets Zusam-

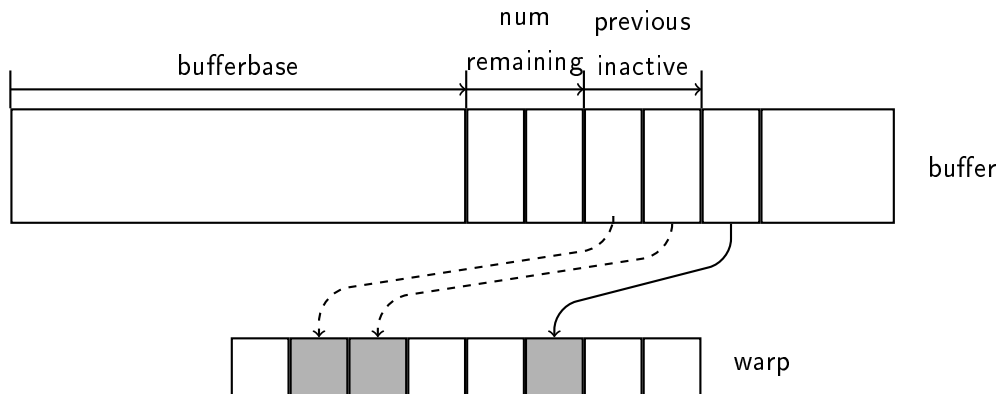


Abbildung 5.2: Berechnung des Indexes für ein Element im Puffer

men setzt. `buffer_base` bestimmt dabei die Position des Speicherbereichs, welcher dem aktuellen Warp im Block zugewiesen wurde. Da der Puffer grundsätzlich von rechts abgearbeitet wird, muss noch der Wert `num_remaining` für die Elemente, die im Puffer verbleiben sollen, addiert werden und schließlich noch die Tupel übersprungen werden, die für Lanes mit niedrigerem Index bestimmt sind.

Ist der Index berechnet, können der String und der Suchindex innerhalb des Strings aus dem Puffer geladen werden und die Lane wieder aktiv geschaltet werden.

```

1  if (numactive > 0) {
2      previous_active = __popc(__ballot_sync(ALL_LANES, active) & prefixlanes);
3      buf_ix = bufferbase + bufferelements + previous_active;
4
5      if(active) {
6          search_id_divergence_buffer[buf_ix] = character_index;
7          current_divergence_buffer[buf_ix] = current;
8      }
9
10     bufferelements += numactive;
11     active = false;
12 }

```

Listing 5.3: Auslagern übriger, aktiver Lanes in den Puffer

Das in Listing 5.3 dargestellte Verfahren zum Einlagern übriger, aktiver Lanes in den Puffer funktioniert ähnlich wie das wieder befüllen von Lanes. Zunächst wird wieder der Index berechnet, auf den die aktuelle Lane im Puffer zugreifen kann, was identisch zu dem in Abbildung 5.2 dargestellten Verfahren funktioniert, nur dass in diesem Falle die aktiven Lanes statt der inaktiven Lanes als Offset verwendet werden. Alle verbleibenden, aktiven Lanes speichern daraufhin die Position ihres vorher untersuchten Strings und den als nächstes zu untersuchenden Index innerhalb des Strings im Puffer ab. Schließlich wird noch die Anzahl der Elemente im Puffer erhöht und der Algorithmus kann anschließend wie gehabt verfahren.

5.4 Reduzierung des Overheads

Ein Nachteil dieses Verfahrens liegt darin, dass durch das Verwalten des Puffers ein erhöhter Overhead entsteht, der die bessere Performanz durch eine gute Auslastung der GPU überschatten könnte. Um diesen Overhead zu verringern, könnte es sinnvoll sein in größerem Zeitabstand die Auslastung zu überprüfen und entsprechend Lanes neu zu befüllen. Um dies zu erreichen, muss wie in Listing 5.4 lediglich der Zeichen-Vergleich in einer kurzen Schleife laufen, sodass dieser ohne Unterbrechung einige male nacheinander ausgeführt wird. Dabei muss natürlich nach jeder Überprüfung auch geschaut werden, ob der String bereits fertig durchlaufen wurde, damit gegebenenfalls die Folgeoperationen in der Pipeline ausgeführt werden können. Durch das Schlüsselwort `#pragma unroll`, ersetzt der Präprozessor die einfache Schleife durch Duplikate des Codes, wodurch eine weitere, kleine Leistungssteigerung erreicht wird.

```
1 #pragma unroll
2 for (int u = 0; u < ITERATION_COUNT; u++) {
3     int data_id = search_id + char_offset[current];
4
5     // when strings don't match, inactivate the lane
6     if (active && data_content[data_id] != search_string[search_id])
7         active = false;
8
9     search_id++;
10
11     if (search_id == search_length)
12         break;
13 }
14
15 if (search_id == search_length) {
16
17     /* execute following operators in the pipeline */
18
19     active = false;
20 }
```

Listing 5.4: Reduzierung des Overheads des Verfahrens

Kapitel 6

Grundlagen von regulären Ausdrücken

Kapitel 7

Paralleler Musterabgleich mit regulären Ausdrücken

7.1 Vorgehen

7.2 Implementierung

Kapitel 8

Verbesserung des Verfahrens zum Musterabgleich

8.1 Ansatzpunkte für Lane-Refill

8.2 Umsetzung mit Lane-Refill

Kapitel 9

Optimierung der Ausführungsparameter

Kapitel 10

Evaluation des einfachen String-Vergleichs

In Kapitel 5 wurde eine Technik vorgestellt, von der zu erwarten ist, dass sie die Laufzeit des einfachen String-Vergleichs verbessert, indem die Ressourcen der GPU besser genutzt werden und somit eine erhöhte Auslastung erreicht wird. Da diese Technik allerdings einen gewissen Overhead mit sich bringt, bleibt es noch zu untersuchen, ob diese Technik tatsächlich eine bessere Laufzeit erzielt, oder ob der Mehraufwand so groß ist, dass die erreichten Vorteile von diesem überschattet werden. In diesem Kapitel wird diese Untersuchung anhand realer Arbeitslasten durchgeführt und außerdem überprüft, ob die in Kapitel 5.4 vorgestellte Reduzierung des Overheads eine weitere Leistungssteigerung mit sich bringt.

10.1 Testumgebung

Für die Durchführung der Leistungsmessungen wird der Algorithmus so angepasst, dass dieser lediglich die Anzahl der passenden Zeichenketten zählt und diese am Ende ausgibt. Die Testumgebung entspricht also einer Selektion auf einer Spalte einer Relation und dem anschließenden Zählen der Ergebnisse. Dieses Vorgehen hat den Vorteil, dass das Zählen der Ergebnisse nicht viel Rechenaufwand verursacht und somit das Ergebnis möglichst wenig verfälscht wird. Trotzdem bleibt es aber möglich aufgrund der Ausgabe des Algorithmus beurteilen zu können, ob der Test korrekt durchgeführt wurde.

Sämtliche Tests wurden auf einem Computer durchgeführt, welcher einen NVIDIA GTX 950 verbaut hat und als Betriebssystem Ubuntu 18.04 verwendet.

10.2 Verwendete Workloads und deren Merkmale

In analytischen Anwendungsfällen kommen häufig selektive Filter vor [1], weshalb diese ebenfalls für diese Untersuchungen verwendet werden. Außerdem ist zu erwarten, dass

diese besonders stark vom Lane-Refill profitieren werden, da bei einer kleinen Menge von Ergebnissen oftmals eine starke Unterauslastung auftritt.

Der erste verwendete Workload, welcher im Folgenden *Type* genannt wird, wurde aus dem TPC-H-Benchmark entnommen.¹ Hier wird eine Selektion über die Type-Spalte durchgeführt, welche Zeichenketten der Länge 16-25 enthält. Diese bestehen aus den Zeichen A-Z und dem Leerzeichen. Für die Untersuchung wurde ein Datensatz mit 90.000.000 Tupeln generiert.

Ein weiterer Workload wurde aus dem Datensatz von DBLP erstellt, welcher die Titel vieler Veröffentlichungen im Informatik-Umfeld enthält. Dazu wurden doppelte Titel entfernt und die übrigen Strings so angepasst, dass diese nur noch Kleinbuchstaben enthalten. Die durchschnittliche Länge der Zeichenketten in diesem Datensatz beträgt 76 Zeichen und es wurde ein Präfix untersucht, welcher 31 Zeichen beinhaltet. Der generierte Datensatz enthält schließlich 21.513.695 Tupel.

Um die unterschiedlichen Selektivitäten für die folgenden Tests zu erreichen wurde ein neuer String entsprechend zufällig verteilt in den Datensatz eingebracht. Die gewünschte Datengröße wurde schließlich erreicht, indem der so generierte Datensatz einige male vervielfacht wurde.

10.3 Vorstellung der Messergebnisse

10.4 Diskussion der Ergebnisse

¹<http://www.tpc.org/tpch/>

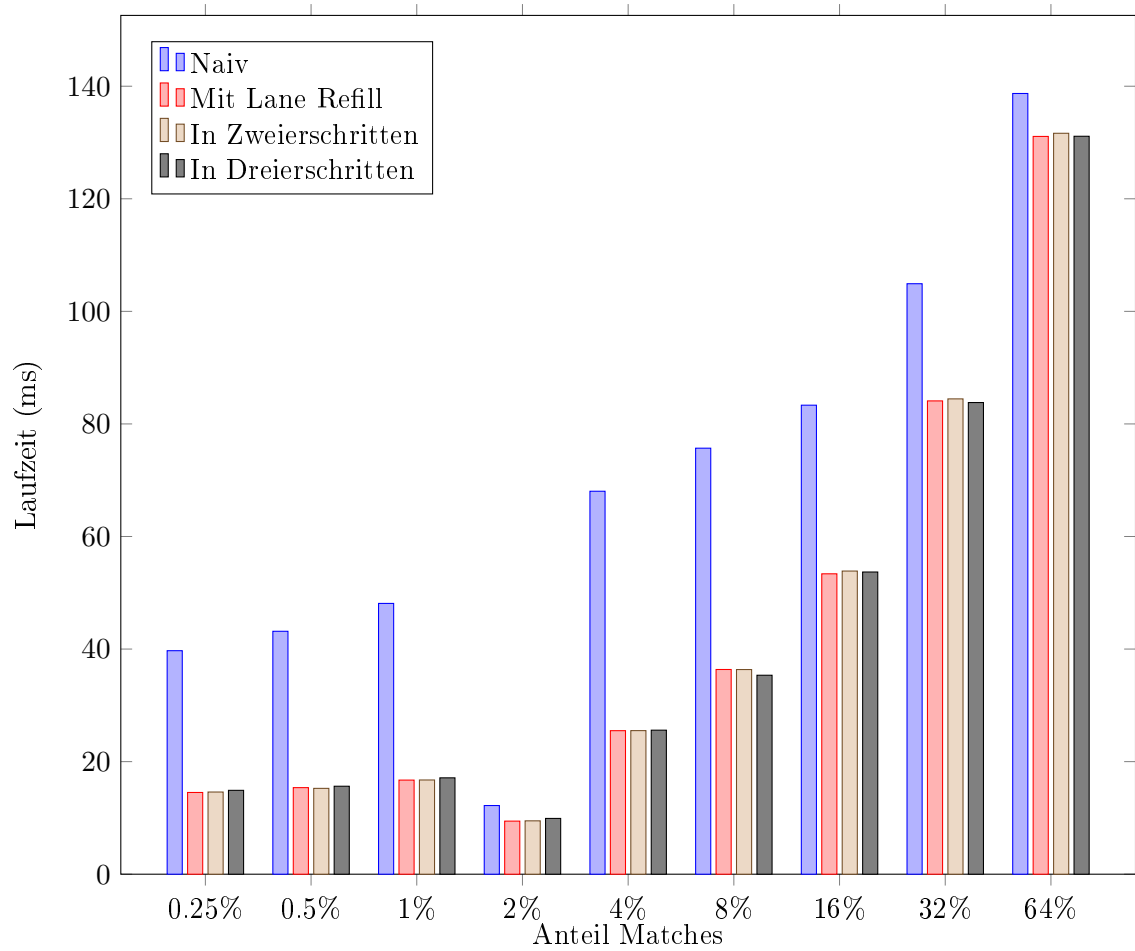


Abbildung 10.1: Laufzeit für Gleichheitstest mit verschiedener Verteilung beim Type-Benchmark

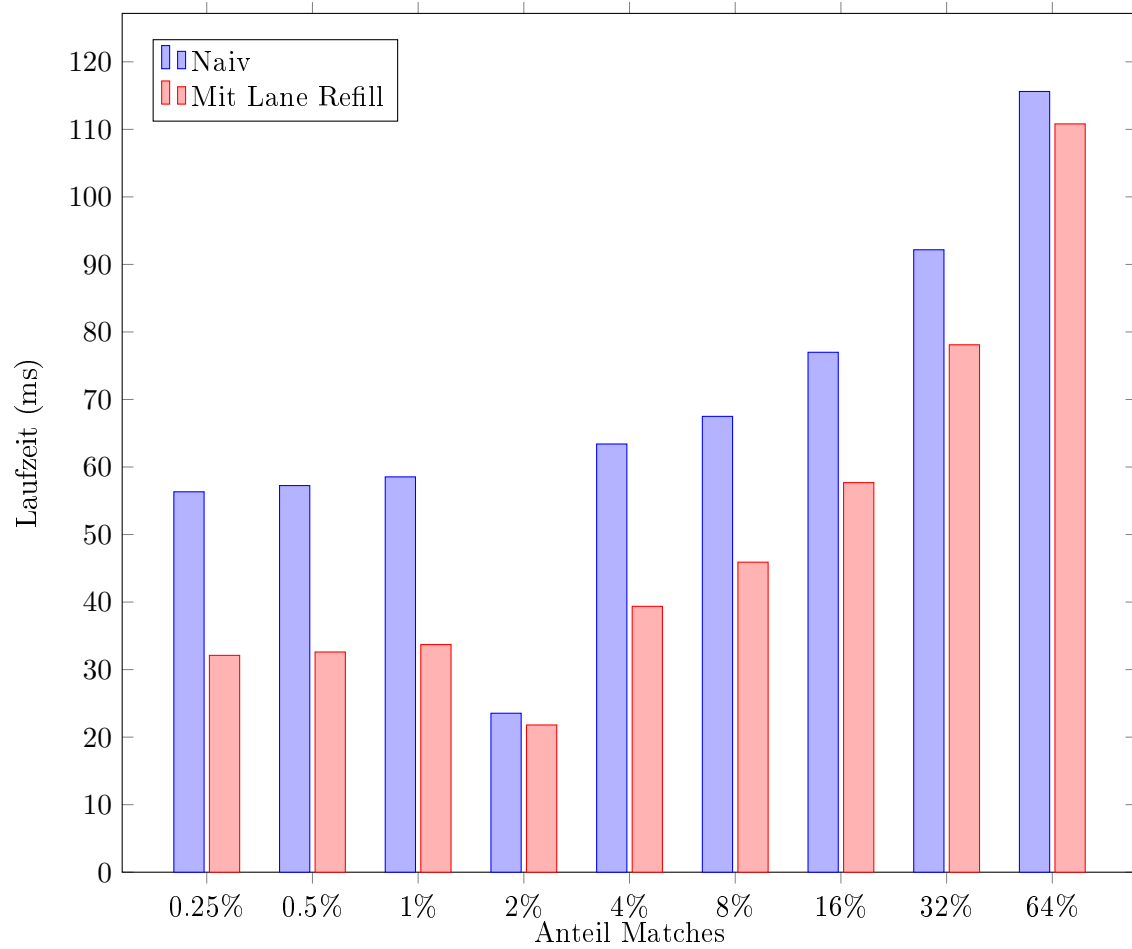


Abbildung 10.2: Laufzeit für Präfixtest mit verschiedener Verteilung beim Type-Benchmark

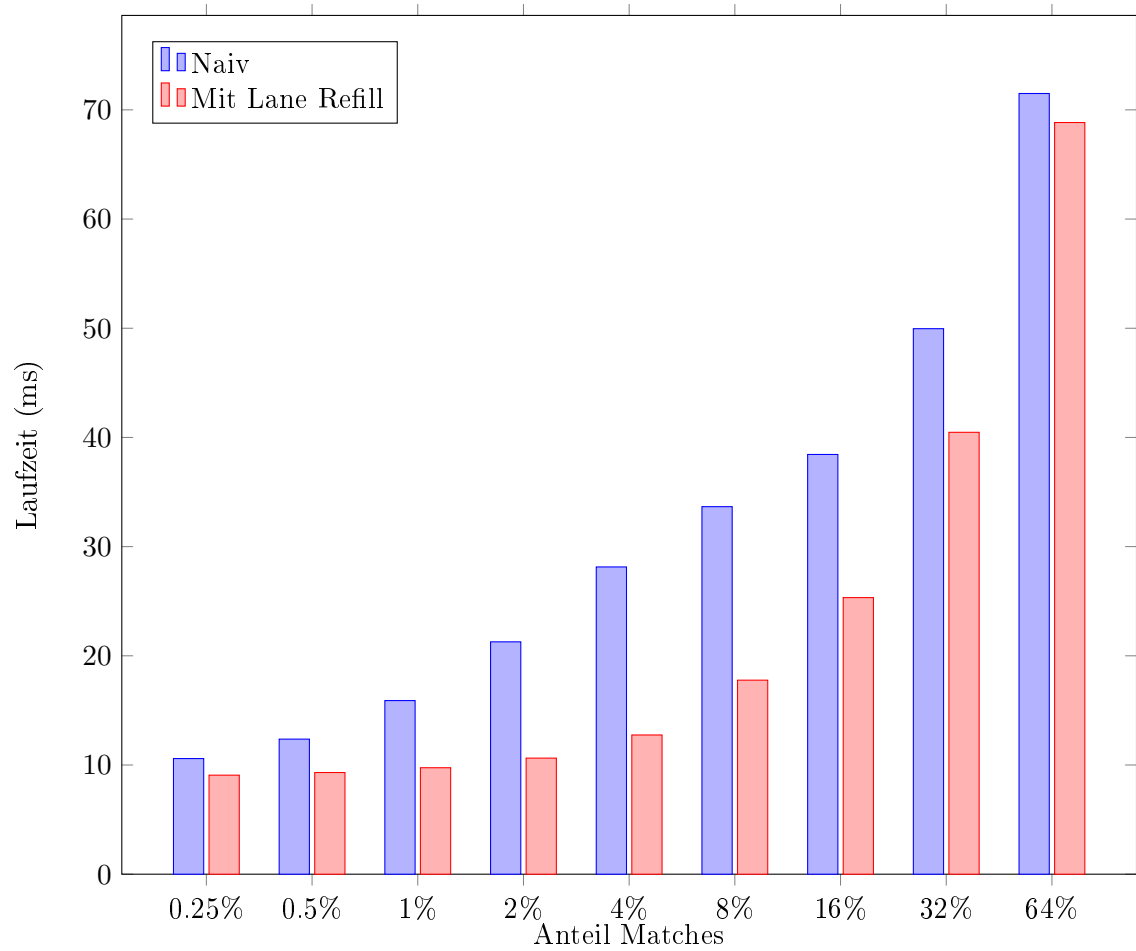


Abbildung 10.3: Laufzeit für Präfixtest mit verschiedener Verteilung beim DBLP-Benchmark

Kapitel 11

Evaluation des parallelen Musterabgleichs

11.1 Verwendete Workloads und deren Merkmale

11.2 Vorstellung der Messergebnisse

11.3 Diskussion der Ergebnisse

Kapitel 12

Ergebnis und Fazit

Anhang A

Umsetzung der String-Selektion mit Lane Refill

```
1 // shared memory for the divergence buffers
2 __shared__ int search_id_divergence_buffer[THREAD_COUNT];
3 __shared__ int current_divergence_buffer[THREAD_COUNT];
4
5 unsigned warpid = (threadIdx.x / 32); // index of warp in block
6 unsigned bufferbase = (warpid * 32); // buffer offset for warp in block
7 unsigned warplane = (threadIdx.x % 32); // index of lane in warp
8 unsigned prefixlanes = (0xffffffff >> (32 - warplane)); // previous lanes
9 int bufferelements = 0; // number of elements in buffer
10
11 while(!flush_pipeline) {
12     current = loop_var;
13
14     /* execute previous operators in the pipeline */
15
16     data_length = char_offset[current+1] - char_offset[current] - 1;
17
18     // if string lengths are unequal, discard
19     if (active && data_length != search_length)
20         active = false;
21
22     int numactive = __popc(__ballot_sync(ALL_LANES, active));
23     while(bufferelements + numactive > THRESHOLD) {
24
25         // refill empty lanes from buffer in case of underutilization
26         if (numactive < THRESHOLD) {
27             numRefill = min(32 - numactive, bufferelements);
28             numRemaining = bufferelements - numRefill;
29
30             previous_inactive = __popc(~__ballot_sync(ALL_LANES, active) &
                prefixlanes);
```

```

31
32     if (!active && previous_inactive < bufferelements) {
33         buf_ix = numRemaining + previous_inactive + bufferbase;
34         search_id = search_id_divergence_buffer[buf_ix];
35         current = current_divergence_buffer[buf_ix];
36         active = true;
37     }
38
39     bufferelements -= numRefill;
40 }
41
42 int data_id = search_id + char_offset[current];
43
44 // when strings don't match, inactivate the lane
45 if (active && data_content[data_id] != search_string[search_id])
46     active = false;
47
48 search_id++;
49
50 if (search_id == search_length) {
51
52     /* execute following operators in the pipeline */
53
54     active = false;
55 }
56
57 numactive = __popc(__ballot_sync(ALL_LANES, active));
58 }
59
60 // flush active lanes to buffer
61 if (numactive > 0) {
62     previous_active = __popc(__ballot_sync(ALL_LANES, active) & prefixlanes
63         );
64     buf_ix = bufferbase + bufferelements + previous_active;
65
66     if(active) {
67         search_id_divergence_buffer[buf_ix] = character_index;
68         current_divergence_buffer[buf_ix] = current;
69     }
70
71     bufferelements += numactive;
72     active = false;
73 }
74
75 loop_var += step;
76 }

```

Listing A.1: Umsetzung der String-Selektion mit Lane Refill

Abbildungsverzeichnis

2.1	Architektur einer GPU [9]	4
3.1	Beispielplan mit eingezeichneten Pipelines	10
4.1	Funktionsweise des Algorithmus innerhalb eines Warps mit drei Threads	15
5.1	Funktionsweise des Lane Refill (Quelle: Henning Funke)	20
5.2	Berechnung des Indexes für ein Element im Puffer	24
10.1	Laufzeit für Gleichheitstest mit verschiedener Verteilung beim Type-Benchmark	37
10.2	Laufzeit für Präfixtest mit verschiedener Verteilung beim Type-Benchmark	38
10.3	Laufzeit für Präfixtest mit verschiedener Verteilung beim DBLP-Benchmark	39

Literatur

- [1] Peter A. Boncz, Thomas Neumann und Orri Erling. “TPC-H Analyzed: Hidden Messages and Lessons Learned from an Influential Benchmark”. In: *TPCTC*. 2013.
- [2] Henning Funke u. a. “Pipelined Query Processing in Coprocessor Environments”. In: *Proceedings of the 2018 International Conference on Management of Data*. SIGMOD ’18. Houston, TX, USA: ACM, 2018. DOI: 10.1145/3183713.3183734. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/3183713.3183734>.
- [3] Mark Harris. *An Even Easier Introduction to CUDA*. 2017. URL: <https://devblogs.nvidia.com/even-easier-introduction-cuda/>.
- [4] Mark Harris. *Using Shared Memory in CUDA C/C++*. 2013. URL: <https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/>.
- [5] Harald Lang u. a. “Make the Most out of Your SIMD Investments: Counter Control Flow Divergence in Compiled Query Pipelines”. In: *Proceedings of the 14th International Workshop on Data Management on New Hardware*. 2018. DOI: 10.1145/3211922.3211928. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/3211922.3211928>.
- [6] Yuan Lin und Vinod Grover. *Using CUDA Warp-Level Primitives*. 2018. URL: <https://devblogs.nvidia.com/using-cuda-warp-level-primitives/>.
- [7] John Nickolls und David Kirk. “Graphics and Computing GPUs”. In: *Computer Organization and Design: The Hardware/Software Interface*. 2009.
- [8] *NVIDIA GeForce GTX 980. Featuring Maxwell, The Most Advanced GPU Ever Made*. Techn. Ber. NVIDIA Corporation, 2014.
- [9] Vasily Volkov. *Understanding Latency Hiding on GPUs*. Techn. Ber. University of California at Berkley, 2016.

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig verfasst habe und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel verwendet sowie Zitate kenntlich gemacht habe.

Dortmund, den 20. März 2019

Florian Lüdiger

