

Санкт-Петербургский государственный университет

Кафедра системного программирования

Группа ТП.22Б07-мм

Экспериментальное исследование
производительности алгоритма обхода
графа в ширину

БУРАШНИКОВ Артем Максимович

Отчёт по учебной практике
в форме «Эксперимент»

Научный руководитель:
доцент кафедры информатики, к. ф.-м. н., С. В. Григорьев

Санкт-Петербург
2023

Оглавление

Введение	3
1. Постановка задачи	4
2. Обзор предметной области	5
2.1. Существующие исследования	5
2.2. Обход в ширину в контексте линейной алгебры	6
2.3. Представление графа в памяти компьютера	6
2.4. Деревья квадрантов	8
2.5. Языковые особенности F#	9
3. Детали реализации	11
3.1. Концепция алгоритма	11
3.2. Параллельные вычисления	12
4. Подготовка тестового стенда	14
4.1. Характеристики оборудования	14
4.2. Исследовательские гипотезы	14
4.3. Используемые метрики	15
4.4. Инструменты для измерений	16
4.5. Набор данных	16
4.6. Эксперимент	17
Заключение	25
Список литературы	26

Введение

Использование такой абстракции как *граф* для анализа и изучения различных форм реляционных данных имеет большое значение. Теоретические проблемы, существующие в областях применения, включают в себя определение и выявление значащих объектов, обнаружение аномалий, закономерностей или внезапных изменений, кластеризацию тесно связанных сущностей. Поиск в ширину (англ. — *Breadth-First Search*, сокр. — *BFS*) и поиск в глубину (англ. — *Depth-First Search*, сокр. — *DFS*) являются двумя основными алгоритмами для систематического исследования графов.

Для удовлетворения задач теоретического анализа в современных приложениях важна скорость вычислений. Одним из способов получить ускорение выступают *параллельные вычисления*, дающие выигрыш в производительности на современных многоядерных системах. Благодаря природе своей работы, алгоритм обхода в ширину естественным образом позволяет внедрять в свою реализацию использование дополнительных *потоков* (англ. — *threads*) и *ядер процессора* (англ. — *processor cores*). Таким образом, простота реализации, широкая область применения и возможность использования параллельных вычислений делают BFS более популярным инструментом и объектом исследований, чем DFS.

1 Постановка задачи

Целью работы является провести экспериментальное исследование производительности обхода в ширину и ответить на следующие исследовательские вопросы.

- **RQ1**

При каких параметрах графа выгоднее использовать параллельную версию алгоритма, а при каких последовательную?

- **RQ2**

Использование какого количества потоков даёт наибольший выигрыш в производительности и почему?

Для выполнения поставленной цели были сформулированы перечисленные ниже задачи.

- Реализовать параллельную и последовательную версии алгоритма обхода в ширину с использованием структур, подходящих для хранения в памяти компьютера разреженных матриц и векторов.
- Оценить влияние конкретных характеристик графа и количества используемых потоков на итоговую производительность BFS и найти критические величины этих параметров.

Выполнение поставленных задач позволит определить какая версия алгоритма (последовательная или параллельная) предпочтительнее к использованию при том или ином сценарии.

2 Обзор предметной области

Для проведения эксперимента необходимо ознакомиться с существующими работами, затрагивающими проблемы многопоточной реализации BFS. Кроме того, требуется рассмотреть преимущества использования абстрактных операций линейной алгебры в алгоритме обхода в ширину, отметив выбор подходящей структуры данных для хранения матриц и векторов, а также обратить внимание на особенности выбранного для реализации языка программирования.

2.1 Существующие исследования

Алгоритм обхода графа в ширину ввиду своей прикладной значимости был проанализирован в различном контексте в ряде исследовательских работ. Некоторые из них рассмотрены далее.

В работе [4] отмечается, что производительность BFS в значительной мере зависит от топологии подаваемого на вход графа. Ся Инлун (Xia Yinglong) и Празанна Виктор (Prasanna Viktor) показали, что в случае большого количества итераций алгоритма при малых количествах вершин/ребер между итерациями (то есть малом количестве вершин во фронте на каждой итерации) параллельная версия терпит снижение производительности из-за накладных расходов на создание параллельных задач.

Кроме того, в исследовании [2] Вират Агарвал (Virat Agarwal) и другие продемонстрировали, что последовательная версия алгоритма в некоторых ситуациях оказывается предпочтительнее не оптимизированной параллельной ввиду большой задержки работы с памятью и высокой вычислительной стоимостью её синхронизации.

Упомянутые авторы находят решение проблем оптимизации в тонкой настройке взаимодействия с общей памятью в используемой архитектуре или применении адаптивных алгоритмов, способных динамически контролировать количество используемых потоков во время исполнения.

Анализируя представленные работы, можно с высокой точностью прогнозировать зависимости между параметрами входных данных, вы-

бранной архитектурой и ожидаемой производительностью используемой реализации обхода в ширину. Данное экспериментальное исследование будет посвящено выявлению таких зависимостей для алгоритма BFS, реализованного с применением методов линейной алгебры, что существенно образом влияет не только на сам алгоритм, но и на внутреннее представление графа в памяти компьютера, в связи с чем полученные результаты могут представлять особый интерес.

2.2 Обход в ширину в контексте линейной алгебры

Для эффективного представления и манипулирования графовыми структурами можно использовать матрицы и вектора. Рассмотрим теоретические основы такой абстракции и её преимущества.

GraphBlas

Набор операций, которые могут быть применены к матрицам и векторам для выполнения различных графовых алгоритмов (таких как обходы, поиск путей, кластеризация и др.) заложен в *GraphBlas* [1]¹.

Это инициатива, нацеленная на создание стандартизованного интерфейса для разработки графовых алгоритмов. Её целью является обеспечение высокой производительности и переносимости для широкого спектра решений, работающих с различными графовыми структурами.

Пользователю предоставляется спецификация, определяющая абстрактное умножение матрицы на вектор, сложение векторов и умножение матрицы на матрицу. Описанная семантика и требования для интерфейса позволяют создавать собственные реализации на различных языках программирования и для различных аппаратных платформ.

2.3 Представление графа в памяти компьютера

Нужно отметить, что реальные графы сильно разрежены, но в то же время обладают сравнительно большим количеством вершин. Плотность

¹Форум, посвященный стандарту GraphBlas. Дата посещения: 23 мая 2023 г.

графа (англ. — *density*) можно вычислить по формуле:

$$\text{density} = \frac{2 \cdot |E|}{|V| \cdot (|V| - 1)}, \quad (1)$$

где $|E|$ — количество рёбер, а $|V|$ — количество вершин. Разреженными можно считать графы со значением плотности $< 10\%$. В то время как на практике в основном встречаются сильно разреженные графы со значением $\text{density} \ll 2\%$.

Хранить такие данные в виде двумерных таблиц не является эффективным решением, поэтому используют специальные структуры. Рассмотрим некоторые из них.

- **Список смежности**

Это один из наиболее простых и эффективных способов хранения разреженных графов. Для каждой вершины выделяется список ее соседей. Это может быть реализовано с помощью массива списков, где каждый элемент массива представляет вершину, а связанный список содержит соседей этой вершины.

- **Матрица смежности**

В матрице смежности каждый элемент указывает наличие или отсутствие ребра между двумя вершинами. В случае разреженных графов, где большая часть элементов матрицы будет нулевыми, может быть эффективно использована разреженная матрица, где хранятся только ненулевые значения.

- **Список ребер**

Вместо хранения информации о соседних вершинах можно хранить список всех ребер графа. Каждое ребро тогда представляется парой вершин, которые оно соединяет. Этот подход эффективен для определенных операций, таких как перебор всех ребер.

- **Компактные структуры данных**

Например, CSR (*Compressed Sparse Row*) и CSC (*Compressed Sparse Column*), которые оптимизируют использование памяти для разре-

женных графов, сохраняя при помощи массивов информацию о вершинах, ребрах и их связях, и позволяют эффективно выполнять операции над разреженными графами.

Каждый метод имеет свои преимущества и недостатки с точки зрения памяти и производительности. Для сильно разреженных графов, которые были использованы для исследования BFS, в контексте линейной алгебры их представление лучше всего подходит в виде матрицы смежности. Более того, поскольку большинство значений у таких матриц равно нулю, для их хранения целесообразно использовать дополнительную структуру данных, абстракцией над которой выступают вектора и матрицы.

2.4 Деревья квадрантов

Деревья квадрантов (англ. — *Quadtree*) являются рекурсивной структурой данных, широко используемой для эффективного хранения и обработки разреженных матриц. Возможность представлять их компактным образом делает такие деревья ценным инструментом для оптимизации использования памяти.

Quadtree строится на основе деления матрицы смежности графа на четыре равные части (квадранта) и рекурсивного применения этого деления ко всем четырём дочерним квадрантам. Каждый такой элемент может быть представлен в виде узла дерева, а в листьях хранится информация об объектах или данных, находящихся в соответствующем квадранте. Это позволяет эффективно представлять разреженные данные, так как области без объектов могут быть сохранены в упрощённой форме.

Аналогично представлению матриц с помощью Quadtree, вектора можно хранить в виде двоичного дерева (англ. — *Binary tree*), применяя тот же принцип последовательного рекурсивного разделения. Представление векторов и матриц таким образом удобно не только для оптимизации памяти, но и для внедрения параллельных вычислений.

На рисунке 2 представлена четверка узлов, образующих квадрант.

Нумерацию и обозначение квадрантов принято вести слева направо, сверху вниз: (I) NW — North-West, (II) NE — North-East, (III) SW — South-West, (IV) SE — South-East.

NW	NE
SW	SE

Рис. 1: Квадратная матрица, разделенная на квадранты

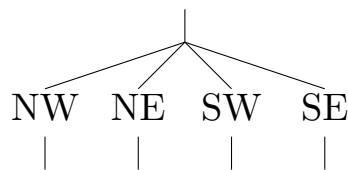


Рис. 2: Схематичное изображение одного из узлов дерева квадрантов и его потомков

На рисунке 3 продемонстрирована ситуация, в которой на некотором уровне квадрант имеет всего один значащий узел, остальные элементы матрицы являются незначащими (в нашем случае для них использовано обозначение **None**).

Использование **None** для нулевых элементов является неслучайным. Далее рассмотрены языковые особенности, позволившие естественным образом внедрить описанные ранее абстракции и структуры

2.5 Языковые особенности F#

Option — это тип-контейнер, который может либо содержать значение определенного типа, либо быть пустым (**None**). Такое представление незначащих элементов очень удобно по нескольким причинам.

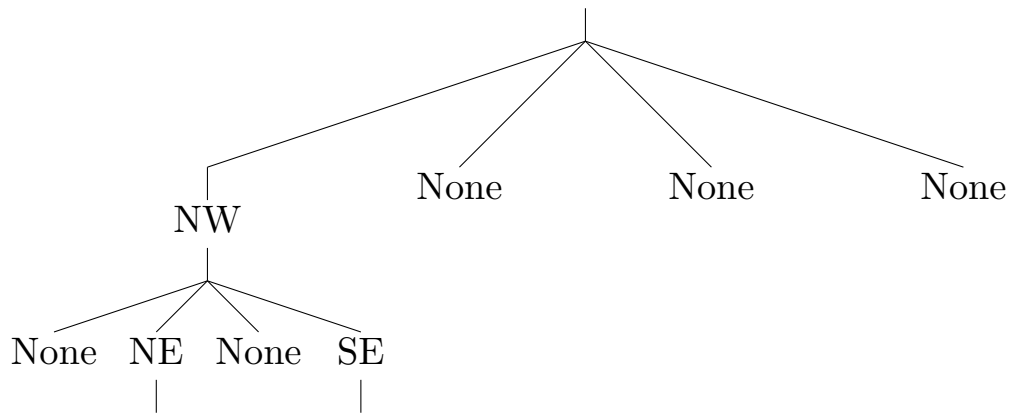


Рис. 3: Схематичное изображение нескольких уровней дерева с отсутствующими значениями в некоторых узлах

- **Естественное выражение отсутствия значения**

Деревья квадрантов могут иметь узлы, которые не содержат никаких данных или не имеют потомков. Использование типа `Option` позволяет явно на это указать, делая код более читабельным.

- **Спосотавление по образцу (англ. — `pattern-matching`)**

Эта особенность языка позволяет легко обрабатывать различные случаи, встречающиеся в узлах деревьев.

- **Безопасность типов**

Использование `Option` обеспечивает статическую проверку типов. Например, компилятор предотвратит ошибки, связанные с попыткой обращения к значению там, где его нет.

Кроме того, **F#** — преимущественно *функциональный язык* программирования, что делает обработку рекурсивных структур, которыми являются деревья, более простой.

3 Детали реализации

В этом разделе будут продемонстрированы шаги обхода в ширину с применением матрично-векторных операций и представлен пример алгоритма на языке F# с применением параллельных вычислений.

3.1 Концепция алгоритма

Применение операции умножения вектора на матрицу, определенной в GraphBlas, является переходом от одних вершин графа к другим по инцидентным этим вершинам рёбрам. Как упоминалось выше, векторы представлены в виде Binary tree, а матрицы — в виде Quadtree. Рассмотрим конкретные шаги обхода в ширину в контексте линейной алгебры.

- **Шаг 1**

Создается матрица смежности (*англ.* — *adjacency matrix*), соответствующая данному графу. В нашем случае по матрице смежности, представленной как список координат, строится дерево квадрантов. Значения в ячейках матрицы заполняются значениями на соответствующих рёбрах графа.

- **Шаг 2**

Задаются два вектора.

1. **Фронт** (*англ.* — *front*)

Вектор, в котором каждый индекс соответствует вершине графа, а значения указывают на текущие просматриваемые вершины.

2. **Результирующий вектор**

При инициализации совпадает с фронтом а в процессе работы алгоритма аккумулирует промежуточные результаты (например, длину минимального пути).

- **Шаг 3**

Выполняется умножение вектора состояний на матрицу смежно-

сти. В качестве поэлементных операций сложения и умножения используются логические ИЛИ и И. После каждого умножения на результирующий вектор применяется маска (*англ.* — *mask*), чтобы алгоритм не обрабатывал уже посещенные вершины. Результатом итерации является новый фронт и обновленный результирующий вектор.

Шаг 3 повторяется до тех пор, пока не будут достигнуты требуемые условия остановки. Например, все вершины станут исследованы или произойдет выполнение определенного условия.

3.2 Параллельные вычисления

Благодаря рекуррентной природе деревьев, являющихся в нашем случае внутренним представлением векторов и матриц, реализованный алгоритм естественным образом позволяет внедрить дополнительные потоки процессора. В листинге 1 представлен псевдокод с использованием абстрактных операций линейной алгебры. *Минимальными единицами* такой операции являются вектор размера 1×2 и матрица размера 2×2 , что на каждой итерации позволяет использовать до четырех дополнительных потоков для разделения вычислений между ними. Рисунок 4 демонстрирует операции, необходимые для вычисления результирующего вектора при перемножении минимальных единиц.

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} \times b_{11} + a_{12} \times b_{21} \\ a_{11} \times b_{12} + a_{12} \times b_{22} \end{bmatrix}$$

Рис. 4: Элементарная операция умножения вектора на матрицу

Элементы матрицы — поддеревья, поэтому вычисление элемента $a_{is} \times b_{sj}$ является рекурсивным вызовом на соответствующем поддереве. В представленной работе операция умножения над *минимальными единицами* разбивается на два потока: один из потоков отвечает за вычисление значения в первой строке результирующего вектора, а другой поток — за вычисление во второй. При необходимости увеличить

Листинг 1 Псевдокод параллельного алгоритма обхода в ширину с использованием методов линейной алгебры

```
1 let BFS parallelLevel startingVertices graph =
2
3   let adjacencyMatrix = graph.AdjMtx
4
5   let frontier = SparseVector startingVertices
6
7   let result = SparseVector startingVertices
8
9   let rec inner frontier visited counter =
10
11     if frontier.IsEmpty then
12       result
13     else
14
15       let newFrontier =
16         MatrixAlgebra.vecByMtx parallelLevel frontier adjacencyMatrix
17         |> SparseVector.Map2 parallelLevel fMask result
18
19       let newResult =
20         SparseVector.Map2 parallelLevel (fUpdateCount counter) result
21         newFrontier
22
23       inner newFrontier newResult (counter + 1u)
24   inner frontier result 1u
```

глубину параллелизации на вход в BFS передаётся целый положительный параметр *parallelLevel*, величина которого уменьшается с каждым вызовом тела функции, в результате чего производятся дополнительные асинхронные вычисления на следующем уровне рекурсии. При значении параметра равным 0 выполняется последовательная версия BFS.

Дополнительные детали алгоритма можно найти в репозитории ².

²Репозиторий с реализацией BFS в контексте линейной алгебры. Дата посещения: 23 мая 2023 г.

4 Подготовка тестового стенда

В этом разделе указаны характеристики оборудования, на котором проводились исследования, что позволило судить об имеющихся ограничениях производительности системы в целом. Также были выдвинуты необходимые гипотезы, проверке которых посвящены проводимые эксперименты, и обозначены используемые метрики и инструменты для фиксирования измерений. Отдельно прокомментирован выбор набора тестируемых данных.

4.1 Характеристики оборудования

Аппаратная конфигурация обладает приведенными ниже характеристиками.

Операционная система

Operating System: Ubuntu 22.04.2 LTS

CPU

Architecture: x86_64
Model name: AMD Ryzen 5 4500U with Radeon Graphics
Thread(s) per core: 1
Core(s) per socket: 6

RAM

Total (MB): 9351

4.2 Исследовательские гипотезы

Анализ поставленных задач позволил выдвинуть следующие гипотезы:

Гипотеза №1

Ожидается, что в параллельной версии алгоритма обхода в ширину производительность будет значительно превышать последовательную версию на сильно разреженных неориентированных графах, потому что в таких графах большинство вершин имеют небольшую степень, что позволит эффективно распределить работу между потоками и уменьшить накладные расходы на синхронизацию. Таким образом, параллельная версия должна продемонстрировать ощутимое ускорение.

Гипотеза №2

Предполагается существование оптимального количества потоков в параллельной версии алгоритма, которое приведет к наибольшему выигрышу в производительности за счет эффективного использования доступных ресурсов вычислительной системы.

4.3 Используемые метрики

Для исследования *Гипотезы №1* измерено ускорение (*англ.* — *Speedup*) параллельной версии алгоритма относительно последовательной со следующим набором контролируемых параметров:

- количество вершин в графе;
- плотность графа;
- количество используемых потоков.

Speedup (S) вычисляется по формуле:

$$S = \frac{T_{old}}{T_{new}}, \quad (2)$$

где T_{old} - время работы последовательной версии алгоритма, T_{new} - время работы параллельной версии алгоритма при заданных параметрах.

Для поиска оптимального значения, обозначенного в *Гипотезе №2*, проанализировано ускорение параллельной версии алгоритма на сильно

разреженных графах с использованием разного количества потоков: 1, 2, 4, 8, 16. Выбор таких величин обусловлен ограничениями используемого оборудования.

4.4 Инструменты для измерений

Все замеры выполнены с использованием библиотеки для измерения производительности `BenchmarkDotNet v0.13.4`³, разрабатываемой и поддерживаемой для платформы `.NET`.

4.5 Набор данных

Для фиксации исследуемых величин были выбраны 11 различных разреженных квадратных матриц из коллекции университета Флориды [3]. Плотные матрицы и разреженные матрицы с крайне малым количеством вершин (< 100) было решено создать искусственно, потому что такие синтетические данные не нарушают чистоту эксперимента, так как плотные графы редко встречаются на практике, а очень маленькие размеры представляют лишь формальный интерес, и ручная регулировка количества вершин и плотности позволит точнее определить влияние этих параметров на производительность.

Популярный набор для тестирования плотных графов `MIVIA Large Dense Graphs`⁴ является синтетическим, однако предоставляется в неудобном для данной работы формате, поэтому файлы графов с малым количеством вершин в количестве 10 штук были созданы согласно стандарту файлов `Matrix Market`⁵ с помощью библиотеки `NetworkX`⁶ для языка `Python`. В листинге 2 продемонстрирован использованный для генерации графов код.

Информация о разреженных матрицах представлена в таблице ??.

Для обозначения числа ненулевых элементов используется аббревиатура

³Библиотека `.NET` для замеров производительности. Дата посещения: 23 мая 2023 г.

⁴Ресурс исследовательной лаборатории `Mivia` университета `Solerno`. Дата посещения: 23 мая 2023 г.

⁵Главная страница проекта `Matrix Market`. Дата посещения: 23 мая 2023 г.

⁶Библиотека анализа сложных систем для языка `Python`. Дата посещения: 23 мая 2023 г.

Nnz . Приведено официальное (при наличии) название матрицы, количество строк, количество ненулевых элементов, отношение ненулевых элементов к числу всех возможных элементов (плотность).

Матрица M	Количество строк R	Nnz	$Nnz/R^2, \%$
10_0.1	10	2	4.4
20_0.1	20	25	13.1
30_0.1	30	47	10.8
40_0.1	40	90	11.5
50_0.1	50	114	9.3
60_0.1	60	181	10.2
70_0.1	70	247	10.2
80_0.1	80	309	9.7
90_0.1	90	377	9.4
100_0.1	100	515	8.4
yalea_10nn	165	1,134	8.4
glass_10nn	214	1,493	6.6
usair97	332	2,126	3.9
olivetti_norm_10nn	400	2,828	3.6
spectro_10nn	531	3,711	2.6
vehicle_10nn	846	5,447	1.5
g51	1,000	5,909	1.2
yeast_30nn	1,484	31,175	2.8
dataset16mfeatkarhunen_10nn	2,000	13,834	0.7
misknowledgemap	2,427	28,511	0.9
mycielskian12	3,071	203,600	4.3

Таблица 1: Разреженные матричные данные

4.6 Эксперимент

Результаты измерений ускорения относительно уровней параллельности представлены в таблицах 2, 3, 4, 5, 6, 7. Каждый уровень соответствует 2 потокам. Так, на уровне 2 в асинхронных вычислениях задействованы 4 потока, на уровне 3 — 8 и т.д. Ниже даны ответы на вопросы исследования.

RQ1: Результаты ускорения, зафиксированного на графиках 2, 3 показали, что для *разреженных* графов с размером вершин менее 100 выгоднее использовать последовательную реализацию алгоритма обхода в ширину. Причем параллельная версия показывает ускорение на 4 потоках, начиная с графа со 100 вершинами. Такие значения объясняются тем, что количества вершин и рёбер хоть и достаточно, чтобы увидеть рост производительности при параллельных вычислениях, но не хватает, чтобы получить преимущество перед накладными расходами, возникающими при последующем увеличении количества используемых логических процессоров.

Результаты в 4, 5 демонстрируют рост ускорения с увеличением количества вершин, тем самым преимущество параллельной версии для разреженных графов становится очевидным.

Полученные выводы согласуются с поставленной **Гипотезой №1**.

RQ2: На графиках 4, 5 выделяется оптимальное количество потоков, равное 8, дающее максимальный прирост производительности при использовании параллельной версии обхода в ширину. Полученное значение является верхней границей количества ядер используемого процессора. Отмечено, что при росте количества вершин, это оптимальное значение может смещаться в сторону большего количества потоков. Например, алгоритм на графе *mysielskian12* показал увеличение ускорения при использовании 16 потоков, что, вызвано особенностями архитектуры процессора и оптимизацией, проводимой операционной системой. Такое смещение оптимума объясняется ограничениями используемой для проведения экспериментов архитектуры. Предполагается, что для процессоров с большим количеством физических и логических ядер лучший параметр используемых потоков находится на уровнях выше (например, 4, 5 и т.д.).

Наблюдения об оптимальном значении согласуются с выставленной **Гипотезой №2**.

Отдельно было измерено влияние плотности на количество вершин,

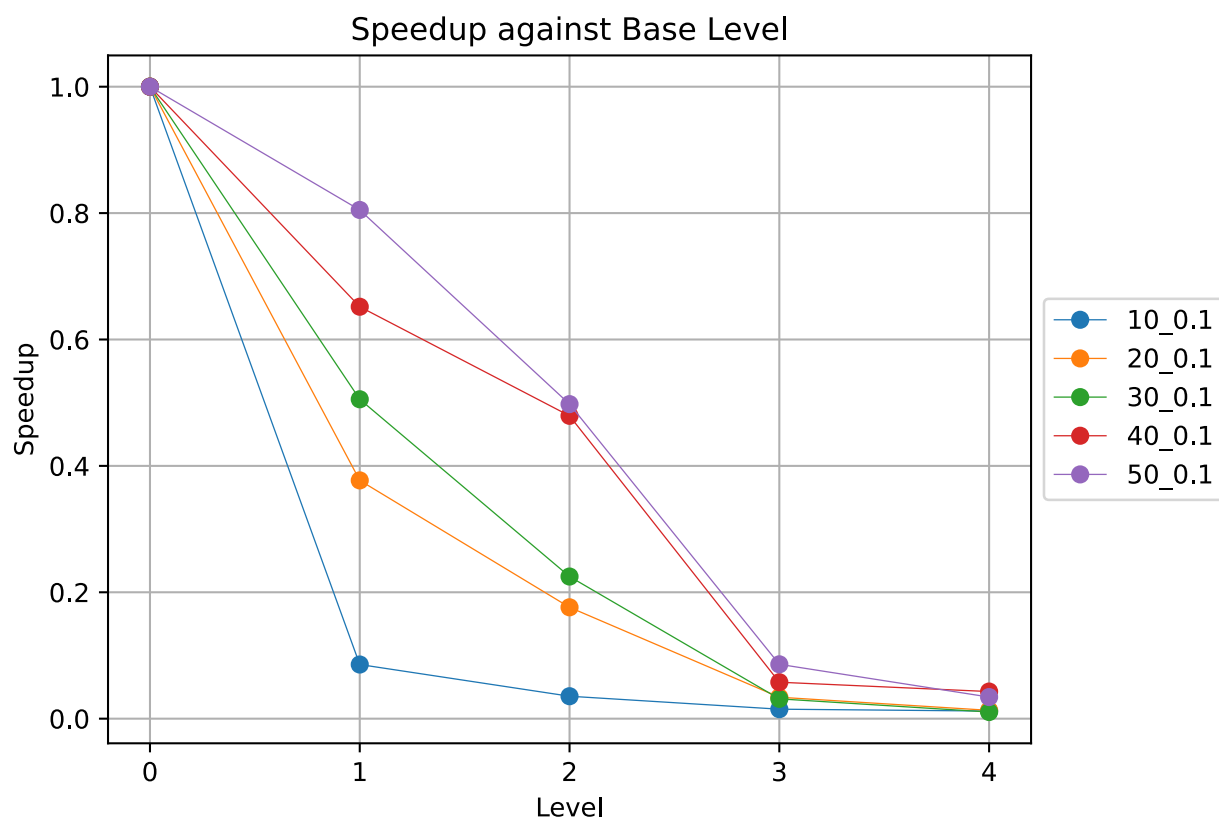


Таблица 2: Ускорение параллельной версии BFS относительно последовательной для разреженных графов с количеством вершин в диапазоне 10 — 50

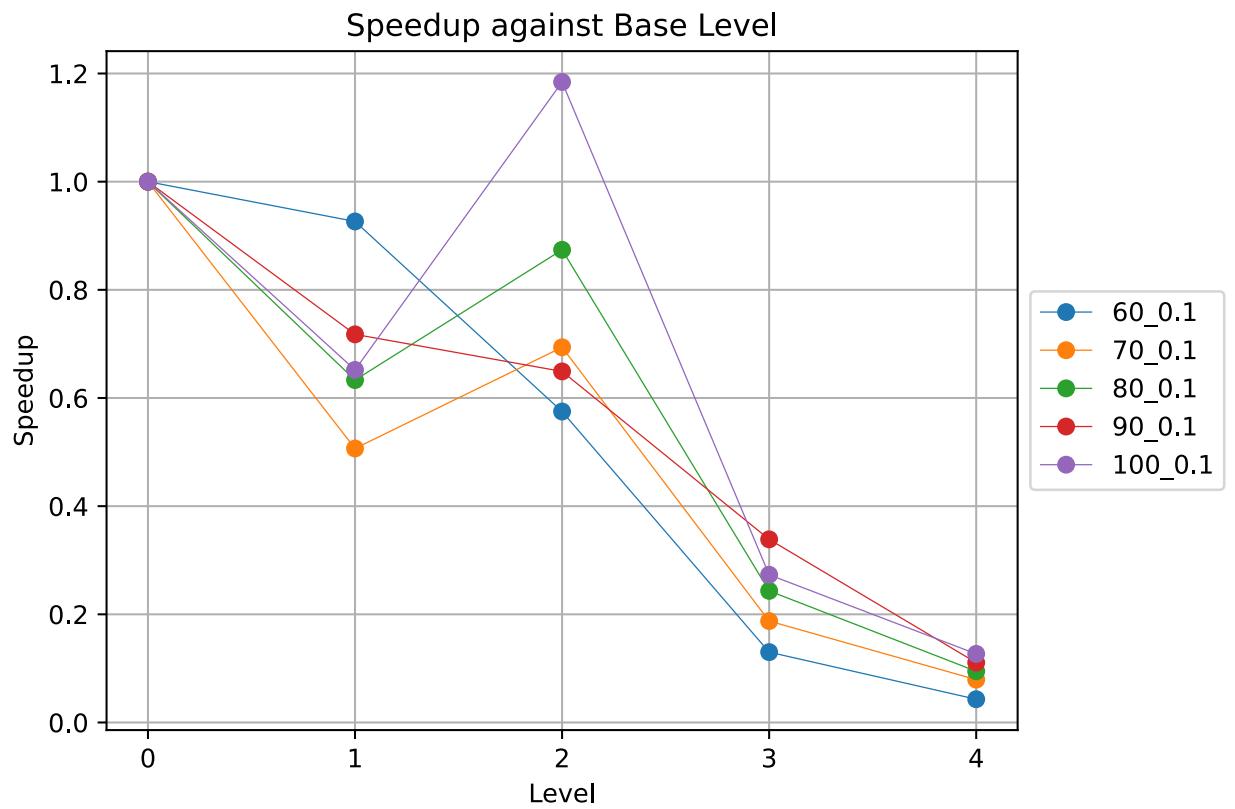


Таблица 3: Ускорение параллельной версии BFS относительно последовательной для разреженных графов с количеством вершин в диапазоне 60 — 100

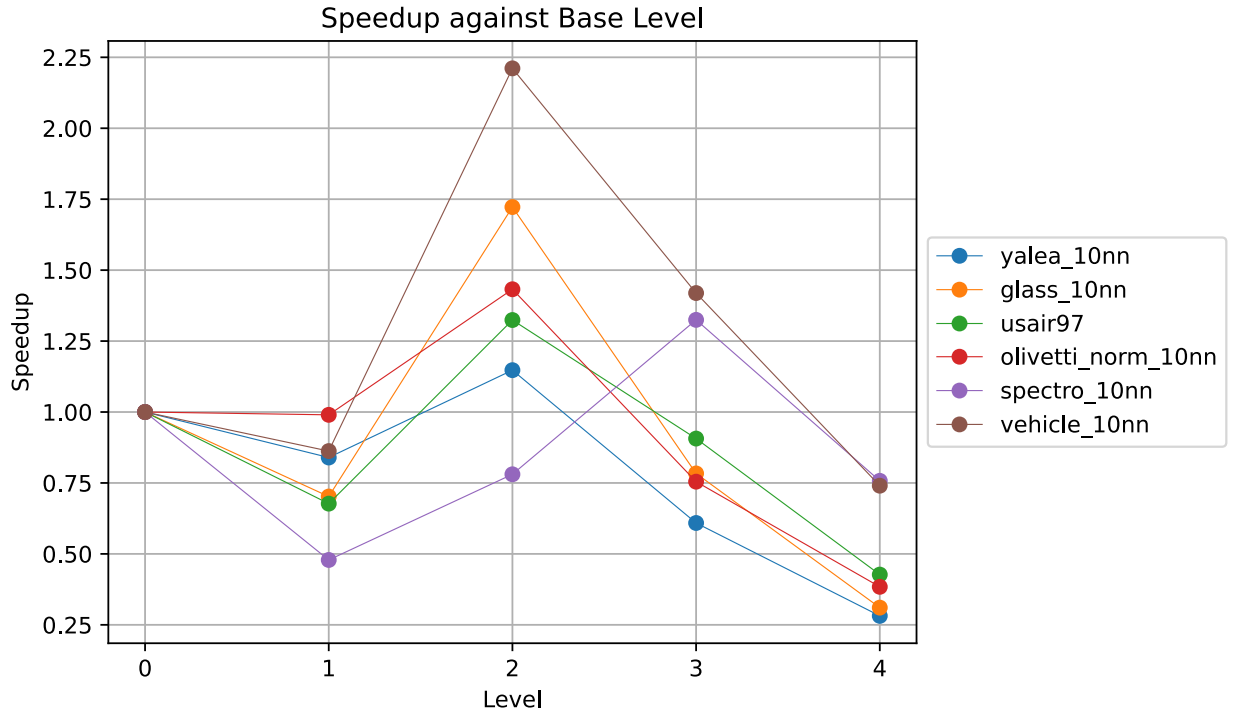


Таблица 4: Ускорение параллельной версии BFS относительно последовательной для разреженных графов с количеством вершин в диапазоне 165 — 846

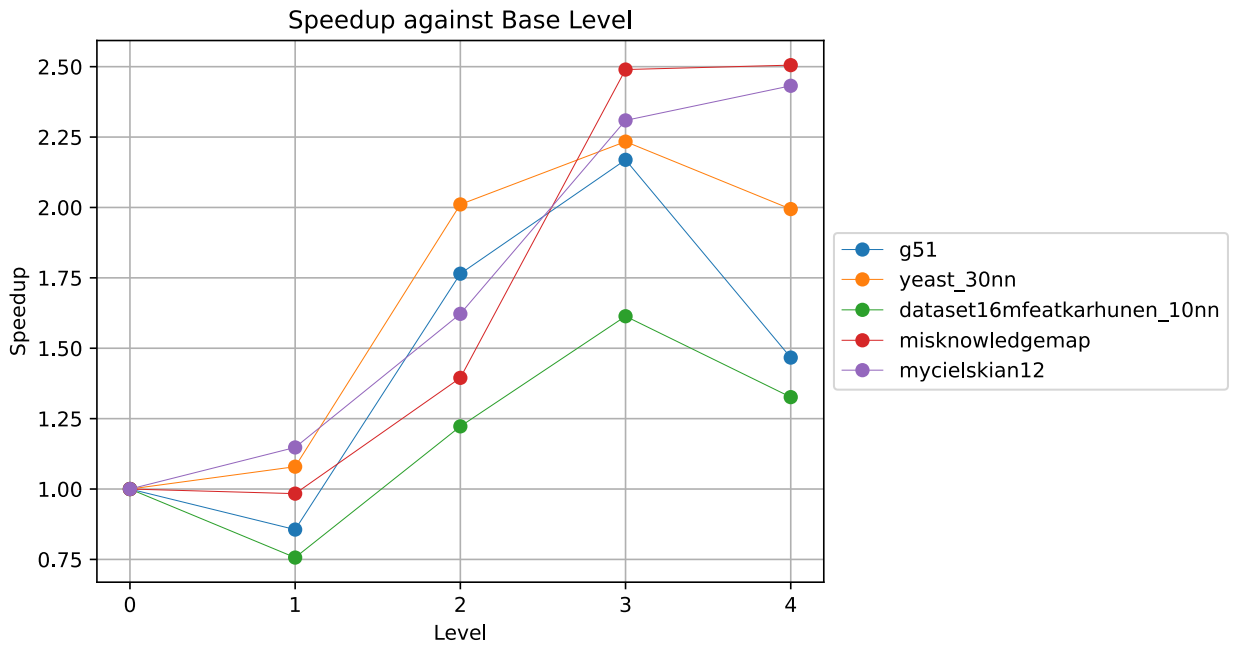


Таблица 5: Ускорение параллельной версии BFS относительно последовательной для разреженных графов с количеством вершин в диапазоне 1000 — 3071

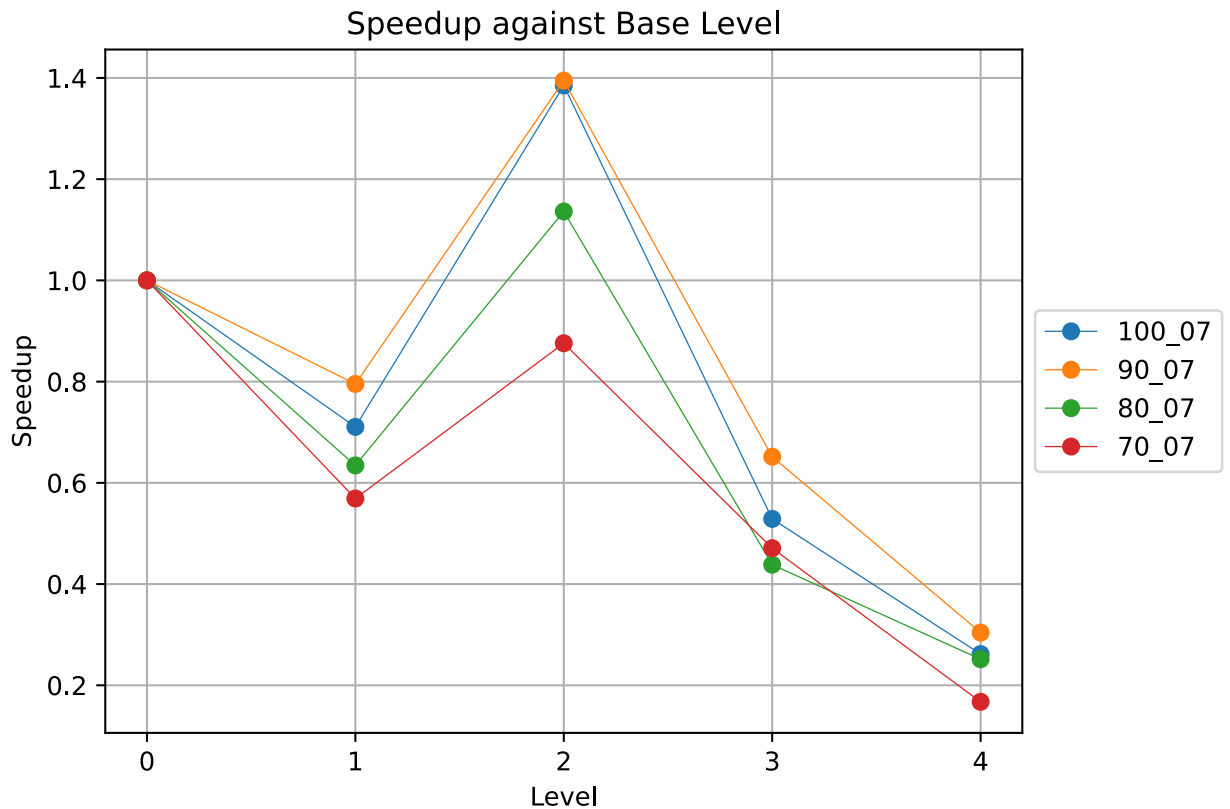


Таблица 6: Ускорение параллельной версии BFS относительно последовательной графов плотности 0.7 с количеством вершин в диапазоне 70 — 100

при котором параллельная версия BFS становится эффективнее. Рассматривая параметр плотности в значении 0.7 и постепенно снижая его для графов с количеством вершин не более 100, мы наблюдали смещение критического значения размера в сторону уменьшения. Результаты для $density = 0.7$ представлены в 6. Параллельная реализация показала ускорение для размеров 100, 90 и 80, но стала медленнее для плотного графа с количеством вершин, равным 70.

На графике 7 параллельный алгоритм демонстрирует ускорение для графа с параметром плотности 0.6 на 80 вершинах, но работает не лучше, чем последовательная версия на 70 вершинах. Причем для 2 потоков накладные расходы на их обслуживание превышают выигрыш производительности, поэтому наблюдается общее снижение ускорения, но для 4 потоков удаётся распределить задачи так, что не происходит ни падения, ни роста эффективности.

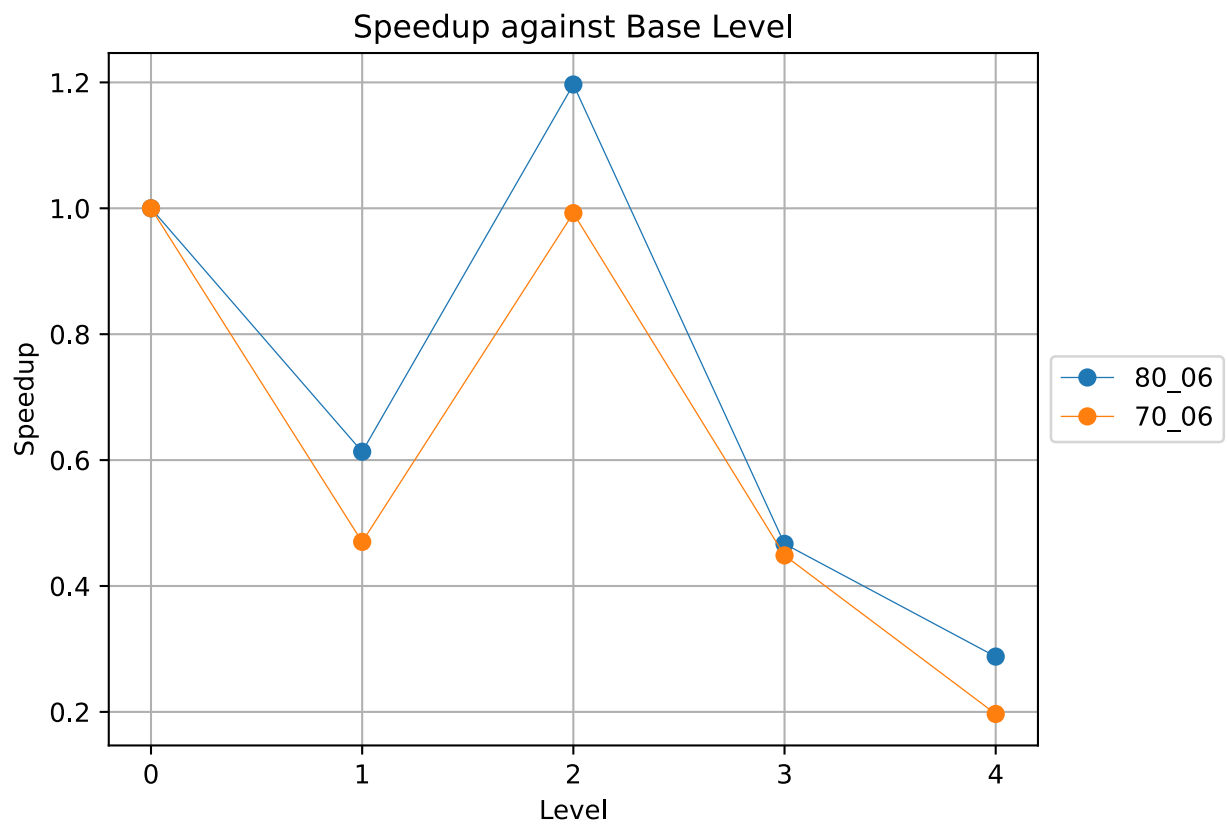


Таблица 7: Ускорение параллельной версии BFS относительно последовательной для графов плотности 0.6 с количеством вершин в диапазоне 80 — 70

Анализ 6 и 7 позволил сказать, что плотность графа уменьшает нижнюю границу размера, при котором параллельная версия становится выгоднее последовательной. То есть прирост ускорения происходит для плотных структур раньше, нежели для разреженных. Это объясняется тем, что при увеличении количества вершин удаётся распределить вычислительные задачи между используемым потоками, так как умножаются плотные вектора и матрицы с большим количеством значащих элементов. Для графов с количеством вершин более 100 и параллельная, и последовательная версии будут включать больше операций, обрабатываемых процессором, поэтому негативных последствий для эффективности параллельной версии не наблюдается.

Заключение

В рамках выполнения данной работы проведено экспериментальное исследование, и были получены следующие результаты.

- Реализована параллельная и последовательная версии алгоритма обхода в ширину с использованием абстрактных операций линейной алгебры над матрицами и векторами, представленными в памяти как деревья.
- Оценено влияние плотности и количества вершин графа на эффективность параллельной версии обхода в ширину. В частности, установлены те параметры, при которых параллельная версия оказывается эффективнее последовательной.
- Найдено оптимально значение количества потоков, позволяющее получить максимальное ускорение.

Продолжение исследование может включать оценку ускорения параллельной версии обхода в ширину без использования линейной алгебры и представления матрицы как Quadtree. Также интерес может представлять выявление зависимости связности графа и выбора стартовой вершины (или вершин) на итоговую производительность алгоритма.

Список литературы

- [1] [Mathematical foundations of the GraphBLAS](#) / J. Kepner, P. Aaltonen, D. Bader et al. // 2016 IEEE High Performance Extreme Computing Conference (HPEC). — 2016. — P. 1–9.
- [2] Scalable Graph Exploration on Multicore Processors / Virat Agarwal, Fabrizio Petrini, Davide Pasetto, David A. Bader. — 2010.
- [3] T. Davis. The SuiteSparse Matrix Collection (the University of Florida Sparse Matrix Collection). — 2020. — URL: <https://sparse.tamu.edu> (дата обращения: 15.05.2023).
- [4] Xia Yinglong, Prasanna Viktor K. Topologically adaptive parallel breadth-first search on multicore processors. — 2009.

Листинг 2 Пример кода для генерации графов на языке Python с использованием библиотеки NetworkX

```
1 import networkx
2 import numpy
3 import scipy.io # for mmread() and mmwrite()
4 import io # Use BytesIO as a stand-in for a Python file object
5
6 # Specify graph parameters
7 minimumSize = 10
8 maximumSize = 100+1
9 step = 10
10
11 # Specify density list
12 p_list = [0.1]
13
14 for n in range(minimumSize, maximumSize, step):
15     for p in p_list:
16
17         fh = io.BytesIO()
18
19         # Generate random graph
20         G = networkx.gnp_random_graph(n, p)
21
22         # Choose random label on existing edge
23         for u, v in G.edges:
24             G[u][v]['weight'] = numpy.random.random()
25
26         # Convert to sparse matrix representation
27         sparseArray = networkx.to_scipy_sparse_array(G)
28
29         # Write output to a file
30         scipy.io.mmwrite(fh, sparseArray)
31         with open("graphs/" + str(n) + "_" + str(p) + ".mtx", 'w', encoding='utf
-8') as file:
32             file.write(fh.getvalue().decode('utf-8'))
```
