МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н. Э. БАУМАНА

Факультет информатики и систем управления Кафедра теоретической информатики и компьютерных технологий

Курсовой проект по курсу «Компьютерные системы и сети»

«Фреймворк и файловая система для распределённой обработки больших данных в рамках концепции map-reduce»

Выполнил: студент ИУ9-91 Выборнов А. И.

Руководитель: Дубанов А. В.

Содержание

Bı	Введение			
1.	Теоретическая часть			4
	1.1.	Map-re	educe	4
		1.1.1.	Проблемы, которые решаются с помощью map-reduce	6
		1.1.2.	Пример применения map-reduce	6
	1.2.	Распре	еделённая файловая система	8
	1.3.	1.3. Распределённый map-reduce		
	1.4.	Решае	аемый класс задач	
		1.4.1.	Ограничения на стадии map и reduce	13
		1.4.2.	Пример задачи класса информационный поиск	14
		1.4.3.	Решение задачи с помощью фреймворка map-reduce	14
		1.4.4.	Решение задачи на одной машине	14
		1.4.5.	Выводы	15
2.	Объ	екты і	и методы	16
3.	Реализация			17
	3.1.	Испол	ьзуемые технологии	17
		3.1.1.	Коммуникация по сети	17
		3.1.2.	Сериализация	17
	3.2. Работа с большими данными			18
		3.2.1.	python generator	18
		3.2.2.	split	18
		3.2.3.	dfs	18
		3.2.4.	$ map-reduce \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots $	18
	3.3.	. Взаимодействие между узлами		19
	3.4.	Интер	фейс	20
		3.4.1.	dfs	20
		3.4.2.	$mr \ \dots $	20
4.	Tec	естирование		
5.	Заключение			22
Cı	Список литературы			

Введение

бла блабла

1. Теоретическая часть

1.1. Map-reduce

Map-reduce — концепция, используемая для распределённых вычислений над большими данными в компьютерных кластерах. Модель представлена компанией Google в 2004 году.

Большие данные (Big data) — термин, характеризующий любой набор данных, который достаточно велик и сложен для традиционных методов обработки данных, а также набор технологий для обработки таких наборов данных.

Выполнение приложения согласно концепции map-reduce состоит из двух последовательных этапов, между которыми происходит группировка результатов:

- тар предварительная обработка входных данных,
- reduce свёртка предварительно обработанных данных.

Несмотря на то, что прототипами этапов map и reduce послужили одноимённые функции, используемые в функциональном программировании, их семантика заметно отличается.

Базовым элементом в концепции map-reduce является структура (key, value) — (ключ, значение). Программирование представляет собой определение двух функций (квадратные скобки [] обозначают список):

- $map: (key, value) \rightarrow [(key, value)]$
- $reduce: (key, [value]) \rightarrow [(key, value)]$

Приведённое выще определение является достаточно абстрактным для прикладного применения. На практике достаточно следующего варианта выше приведённого определения:

- map: файл ввода $\rightarrow [(key, value)]$
- $reduce: (key, [value]) \rightarrow файл вывода$

На рисунке 1 схематически изображена обработка данных с помощью mapreduce. Файл ввода разбивается на блоки, каждый из которых поступает на вход функции *map*. Функция map обрабатывает его и порождает список пар (ключ, значение). Множество полученных списков пар объединяется и, затем, группируется по ключу, получая для каждого ключа список всех ассоциированных с ним значений.



Рисунок 1 — Схематическое изображение обработки данных с помощью концепции map-reduce

Все ключи равномерно распределяются на блоки и передаются на вход стадии reduce. Стадия reduce преобразовывает ключ и список значений в блок, являющийся частью файла вывода.

Как видно из описания, концепция налагает ограничения на формат файлов ввода и вывода: данные должны быть коммуникативны, с некоторой точностью (обычно до строки).

1.1.1. Проблемы, которые решаются с помощью map-reduce

Концепция map-reduce, появившись в 2004 году, довольно быстро обрела популярность, так как накопилось множество проблем для которых не существовало универсального решения. Вот основные из них (в скобках указан подход к решению используемый в концепции map-reduce):

- вычисления превосходят возможности одной машины (кластеры из сотен и тысяч машин),
- данные не помещаются в памяти, необходимо обращаться к диску (последовательное чтение и запись намного эффективнее случайного доступа),
- большое количество узлов в кластере вызывает множество отказов (все узлы унифицированы, что упрощает восстановление работы после отказа),
- данные хранятся на множестве машин (данные обрабатываются на той же машине, на которой они хранятся),
- разработка низкоуровневных приложений для подобных систем дорого и сложно (высокоуровневая модель программирования, универсальная и масшабируемая среда выполнения).

В рамках курсового проекта была предложена реализация концепции, дающая решение только части поставленных выше проблем. Множество задач, решаемых в рамках реализованного фреймворка описано в главе 1.4.

1.1.2. Пример применения map-reduce

Задача: Есть граф пользователей некоторого ресурса, заданный в виде пар (пользователь, «друг $_1$ друг $_2$...»). Для каждой пары пользователей найти общих друзей.

Разбор решения задачи будет проводится для следующих входных данных:

- (A, B C D)
- (B, A C)
- (C, A B D)
- (D, A C)

Пусть функция тар преобразовывает пару (пользователь, друзья) в множество пар. Для каждого друга формируется пара (ключ, значение) следующим образом: ключ — строка «пользователь друг», если строка «пользователь» > строки

«друг», иначе строка «друг пользователь», значение — «друзья». Выполнения функции тар в формате (входные даннные \rightarrow результат):

$$\begin{array}{l} (A,\ B\ C\ D)\ \to\ [\ (A\ B,\ B\ C\ D)\ ,\ \ (A\ C,\ B\ C\ D)\ ,\ \ (A\ D,\ B\ C\ D)\] \\ (B,\ A\ C)\ \to\ [\ (A\ B,\ A\ C)\ ,\ \ (B\ C,\ A\ C)\] \\ (C,\ A\ B\ D)\ \to\ [\ (A\ C,\ A\ B\ D)\ ,\ \ (C\ D,\ A\ B\ D)\] \end{array}$$

По выполнении функции тар происходит подготовка данных для функции reduce, а именно множество полученных пар аггрегируется по ключу:

- (A B, [B C D, A C])
- (A C, [B C D, A B D])
- (A D, [B C D, A C])
- (B C, [A B D, A C])
- (C D, [A B D, A C])

Функция reduce пересекает все элементы списка значений. Выполнения функции reduce в формате (входные даннные \rightarrow результат):

- $(A B, [B C D, A C]) \rightarrow (A B, C)$
- $(A~C,~[B~C~D,~A~B~D])~\rightarrow~(A~C,~B~D)$

 $(D, A C) \rightarrow [(A D, A C), (C D, A C)]$

- $(A D, [B C D, A C]) \rightarrow (A D, C)$
- $(B C, [A B D, A C]) \rightarrow (B C, A)$
- $(C D, [A B D, A C]) \rightarrow (C D, A)$

По выполнении функции reduce получили множество пар (ключ значение), где ключ — пара пользователей, значение — множество общих друзей:

- (A B, C)
- (A C, B D)
- (A D, C)
- (B C, A)
- (C D, A)

1.2. Распределённая файловая система

Pacnpeделённая файловая система ($P\Phi C$) — файловая система, в которой данные хранятся на нескольких узлах.

В рамках реализации фреймворка map-reduce, РФС требуется для хранения одного файла в виде нескольких блоков, распределённых по нескольким узлам, а также для создания файла из блоков данных, расположенных на нескольких машинах.

Распределённая файловая система является вспомогательным компонентом, поверх которого работает map-reduce. В рамках данной работы рассматривалась упрощенная модель файловой системы, которая обеспечивает все потребности map-reduce, но при этом не обладает важными возможностями файловых систем, такими как расширенные характеристики файлов и реплицируемость.

В рамках работы была разработана РФС, которая позволяет хранить файлы, упорядоченные с помощью древовидной структуры каталогов. Файл представляет собой именованную последовательность блоков данных, которые распределены по нескольким узлам. Файл бьётся на блоки равного размера (64 мб) с точностью до переносов строк.

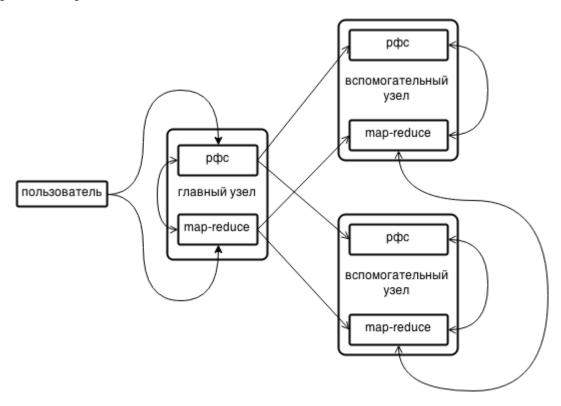


Рисунок 2 — Взаимосвязь узлов при работе фреймфорка map-reduce

На рисунке 2 показана общая архитектура фреймворка map-reduce. Рассмотрим часть, связанную с РФС. Пользователь работает с элементом РФС расположенном на главном узле, на котором хранится структура файловой системы и информация о блоках, составляющих каждый файл. Вспомогательные узлы хранят блоки и имеют интерфес, благодаря которому можно создавать, получать, удалять и переименовывать блоки.

1.3. Распределённый map-reduce

Определение.

map-reduce удобная концепция, но ... ??

На рисунке 2 показана общая архитектура ...

Описание этой архитектуры.

Подробное описание картинки.

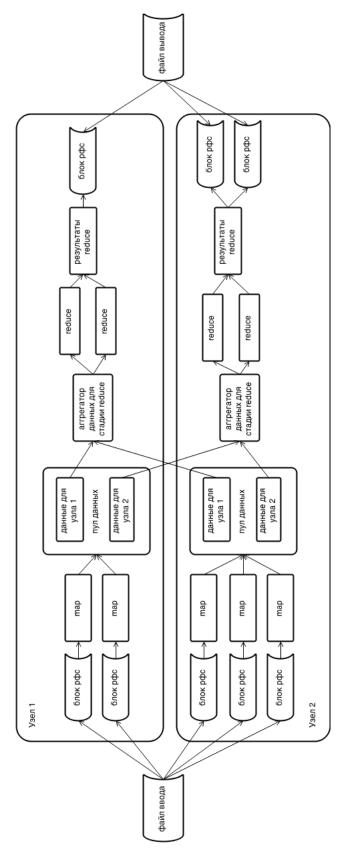


Рисунок 3 — Схема выполнения приложения с помощью фреймфорка map-reduce

1.4. Решаемый класс задач

Необходимо обосновать существование и найти класс задач (здесь и далее под классом подразумевается некоторое множество задач), для которого актуальна приведённая выше схема распределённого map-reduce.

Пусть каждый узел располагает memory доступной оперативной памяти (здесь и далее единицей измерения памяти будет байт) и storageSize свободного места на диске. Всего узлов numNodes. Данный map-reduce проектировался для решения задач с bonomumu данными, поэтому в дальнейшем будем считать, что входные данные bonomumu данные

1.4.1. Ограничения на стадии map и reduce

На вход стадия тар принимает данные с диска, а результат этой стадии равномерно (с точностью до пары (ключ, значение)) распределяется по оперативной памяти узлов. То есть входные данные < storageSize * numNodes, а результат << memory* numNodes. Так как storageSize >> memory, получаем, что, в общем случае, стадия тар должна сильно сокращать объём данных.

На вход стадия reduce принимает данные из оперативной памяти, которые << memory*numNodes, результат этой стадии аккумулируется в оперативной памяти, то есть должен быть << memory для каждого узла, а затем записывается на диск. Получаем, что стадия reduce должна, как минимум, не увеличивать объём данных, поступивших на вход.

Рассмотрев полученные выше ограничения для стадий тар и reduce, а также учитывая достаточно большие входные данные, можно увидеть, что распределённый тар-reduce оптимально подходит для решения задач класса *информационный поиск* (*information retrieval*), что является одним из этапов решения задач *анализа данных* (*data mining*).

Информационный поиск — процесс поиска и получения информации как из структурированных, так и из неструктурированных данных. Обычно применяется в *анализе данных* для первичной обработки и сокращения объёма исходных данных.

1.4.2. Пример задачи класса информационный поиск

Исходные данные хранятся в виде текстового файла в n строк, в котором каждая строка соответствует строке в реляционной таблице table с m столбцов $(f_1...f_m, m > 2)$, каждое значение записано через пробел. Необходимо получить результат выполнения SQL запроса:

SELECT $f_1, ..., f_m$ FROM table WHERE $f_1 > const$ GROUP BY f_1

1.4.3. Решение задачи с помощью фреймворка map-reduce

Функция тар определяется следующим образом: для каждой строки проверяется условие **WHERE** и все строки, удолетворяющие условию, составляют результат в виде пар: $(f_1, f_2, ..., f_m)$. Количество строк, удолетворяющих условию **WHERE**, обозначим как n'. Функция reduce возвращает то, что получила на вход.

Стадия тар получает O(nm) данных и, по выполнении, выдаёт O(n'm) данных, которые преобразуются и без изменений проходят стадию reduce. Сложность стадии тар — O(nm), преобразования между стадиями — за $O(n'm + n'ms_{net})$ (s_{net} — стоимость передачи данных между узлами), стадии reduce — O(n').

1.4.4. Решение задачи на одной машине

Решение задачи одной машине без применения фреймворка состоит из двух стадий:

- получить из входного файла все строчки, удолетворяющие **WHERE** сложность O(nm) (по памяти O(n'm))
- сгруппировать полученный результат по ключу f_1 сложность O(n'ln(n')), если применить для аггрегации быструю сортировку (по памяти O(n'm)), сложность O(n'), если применить для аггрегации сортировку подсчётом (по памяти 2O(n'm)).

В случае когда n' и m определены таким образом, что получишиеся данные больше memory, возникают проблемы: необходимо сохранять на диск промежуточные результаты, полученные после первой стадии, и сортировать полученный результат на диске, что достаточно медленно. В наиболее быстром варианте (результат первой стадии по частям сортируется и сохраняется файлах, а затем эти файлы

сливаются) получается сложность первой стадии $O(nm + n'ln(n') + n's_{hdd})$, второй стадии $O(n'ms_{hdd})$ (s_{hdd} — стоимость обращения к диску).

1.4.5. Выводы

Суммарная сложность решения с помощью map-reduce — $O(nm + n'm + n'ms_{net} + n')$, с помощью описанного выше способа решения на одной машине — $O(nm + n'ln(n') + n's_{hdd} + n'ms_{hdd})$. Можно увидеть, что по сложности данные алгоритмы принципиально не отличаются (в обоих случаях сложность O(nm)) за исключением двух важных моментов (их влияние будет оценено в главе 4):

- обычно $s_{net} >> s_{hdd}$,
- время выполнения на одной машине существенно увеличивается за счёт последовательного выполнения всех действий, которые происходят параллельно в случае map-reduce.

Также необходимо отметить, что решение задачи на одной машине осложняется реализацией механизмов, альтернатива которых уже реализована в фреймворке.

В итоге можно сказать, что предложенная схема реализации концепции тарreduce позволяет решать задачи класса информационный поиск. Эффективность решения таких задач оценена в главе 4.

2. Объекты и методы

Характеристики программного обеспечения:

- \bullet Операционная система Ubuntu 14.04.1 LTS 64-bit.
- IDE Syblime Text 2.
- Язык программирования Python 2.7.3.

Характеристики оборудования:

- Процессор Intel Core i
7-3770k $3.5 \mathrm{Ghz} {\times} 8.$
- \bullet Оперативная память 16Gb DDR3.
- \bullet Видеокарта ATI Radeon 7860.

3. Реализация

3.1. Используемые технологии

При реализации ... были использованы готовые технологиии: ...

3.1.1. Коммуникация по сети

что такое зачем нужно почему zmq

3.1.2. Сериализация

что такое
зачем нужно
примеры, тесты
почему выбрали marshal
Сериализация в человекочитаемый формат
что такое и чем отличается от сериализации
json и xml определение и зачем нужно

3.2. Работа с большими данными

какие есть проблемы - описать все нижни пунксты

3.2.1. python generator

Paccказ про python generator и применение

3.2.2. split

обзор функции split

3.2.3. dfs

проблемы в dfs ?? доопределиться по ходу написания как эти проблемы решаются в фс

3.2.4. map-reduce

проблемы в map-reduce ?? распределение ключей как эти проблемы решаются в map-reduce

3.3. Взаимодействие между узлами

Описание реализации взаимодействия между различными узлами сети. класс nodesmanager и примеры его использования

3.4. Интерфейс

есть dfs, есть mr

3.4.1. dfs

перевести

Distributed file system is required to map-reduce framework.

On each node, you should run *dfsnode.py* with two arguments - port and storage path. Like this:

python dfsnode.py -p 5556 -s /home/username/storage

Then you should fill *config.json* with information about nodes. Now you can use *dfs.py*. Samples of use dfs.py:

python dfs.py -ls /user/ python dfs.py -mkdir /user/username/userdatafolder python dfs.py -put ./test.in /user/username/userdatafolder/testfile python dfs.py -get /user/username/userdatafolder/testfile python dfs.py -rm /user/username

3.4.2. mr

написать аналогично dfs

4. Тестирование

бла бла

5. Заключение

Описать успех или не успех тестирования.

Описать проблемы.

Описать удачи.

Список литературы

http://webglmol.sourceforge.jp/index-en.html

[1] гугловая статья про mr от 2006 лекции шад http://www.slideshare.net/yandex/mapreduce-12321523 http://www.quora.com/What-is-the-most-efficient-way-to-serialize-in-Python http://www.codeinstinct.pro/2012/08/hadoop-design.html https://highlyscalable.wordpress.com/2012/02/01/mapreduce-patterns/ [2] SMILES — A Simplified Chemical Language // Daylight Chemical Information Systems, Inc: URL: http://www.daylight.com/dayhtml/doc/theory/theory.SMILES.html [3] Atomic Coordinate Entry Format Description // Penn State University: URL: http://www.wwpdb.org/documentation/format33/v3.3.html // [4] Periodic Table Datan Files Protein Data Bank: URL: http://php.scripts.psu.edu/djh300/cmpsc221/p3s11-pt-data.htm [5] Three.js — javascript 3D library // Three.js: URL: http://mrdoob.github.io/three.js/ [6] File: Tubby-1c8z-pymol.png // Wikipedia: URL: http://en.wikipedia.org/wiki/File:Tubby-1c8z-pymol.png [7] GLmol Molecular Viewer on WebGL/Javascript GLmol: URL: