

# Large Scale Machine Learning (LSML)

О кypce

# Темы

1. Hadoop & Apache Spark
2. Онлайн Обучение и линейные модели, voral wabbit
3. Градиентный бустинг для больших данных
4. Рекомендательные системы, их работа поперх больших данных
5. Трюки с хэшированием данных
6. Работа биг даты на примере больших компаний
7. Работа нейросетей поперх больших данных, их оптимизации

## Формула Оценки

$$O_{\text{итоговая}} = 0.5 * \frac{(O_{\text{мд31}} + O_{\text{мд32}} + O_{\text{мд33}} + O_{\text{мд34}})}{4} + 0.5 * O_{\text{бд3}}$$

LSML #1

Введение в Hadoop и  
Map Reduce

## Задача Word Count

- У нас есть огромный текстовый файл
- Хотим посчитать частоты слов в тексте

### Как посчитать?

1. Разделим на кусочки
2. Обработаем каждый на отдельном ядре
3. Сложим счетчики слов

Наивное решение в питоне:

dict = {} — наш словарь

for word in text:

dict[word]++

Наивное решение в питоне:

dict = {} – наш словарь

for word in text:

dict[word]++

Какие проблемы есть в данном решении?

Наивное решение в питоне:

dict = {} – наш словарь

for word in text:

dict[word]++

Какие проблемы есть в данном решении?

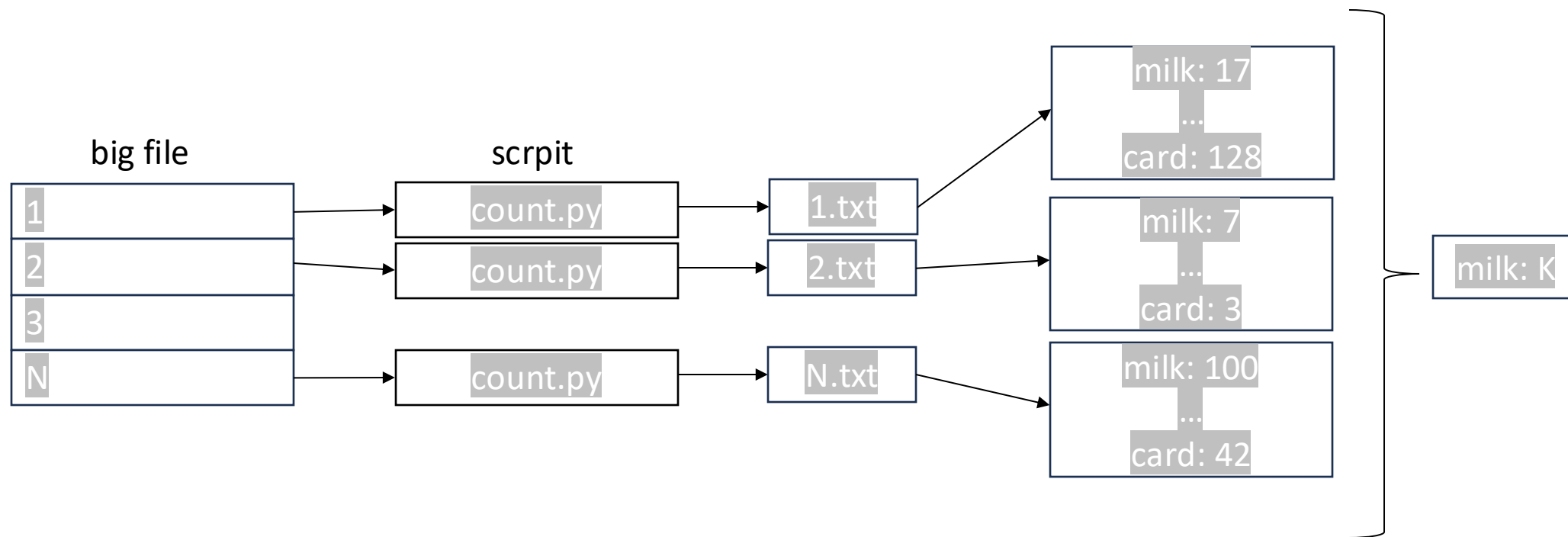
dict – переменная в RAM и может

получиться большого размера по мере  
обработки файла

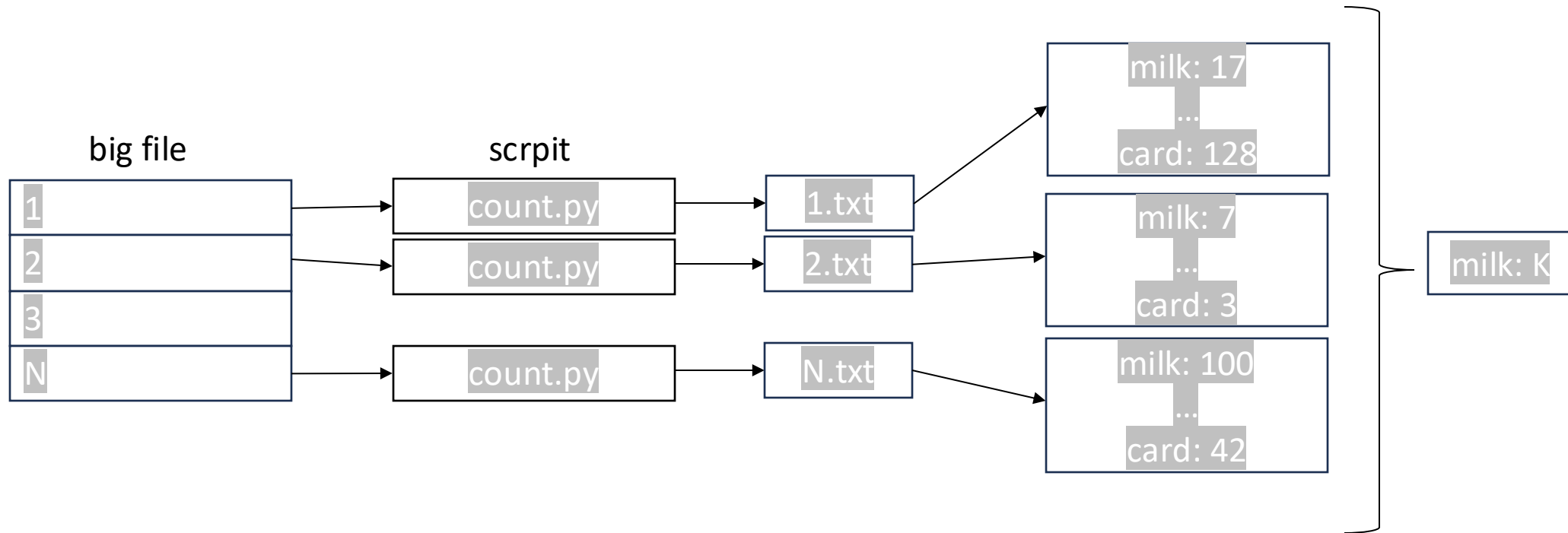
Как можно улучшить эту программу?



# Визуализация решения



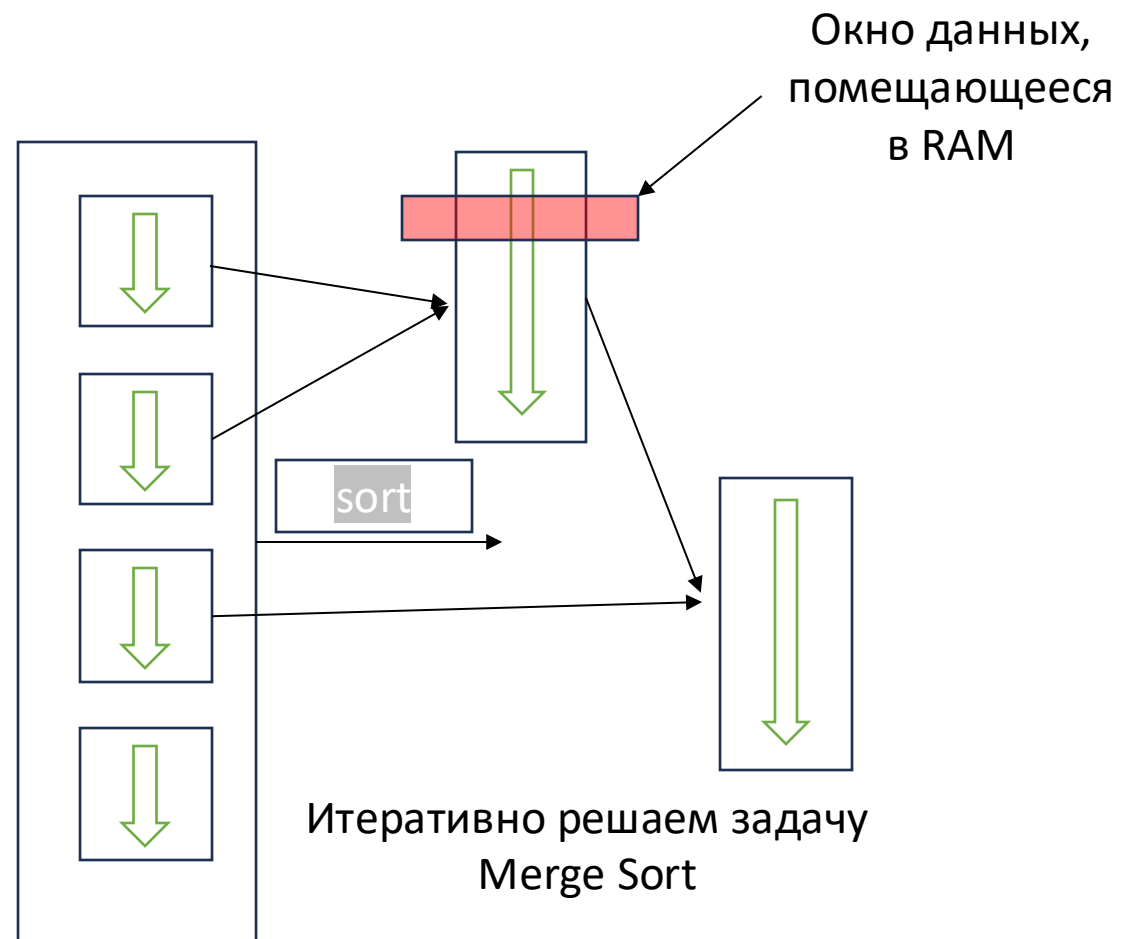
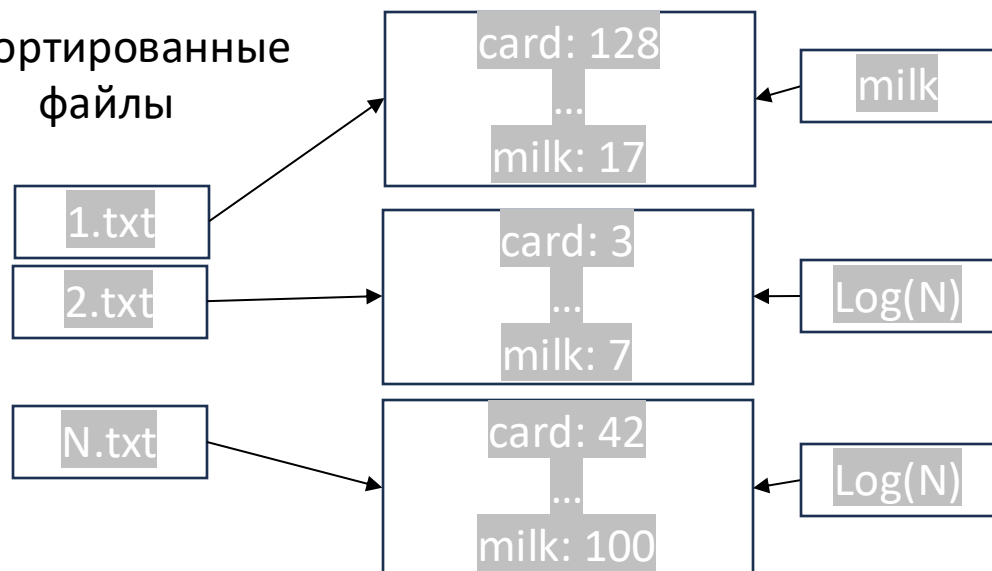
# Визуализация решения



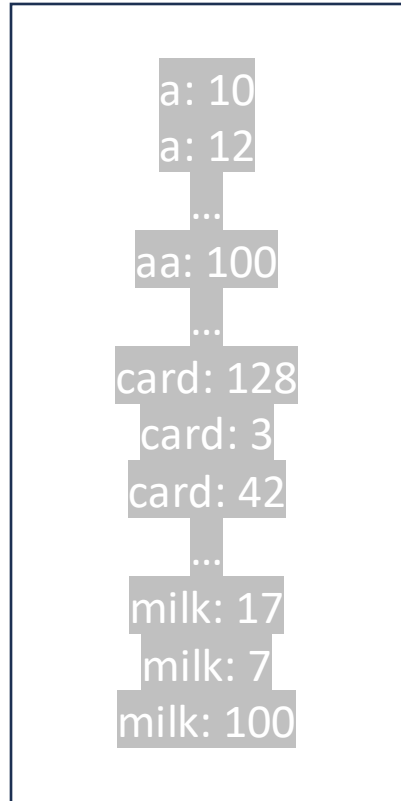
Хотим быстро искать ключи-слова в файлах N.txt

# Визуализация решения

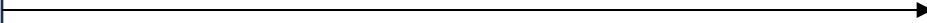
Отсортированные  
файлы



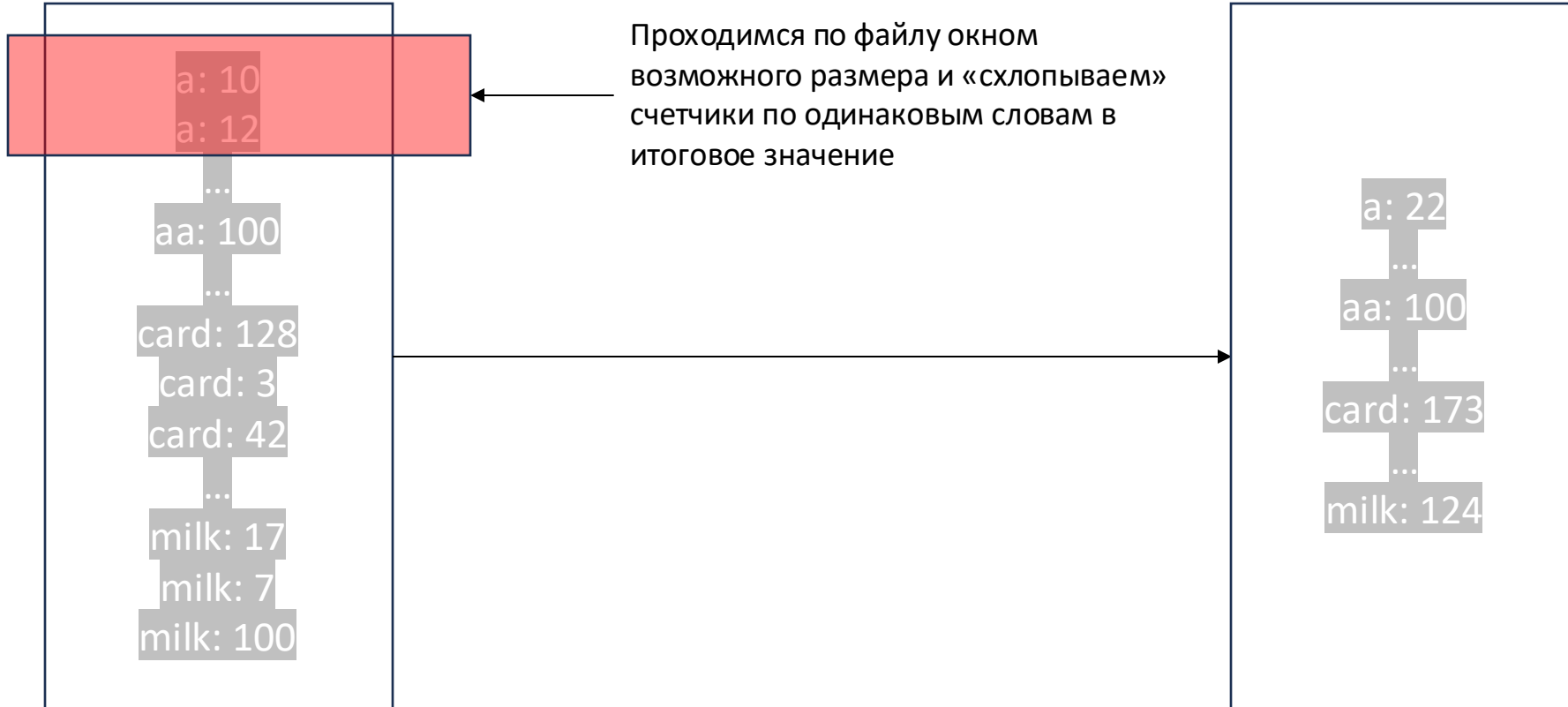
Конечный  
отсортированный  
файл по ключам



Что нам осталось выполнить для  
ответа?



Конечный  
отсортированный  
файл по ключам



# Google Big Table / Google File System

## The Google File System

Sanjay Ghemawat, Howard Gobioff, and Shun-Tak Leung  
Google\*

### ABSTRACT

We have designed and implemented the Google File System, a scalable distributed file system for large distributed data-intensive applications. It provides fault tolerance while running on inexpensive commodity hardware, and it delivers high aggregate performance to a large number of clients.

While sharing many of the same goals as previous distributed file systems, our design has been driven by observations of our application workloads and technological environment, both current and anticipated, that reflect a marked departure from some earlier file system assumptions. This has led us to reexamine traditional choices and explore rad-

### 1. INTRODUCTION

We have designed and implemented the Google File System (GFS) to meet the rapidly growing demands of Google's data processing needs. GFS shares many of the same goals as previous distributed file systems such as performance, scalability, reliability, and availability. However, its design has been driven by key observations of our application workloads and technological environment, both current and anticipated, that reflect a marked departure from some earlier file system design assumptions. We have reexamined traditional choices and explored radically different points in the design space.

<https://static.googleusercontent.com/media/research.google.com/en/archive/gfs-sosp2003.pdf>

Полученный нами алгоритм обработки большого файла и есть Map Reduce.

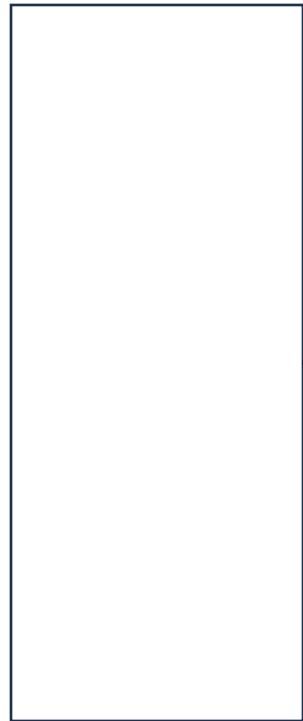
Он состоит из нескольких стадий с простыми действиями внутри.

Как итог – через этот паттерн работы с данными можно обрабатывать более сложные запросы к данным:

- Время нахождения пользователя на сайте
- Кол-во посещенных пользователем сайтов определенного класса
- Подсчет стат значений на большом числе данных (мат. ожидание, дисперсия), если нужные формулы возможно перевести в итеративный формат

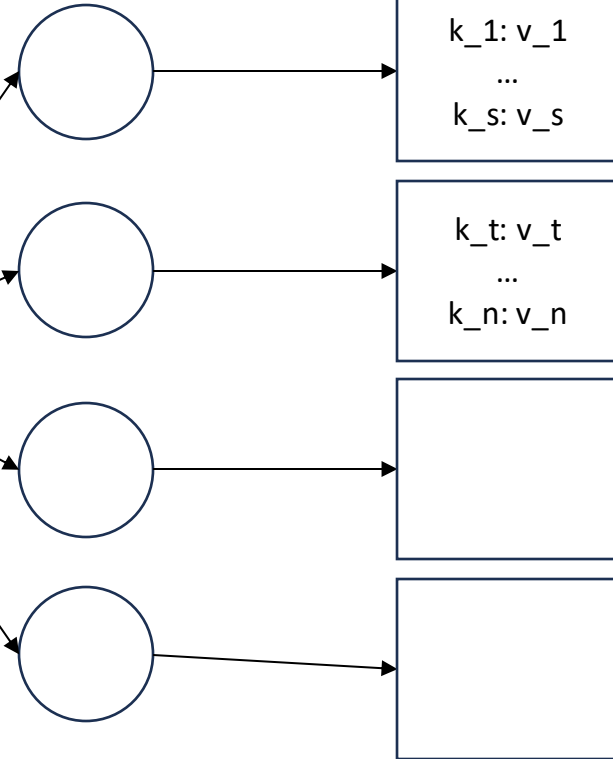
# Map Reduce

Большой файл  
раскидывается  
между машинами



**Map**  
стадия  
предобработки

машины



k\_1: v\_1  
...  
k\_s: v\_s

k\_t: v\_t  
...  
k\_n: v\_n

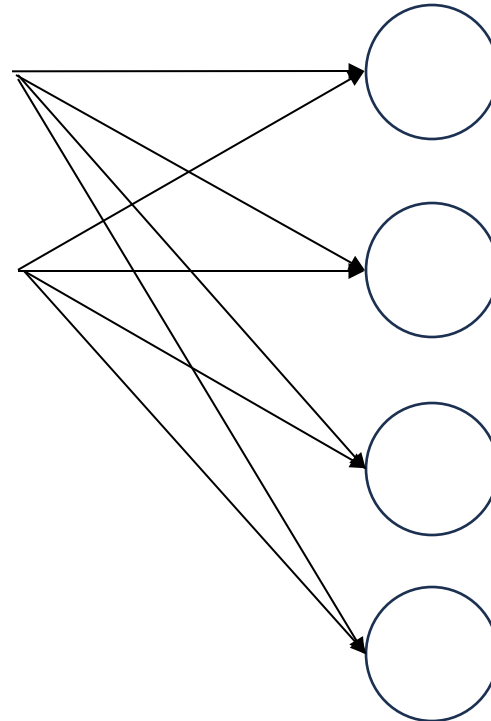
Текст

Отдельные  
части текста  
на машинах

Данные  
вида  
**key: value**

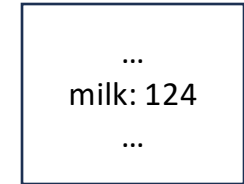
**Shuffle**  
стадия сортировки  
данных по ключам

машины



1. Все ключи  $k_i$  попадают на одну машину
2. Все  $k_i$  ключи отсортированы (идут подряд)

**Reduce**  
стадия  
трансформации  
данных



“Схлопываем” наши  
счетчики и получаем  
результат



## Заметки по использованию

**Map** – предобработка, реализованная фамми

**Shuffle** – процесс, на который пользователь может влиять только через набор условий, влияющих на сортировку. Реализована не юзером

**Reduce** – трансформация, реализованная вами

Как итог - эту схему работы с данными удобно масштабировать. Большой объем данных сможем обрабатывать за адекватное время

Процесс обработки данных можно превратить в несколько последовательных M-R задач, где данные перетекают из одной задачи в последующие

# Парадигма Map-Reduce на примере Word Count

## Шаг Map:

$(K1, V1) \mapsto \text{List}(K2, V2)$

(#строки, "Deer Bear")  $\mapsto$  [("Deer", 1), ("Bear", 1)]

## Шаг Shuffle (или Sort):

Shuffle делит данные по  $\text{hash}(\text{key}) \% N$  на  $N$  частей

Sort сортирует данные по **key** и делит на  $N$  частей (по границам **key**)

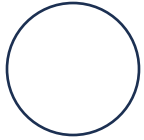
## Шаг Reduce:

$(K1, (V1, V2, \dots)) \mapsto \text{List}(K3, V3)$

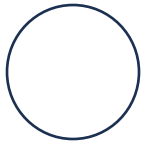
("Bear", (1, 1))  $\mapsto$  [("Bear", 2)]

## Про shuffle и hash

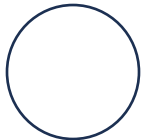
машины



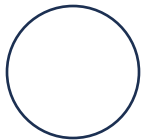
$k_1 \rightarrow \text{hash}(k_1) \% N = 1$



$k_1$

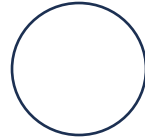


$k_s \rightarrow \text{hash}(k_s) \% N = 1$

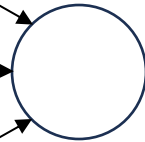


N штук

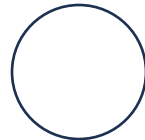
машины



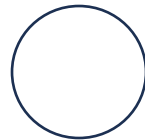
0



1

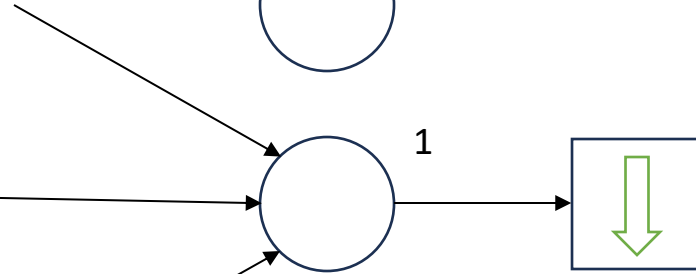


2



3

N штук



1. Все ключи  $k_i$  попадают на одну машину
2. Все  $k_i$  ключи отсортированы (идут подряд)

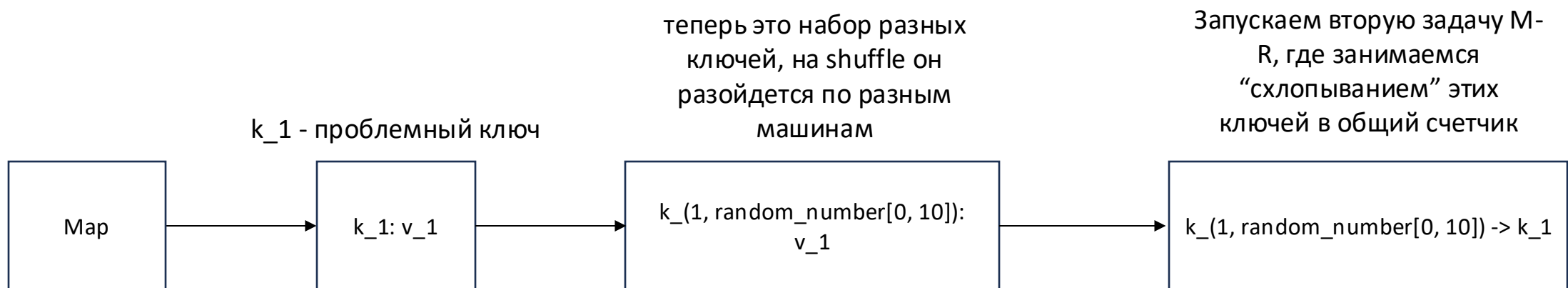
## Про shuffle и hash. Проблемы, которые возникают на этом этапе

Что делать, если ключ  $k_i$  собрался со всех машин на одну после сортировки, и теперь под его хранение не хватает места?

## Про shuffle и hash. Проблемы, которые возникают на этом этапе

Что делать, если ключ  $k_i$  собрался со всех машин на одну после сортировки, и теперь под его хранение не хватает места?

Ответ - “усложнить” ключ и решать задачу через 2 таски M-R



Hadoop и его составляющие

**Hadoop** - проект Apache для распределенных вычислений

**Hadoop YARN** - планировщик задач и система для менеджмента ресурсов кластера

**Hadoop Distributed File System (HDFS)** - распределенная файловая система

**Hadoop Mapreduce** - система для вычислений в парадигме M-R, движок обработки запросов к данным

HDFS: распределенная файловая система

Способ хранения данных на кластере, имеет следующие важные свойства:

1. Произвольная вместимость - возможность подключения новых машин в систему

HDFS: распределенная файловая система

Способ хранения данных на кластере, имеет следующие важные свойства:

1. Произвольная вместимость
2. Устойчивость к сбоям

Для пункта 2 разберем задачу:

$p = 0.1\%$  - вер-ть, что одна машина выйдет из строя в течение дня (данные на ней будут потеряны)

? - какова вер-ть, что хотя бы 1 из 1000 машин выйдет из строя?



HDFS: распределенная файловая система

Способ хранения данных на кластере, имеет следующие важные свойства:

1. Произвольная вместимость
2. Устойчивость к сбоям

Для пункта 2 разберем задачу:

$p = 0.1\%$  - вер-ть, что одна машина выйдет из строя в течение дня (данные на ней будут потеряны)

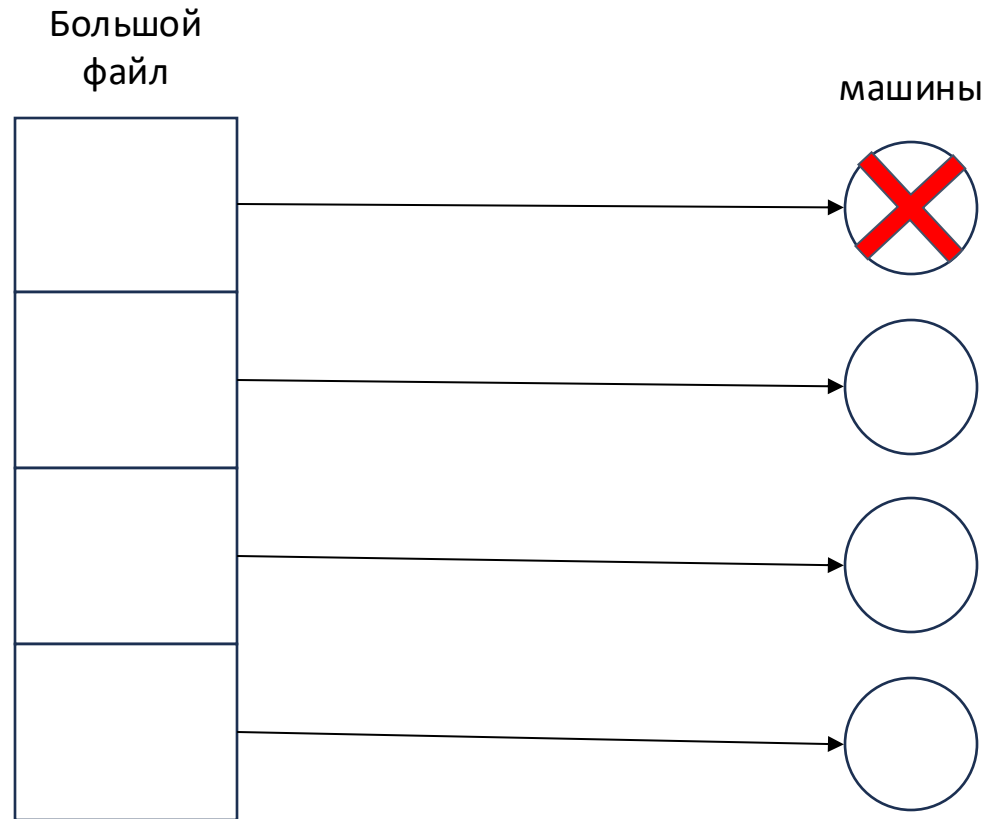
? - какова вер-ть, что хотя бы 1 из 1000 машин выйдет из строя?

$$1 - (1 - p)^{1000} \approx 0.63$$

## HDFS: распределенная файловая система

Способ хранения данных на кластере, имеет следующие важные свойства:

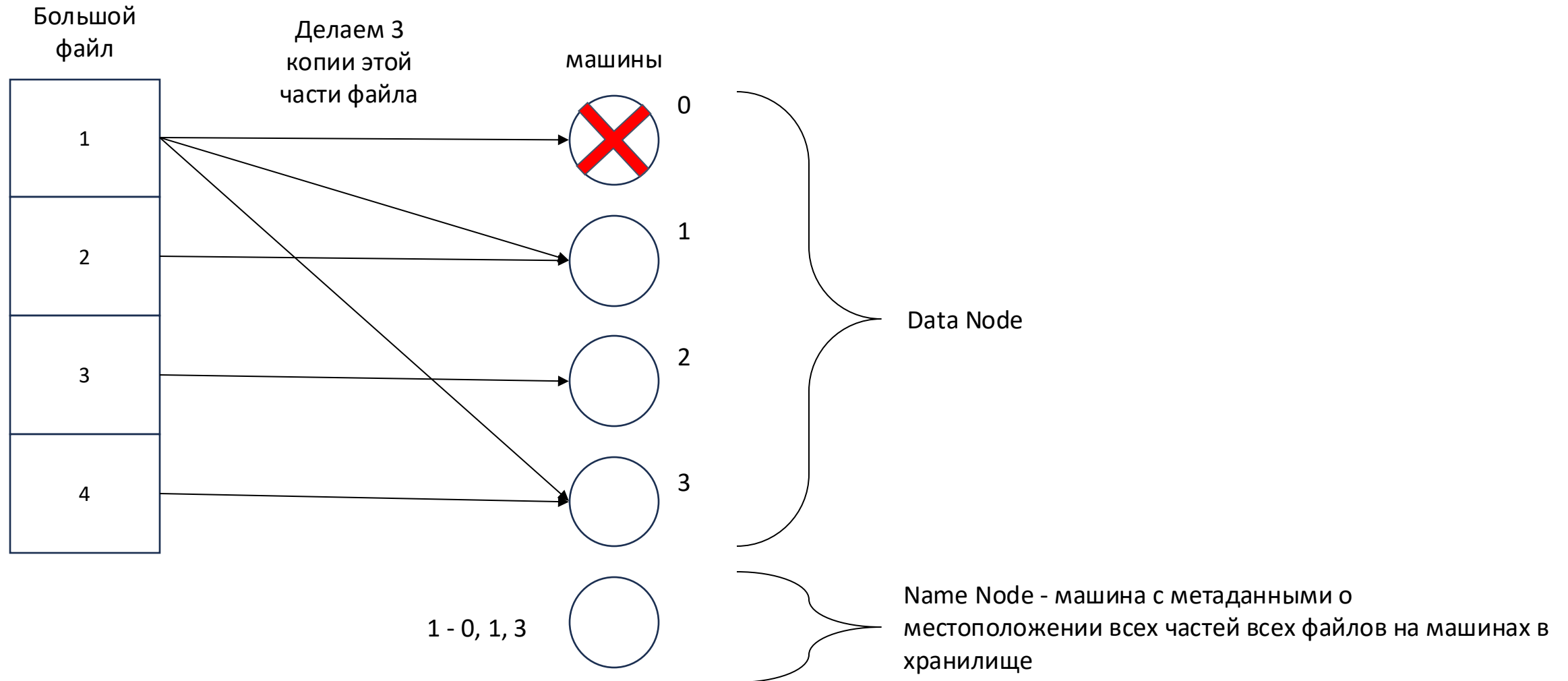
1. Произвольная вместимость
2. Устойчивость к сбоям - **репликация** частей файла



## HDFS: распределенная файловая система

Способ хранения данных на кластере, имеет следующие важные свойства:

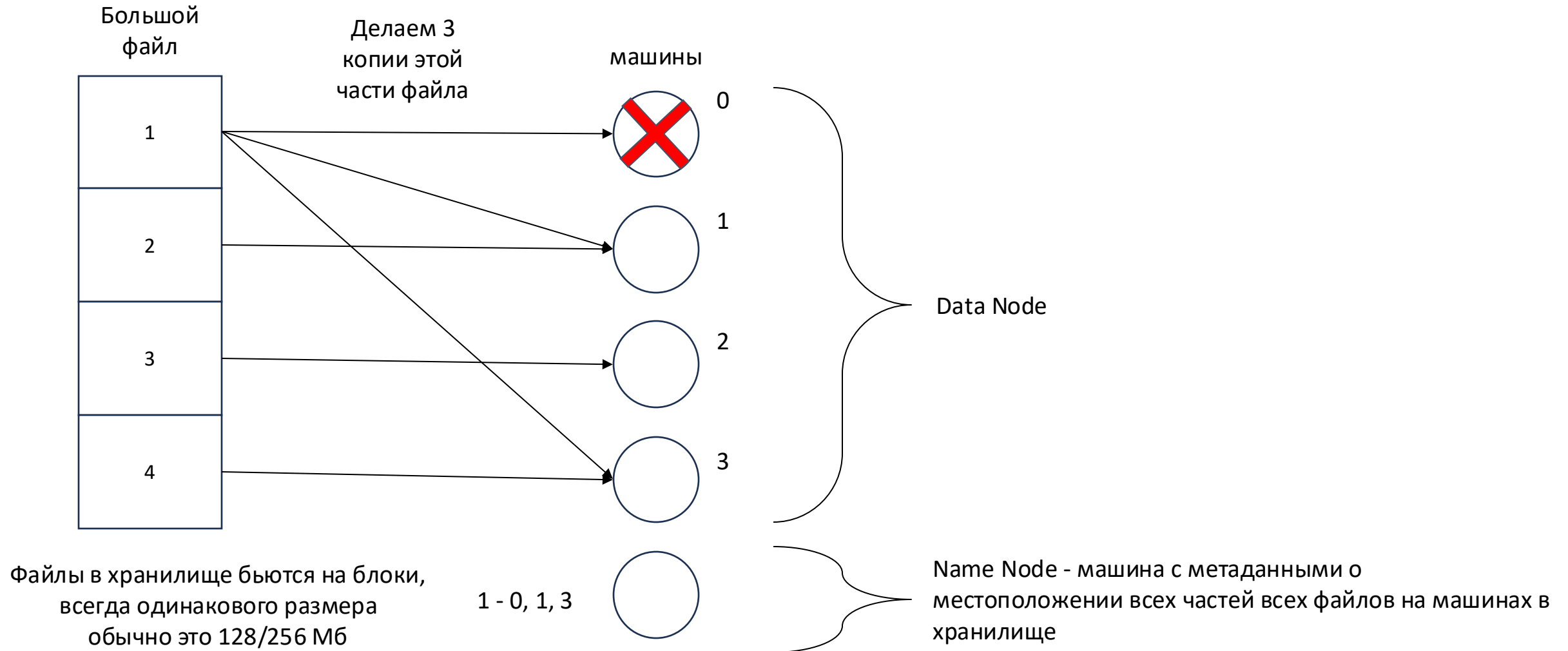
1. Произвольная вместимость
2. Устойчивость к сбоям - **репликация** частей файла



## HDFS: распределенная файловая система

Способ хранения данных на кластере, имеет следующие важные свойства:

1. Произвольная вместимость
2. Устойчивость к сбоям - **репликация** частей файла



Основная проблема работы с MapReduce - много чтений и записи на диски, не используется RAM

