Большие данные

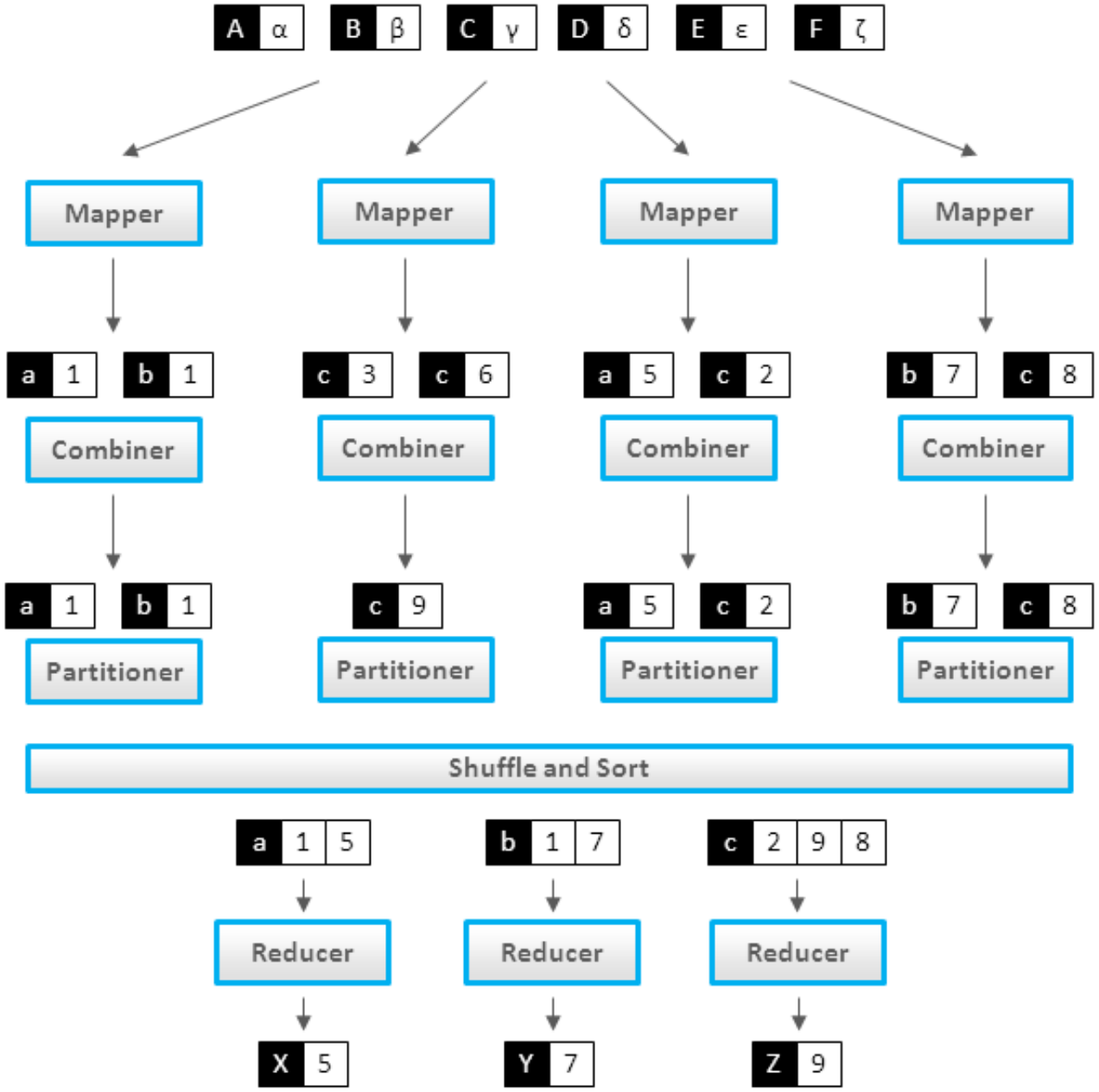
613x-010402D x={1,2,3} ***осень 2024***

Алгоритмы и паттерны **MapReduce**

Сергей Борисович Попов
sepo@ssau.ru

Каталог дисциплины:
https://1drv.ms/f/s!ApFj4iOLPNNegvEPfMZL_5jjkXsqfQ

Общая схема MapReduce



MapReduce

- Программист определяет две основные функции:

  map (k1, v1) → list(k2, v2)

  reduce (k2, list(v2*) → list(k3, v3)

  – Все значения с одинаковым ключом отправляются на один и тот же reducer

- … и опционально:

  partition (k2, number of partitions) → partition for k2

  – Часто просто хеш от key, напр., *hash(k2) mod n*

  – Разделяет множество ключей для параллельных операций reduce

  combine (k2, v2) → list(k2, v2')

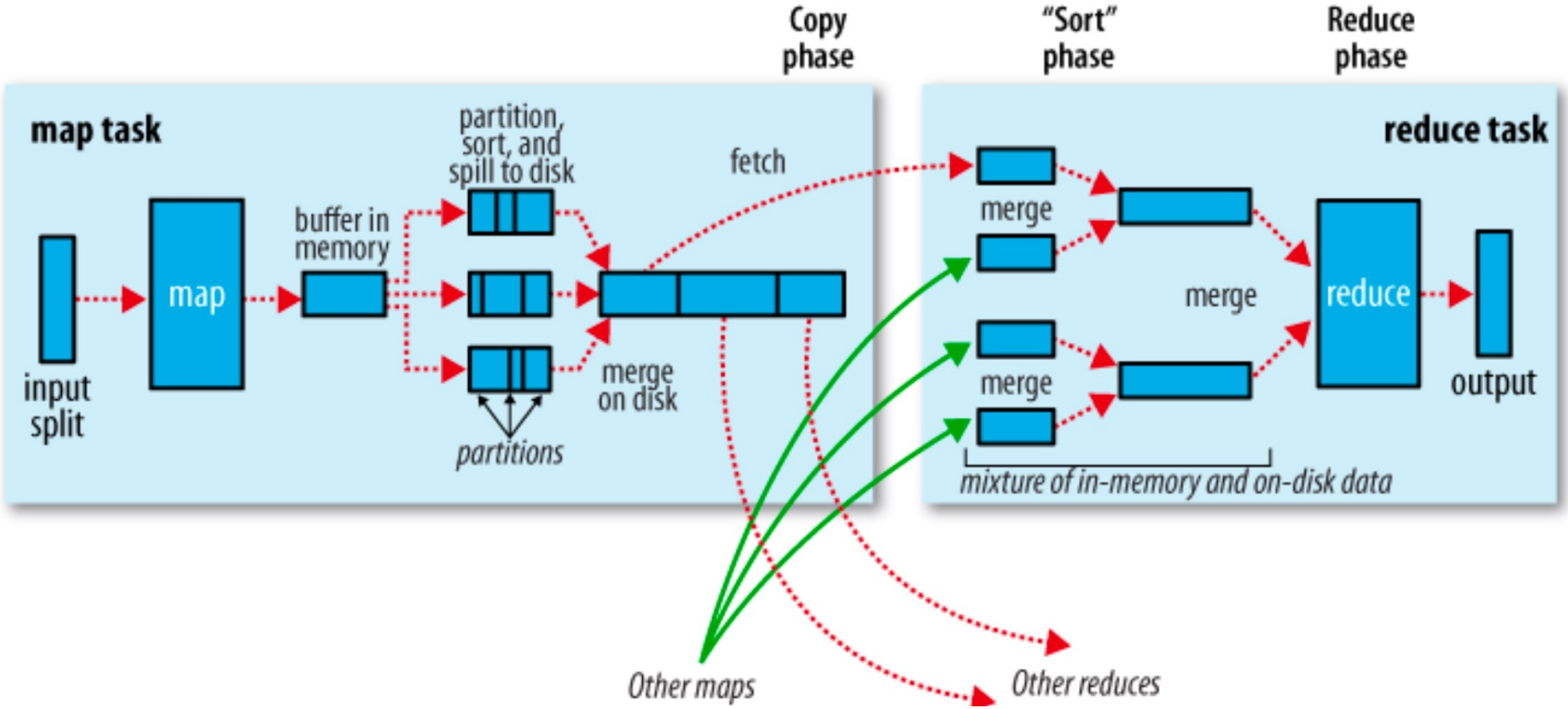
  – Мини-reducers которые выполняются после завершения фазы map

  – Используется в качестве оптимизации для снижения сетевого трафика на reduce

Shuffle и Sort в Hadoop

- На стороне ***Map***
  - Выходные данные буферизуются в памяти в циклическом буфере
  - Когда размер буфера достигает предела, данные “скидываются” (*spilled*) на диск
  - Затем все такие “сброшенные” части объединяются (*merge*) в один файл, разбитый на части
    - Внутри каждой части данные отсортированы
    - ***Combiner*** запускается во время процедуры объединения
- На стороне ***Reduce***
  - Выходные данные от мапперов копируются на машину, где будет запущен редьюсер
  - Процесс сортировки (*sort*) представляет собой многопроходный процесс объединения (*merge*) данных от мапперов
    - Это происходит в памяти и затем пишется на диск
  - Итоговый результат объединения отправляется непосредственно на редьюсер

Shuffle и Sort в MapReduce



Process	Time ---------->
User Program	MapReduce() ... wait ...
Master	Assign tasks to worker machines...
Worker 1	Map 1 | Map 3
Worker 2	Map 2
Worker 3	Read 1.1 | Read 1.3 | Read 1.2 | Reduce 1
Worker 4	Read 2.1 | Read 2.2 | Read 2.3 | Reduce 2

WordCount

- **Описание проблемы**
  - Есть коллекция документов
  - Каждый документ – это набор термов (слов)
  - Необходимо подсчитать кол-во вхождений каждого терма во всех документах
- **Дополнительно**
  - Функция может быть произвольной
  - Напр., файл лога содержит время ответа. Необходимо подсчитать среднее время.

WordCount, baseline

```
class Mapper
    method Map (docid id, doc d)
        for all term t in doc d do
            Emit(term t, count 1)

class Reducer
    method Reduce (term t, counts [c1, c2,...])
        sum = 0
        for all count c in [c1, c2,...] do
            sum = sum + c
        Emit(term t, count sum)
```

WordCount, “In-mapper combining”, v.1

- Минусы baseline
  - Много лишних счетчиков от *Mapper*
  - Агрегируем их для каждого документа

```
class Mapper
    method Map (docid id, doc d)
        H = new AssociativeArray
        for all term t in doc d do
            H{t} = H{t} + 1
        for all term t in H do
            Emit(term t, count H{t})
```

WordCount, Combiner

- Для всех документов *Mapper* используем *Combiner*

```
class Mapper
        method Map (docid id, doc d)
                for all term t in doc d do
                Emit(term t, count 1)

class Combiner
        method Combine (term t, [c1, c2,...])
                sum = 0
                for all count c in [c1, c2,...] do
                        sum = sum + c
                Emit(term t, count sum)

class Reducer
        method Reduce (term t, counts [c1, c2,...])
                sum = 0
                for all count c in [c1, c2,...] do
                        sum = sum + c
                Emit(term t, count sum)
```

WordCount, “In-mapper combining”, v.2

```
class Mapper
    method Initialize
        H = new AssociativeArray

    method Map (docid id, doc d)
        for all term t in doc d do
            H{t} = H{t} + 1

    method Close
        for all term t in H do
            Emit(term t, count H{t})
```

WordCount, “In-mapper combining”, v.2

- “In-mapper combining”
  - “Заворачиваем” функционал комбайнера в *mapper* путем сохранения состояния между вызовами функции *map()*
- Плюсы
  - Скорость
    - Почему это быстрее, чем стандартный *Combiner*?
- Минусы
  - Требуется “ручное” управление памятью
  - Потенциальная возможность для багов связанных с сортировкой порядка элементов

Среднее значение, v.1

```
class Mapper
    method Map(string t, integer r)
        Emit(string t, integer r)

class Reducer
    method Reduce(string t, integers [r1, r2, …])
        sum = 0
        cnt = 0
        for all integers r in [r1, r2, …] do
            sum = sum + r
            cnt = cnt + 1
        avg = sum / cnt
        Emit(string t, integer avg)
```

Можно ли использовать Reducer в качестве Combiner?

Среднее значение, v.1

```
class Mapper
    method Map(string t, integer r)
        Emit(string t, integer r)

class Reducer
    method Reduce(string t, integers [r1, r2, ...])
        sum = 0
        cnt = 0
        for all integers r in [r1, r2, ...] do
            sum = sum + r
            cnt = cnt + 1
        avg = sum / cnt
        Emit(string t, integer avg)
```

Нет!

Mean(1, 2, 3, 4, 5) /= Mean(Mean(1, 2), Mean(3, 4, 5))

Среднее значение, v.2

```
class Mapper
        method Map(string t, integer r)
                Emit(string t, integer r)

class Combiner
        method Combine(string t, integers [r1, r2, …])
                sum = 0
                cnt = 0
                for all integers r in [r1, r2, …] do
                        sum = sum + r
                        cnt = cnt + 1
                Emit(string t, pair(sum, cnt))

class Reducer
        method Reduce(string t, pairs[(s1,c1),(s2,c2) …])
                sum = 0
                cnt = 0
                for all pairs p in [(s1,c1),(s2,c2) …]) do
                        sum = sum + p.s
                        cnt = cnt + p.c
                avg = sum / cnt
        Emit(string t, integer avg)
```

Почему это не работает?

Среднее значение, v.3

```
class Mapper
        method Map(string t, integer r)
                Emit(string t, pair (r,1))

class Combiner
        method Combine(string t pairs[(s1,c1),(s2,c2) …]))
                sum = 0
                cnt = 0
                for all pairs p in [(s1,c1),(s2,c2) …]) do
                        sum = sum + p.s
                        cnt = cnt + p.c
                Emit(string t, pair(sum, cnt))

class Reducer
        method Reduce(string t, pairs[(s1,c1),(s2,c2) …])
                sum = 0
                cnt = 0
                for all pairs p in [(s1,c1),(s2,c2) …]) do
                        sum = sum + p.s
                        cnt = cnt + p.c
                avg = sum / cnt
        Emit(string t, pair (avg, cnt))
```

А так будет работать?

Среднее значение, v.4

```
class Mapper
    method Initialize
        S = new AssociativeArray
        C = new AssociativeArray

    method Map (string t, integer r)
        S{t} = S{t} + r
        C{t} = C{t} + 1

    method Close
        for all term t in S do
            Emit(term t, pair(S{t}, C{t}))
```

Distinct Values (Unique Items Counting)

- Описание проблемы
  - Есть множество записей
  - Каждая запись содержит поле F и производное число признаков категорий G = {G1, G2, …}.
- Задача
  - Подсчитать общее число уникальных значений поля F для каждого подмножества записей для каждого значения в каждой категории

Record 1: F=1, G={a, b}
Record 2: F=2, G={a, d, e}
Record 3: F=1, G={b}
Record 4: F=3, G={a, b}

Result:
a -> 3 // F=1, F=2, F=3
b -> 2 // F=1, F=3
d -> 1 // F=2
e -> 1 // F=2

Distinct Values, v.1

- Решение в две фазы (две задачи MapReduce)
- Первая фаза
  - *Mapper* пишет все уникальные пары [G, F]
  - *Reducer* подсчитывает общее кол-во вхождений такой пары
  - Основная цель этой фазы – гарантировать уникальность значений F
- Вторая фаза
  - Пары [G, F] группируются по G и затем считается общее кол-во элементов в каждой группе

Distinct Values, v.1

```
// phase 1
class Mapper
        method Map(null, record [value f, categories [g1, g2,...]])
                for all category g in [g1, g2,...]
                        Emit(record [g, f], count 1)

class Reducer
        method Reduce(record [g, f], counts [n1, n2, ...])
                Emit(record [g, f], null )
```

```
// phase 2
class Mapper
        method Map(record [f, g], null)
                Emit(value g, count 1)

class Reducer
        method Reduce(value g, counts [n1, n2,...])
                Emit(value g, sum( [n1, n2,...] ) )
```

Distinct Values, v.2

- Требуется только одна фаза MapReduce
  - *Mapper*
    - Пишет значение и категории
  - *Reducer*
    - Исключает дубликаты из списка категорий для каждого значения
    - Увеличивает счетчик для каждой категории
    - В конце *Reducer* пишет общее кол-во для каждой категории
- Первая фаза
  - Данный подход не очень хорошо масштабируется
  - Подходит для небольшого числа категорий
    - Напр. парсинг действий пользователей из web-логов
  - *Combiners* позволят уменьшить кол-во дубликатов перед фазой *Reduce*

Distinct Values, v.2

```
class Mapper
    method Map(null, record [value f, categories [g1, g2,...] )
        for all category g in [g1, g2,...]
            Emit(value f, category g)

class Reducer
    method Initialize
        H = new AssociativeArray : category -> count

    method Reduce(value f, categories [g1, g2,...])
        [g1', g2',..] = ExcludeDuplicates( [g1, g2,..] )
        for all category g in [g1', g2',...]
            H{g} = H{g} + 1

    method Close
        for all category g in H do
            Emit(category g, count H{g})
```

Cross-Correlation

- Описание проблемы
  - Есть множество кортежей объектов
  - Для каждой возможной пары объектов посчитать число кортежей, где они встречаются вместе
  - Если число объектов N, то N*N объектов будет обработано
- Применение
  - Анализ текстов
    - Кортежи – предложения, объекты – слова
  - Маркетинг
    - Покупатели, кто покупает одни товары, обычно покупают и другие товары
- Если N*N небольшое и можно построить матрицу в памяти, то реализация довольно проста

Cross-Correlation: Pairs

- Каждый *Mapper* принимает на вход кортеж
  - Генерит все пары соседних объектов
  - Для всех пар выполняет *emit (a, b) → count*
- Reducer суммирует все count для всех пар
  - *Combiners?*

```
class Mapper
        method Map(null, items [i1, i2,...] )
                for all item i in [i1, i2,...]
                        for all item j in [i1, i2,...]
                                Emit(pair [i j], count 1)

class Reducer
        method Reduce(pair [i j], counts [c1, c2,...])
                s = sum([c1, c2,...])
                Emit(pair[i j], count s)
```

Cross-Correlation: Pairs

- Плюсы
  - Нет затрат по памяти
  - Простая реализация
- Минусы
  - Множество пар надо отсортировать и распределить по редьюсерам (sort & shuffle)
  - *Combiner* вряд ли поможет (почему?)

Cross-Correlation: Stripes

- Основная идея:
  - Группировать пары вместе в ассоциативный массив
  - Каждый *Mapper* принимает на вход последовательность
    - Генерит все пары рядом расположенных объектов
    - Для каждого объекта выполняет
      emit a → { b: $count_b$, c: $count_c$, d: $count_d$ … }
  - *Reducer'ы* выполняют поэлементное суммирование ассоциативных массивов

(a, b) → 1
(a, c) → 2
(a, d) → 5
(a, e) → 3
(a, f) → 2

```
  a → { b: 1,       d: 5, e: 3 }
+ a → { b: 1, c: 2, d: 2,       f: 2 }
-------------------------------------
  a → { b: 2, c: 2, d: 7, e: 3, f: 2 }
```

Cross-Correlation: Stripes

```
class Mapper
    method Map(null, items [i1, i2,...] )
        for all item i in [i1, i2,...]
            H = new AssociativeArray : item -> counter
            for all item j in [i1, i2,...]
                H{j} = H{j} + 1
            Emit(item i, stripe H)

class Reducer
    method Reduce(item i, stripes [H1, H2,...])
        H = new AssociativeArray : item -> counter
        H = merge-sum( [H1, H2,...] )
        for all item j in H.keys()
            Emit(pair [i j], H{j})
```

Cross-Correlation: Stripes

- Плюсы
  - Намного меньше операций сортировки и shuffle
  - Возможно, более эффективное использование *Combiner*
- Минусы
  - Более сложная реализация
  - Более “тяжелые” объекты для передаче данных
  - Ограничения на размеры используемой памяти для ассоциативных массивов
- Pairs vs Stripes
  - Обычно, подход со *stripes* быстрее, чем с *pairs*

Реляционные паттерны MapReduce

Selection

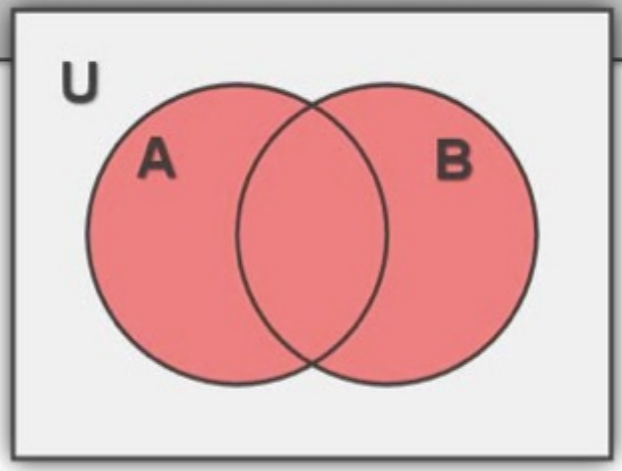
```
class Mapper
    method Map(rowkey key, value t)
        if t satisfies the predicate
            Emit(value t, null)
```

Projection

```
class Mapper
        method Map(rowkey key, value t)
                value g = project(t)  // выбрать необходимые поля в g
                Emit(tuple g, null)

// используем Reducer для устранения дубликатов
class Reducer
        method Reduce(value t, array n)   // n - массив из nulls
                Emit(value t, null)
```

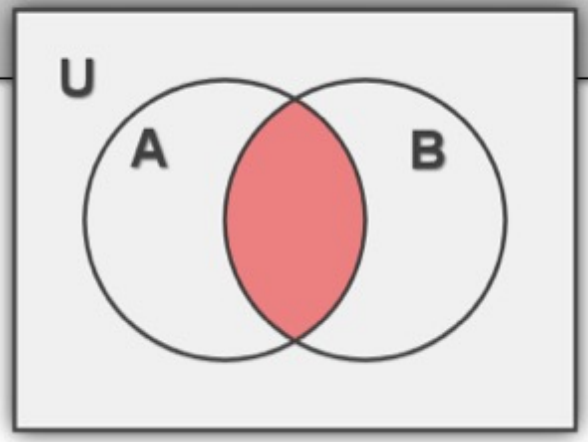
Union

```
// на вход подаются элементы из двух множеств A и B
class Mapper
        method Map(rowkey key, value t)
                Emit(value t, null)

class Reducer
        method Reduce(value t, array n)   // n - массив из nulls
                Emit(value t, null)
```



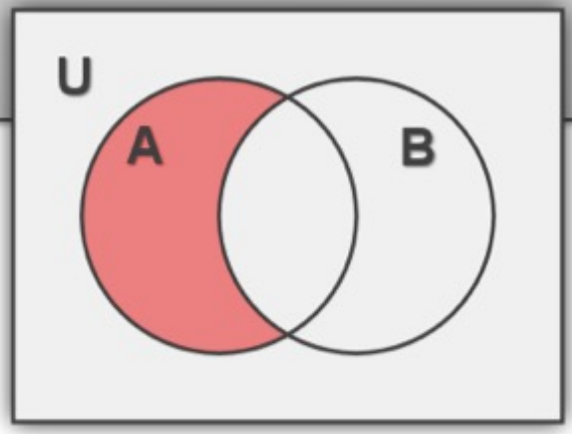
Intersection

```
// на вход подаются элементы из двух множеств A и B
class Mapper
        method Map(rowkey key, value t)
                Emit(value t, null)

class Reducer
        method Reduce(value t, array n)   // n - массив из nulls
                if n.size() = 2
                        Emit(value t, null)
```



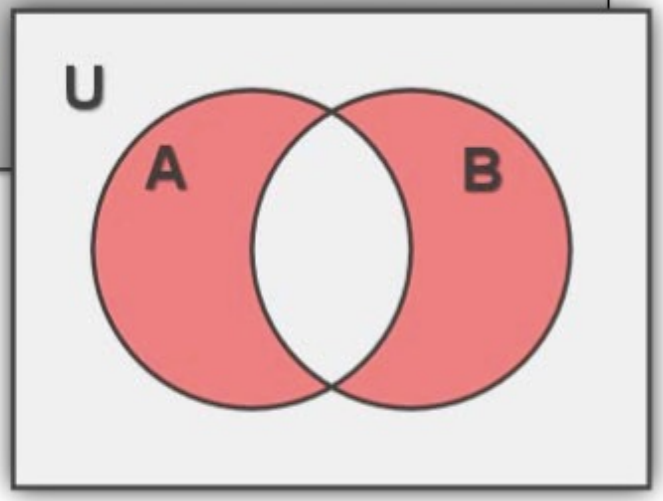
Difference

```
// на вход подаются элементы из двух множеств A и B
class Mapper
        method Map(rowkey key, value t)
                Emit(value t, string t.SetName)    // t.SetName либо ‘A‘ либо ‘B'

class Reducer
        // массив n может быть [‘A'], [‘B'], [‘A' ‘B‘] или [‘A', ‘B']
        method Reduce(value t, array n)
                if n.size() = 1 and n[1] = ‘A'
                        Emit(value t, null)
```



Symmetric Difference

```
// на вход подаются элементы из двух множеств A и B
class Mapper
        method Map(rowkey key, value t)
                Emit(value t, string t.SetName)    // t.SetName либо ‘A‘ либо ‘B'

class Reducer
        // массив n может быть [‘A'], [‘B'], [‘A' ‘B‘] или [‘A', ‘B']
        method Reduce(value t, array n)
                if n.size() = 1 and (n[1] = ‘A‘ or n[1] = ‘B‘)
                        Emit(value t, null)
```



GroupBy и Aggregation

```
class Mapper
    method Map(null, tuple [value GroupBy, value AggregateBy, value ...])
        Emit(value GroupBy, value AggregateBy)

class Reducer
    method Reduce(value GroupBy, [v1, v2,...])
        // aggregate() : sum(), max(),...
        Emit(value GroupBy, aggregate( [v1, v2,...] ) )
```

Группировка и агрегирование может выполняться за один MapReduce этап следующим образом. Mapper извлекает из каждого кортежа значения GroupBy и AggregateBy и выходную пару. Редуктор принимает значения, которые должны агрегироваться, уже сгруппированными и вычисляет функцию агрегации. Типичные функции агрегации, такие как сумма или максимум могут вычисляться в потоковом режиме, следовательно, одновременная обработка всех значений не требуется. Тем не менее, в некоторых случаях может потребоваться две фазы MapReduce.

Repartition Join

- *Reduce Join, Sort-Merge Join*
- Описание задачи
  - Объединить два множества *A* и *B* по ключу *k*
- Решение
  - *Mapper* проходит по всем значениям каждого множества
  - Выбирает ключ k и маркирует каждое значени тегом, определяющим множество, откуда пришло значение
  - *Reducer* получает все значения, объединенные по одному ключу и размещает их по двум корзинам, соответствующим каждому множеству
  - После этого проходит по обеим корзинам и генерит значения из двух множеств с общим ключом

Repartition Join

```
class Mapper
    method Map(null, tuple [join_key k, value v1, value v2,...])
        Emit(join_key k, tagged_tuple [set_name tag, values [v1, v2, ...] ] )

class Reducer
    method Reduce(join_key k, tagged_tuples [t1, t2,...])
        H = new AssociativeArray : set_name -> values
        for all tagged_tuple t in [t1, t2,...]    // separate values into 2 arrays
            H{t.tag}.add(t.values)
        for all values a in H{'A'}  // produce a cross-join of the two arrays
            for all values b in H{'B'}
                Emit(null, [k a b] )
```

Repartition Join

- Минусы
  - *Mapper* отправляет в output все данные, даже для тех ключей, которые есть только в одном множестве
  - *Reducer* должен хранить все значения для одного ключа в памяти
    - *Нужно самостоятельно управлять памятью в случае, если данные в нее не помещаются*

Replicated Join

- *Map Join, Hash Join*
- Часто требуется объединять два множества разных размеров – маленькое и большое
  - Напр. список пользователей с логом их активности
- Для этого можно использовать хеш-таблицу, куда загружать все элементы маленького множества, сгруппированных по ключу *k*
- Затем, идти по элементам большого множества в *Mapper* и выполнять lookup-запрос к этой хеш-таблице

Replicated Join

```
class Mapper
    method Initialize
        H = new AssociativeArray : join_key -> tuple from A
        A = load()
        for all [ join_key k, tuple [a1, a2,...] ] in A
            H{k} = H{k}.append( [a1, a2,...] )

    method Map(join_key k, tuple B)
        for all tuple a in H{k}
            Emit(null, tuple [k a B] )
```

TF-IDF на MapReduce

TF-IDF

- Term Frequency – Inverse Document Frequency
  - Используется при работе с текстом
  - В Information Retrieval

TF-IDF

- **TF** (*term frequency* — частота слова) — отношение числа вхождения некоторого слова к общему количеству слов документа.
  - Таким образом, оценивается важность слова в пределах отдельного документа.

$$\mathrm{tf}(t,d) = \frac{n_i}{\sum_k n_k}$$

    где n_i есть число вхождений слова в документ, а в знаменателе — общее число слов в данном документе.
- **IDF** (*inverse document frequency* — обратная частота документа) — инверсия частоты, с которой некоторое слово встречается в документах коллекции.

$$\mathrm{idf}(t,D) = \log \frac{|D|}{|(d_i \supset t_i)|}$$

Где:

- $|D|$ — количество документов в корпусе;
- $|(d_i \supset t_i)|$ — кол-во документов, в которых встречается t_i (когда $n_i \neq 0$).

$$\mathrm{tfidf}(t,d,D) = \mathrm{tf}(t,d) \times \mathrm{idf}(t,D)$$

TF-IDF

Что нужно будет вычислить

- Сколько раз слово *T* встречается в данном документе (*tn*)
- Сколько слов в документе (*sn*)
- Сколько документов, в котором встречается данное слово *T* (*n*)
- Общее число документов (*N*)

TF-IDF

- **Job 1**: Частота слова в документе
- *Mapper*
  - Input: *(docname, contents)*
    - Для каждого слова в документе надо сгенерить пару *(word, docname)*
  - Output: *((word, docname), 1)*
- *Reducer*
  - Суммирует число слов в документе
  - Outputs: *((word, docname), tf)*
- *Combiner* такой же как и *Reducer*

Здесь где-то надо подсчитать число всех слов в документе *sn* для вычисления *tf = tn / sn*

TF-IDF

- **Job 2**: Кол-во документов для слова
- *Mapper*
  - Input: *((word, docname), tf)*
  - Output: *(word, (docname, tf, 1))*
- *Reducer*
  - Суммирует единицы чтобы посчитать n
  - Output: *((word, docname), (tf,n))*

TF-IDF

- **Job 3**: Расчет TF-IDF
- *Mapper*
  - Input: *((word, docname), (tf,n))*
    - Подразумевается, что N известно (его легко подсчитать)
  - Output: *((word, docname), (TF*IDF))*
- *Reducer*
  - Не требуется

TF-IDF, масштабируемость

- Несколько MapReduce задач позволяют реализовать сложные алгоритмы и улучшить мастабируемость
  - Думая в стиле MapReduce часто означает разделение комплексных задач на более мелкие
- Стоит следить за тем, сколько используется ОЗУ, при работе с большим объемом данных
  - Каждый раз, когда необходимо хранить данные в памяти, это может стать потенциальной проблемой масштабируемости