ТЕХНОСФЕРА

Методы распределенной обработки больших объемов данных в Hadoop

Лекция 5: MapReduce в Hadoop, алгоритмы

Москва 2016

Алгоритмы и паттерны MapReduce

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
  - Например, 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, 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.1

```
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, “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
- 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.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))
```

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 категорий G = {G1, G2, …}
- Задача
  - Подсчитать общее число уникальных значений поля F для 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
- 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

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

Cross-Correlation: Pairs

- Каждый *Mapper* генерирует все пары соседних объектов
- Reducer суммирует количество для всех пар

```
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

Mapper:

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

a → { b: 1, c:2, d: 5, e: 3, f:2 }

Reducer:

\+

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

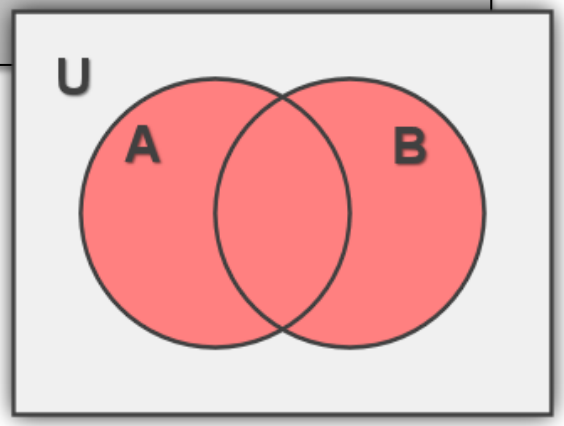
```
class Mapper
    method Map(rowkey key, value t)
        if t satisfies the predicate
        Emit(value t, null)
```

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)
```

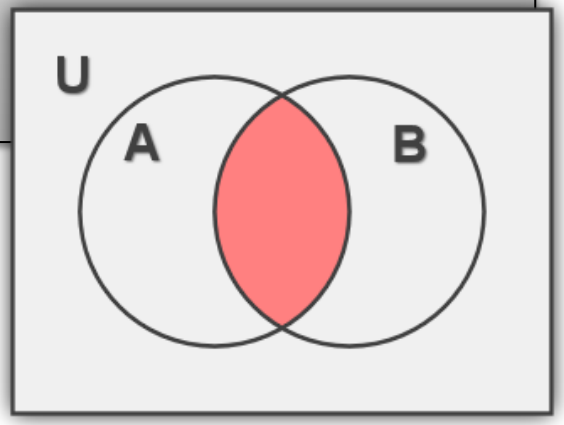
Union

```
// 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)
```



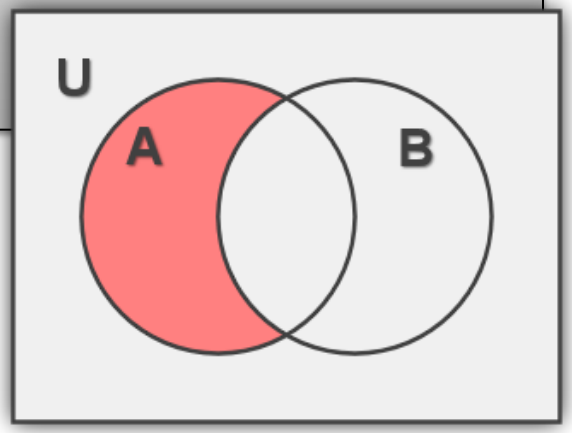
Intersection

```
// 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)
```



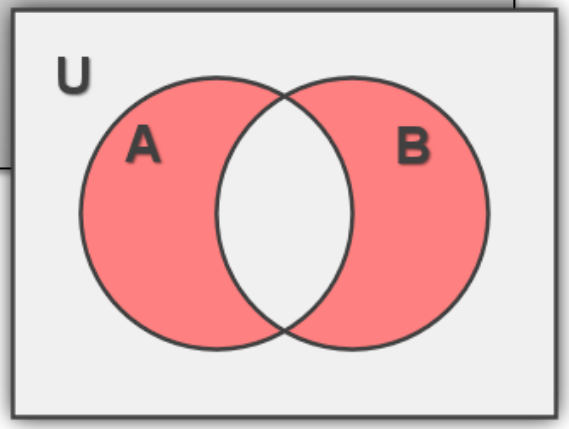
Difference

```
// 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 [‘B', ‘A']
        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,...] ) )
```

Repartition Join

Описание задачи

– Объединить два множества *A* и *B* по ключу *k*

				id_1: (a, 5)
id_1: a		id_1: 5		id_2: (b, 7)
id_2: b	join	id_2: 7	=	id_2: (b, 4)
id_2: c		id_2: 4		id_2: (c, 7)
				id_2: (c, 4)

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

- Одно множество большое, другое – маленькое
- Храним маленькое в хеш-таблице с ключом k
- *Mapper* объединяет элементы с данными из 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

Term Frequency — отношение числа вхождения слова к общему количеству слов документа

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

n_i - число вхождений слова в документ

IDF

Inverse Document Frequency — инверсия частоты, с которой слово встречается в документах коллекции

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

Где:

- $|D|$ — количество документов в корпусе
- $|(d_i \supset t)|$ — кол-во документов, содержащих t

TF-IDF

$$tf\_idf(t, d, D) = tf(t, d) \times idf(t, D)$$

TF-IDF

Что нужно будет вычислить

- Сколько раз слово T встречается в данном документе (tf)
- 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*

TF-IDF

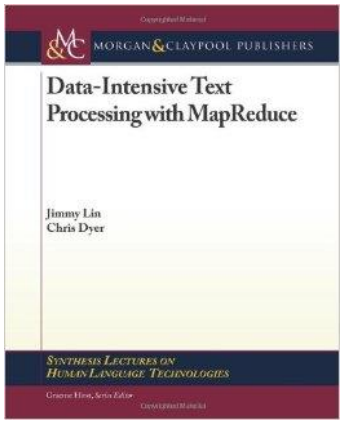
- **Job 2**: Кол-во документов для слова
- *Mapper*
  - Input: *((word, docname), tf)*
  - Output: *(word, (docname, tf, 1))*
- *Reducer*
  - Суммирует единицы чтобы посчитать n
  - Output: *((word, docname), (tf,n))*

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

Ресурсы

Data-Intensive Text Processing with MapReduce
Jimmy Lin and Chris Dyer (Authors) (April, 2010)



Chapter3: MapReduce Algorithm Design

http://highlyscalable.wordpress.com/2012/02/01/mapreduce-patterns/

Спасибо за внимание!

Отмечайтесь и оставляйте отзыв