# PageRank Algorithm in MapReduce Projeto Final

### Aluno de Doutorado: Antônio de Abreu Batista Júnior

Universidade Federal do ABC antonio.batista@ufma.br

**Abstract:** To analyze the massive data sets, a distributed computing framework is needed on top of a cluster of servers. MapReduce is the most popular distributed framework for Big Data processing. In the work, I implement the PageRank algorithm over distributed system using MapReduce.

# 1. Introdução

PageRank é uma medida da qualidade de páninas web baseada na estrutura do grafo web. Este grafo pode ser caracterizado como um grafo complexo e grande. Processar grafos grandes usando computação tradicional não é possível. Atualmente, a única abordagem escalável é usar computação distribuída.

MapReduce é um framework distribuído para processar dado em grande escala sobre clusters de máquinas, além de um modelo de programação para expressar computações distribuídas em conjuntos de dados massivo.

Este trabalho discute o projeto e a implementação do algoritmo pagerank em MapReduce. Uma implementação em haskell é dada a fim de demonstrar o correto funcionamento deste algoritmo <sup>1</sup>. Para uma prova formal da corretude do algoritmo consulte [1]

#### 2. PageRank

O vetor  $PageRank\ PR$  é definido sobre um grafo direcionado G=(V,E). Cada nó v no grafo está associado com um valor  $PageRank\ PR^{i+1}\ v$ . O valor inicial de cada nó é  $\frac{1}{N}$  e cada nó v atualiza seu valor PageRank iterativamente pela equação 2. A Tabela 1 mostra a notação usada neste trabalho.

$$demp \ x = \frac{1 - d}{N} + d \times x \tag{1}$$

$$PR^{i+1} m = demp \left( \sum_{n \mid m \in out \ n} \frac{PR^{i} \ n}{C \ n} \right)$$
 (2)

Table 1. Notação usada na discussão teórica.

m e n	variáves variando sobre os nós do grafo
out m	um multiset de links de saída (cada link representado pelo nó alvo) do nó m
C m	a cardinalidade de <i>out</i> $m = \#out$ $m$

# 3. PageRank em MapReduce

A computação de  $PR^{i+1}$  a partir de  $PR^i$  pode ser formulada como uma computação MapReduce. Em que,  $PR^i$  é a entrada do mapper e  $PR^{i+1}$  a saída do reducer. A especificação destas funções são dadas a seguir, em que o conjunto de pares (entrada, saida) = (m, (rank, out m)) representam a entrada da função mapper e a saída da função reducer.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>https://github.com/antoniodeabreu/-BIGDATA2017/tree/master/ProjetoMapReduce

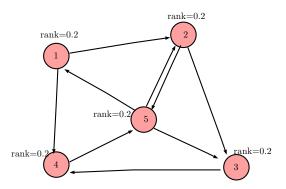


Fig. 1. Grafo de brinquedo: com o pagerank  $PR^0$  m de cada nó m na iteração i=0.

- 1.  $mapper(m, (p, ns)) = [(n, (\frac{p}{\# ns}, [\ ])) \mid n \leftarrow ns] + [(m, (p, [\ ])) \mid ns = [\ ]] + [(m, (0, ns))]$
- 2. reducer(m, xs) = (m, (demp(sum ps), concat ns))where ps = map fst xs, ns = map snd xs

Para calcular os valores pagerank de todos os nós do grafo de brinquedo da Fig. 3, na iteração seguinte i=1, basta mapear a função *mapper* para cada entrada (nó do grafo). O framework MapReduce cuidará de agrupar as saídas dos *mappers* com as mesmas chaves em uma mesma máquina. Para só, então, mapear a função *reducer* para cada entrada única. Estes passos são mostrados a seguir:

1. mapper.

$$\begin{array}{l} (1,(0.2,[2,4])) \stackrel{\textit{mapper}}{\to} (2,(0.1,[])), \ \, (4,(0.1,[])), \ \, (1,(0,[2,4])) \\ (2,(0.2,[5,3])) \stackrel{\textit{mapper}}{\to} (3,(0.1,[])), \ \, (5,(0.1,[])), \ \, (2,(0,[5,3])) \\ (3,(0.2,[4])) \stackrel{\textit{mapper}}{\to} (4,(0.2,[])), \ \, (3,(0,[4])) \\ (4,(0.2,[5])) \stackrel{\textit{mapper}}{\to} (5,(0.2,[])), \ \, (4,(0,[5])) \\ (5,(0.2,[1,2,3])) \stackrel{\textit{mapper}}{\to} (1,(0.066,[])), \ \, (2,(0.066,[])), \ \, (3,(0.066,[])), \ \, (5,(0,[1,2,3])) \end{array}$$

2. O agrupamento dos resultados do mapper (feito pelo framework MapReduce):

```
 \begin{array}{lll} (1,[(0,[2,4]),\;\;(0.066,[])]) \\ (2,[(0.1,[]),\;\;(0,[5,3]),\;\;(0.066,[])]) \\ (3,[(0.1,[]),\;\;(0,[4]),\;\;(0.066,[])]) \\ (4,[(0.1,[]),\;\;(0.2,[]),\;\;(0,[5])]) \\ (5,[(0.1,[]),\;\;(0.2,[]),\;\;(0,[1,2,3])]) \end{array}
```

3. reducer

$$\begin{array}{ll} (1,[(0,[2,4]),\ (0.066,[])]) \stackrel{reducer}{\rightarrow} (1,(demp\ (0.066),[2,4])) \\ (2,[(0.1,[]),\ (0,[5,3]),\ (0.066,[])]) \stackrel{reducer}{\rightarrow} (2,(demp\ (0.166),[5,3])) \\ (3,[(0.1,[]),\ (0,[4]),\ (demp\ (0.066),[])]) \stackrel{reducer}{\rightarrow} (3,(demp\ (0.166),[4])) \\ (4,[(0.1,[]),\ (0.2,[]),\ (0,[5])]) \stackrel{reducer}{\rightarrow} (4,(demp\ (0.3),[5])) \\ (5,[(0.1,[]),\ (0.2,[]),\ (0,[1,2,3])]) \stackrel{reducer}{\rightarrow} (5,(demp\ (0.3),[1,2,3])) \end{array}$$

# 4. Considerações finais

Foi feita uma implementação na linguagem de programação *haskell* do algoritmo *pagerank* em *MapReduce*. A fim de verificar o correto funcionamento das tarefas *mapper* e *reducer*, algumas tarefas específicas do *framework MapReduce* foram simuladas, por exemplo a tarefa de agrupar tuplas emitidas pelos *mappers* com a mesma chave que caberia ao *framework* é simulada por um método em haskell. Por fim, esta é uma implementação didática do *pagerank* em *MapReduce*.

# 5. References

[1] FOKKINGA, M. Mapreduce formulation of pagerank. Unpublished Technical Report, 2010.