



Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais  
Departamento de Computação  
Curso de Engenharia de Computação

Mariane Raquel Silva Gonçalves

## COMPARAÇÃO DE ALGORITMOS PARALELOS DE ORDENAÇÃO EM MAPREDUCE

Orientadora: Prof<sup>ª</sup>. Dr<sup>ª</sup>. Cristina Duarte Murta

Belo Horizonte

2012



Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais  
Departamento de Computação  
Curso de Engenharia de Computação

**Mariane Raquel Silva Gonçalves**

## **COMPARAÇÃO DE ALGORITMOS PARALELOS DE ORDENAÇÃO EM MAPREDUCE**

Projeto apresentado como requisito parcial à aprovação em Trabalho de Conclusão de Curso I do curso de Engenharia de Computação do Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais.

Orientadora: Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Cristina Duarte Murta

Belo Horizonte

2012

# Resumo

A ordenação de dados é um dos problemas mais fundamentais da computação devido à sua aplicação em inúmeras áreas. Um grande número de aplicações possui uma fase de computação intensa, na qual uma lista de elementos deve ser ordenada com base em algum de seus atributos. Embora existam diversos estudos sobre algoritmos de ordenação em arquiteturas paralelas, o desenvolvimento de soluções capazes de lidar com grandes volumes de dados é uma das preocupações atuais. O uso de clusters é um caminho natural para o processamento de dados em larga escala e o modelo programação paralela MapReduce foi criado pela Google para facilitar esse processamento em tais ambientes. Este trabalho busca comparar o desempenho de algoritmos de ordenação implementados no modelo MapReduce, com o software Hadoop. Os experimentos avaliam a escalabilidade dos algoritmos em relação à quantidade de dados ordenados e de máquinas utilizadas e a influência de diferentes conjuntos de entrada no tempo de ordenação. Os resultados iniciais mostram que o algoritmo Ordenação por Amostragem apresenta boa escalabilidade em relação ao número de dados e máquinas, e que as distribuições das cargas de trabalho pouco influenciam no desempenho.

**Palavras-chave:** Ordenação, Programação Paralela, MapReduce, Hadoop, Escalabilidade

# Abstract

Sorting data is one of the most fundamental problems of computing due to its application in many areas. A large number of applications has a phase of intense computation, in which a list of elements must be ordered based on one of its attributes. Although literature abounds with sorting algorithms in parallel architectures, the development of solutions able to handle large data volumes is one of the current concerns. The use of clusters is a natural way to process large-scale data and MapReduce is a parallel programming model created by Google to facilitate processing in such environments. This work compares the performance of sorting algorithms implemented on MapReduce model using Hadoop software. The experiments measuring the scalability of the algorithms relating to the amount of data sorted and machines used, and the influence of different sets of input data in sorting time. Initial results show that SampleSort algorithm is quite scalable in the number of machines and data, and workloads distributions has small influence on performance.

**Keywords:** *Sorting, Parallel Programming, MapReduce, Hadoop, Scalability.*

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>8</b>
1.1	Definição do Problema . . . . .	8
1.2	Motivação . . . . .	9
1.3	Objetivos . . . . .	12
1.4	Organização do Texto . . . . .	12
<b>2</b>	<b>Computação Paralela</b>	<b>13</b>
2.1	Considerações Iniciais . . . . .	13
2.1.1	Modelos de programação paralela . . . . .	16
2.1.2	Computação paralela em <i>clusters</i> . . . . .	17
2.1.3	Computação paralela em grandes volumes de dados . . . . .	18
2.2	MapReduce . . . . .	19
2.2.1	Arquitetura do MapReduce . . . . .	21
2.2.2	Visão geral do fluxo de execução . . . . .	21
2.3	Hadoop . . . . .	23
2.3.1	Arquitetura do Framework . . . . .	23
2.3.2	Sistema de Arquivos do Hadoop . . . . .	24
<b>3</b>	<b>Ordenação de Dados</b>	<b>26</b>
3.1	Ordenação Paralela . . . . .	27
3.1.1	Fluxo geral de execução da ordenação paralela . . . . .	30
3.2	Algoritmos de Ordenação Paralela . . . . .	31
3.2.1	Ordenação por Amostragem . . . . .	31
3.2.2	Quicksort . . . . .	34
3.2.3	Ordenação no ambiente Hadoop . . . . .	35
<b>4</b>	<b>Desenvolvimento do Trabalho</b>	<b>38</b>

4.1	Metodologia . . . . .	38
4.2	Infraestrutura . . . . .	39
4.3	Descrição dos experimentos . . . . .	39
4.3.1	Benchmarks: TeraSort e Sort . . . . .	39
4.3.2	Ordenação por Amostragem . . . . .	40
4.4	Cronograma de trabalho . . . . .	43
<b>5</b>	<b>Resultados Preliminares</b>	<b>45</b>
5.1	<i>Benchmarks: TeraSort e Sort</i> . . . . .	45
5.2	Algoritmo Ordenação por Amostragem . . . . .	46
5.2.1	Quantidade constante de máquinas e dados . . . . .	46
5.2.2	Variando a quantidade de dados . . . . .	47
5.2.3	Variando a quantidade de máquinas . . . . .	49
<b>6</b>	<b>Conclusão</b>	<b>54</b>
6.1	Conclusões . . . . .	54
6.2	Propostas de Continuidade . . . . .	55

# Lista de Figuras

Figura 1	Modelo de arquitetura distribuída .....	17
Figura 2	Exemplo da contagem de palavras com o MapReduce .....	20
Figura 3	Visão geral do funcionamento do modelo MapReduce .....	22
Figura 4	Visão abstrata de um cluster típico. Baseado em [Venner 2009] ..	24
Figura 5	Exemplo do algoritmo Ordenação Por Amostragem .....	33
Figura 6	Distribuições dos dados gerados para ordenação .....	41
Figura 7	Gráfico dos tempos médios para ordenação de 10 conjuntos de $10^6$ dados em 4 máquinas .....	47
Figura 8	Gráfico dos tempos médios para ordenação de conjuntos de $10^6$ a $10^{10}$ dados em 4 máquinas .....	49
Figura 9	Gráfico do tempo médio relativo para ordenação de conjuntos de $10^6$ dados em 4 máquinas .....	50
Figura 10	Gráfico dos tempos médios para ordenação de conjuntos de $10^8$ dados em 2 a 5 máquinas .....	51
Figura 11	Gráfico dos resultados do <i>speedup</i> para ordenação de conjuntos de $10^8$ dados de 4 a 10 processadores .....	52
Figura 12	Gráfico dos resultados da eficiência para ordenação de conjuntos de $10^8$ dados de 4 a 10 processadores .....	53

# Lista de Tabelas

Tabela 1	Cronograma proposto para o projeto .....	44
Tabela 2	Tempos médios do <i>TeraSort</i> para ordenação em 2 máquinas .....	45
Tabela 3	Tempos médios do <i>Sort</i> para ordenação em 4 máquinas .....	46
Tabela 4	Tempos médios para ordenação de 10 conjuntos de $10^6$ dados em 4 máquinas .....	46
Tabela 5	Tamanhos médios das partições para ordenação de $10^6$ dados em 4 máquinas .....	47
Tabela 6	Tempos médios para ordenação de $10^6$ a $10^{10}$ dados em 4 máquinas	48
Tabela 7	Tempos médios para ordenação de $10^8$ dados em de 2 a 5 máquinas	50
Tabela 8	Resultados do <i>speedup</i> para execuções de 4 a 10 processadores ...	52
Tabela 9	Resultados da eficiência para execuções de 4 a 10 processadores ..	53



# 1 Introdução

Esse capítulo apresenta o contexto da computação que torna relevante o estudo e a comparação de algoritmos de ordenação paralela no modelo MapReduce, sobretudo na implementação Hadoop; o crescimento de dados que contribuiu para a necessidade de mudança da computação sequencial para a computação paralela e a importância dos algoritmos de ordenação, utilizados em diversas aplicações. Adicionalmente, busca delimitar o tema a ser tratado, os objetivos do trabalho e sua estrutura de capítulos.

## 1.1 Definição do Problema

Na última década, a quantidade de dados disponível na web, gerada e processada por empresas e sistemas computacionais, aumentou várias ordens de grandeza, fazendo do processamento dos dados um desafio para a computação sequencial. Como resultado, torna-se crucial substituir a computação tradicional pela computação distribuída eficiente [Lin e Dyer 2010]. A mudança no modelo de programação sequencial para paralelo é um fato inevitável e ocorre gradualmente, desde que a indústria declarou que seu futuro está em computação paralela [Asanovic et al. 2009].

O MapReduce é um modelo de programação paralela desenvolvido pela Google para processamento de grandes volumes de dados distribuídos em *clusters* [Dean e Ghemawat 2008]. Esse modelo propõe simplificar a computação paralela, escondendo do desenvolvedor os detalhes da paralelização e utilizando duas funções principais - Map e Reduce. Uma das implementações mais conhecidas e utilizadas do modelo é o Hadoop [White 2009], ferramenta de código aberto, desenvolvida por Doug Cutting em 2005 e apoiada pela Yahoo!.

A ordenação é um dos problemas fundamentais da ciência da computação e

um dos problemas algorítmicos mais estudados. Suas aplicações vão desde sistemas de banco de dados à computação gráfica, além de muitos outros algoritmos que podem ser descritos em termos de ordenação [Satish et al. 2009, Amato et al. 1998]. Muitas aplicações dependem de ordenações eficientes como base para seu próprio desempenho e o uso crescente de computação paralela em sistemas computacionais gera a necessidade de algoritmos de ordenação inovadores, desenvolvidos para dar suporte a essas aplicações. Isso significa desenvolver rotinas eficientes de ordenação em arquiteturas paralelas e distribuídas.

Com a constante evolução das arquiteturas de computadores há uma necessidade contínua de explorar técnicas de ordenação em arquiteturas emergentes. Nesse sentido, o trabalho proposto por Pinhão (2011) apresentou uma avaliação da escalabilidade de algoritmos de ordenação paralela no modelo MapReduce. Para tal, foi desenvolvido o algoritmo de Ordenação por Amostragem, no ambiente Hadoop, e seu desempenho foi avaliado em relação à quantidade de dados de entrada e ao número de máquinas utilizadas.

Considerando esse contexto, o presente trabalho segue o tema e busca continuar o estudo com a implementação e análise de escalabilidade, em relação à quantidade de dados a ser ordenada e de número de máquinas utilizadas, do algoritmo *Quicksort* Paralelo, no modelo MapReduce e ambiente Hadoop. Outro ponto é a comparação do desempenho dos dois algoritmos - Ordenação por Amostragem e *Quicksort* Paralelo - em diferentes cenários.

## 1.2 Motivação

O volume de dados que é produzido e tratado diariamente em indústrias, empresas e até mesmo em âmbito pessoal teve um rápido crescimento nos últimos anos, tornando o desenvolvimento de soluções capazes de lidar com tais volumes de dados uma das grandes preocupações atuais. Estima-se que dados não estruturados são a maior porção e a de mais rápido crescimento dentro das empresas. Não é fácil medir o volume total de dados armazenados digitalmente, mas uma estimativa da *International Data Corporation* (IDC) calculou o tamanho do universo digital em 0,18 zettabytes em 2006, prevendo um crescimento de dez vezes até 2011, chegando a 1,8 zettabytes [Gantz 2008]. Em 2008, o Facebook armazenava aproximadamente

10 bilhões de fotos, que ocupavam mais de um petabyte. *The Internet Archive* armazenava aproximadamente 2 petabytes de dados, com acréscimo de 20 terabytes por mês e a Bolsa de Valores de Nova Iorque gerava cerca de um terabyte de novos dados comerciais por dia [White 2009].

Mesmo para os computadores atuais, é um desafio conseguir lidar com quantidades de dados tão grandes. É preciso buscar soluções escaláveis, que apresentem bom desempenho mesmo com aumento significativo no número de recursos e na carga de trabalho. Nos últimos 40 anos, o aumento do poder computacional deveu-se, largamente, ao aumento da capacidade do hardware. Atualmente, o limite físico da velocidade do processador foi alcançado e arquitetos sabem que o aumento no desempenho só pode ser alcançado com o uso de computação paralela. Com isso, a indústria têm recorrido cada vez mais a arquiteturas paralelas para continuar a fazer progressos [Manferdelli et al. 2008].

As tendências atuais estão redirecionando o foco da computação, do tradicional modelo de processamento científico para o processamento de grandes volumes de dados. Nesse sentido, arquiteturas paralelas, como as de memória distribuída, estão cada vez mais frequentes, suprimindo a necessidade de uma computação distribuída eficiente, que forneça alto desempenho no processamento de dados [Bryant 2011].

As técnicas tradicionais de programação paralela - como passagem de mensagens e memória compartilhada - em geral são complexas e de difícil entendimento para grande parte dos desenvolvedores. Em tais modelos é preciso gerenciar localidades temporais e espaciais; lidar explicitamente com concorrência, criando e sincronizando *threads* através de mensagens e semáforos. Dessa forma, não é uma tarefa simples escrever códigos paralelos corretos e escaláveis para algoritmos não triviais [Breshears 2009].

O MapReduce surgiu como uma alternativa aos modelos tradicionais, com o objetivo de simplificar a computação paralela. O foco do programador é a descrição funcional do algoritmo e não as formas de paralelização. Nos últimos anos o modelo têm se estabelecido como uma das plataformas de computação paralela mais utilizada no processamento de terabytes e petabytes de dados [Ranger et al. 2007]. MapReduce e sua implementação código aberto Hadoop oferecem uma alternativa economicamente atraente através de uma plataforma eficiente de computação dis-

tribuída, capaz de lidar com grandes volumes de dados e mineração de petabytes de informações não estruturadas [Cherkasova 2011].

Mesmo com o grande processamento empregado em interfaces gráficas, visualização e jogos, a ordenação continua a ser uma parte considerável da computação e estima-se que seja responsável por aproximadamente 80% dos ciclos de processamento [Ranger et al. 2007]. O uso de algoritmos paralelos de ordenação em tais aplicações melhora o tempo de execução do algoritmo e torna viável o processamento de grande quantidades de dados.

Os algoritmos paralelos para ordenação têm sido objeto de estudo desde o princípio da computação paralela, uma vez que a ordenação é um dos problemas fundamentais da ciência da computação. Um grande número de aplicações possui uma fase de computação intensa, na qual uma lista de elementos deve ser ordenada com base em algum de seus atributos. Um exemplo é o algoritmo de Page Rank [Page et al. 1999] da Google: as páginas de resultado de uma consulta são classificadas de acordo com sua relevância, e depois precisam ser ordenadas de maneira eficiente [Kale e Solomonik 2010].

Na ordenação paralela, fatores como movimentação de dados, balanço de carga, latência de comunicação e distribuição inicial das chaves são considerados ingredientes chave para o bom desempenho, e variam de acordo com o algoritmo escolhido como solução [Kale e Solomonik 2010]. No exemplo do Page Rank, o número de páginas a serem ordenadas é enorme, e elas são recolhidas de diversos servidores da Google, assim é uma questão fundamental escolher algoritmo paralelo com o melhor desempenho dentre as soluções possíveis. Dado o grande número de algoritmos de ordenação paralela e grande variedade de arquiteturas paralelas, é uma tarefa difícil escolher um algoritmo genérico para diferentes máquinas e instâncias do problema.

Além disso, não existe um modelo teórico conhecido que possa ser aplicado para prever com precisão o desempenho de um algoritmo em arquiteturas diferentes [Amato et al. 1998]. Assim, estudos experimentais assumem uma crescente importância para a avaliação e seleção de algoritmos apropriados para ambientes paralelos. É preciso que estudos sejam realizados para que determinado algoritmo possa ser recomendado em certa arquitetura com alto grau de confiança.

## 1.3 Objetivos

Este projeto busca continuar o estudo sobre ordenação paralela desenvolvido por Pinhão (2011), com a análise de desempenho dos algoritmos de ordenação Ordenação por Amostragem e *Quicksort*. No citado trabalho, foi feito um estudo sobre a computação paralela e algoritmos de ordenação no modelo MapReduce, com a implementação do algoritmo de Ordenação por Amostragem em ambiente Hadoop. No presente trabalho busca-se comparar os algoritmos Ordenação por Amostragem e *Quicksort* Paralelo em relação à quantidade de dados a serem ordenados, variabilidade dos dados de entrada e número máquinas utilizadas.

Desse modo, os objetivos deste trabalho são:

- Estudar a programação paralela aplicada a algoritmos de ordenação;
- Implementar o algoritmo de ordenação *Quicksort* no modelo MapReduce, com o *framework* Hadoop;
- Comparar as implementações dos algoritmos de ordenação paralela: Ordenação por Amostragem e *Quicksort* Paralelo em termos de desempenho.

## 1.4 Organização do Texto

Esse projeto está organizado em seis capítulos. O próximo capítulo apresenta o referencial teórico para o desenvolvimento do trabalho, com conceitos de computação paralela e do modelo MapReduce. O Capítulo 3 complementa o referencial teórico e apresenta os conceitos da ordenação de dados e os algoritmos de ordenação paralela. O Capítulo 4 descreve a metodologia de pesquisa, indicando os passos seguidos durante o desenvolvimento. Os resultados preliminares obtidos até a entrega do projeto são apresentados no Capítulo 5. As conclusões e os próximos passos para a finalização do projeto estão no Capítulo 6.

## 2 Computação Paralela

Esse capítulo aborda os principais conceitos da computação paralela envolvidos no trabalho, incluindo definições e métricas de avaliação de programas paralelos, princípios do processamento paralelo de grandes volumes de dados em *clusters*, o modelo MapReduce e sua implementação de código aberto Hadoop.

### 2.1 Considerações Iniciais

A computação paralela constitui-se de uma coleção de elementos de processamento que se comunicam e cooperam entre si e com isso resolvem um problema de maneira mais rápida [Almasi e Gottlieb 1994]. Mesmo com o avanço tecnológico das últimas décadas, as arquiteturas de Von Neumann demonstram limitações quando utilizadas por aplicações que necessitam de grande poder computacional. Essas limitações impulsionaram a utilização da computação paralela, com o objetivo de aumentar a capacidade de processamento das máquinas.

No estudo da computação paralela, é importante diferenciar os conceitos de paralelismo e concorrência, pois ambos tratam de programação e execução de tarefas em múltiplos fluxos, implementados com o objetivo de resolver um único problema. Concorrência consiste em diferentes tarefas serem executadas ao mesmo tempo, de forma a produzir um resultado particular mais rapidamente. Isso não implica necessariamente na existência de vários elementos de processamento; a concorrência pode ocorrer tanto com um único processador quanto com múltiplos processadores. Por outro lado, o paralelismo exige a execução simultânea de tarefas, com a necessidade de vários elementos de processamento. Se há apenas um elemento de processamento não há paralelismo, pois apenas uma tarefa será executada a cada instante, mas pode haver concorrência, pois o processador pode ser compartilhado pelas tarefas em execução [Breshears 2009].

Comparada à computação sequencial, a computação paralela apresenta alto desempenho e soluções mais naturais para problemas intrinsecamente paralelos. Contudo, sua utilização também inclui desvantagens. O desenvolvimento de soluções paralelas apresenta maior dificuldade na programação, pois há mais detalhes e diversidades na implementação, uma vez que um programa paralelo envolve múltiplos fluxos de execução simultâneos e é preciso coordenar todos os fluxos para completar uma dada computação. Além disso há a necessidade de sincronismo e de balanceamento de cargas [Rauber e Rünger 2010]. Assim, o desenvolvimento de software paralelo introduz três principais desafios: assegurar confiabilidade de software, minimizar o tempo de desenvolvimento e conquistar bom desempenho na aplicação [Leiserson e Mirman 2008].

Manter a confiabilidade do sistema é essencial, pois ao se introduzir paralelismo à aplicação, ela se torna vulnerável às condições de corrida, cujo resultado pode depender da ordem de execução das tarefas. Mesmo se nenhuma alteração for feita no hardware ou nos arquivos de entrada, execuções consecutivas da mesma aplicação podem produzir resultados diferentes. Lidar com situações como essa é particularmente desafiante, pois tais erros são assíncronos e ocorrem eventualmente, o que torna difícil evitá-los e encontrá-los durante testes.

Outro desafio é minimizar o tempo de desenvolvimento, já que muitas vezes o desenvolvimento paralelo é mais complexo que o sequencial e demanda, do desenvolvedor, conhecimento prévio de paralelismo. Em geral, é preciso maior tempo para escrever o código e a depuração é mais trabalhosa, diversos testes devem ser feitos no sistema, o que pode dispendar maior tempo.

O bom desempenho da aplicação é um dos objetivos centrais da paralelização, mas pode ser comprometido por comunicação excessiva ou balanceamento irregular de carga. O balanceamento de carga busca atingir um aproveitamento ótimo dos recursos do sistema, alocando tarefas de forma a obter o mesmo nível de esforço em todos os processadores. A comunicação e sincronização de tarefas devem ser minimizadas pelo desenvolvedor, pois são tipicamente as maiores barreiras para se atingir grande desempenho em programas paralelos. Após o desenvolvimento de uma aplicação paralela é importante avaliar se os tempos de execução paralelos são menores que os sequenciais e quão menores são esses tempos, com o uso de indicadores de desempenho. Para avaliar o desempenho de algoritmos paralelos, algumas das

principais métricas utilizadas são o *speedup*, a eficiência e a lei de Amdahl [Rauber e Rünger 2010, Breshears 2009].

O *speedup* ( $S_p$ ) é uma métrica que informa quão mais rápida é a aplicação paralela, em comparação com sua versão sequencial. Para isso, determina a relação existente entre o tempo gasto para executar um algoritmo em um único processador ( $T_{sequencial}$ ) e o tempo gasto para executá-lo em  $p$  processadores ( $T_{paralelo}$ ) [Rauber e Rünger 2010]:

$$S_p = \frac{T_{sequencial}}{T_{paralelo}}$$

Em uma situação ideal o *speedup* é igual a  $p$ , o que indicaria que o aumento da capacidade de processamento é diretamente proporcional ao número de processadores. Contudo, o *speedup* real é diretamente afetado por fatores como comunicação entre processos, granulosidades inadequadas e partes não paralelizáveis de programas.

A eficiência ( $E_p$ ) é outro parâmetro utilizado para medir o desempenho na computação paralela. Ela relaciona o *speedup* ao número de processadores, identificando a taxa de utilização do processador. Pode ser calculada por [Rauber e Rünger 2010]:

$$E_p = \frac{S_p}{p}$$

Enquanto o *speedup* relaciona tempos de execução, a eficiência avalia o quão bem estão sendo utilizados os recursos do sistema. Em uma paralelização ideal a eficiência tem valor 1, significando que os processadores têm utilização total.

A Lei de Amdahl é outra importante métrica, que fornece um limite superior para o valor do *speedup* que pode ser atingido em um sistema. Para aplicar a lei de Amdahl é preciso estimar o percentual de tempo que a aplicação vai executar em paralelo e o percentual que executará sequencialmente. Ela demonstra que o ganho de desempenho obtido com a paralelização do sistema é limitado pela fração de tempo em que o programa executa código sequencial e é um bom indicativo do potencial para *speedup* de uma aplicação.



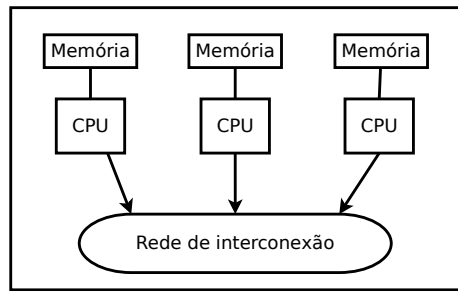
### 2.1.1 Modelos de programação paralela

Um modelo de programação paralela descreve um sistema de computação paralela em termos da semântica da linguagem ou do ambiente de programação. Seu objetivo é fornecer um mecanismo com o qual o programador pode especificar programas paralelos. Os tradicionais modelos de programação paralela são: memória compartilhada, paralelismo de dados e de tarefas (*threads* e *multithreads*) e memória distribuída.

No ambiente de memória compartilhada, múltiplos processadores compartilham o espaço de endereçamento de uma única memória. A comunicação entre os processos é implícita, pois a memória é acessível diretamente por todos os processadores.

O paralelismo de dados é o modelo de programação no qual as várias tarefas realizam operações em elementos distintos de dados, simultaneamente, e então trocam dados globalmente. No ambiente *multithread*, múltiplas *threads* podem ser executadas dentro de um único processo. Cada *thread* possui seu próprio conjunto de registradores e pilha, porém compartilha de forma natural e eficiente o mesmo espaço de endereçamento, temporizadores e arquivos com as demais *threads* do processo.

O modelo de memória distribuída é composto por várias unidades de processamento com memória fisicamente distribuída, chamadas nós, e por uma rede de interconexão que as conecta e transfere dados entre elas. Cada nó é uma unidade independente, com processador e memória próprios, como representado na Figura 1. Nesse modelo, as tarefas compartilham dados por meio de comunicação com o envio e recebimento de mensagens, que pode ser realizada por meio de bibliotecas como a MPI (*Message Passing Interface*) e a PVM (*Parallel Virtual Machine*). Quando o modelo de memória distribuída consiste em conjuntos de computadores completos com rede de intercomunicação dedicada é denominado *cluster*. Geralmente *clusters* são baseados em computadores e topologias de rede padrão, programados como uma única unidade [Rauber e Rünger 2010].



**Figura 1:** Modelo de arquitetura distribuída

### 2.1.2 Computação paralela em *clusters*

Com o avanço tecnológico da última década, o volume crescente de dados gerados, coletados e armazenados tornou o processamento dos dados inviável em um único computador. A necessidade de manipular tais volumes de dados coloca em foco a computação de grandes volumes de dados, que requerem alto desempenho, em detrimento do modelo de processamento em supercomputadores. Como resultado, torna-se crucial substituir a computação tradicional por computação distribuída eficiente, e é um caminho natural para o processamento de dados em larga escala o uso de *clusters* [Lin e Dyer 2010].

*Clusters* são conjuntos de máquinas, ligadas em rede, que comunicam-se, trabalhando como se fossem uma única máquina de grande porte. Dentre algumas características observadas em um *cluster*, é possível destacar: o baixo custo se comparado a supercomputadores; a proximidade geográfica dos nós; altas taxas de transferência nas conexões entre as máquinas e o uso de máquinas em geral homogêneas [Toth 2008].

Apesar dos computadores em um *cluster* não precisarem processar necessariamente a mesma aplicação, a grande vantagem de tal organização é a habilidade de cada nó processar individualmente uma fração da aplicação, resultando em desempenho que pode ser comparado ao de um supercomputador. Em geral os computadores de *clusters* são de baixo custo, o que permite que um grande número de máquinas seja interligado, garantindo desempenho e melhor custo-benefício que os supercomputadores, o que apresenta outra vantagem. Além disso, novas máquinas podem ser facilmente incorporadas ao *cluster*, tornando-o uma solução mais flexí-

vel, principalmente por ser formado por máquinas de capacidade de processamento similar.

O bom desempenho das aplicações em *clusters* envolve conceitos relacionados à infraestrutura, principalmente comunicação entre os nós e balanceamento de carga. Para que o processamento do *cluster* possa ser utilizado de maneira eficiente, é importante que os dados a serem processados sejam transferidos rapidamente pelas redes de alta velocidade, para evitar que os processadores fiquem ociosos, subutilizando o poder de processamento do *cluster* [Rauber e Rünger 2010].

### 2.1.3 Computação paralela em grandes volumes de dados

O processamento em *clusters* é uma tarefa cujo desempenho é dependente de diversos fatores, como descrito anteriormente. O processamento de grandes volumes de dados também é uma tarefa desafiadora, que tem sido objeto de vários estudos. Os sistemas utilizados para processar grandes volumes de dados devem se basear em alguns princípios para garantir a escalabilidade e o bom desempenho.

A coleta e manutenção dos dados devem ser funções do sistema e não tarefa dos usuários. O sistema deve prover tratamento intrínseco dos dados e os usuários devem ter facilidade para acessá-los. Mecanismos de confiabilidade, como replicação e correção de erros devem ser incorporados como parte do sistema de modo a garantir integridade e disponibilidade dos dados. O uso de modelos de programação paralela de alto nível também deve ser incentivado. O desenvolvedor deve utilizar programação de alto nível que não inclua configurações específicas de uma máquina. O trabalho de distribuir a computação entre as máquinas de forma eficiente deve ficar a cargo do sistema, e não do desenvolvedor.

Além disso, um sistema para computação de grandes volumes de dados deve implementar mecanismos de confiabilidade, no qual os dados originais e intermediários sejam armazenados de forma redundante. Isso permite que, no caso de falhas de componente ou dados, seja possível refazer a computação. Além disso, a máquina deve identificar e desativar automaticamente componentes que falharam, de modo a não prejudicar o desempenho do sistema e se manter sempre disponível [Bryant 2011].

Grandes empresas de serviços de Internet - como Google, Yahoo!, Facebook

e Amazon - buscam soluções para processamento de dados em grandes conjuntos de máquinas que atendam as características descritas, pois com um software que possa prover tais características é possível alcançar alto grau de escalabilidade e custo-benefício.

Dentre as principais propostas está o modelo MapReduce e sua implementação Hadoop, que são soluções escaláveis, capazes de processar grandes volumes de dados, com alto nível de abstração para distribuir a aplicação e mecanismos de tolerância a falhas. A próxima seção apresenta com mais detalhes o modelo e suas características.

## 2.2 MapReduce

O MapReduce é um modelo de programação paralela criado pela Google para processamento de grandes volumes de dados em *clusters*. Esse modelo propõe simplificar a computação paralela e ser de fácil uso, abstraindo conceitos complexos da paralelização - como tolerância a falhas, distribuição de dados e balanceamento de carga - e utilizando duas funções principais: Map e Reduce. Os princípios do desenvolvimento paralelo não são vistos pelo desenvolvedor, que pode se ocupar em desenvolver a solução proposta [Dean e Ghemawat 2008].

Esse modelo de programação é inspirado em linguagens funcionais, tendo como base as primitivas Map e Reduce. Os dados de entrada são específicos para cada aplicação e descritos pelo usuário. A função Map é aplicada aos dados de entrada e produz uma lista intermediária de pares (chave, valor). Todos os valores intermediários associados a uma mesma chave são agrupados e enviados à função Reduce. A função Reduce então combina esses valores para formar um conjunto menor de resultados. Tipicamente há apenas zero ou um valor de saída em cada função Reduce. Esses valores são agrupados na forma de pares no formato (chave, valor), que representam a saída da função.

Os Pseudocódigos 1 e 2 apresentam um exemplo de uso do MapReduce, cujo objetivo é contar a quantidade de ocorrências de cada palavra em um documento. A função Map recebe como valor uma linha do documento, e como chave o número da linha. Para cada palavra encontrada na linha recebida, a função emite a palavra e a contagem de uma ocorrência. A função Reduce recebe como chave uma palavra

e uma lista dos valores emitidos pela função Map, associados à palavra em questão. As ocorrências da palavra são agrupadas e a função retorna a palavra e seu total de ocorrências.

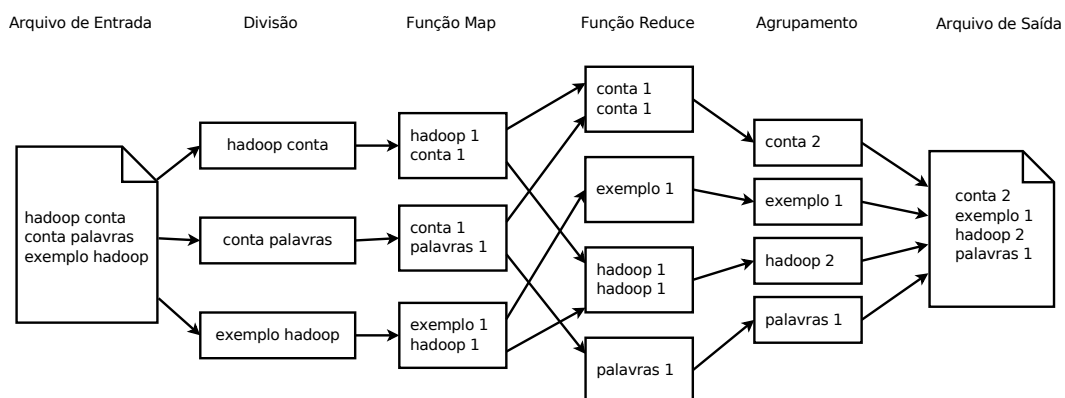
```
Function Map(Integer chave, String valor)
  chave: número da linha no arquivo
  valor: texto da linha correspondente
  listaDePalavras ← Split (valor)
  foreach palavra in listaDePalavras do
    Emit (palavra, 1)
  end
end
```

**Pseudocódigo 1:** Função Map (Integer chave, String valor)

```
Function Reduce (String chave, Iterator valores)
  chave: palavra emitida pela função Map
  valores: conjunto de valores emitidos para a chave
  total ← 0
  foreach v in valores do
    total ← total + 1
  end
  Emit (palavra, total)
end
```

**Pseudocódigo 2:** Função Reduce (String chave, Iterator valores)

A Figura 2 ilustra o fluxo de execução para este exemplo. A entrada é um arquivo contendo as linhas “hadoop conta”, “conta palavras” e “exemplo hadoop”.



**Figura 2:** Exemplo da contagem de palavras com o MapReduce

### 2.2.1 Arquitetura do MapReduce

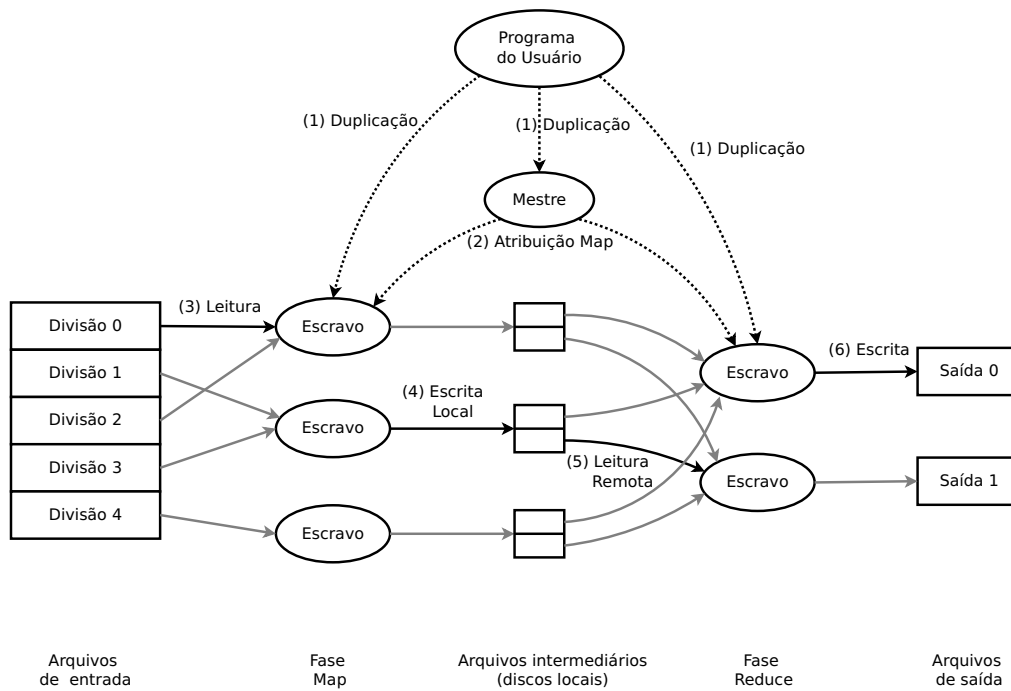
O MapReduce é constituído de uma arquitetura do tipo mestre-escravo com dois tipos principais de nós: *Master* e *Worker*. O nó mestre tem como função atender requisições de execução dos usuários, gerenciá-las, criar tarefas e distribuí-las entre os nós trabalhadores, que executam as tarefas com base nas funções Map e Reduce definidas pelo usuário. A arquitetura também inclui um sistema de arquivos distribuídos, onde ficam armazenados os dados de entrada e intermediários.

### 2.2.2 Visão geral do fluxo de execução

As chamadas da função Map são distribuídas automaticamente entre as diversas máquinas através do particionamento dos dados de entrada em  $M$  conjuntos. Cada conjunto pode ser processado em paralelo por diferentes máquinas. As chamadas da função Reduce são distribuídas pelo particionamento do conjunto intermediário de pares em  $R$  partes. O número de partições  $R$  pode ser definido pelo usuário.

A Figura 3 ilustra o fluxo de uma execução do modelo MapReduce [Dean e Ghemawat 2008]. A sequência de ações descrita a seguir explica o que ocorre em cada um dos passos. A numeração dos itens a seguir corresponde à numeração da figura.

1. A biblioteca MapReduce, no programa do usuário, divide os arquivos de entrada em  $M$  pedaços. Em seguida, iniciam-se muitas cópias do programa para o conjunto de máquinas;
2. Uma das cópias do programa é especial: o mestre (*Master*). Os demais são trabalhadores (*Workers*) cujo trabalho é atribuído pelo mestre. Existem  $M$  tarefas Map e  $R$  tarefas Reduce a serem atribuídas. O mestre atribui aos trabalhadores ociosos uma tarefa Map ou uma tarefa Reduce;
3. Um trabalhador que recebe uma tarefa Map lê o conteúdo do fragmento de entrada correspondente. Ele cria pares (chave, valor) a partir dos dados de entrada e encaminha cada par para a função Map definida pelo usuário. Os pares (chave, valor) intermediários, produzidos pela função Map, são colocados no *buffer* de memória;



**Figura 3:** Visão geral do funcionamento do modelo MapReduce

4. Periodicamente, os pares colocados no *buffer* são gravados no disco local, divididos em  $R$  regiões pela função de particionamento. As localizações desses pares bufferizados, no disco local, são passadas de volta para o mestre que é responsável pelo encaminhamento desses locais aos trabalhadores Reduce;
5. Quando um trabalhador Reduce é notificado pelo mestre sobre essas localizações, ele usa chamadas de procedimento remoto para ler os dados dos discos locais dos trabalhadores Map. Quando um trabalhador Reduce tiver lido todos os dados intermediários da sua partição, ele a ordena pelas chaves intermediárias, de forma que todas as ocorrências da mesma chave estejam agrupadas. Se a quantidade de dados intermediários é muito grande para caber na memória, um tipo de ordenação externa é usado;
6. O trabalhador Reduce itera sobre os dados intermediários ordenados e, para cada chave encontrada, repassa a chave e o conjunto correspondente de valores intermediários para função Reduce do usuário. A saída da função Reduce é anexada a um arquivo de saída final para essa partição Reduce;

Após todas as tarefas Map e Reduce concluídas, o mestre acorda o pro-

grama do usuário, retornando, neste ponto, a chamada MapReduce para o código do usuário.

## 2.3 Hadoop

O Hadoop é uma das implementações mais conhecidas do modelo MapReduce. Ele provê o gerenciamento de computação distribuída, de maneira escalável e confiável. É uma implementação código aberto em Java desenvolvida por Doug Cutting em 2005 e mantida pela Apache Software Foundation [White 2009, Hadoop 2010].

Um dos principais benefícios do Hadoop é permitir o processamento em conjunto de centenas de máquinas de maneira transparente, o que significa que o usuário não deve se preocupar com mecanismos de tolerância a falhas, que são providos pelo sistema. Facebook, Yahoo! e eBay utilizam o ambiente Hadoop em seus *clusters*, para processar diariamente terabytes de dados e logs de eventos para detecção de *spam*, *business intelligence* e diferentes tipos de otimização [Cherkasova 2011].

O mecanismo de tolerância a falhas implementado pelo sistema permite que o trabalho do usuário possa ser concluído mesmo que ocorra alguma falha de disco, de processo ou de nó. Periodicamente, o nó mestre envia mensagens aos demais nós para verificar seus estados. Se nenhuma resposta é recebida, o mestre identifica que houve falha neste nó e o substitui. As tarefas que não foram executadas são reescaladas para os demais nós. O mecanismo de replicação garante que sempre haja um número determinado de cópias dos dados, e caso um dos nós de armazenamento seja perdido, os demais se encarregam de realizar uma nova replicação [White 2009].

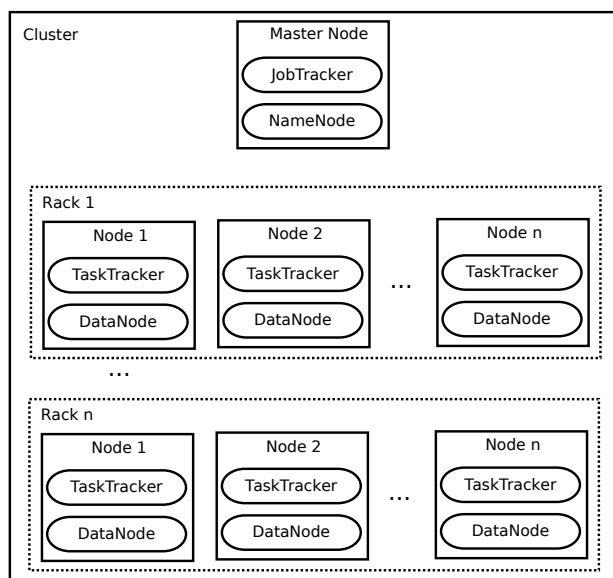
### 2.3.1 Arquitetura do Framework

A arquitetura do Hadoop é baseada nos conceitos da arquitetura do MapReduce e, portanto, também é do tipo mestre-escravo. No Hadoop são definidos nós mestres e escravos tanto para a execução de tarefas quanto para o sistema de arquivos. O nó mestre consiste em um *JobTracker* para as tarefas MapReduce e um *NameNode* responsável por manter e controlar todos os metadados do sistema de



arquivos e gerenciar a localização dos dados. O nó mestre também é responsável por outras atividades como, por exemplo, balanceamento de carga, *garbage collection* e atendimento a requisições dos clientes. Os nós escravos são formados por um *TaskTracker* para as tarefas MapReduce e por um *DataNode* responsável por armazenar e transmitir os dados aos usuários que os requisitarem.

A Figura 4 apresenta a formação de um *cluster* típico, ilustrando a arquitetura do *framework*, incluindo o sistema de arquivos distribuídos. O *NameNode* gerencia e manipula todas as informações dos arquivos, tal como a localização e o acesso. Os *DataNodes* se encarregam da leitura e escrita das informações nos sistemas de arquivo cliente. Os *JobTracker* e *TaskTracker* são responsáveis por executar as tarefas MapReduce.



**Figura 4:** Visão abstrata de um cluster típico. Baseado em [Venner 2009]

### 2.3.2 Sistema de Arquivos do Hadoop

O *Hadoop Distributed File System* (HDFS) é um sistema de arquivos distribuído desenvolvido para armazenar grandes conjuntos de dados e ser altamente tolerante a falhas [White 2009]. A plataforma Hadoop fornece o HDFS como sistema de arquivos padrão, mas é compatível com diversos sistemas de arquivos distintos, como Amazon S3 (Native e Block-based), CloudStore, HAR, Local (destinado a unidades de armazenamento conectadas localmente) e sistemas mantidos por servidores

FTP e HTTP.

O HDFS incorpora funcionalidades que têm grande impacto no desempenho geral do sistema. Uma delas é conhecida como *rack awareness*. Com esse recurso, o sistema de arquivos é capaz de identificar os nós escravos que pertencem a um mesmo *rack*, e distribuir as réplicas de maneira a melhorar o desempenho e a confiabilidade do sistema. Outra funcionalidade é a distribuição das tarefas considerando localização dos dados nos nós. O sistema de arquivos procura manter um balanceamento na ocupação das unidades de armazenamento, e o *framework* busca atribuir tarefas a um escravo que possua, em sua unidade de armazenamento local, os dados que devem ser processados. Assim, quando executa-se grandes operações MapReduce com um número significativo de nós, a maioria dos dados são lidos localmente e o consumo de banda é mínimo.

### 3 Ordenação de Dados

A ordenação é o processo de organizar elementos de uma sequência em determinada ordem, considerada um dos problemas fundamentais da computação devido à sua importância teórica e prática [D.E.Knuth 1998, Cormen et al. 2009]. A ordenação é utilizada por um grande número de aplicações computacionais, como compiladores e sistemas operacionais, que usam extensivamente a ordenação para lidar com tabelas e listas. A construção de estruturas essenciais em computação gráfica e sistemas de informação geográfica são fundamentalmente operações de ordenação, que também participam de aplicações como a compressão de dados. A ordenação ainda é utilizada para determinar a duplicidade de elementos, encontrar o maior valor, realizar busca contínua e por operações SQL, que internamente a utilizam na criação de índices e buscas binárias. Dessa forma, diversos sistemas e bancos de dados se beneficiariam de uma rotina eficiente de ordenação [Lauterbach et al., Satish et al. 2009, Dean e Ghemawat 2008].

De forma geral, a ordenação pode ser dividida em dois grupos: ordenação interna e externa. A ordenação em memória interna é caracterizada pelo armazenamento de todos os registros na memória principal, onde seus acessos são feitos diretamente pelo processador. Essa ordenação é possível apenas quando a quantidade de dados é pequena o suficiente para ser armazenada em memória.

Quando é preciso ordenar uma base de dados muito grande, que não cabe na memória principal, um outro modelo faz-se necessário, a ordenação externa. Apesar do problema nos dois casos ser o mesmo - rearranjar os registros de um arquivo em ordem ascendente ou descendente - não é possível usar as mesmas estratégias da ordenação interna, pois o acesso aos dados precisa ser feito em memória secundária, basicamente discos, cujo tempo de acesso é várias ordens de grandeza superior ao da memória principal.

Na ordenação externa, os itens que não estão na memória principal devem ser buscados em memória secundária e trazidos para a memória principal, para assim serem comparados. Esse processo se repete numerosas vezes, o que o torna lento, uma vez que os processadores ficam grande parte do tempo ociosos à espera da chegada dos dados à memória principal para processá-los. Por esse motivo, a grande ênfase de um método de ordenação externa deve ser a minimização do número de vezes que cada item é transferido entre a memória interna e a memória externa. Além disso, cada transferência deve ser realizada de forma tão eficiente quanto as características dos equipamentos disponíveis permitam [Ziviani 2007].

### 3.1 Ordenação Paralela

Diversas aplicações possuem uma fase de processamento intenso, na qual é preciso ordenar uma lista de elementos. Mesmo algoritmos de ordenação sequenciais ótimos, como o *QuickSort* e o *HeapSort*, apresentam custo mínimo  $\mathcal{O}(n \log n)$  para ordenar uma sequência de  $n$  chaves [Cormen et al. 2009]. Isso significa que, com o crescimento do número de elementos a ser ordenado, o tempo para realizar a ordenação aumenta de maneira não linear, o que pode ser um entrave ao processamento. A fim de resolver tal problema, com o surgimento do processamento paralelo, foram apresentadas versões paralelas dos algoritmos de ordenação sequenciais, com o intuito de diminuir consideravelmente o tempo de execução. A importância da ordenação têm originado estudos buscando desenvolver algoritmos de ordenação eficientes para uma grande variedade de arquiteturas paralelas [Akl 1990].

**A ordenação paralela** é o processo de ordenação feito em múltiplas unidades de processamento, que trabalham em conjunto para ordenar uma sequência de entrada. O conjunto inicial é dividido em subconjuntos disjuntos, que são associados a uma única unidade de processamento. A sequência final ordenada é obtida a partir da composição dos subconjuntos ordenados. É um ponto fundamental do algoritmo de ordenação paralela que a distribuição dos dados a serem ordenados, em cada processo individual, seja feita de tal forma que todas as unidades de processamento estejam trabalhando e que o custo de redistribuição de chaves entre os processadores seja minimizado.

**A ordenação paralela** é uma aplicação estudada intensivamente desde

o início da computação paralela, com primeiro método *Bitonic Sorting Network* proposto por Batcher [Batcher 1968]. Estudos teóricos foram realizados inicialmente, mas testes empíricos se tornaram possíveis na década de 80 com a disponibilidade de arquiteturas vetoriais, de multiprocessadores e multicomputadores e diversas versões paralelas dos algoritmos *QuickSort*, *RadixSort* e *MergeSort* foram propostas.

O *QuickSort* Paralelo foi um dos algoritmos mais estudados [Deminet 1982, Quinn 1994, Sanders e Hansch 1997], mas inicialmente a divisão dos dados limitava o aumento da velocidade, independente do número de processadores utilizados. Recentemente novas implementações foram propostas, utilizando as tecnologias de *hyperthreading* disponíveis em processadores atuais para desenvolver um esquema de balanço de carga, que têm se mostrado eficiente na divisão dos dados [Parikh. 2008]. Para o *MergeSort* foi proposta uma versão chamada *Simple Randomized Mergesort* [Barve et al. 1996, Barve e Vitter 2002], que foi o primeiro algoritmo de ordenação em disco a obter um número médio ótimo de movimentações de dados. A implementação *Quickmerge* proposta por Quinn combinava os algoritmos *QuickSort* e *MergeSort*, reduzindo significativamente a quantidade de dados movimentada [Quinn 1988]. Também foram estudados algoritmos de ordenação paralela que se baseiam em uma amostra para realizar a divisão do conjunto de dados. Podem ser citados o *FlashSort* [Reif e Valiant 1987], o *SampleSort* [Huang e Chow 1983] e suas variações como o *Super-Scalar SampleSort* [Sanders e Winkel 2004] e o *Parallel Sorting by Regular Sampling* [Shi e Schaeffer 1992].

Além disso, as propostas atuais de ordenação em grandes conjuntos de máquinas incluem os algoritmos implementados em Hadoop *Sort* e *TeraSort*, descritos na seção 3.2.3, capazes de ordenar petabytes de informação em centenas ou milhares de nodos.

Com tamanha variedade de algoritmos e arquiteturas, diversas soluções podem ser consideradas ao implementar um algoritmo de ordenação em ambiente paralelo. Cada uma delas atende um cenário, tipo de entrada, plataforma ou arquitetura particulares. Dessa forma, ao desenvolver algoritmos de ordenação paralela, é importante ter em mente certas condições que interferem no desempenho final do algoritmo, relacionadas tanto ao ambiente de implementação, quanto ao conjunto de dados que deve ser ordenado. As principais questões a serem analisadas são [Kale e Solomonik 2010]:

- **Habilidade de explorar distribuições iniciais parcialmente ordenadas:** Alguns algoritmos podem se beneficiar de cenários nos quais a sequência de entrada dos dados é a mesma, ou pouco alterada. Nesse caso, é possível obter melhor desempenho ao realizar menos trabalho e movimentação de dados. Se a alteração na posição dos elementos na sequência é pequena o suficiente, grande parte dos processadores mantém seus dados iniciais e precisam se comunicar apenas com os processadores vizinhos.
- **Movimentação dos dados:** A movimentação de dados entre processadores deve ser mínima durante a execução do algoritmo. Em um sistema de memória distribuída, a quantidade de dados a ser movimentada é um ponto crítico, pois o custo de troca de dados pode dominar o custo de execução total e limitar a escalabilidade.
- **Balanceamento de carga:** O algoritmo de ordenação paralela deve assegurar o balanceamento de carga ao distribuir os dados entre os processadores. Cada processador deve receber uma parcela equilibrada dos dados para ordenar, uma vez que o tempo de execução da aplicação é tipicamente limitada pela execução do processador mais sobrecarregado.
- **Latência de comunicação:** A latência de comunicação é definida como o tempo médio necessário para enviar uma mensagem de um processador a outro. Em grandes sistemas distribuídos, reduzir o tempo de latência se torna muito importante.
- **Sobreposição de comunicação e computação:** Em qualquer aplicação paralela, existem tarefas com focos em computação e comunicação. A sobreposição de tais tarefas permite que sejam feitas tarefas de processamento e ao mesmo tempo operações de entrada e saída de dados, evitando que os recursos fiquem ociosos durante o intervalo de tempo necessário para a transmissão da carga de trabalho.

Além das condições relacionadas à implementação do algoritmo em ambiente paralelo, existem outras condições necessárias, relacionadas principalmente ao conjunto de elementos a ser ordenado. Considerando um conjunto de  $n$  chaves e  $p$  processadores, durante a execução de qualquer algoritmo de ordenação paralela é preciso que o conjunto de chaves seja particionado em  $p$  subconjuntos mutualmente

exclusivos, sem nenhuma chave duplicada. É necessário ainda que todas as chaves da sequência inicial sejam mantidas, ou seja, que não se perca nenhuma chave durante a distribuição entre os processadores.

Após o conjunto estar ordenado, é preciso verificar se todas as chaves da sequência inicial foram preservadas, se todas as chaves de cada processador estão ordenadas em ordem crescente, se a maior chave no processador  $p_i$  é inferior ou igual à menor chave no processador  $p_{i+1}$  e se a saída resultante é uma sequência de chaves totalmente ordenada.

### 3.1.1 Fluxo geral de execução da ordenação paralela

Na execução de um algoritmo de ordenação paralela podem ser identificadas algumas tarefas principais, que todos os algoritmos precisam executar em algum momento, normalmente realizadas de forma sequencial [Kale e Solomonik 2010]. A primeira tarefa é a ordenação local, na qual as chaves em cada processador são ordenadas inicialmente ou ordenadas em grupos. Existe também uma fase de agrupamento, pois muitas vezes é necessário colocar as chaves em grupos, a fim de enviá-las a outros processadores ou calcular histogramas. Por fim, é preciso realizar a intercalação das chaves ordenadas em subsequências em uma sequência completa.

Os algoritmos de ordenação paralela executam tarefas similares que podem ser definidas, genericamente, como se segue:

1. Realizar processamento local;
2. Coletar informações relevantes de distribuição de todos os processadores;
3. Em um único processador, inferir uma divisão de chaves a partir das informações coletadas;
4. Transmitir aos outros processadores a divisão dos elementos;
5. Realizar processamento local;
6. Mover os dados de acordo com os elementos de divisão;
7. Realizar processamento local;
8. Se a divisão de chaves foi incompleta, retornar ao passo 1;

De acordo com essa generalização é possível identificar pontos que se relacionam diretamente com as condições que limitam o desempenho dos algoritmos de

ordenação paralela e fornecem ideias para a análise de eficiência da comunicação dos algoritmos. Primeiro, há duas tarefas principais de comunicação: descobrir um vetor de divisão global e enviar os dados para os processadores adequados. Em segundo lugar, a maioria dos algoritmos têm múltiplos estágios de computação local e pode ser muito vantajoso sobrepor este processamento local e a comunicação. A fração de processamento local que pode ser sobreposta à comunicação necessária em um algoritmo é um bom indicativo para comparação da escalabilidade dos algoritmos de ordenação paralela.

## 3.2 Algoritmos de Ordenação Paralela

Essa seção apresenta os algoritmos de ordenação paralela objetos desse trabalho: o algoritmo Ordenação por Amostragem (*SampleSort*) e o algoritmo *QuickSort* Paralelo, bem como as aplicações de ordenação em Hadoop *Terasort* e *Sort*.

### 3.2.1 Ordenação por Amostragem

O algoritmo *SampleSort* ou Ordenação por Amostragem é um método de ordenação baseado na divisão do arquivo de entrada em subconjuntos, de forma que as chaves de um subconjunto  $i$  sejam menores que as chaves do subconjunto  $i + 1$ . Após a divisão, cada subconjunto é enviado a um processador, que ordena os dados localmente. Ao final, todos os subconjuntos são concatenados e formam um arquivo globalmente ordenado.

Nesse algoritmo, o ponto chave é dividir as partições de maneira balanceada, para que cada processador receba aproximadamente a mesma carga de dados. Para isso, é preciso determinar o número de elementos que devem ser destinados a uma certa partição, o que é feito através da amostragem das chaves do arquivo original. Essa estratégia baseia-se na análise de um subconjunto de dados denominado amostra, ao invés de todo o conjunto, para estimar a distribuição de chaves e construir partições balanceadas.

Existem três tipos de estratégias de amostragem: *SplitSampler*, *IntervalSampler* e *RandomSampler*. O *SplitSampler* seleciona os  $n$  primeiros registros do arquivo para formar a amostra. O *IntervalSampler* cria a amostra com a seleção de



chaves em intervalos regulares no arquivo. No *RandomSampler*, a amostra é constituída por chaves selecionadas aleatoriamente no conjunto. A melhor estratégia de amostragem depende diretamente dos dados de entrada. O *SplitSampler* não é recomendado para arquivos quase ordenados, pois as chaves selecionadas serão as iniciais, que não são representativas do conjunto como um todo. Nesse caso, a melhor escolha é o *IntervalSampler* pelo fato de selecionar chaves que representam melhor a distribuição do conjunto. O *RandomSampler* é considerado um bom amostrador de propósito geral [White 2009], e foi o amostrador escolhido na implementação do algoritmo Ordenação por Amostragem feito por Pinhão (2011), que foi utilizado neste trabalho.

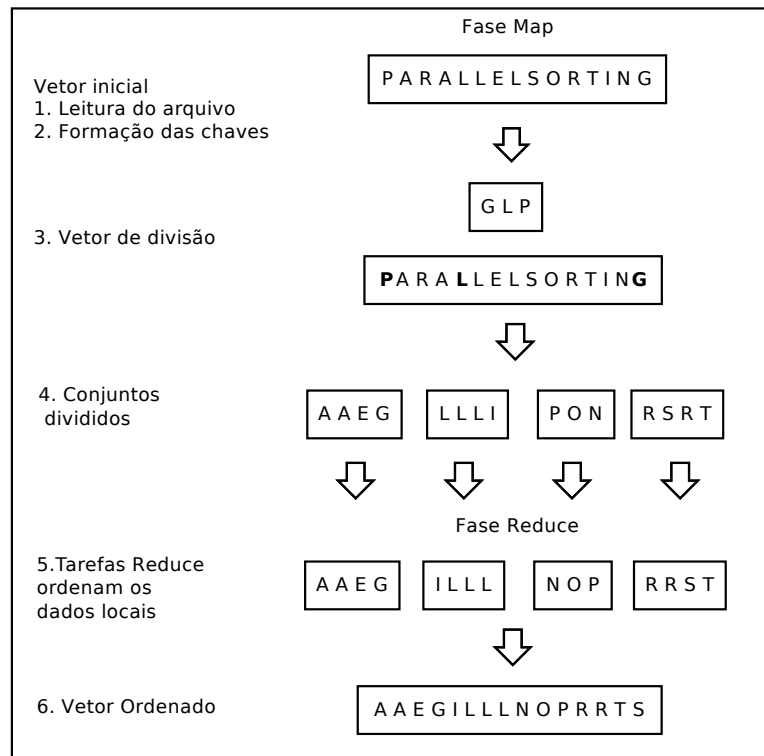
Para criar a amostra, o *RandomSampler* necessita de alguns parâmetros, como a probabilidade de escolha de uma chave, o número máximo de amostras a serem selecionadas para realizar a amostragem e o número máximo de partições que podem ser utilizadas. O número máximo de partições é determinado pelo número de núcleos disponíveis por processador e pela quantidade de máquinas, de acordo com a equação:  $partições = núcleos \times máquinas$ . Após a definição das amostras, são conhecidos os intervalos compreendidos por cada partição. As informações das partições são armazenadas em um arquivo e transmitidas para as demais máquinas por meio de cache distribuído.

O algoritmo Ordenação por Amostragem, quando implementado no modelo MapReduce no ambiente Hadoop pode ser dividido nas fases Map e Reduce. Na fase Map os arquivos de entrada são lidos e são formados os pares (chave, valor) para cada registro presente no arquivo. Em seguida é definido o vetor contendo as amostras. A partir desse vetor de amostras os dados são divididos em partições. O número de partições é determinado pelo número de máquinas e núcleos de processamento. Por meio de cache distribuído, as informações das partições são transmitidas para as máquinas participantes e os dados particionados. Cada partição é atribuída a um processador, que executa a tarefa Reduce.

Na fase Reduce, cada processador ordena os dados localmente. Essa ordenação é realizada pelo próprio *framework*, que avalia a profundidade da árvore de recursão e escolhe entre os algoritmos *QuickSort* e *HeapSort*. Após a ordenação local os dados são enviados para a máquina mestre, na qual são concatenados e formam o conjunto final ordenado.

O balanceamento das partições, ou seja, a formação de partições com tamanhos aproximados é fundamental para o algoritmo de Ordenação por Amostragem, pois reduz a possibilidade de que um processador esteja ocioso, enquanto outro processador está sobrecarregado, situação que comprometeria o desempenho do algoritmo [White 2009].

A Figura 5 apresenta um exemplo de como seria a execução do algoritmo implementado no Hadoop. Nesse exemplo, está representada a execução do algoritmo em duas máquinas com dois núcleos cada, totalizando 4 unidades de processamento. Primeiramente foram lidos os arquivos e formados os pares (chave, valor) (passos 1 e 2). Em seguida foram amostrados 3 valores com o *RandomSampler* (passo 3) para determinar os valores presentes nas 4 partições (passo 4). Após formadas as partições, os dados foram distribuídos para os escravos executarem a função Reduce. A função Reduce ordena localmente os dados (passo 5) e o mestre agrupa todos os valores, escrevendo o arquivo final (passo 6).



**Figura 5:** Exemplo do algoritmo Ordenação Por Amostragem

### 3.2.2 Quicksort

O *QuickSort* foi criado por Hoare em 1960 e é considerado o algoritmo de ordenação sequencial mais rápido em grande parte dos casos [Cormen et al. 2009]. É um algoritmo recursivo, que usa a estratégia Dividir para Conquistar para ordenar as chaves. Na implementação sequencial, a estratégia é o particionamento recursivo da sequência de entrada utilizando um elemento como pivô. Após a escolha do elemento pivô, a lista é dividida em duas sublistas, uma contendo elementos iguais e menores que o pivô, e outra contendo elementos maiores. Em cada sublista é escolhido um novo pivô e o processo se repete, até que cada lista contenha apenas um elemento. Ao final obtém-se um conjunto com elementos ordenados.

Em geral, a complexidade da versão sequencial do algoritmo *QuickSort* é  $\mathcal{O}(n \times \log n)$ , mas em uma situação em que a entrada de dados seja um conjunto ordenado ou quase ordenado o desempenho do *QuickSort* pode ser comprometido, caso o pivô seja escolhido nas extremidades do conjunto, pois o tamanho das partições será muito desigual. Nesse cenário a complexidade do algoritmo pode chegar a  $\mathcal{O}(n^2)$ , assim o melhor caso será quando os conjuntos de dados tiverem tamanhos próximos após o particionamento.

A estratégia de dividir para conquistar é naturalmente extensível à paralelização, por isso o *QuickSort* é um dos algoritmos mais promissores de ordenação paralela do ponto de vista da escalabilidade. Existem várias implementações paralelas do *QuickSort*, por exemplo: *Quinn's QuickSort*, *Hyper QuickSort*, *Sanders QuickSort* e *Gramma QuickSort* [Quinn 1994, Sanders e Hansch 1997]. Apesar das variações, todas as implementações se baseiam em um conjunto de processadores, um mecanismo de escolha do pivô e uma lista de chaves para nelas operarem. A saída dos algoritmos é uma sequência de chaves globalmente ordenadas.

A versão paralela do *QuickSort* utiliza pivôs para realizar o particionamento recursivo no conjunto de processadores que interagem. A questão do balanceamento de carga, fundamental ao desempenho do algoritmo é mantida pela semântica da seleção do pivô [Kale e Solomonik 2010]. Inicialmente tem-se um conjunto de chaves e  $p$  processadores, sendo um mestre e os demais escravos. Em seguida é feita a escolha do pivô e o mestre envia esse valor para os processadores escravos. Cada processador divide suas chaves em dois grupos: elementos maiores e elementos menores que o

pivô. Para que a distribuição dos conjuntos seja balanceada, são contabilizados os totais de elementos maiores e menores e com essa informação o mestre é capaz de definir o número de processadores que deve receber chaves menores e o número de processadores que deve receber chaves maiores que o pivô, além do número médio de chaves que cada processador deve receber.

No *QuickSort* Paralelo, todas as chaves serão movidas entre os processadores durante a execução do algoritmo. No entanto, a latência de comunicação das mensagens aumenta apenas com o crescimento do número de processadores. Com isso a versão paralela do *QuickSort* está sujeita a menor *overhead* de latência de comunicação que as versões paralelas do *RadixSort* e Ordenação por Amostragem. A complexidade da versão paralela do *QuickSort* é  $\mathcal{O}((n/p) \times \log(n/p))$ , pois o conjunto de  $n$  elementos é dividido entre os  $p$  processadores.

O *Quicksort* Paralelo apresenta vantagem em relação a outros algoritmos de ordenação paralela pois não necessita de sincronização. Cada sublista gerada é associada a um único processo, que não precisa se comunicar com os demais porque seus dados são independentes.

### 3.2.3 Ordenação no ambiente Hadoop

A ordenação de dados é uma das cargas de trabalho mais consideradas pelos *benchmarks* em geral, que buscam, a partir de uma entrada desordenada, obter uma saída ordenada e avaliar o desempenho do algoritmo que realizou a ordenação.

O *Sort* é um *benchmark* criado por Jim Gray em 1998, e hoje é um dos mais conhecidos na ordenação de dados [Gray 1998]. Consiste em um conjunto de seis *benchmarks*, cada um com as suas regras, que medem os tempos para ordenar diferentes números de registros e se diferem principalmente nas métricas de avaliação. As principais categorias dos *benchmarks Sort* são a *MinuteSort* e a *GraySort*. A categoria *MinuteSort* deve ordenar a maior quantidade dos dados em um minuto e a *GraySort* deve ordenar mais que 100 terabytes em pelo menos uma hora [White 2009]. Ainda existem as categorias *PennySort*, *JouleSort*, e os descontinuados *DatamationSort* e *TeraByte Sort*. Em cada categoria de ordenação, existem duas classificações, de acordo com o tipo de registro a ser ordenado: *Daytona* e *Indy*. Os participantes da categoria *Daytona* são códigos de ordenação de propósito geral, e os participantes

da *Indy* devem ordenar apenas registros de 100 bytes, sendo os primeiros 10 bytes reservados para a chave e o restante compõe o valor do elemento a ser ordenado.

No Hadoop, o *Sort* é uma aplicação MapReduce, composta de três etapas: gerar dados aleatórios, realizar a ordenação e validar os resultados. A geração de dados aleatórios é feita com o programa *RandomWriter*. Ele executa dez tarefas MapReduce por nó, e cada função Map gera aproximadamente 1GB, totalizando 10GB de dados binários aleatórios. É possível determinar o número de dados e as configurações para os tamanhos das chaves e valores a serem gerados alterando algumas configurações do *RandomWriter*. No segundo passo é realizada uma ordenação parcial dos dados de entrada e o resultado é escrito em um diretório de saída. O passo final é validar os resultados obtidos pela ordenação dos dados realizada pelo *Sort*, através do programa *SortValidator*, que realiza uma série de verificações nos dados ordenados e nos não ordenados para confirmar se a ordenação foi realizada corretamente. Esse programa é muito útil para verificar o desempenho do sistema como um todo, uma vez que todo o conjunto de dados é transferido através da aplicação.

O *TeraSort* é outra aplicação de destaque para ordenação de dados com Hadoop, criada por Owen O' Malley [O'Malley e Murthy 2009], com o intuito de participar da competição *Sort* [Gray 1998]. Em 2009, o *TeraSort* foi o campeão dessa competição em duas categorias: *MinuteSort* ao ordenar 500 GB em 59 segundos, utilizando um *cluster* com 1.406 nodos; e *GraySort* ordenando 100 TB em 173 minutos em um *cluster* com 3.452 nodos. A escalabilidade da solução foi provada pela ordenação de 1 PB em 975 minutos (equivalente a 16,25 horas) em 3.658 nodos. O *TeraSort* consiste de três algoritmos, que são responsáveis pela geração dos dados, ordenação e validação.

*Teragen* é o programa padrão para geração dados para a ordenação com *Terasort*. Nele o número de registros gerados é um parâmetro definido pelo usuário, assim como o número de tarefas Map a serem realizadas. O programa divide o número desejado de registros pelo número de tarefas Map, e atribui a cada tarefa Map um intervalo de chaves para a geração de um arquivo. Cada tarefa Map corresponde a um arquivo de saída, assim os dados gerados são divididos em diversos arquivos. Deste modo, se existem duas tarefas Map, são escritos dois arquivos, cada um contendo metade das chaves geradas. Os registros gerados têm um formato espe-

cífico: uma chave, um id e um valor. As chaves são caracteres aleatórios do conjunto “ ” .. “~”. O id é um valor inteiro que representa a linha, e o valor consiste de 70 caracteres de ‘A’ a ‘Z’.

*TeraSort* é uma espécie MapReduce padrão, mas apresenta um particionador personalizado que usa uma lista ordenada de  $N - 1$  chaves amostradas que definem a faixa de chaves para cada função Reduce. Em particular, todas as chaves tal que  $amostra[i - 1] \leq chave < amostra[i]$  são enviadas para a função  $i$ . Isto garante todas as chaves da saída  $i$  sejam menores que as da saída  $i + 1$ . Há também um formato de entrada e saída, *TeraOutputFormat*, que é utilizado por todas as três aplicações para ler e gravar os arquivos de texto no mesmo formato.

*TeraValidate* garante que a saída está totalmente ordenada. A aplicação cria uma função Map para cada arquivo no diretório de saída, que se certifica que cada chave é menor ou igual à anterior. O Map também gera registros com a primeira e última chave de cada arquivo. Em seguida, a função Reduce lê tais registros e garante que a primeira chave de um arquivo é maior do que a última chave do arquivo anterior. Caso alguma chave seja encontrada fora de ordem, ela é escrita em um arquivo de saída do Reduce, caso nenhuma chave esteja fora de ordem, não há saídas na função Reduce.

## 4 Desenvolvimento do Trabalho

Esse capítulo trata do desenvolvimento do trabalho, indicando a metodologia utilizada, a infraestrutura disponível para realização dos testes e ainda o cronograma das atividades propostas. Descreve também os experimentos realizados, com a apresentação dos algoritmos e distribuição dos dados da carga de trabalho.

### 4.1 Metodologia

A primeira fase do projeto foi destinada ao estudo mais detalhado da computação paralela, em especial dos algoritmos de ordenação paralela, do modelo MapReduce e da plataforma Hadoop. Foram executados testes com os exemplos disponíveis no código do Hadoop e com os *benchmarks TeraSort* e *Sort*. Após esses testes, foram realizados experimentos com o algoritmo Ordenação por Amostragem, com dados em distribuição uniforme, mesma carga de dados utilizada no trabalho de Pinhão (2011). Além dessa carga de dados, foram feitos testes incluindo duas novas distribuições: Normal e Pareto.

Os testes buscavam confirmar um funcionamento adequado do algoritmo com diferentes entradas e número de máquinas, além de medir o desempenho dos algoritmos com relação à quantidade de máquinas, quantidade de dados e conjunto de dados. Os resultados obtidos até o momento foram analisados a fim de permitir comparar o desempenho dos algoritmos em cada situação.

O passo seguinte foi conhecer detalhadamente o algoritmo paralelo a ser implementado, o *Quicksort*. No próximo semestre serão definidas as estratégias para sua implementação em ambiente Hadoop e realizados os testes.

## 4.2 Infraestrutura

A infraestrutura necessária ao desenvolvimento do projeto foi fornecida pelo Laboratório de Redes e Sistemas (LABORES) do Departamento de Computação do Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (DECOM). O LABORES possui um *cluster* formado por cinco máquinas Dell Optiplex 380, que estão sendo utilizados na realização dos testes dos algoritmos.

Cada máquina do *cluster* apresenta as seguintes características:

- Processador Intel Core 2 Duo de 3.0 GHz
- Disco rígido SATA de 500 GB 7200 RPM
- Memória RAM de 4 GB
- Placa de rede Gigabit Ethernet
- Sistema operacional Linux Ubuntu 10.04 32 bits
- Sun Java JDK 1.6.0 19.0-b09
- Apache Hadoop 1.0.2

## 4.3 Descrição dos experimentos

A primeira parte dos experimentos consistiu em reproduzir os resultados já encontrados no trabalho de referência: testes de ordenação com os *benchmarks* *TeraSort* e *Sort*, e com o algoritmo Ordenação por Amostragem. Em todos os casos, os testes foram compostos de duas partes: geração da carga de dados e ordenação.

### 4.3.1 Benchmarks: TeraSort e Sort

Para compreender o funcionamento dos algoritmos de ordenação e do ambiente Hadoop foram executados, primeiramente, testes com os *benchmarks* *TeraSort* e *Sort*. A importância desses testes consiste no fato de tais aplicações serem conhecidas e consolidadas no ambiente Hadoop. O objetivo dos testes foi verificar se as condições do ambiente eram similares às apresentadas no trabalho de Pinhão (2011). Para tal, os parâmetros dos algoritmos e número de máquinas utilizadas foram similares.



O *TeraSort* consiste de três algoritmos, que são responsáveis pela geração dos dados, ordenação e validação, conforme descrito na seção 3.2.3. Os testes com o *TeraSort* foram feitos em duas máquinas. Foram gerados pelo *TeraGen* dois arquivos contendo 50 mil linhas cada e o algoritmo foi executado 10 vezes.

Para os testes realizados com o *Sort* foram utilizados dados gerados pelo algoritmo *RandomWriter*. Para cada máquina do *cluster*, foram escritos 10 arquivos de 1GB cada em formato binário, totalizando 10GB. Os testes foram feitos em 4 máquinas, com 10 execuções.

### 4.3.2 Ordenação por Amostragem

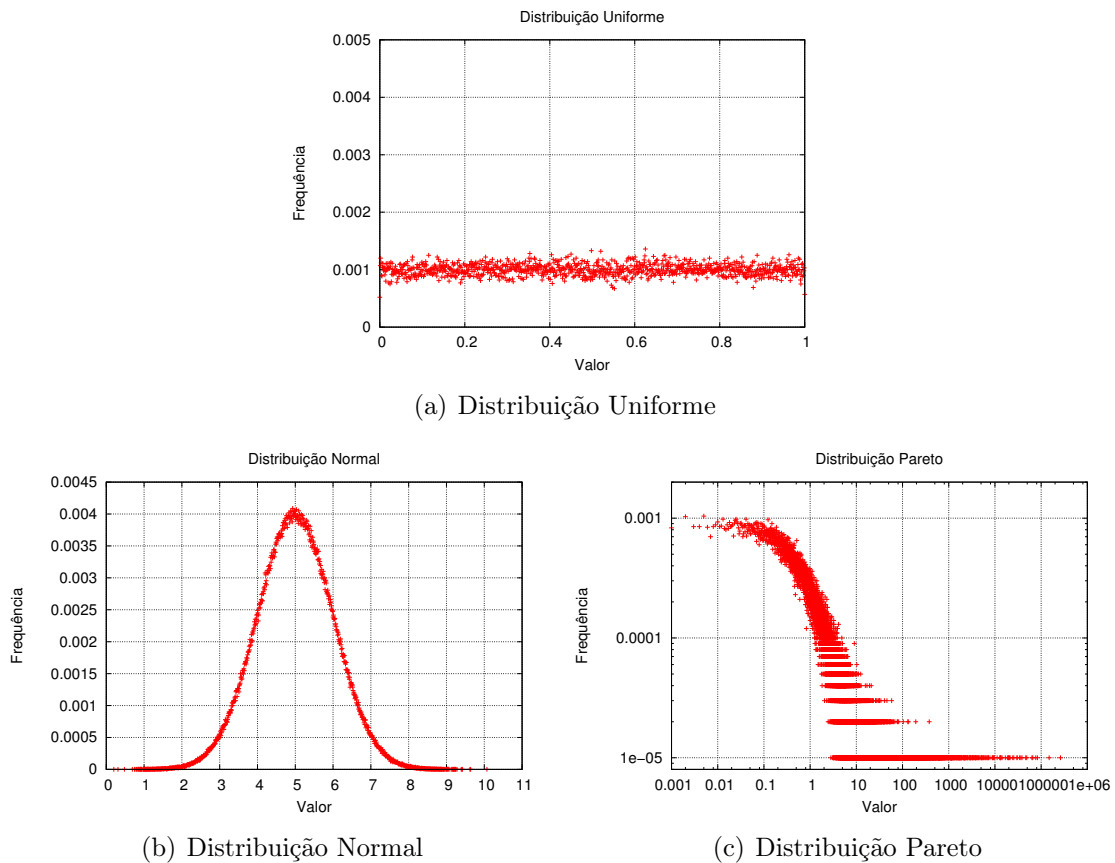
Os experimentos com o algoritmo Ordenação por Amostragem foram divididos em duas fases. A primeira fase consistiu na reprodução dos testes realizados no trabalho de referência, com o algoritmo implementado em Java, no ambiente Hadoop. A segunda fase dos experimentos consistiu em executar o algoritmo em cenários diferentes dos que já haviam sido apresentados. O objetivo de cada experimento era avaliar o algoritmo em situações diversas, confirmando sua escalabilidade e eficiência.

Os experimentos realizados nas duas fases podem ser divididos em três categorias, de acordo com as variações propostas: (i) no número de arquivos e (ii) no número de máquinas. O primeiro experimento manteve constante tanto o tamanho do arquivo a ser ordenado quanto o número de máquinas utilizadas na ordenação. O segundo experimento manteve constante o número de máquinas utilizadas e variou o tamanho do arquivo a ser ordenado. Já o terceiro experimento manteve constante o número de dados e alterou a quantidade de máquinas utilizadas.

Na primeira fase, foram realizados os três experimentos, e em todos os casos utilizou-se a distribuição uniforme na geração dos dados, similar à utilizada no trabalho de Pinhão (2011). Os arquivos gerados continham entre  $10^6$  (12MB) e  $10^{10}$  (120GB) chaves, e o número de máquinas utilizadas variou de 2 a 5. Na segunda fase, cada um dos experimentos foi realizado com três conjuntos diferentes de dados. Os dados utilizados foram números gerados aleatoriamente em três distribuições: uniforme, normal e pareto. As distribuições foram geradas por um programa implementado em Java para geração de chaves aleatórias de ponto flutuante, contendo

entre  $10^6$  (12MB) e  $10^{10}$  (120GB) chaves.

As Figuras 6(a), 6(b) e 6(c) exibem o padrão de frequência das chaves das três distribuições: uniforme, normal e pareto, respectivamente. Pode-se observar que as três distribuições tem padrões de comportamento bastante distintos, que se refletem nos arquivos de entrada gerados. A distribuição pareto é a única que está apresentada em escala logarítmica, para melhor visualização. Na distribuição uniforme cada chave tem a mesma probabilidade de aparecimento, levando a chaves igualmente distribuídas no intervalo. A distribuição normal concentra grande parte dos valores próximos à media, e distribui poucas chaves em valores mais extremos. A distribuição pareto possui uma grande concentração de chaves em valores próximos de 0, e pequena quantidade de valores mais altos, resultado em valores com baixa frequência no intervalo restante.



**Figura 6:** Distribuições dos dados gerados para ordenação

Uma parte fundamental do algoritmo de Ordenação por Amostragem é a definição dos parâmetros de amostragem de chaves, para uma amostragem que resulte em partições balanceadas. Nos testes realizados, os parâmetros definidos foram o

número máximo de amostras e o número de partições para cada caso. O número máximo de amostras foi fixado em 10 mil, e o número de partições foi função do número de máquinas utilizadas e núcleos dos processadores:  $Partições = máquinas \times núcleos$ . Dessa forma, para as máquinas utilizadas, que contêm 2 núcleos, obtém-se: 4 partições para 2 máquinas; 6 para 3 máquinas; 8 para 4 máquinas; 10 para 5 máquinas.

A seguir são descritos os três tipos de testes realizados, especificando o número de máquinas utilizadas, o número de arquivos e o tamanho dos arquivos ordenados, assim como os objetivos de avaliação de cada teste.

### **Quantidade constante de máquinas e dados**

Os testes com número constante de máquinas e dados foram realizados em 4 máquinas, com arquivos de  $10^6$  chaves. Foram feitos testes com 10 conjuntos de dados diferentes e, para cada conjunto, o algoritmo foi executado 10 vezes, com os parâmetros de balanceamento descritos anteriormente. O objetivo foi avaliar a influência dos valores gerados aleatoriamente no desempenho do algoritmo.

### **Variando a quantidade de dados**

Os testes variando a quantidade de dados também foram executados em 4 máquinas, com conjuntos de dados das três distribuições diferentes. Cada distribuição gerou aleatoriamente uma quantidade de dados entre  $10^6$  e  $10^{10}$ . O algoritmo foi executado três vezes em cada conjunto com os parâmetros descritos anteriormente. O objetivo foi avaliar a complexidade do algoritmo quando o tamanho do conjunto de dados a ser ordenado aumenta.

### **Variando a quantidade de máquinas**

Esses testes foram executados com tamanho constante do arquivo de entrada ( $10^8$  chaves) em quantidades de máquinas que variaram de 2 a 5. Para cada número de máquinas foram gerados conjuntos com as distribuições diferentes. O algoritmo foi executado três vezes para cada conjunto, com os parâmetros de balanceamento descritos anteriormente. O objetivo foi avaliar a escalabilidade do algoritmo, com diminuição do tempo de ordenação quando se aumenta o número de máquinas.

Os resultados dos testes com quantidade constante de máquinas e dados, va-

riando a quantidade de dados e variando a quantidade de máquinas são apresentados e discutidos no Capítulo 5.

## 4.4 Cronograma de trabalho

O cronograma de trabalho inclui as tarefas que devem ser realizadas e como elas devem ser alocadas durante as disciplinas TCC I e TCC II para que o projeto possa ser concluído com sucesso. As atividades a serem desenvolvidas são descritas a seguir:

1. Pesquisa bibliográfica sobre o tema do projeto e escrita da proposta.
2. Estudo detalhado dos algoritmos de ordenação paralela, modelo MapReduce e Hadoop.
3. Configuração do ambiente Hadoop no laboratório.
4. Testes com exemplos do Hadoop e com o algoritmo Ordenação por Amostragem.
5. Escrita, revisão e entrega do projeto.
6. Implementação e testes do *Quicksort*.
7. Análise comparativa dos resultados.
8. Escrita e revisão do relatório final.
9. Entrega e apresentação.

Na Tabela 1 está descrito o cronograma esperado para o desenvolvimento do projeto. Na disciplina TCC I foram realizadas as atividades 1 a 5, e as demais atividades serão realizadas em TCC II. Cada atividade foi alocada para se adequar da melhor maneira ao tempo disponível, mas é possível que o cronograma seja refinado posteriormente, com a inclusão de novas atividades ou redistribuição das tarefas existentes.

Atividade	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov
1	•	•								
2		•	•							
3			•							
4			•	•						
5				•	•					
6						•	•			
7								•		
8									•	
9										•

**Tabela 1:** Cronograma proposto para o projeto

## 5 Resultados Preliminares

Neste capítulo são apresentados e analisados os resultados obtidos nessa fase do projeto, de acordo com os testes descritos anteriormente na Seção 4.3.

### 5.1 *Benchmarks: TeraSort e Sort*

A Tabela 2 apresenta os resultados obtidos para o *benchmark TeraSort*. Ela indica que o *TeraGen* executou duas tarefas Map em 14 segundos, ou seja, esse foi o tempo utilizado pelo algoritmo para gerar dois arquivos de 50 mil linhas cada. Para ordenar os dados fornecidos pelo *TeraGen*, o *Terasort* executou duas tarefas Map e uma Tarefa Reduce em 22 segundos. Por fim, para validar a ordenação o *TeraValidade* executou, em 22 segundos, uma tarefa Map e uma Tarefa Reduce, sem arquivos de saída, o que indica que não foram encontradas chaves fora da ordem.

Algoritmo	Tempo (s)	Tarefas Map	Tarefas Reduce
<b>TeraGen</b>	14	2	0
<b>TeraSort</b>	22	2	1
<b>TeraValidade</b>	22	1	1

**Tabela 2:** Tempos médios do *TeraSort* para ordenação em 2 máquinas

A Tabela 3 apresenta os resultados obtidos para o *benchmarks Sort* em quatro máquinas, com dez execuções cada. Para cada máquina usada na execução, foram gerados pelo *RandomWriter*, dez arquivos de 1GB, em formato binário. Esses arquivos foram gerados em 3 minutos e 54 segundos, realizando 40 tarefas Map. Para ordenar esses dados o algoritmo levou pouco mais que 37 minutos, realizando 640 tarefas Map e 7 tarefas Reduce.

Algoritmo	Tempo (s)	Tarefas Map	Tarefas Reduce
RandomWriter	234	40	0
Sort	2.242	640	7

**Tabela 3:** Tempos médios do *Sort* para ordenação em 4 máquinas

## 5.2 Algoritmo Ordenação por Amostragem

Os testes feitos com o algoritmo Ordenação por Amostragem tinham como objetivo reproduzir os resultados encontrados no trabalho feito por Pinhão (2011), e gerar resultados que serão utilizados posteriormente na comparação de desempenho dos algoritmos. O resultado dos experimentos está separado de acordo com o tipo de teste realizado, com variação do conjunto de dados, da quantidade de dados ordenada e da quantidade de máquinas utilizadas.

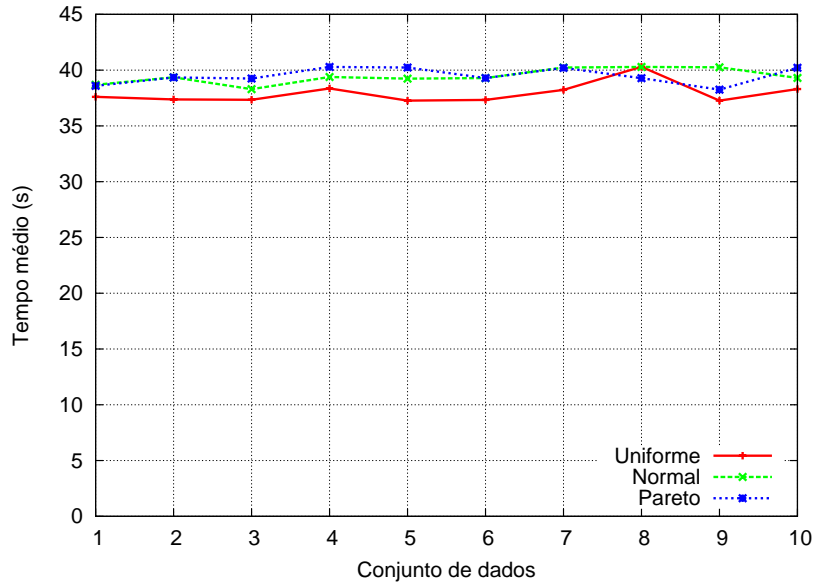
### 5.2.1 Quantidade constante de máquinas e dados

Nos primeiros testes realizados com o algoritmo Ordenação por Amostragem foi mantido constante o tamanho do arquivo a ser ordenado e o número de máquinas utilizadas na ordenação. Foram usados dez conjuntos de dados diferentes, a fim de verificar se as chaves presentes no conjunto alteram o tempo de execução.

A Tabela 4 apresenta a variação dos tempos das execuções da ordenação de  $10^6$  chaves em quatro máquinas. Esse tempo, nas diferentes distribuições, apresentou valores próximos, o que indica que a entrada de dados não gera uma variação significativa no tempo de execução do algoritmo. Isso pode ser comprovado pela Figura 7, que indica ainda que a distribuição uniforme apresentou maior variação no tempo de execução: entre 37,26 segundos e 40,3 segundos.

Distribuição	Tempo (s)				COV
	Maior	Menor	Mediana	Média	
Uniforme	40,30	37,26	37,49	37,94	0,0236
Normal	40,29	38,29	39,32	39,43	0,0161
Pareto	40,28	38,26	39,32	39,50	0,0174

**Tabela 4:** Tempos médios para ordenação de 10 conjuntos de  $10^6$  dados em 4 máquinas



**Figura 7:** Gráfico dos tempos médios para ordenação de 10 conjuntos de  $10^6$  dados em 4 máquinas

A Tabela 5 apresenta estatísticas para o número de elementos nas partições nas execuções com as três distribuições. Os dados incluem média, número de elementos na maior partição, na menor e na partição mediana, obtidos a partir dos resultados das dez execuções do algoritmo. Os valores das partições são próximos, o que indica que as cargas foram divididas de forma balanceada. O coeficiente de variação nas partições com distribuição Pareto é o maior dentre as três distribuições, o que indica que houve maior variação entre as maiores e as menores partições nessa distribuição. As distribuições Normal e Pareto possuem menores valores, o que indica menor variação em tais distribuições.

Distribuição	Maior	Menor	Mediana	Média	COV
Uniforme	132.024	118.380	124.469	125.000	0,0245
Normal	131.758	117.483	125.634	125.000	0,0235
Pareto	133.065	116.614	125.280	125.000	0,0298

**Tabela 5:** Tamanhos médios das partições para ordenação de  $10^6$  dados em 4 máquinas

### 5.2.2 Variando a quantidade de dados

Para avaliar a complexidade do algoritmo, foram realizados testes variando a quantidade de dados. O número de dados varia de  $10^6$  a  $10^{10}$ , nas três distribuições



já citadas. As ordenações foram executadas em quatro máquinas, com três execuções para cada conjunto de dados.

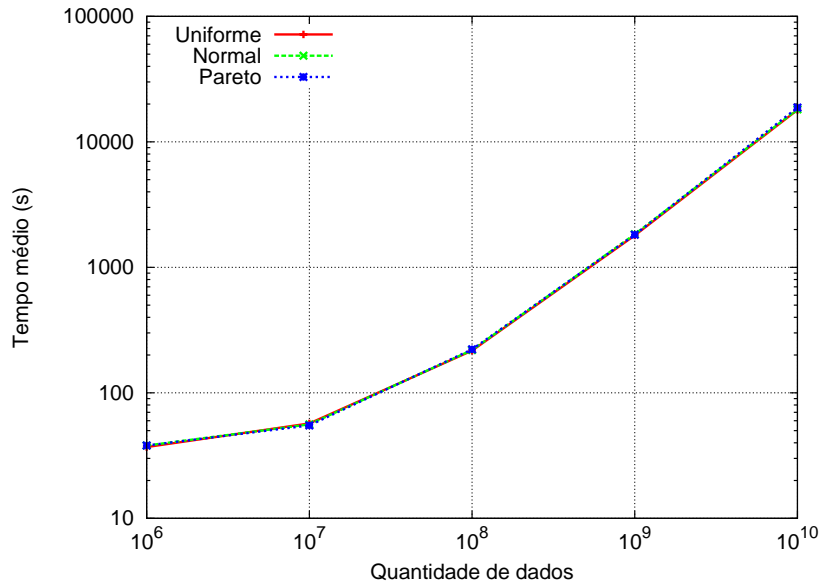
A Tabela 6 apresenta os dados para os tempos médios obtidos nas três execuções. Os tempos de execução não apresentam variações consideráveis em relação às distribuições. Observa-se que o tempo de execução de  $10^6$  dados é 37, 38 e 38 segundos nas distribuições uniforme, normal e pareto, respectivamente. Esse tempo cresce à medida que a quantidade de dados aumenta, chegando a 17.964 segundos para a distribuição uniforme, 18.165 segundos para a normal e 18.734 segundos para a pareto. A diferença no tempo de ordenação entre as diferentes distribuições é de quase 13 minutos e reflete a variabilidade do conjunto de dados.

Dados	Tamanho em Bytes	Uniforme		Normal		Pareto	
		Tempo Médio (s)	COV	Tempo Médio (s)	COV	Tempo Médio (s)	COV
$10^6$	12MB	37	0,0422	38	0,0346	38	0,0567
$10^7$	120MB	57	0,0515	56	0,0236	55	0,0121
$10^8$	1,2GB	217	0,0243	219	0,0211	222	0,0436
$10^9$	12GB	1.795	0,0180	1.834	0,0048	1.820	0,0092
$10^{10}$	120GB	17.964	0,0002	18.165	0,0023	18.734	0,0003

**Tabela 6:** Tempos médios para ordenação de  $10^6$  a  $10^{10}$  dados em 4 máquinas

A Figura 8 apresenta de forma gráfica os valores de tempos médios resultantes das três execuções do algoritmo para conjuntos de dados de tamanhos  $10^6$  a  $10^{10}$  chaves. Nesse gráfico os eixos x e y estão em escala logarítmica para permitir melhor visualização dos dados, uma vez que os tempos médios obtidos aumentam várias ordens de grandeza à medida que a quantidade de dados aumenta. Observa-se que as três curvas estão sobrepostas, indicando que os resultados estão na mesma escala de tempo.

Com a finalidade de dimensionar o *overhead* do algoritmo, isto é, a sobrecarga ou custo adicional de comunicação entre os processadores mestre e escravos, assim como sua escalabilidade em relação ao número de dados, foi calculado o tempo médio relativo de ordenação para cada conjunto de  $10^6$  dados. Dessa forma, os tempos médios para ordenar  $10^7$ , ou seja dez conjuntos de  $10^6$  dados foram, respectivamente, 5,7, 5,6 e 5,5 segundos para as distribuições uniforme, normal e pareto. Já o tempo médio para ordenar dez mil conjuntos de  $10^6$  ( $10^{10}$  dados) foi entre 1,79 e



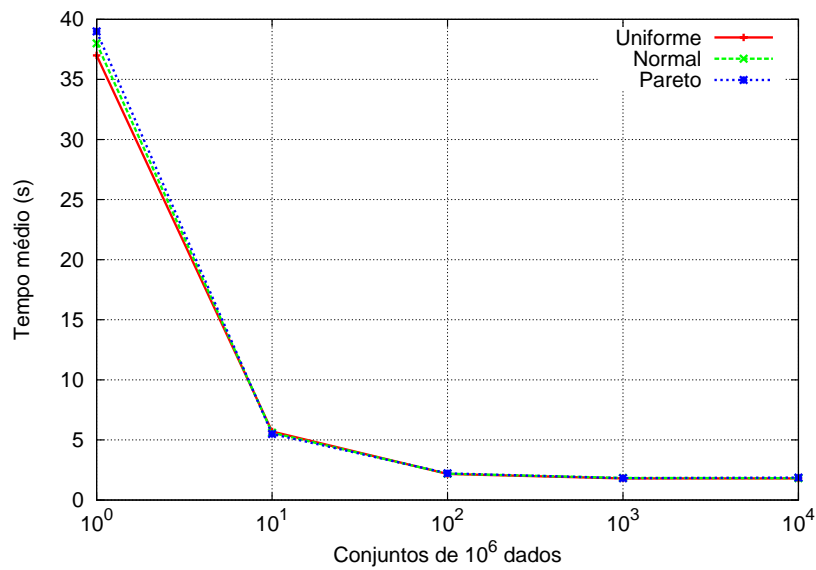
**Figura 8:** Gráfico dos tempos médios para ordenação de conjuntos de  $10^6$  a  $10^{10}$  dados em 4 máquinas

1,87 segundos, o que demonstra boa escalabilidade, pois o desempenho do algoritmo melhora com o crescimento dos dados. O gráfico da Figura 9 representa esses resultados. Pode-se observar que, à medida que a quantidade de dados para ordenação aumenta, o tempo médio para ordenação de  $10^6$  elementos diminui.

### 5.2.3 Variando a quantidade de máquinas

Foram realizados experimentos para avaliar a escalabilidade do algoritmo, a fim de se auferir o ganho de tempo que se tem com o aumento do número de máquinas. Para tanto, foram comparados, além do tempo gasto em cada execução, o *speedup* e a eficiência. Cada teste foi realizado três vezes, com um conjunto de  $10^8$  chaves nas distribuições normal, uniforme e pareto, em conjuntos de duas a cinco máquinas.

A Tabela 7 apresenta os tempos, em segundos, necessários para as ordenações de  $10^8$  elementos em diferentes quantidade de máquinas, nas distribuições uniforme, normal e pareto. Em geral, os tempos de ordenação foram próximos nas três distribuições, sendo que a distribuição normal apresentou um tempo de execução menor em cada configuração de máquinas. O tempo médio para a execução em duas máquinas nas distribuições uniforme foi 384 segundos e na pareto foi de 382 segundos, o que resulta em pouco menos de 6 minutos e 30 segundos. Na dis-



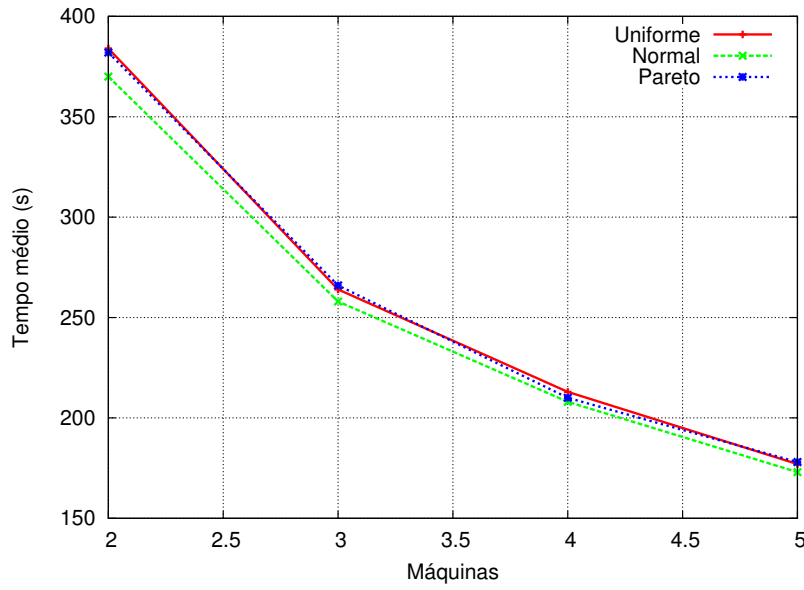
**Figura 9:** Gráfico do tempo médio relativo para ordenação de conjuntos de  $10^6$  dados em 4 máquinas

tribuição normal, o tempo necessário foi 370 segundos, correspondente a 6 minutos e 9 segundos. Três máquinas levaram aproximadamente 4 minutos e 30 segundos para concluir a ordenação. Com quatro máquinas o tempo de execução nas três distribuições são próximos ou iguais a 3,5 minutos. Em cinco máquinas a execução da ordenação foi realizada em aproximadamente 3 minutos. Os coeficientes de variação encontrados foram pequenos, o que indica pequena variação entre os tempos de execução.

Máquinas	Uniforme		Normal		Pareto	
	Tempo Médio (s)	COV	Tempo Médio (s)	COV	Tempo Médio (s)	COV
2	384	0,0023	370	0,0067	382	0,0053
3	264	0,0030	258	0,0114	382	0,0030
4	213	0,0095	208	0,0012	210	0,0020
5	177	0,0081	173	0,0058	178	0,0003

**Tabela 7:** Tempos médios para ordenação de  $10^8$  dados em de 2 a 5 máquinas

A Figura 10 representa graficamente a variação do tempo à medida que o número de máquinas aumenta. Como se pode observar, essa variação é bem próxima para as três distribuições. Ainda pode-se observar que a diminuição do tempo não é exatamente linear, ou seja, não ocorre na mesma proporção em que o número de



**Figura 10:** Gráfico dos tempos médios para ordenação de conjuntos de  $10^8$  dados em 2 a 5 máquinas

máquinas aumenta.

A fim de avaliar o desempenho do algoritmo em diferentes configurações de máquinas e nas três distribuições foram avaliadas as métricas *speedup* e eficiência. Como foi descrito na Seção 2.1, o *speedup* indica quão mais rápida é a aplicação paralela comparada à aplicação sequencial. Já a eficiência indica a taxa de utilização de cada processador. Ela é excelente quando é 100% indicando que os processadores tem utilização total. Nesse trabalho o algoritmo foi implementado apenas em paralelo, assim, considera-se para fins de comparação a execução em apenas dois computadores como a implementação de referência. As fórmulas foram adaptadas para verificar a melhora de desempenho e eficiência obtidas a partir de duas máquinas:

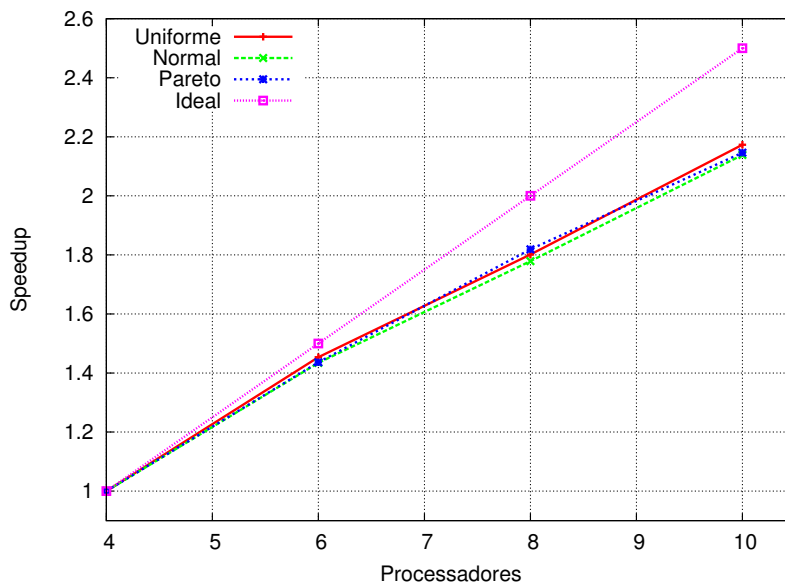
$$S = \frac{T_4}{T_{\text{paralelo}}} \quad \text{e} \quad E = \frac{S_{\text{real}}}{S_{\text{ideal}}}$$

Os tempos descritos na Tabela 7 foram utilizados no cálculo do *speedup* e, consequentemente, da eficiência. Observa-se na Tabela 8 que à medida que aumenta o número de processadores o *speedup* real se afasta do *speedup* ideal. Assim temos em uma máquina o mesmo *speedup* ideal e real, e em 5 máquinas e 10 processadores o *speedup* real é em torno de 85% do *speedup* ideal. A variação do *speedup* já era um comportamento esperado, uma vez que paralelizações em geral introduzem sobrecargas para realizar o balanceamento e a comunicação entre os processos.

Processadores	Speedup Real			Ideal
	Uniforme	Normal	Pareto	
4	1	1	1	1
6	1,4534	1,4341	1,4361	1,5
8	1,8010	1,7788	1,8190	2
10	2,1732	2,1387	2,1461	2,5

**Tabela 8:** Resultados do *speedup* para execuções de 4 a 10 processadores

A Figura 11 apresenta o crescimento do *speedup* real à medida que o número de processadores aumenta e o *speedup* ideal para comparação. Como se pode ver, inicialmente ambos os valores de *speedup* são iguais mas, com o aumento no número de processadores, a curva representando o valor do *speedup* real se afasta da curva do *speedup* ideal, fato que ocorre nas três distribuições.



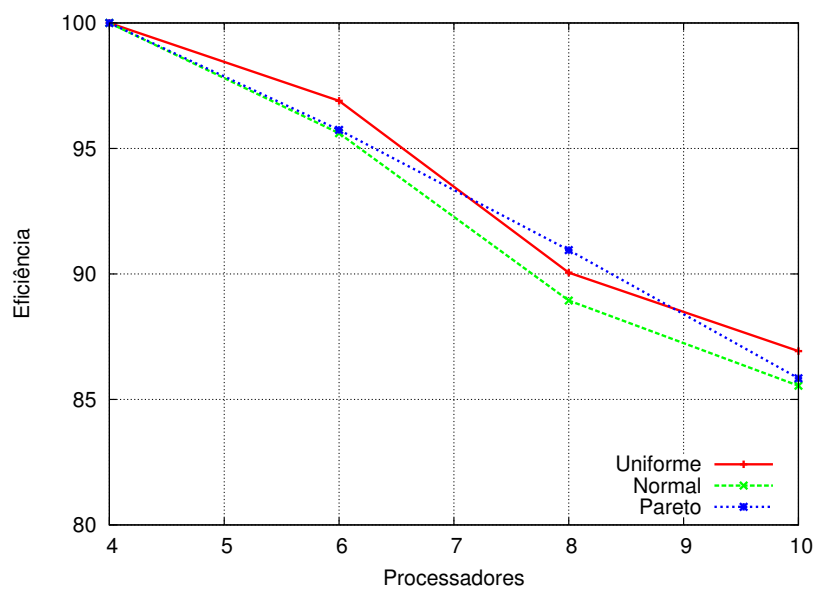
**Figura 11:** Gráfico dos resultados do *speedup* para ordenação de conjuntos de  $10^8$  dados de 4 a 10 processadores

A Tabela 9 apresenta os valores de eficiência calculados para as diferentes quantidades de processadores utilizados na ordenação. Observa-se que, conforme aumenta a quantidade de processadores, o valor da eficiência decresce, mostrando que, com maior número de processadores, a taxa de utilização é menor. Contudo, o percentual de eficiência é sempre próximo do máximo, o que indica uma boa escalabilidade do algoritmo. Além disso, observa-se que a eficiência não sofre influência significativa da distribuição do conjunto de dados.

Processadores	Eficiência(%)		
	Uniforme	Normal	Pareto
4	100	100	100
6	96,90	95,61	95,74
8	90,05	88,94	90,95
10	86,93	85,55	85,84

**Tabela 9:** Resultados da eficiência para execuções de 4 a 10 processadores

A Figura 12 representa graficamente a eficiência em diferentes números de processadores. Nela observa-se que, à medida que o número de processadores aumenta, o percentual da eficiência diminui. Percebe-se ainda que a distribuição normal apresenta menores valores em todas as configurações de processadores.



**Figura 12:** Gráfico dos resultados da eficiência para ordenação de conjuntos de  $10^8$  dados de 4 a 10 processadores

## 6 Conclusão

Esse Capítulo apresenta as conclusões dos testes preliminares, realizados na primeira etapa do projeto, bem como as perspectivas para a segunda fase do projeto, com a implementação do *Quicksort* em ambiente Hadoop e a comparação dos resultados.

### 6.1 Conclusões

Com base nos experimentos realizados pôde-se avaliar o comportamento do algoritmo Ordenação por Amostragem ao ordenar conjuntos de dados com diferentes distribuições de chaves. Essa avaliação ocorreu em três situações: diferentes conjuntos de mesmo tamanho de dados, conjuntos de dados com tamanhos de  $10^6$  a  $10^{10}$  e em quantidades de máquinas variando de 2 a 5.

Os resultados mostraram que, em geral, as distribuições das cargas de trabalho - normal, uniforme e pareto - pouco influenciaram os resultados apresentados, indicando que foram formadas partições balanceadas, independente dos dados de entrada. Esse balanceamento é essencial para o bom desempenho do algoritmo Ordenação por Amostragem.

Observou-se uma boa escalabilidade do algoritmo em relação ao número de dados, pois seu desempenho, medido em tempo, melhorou à medida que a quantidade de dados aumentou. Isso pode ser explicado por uma melhor distribuição da carga de trabalho entre os processadores participantes, que diminui o *overhead* do algoritmo. Além disso, os resultados também demonstraram a escalabilidade do algoritmo com o aumento no número de processadores. Com a alteração de duas para cinco máquinas, as métricas de desempenho avaliadas - *speedup* e eficiência - foram menores que o ideal, mas ainda representaram melhora significativa no desempenho do algoritmo.

## 6.2 Propostas de Continuidade

Como proposta de continuidade do projeto está a implementação e teste do algoritmo *Quicksort*. Em seguida, serão comparados os desempenhos dos algoritmos nos cenários propostos, variando os conjuntos de dados, a quantidade de dados e a quantidade de máquinas utilizadas na ordenação. Nos diferentes cenários, serão feitas ordenações utilizando conjuntos com diferentes distribuições de chaves, para simular situações reais em que os dados nem sempre seguem uma distribuição uniforme.

Os resultados finais poderão auxiliar na escolha do melhor algoritmo para uma determinada situação, de acordo com o que se conhece dos dados a serem ordenados.



## Referências Bibliográficas

- [Akl 1990]AKL, S. G. *Parallel Sorting Algorithms*. Orlando, FL, USA: Academic Press, Inc., 1990. ISBN 0120476800.
- [Almasi e Gottlieb 1994]ALMASI, G. S.; GOTTLIEB, A. *Highly parallel computing (2. ed.)*. Redwood City, CA, USA: Addison-Wesley, 1994. I-XXVI, 1-689 p.
- [Amato et al. 1998]AMATO, N. M. et al. *A Comparison of Parallel Sorting Algorithms on Different Architectures*. College Station, TX, USA, 1998.
- [Asanovic et al. 2009]ASANOVIC, K. et al. A view of the parallel computing landscape. *Commun. ACM*, ACM, New York, NY, USA, v. 52, n. 10, p. 56–67, out. 2009.
- [Barve et al. 1996]BARVE, R. D.; GROVE, E. F.; VITTER, J. S. Simple randomized mergesort on parallel disks. In: *Proceedings of the eighth annual ACM symposium on Parallel algorithms and architectures*. New York, NY, USA: ACM, 1996. (SPAA '96), p. 109–118. ISBN 0-89791-809-6.
- [Barve e Vitter 2002]BARVE, R. D.; VITTER, J. S. A simple and efficient parallel disk mergesort. *Theory Comput. Syst.*, v. 35, n. 2, p. 189–215, 2002.
- [Batcher 1968]BATCHER, K. E. Sorting networks and their applications. In: *Proceedings of the April 30–May 2, 1968, spring joint computer conference*. New York, NY, USA: ACM, 1968. (AFIPS '68 (Spring)), p. 307–314.
- [Breshears 2009]BRESHEARS, C. P. *The Art of Concurrency - A Thread Monkey's Guide to Writing Parallel Applications*. Sebastopol, CA, USA: O'Reilly, 2009. I-XIII, 1-285 p.
- [Bryant 2011]BRYANT, R. E. Data-Intensive Scalable Computing for Scientific Applications. *Computing in Science and Engineering*, IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, USA, v. 99, n. PrePrints, 2011.

- [Cherkasova 2011]CHERKASOVA, L. Performance modeling in mapreduce environments: challenges and opportunities. In: *Proceedings of the second joint WOSP/SIPEW international conference on Performance engineering*. New York, NY, USA: ACM, 2011. (ICPE '11), p. 5–6.
- [Cormen et al. 2009]CORMEN, T. H. et al. *Introduction to Algorithms*. 3. ed. [S.l.]: MIT Press, 2009.
- [Dean e Ghemawat 2008]DEAN, J.; GHEMAWAT, S. Mapreduce: simplified data processing on large clusters. *Commun. ACM*, ACM, New York, NY, USA, v. 51, n. 1, p. 107–113, jan. 2008.
- [D.E.Knuth 1998]D.E.KNUTH. *The Art of Computer Programming, Volume3: Sorting and Searching*. Boston, MA, USA: Addison-Wesley, 1998.
- [Deminet 1982]DEMINET, J. Experience with multiprocessor algorithms. *IEEE Trans. Comput.*, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, v. 31, n. 4, p. 278–288, abr. 1982. ISSN 0018-9340.
- [Gantz 2008]GANTZ, J. *The Diverse and Exploding Digital Universe: An Updated Forecast of Worldwide Information Growth Through 2011*. Framingham, MA, USA: International Data Corporation, 2008.
- [Gray 1998]GRAY, J. *Sort Benchmark Homepage*. 1998. Website. <http://sortbenchmark.org> Acessado em Abril de 2012.
- [Hadoop 2010]HADOOP. *Welcome to Apache Hadoop!* 2010. Website. <http://hadoop.apache.org> Acessado em Abril de 2012.
- [Huang e Chow 1983]HUANG, J.; CHOW, Y. Parallel sorting and data partitioning by sampling. In: *Proceedings of the IEEE Computer Society's Seventh International Computer Software and Applications Conference*. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 1983. p. 627–631.
- [Kale e Solomonik 2010]KALE, V.; SOLOMONIK, E. Parallel sorting pattern. In: *Proceedings of the 2010 Workshop on Parallel Programming Patterns*. New York, NY, USA: ACM, 2010. (ParaPLoP '10), p. 10:1–10:12.
- [Lauterbach et al.]LAUTERBACH, C. et al. Fast BVH Construction on GPUs. *Computer Graphics Forum*, Blackwell Publishing, v. 28, n. 2, p. 375–384.

- [Leiserson e Mirman 2008]LEISERSON, C. E.; MIRMAN, I. B. *How to Survive the Multicore Software Revolution*. USA, 2008.
- [Lin e Dyer 2010]LIN, J.; DYER, C. *Data-Intensive Text Processing with MapReduce*. University of Maryland, College Park, Maryland: Morgan & Claypool Publishers, 2010. (Synthesis Lectures on Human Language Technologies).
- [Manferdelli et al. 2008]MANFERDELLI, J. L.; GOVINDARAJU, N. K.; CRALL, C. Challenges and opportunities in Many-Core computing. *Proceedings of the IEEE*, Redmond, WA, USA, v. 96, n. 5, p. 808–815, may 2008.
- [Page et al. 1999]PAGE, L. et al. *The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web*. 1999.
- [Parikh. 2008]PARIKH., R. *Accelerating quicksort on the intel pentium 4 processor with hyper-threading technology*. 2008. [softwarecommunity.intel.com/articles/eng/2422.htm/](http://softwarecommunity.intel.com/articles/eng/2422.htm/).
- [Pinhão 2011]PINHÃO, P. de M. *Ordenação Paralela no Ambiente Hadoop*. 2011.
- [Quinn 1988]QUINN, M. J. Parallel sorting algorithms for tightly coupled multiprocessors. *Parallel Computing*, v. 6, n. 3, p. 349–357, 1988.
- [Quinn 1994]QUINN, M. J. *Parallel computing (2nd ed.): theory and practice*. New York, NY, USA: McGraw-Hill, Inc., 1994. ISBN 0-07-051294-9.
- [Ranger et al. 2007]RANGER, C. et al. Evaluating mapreduce for multi-core and multiprocessor systems. In: *Proceedings of the 2007 IEEE 13th International Symposium on High Performance Computer Architecture*. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2007. (HPCA '07), p. 13–24.
- [Rauber e Rünger 2010]RAUBER, T.; RÜNGER, G. *Parallel Programming for Multi-core and Cluster Systems*. Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, 2010.
- [Reif e Valiant 1987]REIF, J. H.; VALIANT, L. G. A logarithmic time sort for linear size networks. *J. ACM*, ACM, New York, NY, USA, v. 34, n. 1, p. 60–76, jan. 1987. ISSN 0004-5411.
- [Sanders e Hansch 1997]SANDERS, P.; HANSCH, T. Efficient massively parallel quicksort. In: *Proceedings of the 4th International Symposium on Solving Irre-*

- gularly Structured Problems in Parallel*. London, UK, UK: Springer-Verlag, 1997. (IRREGULAR '97), p. 13–24.
- [Sanders e Winkel 2004]SANDERS, P.; WINKEL, S. Super scalar sample sort. In: *ESA 2004, 12th Annual European Symposium*. Bergen, Norway: Springer, 2004. v. 3221, p. 784–796.
- [Satish et al. 2009]SATISH, N.; HARRIS, M.; GARLAND, M. Designing efficient sorting algorithms for manycore gpus. In: *Proceedings of the 2009 IEEE International Symposium on Parallel&Distributed Processing*. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2009. p. 1–10.
- [Shi e Schaeffer 1992]SHI, H.; SCHAEFFER, J. Parallel sorting by regular sampling. *J. Parallel Distrib. Comput.*, Academic Press, Inc., Orlando, FL, USA, v. 14, n. 4, p. 361–372, abr. 1992. ISSN 0743-7315.
- [Toth 2008]TOTH, D. M. *Improving the Productivity of Volunteer Computing*. Tese (Doutorado) — Worcester Polytechnic Institute, 2008.
- [Venner 2009]VENNER, J. *Pro Hadoop*. 1st. ed. Berkely, CA, USA: Apress, 2009. ISBN 1430219424, 9781430219422.
- [White 2009]WHITE, T. *Hadoop: The Definitive Guide*. 1. ed. Sebastopol, CA, USA: O'Reilly, 2009.
- [Ziviani 2007]ZIVIANI, N. *Projeto de Algoritmos com Implementações em Java e C++*. São Paulo, Brazil: Thomson Learning, 2007. 641 p.