



**EVALUASI PERFORMA HADOOP DAN SPARK PADA
DIGITALOCEAN MENGGUNAKAN HIBENCH DALAM
KONFIGURASI *PSEUDO DISTRIBUTED***

NASKAH SKRIPSI

**Dimas Wahyu Saputro
NIM 120450081**

**PROGRAM STUDI SAINS DATA
FAKULTAS SAINS
INSTITUT TEKNOLOGI SUMATERA
LAMPUNG SELATAN**

2024



**EVALUASI PERFORMA HADOOP DAN SPARK PADA
DIGITALOCEAN MENGGUNAKAN HIBENCH DALAM
KONFIGURASI *PSEUDO DISTRIBUTED***

NASKAH SKRIPSI
Diajukan sebagai syarat maju sidang tugas akhir

**Dimas Wahyu Saputro
NIM 120450081**

**PROGRAM STUDI SAINS DATA
FAKULTAS SAINS
INSTITUT TEKNOLOGI SUMATERA
LAMPUNG SELATAN**

2024

HALAMAN PENGESAHAN

Naskah Skripsi untuk Sidang Akhir dengan judul "**Evaluasi Performa Hadoop dan Spark pada DigitalOcean menggunakan HiBench dalam Konfigurasi Pseudo Distributed**" adalah benar dibuat oleh saya sendiri dan belum pernah dibuat dan diserahkan sebelumnya, baik sebagian ataupun seluruhnya, baik oleh saya ataupun orang lain, baik di Institut Teknologi Sumatera maupun di institusi pendidikan lainnya.

Lampung Selatan, 26 Mei 2024

Penulis,



Dimas Wahyu Saputro
NIM 120450081

Diperiksa dan disetujui oleh,

Pembimbing I

Pembimbing II

Tirta Setiawan, S.Pd., M.Si.
NIP. 199008222022031003

Riksa Meidy Karim, S.Kom., M.Si., M.Sc.

Disahkan oleh,
Koordinator Program Studi Sains Data
Fakultas Sains
Institut Teknologi Sumatera

Tirta Setiawan, S.Pd., M.Si.
NIP. 199102302020012003

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

**Skripsi ini adalah karya saya sendiri dan semua sumber baik yang dikutip
maupun yang dirujuk telah saya nyatakan benar.**

Nama : Dimas Wahyu Saputro

NIM : 120450081

Tanda tangan :

Tanggal : 26 Mei 2024

HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai civitas akademik Institut Teknologi Sumatera, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Dimas Wahyu Saputro
NIM : 120450081
Program Studi : Sains Data
Fakultas : Sains
Jenis karya : Skripsi

demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-Exclusive Royalty Free Right*) kepada Institut Teknologi Sumatera atas karya ilmiah saya yang berjudul:

Evaluasi Performa Hadoop dan Spark pada DigitalOcean menggunakan Hi-Bench dalam Konfigurasi *Pseudo Distributed*

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Institut Teknologi Sumatera berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Lampung Selatan
Pada tanggal : 26 Mei 2024

Yang menyatakan (Dimas Wahyu Saputro)

ABSTRAK

Evaluasi Performa Hadoop dan Spark pada DigitalOcean menggunakan HiBench dalam Konfigurasi *Pseudo Distributed*

Dimas Wahyu Saputro (120450081)

Pembimbing I: Tirta Setiawan, S.Pd., M.Si.

Pembimbing II: Riksa Meidy Karim, S.Kom., M.Si., M.Sc.

Perkembangan teknologi informasi mendorong peningkatan volume data yang dihasilkan dan disimpan setiap harinya. Hal ini menuntut *platform* komputasi terdistribusi yang efisien dan *scalable* untuk memproses data dalam skala besar. Hadoop dan Spark merupakan dua *platform* populer yang menawarkan solusi untuk *Big Data*. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja Hadoop dan Spark dalam mengolah data besar pada *platform cloud* DigitalOcean dengan fokus pada beban kerja *word count* dan *sort*, yang merupakan dasar bagi banyak aplikasi *data science*. *Word count* digunakan dalam pembuatan *Bag-of-Words* (BoW) untuk pemrosesan teks, sedangkan *sort* penting dalam proses pembobotan TF-IDF. Kedua *platform* diuji menggunakan *benchmark* HiBench dengan variasi ukuran data mulai dari 100 KB hingga 15 GB. Hasil penelitian menunjukkan Spark mampu menyelesaikan tugas *sort* dan *word count* dengan waktu eksekusi yang jauh lebih cepat, khususnya pada data berukuran besar. Pada beban kerja *sort*, Spark unggul mulai dari ukuran data 5 GB. Pada beban kerja *word count*, Spark unggul mulai dari ukuran data 500 MB. Secara keseluruhan, Spark menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam menangani data berukuran besar, sementara Hadoop lebih efisien untuk data berukuran kecil hingga menengah. Spark juga lebih efisien dalam memanfaatkan CPU dan memori, serta meminimalkan operasi *disk I/O*. Hal ini menjadikan Spark *platform* yang lebih *scalable* dan efisien untuk pemrosesan data besar dibandingkan Hadoop, terutama untuk tugas *word count* dan *sort* yang menjadi fondasi bagi banyak aplikasi *data science*. Temuan ini diharapkan dapat memberikan panduan bagi para praktisi dalam memilih *platform* yang tepat untuk kebutuhan pemrosesan data.

Kata kunci: *Big data*, Hadoop, HiBench, Komputasi awan, Pemrosesan terdistribusi paralel, *Pseudo distributed*, Spark

ABSTRACT

Performance Evaluation of Hadoop and Spark on DigitalOcean using HiBench in a Pseudo-Distributed Configuration

Dimas Wahyu Saputro (120450081)

Advisor I : Tirta Setiawan, S.Pd., M.Si.

Advisor II: Riksa Meidy Karim, S.Kom., M.Si., M.Sc.

The rapid advancement of information technology has led to an exponential increase in the volume of data generated and stored daily. This surge demands efficient and scalable distributed computing platforms to process large-scale data effectively. Hadoop and Spark are two widely adopted platforms that offer solutions for Big Data processing. This study aims to compare the performance of Hadoop and Spark in processing large datasets on the DigitalOcean cloud platform, focusing on the word count and sort workloads, which are foundational for numerous data science applications. Word count is utilized in constructing Bag-of-Words (BoW) for text processing, while sort plays a crucial role in TF-IDF weighting. Both platforms were tested using the HiBench benchmark with varying data sizes ranging from 100 KB to 15 GB. The findings reveal that Spark significantly outperforms Hadoop in terms of execution time, particularly for large datasets. While Hadoop demonstrates efficiency with smaller to medium-sized datasets, Spark excels in handling larger data volumes. In the sort workload, Spark consistently outperforms Hadoop starting from 5 GB of data. Similarly, in the word count workload, Spark's superiority is evident with data sizes exceeding 500 MB. Furthermore, Spark proved to be more efficient in utilizing CPU and memory resources, while minimizing disk I/O operations. These findings establish Spark as a more scalable and efficient platform for large-scale data processing compared to Hadoop, particularly for word count and sort tasks, which form the bedrock of many data science applications. This study provides valuable insights to guide practitioners in selecting the most suitable platform for their data processing requirements.

Keywords : *Big Data, Cloud Computing, Hadoop, HiBench, Parallel and Distributed Processing, Pseudo distributed, Spark.*

MOTTO

Urip iku Urup.

HALAMAN PERSEMBAHAN

Untuk diriku, Ibu, dan Bapak.

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis ucapkan ke hadirat Allah SWT atas berkah dan rahmat-Nya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik. Skripsi ini merupakan karya yang wajib dibuat oleh mahasiswa untuk menyelesaikan pendidikan sarjana di Institut Teknologi Sumatera. Penyusunan skripsi ini banyak mendapat bantuan dan dukungan dari berbagai pihak sehingga dalam kesempatan ini, dengan penuh ke rendahan hati, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Keluarga, Ibu Siti Ervingati dan bapak Kustriyanto, yang selalu memberikan doa, semangat, dukungan, dan motivasi sehingga penulis dapat mencapai tahap ini. Tak lupa pula untuk Dika, Habib, dan Syifa.
2. Bapak Tirta Setiawan, S.Pd., M.Si., selaku Koordinator Program Studi Sains Data Fakultas Sains Institut Teknologi Sumatera dan Dosen Pembimbing Utama.
3. Bapak Riksa Meidy Karim, S.Kom., M.Si., M.Sc., dan Ibu Amalya Citra S.Kom., M.Si., M.Sc., selaku dosen pembimbing pendamping yang telah memberikan arahan, ilmu, motivasi, serta saran kepada penulis.
4. Seluruh dosen dan tenaga kependidikan Sains Data Institut Teknologi Sumatera yang telah memberikan banyak bantuan dan ilmu selama penulis berkuliahan.
5. Abil, Imam, Sakul, dan sahabat-sahabat yang tidak dapat disebutkan satu persatu. Terima kasih atas semangat, bantuan dan motivasinya. Semoga kalian selalu dikuatkan.
6. Alfianri Manihuruk, teman-teman seerbimbingan, serta angkatan 2020 Sains Data Institut Teknologi Sumatera.

Penulis menyadari bahwa masih terdapat banyak kekurangan pada penulisan skripsi ini. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari pembaca demi perbaikan laporan ini. Semoga karya ini dapat bermanfaat bagi para pembaca pada umumnya dan juga bagi penulis pada khususnya.

Lampung Selatan, 26 Mei 2024

Dimas Wahyu Saputro

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS	iii
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI	iv
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vi
MOTTO	vii
HALAMAN PERSEMBAHAN	viii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	x
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xv
I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Batasan Masalah	3
II LANDASAN TEORI	4
2.1 Tinjauan Pustaka	4
2.2 Konsep <i>Big Data</i>	5
2.3 Statistika Deskriptif	5
2.4 Ekstraksi Fitur Teks (<i>Text Feature Extraction</i>)	6
2.4.1 <i>Bag of Words</i> (BoW)	7
2.4.2 <i>Term Frequency-Inverse Document Frequency</i> (TF-IDF)	7
2.4.3 Penggunaan <i>Word Count</i> dan <i>Sort</i> pada BoW dan TF-IDF	8
2.5 Komputasi Awan (<i>Cloud Computing</i>)	9
2.6 <i>Shell Script</i>	9
2.7 <i>CPU Bound</i> dan <i>I/O Bound</i>	10
2.8 MapReduce	11
2.8.1 Apache Hadoop	12
2.8.2 Mode Kerja Hadoop	12

2.8.3	Hadoop Distributed File System (HDFS)	13
2.8.4	Hadoop YARN	14
2.9	Apache Spark	15
2.9.1	Arsitektur Spark	15
2.9.2	Integrasi Hadoop dan Spark	16
2.9.3	Keterbatasan <i>Data Sharing</i> pada MapReduce	17
2.9.4	Solusi <i>Data Sharing</i> dengan Spark RDD	17
2.10	HiBench	18
2.10.1	Beban Kerja <i>Micro Benchmark</i> dan Sumber Data	19
2.10.2	<i>Data Generation</i> pada <i>Word Count</i> dan <i>Sort</i>	21
2.10.3	Beban Kerja <i>Word Count</i>	22
2.10.4	Beban Kerja <i>Sort</i>	23
2.11	Data Keluaran HiBench dan Dool	24
2.11.1	HiBench <i>Report</i>	24
2.11.2	Dool: <i>System Monitoring</i>	25
III	METODOLOGI PENELITIAN	27
3.1	Alur Penelitian	27
3.2	Identifikasi Masalah dan Studi Literatur	28
3.3	Membangun <i>Virtual Machine</i> di DigitalOcean	28
3.4	Pemasangan dan Konfigurasi Perangkat Lunak	29
3.4.1	Instalasi Perangkat Lunak Prasyarat	31
3.4.2	Instalasi dan Konfigurasi Hadoop	31
3.4.3	Instalasi dan Konfigurasi Spark	32
3.4.4	Instalasi dan Konfigurasi HiBench	33
3.5	Eksperimen	33
3.6	Analisis dan Evaluasi Hasil Eksperimen	37
IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	39
4.1	Pembangunan <i>Virtual Machine</i> (VM) di DigitalOcean	39
4.2	Pemasangan dan Konfigurasi Perangkat Lunak	39
4.3	Eksperimen	42
4.4	Data Keluaran yang Dihasilkan	42
4.5	Analisis dan Evaluasi Hasil Eksperimen: Kinerja	45
4.5.1	Persebaran Waktu Eksekusi pada Hadoop dan Spark	45
4.5.2	Persebaran <i>Throughput</i> pada Hadoop dan Spark	48
4.6	Analisis dan Evaluasi Hasil Eksperimen: Penggunaan Sumber Daya	52
4.6.1	Penggunaan CPU	52
4.6.2	Utilisasi Sistem	57

4.7	Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya [1]	61
V	PENUTUP	62
5.1	Kesimpulan	62
5.2	Saran	62
	DAFTAR PUSTAKA	63
	LAMPIRAN	68
A	Pembuatan <i>Virtual Machine</i> (VM) pada DigitalOcean	69
B	Instalasi dan Konfigurasi Perangkat Lunak Prasyarat	72
C	Instalasi dan Konfigurasi Hadoop	75
D	Instalasi dan Konfigurasi Spark	80
E	Instalasi dan Konfigurasi HiBench	81
F	Skrip Otomatisasi Eksperimen	84

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Contoh Shell Script yang Digunakan pada Penelitian	10
Gambar 2.2	<i>CPU-I/O Bound</i> [28]	11
Gambar 2.3	Cara Kerja MapReduce	12
Gambar 2.4	Arsitektur Hadoop	12
Gambar 2.5	Mode Kerja Hadoop [38]	13
Gambar 2.6	Arsitektur HDFS [40]	14
Gambar 2.7	Arsitektur YARN [42]	15
Gambar 2.8	Komponen Spark	15
Gambar 2.9	Arsitektur Spark	16
Gambar 2.10	Integrasi Spark dan Hadoop	17
Gambar 2.11	<i>Data Sharing</i> pada MapReduce [45]	18
Gambar 2.12	<i>Data Sharing</i> pada RDD [45]	18
Gambar 2.13	Proses yang Terjadi di HiBench [18]	19
Gambar 2.14	Potongan Data pada <i>Random Text Writer</i>	22
Gambar 2.15	Contoh Input dan Output <i>Word Count</i>	22
Gambar 2.16	Implementasi MapReduce pada Word Count [47]	23
Gambar 2.17	Contoh Input dan Output <i>Sort</i>	24
Gambar 2.18	Ilustrasi <i>Throughput</i> [48]	25
Gambar 2.19	Data Keluaran HiBench dan Dool	26
Gambar 3.1	Diagram Alir Penelitian	27
Gambar 3.2	Alur Instalasi Perangkat Lunak	30
Gambar 3.3	Alur Instalasi Perangkat Lunak Prasyarat	31
Gambar 3.4	Alur Instalasi dan Konfigurasi Hadoop	32
Gambar 3.5	Alur Instalasi dan Konfigurasi Spark	33
Gambar 3.6	Alur Instalasi dan Konfigurasi HiBench	33
Gambar 3.7	Total Percobaan	34
Gambar 3.8	<i>End-to-end</i> Penelitian	35
Gambar 3.9	Contoh Percobaan	36
Gambar 4.1	Tampilan Dasbor VM DigitalOcean	39
Gambar 4.2	Pengecekan Versi Hadoop	40
Gambar 4.3	Pengecekan Versi Spark	40
Gambar 4.4	Pengecekan <i>Service</i> yang Berjalan (Normal)	40
Gambar 4.5	Pengecekan <i>Service</i> yang Berjalan (Hadoop)	41
Gambar 4.6	Pengecekan <i>Service</i> yang Berjalan (Spark)	41

Gambar 4.7	Data HiBench <i>Report</i>	43
Gambar 4.8	Berkas Dool	43
Gambar 4.9	Contoh Data Dool	44
Gambar 4.10	Persebaran Waktu Eksekusi <i>Sort</i> (Hadoop, Spark)	45
Gambar 4.11	Persebaran Waktu Eksekusi <i>Word Count</i> (Hadoop, Spark)	47
Gambar 4.12	<i>Throughput Sort</i> (Hadoop, Spark)	49
Gambar 4.13	<i>Throughput Word Count</i> (Hadoop, Spark)	51
Gambar 4.14	Penggunaan CPU (<i>Sort</i>)	54
Gambar 4.15	Penggunaan CPU (<i>Word Count</i>)	55
Gambar 4.16	Utilisasi Sistem (<i>Sort</i>) pada Input Data 100 KB	58
Gambar 4.17	Utilisasi Sistem (<i>Sort</i>) pada Input Data 15 GB	58
Gambar 4.18	Utilisasi Sistem (<i>Word Count</i>) pada Input Data 100 KB	59
Gambar 4.19	Utilisasi Sistem (<i>Word Count</i>) pada Input Data 15 GB	60

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Penelitian Terdahulu	4
Tabel 2.2	Lanjutan Penelitian Terdahulu	5
Tabel 2.3	Beban Kerja pada HiBench [18]	20
Tabel 3.1	Konfigurasi Perangkat Keras	29
Tabel 3.2	Perangkat Lunak yang Dibutuhkan	29
Tabel 3.3	Variasi Input Data	36
Tabel 4.1	Konfigurasi HiBench	42
Tabel 4.2	Konfigurasi Spark	42
Tabel 4.3	Statistika Deskriptif Lama Waktu Eksekusi (<i>Sort</i>)	46
Tabel 4.4	Statistika Deskriptif Lama Waktu Eksekusi (<i>Word Count</i>)	48
Tabel 4.5	Statistika Deskriptif <i>Throughput</i> (<i>Sort</i>)	50
Tabel 4.6	Statistika Deskriptif <i>Throughput</i> (<i>Word Count</i>)	52
Tabel 4.7	Perbandingan <i>State</i> (<i>Sort</i>)	56
Tabel 4.8	Perbandingan <i>State</i> (<i>Word Count</i>)	57
Tabel 4.9	Rasio Peningkatan Performa Spark-Hadoop [1]	61
Tabel 4.10	Rasio Peningkatan Performa Spark-Hadoop	61

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perusahaan dan organisasi menghasilkan dan menyimpan data dalam skala besar setiap hari dengan tingkat pertumbuhannya yang dinamis [1]. Pertumbuhan jumlah data diperkirakan akan meningkat hingga 5x lipat pada tahun 2025 dengan *Global Datasphere* diproyeksikan tumbuh dari 33 *Zettabytes* (ZB) pada tahun 2018 menjadi 175 ZB pada tahun 2025 [2]. Jumlah data tersebut membutuhkan pengolahan dengan kecepatan tinggi sehingga dapat dimanfaatkan untuk keperluan bisnis dan pengambilan keputusan [3]. Sebagai contoh, analisis data transaksi nasabah pada perbankan dapat digunakan untuk mendeteksi kecurangan dan meningkatkan keamanan [4], data pasien pada bidang kesehatan dapat memantau wabah penyakit dan menemukan pola pengobatan yang optimal [5], dan data interaksi pengguna pada *e-commerce* diolah untuk memberikan rekomendasi produk personal dan merancang strategi peningkatan penjualan [6].

Data interaksi pengguna pada bidang *e-commerce* dapat dianalisis dengan menerapkan algoritma *sort* dan *word count*, seperti *term frequency-inverse document frequency* (TF-IDF) dan *bag-of-words* (BoW) dimana akan menganalisis kata kunci yang sering muncul dalam deskripsi produk yang dilihat oleh pengguna, sistem dapat merekomendasikan produk serupa atau bahkan produk yang lebih relevan dengan preferensi pengguna tersebut [7].

Semakin besar data yang bisa ditangani, semakin banyak peluang analisis dan nilai yang bisa dihasilkan. Namun, semakin besar volume data yang harus diolah, semakin kompleks pula tantangan yang dihadapi dalam mengelolanya secara efisien dan efektif [8]. Tantangan utama dalam mengelola volume data yang besar adalah memastikan ketersediaan sumber daya komputasi yang memadai. Pendekatan konvensional pemrosesan data besar seperti menambah kapasitas penyimpanan pada perangkat komputasi yang sama dan penggunaan sistem basis data *not only SQL* (NoSQL) memungkinkan pengolahan data menjadi *scalable* dan fleksibel. Namun, ketika skala dan kompleksitas data semakin meningkat, komputasi terdistribusi menjadi pilihan yang lebih tepat karena memiliki sifat *fault-tolerant*, yaitu kemampuan agar tetap beroperasi normal walaupun mengalami kegagalan sebagian dari sistemnya tersebut [9].

Pengolahan data besar yang melibatkan penerapan algoritma seperti *sort* dan *word count* apabila dijalankan secara serial akan memakan waktu pemrosesan yang

lama, terutama dengan volume data yang besar. Oleh karena itu, solusi komputasi terdistribusi diperlukan untuk meningkatkan efisiensi dan kecepatan pemrosesan data. Dua teknologi yang umum digunakan dalam komputasi terdistribusi adalah Hadoop dan Spark [10]. Hadoop dan Spark adalah *platform* komputasi *big data* yang populer dan banyak digunakan di seluruh dunia. Pada tahun 2027, Hadoop diprediksi akan memiliki peningkatan *market size* sebesar USD 341.4 miliar, dari USD 35.3 miliar pada tahun 2024 [11].

Hadoop dan Spark menawarkan berbagai kemampuan untuk mengelola, menyimpan, dan menganalisis data dalam skala besar. Hadoop dan Spark sama-sama memanfaatkan teknik MapReduce untuk memproses data secara terdistribusi [12]. MapReduce merupakan pendekatan yang efektif dalam komputasi terdistribusi karena memungkinkan pemrosesan data yang besar dan kompleks dengan membagi tugas menjadi dua tahap utama, yaitu *map* dan *reduce*. Meskipun sama-sama menggunakan teknik MapReduce, Hadoop dan Spark memiliki skema implementasi yang berbeda. Hadoop menggunakan *Hadoop Distributed File System* (HDFS) sebagai sistem penyimpanan data [13], sementara Spark menggunakan *Resilient Distributed Datasets* (RDDs) yang bersifat *in-memory*. HDFS merupakan sistem penyimpanan berkas terdistribusi yang dirancang untuk menangani data dalam skala besar, sedangkan RDDs memungkinkan penyimpanan data secara sementara di memori, sehingga memungkinkan Spark untuk memproses data lebih cepat [14].

Perbedaan skema tersebut memungkinkan terdapat perbedaan performansi yang dihasilkan dari data yang diproses. Salah satu cara untuk membandingkan performa keduanya adalah menggunakan HiBench. HiBench adalah alat ukur yang dirancang khusus untuk mengukur kinerja sistem *big data*, termasuk Hadoop dan Spark [15]. HiBench memiliki *benchmark* yang dirancang khusus untuk mengukur kinerja suatu algoritma seperti *word count* dan *sort* yang diimplementasikan pada sistem rekomendasi. HiBench juga dapat digunakan pada berbagai *platform cloud*, termasuk DigitalOcean.

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi dan membandingkan kinerja Hadoop dan Spark pada *platform cloud* DigitalOcean menggunakan HiBench. Fokus penelitian ini adalah pada beban kerja *word count* dan *sort*, yang mewakili tugas pemrosesan data yang umum. Dengan menganalisis waktu eksekusi, *throughput*, dan penggunaan sumber daya (CPU, memori, I/O), penelitian ini bertujuan untuk memberikan wawasan tentang kekuatan dan kelemahan relatif dari Hadoop dan Spark dalam pemrosesan data. Temuan penelitian ini akan memberikan panduan bagi para praktisi dan peneliti di bidang *big data* untuk memilih *platform* yang tepat untuk kebutuhan pemrosesan data mereka.

1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana performa Hadoop dan Spark dalam hal waktu eksekusi dan *throughput* saat menjalankan beban kerja *word count* dan *sort* pada *platform cloud* DigitalOcean?
2. Bagaimana pola penggunaan performa sumber daya (CPU, memori, I/O) oleh Hadoop dan Spark saat menjalankan beban kerja *word count* dan *sort* dengan berbagai ukuran data?

1.3 Tujuan

Penelitian ini memiliki tujuan, yaitu:

1. Menganalisis dan membandingkan performa Hadoop dan Spark dalam hal waktu eksekusi dan *throughput* saat menjalankan beban kerja *word count* dan *sort* pada *platform cloud* DigitalOcean.
2. Mengidentifikasi pola performa penggunaan sumber daya (CPU, memori, I/O) oleh Hadoop dan Spark saat menjalankan beban kerja *word count* dan *sort* dengan berbagai ukuran data.

1.4 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki beberapa batasan yang perlu diperhatikan sebagai berikut:

1. Performa pada penelitian ini berdasarkan pada waktu eksekusi, *throughput*, dan penggunaan sumber daya (CPU, memori, I/O).
2. Penelitian ini akan fokus pada perbandingan kinerja antara Hadoop dan Spark dalam mode *pseudo-distributed* dengan input data berupa teks.
3. Pengukuran performa akan menggunakan HiBench (tolok ukur utama) dan Dool *Monitoring System* (tolok ukur pembantu)
4. Implementasi Hadoop dan Spark akan menggunakan salah satu penyedia layanan awan, yaitu *DigitalOcean*.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian ini menggunakan beberapa teori dasar supaya memperjelas proses penelitian dan memberikan pemahaman lebih lanjut. Peneltian terdahulu mengenai evaluasi performa Hadoop dan Spark dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

Tahun	Judul	Penulis	Metode	Deskripsi Penelitian
2020	<i>A comprehensive performance analysis of Apache Hadoop and Apache Spark for large scale data sets using HiBench [16]</i>	N. Ahmed, Andre L. C. Barczak, Teo Susnjak, Mohammed A. Rashid	Penelitian ini menyelidiki parameter-parameter yang paling berdampak, yaitu <i>input splits</i> , dan <i>shuffle</i> , untuk membandingkan kinerja antara Hadoop dan Spark, dengan menggunakan klaster yang diimplementasikan di laboratorium. Guna mengevaluasi kinerja, dua beban kerja dipilih, yakni <i>WordCount</i> dan <i>TeraSort</i> . Metrik kinerja diukur berdasarkan tiga kriteria: waktu eksekusi, <i>throughput</i> , dan <i>speedup</i> .	Kinerja kedua sistem sangat bergantung pada ukuran data masukan dan pemilihan parameter yang tepat. Analisis hasil menunjukkan bahwa Spark memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan Hadoop ketika set data kecil, mencapai peningkatan kecepatan hingga dua kali lipat dalam beban kerja <i>WordCount</i> dan hingga 14 kali lipat dalam beban kerja <i>TeraSort</i> ketika nilai parameter <i>default</i> dikonfigurasi ulang. Hadoop memerlukan waktu yang lebih sedikit dibandingkan dengan Spark. Hal tersebut karena nilai <i>throughput</i> dan <i>throughput/node</i> Hadoop lebih tinggi daripada Apache Spark.
2020	Perbandingan Kinerja Komputasi Hadoop dan Spark untuk Memprediksi Cuaca (Studi Kasus: <i>Storm Event Database</i> [10])	Rendiyono Wahyu Saputro, Aminuddin, Yuda Munarko	Mengimplementasikan gugus komputer untuk memproses dataset dengan berbagai ukuran dan dalam jumlah komputer yang berbeda.	
2018	<i>Performance comparison between Hadoop and Spark frameworks using HiBench benchmarks [11]</i>	Yassir Samadi, Mostapha Zbak, Claude Tadonki	Perbandingan kinerja diimplementasikan pada mesin virtual (VM). Untuk membandingkannya, digunakan HiBench. Perbandingan dilakukan berdasarkan tiga kriteria: waktu eksekusi, <i>throughput</i> , dan <i>speedup</i> . Beban kerja <i>WordCount</i> diuji dengan ukuran data yang berbeda.	Spark lebih efisien dibandingkan Hadoop dalam menangani jumlah data yang besar. Namun, Spark memerlukan alokasi memori yang lebih tinggi, karena memuat data yang akan diproses ke dalam memori dan menyimpannya dalam cache untuk sementara.

Tabel 2.2 Lanjutan Penelitian Terdahulu

Tahun	Judul	Penulis	Metode	Deskripsi Penelitian
2015	<i>Comparing Apache Spark and Map Reduce with Performance Analysis using K-Means [17]</i>	Satish Gopalani, Rohan Arora	Hadoop dan Spark dibandingkan menggunakan algoritma pembelajaran mesin (K-Means). Ukuran data yang digunakan adalah sebesar 64MB, 1240MB dengan satu node, dan 1240MB dengan dua node.	Hasil-hasil penelitian dengan jelas menunjukkan bahwa kinerja Spark jauh lebih tinggi dari segi waktu, di mana setiap ukuran dataset mengakibatkan penurunan waktu pemrosesan hingga tiga kali lipat dibandingkan dengan Hadoop.

2.2 Konsep *Big Data*

Big Data biasanya sering didefinisikan bersama dengan kompleksitas suatu data [18]. Berbeda dengan tradisional data, *Big Data* merujuk pada pertumbuhan data dalam berbagai format, baik dari struktur, semi-terstruktur, dan tidak terstruktur [19]. *Big Data* memiliki banyak jenis sehingga membutuhkan teknologi yang lebih bertenaga serta algoritma yang lebih canggih. Pendekatan teknologi yang sering digunakan oleh *Business Intelligence* biasanya tidak dapat lagi efisien jika digunakan. *Big Data* biasanya didefinisikan menjadi tiga karakteristik (3V), yaitu *Volume*, *Velocity*, dan *Variety* [20]. *Volume* berkaitan dengan jumlah data yang terbentuk atau dibuat secara terus menerus oleh beragam perangkat, seperti telepon genggam dan aplikasi (sosial media, sensor, IoT). Jumlah data diharapkan tumbuh 5x lipat pada tahun 2020 [20]. Selanjutnya, *Velocity* memberikan makna bahwa data bertumbuh secara cepat dan harus diproses secara cepat juga untuk memberikan informasi yang berguna [21]. YouTube adalah ilustrasi yang tepat untuk menggambarkan bagaimana pertumbuhan data begitu cepat. Terakhir, *Variety* berkaitan dengan variasi sumber dan format data.

Penerapan dari *big data* tidak hanya terbatas pada pengumpulan dan penyimpanan data, tetapi juga meliputi analisis dan pengolahan data tersebut untuk menghasilkan wawasan yang berguna. Beberapa sektor yang telah menerapkan *big data* secara luas meliputi kesehatan, keuangan, ritel, dan pemerintahan [19]. Dalam sektor kesehatan, *big data* digunakan untuk menganalisis informasi pasien secara massal guna meningkatkan kualitas perawatan dan menemukan pola-pola penyakit. Se-mentara itu, di sektor keuangan, *big data* membantu dalam analisis risiko, deteksi penipuan, dan personalisasi layanan untuk pelanggan.

2.3 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif merupakan cabang statistika yang fokus pada pengorganisasian, penyajian, dan pengikhtisaran data [22]. Informasi yang diperoleh dari statistika

deskriptif berguna untuk mendapatkan gambaran umum mengenai data dan untuk memahaminya secara lebih mendalam. Beberapa ukuran statistika deskriptif yang umum digunakan antara lain,

1. Maksimum (Max)

Maksimum (Max) merupakan nilai tertinggi dalam suatu kumpulan data.

$$\text{Max} = \text{Nilai tertinggi dalam data} \quad (2.1)$$

2. Minimum (Min)

Minimum (Min) merupakan nilai terendah dalam suatu kumpulan data.

$$\text{Min} = \text{Nilai terendah dalam data} \quad (2.2)$$

3. Rata-rata (Mean)

Rata-rata (Mean) merupakan nilai tengah dari suatu kumpulan data. Didefinisikan sebagai jumlah semua nilai data dibagi dengan jumlah total data.

$$\text{Mean} = \bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2.3)$$

Keterangan:

- \bar{x} adalah mean
- x_i adalah nilai data ke-i
- n adalah jumlah total data

4. Standar Deviasi (Std)

Standar deviasi (Std) merupakan ukuran penyebaran data terhadap mean. Semakin besar standar deviasi, semakin tersebar data dari mean.

$$\text{Std} = s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}} \quad (2.4)$$

Keterangan:

- s adalah standar deviasi
- x_i adalah nilai data ke-i
- \bar{x} adalah mean
- n adalah jumlah total data

2.4 Ekstraksi Fitur Teks (*Text Feature Extraction*)

Ekstraksi Fitur Teks adalah salah satu proses pada pembelajaran mesin (*machine learning*) dan data analisis yang melibatkan identifikasi dan ekstraksi fitur yang relevan dari data mentah [23]. Fitur-fitur tersebut nantinya akan digunakan untuk

membuat data yang lebih informatif, sehingga dapat digunakan untuk klasifikasi, prediksi, dan klasterisasi. Ekstraksi fitur bertujuan untuk mengurangi kompleksitas data (atau yang sering disebut juga *Data Dimensionality*) namun tetap menyimpan sebanyak mungkin informasi yang paling relevan. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan performa dan efisiensi algoritma pada pembelajaran mesin dan mempermudah dalam proses analisis. Ekstraksi fitur dapat melibatkan membuat fitur baru (*Feature Engineering*) atau memanipulasi data yang menghasilkan fitur yang berguna. Ekstraksi fitur juga memainkan peran penting dalam banyak penerapan di dunia nyata, misalnya untuk pemrosesan teks dan *Natural Language Processing* (NLP). Dalam skenario ini, data mentah mungkin mengandung banyak fitur yang tidak relevan atau berlebihan. Hal ini menyulitkan algoritma untuk memproses data secara akurat. Dengan melakukan ekstraksi fitur, fitur yang relevan dipisahkan dari fitur yang tidak relevan [24]. Dengan lebih sedikit fitur yang harus diproses, kumpulan data menjadi lebih sederhana dan akurasi serta efisiensi analisis meningkat.

2.4.1 *Bag of Words (BoW)*

BoW adalah teknik sederhana yang mengabaikan urutan dan struktur gramatikal kalimat, dan hanya berfokus pada frekuensi kemunculan kata dalam dokumen. Prosesnya melibatkan langkah-langkah berikut:

1. **Tokenisasi:** Teks dipecah menjadi kata-kata individual (token).
2. **Pembuatan Kosakata:** Daftar unik dari semua token yang ada dalam seluruh kumpulan dokumen dibuat. Ini disebut "kosakata".
3. **Penghitungan Kata (Word Count):** Untuk setiap dokumen, frekuensi kemunculan setiap kata dalam kosakata dihitung.
4. **Representasi Vektor:** Setiap dokumen diwakili sebagai vektor, di mana setiap elemen vektor mewakili frekuensi kata tertentu dalam kosakata.

BoW mudah diimplementasikan dan efisien, namun kelemahannya adalah kehilangan informasi kontekstual dan semantik. Kata-kata dengan frekuensi tinggi, meskipun kurang informatif, dapat mendominasi representasi vektor.

2.4.2 *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*

TF-IDF mengatasi beberapa kelemahan BoW dengan mempertimbangkan pentingnya kata dalam dokumen dan koleksi dokumen [25]. TF-IDF terdiri dari dua komponen:

1. **Term Frequency (TF):** Mengukur seberapa sering suatu kata muncul dalam dokumen.

2. **Inverse Document Frequency (IDF):** Mengukur seberapa penting suatu kata dalam seluruh koleksi dokumen. Kata-kata yang muncul di banyak dokumen (seperti kata "yang") memiliki IDF rendah, sementara kata-kata yang jarang muncul (dan kemungkinan lebih informatif) memiliki IDF tinggi.

Dengan mengalikan TF dan IDF, kita mendapatkan nilai TF-IDF yang mencerminkan pentingnya kata dalam dokumen dan koleksi dokumen. Rumus umum untuk TF-IDF sebagai berikut,

$$w_{ij} = tf_{ij} \times \log\left(\frac{N}{df_i}\right) \quad (2.5)$$

Keterangan:

- w_{ij} adalah bobot tf-idf untuk kata i dalam dokumen j ;
- tf_{ij} adalah frekuensi kemunculan kata i dalam dokumen j dibagi dengan total jumlah kata dalam dokumen j ;
- N adalah total jumlah dokumen dalam korpus;
- df_i adalah jumlah dokumen dalam korpus yang mengandung kata i .

Sebagai contoh, misalkan kita ingin menghitung bobot TF-IDF untuk kata “British” yang muncul 5 kali dalam sebuah dokumen yang berisi 100 kata. Dengan korpus yang berisi 4 dokumen, dimana 2 dokumen menyebutkan kata “British”, TF-IDF dapat dihitung sebagai berikut:

$$w_{British} = \frac{5}{100} \times \log\left(\frac{4}{2}\right) = 0.015 \quad (2.6)$$

TF-IDF meningkat seiring dengan peningkatan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen, tetapi menurun seiring dengan peningkatan jumlah dokumen lain dalam korpus yang juga mengandung kata tersebut. Variasi dari skema pembobotan TF-IDF sering digunakan oleh mesin pencari sebagai alat utama dalam menilai dan meranking relevansi dokumen terhadap query pengguna.

2.4.3 Penggunaan *Word Count* dan *Sort* pada BoW dan TF-IDF

1. **Word Count:** Digunakan dalam kedua metode (BoW dan TF-IDF) untuk menghitung frekuensi kemunculan kata dalam dokumen.
2. **Sort:** Biasanya tidak digunakan secara langsung dalam proses BoW atau TF-IDF. Namun, pengurutan dapat digunakan untuk:
 - **Memilih fitur:** Memilih fitur dengan nilai TF-IDF tertinggi untuk mengurangi dimensi data dan fokus pada kata-kata yang paling informatif.
 - **Visualisasi:** Mengurutkan kata berdasarkan frekuensi atau nilai TF-IDF dapat membantu dalam visualisasi dan analisis data.

2.5 Komputasi Awan (*Cloud Computing*)

Komputasi awan didefinisikan sebagai sistem informasi yang memungkinkan akses mudah ke sumber daya komputasi atau layanan komputasi sesuai permintaan (*on demand*), misalnya segala sesuatu mulai dari aplikasi (Google Mail, Microsoft One Drive, Siakad Itera) hingga pusat data di seluruh internet dengan sistem bayar sesuai penggunaan. Sistem komputasi awan saat ini menyediakan tiga layanan utama:

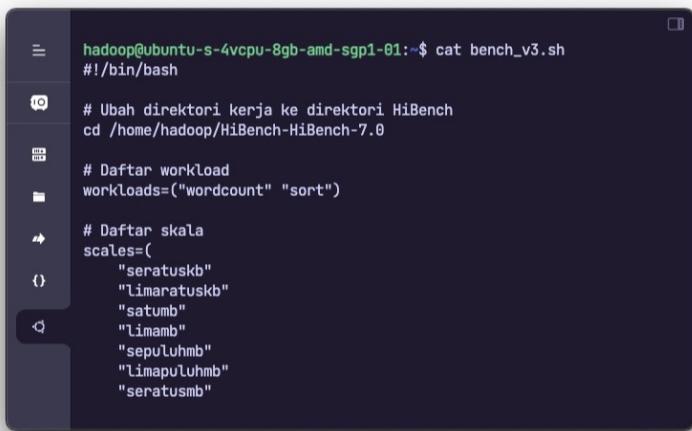
1. *Infrastructure as a service* (IaaS), adalah layanan awan yang menawarkan kepada pengguna untuk mengatur dan mengonfigurasikan sumber daya yang dibutuhkan untuk menjalankan aplikasi dan sistem IT. Jenis IaaS biasanya berbentuk komputasi, penyimpanan, dan sumber daya jaringan yang dibuat sebagai layanan.
2. *Platform as a service* (PaaS), adalah layanan awan yang memungkinkan pengguna untuk mengembangkan, mengelola, dan menjalankan aplikasi di lingkungan yang dikontrol oleh penyedia layanan, tanpa harus khawatir dengan infrastruktur yang mendasarinya.
3. *Software as a service* (SaaS), adalah layanan awan yang mengacu pada aplikasi yang berjalan pada infrastruktur awan yang di-*hosting* oleh vendor atau penyedia layanan dan tersedia untuk pengguna akhir melalui browser web.

Komputasi awan menjadi salah satu aspek terpenting dalam menjalankan komputasi yang kompleks, misalnya untuk menjalankan Hadoop atau Spark. Salah satu komputasi awan yang dapat diandalkan adalah DigitalOcean. DigitalOcean dibentuk pada tahun 2012 untuk memenuhi kebutuhan pengembang untuk mendapatkan akses komputasi awan yang mudah dimengerti dan terjangkau [26]. Salah satu produk DigitalOcean yang sering digunakan adalah Droplet, *easy-to-use* komputer virtual yang siap digunakan dalam hitungan menit. Pengguna dapat memilih lokasi dimana komputer akan dijalankan, bagaimana konfigurasi prosesor serta memori, memilih sistem operasi apa yang akan digunakan, dan banyak hal lainnya.

2.6 *Shell Script*

Shell script merupakan serangkaian perintah yang dieksekusi dalam lingkungan sistem operasi Unix atau Unix-like [27]. *Shell script* memungkinkan pengguna untuk mengotomatiskan tugas-tugas rutin, melakukan pemrosesan file, dan bahkan membangun aplikasi yang kompleks dengan menggunakan perintah-perintah shell. *Shell script* umumnya ditulis menggunakan bahasa pemrograman shell, seperti Bash (Bourne Again Shell), yang merupakan shell standar pada sebagian besar sistem operasi Linux dan MacOS. Sebagai contoh, dalam mengelola pencadangan sistem, seorang administrator dapat membuat *shell script* sederhana yang menjalankan perintah-

perintah untuk menyalin file-file penting ke lokasi penyimpanan cadangan secara berkala. Skrip ini dapat dijadwalkan untuk berjalan secara otomatis menggunakan *cron job*, sehingga proses pencadangan dapat dilakukan tanpa campur tangan manusia secara berkala. Dengan menggunakan variabel dan logika sederhana, administrator dapat dengan mudah menyesuaikan skrip ini untuk memenuhi kebutuhan pencadangan spesifik sistem mereka. Dengan demikian, *shell script* tidak hanya menghemat waktu dan tenaga, tetapi juga meningkatkan kehandalan dan konsistensi dalam administrasi sistem.



```
hadoop@ubuntu-s-4vcpu-8gb-amd-sgp1-01:~$ cat bench_v3.sh
#!/bin/bash

# Ubah direktori kerja ke direktori HiBench
cd /home/hadoop/HiBench-HiBench-7.0

# Daftar workload
workloads=("wordcount" "sort")

# Daftar skala
scales=(
    "seratuskb"
    "limaratuskb"
    "satumb"
    "limamb"
    "sepuluhmb"
    "limapuluhmb"
    "seratusmb"
```

Gambar 2.1 Contoh Shell Script yang Digunakan pada Penelitian

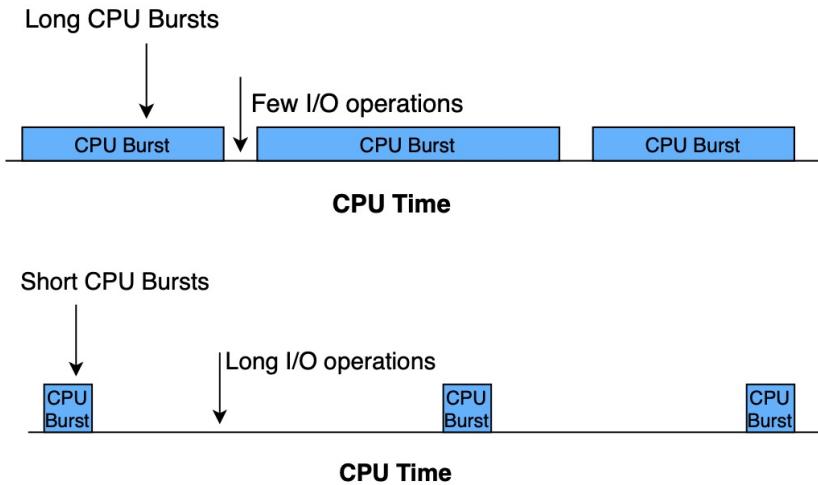
Gambar 2.1 menampilkan sebuah contoh potongan *shell script* yang digunakan dalam penelitian ini. Berikut adalah penjelasan lebih rinci mengenai skrip tersebut,

1. **Baris 1:** Mendefinisikan interpreter Bash untuk menjalankan skrip.
2. **Baris 3-4:** Mengubah direktori kerja ke direktori HiBench.
3. **Baris 6-7:** Mendefinisikan daftar (*list*) *workLoads* berisi macam-macam beban kerja, yaitu *wordcount* dan *sort*.
4. **Baris 9-15:** Mendefinisikan daftar *scales* berisi skala input data.

2.7 CPU Bound dan I/O Bound

Terdapat dua jenis beban kerja pada pemrosesan data berdasarkan karakteristik dan kebutuhan sumber daya yang berbeda, yaitu *CPU-bound* dan *I/O-bound*. Proses *CPU-bound* (Gambar 2.2 atas) sangat bergantung pada kemampuan pemrosesan data oleh *Central Processing Unit* (CPU). Proses ini menghabiskan sebagian besar waktunya dalam menjalankan instruksi CPU dan jarang berinteraksi dengan sistem I/O (Input/Output). Sebaliknya, proses *I/O-bound* (Gambar 2.2 bawah) lebih banyak menghabiskan waktu dalam menunggu operasi I/O, seperti akses disk, jaringan, atau komunikasi peripheral. CPU dalam proses ini mungkin hanya digunakan sesaat untuk memproses data yang baru saja diperoleh dari I/O.

Proses *CPU-bound* memiliki interval waktu yang panjang untuk menjalankan instruksi CPU, dan jarang melakukan operasi I/O, yang dikenal sebagai *CPU bursts* yang panjang dan jarang. Sementara itu, proses *I/O-bound* memiliki interval waktu yang pendek untuk menjalankan instruksi CPU, dan sering melakukan operasi I/O, sehingga memiliki *CPU bursts* yang pendek dan sering.

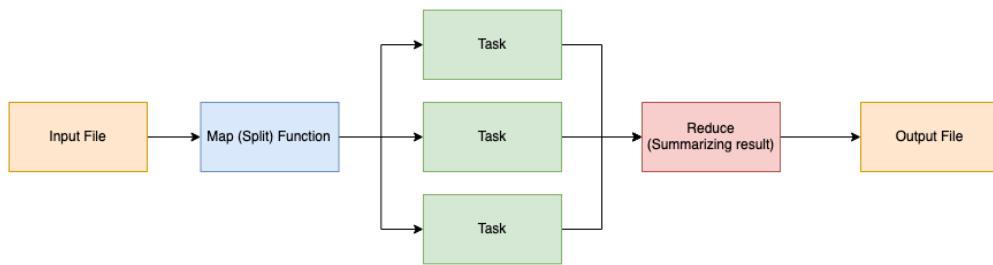


Gambar 2.2 CPU-I/O Bound [28]

2.8 MapReduce

MapReduce adalah model pemrograman dan implementasi teknik pemrosesan data berukuran besar yang pertama kali dipopulerkan oleh Google pada tahun 2004[29]. MapReduce menawarkan pemrosesan data yang dapat diandalkan serta *fault-tolerant manner* (tahan terhadap kesalahan). MapReduce berjalan secara paralel dan beraada pada lingkungan komputasi terdistribusi [30]. Model ini mengadopsi arsitektur tersentraliasi, yaitu satu *node* berperan sebagai *master* dan *node* yang lain berperan sebagai *workers* atau *slave* [31], [32]. *Master node* bertanggung jawab untuk melakukan penjadwalan kerja, dan *slave node* berperan untuk menjalankan eksekusi kerja.

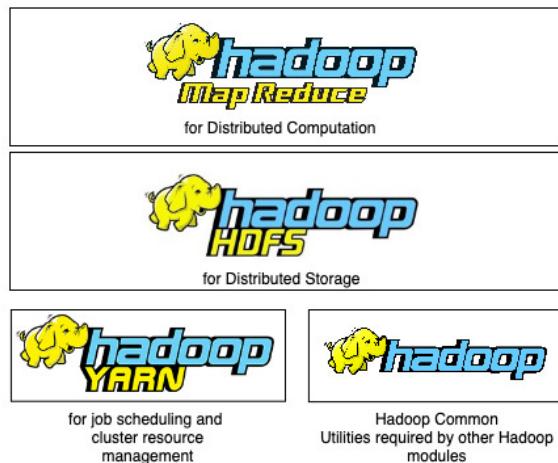
MapReduce terdiri dari fungsi *Map* dan fungsi *Reduce* [33]. Kedua fungsi ini tersebar di seluruh *slave node* yang terhubung dalam klaster dan berjalan secara paralel. Fungsi *Map* berperan untuk membagi masalah besar menjadi masalah yang lebih kecil dan mendistribusikannya ke *slave node*. Hasil pemrosesan dari *slave node* akan dikumpulkan oleh *master node* melalui fungsi *Reduce*. Sesuai dengan Gambar 2.3, hasil dari proses *Reduce* yang akan dikirimkan sebagai hasil akhir proses MapReduce.



Gambar 2.3 Cara Kerja MapReduce

2.8.1 Apache Hadoop

Apache Hadoop adalah perangkat lunak sumber terbuka yang ditulis dengan bahasa pemrograman Java untuk pemrosesan dan penyimpanan data menggunakan komputasi terdistribusi [34]. Hadoop dapat diinstalasi pada satu *node* komputer, atau ratusan *node* komputer yang digabungkan dalam sebuah klaster [35]. Berkaitan dengan pemrosesan data, Hadoop mengimplementasikan model MapReduce untuk pemrosesan data secara paralel dan cepat. Selain itu, Hadoop menyediakan sistem penyimpanan data terdistribusi yang dikenal sebagai Hadoop Distributed File System (HDFS) untuk akses data, pemrosesan, dan komputasi [36]. Arsitektur Hadoop secara umum dapat dilihat pada Gambar 2.4.

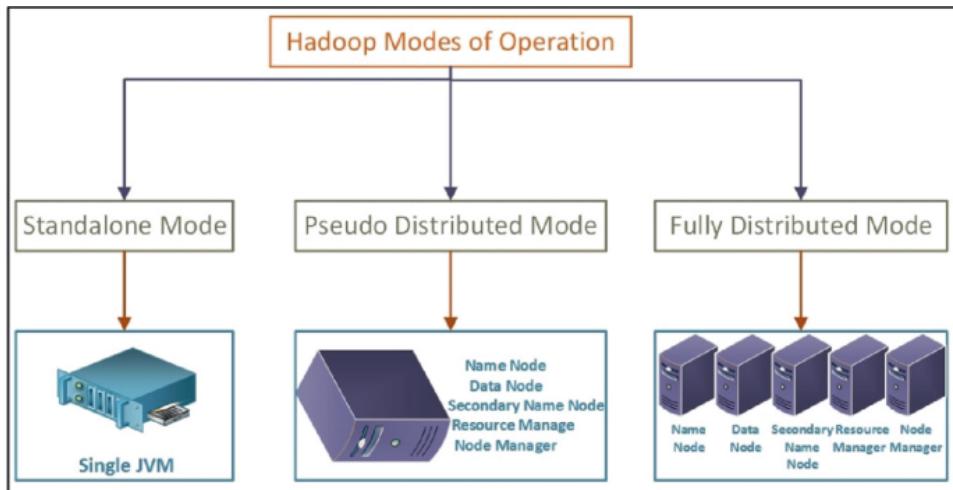


Gambar 2.4 Arsitektur Hadoop

2.8.2 Mode Kerja Hadoop

Hadoop dapat dijalankan dalam tiga mode operasi yang berbeda yaitu *standalone*, *pseudo-distributed*, dan *fully distributed* [37]. Dalam *standalone mode*, semua proses Hadoop berjalan pada satu node tunggal menggunakan sistem berkas lokal tanpa

memerlukan konfigurasi kustom pada Hadoop seperti pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Mode Kerja Hadoop [38]

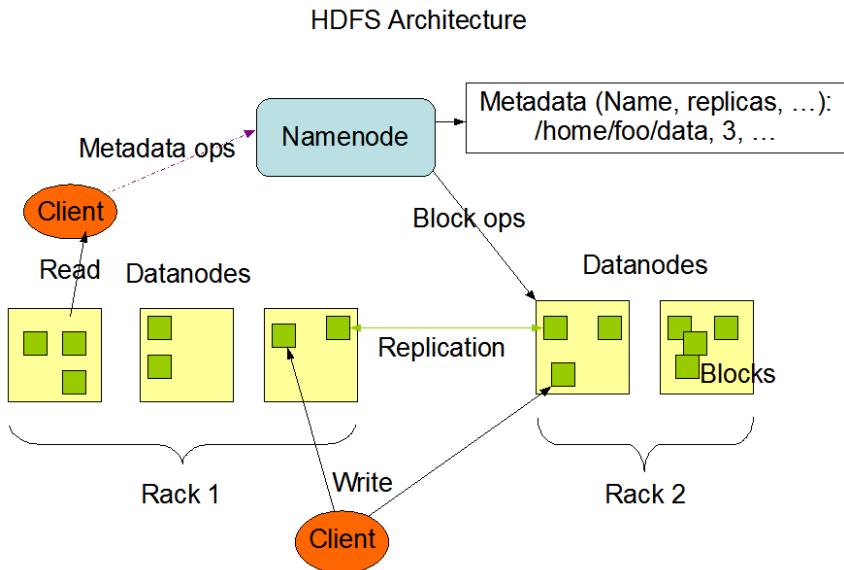
Pseudo-distributed mode menjalankan semua komponen Hadoop pada satu node tunggal tetapi menyimulasikan kluster dengan komunikasi antar proses melalui socket jaringan, sehingga memerlukan konfigurasi pada berkas *core-site*, *mapred-site*, dan *hdfs-site*. Sedangkan *fully distributed mode* menyebarluaskan proses Hadoop ke beberapa node dalam kluster sebenarnya yang biasanya digunakan untuk tahap produksi. *Fully distributed mode* mendukung skalabilitas, ketersediaan tinggi, dan keamanan dengan memerlukan instalasi Hadoop dan konfigurasi kluster pada setiap node.

2.8.3 Hadoop Distributed File System (HDFS)

Hadoop Distributed File System adalah sistem file terdistribusi yang dikembangkan sebagai bagian dari Hadoop [39]. HDFS dirancang khusus untuk menyimpan data dalam jumlah besar dan memungkinkan pemrosesan data secara paralel. Beberapa fitur utama dari HDFS antara lain skalabilitas, toleransi kesalahan, *streaming access*, dan cocok untuk aplikasi *batch* seperti MapReduce.

Secara struktur, HDFS terdiri dari NameNode sebagai *node master* yang mengelola *metadata* dan *namespace*, serta DataNode sebagai *node slave* yang bertugas menyimpan data sebenarnya dalam bentuk blok seperti pada Gambar 2.6. Berkas di HDFS dipartisi menjadi satu atau lebih blok berukuran 64MB atau 128MB, kemudian didistribusikan dan disimpan di beberapa DataNode. Setiap blok direplikasi (biasanya 3x) di DataNode yang berbeda untuk toleransi kesalahan. Replikasi blok di *node/rack* yang berbeda juga meningkatkan ketersediaan HDFS.

Dengan desain terdistribusi, HDFS sangat populer digunakan bersama framework Hadoop untuk memproses *big data* [41]. Namun, ketergantungan pada *single Na-*



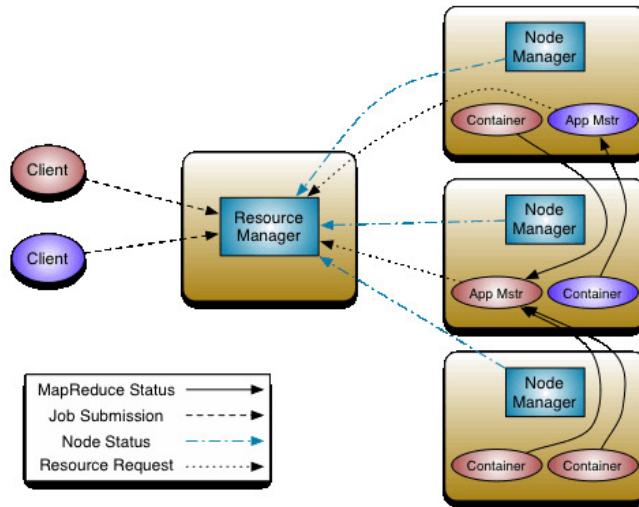
Gambar 2.6 Arsitektur HDFS [40]

meNode dan performa akses data acak yang kurang optimal menjadi kelemahan utama HDFS. Secara keseluruhan, HDFS telah terbukti menjadi pilihan matang untuk penyimpanan data massal secara terdistribusi.

2.8.4 Hadoop YARN

Hadoop YARN (Yet Another Resource Negotiator) adalah manajer sumber daya dan sistem penjadwalan untuk kluster Hadoop. Komponen ini diperkenalkan dalam Hadoop 2.x sebagai evolusi dari Hadoop MapReduce 1.x, yang mengintegrasikan manajemen sumber daya dan pemrosesan data dalam satu sistem. YARN memungkinkan kluster untuk menjalankan berbagai aplikasi secara bersamaan dengan efisiensi yang lebih baik. YARN memisahkan fungsi manajemen sumber daya dari mekanisme pemrosesan data, yang sebelumnya keduanya tertanam dalam MapReduce. Dengan demikian, YARN dapat mendukung berbagai paradigma pemrosesan data di atas Hadoop, selain MapReduce, seperti *real-time processing* dan *graph processing*.

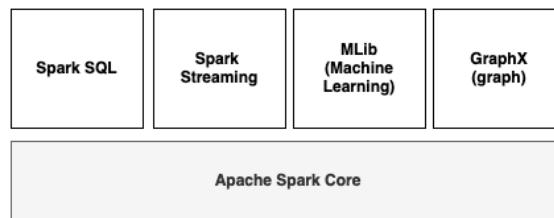
Struktur utama YARN terdiri dari ResourceManager yang bertugas mengkoordinasikan alokasi sumber daya di seluruh kluster, dan NodeManager yang berjalan di setiap *node* untuk mengawasi penggunaan sumber daya dan mengelola *container* tempat aplikasi dijalankan. ApplicationMaster adalah komponen khusus untuk setiap aplikasi yang bertanggung jawab untuk negosiasi sumber daya dengan ResourceManager dan bekerja dengan NodeManager untuk menjalankan dan memantau *tasks* seperti pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Arsitektur YARN [42]

2.9 Apache Spark

Apache Spark diperkenalkan oleh Apache Software Foundation sebagai *framework* pemrosesan data paralel *open-source* yang dirancang untuk mempercepat pemrosesan *big data* dibandingkan dengan Hadoop MapReduce [43]. Meskipun sama-sama menggunakan model pemrosesan MapReduce, Spark bukanlah hasil modifikasi dari Hadoop MapReduce[8]. Hal ini dikarenakan Spark menggunakan teknologi tersendiri yaitu *Resilient Distributed Datasets* (RDDs) yang memungkinkan Spark memproses data secara *in-memory* sehingga lebih cepat. Selain itu, Spark memiliki klaster pengolahan data tersendiri sehingga dapat berjalan independen tanpa Hadoop. Dengan performa tinggi serta dukungan untuk pemrosesan data secara interaktif, Spark banyak digunakan untuk pemrosesan data skala besar. Komponen yang terdapat pada Spark dapat dilihat pada Gambar 2.8

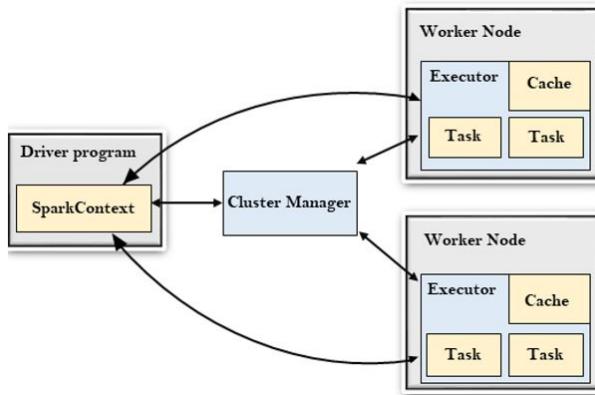


Gambar 2.8 Komponen Spark

2.9.1 Arsitektur Spark

Arsitektur Spark dirancang untuk pemrosesan data terdistribusi yang efisien dan cepat seperti pada Gambar 2.9. Komponen utamanya meliputi *Spark Driver*, *Cluster*

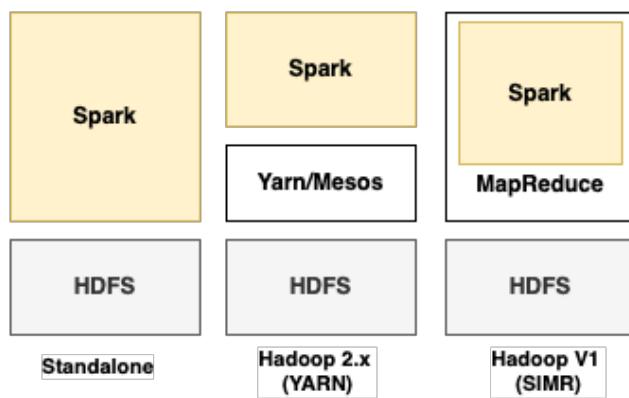
Manager, dan *Spark Executor*. *Spark Driver* berperan sebagai otak operasi, bertanggung jawab untuk mengonversi program pengguna menjadi tugas-tugas, menjadwalkan tugas pada *executor*, dan mengelola keseluruhan alur kerja. *Cluster Manager*, yang dapat berupa YARN, Mesos, atau mode *standalone* Spark, menangani alokasi sumber daya dan peluncuran *executor* pada *node-node cluster*. *Spark Executor*, yang berjalan pada *node-node cluster*, menjalankan tugas-tugas pemrosesan data yang diberikan oleh *driver* dan menyediakan penyimpanan dalam memori untuk data yang di-*cache*. Interaksi antara komponen-komponen ini memungkinkan pemrosesan data paralel yang cepat dan toleransi kesalahan yang tinggi. Arsitektur Spark yang fleksibel mendukung berbagai bahasa pemrograman dan sistem penyimpanan data, menjadikannya solusi ideal untuk berbagai kasus penggunaan data besar.



Gambar 2.9 Arsitektur Spark

2.9.2 Integrasi Hadoop dan Spark

Integrasi Spark dengan Hadoop dapat dilakukan melalui tiga metode berbeda seperti pada Gambar 2.10 [44]. Pertama, metode *Standalone* mengharuskan Spark menempati tempat di atas HDFS (*Hadoop Distributed File System*). Dalam skenario ini, Spark dan MapReduce berjalan berdampingan untuk menangani semua pekerjaan Spark pada kluster. Kedua, metode Hadoop Yarn memungkinkan Spark berjalan pada Yarn tanpa memerlukan instalasi sebelumnya atau akses *root*. Hal ini memfasilitasi integrasi Spark ke dalam ekosistem Hadoop, atau memungkinkan komponen lain berjalan di atas integrasi Hadoop dan Spark. Terakhir, metode *Spark in MapReduce* (SIMR). Dengan SIMR, pengguna dapat mulai Spark dan menggunakan *shell*-nya tanpa memerlukan akses administratif.



Gambar 2.10 Integrasi Spark dan Hadoop

2.9.3 Keterbatasan *Data Sharing* pada MapReduce

MapReduce, sebagai kerangka kerja pemrosesan data terdistribusi, mengandalkan sistem penyimpanan eksternal yang stabil, seperti HDFS, untuk berbagi data antar tugas (*job*). Hal ini mengakibatkan inefisiensi karena beberapa alasan, yaitu:

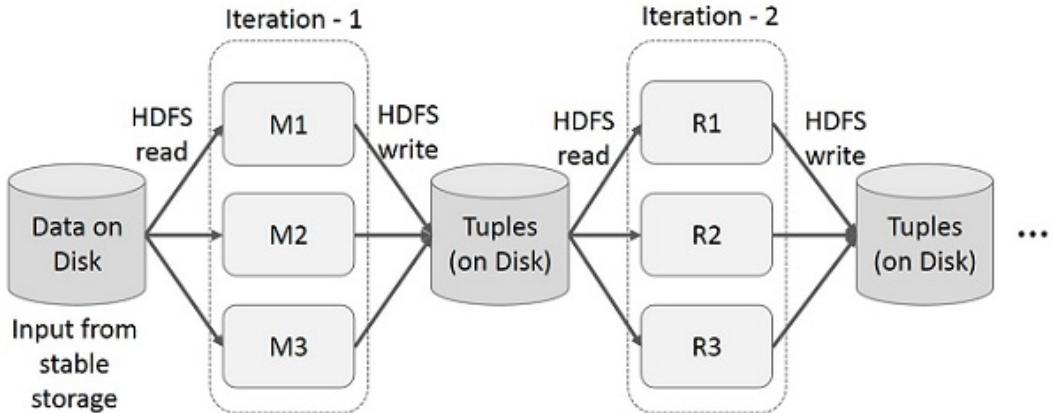
1. **Replikasi Data:** Data perlu direplikasi ke beberapa node untuk toleransi kesalahan dan paralelisme. Replikasi ini memakan waktu dan bandwidth jaringan.
2. **Serialisasi/Deserialisasi:** Data perlu diubah formatnya (serialisasi) sebelum dikirim melalui jaringan dan diubah kembali (deserialisasi) di simpul tujuan. Proses ini menambah beban komputasi.
3. **Disk I/O:** Akses data dari dan ke disk cenderung lambat dibandingkan dengan akses memori. Pada MapReduce, setiap operasi baca-tulis data melibatkan interaksi dengan *disk*, yang memperlambat performa.

Keterbatasan ini terlihat jelas pada aplikasi yang membutuhkan operasi iteratif, di mana hasil antara dari satu tugas perlu digunakan kembali oleh tugas berikutnya. Pada MapReduce, setiap iterasi memerlukan pembacaan dan penulisan data ke HDFS, seperti yang diilustrasikan pada Gambar 2.11. Akibatnya, aplikasi iteratif pada MapReduce cenderung lambat dan tidak efisien.

2.9.4 Solusi *Data Sharing* dengan Spark RDD

Spark mengatasi keterbatasan MapReduce dengan memperkenalkan RDD, yaitu koleksi data terdistribusi yang disimpan dalam memori. RDD bersifat *immutable*, artinya data tidak dapat diubah setelah dibuat, dan *fault-tolerant*, artinya data dapat dipulihkan jika terjadi kegagalan node.

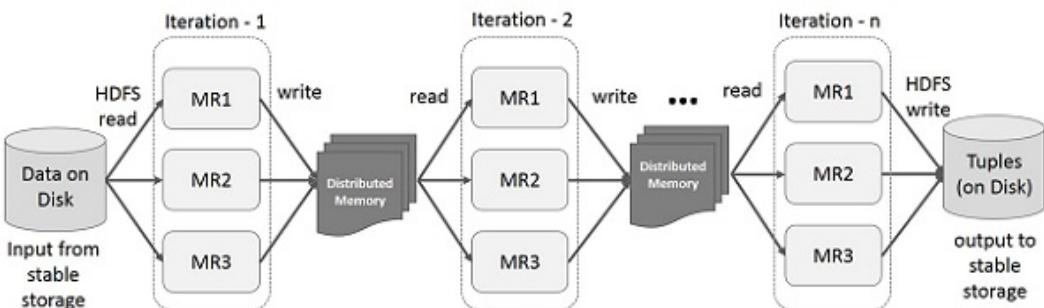
Dengan menyimpan data dalam memori, RDD memungkinkan akses data yang jauh



Gambar 2.11 Data Sharing pada MapReduce [45]

lebih cepat dibandingkan dengan akses disk pada MapReduce. Selain itu, RDD mendukung *lazy evaluation*, di mana operasi pada RDD tidak dieksekusi langsung, melainkan disimpan sebagai *lineage* atau urutan operasi yang perlu dilakukan. Hal ini memungkinkan Spark untuk mengoptimalkan eksekusi tugas dan mengurangi overhead komputasi.

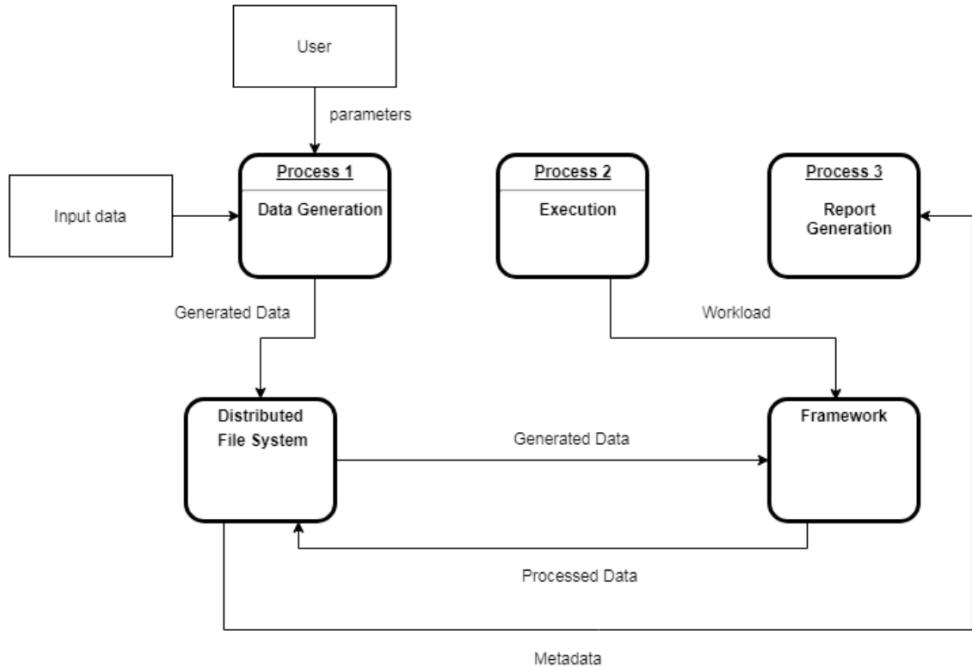
Pada aplikasi iteratif, RDD dapat menyimpan hasil antara dalam memori dan membagikannya antar tugas tanpa perlu mengakses disk, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.12. Dengan demikian, Spark RDD memungkinkan eksekusi aplikasi iteratif yang jauh lebih cepat dan efisien dibandingkan dengan MapReduce.



Gambar 2.12 Data Sharing pada RDD [45]

2.10 HiBench

HiBench memudahkan dalam eksekusi pengukuran berbagai beban kerja karena HiBench sudah membungkus sekumpulan perintah dalam bentuk *shell script*[1]. Pengguna hanya perlu menjalankan perintah untuk HiBench melakukan persiapan data. Selanjutnya, pengguna bisa langsung melakukan pengukuran beban kerja. Hasilnya dapat terlihat langsung pada laporan HiBench. Secara umum, alur kerja HiBench terlihat seperti pada Gambar 2.13.



Gambar 2.13 Proses yang Terjadi di HiBench [18]

HiBench terdiri dari 3 proses utama. Proses pertama, pengguna melakukan konfigurasi parameter *Data Generation*. Selanjutnya, *Data Generation* akan melakukan pembentukan data yang nantinya akan disimpan pada *Distributed File System* (DFS). Data ini yang akan digunakan pada proses selanjutnya. Proses kedua adalah proses eksekusi. Pengguna akan memicu salah satu beban kerja pada HiBench. Selanjutnya, HiBench akan memberi perintah kepada perangkat lunak (Hadoop/Spark) untuk menjalankan beban kerja tersebut. Setiap melakukan pengukuran, data yang digunakan adalah data dari *Distributed File System* yang sebelumnya sudah dibentuk. Hasil dari eksekusi ini akan disimpan kembali di DFS. Proses terakhir adalah proses pembentukan laporan. Hasil dari proses sebelumnya akan diambil serta akan dibuatkan laporan secara otomatis. Dalam laporan otomatis yang diberikan oleh HiBench, terdapat beberapa metriks yang tersedia, meliputi *Execution Time* dan *Throughput*. *Execution Time* memiliki makna seberapa lama suatu kejadian berlangsung. Waktu yang dihitung adalah waktu diantara waktu awal dan waktu terakhir kejadian. Metriks ini dihitung dalam skala detik. Selanjutnya, *Throughput* menghitung berapa banyak unit informasi yang dapat diproses oleh sistem dalam waktu tertentu. Metriks ini dinyatakan dalam *byte/detik*.

2.10.1 Beban Kerja *Micro Benchmark* dan Sumber Data

HiBench versi 7.1 memiliki 29 beban kerja (*workload*) yang dapat diuji [46]. Beban kerja ini dikategorikan menjadi 7 kategori, yaitu *micro*, *ml* (*machine learning*),

sql, graph, websearch and streaming. Tabel 2.3 menunjukkan macam-macam beban kerja yang dapat diuji. *Workload name* mengindikasikan algoritma utama atau operasi apa yang dilakukan. *Workload type* merepresentasikan kategori dari beban kerja. *Operation types* menunjukkan klasifikasi jenis operasi yang dilakukan. *Workload Submission Policy* berguna untuk mengetahui bagaimana cara pengguna untuk mengatur atau mengonfigurasikan beban kerja.

Tabel 2.3 Beban Kerja pada HiBench [18]

Workload Name	Workload Type	Operation Type	Workload Submission Policy	Software Stack
Sort	Micro Benchmark	Algorithm	Pre-Specified Process	Hadoop, Spark
WordCount	Micro Benchmark	Algorithm	Pre-Specified Process	Hadoop, Spark
Terasort	Micro Benchmark	Algorithm	Pre-Specified Process	Hadoop, Spark
Sleep	Micro Benchmark	Algorithm	Pre-Specified Process	Hadoop, Spark
enhanced DFSIO	Micro Benchmark	IO	Parameter Control	Hadoop, Spark
Bayesian Classification	Machine Learning	Algorithm	Parameter Control	Spark
K-means clustering	Machine Learning	Algorithm	Parameter Control	Spark
Logistic Regression	Machine Learning	Algorithm	Parameter Control	Spark
Alternating Least Squares(ALS)	Machine Learning	Algorithm	Parameter Control	Spark
Gradient Boosting Trees (GBT)	Machine Learning	Algorithm	Parameter Control	Spark
Linear Regression	Machine Learning	Algorithm	Parameter Control	Spark
Latent Dirichlet Allocation	Machine Learning	Algorithm	Parameter Control	Spark
Principal Components Analysis (PCA)	Machine Learning	Algorithm	Parameter Control	Spark
Random Forest	Machine Learning	Algorithm	Parameter Control	Spark
Support Vector Machine (SVM)	Machine Learning	Algorithm	Parameter Control	Spark
Support Vector Machine(SVM)	Machine Learning	Algorithm	Parameter Control	Spark
Singular Value Decomposition	Machine Learning	Algorithm	Parameter Control	Spark
Scan, Join, Aggregate	SQL	EO	Pre-Specified Process	Hadoop, Spark
PageRank	Websearch	Algorithm	Parameter Control	Spark
Nutch indexing	Websearch	Algorithm	Parameter Control	Spark, Nutch
NWeight	Graph	Algorithm	Parameter Control	Spark(with GraphX or Pregel)
Identity	Streaming	Algorithm, IO	Parameter Control	Spark Streaming, Flink, Storm and Gearpump
Repartition	Streaming	Algorithm, IO	Parameter Control	Spark Streaming, Flink, Storm and Gearpump
Stateful Wordcount	Streaming	Algorithm, IO	Parameter Control	Spark Streaming, Flink, Storm and Gearpump
Fixwindow	Streaming	Algorithm, IO	Parameter Control	Spark Streaming, Flink, Storm and Gearpump

Beban kerja *micro benchmarks* merupakan kategori khusus yang dirancang untuk menguji kemampuan *raw processing power* [18]. Dalam kategori ini, terdapat dua beban kerja populer, yaitu Sort, dan WordCount [15]. Beban kerja Sort dan WordCount merepresentasikan pekerjaan MapReduce [12]. Beban kerja Sort akan mengurutkan setiap kata dalam berkas input. Beban kerja WordCount akan melakukan tugas pemetaan (*map task*) dan mengeluarkan output (kata, 1) untuk setiap kata dalam inputnya. Data masukan untuk beban kerja Sort dan WordCount dihasilkan menggunakan program RandomTextWriter yang nantinya akan dibuat melalui proses *Data Generation*.

2.10.2 Data Generation pada Word Count dan Sort

Data generation merupakan tahapan krusial dalam benchmark menggunakan HiBench, khususnya untuk beban kerja *Word Count* dan *Sort*. Tahapan ini bertanggung jawab untuk membentuk data acak yang akan diproses oleh kedua beban kerja tersebut. Tujuannya adalah untuk menyimulasikan skenario nyata dengan input data yang bervolume besar dan beragam.

Pada HiBench, skrip *prepare.sh* seperti pada Algoritma II.1 berperan penting dalam menyiapkan data untuk beban kerja. Skrip ini mengeksekusi program *randomtextwriter* yang terdapat dalam paket Hadoop. *randomtextwriter* menghasilkan sekumpulan data acak yang terdiri dari kata-kata yang diambil dari daftar kata yang telah ditentukan. Jumlah data yang dihasilkan, jumlah *map*, dan jumlah *reduce* dapat dikonfigurasi melalui parameter-parameter yang diberikan kepada skrip *prepare.sh*.

Listing II.1 Skrip yang Digunakan HiBench pada Tahap *Data Generation*

```
1 #!/bin/bash
2
3 current_dir=`dirname "$0"`
4 current_dir=`cd "$current_dir"; pwd`
5 root_dir=${current_dir}/../../../../..
6 workload_config=${root_dir}/conf/workloads/micro/sort.conf
7 . "${root_dir}/bin/functions/load_bench_config.sh"
8
9 enter_bench HadoopPrepareSort ${workload_config} ${current_dir}
10 show_bannar start
11
12 rmr_hdfs ${INPUT_HDFS} || true
13 START_TIME=`timestamp`
14
15 run_hadoop_job ${HADOOP_EXAMPLES_JAR} randomtextwriter \
16     -D mapreduce.randomtextwriter.totalbytes=${DATASIZE} \
17     -D mapreduce.randomtextwriter.bytespermap=$(( ${DATASIZE} / ←
18         ${NUM_MAPS} )) \
19     -D mapreduce.job.maps=${NUM_MAPS} \
20     -D mapreduce.job.reduces=${NUM_RED} \
21     ${INPUT_HDFS}
22 END_TIME=`timestamp`
23 show_bannar finish
24 leave_bench
```

Dalam penerapannya, *random text writer* akan menghitung jumlah total *map task* yang diperlukan berdasarkan konfigurasi dan status kluster Hadoop. Setiap *map*

task akan menulis data hingga mencapai jumlah bita yang telah dikonfigurasi, menghasilkan kata acak sesuai dengan panjang yang telah ditentukan. Kata acak tersebut berasal dari kamus (*dictionary*) yang sebelumnya sudah didefinisikan seperti pada Gambar 2.14.

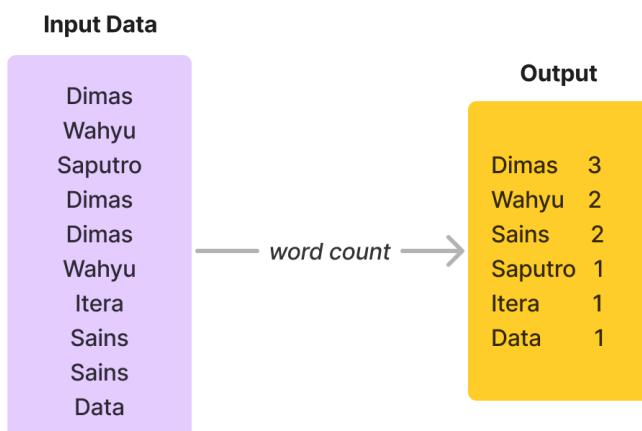
Jika diberikan input yang pasti, misalnya 100 KB, *random text writer* memungkinkan menghasilkan output dengan ukuran tersebut tanpa pemotongan kata, karena *mapper* menghasilkan kata acak dalam satuan kata lengkap dan menghitung panjang kata-kata tersebut sebelum menulisnya.

```
252     /**
253      * A random list of 1000 words from /usr/share/dict/words
254      */
255  private static String[] words = {
256      "diurnalness", "Homoiousian",
257      "spiranthetic", "tetragynian",
258      "silverhead", "ungreat",
259      "lithograph", "exploiter",
260      "physiologist", "by",
261      "hellbender", "Filipendula",
262      "undeterring", "antiscolic",
263      "pentagamist", "hypoid",
264      "cacuminal", "Sertularian",
265      "schoolmasterism", "nonuple",
```

Gambar 2.14 Potongan Data pada *Random Text Writer*

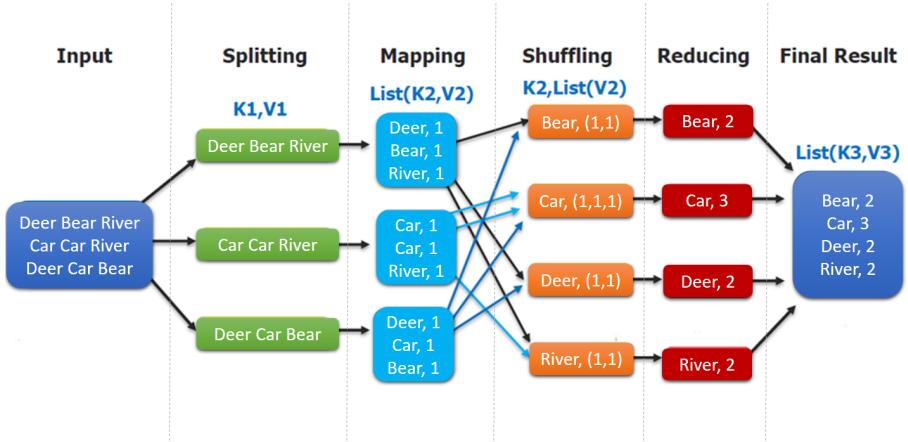
2.10.3 Beban Kerja *Word Count*

Word Count adalah algoritma sederhana untuk membaca berkas teks, dan menghitung jumlah kemunculan kata-kata pada file tersebut. Pada algoritma ini, inputnya berupa berkas teks dan outputnya berupa pasangan kata-kata dan jumlah kemunculannya. Beban kerja *word count* akan menghasilkan data keluaran yang lebih kecil dari pada data input seperti pada Gambar 2.15. Karena itu, *word count* memiliki sifat *CPU Bound* yang nantinya akan ditandai dengan tingkat penggunaan CPU yang tinggi dan penggunaan I/O ringan. Selain itu, perlakunya diperkirakan akan tetap sama bahkan pada cluster yang lebih besar.



Gambar 2.15 Contoh Input dan Output *Word Count*

Implementasi MapReduce pada *Word Count*[8] dapat dilihat pada Gambar 2.16. Pada proses MapReduce, data masukan akan melalui beberapa tahapan pemrosesan. Pertama, data akan dipecah menjadi bagian-bagian yang lebih kecil pada proses pemecahan data masukan (*splitting*). Dalam kasus Hadoop MapReduce, data idealnya akan dipecah menjadi beberapa blok berukuran maksimal 128MB.



Gambar 2.16 Implementasi MapReduce pada Word Count [47]

Kemudian, blok data tersebut akan diproses lebih lanjut pada tahap pemetaan (*mapping*). Pemetaan merupakan salah satu tahapan terpenting dalam MapReduce. Pada tahap ini, blok data yang sudah dipecah akan diproses untuk menghasilkan pasangan kunci-nilai (*key-value pairs*) sementara, seperti pada contoh kasus *wordcount* yang menghasilkan pasangan kunci-nilai *Dear:1*, *Bear:1*, dan *River:1*. Pemetaan dapat melibatkan satu atau beberapa mesin pekerja (*worker*) yang memproses blok data secara paralel.

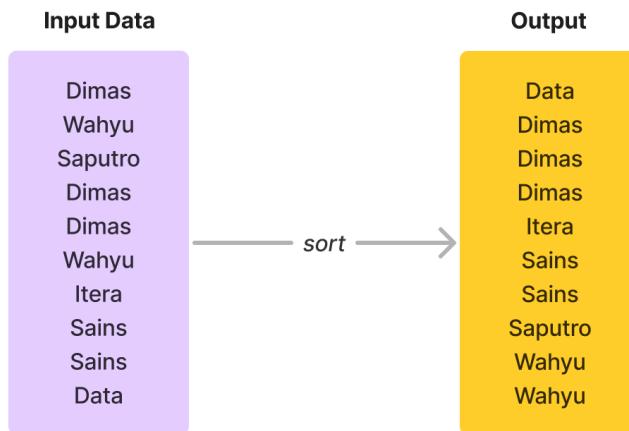
Selanjutnya adalah tahap pengocokan (*shuffling*) di mana pasangan kunci-nilai hasil pemetaan yang tersebar di beberapa mesin akan dikumpulkan berdasarkan kesamaan kuncinya agar bisa diproses lebih lanjut. Misalnya semua pasangan dengan kunci *Bear* dikumpulkan dalam satu mesin.

Pada tahap terakhir yaitu pengurangan (*reducing*), dilakukan agregasi terhadap pasangan kunci-nilai dengan kunci yang sama untuk menghasilkan keluaran akhir. Seperti pada contoh kasus *wordcount*, pasangan *Bear:1* dan *Bear:1* akan dijumlahkan menjadi *Bear:2* oleh proses pengurangan.

2.10.4 Beban Kerja Sort

Sort adalah algoritma yang umum digunakan untuk mengurutkan data berdasarkan kriteria tertentu. Algoritma ini menerima data dalam bentuk acak sebagai input, dan menghasilkan data yang terurut sebagai output seperti pada Gambar 2.17. Data input dan output memiliki ukuran yang sama, sehingga beban kerja sort tidak mengha-

silikan pengurangan data. Kompleksitas algoritma *sort* bervariasi, tetapi umumnya membutuhkan perbandingan dan pertukaran elemen data yang intensif. Oleh karena itu, beban kerja *sort* cenderung bersifat I/O *bound*, dengan pemanfaatan CPU yang rendah dan penggunaan I/O yang tinggi.



Gambar 2.17 Contoh Input dan Output *Sort*

2.11 Data Keluaran HiBench dan Dool

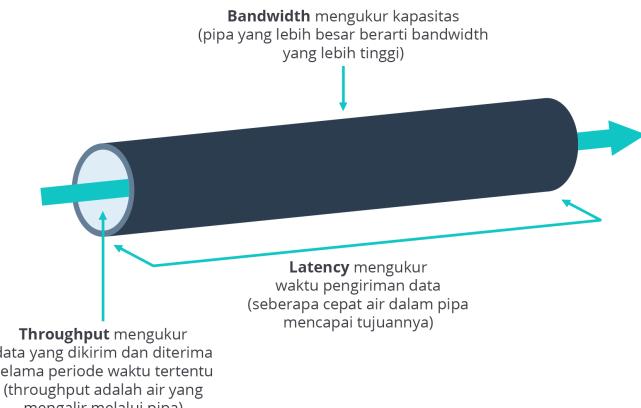
Diagram pada Gambar 2.19 mengilustrasikan data keluaran dari dua alat, yaitu HiBench dan Dool, yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja sistem. HiBench berfokus pada pengukuran kinerja keseluruhan dari suatu beban kerja (*benchmark*), sementara Dool memberikan pemantauan sistem yang terperinci secara *real-time*.

2.11.1 HiBench Report

HiBench menghasilkan laporan yang mencakup dua metrik utama, yaitu

1. **Waktu Eksekusi (Execution Time)**: Menunjukkan total waktu yang dibutuhkan untuk menjalankan beban kerja (*benchmark*) dari awal hingga akhir, diukur dalam detik. Nilai detik didapatkan dari *timestamp* awal beban kerja dijalankan, dikurangkan dengan *timestamp* akhir beban kerja.
2. **Throughput**: Mengukur jumlah data yang diproses per satuan waktu, biasanya dalam bita (*byte*) per detik. Metrik ini mencerminkan efisiensi sistem dalam menangani beban kerja. Ilustrasi *Throughput* terlihat seperti pada Gambar 2.18

Bandwidth vs Throughput vs Latency



Gambar 2.18 Ilustrasi Throughput [48]

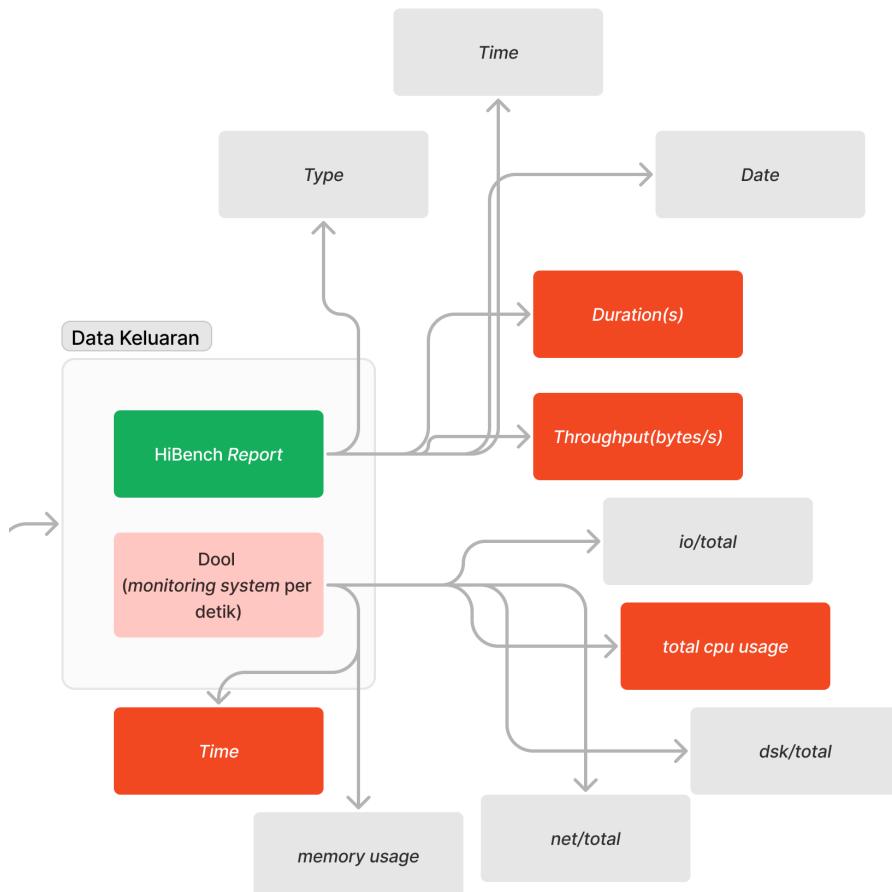
2.11.2 Dool: System Monitoring

Dool menyediakan pemantauan sistem yang mendetail dan diperbarui setiap detik. Data keluaran Dool meliputi berbagai aspek kinerja sistem, antara lain:

1. **Time:** *Timestamp* yang menunjukkan waktu pengambilan data.
2. **Date:** Tanggal pengambilan
3. **Type:** Jenis pengukuran yang dilakukan, misalnya CPU, memori, disk, atau jaringan.
4. **io/total:** Total aktivitas input/output (I/O) pada *disk*, diukur dalam jumlah operasi I/O per
5. **total cpu usage:** Persentase penggunaan CPU secara keseluruhan.
 - (a) **cpu/user:** Persentase waktu CPU yang digunakan oleh proses-proses di ruang pengguna (*user space*). Ini mencerminkan aktivitas dari aplikasi-aplikasi dan proses-proses yang dijalankan oleh pengguna.
 - (b) **cpu/wait:** Persentase waktu CPU yang dihabiskan untuk menunggu operasi I/O selesai. Angka yang tinggi pada metrik ini bisa menunjukkan adanya *bottleneck* pada disk atau jaringan yang menyebabkan CPU harus menunggu data tersedia.
6. **dsk/total:** Total aktivitas *disk*, mencakup baca dan tulis, diukur dalam bita per detik.
 - (a) **disk/read:** Jumlah data yang dibaca dari disk, diukur dalam bita per detik. Metrik ini penting untuk mengidentifikasi seberapa banyak beban pembacaan yang diterima oleh sistem penyimpanan.
 - (b) **disk/write:** Jumlah data yang ditulis ke disk, diukur dalam bita per detik. Metrik ini menunjukkan seberapa banyak data yang sedang ditulis ke penyimpanan, yang bisa mempengaruhi kinerja sistem jika terlalu tinggi.

7. ***memory usage***: Jumlah memori yang sedang digunakan oleh sistem.
8. ***net/total***: Total aktivitas jaringan, mencakup data yang dikirim dan diterima, diukur dalam bita per detik.

Akhirnya, HiBench memberikan gambaran umum tentang efisiensi sistem dalam menangani beban kerja tertentu, sementara Dool memungkinkan kita untuk memantau berbagai komponen sistem secara *real-time* dan mengidentifikasi potensi *bottleneck* atau masalah kinerja.



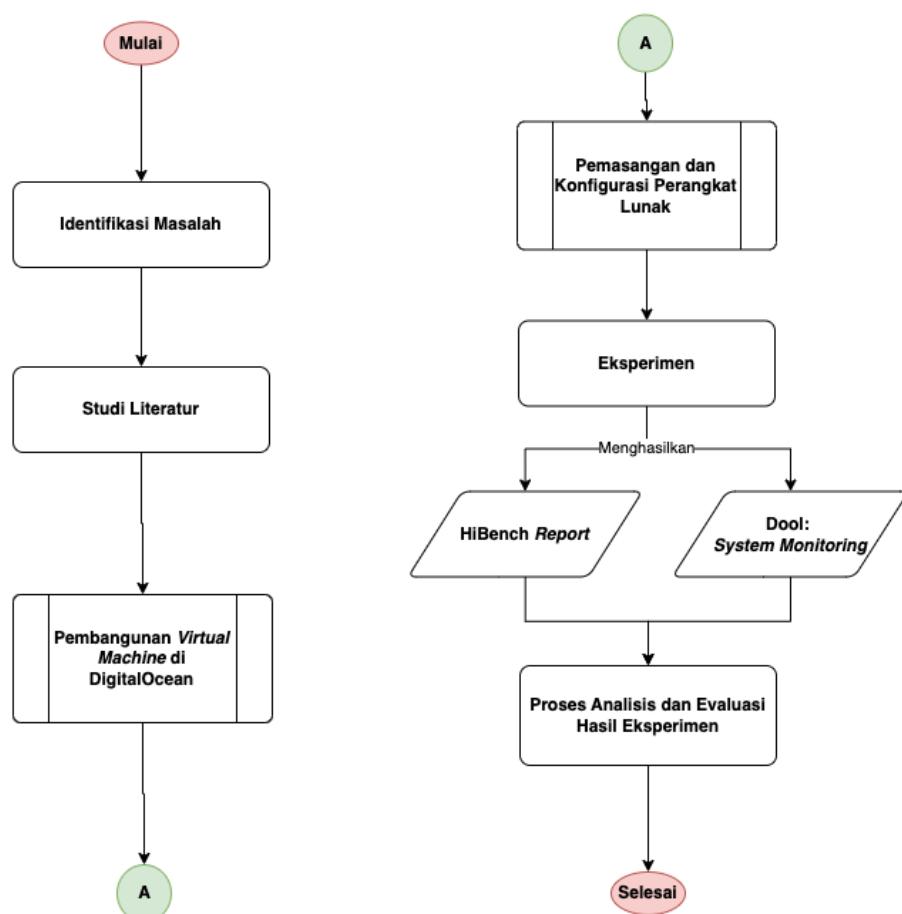
Gambar 2.19 Data Keluaran HiBench dan Dool

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Alur Penelitian

Adapun diagram alir penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.1 terdapat enam tahapan. Langkah awal yang dilakukan pada penelitian ini adalah melakukan identifikasi masalah, yaitu proses mencari, menghimpun, serta menemukan permasalahan yang nantinya akan diselesaikan. Setelah melakukan identifikasi masalah, langkah selanjutnya adalah studi literatur. Studi literatur adalah tahapan untuk mencari solusi dari permasalahan yang sebelumnya sudah kita definisikan. Pencarian solusi ini dapat melalui membaca referensi ilmiah terdahulu, baik melalui jurnal, buku, dokumentasi resmi, tesis, dan lain-lain. Tahapan ini akan memberikan pemahaman mendasar mengenai permasalahan yang sudah didapatkan sebelumnya.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

Kemudian, penelitian ini akan dilanjutkan pada tahap membangun *virtual machine* di DigitalOcean. DigitalOcean adalah perusahaan penyedia layanan awan *Infrastructure as a Service* (IaaS) yang memberikan banyak pilihan kepada pengguna untuk menggunakan berbagai jenis layanan sesuai dengan kebutuhan, salah satunya yaitu *virtual machine*. *Virtual Machine* tersebut dapat dihentikan atau dihapus kapanpun saat tidak lagi diperlukan. Ketika infrastruktur sudah siap digunakan, penelitian dilanjutkan ke tahap pemasangan perangkat lunak, seperti Hadoop, Spark, dan Hi-Bench. Selanjutnya dilakukan eksperimen pada beban kerja *Micro Benchmarks*. Akhirnya, hasil dari eksperimen akan digunakan untuk proses analisis dan evaluasi.

3.2 Identifikasi Masalah dan Studi Literatur

Langkah awal penelitian ini adalah identifikasi masalah dan studi literatur. Identifikasi masalah dapat dipahami sebagai tahapan mendefinisikan masalah sehingga masalah tersebut dapat terukur dan jelas untuk dijadikan landasan dalam latar belakang penelitian. Setelah masalah berhasil diidentifikasi, langkah selanjutnya adalah studi literatur yang mana dalam proses ini dilakukan pengumpulan berbagai macam informasi, referensi, dan konsep dasar yang menjadi landasan dasar dari penelitian. Langkah ini dapat dilakukan melalui membaca artikel ilmiah pendukung, buku-buku yang ditulis oleh para ahli, dan jika berkaitan dengan pemrograman dapat melihat dari dokumentasi resmi. Pada tahap ini juga dilakukan analisis terhadap penelitian terdahulu dan dibandingkan dengan identifikasi masalah yang didapatkan untuk membuka celah penelitian baru sehingga penelitian ini dapat bermanfaat.

3.3 Membangun *Virtual Machine* di DigitalOcean

Konfigurasi perangkat keras merupakan aspek penting dalam mengevaluasi kinerja aplikasi *big data* berbasis Hadoop dan Spark. DigitalOcean, sebagai penyedia layanan infrastruktur sebagai layanan (IaaS), memberikan pengguna kebebasan penuh untuk membuat, mengkonfigurasi, dan mengelola berbagai infrastruktur yang telah disediakan. Dalam konteks penelitian ini, diperlukan penggunaan mesin virtual, yang dalam DigitalOcean dikenal sebagai "*Droplets*," yang memungkinkan untuk menyesuaikan berbagai aspek seperti sistem operasi, kapasitas penyimpanan, jumlah prosesor, dan parameter lainnya sesuai dengan kebutuhan spesifik penelitian. Penelitian ini mengadopsi mode *pseudo-distributed* yang memungkinkan penggunaan hanya satu *virtual machine* dalam konfigurasi *single node*. Walaupun hanya menggunakan satu *virtual machine*, mode *pseudo-distributed* memungkinkan setiap proses dalam klaster beroperasi secara independen, menciptakan lingkungan di mana semua proses berjalan mandiri satu sama lain. Hal ini memungkinkan untuk

Tabel 3.1 Konfigurasi Perangkat Keras

Nama Parameter	Nilai Parameter
Lokasi Pusat Data	Singapore - Datacenter 1 - SGP1
Sistem Operasi	Ubuntu 20.04 (LTS) x64
Jenis <i>Droplet</i>	Basic
Prosesor	Premium AMD - 4 Core
Memori	8 GB
Penyimpanan	160 GB NVMe SSD

lebih berfokus pada pengumpulan data dan analisis, tanpa perlu melakukan konfigurasi yang rumit terkait dengan pengaturan klaster. Spesifikasi perangkat keras yang digunakan untuk *virtual machine* dalam mode *pseudo-distributed* sesuai pada Tabel 3.1. Penjelasan lengkap tentang pembuatan *virtual machine* (VM) pada *platform* DigitalOcean dan cara mengakses VM tersebut disajikan pada Lampiran A.

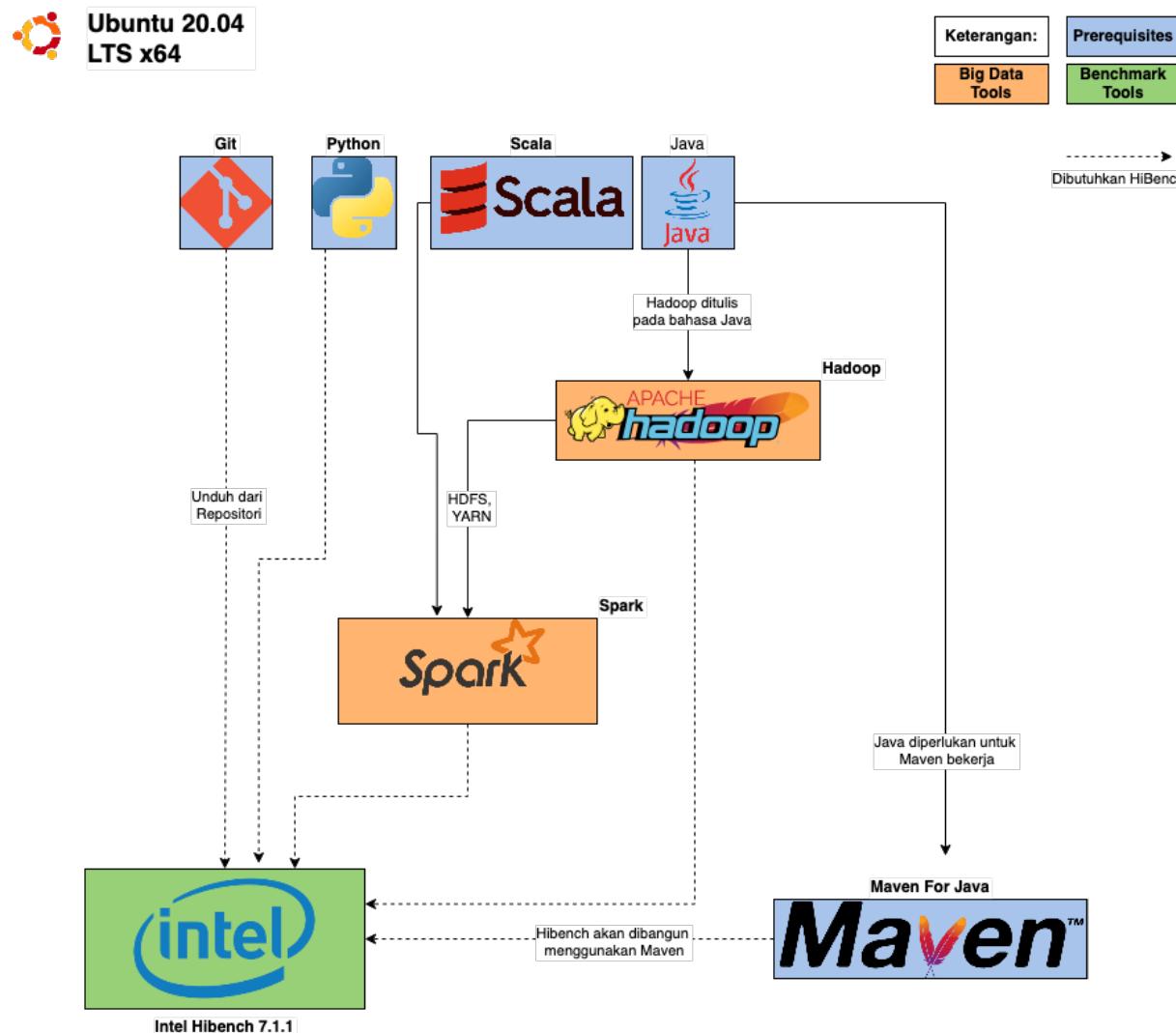
3.4 Pemasangan dan Konfigurasi Perangkat Lunak

Pemasangan dan konfigurasi perangkat lunak merupakan hal yang krusial dalam penelitian ini. Perangkat lunak yang diperlukan ditunjukkan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Perangkat Lunak yang Dibutuhkan

Perangkat Lunak	Deskripsi
Ubuntu 20.04 LTS x64	Sistem operasi Linux berbasis Ubuntu
Git	Sistem kontrol versi untuk mengelola perubahan dalam kode sumber perangkat lunak
Maven	Perangkat lunak manajemen proyek Java
Java 8	
Python 3.7	Bahasa pemrograman dasar
Scala 2.11.8	
Hadoop 2.4	Perangkat lunak pengolahan data terdistribusi untuk penyimpanan dan manajemen data besar
Spark 2.1.3	Kerangka kerja pemrosesan data terdistribusi yang berjalan di atas Hadoop
Hibench	Alat yang digunakan untuk mengukur kinerja Hadoop dan Spark
Dool	Alat untuk melihat penggunaan <i>resource</i> sistem

Alur kerja instalasi perangkat lunak dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.2. Pada gambar, terdapat tiga bagian utama, yaitu *prerequisites* (perangkat lunak prasyarat) ditandai dengan warna biru, alat penyimpanan dan pemrosesan *Big Data* ditandai dengan warna oranye, dan alat untuk mengukur kinerja *big data* ditandai dengan warna hijau.



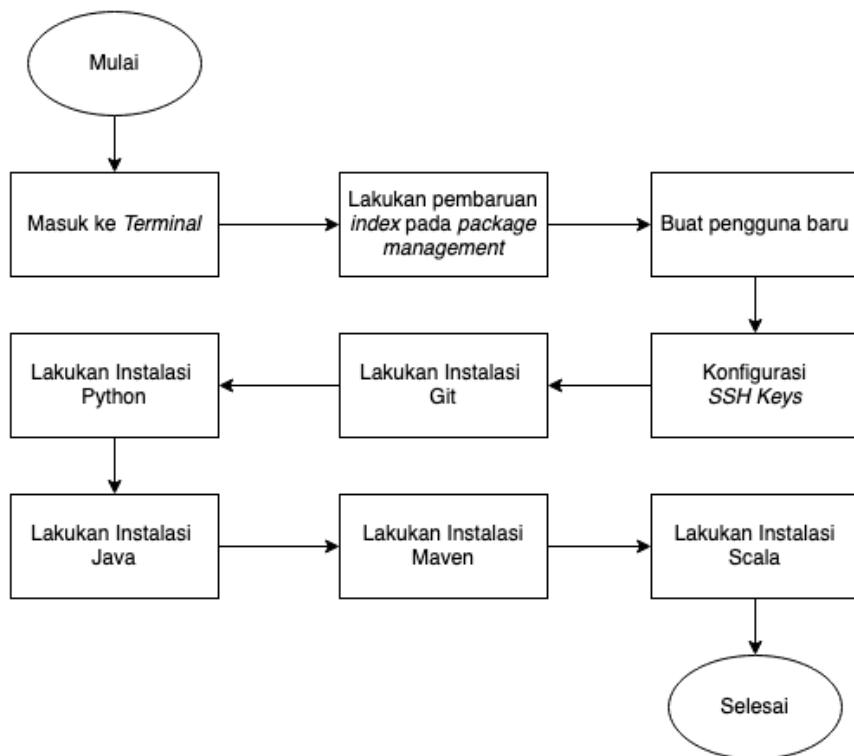
Gambar 3.2 Alur Instalasi Perangkat Lunak

3.4.1 Instalasi Perangkat Lunak Prasyarat

Ada beberapa perangkat lunak yang perlu diimplementasikan sebelum memasang Hadoop, Spark, dan HiBench, yaitu:

1. Ubuntu 20.04 LTS x64
2. Git
3. Java 8 dan Maven
4. Python 3.7
5. Scala 2.11.8

Pemasangan dan konfigurasi perangkat lunak pada tahapan ini tidak membutuhkan urutan. Akan tetapi, pada penelitian ini dibuatkan alur untuk pemasangan dan konfigurasi perangkat lunak prasyarat seperti pada Gambar 3.3. Penjelasan lengkap mengenai tata cara instalasi dan konfigurasi perangkat lunak prasyarat ini disajikan pada Lampiran B.

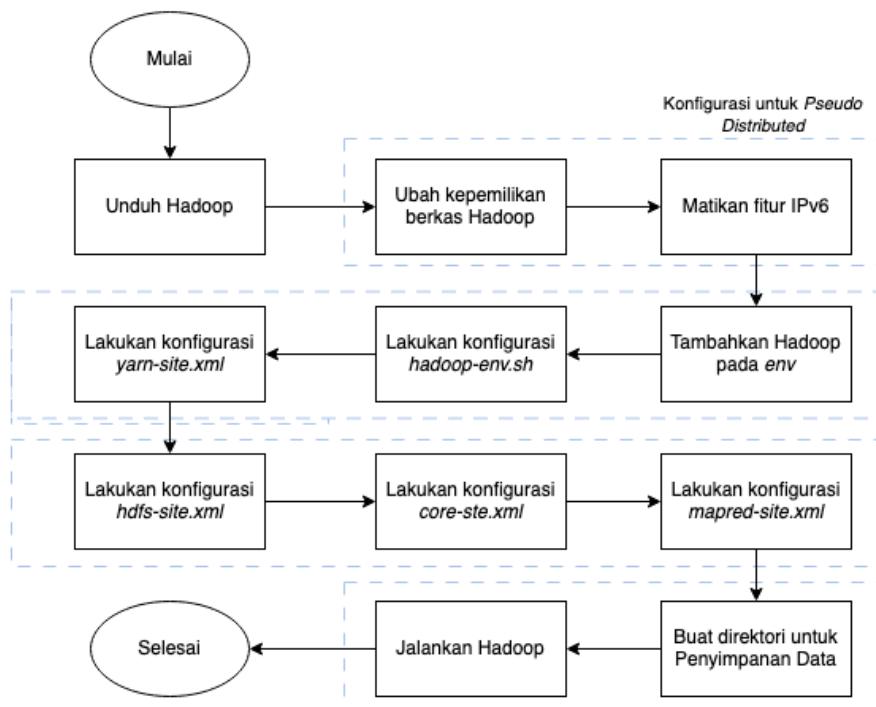


Gambar 3.3 Alur Instalasi Perangkat Lunak Prasyarat

3.4.2 Instalasi dan Konfigurasi Hadoop

Hadoop adalah perangkat lunak *open source* yang efektif dalam menyimpan dan memproses data dalam skala besar. Daripada menggunakan satu komputer besar

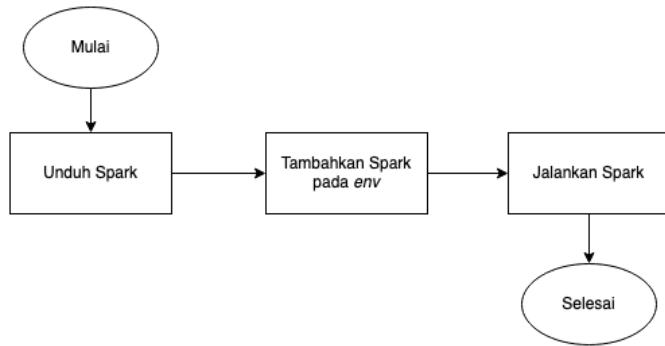
untuk menyimpan dan memproses data, Hadoop memungkinkan pengklasteran beberapa komputer untuk menganalisis set data besar secara paralel dengan lebih cepat. Ada beberapa perangkat lunak prasyarat yang perlu dipasang sebelum menggunakan Hadoop. Setelah perangkat lunak prasyarat berhasil dipasang, Hadoop juga dapat dipasang mengikuti panduan lengkap pada Lampiran C. Konfigurasi Hadoop supaya dapat berjalan pada *pseudo distributed* meliputi pengubahan kepemilikan berkas Hadoop, mematikan fitur IPv6, menambahkan Hadoop pada *env*, dan mengatur konfigurasi komponen Hadoop sesuai dengan Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Alur Instalasi dan Konfigurasi Hadoop

3.4.3 Instalasi dan Konfigurasi Spark

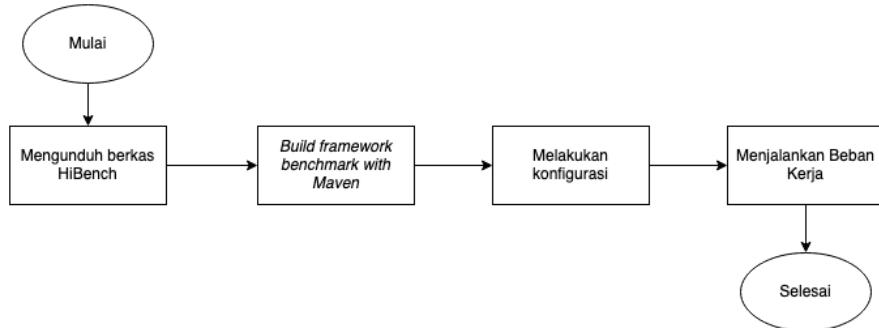
Apache Spark adalah sebuah kerangka kerja pengolahan data terdistribusi yang sangat cepat dan efisien. Spark dan Hadoop memiliki hubungan yang erat. Spark dapat berjalan di atas *Hadoop Distributed File System* (HDFS) dan dapat menggunakan Hadoop YARN sebagai manajer sumber daya. Oleh karena itu, instalasi Spark membutuhkan Hadoop sudah terpasang lebih dahulu. Alur pemasangan dan konfigurasi spark terlihat seperti pada Gambar 3.5. Apabila Hadoop sudah berhasil terpasang, langkah selanjutnya adalah memasang Spark seperti pada Lampiran D.



Gambar 3.5 Alur Instalasi dan Konfigurasi Spark

3.4.4 Instalasi dan Konfigurasi HiBench

Sebelum melakukan eksperimen, diperlukan suatu perangkat lunak pengukuran kinerja sistem *Big Data*, yaitu HiBench. HiBench tidak dapat digunakan secara langsung ketika sudah berhasil diunduh, melainkan harus dilakukan pembangunan beberapa modul yang dibutuhkan dengan Maven dan konfigurasi beberapa parameter.



Gambar 3.6 Alur Instalasi dan Konfigurasi HiBench

Secara umum, alur instalasi dan konfigurasi HiBench sesuai dengan Gambar 3.6. Berkas HiBench diunduh dari repositori, dilanjutkan dengan pembangunan beberapa modul yang nantinya dibutuhkan. Selanjutnya, dilakukan konfigurasi beberapa berkas seperti *hibench.conf*, *hadoop.conf*, dan *spark.conf*. Jika telah dilakukan konfigurasi, dapat dilanjutkan dengan menjalankan beban kerja atau eksperimen. Lebih lanjut, pemasangan dan konfigurasi HiBench dijelaskan pada Lampiran E.

3.5 Eksperimen

Setelah instalasi dan konfigurasi perangkat keras dan perangkat lunak berhasil diselesaikan, tahap selanjutnya adalah eksperimen. Tahap ini melibatkan serangkaian pengujian yang terkontrol untuk mengevaluasi kinerja *platform big data* Hadoop

dan Spark dalam menjalankan beban kerja tertentu dengan berbagai ukuran data. Tujuan utama eksperimen ini adalah untuk menjawab pertanyaan penelitian yang telah didefinisikan sebelumnya dan memperoleh pemahaman yang komprehensif tentang karakteristik kinerja masing-masing *platform*.

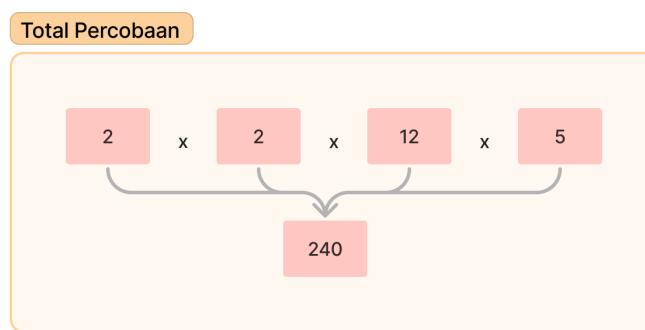
Penelitian ini difokuskan pada pengujian dua beban kerja yang umum dalam pemrosesan big data, yaitu *word count* dan *sort*. Beban kerja ini akan dieksekusi pada dua *platform big data* yang populer, yaitu Hadoop dan Spark. Setiap kombinasi *platform* dan beban kerja akan diuji dengan 12 ukuran data yang berbeda, mulai dari 100 KB hingga 15 GB. Detail ukuran data yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 3.3. Untuk memastikan reliabilitas dan konsistensi hasil, setiap kombinasi *platform*, beban kerja, dan ukuran data akan diulang sebanyak 5 kali.

Proses eksperimen menghasilkan dua jenis berkas data:

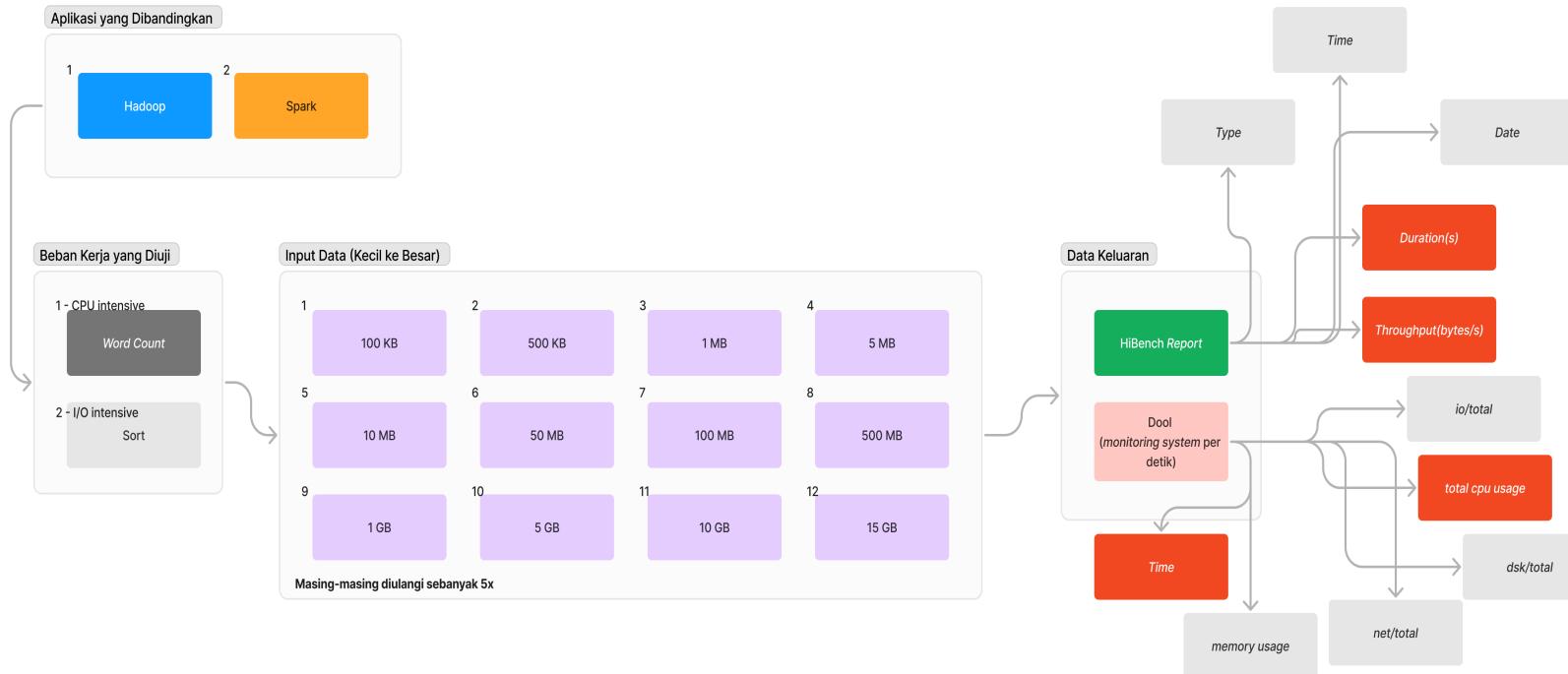
1. *HiBench Report*: Berisi informasi tentang kinerja beban kerja, termasuk waktu eksekusi, dan *throughput*.
2. *Dool System Monitoring*: Berisi informasi detail tentang aktivitas sistem selama eksekusi beban kerja, seperti penggunaan CPU, memori, I/O *disk*, dan jaringan.

Secara keseluruhan, desain eksperimen ini menghasilkan 240 percobaan individu, seperti yang diilustrasikan pada Gambar 3.7. Setiap percobaan mewakili kombinasi unik dari:

1. *Platform big data* (Hadoop atau Spark)
2. Beban kerja (*word count* atau *sort*)
3. Ukuran data (12 variasi)
4. Pengulangan (5 kali)



Gambar 3.7 Total Percobaan

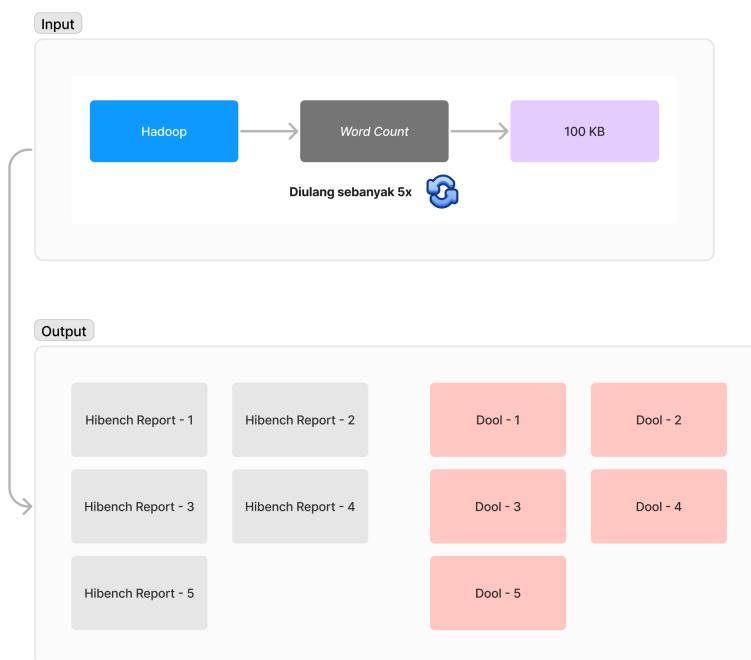


Gambar 3.8 End-to-end Penelitian

Tabel 3.3 Variasi Input Data

No	Label Input Data	Ukuran Input Data (bita)
1	100 KB	$100000 (1 * 10^5)$
2	500 KB	$500000 (5 * 10^5)$
3	1 MB	$1 * 10^6$
4	5 MB	$5 * 10^6$
5	10 MB	$1 * 10^7$
6	50 MB	$5 * 10^7$
7	100 MB	$1 * 10^8$
8	500 MB	$5 * 10^8$
9	1 GB	$1 * 10^9$
10	5 GB	$5 * 10^9$
11	10 GB	$1 * 10^{10}$
12	15 GB	$1.5 * 10^{10}$

Sebagai contoh, untuk *platform* Hadoop dengan beban kerja *word count* dan ukuran data 100 KB, akan menghasilkan lima HiBench *Report* dan lima berkas Dool *System Monitoring*, sesuai dengan jumlah pengulangan. Ilustrasi ini dapat dilihat pada Gambar 3.9.



Gambar 3.9 Contoh Percobaan

Karena jumlah percobaan yang banyak, otomatisasi menjadi penting untuk memastikan efisiensi dan akurasi. Skrip khusus dikembangkan untuk mengotomatiskan seluruh proses eksperimen, termasuk konfigurasi HiBench, persiapan data, eksekusi beban kerja, dan pengumpulan data. Detail skrip otomatisasi dapat ditemukan

pada Lampiran F.

Algoritma otomatisasi eksperimen dimulai dengan mengubah direktori kerja ke direktori HiBench. Selanjutnya, algoritma melakukan iterasi untuk setiap beban kerja yang ditentukan. Di dalam setiap iterasi beban kerja, dilakukan iterasi lagi untuk setiap ukuran data. Pada setiap kombinasi beban kerja dan ukuran data, konfigurasi HiBench diubah sesuai dengan ukuran data yang dipilih.

Skrip persiapan data Hadoop dan Spark dijalankan berulang kali hingga proses persiapan berhasil. Setelah data siap, perulangan dilakukan sebanyak jumlah pengulangan yang ditentukan. Dalam setiap perulangan, perangkat lunak "dool" diaktifkan untuk memonitor aktivitas sistem, *benchmark* Hadoop atau Spark dijalankan, dan monitoring sistem dihentikan.

Setelah semua perulangan selesai, algoritma menunggu selama 15 detik sebelum melanjutkan ke ukuran data berikutnya. Proses ini berlanjut hingga semua kombinasi beban kerja dan ukuran data selesai diproses.

3.6 Analisis dan Evaluasi Hasil Eksperimen

Setelah menyelesaikan 240 percobaan yang dijelaskan di bagian eksperimen, langkah selanjutnya adalah menganalisis dan mengevaluasi hasil yang diperoleh. Analisis ini bertujuan untuk menjawab pertanyaan penelitian dan memahami bagaimana kinerja Hadoop dan Spark dalam menjalankan beban kerja *word count* dan *sort* dengan berbagai ukuran data. Berikut adalah beberapa aspek yang akan dikaji:

1. Kinerja

- (a) **Persebaran Waktu Eksekusi pada Hadoop dan Spark.** Bagian ini akan menganalisis sebaran waktu eksekusi untuk setiap beban kerja (*word count* dan *sort*) pada kedua aplikasi (Hadoop dan Spark) dengan berbagai ukuran data. Analisis ini akan membantu memahami variabilitas kinerja dan konsistensi hasil pada setiap kombinasi aplikasi, beban kerja, dan ukuran data.
- (b) **Persebaran Throughput pada Hadoop dan Spark.** Mirip dengan analisis waktu eksekusi, persebaran *throughput* juga akan dianalisis untuk setiap kombinasi aplikasi, beban kerja, dan ukuran data. Throughput, yang menunjukkan jumlah data yang diproses per satuan waktu, merupakan metrik penting dalam evaluasi kinerja sistem big data. Visualisasi distribusi throughput akan membantu dalam memahami efisiensi pemrosesan data oleh Hadoop dan Spark.

2. Penggunaan Sumber Daya

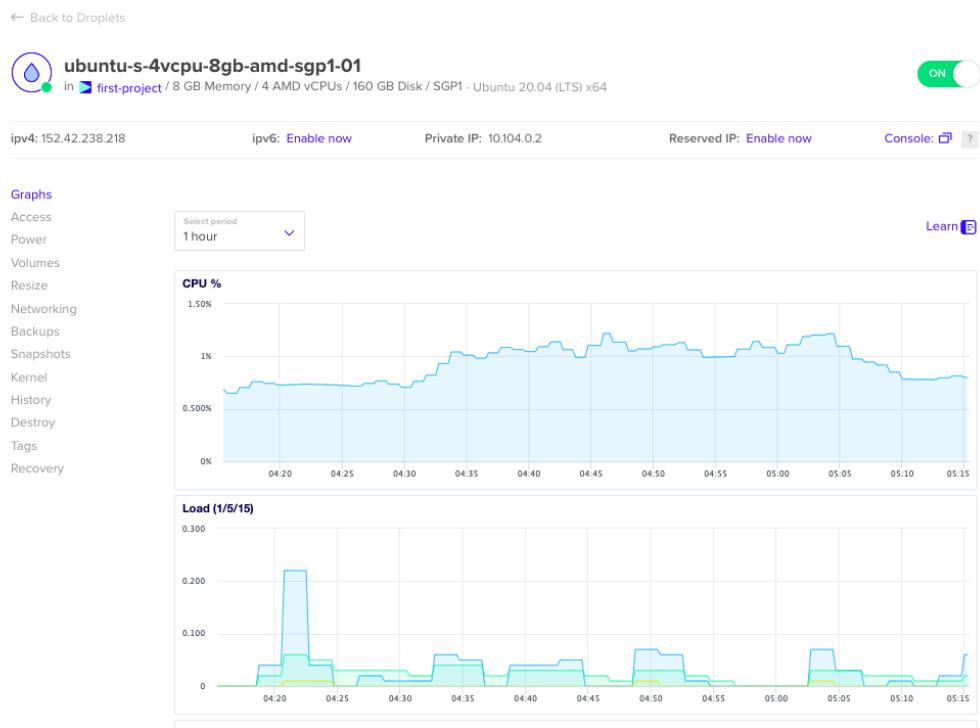
- (a) **Penggunaan CPU.** Bagian ini akan menganalisis penggunaan CPU oleh Hadoop dan Spark selama menjalankan berbagai beban kerja. Informasi ini dapat diperoleh dari berkas monitoring sistem yang dihasilkan oleh Dool. Analisis penggunaan CPU membantu memahami bagaimana setiap platform memanfaatkan sumber daya komputasi dan mengidentifikasi potensi optimasi.
- (b) **Utilisasi Sistem.** Selain penggunaan CPU, metrik-metrik lain seperti penggunaan memori, dan I/O penyimpanan. Hal ini memberikan gambaran yang lebih komprehensif tentang bagaimana setiap *platform* memanfaatkan sumber daya sistem dan potensi *bottleneck* yang mungkin terjadi selama pemrosesan data besar.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pembangunan *Virtual Machine* (VM) di DigitalOcean

Pembangunan *virtual machine* pada penelitian ini adalah hal yang krusial karena semua komputasi akan dijalankan pada *platform cloud* DigitalOcean. VM yang sudah berhasil terinisiasi akan terlihat seperti pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Tampilan Dasbor VM DigitalOcean

4.2 Pemasangan dan Konfigurasi Perangkat Lunak

Penelitian ini membandingkan kinerja Hadoop dan Spark pada *platform cloud* DigitalOcean menggunakan alat pengujian data besar yang bernama HiBench pada lingkup *Micro Benchmarks*, yaitu *Word Count* dan *Sort* dengan data masukan berupa teks yang dibuat oleh *data generation* pada tahap persiapan.

Sebelum memulai eksperimen, serangkaian pemeriksaan dilakukan untuk memastikan bahwa semua perangkat lunak yang terlibat berfungsi dengan baik. Tahapan ini penting untuk menjamin validitas hasil penelitian. Berikut adalah pemeriksaan yang dilakukan, yaitu

1. **Pengecekan versi Hadoop.** Versi Hadoop yang digunakan dalam penelitian

ini adalah 2.4.0. Verifikasi versi dilakukan melalui perintah *hadoop version*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.2.

```
hadoop@ubuntu-s-4vcpu-8gb-amd-sgp1-01:~$ hadoop version
Hadoop 2.4.0
Subversion http://svn.apache.org/repos/asf/hadoop/common -r 1583262
Compiled by jenkins on 2014-03-31T08:29Z
Compiled with protoc 2.5.0
From source with checksum 375b2832a6641759c6eaf6e3e998147
This command was run using /srv/hadoop-2.4.0/share/hadoop/common/hadoop-common-2.4.0.jar
```

Gambar 4.2 Pengecekan Versi Hadoop

2. **Pengecekan versi Spark.** Versi Spark yang digunakan adalah 2.1.3. Verifikasi dilakukan dengan perintah `spark-submit --version`, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.3.

Gambar 4.3 Pengecekan Versi Spark

3. **Pemeriksaan service yang berjalan ketika tanpa beban kerja.** Status layanan (*services*) yang berjalan pada komputer diperiksa dalam keadaan tanpa beban kerja (*idle*). Layanan yang diharapkan aktif meliputi: Jps, ResourceManager, DataNode, NodeManager, NameNode, dan SecondaryNameNode. Gambar 4.4 menunjukkan hasil pemeriksaan layanan dasar.

```
hadoop@ubuntu-s-4vcpu-8gb-amd-sgp1-01:~$ jps  
111637 Jps  
111512 ResourceManager  
111147 DataNode  
111851 NodeManager  
110973 NameNode  
111358 SecondaryNameNode
```

Gambar 4.4 Pengecekan Service yang Berjalan (Normal)

4. **Pemeriksaan *service* yang berjalan ketika menggunakan Hadoop.** Ketika beban kerja Hadoop dijalankan, layanan tambahan seperti YarnChild, MRAppMaster, dan RunJar diharapkan aktif, di samping layanan dasar yang telah disebutkan. Gambar 4.5 menunjukkan hasil pemeriksaan layanan saat Hadoop aktif.

```
hadoop@ubuntu-s-4vcpu-8gb-amd-sgp1-01:~$ jps
1162768 YarnChild
1162898 YarnChild
1162837 YarnChild
1162425 MRAppMaster
111147 DataNode
111851 NodeManager
1162623 YarnChild
1162143 RunJar
1162690 YarnChild
1162567 YarnChild
111512 ResourceManager
110973 NameNode
111358 SecondaryNameNode
1163022 Jps
```

Gambar 4.5 Pengecekan *Service* yang Berjalan (Hadoop)

5. **Pemeriksaan *service* yang berjalan ketika menggunakan Spark.** Ketika beban kerja Spark dijalankan, layanan seperti CoarseGrainedExecutorBackend, ExecutorLauncher, dan SparkSubmit diharapkan aktif, di samping layanan dasar. Gambar 4.6 menunjukkan hasil pemeriksaan layanan saat Spark aktif.

```
hadoop@ubuntu-s-4vcpu-8gb-amd-sgp1-01:~$ jps
1164818 CoarseGrainedExecutorBackend
1165141 Jps
1164742 ExecutorLauncher
1164009 SparkSubmit
111512 ResourceManager
111147 DataNode
111851 NodeManager
110973 NameNode
111358 SecondaryNameNode
```

Gambar 4.6 Pengecekan *Service* yang Berjalan (Spark)

4.3 Eksperimen

Selama pengujian, beberapa parameter pada HiBench, Hadoop, dan Spark dikonfigurasi secara tetap untuk menjaga konsistensi dan memungkinkan perbandingan yang adil. Tabel 4.1 dan Tabel 4.2 merangkum konfigurasi parameter yang digunakan.

Tabel 4.1 Konfigurasi HiBench

Nama Parameter	Nilai	Keterangan Parameter
hibench.default.map.parallelism	8	Mapper numbers (Hadoop), partition numbers (Spark)
hibench.default.shuffle.parallelism	8	Reducer numbers (Hadoop), shuffle partition (Spark)

Tabel 4.2 Konfigurasi Spark

Nama Parameter	Nilai Parameter	Keterangan Parameter
hibench.yarn.executor.num	2	Jumlah executor
hibench.yarn.executor.cores	4	Jumlah core CPU setiap executor
spark.executor.memory	4 GB	Jumlah memori setiap executor
spark.driver.memory	4 GB	Jumlah memori tiap driver Spark

Parameter *hibench.default.map.parallelism* memiliki peran yang berbeda pada Hadoop dan Spark. Pada Hadoop, parameter ini menentukan jumlah *mapper*, yaitu proses yang bertanggung jawab untuk memproses data secara paralel pada tahap *Map*. Pada Spark, parameter ini menentukan jumlah partisi data, yaitu unit pemrosesan dasar dalam Spark.

Parameter *hibench.default.shuffle.parallelism* juga memiliki peran yang berbeda pada Hadoop dan Spark. Pada Hadoop, parameter ini menentukan jumlah *Reducer*, yaitu proses yang bertanggung jawab untuk menggabungkan hasil dari tahap *Map*. Pada Spark, parameter ini menentukan jumlah *Shuffle partition*, yaitu jumlah partisi data yang digunakan selama tahap *Shuffle*, yaitu proses pengocokan dan pengurutan data antara tahap *Map* dan *Reduce*.

4.4 Data Keluaran yang Dihasilkan

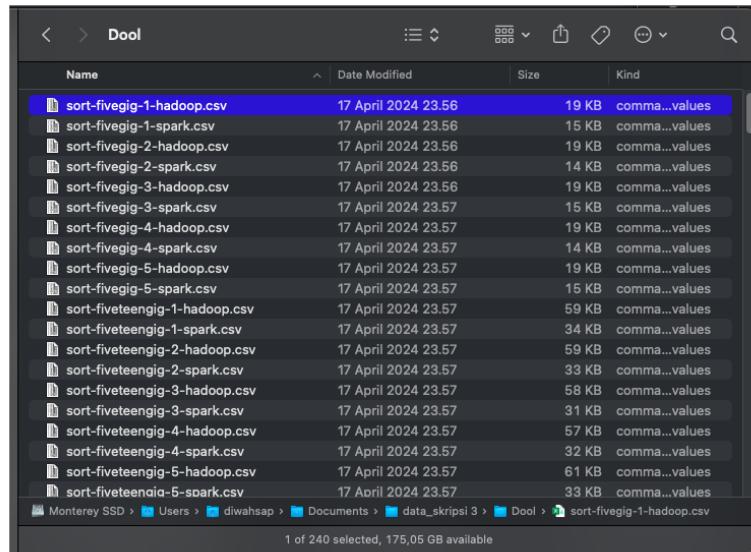
Setiap pengujian akan menghasilkan berkas output berupa data HiBench *Report* dan *Dool System Monitoring*. Data HiBench *Report* akan terlihat seperti pada Gambar 4.7. Pada Gambar 4.7, terlihat bahwa ekstensi berkasnya *.report* dan terlihat beberapa data seperti jenis beban kerja, aplikasi yang digunakan, besar input data, durasi, dan *throughput*.

Dool, alat monitoring sistem, menghasilkan berkas CSV (*comma-separated value*) untuk setiap perulangan eksperimen. Dengan demikian, terdapat sekitar 240 berkas CSV, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.8. Penamaan berkas mengikuti format: [jenis beban kerja]-[ukuran data]-[nomor perulangan]-[aplikasi]. Sebagai

Type	Date	Time	Input_data_size	Duration(s)	Throughput(bytes/s)	Throughput/node
HadoopWordCount	2024-04-17	08:14:56	106922	26.333	4060	4060
HadoopWordCount	2024-04-17	08:15:30	106922	31.216	3425	3425
HadoopWordCount	2024-04-17	08:15:59	106922	27.237	3925	3925
HadoopWordCount	2024-04-17	08:16:28	106922	26.381	4052	4052
HadoopWordCount	2024-04-17	08:16:58	106922	27.263	3921	3921
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	08:17:57	105373	35.491	2969	2969
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	08:18:36	105373	35.866	2937	2937
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	08:19:14	105373	35.972	2929	2929
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	08:19:52	105373	35.618	2958	2958
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	08:20:30	105373	35.843	2939	2939
HadoopWordCount	2024-04-17	08:22:15	516076	28.427	18154	18154
HadoopWordCount	2024-04-17	08:22:45	516076	27.191	18979	18979
HadoopWordCount	2024-04-17	08:23:14	516076	27.210	18966	18966
HadoopWordCount	2024-04-17	08:23:43	516076	26.326	19603	19603
HadoopWordCount	2024-04-17	08:24:14	516076	28.275	18252	18252
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	08:25:13	516295	35.679	14470	14470
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	08:25:52	516295	35.831	14499	14499
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	08:26:30	516295	35.895	14383	14383
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	08:27:08	516295	35.860	14397	14397
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	08:27:47	516295	35.686	14467	14467
HadoopWordCount	2024-04-17	09:43:36	187227	27.652	3877	3877
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	09:44:35	107705	35.646	3021	3021
HadoopWordCount	2024-04-17	09:45:02	107705	25.173	4278	4278
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	09:46:02	106302	35.550	2990	2990
HadoopWordCount	2024-04-17	09:46:30	106302	26.203	4055	4055
ScalaSparkWordCount	2024-04-17	09:47:01	106623	35.767	2981	2981
HadoopWordCount	2024-04-17	09:47:58	106623	25.153	4238	4238
HadoopWordCount	2024-04-17	10:07:03	106383	27.192	3912	3912

Gambar 4.7 Data HiBench Report

contoh, *sort-fivegig-1-hadoop.csv* menunjukkan *data monitoring* untuk beban kerja sort, data masukan 5 GB, perulangan pertama, dan aplikasi Hadoop.



Gambar 4.8 Berkas Dool

Struktur data Dool, yang ditunjukkan pada Gambar 4.9, mencakup baris *header* (baris 1-4) dan nama kolom (baris 6). Data ini akan dianalisis lebih lanjut untuk mendapatkan *insight* tentang kinerja Hadoop dan Spark.

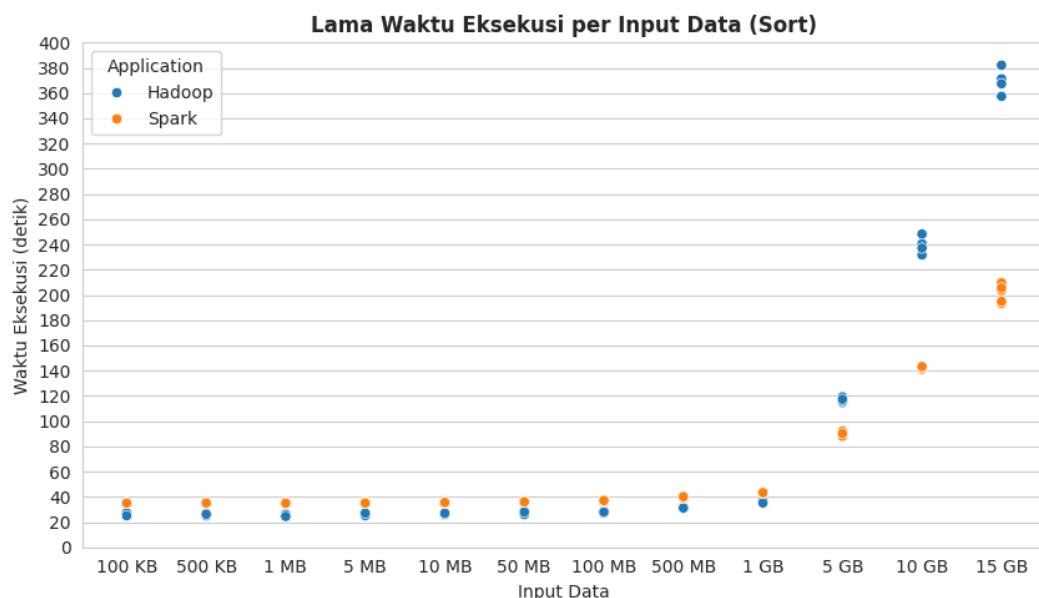
Gambar 4.9 Contoh Data Dool

4.5 Analisis dan Evaluasi Hasil Eksperimen: Kinerja

4.5.1 Persebaran Waktu Eksekusi pada Hadoop dan Spark

Waktu eksekusi adalah durasi yang diperlukan untuk memproses data. Nilai parameter ini diperoleh dengan menghitung selisih antara waktu awal dan waktu akhir saat Apache Hadoop dan Apache Spark dijalankan atau dihentikan untuk memproses input data dengan beban kerja masing-masing. Satuan pengukuran untuk parameter waktu eksekusi adalah detik. Setiap beban kerja dilakukan sebanyak lima kali pengulangan untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat dan representatif.

Gambar 4.10 dan Gambar 4.11 menyajikan *scatter plot* yang membandingkan performa Hadoop dan Spark dalam dua tugas pemrosesan data yang berbeda, yaitu *sort* dan *word count*. Sumbu x pada kedua gambar menunjukkan variasi ukuran input data, mulai dari 100 KB hingga 15 GB, sementara sumbu y menunjukkan waktu eksekusi dalam detik.



Gambar 4.10 Persebaran Waktu Eksekusi *Sort* (Hadoop, Spark)

Pada Gambar 4.10, terlihat bahwa waktu eksekusi Hadoop untuk input data 100 KB hingga 1 GB secara konsisten lebih cepat dibandingkan Spark. Hadoop berada pada rentang waktu 20-40 detik, sedangkan Spark berada pada rentang waktu 35-45 detik.

Namun, untuk input data sebesar 5 GB, Spark menunjukkan waktu eksekusi yang lebih cepat dibandingkan Hadoop. Spark berada pada rentang 80-100 detik, sembar Hadoop berada pada rentang 110-125 detik. Perbedaan performa ini semakin signifikan seiring bertambahnya ukuran data, terutama pada ukuran data 10 GB dan 15 GB. Perbedaan waktu eksekusi antara Hadoop dan Spark semakin jauh pada

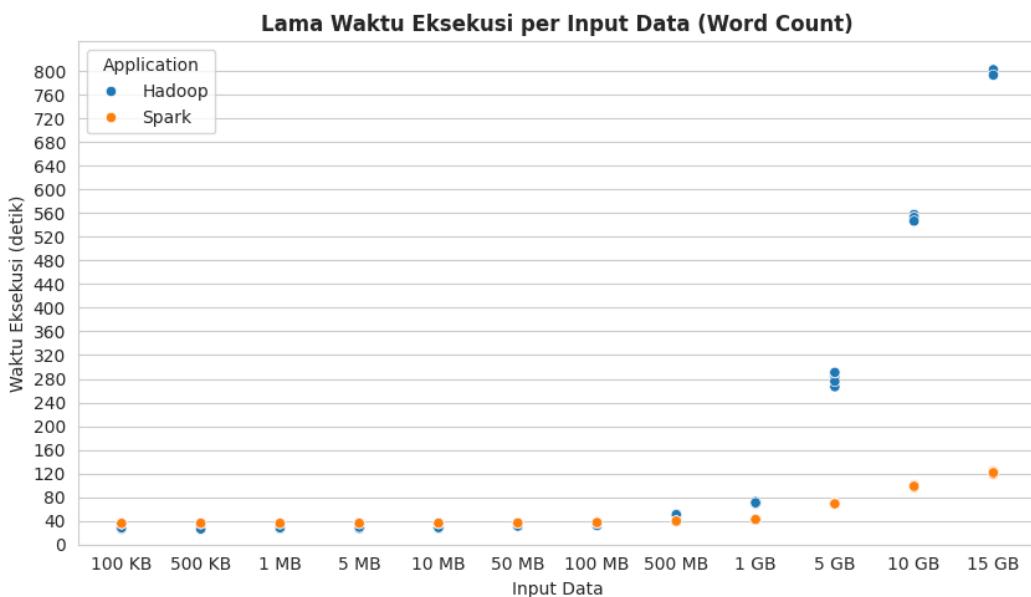
beban kerja *sort* dengan ukuran data yang lebih besar.

Tabel 4.3 menunjukkan data yang lebih rinci mengenai durasi waktu eksekusi *sort* untuk Hadoop dan Spark. Berdasarkan tabel tersebut, terlihat bahwa untuk ukuran input data yang kecil hingga menengah, Hadoop relatif lebih cepat daripada Spark. Namun, seiring bertambahnya ukuran input data, Spark menunjukkan performa yang lebih baik dengan waktu eksekusi yang lebih singkat.

Perbedaan kinerja ini dapat dilihat dari kolom "Waktu Eksekusi (maks)" dan "Waktu Eksekusi (min)". Misalnya, untuk input data 100 KB, Hadoop memiliki waktu eksekusi maksimum 27.275 detik, sedangkan Spark memiliki waktu eksekusi maksimum 35.534 detik. Hal ini menunjukkan bahwa Hadoop lebih stabil dengan waktu eksekusi yang lebih konsisten, namun secara rata-rata Spark lebih cepat. Namun, ketika input data mencapai 10 GB, waktu eksekusi maksimum Hadoop mencapai 248.255 detik, sementara Spark hanya mencapai 143.217 detik. Perbedaan yang signifikan ini menunjukkan bahwa Spark mampu menangani input data yang besar dengan lebih efisien dibandingkan Hadoop. Hal ini juga dapat dilihat dari kolom "Standar Deviasi" yang menunjukkan bahwa waktu eksekusi Spark lebih stabil daripada Hadoop untuk ukuran input data yang besar.

Tabel 4.3 Statistika Deskriptif Lama Waktu Eksekusi (*Sort*)

Aplikasi	Input Data	Waktu Eksekusi (maks)	Waktu Eksekusi (min)	Waktu Eksekusi (mean)	Standar Deviasi
Spark	100 KB	35.534	35.022	35.149	0.21661256
Hadoop	100 KB	27.275	25.033	26.139	1.06565449
Spark	500 KB	35.387	34.891	35.1468	0.19164603
Hadoop	500 KB	27.07	25.049	25.7052	0.91658508
Spark	1 MB	35.318	34.84	35.074	0.19876494
Hadoop	1 MB	26.619	24.439	25.9048	0.84623886
Spark	5 MB	35.992	35.057	35.35	0.38425317
Hadoop	5 MB	27.125	25.055	26.4528	0.89920087
Spark	10 MB	35.492	35.185	35.307	0.11954706
Hadoop	10 MB	27.02	25.96	26.4028	0.53875198
Spark	50 MB	36.284	35.716	36.0214	0.20281593
Hadoop	50 MB	29.059	25.942	27.2494	1.29796988
Spark	100 MB	37.099	36.137	36.614	0.35491196
Hadoop	100 MB	29.097	27.081	28.0776	0.72310601
Spark	500 MB	40.157	39.217	39.8564	0.42386826
Hadoop	500 MB	32.006	30.971	31.3254	0.39927597
Spark	1 GB	43.711	42.682	43.2808	0.38513855
Hadoop	1 GB	37.785	35.12	36.817	1.00034119
Spark	5 GB	92.115	87.748	89.6452	1.77748015
Hadoop	5 GB	119.26	114.71	116.6142	1.74711797
Spark	10 GB	143.217	141.211	142.5454	0.77448744
Hadoop	10 GB	248.255	231.66	239.2172	6.03409494
Spark	15 GB	209.59	193.234	201.3588	7.0346547
Hadoop	15 GB	382.111	357.422	369.7012	8.84744702



Gambar 4.11 Persebaran Waktu Eksekusi *Word Count* (Hadoop, Spark)

Pada Gambar 4.11, Spark menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan Hadoop untuk ukuran input data 500 MB, 1 GB, 5 GB, 10 GB, dan 15 GB pada beban kerja *word count*. Namun, untuk ukuran input data 100 KB hingga 100 MB, Hadoop masih lebih unggul. Waktu eksekusi Hadoop untuk input data 100 KB hingga 100 MB berada pada rentang 20-40 detik, meskipun perbedaannya tidak signifikan dibandingkan Spark karena titik data Hadoop dan Spark saling berdekatan.

Tabel 4.4 menunjukkan data yang lebih rinci mengenai durasi waktu eksekusi *word count* untuk Hadoop dan Spark. Berdasarkan tabel tersebut, terlihat bahwa Hadoop lebih cepat daripada Spark untuk ukuran input data yang kecil hingga menengah yaitu pada 100 KB-100 MB, tetapi Spark lebih cepat untuk ukuran input data yang besar.

Perbedaan kinerja ini dapat dilihat dari kolom "Waktu Eksekusi (maks)" dan "Waktu Eksekusi (min)". Misalnya, untuk input data 100 KB, Hadoop memiliki waktu eksekusi maksimum 28.186 detik, sedangkan Spark memiliki waktu eksekusi maksimum 35.764 detik. Hal ini menunjukkan bahwa Hadoop lebih stabil dengan waktu eksekusi yang lebih konsisten, namun secara rata-rata Spark lebih cepat. Namun, ketika input data mencapai 10 GB, waktu eksekusi maksimum Hadoop mencapai 557.603 detik, sementara Spark hanya mencapai 100.229 detik. Perbedaan yang signifikan ini menunjukkan bahwa Spark mampu menangani input data yang besar dengan lebih efisien dibandingkan Hadoop. Hal ini juga dapat dilihat dari kolom "Standar Deviasi" yang menunjukkan bahwa waktu eksekusi Spark lebih stabil daripada Hadoop untuk ukuran input data yang besar.

Tabel 4.4 Statistika Deskriptif Lama Waktu Eksekusi (*Word Count*)

Aplikasi	Input Data	Waktu Eksekusi (maks)	Waktu Eksekusi (min)	Waktu Eksekusi (mean)	Standar Deviasi
Spark	100 KB	35.764	35.302	35.5502	0.1853
Hadoop	100 KB	28.186	26.364	27.2468	0.6466
Spark	500 KB	35.926	35.66	35.7744	0.1134
Hadoop	500 KB	27.272	26.235	26.8744	0.5328
Spark	1 MB	36.011	35.593	35.776	0.1627
Hadoop	1 MB	28.312	27.142	27.8554	0.574
Spark	5 MB	36.301	35.742	35.9918	0.2779
Hadoop	5 MB	29.242	27.241	28.2384	0.9601
Spark	10 MB	36.146	35.642	35.9442	0.2008
Hadoop	10 MB	29.161	27.361	28.2942	0.6543
Spark	50 MB	36.553	36.235	36.4104	0.1527
Hadoop	50 MB	31.228	31.078	31.165	0.0638
Spark	100 MB	37.097	36.634	36.9072	0.1708
Hadoop	100 MB	33.331	32.146	32.6726	0.5878
Spark	500 MB	39.596	38.722	39.1898	0.3405
Hadoop	500 MB	51.441	48.327	50.0346	1.1881
Spark	1 GB	42.343	42.052	42.164	0.1142
Hadoop	1 GB	72.507	68.653	70.3728	1.4179
Spark	5 GB	70.857	68.73	69.3636	0.8512
Hadoop	5 GB	290.775	266.665	281.3564	10.204
Spark	10 GB	100.229	96.36	98.5008	1.402
Hadoop	10 GB	557.603	546.448	551.6242	4.2258
Spark	15 GB	124.096	118.904	121.6664	1.8752
Hadoop	15 GB	802.291	793.122	797.8058	3.8834

Hasil ini menunjukkan bahwa Spark lebih unggul dan konsisten dibandingkan Hadoop dalam menangani tugas pemrosesan data yang lebih besar, dengan rincian sebagai berikut:

- Untuk beban kerja *sort*, Spark lebih unggul mulai dari ukuran input data 5 GB, 10 GB, dan 15 GB.
- Untuk beban kerja *word count*, Spark lebih unggul mulai dari ukuran input data 500 MB, 1 GB, 5 GB, 10 GB, dan 15 GB.

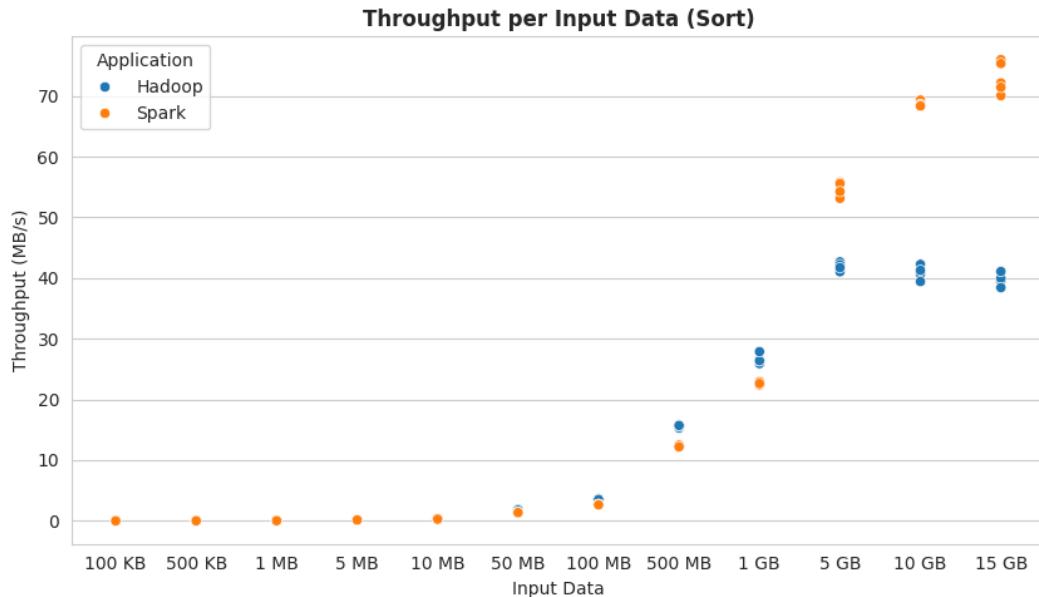
Secara keseluruhan, Spark menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam menangani data berukuran besar, sementara Hadoop lebih efisien untuk data berukuran kecil hingga menengah.

4.5.2 Persebaran *Throughput* pada Hadoop dan Spark

Throughput adalah kecepatan pertukaran data per detik. Kegiatan pertukaran data tersebut terjadi pada *node* yang dipakai dalam komputer komputasi, saat Hadoop maupun Spark memproses data. Oleh karena itu, semakin tinggi nilai *throughput*, semakin sedikit waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan komputasi. Satuan

throughput pada penelitian ini adalah MB/s (mega bita per detik).

Gambar di bawah akan menyajikan *scatter plot* yang membandingkan *throughput* Hadoop dan Spark dalam dua tugas pemrosesan data, yaitu *sort* (Gambar 4.12) dan *word count* (Gambar 4.13). Sumbu x pada kedua gambar menunjukkan variasi ukuran input data, sedangkan sumbu y menunjukkan *throughput* dalam MB/s.



Gambar 4.12 *Throughput Sort* (Hadoop, Spark)

Pada tugas *sort* (Gambar 4.12), Spark menunjukkan peningkatan *throughput* yang signifikan seiring dengan bertambahnya ukuran data. Pada ukuran data terbesar (15 GB), Spark mencapai *throughput* sekitar 70 MB/s. Sebaliknya, Hadoop menunjukkan peningkatan *throughput* yang lebih lambat dan hanya mencapai sekitar 40 MB/s pada ukuran data yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa Spark mampu melakukan pertukaran data yang lebih besar daripada Hadoop.

Tabel 4.5 menunjukkan data yang lebih rinci mengenai *throughput sort* untuk Hadoop dan Spark. Berdasarkan tabel tersebut, terlihat bahwa Hadoop memiliki *throughput* yang lebih rendah dibandingkan Spark, terutama pada ukuran data yang lebih besar. Perbedaan kinerja ini dapat dilihat dari kolom "Throughput (maks)" dan "Throughput (min)". Misalnya, untuk input data 100 KB, Hadoop memiliki *throughput* maksimum 0.00403214 MB/s, sedangkan Spark memiliki *throughput* maksimum 0.00286674 MB/s. Hal ini menunjukkan bahwa Hadoop lebih stabil dengan *throughput* yang lebih konsisten, namun secara rata-rata Spark lebih cepat. Namun, ketika input data mencapai 10 GB, *throughput* maksimum Hadoop mencapai 42.2594395 MB/s, sementara Spark mencapai 69.3276262 MB/s. Perbedaan yang signifikan ini menunjukkan bahwa Spark mampu menangani input data yang

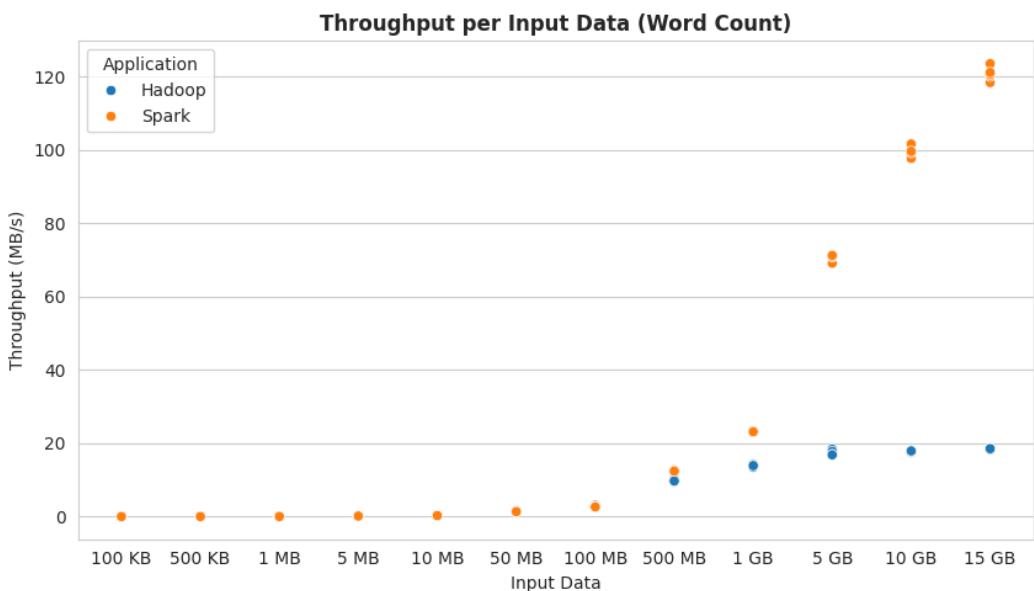
Tabel 4.5 Statistika Deskriptif *Throughput (Sort)*

Aplikasi	Input Data	Throughput (maks)	Throughput (min)	Throughput (mean)	Standar Deviasi
Spark	100 KB	0.00286674	0.00282574	0.00285664	0.0000173
Hadoop	100 KB	0.00403214	0.00370121	0.00386696	0.0001574
Spark	500 KB	0.01411057	0.01391315	0.01400814	0.0000762
Hadoop	500 KB	0.01967716	0.01820755	0.01919365	0.0006699
Spark	1 MB	0.02818203	0.02780056	0.02799492	0.0001585
Hadoop	1 MB	0.04016113	0.03687286	0.03792267	0.0012865
Spark	5 MB	0.13967896	0.13605022	0.13853436	0.0014905
Hadoop	5 MB	0.19550419	0.18058491	0.18534927	0.0064644
Spark	10 MB	0.2783165	0.27590942	0.27735748	0.0009372
Hadoop	10 MB	0.3772049	0.36240768	0.37100182	0.0075152
Spark	50 MB	1.37057781	1.349123	1.35899258	0.0076652
Hadoop	50 MB	1.88702679	1.68461514	1.79971123	0.0846067
Spark	100 MB	2.70916271	2.6389122	2.67406902	0.0259209
Hadoop	100 MB	3.61521244	3.36473083	3.48874283	0.0898392
Spark	500 MB	12.4816198	12.1894493	12.282502	0.1315462
Hadoop	500 MB	15.8051376	15.2940359	15.6283312	0.1966307
Spark	1 GB	22.9367561	22.3968019	22.6208609	0.2022944
Hadoop	1 GB	27.8754454	25.9093733	26.6067383	0.7431688
Spark	5 GB	55.783987	53.1393728	54.6205183	1.0788883
Hadoop	5 GB	42.671937	41.0439196	41.9826252	0.6242206
Spark	10 GB	69.3276262	68.3565731	68.6802658	0.3753884
Hadoop	10 GB	42.2594395	39.4345398	40.9450817	1.0249329
Spark	15 GB	75.9945831	70.0641127	72.9998146	2.5623857
Hadoop	15 GB	41.0852346	38.4306307	39.7388464	0.9514776

besar dengan lebih efisien dibandingkan Hadoop. Hal ini juga dapat dilihat dari kolom "Standar Deviasi" yang menunjukkan bahwa *throughput* Spark lebih stabil daripada Hadoop untuk ukuran input data yang besar.

Pada beban kerja *word count* (Gambar 4.13), Spark mencapai *throughput* yang lebih tinggi daripada Hadoop. Perbedaan *throughput* paling mencolok terlihat pada ukuran data terbesar (15 GB), di mana Spark mencapai *throughput* lebih dari 120 MB/s, sedangkan Hadoop hanya mencapai sekitar 20 MB/s. Meskipun Spark menunjukkan peningkatan *throughput* yang signifikan pada ukuran data besar (1 GB, 5 GB, 10 GB, dan 15 GB), pada data input yang lebih kecil, 100 KB sampai 100 MB, perbedaan *throughput* antara Hadoop dan Spark tidak berbeda jauh untuk *word count*.

Tabel 4.6 menunjukkan data yang lebih rinci mengenai *throughput word count* untuk Hadoop dan Spark. Berdasarkan tabel tersebut, terlihat bahwa Hadoop memiliki *throughput* yang lebih rendah dibandingkan Spark, terutama pada ukuran data yang lebih besar. Perbedaan kinerja ini dapat dilihat dari kolom "Throughput (maks)" dan "Throughput (min)". Misalnya, untuk input data 100 KB, Hadoop memiliki *throughput* maksimum 0.00384808 MB/s, sedangkan Spark memiliki *throughput* maksimum 0.00286102 MB/s. Hal ini menunjukkan bahwa Hadoop lebih stabil dengan *throughput* yang lebih konsisten, namun secara rata-rata Spark lebih cepat.



Gambar 4.13 Throughput Word Count (Hadoop, Spark)

Namun, ketika input data mencapai 10 GB, *throughput* maksimum Hadoop mencapai 17.9153442 MB/s, sementara Spark mencapai 101.596455 MB/s.

Hasil ini menunjukkan bahwa Spark lebih unggul dalam menangani data berukuran besar untuk kedua tugas pemrosesan data tersebut. Spark mampu mempertahankan *throughput* yang lebih tinggi dibandingkan Hadoop, terutama saat menangani data berukuran besar, dengan rincian sebagai berikut:

1. Untuk beban kerja *sort*, Spark lebih unggul pada ukuran data 1 GB, 5 GB, 10 GB, dan 15 GB.
2. Untuk beban kerja *word count*, Spark lebih unggul pada ukuran data 1 GB, 5 GB, 10 GB, dan 15 GB.

Secara keseluruhan, Spark menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam hal *throughput* terutama pada data berukuran besar, sementara Hadoop masih menunjukkan performa yang kompetitif pada data berukuran kecil hingga menengah.

Tabel 4.6 Statistika Deskriptif *Throughput (Word Count)*

Aplikasi	Input Data	Throughput (maks)	Throughput (min)	Throughput (mean)	Standar Deviasi
Spark	100 KB	0.00286102	0.00282383	0.002841	0.0000148
Hadoop	100 KB	0.00384808	0.00359917	0.00372486	0.0000882
Spark	500 KB	0.01383686	0.01373386	0.01379242	0.0000438
Hadoop	500 KB	0.01875591	0.01804256	0.01831551	0.0003658
Spark	1 MB	0.02759743	0.02727699	0.02745667	0.0001247
Hadoop	1 MB	0.0361557	0.03466225	0.03524208	0.000732
Spark	5 MB	0.13701153	0.134902	0.1360672	0.0010482
Hadoop	5 MB	0.17980003	0.16749668	0.17360954	0.0058914
Spark	10 MB	0.27474499	0.27091408	0.27244186	0.001526
Hadoop	10 MB	0.3579216	0.33582878	0.34626541	0.0080376
Spark	50 MB	1.351017	1.33926392	1.34452782	0.0056451
Hadoop	50 MB	1.57513809	1.56757259	1.57074642	0.0032184
Spark	100 MB	2.67248154	2.63912678	2.6527441	0.0123136
Hadoop	100 MB	3.04554081	2.93726444	2.99722595	0.0536088
Spark	500 MB	12.6410389	12.3620138	12.490901	0.1087093
Hadoop	500 MB	10.128686	9.51554203	9.78746166	0.2343767
Spark	1 GB	23.2802544	23.1202621	23.2185509	0.0627568
Hadoop	1 GB	14.259717	13.5017633	13.9157192	0.2784217
Spark	5 GB	71.219182	69.0813093	70.5770096	0.8534114
Hadoop	5 GB	18.3560066	16.8339939	17.4161545	0.6423301
Spark	10 GB	101.596455	97.6746683	99.4045837	1.4236794
Hadoop	10 GB	17.9153442	17.5569429	17.7480667	0.135773
Spark	15 GB	123.5007	118.333607	120.719687	1.8684413
Hadoop	15 GB	18.5150871	18.3034868	18.4067369	0.0896672

4.6 Analisis dan Evaluasi Hasil Eksperimen: Penggunaan Sumber Daya

4.6.1 Penggunaan CPU

Gambar 4.14 dan Gambar 4.15 menunjukkan pola penggunaan CPU oleh Hadoop dan Spark untuk beban kerja *sort* dan *word count* pada berbagai ukuran data. Sumbu x mewakili waktu dalam detik, sedangkan sumbu y mewakili persentase penggunaan CPU. Setiap grafik menunjukkan ukuran data yang berbeda, mulai dari 100 KB hingga 15 GB. Titik hitam pada gambar menandakan titik perpotongan Hadoop dan Spark pada waktu yang sama. Titik hitam ini berfungsi sebagai batas waktu dimana penggunaan CPU Hadoop lebih tinggi dibandingkan Spark atau sebaliknya. Titik hitam ini memberikan informasi visual mengenai perubahan dominasi penggunaan CPU antara Hadoop dan Spark selama proses komputasi.

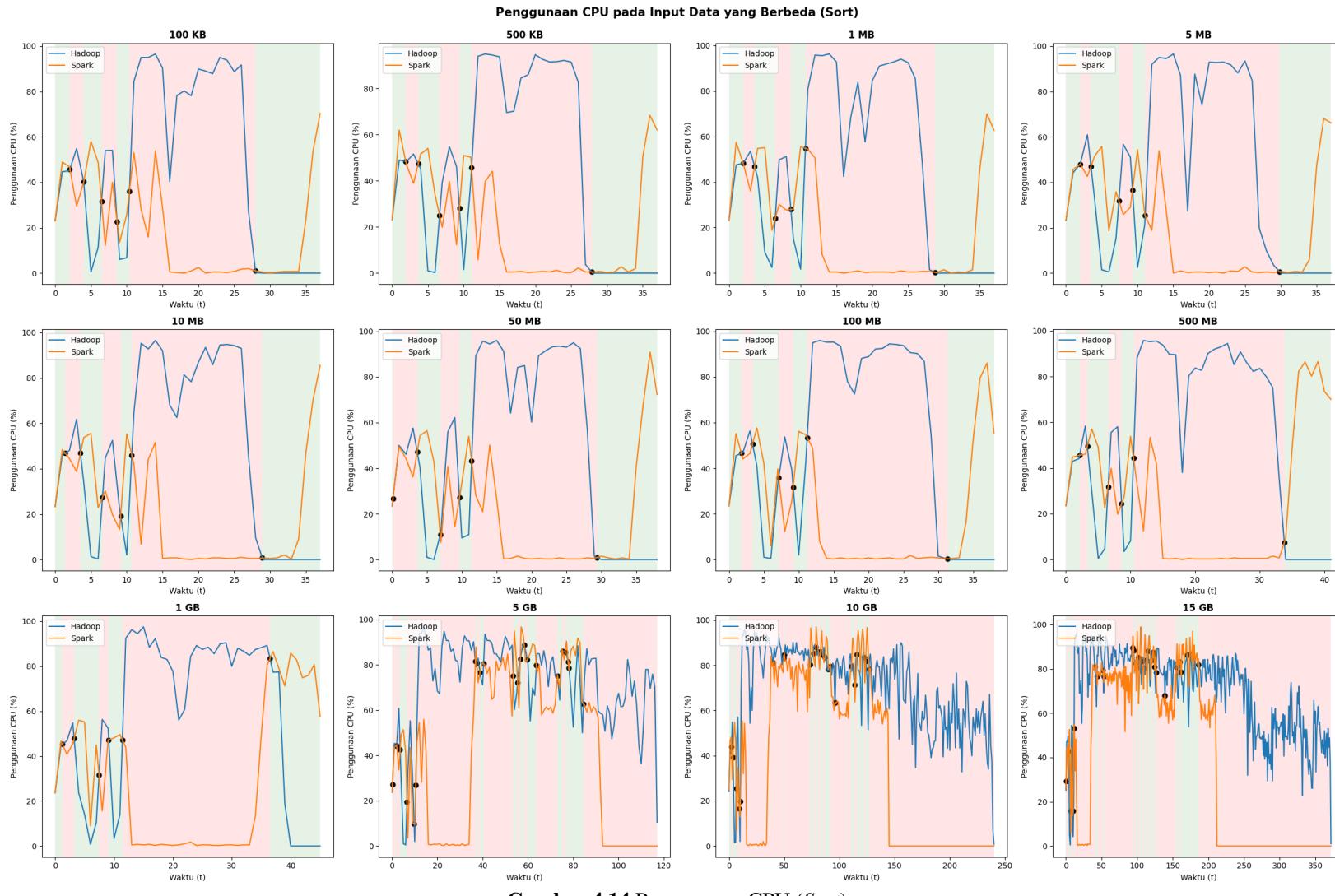
Pada beban kerja *sort* (Gambar 4.14), perbedaan pola penggunaan CPU antara Hadoop dan Spark semakin terlihat pada ukuran data yang lebih besar. Jika dilihat pada input data 100 KB-1 GB, penggunaan CPU pada masing-masing Hadoop dan Spark tidak berbeda jauh. Selanjutnya, pada input data 5 GB, 10 GB, dan 15 GB, penggunaan CPU Hadoop sangat fluktuatif berkisar pada 60%-95% pada dua per tiga bagian waktu awal eksekusi, dan pada satu per tiga waktu eksekusi mengalami penurunan yang berkisar pada 20%-80%. Berbeda dengan Hadoop, Spark memiliki

penggunaan CPU yang lebih stabil (terkadang pada 60%-80%, dan terkadang pada 80%-100%).

Pada beban kerja *word count* (Gambar 4.15), Hadoop menunjukkan penggunaan CPU yang lebih fluktuatif (naik turun) dan tinggi secara keseluruhan dibandingkan dengan Spark. Penggunaan CPU pada 10 detik pertama pada Hadoop berkisar pada 10%-60%. Setelah itu, penggunaan CPU-nya naik sampai ke 100% dan naik turun. Jika dilihat dari input data yang lebih besar (15 GB), Hadoop memiliki pola CPU yang hampir sama pada setiap data input, yaitu 10 detik pertama berada pada 10%-60%, setengah pertama naik turun pada penggunaan CPU 60%-100%, dan setengah terakhir menurunkan penggunaan CPU pada 50%-90%. Selanjutnya, Spark juga memiliki pola tersendiri. Penggunaan CPU Spark pada detik pertama sampai detik ke 15 fluktuatif pada 20%-50%, hingga pada detik 16 sampai detik ke 35 turun ke 0%, dan baru naik lagi pada detik ke 35. Hal yang menarik juga adalah penggunaan CPU Spark tidak menyentuh 100%, tetapi memiliki waktu eksekusi beban kerja yang lebih cepat pada *word count*.

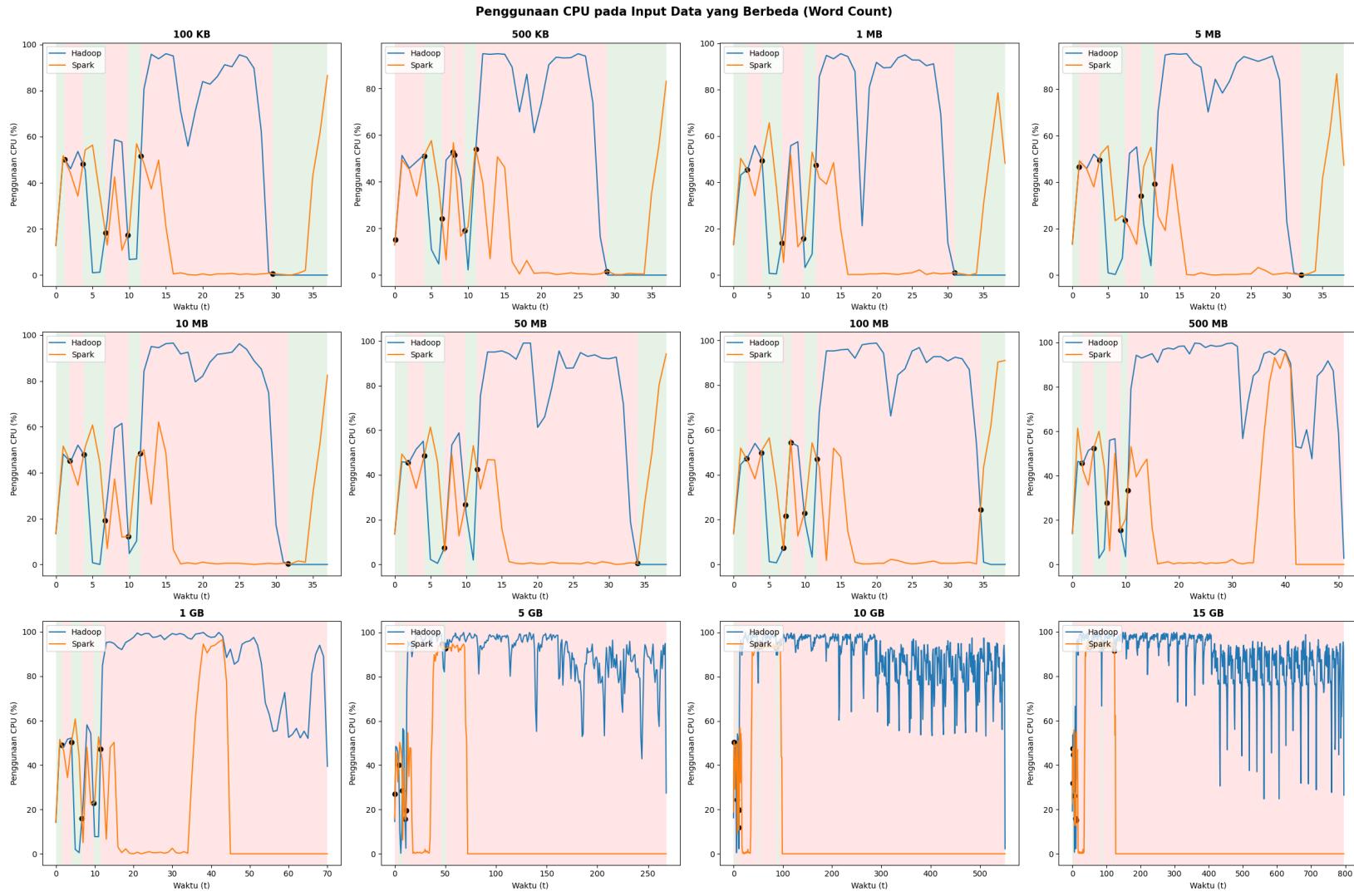
Pada kedua tugas, terlihat bahwa beban kerja *word count* cenderung menunjukkan pola penggunaan CPU yang lebih tinggi dan konsisten dibandingkan dengan beban kerja *sort*. Pada beban kerja *word count*, umumnya penggunaan CPU Hadoop lebih tinggi dan merata di sepanjang waktu eksekusi jika dibandingkan dengan Spark. Di sisi lain, beban kerja *sort* menunjukkan penggunaan CPU yang cenderung lebih fluktuatif, dengan periode lonjakan dan penurunan yang signifikan, baik pada Hadoop maupun Spark.

Secara keseluruhan, Hadoop cenderung menggunakan CPU dengan lebih intensif dan fluktuatif dibandingkan Spark, terutama pada tugas *word count*. Spark, meskipun tidak selalu menggunakan CPU hingga 100%, mampu menyelesaikan tugas dengan waktu eksekusi yang lebih cepat, menunjukkan efisiensi penggunaan sumber daya yang lebih baik.



Gambar 4.14 Penggunaan CPU (Sort)

SS



Gambar 4.15 Penggunaan CPU (Word Count)

Tabel 4.7 dan Tabel 4.8 menunjukkan perbandingan *state* penggunaan CPU antara Hadoop (U_h) dan Spark (U_s) pada beban kerja *sort* dan *word count*. *State* $U_h > U_s$ menunjukkan durasi waktu di mana penggunaan CPU Hadoop lebih tinggi daripada Spark, sementara $U_h < U_s$ menunjukkan sebaliknya.

Pada Tabel 4.7, terlihat bahwa durasi $U_h > U_s$ secara konsisten lebih tinggi dibandingkan dengan $U_h < U_s$ pada semua ukuran data. Ini menunjukkan bahwa Hadoop biasanya menggunakan lebih banyak CPU dibandingkan Spark untuk beban kerja *sort*.

Tabel 4.7 Perbandingan *State* (*Sort*)

Input Data	Kondisi (s)	
	$U_h < U_s$	$U_h > U_s$
100 KB	15.2955246	21.7044754
500 KB	15.7152478	21.2847522
1 MB	15.1296715	21.8703285
5 MB	14.8516413	22.1483587
10 MB	14.0988502	22.9011498
50 MB	13.7726706	24.2273294
100 MB	14.2138896	23.7861104
500 MB	14.3734577	26.6265423
1 GB	16.2881796	28.7118204
5 GB	24.1825795	92.8174205
10 GB	32.6343114	207.365689
15 GB	57.1364482	314.863552

Contoh yang menonjol adalah pada ukuran data:

1. 100 KB: $U_h > U_s$ selama 21.7 detik, sedangkan $U_h < U_s$ hanya 15.3 detik.
2. 1 GB: $U_h > U_s$ selama 28.71 detik, sedangkan $U_h < U_s$ hanya 16.29 detik.
3. 10 GB: $U_h > U_s$ selama 207.37 detik, sedangkan $U_h < U_s$ hanya 32.63 detik.
4. 15 GB: $U_h > U_s$ selama 314.86 detik, sedangkan $U_h < U_s$ hanya 57.14 detik.

Ketika ukuran data meningkat, perbedaan antara $U_h > U_s$ dan $U_h < U_s$ semakin besar. Hal ini menunjukkan bahwa Hadoop semakin intensif dalam penggunaan CPU dibandingkan Spark seiring dengan bertambahnya ukuran data.

Pada Tabel 4.8, variasi dalam perbandingan *state* lebih terlihat dibandingkan beban kerja *sort*. Namun, secara umum, durasi $U_h > U_s$ tetap lebih tinggi dibandingkan $U_h < U_s$.

Contoh yang menonjol adalah pada ukuran data:

1. 100 KB: $U_h > U_s$ selama 23.42 detik, sedangkan $U_h < U_s$ hanya 13.58 detik.
2. 1 GB: $U_h > U_s$ selama 63.96 detik, sedangkan $U_h < U_s$ hanya 6.04 detik.
3. 10 GB: $U_h > U_s$ selama 535.88 detik, sedangkan $U_h < U_s$ hanya 15.12 detik.
4. 15 GB: $U_h > U_s$ selama 783.06 detik, sedangkan $U_h < U_s$ hanya 12.94 detik.

Pada beban kerja *word count*, durasi $U_h < U_s$ tidak menunjukkan pola yang konsisten dengan ukuran data, tetapi durasi $U_h > U_s$ cenderung meningkat seiring dengan bertambahnya ukuran data. Ini menunjukkan bahwa Hadoop lebih sering mengalami penggunaan CPU yang lebih tinggi dibandingkan Spark, terutama pada ukuran data yang lebih besar.

Berdasarkan analisis sebelumnya, Hadoop cenderung menggunakan CPU lebih intensif dibandingkan Spark pada kedua jenis beban kerja (*sort* dan *word count*). Perbedaan ini semakin signifikan seiring dengan bertambahnya ukuran data, terutama pada *sort*. Pada *word count*, meskipun terdapat variasi pada durasi $U_h < U_s$, durasi $U_h > U_s$ tetap menunjukkan dominasi penggunaan CPU oleh Hadoop.

Tabel 4.8 Perbandingan State (Word Count)

Input Data	Kondisi (s)	
	Uh < Us	Uh > Us
100 KB	13.5756308	23.4243692
500 KB	12.2835537	24.7164463
1 MB	13.4686789	24.5313211
5 MB	12.3929733	25.6070267
10 MB	11.7220593	25.2779407
50 MB	10.3495898	27.6504102
100 MB	10.8210338	27.1789662
500 MB	5.60362892	45.3963711
1 GB	6.03855036	63.9614496
5 GB	7.81560756	260.184392
10 GB	15.1215645	535.878435
15 GB	12.9367213	783.063279

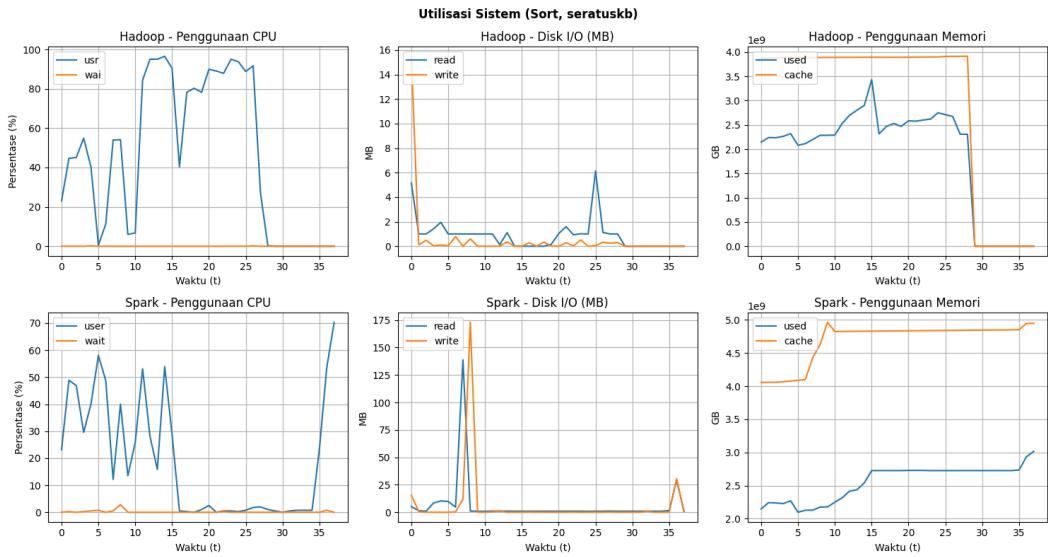
4.6.2 Utilisasi Sistem

Setiap gambar akan terdiri dari dua baris dan tiga kolom. Baris pertama berisi visualisasi utilisasi sistem untuk Hadoop dan baris kedua berisi visualisasi untuk Spark. Setiap baris berisi tiga utilisasi sistem, yaitu

1. Penggunaan CPU (%)
2. *Disk I/O* (MB)
3. Memori (GB)

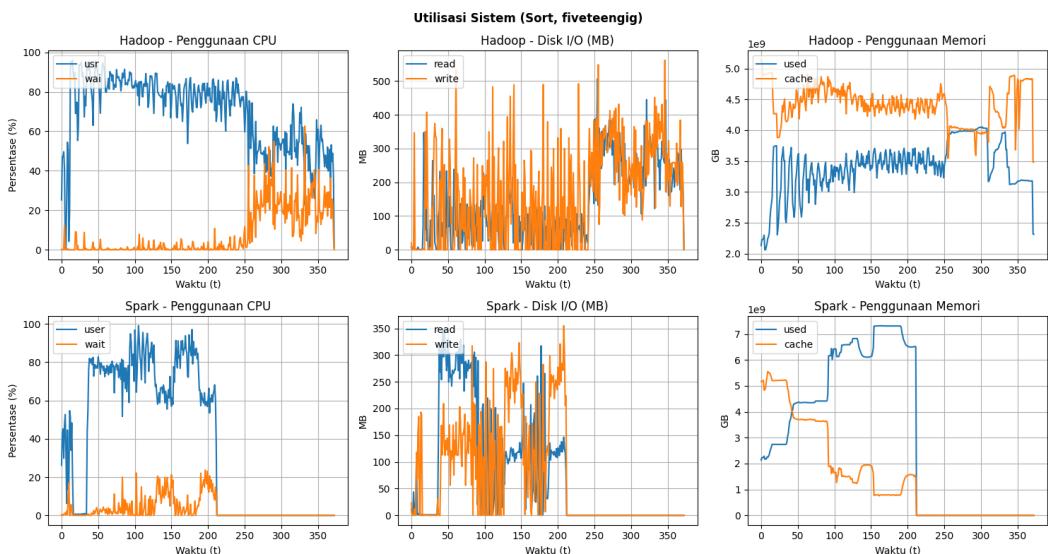
Berdasarkan analisis pola penggunaan CPU pada tahap sebelumnya yang menunjukkan bahwa penggunaan CPU Hadoop dan Spark memiliki polanya masing-masing, maka pada tahap ini hanya akan ditampilkan utilisasi sistem pada input data terkecil (100 KB) dan input data terbesar (15 GB).

Pada beban kerja *sort* dan input data sebesar 100 KB (seperti yang ditunjukkan



Gambar 4.16 Utilisasi Sistem (*Sort*) pada Input Data 100 KB

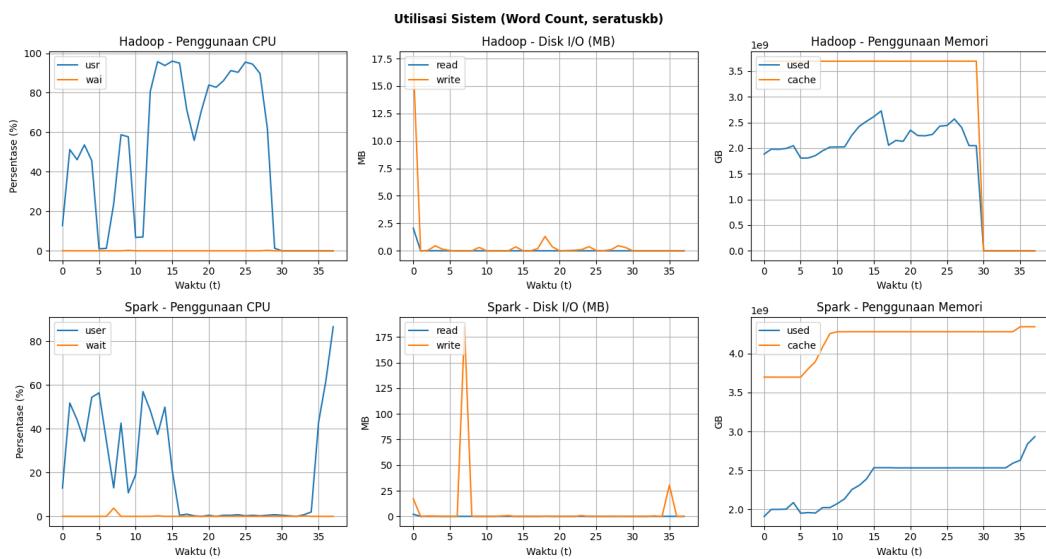
Gambar 4.16), Hadoop memiliki penggunaan CPU yang lebih tinggi, yaitu hampir menyentuh 100%. Sedangkan, pada Spark, penggunaan CPU tertinggi sekitar 70%. Selanjutnya, ditinjau dari *disk I/O*, aktivitas baca (*read*) dan tulis (*write*) pada Hadoop cenderung lebih sering namun memiliki kecepatan yang lebih lambat dibandingkan dengan Spark. Spark memiliki aktivitas baca tulis yang lebih tinggi, yaitu 140 MB untuk baca dan 175 MB untuk tulis. Kemudian, jika ditinjau dari penggunaan memori, Hadoop dan Spark memiliki penggunaan memori yang tidak berbeda jauh, yaitu sekitar 2 GB-3.5 GB.



Gambar 4.17 Utilisasi Sistem (*Sort*) pada Input Data 15 GB

Pada beban kerja *sort* dan input data yang lebih besar, yaitu 15 GB (seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.17), utilisasi sistem pada Hadoop dan Spark lebih terli-

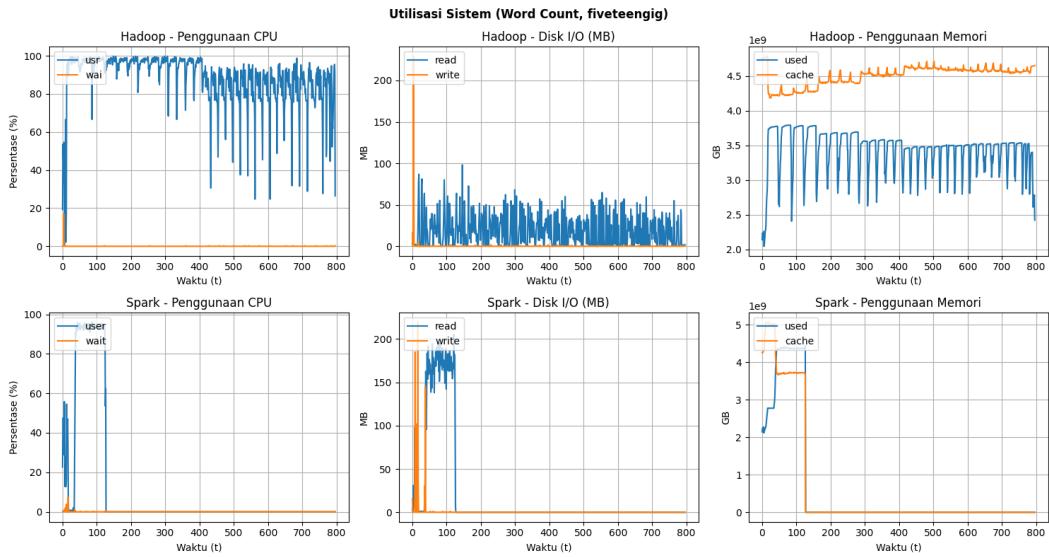
hat jelas perbedaannya. Jika dilihat pada penggunaan CPU, Hadoop membutuhkan waktu penggunaan CPU yang lebih lama, yaitu sekitar 370 detik, dimana Spark hanya membutuhkan waktu sekitar 220 detik. Selanjutnya, Hadoop memiliki penggunaan CPU "user" yang lebih stabil, jika dibandingkan dengan Spark yang naik turun secara konstan. Penggunaan CPU "wait" akan naik ketika penggunaan CPU "user" itu turun. Bergeser pada *disk I/O*, Hadoop memiliki siklus baca tulis yang lebih intensif jika dibandingkan pada Spark. Selanjutnya, jika dilihat dari penggunaan memori, Spark lebih "rakus" akan memori. Hal ini ditandai dengan puncaknya membutuhkan memori sekitar 6-7 GB, dimana Hadoop hanya membutuhkan memori sekitar 3.5 GB.



Gambar 4.18 Utilisasi Sistem (*Word Count*) pada Input Data 100 KB

Selanjutnya beban kerja *word count*. Pada beban kerja *word count* dengan input data 100 KB, pola yang didapatkan untuk penggunaan CPU, *disk I/O*, dan penggunaan memori tidak berbeda jauh dengan beban kerja *sort* dengan ukuran input data yang sama.

Pada beban kerja *word count* dan input data yang lebih besar, yaitu 15 GB (seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.19), utilisasi sistem pada Hadoop dan Spark lebih terlihat jelas perbedaannya. Pada penggunaan CPU, Hadoop memiliki aktivitas penggunaan yang lebih tinggi dan lebih konstan sampai akhir waktu eksekusi. Hal ini berbeda dengan Spark yang hanya butuh waktu sekitar 150 detik saja dengan penggunaan CPU yang hanya 90%. Selanjutnya, pada aktivitas baca tulis (*disk I/O*), Hadoop memiliki aktivitas baca yang lebih intensif (sepanjang waktu eksekusi) dengan sedikit aktivitas tulis (pada awal waktu eksekusi). Aktivitas baca yang dilakukan oleh Hadoop berada pada ukuran 50-100 MB setiap waktunya. Pada Spark, aktivitas baca tersebut berukuran 150-200 MB. Kemudian, jika ditinjau me-



Gambar 4.19 Utilisasi Sistem (*Word Count*) pada Input Data 15 GB

lalui penggunaan memori, memori yang dibutuhkan Hadoop berkisar pada 2.5-3.7 GB. Pada Spark, memori yang dibutuhkan berkisar pada 2-4.5 GB.

Hadoop menunjukkan aktivitas *Disk I/O* yang jauh lebih tinggi dibandingkan dengan Spark, terutama pada beban kerja *sort*. Grafik *Disk I/O* Hadoop menunjukkan lonjakan aktivitas baca dan tulis yang signifikan sepanjang waktu eksekusi. Hal ini sesuai dengan pendekatan berbasis disk Hadoop yang membutuhkan pembacaan dan penulisan data ke *disk* secara intensif. Sebaliknya, Spark, dengan arsitektur *in-memory*, meminimalkan operasi *Disk I/O*. Grafik *Disk I/O* Spark menunjukkan aktivitas yang jauh lebih rendah dan stabil, yang berkontribusi pada peningkatan performanya.

Spark menunjukkan penggunaan memori yang lebih tinggi dan stabil dibandingkan dengan Hadoop, terutama pada beban kerja *sort*. Grafik penggunaan memori Spark menunjukkan garis yang cenderung mendatar pada tingkat utilisasi yang tinggi, menunjukkan bahwa Spark menyimpan data dalam RAM untuk akses yang lebih cepat dan pemrosesan yang efisien. Penggunaan memori Hadoop lebih rendah dan fluktuatif, menunjukkan bahwa Hadoop tidak memanfaatkan memori secara optimal.

Analisis pemantauan sistem menegaskan keunggulan Spark dalam hal efisiensi dan optimasi penggunaan sumber daya komputasi dibandingkan dengan Hadoop. Spark mampu memaksimalkan penggunaan CPU, meminimalkan operasi *Disk I/O*, dan memanfaatkan memori secara efisien, yang berkontribusi pada performa dan skalabilitas yang lebih baik dalam tugas-tugas pemrosesan data besar.

4.7 Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya [1]

Penelitian terdahulu yang telah dilakukan oleh Yassir Samadi, dkk. mendapatkan hasil seperti pada Tabel 4.9. Pada gambar tersebut terlihat bahwa pada input data 1 GB dan pada beban kerja *word count*, terjadi peningkatan performa sebesar 2.92, pada input data 5 GB sebesar 3.64, dan begitu juga pada input data 10 GB sebesar 3.52.

Tabel 4.9 Rasio Peningkatan Performa Spark-Hadoop [1]

Aplikasi	Input Data	Rata-rata Waktu Eksekusi(s)	Rasio Peningkatan
Spark	1 GB	47,852	
Hadoop	1 GB	139,712	2,92
Spark	5 GB	162,585	
Hadoop	5 GB	592,503	3,64
Spark	10 GB	292,665	
Hadoop	10 GB	1029,36	3,52

Penelitian ini menghasilkan hasil yang serupa, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.10. Pada penelitian ini, rasio peningkatan performa naik secara bertahap dari input data 1 GB, 5 GB, 10 GB, hingga 15 GB. Hal ini dapat terjadi karena adanya perbedaan konfigurasi perangkat keras dan perbedaan versi perangkat lunak yang digunakan.

Tabel 4.10 Rasio Peningkatan Performa Spark-Hadoop

Aplikasi	Input Data	Rata-rata Waktu Eksekusi(s)	Rasio Peningkatan
Spark	1 GB	42,164	
Hadoop	1 GB	70,37	1,67
Spark	5 GB	69,36	
Hadoop	5 GB	281,3564	4,06
Spark	10 GB	98,5008	
Hadoop	10 GB	551,6242	5,6
Spark	15 GB	121,6664	
Hadoop	15 GB	797,8058	6,56

Pada Tabel 4.10, dapat dilihat bahwa Spark menunjukkan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan Hadoop pada berbagai ukuran input data. Pada input data 1 GB, Spark memiliki rasio peningkatan sebesar 1.67 kali lipat dibandingkan Hadoop. Pada input data 5 GB, rasio peningkatan naik menjadi 4.06 kali lipat. Begitu juga dengan input data 10 GB dan 15 GB, rasio peningkatannya masing-masing sebesar 5.6 kali lipat dan 6.56 kali lipat.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini mengevaluasi dan membandingkan kinerja dua *platform* komputasi terdistribusi populer, Hadoop dan Spark, dalam mengolah data teks khususnya penerapan algoritma *sort* dan *word count* pada *platform cloud* DigitalOcean. Berdasarkan hasil penelitian, Spark menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan Hadoop dalam sebagian besar skenario. Spark mampu menyelesaikan tugas *sort* dan *word count* dengan waktu eksekusi yang lebih cepat dan *throughput* yang lebih tinggi, terutama pada data berukuran besar (di atas 500 MB untuk *word count* dan 5 GB untuk *sort*). Hal ini disebabkan arsitektur *in-memory* Spark yang memungkinkan pemrosesan data lebih cepat dengan meminimalkan akses ke *disk*. Analisis penggunaan sumber daya menunjukkan bahwa Spark lebih efisien dalam memanfaatkan CPU dan memori, serta meminimalkan operasi *disk I/O* dibandingkan Hadoop. Hal ini berkontribusi pada performa dan skalabilitas Spark yang lebih baik dalam menangani data besar.

Hasil penelitian ini menegaskan bahwa Spark merupakan pilihan yang lebih tepat untuk pemrosesan data besar dibandingkan Hadoop, terutama jika *throughput* dan waktu eksekusi menjadi pertimbangan utama.

5.2 Saran

Penelitian selanjutnya dapat memfokuskan dengan menguji performa Hadoop dan Spark pada beban kerja *machine learning*, dan menganalisis pengaruh penambahan jumlah *node* terhadap skalabilitas. Dengan menjalankan penelitian lanjutan yang menggabungkan aspek-aspek tersebut, pemahaman yang lebih komprehensif mengenai keunggulan dan kelemahan Hadoop dan Spark dapat diperoleh, sehingga memungkinkan pemilihan *platform* yang optimal berdasarkan kebutuhan spesifik pemrosesan data.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Samadi, M. Zbakh, dan C. Tadonki, “Performance comparison between Hadoop and Spark frameworks using HiBench benchmarks”, *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, vol. 30, no. 12, e4367, 2018. (dikunjungi pd. 09/21/2023).
- [2] D. Reinsel, J. Gantz, dan J. Rydnig, “The Digitization of the World from Edge to Core”, 2018.
- [3] C. Adrian, R. Abdullah, R. Atan, dan Y. Y. Jusoh, “Expert Review on Big Data Analytics Implementation Model in Data-driven Decision-Making”, di dalam *2018 Fourth International Conference on Information Retrieval and Knowledge Management (CAMP)*, Kota Kinabalu, Malaysia: IEEE, Mar. 2018, hlmn. 1–5. (dikunjungi pd. 01/17/2024).
- [4] B. E. Syahputra dan A. Afnan, “Pendeteksian Fraud: Peran Big Data dan Audit Forensik”, *Jurnal ASET (Akuntansi Riset)*, vol. 12, no. 2, hlmn. 301–316, Des. 2020. (dikunjungi pd. 01/18/2024).
- [5] T. W. Sulaiman, R. B. Fitriansyah, A. R. Alaudin, dan M. H. Ratsanjani, “LITERATURE REVIEW: PENERAPAN BIG DATA DALAM KESEHATAN MASYARAKAT”, vol. 1, 2023.
- [6] N. Fernando, M. Mery, J. Jessica, dan J. Andry, “Utilization of Big Data In E-Commerce Business”, *Conference Series*, vol. 3, hlmn. 62–67, Nov. 2020.
- [7] R. Shrivastava dan D. S. Sisodia, “Product Recommendations Using Textual Similarity Based Learning Models”, di dalam *2019 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI)*, Jan. 2019, hlmn. 1–7. (dikunjungi pd. 05/16/2024).
- [8] *KOMPARASI KECEPATAN HADOOP MAPREDUCE DAN APACHE SPARK DALAM MENGOLAH DATA TEKS | Jurnal Ilmiah Matrik*, <https://journal.binadarma.ac.id/index.php/jurnalmatrik/article/view/1649>. (dikunjungi pd. 09/21/2023).
- [9] M. Saadoon, S. H. Ab. Hamid, H. Sofian, H. H. M. Altarturi, Z. H. Azizul, dan N. Nasuha, “Fault tolerance in big data storage and processing systems: A review on challenges and solutions”, *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 13, no. 2, hlmn. 101 538, Mar. 2022. (dikunjungi pd. 01/18/2024).

- [10] R. Saputro, A. Aminuddin, dan Y. Munarko, “Perbandingan Kinerja Komputasi Hadoop dan Spark untuk Memprediksi Cuaca (Studi Kasus : Storm Event Database)”, *Jurnal Reppositor*, vol. 2, hlmn. 463, Mar. 2020.
- [11] *Hadoop Market Size, Share & Competition Analysis, 2021-2027*, <https://www.kbvresearch.com/hadoop-market/>. (dikunjungi pd. 05/15/2024).
- [12] J. Dean dan S. Ghemawat, “MapReduce: Simplified data processing on large clusters”, di dalam *Proceedings of the 6th Conference on Symposium on Operating Systems Design & Implementation - Volume 6*, Ser. OSDI’04, USA: USENIX Association, Des. 2004, hlmn. 10. (dikunjungi pd. 09/28/2023).
- [13] Y. Samadi, M. Zbakh, dan C. Tadonki, “Comparative study between Hadoop and Spark based on Hibench benchmarks”, di dalam *2016 2nd International Conference on Cloud Computing Technologies and Applications (CloudTech)*, Marrakech, Morocco: IEEE, Mei 2016, hlmn. 267–275. (dikunjungi pd. 09/24/2023).
- [14] H. Ahmadvand, M. Goudarzi, dan F. Foroutan, “Gapprox: Using Gallup approach for approximation in Big Data processing”, *Journal of Big Data*, vol. 6, no. 1, hlmn. 20, Feb. 2019. (dikunjungi pd. 09/29/2023).
- [15] S. Huang, J. Huang, J. Dai, T. Xie, dan B. Huang, “The HiBench Benchmark Suite: Characterization of the MapReduce-Based Data Analysis”,
- [16] N. Ahmed, A. L. C. Barczak, T. Susnjak, dan M. A. Rashid, “A comprehensive performance analysis of Apache Hadoop and Apache Spark for large scale data sets using HiBench”, *Journal of Big Data*, vol. 7, no. 1, hlmn. 110, Des. 2020. (dikunjungi pd. 11/23/2023).
- [17] S. Gopalani dan R. Arora, “Comparing Apache Spark and Map Reduce with Performance Analysis using K-Means”, *International Journal of Computer Applications*, vol. 113, no. 1, hlmn. 8–11, Mar. 2015. (dikunjungi pd. 10/13/2023).
- [18] A. Barosen dan S. Dalin, *Analysis and Comparison of Interfacing, Data Generation and Workload Implementation in BigDataBench 4.0 and Intel Hi-Bench 7.0*. 2018. (dikunjungi pd. 12/28/2023).
- [19] A. Oussous, F.-Z. Benjelloun, A. Ait Lahcen, dan S. Belfkikh, “Big Data technologies: A survey”, *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 30, no. 4, hlmn. 431–448, Okt. 2018. (dikunjungi pd. 12/28/2023).

- [20] B. Furht dan F. Villanustre, “Introduction to Big Data”, di dalam Sept. 2016, hlmn. 3–11.
- [21] A. K. Sandhu, “Big data with cloud computing: Discussions and challenges”, *Big Data Mining and Analytics*, vol. 5, no. 1, hlmn. 32–40, Mar. 2022. (dikunjungi pd. 12/28/2023).
- [22] S. M. Ross, *Introductory Statistics*, Fourth edition. Amsterdam Boston Heidelberg London New York Oxford Paris San Diego San Francisco Singapore Sydney Tokyo: Elsevier Academic Press, 2017.
- [23] D. T. Vijayakumar, M. R. Vinothkanna, dan D. M. Duraipandian, “Fusion based Feature Extraction Analysis of ECG Signal Interpretation - A Systematic Approach”, *Journal of Artificial Intelligence and Capsule Networks*, vol. 3, no. 1, hlmn. 1–16, Mar. 2021. (dikunjungi pd. 05/16/2024).
- [24] S. Shaker, D. Alhajim, A. Al-khazaali, H. Hussein, dan A. Athab, “Feature Extraction based Text Classification: A review”, *Journal of Algebraic Statistics*, vol. 13, hlmn. 646–653, Mei 2022.
- [25] S. Qaiser dan R. Ali, “Text Mining: Use of TF-IDF to Examine the Relevance of Words to Documents”, *International Journal of Computer Applications*, vol. 181, no. 1, hlmn. 25–29, Juli 2018. (dikunjungi pd. 05/16/2024).
- [26] About | DigitalOcean, <https://www.digitalocean.com/about>. (dikunjungi pd. 05/07/2024).
- [27] C. Newham, B. Rosenblatt, dan B. Rosenblatt, *Learning the Bash Shell: Unix Shell Programming* (UNIX Shell Programming), 3. ed. Beijing Köln: O'Reilly, 2005.
- [28] baeldung, *Guide to the “Cpu-Bound” and “I/O Bound” Terms | Baeldung on Computer Science*, <https://www.baeldung.com/cs/cpu-io-bound>, Des. 2021. (dikunjungi pd. 05/21/2024).
- [29] K. Kalia dan N. Gupta, “Analysis of hadoop MapReduce scheduling in heterogeneous environment”, *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 12, no. 1, hlmn. 1101–1110, Mar. 2021. (dikunjungi pd. 11/08/2023).
- [30] K. C dan A. X, “Task failure resilience technique for improving the performance of MapReduce in Hadoop”, *ETRI Journal*, vol. 42, no. 5, hlmn. 748–760, 2020. (dikunjungi pd. 11/08/2023).
- [31] H. Herodotou, *Hadoop Performance Models*, Juni 2011. arXiv: 1106.0940 [cs]. (dikunjungi pd. 11/08/2023).

- [32] M. Bakratsas, P. Basaras, D. Katsaros, dan L. Tassiulas, “Hadoop MapReduce Performance on SSDs for Analyzing Social Networks”, *Big Data Research*, vol. 11, hlmn. 1–10, Mar. 2018. (dikunjungi pd. 11/08/2023).
- [33] A. Gandomi, M. Reshadi, A. Movaghar, dan A. Khademzadeh, “HybSMRP: A hybrid scheduling algorithm in Hadoop MapReduce framework”, *Journal of Big Data*, vol. 6, no. 1, hlmn. 106, Nov. 2019. (dikunjungi pd. 11/08/2023).
- [34] *Apache Hadoop*, <https://hadoop.apache.org/>. (dikunjungi pd. 11/08/2023).
- [35] S. Maneas dan B. Schroeder, “The Evolution of the Hadoop Distributed File System”, di dalam *2018 32nd International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops (WAINA)*, Mei 2018, hlmn. 67–74. (dikunjungi pd. 11/08/2023).
- [36] C. Dabas, P. Kaur, N. Gulati, dan M. Tilak, “Analysis of Comments on YouTube Videos using Hadoop”, di dalam *2019 Fifth International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*, Nov. 2019, hlmn. 353–358. (dikunjungi pd. 11/08/2023).
- [37] T. John dan P. Misra, *Data Lake for Enterprises: Leveraging Lambda Architecture for Building Enterprise Data Lake*. Birmingham, UK, Mumbai: Packt Publishing, 2017.
- [38] S. Khatai, S. S. Rautaray, S. Sahoo, dan M. Pandey, “An Implementation of Text Mining Decision Feedback Model Using Hadoop MapReduce”, di dalam *Trends of Data Science and Applications: Theory and Practices*, Ser. Studies in Computational Intelligence, S. S. Rautaray, P. Pemmaraju, dan H. Mohanty, timed., Singapore: Springer, 2021, hlmn. 273–306. (dikunjungi pd. 11/09/2023).
- [39] K. Abhishek, Department of CSE, NIT Patna, Ashok Rajpath, Mahendru, Patna - 800005, Bihar, India, M. Kumar Verma, dkk., “Integrated Hadoop Cloud Framework (IHCF)”, *Indian Journal of Science and Technology*, vol. 10, no. 10, hlmn. 1–8, Feb. 2017. (dikunjungi pd. 11/10/2023).
- [40] *Apache Hadoop 3.3.6 – HDFS Architecture*, <https://hadoop.apache.org/docs/stable/hadoop-project-dist/hadoop-hdfs/HdfsDesign.html>. (dikunjungi pd. 11/10/2023).
- [41] H. T. Almansouri dan Y. Masmoudi, “Hadoop Distributed File System for Big data analysis”, di dalam *2019 4th World Conference on Complex Systems (WCCS)*, Ouarzazate, Morocco: IEEE, Apr. 2019, hlmn. 1–5. (dikunjungi pd. 11/08/2023).

- [42] *Apache Hadoop 3.3.6 – Apache Hadoop YARN*, <https://hadoop.apache.org/docs/stable/hadoop-yarn/hadoop-yarn-site/YARN.html>. (dikunjungi pd. 12/28/2023).
- [43] *Apache Spark™ - Unified Engine for large-scale data analytics*, <https://spark.apache.org/>. (dikunjungi pd. 11/10/2023).
- [44] *Apache Spark - Introduction*, https://www.tutorialspoint.com/apache_spark.htm. (dikunjungi pd. 12/30/2023).
- [45] *Apache Spark - RDD*, https://www.tutorialspoint.com/apache_spark/apache_spark_rdd.htm. (dikunjungi pd. 01/15/2024).
- [46] *Intel-bigdata/HiBench*, Intel-bigdata, Des. 2023. (dikunjungi pd. 12/30/2023).
- [47] *MapReduce - Distributed Computing in Java 9 [Book]*, <https://www.oreilly.com/library/view/distributed-computing-in/9781787126992/5fef6ce5-20d7-4d7c-93eb-7e669d48c2b4.xhtml>. (dikunjungi pd. 11/08/2023).
- [48] *Penjelasan Apa itu Bandwidth, Throughput, dan Latency*, <https://www.initialboard.com/penjelasan-apa-itu-bandwidth-throughput-dan-latency>, Jan. 2023. (dikunjungi pd. 05/21/2024).

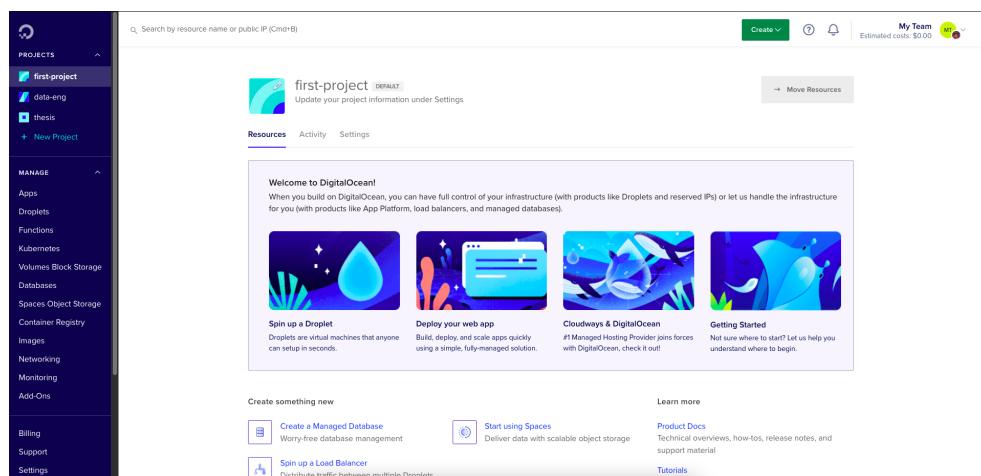
LAMPIRAN

LAMPIRAN A

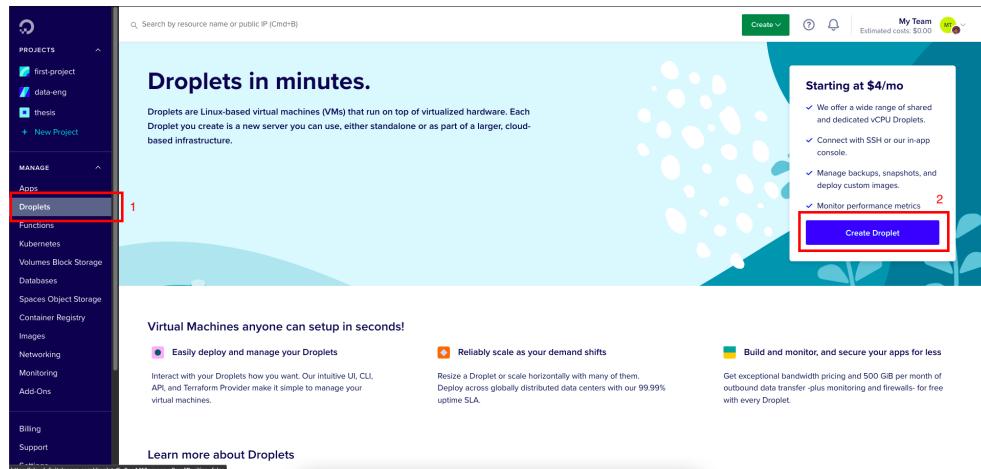
Pembuatan *Virtual Machine* (VM) pada DigitalOcean

Langkah-langkah pembuatan VM pada DigitalOcean dijelaskan seperti berikut,

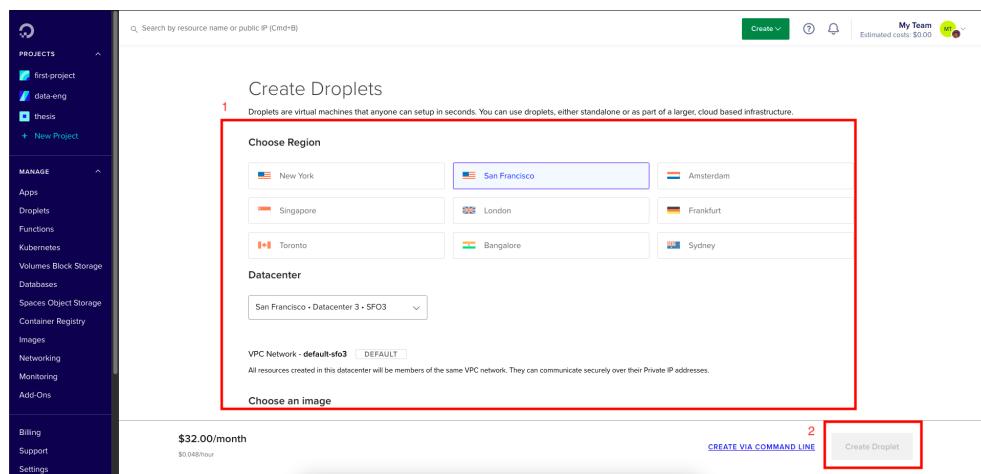
1. Buatlah akun DigitalOcean terlebih dahulu. Jika belum memiliki akun DigitalOcean, disarankan untuk mendaftar melalui *GitHub Student Developer Pack* sehingga nantinya akan diberikan kredit \$200 secara gratis. Jika sudah memiliki akun DigitalOcean, silakan melakukan *login*.
2. Halaman dasbor DigitalOcean akan ditampilkan setelahnya.



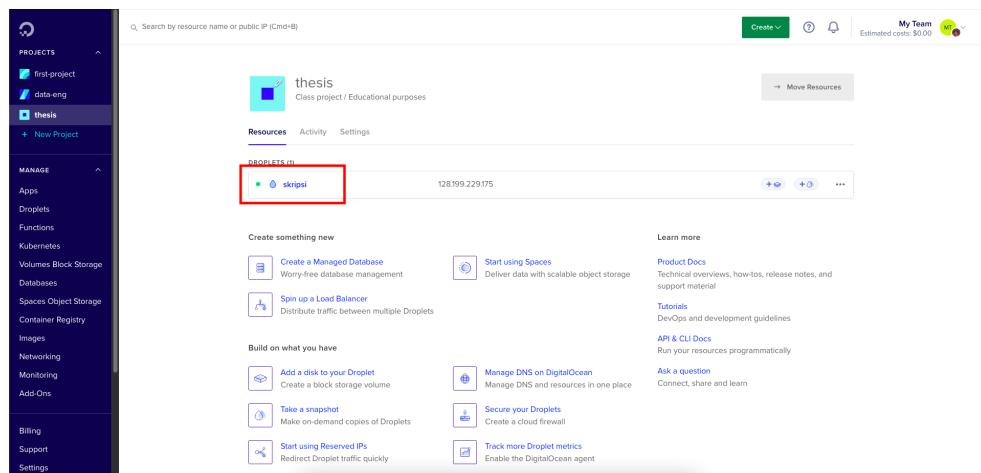
3. Perhatikan menu di sebelah kiri pada laman dasbor DigitalOcean. Tekan *Droplets* untuk masuk ke laman pembuatan VM. Selanjutnya, tekan *Create Droplets* berwarna biru untuk melakukan konfigurasi VM yang akan dibuat nantinya.



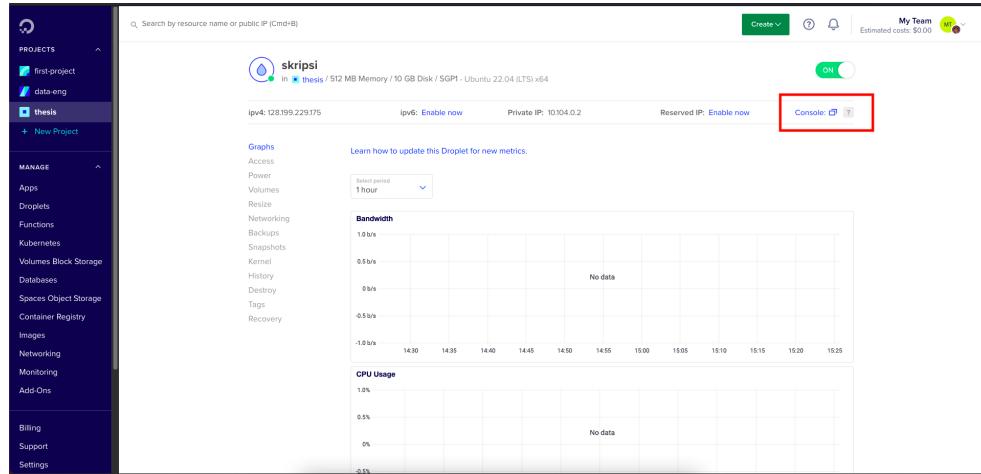
4. Pada laman pembuatan Droplets, lakukan konfigurasi sesuai dengan Tabel 3.1. Jika telah selesai melakukan konfigurasi, tekan *Create Droplets*.



5. Jika pembuatan Droplets berhasil, laman dasbor *Projects* DigitalOcean akan terlihat. Pada bagian Resources akan terlihat Droplets yang baru saja kita buat. Selanjutnya, tekan nama Droplets yang baru saja dibuat.



- Selanjutnya, laman konfigurasi Droplets akan terlihat. Jika diperlukan konfigurasi lanjutan dapat diatur melalui laman ini. Pada tahap ini hanya akan fokus pada konfigurasi perangkat lunak tanpa konfigurasi perangkat keras lebih jauh. Untuk masuk ke VM yang sudah dibuat, tekan Console. Tab baru akan dibuka.



- Akhirnya, lakukan konfigurasi perangkat lunak pada bagian ini.

```

skripsi - DigitalOcean Droplet Web Console
https://cloud.digitalocean.com/droplets/39235116/terminal/ui/
Welcome to Ubuntu 22.04.2 LTS (GNU/Linux 5.15.0-67-generic x86_64)

 * Documentation: https://help.ubuntu.com
 * Management: https://landscape.canonical.com
 * Support: https://ubuntu.com/advantage

System information disabled due to load higher than 1.0
Expanded Security Maintenance for Applications is not enabled.

17 updates can be applied immediately.
13 of these updates are standard security updates.
To see these additional updates run: apt list --upgradable

Enable ESM Apps to receive additional future security updates.
See https://ubuntu.com/esm or run: sudo pro status

The list of available updates is more than a week old.
To check for new updates run: sudo apt update

The programs included with the Ubuntu system are free software;
the exact distribution terms for each program are described in the
individual files in /usr/share/doc/*copyright.

Ubuntu comes with ABSOLUTELY NO WARRANTY, to the extent permitted by
applicable law.

root@skripsi:~# 

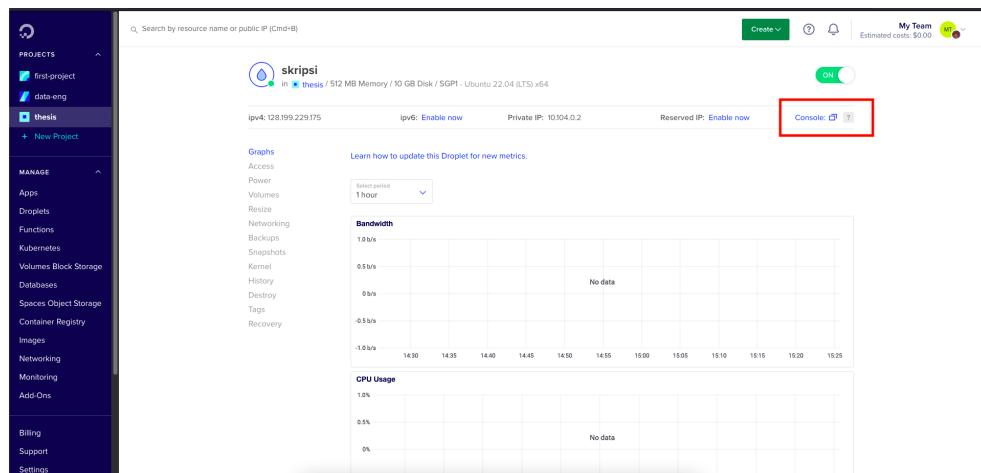
```

LAMPIRAN B

Instalasi dan Konfigurasi Perangkat Lunak Prasyarat

Pemasangan dan konfigurasi perangkat lunak adalah hal yang krusial. Sebelum dilakukan pemasangan perangkat lunak penyimpanan dan pemrosesan *big data*, tentunya perlu disiapkan perangkat lunak prasyarat. Perangkat lunak prasyarat yang dibutuhkan meliputi Git, Java dan Maven, Python, serta Scala. Langkah-langkah pemasangan dan konfigurasi perangkat lunak akan dijelaskan sebagai berikut,

1. Pastikan Droplets pada DigitalOcean sudah dibuat. Masuk ke *Virtual Machine* (VM) yang sebelumnya sudah dibuat melalui *Console* yang berada pada laman konfigurasi Droplets DigitalOcean.



2. Jika Droplets baru saja dibuat, perlu dilakukan pembaruan *index* pada *package management*. *Package management* adalah sistem atau sekumpulan alat yang digunakan untuk mengotomatiskan penginstalan, peningkatan, konfigurasi, dan penggunaan perangkat lunak. Pembaruan *package management* dapat dilakukan dengan `sudo apt update`.
3. Membuat Pengguna Baru
 - (a) Pertama, buatlah grup baru yang bernama *hadoop* dengan perintah `sudo addgroup hadoop`.
 - (b) Kemudian, tambahkan pengguna baru *hdfsuser* dalam grup *hadoop* yang sama dengan perintah `sudo adduser --ingroup hadoop hdfsuser`.
 - (c) Berikan *hdfsuser* izin *root* yang diperlukan untuk pemasangan file. Hak istimewa pengguna *root* dapat diberikan dengan memperbarui file *sudoers*. Buka file *sudoers* dengan menjalankan perintah `sudo visudo`. Tambahkan baris berikut, yaitu `hdfsuser ALL=(ALL:ALL) ALL`.

- (d) Sekarang, simpan perubahan dan tutup editor.
- (e) Selanjutnya, mari beralih ke pengguna baru yang telah dibuat untuk instalasi lebih lanjut menggunakan perintah `su - hdfsuser`.
4. Pengaturan *SSH keys* untuk Hadoop
- (a) Hadoop menggunakan *Secure Shell* (SSH) untuk menjalankan proses antara *master nodes* dan *slave nodes*. Penggunaan SSH akan memberikan banyak keuntungan, salah satunya adalah kecepatan. Jika sebuah klaster aktif dan berjalan, komunikasi antar *nodes* akan berjalan terlalu sering. Begitu pula dengan *job tracker* yang harus sering mengirimkan informasi *task to task* dengan cepat. Lakukan pemasangan ssh dan sshd dengan cara `sudo apt-get install ssh` dan `sudo apt-get install sshd` pada terminal.
- (b) Selanjutnya, lakukan pembuatan *SSH keys* dengan cara `ssh-keygen -t rsa`. Jika pembuatan *SSH keys* sudah dilakukan, jalankan perintah `cat ~/.ssh/id_rsa.pub >> ~/.ssh/authorized_keys`.
- (c) Ubah perizinan berkas dengan perintah `chmod og-wx ~/.ssh/authorized_keys`.
- (d) Terakhir, untuk memverifikasi koneksi aman sudah terjadi, lakukan `ssh localhost`.
5. Instalasi Git
- (a) Git dapat dipasang menggunakan perintah `sudo apt install git`. Pengguna akan diminta konfirmasi untuk menginstall. Ketik `y` kemudian tekan enter.
- (b) Untuk mengecek versi Git, dapat menggunakan perintah `git --version`.
6. Instalasi Python
- (a) Python dapat dipasang menggunakan perintah `sudo apt-get install python2 && sudo apt install python3.7`. Pengguna akan diminta konfirmasi untuk menginstall. Ketik `y` kemudian tekan enter.
- (b) Untuk mengecek versi Python, dapat menggunakan perintah `python --version`.
7. Instalasi Java 8 dan Maven
- (a) Java 8 dapat dipasang menggunakan perintah `sudo apt install openjdk-8-jre-headless openjdk-8-jdk`. Pengguna akan diminta konfirmasi untuk menginstall. Ketik `y`

kemudian tekan enter.

- (b) Versi dari Java dapat dilihat menggunakan perintah `java -version`.
- (c) Selanjutnya, instalasi Maven dapat dilakukan menggunakan perintah `sudo apt-get -y install maven`.
- (d) Informasi dari Maven beserta Java yang digunakan dapat dilihat menggunakan perintah `mvn -version`.

8. Instalasi Scala

- (a) Scala yang akan dipasang adalah versi 2.12. Jika menggunakan manajer paket, versi yang akan dipasang adalah versi terbaru. Untuk mengunduh versi spesifik dari Scala, dapat menggunakan perintah `sudo wget https://downloads.lightbend.com/scala/2.12.0/scala-2.12.0.deb`.
- (b) Scala dapat dipasang menggunakan perintah `sudo dpkg -i scala-2.12.0.deb`.
- (c) Versi Scala dapat dilihat melalui perintah `scala -version`.

LAMPIRAN C

Instalasi dan Konfigurasi Hadoop

Langkah-langkah pemasangan dan konfigurasi Hadoop akan dijelaskan sebagai berikut,

1. Unduh Hadoop
 - (a) Pastikan perangkat lunak prasyarat sudah berhasil dipasang dan dilakukan konfigurasi. Sebelum dilakukan pemasangan Hadoop, diperlukan untuk mengunduh berkas Hadoop terlebih dahulu dengan perintah `cd /usr/local`, dilanjutkan dengan `sudo wget https://archive.apache.org/dist/hadoop/common/hadoop-2.4.0/hadoop-2.4.0.tar.gz`.
 - (b) Ekstrak berkas Hadoop yang sudah diunduh tadi dengan perintah `sudo tar xvzf hadoop-2.4.0.tar.gz`. Hasil ekstrak berkas Hadoop akan disimpan pada direktori yang sama.
 - (c) Selanjutnya, untuk memudahkan kedepannya, ganti nama folder Hadoop dengan perintah `sudo mv hadoop-2.4.0 hadoop`.
2. Mengubah Kepemilikan Berkas Hadoop
 - (a) Setelah berkas Hadoop sudah berhasil terunduh, selanjutnya ubah kepemilikan berkas Hadoop ke `hdfsuser` yang sebelumnya sudah kita buat dengan perintah `sudo chown -R hdfsuser:hadoop /usr/local/hadoop`.
 - (b) Tambahkan kekuasaan untuk membaca, menulis, dan mengeksekusi pada foler Hadoop dengan perintah `sudo chmod -R 777 /usr/local/hadoop`.
3. Mematikan *IPv6 Networks*
 - (a) Saat ini Hadoop belum mendukung penggunaan *IPv6 Networks*. Hadoop hanya dibangun dan diuji coba pada *IPv4 Networks*. Untuk mematikan IPv6, dapat dimulai dengan menjalankan perintah `cat /proc/sys/net/ipv6/conf/all/disable_ipv6`.
 - (b) Jika hasil yang diberikan bukan angka 1, maka beberapa langkah tambahan harus dijalankan. Jalankan perintah `sudo nano /etc/sysctl.conf`, kemudian tambahkan beberapa baris potongan kode berikut pada akhir berkas,

```
1      # Disable ipv6
2      net.ipv6.conf.all.disable_ipv6=1
3      net.ipv6.conf.default_ipv6=1
```

```
4     net.ipv6.conf.lo.disable_ipv6=1
```

- (c) Simpan berkas. Kemudian jalankan perintah `sudo sysctl -p` untuk mengaktifkan perubahan.

4. Menambahkan Hadoop pada *Environments Variables*

- (a) Hadoop perlu ditambahkan pada *Environments Variabels* untuk memudahkan dalam melakukan eksekusi. Untuk menambahkannya, jalankan perintah `sudo nano ~/.bashrc`.
- (b) Tambahkan beberapa baris kode berikut pada akhir berkas *bashrc*.
-

```
1      # HADOOP ENVIRONMENT
2      export HADOOP_HOME=/usr/local/hadoop
3      export HADOOP_CONF_DIR=/usr/local/hadoop/etc/hadoop
4      export HADOOP_MAPRED_HOME=/usr/local/hadoop
5      export HADOOP_COMMON_HOME=/usr/local/hadoop
6      export HADOOP_HDFS_HOME=/usr/local/hadoop
7      export YARN_HOME=/usr/local/hadoop
8      export PATH=$PATH:/usr/local/hadoop/bin
9      export PATH=$PATH:/usr/local/hadoop/sbin
10
11     # HADOOP NATIVE PATH
12     export HADOOP_COMMON_LIB_NATIVE_DIR=$HADOOP_HOME/←
13         lib/native
13     export HADOOP_OPTS=-Djava.library.path=←
14         $HADOOP_PREFIX/lib
```

- (c) Untuk mendapatkan perubahan dapat dilakukan dengan perintah `source ~/.bashrc`.

5. Konfigurasi Hadoop

- (a) Hadoop menggunakan berkas .xml untuk melakukan konfigurasi pada semua prosesnya. Biasanya, letak direktori untuk melakukan konfigurasi terletak pada `$HADOOP_HOME/etc/hadoop`. Oleh karena itu, jalankan perintah `cd /usr/local/hadoop/etc/hadoop/`.
- (b) Konfigurasi berkas *hadoop-env.sh* dapat dilakukan dengan perintah `sudo nano hadoop-env.sh`, dilanjutkan dengan menambahkan beberapa baris kode seperti di bawah ini,
-

```
1      export HADOOP_OPTS=-Djava.net.preferIPv4Stack=true
2      export JAVA_HOME=/usr
3      export HADOOP_HOME_WARN_SUPPRESS="TRUE"
4      export HADOOP_ROOT_LOGGER="WARN,DRFA"
5      export HDFS_NAMENODE_USER="hdfsuser"
6      export HDFS_DATANODE_USER="hdfsuser"
7      export HDFS_SECONDARYNAMENODE_USER="hdfsuser"
```

```
8     export YARN_RESOURCEMANAGER_USER="hdfsuser"
9     export YARN_NODEMANAGER_USER="hdfsuser"
```

- (c) Konfigurasi berkas *yarn-site.xml* dapat dilakukan dengan perintah **sudo nano yarn-site.xml**, dilanjutkan dengan menambahkan beberapa baris kode seperti di bawah ini,
-

```
1 <property>
2   <name>yarn.nodemanager.aux-services</name>
3   <value>mapreduce_shuffle</value>
4 </property>
5 <property>
6   <name>yarn.nodemanager.aux-services.mapreduce.<-
        shuffle.class</name>
7   <value>org.apache.hadoop.mapred.ShuffleHandler</<-
        value>
8 </property>
```

- (d) Konfigurasi berkas *hdfs-site.xml* dapat dilakukan dengan perintah **sudo nano hdfs-site.xml**, dilanjutkan dengan menambahkan beberapa baris kode seperti di bawah ini,
-

```
1 <property>
2   <name>dfs.replication</name>
3   <value>1</value>
4 </property>
5 <property>
6   <name>dfs.namenode.name.dir</name>
7   <value>/usr/local/hadoop/yarn_data/hdfs/namenode</<-
        value>
8 </property>
9 <property>
10  <name>dfs.datanode.data.dir</name>
11  <value>/usr/local/hadoop/yarn_data/hdfs/datanode</<-
        value>
12 </property>
13 <property>
14  <name>dfs.namenode.http-address</name>
15  <value>localhost:50070</value>
16 </property>
```

- (e) Konfigurasi berkas *core-site.xml* dapat dilakukan dengan perintah **sudo nano core-site.xml**, dilanjutkan dengan menambahkan beberapa baris kode seperti di bawah ini,
-

```
1 <property>
```

```
2      <name>hadoop.tmp.dir</name>
3      <value>/bigdata/hadoop/tmp</value>
4      </property>
5      <property>
6          <name>fs.default.name</name>
7          <value>hdfs://localhost:9000</value>
8      </property>
```

- (f) Konfigurasi berkas *mapred-site.xml* dapat dilakukan dengan perintah `sudo nano mapred-site.xml`, dilanjutkan dengan menambahkan beberapa baris kode seperti di bawah ini,

```
1      <property>
2          <name>mapred.framework.name</name>
3          <value>yarn</value>
4      </property>
5      <property>
6          <name>mapreduce.jobhistory.address</name>
7          <value>localhost:10020</value>
8      </property>
```

6. Membuat Direktori Hadoop untuk Menyimpan Data

- (a) Sesuai dengan apa yang ditulis pada *core-site.xml*, langkah pertama yang harus dilakukan adalah membuat direktori sementara untuk dfs menyimpan berkas dengan menjalankan perintah di bawah. Jalankan perintah berikut baris per baris.

```
1      sudo mkdir -p /bigdata/hadoop/tmp
2      sudo chown -R hdfsuser:hadoop /bigdata/hadoop/tmp
3      sudo chmod -R 777 /bigdata/hadoop/tmp
```

- (b) Selanjutnya, jalankan perintah berikut untuk membuat direktori untuk menyimpan berkas data sekaligus mengganti kepemilikan berkas. Jalankan perintah berikut baris per baris.

```
1      sudo mkdir -p /usr/local/hadoop/yarn_data/hdfs/←
        namenode
2      sudo mkdir -p /usr/local/hadoop/yarn_data/hdfs/←
        datanode
3      sudo chmod -R 777 /usr/local/hadoop/yarn_data/hdfs/←
        namenode
4      sudo chmod -R 777 /usr/local/hadoop/yarn_data/hdfs/←
        datanode
5      sudo chown -R hdfsuser:hadoop /usr/local/hadoop/←
        yarn_data/hdfs/namenode
```

```
6      sudo chown -R hdfsuser:hadoop /usr/local/hadoop/←  
          yarn_data/hdfs/datanode
```

- (c) Konfigurasi untuk Hadoop sudah selesai dan dapat dilanjutkan untuk menjalankan *Resource Manager* dan *Node Manager*
7. Menjalankan Hadoop
- (a) Sebelum menjalankan *Hadoop Core Services*, klaster harus dibersihkan dengan cara melakukan *format* pada *namenode*. Jalankan perintah `hdfs namenode -format`.
 - (b) Untuk menjalankan layanan Hadoop, dapat dilakukan dengan perintah `start-all.sh`.
 - (c) Perintah `jps` dapat dilakukan untuk mengecek apakah layanan Hadoop sudah berjalan.
 - (d) Untuk memberhentikan layanan Hadoop, dapat dilakukan dengan perintah `stop-all.sh` pada terminal.

LAMPIRAN D

Instalasi dan Konfigurasi Spark

Langkah-langkah pemasangan dan konfigurasi Spark akan dijelaskan sebagai berikut,

1. Unduh Berkas Spark
 - (a) Pastikan perangkat lunak prasyarat sudah berhasil dipasang dan dilakukan konfigurasi. Sebelum dilakukan pemasangan Spark, diperlukan untuk mengunduh berkas Spark terlebih dahulu dengan perintah `cd /usr/local`, dilanjutkan dengan `sudo wget https://archive.apache.org/dist/spark/spark-2.1.3/spark-2.1.3-bin-hadoop2.4.tgz`.
 - (b) Ekstrak berkas Spark yang sudah diunduh tadi dengan perintah `sudo tar xvf spark-2.1.3-bin-hadoop2.4.tgz`. Hasil ekstrak berkas Spark akan disimpan pada direktori yang sama.
 - (c) Selanjutnya, untuk memudahkan kedepannya, ganti nama folder Spark dengan perintah `sudo mv spark-2.1.3-bin-hadoop2.4 spark`.
2. Menambahkan Spark pada *Environments Variables*
 - (a) Spark perlu ditambahkan pada *Environments Variables* untuk memudahkan dalam melakukan eksekusi. Untuk menambahkannya, jalankan perintah `sudo nano ~/.bashrc`.
 - (b) Tambahkan beberapa baris kode berikut pada akhir berkas *bashrc*.

```
1 # SPARK ENVIRONMENT
2 export PATH=$PATH:/usr/local/spark/bin
3 export YARN_CONF_DIR=$HADOOP_HOME/etc/hadoop
4 export SPARK_HOME=$PATH:/usr/local/spark/bin
```

 - (c) Untuk mendapatkan perubahan dapat dilakukan dengan perintah `source ~/.bashrc`.
3. Menjalankan *Spark Shell*
 - (a) Pastikan bahwa Spark sudah ditambahkan pada *environments variables* dengan perintah `spark-submit --version`.
 - (b) Jalankan layanan Hadoop dengan perintah `start-all.sh`.
 - (c) Jalankan `spark-shell` dengan YARN menggunakan perintah `spark-shell --master yarn`.

LAMPIRAN E

Instalasi dan Konfigurasi HiBench

Langkah-langkah pemasangan dan konfigurasi HiBench akan dijelaskan sebagai berikut,

1. Unduh berkas HiBench
 - (a) Pastikan perangkat lunak prasyarat dan perangkat lunak *Big Data* sebelumnya sudah berhasil dipasang dan dilakukan konfigurasi. Tahap selanjutnya adalah mengunduh berkas HiBench dengan perintah `git clone https://github.com/Intel-bigdata/HiBench.git`. Pastikan berada pada folder `/home/hdfsuser`.
 - (b) Selanjutnya, berikan perizinan ke folder HiBench dengan cara `sudo chmod 755 HiBench`.
2. Membangun *framework benchmark*
 - (a) Sebelum HiBench dapat digunakan, diperlukan pembangunan beberapa modul yang dibutuhkan, misalnya modul *data generation*, modul *hadoopbench*, dan modul *sparkbench*. Langkah awal yang diperlukan adalah masuk ke folder HiBench dengan perintah `cd HiBench`.
 - (b) Selanjutnya, pastikan versi Hadoop, Spark, dan Scala sudah sesuai. Jalankan perintah `mvn -Phadoopbench -Psparkbench -Dhadoop=2.4 -Dspark=2.1 -Dmodules -Pmicro clean package`. Perintah ini akan membangun modul yang dibutuhkan menggunakan Maven. Tidak semua modul akan dipasang. Modul yang akan dipasang salah satunya adalah modul untuk *micro benchmark*.
 - (c) Jika ingin pembangunan modul yang lebih luas cakupannya dapat menggunakan perintah `mvn -Phadoopbench -Psparkbench -Dspark=2.1 -Dscala=2.11 clean package`.
3. Jalankan perintah `sudo apt install bc` supaya berkas Hibench *Report* dapat muncul.
4. Lakukan konfigurasi pada berkas *hibench.conf*. Buka berkas tersebut dengan perintah `sudo nano conf/hibench.conf`.
5. Lakukan beberapa perubahan pada baris sesuai dengan contoh di bawah ini.

<code>1 hibench.masters.hostnames</code>	<code>hdfs://localhost:9000</code>
<code>2 hibench.slaves.hostnames</code>	<code>localhost</code>

6. Menjalankan *Benchmark* Hadoop

- (a) Lakukan konfigurasi pada berkas *hadoop.conf*. Sebelum itu, salin *template* konfigurasinya dengan perintah `cp conf/hadoop.conf.template conf/hadoop.conf`.
- (b) Buka berkas *hadoop.conf* dengan perintah `sudo nano conf/hadoop.conf`. Selanjutnya, lakukan beberapa perubahan seperti pada contoh di bawah.
-

```
1   # Hadoop home
2   hibench.hadoop.home      /usr/local/hadoop
3
4   # The path of hadoop executable
5   hibench.hadoop.executable ${hibench.hadoop.home}-
6   /bin/hadoop
7
8   # Hadoop configraution directory
9   hibench.hadoop.configure.dir ${hibench.hadoop.home}-
10  /etc/hadoop
11
12
13  # The root HDFS path to store HiBench data
14  hibench.hdfs.master      hdfs://localhost:9000
15
16
17  # Hadoop release provider. Supported value: apache
18  hibench.hadoop.release    apache
```

- (c) Simpan perubahan yang sudah dilakukan.
- (d) Untuk menjalankan beban kerja yang sudah dirancang sebelumnya, perintah yang digunakan sebagai berikut. Jalankan baris per baris.
-

```
1   bin/workloads/micro/<nama-beban-kerja>/prepare/-
2   prepare.sh
3   bin/workloads/micro/<nama-beban-kerja>/hadoop/run-
4   .sh
```

- (e) Untuk melihat hasil dari *benchmark* dapat mengakses berkas pada `<HiBench_Root>/report/hibench.report`

7. Menjalankan *Benchmark* Spark

- (a) Lakukan konfigurasi pada berkas *spark.conf*. Sebelum itu, salin *template* konfigurasinya dengan perintah `cp conf/spark.conf.template conf/spark.conf`.
- (b) Buka berkas *spark.conf* dengan perintah `sudo nano conf/spark.conf`. Selanjutnya, lakukan beberapa perubahan seperti pada contoh di bawah.

```
1 # Spark home
2 hibench.spark.home      /usr/local/spark
3
4 # Spark master
5 #   standalone mode: spark://xxx:7077
6 #   YARN mode: yarn-client
7 hibench.spark.master    yarn-client
```

- (c) Simpan perubahan yang sudah dilakukan.
- (d) Untuk menjalankan beban kerja yang sudah dirancang sebelumnya, perintah yang digunakan sebagai berikut. Jalankan baris per baris.

```
1 bin/workloads/micro/<nama-beban-kerja>/prepare/←
  prepare.sh
2 bin/workloads/micro/<nama-beban-kerja>/spark/run.←
  sh
```

- (e) Untuk melihat hasil dari *benchmark* dapat mengakses berkas pada <HiBench_Root>/report/hibench.report

LAMPIRAN F

Skrip Otomatisasi Eksperimen

```
1 #!/bin/bash
2
3 # Ubah direktori kerja ke direktori HiBench
4 cd /home/hadoop/HiBench-HiBench-7.0
5
6 # Daftar workload
7 workloads=("wordcount" "sort")
8
9 # Daftar skala
10 scales=(
11     "seratuskb"
12     "limaratuskb"
13     "satumb"
14     "limamb"
15     "sepuluhmb"
16     "limapuluuhmb"
17     "seratusmb"
18     "halfgig"
19     "onegig"
20     "fivegig"
21     "tengig"
22     "fiveteengig"
23 )
24
25 # Jumlah pengulangan
26 repetitions=5
27
28 # Looping untuk setiap workload
29 for workload in "${workloads[@]}"; do
30     echo "Menjalankan workload: $workload"
31
32     # Looping untuk setiap skala
33     for scale in "${scales[@]}"; do
34         echo " Skala: $scale"
35
36         # Mengubah konfigurasi HiBench
37         sed -i "s/^hibench.scale.profile.*/hibench.scale.profile<-
38             $scale/" conf/hibench.conf
39
40         # Tahap persiapan Hadoop
41         while true; do
```

```

41      bin/workloads/micro/$workload/prepare/prepare.sh
42      if [[ $? -eq 0 ]]; then
43          break
44      fi
45      echo "    Tahap persiapan Hadoop gagal. Mencoba lagi←
46          ..."
47      done
48
49      # Looping untuk setiap pengulangan Hadoop
50      for ((i = 1; i <= repetitions; i++)); do
51          echo "    Percobaan Hadoop $i"
52
53          # Mulai dool di latar belakang
54          nohup /home/hadoop/bin/dool --all --io --output "←
55              $workload-$scale-$i-hadoop.csv" --bytes > /dev/←
56              null 2>&1 &
57          dool_pid=$! # Menyimpan PID proses dool
58
59          # Menjalankan benchmark Hadoop
60          bin/workloads/micro/$workload/hadoop/run.sh
61
62          # Menghentikan dool setelah benchmark selesai
63          kill $dool_pid
64          wait $dool_pid 2>/dev/null
65      done
66
67      # Tahap persiapan Spark
68      while true; do
69          bin/workloads/micro/$workload/prepare/prepare.sh
70          if [[ $? -eq 0 ]]; then
71              break
72          fi
73          echo "    Tahap persiapan Spark gagal. Mencoba lagi←
74              ..."
75      done
76
77      # Looping untuk setiap pengulangan Spark
78      for ((i = 1; i <= repetitions; i++)); do
79          echo "    Percobaan Spark $i"

```

```
80
81      # Menjalankan benchmark Spark
82      bin/workloads/micro/$workload/spark/run.sh
83
84      # Menghentikan dool setelah benchmark selesai
85      kill $dool_pid
86      wait $dool_pid 2>/dev/null
87      done
88
89      # Tunggu 15 detik sebelum beralih ke skala berikutnya
90      sleep 15
91      done
92 done
93
94 echo "Selesai."
```
