

OPTIMALISASI ON-DEMAND DELIVERY SYSTEM PADA INDUSTRI LOGISTIK MENGGUNAKAN MONTE CARLO: SEBELUM DAN SETELAH PANDEMI COVID-19

Ajeng Yunita¹, Atikah Rofifah², Satriana Rasmaydiwa Sekarjatiningrum³

Universitas Telkom

Abstrak

Pandemi Covid-19 Telah Masuk Ke Indonesia Sejak Maret 2020, Menyebabkan Dampak Yang Sangat Besar Pada Berbagai Sektor Khususnya Di Bidang Logistik. Disrupsi Tidak Bisa Terelakan Yaitu Terjadi Percepatan Digitalisasi Yang Memberikan Perubahan Fundamental Menggantikan Sistem Konvensional Beralih Menjadi Digital. Dampak Dari Covid-19 Mempengaruhi Semua Sektor Ekonomi, Pendidikan, Maritim, Logistik, Dan Lain Sebagainya. Di Bidang Logistik Sendiri, Salah Satu Aktivitas Yang Dapat Terdampak Yaitu Aktivitas Distribusi Dengan Sistem *On-Demand Delivery*. Aktivitas Distribusi Dengan Sistem On-Demand Delivery Merupakan Salah Satu Aktivitas Yang Sangat Krusial Mengingat Bahwa Aktivitas Tersebut Bertujuan Untuk Memenuhi Permintaan Sesuai Dengan Keinginan Pelanggan. Supaya Dapat Mengetahui Besarnya Dampak Tersebut, Maka Dilakukan Perbandingan Penjadwalan Dengan Menggunakan Metode Probabilistik Yaitu Metode Simulasi Monte Carlo. Simulasi Monte Carlo Merupakan Metode Yang Mengeksplorasi Kebutuhan Akan Alat Pengoptimalan Yang Lebih Umum Dan Mempertimbangkan Cara Yang Dapat Digunakan Untuk Menghasilkan Data Acak Yang Dibatasi. Keuntungan Dari Metode Monte Carlo Adalah Data Dapat Diperluas Ke Fungsi Risiko Yang Merupakan Fungsi Yang Lebih Rumit Dari Distribusi Pengembalian, Dan Bahwa Distribusi Pengembalian Yang Mendasarinya Dapat Dihitung Tanpa Batasan. Nilai Optimal Yang Sesuai Dengan Setiap Kasus Acak Kemudian Disimpan Sebagai Basis Data Lengkap Dari Respons Sistem. Kemudian, Dengan Mengurutkan Nilai Optimal Yang Dihasilkan Dari Yang Terbaik Hingga Yang Terburuk, Maka Pelampauan Probabilitas Pengembalian Dan Peringkat Risiko Dihitung Untuk Setiap Data Dan Disajikan Dalam Bentuk Diagram Lingkaran Probabilistik. Hasil Penelitian Menunjukkan Bahwa Data Dengan *Deterministic Rate Of Return* Tertinggi Memiliki Probabilitas Tertinggi Untuk Mendapatkan Peringkat *Return* Terbaik Pula. Hal Ini Menjadi Tujuan Penelitian Kami Untuk Melakukan Optimalisasi *On-Demand Delivery* Di Bidang Logistik.

Kata Kunci: *Digitalisasi, Monte Carlo, Optimalisasi, On-Demand Delivery, Logistik*

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Evolusi pada Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIK) dalam industri memiliki peranan penting untuk meningkatkan efisiensi dan daya saing organisasi (Klein & Heuser, 2008). Hal ini telah mendorong implementasi teknologi dalam logistik dan proses produksi manufaktur sebagai akibat dari peningkatan penggunaan internet yang menyediakan komunikasi *real time* antara mesin dan manusia. Industri 4.0 menggambarkan tren yang berkembang menuju otomasi, pertukaran data dalam teknologi dan proses dalam industri manufaktur, salah satunya yaitu *cloud computing*. *Cloud computing* dikenal sebagai fleksibilitas serta biaya yang terjangkau (*cost saving*) dengan teknologi virtualisasi yang memungkinkan pengguna untuk mengakses atau menerima berbagai layanan komputasi melalui internet. *Cost saving* menjadi alasan paling mendasar bagi banyak perusahaan sehingga umum menggunakan teknologi *cloud computing*. Penggunaan *cloud computing* tidak memerlukan infrastruktur dan *maintenance server* yang artinya memangkas biaya perusahaan. Pihak perusahaan juga dapat dengan leluasa memilih layanan yang sesuai dan dapat diubah sesuai kebutuhan kapan saja. Karya tulis ini menggunakan teknologi *cloud computing* sebagai bahasan utama dalam aspek *on-demand delivery system*. Transformasi digital menuju perbaikan dengan mengintegrasikan teknologi dan lini produksi di industri, dimana semua proses produksi berjalan dengan internet sebagai penopang utama. Transformasi digital telah mengubah aspek kehidupan, tidak terkecuali bisnis logistik dan *supply chain* untuk mendapatkan informasi yang akurat dan meningkatkan integrasi sistem. *Supply Chain Management* adalah salah satu praktik manajemen terpenting yang mempengaruhi layanan dalam mengoptimalkan dan menganalisis kinerja rantai pasokan.

Karya tulis ini memberikan usulan terkait penerapan optimalisasi berbasis simulasi Monte Carlo untuk menangani *on-demand delivery system* dan memvisualisasikan hubungan antara variabel keputusan mengenai data sebelum pandemi dan setelah pandemi terjadi. Simulasi dilakukan untuk mengetahui praktik yang kompleks dalam permasalahan yang dihadapi dalam dunia logistik dan melakukan penyerderhanaan dan asumsi yang dibutuhkan dalam penyajian solusi secara analitik. Simulasi Monte Carlo merupakan simulasi probabilistik dimana suatu solusi dari suatu masalah diberikan berdasarkan proses randomisasi. Proses acak melibatkan distribusi probabilitas dari variabel data yang dikumpulkan berdasarkan data masa lalu maupun distribusi probabilitas teoritis yang dianalisis dan dievaluasi dampaknya. Ketidakpastian atau risiko muncul ketika melakukan suatu sistem untuk mencapai tujuan tertentu. Penggunaan

simulasi Monte Carlo mampu mengakomodasi berbagai kondisi yang rumit melalui simulasi yang sederhana, salah satunya dapat diterapkan dalam bidang logistik. Hal ini sesuai dengan pernyataan Coyle, Bardi & Langley (2003) (Coyle, et al., 2003) yang menyatakan bahwa logistik adalah proses mengantisipasi kebutuhan dan keinginan konsumen, memperoleh bahan baku, sumber daya, teknologi dan informasi yang diperlukan untuk memenuhi kebutuhan dan keinginan tersebut, mengoptimalkan jaringan pelayanan yang memproduksi barang atau untuk memenuhi permintaan konsumen secara tepat waktu. Berdasarkan uraian di atas, peneliti tertarik melakukan penelitian penerapan simulasi Monte Carlo dalam menghitung *forecast demand* logistik di Indonesia untuk menghasilkan optimalisasi *on-demand delivery system* di waktu yang akan datang.

B. Perumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang yang telah dijelaskan, berikut ini merupakan rumusan masalah yang akan dibahas:

1. Bagaimana mengoptimalkan prediksi permintaan pada beberapa tahun mendatang (sampai 2025) setelah pandemi COVID-19 pada industri logistik?
2. Bagaimana keadaan perkiraan permintaan setelah pandemi COVID-19 di industri logistik?
3. Bagaimana perbandingan permintaan sebelum pandemi dengan prediksi permintaan setelah pandemi COVID-19?

C. Tujuan Penulisan

Penulisan karya tulis ilmiah ini memiliki tujuan sebagai berikut:

1. Mengoptimalkan prediksi permintaan pada beberapa tahun mendatang (sampai 2025) setelah COVID-19 untuk mendekati permintaan di dunia nyata.
2. Memperkirakan keadaan permintaan pada industri logistik terutama dengan sistem *on-demand delivery* setelah pandemi COVID-19.
3. Membandingkan permintaan sebelum pandemi dengan prediksi permintaan setelah pandemi COVID-19 selama beberapa tahun mendatang (sampai 2025).

D. Batasan Penulisan

Batasan penulisan karya tulis ilmiah sebagai berikut:

1. Menggunakan data historis 4 tahun sebelum pandemi untuk menjaga hasil prediksi mendekati keadaan aktual.
2. Membandingkan data permintaan sebelum pandemi COVID-19 dengan hasil

prediksi permintaan setelah pandemi COVID-19 agar hasil perbandingan setara atau sebanding.

3. Data diambil sesuai dengan data aktual yang tersedia di *website* Supply Chain Indonesia melalui supplychainindonesia.com berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik per April 2021, dengan asumsi data tahun 2021 menggunakan hasil prediksi dengan metode yang sama untuk memprediksi pada tahun selanjutnya.

E. Manfaat Penulisan

Penulisan karya ilmiah ini diharapkan dapat memberikan manfaat kepada pihak terkait, yang mana berupa hal-hal sebagai berikut:

1. Karya ilmiah ini menggunakan data kuantitatif berupa data permintaan yang diambil dari Badan Pusat Statistik per April 2021. Karya ilmiah ini dapat dijadikan sumber referensi dan informasi di bidang logistik terutama mengenai permintaan barang.
2. Karya ilmiah ini menggunakan simulasi Monte Carlo. Karya ilmiah ini dapat membantu memberikan gambaran kepada pihak terkait yang memiliki keinginan untuk mengoptimalkan data menggunakan simulasi Monte Carlo.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

A. Teori Terkait Penelitian

1. Simulasi

Simulasi merupakan suatu program atau *software computer* yang memiliki fungsi untuk meniru perilaku dari sistem nyata atau realitas tertentu. Simulasi bertujuan untuk pelatihan atau *training*, studi perilaku sistem atau *behavior*, hiburan atau permainan. Permodelan dan simulasi adalah salah satu alat yang sering digunakan oleh manajemen untuk mempelajari atau menganalisis perilaku kerja dari suatu sistem ataupun proses (Sridadi, 2009). Simulasi merupakan suatu teknik meniru operasi-operasi atau proses-proses yang terjadi dalam suatu sistem dengan bantuan perangkat komputer dan dilandasi oleh beberapa asumsi tertentu sehingga sistem tersebut bisa dipelajari secara ilmiah (Law & Kelton, 1991). Model simulasi dapat dibedakan menjadi beberapa bagian, yaitu: (Andespa, et al., 2019)

- a) Model simulasi determinasi merupakan diasumsikan tidak adanya variabel dalam parameter model, tidak melibatkan variabel random. Jika model

deterministik dijalankan pada nilai masukan yang sama akan menghasilkan nilai yang sama. Keluaran merupakan nilai nyata untuk sekali jalan model simulasi deterministik.

- b) Model simulasi stokastik merupakan satu atau beberapa variabel model untuk dijelaskan proses dalam sistem yang diamati. Keluaran dari model ini adalah random dan oleh karenanya merupakan perkiraan dan karakteristik sesungguhnya dari model dan hasilnya perkiraan dari performansi yang diharapkan dari model yang diamati.
- c) Model simulasi kontinyu merupakan kondisi variabel berubah secara kontinyu. Contoh, waktu yang dibutuhkan untuk membongkar minyak dari tangka atau posisi sebuah crane.
- d) Model simulasi diskrit merupakan kondisi variabel berubah hanya pada beberapa titik dalam waktu. Kebanyakan dari sistem manufaktur dimodelkan sebagai simulasi kejadian dinamis, diskrit, stokastik dan menggunakan variabel random untuk memodelkan rentang kedatangan, antrian, proses, dan sebagainya.

2. Simulasi Monte Carlo

Simulasi Monte Carlo adalah metode yang sangat praktis yang banyak digunakan dalam memecahkan masalah yang berkaitan dengan ketidakpastian terutama sistem yang dapat diperbaiki (Han, et al., 2019). Keuntungan dari simulasi Monte Carlo adalah intuitif dan mudah dipahami sebagai metode yang memiliki kategori uji statistik. Hal itu memudahkan berurusan dengan parameter karakteristik yang bervariasi secara acak dan memungkinkan untuk menemukan beberapa faktor yang tidak dapat diprediksi perubahannya. Simulasi Monte Carlo dapat menghilangkan ketidakpastian dalam pemodelan realibilitas, hal ini karena simulasi Monte Carlo mampu mensimulasikan proses aktual dan perilaku dari sistem. Simulasi Monte Carlo adalah jenis pemodelan dan simulasi dalam menemukan penyelesaian masalah probabilistik menggunakan sampel dari proses acak (Wira, et al., 2019). Simulasi Monte Carlo merupakan sistem berulang-ulang kali, ratusan bahkan sampai ribuan kali tergantung dari sistem yang ditinjau, dengan cara memilih sebuah nilai random untuk setiap variabel dari distribusi probabilitasnya. Hasilnya merupakan sebuah distribusi probabilitas dari nilai sebuah sistem secara keseluruhan. Simulasi Monte Carlo merupakan metode yang digunakan untuk menganalisa, memecahkan dan mengoptimalkan dari berbagai masalah dengan melibatkan bilangan acak simulasi (Syahrin, et al., 2019). Monte Carlo merupakan simulasi dengan tipe probabilitas yang mendekati solusi sebuah masalah dengan

melakukan pengambilan sampel dari proses acak (Nasution, 2016). Algoritma Monte Carlo melibatkan penetapan distribusi probabilitas dari variabel yang dipelajari, lalu mengambil sampel acak dari distribusi untuk menghasilkan sebuah data (Santony, 2020). Metode ini dimanfaatkan untuk memprediksi kemungkinan pada masa yang akan datang dengan menganalisa, memecahkan dan mengoptimalkan berbagai masalah seperti matematika dan lainnya melalui sejumlah bilangan acak (Yusmaity & Yunus, 2019). Menurut Bonet Satya (Satya, 2007) yang dikutip dari Nasution (2016) (Nasution, 2016), berikut merupakan langkah-langkah utama dalam melakukan simulasi Monte Carlo:

- a) Mendefinisikan distribusi probabilitas secara pasti yang diketahui dari pengumpulan data di masa lalu. Selain data dari masa lalu, penentuan distribusi probabilitas juga dapat diambil dari distribusi Poisson, distribusi normal, dan lainnya, bergantung pada objek yang diamati. Distribusi probabilitas dari segala variabel yang digunakan dalam simulasi perlu disusun sedemikian rupa.
- b) Melakukan konversi distribusi probabilitas ke dalam bentuk frekuensi kumulatif. Distribusi probabilitas dalam bentuk frekuensi kumulatif nantinya akan digunakan sebagai dasar pengelompokkan batas interval dari bilangan acak.
- c) Melakukan proses simulasi dengan menggunakan bilangan acak. Bilangan acak dikelompokkan sesuai dengan batas jangkauan distribusi probabilitas kumulatif dari variable dalam simulasi. Ada beberapa cara untuk mendapatkan bilangan acak, bisa dengan menggunakan tabel bilangan acak, *random number generation* di Microsoft Excel, kalkulator, dan sebagainya.
- d) Menganalisis hasil simulasi, yang mana bisa menjadi masukan untuk alternatif pemecahan permasalahan dan pengambilan kebijakan. Evaluasi juga dapat dilakukan terhadap kondisi yang terjadi dengan hasil simulasi.

3. Cloud Computing

Dikutip dari Santony (2020) (Ashari & Setiawan, 2011), NIST mendefinisikan bahwa *cloud computing* merupakan sebuah model untuk kenyamanan, akses jaringan *on-demand* untuk menyatukan pengaturan konfigurasi sumber daya komputasi (seperti, jaringan, *server*, media penyimpanan, aplikasi, dan layanan) yang dapat dengan cepat ditetapkan dan dirilis dengan usaha manajemen yang minimal atau nteraksi dengan penyedia layanan (Mell & Grance, 2011). *Cloud computing* memungkinkan pengguna dapat mengakses sumber daya dan aplikasi dari mana saja melalui jaringan internet. *Cloud computing* memfasilitasi pengguna untuk dapat secara bersama-sama mengakses fasilitas komputer melalui internet dari berbagai lokasi. Menurut Sridadi (2009)

(Armbrust, et al., 2009), ada lima karakteristik penting dari *cloud computing*, yaitu:

- a) *On-demand self-service*. Konsumen dapat menentukan kemampuan komputasi secara sepihak, seperti *server time* dan *network storage*, secara otomatis sesuai kebutuhan tanpa memerlukan interaksi manusia dengan masing-masing penyedia layanan
- b) *Broad network access*. Kemampuan yang tersedia melalui jaringan dan diakses melalui mekanisme standar yang mengenalkan penggunaan berbagai platform (misalnya, telepon selular, tablet, laptop, dan *workstations*).
- c) *Resource pooling*. Penyatuan sumber daya komputasi yang dimiliki penyedia untuk melayani beberapa konsumen virtual yang berbeda, ditetapkan secara dinamis dan ditugaskan sesuai dengan permintaan konsumen. Ada rasa kemandirian lokasi bahwa pelanggan pada umumnya tidak memiliki kontrol atau pengetahuan atas keberadaan lokasi sumberdaya yang disediakan, tetapi ada kemungkinan dapat menentukan lokasi di tingkat yang lebih tinggi (misalnya, negara, negara bagian, atau *data center*). Contoh sumberdaya termasuk penyimpanan, pemrosesan, memori, *bandwidth* jaringan, dan mesin virtual.
- d) *Rapid elasticity*. Kemampuan dapat ditetapkan dan dirilis secara elastis, dalam beberapa kasus dilakukan secara otomatis untuk menghitung keluar dan masuk dengan cepat sesuai dengan permintaan. Untuk konsumen, kemampuan yang tersedia yang sering kali tidak terbatas dan kuantitasnya dapat disesuaikan setiap saat.
- e) *Measured Service*. Sistem *cloud computing* secara otomatis mengawasi dan mengoptimalkan penggunaan sumber daya dengan memanfaatkan kemampuan pengukuran (*metering*) pada beberapa tingkat yang sesuai dengan jenis layanan (misalnya, penyimpanan, pemrosesan, *bandwidth*, dan *account* pengguna aktif). Penggunaan sumber daya dapat dipantau, dikendalikan, dan dilaporkan sebagai upaya memberikan transparansi bagi penyedia dan konsumen dari layanan yang digunakan.

B. Penelitian Terdahulu yang Terkait

Karya tulis yang penulis buat mengacu kepada penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Weni Lestari Putri dalam jurnal miliknya, Penggunaan Monte Carlo Untuk Optimalisasi Prediksi Pengadaan Barang Di QShop Batam (Putri, 2018). Jurnal tersebut membahas mengenai bagaimana memprediksi pengadaan barang menggunakan simulasi Monte Carlo. Acuan yang penulis gunakan yaitu bagaimana menguji data sebelum

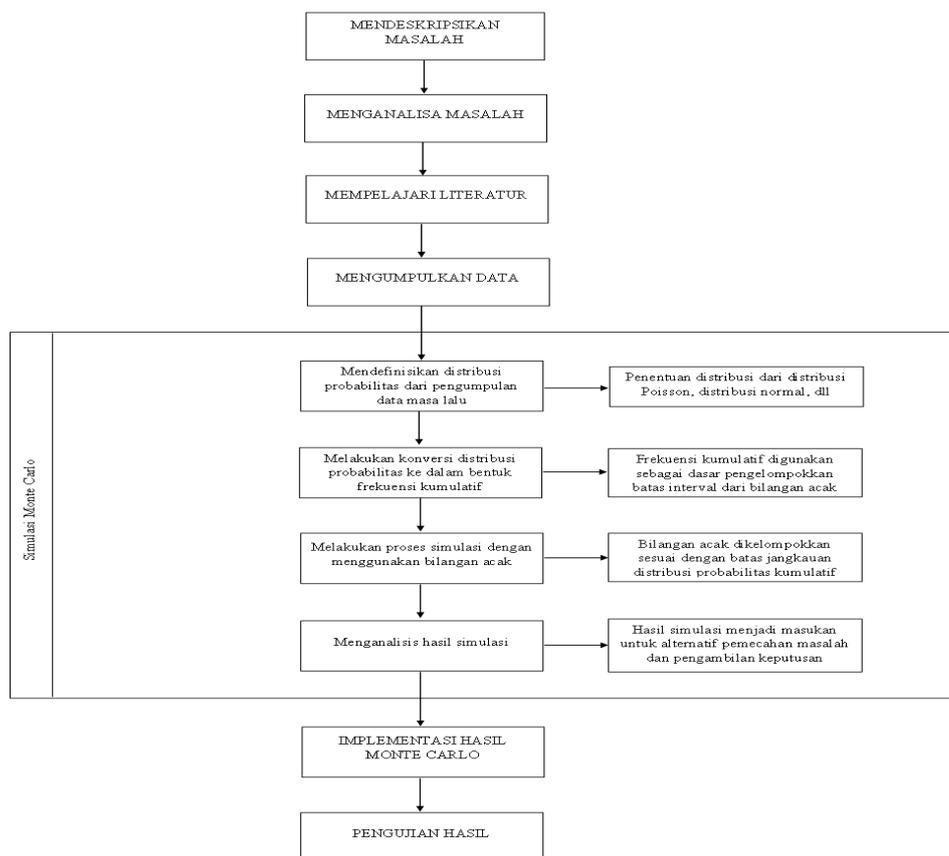
menggunakan simulasi Monte Carlo, kemudian menggunakan simulasi Monte Carlo supaya mendapatkan hasil yang tepat, serta menganalisis hasil akhir yang telah didapatkan.

C. Pemecahan Masalah yang Pernah Dilakukan

Pemecahan masalah yang serupa pernah dilakukan oleh Kiki Hariani Manurung dan Julius Santony dalam jurnalnya yang berjudul “Simulasi Pengadaan Barang Menggunakan Metode Monte Carlo” (Manurung & Santony, 2019). Dalam jurnal tersebut, simulasi dilakukan terhadap pengadaan barang dengan data per bulan. Perbedaan yang ada dengan jurnal ini yaitu penulis melakukan simulasi terhadap permintaan barang dengan data per tahun.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

A. Tahap Konseptual



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

Sumber: Olahan Peneliti

B. Pengumpulan Data

Pada tahapan ini, data-data yang dibutuhkan mulai dikumpul menjadi satu. Data

yang dibutuhkan adalah data permintaan barang dengan sistem on-demand delivery dari Supply Chain Indonesia selama 4 tahun terakhir sebelum dan pada saat pandemi COVID-19. Virus COVID-19 mulai terdeteksi di Indonesia pada bulan Maret 2020, maka dari itu penulis mencari data dari tahun 2016-2020. Ditemukanlah data permintaan barang dari pelabuhan utama Indonesia edisi April 2021. Data barang tersebut merupakan data inbound atau bongkar tahun 2016-2020.

1. Data *Inbound* Barang

Berikut merupakan data *inbound* logistik di pelabuhan utama Indonesia (Edisi April 2021) yang dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Data *Inbound*

<i>Year</i>	<i>Periode</i>	<i>Nama</i>	<i>Inbound</i>	<i>Jumlah Inbound (Year)</i>
2016	1	Balikpapan	8.821.615	35.841.685
		Belawan	3.788.996	
		Makassar	5.675.041	
		Tanjung Perak	5.041.927	
		Tanjung Priok	12.514.106	
2017	2	Balikpapan	8.290.064	38.625.873
		Belawan	4.963.998	
		Makassar	5.474.660	
		Tanjung Perak	7.617.931	
		Tanjung Priok	12.279.220	
2018	3	Balikpapan	8.585.592	35.068.864
		Belawan	2.771.264	
		Makassar	5.642.598	
		Tanjung Perak	5.848.348	
		Tanjung Priok	12.221.062	
2019	4	Balikpapan	8.927.864	44.158.350
		Belawan	11.246.756	
		Makassar	6.248.335	
		Tanjung Perak	6.810.532	
		Tanjung Priok	10.924.863	
2020	5	Balikpapan	9.193.844	32.900.970
		Belawan	2.060.909	
		Makassar	5.759.373	
		Tanjung Perak	5.706.953	
		Tanjung Priok	10.179.891	

Sumber: supplychainindonesia.com, 2021

Berdasarkan tabel tersebut, terdapat data *inbound* logistik di pelabuhan utama Indonesia untuk mengevaluasi data, menunjukkan pola data, melakukan perkiraan dengan metode yang sesuai. Memantau perkiraan dengan menggunakan ukuran akurasi dan meminimalkan nilai akurasinya menggunakan *solver*.

2. Preprocessing

a) Preprocessing 1

Melakukan *preprocessing* dan menentukan *inbound* dengan merujuk nilainya pada *inbound* dalam data studi kasus. *Preprocessing* dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum diolah, seperti menghilangkan *outlier* agar hasil data akurat dalam merepresentasikan kondisi sebenarnya. Berikut ini *preprocessing inbound* logistik pelabuhan utama di Indonesia dapat dilihat pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 *Preprocessing 1 Inbound* Logistik Pelabuhan Utama di Indonesia

<i>Period</i>	<i>Demand</i>	<i>Lower Limit</i>	<i>Upper Limit</i>
2016	35841685	29733350.5	40404377.5
2017	38625873	29733350.5	40404377.5
2018	35068864	29733350.5	40404377.5
2019	44158350	29733350.5	40404377.5
2020	32900970	29733350.5	40404377.5
TOTAL	186595742		

Sumber: Olahan data penulis, 2022

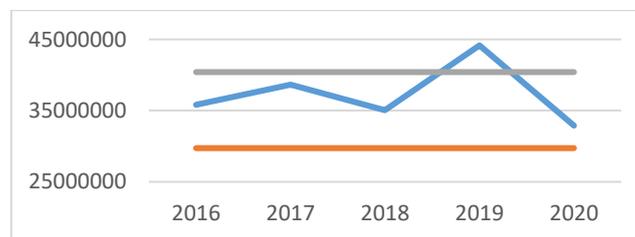
Berdasarkan Tabel 3.2, data diolah kembali untuk menemukan ukuran akurasi yang dapat dilihat pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Akurasi Data *Inbound*

<i>Mean</i>	37319148
<i>Standar Deviation</i>	4337314.436
<i>Variance</i>	1.88123E+13
<i>First Quartile</i>	35068864
<i>Third Quartile</i>	38625873
σ/μ	0.116222224

Sumber: Olahan data penulis, 2022

Berdasarkan pengolahan data yang telah dilakukan, berikut merupakan grafik *inbound* pelabuhan utama di Indonesia yang dapat dilihat pada Gambar 3.2



Gambar 3.2 Data *Pattern Preprocessing 1*

Berdasarkan pengolahan data yang telah dilakukan, ditemukan data *outlier* pada tahun 2019. Maka dari itu, dilakukan pengolahan kembali untuk menemukan pola yang sesuai dalam batas *lower* dan *upper limit*.

b) Preprocessing 2

Berikut ini *preprocessing inbound* logistik pelabuhan utama di Indonesia dapat dilihat pada Tabel 3.4. Untuk menghilangkan *outlier*, data pada tahun 2019 dicari rata-rata dari data 2018 dengan data 2020. Sehingga didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 3.4 *Preprocessing 2 Inbound* Logistik Pelabuhan Utama di Indonesia

<i>Period</i>	<i>Demand</i>	<i>Lower Limit</i>	<i>Upper Limit</i>
2016	35841685	31199765	36770069
2017	38625873	31199765	36770069
2018	35068864	31199765	36770069
2019	33984917	31199765	36770069
2020	32900970	31199765	36770069
TOTAL	176422309		

Sumber: Olahan data penulis, 2022

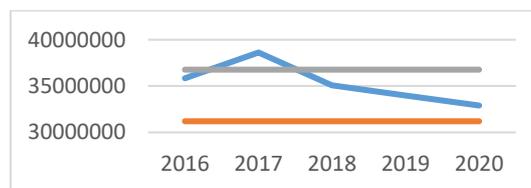
Berdasarkan Tabel 3.4, diolah kembali untuk menemukan ukuran akurasi yang dapat dilihat pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Akurasi Data *Inbound*

<i>Mean</i>	35284462
<i>Standar Deviation</i>	2173238.296
<i>Variance</i>	4.72296E+12
<i>First Quartile</i>	33984917
<i>Third Quartile</i>	35841685
σ/μ	0.061591936

Sumber: Olahan data penulis, 2022

Berdasarkan pengolahan data yang telah dilakukan, berikut merupakan grafik *inbound* pelabuhan utama di Indonesia yang dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Data *Pattern Preprocessing 2*

Berdasarkan pengolahan data yang telah dilakukan, ditemukan data *outlier* pada tahun 2017. Maka dari itu dilakukan pengolahan kembali untuk menemukan pola yang sesuai dalam batas *lower* dan *upper limit*.

c) Preprocessing 3

Berikut ini *preprocessing inbound* logistik pelabuhan utama di Indonesia dapat dilihat pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6 *Preprocessing 3 Inbound Logistik Pelabuhan Utama di Indonesia*

<i>Period</i>	<i>Demand</i>	<i>Lower Limit</i>	<i>Upper Limit</i>
2016	35841685	31779380	36190454
2017	35455275	31779380	36190454
2018	35068864	31779380	36190454
2019	33984917	31779380	36190454
2020	32900970	31779380	36190454
TOTAL	173251711		

Sumber: Olahan data penulis, 2022

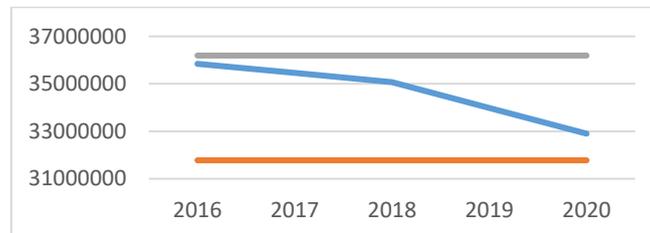
Berdasarkan Tabel 3.6, diolah kembali untuk menemukan ukuran akurasi yang dapat dilihat pada Tabel 3.7.

Tabel 3.7 Akurasi Data *Inbound*

<i>Mean</i>	34650342.2
<i>Standar Deviation</i>	1198485.374
<i>Variance</i>	1.43637E+12
<i>First Quartile</i>	33984917
<i>Third Quartile</i>	35455275
σ/μ	0.034587981

Sumber: Olahan data penulis, 2022

Berdasarkan pengolahan data yang telah dilakukan berikut merupakan grafik *inbound* pelabuhan utama di Indonesia yang dapat dilihat pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Data *Pattern Preprocessing 3*

Berdasarkan pengolahan data yang telah dilakukan, sudah tidak ditemukan data *outlier* lagi yang artinya tidak melewati batas *lower* dan *upper limit*.

C. Pengolahan Data

1. Monte Carlo

Pengolahan data dibagi menjadi beberapa tahap:

a) Mendefinisikan distribusi dari data masa lalu

Pada tahap ini, data *demand* dianalisis dengan menggunakan bantuan *software* IBM SPSS untuk melihat jenis distribusinya.

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

		Demand
N		5
Normal Parameters ^{a,b}	Mean	37319148.40
	Std. Deviation	4337314.436
Most Extreme Differences	Absolute	.233
	Positive	.233
	Negative	-.154
Test Statistic		.233
Asymp. Sig. (2-tailed)		.200 ^{c,d}

- a. Test distribution is Normal.
- b. Calculated from data.
- c. Lilliefors Significance Correction.
- d. This is a lower bound of the true significance.

Gambar 3.5 Uji Normalitas Data

Sumber: Olahan data penulis, 2022

Dalam uji normalitas data menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov, data dikatakan memiliki distribusi normal ketika $D > 0.05$. Hasil dari *software* IBM SPSS menunjukkan bahwa data permintaan atau *demand* dari tahun 2016-2019 memiliki nilai tengah dari *differences* sebesar positif 0.233. Nilai 0.233 tersebut lebih besar dari 0.05, yang berarti bahwa data memiliki distribusi normal. Sehingga H_1 yaitu data mengikuti distribusi normal, dapat diterima. Sedangkan H_0 yaitu data tidak mengikuti distribusi normal, ditolak

- b) Melakukan konversi distribusi probabilitas ke dalam bentuk frekuensi kumulatif

Pada tahap ini, ditentukan distribusi probabilitas dengan menggunakan rumus:

$$\text{Distribusi Probabilitas} = \frac{\text{Frekuensi } i}{\text{Total Frekuensi}}$$

Kemudian distribusi kumulatif didapatkan dengan menghitung:

$$\text{Distribusi Kumulatif}_{i+1} = \text{Distribusi Probabilitas}_{i+1} + \text{Distribusi kumulatif}_i$$

Interval *Random Number* ditentukan berdasarkan distribusi kumulatif. Sehingga didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 3.8 Hasil Frekuensi Kumulatif

Periode	Permintaan	Frekuensi	Distribusi Probabilitas	Distribusi Kumulatif	Interval <i>Random Number</i>
2016	35841685	1	0.2	0.2	0-20
2017	35455275	1	0.2	0.4	21-40
2018	35068864	1	0.2	0.6	41-60
2019	33984917	1	0.2	0.8	61-80
2020	32900970	1	0.2	1	81-100
TOTAL	173251711	5			

Sumber: Olahan data penulis, 2022

c) Melakukan proses simulasi dengan menggunakan bilangan acak

Tahap selanjutnya yaitu menentukan bilangan acak dengan menggunakan rumus $=\text{RANDBETWEEN}(\text{bottom}, \text{top})$.

Tabel 3.9 Hasil Angka Acak

Angka Acak
88
74
52
37
19

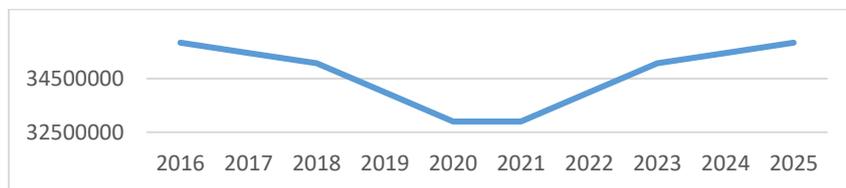
Berdasarkan Tabel 3.8, hasil angka acak dikategorikan sesuai dengan *interval random number* yang telah ditentukan dengan menggunakan rumus $=\text{IF}(\text{Angka Acak} \leq 20, 35841685, \text{IF}(\text{Angka Acak} \leq 40, 35455275, \text{IF}(\text{Angka Acak} \leq 60, 35068864, \text{IF}(\text{Angka Acak} \leq 80, 33984917, 32900970))))$. Tabel 3.10 menunjukkan hasil kategori angka acak sesuai dengan *interval random number*.

Tabel 3.10 Hasil Permintaan

Simulasi		
Tahun	Angka Acak	Permintaan
2021	88	32900970
2022	74	33984917
2023	52	35068864
2024	37	35455275
2025	19	35841685

d) Menganalisis hasil simulasi

Gambar 3.6 menunjukkan hasil permintaan pada tahun 2016-2025. Terjadi penurunan pada 2020-2021, dan kembali meningkat pada tahun 2022-2025. Hasil simulasi dapat menjadi masukan untuk alternatif pemecahan masalah pengadaan yang tidak menentu pada saat pandemi.

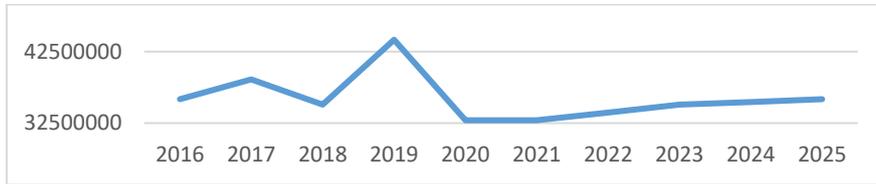


Gambar 3.6 Permintaan pada tahun 2016-2025

2. Perbandingan Sebelum dan Setelah Pandemi COVID-19

Pada grafik permintaan yang ditunjukkan pada Gambar 3.7, permintaan menurun pada tahun 2019 ke 2020. Hal ini disebabkan oleh menurunnya penjualan di segala sektor akibat pandemi COVID-19 yang muncul pada tahun 2019. Menurunnya penjualan pada

saat pandemi disebabkan oleh pembatasan pekerja di perusahaan yang diatur sesuai dengan protokol kesehatan, berdampak pada kegiatan operasional perusahaan tidak dapat optimal.



Gambar 3.7 Data Permintaan Aktual 2016-2020 dan Prediksi 2021-2025

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Dengan menggunakan fungsi *Data Analysis* pada software *Microsoft Excel* maka didapat hasil perbandingan rata-rata antara data aktual dan data simulasi.

Tabel 4.1 Hasil Data Analysis

	<i>Variable 1</i>	<i>Variable 2</i>
Mean	34650342.2	34650342.2
Variance	1.4364E+12	1.43637E+12
Observations	5	5
Hypothesized Mean Difference	0	
df	8	
t Stat	0	
P(T<=t) one-tail	0.5	
t Critical one-tail	1.85954804	
P(T<=t) two-tail	1	
t Critical two-tail	2.30600414	

Berdasarkan kaidah pengambilan keputusan, dikatakan valid jika $p\text{-value} > \alpha$, maka ketika $p\text{-value} = 0,5$ dan $\alpha = 0,05$ dengan hipotesis:

$$H_0: \mu_a = \mu_b \text{ atau } \mu_a < \mu_b$$

$$H_1: \mu_a > \mu_b$$

Disimpulkan bahwa pengujian menunjukkan H_0 ditolak, sehingga hasil simulasi valid.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Monte Carlo merupakan simulasi dengan tipe probabilitas yang mendekati solusi sebuah masalah dengan melakukan pengambilan sampel dari proses acak (Nasution, 2016). Algoritma Monte Carlo melibatkan penetapan distribusi probabilitas dari variabel yang dipelajari, lalu mengambil sampel acak dari distribusi untuk menghasilkan sebuah data (Santony, 2020). Metode ini dimanfaatkan untuk memprediksi kemungkinan pada masa yang akan datang dengan menganalisa, memecahkan dan mengoptimalkan berbagai masalah seperti matematika dan lainnya melalui sejumlah bilangan acak (Yusmaity & Yunus, 2019). Menggunakan simulasi Monte Carlo didapatkan hasil prediksi untuk tahun 2022 sampai dengan 2025 yang dapat membantu perusahaan untuk dapat mempersiapkan pengadaan beberapa tahun kedepan, dengan hasil prediksi permintaan pada tahun 2022 sebanyak 33984917, tahun 2023 sebanyak 35068864, tahun 2024 sebanyak 35455275, tahun 2025 sebanyak 35841685 permintaan. Hasil yang didapatkan merupakan hasil prediksi permintaan yang optimal karena hasil perhitungan Monte Carlo merepresentasikan permintaan yang tidak menentu pada saat pandemi COVID-19 mengingat Monte Carlo mencari penyelesaian masalah dengan menggunakan bilangan acak yang diolah dan divalidasikan dengan data asli untuk menyesuaikan keadaan aktual ke dalam bentuk simulasi. Sehingga hasil perhitungan Monte Carlo membantu memprediksi risiko ketidakpastian pada masa pandemi COVID-19 secara optimal. Perbandingan sebelum dan setelah pandemi dapat dilihat bahwa sektor industri logistik sangat terdampak setelah pandemi, ditandai dengan menurunnya permintaan pada tahun 2019 ke tahun 2020. Hal ini menjadi salah satu yang mendorong peneliti untuk membantu industri logistik supaya dapat bangkit kembali dengan mengusulkan optimalisasi menggunakan simulasi Monte Carlo.

B. Saran

Pemodelan dari simulasi Monte Carlo dibuat melalui perhitungan komputerisasi untuk mengolah dan membangkitkan bilangan acak mengenai data prediksi di masa yang akan datang. Pada penelitian ini, penulis mencoba memprediksi data *inbound* di pelabuhan utama Indonesia dan keuntungan yang diperoleh yaitu penerapan simulasi Monte Carlo. Pada penelitian selanjutnya, penggunaan data bisa dibuat lebih spesifik yaitu di setiap kuartil sehingga menghasilkan prediksi yang lebih efektif dan efisien.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. J. Klein and A. E. Heuser, "The learning of socialization content: A framework for researching orientating practices," *Personnel and Human Resources Management* , vol. 27, pp. 279-336, 2008.
- [2] J. Coyle, E. Bardi and J. Langley, *The management of Business Logistics: A Supply Chain Perspective*, Canada: Thomsom South-Western, 2003.
- [3] B. Sridadi, "Pemodelan dan Simulasi Sistem Teori, Aplikasi dan Contoh Program dalam bahasa C," *Informatika Bandung*, 2009.
- [4] A. Law and W. Kelton, *Simulation Modelling and Analysis*, New York: Scientific Research An Academic Publisher, 1991.
- [5] R. Andespa, R. Wisanggara, F. H. Rasyad and R. M. Adif, "Pengaruh People, Process, dan Physical Evidence Terhadap Keputusan Menabung di Bank Syariah," *Maqdis: Jurnal Kajian Ekonomi Islam*, vol. 4, pp. 62-63, 2019.
- [6] Z. Han, B. Su, Y.-g. Li, Y.-f. Ma, W.-d. Wang and G.-q. Cheng, "An Enhanced Image Binarization Method," *Journal of Central South University*, vol. 26, p. 1661–1671, 2019.
- [7] A. Wira, H. H. Akmal, R. M. Adif and J. Na'am, "Islamic Economic Orientation Model for Microfinance Institution," *The Journal of Social Sciences Research*, vol. 5, no. 3, p. 678, 2019.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]