

Peramalan Permintaan Ayam Segar Menggunakan Simulasi Monte Carlo Untuk Pengelolaan Persediaan pada Restoran XYZ

Vanya Pinkan Maridelana¹, Tria Putri Noviasari², Setya Widyawan Prakosa³

^{1,2} Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Jember, Indonesia

³ Fakultas Teknik Universitas Jember, Indonesia

Abstrak

Penelitian ini bertujuan memodelkan dan memprediksi kebutuhan persediaan ayam segar pada Restoran XYZ selama masa libur mahasiswa menggunakan simulasi Monte Carlo. Penurunan permintaan sebesar 40–50% selama periode libur menyebabkan tingginya risiko ketidaksesuaian antara stok dan kebutuhan aktual, sehingga diperlukan pendekatan prediksi yang mampu menangkap ketidakpastian permintaan bahan baku yang bersifat *perishable*. Data historis permintaan selama 60 hari digunakan untuk membangun distribusi probabilitas dan probabilitas kumulatif yang menjadi dasar pembangkitan bilangan acak melalui metode Linear Congruential Generator (LCG). Hasil simulasi menunjukkan bahwa rata-rata permintaan ayam segar sebesar 17.15 kg per hari, yang mengindikasikan tingkat akurasi model sebesar 100.41%. Nilai simpangan baku simulasi yang lebih tinggi (5.92) dibandingkan historis (4.97) menunjukkan peningkatan volatilitas permintaan yang perlu diantisipasi. Berdasarkan hasil ini, penelitian merekomendasikan penetapan stok harian sekitar 23.07 kg (rata-rata + SD) sebagai *safety stock* untuk meminimalkan risiko *stock-out* dan menjamin kelancaran operasi. Temuan ini membuktikan bahwa simulasi Monte Carlo merupakan pendekatan yang efektif, realistis, dan aplikatif dalam perencanaan persediaan restoran berbasis produk segar di tengah fluktuasi permintaan musiman.

Kata Kunci: simulasi Monte Carlo, peramalan permintaan, persediaan perishable, restoran cepat saji

Abstract

This study aims to model and predict fresh chicken inventory requirements at Restaurant XYZ during university holiday periods using the Monte Carlo simulation method. A demand decline of 40–50% during academic breaks creates a high risk of mismatch between inventory levels and actual needs, necessitating a predictive approach capable of capturing the stochastic nature of perishable product demand. Sixty days of historical demand data were used to construct probability and cumulative probability distributions, which formed the basis for generating random numbers through the Linear Congruential Generator (LCG) method. The simulation results show an average daily demand of 17.15 kg, differing by only 0.41% from the historical average of 17.08 kg, indicating a model accuracy of 100.41%. However, the simulated standard deviation (5.92), which is higher than the historical value (4.97), suggests increasing demand volatility that needs to be anticipated. Based on these findings, the study recommends setting a daily inventory level of approximately 23.07 kg (mean + SD) as safety stock to minimize stock-out risks and ensure operational continuity. The results confirm that Monte Carlo simulation is an effective, realistic, and practical approach for inventory planning in fresh-product-based restaurants facing seasonal demand fluctuations.

Keywords: Monte Carlo simulation, demand forecasting, perishable inventory, fast-food restaurant

Korespondensi:

Vanya Pinkan Maridelana
(vanyapinkan@unej.ac.id)

Submit: 5 November 2025

Revisi: 4 Desember 2025

Diterima: 12 Desember 2025

Terbit: 17 Desember 2025



1. Pendahuluan

Industri restoran cepat saji merupakan salah satu sektor bisnis kuliner yang mengalami pertumbuhan pesat dalam dua dekade terakhir, tidak hanya didominasi oleh brand global tetapi juga berkembang dalam bentuk usaha-usaha lokal yang semakin kompetitif. Perkembangan ini mendorong pertumbuhan UMKM kuliner di berbagai wilayah, terutama di kota-kota yang memiliki basis populasi pelajar dan mahasiswa, karena segmen tersebut memiliki preferensi tinggi terhadap makanan cepat saji yang efisien dan terjangkau. Meski restoran cepat saji memiliki tingkat permintaan yang tinggi serta segmen pasar yang besar, namun bisnis ini tetap rentan terhadap fluktuasi permintaan yang dipengaruhi oleh faktor musiman maupun perubahan perilaku konsumen yang menyebabkan perencanaan persediaan atas bahan baku yang diperlukan pun semakin sulit.

Restoran XYZ merupakan salah satu restoran cepat saji ayam goreng di Kabupaten Jember yang berada di kawasan perguruan tinggi, dimana target pasar utamanya adalah mahasiswa. Dengan target utama adalah mahasiswa, maka aktivitas akademik memiliki dampak terhadap volume penjualan. Kondisi inilah yang terjadi pada Restoran XYZ, di mana penjualan menurun secara signifikan, yaitu mencapai 40–50% selama masa libur semester dikarenakan berkurangnya populasi mahasiswa di area sekitar. Dinamika penurunan permintaan ini tidak hanya berdampak pada pendapatan, tetapi juga menciptakan tantangan dalam pengelolaan persediaan bahan baku utama berupa ayam segar, yang memiliki karakteristik *perishable* (mudah rusak) dan bergantung pada kapasitas penyimpanan dingin yang terbatas.

Secara operasional, restoran cepat saji seperti Restoran XYZ menitikberatkan pada standarisasi proses produksi mulai dari pengolahan bahan baku hingga penyajian. Karakteristik tersebut menuntut perencanaan persediaan (*inventory management*) yang baik, mengingat sebagian besar bahan baku bersifat *perishable* (mudah rusak) dan memiliki batas penyimpanan tertentu (Nahmias, 2011). Dalam konteks *perishable inventory*, keputusan yang tidak akurat dalam perencanaan persediaan dan menyebabkan ketidaktepatan jumlah persediaan berpotensi menimbulkan dua jenis kerugian yaitu *overstock*, yang dapat menyebabkan pembusukan dan pemborosan, serta *stock-out*, yang menyebabkan kegagalan memenuhi permintaan konsumen dan mengurangi kepuasan pelanggan (Feng, X., & Li, Q., 2024). Penelitian oleh Schmitt et al. (2017) juga menunjukkan bahwa pengelolaan inventori untuk bahan pangan segar harus berlangsung secara dinamis dan terintegrasi dengan informasi permintaan aktual agar tidak menimbulkan pemborosan atau kelebihan stok. Selanjutnya, kesalahan dalam estimasi permintaan pada konteks makanan segar berdampak langsung pada kenaikan biaya operasional, penurunan kualitas produk, serta hilangnya peluang penjualan, sehingga efisiensi rantai pasok menjadi terganggu (Rohmer et al., 2019). Dengan demikian efektivitas manajemen inventori dan kemampuan memprediksi permintaan menjadi kunci kelangsungan operasional restoran cepat saji, karena kesenjangan antara stok dan permintaan dapat menyebabkan pemborosan atau kehilangan peluang penjualan. Oleh karena itu, strategi pengendalian persediaan berbasis pemodelan probabilistik menjadi semakin penting diterapkan pada produk *perishable* untuk mengantisipasi ketidakpastian permintaan (Tian et al., 2020; Giola et al., 2023).

Metode Simulasi Monte Carlo merupakan salah satu pendekatan probabilistik yang memungkinkan pemodelan ketidakpastian permintaan berdasarkan distribusi data historis pada produk *perishable*, sehingga output yang dihasilkan lebih realistis dalam menggambarkan kondisi operasional (Nurhalizah, A. P., & Ariesta, A., 2025; Jannah & Harbowo, 2022). Pemodelan data historis permintaan tersebut merupakan dasar perencanaan persediaan dimana proyeksi yang akurat memungkinkan pembelian/bahan baku dan jadwal produksi yang lebih efisien (Ismail, 2021). Penerapan metode ini terbukti efektif dalam memprediksi kebutuhan bahan baku pada industri pangan, misalnya pada industri ayam potong, dimana hasil simulasi Monte Carlo memperoleh akurasi prediksi hingga 97% (Chendrasari & Fitriya, 2022). Disamping itu penelitian oleh Natalia & Oktavia (2023) juga menunjukkan bahwa perhitungan kebutuhan tepung terigu sebagai bahan baku utama dalam industri pembuatan roti dengan pendekatan Monte Carlo menghasilkan akurasi sebesar 102%. Metode ini juga banyak diterapkan dalam perencanaan inventori produk segar (Zhao & Prékopa, 2018), mitigasi risiko rantai pasok produk *perishable* (La Scalia et al., 2019) dan peramalan permintaan musiman restoran (Tian et al., 2020). Dengan demikian metode Monte Carlo relevan untuk diterapkan dalam konteks kebutuhan perencanaan persediaan restoran berbasis produk ayam segar.

Meski demikian saat ini penelitian yang mengintegrasikan simulasi Monte Carlo dengan fenomena permintaan musiman akibat siklus akademik pada restoran yang berlokasi di kawasan perguruan tinggi, masih belum optimal. Dimana, penelitian terdahulu cenderung fokus pada industri pangan berskala besar atau tidak membahas dimensi permintaan yang dipengaruhi faktor eksternal spesifik seperti musim libur mahasiswa. Penelitian ini menawarkan pengembangan model peramalan berbasis Monte Carlo yang secara khusus diarahkan untuk memproyeksikan permintaan musiman restoran, sehingga dapat menjadi dasar kebijakan persediaan yang berbasis data dan mempertimbangkan keterbatasan operasional. Dengan demikian tujuan penelitian ini adalah memodelkan dan memprediksi persediaan ayam segar pada Restoran XYZ menggunakan simulasi Monte Carlo berdasarkan data permintaan historis serta menghasilkan rekomendasi pengelolaan persediaan berbasis hasil simulasi sebagai dasar peningkatan efektivitas operasional restoran.

2. Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode simulasi Monte Carlo untuk memprediksi kebutuhan persediaan ayam segar pada Restoran XYZ di Jember selama periode libur mahasiswa. Monte Carlo dipilih karena kemampuannya memodelkan ketidakpastian permintaan menggunakan distribusi probabilitas dan bilangan acak yang dibangkitkan secara berulang (Natalia & Oktavia, 2023). Pendekatan ini relevan karena permintaan ayam goreng pada resto sangat dipengaruhi oleh aktivitas mahasiswa yang fluktuatif, termasuk saat libur akhir semester yang menyebabkan penurunan permintaan hingga 40–50%. Metode simulasi Monte Carlo banyak direkomendasikan dalam penelitian persediaan dan ketidakpastian permintaan karena mampu menghasilkan estimasi yang mendekati kondisi riil (Jufriyanto, 2020) serta terbukti efektif dalam mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan persediaan.

2.1 Objek Penelitian

Penelitian dilakukan pada Restoran XYZ, sebuah resto ayam goreng yang berlokasi di kawasan pendidikan perguruan tinggi di Jember. Objek penelitian adalah data permintaan ayam segar selama periode 20 Juni 2025 – 18 Agustus 2025, yakni masa libur mahasiswa yang ditandai penurunan permintaan signifikan. Pemilihan periode ini penting untuk memetakan pola permintaan khusus musim liburan, yang menjadi dasar perencanaan persediaan.

2.2 Jenis dan Sumber Data

Data utama menggunakan data kuantitatif berupa data historis permintaan harian ayam segar selama periode penelitian. Data ini diperoleh dari catatan operasional resto. Disamping itu, untuk data kualitatif, pengambilan data dilakukan melalui wawancara informal dengan pihak pengelola resto untuk memahami pola permintaan, kebijakan persediaan, dan kendala operasional selama masa libur. Pendekatan kombinasi data kuantitatif dan kualitatif digunakan untuk memastikan konteks sistem persediaan benar-benar dipahami sebelum dilakukan simulasi dilakukan (Ardiansah et al., 2019)

2.3 Prosedur Analisis Data

Prosedur analisis mengacu pada tahapan standar simulasi Monte Carlo sebagaimana digunakan dalam penelitian Sitepu, et al. (2025) serta Ardiansah et al. (2019) dengan tahapan yang meliputi:

a. Pengolahan Data Historis Permintaan

Data permintaan harian disusun dalam bentuk tabel untuk menghitung frekuensi munculnya tiap tingkat permintaan. Data kemudian dianalisis untuk memeriksa pola fluktuasi permintaan selama masa libur.

b. Menentukan Distribusi Probabilitas

Tahap ini digunakan untuk menentukan peluang kemunculan setiap level permintaan.

Distribusi probabilitas dihitung dengan rumus:

$$P(D_i) = \frac{f_i}{\sum f}$$

c. Menentukan Distribusi Probabilitas Kumulatif

Probabilitas kumulatif dihitung dengan menjumlahkan probabilitas dari data pertama hingga data ke- i :

$$P_k(D_i) = \sum_{j=1}^i P(D_j)$$

Distribusi kumulatif berfungsi sebagai dasar pembentukan interval bilangan acak (Oktavia & Gemala, 2022).

d. Menentukan Interval Bilangan Acak

Setiap nilai probabilitas kumulatif dikonversi menjadi interval angka acak (0–99 atau 0–999). Interval ini berfungsi sebagai pemetaan antara bilangan acak dan level permintaan. Ardiansah et al. (2019) menyatakan bahwa interval ini berperan sebagai batas pemilihan permintaan pada simulasi Monte Carlo.

e. Pembangkitan Bilangan Acak dan Simulasi

Setelah interval bilangan acak terbentuk, maka bilangan acak tersebut dibangkitkan menggunakan metode Linear Congruential Generator (LCG) dengan menetapkan nilai a , m , dan c , sebagai berikut (Gentle, 2005):

$$X_{n+1} = (aX_n + c) \bmod m$$

Adapun untuk bilangan acak R_i dihitung dengan rumus berikut:

$$R_i = \frac{X_i}{m}$$

Metode LCG ini digunakan karena efisien dan umum dipakai dalam penelitian persediaan dengan metode simulasi monte carlo (Natalia & Oktavia, 2023). Bilangan acak yang telah dibangkitkan dipetakan ke interval bilangan acak sehingga menghasilkan permintaan simulasi. Proses ini dilakukan sebanyak n kali untuk menghasilkan prediksi permintaan harian selama periode tertentu. Simulasi digunakan untuk menggambarkan ketidakpastian permintaan secara lebih realistis (Dagpunar, 2007).

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Distribusi Probabilitas Permintaan Harian dan Kumulatif

Hasil analisis awal terhadap data permintaan historis harian ayam segar selama 60 hari pada Restoran XYZ menunjukkan permintaan bersifat stochastic atau acak. Dengan demikian, untuk memodelkan data permintaan, maka dilakukan perhitungan distribusi frekuensi, probabilitas, dan probabilitas kumulatif. Tabel 1, yang menyajikan ringkasan hasil ini, menjadi dasar utama dalam simulasi Monte Carlo. Variabel permintaan harian terendah adalah 10 kg dan tertinggi adalah 27 kg.

Tabel 1. Distribusi Probabilitas Harian dan Kumulatif

Permintaan (Di)	Frekuensi	P (Di)	F(Di) Kumulatif
10	2	0.0333	0.0333
11	3	0.0500	0.0833
12	8	0.1333	0.2167
13	1	0.0167	0.2333
14	8	0.1333	0.3667
15	4	0.0667	0.4333
16	3	0.0500	0.4833
17	3	0.0500	0.5333
18	5	0.0833	0.6167
19	1	0.0167	0.6333
20	5	0.0833	0.7167
21	1	0.0167	0.7333
22	2	0.0333	0.7667
23	2	0.0333	0.8000
24	4	0.0667	0.8667
25	1	0.0167	0.8833
26	5	0.0833	0.9667
27	2	0.0333	1

Distribusi probabilitas ini kemudian akan menjadi fondasi utama dalam simulasi Monte Carlo, di mana setiap kemungkinan permintaan telah dikuantifikasi. Probabilitas kumulatif selanjutnya digunakan untuk memetakan seluruh rentang bilangan acak (0.0001 hingga 1.0000) ke setiap tingkat permintaan yang mungkin terjadi. Pola frekuensi ini menunjukkan bahwa permintaan yang paling sering terjadi berada pada rentang 12 Kg, 14 Kg dan 26 Kg, mencerminkan adanya variasi permintaan normal dan permintaan puncak yang signifikan di Restoran XYZ.

3.2 Pembangkitan Bilangan Acak dan Hasil Simulasi Permintaan Harian

Proyeksi permintaan ayam segar untuk 60 hari ke depan dilakukan melalui proses simulasi Monte Carlo yang melibatkan pembangkitan bilangan acak dan pemetaan ke distribusi probabilitas. Pembangkitan bilangan acak ini merupakan langkah penting dalam memodelkan sifat stochastic permintaan (Maitra et al., 2023). Untuk menjamin kualitas pengacakan urutan bilangan, digunakan metode Linear Congruential Generator (LCG) dengan set parameter yang telah divalidasi dan memenuhi kaidah matematis Teorema Hull-Dobell yaitu $a=2$ (*multiplier*), $c=1$ (*increment*), dan $m=101$ (*modulus*), serta *seed* awal $X_0=1$.

Tabel 2. Bilangan Acak dan Simulasi Permintaan Harian

Hari ke-	Bilangan Acak (Ri)	Simulasi Permintaan (Di) (kg)
1	0.0297	10
2	0.0693	11
3	0.1485	12
4	0.3069	14
5	0.6238	20
6	0.2574	14
7	0.5248	17
8	0.0594	11
9	0.1287	12
10	0.2673	14
11	0.5446	18
12	0.0990	12
13	0.2079	12
14	0.4257	15
15	0.8614	24
16	0.7327	22
17	0.4752	16
18	0.9604	26
19	0.9307	26
20	0.8713	26
21	0.7426	22
22	0.4851	17
23	0.9802	27
24	0.9703	27
25	0.9406	26
26	0.8812	26
27	0.7624	23
28	0.5248	17
29	0.0594	11
30	0.1287	12
31	0.2673	14
32	0.5446	18
33	0.0990	12
34	0.2079	12
35	0.4257	15
36	0.8614	24
37	0.7327	22
38	0.4752	16
39	0.9604	26

Hari ke-	Bilangan Acak (R_i)	Simulasi Permintaan (D_i) (kg)
40	0.9307	26
41	0.8713	26
42	0.7426	22
43	0.4851	17
44	0.9802	27
45	0.9703	27
46	0.9406	26
47	0.8812	26
48	0.7624	23
49	0.5248	17
50	0.0594	11
51	0.1287	12
52	0.2673	14
53	0.5446	18
54	0.0990	12
55	0.2079	12
56	0.4257	15
57	0.8614	24
58	0.7327	22
59	0.4752	16
60	0.9604	26

Penggunaan $m=101$ (bilangan prima) memastikan LCG menghasilkan barisan bilangan acak dengan periode penuh 100 ($m-1$), yang jauh lebih besar dari 60 hari simulasi. Hal ini memastikan bahwa 60 bilangan acak (R_i) yang dihasilkan bersifat independen dan terdistribusi seragam (uniform), serta terhindar dari pengulangan pola yang cepat, sehingga meningkatkan validitas simulasi. Setiap bilangan acak (R_i) kemudian dipetakan ke interval probabilitas kumulatif yang telah ditetapkan (Tabel 1) untuk menghasilkan nilai simulasi permintaan. Tabel 2 menunjukkan hasil bilangan acak dan simulasi permintaan harian ayam segar selama 60 hari kedepan.

Hasil simulasi menunjukkan bahwa permintaan yang diprediksi berada dalam rentang minimum 10 Kg hingga maksimum 27 Kg. Rentang ini konsisten dengan data historis, hal ini mengkonfirmasi bahwa model Monte Carlo mampu memproyeksikan batas-batas permintaan yang realistis. Berdasarkan hasil simulasi dimana menghasilkan total permintaan kumulatif sebesar 1029 Kg selama 60 hari, kemudian menjadi input utama untuk analisis statistik komparatif dan perumusan rekomendasi persediaan.

3.3 Perbandingan Hasil Simulasi

Tabel 3 menyajikan perbandingan statistik deskriptif antara data permintaan aktual (historis) dan data hasil simulasi Monte Carlo, yang berfungsi sebagai langkah validasi model. Hasilnya menunjukkan bahwa rata-rata permintaan harian simulasi 17.15 Kg sangat mendekati rata-rata historis 17.08 Kg dengan selisih yang sangat kecil, yaitu 0.07 Kg atau 0.41%. Nilai persentase ini menegaskan bahwa model simulasi Monte Carlo yang dibangun adalah valid dan memiliki akurasi tinggi dalam memproyeksikan rata-rata permintaan. Meskipun demikian, terdapat perbedaan pada Simpangan Baku (SD), di mana SD simulasi (5.92) lebih tinggi dibandingkan SD historis (4.97).

Tabel 3. Perbandingan Hasil Simulasi dengan Data Historis

Statistik	Data Historis	Hasil Simulasi	Selisih	Persentase Selisih
Rata-rata Permintaan (kg)	17.08	17.15	0.07	0.41%
Total Permintaan (kg)	1025	1029	4	0.39%
Simpangan Baku (SD)	4.97	5.92	0.95	19.12%
Permintaan Minimum (kg)	10	10	0	0%
Permintaan Maksimum (kg)	27	27	0	0%

3.3 Pembahasan

Penurunan permintaan sebesar 40–50% selama masa libur mahasiswa merupakan fenomena musiman yang khas pada restoran di kawasan perguruan tinggi. Hasil simulasi memperkuat kondisi ini, di mana permintaan selama periode proyeksi cenderung bergeser ke kategori rendah hingga menengah (10–14 kg), sementara permintaan tinggi sebesar 26–27 kg muncul dengan frekuensi yang jauh lebih kecil. Pola tersebut sejalan dengan teori *customer-driven demand fluctuation* (Schmitt et al., 2017), yang menjelaskan bahwa variabilitas permintaan sangat dipengaruhi oleh dinamika populasi pelanggan utama, dalam hal ini mahasiswa. Dengan mengetahui pergeseran pola permintaan tersebut, restoran dapat menentukan batas bawah dan batas atas pembelian ayam segar secara lebih terukur, sehingga risiko pemborosan akibat stok tidak terpakai dapat ditekan (Eunike et al., 2018; Rohmer et al., 2019). Kemampuan Monte Carlo dalam menangkap pola musiman tersebut menunjukkan bahwa metode ini efektif untuk memodelkan permintaan yang terpengaruh oleh siklus akademik, suatu faktor yang jarang dieksplorasi dalam studi UMKM kuliner.

Selanjutnya, hasil simulasi Monte Carlo menunjukkan tingkat kesesuaian yang sangat tinggi dengan data historis. Rata-rata permintaan simulasi sebesar 17.15 kg yang hanya berbeda 0.41% dari rata-rata historis 17.08 kg (akurasi 100.41%) membuktikan bahwa model probabilistik yang dibangun mampu merepresentasikan perilaku permintaan di Restoran XYZ secara akurat. Akurasi ini mengonfirmasi bahwa pola permintaan yang bersifat *stochastic* dapat ditangkap dengan baik melalui distribusi probabilitas historis, sehingga Monte Carlo dapat menjadi instrumen perencanaan persediaan yang andal. Hal ini konsisten dengan temuan Oktavia & Gemala (2022), yang menyatakan bahwa Monte Carlo efektif dalam mereduksi ketidakpastian permintaan, dan didukung oleh Natalia & Oktavia (2023) yang membuktikan bahwa metode ini menghasilkan proyeksi yang sangat dekat dengan kondisi nyata.

Meski demikian, perbedaan pada nilai simpangan baku (SD) yang dihasilkan dari simulasi, dapat memberikan informasi penting bagi pengambilan keputusan operasional. SD simulasi yang diperoleh sebesar 5.92 yang lebih tinggi dibandingkan SD historis yaitu sebesar 4.97. Hal ini menunjukkan bahwa permintaan pada periode proyeksi memiliki potensi variasi yang lebih besar. Peningkatan volatilitas ini mengindikasikan bahwa permintaan ayam segar di masa mendatang dapat lebih sering menyimpang dari rata-rata 17.15 kg. Dalam konteks manajemen persediaan, kondisi tersebut menegaskan pentingnya penetapan *safety stock* untuk mencegah *stock-out* pada saat terjadi lonjakan permintaan mendadak. Temuan ini sejalan dengan pandangan Nahmias (2011) bahwa inventori produk pangan segar harus mempertimbangkan risiko volatilitas permintaan yang tinggi. Selain itu, SD simulasi yang lebih besar menunjukkan bahwa Monte Carlo tidak hanya meniru pola rata-rata, tetapi juga mampu memetakan ekstremitas permintaan yang merupakan suatu keunggulan yang penting dalam pengambilan keputusan berbasis risiko (Ardiansah et al., 2019).

Berdasarkan pola permintaan yang bersifat *stochastic* dan identifikasi peningkatan volatilitas, penelitian ini menghasilkan rekomendasi kuantitatif untuk pengelolaan persediaan ayam segar. Untuk mencapai tingkat layanan (*service level*) yang optimal, stok harian target perlu ditetapkan dengan mempertimbangkan rata-rata permintaan ditambah simpangan baku sebagai buffer risiko. Secara kuantitatif, stok target yang direkomendasikan adalah sekitar $17.15 \text{ kg} + 5.92 \text{ kg} = 23.07 \text{ kg}$ per hari. Pendekatan ini selaras dengan rekomendasi Rohmer et al. (2019), yang menekankan perlunya buffer tambahan untuk produk segar guna mengantisipasi fluktuasi mendadak. Dengan demikian, restoran dapat mengantisipasi permintaan puncak secara lebih efektif, meminimalkan risiko kekurangan stok, dan sekaligus memaksimalkan peluang penjualan.

Implementasi rekomendasi ini berpotensi meningkatkan efektivitas operasional restoran secara signifikan. Pembelian bahan baku yang lebih terukur akan mengurangi biaya penyimpanan dan kerugian akibat pembusukan ayam segar, sekaligus memastikan ketersediaan produk saat terjadi peningkatan permintaan. Selain itu, penggunaan Monte Carlo memungkinkan restoran menyusun perencanaan persediaan yang objektif, terukur, dan adaptif terhadap perubahan pola permintaan musiman yang dipengaruhi oleh siklus akademik. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menggambarkan pola permintaan secara deskriptif, tetapi juga menyediakan dasar empiris yang kuat untuk meningkatkan efisiensi rantai pasok restoran melalui kebijakan persediaan berbasis data.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menyimpulkan bahwa metode simulasi Monte Carlo mampu memodelkan permintaan ayam segar pada Restoran XYZ secara akurat selama periode libur mahasiswa, di mana permintaan cenderung menurun 40–50% akibat berkurangnya populasi pelanggan utama. Hasil simulasi menunjukkan tingkat kesesuaian yang sangat tinggi dengan data historis, terlihat dari rata-rata permintaan simulasi sebesar 17.15 kg yang hanya terpaut 0.41% dari data aktual yang menunjukkan akurasi simulasi sebesar 100.41%. Temuan ini menegaskan bahwa pendekatan probabilistik berbasis distribusi historis mampu menangkap pola permintaan yang bersifat *stochastic* dan dipengaruhi oleh siklus musiman seperti masa libur akademik. Namun demikian,

nilai simpangan baku simulasi yang lebih tinggi dibandingkan data historis menunjukkan adanya potensi fluktuasi permintaan yang lebih besar di masa mendatang. Dengan demikian dalam penetapan stok harian perlu dilakukan dengan menambah jumlah permintaan rata-rada dengan simpangan baku yaitu 23.07 kg sebagai strategi *safety stock* untuk mengurangi risiko *stock-out* dan mendukung kelancaran operasi restoran.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Pertama, model yang digunakan sepenuhnya bergantung pada data historis selama 60 hari pada periode libur mahasiswa, sehingga hasil simulasi sangat tergantung pada kualitas, variasi, dan kelengkapan data tersebut. Kondisi permintaan di luar periode libur atau pada musim tertentu yang tidak terekam dalam data historis tidak tercakup dalam pemodelan, sehingga generalisasi hasil penelitian terbatas pada konteks musiman yang spesifik. Kedua, model Monte Carlo dalam penelitian ini tidak memasukkan variabel eksternal lain yang berpotensi memengaruhi permintaan, seperti promosi, kompetisi, atau perubahan preferensi konsumen, sehingga dinamika permintaan yang bersifat non-historis belum terakomodasi.

Berdasarkan keterbatasan tersebut, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan data permintaan yang lebih panjang dan mencakup berbagai musim agar model prediksi menjadi lebih robust dan representatif terhadap fluktuasi tahunan. Model Monte Carlo juga dapat dikembangkan dengan memasukkan variabel eksternal seperti promosi, curen pasar, atau perilaku kompetitor untuk meningkatkan ketepatan prediksi. Selain itu, penelitian lanjutan dapat mengombinasikan Monte Carlo dengan metode optimasi persediaan seperti Economic Order Quantity (EOQ) atau model optimasi lainnya untuk menghasilkan rekomendasi yang tidak hanya memprediksi tetapi juga mengoptimalkan jumlah pemesanan bahan baku.

Daftar Pustaka

- Ardiansah, I., Pujiyanto, T., & Perdana, I. (2019). *Penerapan Simulasi Monte Carlo dalam Memprediksi Persediaan Produk Jadi pada IKM*.
- Chendrasari, W., & Fitriya, G. (2022). *Analisis Simulasi Monte Carlo dalam Peramalan Penjualan Ayam Potong Bang Jack*.
- Dagpunar, J. (2007). *Simulation and Monte Carlo*. Wiley.
- Feng, X., & Li, Q. (2024). Forecast horizon of dynamic lot-sizing problem with perishable inventory and multiple chain stores: Shipping and stockout cost. *Mathematics*, 12(13), 2063.
- Gentle, J. (2005). *Random Number Generation and Monte Carlo Methods*. Springer
- Gioia, D., et al. (2023). Simulation-based inventory management of perishable products via linear discrete choice models. *Computers & Operations Research*, 157, 106270.
- Ismail, M. (2021). *Pengukuran Akurasi Peramalan Permintaan untuk Persediaan Produk Konsumsi*. Jurnal Teknik Industri Indonesia.
- Jannah, B. R., & Haribowo, R. (2022). *Analisis peramalan persediaan barang dagang dengan menggunakan simulasi Monte Carlo* [Analisis persediaan barang dagang dengan simulasi MC]. *Jurnal Ilmu Manajemen Mulawarman (JIMM)*, 7(2).
- Jufriyanto, M. (2020). *Peramalan permintaan keripik singkong dengan simulasi Monte Carlo*. *Jurnal Teknik Industri / JTI*, 6(2).
- La Scalia, G., Micale, R., Miglietta, P. P., & Toma, P. (2019). The supply chain design for perishable food with stochastic demand. *Ecological Indicators*, 98, 363–371.
- Maitra, S., Mishra, V., & Kundu, S. (2023). A novel approach with Monte Carlo simulation and hybrid optimization approach for inventory management with stochastic demand. *arXiv*.
- Nahmias, S. (2011). *Perishable Inventory Systems*. Springer.
- Natalia, C., & Oktavia, C. (2023). *Penentuan Jumlah Penggunaan Bahan Baku Tepung Terigu Berdasarkan Simulasi Monte Carlo*.
- Nurhalizah, A. P., & Ariesta, A. (2025). Monte Carlo simulation for seasonal stock prediction of seasoning at AH FOOD. *Jurnal Algoritma*, 22(1), 149–160.
- Oktavia, C.W., & Gemala, F. (2022). Simulasi Monte Carlo Dalam Peramalan Penjualan Ayam Potong Bang Jack. *Jurnal Tiarsie*, vol. 19, no. 6, 157-162.

- Rahmawati, F. & Anggraeni, N. (2018). *Analisis Kesesuaian Persediaan dan Permintaan pada UMKM Pangan*. Jurnal Teknologi Industri.
- Schmitt, A. J., Sun, S., & Snyder, L. (2017). Inventory risk in perishable food supply chains. *Transportation Research Part E*, 104, 250–264.
- Sitepu, K. S. A., Putri, R. N., & Harliana, P. (2025). *Peramalan permintaan roti harian dengan simulasi Monte Carlo di Reza Bakery*. *Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi (JIMIK)*, 6(2), 1285–1297
- Rohmer, S. U., Claasen, C., & Langen, N. (2019). Heuristics for perishable food inventory management considering waste reduction. *International Journal of Production Economics*, 216, 151–158.
- Tian, Y., Choi, T. M., & Ng, K. M. (2020). Stochastic inventory models for perishable food supply chains. *Computers & Industrial Engineering*, 149, 106802.
- Zhao, H., & Prékopa, A. (2018). Monte Carlo inventory simulation for fresh food. *Annals of Operations Research*.