



SIMULASI MONTE CARLO UNTUK PERAMALAN PENYALURAN BERAS SPHP PADA BULOG KANWIL JAMBI

Anggun Dwi Ariyanti ^{*1}, Gusmanely Z ²

^{1,2}Universitas Jambi

^{*1}anggundwiariyanti2@gmail.com, ²gusmanelyz@unja.ac.id,

Abstrak : Beras merupakan salah satu komoditas pangan utama yang ketersediaan dan stabilitas harganya perlu dijaga. Perum BULOG turut berperan dalam menjaga ketersediaan dan stabilitas harga beras melalui penyaluran beras program Stabilisasi Pasokan dan Harga Pangan (SPHP). Informasi mengenai perkiraan jumlah penyaluran beras penting dalam perencanaan persediaan karena dapat menjadi bahan pertimbangan untuk menyesuaikan ketersediaan beras dengan kebutuhan penyaluran. Oleh karena itu, diperlukan peramalan untuk memperkirakan jumlah penyaluran beras pada periode berikutnya. Penelitian ini bertujuan meramalkan jumlah penyaluran beras SPHP di Perum BULOG Kantor Wilayah Jambi menggunakan simulasi *Monte Carlo* serta mengevaluasi tingkat kesalahan hasil peramalan. Data yang digunakan berupa data harian penyaluran beras SPHP pada Mei hingga Juli 2026 untuk menyimulasikan jumlah penyaluran pada Agustus 2026. Tingkat kesalahan hasil peramalan dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan membandingkan hasil simulasi dan data aktual. Hasil simulasi menunjukkan bahwa jumlah penyaluran beras SPHP pada Agustus 2026 diperkirakan sebesar 1.580.300 kg. Nilai MAPE yang diperoleh sebesar 17,77%, yang menunjukkan tingkat kesalahan hasil peramalan terhadap data aktual. Sehingga diperoleh kesimpulan bahwa hasil simulasi termasuk dalam kategori baik, dan simulasi *Monte Carlo* dapat dipertimbangkan dan berpotensi untuk digunakan dalam peramalan jumlah penyaluran beras SPHP pada periode berikutnya di Perum BULOG Kantor Wilayah Jambi

Kata kunci : beras SPHP, peramalan, simulasi *Monte Carlo*, MAPE

PENDAHULUAN

Beras merupakan bahan pangan pokok utama yang dikonsumsi oleh masyarakat di Jambi, dengan rata-rata konsumsi mencapai 6,09 kg beras per kapita per bulan (Badan Pusat Statistik, 2025), sehingga ketersediaan dan kestabilan harga beras menjadi sangat penting demi menjaga stabilitas pangan masyarakat. Salah satu upaya pemerintah dalam menjaga stabilitas pangan masyarakat yaitu melalui program Stabilisasi Pasokan dan Harga Pangan (SPHP), dengan beras SPHP sebagai instrumennya. Menurut Badan Pangan

Nasional, beras SPHP disalurkan melalui sejumlah saluran, meliputi pedagang pasar, koperasi, Gerakan Pangan Murah, Rumah Pangan Kita (RPK), dan saluran lainnya (Humas Badan Pangan Nasional, 2025). Pelaksanaan program tersebut memerlukan pengelolaan persediaan yang baik agar dapat disalurkan sesuai kebutuhan.

Pengelolaan persediaan beras SPHP perlu mempertimbangkan jumlah penyaluran, dan penyaluran tersebut dilaksanakan berdasarkan target penugasan yang ditetapkan pada setiap periode. Penyaluran beras SPHP di



Kantor Wilayah Jambi mengalami fluktuasi dari waktu ke waktu. Perbedaan antara target dan realisasi penyaluran menunjukkan bahwa jumlah yang direncanakan belum tentu sama dengan jumlah yang terealisasi. Berdasarkan data realisasi penyaluran beras SPHP di Kantor Wilayah Jambi 2026, target penyaluran pada Juli sebesar 721.483 kg, sementara jumlah beras yang terealisasi mencapai 1.811.535 kg. Berdasarkan perbedaan antara target dan realisasi tersebut, penggunaan data target semata berpotensi menghasilkan gambaran yang kurang akurat mengenai realisasi penyaluran beras SPHP. Sedangkan informasi mengenai penyaluran perlu menjadi pertimbangan dalam pengelolaan persediaan, karena jumlah persediaan yang perlu disiapkan harus disesuaikan dengan kebutuhan penyaluran pada setiap periode. Kondisi tersebut menunjukkan adanya kebutuhan akan informasi mengenai perkiraan jumlah penyaluran pada periode berikutnya sebagai bahan pendukung dalam perencanaan penyaluran dan pengelolaan persediaan.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan adalah simulasi *Monte Carlo*. Metode ini dipilih sebagai metode penelitian karena, menurut penelitian mengenai Implementasi Algoritma *Monte Carlo* dengan Data Fluktuatif untuk Prediksi Jumlah Tamu di Penginapan, simulasi *Monte Carlo* merupakan metode peramalan yang efektif dalam merepresentasikan ketidakpastian. Metode ini dilakukan dengan

pembentukan distribusi probabilitas, penyusunan distribusi kumulatif, penentuan interval bilangan acak, serta pembangkitan bilangan acak untuk melakukan prediksi berdasarkan data historis (Wirawan dkk., 2025). Hal tersebut menunjukkan bahwasanya simulasi *Monte Carlo* sangat sesuai untuk digunakan dalam peramalan berdasarkan data historis penyaluran beras SPHP yang mengalami perubahan dari waktu ke waktu sehingga memiliki karakteristik yang tidak pasti (acak).

Pemilihan Simulasi *Monte Carlo* sebagai metode peramalan perlu diikuti dengan pengujian terhadap hasil yang diperoleh untuk mengetahui tingkat ketepatannya. Penelitian mengenai Peramalan Permintaan Roti Harian dengan simulasi *Monte Carlo* di Reza Bakery, menunjukkan bahwa tingkat kesalahan simulasi *Monte Carlo* dapat diketahui melalui perbandingan hasil simulasi dengan data aktual menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Sitepu dkk., 2025). MAPE merupakan ukuran statistik yang menunjukkan persentase kesalahan dan digunakan untuk mengukur akurasi hasil peramalan. Nilai MAPE menunjukkan tingkat kesalahan hasil peramalan dibandingkan dengan nilai aktual, sehingga nilai MAPE yang lebih rendah menunjukkan tingkat akurasi peramalan yang lebih tinggi (Nugroho & Dini, 2024).

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini menggunakan simulasi *Monte Carlo* untuk memperkirakan jumlah penyaluran beras SPHP di Perum BULOG Kantor Wilayah Jambi,

selanjutnya hasil peramalan akan dibandingkan dengan data aktual menggunakan MAPE untuk mengetahui tingkat kesalahannya. Analisis tersebut diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai kemampuan simulasi *Monte Carlo* dalam meramalkan jumlah penyaluran beras SPHP serta mendukung penyusunan perencanaan penyaluran pada periode berikutnya.

METODE PENELITIAN

1. Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif deskriptif dengan pendekatan simulasi. Penelitian dilakukan dengan mengolah data numerik jumlah penyaluran beras Stabilisasi Pasokan dan Harga Pangan (SPHP) menggunakan simulasi Monte Carlo untuk memperoleh ramalan penyaluran pada Agustus 2026. Hasil peramalan kemudian dibandingkan dengan realisasi penyaluran untuk mengetahui tingkat kesalahan peramalan menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

2. Sampel Penelitian

Sampel penelitian ini berupa data historis volume penyaluran beras SPHP harian pada periode Mei hingga Agustus 2026. Data Mei hingga Juli 2026 digunakan sebagai dasar peramalan, sedangkan data aktual Agustus 2026 digunakan untuk mengevaluasi hasil peramalan.

3. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian dilaksanakan di Perum BULOG Kantor Wilayah Jambi selama kegiatan



magang pada 1 Juli sampai 1 September 2026. Data yang dianalisis meliputi penyaluran harian beras SPHP pada periode Mei hingga Agustus 2026.

4. Data, Instrumen, dan Teknik Pengumpulan Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa jumlah penyaluran harian beras SPHP di Perum BULOG Kantor Wilayah Jambi, yang dinyatakan dalam kilogram (kg). Data historis Mei–Juli 2026 terdiri atas 92 pengamatan dan digunakan untuk membentuk distribusi probabilitas dalam simulasi Monte Carlo. Data aktual Agustus 2026 digunakan sebagai pembanding untuk menghitung tingkat kesalahan peramalan. Data diperoleh melalui teknik dokumentasi terhadap catatan penyaluran perusahaan. Pengolahan data dilakukan menggunakan perhitungan matematis dengan bantuan *Microsoft Excel*.

5. Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan melalui dua tahapan utama, yaitu simulasi Monte Carlo dan evaluasi hasil peramalan menggunakan MAPE.

5.1 Simulasi Monte Carlo

Simulasi Monte Carlo merupakan metode yang memanfaatkan bilangan acak untuk membentuk distribusi probabilitas dan merepresentasikan kemungkinan hasil dari suatu permasalahan. Penggunaan bilangan acak menjadi salah satu karakteristik utama metode ini dalam menyimulasikan



berbagai kemungkinan hasil yang mengandung unsur ketidakpastian (Warjaya & Karo, 2024). Data historis terlebih dahulu dianalisis untuk menyusun distribusi probabilitas, kemudian bilangan acak digunakan dalam menghasilkan sejumlah kemungkinan sebagai dasar pelaksanaan simulasi (Manik dkk., 2024).

Tahapan simulasi *Monte Carlo* yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

a. Penentuan Frekuensi Data

Penentuan frekuensi dilakukan dengan menyusun data secara sistematis dan menghitung jumlah kemunculan untuk setiap nilai distribusi.

b. Penentuan Probabilitas

Probabilitas setiap nilai distribusi diperoleh dengan membagi frekuensi kemunculan suatu nilai atau kondisi dengan total frekuensi keseluruhan (Agustin dkk., 2025). Rumus probabilitas yang digunakan adalah:

$$P_i = \frac{F_i}{N} \quad (1)$$

dengan P_i adalah probabilitas nilai distribusi ke- i , F_i adalah frekuensi nilai distribusi ke- i , dan N adalah jumlah frekuensi semua kejadian. Jumlah seluruh probabilitas harus memenuhi:

$$\sum_{i=1}^k P_i = 1 \quad (2)$$

c. Penentuan Probabilitas Kumulatif

Probabilitas kumulatif diperoleh dengan menambahkan probabilitas secara bertahap dari nilai pertama hingga nilai terakhir. Probabilitas kumulatif dari nilai ke- i dapat dihitung menggunakan rumus:

$$PK_i = PK_{i-1} + P_i \quad (3)$$

dengan PK_i adalah probabilitas kumulatif sampai jumlah penyaluran ke- i , PK_{i-1} adalah probabilitas kumulatif sampai jumlah penyaluran ke- $i - 1$, dan P_i adalah probabilitas jumlah penyaluran ke- i (Syafitri & Arfika, 2024).

d. Penentuan Interval Bilangan Acak

Interval bilangan acak dibentuk berdasarkan nilai distribusi probabilitas kumulatif yang sudah diperoleh pada tahap sebelumnya. Jika frekuensi berada di awal interval bilangan acak, maka batas awal adalah bilangan yang muncul tepat setelah batas akhir dari interval sebelumnya (0) (Abdi & Lubis, 2024).

e. Pembangkitan Bilangan Acak

Bilangan acak digunakan untuk menentukan nilai simulasi berdasarkan interval probabilitas yang telah ditetapkan. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menghasilkan bilangan acak dalam simulasi *Monte Carlo* adalah



Linear Congruential Method (LCM) (Syafitri & Arfika, 2024).

Pembangkitan bilangan menggunakan metode *Linear Congruential Method* (LCM) dapat dilakukan dengan rumus sebagai berikut:

$$X_i = (a * X_{i-1} + c) \bmod m \quad (4)$$

dengan a adalah faktor pengali (*multiplier*), c adalah konstanta penambah (*increment*), m adalah modulus, dan X_0 adalah nilai awal (*seed*). Parameter tersebut harus memenuhi ketentuan dalam metode LCM yaitu $0 < a < m$, $0 < c < m$, $\gcd(c, m) = 1$, dan $0 \leq X_0 < m$.

f. Validasi Bilangan Acak dengan Uji *Chi-Square*

Validasi bilangan acak dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Chi-Square*.

Hipotesis yang digunakan dalam pengujian adalah:

H_0 : Bilangan acak berdistribusi seragam

H_1 : Bilangan acak tidak berdistribusi seragam

Kriteria pengambilan Keputusan:

Jika $\chi^2_{hitung} \leq \chi^2_{tabel}$ maka H_0 diterima

Bilangan acak kemudian dikelompokkan ke dalam beberapa interval kelas. Jumlah kelas

ditentukan menggunakan aturan *Sturges* dengan persamaan:

$$k = 1 + 3,3 \log n \quad (5)$$

dengan k adalah jumlah kelas, dan n adalah banyaknya bilangan acak yang dibangkitkan (Adri dkk., 2024).

Setelah jumlah kelas ditentukan, bilangan acak dikelompokkan berdasarkan interval yang diperoleh. Jumlah angka acak di kelas ke- i adalah frekuensi yang diamati (O_i). Frekuensi yang diharapkan (E_i) adalah jumlah teoritis angka acak yang diharapkan berada di setiap kelas. Karena angka acak diuji terhadap distribusi seragam, setiap kelas memiliki peluang yang sama untuk dipilih (Prayogi, 2022). Oleh karena itu, frekuensi yang diharapkan dihitung dengan rumus:

$$E_i = n \left(\frac{1}{k} \right) = \frac{n}{k} \quad (6)$$

dengan k adalah jumlah kelas, dan n adalah banyaknya bilangan acak yang dibangkitkan.

Setelah memperoleh frekuensi observasi dan frekuensi harapan, tahap berikutnya adalah menghitung *Chi-Square* hitung. Rumus yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\chi^2_{hitung} = \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} \quad (7)$$



Kemudian tentukan *Chi-Square* tabel berdasarkan derajat kebebasan dan taraf signifikansi. Derajat kebebasan yang digunakan dalam pengujian distribusi seragam dengan k kelas adalah:

$$df = k - 1 \quad (8)$$

Taraf signifikansi (α) yang dapat digunakan dalam menentukan *Chi-Square* tabel adalah 1%, 5%, 10%, 20%, 30%, dan 50%.

Selanjutnya dilakukan tahap pengambilan keputusan dengan membandingkan *Chi-Square* hitung dengan *Chi-Square* tabel. Pengambilan keputusan didasarkan pada kriteria pengambilan keputusan yang ditetapkan.

g. Pemetaan Bilangan Acak

Pemetaan bilangan acak dilakukan dengan mencocokkan bilangan acak yang dihasilkan ke dalam interval distribusi kumulatif untuk menentukan nilai prediksi. Jika bilangan acak berada dalam interval yang sesuai dengan nilai tertentu, nilai tersebut ditetapkan sebagai hasil simulasi (Mulia dkk., 2025).

h. Hasil Simulasi

Hasil simulasi diperoleh dari pemetaan bilangan acak. Jika simulasi dijalankan selama beberapa hari, jumlah penyaluran

yang diprediksi untuk suatu periode diperoleh dengan menjumlahkan hasil simulasi untuk setiap hari, yaitu:

$$\hat{Y}_t = \sum_{j=1}^n Y_{tj} \quad (9)$$

dengan $\hat{Y}_t$ adalah total simulasi jumlah penyaluran, Y_{tj} adalah hasil simulasi pada hari j dan n adalah jumlah hari dalam periode yang diramalkan.

5.2 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah pengukuran kesalahan peramalan yang digunakan untuk menentukan persentase kesalahan antara hasil peramalan dan nilai aktual untuk periode tertentu. MAPE menunjukkan rata-rata kesalahan absolut dalam bentuk persentase, sehingga berguna untuk mengevaluasi tingkat kesalahan peramalan (Prastari & Astuti, 2025). Secara matematis, MAPE dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \left(\frac{100\%}{n} \right) \sum_{t=1}^n \left| \left(\frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right) \right| \quad (10)$$

dengan Y_t adalah nilai aktual pada periode ke- t , $\hat{Y}_t$ adalah nilai hasil peramalan pada periode ke- t , dan n adalah periode yang dievaluasi.

Jika nilai MAPE semakin kecil, maka teknik peramalan semakin akurat



(Manik dkk., 2024). Berikut adalah interpretasi dari nilai MAPE:

$MAPE < 10\%$ kemampuan teknik peramalan sangat baik

$10\% \leq MAPE < 20\%$ kemampuan teknik peramalan baik

$20\% \leq MAPE < 50\%$ kemampuan teknik peramalan cukup baik

$MAPE \geq 50\%$ kemampuan teknik peramalan buruk

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

1. Peramalan Penyaluran Beras SPHP

a. Menetapkan Frekuensi Data

Data jumlah penyaluran beras SPHP pada bulan Mei hingga Juli 2026 diurutkan dari jumlah penyaluran terkecil hingga terbesar. Selanjutnya hitung frekuensi kemunculan, sehingga didapatkanlah hasil perhitungan frekuensi data sebagai berikut:

Tabel 1 Frekuensi Data

No	Data	Frekuensi
1	0	2
2	4.650	1
3	5.250	1
4	10.200	1
5	10.250	1
6	10.400	2
7	10.450	1
8	10.575	1
9	11.325	1
10	11.350	1
11	11.550	1
12	11.800	1
13	12.000	1
14	12.400	1
15	12.415	1
16	13.445	1
17	14.850	1
18	15.100	1
19	15.350	2
20	16.000	1

21	16.500	1
22	17.675	1
23	20.650	1
24	20.900	1
25	21.260	1
26	22.465	1
27	27.700	1
28	28.650	2
29	29.375	1
30	33.725	1
31	35.500	1
32	35.650	2
33	35.750	1
34	38.815	1
35	39.355	1
36	40.350	1
37	40.900	1
38	43.445	1
39	44.420	1
40	44.775	1
41	46.250	1
42	49.200	1
43	50.275	1
44	52.150	1
45	53.090	1
46	54.975	1
47	55.225	1
48	55.435	1
49	55.900	1
50	56.015	1
51	57.515	1
52	58.600	1
53	59.800	1
54	62.130	1
55	64.275	1
56	64.825	1
57	65.000	1
58	65.125	1
59	65.540	1
60	65.970	1
61	66.530	1
62	67.670	1
63	68.225	1
64	69.315	1
65	69.320	1
66	71.950	1
67	72.945	1
68	73.440	1
69	74.250	1
70	74.520	1
71	74.580	1
72	75.930	1
73	80.625	1
74	84.330	1
75	87.725	1
76	90.000	1
77	90.500	1
78	90.950	1
79	92.610	1
80	94.690	1
81	99.050	1



82	99.500	1
83	106.020	1
84	107.250	1
85	112.525	1
86	118.110	1
87	130.150	1
Total		92

b. Menentukan Probabilitas dan Probabilitas

Kumulatif

Setelah dilakukan perhitungan dengan menggunakan microsoft excel, diperoleh probabilitas dan probabilitas kumulatif sebagai berikut:

Tabel 2 Probabilitas dan Probabilitas Kumulatif

No	Data	Frekuensi	Probabilitas	Probabilitas Kumulatif
1	0	2	0,022	0,022
2	4.650	1	0,011	0,033
3	5.250	1	0,011	0,043
4	10.200	1	0,011	0,054
5	10.250	1	0,011	0,065
6	10.400	2	0,022	0,087
7	10.450	1	0,011	0,098
8	10.575	1	0,011	0,109
9	11.325	1	0,011	0,120
10	11.350	1	0,011	0,130
11	11.550	1	0,011	0,141
12	11.800	1	0,011	0,152
13	12.000	1	0,011	0,163
14	12.400	1	0,011	0,174
15	12.415	1	0,011	0,185
16	13.445	1	0,011	0,196
17	14.850	1	0,011	0,207
18	15.100	1	0,011	0,217
19	15.350	2	0,022	0,239
20	16.000	1	0,011	0,250
21	16.500	1	0,011	0,261
22	17.675	1	0,011	0,272
23	20.650	1	0,011	0,283
24	20.900	1	0,011	0,293
25	21.260	1	0,011	0,304
26	22.465	1	0,011	0,315
27	27.700	1	0,011	0,326
28	28.650	2	0,022	0,348
29	29.375	1	0,011	0,359
30	33.725	1	0,011	0,370
31	35.500	1	0,011	0,380
32	35.650	2	0,022	0,402
33	35.750	1	0,011	0,413
34	38.815	1	0,011	0,424
35	39.355	1	0,011	0,435
36	40.350	1	0,011	0,446
37	40.900	1	0,011	0,457
38	43.445	1	0,011	0,467

39	44.420	1	0,011	0,478
40	44.775	1	0,011	0,489
41	46.250	1	0,011	0,500
42	49.200	1	0,011	0,511
43	50.275	1	0,011	0,522
44	52.150	1	0,011	0,533
45	53.090	1	0,011	0,543
46	54.975	1	0,011	0,554
47	55.225	1	0,011	0,565
48	55.435	1	0,011	0,576
49	55.900	1	0,011	0,587
50	56.015	1	0,011	0,598
51	57.515	1	0,011	0,609
52	58.600	1	0,011	0,620
53	59.800	1	0,011	0,630
54	62.130	1	0,011	0,641
55	64.275	1	0,011	0,652
56	64.825	1	0,011	0,663
57	65.000	1	0,011	0,674
58	65.125	1	0,011	0,685
59	65.540	1	0,011	0,696
60	65.970	1	0,011	0,707
61	66.530	1	0,011	0,717
62	67.670	1	0,011	0,728
63	68.225	1	0,011	0,739
64	69.315	1	0,011	0,750
65	69.320	1	0,011	0,761
66	71.950	1	0,011	0,772
67	72.945	1	0,011	0,783
68	73.440	1	0,011	0,793
69	74.250	1	0,011	0,804
70	74.520	1	0,011	0,815
71	74.580	1	0,011	0,826
72	75.930	1	0,011	0,837
73	80.625	1	0,011	0,848
74	84.330	1	0,011	0,859
75	87.725	1	0,011	0,870
76	90.000	1	0,011	0,880
77	90.500	1	0,011	0,891
78	90.950	1	0,011	0,902
79	92.610	1	0,011	0,913
80	94.690	1	0,011	0,924
81	99.050	1	0,011	0,935
82	99.500	1	0,011	0,946
83	106.020	1	0,011	0,957
84	107.250	1	0,011	0,967
85	112.525	1	0,011	0,978
86	118.110	1	0,011	0,989
87	130.150	1	0,011	1
Total		92	1	

c. Menentukan Interval Bilangan Acak

Interval acak ditentukan berdasarkan probabilitas kumulatif yang diperoleh. Hasil penentuan interval bilangan acak disajikan pada tabel berikut:

**Tabel 3** Interval Bilangan Acak

No	Data	Probabilitas Kumulatif	Interval Bilangan Acak
1	0	0,022	0-22
2	4.650	0,033	23-33
3	5.250	0,043	34-43
4	10.200	0,054	44-54
5	10.250	0,065	55-65
6	10.400	0,087	66-87
7	10.450	0,098	88-98
8	10.575	0,109	99-109
9	11.325	0,120	110-120
10	11.350	0,130	121-130
11	11.550	0,141	131-141
12	11.800	0,152	142-152
13	12.000	0,163	153-163
14	12.400	0,174	164-174
15	12.415	0,185	175-185
16	13.445	0,196	186-196
17	14.850	0,207	197-207
18	15.100	0,217	208-217
19	15.350	0,239	218-239
20	16.000	0,250	240-250
21	16.500	0,261	251-261
22	17.675	0,272	262-272
23	20.650	0,283	273-283
24	20.900	0,293	284-293
25	21.260	0,304	294-304
26	22.465	0,315	305-315
27	27.700	0,326	316-326
28	28.650	0,348	327-348
29	29.375	0,359	349-359
30	33.725	0,370	360-370
31	35.500	0,380	371-380
32	35.650	0,402	381-402
33	35.750	0,413	403-413
34	38.815	0,424	414-424
35	39.355	0,435	425-435
36	40.350	0,446	436-446
37	40.900	0,457	447-457
38	43.445	0,467	458-467
39	44.420	0,478	468-478
40	44.775	0,489	479-489
41	46.250	0,500	490-500
42	49.200	0,511	501-511
43	50.275	0,522	512-522
44	52.150	0,533	523-533
45	53.090	0,543	534-543
46	54.975	0,554	544-554
47	55.225	0,565	555-565
48	55.435	0,576	566-576
49	55.900	0,587	577-587
50	56.015	0,598	588-598
51	57.515	0,609	599-609
52	58.600	0,620	610-620
53	59.800	0,630	621-630
54	62.130	0,641	631-641
55	64.275	0,652	642-652
56	64.825	0,663	653-663
57	65.000	0,674	664-674

58	65.125	0,685	675-685
59	65.540	0,696	686-696
60	65.970	0,707	697-707
61	66.530	0,717	708-717
62	67.670	0,728	718-728
63	68.225	0,739	729-739
64	69.315	0,750	740-750
65	69.320	0,761	751-761
66	71.950	0,772	762-772
67	72.945	0,783	773-783
68	73.440	0,793	784-793
69	74.250	0,804	794-804
70	74.520	0,815	805-815
71	74.580	0,826	816-826
72	75.930	0,837	827-837
73	80.625	0,848	838-848
74	84.330	0,859	849-859
75	87.725	0,870	860-870
76	90.000	0,880	871-880
77	90.500	0,891	881-891
78	90.950	0,902	892-902
79	92.610	0,913	903-913
80	94.690	0,924	914-924
81	99.050	0,935	925-935
82	99.500	0,946	936-946
83	106.020	0,957	947-957
84	107.250	0,967	958-967
85	112.525	0,978	968-978
86	118.110	0,989	979-989
87	130.150	1	990-1000

d. Pembangkitan Bilangan Acak

Dengan parameter $a = 21, c = 7, m = 1000$, dan $X_0 = 1$. Selanjutnya, lakukan pembangkitan sebanyak 31 bilangan acak dengan metode LCM untuk peramalan penyaluran beras SPHP bulan Agustus 2026 yang terdiri dari 31 hari. Pembangkitan bilangan acak tersebut dilakukan menggunakan *microsoft excel* dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 4 Bilangan Acak

Hari	Bilangan Acak
1	28
2	595
3	502
4	549
5	536
6	263
7	530
8	137
9	884



10	571
11	998
12	965
13	272
14	719
15	106
16	233
17	900
18	907
19	54
20	141
21	968
22	335
23	42
24	889
25	676
26	203
27	270
28	677
29	224
30	711
31	938

e. Validasi Bilangan Acak

Validasi bilangan acak dapat dilakukan melalui beberapa tahapan sebagai berikut:

- Hipotesis

H_0 : Bilangan acak berdistribusi seragam

H_1 : Bilangan acak tidak berdistribusi seragam

Pengujian pada penelitian ini dilakukan pada taraf signifikansi 5% ($\alpha = 0,05$).

- Kriteria Pengambilan Keputusan

Terima H_0 jika $\chi^2_{hitung} \leq \chi^2_{tabel}$

- Menentukan Kelas Bilangan Acak dengan Menggunakan aturan *Sturges*

Dengan $n = 31$, diperoleh jumlah kelas $k = 6$. Rentang bilangan acak: 0 – 999 (ada sebanyak 1.000 bilangan

acak). Sehingga diperoleh panjang

$$\text{kelas: } \frac{1.000}{6} = 167$$

- Menentukan Frekuensi Observasi (O_i)

Tabel 5 Frekuensi Observasi

Kelas	Interval	Data yang masuk	O_i
1	0-166	28, 42, 54, 106, 137, 141	6
2	167-333	203, 224, 233, 263, 270, 272	6
3	334-500	335	1
4	501-667	502, 530, 536, 549, 571, 595	6
5	668-834	676, 677, 711, 719	4
6	835-999	884, 889, 900, 907, 938, 965, 968, 998	8
Total	0-999		31

- Menentukan Frekuensi Harapan (E_i)

$$E_i = \frac{31}{6}$$

$$E_i = 5,166$$

- Menghitung *Chi-Square*

Tabel 6 *Chi-Square* Hitung

Kelas	Interval	O_i	E_i	$\frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$
1	0-166	6	5,166	0,134
2	167-333	6	5,166	0,134
3	334-500	1	5,166	3,360
4	501-667	6	5,166	0,134
5	668-834	4	5,166	0,263
6	835-999	8	5,166	1,554
Total				5,581

Hasil perhitungan menunjukkan

$$\chi^2_{hitung} = 5,581.$$

Selanjutnya tentukan *Chi-Square* tabel berdasarkan derajat kebebasan dan taraf signifikansi.

Derajat kebebasan:

$$df = 6 - 1$$

$$df = 5$$

Berdasarkan tabel *Chi-Square* yang terdapat pada Lampiran 1, ketika $\alpha = 0,05$ dan $df = 5$ diperoleh:

$$\chi^2_{(0,05;5)} = 11,070$$



Kemudian bandingkan nilai *Chi-Square* hitung dengan *Chi-Square* tabel.

Setelah melakukan perhitungan, didapatkan $\chi^2_{hitung} = 5,581$, dan $\chi^2_{(0,05;5)} = 11,070$

Sehingga dapat diketahui bahwasanya

$$5,581 \leq 11,070$$

$$\chi^2_{hitung} \leq \chi^2_{(0,05;5)}$$

Oleh karena itu H_0 diterima. Dengan demikian bilangan acak yang dibangkitkan berdistribusi seragam sehingga dapat digunakan dalam simulasi *Monte Carlo*.

f. Pemetaan Bilangan Acak

Tabel 7 Pemetaan Bilangan Acak

Hari	Angka Acak	Interval	Hasil Simulasi
1	28	23-33	4.650
2	595	588-598	56.015
3	502	501-511	49.200
4	549	544-554	54.975
5	536	534-543	53.090
6	263	262-272	17.675
7	530	523-533	52.150
8	137	131-141	11.550
9	884	881-891	90.500
10	571	566-576	55.435
11	998	990-1000	130.150
12	965	958-967	107.250
13	272	262-272	17.675
14	719	718-728	67.670
15	106	99-109	10.575
16	233	218-239	15.350
17	900	892-902	90.950
18	907	903-913	92.610
19	54	44-54	10.200
20	141	131-141	11.550
21	968	968-978	112.525
22	335	327-348	28.650
23	42	34-43	5.250
24	889	881-891	90.500
25	676	675-685	65.125
26	203	197-207	14.850
27	270	262-272	17.675
28	677	675-685	65.125
29	224	218-239	15.350
30	711	708-717	66.530
31	938	936-946	99.500
Jumlah			1.580.300

g. Hasil Peramalan

Berdasarkan hasil pemetaan bilangan acak, diperoleh hasil peramalan jumlah penyaluran beras SPHP pada bulan Agustus di Perum BULOG Kantor Wilayah Jambi sebesar 1.580.300 kg.

2. Evaluasi Hasil Peramalan

Evaluasi dilakukan menggunakan MAPE, dengan $n = 1$ karena yang dievaluasi adalah satu periode ramalan, yaitu bulan Agustus 2026. $Y_{Agustus}$ merupakan total penyaluran aktual pada bulan Agustus 2026, yaitu sebesar 1.921.915 kg, sedangkan $\hat{Y}_{Agustus}$ merupakan total hasil peramalan penyaluran pada bulan Agustus 2026, yaitu sebesar 1.580.300 kg, sehingga diperoleh hasil sebagai berikut:

MAPE

$$= \left(\frac{100\%}{1} \right) \sum_{t=1}^1 \left| \left(\frac{1.921.915 - 1.580.300}{1.921.915} \right) \right|$$

$$MAPE = 17,77\%$$

Berdasarkan hasil evaluasi terhadap simulasi *Monte Carlo*, diperoleh nilai MAPE sebesar 17,77%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa hasil peramalan berada dalam kategori baik dengan tingkat kesalahan sebesar 17,77%. Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa simulasi *Monte Carlo* dapat digunakan untuk menghasilkan peramalan jumlah penyaluran beras SPHP.



PENUTUP

Simpulan

Hasil peramalan penyaluran beras SPHP menggunakan simulasi *Monte Carlo* menunjukkan bahwa hasil peramalan jumlah penyaluran beras SPHP pada bulan Agustus 2026 ($\hat{Y}_{Agustus}$) adalah 1.580.300 kg, sedangkan jumlah penyaluran aktual pada bulan Agustus 2026 ($Y_{Agustus}$) adalah 1.921.915 kg.

Evaluasi peramalan periode Agustus 2026 menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) menghasilkan nilai sebesar 17,77%. Berdasarkan kriteria MAPE yang digunakan, nilai tersebut menunjukkan bahwa hasil simulasi termasuk dalam kategori baik, sehingga simulasi *Monte Carlo* dapat dipertimbangkan dan berpotensi untuk digunakan dalam peramalan jumlah penyaluran beras SPHP pada periode berikutnya di Perum BULOG Kantor Wilayah Jambi.

Saran

Bagi mahasiswa atau peneliti selanjutnya, hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam meramalkan jumlah penyaluran beras SPHP menggunakan metode Simulasi *Monte Carlo*. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data dengan periode yang lebih panjang, sehingga hasil prediksi dapat lebih informatif. Selain itu, metode peramalan lain dapat digunakan sebagai perbandingan untuk menentukan metode mana yang memberikan hasil peramalan yang sesuai dengan penyaluran

beras SPHP. Bagi Perum BULOG Kantor Wilayah Jambi, hasil peramalan ini diharapkan dapat menjadi pertimbangan dalam perencanaan penyaluran beras SPHP, terutama dalam memperkirakan kebutuhan penyaluran pada periode berikutnya sehingga pengelolaan persediaan beras SPHP dapat dilakukan secara lebih efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdi, K., & Lubis, M. R. A. (2024). Prediksi Jumlah Mahasiswa Baru FMIPA UNIMED Dengan Menggunakan Teknik Simulasi Monte Carlo. *Mars : Jurnal Teknik Mesin, Industri, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 2(3), 72–83. <https://doi.org/10.61132/mars.v2i3.127>
- Adri, D., Sari, E. R., & Hj. Wotu, A. (2024). Penggunaan Microsoft Excel dalam Penyusunan Data dalam Tabel Distribusi Frekuensi. *Education and Learning Journal*, 5(2), 94–111. <https://doi.org/10.33096/eljour.v5i2.1052>
- Agustin, T., Dalimunthe, D. Y., & Prayanti, B. D. A. (2025). Peramalan Jumlah Penumpang di Bandar Udara Depati Amir Menggunakan Simulasi Monte Carlo. *Jurnal Ilmiah Matematika*, 13(2), 220–229
- Badan Pusat Statistik. (2025). *Statistik Konsumsi dan Pengeluaran Penduduk Provinsi Jambi 2025*.
- Humas Badan Pangan Nasional. (2025, August 1). *Percepat Penyaluran Beras SPHP, NFA Fokus Jaga Ketersediaan dan Stabilitas Harga*. <https://pustaka.badanpangan.go.id/publikasi/142949df56ea8ae0be8b5306971900a4?utm>
- Manik, M. B. B., Nasution, P. K., Suyanto, & Yanti, M. (2024). Kajian Metode Simulasi Monte Carlo. *Journal of Mathematics, Computations and Statistics*, 7(2), 232–242. <https://doi.org/10.35580/jmathcos.v7i2.2994>



- Mulia, J. R., Afif, A., & Ortega, D. (2025). Pemodelan WebGIS untuk Prediksi dan Analisis Spasial Cakupan ASI Eksklusif di Kota Padang. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 12(6), 887–898. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v12i6.9395>
- Nugroho, I. D. A., & Dini, S. K. (2024). Analisis Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia Terhadap Jumlah Penduduk Miskin di Provinsi D. I. Yogyakarta Tahun 2011-2023 dengan Model Almon. *Emerging Statistics and Data Science Journal*, 2(3), 302–314.
- Prastari, H. Y. A., & Astuti, R. D. (2025). Analisis Perbandingan Forecasting Demand Limestone Plant 9 Menggunakan Metode Time Series Di PT Indocement Tungal Prakarsa TBK. *Jurnal Industri & Teknologi Samawa (JITSA)*, 6(1), 17–25.
- Prayogi, A. (2022). Effect of Wages and Incentives on Employee Performance of PT. Bank of North Sumatra, Lubuk Pakam Branch. *Journal of Economics and Business (JECOMBI)*, 3(1), 16–21. <http://jecombi.seaninstitute.or.id/index.php/JECOMBI/index>
- 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. <https://journal.stmiki.ac.id>
- Syafitri, I., & Arfika, D. D. (2024). Penerapan Metode Monte Carlo Pada Simulasi Prediksi Permintaan Mobil. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 5820–5826.
- Warjaya, A., & Karo, I. M. K. (2024). Simulasi Monte Carlo dalam Memprediksi Pendapatan Penjualan UMKM (Studi Kasus di Aan Burger). *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 8(4), 5799–5806.
- Wirawan, I. P. A., Wajidi, F., & Sulfayanti. (2025). Implementasi Algoritma Monte Carlo dengan Data Fluktuatif untuk Prediksi Jumlah Tamu di Penginapan. *Techno.Com*, 24(4), 1079–1091. <https://doi.org/10.62411/tc.v24i4.14475>