
Forecasting the Consumption of Welding Consumables Using Markov Chain Models for Inventory Optimization at PT Buana Cipta Mandala

Muhammad Reza Rafella Palevi¹, Nahrul Hayati^{2*}

^{1,2} Mathematics, Batam Institute of Technology, Batam, Indonesia,

¹ 2224006@student.iteba.ac.id, ² nahrul@iteba.ac.id

*Corresponding author

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pengambilan bulanan barang *consumable* pengelasan (*cup welding*, kaca putih, kaca hitam) dan mengembangkan model peramalan guna mendukung optimalisasi kebijakan persediaan PT Buana Cipta Mandala, Batam. Menggunakan pendekatan kuantitatif studi kasus dengan data *time series* periode Januari-Agustus 2025. Data volume pengambilan dikategorikan ke dalam tiga *state* (rendah, sedang, tinggi). Model rantai Markov dibangun dengan menghitung matriks frekuensi transisi, matriks probabilitas transisi, dan probabilitas *steady-state* untuk setiap item. Analisis statistik deskriptif awal dilakukan untuk memahami karakteristik data. Hasil menunjukkan pola transisi yang berbeda. *Cup welding* memiliki dinamika siklus cepat dengan probabilitas *steady-state* rendah sebesar 0.286, sedang 0.286, dan tinggi 0.428, mengindikasikan dominasi *state* tinggi dalam jangka panjang. Sebaliknya, kaca putih dan hitam memiliki matriks transisi di mana *state* rendah bertindak sebagai *absorbing state*, dengan probabilitas *steady-state* rendah sebesar 1, sedang dan tinggi sebesar 0, yang memprediksi konvergensi permintaan ke level rendah. Model yang dihasilkan merekomendasikan strategi inventori yang berbeda. Kebijakan stok moderat-tinggi dengan *safety stock* memadai untuk *cup welding*, dan kebijakan *lean inventory* berbasis permintaan dasar untuk kaca putih dan hitam. Penerapan model rantai Markov ini memberikan dasar kuantitatif untuk pengambilan keputusan pengadaan yang lebih presisi, mengurangi risiko *stockout* dan *overstocking*, sehingga mendukung efisiensi rantai pasok dan operasional galangan kapal.

Kata Kunci:

Barang *Consumable* Pengelasan; Optimasi Persediaan; Rantai Markov

ABSTRACT

This study aims to analyze the monthly withdrawal patterns of welding consumables (welding cup, black lens, clear lens) and develop a forecasting model to support inventory policy optimization at PT Buana Cipta Mandala, Batam. Employing a quantitative case study approach with time series data from Januari to August 2025. Withdrawal volume data was categorized into three states (low, medium, high). The Markov chain model was constructed by calculating transition frequency matrices, transition probability matrices, and steady-state probabilities for each item. Preliminary descriptive statistical analysis was conducted to understand data characteristics. The findings reveal distinct transition patterns. The welding cup exhibits a rapid cycle dynamic with a steady-state probability 0.286 for low, 0.286 for medium, and 0.428 for high state, indicating a long term dominance of the high state. Conversely, the welding lenses have a transition matrix where the low state acts as an absorbing state, with a steady-state probability 1 for low, and 0 for medium and high state, predicting a convergence of demand to a low level. The resulting model recommends differentiated inventory strategies. A moderate to high stock policy with sufficient safety stock for welding cups, and a lean inventory policy based on base demand for welding lenses. The application of this Markov chain model provides a quantitative foundation for more precise procurement decision making, reducing the risks of stockout and overstocking, thereby supporting supply chain efficiency and shipyard operations.

Keywords:

Welding Consumables; Inventory Optimization; Markov Chain

1. PENDAHULUAN

Dalam industri manufaktur berat, khususnya galangan kapal, efisiensi operasional dan pengendalian biaya merupakan faktor penentu daya saing [1]. Salah satu komponen biaya operasional yang sering kali luput dari perhatian optimalisasi adalah pengelolaan persediaan barang *consumable*, atau barang habis pakai berukuran kecil, yang digunakan dalam proses produksi seperti pengelasan. PT Buana Cipta Mandala, sebagai perusahaan galangan kapal terkemuka di Kawasan Industri Kabil, Batam, menghadapi tantangan serupa dalam mengelola stok barang *consumable* pengelasan, seperti *cup welding* (*nozzle*/selongsong las), kaca hitam (filter gelap), dan kaca putih (lensa bening). Fluktuasi volume pekerjaan proyek kapal yang tidak linier menyebabkan pola permintaan barang-barang ini bersifat dinamis dan sulit diprediksi secara konvensional [2]. Ketidakpastian permintaan ini merupakan tantangan klasik dalam manajemen rantai pasok yang memerlukan pendekatan peramalan yang lebih canggih [3].

Ketidakakuratan dalam peramalan permintaan dapat berakibat pada dua kondisi yang sama-sama merugikan, yaitu *overstocking* dan *stockout*. *Overstocking* mengikat modal kerja (*working capital*) pada persediaan yang menganggur, meningkatkan biaya penyimpanan, dan berisiko mengalami keusangan. Sebaliknya, *stockout* atau kekurangan stok dapat mengakibatkan terhentinya proses produksi (*production delay*), penundaan pengiriman (*delivery delay*), hingga kerugian finansial dan reputasi [4]. Oleh karena itu, mengembangkan metode peramalan yang lebih akurat untuk permintaan barang *consumable* menjadi kebutuhan strategis untuk mencapai efisiensi rantai pasok dan mendukung kelancaran operasional.

Metode peramalan tradisional seperti *moving average* atau analisis regresi sering kali kurang efektif ketika data permintaan menunjukkan pola yang tidak stabil atau dipengaruhi oleh transisi status tertentu [5]. Dalam konteks ini, pemodelan stokastik seperti rantai Markov menawarkan pendekatan yang lebih robust. Rantai Markov memodelkan sistem yang mengalami transisi dari satu *state* (keadaan) ke *state* lainnya dengan probabilitas yang hanya bergantung pada *state* saat ini, bukan pada rangkaian kejadian sebelumnya. Model ini sangat *powerful* untuk menganalisis pola dan memprediksi perilaku sistem yang berubah secara acak dalam waktu diskret, seperti fluktuasi tingkat permintaan bulanan [6]. Konsep ini telah lama diakui sebagai alat yang berguna untuk peramalan dalam kondisi ketidakpastian [7].

Aplikasi model rantai Markov telah terbukti efektif di berbagai bidang di luar teknik industri, termasuk dalam analisis alokasi sumber daya dan migrasi pola. Sebagai contoh, penelitian oleh Hayati dkk. berhasil mengoptimalkan alokasi ruang kuliah dengan memodelkan pergeseran jadwal sebagai proses Markov [6]. Sementara itu, dalam konteks analisis dinamika juga diterapkan untuk memetakan migrasi nasabah bank, memberikan implikasi penting bagi strategi inklusi keuangan [8]. Lebih lanjut, model ini juga diterapkan untuk analisis risiko dengan mempelajari transisi harian kejadian bencana, mengidentifikasi bencana dominan, dan menilai risiko suatu wilayah [9]. Kepatutan aplikasi-aplikasi ini menunjukkan fleksibilitas rantai Markov dalam mengungkap dinamika transisi. Dalam konteks manajemen persediaan, model serupa telah digunakan untuk memprediksi permintaan suku cadang dan mengelola tingkat persediaan pengaman [10], [11].

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini dirancang untuk mengisi celah dengan menerapkan model rantai Markov guna menganalisis dan meramalkan pola pengambilan bulanan barang *consumable* pengelasan di PT Buana Cipta Mandala. Dengan mengkategorikan volume pemakaian bulanan ke dalam *state* diskret, penelitian ini bertujuan membangun matriks probabilitas transisi yang menggambarkan kecenderungan perubahan permintaan dari bulan ke bulan. Hasil dari pemodelan ini diharapkan dapat memberikan dasar yang ilmiah dan kuantitatif bagi departemen logistik dan perencanaan material perusahaan dalam menyusun

kebijakan pengadaan dan pengelolaan persediaan yang lebih presisi, sehingga pada akhirnya mendukung optimasi biaya dan kelancaran proses produksi di galangan kapal.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan menerapkan pemodelan rantai Markov untuk menganalisis pola transisi dan meramalkan tingkat konsumsi barang *consumable* pengelasan. Rancangan penelitian bersifat studi kasus dengan data *time-series* bulanan dari PT Buana Cipta Mandala. Metode pelaksanaan penelitian mencakup tahap pengumpulan data, pembentukan *state*, konstruksi matriks transisi, dan analisis *steady-state*.

Data yang digunakan adalah data sekunder historis pengambilan (*withdrawal*) tiga jenis barang *consumable* pengelasan di PT Buana Cipta Mandala periode Januari hingga Agustus 2025. Data terdiri dari penggunaan *cup welding*, kaca putih, dan kaca hitam yang disajikan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Data Penggunaan Barang Consumable di PT Buana Cipta Mandala

No.	Bulan	Cup Welding	Kaca Putih	Kaca Hitam
1.	Januari	17	152	162
2.	Februari	1	313	322
3.	Maret	13	137	135
4.	April	11	52	55
5.	Mei	1	72	76
6.	Juni	7	69	84
7.	Juli	6	86	98
8.	Agustus	14	91	90
Jumlah		70	972	1022

Selanjutnya volume penggunaan bulanan dikategorikan ke dalam tiga *state* diskret berdasarkan analisis distribusi data dan konsultasi dengan pihak perusahaan mengenai tingkat pemakaian kritis. Kategori untuk setiap item berbeda mengacu pada karakteristik pemakaiannya. Berikut adalah pembagian kategorinya:

- a. Cup Welding
 - State 1 (Rendah): $x \leq 5$
 - State 2 (Sedang): $5 < x < 10$
 - State 3 (Tinggi): $x \geq 10$
- b. Kaca Putih dan Kaca Hitam
 - State 1 (Rendah): $x \leq 100$
 - State 2 (Sedang): $100 < x < 150$
 - State 3 (Tinggi): $x \geq 150$

Langkah-langkah analisis mengikuti kerangka stokastik standar yang diadaptasi untuk peramalan permintaan. Urutan *state* bulanan dari data yang telah dikategorikan dianalisis untuk menghitung frekuensi transisi dari satu *state* ke *state* lainnya. Misalnya, dari bulan Januari (*state i*) ke Februari (*state j*). Frekuensi ini dicatat dalam tabel frekuensi transisi, dengan n_{ij} menyatakan banyaknya transisi dari *state i* ke *state j*.

Matriks probabilitas transisi diestimasi dari frekuensi transisi. Probabilitas transisi p_{ij} , yang menyatakan peluang sistem berpindah dari *state i* ke *state j* pada bulan berikutnya [12], dihitung dengan menggunakan persamaan berikut:

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_j n_{ij}},$$

dengan syarat $\sum_j p_{ij} = 1$ untuk setiap i . Matriks $\mathbf{P}$ bersifat stokastik dan menggambarkan dinamika permintaan bulanan.

Probabilitas *steady-state* ($\boldsymbol{\pi}$) dianalisis untuk memahami distribusi jangka panjang dari tingkat permintaan jika pola transisi yang sama berlanjut [13]. Vektor probabilitas *steady-state* $\boldsymbol{\pi} = [\pi_1, \pi_2, \pi_3]$ memenuhi persamaan berikut:

$$\boldsymbol{\pi}\mathbf{P} = \boldsymbol{\pi} \text{ dan } \sum_{i=1}^3 \pi_i = 1.$$

Solusi dari sistem persamaan linier ini memberikan proporsi peluang permintaan akan berada pada *state* Rendah, Sedang, atau Tinggi dalam jangka waktu panjang.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Statistik Deskriptif

Sebelum dilakukan pemodelan rantai Markov, analisis statistik deskriptif terhadap data historis pengambilan barang *consumable* periode Januari-Agustus 2025 dilakukan untuk memberikan gambaran awal mengenai karakteristik dan variasi datanya. Ringkasan hasil perhitungan disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

Statistik	<i>Cup Welding</i>	Kaca Putih	Kaca Hitam
N	8	8	8
Total	70	972	1022
Rata-rata	8.75	121.5	127.75
Median	9	88.5	94
Standar Deviasi	5.97016	84.5746	85.4848
Minimum	1	52	55
Maksimum	17	313	322
Range	16	261	267

Cup Welding menunjukkan pola penggunaan yang relatif fluktuatif dengan variasi menengah. Rata-rata pengambilan bulanan adalah 8.75 unit, dengan median mendekati rata-rata, mengindikasikan distribusi yang hampir simetris. Namun, standar deviasi yang relatif tinggi serta range yang lebar mengonfirmasi adanya ketidakstabilan permintaan bulanan yang signifikan. Perbedaan antara minimum dan maksimum menunjukkan bahwa terdapat bulan dengan aktivitas pengelasan yang rendah dan bulan dengan aktivitas yang sangat padat, sehingga membutuhkan pendekatan peramalan yang dapat menangkap volatilitas ini.

Kaca putih dan kaca hitam memiliki pola statistik yang sangat mirip, dengan rata-rata bulanan masing-masing 121.5 dan 127.75 unit. Hal ini wajar mengingat kedua item ini adalah komponen pasangan dalam satu set pelindung diri (APD) *welding*. Kedua item memiliki standar deviasi yang sangat besar, yang melebihi 65% dari nilai rata-ratanya. Nilai range yang ekstrem memperkuat kesimpulan bahwa permintaan kedua kaca *welding* ini sangat tidak stabil dan sulit diprediksi. Kemudian, terlihat perbedaan yang sangat besar antara rata-rata dan median. Pada kaca putih, rata-rata jauh lebih besar dari median begitu pula dengan kaca hitam. Ini menunjukkan adanya nilai ekstrem (*outlier*) di sisi atas yang menarik rata-rata ke

nilai yang lebih tinggi. Nilai maksimum pada bulan Februari 2025 adalah *outlier* tersebut, yang diduga terkait dengan dimulainya proyek kapal baru atau kegiatan perawatan besar (*major repair*) yang membutuhkan persiapan material dalam jumlah besar.

Analisis deskriptif ini memberikan justifikasi kuat untuk penggunaan model rantai Markov. Tingginya variabilitas data dan pola yang tidak stabil menyebabkan metode peramalan deterministik menjadi kurang handal. Model stokastik yang fokus pada probabilitas transisi antar *state* (kategori), seperti rantai Markov menjadi tetap untuk menangkap dinamika dan ketidakpastian pola permintaan yang terlihat jelas pada data ini. Kategorisasi data ke dalam *state* juga akan membantu menyederhanakan kompleksitas fluktuasi angka absolut menjadi pola peralihan kondisi yang lebih mudah dianalisis dan diprediksi.

3.2 Model Rantai Markov

Berdasarkan statistik deskriptif yang menunjukkan variabilitas tinggi, data pengambilan bulanan dikategorikan ke dalam *state* sebagaimana didefinisikan pada bagian Metode. Kategorisasi terdiri dari rendah, sedang, dan tinggi. Hasil kategorisasi untuk periode pengamatan disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kategorisasi State Penggunaan Bulanan (Januari-Agustus 2025)

No.	Bulan	Cup Welding	Kaca Putih	Kaca Hitam
1.	Januari	Tinggi (17)	Tinggi (152)	Tinggi (162)
2.	Februari	Rendah (1)	Tinggi (313)	Tinggi (322)
3.	Maret	Tinggi (13)	Sedang (137)	Sedang (135)
4.	April	Tinggi (11)	Rendah (52)	Rendah (55)
5.	Mei	Rendah (1)	Rendah (72)	Rendah (76)
6.	Juni	Sedang (7)	Rendah (69)	Rendah (84)
7.	Juli	Sedang (6)	Rendah (86)	Rendah (98)
8.	Agustus	Tinggi (14)	Rendah (91)	Rendah (90)
Jumlah		70	972	1022

Berdasarkan urutan *state* pada Tabel 2, dihitung frekuensi transisi antar *state* untuk setiap item. Nilai frekuensi ini kemudian dinormalisasi untuk memperoleh matriks probabilitas transisi (P), yang menjadi inti dari model rantai Markov. Hasil perhitungan untuk masing-masing item adalah sebagai berikut:

Tabel 3. Frekuensi Transisi Cup Welding Antar Kategori

Dari / Ke	Rendah	Sedang	Tinggi	Jumlah
Rendah	0	1	1	2
Sedang	0	1	1	2
Tinggi	2	0	1	3
Jumlah	2	2	3	7

Berdasarkan Tabel 3 dapat diketahui bahwa, terdapat 7 perpindahan *state* secara keseluruhan yang selanjutnya menghasilkan matriks probabilitas transisi untuk *cup welding* sebagai berikut:

$$P_{Cup\ Welding} = \begin{bmatrix} 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0.67 & 0 & 0.33 \end{bmatrix}.$$

Matriks $P_{Cup\ Welding}$ menunjukkan dinamika penggunaan yang unik. Jika penggunaan bulan ini berada di *state* rendah atau sedang, terdapat peluang yang sama (50%) untuk naik ke *state* tinggi atau tetap di *state* sedang (untuk yang berasal dari sedang). Yang paling signifikan adalah probabilitas transisi dari *state* tinggi, terdapat kemungkinan besar (67%) penggunaan akan turun drastis ke *state* rendah di bulan berikutnya, dan hanya peluang 33% untuk tetap tinggi. Pola ini merefleksikan siklus pekerjaan proyek yang setelah mencapai puncak (tinggi) sering diikuti oleh periode persiapan atau pekerjaan lain yang membutuhkan *cup welding* sangat sedikit.

Tabel 4. Frekuensi Transisi Kaca Putih dan Kaca Hitam Antar Kategori

Dari / Ke	Rendah	Sedang	Tinggi	Jumlah
Rendah	4	0	0	4
Sedang	1	0	0	1
Tinggi	0	1	1	2
Jumlah	5	1	1	7

Berdasarkan Tabel 4, dapat diketahui matriks probabilitas transisi untuk kaca putih dan kaca hitam sebagai berikut:

$$P_{Kaca} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}.$$

Matriks P_{Kaca} mengungkap pola yang lebih deterministik. Jika permintaan berada di *state* rendah, peluangnya adalah 100% akan tetap rendah di bulan berikutnya. Hal yang sama terjadi dari *state* sedang, yang selalu bertransisi menuju rendah (probabilitas 100%). Sementara itu, dari *state* tinggi, penggunaan memiliki peluang yang seimbang (masing-masing 50%) untuk turun ke *state* sedang atau tetap di *state* tinggi. Tidak ada transisi dari *state* rendah atau sedang menuju *state* tinggi berdasarkan data historis periode ini. Pola ini konsisten dengan analisis statistik deskriptif yang menunjukkan bahwa *state* tinggi hanya terjadi di awal periode (Januari-Februari) akibat adanya proyek khusus atau *batch* produksi besar, sementara sebagian besar bulan lainnya terkonsentrasi di *state* rendah.

3.3 Analisis Probabilitas *Steady-State*

Probabilitas *steady-state* (π) merupakan elemen kritis dalam analisis rantai Markov, yang memberikan gambaran distribusi probabilitas jangka panjang setelah sistem mengalami banyak transisi dan mencapai keseimbangan. Hasil perhitungan *steady-state* memberikan implikasi strategis untuk perencanaan inventori.

Dengan menyelesaikan sistem persamaan $\pi P_{Cup\ Welding} = \pi$ dan $\sum_{i=1}^3 \pi_i = 1$, diperoleh vektor *steady-state* untuk *cup welding* sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \pi_{Cup\ Welding} &= [\pi_{rendah} \quad \pi_{sedang} \quad \pi_{tinggi}] \\ &= [0.2863 \quad 0.2863 \quad 0.4274]. \end{aligned}$$

Hasil ini mengungkap bahwa dalam jangka panjang, model memprediksi permintaan *cup welding* akan berada di *state* tinggi hampir 43%, sementara *state* rendah dan sedang masing-masing memiliki porsi sekitar 28.6%. Dominasi *state* tinggi ini sangat penting bagi manajemen persediaan. Meskipun matriks transisi menunjukkan kecenderungan turun drastis (67%) dari *state* tinggi, tingginya probabilitas transisi menuju *state* tinggi dari *state* rendah dan sedang (masing-masing 50%) menciptakan siklus yang cepat, sehingga secara kumulatif *state* tinggi muncul lebih sering. Implikasinya, kebijakan stok untuk *cup welding* harus dirancang untuk sering menghadapi periode permintaan tinggi. Titik pemesanan ulang (*reorder point*) dan tingkat persediaan pengaman (*safety stock*) perlu dihitung dengan asumsi bahwa sistem hampir setengah waktunya membutuhkan pasokan dalam jumlah besar. *Steady-state* ini merepresentasikan karakteristik operasi galangan kapal di mana pekerjaan pengelasan berat (*state* tinggi) merupakan fase yang sering dan kritis dalam siklus proyek.

Analisis *steady-state* untuk kaca putih dan kaca hitam menghasilkan temuan yang sangat berbeda dan signifikan. Dengan menyelesaikan sistem $\pi P_{Kaca} = \pi$ dan $\sum_{i=1}^3 \pi_i = 1$, diperoleh vektor *steady-state* untuk kaca putih dan kaca hitam sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\pi_{Kaca} &= [\pi_{rendah} \quad \pi_{sedang} \quad \pi_{tinggi}] \\ &= [1 \quad 0 \quad 0].\end{aligned}$$

Vektor ini menunjukkan bahwa *state* rendah berperan sebagai absorbing *state* (sebuah *state* yang sekali dimasuki, sistem tidak akan pernah keluar darinya [14]). Probabilitas *steady-state* 100% untuk *state* rendah merupakan konsekuensi langsung dari struktur matriks transisi P_{Kaca} , di mana dari *state* rendah dan sedang, hanya ada transisi menuju *state* rendah. Meskipun dari *state* tinggi ada kemungkinan tetap tinggi (50%), tidak adanya jalur transisi dari rendah atau sedang menuju tinggi menyebabkan, dalam jangka panjang, sistem akan “terperangkap” di *state* rendah.

Interpretasi operasional dari hasil ini sangatlah penting. Model ini memprediksi bahwa, berdasarkan pola delapan bulan terakhir, aktivitas produksi yang membutuhkan kaca las dalam jumlah besar atau sedang bersifat sporadis dan tidak berkelanjutan. Periode permintaan tinggi di awal tahun merupakan anomali atau proyek khusus.

3.4 Implikasi Hasil terhadap Manajemen Inventori

Kebijakan inventori paling rasional berdasarkan prediksi ini adalah mempertahankan level stok yang optimal untuk memenuhi permintaan *state* rendah sebagai basis, sementara permintaan untuk *state* yang lebih tinggi dapat diantisipasi dengan pesanan khusus (*special order*) atau mekanisme *rush procurement* ketika ada indikasi awal proyek besar. Dengan kata lain, tidak ekonomis untuk menyimpan *safety stock* yang besar untuk mengantisipasi *state* tinggi, karena model mengindikasikan keadaan itu jarang terjadi dalam pola operasi biasa.

Perbedaan mendasar dalam hasil *steady state* antara *cup welding* dan kaca las mengarah pada rekomendasi strategi pengelolaan yang berbeda. Untuk *cup welding* disarankan menerapkan kebijakan stok moderat-tinggi dengan *safety stock* yang cukup untuk menutupi permintaan di *state* tinggi. Sistem pemesanan periodik (*periodic review*) dengan interval pendek mungkin sesuai untuk merespons perubahan *state* yang cepat. Untuk kaca putih dan kaca hitam disarankan menerapkan kebijakan stok rendah (*lean inventory*) dengan titik pemesanan ulang yang didasarkan pada permintaan *state* rendah. Mekanisme *just in time* (JIT) atau pemesanan berdasarkan proyek (*project based procurement*) lebih sesuai. Stok yang besar justru menimbulkan biaya penyimpanan yang tidak perlu.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis data historis penggunaan barang *consumable* pengelasan di PT Buana Cipta Mandala periode Januari-Agustus 2025, penelitian ini berhasil membangun model peramalan permintaan menggunakan pendekatan rantai Markov. Hasil statistik deskriptif yang menunjukkan variabilitas tinggi telah membenarkan penggunaan model stokastik ini sebagai alternatif yang lebih *robust* dibandingkan metode deterministik. Pemodelan dilakukan dengan mengkategorikan volume bulanan ke dalam tiga *state* (rendah, sedang, tinggi), yang kemudian menghasilkan matriks probabilitas transisi yang berbeda karakter untuk setiap jenis barang. Untuk *cup welding*, matriks transisinya menunjukkan pola siklus dinamis dengan probabilitas (67%) untuk turun drastis dari *state* tinggi ke rendah, tetapi juga peluang 50% untuk naik dari rendah/sedang ke tinggi. Sementara itu, untuk kaca putih dan hitam, matriks transisinya bersifat lebih deterministik, di mana *state* rendah dan sedang selalu bertransisi ke rendah, dan tidak ada jalur dari kedua *state* tersebut menuju tinggi. Analisis lebih lanjut terhadap probabilitas *steady-state* mengungkap implikasi strategis yang kontras. Permintaan *cup welding* dalam jangka panjang cenderung dominan pada *state* tinggi (42.8%), sedangkan permintaan kedua jenis kaca las diprediksi akan sepenuhnya konvergen ke *state* rendah (100%) sebagai *absorbing state*. Perusahaan disarankan menerapkan kebijakan stok moderat-tinggi dengan *safety stock* yang memadai untuk *cup welding* guna mengantisipasi frekuensi periode permintaan tinggi yang sering. Sebaliknya, untuk kaca putih dan hitam, kebijakan *lean inventory* dengan level stok dasar berdasarkan permintaan *state* rendah, yang dikombinasikan dengan mekanisme *procurement* responsif untuk proyek khusus, dinilai lebih *cost effective*. Dengan demikian, penerapan model rantai Markov ini telah memberikan kerangka kuantitatif untuk mengoptimalkan pengelolaan persediaan, mengurangi risiko *stockout* dan *overstocking*, serta pada akhirnya mendukung efisiensi biaya dan kelancaran operasional produksi di galangan kapal.

5. REFERENSI

- [1] R. Dwi Oktavia and N. Hayati, "Analysis of Fabrication Work Progress Based on Time Duration and Component Weight at PT. DIP Engineering," *Jurnal Sintak*, vol. 4, no. 1, 2025, doi: 10.62375/jsintak.v4i1.719.
- [2] J. Heizer, B. Render, C. L. Munson, and P. Griffin, *Operations management: Sustainability and supply chain management* 20, 14th ed. Pearson, 2022.
- [3] R. G. . Schroeder and S. Meyer. Goldstein, *Operations management in the supply chain: decisions and cases*. McGraw-Hill Education, 2021.
- [4] E. A. Silver, D. F. Pyke, and D. J. Thomas, *Inventory and production management in supply chains*. CRC Press, 2016.
- [5] R. J. Hyndman, "Forecasting: principles and practice."
- [6] N. Hayati, E. Sulistyono, and B. P. Utami, "Optimizing Classroom Allocation using Markov Chain Model for Shifted Lecture Schedules," *Jurnal Matematika UNAND*, vol. 15, no. 1, pp. 17–29, Jan. 2026, doi: 10.25077/jmua.15.1.17-29.2026.
- [7] R. Panneerselvam, *Operations research*. PHI Learning Pvt. Ltd., 2023.
- [8] N. Hayati, E. Sulistyono, and R. Gusrita, "Markov Chain Analysis of Bank Customer Migration: Implication for Financial Inclusion in Maritime Economies," vol. 9, no. 4, pp. 1142–1152, 2025, doi: 10.31764/jtam.v9i4.32121.
- [9] N. Hayati, A. Setyo Anggraeni, and E. Sulistyono, "A Daily Transition Analysis of Disaster Events in Riau Islands using Markov Chains: Dominant Disaster Identification

- and Risk Assessment,” vol. 10, no. 1, pp. 1591–1600, 2026, doi: 10.31764/jtam.v10i1.34024.
- [10] Q. Hu, J. E. Boylan, H. Chen, and A. Labib, “OR in Spare Parts Management: A Review.”
- [11] S. Van der Auweraer, R. N. Boute, and A. A. Syntetos, “Forecasting spare part demand with installed base information: A review,” *Int. J. Forecast.*, vol. 35, no. 1, pp. 181–196, Jan. 2019, doi: 10.1016/j.ijforecast.2018.09.002.
- [12] N. Hayati, M. Kiftiah, and B. Prihandono, “Application of the Jukes Cantor Model in Determining the Probability of Nitrogen Bases in the Offspring of an Individual (Aplikasi Model Jukes Cantor dalam Menentukan Peluang Basa Nitrogen Keturunan Suatu Individu),” *Bimaster: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya*, vol. 5, no. 2, pp. 119–128, 2016.
- [13] E. Seabrook and L. Wiskott, “A Tutorial on the Spectral Theory of Markov Chains,” Nov. 01, 2023, *MIT Press Journals*. doi: 10.1162/neco_a_01611.
- [14] I. Mangku, *Proses Stokastik Dasar*, vol. 1. Bogor: PT. Penerbit IPB Press, 2022.