

e-ISSN: 2964-0849
Vol.5 No.1 November 2026
DOI :https://doi.org/10.59585/bajik

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

Pemodelan Statistik dan Prediksi Laju Korosi pada Baja Kapal Perang Menggunakan Analisis Regresi dan Simulasi Monte Carlo

Statistical Modeling and Prediction of Corrosion Rate in Warship Steel Using Regression Analysis and Monte Carlo Simulation

Jethro Fairuz Budhi[*1], Sovian Aritonang[2]
[*1,2]*Program Studi Matematika Militer, Universitas Pertahanan Republik Indonesia*
[2]*Program Studi Teknologi Pendidikan, Universitas Pendidikan Mandalika*

[1]jethrofairuz13@gmail.com[*] , [2]sovian.aritonang@idu.ac.id

Abstract

Corrosion reduces the thickness and strength of steel in marine environments, so predictions of corrosion rate accompanied by a measure of uncertainty are needed to understand material degradation in ships. This study aims to build a statistical model to predict thickness loss and corrosion rate of marine steel using linear regression and Monte Carlo simulation. A non-experimental quantitative approach was applied to secondary data selected through purposive sampling. Of the nine foundation publications, one provided pairs of exposure time and corrosion loss that met the inclusion criteria, and its values were read from a figure and are therefore estimates. The data were analysed separately by temperature group (4 °C, n = 5; 10 °C, n = 4; and 22 °C, n = 9) using Python. Model performance was evaluated with R^2, MAE, and RMSE, and prediction uncertainty was obtained from 10,000 Monte Carlo iterations. The regression coefficients were significant in all groups ($p < 0.05$), with R^2 between 0.950 and 0.972 and mean corrosion rates of 0.069, 0.106, and 0.180 mm/year. A power-law model used as a nonlinear comparison fitted slightly better at 4 °C and 10 °C, and the 95% prediction interval was widest at 10 °C. These findings show that linear regression combined with Monte Carlo simulation can describe thickness loss together with its uncertainty range. However, the results are limited by the small sample and do not represent the actual condition of any specific warship.

Keywords **:** *Marine Steel Corrosion, Corrosion Rate Prediction, Linear Regression, Monte Carlo Simulation, Statistical Modeling*

Abstrak

Korosi menurunkan ketebalan dan kekuatan baja di lingkungan laut sehingga prediksi laju korosi yang disertai ukuran ketidakpastian diperlukan untuk memahami degradasi material kapal. Penelitian ini bertujuan membangun model statistik untuk memprediksi kehilangan ketebalan dan laju korosi baja laut melalui analisis regresi linear dan simulasi Monte Carlo. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif non-eksperimental berbasis data sekunder yang diseleksi dengan purposive sampling. Dari sembilan publikasi landasan, satu publikasi menyediakan pasangan lama paparan dan kehilangan korosi yang memenuhi kriteria, dan nilainya dibaca dari grafik sehingga berupa estimasi. Data dianalisis per kelompok suhu (4 °C, n = 5; 10 °C, n = 4; dan 22 °C, n = 9) menggunakan Python. Model dievaluasi dengan R^2, MAE, dan RMSE, sedangkan ketidakpastian prediksi ditentukan melalui 10.000 iterasi Monte Carlo. Hasil menunjukkan koefisien regresi yang signifikan pada seluruh kelompok ($p < 0,05$) dengan R^2 antara 0,950 dan 0,972, serta laju korosi rata-rata 0,069; 0,106; dan 0,180 mm/tahun. Model pangkat sebagai pembanding nonlinear memberi kecocokan sedikit lebih baik pada 4 °C dan 10 °C, dan interval prediksi 95% paling lebar terjadi pada 10 °C. Temuan ini menunjukkan bahwa regresi linear yang dilengkapi simulasi Monte Carlo dapat menggambarkan kehilangan ketebalan beserta rentang ketidakpastiannya. Namun, hasilnya dibatasi oleh jumlah data yang kecil dan tidak mewakili kondisi aktual kapal perang tertentu.

Author@ This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International License https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/



e-ISSN: 2964-0849
Vol.5 No.1 November 2026
DOI :https://doi.org/10.59585/bajik

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

Kata Kunci: Korosi Baja Laut, Prediksi Laju Korosi, Regresi Linear, Simulasi Monte Carlo, Pemodelan Statistik

Penulis Korespondensi: Jethro Fairuz Budhi

I. PENDAHULUAN

Transportasi laut adalah salah satu bagian penting yang menopang perdagangan, logistik, dan keamanan negara. Menurut laporan *Review of Maritime Transport 2025* dari United Nations Conference on Trade and Development (UNCTAD), volume perdagangan barang melalui laut di dunia mencapai sekitar 12,72 miliar ton pada tahun 2024, naik 2,2% dibandingkan tahun sebelumnya (UNCTAD, 2025). Besarnya kegiatan maritim ini menunjukkan bahwa kapal dan infrastruktur laut memiliki peran penting dalam menjaga kelangsungan ekonomi dan hubungan antarwilayah. Di Indonesia, sebagai negara kepulauan, armada kapal, termasuk kapal perang, sangat penting bagi mobilitas, pengawasan wilayah perairan, dan pertahanan maritim nasional. Karena itu, kondisi material kapal perlu diperhatikan agar kapal tetap dapat beroperasi dengan aman. Salah satu masalah material yang sering terjadi di laut adalah korosi, yaitu proses kerusakan logam akibat reaksi elektrokimia dengan lingkungan. Korosi pada baja dapat mengurangi ketebalan material, menurunkan kekuatan struktur, dan meningkatkan kebutuhan perawatan serta perbaikan. Masalah ini penting karena baja merupakan salah satu material yang banyak digunakan dalam konstruksi kapal dan struktur laut lainnya (Xu *et al.*, 2023).

Korosi pada baja kapal merupakan masalah yang rumit karena dipengaruhi banyak faktor, seperti salinitas air laut, suhu, kelembapan, kecepatan aliran air, kondisi lingkungan, dan lama paparan material. Kandungan ion klorida dalam air laut dapat mempercepat proses korosi, sementara perubahan kondisi lingkungan dapat membuat laju kerusakan tidak seragam. Pada kapal, hal ini dapat terjadi di lambung, tangki pemberat (*ballast tank*), geladak, sambungan, atau bagian struktur lain yang terkena air laut. Wang *et al.* (2021) menunjukkan bahwa prediksi korosi pada kapal jenis *bulk carrier* perlu mempertimbangkan data inspeksi kapal dan hasil pengukuran eksperimen, karena model yang hanya mengandalkan hubungan waktu dengan korosi dapat menghasilkan estimasi yang kurang akurat. Masalah ini juga relevan untuk kapal perang yang beroperasi di laut, meskipun karakteristik operasional dan data korosinya tidak dapat langsung disamakan dengan kapal komersial. Selain itu, Melchers *et al.* (2025) menjelaskan bahwa perkembangan korosi jangka panjang tidak selalu mengikuti pola sederhana karena dapat berubah seiring bertambahnya waktu paparan. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan kuantitatif yang dapat menggambarkan hubungan antara waktu paparan dan laju korosi sekaligus memperhitungkan ketidakpastian yang muncul selama proses degradasi material berlangsung.

Berbagai penelitian sebelumnya telah mengembangkan pendekatan matematis dan komputasional untuk memprediksi korosi pada baja di lingkungan laut. Jung dan Lee (2024) membuat model regresi untuk memprediksi laju korosi baja karbon menggunakan data sensor *Linear Polarization Resistance* (LPR), dengan memperhitungkan suhu, kecepatan aliran, dan pH larutan. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa analisis regresi dapat menggambarkan hubungan antara faktor lingkungan dan laju korosi. Sementara itu, Wang *et al.* (2021) mengembangkan model berbasis *Artificial Neural Network* dengan menggabungkan data inspeksi kapal dan pengukuran eksperimen untuk memprediksi korosi pada tangki pemberat kapal. Jiang dan Hirohata (2022) menggunakan pendekatan *Generative Adversarial Network* (GAN) untuk meningkatkan kemampuan prediksi korosi pada pelat baja tanpa lapisan pelindung. Selanjutnya, Xu *et al.* (2023) melalui kajian literaturnya menjelaskan perkembangan penelitian baja tahan korosi dari pendekatan simulasi teoretis hingga metode berbasis data. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa pemodelan statistik dan komputasi memiliki potensi besar dalam mendukung prediksi degradasi material, meskipun pendekatan dan karakteristik data yang digunakan masih beragam.

e-ISSN: 2964-0849
Vol.5 No.1 November 2026
DOI :https://doi.org/10.59585/bajik

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

Perkembangan penelitian berikutnya menunjukkan semakin besarnya perhatian terhadap prediksi korosi yang mempertimbangkan ketidakpastian. Melchers *et al.* (2025) mengkaji model prediksi korosi jangka panjang pada infrastruktur baja laut dan pesisir serta menekankan pentingnya mempertimbangkan variasi statistik kehilangan material dalam estimasi umur struktur. Kim *et al.* (2026) mengembangkan pendekatan *Physics-Informed Gaussian Process Regression* untuk memprediksi korosi baja laut berdasarkan skenario perubahan iklim dengan menghasilkan rentang ketidakpastian prediksi. Ouyang *et al.* (2026) mengembangkan model berbasis distribusi Weibull untuk menggambarkan laju korosi pada struktur baja di zona percikan air laut. Selain itu, Wu *et al.* (2026) menggunakan berbagai algoritma *machine learning* untuk memprediksi potensial korosi baja teknik kelautan berdasarkan komposisi material dan kondisi lingkungan, sedangkan Wang *et al.* (2025) membangun model prediksi ketahanan korosi baja paduan rendah berdasarkan pengaruh unsur-unsur paduan. Secara keseluruhan, penelitian tersebut memperlihatkan bahwa prediksi korosi telah berkembang dari model empiris sederhana menuju pendekatan probabilistik dan pembelajaran mesin. Perkembangan ini memberikan landasan bagi penelitian lanjutan yang mengintegrasikan analisis regresi dan simulasi probabilistik dalam satu kerangka pemodelan.

Meskipun banyak penelitian sebelumnya telah membangun model untuk memprediksi korosi, masih ada ruang untuk mengkaji cara yang lebih sederhana, terukur, dan mudah dipahami melalui matematika terapan. Jung dan Lee (2024) menggunakan regresi untuk memprediksi laju korosi, tetapi fokusnya pada pengaruh variabel lingkungan dalam pengujian baja karbon. Wang *et al.* (2021) membuat prediksi korosi pada struktur kapal, tetapi menggunakan jaringan saraf tiruan. Kim *et al.* (2026) menggunakan *Gaussian Process Regression*, dan Ouyang *et al.* (2026) menggunakan distribusi Weibull untuk menjelaskan karakteristik probabilistik korosi. Melchers *et al.* (2025) menegaskan bahwa ketidakpastian statistik dalam kehilangan material jangka panjang masih memerlukan perhatian lebih. Karena perbedaan fokus dan metode tersebut, penelitian ini berfokus pada pembentukan model statistik dengan analisis regresi yang didukung simulasi Monte Carlo untuk memperkirakan laju korosi dari data yang tersedia. Regresi digunakan untuk membentuk hubungan matematis antarvariabel, sedangkan simulasi Monte Carlo digunakan untuk menilai variasi dan ketidakpastian hasil prediksi berdasarkan asumsi distribusi probabilitas yang sesuai dengan data. Dengan demikian, penelitian ini menerapkan kedua metode secara langsung pada masalah prediksi korosi baja di lingkungan laut.

Berdasarkan masalah tersebut, tujuan penelitian ini adalah membangun model statistik untuk memprediksi laju korosi pada baja kapal perang menggunakan analisis regresi dan simulasi Monte Carlo. Istilah baja kapal perang dimaknai secara operasional sebagai baja kapal atau baja struktural yang terpapar lingkungan laut, dan data yang digunakan bersifat sekunder sehingga hasilnya tidak mewakili kondisi aktual kapal perang tertentu. Secara khusus, penelitian ini akan menganalisis hubungan antara lama paparan dan kehilangan ketebalan serta laju korosi baja, membentuk model regresi linear sebagai model utama dengan model nonlinear sebagai pembanding, dan memperkirakan variasi hasil prediksi melalui simulasi probabilistik. Analisis regresi diharapkan menghasilkan persamaan matematis yang menjelaskan pola hubungan antarvariabel, sementara simulasi Monte Carlo diharapkan menunjukkan kemungkinan variasi hasil prediksi akibat variasi residual regresi. Kedua pendekatan ini diharapkan memberikan pemahaman yang lebih terukur tentang degradasi baja di laut dibandingkan penggunaan satu nilai prediksi deterministik.

Secara teoretis, penelitian ini diharapkan membantu mengembangkan penggunaan matematika, khususnya statistik, analisis regresi, distribusi probabilitas, dan metode Monte Carlo dalam ilmu material dan pertahanan. Secara praktis, hasilnya diharapkan menjadi dasar awal untuk memahami pola degradasi baja di laut, memperkirakan perubahan laju korosi, dan mendukung perencanaan inspeksi serta pemeliharaan struktur kapal. Dalam pertahanan maritim, pendekatan ini diharapkan memberikan gambaran kuantitatif awal tentang potensi degradasi baja di lingkungan laut yang dapat dikembangkan lebih lanjut untuk konteks kapal perang, sehingga membantu strategi pemeliharaan dan peningkatan keandalan material. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan

e-ISSN: 2964-0849
Vol.5 No.1 November 2026
DOI :https://doi.org/10.59585/bajik

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

menjembatani matematika dengan masalah nyata pada material pertahanan dan menjadi dasar bagi penelitian selanjutnya tentang prediksi kerusakan material dengan pendekatan statistik dan probabilistik.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan strategi non-eksperimental berupa pemodelan matematis dan prediktif berbasis data sekunder. Peneliti tidak melakukan eksperimen korosi di laboratorium, tetapi memanfaatkan data hasil penelitian terdahulu untuk membangun model dan menjalankan simulasi prediksi. Pendekatan kuantitatif dipilih karena penelitian berfokus pada pengukuran kehilangan ketebalan baja, analisis hubungan antarvariabel, pembentukan model regresi, perhitungan kesalahan prediksi, dan simulasi probabilistik. Regresi linear berganda dan simulasi Monte Carlo telah dibahas sebagai bagian dari pemodelan korosi berbasis data (Xu *et al.*, 2023). Lama paparan ditetapkan sebagai variabel bebas karena korosi pada struktur baja laut dipandang sebagai proses yang bergantung pada waktu (Ben Seghier *et al.*, 2023). Regresi linear dijadikan model utama, sedangkan model nonlinear diperlakukan sebagai pembanding atau bagian dari pembahasan keterbatasan, mengingat perkembangan korosi jangka panjang pada baja laut dilaporkan mengikuti pola bimodal terhadap waktu paparan (Melchers *et al.*, 2025). Istilah baja kapal perang dimaknai secara operasional sebagai baja kapal atau baja struktural yang terpapar lingkungan laut, sehingga hasil penelitian tidak mewakili kondisi aktual kapal perang tertentu. Tahapan penelitian secara keseluruhan disajikan pada Gambar 1.

Data yang digunakan adalah data sekunder, yaitu data yang telah dikumpulkan dan dipublikasikan oleh peneliti sebelumnya, dengan sumber utama sembilan publikasi jurnal yang menjadi landasan penelitian. Tidak seluruh publikasi tersebut menyediakan data yang dapat langsung dijadikan dataset regresi. Publikasi yang berfokus pada potensial korosi, bukan pada kehilangan ketebalan atau laju korosi, diperlakukan sebagai referensi metodologis dan tidak dicampurkan ke dalam dataset. Variabel yang diprioritaskan adalah lama paparan (tahun), ketebalan awal (mm), ketebalan setelah paparan (mm), kehilangan ketebalan (mm), dan laju korosi (mm/tahun) apabila tersedia atau dapat dihitung. Kehilangan ketebalan dipilih sebagai variabel respons karena data pengukuran ketebalan dari survei berkala telah digunakan sebagai dasar prediksi korosi kapal (Wang *et al.*, 2021). Jenis material dicatat sebagai atribut setiap pengamatan karena interaksi unsur paduan memengaruhi ketahanan korosi baja paduan rendah di atmosfer laut (Wang *et al.*, 2025).

Pengumpulan data dilakukan melalui dokumentasi dan studi literatur dalam enam tahap. Peneliti mengidentifikasi sembilan publikasi yang relevan, membaca bagian metode, hasil, tabel, dan grafik pada setiap publikasi, dan menentukan publikasi yang menyajikan data numerik waktu paparan serta kehilangan ketebalan atau laju korosi. Data yang sesuai kemudian diekstraksi ke dalam tabel, satuan, jenis material, dan kondisi lingkungannya diperiksa, dan data yang layak diseleksi untuk analisis regresi. Instrumen pengumpulan data adalah tabel ekstraksi dengan kolom nomor, waktu paparan, ketebalan awal, ketebalan akhir, dan kehilangan ketebalan, yang dilengkapi catatan sumber, material, dan kondisi lingkungan. Kolom kehilangan ketebalan diisi melalui perhitungan, sedangkan kolom lainnya diisi dari data jurnal tanpa estimasi peneliti. Kondisi lingkungan dicatat menurut zona paparan, karena dampak korosif lingkungan laut umumnya diklasifikasikan ke dalam zona atmosfer, percikan, pasang surut, rendam, dan lumpur dasar laut (Ouyang *et al.*, 2026).

Pada publikasi yang menyajikan nilai pengamatan hanya dalam bentuk grafik, nilai dibaca dengan menentukan koordinat pusat penanda data terhadap sumbu grafik. Nilai tersebut diperlakukan sebagai estimasi dengan galat pembacaan sekitar ±0,02 mm, bukan sebagai pengukuran asli penulis publikasi. Karena pengamatan berasal dari kondisi lingkungan yang berbeda, regresi dijalankan terpisah pada setiap kelompok kondisi. Kesesuaian residual dengan distribusi normal diuji dengan uji Shapiro–Wilk pada taraf 5%. Apabila normalitas tidak ditolak, residual simulasi diambil dari distribusi normal dengan standar deviasi sama dengan galat baku regresi, dan apabila ditolak digunakan *empirical resampling*. Simulasi hanya dilakukan pada waktu paparan di

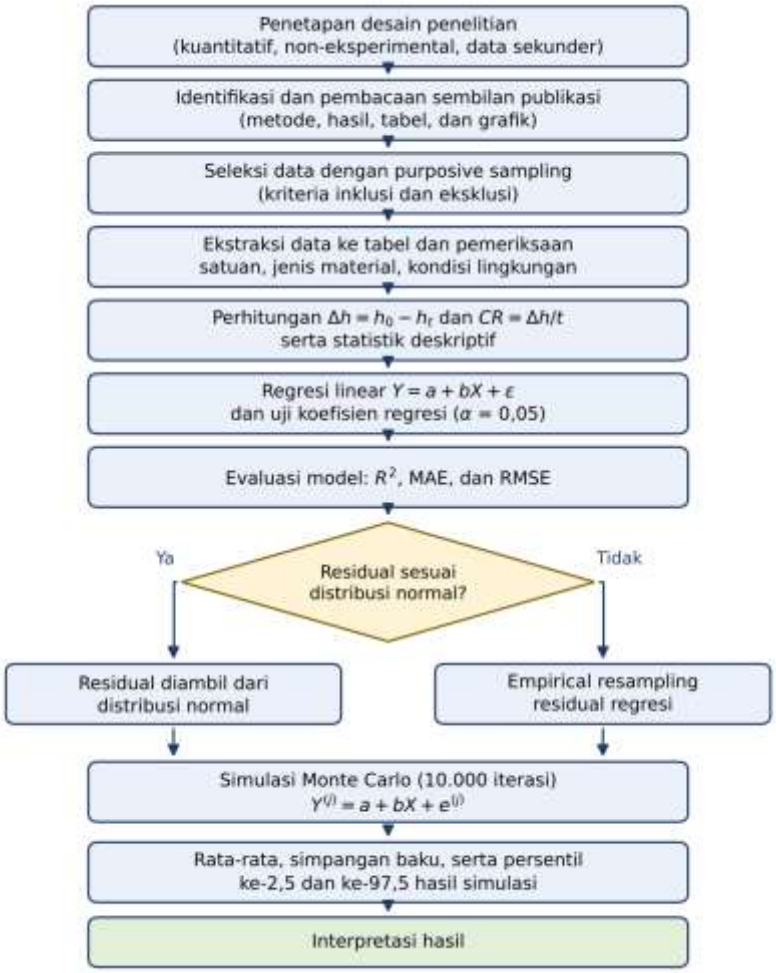
e-ISSN: 2964-0849
Vol.5 No.1 November 2026
DOI :https://doi.org/10.59585/bajik

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

dalam rentang data. Sebagai pembanding nonlinear, digunakan model pangkat $\Delta h = a \cdot t^{\wedge} b$ yang dicocokkan dengan kuadrat terkecil nonlinear.

Data dimasukkan ke dalam sampel apabila memenuhi lima kriteria inklusi: (1) materialnya baja karbon, baja struktural, atau baja kapal yang relevan dengan lingkungan laut; (2) tersedia informasi lama paparan atau waktu pengamatan; (3) tersedia data kehilangan ketebalan atau laju korosi yang dapat diidentifikasi; (4) satuan pengukuran dan informasi material jelas; dan (5) kondisi lingkungan atau metode pengujian dapat ditelusuri. Data dieksklusi apabila salah satu kriteria tersebut tidak terpenuhi, misalnya nilai numeriknya tidak tersedia, satuannya tidak jelas, atau yang dilaporkan hanya potensial korosi. Data dari material atau kondisi lingkungan yang berbeda tidak digabungkan tanpa pemeriksaan kesesuaian, karena banyak metode prediksi korosi hanya berlaku pada lingkungan dan jenis baja tertentu (Jiang dan Hirohata, 2022).

Populasi penelitian adalah seluruh data pengamatan korosi baja struktural atau baja kapal yang terpapar lingkungan laut dan dilaporkan dalam publikasi ilmiah yang relevan. Sampel dipilih dengan *purposive sampling*, yaitu pemilihan data berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusi di atas. Unit analisis adalah satu pengamatan korosi, yakni pasangan lama paparan dengan kehilangan ketebalan atau laju korosi yang dilaporkan pada suatu publikasi.



Gambar 1. Diagram alir tahapan penelitian

e-ISSN: 2964-0849
Vol.5 No.1 November 2026
DOI :https://doi.org/10.59585/bajik

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

Analisis data diawali dengan statistik deskriptif untuk memperoleh rata-rata, nilai minimum, nilai maksimum, varians, dan standar deviasi. Kehilangan ketebalan (Δh, mm) dihitung dari selisih ketebalan awal (h_0, mm) dan ketebalan setelah paparan (h_t, mm) menurut persamaan (1), sedangkan laju korosi rata-rata (CR, mm/tahun) diperoleh dengan membagi Δh dengan lama paparan (t, tahun) menurut persamaan (2).

$$\Delta h = h_0 - h_t \quad (1)$$

$$CR = \Delta h / t \quad (2)$$

Hubungan antara lama paparan dan kehilangan ketebalan dimodelkan dengan regresi linear pada persamaan (3), dengan Y adalah kehilangan ketebalan, X adalah lama paparan, a adalah konstanta regresi, b adalah koefisien regresi, dan ε adalah komponen galat.

$$Y = a + bX + \varepsilon \quad (3)$$

Hipotesis nol menyatakan bahwa lama paparan tidak berhubungan linear secara signifikan dengan kehilangan ketebalan, sedangkan hipotesis alternatif menyatakan sebaliknya. Pengujian dilakukan melalui koefisien regresi pada taraf signifikansi 5% (α = 0,05). Model regresi untuk laju korosi lazim dievaluasi dengan koefisien determinasi, seperti pada model regresi laju korosi baja karbon yang dilaporkan mencapai R^2 sebesar 0,9733 (Jung dan Lee, 2024). Kinerja model dievaluasi dengan R^2, *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Kedua metrik kesalahan dilaporkan bersama karena RMSE optimal untuk galat berdistribusi normal, sedangkan MAE optimal untuk galat berdistribusi Laplace (Hodson, 2022).

Ketidakpastian prediksi digambarkan melalui simulasi Monte Carlo menurut persamaan (4), dengan $Y^{(j)}$ adalah hasil prediksi pada simulasi ke-j, a + bX adalah hasil prediksi regresi, dan $e^{(j)}$ adalah residual yang diambil secara acak.

$$Y^{(j)} = a + bX + e^{(j)} \quad (4)$$

Rancangan awal simulasi adalah 10.000 iterasi. Kesesuaian residual dengan distribusi normal diperiksa terlebih dahulu; apabila residual tidak sesuai, digunakan *empirical resampling*, yaitu pengambilan sampel langsung dari residual hasil regresi. Keluaran simulasi dianalisis melalui rata-rata, standar deviasi, serta persentil ke-2,5 dan ke-97,5 sebagai interval prediksi empiris. Hasil regresi dan simulasi diinterpretasikan untuk mengetahui pola kehilangan ketebalan, kemampuan prediksi model, dan rentang ketidakpastian prediksi. Seluruh perhitungan dan simulasi dilakukan dengan bahasa pemrograman Python, menggunakan SciPy sebagai pustaka numerik dan statistik (Virtanen *et al.*, 2020).

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Hasil

Penelusuran terhadap sembilan publikasi landasan menghasilkan satu sumber yang memuat pasangan lama paparan dan kehilangan korosi yang memenuhi kriteria inklusi, yaitu Kim *et al.* (2026). Publikasi tersebut merangkum 40 pengamatan dari literatur terdahulu pada lima kelompok suhu (4; 10; 17; 22; dan 27,6 °C) dengan lama paparan hingga 7,2 tahun. Publikasi lainnya tidak dianalisis sebagai data karena tidak menyajikan pasangan waktu paparan dan kehilangan korosi dalam bentuk yang dapat dianalisis, atau karena berfokus pada besaran lain seperti potensial korosi.

Publikasi sumber melaporkan kehilangan korosi (Δh) secara langsung sehingga ketebalan awal dan ketebalan akhir tidak tersedia. Nilai Δh dipakai apa adanya, dan laju korosi dihitung sebagai CR = Δh/t. Nilai pengamatan dibaca dari Gambar 3 panel (a), (c), dan (e) publikasi sumber, sehingga merupakan estimasi dengan galat pembacaan sekitar ±0,02 mm, bukan pengukuran asli penulis. Kelompok 4 °C (Bering Strait, n = 5) dan 10 °C (North Sea, n = 4) terbaca lengkap. Pada kelompok 22 °C (Coffs Harbour) penanda data saling menumpuk sehingga hanya 9 dari 15 pengamatan yang dapat dibedakan. Kelompok 17 °C dan 27,6 °C tidak

e-ISSN: 2964-0849
Vol.5 No.1 November 2026
DOI :https://doi.org/10.59585/bajik

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

dianalisis karena nilai pengamatannya tidak tersedia pada gambar yang diperoleh. Statistik deskriptif disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik deskriptif data kehilangan korosi per kelompok suhu

Suhu	*n*	Rentang *t* (tahun)	Δh rata-rata ± SD (mm)	Δh min–maks (mm)	Varians Δh (mm²)	CR rata-rata ± SD (mm/tahun)
4 °C	5	1,0–6,0	0,235 ± 0,114	0,067–0,369	0,0131	0,069 ± 0,014
10 °C	4	1,5–7,2	0,424 ± 0,351	0,167–0,931	0,1229	0,106 ± 0,019
22 °C	9	0,2–1,55	0,177 ± 0,082	0,042–0,303	0,0067	0,180 ± 0,018

Laju korosi rata-rata meningkat dari 0,069 mm/tahun pada 4 °C menjadi 0,106 mm/tahun pada 10 °C dan 0,180 mm/tahun pada 22 °C. Variasi kehilangan korosi paling besar terdapat pada kelompok 10 °C (SD 0,351 mm), yang memiliki rentang waktu paparan terpanjang (1,5 sampai 7,2 tahun).

Regresi linear antara lama paparan dan kehilangan korosi menghasilkan koefisien regresi yang signifikan pada ketiga kelompok suhu (Tabel 2). Pada 4 °C, b = 0,0537 mm/tahun (interval kepercayaan 95%: 0,031 sampai 0,076; $t(3)$ = 7,57; p = 0,005). Pada 10 °C, b = 0,1389 mm/tahun (0,067 sampai 0,211; $t(2)$ = 8,34; p = 0,014). Pada 22 °C, b = 0,1729 mm/tahun (0,141 sampai 0,205; $t(7)$ = 12,80; p < 0,001). Dengan taraf signifikansi 5%, hipotesis nol ditolak pada ketiga kelompok. Koefisien determinasi masing-masing 0,950; 0,972; dan 0,959. Nilai MAE berkisar antara 0,0121 dan 0,0481 mm, dan RMSE antara 0,0156 dan 0,0507 mm.

Tabel 2. Hasil regresi linear dan evaluasi model

Suhu	*a* (mm)	*b* (mm/tahun)	Galat baku *b*	*p*-value	R^2	MAE (mm)	RMSE (mm)	Shapiro–Wilk *p*
4 °C	0,041	0,0537	0,0071	0,005	0,950	0,0183	0,0228	0,722
10 °C	-0,103	0,1389	0,0166	0,014	0,972	0,0481	0,0507	0,700
22 °C	0,004	0,1729	0,0135	< 0,001	0,959	0,0121	0,0156	0,763

Uji Shapiro–Wilk tidak menolak kenormalan residual pada ketiga kelompok (p = 0,72; 0,70; dan 0,76), sehingga *empirical resampling* tidak diperlukan dan residual simulasi diambil dari distribusi normal dengan standar deviasi sama dengan galat baku regresi (0,029 mm pada 4 °C, 0,072 mm pada 10 °C, dan 0,018 mm pada 22 °C). Sebagai pembanding nonlinear, model pangkat $\Delta h = a \cdot t^{\wedge} b$ dicocokkan pada data yang sama (Tabel 3). Eksponen model pangkat bernilai 0,76 pada 4 °C, 1,35 pada 10 °C, dan 1,00 pada 22 °C.

Tabel 3. Perbandingan model linear dan model pangkat

Suhu	Linear: R^2	Linear: RMSE (mm)	Pangkat: *a*	Pangkat: *b*	Pangkat: R^2	Pangkat: RMSE (mm)
4 °C	0,950	0,0228	0,091	0,762	0,959	0,0207
10 °C	0,972	0,0507	0,065	1,345	0,989	0,0325
22 °C	0,959	0,0156	0,176	0,999	0,959	0,0157

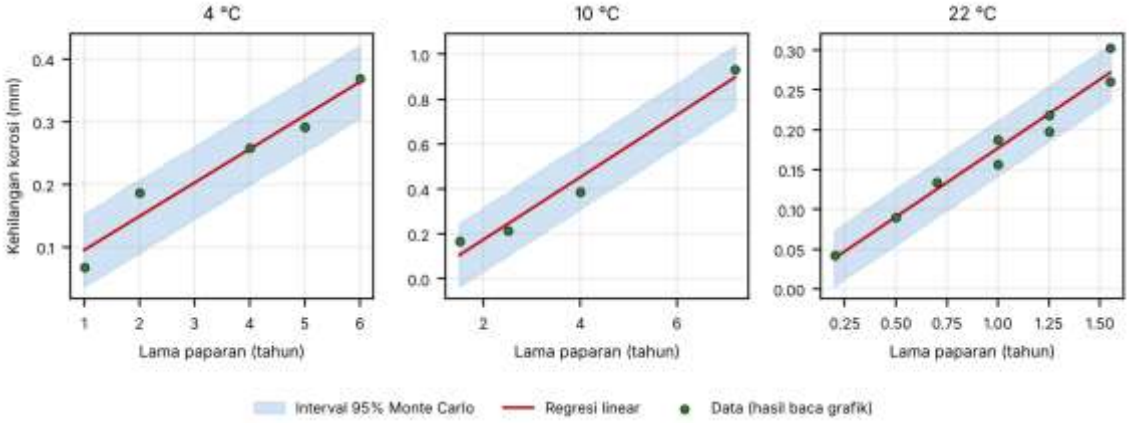
Simulasi Monte Carlo dengan 10.000 iterasi menghasilkan sebaran prediksi pada tiga waktu paparan di dalam rentang data untuk setiap kelompok (Tabel 4 dan Gambar 2). Pada 4 °C, prediksi pada t = 6 tahun memiliki rata-rata 0,364 mm dengan interval prediksi empiris 95% antara 0,306 dan 0,422 mm. Pada 10 °C, prediksi pada t = 7,2 tahun memiliki rata-rata 0,897 mm dengan interval antara 0,756 dan 1,037 mm. Pada 22 °C, prediksi pada t = 1,5 tahun memiliki rata-rata 0,263 mm dengan interval antara 0,229 dan 0,298 mm. Lebar interval paling besar terdapat pada 10 °C, sejalan dengan galat baku regresinya yang paling besar.

e-ISSN: 2964-0849
Vol.5 No.1 November 2026
DOI :https://doi.org/10.59585/bajik

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

Tabel 4. Hasil simulasi Monte Carlo (10.000 iterasi)

Suhu	*t* (tahun)	Prediksi regresi (mm)	Rata-rata simulasi (mm)	SD (mm)	Persentil 2,5 (mm)	Persentil 97,5 (mm)
4 °C	2,0	0,149	0,149	0,029	0,091	0,207
4 °C	4,0	0,256	0,256	0,029	0,199	0,314
4 °C	6,0	0,364	0,364	0,030	0,306	0,422
10 °C	2,0	0,175	0,175	0,072	0,034	0,315
10 °C	4,0	0,452	0,453	0,073	0,311	0,594
10 °C	7,2	0,897	0,897	0,071	0,756	1,037
22 °C	0,5	0,090	0,090	0,018	0,056	0,125
22 °C	1,0	0,177	0,177	0,017	0,143	0,211
22 °C	1,5	0,263	0,263	0,018	0,229	0,298



Gambar 2. Data kehilangan korosi (hasil baca grafik), garis regresi linear, dan interval prediksi 95% Monte Carlo

2. Pembahasan

Hubungan linear antara lama paparan dan kehilangan korosi signifikan pada ketiga kelompok suhu dengan R^2 antara 0,95 dan 0,97, sehingga hipotesis nol ditolak. Nilai setinggi itu lazim dilaporkan pada model regresi laju korosi, misalnya pada baja karbon dengan data sensor LPR (Jung dan Lee, 2024). Namun, hasil ini dihitung dari hanya 4 sampai 9 titik dengan derajat bebas 2 sampai 7, dan interval kepercayaan koefisien regresi cukup lebar, misalnya 0,067 sampai 0,211 mm/tahun pada 10 °C. Oleh karena itu, temuan ini lebih tepat dibaca sebagai deskripsi hubungan pada data yang tersedia daripada sebagai estimasi yang dapat digeneralisasi.

Model pangkat memberi kecocokan sedikit lebih baik pada 4 °C (R^2 0,959 dibanding 0,950) dan 10 °C (0,989 dibanding 0,972), dan setara pada 22 °C karena eksponennya mendekati 1,00. Eksponen yang diperoleh dari data hasil baca grafik (0,76 dan 1,35) selaras dengan eksponen 0,79 dan 1,35 pada publikasi sumber, yang juga melaporkan laju awal terkalibrasi yang meningkat dari 0,09 mm/tahun pada 4 °C menjadi 0,31 mm/tahun pada 27,6 °C (Kim *et al.*, 2026). Kesesuaian ini menunjukkan bahwa pembacaan grafik cukup andal untuk tujuan analisis ini. Eksponen di bawah 1 pada 4 °C menunjukkan perlambatan laju korosi, sedangkan eksponen di atas 1 pada 10 °C menunjukkan percepatan. Perbedaan perilaku tersebut sejalan dengan temuan bahwa korosi baja laut berkembang secara bimodal terhadap waktu paparan (Melchers *et al.*, 2025), sehingga garis lurus hanya merupakan pendekatan pada rentang pengamatan. Pola serupa tampak pada uji laboratorium baja

e-ISSN: 2964-0849
Vol.5 No.1 November 2026
DOI :https://doi.org/10.59585/bajik

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

Q355 di zona percikan, tempat model Weibull (R^2 0,9913) mengungguli model linear (R^2 0,8889) pada intensitas percikan terendah (Ouyang *et al.*, 2026).

Peningkatan laju korosi rata-rata seiring suhu (0,069; 0,106; dan 0,180 mm/tahun) tidak dapat dikaitkan secara kausal dengan suhu, karena setiap kelompok suhu berasal dari lokasi yang berbeda sehingga pengaruh suhu bercampur dengan faktor lingkungan lain. Kehati-hatian ini sejalan dengan catatan bahwa banyak metode prediksi korosi hanya berlaku pada lingkungan dan jenis baja tertentu (Jiang dan Hirohata, 2022). Pemisahan data per kelompok suhu pada penelitian ini karenanya merupakan keputusan yang tepat, tetapi menyebabkan jumlah data tiap model menjadi kecil.

RMSE lebih besar daripada MAE pada semua kelompok, dengan rasio RMSE terhadap MAE sebesar 1,25; 1,05; dan 1,29. Karena kecocokan metrik dengan distribusi galat bergantung pada bentuk distribusi tersebut (Hodson, 2022), dan distribusi galat tidak dapat ditegakkan dari 4 sampai 9 titik, kedua metrik dilaporkan bersama. Uji Shapiro–Wilk yang tidak menolak kenormalan residual juga memiliki daya uji rendah pada jumlah data sekecil ini, sehingga keputusan menggunakan residual normal perlu dipandang sebagai konsekuensi ukuran sampel, bukan bukti kenormalan.

Interval prediksi Monte Carlo bernilai sekitar ±0,06 mm pada 4 °C, ±0,14 mm pada 10 °C, dan ±0,03 mm pada 22 °C. Simulasi Monte Carlo termasuk pendekatan makroskopik yang dipakai dalam pemodelan korosi berbasis data (Xu *et al.*, 2023), tetapi pada penelitian ini simulasi hanya merepresentasikan variasi residual di sekitar garis regresi. Interval tersebut belum memasukkan ketidakpastian parameter *a* dan *b*, galat pembacaan grafik sekitar ±0,02 mm, maupun perbedaan lokasi, sehingga cenderung lebih sempit daripada ketidakpastian yang sebenarnya.

Hasil prediksi dapat dimanfaatkan sebagai informasi pendukung untuk memperkirakan besaran kehilangan ketebalan pada rentang waktu yang telah diamati, misalnya sekitar 0,26 mm pada 4 tahun paparan di 4 °C dengan interval 0,20 sampai 0,31 mm. Pemanfaatan serupa pada kapal lazimnya bertumpu pada data pengukuran ketebalan dari survei berkala (Wang *et al.*, 2021). Karena korosi merupakan proses yang bergantung pada waktu dan dapat berujung pada penurunan kekuatan yang kritis (Ben Seghier *et al.*, 2023), prediksi hanya dilaporkan di dalam rentang waktu data dan tidak diekstrapolasi. Keterbatasan penelitian ini meliputi jumlah data yang kecil, nilai yang diperoleh dari pembacaan grafik, hanya 9 dari 15 pengamatan yang terbaca pada kelompok 22 °C, tidak dianalisisnya kelompok 17 °C dan 27,6 °C, serta sumber data yang berasal dari satu publikasi. Hasil ini juga tidak mewakili kondisi aktual kapal perang tertentu.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa regresi linear dan simulasi Monte Carlo dapat digunakan untuk menggambarkan kehilangan ketebalan baja laut beserta rentang ketidakpastiannya. Berdasarkan data kehilangan korosi pada kelompok suhu 4 °C, 10 °C, dan 22 °C yang bersumber dari Kim *et al.* (2026) dan dibaca dari grafik, lama paparan berhubungan linear secara signifikan dengan kehilangan ketebalan (R^2 antara 0,950 dan 0,972), dengan laju korosi rata-rata 0,069; 0,106; dan 0,180 mm/tahun. Interval prediksi 95% hasil simulasi paling lebar pada 10 °C, dan model pangkat memberikan kecocokan sedikit lebih baik pada 4 °C dan 10 °C. Hasil ini bersifat deskriptif karena jumlah data kecil, nilainya merupakan estimasi pembacaan grafik, dan tidak mewakili kondisi aktual kapal perang tertentu. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data pengukuran ketebalan yang lebih banyak dan terdokumentasi, seperti data survei berkala kapal (Wang *et al.*, 2021), membandingkan model linear dengan model nonlinear yang lebih sesuai dengan perilaku korosi (Ouyang *et al.*, 2026), serta memasukkan ketidakpastian parameter model ke dalam simulasi.

e-ISSN: 2964-0849
Vol.5 No.1 November 2026
DOI :https://doi.org/10.59585/bajik

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

DAFTAR PUSTAKA

Ben Seghier, M.E.A., Knudsen, O.Ø., Skilbred, A.W.B. and Höche, D. (2023) 'An intelligent framework for forecasting and investigating corrosion in marine conditions using time sensor data', *npj Materials Degradation*. doi: 10.1038/s41529-023-00404-y.

Hodson, T.O. (2022) 'Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not', *Geoscientific Model Development*, 15(14), pp. 5481–5487. doi: 10.5194/gmd-15-5481-2022.

Jiang, F. and Hirohata, M. (2022) 'A GAN-augmented corrosion prediction model for uncoated steel plates', *Applied Sciences*, 12(9), p. 4706. doi: 10.3390/app12094706.

Jung, K.-H. and Lee, J.-H. (2024) 'Prediction of corrosion rate for carbon steel using regression model with commercial LPR sensor data', *Applied Sciences*, 14(23), p. 10836. doi: 10.3390/app142310836.

Kim, M., Kim, T. and Cha, D. (2026) 'Probabilistic corrosion prediction of marine steel under future climate change scenarios using physics-informed Gaussian process regression', *Scientific Reports*, 16, p. 31105. doi: 10.1038/s41598-026-73740-z.

Melchers, R.E., Jeffrey, R., Chaves, I.A. and Petersen, R.B. (2025) 'Predicting corrosion for life estimation of ocean and coastal steel infrastructure', *Materials and Corrosion*, 76, pp. 776–789. doi: 10.1002/maco.202314201.

Ouyang, Q., Rao, J. and Guo, C. (2026) 'A Weibull distribution-based corrosion rate model for intelligent monitoring of steel structures in marine splash zones', *Sensors*, 26(4), p. 1401. doi: 10.3390/s26041401.

United Nations Conference on Trade and Development (UNCTAD) (2025) *Review of maritime transport 2025: staying the course in turbulent waters*. Geneva: United Nations. Available at: https://unctad.org/system/files/official-document/rmt2025overview_en.pdf.

Virtanen, P. *et al.* (2020) 'SciPy 1.0: fundamental algorithms for scientific computing in Python', *Nature Methods*, 17(3), pp. 261–272. doi: 10.1038/s41592-019-0686-2.

Wang, F. *et al.* (2025) 'Model construction of corrosion resistance of alloying elements for low alloy steel in marine atmospheric corrosive environment based on machine learning', *Corrosion Reviews*, 43, pp. 143–153. doi: 10.1515/corrrev-2023-0162.

Wang, Z., Sobey, A.J. and Wang, Y. (2021) 'Corrosion prediction for bulk carrier via data fusion of survey and experimental measurements', *Materials & Design*, 208, p. 109910. doi: 10.1016/j.matdes.2021.109910.

Wu, B., Luo, Y., Yu, S. and Fan, E. (2026) 'Corrosion potential prediction of marine engineering steel based on machine learning', *npj Materials Degradation*, 10, p. 96. doi: 10.1038/s41529-026-00809-5.

Xu, D. *et al.* (2023) 'A review of trends in corrosion-resistant structural steels research—from theoretical simulation to data-driven directions', *Materials*, 16(9), p. 3396. doi: 10.3390/ma16093396.