

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

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

Pemodelan Matematis Laju Korosi Baja Tulangan Dalam Mortar Semen Akibat Karbonasi Dan Klorida: Pendekatan Regresi Log-Linier Dan Estimasi Umur Layan

Mathematical Modelling Of Reinforcing Steel Corrosion Rate In Cementitious Mortar Due To Carbonation And Chlorides: A Log-Linear Regression Approach And Service-Life Estimation

Debra Edelaide Pattinasarany*, Sovian Aritonang
*Program Studi Matematika Militer, Fakultas MIPA Militer, Universitas Pertahanan Republik Indonesia

debrapattinasarany27@gmail.com* , sovian.aritonang@idu.ac.id

Abstract

Reinforcing-steel corrosion is the dominant mechanism of durability loss in reinforced concrete, and strategic infrastructure with long design lives is particularly exposed to it. This study formulates a mathematical model of the steel corrosion rate (icorr) in cementitious mortar from an open secondary experimental dataset of 180 carbonation observations and 95 chloride-contamination observations. Pearson and Spearman correlation, power-law regression of corrosion rate on electrical resistivity, and multiple log-linear regression fitted by ordinary least squares via the normal equations were applied; model adequacy was checked with t- and F-tests, variance inflation factors and leave-one-out (LOO) cross-validation. Corrosion potential (Ecorr) emerged as the strongest single predictor under both mechanisms (r = -0.79 and -0.77). The five-variable model explained the data with R^2 = 0.84 (LOO R^2 = 0.82) for carbonation and R^2 = 0.74 (LOO R^2 = 0.71) for chloride. Median corrosion rates in carbonated mortar exceeded those in chloride-contaminated mortar by roughly two orders of magnitude (Mann–Whitney, p < 0.001), and every 10% increase in relative humidity raised the corrosion rate by a factor of about 1.6. Converting the rates through Faraday's law gives a median time to 10% cross-sectional loss of a 16 mm bar of 4.3 years under carbonation against roughly 924 years under chloride. Because the models are transparent and physically interpretable, they are suitable as screening tools in construction-material durability assessment.

Keywords : *Steel Corrosion, Cementitious Mortar, Carbonation, Multiple Linear Regression, Service Life*

Abstrak

Korosi pada baja tulangan adalah mekanisme utama hilangnya ketahanan (durabilitas) beton bertulang, dan infrastruktur strategis dengan umur rencana panjang sangat rentan terhadapnya. Penelitian ini merumuskan model matematis laju korosi baja (icorr) dalam mortar semen dari basis data sekunder eksperimental terbuka yang memuat 180 pengamatan kondisi karbonasi dan 95 pengamatan kondisi kontaminasi klorida. Analisis dilakukan dengan korelasi Pearson dan Spearman, regresi hukum pangkat laju korosi terhadap resistivitas listrik, serta regresi linier berganda log-linier yang ditaksir dengan metode kuadrat terkecil melalui persamaan normal; kelayakan model diperiksa dengan uji-t, uji-F, variance inflation factor, dan validasi silang leave-one-out (LOO). Potensial korosi (Ecorr) terbukti sebagai prediktor tunggal terkuat pada kedua mekanisme (r = -0.79 dan -0.77). Model lima variabel memberikan R^2 = 0.84 (R^2 LOO = 0.82) untuk karbonasi dan R^2 = 0.74 (R^2 LOO = 0.71) untuk klorida. Laju korosi median mortar terkarbonasi melampaui mortar terkontaminasi klorida sekitar dua orde besaran (Mann–Whitney, p < 0,001), dan setiap kenaikan kelembapan relatif 10% menaikkan laju korosi sekitar 1,6 kali. Konversi melalui hukum Faraday menghasilkan waktu median hingga kehilangan luas penampang 10% pada tulangan 16 mm sebesar 4.3 tahun untuk karbonasi dan sekitar 924 tahun untuk klorida. Karena bersifat transparan dan dapat ditafsirkan secara fisis, model ini layak dijadikan alat penapisan dalam penilaian ketahanan material konstruksi.

Kata Kunci: Korosi Baja, Mortar Semen, Karbonasi, Regresi Linier Berganda, Umur Layan

Penulis Korespondensi : Debra Edelaide Pattinasarany

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

I. PENDAHULUAN

Di antara seluruh material konstruksi, beton bertulang menempati posisi paling dominan, dan penggunaannya mencakup infrastruktur strategis—dermaga, bunker, hanggar, jembatan, serta fasilitas pertahanan lainnya yang dirancang untuk bertahan puluhan tahun di lingkungan yang agresif. Dalam keadaan normal, baja tulangan dilindungi oleh lapisan pasif tipis yang stabil berkat larutan pori beton yang sangat basa (pH sekitar 13). Perlindungan ini dapat hilang melalui dua jalur utama: pertama, karbonasi, ketika CO_2 dari udara bereaksi dengan kalsium hidroksida sehingga pH larutan pori turun; kedua, masuknya ion klorida yang merusak lapisan pasif secara setempat walaupun pH masih tinggi (Bertolini et al., 2013; Angst, 2018). Begitu depasivasi terjadi, kecepatan korosi selanjutnya ditentukan oleh pasokan oksigen, kadar air, dan resistivitas listrik matriks semen (Andrade and Alonso, 1996).

Dalam penilaian ketahanan material, laju korosi (icorr, $\mu A/cm^2$) adalah besaran sentral karena, menurut hukum Faraday, besaran ini sebanding langsung dengan massa baja yang hilang. Namun, pengukurannya di lapangan membutuhkan instrumen elektrokimia (misalnya linear polarization resistance) yang tidak selalu tersedia. Karena itu dibutuhkan model matematis yang dapat menaksir laju korosi dari besaran yang lebih mudah diperoleh, seperti potensial korosi, resistivitas, kadar air, dan kelembapan lingkungan. Berbagai model empiris berbentuk hukum pangkat antara laju korosi dan resistivitas telah diusulkan (Alonso, Andrade and González, 1988; Hornbostel, Larsen and Geiker, 2013; Tan and Hiep, 2020), tetapi koefisiennya berbeda-beda antarstudi (Stefanoni, Angst and Elsener, 2018) dan hampir tidak pernah dibandingkan secara langsung antara mekanisme karbonasi dan klorida pada basis data yang sama; studi perbandingan terbaru atas kedua mekanisme pun masih bersifat deskriptif-eksperimental (Kim and Choi, 2025; Ali et al., 2024).

Ditinjau dari matematika terapan, persoalan ini pada hakikatnya adalah masalah estimasi parameter, yaitu mencari fungsi f sehingga $icorr \approx f(x_1, \ldots, xk)$ dengan galat sekecil mungkin. Dengan transformasi logaritmik, hubungan yang bersifat multiplikatif berubah menjadi aditif sehingga dapat diselesaikan melalui metode kuadrat terkecil (ordinary least squares, OLS) dengan aljabar matriks (Montgomery, Peck and Vining, 2021). Pendekatan ini menghasilkan model yang transparan, bermakna secara fisis, dan dapat diuji signifikansinya; hal ini membedakannya dari model pembelajaran mesin (machine learning) yang kini banyak dikembangkan untuk memprediksi korosi tulangan (Jia, Qiao and Han, 2022; Coelho et al., 2022), termasuk pada basis data yang sama (Ji and Ye, 2023; Ji et al., 2025). Model-model tersebut memang akurat, tetapi koefisiennya sulit ditafsirkan secara fisis, sehingga regresi klasik tetap bernilai sebagai pembanding sekaligus sebagai pengetahuan domain yang dapat disisipkan ke dalam model berbasis data (Ji et al., 2025).

Basis data yang dianalisis adalah basis data eksperimental terbuka hasil publikasi Ji dan Ye (2024), yang berisi 275 pengamatan laju korosi baja dalam mortar semen dengan variasi jenis pengikat (semen Portland, terak tanur tinggi/GGBS, abu terbang, dan silica fume), rasio air–pengikat, kadar klorida, serta kelembapan relatif. Penelitian ini bertujuan untuk: (1) menentukan variabel yang paling kuat berkorelasi dengan laju korosi pada kondisi karbonasi dan klorida; (2) menyusun dan memvalidasi model regresi log-linier berganda untuk kedua mekanisme; (3) membandingkan parameter hukum pangkat laju korosi–resistivitas antara kedua mekanisme; dan (4) memanfaatkan hukum Faraday untuk mengubah laju korosi menjadi taksiran umur layan sebagai indikator ketahanan material.

II. METODE

Sumber data adalah data sekunder terbuka berjudul "Dataset on carbonation and chloride-induced steel corrosion in cementitious mortars" (Ji and Ye, 2024). Basis data ini terbagi dalam dua lembar: (a) kondisi karbonasi sebanyak 180 baris dan (b) kondisi kontaminasi klorida sebanyak 95 baris. Setiap baris memuat 15 variabel dalam empat kelompok: parameter campuran (proporsi semen, GGBS, abu terbang, silica fume; rasio air–pengikat w/b), sifat material (kadar klorida total dan bebas, pH larutan pori, porositas), parameter lingkungan

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

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

(kelembapan relatif RH, derajat saturasi, kadar air), dan parameter elektrokimia (potensial korosi Ecorr terhadap elektroda Cu/$CuSO_4$, resistivitas listrik ρ, rasio Cl^-/OH^-, dan laju korosi icorr). Kedua lembar data lengkap tanpa nilai hilang.

Keeratan hubungan antara tiap prediktor dan laju korosi dinilai dengan dua ukuran: koefisien korelasi Pearson r yang dihitung pada skala logaritmik ($\log_{10}$ icorr, $\log_{10}$ ρ, $\log_{10}$ Cl^-/OH^-), dan koefisien korelasi peringkat Spearman rs yang tidak bergantung pada asumsi linearitas. Untuk dua peubah x dan y dengan n pengamatan, koefisien Pearson didefinisikan sebagai

$$r = \Sigma(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \,/\, \sqrt{[\Sigma(x_i - \bar{x})^2 \cdot \Sigma(y_i - \bar{y})^2]} \quad (1)$$

sedangkan signifikansinya diperiksa melalui statistik $t = r\sqrt{(n-2)}/\sqrt{(1-r^2)}$, yang mengikuti distribusi t-Student dengan derajat bebas n−2.

Keterkaitan laju korosi dengan resistivitas dinyatakan dalam bentuk hukum pangkat

$$\text{icorr} = a \cdot \rho\text{^}b \quad (2)$$

Setelah ditransformasi logaritmik, persamaan (2) menjadi linier, $\log_{10}$ icorr = $\log_{10}$ a + b $\log_{10}$ ρ, sehingga a dan b dapat ditaksir dengan regresi linier sederhana. Eksponen b menggambarkan elastisitas laju korosi terhadap resistivitas; b ≈ −1 berarti keduanya berbanding terbalik sempurna, seperti yang diramalkan hukum Ohm untuk arus mikrosel.

Model inti penelitian ini dirumuskan sebagai

$$\log_{10} \text{icorr} = \beta_0 + \beta_1 \text{Ecorr} + \beta_2 \log_{10}\rho + \beta_3 W + \beta_4 \text{pH} + \beta_5 \text{Clf} + \varepsilon \quad (3)$$

di sini W menyatakan kadar air mortar (%), Clf kadar klorida bebas (% massa pengikat), dan ε galat acak yang diasumsikan $N(0, \sigma^2)$. Secara matriks, model dituliskan $y = X\beta + \varepsilon$ dengan $y \in \mathbb{R}^n$, $X \in \mathbb{R}\text{^}(n\times k)$, dan $\beta \in \mathbb{R}\text{^}k$. Penaksir kuadrat terkecil diperoleh dengan meminimumkan jumlah kuadrat galat $S(\beta) = (y - X\beta)^T(y - X\beta)$; dari syarat $\partial S/\partial\beta = 0$ diperoleh persamaan normal $X^TX\beta = X^Ty$, yang penyelesaiannya adalah

$$\hat{\beta} = (X^TX)^{-1} X^Ty \quad (4)$$

Matriks kovarians penaksir adalah $\text{Var}(\hat{\beta}) = \hat{\sigma}^2(X^TX)^{-1}$ dengan $\hat{\sigma}^2 = \text{SSE}/(n-k)$, dan galat baku tiap koefisien merupakan akar elemen diagonalnya. Signifikansi parsial diperiksa dengan $t_j = \hat{\beta}j / \text{se}(\hat{\beta}j)$, signifikansi simultan dengan uji-F, dan kecocokan model dengan koefisien determinasi $R^2 = 1 - \text{SSE/SST}$ beserta versi terkoreksinya. Multikolinearitas diperiksa melalui variance inflation factor $\text{VIF}j = 1/(1 - Rj^2)$, dengan Rj^2 adalah koefisien determinasi regresi xj terhadap prediktor lain; nilai VIF < 10 dianggap masih dapat diterima (Montgomery, Peck and Vining, 2021). Normalitas residual diuji dengan Shapiro–Wilk dan independensinya dengan statistik Durbin–Watson. Seluruh perhitungan diimplementasikan secara langsung dari persamaan (4) menggunakan pustaka NumPy dan SciPy.

Kemampuan prediksi di luar sampel dinilai dengan validasi silang leave-one-out (LOO): pengamatan ke-i dikeluarkan satu per satu, model ditaksir ulang dari n−1 pengamatan yang tersisa, kemudian dipakai untuk memprediksi pengamatan yang dikeluarkan tersebut. RMSE LOO dan R^2 LOO dihitung dari himpunan prediksi tersebut. Sebagai pembanding, dua model tereduksi turut ditaksir, yaitu model elektrokimia (hanya Ecorr dan $\log_{10}\rho$) dan model material–lingkungan (W, pH, Clf, w/b) yang sama sekali tidak memerlukan pengukuran elektrokimia.

Hukum Faraday menyatakan bahwa massa logam yang terlarut sebanding dengan muatan listrik yang mengalir. Untuk besi (M = 55,85 g/mol, z = 2, ρFe = 7,87 g/cm^3), laju korosi 1 µA/cm^2 setara dengan laju penetrasi seragam kira-kira 11,6 µm/tahun (Andrade and Alonso, 1996), sehingga

$$p = 0{,}0116 \cdot \text{icorr} \quad (\text{mm/tahun}) \quad (5)$$

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

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

Pada tulangan silinder berjari-jari awal r_0, kehilangan luas penampang sebesar fraksi α tercapai saat jari-jari berkurang $\Delta r = r_0(1 - \sqrt{(1-\alpha)})$. Waktu yang dibutuhkan untuk mencapainya adalah

$$t\alpha = r_0(1 - \sqrt{(1-\alpha)}) \,/\, p \quad (6)$$

Nilai yang dipakai dalam penelitian ini adalah r_0 = 8 mm (tulangan D16) dan α = 0,10, yakni ambang kehilangan penampang yang lazim dalam penilaian struktur, sehingga Δr = 0,411 mm. Laju korosi juga dikelompokkan mengikuti kriteria RILEM TC 154-EMC (Andrade and Alonso, 2004): pasif (< 0,1 µA/cm²), rendah (0,1–0,5), sedang (0,5–1,0), dan tinggi (> 1,0 µA/cm²). Mengingat distribusi icorr sangat menjulur ke kanan, perbedaan distribusi antara kedua mekanisme diuji dengan uji Mann–Whitney U.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Hasil

Statistik deskriptif variabel utama dirangkum pada Tabel 1. Rentang RH kedua kelompok data hampir sama (56–100%), tetapi pH larutan porinya berbeda tajam: mortar terkarbonasi berada pada pH 9,9–14,2 (median 11,8), sedangkan mortar terkontaminasi klorida tetap sangat basa (pH 14,2–14,5). Laju korosi kondisi karbonasi tersebar pada 0,012–52,0 µA/cm² dengan median 8,19 µA/cm², sementara kondisi klorida hanya 0,007–1,11 µA/cm² dengan median 0,038 µA/cm². Uji Mann–Whitney menegaskan bahwa perbedaan ini sangat signifikan (U = 16318, p < 0,001). Menurut klasifikasi RILEM, 157 dari 180 pengamatan karbonasi (87%) masuk kategori laju korosi tinggi, sedangkan 71 dari 95 pengamatan klorida (75%) masih tergolong pasif. Pola ini sejalan dengan pengamatan terdahulu: pada spesimen yang kloridanya dicampurkan sejak pengecoran, sebagian klorida terikat secara kimia sehingga lapisan pasif dapat bertahan pada pH tinggi, sedangkan karbonasi menurunkan pH secara merata sehingga depasivasi berlangsung menyeluruh (Bertolini et al., 2013; Angst, 2018).

Tabel 1. Statistik deskriptif variabel utama

Variabel	Min (K)	Median (K)	Maks (K)	Min (Cl)	Median (Cl)	Maks (Cl)
w/b (–)	0.300	0.450	0.550	0.400	0.450	0.550
Cl^- bebas (% pengikat)	0.006	0.869	1.69	0.011	1.53	2.24
pH larutan pori	9.87	11.81	14.22	14.17	14.35	14.48
Porositas (–)	0.091	0.188	0.244	0.212	0.253	0.312
RH (%)	56.00	79.50	97.00	56.00	84.00	100
Kadar air (%)	2.93	5.56	12.18	5.80	11.12	15.58
Ecorr (mV)	-668	-489	-97.49	-895	-441	-228
ρ (Ω·m)	12.72	223	12168	32.35	159	2632
icorr (µA/cm²)	0.012	8.19	52.01	0.007	0.038	1.11

K = karbonasi (n = 180); Cl = klorida (n = 95)

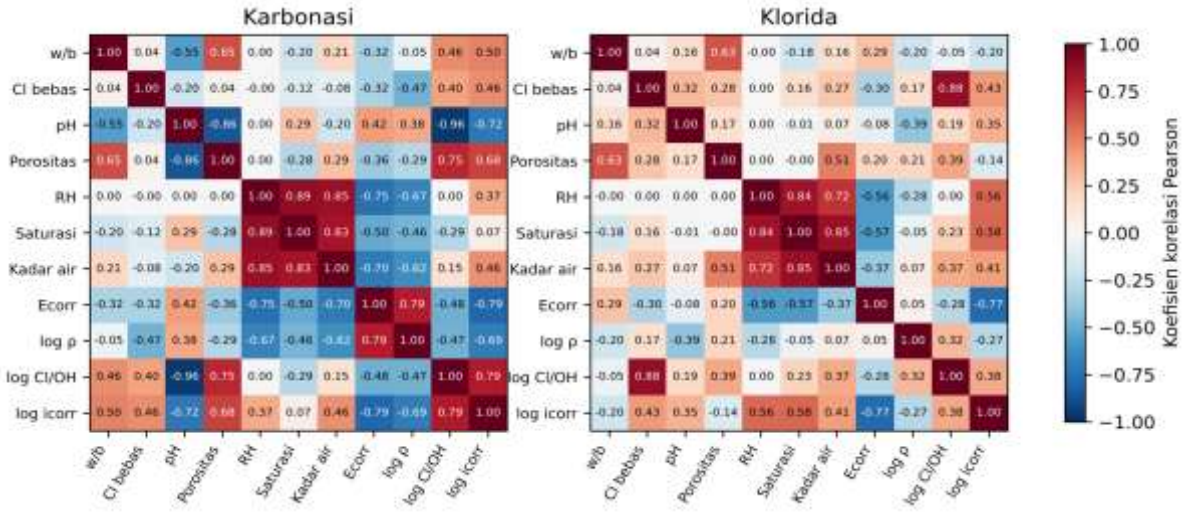
Koefisien korelasi tiap prediktor terhadap $\log_{10}$ icorr ditampilkan pada Tabel 2 dan Gambar 1. Untuk kondisi karbonasi, urutan prediktor terkuat adalah rasio Cl^-/OH^- (r = 0.79), potensial korosi (r = -0.79; rs = -0.82), pH (r = -0.72), dan resistivitas (r = -0.69; rs = -0.80). Untuk kondisi klorida, korelasi kuat hanya ditemukan pada Ecorr (r = -0.77), disusul derajat saturasi (r = 0.58) dan RH (r = 0.56), sedangkan korelasi dengan resistivitas merosot tajam (r = -0.28). Korelasi Ecorr yang bertanda negatif menunjukkan bahwa potensial yang makin negatif (makin aktif) berkaitan dengan laju korosi yang makin tinggi, sesuai dengan teori potensial campuran. Hal yang menarik adalah tanda korelasi pH yang berlawanan pada kedua kelompok: negatif pada karbonasi (pH yang turun memicu korosi) tetapi positif lemah pada klorida (r = 0.35); pada rentang pH yang sempit (14,2–14,5), variasi pH tampaknya lebih mencerminkan perbedaan komposisi pengikat daripada derajat depasivasi.

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

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

Tabel 2. Koefisien korelasi prediktor terhadap $\log_{10}$ icorr

Prediktor	r (K)	p (K)	rs (K)	r (Cl)	p (Cl)	rs (Cl)
Ecorr	-0.788	<0,001	-0.819	-0.771	<0,001	-0.739
$\log_{10}$ ρ	-0.695	<0,001	-0.795	-0.275	0.007	-0.322
$\log_{10}$ (Cl^-/OH^-)	0.793	<0,001	0.601	0.381	<0,001	0.102
pH	-0.718	<0,001	-0.607	0.346	<0,001	0.378
Porositas	0.679	<0,001	0.647	-0.137	0.180	-0.184
Kadar air	0.459	<0,001	0.648	0.412	<0,001	0.434
RH	0.368	<0,001	0.571	0.563	<0,001	0.602
Saturasi	0.067	0.370	0.292	0.576	<0,001	0.632
Cl^- bebas	0.462	<0,001	0.350	0.427	<0,001	0.273
w/b	0.500	<0,001	0.354	-0.202	0.049	-0.198



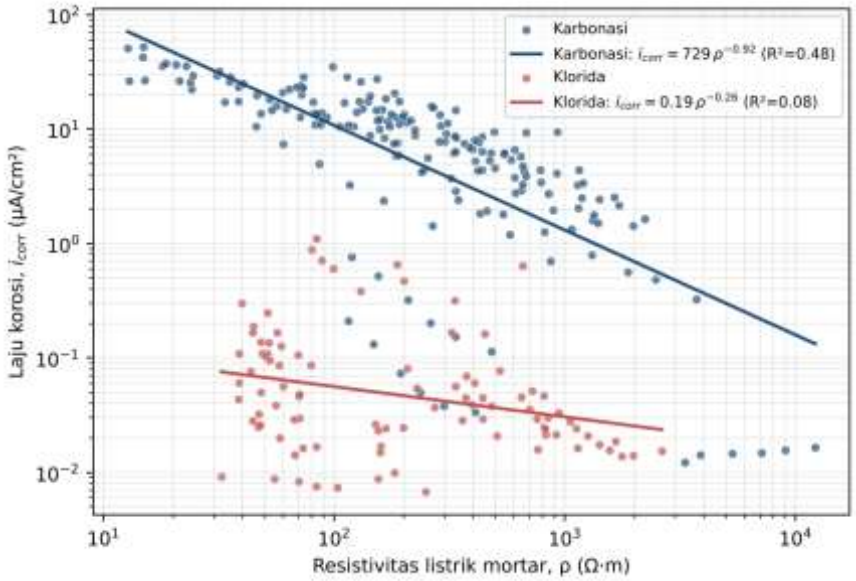
Gambar 1. Matriks korelasi Pearson antarvariabel pada kondisi karbonasi (kiri) dan klorida (kanan)

Hubungan icorr–ρ pada skala log-log diperlihatkan pada Gambar 2. Untuk mortar terkarbonasi diperoleh icorr = 729 ρ^(-0.92) dengan $R^2 = 0.48$ ($p < 0,001$; se(b) = 0.071). Eksponen b = -0.92 ± 0.071 secara statistik tidak berbeda dari −1, sehingga laju korosi dapat dikatakan berbanding terbalik dengan resistivitas (icorr ∝ 1/ρ), sebagaimana diharapkan bila proses dikendalikan oleh hambatan ohmik elektrolit pori (Alonso, Andrade and González, 1988). Nilai ini berada dalam kisaran eksponen −0,8 hingga −1,1 yang dirangkum Hornbostel, Larsen and Geiker (2013) untuk beton terkarbonasi.

Pada kondisi klorida, sebaliknya, hubungan hukum pangkat nyaris tidak terbentuk (b = -0.26, R^2 = 0.08). Ini berarti resistivitas bukanlah pengendali utama ketika sebagian besar baja masih berada dalam keadaan pasif; laju korosi lebih dikendalikan oleh kinetika reaksi antarmuka (yang terbaca pada Ecorr) dan ketersediaan air (saturasi). Dengan demikian, model empiris yang hanya bertumpu pada resistivitas sebaiknya dibatasi untuk struktur terkarbonasi.

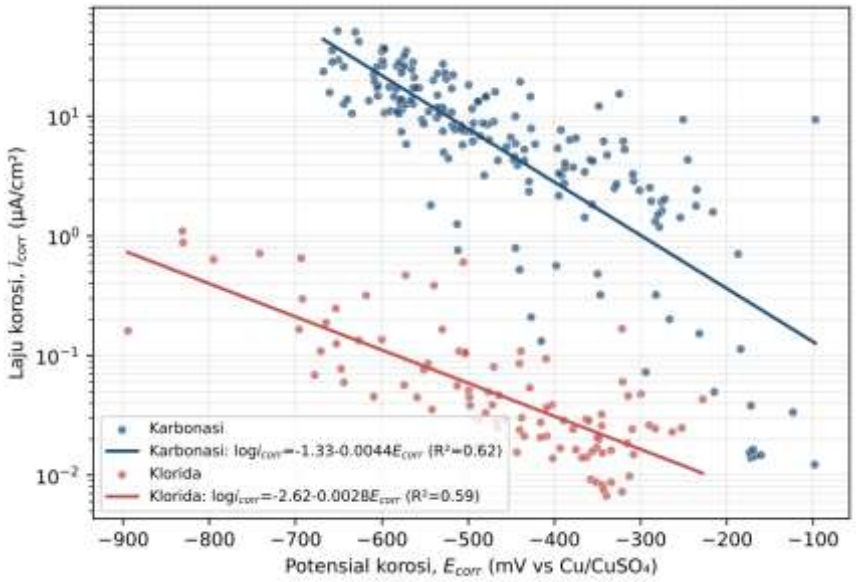
e-ISSN: 2964-0849
Vol.5 No.1 November 2026
DOI :https://doi.org/10.59585/bajik

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan



Gambar 2. Hubungan laju korosi dan resistivitas listrik mortar beserta kurva hukum pangkat

Hubungan dengan potensial korosi (Gambar 3) terlihat lebih konsisten pada kedua mekanisme: $\log_{10}$ icorr = -1.33 − 0.00445 Ecorr (R^2 = 0.62) untuk karbonasi dan $\log_{10}$ icorr = -2.62 − 0.00277 Ecorr (R^2 = 0.59) untuk klorida. Kemiringan sebesar −0,003 hingga −0,0045 dekade per mV berarti setiap penurunan potensial 100 mV menaikkan laju korosi sekitar 1,9–2,8 kali. Kedua garis hampir sejajar tetapi terpisah kira-kira 1,3 dekade; artinya, pada potensial yang sama mortar terkarbonasi berkorosi jauh lebih cepat.



Gambar 3. Hubungan laju korosi dengan potensial korosi

Tabel 3 memuat hasil penaksiran persamaan (3) dengan metode kuadrat terkecil. Untuk kondisi karbonasi, model mampu menerangkan 84% variasi $\log_{10}$ icorr (R^2 = 0.84, R^2 adj = 0.84, F = 183.6, p < 0,001,

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

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

RMSE = 0.308 dekade). Prediktor yang signifikan adalah Ecorr (t = -8.73), pH (t = -13.44), dan klorida bebas (t = 5.08); adapun $\log_{10}\rho$ dan kadar air kehilangan signifikansinya begitu Ecorr dimasukkan (VIF ≈ 3,7, pertanda informasinya tumpang tindih dengan Ecorr). Koefisien pH sebesar -0.312 dapat dibaca sebagai berikut: setiap penurunan satu satuan pH menaikkan laju korosi sekitar 10^0,31 ≈ 2,05 kali, dan setiap kenaikan 1% klorida bebas menaikkannya sekitar 10^0,64 ≈ 4,4 kali.

Untuk kondisi klorida, model memberikan R^2 = 0.74 (R^2 adj = 0.73, F = 51.2, p < 0,001, RMSE = 0.260). Semua prediktor signifikan pada α = 0,05; Ecorr paling dominan (t = -10.68), disusul $\log_{10}\rho$ (t = -3.76), klorida bebas, kadar air, dan pH. Karena seluruh VIF < 1,5, multikolinearitas bukan persoalan di sini. Koefisien $\log_{10}\rho$ sebesar -0.228 memperlihatkan pengaruh resistivitas yang baru muncul setelah variabel lain dikendalikan—efek yang tidak terlihat pada analisis bivariat (Gambar 2).

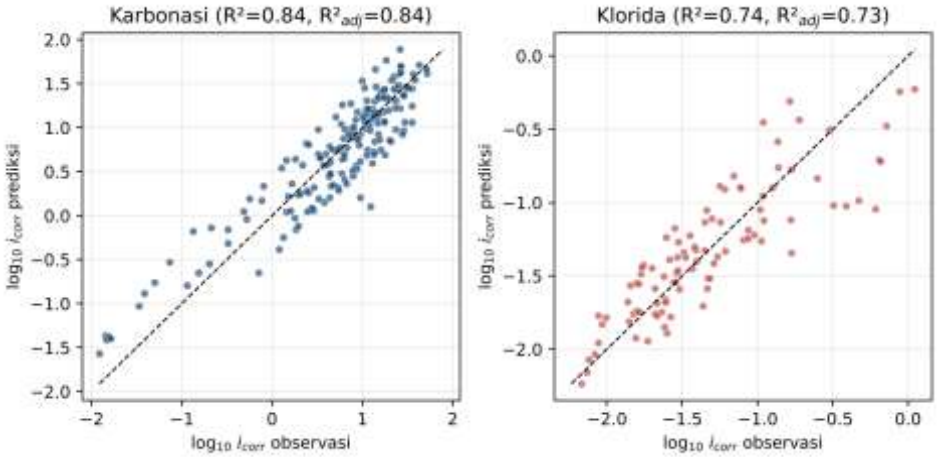
Tabel 3. Koefisien model regresi log-linier berganda (persamaan 3)

Parameter	$\hat{\beta}$ (K)	t (K)	p (K)	VIF (K)	$\hat{\beta}$ (Cl)	t (Cl)	p (Cl)	VIF (Cl)
Konstanta	2.4767	5.51	<0,001	–	-11.3571	-2.56	0.012	–
Ecorr (mV)	-0.0029	-8.73	<0,001	3.68	-0.0023	-10.68	<0,001	1.25
$\log_{10}\rho$	-0.0054	-0.07	0.944	3.70	-0.2276	-3.76	<0,001	1.37
Kadar air (%)	0.0099	0.51	0.614	3.00	0.0351	2.23	0.028	1.20
pH	-0.3119	-13.44	<0,001	1.26	0.6119	2.00	0.049	1.46
Cl^- bebas (%)	0.6434	5.08	<0,001	1.90	0.2189	3.02	0.003	1.43
R^2 / R^2 adj	0.841 / 0.836				0.742 / 0.728			
RMSE / RMSE LOO	0.308 / 0.323				0.260 / 0.277			
R^2 LOO	0.825				0.707			
Durbin–Watson	1.25				1.91			

Validasi silang LOO memberikan R^2 LOO = 0.82 (karbonasi) dan 0.71 (klorida), yang hanya sedikit lebih rendah daripada R^2 dalam sampel; model dengan demikian tidak overfitting. Sebaran prediksi terhadap observasi pada Gambar 4 terdistribusi merata di sekitar garis identitas. Uji Shapiro–Wilk atas residual menghasilkan p = 0.018 dan 0.017, yakni penyimpangan ringan dari normalitas yang masih dapat ditoleransi pada ukuran sampel sebesar ini (Montgomery, Peck and Vining, 2021). Statistik Durbin–Watson untuk klorida, 1.91, berada pada kisaran ideal, sedangkan nilai 1.25 untuk karbonasi mengindikasikan autokorelasi positif ringan akibat struktur data berulang (spesimen yang sama diukur pada beberapa tingkat RH); galat baku koefisien untuk kelompok ini karenanya perlu dibaca dengan hati-hati.

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

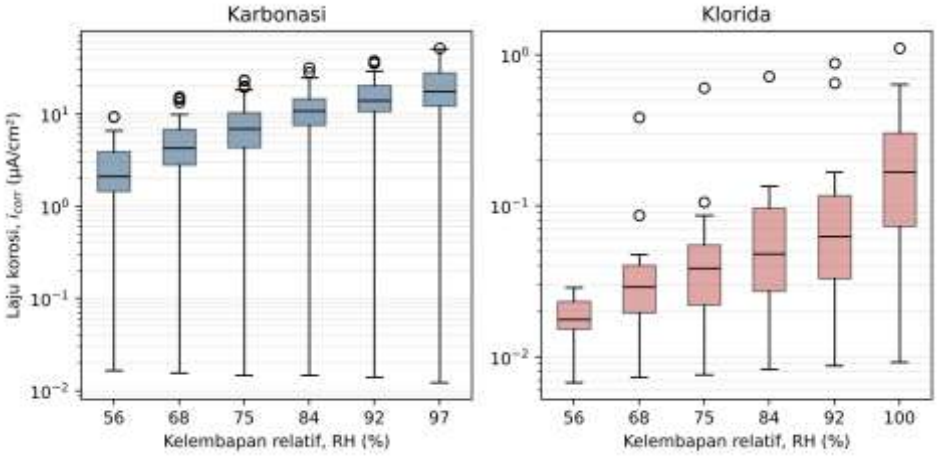
Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan



Gambar 4. Prediksi model regresi log-linier berganda terhadap nilai observasi

Perbandingan dengan model tereduksi menguatkan kesimpulan tersebut. Model elektrokimia (hanya Ecorr dan log₁₀ρ) mencapai R^2 = 0.64 (karbonasi) dan 0.65 (klorida); model material–lingkungan tanpa pengukuran elektrokimia (kadar air, pH, Clf, w/b) mencapai R^2 = 0.77 untuk karbonasi tetapi hanya 0.43 untuk klorida. Jadi, pada struktur terkarbonasi laju korosi dapat ditaksir dengan cukup baik dari sifat material dan lingkungan yang relatif mudah diukur, sedangkan pada struktur terkontaminasi klorida pengukuran potensial korosi tetap tidak tergantikan.

Gambar 5 memperlihatkan laju korosi yang naik secara monoton terhadap RH pada kedua mekanisme. Rerata icorr kondisi karbonasi bergerak dari 2.95 µA/cm² (RH 56%) ke 20.54 µA/cm² (RH 97%), dan kondisi klorida dari 0.018 ke 0.256 µA/cm² (RH 100%). Regresi log₁₀ icorr terhadap RH menghasilkan kemiringan 0,0202 dekade/% (karbonasi) dan 0,0195 dekade/% (klorida)—nyaris sama—sehingga kenaikan RH 10% menggandakan laju korosi sekitar 1,6 kali pada kedua mekanisme. Kesamaan ini mengisyaratkan bahwa kelembapan bekerja melalui jalur yang sama, yaitu kenaikan kadar air pori yang menurunkan resistivitas dan mempercepat transpor ion, tanpa bergantung pada penyebab depasivasinya.



Gambar 5. Distribusi laju korosi menurut kelembapan relatif lingkungan

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

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

Melalui persamaan (5), laju korosi median kondisi karbonasi (8,19 μA/cm²) setara dengan laju penetrasi 0.095 mm/tahun, sedangkan kondisi klorida (0,038 μA/cm²) hanya 0.0004 mm/tahun. Dengan persamaan (6) untuk tulangan D16 dan ambang kehilangan penampang 10% (Δr = 0,411 mm), waktu median yang dibutuhkan adalah 4.3 tahun (rentang 0.7–2887 tahun) untuk karbonasi dan 924 tahun (rentang 32–5220 tahun) untuk klorida. Perlu dicatat bahwa angka-angka ini adalah taksiran tahap propagasi dari data laboratorium terakselerasi dengan asumsi laju tetap dan korosi seragam; pada korosi sumuran akibat klorida, kehilangan penampang setempat dapat 4–8 kali lebih besar daripada nilai seragam (Andrade and Alonso, 1996), sehingga taksiran untuk klorida cenderung terlalu optimistis. Walaupun demikian, perbandingan relatif antarmekanisme dan antarkondisi lingkungan tetap sahih.

2. Pembahasan

Fakta bahwa mortar terkarbonasi berkorosi sekitar dua orde besaran lebih cepat daripada mortar dengan klorida tercampur sejalan dengan teori depasivasi: karbonasi menurunkan pH larutan pori secara merata sehingga lapisan pasif hilang seluruhnya, sedangkan pada klorida yang dicampurkan sejak pengecoran sebagian ion diikat secara kimia oleh produk hidrasi dan lapisan pasif dapat bertahan selama pH tetap tinggi (Bertolini et al., 2013; Angst, 2018). Mekanisme yang sama menjelaskan mengapa tanda koefisien pH berlawanan pada kedua kelompok data.

Eksponen hukum pangkat b ≈ −0,92 pada kondisi karbonasi mendekati nilai −1 yang diramalkan hukum Ohm untuk arus mikrosel, berada dalam kisaran −0,8 hingga −1,1 yang dihimpun Hornbostel, Larsen and Geiker (2013), dan selaras dengan temuan klasik Alonso, Andrade and González (1988) pada mortar terkarbonasi dengan berbagai jenis semen. Tinjauan kritis Stefanoni, Angst and Elsener (2018) juga menggarisbawahi bahwa pada beton terkarbonasi laju korosi terutama dikendalikan oleh kadar air dan resistivitas pori—sejalan dengan dominasi variabel-variabel tersebut dalam model material–lingkungan (R^2 = 0,77). Lemahnya hubungan tersebut pada kondisi klorida menandakan bahwa resistivitas baru menjadi pengendali setelah depasivasi terjadi; oleh karena itu, model empiris berbasis resistivitas saja tidak layak dipakai pada struktur yang sebagian besar tulangannya masih pasif. Dalam situasi seperti itu, kinetika antarmuka yang tercermin pada potensial korosi (Stern and Geary, 1957) menjadi faktor penentu, sebagaimana tampak dari dominasi Ecorr dalam model regresi.

Kemiringan log icorr terhadap RH yang hampir identik (≈0,02 dekade/%) pada kedua mekanisme menunjukkan bahwa kelembapan bekerja melalui jalur yang sama—kadar air pori meningkat, resistivitas turun, dan transpor ion makin cepat—apa pun penyebab depasivasinya. Bagi iklim tropis lembap seperti Indonesia (RH tahunan 75–90%), implikasinya adalah laju korosi struktur terkarbonasi dapat 3–4 kali lebih tinggi daripada di iklim kering. Dengan demikian, pengendalian karbonasi melalui tebal selimut beton yang memadai, rasio w/b rendah, dan pelapis anti-CO_2 memberi dampak yang lebih besar terhadap umur layan daripada sekadar membatasi kadar klorida awal (Tuutti, 1982).

Taksiran umur layan yang diturunkan dari hukum Faraday harus dibaca dengan kehati-hatian karena bersandar pada asumsi laju korosi tetap dan korosi seragam dari data laboratorium terakselerasi. Pada korosi sumuran akibat klorida, kehilangan penampang setempat dapat mencapai 4–8 kali nilai seragam (Andrade and Alonso, 1996), sehingga angka untuk kondisi klorida cenderung terlalu optimistis; meski begitu, perbandingan relatif antarmekanisme dan antarkondisi lingkungan tetap bermakna. Ji et al. (2024) juga memperlihatkan bahwa model yang dilatih dari data laboratorium memerlukan transfer learning agar akurat di lingkungan alami, sehingga penerapan langsung model ini pada struktur lapangan masih perlu divalidasi. Sumbangan utama penelitian ini terletak pada pendekatan matematis yang transparan: setiap koefisien dapat ditafsirkan secara fisis dan diuji signifikansinya. Model pembelajaran mesin pada basis data karbonasi yang sama memang mencapai R^2 lebih tinggi (Ji and Ye, 2023), tetapi dengan jumlah parameter yang jauh lebih banyak; model log-linier lima variabel dengan R^2 LOO = 0,82 menawarkan keseimbangan yang baik antara akurasi, kesederhanaan, dan keterbacaan fisis, serta dapat berfungsi sebagai pengetahuan awal (prior knowledge) bagi

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

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

model knowledge-driven seperti yang diusulkan Ji et al. (2025). Model pada Tabel 3 juga dapat diintegrasikan ke dalam kerangka probabilistik umur layan, misalnya dengan memperlakukan RH dan Ecorr sebagai peubah acak dan menurunkan distribusi tα melalui simulasi Monte Carlo.

IV. KESIMPULAN

Analisis atas 275 pengamatan laju korosi baja dalam mortar semen menghasilkan lima simpulan. Pertama, laju korosi median mortar terkarbonasi sekitar dua orde besaran lebih tinggi daripada mortar dengan klorida tercampur, dan 87% pengamatan karbonasi masuk kategori laju tinggi menurut kriteria RILEM. Kedua, potensial korosi adalah prediktor tunggal terkuat pada kedua mekanisme, sedangkan hukum pangkat laju korosi–resistivitas hanya berlaku pada kondisi karbonasi dengan eksponen $b \approx -0{,}92$ yang mendekati hubungan berbanding terbalik. Ketiga, model regresi log-linier berganda yang ditaksir dengan metode kuadrat terkecil menerangkan 84% (karbonasi) dan 74% (klorida) variasi log laju korosi dan terbukti stabil pada validasi silang LOO. Keempat, setiap kenaikan RH 10% menggandakan laju korosi sekitar 1,6 kali pada kedua mekanisme. Kelima, konversi melalui hukum Faraday menghasilkan waktu median hingga kehilangan penampang 10% sebesar 4.3 tahun untuk karbonasi dan sekitar 924 tahun untuk klorida pada tulangan D16. Karena transparan dan dapat ditafsirkan secara fisis, model ini berpotensi menjadi alat penapisan awal dalam penilaian ketahanan material konstruksi. Untuk penelitian selanjutnya disarankan pemodelan efek acak bagi struktur data berulang, model nonlinier (misalnya regresi polinomial atau spline) untuk menangkap interaksi RH–pengikat, dan validasi dengan data lapangan di iklim tropis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Ji dan Ye (2024) atas publikasi terbuka basis data korosi yang menjadi bahan analisis penelitian ini, serta kepada Program Studi Matematika Militer, Fakultas MIPA Militer, Universitas Pertahanan Republik Indonesia atas dukungan fasilitas yang diberikan.

DAFTAR PUSTAKA

Ali, M. et al. (2024) ‘A review on chloride induced corrosion in reinforced concrete structures: Lab and in situ investigation’, RSC Advances, 14, pp. 37252–37271. doi: 10.1039/D4RA05506C.

Alonso, C., Andrade, C. and González, J. A. (1988) ‘Relation between resistivity and corrosion rate of reinforcements in carbonated mortar made with several cement types’, Cement and Concrete Research, 18(5), pp. 687–698. doi: 10.1016/0008-8846(88)90091-9.

Andrade, C. and Alonso, C. (1996) ‘Corrosion rate monitoring in the laboratory and on-site’, Construction and Building Materials, 10(5), pp. 315–328. doi: 10.1016/0950-0618(95)00044-5.

Andrade, C. and Alonso, C. (2004) ‘Test methods for on-site corrosion rate measurement of steel reinforcement in concrete by means of the polarization resistance method’, Materials and Structures, 37, pp. 623–643. doi: 10.1007/BF02483292.

Angst, U. M. (2018) ‘Challenges and opportunities in corrosion of steel in concrete’, Materials and Structures, 51(1), p. 4. doi: 10.1617/s11527-017-1131-6.

Bertolini, L., Elsener, B., Pedeferri, P., Redaelli, E. and Polder, R. (2013) Corrosion of Steel in Concrete: Prevention, Diagnosis, Repair. 2nd edn. Weinheim: Wiley-VCH.

Coelho, L. B. et al. (2022) ‘Reviewing machine learning of corrosion prediction in a data-oriented perspective’, npj Materials Degradation, 6, p. 8. doi: 10.1038/s41529-022-00218-4.

Hornbostel, K., Larsen, C. K. and Geiker, M. R. (2013) ‘Relationship between concrete resistivity and corrosion rate – A literature review’, Cement and Concrete Composites, 39, pp. 60–72. doi: 10.1016/j.cemconcomp.2013.03.019.

Ji, H. and Ye, H. (2023) ‘Machine learning prediction of corrosion rate of steel in carbonated cementitious mortars’, Cement and Concrete Composites, 143, p. 105256. doi: 10.1016/j.cemconcomp.2023.105256.

Ji, H. and Ye, H. (2024) ‘Dataset on carbonation and chloride-induced steel corrosion in cementitious mortars’, Data in Brief, 55, p. 110595. doi: 10.1016/j.dib.2024.110595.

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

Barongko
Jurnal Ilmu Kesehatan

Ji, H., Tian, Y., Fu, C. and Ye, H. (2024) 'Transfer learning enables prediction of steel corrosion in concrete under natural environments', Cement and Concrete Composites, 148, p. 105488. doi: 10.1016/j.cemconcomp.2024.105488.

Ji, H., Tian, Z., Xia, Y. and Ye, H. (2025) 'Knowledge-driven machine learning for predicting corrosion rate of steel in mortar', Cement and Concrete Composites, 164, p. 106299. doi: 10.1016/j.cemconcomp.2025.106299.

Jia, H., Qiao, G. and Han, P. (2022) 'Machine learning algorithms in the environmental corrosion evaluation of reinforced concrete structures—A review', Cement and Concrete Composites, 133, p. 104725. doi: 10.1016/j.cemconcomp.2022.104725.

Kim, S. and Choi, J. K. (2025) 'Electrochemical and gravimetric assessment of steel rebar corrosion in chloride- and carbonation-induced environments', Buildings, 15(20), p. 3647. doi: 10.3390/buildings15203647.

Montgomery, D. C., Peck, E. A. and Vining, G. G. (2021) Introduction to Linear Regression Analysis. 6th edn. Hoboken, NJ: Wiley.

Stefanoni, M., Angst, U. and Elsener, B. (2018) 'Corrosion rate of carbon steel in carbonated concrete – A critical review', Cement and Concrete Research, 103, pp. 35–48. doi: 10.1016/j.cemconres.2017.10.007.

Stern, M. and Geary, A. L. (1957) 'Electrochemical polarization: I. A theoretical analysis of the shape of polarization curves', Journal of the Electrochemical Society, 104(1), pp. 56–63. doi: 10.1149/1.2428496.

Tan, N. N. and Hiep, D. V. (2020) 'Empirical models of corrosion rate prediction of steel in reinforced concrete structures', Journal of Science and Technology in Civil Engineering, 14(2), pp. 98–107. doi: 10.31814/stce.nuce2020-14(2)-09.

Tuutti, K. (1982) Corrosion of Steel in Concrete. CBI Research Report 4:82. Stockholm: Swedish Cement and Concrete Research Institute.