*Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*
Volume 9 Nomor 5, Tahun 2026
e-ISSN : 2614-1574
p-ISSN : 2621-3249

# PEMODELAN *RANDOM FOREST* UNTUK ESTIMASI MAGNITUDO MOMEN DARI TIGA DETIK AWAL GELOMBANG P

## *RANDOM FOREST MODELING FOR MOMENT MAGNITUDO ESTIMATION FROM THE FIRST THREE SECONDS OF P-WAVES*

**Rangga Tandiais Rizki[1], Suko Prayitno Adi[2], Sigit Pramono[3]**
Program Studi Diploma IV Geofisika, Sekolah Tinggi Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, Indonesia[1, 2]
Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, Indonesia[3]
ranggatandiaisrizki11@gmail.com[1]

***ABSTRACT***

*Banten and West Java have high seismic activity, requiring rapid and reliable magnitudo estimation for earthquake early warning. This study developed a Random Forest model to estimate moment magnitudo (Mw) from the first three seconds of P-wave signals. BMKG strong-motion data from 2019–2025 underwent preprocessing and extraction of 16 amplitude, velocity, acceleration, energy, distance, and logarithmic features. Event ID was retained as a unique identifier for each earthquake in dataset preparation. Using GroupShuffleSplit, 4,209 samples were divided by Event ID into 3,394 training and 815 testing samples. Hyperparameters were optimized through Grid Search with five-fold GroupKFold validation based on Event ID. On the testing data, the model achieved an MAE of 0.159, an RMSE of 0.198, and an $R^2$ of 0.6115, indicating moderate predictive performance. Random Forest can support rapid initial magnitudo estimation, although broader data and improved features remain necessary.*

***Keywords:*** *Random Forest, Event ID, moment magnitudo, P-wave, earthquake early warning.*

**ABSTRAK**

Wilayah Banten dan Jawa Barat memiliki aktivitas seismik tinggi sehingga memerlukan estimasi magnitudo yang cepat dan andal untuk mendukung sistem peringatan dini gempa. Penelitian ini mengembangkan model *Random Forest* untuk mengestimasi magnitudo momen (Mw) dari tiga detik awal gelombang P. Data *strong motion* BMKG periode 2019–2025 diproses melalui prapengolahan dan ekstraksi 16 fitur amplitudo, kecepatan, percepatan, energi, jarak, dan transformasi logaritmik. *Event ID* dipertahankan sebagai identitas unik setiap kejadian gempa dalam penyusunan dataset. Sebanyak 4.209 sampel dibagi berdasarkan *Event ID* menggunakan GroupShuffleSplit menjadi 3.394 data pelatihan dan 815 data pengujian. Hiperparameter dioptimasi melalui Grid Search dengan *GroupKFold* lima lipatan berdasarkan *Event ID*. Pada data pengujian, model menghasilkan MAE 0,159, RMSE 0,198, dan $R^2$ 0,6115, yang menunjukkan kemampuan prediksi moderat. *Random Forest* berpotensi mendukung estimasi awal magnitudo secara cepat, meskipun peningkatan fitur dan perluasan data tetap diperlukan.

**Kata kunci:** *Random Forest, Event ID*, magnitudo momen, gelombang P, peringatan dini gempa.

## PENDAHULUAN

Banten dan Jawa Barat berada pada bagian barat Busur Sunda yang memiliki aktivitas seismik tinggi. Kondisi tersebut dipengaruhi oleh penunjaman Lempeng Indo-Australia ke bawah Lempeng Sunda di selatan Jawa dan Selat Sunda. Zona subduksi ini menyimpan potensi gempa *megathrust* dan tsunami yang dapat berdampak pada wilayah pesisir Banten serta Jawa Barat bagian selatan (Supendi et al., 2023). Ancaman gempa di wilayah ini juga berasal dari sesar aktif daratan. Hasil relokasi hiposenter menunjukkan klaster gempa dangkal di sekitar zona Sesar Cipamingkis, Garsela, Baribis, dan Bogor-Bayah. Temuan tersebut menunjukkan bahwa sumber gempa di Banten dan Jawa Barat tidak hanya berasal dari zona subduksi, tetapi juga dari struktur sesar lokal yang dekat dengan kawasan berpenduduk dan infrastruktur penting (Supendi & Purbayanti, 2023).

Tingginya aktivitas seismik tersebut menuntut sistem mitigasi yang mampu menyediakan informasi secara cepat setelah

gempa mulai terjadi. Salah satu teknologi yang terus dikembangkan ialah *Earthquake Early Warning System* atau EEWS. Sistem ini tidak memprediksi waktu terjadinya gempa sebelum proses ruptur dimulai. EEWS mendeteksi gempa yang sedang berlangsung, menganalisis sinyal awal, lalu menyampaikan peringatan sebelum gelombang yang menghasilkan guncangan kuat mencapai wilayah sasaran (Allen & Melgar, 2019). Prinsip tersebut memanfaatkan perbedaan kecepatan rambat gelombang P dengan gelombang S dan gelombang permukaan. Gelombang P tiba lebih dahulu dan umumnya memiliki amplitudo lebih kecil, sedangkan gelombang S dan gelombang permukaan tiba kemudian serta membawa energi yang lebih merusak. Oleh karena itu, kecepatan dan ketepatan estimasi parameter sumber gempa menjadi faktor penting dalam menentukan manfaat praktis EEWS (Cremen & Galasso, 2020).

Indonesia telah mengembangkan sistem peringatan dini gempa tahap awal di wilayah Jawa bagian barat. Pengujian terhadap 27 kejadian gempa menunjukkan bahwa sistem percontohan tersebut mampu menghasilkan informasi awal mengenai waktu kejadian, lokasi hiposenter, dan magnitudo. Pada gempa Cianjur 2022, sistem memberikan hasil awal sekitar enam detik setelah waktu kejadian. Namun, pengujian tersebut masih menunjukkan selisih magnitudo sekitar 0,3 sampai 0,6 terhadap katalog BMKG (Rudyanto et al., 2024). Hasil ini menunjukkan kemajuan penting dalam pengembangan EEWS Indonesia, tetapi juga memperlihatkan bahwa estimasi magnitudo awal masih perlu ditingkatkan. Penelitian lain di Jawa Barat telah menggunakan jaringan saraf konvolusional untuk memperkirakan gerakan tanah dan menunjukkan bahwa pendekatan kecerdasan buatan dapat mendukung pemrosesan informasi gempa secara cepat (Kurniawan et al., 2023). Model prediksi gerakan tanah yang dikembangkan secara khusus untuk Jawa Barat juga dinilai penting karena pola gerakan tanah dipengaruhi oleh karakteristik sumber, lintasan gelombang, dan kondisi lokal wilayah penelitian (Rachmadan et al., 2025).

Salah satu parameter utama yang dibutuhkan dalam EEWS ialah magnitudo momen atau Mw. Parameter ini digunakan untuk menggambarkan ukuran sumber dan energi gempa secara lebih konsisten. Namun, estimasi Mw secara cepat menghadapi kendala karena informasi yang tersedia pada beberapa detik pertama setelah kedatangan gelombang P masih terbatas. Pada tahap tersebut, proses ruptur dapat belum selesai, terutama pada gempa besar. Akibatnya, sinyal awal belum selalu merepresentasikan ukuran akhir gempa secara penuh. Penelitian Dybing et al. (2024) menunjukkan bahwa pemendekan jendela gelombang dapat mempercepat estimasi, tetapi meningkatkan kecenderungan *underestimate* pada gempa yang lebih besar. Kondisi ini menimbulkan kebutuhan untuk menyeimbangkan kecepatan pemrosesan dengan ketepatan hasil estimasi.

Penggunaan tiga detik awal gelombang P menawarkan jendela waktu yang strategis untuk mencapai keseimbangan tersebut. Jendela yang pendek dapat mempercepat keluaran informasi, tetapi tetap menyediakan karakteristik awal sinyal yang dapat digunakan untuk mengenali ukuran sumber gempa. Zhang et al. (2026) menggunakan tiga detik pertama rekaman percepatan dan memperoleh *mean absolute error* sebesar 0,33 unit magnitudo. Meskipun demikian, model tersebut masih cenderung meremehkan magnitudo gempa di atas M 6 karena energi pada awal rekaman belum menggambarkan seluruh perkembangan ruptur. Temuan tersebut membuktikan potensi tiga detik awal gelombang P, sekaligus menegaskan perlunya pengujian model pada data regional dengan kondisi tektonik dan jaringan pengamatan yang berbeda.

Perkembangan *machine learning* membuka peluang untuk mempelajari

hubungan nonlinier antara karakteristik gelombang P dan magnitudo gempa. Mousavi dan Beroza (2020) menunjukkan bahwa model *machine learning* dapat memperkirakan magnitudo langsung dari rekaman gelombang pada satu stasiun serta mempelajari pengaruh jarak dan karakteristik stasiun dari data. Pada konteks Indonesia, Wibowo et al. (2024) mengembangkan model *deep learning* untuk mendeteksi kedatangan gelombang P secara waktu nyata. Model tersebut menunjukkan kinerja yang kuat pada data gempa lokal dan jaringan seismik Indonesia. Kedua penelitian tersebut memperlihatkan bahwa pendekatan berbasis data mampu mempercepat tahapan deteksi dan karakterisasi gempa. Namun, banyak penelitian internasional menggunakan arsitektur *deep learning* dengan jumlah data sangat besar, sehingga kebutuhan komputasi dan kompleksitas modelnya lebih tinggi (Mousavi & Beroza, 2020; Wibowo et al., 2024).

*Random Forest* menjadi alternatif yang relevan untuk mengolah data berbentuk tabular dari hasil ekstraksi fitur seismik. Algoritma ini membangun banyak pohon keputusan dan menggabungkan hasil prediksinya untuk menghasilkan estimasi regresi yang lebih stabil. Kinerja *Random Forest* dapat ditingkatkan melalui pengaturan jumlah pohon, kedalaman pohon, jumlah fitur pada setiap pemisahan, dan jumlah minimum sampel pada setiap simpul (Probst et al., 2019). Penelitian nasional telah menerapkan *Random Forest* untuk memprediksi magnitudo berdasarkan kedalaman, lintang, dan bujur gempa. Hasilnya menunjukkan bahwa *Random Forest* mampu mempelajari pola nonlinier pada data katalog, meskipun kemampuan model dalam menjelaskan variasi magnitudo masih terbatas (Maulita & Wahid, 2024). Penelitian Prasetyo et al. (2026) juga menunjukkan bahwa optimasi hiperparameter dapat meningkatkan nilai $R^2$ *Random Forest* dari 0,442 menjadi 0,478 pada data gempa Indonesia. Temuan tersebut memperlihatkan potensi *Random Forest*, tetapi pendekatan yang digunakan masih bertumpu pada variabel katalog dan belum secara khusus memanfaatkan fitur tiga detik awal gelombang P.

Berdasarkan kajian tersebut, terdapat celah penelitian pada penggunaan *Random Forest* untuk mengestimasi Mw dari fitur awal gelombang P pada data *strong motion* regional Banten dan Jawa Barat. Penelitian terdahulu di Indonesia lebih banyak menggunakan kedalaman dan geolokasi sebagai prediktor magnitudo, sedangkan penelitian berbasis gelombang awal lebih sering menggunakan model jaringan saraf atau berfokus pada prediksi gerakan tanah. Padahal, hubungan antara amplitudo, kecepatan, percepatan, energi, jarak sumber-stasiun, dan magnitudo bersifat kompleks serta dapat berbeda antarwilayah. Kebutuhan terhadap model regional juga didukung oleh penelitian Rachmadan et al. (2025), yang menunjukkan pentingnya model berbasis data khusus Jawa Barat untuk menangkap karakteristik gerakan tanah yang tidak selalu terwakili oleh model umum.

Selain pemilihan algoritma dan fitur, proses pembagian data harus mempertimbangkan struktur rekaman gempa. Satu kejadian gempa dapat terekam pada beberapa stasiun sehingga menghasilkan sejumlah sampel dengan karakteristik sumber dan nilai Mw yang sama. Apabila data dibagi secara acak pada tingkat rekaman, sampel dari kejadian yang sama dapat masuk ke data pelatihan dan data pengujian. Kondisi tersebut menyebabkan kebocoran data karena model diuji menggunakan pola kejadian yang secara tidak langsung telah dipelajari. Kebocoran data dapat menghasilkan estimasi kinerja yang terlalu optimistis dan menurunkan validitas ilmiah model (Kapoor & Narayanan, 2023). Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan *event ID* sebagai identitas unik dan dasar pengelompokan data. Seluruh rekaman dari satu kejadian gempa ditempatkan hanya pada satu kelompok, yaitu data pelatihan atau data pengujian. Strategi ini

memastikan bahwa model diuji pada kejadian gempa yang benar-benar berbeda dari kejadian yang digunakan selama proses pelatihan.

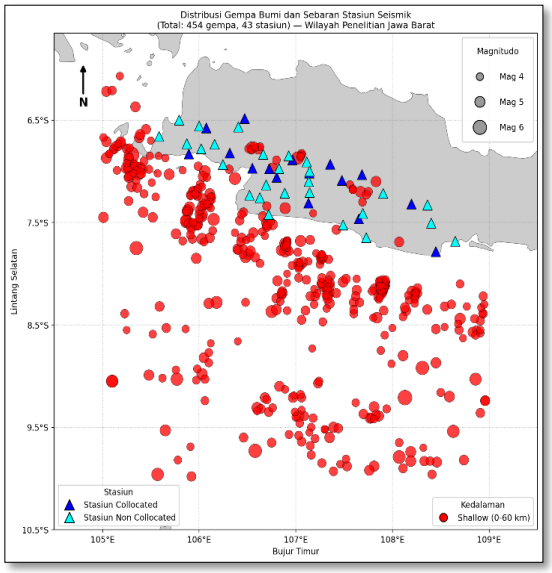
Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini memodelkan estimasi magnitudo momen menggunakan *Random Forest* dengan memanfaatkan tiga detik awal gelombang P dari data *strong motion* BMKG di Banten dan Jawa Barat periode 2019–2025. Penelitian menggunakan fitur amplitudo, kecepatan, percepatan, energi, jarak, dan transformasi logaritmik untuk merepresentasikan karakteristik awal sinyal. Pembagian data berdasarkan *event ID* diterapkan untuk mencegah rekaman dari kejadian yang sama tersebar pada data pelatihan dan pengujian. Kinerja model kemudian dinilai menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Coefficient of Determination* ($R^2$). Penelitian ini diharapkan menghasilkan model komputasional yang cepat, terukur, dan memiliki validitas pengujian yang lebih kuat untuk mendukung estimasi awal Mw pada sistem peringatan dini gempa regional Banten dan Jawa Barat.

## METODE

### Desain dan Wilayah Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental berbasis *data-driven modeling*. Penelitian bertujuan membangun model *Random Forest* untuk mengestimasi magnitudo momen (Mw) berdasarkan karakteristik tiga detik awal gelombang P. Wilayah penelitian mencakup Banten dan Jawa Barat pada koordinat 104,5° sampai 109,6° Bujur Timur dan 5,5° sampai 10,5° Lintang Selatan. Wilayah tersebut dipilih karena memiliki sumber gempa yang kompleks, meliputi zona subduksi, gempa *intraslab*, dan sesar aktif daratan.

Data penelitian mencakup 454 kejadian gempa dan 43 stasiun seismik BMKG. Stasiun terdiri atas instrumen *accelerograph collocated* dan *non-collocated*. Gempa yang digunakan memiliki magnitudo awal minimal 4, kedalaman tidak lebih dari 60 km, dan jarak episenter terhadap stasiun kurang dari 300 km. Dataset pemodelan selanjutnya dibatasi pada rentang Mw 4 sampai 5,5 untuk menjaga keterwakilan distribusi target. Distribusi gempa bumi dan sebaran stasiun seismik ditunjukkan pada gambar 1.




**Gambar 1. Distribusi kejadian gempa dan stasiun seismik di wilayah Banten dan Jawa Barat.**

### Sumber dan Jenis Data

Penelitian menggunakan data sekunder dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika periode 2019–2025. Data diperoleh dari Direktorat Seismologi Teknik Geopotensial dan Tanda Waktu melalui layanan *Federation of Digital Seismograph Networks* atau FDSN. Pengunduhan dan pengolahan awal data dilakukan menggunakan pustaka *obsPy* pada *python* (Krischer et al., 2015).

Data penelitian terdiri atas katalog kejadian gempa, rekaman *waveform strong motion*, dan metadata stasiun. Katalog memuat *event ID*, waktu kejadian, koordinat episenter, kedalaman, jenis magnitudo, nilai magnitudo, dan wilayah kejadian. Rekaman *waveform* menggunakan komponen vertikal atau Z dalam format *MSEED*. Metadata stasiun menggunakan format *StationXML* yang

memuat kode, koordinat, elevasi, dan respons instrumen.

*Event ID* digunakan sebagai identitas unik setiap kejadian gempa. Satu *event ID* dapat memiliki beberapa rekaman karena satu gempa dapat tercatat oleh lebih dari satu stasiun. *event ID* hanya digunakan untuk mengelompokkan data dan tidak digunakan sebagai fitur prediktor dalam model *Random Forest*.

**Prapemrosesan Sinyal**

Prapemrosesan dilakukan pada rekaman *strong motion* sebelum penentuan waktu tiba gelombang P. Tahapan ini meliputi penghilangan nilai rata-rata dan tren linear melalui proses *detrend*, penerapan *cosine taper* sebesar 5%, koreksi respons instrumen, dan penyaringan sinyal menggunakan *bandpass filter*. Seluruh tahapan tersebut diimplementasikan menggunakan fungsi pengolahan sinyal pada *obsPy* (Krischer et al., 2015).

Respons instrumen dihilangkan menggunakan metadata *StationXML* untuk mengubah sinyal dari satuan *count* menjadi satuan fisik. Sinyal dikonversi menjadi kecepatan dalam m/s untuk proses identifikasi gelombang P dan menjadi akselerasi dalam $m/s^2$ untuk ekstraksi fitur. Penyaringan menggunakan *Butterworth bandpass filter* orde empat pada rentang frekuensi 0,7 sampai 20 Hz dengan metode *zero-phase filtering* menggunakan fungsi ObsPy (Krischer et al., 2015). Rentang frekuensi dan orde filter ditetapkan sebagai konfigurasi pengolahan penelitian untuk menekan gangguan frekuensi rendah dan tinggi.

Waktu tiba gelombang P ditentukan secara otomatis menggunakan metode *Short-Term Average/Long-Term Average* atau STA/LTA. Panjang jendela STA ditetapkan sebesar 0,5 detik, sedangkan panjang jendela LTA sebesar 10 detik. Nilai *trigger on* ditetapkan sebesar 3,5 dan *trigger off* sebesar 0,5. Parameter tersebut dipilih melalui pengujian awal dengan mengikuti prinsip penentuan panjang jendela dan ambang pemicu algoritma STA/LTA (Trnkoczy, 2012). Hasil proses ini berupa waktu tiba gelombang P dalam UTC dan selisih waktu terhadap *origin time*.

Setelah waktu tiba gelombang P diperoleh, sinyal dipotong mulai dari *onset* gelombang P hingga tiga detik setelah kedatangannya. Pemilihan jendela tiga detik bertujuan memperoleh karakteristik awal gempa secara cepat untuk mendukung kebutuhan sistem peringatan dini.

**Penentuan Target Magnitudo Momen**

Target prediksi penelitian adalah magnitudo momen atau Mw. Nilai Mw pada katalog digunakan secara langsung apabila tersedia. Jenis magnitudo lain dikonversi ke Mw untuk membentuk katalog yang homogen. Kerangka homogenisasi magnitudo mengacu pada Weatherill et al. (2016). Persamaan MLv–Mw dipertahankan sebagai relasi empiris yang digunakan dalam penyusunan katalog penelitian, sedangkan hubungan mb–Mw dan Ms–Mw masing-masing mengacu pada Weatherill et al. (2016) dan Scordilis (2006), yaitu:

$$Mw = 0{,}794MLv + 1{,}024 \quad (1)$$

$$Mw = 1{,}084mb - 0{,}142 \quad (2)$$

Untuk magnitudo permukaan, konversi dilakukan menggunakan hubungan empiris Scordilis (2006):

$$Mw = 0{,}67Ms + 2{,}07, \; Ms < 6{,}1 \quad (3)$$

$$Mw = 0{,}99Ms + 0{,}08, \; Ms \geq 6{,}1 \quad (4)$$

Konversi dilakukan untuk menyeragamkan target model sebelum ekstraksi fitur dan pemodelan *Random Forest*. Hubungan mb–Mw diterapkan sesuai definisi skala pelapor dalam katalog, sedangkan hubungan Ms–Mw diterapkan sesuai rentang validitas yang dilaporkan oleh Scordilis (2006).

**Ekstraksi Fitur dan Analisis Korelasi**

Sinyal akselerasi diintegrasikan secara numerik untuk memperoleh kecepatan dan perpindahan. Ekstraksi dilakukan pada tiga detik pertama setelah waktu tiba gelombang P. Pemanfaatan parameter awal gelombang P dalam jendela

tiga detik mengikuti dasar estimasi magnitudo cepat yang dikembangkan oleh Wu et al. (2006) dan Wu dan Zhao (2006). Fitur awal dikelompokkan menjadi parameter amplitudo, periode, energi, jarak, transformasi logaritmik, dan koreksi jarak.

Parameter amplitudo terdiri atas *peak displacement* atau Pd, *peak velocity* atau Pv, dan *peak acceleration* atau Pa. Parameter karakteristik gelombang meliputi periode karakteristik τc, rasio Pv terhadap Pa atau Tva, serta hasil perkalian τc dan Pd atau TP. Parameter energi mencakup PIv, IV2, CAV, cvad, cvav, dan cvaa. Secara operasional, τc merepresentasikan periode dominan sinyal; PIv dihitung sebagai $\log_{10}(Pv/\tau c)$; IV2 merupakan integral kuadrat kecepatan; CAV merupakan integral nilai absolut kecepatan sepanjang jendela analisis; sedangkan cvad, cvav, dan cvaa masing-masing merepresentasikan akumulasi absolut perpindahan vertikal, kecepatan vertikal, dan akselerasi vertikal. Penggunaan parameter multi-fitur tersebut mengacu pada Zhu et al. (2022).

Transformasi logaritmik diterapkan terhadap Pd, Pv, Pa, IV2, CAV, dan jarak. Koreksi jarak dilakukan melalui fitur $\log(Pd)-\log(R)$ dan $\log(Pv)-\log(R)$. Koreksi ini bertujuan mengurangi pengaruh pelemahan geometris akibat perbedaan jarak antara episenter dan stasiun pengamatan, sejalan dengan penggunaan amplitudo awal dan koreksi jarak dalam estimasi magnitudo cepat (Wu & Zhao, 2006; Zhu et al., 2022).

Analisis korelasi Pearson dilakukan terhadap seluruh 4.209 sampel untuk menggambarkan hubungan linear antarprediktor dan hubungan masing-masing prediktor dengan Mw. Analisis ini bersifat deskriptif dan tidak digunakan untuk menentukan pembagian data, memilih hiperparameter, atau mengevaluasi kinerja model. Enam belas fitur prediktor telah ditetapkan berdasarkan makna fisik parameter seismik dan rancangan ekstraksi fitur sebelum proses pelatihan *Random Forest*.

**Pembagian Data Berdasarkan *Event ID***

Dataset jendela tiga detik terdiri atas 4.209 sampel. Setiap sampel mewakili rekaman satu kejadian gempa pada satu stasiun. Dataset dibagi menjadi 3.394 sampel pelatihan dan 815 sampel pengujian dengan rasio mendekati 80:20. Data awal mencakup 454 kejadian gempa. Setelah penerapan kriteria kualitas rekaman, keberhasilan *P-wave picking*, kelengkapan segmen tiga detik, rentang Mw, dan ketersediaan metadata, sebanyak 366 kejadian digunakan dalam pemodelan. Pembagian tersebut menghasilkan 3.394 rekaman dari 292 kejadian pada data pelatihan dan 815 rekaman dari 74 kejadian pada data pengujian. Pemeriksaan irisan kelompok menunjukkan bahwa tidak terdapat *event ID* yang muncul pada kedua dataset.

Pembagian data dilakukan berdasarkan *event ID*, bukan melalui pengacakan setiap rekaman secara individual. Seluruh rekaman yang berasal dari satu *event ID* ditempatkan pada kelompok yang sama. Apabila suatu kejadian masuk ke data pelatihan, seluruh rekaman dari kejadian tersebut hanya berada pada data pelatihan. Rekaman dengan *event ID* yang sama tidak boleh muncul kembali dalam data pengujian.

Pendekatan ini mencegah kebocoran informasi antara data pelatihan dan pengujian. Tanpa pengelompokan *event ID*, rekaman dari kejadian yang sama dapat masuk ke kedua dataset karena gempa tersebut tercatat oleh beberapa stasiun. Kondisi tersebut dapat menghasilkan evaluasi yang terlalu optimistis karena model telah mengenali karakteristik sumber gempa yang sama.

Dataset dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian menggunakan *GroupShuffleSplit* dengan *event ID* sebagai variabel kelompok, proporsi data pengujian sebesar 20%, dan random state 42. Seluruh rekaman dari satu *event ID* ditempatkan hanya pada salah satu kelompok sehingga

tidak terdapat kejadian gempa yang sama pada data pelatihan dan pengujian. *event ID* tidak digunakan sebagai fitur prediktor dalam model *Random Forest*. Prinsip pencegahan kebocoran data tersebut sejalan dengan rekomendasi evaluasi model ilmiah yang menempatkan unit observasi terkait hanya pada satu kelompok data (Kapoor & Narayanan, 2023).

**Pembangunan Model *Random Forest***

Pemodelan dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest* Regression. *Random Forest* membangun sejumlah pohon keputusan dari sampel dan subset fitur yang dipilih secara acak. Prediksi akhir diperoleh melalui rata-rata prediksi seluruh pohon. Mekanisme tersebut memungkinkan model menangkap hubungan nonlinier antara fitur awal gelombang P dan Mw serta mengurangi ketergantungan terhadap satu pohon keputusan (Probst et al., 2019). Optimasi hiperparameter dilakukan menggunakan *Grid Search Cross-Validation*. Ruang pencarian hiperparameter ditunjukkan pada tabel 1.

**Tabel 1.** Ruang pencarian hiperparameter *Random Forest.*

| Hiperparameter | Nilai yang diuji |
|---|---|
| n_estimators | 100, 200, 300, 500 |
| max_depth | 5, 10, None |
| max_features | 0,5; 0,7; 1,0; sqrt |
| min_samples_split | 2, 5 |
| min_samples_leaf | 1, 2 |

Tabel 1 menunjukkan kombinasi hiperparameter dipilih berdasarkan nilai MAE validasi terendah. Validasi silang dilakukan sebanyak lima lipatan pada data pelatihan. Optimasi hiperparameter dilakukan menggunakan *Grid Search Cross-Validation* dengan skema *GroupKFold* lima lipatan pada data pelatihan. *Event ID* digunakan sebagai variabel kelompok sehingga seluruh rekaman dari satu kejadian gempa hanya berada pada lipatan pelatihan atau lipatan validasi dalam setiap iterasi. Setiap *event ID* digunakan satu kali sebagai kelompok validasi selama lima iterasi. Konfigurasi hiperparameter terbaik dipilih berdasarkan nilai MAE validasi rata-rata terendah.

Setelah konfigurasi terbaik diperoleh, model dilatih kembali menggunakan seluruh data pelatihan dan selanjutnya dievaluasi pada data pengujian yang telah dipisahkan sebelumnya. Implementasi *GroupKFold* dilakukan dengan lima lipatan tanpa pengacakan ulang kelompok. Pada proses Grid Search, *event ID* data pelatihan diberikan melalui parameter groups agar pembentukan setiap lipatan mengikuti identitas kejadian gempa.

Standardisasi fitur dilakukan dengan menghitung rata-rata dan standar deviasi hanya dari data pelatihan. Parameter standardisasi tersebut kemudian diterapkan pada data pengujian. Meskipun *Random Forest* tidak sensitif terhadap perbedaan skala, pemisahan proses *fitting* tetap diperlukan untuk mencegah kebocoran data.

**Evaluasi Model**

Kinerja *Random Forest* dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Error* atau MAE, *Root Mean Square Error* atau RMSE, dan *Coefficient of Determination* atau $R^2$. MAE dihitung menggunakan:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

RMSE dihitung menggunakan:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(yi - \hat{y}i)^2} \quad (6)$$

$R^2$ dihitung menggunakan:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(yi - \hat{y}i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(yi - \bar{y})^2} \quad (7)$$

Nilai MAE dan RMSE yang lebih rendah menunjukkan kesalahan prediksi yang lebih kecil. Nilai $R^2$ yang lebih mendekati satu menunjukkan kemampuan model yang lebih baik dalam menangkap variasi Mw. Evaluasi akhir dilakukan pada data pengujian yang tidak digunakan

selama pelatihan, pemilihan fitur, dan optimasi hiperparameter.

Analisis tambahan dilakukan melalui grafik Mw aktual terhadap Mw prediksi, distribusi residual, kesalahan berdasarkan rentang magnitudo, dan *feature importance*. Evaluasi tersebut digunakan untuk menilai kinerja prediksi, bias prediksi, kemampuan generalisasi, serta kontribusi setiap fitur terhadap estimasi Mw. Penelitian ini juga menetapkan MAE, RMSE, dan $R^2$ sebagai metrik utama pada data pelatihan dan pengujian.

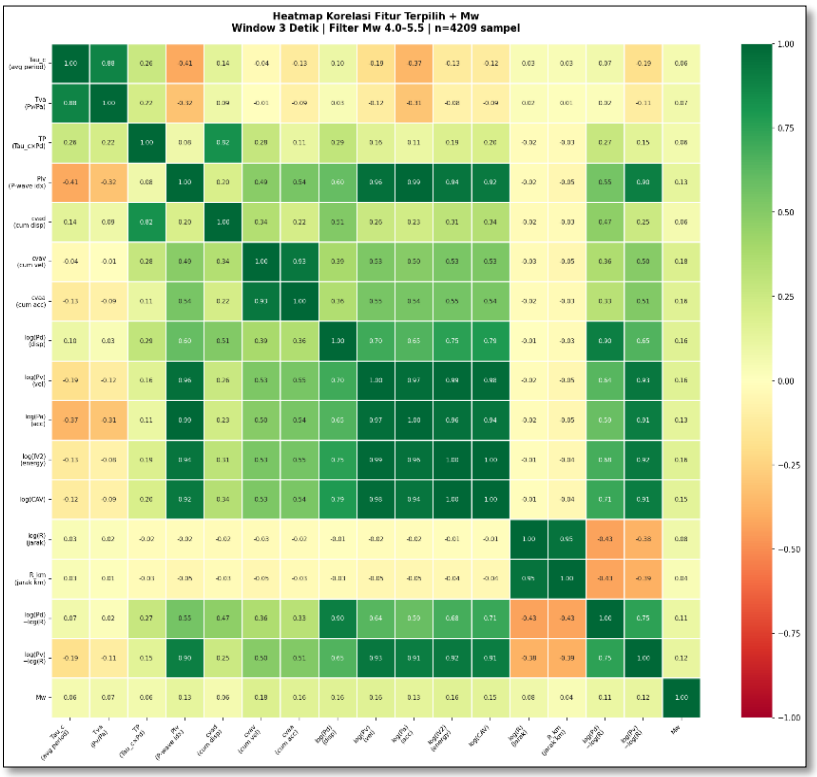
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Struktur Korelasi Fitur Gelombang P

Analisis korelasi Pearson dilakukan terhadap 16 fitur yang diekstraksi dari tiga detik awal gelombang P pada 4.209 sampel. Hasil pada Gambar 2 menunjukkan bahwa hubungan linear masing-masing fitur terhadap Mw relatif lemah. Koefisien korelasi tertinggi terhadap Mw diperoleh oleh cvav sebesar 0,18. Fitur cvaa, log(Pd), log(Pv), dan log(IV2) menghasilkan korelasi sekitar 0,16. Sementara itu, R_km dan log(R) hanya menunjukkan korelasi sebesar 0,04 dan 0,08 terhadap Mw.

Korelasi linear yang rendah tidak berarti bahwa fitur tersebut tidak berguna bagi *Random Forest*. Algoritma ini dapat menangkap hubungan nonlinier, nilai ambang, dan interaksi antara amplitudo, energi, periode, serta jarak sumber-stasiun. Namun, hasil heatmap menunjukkan adanya redundansi tinggi antarprediktor. log(IV2) dan log(CAV) memiliki korelasi mendekati 1,00. log(Pv) juga berkorelasi sangat kuat dengan log(IV2), log(CAV), log(Pa), dan PIv. Selain itu, R_km berkorelasi 0,95 dengan log(R).

Korelasi yang sangat tinggi tersebut tidak selalu menurunkan kinerja prediksi *Random Forest*, tetapi dapat membuat urutan *feature importance* tidak stabil. Dua fitur yang membawa informasi serupa dapat saling membagi atau mengambil alih nilai kepentingan.




**Gambar 2. Matriks korelasi Pearson antara fitur tiga detik awal gelombang P dan magnitudo momen pada 4.209 sampel.**

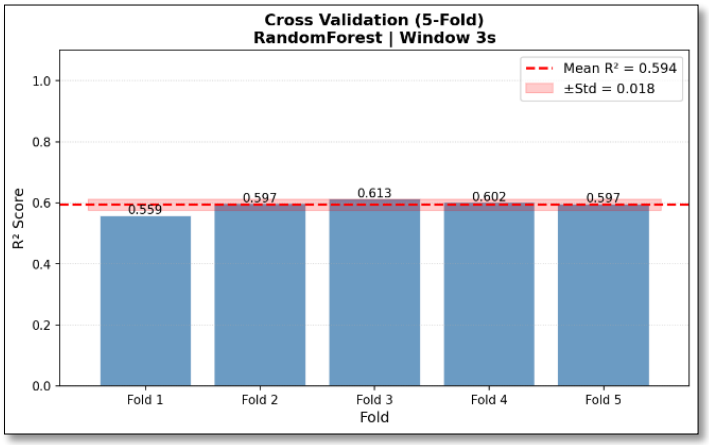
**Optimasi Hiperparameter dan Validasi Silang**

Optimasi menghasilkan konfigurasi *Random Forest* dengan 200 pohon, kedalaman maksimum 10, proporsi fitur 0,7, minimum lima sampel untuk melakukan pemisahan simpul, dan minimum dua sampel pada setiap daun. Pembatasan kedalaman dan jumlah minimum sampel pada daun menunjukkan bahwa konfigurasi terbaik tidak membentuk pohon tanpa batas. Pengaturan tersebut berfungsi sebagai regularisasi untuk mengurangi kecenderungan model menghafal pola spesifik pada data pelatihan.

MAE digunakan sebagai kriteria utama dalam pemilihan konfigurasi hiperparameter karena memberikan ukuran langsung terhadap rata-rata galat absolut. Nilai $R^2$ pada setiap lipatan selanjutnya dilaporkan sebagai metrik pelengkap untuk menunjukkan konsistensi kemampuan model dalam menangkap variasi Mw.

Validasi silang lima lipatan menghasilkan nilai $R^2$ sebesar 0,559, 0,597, 0,613, 0,602, dan 0,597. Nilai rata-ratanya mencapai 0,594 dengan standar deviasi 0,018. Rentang yang sempit menunjukkan bahwa performa model relatif konsisten pada lima pembagian data.

Nilai $R^2$ pengujian sebesar 0,6115 berada dekat dengan rata-rata $R^2$ *GroupKFold* sebesar 0,594. Kedekatan tersebut menunjukkan bahwa performa model pada data pengujian masih konsisten dengan performa validasi. Penggunaan *event ID* sebagai kelompok dalam *GroupKFold* memastikan bahwa seluruh rekaman dari satu kejadian gempa hanya berada pada satu lipatan dalam setiap iterasi. Dengan demikian, validasi mengukur kemampuan model dalam mengestimasi Mw pada kejadian gempa yang tidak digunakan dalam pelatihan pada lipatan tersebut.




**Gambar 3. Nilai $R^2$ *Random Forest* pada *GroupKFold* lima lipatan pada jendela gelombang P tiga detik.**

**Kinerja Model pada Data Pelatihan dan Pengujian**

**Tabel 2. Kinerja *Random Forest* pada jendela tiga detik.**

| Dataset | Jumlah sampel | $R^2$ | MAE | RMSE | Rata-rata residual |
|---|---|---|---|---|---|
| Pelatihan | 3.394 | 0,7593 | 0,1295 | 0,1664 | −0,0009 |
| Pengujian | 815 | 0,6115 | 0,1587 | 0,1978 | 0,0037 |

Tabel 2 menyajikan hasil evaluasi *Random Forest* pada data pelatihan dan pengujian. Pada data pengujian, *Random Forest* menghasilkan MAE sebesar 0,1587. Nilai tersebut menunjukkan bahwa selisih absolut antara prediksi dan Mw aktual rata-

rata sekitar 0,16 unit magnitudo. RMSE sebesar 0,1978 lebih tinggi daripada MAE. Perbedaan tersebut menunjukkan keberadaan sejumlah kesalahan besar yang memperoleh bobot lebih tinggi dalam perhitungan RMSE.

Nilai $R^2$ sebesar 0,6115 tidak berarti model memiliki akurasi 61,15%. Secara matematis, nilai tersebut menunjukkan bahwa *Random Forest* mengurangi jumlah kesalahan kuadrat sebesar 61,15% dibandingkan model dasar yang selalu memprediksi nilai rata-rata Mw pada data pengujian.

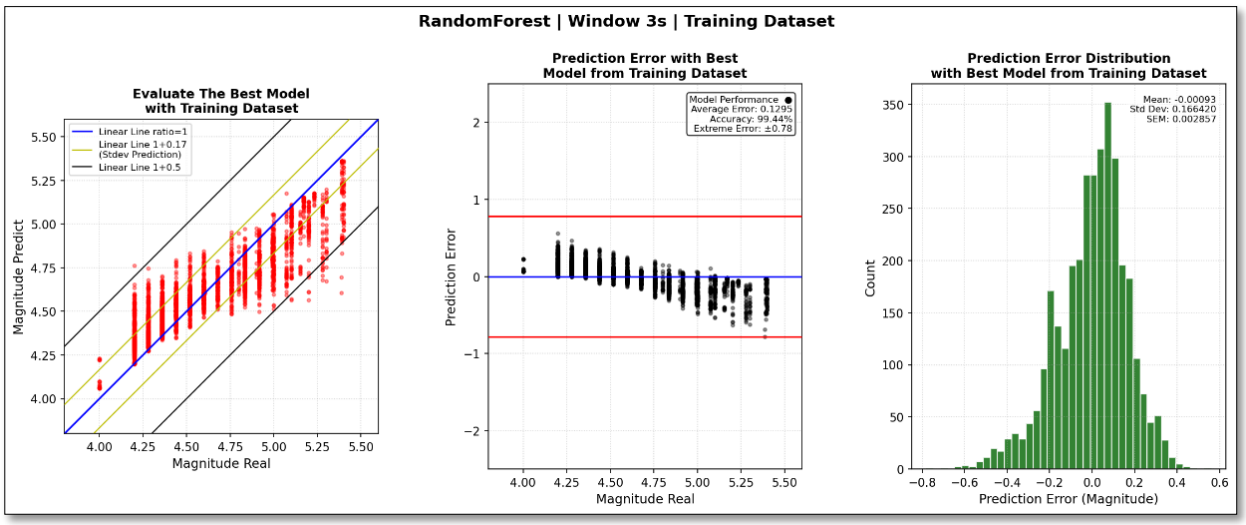
$R^2$ menurun dari 0,7593 pada pelatihan menjadi 0,6115 pada pengujian, dengan selisih 0,1478. MAE meningkat sekitar 22,59%, sedangkan RMSE meningkat sekitar 18,85%. Hasil ini menunjukkan adanya kesenjangan generalisasi yang nyata, tetapi belum mengarah pada *overfitting* ekstrem. Nilai pengujian masih dekat dengan rata-rata validasi silang sebesar 0,594.

### Kinerja dan Generalisasi Model *Random Forest*

Evaluasi dilakukan terhadap model *Random Forest* yang menggunakan fitur hasil ekstraksi tiga detik awal gelombang P. Dataset terdiri atas 3.394 sampel pelatihan dan 815 sampel pengujian. Galat bertanda pada analisis ini didefinisikan sebagai selisih antara magnitudo prediksi dan magnitudo aktual:

$$e_i = \widehat{Mw_i} - Mw_i \quad (8)$$

Nilai positif menunjukkan model menghasilkan estimasi yang lebih tinggi daripada Mw aktual, sedangkan nilai negatif menunjukkan model menghasilkan estimasi yang lebih rendah.




**Gambar 4. Evaluasi kinerja *Random Forest* menggunakan tiga detik awal gelombang P pada data pelatihan.**

Gambar 4 menunjukkan bahwa hasil prediksi *Random Forest* pada data pelatihan secara umum mengikuti pola perubahan magnitudo aktual. Sebagian besar titik prediksi berada di sekitar garis ideal y=x, yang menunjukkan bahwa model mampu mempelajari hubungan antara fitur tiga detik awal gelombang P dan magnitudo momen. Model menghasilkan MAE sebesar 0,1295 dan simpangan baku residual sebesar 0,1664 Mw. Rata-rata residual sebesar −0,00093 Mw menunjukkan bahwa secara keseluruhan model tidak menghasilkan bias global yang besar pada data pelatihan.

Meskipun rata-rata residual mendekati nol, scatter plot dan grafik residual memperlihatkan pola yang sistematis. Pada magnitudo rendah, sebagian besar titik berada di atas garis ideal sehingga model cenderung menghasilkan estimasi yang lebih tinggi.

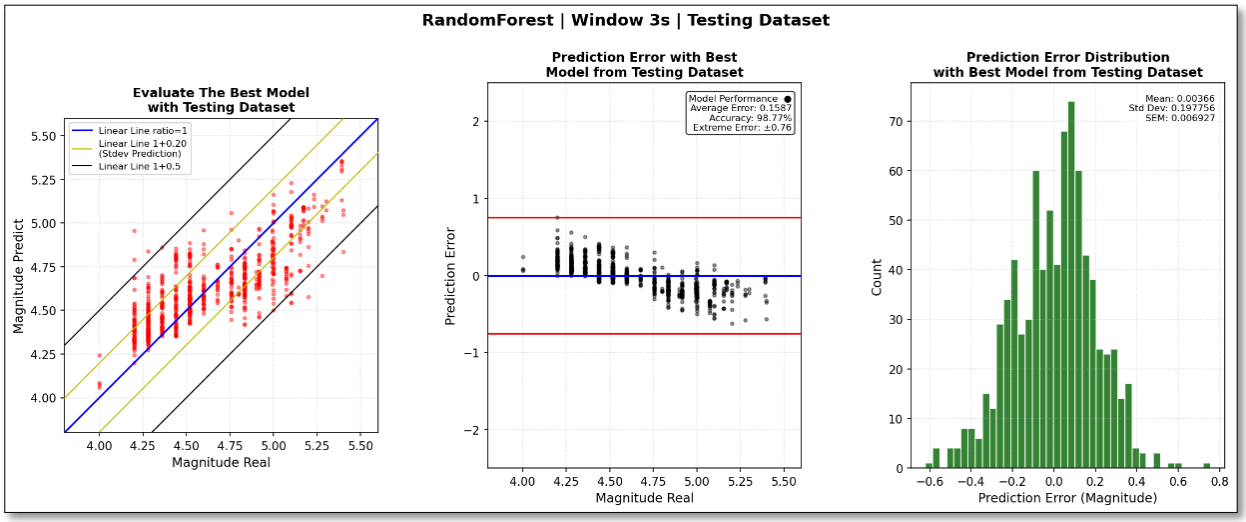
Sebaliknya, pada magnitudo tinggi, titik prediksi lebih banyak berada di bawah garis ideal sehingga model cenderung menghasilkan estimasi yang lebih rendah. Pola ini terlihat semakin jelas pada grafik residual, yaitu nilai residual berubah dari positif pada magnitudo rendah menjadi negatif pada magnitudo tinggi.

Kondisi tersebut menunjukkan bahwa *Random Forest* mempersempit rentang hasil prediksi ke arah nilai magnitudo tengah. *Random Forest* menghasilkan prediksi dengan merata-ratakan keluaran sejumlah pohon keputusan. Mekanisme agregasi tersebut dapat menurunkan varians prediksi, tetapi juga dapat menghasilkan prediksi yang lebih konservatif pada bagian ekstrem distribusi target. Keseimbangan antara bias dan varians *Random Forest* dipengaruhi oleh jumlah pohon, kedalaman pohon, jumlah fitur pada setiap pemisahan, serta jumlah minimum sampel pada simpul dan daun (Probst et al., 2019).

Histogram residual pada data pelatihan terkonsentrasi di sekitar nilai nol. Distribusi ini menunjukkan bahwa sebagian besar kesalahan memiliki nilai relatif kecil. Namun, distribusi memiliki ekor negatif yang lebih panjang dengan kesalahan maksimum absolut sekitar 0,78 Mw. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat beberapa sampel yang diprediksi jauh lebih rendah daripada magnitudo aktual, terutama pada kelompok magnitudo yang lebih tinggi.

Sebanyak 99,44% prediksi pada data pelatihan memiliki galat absolut tidak lebih dari 0,5 Mw. Nilai tersebut bukan akurasi klasifikasi, melainkan proporsi prediksi yang berada dalam batas galat absolut ±0,5 Mw.

$$P_{0,5} = \frac{\sum_{i=1}^{n} I\left(|e_i| \leq 0{,}5\right)}{n} \; x \; 100\% \tag{9}$$




**Gambar 5. Evaluasi kinerja *Random Forest* menggunakan tiga detik awal gelombang P pada data pengujian.**

Gambar 5 memperlihatkan bahwa *Random Forest* tetap mampu mengikuti kecenderungan magnitudo aktual pada data pengujian. Namun, sebaran titik terhadap garis ideal menjadi lebih lebar dibandingkan data pelatihan. Hasil ini menunjukkan bahwa kemampuan model menurun ketika menghadapi data yang tidak digunakan selama proses pembelajaran.

Pada data pengujian, model menghasilkan MAE sebesar 0,1587 Mw, simpangan baku residual sebesar 0,1978 Mw, dan rata-rata residual sebesar 0,00366 Mw. Rata-rata residual yang mendekati nol menunjukkan bahwa model tidak mengalami kecenderungan global untuk

selalu meningkatkan atau menurunkan magnitudo. Namun, nilai rata-rata tersebut tidak boleh digunakan sendirian untuk menyatakan model bebas bias. Kesalahan positif pada magnitudo rendah dan kesalahan negatif pada magnitudo tinggi dapat saling meniadakan ketika dihitung secara keseluruhan.

Nilai $R^2$ pada data pengujian sebesar 0,6115, lebih rendah daripada $R^2$ pelatihan sebesar 0,7593. Selisih $R^2$ antara kedua dataset mencapai 0,1478. Penurunan tersebut menunjukkan adanya kesenjangan generalisasi. Model dapat mempelajari sebagian pola khusus pada data pelatihan yang tidak sepenuhnya muncul pada data pengujian. Meskipun demikian, nilai $R^2$ pengujian tetap menunjukkan bahwa *Random Forest* memiliki kemampuan prediktif yang berarti dalam mengestimasi Mw dari fitur gelombang P selama tiga detik.

Istilah *accuracy* pada Gambar 5 mengacu pada proporsi hasil prediksi yang memiliki galat absolut tidak lebih dari ±0,5 Mw, bukan akurasi klasifikasi. Model terbaik diperoleh melalui optimasi *Grid Search* dengan *GroupKFold* pada data pelatihan, sedangkan data pengujian hanya digunakan untuk evaluasi akhir. *Average Error* menunjukkan nilai MAE model, sedangkan *Extreme Error* menunjukkan galat maksimum yang ditemukan pada hasil prediksi.

Dibandingkan dengan data pelatihan, MAE pada data pengujian meningkat sekitar 22,59%, yaitu dari 0,1295 menjadi 0,1587 Mw. Simpangan residual juga meningkat sekitar 18,83%, yaitu dari 0,1664 menjadi 0,1978 Mw. Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa kesalahan prediksi menjadi lebih besar dan lebih beragam ketika model diterapkan pada data yang belum dipelajari.

$$\Delta\text{MAE} = \frac{0{,}1587 - 0{,}1295}{0{,}1295}\ x\ 100\% = 22{,}59\%$$

Scatter plot pengujian kembali menunjukkan pola *overestimate* pada magnitudo rendah dan *underestimate* pada magnitudo tinggi. Pada Mw sekitar 4,2 sampai 4,5, banyak prediksi berada di atas garis ideal. Sebaliknya, pada Mw sekitar 4,8 sampai 5,4, sebagian besar prediksi berada di bawah garis ideal. Pola residual menurun tersebut menunjukkan bahwa masalah utama model bukan hanya penyebaran galat, tetapi juga kalibrasi prediksi menurut rentang magnitudo.

Analisis kalibrasi tambahan menghasilkan hubungan antara prediksi dan magnitudo aktual sebagai berikut:

$$\widehat{Mw} = 2{,}194 + 0{,}525 Mw_{aktual}$$

Model ideal seharusnya memiliki intersep mendekati nol dan kemiringan mendekati satu. Kemiringan sebesar 0,525 menunjukkan bahwa perubahan prediksi hanya mengikuti sekitar setengah perubahan magnitudo aktual. Dengan demikian, model cenderung menarik hasil prediksi menuju pusat distribusi magnitudo.

**Analisis Pola Kesalahan Prediksi**

Pola *overestimate* pada magnitudo rendah dan *underestimate* pada magnitudo tinggi dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor. Pertama, jumlah sampel pada magnitudo menengah lebih banyak dibandingkan magnitudo pada bagian ekstrem. *Random Forest* kemudian lebih banyak mempelajari pola pada kelompok data yang dominan. Ketika menghadapi sampel ekstrem, prediksi cenderung mendekati nilai rata-rata dataset.

Kedua, jendela tiga detik hanya merekam fase awal proses sumber gempa. Pada kejadian dengan magnitudo lebih tinggi, proses ruptur dapat berlangsung lebih lama daripada jendela pengamatan. Akibatnya, energi yang terekam pada tiga detik pertama belum tentu mewakili ukuran akhir sumber secara lengkap. Dybing et al. (2024) juga menemukan bahwa pemendekan jendela gelombang

menyebabkan kecenderungan *underestimate* dimulai pada magnitudo yang lebih rendah dan meningkat pada gempa besar. Penelitian tersebut mengaitkan pola tersebut dengan keterbatasan jumlah gempa besar dalam data pelatihan dan belum terekamnya keseluruhan fungsi waktu sumber gempa.

Ketiga, hubungan antara amplitudo awal, energi, jarak sumber-stasiun, karakteristik stasiun, dan Mw bersifat kompleks. Penelitian Mousavi dan Beroza (2020) menunjukkan bahwa model berbasis *machine learning* dapat memanfaatkan rekaman seismik untuk mengestimasi magnitudo, tetapi hasilnya juga bergantung pada kemampuan model dalam mempelajari karakteristik sumber, jarak, dan stasiun dari data pelatihan.

Pola garis vertikal pada scatter plot menunjukkan bahwa banyak sampel memiliki nilai Mw aktual yang sama. Kondisi tersebut wajar karena satu kejadian gempa dapat direkam oleh beberapa stasiun, sedangkan seluruh rekaman dari kejadian yang sama menggunakan satu nilai Mw katalog. Namun, struktur data tersebut memperkuat alasan penggunaan *event ID* dalam pembagian data. Seluruh rekaman dari satu kejadian harus ditempatkan hanya pada data pelatihan atau data pengujian agar model tidak diuji menggunakan kejadian yang telah dipelajari.

**Distribusi Residual Data Pengujian**

Histogram residual data pengujian memiliki pusat distribusi yang dekat dengan nol dengan rata-rata sebesar 0,00366 Mw. Hal ini menunjukkan bahwa kesalahan positif dan negatif secara agregat relatif seimbang. Simpangan baku sebesar 0,1978 Mw menunjukkan bahwa sebagian besar residual berada dalam rentang sekitar ±0,20 Mw dari nilai rata-ratanya.

Distribusi residual pengujian lebih lebar daripada distribusi residual pelatihan. Ekor distribusi mencapai sekitar −0,62 sampai +0,76 Mw. Nilai maksimum absolut sebesar sekitar 0,76 Mw menunjukkan keberadaan beberapa prediksi ekstrem yang perlu diperiksa secara individual. Pemeriksaan dapat dilakukan berdasarkan:

- *Event ID*;
- kode stasiun;
- jarak episenter-stasiun;
- rasio sinyal terhadap *noise*;
- ketepatan *P-wave picking*;
- jenis magnitudo awal;
- magnitudo hasil konversi atau Mw langsung;
- ketersediaan sinyal lengkap selama tiga detik.

Residual tidak membentuk sebaran acak terhadap magnitudo aktual. Pola residual yang menurun menunjukkan bahwa asumsi kesalahan tidak bersyarat belum terpenuhi sepenuhnya. Artinya, besar dan arah kesalahan masih dipengaruhi oleh nilai Mw aktual. Oleh karena itu, evaluasi model tidak cukup hanya menggunakan rata-rata residual dan histogram. Analisis harus ditambah dengan MAE per rentang magnitudo.

**Tabel 3. Kinerja *Random Forest* berdasarkan rentang Mw pada data pengujian.**

| Rentang Mw | Sampel | Bias rata-rata | MAE | RMSE |
|---|---|---|---|---|
| 4,0 sampai <4,2 | 4 | 0,115 | 0,115 | 0,137 |
| 4,2 sampai <4,4 | 265 | 0,161 | 0,161 | 0,194 |
| 4,4 sampai <4,6 | 218 | 0,080 | 0,110 | 0,155 |
| 4,6 sampai <4,8 | 57 | −0,066 | 0,111 | 0,134 |
| 4,8 sampai <5,0 | 141 | −0,184 | 0,187 | 0,209 |
| 5,0 sampai <5,2 | 101 | −0,210 | 0,225 | 0,266 |
| 5,2 sampai <5,4 | 26 | −0,211 | 0,211 | 0,259 |
| 5,4 sampai 5,5 | 3 | −0,414 | 0,414 | 0,428 |

Berdasarkan tabel 3, hasil pada rentang Mw 5,4 sampai 5,5 perlu ditafsirkan secara hati-hati karena hanya terdiri atas tiga sampel. Hasil analisis residual menunjukkan bahwa kesalahan model tidak tersebar secara acak pada seluruh rentang magnitudo. Temuan tersebut menunjukkan adanya penyempitan rentang prediksi menuju nilai tengah. Oleh karena itu, nilai rata-rata residual yang mendekati nol tidak dapat langsung diartikan sebagai ketiadaan bias, karena model masih menunjukkan bias bersyarat terhadap magnitudo aktual.

**Evaluasi Berdasarkan Batas Galat**

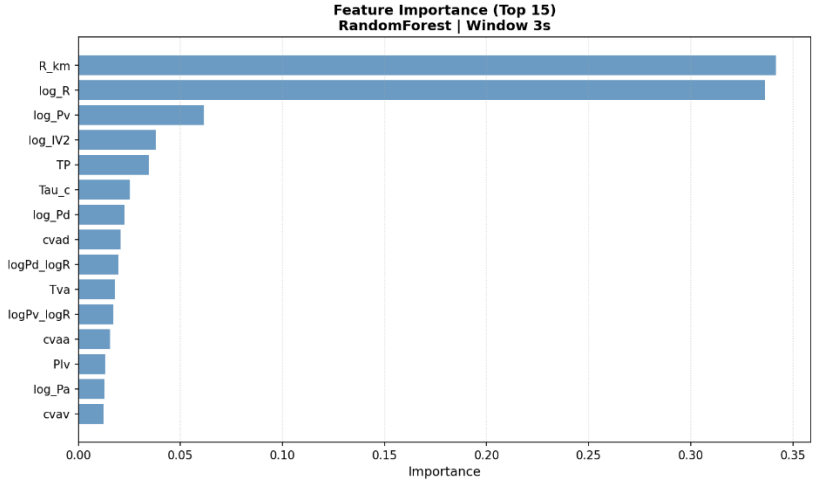
Sebanyak 98,77% prediksi pada data pengujian memiliki galat absolut tidak lebih dari 0,5 Mw. Nilai tersebut menunjukkan bahwa hanya sekitar 1,23% prediksi yang berada di luar batas ±0,5 Mw. Namun, batas 0,5 Mw relatif longgar. Evaluasi yang lebih informatif perlu menampilkan beberapa tingkat toleransi.

Berdasarkan table 4 menunjukkan batas yang lebih ketat, 69,20% prediksi pengujian memiliki galat tidak lebih dari 0,2 Mw dan 86,99% memiliki galat tidak lebih dari 0,3 Mw. Hasil tersebut memberikan gambaran yang lebih jelas daripada hanya melaporkan proporsi pada batas ±0,5 Mw. Namun, evaluasi batas galat tetap menjadi analisis tambahan. Penilaian utama model regresi tetap menggunakan MAE, RMSE, dan $R^2$.

**Tabel 4. Proporsi prediksi berdasarkan batas galat absolut.**

| Batas galat absolut | Data pelatihan | Data pengujian |
|---|---|---|
| ≤ 0,1 Mw | 48,11% | 40,49% |
| ≤ 0,2 Mw | 79,52% | 69,20% |
| ≤ 0,3 Mw | 92,43% | 86,99% |
| ≤ 0,5 Mw | 99,44% | 98,77% |

**Interpretasi Tingkat *Feature Importance***




**Gambar 6. Tingkat *Features importance Random Forest* pada *time window* 3 detik.**

Berdasarkan gambar 6, hasil *feature importance* menunjukkan bahwa R_km dan log_R menjadi dua prediktor dominan. Kedua fitur tersebut secara bersama-sama menyumbang sekitar dua pertiga dari total kepentingan model. log_Pv, log_IV2, TP, τc, dan log_Pd memberikan kontribusi tambahan dengan nilai yang jauh lebih kecil. Dominasi jarak memiliki dasar fisik. Amplitudo gelombang seismik berkurang akibat penyebaran geometris dan atenuasi selama penjalaran. Nilai amplitudo awal yang sama dapat merepresentasikan ukuran sumber berbeda apabila tercatat pada jarak yang berbeda. Model magnitudo berbasis waveform juga perlu mempelajari fungsi jarak dan efek stasiun agar amplitudo dapat dihubungkan dengan ukuran sumber.

Namun, hasil tersebut perlu dianalisis secara hati-hati karena R_km dan log_R

memiliki korelasi 0,95. Keduanya membawa informasi yang hampir sama. Selain itu, *impurity-based feature importance* pada *Random Forest* dapat menghasilkan peringkat yang bias atau tidak stabil ketika prediktor saling berkorelasi. Nilai kepentingan tidak dapat langsung ditafsirkan sebagai besarnya pengaruh fisik atau hubungan sebab akibat.

Terdapat pula ketidaksesuaian yang menarik antara korelasi dan *feature importance*. Korelasi linear R_km terhadap Mw hanya 0,04, tetapi fitur tersebut menjadi prediktor paling penting. Hasil ini dapat memiliki dua penjelasan. Pertama, jarak berfungsi melalui interaksi nonlinier dengan amplitudo dan energi, bukan melalui hubungan langsung terhadap Mw. Dalam kondisi ini, *Random Forest* menggunakan jarak untuk mengoreksi pelemahan sinyal. Kedua, model dapat memanfaatkan pola geografis atau pola jaringan stasiun sebagai jalan pintas. Gempa tertentu mungkin tercatat pada kelompok jarak atau stasiun tertentu sehingga jarak menjadi penanda tidak langsung bagi *event ID*, wilayah sumber, atau karakteristik katalog.

### Implikasi terhadap Estimasi Magnitudo Awal

MAE pengujian sebesar 0,1587 Mw menunjukkan bahwa *Random Forest* mampu menghasilkan estimasi awal dengan rata-rata kesalahan absolut sekitar 0,16 unit magnitudo. Hasil ini mendukung pemanfaatan tiga detik pertama gelombang P sebagai masukan untuk estimasi magnitudo cepat.

Namun, model belum dapat dianggap menghasilkan estimasi final Mw. Kecenderungan *underestimate* pada magnitudo tinggi menjadi isu penting karena gempa yang lebih besar memiliki konsekuensi paling signifikan bagi sistem peringatan dini. Model sebaiknya digunakan sebagai estimasi awal yang diperbarui ketika jendela sinyal bertambah atau ketika rekaman dari lebih banyak stasiun tersedia.

Untuk penerapan berbasis *event ID*, prediksi dari beberapa stasiun yang merekam kejadian sama dapat digabungkan menggunakan median atau rata-rata. Pendekatan tersebut memungkinkan estimasi diperbarui secara bertahap:

1. Estimasi dari stasiun pertama;
2. Estimasi gabungan dua stasiun;
3. Estimasi gabungan tiga stasiun;
4. Estimasi akhir dari seluruh stasiun yang telah mendeteksi kejadian.

Evaluasi tingkat kejadian tersebut lebih sesuai dengan kebutuhan operasional daripada hanya mengevaluasi setiap pasangan kejadian-stasiun secara terpisah.

## SIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa *Random Forest* mampu mengestimasi magnitudo momen menggunakan 16 fitur dari tiga detik awal gelombang P pada data *strong motion* wilayah Banten dan Jawa Barat. Model menghasilkan MAE 0,1295, RMSE 0,1664, dan $R^2$ 0,7593 pada data pelatihan, sedangkan pada data pengujian diperoleh MAE 0,1587, RMSE 0,1978, dan $R^2$ 0,6115. Hasil tersebut menunjukkan kemampuan prediksi moderat dengan rata-rata galat absolut sekitar 0,16 Mw. Analisis residual memperlihatkan kecenderungan model melebihkan magnitudo rendah dan meremehkan magnitudo tinggi, terutama karena distribusi data yang tidak seimbang dan terbatasnya informasi sumber dalam tiga detik pertama. Dengan demikian, *Random Forest* berpotensi mendukung estimasi awal Mw, tetapi masih memerlukan penambahan kejadian bermagnitudo tinggi dan validasi eksternal pada periode, stasiun, wilayah, serta kejadian gempa yang berbeda.

## DAFTAR PUSTAKA

Allen, R. M., & Melgar, D. (2019). Earthquake early warning: Advances, scientific challenges, and societal needs. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences, 47*, 361–388. https://doi.org/10.1146/annurev-earth-053018-060457

Cremen, G., & Galasso, C. (2020). Earthquake early warning: Recent advances and perspectives. *Earth-Science Reviews, 205*, Article 103184. https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103184

Dybing, S., Yeck, W. L., Cole, H. M., & Melgar, D. (2024). Rapid estimation of single-station earthquake magnitudos with machine learning on a global scale. *Bulletin of the Seismological Society of America, 114*(3), 1523–1538. https://doi.org/10.1785/0120230171

Kapoor, S., & Narayanan, A. (2023). Leakage and the reproducibility crisis in machine-learning-based science. *Patterns, 4*(9), Article 100804. https://doi.org/10.1016/j.patter.2023.100804

Krischer, L., Megies, T., Barsch, R., Beyreuther, M., Lecocq, T., Caudron, C., & Wassermann, J. (2015). ObsPy: A bridge for seismology into the scientific Python ecosystem. *Computational Science & Discovery, 8*(1), Article 014003. https://doi.org/10.1088/1749-4699/8/1/014003

Kurniawan, M. A., Wijaya, S. K., & Hanifa, N. R. (2023). Convolutional neural network for earthquake ground motion prediction model in earthquake early warning system in West Java. *Jurnal Penelitian Pendidikan IPA, 9*(11), 1004–1010. https://doi.org/10.29303/jppipa.v9i11.3514

Maulita, I., & Wahid, A. M. (2024). Prediksi magnitudo gempa menggunakan *Random Forest*, Support Vector Regression, XGBoost, LightGBM, dan Multi-Layer Perceptron berdasarkan data kedalaman dan geolokasi. *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia, 4*(5), 221–232. https://doi.org/10.52436/1.jpti.470

Mousavi, S. M., & Beroza, G. C. (2020). A machine-learning approach for earthquake magnitudo estimation. *Geophysical Research Letters, 47*(1), Article e2019GL085976. https://doi.org/10.1029/2019GL085976

Prasetyo, R. D., Maori, N. A., & Zyen, A. K. (2026). Pengaruh optimasi hyperparameter *Random Forest* terhadap akurasi prediksi magnitudo gempa bumi berdasarkan hasil klasterisasi DBSCAN. *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi), 10*(1), 405–415. https://doi.org/10.35870/jtik.v10i1.5555

Probst, P., Wright, M. N., & Boulesteix, A.-L. (2019). Hyperparameters and tuning strategies for *Random Forest*. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, 9*(3), Article e1301. https://doi.org/10.1002/widm.1301

Rachmadan, A., Koeshidayatullah, A., & Kaka, S. L. I. (2025). Developing ground motion prediction models for West Java: A machine learning approach to support Indonesia's earthquake early warning system. *Applied Computing and Geosciences, 25*, Article 100212. https://doi.org/10.1016/j.acags.2024.100212

Rudyanto, A., Wijaya, A., Widiyantoro, S., Sahara, D. P., Rosalia, S., Wibowo, A., Pramono, S., & Putra, A. S. (2024). Performance test of pilot earthquake early warning system in western Java, Indonesia. *International Journal of Disaster Risk Reduction, 115*, Article 105010. https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2024.105010

Scordilis, E. M. (2006). Empirical global relations converting Ms and mb to moment magnitudo. *Journal of Seismology, 10*(2), 225–236. https://doi.org/10.1007/s10950-006-9012-4

Supendi, P., & Purbayanti, R. (2023). Analysis of local active faults in Western Java from hypocenter relocation using BMKG data. *Jurnal Geofisika*, *21*(1), 25–27. https://doi.org/10.36435/jgf.v21i1.549

Supendi, P., Widiyantoro, S., Rawlinson, N., Yatimantoro, T., Muhari, A., Hanifa, N. R., Gunawan, E., Shiddiqi, H. A., Imran, I., Anugrah, S. D., Daryono, D., Prayitno, B. S., Adi, S. P., Karnawati, D., Faizal, L., & Damanik, R. (2023). On the potential for megathrust earthquakes and tsunamis off the southern coast of West Java and southeast Sumatra, Indonesia. *Natural Hazards*, *116*(1), 1315–1328. https://doi.org/10.1007/s11069-022-05696-y

Trnkoczy, A. (2012). Understanding and parameter setting of STA/LTA trigger algorithm. In P. Bormann (Ed.), *New manual of seismological observatory practice 2 (NMSOP-2)* (Information Sheet IS 8.1, pp. 1–20). Deutsches GeoForschungsZentrum GFZ. https://doi.org/10.2312/GFZ.NMSOP-2_IS_8.1

Weatherill, G. A., Pagani, M., & Garcia Pelaez, J. (2016). Exploring earthquake databases for the creation of magnitudo-homogeneous catalogues: Tools for application on a regional and global scale. *Geophysical Journal International*, *206*(3), 1652–1676. https://doi.org/10.1093/gji/ggw232

Wibowo, A., Heliani, L. S., Pratama, C., Sahara, D. P., Widiyantoro, S., Ramdani, D., Fuady Bisri, M. B., Sudrajat, A., Wibowo, S. T., & Purnama, S. R. (2024). Deep learning for real-time P-wave detection: A case study in Indonesia's earthquake early warning system. *Applied Computing and Geosciences, 24*, Article 100194. https://doi.org/10.1016/j.acags.2024.100194

Wu, Y.-M., Yen, H.-Y., Zhao, L., Huang, B.-S., & Liang, W.-T. (2006). Magnitudo determination using initial P waves: A single-station approach. *Geophysical Research Letters*, *33*(5), Article L05306. https://doi.org/10.1029/2005GL025395

Wu, Y.-M., & Zhao, L. (2006). Magnitudo estimation using the first three seconds P-wave amplitude in earthquake early warning. *Geophysical Research Letters*, *33*(16), Article L16312. https://doi.org/10.1029/2006GL026871

Zhang, J., Kato, A., Zhu, H., & Wang, W. (2026). Attention-based learning for early earthquake magnitudo estimation from strong-motion records. *npj Natural Hazards*. Advance online publication. https://doi.org/10.1038/s44304-026-00242-3

Zhu, J., Li, S., & Song, J. (2022). Magnitudo estimation for earthquake early warning with multiple parameter inputs and a support vector machine. *Seismological Research Letters*, *93*(1), 126–136. https://doi.org/10.1785/0220210144