

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Indonesia merupakan negara dengan tingkat aktivitas seismik dan vulkanik yang sangat tinggi karena berada pada kawasan *Ring of Fire*. Di wilayah ini, Lempeng Indo-Australia bertumbukan dengan Lempeng Eurasia sehingga membentuk deretan gunung api aktif yang memanjang dari Pulau Sumatra hingga Nusa Tenggara (Akbar, A. A. et al., 2024). Kondisi tersebut menjadikan Indonesia rawan mengalami bencana geologi seperti gempa bumi dan letusan gunung api. Dampak dari peristiwa tersebut dapat memengaruhi berbagai aspek kehidupan, mulai dari kerusakan infrastruktur, gangguan aktivitas ekonomi, hingga ancaman keselamatan masyarakat (Marzocchi & Bebbington, 2012). Oleh sebab itu, pemantauan gunung api yang akurat dan berkelanjutan menjadi kebutuhan penting dalam upaya mitigasi bencana di Indonesia.

Salah satu gunung api aktif adalah Gunung Sinabung di Sumatra Utara. Gunung Sinabung merupakan gunung api tipe stratovulkano aktif yang terletak di zona subduksi Sumatra bagian utara, tepatnya pada pertemuan Lempeng Eurasia dan Lempeng Indo-Australia (Hasib et al., 2024). Setelah mengalami masa dormansi selama kurang lebih 400 tahun, Gunung Sinabung kembali mengalami erupsi pertama berupa erupsi freatik pada 27 Agustus 2010, yang menandai reaktivasi sistem magmatik gunung api tersebut (Ipmawan et al., 2024; A. D. Nugraha et al., 2019). Aktivitas vulkanik tersebut kemudian berlanjut dengan periode erupsi yang lebih intensif sejak 2013 hingga 2017. Berdasarkan penelitian oleh Kadavi et al., (2017), Gunung Sinabung merupakan salah satu gunung api dengan aktivitas erupsi paling signifikan di Indonesia. Periode erupsi yang berlangsung sejak tahun 2013-2017 telah menyebabkan sedikitnya 16 korban jiwa. Besarnya dampak yang ditimbulkan menunjukkan bahwa aktivitas Gunung Sinabung memiliki tingkat bahaya yang tinggi sehingga memerlukan pemantauan

yang berkesinambungan. Kondisi ini menegaskan bahwa pemahaman terhadap pola gempa vulkanik Sinabung sangat penting dalam rangka meningkatkan efektivitas sistem peringatan dini.

Dalam pemantauan aktivitas gunung api, analisis gempa vulkanik merupakan salah satu indikator utama yang digunakan untuk mengidentifikasi perubahan yang terjadi di bawah permukaan. Lokasi hiposenter gempa dapat memberikan informasi mengenai jalur pergerakan magma, rekahan batuan, tekanan fluida, dan potensi peningkatan aktivitas vulkanik (Chouet & Matoza, 2013). Oleh sebab itu, ketepatan dalam menentukan hiposenter sangat berpengaruh pada pemahaman terhadap proses vulkanik yang sedang berlangsung. Salah satu faktor yang memengaruhi akurasi hiposenter adalah model kecepatan gelombang seismik. Model kecepatan menggambarkan distribusi kecepatan rambat gelombang P dan S di bawah permukaan yang digunakan dalam perhitungan waktu tempuh gelombang dari sumber gempa menuju stasiun pengamatan memiliki fase gelombang P dan S yang muncul dengan jelas sehingga waktu . Dalam penelitian seismologi vulkanik, setiap jenis gempa memiliki karakteristik sinyal yang berbeda. Gempa Vulkanik Dalam (Volcano-Tectonic/VT) umumnya tiba kedua gelombang tersebut dapat dipilih dengan tingkat ketelitian yang lebih tinggi. Sebaliknya, gempa vulkanik lain cenderung memiliki bentuk gelombang yang lebih kompleks, bersifat emergent, dan sering kali tidak memperlihatkan fase P maupun S secara tegas, sehingga penentuan waktu tiba menjadi lebih sulit dan memiliki ketidakpastian yang lebih besar (A. D. Nugraha et al., 2019).

Model kecepatan harus sesuai dengan kondisi geologi setempat agar perhitungan waktu tempuh gelombang lebih akurat. Kesalahan model kecepatan dapat menyebabkan pergeseran lokasi hiposenter hingga beberapa kilometer, terutama pada lingkungan vulkanik yang memiliki heterogenitas tinggi. Akibatnya, interpretasi jalur migrasi magma, posisi kantong magma, maupun zona rekahan aktif dapat menjadi kurang akurat sehingga berpotensi memengaruhi hasil pemantauan aktivitas vulkanik (Lavayssière et al., 2022).

Salah satu metode yang banyak digunakan untuk membangun model kecepatan satu dimensi (1D) adalah VELEST. Metode ini melakukan inversi simultan terhadap model kecepatan dan lokasi hiposenter menggunakan data waktu tiba gelombang P dan S dari berbagai stasiun seismik. VELEST telah digunakan secara luas dalam berbagai studi seismologi karena mampu menghasilkan model kecepatan lokal yang lebih representatif dibandingkan model global. Meskipun demikian, kualitas model yang dihasilkan tetap dipengaruhi oleh pemilihan model awal, kualitas data waktu tiba, distribusi stasiun pengamatan, dan proses inversi iteratif yang dilakukan secara berulang hingga mencapai konvergensi (Kissling et al., 1994).

Penelitian terkini menunjukkan bahwa pengembangan model kecepatan lokal mampu meningkatkan akurasi hiposenter secara signifikan. Studi oleh (Ringler et al., 2023) menunjukkan bahwa pembaruan model kecepatan lokal dapat menurunkan residual waktu tempuh hingga 30–40%. Sementara itu, studi oleh (Lavayssière et al., 2022) menunjukkan bahwa penyesuaian model kecepatan 1D di wilayah vulkanik memberikan distribusi seismisitas yang lebih konsisten. Hasil tersebut menegaskan bahwa pengembangan model kecepatan yang sesuai dengan karakteristik geologi lokal merupakan langkah penting dalam pemantauan aktivitas vulkanik secara ilmiah.

Di sisi lain, seiring berkembangnya teknologi komputasi, penggunaan *Machine Learning* (ML) mulai diterapkan dalam studi seismologi sebagai metode alternatif yang dapat mengatasi keterbatasan metode konvensional. Beberapa penelitian menunjukkan keberhasilan ML dalam meningkatkan akurasi picking waktu tiba gelombang, memperbaiki proses deteksi gempa, serta membantu dalam pemodelan struktur bawah permukaan (Braszus et al., 2024; Kim et al., 2024). Meskipun demikian, pemanfaatan *Machine Learning* dalam pengembangan model kecepatan lokal masih relatif sedikit dibandingkan penerapannya pada tugas-tugas seismologi lainnya. Oleh karena itu, masih diperlukan penelitian untuk mengeksplorasi potensi pendekatan data-driven dalam membangun model kecepatan lokal yang sesuai dengan karakteristik geologi suatu wilayah.

Salah satu algoritma ML yang banyak digunakan untuk permasalahan regresi adalah *Artificial Neural Network* (ANN). ANN merupakan salah satu yang paling banyak digunakan untuk permasalahan prediksi dan regresi, terutama pada data yang bersifat non-linear. ANN bekerja dengan meniru cara kerja jaringan saraf biologis untuk mempelajari pola dari data input melalui lapisan-lapisan neuron. ANN mampu belajar dari data yang kompleks, termasuk data seismik yang mengandung noise, variasi amplitudo, dan ketidakteraturan pola sinyal (Fabien-Ouellet & Sarkar, 2020; Johora et al., 2022).

Dalam bidang seismologi, ANN telah berhasil diterapkan pada berbagai tugas seperti deteksi gempa, picking waktu tiba gelombang, karakterisasi sumber gempa, hingga pengembangan model kecepatan bawah permukaan. Keberhasilan tersebut menunjukkan bahwa ANN memiliki potensi untuk menangkap hubungan kompleks antara waktu tempuh gelombang, posisi hiposenter, kondisi geologi lokal, dan distribusi kecepatan bawah permukaan yang umumnya bersifat non-linear (Mousavi & Beroza, 2023).

Beberapa penelitian sebelumnya mengenai aktivitas seismik Gunung Sinabung memberikan gambaran penting mengenai struktur bawah permukaan gunung ini. (Hasib, Saepuloh, et al., 2024) menemukan adanya zona anomali kecepatan rendah yang mengindikasikan keberadaan magma atau fluida. Sementara itu, penelitian oleh (A. D. Nugraha et al., 2019) melalui tomografi 3D mengidentifikasi adanya variasi signifikan pada parameter V_p , V_s , dan rasio V_p/V_s yang menunjukkan dinamika sistem magmatik yang aktif. Walaupun penelitian-penelitian tersebut memberikan pemahaman penting mengenai geologi Sinabung, belum ada kajian yang memanfaatkan ML, khususnya ANN, untuk membangun model kecepatan berdasarkan data gempa vulkanik gunung

Berdasarkan uraian tersebut, dapat diidentifikasi bahwa masih terdapat peluang pengembangan dalam pemodelan kecepatan lokal Gunung Sinabung. Hingga saat ini belum ditemukan penelitian yang memanfaatkan waktu tiba gelombang P dan S, koordinat stasiun seismik, serta informasi hiposenter awal

sebagai masukan Artificial Neural Network untuk membangun model kecepatan lokal secara data-driven. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, ANN pada penelitian ini tidak digunakan untuk menentukan lokasi hiposenter secara langsung, melainkan untuk mengembangkan model kecepatan lokal yang selanjutnya divalidasi melalui proses penentuan lokasi hiposenter menggunakan Geiger's Adaptive Damping (GAD). Dengan demikian, evaluasi model dilakukan tidak hanya berdasarkan metrik Machine Learning, tetapi juga melalui performanya dalam aplikasi seismologi menggunakan nilai RMS travel time residual dan perubahan distribusi hiposenter.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model kecepatan gelombang seismik berbasis Artificial Neural Network menggunakan data gempa vulkanik Gunung Sinabung periode Januari 2017. Model kecepatan yang dihasilkan diharapkan dapat menjadi alternatif dalam pengembangan model kecepatan lokal, meningkatkan kualitas penentuan lokasi hiposenter, serta mendukung pengembangan metode analisis seismik berbasis data untuk pemantauan aktivitas gunung api di Indonesia.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang di atas maka masalah dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana memperoleh parameter waktu tiba gelombang P dan S yang dapat digunakan sebagai data masukan dalam pembangunan model kecepatan?
2. Bagaimana membangun model kecepatan gelombang seismik berbasis *machine learning ANN* pada data seismik Gunung Sinabung?
3. Bagaimana tingkat akurasi model kecepatan berbasis *machine learning ANN*?

C. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Mengidentifikasi dan mengekstraksi waktu tiba gelombang P dan S dari data seismik gempa vulkanik Gunung Sinabung sebagai data masukan dalam pembangunan model kecepatan berbasis *machine learning ANN*.
2. Mengembangkan model kecepatan gelombang seismik berbasis *machine learning ANN* menggunakan data aktivitas seismik Gunung Sinabung.
3. Mengevaluasi tingkat model kecepatan berbasis *machine learning ANN*.

D. Manfaat Penelitian

1. Manfaat Teoretis

1. Penelitian ini diharapkan mampu membantu petugas monitoring gunung api dalam memperkirakan lokasi hiposenter secara lebih cepat dan lebih akurat dengan dukungan metode *machine learning*.
2. Informasi lokasi hiposenter yang diperoleh dapat menjadi salah satu dasar penting dalam penentuan status aktivitas kegunungan oleh instansi pengawasan.
3. Ketepatan dalam menentukan status kegunungan berkontribusi langsung pada peningkatan efektivitas mitigasi bencana bagi masyarakat yang tinggal di sekitar kawasan rawan.
4. Penelitian ini diharapkan dapat mendukung sistem peringatan dini serta mengurangi risiko yang ditimbulkan oleh aktivitas seismik maupun vulkanik.

2. Manfaat Praktis

1. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi dalam pengembangan ilmu seismologi, khususnya pada integrasi teknik picking gelombang seismik dengan metode komputasi untuk membangun model kecepatan yang lebih representatif.
2. Hasil penelitian ini dapat menjadi rujukan bagi studi-studi selanjutnya yang berfokus pada penerapan *machine learning* dalam analisis gempa vulkanik.

3. Integrasi metode otomatisasi dan *machine learning* diharapkan mampu mendorong peningkatan efisiensi serta akurasi dalam proses analisis data seismik.
4. Penelitian ini turut membuka peluang untuk mengembangkan pendekatan seismologi modern yang lebih adaptif terhadap kompleksitas aktivitas vulkanik.

E. Pembatasan Masalah

1. Penelitian ini berfokus pada pengembangan model kecepatan satu dimensi (1D) berdasarkan data seismik gempa vulkanik yang terekam di Gunung Sinabung.
2. Jenis gempa yang digunakan dalam penelitian ini hanya gempa Vulkanik Dalam (Volcano-Tectonic/VT).
3. Evaluasi performa model terbatas pada perbandingan akurasi antara model ML dan metode konvensional, tanpa menguji implementasi real-time dalam sistem operasional pemantauan.