

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Magnetotellurik (MT) merupakan metode dalam geofisika untuk menggambarkan distribusi resistivitas atau konduktivitas listrik bawah permukaan bumi dengan cara mengukur sumber medan listrik dan magnet yang terjadi secara alami di permukaan bumi secara pasif (Simpson and Bahr, 2005; Chave et al., 2012). Metode MT telah banyak diaplikasikan secara luas dalam eksplorasi geofisika, mulai dari eksplorasi dangkal seperti air tanah sampai eksplorasi dalam seperti panas bumi (Suryanto and Irnaka, 2016; Mandolesi et al., 2018). Rekonstruksi distribusi resistivitas bawah permukaan bumi dilakukan melalui proses pemodelan inversi dengan menggunakan data pengamatan. Tujuan dari pemodelan inversi adalah untuk mencari model yang secara teori responnya sebisa mungkin mendekati dengan respon pengamatan (Grandis, 2009). Dalam modelnya, resistivitas semu digunakan sebagai pengganti distribusi resistivitas rata-rata bawah permukaan bumi dengan menggunakan persamaan Maxwell sebagai penghubung antara sumber medan elektromagnetik dengan parameter-parameter bawah permukaan bumi.

Pada umumnya, pemodelan inversi geofisika dilakukan melalui dua pendekatan, yaitu secara deterministik dan probabilistik. Pendekatan secara deterministik dilakukan melalui minimalisasi fungsi *forward* yang mengandung data *misfit* dan regularisasi (Butler, 2005). Metode seperti *steepest descent*, *Gauss-Newton*, dan *non-linear conjugate gradient* (NLCG) telah banyak diaplikasikan untuk meminimalkan fungsi *forward* (Habashy and Abubakar, 2004). Metode tersebut menggunakan turunan pertama dan kedua untuk mengevaluasi fungsi *forward* secara iteratif sehingga prosesnya menjadi lambat dan memakan ruang memori perangkat. Banyak penelitian yang telah dilakukan untuk mengatasi masalah ini. Misalnya, Smith and Booker (1991) mengembangkan teknik *rapid relaxation inverse* untuk mempercepat proses inversi data magnetotellurik pada model 2D dan 3D. Skema inversi ini memperkirakan gradient medan listrik dan magnet dengan nilai medan listrik dan magnet dari iterasi sebelumnya, dan itu menghasilkan algoritma yang cepat dan efisien. Kemudian, Mackie and Madden (1993) menggunakan teknik konjugasi gradien dalam inversi data magnetotellurik 3D. Skema inversi tersebut menghindari perhitungan dan penyimpanan memori dari matriks *Jacobi* sehingga mampu mengurangi biaya

komputasi inversi (Lin et al., 2008).

Dalam pendekatan probabilistik, masalah inversinya adalah masalah perkiraan yang mana solusinya diberikan oleh fungsi probabilitas dan densitas posterior. Distribusi ini mengkuantifikasi ketidakpastian parameter *joint* dan *marginal*. Dalam beberapa aplikasi, distribusi posterior ini tidak dapat dilakukan secara analisis, sehingga memerlukan suatu metode yang menggunakan sampel secara coba-coba (*trial and error*) untuk memperkirakan distribusi target seperti metode *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) (Rosas-Carbajal et al., 2014). Metode ini sangat baik dalam mengkuantifikasi parameter dan ketidakpastian model dari permasalahan inversi nonlinear. MCMC ini didasarkan pada simulasi Monte Carlo (MC) untuk mengambil sampel dari parameter ruang sebelumnya secara acak dan mengevaluasi jarak responnya terhadap data dari setiap kandidat model. Simulasi MC dapat memberikan perkiraan distribusi posterior yang cukup baik dalam parameter ruang yang berdimensi kecil. Untuk parameter ruang berdimensi besar, simulasi MCMC digunakan untuk mempercepat proses eksplorasi distribusi target. Kelemahan dari MCMC ini yaitu efisiensinya yang sangat buruk terutama saat menghadapi model nonlinear yang signifikan, ketidakunikan dan parameternya berdimensi besar (Mosegaard and Tarantola, 1995; Minsley, 2011; Guo et al., 2011).

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, (Raiche, 1991; Hansen and Cordua, 2017) menyarankan penggunaan *artificial neural network* (ANN) untuk menggantikan fungsi *forward* dengan model *neural network* terlatih agar proses evaluasi fungsi *forward* dapat menjadi lebih cepat dan efisien. Pemodelan inversi magnetotellurik menggunakan ANN telah lama dikembangkan sejak tahun 90-an dan sampai sekarang ini baik untuk model 1D, 2D, dan 3D. Semuanya memiliki tujuan yang sama yaitu untuk memodelkan keseluruhan proses inversi yang sangat kompleks yang biasanya dilakukan oleh fungsi *forward* menjadi lebih sederhana dan efisien. Misalnya saja, Conway et al. (2019) menggunakan ANN dalam pemodelan inversi magnetotellurik 3D sebagai alternatif dari fungsi *forward* yang membutuhkan evaluasi yang banyak dan memakan waktu yang lama. Kemudian, Moghadas (2020) melakukan inversi 1D menggunakan teknik *deep learning* dengan pendekatan *convolutional neural network* untuk mengestimasi konduktivitas listrik bawah permukaan bumi dari data induksi elektromagnetik pada frekuensi rendah. Menurut (Guo et al., 2020), ada tiga kelebihan pemodelan inversi dengan ANN ini yaitu, (1) lebih efisien karena dapat menghindari perhitungan turunan lokal dari fungsi objektif, (2) penggabungan dengan pengetahuan sebelumnya (respon model) lebih mudah melalui hasil model pelatihan, (3) memiliki kemampuan generalisasi yang tinggi.

Dalam studi ini, penulis tertarik untuk membangun sebuah model ANN untuk memperkirakan distribusi resistivitas bawah permukaan bumi dari data magnetotellurik. Kasus yang dipilih adalah model resistivitas bumi 1D. Algoritma *network* dilatih dengan menggunakan teknik *forecasting* dan *deep learning* pada sejumlah sampel dari data sintetik yang mengandung *Gaussian noise*. Data sintetik ini dihasilkan dari simulasi *forward* menggunakan algoritma *SimPEG* dengan mempertimbangkan model resistivitas bumi homogen linear 15 lapisan. Penulis menunjukkan bahwa *network* dapat memetakan nilai resistivitas dan fase dengan cepat dan mampu mencapai tingkat akurasi yang cukup baik. Penulis juga melakukan pengujian inversi ANN pada data sintetik yang dihasilkan dari model resistivitas panas bumi dengan karakteristik model didominasi oleh cairan dari aktivitas gunung berapi yang umumnya terjadi di Indonesia (Saputra and Widodo, 2017). Lebih lanjut, pengujian dilakukan pada sampel dengan tingkat *noise* yang berbeda sebagai perbandingan untuk melihat respon dari ANN.

1.2 Rumusan Masalah

Dari pemaparan latar belakang di atas, didapatkan suatu rumusan masalah yaitu:

- bagaimana cara membangun sebuah model *artificial neural network* dari data magnetotellurik,
- bagaimana distribusi resistivitas bawah permukaan bumi yang dihasilkan dari inversi data magnetotellurik dengan menggunakan *artificial neural network*.

1.3 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini ada dua batasan masalah yang diterapkan, diantaranya:

- kasus yang dipilih adalah untuk model inversi data magnetotellurik 1 dimensi,
- data yang digunakan adalah data sintetik yang didapatkan dari hasil simulasi data dengan menggunakan *SimPEG*.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah membangun sebuah model *artificial neural network* untuk memperkirakan distribusi resistivitas bawah permukaan bumi 1D dari data magnetotellurik.

1.5 Sistematika Penulisan

Pembahasan pokok dari studi ini terbagi menjadi beberapa bab dan diuraikan secara singkat sebagai berikut:

BAB 1: PENDAHULUAN

Pendahuluan berisi tentang deskripsi yang melatarbelakangi penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB 2: TEORI DASAR

Teori dasar berisi tentang konsep dan teori yang mendasari metode magnetotellurik dan pengolahan data magnetotellurik.

BAB 3: METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian mendeskripsikan proses penelitian secara lengkap, yang dimulai dari data penelitian, diagram alir penelitian, simulasi *forward* MT, diagram alir simulasi *forward* MT, pembangunan dan pelatihan *network* dan diagram alir pembangunan dan pelatihan *network*.

- Bab 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan berisi tentang performa model ANN setelah proses pelatihan serta hasil inversi MT 1D dengan menggunakan model ANN disertai dengan analisis dan pembahasannya.

- Bab 5 PENUTUP

Penutup berisi kesimpulan dari hasil penelitian disertai dengan beberapa saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.