

C-RIA: PERANGKAT LUNAK INVERSI DAN ANALISIS DATA RESISTIVITAS BERBASIS CLOUD

C-RIA: CLOUD-BASED RESISTIVITY DATA INVERSION AND ANALYSIS SOFTWARE

Andri Yadi Paembonan^{1*}, Asido Saputra Sigalingging², Putu Pradnya Andika³, Selvi Misnia Irawati⁴, Edlyn Yoadan Nathania⁵, Muhammad Rendi Jaya⁶

^{1,2,3,4,5,6}Teknik Geofisika Institut Teknologi Sumatera; Jl. Terusan Ryacudu, Way Huwi, Kec. Jati Agung, Kabupaten Lampung Selatan, Lampung 35365; (0721) 8030188

Received: 2023, December 21st

Accepted: 2024, March 22nd

Keywords:

1D model;

Cloud;

Resistivity;

VES.

Correspondent Email:

andri.paembonan@tg.itera.ac.id

How to cite this article:

Paembonan, A.Y., Sigalingging, A.S., Andika, P.P., Irawati, S.M., Nathania, E.Y., & Jaya, M.R. (2024). C-RIA: Perangkat Lunak Inversi dan Analisis Data Resistivitas Berbasis CLOUD. *JGE (Jurnal Geofisika Eksplorasi)*, 10(01), 65-77.

Abstrak. Pada umumnya, proses inversi dan analisis data geofisika konvensional menggunakan komputasi lokal yang memerlukan sumber daya besar baik dalam proses pengolahannya maupun dalam penyimpanan data yang dapat menghambat efisiensi dan skalabilitasnya. Seiring dengan kemajuan teknologi *cloud computing*, penyimpanan dan pengolahan data secara terpusat menjadi lebih efisien, memungkinkan geofisikawan untuk mengoptimalkan kinerja dalam melakukan pengolahan data seperti inversi data geolistrik secara signifikan. Dengan memanfaatkan infrastruktur *cloud*, perangkat lunak ini dapat diakses secara fleksibel dan dapat disesuaikan, memungkinkan pengguna untuk mengelola dan menganalisis *dataset* geolistrik dengan lebih efektif. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengoptimalkan pengolahan data geolistrik resistivitas dengan teknologi *cloud* yang dapat mempercepat kinerja maupun memberikan kemudahan pengolahan data (*user friendly*) melalui pengembangan perangkat lunak C-RIA. Sebelum melakukan pengolahan data perlu dilakukan pemilihan metode optimasi dan penentuan beberapa parameter, kemudian dilakukan proses inversi. Hasil yang diperoleh setelah dilakukan proses inversi untuk membuat model memperlihatkan kemampuan pengolahan data yang stabil dengan model awal yang berbeda. Selain itu hasil yang diperoleh dengan menggunakan data sintesis memperlihatkan hasil yang hampir sama walaupun sudah ditambahkan sedikit gangguan (*noise*) dengan nilai RMSE <3%, sedangkan pada pengujian data lapangan nilai RMSE <1%. Selanjutnya pada data lapangan nilai Selain itu dengan antarmuka (*interface*) yang lebih mudah dapat mempercepat dan mengoptimalkan pengolahan data. Secara keseluruhan dari penggunaan teknologi *cloud* yang diimplementasikan untuk data geolistrik dapat menjadi solusi untuk pengolahan data lebih efisien dan efektif serta fleksibel.

Abstract. In general, the inversion and analysis process of conventional geophysical data uses local computing which requires large resources both in the processing process and in data storage which can hamper its

© 2024 JGE (Jurnal Geofisika Eksplorasi). This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC)

efficiency and scalability. As cloud computing technology advances, concise data storage and processing has become more efficient, allowing geophysicists to significantly optimize performance in data processing such as geoelectrical data inversion. By leveraging cloud infrastructure, the software is flexible and customizable, allowing users to manage and analyze geoelectric datasets more effectively. The aim of this research is to optimize geoelectrical resistivity data processing with cloud technology which can speed up performance while providing ease of data processing (user friendly) through the development of C-RIA software. Before carrying out data processing, it is necessary to select an optimization method and determine several parameters, then carry out the inversion process. The results obtained after carrying out the inversion process to create a model show stable data processing capabilities with different initial models. Apart from that, the results obtained using data synthesis show almost the same results even though a little noise has been added with an RMSE value of <3 %, whereas in field data testing the RMSE value is <1%. Furthermore, an easier interface can speed up and optimize data processing. Overall, the use of cloud technology implemented for geoelectric data can be a solution for more efficient and effective as well as flexible data processing.

1. PENDAHULUAN

Kebutuhan pengolahan data geofisika telah meningkat sangat pesat beberapa tahun belakangan ini. Sejalan dengan itu, semakin kompleks informasi yang dibutuhkan dalam pengolahan data sehingga semakin besar pula kapasitas data yang diolah dan tentunya memerlukan waktu yang lebih lama. Sementara itu, kecenderungan pengolahan data yang lebih efisien menjadi tantangan tersendiri. Oleh karena itu diperlukan sebuah perangkat komputer yang cepat dan mampu mengatasi hal-hal di atas. Pada kenyataannya hal ini belum bisa diselesaikan hanya dengan mengandalkan personal komputer (*desktop*) saja. Hal ini disebabkan oleh beberapa hal mulai dari keterbatasan kinerja untuk mengolah data yang semakin kompleks yang berdampak pada efisiensi waktu sampai pada keterbatasan fleksibilitas perangkat keras serta kerentanan terhadap sistem keamanan (Versteeg dkk., 2014; Yang & Zhang, 2016). Pengolahan data geofisika, pemodelan dan inversi, merupakan proses yang non-linear dalam menentukan parameter-parameternya sehingga memerlukan perhitungan dalam bentuk operasi matriks yang berukuran besar dan berulang sehingga memerlukan kemampuan perangkat komputer yang cepat. Belum lagi apabila data yang diproses dalam jumlah yang

banyak maka akan sangat menyita waktu yang lama jika dengan menggunakan personal komputer saja (Mudge dkk., 2011).

Secara tradisional inversi geofisika umumnya dilakukan secara independen pada masing-masing metode geofisika, tetapi sekarang ini sudah berkembang menjadi *joint inversion* (Jupp & Vozoff, 1977; Qiao dkk., 2020), yaitu dengan menggabungkan 2 atau beberapa metode sekaligus. Bahkan dengan kemajuan teknologi yang sangat pesat, pendekatan-pendekatan lain muncul dengan tujuan untuk menghasilkan model untuk interpretasi yang optimal. Munculnya teknologi seperti *Artificial Intelligence* (AI) (FitzGerald, 2019), *Deep Learning* (Yu & Ma, 2021), *Neural Network* (Van der Baan & Jutten, 2000) dan lainnya membuat kebutuhan akan sistem komputer cepat semakin bertambah.

Pada tahun 2000-an, dengan meningkatnya kecepatan akses internet, muncul sebuah teknologi baru yang memungkinkan seseorang untuk mengakses perangkat lain tanpa harus memilikinya yang dikenal dengan *cloud computing*. Kelebihan dari *cloud computing* diantaranya data akan disimpan pada *cloud* dengan keamanan yang tinggi sehingga jika terjadi kerusakan pada peralatan komputer personal data tidak ikut rusak dan hilang, (Ashari & Setiawan, 2011). Selain itu, operasi

komputer *cloud* tidak dipengaruhi oleh performa komputer yang digunakan hanya memerlukan akses internet yang baik. Perangkat lunak dapat diakses dan dikontrol hanya dengan menginstal aplikasi kecil atau bahkan lewat *browser* sebagai “*gateway*”. Salah satu sistem yang dikembangkan oleh Mudge dkk (2011) bernama *Collaborative Cloud Computing Lab* (C3L) yang digunakan untuk mengolah data metode elektromagnetik dengan komputasi *cloud*. Sistem ini mampu mendukung kegiatan eksplorasi sistem panas bumi dan industri eksplorasi mineral yang lebih besar (Mudge dkk., 2011)

Penelitian ini fokus pada pemanfaatan teknologi *cloud* untuk inversi data geolistrik resistivitas yang bertujuan mempermudah melakukan pengolahan data dan efisiensi waktu dalam pengolahan data. Pengaplikasian pada metode resistivitas karena banyaknya penggunaan metode ini dalam menyelesaikan masalah kebumihannya khususnya di Indonesia seperti pada eksplorasi air tanah (Paembonan dkk., 2020) dan mineral (Kalscheuer dkk., 2018). Oleh karena itu dengan adanya teknologi ini diharapkan dapat digunakan oleh semua kalangan untuk pengolahan yang lebih efektif dan interpretasi data lebih cepat serta efisiensi waktu dan dana.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Metode Geolistrik

Salah satu metode yang umum digunakan dalam geofisika adalah metode geolistrik, metode ini banyak digunakan dalam analisis bawah permukaan yang cukup dangkal yang umumnya bertujuan untuk analisis muka air tanah, kondisi geologi bawah tanah, uji geoteknik dan eksplorasi sumber daya mineral seperti biji emas, nikel dan lain-lain. Metode geolistrik digunakan dalam eksplorasi dengan penetrasi yang relatif dangkal dengan menggunakan prinsip penginjeksian arus melalui dua elektroda ke bawah permukaan bumi yang pada beberapa kondisi akuisisi bawah permukaan dengan arus stabil justru memperoleh nilai beda potensial yang bervariasi sehingga menyebabkan variasi nilai resistansi untuk mendapatkan informasi mengenai struktur atau material yang dilalui arus tersebut

(Telford dkk., 1990). Nilai resistivitas batuan dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti porositas batuan, derajat saturasi, kadar garam terlarut, dan lain sebagainya sehingga resistivitas batuan berbeda-beda bergantung terhadap derajat kekompakan persentase kandungan fluida yang mengisinya (Ward, 1985).

Salah satu metode geolistrik untuk memetakan bawah permukaan yang paling sederhana adalah *vertical electrical sounding* (VES), yakni dengan menginjeksikan arus listrik ke dalam permukaan target, kemudian merekam beda potensial dari dua elektroda (Arliska dkk., 2022). Nilai arus dan tegangan kemudian digunakan untuk menghitung nilai resistivitas semu dengan mengalikan dengan faktor geometri. Selanjutnya dilakukan pemodelan yang menggambarkan variasi nilai resistivitas bawah permukaan yang kemudian diinterpretasi untuk menggambarkan kondisi litologi bawah permukaan (Lestari dkk., 2019). Hasil yang diperoleh dari VES adalah penampang 1D yang dapat digabungkan menjadi *pseudo* 2D untuk visualisasi secara lateral (Telford dkk, 1990; Ward, 1985)

2.2 Pemodelan Bawah Permukaan

Memodelkan bawah permukaan dari data VES, memiliki tantangan tersendiri. Umumnya pemodelan bawah permukaan yang dilakukan menggunakan *trial and error*, cara ini dilakukan dengan mencoba-coba berbagai kemungkinan model. Fungsi *forward modelling* menjadi sangat penting karena bekerja sebagai proses simulasi dari model bawah permukaan yang telah diinisiasi, hasil simulasi akan menghasilkan data sintetik. Selanjutnya dihitung nilai kecocokan/kesesuaian (*fitting*) antara data sintetik dan real (Bahri dkk., 2022). Pada penelitian ini fungsi pemodelan ke depan difokuskan pada data VES dengan konfigurasi *Schlumberger*. Hubungan antara parameter model (resistivitas sebenarnya/ ρ_{true} dan ketebalan/ t) dengan data (resistivitas semu/ ρ_{semu}) dapat dijelaskan dari persamaan integral Hankel sebagai berikut (Pekeris, 1940; Ghosh, 1971):

$$\rho_{semu} = \left(\frac{AB}{2}\right)^2 \int_0^\infty T_1(\lambda) J_1\left(\frac{AB}{2}\lambda\right) \lambda d\lambda \quad (1)$$

dimana AB merupakan spasi elektroda arus A dan B, λ adalah variabel integrasi, sementara J representasi dari fungsi Bessel orde pertama jenis pertama, sementara T (λ) dihitung berdasarkan persamaan *recursive* sebagai berikut (Koefoed, 1976; Koefoed 1970) berikut:

$$T_{i-1}(\lambda) = \frac{T_i(\lambda) + \rho_{i-1} \tanh(\lambda t_{i-1})}{1 + \frac{T_i(\lambda) \tanh(\lambda t_{i-1})}{\rho_{i-1}}} \quad (2)$$

dimana $i = JL, JL-1, \dots, 1$ (JL adalah jumlah lapisan), ρ_i dan t_i masing-masing adalah resistivitas sebenarnya dan ketebalan pada lapisan ke-i. Untuk lapisan terakhir, nilai T_{JL} sama dengan nilai dari nilai resistivitas ρ_{JL} . Tahapan selanjutnya adalah dengan mengalikan setiap sampel hasil transformasi dengan *linear filter* sederhana (Ghosh, 1971). Selanjutnya nilai resistivitas semu dapat dihitung dengan menggunakan *fast Hankel transforms* sebagai berikut:

$$\rho_{semu} = \sum_{j=1}^N F_j T_j(T_j) \quad (3)$$

dimana F_j adalah koefisien filter sesuai dengan *abscissa* a_j . Pada penelitian ini digunakan filter tujuh-poin dan filter sebelas-poin berdasarkan Guptasarma (1982).

Selanjutnya untuk mengetahui perbedaan antara data sintesis yang diperoleh dari *forward modelling* dan data observasi maka digunakan persamaan *root mean square error* (RMSE). Hal ini untuk mengukur ketidaksesuaian antara data lapangan dan perhitungan, digunakan persamaan RMSE relatif berikut (Grandis, 2009):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{d_{i\ obs} - d_{i\ cal}}{d_{i\ obs}}\right)^2} \times 100\% \quad (4)$$

2.3 Inversi Levenberg-Marquardt

Untuk memperkirakan distribusi resistivitas sebenarnya di bawah permukaan dengan data dapat menggunakan teknik matematis dapat disebut dengan *inversion modeling*. Inversi memanfaatkan data pengukuran resistivitas dari survei VES, yang kemudian dibandingkan dengan model teoritis yang dihasilkan dari variasi nilai

resistivitas di bawah permukaan. Apabila ketidaksesuaian antara data lapangan (observasi) dan data perhitungan, maka dilakukan proses inversi untuk memperbaiki model. Dengan memperbaiki model tersebut secara berulang, sesuai dengan data yang diamati, proses inversi akan berupaya untuk mencari model resistivitas yang paling sesuai atau paling mendekati distribusi sebenarnya. Hubungan antara parameter model (m) dan data (d) dapat dirumuskan dengan:

$$d = G(m) \quad (4)$$

dimana G adalah fungsi non linear dari parameter model dengan vektor data d yang berukuran $N \times 1$, sedangkan vektor parameter model m berukuran $M \times 1$. Pada metode VES data terdiri dari nilai resistivitas semu yang berubah terhadap nilai $AB/2$ dan parameter model berupa nilai resistivitas sebenarnya (ρ) dan ketebalan lapisan (t). Fungsi objektif φ yang akan diminimalkan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\varphi = \sum_{i=1}^N \left(\frac{d_{cal} - d_{obs}}{\sigma_i}\right) \quad (5)$$

dimana N adalah jumlah data, σ merupakan deviasi dari data ke-i, sementara $d_{cal}(=G(m))$ dan d_{obs} masing-masing adalah data kalkulasi dan data observasi. Untuk mendapatkan perubahan parameter model (Δm) maka dilakukan iterasi dengan menggunakan algoritma Levenberg-Marquardt (LM), dengan persamaan (Gill dan Murray, 1978; Pujol 2007):

$$(J^T J + \xi I) \Delta m = J^T F \quad (6)$$

dimana I merupakan matriks identitas dan ξ adalah faktor redaman. Sementara perubahan parameter model Δm dirumuskan sebagai berikut:

$$\Delta m = m_{k+1} - m_k \quad (7)$$

dengan k adalah indeks iterasi. Sementara itu, F merupakan nilai ketidaksesuaian antara data observasi dan kalkulasi, dapat dituliskan sebagai berikut:

$$F = \begin{bmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_N \end{bmatrix} \quad (8)$$

sedangkan

$$f_i = \sum_{i=1}^N \left(\frac{d_{i\text{cal}} - d_{i\text{obs}}}{\sigma_i} \right) \quad (9)$$

Selanjutnya untuk J merupakan matriks sensitivitas atau dikenal dengan matriks Jacobi dan J^T adalah hasil transformasinya, yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial m_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial m_M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_N}{\partial m_1} & \dots & \frac{\partial f_N}{\partial m_M} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Dari persamaan 6 dan 7 dapat dituliskan menjadi:

$$m_{k+1} = m_k + (J^T J + \xi I)^{-1} J^T F \quad (11)$$

2.3 Singular Value Decomposition (SVD)

SVD dapat diterapkan untuk mendekomposisi operator linear (matriks) yang menghubungkan parameter model (properti bawah permukaan) dengan data. Dekomposisi ini menghasilkan tiga matriks: U , S , dan V , dimana U dan V adalah matriks ortogonal, dan S adalah matriks diagonal dengan nilai-nilai singular. Jika J adalah matriks yang ingin dekomposisi, maka persamaannya sebagai berikut:

$$J = USV^T \quad (12)$$

dimana U adalah matriks berukuran $N \times M$, yang kolom-kolomnya merupakan *eigenvector* dari data, S adalah matriks diagonal berukuran $m \times n$, yang elemen diagonalnya merupakan nilai-nilai *singular* dari J yang tidak bernilai nol, dan V^T adalah transpose dari matriks V , yang berukuran $M \times M$, dan kolom-kolomnya merupakan *eigenvector* dari model. Dari persamaan 11 di atas dalam konteks SVD menjadi (Meju, 1992):

$$m_{k+1} = m_k + V S^{-1} U^T F \quad (13)$$

Nilai-nilai *singular* dalam S memberikan informasi tentang pentingnya berbagai mode data. Sering kali, banyak nilai *singular* kecil, menunjukkan bahwa nilai tersebut memberikan kontribusi yang kurang signifikan terhadap solusi. Memangkas SVD dengan hanya mempertahankan nilai-nilai *singular* paling signifikan dan kolom-kolom

yang sesuai dari U dan V dapat membantu menstabilkan inversi (Manglik, 2011).

2.4 Cloud Computing

Cloud computing memungkinkan alokasi dinamis sumber daya berdasarkan ketersediaan dan kebutuhan komputasi. Dengan cara ini, kumpulan sumber daya yang besar dapat dipertahankan dan didistribusikan ulang untuk pekerjaan komputasi (*scalability*). Dengan tujuan untuk menyediakan sumber daya yang cukup pada setiap situasi dan mengurangi sumber daya yang tidak digunakan sebanyak mungkin, sehingga memberikan solusi praktis dan hemat biaya untuk memenuhi permintaan seiring perubahan (Wallet dkk., 2021).

Penggunaan aplikasi berbasis *website* atau yang dikenal sebagai *webs-app*, dimaksudkan dalam penelitian ini untuk mempermudah proses penggunaan aplikasi oleh pengguna, dimana pengguna tidak perlu secara eksplisit melakukan instalasi manual pada desktop yang akan digunakan, melainkan cukup mengakses *web page* dari aplikasi dan berjalan di atas *browser* pengguna. Pemrosesan data geofisika menjadi sebuah layanan, dan tantangannya adalah bagaimana memberikan layanan ini dengan cara terbaik dan paling efisien. Salah satu pendekatan untuk hal ini adalah dengan menggunakan perangkat lunak pemrosesan dan visualisasi desktop standar untuk hal ini (dan untuk menyederhanakan dan mengotomatiskan alur kerja pemrosesan) (Versteeg dkk., 2014).

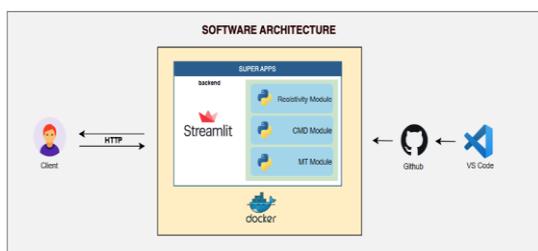
Untuk menunjang komputasi yang berat seperti proses inversi yang menggunakan algoritma yang kompleks proses ini akan dialihkan ke dalam *server* berbasis *cloud*, dan untuk proses komputasi yang ringan seperti *forward modelling* berbasis *trial and error* komputasi akan menggunakan *resource* dari *server*. *Cloud computing* yang digunakan adalah teknologi *Virtual Private Server (VPS)* yang dijalankan di *server development* dengan spesifikasi CPU 2 Core, RAM 4 GB dan *Storage* 30 GB. Dengan arsitektur ini memungkinkan akses jaringan yang fleksibel dan dapat disesuaikan dengan sumber daya IT seperti *server*, jaringan, penyimpanan, aplikasi, dan layanan melalui internet (Yang

& Zhang, 2016). Pengguna dapat mengakses sumber daya tersebut secara *on-demand* dan membayar hanya untuk sumber daya yang digunakan. Penggunaan *cloud computing* memiliki beberapa keuntungan (Yudianto & Soewito, 2023) antara lain:

- a. Skalabilitas dan elastisitas: pengguna dapat menambah atau mengurangi sumber daya IT secara dinamis sesuai dengan kebutuhan operasional.
- b. Hemat biaya: pengguna hanya membayar untuk sumber daya yang digunakan, tidak perlu membeli atau memelihara infrastruktur IT sendiri.
- c. Keamanan dan keandalan: penyedia layanan *cloud* memiliki keamanan dan redundansi yang lebih baik dibandingkan dengan infrastruktur IT lokal.

3. METODE PENELITIAN

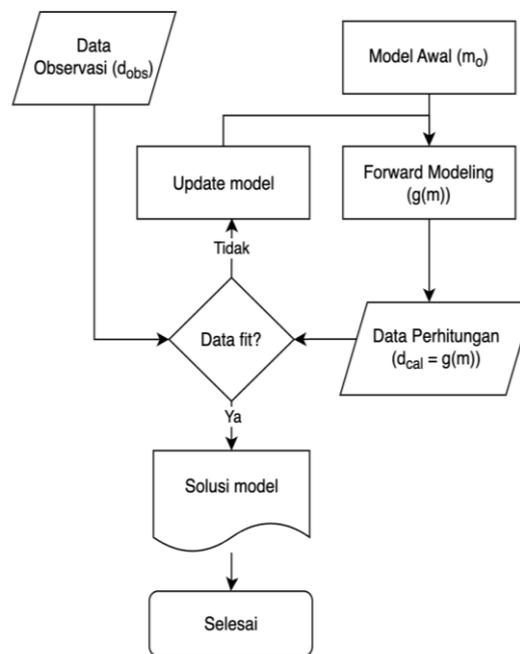
Pada penelitian ini, modul yang dikembangkan dan lulus validasi akan diimplementasikan menjadi *compute engine* pada basis jaringan *cloud C-RIA*. Pada teknis dari arsitektur aplikasi yang digunakan pada penelitian ini dapat kita lihat pada **Gambar 1**. Untuk menangani permintaan dari pengguna, peneliti memanfaatkan *web server Streamlit* yang dikembangkan di dalam sebuah *container* aplikasi yang dijalankan pada VPS.



Gambar 1. Arsitektur pengembangan Software.

Penggunaan VPS dimaksudkan agar proses *scalability* dan *flexibility* tetap bisa berjalan dengan baik ketika fitur dari *web apps* yang dikembangkan semakin besar. Pada analisis data, seluruhnya dapat dilakukan pada *platform cloud* dari data mentah yang telah diproses hingga menjadi model final. Proses optimasi dalam

penemuan model terbaik yang merepresentasikan model bumi 1D dapat dilihat pada *flowchart* **Gambar 2**.



Gambar 2. Flowchart pengolahan data VES (Grandis, 2009).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Webapps C-RIA

Pengolahan data resistivitas berbasis *cloud* telah berhasil diimplementasikan dengan baik. Hasil pengolahan data diperlihatkan pada **Gambar 3, 4, 5**. Keunggulan utama yang ditawarkan oleh *web-based software (C-RIA)* adalah kemudahan akses, efisiensi dan tidak dibutuhkan proses instalasi pada komputer *client*. Untuk menggunakan *web apps* ini, *client* hanya perlu mengakses URL aplikasi saja (<http://103.59.94.83:8501/>).

Secara umum terdapat tiga bagian utama dari *software* yang ditawarkan yakni bagian *loading* data, inversi parameter dan *display* data serta model. Dalam *software C-RIA* ini, pengguna memiliki kesempatan untuk melakukan analisis inversi data resistivitas dengan dua pilihan algoritma yang berbeda: Levenberg-Marquardt (LM) dan *Singular Value Decomposition* (SVD).

4.2 Alur Pengolahan Data

Data masukan (*input*) (**Gambar 4**) yang dibutuhkan oleh *webapps C-RIA* berupa ASCII *file(.txt)* yang terdiri dari dua kolom data yakni AB/2 dan Resistivitas Semu (*apparent resistivity*), masing-masing berurutan pada kolom pertama dan kedua, jumlah baris data mengikuti jumlah sampel pengukuran. Untuk saat ini pemrosesan data awal (*pre-conditioning*) untuk memperoleh resistivitas semu dari data lapangan (Potensial dan Arus) belum dapat dilakukan langsung pada *webapps C-RIA*, untuk masalah ini pengguna dapat memanfaatkan aplikasi pihak ketiga yang mudah diakses dan digunakan seperti *spreadsheet microsoft excel* atau *google worksheet*.

Tabel 1. Contoh data yang diinput pada *software C-RIA*.

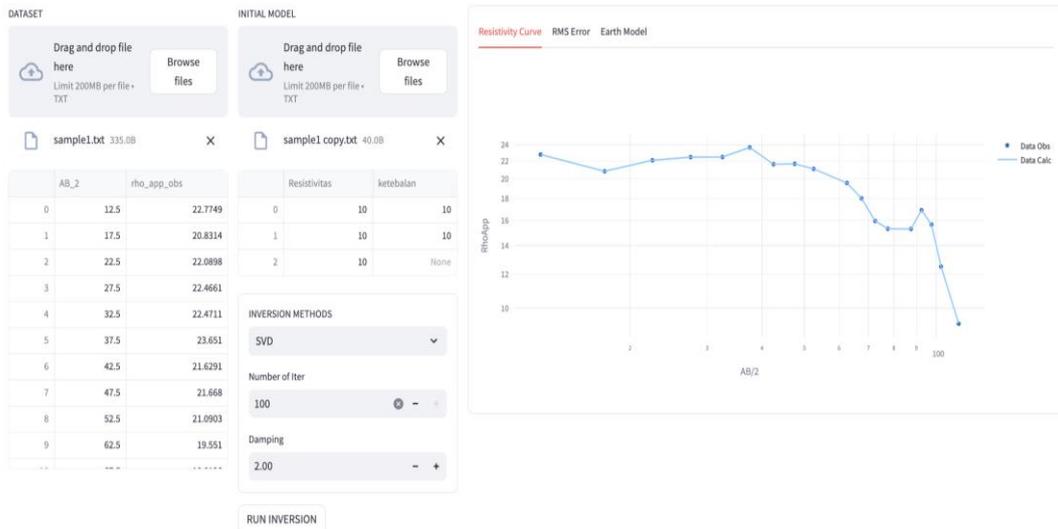
AB/2	Rho App.
12.5	22.7748546
17.5	20.8313541
22.5	22.0898223
27.5	22.4661249
32.5	22.4710924
37.5	23.6509672
42.5	21.6290941
47.5	21.6679885
52.5	21.090295
62.5	19.5509605
67.5	18.0125676
72.5	15.9509176
77.5	15.3018693
87.5	15.2852305
92.5	16.896061
97.5	15.6487541
102.5	12.4985065
112.5	9.19934598

Alur pemrosesan yang ditawarkan pada *webapps* ini sangat mudah dan sederhana seperti tujuan utama dari pengembangan aplikasi ini, pengguna tidak membutuhkan pelatihan khusus karena didukung oleh *interface* yang menarik dan *user-friendly*. Setelah data masukan (*input*) dipilih melalui

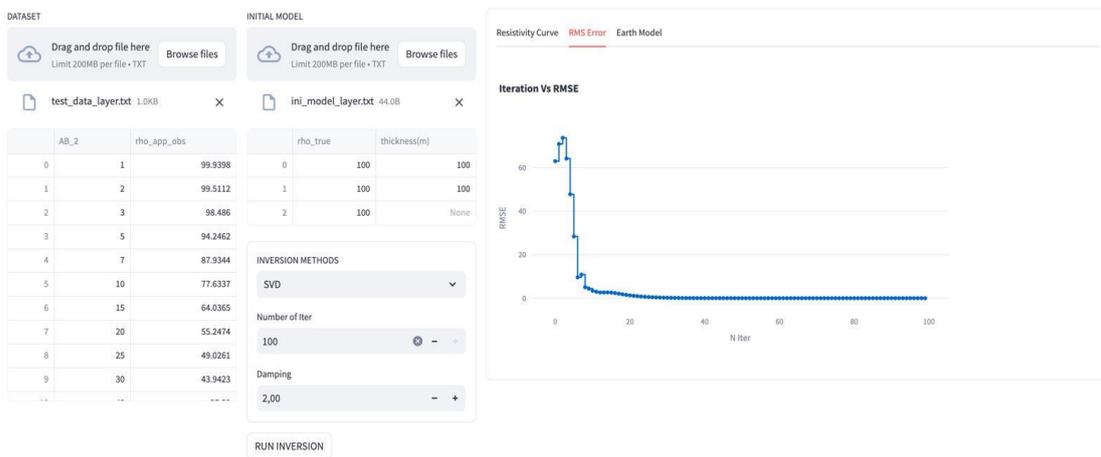
unggah *file*, kemudian oleh *server* akan kembali dikirimkan dan ditampilkan ke pengguna melalui *display data viewer*, berupa *spreadsheet* yang menampilkan kembali data *inputan* yang diunggah, sehingga pengguna dapat memastikan bahwa data yang ingin diproses adalah data yang benar.

Kemudian setelah data masukan benar diberikan, langkah berikutnya adalah memilih operator pemodelan ke depan (*forward model*), operator filter ini berguna sebagai linear filter pada tahapan pemodelan ke depan (dapat dilihat pada pemilihan menu **Gambar 3, 4, 5**). Pilihan filter terdiri dari tiga pilihan yakni 7 dan 11 filter berdasarkan operator yang digunakan oleh Guptasarma (1982). Pemilihan filter mempengaruhi akurasi dari pemodelan, jumlah filter akan berpengaruh terhadap waktu komputasi yang bertambah, namun untuk jumlah data sampel yang sedikit waktu komputasi tidak menjadi krusial. Langkah berikutnya adalah memilih jenis metode inversi yang akan digunakan untuk menghasilkan model yang tepat, sementara pilihan metode inversi yang ditawarkan masih terbatas yakni *Levenberg-Marquardt (LM)* dan *Singular Value Decomposition (SVD)*.

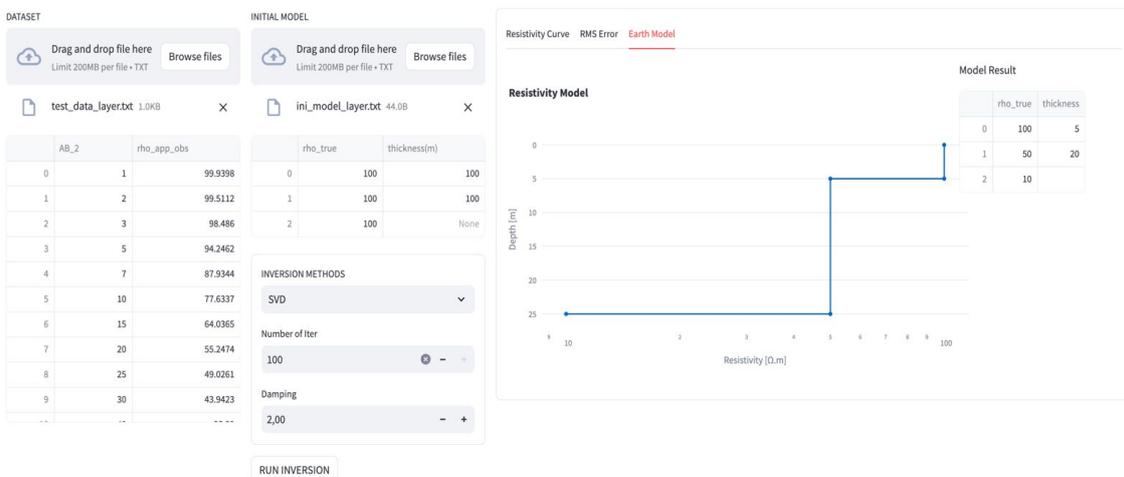
Alur inversi LM dan SVD mengadopsi Heriyanto dan Srigutomo (2016). Setelah memilih tipe inversi, selanjutnya *display inversion methods* akan berubah menampilkan parameter inversi yang dibutuhkan sesuai dengan pilihan metode inversi yang dipilih sebelumnya. Langkah terakhir adalah menekan tombol *run inversion*, untuk memulai proses inversi. Setelah proses inversi selesai dilakukan maka selanjutnya akan muncul hasil berupa *Resistivity Curve* (**Gambar 3**), *RMSE* (**Gambar 4**), dan *Earth Model* (**Gambar 5**). Pada *sub-window Resistivity Curve* menampilkan perbandingan antara plotting data resistivitas semu hasil lapangan (titik bulat hitam) dan pemodelan (garis lurus biru), grafik *error* akan menampilkan jumlah iterasi dan kesalahan pemodelan (RMS Error), terakhir pada *Earth Model* akan menampilkan visualisasi model 1D yang dihasilkan.



Gambar 3. Homepage pengolahan data, tampilan grafik memperlihatkan data ρ apparent.



Gambar 4. Homepage pengolahan data display grafik memperlihatkan data error model (RMSE).



Gambar 5. Homepage pengolahan data display grafik memperlihatkan model hasil inversi.

4.2 Uji Coba Optimasi

Pengujian metode optimasi LM dan SVD dilakukan dengan menggunakan beberapa data sintetik yang diperoleh dari model sintetik yang berbeda (Heriyanto & Srigutomo, 2016). Pada percobaan pertama dengan model homogen dar nilai resistivitas 50 Ohm.m (**Gambar 6b**) diperoleh data sintetik pada **Gambar 6a**. Dari data tersebut kemudian dilakukan inversi dengan model awal homogen dengan 100 Ohm.m dan menghasilkan model inversi sama dengan model sintetik. Begitu pun dengan data sintetik dan data kalkulasi memberikan respons yang sama.

Selanjutnya untuk menguji optimasi pada medium berlapis, dibuat model dengan 3 lapisan yang berbeda dengan nilai resistivitas 100, 50, dan 10 dengan ketebalan 5 untuk lapisan pertama, 20 untuk lapisan ke-2 dan tak terhingga untuk lapisan ke-3 (**Gambar 7b**). Dengan model awal yang sama pada percobaan pertama, diperoleh hasil yang mendekati model sebenarnya. Begitu pun dengan model respons (kalkulasi) memiliki nilai yang sama dengan data sintetik (**Gambar 7a**).

Dari kedua pengujian di atas, belum ada penambahan *noise*, sehingga perlu dilakukan pengujian dengan penambahan 5% *noise* untuk menguji kemampuan optimasi. Data sintesis dengan penambahan *noise* dapat dilihat pada **Gambar 8a**.

Dari data tersebut kemudian diuji dengan menggunakan model awal homogen 100 Ohm.m. Dari hasil yang diperoleh terdapat perbedaan antara data sintesis dan data kalkulasi dengan RMSE relatif masing-masing untuk LM dan SVD sebesar 2,6%. Pada model (**Gambar 8b**) juga terdapat sedikit perbedaan nilai resistivitas dapat dilihat pada **Tabel 2**.

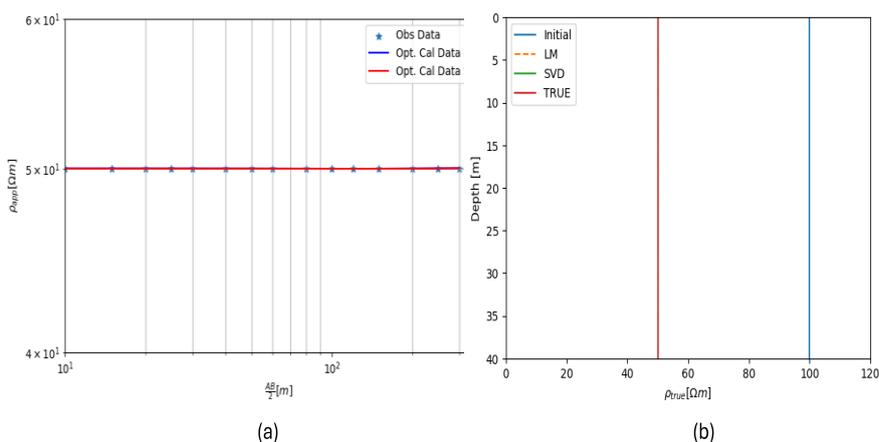
Tabel 2. Hasil optimasi LM dan SVD pada model sintesis berlapis dengan *noise* 5%.

Rho <i>true</i>	T	Rho LM	T LM	Rho SVD	T SVD
100	5	100.04	4.93	100.04	4.93
50	20	48.52	20.41	48.52	20.41
10	0	10.28	0	10.28	0

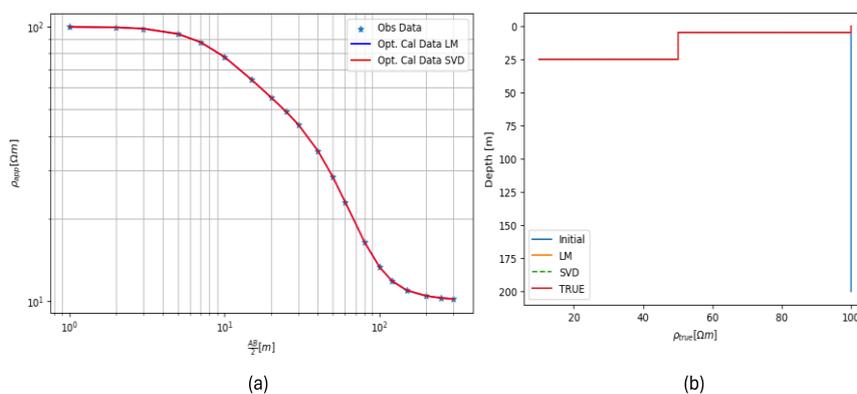
Berdasarkan hasil uji coba yang telah dilakukan dapat dilihat kedua metode inversi cukup baik dalam memodelkan bawah permukaan dan mendekati model sebenarnya. Adanya perbedaan dari model sintesis dan model yang diperoleh dari hasil inversi, disebabkan karena terdapat *noise* pada data yang telah ditambahkan sebelumnya.

Ketiga pengujian pada data sintesis di atas, memperlihatkan hasil dengan optimasi yang baik. Sehingga, selanjutnya dilakukan uji pada data lapangan seperti pada **Tabel 3** yang menggunakan konfigurasi *Schlumberger*. Data terdiri dari 20 datum dengan jarak elektroda arus terdekat sebesar 3 m dan jarak terjauh sebesar 300 m. Secara teori dengan jarak elektroda tersebut kedalaman maksimum yang bisa dicapai sebesar 60 m. Namun pada umumnya bisa kurang dari 60 m.

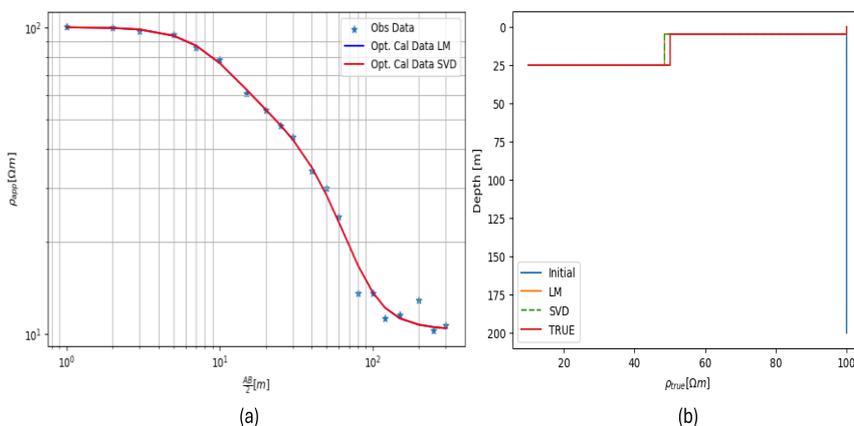
Inversi data lapangan (**Tabel 3**) dilakukan dengan menggunakan dua metode optimasi yaitu *LM* dan *SVD*. Model awal yang diberikan untuk kedua metode yang digunakan berupa model homogen dengan nilai resistivitas 100 Ohm.m. Perbandingan hasil dari kedua metode ini diperlihatkan pada **Tabel 4**.



Gambar 6. Hasil uji coba optimasi LM dan SVD pada model sintesis homogen memperlihatkan (a) data sintesis dan data kalkulasi yang sama dan (b) model resistivitas sebelum dan setelah inversi dengan model awal yang berbeda.



Gambar 7. Hasil uji coba optimasi LM dan SVD pada model sintesis berlapis terlihat (a) grafik data sintesis dan data kalkulasi dan (b) model resistivitas sebelum dan setelah inversi dengan model awal yang berbeda.



Gambar 9. Hasil uji coba optimasi LM dan SVD pada model sintesis berlapis dengan *noise* 5% terlihat (a) grafik data sintesis dan data kalkulasi dan (b) model resistivitas sebelum dan setelah inversi dengan model awal yang berbeda.

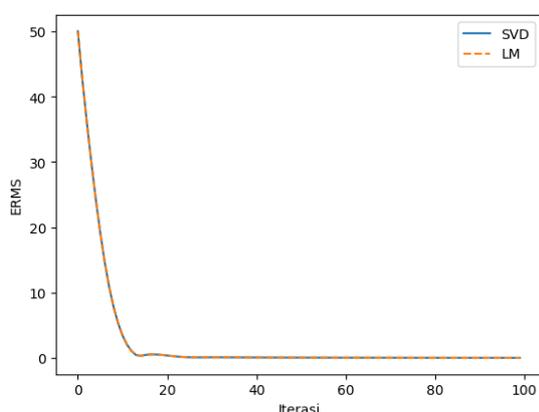
Tabel 3. Data lapangan yang terdiri dari nilai $AB/2$ dan ρ apparent (resistivitas semu).

$AB/2$	Rho App
1.5	150.324559
2	149.6973981
2.5	149.9672285
3	149.9536298
4	149.7395112
5	148.3083912
6	148.3987027
7	146.6569471
8	144.4103186
10	140.9734735
12	135.5118771
14	130.4910609
16	124.6107593
20	114.6287201
25	103.395704
30	94.31265609
40	82.95715218
50	77.45733228
60	73.83929552
70	69.98566412
80	67.77220347
90	65.80682803
100	64.69687896
120	59.61959418
140	56.03861926
150	54.6230064

Tabel 4. Hasil inversi dari data lapangan dengan menggunakan LM dan SVD.

Lapisan	Ketebalan Lapisan			Resistivitas Sebenarnya			RMSE (%)	
	Model Awal	LM	SVD	Model Awal	LM	SVD	LM	SVD
1	100	9.47256 7	9.472567	100	150.313	150.313		
2	100	43.0258 3	43.02583	100	73.0767	73.0767	0.58	0.58
3	0	0	0	100	45.9044 4	45.9044 4		

Jumlah iterasi yang dilakukan maksimum 100 untuk masing-masing metode optimasi. Dengan iterasi yang semakin besar memungkinkan hasilnya lebih konvergen, walaupun pada kenyataannya pada iterasi yang besar (di bawah iterasi 20) perubahan *misfit* sudah hampir tidak berubah secara signifikan (**Gambar 9**). Respons dari kedua model sangat baik ditandai dengan ketidaksesuaian dengan data lapangan dan data kalkulasi yang kecil dengan nilai *RMS Error* berada di bawah 1 %.



Gambar 9. Kurva *Misfit* antara data observasi dan data kalkulasi dengan iterasi dari model hasil inversi LM dan SVD.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil implementasi yang telah dilakukan maka dapat disimpulkan beberapa bahwa *C-RIA* sebagai *software* interpretasi dan analisis data geolistrik resistivitas berbasis *web* memiliki keunggulan dalam efisiensi dan halaman antarmuka yang mudah digunakan (*user-friendly*). Dua metode inversi diimplementasikan yakni *Levenberg-Marquardt* (LM) dan *Singular Value Decomposition* (SVD) memberikan hasil yang cukup baik, terbukti dari uji coba data sintesis maupun data lapangan yang memberikan gambaran model yang baik. Kecocokan antara data kalkulasi dan data sintesis yang telah ditambahkan *noise* menunjukkan nilai *RMS Error* yang cukup rendah <3% pada masing-masing metode inversi (LM dan SVD). Kemudian pada optimasi data lapangan, hasil pemodelan menunjukkan respons yang sangat baik

dibuktikan dengan nilai *RMS Error* kurang dari 1% pada masing-masing inversi LM dan SVD.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Institut Teknologi Sumatera yang telah memberikan dukungan penelitian sesuai dengan Keputusan Rektor Institut Teknologi Sumatera Nomor. 1735/IT9/PT.01.02/2023.

DAFTAR PUSTAKA

- Arliska, E., Anda, P., & Hasan, E. (2022). Identifikasi Intrusi Air Laut Menggunakan Metode Vertical Electrical Sounding di Kecamatan Sawa. *JGE (Jurnal Geofisika Eksplorasi)*, 8(3), 197-209. doi:<https://doi.org/10.23960/jge.v8i3.223>
- Ashari, A. & Setiawan, H. (2011). Cloud Computing : Solusi ICT?. *Jurnal Sistem Informasi* Vol.3 No.2.
- Bahri, S., Aponno, S., & Zulfiah, Z. (2022). Global Optimization Very Fast Simulated Annealing Inversion for The Interpretation Of Groundwater Potential. *JGE (Jurnal Geofisika Eksplorasi)*, 8(3), 225-236. doi: <https://doi.org/10.23960/jge.v8i3.233>
- FitzGerald, D. (2019). Artificial Intelligence Techniques to The Interpretation of Geophysical Measurements. *ASEG Ext. Abstr.* 1, 1-5.
- Ghosh, d. P. (1971). The Application of Linear Filter Theory to The Direct Interpretation of Geoelectrical Resistivity Sounding Measurements. *Geophysical Prospecting*, 19(2), 192-217. doi: 10.1111/j.1365-478.1971.tb00593.x
- Gill, P. E., & Murray, W. (1978). Algorithms for the Solution of the Nonlinear Least-Squares Problem. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 15(5), 977-992. doi:10.1137/0715063
- Grandis, D. H. (2009). *Pengantar Pemodelan Inversi Geofisika*. Bandung: Himpunan Ahli Geofisika Indonesia (HAGI).
- Guptasarma, D. (1982). Optimization of Short Digital Linear Filters for Increased Accuracy. *Geophysical Prospecting* 30, 501-514.
- Heriyanto, M & W Srigutomo. (2017). 1-D DC Resistivity Inversion Using Singular Value Decomposition and Levenberg-Marquardt's Inversion Schemes. *J. Phys.: Conf. Ser.* 877 012066

- Jupp, D. L. B., & Vozoff, K. (1977). Resolving Anisotropy in Layered Media by Joint Inversion. *Geophys. Prospect.*, 25(3), 460-470.
- Kalscheuer, T., Juhojuntti, N., & Vaittinen, K. (2018). Two Dimensional Magnetotelluric Modelling of Ore Deposits: Improvements in Model Constraints by Inclusion of Borehole Measurements. *Surv. Geophys.*, 39(3), 467-507.
- Koefoed, o. (1976). Error Propagation and Uncertainty in The Interpretation of Resistivity Sounding Data. *Geophysical Prospecting*, 24(1), 31-48. doi:10.1111/j.1365-478.1976.tb00383.x
- Koefoed, O. (1970). A Fast Method for Determining The Layer Distribution From The Raised Kernel Function in Geoelectrical Sounding. *Geophysical Prospecting*, 18(4), 564-570. doi: 10.1111/j.1365-2478.1970.tb02129.x
- Lestari, H., Nasril, M., Zulkifli, A., Aswad, S., & Syamsuddin. (2019). Interpretation of One Dimensional Schlumberger Curve Resistivity Data using "Least Square" Inversion. *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science* 279.
- Manglik, A. (2011). Inverse Theory, Singular Value Decomposition. In: Gupta, H.K. (eds) *Encyclopedia of Solid Earth Geophysics. Encyclopedia of Earth Sciences Series. Springer, Dordrecht*. https://doi.org/10.1007/978-90-481-8702-7_133
- Meju, M. A. (1992). An Effective Ridge Regression Procedure for Resistivity Data Inversion. *Computers & Geosciences*, 18(2-3), 99-118. doi:10.1016/0098-3004(92)90079-7
- Mudge, J. C., Chandrasekhar, P., Heinson, G. S., & Thiel, S. (2011). Evolving Inversion Methods in Geophysics With Cloud Computing - A Case Study of An E-Science Collaboration. *IEEE Seventh International Conference on eScience*, 119-125.
- Paembonan, A. Y., Febriansanu, D. R., Sinaga, R. E., Putra, F. D., & Rahmanda, V. (2020). Investigasi Air Tanah Pada Endapan Piroklastik Dengan Menggunakan Metode Electrical Resistivity Imaging (ERI). *Gravitasi*, 19(1), 1-5.
- Pekeris, C.L. 1940, Direct Method of Interpretation in Resistivity Prospecting, *Geophysics* 5, 31-42.
- Pujol, J. (2007). The Solution of Nonlinear Inverse Problems and The Levenberg-Marquardt Method. *Geophysics*, 72(4), W1-W16. doi:10.1190/1.2732552
- Qiao, S., Zhang, Q., Zhang, Qi., Guo, F., & Li, W. (2020). Hybrid Seismic-Electrical Data Acquisition Station Based on Cloud Technology and Green IoT. *Digital Object Identifier IEEE Access* 10.1109/ACCESS.2020.2966510.
- Telford, W. M., Geldart, L. P., & Sheriff, R. E. (1990). *Applied Geophysics*. Cambridge, Cambridge University Press.
- Van der Baan, M., & Jutten, C. (2000). Neural Network in Geophysical Applications. *Geophysics*, 65(4), 1032-1047.
- Versteeg, R., Jhonson, D., Henrie, A., & Jhonson, T. (2014). Cloud Based Electrical Geophysical Monitoring. *Symposium on The Application of Geophysics to Engineering and Environmental Problems*.
- Wallet, B., Osypov, K., Aarre, V., Verma, S., Davogustto, O., Zhang, Bo., Jayaram, V., & Zhang, S. (2021). Introduction to special section: Cloud computing. *Society of Exploration Geophysicists and American Association of Petroleum Geologists* Vol.9 Issue 1.
- Ward, S. H. (1985). Electrical methods in geophysical prospecting. *Geophysics*, 24, 265-375.
- Yang, Xu, & Zhang, S. (2016). *A High Performance Distributed Cloud Computing Frame for Geophysical Applications*. ISSN (online): 2159-6832 Copyright: 2016 Pages: 63.
- Yu, S., & Ma, J. (2021). Deep Learning for Geophysics: Current and Future Trends. *Rev. Geophys.*, 59(3), e2021RG000742.
- Yudianto, I.E., & Soewito, B. (2023). Private Cloud HPC Untuk Geologi dan Aplikasi Eksplorasi Geofisika (G&GE). *Journal of Information Technology and Computer Science* Vol.6 No.1.