

TUGAS AKHIR - CF234824

**PEMODELAN STRUKTUR *DIKE* 2D BERDASARKAN
DATA MAGNETIK UNTUK EKSPLORASI MINERAL
MENGUNAKAN *ENSEMBLE KALMAN INVERSION*
DENGAN REGULARISASI TIKHONOV**

MUHAMMAD AKBAR MAULANA SYAHPUTRA

NRP. 5017221008

Dosen Pembimbing

Dr. Ir. Dwa Desa Warnana, S.Si., M.Si.

NIP. 19760123 200003 1 001

Ir. Dharma Arung Laby, S.Si., M.T.

NIP. 1993 0930 2024 06 100

Program Studi Sarjana

Departemen Teknik Geofisika

Fakultas Teknik Sipil, Perencanaan, dan Kebumihan

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2026



TUGAS AKHIR - CF234824

**PEMODELAN STRUKTUR *DIKE* 2D BERDASARKAN DATA
MAGNETIK UNTUK EKSPLORASI MINERAL
MENGUNAKAN *ENSEMBLE KALMAN INVERSION*
DENGAN REGULARISASI TIKHONOV**

MUHAMMAD AKBAR MAULANA SYAHPUTRA
NRP. 5017221008

Dosen Pembimbing

Dr. Ir. Dwa Desa Warnana, S.Si., M.Si.

NIP. 19760123 200003 1 001

Ir. Dharma Arung Laby, S.Si., M.T.

NIP. 1993 0930 2024 06 100

Program Studi Sarjana

Departemen Teknik Geofisika

Fakultas Teknik Sipil, Perencanaan, dan Kebumihan

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2026



FINAL PROJECT - CF234824

**ENSEMBLE KALMAN INVERSION WITH TIKHONOV
REGULARIZATION FOR 2D MAGNETIC DIKE MODELING
IN MINERAL EXPLORATION**

MUHAMMAD AKBAR MAULANA SYAHPUTRA

NRP. 5017221008

Advisor

Dr. Ir. Dwa Desa Warnana, S.Si., M.Si.

NIP. 19760123 200003 1 001

Ir. Dharma Arung Laby, S.Si., M.T.

NIP. 1993 0930 2024 06 100

Undergraduate Study Program

Geophysical Engineering Department

Faculty of Civil, Planning, and Geo Engineering

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2026

LEMBAR PENGESAHAN

**PEMODELAN STRUKTUR *DIKE* 2D BERDASARKAN DATA MAGNETIK
UNTUK EKSPLORASI MINERAL MENGGUNAKAN *ENSEMBLE KALMAN*
INVERSION DENGAN REGULARISASI TIKHONOV**





TUGAS AKHIR

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
memperoleh gelar Sarjana pada
Program Studi S-1 Teknik Geofisika
Departemen Teknik Geofisika
Fakultas Teknik Sipil, Perencanaan, dan Kebumihan
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh : **MUHAMMAD AKBAR MAULANA SYAHPUTRA**

NRP. 5017221008

Disetujui oleh Tim Penguji Tugas Akhir :

- | | | |
|---|---------------|---|
| 1. Dr. Ir. Dwa Desa Warnana, S.Si., M.Si.
NIP. 19760123 200003 1 001 | Pembimbing I | () |
| 2. Ir. Dharma Arung Laby, S.Si., M.T.
NIP. 1993 0930 2024 06 100 | Pembimbing II | () |
| 3. Kadek Hendrawan Palgunadi, S.T., M.Sc., Ph.D.
NPP. 1993202411003 | Penguji I | () |
| 4. Dr.Eng. Maryadi, S.Si., M.Eng.
NIP. 19910422 202406 1 001 | Penguji II | () |

SURABAYA

Juli, 2026

Halaman ini sengaja dikosongkan

APPROVAL SHEET

ENSEMBLE KALMAN INVERSION WITH TIKHONOV REGULARIZATION FOR 2D MAGNETIC DIKE MODELING IN MINERAL EXPLORATION


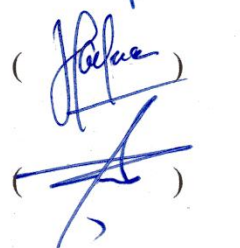


FINAL PROJECT

Submitted to fulfill one of the requirements
For obtaining a bachelor's degree at
Undergraduate Study Program of Geophysical Engineering
Department of Geophysical Engineering
Faculty of Civil, Planning, and Geo Engineering
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

By : **MUHAMMAD AKBAR MAULANA SYAHPUTRA**

NRP. 5017221008

Approval by Final Project Advisor and Examiner Team:

- | | | |
|---|-------------|---|
| 1. Dr. Ir. Dwa Desa Warnana, S.Si., M.Si.
NIP. 19760123 200003 1 001 | Advisor I | () |
| 2. Ir. Dharma Arung Laby, S.Si., M.T.
NIP. 1993 0930 2024 06 100 | Advisor II | () |
| 3. Kadek Hendrawan Palgunadi, S.T., M.Sc., Ph.D.
NPP. 1993202411003 | Examiner I | () |
| 4. Dr.Eng. Maryadi, S.Si., M.Eng.
NIP. 19910422 202406 1 001 | Examiner II | () |

SURABAYA

July, 2026

Halaman ini sengaja dikosongkan

PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama mahasiswa / NRP : Muhammad Akbar Maulana Syahputra / 5017221008
Program studi : Teknik Geofisika
Dosen Pembimbing I / NIP : Dr. Ir. Dwa Desa Warnana, S.Si., M.Si. /
19760123 200003 1 001
Dosen Pembimbing II / NIP : Ir. Dharma Arung Laby, S.Si., M.T. /
1993 0930 2024 06 100

dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul “Pemodelan Struktur *Dike* 2D Berdasarkan Data Magnetik untuk Eksplorasi Mineral Menggunakan *Ensemble Kalman Inversion* dengan Regularisasi Tikhonov” adalah hasil karya sendiri, bersifat orisinal, dan ditulis dengan mengikuti kaidah penulisan ilmiah.

Bilamana di kemudian hari ditemukan ketidaksesuaian dengan pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Surabaya, 17 Juni 2026

Mengetahui
Dosen Pembimbing I

Dr. Ir. Dwa Desa Warnana, S.Si., M.Si.
NIP. 19760123 200003 1 001

Dosen Pembimbing II

Ir. Dharma Arung Laby, S.Si., M.T.
NIP. 1993 0930 2024 06 100

Mahasiswa

Muhammad Akbar Maulana Syahputra
NRP. 5017221008

Halaman ini sengaja dikosongkan

STATEMENT OF ORIGINALITY

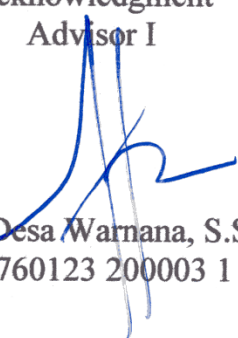
The undersigned below:

Student Name / NRP : Muhammad Akbar Maulana Syahputra / 5017221008
Department : Teknik Geofisika
Advisor I / NIP : Dr. Ir. Dwa Desa Warnana, S.Si., M.Si. /
19760123 200003 1 001
Advisor II / NIP : Ir. Dharma Arung Laby, S.Si., M.T. /
1993 0930 2024 06 100

hereby declare that the Final Project with the title of “Ensemble Kalman Inversion with Tikhonov Regularization for 2D Magnetic Dike Modeling in Mineral Exploration” is the result of my own work, is original, and is written by following the rules of scientific writing.

If in the future there is a discrepancy with this statement, then I am willing to accept sanctions in accordance with the provisions that apply at Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Acknowledgment
Advisor I


Dr. Ir. Dwa Desa Warnana, S.Si., M.Si.
NIP. 19760123 200003 1 001

Surabaya, 17 Juni 2026

Student


Muhammad Akbar Maulana Syahputra
NRP. 5017221008

Advisor II


Ir. Dharma Arung Laby, S.Si., M.T.
NIP. 1993 0930 2024 06 100

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga laporan Tugas Akhir yang berjudul “Pemodelan Struktur *Dike* 2D Berdasarkan Data Magnetik untuk Eksplorasi Mineral Menggunakan *Ensemble Kalman Inversion* dengan Regularisasi Tikhonov” ini dapat diselesaikan dengan baik. Laporan Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu persyaratan kelulusan sarjana di Departemen Teknik Geofisika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS). Penyusunan laporan ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan terima kasih yang tulus kepada:

1. Bapak Dr. Ir. M. Haris Miftakhul Fajar, S.T., M.Eng. selaku Kepala Departemen Teknik Geofisika ITS yang telah memberikan sarana dan prasarana kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan baik.
2. Bapak Dr. Ir. Dwa Desa Warnana, S.Si., M.Si. dan Ir. Dharma Arung Laby, S.Si., M.T. selaku dosen pembimbing Tugas Akhir, yang telah senantiasa membimbing, mendukung, dan membersamai dalam proses penyelesaian Tugas Akhir.
3. Bapak dan Ibu dosen Departemen Teknik Geofisika ITS yang senantiasa membimbing dan mendidik penulis selama masa perkuliahan, serta memberikan ilmu pengetahuan yang bermanfaat.
4. Jajaran civitas akademika Departemen Teknik Geofisika ITS yang senantiasa memberikan bimbingan dan izin melakukan berbagai kegiatan sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan baik.
5. Bapak Rizsal Adriansyah, S.Sos. dan Ibu Nurhandayani Puspitasari, S.Sos. selaku orang tua penulis beserta keluarga yang senantiasa memberikan dukungan moral maupun material.
6. Para sahabat terbaik penulis Talitha Deta Pramudipta, Muhamad Raditya Pramudito, Syahrul Anugrah Ramadhan, Dwiwana Yudha Prawira, Veno Kardia Putra, Hamdan Dzaky Hibrizi, Puspita Ayu Artanti, Jasmine Annisa Bleszinky, Josh Micahel Jefferson Dongalemba, Muhammad Yustar Afif Noer, Athaya Harsya Ramdhanta, dan Achmad Dany Kurniawan yang selalu memberikan semangat, dukungan, dan kehadiran yang menenangkan di setiap proses. Kebersamaan kalian menjadi bagian berharga yang turut mengantarkan penulis hingga tahap ini.
7. Teman-teman Teknik Geofisika angkatan 2022 (TG 11), yang senantiasa memberikan dukungan serta semangat kepada penulis selama masa perkuliahan.
8. Semua pihak yang telah membantu dan tidak dapat penulis sebutkan, yang telah memberikan bantuan baik secara langsung maupun tidak langsung selama masa hidup penulis.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa dalam proses penyusunan Tugas Akhir ini masih terdapat berbagai keterbatasan, kekurangan, dan ketidaksempurnaan, baik dari segi substansi maupun teknis penulisan. Oleh sebab itu, dengan kerendahan hati, penulis sangat mengharapkan masukan, saran, serta kritik yang membangun dari berbagai pihak agar laporan ini dapat memberikan manfaat yang lebih besar, khususnya dalam mendukung kemajuan dunia pendidikan dan penerapannya di lapangan. Penulis juga berharap laporan ini dapat menjadi dasar yang kokoh untuk pengembangan lebih lanjut, baik oleh penulis sendiri maupun pihak lain yang berkepentingan. Dengan segala kerendahan hati, penulis memohon maaf yang sebesar-besarnya atas segala kesalahan, kekeliruan, atau kekurangan yang mungkin terdapat dalam penyusunan dan penulisan laporan ini, baik yang disengaja maupun tidak disengaja.

Surabaya, 17 Juni 2026

Muhammad Akbar Maulana Syahputra
NRP. 5017221008

ABSTRAK

PEMODELAN STRUKTUR *DIKE* 2D BERDASARKAN DATA MAGNETIK UNTUK EKSPLOKASI MINERAL MENGGUNAKAN *ENSEMBLE KALMAN INVERSION* DENGAN REGULARISASI TIKHONOV

Nama Mahasiswa / NRP : Muhammad Akbar Maulana Syahputra /
5017221008
Departemen : Teknik Geofisika FTSPK - ITS
Dosen Pembimbing I : Dr. Ir. Dwa Desa Warnana, S.Si., M.Si.
Dosen Pembimbing II : Ir. Dharma Arung Laby, S.Si., M.T.

Abstrak

Pemodelan struktur *dike* 2D berdasarkan data magnetik merupakan pendekatan yang umum dilakukan dalam eksplorasi mineral. Akan tetapi, pendekatan ini memiliki tantangan karena permasalahan inversi yang *ill-posed* dan *non-uniqueness*, terutama dalam kondisi data yang *noisy*. Studi ini mengusulkan metode inversi data magnetik untuk pemodelan *dike* berbasis *Ensemble Kalman Inversion* (EKI) yang ditingkatkan dengan regulasi Tikhonov. Penambahan regularisasi bertujuan untuk meningkatkan stabilitas numerik dan memitigasi sensitivitas terhadap degenerasi ensambel, sehingga memungkinkan kuantifikasi ketidakpastian yang efisien melalui statistik ensambel. Penelitian ini mengimplementasikan EKI dengan regularisasi Tikhonov melalui tahapan uji sensitivitas, eksperimen numerik untuk menentukan ukuran ensambel dan parameter regularisasi optimal, inversi data sintesis, hingga inversi pada data lapangan yang berbeda. Hasil eksperimen numerik terkontrol menunjukkan bahwa penggunaan $N_e \geq 300$, dikombinasikan dengan regularisasi (λ) yang efektif mampu mengoptimalkan antara stabilitas konvergensi dan *robustness*, serta mencegah kegagalan algoritma. Implementasi pada inversi data magnetik sintesis dan lapangan (mineralisasi Cu, Fe, skarn, dan uranium) menunjukkan bahwa EKI yang teregularisasi menghasilkan model *dike* yang stabil dan konsisten secara geologi dengan hasil penelitian terdahulu serta data pengeboran. Hasil ini menunjukkan bahwa EKI dengan regularisasi Tikhonov dapat direkomendasikan sebagai metode inversi magnetik untuk pemodelan *dike* dalam eksplorasi mineral ekonomis.

Kata kunci: *Dike*, Magnetik, Eksplorasi Mineral, *Ensemble Kalman Inversion*, Regularisasi Tikhonov

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

ENSEMBLE KALMAN INVERSION WITH TIKHONOV REGULARIZATION FOR 2D MAGNETIC DIKE MODELING IN MINERAL EXPLORATION

Student Name / NRP : **Muhammad Akbar Maulana Syahputra / 5017221008**
Department : **Teknik Geofisika FTSPK - ITS**
Advisor I : **Dr. Ir. Dwa Desa Warnana, S.Si., M.Si.**
Advisor II : **Ir. Dharma Arung Laby, S.Si., M.T.**

Abstract

Magnetic dike modeling is a common approach in mineral exploration. However, this approach faces challenges due to the ill-posed and non-unique in inversion problem, particularly when dealing with noisy data. This study proposes inversion method for 2D magnetic dike modeling based on Ensemble Kalman Inversion (EKI) enhanced with Tikhonov regularization. The addition of regularization aims to improve numerical stability and mitigate sensitivity to ensemble degeneracy, thereby enabling efficient quantification of uncertainty through ensemble statistics. This study has a series of steps, including sensitivity analysis, numerical experiments to determine the optimal ensemble size and regularization parameters, inversion of synthetic data, and inversion of various field data. The results of controlled numerical experiments show that using $N_e \geq 300$, combined with effective regularization (λ), can optimize the balance between convergence stability and robustness, as well as prevent algorithm failure. Synthetic and field data (Cu, Fe, skarn, and uranium mineralization) inversion demonstrate that the regularized EKI produces stable dike models that are geologically consistent with previous research findings and drilling data. These results indicate that EKI with Tikhonov regularization can be recommended as a magnetic inversion method for modeling dikes in the exploration of economic minerals.

Keywords: Dike, Magnetic, Mineral Exploration, Ensemble Kalman Inversion, Tikhonov Regularization

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
APPROVAL SHEET	iii
PERNYATAAN ORISINALITAS	v
STATEMENT OF ORIGINALITY	vii
KATA PENGANTAR.....	ix
ABSTRAK.....	xi
ABSTRACT	xiii
DAFTAR ISI	xv
DAFTAR GAMBAR.....	xvii
DAFTAR TABEL	xix
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan	3
1.5 Manfaat.....	3
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Dasar Teori	5
2.1.1 Eksplorasi Mineral.....	5
2.1.2 <i>Dike</i>	6
2.1.3 Metode Magnetik.....	7
2.1.4 Inversi Data Geofisika	12
2.1.5 Regularisasi Tikhonov	13
2.1.6 <i>Ensemble Kalman Inversion</i>	14
2.2 Penelitian Terdahulu.....	15
2.2.1 Perkembangan Metode Inversi untuk Pemodelan <i>Dike</i> dari Data Magnetik	16
2.2.2 Perkembangan <i>Ensemble Kalman Inversion</i> (EKI) dalam Permasalahan Inversi Geofisika.....	18
BAB 3 METODOLOGI.....	21
3.1 Konsep dan Alur Penelitian	21
3.2 Tahapan Penelitian	22

3.2.1	Tahap Persiapan.....	22
3.2.2	Tahap Pengumpulan Data.....	22
3.2.3	Tahap Pengolahan dan Analisis Data	22
3.2.4	Tahap Akhir.....	29
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN		31
4.1	Analisis Sensitivitas	31
4.2	Pengaruh Ukuran Ensambel dan Parameter Regularisasi (λ).....	32
4.2.1	Ukuran Ensambel	32
4.2.2	Parameter Regularisasi (λ).....	34
4.3	Inversi Data Sintetis	36
4.3.1	Inversi Data Sintetis Anomali Tunggal	36
4.3.2	Inversi Data Sintetis Multianomali.....	40
4.4	Inversi Data Lapangan	45
4.4.1	Tambang Tembaga Pima, Amerika Serikat.....	45
4.4.2	Tambang Bijih Besi Distrik Marcona, Peru	48
4.4.3	Mineralisasi <i>Skarn</i> Bayburt-Sarihan, Turki.....	51
4.4.4	Mineralisasi Uranium di Beldih, India	54
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		59
5.1	Kesimpulan.....	59
5.2	Saran	59
DAFTAR PUSTAKA.....		60
BIODATA PENULIS		71

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1: Ilustrasi struktur <i>dike</i>	6
Gambar 2.2: Rongga miarolitik bermineral kalkopirit pada <i>dike</i> (Carter et al., 2021).....	7
Gambar 2.3: Pola garis-garis gaya magnetik yang dibentuk oleh kemagnetan bumi.....	8
Gambar 2.4: Medan Utama dan komponen-komponennya (Telford et al., 1990).....	9
Gambar 2.5: Vektor yang menggambarkan medan anomali (<i>HA</i>), medan utama (<i>HM</i>) dan medan magnet total (<i>HT</i>).....	10
Gambar 2.6: Pengukuran metode magnetik.....	11
Gambar 2.7: Peta anomali magnetik (Hanafi et al., 2022).	12
Gambar 3.1: Diagram alir penelitian.	21
Gambar 3.2: Model geometri sederhana <i>thin dike</i> dan parameternya (Saifuddin et al., 2025).	22
Gambar 3.3: Diagram alir algoritma <i>Ensemble Kalman Inversion</i> (EKI).	24
Gambar 4.1: Analisis sensitivitas respons magnetik terhadap perturbasi $\pm 50\%$ untuk setiap parameter model (K, z_0, x_0, q, θ).....	31
Gambar 4.2: Pengaruh ukuran ensambel terhadap hasil EKI. Plot <i>box and whisker</i> merangkum hasil statistik dari 30 realisasi untuk setiap ukuran ensambel. (a) Jumlah iterasi hingga konvergen dan (b) distribusi statistik nilai fungsi objektif terbaik.....	33
Gambar 4.3: Median dan rentang interkuartil (IQR) estimasi parameter hasil dari 30 realisasi untuk berbagai ukuran ensambel.	33
Gambar 4.4: Tingkat keberhasilan dari berbagai parameter regularisasi (λ) melalui 30 realisasi pada setiap skenario. (a) Anomali tunggal dan (b) multianomali.....	35
Gambar 4.5: Distribusi nilai fungsi objektif terbaik untuk berbagai parameter regularisasi (λ) melalui 30 realisasi per skenario. (a) anomali tunggal (<i>noise-free</i>); (b) anomali tunggal (<i>noise-contaminated</i>); (c) multianomali (<i>noise-free</i>); (d) multianomali (<i>noise-contaminated</i>).	36
Gambar 4.6: Distribusi posterior marginal parameter untuk kasus anomali tunggal yang diestimasi menggunakan EKI. (a) Data bebas <i>noise</i> dan (b) data terkontaminasi <i>Gaussian noise</i> 10%.....	38
Gambar 4.7: Kurva <i>fitting</i> model dengan data sintetis pada kasus anomali tunggal. (a) Data tanpa <i>noise</i> dan (b) data terkontaminasi <i>Gaussian noise</i> 10%.	39
Gambar 4.8: Kinerja konvergensi EKI untuk anomali tunggal. (a) Data tanpa <i>noise</i> dan (b) data terkontaminasi <i>Gaussian noise</i> 10%.	40
Gambar 4.9: Distribusi posterior marginal parameter untuk kasus multianomali yang diestimasi menggunakan EKI. (a) Data bebas <i>noise</i> dan (b) data terkontaminasi <i>Gaussian noise</i> 10%.....	42
Gambar 4.10: Kurva <i>fitting</i> model dengan data sintetis pada kasus multianomali. (a) Data tanpa <i>noise</i> dan (b) data terkontaminasi <i>Gaussian noise</i> 10%.	43
Gambar 4.11: Kinerja konvergensi EKI untuk multianomali. (a) Data tanpa <i>noise</i> dan (b) data terkontaminasi <i>Gaussian noise</i> 10%.....	44
Gambar 4.12: Peta geologi regional daerah Tambang Pima (Thurmond et al., 1958).	45
Gambar 4.13: Hasil inversi anomali magnetik tambang tembaga Pima (Amerika Serikat) menggunakan EKI. (a) Kurva <i>fitting</i> model dengan data magnetik; (b) struktur bawah permukaan; (c) distribusi posterior marginal parameter model yang diestimasi.....	47

Gambar 4.14: Peta geologi regional daerah Marcona-Mina Justa (Chen et al., 2010).....	48
Gambar 4.15: Hasil inversi anomali magnetik tambang bijih besi Distrik Marcona menggunakan EKI. (a) Kurva <i>fitting</i> model dengan data magnetik; (b) struktur bawah permukaan; (c) distribusi posterior marginal parameter model yang diestimasi.....	50
Gambar 4.16: Peta geologi regional daerah Bayburt dan zona Sabuk Orogenik Pontides Timur (Eyüboğlu et al., 2006).	51
Gambar 4.17: Hasil inversi anomali magnetik mineralisasi <i>skarn</i> Bayburt-Sarihan menggunakan EKI. (a) Kurva <i>fitting</i> model dengan data magnetik; (b) struktur bawah permukaan; (c) distribusi posterior marginal parameter model yang diestimasi.....	53
Gambar 4.18: Peta geologi regional daerah Beldih, India (Chakrabarty et al., 2009).....	54
Gambar 4.19: Hasil inversi anomali magnetik mineralisasi uranium Beldih menggunakan EKI. (a) Kurva <i>fitting</i> model dengan data magnetik; (b) struktur bawah permukaan; (c) distribusi posterior marginal parameter model yang diestimasi.....	57

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1: Penerapan metode geofisika dalam eksplorasi mineral.....	5
Tabel 2.2: Nilai suseptibilitas batuan dan mineral (Telford et al., 1990).	10
Tabel 2.3: Perkembangan metode inversi untuk pemodelan <i>dike</i> dari data magnetik.....	17
Tabel 2.4: Perkembangan <i>ensemble Kalman inversion</i> dalam permasalahan inversi geofisika.	19
Tabel 3.1: <i>Pseudocode</i> dari <i>Ensemble Kalman Inversion</i> (EKI) untuk inversi data magnetik.	28
Tabel 4.1: Karakteristik statistik parameter model, nilai fungsi objektif terbaik, dan jumlah iterasi hingga konvergen untuk berbagai ukuran ensambel dari 30 realisasi EKI.....	32
Tabel 4.2: Ringkasan performa dari 30 realisasi independen untuk berbagai parameter regularisasi di seluruh skenario yang menunjukkan tingkat keberhasilan dan median dari fungsi objektif.....	34
Tabel 4.3: Nilai sebenarnya, ruang pencarian, dan hasil inversi untuk anomali tunggal menggunakan EKI dengan data bebas <i>noise</i> dan data yang terkontaminasi <i>Gaussian noise</i> 10%.	37
Tabel 4.4: Nilai sebenarnya, ruang pencarian, dan hasil inversi untuk multianomali menggunakan EKI dengan data bebas <i>noise</i> dan data yang terkontaminasi <i>Gaussian noise</i> 10%.	41
Tabel 4.5: Ruang pencarian dan hasil inversi untuk anomali magnetik tambang tembaga Pima menggunakan metode EKI dibandingkan dengan metode lain dalam studi yang telah diterbitkan sebelumnya.....	45
Tabel 4.6: Ruang pencarian dan hasil inversi untuk anomali magnetik tambang bijih besi Distrik Marcona menggunakan metode EKI dibandingkan dengan metode lain dalam studi yang telah diterbitkan sebelumnya.	48
Tabel 4.7: Ruang pencarian dan hasil inversi untuk anomali magnetik mineralisasi <i>skarn</i> Bayburt-Sarihan menggunakan metode EKI yang diregularisasi dibandingkan dengan metode lain dalam studi yang telah diterbitkan sebelumnya.....	51
Tabel 4.8: Ruang pencarian dan hasil inversi untuk anomali magnetik mineralisasi uranium Beldih menggunakan metode EKI yang diregularisasi dibandingkan dengan metode lain dalam studi yang telah diterbitkan sebelumnya.	55

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dike merupakan intrusi yang memotong batuan sekitarnya secara *discordant*. Keberadaan *dike* memiliki peran penting dalam kegiatan eksplorasi pertambangan karena sering berasosiasi dengan mineral bernilai ekonomis, khususnya pada sistem magmatik–hidrotermal. Intrusi magma melalui rekahan batuan dapat memicu proses pembentukan serta akumulasi mineral, sehingga *dike* berperan sebagai jalur migrasi fluida dan zona mineralisasi. Sebagian besar endapan mineral terbesar di dunia terbentuk sebagai akumulasi cairan sulfida magmatik di dalam intrusi mafik-ultramafik (Barnes et al., 2017; Barnes & Mungall, 2018; Barnes & Robertson, 2019; Earle, 2015; Fossen, 2010). Identifikasi keberadaan dan geometri *dike* sangat penting dalam kegiatan eksplorasi mineral.

Salah satu metode geofisika yang umum digunakan untuk mengidentifikasi struktur *dike* adalah metode magnetik. Secara prinsip, metode magnetik berdasarkan pengukuran variasi medan magnet bumi yang disebabkan oleh kontras susceptibilitas magnetik pada batuan bawah permukaan (Telford et al., 1990). Pengukuran dilakukan dengan mengukur variasi medan magnet permukaan untuk mengidentifikasi anomali magnetik yang disebabkan oleh tubuh bijih (Atchuta Rao et al., 1985; Paterson & Reeves, 1985). Keberhasilan metode ini telah ditunjukkan dalam mengeksplorasi berbagai sumber daya mineral seperti besi, tembaga, kromit, dan emas (Balkaya & Kaftan, 2021; Biswas et al., 2022; Ekinçi Levent, 2018; Essa & Elhussein, 2020; M. M. Gobashy et al., 2023; Kaftan, 2017). Dalam praktiknya, pendekatan yang biasa digunakan adalah dengan memodelkan *dike* dari data magnetik.

Pemodelan *dike* menggunakan model geometri sederhana banyak digunakan dan terus menarik perhatian (Abdelrahman et al., 2012; Murthy, 1990; Prakasa Rao & Subrahmanyam, 1988). Model ini sesuai diterapkan pada kondisi geologi yang menampilkan anomali yang kontras dan dapat direpresentasikan sebagai sumber anomali terisolasi, seperti intrusi *dike*. Proses inversi data magnetik digunakan untuk mengestimasi parameter *dike*, seperti kedalaman, koefisien amplitudo, posisi, sudut kemiringan, serta faktor bentuk (Abdelrahman et al., 2012; Beiki & Pedersen, 2012). Proses inversi berperan penting dalam identifikasi struktur geometri *dike* dari data magnetik.

Berbagai algoritma inversi, termasuk metode optimasi lokal dan global telah diusulkan untuk memperkirakan parameter ini. Metode lokal, seperti inversi *least-squares* dan teknik berbasis gradien, telah banyak dipelajari (Dondurur & Pamukçu, 2003; Khurana et al., 1981; Radhakrishna Murthy et al., 1980; Raju, 2003). Namun, metode optimasi lokal memiliki keterbatasan karena sensitif terhadap tebakan awal, sehingga sering menyebabkan masalah *ill-posed* dalam inversi (Ekinçi et al., 2016; Raju, 2003; H. Ram Babu et al., 1982). Keterbatasan metode lokal ini mendorong pengembangan metode inversi yang lebih tangguh dalam menyelesaikan masalah *ill-posed* dalam inversi.

Metode optimasi global berbasis metaheuristik, seperti *Very Fast Simulated Annealing*, *Differential Evolution*, *Particle Swarm Optimization*, *Genetic Algorithms*, *Whale Optimization*, dan *Manta Ray Foraging* dikembangkan untuk mengatasi masalah *ill-posed*. Kelebihan utama seluruh algoritma ini adalah kemampuan untuk mencari nilai minimum global dengan mengeksplorasi ruang solusi secara lebih luas. Namun, semua algoritma tersebut memiliki ketergantungan pada *tuning parameter* (Ben et al., 2022; Biswas, 2018; Biswas & Acharya,

2016; Ekinici et al., 2017, 2019; Essa & Elhussein, 2020; M. Gobashy et al., 2020; Kaftan, 2017). Kemajuan terbaru seperti algoritma *Modified JAYA* dan *Enhanced GNDO* telah berupaya mengurangi ketergantungan pada pengaturan parameter, tetapi masalah *non-uniqueness* tetap menjadi hambatan (Saifuddin et al., 2025; Sungkono et al., 2025). Banyak pendekatan metaheuristik hanya memberikan satu model *best-fit* tanpa mengkuantifikasi ketidakpastian solusi secara memadai yang dapat menyebabkan solusi ekuivalen terlewatkan (Biswas & Acharya, 2016). Oleh karena itu, diperlukan pengembangan metode inversi dengan minimal pengaturan parameter dan penanganan masalah *non-uniqueness* yang efisien.

Berbeda dengan metode metaheuristik, teknik asimilasi data menawarkan kerangka kerja sistematis untuk menggabungkan data observasi dengan *forward model*, sehingga memungkinkan estimasi parameter yang lebih *robust* dan efisien (Ruiz & Pulido, 2015; Shadkam, 2022). Metode *Ensemble Kalman Inversion* (EKI) merupakan pendekatan statistik mutakhir dalam asimilasi data, yang telah diakui secara luas sebagai metode efektif untuk penyelesaian masalah inversi Bayesian (Asch et al., 2016; Ding & Li, 2021). Awalnya, EKI dikembangkan untuk bidang peramalan cuaca dan oseanografi (Evensen & van Leeuwen, 1996; Ghil et al., 1981; Houtekamer & Mitchell, 2001). Metode EKI kini telah berhasil diaplikasikan pada berbagai bidang geofisika, termasuk pemodelan iklim, karakterisasi reservoir, tomografi seismik, *induced polarization* dan resistivitas-DC, analisis data *self-potential*, serta analisis data gayabarat (Aanonsen et al., 2009; Krymskaya et al., 2009; Laby et al., 2025; Muir & Tsai, 2020; Schneider et al., 2017; Sungkono et al., 2021; Tso et al., 2021, 2024). Keunggulan utama EKI dalam menyelesaikan masalah inversi geofisika terletak pada sifatnya yang *derivative-free* dan kemampuan komputasinya yang kuat (Chada, 2022). Metode EKI menyediakan pendekatan inversi yang efisien, implementasi mudah, dan kuantifikasi ketidakpastian tanpa penyetelan parameter yang ekstensif (Laby et al., 2025; Sungkono et al., 2021; Tso et al., 2021, 2024). Secara operasional, EKI beroperasi dengan memanfaatkan sejumlah realisasi parameter untuk mengaproksimasi distribusi posterior, menggabungkan keunggulan pengambilan sampel Monte Carlo dengan efisiensi komputasi Kalman *filtering* (M. A. Iglesias et al., 2013; Kovachki & Stuart, 2019; Schillings & Stuart, 2018).

Seiring perkembangan, berbagai studi telah mengusulkan peningkatan terhadap EKI untuk meningkatkan stabilitas numerik dan keandalan hasil inversi, salah satunya melalui penerapan regularisasi Tikhonov ke dalam perhitungan Kalman *gain*. Peningkatan ini bertujuan untuk menstabilkan proses inversi dengan memperbaiki pengkondisian matriks kovarians, sehingga menjamin pembaruan ensambel yang andal bahkan di bawah kondisi *noise* atau keragaman ensambel yang terbatas. Pendekatan ini mempertahankan efisiensi komputasi dan kuantifikasi ketidakpastian EKI, serta meningkatkan ketangguhan dan keandalannya (Chada et al., 2020; Laby et al., 2025; Tarantola, 2005; Tikhonov et al., 1995a; Zhdanov, 2002). Studi ini mengimplementasikan kerangka kerja EKI dengan regularisasi Tikhonov untuk menguji performa dan efektivitasnya dalam pemodelan data magnetik. Metode ini diharapkan mampu mengestimasi parameter struktur *dike* yang mencakup kedalaman (z_0), posisi horizontal (x_0), sudut benda anomali terhadap bidang datar (θ), koefisien amplitudo (K), dan faktor bentuk (q) beserta ketidakpastian yang diturunkan dari distribusi ensambel posterior.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan kesenjangan penelitian terdahulu, permasalahan penelitian ini dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana ukuran ensambel yang efektif untuk pemodelan data magnetik menggunakan *ensemble Kalman inversion*?
2. Bagaimana parameter regularisasi yang efektif dalam *ensemble Kalman inversion* untuk meningkatkan stabilitas dan akurasi estimasi parameter model *dike* pada pemodelan data magnetik?
3. Bagaimana performa dan efektivitas *ensemble Kalman inversion* dalam pemodelan data magnetik sintetis untuk estimasi parameter struktur *dike*?
4. Bagaimana performa dan efektivitas *ensemble Kalman inversion* dalam pemodelan data magnetik lapangan untuk memetakan struktur *dike* sebagai zona potensi mineralisasi?

1.3 Batasan Masalah

Untuk memfokuskan ruang lingkup penelitian, batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Pemodelan terbatas pada asumsi sumber anomali berupa struktur geologi *dike* yang dimodelkan dengan *idealized body*.
2. Data yang digunakan adalah data anomali magnetik yang telah dilakukan filtering dan berupa sayatan dari peta residual anomali magnetik dari beberapa lapangan.

1.4 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah yang telah ditetapkan, tujuan penelitian ini adalah:

1. Menganalisis ukuran ensambel yang efektif untuk pemodelan data magnetik menggunakan *ensemble Kalman inversion*.
2. Menganalisis parameter regularisasi yang efektif dalam *ensemble Kalman inversion* untuk meningkatkan stabilitas dan akurasi estimasi parameter model *dike* pada pemodelan data magnetik.
3. Mengevaluasi performa dan efektivitas *ensemble Kalman inversion* dalam pemodelan data magnetik sintetis untuk estimasi parameter struktur *dike*.
4. Mengevaluasi performa dan efektivitas *ensemble Kalman inversion* dalam pemodelan data magnetik lapangan untuk memetakan struktur *dike* sebagai zona potensi mineralisasi.

1.5 Manfaat

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Menyediakan metode praktis dan efisien untuk pemodelan *dike* dari data magnetik dalam eksplorasi mineral tanpa memerlukan *tuning parameter* secara manual.
2. Mendukung pengambilan keputusan eksplorasi yang lebih baik melalui penyediaan informasi ketidakpastian dari hasil inversi.
3. Merekomendasikan metode inversi yang efisien untuk pemetaan potensi mineralisasi berdasarkan struktur *dike* dari data magnetik.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Dasar Teori

2.1.1 Eksplorasi Mineral

Eksplorasi mineral merupakan rangkaian kegiatan sistematis yang bertujuan menemukan dan mendefinisikan endapan mineral yang memiliki nilai ekonomis. Tujuan dari kegiatan eksplorasi adalah kemampuan untuk memahami lokasi dan proses suatu cebakan bijih terbentuk, sehingga pencarian dapat diarahkan secara sistematis dan efisien. Pemahaman ini diformulasikan dalam bentuk model cebakan bijih yang mencakup deskripsi karakteristik suatu tipe endapan sekaligus penjelasan terhadap karakteristik tersebut berdasarkan proses-proses geologi yang bekerja. Model cebakan mineral merupakan dasar penilaian sumber daya, eksplorasi, dan analisis risiko untuk mengurangi ketidakpastian. Setiap tipe cebakan memiliki kondisi geologi dan sifat fisik batuan yang berbeda (Berger & Drew, 2002; Hodgson, 1990).

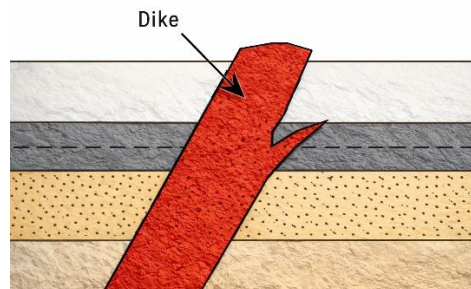
Dalam eksplorasi mineral, metode geofisika digunakan untuk menginvestigasi bawah permukaan dengan memanfaatkan perbedaan sifat fisik antara tubuh bijih dan batuan sekitarnya. Metode yang biasa digunakan mencakup magnetik, gayaberat, seismik, *electrical resistivity tomography*, *induced polarization*, dan elektromagnetik, di mana masing-masing metode menunjukkan sensitivitas yang berbeda terhadap berbagai tipe cebakan mineral (Lyatsky, 2004; Su et al., 2023). Metode *aeromagnetic* merupakan salah satu metode geofisika yang paling banyak diterapkan dalam eksplorasi mineral. Survei magnetik mengukur variasi medan magnet bumi yang disebabkan oleh perbedaan suseptibilitas batuan di bawah permukaan. Metode ini biasa digunakan dalam memetakan struktur seperti intrusi, cebakan mineral, dan struktur geologi. Data *aeromagnetic* dalam skala regional dapat memetakan tektonostruktural yang mengontrol intrusi magmatik, evolusi cekungan, dan pola-pola sesar (Eldosouky et al., 2025; Nabighian et al., 2005).

Tabel 2.1: Penerapan metode geofisika dalam eksplorasi mineral.

Sumber	Judul penelitian	Metode geofisika	Hasil penelitian
Martínez et al. (2019)	<i>Geophysical Prospecting Using ERT and IP Techniques to Locate Galena Veins</i>	<i>Induced Polarization</i> (IP) dan resistivitas	Zona mineralisasi galena dicirikan oleh nilai <i>chargeability</i> tinggi (25–200 msec) dan resistivitas tinggi (100–1000 Ωm) pada kedalaman sekitar 50 m hingga mendekati permukaan.
Junian et al. (2021)	<i>Identification of Gold Mineralization Zones of Low Sulfidation Epithermal Systems Using Geoelectrical and Magnetic Methods in Ciparay area, Cibaliung.</i>	Magnetik, resistivitas, dan <i>Induced Polarization</i> (IP)	Zona potensi mineralisasi ditunjukkan oleh resistivitas > 50 Ωm dan <i>chargeability</i> > 40 msec, serta mengikuti arah struktur geologi NW dan NNE yang teridentifikasi dari anomali magnet negatif.
Hanafi et al. (2022)	Pemodelan Endapan Epitermal Sulfidasi Rendah Berdasarkan Interpretasi Data Magnetik di Daerah Wonosidi	Magnetik	Mineralisasi dikontrol oleh sesar berarah timur-laut–barat daya serta ditandai oleh anomali magnet tinggi yang berkaitan dengan intrusi dasit dan andesit.

2.1.2 Dike

Dike merupakan tubuh intrusi berbentuk lembaran (tabular) yang memotong batuan sekitar secara tidak selaras (*discordant*), di mana *dike* akan memotong bidang perlapisan atau struktur batuan induk yang telah ada. Tubuh *dike* berupa rekahan yang terisi magma dan umumnya membentuk *sheet structure*. Secara mineralogi, *dike* memiliki komposisi yang bervariasi dari basalt dan diabas hingga granit dan riolit. Dominasi komposisi basaltik mencerminkan kenaikan magma dari mantel yang menembus litosfer melalui rekahan batuan (Earle, 2015; Fossen, 2010). Pembentukan dan perambatan *dike* dikendalikan oleh orientasi *stress field* yang berlaku pada saat intrusi. Arah perambatan rekahan ditentukan oleh orientasi tegasan *crack-tip* dan bidang *dike* diasumsikan tegak lurus terhadap tegasan tekan minimum. Perambatan magma melalui litosfer terjadi melalui rekahan yang sudah ada maupun rekahan yang terbentuk oleh perambatan magma (Rubin, 1995; Skarmeta, 2011). Mekanisme penempatan *dike* diklasifikasikan menjadi dua jenis, yaitu *forceful intrusion* dan *passive intrusion*. *Forceful intrusion* merupakan kondisi magma memecah batuan induk untuk menciptakan jalur baru karena tekanannya melampaui kekuatan tarik batuan. Sedangkan, *passive intrusion* merupakan kondisi magma hanya mengisi rekahan yang sudah ada sebelumnya. Kedua proses ini dapat bekerja bersamaan di bawah rotasi medan tegasan lokal. Selain faktor tegasan, perambatan dan penempatan *dike* juga dipengaruhi oleh kontras densitas antara magma dan batuan induk, viskositas magma, *stress barriers*, kontrol struktural, dan sifat litosfer (Lee et al., 2025).

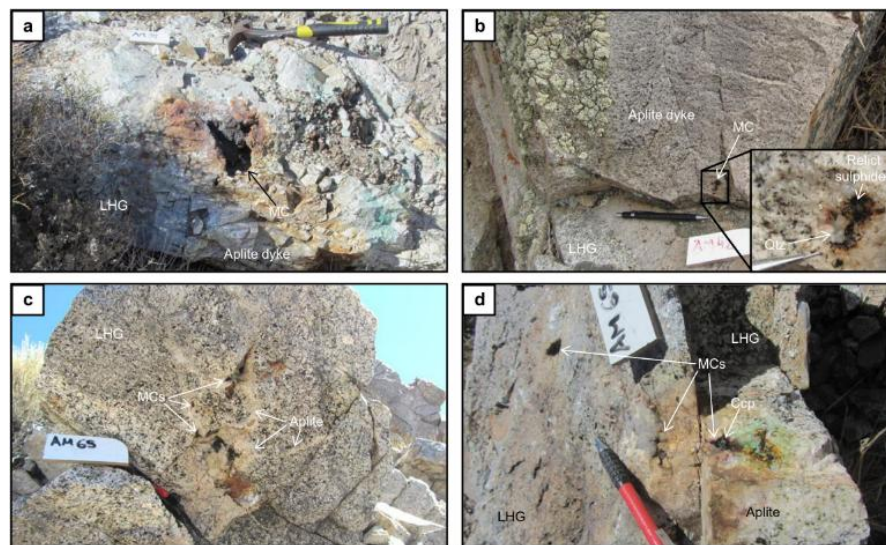


Gambar 2.1: Ilustrasi struktur *dike*.

Kontrol struktural *dike-fault-fracture systems* dikendalikan oleh kombinasi antara mekanisme penempatan *dike* dan *structural inheritance* bersamaan dengan deformasi yang terjadi setelah penempatan. Injeksi magma dapat memecah *wall rock* secara paksa untuk membentuk jalur baru atau secara pasif menerobos sepanjang rekahan geser batuan yang sudah ada sebelumnya. Pasca-penempatan, rotasi medan tegasan dapat mengaktifkan kembali rekahan-rekahan berorientasi tertentu sebagai sesar, menghasilkan zona kerusakan dan konektivitas. Secara regional, *dike swarm* sering kali orientasinya dikendalikan oleh struktur-struktur yang juga telah mengendalikan penempatan *dike* pada periode tektonik sebelumnya (Lee et al., 2025; Skarmeta, 2011).

Penempatan *dike* dapat memicu alterasi hidrotermal sepanjang zona sesar yang reaktifkan kembali. Pasca-penempatan *dike*, aktivitas hidrotermal menghasilkan jaringan urat dan interior *dike* yang terbreksikan melalui pelarutan selektif pada zona-zona yang terlemahkan secara mekanik, di mana urat kalsit terkonsentrasi sepanjang tepian *dike* dan *fault-tip damage zones*. Pada sistem kerak samudra, tepian *dike* ditemukan dalam kondisi terbreksikan dan

termineralisasi yang mengindikasikan aktivitas hidrotermal yang berlangsung bersamaan dengan magmatisme. Pada endapan mineral, aliran fluida hidrotermal dikendalikan oleh berbagai faktor yang saling terintegrasi. Proses ini digerakkan oleh panas dari intrusi magmatik yang memicu sirkulasi konvektif, sementara kelancarannya bergantung pada permeabilitas antarbutir batuan induk serta jaringan rekahan yang terbentuk akibat aktivitas tektonisme, vulkanisme, maupun proses pembentukan *dike*. Selain itu, konduit vertikal berbentuk pipa hasil erupsi vulkanik dan hidrotermal turut menyediakan jalur utama bagi fluida. Dinamika ini semakin kompleks karena adanya alterasi hidrotermal dan deposisi mineral yang dapat menciptakan heterogenitas pada permeabilitas reservoir, sehingga secara terus-menerus mengubah pola aliran fluida di dalam sistem tersebut (Alt et al., 2010; Lee et al., 2025; Rowland & Simmons, 2012).



Gambar 2.2: Rongga miarolitik bermineral kalkopirit pada *dike* (Carter et al., 2021).

Pada distrik Yerington, *aplite dike* berperan sebagai jalur utama aliran fluida hidrotermal yang mengontrol proses mineralisasi tembaga yang bernilai ekonomis. Hal ini dapat dilihat pada kegiatan penambangan di *Anaconda Mine*, yang beroperasi pada periode 1952–1978 dengan total material yang ditambang sekitar 350 juta ton serta menghasilkan kurang lebih 1,7 miliar pon tembaga selama ± 25 tahun operasi (Carter et al., 2021; Nevada Division of Environmental Protection, 2021; U.S. Environmental Protection Agency, 2007).

2.1.3 Metode Magnetik

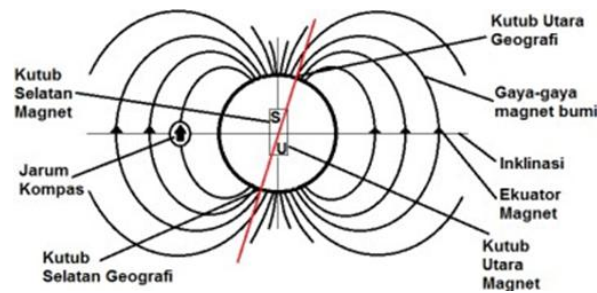
Metode magnetik didasarkan pada pengukuran variasi intensitas atau medan magnetik di permukaan bumi yang disebabkan adanya variasi distribusi (anomali) benda termagnetisasi di bawah permukaan bumi. Variasi intensitas magnet disebabkan oleh sebaran batuan dan magnetisasi di bawah permukaan bumi yang dapat disebabkan oleh perubahan struktur geologi dan perbedaan jenis batuan di bawah permukaan bumi (Maubana, 2021).

Anomali magnetik umumnya disebabkan akibat perbedaan nilai kemagnetan suatu material. Ketika sebuah mineral di bawah permukaan memiliki nilai kemagnetan yang tinggi, maka suatu anomali magnetik juga akan tinggi dan sebaliknya. Kedalaman dari posisi suatu material juga memengaruhi adanya anomali magnetik. Metode magnetik merupakan metode yang baik digunakan untuk mendeteksi keberadaan struktur atau alterasi akibat adanya intrusi yang merupakan kontrol geologi terbentuknya zona mineralisasi (Corbett & Leach, 1998).

Medan magnet bumi secara sederhana dapat digambarkan sebagai medan magnet yang ditimbulkan oleh batang magnet raksasa yang terletak di dalam inti bumi (Gambar 2.3). Kuat gaya magnetik dibentuk oleh dua buah kutub magnetik yang saling berdekatan, di mana ketika dua kutub tersebut memiliki arah berlawanan maka timbul gaya tarik menarik antar kedua kutub tersebut. Hukum Coulomb merupakan konsep dasar gaya magnetik dengan persamaan seperti hukum Newton mengenai kuat gaya gravitasi antar dua buah massa (Hinze et al., 2013).

$$F_M = C_M \frac{P_1 P_2}{r^2} \quad (2.1)$$

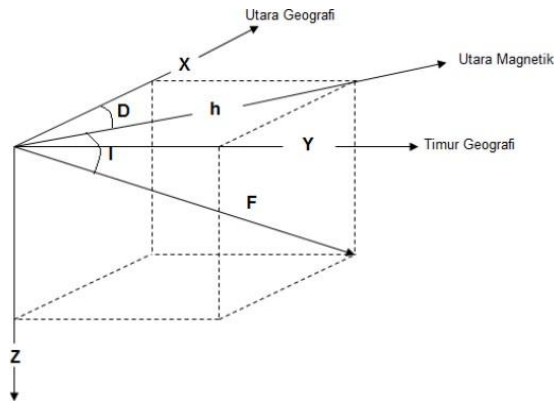
di mana F_M melambangkan kuat gaya magnetik yang bekerja antara dua kutub dengan satuan Newton (N). Besaran P_1 dan P_2 masing-masing menyatakan muatan kutub magnetik yang dinyatakan dalam satuan Am. Sementara itu, r merupakan jarak antara kedua kutub magnetik dan diukur dalam satuan meter (m). Adapun C_M adalah konstanta magnetik dengan satuan H/m.



Gambar 2.3: Pola garis-garis gaya magnetik yang dibentuk oleh kemagnetan bumi.

Medan magnet bumi tersusun oleh tiga bagian berdasarkan sumbernya, yaitu medan magnet utama, medan magnet luar, dan medan magnet anomali (Telford et al., 1990). Medan magnet utama bumi dihasilkan dari arus elektromagnetik yang berasal dari sirkulasi konveksi antara inti luar dengan inti dalam. Proses sirkulasi konveksi antara inti luar dan inti dalam ini akan menimbulkan aliran elektron yang menghasilkan medan magnet bumi atau biasa dikenal sebagai geodinamo. Medan magnet utama bumi berubah-ubah nilainya terhadap waktu dan variasi perubahannya sangatlah kecil. Nilai tersebut diseragamkan ke dalam standar nilai yang disebut sebagai *International Geomagnetic Reference Field (IGRF)* di mana nilai tersebut diperbaharui setiap lima tahun sekali.

Medan magnet bumi terkarakterisasi oleh parameter fisis yang dapat diukur yaitu meliputi arah dan intensitas kemagnetannya (Arlin & Ngkoimani, 2023). Komponen-komponen tersebut mempunyai tiga arah utama yaitu komponen pada arah utara (x), komponen pada arah timur (y) dan komponen pada arah vertikal ke bawah (z) seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4: Medan Utama dan komponennya (Telford et al., 1990).

Pada koordinat kartesian tiga komponen tersebut dinyatakan sebagai X, Y, dan Z. Elemen-elemen lain diantaranya adalah deklinasi (D) yaitu sudut antara utara magnetik (arah yang ditunjukkan oleh kompas) dengan arah utara geografis (utara sebenarnya). Sudut ini diukur pada bidang horizontal dan dihitung dari arah utara geografis menuju timur. Inklinasi adalah sudut antara medan magnetik total dan bidang horizontal. Sudut ini diukur dari bidang horizontal ke arah bidang vertikal ke bawah. Inklinasi menunjukkan seberapa miring garis medan magnet terhadap permukaan bumi. Intensitas horizontal adalah komponen medan magnetik total yang terletak pada bidang horizontal.

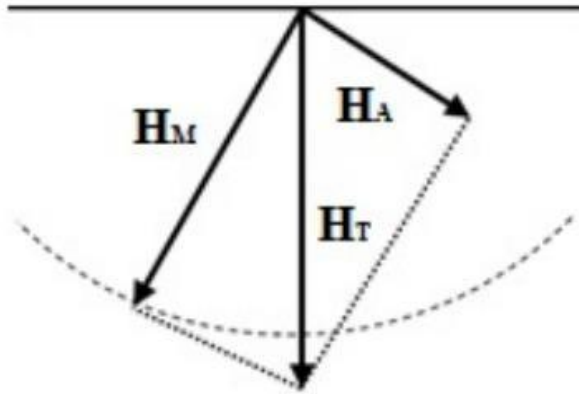
Adanya ionisasi di atmosfer yang ditimbulkan oleh sinar ultraviolet dari matahari dapat memengaruhi medan magnetik luar. Perubahan medan magnet luar ini cenderung lebih cepat dengan periodenya, yaitu satu hari. Beberapa efek dari medan magnet luar diantaranya adalah (Telford et al., 1990):

- Suatu siklus 11 tahunan yang berhubungan dengan aktivitas *sunspot* dan terdistribusi menurut garis lintang.
- Variasi harian dengan periode 24 jam dan rentang 30 nT yang bervariasi dengan *latitude* dan musim, serta kemungkinan dikontrol oleh gerak angin.
- Variasi harian dengan periode 25 jam dan amplitudo relatif kecil (± 2 nT) yang bervariasi di sepanjang bulan.
- Badai magnetik terjadi tidak dalam periode yang beraturan, sehingga medan magnet ini sering disebut sebagai gangguan yang bersifat *transient*. Besar medan magnet ini mencapai sekitar 1000 nT, sehingga untuk kegiatan eksplorasi, badai magnetik menjadi penghalang yang harus dihindari.

Variasi waktu dan spasial dari medan utama bumi ini berpengaruh secara signifikan terhadap pengukuran magnetik, kecuali untuk badai magnetik tertentu. Variasi harian dapat dikoreksi dengan menggunakan *base-station* magnetometer (Blakely, 1995).

Variasi medan magnetik yang terukur di permukaan merupakan target dari survei magnetik (anomali magnetik). Besarnya anomali magnetik berkisar ratusan sampai dengan ribuan nano-tesla, tetapi ada juga yang lebih besar dari 100.000 nT yang berupa endapan magnetik. Anomali yang diperoleh dari survei magnetik adalah hasil gabungan dari medan magnet remanen dan medan magnet induksi. Medan magnet remanen dan medan magnet induksi berkontribusi pada anomali magnetik yang terukur di permukaan bumi. Jika arah medan

magnet remanen sama dengan arah medan magnet induksi, maka anomali magnetiknya akan berkurang. Jika arah medan magnet remanen berbeda dengan arah medan magnet induksi, maka anomali magnetiknya akan bertambah besar. Dalam survei magnetik, efek medan remanen akan diabaikan apabila anomali medan magnet kurang dari 25% medan magnet utama bumi (Telford et al., 1990).



Gambar 2.5: Vektor yang menggambarkan medan anomali (H_A), medan utama (H_M) dan medan magnet total (H_T).

Adanya anomali magnetik menyebabkan perubahan dalam medan magnet total bumi dan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$H_T = H_M + H_A \quad (2.2)$$

di mana H_T adalah medan magnet total bumi, H_M adalah medan magnet utama bumi, dan H_A adalah medan anomali magnetik.

Sifat kemagnetan batuan dapat diukur dari kemampuan batuan untuk dapat termagnetisasi. Nilai kemagnetan pada batuan umumnya disebabkan oleh kehadiran mineral magnetik (magnetit dan pyrrhotite) dengan jumlah tertentu. Kehadiran mineral-mineral magnetik tersebut akan memberikan perbedaan nilai suseptibilitas magnetik pada setiap batuan (Telford et al., 1990). Tabel 2.2 menunjukkan daftar nilai suseptibilitas magnetik dari beberapa jenis batuan dan mineral.

Tabel 2.2: Nilai suseptibilitas batuan dan mineral (Telford et al., 1990).

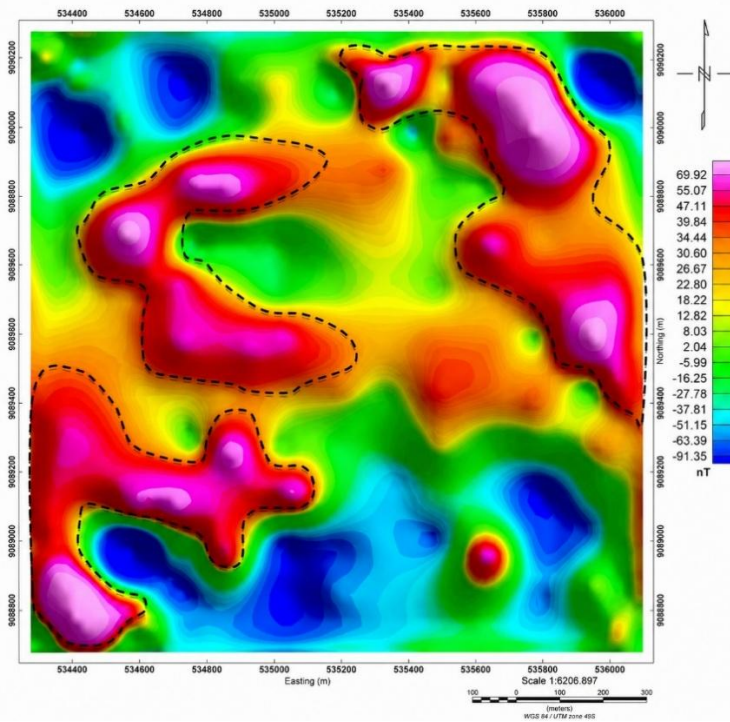
Jenis Batuan/Mineral	Suseptibilitas ($\times 10^{-6}$ emu)		Jenis Batuan/Mineral	Suseptibilitas ($\times 10^{-6}$ emu)	
	Interval	Rata-rata		Interval	Rata-rata
Batuan Sedimen			Piroksenit		10500
Dolomit	0 - 75	10	Peridotit	7600 - 15600	13000
Batu kapur	2 - 280	25	Andesit		13500
Batu pasir	0 - 1660	30	Rata-rata beku asam	3 - 6530	650
Lempung	5 - 1480	50	Rata-rata beku basa	44 - 9710	2600
Rata-rata Sedimen	0 - 4000	75	Mineral		
Batuan Metamorf			Grafit		-8
Amfibolit		60	Quartz		-1

Sekis (schist)	25 - 240	120	Anhidrit, batu kapur		-1
Filit		130	Kalsit	-0.6 - -1	
Gneiss	10 - 2000		Batubara		2
Kuarsit		350	Tanah liat		20
Serpentine	250 - 1400		Kalkopirit		32
Slate	0 - 3000	500	Sphalerit		60
Rata-rata Metamorf	0 - 5800		Cassiterit		90
Batuan Beku			Siderit	100 - 310	
Granit	0 - 4000	200	Pirit	4 - 420	130
Riolit	20 - 3000		Limonit		220
Dolorit	100 - 3000	1400	Garam batu		-1
Augit-senit	2700 - 3600		Arsenopirit		240
Olivin-diabas		2000	Hematit	40 - 3000	550
Diabas	80 - 13000	4500	Chromit	240 - 9400	600
Porfiri	20 - 16700	5000	Franklinit		36000
Gabro	80 - 7200	6000	Pirotit	100 - 500000	125000
Basalt	20 - 14500	6000	Ilmenit	25000 - 300000	150000
Diorit	50 - 10000	7000	Magnetit	100000 - 1600000	500000



Gambar 2.6: Pengukuran metode magnetik.

Penerapan metode magnetik dalam kegiatan eksplorasi telah banyak digunakan untuk mengidentifikasi struktur geologi dan zona mineralisasi di bawah permukaan. Salah satu contoh pemanfaatan metode magnetik dalam eksplorasi mineral adalah penelitian untuk mengidentifikasi endapan epitermal bersulfidasi rendah berdasarkan interpretasi data magnetik.



Gambar 2.7: Peta anomali magnetik (Hanafi et al., 2022).

Hasil dari penelitian ini menunjukkan terdapat tiga sesar utama, dua sesar berarah barat laut-tenggara dan satu sesar berarah hampir timur laut-barat daya. Sesar yang berarah timur laut-barat daya diduga sebagai pengendali mineralisasi. Terdapat dua pola anomali magnetik tinggi yang mencerminkan respons terhadap intrusi dasit di bagian barat daya dan intrusi andesit di bagian timur (Hanafi et al., 2022).

2.1.4 Inversi Data Geofisika

Inversi data geofisika merupakan suatu proses estimasi model bawah permukaan yang didasarkan pada data observasi yang diperoleh melalui pengukuran di permukaan bumi. Data yang teramati merupakan respons yang ditimbulkan oleh distribusi sifat fisis bawah permukaan, meliputi rapat massa, resistivitas, susceptibilitas magnetik, maupun kecepatan rambat gelombang. Dengan demikian, tujuan utama inversi adalah memperoleh parameter model yang mampu merepresentasikan data secara memadai melalui hubungan fisika (Grandis, 2009). Secara matematis, hubungan antara data dan model dapat diformulasikan sebagai berikut.

$$d = g(m) \tag{2.3}$$

di mana d menyatakan vektor data observasi, m menyatakan vektor parameter model, dan g merupakan fungsi *forward modeling* yang memetakan model ke dalam domain data. Apabila hubungan tersebut bersifat linier, maka persamaan dapat dituliskan sebagai berikut.

$$d = Gm \tag{2.4}$$

di mana G adalah matriks kernel atau matriks sensitivitas yang merepresentasikan pengaruh parameter model terhadap data. Dalam permasalahan inversi, parameter model tidak diketahui secara langsung, sehingga perlu dicari model yang menghasilkan respons paling sesuai dengan data pengamatan. Untuk kasus linier, solusi diperoleh dengan persamaan berikut.

$$m = (G^T G)^{-1} G^T d \quad (2.5)$$

dengan syarat matriks $G^T G$ tidak singular.

Dalam praktiknya, banyak permasalahan geofisika bersifat non-linier, sehingga hubungan antara data dan parameter model tidak dapat dinyatakan dalam bentuk linier sederhana. Pada kasus ini, fungsi $g(m)$ bersifat non-linier, sehingga solusi inversi tidak dapat diperoleh secara langsung, melainkan melalui pendekatan iteratif. Salah satu pendekatan yang umum digunakan adalah linearisasi di sekitar model awal m_0 , sehingga diperoleh aproksimasi melalui persamaan berikut.

$$g(m) \approx g(m_0) + G(m_0)\Delta m \quad (2.6)$$

yang menghasilkan bentuk linier lokal seperti persamaan berikut.

$$d - g(m_0) = G(m_0)\Delta m \quad (2.7)$$

Selanjutnya, pembaruan model dilakukan secara iteratif melalui persamaan berikut.

$$\Delta m = (G^T G)^{-1} G^T [d - g(m_0)], \quad m_{k+1} = m_k + \Delta m \quad (2.8)$$

sehingga diperoleh kesesuaian antara data hasil perhitungan dan data observasi. Selain pendekatan linierisasi, inversi non-linier juga dapat diselesaikan menggunakan metode optimasi seperti metode Newton, metode gradien, serta metode pencarian global (Grandis, 2009). Dalam geofisika, solusi inversi bersifat *non-uniqueness* karena adanya ketidakpastian data, keterbatasan jumlah pengamatan, serta sifat fisik fenomena yang ditinjau. Oleh sebab itu, diperlukan informasi tambahan atau informasi *a priori* agar solusi yang diperoleh tidak hanya sesuai terhadap data, tetapi juga layak secara geologi (Grandis, 2009).

2.1.5 Regularisasi Tikhonov

Pada berbagai kasus penyelesaian masalah inversi, sering dijumpai sistem persamaan yang bersifat *ill-posed*. Suatu sistem dikategorikan sebagai *ill-posed* apabila tidak memenuhi tiga kriteria, yaitu keberadaan solusi (*existence*), keunikan solusi (*uniqueness*), dan kestabilan solusi terhadap gangguan kecil pada data (*stability*). Suatu masalah dikatakan *well-posed* apabila untuk setiap data yang diberikan terdapat solusi yang unik dan solusi tersebut bergantung secara kontinu terhadap data masukan (Hadamard, 1902; Tikhonov et al., 1995). Dalam bentuk umum, permasalahan inversi dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan operator linear sebagai berikut.

$$Az = u \quad (2.9)$$

dengan $A: Z \rightarrow U$ merupakan operator linear terbatas yang memetakan ruang Hilbert Z ke ruang Hilbert U , $z \in Z$ merupakan solusi yang ingin ditentukan, dan $u \in U$ menyatakan data yang diberikan. Dalam praktiknya, data yang tersedia biasanya tidak diketahui secara eksak, melainkan dalam bentuk hampiran u_δ yang memenuhi ketaksamaan yang dinyatakan sebagai berikut.

$$\|u_\delta - u\| \leq \delta \quad (2.10)$$

dengan $\delta > 0$ menyatakan tingkat kesalahan pada data. Selain itu, operator A juga dapat diketahui hanya secara hampiran dalam bentuk A_h , sehingga memenuhi batas kesalahan berikut.

$$\|A - A_h\| \leq h \quad (2.11)$$

dengan $h \geq 0$ menyatakan besarnya kesalahan aproksimasi operator. Keberadaan kesalahan pada data maupun operator menyebabkan penyelesaian langsung terhadap persamaan operator menjadi tidak stabil, sehingga solusi yang diperoleh dapat mengalami perubahan yang besar akibat gangguan kecil pada data (Tikhonov et al., 1995).

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperkenalkan konsep regularisasi, yaitu suatu pendekatan yang bertujuan memperoleh solusi yang stabil dengan memanfaatkan informasi tambahan mengenai solusi yang dicari. Regularisasi Tikhonov pertama kali diperkenalkan sebagai metode untuk menyelesaikan persamaan integral Fredholm jenis pertama yang bersifat *ill-posed*, yaitu permasalahan yang tidak stabil terhadap gangguan kecil pada data. Dalam pendekatan ini, permasalahan inversi yang semula tidak stabil diubah menjadi masalah optimasi yang stabil melalui penambahan informasi *a priori* mengenai solusi. Secara matematis, solusi tidak lagi diperoleh secara langsung dari persamaan $Az = u$, melainkan melalui proses optimasi terhadap suatu fungsi tertentu (*smoothing functional*) yang dirancang untuk menyeimbangkan kesesuaian terhadap data dan kestabilan solusi. Fungsi tersebut menggabungkan kesalahan antara model dan data dengan suatu komponen penalti terhadap norma solusi. Secara matematis, *smoothing functional* didefinisikan sebagai berikut.

$$M_\lambda[z] = \|A_h z - u_\delta\|^2 + \lambda \|z\|^2, \lambda > 0 \quad (2.12)$$

Solusi regularisasi kemudian didefinisikan sebagai elemen yang meminimalkan *smoothing functional* tersebut pada suatu himpunan tertutup dan konveks $D \subset Z$, sehingga diperoleh persamaan berikut.

$$z_\lambda^\delta = \arg \min_{z \in D} [\|A_h z - u_\delta\|^2 + \lambda \|z\|^2] \quad (2.13)$$

Parameter regularisasi λ berperan dalam menentukan keseimbangan antara solusi yang diperoleh dan kestabilan terhadap gangguan kecil pada data (Tikhonov et al., 1995). Pendekatan ini memungkinkan diperolehnya solusi yang lebih stabil terhadap kesalahan data, meskipun permasalahan awal bersifat tidak stabil. Seiring perkembangannya, regularisasi Tikhonov diterapkan pada berbagai metode inversi data geofisika, seperti gayaberat, magnetik, *Electrical Resistivity Tomography* (ERT), seismik, dan elektromagnetik untuk memperoleh solusi yang stabil, mengatasi masalah *non-uniqueness*, dan *noise* pada data (Constable et al., 1987; Hansen, 1998; Li & Oldenburg, 1996; Tikhonov et al., 1995).

2.1.6 Ensemble Kalman Inversion

Ensemble Kalman Inversion (EKI) merupakan kerangka kerja optimasi *derivative-free* yang dirancang untuk menyelesaikan masalah inversi. Metode ini awalnya diformulasikan sebagai adaptasi dari *Ensemble Kalman Filter* (EnKF) untuk menangani masalah inversi, di mana tujuannya adalah memulihkan parameter yang tidak diketahui $u \in X$ dari sekumpulan data observasi yang terkontaminasi *noise* $y \in Y$ (M. A. Iglesias et al., 2013). Hubungan antara parameter dan observasi didefinisikan melalui operator *forward* $G: X \rightarrow Y$ sebagai berikut.

$$y = G(u) + \eta, \eta \sim N(0, \Gamma) \quad (2.14)$$

di mana η merepresentasikan kesalahan pengukuran dengan kovarians Γ yang diasumsikan diketahui. Berbeda dengan metode inversi tradisional yang memerlukan penghitungan gradien eksplisit atau operator *adjoint*, EKI menggunakan sekumpulan ensambel untuk mengaproksimasi ruang solusi. Proses pembaruan dilakukan dalam *pseudo-time*, di mana setiap iterasi mengarahkan anggota ensambel untuk meminimalkan fungsi *misfit* melalui persamaan berikut (Chada et al., 2018; Ding & Li, 2021; M. A. Iglesias et al., 2013; M. Iglesias & Yang, 2021).

$$u_{n+1}^{(j)} = u_n^{(j)} + C_n^{uG} (C_n^{GG} + \Gamma)^{-1} (y + \eta_n^{(j)} - G(u_n^{(j)})) \quad (2.15)$$

Matriks kovarians silang C_n^{uG} dan *auto-covariance* C_n^{GG} dihitung secara empiris berdasarkan rata-rata ensambel melalui persamaan berikut.

$$C_n^{uG} = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J (u_n^{(j)} - \bar{u}_n) \otimes (G(u_n^{(j)}) - \bar{G}_n) \quad (2.16)$$

$$C_n^{GG} = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J (G(u_n^{(j)}) - \bar{G}_n) \otimes (G(u_n^{(j)}) - \bar{G}_n) \quad (2.17)$$

Tujuan EKI adalah memperkirakan parameter yang tidak diketahui (m) dari data observasi (d_{obs}) yang diberikan, sehingga dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$d_{obs} = T(m) + \eta \quad (2.18)$$

di mana $T(m)$ menunjukkan *forward modeling*, dan η merepresentasikan *noise* dari data yang diamati. Distribusi probabilitas $P(m|d_{obs})$ merepresentasikan solusi dari masalah inversi. Distribusi ini menyatakan probabilitas dari parameter model (m) berdasarkan data yang diamati (d_{obs}). Pendekatan yang diusulkan mengikuti teorema Bayes sebagai berikut.

$$P(m|d_{obs}) \propto P(m)P(d_{obs}|m) \quad (2.19)$$

di mana $P(m)$ merepresentasikan distribusi *prior* dari parameter model, sedangkan $P(d_{obs}|m)$ menunjukkan *likelihood*. Ekspresi $P(m|d_{obs})$ mendefinisikan distribusi posterior dari parameter tersebut. Pengambilan sampel langsung dari distribusi posterior umumnya mengandalkan metode Monte Carlo yang memerlukan jutaan evaluasi *forward model* (Sungkono et al., 2021; Zhang et al., 2020). Untuk meningkatkan efisiensi, metode optimasi global dengan *thresholding* telah diterapkan guna memperkirakan parameter model m secara lebih efektif (Sungkono & Warnana, 2018).

2.2 Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian mengenai metode inversi untuk pemodelan *dike* dari data magnetik dan algoritma *Ensemble Kalman Inversion* (EKI) sudah dilakukan, sehingga dapat dijadikan acuan penelitian yang dilakukan.

2.2.1 Perkembangan Metode Inversi untuk Pemodelan *Dike* dari Data Magnetik

Perkembangan metode inversi untuk pemodelan *dike* dari data magnetik telah melalui perubahan yang mencerminkan kemajuan instrumentasi dan komputasi. Pada fase awal perkembangannya, interpretasi didominasi metode grafis, seperti *relation figures* untuk model *dike*. Pendekatan grafis ini praktis dan tidak memerlukan komputasi intensif, namun sangat bergantung pada subjektivitas dalam mencocokkan kurva, tidak mampu menangani anomali komposit dari sumber yang saling tumpang tindih, serta tidak menyediakan ukuran ketidakpastian parameter yang diestimasi (Gay, 1963; Prakasa Rao & Subrahmanyam, 1988; Radhakrishna Murthy et al., 1980; H. Ram Babu et al., 1982). Keterbatasan akurasi dan fleksibilitas tersebut mendorong transisi ke pendekatan komputasi yang lebih sistematis.

Memasuki era komputasi, metode deterministik berbasis *least-squares* mulai banyak digunakan. Penerapannya meliputi inversi domain frekuensi menggunakan algoritma Marquardt untuk model *thick dike* dan algoritma LIMAT untuk inversi *non-linear* model tabular. Algoritma Marquardt menggabungkan *gradient descent* dengan metode Gauss-Newton sehingga lebih stabil, sementara LIMAT mengimplementasikan *weighted least-squares* yang meningkatkan ketahanan terhadap *noise*. Meskipun menawarkan kecepatan dan objektivitas, kedua metode ini tetap sensitif terhadap tebakan awal dan sering gagal mengeksplorasi ruang solusi secara menyeluruh. Hal ini menyebabkan masalah *ill-posed* dalam inversi, di mana solusi dapat terjebak dalam minimum lokal dan menghasilkan parameter yang tidak akurat tanpa ada mekanisme sistematis untuk mendeteksinya (Khurana et al., 1981; Raju, 2003; H. V. Ram Babu et al., 1982). Keterbatasan metode lokal ini mendorong pengembangan metode inversi yang lebih tangguh dalam menyelesaikan masalah *ill-posed*.

Metode optimasi global berbasis metaheuristik, seperti *Very Fast Simulated Annealing* (VFSA) mengatasi ketergantungan pada model awal dengan mengeksplorasi ruang solusi secara stokastik dan telah berhasil diaplikasikan pada inversi anomali magnetik dari zona mineralisasi di India. Perkembangan dilanjutkan oleh algoritma berbasis populasi seperti *Genetic Algorithm* (GA) yang memanfaatkan mekanisme evolusi biologis dan seleksi alam untuk eksplorasi zona *skarn* Bayburt-Sarhan, Turki dan *Particle Swarm Optimization* (PSO) yang mensimulasikan perilaku kolektif kawanan untuk mengestimasi parameter sumber dari berbagai deposit mineral. Pencarian algoritma yang lebih *robust* terus berlanjut, memunculkan *Differential Evolution* (DE), serta algoritma-algoritma yang terinspirasi dari alam seperti *Whale Optimization Algorithm* (WOA) dan *Manta-Ray Foraging Optimization* (MRFO) yang menawarkan konvergensi lebih cepat. Kelebihan utama seluruh algoritma ini adalah kemampuan untuk mencari nilai minimum global dengan mengeksplorasi ruang solusi secara lebih luas. Namun, semua algoritma tersebut memiliki ketergantungan pada *tuning parameter* dan hanya memberikan satu model *best-fit* tanpa mengkuantifikasi ketidakpastian solusi secara memadai. Kondisi ini menyebabkan solusi ekuivalen dapat terlewatkan, sehingga menimbulkan ketidakpastian yang berbahaya dalam pengambilan keputusan eksplorasi (Ben et al., 2022; Biswas & Acharya, 2016; Ekinci et al., 2019; Essa & Elhoussein, 2020; M. Gobashy et al., 2020; Kaftan, 2017; Singh & Biswas, 2016). Oleh karena itu, diperlukan pengembangan metode inversi dengan minimal pengaturan parameter dan penanganan masalah *non-uniqueness* yang efisien.

Perkembangan mutakhir dalam algoritma metaheuristik tidak hanya mencari solusi tunggal, tetapi mulai menjelajahi *feasible space* secara lebih sistematis. Algoritma *Enhanced GNDO* (EGNDO) yang menggantikan algoritma GNDO dengan integrasi Gaussian *bare-bones*

dan *Differential Evolution* (DE), disertai pendekatan *rank-based* untuk pemilihan operator dan *chaotic elite learning* untuk meningkatkan kualitas solusi, sehingga menghasilkan solusi yang efektif untuk masalah *composite modality* pada inversi data magnetik dengan banyak sumber anomali. Sementara itu, algoritma *Modified JAYA* (MJAYA) dengan keunggulan utama berupa sifat *parameter-free* yang mempertahankan filosofi algoritma JAYA yang tidak memerlukan *tuning parameter*. MJAYA terbukti mengungguli lima varian algoritma JAYA lainnya dengan performa yang superior pada data magnetik lapangan. Kedua penelitian ini tidak hanya berfokus pada kecepatan konvergensi atau akurasi *best-fit*, tetapi juga mengintegrasikan mekanisme analisis setelah inversi menggunakan *Probability Density Function* (PDF) dan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mengevaluasi ketidakpastian parameter yang diestimasi. Meskipun metode EGNDO dan MJAYA menawarkan solusi dalam pemodelan data magnetik, keduanya masih memiliki batasan dalam komputasi. Algoritma EGNDO memerlukan sumber daya komputasi yang sangat besar demi mempertahankan keunikan solusi dan MJAYA menunjukkan kerentanan dalam membedakan antara respons benda dalam yang memiliki anomali kuat dengan benda dangkal yang memiliki anomali lemah (Saifuddin et al., 2025; Sungkono et al., 2025). Berikut merupakan tabel yang berisi penelitian terdahulu mengenai perkembangan metode inversi untuk pemodelan *dike* dari data magnetik.

Tabel 2.3: Perkembangan metode inversi untuk pemodelan *dike* dari data magnetik.

Sumber	Judul penelitian	Hasil penelitian	Kekurangan	Saran pengembangan
Atchuta Rao et al. (1985)	<i>Inversion of Gravity and Magnetic Anomalies over Some Bodies of Simple Geometric Shape</i>	Interpretasi langsung melalui titik karakteristik diaplikasikan untuk mengestimasi parameter silinder horizontal. Keunggulan metode ini terletak pada efisiensi komputasi untuk interpretasi awal.	Memiliki sensitivitas tinggi terhadap <i>noise</i> yang memicu kondisi <i>ill-posed</i> .	Implementasi algoritma yang <i>robust</i> terhadap <i>noise</i> .
Raju (2003)	LIMAT: <i>A Computer Program for Least-Squares Inversion of Magnetic Anomalies over Long Tabular Bodies</i>	Algoritma <i>local search</i> berbasis metode Marquardt diimplementasikan untuk inversi otomatis geometri 2D.	Rentan terhadap konvergensi pada <i>minimum local</i> apabila model awal tidak akurat.	Penggunaan metode optimasi global untuk meminimalkan ketergantungan pada tebakan awal.
Biswas & Acharya (2016)	<i>A Very Fast Simulated Annealing Method for Inversion of Magnetic Anomaly over Semi-Infinite Vertical Rod-Type Structure</i>	Optimasi global berbasis <i>Very Fast Simulated Annealing</i> (VFSA) digunakan untuk mengestimasi parameter magnetik beserta analisis ketidakpastiannya. Metode ini mampu menghindari <i>minimum local</i> .	Menghadapi tantangan keberadaan solusi ekuivalen.	Penerapan batasan fisik (<i>constraints</i>) yang ketat untuk mereduksi ruang solusi ekuivalen.
Kaftan (2017)	<i>Interpretation of Magnetic Anomalies Using a Genetic Algorithm</i>	Implementasi <i>Genetic Algorithm</i> (GA) menunjukkan presisi tinggi dan sifat <i>robust</i> terhadap <i>noise</i> pada data lapangan.	Stabilitas solusinya sangat bergantung pada konfigurasi <i>tuning parameter</i> .	Pengembangan algoritma yang tanpa <i>tuning parameter</i> .

<p>Saifuddin et al. (2025)</p>	<p><i>Geomagnetic Data Inversion Using Modified JAYA Algorithm and Application to Mineral Exploration</i></p>	<p>Algoritma <i>Modified JAYA</i> (MJAYA) menunjukkan performa yang efisien secara komputasi tanpa <i>tuning parameter</i>.</p>	<p>Kesulitan mendiskriminasi respons antara sumber anomali dalam yang kuat dan sumber dangkal yang lemah.</p>	<p>Pengembangan algoritma yang dapat meningkatkan resolusi vertikal.</p>
<p>Sungkono et al. (2025)</p>	<p><i>Enhanced Generalized Normal Distribution Optimization for Interpreting Magnetic Data Caused by Subsurface Mineral Deposits</i></p>	<p>Metode <i>Enhanced GNDO</i> (EGNDO) diusulkan untuk mengatasi masalah <i>composite modality</i> pada skenario banyak sumber. Algoritma ini unggul dalam menyeimbangkan eksplorasi ruang pencarian.</p>	<p>Membutuhkan sumber daya komputasi yang tinggi.</p>	<p>Pengembangan algoritma yang dapat meningkatkan efisiensi komputasi.</p>

2.2.2 Perkembangan *Ensemble Kalman Inversion* (EKI) dalam Permasalahan Inversi Geofisika

Kalman *Filter* (KF) awalnya diperkenalkan oleh Kalman untuk estimasi keadaan rekursif dalam sistem Gaussian dan kemudian diperluas ke sistem nonlinier. Namun, *Extended Kalman Filter* (EKF) menghadapi keterbatasan karena beban komputasi estimasi kovarians dalam sistem berdimensi tinggi. Keterbatasan ini kemudian diatasi melalui pengembangan *Ensemble Kalman Filter* (EnKF) yang merupakan pendekatan berbasis Monte Carlo dengan menggunakan sekumpulan ensambel untuk memperkirakan sifat statistik, seperti kovarians dan rata-rata parameter model. Karena keefektifannya, kerangka kerja EnKF telah menarik minat di berbagai disiplin ilmu, termasuk masalah inversi (Chada, 2022; Chada et al., 2018; Evensen, 2009; Evensen & van Leeuwen, 1996; Kalman, 1960).

Kerangka kerja *Ensemble Kalman Inversion* (EKI) adalah adaptasi dari kerangka kerja EnKF untuk masalah inversi. Perbedaannya adalah EnKF memperkirakan keadaan sistem dengan mengasimilasi data baru secara berurutan, sedangkan EKI mengadaptasi pendekatan ini untuk menyempurnakan parameter yang tidak diketahui secara iteratif. Setiap iterasi memperbarui perkiraan parameter, menyerupai *pseudo-time evolution*. Dibandingkan dengan EnKF yang terus memperbarui variabel keadaan dengan setiap observasi baru, EKI menggunakan seluruh dataset dalam pengaturan statistik untuk secara iteratif meminimalkan ketidakcocokan antara data yang dihitung dan data yang diamati, sehingga saling menyempurnakan (Ding & Li, 2021; M. A. Iglesias et al., 2013; Schillings & Stuart, 2018). Secara operasional, EKI beroperasi dengan memanfaatkan sejumlah realisasi parameter untuk mengaproksimasi distribusi posterior, menggabungkan keunggulan pengambilan sampel Monte Carlo dengan efisiensi komputasi Kalman *filtering* (M. A. Iglesias et al., 2013; Kovachki & Stuart, 2019; Schillings & Stuart, 2018). Hal ini membuat EKI sangat berguna untuk masalah inversi dengan menawarkan estimasi parameter yang efisien, kuantifikasi ketidakpastian, dan ketahanan terhadap data *noise* tanpa memerlukan turunan eksplisit. Awalnya, EKI dikembangkan untuk bidang peramalan cuaca dan oseanografi (Evensen & van Leeuwen, 1996; Ghil et al., 1981; Houtekamer & Mitchell, 2001). Meskipun menawarkan efisiensi tinggi, efektivitas EKI pada tahap awal pengembangannya masih dibatasi oleh properti *subspace*, di mana solusi hanya dapat dieksplorasi di dalam rentang linier dari ensambel awal. Kondisi ini menyebabkan algoritma sering kali gagal mengeksplorasi seluruh ruang parameter jika

inisialisasi ensambel tidak mencukupi (Chada, 2022; M. A. Iglesias et al., 2013; Pensoneault & Zhu, 2025).

Upaya untuk memperluas fleksibilitas eksplorasi tersebut mendorong inovasi untuk masalah keterbatasan ruang pencarian yang diatasi melalui pengenalan parameterisasi dan penggunaan pendekatan *level-set* untuk merekonstruksi fitur-fitur geometri yang diskontinu. Hasilnya adalah transisi dari parameterisasi terpusat menuju tidak terpusat yang memungkinkan ensambel mengeksplorasi ruang parameter secara lebih luas dengan memutus korelasi kaku yang biasanya terjadi pada tahap awal iterasi. Fase perkembangan selanjutnya berfokus pada integrasi mekanisme regularisasi yang sistematis untuk menjamin konvergensi yang stabil dalam mencegah kondisi *ill-posed*. Pendekatan regularisasi implisit diterapkan melalui modifikasi pada tahap analisis dengan memasukkan batasan fisik dan pengetahuan awal secara langsung ke dalam proses pembaruan (Chada et al., 2018; M. Iglesias & Yang, 2021; Zhang et al., 2020). Integrasi kerangka regularisasi ini tidak hanya mempercepat laju konvergensi, tetapi juga memastikan bahwa solusi yang dihasilkan tetap konsisten, sehingga secara efektif mereduksi risiko *overfitting*.

Metode EKI kini telah berhasil diaplikasikan pada berbagai bidang geofisika, termasuk pemodelan iklim, karakterisasi reservoir, tomografi seismik, *induced polarization* dan resistivitas-DC, analisis data gayaberat, serta analisis data *self-potential* (Aanonsen et al., 2009; Krymskaya et al., 2009; Laby et al., 2025; Muir & Tsai, 2020; Schneider et al., 2017; Sungkono et al., 2021; Tso et al., 2021, 2024). Keunggulan utama EKI dalam menyelesaikan masalah inversi geofisika terletak pada sifatnya yang *derivative-free* dan kemampuan komputasinya yang kuat. Metode EKI menyediakan pendekatan inversi yang efisien, implementasi mudah, dan kuantifikasi ketidakpastian tanpa penyetulan parameter yang ekstensif (Chada, 2022; Laby et al., 2025; Sungkono et al., 2021; Tso et al., 2021, 2024).

Tabel 2.4: Perkembangan *ensemble Kalman inversion* dalam permasalahan inversi geofisika.

Sumber	Judul penelitian	Hasil penelitian	Kekurangan	Saran pengembangan
Kalman (1960)	<i>A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems</i>	Memperkenalkan estimasi keadaan rekursif untuk sistem linier dan Gaussian.	Beban komputasi kovarians sangat tinggi pada sistem berdimensi tinggi.	Pengembangan metode berbasis sampel untuk efisiensi sistem besar.
Evensen (1994)	<i>Sequential Data Assimilation with a Nonlinear Quasi-geostrophic Model Using Monte Carlo Methods to Forecast Error Statistics.</i>	Menggunakan ensambel partikel untuk mewakili statistik tanpa kovarians penuh (EnKF).	Fokus pada asimilasi data sekuensial, bukan pada estimasi parameter statis.	Adaptasi algoritma untuk pembaruan parameter model secara iteratif.
M. A. Iglesias et al. (2013)	<i>Ensemble Kalman Methods for Inverse Problems</i>	Memformalkan EKI sebagai metode optimasi <i>derivative-free</i> yang efisien untuk masalah inversi.	Akurasi menurun setelah misfit data mencapai level <i>noise</i> dan terbatas pada <i>subspace</i> awal.	Eksplorasi struktur data sekuensial dan kriteria penghentian yang stabil.
Krymskaya et al. (2009)	<i>An Iterative Ensemble Kalman Filter for Reservoir Engineering Applications</i>	Mengaplikasikan iteratif <i>ensemble Kalman filter</i> untuk <i>history matching</i> dan karakterisasi reservoir nonlinier.	Membutuhkan ukuran ensambel besar untuk mengurangi kesalahan kovarians sampel.	Pengembangan teknik lokalisasi dan regularisasi untuk meningkatkan stabilitas estimasi parameter.

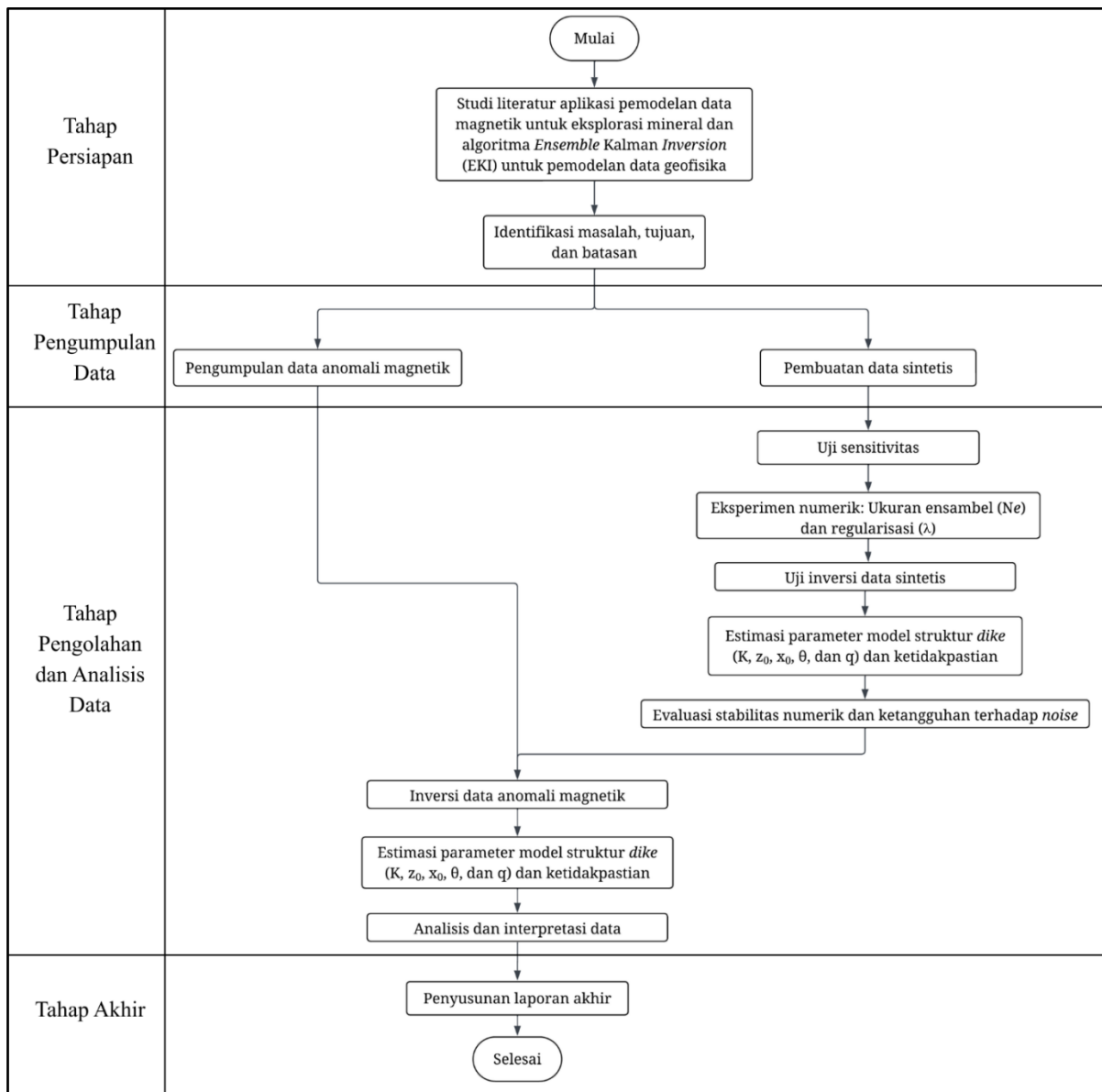
Muir & Tsai (2020)	<i>Geometric and Level Set Tomography Using Ensemble Kalman Inversion</i>	Menerapkan EKI pada tomografi geometri dan <i>level set</i> untuk merekonstruksi struktur bawah permukaan.	Sensitif terhadap parameterisasi model dan ukuran ensambel.	Pengembangan regularisasi dan parameterisasi geologi.
Sungkono et al. (2021)	<i>Ensemble Kalman Inversion for Determining Model Parameter of Self-potential Data in the Mineral Exploration</i>	Mengaplikasikan EKI untuk menentukan parameter model pada data <i>self-potential</i> dalam eksplorasi mineral.	Akurasi inversi dipengaruhi kualitas data dan ukuran ensambel.	Pengembangan regularisasi dan optimasi ukuran ensambel untuk meningkatkan kestabilan inversi.
Laby et al. (2025)	<i>Regularized Ensemble Kalman Inversion for Robust and Efficient Gravity Data Modeling to Identify Mineral and Ore Deposits</i>	Mengusulkan kerangka kerja EKI dengan regularisasi Tikhonov untuk stabilitas numerik dalam pemodelan data gayaberat..	Jika parameter regularisasi terlalu besar, solusi menjadi terlalu halus atau bias.	Pengembangan regularisasi adaptif untuk fleksibilitas implementasi berbasis data.

BAB 3

METODOLOGI

3.1 Konsep dan Alur Penelitian

Penelitian ini dimulai dari persiapan studi literatur dan perumusan masalah sampai tahap akhir penyusunan laporan. Tahap pengolahan dan analisis data dilakukan setelah pembuatan data magnetik sintetis dan pengumpulan data magnetik sekunder pada empat lapangan, di mana data sintetis digunakan untuk uji sensitivitas dan eksperimen numerik yang bertujuan menentukan parameter ukuran ensambel (N_e) dan besaran regularisasi (λ). Hasil eksperimen diuji melalui inversi pada data sintetis untuk menilai kestabilan dan ketangguhan solusi terhadap *noise*. Setelah itu, inversi diterapkan pada data lapangan, di mana hasil akhir dari penelitian berupa visualisasi model struktur *dike* sebagai zona potensi mineralisasi. Pada Gambar 3.1 merupakan alur penelitian yang ditampilkan dalam bentuk diagram alir.



Gambar 3.1: Diagram alir penelitian.

3.2 Tahapan Penelitian

3.2.1 Tahap Persiapan

Pada tahap persiapan dilakukan studi literatur yaitu dengan mengumpulkan referensi-referensi berupa pemodelan data magnetik untuk eksplorasi mineral dan algoritma *Ensemble Kalman Inversion* (EKI) untuk pemodelan data geofisika. Berdasarkan hasil studi literatur yang telah dilaksanakan, selanjutnya dilakukan proses identifikasi masalah, perumusan tujuan, serta penetapan batasan penelitian

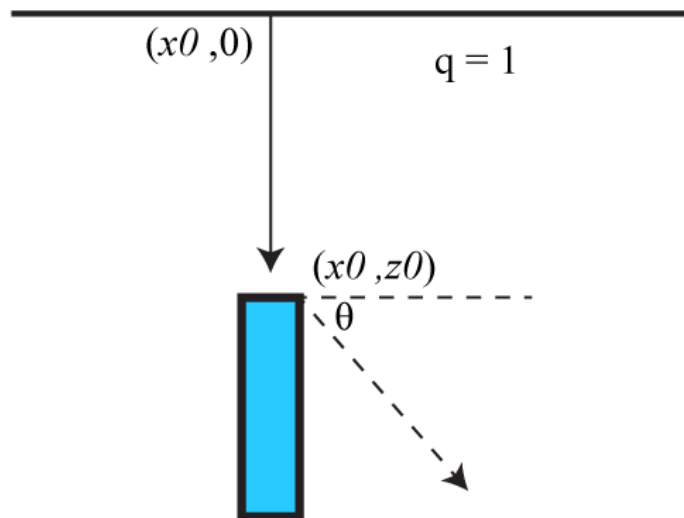
3.2.2 Tahap Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan pembuatan data sintesis dan pengumpulan data lapangan. Pembuatan data sintesis dilakukan dengan menggunakan *forward modeling* berdasarkan parameter-parameter model yang telah diketahui nilainya. Data anomali magnetik diperoleh dari empat lapangan, yaitu tambang tembaga Pima (Amerika Serikat), tambang bijih besi dari Distrik Marcona (Peru), mineralisasi *skarn* Bayburt-Sarihan (Turki), dan mineralisasi uranium di Beldih (India).

3.2.3 Tahap Pengolahan dan Analisis Data

A. *Forward Modeling* Data Magnetik

Pemodelan data magnetik umumnya dilakukan dengan menggunakan model geometri sederhana, seperti bola, *thin sheet*, *dike*, dan silinder vertikal. Model ini digunakan karena sangat cocok untuk kondisi geologi dengan anomali yang jelas dan dapat diinterpretasikan sebagai tubuh terisolasi, seperti endapan bijih atau *dike* intrusif



Gambar 3.2: Model geometri sederhana *thin dike* dan parameternya (Saifuddin et al., 2025).

Persamaan untuk medan geomagnetik yang disebabkan oleh bentuk geometri *thin dike* pada Gambar 3.2 ditunjukkan sebagai berikut.

$$\Delta T_{(xi)} = K z_0 \left\{ \frac{(x_i - x_0) \sin \theta + z_0 \cos \theta}{[(x_i - x)^2 + z_0^2]^q} \right\}, i = 1, 2, 3 \dots, n \quad (3.1)$$

di mana parameter x_i menunjukkan koordinat horizontal titik-titik observasi data (meter), sedangkan n merepresentasikan jumlah data. Posisi sumber magnetik dinyatakan dalam posisi horizontal (x_0) dan kedalaman (z_0) dengan satuan meter. Parameter yang mendefinisikan sifat magnetisasi adalah K yang merupakan koefisien amplitudo ($nT \times m^2q^{-2}$). Sementara itu, θ menyatakan sudut benda terhadap bidang datar ($^\circ$) dan q merupakan faktor bentuk yang nilainya bergantung pada geometri benda, yaitu 1 untuk *thin dike*. Persamaan 3.1 menunjukkan bahwa model anomali sumber bawah permukaan dikarakterisasi oleh lima parameter, yaitu K , z_0 , x_0 , θ , dan q .

B. Uji Sensitivitas

Uji sensitivitas dilakukan untuk mengetahui pengaruh sensitivitas respons magnetik masing-masing parameter model, yaitu K , z_0 , x_0 , θ , dan q terhadap karakteristik anomali magnetik. Setiap parameter dari model magnetik diperturbasi sebesar $\pm 50\%$ dari nilai sebenarnya, sementara parameter lainnya dibuat tetap. Pengaruh setiap parameter terhadap respons model, baik dari sisi bentuk maupun amplitudo kurva anomali kemudian dievaluasi secara kualitatif melalui respons magnetik yang dihitung dan divisualisasikan.

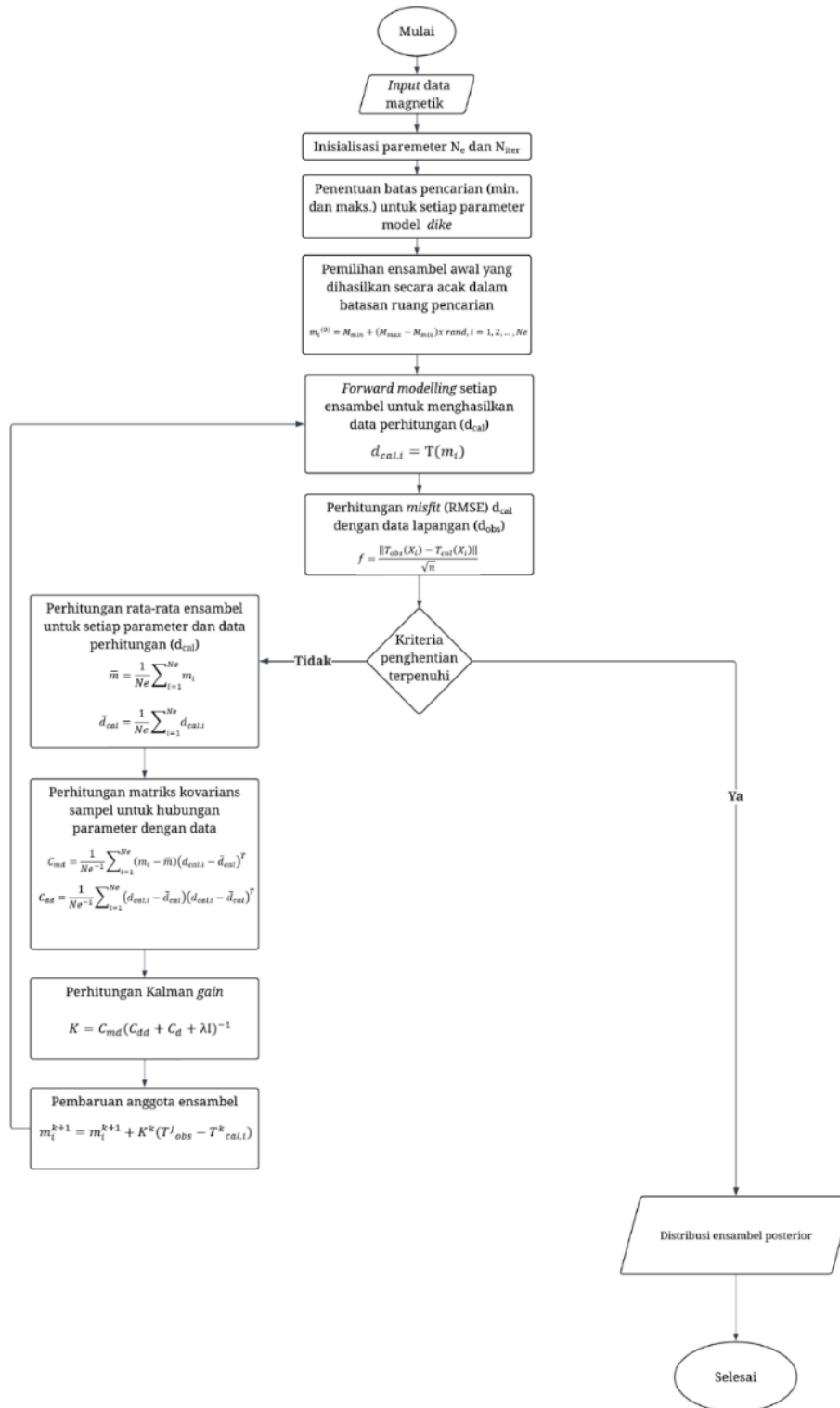
C. Eksperimen Numerik Ukuran Ensambel (N_e) dan Regularisasi (λ)

Evaluasi pengaruh ukuran ensambel terhadap kinerja inversi dilakukan melalui eksperimen terkontrol menggunakan model anomali tunggal. Variasi ukuran ensambel diuji secara sistematis, masing-masing dijalankan sebanyak 30 realisasi independen, sehingga memungkinkan evaluasi terhadap perilaku konvergensi, nilai fungsi objektif terbaik, dan variabilitas pengambilan sampel stokastik.

Evaluasi pengaruh parameter regularisasi terhadap kinerja inversi dilakukan melalui eksperimen terkontrol menggunakan variasi nilai λ pada dua skenario pemodelan, yaitu anomali tunggal dan multianomali. Setiap nilai λ dijalankan sebanyak 30 realisasi independen untuk memperhitungkan variabilitas stokastik dalam inisialisasi ensambel dan memastikan evaluasi statistik yang kuat. Dua parameter utama dianalisis, yaitu persentase tingkat keberhasilan dalam batas iterasi dan nilai fungsi objektif terbaik yang dicapai di antara semua realisasi untuk nilai λ tertentu.

D. Inversi Data Magnetik Menggunakan EKI

Proses *Ensemble Kalman Inversion* (EKI) berjalan melalui serangkaian tahapan berurutan yang dimulai dari pembentukan kumpulan model awal hingga penilaian konvergensi hasil akhir (Chada et al., 2018; K. Chada et al., 2019). Metode ini dikembangkan untuk memperkirakan parameter model dari sumber anomali magnetik dengan fitur-fitur tambahan yang meningkatkan kinerjanya, termasuk regularisasi Tikhonov untuk stabilitas, *greedy selection* untuk penyempurnaan ensambel yang optimal, dan penanganan batas untuk mempertahankan kelayakan parameter. Alur kerja algoritma *Ensemble Kalman Inversion* (EKI) yang digunakan dalam penelitian ini diperlihatkan pada Gambar 3.3, menggambarkan tahapan sistematis dari inisialisasi ensambel hingga hasil akhir.



Gambar 3.3: Diagram alir algoritma *Ensemble Kalman Inversion* (EKI).

Inversi dimulai dengan menginisialisasi sekumpulan parameter model. Pertama, jumlah anggota ensambel (N_e), jumlah total iterasi (N_{iter}), dan kovarians *noise* observasi C_d didefinisikan. Pemilihan N_e mempengaruhi representasi statistik dari ruang parameter, di mana N_e yang lebih tinggi memberikan cakupan yang lebih baik, tetapi meningkatkan biaya komputasi. Sementara itu, C_d mengontrol perturbasi observasi dan sebaran anggota ensambel.

Mengikuti penelitian sebelumnya, nilai eksak dari η diadopsi dalam studi ini (Sungkono et al., 2021). Setiap ensambel m_i terdiri dari parameter model K , z_0 , x_0 , θ , dan q , yang mendefinisikan sumber anomali magnetik yang akan diperkirakan. Batas *prior* untuk setiap parameter yang dilambangkan sebagai M_{min} dan M_{max} membatasi ruang pencarian untuk inversi. Anggota ensambel awal $m_i^{(0)}$ dihasilkan secara acak dalam batasan berikut.

$$m_i^{(0)} = M_{min} + (M_{max} - M_{min})x \text{ rand}, i = 1, 2, \dots, Ne \quad (3.2)$$

di mana fungsi *rand* menghasilkan nilai acak seragam antara 0 dan 1. Batasan *prior* ini memastikan bahwa semua solusi tetap masuk akal secara geologi selama proses inversi, sesuai dengan kerangka kerja Bayesian. Selanjutnya, Setiap anggota ensambel digunakan sebagai masukan untuk *forward model* T , yang memprediksi data kalkulasi ($d_{cal,i}$) yang sesuai menggunakan persamaan berikut.

$$d_{cal,i} = T(m_i) \quad (3.3)$$

di mana T merepresentasikan model geofisika yang menghubungkan parameter m_i dengan data observasi. Untuk inversi data magnetik, *forward modeling* dilakukan untuk menghitung respons magnetik (T_{cal}) setiap anggota ensambel menggunakan Persamaan (3.1). Nilai prediksi $d_{cal,i}$ kemudian dibandingkan dengan data observasi d_{obs} .

Fungsi *misfit* mengukur perbedaan antara data magnetik observasi (T_{obs}) dan hasil perhitungan (T_{cal}) sebagai fungsi dari parameter model (M). *Misfit* ini dievaluasi menggunakan persamaan RMSE yang dapat dituliskan sebagai berikut (Saifuddin et al., 2025).

$$f = \frac{\|T_{obs}(X_i) - T_{cal}(X_i)\|}{\sqrt{n}} \quad (3.4)$$

di mana $\|\dots\|$ adalah norma-L2, yang merepresentasikan jarak antara data magnetik observasi dan data magnetik perhitungan. Nilai f merepresentasikan *root mean square error* (RMSE) yang digunakan sebagai fungsi objektif dalam inversi data magnetik.

Setelah evaluasi *misfit* dilakukan, ensambel parameter model diperbarui secara iteratif menggunakan kerangka kerja EKI. Langkah pembaruan ini menyempurnakan parameter model dengan menggabungkan informasi observasi sambil mempertahankan keragaman ensambel. Sifat statistik ensambel dihitung pada setiap iterasi. Rata-rata ensambel untuk parameter dan observasi yang diprediksi dihitung menggunakan persamaan berikut.

$$\bar{m} = \frac{1}{Ne} \sum_{i=1}^{Ne} m_i \quad (3.5)$$

$$\bar{d}_{cal} = \frac{1}{Ne} \sum_{i=1}^{Ne} d_{cal,i} \quad (3.6)$$

Matriks kovarians sampel untuk hubungan parameter dengan data kemudian diperkirakan sebagai berikut.

$$C_{md} = \frac{1}{Ne-1} \sum_{i=1}^{Ne} (m_i - \bar{m})(d_{cal,i} - \bar{d}_{cal})^T \quad (3.7)$$

$$C_{dd} = \frac{1}{Ne-1} \sum_{i=1}^{Ne} (d_{cal,i} - \bar{d}_{cal})(d_{cal,i} - \bar{d}_{cal})^T \quad (3.8)$$

di mana C_{md} merepresentasikan kovarians silang antara parameter M dan observasi, sedangkan C_{dd} adalah *auto-covariance* dari prediksi.

Untuk memperbarui parameter menggunakan data observasi, matriks Kalman *gain* (K) harus dihitung terlebih dahulu. Kalman *gain* adalah sebuah matriks yang memberikan bobot optimal pada selisih antara data observasi dan prediksi model untuk memperbarui estimasi parameter dalam metode Kalman, sehingga meminimalkan ketidakpastian posterior (Evensen, 2009; M. A. Iglesias et al., 2013; Kalman, 1960). Akurasi Kalman *gain* sangat bergantung pada *auto-covariance* parameter model yang menggunakan ensambel berhingga dan dapat menyebabkan pembaruan yang tidak andal (Wang et al., 2009). Jika ensambel parameter menunjukkan variabilitas rendah dan Cd terlalu kecil, Kalman *gain* dapat menjadi *ill-conditioned* atau singular yang mengakibatkan kegagalan algoritma (Sungkono et al., 2021). Dalam menangani hal ini, regularisasi Tikhonov diterapkan untuk menstabilkan perhitungan Kalman *gain*. Regularisasi membantu mengurangi efek matriks kovarians yang *ill-conditioned* dengan menambahkan suku positif kecil ke penyebut, sehingga memastikan stabilitas numerik dan mencegah singularitas (Laby et al., 2025). Kalman *gain* yang dimodifikasi dengan menggabungkan regularisasi Tikhonov dinyatakan sebagai berikut.

$$K = C_{md}(C_{dd} + C_d + \lambda I)^{-1} \quad (3.9)$$

di mana C_d merepresentasikan kovarians dari *noise* observasi, λ adalah parameter regularisasi, dan I adalah matriks identitas. Penyertaan λI berfungsi untuk meningkatkan *conditioning* perhitungan inversi, sehingga memungkinkan pembaruan parameter yang stabil dan andal sambil mempertahankan konsistensi dengan data observasi. Suku tambahan ini meningkatkan kondisi inversi matriks, secara efektif meredam arah-arrah yang tidak stabil dalam ruang parameter (Laby et al., 2025).

Secara intuitif, regularisasi Tikhonov bertindak sebagai mekanisme *smoothing* yang membatasi pengaruh *noise* ensambel dan arah-arrah parameter yang kurang terkendali. Hal ini sangat penting untuk masalah inversi magnetik yang seringkali bersifat *ill-posed* dan sensitif terhadap parameter bentuk. Dengan menambahkan tingkat bias yang terkontrol, regularisasi meningkatkan stabilitas dan ketangguhan inversi, sehingga memastikan pembaruan yang andal meskipun terdapat *noise* data atau ukuran ensambel yang terbatas (Laby et al., 2025).

Pemilihan parameter regularisasi (λ) dalam Persamaan 3.9 sangat penting. Jika λ terlalu kecil, regularisasi menjadi tidak efektif. Sebaliknya, jika λ terlalu besar, solusi dapat menjadi terlalu halus atau bias. Untuk menilai secara sistematis pengaruh λ terhadap hasil inversi, eksperimen numerik dilakukan dengan nilai percobaan 10^{-5} hingga 10^5 , mencakup rentang dari kekuatan regularisasi yang sangat kecil hingga besar. Langkah selanjutnya adalah menghasilkan data sintesis yang terganggu oleh *noise* (T_{obs}^j) yang dapat dituliskan sebagai berikut (Grandis, 2009).

$$T_{obs}^j = T_{obs} + N(0, \sigma_\eta^2) \quad (3.10)$$

di mana $N(0, \sigma_\eta^2)$ merepresentasikan *Gaussian noise* dengan varians σ_η^2 . Anggota ensambel kemudian diperbarui menggunakan persamaan pembaruan Kalman berikut.

$$m_i^{k+1} = m_i^{k+1} + K^k (T_{obs}^j - T_{cal,i}^k) \quad (3.11)$$

Setelah setiap pembaruan, pemberian batas diterapkan untuk memastikan bahwa parameter tetap berada dalam batasan *prior*. Sebagai alternatif penggunaan pemotongan sederhana, sebuah skema refleksi digunakan berdasarkan persamaan berikut.

$$m_{i,j}^{k+1} = \begin{cases} 2M_{min,j} - m_{i,j}^{k+1} & \text{if } m_{i,j}^{k+1} < M_{min,j} \\ 2M_{max,j} - m_{i,j}^{k+1} & \text{elseif } m_{i,j}^{k+1} > M_{max,j} \\ m_{i,j}^{k+1} & \text{else} \end{cases} \quad (3.12)$$

Strategi ini mencegah parameter terjebak pada batas-batas dan meningkatkan eksplorasi ruang pencarian sekaligus mempertahankan kelayakan fisik. Untuk lebih mendorong konvergensi, strategi pemilihan diterapkan setelah setiap iterasi. Nilai ketidaksesuaian yang diperbarui dari setiap anggota ensambel (f_i^{new}) dibandingkan dengan nilai sebelumnya (f_i^{old}). Jika pembaruan menghasilkan perbaikan ($f_i^{new} < f_i^{old}$), vektor parameter baru diterima. Sebaliknya, solusi lama dipertahankan berdasarkan persamaan berikut.

$$m_i^{k+1} = \begin{cases} m_i^{k+1} & \text{if } f_i^{new} < f_i^{old} \\ m_i^k & \text{else} \end{cases} \quad (3.13)$$

Kombinasi penanganan batas berbasis refleksi dan pemilihan memastikan inversi bergerak konsisten menuju solusi yang lebih baik sambil menjaga stabilitas ensambel. Proses iteratif berlanjut hingga kesalahan antara data prediksi dan data observasi diminimalkan yang dapat dinilai menggunakan perhitungan eror seperti *root mean squared error* (RMSE). Konvergensi tercapai ketika eror turun di bawah ambang batas yang telah ditetapkan atau ketika iterasi berturut-turut menunjukkan perbaikan yang minimal. Estimasi parameter akhir diperoleh dari anggota ensambel yang berkinerja terbaik.

Selain menggunakan regularisasi Tikhonov untuk meningkatkan stabilitas dan kinerja EKI, strategi lain seperti *greedy selection* dan penanganan batas telah diterapkan untuk mempertahankan kelayakan parameter dan meningkatkan hasil inversi (Sungkono et al., 2021; Wang et al., 2009). *Greedy selection* memastikan hanya anggota ensambel yang berkinerja terbaik yang dipertahankan, sehingga secara efektif menyaring ensambel selama iterasi berurutan. Sementara itu, teknik penanganan batas mencegah parameter mengambil nilai di luar batas yang ditentukan, sehingga menghindari solusi yang tidak realistis selama proses inversi. Dalam inversi geofisika, estimasi ketidakpastian parameter model menjamin interpretasi yang andal. Ensambel dalam kerangka EKI mengestimasi ketidakpastian ini menggunakan metode batas penerimaan dan pertukaran fungsi objektif (Fernández-Martínez et al., 2013; Laby et al., 2016; Sungkono et al., 2021). Hasilnya, beberapa kumpulan parameter dapat menghasilkan kesesuaian yang dapat diterima, membentuk model distribusi posterior (PDM) (Vrugt & Beven, 2018).

Tabel 3.1: *Pseudocode* dari *Ensemble Kalman Inversion* (EKI) untuk inversi data magnetik.

Langkah 1 Inisialisasi

Tetapkan $N_e, N_{iter}, \sigma_\eta, M_{min}, M_{max}$

Masukkan T_{obs}

Bangkitkan anggota ensambel awal $m_i^{(0)}$ dalam batas *prior* (3.2)

Langkah 2 Evaluasi *forward model*

For $i = 1$ to N_e *do*

Hitung *forward* magnetik $T_{cal,i}(t)$ (3.1)

Hitung *misfit* awal (f) menggunakan persamaan (3.4)

End for

Langkah 3 Proses iterasi EKI

Iterasi hingga jumlah iterasi maksimum tercapai

For $k = 1$ to N_{iter} *do*

Hitung parameter statistik ensambel

Hitung $\bar{m}, \bar{d}_{cal}, C_{md}, C_{dd}$ (3.5), (3.6), (3.7), dan (3.8)

Hitung K (3.9)

For $i = 1$ to N_e *do*

The perturbed observations T_{obs}^j (3.10)

End for

For $i = 1$ to N_e *do*

Perbarui anggota ensambel m_i^{k+1} (3.11)

Tetapkan *boundary handling* (3.12)

Hitung respons *magnetic forward* terbaru $T_{cal}(t)$ (3.1)

Hitung *misfit* terbaru (f) (3.4)

Terapkan *greedy selection* untuk menyimpan PDM (3.13)

End for

Print anggota ensambel dengan performa terbaik

End for

Langkah 4 Return to

E. Tahap Analisis dan Interpretasi

Setelah tahap pengolahan data selesai, dilakukan analisis dan interpretasi terhadap hasil pemodelan struktur *dike* dari data anomali magnetik. Pada tahap ini, diawali dengan membandingkan hasil inversi data magnetik menggunakan metode *Ensemble Kalman Inversion* terhadap hasil penelitian terdahulu untuk mengevaluasi keandalan serta konsistensi parameter model yang diperoleh, yaitu K , z_0 , x_0 , θ , dan q . Berdasarkan hasil evaluasi dan perbandingan tersebut, selanjutnya dilakukan interpretasi geometri *dike* untuk menentukan keberadaan zona potensi mineralisasi.

3.2.4 Tahap Akhir

Penyusunan laporan dilakukan sebagai tahap akhir penelitian yang memuat hasil pengolahan data, analisis, dan interpretasi geologi yang diperoleh selama penelitian.

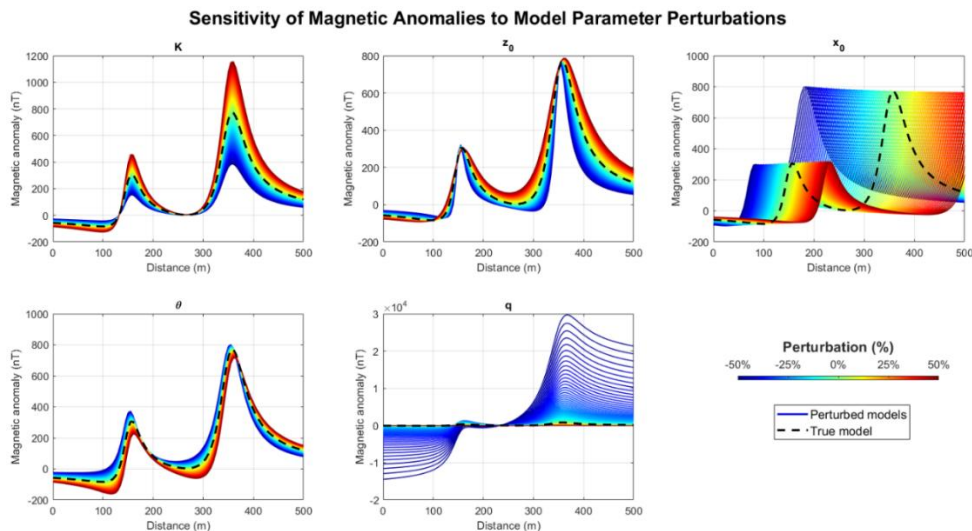
Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Sensitivitas

Untuk mengevaluasi sensitivitas respons magnetik, studi ini menggunakan pendekatan *gradient-free* dengan memberikan perturbasi pada setiap parameter model dan mengamati perubahan pada hasil *forward modeling*. Pendekatan ini menghindari perhitungan turunan yang mahal secara komputasi serta tidak memerlukan informasi gradien eksplisit (Ai et al., 2024; Mianshui et al., 2022). Setiap parameter dari model magnetik multianomali diperturbasi sebesar $\pm 50\%$ dari nilai sebenarnya, sementara parameter lainnya dibuat tetap. Pengaruh setiap parameter terhadap respons model, baik dari sisi bentuk maupun amplitudo kurva anomali kemudian dievaluasi secara kualitatif melalui respons magnetik yang dihitung dan divisualisasikan. Ketidakpastian inversi dapat diinterpretasikan dengan lebih baik melalui analisis sensitivitas ini dengan mengidentifikasi pengaruh setiap parameter terhadap respons magnetik.



Gambar 4.1: Analisis sensitivitas respons magnetik terhadap perturbasi $\pm 50\%$ untuk setiap parameter model (K , z_0 , x_0 , q , θ).

Pada Gambar 4.1, spektrum warna mengilustrasikan sensitivitas relatif dari setiap parameter model terhadap perturbasi. Parameter q menunjukkan efek terkuat, di mana perturbasi menghasilkan puncak anomali yang lebih tajam atau lebih lebar. Parameter x_0 , z_0 dan θ juga menunjukkan pengaruh sensitivitas menengah hingga tinggi, dengan perturbasi yang secara langsung menggeser anomali secara lateral. Sebaliknya, parameter intensitas K berperan utama sebagai faktor skala linier, memodifikasi magnitudo keseluruhan tanpa mengubah geometri kurva, sehingga menunjukkan sensitivitas yang lebih rendah, menjadikannya kurang sensitif dibandingkan z_0 , x_0 , θ , dan q . Temuan ini menunjukkan bahwa data magnetik memberikan batasan kuat pada parameter terkait lokasi dan bentuk, namun batasan yang lebih lemah pada parameter skala. Perbedaan dalam sensitivitas ini menekankan perlunya analisis ketidakpastian untuk memastikan hasil yang tangguh (*robust*) dan memitigasi bias ketika interpretasi.

4.2 Pengaruh Ukuran Ensambel dan Parameter Regularisasi (λ)

Setelah dilakukan analisis sensitivitas, kemudian dilanjutkan dengan eksperimen numerik terhadap pengaruh ukuran ensambel dan parameter regularisasi (λ) terhadap kinerja EKI. Eksperimen numerik perlu dilakukan untuk mencari ukuran ensambel dan parameter regularisasi yang efektif dan stabil.

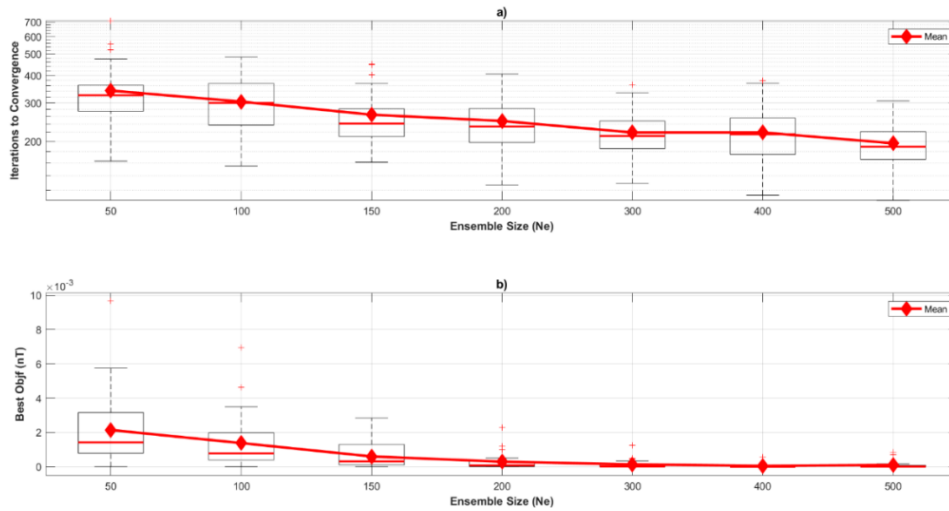
4.2.1 Ukuran Ensambel

Eksperimen numerik pengaruh ukuran ensambel (N_e) terhadap kinerja inversi dan karakteristik statistik dari parameter hasil inversi melalui eksperimen terkontrol dengan model anomali tunggal. Tujuh ukuran ensambel ($N_e = 50-500$) diuji pada 30 realisasi independen seperti pada Tabel 4.1, yang memungkinkan evaluasi terhadap perilaku konvergensi, nilai fungsi objektif terbaik, dan variabilitas pengambilan sampel stokastik. Hasilnya menunjukkan ketergantungan yang jelas antara efisiensi konvergensi dengan ukuran ensambel.

Tabel 4.1: Karakteristik statistik parameter model, nilai fungsi objektif terbaik, dan jumlah iterasi hingga konvergen untuk berbagai ukuran ensambel dari 30 realisasi EKI.

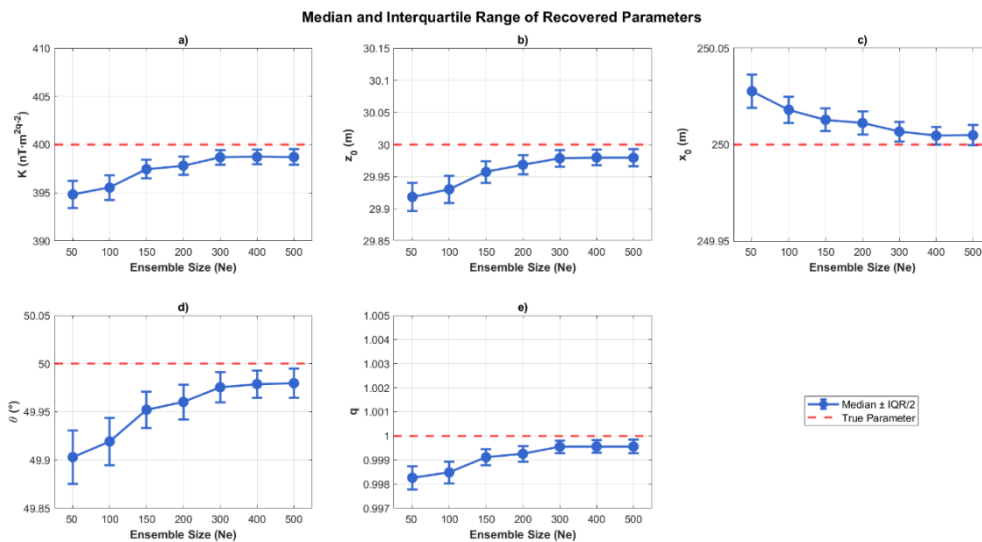
Ukuran ensambel (NE)	Estimasi parameter terbaik (Median \pm IQR) dari 30 realisasi						
	K ($nT \cdot m^{-2q-2}$)	z_0 (m)	x_0 (m)	θ ($^\circ$)	q	Fungsi objektif terbaik (nT)	Iterasi menuju konvergensi
50	394.83 \pm 2.80	29.92 \pm 0.04	250.03 \pm 0.02	49.90 \pm 0.05	1.00 \pm 0.00	1.42e-03 \pm 2.07e-03	325 \pm 116
100	395.54 \pm 2.59	29.93 \pm 0.04	250.02 \pm 0.01	49.92 \pm 0.05	1.00 \pm 0.00	7.80e-04 \pm 1.55e-03	300 \pm 85
150	397.45 \pm 1.94	29.96 \pm 0.03	250.01 \pm 0.01	49.95 \pm 0.04	1.00 \pm 0.00	3.14e-04 \pm 6.99e-04	242 \pm 76
200	397.81 \pm 1.84	29.97 \pm 0.03	250.01 \pm 0.01	49.96 \pm 0.04	1.00 \pm 0.00	8.41e-05 \pm 4.91e-04	234 \pm 64
300	398.69 \pm 1.52	29.98 \pm 0.03	250.01 \pm 0.01	49.98 \pm 0.03	1.00 \pm 0.00	2.41e-05 \pm 2.53e-04	212 \pm 55
400	398.73 \pm 1.51	29.98 \pm 0.02	250.00 \pm 0.01	49.98 \pm 0.03	1.00 \pm 0.00	1.02e-05 \pm 1.13e-04	216 \pm 66
500	398.72 \pm 1.66	29.98 \pm 0.03	250.00 \pm 0.01	49.98 \pm 0.03	1.00 \pm 0.00	1.55e-05 \pm 2.05e-04	190 \pm 44
Nilai sebenarnya	400	30	250	50	1	-	-

Untuk ensambel kecil ($N_e = 50 - 150$), konvergensi biasanya membutuhkan lebih dari 240 iterasi, dengan rentang interkuartil (IQR) yang lebar, mengindikasikan variabilitas kuat antar realisasi. Seiring bertambahnya N_e , nilai median jumlah iterasi menuju konvergensi secara umum menurun, mencapai sekitar 190 ± 44 iterasi pada $N_e = 500$. Tren ini disertai dengan penyempitan nilai sebaran antar realisasi, menunjukkan bahwa ensambel yang lebih besar meningkatkan stabilitas dan mempercepat konvergensi, sehingga memungkinkan eksplorasi ruang parameter yang lebih efisien seperti pada Gambar 4.2 (a). Nilai fungsi objektif terbaik dari 30 realisasi mengikuti tren serupa, di mana nilainya menurun secara substansial seiring bertambahnya ukuran ensambel. Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.1, untuk $N_e > 200$, nilai fungsi objektif terbaik relatif berdekatan satu sama lain yang menunjukkan konsistensi antar realisasi.



Gambar 4.2: Pengaruh ukuran ensambel terhadap hasil EKI. Plot *box and whisker* merangkum hasil statistik dari 30 realisasi untuk setiap ukuran ensambel. (a) Jumlah iterasi hingga konvergen dan (b) distribusi statistik nilai fungsi objektif terbaik.

Pada Gambar 4.2 (b) mengilustrasikan ensambel kecil ($N_e = 50 - 150$) menghasilkan plot *box and whisker* yang lebih panjang, mencerminkan variabilitas yang lebih tinggi pada nilai *misfit* yang dicapai. Sebaliknya, ensambel yang lebih besar ($N_e > 200$) menghasilkan distribusi yang lebih sempit, dengan plot *box and whisker* yang menjadi sangat pendek dan berpusat di dekat nol, menandakan berkurangnya variabilitas dan konvergensi yang lebih stabil. Meskipun demikian, penurunan fungsi objektif pada $N_e \geq 300$ tidak terlalu mencolok, menunjukkan bahwa ukuran ensambel sekitar 300 – 400 sudah memadai untuk mencapai hasil optimal pada kasus anomali tunggal, sementara ensambel yang lebih besar mungkin diperlukan untuk kasus anomali yang lebih kompleks.



Gambar 4.3: Median dan rentang interkuartil (IQR) estimasi parameter hasil dari 30 realisasi untuk berbagai ukuran ensambel.

Dalam hal pemulihan parameter, parameter geometris (z_0 , x_0 , θ , dan q) berhasil diestimasi dengan akurasi tinggi di seluruh ukuran ensambel yang diuji. Nilai median masing-masing parameter tersebut berada sangat dekat dengan nilai yang sebenarnya, dengan IQR yang sempit, menunjukkan kemampuan sensitivitasnya yang kuat. Sebaliknya, amplitudo K memperlihatkan

deviasi lebih besar dari nilai sebenarnya dengan IQR yang lebih lebar, terutama pada ensambel berukuran kecil. Hal ini mengindikasikan variabilitas estimasi yang lebih tinggi, sesuai dengan analisis sensitivitas yang menunjukkan bahwa parameter K kurang sensitif sehingga lebih rentan terhadap efek pengambilan sampel ensambel dan sifat *ill-posed* dari permasalahan inversi. Dari perspektif Bayesian, ukuran ensambel secara langsung mengatur kualitas pendekatan posterior dalam *Ensemble Kalman Inversion* (EKI). Ensambel yang terlalu kecil tidak mampu merepresentasikan ruang parameter secara memadai, sehingga estimasi yang dihasilkan cenderung bias dengan ketidakpastian yang tinggi. Di sisi lain, ensambel yang lebih besar dapat mengestimasi parameter secara lebih akurat, mengurangi sebaran posterior, dan mempercepat konvergensi. Dengan demikian, ukuran ensambel mewakili *trade-off* antara biaya komputasi dan reliabilitas inversi, di mana ensambel yang lebih besar menawarkan solusi yang lebih kuat dengan biaya komputasi yang lebih tinggi.

4.2.2 Parameter Regularisasi (λ)

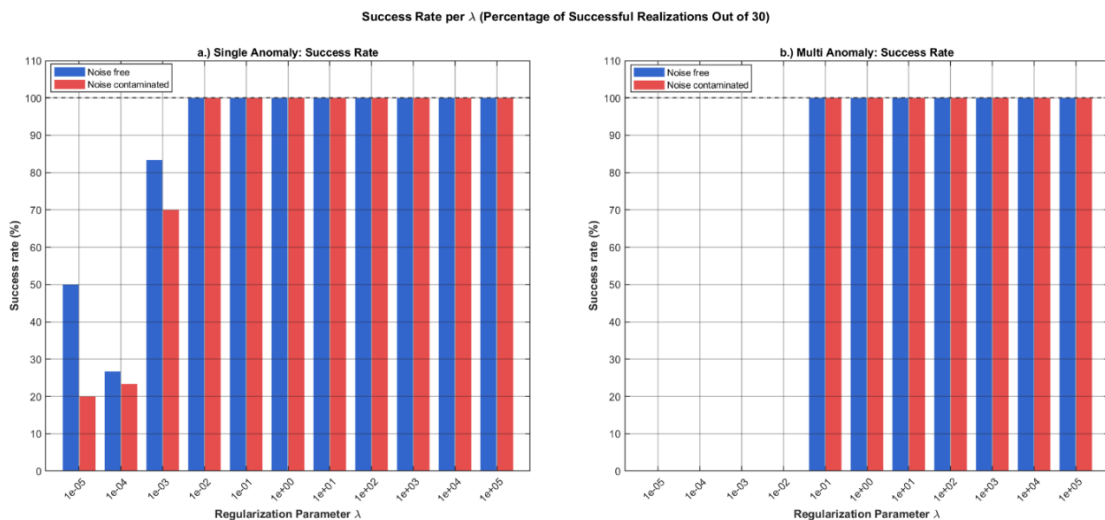
Parameter regularisasi (λ) diperkenalkan untuk menstabilkan Kalman *gain*, di mana matriks *auto-covariance* dapat menjadi *ill-conditioned* atau singular pada proses inversi tanpa regularisasi. Penambahan λ pada Persamaan 3.9 memperbaiki pengkondisian matriks dan memastikan bahwa pembaruan parameter tetap stabil secara numerik (Laby et al., 2025). Untuk menilai pengaruh parameter regularisasi (λ) terhadap kinerja EKI secara sistematis, dilakukan eksperimen numerik yang mencakup skenario anomali tunggal dan multianomali, baik dalam kondisi data *noise-free* maupun *noise-contaminated*. Sebelas nilai λ ($1e-5 - 1e5$) diuji, masing-masing dengan 30 realisasi independen untuk memperhitungkan variabilitas stokastik dalam inisialisasi ensambel dan memastikan evaluasi statistik yang kuat. Setiap realisasi menggunakan ukuran ensambel $N_e = 300$ untuk anomali tunggal, $N_e = 600$ untuk multianomali, dan maksimum 1000 iterasi. Dua parameter utama dianalisis, yaitu persentase tingkat keberhasilan dalam batas iterasi dan nilai fungsi objektif terbaik yang dicapai di antara semua realisasi untuk nilai λ tertentu. Median dan rentang interkuartil (IQR) dari fungsi objektif dihitung lebih lanjut untuk memberikan karakterisasi yang kuat secara statistik mengenai stabilitas dan perilaku konvergensi. Tingkat keberhasilan berfungsi sebagai indikator awal untuk menilai stabilitas algoritma di berbagai nilai lambda.

Tabel 4.2: Ringkasan performa dari 30 realisasi independen untuk berbagai parameter regularisasi di seluruh skenario yang menunjukkan tingkat keberhasilan dan median dari fungsi objektif.

Skenario	λ	Realisasi	Tingkat keberhasilan (%)	Median fungsi objektif (nT)
Anomali tunggal <i>noise-free</i>	1e-5	30	50	7.08×10^{-3}
	1e-4	30	26.7	6.82×10^{-3}
	1e-3	30	83.3	5.05×10^{-3}
	1e-2	30	100	6.26×10^{-3}
	1e-1	30	100	7.62×10^{-3}
	1	30	100	7.55×10^{-3}
	10	30	100	8.52×10^{-3}
	1e2	30	100	9.91×10^{-3}
	1e3	30	100	1.44×10^{-1}
	1e4	30	100	9.85×10^{-3}
	1e5	30	100	1.22×10^{-1}
Anomali tunggal <i>noise-contaminated</i>	1e-5	30	20	3.81×10^1
	1e-4	30	23.3	3.72×10^1
	1e-3	30	70	3.18×10^1
	1e-2	30	100	1.25×10^1
	1e-1	30	100	1.29×10^1
	1	30	100	1.04×10^1
	10	30	100	1.00×10^1

	1e2	30	100	1.00×10^1
	1e3	30	100	1.00×10^1
	1e4	30	100	1.00×10^1
	1e5	30	100	1.01×10^1
Multianomali <i>noise-free</i>	1e-5	30	0	9.15×10^{-3}
	1e-4	30	0	3.00
	1e-3	30	0	6.74
	1e-2	30	0	9.77×10^{-3}
	1e-1	30	100	9.12×10^{-3}
	1	30	100	3.47
	10	30	100	9.85×10^{-3}
	1e2	30	100	7.05
	1e3	30	100	4.80
	1e4	30	100	3.06
	1e5	30	100	7.00
	Multianomali <i>noise-contaminated</i>	1e-5	30	0
1e-4		30	0	1.57×10^2
1e-3		30	0	1.43×10^2
1e-2		30	0	1.38×10^2
1e-1		30	100	9.54×10^1
1		30	100	4.97×10^1
10		30	100	5.45×10^1
1e2		30	100	3.69×10^1
1e3		30	100	2.88×10^1
1e4		30	100	2.73×10^1
1e5		30	100	2.62×10^1

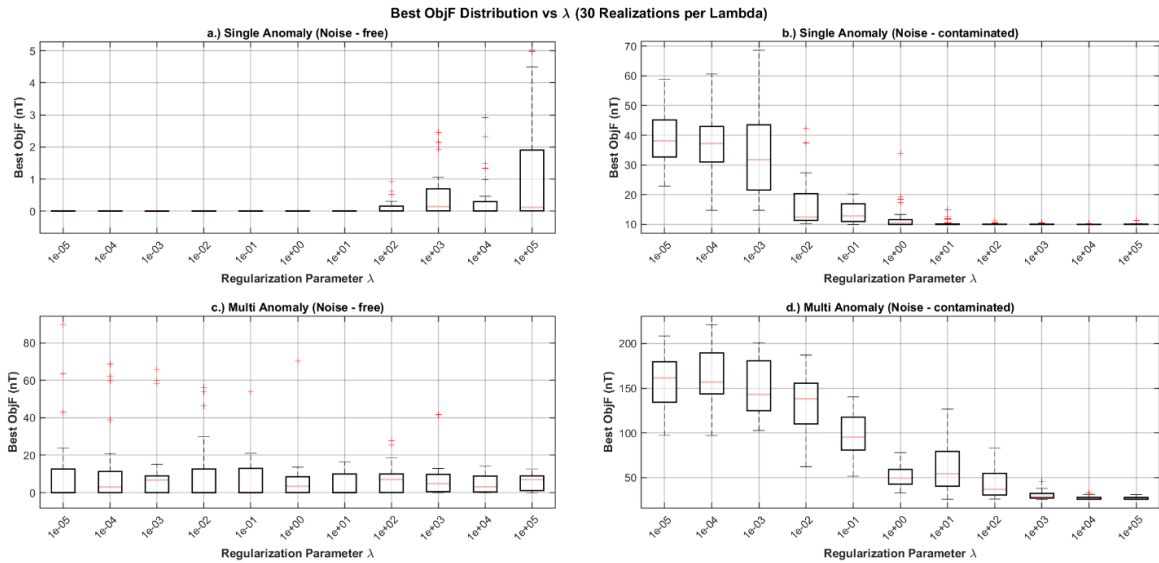
Pada kondisi data *noise-free* untuk anomali tunggal, EKI mencapai tingkat keberhasilan 83.3% pada $\lambda = 10^{-3}$. Pada $10^{-2} \leq \lambda \leq 10^5$ tingkat keberhasilan mencapai 100%. Pada kondisi data *noise-contaminated*, konvergensi menjadi jauh lebih sensitif terhadap λ . Tingkat keberhasilan 70% pada $\lambda = 10^{-3}$, tetapi meningkat tajam menjadi 100% mulai $10^{-2} \leq \lambda \leq 10^5$. Hal ini mengindikasikan bahwa regularisasi yang terlalu kecil menyebabkan matriks kovarians *ill-conditioned* sehingga pembaruan ensambel menjadi tidak stabil, sementara regularisasi yang memadai efektif mencegah matriks kovarians prediksi model menjadi *ill-conditioned* atau singular, serta kegagalan algoritma



Gambar 4.4: Tingkat keberhasilan dari berbagai parameter regularisasi (λ) melalui 30 realisasi pada setiap skenario. (a) Anomali tunggal dan (b) multianomali.

Pada data multianomali, tingkat keberhasilan 0% pada $\lambda \leq 10^{-2}$ dan baru mencapai tingkat keberhasilan 100% pada $10^{-1} \leq \lambda \leq 10^5$. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan kompleksitas

model tidak secara signifikan menyebabkan matriks kovariansi *ill-conditioned* selama regularisasi yang memadai diterapkan.



Gambar 4.5: Distribusi nilai fungsi objektif terbaik untuk berbagai parameter regularisasi (λ) melalui 30 realisasi per skenario. (a) anomali tunggal (*noise-free*); (b) anomali tunggal (*noise-contaminated*); (c) multianomali (*noise-free*); (d) multianomali (*noise-contaminated*).

Pada kasus *noise-free* anomali tunggal, median fungsi objektif tetap rendah dan konsisten untuk $10^{-5} \leq \lambda \leq 10^1$, dengan peningkatan variabilitas pada $\lambda > 10^1$. Pola ini menunjukkan bahwa regularisasi efektif mendorong konvergensi menuju minimum global, sementara regularisasi yang berlebihan mengurangi kemampuan pencocokan data. Pada kasus *noise-contaminated*, median fungsi objektif konsisten pada $10^1 \leq \lambda \leq 10^5$ dengan IQR yang sempit, menunjukkan bahwa regularisasi yang tepat menghasilkan hasil yang konsisten di berbagai realisasi. Pada $\lambda < 10$, distribusi nilai fungsi objektif menjadi tidak menentu dan sesekali menunjukkan *outliers*. Pada kasus multianomali, median fungsi objektif menurun secara bertahap seiring meningkatnya λ , mencerminkan pengaruh regularisasi terhadap konvergensi menuju minimum global. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa regularisasi yang efektif meningkatkan stabilitas numerik dan mencegah kegagalan algoritma. Regularisasi yang terlalu kecil menyebabkan matriks kovarians prediksi model mendekati singular sehingga memicu kegagalan algoritma, sedangkan regularisasi yang terlalu besar mengurangi kemampuan pencocokan data. Regularisasi berfungsi untuk mencegah matriks kovarians prediksi model pada Kalman *gain* menjadi *ill-conditioned* atau *singular*, bukan sebagai *tuning parameter* untuk pencocokan data. Memilih λ yang efektif memastikan hasil inversi yang kuat, berkondisi baik, dan masuk akal secara geologi.

4.3 Inversi Data Sintetis

4.3.1 Inversi Data Sintetis Anomali Tunggal

Data magnetik sintetis anomali tunggal melibatkan parameter yang telah ditentukan sebelumnya pada Tabel 4.3. Data magnetik sintetis diinversi menggunakan metode EKI yang teregularisasi. Dua kasus diuji untuk menilai *robustness*, yaitu menggunakan data sintetis *noise-free* dan data sintetis yang diganggu dengan 10% *Gaussian noise*. Estimasi parameter dihasilkan sebagai median \pm jangkauan interkuartil (IQR) di seluruh anggota ensambel, yang memberikan ukuran tendensi sentral dan dispersi yang kuat sambil memperhitungkan

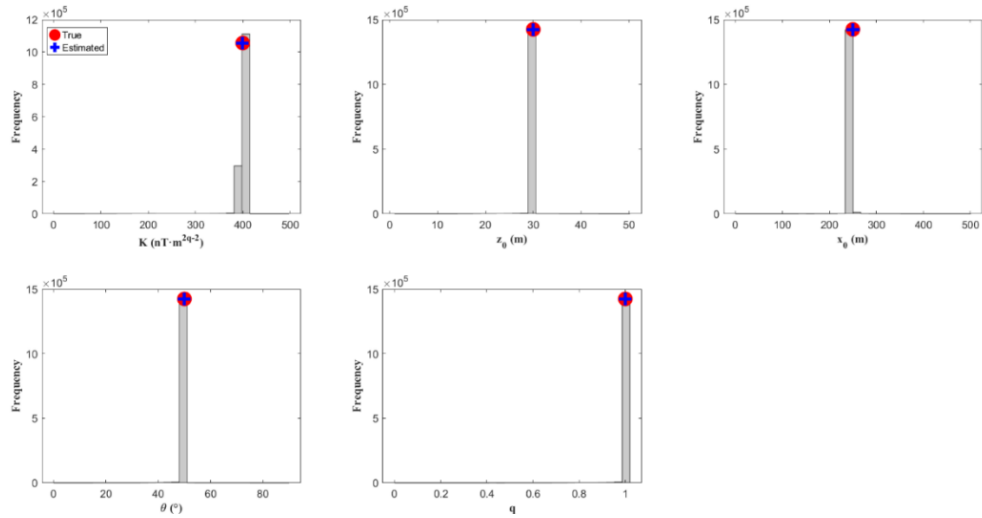
ketidakpastian inversi. Berdasarkan hasil eksperimen numerik, pada kasus anomali tunggal digunakan ukuran ensambel $N_e = 300$, $\lambda = 10^1$, dan Niter = 1000 iterasi untuk meningkatkan kestabilan numerik, menyeimbangkan konvergensi dan efisiensi komputasi. Semua inversi data magnetik dilakukan pada sistem operasi Windows 11 dengan 13th Gen Intel(R) Core(TM) i7-13650HX (2.60 GHz) dan RAM 20 GB.

Tabel 4.3: Nilai sebenarnya, ruang pencarian, dan hasil inversi untuk anomali tunggal menggunakan EKI dengan data bebas *noise* dan data yang terkontaminasi *Gaussian noise* 10%.

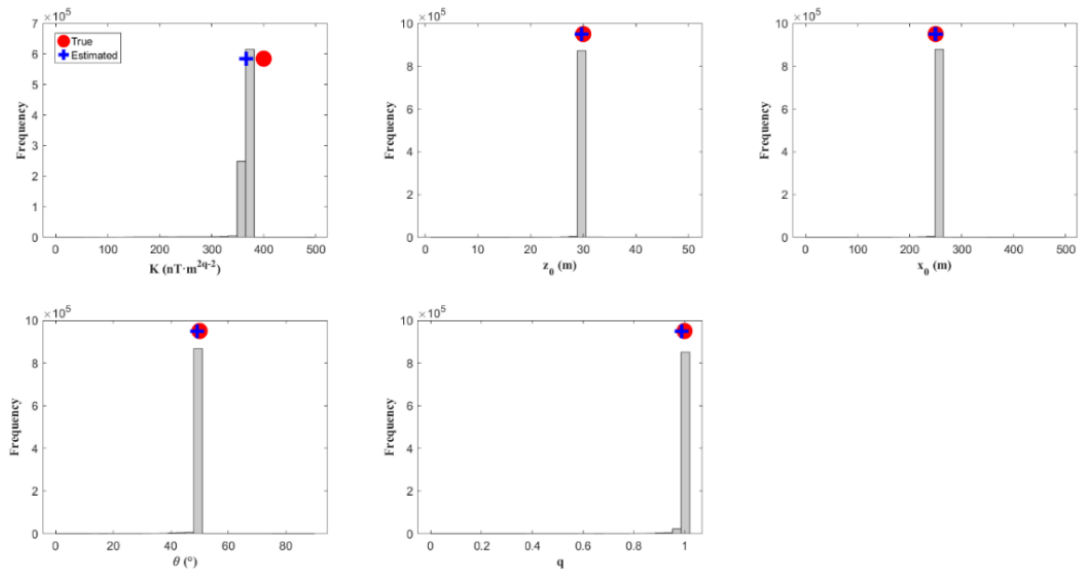
Parameter	Nilai sebenarnya	Ruang pencarian	<i>Noise-free</i>	<i>Noise-contaminated</i>
K (nT)	400	0 - 500	399.28 ± 1.19	365.91 ± 1.79
z_0 (m)	30	0 - 50	29.99 ± 0.02	29.71 ± 0.03
x_0 (m)	250	0 - 500	250.0 ± 0.01	249.70 ± 0.02
θ (°)	50	0 - 90	49.99 ± 0.02	49.15 ± 0.05
q	1	0 - 1	1.00 ± 0.00	0.99 ± 0.00
<i>Minimum objective function</i> (nT)			7×10^{-6}	9.97
CPU time			1.10 s	1.62 s

Tabel 4.3 merangkum parameter nilai sebenarnya, ruang pencarian, dan hasil inversi. Pada kasus *noise-free*, parameter yang didapatkan kembali hampir identik dengan nilai sebenarnya dengan batas ketidakpastian yang sempit, mengonfirmasi keakuratan metode EKI. Pada kasus *noise-contaminated*, parameter yang diestimasi tetap dekat dengan nilai sebenarnya, meskipun dengan batas ketidakpastian yang lebih lebar, terutama untuk amplitudo K.

a. *Noise-free*



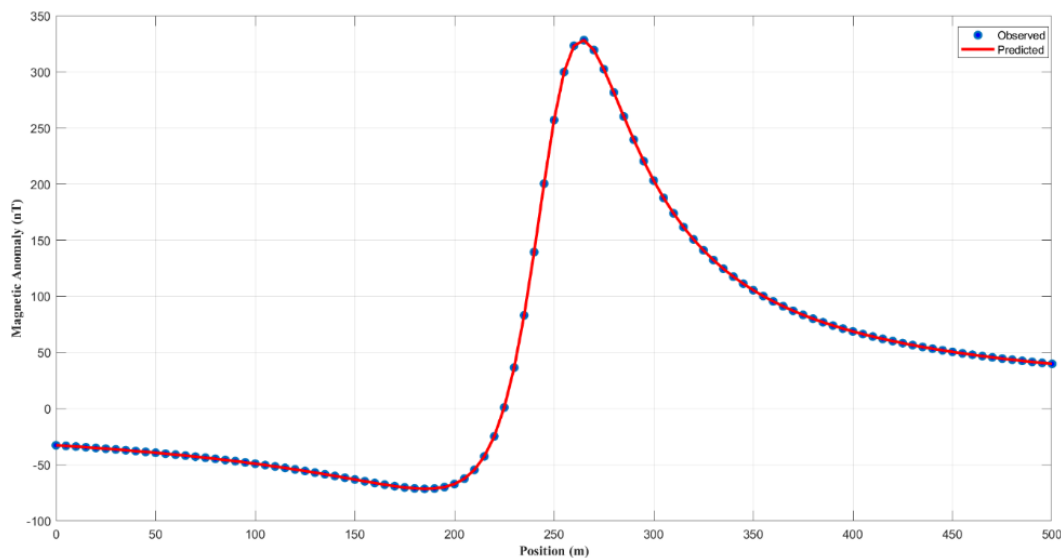
b. *Noisy*



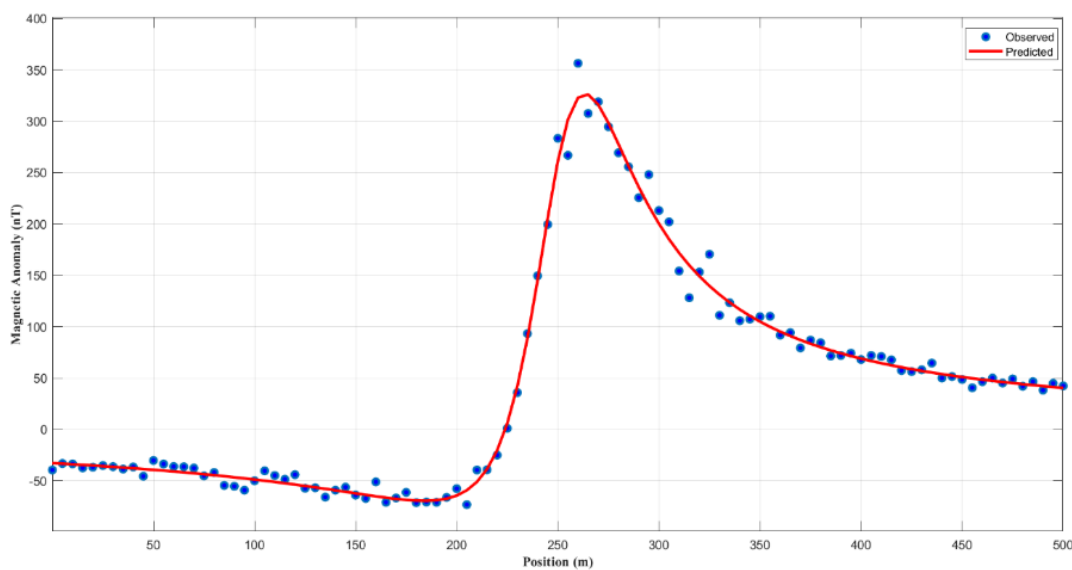
Gambar 4.6: Distribusi posterior marginal parameter untuk kasus anomali tunggal yang diestimasi menggunakan EKI. (a) Data bebas *noise* dan (b) data terkontaminasi *Gaussian noise* 10%.

Pada Gambar 4.6 mengilustrasikan distribusi posterior marginal dari parameter model. Pada kasus data bebas *noise*, distribusi yang sempit dan simetris menunjukkan batasan yang kuat. Pada kasus data terkontaminasi *noise*, distribusi melebar, terutama untuk K yang mencerminkan peningkatan ketidakpastian. Histogram ini menunjukkan bahwa parameter kedalaman z_0 dan lokasi x_0 dapat diidentifikasi dengan baik, sedangkan faktor bentuk K lebih sensitif terhadap kualitas data.

a. *Noise-free data*



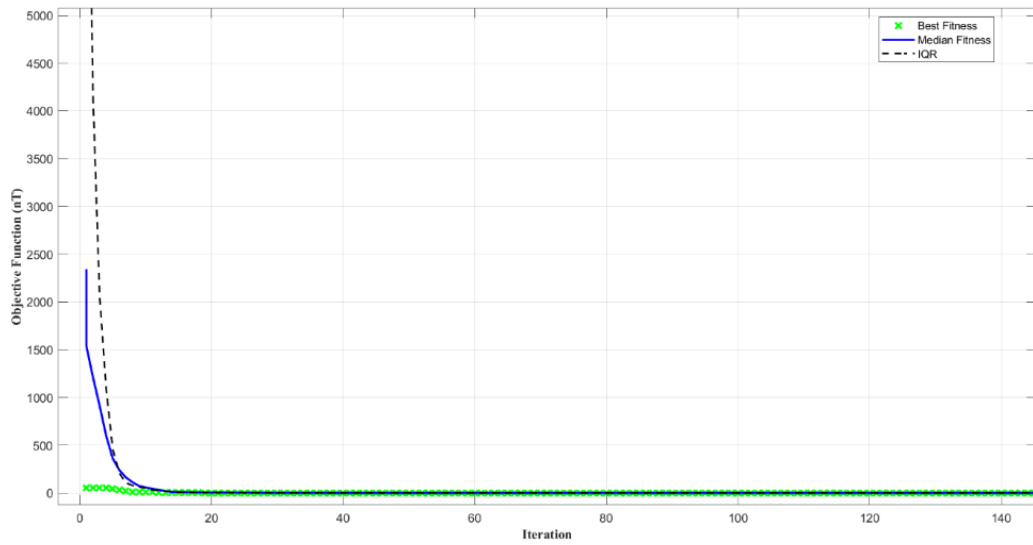
b. *Noisy data*



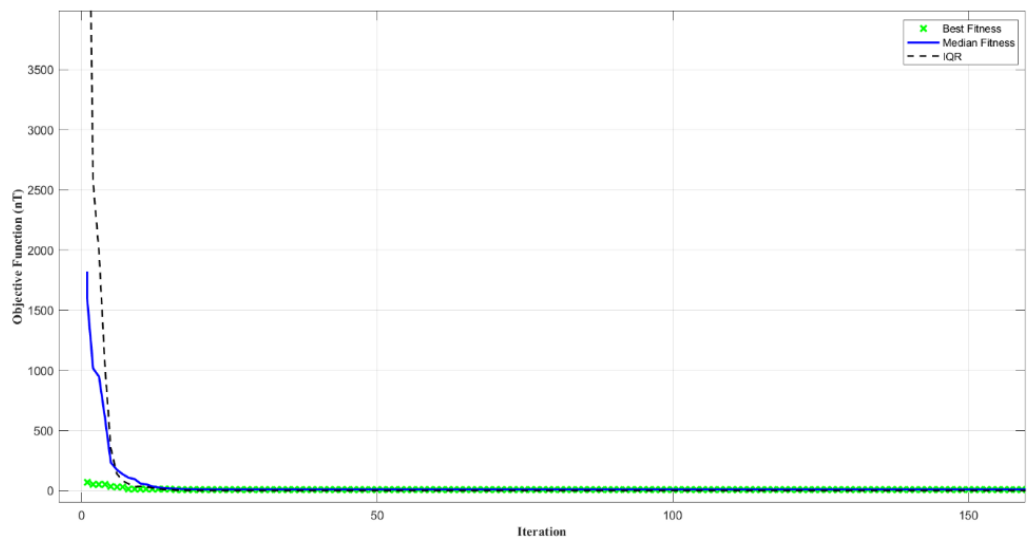
Gambar 4.7: Kurva *fitting* model dengan data sintetis pada kasus anomali tunggal. (a) Data tanpa *noise* dan (b) data terkontaminasi *Gaussian noise* 10%.

Pada Gambar 4.7 menampilkan kurva *fitting* anomali magnetik yang dihasilkan oleh inversi EKI, di mana kurva model (garis merah) mereplikasi data observasi (titik biru). Metode EKI secara akurat merekonstruksi kasus anomali tunggal pada kondisi data *noise-free* maupun *noise-contaminated*. Pada Gambar 4.8 menunjukkan perilaku konvergensi inversi EKI. Pada kasus *noise-free*, fungsi objektif median menurun dengan cepat dan stabil dalam 20 iterasi disertai dengan IQR yang menyempit, menunjukkan kontraksi ensambel yang konsisten. Pada kasus *noise-contaminated*, konvergensi lebih lambat dan kurang tajam, namun median dan IQR tetap stabil, menunjukkan ketahanan di bawah ketidakpastian data.

a)



b)



Gambar 4.8: Kinerja konvergensi EKI untuk anomali tunggal. (a) Data tanpa *noise* dan (b) data terkontaminasi *Gaussian noise* 10%.

4.3.2 Inversi Data Sintetis Multianomali

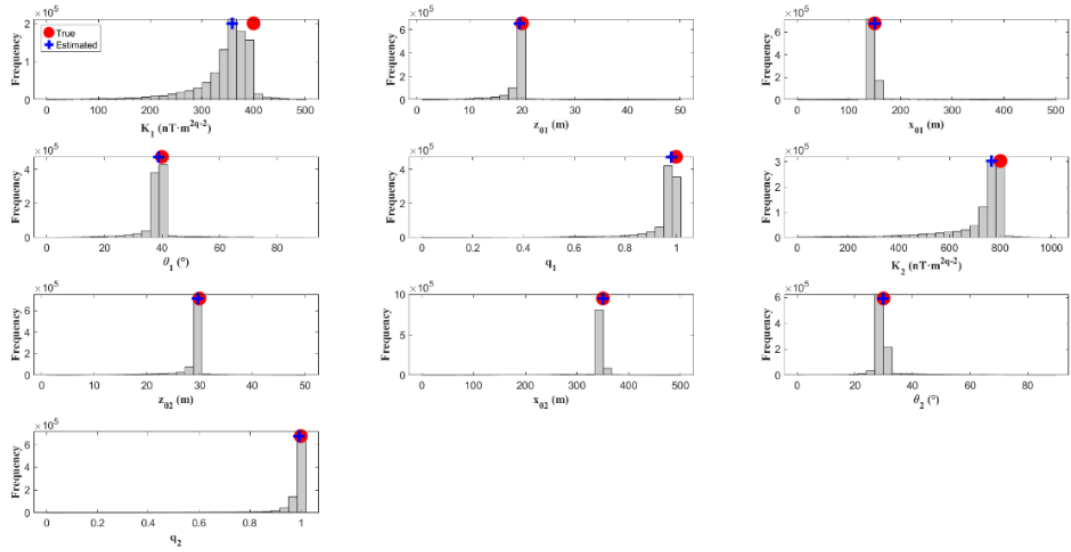
Eksperimen kedua dilakukan untuk mensimulasikan kondisi geologi yang lebih kompleks menggunakan dua anomali *dikes* dengan parameter seperti pada Tabel 4.4. Kasus ini melibatkan estimasi 10 parameter, yang meningkatkan kompleksitas dari masalah inversi. Berdasarkan hasil eksperimen numerik, pada kasus multianomali digunakan ukuran ensemble $N_e = 600$, $\lambda = 10^3$, dan Niter = 1000 iterasi untuk memastikan eksplorasi ruang parameter yang memadai, menyeimbangkan konvergensi dan efisiensi komputasi.

Tabel 4.4: Nilai sebenarnya, ruang pencarian, dan hasil inversi untuk multianomali menggunakan EKI dengan data bebas *noise* dan data yang terkontaminasi *Gaussian noise* 10%.

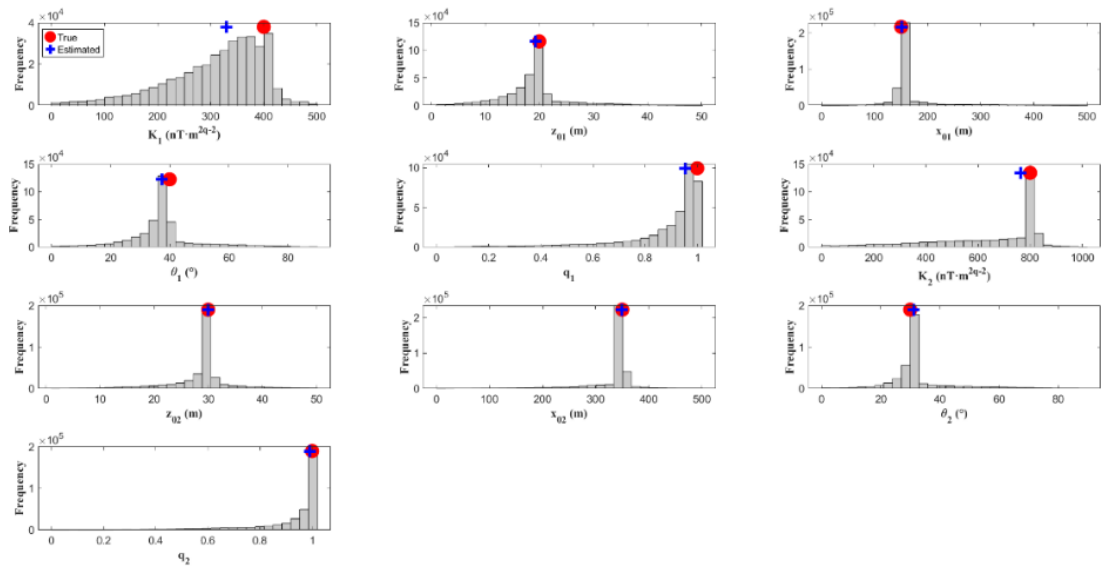
Parameter	Nilai sebenarnya	Ruang pencarian	<i>Noise-free</i>	<i>Noise-contaminated</i>
K_1 (nT)	400	0 - 500	358.48 ± 48.30	329.86 ± 119.57
z_{01} (m)	20	0 - 50	19.53 ± 0.67	19.28 ± 3.94
x_{01} (m)	150	0 - 500	150.17 ± 0.23	151.19 ± 4.20
θ_1 (°)	40	0 - 50	38.99 ± 1.12	37.38 ± 5.88
q_1	1	0 - 1	0.98 ± 0.03	0.95 ± 0.12
K_2 (nT)	800	0 - 1000	766.09 ± 71.04	762.80 ± 287.83
z_{02} (m)	30	0 - 50	29.65 ± 0.61	29.94 ± 2.51
x_{02} (m)	350	0 - 500	350.04 ± 0.16	348.87 ± 2.13
θ_2 (°)	30	0 - 50	29.83 ± 0.57	31.16 ± 2.13
q_2	1	0 - 1	0.99 ± 0.01	0.99 ± 0.09
<i>Minimum objective function</i> (nT)			7×10^{-3}	25.30
CPU time			6.92 s	8.84 s

Tabel 4.4 merangkum parameter nilai sebenarnya, ruang pencarian, dan hasil inversi. Pada kasus data *noise-free*, parameter yang diestimasi sangat mendekati nilai sebenarnya dengan ketidakpastian yang rendah untuk hampir semua parameter. Pada kondisi *noise-contaminated*, proses inversi tetap berjalan dengan baik meskipun ketidakpastian meningkat, khususnya untuk parameter yang terkait dengan anomali pertama, seperti x_{01} , z_{01} , dan θ . Hal ini mencerminkan tantangan dalam mengatasi benda anomali yang tumpang tindih dengan data *noise*, terutama ketika responsnya saling berinteraksi secara tidak linear.

a. *Noise-free*



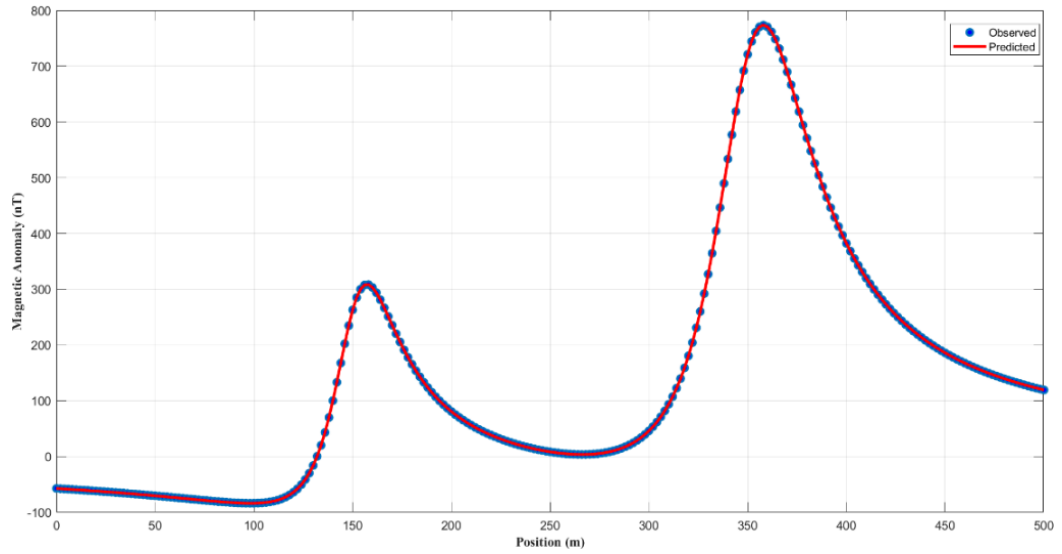
b. *Noisy*



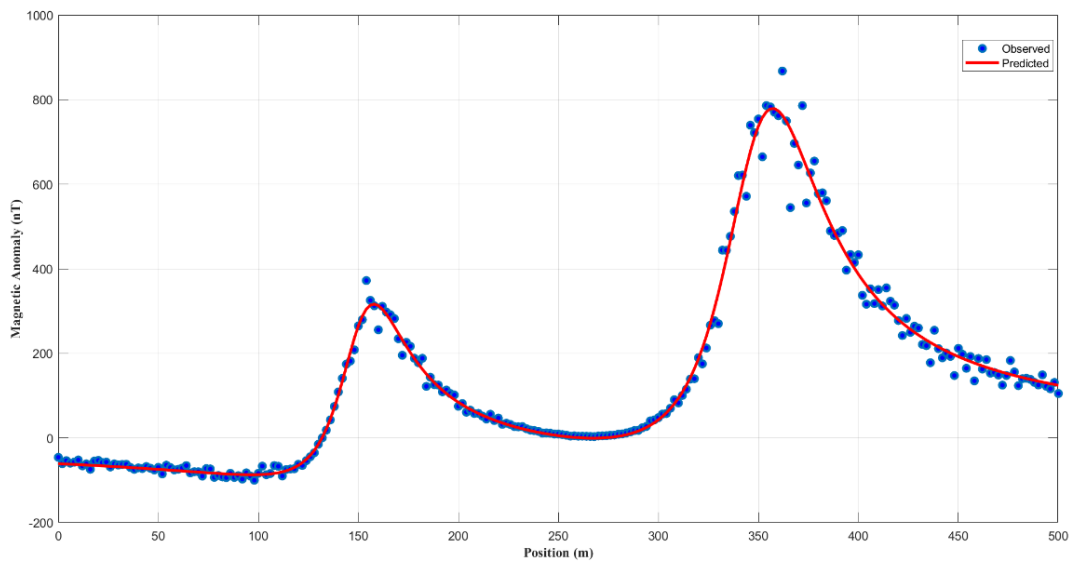
Gambar 4.9: Distribusi posterior marginal parameter untuk kasus multianomali yang diestimasi menggunakan EKI. (a) Data bebas *noise* dan (b) data terkontaminasi *Gaussian noise* 10%.

Pada Gambar 4.9 menampilkan distribusi posterior marginal dari parameter model. Pada kasus data *noise*, distribusi menjadi lebih melebar dan menunjukkan *skewness*, terutama untuk parameter K. Namun, nilai mediannya tetap dekat dengan nilai sebenarnya. Hasil ini mengonfirmasi bahwa kerangka kerja *Ensemble Kalman Inversion* (EKI), yang ditingkatkan dengan regularisasi Tikhonov, mampu memberikan kuantifikasi ketidakpastian bahkan dalam masalah inversi berdimensi tinggi.

a. Noise-free data



b. Noisy data

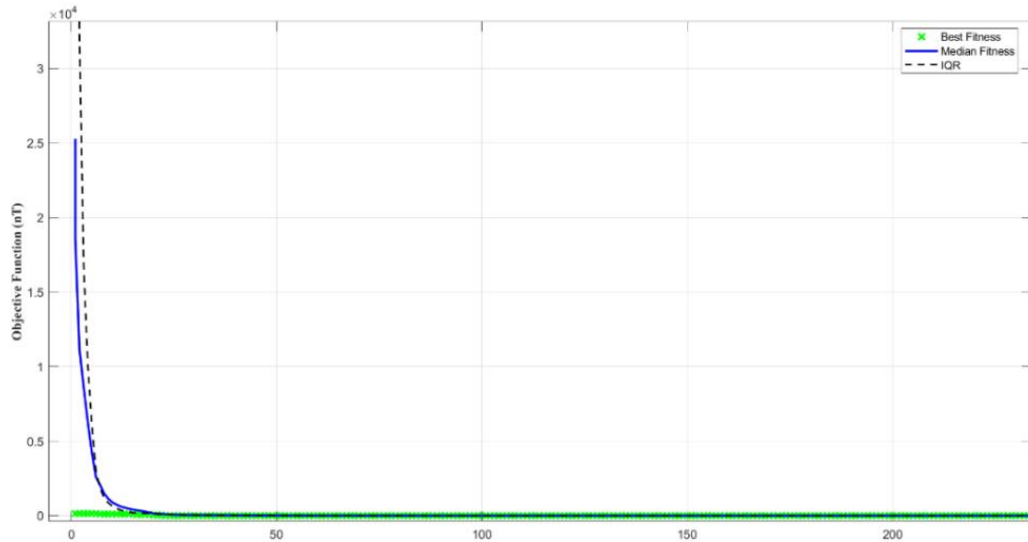


Gambar 4.10: Kurva *fitting* model dengan data sintetis pada kasus multianomali. (a) Data tanpa *noise* dan (b) data terkontaminasi *Gaussian noise* 10%.

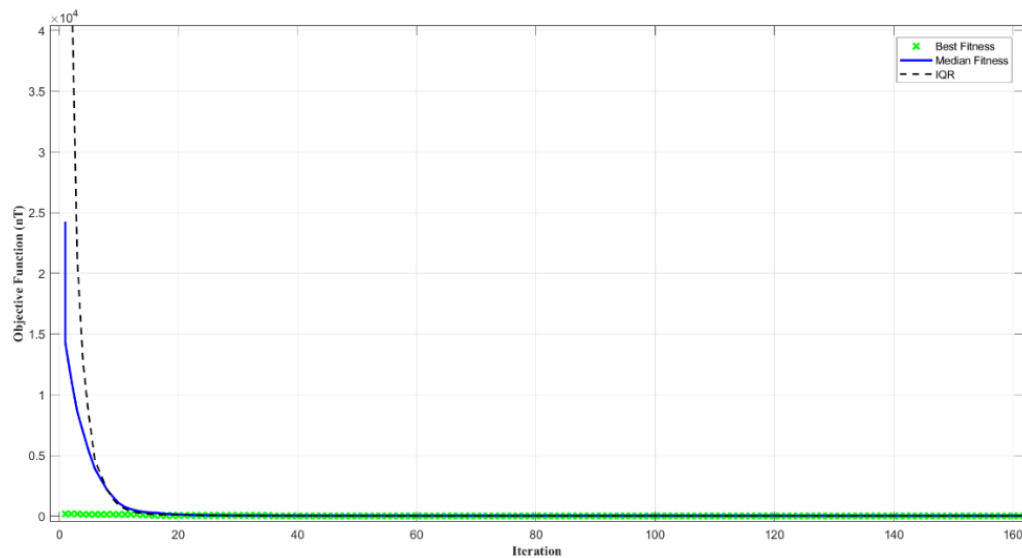
Pada Gambar 4.10 menampilkan kurva *fitting* anomali magnetik yang dihasilkan oleh inversi EKI, di mana kurva model (garis merah) mereplikasi data observasi (titik biru). Metode EKI berhasil merekonstruksi kasus multianomali pada kondisi data bebas *noise* maupun terkontaminasi *noise*. Bentuk dan amplitudo kurva anomali dapat direkonstruksi dengan tingkat kecocokan yang tinggi. Perilaku konvergensi pada Gambar 4.11 mendukung hasil tersebut, di mana nilai median dan rentang interkuartil dari fungsi objektif menurun secara konsisten, serta rentang interkuartil tampak semakin menyempit yang menunjukkan stabilisasi ensambel. Pada kasus *noise-free*, fungsi objektif median menurun dengan cepat dan stabil dalam 20 iterasi, disertai dengan IQR yang menyempit. Pada kasus *noise-contaminated*, konvergensi lebih lambat dan kurang tajam, namun median dan IQR tetap stabil, menunjukkan ketahanan di bawah ketidakpastian data. Pemilihan jumlah anggota ensambel yang lebih besar terbukti tepat

karena memungkinkan algoritma EKI menyelesaikan geometri sumber yang kompleks meskipun terdapat ketidakpastian dan gangguan *noise*.

a)



b)

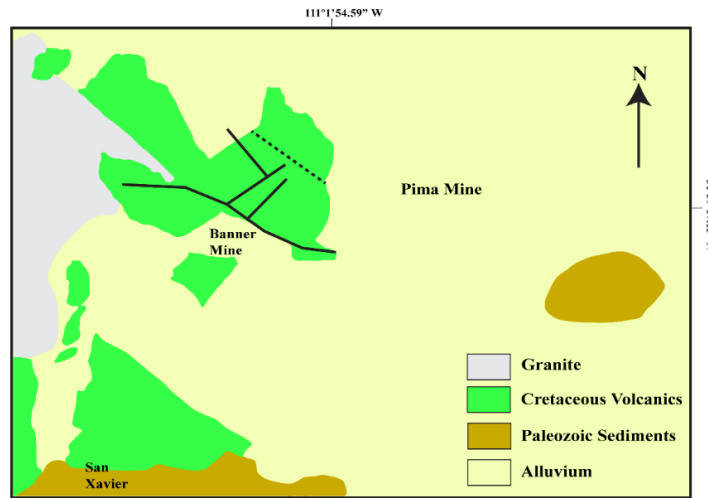


Gambar 4.11: Kinerja konvergensi EKI untuk multianomali. (a) Data tanpa *noise* dan (b) data terkontaminasi *Gaussian noise* 10%.

Rangkaian uji inversi dengan data sintetis yang dilakukan menunjukkan bahwa EKI dengan regularisasi merupakan metode yang stabil dan efisien untuk inversi data magnetik. Kemampuan dalam menangani ketidakpastian, serta memisahkan anomali yang saling menumpuk menjadikan metode ini menjanjikan untuk keperluan eksplorasi geofisika pada data lapangan.

4.4 Inversi Data Lapangan

4.4.1 Tambang Tembaga Pima, Amerika Serikat



Gambar 4.12: Peta geologi regional daerah Tambang Pima (Thurmond et al., 1958).

Distrik Tambang Pima terletak di sebelah selatan-barat daya Kota Tucson, di sepanjang pedimen timur Pegunungan Sierrita, Arizona, Amerika Serikat, dan telah diakui sejak abad ke-19 sebagai salah satu wilayah penghasil tembaga porfiri terbesar di Amerika Serikat (Shafiqullah & Langlois, 1978). Mineralisasi di distrik ini berasosiasi dengan aktivitas magmatisme Laramide pada masa Paleosen, yang menerobos batuan sedimen Paleozoikum, batuan vulkanik Mesozoikum, serta batuan beku Paleosen. Cebakan bijih kalkopirit masif di Tambang Pima terletak di antara batugamping dolomit terserpentinisasi dan batugamping lempung-garnet termetamorfosis, yang mengindikasikan keberadaan zona alterasi intensif akibat aktivitas intrusi di sekitarnya (Thurmond et al., 1958). Secara litologi, permukaan wilayah ini didominasi oleh endapan aluvium Kuartar, sementara batuan lebih tua berupa granit Prakambrian, batuan vulkanik Kretaseus, dan sedimen Paleozoikum tersingkap di bagian barat dan selatan distrik (Cooper, 1960). Kondisi geologi ini menjadikan survei magnetik sebagai pendekatan yang relevan untuk mendelineasi struktur bawah permukaan yang berasosiasi dengan mineralisasi tembaga di kawasan ini.

Pada Tabel 4.5 menyajikan ruang pencarian dan hasil inversi yang diperoleh menggunakan *Ensemble Kalman Inversion* (EKI) dibandingkan dengan studi-studi sebelumnya, yaitu seperti metode VFSA (Biswas, 2018; Biswas et al., 2022), DSA (Balkaya & Kaftan, 2021), PSO (Singh & Biswas, 2021), WOA (M. Gobashy et al., 2020), dan PSO (Essa & Elhoussein, 2018).

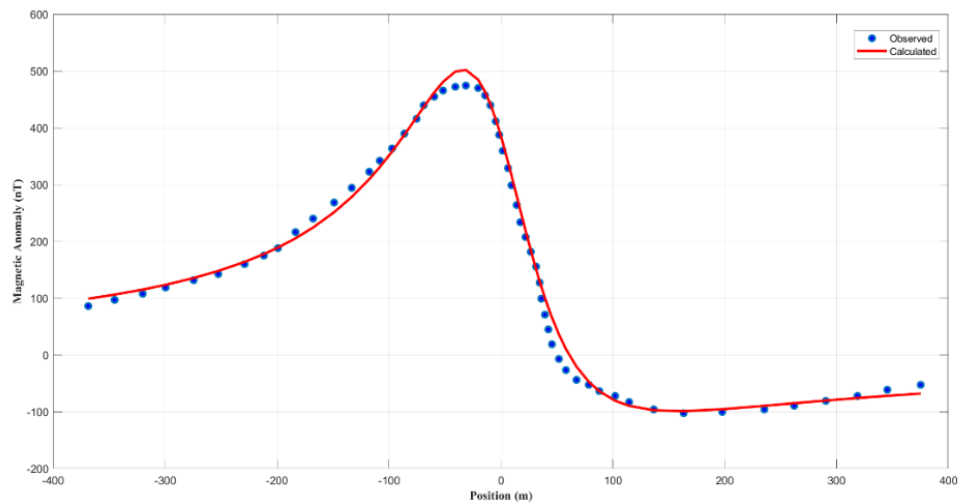
Tabel 4.5: Ruang pencarian dan hasil inversi untuk anomali magnetik tambang tembaga Pima menggunakan metode EKI dibandingkan dengan metode lain dalam studi yang telah diterbitkan sebelumnya.

Parameter model	K (nT)	z_0 (m)	x_0 (m)	θ (°)	q
Ruang pencarian	0 - 1000	0 - 100	-50 - 50	-90 - 90	0 - 1
EKI	331.18 ± 0.30	63.0 ± 0.0	-4.64 ± 0.04	-46.0 ± 0.02	0.93 ± 0.0
VFSA (Biswas, 2018)	625.06 ± 2.15	68.01 ± 0.25	-4.30 ± 0.22	-48.83 ± 0.15	1.0 ± 0.0
VFSA (Biswas et al., 2022)	1330 ± 210.4	66.4 ± 0.7	-4.7 ± 0.4	48.6 ± 0.3	-

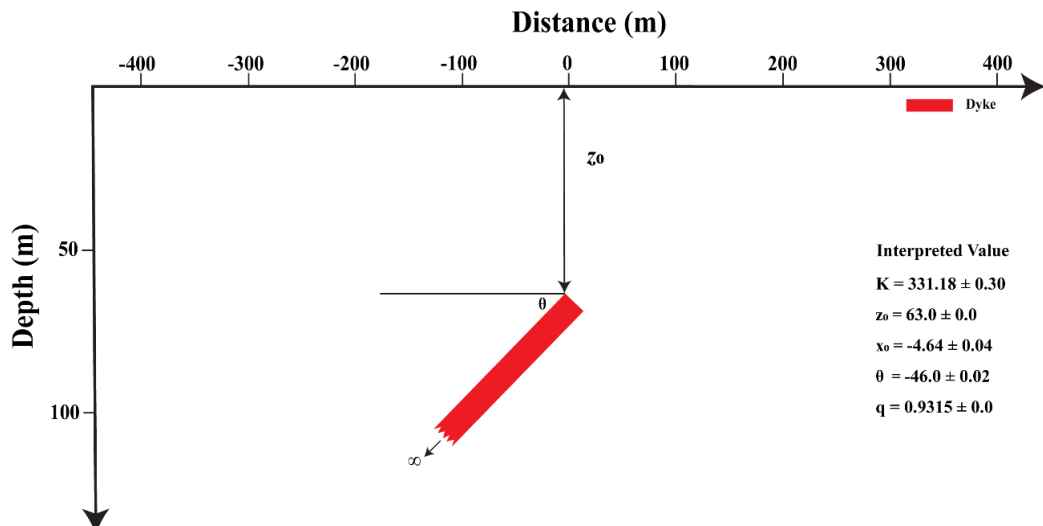
DSA (Balkaya & Kaftan, 2021)	3842.61 ± 2820.54	66.5 ± 0.9	-5.38 ± 0.15	107.03 ± 0.13	-
PSO (Singh & Biswas, 2021)	$30,095 \pm 6056$	66.95 ± 1.69	-4.01 ± 0.76	48.6 ± 0.3	-
WOA (M. Gobashy et al., 2020)	41,218.73	67.93	-4.24	-49.46	-
PSO (Essa & Elhussein, 2018)	610.12	68.24	0.49	-49.46	-
Data Bor (Biswas et al., 2022)		63.7			

Metode EKI berhasil mengestimasi parameter model dengan rentang ketidakpastian, meliputi amplitudo ($K = 331.18 \pm 0.30$ nT), kedalaman ($z_0 = 63.0 \pm 0.0$ m), posisi horizontal ($x_0 = -4.64 \pm 0.04$ m), sudut kemiringan ($\theta = -46.0 \pm 0.02^\circ$), dan faktor bentuk ($q = 0.93 \pm 0.0$). Nilai-nilai ini secara umum konsisten dengan hasil metode VFSA, DSA, PSO, dan WOA, terutama pada estimasi kedalaman yang berkisar antara 65–68 m di seluruh metode. Parameter faktor bentuk (q) mendekati nilai 1, mengindikasikan bahwa geometri sumber anomali mendekati bentuk *dike*. Ketidakpastian pada amplitudo K relatif lebih besar dibandingkan parameter lain. Hal ini mencerminkan rendahnya sensitivitas parameter K terhadap respons data yang berimplikasi pada rentang ketidakpastian yang lebih lebar.

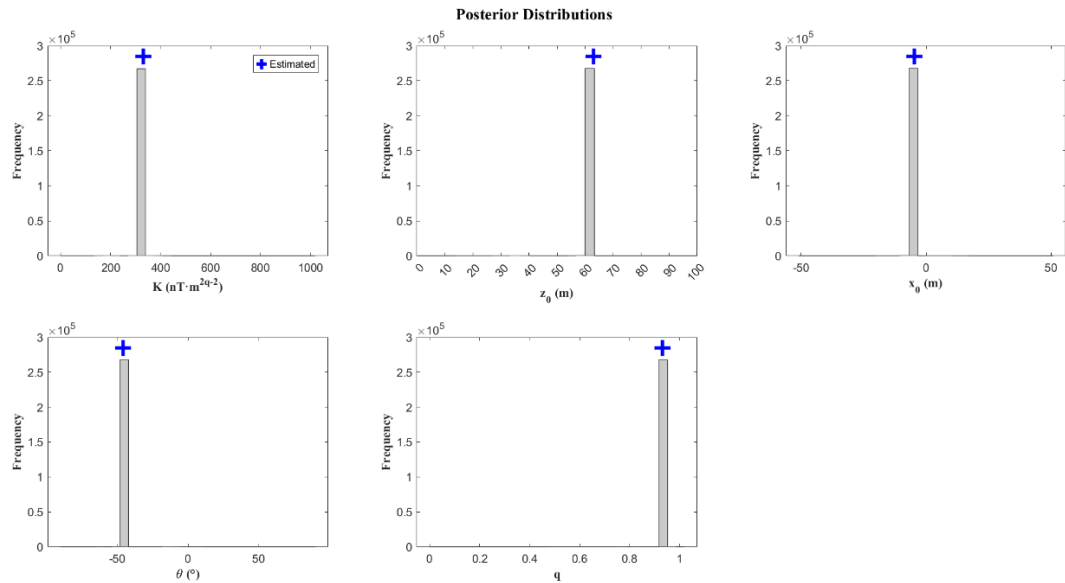
a) Kurva anomali magnetik tambang tembaga Pima



b) Struktur bawah permukaan



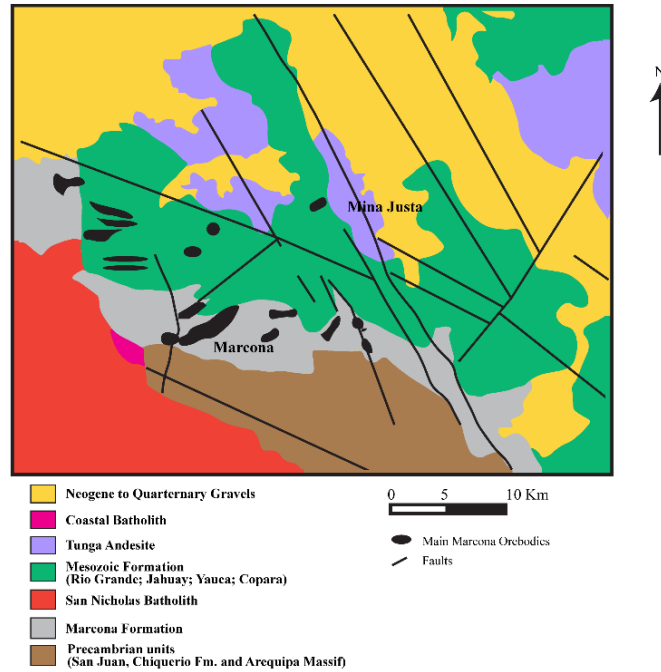
c) Distribusi posterior marginal parameter model



Gambar 4.13: Hasil inversi anomali magnetik tambang tembaga Pima (Amerika Serikat) menggunakan EKI. (a) Kurva *fitting* model dengan data magnetik; (b) struktur bawah permukaan; (c) distribusi posterior marginal parameter model yang diestimasi.

Pada Gambar 4.13 (a) menampilkan kurva *fitting* anomali magnetik yang dihasilkan oleh inversi EKI, di mana kurva model (garis merah) mereplikasi data observasi (titik biru) dengan nilai RMSE sebesar 15.34 nT dan memerlukan waktu 5.43 s. Pada Gambar 4.13 (b) menampilkan model struktur bawah permukaan hasil inversi EKI. Sumber anomali diinterpretasikan sebagai tubuh bijih berbentuk *dike* yang terletak pada kedalaman $z_0 = 63.0$ m dengan posisi horizontal $x_0 = -4.64$ m. Sudut kemiringan ($\theta = 46.0^\circ$). Nilai faktor bentuk ($q = 0.93 \pm 0.0$) yang mendekati 1 mengindikasikan bahwa geometri sumber anomali mendekati bentuk *dike*. Validasi diperoleh dari data bor yang menempatkan kedalaman sumber pada sekitar 63.7 m, di mana nilai tersebut sangat dekat dengan estimasi EKI ($z_0 = 63.0$ m), sehingga mengonfirmasi kelayakan model bawah permukaan yang dihasilkan (Biswas et al., 2022). Pada Gambar 4.13 (c) menampilkan distribusi posterior marginal dari seluruh parameter yang diinversi. Seluruh histogram menunjukkan puncak yang sangat tajam dan terpusat di sekitar nilai estimasi, mencerminkan tingkat konvergensi ensambel yang sangat tinggi dan ambiguitas yang rendah pada semua parameter, meskipun terdapat tantangan dalam memetakan tubuh bijih yang terletak jauh di bawah permukaan.

4.4.2 Tambang Bijih Besi Distrik Marcona, Peru



Gambar 4.14: Peta geologi regional daerah Marcona-Mina Justa (Chen et al., 2010).

Distrik Marcona terletak di wilayah pesisir tengah-selatan Peru dan merupakan bagian dari sub-provinsi mineralisasi *Iron Oxide-Copper-Gold* (IOCG) berumur Mesozoikum. Dengan sumber daya sebesar 1.9 gigaton dan kadar besi 55.4%, Marcona merupakan deposit besi oksida terbesar di kawasan Andes Tengah. Batuan induk utama bagi bijih magnetit di kawasan ini adalah Formasi Marcona, yang tersusun atas metasedimen berupa *siltstone* dan batupasir kaya kuarsa yang diterobos oleh batolit granitoida San Nicolás berumur Paleozoikum Awal, sehingga menghasilkan fasies metamorf *pyroxene hornfels*. Penempatan tubuh-tubuh bijih magnetit di kawasan ini secara struktural dikontrol oleh Sesar Repetición yang bersifat *multistage*, sementara tubuh intrusi hipabisal yang menerobos zona termineralisasi hampir seluruhnya tersamarkan oleh alterasi hidrotermal yang intensif (Chen et al., 2010). Kondisi geologi ini menjadikan survei magnetik sebagai pendekatan yang relevan untuk mendelineasi struktur bawah permukaan yang berasosiasi dengan bijih besi di kawasan ini.

Pada Tabel 4.6 menyajikan ruang pencarian dan hasil inversi yang diperoleh menggunakan *Ensemble Kalman Inversion* (EKI) dibandingkan dengan studi-studi sebelumnya, yaitu metode VFSA (Biswas et al., 2022), DSA (Balkaya & Kaftan, 2021), WOA (M. Gobashy et al., 2020), *first horizontal derivative* (Essa & Elhussein, 2019), dan NN (Al-Garni, 2015).

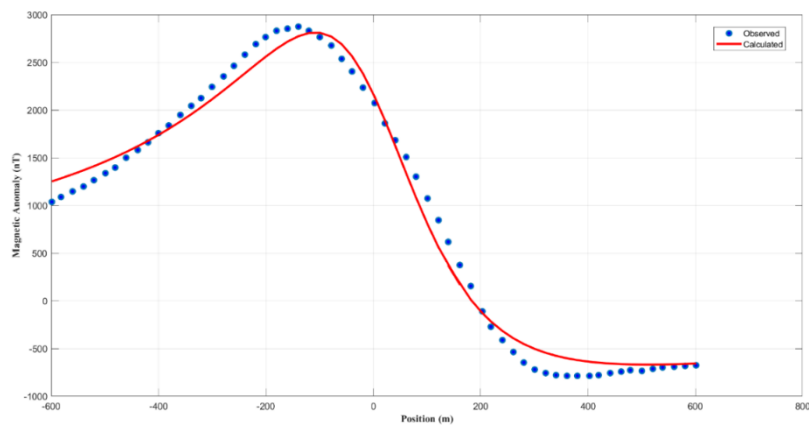
Tabel 4.6: Ruang pencarian dan hasil inversi untuk anomali magnetik tambang bijih besi Distrik Marcona menggunakan metode EKI dibandingkan dengan metode lain dalam studi yang telah diterbitkan sebelumnya.

Parameter model	K (nT)	z_0 (m)	x_0 (m)	θ (°)	q
Ruang pencarian	0 – 2000	0 - 200	-15 - 10	0 - 90	0 - 1
EKI	1813.81 ± 233.65	151.69 ± 5.43	- 2.14 ± 2.59	55.02 ± 6.37	0.91 ± 0.16

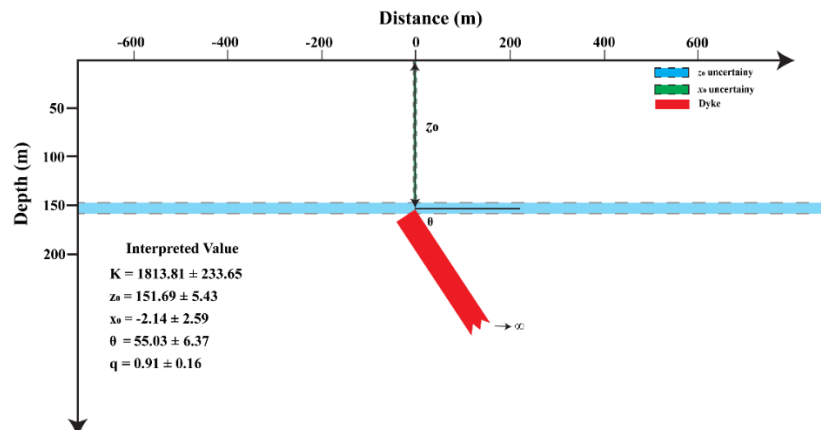
VFSA (Biswas et al., 2022)	1717.2 ± 24.3	145.5 ± 2.3	-2.6 ± 1.5	50.1 ± 0.3	-
DSA (Balkaya & Kaftan, 2021)	1798.05 ± 33.27	152.48 ± 2.61	-0.46 ± 1.79	57.04 ± 0.39	-
WOA (M. Gobashy et al., 2020)	-	150.0	-	58.57	-
First horizontal derivative (Essa & Elhussein, 2019)	1862.75	138.28	-	-	-
NN (Al-Garni, 2015)	-	130	-	65.49	-

Metode EKI berhasil mengestimasi parameter model dengan rentang ketidakpastian, meliputi amplitudo ($K = 1813.81 \pm 233.65$ nT), kedalaman ($z_0 = 151.69 \pm 5.43$ m), posisi horizontal ($x_0 = -2.14 \pm 2.59$ m), sudut kemiringan ($\theta = 55.02 \pm 6.37^\circ$), dan faktor bentuk ($q = 0.91 \pm 0.16$). Nilai-nilai ini secara umum konsisten dengan hasil metode pembandingan, terutama pada estimasi kedalaman yang berkisar antara 130–152 m di seluruh metode, sehingga menunjukkan konsistensi yang baik. Parameter faktor bentuk (q) mendekati nilai 1, mengindikasikan bahwa geometri sumber anomali cenderung mendekati bentuk *dike*. Ketidakpastian pada amplitudo K lebih besar dibandingkan parameter lain. Hal ini mencerminkan rendahnya sensitivitas parameter K terhadap respons data yang berimplikasi pada rentang ketidakpastian yang lebih lebar.

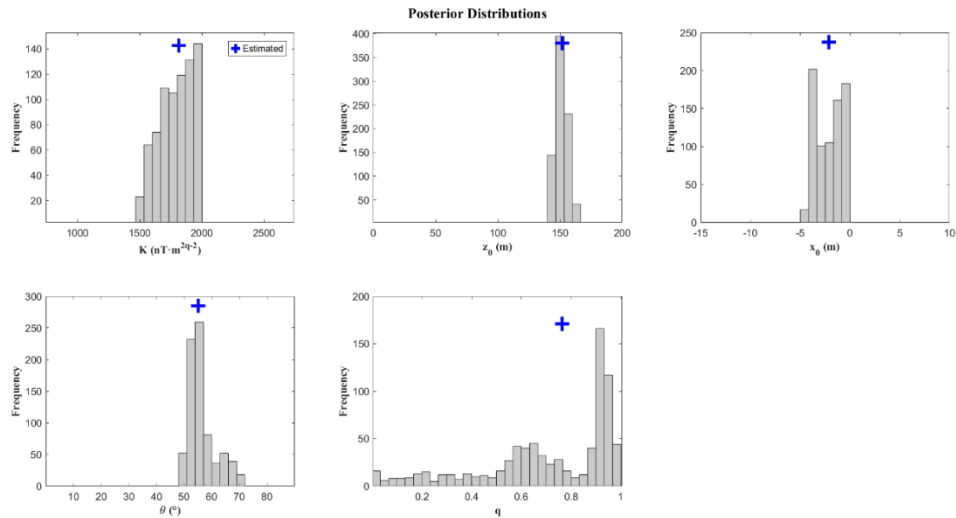
a) Kurva anomali magnetik tambang bijih besi Distrik Marcona



b) Struktur bawah permukaan



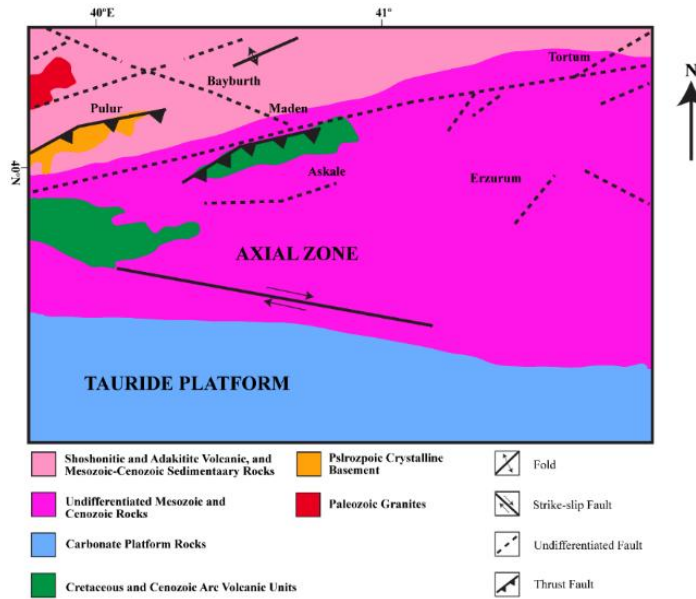
c) Distribusi posterior marginal parameter model



Gambar 4.15: Hasil inversi anomali magnetik tambang bijih besi Distrik Marcona menggunakan EKI. (a) Kurva *fitting* model dengan data magnetik; (b) struktur bawah permukaan; (c) distribusi posterior marginal parameter model yang diestimasi.

Pada Gambar 4.15 (a) menampilkan kurva kurva *fitting* anomali magnetik yang dihasilkan oleh inversi EKI, di mana kurva model (garis merah) mereplikasi data observasi (titik biru) dengan nilai RMSE sebesar 143.68 nT dan memerlukan waktu 5.87 s. Pada Gambar 4.15 (b) menampilkan model struktur bawah permukaan hasil inversi EKI. Sumber anomali diinterpretasikan sebagai tubuh bijih berbentuk *dike* yang terletak pada kedalaman $z_0 = 151.69$ m dengan posisi horizontal $x_0 = -2.13$ m, dan sudut kemiringan $\theta = 55.02^\circ$. Nilai faktor bentuk ($q = 0.91 \pm 0.16$) yang mendekati 1 mengindikasikan bahwa geometri sumber anomali mendekati bentuk *dike*. Pada Gambar 4.15 (c) menampilkan distribusi posterior marginal dari seluruh parameter yang diinversi. Histogram untuk kedalaman (z_0) menunjukkan puncak tunggal dan memuncak secara tajam di sekitar nilai estimasi, mencerminkan ambiguitas yang rendah dalam model yang dipulihkan, meskipun terdapat tantangan dalam memetakan tubuh bijih yang terletak jauh di bawah permukaan. Sebaliknya, histogram amplitudo (K) menunjukkan sebaran yang lebih lebar, konsisten dengan nilai ketidakpastian yang lebih besar.

4.4.3 Mineralisasi *Skarn* Bayburt-Sarihan, Turki



Gambar 4.16: Peta geologi regional daerah Bayburt dan zona Sabuk Orogenik Pontides Timur (Eyüboğlu et al., 2006).

Kawasan Bayburt-Sarihan terletak pada zona transisi antara Zona Selatan dan Zona Aksial Sabuk Orogen Pontides Timur, yang merupakan bagian dari Sabuk Alpine–Himalaya. Mineralisasi *skarn* di kawasan ini terbentuk akibat metasomatisme kontak antara intrusi granitoid Kapur Akhir dengan batugamping reaktif Formasi Berdiga dan Formasi Kuzdagi, yang tersusun atas batugamping berlapis tipis-sedang berwarna abu-abu hingga beige mengandung tintinnid. Dalam kerangka zonasi metalogeni Pontides Timur, posisi Bayburt-Sarihan pada zona transisi busur magmatik yang menjadikan distribusi dan zona mineralisasinya dikontrol oleh gradien suhu, komposisi fluida hidrotermal, serta reaktivitas batuan sampling (Eyuboglu et al., 2014). Kondisi geologi ini menjadikan survei magnetik sebagai pendekatan yang relevan untuk mendelineasi struktur bawah permukaan yang berasosiasi dengan mineralisasi *skarn* di kawasan ini.

Pada Tabel 4.7 menyajikan ruang pencarian dan hasil inversi yang diperoleh menggunakan algoritma *Ensemble Kalman Inversion* (EKI), dibandingkan dengan dari studi sebelumnya, yaitu metode VFSA (Biswas et al., 2022), GA (Kaftan, 2017), *inverse solution* (Dondurur & Pamukçu, 2003), *Hilbert transform* (Dondurur & Pamukçu, 2003), dan *power spectrum* (Dondurur & Pamukçu, 2003).

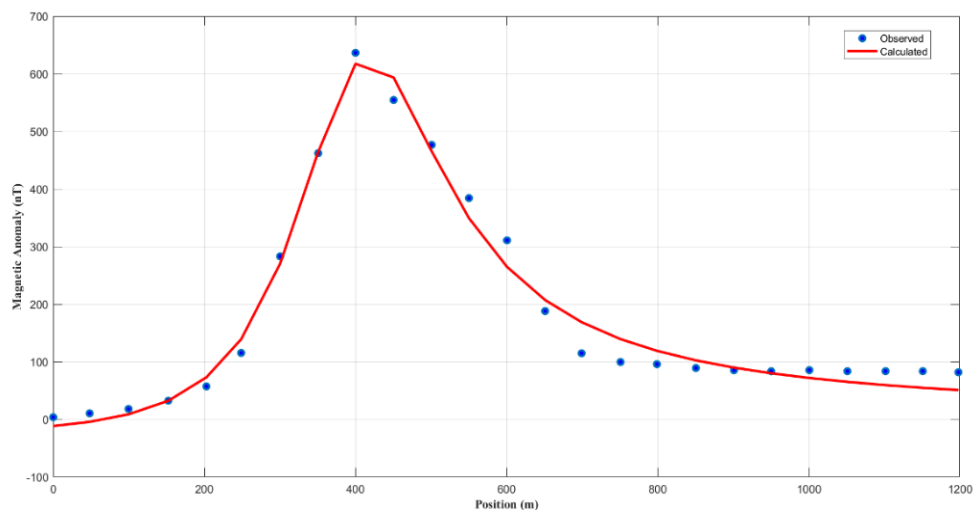
Tabel 4.7: Ruang pencarian dan hasil inversi untuk anomali magnetik mineralisasi *skarn* Bayburt-Sarihan menggunakan metode EKI yang diregularisasi dibandingkan dengan metode lain dalam studi yang telah diterbitkan sebelumnya.

Parameter model	K (nT)	z_0 (m)	x_0 (m)	θ (°)	q
Ruang pencarian	0 – 5000	0 - 200	300 - 500	0-180	0 - 1
EKI	506.85 ± 35.31	120.71 ± 4.61	395.70 ± 0.80	20.17 ± 0.35	0.97 ± 0.02

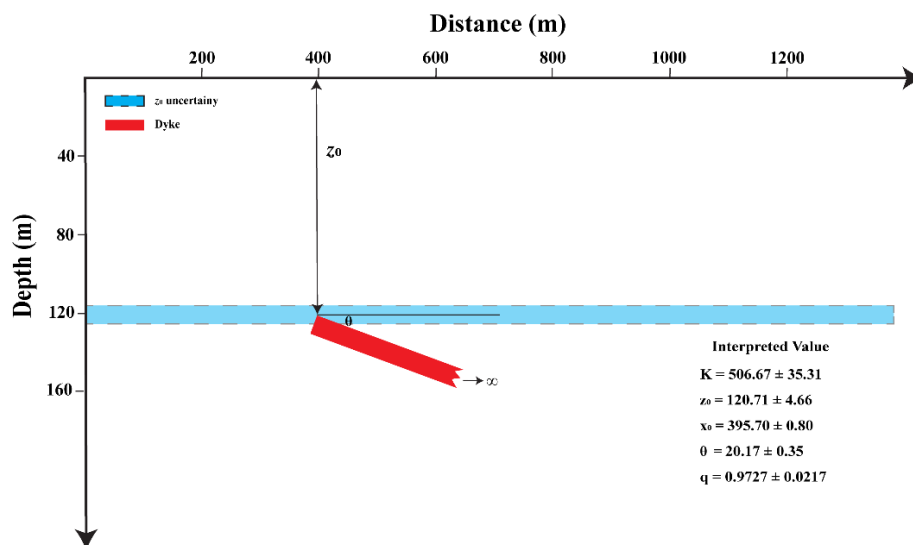
VFSA (Biswas et al., 2022)	1261.6 ± 322.5	118.5 ± 0.13	398.8 ± 0.9	160.3 ± 0.3	-
GA (Kaftan, 2017)	-	97	419	115	-
<i>Inverse solution</i> (Dondurur & Pamukçu, 2003)	-	97	397	111	-
<i>Hilbert transform</i> (Dondurur & Pamukçu, 2003)	-	100	400	-	-
<i>Power spectrum</i> (Dondurur & Pamukçu, 2003)	-	98	-	-	-

Metode EKI berhasil mengestimasi parameter model dengan rentang ketidakpastian yang sangat kecil, meliputi amplitudo ($K = 506.85 \pm 35.31$ nT), kedalaman ($z_0 = 120.71 \pm 4.61$ m), posisi horizontal ($x_0 = 395.70 \pm 0.80$ m), sudut kemiringan ($\theta = 20.17 \pm 0.35^\circ$), dan faktor bentuk ($q = 0.97 \pm 0.02$). Nilai-nilai ini secara umum konsisten dengan hasil metode perbandingan, terutama pada estimasi kedalaman yang berkisar antara 97–120 m di seluruh metode. Estimasi kedalaman EKI ($z_0 = 120.71 \pm 4.61$ m) paling mendekati hasil metode VFSA (118.5 ± 0.13 m), sedangkan metode GA, *inverse solution*, dan *power spectrum* menghasilkan estimasi yang lebih dangkal pada rentang 97–100 m. Estimasi posisi horizontal EKI ($x_0 = 395.70 \pm 0.80$ m) mendekati hasil metode *Inverse Solution* (397 m), *Hilbert Transform* (400 m), dan VFSA (398.8 ± 0.9 m), sehingga mengonfirmasi lokasi lateral sumber anomali secara akurat. Parameter faktor bentuk (q) mendekati nilai 1 dengan ketidakpastian yang sangat kecil, mengindikasikan bahwa geometri sumber anomali sangat mendekati bentuk *dike*. Hasil inversi pada kasus ini menghasilkan nilai ketidakpastian yang sangat kecil pada seluruh parameter, terutama pada posisi horizontal, sudut kemiringan, dan faktor bentuk.

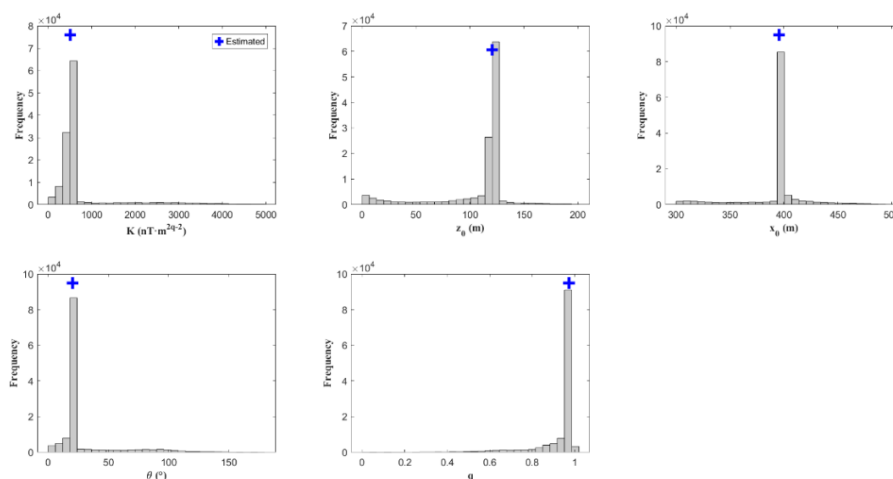
a) Kurva anomali magnetik mineralisasi *skarn* Bayburt-Sarihan



b) Struktur bawah permukaan



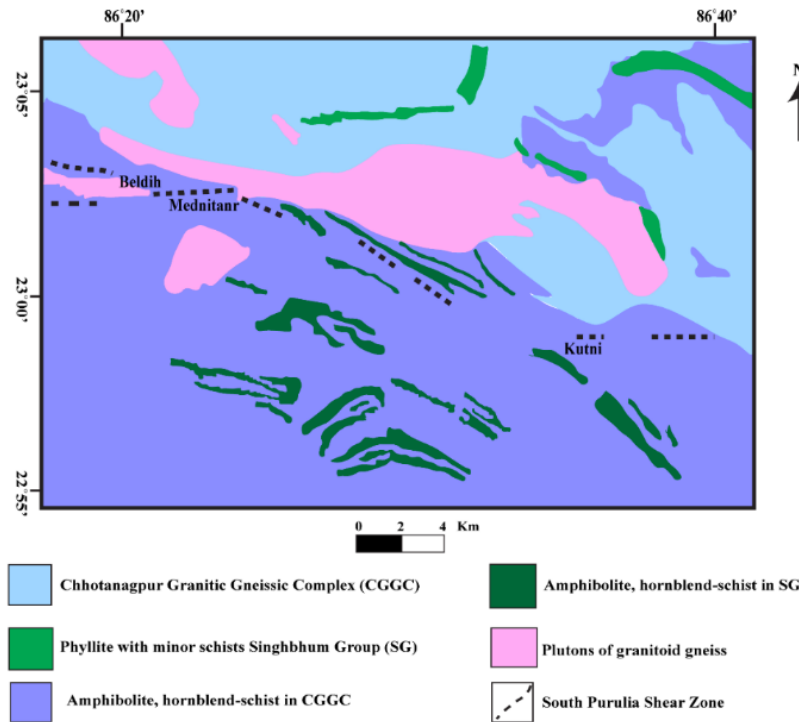
c) Distribusi posterior marginal parameter model



Gambar 4.17: Hasil inversi anomali magnetik mineralisasi *skarn* Bayburt-Sarihan menggunakan EKI. (a) Kurva *fitting* model dengan data magnetik; (b) struktur bawah permukaan; (c) distribusi posterior marginal parameter model yang diestimasi.

Pada Gambar 4.17 (a) menampilkan kurva *fitting* anomali magnetik terbaik yang dihasilkan oleh inversi EKI, di mana kurva model (garis merah) mereplikasi data observasi (titik biru) dengan nilai RMSE sebesar 24.81 nT dan memerlukan waktu 4.39 s. Pada Gambar 4.17 (b) menampilkan model struktur bawah permukaan hasil inversi EKI. Sumber anomali diinterpretasikan sebagai tubuh bijih berbentuk *dike* yang terletak pada kedalaman $z_0 = 120.71$ m dengan posisi horizontal $x_0 = 395.70$ m. Sudut kemiringan $\theta = 20.17^\circ$. Nilai faktor bentuk ($q = 0.97 \pm 0.02$) yang mendekati 1 dengan ketidakpastian sangat kecil mengindikasikan bahwa geometri sumber anomali sangat mendekati bentuk *dike*. Pada Gambar 4.17 (c) menampilkan distribusi posterior marginal dari seluruh parameter yang diinversi. Seluruh histogram menunjukkan puncak yang sangat tajam dan terpusat di sekitar nilai estimasi, mencerminkan tingkat konvergensi ensambel yang sangat tinggi dan ambiguitas yang rendah pada semua parameter, meskipun terdapat tantangan dalam memetakan tubuh bijih yang terletak jauh di bawah permukaan.

4.4.4 Mineralisasi Uranium di Beldih, India



Gambar 4.18: Peta geologi regional daerah Beldih, India (Chakrabarty et al., 2009).

Kawasan Beldih terletak di sepanjang jalur *South Purulia Shear Zone* (SPSZ) di Distrik Purulia, Bengala Barat, India. Zona ini berada di antara *Chotanagpur Granite Gneissic Complex* (CGGC) di bagian utara dan Singhbhum Group di bagian selatan, dengan karakter deformasi *ductile* hingga *brittle-ductile* yang menunjukkan mekanisme sesar naik dengan blok utara menumpang di atas blok selatan pada bidang kemiringan ke utara. Secara litologi, kawasan Beldih disusun oleh batuan kuarsa-magnetit-apatit, karbonatit, dan sienit yang berasosiasi dengan batuan alkali hingga ultramafik dalam setting tektonik sesar naik. Proses hidrotermal yang berkaitan dengan aktivitas magmatik pembentuk batuan alkali dan karbonatit merupakan mekanisme utama dalam transportasi dan presipitasi uranium, sementara zona persilangan fraktur dalam CGGC berperan sebagai lokasi pengendapan uranium yang potensial (Biswas & Sharma, 2016). Kondisi geologi ini menjadikan survei magnetik sebagai pendekatan yang relevan untuk mengidentifikasi geometri dan kedalaman tubuh mineralisasi uranium bawah permukaan di kawasan ini.

Berbeda dengan kasus-kasus sebelumnya yang melibatkan satu sumber anomali tunggal, data magnetik dari Beldih mencerminkan kehadiran tiga sumber anomali yang saling berdekatan. Pada Tabel 4.8 menyajikan ruang pencarian dan hasil inversi yang diperoleh menggunakan algoritma *Ensemble Kalman Inversion* (EKI) untuk ketiga sumber anomali tersebut, dibandingkan dengan beberapa metode lain dalam studi yang telah diterbitkan sebelumnya, yaitu VFSA (Biswas, 2018), BMO (Ai et al., 2022), PSO (Ai et al., 2023), HGSA (Ai et al., 2023), MJAYA (Saifuddin et al., 2025), dan CLJAYA (Saifuddin et al., 2025). Metode EKI berhasil mengestimasi seluruh parameter model dari tiga sumber beserta rentang ketidakpastiannya.

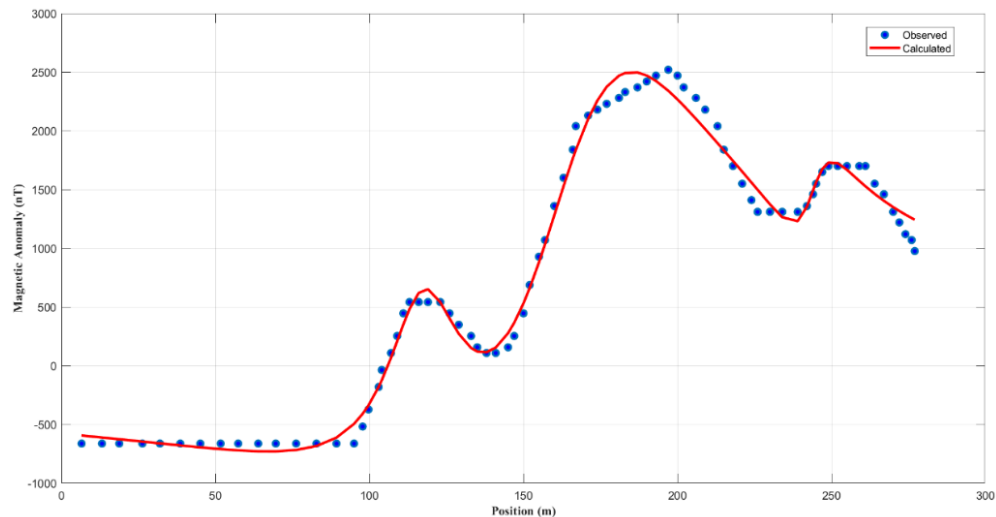
Tabel 4.8: Ruang pencarian dan hasil inversi untuk anomali magnetik mineralisasi uranium Beldih menggunakan metode EKI yang diregularisasi dibandingkan dengan metode lain dalam studi yang telah diterbitkan sebelumnya.

Algoritma	Struktur	K (nT)	z_0 (m)	x_0 (m)	θ ($^\circ$)	q
Ruang pencarian	<i>Body 1</i>	0 - 1000	0 - 30	50 - 150	0 - 90	0.5 - 1.5
	<i>Body 2</i>	0 - 5000	0 - 200	150 - 250	0 - 90	0.5 - 1.5
	<i>Body 3</i>	0 - 5000	0 - 100	200 - 275	-90 - 90	0 - 1.5
EKI	<i>Body 1</i>	958.86 ± 424.66	14.73 ± 1.10	117.44 ± 1.91	4.45 ± 2.26	0.90 ± 0.11
	<i>Body 2</i>	3442.78 ± 1163.81	35.61 ± 2.28	164.55 ± 2.33	64 ± 7.49	1 ± 0.10
	<i>Body 3</i>	756.88 ± 82.26	8.30 ± 1.90	243.79 ± 4.50	87.27 ± 33.28	1 ± 0.03
VFSA (Biswas, 2018)	<i>Body 1</i>	779.86 ± 1.17	8.39 ± 0.02	110.74 ± 0.03	57.95 ± 0.15	1
	<i>Body 2</i>	3183.15 ± 8.71	34.26 ± 0.10	166.14 ± 0.21	54.89 ± 0.37	1
	<i>Body 3</i>	1760.56 ± 10.80	25.72 ± 0.67	255.71 ± 1.38	-2.45 ± 4.83	1
BMO (Ai et al., 2022)	<i>Body 1</i>	1018.10 ± 1.51	13.96 ± 0.27	110.61 ± 0.23	36.59 ± 0.07	0.93 ± 0.00
	<i>Body 2</i>	3836.90 ± 5.76	32.21 ± 0.63	166.81 ± 0.35	60.37 ± 0.11	1.04 ± 0.00
	<i>Body 3</i>	1548.90 ± 2.27	11.67 ± 0.22	257.97 ± 0.56	-1.20 ± 0.00	1.16 ± 0.00
PSO (Ai et al., 2023)	<i>Body 1</i>	1039.65 ± 49.65	15.45 ± 0.04	107.54 ± 2.21	43.21 ± 16.20	0.94 ± 0.04
	<i>Body 2</i>	3620.25 ± 1719.33	33.35 ± 3.57	167.66 ± 4.73	60.18 ± 13.68	1.01 ± 0.06
	<i>Body 3</i>	1592.91 ± 919.68	15.05 ± 3.43	263.61 ± 4.61	-1.25 ± 0.35	1.17 ± 0.15
HGSA (Ai et al., 2023)	<i>Body 1</i>	1054.40 ± 74.94	14.91 ± 0.32	112.91 ± 0.34	27.19 ± 1.75	0.94 ± 0.01
	<i>Body 2</i>	3825.006 ± 1.55	32.57 ± 0.10	167.23 ± 0.02	59.96 ± 0.04	1.03 ± 0.00
	<i>Body 3</i>	2118.67 ± 204.62	11.41 ± 0.18	258.60 ± 0.02	-0.60 ± 0.00	1.21 ± 0.01
MJAYA (Saifuddin et al., 2025)	<i>Body 1</i>	765.13 ± 38.8	13.98 ± 1.4	117.06 ± 2.25	2.39 ± 10.78	0.89 ± 0.01
	<i>Body 2</i>	4526 ± 205.36	38.68 ± 1.25	168.18 ± 1.82	58.06 ± 2.63	1.04 ± 0
	<i>Body 3</i>	2885.25 ± 738.39	13.77 ± 0.82	243.56 ± 0.85	89.55 ± 2.97	1.22 ± 0.05
CLJAYA (Saifuddin et al., 2025)	<i>Body 1</i>	888.87 ± 112.69	7.44 ± 4.14	117.13 ± 0.92	2.55 ± 5.7	0.97 ± 0.07
	<i>Body 2</i>	4962.3 ± 64.45	36.69 ± 3.37	174.41 ± 6.55	42.4 ± 15.95	1.07 ± 0.01
	<i>Body 3</i>	4009.53 ± 234.08	14.48 ± 3.29	252.68 ± 7.67	40.1 ± 42.97	1.27 ± 0.02
Data bor (Katti et al., 2010)	<i>Body 1</i>	-	10 - 20	-	-	-
	<i>Body 2</i>	-	10 - 20	-	-	-
	<i>Body 3</i>	-	10 - 20	-	-	-

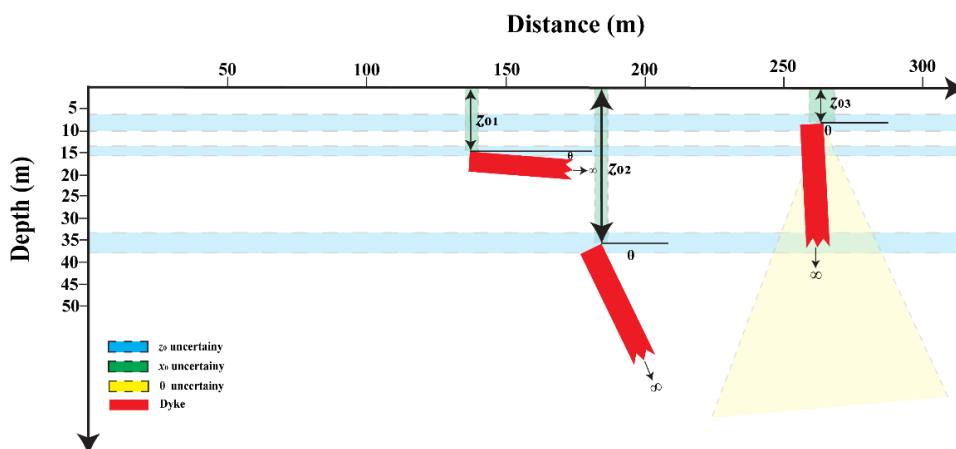
Untuk sumber pertama, EKI menghasilkan estimasi amplitudo ($K_1 = 958.86 \pm 424.66$ nT), kedalaman ($z_{01} = 14.73 \pm 1.10$ m), posisi horizontal ($x_{01} = 117.44 \pm 1.91$ m), sudut kemiringan ($\theta_1 = 4.45 \pm 2.26^\circ$), dan faktor bentuk ($q_1 = 0.90 \pm 0.11$). Untuk sumber kedua, diperoleh amplitudo ($K_2 = 3442.78 \pm 1163.81$ nT), kedalaman ($z_{02} = 35.61 \pm 2.28$ m), posisi horizontal

($x_{02} = 164.55 \pm 2.33$ m), sudut kemiringan ($\theta_2 = 64 \pm 7.49^\circ$), dan faktor bentuk ($q_2 = 1 \pm 0.10$). Untuk sumber ketiga, diperoleh amplitudo ($K_3 = 756.88 \pm 82.26$ nT), kedalaman ($z_{03} = 8.30 \pm 1.90$ m), posisi horizontal ($x_{03} = 243.79 \pm 4.50$ m), sudut kemiringan ($\theta_3 = 87.27 \pm 33.28^\circ$), dan faktor bentuk ($q_3 = 1 \pm 0.03$). Estimasi posisi horizontal ketiga sumber oleh EKI ($x_{01} = 117.44$ m, $x_{02} = 164.55$ m, $x_{03} = 243.79$ m) menunjukkan konsistensi yang baik apabila dibandingkan dengan seluruh algoritma pada Tabel 4.8, di mana seluruh metode pembandingan menghasilkan estimasi posisi horizontal sumber pertama pada kisaran 107–117 m, sumber kedua pada kisaran 164–174 m, dan sumber ketiga pada kisaran 243–264 m, menunjukkan performa yang baik dalam penentuan lokasi lateral masing-masing sumber. Ketidakpastian yang lebih besar dijumpai pada parameter amplitudo (K) serta pada sudut kemiringan (θ). Kondisi ini merupakan konsekuensi dari kompleksitas pemodelan multianomali, di mana pengaruh antar sumber yang berdekatan menciptakan *trade-off* parameter yang lebih besar dibandingkan kasus anomali tunggal. Meskipun demikian, parameter geometri utama seperti posisi horizontal dan kedalaman tetap diestimasi dengan baik dengan nilai ketidakpastian yang relatif kecil.

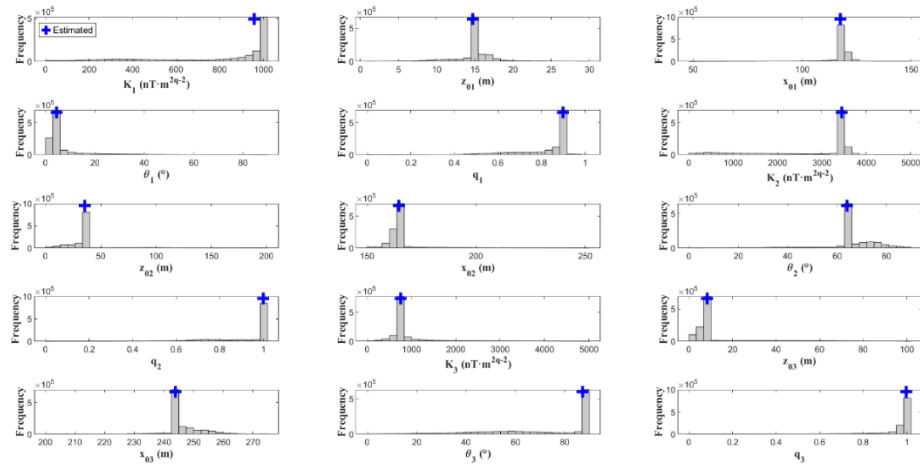
a) Kurva anomali magnetik mineralisasi uranium Beldih



b) Struktur bawah permukaan



c) Distribusi posterior marginal parameter model



Gambar 4.19: Hasil inversi anomali magnetik mineralisasi uranium Beldih menggunakan EKI. (a) Kurva *fitting* model dengan data magnetik; (b) struktur bawah permukaan; (c) distribusi posterior marginal parameter model yang diestimasi.

Pada Gambar 4.19 (a) menampilkan kurva fitting anomali magnetik terbaik yang dihasilkan oleh inversi EKI, di mana kurva model (garis merah) mereplikasi data observasi (titik biru) dengan nilai RMSE sebesar 133.57 nT dan memerlukan waktu 34.92 s. Pada Gambar 4.19 (b) menampilkan model struktur bawah permukaan hasil inversi EKI untuk ketiga sumber anomali. Sumber pertama diinterpretasikan sebagai badan bijih yang terletak pada kedalaman $z_{01} = 14.73$ m di posisi horizontal $x_{01} = 117.44$ m, dengan sudut kemiringan $\theta_1 = 4.45^\circ$ dan faktor bentuk $q_1 = 0.90$. Sumber kedua terletak lebih dalam pada $z_{02} = 35.61$ m di posisi $x_{02} = 164.55$ m, dengan sudut kemiringan yang lebih besar $\theta_2 = 64^\circ$ dan faktor bentuk $q_2 = 1$. Sumber ketiga berada pada kedalaman $z_{03} = 8.30$ m di posisi $x_{03} = 243.79$ m, dengan sudut kemiringan $\theta_3 = 87.27^\circ$ dan faktor bentuk $q_3 = 1$. Nilai faktor bentuk (q) yang mendekati 1 mengindikasikan bahwa geometri sumber anomali tersebut sangat mendekati bentuk *dike*. Interpretasi kedalaman dari ketiga sumber berada pada rentang yang relatif dangkal, yakni antara 8–36 m. Hasil ini konsisten dengan data pengeboran yang menunjukkan bahwa mineralisasi uranium di Beldih berada dekat permukaan pada kedalaman 10–20 m dengan orientasi hampir vertikal dan kemiringan ke arah utara–selatan (Katti et al., 2010). Pada Gambar 4.19 (c) menampilkan distribusi posterior marginal dari parameter-parameter yang diinversi. Histogram untuk posisi horizontal (x_0) dari ketiga sumber menunjukkan puncak yang tajam dan terpusat, mencerminkan tingkat akurasi yang tinggi terhadap estimasi lokasi lateral masing-masing sumber. Histogram faktor bentuk (q) memperlihatkan konsentrasi distribusi yang kuat pada nilai mendekati 1, mengindikasikan geometri yang mendekati bentuk *dike*. Histogram amplitudo (K) menunjukkan sebaran yang paling lebar di antara seluruh parameter, mencerminkan tingkat ambiguitas yang lebih tinggi akibat interaksi antar sumber yang berdekatan.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengolahan dan analisis data pada penelitian ini, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Ukuran ensambel $N_e \geq 300$ merupakan ukuran optimal untuk pemodelan inversi data magnetik menggunakan *ensemble Kalman inversion*, karena menghasilkan keseimbangan terbaik antara stabilitas konvergensi, akurasi estimasi parameter, dan efisiensi komputasi.
2. Parameter regularisasi $10^{-2} \leq \lambda \leq 10$ (*noise-free*) dan $10 \leq \lambda \leq 10^5$ (*noise-contaminated*) pada anomali tunggal, serta $10^3 \leq \lambda \leq 10^5$ pada multianomali terbukti efektif meningkatkan stabilitas dan akurasi estimasi parameter model *dike*, terutama pada kondisi data terkontaminasi *noise* dengan mencegah kondisi *ill-conditioned* pada matriks kovarians Kalman *gain*.
3. EKI teregularisasi menunjukkan performa yang efektif pada inversi data magnetik sintetik, mampu memulihkan seluruh parameter struktur *dike* dengan akurasi tinggi pada kondisi *noise-free* maupun *noise-contaminated* dan menyediakan kuantifikasi ketidakpastian melalui distribusi posterior ensambel.
4. EKI teregularisasi berhasil memetakan struktur *dike* sebagai zona potensi mineralisasi pada keempat data lapangan, menghasilkan estimasi parameter yang konsisten secara geologi dan terkonfirmasi oleh hasil penelitian sebelumnya serta data pengeboran.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil pengolahan dan analisis data pada penelitian ini, penulis menyarankan pengembangan regularisasi adaptif untuk meningkatkan fleksibilitas dan implementasi berbasis data di berbagai masalah geofisika.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

- Aanonsen, S. I., Nævdal, G., Oliver, D. S., Reynolds, A. C., & Vallès, B. (2009). The ensemble Kalman filter in reservoir engineering—A review. *SPE Journal*, 14(03), 393–412. <https://doi.org/10.2118/117274-PA>
- Abdelrahman, E.-S. M., Abo-Ezz, E. R., & Essa, K. S. (2012). Parametric inversion of residual magnetic anomalies due to simple geometric bodies. *Exploration Geophysics*, 43(3), 178–189. <https://doi.org/10.1071/EG11026>
- Ai, H., Ekinci, Y. L., Balkaya, Ç., Alvandi, A., Ekinci, R., Roy, A., Su, K., & Pham, L. T. (2024). Modified barnacles mating optimizing algorithm for the inversion of self-potential anomalies due to ore deposits. *Natural Resources Research*, 33(3), 1073–1102. <https://doi.org/10.1007/s11053-024-10331-7>
- Ai, H., Ekinci, Y. L., Balkaya, Ç., & Essa, K. S. (2023). Inversion of geomagnetic anomalies caused by ore masses using Hunger Games search algorithm. *Earth and Space Science*, 10(11), Article e2023EA003002. <https://doi.org/10.1029/2023EA003002>
- Ai, H., Essa, K. S., Ekinci, Y. L., Balkaya, Ç., Li, H., & Géraud, Y. (2022). Magnetic anomaly inversion through the novel barnacles mating optimization algorithm. *Scientific Reports*, 12(1), Article 22578. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-26265-0>
- Al-Garni, M. A. (2015). Interpretation of magnetic anomalies due to dipping dikes using neural network inversion. *Arabian Journal of Geosciences*, 8(10), 8721–8729. <https://doi.org/10.1007/s12517-014-1770-7>
- Alt, J. C., Laverne, C., Coggon, R. M., Teagle, D. A. H., Banerjee, N. R., Morgan, S., Smith - Duque, C. E., Harris, M., & Galli, L. (2010). Subsurface structure of a submarine hydrothermal system in ocean crust formed at the East Pacific Rise, ODP/IODP Site 1256. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, 11(10), Article 2010GC003144. <https://doi.org/10.1029/2010GC003144>
- Arlin, M., & Ngkoimani, J. L. O. (2023). Identifikasi keterdapatan endapan emas menggunakan metode magnetik di daerah Wumbubangka Kecamatan Rarowatu Utara Kabupaten Bombana [Skripsi, Universitas Halu Oleo].
- Asch, M., Bocquet, M., & Nodet, M. (2016). *Data assimilation: Methods, algorithms, and applications*. SIAM.
- Atchuta Rao, D., Ram Babu, H. V., & Venkata Raju, D. Ch. (1985). Inversion of gravity and magnetic anomalies over some bodies of simple geometric shape. *Pure and Applied Geophysics*, 123(2), 239–249. <https://doi.org/10.1007/BF00877020>
- Balkaya, Ç., & Kaftan, I. (2021). Inverse modelling via differential search algorithm for interpreting magnetic anomalies caused by 2D dyke-shaped bodies. *Journal of Earth System Science*, 130(3), Article 135. <https://doi.org/10.1007/s12040-021-01614-1>
- Barnes, S. J., Holwell, D. A., & Le Vaillant, M. (2017). Magmatic sulfide ore deposits. *Elements*, 13(2), 89–95. <https://doi.org/10.2113/gselements.13.2.89>

- Barnes, S. J., & Mungall, J. E. (2018). Blade-shaped dikes and nickel sulfide deposits: A model for the emplacement of ore-bearing small intrusions. *Economic Geology*, 113(3), 789–798. <https://doi.org/10.5382/econgeo.2018.4571>
- Barnes, S. J., & Robertson, J. C. (2019). Time scales and length scales in magma flow pathways and the origin of magmatic Ni–Cu–PGE ore deposits. *Geoscience Frontiers*, 10(1), 77–87. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2018.02.006>
- Beiki, M., & Pedersen, L. B. (2012). Estimating magnetic dike parameters using a non-linear constrained inversion technique: An example from the Särna area, west central Sweden. *Geophysical Prospecting*, 60(3), 526–538. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2478.2011.01010.x>
- Ben, U. C., Ekwok, S. E., Akpan, A. E., Mbonu, C. C., Eldosouky, A. M., Abdelrahman, K., & Gómez-Ortiz, D. (2022). Interpretation of magnetic anomalies by simple geometrical structures using the manta-ray foraging optimization. *Frontiers in Earth Science*, 10, Article 849079. <https://doi.org/10.3389/feart.2022.849079>
- Berger, B. R., & Drew, L. J. (2002). Mineral-deposit models. In A. G. Fabbri, G. Gaál, & R. B. McCammon (Eds.), *Deposit and geoenvironmental models for resource exploitation and environmental security* (pp. 121–134). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-010-0303-2_6
- Biswas, A. (2018). Inversion of source parameters from magnetic anomalies for mineral/ore deposits exploration using global optimization technique and analysis of uncertainty. *Natural Resources Research*, 27(1), 77–107. <https://doi.org/10.1007/s11053-017-9339-2>
- Biswas, A., & Acharya, T. (2016). A very fast simulated annealing method for inversion of magnetic anomaly over semi-infinite vertical rod-type structure. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2(4), 1–10. <https://doi.org/10.1007/s40808-016-0256-x>
- Biswas, A., Rao, K., & Mondal, T. S. (2022). Inverse modeling and uncertainty assessment of magnetic data from 2D thick dipping dyke and application for mineral exploration. *Journal of Applied Geophysics*, 207, Article 104848. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2022.104848>
- Biswas, A., & Sharma, S. P. (2016). Integrated geophysical studies to elicit the subsurface structures associated with uranium mineralization around South Purulia Shear Zone, India: A review. *Ore Geology Reviews*, 72, 1307–1326. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2014.12.015>
- Blakely, R. J. (1995). *Potential theory in gravity and magnetic applications* (1st ed.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511549816>
- Carter, L. C., Williamson, B. J., Tapster, S. R., Costa, C., Grime, G. W., & Rollinson, G. K. (2021). Crystal mush dykes as conduits for mineralising fluids in the Yerington porphyry copper district, Nevada. *Communications Earth & Environment*, 2(1), Article 59. <https://doi.org/10.1038/s43247-021-00128-4>
- Chada, N. K. (2022). A review of the EnKF for parameter estimation. In I. I. Kyrchei (Ed.), *Inverse problems—Recent advances and applications*. IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.108218>

- Chada, N. K., Iglesias, M. A., Roininen, L., & Stuart, A. M. (2018). Parameterizations for ensemble Kalman inversion. *Inverse Problems*, 34(5), Article 055009. <https://doi.org/10.1088/1361-6420/aab6d9>
- Chada, N. K., Stuart, A. M., & Tong, X. T. (2020). Tikhonov regularization within ensemble Kalman inversion. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 58(2), 1263–1294. <https://doi.org/10.1137/19M1242331>
- Chakrabarty, A., Sen, A. K., & Ghosh, T. K. (2009). Amphibole—A key indicator mineral for petrogenesis of the Purulia carbonatite, West Bengal, India. *Mineralogy and Petrology*, 95(1–2), 105–112. <https://doi.org/10.1007/s00710-008-0024-3>
- Chen, H., Clark, A. H., Kyser, T. K., Ullrich, T. D., Baxter, R., Chen, Y., & Moody, T. C. (2010). Evolution of the giant Marcona-Mina Justa iron oxide-copper-gold district, South-Central Peru. *Economic Geology*, 105(1), 155–185. <https://doi.org/10.2113/gsecongeo.105.1.155>
- Constable, S. C., Parker, R. L., & Constable, C. G. (1987). Occam's inversion; a practical algorithm for generating smooth models from electromagnetic sounding data. *Geophysics*, 52(3), 289–300. <https://doi.org/10.1190/1.1442303>
- Cooper, J. R. (1960). Some geologic features of the Pima mining district, Pima County, Arizona (Geological Survey Bulletin Nos. 1112–C; pp. 63–103). U.S. Geological Survey. <https://pubs.usgs.gov/bul/1112c/report.pdf>
- Corbett, G. J., & Leach, T. M. (1998). Southwest Pacific Rim gold-copper systems: Structure, alteration, and mineralization. Society of Economic Geologists. <https://doi.org/10.5382/SP.06>
- Ding, Z., & Li, Q. (2021). Ensemble Kalman inversion: Mean-field limit and convergence analysis. *Statistics and Computing*, 31(1), Article 9. <https://doi.org/10.1007/s11222-020-09976-0>
- Dondurur, D., & Pamukçu, O. A. (2003). Interpretation of magnetic anomalies from dipping dike model using inverse solution, power spectrum and Hilbert transform methods. *Journal of the Balkan Geophysical Society*, 6(2), 127–136.
- Earle, S. (2015). *Physical Geology* (1st ed.). BCcampus. <https://opentextbc.ca/geology/>
- Ekinci Levent, Y. (2018). Application of enhanced local wave number technique to the total field magnetic anomalies for computing model parameters of magnetized geological structures [Doctoral dissertation].
- Ekinci, Y. L., Balkaya, Ç., & Göktürkler, G. (2019). Parameter estimations from gravity and magnetic anomalies due to deep-seated faults: Differential evolution versus particle swarm optimization. *Turkish Journal of Earth Sciences*, 28(6), 860–881.
- Ekinci, Y. L., Balkaya, Ç., Göktürkler, G., & Turan, S. (2016). Model parameter estimations from residual gravity anomalies due to simple-shaped sources using differential evolution algorithm. *Journal of Applied Geophysics*, 129, 133–147. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2016.03.040>
- Ekinci, Y. L., Özyalın, Ş., Sındırgı, P., Balkaya, Ç., & Göktürkler, G. (2017). Amplitude inversion of the 2D analytic signal of magnetic anomalies through the differential evolution algorithm. *Journal of Geophysics and Engineering*, 14(6), 1492–1508. <https://doi.org/10.1088/1742-2140/aa7ffc>

- Eldosouky, A. M., El-Wahed, M. A. A., Attia, M., Saada, S. A., & Abbas, M. A. (2025). Advanced integrated strategy for structural and mineralogical exploration of inaccessible regions employing remote sensing and multiscale analysis of aeromagnetic data. *Scientific Reports*, 15(1), Article 31205. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-16618-w>
- Essa, K. S., & Elhussein, M. (2018). PSO (particle swarm optimization) for interpretation of magnetic anomalies caused by simple geometrical structures. *Pure and Applied Geophysics*, 175(10), 3539–3553. <https://doi.org/10.1007/s00024-018-1867-0>
- Essa, K. S., & Elhussein, M. (2019). Magnetic interpretation utilizing a new inverse algorithm for assessing the parameters of buried inclined dike-like geological structure. *Acta Geophysica*, 67(2), 533–544. <https://doi.org/10.1007/s11600-019-00255-9>
- Essa, K. S., & Elhussein, M. (2020). Interpretation of magnetic data through particle swarm optimization: Mineral exploration cases studies. *Natural Resources Research*, 29(1), 521–537. <https://doi.org/10.1007/s11053-020-09617-3>
- Evensen, G. (1994). Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 99(C5), 10143–10162. <https://doi.org/10.1029/94JC00572>
- Evensen, G. (2009). Nonlinear variational inverse problems. In G. Evensen (Ed.), *Data assimilation: The ensemble Kalman filter* (pp. 71–93). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-03711-5_6
- Evensen, G., & van Leeuwen, P. J. (1996). Assimilation of Geosat altimeter data for the Agulhas current using the ensemble Kalman filter with a quasigeostrophic model. *Monthly Weather Review*, 124(1), 85–96. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1996\)124%3C0085:AOGADF%3E2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1996)124%3C0085:AOGADF%3E2.0.CO;2)
- Eyüboğlu, Y., Bektaş, O., Şeren, A., Maden, N., Özer, R., & Jacoby, W. R. (2006). Three-directional extensional deformation and formation of the Liassic rift basins in the Eastern Pontides (NE Turkey). *Geologica Carpathica*, 57(5), 337–346.
- Eyuboglu, Y., Santosh, M., Yi, K., Tuysuz, N., Korkmaz, S., Akaryali, E., Dudas, F. O., & Bektas, O. (2014). The Eastern Black Sea-type volcanogenic massive sulfide deposits: Geochemistry, zircon U–Pb geochronology and an overview of the geodynamics of ore genesis. *Ore Geology Reviews*, 59, 29–54. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2013.11.009>
- Fernández-Martínez, J. L., Fernández-Muñiz, Z., Pallero, J. L. G., & Pedruelo-González, L. M. (2013). From Bayes to Tarantola: New insights to understand uncertainty in inverse problems. *Journal of Applied Geophysics*, 98, 62–72. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2013.07.005>
- Fossen, H. (2010). *Structural Geology*. Cambridge University Press.
- Gay, S. P. (1963). Standard curves for interpretation of magnetic anomalies over long tabular bodies. *Geophysics*, 28(2), 161–200.
- Ghil, M., Cohn, S., Tavantzis, J., Bube, K., & Isaacson, E. (1981). Applications of estimation theory to numerical weather prediction. In L. Bengtsson, M. Ghil, & E. Källén (Eds.), *Dynamic*

- meteorology: Data assimilation methods (Vol. 36, pp. 139–224). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-5970-1_5
- Gobashy, M., Abdelazeem, M., & Abdrabou, M. (2020). Minerals and ore deposits exploration using meta-heuristic based optimization on magnetic data. *Contributions to Geophysics and Geodesy*, 50(2), 161–199. <https://doi.org/10.31577/congeo.2020.50.2.1>
- Gobashy, M. M., Mekkawi, M. M., Araffa, S. A. S., Ezz Eldin, M. M., & Khalil, M. H. (2023). Magnetic signature of gold deposits: Example from Um Garayat region, South Eastern Desert, Egypt. *Pure and Applied Geophysics*, 180(3), 1053–1080. <https://doi.org/10.1007/s00024-023-03228-8>
- Grandis, H. (2009). Pengantar pemodelan inversi geofisika. Himpunan Ahli Geofisika Indonesia (HAGI).
- Hadamard, J. (1902). Sur les problèmes aux dérivées partielles et leur signification physique. *Princeton University Bulletin*.
- Hanafi, A., Setiahadiwibowo, A. P., Soesilo, J., & Maskuri, F. (2022). Pemodelan endapan epitermal sulfidasi rendah berdasarkan interpretasi data magnetik di daerah Wonosidi. *Jambura Geoscience Review*, 4(2), 158–166. <https://doi.org/10.34312/jgeosrev.v4i2.13993>
- Hansen, P. C. (1998). Rank-deficient and discrete ill-posed problems: Numerical aspects of linear inversion. SIAM.
- Hinze, W. J., Von Frese, R., & Saad, A. H. (2013). Gravity and magnetic exploration: Principles, practices, and applications. Cambridge University Press.
- Hodgson, C. J. (1990). Uses (and abuses) of ore deposit models in mineral exploration. *Geoscience Canada*, 17(2). <https://journals.lib.unb.ca/index.php/GC/article/view/3654>
- Houtekamer, P. L., & Mitchell, H. L. (2001). A sequential ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation. *Monthly Weather Review*, 129(1), 123–137.
- Iglesias, M. A., Law, K. J. H., & Stuart, A. M. (2013). Ensemble Kalman methods for inverse problems. *Inverse Problems*, 29(4), Article 045001. <https://doi.org/10.1088/0266-5611/29/4/045001>
- Iglesias, M., & Yang, Y. (2021). Adaptive regularisation for ensemble Kalman inversion. *Inverse Problems*, 37(2), Article 025008. <https://doi.org/10.1088/1361-6420/abd29b>
- Junian, W. E., Laesanpura, A., Paembonan, A. Y., & Wicaksono, M. A. (2021). Identification of gold mineralization zones of low sulfidation epithermal systems using geoelectrical and magnetic methods in Ciparay area, Cibaliung. *Journal of Aceh Physics Society*, 10(3), 70–79. <https://doi.org/10.24815/jacps.v10i3.18521>
- Chada, N. K., Schillings, C., & Weissmann, S. (2019). On the incorporation of box-constraints for ensemble Kalman inversion. *Foundations of Data Science*, 1(4), 433–456. <https://doi.org/10.3934/fods.2019018>
- Kaftan, İ. (2017). Interpretation of magnetic anomalies using a genetic algorithm. *Acta Geophysica*, 65(4), 627–634. <https://doi.org/10.1007/s11600-017-0060-7>

- Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1), 35–45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
- Katti, V. J., Sen, J., & Bhatt, A. K. (2010). Uranium potentiality of South Purulia Shear Zone, Eastern India Shield [Conference paper]. The Technical Committee Meeting on Low Grade Uranium Deposits, IAEA.
- Khurana, K. K., Seshagiri Rao, S. V., & Pal, P. C. (1981). Frequency domain least-squares inversion of thick dike magnetic anomalies using Marquardt algorithm. *Geophysics*, 46(12), 1745–1748. <https://doi.org/10.1190/1.1441181>
- Kovachki, N. B., & Stuart, A. M. (2019). Ensemble Kalman inversion: A derivative-free technique for machine learning tasks. *Inverse Problems*, 35(9), Article 095005. <https://doi.org/10.1088/1361-6420/ab1c3a>
- Krymskaya, M. V., Hanea, R. G., & Verlaan, M. (2009). An iterative ensemble Kalman filter for reservoir engineering applications. *Computational Geosciences*, 13(2), 235–244. <https://doi.org/10.1007/s10596-008-9087-9>
- Laby, D. A., Sungkono, S., & Biswas, A. (2025). Regularized ensemble Kalman inversion for robust and efficient gravity data modeling to identify mineral and ore deposits. *Scientific Reports*. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-30141-y>
- Laby, D. A., Sungkono, Santosa, B. J., & Bahri, A. S. (2016). RR-PSO: Fast and robust algorithm to invert Rayleigh waves dispersion. *Contemporary Engineering Sciences*, 9, 735–741. <https://doi.org/10.12988/ces.2016.6685>
- Lee, J., Kim, G., & Kim, Y.-S. (2025). Hybrid emplacement mechanisms and structural interactions: Insights into dike-fault-fracture systems in SE Korea. *Frontiers in Earth Science*, 13, Article 1630039. <https://doi.org/10.3389/feart.2025.1630039>
- Li, Y., & Oldenburg, D. W. (1996). 3-D inversion of magnetic data. *Geophysics*, 61(2), 394–408. <https://doi.org/10.1190/1.1443968>
- Lyatsky, H. (2004). Magnetic and gravity methods in mineral exploration: The value of well-rounded geophysical skills. *CSEG Recorder*. <https://csegrecorder.com/articles/view/magnetic-and-gravity-methods-in-mineral-exploration>
- Martínez, J., Rey, J., Sandoval, S., Hidalgo, M. C., & Mendoza, R. (2019). Geophysical prospecting using ERT and IP techniques to locate galena veins. *Remote Sensing*, 11(24), Article 2923. <https://doi.org/10.3390/rs11242923>
- Maubana, W. M. (2021). Application of magnetic methods for estimating subsurface rocks. *Science Education and Application Journal*, 3(1), 36–44.
- Mianshui, R., Li-Yun, F., Francisco José, S.-S., & Weijia, S. (2022). Joint inversion of earthquake-based horizontal-to-vertical spectral ratio and phase velocity dispersion: Applications to Garner Valley. *Frontiers in Earth Science*, 10, Article 948697. <https://doi.org/10.3389/feart.2022.948697>

- Muir, J. B., & Tsai, V. C. (2020). Geometric and level set tomography using ensemble Kalman inversion. *Geophysical Journal International*, 220(2), 967–980. <https://doi.org/10.1093/gji/ggz472>
- Murthy, I. V. R. (1990). Magnetic anomalies of two-dimensional bodies and algorithms for magnetic inversion of dykes and basement topographies. *Journal of Earth System Science*, 99(4), 549–579. <https://doi.org/10.1007/BF02840316>
- Nabighian, M. N., Grauch, V. J. S., Hansen, R. O., LaFehr, T. R., Li, Y., Peirce, J. W., Phillips, J. D., & Ruder, M. E. (2005). 75th Anniversary: The historical development of the magnetic method in exploration. *Geophysics*, 70(6), 33ND–61ND. <https://doi.org/10.1190/1.2133784>
- Nevada Division of Environmental Protection. (2021). Anaconda mine site overview and restoration activities. <https://ndep.nv.gov/uploads/land-aml-docs/Anaconda-Mine-ltr050421.pdf>
- Paterson, N. R., & Reeves, C. V. (1985). Applications of gravity and magnetic surveys: The state-of-the-art in 1985. *Geophysics*, 50(12), 2558–2594. <https://doi.org/10.1190/1.1441884>
- Pensoneault, A., & Zhu, X. (2025). Uncertainty quantification for DeepONets with ensemble Kalman inversion. *Journal of Computational Physics*, 523, Article 113670. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2024.113670>
- Prakasa Rao, T. K. S., & Subrahmanyam, M. (1988). Characteristic curves for the inversion of magnetic anomalies of spherical ore bodies. *Pure and Applied Geophysics*, 126(1), 69–83. <https://doi.org/10.1007/BF00876915>
- Radhakrishna Murthy, I. V., Visweswara Rao, C., & Krishna, G. G. (1980). A gradient method for interpreting magnetic anomalies due to horizontal circular cylinders, infinite dykes and vertical steps. *Journal of Earth System Science*, 89(1), 31–42. <https://doi.org/10.1007/BF02841517>
- Raju, D. Ch. V. (2003). LIMAT: A computer program for least-squares inversion of magnetic anomalies over long tabular bodies. *Computers & Geosciences*, 29(1), 91–98. [https://doi.org/10.1016/S0098-3004\(02\)00108-5](https://doi.org/10.1016/S0098-3004(02)00108-5)
- Ram Babu, H. V., Subrahmanyam, A. S., & Atchuta Rao, D. (1982). A comparative study of the relation figures of magnetic anomalies due to two-dimensional dike and vertical step models. *Geophysics*, 47(6), 926–931. <https://doi.org/10.1190/1.1441359>
- Rowland, J. V., & Simmons, S. F. (2012). Hydrologic, magmatic, and tectonic controls on hydrothermal flow, Taupo volcanic zone, New Zealand: Implications for the formation of epithermal vein deposits. *Economic Geology*, 107(3), 427–457. <https://doi.org/10.2113/econgeo.107.3.427>
- Rubin, A. M. (1995). Propagation of magma-filled cracks. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 23(1), 287–336. <https://doi.org/10.1146/annurev.ea.23.050195.001443>
- Ruiz, J., & Pulido, M. (2015). Parameter estimation using ensemble-based data assimilation in the presence of model error. *Monthly Weather Review*, 143(5), 1568–1582. <https://doi.org/10.1175/MWR-D-14-00017.1>

- Saifuddin, S., Sungkono, S., & Rochman, J. P. G. N. (2025). Geomagnetic data inversion using modified JAYA algorithm and application to mineral exploration. *Arabian Journal for Science and Engineering*. <https://doi.org/10.1007/s13369-025-10724-7>
- Schillings, C., & Stuart, A. M. (2018). Convergence analysis of ensemble Kalman inversion: The linear, noisy case. *Applicable Analysis*, 97(1), 107–123. <https://doi.org/10.1080/00036811.2017.1386784>
- Schneider, T., Lan, S., Stuart, A., & Teixeira, J. (2017). Earth system modeling 2.0: A blueprint for models that learn from observations and targeted high-resolution simulations. *Geophysical Research Letters*, 44(24). <https://doi.org/10.1002/2017GL076101>
- Shadkam, E. (2022). Parameter setting of meta-heuristic algorithms: A new hybrid method based on DEA and RSM. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(15), 22404–22426. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-17364-y>
- Shafiqullah, M., & Langlois, J. D. (1978). The Pima mining district, Arizona—A geochronologic update. *Land of Cochise (Southeastern Arizona)*, 321–327. <https://doi.org/10.56577/FFC-29.321>
- Singh, A., & Biswas, A. (2016). Application of global particle swarm optimization for inversion of residual gravity anomalies over geological bodies with idealized geometries. *Natural Resources Research*, 25(3), 297–314.
- Singh, A., & Biswas, A. (2021). Global particle swarm optimization technique in the interpretation of residual magnetic anomalies due to simple geo-bodies with idealized structure. In *Basics of computational geophysics* (pp. 13–32). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-820513-6.00002-3>
- Skarmeta, J. (2011). Interaction between magmatic and tectonic stresses during dyke intrusion. *Andean Geology*, 38(2), 393–413.
- Su, Z., Revil, A., Ghorbani, A., Zhang, X., Zhao, X., & Richard, J. (2023). Combining electrical resistivity, induced polarization, and self-potential for a better detection of ore bodies. *Minerals*, 14(1), Article 12. <https://doi.org/10.3390/min14010012>
- Sungkono, Apriliani, E., Saifuddin, Fajriani, & Srigutomo, W. (2021). Ensemble Kalman inversion for determining model parameter of self-potential data in the mineral exploration. In A. Biswas (Ed.), *Self-potential method: Theoretical modeling and applications in geosciences* (pp. 179–202). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-79333-3_7
- Sungkono, S., Rochman, J. P. G. N., Saifuddin, Grandis, H., Furi, D. C., Essa, K. S., & Biswas, A. (2025). Enhanced generalized normal distribution optimization for interpreting magnetic data caused by subsurface mineral deposits. *Earth Science Informatics*, 18(3), Article 451. <https://doi.org/10.1007/s12145-025-01948-0>
- Sungkono, & Warnana, D. D. (2018). Black hole algorithm for determining model parameter in self-potential data. *Journal of Applied Geophysics*, 148, 189–200. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2017.11.015>

- Tarantola, A. (2005). Inverse problem theory and methods for model parameter estimation. Society for Industrial and Applied Mathematics. <https://doi.org/10.1137/1.9780898717921>
- Telford, W. M., Geldart, L. P., & Sheriff, R. E. (1990). Applied geophysics (2nd ed.). Cambridge University Press.
- Thurmond, R. E., Storms, W. R., & Pima Mining Co. (1958). Discovery and development of the Pima copper deposit, Pima Mining Co., Pima County, Ariz. U.S. Bureau of Mines. <https://catalog.hathitrust.org/Record/005889383>
- Tikhonov, A. N., Goncharsky, A. V., Stepanov, V. V., & Yagola, A. G. (1995). Numerical methods for the solution of ill-posed problems. Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-015-8480-7>
- Tso, C.-H. M., Iglesias, M., & Binley, A. (2024). Ensemble Kalman inversion of induced polarization data. *Geophysical Journal International*, 236(3), 1877–1900. <https://doi.org/10.1093/gji/ggae012>
- Tso, C.-H. M., Iglesias, M., Wilkinson, P., Kuras, O., Chambers, J., & Binley, A. (2021). Efficient multiscale imaging of subsurface resistivity with uncertainty quantification using ensemble Kalman inversion. *Geophysical Journal International*, 225(2), 887–905. <https://doi.org/10.1093/gji/ggab013>
- U.S. Environmental Protection Agency. (2007). Abandoned mine lands: Yerington mine site. <https://archive.epa.gov/epawaste/nonhaz/industrial/special/web/pdf/copper1b.pdf>
- Vrugt, J. A., & Beven, K. J. (2018). Embracing equifinality with efficiency: Limits of acceptability sampling using the DREAM(LOA) algorithm. *Journal of Hydrology*, 559, 954–971. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.02.026>
- Wang, Y., Li, G., & Reynolds, A. C. (2009). Estimation of depths of fluid contacts by history matching using iterative ensemble Kalman smoothers (SPE-119056-MS). SPE Reservoir Simulation Symposium. <https://doi.org/10.2118/119056-MS>
- Zhang, J., Vrugt, J. A., Shi, X., Lin, G., Wu, L., & Zeng, L. (2020). Improving simulation efficiency of MCMC for inverse modeling of hydrologic systems with a Kalman-inspired proposal distribution. *Water Resources Research*, 56(3), Article e2019WR025474. <https://doi.org/10.1029/2019WR025474>
- Zhdanov, M. S. (Ed.). (2002). Chapter 2—Ill-posed problems and the methods of their solution. In *Methods in geochemistry and geophysics* (Vol. 36, pp. 29–57). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S0076-6895\(02\)80039-7](https://doi.org/10.1016/S0076-6895(02)80039-7)

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIODATA PENULIS



Nama lengkap penulis adalah Muhammad Akbar Maulana Syahputra dan akrab dengan panggilan Akbar. Penulis lahir di Surabaya, 17 September 2003. Penulis telah menempuh pendidikan formal dari SD Negeri Kebon Baru 7 Cirebon (2010 – 2016), SMP Negeri 1 Cirebon (2016 – 2019), dan SMA Negeri 2 Cirebon (2019 – 2022). Pada tahun 2022, penulis melanjutkan pendidikan S1 di Departemen Teknik Geofisika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya. Selama menjadi mahasiswa, penulis juga turut berpartisipasi aktif dalam beberapa organisasi, seperti HAGI ITS SC 2023/2024 sebagai staff *soft skill*, HMTG ITS 2023/2024 sebagai staff PSDM, HAGI ITS SC 2024/2025 sebagai *board of directors*, dan HMTG ITS 2024/2025 sebagai ketua divisi PSDM-D. Pada tahun ketiga perkuliahan, penulis mengikuti program kerja praktik di PT PP Presisi Tbk Pomalaa dengan judul penelitian " Studi Tahapan Eksplorasi dan Penambangan Nikel Laterit Site Plan PT PP Presisi Tbk. Proyek Penambangan Bijih Nikel Jobsite PT Toshida Kecamatan Pomalaa, Kabupaten Kolaka, Sulawesi Tenggara". Apabila ingin berdiskusi lebih lanjut mengenai tugas akhir ini, penulis dapat dihubungi melalui alamat email: akbarms01001@gmail.com.