

SIMULASI MONTE CARLO BERBASIS PYTHON UNTUK ESTIMASI SUMBER DAYA PANAS BUMI DENGAN METODE VOLUMETRIK DI LAPANGAN Z

Muhamad Zhorif Virza Tama^{1*}, Henk Subekti¹

¹Teknik Produksi Migas, PEM Akamigas, Jl Gajah Mada No.38, Mentul Karangboyo, Kec. Cepu, Kabupaten Blora Jawa Tengah, 58315

*E-mail: zhorifvirza66@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk memperkirakan adanya potensi panas bumi di Lapangan Z menggunakan metode volumetrik yang dilakukan dengan menggunakan simulasi *Monte Carlo* yang berbasis dengan *Python*. Simulasi ini bertujuan untuk pendekatan yang mengatasi ketidakpastian dari parameter seperti luas area, ketebalan, porositas, densitas batuan, dan *recovery factor*. Simulasi dijalankan sebanyak 200.000 iterasi menggunakan *library* Python seperti Gppeval, NumPy, Pandas, dan Plotly. Hasil simulasi menunjukkan estimasi daya listrik dengan nilai probabilistik P10 sebesar 45 MWe, P50 sekitar 69-70 MWe, dan P90 mencapai 102 MWe. Analisis sensitivitas mengidentifikasi bahwa luas area, ketebalan, dan *recovery factor* merupakan parameter yang paling berpengaruh terhadap variasi hasil estimasi daya. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan probabilistik menghasilkan estimasi yang lebih realistis dibandingkan metode deterministik dan dapat menjadi dasar dalam pengambilan keputusan pengembangan lapangan panas bumi di masa mendatang.

Kata kunci: *Simulasi Monte Carlo, Python, Energi Panas Bumi, Volumetric Method, Analisis Sensitivitas*

1. PENDAHULUAN

Energi geotermal merupakan salah satu bentuk sumber daya terbarukan yang memainkan peran krusial dalam mendukung pergeseran menuju sistem energi yang lebih berkelanjutan dan ramah lingkungan. Indonesia, yang terletak di sepanjang jalur *Ring of Fire*, diakui memiliki cadangan geotermal terbesar di dunia, mencakup sekitar 40% dari total sumber daya global [1]. Pemanfaatan sumber ini tidak hanya berkontribusi untuk meningkatkan komposisi energi nasional, tetapi juga menjadikan ini sebagai langkah strategis untuk mengurangi emisi karbon dan memperkuat ketahanan energi dalam jangka panjang. Dengan potensi yang sedemikian besar, proses eksplorasi dan estimasi cadangan geotermal menjadi tahap yang sangat penting dalam mendukung pengembangan pembangkit listrik berbasis geotermal di Indonesia [2].

Metode volumetrik adalah teknik konvensional yang paling sering diterapkan untuk menilai potensi energi geotermal. Dasar dari teknik ini adalah mengukur total energi panas yang terdapat dalam batuan reservoir serta fluida dengan mempertimbangkan aspek geologis, fisik, dan termal [3]. Namun, metode deterministik yang lama ini hanya memberikan satu nilai perkiraan dan tidak mempertimbangkan ketidakpastian yang alami dari setiap parameter reservoir seperti luas lahan, ketebalan, porositas, kepadatan batuan, faktor pemulihan, serta efisiensi konversi [4]. Dalam penerapannya, ketidakpastian tersebut dapat mengakibatkan perbedaan yang signifikan antara hasil estimasi dan situasi di Lapangan [5].

Untuk mengatasi kekurangan pada metode deterministik, saat ini banyak penelitian yang beralih ke pendekatan probabilistik, salah satunya lewat penerapan simulasi *Monte Carlo*. Metode ini berfungsi dengan mengulangi proses pengambilan sampel pada setiap parameter

untuk menciptakan sebaran nilai yang mungkin, sehingga hasilnya bisa memberikan gambaran tingkat ketidakpastian yang lebih realistis mengenai potensi sumber daya [6]. Beberapa penelitian sebelumnya juga menunjukkan bahwa dengan menggabungkan metode volumetrik dan simulasi *Monte Carlo*, estimasi yang dihasilkan menjadi lebih tepat dan dapat menghasilkan rentang nilai P10, P50, dan P90 yang lebih mencerminkan kondisi yang sebenarnya [7].

Sebagai ilustrasi, kajian yang dilakukan oleh Ciriaco et al. (2020) mengindikasikan bahwa pendekatan berbasis probabilitas lebih akurat dalam menilai kemungkinan keberadaan sumber daya geotermal dibandingkan dengan metode yang bersifat deterministic [8]. Di sisi lain, Chen et al. (2024) mengintegrasikan metode volumetrik dengan simulasi *Monte Carlo* guna mengevaluasi potensi geotermal di Formasi Huangliu dan mendapatkan hasil estimasi yang lebih konsisten. Penelitian lainnya oleh Li et al. (2023) di Provinsi Guangdong juga mampu menggambarkan sebaran daya potensial dengan tingkat keakuratan yang lebih baik [9]. Di Indonesia, riset yang dilakukan oleh Pradana et al. (2022) di Lapangan Ungaran menunjukkan bahwa penggunaan pendekatan probabilistik dapat menghasilkan estimasi yang lebih realistis dan sesuai dengan kondisi geologi lokal.

Dalam studi ini, *Python* dipilih sebagai alat utama untuk melaksanakan simulasi *Monte Carlo*. Pemilihan bahasa pemrograman ini didasarkan pada keunggulan dalam fleksibilitas untuk perhitungan numerik, sifatnya yang dapat diakses secara terbuka (open-source), serta dukungan dari berbagai pustaka ilmiah seperti *Gppeval*, *NumPy*, *Pandas*, dan *Plotly*, yang sangat membantu dalam pengolahan data dan visualisasi hasil [10]. Selain itu, penelitian ini juga menggunakan pustaka khusus yang dikenal sebagai *gppeval* (Geothermal Power Plant Evaluation), yaitu modul *Python* yang dibuat untuk secara otomatis menghitung potensi energi panas bumi dengan metode probabilistik. Dengan pustaka ini, data dari reservoir dapat diimpor dari file *CSV*, kemudian disimulasikan menggunakan metode *Monte Carlo* dengan jumlah iterasi yang besar untuk mendapatkan estimasi daya listrik (MWe). Hasil yang diperoleh dapat divisualisasikan dalam berbagai representasi, seperti histogram, fungsi distribusi kumulatif (CDF), serta *spider plot*. Penerapan metode ini pada studi kasus Lapangan Z bertujuan untuk membandingkan hasil estimasi antara pendekatan deterministik dan probabilistik, sekaligus memahami sejauh mana sensitivitas setiap parameter reservoir berpengaruh terhadap potensi daya listrik yang dihasilkan.

2. METODE

A. Data Lapangan dan Parameter Input

Dalam penelitian ini, estimasi potensi sumber daya panas bumi dilakukan dengan menggunakan metode volumetrik. Metode ini merupakan pendekatan umum dalam penilaian potensi panas bumi, yang menghitung total energi panas yang tersimpan di dalam batuan dan fluida reservoir. Prinsip dasarnya adalah menentukan volume reservoir berdasarkan luas area dan ketebalan lapisan produktif. Parameter utama yang digunakan meliputi luas area, ketebalan, densitas batuan, porositas, kapasitas panas batuan, temperatur awal dan akhir reservoir, faktor pemulihan (recovery factor), serta efisiensi konversi energi. Setiap parameter direpresentasikan dalam bentuk distribusi probabilistik dengan tiga nilai yaitu minimum, most likely, dan maksimum agar mencerminkan ketidakpastian kondisi lapangan secara lebih realistis. Data parameter diperoleh dari hasil studi geologi, geofisika, dan geokimia, serta hasil eksplorasi terdahulu.

Lapangan panas bumi Z memiliki ketinggian sekitar 2.430 meter di atas permukaan laut (mdpl). Secara geologi, wilayah ini termasuk dalam kompleks vulkanik Kuartar, yang tersusun atas batuan andesit dan dasit hasil aktivitas vulkanik. Keberadaan manifestasi panas bumi seperti fumarol, solfatara, serta sumber air panas yang tersebar di sekitar menjadi indikator kuat

adanya sistem panas bumi aktif di bawah permukaan. Sistem ini menunjukkan interaksi antara fluida hidrotermal dan batuan vulkanik, yang menjadi dasar dalam pengembangan lapangan panas bumi Z.

Pada sistem panas bumi Lapangan Z menggambarkan sistem vapor-dominated dengan sumber panas utama berasal dari intrusi magma pada kedalaman tertentu. Panas dari magma ini memanaskan air meteorik yang meresap dari permukaan, sehingga membentuk steam reservoir pada kedalaman sekitar 500–1500 meter dengan suhu mencapai sekitar 240°C. Lapisan di atas reservoir terdiri dari zona kondensasi dan caprock yang berfungsi sebagai penutup alami, menjaga kestabilan sistem panas bumi agar tidak kehilangan fluida dan panas secara berlebihan. Fluida panas kemudian naik melalui rekahan dan sebagian muncul ke permukaan sebagai fumarol, mata air panas, serta aktivitas uap di sekitar. Sementara itu, di bagian timur laut, Gunung Urug berperan sebagai zona recharge, yaitu area tempat masuknya air meteorik baru yang menjadi sumber pengisian ulang bagi sistem panas bumi tersebut.

Estimasi potensi energi panas bumi dalam penelitian ini menggunakan metode heat stored volumetrik dengan parameter reservoir meliputi luas area, ketebalan, densitas batuan, porositas, kapasitas panas batuan, temperatur awal reservoir, temperatur akhir reservoir, recovery factor, dan efisiensi konversi. Setiap parameter didefinisikan dalam distribusi probabilistik (minimum, most likely, maksimum). Data diperoleh dari literatur geologi, geofisika, geokimia, serta hasil eksplorasi pendahuluan.

B. Model Perhitungan Potensi Energi

Metode volumetrik digunakan untuk menghitung total energi panas yang tersimpan di reservoir dengan persamaan sebagai berikut:

$$Q = A \cdot h \cdot \phi \cdot \rho \cdot Cr \cdot (T_i - T_f) \cdot Rf \dots\dots\dots (1)$$

Energi panas (Q) dikonversi menjadi daya listrik (MWe) dengan memperhitungkan efisiensi konversi (η) dan umur operasi pembangkit (t_{life}):

$$P_{MWe} = \frac{Q \times \eta}{t_{life} \times 10^6} \dots\dots\dots (2)$$

dengan t_{life} adalah umur operasi (30 tahun, dalam detik).

C. Simulasi Monte Carlo

Simulasi *Monte Carlo* dalam penelitian ini dijalankan sebanyak 200.000 iterasi, di mana setiap parameter masukan diacak mengikuti distribusi triangular berdasarkan nilai minimum, most likely, dan maksimum. Kombinasi acak dari setiap parameter tersebut menghasilkan sebaran probabilistik daya listrik (MWe) yang merepresentasikan ketidakpastian dalam estimasi potensi energi. Dari hasil simulasi ini kemudian dihitung beberapa parameter statistik utama, seperti nilai rata-rata, standar deviasi, serta nilai probabilistik P10, P50, dan P90, untuk menggambarkan rentang dan kecenderungan nilai daya yang mungkin terjadi.

Selain dijelaskan secara deskriptif, alur keseluruhan penelitian juga divisualisasikan dalam diagram alir pada Gambar 1. Diagram tersebut memperlihatkan tahapan kegiatan mulai dari inisialisasi analisis di *Python*, penginputan data reservoir, pendefinisian model volumetrik, penyusunan kode program, pelaksanaan simulasi *Monte Carlo*, hingga ke tahap pengolahan dan visualisasi hasil.

Inisialisasi Project Analisis *Python*

Tahap awal untuk menyiapkan lingkungan kerja Python, termasuk instalasi pustaka seperti *NumPy*, *Pandas*, *Plotly*, dan *Gppeval*, serta menentukan struktur folder dan file yang akan digunakan dalam analisis.

Input Data Parameter Reservoir

Memasukkan data parameter utama reservoir seperti luas area, ketebalan, porositas, densitas batuan, kapasitas panas, temperatur awal dan akhir, recovery factor, serta efisiensi konversi. Data ini biasanya diambil dari hasil studi geologi, geofisika, dan geokimia.

Definisi Model Volumetrik

Menentukan model perhitungan energi panas bumi menggunakan rumus *heat stored volumetrik*, yang menghitung total energi panas dalam batuan dan fluida reservoir berdasarkan parameter input.

Merancang Pemograman Library Python

Membuat skrip Python untuk mengimplementasikan model perhitungan, mendefinisikan distribusi probabilistik tiap parameter (minimum, most likely, maksimum), dan menyiapkan fungsi simulasi Monte Carlo.

Simulasi Monte carlo

Melakukan iterasi acak (misalnya 200.000 kali) berdasarkan distribusi triangular (min, most likely, max) untuk menghasilkan sebaran kemungkinan nilai potensi daya listrik (MWe).

Pengolahan Hasil

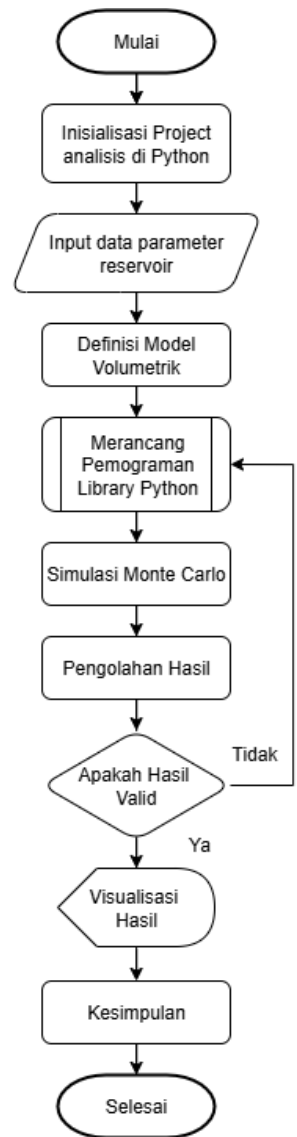
Menghitung nilai statistik dari hasil simulasi seperti rata-rata (mean), median, standar deviasi, serta nilai probabilitas P10, P50, dan P90. Tahap ini juga melibatkan evaluasi hasil simulasi untuk memastikan validitas data sebelum divisualisasikan.

Visualisasi Hasil

Menyajikan hasil simulasi dalam bentuk grafik seperti histogram dan *CDF* untuk melihat distribusi probabilitas, serta *spider plot* atau *tornado plot* untuk menunjukkan sensitivitas setiap parameter terhadap hasil estimasi daya listrik.

D. Analisis Sensitivity

Analisis sensitivitas dilakukan untuk menilai sejauh mana setiap parameter memengaruhi hasil estimasi daya listrik (MWe) yang diperoleh dari simulasi *Monte Carlo*. Pendekatan ini digunakan untuk mengidentifikasi parameter-parameter kunci yang memberikan kontribusi paling besar terhadap tingkat ketidakpastian estimasi potensi energi panas bumi, sehingga hasil perhitungan menjadi lebih terukur dan dapat diandalkan.



Gambar 1. Diagram alir melakukan simulasi *monte carlo*

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahapan analisis dalam penelitian ini dilakukan secara sistematis berdasarkan alur yang ditunjukkan pada diagram alir metodologi. Proses dimulai dengan inisialisasi proyek analisis di *Python*, yang mencakup pemanggilan library *gppeval* dan *pandas* untuk mendukung proses perhitungan dan visualisasi data. Selanjutnya dilakukan input data reservoir yang berasal dari parameter geotermal Lapangan Z, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Parameter Reservoir di Z

<i>Parameter</i>	<i>Steam Cap Min</i>	<i>Steam Cap Max</i>	<i>Steam Cap Most</i>	<i>Liquid Reservoir Min</i>	<i>Liquid Reservoir Max</i>	<i>Liquid Reservoir Most</i>
Area (km ²)	15	16	15	15	16	15
Thickness (m)	700	1000	800	800	1000	900
Rock Density (kg/m ³)	2500	2600	2600	2500	2600	2600
Porosity (fraction)	0.08	0.15	0.10	0.08	0.15	0.10

Rock Heat Capacity (kJ/kg·°C)	1.0	1.1	1.0	1.0	1.1	1.0
Temperature Initial (°C)	220	230	225	230	250	240
Temperature Final (°C)	180	180	180	180	180	180
Initial Water Saturation	0.35	0.50	0.45	0.70	1.00	0.85
Final Water Saturation	0.00	0.10	0.05	0.00	0.30	0.15
Recovery Factor (-)	0.20	0.38	0.25	0.20	0.38	0.25
Electrical Efficiency (-)	0.105	0.110	0.107	0.105	0.115	0.110

Data parameter pada Tabel 1 kemudian dimasukkan ke dalam program *Python* untuk dilakukan proses simulasi *Monte Carlo*. Setiap parameter didefinisikan dalam bentuk distribusi triangular berdasarkan nilai minimum, most likely, dan maksimum. Selanjutnya, *Python* melakukan sampling acak sebanyak 200.000 iterasi untuk menghasilkan kombinasi nilai yang mewakili ketidakpastian alami reservoir. Nilai-nilai tersebut kemudian digunakan untuk menghitung total energi panas (Q) dan daya listrik (MWe) menggunakan persamaan volumetrik yang telah dijelaskan pada bagian metode.

Kode pada Gambar 2 menunjukkan tahapan utama proses simulasi *Monte Carlo*, dimulai dari inisialisasi parameter reservoir, pembangkitan nilai acak menggunakan distribusi *triangular*, hingga perhitungan potensi daya listrik (MWe). Setelah seluruh iterasi selesai dijalankan, program menghasilkan kumpulan data keluaran berupa distribusi hasil estimasi daya listrik yang mencerminkan ketidakpastian dari setiap parameter input. Data keluaran tersebut kemudian divisualisasikan dalam bentuk histogram dan kurva Cumulative Distribution Function (CDF) untuk memudahkan analisis statistik terhadap nilai P10, P50, dan P90, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.

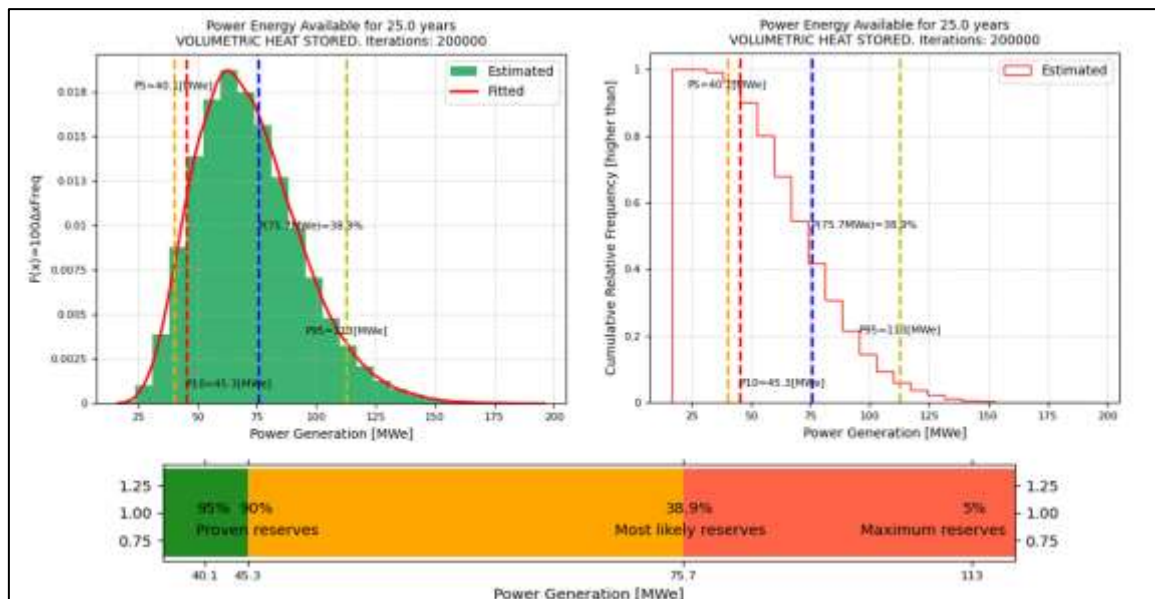
```

1 import gppeval
2 tool = gppeval.Tools()
3 sim = gppeval.MonteCarloSimulation(iterations=200000)
4 csv_file = r"C:\Users\Zhorif Virza\OneDrive\Documents\FILE GEOTHERMAL\Monte Carlo\Code Python\reservoir_properties_list2.csv"
5 nj = tool.read_file_csv(csv_file)
6 nj.set_name("VOLUMETRIC HEAT STORED")
7 nj = sim.calc_energy_potential(nj)
8 print("HASIL SIMULASI")
9 tool.print_results(nj)
10 tool.plot_pdf(nj, show=True) # Histogram
11 tool.plot_pdf(nj, type_graph="higher", show=True) # CDF
12 tool.plot_pdf(nj, type_graph="linear", show=True) # Linear
13

```

Gambar 2. Kode Pemograman *Python* Simulasi *Monte Carlo*

Hasil simulasi Monte Carlo untuk kondisi *steam cap* pada Lapangan Panas Bumi Z ditunjukkan pada Gambar 3. Berdasarkan hasil perhitungan sebanyak 200.000 iterasi, diperoleh nilai probabilistik P10 sebesar 45,34 MWe, P50 sebesar 69,28 MWe, dan P90 sebesar 101,76 MWe. Nilai-nilai ini menunjukkan tingkat kepercayaan terhadap potensi daya listrik yang dapat dihasilkan dari zona uap (*steam cap*), di mana P10 mewakili cadangan terbukti (*proven reserves*), P50 merupakan estimasi paling mungkin (*most likely reserves*), dan P90 adalah estimasi maksimum (*maximum reserves*).



Gambar 3. Visualisasi Hasil Simulasi untuk kondisi Steam Cap

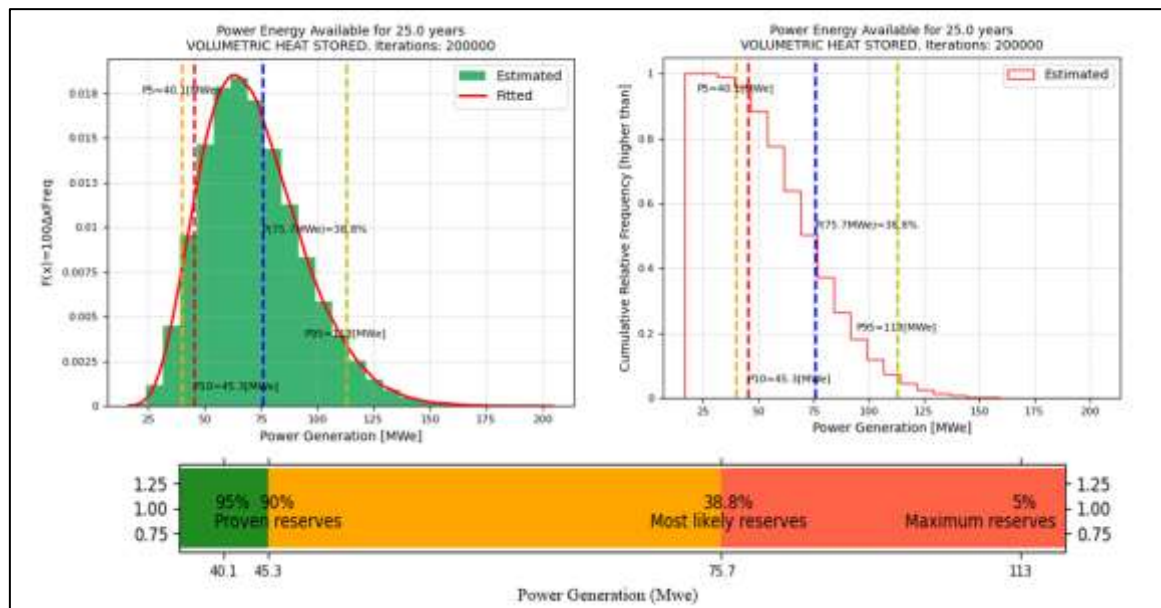
Tabel 2. Hasil Simulasi kondisi steam cap

Percentile	Power Generation(MWe)
P10	45.34 MWe
P50	69.28 MWe
P90	101.76 MWe

Grafik histogram memperlihatkan distribusi hasil simulasi dengan sebaran yang cenderung normal dan sedikit miring ke kanan, menandakan variasi hasil yang moderat dengan nilai rata-rata mendekati P50. Kurva merah pada grafik menunjukkan hasil *fitting* distribusi probabilitas yang menggambarkan pola ketidakpastian data, sedangkan garis vertikal berwarna menandai batas-batas probabilistik P10, P50, dan P90. Grafik *Cumulative Distribution Function (CDF)* di sisi kanan memperlihatkan kenaikan peluang kumulatif terhadap daya listrik yang dihasilkan, menunjukkan tren peningkatan yang konsisten seiring bertambahnya nilai daya.

Secara keseluruhan, hasil simulasi menunjukkan bahwa zona *steam cap* memiliki potensi daya listrik sekitar 69,28 MWe sebagai nilai paling representatif, dengan kisaran ketidakpastian antara 45–102 MWe. Hal ini mengindikasikan bahwa reservoir uap pada Z memiliki potensi energi yang stabil dan dapat diandalkan untuk mendukung pembangkitan listrik berbasis panas bumi dengan tingkat risiko yang relatif rendah.

Hasil simulasi Monte Carlo untuk kondisi *liquid reservoir* pada Lapangan Panas Bumi Z ditunjukkan pada Gambar 4. Berdasarkan hasil perhitungan sebanyak 200.000 iterasi, diperoleh nilai probabilistik P10 sebesar 45,31 MWe, P50 sebesar 69,29 MWe, dan P90 sebesar 102,06 MWe. Nilai-nilai ini menggambarkan tingkat keyakinan terhadap estimasi potensi daya listrik, di mana P10 menunjukkan batas bawah (*proven reserves*), P50 sebagai nilai paling mungkin (*most likely reserves*), dan P90 sebagai batas atas (*maximum reserves*).



Gambar 4. Visualisasi Visualisasi Hasil Simulasi Untuk Kondisi Liquid Reservoir

Tabel 3. Hasil Simulasi Kondisi Liquid

Percentile	Power Generation (MWe)
P10	45.31 MWe
P50	69.29 MWe
P90	102.06 MWe

Distribusi hasil pada grafik histogram memperlihatkan bentuk sebaran yang miring ke kanan, menandakan bahwa sebagian besar hasil simulasi terkonsentrasi pada kisaran daya menengah sekitar nilai P50. Kurva merah menggambarkan *fitted distribution* yang menunjukkan pola ketidakpastian data hasil simulasi, sedangkan garis vertikal menandai posisi masing-masing nilai probabilitas (P10, P50, P90). Grafik *Cumulative Distribution Function (CDF)* di sisi kanan menggambarkan peluang kumulatif daya listrik terhadap jumlah iterasi, memperlihatkan tren kenaikan yang konsisten seiring meningkatnya daya yang dihasilkan.

Secara keseluruhan, hasil simulasi menunjukkan bahwa reservoir cair di Lapangan Z memiliki potensi daya listrik yang realistis di sekitar 69,29 MWe, dengan kisaran ketidakpastian antara 45–102 MWe. Hal ini menggambarkan kondisi reservoir yang stabil dan berpotensi untuk dikembangkan sebagai sumber energi panas bumi dengan risiko ketidakpastian yang masih dapat diterima. Kode pada Gambar 5 digunakan untuk menghitung pengaruh setiap parameter reservoir terhadap daya listrik (MWe) menggunakan metode *heat stored*. Data input diambil dari file CSV berisi nilai minimum, most likely, dan maksimum tiap parameter. Fungsi *calc_power()* menghitung energi panas yang tersimpan, lalu daya listrik berdasarkan umur reservoir 25 tahun. Setiap parameter divariasikan secara bergantian untuk melihat perubahan hasil, dan visualisasinya ditampilkan dalam bentuk *Spider Plot* menggunakan *plotly*. Diagram ini menunjukkan parameter mana yang paling berpengaruh terhadap hasil estimasi daya listrik.

```

1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 import plotly.graph_objects as go
4 import plotly.express as px
5 csv_file = "reservoir_properties_list1.2.csv"
6 df = pd.read_csv(csv_file)
7 df.columns = df.columns.str.strip()
8
9 params = {
10     row["Reservoir_Properties"]:[row["Min"], row["Must"], row["Max"]]
11     for _, row in df.iterrows()
12 }
13
14 t_life = 25 * 365 * 24 * 1000 + delta
15
16 def calc_power(values):
17     A, h, rho, phi, Cr, Ti, Tf, df, eta = values
18     Q = A * h * phi * rho * Cr * (Ti - Tf) * Hf
19     P = (Q * eta) / t_life
20     return P / 1000 + rho
21
22 baseline = {k: v[i] for k, v in params.items()}
23 results = {"Min": [], "Must": [], "Max": []}
24 labels = list(params.keys())
25
26 for key, (vmin, vmust, vmax) in params.items():
27     base_values = list(baseline.values())
28     idx = list(params.keys()).index(key)
29     for label, val in zip(["Min", "Must", "Max"], [vmin, vmust, vmax]):
30         test_values = base_values.copy()
31         test_values[idx] = val
32         results[label].append(calc_power(test_values))
33
34 for k in results:
35     results[k].append(results[k][0])
36 labels_spider = labels + [labels[0]]
37 fig_spider = go.Figure()
38
39 fig_spider.add_trace(go.Scatterpolar(
40     r=results["Min"],
41     theta=labels_spider,
42     mode='lines+markers',
43     line=dict(color='red', dash='dash'),
44     fill='toself',
45     name='Min (Min)'
46 ))
47
48 fig_spider.add_trace(go.Scatterpolar(
49     r=results["Must"],
50     theta=labels_spider,
51     mode='lines+markers',
52     line=dict(color='blue', dash='dash'),
53     fill='toself',
54     name='Must Likely (Min)'
55 ))
56
57 fig_spider.add_trace(go.Scatterpolar(
58     r=results["Max"],
59     theta=labels_spider,
60     mode='lines+markers',
61     line=dict(color='green', dash='dash'),
62     fill='toself',
63     name='Max (Max)'
64 ))
65
66 fig_spider.update_layout(
67     title="Spider Plot Sensitivity Must Stored (Min)",
68     polar=dict(
69         radialaxis=dict(visible=True, gridcolor="lightgrey")
70     ),
71     showlegend=True
72 )

```

Gambar 5. Kode Pemograman *Python* Analisis Sensivity



Gambar 6. Visualisasi Analisis Sensivity

Analisis sensitivitas pada Gambar 6 menunjukkan pengaruh masing-masing parameter terhadap estimasi potensi daya listrik (MWe) menggunakan metode *heat stored*. Parameter dengan variasi nilai yang lebih besar pada grafik radar mengindikasikan tingkat pengaruh yang lebih signifikan terhadap hasil estimasi daya. Berdasarkan hasil simulasi, luas area reservoir (Reservoir Area), ketebalan (Thickness), dan faktor pemulihan (Recovery Factor) memberikan kontribusi paling besar terhadap perubahan nilai potensi daya. Sementara itu, parameter seperti kapasitas panas batuan (Rock Specific Heat) dan temperatur akhir (Final Temperature) menunjukkan pengaruh yang relatif kecil terhadap hasil perhitungan.

Hasil ini memberikan gambaran bahwa ketidakpastian utama dalam estimasi potensi energi panas bumi di Lapangan Z lebih dipengaruhi oleh karakteristik geometri reservoir dan efisiensi pemulihan panas. Oleh karena itu, akurasi data lapangan pada parameter-parameter tersebut menjadi kunci untuk memperkecil deviasi hasil estimasi potensi energi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengestimasi potensi sumber daya panas bumi di Lapangan Z menggunakan metode volumetrik yang dikombinasikan dengan simulasi *Monte Carlo* berbasis *Python*, untuk mengatasi ketidakpastian parameter geologi reservoir. Hasil simulasi menunjukkan estimasi potensi daya listrik dengan rentang probabilitas P10 sebesar 45 MWe, P50 sekitar 69-70 MWe, dan P90 mencapai 102 MWe, yang mencerminkan sebaran ketidakpastian hasil estimasi. Berdasarkan analisis sensitivitas, parameter yang paling berpengaruh terhadap hasil estimasi daya adalah luas area reservoir, ketebalan lapisan, dan recovery factor. Penggunaan *Python* memberikan keunggulan dalam fleksibilitas pemodelan, keterbukaan algoritma (open-source), serta kemudahan visualisasi hasil melalui histogram, CDF, dan *spider plot*. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk melakukan integrasi hasil simulasi *Monte Carlo* dengan analisis keekonomian dan model geologi yang lebih detail, guna menghasilkan estimasi potensi panas bumi yang lebih komprehensif dan aplikatif dalam pengembangan lapangan.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Richter, A. (2020). *Geothermal Energy Use, Country Update for Indonesia*. Proceedings World Geothermal Congress.
- [2] Saptadji, N. M. (2009). *Geothermal Reservoir Engineering*. Bandung: ITB Press.
- [3] Muffler, L. J. P., & Cataldi, R. (1978). *Methods for Regional Assessment of Geothermal Resources*. *Geothermics*, 7(2–4), 53–89.
- [4] Sanyal, S. K., & Sarmiento, Z. F. (2005). *Reservoir Resource Assessment and Power Plant Output Capacity*. *Proceedings World Geothermal Congress*, Antalya, Turkey.
- [5] Grant, M. A., & Bixley, P. F. (2011). *Geothermal Reservoir Engineering*. Elsevier.
- [6] McPherson, M., & Williams, C. (2016). *Quantifying Uncertainty in Geothermal Resource Assessment Using Monte Carlo Simulation*. *Geothermics*, 62, 34–45.
- [7] Ciriaco, A. E., Zarrouk, S. J., & Zakeri, G. (2020). *Geothermal Resource and Reserve Assessment Methodology: Overview, Analysis, and Future Directions*. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 119, 109599.
- [8] Chen, H., et al. (2024). *Geothermal Resource Assessment and Development in Huangliu Formation via Volumetric + Monte Carlo Simulations*. *Sustainability*, 16(16), 7104.

- [9] Li, Y., et al. (2023). *Evaluation of Geothermal Resources Potential in the Uplifted Mountain of Guangdong Province Using the Monte Carlo Simulation*. *Frontiers in Earth Science*, 11, 1233026.
- [10] Zhang, T., & Chen, W. (2022). *Application of Python in Geological and Geothermal Modeling*. *Journal of Applied Geoscience Engineering*, 8(3), 45–53.
- [11] Pocasangre, C., & Fujimitsu, Y. (2018). *A Python-based stochastic library for assessing geothermal power potential using the volumetric method in a liquid-dominated reservoir*. *Geothermics*, 76, 164–176.
- [12] Krieger, L., & Peacock, J. R. (2014). *MTPy: A Python toolbox for magnetotellurics*. *Computers & Geosciences*, 72, 167–175.
- [13] B. Tian et al., “An improved volumetric method of geothermal resources assessment for shallow ground combining geophysical data,” *Renewable Energy*, vol. 145, pp. 2306–2315, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.renene.2019.08.005.
- [14] F. J. Resende and B. V. Costa, “Using random number generators in Monte Carlo simulations,” *Phys. Rev. E*, vol. 58, no. 4, pp. 5183–5184, Oct. 1998, doi: 10.1103/PhysRevE.58.5183.
- [15] H.-D. Vosteen and R. Schellschmidt, “Influence of temperature on thermal conductivity, thermal capacity and thermal diffusivity for different types of rock,” *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, vol. 28, no. 9, pp. 499–509, Jan. 2003, doi: 10.1016/S1474-7065(03)00069-X.

Daftar Simbol

A = luas reservoir (m^2)
 h = ketebalan reservoir (m)
 ϕ = porositas
 ρ = densitas batuan/fluid (kg/m^3)
 Cr = kapasitas panas batuan ($J/kg \cdot ^\circ C$)
 $(T_i - T_f)$ = beda temperatur yang dapat dimanfaatkan
 Rf = Recovery Factor
 P_{MWe} = Daya listrik yang dihasilkan (MWe)
 Q = Total energi panas yang tersimpan dalam reservoir (Joule)
 η = Efisiensi konversi energi panas menjadi listrik (-)
 t_{life} = Umur produksi atau masa operasi reservoir (detik)