



Pemodelan Anomali Self Potential (SP) Menggunakan Algoritma MVDE (Multi Variant Differential Evolution)

Muhammad Budi Haryono , Yekti Widyaningrum*), Herman Aldila

Jurusan Fisika, Universitas Bangka Belitung

Jl. Kampus Peradaban, Kampus Terpadu Universitas Bangka Belitung, Bangka Belitung, Indonesia 33172

*E-mail korespondensi: yekti-widyaningrum@ubb.ac.id

Info Artikel: Abstract

Dikirim:
30 Mei 2023

Revisi:
16 Juni 2023

Diterima:
30 Juni 2023

Kata Kunci:

Self Potential (SP), Pemodelan Inversi, MVDE

Self Potential (SP) is a practical and simple geophysical method. Interpretation of the data of these methods can be done qualitatively and quantitatively. Quantitative interpretation can be done through inversion modeling, but inversion modeling often has problems with the solution of model parameters that are stuck at local minima. Therefore, in this study the MVDE (Multi Variant Differential Evolution) algorithm is used which is able to solve model parameter problems, by finding global model parameter solutions. Inversion modeling of observation Self Potential (SP) anomaly data is carried out using an algorithm that has been tested and produces a misfit of $\leq 10\%$, the test aims so that the algorithm can be used further to model observation data. The observation Self Potential (SP) anomaly modeling produces model parameter values $K=609.3\text{mV}$ $D=9.3$ $h=3.75\text{m}$ $q=1.51$ and $x=1-16$, with a subsurface anomaly model in the form of a spherical geometry at depth 3.75m.

PENDAHULUAN

Self Potential (SP) merupakan metode geofisika yang dapat digunakan untuk kegiatan eksplorasi serta untuk menginterpretasi bawah permukaan [1]. Metode ini merupakan metode yang praktis dan sederhana serta sering diterapkan karena dapat bekerja dengan baik jika diaplikasikan untuk kegiatan eksplorasi skala dangkal [2]. Metode *Self Potential (SP)* termasuk bagian dari geofisika kelistrikan karena pengaplikasiannya didasarkan pada sifat listrik material di bawah permukaan [3].

Metode *Self Potential (SP)* dapat diaplikasikan pada beberapa penelitian, seperti identifikasi aliran fluida panas bumi [4], eksplorasi reservoir sistem panas bumi [5], identifikasi pola sebaran air tanah [6], identifikasi penurunan muka tanah [7], investigasi pendugaan gerakan tanah [8], eksplorasi sebaran mineral [9,10], sebaran lindi [11,12], dan identifikasi zona mineralisasi [13].

Interpretasi data *Self Potential (SP)* dapat dilakukan secara kualitatif dan kuantitatif. Analisis kuantitatif dapat dilakukan dengan membuat pemodelan menggunakan persamaan matematis, agar didapatkan respon model anomali dan bentuk geometri dari sumber anomali [14]. Dalam melakukan pemodelan, teknik yang umum digunakan adalah teknik pemodelan kedepan dan teknik pemodelan inversi. Teknik pemodelan inversi memiliki prinsip meminimumkan anomali perhitungan dan data anomali observasi. Pemodelan inversi sering kali mengalami permasalahan, yaitu solusi nilai parameter modelnya sering terjebak pada

minimum lokal [15]. Apabila solusi parameter model terjebak pada minimum lokal solusi dari pemodelan tersebut bisa dikatakan salah, maka dari itu diperlukan suatu algoritma yang dapat mengatasi permasalahan tersebut. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Hassan et al (2020), Sungkono (2020), dan Boursianis et al (2021) algoritma *MVDE* (*Multi Variant Differential Evolution*) dapat mengatasi permasalahan inversi yang solusi parameter modelnya terjebak pada minimum lokal, karena prinsip dari algoritma ini mencari solusi parameter model secara global. Penelitian yang dilakukan oleh Hassan et al (2020) mengatakan bahwa algoritma ini efektif dan akurat dalam melakukan pemodelan.

Penelitian ini akan mengimplementasikan algoritma *MVDE* (*Multi Variant Differential Evolution*) yang digunakan untuk mengestimasi model bawah permukaan melalui pemodelan terhadap data anomali *Self Potential* (SP).

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data anomali *Self Potential* (SP), yang dimodelkan untuk mendapatkan model bawah permukaan menggunakan teknik pemodelan inversi. Pemodelan inversi merupakan teknik matematis dan statistik yang bertujuan untuk memperoleh informasi parameter model, yang berguna dalam mengestimasi sifat fisis bawah permukaan [16]. Dalam proses inversi, harus terdapat proses modifikasi parameter model agar diperoleh kesesuaian yang optimal antara data perhitungan dengan data observasi. Pemodelan inversi lebih dikenal dengan pemodelan fitting, karena dalam prosesnya dicari parameter model yang menghasilkan respon model sesuai dengan data observasi [17].

Anomali *Self Potential* (SP) pada umumnya dihasilkan oleh struktur yang paling terpolarisasi pada lintasan pengukuran diatas anomali benda, secara matematis pemodelan data tersebut dapat diestimasi menggunakan persamaan seperti yang dikemukakan oleh [18].

$$V(x) = K \frac{(x - D) \cos(\theta) + h \sin(\theta)}{((x - D)^2 + h^2)^q} \quad (1)$$

dimana:

$x = 1, 2, 3, \dots, n$

h = Kedalaman (m)

θ = Sudut polarisasi ($^\circ$)

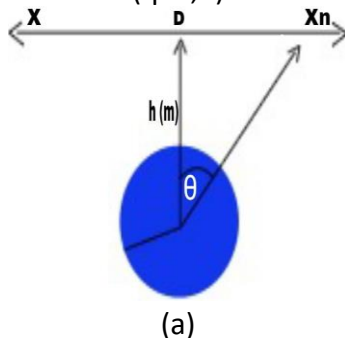
K = Momen dipol listrik (mV)

q = Faktor bentuk

D = Posisi anomali

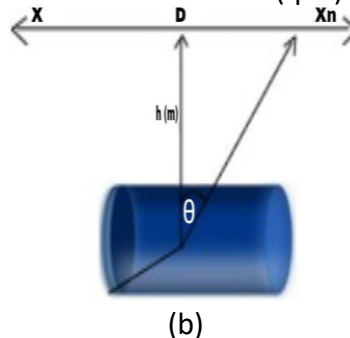
Faktor Bentuk Geometri Bola

($q=1,5$)



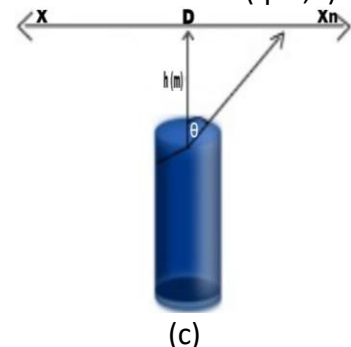
Faktor Bentuk Geometri Silinder Horizontal

($q=1$)



Faktor Bentuk Geometri Silinder Vertikal

($q=0,5$)



Gambar 1. Tampilan Penampang Geometri Anomali *Self Potential* (SP)

Pemodelan inversi menggunakan algoritma *MVDE* dapat dilakukan dengan tahapan berikut.

1. Inisialisasi

Populasi $P = \{X_1, \dots, X_{Np}\}$ terdiri dari jumlah populasi (Np) pada setiap generasi, dimana setiap populasi X_i berisi jumlah parameter model yang disebut dimensi d . Maka dari itu setiap populasi X_i didefinisikan dengan $X_i = (X_{i,1}, \dots, X_{i,d})$.

2. Mutasi

Proses mutasi dapat dilakukan menggunakan persamaan yang dikemukakan oleh Salehinejad et al (2016) yaitu.

$$V_i = X_{i1} + F(X_{i2} - X_{i3}) \quad (2.4)$$

Dimana indeks i_1 , i_2 , dan i_3 merupakan bilangan bulat yang dipilih seragam dari populasi seperti $i_1 \neq i_2 \neq i_3 \neq i$ dimana $i \in \{1, \dots, Np\}$, X_{terbaik} merupakan individu yang dipilih acak dari seluruh individu dalam populasi, sedangkan $F \in (0, 2]$ [19]. Nilai F pada penelitian ini dipilih secara acak dengan rentangan $[0, 1.5]$, pemilihan rentangan nilai parameter tersebut didasarkan pada penelitian yang telah dilakukan oleh Sungkono (2020), yang menyatakan bahwa rentang nilai tersebut dapat menghasilkan tingkat keberhasilan yang tinggi pada proses inversi menggunakan algoritma *MVDE*.

3. Penanganan Batas

Penanganan batas digunakan untuk menjaga nilai parameter model supaya selalu berada dalam ruang batas pencarian model. Penanganan batas ditentukan dengan cara

$$V_{i,j} = \begin{cases} \frac{X_{i,j} + X_{\min j}}{2}, & \text{jika } V_{i,j} < X_{\min j} \\ \frac{X_{i,j} + X_{\max j}}{2}, & \text{jika } V_{i,j} > X_{\max j} \\ V_{i,j}, & \text{selain itu} \end{cases} \quad (2.5)$$

Dimana $X_{\min j}$ dan $X_{\max j}$ merupakan batas minimum dan batas maksimum X_j , dimana nilai dari $j = 1, \dots, d$.

4. Crossover

Crossover diterapkan melalui interaksi antara vektor mutasi dan vektor utama inisialisasi. Proses *crossover* dapat dilakukan dengan cara

$$U_{i,j} = \begin{cases} V_{i,j} & \text{jika } (\text{rand}(0,1) \leq C_r \text{ atau } (j = j_{\text{rand}})) \\ X_{i,j}, & \text{Selain itu} \end{cases} \quad (2.6)$$

Parameter C_r mengontrol komponen yang bermutasi di setiap elemen dari vektor mutasi, dimana C_r memiliki nilai dalam rentang $[0, 1]$. Pemodelan inversi pada penelitian ini menggunakan nilai C_r sebesar 0.5. *Rand* mewakili bilangan acak dalam interval $[0, 1]$, sedangkan j_{rand} adalah bilangan bulat yang dipilih secara acak dalam rentang $[1, d]$.

5. Seleksi

Seleksi digunakan untuk menyeimbangkan kemampuan eksplorasi dan eksploitasi algoritma. Seleksi dilakukan melalui perbandingan antara kesesuaian nilai fitness dari vektor U_i dan X_i , dimana nilai yang memiliki kesesuaian yang lebih baik dipilih untuk generasi berikutnya.

$$X_i = \begin{cases} U_i, & \text{jika } f(U_i) \leq f(X_i) \\ X_i, & \text{Selain itu} \end{cases} \quad (2.7)$$

Inversi anomali *Self Potential (SP)* dilakukan dengan cara meminimumkan fungsi objektif (FO) yaitu.

$$FO = \frac{2 \sum_i^N |V_i^o - V_i^c|}{\sum_i^N |V_i^o - V_i^c| + \sum_i^N |V_i^o + V_i^c|} \quad (2.8)$$

Dimana V_i^o dan V_i^c merupakan data anomali *Self Potential (SP)* observasi dengan data perhitungan inversi, sedangkan N menunjukkan jumlah data yang diamati. Selanjutnya

ketidaksuaian (*misfit*) antara data observasi dan data perhitungan inversi dievaluasi menggunakan kesalahan rata-rata (dalam %) yang didefinisikan sebagai berikut.

$$misfit(\%) = \frac{100}{N} \sqrt{\sum_i^N \left(\frac{V_i^o - V_i^c}{V_i^o} \right)^2} \quad (2.9)$$

Pemodelan inversi anomali *Self Potential* (SP) observasi pada penelitian ini, dilakukan menggunakan algoritma *MVDE* yang telah diuji terlebih dahulu dan menghasilkan nilai *misfit* $\leq 10\%$. Pemodelan inversi data observasi diawali dengan menginisialisasi rentang parameter model, inisialisasi dilakukan dengan cara memasukkan rentang nilai minimum dan maksimum dari masing-masing parameter model serta data anomali observasi. Setelah itu nilai parameter pengontrol (N_p , F , dan Cr) diatur sebagaimana yang telah diterangkan sebelumnya. Dengan melakukan inisialisasi program algoritma dapat melakukan pencarian solusi parameter model, dari rentangan nilai parameter model dan nilai parameter pengontrol.

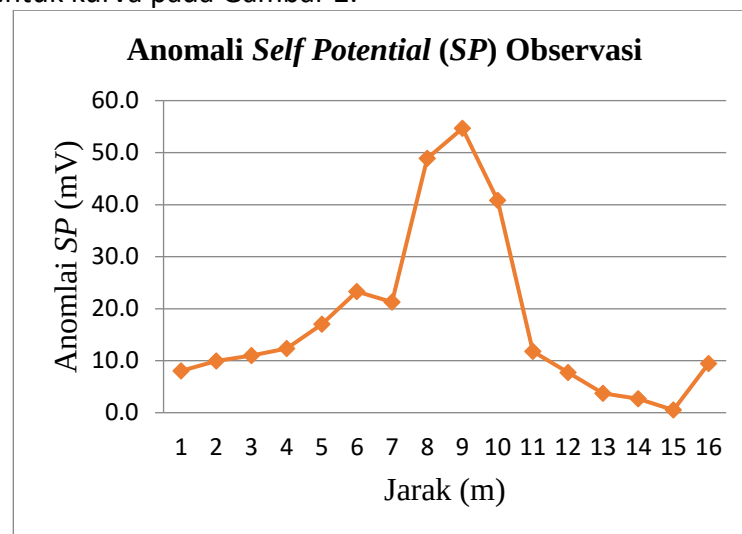
Pemodelan inversi anomali *Self Potential* (SP) observasi dilakukan dengan rentangan nilai parameter model seperti yang disajikan dalam Tabel 1.

Tabel 1 Rentang parameter model inversi data observasi.

	K (mV)	D	h (m)	θ ($^{\circ}$)	q	X
Rentang Parameter Model	400 – 800	7 – 10	0 – 8	0 – 180	0 – 2	1 – 16

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data anomali *Self Potential* (SP) observasi yang akan dimodelkan pada penelitian ini, disajikan dalam bentuk kurva pada Gambar 2.

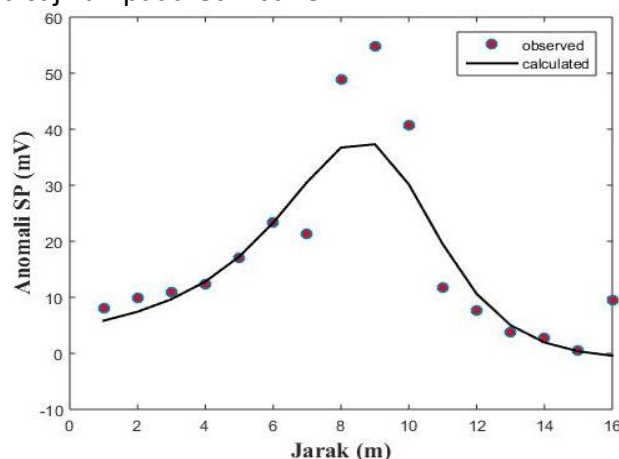


Gambar 2. Anomali Self Potential (SP) Observasi

Berdasarkan Gambar 2 titik pengukuran terdiri dari 16 titik dimana pada data anomali observasi jarak antar titik pengukuran sejauh 5 m, maka lintasan pengukuran data observasi memiliki panjang 80 m. Pada Gambar 1 diketahui bahwa titik pengukuran yang paling terpolarisasi berada pada titik ke-9, pada titik tersebut nilai anomali yang didapatkan sebesar 54,7 mV. Berdasarkan bentuk kurva pada gambar tersebut, maka pemodelan data observasi dilakukan dengan mengatur rentang posisi anomali dari titik ke-7 pengukuran sampai dengan titik ke-10 pengukuran.

Respon model inversi anomali *Self Potential* (SP) observasi yang didapatkan memiliki nilai -0,42 mV sampai dengan 37,31 mV. Berdasarkan rentang parameter pemodelan inversi data observasi pada Tabel 1, didapatkan nilai parameter model yaitu $K = 609,3\text{mV}$, $D = 9,3$, $h =$

3,75m, $q = 1,51$, dan $x = 1-16$. Adapun respon model anomali *Self Potential* (SP) observasi, hasil dari pemodelan inversi disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Model Anomali *Self Potential* (SP) Observasi

Respon model inversi dan anomali *Self Potential* (SP) observasi dari pemodelan tersebut memiliki *misfit* sebesar 9,92%. Nilai *misfit* yang relatif besar ini, dapat dipengaruhi oleh data anomali observasi yang didapatkan dari akuisisi data di lapangan. Walaupun sebelumnya data observasi yang dimodelkan ini telah direduksi, akan tetapi data observasi tersebut belum sepenuhnya terhindar dari *noise*. Karena berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Aviv & Ave (2021), terdapat banyak faktor yang dapat mempengaruhi anomali *Self Potential* (SP) di antaranya yaitu elektroda, variasi temporal, koreksi relif medan, dan lingkungan. Dimana pada penelitian ini, faktor *noise* tersebut belum bisa direduksi dikarenakan keterbatasan literatur yang melakukan penelitian untuk mereduksi data anomali *Self Potential* (SP) terhadap faktor-faktor *noise* tersebut.

Berdasarkan nilai parameter model yang didapatkan, parameter q (faktor bentuk) bernilai 1,51 dimana nilai tersebut merepresentasikan bentuk geometri bola di bawah permukaan. Sedangkan nilai h (kedalaman) sumber anomali diketahui sebesar 3,75m di bawah permukaan. Dari nilai parameter model tersebut, diketahui bahwa model geometri anomali yang berada di lokasi penelitian Desa Pemali Kabupaten Bangka berbentuk geometri bola dengan kedalaman 3,75 m.

KESIMPULAN

Hasil pemodelan anomali *Self Potential* (SP) observasi yang dimodelkan menggunakan algoritma *MVDE* (*Multi Variant Differential Evolution*). Berupa model geometri bola bawah permukaan dengan kedalaman 3,75 m, yang ditunjukkan oleh parameter model q (faktor bentuk) dan parameter model h (kedalaman). Model inversi ini menunjukkan model bawah permukaan yang bebas *noise*, yang mana jika dilakukan pengukuran di lapangan akan didapatkan model bawah permukaan yang mendekati model hasil inversi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Dalam kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terimakasih kepada Jurusan Fisika, Universitas Bangka Belitung, yang telah memfasilitasi penelitian yang dilakukan penulis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Fajriani, Teuku Andi Fadlly, And Tisna Harmawan, "PREDIKSI PENURUNAN MUKA TANAH MELALUI PENDUGAAN POTENSI AIR TANAH MENGGUNAKAN METODE SELF-POTENTIAL,"

Jurnal Fisika Dan Pembelajarannya (PHYDAGOGIC), Vol. 2, No. 2, Pp. 49-54, 2020.

- [2] Joko Sampurno, Nanda Widiastutia, And Nurhasanah, "Pendugaan Potensi Air Bawah Permukaan Menggunakan Metode Self Potential Di Kelurahan Sungai Jawi Kota Pontianak," *PRISMA FISIKA*, Vol. V, No. 2, Pp. 61-67, 2017.
- [3] Muhammad Zuhdi, Jannatin Ardhuha, Kosim, Wahyudi, And Muhammad Taufik, "Program Komputer Berbasis Matlab Untuk Perhitungan Charge Occurence Probability Data Self Potensial," *Kappa Journal*, Vol. 4, No. 2, Pp. 172-177, 2020.
- [4] Novi Setyawan, Muhamad Ragil Setiawan, And Alamata Singarimbun, "IDENTIFIKASI ALIRAN FLUIDA PANAS BAWAH PERMUKAAN DI LAPANGAN PANAS BUMI WAY RATAI MENGGUNAKAN METODE SELF POTENTIAL," *Science And Applicative Technology*, Pp. 1-7, 2019.
- [5] Siti Diah Ayu Febriani, "Self Potential Untuk Pendugaan Reservoir Sistem Panas Bumi Blawan," *Jurnal Fisika Flux*, Vol. 17, No. 1, Pp. 66-72, 2020.
- [6] Lusita Oktavia Hutabarat, Fajriani, And Rachmad Almi Putra, "Identifikasi Pola Sebaran Air Tanah Di Gampong Lengkok Melalui Anomali Self-Potential," *Jurnal Hadron*, Vol. 2, No. 2, Pp. 43-48, 2020.
- [7] Fajriani, Teuku Andi Fadlly, And Tisna Harmawan, "PREDIKSI PENURUNAN MUKA TANAH MELALUI PENDUGAAN POTENSI AIR TANAH MENGGUNAKAN METODE SELF-POTENTIAL," *Jurnal Fisika Dan Pembelajarannya (PHYDAGOGIC)*, Vol. 2, No. 2, Pp. 49-54, 2020.
- [8] Budy Santoso, Subagio, Mia Uswatun Hasanah, And Hilman Suwargana, "Investigation Estimating Of Land Movement Using Methods Of Electrical Resistivity Tomography And Self-Potential In Pasanggrahan Baru Area, South Sumedang ," *Jurnal Geologi Dan Sumberdaya Mineral*, Vol. 21, No. 1, Pp. 33-44, 2020.
- [9] Siti Diah Ayu Febriani And Risqa Daniyati, "Interpretasi Persebaran Mineral Pasir Besi Menggunakan Metode SP (Self Potential) Di Desa Kepanjen," *Prosiding Seminar Nasional Hasil Penelitian*, Pp. 296-299, 2017.
- [10] Tri Kusmita, Anisa Indriawati, And Yekti Widyaningrum, "Sebaran Mineral Ikutan Timah Di Wilayah Bekas Penambangan Menggunakan Metode Self Potential (SP) Sebagai Indikasi Awal Keterdapatan Logam Tanah Jarang (LTJ)," *Jop*, Vol. 7, No. 2, Pp. 54-58, 2022.
- [11] Andri Wasis Handoko, Darsono, And Darmanto, "Aplikasi Metode Self Potential Untuk Pemetaan Sebaran Lindi Di Wilayah Tempat Pembuangan Akhir (TPA) Putri Cempo Surakarta," *Indonesian Journal Of Applied Physics*, Vol. 6, No. 1, Pp. 13-22, 2016.
- [12] Hoirotul Padila, Yekti Widyaningrum, And Widodo Budi Kurniawan, "Identifikasi Sebaran Air Lindi (Leachate) Menggunakan Metode Geolistrik Self-Potential (SP) Di Tempat Pembuangan Akhir (TPA) Parit Enam Kota Pangkalpinang," *Jurnal Riset Fisika Indonesia*, Vol. 2, No. 1, Pp. 15-24, 2021.

- [13] Renata Angrainy, Muhammad Budi Haryono, Susi Mariana, And Yekti Widyaningrum, "Identifikasi Zona Mineralisasi Menggunakan Metode Geolistrik Self-Potential (SP) Di Desa Pemali Kabupaten Bangka," *Jurnal Riset Fisika Indonesia*, Vol. 2, No. 1, Pp. 25-30, 2021.
- [14] Fajriani And Wahyu Srigutomo, "Perbandingan Inversi Non-Linier Untuk Interpretasi Anomali Self – Potential Model Fixed Geometry: Metode Least-Square, Gauss-Newton, Dan Levenberg-Marquardt," *Prosiding SNIPS*, Pp. 313-321, 2016.
- [15] Khalid S. Essa, "Self Potential Data Interpretation Utilizing The Particle Swarm Method For The Finite 2D Inclined Dike: Mineralized Zones Delineation," *Acta Geodaetica Et Geophysica*, Vol. 55, Pp. 203-221, 2020.
- [16] Hendra Grandis, "Pengantar Pemodelan Inversi Geofisika," 2009.
- [17] Nofi Yendri Sudia And Akmam, "Pemodelan Inversi Data Geolistrik 1-D Untuk Menentukan Jenis Dan Kedalaman Batuan Dasar," Vol. V, No. 1, 2013.
- [18] Sungkono, "An Efficient Global Optimization Method For Self Potential Data Inversion Using Micro-Differential Evolution," *Indian Academy Of Sciences*, Vol. 192, No. 1, Pp. 177-198, 2020.
- [19] Hojjat Salehinejada, Shahryar Rahnamayana, And Hamid R. Tizhoosh, "Micro-Differential Evolution: Diversity Enhancement And A Comparative Study," *Applied Soft Computing*, Pp. 1-22, 2016.
- [20] Y. Tiandho, W. Sunanda, F. Afriani, A. Indriawati, And T.P. Handayani, "Accurate Model For Temperature Dependence Of Solar Cell Performance According To Phonon Energy ," *Latvian Journal Of Physics And Technical Sciences*, Vol. 55, No. 5, Pp. 15-25, 2018.