

Aplikasi Algoritma *Particle Swarm Optimization* untuk Menentukan Konstanta pada *Minimal Model* Termodifikasi

Heriyanto Syafutra^{1,a)}, Agus Kartono^{2,b)}, Hanna Afida^{3,c)}

¹Departmen Fisika

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor,
Kelompok Keilmuan Fisika Terapan,
Jl. Meranti, Gd. Wing S lantai 2, Kampus IPB Darmaga Bogor, Indonesia 16680

²Departmen Fisika

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor,
Kelompok Keilmuan Fisika Teori dan Komputasi,
Jl. Meranti, Gd. Wing S lantai 2, Kampus IPB Darmaga Bogor, Indonesia 16680

³Departmen Fisika (Mahasiswa Program Sarjana Fisika)

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor,
Jl. Meranti, Gd. Wing S lantai 2, Kampus IPB Darmaga Bogor, Indonesia 16680

^{a)} hsyafutra@apps.ipb.ac.id (corresponding author)

^{b)} akartono70@gmail.com

Abstrak

Algoritma particle swarm optimization (PSO) pertama kali dikenalkan oleh Dr. Eberhart and Dr. Kennedy pada tahun 1995. Algoritma ini meniru perilaku interaksi kawanan burung atau serangga ketika menemukan lokasi sumber makanan. Kawanan ini memiliki kecerdasan individu dan kecerdasan kelompok yang memungkinkan mereka dapat menentukan posisi sumber makanan dengan cepat dan tepat. Pada penelitian ini, posisi sumber makanan adalah konstanta – konstanta pada minimal model termodifikasi. Sedangkan kriteria posisi terbaik sumber makanan adalah nilai error kuadrat antara hasil simulasi dan data eksperimen Intravenous Glucose Tolerance Test (IVGTT). Untuk mengetahui hubungan linier hasil simulasi dengan data eksperimen digunakan nilai koefisien korelasi (R^2), nilai R^2 yang besar maka menunjukkan hasil simulasi telah dapat mendekati data eksperimen dengan baik. Konstanta sensitivitas glukosa (S_g) dan sensitivitas insulin (S_i) pada model metabolisme glukosa dalam darah (model minimal model termodifikasi) dapat dijadikan dasar penentuan apakah seseorang terkena diabetes atau tidak. Hasil yang didapatkan, algoritma particle swarm optimization dapat memprediksi konstanta pada model minimal model termodifikasi dengan baik sehingga mampu memberikan nilai R^2 di atas 80% pada ke lima subjek (data eksperimen), serta dapat menentukan apakah subjek terkena diabetes atau tidak.

Kata-kata kunci: PSO, diabetes, minimal model termodifikasi, sensitivitas glukosa, sensitivitas insulin

PENDAHULUAN

Seseorang terkena penyakit diabetes melitus ditandai dengan kadar glukosa yang tinggi dalam darah dan urin dalam jangka waktu yang lama. Tingginya kadar glukosa disebabkan terganggunya fungsi pankreas dalam mensekresikan insulin. Pada tahun 2000 penderita diabetes di Indonesia mencapai 2,4 juta orang dan menduduki peringkat ke-4 setelah India, Cina, dan Amerika Serikat. Pada tahun 2030 jumlah diperkirakan

akan menjadi 21,3 juta orang [1]. Salah satu pemicu kenaikan penderita diabetes karena pola hidup modern yang tidak sehat.

Penelitian mengenai penyakit diabetes melitus telah banyak dilakukan, salah satunya adalah dengan menggunakan model matematika untuk mempelajari kinetika konsentrasi glukosa dan insulin dalam darah [1–7]. Salah satu model matematika mengenai diabetes melitus adalah *minimal model* yang dikenalkan oleh Bergman [2] *Minimal model* memiliki dua persamaan yaitu persamaan kinetika insulin dan glukosa.

Pada persamaan *minimal model* Bergman ataupun yang telah dimodifikasi terdapat konstanta–konstanta. Jika konstanta tersebut tepat maka persamaan *minimal model* dapat memfitting data eksperimen konsentrasi glukosa dan insulin dalam darah. Ada dua konstanta penting pada persamaan *minimal model* yang bisa menentukan seseorang terkena diabetes atau tidak. Dua konstanta tersebut adalah sensitivitas insulin (S_i) dan efektivitas glukosa (S_g). Di penelitian ini algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) digunakan untuk mencari konstanta-konstanta pada persamaan modifikasi *minimal model* dalam *close loop method*.

KAJIAN LITERATUR

Minimal model pertama kali dikenalkan oleh Richard N. Bergman[2] Model tersebut merupakan model sederhana yang menggambarkan laju perubahan glukosa dan insulin dalam darah. *Minimal model* oleh Bergman adalah model satu kompartemen, yang arti tubuh dianggap sebagai sebuah tangki dengan konsentrasi dasar (basal) glukosa dan insulin. *Minimal model* menjelaskan kinetika glukosa dan insulin yaitu bagaimana konsentrasi masing-masing saling mempengaruhi. Minimal model yang diberikan oleh Bergman[3] adalah;

$$\frac{dG(t)}{dt} = p_1(G_b - G(t)) - X(t)G(t), G(t_o) = G_o, \tag{1}$$

$$\frac{dX(t)}{dt} = -p_2X(t) + p_3(I(t) - I_b), X(t_o) = X_o, \tag{2}$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = -nI(t) + \gamma(G(t) - h)t, I(t_o) = I_o, \tag{3}$$

Dimana konsentrasi glukosa basal (awal sebelum diinjeksi glukosa) dan saat t adalah G_b dan $G(t)$; konsentrasi Insulin basal dan saat t adalah I_b dan $I(t)$; $X(t)$ nilai yang menggambarkan pengaruh insulin terhadap penghilangan glukosa. Sedangkan p_1, p_2, p_3, n, γ , dan h merupakan konstanta persamaan.

Dari persamaan (2) terlihat bahwa $X(t)$ bergantung pada nilai $X(t)$ dan perubahan konsentrasi insulin saat t dengan kondisi basal dengan besarnya pengaruh bergantung dengan koefisien p_2 dan p_3 yang menyatakan laju penurunan penyerapan glukosa (menit^{-1}) dan peningkatan kemampuan penyerapan glukosa ($\text{menit}^{-2}(\mu\text{U/ml})^{-1}$). Dengan mendefinisikan $S_i = p_3/p_2$ sebagai sensitivitas insulin dan $S_g = p_1$ sebagai efektivitas glukosa serta mendefinisikan laju perubahan insulin harus berpengaruh terhadap besar perubahan konsentrasi glukosa terhadap kondisi glukosa basal maka persamaan *minimal model* Bergman termodifikasi menjadi [2][8];

$$\frac{dG(t)}{dt} = S_g(G_b - G(t)) - X(t)G(t), G(t_o) = G_o, \tag{4}$$

$$\frac{dX(t)}{dt} = p_2(S_i(I(t) - I_b) - X(t)), X(t_o) = X_o, \tag{5}$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = \gamma(G(t) - G_b)t - k(I(t) - I_b), \tag{6}$$

$$\text{jika } G(t) > G_b, I(t_o) = I_o$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = k(I(t) - I_b), \tag{7}$$

$$\text{jika } G(t) < G_b, I(t_o) = I_o,$$

Persamaan (7) menjelaskan bahwa saat konsentrasi glukosa di bawah kondisi basal maka konsentrasi insulin yang disekresikan ke dalam darah harus berkurang dengan faktor sebesar k , kondisi seperti ini yang tidak terdapat pada persamaan (3).

Dengan mengetahui nilai S_i dan S_g untuk masing-masing data eksperimen konsentrasi glukosa maupun insulin akan dapat diduga apakah data tersebut dari penderita diabetes atau seseorang yang berpotensi terkena penyakit

Particle swarm optimization, disingkat sebagai PSO, pertama kali dikenalkan oleh Russel Eberhart dan James Kennedy pada tahun 1995 [9]. PSO merupakan algoritma yang sangat sederhana dan efektif untuk mengoptimalkan berbagai fungsi [10–12]. Algoritma PSO sudah diterapkan dalam aplikasi optimasi parameter simulasi solar sel [13], [14]. Xioalin Wang menggunakannya untuk stimulasi peningkatan uap siklik dalam reservoir minyak berat lepas pantai [15]. Riccardo Poli telah melakukan analisis publikasi terkait aplikasi algoritma PSO pada berbagai bidang riset[16].

Di algoritma PSO dikenal istilah partikel yang merupakan kandidat solusi optimasi, setiap partikel akan berubah posisi (nilainya) dengan kecepatan yang bergantung dengan posisi sebelumnya dan posisi terbaik dari sekumpulan partikel. Secara matematika dapat perubahan kecepatan dan posisi setiap partikel diberikan oleh [17]:

$$v_j(i) = \omega v_j(i-1) + c_1 r_1 (P_{best,j} - x_j(j-1)) + c_2 r_2 (G_{best,j} - x_j(j-1)), \quad (8)$$

$$x_j(i) = x_j(i-1) + v_j(i), \quad (9)$$

Dimana $v_j(i)$ dan $x_j(i)$ adalah kecepatan dan posisi partikel ke j pada iterasi ke i , $P_{best,j}$ dan $G_{best,j}$ merupakan posisi terbaik tiap individu partikel dan posisi terbaik dari kawanan partikel, ω adalah faktor bobot, c_1 , dan c_2 adalah kecerdasan individu dan kecerdasan sosial tiap partikel, r_1 dan r_2 merupakan nilai random.

METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, data eksperimen yang digunakan diambil dari jurnal J.Li *et al* [18], yang mana J. Li *et al* merujuk data eksperimen A. De Gaetano *et al* [4] dan S. Panunzi *et al* [6]. Data eksperimen perubahan konsentrasi glukosa dan insulin dalam darah di lakukan secara *Intravenous Glucose Tolerance Test* (IVGTT). IVGTT adalah pemberian glukosa kepada pasien dengan cara disuntikkan ke dalam pembuluh darah. Subjek akan diberikan bolus infus glukosa intravena sebesar 33% larutan glukosa (0,33 g Glukosa/kg berat badan) dalam ke dalam vena *antecubital* sekitar tiga menit. Untuk mengamati regulasi metabolisme antara glukosa dan insulin selama 180 menit ke depan, glukosa plasma dan serum insulin diukur pada 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 18, 21, 24, 30, 35, 40, 45, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 120, 140, 160, dan 180 menit.

Sedangkan data simulasi konsentrasi glukosa dan insulin didapat dengan cara mengintegrasikan persamaan minimal model termodifikasi pada persamaan (4) – (7) [8]. Algoritma PSO akan merubah-ubah konstanta pada persamaan minimal model termodifikasi sebanyak N kali iterasi sampai didapatkan hasil yang mendekati data eksperimen. Keriteria mendekati data eksperimen yang terbaik adalah jumlah selisih kuadrat antara data eksperimen dan hasil integral persamaan (4) - (7) terkecil. Untuk mengetahui tingkat

Untuk mengetahui hubungan linier hasil simulasi dengan data eksperimen digunakan nilai koefisien korelasi (R^2) yang dapat didefinisikan oleh;

$$R^2 = \frac{(n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i)}{(n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2)(n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2)}, \quad (10)$$

dimana y_i dan x_i merupakan data konsentrasi glukosa maupun insulin hasil eksperimen dan hasil integrasi persamaan minimal model termodifikasi, n banyak data. Kriteria R^2 dikatakan baik bila memenuhi syarat sebagai berikut [19]:

1. Nilai koefisien determinasi lebih besar dari 0,5 menunjukkan variabel bebas dapat menjelaskan variabel tidak bebas dengan baik dan akurat.
2. Nilai koefisien determinasi sama dengan 0,5 dikatakan sedang.
3. Nilai koefisien determinasi kurang dari 0,5 relatif kurang baik, hal ini disebabkan oleh kurang tepatnya pemilihan variable

HASIL DAN PEMBAHASAN

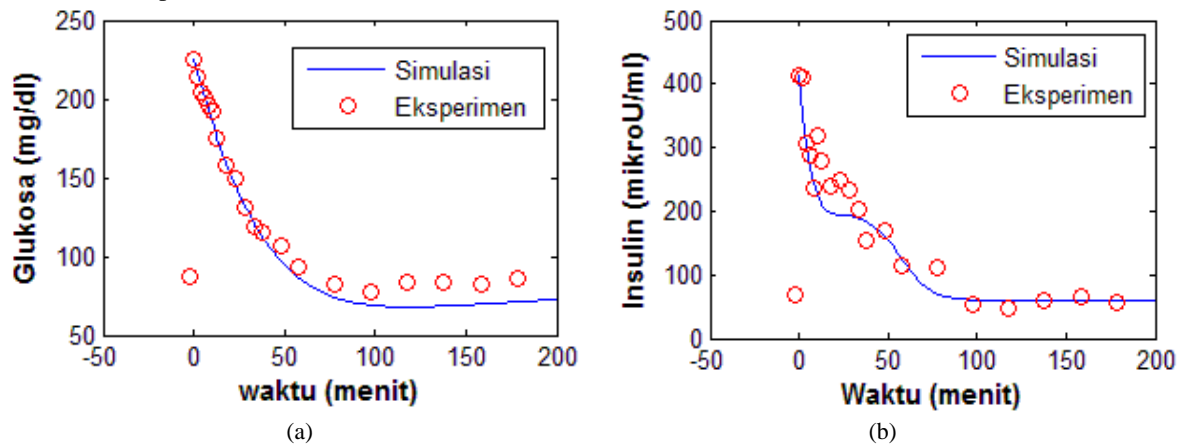
Algoritma PSO telah dapat menentukan konstanta-konstanta pada persamaan minimal model termodifikasi. Hasil integrasi persamaan minimal model termodifikasi dapat mendekati data eksperimen dengan baik yang ditunjukkan dengan nilai R^2 semuanya di atas 82%. Data eksperimen konsentrasi glukosa lebih bisa didekati dengan sempurna dibandingkan data eksperimen konsentrasi insulin hal ini terlihat dari nilai R^2 konsentrasi glukosa lebih besar daripada data eksperimen insulin. Nilai R^2 konsentrasi glukosa dan

insulin dalam darah pada masing-masing subjek dapat dilihat pada Tabel 1. Sedangkan Konstan–konstan persamaan minimal model termodifikasi dapat dilihat pada Tabel 2.

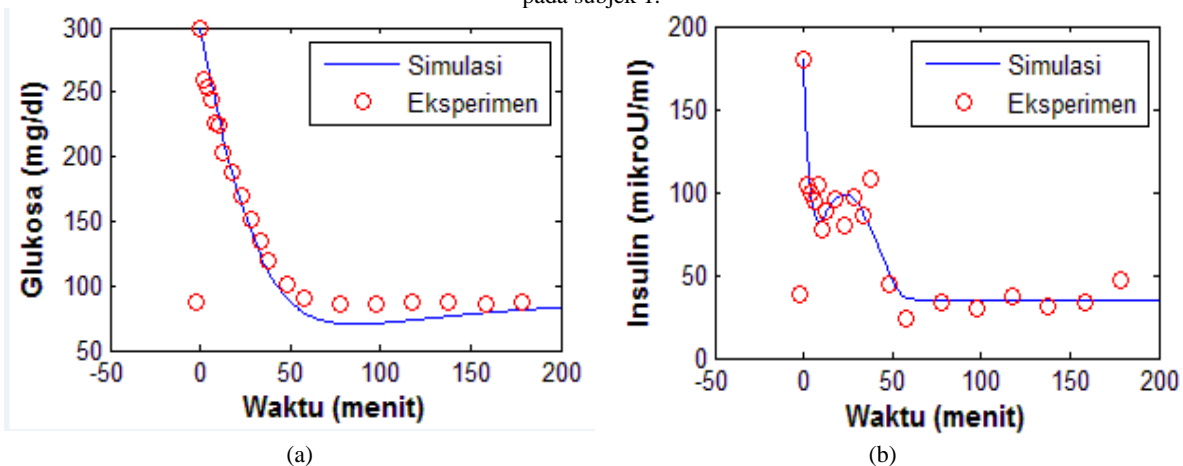
Tabel 1: Nilai R^2 konsentrasi glukosa dan insulin dalam darah pada masing-masing subjek.

Subjek	R^2 Konsentrasi glukosa (%)	R^2 Konsentrasi Insulin (%)
1	97,70	89,72
2	96,90	90,53
3	96,96	86,04
4	92,85	83,25
5	82,52	84,07

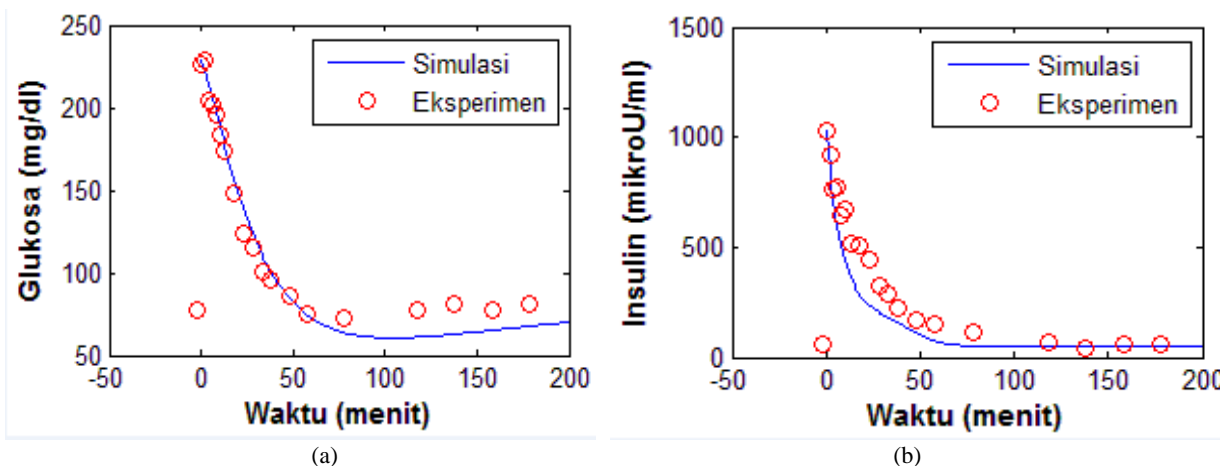
Grafik ketersesuaian hasil simulasi dengan data eksperimen pada masing-masing subjek dapat dilihat pada Gambar 1 sampai 5.



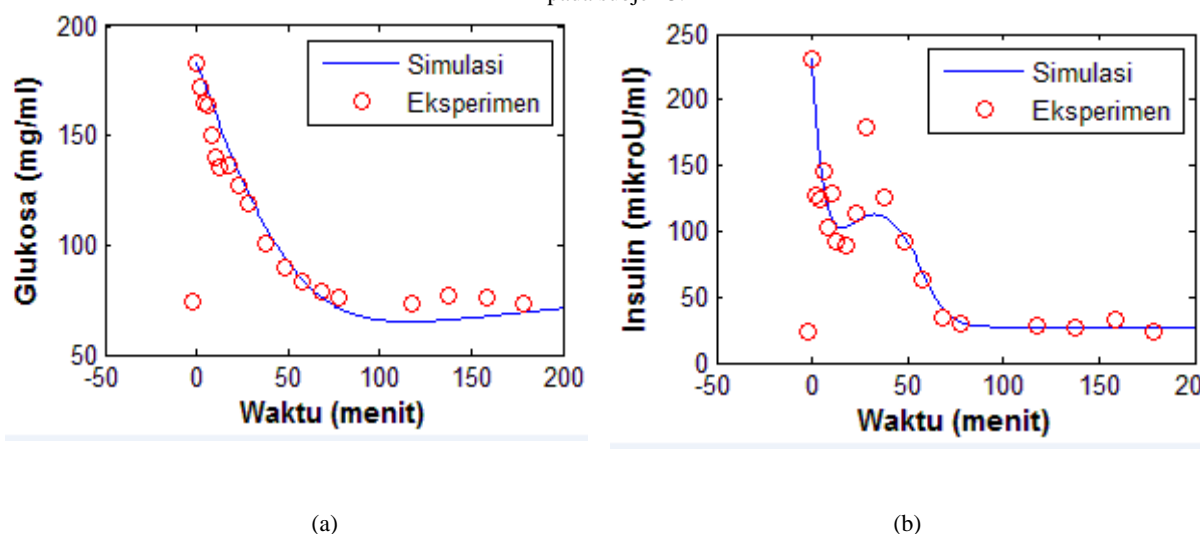
Gambar 1. Perubahan konsentrasi glukosa (a), insulin (b) terhadap waktu dari data eksperimen (o) dan hasil simulasi (—) pada subjek 1.



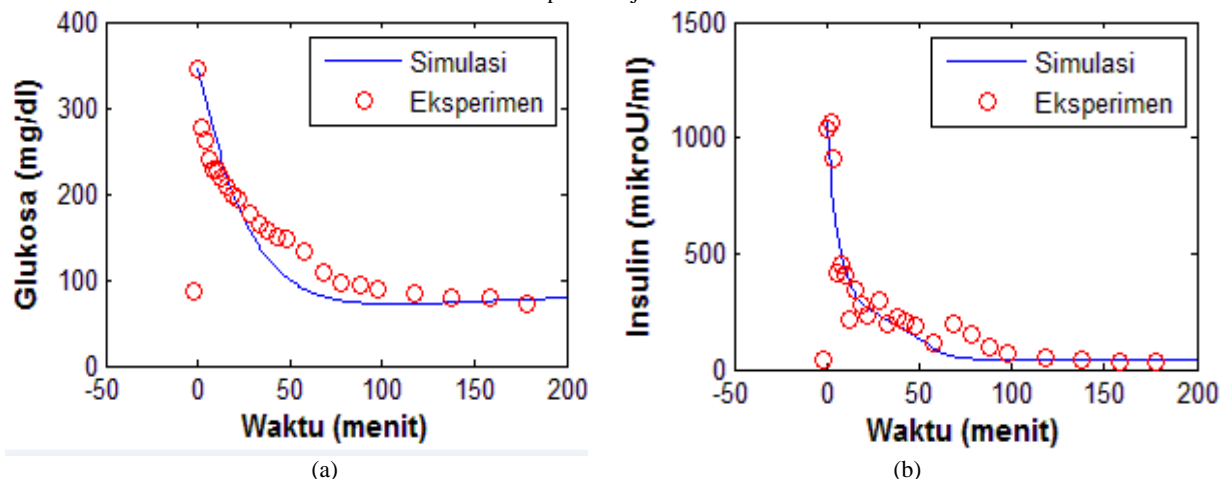
Gambar 2. Perubahan konsentrasi glukosa (a), insulin (b) terhadap waktu dari data eksperimen (o) dan hasil simulasi (—) pada subjek 2.



Gambar 3. Perubahan konsentrasi glukosa (a), insulin (b) terhadap waktu dari data eksperimen (o) dan hasil simulasi (-) pada subjek 3.



Gambar 4. Perubahan konsentrasi glukosa (a), insulin (b) terhadap waktu dari data eksperimen (o) dan hasil simulasi (-) pada subjek 4.



Gambar 5. Perubahan konsentrasi glukosa (a), insulin (b) terhadap waktu dari data eksperimen (o) dan hasil simulasi (-) pada subjek 5.

Tabel 2: Konstanta minimal model termodifikasi persamaan (4) – (7) untuk masing-masing subjek.

Konstanta	Subjek
γ menit ⁻² ($\mu\text{U/ml}$)(mg/dl) ⁻¹	Subjek_1: $8,9612 \times 10^{-3}$
	Subjek_2: $8,8750 \times 10^{-3}$
	Subjek_3: $8,4000 \times 10^{-3}$
	Subjek_4: $8,9681 \times 10^{-3}$
	Subjek_5: $8,8581 \times 10^{-3}$
G_b Mg/dl	Subjek_1: 80,757
	Subjek_2: 86,803
	Subjek_3: 80,655
	Subjek_4: 79,098
	Subjek_5: 87,994
I_b $\mu\text{U/ml}$	Subjek_1: 58,910
	Subjek_2: 34,788
	Subjek_3: 48,465
	Subjek_4: 26,809
	Subjek_5: 40,821
k menit ⁻¹	Subjek_1: $1,0041 \times 10^{-1}$
	Subjek_2: $2,4585 \times 10^{-1}$
	Subjek_3: $1,0042 \times 10^{-1}$
	Subjek_4: $1,2832 \times 10^{-1}$
	Subjek_5: $1,1280 \times 10^{-1}$
p_2 menit ⁻¹	Subjek_1: $1,0406 \times 10^{-2}$
	Subjek_2: $2,1872 \times 10^{-2}$
	Subjek_3: $1,4888 \times 10^{-2}$
	Subjek_4: $1,6690 \times 10^{-2}$
	Subjek_5: $1,0391 \times 10^{-2}$
S_g menit ⁻¹	Subjek_1: $2,8587 \times 10^{-2}$
	Subjek_2: $3,1591 \times 10^{-2}$
	Subjek_3: $2,0824 \times 10^{-2}$
	Subjek_4: $1,9967 \times 10^{-2}$
	Subjek_5: $3,3225 \times 10^{-2}$
	Rentang normal: $(2,6 - 3,6) \times 10^{-2}$
S_i menit ⁻¹ ($\mu\text{U/ml}$)	Subjek_1: $1,4474 \times 10^{-4}$
	Subjek_2: $4,9592 \times 10^{-4}$
	Subjek_3: $1,2198 \times 10^{-4}$
	Subjek_4: $1,9901 \times 10^{-4}$
	Subjek_5: $1,1432 \times 10^{-4}$
	Rentang Normal: $(4,0 - 8,0) \times 10^{-4}$

Pada subjek 1, 2 dan 5 nilai S_g yang didapatkan berada pada rentang S_g orang normal, artinya kemampuan penyerapan glukosa masih baik. Sedangkan subjek 3 dan 4 nilai S_g di bawah batas minimum S_g orang normal, artinya kemampuan penyerapan glukosa dalam darah pada subjek 3 dan 4 kurang. Jika subjek 3 dan 4 melakukan pola hidup sehat dengan sering berolah raga maka akan dapat meningkatkan kemampuan penyerapan glukosa, seperti hasil penelitian A. Kartono tentang pengaruh aktivitas fisik terhadap nilai S_g [8].

Pada subjek 1, 3, 4 dan 5 nilai sensitivitas insulin S_i berada di bawah rentang normal, hal ini menunjukkan bahwa terjadi resistansi terhadap insulin oleh glukosa. Subjek tersebut berpotensi terkena penyakit diabetes karena kinerja insulin dalam menghilangkan glukosa kurang.

Subjek 1 dan 5 termasuk dalam kategori prediabetes karena nilai S_g berada pada rentang normal sedangkan nilai S_i berada di bawah rentang normal. Kondisi Prediabetes adalah keadaan seseorang yang akan menderita penyakit diabetes apabila pola hidupnya tidak dirubah. Subjek 2 merupakan subjek yang sehat karena nilai efektivitas glukosa dan sensitivitas insulinnya berada pada rentang orang normal.

Subjek 1 – 5, kesemuanya memiliki nilai konsentrasi glukosa basal dalam rentang normal. Sehingga subjek tersebut bisa saja didiagnosa sehat. Dengan mengetahui nilai S_g dan S_i diagnosa akan memberikan hasil yang lain. Meskipun glukosa basal direntang normal, jika nilai S_i atau S_g sudah di luar rentang normal maka subjek tersebut bisa dikatakan terkena penyakit diabetes atau prediabetes.

KESIMPULAN

Algoritma PSO telah dapat menentukan konstanta-konstanta pada persamaan minimal model dengan baik, ditunjukkan dengan nilai R^2 data konsentrasi glukosa rata-rata di atas 90% dan data konsentrasi insulin rata-rata di 86%. Konstanta S_g dan S_i sangat penting dalam melakukan diagnosa seseorang berpotensi atau sudah menderita penyakit diabetes. Hanya subjek 2 yang dinyatakan sehat karena nilai S_g dan S_i di antara rentang orang normal, sedangkan subjek 1 dan 5, meskipun memiliki nilai S_g pada rentang normal tetapi nilai S_i di bawah rentang normal sehingga didiagnose prediabetes. Untuk subjek 3 dan 4 didiagnosa terkena diabetes karena nilai S_g dan S_i di luar rentang normal.

REFERENSI

1. S. Wild, G. Roglic, A. Green, R. Sicree, and H. King, *Global Prevalence of Diabetes: Estimates for the year 2000 and projections for 2030*, Diabetes Care **27** (2004)
2. R. N. Bergman, L. S. Phillips, and C. Cobelli, *Physiologic evaluation of factors controlling glucose tolerance in man. Measurement of insulin sensitivity and β -cell glucose sensitivity from the response to intravenous glucose*, J. Clin. Invest. **68** (1981)
3. G. Pacini and R. N. Bergman, *MINMOD: a computer program to calculate insulin sensitivity and pancreatic responsivity from the frequently sampled intravenous glucose tolerance test*, Comput. Methods Programs Biomed., **23** (1986)
4. A. De Gaetano and O. Arino, *Mathematical modelling of the intravenous glucose tolerance test*, Journal of Mathematical Biology **40** (2000)
5. P. Vicini, A. Avogaro, M. E. Spilker, A. Gallo, and C. Cobelli, *Epinephrine effects on insulin-glucose dynamics: the labeled IVGTT two-compartment minimal model approach*, Am. J. Physiol. - Endocrinol. Metab, **283** (2002)
6. S. Panunzi, P. Palumbo, and A. De Gaetano, *A discrete Single Delay Model for the Intra-Venous Glucose Tolerance Test*, Theoretical Biology and Medical Modelling **4** (2007)
7. J. L. Gooley, J. M. Walters, and G. M. Ward, *The Minimal Model of Glucose Disposal in the Analysis of Glucose Effectiveness: Importance of Early Insulin Data*, Diabetes Technol. Ther, **11** (2009)
8. A. Kartono, *Modified minimal model for effect of physical exercise on insulin sensitivity and glucose effectiveness in type 2 diabetes and healthy human*, Theory Biosci **132** (2013)
9. J. Kennedy and R. Eberhart, *Particle swarm optimization*, Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, At Perth, Australia Volume: **4** IEEE Conf. Proc. (1995)
10. E. A. Kaur and E. M. Kaur, *A Comprehensive Survey of Test Functions for Evaluating the Performance of Particle Swarm Optimization Algorithm*, Int. J. Hybrid Inf. Technol, **8** (2015)
11. D. ping Tian, *A Review of Convergence Analysis of Particle Swarm Optimization*, Int. J. Grid Distrib. Comput, **6** (2013)
12. J. Barrera and C. A. Coello Coello, *Test Function Generators for Assessing the Performance of PSO Algorithms in Multimodal Optimization*, Hand Book of Swarm Intelligence, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg (2011)
13. K. Ishaque and Z. Salam, *A Deterministic Particle Swarm Optimization Maximum Power Point Tracker for Photovoltaic System under Partial Shading Condition*, IEEE Trans. Ind. Electron, (2012)
14. H. Qin and J. W. Kimball, *Parameter determination of Photovoltaic Cells from field testing data using particle swarm optimization*, Power and Energy Conference, At Illinois, Volume: IEEE Conf. Proc. (2011)
15. X. Wang and X. Qiu, *Application of Particle Swarm Optimization for Enhanced Cyclic Steam Stimulation in a Offshore Heavy Oil Reservoir*, Int. J. Inf. Technol. Model. Comput, **1** (2013)
16. R. Poli, *Analysis of the Publications on the Applications of Particle Swarm Optimisation*, J. Artif. Evol. Appl, 2008 (2008)
17. Y. Shi and R. Eberhart, *A modified particle swarm optimizer*, The 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings, At Anchorage, Alaska, Volume: IEEE Conf. Proc. (1998)
18. J. Li, M. Wang, A. De Gaetano, P. Palumbo, and S. Panunzi, *The range of time delay and the global stability of the equilibrium for an IVGTT model*, Math. Biosci, **235** (2012)
19. Sumardiono, *Homeschooling a leap for better learning: lompatan cara belajar*. Jakarta: PT Elex Media Komputindo (2007)