

Algoritma Pencarian Kunang-Kunang dengan Reduksi Langkah Acak untuk Optimasi Fungsi Tanpa Kendala

Zuraidah Fitriah, Mohamad Handri Tuloli
Jurusan Matematika, Universitas Brawijaya Malang
zuraidahfitriah@ub.ac.id, mohamadhandri18@gmail.com

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Diterima: 21 Oktober 2019
Direvisi: 18 November 2019
Diterbitkan: 15 Januari 2020

Kata Kunci:

Firefly Photinus Algorithm
Reduksi arbsorpsi cahaya
Reduksi langkah acak

ABSTRAK

Firefly Algorithm (FA) atau algoritma kunang-kunang adalah salah satu algoritma optimasi yang terinspirasi oleh perilaku *flashing* kunang-kunang. FA memiliki beberapa kelemahan seperti terperangkap ke dalam optimum lokal, parameter FA ditetapkan tanpa perubahan selama iterasi, dan tidak mengingat sejarah setiap situasi di setiap iterasi. Dalam artikel ini, diperkenalkan *Firefly Photinus search Algorithm* (FPA) yang merupakan variasi baru dari *Firefly Algorithm* (FA) yang bertujuan untuk mengatasi terjebaknya solusi dalam beberapa optimum lokal dan mempelajari sejarah setiap iterasi selama proses pencarian dengan mengembangkan koefisien reduksi arbsorpsi cahaya dan daftar pasangan (*matelist*). Dalam FPA ditambahkan parameter baru, yaitu reduksi langkah acak yang bertujuan untuk memaksimalkan kinerja FPA. FPA disimulasikan untuk mengoptimalkan lima fungsi tes dan dibandingkan dengan FA standar dan variasi FA lainnya yaitu *Wise Step Strategy for Firefly Algorithm* (WSSFA) dan *Firefly Algorithm with Random Attraction* (RaFA). Hasil simulasi menunjukkan bahwa FPA berhasil mengungguli FA, WSSFA, dan RaFA.

Copyright © 2019 SIMANIS.
All rights reserved.

Korespondensi:

Zuraidah Fitriah,
Jurusan Matematika,
Universitas Brawijaya Malang,
Jl. Veteran Malang, Jawa Timur, Indonesia 65146
zuraidahfitriah@ub.ac.id

1. PENDAHULUAN

Firefly Algorithm (FA) dimotivasi oleh perilaku biologis kunang-kunang berdasarkan tiga aturan dasar, yaitu kunang-kunang adalah uniseks, daya tarik sebanding dengan kecerahan, dan kecerahan dipengaruhi atau ditentukan oleh lanskap fungsi tujuan. Namun, FA memiliki sejumlah kelemahan, yang terjebak di beberapa optimum lokal dan tidak mempelajari sejarah setiap situasi untuk setiap iterasi [1].

Artikel ini mengacu pada [2] yang membahas *Firefly Photinus search Algorithm* (FPA). FPA adalah variasi baru dari *Firefly Algorithm* (FA) yang bertujuan untuk terjebaknya solusi di beberapa optimum lokal dan mempelajari sejarah setiap iterasi selama proses pencarian dengan mengembangkan parameter reduksi arbsorpsi cahaya dan daftar pasangan (*matelist*). Saat memilih pasangan, kunang-kunang betina memiliki mekanisme unik yang menghasilkan proses pembelajaran dalam memilih pasangan terbaik. *Matelist* dapat dianggap sebagai sejarah dalam proses optimasi terkait dengan perpindahan kunang-kunang terlarang selama proses pencarian. FPA memiliki parameter arbsorpsi cahaya dinamis di mana tidak dimiliki FA yang berfungsi untuk menyeimbangkan eksplorasi dan eksploitasi dan mengendalikan area dominasi kunang-kunang yang lebih terang selama iterasi waktu. Dalam artikel ini, ditambahkan satu parameter adalah koefisien reduksi langkah acak untuk memaksimalkan kinerja FPA. FPA disimulasikan untuk mengoptimalkan beberapa fungsi

tes dan dibandingkan dengan FA dan variasi FA lainnya, yaitu *Wise Step Strategy for Firefly Algorithm* (WSSFA) dan *Firefly Algorithm with Random Attraction* (RaFA).

2. METODE PENELITIAN

2.1. Jarak, Daya Tarik, Intensitas Cahaya, dan Perpindahan

Jarak antara dua kunang-kunang i and j at $\vec{x}_i$ and $\vec{x}_j$ ditentukan oleh jarak Cartesian berdasarkan persamaan (1) di mana $x_{i,k}$ adalah komponen k dari koordinat ruang $\vec{x}_i$ dari kunang-kunang i dan d adalah jumlah dimensi.

$$r_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (1)$$

Pada FA, ada dua masalah penting, yaitu intensitas cahaya dan formulasi daya tarik. Intensitas cahaya yang digunakan untuk menentukan daya tarik, yaitu,

$$I(r) = I_0 e^{-\gamma r^2} \quad (2)$$

Daya tarik kunang-kunang sebanding dengan intensitas cahaya yang terlihat oleh kunang-kunang yang berdekatan, sehingga daya tarik β dari kunang-kunang ditentukan oleh persamaan (3) di mana β_0 adalah daya tarik pada saat jarak $r = 0$.

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^m}, m \geq 1 \quad (3)$$

Perpindahan kunang-kunang i terhadap kunang-kunang j yang lebih menarik (lebih terang) ditentukan oleh

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (\vec{x}_j - \vec{x}_i) + \alpha \vec{e} \quad (4)$$

Suku pertama adalah posisi awal kunang-kunang i , suku kedua adalah perpindahan akibat daya tarik dengan γ adalah koefisien arbsorpsi cahaya, sedangkan suku ketiga adalah perpindahan random dengan α menjadi parameter random dan $\vec{e}$ adalah vektor angka acak dengan t adalah iterasi [3].

2.2. Parameter Baru FPA

2.2.1. Daftar pasangan (*Matelist*)

FPA memperkenalkan mekanisme daftar pasangan (*matelist*) untuk memecahkan masalah terperangkap dalam beberapa optimum lokal dan mengingat sejarah dari situasi setiap iterasi. Jika kunang-kunang berpindah maka rincian gerakannya dicatat dalam *matelist*. Ketika perpindahan telah disimpan dalam *matelist*, tidak ada perpindahan ke kunang-kunang yang sama. Namun, pembatasan ini dapat dibatalkan dengan penghapusan dari *matelist* setelah sejumlah perpindahan. Penghapusan dari *matelist* tergantung pada ukuran *matelist* seperti yang ditunjukkan oleh gambar berikut.

M_1	x_i^1						
M_2	x_i^2	x_i^1					
M_3	x_i^3	x_i^2	x_i^1				
.....							
M_7	x_i^7	x_i^6	x_i^5	x_i^4	x_i^3	x_i^2	x_i^1
M_8	x_i^8	x_i^7	x_i^6	x_i^5	x_i^4	x_i^3	x_i^2
.....							
M_{t+1}	x_i^{t+1}	x_i^t	x_i^{t-1}	x_i^{t-2}	x_i^{t-3}	x_i^{t-4}	x_i^{t-5}

Gambar 1. Skema pengisian dan penghapusan *matelist*

2.2.2. Koefisien reduksi arbsorpsi cahaya (σ)

Koefisien penyerapan cahaya (γ) dikenal sebagai parameter arbsorpsi cahaya pada FA. Parameter ini dianggap konstan metode FA klasik. Namun, dalam artikel ini FPA mengusulkan penyempurnaan algoritma dengan koefisien arbsorpsi yang berubah seiring iterasi waktu dengan ketentuan sebagai berikut.

$$\gamma(t+1) = \sigma \cdot \gamma(t) \quad (5)$$

Berdasarkan persamaan (5), σ adalah pengurangan atau peningkatan koefisien arbsorpsi cahaya. Oleh karena itu, untuk mengendalikan area dominasi dari kunang-kunang yang lebih terang selama iterasi waktu ditentukan

$$0 < \sigma \leq 1 \Rightarrow \begin{cases} \gamma(t+1) \leq \gamma(t) \\ \beta(t+1) \geq \beta(t) \end{cases}$$

2.2.3. Koefisien reduksi langkah acak (δ)

Dalam artikel ini diusulkan parameter baru, yaitu koefisien reduksi langkah acak (δ) untuk membuat kinerja FPA menjadi lebih optimal. Koefisien reduksi langkah acak berfungsi untuk menurunkan nilai koefisien langkah acak (α) seiring iterasi waktu dengan ketentuan

$$\alpha(t+1) = \delta \cdot \alpha(t) \quad (6)$$

dengan $0 < \delta \leq 1$.

2.3. Prosedur FPA

Prosedur FPA dapat disajikan dalam langkah-langkah berikut.

1. Inisialisasi populasi kunang-kunang.
Inisialisasi dilakukan dengan membangkitkan populasi kunang-kunang secara acak.
2. Perhitungan intensitas cahaya kunang-kunang.
Perhitungan intensitas cahaya untuk kasus minimisasi adalah $I(\vec{x}) = \frac{1}{f(\vec{x})}$ dan untuk kasus maksimisasi adalah $I(\vec{x}) = f(\vec{x})$ di mana $f(\vec{x})$ adalah fungsi objektif.
3. Kunang-kunang intensitas rendah i mendekat ke kunang-kunang dengan intensitas lebih tinggi j .
Pergeseran kunang-kunang dengan intensitas rendah ke kunang-kunang dengan intensitas tinggi ditentukan oleh persamaan (4) dengan persyaratan tambahan bahwa pasangan $(i, j) \notin M$. Selanjutnya, M diperbarui, γ diperbarui menggunakan persamaan (5) dan α diperbarui menggunakan persamaan (6).
4. Pengurutan kunang-kunang berdasarkan intensitas cahaya.
Kunang-kunang diurutkan berdasarkan intensitas cahaya dari yang tertinggi ke yang terendah. Kunang-kunang dengan intensitas cahaya tertinggi adalah calon solusi optimum untuk masalah minimasi fungsi objektif.
5. Kriteria pemberhentian.
Kriteria pemberhentian yang digunakan adalah maksimum 1000 iterasi dan konvergensi, yaitu solusinya tidak berubah untuk 100 iterasi berurutan. Jika kriteria pemberhentian telah terpenuhi maka iterasi dihentikan, sebaliknya ulangi langkah 2-5.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Penentuan Nilai Parameter FPA

Nilai σ , δ dan α ditentukan dengan melakukan simulasi numerik sebanyak 100 percobaan pada setiap fungsi tes dengan nilai reduksi langkah acak yang berbeda-beda. Simulasi diterapkan pada dimensi tertinggi setiap fungsi. Nilai parameter σ , δ dan α yang membuat kinerja FPA optimal sesuai fungsi adalah sebagai berikut.

Tabel 1. Nilai M , σ , dan δ sesuai fungsi

Fungsi	M (k dimensi)			σ (k dimensi)			δ (k dimensi)		
	$k = 2$	$k = 10$	$k = 30$	$k = 2$	$k = 10$	$k = 30$	$k = 2$	$k = 10$	$k = 30$
<i>Rastrigin</i>	10	2	9	0.7	0.8	1	0.99	0.99	0.99
<i>Griewank</i>	1	9	3	0.3	0.5	0.6	1	1	1
<i>Quartic with Noise</i>	1	9	8	1	1	1	0.6	0.99	0.99
<i>Sm of Different Power</i>	5	3	7	0.4	1	1	0.99	0.99	0.99
<i>Easom</i>	6	-	-	0.6	-	-	0.99	-	-

3.2. Perbandingan FA, WSSFA, RaFA dan FPA

Simulasi numerik FA, WSSFA, RaFA, dan FPA dilakukan sebanyak 100 kali untuk setiap fungsi tes. Hasil simulasi masing-masing algoritma kemudian dibandingkan berdasarkan rata-rata nilai fungsi dan didapatkan data sebagai berikut.

Tabel 2. Perbandingan hasil simulasi pada fungsi *Rastrigin*

Optimum Global $f(\vec{x}) = 0$					
Dimensi	Kriteria	FA	WSSFA	RaFA	FPA
2	Rata-rata $f(\vec{x})$	0.64	1.97	0.63	0.50
	Waktu komputasi (detik)	0.20	0.18	0.05	0.74
10	Rata-rata $f(\vec{x})$	8.32.16	20.82	7.93	6.16
	Waktu komputasi (detik)	0.28	0.24	0.06	2.00
30	Rata-rata $f(\vec{x})$	39.97	71.10	39.08	18.38
	Waktu komputasi (detik)	0.40	0.44	0.094	2.25

Menurut data pada Tabel 2, performa FPA untuk menyelesaikan masalah minimasi fungsi Rastrigin, yang merupakan fungsi unimodal, sangat baik dibandingkan dengan FA, WSSFA, dan RaFA baik untuk dimensi rendah maupun dimensi tinggi.

Tabel 3. Perbandingan hasil simulasi pada fungsi *Griewank*

Optimum Global $f(\vec{x}) = 0$					
Dimensi	Kriteria	FA	WSSFA	RaFA	FPA
2	Rata-rata $f(\vec{x})$	0.09	1.08	0.05	0.07
	Waktu komputasi (detik)	0.20	0.21	0.05	0.44
10	Rata-rata $f(\vec{x})$	7.12	37.36	7.64	7.12
	Waktu komputasi (detik)	0.57	0.95	0.17	1.24
30	Rata-rata $f(\vec{x})$	31.53	157.07	38.55	31.45
	Waktu komputasi (detik)	1.03	1.11	0.32	2.17

Fungsi *Griewank* memiliki solusi optimum global $f(\vec{x}) = 0$ dengan $\vec{x} = \vec{0}$. Fungsi ini merupakan fungsi multimodal yang memiliki beberapa solusi optimum lokal. Implementasi FPA untuk menyelesaikan masalah minimasi fungsi *Griewank*, yang ditunjukkan pada Tabel 3, memiliki performa yang lebih baik daripada FA, WSSFA, dan RaFA pada dimensi 10 dan 30. Sementara pada dimensi 2, FPA mendapatkan rata-rata nilai $f(\vec{x})$ yang sedikit lebih rendah dari RaFA.

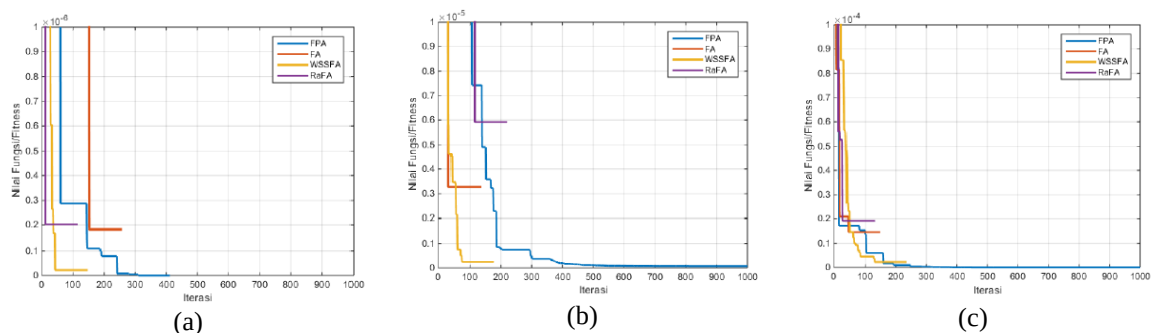
Tabel 4. Perbandingan hasil simulasi pada fungsi *Quarticc with Noise*

Optimum Global $f(\vec{x}) = 0$					
Dimensi	Kriteria	FA	WSSFA	RaFA	FPA
2	Rata-rata $f(\vec{x})$	0.053	0.061	0.063	0.047
	Waktu komputasi (detik)	0.87	0.94	0.24	1.99
10	Rata-rata $f(\vec{x})$	0.091	0.122	0.117	0.050
	Waktu komputasi (detik)	0.94	0.99	0.27	2.13
30	Rata-rata $f(\vec{x})$	0.233	0.311	0.262	0.074
	Waktu komputasi (detik)	1.08	1.12	0.36	2.261

Fungsi *Quarticc with Noise* merupakan fungsi unimodal dengan solusi optimum global $f(\vec{x}) = 0$ dengan $\vec{x} = \vec{0}$. Fungsi ini memiliki karakteristik khas yaitu *noise* yang membuat fungsi ini tidak mulus. Dari hasil simulasi pada Tabel 4, didapatkan hasil bahwa baik pada dimensi 2, 10, maupun 30, FPA memiliki performa yang lebih baik dalam mendekati nilai optimum global fungsi ini dibandingkan dengan FA, WSSFA, dan RaFA meskipun waktu komputasi yang dibutuhkan masih lebih tinggi dibandingkan RaFA. Hal ini mungkin dapat terjadi karena langkah-langkah algoritma pada satu iterasi FPA lebih panjang daripada pada RaFA.

Tabel 5. Perbandingan hasil simulasi pada fungsi *Sum of Different Power*

Optimum Global $f(\vec{x}) = 0$					
Dimensi	Kriteria	FA	WSSFA	RaFA	FPA
2	Rata-rata $f(\vec{x})$	9E-07	1E-08	1E-06	4E-08
	Waktu komputasi (detik)	0.17	0.19	0.051	0.78
10	Rata-rata $f(\vec{x})$	2E-05	4E-07	2E-05	3E-07
	Waktu komputasi (detik)	0.18	0.35	0.06	1.79
30	Rata-rata $f(\vec{x})$	2E-05	1E-06	2E-05	5E-07
	Waktu komputasi (detik)	0.21	0.46	0.087	2.11

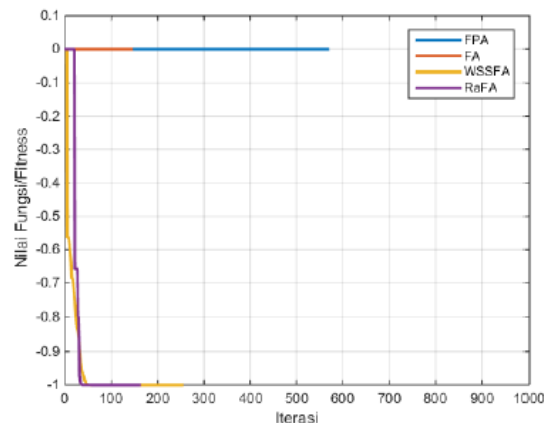
Gambar 6. Hasil simulasi algoritma pada fungsi *Sum of Different Power* (a) 2 dimensi, (b) 10 dimensi (c) 30 dimensi

Fungsi *Sum of Different Power* merupakan fungsi unimodal dengan solusi minimum global $f(\vec{x}) = 0$ dengan $\vec{x} = \vec{0}$. Berdasarkan Tabel 5, pada fungsi *Sum of Different Power* dengan domain 2 dimensi, rata-rata nilai $f(\vec{x})$ yang didapatkan oleh FPA belum mengungguli rata-rata nilai $f(\vec{x})$ yang didapatkan oleh 3 algoritma lain. Namun sebaliknya, pada fungsi *Sum of Different Power* dimensi 10 dan 30 FPA menunjukkan performa

yang lebih baik dibandingkan 3 algoritma lain. Gambar 6 merupakan hasil simulasi pada satu dari 100 percobaan masing-masing pada fungsi *Sum of Different Power* dimensi 2, 10, dan 30. Dari Gambar 6(a), dapat dilihat bahwa keempat algoritma cukup mendekati solusi optimum global fungsi ini, namun keempatnya mengalami konvergensi dini yaitu antara iterasi 100 sampai 450 iterasi. Kemudian pada Gambar 6(b), FPA dapat mencapai nilai $f(\vec{x})$ yang lebih baik dari ketiga algoritma dan dapat mencapai kriteria pemberhentian yang diminta yaitu 1000 iterasi sementara tiga algoritma yang lain telah mengalami konvergensi dini pada rentang iterasi 100 hingga 250.

Tabel 6. Perbandingan hasil simulasi pada fungsi *Easom*

Optimum Global $f(x_1, x_2) = -1$				
Kriteria	FA	WSSFA	RaFA	FPA
Rata-rata $f(\vec{x})$	-0.23	-0.07	-0.39	-0.21
Waktu komputasi (detik)	0.11	0.14	0.05	0.53



Gambar 7. Hasil simulasi algoritma pada fungsi *Easom*

Fungsi *Easom* mempunyai solusi global optimum $f(x_1, x_2) = -1$ dengan $(x_1, x_2) = (\pi, \pi)$. Fungsi ini merupakan fungsi unimodal dengan karakteristik yang dapat menjebak kunang-kunang diam (tidak terjadi perpindahan) karena tidak ada kunang-kunang yang bisa lebih terang dari kunang-kunang lainnya (banyak titik pada domain yang nilai fungsinya sama). Hasil simulasi pada Tabel 6 memperlihatkan bahwa rata-rata $f(\vec{x})$ yang dicapai RaFA lebih baik dibandingkan FA, WSSFA, dan FPA, sedangkan dari segi waktu komputasi, FPA membutuhkan waktu komputasi yang lebih lama dibandingkan 3 algoritma lainnya. Gambar 7 merupakan salah satu hasil simulasi keempat algoritma pada fungsi *Easom*. Berdasarkan gambar tersebut, dapat dilihat bahwa keempat algoritma mengalami konvergensi dini. Namun demikian, WSSFA dan RaFA dapat mencapai titik optimum global fungsi *Easom*.

4. KESIMPULAN

FPA mengusulkan parameter *matelist* (M) dan koefisien reduksi absorpsi cahaya (σ) untuk mengatasi kelemahan FA. Namun dalam eksperimen, algoritma ini belum menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan FA, sehingga diusulkan parameter baru yaitu koefisien reduksi langkah acak (δ) untuk memaksimalkan kinerja FPA. Adapun pemilihan nilai M , σ , dan δ yang optimal untuk FPA bergantung pada karakteristik fungsi tujuan.

Performansi FPA dalam implementasinya pada lima fungsi tes berukuran 2, 10, dan 30 dimensi dibandingkan FA, WSSFA, dan RaFA relatif lebih baik berdasarkan rata-rata $f(\vec{x})$ yang dicapai dalam 100 kali percobaan meskipun waktu komputasi yang dibutuhkan FPA lebih tinggi dibandingkan tiga algoritma lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Yang, X.S.. 2009. Firefly Algorithm for Multimodal Optimization. *Stochastic Algorithm: Foundations and Applications*, Lecture Note in Computer Sciences, 5792:169-178.
- [2] Alomoush, W., Khairuddin, O., Ayat, A., Yazan, M. A., Dheeb, A., Ammar, A. 2018. Firefly Photinus search Algorithm. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*.
- [3] Hashmi, A., Nishant, G., Shruti, G., Divya, G. 2013. Firefly Algorithm for Unconstrained Optimization. *IOSR Journal of Computer Engineering*. 11(1):75-78.