

# PENENTUAN PARAMETER JARAK ANTAR VEKTOR UNGGULAN PADA MODIFIKASI SPECIES-BASED DIFFERENTIAL EVOLUTION UNTUK OPTIMASI FUNGSI MULTIMODAL

Said Iskandar Al Idrus<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Medan, Jln. Willem Iskandar Pasar V, Medan  
20221

Diterima 5 Januari 2013, disetujui untuk publikasi 22 Februari 2013

**Abstract**— Pada saat ini optimasi mempunyai peranan penting dalam berbagai bidang penelitian operasional, industri, keuangan dan manajemen. Differential Evolution (DE), merupakan teknik pencarian acak menggunakan vektor sebagai alternatif penyelesaian dalam pencarian optimasi. DE bekerja sangat baik pada optimasi sebuah fungsi unimodal, pada fungsi multimodal dilakukan pembagian wilayah fitness dengan menggunakan niching method untuk mencari lokal optimum. Species-based adalah salah satu metode niching yang digunakan dalam optimasi multimodal. Metode ini membentuk banyak populasi dalam area fungsi dengan mempertahankan jarak (euclidean distance) dalam penempatan titik pusatnya atau disebut juga dengan species-seed. Setiap populasi memiliki jari-jari ( $r$ ) antara vektor-vektor dan titik pusat populasi. Pada tulisan ini dijelaskan modifikasi untuk pengembangan Species-based yang telah ada untuk menentukan species-seed sebagai vektor unggulan yang disebar diseluruh area fungsi dengan menentukan jarak ideal, hal ini bermanfaat untuk menghindari mencari species-seed secara berulang-ulang dan dapat menentukan jumlah individu dalam satu populasi dengan jumlah ideal yang sama. Dari hasil test fungsi sangat baik dan dengan hasil yang diperoleh dari paper sebelumnya dengan species-based yang belum dimodifikasi. Untuk fungsi satu dimensi dan dua dimensi hasil dapat di gambarkan dalam bentuk gambar grafik fungsi.

**Kata kunci:**  
Differential  
evolution, species-  
based, vektor  
unggulan, lokal  
optima

## Pendahuluan

Pada saat ini optimasi mempunyai peranan penting dalam berbagai bidang penelitian operasional, industri, keuangan dan manajemen. Masalah optimasi merupakan permasalahan memaksimumkan atau pun meminimumkan suatu fungsi satu peubah atau banyak peubah, fungsi yang diteliti meliputi fungsi unimodal dan multimodal. Dalam mencari solusi optimum dapat dilakukan dengan cara kalkulus, numerik dan nilai acak (random search).

Pencarian solusi optimum dengan menggunakan metode kalkulus dasar dan metode numerik harus memenuhi syarat-

syarat tertentu. Pencarian solusi dengan menggunakan metode kalkulus dasar memerlukan fungsi objektif yang kontinu dan atau terdeferensialkan serta memiliki solusi atau tebakan awal. Metode numerik tidak dapat digunakan secara langsung untuk mencari solusi optimum dari suatu fungsi objektif. Namun solusi optimum dapat diperoleh dengan mencari akar dari turunan pertama fungsi objektif secara numerik. Hal ini berarti penggunaan metode numerik untuk mencari solusi optimum juga membutuhkan keberadaan turunan pertama dari fungsi objektif. Padahal dalam kenyataannya seringkali ditemui permasalahan optimasi dengan fungsi objektif yang diskrit, tidak

kontinu, tidak terdiferensialkan, memiliki gradien yang berfluktuasi sangat cepat, serta tidak memiliki tebakan/solusi awal [8].

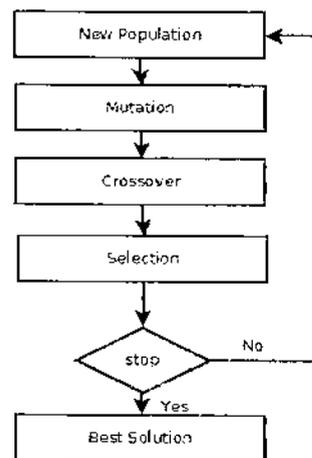
Pada bahasan ini kita memanfaatkan *Differential Evolution* (DE), metode ini menjalankan teknik pencarian acak menggunakan vektor sebagai alternatif penyelesaian dalam pencarian optimum. DE merupakan salah satu algoritma evolusioner yang memiliki performansi sebaik algoritma evolusioner yang lain seperti *genetic algorithm* (GA)[2,3,4]. DE pertama dikenalkan oleh Ken Price's dan Rainer storn pada tahun 1994 [4], kelebihan DE adalah pada evolusi yang dialami oleh setiap individu dalam populasi dimana diferensiasi dan crossover terjadi secara berurutan pada setiap individu yang terpilih acak dari populasi setiap waktu. Parameter *crossover* diubah untuk mengetahui pengaruhnya pada proses komputasi. Hasil dari pengujian menunjukkan parameter *crossover* mana yang baik digunakan pada *differential evolution* untuk permasalahan optimasi [3]. Dalam satu populasi nilai vektor yang dimiliki setiap individu yang disebar secara acak akan berubah menjadi satu nilai vektor menuju nilai yang terbaik yang pada akhirnya menjadi solusi maksimum dan minimum pada fungsi. Walaupun terkesan sederhana DE dapat melokalisasi global optimum dengan sangat cepat dan akurat [2,8].

Untuk dapat melokalisasi maksimum dan minimum lokal pada fungsi multimodal fungsi ini dapat dibagi dalam beberapa wilayah fitness dengan menggunakan niching method [9]. Dengan metode ini setiap wilayah yang dilokalisasi dapat memberikan info nilai vektor sebagai maksimum dan minimum lokal. Untuk diterapkan metode ini perlu input syarat pendahuluan sebagai acuan letak antar populasi dalam satu wilayah yang telah berada dalam selang fungsi yang telah ditetapkan [1,4,5,6,7].

## Metode Penelitian

### 1.1. Differential Evolution

*Differential Evolution* (DE) adalah sebuah metode yang dikembangkan oleh Kenneth Price dan dipublikasikan pada Oktober 1994 dalam majalah Dr. Dobb's Journal (Price et al., 2005). Metode ini merupakan metode optimasi matematis fungsi multidimensional dan termasuk dalam kelompok evolutionary algorithm. Munculnya metode DE ini berawal dari usaha penyelesaian permasalahan *fitting polinomial Chebychev* dan menghasilkan ide penggunaan perbedaan vektor untuk mengacak populasi vektor. Kemudian seiring dengan perkembangannya, dalam ICEO (*International Contest on Evolutionary Optimization*) yang pertama, DE menjadi salah satu algoritma genetika terbaik dan dapat menemukan global optimum yang multidimensi (yaitu menunjukkan lebih dari satu nilai optimum) dengan probabilitas yang baik [3,4].



Gambar 1 Skema *differential evolution*

Langkah awal dari metode ini adalah inisialisasi vektor yang dibangkitkan secara acak dalam area fungsi

$$x_{i,j} = x_{i,j_{\min}} + rand(0,1)(x_{i,j_{\max}} - x_{i,j_{\min}}) \quad (1)$$

dimana  $j=1,2,\dots,D$  (dimensi vektor) dan  $i=1,2,\dots, NP$  (jumlah vektor dalam satu populasi),  $D$  merupakan dimensi sebuah

vektor,  $NP$  adalah banyak vektor dalam sebuah populasi. Batas area fungsi dari masing-masing komponen vektor dapat ditulis, , dimana  $j=1,2,\dots,D$ .

Setelah diinisialisasi, DE akan memutasi dan me-rekombinasi populasi awal untuk menghasilkan populasi baru.

$$\vec{v}_{i,g} = \vec{x}_{r0,g} + F(\vec{x}_{r1,g} - \vec{x}_{r2,g}) \quad (2)$$

dimana  $\vec{v}_{i,g}$  adalah vektor mutan,  $g$  adalah generasi vektor dalam proses mutasi. Faktor skala,  $F \in (0,1)$  adalah bilangan riil positif yang mengontrol perkembangan dari perubahan populasi yang dibangkitkan oleh dua buah vektor secara acak dipilih dari populasi.  $r0,r2$  dan  $r3$  adalah indeks bilangan untuk membangkitkan vektor acak dari populasi. Untuk melengkapi mutasi strategi pencarian diferensial, DE juga mempekerjakan *crossover*.

$$\vec{u}_{i,g} = \begin{cases} \vec{v}_{i,g} & \text{if } (rand(0,1) \leq CR) \\ \vec{x}_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

Dari persamaan diatas,  $rand(0,1)$  adalah bilangan acak.  $CR$  adalah konstanta *crossover* yang ditentukan oleh pembuat model. Jika nilai random yang muncul lebih kecil dari parameter  $CR$  maka akan vektor yang baru akan di munculkan dari hasil mutasi, sebaliknya maka akan menggunakan vektor yang lama, maka dalam proses optimasi ini sebelum dilakukan mutasi harus memenuhi syarat dari parameter *crossover*. Hasil dari *crossover* akan diuji dengan hasil seleksi fungsi

$$\vec{x}_{i,g+1} = \begin{cases} \vec{u}_{i,g} & \text{if } f(\vec{u}_{i,g}) \leq f(\vec{x}_{i,g}) \\ \vec{x}_{i,g} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

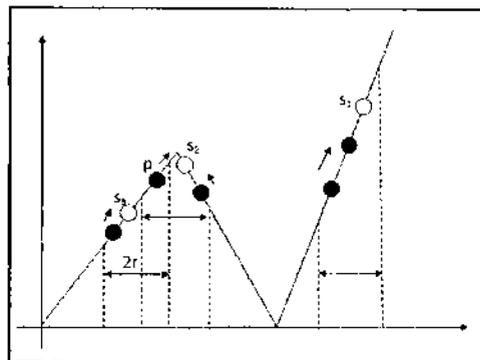
Proses evolusi akan menghasilkan satu nilai konvergen, pada umumnya iterasi akan berhenti dengan kriteria yang ditentukan, nilai fungsi, jumlah maksimum iterasi, dan epsilon antar vektor mendekati nol [3,4].

### 2. 2. Species-Based Differential Evolution

*Species-based* adalah salah satu metode *niching* yang digunakan dalam optimasi multimodal.

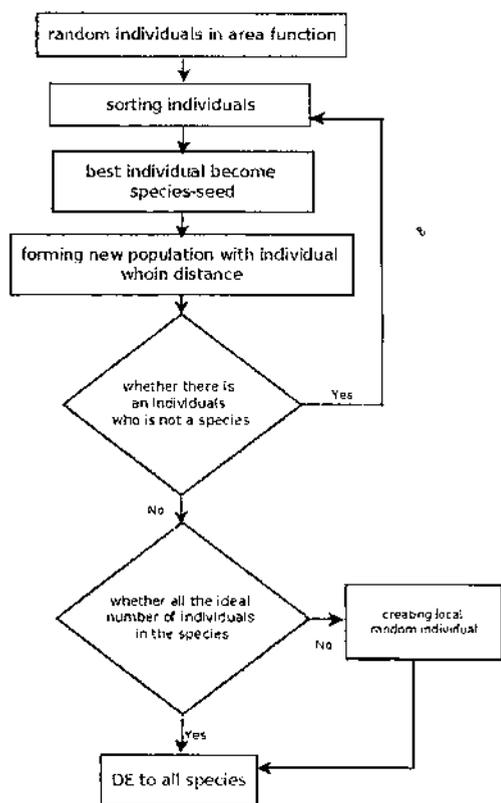
Metode ini membentuk banyak populasi dalam area fungsi dengan mempertahankan jarak (*euclidean distance*) dalam penempatan titik pusatnya [2,4,5,6]. Setiap populasi memiliki jari-jari ( $r$ ) antara vektor-vektor dan titik pusat populasi. Titik pusat iri disebut juga dengan *species seed*. Berikut adalah algoritma dari pembentukan *species* dalam satu populasi:

1. Sebar secara acak vektor dalam area fungsi.
2. Sorting setiap nilai fungsi dari semua vektor yang ada, nilai fungsi yang terbaik maka vektornya adalah titik pusat dari populasi yang pertama.
3. Jika  $r$  adalah jari-jari setiap populasinya, maka setiap vektor yang berada dalam radius  $r$  akan menjadi populasi dari populasi yang pertama.
4. Sisa vektor yang ada kemudian di sorting seperti (langkah 2). Setelah didapat nilai terbaik dilakukan (langkah 3). Maka akan didapat populasi yang ke-2. Begitu seterusnya.
5. Proses akan berhenti jika tidak ada lagi vektor yang akan di sorting, atau semua vektor sudah masuk kedalam salah satu populasi.
6. Hitung jumlah vektor dalam populasi, jika semua jumlahnya ideal minimal untuk poses DE (jumlah ideal minimal disesuaikan dengan fungsi optimasi), jika belum ideal maka dilakukan pembangkitan vektor secara acak dalam radius populasi.
7. Semua populasi akan melakukan proses DE, hingga setiap populasi konvergen.
8. Berhenti jika sudah mendapati kriteria yang diinginkan.



Gambar 2 Ilustrasi Species-Based

Dalam ilustrasi ini dijelaskan bahwa  $s_1$ ,  $s_2$  dan  $s_3$  adalah vektor yang menjadi titik pusat dari populasi. Sedang  $p$  adalah vektor-vektor dalam populasi.



Gambar 2 Skema Species-base

Jumlah vektor dalam populasi bisa dipastikan tidak akan sama karena penyebarannya secara acak dan faktor kedekatan dari setiap vektor terhadap titik pusatnya. Maka bisa jadi salah satu vektor akan mendapatkan vektor yang kurang ideal untuk melakukan proses *differential evolution*[3].

### 3. Modifikasi Species-Based Differential Evolution Dengan Penentuan Jarak Antar Vektor Unggulan

Pengembangan dilakukan dalam *species-based* agar pembentukan setiap populasi memiliki langkah proses lebih efisien, adapun tujuannya adalah:

1. Agar tidak terjadi sorting yang berulang-ulang untuk mencari *species seed* dalam optimasi.

2. Agar jumlah vektor dalam populasi memiliki jumlah ideal yang sama untuk proses *differential evolution*.

3. Agar penyebaran *species seed* lebih merata untuk menjangkau semua lokal optima.

Perubahan mendasar dalam algoritma ini adalah dalam pembentukan *species seed*. Selanjutnya *species seed* saya sebut dengan vektor unggulan dimana vektor ini yang akan menjadi pusat perubahan, langkahnya adalah:

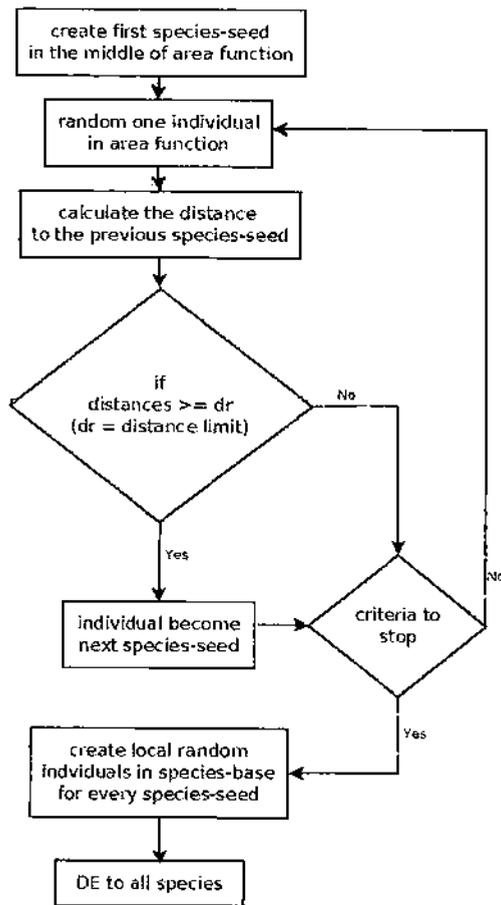
1. Membentuk vektor unggulan pertama. Pembentukan vektor unggulan ini akan dibangkitkan untuk pertama kalinya, berbeda dengan algoritma pertama yang dibentuk dari hasil terbaik sorting vektor yang telah dibangkitkan secara random. Vektor unggulan yang pertama berada ditengah-tengah selang fungsi,  $\min \leq x_j \leq \max$ .

$$x_{1,j} = \frac{(\max_j - \min_j)}{2} \quad (5)$$

2. Membentuk vektor unggulan ke-2, ke-3 dan seterusnya. Dalam algoritma ini kita mengatur jarak minimal antar vektor unggulan sesuai dengan kepentingan dan bentuk fungsi dalam optimasi. Vektor unggulan pertama menjadi acuan bagi vektor unggulan yang ke-2 yang dibangkitkan secara acak, vektor unggulan ke-1 dan ke-2 menjadi acuan bagi vektor unggulan ke-3. Proses ini terus berlangsung sampai kriteria tertentu. Jika jarak minimal tidak terpenuhi maka vektor yang dibangkitkan secara acak tidak menjadi vektor unggulan. Jika kita membangkitkan 100 vektor secara acak bisa jadi vektor unggulan yang terjadi lebih kecil dari 100.

Bangkitkan vektor percobaan dengan elemen  $\bar{x}_1^*, \bar{x}_2^*, \dots, \bar{x}_n^*$

$$x_{i,j}^* = rand(0,1).(\max_j - \min_j) + \min_j \quad (6)$$



Gambar 3 Skema modifikasi Species-base

$$dist(\bar{x}_i, \bar{x}_p^*) = \sqrt{\sum_{j=1}^{NP} (x_{i,j} - x_{p,j}^*)^2} \quad (7)$$

$$if \ dist(\bar{x}_i, \bar{x}_p^*) \geq dr \ then \ \bar{x}_{i+1} = \bar{x}_p^* \quad (8)$$

$p = 1, 2, \dots, n$  (banyaknya percobaan)

dimana,

$\bar{x}^*$  adalah vektor yang dibangkitkan secara acak,

$i=1, 2, \dots, NP_{unggulan}$  (jumlah vektor unggulan),

$j=1, 2, \dots, D$  (dimensi vektor),

$dist$  adalah jarak antar vektor unggulan,

$dr$  adalah besaran jarak antar vektor.

### Hasil dan Pembahasan

Test Fungsi 1.

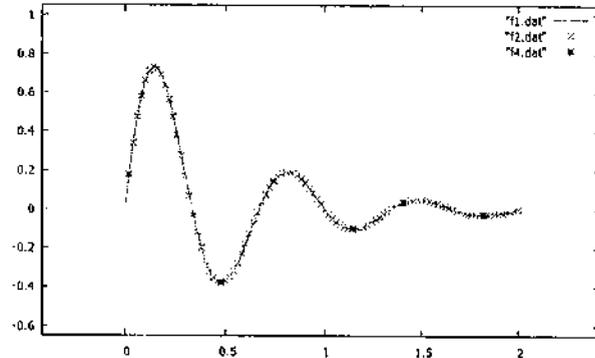
$$f(x) = \exp(-x)^2 \sin(3\pi x) \quad (9)$$

dimana  $0 \leq x \leq 2$ , jari-jari dalam species  $r=0.25$ , dalam lima kali percobaan, jumlah sebaran 500 vektor di dapat:

Tabel 1. Standar Deviasi untuk jumlah vektor dalam species

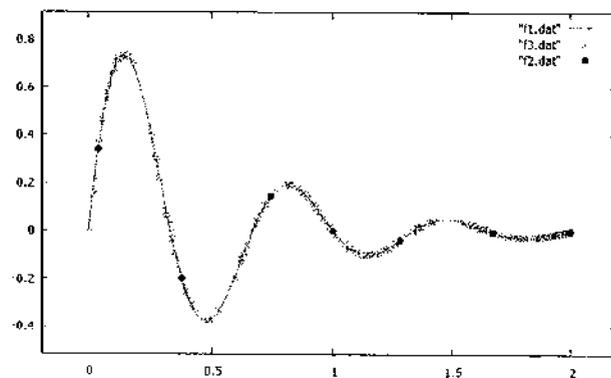
Run Test	Standar Deviasi
1	16.9784177
2	16.7888852
3	17.8063659
4	18.5652004
5	18.4571576

Rata-rata jumlah vektor unggulan yang di peroleh dalam 5 percobaan adalah 6.



Gambar 4 Bentuk fungsi(f1.dat), sebaran vektor unggulan(f4.dat), jumlah species dalam populasi(f2.dat) dengan species-based

Dengan pengembangan algoritma setiap species-based: standar deviasi = 0 (jumlah species sama), jarak antar vektor unggulan = 0.25, jari-jari dalam species = 0.15, jumlah vektor unggulan yang dihasilkan = 7, jumlah individu dalam species = 50,

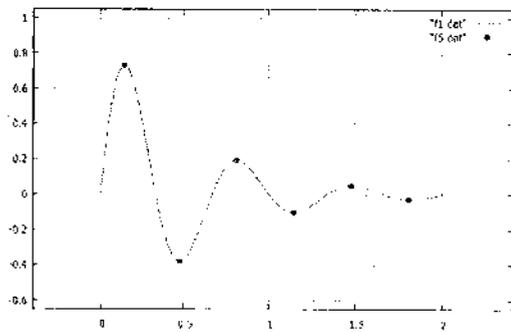


Gambar 5 Bentuk fungsi(f1.dat), sebaran vektor unggulan(f2.dat), jumlah species dalam populasi(f3.dat) dengan modifikasi species-based

Setelah dilakukan DE terhadap keduanya didapat lokal optima yang sama.

Tabel 2. Lokal Optima Fungsi 1

no	x	f(x)
1	0.81156	0.192986
2	1.47858	0.0508361
3	0.144517	0.732619
4	1.14506	-0.0990486
5	0.478065	-0.376012
6	1.81207	-0.0260913



Gambar 6 Posisi lokal optima Fungsi 1

Test Fungsi 2.

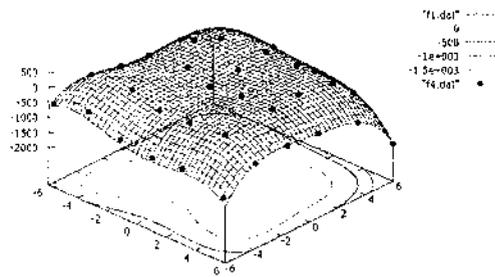
$$f(x, y) = 200 - (x^2 + y - 11)^2 - (x + y^2 - 7)^2 \quad (10)$$

dimana  $-6 \leq x, y \leq 6$ , jari-jari dalam species  $r=2$ , dalam lima kali percobaan, jumlah sebaran 2000 vektor di dapat:

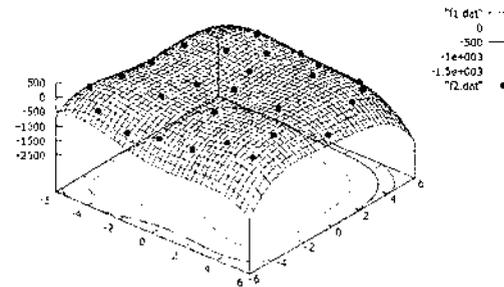
Tabel 3. Standar Deviasi untuk jumlah vektor dalam species

Run Test	standar deviasi
1	34.11555
2	36.80618
3	35.18391
4	33.43832
5	36.65885

Rata-rata jumlah vektor unggulan yang di peroleh dalam 5 percobaan adalah 33.2 .



Gambar 7 Bentuk fungsi(f1.dat), sebaran vektor unggulan(f4.dat) dengan species-based



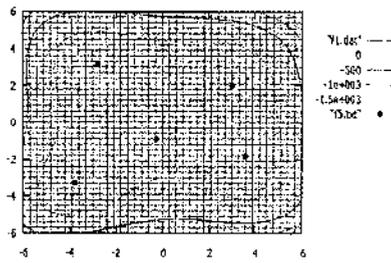
Gambar 8 Bentuk fungsi(f1.dat), sebaran vektor unggulan(f2.dat) dengan modifikasi species-based

Dengan pengembangan algoritma setiap species-based: standar deviasi = 0 (jumlah species sama), jarak antar vektor unggulan = 1.5, jari-jari dalam species = 0.5, jumlah vektor unggulan yang dihasilkan = 28, jumlah individu dalam species = 50.

Setelah dilakukan DE terhadap keduanya didapat lokal optima yang sama.

Tabel 4. Lokal Optima Fungsi 2

no	x	y	f(x,y)
1	-2.80512	3.13131	200
2	3	2	200
3	-3.77931	-3.28319	200
4	3.58443	-1.84813	200
5	-0.270845	-0.923039	18.3835



Gambar 9. Posisi lokal optima Fungsi 2

### Kesimpulan

Dari hasil kedua algoritma dapat disimpulkan bahwa:

1. Sebelum dimodifikasi species-based memiliki standar deviasi yang besar, dan dibutuhkan kompleksitas yang tinggi untuk dapat mensortir setiap species untuk mencari jumlah species yang belum ideal.
2. Untuk species yang memiliki terlalu besar jumlah individu, juga merupakan kendala tersendiri dalam melakukan proses *differential evolution*.
3. Setelah dilakukan modifikasi, jumlah vektor unggulan yang diperoleh tidak berbeda jauh, dan standar deviasi=0 karena jumlah species yang sama, ini memudahkan dalam proses *differential evolution*, berarti proses running program lebih efisien.
4. Jarak antar vektor unggulan dan jari-jari dalam species berperan penting dalam mencari semua lokal optimasi.
5. Hasil jumlah lokal optima yang diperoleh sama.

### Saran

Dalam penelitian lebih lanjut, agar diuji jarak ideal antar vektor unggulan dan jari-jari species untuk fungsi lainnya, dan dapat diuji pada fungsi yang memiliki dimensi  $D > 2$ .

### Daftar Pustaka

[1] B. Y. Qu, P. N. Sugathan, Senior Member, IEEE, and J. J. Liang. 2012. *Differential Evolution with Neighborhood Mutation for Multimodal Optimization*. IEEE Transaction

on Evolutionary Computation, Vol. 16 No. 5, pp. 601 - 613.

- [2] Jani Ronkkonen. 2009. Thesis for the degree of Doctor of Science (Technology). *Continuous Multimodal Global Optimization With Differential Evolution-Based Methods*. Act Universitatis Lappeenrantaensis.
- [3] Kenneth V. Price, Rainer M. Storn, Jouni A. Lampinen. 2005. *Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization*. Springer.
- [4] Li, X. 2005. *Efficient differential evolution using speciation for multimodal function optimization*. In Proceedings of the Conference on Genetic and Evolutionary Computation (GECCO 2005) (Washington DC, USA, 2005), pp. 873 – 880.
- [5] Michael G. Epitropakis, Vassilis P. Plagianakos, and Michael N. Vrahatis. 2012. *Multimodal Optimization Using Niching Differential Evolution With Index-Based Neighborhoods*. WCCI 2012 IEEE World Congress on Computational Intelligence, June, 10-15, Brisbane, Australia.
- [6] Miyuki Shibusaka, Akira Hara, Takuni Ichimura, and Tetsuyuki Takahama. 2007. *Species-based Differential Evolution with Switching Search Strategies for Multimodal Function Optimization*. IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2007), pp. 1183 – 1190.
- [7] Na Li, Yuanxian Li, Zhiguo Huang and Yong Wang. 2011. *Niche Differential Evolution Algorithm and Its Application in Multimodal Function Optimization*. Advanced Materials Research Vols. 308-310 (2011) pp. 2431-2435
- [8] Rene Thomsen. 2004. *Multimodal Optimization Using Crowding-Based Differential Evolution*. Evolutionary Computation. CEC2004. Congress on (Volume:2), pp 1382 - 1389.
- [9] Samir W. Mahfoud. 1995. *Niching Methods for Genetic Algorithms*. Department of General Engineering, University of Illinois at Urbana-Champaign.