

IMPLEMENTASI *SALP SWARM ALGORITHM* (SSA) DALAM MENENTUKAN JUMLAH KNOT OPTIMAL PADA REGRESI NONPARAMETRIK DERET FOURIER

IMPLEMENTATION OF THE *SALP SWARM ALGORITHM* (SSA) IN DETERMINING THE OPTIMAL NUMBER OF KNOTS IN NONPARAMETRIC FOURIER SERIES REGRESSION

HAMZAN WADI¹, IRWANSYAH², NURUL FITRIYANI²

¹ Mahasiswa Jurusan Matematika Universitas Mataram

² Dosen Jurusan Matematika Universitas Mataram

Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Mataram

Jalan Majapahit Nomor 62, Mataram 83125, Telepon (0370) 636126

E-mail: hmzn.wd97@gmail.com

Abstrak. Salah satu jenis regresi nonparametrik yang dapat mengestimasi perilaku data dengan baik adalah regresi nonparametrik deret Fourier. Salah satu keunggulan pendekatan regresi deret Fourier yaitu mampu mengatasi data yang mempunyai sebaran trigonometri seperti sinus dan cosinus, sehingga sangat sesuai digunakan pada data yang memiliki sebaran yang berulang. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan jumlah knot optimal pada regresi nonparametrik deret Fourier. *Package* ini dibangun dengan menggunakan bahasa pemrograman R. *Salp Swarm Algorithm* digunakan dalam proses pemilihan jumlah knot optimal dengan meminimumkan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV). *Package* diuji menggunakan data yang dibangkitkan secara acak dan juga data simulasi (data kemiskinan di Provinsi Nusa Tenggara Barat tahun 2019). Hasil yang diperoleh adalah sebuah *package* yang digunakan untuk memudahkan proses pemilihan jumlah knot optimal pada regresi nonparametrik deret Fourier.

Kata kunci: *Salp Swarm Algorithm* (SSA), Regresi Nonparametrik Deret Fourier, Jumlah Knot, *Generalized Cross Validation* (GCV).

Abstract. One of the type of nonparametric regression that can estimate data behavior well is the Fourier series nonparametric regression. One of the advantages of the Fourier series regression approach is able to handle data that has a trigonometric distribution such as sines and cosines, so it is very suitable for use on data that has a repeated distribution. This study aims to determine the optimal number of knots in the nonparametric Fourier series regression. This package is built using the R programming language. The Salp Swarm Algorithm is used in the process of selecting the optimal number of knots by minimizing the Generalized Cross Validation (GCV) value. The package was tested using randomly generated data and also simulation data (poverty data in West Nusa Tenggara Province in 2019). The results are a package that is used to facilitate the process of selecting the optimal number of knots in the Fourier series nonparametric regression.

Key words: *Salp Swarm Algorithm* (SSA), *Fourier Series Nonparametric Regression*, *Number of Knots*, *Generalized Cross Validation* (GCV).

PENDAHULUAN

Analisis regresi merupakan metode statistika untuk mengetahui hubungan antara variabel dependen dengan variabel independen. Pendekatan regresi dapat dilakukan dengan tiga pendekatan yaitu parametrik, semiparametrik dan nonparametrik

(Budiantara, 2000). Regresi nonparametrik merupakan pendekatan yang banyak diteliti saat ini. Ada beberapa model regresi nonparametrik yang banyak digunakan di antaranya Spline (Budiantara, 2014), Kernel (Hu dkk, 2004), Estimator Deret Fourier (Amato, dkk., 2002), dan Polinomial Lokal (Fan & Jiang, 2005).

Penelitian menggunakan deret Fourier untuk regresi nonparametrik telah banyak dikembangkan pada penelitian sebelumnya. Salah satu keunggulan pendekatan regresi nonparametrik dengan menggunakan deret Fourier adalah mampu mengatasi data yang mempunyai sebaran trigonometri seperti sinus dan cosinus. Pola data yang sesuai dengan pendekatan Fourier merupakan pola data yang berulang, yaitu pengulangan terhadap nilai variabel dependen untuk variabel independen yang berbeda-beda (Prahutama, 2013).

Untuk menghasilkan fungsi terbaik pada regresi nonparametrik deret Fourier, dilakukan pemilihan jumlah knot (K) yang optimal. Nilai K yang digunakan merupakan bilangan bulat positif. Salah satu kriteria menentukan jumlah knot yang optimal yaitu dengan meminimumkan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) (Sunengsih, dkk., 2015). Hasil penelitian yang dilakukan oleh Pratiwi (2021) menunjukkan bahwa metode GCV dapat menghasilkan nilai MSE (*Mean Square Error*) yang lebih kecil atau lebih baik dari metode UBR. Adapun pada penelitian Lamussu (2020) metode GCV menghasilkan nilai MSE lebih kecil atau lebih baik dari metode CV (*Cross Validation*), sehingga pada penelitian ini akan digunakan metode GCV dalam menentukan jumlah knot optimal. Untuk memudahkan proses pencarian nilai GCV minimum biasanya dilakukan dengan menggunakan algoritma optimisasi. Dalam penelitian ini metode optimisasi yang akan digunakan untuk meminimumkan nilai GCV yaitu metode *Salp Swarm Algorithm* (SSA). SSA merupakan sebuah algoritma yang dapat menemukan pendekatan optimisasi dari sebuah permasalahan baik sistem linier maupun non-linier (Faris, dkk., 2020).

Pada tahun 2017, SSA dikembangkan berdasarkan kebiasaan *salp* dalam suatu perkumpulan. Salah satu perilaku dari *salp* yang menarik perhatian adalah perilaku mereka yang berkumpul membentuk gerombolan *salp* yang disebut rantai *salp*. Fungsi dari perilaku *salp* ini belum jelas sepenuhnya, namun peneliti meyakini bahwa hal ini dilakukan untuk mencapai pergerakan yang lebih baik dengan perubahan yang terkoordinasi dan untuk mencari makanan dengan cepat (Purba, 2019).

Dalam penelitian Mirjalili (2017) dilakukan pengujian kinerja terhadap *Salp Swarm Algorithm* (SSA). SSA dibandingkan dengan beberapa algoritma terkenal dan terbaru seperti *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Gravitational Search Algorithm* (GSA), *Bat Algorithm* (BA), *Flower Pollination Algorithm* (FPA), *Firefly Algorithm* (FA), dan *Genetic Algorithm* (GA). Algoritma ini diuji pada beberapa fungsi optimisasi matematis untuk mengamati dan mengkonfirmasi perilaku efektif mereka dalam menemukan solusi optimal untuk masalah optimisasi. Pengujian matematis yang dilakukan yaitu uji fungsi *unimodal*, fungsi *multi-modal*, dan fungsi komposit untuk melihat eksploitasi dan konvergensi dari masing-masing algoritma. Hasil pada uji fungsi matematika menunjukkan bahwa SSA mampu meningkatkan solusi acak awal secara efektif dan konvergen menuju optimal. Pengujian tersebut juga memperlihatkan bahwa SSA mengungguli algoritma lainnya pada sebagian besar fungsi pengujian. Hasil uji statistik *Wilcoxon* membuktikan bahwa hasil tersebut signifikan secara statistik karena sebagian besar nilai *p-value* lebih kecil dari 0,05. Hasil yang lebih baik juga dilihat pada nilai rata-rata dan standar deviasi, yang menunjukkan seberapa baik dan kuat SSA saat memecahkan permasalahan (Mirjalili, dkk., 2017).

Untuk menentukan jumlah knot optimum pada regresi deret Fourier menggunakan SSA digunakan *software* komputer yang berbasis statistik. Pada penelitian ini *software* yang akan digunakan untuk membangun SSA dalam menentukan jumlah *K* optimal pada regresi deret Fourier yaitu *software* R. *Software* R mempunyai banyak fungsi di antaranya pengekstrakan atau pengambilan data, manajemen data (*organizing*), penampilan data (*visualizing*), pemodelan data (*modeling*), dan aplikasi data untuk berbagai analisis (*performing*) (Chamber, 2008).

Pada penelitian ini akan dilakukan implementasi *Salp Swarm Algorithm* (SSA) dalam menentukan jumlah knot optimal pada regresi nonparametrik deret Fourier dengan *software* R.

MATERI DAN METODE

Alat dan Data Penelitian

Alat yang digunakan dalam penelitian ini adalah *software* R versi 4.1.2 untuk membantu proses pengolahan data dan algoritma. Selanjutnya, data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bangkitan dan data simulasi untuk menguji program

Salp Swarm Algorithm. Data dibangkitkan dengan menggunakan *software R*, adapun data simulasi yang digunakan yaitu data Kemiskinan Provinsi Nusa Tenggara Barat tahun 2019.

Prosedur Penelitian

Berikut dijelaskan langkah-langkah implementasi *Salp Swarm Algorithm (SSA)* dalam menentukan jumlah knot optimal pada regresi nonparametrik deret Fourier dengan *software R*.

1. Pada tahap awal, dilakukan studi literatur, yaitu mengumpulkan data yang berkaitan dengan penelitian dan sumber-sumber pustaka yang memberikan informasi yang sesuai dengan permasalahan yang diangkat.
2. Membuat fungsi regresi nonparametrik deret Fourier pada bahasa pemrograman R. R merupakan bahasa pemrograman statistika yang dapat digunakan untuk analisis dan manipulasi data statistika (pemodelan statistika) serta grafik. Persamaan regresi nonparametrik deret Fourier sebagai berikut:

$$y_i = \sum_{j=1}^m \left(\frac{1}{2} \alpha_0 + \gamma_j x_{ij} + \sum_{k=1}^K \alpha_{jk} \cos kx_{ij} \right) + \varepsilon_i$$

Pada pemodelan regresi nonparametrik dengan menggunakan deret Fourier, hal yang perlu diperhatikan adalah menentukan jumlah *knot*. Penentuan jumlah knot optimal biasa menggunakan metode *Generalized Cross Validation (GCV)*. Menurut Wu dan Zhang (1988) dalam Prahutama (2013) nilai GCV didapat sebagai berikut:

$$GCV = \frac{MSE}{\left(n^{-1} \text{trace}[\mathbf{I} - \mathbf{H}] \right)^2}$$

MSE adalah *Mean Square Error*, dengan persamaan berikut:

$$MSE = n^{-1} \sum_{i=1}^n \left(y_i - \hat{f}(x_{ij}) \right)^2$$

dengan,

$$\mathbf{H} = \text{matriks } \mathbf{A}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T$$

$$\mathbf{I} = \text{matriks identitas}$$

3. Membuat fungsi *Salp Swarm Algorithm* pada bahasa pemrograman R.
4. Merancang *package* regresi nonparametrik deret Fourier dan *Salp Swarm Algorithm* pada bahasa pemrograman R dari dua fungsi yang ada.

5. Selanjutnya, dilakukan pengujian program. Jika program ini berhasil dijalankan maka dilanjutkan ke tahap berikutnya yaitu melakukan analisis parameter. Namun jika program tidak berhasil dijalankan, maka kembali ke tahap sebelumnya yaitu tahap menggabungkan fungsi regresi nonparametrik deret Fourier dengan fungsi *Salp Swarm Algorithm (SSA)*.
6. Melakukan analisis parameter setelah program berhasil dijalankan. Pada tahap ini, dilakukan percobaan secara acak dengan parameter batas yang berbeda-beda.
7. Menarik kesimpulan dari hasil pengujian yang telah dilakukan.

Analisis Data

Untuk mendapatkan jumlah knot optimal menggunakan SSA, dilakukan formulasi pada algoritma agar dapat digunakan dalam proses optimisasi.

1. Penentuan Jumlah Knot

Proses pertama SSA adalah inisialisasi populasi. Dalam proses ini dilakukan secara acak dan hanya dilakukan satu kali saja pada saat memulai. Jumlah knot dituliskan dalam bentuk representasi biner dengan panjang tertentu dari bilangan bulat sehingga populasi disini merupakan kumpulan dari representasi biner. Contohnya pada representasi biner dengan panjang vektor 3:

$$1 = 0 0 1$$

$$2 = 0 1 0$$

$$3 = 0 1 1 \text{ dalam bentuk biner}$$

dengan demikian, individu *salp* yang menjadi populasi *salp* berbentuk representasi biner dari jumlah knot.

2. Fungsi *Fitness*

Setelah jumlah knot dibangkitkan secara acak, dilakukan perhitungan GCV awal menggunakan fungsi GCV pada regresi nonparametrik deret Fourier sebelum dioptimisasi dengan SSA.

Misalkan :

$$s = \text{individu } salp$$

$$\alpha : \{0, 1\}^n \rightarrow \mathbf{Z}$$

$$\alpha \rightarrow \alpha (s)$$

α memetakan representasi biner ke bilangan bulat terkait, dengan n merupakan panjang dari representasi biner. Oleh karenanya fungsi *fitness* untuk individu *salp* adalah:

$$f(s) = \frac{1}{GCV(\alpha(s))}$$

$GCV(\alpha(s))$ diperoleh dari nilai GCV dengan $\alpha(s)$ knot pada regresi nonparametrik deret Fourier.

3. Update Posisi Salp

a. Leader

Posisi *leader* diperbaharui dengan menggunakan fungsi berikut:

Misalkan $x_j^1 = (x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1)$, untuk $j = (1, 2, \dots, n)$ merupakan *leader*, maka :

$$x_j^1 = \begin{cases} [F_j + (c_1 \times c_2)]_\gamma, & c_3 \geq 0.5 \\ [F_j - (c_1 \times c_2)]_\gamma, & c_3 < 0.5 \end{cases}$$

dengan,

$$F_j = y_j^1$$

$y_j^1 = (y_1^1, y_2^1, \dots, y_n^1)$, merupakan *salp* dengan *fitness* terbaik saat ini.

$$[x]_\gamma = \begin{cases} 0, & x < \gamma \\ 1, & x \geq \gamma \end{cases}$$

Untuk parameter c_1 ditentukan dengan persamaan $c_1 = 2e^{-\left(\frac{At}{L}\right)^2}$. Parameter c_2 dan c_3 merupakan bilangan acak yang dibangkitkan secara seragam dalam interval $[0, 1]$.

b. Follower

Posisi *follower* diperbaharui dengan menggunakan fungsi berikut:

$$x_j^i = \left[\frac{1}{2} (x_j^i + x_j^{i-1}) \right]_\gamma, 2 \leq i \leq m$$

dengan,

m = banyaknya individu *salp*

$$[x]_\gamma = \begin{cases} 0, & x < \gamma \\ 1, & x \geq \gamma \end{cases}$$

HASIL DAN DISKUSI

Hasil

Package ini telah diujikan pada data bangkitan dan data simulasi yaitu Data Kemiskinan di Provinsi Nusa Tenggara Barat Tahun 2019. Berikut merupakan hasil perhitungan jumlah knot optimal pada regresi noparametrik deret Fourier menggunakan SSA dengan panjang representasi biner dan parameter γ yang berbeda.

1. Data Bangkitan

Data bangkitan yang digunakan merupakan data yang dibangkitkan secara acak. Berikut hasil perhitungan jumlah knot optimal pada data bangkitan yang digunakan:

Tabel 1. Jumlah knot dan GCV optimal dengan panjang representasi biner 3 menggunakan data bangkitan

Panjang representasi biner	Parameter γ	Jumlah knot optimal	GCV optimal
3	0.3	7	1.835047×10^{-21}
3	0.5	7	1.835047×10^{-21}
3	0.7	6	5.178067×10^{-9}
3	0.8	2	0.03801447

Tabel 2. Jumlah knot dan GCV optimal dengan panjang representasi biner 4 menggunakan data bangkitan

Panjang representasi biner	Parameter γ	Jumlah knot optimal	GCV optimal
4	0.3	15	5.22156×10^{-29}
4	0.5	15	5.22156×10^{-29}
4	0.7	10	8.024836×10^{-26}
4	0.8	4	0.000402271

Tabel 3. Jumlah knot dan GCV optimal dengan panjang representasi biner 5 menggunakan data bangkitan

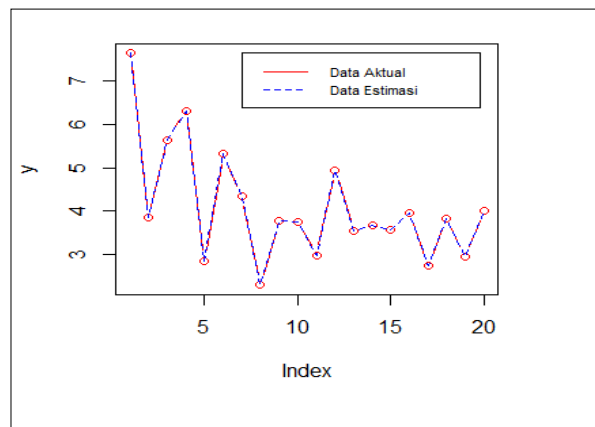
Panjang representasi biner	Parameter γ	Jumlah knot optimal	GCV optimal
5	0.3	27	2.109821×10^{-29}
5	0.5	27	2.109821×10^{-29}
5	0.7	11	1.676002×10^{-26}
5	0.8	16	1.012736×10^{-28}

Berdasarkan Tabel-tabel data bangkitan diatas, dengan menggunakan panjang representasi biner dan juga parameter γ yang berbeda dapat dilihat perbedaan nilai

GCV optimal yang dihasilkan dengan optimisasi menggunakan SSA. Nilai GCV optimal dipengaruhi oleh jumlah knot yang dibangkitkan yang juga dipengaruhi oleh panjang representasi biner yang digunakan. Dengan panjang representasi biner dan parameter γ yang berbeda-beda, didapatkan GCV optimal yang juga berbeda-beda. Contohnya pada Tabel 5.1, jika digunakan panjang representasi biner 3, maka didapatkan jumlah knot optimal 7 dengan GCV paling minimum 1.835047×10^{-21} sehingga model yang didapat adalah sebagai berikut:

$$\hat{y} = 2.500 - 0.501x_{1i} - 1.846 \cos x_{1i} + \dots + 2.446 \cos x_{1i} + \dots - 1.263x_{2i} + 4.306 \cos x_{2i} + \dots + \dots + 1.125x_{4i} + 5.182 \cos x_{4i} + \dots + \dots - 2.445 \cos x_{4i}$$

Adapun kurva data estimasi dan data aktual yang diambil dari jumlah knot optimal dengan panjang representasi biner 3 seperti pada Gambar 5.1.



Gambar 1. Kurva data estimasi dan data aktual menggunakan data simulasi.

Berdasarkan Gambar 5.1 dapat dilihat bahwa garis merah menunjukkan angka data aktual, sedangkan garis biru putus-putus merupakan data estimasi. Menggunakan panjang representasi biner 3 dan parameter $\gamma = 0.5$, didapatkan jumlah knot optimal 7 dengan nilai GCV minimum sebesar 1.835047×10^{-21} . Pergerakan grafik estimasi memiliki kecenderungan mengikuti grafik data aktualnya.

2. Data Simulasi (Data Kemiskinan Provinsi NTB tahun 2019)

Berikut hasil perhitungan jumlah knot pada data simulasi yang digunakan:

Tabel 4. Jumlah knot dan GCV optimal dengan panjang representasi biner 3 menggunakan data simulasi

Panjang representasi biner	Parameter γ	Jumlah knot optimal	GCV optimal
3	0.3	7	2.071654×10^{-24}
3	0.5	7	2.071654×10^{-24}
3	0.7	6	4.864818×10^{-24}
3	0.8	1	0.9454521

Tabel 5. Jumlah knot dan GCV optimal dengan panjang representasi biner 4 menggunakan data simulasi

Panjang representasi biner	Parameter γ	Jumlah knot optimal	GCV optimal
4	0.3	13	1.876091×10^{-24}
4	0.5	9	1.087995×10^{-24}
4	0.7	3	1.065831×10^{-23}
4	0.8	8	1.223117×10^{-24}

Tabel 6. Jumlah knot dan GCV optimal dengan panjang representasi biner 5 menggunakan data simulasi

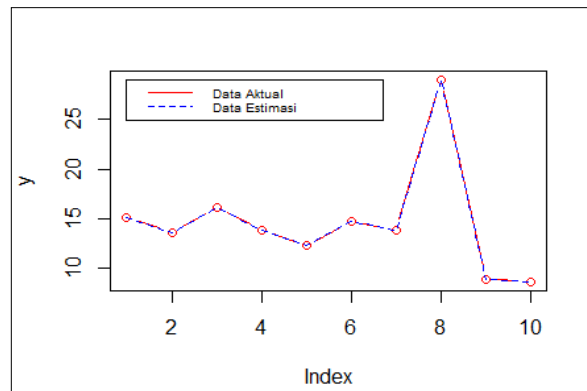
Panjang representasi biner	Parameter γ	Jumlah knot optimal	GCV optimal
5	0.3	25	1.004793×10^{-24}
5	0.5	21	7.725543×10^{-25}
5	0.7	9	1.087995×10^{-24}
5	0.8	8	1.223117×10^{-24}

Berdasarkan Tabel dari data bangkitan dan data simulasi diatas, dengan menggunakan panjang representasi biner dan juga parameter γ yang berbeda dapat dilihat perbedaan nilai GCV optimal yang dihasilkan dengan optimisasi menggunakan SSA. Nilai GCV optimal dipengaruhi oleh jumlah knot yang dibangkitkan yang juga dipengaruhi oleh panjang representasi biner yang digunakan. Dengan panjang representasi biner dan parameter γ yang berbeda-beda, didapatkan GCV optimal yang juga berbeda-beda. Contohnya pada Tabel 5, jika digunakan panjang representasi biner 4, maka didapatkan jumlah knot optimal 9

dengan GCV paling minimum 1.087995×10^{-24} sehingga model yang didapat adalah sebagai berikut:

$$\hat{y} = 0.059 - 0.451x_{1i} - 0.571 \cos x_{1i} + \dots + 0.150 \cos x_{1i} + \dots + 1.149x_{2i} + 0.064 \cos x_{2i} + \dots + \dots - 0.733x_{4i} + 0.209 \cos x_{4i} + \dots + \dots + 0.466 \cos x_{4i}$$

Adapun kurva data estimasi dan data aktual yang diambil dari jumlah knot optimal dengan panjang representasi biner 4 seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Kurva data estimasi dan data aktual menggunakan data simulasi.

Berdasarkan Gambar 2, dapat dilihat bahwa garis merah menunjukkan angka data aktual, sedangkan garis biru putus-putus merupakan data estimasi. Menggunakan panjang representasi biner 4 dan parameter $\gamma = 0.5$, didapatkan jumlah knot optimal 9 dengan nilai GCV minimum sebesar 1.087995×10^{-24} . Pergerakan grafik estimasi memiliki kecenderungan mengikuti grafik data aktualnya.

Diskusi

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, beberapa parameter yang dapat mempengaruhi hasil komputasi pencarian jumlah knot optimal menggunakan SSA diantaranya panjang representasi biner dan juga besarnya nilai parameter γ . Semakin panjang representasi biner yang digunakan maka akan semakin besar juga batasan nilai jumlah knot yang dibangkitkan. Contohnya saat panjang representasi biner yang digunakan adalah 3, nilai representasi biner terbesar yang dapat dihasilkan adalah 7. Selain itu, semakin besar nilai parameter γ yang digunakan maka kemungkinan munculnya angka 0 pada representasi biner akan menjadi lebih besar dari munculnya angka 1, akibatnya representasi biner yang dihasilkan memiliki batasan nilai yang kecil,

begitu juga sebaliknya sehingga mempengaruhi hasil jumlah knot optimal yang didapatkan.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa *Salp Swarm Algorithm* (SSA) dapat diaplikasikan dalam menentukan jumlah knot optimal pada regresi nonparametrik deret Fourier dengan meminimumkan nilai GCV. Didapatkan sebuah *package* untuk mencari jumlah knot optimal pada regresi nonparametrik deret Fourier menggunakan SSA pada bahasa pemrograman R. Dengan menggunakan SSA, hasil optimisasi yang didapatkan adalah optimal lokal, sehingga panjang representasi biner dan nilai parameter γ yang digunakan sangat berpengaruh pada hasil pencarian jumlah knot yang optimal.

UCAPAN TERIMAKASIH

Puji syukur penulis panjatkan kehadiran Allah S.W.T. Tuhan Yang Maha Esa, atas berkat rahmat dan kelancaran yang telah diberikan, sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian yang berjudul “Implementasi *Salp Swarm Algorithm* (SSA) Dalam Menentukan Jumlah Knot Optimal Pada Regresi Nonparametrik Deret Fourier”. Penulis juga menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Kedua orang tua, saudara, seluruh keluarga dan kerabat yang selalu mendoakan dan mendukung penulis selama berlangsungnya penelitian ini.
2. Seluruh dosen dan pegawai administrasi Fakultas MIPA Universitas Mataram yang senantiasa memberikan arahan, bimbingan serta dukungan selama proses penelitian hingga artikel ini di terbitkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Budiantara, I. N. (2000). Metode U, ML, CV, dan CV dalam Regresi Nonparametrik Spline. *Majalah Ilmiah Himpunan Matematika Indonesia (MIHMI)*, 6, 285-290.
- Chamber, J. (2008). Software for Data Analysis. *Springer Statistical and Computing*, 1-10.
- Faris, H., Mirjalili, S., Aljarah, I., & Mafarja, M. (2020). Salp Swarm Algorithm: Theory, Literature Review, and Application in Extreme Learning Machines. *Nature-inspired Optimizers*, 185-199.

- Mirjalili, S., Gandomi, A. H., Mirjalili, S. Z., Saremi, S., Faris, H., & Mirjalili, S. M. (2017). Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems. *Advances in Engineering Software*, 1-29.
- Prahutama, A. (2013). Model Regresi Nonparametrik dengan Pendekatan Deret Fourier Pada Kasus Tingkat Pengangguran Terbuka di Jawa Timur. *Prosiding Seminar Nasional Statistika Universitas Diponegoro*, 69-76.
- Purba, A. N. (2019). Penyelesaian Permasalahan ED (Economic Dispatch) Pada 3 Sistem Pembangkit Sederhana Dengan Metode Salp Swarm Algorithm (SSA). *Jurnal Teknik Elektro*, 1-4.