

Available online at <http://ojs.unm.ac.id/jvariansi>**VARIANSI: Journal of Statistics and Its application on Teaching and Research**

Vol. 1 No. 2 (2019)

<https://doi.org/10.35580/variansi.v1i2.9354>

ISSN 2684-7590 (Online)

Aplikasi *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS) terhadap Pemodelan Risiko Kesehatan Bayi dengan Berat Badan Lahir Rendah (BBLR)Irmawati¹, Muhammad Nadjib Bustan², Suwardi Annas³^{1,2,3}Program Studi Statistika FMIPA Universitas Negeri Makassare-mail: irmawatistats@gmail.com**Abstrak**

Kematian yang tinggi adalah faktor utama dalam bidang kesehatan yang harus diatasi, termasuk jumlah kematian bayi yang baru lahir. Penyebab utama kematian bayi yang baru lahir khususnya masa perinatal adalah berat badan lahir rendah (BBLR). Berdasarkan data yang ada pada Badan Pusat Statistik Sulawesi Selatan, Kota Makassar menempati urutan pertama mengenai bayi BBLR. Tujuan dari penelitian ini adalah mendapatkan model terbaik MARS dan menganalisis interaksi variabel bebas. Metode yang digunakan adalah *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS). Maksimum basis fungsi (BF) adalah 2-4 kali banyaknya variabel bebas, maksimum interaksi (MI) yang digunakan adalah 1, 2, dan 3 sedangkan minimum jarak antara knot atau minimum observasi (MO) yang digunakan sebesar 0, 1, 2, dan 3. Berdasarkan hasil analisis yang diperoleh maka model terbaik MARS adalah dengan kombinasi BF = 28, MI = 3, dan MO = 2 dengan nilai dari model tersebut yaitu $0,178571 + 0,72003 * X_4 + 0,905344 * X_5 * X_4 - 0,688811 * X_6 * X_5 - 0,625874 * X_2 * X_7 * X_4$. Berdasarkan model yang telah diperoleh maka dapat disimpulkan variabel bebas yang mempengaruhi kejadian BBLR adalah anemia (X_2), paritas (X_4), riwayat pendidikan (X_5), gizi ibu (X_6), dan usia kehamilan (X_7).

© 2019 Author(s). Published by Department of Statistics, Universitas Negeri Makassar. All rights reserved.

Kata Kunci: Berat Badan Lahir Rendah (BBLR), *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS), Klasifikasi MARS.**1. Introduction / Latar Belakang**

Sumber Daya Manusia Kesehatan (SDMK) merupakan salah satu peranan penting dalam sistem kesehatan. Kematian yang tinggi adalah faktor utama dalam bidang kesehatan yang harus diatasi, termasuk jumlah kematian yang baru lahir. Penyebab utama kematian yang baru lahir khususnya pada masa perinatal adalah Berat Badan Lahir Rendah (BBLR). Bayi yang terlahir dengan BBLR berisiko kematian 35 kali lebih tinggi dibandingkan dengan bayi yang berat badannya diatas 2500 gram (Trihardani, 2011). Angka prevalansi BBLR di Indonesia masih tergolong tinggi yaitu 9% dengan sebaran yang cukup bervariasi pada masing-masing provinsi (Mahayana & Chundayetti, 2015). Varasi antar provinsi sangat mencolok dari terendah yakni di Sumatera Utara (7,2%) sampai yang tertinggi terjadinya prevalansi BBLR yaitu 12% persentase bayi dengan BBLR di Sulawesi Selatan meningkat yaitu 4.697 kasus (3,23%) dengan jumlah lahir hidup sebesar 149.986 dan jumlah lahir hidup ditimbang sebesar 120.293 dan tertinggi di kota Makassar sebesar 690 kasus (Finandakasih, Rosmah, & Tiro, 2018).



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License,

Menurut Lubis (2003) salah satu untuk menilai kualitas bayi adalah mengukur berat badan saat lahir dengan memantau kelahiran bayi dalam 1 (satu) jam setelah lahir. Perlu upaya dalam melakukan pencegahan kejadian kasus BBLR, salah satunya dengan melakukan pengawasan ketat terhadap faktor-faktor risiko yang dapat mempengaruhi kejadian BBLR (Mahayana & Chundayetti, 2015). Menurut Augustien (2016), ada beberapa faktor yang mempengaruhi kejadian BBLR yakni usia ibu, anemia, diabetes militus, paritas, riwayat pendidikan, status gizi, dan usia kehamilan. Pada masalah tersebut, perlu adanya metode untuk menganalisis kejadian BBLR dengan jumlah variabel bebasnya lebih dari dua. Salah satu metode yang tepat untuk menganalisis kasus tersebut adalah dengan menggunakan metode analisis regresi.

Banyaknya variabel yang mempengaruhi kejadian BBLR memungkinkan untuk menggunakan regresi nonparametrik. Regresi nonparametrik digunakan ketika informasi bentuk kurva regresi terbatas atau tidak ada asumsi tentang bentuk kurva regresi dengan kasus variabel bebasnya lebih dari dua (Syam & Sanusi, 2017). Menurut Friedman (1991), salah satu metode yang termasuk dalam analisis nonparametrik dengan jumlah kasus yang variabel bebasnya lebih dari dua adalah *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS). MARS pada umumnya digunakan untuk menyelesaikan dua permasalahan utama dalam statistika yaitu variabel terikat kontinu dan kategorik. Pada penelitian ini menggunakan data kategori, berdasarkan beberapa variabel bebas pada MARS $3 \leq n \leq 20$ dan dengan data sampel berukuran besar $50 \leq n \leq 1000$. Penelitian ini diperkuat oleh beberapa penelitian sebelumnya seperti penelitian Deichmann et al. (2002) menyatakan MARS secara otomatis dapat mencari interaksi antara variabel bebas, Dukalang (2017) menyatakan bahwa MARS dapat menunjukkan pola yang kurang jelas sehingga sesuai jika dimodelkan, dan Arleina & Otok (2014) menyatakan bahwa MARS mempunyai tingkat keakuratan klasifikasi yang bagus.

2. Kajian Pustaka

2.1 Berat Badan Lahir Rendah (BBLR)

Berat badan lahir rendah (BBLR) merupakan bayi yang lahir dengan berat badan kurang dari 2500 gram. BBLR adalah salah satu faktor utama dalam kematian bayi dan anak serta memberikan dampak jangka panjang terhadap kehidupan dimasa depan. Menurut Augustien (2016), risiko ibu melahirkan bayi dengan berat badan lahir rendah dipengaruhi oleh beberapa faktor yaitu usia ibu, anemia, diabetes militus, paritas, riwayat pendidikan ibu, status gizi, dan usia kehamilan.

2.2 Regresi Nonparametrik

Analisis regresi adalah suatu metode statistik yang dilakukan untuk mengetahui pola hubungan antara satu atau lebih variabel. Terdapat tiga pendekatan dalam melakukan estimasi kurva regresi yaitu pendekatan parametrik, nonparametrik, dan pendekatan semiparametrik. Dalam pendekatan nonparametrik, kurva regresi hanya diasumsikan *smooth* (mulus) dalam artian termuat di dalam suatu fungsi tertentu. Kelebihan ketika menggunakan pendekatan nonparametrik yaitu fleksibilitas yang tinggi, artinya data diharapkan dapat mencari sendiri tanpa adanya asumsi fungsionalnya (Sita & Otok, 2014).

2.3 Regresi Spline

Spline merupakan perpotongan polinomial (*piecewise polynomial*) tersegmen yang memiliki sifat fleksibilitas. Titik perpaduan bersama dari perpotongan-perpotongan tersebut atau titik yang menunjukkan terjadinya perubahan-perubahan perilaku kurva pada interval-interval yang berbeda tersebut (Syam & Sanusi, 2017).

2.4 Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS)

Model MARS berguna untuk mengestimasi permasalahan data berdimensi tinggi, yaitu data yang memiliki jumlah variabel bebasnya sebesar $3 \leq n \leq 20$ dan menghasilkan prediksi variabel terikat yang akurat, serta menghasilkan model yang kontinu dalam *knot* berdasarkan nilai GCV terkecil (Friedman, 1991). Apabila suatu regresi tidak bisa menjelaskan keseluruhan data maka beberapa garis digunakan untuk menjelaskan seluruh data yang ada dari variabel yang *independen* (Nindhomuddin & Otok, 2015). Estimator model MARS menurut Friedman, ditulis dalam persamaan (Dukalang, 2017):

$$f(x) = \alpha_0 + \sum_{m=1}^M \alpha_m \prod_{k=1}^{K_m} [(s_{km}(x_{v(k,m)} - t_{km})] \quad (2.1)$$

Menurut Kishartini et al. (2014) basis fungsi (BF), yaitu suatu fungsi yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel terikat dengan variabel bebas. Friedman menyarankan banyaknya maksimum basis fungsi (BF) adalah 2-4 kali banyaknya variabel bebas. Banyaknya maksimum interaksi (MI) yang digunakan adalah 1, 2, dan 3 jika $MI > 3$ akan menghasilkan model yang lebih kompleks dan model akan sulit untuk diinterpretasikan. Minimum jarak antara knot atau minimum observasi (MO) yang digunakan sebesar 0, 1, 2, dan 3.

$$GCV(m) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{f}_M(x_i)]^2}{\left[1 - \frac{\hat{C}(M)}{N}\right]^2} \quad (2.2)$$

Menurut Augustien (2016), untuk menilai kemampuan pengklasifikasian dalam memprediksi keanggotaan kelompok, biasanya menggunakan probabilitas kesalahan klasifikasi yang dikenal sebagai *error rate*. Ukuran yang digunakan dalam menghitung ketepatan klasifikasi pada hasil pengelompokan digunakan *Apprent Error Rate* (APER), dan untuk mengetahui kestabilan klasifikasi tentang sejauh mana kelompok-kelompok dapat dipisahkan dengan menggunakan variabel yang ada maka dapat diuji dengan membandingkan nilai *Press's Q* dengan nilai *Chi-Square* yang berderajat bebas satu.

3. Metode Penelitian

3.1 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan adalah data sekunder yang berasal dari Rumah Sakit Ibu dan Anak Siti Fatimah Makassar dengan kejadian mengenai risiko bayi dengan BBLR bulan Januari-Agustus 2018.

3.2 Definisi Operasional

Variabel yang terkait dengan kejadian risiko bayi dengan BBLR adalah:

- a. Variabel yang digunakan yaitu variabel terikat (Y) adalah bayi dengan BBLR dengan data kategori
- b. Variabel bebas (X) yaitu
 - 1) Variabel bebas (X_1) adalah usia ibu, usia menggunakan skala nominal kontinu yang dicatat pada akhir periode pengambilan data yaitu pada bulan Januari – Agustus 2018. Data usia pasien ibu melahirkan diperoleh dari catatan rekamedik rumah Sakit Ibu dan Anak Siti Fatimah Makassar.
 - 2) Variabel bebas (X_2) adalah Anemia, penderita anemia dapat dilihat dari kadar *hemaglobin* (Hb) dalam darah pasien yang dikategorikan menjadi dua, yaitu:
 - 0 = kadar Hb dalam darah pasien ibu hamil $> 11,0 \text{ mmHg}$ (tidak ada riwayat penyakit anemia pada pasien ibu hamil)
 - 1 = kadar Hb dalam darahnya $< 11,0 \text{ mmHg}$ (ada riwayat penyakit anemia pada pasien ibu hamil).
 - 3) Variabel bebas (X_3) adalah Diabetes Militus, diabetes militus diduga menjadi salah satu faktor risiko ibu melahirkan bayi dengan BBLR yang dikategorikan menjadi dua, yaitu:
 - 0 = tidak adanya riwayat penyakit diabetes melitus pada pasien ibu hamil terdahulu
 - 1 = adanya diabetes melitus pada pasien ibu hamil terdahulu.
 - 4) Variabel bebas (X_4) adalah Paritas, paritas atau banyaknya kelahiran hidup yang telah dialami oleh pasien ibu hamil dikategorikan menjadi 3, yaitu:
 - 1 = paritas ke-1 (kehamilan pertama)
 - 2 = paritas ke-2 sampai dengan 3
 - 3 = paritas ke-4 atau lebih dari 4
 - 5) Variabel bebas (X_5) adalah riwayat pendidikan ibu, menyatakan pendidikan terakhir yang ditempuh oleh ibu dari bayi tersebut yang menjadi sampel. Riwayat pendidikan dikelompokkan dalam 4 kategori, yaitu:
 - 1 = pendidikan terakhir yang ditempuh ibu hamil adalah SD
 - 2 = pendidikan terakhir yang ditempuh ibu hamil adalah SMP
 - 3 = pendidikan terakhir yang ditempuh ibu hamil adalah SMA
 - 4 = pendidikan terakhir yang ditempuh adalah perguruan tinggi (PT)
 - 6) Variabel bebas (X_6) adalah Status Gizi Ibu, menyatakan status gizi yang telah dihitung berdasarkan klasifikasi Indeks Masa Tubuh (IMT). Variabel status gizi dikelompokkan menjadi 3 kategori, yaitu:
 - 1 = gizi pasien ibu hamil kurang atau *underweight* (IMT, $\leq 18,5$)
 - 2 = gizi pasien ibu hamil normal (IMT, $18,6 - 24,9$)

3 = gizi pasien ibu hamil lebih atau *overweight* (IMT, 25 – 29,9)

- 7) Variabel bebas (X_7) adalah usia kehamilan. Data perhitungan jumlah usia kehamilan diperoleh pada saat pasien ibu hamil melahirkan bayi. Variabel usia kehamilan dibagi menjadi dua kategori, yaitu:
- 1 = pasien ibu hamil melahirkan bayi pada saat usia kehamilan < 37 minggu (*Premature*)
 - 2 = pasien ibu hamil melahirkan bayi pada saat kehamilan \geq 37 minggu

3.3 Teknik Analisis

Teknik analisis yang dilakukan adalah sebagai berikut:

- a. Membuat deskriptif statistik risiko ibu melahirkan bayi dengan berat badan lahir rendah dan faktor-faktor yang terkait BBLR.
- b. Mengestimasi model MARS dari faktor-faktor yang mempengaruhi BBLR dengan langkah sebagai berikut:
 - 1) Aplikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Salford Predictive Modeler* (SPM) *Version 8.3*
 - 2) Menentukan nilai basis fungsi (BF) yaitu 14, 21, dan 28.
 - 3) Menentukan maksimum interaksi (MI) yaitu 1, 2, dan 3 dengan asumsi bahwa jika $MI > 3$ akan menghasilkan model yang semakin kompleks dan nilai GCV akan semakin meningkat.
 - 4) Menentukan minimum observasi yaitu 0, 1, 2, dan 3
 - 5) Menentukan Menentukan model terbaik dengan *trial and error* sampai diperoleh model optimal dengan GCV minimum pada persamaan (2.2)
- c. Menganalisis dan menginterpretasikan model terbaik MARS dan ketepatan klasifikasi.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Analisis Deskriptif

Jumlah pasien ibu hamil pada bulan Januari – Agustus 2018 yang ada di Rumah Sakit Siti Fatimah Makassar adalah sebanyak 64 orang, dengan banyaknya kejadian bayi BBLR sebesar 43,73% dan kelahiran normal sebesar 56,25%

4.2 Penentuan Model Terbaik MARS terhadap Kejadian Risiko Bayi BBLR

Pemodelan kejadian bayi BBLR menggunakan metode MARS dengan *trial and error* yang dilakukan merujuk dari Friedman (1991) dengan mengkombinasikan basis fungsi (BF), maksimum interaksi (MI), dan minimum observasi (MO). Banyak BF yang digunakan adalah 14, 21, dan 28 sedangkan nilai MI sebesar 1, 2, dan 3 serta nilai MO yang digunakan yakni 0, 1, 2, 3.

Berdasarkan kriteria pemilihan model terbaik MARS yakni nilai GCV yang paling minimum yaitu dengan mengkombinasikan BF, MI, dan MO maka diperoleh model terbaik MARS dengan kombinasi BF=28, MI=3, dan MO=2 maka model MARS yang diperoleh adalah sebagai berikut:

$$Y = 0,178571 + 0,72003 * BF1 + 0,905344 * BF3 - 0,688811 * BF11 - 0,625874 * BF24$$

dengan

$$BF1 = (X_4 = 1);$$

$$BF2 = (X_4 = 2, 3);$$

$$BF3 = (X_5 = 2) * BF2;$$

$$BF9 = (X_5 = 2);$$

$$BF11 = (X_6 = 3) * BF9;$$

$$BF20 = (X_7 = 2) * BF1;$$

$$BF24 = (X_2 = 0) * BF20;$$

Atau dengan model

$$Y = 0,178571 + 0,72003 * X_4 + 0,905344 * X_5 * X_4 - 0,688811 * X_6 * X_5 - 0,625874 * X_2 * X_7 * X_4$$

Berdasarkan model yang diperoleh dapat diketahui bahwa terdapat lima variabel bebas yang mempengaruhi variabel terikat yaitu variabel anemia (X_2), paritas (X_4), riwayat pendidikan (X_5), gizi ibu (X_6), dan usia kehamilan (X_7) dengan melalui beberapa interaksi yang telah dilakukan maka basis fungsinya yaitu BF1, BF3, BF11, dan BF24.

4.3. Interpretasi Basis Fungsi dalam Model Terbaik MARS

Berdasarkan model yang telah diperoleh dapat diketahui bahwa terdapat lima variabel bebas yang mempengaruhi variabel terikat yaitu variabel anemia (X_2), paritas (X_4), riwayat pendidikan (X_5), gizi ibu (X_6), dan usia kehamilan (X_7)

melalui beberapa interaksi yang telah dilakukan maka basis fungsinya yaitu BF1, BF3, BF11, dan BF24. Interpretasi model yang terpilih adalah sebagai berikut:

$$a. BF1 = (X_4 = 1) = \begin{cases} 1, & \text{untuk } X_4 = 1 \\ 0, & X_4 \text{ lainnya} \end{cases}$$

Artinya setiap kenaikan satu BF1 dengan koefisien 0,72003 dengan asumsi variabel lainnya konstan, yang berarti paritas (X_4) ke-1 (kehamilan pertama) pasien ibu hamil mempunyai peluang 0,72003 dalam risiko melahirkan bayi dengan BBLR.

$$b. BF3 = (X_5 = 2) * BF2$$

$$BF3 = (X_5 = 2) * (X_4 = 2, 3); \begin{cases} 1, & \text{untuk } X_5 = 2 \text{ dan } (X_4) = 2, 3 \\ 0, & X_5, X_3 \text{ lainnya} \end{cases}$$

Artinya setiap kenaikan satu BF3 dengan koefisien 0,905344 dengan asumsi variabel lainnya konstan, yang berarti riwayat pendidikan (X_5) SMP yang ditempuh ibu hamil mempunyai peluang 0,905344 yang dipengaruhi adanya interaksi variabel paritas (X_4) atau kehamilan kedua maupun lebih dari tiga dalam melahirkan bayi BBLR.

$$c. BF11 = (X_6 = 3) * BF9;$$

$$BF11 = (X_6 = 3) * (X_5 = 2); \begin{cases} 1, & \text{untuk } X_6 = 3 \text{ dan } (X_5) = 2 \\ 0, & X_5, X_3 \text{ lainnya} \end{cases}$$

Artinya setiap kenaikan satu BF11 dengan koefisien -0,688811 dengan asumsi variabel lainnya konstan, yang berarti pasien ibu hamil yang mempunyai gizi (X_6) lebih atau *overweight* akan mengurangi peluang sebesar 0,688811 dalam melahirkan bayi dengan BBLR yang dipengaruhi adanya interaksi variabel riwayat pendidikan (X_5) SMP yang ditempuh oleh pasien.

$$d. BF24 = (X_2 = 0) * BF20$$

$$BF20 = (X_7 = 2) * BF1$$

$$BF24 = (X_2 = 0) * (X_7 = 2) * (X_4 = 1); \begin{cases} 1, & (X_2 = 0, X_7 = 2 \text{ dan } X_4 = 1) \\ 0, & X_2, X_7, X_4 \text{ lainnya} \end{cases}$$

Artinya setiap kenaikan satu BF24 dengan koefisien -0,625874 dengan asumsi variabel lainnya konstan, yang berarti pasien ibu hamil yang tidak menderita anemia (X_2) akan mengurangi peluang sebesar 0,62874 dalam melahirkan bayi dengan BBLR yang dipengaruhi adanya interaksi variabel usia kehamilan (X_7) kedua dan paritas (X_4) pertama.

4.4 Ketepatan Klasifikasi dan Nilai *Press's Q*

Berdasarkan hasil perhitungan menggunakan nilai APER, maka diperoleh peluang kesalahan dalam pengklasifikasian objek sebesar 20,31% dan ketepatan klasifikasinya adalah sebesar 79,69%. Untuk mengetahui kestabilan dalam ketepatan klasifikasi maka perlu uji perbandingan nilai *Press's Q* dengan *Chi-Square*, untuk menguji hal tersebut maka diperlukan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Hasil klasifikasi model tidak stabil/tidak konsisten

H_1 : Hasil klasifikasi model stabil/konsisten

Nilai *Press's Q* yang diperoleh yaitu 22,56 dan nilai *Chi-Square* yaitu $X^2_{(0,05;1)}$ sebesar 3,841 dengan menggunakan nilai $\alpha = 5\%$ maka H_0 ditolak karena nilai $X^2_{(0,05;1)} < \text{nilai } Press's Q (3,841 < 22,56)$. Hal ini menyatakan bahwa model yang dihasilkan telah stabil atau konsisten.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang diperoleh maka dapat disimpulkan bahwa model terbaik MARS adalah kombinasi BF = 28, MI = 3, MO = 2 yang menghasilkan nilai GCV terkecil yaitu 0,17766. Maka variabel-variabel yang berpengaruh secara signifikan adalah anemia, paritas, riwayat pendidikan, gizi ibu, dan usia kehamilan serta diperoleh nilai APER sebesar 20,31% dan nilai ketepatan klasifikasinya sebesar 79,69% serta nilai uji *Press's Q* menunjukkan bahwa secara statistik metode MARS sudah stabil atau konsisten dalam mengklasifikasikan data kelompok BBLR dalam menentukan model terbaik.

Daftar Pustaka

- Arleina, O. D., & Otok, B. W. (2014). *Bootstrap Aggregating Multivariate Adaptive Regression Splines (Bagging MARS) untuk Mengklasifikasikan Rumah Tangga Miskin di Kabupaten Jombang*. Jurnal Sains dan Seni ITS, 3(2), D91–D96. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v3i2.8067>
- Augustie, R. A. (2016). *Pemodelan Risiko Kejadian Bayi Berat Badan Lahir Rendah Berdasarkan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) (Studi Kasus di RSUD Haji Surabaya)*. Diambil dari <http://repository.unair.ac.id/55894/2/KKC%20KK%20ST.S%2048%20-16%20Agu%20p.pdf>
- Deichmann, J., Eshghi, A., Haughton, D., Sayek, S., & Teebagy, N. (2002). *Application of Multiple Adaptive Regression Splines (MARS) in Direct Response Modeling*. Journal of Interactive Marketing, 16(4), 15–27. <https://doi.org/10.1002>
- Dukalang, H. H. (2017). *Modeling Infant Mortality Rate with Multivariate Adaptive Regression Spline Approach*. JOURNAL OF APPLIED INFORMATICS AND COMPUTING, 1(2), 19–28. Diambil dari <https://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC/article/view/524>
- Finandakasih, F., Rosmah, S. A., & Tiro, M. A. (2018). *Model Prediksi Berat Lahir Bayi Berdasarkan Faktor Pengaruhnya di Puskesmas Kaluku Bodoa*, 13.
- Friedman, J. H. (1991). Multivariate Adaptive Regression. *Institute of Mathematical Statistics*, 19, 1–67.
- Kishartini, Salifitri, D., & Ispriyanti, D. (2014). *Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) untuk Klasifikasi Status Kerja di Kabupaten Demak*. Jurnal Gaussian, 3(4), 711–718. Diambil dari <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian>
- Lubis, Z. (2003). *Status Gizi Ibu Hamil Serta Pengaruhnya terhadap Bayi yang Dilahirkan*, 5.
- Mahayana, S. A. S., & Chundayetti, E. (2005). *Faktor Risiko yang Berpengaruh Terhadap Kejadian Berat Badan Lahir Rendah di RSUD Dr. M. Djamil Padang*, 10. Jurnal Kesehatan Andala; 4(3).
- Nidhomuddin, & Otok, B. W. (2015). *Random Forest dan Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS Binary Response untuk Klasifikasi Penderita HIV/AIDS di Surabaya*. Statistika, 1(3).
- Sita, E. D. A. A., & Otok, B. W. (2014). *Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) pada pemodelan Penduduk Miskin di Indonesia Tahun 2008-2012*. Dipresentasikan pada Prosiding Seminar Nasional Matematika, Universitas Jember.
- Syam, R., & Sanusi, W. (2017). *Model Regresi Nonparametrik dengan Pendekatan Spline (Studi Kasus: Berat Badan Lahir Rendah di Rumah Sakit Ibu dan Anak Siti Fatimah Makassar)*, 11. Jurnal. Universitas Negeri Makassar.
- Tiro, M. A., & Ahsan, M. (2015). *Penyajian Informatif Tabel, Grafik, dan Statistik*. Makassar: Andira Publisher.
- Trihardiani, I. (2011). *Program Studi Ilmu Gizi Fakultas Kedokteran Universitas Diponegoro Semarang*, 55. Artikel Penelitian. Program Studi Gizi Fakultas Kedokteran Universitas Diponegoro. Semarang.