

PENERAPAN ANALISIS DISKRIMINAN LINIER ROBUST DALAM PENGKLASIFIKASIAN INDEKS KEPEDULIAN TERHADAP ISU KEPENDUDUKAN (IKIK)

Nabilatul Fahma¹, Trianingsih Ani Lestari^{1,*}

¹ Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Malang

Email : nabilatulfahma@gmail.com (N. Fahma), trianingsih.eni.fmipa@um.ac.id (T. E. Lestari)

* Corresponding Author

Abstract

Robust linear discriminant analysis is used to classify data that contains outlier by replacing classical parameters in linear discriminant analysis with robust parameters. This study aims to classify the Index of Concern for Population Issues (IKIK) of 34 provinces in 2020 into two categories namely target fulfilled IKIK and target not fulfilled IKIK using robust linear discriminant analysis. The independent variables used are quantity dimensions (X_1), quality dimensions (X_2), mobility dimensions (X_3) and environment dimensions (X_4). The results obtained are 17 provinces were categorized as target fulfilled IKIK, 17 provinces as target not fulfilled IKIK. There are 2 robust discriminant functions formed, each for target fulfilled and target not fulfilled IKIK. The accuracy of the robust linear discriminant functions formed is 97,06%, the APER value of the discriminant functions is 2,94% and the PressQ value = 30,11 is greater than the value of $\chi^2_{(3,0.05)} = 7.81$. This shows that the discriminant functions can classify observations accurately.

Keywords: classification, Index of Concern for Population Issues, robust discriminant analysis

Submitted: 3 December 2021; Revised: 16 December 2021; Accepted Publication: 5 January 2022;

Published Online: January 2022

DOI: 10.17977/um055v3i1p30-36

PENDAHULUAN

Analisis diskriminan linier *robust* merupakan salah satu alternatif untuk menangani *outlier* pada data dengan mengganti estimator klasik analisis diskriminan linier dengan estimator *robust*. Menurut Wang., dkk (2019) *outlier* umumnya dianggap sebagai titik data yang signifikan berbeda dari titik data lain atau yang tidak sesuai dengan pola normal yang diharapkan dari data tersebut. Keberadaan pencilan (*outlier*) dapat menghambat proses analisis (Sunaryo & Siagian, 2011). Namun menurut Kurniadi., dkk (2012) membuang begitu saja suatu pengamatan *outlier* bukanlah tindakan yang tepat, karena pengamatan *outlier* dapat juga memberikan informasi yang berguna dalam penelitian. Analisis diskriminan *robust* merupakan analisis yang dalam pembentukan fungsi diskriminannya menggunakan estimator *robust* yang memiliki *breakdown point* tinggi (Lim et al., 2018). Dengan demikian, dapat dihasilkan model diskriminan *robust* yang memiliki tingkat kesalahan (*error*) klasifikasi minimum.

Dalam penelitian ini, estimator *robust* yang digunakan adalah *MCD*, yang kemudian dalam penghitungannya menggunakan algoritma *Fast-MCD*. Menurut Supandi, dkk. (2014) salah satu penduga *robust* yang memiliki *breakdown point* tinggi adalah *MCD*. *Breakdown point* sendiri merupakan jumlah maksimum data *outlier* (pencilan) yang dapat ditangani oleh suatu estimator. Sehingga semakin tinggi *breakdown point* suatu estimator, maka semakin kuat (*robust*) estimator tersebut.

Menurut Rousseeuw dan van Driessen (1999), parameter *MCD* adalah pasangan penduga (\bar{x}, S) , dimana \bar{x} adalah vektor rata-rata dan S adalah matriks kovariansi yang memiliki

nilai determinan S terkecil (minimum) pada subsampel yang beranggotakan sebanyak h anggota dari n pengamatan, dimana $h = [n + p + \frac{1}{2}]$. Penduga MCD bertujuan menemukan subsampel dari total pengamatan (n), dimana matriks kovarian mempunyai determinan paling minimum. MCD memiliki sifat statistik yang baik karena memenuhi sifat *affine equivariant* (Hubert et al., 2017). penduga MCD juga memenuhi batas nilai maksimum *breakdown* 50 persen sehingga tergolong penaksir robust dengan *breakdown point* tingkat tinggi.

Rousseuw dan Van Diressen memaparkan algoritma *fast-MCD* pada tahun 1999. Penaksir MCD dapat dihitung lebih efisien dengan algoritma *fast-MCD* (Hubert et al., 2017). Algoritma *fast MCD* lebih efisien meskipun total data lebih dari 20. Algoritma *fast-MCD* disebut juga dengan istilah *C-Step (Concentration Step)*, karena metode ini “concentrate” atau terfokus pada h pengamatan dengan jarak terkecil dan S_2 “more concentrate” dalam arti lain mempunyai determinan lebih kecil dibanding S_1 (Supandi, dkk., 2014).

Analisis diskriminan linier *robust* dapat diterapkan dalam berbagai bidang. Penelitian Budyanra (2016) mengkaji penaksir *robust fast-MCD* dalam analisis diskriminan linier dua kelompok dan mengukur ketepatan pengklasifikasian dari fungsi diskriminan dengan penaksir *fast-MCD* jika dibandingkan fungsi diskriminan metode klasik/MLE. Nur’eni, dkk (2019) mengkaji analisis diskriminan *robust* pada berat bayi lahir di RSUD Luwuk, Penelitian oleh Fitri (2018) membandingkan klasifikasi Indeks Demokrasi Indonesia (IDI) menggunakan analisis diskriminan klasik dan analisis diskriminan *robust*. Jin & An (2011) meneliti pengaplikasian analisis diskriminan linier *robust* untuk indentifikasi daerah pengkodean protein gen beras. Penelitian oleh Alrawashdeh., dkk (2018) mengkombinasi algoritma *deterministic MCD (DetMCD)* dengan analisis diskriminan linier dan membandingkannya dengan estimator *Fast-MCD, fast consistent high breakdown (FCH)* dan *robust FCH (RFCH)*. Kemudian Lim et al (2018) melakukan pendekatan *winsorized* dalam pengestimasi parameter analisis diskriminan linier dan membandingkannya dengan parameter klasik dan parameter *robust* yang telah ada menggunakan data simulasi dan data real.

Indeks Kepedulian terhadap Isu Kependudukan (IKIK) dibentuk dalam rangka mengukur tingkat pengetahuan dan kepedulian masyarakat terhadap isu-isu kependudukan di Indonesia (BKKBN, 2020). Menurut Badan Kependudukan dan Keluarga Berencana Nasional, IKIK dirancang berdasar 4 dimensi, yaitu dimensi kuantitas, kualitas, mobilitas dan lingkungan. IKIK dikategorikan menjadi 2 kelas, yaitu IKIK memenuhi target dengan skor indeks lebih dari 51,8 dan IKIK tidak memenuhi target dengan skor indeks dibawah 51,8.

Pemahaman terhadap isu kependudukan adalah dasar untuk mengukur sikap dan perilaku masyarakat dalam masalah kependudukan. Diperlukan peningkatan pengetahuan terhadap isu kependudukan sehingga terbentuk sikap mendukung terhadap program pengendalian penduduk dan peningkatan kualitas penduduk di masa mendatang. Oleh karena itu, upaya sistematis yang terukur diperlukan dalam rangka melaksanakan Pendidikan kependudukan kepada masyarakat (BKKBN, 2020). Pembentukan Indeks Kepedulian terhadap Isu Kependidikan ini diharapkan akan membuka pikiran masyarakat akan pentingnya isu ini dan tergerak untuk meningkatkan kualitas, kuantitas, mobilitas serta Kesehatan lingkungan yang pada akhirnya akan mendorong kemajuan kependudukan di Indonesia.

Dinamika kependudukan berpengaruh pada hampir seluruh aspek kehidupan manusia. Diperlukan ukuran tingkat dinamikanya yang bisa dibaca, digunakan, dibandingkan baik oleh pembuat kebijakan maupun penerima kebijakan (Hidayat, 2013). Pembentukan IKIK adalah upaya untuk meningkatkan pengetahuan masyarakat terhadap isu kependudukan di daerahnya. Oleh karena itu, perlu dibentuk fungsi pembeda dari masing-masing kategori IKIK diatas. Metode yang digunakan adalah analisis diskriminan linier *robust* dengan penduga MCD .

Variabel independen yang digunakan adalah skor dimensi kuantitas, dimensi kualitas, dimensi mobilitas dan dimensi lingkungan tahun 2020. Keempat variabel ini harus memenuhi asumsi dua asumsi utama yaitu berdistribusi multivariat dan matriks varian kovarian antar kelompok harus sama.

Penelitian sebelumnya mengenai isu kependudukan dilakukan oleh Tjiptoherijanto (2010) yang mengkaji pembangunan berwawasan kependudukan, yang merujuk pada isu-isu kependudukan dan pentingnya pengetahuan masyarakat terhadap hal itu. Penelitian oleh Hidayat (2013) membahas mengenai dimensi kependudukan di Kota Tangerang Selatan dan perlunya ukuran dimensi kependudukan yang dapat diakses oleh masyarakat. Oleh karena itu, dalam penelitian ini akan dilakukan klasifikasi Indeks Kepedulian terhadap Isu Kependudukan menggunakan analisis diskriminan linier *robust* dengan penduga *MCD*.

METODE

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari *website* Badan Kependudukan dan Keluarga Berencana Nasional (BKKBN) Indonesia. Data yang digunakan adalah data Indeks Kepedulian terhadap Isu Kependudukan (IKIK) tahun 2020. Variabel terikat penelitian ini (Y) adalah Indeks Kepedulian terhadap Isu Kependudukan (IKIK), sedangkan variabel bebasnya yaitu dimensi kuantitas (X_1), dimensi kualitas (X_2), dimensi mobilitas (X_3) dan dimensi lingkungan (X_4). Penelitian ini dilakukan dengan bantuan *software* R. Analisis yang digunakan adalah analisis diskriminan linier *robust*. Langkah-langkah analisis dalam penelitian ini adalah:

(1) Melakukan pengujian asumsi analisis diskriminan linier *robust*.

Terdapat 5 asumsi yang harus dipenuhi agar metode analisis diskriminan linier *robust* dapat dilakukan dalam penelitian ini. Dilakukan 5 uji asumsi yaitu uji asumsi normal multivariat, uji korelasi antar variabel bebas, uji asumsi kesamaan matrik varians-kovarians, uji asumsi kesamaan vektor rata-rata dan uji pendeteksian *outlier* pada data.

a. Uji Normal Multivariat

Hipotesis yang digunakan adalah

H_0 : variabel X_1, X_2, X_3, X_4 berdistribusi normal multivariat

H_1 : variabel X_1, X_2, X_3, X_4 tidak berdistribusi normal multivariat

Tingkat signifikansi yang digunakan $\alpha = 0.05$ dengan kriteria uji melalui plot $q-q$, jika $q-q$ plot cenderung membentuk garis lurus maka variabel X_1, X_2, X_3, X_4 berdistribusi normal multivariat.

b. Uji Korelasi antar Variabel Bebas

Hipotesis:

H_0 : terdapat korelasi antar variabel X_1, X_2, X_3, X_4

H_1 : tidak terdapat korelasi antar variabel X_1, X_2, X_3, X_4

Keputusan tolak H_0 apabila nilai VIF kurang dari 10.

c. Uji Kesamaan Matriks Varians-Kovarians

Hipotesis yang digunakan:

H_0 : tidak terdapat perbedaan matriks varians-kovarians antar populasi (homogen)

H_1 : terdapat perbedaan matriks varians-kovarians antar populasi (homogen)

Tingkat signifikansi yang dipakai $\alpha = 0.05$ dengan aturan keputusan : H_0 ditolak jika $p - \text{value} < \alpha$.

d. Uji Perbedaan Vektor Rataan

Hipotesis yang dipergunakan adalah :

H_0 : tidak terdapat perbedaan nilai vektor rata-rata antar populasi

H_1 : terdapat perbedaan nilai vektor rata-rata antar populasi

Tingkat signifikansi adalah $\alpha = 0.05$ dengan aturan keputusan : H_0 ditolak jika $p - \text{value} < \alpha$.

e. Pendeteksian *Outlier*

Pendeteksian *outlier* secara multivariat dilakukan dengan menghitung jarak mahalanobis. Sesuai persamaan (1), jika jarak mahalanobis suatu data lebih dari nilai *chi square* (χ^2) dengan derajat bebas (df) sejumlah variabel bebas dan taraf signifikansi 0.05, maka data tersebut merupakan *outlier*.

- (2) Penaksiran parameter untuk model diskriminan linier *robust*
- (3) Menentukan model diskriminan linier *robust*
- (4) Menghitung skor diskriminan linier *robust* untuk tiap-tiap pengamatan dan mengklasifikasikannya kembali ke dalam kelompok pertama atau kedua.
- (5) Menghitung korelasi kanonik fungsi diskriminan linier *robust*
- (6) menghitung presentase kesalahan dalam klasifikasi analisis diskriminan linier *robust* dengan metode APER (*Apparent Error Rate*).

Nilai APER dihitung menggunakan rumus berikut (Johnson & Wichern, 2007)

$$\text{APER} = \frac{n_{M, TM} + n_{TM, M}}{n}$$

Dengan $n_{M, TM}$ adalah jumlah data kategori memenuhi target yang salah diklasifikasikan ke kategori tidak memenuhi target, $n_{TM, M}$ adalah jumlah data kategori tidak memenuhi target yang salah diklasifikasikan ke kategori memenuhi target, dan n adalah total data penelitian. Semakin kecil nilai APER, maka semakin baik fungsi diskriminan *robust* yang terbentuk. Kemudian juga dihitung nilai akurasi dengan rumus berikut

$$\text{Akurasi} = \frac{n_{M, M} + n_{TM, TM}}{n}$$

Dengan $n_{M, M}$ adalah jumlah data kategori memenuhi target yang benar diklasifikasikan ke kategori memenuhi target, $n_{TM, TM}$ adalah jumlah data kategori tidak memenuhi target yang benar diklasifikasikan ke kategori tidak memenuhi target dan n adalah total data.

- (7) Menilai tingkat keakuratan pengklasifikasian diskriminan linier *robust* dengan menghitung nilai *Press Q*

Nilai *Press Q* dihitung dengan rumus dibawah ini (Hair et al., 2010)

$$\text{Press } Q = \frac{(N - (nG))^2}{N(G - 1)}$$

dengan N adalah jumlah total data penelitian, n adalah jumlah data penelitian yang diklasifikasikan dengan benar dan G adalah jumlah kategori. Tingkat keakuratan pengklasifikasian diskriminan linier *robust* diketahui dengan membandingkan nilai *Press Q* dengan nilai $\chi^2_{(p, \alpha)}$, dimana p adalah jumlah variabel bebas dikurangi 1 dan α adalah taraf signifikansi yaitu 0.05. jika nilai *Press Q* lebih besar dari nilai $\chi^2_{(p, \alpha)}$, maka fungsi diskriminan linier *robust* dapat mengklasifikasikan dengan akurat.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Indeks Demokrasi Indonesia dikategorikan menjadi dua yaitu, memenuhi target (kategori 1) dan tidak memenuhi target (kategori 2). Berdasar data Indeks Kepedulian terhadap Isu Kependudukan yang dipublikasi BKKBN, dari 34 provinsi di Indonesia terdapat 16 provinsi masuk kategori IKIK memenuhi target, 18 provinsi masuk kategori IKIK tidak memenuhi target. Data penelitian ini terdiri atas 1 variabel independen dan 4 variabel dependen. Variabel independen yaitu Indeks Kepedulian terhadap Isu Kependudukan (IKIK) tahun 2020 dan variabel independen yaitu skor dimensi kuantitas (X_1), dimensi kualitas (X_2) dimensi mobilitas (X_3) dan dimensi lingkungan (X_4). Statistik deskriptif variabel penelitian dipaparkan dalam Tabel 1. Berdasarkan Tabel 1, diketahui bahwa nilai minimum IKIK (Y) adalah 28,60, dimensi kuantitas (X_1) adalah 26,60, dimensi kualitas (X_2) adalah 22,00, dimensi mobilitas (X_3) adalah 16,20 dan dimensi lingkungan (X_4) adalah 15,90. kemudian nilai maksimum IKIK (Y) adalah 66,90, dimensi kuantitas (X_1) adalah 89,20, dimensi kualitas (X_2) adalah 64,30, dimensi mobilitas (X_3) adalah 91,80 dan dimensi lingkungan (X_4) adalah 70,70. Rata-rata tertinggi pada data IKIK adalah dimensi kuantitas (X_1) sebesar 56,30, sedangkan rata-rata terendah adalah dimensi lingkungan (X_4) sebesar 50,17.

Tabel 1. Statistik Deskriptif

	Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄
Nilai minimum	28,60	26,60	22,00	16,20	15,90
Q1	43,88	43,85	42,08	35,22	45,05
Mean	50,28	56,30	46,44	55,83	50,17
Q3	57,40	65,22	53,33	76,28	55,85
Nilai maksimum	66,90	89,20	64,30	92,80	70,70

Terdapat 16 provinsi dengan skor IKIK memenuhi target dan 18 provinsi dengan skor IKIK tidak memenuhi target. Provinsi yang memiliki skor IKIK memenuhi target yaitu Riau, Jambi, Bengkulu, Lampung, Kep. Bangka Belitung, Kep. Riau, DKI Jakarta, DI Yogyakarta, Banten, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Tengah dan Sulawesi Tenggara. Kemudian provinsi yang memiliki skor IKIK tidak memenuhi target yaitu Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Sumatera Selatan, Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Bali, NTB, NTT, Kalimantan Barat, Sulawesi Utara, Sulawesi Selatan, Gorontalo, Sulawesi Barat, Maluku, Maluku Utara, Papua Barat dan Papua.

Selanjutnya dilakukan pengujian perbedaan vektor rata-rata. Uji ini diperlukan untuk mengetahui apakah pada data bisa dilakukan analisis diskriminan atau tidak. Statistik uji yang digunakan dalam uji perbedaan nilai vektor rata-rata ini adalah statistik uji Wilk's Lambda. Dari hasil analisis, diperoleh p - value = 0.00 dimana nilai tersebut kurang dari $\alpha = 0.05$. Maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan bahwa terdapat perbedaan nilai vektor rata-rata antar populasi. Karena terdapat perbedaan nilai vektor rata-rata antar kelompok, maka analisis diskriminan bisa dilakukan.

Langkah ketiga yaitu pendeteksian *outlier* yang dilakukan dengan menggunakan jarak mahalanobis. Pendeteksian *outlier* dilakukan terhadap masing-masing kategori IKIK. Berdasar hasil analisis, diperoleh informasi terdapat *outlier* pada data dengan skor IKIK memenuhi target dan tidak memenuhi target. Untuk data dengan skor IKIK memenuhi target, terdapat 3 observasi yang *outlier*, yaitu data DI Yogyakarta, Kep. Riau dan Kalimantan Timur, kemudian untuk data dengan skor IKIK tidak memenuhi target terdapat 3 observasi yang *outlier* yaitu provinsi Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Barat dan Papua Barat.

Selanjutnya dilakukan uji normalitas multivariat. Uji normalitas bertujuan untuk mengetahui apakah data berdistribusi normal atau tidak. Uji normalitas multivariat dilakukan pada seluruh variabel secara bersama-sama. Dari hasil analisis, diperoleh nilai p - value = 0.31 dimana nilai tersebut tidak kurang dari α . Maka H_0 tidak ditolak, sehingga dapat disimpulkan variabel X_1, X_2, X_3, X_4 berdistribusi normal multivariat.

Uji korelasi antar variabel bebas digunakan untuk mengetahui adanya multikolinieritas antar variabel bebas penelitian. Dari hasil penelitian didapatkan nilai VIF masing-masing variabel bebas. Nilai VIF variabel X_1, X_2, X_3, X_4 berturut-turut sebesar 1,667, 2,354, 1,015 dan 3,026. Dari hasil tersebut disimpulkan bahwa tidak terjadi multikolinieritas pada variabel bebas penelitian.

Uji kehomogenan matriks varian-kovarian dilakukan dengan menggunakan uji *Box's M*. Didapatkan p - value = 0.26 dimana nilai tersebut lebih dari $\alpha = 0.05$. Maka gagal tolak H_0 , sehingga dapat disimpulkan tidak terdapat perbedaan matriks varians-kovarians antar kategori (homogen) atau dapat dikatakan matriks varians-kovarians antar kategori IKIK homogen.

Setelah semua uji asumsi terpenuhi, maka analisis diskriminan linier *robust* dilakukan. Berdasar hasil analisis dengan bantuan *software R*, didapatkan nilai koefisien fungsi diskriminan linier *robust* yang dijelaskan dalam Tabel 2. Berdasarkan Tabel 2, dapat dibentuk fungsi diskriminan linear *robust*, yaitu :

Untuk provinsi yang memiliki skor IKIK dengan kategori memenuhi target

$$R_M = -169,4889 + 0,9666X_1 + 3,1426X_2 + 0,9044X_3 + 1,2451X_4$$

Untuk provinsi yang memiliki skor IKIK dengan kategori tidak memenuhi target

$$R_{TM} = -134.6710 + 0.8796X_1 + 2,8428X_2 + 0,7263X_3 + 1,1342X_4$$

Tabel 2. Koefisien Fungsi Diskriminan Linier *Robust*

	Memenuhi Target	Tidak Memenuhi Target
Konstan	-169,4889	-134.6710
X ₁	0,9666	0.8796
X ₂	3,1426	2,8428
X ₃	0,9044	0,7263
X ₄	1,2451	1,1342

Fungsi-fungsi diskriminan linier *robust* diatas menunjukkan bahwa keempat variabel independen berpengaruh secara positif terhadap variabel dependen. Hal ini berarti bahwa kenaikan angka dimensi kuantitas, dimensi kualitas, dimensi mobilitas dan dimensi lingkungan akan menyebabkan kenaikan angka IKIK . Selanjutnya dengan menggunakan fungsi yang terbentuk diatas, dilakukan pengklasifikasian kembali Indeks Kepedulian terhadap Isu Kependudukan (IKIK) tahun 2020.

Dari hasil prediksi dengan fungsi diskriminan yang terbentuk, terdapat 1 provinsi yang seharusnya berada di kelas tidak memenuhi target namun diklasifikasikan ke kelas memenuhi target. Misklasifikasi ini terjadi pada provinsi Papua Barat. Uji keeratan hubungan fungsi diskriminan dengan kategori IKIK dilihat melalui angka korelasi kanonik. Korelasi kanonik berguna dalam mengetahui seberapa besar variabel independen mampu menjelaskan keragaman pada variabel dependennya. Nilai korelasi kanonik didapatkan sebesar 0.98 yang dikuadratkan menghasilkan 0,9604 atau 96,04%. Hal ini berarti 96,04% keragaman variabel dependen dapat dijelaskan oleh variabel independen penelitian.

Tingkat kesalahan klasifikasi diukur menggunakan APER dan diperoleh angka 2,94% sehingga akurasi fungsi diskriminan adalah sebesar 97,06%. Kemudian juga dihitung nilai *Press'Q* untuk menghitung kekuatan fungsi diskriminan. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa nilai *Press Q* = 30,11 lebih besar dari nilai $\chi^2_{(3,0.05)} = 7.81$. Hal ini menunjukkan bahwa fungsi diskriminan dapat mengklasifikasikan observasi dengan akurat.

PENUTUP

Analisis diskriminan linier *robust* pada data Indeks Kepedulian terhadap Isu Kependudukan (IKIK) tahun 2020 menghasilkan dua fungsi pembeda untuk masing-masing kategori IKIK yang kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan kembali IKIK tiap provinsi di Indonesia. Terdapat 1 provinsi yang mengalami misklasifikasi yaitu provinsi Papua Barat, yang pada data asli diklasifikasikan sebagai provinsi dengan IKIK tidak memenuhi target namun fungsi diskriminan mengklasifikasikan provinsi tersebut sebagai provinsi dengan IKIK memenuhi target. Ketepatan fungsi diskriminan linier *robust* dalam mengklasifikasikan data adalah sebesar 91,17%. Hasil uji *Press'Q* menunjukkan kekuatan fungsi diskriminan linier *robust* mampu mengklasifikasikan data IKIK tahun 2020 dengan akurat.

Saran yang disampaikan berdasar penelitian ini adalah perlunya untuk menggunakan estimator *robust* lainnya sehingga dapat diketahui efektivitas tiap estimator dalam pengklasifikasian data Indeks Kepedulian terhadap Isu Kependudukan. Serta penting untuk memperhatikan pemenuhan asumsi sehingga didapatkan fungsi diskriminan dengan akurasi atau ketepatan klasifikasi tinggi.

DAFTAR RUJUKAN

- Alrawashdeh, M. J., Radwan, T. R., & Abunawas, K. A. (2018). Performance of Linear Discriminant Analysis Using Different Robust Methods. *European Journal of Pure and Applied Mathematics*, 11(1), 284. <https://doi.org/10.29020/nybg.ejpam.v11i1.3176>
- BKKBN. (2020). *LAPORAN INDIKATOR KINERJA UTAMA (IKU) TAHUN 2020* (1st ed.). Baddan Kependudukan dan Keluarga Berencana Nasional.
- Budyandra. (2016). Ketepatan Pengklasifikasian Fungsi Diskriminan Linier Robust Dua Kelompok Dengan Metode Fast Minimum Covariance Discriminant (FAST – MCD). *Jurnal Statistika*, 4(2), 15–19.
- Fitri, H. (2018). *Pengklasifikasian Indeks Demokrasi Indonesia Menggunakan Analisis Diskriminan Linier dan Analisis Diskriminan Linier Robust*. Universitas Syah Kuala.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis*. Pearson Prentice Hall.
- Hubert, M., Debruyne, M., & Rousseeuw, P. J. (2017). Minimum Covariance Determinant and Extensions. *WIREs Computational Statistics*, 10(3). <https://doi.org/10.1002/wics.1421>
- Jin, J., & An, J. (2011). Robust discriminant analysis and its application to identify protein coding regions of rice genes. *Mathematical Biosciences*, 232(2), 96–100. <https://doi.org/10.1016/j.mbs.2011.04.007>
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis* (6th ed.). Prentice Hall, Inc.ku
- Kurniadi, M., Aritonang, M., & Mara, M. N. (2012). Mendeteksi Outlier dengan Metode Minimum Covariance Determinant. *Buletin Ilmiah Mat. Stat. Dan Terapannya*, 01(1), 31–40.
- Lim, Y., Soaad, S., Yahaya, S., & Ali, H. (2018). Robust Linear Discriminant Analysis with Highest Breakdown Point Estimator. *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering*, 10(1–11), 7–12.
- Nur'eni, Surni'a, & Handayani, L. (2019). Analisis Diskriminan Linear Robust Pada Berat Bayi Lahir Di Rsud Luwuk. *STATISTIKA: Journal of Theoretical Statistics and Its Applications*, 19(1), 19–27. <https://doi.org/10.29313/jstat.v19i1.4759>
- Senaviratna, N. A. M. R., & Cooray, T. M. J. A. (2019). Diagnosing Multicollinearity of Logistic Regression Model. *Asian Journal of Probability and Statistics*, 5(2), 1–9. <https://doi.org/https://doi.org/10.9734/ajpas/2019/v5i230132>
- Sunaryo, S., & Siagian, T. H. (2011). Mengatasi Masalah Multikolinearitas Dan Outlier Dengan Pendekatan ROBPCA. *Jurnal Matematika, Saint Dan Teknologi*, 12(1), 1–10.
- Supandi, E. D., Rosadi, D., & Abdurakhman. (2014). Penerapan Estimasi Fast-MCD dan SOCP dalam Pembentukan Portofolio Robust Mean Variance. *Jurnal Statistika*, 14(1), 41–50.
- Wang, H., Bah, M. J., & Hammad, M. (2019). Progress in Outlier Detection Techniques: A Survey. *IEEE Access*, 7. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2932769>