

Integrasi Metode Hybrid Algoritma *Decision Support System* Dan *Machine Learning* Untuk Menentukan Penerima Bantuan Pemerintah : Studi Kasus Program Pendanaan Desa Berinovasi BRIN

Indra Rusyadi Adiwijaya^{1,3*}, Sapto Wahyu Indratno¹, Manahan Siallagan², Agus Widodo³

¹Jurusan Sains Komputasi, Institut Teknologi Bandung, Indonesia

²Sekolah Bisnis dan Manajemen, Institut Teknologi Bandung, Indonesia

³Badan Riset dan Inovasi Nasional, Indonesia

*Corresponding author's email: 20921001@mahasiswa.itb.ac.id

ABSTRACT

Dalam rangka meningkatkan perekonomian dan pemulihan ekonomi masyarakat, Pemerintah Indonesia melalui Badan Riset Inovasi Nasional (BRIN) memelopori Program Desa Berinovasi yang merupakan insentif fasilitasi pembinaan kepada masyarakat desa melalui entitas berbadan hukum. Namun salah satu bagian penting dalam proses penyelenggaraan program desa berinovasi adalah menentukan penerima insentif yang harus tepat sasaran dan dapat dipertanggungjawabkan. Pada prosesnya, seleksi dan evaluasi penerima insentif merupakan suatu permasalahan yang melibatkan banyak komponen atau kriteria yang dinilai atau disebut dengan *Multi-Criteria Decision Making* (MCDM). Tujuan dari penelitian ini diharapkan dapat membantu *decision maker* dalam menentukan calon penerima bantuan yang tepat sasaran. Pada penelitian ini, untuk permasalahan MCDM digunakan metode hybrid *Analytical Hierarchy Process* (AHP) dengan *Simple Additive Weighting* (SAW) dan diintegrasikan dengan pemodelan machine learning menggunakan *Logistic Regression* (LR). Metode AHP digunakan untuk menghitung bobot setiap kriteria, sedangkan metode SAW digunakan untuk mengurutkan setiap alternatif yang ada dengan dibantu oleh penilaian tim ahli sedangkan penerapan metode LR digunakan untuk analisa predictive dan pengklasifikasian dari data yang dihasilkan. Hasil pada penelitian ini menunjukkan bahwa nilai konsistensi Ratio (CR) dari AHP sebesar $0,0657 < 0,1$ yang artinya preferensi nilai bobot kriteria penilaian sudah konsisten dan layak untuk diterapkan di setiap kriteria. Dan juga hasil diperoleh persamaan pemodelan regresi logistik $Y = -17,84 + 1.53X_3 + 0.49X_4$ dengan nilai accuracy 92,11%, nilai precision 92,42%, nilai recall 98,39% dan F1 Score 95,31%.

Keywords: Decision Support System, MCDM, , AHP, SAW, Machine Learning, Logistic Regression

1 Introduction

Saat ini, pemerintahan Indonesia baik pusat maupun daerah berkomitmen untuk menyelenggarakan pemerintahan yang berprinsipkan norma-norma tata kelola pemerintahan yang baik, diantaranya tata kelola sistem, proses dan prosedur kerja yang jelas, efektif, efisien, terukur dan sesuai dengan prinsip-prinsip good governance. Hal tersebut tercantum dalam Peraturan Presiden Republik Indonesia No 81 tahun 2010 tentang Grand Design Reformasi Birokrasi dimana target pada tahun 2025 terwujudnya tata pemerintahan yang baik dengan birokrasi pemerintah yang professional dan berintegritas tinggi [1]. Tata kelola yang baik di sektor publik mendorong pengambilan keputusan yang lebih terinformasi dan berjangka panjang serta penggunaan sumber daya yang efisien [2]. Pelayanan publik menjadi tolak ukur keberhasilan pelaksanaan tugas dan pengukuran kinerja pemerintah melalui birokrasi. Pelayanan publik sebagai penggerak utama juga dianggap penting oleh semua aktor dari unsur good governance. Oleh sebab itu, pemerintah perlu menerapkan good governance yaitu tata kelola pemerintahan yang baik yang didukung dengan adanya sistem akuntabilitas, informasi yang memadai dan dapat diandalkan, dan efisiensi dalam pengelolaan sumber daya dan penyelenggaraan pelayanan publik (The World Bank, 1992). [3].

Di sisi lain, Badan Riset dan Inovasi Nasional (BRIN) yang merupakan salah satu lembaga pemerintah berkomitmen menerapkan prinsip good governance dalam tata kelola kelembagaannya, hal itu tersirat dalam arahan dan target Kepala BRIN di tahun 2022 [4]. Dalam pelayanan publik, BRIN telah memelopori ekosistem inovasi melalui sinergi berbagai pihak, melalui programnya berupa Desa Berinovasi yang merupakan salah satu kolaborasi antara BRIN dengan masyarakat dan pemerintah daerah. Program ini merupakan insentif fasilitasi pembinaan kepada masyarakat desa melalui entitas berbadan hukum atau yang ditetapkan oleh institusi berwenang berbasis komunal/masyarakat yang dapat digunakan untuk meningkatkan nilai tambah produk atau jasa unggulan daerah berbasis inovasi sehingga dapat memberi kontribusi bagi peningkatan perekonomian dan pemulihan ekonomi masyarakat [5].

Namun salah satu bagian penting dalam proses program desa berinovasi adalah menentukan penerima insentif yang harus tepat sasaran dan dapat dipertanggungjawabkan. Pada prosesnya, seleksi dan evaluasi penerima insentif merupakan suatu permasalahan yang melibatkan banyak komponen atau kriteria yang dinilai (multikriteria), sehingga dalam penyelesaiannya diperlukan sebuah sistem pendukung keputusan dengan multikriteria atau disebut dengan Multi-Criteria Decision Making (MCDM) [6]. Banyak metode populer yang digunakan untuk permasalahan seleksi dan evaluasi dengan pendekatan MCDM seperti Analytical Hierarchy Process (AHP) [7], Analytical Network Process (ANP) [8], Elimination et Choix Traduisant la Réalité (ELECTRE) [9], Preference Ranking Organization METHod for Enrichment of Evaluations (PROMETHEE) [10], Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) [11] and VISeKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje (VIKOR) [12]. Dalam studi yang dilakukan oleh Nayli dkk [13] mereview dan mensurvei penggunaan metode populer tersebut di berbagai kasus, hasilnya masing-masing metode tersebut memiliki kelebihan dan kekurangannya tersendiri tergantung dari kompleksitas dan struktur masalahnya.

Dalam beberapa tahun terakhir para peneliti telah menggunakan metode MCDM secara hybrid untuk mendapatkan hasil yang maksimal, seperti penelitian yang dilakukan oleh Jicang Xu dkk [14] dengan mengkombinasikan metode AHP dan ANP untuk mengevaluasi pengambilan keputusan menggunakan data pemerintah yang berkesinambungan. Sama halnya Vipul Jain dkk dan Chia-Nan Wang dkk [15-16] mengkombinasikan metode Fuzzy AHP dan TOPSIS untuk mendukung pengambilan keputusan dalam menentukan supplier. Lebih lanjut, penelitian yang dilakukan Gülçin Büyüközkan dkk [17] mengkombinasikan AHP dan VIKOR untuk mendukung pengambilan keputusan dalam pengolahan limbah berbahaya. Selanjutnya paling baru beberapa metode MCDM diintegrasikan dengan pendekatan lainnya, salah satu yang banyak digunakan adalah dengan mengintegrasikan metode MCDM dengan machine learning. Penelitian yang dilakukan Jianmiao Hu dkk [18] mengintegrasikan pemodelan data mining dengan pemodelan klasifikasi Support Vector Machine (SVM) dan model regresi dengan metode MCDM AHP untuk mengevaluasi dan menganalisis tingkat resiko kredit perusahaan. Mazin Abed dkk [19] mengkombinasi pemodelan klasifikasi SVM dengan TOPSIS menggunakan perhitungan bobot kriteria Entropy untuk mengevaluasi dan mengklasifikasi model diagnosis COVID-19. Studi yang dilakukan Ratiranjana Jena dkk [20] mengaplikasikan model terintegrasi AHP dengan Artificial Neural Network (ANN) untuk mengukur dan menilai daerah resiko gempa. Pada penelitian Lanbing Yu dkk [21] menerapkan beberapa model machine learning (logistic regression, decision tree, support vector machines, dan random forest) dengan AHP untuk menghitung tingkat kerawanan serta memetakan zona rawan tanah longsor.

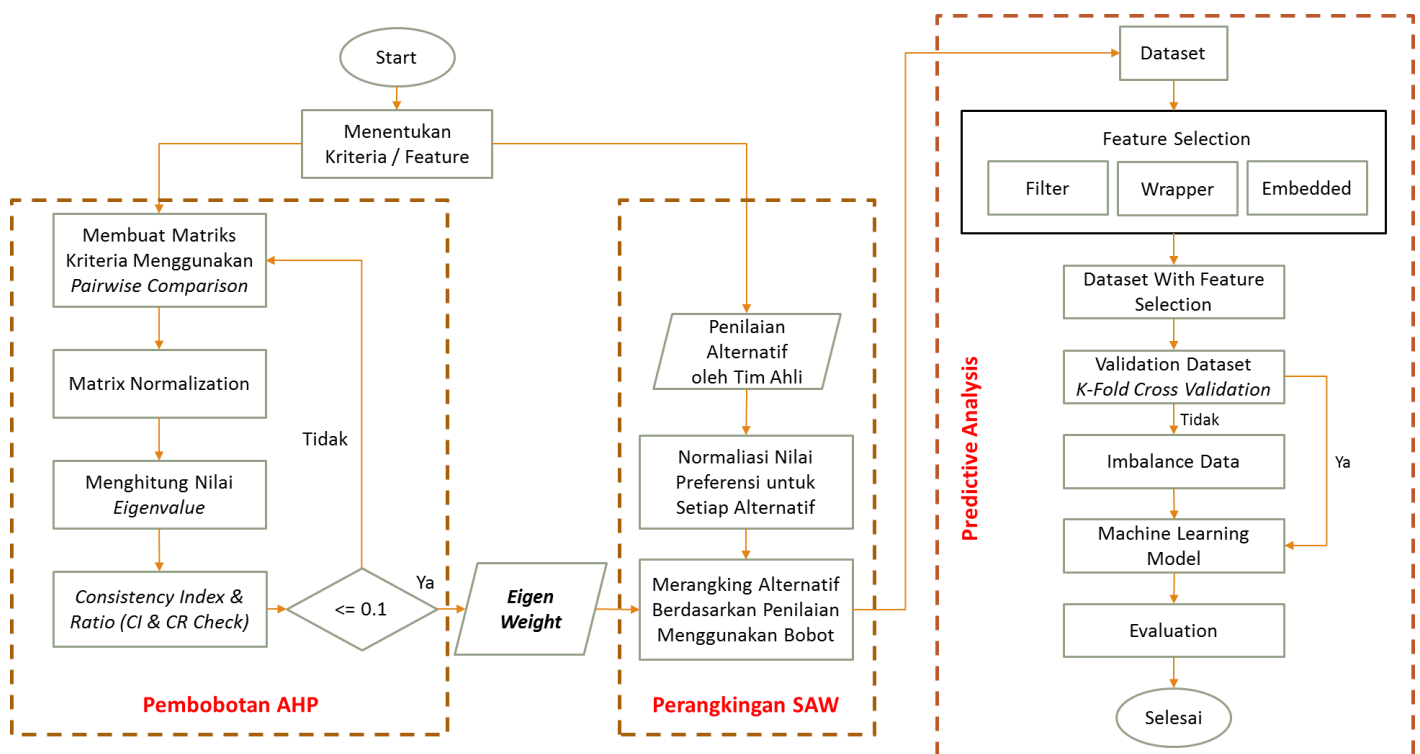
Berdasarkan penelitian terdahulu, beberapa prosedur integrasi metode hybrid MCDM telah banyak diterapkan diberbagai bidang. Salah satu metode hybrid yang populer dan menarik untuk diteliti adalah integrasi AHP dan Simple Additive Weighting (SAW). Integrasi AHP dan SAW telah banyak diterapkan untuk permasalahan evaluasi dan seleksi [22-27]. Oleh karena itu pada penelitian ini, kami mengkombinasikan metode AHP dengan SAW secara hybrid dan mengintegrasikannya ke dalam

pemodelan machine learning menggunakan algoritma logistic regression untuk permasalahan pemilihan penerima insentif pendanaan program Desa Berinovasi BRIN.

Pada penelitian ini telah dipelajari penggunaan metode hybrid AHP menggunakan nilai eigen value untuk menentukan nilai bobot pada setiap atribut dan didukung oleh metode SAW untuk perangkingan dalam pengambilan keputusan multi-atribut. Pada metode AHP juga dihitung Consistency Ratio, hal ini dapat memberikan alternative terbaik dari berbagai alternative sedangkan penilaian alternative pada metode SAW diperoleh dengan menambahkan kontribusi penilaian dari tim ahli untuk setiap atribut yang terbobot. Data hasil berupa scoring tersebut digunakan untuk dilakukan analisa prediktif dengan pemodelan machine learning menggunakan regresi logistik untuk memprediksi penerima insentif pendanaan.

2 Metodologi Penelitian

Penelitian dilakukan menggunakan skema yang tergambar pada gambar 1 berikut.



Gambar 1: Tahapan Penelitian

2.1 Area Penelitian

Penelitian dilakukan dengan menggunakan data Program Desa Berinovasi Badan Riset dan Inovasi Nasional di tahun 2021 dengan total sebanyak 2242 pendaftar yang mengajukan proposal pendanaan. Secara khusus dalam proses seleksinya terdapat beberapa tahapan untuk menentukan penerima pendanaan program, pada tahap pertama dari total 2242 pendaftar ada sebanyak 771 pendaftar yang secara resmi mengirimkan proposal, dilanjutkan dengan tahapan seleksi awal terhadap proposal tersebut yang menghasilkan 138 proposal yang lulus seleksi, kemudian dilanjutkan pada tahapan seleksi administrasi dengan menghasilkan 96 proposal yang lulus. Dan pada tahapan yang terakhir dari jumlah tersebut dihasilkan 80 penerima bantuan pendanaan. Pada penelitian ini data yang akan diamati adalah data hasil penilaian seleksi substansi dari 96 calon penerima pendanaan yang hasilnya terdiri dari 80 alternatif yang lulus atau proposal yang didanai dan sisanya sebanyak 16 proposal yang tidak lulus.

2.2 Metode Analytical Hierarchy Process (AHP)

Analytical Hierarchy Process (AHP) dikembangkan oleh Thomas L. Saaty, seorang ahli matematika dari Universitas Pittsburg, Amerika Serikat pada tahun 1970-an. Model pendukung keputusan ini akan menguraikan masalah multi faktor atau multi kriteria yang kompleks menjadi sebuah hierarki. Suatu masalah dikatakan kompleks jika struktur permasalahan tersebut tidak jelas dan tidak tersedianya data dan informasi statistik yang akurat sehingga input yang digunakan untuk menyelesaikan masalah ini adalah intuisi manusia. Pada dasarnya, metode AHP tersebut memecah suatu situasi kompleks, tak terstruktur, ke dalam bagian-bagian komponennya, menata bagian atau variabel tersebut dalam suatu susunan hierarki, memberi nilai numerik pada pertimbangan subyektif tentang relatif pentingnya setiap variabel, dan mensintesis berbagai pertimbangan dan meningkatkan keandalan AHP sebagai alat pengambil keputusan.



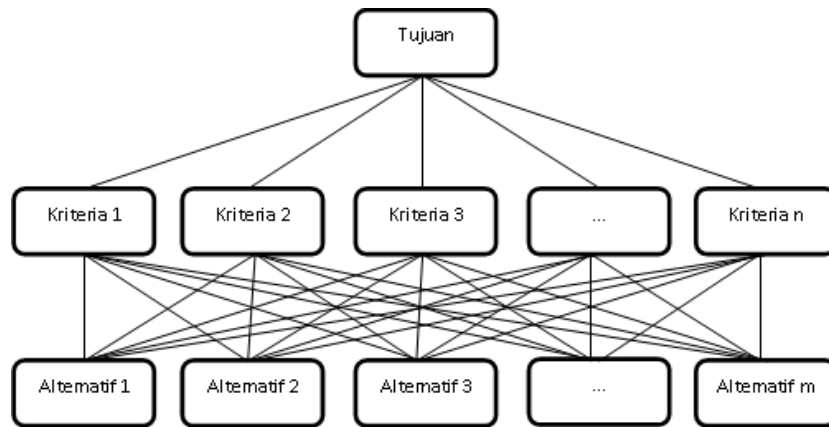
Gambar 2. Flow Chart AHP

Langkah-langkah dan prosedur dalam menyelesaikan persoalan dengan menggunakan metode AHP sebagai berikut :

- a. Mendefinisikan masalah dan menentukan solusi yang diinginkan.
Dalam menyusun prioritas, maka masalah penyusunan prioritas harus mampu didekomposisi menjadi tujuan (goal) dari suatu kegiatan, identifikasi pilihan-pilihan (alternative), dan perumusan kriteria (criteria) untuk memilih prioritas.
- b. Menyusun hierarki yang diawali dengan tujuan utama.
Hierarki adalah abstraksi struktur suatu sistem yang mempelajari fungsi interaksi antara komponen dan juga dampak-dampaknya pada sistem. Penyusunan hierarki atau struktur keputusan dilakukan untuk menggambarkan elemen sistem atau alternatif keputusan yang teridentifikasi. Menurut Saaty (1993), hierarki didefinisikan sebagai suatu representasi dari sebuah permasalahan yang kompleks dalam

struktur multi level dimana level pertama adalah tujuan, yang diikuti level faktor, kriteria, sub kriteria, dan seterusnya ke bawah hingga level terakhir dari alternatif.

Langkah pertama adalah merumuskan tujuan dari suatu kegiatan penyusunan prioritas. Setelah menyusun tujuan utama sebagai level teratas akan disusun level hierarki yang berada dibawahnya yaitu kriteria-kriteria yang cocok untuk mempertimbangkan atau menilai alternatif yang diberikan dan menentukan alternatif tersebut, dilanjutkan dengan sub kriteria, seperti gambar 3 :



Gambar 3: Stuktur Hirarki AHP

- c. Membuat matriks kriteria menggunakan skala penilaian perbandingan berpasangan
Setelah diidentifikasi hirarki tujuan hingga alternatif, selanjutnya tahap penilaian atau membandingkan antar elemen yaitu perbandingan antar kriteria menggunakan skala penilaian perbandingan berpasangan. Perbandingan antar kriteria dimaksudkan untuk menentukan bobot untuk masing masing kriteria. Menurut Saaty (1988), untuk berbagai persoalan, skala 1 sampai 9 adalah skala terbaik dalam mengekspresikan pendapat. Masing-masing perbandingan berpasangan dievaluasi dalam Saaty's scale 1 – 9 sebagai berikut :

Tabel 1: Matriks Perbandingan (Pairwise Comparison)

Nilai	Keterangan
1	Kriteria/Alternatif A sama penting dengan kriteria/alternatif B
3	A sedikit lebih penting dari B
5	A jelas lebih penting dari B
7	A sangat jelas lebih penting dari B
9	Mutlak lebih penting dari B
2,4,6,8	Apabila ragu-ragu antara dua nilai yang berdekatan
Kebalikan	Jika alternatif 1 dibandingkan dengan alternatif 2 nilainya 3, maka alternatif 2 dibandingkan dengan alternatif 1 nilainya 1/3

- d. Normalisasi Matriks

$$w_i = \sum_{j=1}^n a_{ij} / n \quad (1)$$

Keterangan :

w_i : nilai pembobotan

a_{ij} / n : matriks normalisasi baris

- e. Menghitung eigen value dan eigen value max

$$\lambda_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}/w_i \quad (2)$$

$$\lambda_{max} = \sum_{i=1}^n (a_{ij}/w_i)/n \quad (3)$$

- f. Menguji konsistensi dengan menggunakan Consistency Index (CI)

$$CI = \frac{(\lambda_{max}-n)}{(n-1)} \quad (4)$$

Keterangan :

λ_{max} : *eigen value maximum*

n : *jumlah matriks*

- g. Menghitung Consistency Ratio (CR)

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (5)$$

Keterangan :

CR : *Consistency Ratio*

RI : *Random Consistency Index*

Tabel 2: Random Consistency Index

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
RI	0	0	0,58	0,90	1,12	1,24	1,32	1,41	1,45	1,49

2.3 Simple Additive Weighting (SAW)

Metode SAW sering juga dikenal dengan istilah metode penjumlahan terbobot. Konsep dasar metode SAW adalah mencari penjumlahan terbobot dari rating kinerja pada setiap alternatif pada semua atribut. Metode SAW membutuhkan proses normalisasi matriks keputusan (X) ke suatu skala yang dapat diperbandingkan dengan semua rating alternatif yang ada. Berikut adalah rumus untuk mencari matriks normalisasi:

$$r_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij}}{\max_i x_{ij}} & \text{Jika } j \text{ ialah atribut keuntungan (benefit)} \\ \frac{\min_i x_{ij}}{x_{ij}} & \text{Jika } j \text{ ialah atribut biaya (cost)} \end{cases} \quad (6)$$

Keterangan :

r_{ij} = nilai rating kinerja ternormalisasi

x_{ij} = nilai atribut yang dimiliki dari setiap kriteria

Max x_{ij} = nilai terbesar dari setiap kriteria i

Min x_{ij} = nilai terkecil dari setiap kriteria i

benefit = jika nilai terbesar adalah terbaik

cost = jika nilai terkecil adalah terbaik dimana r_{ij} adalah rating kinerja ternormalisasi dari alternatif A_i pada atribut C_j ; $i=1,2,\dots,m$ dan $j=1,2,\dots,n$.

Langkah penyelesaian menggunakan metode SAW :

- Menentukan kriteria-kriteria yang akan dijadikan acuan dalam pengambilan keputusan.
- Menentukan bobot nilai dari masing-masing kriteria yang sudah didapatkan sebelumnya.
- Menentukan rating kecocokan setiap alternative pada setiap kriteria.
- Membuat matriks keputusan berdasarkan kriteria, kemudian melakukan normalisasi matriks berdasarkan persamaan yang disesuaikan dengan jenis atribut (atribut keuntungan maupun atribut biaya) sehingga diperoleh matriks ternormalisasi R.
- Memberikan nilai preferensi untuk setiap alternatif (V_i) dengan rumus:

$$V_i = \sum_{j=1}^n w_j r_{ij} \quad (7)$$

Keterangan :

V_i : *ranking untuk setiap alternatif*

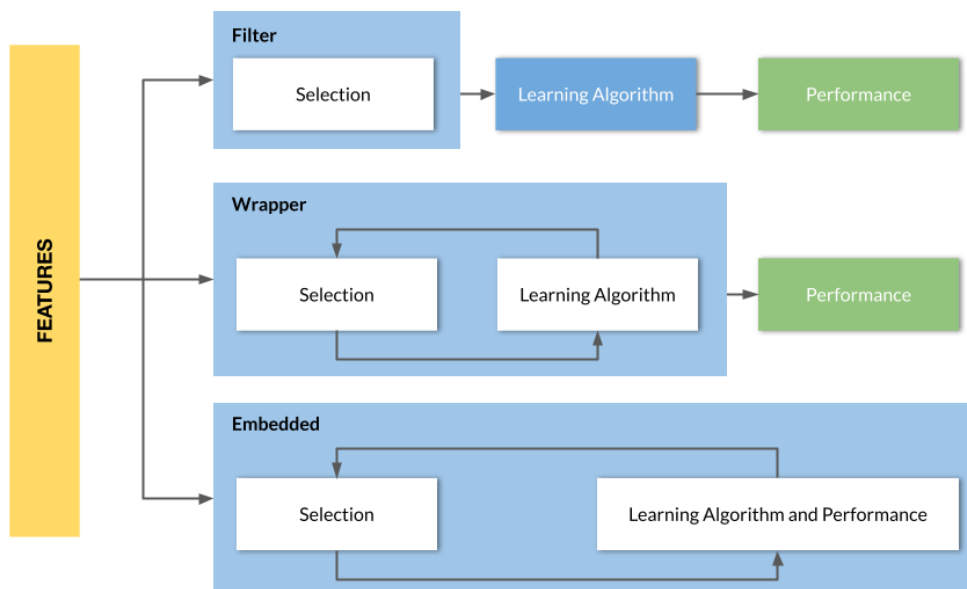
w_j : *nilai bobot dari setiap kriteria*

r_{ij} : *nilai rating kinerja ternormalisasi*

2.4 Feature Selection

Sebelum dataset digunakan untuk melatih sebuah model machine learning, ada serangkaian langkah yang perlu dilakukan pada data tersebut. Rangkaian proses ini biasa disebut dengan persiapan data atau data preparation. Data preparation merupakan bagian yang sangat penting, bertujuan untuk memperbaiki kualitas data dan meminimalisir noise karena data yang dihasilkan dari rangkaian proses ini akan menentukan efisiensi training dan kinerja model yang dihasilkan.

Feature selection merupakan salah satu cara dalam persiapan data untuk meningkatkan akurasi pada sebuah model machine learning. Proses feature selection adalah dengan mengurangi jumlah fitur atau variabel input dengan memilih fitur-fitur yang dianggap paling relevan terhadap model. Secara garis besar ada dua jenis feature selection, yaitu supervised dan unsupervised. Metode supervised terdiri dari metode wrapper, filter dan intrinsik/embedded.



Gambar 4: Metode Feature Selection

2.5 Imbalanced Data Handling

Kelas yang tidak seimbang adalah masalah umum dalam klasifikasi machine learning. Dimana imbalance class merupakan kondisi distribusi antar kelas yang tidak proporsional pada sebuah dataset, terdapat salah satu kelas yang memiliki jumlah data sangat besar (kelas mayoritas) dibandingkan dengan kelas lainnya (kelas minoritas). Perbedaan jumlah data yang sangat besar antar kelas dapat mengakibatkan model klasifikasi sering tidak mampu memprediksikan kelas minoritas dengan tepat sehingga banyak data pengujian yang seharusnya berada pada kelas minoritas diprediksikan salah oleh model klasifikasi. Beberapa solusi untuk mengatasi hal tersebut diantaranya menggunakan evaluation metric yang tepat, melakukan resampling Over-Sampling atau Under-Sampling dan juga menggunakan K-fold Corss-Validation.

2.6 Regresi Logistik

Regresi logistik merupakan suatu teknik analisis data dalam statistika yang bertujuan untuk mengetahui hubungan antara beberapa variabel dimana variabel responnya adalah bersifat kategorik, baik nominal maupun ordinal dengan variabel penjelasnya dapat bersifat kategorik atau kontinu. Regresi logistik biner merupakan salah satu pendekatan model matematis yang digunakan untuk menganalisis hubungan beberapa faktor dengan sebuah variabel yang bersifat biner. Pada regresi logistik jika variabel responnya terdiri dari dua kategori misalnya $Y=1$ menyatakan hasil yang diperoleh "sukses" dan $Y=0$ menyatakan hasil yang diperoleh "gagal" maka regresi logistik tersebut menggunakan regresi logistik biner (Fractal, 2003).

Metode regresi logistik memiliki teknik dan prosedur yang tidak jauh berbeda dengan metode regresi linear. Untuk mencari persamaan logistiknya maka model yang dipakai adalah:

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j}} \quad (8)$$

Dari persamaan (8) diperoleh $1 - \pi(x)$ sebagai berikut:

$$1 - \pi(x) = 1 - \frac{e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j}}$$

$$1 - \pi(x) = \frac{1 + e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j} - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j}}$$

$$1 - \pi(x) = \frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j}}, \text{ Sehingga } \frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \text{ sebagai berikut : } \frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} = e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j}$$

Jadi persamaan logistiknya adalah:

$$\begin{aligned} \hat{g}(x) &= \ln \left(\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right) \\ &= \ln \left(e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j} \right) \\ &= \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j \end{aligned} \quad (9)$$

3 Results and Discussion

Dalam hasil dan pembahasan ini akan dijelaskan hasil-hasil dan penerapan integrasi algoritma decision support system menggunakan metode hybrid AHP dan SAW dengan analisa prediktif menggunakan machine learning untuk membantu proses pengambilan keputusan yang terbaik dalam menentukan penerima bantuan pendanaan program Desa Berinovasi di BRIN. Metode AHP digunakan untuk menghitung bobot setiap kriteria, dilanjutkan metode SAW menggunakan bobot AHP menghitung rating nilai setiap alternatif dari semua kriteria dengan hasil penilaian tim penilai sedangkan penerapan metode machine learning digunakan untuk analisa predictive dan pengklasifikasian dari data yang dihasilkan. Proses pengolahan data menggunakan microsoft excel dan bahasa pemrograman python

3.1 Pembobotan Kriteria Menggunakan Metode AHP

Bobot setiap kriteria ditentukan dengan menggunakan metode AHP. Proses pembobotan kriteria diproses melalui brainstorming dengan ketua pelaksana program sebagai respondennya sekaligus memberikan nilai bobot pada tabel 3 matrik perbandingan berpasangan dari perhitungan AHP.

Tabel 3: Kriteria Penilaian

Kode	Aspek Penilaian
K1	Profil Lokus
K2	Profil Produk Unggulan Daerah
K3	Profil Teknologi dan Inovasi
K4	Dukungan Pemangku Kepentingan/Stakeholders
K5	Sumber Daya Manusia
K6	Lembaga Pengelola
K7	Metode Pelaksanaan Kegiatan
K8	Rencana Kerja dan Strategi Implementasi
K9	Rincian Anggaran Biaya

Pembobotan untuk kriteria dimulai dengan mendefinisikan matriks perbandingan berpasangan, dapat dilihat pada Tabel 4. Selanjutnya matriks akan dinormalisasi, hasil normalisasi dapat dilihat pada Tabel 5. Dilanjutkan dengan perhitungan vektor eigen yang merupakan nilai bobot dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 4: Nilai Matrik Perbandingan Kriteria

	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9
K1	1.0000	0.1429	0.2000	0.1667	0.3333	0.3333	1.0000	0.3333	1.0000
K2	7.0000	1.0000	5.0000	3.0000	3.0000	3.0000	7.0000	3.0000	7.0000
K3	5.0000	0.2000	1.0000	0.2000	1.0000	1.0000	3.0000	1.0000	3.0000
K4	6.0000	0.3333	5.0000	1.0000	5.0000	5.0000	7.0000	5.0000	7.0000
K5	3.0000	0.3333	1.0000	0.2000	1.0000	1.0000	5.0000	1.0000	5.0000
K6	3.0000	0.3333	1.0000	0.2000	1.0000	1.0000	5.0000	1.0000	5.0000
K7	1.0000	0.1429	0.3333	0.1429	0.2000	0.2000	1.0000	0.2000	1.0000
K8	3.0000	0.3333	1.0000	0.2000	1.0000	1.0000	5.0000	1.0000	5.0000
K9	1.0000	0.1429	0.3333	0.1429	0.2000	0.2000	1.0000	0.2000	1.0000
Jumlah	30.0000	2.9619	14.8667	5.2524	12.7333	12.7333	35.0000	12.7333	35.0000

Langkah awal dengan matriks perbandingan kriteria pada Tabel sebelumnya digunakan untuk mendapatkan nilai eigen dari setiap baris setelah matriks dinormalisasi, Contoh proses penghitungan normalisasi perbandingan matriks berpasangan berdasarkan persamaan (1) sebagai berikut:

$$X_{1,1} = \frac{1}{1 + 7 + 5 + 6 + 3 + 3 + 1 + 3 + 1} = 0.0333$$

$$X_{2,1} = \frac{7}{1 + 7 + 5 + 6 + 3 + 3 + 1 + 3 + 1} = 0.2333$$

Contoh perhitungan di atas menghasilkan nilai hasil normalisasi untuk kolom pertama matriks perbandingan berpasangan. Nilai hasil dari tersebut ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5: Normalisasi Matrik Perbandingan

	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	Jumlah
K1	0.0333	0.0482	0.0135	0.0317	0.0262	0.0262	0.0286	0.0262	0.0286	0.2624
K2	0.2333	0.3376	0.3363	0.5712	0.2356	0.2356	0.2000	0.2356	0.2000	2.5853
K3	0.1667	0.0675	0.0673	0.0381	0.0785	0.0785	0.0857	0.0785	0.0857	0.7466
K4	0.2000	0.1125	0.3363	0.1904	0.3927	0.3927	0.2000	0.3927	0.2000	2.4173
K5	0.1000	0.1125	0.0673	0.0381	0.0785	0.0785	0.1429	0.0785	0.1429	0.8392
K6	0.1000	0.1125	0.0673	0.0381	0.0785	0.0785	0.1429	0.0785	0.1429	0.8392
K7	0.0333	0.0482	0.0224	0.0272	0.0157	0.0157	0.0286	0.0157	0.0286	0.2354
K8	0.1000	0.1125	0.0673	0.0381	0.0785	0.0785	0.1429	0.0785	0.1429	0.8392
K9	0.0333	0.0482	0.0224	0.0272	0.0157	0.0157	0.0286	0.0157	0.0286	0.2354

Untuk contoh proses penghitungan nilai eigen yang merupakan nilai bobot setiap kriteria berdasarkan persamaan (2) sebagai berikut:

$$\lambda_1 = \frac{0.2624}{30.000} = 0.0292$$

$$\lambda_2 = \frac{2.5853}{2.9619} = 0.2873$$

Contoh perhitungan di atas menghasilkan nilai eigen yang merupakan nilai bobot untuk kriteria 1 dan 2. Hasil perhitungan nilai eigen untuk semua kriteria ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6: Nilai Eigen

	Nilai Eigen	Nilai Bobot (%)
K1	0.0292	2.92
K2	0.2873	28.73
K3	0.0830	8.30
K4	0.2686	26.86
K5	0.0932	9.32
K6	0.0932	9.32
K7	0.0262	2.62
K8	0.0932	9.32
K9	0.0262	2.62

Selanjutnya menghitung nilai konsistensi indeks (CI) dan nilai konsistensi rasio (CR) dengan menggunakan rumus berikut:

$$CI = \frac{\lambda_{maks} - n}{n - 1}$$

$$CR = \frac{CI}{RI}$$

Maka nilai konsistensi indeks untuk semua kriteria adalah,

$$CI = \frac{9.7627 - 9}{9 - 1} = 0.0953$$

Berdasarkan tabel Random Consistency Index untuk n=9 maka nilai RI=1.45 maka nilai konsistensi rasio adalah,

$$CR = \frac{0.0953}{1.45} = 0.0657$$

Karena nilai $CR = 0.0657 < 0.1$ maka preferensi nilai kriteria penilaian sudah konsisten dan tidak memerlukan revisi penilaian. Nilai bobot yang merupakan nilai eigen dapat digunakan dalam proses perhitungan selanjutnya menggunakan metode SAW.

3.2 Perhitungan Metode SAW

Metode SAW digunakan untuk menghitung nilai akhir alternatif yaitu dengan mengurutkan nilai semua alternatif dengan menggunakan bobot dari metode AHP. Keluaran yang nantinya dihasilkan adalah urutan alternatif dari nilai yang tertinggi hingga alternatif dengan nilai terendah. Alternatif yang dimaksud adalah 96 calon penerima bantuan pendanaan. Konsep dasar pada metode SAW adalah mencari penjumlahan terbobot dari rating kinerja pada setiap alternatif di semua atribut. Metode SAW membutuhkan proses normalisasi matriks keputusan ke suatu skala yang dapat diperbandingkan dengan semua rating alternatif yang ada. Dari 9 kriteria penilaian yang digunakan untuk menentukan calon penerima bantuan pendanaan, maka pada tabel 7 diidentifikasi penggolongan kriteria yang benefit dan cost untuk proses normalisasi matriks.

Tabel 7: Normalisasi Benefit & Cost

Kriteria	Atribut	Nilai Bobot (%)	Pembulatan
			Nilai Bobot (%)
K1	Benefit	2.92	3
K2	Benefit	28.73	29
K3	Benefit	8.30	8
K4	Benefit	26.86	27
K5	Benefit	9.32	9
K6	Benefit	9.32	9
K7	Benefit	2.62	3
K8	Benefit	9.32	9
K9	Benefit	2.62	3

Dari tabel penggolongan kriteria semua kriteria masuk dalam atribut benefit yang artinya nilai yang paling besar merupakan nilai yang terbaik. Oleh karena itu pada tahapan ini normalisasi matrik semua nilai alternatif dikonversi ke presentase skala nilai maksimum menggunakan bobot awal sebelum dilakukan perhitungan penjumlahan menggunakan bobot AHP.

Tabel 8: Hasil Penilaian Sebelum Dinormalisasi

Pengusul Proposal	Rekapitulasi Hasil Penilaian Tim Reviewer								
	K1 (5%)	K2 (25%)	K3 (10%)	K4 (20%)	K5 (10%)	K6 (10%)	K7 (5%)	K8 (10%)	K9 (5%)
1	45	150	85	150	80	90	50	90	45
2	45	150	90	140	80	90	40	80	40
...
96	35	160	80	150	80	80	40	80	35

Tabel 9: Hasil Penilaian Setelah Dinormalisasi

Pengusul Proposal	Rekapitulasi Hasil Penilaian Tim Reviewer								
	K1 (5%)	K2 (25%)	K3 (10%)	K4 (20%)	K5 (10%)	K6 (10%)	K7 (5%)	K8 (10%)	K9 (5%)
1	90	60	85	75	80	90	100	90	90
2	90	60	90	70	80	90	80	80	80
...
96	70	64	80	75	80	80	80	80	70

Hasil akhir diperoleh dari proses perangkingan yaitu penjumlahan dari perkalian matriks ternormalisasi dengan vector bobot AHP sehingga diperoleh nilai terbesar yang dipilih sebagai alternatif terbaik sebagai solusi kandidat penerima bantuan pendanaan.

Tabel 10: Perkalian Matriks Ternormalisasi dengan Bobot AHP

Pengusul Proposal	Rekapitulasi Hasil Penilaian Tim Reviewer									Total Nilai
	K1 (3%)	K2 (29%)	K3 (8%)	K4 (27%)	K5 (9%)	K6 (9%)	K7 (3%)	K8 (9%)	K9 (3%)	
1	2.7	17.4	6.8	20.25	7.2	8.1	3	8.1	2.7	76.25
2	2.7	17.4	7.2	18.9	7.2	8.1	2.4	7.2	2.4	73.50
...
96	2.1	18.56	6.4	20.25	7.2	7.2	2.4	7.2	2.1	73.41

Tabel 11: Perangkingan Nilai dari yang Terbesar Hingga Terendah

Pengusul Proposal	Rekapitulasi Hasil Penilaian Tim Reviewer									Total Nilai
	K1 (3%)	K2 (29%)	K3 (8%)	K4 (27%)	K5 (9%)	K6 (9%)	K7 (3%)	K8 (9%)	K9 (3%)	
27	3	29	8	27	9	9	3	7.2	2.4	97.60
30	3	29	8	23.625	9	9	3	9	2.4	96.03
48	2.7	24.36	7.2	26.325	8.55	8.55	2.7	8.55	2.7	91.64
23	3	26.1	7.2	27	9	9	3	3.6	2.4	90.30
...
87	1.8	20.3	5.2	16.2	5.4	6.3	2.1	5.85	1.8	64.95
88	1.8	20.3	5.2	16.2	5.4	6.3	2.1	5.85	1.8	64.95

3.3 Analisa Prediktif

3.3.1 Feature Selection

Secara garis besar ada dua jenis feature selection, yaitu supervised dan unsupervised. Pada penelitian ini digunakan feature selection dengan metode supervised yang terdiri dari metode filter, wrapper dan intrinsik/embedded untuk mengurangi jumlah fitur atau variabel input dengan memilih fitur-fitur yang dianggap paling relevan dan berpengaruh terhadap model yang akan dibuat. Berikut tabel hasil feature selection

Tabel 12: Tabel Hasil Feature Selection

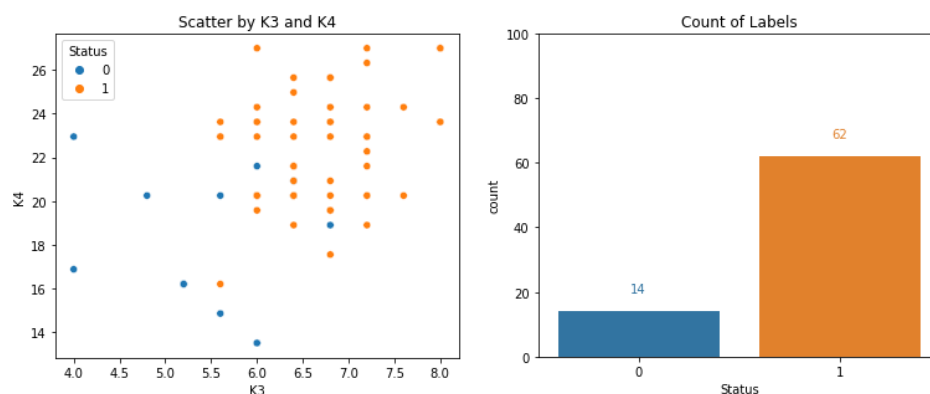
No	Metode	Keterangan	Hasil Seleksi
1	Filter Feature Selection	Menggunakan Pearson Correlation dan Variance Inflation Factor (VIF)	K4, K3, K1, K6
2	Wrapper Feature Selection	Menggunakan Mekanisme Recursive Feature Elimination (RFE) dengan Algoritma Learning Random Forest	K4, K3, K1, K9
3	Embedded Feature Selection	Menggunakan Algoritma Learning Logistic Regression dan menggunakan fitur regularisasi L2 sebagai fungsi penalti untuk mengeliminasi fitur.	K4, K3, K2, K6

Berdasarkan hasil tabel feature selection diatas, dari kesembilan kriteria atau variable input yang digunakan maka kriteria yang dianggap paling relevan dan berpengaruh terhadap model yang akan dibuat adalah K3 (Profil Teknologi dan Inovasi) dan K4 (Dukungan Pemangku Kepentingan/Stakeholders). Hal ini juga membuktikan bahwa dalam analisa prediktif nilai bobot setiap kriteria atau variabel yang didapat dari perhitungan metode AHP tidak secara otomatis merepresentasikan nilai relevansi terhadap variable input. Terbukti bahwa kriteria K2 (Profil Produk Unggulan Daerah) merupakan nilai bobot terbesar (29%) dalam perhitungan metode AHP, beda halnya pada proses feature selection analisa prediktif kriteria K3 yang paling relevan dan berpengaruh.

3.3.2 Validasi Data dan Pemodelan Machine Learning

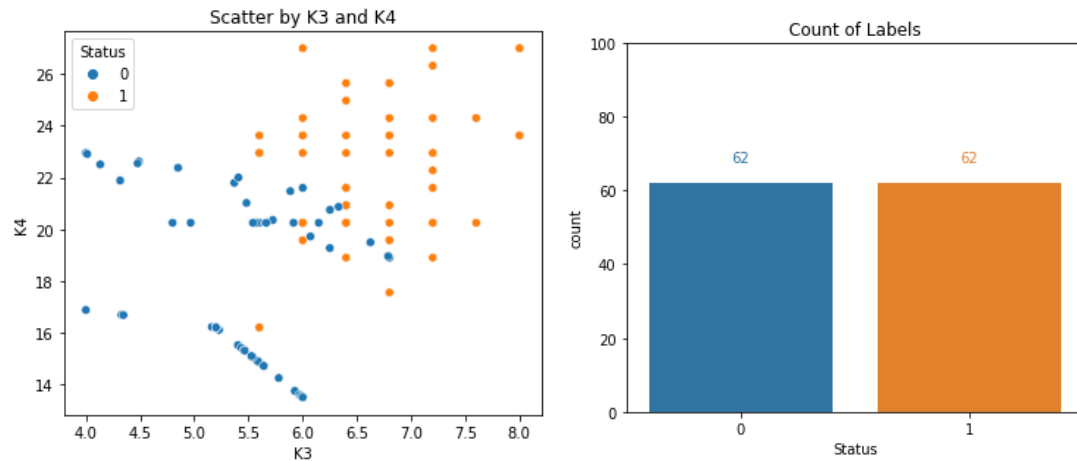
Pengujian Imbalanced Data

Pada proses klasifikasi biasanya kita memiliki beragam permasalahan pada data, baik dari preprocessing data, modeling, evaluasi, dan lainnya. Kadang salah satu hal yang kurang disadari dari proses klasifikasi adalah pada jumlah ataupun proporsi dari label/ class yang ada. Bisa jadi data yang kita hadapi adalah Imbalanced Dataset. Maka pada penelitian ini juga dilakukan validasi dataset untuk membantu membentuk model yang diinginkan. Model yang diharapkan adalah model yang bisa membedakan antara proposal yang diterima/dibiayai (rare class) dan yang tidak (abundant class). Hasil plotting dataset menggunakan variabel hasil feature selection dapat dilihat pada gambar 5.

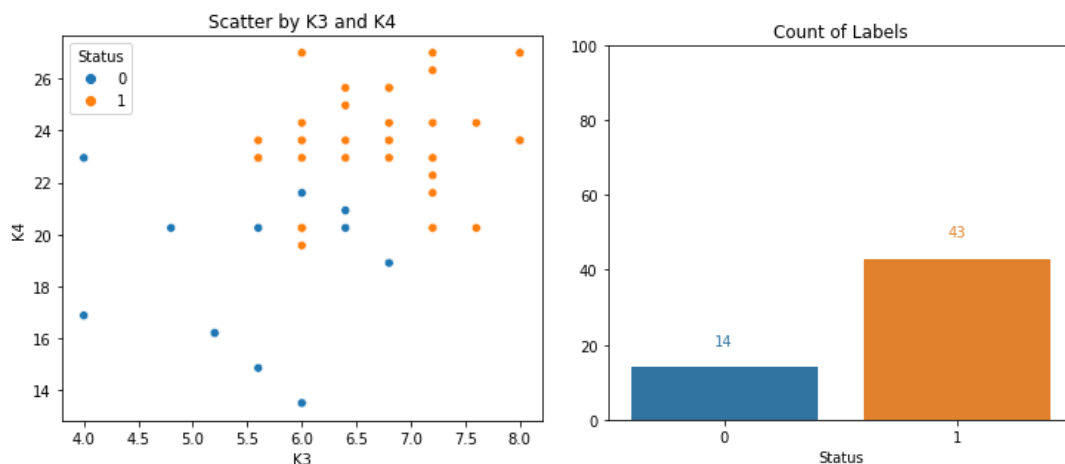


Gambar 5: Hasil Ploting Dataset Menggunakan Variabel Hasil Feature Selection Tanpa Imbalanced Data

Berdasarkan hasil plotting dataset terlihat bahwa salah satu kelas/label (tidak lulus) mempunyai nilai yang terlihat jauh berbeda jumlahnya dari kelas label lulus. Maka validasi dataset menjadi penting disini untuk membantu membentuk model yang diinginkan. Gambar 6 dan 7 merupakan hasil resampling dataset menggunakan Over-Sampling dan Under-Sampling



Gambar 6: Hasil Ploting Imbalance Data SMOTE (Over Sampling)



Gambar 7: Hasil Ploting Imbalance Data ENN (Under Sampling)

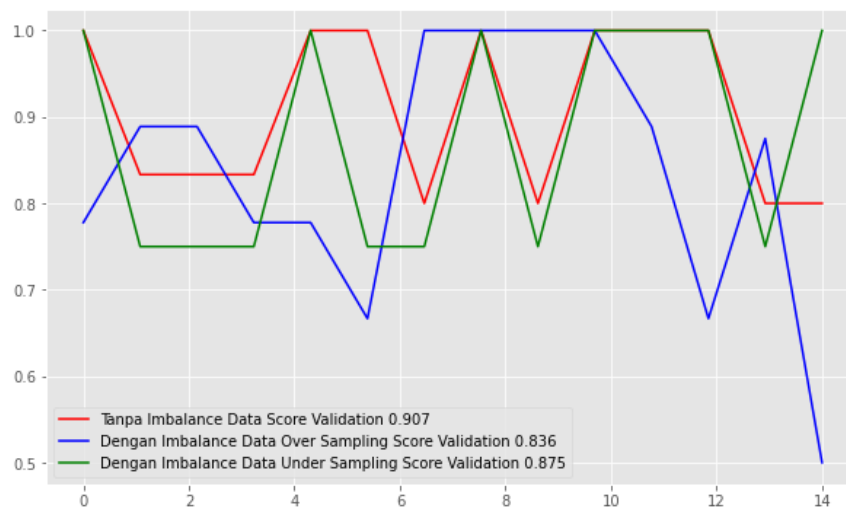
Tabel 13: Tabel Evaluasi & Validasi Dataset

Evaluation Model	Base Logistic Regression (%)		
	Tanpa Imbalance Data	Imbalance Data SMOTE (Over Sampling)	Imbalance Data ENN (Under Sampling)
Accuracy	92.11	67.11	89.47
Precision	92.42	95.24	90.91
Recall	98.39	63.49	96.77
F1 Score	95.31	76.19	93.75

Berdasarkan hasil dari tabel 13 evaluasi maka dataset tanpa imbalanced data handling memiliki score evaluasi model yang terbaik dibandingkan dengan dataset dengan imbalanced data handling menggunakan SMOTE (Over-Sampling) dan ENN (Under-Sampling)

K-Fold Cross Validation

K-fold cross validation merupakan teknik validasi untuk menilai bagaimana hasil analisis statistik mengeneralisasi kumpulan data. teknik ini digunakan sebagai prediksi model dimana mengakomodasi perkiraan dari sebuah model ketika dijalankan. Salah satu teknik dari validasi silang adalah k-fold cross validation, yang mana memecah data menjadi k bagian set data dengan ukuran yang sama. Penggunaan k-fold cross validation untuk menghilangkan bias pada data. Gambar 8 merupakan hasil uji k-fold cross validation terhadap dataset dengan 3 skenario sebelumnya.



Gambar 8: Hasil Uji K-Fold Cross Validation

Sama halnya dengan validasi dengan imbalance data, hasil uji k-fold cross validation menghasilkan dataset tanpa imbalanced data handling memiliki score yang paling baik dengan nilai 0.907 dibandingkan dengan dataset dengan imbalanced data handling menggunakan SMOTE (Over-Sampling) dan ENN (Under-Sampling).

Model Persamaan Regresi Logistik

Berdasarkan hasil feature selection dan validasi data diketahui bahwa untuk pemodelan machine learning dataset yang akan digunakan adalah dataset tanpa resampling dengan dua variabel penjelas K3 (Profil Teknologi dan Inovasi) dan K4 (Dukungan Pemangku Kepentingan/Stakeholders) yang mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon sehingga kedua variabel ini dimasukkan dalam persamaan regresi logistik, sehingga didapatkan model regresi logistic yang diperoleh dengan variabel respon $Y = \pi(x)$ adalah status penerima pendanaan dengan variabel penjelas K3 dan K4. Berikut persamaan model regresi logistiknya :

$$\hat{g}(x) = -17.84 + 1.53K3 + 0.49K4$$

Selanjutnya dilakukan evaluasi klasifikasi model persamaan regresi logistik yang didapat menggunakan tabel confusion matriks dengan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem (model) dengan hasil klasifikasi sebenarnya. Confusion matrix berbentuk tabel matriks yang menggambarkan kinerja model klasifikasi pada serangkaian data uji yang nilai sebenarnya diketahui. Gambar dibawah ini merupakan confusion matrix dengan 4 kombinasi nilai prediksi dan nilai aktual yang berbeda.

Tabel 14: Tabel Confution Matrix

Confution Matriks		Prediksi	
N=96		Lulus	Tidak Lulus
Aktual	Lulus	78 (TP)	2 (FP)
	Tidak Lulus	7 (FN)	9 (TN)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{87}{96} = 0.90625 = \mathbf{90.62\%}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{78}{80} = 0.975 = \mathbf{97.50\%}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{78}{85} = 0.9176 = \mathbf{91.76\%}$$

4 Conclusions

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa bobot nilai setiap kriteria penilaian didapatkan dari perhitungan AHP dengan nilai K1 3%, K2 29%, K3 8%, K4 27%, K5 9%, K6 9%, K7 3%, K8 9% dan K9 3%, serta nilai consistency ratio sebesar $0.065749 < 0.1$, maka preferensi nilai kriteria penilaian sudah konsisten dan tidak memerlukan revisi penilaian. Nilai bobot yang merupakan nilai eigen dapat digunakan dalam proses perhitungan selanjutnya menggunakan metode SAW. Hasil akhir diperoleh dari proses perangkingan yaitu penjumlahan dari perkalian matriks ternormalisasi dengan vector bobot AHP sehingga diperoleh nilai terbesar yang dipilih sebagai alternatif terbaik sebagai solusi kandidat penerima bantuan pendanaan.

Pada analisa prediktif proses feature selection bertujuan untuk menseleksi variabel yang relevan terhadap variabel respon penerima hibah, dihasilkan variabel yang relevan adalah K3 (Profil Teknologi dan Inovasi) dan K4 (Dukungan Pemangku Kepentingan/Stakeholders), Hasil tersebut membuktikan bahwa dalam analisa prediktif nilai bobot setiap kriteria atau variabel yang didapat dari perhitungan metode AHP tidak secara otomatis merepresentasikan nilai relevansi terhadap variable input. Terbukti bahwa kriteria K2 (Profil Produk Unggulan Daerah) merupakan nilai bobot terbesar (29%) dalam perhitungan metode AHP, beda halnya pada proses feature selection kriteria K3 merupakan variabel yang paling relevan dan berpengaruh. Pada proses validasi data, model yang paling baik adalah yang dihasilkan tanpa imbalanced data handling dibandingkan dengan imbalanced data handling menggunakan Over Sampling maupun Under Sampling, dihasilkan nilai Accuracy 92,11%, Precision 92,42%, Recall 98,39% dan F1 Score 95,31%. Begitupun juga dengan pengujian validasi menggunakan K-Fold Cross Validation dengan nilai scoring accuracy 0,907 atau 91%. Maka dari itu didapatkan persamaan regresi logistik untuk memprediksi variable respon y (Penerima pendanaan) $Y = -17,84 + 1.53K3 + 0.49K4$ dengan nilai evaluasi menggunakan confusion matrix yakni nilai Accuracy 90.62%, Precision 97.50% dan Recall 91.76%. Dilihat dari persamaan regresi, nilai K3 lebih besar dibandingkan dengan nilai K4, Nilai K3 menandakan kemiringan X (Profil Teknologi dan Inovasi) dan K4 menandakan kemiringan X (Dukungan Pemangku Kepentingan/Stakeholders). Dalam hal ini dapat disimpulkan bahwa presentase Profil Teknologi dan Inovasi lebih berpengaruh daripada Dukungan Pemangku Kepentingan/Stakeholders.

Diharapkan pada penelitian berikutnya bisa menggunakan data serial untuk memperkaya dataset yang akan digunakan dan juga dilakukan diuji coba untuk mencari bobot menggunakan AHP dengan preferensi secara kelompok bukan individu. Untuk analisa prediktif penelitian berikutnya bisa mengkomparasi beberapa algoritma machine learning untuk mendapatkan model yang terbaik dari beberapa algoritma yang digunakan dan juga diharapkan output berikutnya bisa berbasis aplikasi.

5 References

- [1] Pemerintah Indonesia, "Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 81 Tahun 2010 Tentang Grand Design Reformasi Birokrasi 2010-2025," Sekretariat Negara, Jakarta, 2010.
- [2] IFAC & CIPFA, "International Framework: Good Governance in the Public Sector," IFAC and CIPFA, New York, 2014.
- [3] The World Bank, "Governance and Development," The World Bank, Washington, D.C., 1992.
- [4] Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi / Badan Riset Inovasi Nasional, "Peraturan Menteri Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi Republik Indonesia Nomor 38 Tahun 2019 Tentang Prioritas Riset Nasional Tahun 2020-2024," Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi / Badan Riset Inovasi Nasional, Jakarta, 2019.
- [5] Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi / Badan Riset Inovasi Nasional, "Petunjuk Teknis Bantuan Pemerintah Berupa Desa Berinovasi," Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi / Badan Riset Inovasi Nasional, Jakarta, 2021.
- [6] C. N. Wang, H. T. Tsai, T. P. Ho, V. T. Nguyen and Y. F. Huang, "Multi-criteria decision making (MCDM) model for supplier evaluation and selection for oil production projects in vietnam," *Processes MDPI*, vol. 8, no. 2, 2020.
- [7] K. Zhao, Y. Dai, Y. Ji and Z. Jia, "Decision-Making Model to Portfolio Selection Using Analytic Hierarchy Process (AHP) with Expert Knowledge," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 76875-76893, 2021.
- [8] D. Rodrigues, R. Godina and P. E. da Cruz, "Key performance indicators selection through an analytic network process model for tooling and die industry," *Sustainability (Switzerland) MDPI*, vol. 13, no. 24, 2021.
- [9] D. Azzeddine, S. Jabri, B. Youssef and G. Taoufiq, "The selection of the relevant association rules using the electre method with multiple criteria," *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 9, no. 4, pp. 638-645, 2020.
- [10] A. P. Lopes and N. Rodriguez-Lopez, "A decision support tool for supplier evaluation and selection," *Sustainability (Switzerland) MDPI*, vol. 13, no. 22, 2021.
- [11] M. Dursun and O. Oguncu, "Agile Supplier Evaluation Using Hierarchical TOPSIS Method," *WSEAS Transactions on Information Science and Applications*, vol. 18, pp. 12-19, 2021.
- [12] J. H. Kim and B. S. Ahn, "The hierarchical VIKOR method with incomplete information: Supplier selection problem," *Sustainability (Switzerland) MDPI*, vol. 12, no. 22, pp. 1-4, 2020.
- [13] N. A. Azhar, N. A. M. Radzi and W. S. H. M. Wan Ahmad, "Multi-criteria Decision Making: A Systematic Review," *Electrical & Electronic Engineering Bentham Science*, vol. 14, no. 8, pp. 779-801, 2021.
- [14] J. Xu, L. Li and M. Ren, "A Hybrid ANP Method for Evaluation of Government Data Sustainability," *Sustainability (Switzerland) MDPI*, vol. 14, no. 2, 2022.
- [15] V. Jain, A. K. Sangaiah, S. Sakhuja, N. Thoduka and R. Aggarwal, "Supplier selection using fuzzy AHP and TOPSIS: a case study in the Indian automotive industry," *Neural Computing and Applications Springer*, vol. 29, no. 7, pp. 555-564, 2018.
- [16] C. N. Wang, C. F. Pan, V. T. Nguyen and S. T. Husain, "Sustainable supplier selection model in supply chains during the COVID-19 pandemic," *Computers, Materials and Continua - Tech Science Press*, vol. 70, no. 2, pp. 3005-3019, 2022.
- [17] G. Büyükoçkan, F. Göçer and Y. Karabulut, "A new group decision making approach with IF AHP and IF VIKOR for selecting hazardous waste carriers," *Journal of the International Measurement Confederation Elsevier*, vol. 134, pp. 66-82, 2019.
- [18] J. Hu, C. Chen and K. Zhu, "Application of Data Mining Combined with Fuzzy Multicriteria Decision-Making in Credit Risk Assessment from Legal Service Companies," *Mathematical Problems in Engineering Hindawi*, vol. 2021, 2021.
- [19] M. A. Mohammed, K. H. Abdulkareem, A. S. Al-Waisy, S. A. Mostafa, S. Al-Fahdawi, A. M. Dinar, W. Alhakami, A. Baz, M. N. Al-Mhiqani, H. Alhakami, N. Arbai, M. S. Maashi and A. Mutlag, "Benchmarking Methodology for Selection of Optimal COVID-19 Diagnostic Model Based on Entropy and TOPSIS Methods," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 99115-99131, 2020.
- [20] R. Jena, B. Pradhan, G. Beydoun, Nizamuddin, Ardiansyah, H. Sofyan and M. Affan, "Integrated model for earthquake risk assessment using neural network and analytic hierarchy process: Aceh province, Indonesia," *Geoscience Frontiers Elsevier*, vol. 11, no. 2, pp. 613-634, 2020.
- [21] L. Yu, C. Zhou, Y. Wang, Y. Cao and D. J. Peres, "Coupling Data-and Knowledge-Driven Methods for Landslide Susceptibility Mapping in Human-Modified Environments: A Case Study from Wanzhou County, Three Gorges Reservoir Area, China," *Remote Sensing MDPI*, vol. 14, no. 3, 2022.
- [22] Angelina, R. D. Surbakti, R. S. Simamora, E. Cendana, D. Sitanggang, J. Banjarnahor and M. Turnip, "Application Selection Lending Houses Subsidized by the Method of AHP and SAW," *Journal of Physics: Conference Series IOP Publishing*, vol. 1230, no. 1, 2019.
- [23] S. Wijayanto, D. Napitupulu, K. Adiyarta and A. P. Windarto, "Decision Support System of New Student Admission Using Analytical Hierarchy Process and Simple Additive Weighting Methods," *Journal of Physics: Conference Series IOP Publishing*, vol. 1255, no. 1, 2019.
- [24] M. Macieira, P. Mendonça, J. Miranda Guedes and A. Tereso, "Evaluating the efficiency of membrane's refurbishment solutions to perform vertical extensions in old buildings using a multicriteria decision-support model," *Architectural Engineering and Design Management Taylor & Francis*, vol. 18, no. 1, pp. 1-25, 2022.
- [25] Y. Chen, "Application of analytic hierarchy process (AHP) and simple additive weighting (SAW) methods in mapping flood-prone areas," *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, vol. 341, pp. 435-441, 2021.

- [26] Melvin, T. Sutrisno and D. E. Herwindiati, "Decision support system for election and evaluation of assistant lecturer using analytical hierarchy process and simple additive weighting: Case study faculty of information technology Tarumanagara university," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 1007, no. 1, 2020.
- [27] M. Saputra, O. S. Sitompul and P. Sihombing, "Comparison AHP and SAW to promotion of head major department SMK Muhammadiyah 04 Medan," *Journal of Physics: IOP Conference Series*, vol. 1007, no. 1, 2018.
- [28] A. Cahyapratama and R. Sarno, "Application of Analytic Hierarchy Process (AHP) and Simple Additive Weighting (SAW) methods in singer selection process," *International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2018*, Vols. 2018-January, pp. 234-239, 2018.
- [29] F. Noviyanto, A. Tarmuji and H. Hardianto, "Food Crops Planting Recommendation Using Analytic Hierarchy Process (AHP) And Simple Additive Weighting (SAW) Methods," *INTERNATIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC & TECHNOLOGY RESEARCH*, vol. 9, p. 2, 2020.