

Optimasi *Backpropagation* Menggunakan *Grid Search* untuk Penentuan Penerima Beasiswa Bidik Misi Berdasarkan Biodata Pendaftaran Mahasiswa Baru

Farida Gultom^{1*}, Nova Erawati Sidabalok², Cindy Paramitha³, Rinto Imanuel Gultom⁴

^{1,2,3,4}Universitas Efarina, Indonesia,

¹⁾faridagultom20@gmail.com, ²⁾erasidabalok@gmail.com, ³⁾cindyprmh03@gmail.com,

⁴⁾rintogultom28@gmail.com



*Farida Gultom

Histori Artikel:

Submit: 2026-06-02

Diterima: 2026-07-07

Dipublikasikan: 2026-07-09

Kata Kunci:

Akurasi; *Backpropagation*;

Beasiswa; *Grid Search*; Optimasi

ABSTRAK

Program Beasiswa Bidik Misi merupakan salah satu bentuk bantuan pendidikan yang diberikan kepada mahasiswa berprestasi yang berasal dari keluarga kurang mampu secara ekonomi. Program ini bertujuan untuk memperluas akses pendidikan tinggi, mengurangi kesenjangan kesempatan belajar, serta mendukung peningkatan kualitas sumber daya manusia. Dalam praktiknya, proses seleksi penerima beasiswa masih sering dilakukan secara manual berdasarkan penilaian terhadap berbagai kriteria administrasi, sosial, dan ekonomi. Proses tersebut berpotensi menimbulkan subjektivitas, membutuhkan waktu yang relatif lama, serta meningkatkan kemungkinan terjadinya kesalahan dalam pengambilan keputusan. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem prediksi yang mampu membantu proses seleksi secara lebih objektif, cepat, dan akurat. Penelitian ini mengembangkan model prediksi penerima Beasiswa Bidik Misi menggunakan algoritma *Backpropagation* yang dioptimalkan melalui metode *Grid Search* untuk memperoleh kombinasi hyperparameter terbaik. Data yang digunakan berupa biodata pendaftaran mahasiswa baru yang mencakup berbagai indikator sosial, ekonomi, dan akademik. Model dibangun menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) dengan membandingkan performa model hasil optimasi *Grid Search* dan model *Backpropagation* standar. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dioptimalkan menggunakan *Grid Search* memperoleh tingkat akurasi sebesar 88,46%, sedangkan model *Backpropagation* standar dengan solver *Stochastic Gradient Descent* (SGD) menghasilkan akurasi yang lebih tinggi, yaitu sebesar 96,15%. Temuan ini menunjukkan bahwa pemilihan hyperparameter yang tepat sangat memengaruhi performa model, serta mengindikasikan bahwa model *Backpropagation* standar lebih sesuai dengan karakteristik data yang digunakan. Sistem yang dihasilkan diharapkan dapat mendukung proses seleksi penerima beasiswa secara lebih efisien, objektif, konsisten, dan transparan.

Jurnal Pendidikan Sains dan Komputer is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

LATAR BELAKANG

Peningkatan akses pendidikan tinggi bagi mahasiswa dari keluarga kurang mampu merupakan salah satu prioritas strategis dalam pembangunan sumber daya manusia di Indonesia (Zainy, 2020). Untuk mendukung tercapainya tujuan tersebut, pemerintah menyediakan berbagai program bantuan pendidikan, salah satunya Beasiswa Bidik Misi. Program yang diluncurkan oleh Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi (Ditjen Dikti) Kementerian Pendidikan Nasional Republik Indonesia pada tahun 2010 ini bertujuan memberikan bantuan biaya pendidikan dan biaya hidup kepada mahasiswa yang memiliki potensi akademik baik, tetapi mengalami keterbatasan ekonomi. Pada tahap awal pelaksanaannya, program ini memberikan bantuan kepada sekitar 20.000 mahasiswa di 117 perguruan tinggi penyelenggara (Sayekti, 2012). Keberadaan program beasiswa tersebut tidak hanya menjadi instrumen

pemerataan akses pendidikan tinggi, tetapi juga merupakan investasi dalam meningkatkan kualitas sumber daya manusia yang berdaya saing. Oleh karena itu, proses seleksi penerima beasiswa harus dilakukan secara objektif, transparan, dan akuntabel agar bantuan benar-benar diterima oleh mahasiswa yang paling berhak.

Meningkatnya jumlah pendaftar beasiswa setiap tahun menyebabkan proses seleksi menjadi semakin kompleks (Wahyudi & Partini, 2019). Penentuan penerima beasiswa melibatkan berbagai kriteria, seperti prestasi akademik, penghasilan orang tua, pekerjaan orang tua, jumlah tanggungan keluarga, dan kondisi sosial ekonomi lainnya. Kompleksitas tersebut sering kali masih ditangani melalui proses seleksi manual atau sistem penilaian yang bergantung pada pertimbangan subjektif. Pendekatan tersebut tidak hanya membutuhkan waktu yang lebih lama, tetapi juga berpotensi menimbulkan inkonsistensi penilaian, kesalahan pengolahan data, dan keputusan yang kurang tepat sasaran. Oleh sebab itu, diperlukan suatu pendekatan komputasi yang mampu mengolah berbagai kriteria secara sistematis sehingga proses seleksi dapat dilakukan secara lebih cepat, konsisten, dan akurat.

Penelitian mengenai sistem pendukung keputusan untuk seleksi penerima beasiswa telah banyak dilakukan dalam beberapa tahun terakhir. Sari et al. (2021) membandingkan metode Simple Additive Weighting (SAW) dan Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) dalam proses seleksi beasiswa dan menunjukkan bahwa kedua metode mampu menghasilkan perankingan calon penerima berdasarkan bobot kriteria yang telah ditentukan. Kuswanto et al. (2023) juga menerapkan metode SAW untuk membantu proses seleksi penerima beasiswa berdasarkan beberapa kriteria utama, sedangkan Wibowo et al. (2024) mengombinasikan metode SAW dan TOPSIS untuk meningkatkan objektivitas hasil seleksi. Penelitian lain oleh Fauziyah et al. (2025) kembali menunjukkan bahwa metode TOPSIS mampu menghasilkan keputusan yang sistematis dalam menentukan penerima beasiswa. Meskipun demikian, metode-metode tersebut pada dasarnya masih bergantung pada pembobotan kriteria yang ditetapkan di awal proses sehingga hasil keputusan sangat dipengaruhi oleh bobot yang diberikan. Selain itu, pendekatan tersebut hanya menghasilkan perankingan alternatif dan belum memiliki kemampuan mempelajari pola hubungan antarvariabel dari data historis maupun melakukan prediksi terhadap data baru secara adaptif.

Berdasarkan uraian tersebut, terdapat research gap yang menunjukkan bahwa sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada pendekatan Multi-Criteria Decision Making (MCDM), sedangkan pemanfaatan metode berbasis kecerdasan buatan untuk mempelajari pola data calon penerima beasiswa masih relatif terbatas. Padahal, karakteristik data seleksi beasiswa bersifat multivariat dan dapat berubah seiring waktu sehingga memerlukan metode yang mampu melakukan proses pembelajaran secara otomatis. Artificial Neural Network (ANN) dengan algoritma Backpropagation memiliki keunggulan dalam mengenali hubungan nonlinier antarvariabel, menyesuaikan bobot jaringan melalui proses pelatihan, serta menghasilkan model prediksi yang lebih adaptif dibandingkan metode perankingan konvensional. Namun demikian, penerapan Backpropagation dalam seleksi penerima Beasiswa Bidik Misi, khususnya dengan memanfaatkan kombinasi kriteria akademik dan sosial ekonomi sebagai dasar pembelajaran model, masih belum banyak dilaporkan dalam penelitian terdahulu. Kondisi tersebut menjadi dasar dilaksanakannya penelitian ini.

Berdasarkan research gap tersebut, penelitian ini menawarkan kebaruan berupa penerapan metode Artificial Neural Network dengan algoritma Backpropagation sebagai model prediksi dalam proses seleksi penerima Beasiswa Bidik Misi. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang berorientasi pada pembobotan dan perankingan alternatif, penelitian ini memanfaatkan kemampuan jaringan saraf tiruan untuk mempelajari pola hubungan antarvariabel dari data historis sehingga proses penentuan penerima beasiswa tidak hanya didasarkan pada bobot kriteria, tetapi juga pada hasil pembelajaran model terhadap karakteristik data. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan objektivitas, konsistensi, dan akurasi keputusan dalam proses seleksi penerima beasiswa.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan menerapkan metode Artificial Neural Network dengan algoritma Backpropagation untuk membantu proses seleksi penerima Beasiswa Bidik Misi serta mengevaluasi kemampuannya dalam menghasilkan keputusan yang lebih objektif, akurat, dan tepat sasaran. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem pendukung keputusan berbasis kecerdasan

buatan yang lebih adaptif serta menjadi alternatif bagi perguruan tinggi dalam meningkatkan efektivitas dan kualitas proses seleksi penerima beasiswa.

STUDI LITERATUR

Artificial Neural Network (ANN) merupakan salah satu model kecerdasan buatan yang dikembangkan dengan meniru cara kerja jaringan saraf pada otak manusia dalam mempelajari dan mengenali pola dari sekumpulan data (Hutabarat et al., 2018). Salah satu algoritma pembelajaran yang paling banyak digunakan pada ANN adalah Backpropagation karena mampu melakukan proses pembelajaran secara iteratif dengan meminimalkan galat (error) melalui penyesuaian bobot jaringan berdasarkan pola yang diberikan (Latumakulita & Usagawa, 2018). Kemampuan tersebut menjadikan Backpropagation banyak dimanfaatkan pada berbagai permasalahan klasifikasi dan prediksi yang melibatkan hubungan nonlinier antardata. Meskipun demikian, keberhasilan model Backpropagation tidak hanya ditentukan oleh arsitektur jaringan, tetapi juga dipengaruhi oleh pemilihan hyperparameter, seperti jumlah neuron pada hidden layer, fungsi aktivasi, learning rate, jumlah epoch, dan algoritma optimasi (Yanto et al., 2018). Pemilihan hyperparameter yang kurang tepat dapat menyebabkan model mengalami overfitting, underfitting, atau konvergensi yang tidak optimal sehingga berdampak pada rendahnya akurasi prediksi.

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa optimasi hyperparameter merupakan tahap penting dalam meningkatkan performa model pembelajaran mesin. Beberapa pendekatan yang umum digunakan antara lain Grid Search, Random Search, dan Bayesian Optimization. Random Search memiliki keunggulan dalam efisiensi waktu karena hanya mengevaluasi sebagian kombinasi hyperparameter secara acak, namun metode ini tidak menjamin seluruh ruang pencarian dieksplorasi sehingga kombinasi terbaik berpotensi tidak ditemukan. Sementara itu, Bayesian Optimization mampu mengurangi jumlah evaluasi melalui pendekatan probabilistik, tetapi implementasinya relatif lebih kompleks dan memerlukan pemodelan fungsi objektif yang sesuai. Sebaliknya, Grid Search melakukan evaluasi terhadap seluruh kombinasi hyperparameter yang telah ditentukan sehingga menghasilkan proses pencarian yang sistematis, mudah direproduksi, dan memberikan kepastian bahwa kombinasi terbaik dalam ruang pencarian yang ditetapkan akan diperoleh (Budiarso et al., 2024). Oleh karena itu, meskipun membutuhkan waktu komputasi yang lebih besar, Grid Search masih menjadi salah satu metode optimasi yang banyak digunakan, terutama pada penelitian dengan ruang pencarian hyperparameter yang terkontrol dan ukuran dataset yang tidak terlalu besar (Riski et al., 2025). Berdasarkan sintesis tersebut, dapat dipahami bahwa performa algoritma Backpropagation sangat bergantung pada kualitas hyperparameter yang digunakan selama proses pelatihan. Oleh sebab itu, penggunaan Grid Search menjadi relevan karena mampu mengoptimalkan kombinasi hyperparameter secara sistematis sehingga model Backpropagation dapat menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan penggunaan parameter yang ditentukan secara manual. Dengan demikian, integrasi Grid Search ke dalam proses pelatihan Backpropagation diharapkan mampu menghasilkan model klasifikasi yang lebih stabil, konsisten, dan adaptif dalam menentukan kelayakan penerima beasiswa.

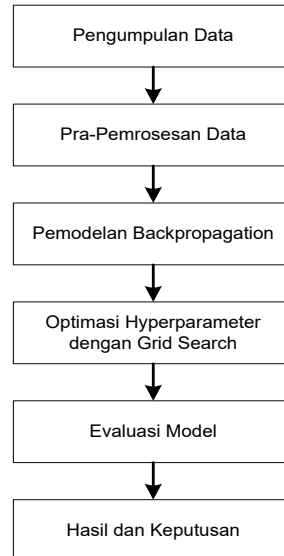
Berdasarkan kajian tersebut, penelitian ini mengembangkan model optimasi Backpropagation menggunakan metode Grid Search untuk mendukung proses seleksi penerima Beasiswa Bidik Misi berdasarkan biodata pendaftaran mahasiswa baru. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan optimasi hyperparameter secara sistematis pada model Backpropagation untuk meningkatkan performa klasifikasi dalam penentuan kelayakan penerima beasiswa. Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan sistem pendukung keputusan yang lebih objektif, transparan, dan efisien dibandingkan proses seleksi konvensional maupun model Backpropagation tanpa optimasi hyperparameter.

Penelitian ini bertujuan untuk menentukan kelayakan penerima Beasiswa Bidik Misi menggunakan algoritma Backpropagation (Sari & Alliandaw, 2022), mengoptimalkan performa model melalui penerapan metode Grid Search (Pontes et al., 2015), serta mengevaluasi peningkatan akurasi model dalam proses klasifikasi penerima beasiswa. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan alternatif model klasifikasi yang memiliki performa lebih baik sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat sasaran.

METODE

Penelitian ini menggunakan data Sekunder yang diperoleh dari panitia Penerimaan Mahasiswa Baru (PMB) Unefa tahun 2023. Metode pengumpulan data yang digunakan pada penelitian ini dengan cara observasi. Penelitian

ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode pemodelan prediktif berbasis Jaringan Syaraf Tiruan khususnya dengan algoritma Backpropagation(Yanto et al., 2018) yang dioptimalkan menggunakan teknik Grid Search. Berikut ini tahapan penelitian yang dapat dilihat pada Gambar 1:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 1 diatas, menjelaskan tahapan penelitian sebagai berikut :

1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa biodata pendaftaran mahasiswa baru yang mengajukan Beasiswa Bidik Misi. Berikut ini sampel data yang digunakan pada Tabel 1 dengan keterangan sebagai berikut :

- X1 = Status DTKS
- X2 = Status P3KE
- X3 = No. KIP
- X4 = No. KKS
- X5 = Pekerjaan Ayah
- X6 = Penghasilan Ayah
- X7 = Status Ayah
- X8 = Pekerjaan Ibu
- X9 = Penghasilan Ibu
- X10 = Status Ibu
- X11 = Jumlah Tanggung
- X12 = Kepemilikan Rumah

X13 = Prestasi Siswa

X14 = Penerima Beasiswa

Tabel 1. Sampel Data

No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	...	X13	X14
1	Terdata	Terdata Desil 4	-	-	L	Tidak Beresnya	-	...	0	Tidak
2	Terdata	Terdata Desil 2	-	-	L	Tidak Beresnya	-	...	2	Tidak
3	Terdata	Terdata	F44E2C	-	P	Wawancara	-	...	3	Iya
4	Belum Terdata	Belum Terdata	-	-	L	Lainnya	Rp. 750.001 - Rp. 1.000.000	...	0	Tidak
5	Terdata	Terdata Desil 1	-	-	P	Lainnya	-	...	3	Tidak
6	Belum Terdata	Belum Desil 2	-	-	L	Tidak Beresnya	-	...	2	Tidak
7	Terdata	Belum Terdata	RCHTF M	352M OP	P	Lainnya	-	...	0	Iya
8	Belum Terdata	Terdata Desil 3	-	-	L	Tidak Beresnya	Tidak Berprestasi	...	1	Tidak

No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	...	X13	X14
9	Terdata	Terdata Desil 1	Terdata Desil 4	-	P	Lainnya	-	...	0	Iya
10	Terdata	Terdata Desil 2	Terdata Desil 3	-	P	Tidak Beresnya	-	...	1	Iya
11	Terdata	Terdata Desil 3	-	-	P	Penyakit	-	...	0	Tidak
12	Terdata	Terdata Desil 4	-	-	P	Penyakit	-	...	0	Tidak
13	Terdata	Terdata Desil 1	T347030	-	P	Wawancara	-	...	0	Iya
14	Belum Terdata	Belum Desil 2	-	-	L	Peng. Beresnya	-	...	0	Tidak
15	Terdata	Terdata Desil 1	F344400	-	P	Penyakit	-	...	0	Iya
16	Belum Terdata	Terdata Desil 1	-	-	L	Wawancara	Rp. 1.100.001 Rp. 1.500.000	...	1	Tidak
17	Terdata	Terdata Desil 2	-	-	P	Lainnya	-	...	0	Tidak
18	Belum Terdata	Belum Terdata	-	-	P	Tidak Beresnya	Tidak Berprestasi	...	2	Tidak
19	Belum Terdata	Terdata Desil 1	-	-	P	Tidak Beresnya	Tidak Berprestasi	...	0	Tidak
20	Terdata	Belum Terdata	-	-	P	Lainnya	Rp. 1.700.001 Rp. 2.000.000	...	0	Tidak

1. Pra-Pemrosesan Data

Tahap ini dilakukan sebagai pra-pemrosesan data guna menyiapkan data agar lebih baik ketika diolah. Adapun tahapan ini menggunakan Encoding Variabel Kategorikal menggunakan Label Encoder dan Normalisasi data numerik menggunakan metode Skala Standar (Riski et al., 2025). Kemudian pemisahan menjadi data training dan data testing dengan rasio 70:30, dengan metode stratified sampling untuk menjaga distribusi label. Berikut ini hasil dari pra-pemrosesan data yang digunakan dapat dilihat pada tabel 2:

Tabel 2. Pra-Pemrosesan Data

No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14
1	1	6	0	0	5	5	5	4	3	3	2	1	0	0
2	1	8	0	0	5	5	5	3	4	3	3	1	2	1
3	1	0	1	0	2	1	3	3	4	3	4	1	3	1
4	0	0	0	0	4	4	3	4	2	3	2	5	0	0
5	1	9	0	0	4	4	5	4	3	3	2	1	3	0
6	0	8	0	0	5	3	3	4	3	3	4	1	2	0
7	1	9	1	1	4	4	5	2	5	3	2	1	0	1
8	0	5	0	0	5	5	5	4	4	3	2	1	1	0
9	1	9	1	1	4	4	5	4	3	3	4	1	0	1
10	1	5	1	0	3	3	3	3	4	3	2	1	1	1
11	0	7	0	0	3	2	3	2	5	3	3	1	0	0
12	1	0	0	0	3	5	3	2	5	3	6	1	0	0
13	1	7	1	0	2	4	3	2	2	3	6	1	0	1
14	0	7	0	0	2	3	3	3	5	3	3	1	2	0
15	1	9	1	0	3	5	3	5	5	5	4	1	0	1
16	0	3	0	0	2	4	3	5	5	3	4	1	1	0
17	1	3	0	0	4	4	3	5	5	3	1	1	0	0
18	0	0	0	0	5	5	3	3	4	4	2	1	2	0
19	0	3	0	0	5	5	3	3	3	3	3	5	0	0
20	1	0	0	0	4	3	3	4	4	3	4	1	0	0
21	0	6	0	0	4	3	3	5	5	3	2	1	1	0
22	1	0	1	1	4	4	3	4	3	4	1	1	0	1
23	0	5	0	0	4	5	3	4	4	3	3	5	0	0
24	1	7	0	1	4	4	3	4	2	3	4	1	0	1
25	0	0	0	0	3	5	3	5	5	3	1	1	0	0
26	1	0	0	0	4	4	3	5	5	3	2	1	1	0

2. Pemodelan Backpropagation

Model Jaringan Syaraf Tiruan dibangun menggunakan library Scikit-Learn, dengan algoritma Backpropagation yang diimplementasikan melalui MLPClassifier. Parameter-parameter utama yang ditentukan meliputi (Latumakulita & Usagawa, 2018):

- Jumlah neuron pada hidden layer

-
- b. Fungsi aktivasi (relu, tanh)
 - c. Solver (adam, sgd)
 - d. Learning rate
 - e. Momentum (untuk solver SGD)

3. Optimasi Hypermarameter dengan Grid Search

Optimasi parameter dilakukan menggunakan metode Grid Search untuk mencari kombinasi parameter terbaik yang menghasilkan akurasi prediksi tertinggi (Jiménez et al., 2009).

Parameter yang dioptimasi antara lain:

- a. Ukuran hidden layer
- b. Learning rate
- c. Fungsi aktivasi
- d. Solver
- e. Nilai alpha (regularisasi L2)

Evaluasi dilakukan dengan metode 5-fold cross-validation pada data training.

4. Evaluasi Model

Model terbaik dari proses Grid Search kemudian dievaluasi menggunakan data testing yang terpisah.

Evaluasi dilakukan dengan mengukur

- a. Akurasi
- b. Confusion Matrix
- c. Classification Report (Precision, Recall, F1-Score)

Loss Curve selama proses training

5. Hasil dan Keputusan

Hasil dari proses pelatihan dan evaluasi akan dijabarkan guna mendapatkan keputusan terhadap hasil yang diperoleh

HASIL

Setelah dilakukan pelatihan model menggunakan algoritma Backpropagation, baik dengan optimasi Grid Search maupun Backpropagation standar, diperoleh hasil sebagai berikut:

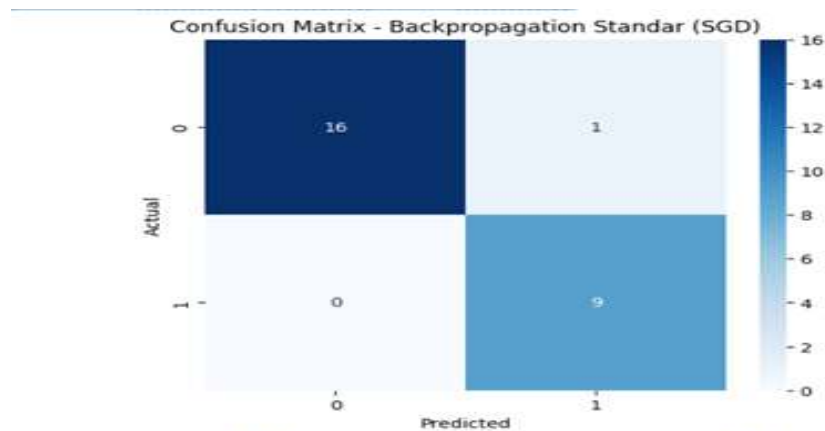
1. Akurasi Model

Berdasarkan hasil evaluasi terhadap data testing, model yang dioptimalkan menggunakan Grid Search berhasil mencapai akurasi sebesar 88,46%. Sedangkan model Backpropagation standar dengan solver SGD menghasilkan akurasi yang lebih tinggi, yaitu sebesar 96,15%. Hasil ini menunjukkan bahwa pemilihan parameter yang sesuai sangat memengaruhi performa model. Pada penelitian ini, kombinasi parameter Backpropagation standar dengan learning rate konstan memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan kombinasi parameter yang ditemukan melalui Grid Search. Hal ini bisa terjadi karena karakteristik dataset yang

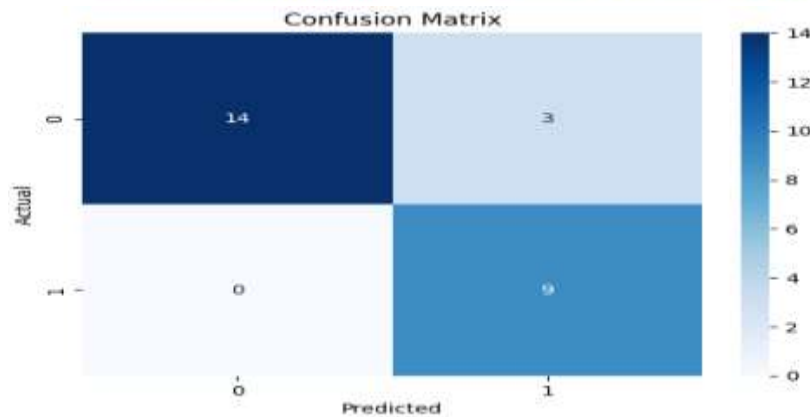
digunakan, yang relatif tidak terlalu besar dan memiliki distribusi fitur yang sesuai untuk optimasi dengan SGD.

2. Confusion Matrix

Confusion matrix menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah yang dilakukan oleh model pada masing-masing kelas. Berdasarkan confusion matrix, model Backpropagation standar (SGD) menunjukkan tingkat prediksi yang baik pada kedua kelas (penerima dan bukan penerima beasiswa), dengan jumlah false positive dan false negative yang relatif rendah. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan dengan cukup baik, tanpa bias berlebihan terhadap salah satu kelas. Berikut ini perbandingan Confusion Matrix pada Backpropagation standar dengan Backpropagation yang di optimasi dengan Grid Search:



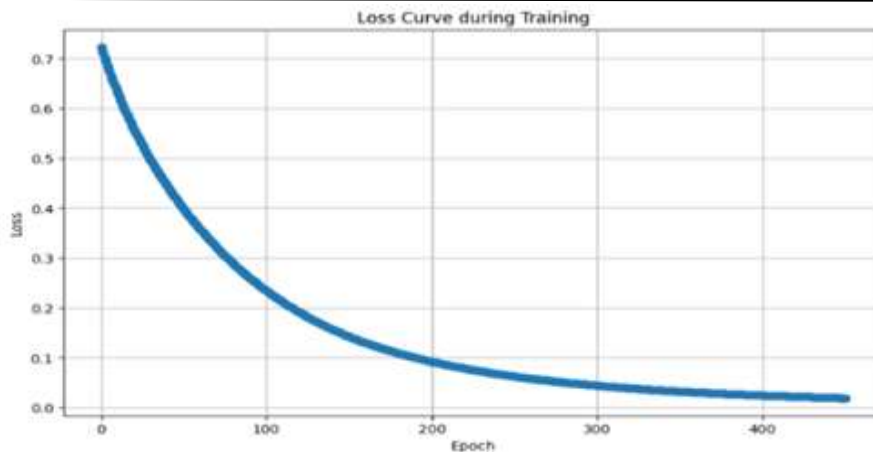
Gambar 2. Confusion Matrix Backpropagation standar



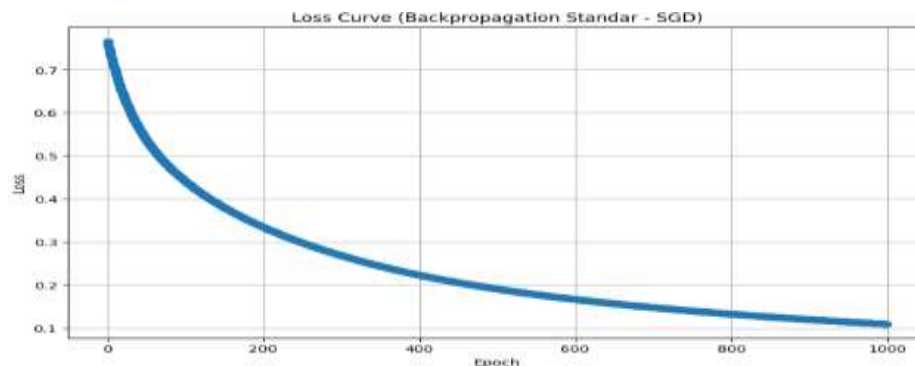
Gambar 3. Confusion Matrix Backpropagation dengann Grid Search

3. Loss Curve

Berikut ini gambar Loss Curve pada Backpropagation standar dan Backpropagation dengan Grid Search pada Gambar 4 dan Gambar 4:



Gambar 4. Loss Curve Backpropagation dengan Grid Search



Gambar 5. Loss Curve Backpropagation dengan Grid Search

Grafik Loss Curve pada proses pelatihan menunjukkan penurunan loss yang stabil hingga mencapai nilai yang rendah setelah sejumlah epoch. Pada model Backpropagation standar (SGD), loss terus menurun secara bertahap hingga proses training selesai, tanpa adanya indikasi overfitting yang berarti. Sedangkan pada model hasil Grid Search, loss cenderung stabil namun pada beberapa kombinasi parameter tertentu tidak menurun seoptimal model Backpropagation standar. Hal ini mengindikasikan bahwa pemilihan kombinasi parameter yang kurang tepat dapat menghambat proses learning

PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa optimasi Backpropagation menggunakan Grid Search memberikan fleksibilitas yang tinggi dalam mengeksplorasi berbagai kombinasi *hyperparameter* secara sistematis sehingga mampu menghasilkan konfigurasi model yang optimal sesuai ruang pencarian (*search space*) yang telah ditentukan (Budiarso et al., 2024; Riski et al., 2025). Namun, pada dataset penelitian ini, model Backpropagation standar dengan optimizer *Stochastic Gradient Descent* (SGD) justru menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model yang dioptimasi menggunakan Grid Search. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penerapan metode optimasi *hyperparameter* tidak selalu menjamin peningkatan performa model, tetapi sangat dipengaruhi oleh karakteristik data yang digunakan (Goodfellow et al., 2016).

Secara ilmiah, kondisi tersebut dapat dijelaskan oleh beberapa faktor. Pertama, ukuran dataset yang relatif terbatas menyebabkan ruang pencarian *hyperparameter* melalui Grid Search belum tentu mampu menghasilkan kombinasi parameter yang memiliki kemampuan generalisasi lebih baik dibandingkan parameter standar yang telah sesuai dengan karakteristik data (Goodfellow et al., 2016). Kedua, proses Grid Search hanya mengevaluasi kombinasi

hyperparameter yang telah ditentukan sebelumnya sehingga kualitas hasil optimasi sangat bergantung pada rentang nilai (*search space*) yang digunakan. Apabila kombinasi parameter terbaik berada di luar ruang pencarian tersebut, maka model yang dihasilkan belum tentu memberikan performa optimal (Bergstra & Bengio, 2012). Ketiga, distribusi data, kompleksitas hubungan antarfitur, serta tingkat keseimbangan kelas juga memengaruhi proses pembelajaran jaringan saraf. Pada kondisi tertentu, penggunaan parameter standar seperti *learning rate* dan *momentum* yang telah dikonfigurasi dengan baik pada optimizer SGD mampu menghasilkan proses konvergensi yang lebih stabil sehingga memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan hasil optimasi Grid Search (Ruder, 2016).

Temuan penelitian ini sejalan dengan penelitian Budiarmo et al. (2024) yang menyatakan bahwa Grid Search efektif dalam menemukan kombinasi *hyperparameter* terbaik selama ruang pencarian dirancang dengan tepat. Selain itu, Riski et al. (2025) juga menjelaskan bahwa Grid Search mengevaluasi seluruh kombinasi parameter sehingga mampu meningkatkan performa model, tetapi membutuhkan waktu komputasi yang lebih besar dan tidak selalu menghasilkan peningkatan akurasi apabila ruang pencarian yang digunakan belum merepresentasikan kombinasi parameter yang optimal. Temuan ini juga didukung oleh Bergstra dan Bengio (2012) yang menyatakan bahwa efektivitas optimasi *hyperparameter* sangat dipengaruhi oleh karakteristik data dan ruang pencarian yang ditentukan. Dengan demikian, hasil penelitian ini memperkuat bahwa optimasi *hyperparameter* bukan sekadar proses mencari kombinasi parameter sebanyak mungkin, melainkan harus mempertimbangkan ukuran dataset, distribusi data, kompleksitas model, dan karakteristik permasalahan agar mampu menghasilkan model dengan kemampuan generalisasi yang baik.

Berdasarkan hasil tersebut, dapat dipahami bahwa pemilihan metode optimasi tidak dapat digeneralisasikan untuk seluruh kasus klasifikasi. Sebelum menerapkan Grid Search, diperlukan analisis terhadap ukuran dataset, distribusi data, jumlah fitur, serta kompleksitas permasalahan agar strategi optimasi yang dipilih benar-benar sesuai. Oleh karena itu, pada penerapan nyata, penggunaan Backpropagation standar dengan konfigurasi parameter yang telah divalidasi dapat menjadi alternatif yang lebih efektif dibandingkan optimasi Grid Search apabila karakteristik dataset tidak mendukung proses pencarian *hyperparameter* yang luas. Temuan ini memberikan implikasi bahwa keberhasilan model klasifikasi tidak hanya ditentukan oleh metode optimasi yang digunakan, tetapi juga oleh kesesuaian antara algoritma, *hyperparameter*, dan karakteristik data yang menjadi objek penelitian.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa algoritma Artificial Neural Network (ANN) dengan metode Backpropagation mampu digunakan secara efektif untuk memprediksi kelayakan penerima Beasiswa Bidik Misi berdasarkan biodata pendaftaran mahasiswa baru. Penerapan optimasi *hyperparameter* menggunakan Grid Search memberikan proses pencarian kombinasi parameter yang lebih sistematis, namun pada dataset penelitian ini model Backpropagation standar dengan optimizer *Stochastic Gradient Descent* (SGD) menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Temuan tersebut menunjukkan bahwa efektivitas optimasi *hyperparameter* sangat dipengaruhi oleh karakteristik dataset dan pemilihan ruang pencarian parameter. Selain itu, penelitian ini membuktikan bahwa model prediktif yang dibangun mampu mendukung proses seleksi penerima beasiswa secara lebih objektif, efisien, dan akurat dibandingkan pendekatan konvensional. Dengan demikian, pemilihan *hyperparameter*, khususnya *learning rate* dan *momentum*, menjadi faktor penting yang memengaruhi performa akhir model sehingga perlu disesuaikan dengan karakteristik data yang digunakan agar diperoleh hasil prediksi yang optimal.

UCAPAN TERIMA KASIH (PILIHAN)

Saya berterima kasih atas karunia dan rezeki Allah SWT. Saya ingin mengucapkan terima kasih kepada semua orang yang telah membantu melakukan penelitian ini. Sangat penting untuk mendapatkan dukungan moral dari keluarga dan rekan-rekan untuk menyelesaikan penelitian ini.

REFERENSI

Bergstra, J., & Bengio, Y. (2012). Random search for hyper-parameter optimization. *Journal of Machine Learning Research*, 13, 281–305.



- Budiarso, Z., Listiyono, H., & Karim, A. (2024). Optimizing LSTM with grid search and regularization techniques to enhance accuracy in human activity recognition. *Journal of Applied Data Sciences*, 5(4), 2002–2014. <https://doi.org/10.47738/jads.v5i4.433>
- Fauziyah, F., Lestari, D., Rinayanti, M., & Zulkarnain, I. (2025). Multi-criteria decision analysis using TOPSIS method for scholarship recipients selection: A comprehensive implementation study. *Jurnal SITECH: Sistem Informasi dan Teknologi*, 8(1), 1–8. <https://doi.org/10.24176/sitech.v8i1.15069>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Hutabarat, M. A. P., Julham, M., & Wanto, A. (2018). Penerapan algoritma backpropagation dalam memprediksi produksi tanaman padi sawah menurut kabupaten/kota di Sumatera Utara. *SemanTIK*, 4(1), 77–86.
- Jiménez, Á. B., Lázaro, J. L., & Dorronsoro, J. R. (2009). Finding optimal model parameters by discrete grid search. *Neurocomputing*, 72(13–15), 2824–2832. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2008.09.024>
- Kuswanto, J., Al Kodri, M. N., Devana, T., Pebriantika, L., & Ningsih, S. (2023). Implementation of simple additive weighting for scholarship admission selection. *TIERS Information Technology Journal*, 4(1). <https://doi.org/10.38043/tiers.v4i1.4022>
- Latumakulita, L. A., & Usagawa, T. (2018). A combination of backpropagation neural network on fuzzy inference system approach in Indonesia scholarship selection process: Case study: "Bidik Misi" scholarship selection. In *Proceedings of the 13th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD 2017)* (pp. 1309–1314). <https://doi.org/10.1109/FSKD.2017.8392955>
- Pontes, F. J., Amorim, G. F., Balestrassi, P. P., Paiva, A. P., & Ferreira, J. R. (2016). Design of experiments and focused grid search for neural network parameter optimization. *Neurocomputing*, 186, 22–34. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.12.061>
- Riski, G., Hartama, D., & Solikhun, S. (2025). Optimizing multilayer perceptron for car purchase prediction with GridSearch and Optuna. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 9(2), 266–275.
- Ruder, S. (2016). *An overview of gradient descent optimization algorithms*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1609.04747>
- Sari, R. P., & Alliandaw, A. M. (2022). Penerapan metode MOORA pada sistem penentuan penerimaan Bidikmisi UNTAN. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, 11(2), 242–250. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v11i2.1420>
- Sari, W. E., Muslimin, B., & Rani, S. (2021). Perbandingan metode SAW dan TOPSIS pada sistem pendukung keputusan seleksi penerima beasiswa. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, 10(1), 52–58. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v10i1.1027>
- Sayekti, I. (2012). Pengujian model jaringan syaraf tiruan untuk kualifikasi calon mahasiswa baru program Bidik Misi. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 2(3), 55–60. <https://doi.org/10.21456/vol2iss3pp146-150>
- Snoek, J., Larochelle, H., & Adams, R. P. (2012). Practical Bayesian optimization of machine learning algorithms. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25.
- Wahyudi, A., & Partini, S. (2019). Resiliensi mahasiswa penerima Bidik Misi. *Advice: Jurnal Bimbingan dan Konseling*, 1(2), 113–121. <https://doi.org/10.32585/advice.v1i2.594>
- Wibowo, M. S., Sela, E. I., Lukman, A., Apriansyah, F. A., & Novaldy, O. K. (2024). Decision support system for scholarship recipients at Bhakti Setya Indonesia Health Polytechnic Foundation using SAW and TOPSIS methods. *Jurnal E-Komtek*, 8(2). <https://doi.org/10.37339/e-komtek.v8i2.2183>



-
- Yanto, M., Mandala, E. P. W., Putri, D. E., & Yuhandri, Y. (2018). Peramalan penjualan pada toko retail menggunakan algoritma backpropagation neural network. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 2(3), 110–117. <https://doi.org/10.30865/mib.v2i3.811>
- Zainy, A. (2020). Identifikasi calon mahasiswa penerima beasiswa Bidikmisi menggunakan metode backpropagation. *Jurnal Education and Development*, 8(1), 57–64.