

MODEL PREDIKSI PENDAPATAN BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN: STUDI KASUS PADA ALOKASI ANGGARAN IKLAN

Aulia Rahmawati¹, Yabes Dwi Nugroho H.²

¹Bisnis Digital, Institut Teknologi dan Bisnis Kalla, ²Sistem Informasi, Institut Teknologi dan Bisnis Kalla
E-mail: aulia@kallainstitute.ac.id¹, dwi@kallainstitute.ac.id²

INFO ARTIKEL

Sejarah Artikel

Diterima : 01/11/2025

Direvisi : 16/11/2025

Diterbitkan : 01/12/2025

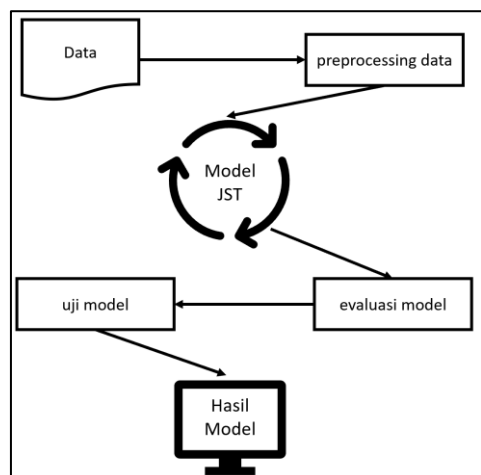
*Corresponding author

aulia@kallainstitute.ac.id

DOI: 10.70247/jumistik.v4i2.234

<https://ojs.amiklps.ac.id>

GRAPHICAL ABSTRACT



ABSTRACT

The explosion of data and technological advancements over the past decade have driven an increasing number of studies in artificial intelligence, particularly in machine learning. Data generated from digital activities, such as business transactions within companies, requires methods capable of extracting valuable information to support decision-making. One widely used approach is the Artificial Neural Network (ANN), inspired by the human neural system and effective in recognizing complex and non-linear patterns. ANNs have been applied across various domains, including healthcare, finance, and meteorology. This study focuses on utilizing ANNs to predict revenue based on variations in advertising budget allocation. The method employed is an ANN model consisting of three layers: input, hidden, and output layers. The output layer comprises a single neuron representing revenue. The findings indicate the optimal configuration at batch size = 2, hidden layer neurons = 16, and epochs = 150, achieving a predictive performance with a Mean Absolute Error (MAE) of 0,47.

Keywords: Artificial Neural Network, Multi-Layer Perceptron, Prediction

ABSTRAK

Ledakan data dan perkembangan teknologi dalam satu dekade terakhir ini mendorong meningkatnya penelitian di bidang kecerdasan buatan, khususnya *machine learning*. Data dari aktivitas digital seperti transaksi bisnis dalam suatu perusahaan menuntut metode yang mampu mengekstraksi informasi bernilai untuk mendukung pengambilan keputusan strategis. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST), model yang terinspirasi dari sistem jaringan saraf manusia dan efektif mengenali pola *non-linear* serta kompleks. Jaringan Saraf Tiruan telah diaplikasikan dalam berbagai bidang, termasuk kesehatan, keuangan, dan meteorologi. Penelitian ini berfokus pada pemanfaatan JST untuk prediksi pendapatan berdasarkan variasi distribusi beberapa anggaran iklan. Metode yang digunakan adalah model JST dengan tiga lapisan, yakni *input*, *hidden*, dan *output layer*. *Output layer* pada model ini hanya terdiri dari satu *neuron* sebagai representasi pendapatan. Penelitian ini menunjukkan hasil yang optimal didapatkan dengan konfigurasi parameter terbaik pada *batch size* = 2, *neuron hidden layer* = 16, dan *epoch* = 150, dengan performa prediksi Mean Absolute Error (MAE) sebesar 0,47.

Kata kunci: Jaringan Saraf Tiruan, Multi-Lapisan, Prediksi

© 2025 Penerbit STMIK Amika Soppeng. All rights reserved

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi saat ini mengakibatkan bertambahnya data yang membuat munculnya fenomena baru disebut sebagai *data explosion*. Berkisar sepuluh tahun terakhir aktivitas-aktivitas yang kita lakukan di internet menjadikan jejak-jejak digital yang dihimpun menjadi data besar seperti transaksi pembelian dan penjualan, postingan-postingan media sosial, serta saat mencari informasi menggunakan mesin pencari. Semua yang kita lakukan di internet memberikan kontribusi dalam peningkatan data dalam jumlah besar dan akan terus meningkat secara eksponensial. Keragaman data yang ada saat ini menjadikan data sebagai aset yang berharga jika diolah dan dimanfaatkan untuk menghasilkan wawasan yang mendukung keputusan-keputusan strategis dalam bisnis. Namun di sini lain, data yang kompleks ini memberikan tantangan baru bagi penambang data, bagaimana dari data mentah diekstrak menjadi informasi yang berharga misalnya. Data mentah yang kompleks memiliki banyak format dan struktur memaksa para penambang dan peneliti untuk dapat menafsirkan data secara efisien. Hal ini mendorong lahirnya berbagai pendekatan analitik berbasis teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence / AI*) khususnya *machine learning*. Bidang ilmu *machine learning* memungkinkan komputer untuk mempelajari data dan mendapatkan polanya untuk selanjutnya dilakukan proses yang mampu membuat komputer untuk mengenali pola, membuat prediksi, dan mengambil keputusan dengan tingkat akurasi yang semakin bertambah dengan seiring bertambahnya jumlah data pelatihan. Kemampuan inilah yang menjadikan *machine learning* sebagai salah satu bidang penelitian dan aplikasi paling cepat berkembang di dunia teknologi informasi[1].

Machine learning sendiri memiliki banyak subkategori, salah satu bidang yang sangat populer dan merupakan salah satu bentuk *machine learning* adalah *Artificial Neural Network (ANN)*, atau dalam Bahasa Indonesia dikenal dengan istilah Jaringan Syaraf Tiruan (JST). JST sendiri dibangun dengan mengadopsi cara kerja sistem saraf manusia. Sistem ini memiliki *neuron-neuron* yang saling terhubung dan bertindak sebagai lapisan jaringan input (*input layer*), jaringan tersembunyi (*hidden layer*) dan jaringan output (*output layer*). Proses pembelajaran yang terjadi pada model JST adalah ketika terjadi perubahan bobot setelah proses perhitungan matematis menggunakan rumus aktivasi dan terus disesuaikan sampai model mampu mengenali pola yang kompleks. Keunggulan dari JST adalah kemampuannya dalam mengenali pola hubungan *non-linear* terhadap variabel masukan yang sulit dijelaskan dengan model statistik konvensional. Pada kenyataannya data yang ada di dunia ini tidak semua memiliki pola linear sederhana, banyak data yang melibatkan berbagai interaksi variabel yang saling memengaruhi dan membentuk pola tertentu.

JST meniru mekanisme saraf dalam memberikan respon terhadap masukan guna menyelesaikan berbagai permasalahan yang ada. Sebagaimana permasalahan sering terjadi seperti prediksi, klasifikasi, dan pengenalan pola, JST pun mampu menyelesaikannya dengan baik, terbukti dengan adanya penelitian-penelitian terkait[2]. JST juga memiliki kemampuan untuk melakukan prediksi atau klasifikasi pada data baru, dalam artian JST tidak hanya bisa digunakan pada data yang dilatih saja, namun juga bisa digunakan pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hal ini menjadikan JST cocok digunakan pada data bisnis yang cepat berubah seiring berjalannya waktu[3].

Banyak penelitian ilmiah maupun riset industri yang dilakukan berhubungan dengan JST. Pada bidang analisis prediktif misalnya, JST terbukti efektif dalam memprediksi harga saham[4], harga produk[5], jumlah permintaan produksi[6], serta fenomena alam seperti curah hujan[7], [8]. Kemampuan yang ditunjukkan oleh JST dalam studi kasus tersebut, membuktikan keandalan JST untuk menyesuaikan diri terhadap variasi data dan konteks analisis cukup baik. Disamping itu, pada bidang klasifikasi, JST pun berhasil digunakan pada penentuan tingkat kematangan buah [9], [10], deteksi jenis penyakit[11], dan klasifikasi jenis ikan[12]. Penggunaan JST pada klasifikasi ini dilakukan dengan mempelajari data latih melalui ciri khas data (fitur-fitur), kemudian ketika JST menemukan data baru, ia akan mulai mengelompokkan data ke dalam kategori yang sesuai[3]. Pemanfaatan lain dari JST di bidang kesehatan misalnya untuk klasifikasi penyakit hepatitis C dan sirosis hati berdasarkan data pasien berupa usia, riwayat medis, dan hasil laboratorium (kolesterol, albumin, bilirubin, dan lainnya)[13]. Di bidang finansial, JST digunakan dapat digunakan untuk prediksi harga saham emiten tertentu. Prediksi dilakukan dengan menggunakan histori data saham (*upper bound* dan *lower bound*) dari emiten tersebut selama rentang waktu tertentu[4]. Sementara dalam bidang meteorologi, JST digunakan untuk membantu meramal iklim seperti prediksi curah hujan [7], [8].

Salah satu bidang lain yang juga dapat memanfaatkan keunggulan JST dalam mengolah data adalah bisnis. Tujuan utama bisnis dibangun pastinya untuk meraih keuntungan dari penjualan (*revenue*). Banyak hal dilakukan pada bisnis untuk membantu meningkatkan pendapatan, diantaranya yaitu pemasaran atau iklan. Tantangan perusahaan ketika melakukan pemasaran biasanya terkait dengan anggaran yang dialokasikan untuk iklan. Seberapa besar anggaran yang harus dikeluarkan untuk sebuah iklan agar berdampak pada peningkatan pendapatan. Penelitian sebelumnya membuktikan bahwa pendekatan prediksi berbasis *machine learning* terkhusus jaringan saraf tiruan dapat meningkatkan akurasi prediksi harga produk dan memungkinkan untuk menetapkan harga yang kompetitif, sehingga mampu merespon pasar dengan lebih efisien[14]. Hal ini memberikan peluang pada

penelitian lain untuk menguji JST pada data anggaran iklan dan memberikan kesempatan pada perusahaan untuk melakukan simulasi berbagai skenario alokasi anggaran iklan guna memaksimalkan pendapatan dengan biaya seminimal mungkin. Oleh karena itu, penelitian lebih lanjut mengenai pemanfaatan JST dalam konteks efisiensi anggaran iklan sangat relevan untuk dilakukan, mengingat besarnya potensi yang dapat diberikan bagi peningkatan pendapatan perusahaan.

TINJAUAN PUSTAKA

Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan (JST) menjadi bagian dari *machine learning* karena memiliki sifat utama yaitu belajar dari data. Berbeda dengan *expert system* yang menggunakan data untuk memprogram aturan-aturan terkait, *machine learning* mampu mempelajari *rules* dari data secara otomatis dengan melihat data *input* dan *output*. JST pun melakukan hal yang sama, sistem JST lahir dari representasi jaringan sistem saraf manusia. Manusia melakukan berbagai tindakan melalui *neuron* motorik berdasarkan intruksi otak setelah memproses data dari *neuron* sensorik. Hal ini juga dilakukan oleh model JST yang menggunakan *input layer* sebagai penerima data (*neuron* sensorik), *output layer* sebagai hasil respon dari proses (*neuron* motorik), dan *hidden layer* selaku proses kognitif (otak)[3].

Perhitungan yang dilakukan pada JST berguna untuk mengenali pola atau *rules* secara otomatis. Setelah data input diterima oleh *neuron* pada *input layer*, masing-masing *neuron* akan melakukan perhitungan menggunakan rumus fungsi aktivasi. Rumus aktivasi yang digunakan bersifat kontinyu, seperti sigmoid, tanh, dan ReLU. Fungsi aktivasi yang digunakan didasarkan pada lapisan pada jaringan JST tersebut. Proses ini dikenal dengan istilah *feedforward*, yaitu untuk mengenali pola data[13].

Proses belajar selanjutnya yang terjadi pada JST merupakan kemampuan JST dalam memperbarui *knowledge* yang dimiliki yaitu berupa bobot pada masing-masing koneksi *neuron* berdasarkan adanya *loss*, nilai yang merepresentasikan seberapa banyak selisih hasil prediksi dengan data asli. Perubahan bobot ini terjadi melalui proses *backpropagation*. *Backpropagation* akan melakukan evaluasi pada hasil prediksi, seberapa besar error yang terjadi, kemudian model akan memperbaiki bobot sebagai bentuk proses mesin dalam belajar. Proses ini dilakukan secara berulang, hingga mencapai *epoch* atau akurasi tertentu[3], [13].

Kualitas model JST yang dihasilkan perlu untuk dilakukan pengujian agar didapat hasil model terbaik. Metrik-metrik yang digunakan pada proses evaluasi pun ada beragam, diantaranya akurasi, MAE, MSE, dan RMSE. Pemilihan metrik evaluasi didasarkan pada studi kasus yang digunakan saat membangun model jaringan. Sebagai gambaran, pada penelitian ini

digunakan model evaluasi MAE, dikarenakan studi kasus penelitian ini adalah prediksi nilai pendapatan berdasarkan alokasi anggaran iklan. Nilai pendapatan yang dihasilkan berupa nilai numerik, oleh karenanya evaluasi yang mungkin adalah seberapa besar *error* yang dihasilkan oleh sistem, bukan seberapa akurat sistem melakukan prediksi nilai pendapatan[3].

Setelah keseluruhan proses dilakukan, model JST terbaik dapat dihasilkan dengan melakukan evaluasi pada masing-masing kombinasi model. Keunikan dari model JST ini adalah beragamnya parameter yang digunakan pada model. Hal ini mengakibatkan peneliti memiliki kesempatan yang sama saat menggunakan model JST pada data yang sama pula.

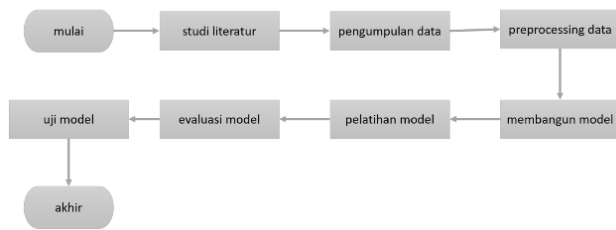
Arsitektur JST

Arsitektur jaringan saraf tiruan pada dasarnya terdiri dari lapisan *input*, lapisan *output*, dan lapisan tersembunyi yang bersifat opsional[3]. Lapisan *input* berfungsi untuk menerima *input* (data) yang nantinya akan diproses oleh jaringan. Lapisan *output* berfungsi untuk memberikan hasil prediksi, dalam kasus ini lapisan *output* akan memberikan nilai pendapatan dari penjualan (*Sales Revenue*). Sedangkan lapisan tersembunyi bersifat optional bergantung karakteristik data dan tujuan pembuatan model, dalam penelitian ini sendiri menggunakan lapisan tersembunyi. Membangun arsitektur JST tidaklah sama antara satu model dengan model yang lain. Misalkan saja arsitektur model untuk mengenali data gambar berbeda dengan arsitektur model untuk mengenali data teks. Desain arsitektur JST biasanya bersifat eksperimental, bergantung dari masalah dan data yang akan diselesaikan. Ada kalanya peneliti melakukan eksperimen pada model dengan mencari parameter terbaik dari jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, atau fungsi aktivasi yang digunakan[15].

Pada penelitian ini misalnya, kami menggunakan *multi-layer perceptron* dengan satu lapisan tersembunyi untuk meningkatkan kemampuan representasi mesin pada data numerik. Namun untuk jumlah *neuron* pada lapisan tersembunyi digunakan untuk eksperimen. Pemilihan pendekatan *multi-layer perceptron* ini dilakukan karena adanya variabel yang memiliki hubungan *non-linear*[15]. Model perlu kemampuan lebih untuk dapat mengenali pola dengan hubungan *non-linear* yang tidak dapat dijelaskan dengan pendekatan linear sederhana.

METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari enam tahap. Tahapan penelitian terdiri dari studi literatur, pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pembangunan model, pelatihan model, dan evaluasi model. Setiap tahapan dilakukan secara runut dengan alur seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 1. Penjelasan dari masing-masing tahapan dijelaskan pada subbab berikut.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Studi Literatur

Pada awal penelitian kami melakukan studi literatur yang bertujuan untuk mengetahui fenomena terbaru pada bidang *machine learning* utamanya jaringan syaraf tiruan. Melalui tahapan ini kami melakukan identifikasi terhadap penelitian-penelitian tentang jaringan syaraf tiruan, bagaimana pendekatan ini digunakan untuk mengatasi masalah-masalah yang ada, serta mencari kelebihan dan kekurangan yang dihasilkan untuk dapat menemukan gap penelitian sebelumnya guna menemukan peluang penelitian terbaru. Data menunjukkan jika JST dapat digunakan pada berbagai bidang, seperti kesehatan, keuangan, meteorologi, bahkan bisnis [4], [7], [13], [14]. Hasil studi literatur pun menunjukkan jika penggunaan JST pada bidang bisnis utamanya bagian pemasaran masih memerlukan eksplorasi. Penelitian JST terkait bisnis yang kami temukan berada pada bagian pengiriman dan produksi [1], [6].

Pengumpulan Data

Tahapan pengumpulan data merupakan tahapan krusial dari penelitian ini. Data menjadi fondasi utama dalam membangun model JST, karena model ini akan belajar dari data, maka tanpa data model tidak dapat dibuat. Data yang digunakan pada penelitian ini bersumber dari *kaggle.com*, yaitu platform basis data yang banyak digunakan untuk penelitian data sains dan kecerdasan buatan. Pemilihan sumber data ini dilakukan karena keterbatasan peneliti dalam akses data primer. Data yang kami butuhkan berupa data histori dari alokasi anggaran iklan pada beberapa kategori beserta pendapatan yang diperoleh. Data tersebut sering kali bersifat rahasia dan tidak dapat dibagikan secara terbuka, sehingga kami memilih opsi data sekunder untuk analisis. Meskipun menggunakan data sekunder, hal ini tidak mengurangi proses pembuatan model dan evaluasi.

Pra Pemrosesan Data

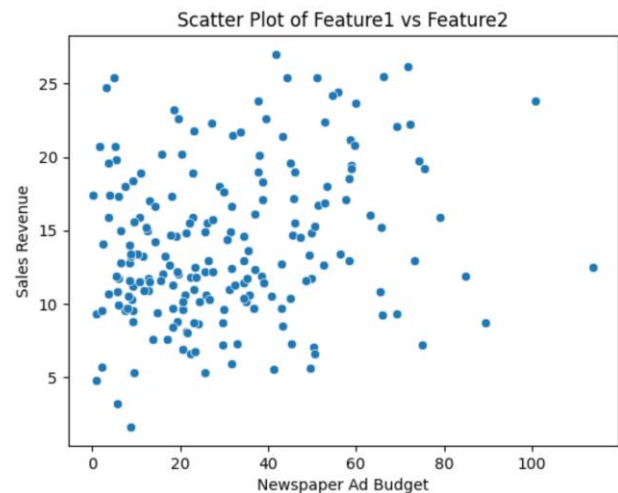
Data yang dikumpulkan terkadang tidak bisa langsung digunakan pada proses pembuatan model. Data yang digunakan pada pembangunan model haruslah data siap pakai yang bersih, lengkap, dan dalam format yang sesuai dengan proses pembuatan model. Data mentah yang berhasil dikumpulkan

biasanya masih mengandung *noise* (seperti nilai kosong), duplikasi, atau format yang tidak sesuai dengan kebutuhan model. Oleh karenanya, kami perlu melakukan pengecekan pada data dan membersihkan data sesuai kebutuhan model.

Tahap pra-pemrosesan ini sangat penting untuk dilakukan, karena keberhasilan model juga bergantung pada kualitas data yang digunakan saat proses *training*. Data yang bersih dan lebih terstruktur tentunya akan menghasilkan keluaran model yang bagus pula.

Membangun Model

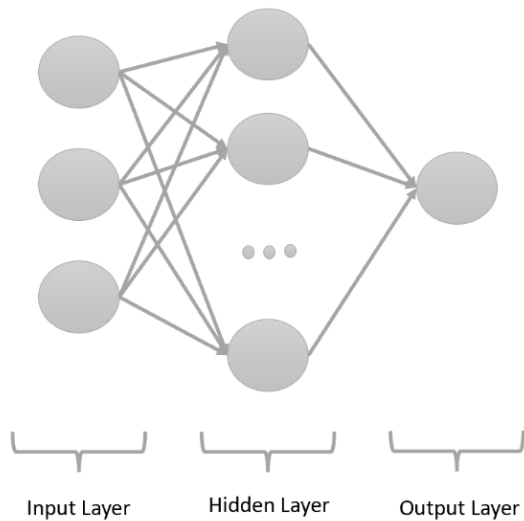
Membangun model *machine learning* diperlukan beberapa analisis lanjutan terhadap data yang akan digunakan pada model. Analisis ini berfungsi untuk memberikan gambaran seperti apa model yang seharusnya dibangun. Karakteristik yang dimiliki oleh data akan membutuhkan model tersendiri yang efektif digunakan untuk data tersebut. Dalam kasus penelitian ini pun dilakukan analisis data lainnya menggunakan diagram *scatter plot* untuk mengetahui hubungan antarvariabelnya apakah linear atau *non-linear*. Melalui visualisasi yang dihasilkan oleh diagram *scatter plot* antara variabel *Newspaper Ad Budget* (X) dan *Sales Revenue* (Y) pada Gambar 2, terlihat hubungan antarvariabel tersebut bersifat *non-linear*. Hal ini sejalan dengan tujuan pembangunan model Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan arsitektur *Multi-Layer Perceptron* (MLP) yang memiliki kemampuan dalam menangani hubungan *non-linear* antarvariabel dengan satu *hidden layer*.



Gambar 2. Hasil Scatter Plot Fitur Newspaper Ad Budget dan Sales Revenue

Pada penelitian ini digunakan model pembelajaran berbasis jaringan syaraf tiruan, yaitu membangun model secara sekuensial berupa 3 layer terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Lapisan *output layer* hanya terdiri dari satu *neuron* yang mewakili data pendapatan dari penjualan. Model yang digunakan pada penelitian ini secara umum dapat dilihat pada Gambar 3, sedangkan

banyaknya *neuron* pada *hidden layer* akan menjadi target analisis.



Gambar 3. Arsitektur Model

Pelatihan Model

Pelatihan model dilakukan pada data latih untuk mendapatkan bobot optimal dari model yang merupakan representasi pengetahuan dari data untuk mesin. Pada penelitian ini pelatihan model dilakukan dengan mempertimbangkan variabel *epoch*, *batch size*, dan jumlah *hidden neuron*.

Evaluasi Model

Tahap evaluasi berguna untuk menilai bagaimana model melakukan prediksi. Evaluasi model pada penelitian ini menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), yang mengukur nilai absolut rata-rata selisih dari prediksi dan nilai sebenarnya. Semakin kecil nilai MAE, maka semakin baik model yang dihasilkan dari sistem.

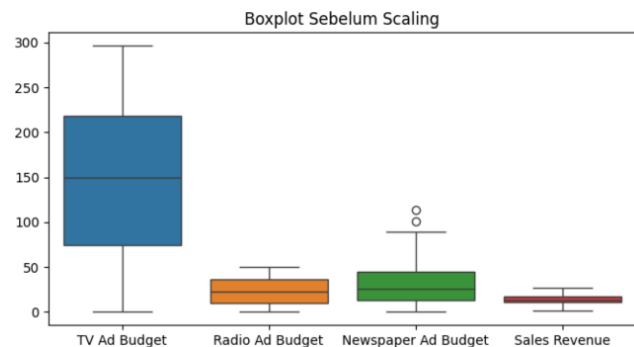
HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pengumpulan data dilakukan dengan mengunduh data dari situs yang menyediakan *dataset* untuk penelitian data science dan *machine learning*. Data yang dibutuhkan adalah data historis dengan kombinasi beberapa kategori alokasi anggaran dan pendapatan yang dihasilkan. Data yang kami dapatkan berupa data tabular dengan kolom berupa anggaran iklan pada TV (*TV Ad Budget*), anggaran iklan pada Radio (*Radio Ad Budget*), anggaran iklan pada Koran (*Newspaper Ad Budget*), dan pendapatan dari penjualan (*Sales Revenue*).

Data yang berhasil dikumpulkan selanjutnya perlu untuk dibagi kedalam dua kelompok. Kelompok pertama data akan digunakan sebagai data latih, yaitu data yang digunakan oleh model untuk

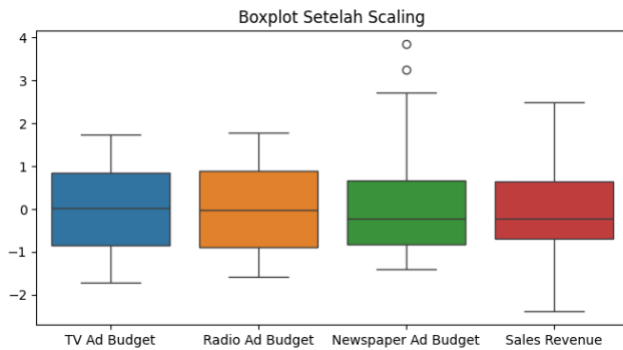
dipelajari pola dan karakteristiknya sehingga model bisa melakukan prediksi. Kelompok data kedua adalah data uji, yaitu data yang tidak pernah diperkenalkan pada model, sehingga data ini merupakan data baru bagi model. Fungsinya guna menguji kekuatan model, diharapkan model mampu bekerja untuk prediksi data baru, bukan hanya data yang dikenali saja. *Dataset* pada penelitian ini dibagi dengan perbandingan 4:1, yaitu dari keseluruhan *dataset*, 80% data akan menjadi data latih, dan 20% data akan menjadi data uji. Banyaknya data uji diharapkan model mendapatkan keragaman data, sehingga model dapat mengenali data lebih baik.

Dataset pada penelitian ini merupakan data numerik, berupa jumlah anggaran iklan dan jumlah pendapatan dari penjualan. Selain melakukan visualisasi data dengan *scatter plot* untuk menguji hubungan antarvariabel pada data, kami juga menguji data menggunakan diagram *boxplot*. Melalui diagram *boxplot*, kami mengharapkan dapat melihat distribusi dari *dataset* yang digunakan. Setelah dilakukan visualisasi, data numerik yang didapatkan ternyata ada yang tidak memiliki keseimbangan seperti yang terlihat pada Gambar 4. Terlihat *TV Ad Budget* memiliki nilai rentang yang lebih besar dibanding ketiga variabel lainnya. Oleh karenanya dibutuhkan tahap pra-pemrosesan data sebelum pembangunan model untuk mengatasi masalah tersebut.



Gambar 4. Hasil *Bloplot* Data Sebelum Proses *Scaling*

Tahap pra-pemrosesan data yang dibutuhkan pada data yang tidak seimbang adalah dengan proses *scaling* fitur, sebuah proses yang berfungsi untuk mengubah rentang fitur. Tujuan proses ini adalah untuk menyeimbangkan data. Data yang awalnya memiliki visualisasi seperti Gambar 4, setelah melalui proses fitur *scaling*, data menjadi seperti pada Gambar 5. Terlihat masing masing fitur kini memiliki rentang nilai yang sama dibanding sebelumnya, dari tampilan visual pun terlihat kondisi data saat ini lebih seimbang.



Gambar 5. Hasil Bloxplot Data Setelah Proses Scaling

Tahap berikutnya pada penelitian ini adalah pembangunan model. Setelah data melalui praproses, data siap digunakan untuk membangun dan melatih model JST. Model JST memiliki lapisan *input* yang akan direpresentasikan oleh tiga variabel utama dari data, yaitu kolom anggaran iklan pada TV (TV Ad Budget), anggaran iklan pada radio (Radio Ad Budget), dan anggaran iklan pada koran (Newspaper Ad Budget). Selanjutnya untuk lapisan *output*, kolom yang akan merepresentasikannya adalah kolom pendapatan dari penjualan (Sales Revenue).

Pembangunan dan pelatihan model dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman python dan menggunakan alat Google Colab. Pemilihan python dan alat Google Colab dikarenakan kemudahannya dalam mengakses dan tersedianya berbagai macam *resource* yang dapat dicoba dan diteliti. Model yang dibangun pada penelitian ini menggunakan jaringan syaraf tiruan yang terdiri dari *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Secara umum arsitektur model terlihat seperti pada Gambar 3, dengan jumlah *hidden neuron* yang menjadi bahan pertimbangan analisis lebih lanjut.

Proses pelatihan model dilakukan dengan metode *feed forward* dan *backward propagation*. *Feed forward* digunakan untuk mengenali pola dengan menerima semua variabel input melalui *input layer*, kemudian meneruskannya ke *hidden layer* untuk dilakukan perhitungan input dengan bobotnya dan menghitung nilai aktivasinya untuk setiap unit *hidden layer*. Selanjutnya nilai yang keluar dari *hidden layer* akan menjadi nilai *input* pada *ouput layer*. Pada *neuron output* akan dilakukan perhitungan kembali untuk nilai *input* dan bobotnya, sehingga menghasilkan keluaran nilai yang menjadi hasil prediksi. Proses selanjutnya adalah *backward propagation*, yang berfungsi untuk menghitung kesalahan target dan dilanjutkan dengan perubahan semua bobot yang digunakan. Proses ini lah yang dimaksud bahwa JST melakukan pembelajaran secara otomatis. JST bertindak untuk mencari *rule* terbaik guna mendapatkan hasil prediksi terbaik.

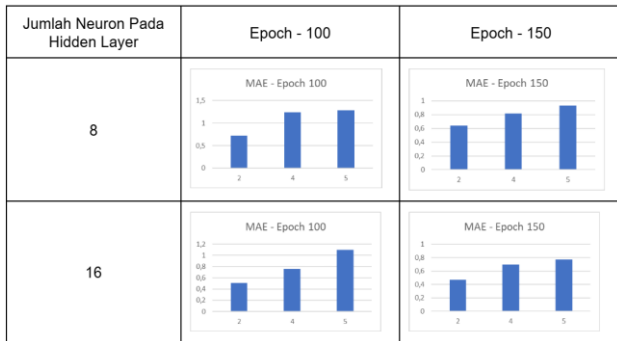
Proses pelatihan kami lakukan dengan cara membuat kombinasi-kombinasi parameter yang mungkin untuk diuji cobakan, seperti parameter *epoch*, *batch size*, dan jumlah *hidden neuron*. Dikarenakan bobot awal diinisialisasi secara *random*,

maka diperlukan untuk *running* model beberapa kali guna mendapatkan rata-rata nilai prediksi. Hasil proses pelatihan model dengan beberapa kombinasi parameter dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pelatihan Model

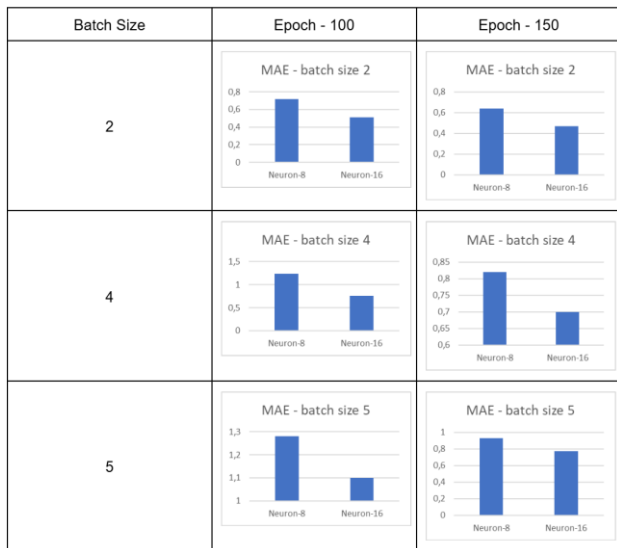
Jumlah Neuron Pada Hidden Layer	Epoch	Batch Size	MAE
8	100	2	0.72
8	100	4	1.24
8	100	5	1.28
8	150	2	0.64
8	150	4	0.82
8	150	5	0.93
16	100	2	0.51
16	100	4	0.76
16	100	5	1.10
16	150	2	0.47
16	150	4	0.70
16	150	5	0.77

Hasil pelatihan pada Tabel 1 menunjukkan nilai MAE pada masing-masing kombinasi berbeda-beda. Setiap parameter yang diujikan memberikan pengaruh pada nilai MAE, yang artinya memengaruhi hasil prediksi yang dilakukan, seperti yang kita tahu bahwa semakin kecil nilai MAE, maka hasil prediksi yang model berikan semakin baik. Melalui grafik pada Gambar 6, kita dapat melihat bahwa nilai MAE meningkat seiring meningkatnya nilai pada *batch size*. Nilai *batch size* yang digunakan pada model memengaruhi nilai MAE. *Batch size* merupakan parameter yang menentukan seberapa banyak data yang akan diproses sebelum terjadinya perubahan bobot parameter selanjutnya. Hal ini menunjukkan bahwa semakin jarang terjadi perubahan bobot, semakin mengurangi akurasi model dalam melakukan prediksi. Pada kasus jaringan syaraf tiruan, bobot merepresentasikan *knowledge*, yang artinya ketika mesin mendapatkan *knowledge* baru, maka mesin akan semakin pintar.



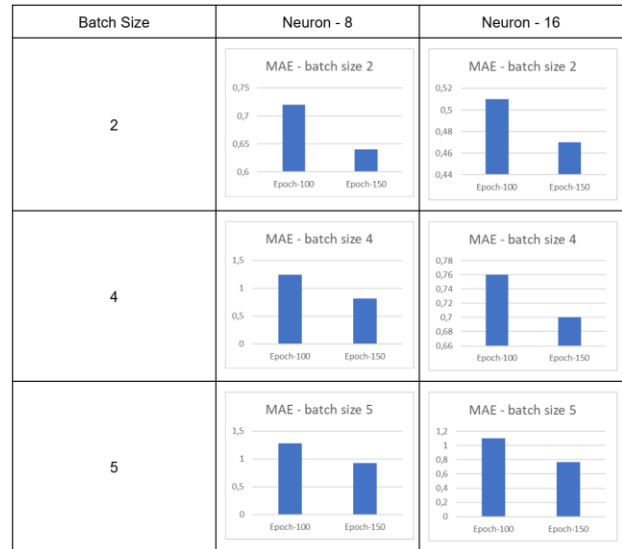
Gambar 6. Perbandingan MAE Pada Tiap Batch Size

Eksperimen selanjutnya adalah mengenai jumlah *neuron* pada *hidden layer*. Hasil menunjukkan bahwa jumlah *neuron* pada *hidden layer* juga memengaruhi nilai MAE. Pada eksperimen yang dilakukan, terlihat pada Gambar 7, bahwa semakin banyak *neuron* pada *hidden layer* semakin akurat pula model yang dihasilkan. Akurasi model dengan jumlah *hidden neuron* 16 lebih baik dibandingkan dengan jumlah *hidden neuron* 8 untuk keseluruhan eksperimen, terbukti dari semakin menurunnya nilai MAE.



Gambar 7. Perbandingan MAE Pada Tiap Hidden Neuron

Selain itu pada penelitian ini juga menguji nilai *epoch* dengan membandingkan nilai *epoch* 100 dan 150. Pada Gambar 8 menunjukan nilai *epoch* 150 menghasilkan nilai MAE lebih kecil dibanding dengan saat nilai *epoch* 100. Nilai *epoch* mewakili durasi mesin dalam melakukan pembelajaran. Hasil eksperimen ini menunjukkan proses pembelajaran mesin dengan *epoch* lebih besar mampu mengurangi kesalahan prediksi.



Gambar 8. Perbandingan MAE Pada Tiap Epoch

Berdasarkan eksperimen yang dilakukan pada penelitian ini, terdapat beberapa variabel yang mempengaruhi kinerja model JST, diantaranya adalah *batch size*, jumlah *neuron* pada *hidden layer*, dan *epoch*. Ketiganya memiliki peran masing-masing pada proses pelatihan. Setiap model memungkinkan menghasilkan nilai terbaiknya pada masing-masing variabel. Pada penelitian ini model terbaik dihasilkan dengan *batch size* = 2, jumlah *neuron* pada *hidden layer* = 16, dan *epoch* = 150 yang mampu memberikan akurasi terbaiknya pada model dengan nilai MAE sebesar 0,47.

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil membangun model Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang mampu memprediksi pendapatan dengan data masukan berupa alokasi anggaran iklan pada tiga kategori, yaitu anggaran televisi (TV Ad Budget), anggaran radio (Radio Ad Budget), dan anggaran pada koran (Newspaper Ad Budget). Proses pengembangan model JST dimulai dari tahap praproses data, iterasi pembangunan model dan pelatihan model, hingga model mendapatkan struktur terbaiknya dan siap digunakan pada tahap uji model.

Berdasarkan hasil evaluasi, model terbaik yang dihasilkan pada penelitian ini adalah model dengan nilai *batch size* = 2, jumlah *neuron* pada *hidden layer* = 16, dan *epoch* = 150. Kombinasi parameter tersebut terbukti memberikan model yang bekerja optimal dan mampu memberikan akurasi terbaiknya dengan nilai MAE sebesar 0,47.

Sebagai bahan pertimbangan untuk penelitian selanjutnya, kami menyarankan agar dapat menggunakan data primer yang dikumpulkan dari perusahaan atau instansi yang berhubungan. Penggunaan data ini dimaksudkan agar model mendapatkan informasi yang lebih akurat. Selain itu

dapat pula dilakukan penambahan variabel pemasaran lain yang memengaruhi pendapatan, seperti durasi iklan dan frekuensi penayangan iklan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. K. Pambudi, P. G. A. Kusuma, F. Yulianti, and K. A. Julian, "Prediksi Status Pengiriman Barang Menggunakan Metode Machine Learning," *J. Ilm. Teknol. Infomasi Terap.*, vol. 6, no. 2, 2020.
- [2] L. A. Zahir and S. Mafiroh, "Optimasi Kuat Tekan Beton Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Multi Layer Perceptron," *J. Daktilitas*, vol. 4, no. 1, 2024.
- [3] G. N. Elwirehardja, T. Suparyanto, and B. Pardamean, *Pengenalan Konsep Machine Learning Untuk Pemula*. Instiper Press, 2023.
- [4] M. Muzani, M. Martanto, A. R. Dikananda, and A. Rifai, "Algoritma Backpropagation Neural Network Dengan Mengoptimasi Particle Swarm Optimization Untuk Memprediksi Saham Bank BCA," *J. Inform. Dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 2, 2025.
- [5] J. Veri, S. Surmayanti, and G. Guslendra, "Prediksi Harga Minyak Mentah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan," *J. Manaj. Tek. Inform. Dan Rekayasa Komput. MATRIK*, vol. 21, no. 3, 2022.
- [6] M. Thoriaq, "Peramalan Jumlah Permintaan Produksi Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Algoritma Backpropagation," *J. Inf. Dan Teknol.*, vol. 4, no. 1, pp. 27–32, 2022.
- [7] R. Aprianto, S. Fitriyanto, and H. Nufus, "Analisis Pola Musim Hujan dan Kemarau Berdasarkan Prediksi Curah Hujan Tahun 2024 Menggunakan Artificial Neural Network (ANN) di Kabupaten Sumbawa," *Titian Ilmu J. Ilm. Multi Sci.*, vol. 16, no. 1, 2024.
- [8] E. L. Putri and P. Wijonarko, "Implementasi Neural Network Backpropagation Untuk Memprediksi Tingkat Curah Hujan Kota Padang (Studi Kasus : BMKG Maritim Teluk Bayur Padang)," *J. Inform. Dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 3, 2025.
- [9] D. N. T. Setiawan and E. I. Sela, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pepaya Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Warna Kulit Buah," *J. Nas. Komputasi Dan Teknol. Inf. JNKTI*, vol. 7, no. 5, 2024.
- [10] J. Jusrawati, A. Futri, and A. B. Kaswar, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pisang Dalam Ruang Warna RGB Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST)," *J. Embed. Syst. Secur. Intell. Syst.*, vol. 2, no. 1, 2021.
- [11] D. Andini, "Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Klasifikasi Penyakit Demam Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Bull. Artif. Intell.*, vol. 2, no. 1, 2023.
- [12] A. L. Unihehu and I. Suharjo, "Klasifikasi Jenis Ikan Berbasis Jaringan Saraf Tiruan Menggunakan Algoritma Principal Component Analysis (PCA)," *J. Ilm. Ilmu Komput. Fak. Ilmu Komput. Univ. Al Asyariah Mandar*, vol. 7, no. 2, 2021.
- [13] E. Rajiha, H. Hasanuddina, and D. Wahyunia, "Prediksi Penyakit Hepatitis C dan Sirosis Hati dengan Penerapan SMOTE pada Metode Jaringan Saraf Tiruan Propagasi Balik".
- [14] A. Wafda, "Integrasi Machine Learning dalam Ritel: Tinjauan Komprehensif tentang Prediksi Harga, Analisis Data Pelanggan, dan Pemanfaatan Media Sosial," *J. Artif. Inform. Dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 2, 2024.
- [15] N. F. Hasan, K. Kusri, and H. A. Fatta, "Analisis Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Peramalan Penjualan Air Minum Dalam Kemasan," *J. Rekayasa Teknol. Inf. JURTI*, vol. 3, no. 1, 2019.