

IMPLEMENTASI METODE ANN UNTUK KLASIFIKASI DIAGNOSIS TIROID BERBASIS APLIKASI MOBILE

Mega Dwi Rengganis¹, Teguh Iman Hermanto², Muhamad Agus Sunandar³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer

Sekolah Tinggi Teknologi Wastukencana Purwakarta

Jalan Cikopak No.53, Mulyamekar, Kec. Babakancikao, Purwakarta, Jawa Barat 41151

megadwi81@wastukencana.ac.id¹, teguhiman@wastukencana.ac.id²,

agoes.61@wastukencana.ac.id³

Abstrak

Kelenjar tiroid memegang peranan penting dalam pengaturan metabolisme melalui produksi hormon yang memengaruhi pertumbuhan, pembentukan protein, serta distribusi oksigen dalam tubuh. Gangguan pada organ ini, seperti gondok dan nodul, merupakan masalah endokrin yang umum terjadi di seluruh dunia. Sayangnya, banyak kasus tidak terdeteksi dini akibat gejala yang tidak khas dan kerap diabaikan. Dengan demikian, dibutuhkan metode deteksi dini yang memiliki tingkat keandalan tinggi. Penelitian ini mengaplikasikan metode *Artificial Neural Network* (ANN) sebagai pendekatan klasifikasi berbasis *machine learning* untuk identifikasi gangguan pada kelenjar tiroid. Model ANN yang dibangun kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi Android dengan antarmuka yang ramah pengguna. Evaluasi performa menunjukkan akurasi 97%, *precision* 99%, *recall* 97%, dan *f1-score* 98%, mencerminkan kapabilitas model dalam mengenali pola data yang kompleks secara konsisten. Integrasi sistem ke dalam *platform mobile* terlaksana dengan lancar, menghasilkan alat pendukung diagnosis awal yang efektif dan mudah dijangkau.

Kata Kunci: Gangguan Tiroid, Klasifikasi, *Artificial Neural Network* (ANN), Aplikasi Mobile

Abstract

The thyroid gland plays an important role in regulating metabolism through the production of hormones that affect growth, protein formation and oxygen distribution in the body. Disorders of this organ, such as goiters and nodules, are common endocrine problems worldwide. Unfortunately, many cases are not detected early due to uncharacteristic symptoms and are often ignored. Thus, there is a need for an early detection method that has a high level of reliability. This research applies the *Artificial Neural Network* (ANN) method as a machine learning-based classification approach for the identification of disorders in the thyroid gland. The ANN model built is then integrated into an Android application with a user-friendly interface. Performance evaluation showed 97% accuracy, 99% precision, 97% recall, and 98% F1-score, reflecting the model's capability to consistently recognize complex data patterns. Integration of the system into the mobile platform was smoothly accomplished, resulting in an effective and accessible early diagnosis support tool.

Keywords: Thyroid Disorders, Classification, *Artificial Neural Network* (ANN), Mobile Application

PENDAHULUAN

Kelenjar tiroid merupakan salah satu organ endokrin yang berfungsi vital dalam sistem fisiologis manusia. Kelenjar ini bertanggung jawab dalam sekresi hormon tiroid, yang memainkan peranan krusial dalam pengaturan aktivitas metabolisme tubuh, stimulasi pertumbuhan seluler dan jaringan, pengendalian proses sintesis protein, serta memastikan distribusi oksigen yang efisien ke seluruh sel di dalam tubuh. Kelainan patologis yang memengaruhi fungsi kelenjar tiroid, seperti *hipertrofi abnormal* (gondok) maupun munculnya nodul, umumnya dikategorikan sebagai bentuk gangguan fungsi tiroid. Secara global, kondisi ini merupakan salah satu gangguan endokrin yang paling umum dijumpai (Mangaku et al., 2024). Salah satu tantangan utama dalam upaya penanganan gangguan tiroid adalah tingginya angka kasus yang tidak teridentifikasi secara medis, yang disebabkan oleh sifat gejala yang cenderung ringan, tidak spesifik, dan sering kali tidak disadari oleh individu yang mengalaminya (Putra & Handayani, 2024). Berdasarkan kutipan dari (Cut et al., 2024), Pada tahun 2021, jumlah penderita gangguan tiroid mengalami lonjakan yang cukup signifikan, dengan estimasi mencapai 1,7 miliar individu di seluruh dunia. Data tersebut juga menunjukkan adanya peningkatan kasus sekitar 20 persen selama rentang waktu 2017 hingga 2021.

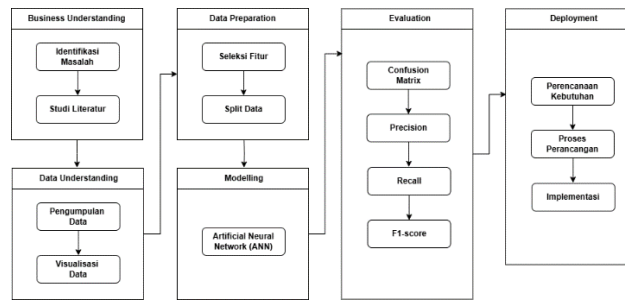
Lonjakan ini mengindikasikan bahwa penyakit tiroid masih menjadi isu kesehatan yang memerlukan perhatian serius di Indonesia. Oleh karena itu, deteksi dini melalui diagnosis yang akurat menjadi sangat penting untuk mencegah perkembangan kondisi yang lebih berat. Dalam konteks teknologi kesehatan, salah satu pendekatan yang menjanjikan untuk membantu diagnosis awal adalah penerapan metode *machine learning* (Syahputra & Hanifah, 2024). Salah satu metode yang cukup populer dalam klasifikasi data medis adalah *Artificial Neural Network* (ANN), yang bekerja dengan prinsip menyerupai jaringan saraf biologis manusia. ANN memiliki kemampuan dalam mengolah beragam jenis data, baik numerik, teks, citra, maupun *audio*, sehingga cocok diterapkan dalam analisis dan klasifikasi data kesehatan. Keunggulan utama ANN terletak pada fleksibilitas dan kemampuannya dalam mengenali pola dari data yang kompleks (Nurhadi & Billy, 2024). Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan model ANN dalam bentuk perangkat lunak dengan antarmuka pengguna yang mudah dioperasikan. Pengembangan sistem ini diharapkan dapat mengatasi keterbatasan penelitian terdahulu serta meningkatkan akurasi dalam proses identifikasi dan deteksi dini penyakit tiroid. Dengan pendekatan ini, risiko komplikasi akibat keterlambatan diagnosis dapat diminimalkan secara lebih efektif.

PENELITIAN RELEVAN

Penelitian yang dilaksanakan oleh Henisaniyya, Diah Nursyafitri, dan Rizka Amalia berjudul “Klasifikasi *Class Thyroid* Menggunakan Algoritma *ID3* dan *Artificial Neural Network* (ANN)” Menyimpulkan bahwa penggunaan metode *Artificial Neural Network* (ANN) mampu memberikan performa klasifikasi yang lebih optimal dalam mengidentifikasi gangguan pada kelenjar tiroid. Berdasarkan hasil pengujian, model yang dibangun dengan pendekatan ANN mencapai tingkat akurasi sebesar 90%, yang menunjukkan keunggulan dibandingkan dengan algoritma *ID3* dalam pengelompokan data terkait penyakit tiroid (Henisaniyya et al., 2025). Penelitian yang dilaksanakan oleh Md. Mahmudul Islam, Muhammad Moniruzzaman, dan Md. Asifur Rahman melalui penelitian berjudul “*Application of Machine Learning Algorithms to Predict the Thyroid Disease Risk: An Experimental Comparative Study*” Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) memberikan performa paling unggul dalam memprediksi risiko penyakit tiroid. Keunggulan model tersebut tercermin dari capaian nilai *F1 score* sebesar 0,957, yang secara substansial lebih tinggi dibandingkan dengan sembilan algoritma *machine learning* lainnya yang dijadikan sebagai pembanding dalam evaluasi akurasi prediksi (Islam et al., 2022). Penelitian yang dilaksanakan oleh Lestari Yusuf dan Taufik Hidayatullah berjudul “Implementasi Algoritma *Artificial Neural Network* Dengan Aktivasi *ReLU*: Klasifikasi Tiroid” Temuan dari studi ini menunjukkan bahwa penerapan model *Artificial Neural Network* (ANN) yang menggunakan fungsi aktivasi *ReLU* mampu memberikan performa yang unggul dalam proses klasifikasi kondisi tiroid. Dengan memanfaatkan sebanyak 383 data yang diperoleh dari platform *Kaggle*, model tersebut berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 96,1% serta nilai *Area Under Curve* (AUC) mencapai 0,99. Capaian ini mencerminkan performa yang sangat optimal dalam mengidentifikasi potensi kekambuhan maupun dalam mengevaluasi faktor-faktor yang mendukung proses pemulihan pasien (Yusuf & Hidayatulloh, 2024).

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dirancang secara terstruktur dengan mengadopsi metode *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) sebagai kerangka kerja analisis. Metode tersebut dipilih karena dianggap memiliki efektivitas yang tinggi dalam mengatasi permasalahan yang berbasis data, baik dalam konteks bisnis maupun penelitian ilmiah (Sastya & Nugraha, 2023). Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi penyakit tiroid menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN), yang diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis *mobile* (android). Rangkaian kerangka penelitian ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1, pendekatan analisis dalam studi ini mengacu pada kerangka kerja *CRISP-DM*, yang terdiri atas enam fase utama pelaksanaan.

1. *Business Understanding* (Pemahaman Bisnis)

Tahap awal penelitian dimulai dengan memahami konteks bisnis melalui identifikasi permasalahan secara jelas dan terarah sebagai dasar perumusan tujuan penelitian. Dalam proses ini diawali dengan penentuan bidang kajian yang sesuai, diikuti oleh perumusan strategi untuk pengembangan produk yang direncanakan untuk memperkuat landasan teoritis, dilakukan telaah literatur terhadap berbagai sumber-sumber tersebut meliputi artikel jurnal ilmiah, buku akademik, serta referensi daring yang relevan dengan fokus penelitian.

2. *Data Understanding* (Pemahaman Data)

Pada tahap *Data Understanding*, penelitian diawali dengan pengumpulan dan eksplorasi data untuk memahami struktur dan karakteristik *dataset*. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari *platform Kaggle*, tepatnya dari repositori yang disusun oleh Yasser Hessein dalam proyek berjudul "*Thyroid Disease Detection using Deep Learning*" (Shakir, 2021). *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini disediakan dalam format *Comma-Separated Values* (CSV) dan terdiri atas 3.772 data observasi. Setiap *entri* memuat 30 variabel yang mencerminkan beragam parameter yang relevan untuk mendukung proses analisis terhadap gangguan fungsi tiroid. Visualisasi juga dilakukan guna mempermudah identifikasi pola dan hubungan antar variabel, sehingga informasi dapat disajikan secara lebih intuitif dibandingkan tampilan numerik biasa.

3. *Data Preparation* (Persiapan Data)

Tahap persiapan data mencakup proses awal seperti penggabungan, pembentukan, dan normalisasi data agar layak dianalisis. Selain itu, dilakukan pemilihan atribut untuk menyingkirkan fitur yang kurang berpengaruh, sehingga model menjadi lebih sederhana dan akurat. Selanjutnya, data dibagi menjadi dua bagian, data yang digunakan terdiri dari data latih untuk pengembangan model serta data uji yang berfungsi dalam evaluasi kinerja klasifikasi penyakit tiroid.

4. *Modelling* (Pemodelan)

Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan pendekatan andal untuk memodelkan relasi antara variabel *input* dan *output*, terutama pada sistem yang kompleks. Pendekatan ini dikenal memiliki fleksibilitas dan efisiensi yang memadai dalam menyelesaikan berbagai permasalahan penelitian (Ariyani, 2025).

5. *Evaluation* (Evaluasi)

Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* untuk memperoleh gambaran menyeluruh mengenai performa model. Selain itu, pengujian pada data uji dilakukan guna menilai kemampuan model dalam melakukan prediksi secara akurat.

6. *Deployment* (Penyebaran)

Tahap penerapan dilakukan dengan menyatukan model ke dalam sistem aplikasi agar dapat diakses publik. Pendekatan ini menerapkan metode *Rapid Application Development* (RAD) yang menekankan iterasi cepat dan fleksibilitas, dengan mengadaptasi prinsip *Waterfall* melalui pembangunan berbasis komponen (Hariyanto et al., 2021). Tahapan *RAD* ada tiga menurut (Hasanah & Untari, 2020) mulai dari perencanaan, perancangan hingga implementasi dilakukan terstruktur untuk efisiensi dan ketertiban pelaksanaan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini memaparkan hasil dan penerapan tiap tahap penelitian berdasarkan metode *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). Berikut adalah penjelasan lebih lanjut mengenai setiap tahapan yang akan diuraikan.

1. Business Understanding

Penyakit tiroid merupakan gangguan endokrin yang cukup umum dan bisa berbahaya, termasuk risiko kanker. Di Indonesia, jumlah penderita tiroid terus meningkat, dengan prevalensi mencapai 1,7 juta orang pada 2017 dan 1,7 miliar jiwa pada 2021. Salah satu tantangan utama adalah rendahnya diagnosis dini karena gejala yang tidak selalu terlihat. Untuk mengatasi hal ini, teknologi *machine learning*, khususnya *Artificial Neural Networks* (ANN), dapat membantu mendiagnosis penyakit tiroid dengan lebih cepat dan akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model ANN yang dapat diterapkan dalam aplikasi *mobile*, sehingga diagnosis penyakit tiroid bisa lebih mudah dan efektif, serta mencegah perkembangan penyakit yang lebih serius.

2. Data Understanding

Pada tahap awal penelitian, peneliti melakukan proses pengumpulan data dengan mengunduh *dataset* dari *platform Kaggle* sebagai dasar untuk pelatihan model klasifikasi. *Dataset* yang dimanfaatkan dalam penelitian ini merupakan *dataset publik* berjudul *Thyroid Disease Dataset* yang dipublikasikan oleh kontributor *Kaggle*, Yasir Hussein Shakir. Langkah teknis pengunduhan data diperlihatkan pada Gambar 2.

```
[ ] from google.colab import files
    files.upload()

[ ] No file chosen
    Upload widget is only available when the cell has been executed in the current browser session. Please rerun this cell to enable.
    Saving kaggle.json to kaggle.json
    ('kaggle.json': b'{"username": "megaegol05", "key": "8784d7db866dae6acd0d2a0f7e37c72"}')
```

```
[ ] mkdir -p ~/.kaggle
    scp kaggle.json ~/.kaggle/
    chmod 600 ~/.kaggle/kaggle.json
    ls ~/.kaggle

[ ] kaggle.json
```

```
[ ] kaggle datasets download -d yasserhessein/thyroid-disease-data-set

[ ] Dataset URL: https://www.kaggle.com/datasets/yasserhessein/thyroid-disease-data-set
    License(s): unknown
    Downloading thyroid-disease-data-set.zip to /content
    0% 0.00/48.8k [00:00<, ?B/s]
    100% 48.8k/48.8k [00:00<00:00, 196MB/s]
```

Gambar 2. Pengunduhan *Dataset* Menggunakan *API Kaggle*

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini tersedia dalam bentuk berkas terkompresi (*.zip*), sehingga tidak dapat langsung digunakan dalam proses pengolahan data. Oleh karena itu, diperlukan proses ekstraksi awal untuk mengakses isi *file* secara utuh sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Gambar 3 menyajikan tahapan teknis dalam proses ekstraksi data, sedangkan Gambar 4 menggambarkan struktur serta isi *dataset* untuk memberikan pemahaman komprehensif mengenai format dan tipe data yang dianalisis.

```
[ ] !unzip thyroid-disease-data-set.zip -d thyroid-disease-data-set
    !ls thyroid-disease-data-set

[ ] Archive: thyroid-disease-data-set.zip
    inflating: thyroid-disease-data-set/hypothyroid.csv
    hypothyroid.csv
```

Gambar 3. Tahapan Proses Ekstraksi

```
#Memeriksa kembali datatype setiap kolom
df.info()
```

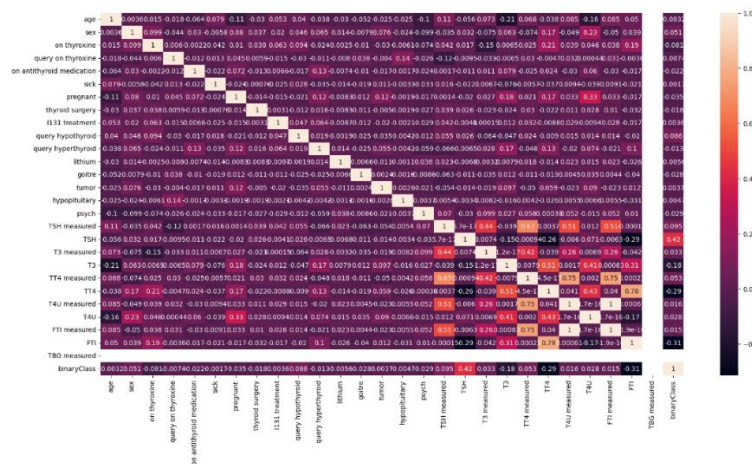
```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 3772 entries, 0 to 3771
Data columns (total 28 columns):
#   Column                                     Non-Null Count  Dtype
---  -
0   age                                         3772 non-null   float64
1   sex                                         3772 non-null   float64
2   on thyroxine                               3772 non-null   int64
3   query on thyroxine                         3772 non-null   int64
4   on antithyroid medication                 3772 non-null   int64
5   sick                                        3772 non-null   int64
6   pregnant                                   3772 non-null   int64
7   thyroid surgery                           3772 non-null   int64
8   I131 treatment                            3772 non-null   int64
9   query hypothyroid                         3772 non-null   int64
10  query hyperthyroid                        3772 non-null   int64
11  lithium                                    3772 non-null   int64
12  goitre                                     3772 non-null   int64
13  tumor                                      3772 non-null   int64
14  hypopituitary                             3772 non-null   int64
15  psych                                      3772 non-null   int64
16  TSH measured                              3772 non-null   int64
17  TSH                                         3772 non-null   float64
18  T3 measured                               3772 non-null   int64
19  T3                                           3772 non-null   float64
20  TT4 measured                              3772 non-null   int64
21  TT4                                           3772 non-null   float64
22  T4U measured                              3772 non-null   int64
23  T4U                                           3772 non-null   float64
24  FTI measured                              3772 non-null   int64
25  FTI                                           3772 non-null   float64
26  TBG measured                              3772 non-null   int64
27  binaryClass                                3772 non-null   int64
dtypes: float64(7), int64(21)
memory usage: 825.3 KB
```

Gambar 4. Informasi Struktur Dataset

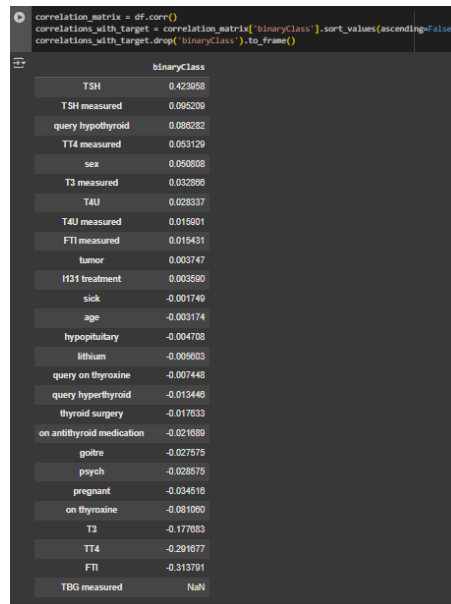
Gambar yang ditampilkan merepresentasikan keluaran dari sebuah *DataFrame* yang dibentuk menggunakan pustaka *pandas* dalam bahasa pemrograman *Python*. Masing-masing kolom memuat informasi terkait nama atribut, jumlah *entri* yang tersedia, serta jenis tipe data yang digunakan, seperti *float64* maupun *int64*. Selain itu, informasi mengenai estimasi penggunaan memori sebesar 825.3 KB turut disajikan, memberikan gambaran menyeluruh mengenai struktur dan karakteristik *dataset* sebagai dasar untuk analisis lanjutan.

3. Data Preparation

Dalam pengembangan model *Artificial Neural Network* (ANN) untuk prediksi penyakit tiroid, tahap awal yang esensial adalah kemampuan model dalam mengenali pola dari data pelatihan. Oleh karena itu, seleksi fitur merupakan tahap krusial untuk memastikan bahwa model hanya memproses informasi yang relevan dan terhindar dari gangguan fitur yang tidak berkorelasi dengan target prediksi. Untuk mendukung proses ini, pustaka *visualisasi Seaborn* dan *Matplotlib* dimanfaatkan guna menggambarkan korelasi antara fitur-fitur dalam *dataset* dan variabel target, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Kolom Korelasi Dataset



Gambar 6. Nilai Korelasi Antar Kolom Pada Target

Berdasarkan Gambar 6, delapan atribut yang menunjukkan korelasi tertinggi terhadap variabel target (*binary class*) adalah *TSH*, *TSH measured*, *queryhypothyroid*, *TT4 measured*, *Sex*, *T3 measured*, *T4U*, dan *T4U measured*. Atas dasar pertimbangan tersebut, delapan fitur ini ditetapkan sebagai variabel utama dalam proses pengembangan model klasifikasi. Proses seleksi fitur secara detail diilustrasikan pada Gambar 7.

```
[ ] features = ['TSH','TSH measured','query hypothyroid','TT4 measured','sex','T3 measured','T4U','T4U measured']
x = df[features].values
y = df['binaryClass'].values
x.shape, y.shape

((3772, 8), (3772,))
```

Gambar 7. Membuat Variabel Fitur dan Target

Setelah proses seleksi fitur selesai, langkah selanjutnya adalah membagi *dataset* secara proporsional menjadi dua bagian, yaitu data latih untuk membangun model dan data uji untuk mengevaluasi kinerja model. Pembagian ini dilakukan menggunakan pustaka *scikit-learn*, sebagaimana diperlihatkan pada Gambar 8.

```
Split Dataset

[ ] from sklearn.model_selection import train_test_split
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x,y, test_size=0.1, stratify=y, random_state=2)

[ ] print(x.shape, x_train.shape, x_test.shape)

(3772, 8) (3394, 8) (378, 8)

[ ] print(y.shape, y_train.shape, y_test.shape)

(3772,) (3394,) (378,)
```

Gambar 8. Split Dataset

4. Modelling

Setelah proses pembagian *dataset* selesai, peneliti melanjutkan dengan merancang dan mengembangkan model *Artificial Neural Network* (ANN) untuk memprediksi nilai pada kolom target terkait penyakit tiroid, berdasarkan pola dari fitur-fitur yang tersedia. Proses pembangunan model *ANN* tersebut diilustrasikan pada Gambar 9.

```
[ ] model = Sequential([
    layers.Dense(16, activation='relu', input_dim=x.shape[-1]),
    layers.Dense(16, activation='relu'),
    layers.Dense(2, activation='softmax')
])
```

Gambar 9. Proses Pembangunan Model ANN

Model yang telah dirancang selanjutnya akan di *compile* menggunakan *optimizer adam*. Proses *compiling* model ANN yang telah dibangun dapat disimak pada Gambar 10 dibawah ini:

```
model.compile(optimizer='adam',
              loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
              metrics=['accuracy'])
```

Gambar 10. Proses Compile Menggunakan Adam Optimizer

Setelah tahap perancangan model *Artificial Neural Network* (ANN) diselesaikan, langkah berikutnya yang harus dilakukan adalah proses pelatihan model dengan memanfaatkan *dataset* yang telah disiapkan sebagai data latih. Pelatihan model dilakukan selama 15 *epoch*, di mana setiap *epoch* merepresentasikan satu siklus penuh pemrosesan seluruh data latih untuk memperbarui parameter jaringan. Proses ini divisualisasikan pada Gambar 11.

```
Epoch 1/15
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/keras/src/backend/tensorflow/numpy.py:708:
output, from_logits = _get_logits(
3394/3394 — 10s 2ms/step - accuracy: 0.9392 - loss: 0.2086
Epoch 2/15
3394/3394 — 8s 2ms/step - accuracy: 0.9648 - loss: 0.0877
Epoch 3/15
3394/3394 — 10s 2ms/step - accuracy: 0.9726 - loss: 0.0684
Epoch 4/15
3394/3394 — 7s 2ms/step - accuracy: 0.9694 - loss: 0.0707
Epoch 5/15
3394/3394 — 8s 2ms/step - accuracy: 0.9789 - loss: 0.0606
Epoch 6/15
3394/3394 — 7s 2ms/step - accuracy: 0.9738 - loss: 0.0682
Epoch 7/15
3394/3394 — 10s 2ms/step - accuracy: 0.9743 - loss: 0.0676
Epoch 8/15
3394/3394 — 8s 2ms/step - accuracy: 0.9764 - loss: 0.0587
Epoch 9/15
3394/3394 — 10s 2ms/step - accuracy: 0.9780 - loss: 0.0571
Epoch 10/15
3394/3394 — 7s 2ms/step - accuracy: 0.9749 - loss: 0.0685
Epoch 11/15
3394/3394 — 8s 2ms/step - accuracy: 0.9798 - loss: 0.0551
Epoch 12/15
3394/3394 — 8s 2ms/step - accuracy: 0.9773 - loss: 0.0594
Epoch 13/15
3394/3394 — 7s 2ms/step - accuracy: 0.9709 - loss: 0.0672
Epoch 14/15
3394/3394 — 8s 2ms/step - accuracy: 0.9716 - loss: 0.0627
Epoch 15/15
3394/3394 — 10s 2ms/step - accuracy: 0.9731 - loss: 0.0589
```

Gambar 11. Hasil Epoch

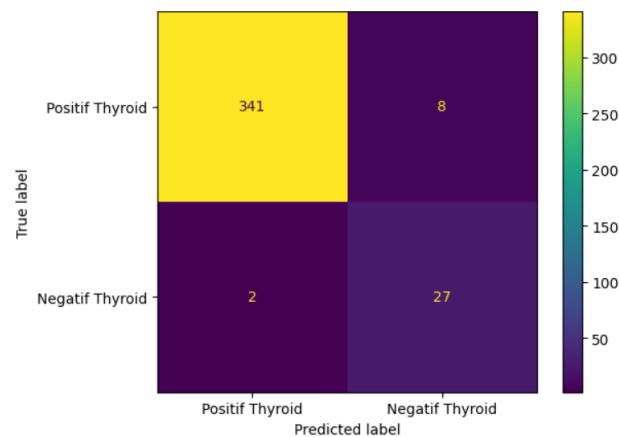
Model memperoleh hasil yang optimal pada *epoch* ke-15, dengan mencatatkan akurasi sebesar 97,53% serta nilai *loss* yang cukup rendah, yaitu 0,0563, yang mengindikasikan kinerja prediktif yang efisien. Akurasi mencerminkan proporsi prediksi yang benar, sedangkan *loss* menggambarkan tingkat kesalahan prediksi terhadap nilai sebenarnya. Nilai akurasi yang tinggi disertai dengan tingkat *loss* yang rendah mengindikasikan bahwa model memiliki kapabilitas prediktif yang unggul dalam mengidentifikasi klasifikasi penyakit tiroid secara efektif. Namun, evaluasi lebih lanjut tetap diperlukan untuk memastikan kinerja model secara menyeluruh.



Gambar 12. Grafik Dari Performa Model

5. Evaluation

Evaluasi terhadap performa model dilakukan secara komprehensif melalui pemanfaatan *confusion matrix*, yang menyajikan representasi kuantitatif mengenai tingkat akurasi model dalam menjalankan tugas klasifikasi. Metode evaluasi ini diimplementasikan dengan memanfaatkan pustaka *scikit-learn*, sementara representasi *visual* dari hasil evaluasi disajikan menggunakan bantuan pustaka *matplotlib*. Hasil Evaluasi model ANN ditampilkan pada Gambar 13.



Gambar 13. Hasil Evaluasi Model ANN

Evaluasi performa model *Artificial Neural Network* (ANN) dilakukan dengan merujuk pada beberapa metrik, yaitu Akurasi, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Perhitungan metrik-metrik tersebut bertujuan untuk memberikan ukuran yang objektif dan komprehensif mengenai efektivitas model. Berikut ini disajikan hasil dari perhitungan metrik evaluasi yang telah dilakukan.

1. Perhitungan Nilai Akurasi

- True True Positives* (TP) = 341
- False Positives* (FP) = 2
- True Negatives* (TN) = 27
- False Negatives* (FN) = 8

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = 0,97354$$

2. Perhitungan Nilai *Precision*

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} = 0,99417$$

3. Perhitungan Nilai *Recall*

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = 0,97708$$

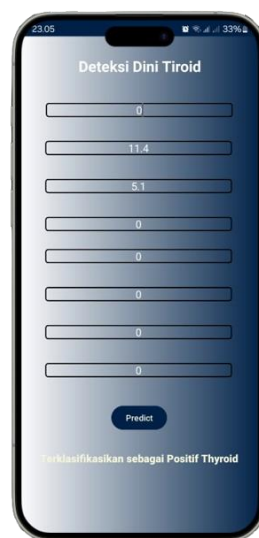
4. Perhitungan Nilai *F1-Score*

$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 0,98555$$

Model mencapai akurasi 97,35% dengan *precision* 99,41% dan *recall* 97,70%, menunjukkan performa tinggi dalam mendeteksi kasus positif dan meminimalkan kesalahan. *F1-Score* 98,55% menegaskan keseimbangan antara *precision* dan *recall*, sehingga model layak diaplikasikan secara praktis.

5. Deployment

Model yang dikembangkan kemudian diimplementasikan pada *Android Studio* guna mendukung integrasi langsung ke aplikasi *Android* serta memungkinkan pengujian *real-time* di perangkat *mobile*.



Gambar 14. Aplikasi Menu Deteksi Dini Tiroid

SIMPULAN

Berdasarkan temuan dari penelitian yang telah dilaksanakan, dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi penyakit tiroid yang dikembangkan menunjukkan kinerja yang sangat memuaskan. Model yang dikembangkan menunjukkan kinerja yang sangat baik, sebagaimana tercermin dari perolehan tingkat akurasi mencapai 97%. Model ini menunjukkan performa yang sangat baik dalam klasifikasi data, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai *precision* sebesar 99%, *recall* sebesar 97%, dan *f1-score* sebesar 98%. Temuan ini merefleksikan kemampuan model dalam mengenali serta mengelompokkan data ke dalam kategori yang relevan dengan tingkat akurasi dan konsistensi yang memadai. Model tersebut telah berhasil diintegrasikan ke dalam sebuah aplikasi *mobile* berbasis sistem operasi *Android* dan terbukti mampu beroperasi secara optimal tanpa mengalami kendala yang berarti dalam implementasinya.

DAFTAR PUSTAKA

- Ariyani, P. F. (2025). Implementasi Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Harga Emas. 13, 85–91.
- Cut, R., Waris, T., Irfani, F. N., & Bimantara, A. (2024). Gambaran Kadar Pemeriksaan Thyroid Stimulating Hormone (Tsh) Dan Free Thyroxine (FT4) Pada Pasien. 5, 10698–10704.
- Hariyanto, D., Sastra, R., Putri, F. E., Informasi, S., Kota, K., Komputer, T., Informasi, S., Informatika, B. S., & Pusat, J. (2021). Implementasi Metode. Jurnal Al-Ilmi, 13(1), 110–117.

- Hasanah, N. F., & Untari, S. R. (2020). *Rekayasa Perangkat Lunak*. UMSIDA Press.
- Henisaniyya, N., Pertiwi, C., Desiani, A., Amran, A., & Arhami, M. (2025). *Klasifikasi Class Thyroid menggunakan Algoritma ID3 dan Artificial Neural Network (ANN) Classification of Thyroid Class using ID3 Algorithm and Artificial*. 14, 1–14.
- Islam, S. S., Haque, M. S., Miah, M. S. U., Sarwar, T. Bin, & Nugraha, R. (2022). Application of machine learning algorithms to predict the thyroid disease risk: an experimental comparative study. *PeerJ Computer Science*, 8, 1–35. <https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.898>
- Mangaku, A., Wiyono, W. I., & Mpila, D. A. (2024). *Evaluasi Penggunaan dan Potensi Interaksi Obat pada Pasien Gangguan Tiroid Evaluation of Drug Uses and Potential Drug Interactions in Patients with Thyroid Disorders*. 12(3), 454–461.
- Nurhadi, & Billy, H. (2024). *Tiruan Dan Deep Learning Dalam Diagnosa Demam Berdarah Dan Tifus*. 16(2).
- Putra, M. R. A., & Handayani, R. N. (2024). *Perbandingan Algoritma Decision Tree dan Random*. 5(2), 166–172.
- Sastya, N. C., & Nugraha, I. (2023). Penerapan Metode CRISP-DM dalam Menganalisis Data untuk Menentukan Customer Behavior di MeatSolution. *Unistek*, 10(2), 103–115. <https://doi.org/10.33592/unistek.v10i2.3079>
- Shakir, Y. H. (2021). *Thyroid Disease Detection using Deep Learning*. <https://www.kaggle.com/code/yasserhessein/thyroid-disease-detection-using-deep-learning>
- Syahputra, A. R., & Hanifah, M. R. (2024). *Metode Analisis Kesehatan Dengan Menggunakan Mechine Learning Atau Artificial Inteligenci Atau Data Mining Literature Review*.
- Yusuf, L., & Hidayatulloh, T. (2024). Implementasi Algoritma Artificial Neural Network dengan Aktivasi ReLU: Klasifikasi Tiroid. *Swabumi*, 12(1), 113–119.