



## Deteksi kanker payudara menggunakan *artificial neural network* pada *deep learning*

### *Breast cancer detection using artificial neural network in deep learning*

Giga Razki Arianda<sup>1</sup>, Musayyanah<sup>2\*</sup>, Wega Aqvirandy<sup>3</sup>, M. Difa Farady<sup>4</sup>, Mia Nilam Cahya<sup>5</sup>, Tri Hadiono<sup>6</sup>

<sup>1,2\*</sup> Teknik Komputer, Fakultas Teknologi dan Informatika, Universitas Dinamika, Surabaya, Indonesia. Jl. Raya Kedung Baruk No.98, Kedung Baruk, Kec.Rungkut, Surabaya, Jawa Timur, Indonesia, 60298

<sup>3,4</sup> Statistika, Fakultas Ilmu Pasti dan Ilmu Alam, Institut Teknologi Sepuluh November, Jl. Teknik Mesin No.175, Keputih, Kec.Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur, Indonesia, 60115

<sup>5</sup> Teknologi Rekayasa Instrumentasi, Fakultas Vokasi, Institut Teknologi Sepuluh November, Gedung A Kampus ITS, Keputih, Kec.Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur, Indonesia, 60117

<sup>6</sup> Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Duta Wacana, Jl. Dr. Wahidin Sudirohusodo No.5-25, Kotabaru, Kec. Gondokusuman, Yogyakarta, Indonesia, 55224

#### INFORMASI ARTIKEL

##### Article History:

Submission: 16-11-2023

Revised: 28-11-2023

Accepted: 01-12-2023

##### Kata Kunci:

Artificial intelligence; artificial neural network; deep learning; kanker payudara.

##### Keywords:

Artificial intelligence; artificial neural network; breast cancer; deep learning.

##### \*Korespondensi:

Musayyanah

[musayyanah@dinamika.ac.id](mailto:musayyanah@dinamika.ac.id)

#### ABSTRAK

Penyakit kanker payudara merupakan penyakit urutan pertama yang mematikan di Indonesia. Penyakit ini telah menyita perhatian Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, sehingga dibutuhkan teknologi untuk mendeteksi kanker payudara lebih dini. Penanganan penyakit kanker payudara yang lebih cepat dapat menghindari kematian. Dengan adanya teknologi Artificial Intelligence (AI), yang meniru kinerja otak manusia, dapat dimanfaatkan sebagai solusi medis. Salah satu penerapannya adalah deteksi kanker payudara. Pendekatan AI pada artikel ini, adalah dengan *Deep Learning* (DL). DL dianggap memiliki tingkat akurasi dan prediksi yang tinggi, salah satu model DL adalah *Artificial Neural Network* (ANN) yang mampu melakukan pengolahan data numerik yang tidak terstruktur dan tidak membutuhkan data training yang besar, sehingga fenomena *overfitting* dapat dihindari. ANN diterapkan untuk mendeteksi penyakit kanker payudara dengan 301 data setelah proses *pre-processing*, yang terdiri dari jumlah pasien, umur, *positive axillary nodes*, dan survival status. Akurasi dari prediksi ANN pada penyakit ini mempunyai nilai akurasi sebesar 100%.

#### ABSTRACT

*Breast cancer is the first deadly disease in Indonesia. This disease has caught the attention of the Ministry of Health of the Republic of Indonesia, so technology is needed to detect breast cancer earlier. Faster treatment of breast cancer can avoid death. With Artificial Intelligence (AI) technology, which imitates the performance of the human brain, it can be used as a medical solution. One application is breast cancer detection. The AI approach in this article is Deep Learning (DL). DL is considered to have a high level of accuracy and prediction, one of the DL models is an Artificial Neural Network (ANN) which is capable of processing unstructured numerical data and does not require large training data, so that the overfitting phenomenon can be avoided. ANN was applied to detect breast cancer with 301 data after pre-processing, consisting of number of patients, age, positive axillary nodes, and*



*survival status. The accuracy of ANN predictions for this disease has an accuracy value of 100%.*

---

## 1. PENDAHULUAN

Kementerian Kesehatan Republik Indonesia menyatakan bahwa kanker payudara merupakan salah satu penyakit urutan pertama yang mematikan di Indonesia. Saat ini, terdapat 16,6 % kasus baru yang mencapai 2000 korban jiwa. Banyak penelitian yang telah mengembangkan teknologi untuk deteksi dini dari penyakit ini, dengan harapan dapat mengurangi dampak kematian akibat keterlambatan dalam pendeteksiannya [1],[2],[3],[4],[5],[6].

Dalam beberapa waktu terakhir, *Artificial Intelligence* (AI) telah menjadi salah satu metode untuk memecahkan masalah prognostic dan klasifikasi di berbagai bidang, termasuk diagnosis dan pengobatan kanker. AI meniru kecerdasan manusia untuk memecahkan masalah. Pendekatan AI terbagi lagi ke dalam *Machine Learning* (ML), *Deep Learning* (DL), dan *Neural Network* (NN). DL merupakan bagian dalam dari NN, NN bagian dalam dari ML, ML bagian dari AI [7]. Pada makalah ini berfokus pada penerapan DL dan NN.

Kemampuan dari DL mempelajari pola dari data yang besar dan kompleks, untuk meningkatkan akurasi pada proses prediksi. DL menghasilkan akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan *Support Vector Machine* (SVM) dan *K - Nearest Neighbor* (KKN) [8]. Selain itu, DL mampu mengatasi *overfitting* dengan melakukan *dropout* dari beberapa neuron, sehingga tidak terlalu menyesuaikan dengan data pelatihan dan menghasilkan prediksi yang lebih umum [9]. Pada artikel ini, DL dapat diterapkan pada data medis pasien kanker payudara dengan sumber dataset Haberman berdasarkan usia, survival status, dan *axillary nodes*.

Dalam upaya peningkatan akurasi, makalah ini menerapkan *Artificial Neural Networks* (ANN). ANN mempunyai unit pengolahan informasi yang saling terhubung dan menerima sinyal input, menghitung dan menghasilkan output berdasarkan aktivitas tertentu. ANN merupakan teknologi baru yang meniru kinerja saraf pada otak manusia, yang terdiri dari *hidden layer* dan aktivasi ReLU. Penerapan ANN pada makalah ini, untuk mendeteksi penyakit kanker payudara merupakan hal tepat, dikarenakan kinerja ANN mampu menangani data numerik yang tidak terstruktur. Model ANN merupakan model yang sederhana dan mudah diterapkan pada saat ekstraksi fitur secara otomatis. Proses training pada ANN terdiri dari *optimizer adam* (oa), *loss function crossentropy* (lfc) dan matrik evaluasi *accuracy* (mea). oa memiliki learning rate adaptif selama pelatihan model, lfc mengukur kesalahan prediksi model antara kelas positif dan negatif, dan mea mengukur akurasi model saat proses prediksi berlangsung. Contoh dari penelitian ANN adalah peramalan temperatur udara di Surabaya [10], prediksi masa studi mahasiswa [11], dan prediksi kenaikan saham [12].

Topik penelitian deteksi payudara juga pernah dikerjakan oleh [13] dengan *Convolutional Neural Networks* (CNN), menghasilkan akurasi 80%. Pada [14] memanfaatkan model *Residual Neural Network* (*Resnet*) dengan hasil rata-rata 87%. Penerapan CNN membutuhkan data training yang besar sehingga menyebabkan terjadinya *overfitting*. ANN mampu memecahkan permasalahan yang rumit, namun performa yang dihasilkan masih bergantung pada spek perangkat yang digunakan. Keduanya membutuhkan waktu yang lama untuk proses training. ANN bisa diterapkan untuk berbagai jenis data, oleh sebab itu makalah ini menerapkan DL dan ANN. Bentukantisipasi mengatasi kelemahan dari ANN, yaitu mengurangi waktu proses *training* dengan cara *pre-processing* pada data.

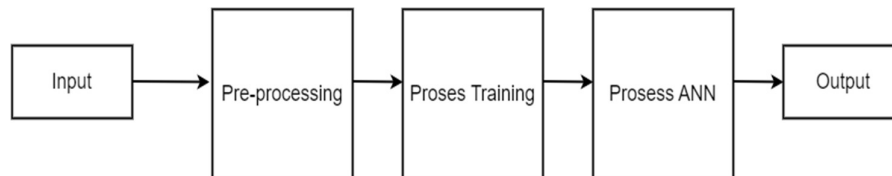
Kontribusi dari penelitian ini adalah penerapan ANN DL dalam prediksi penyakit payudara. DL mampu melakukan analisis data yang tidak terstruktur dan berlabel, yang dapat memprediksi kelangsungan hidup pasien lebih akurat. Dalam penelitian ini memiliki beberapa kelebihan dibandingkan dengan penelitian sebelumnya. Pertama, deep learning ANN memiliki kemampuan untuk secara otomatis mengekstraksi fitur-fitur yang penting dari kanker payudara yang kompleks. Hal ini memungkinkan model ANN untuk mendeteksi pola yang sulit diidentifikasi oleh metode tradisional. Dengan demikian, penelitian ini dapat memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dan dapat diandalkan dalam menentukan tingkat kelangsungan hidup pasien.

Selain itu, artikel ini juga memiliki nilai kebaruan yang signifikan. Penelitian ini dapat menguji dan memvalidasi model ANN pada dataset yang beragam dan independent, dengan menggunakan data dari UCI Library. Hal ini memungkinkan generalisasi hasil penelitian ke populasi yang lebih luas dan memperkuat keandalan model. Selain itu, dengan menggunakan data yang tersedia di UCI Library, penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam memperluas pemahaman tentang prediksi tingkat kelangsungan hidup pasien kanker payudara dengan DL, serta membandingkan hasilnya dengan penelitian sebelumnya.

Secara keseluruhan, penelitian ini memiliki kelebihan dalam kemampuan model ANN untuk mengekstraksi fitur-fitur dari data kanker payudara dan memberikan prediksi yang akurat. Selain itu, penggunaan data dari UCI Library memberikan nilai kebaruan yang signifikan dalam memperluas pemahaman dan validasi model pada dataset yang independen. Penelitian ini dapat memberikan kontribusi berharga dalam bidang prediksi tingkat kelangsungan hidup pasien kanker payudara dan meningkatkan kemampuan diagnosis dan perawatan medis.

## 2. METODE

Metode penelitian yang diangkat dari makalah ini, terdiri dari input, proses dan output yang terlihat pada [Gambar 1](#).



**Gambar 1.** Blok diagram penelitian

Proses input merupakan data laporan cek up atau riwayat pasien seperti ukuran tumor, jenis sel kanker, dan karakteristik histologis lainnya. Sebelum melewati proses pelatihan, dilakukan pengolahan awal terlebih dahulu. Proses training menggunakan dataset dari UCI *Machine Learning Library* sejumlah 306 data. Proses *preprocessing* menghilangkan data yang tidak relevan atau kosong sebanyak 5 data, sehingga jumlah data menjadi 301 data. Kemudian data tersebut ditransformasikan untuk mengenerate model pada proses ANN yang terdapat 64 input layer, 32 hidden layer dan 1 output layer. Data tersebut terdiri dari umur pasien, jumlah pasien pada umur tertentu, *number of positive axillary node*, dan survival status. Proses training dan testing dilakukan dengan presentasi 80%:20%. Hasil akhir dari artikel ini adalah berupa klasifikasi biner atau prediksi probabilitas untuk menentukan kelangsungan hidup dari pasien.

### 2.1. Struktur Data Set

Struktur data sebesar 301 direpresentasikan dalam bentuk matriks pada [Tabel 1](#). Notasi X1,n didefinisikan data umur termuda 30 tahun dan tertua 83 tahun. X2,n merupakan jumlah pasien. X3,n menunjukkan jumlah node positif dari sel kanker. X4,n adalah *survival* status dan X5,n adalah *Transform Number of Positive Axillary Node*.

**Tabel 1.** Struktur data setelah pre-processing

No	X1	X2	X3	X4	X5
1	X1.1	X2.1	X3.1	X4.1	X5.1
2	X1.2	X2.2	X3.2	X4.2	X5.2
3	X1.3	X2.3	X3.3	X4.3	X5.3
4	X1.4	X2.4	X3.4	X4.4	X5.4
...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...
298	X1.298	X2.298	X3.298	X4.298	X5.298
299	X1.299	X2.299	X3.299	X4.299	X5.299
300	X1.300	X2.300	X3.300	X4.300	X5.300
301	X1.301	X2.301	X3.301	X4.301	X5.301

Proses selanjutnya data 301 ditransformasikan untuk meningkatkan performansi model dengan luaran X<sub>5,n</sub>. Menurut [15] transformasi data merupakan bagian penting karena dianggap salah satu cara untuk meningkatkan akurasi pada data terdistribusi tidak normal. Transformasi dapat dilakukan dengan mengubah data sesuai dengan kebutuhan algoritma atau metode yang digunakan. Selain itu, transformasi data dapat mengurangi noise data. Setelah data siap, model *deep learning* dibangun dengan struktur data training serta evaluasi model menggunakan data testing. Hasil transformasi pada program ditampilkan pada Gambar 2. Hasil *running* program dari proses *pre-processing* dilihat pada Gambar 2 yang terdiri usia pasien, survival status dan *positive axillary node* dan hasil transformasinya.

	Age of Patient at Time of Opera	Patient	Number of Positive Axillary Nod	Survival Status	Transform	Number of Positive Axillary Node
0	30	64	1	1		1.000000
1	30	62	3	1		1.732051
2	30	65	0	1		0.000000
3	31	59	2	1		1.414214
4	31	65	4	1		2.000000
...	...	...	...	...		...
296	75	62	1	1		1.000000
297	76	67	0	1		0.000000
298	77	65	3	1		1.732051
299	78	65	1	2		1.000000
300	83	58	2	2		1.414214

301 rows x 5 columns

Gambar 2. Hasil transformasi dari data

### 2.2. Library deep learning

Kebutuhan *library* perangkat lunak untuk deteksi kanker payudara pada makalah ini dijelaskan pada pada Tabel 2 dan Gambar 3.

Tabel 2. Library pendukung

Nama Library	Fungsi
Pandas	Library yang digunakan untuk analisis data Contoh penggunaan Data Frame, Series, Input/Output Data, Seleksi Data, Transformasi Data dan Visualisasi Data
Numpy	Library untuk komputasi matematis/numerik. Seperti Array, Pembuatan grafik, dan penyelesaian persamaan matematis
Tensor Flow	Library yang digunakan mengembangkan model untuk <i>neural network</i> .
Keras	Library yang digunakan untuk membangun model deep learning.
Scikit – Learn	Library untuk pembelajaran mesin yang terdiri dari algoritma
Matplotlib	Library untuk membuat visualisasi data seperti membuat grafik dan scatter plot.

```

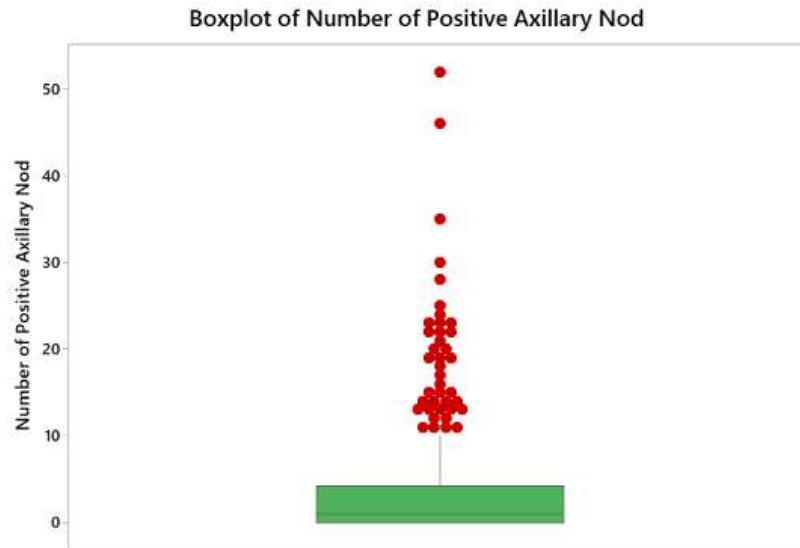
import pandas as pd
import numpy as np
import tensorflow as tf
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics._plot.confusion_matrix import ConfusionMatrixDisplay
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report, accuracy_score
    
```

Gambar 3. Kumpulan library dari penelitian

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

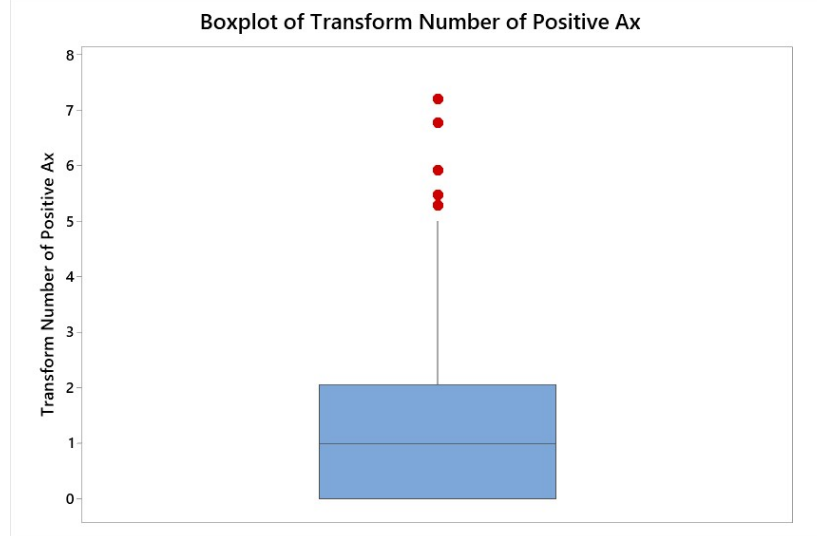
#### 3.1. Proses Pre-Processing

Pada tahap pre-processing terdapat beberapa tools yang digunakan diantaranya *pandas*, *numpy*, *tensorflow*, *keras*, *sklearn*, dan *matplotlib* sebelum proses *deep learning*, maka dilakukan pendeteksian pencilan atau yang disebut dengan *outlier*. Data pencilan merupakan data yang berada jauh dari titik kumpulan data yang lain atau terpencil, sehingga perlu dilakukan *pre-processing* terlebih dahulu agar sistem analisis dapat dilakukan lebih optimal.



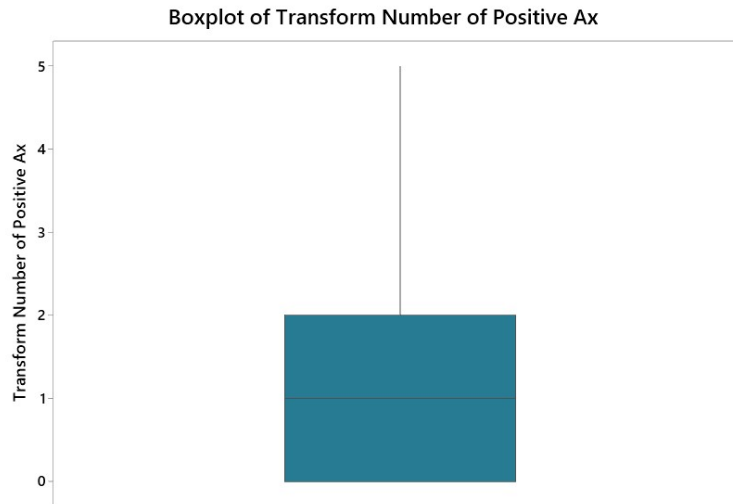
Gambar 4. Tampilan data pencilan

Gambar 4 menunjukkan pencilan titik merah yang berada di luar boxplot berwarna hijau. Data tersebut adalah data jumlah node positif yang dimiliki sel kanker (*positive axillary node*). Outlier bisa terhapus dengan menggunakan transformasi data. Transformasi dilakukan dengan menggunakan operasi matematis yaitu akar kuadrat dari setiap nilai data tersebut yang sering disebut simpangan data. Hasil dari proses transformasi ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil transformasi data

Hasil transformasi tidak menghilangkan keseluruhan data pencilan tersebut, agar proses klasifikasi pada *deep learning* dapat optimal, maka kelima titik merah tersebut dihapus seperti pada Gambar 5.



Gambar 6. Data setelah *pre-processing*.

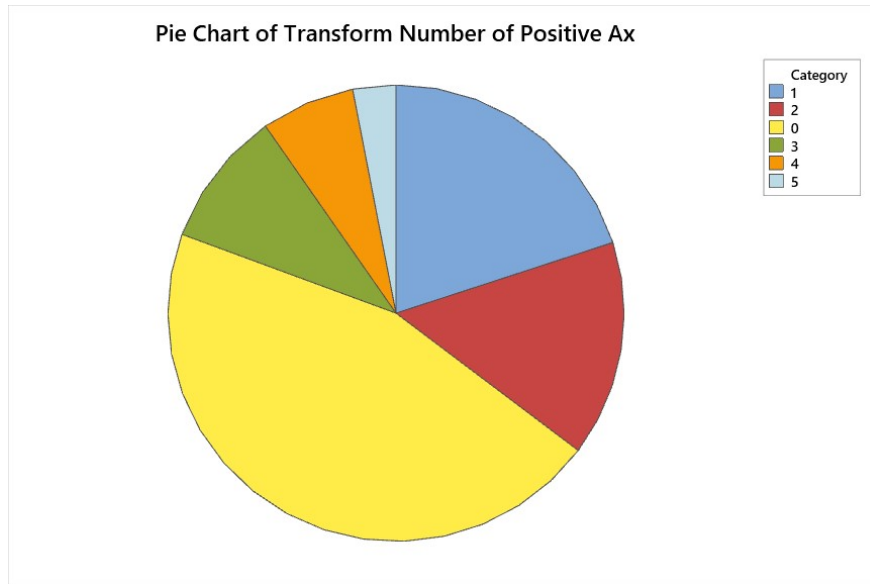
Setelah data pencilan dihilangkan, maka data *positive axillary node (pan)* ditampilkan dalam bentuk *pie chart* pada Gambar 6. Pasien tanpa *pan* terdeteksi menduduki nilai tertinggi pada chart tersebut. Pasien dengan satu *pan* terdeteksi dengan warna biru, kemudian Pasien dengan dua *pan* terdeteksi dengan warna merah. Klasifikasi tersebut menunjukkan bahwa klasifikasi tertinggi adalah pada pasien yang memiliki *pan* rendah.

Langkah berikutnya adalah analisis statistik dengan melihat penyebaran datanya, apakah terdistribusi normal atau tidak seperti Gambar 7. Sebetulnya, untuk kasus DL tidak membutuhkan pola penyebaran data yang rata atau normal. Apalagi, kemampuan DL yang dapat bekerja untuk struktur data yang tidak normal. Pengecekan penyebaran data tersebut dilakukan untuk mendapatkan konvergen model dari proses DL dan memperkecil komputasi yang bersifat numerik. Gambar 7 merupakan bentuk grafik stem dan leaf dari data umur pasien, yang merupakan bentuk visualisasi data kuantitatif. Grafik ini merupakan penyebaran data dari *Transform Number of Positive Axillary Node* pada dataset yang digunakan dalam penelitian ini. Hal ini mengacu pada proses mengubah atau mengolah nodus aksila positif menjadi bentuk yang dapat digunakan dalam model prediksi. Pada penelitian ini, jumlah nodus aksila positif (*Positive Axillary Node*) adalah faktor penting yang digunakan untuk memprediksi tingkat kelangsungan hidup pasien kanker payudara. Nodus aksila adalah kelenjar getah bening di ketiak yang sering menjadi tempat penyebaran kanker payudara.

Penelitian ini menggunakan DL, data jumlah nodus aksila positif perlu diolah atau ditransformasikan agar dapat digunakan sebagai input dalam model prediksi. Transformasi ini dapat melibatkan pengguna teknik seperti normalisasi data, pengkodean kategori atau penggunaan skala tertentu.

Dalam konteks penelitian ini, transformasi jumlah nodus aksila positif dari nilai 0 sampai 5 dapat dilakukan dengan mengubahnya menjadi representasi numerik atau kategori yang sesuai dengan kebutuhan model prediksi. Misalnya, pada kategori 1 merupakan jumlah penyebaran pasien yang memiliki jumlah nodus aksila positif sebanyak 1, kategori 2 merah merupakan jumlah penyebaran pasien yang memiliki jumlah nodus aksila positif sebanyak 2, kategori 0 merupakan jumlah penyebaran pasien yang memiliki jumlah nodus aksila positif sebanyak 0 atau tidak terdapat nodus aksila positif, kategori 3 merupakan jumlah penyebaran pasien yang memiliki jumlah nodus aksila positif sebanyak 3, kategori 4 merupakan jumlah penyebaran pasien yang memiliki jumlah nodus aksila positif sebanyak 4, kategori 5 merupakan jumlah penyebaran pasien yang memiliki jumlah nodus aksila positif sebanyak 5. Hal ini berarti bahwa hanya sedikit pasien yang memiliki jumlah nodus aksila positif terdeteksi tinggi atau kebanyakan pasien memiliki jumlah nodus aksila positif terdeteksi rendah.





Gambar 7. Representasi dari positive *axillary node*.

### Stem-and-Leaf Display: Age of Patient at Time of Opera

#### Stem-and-leaf of Age of Patient at Time of Opera N = 301

```

13  3  0001133444444
39  3  55667777788888888899999
78  4  000111111111122222222333333334444444
122 4  55555555666666677777777888888999999999
(55) 5  00000000000111111222222222222333333333334444444444444
124 5  55555555566666667777777778888889999999
82  6  000000111111111222222333333344444
48  6  555555555666666777777889999
21  7  0000000122223344
5   7  5678
1   8  3
    
```

Leaf Unit = 1

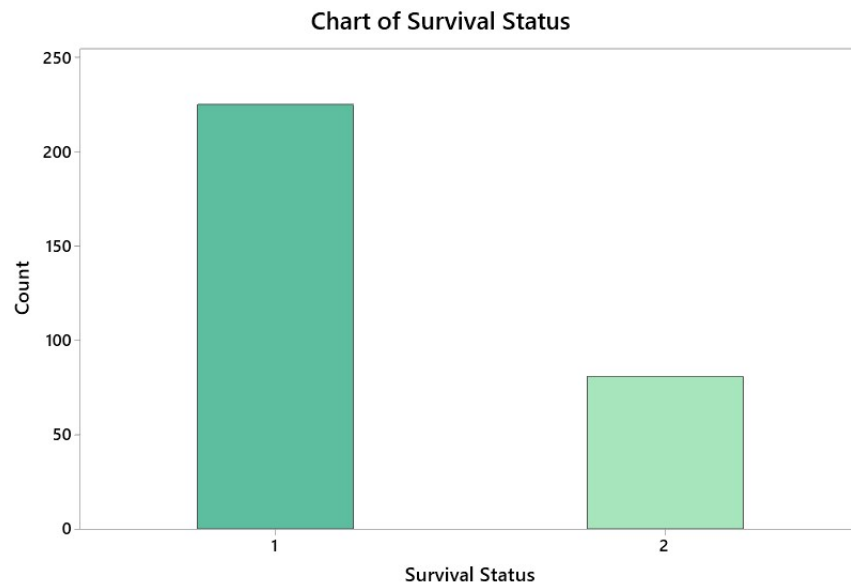
Gambar 8. Bentuk penyebaran data umur.

Gambar 8 merupakan data yang digunakan distribusi normal berdasarkan *Stem and Leaf plot*. Dalam pembuatan *deep learning* sebenarnya data tidak harus berdistribusi normal. walaupun banyak algoritma statistik membutuhkan asumsi tentang distribusi normalitas data, model deep learning tidak terlalu bergantung pada asumsi tersebut. Namun, ada beberapa hal yang perlu diperhatikan ketika menggunakan data yang tidak berdistribusi normal dalam model deep learning. Pertama, normalisasi atau penskalaan data masih penting untuk menghindari masalah numerik dan memudahkan konvergensi model. Kedua, jika distribusi data tidak normal, fitur atau transformasi data tambahan mungkin diperlukan untuk meningkatkan kualitas hasil model.

### 3.2 Proses training

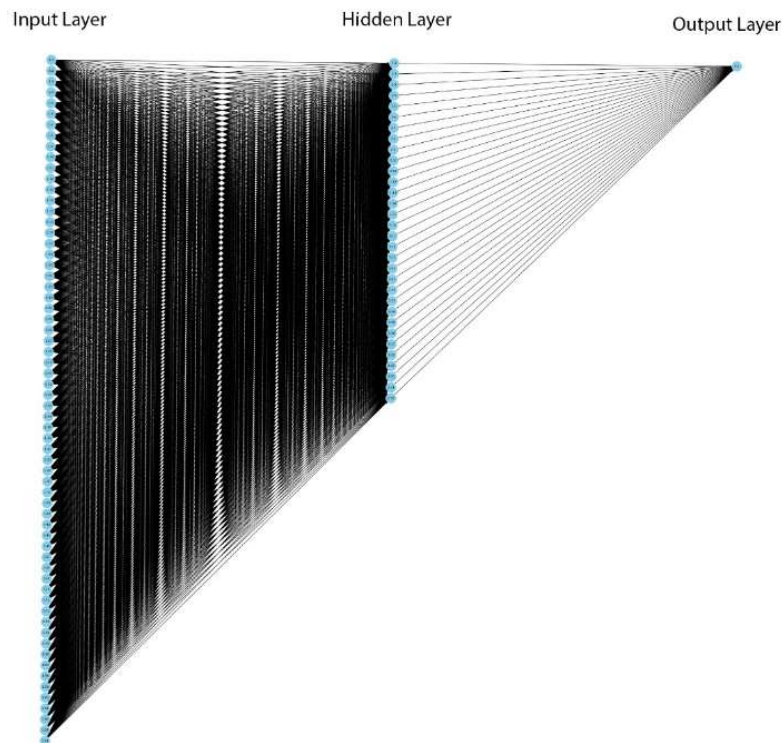
Kelangsungan hidup dari pasein penderita kanker dapat dilihat pada Gambar 9, yang terdiri dari dua batang. Survival Status 1 artinya adalah pasien yang bertahan hidup dalam waktu 5 tahun atau lebih. Survival Status 2 adalah pasien yang mampu bertahan hidup kurang dari 5 tahun. Nilai

dari Survival Status 1 mempunyai nilai yang lebih tinggi dibandingkan dengan Survival 2, hal ini membuktikan hasil klasifikasi dari Survival Status 1 lebih baik dibandingkan dengan Survival 2.



Gambar 9. Data kelangsungan hidup.

### 3.3 Arsitektur *artificial neuron network*



Gambar 10. Arsitektur *artificial neural network*.

Dalam penelitian ini, digunakan arsitektur ANN dengan 64 *input layer*, 32 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Input layer terdiri dari 64 neuron yang mewakili fitur-fitur yang relevan dengan pasien kanker payudara, seperti usia, ukuran tumor, jenis kanker, dan lainnya. Fitur-fitur ini



memberikan informasi yang digunakan untuk memprediksi tingkat kelangsungan hidup pasien. Bentuk layer pada ANN terlihat pada [Gambar 10](#).

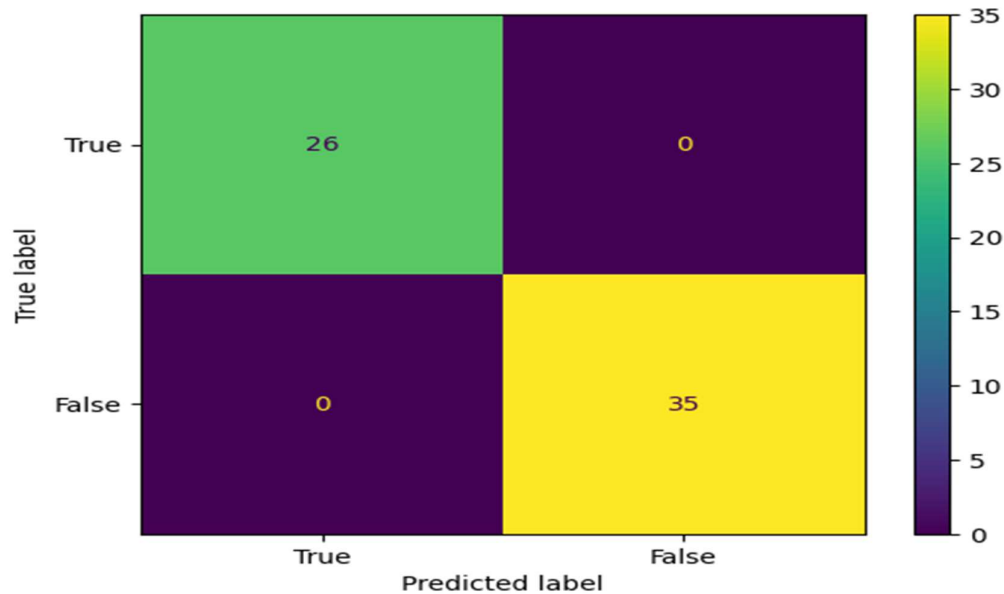
Hidden layer memiliki 32 neuron yang bertindak sebagai penengah antara input layer dan output layer. Setiap neuron pada *hidden* layer menerima input dari setiap neuron di layer sebelumnya dan menghasilkan output yang kemudian diteruskan ke layer berikutnya. Jumlah neuron dalam *hidden* layer dipilih berdasarkan kompleksitas masalah yang ingin dipecahkan dan ukuran dataset yang digunakan.

Output layer terdiri dari 1 neuron yang memberikan prediksi tingkat kelangsungan hidup pasien kanker payudara. Nilai *output* ini dapat berupa probabilitas atau kategori yang mengindikasikan tingkat kelangsungan hidup.

Dalam DL, arsitektur ANN dengan banyak hidden layer memungkinkan model untuk mempelajari pola yang lebih kompleks dan abstrak dalam data. Dalam konteks penelitian ini, DL memungkinkan untuk mengidentifikasi hubungan yang rumit antara fitur – fitur pasien kanker payudara dan tingkat kelangsungan hidup.

### 3.4 Confusion matriks

*Confusion matriks* merupakan sebuah *tools* yang digunakan untuk menguji kemampuan sebuah model dalam proses deteksi atau mengoreksi kesalahan yang dilakukan oleh model tersebut. Confusion matriks digunakan untuk mengukur *true positive* (tp), *true negative* (tn), *false positive* (fp), dan *false negative* (fn) dari prediksi model. Selain itu, lewat *Confusion matriks* dapat diketahui evaluasi kinerja seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Bentuk Confusion matriks tergambar pada [Gambar 11](#).

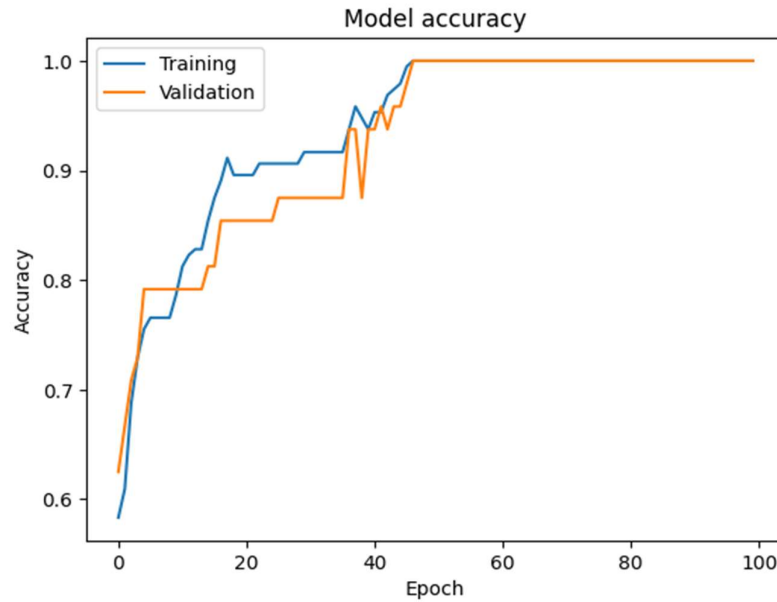


[Gambar 11](#). Confusion matriks.

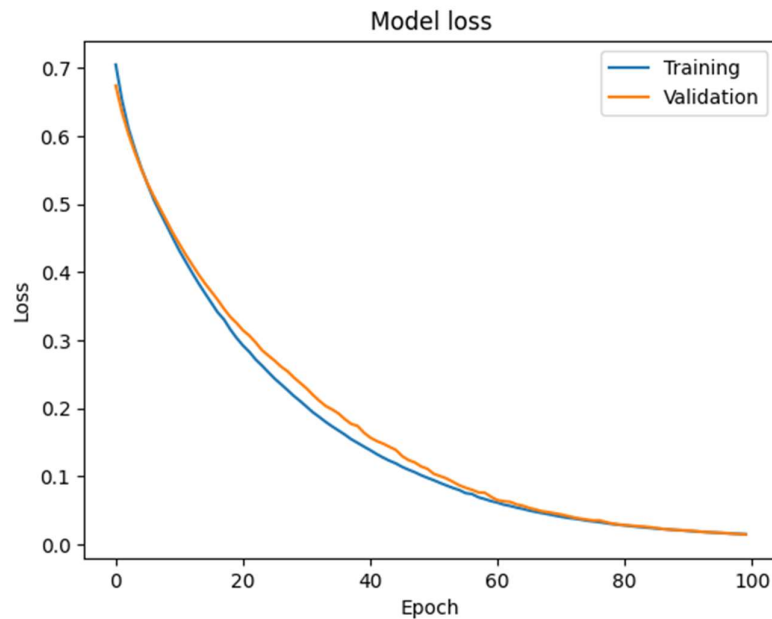
*tp* pada [Gambar 11](#) menunjukkan pasien dengan kasus kanker payudara sebesar 26 serta hasil prediksi model menunjukkan 26 pasien yang terkena kanker payudara. *tn* menunjukkan bahwa pasien tanpa kanker payudara sebesar 35 orang dan model memprediksi 35 orang yang tidak terkena kanker payudara.

### 3.5 Hasil prediksi

Hasil prediksi ditunjukkan dengan grafik akurasi pada [Gambar 11](#) yang merupakan model akurasi. Berdasarkan grafik tersebut parameter validasi dan training mencapai nilai satu atau 100% dengan *epoch* 100, hal ini menunjukkan bahwa model ini bekerja dengan akurasi yang tinggi. Model mampu memahami pola *training* dan melakukan prediksi dengan baik. Selain grafik akurasi, dapat dilihat juga grafik *model loss* pada [Gambar 12](#).



Gambar 12. Model akurasi.



Gambar 13. Model loss.

Fungsi kerugian selama proses training berlangsung terlihat pada Gambar 13, dimana nilai *significant* turun pada tahapan *epochs* yang semakin besar. Hal ini menunjukkan bahwa kerugian dari model saat proses training kecil, yang berarti model tersebut memahami pola data proses *training*. Hasil tersebut sesuai dengan kelebihan dari DL dalam pengurangan kerugian model pada saat proses pelatihan.

#### 4. SIMPULAN

Berdasarkan percobaan dan analisis yang dilakukan, *Artificial Neural Network* memiliki akurasi tinggi dengan nilai maksimal 1 atau 100%, dengan menggunakan data training dari *UCI Machine Learning Repository*. ANN mampu melakukan prediksi kanker payudara dengan

klasifikasi kemampuan tahan hidup. Dalam pendeteksian kanker bisa dilakukan dengan menggunakan data citra dengan model *deep learning* yang lebih kompleks dan lebih akurasi dalam proses deteksi.

## REFERENSI

- [1] E. Marfianti, "Peningkatan Pengetahuan Kanker Payudara dan Ketrampilan Periksa Payudara Sendiri (SADARI) untuk Deteksi Dini Kanker Payudara di Semutan Jatimulyo Dlingo," *J. Abdimas Madani dan Lestari*, vol. 3, no. 1, hal. 25–31, 2021, doi: 10.20885/jamali.vol3.iss1.art4.
- [2] O. I. Desanti, I. Sunarsih, dan Supriyati, "Persepsi Wanita Berisiko Kanker Payudara Tentang Pemeriksaan Payudara Sendiri Di Kota Semarang, Jawa Tengah," *Ber. Kedokt. Masy.*, vol. 26, no. 3, hal. 152–161, 2010.
- [3] G. Lukas Hansel dan H. Bunyamin, "Penggunaan Augmentasi Data pada Klasifikasi Jenis Kanker Payudara dengan Model Resnet-34," *J. Strateg.*, vol. 3, no. 1, hal. 187–193, 2021.
- [4] Y. Amelia, P. Eosina, dan F. A. Setiawan, "Perbandingan Metode Deep Learning Dan Machine Learning Untuk Klasifikasi (Ujicoba Pada Data Penyakit Kanker Payudara)," *Inova-Tif*, vol. 1, no. 2, hal. 109, 2018, doi: 10.32832/inova-tif.v1i2.5449.
- [5] W. Widjaja, Y. Widya, A. Rustam, A. Rachman, dan M. Alvita, "E-retailing study: a bibliometric analysis and systematic literature review," vol. 11, no. 1, hal. 112–119, 2024, doi: 10.37373/tekno.v11i1.783.
- [6] I. Puspitasari dan A. Firdauzy, "Characterizing consumer behavior in leveraging social media for e-patient and health-related activities," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 16, no. 18, 2019, doi: 10.3390/ijerph16183348.
- [7] A. Ahmad Hania, "Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, & Deep Learning," *J. Teknol. Indones.*, vol. 1, no. June, hal. 1–6, 2017.
- [8] S. Adi dan A. Wintarti, "Komparasi Metode Support Vector Machine (Svm), K-Nearest Neighbors (Knn), Dan Random Forest (Rf) Untuk Prediksi Penyakit Gagal Jantung," *MATHunesa J. Ilm. Mat.*, vol. 10, no. 2, hal. 258–268, 2022, doi: 10.26740/mathunesa.v10n2.p258-268.
- [9] S. Yuliany, Aradea, dan Andi Nur Rachman, "Implementasi Deep Learning pada Sistem Klasifikasi Hama Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Buana Inform.*, vol. 13, no. 1, hal. 54–65, 2022, doi: 10.24002/jbi.v13i1.5022.
- [10] A. Machmudin dan B. S. S. Ulama, "Peramalan Temperatur Udara di Kota Surabaya dengan Menggunakan ARIMA dan Artificial Neural Network," *J. Sains Dan Seni ITS*, vol. 1, no. 1, hal. 118–123, 2012.
- [11] H. D. Bhakti, "Aplikasi Artificial Neural Network (ANN) untuk Memprediksi Masa Studi Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik," *Eksplora Inform.*, vol. 9, no. 1, hal. 88–95, 2019, doi: 10.30864/eksplora.v9i1.234.
- [12] W. Hendromartono dan D. Hartanti, "Penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Metode Backpropagation Dalam Memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (Ihsg)," *J. Tek. Inform. STT-PLN*, hal. 1689–1699, 2013.
- [13] M. Lestandy, "Deteksi Dini Kanker Payudara Menggunakan Metode Convolution Neural Network (CNN)," *Inspir. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 12, no. 1, hal. 65, 2022, doi: 10.35585/inspir.v12i1.2667.
- [14] F. F. Eka, "Deteksi Penyakit Kanker Payudara Menggunakan Deep Learning," hal. 1–56, 2021.
- [15] M. F. Firdaus dan Tukiyat, "Analisis algoritma c 4.5, naïve bayes dan k-nearest neighbor untuk menentukan penerimaan beasiswa," vol. 1, no. 3, hal. 156–164, 2023.