



# ANALISA GAMBAR X-RAY MAMMOGRAPHY DENGAN CONVOLUTION NEURAL NETWORK PADA DEEP LEARNING DENGAN ARSITEKTUR RESNET

## TUGAS AKHIR

Disusun Sebagai Salah Satu Syarat  
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik  
Pada Jurusan Teknik Informatika

Oleh

**NUR ISLAMIATI SANUSI**

**NIM. 11850124994**



UIN SUSKA RIAU

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU

PEKANBARU

2023

UIN SUSKA RIAU

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
    - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
    - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
  2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## LEMBAR PERSETUJUAN

### ANALISA GAMBAR X-RAY MAMMOGRAPHY DENGAN CONVOLUTION NEURAL NETWORK PADA DEEP LEARNING DENGAN ARSITEKTUR RESNET

#### TUGAS AKHIR


Oleh

NUR ISLAMIATI SANUSI

NIM. 11850124994

Telah diperiksa dan disetujui sebagai Laporan Tugas Akhir  
di Pekanbaru, pada tanggal 11 Juli 2023

Pembimbing I,



Siti Ramahani S.Pd., M.Kom

NIK. 130 517 045

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
    - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
    - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
  2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## LEMBAR PENGESAHAN

### ***Analisa Gambar X-Ray Mammography Dengan Convolution Neural Network Pada Deep Learning Dengan Arsitektur Resnet***

Oleh

**NUR ISLAMIATI SANUSI**


**NIM. 11850124994**

Telah dipertahankan di depan sidang dewan penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik pada Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

Pekanbaru, 11 Juli 2023

Mengesahkan,

Ketua Jurusan,



Dekan,  
**Dr. Hartono, M.Pd**  
NIP. 19640301 199203 1 003

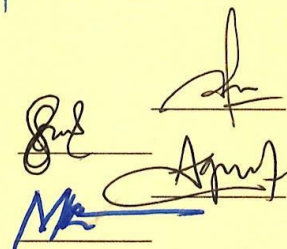


**Iwan Iskandar, M.T**

NIP. 19821216 201503 1 003

### **DEWAN PENGUJI**

Ketua : Muhammad Affandes S.T.,M.T  
Pembimbing I : Siti Ramadhani S.Pd.,M.Kom  
Penguji I : Surya Agustian S.T.,M.T  
Penguji II : Muhammad Irsyad S.T.,M.T





## Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Lampiran Surat :  
 Nomor : Nomor 25/2021  
 Tanggal : 10 September 2021

## SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : NUR ISLAMIATI SANUSI  
 NIM : 11850124994  
 Tempat/Tgl. Lahir : PASAR BARU/05 AGUSTUS 2000  
 Fakultas/Pascasarjana : SAINS DAN TEKNOLOGI  
 Prodi : TEKNIK INFORMATIKA

Judul Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya\*:

Analisa Gambar X-Ray Mammography Dengan Convolution Neural Network Pada  
Deep Learning Dengan Arsitektur Resnet

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa :

1. Penulisan ~~Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya\*~~ dengan judul sebagaimana tersebut di atas adalah hasil pemikiran dan penelitian saya sendiri.
2. Semua kutipan pada karya tulis saya ini sudah disebutkan sumbernya.
3. Oleh karena itu ~~Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya\*~~ saya ini, saya nyatakan bebas dari plagiat.
4. Apa bila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam penulisan ~~Disertasi/Thesis/Skripsi/(Karya Ilmiah lainnya)\*~~ saya tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan perundang-undangan.

Demikianlah Surat Pernyataan ini saya buat dengan penuh kesadaran dan tanpa paksaan dari pihak manapun juga.

Pekanbaru, 17 Juli 2023  
 Yang membuat pernyataan

  
 NIM : 11850124994

\* pilih salah satu sesuai jenis karya tulis



## LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

Tugas Akhir yang tidak diterbitkan ini terdaftar dan tersedia di Perpustakaan Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau adalah terbuka untuk umum dengan ketentuan bahwa hak cipta pada penulis. Referensi kepustakaan diperkenankan dicatat, tetapi pengutipan atau ringkasan hanya dapat dilakukan seizin penulis dan harus disertai dengan kebiasaan ilmiah untuk menyebutkan sumbernya.

Penggandaan atau penerbitan sebagian atau seluruh Tugas Akhir ini harus memperoleh izin dari Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Perpustakaan yang meminjamkan Tugas Akhir ini untuk anggotanya diharapkan untuk mengisi nama, tanda peminjaman dan tanggal pinjam.

### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.





## LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang pernah digunakan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan didalam daftar pustaka.

Pekanbaru, 17 Juli 2023

Yang membuat pernyataan,

**NUR ISLAMIATI SANUSI**

**11850124994**

UIN SUSKA RIAU

### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



## LEMBAR PERSEMBAHAN



*Alhamdulillah Rabbil'alamin*

Dengan mengucap syukur pada Allah SWT yang telah memberi petunjuk, hidayah dan kelancaran hingga tugas akhir ini dapat terselesaikan. Sholawat serta salam kepada Nabi Muhammad Shallallahu 'alaihi wassalam.

Saya persembahkan Tugas Akhir ini kepada ini untuk Ayahanda Sanusi, Ibunda Desi, serta ketiga adik saya Benazir bela Sanusi, Marwah Elmas Sanusi dan Imam Mubarak Sanusi. Terima kasih kepada Ayahanda dan Ibunda atas semangat juang serta pesan hidup yang telah engkau ajarkan dan terima kasih atas cinta, kasih sayang, ridho dan doa yang selalu engkau panjatkan.

Serta terima kasih kepada dosen pembimbing ibu Siti Ramadhani yang senantiasa membimbing, menasehati, membantu dan memberikan solusi hingga tugas akhir ini dapat terselesaikan.

*Nur Islamiati Sanusi*

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Ri

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

# Analisa Gambar X-Ray Mammography dengan Convolution Neural Network pada Deep Learning dengan Arsitektur Resnet

Nur Islamiati Sanusi\*, Siti Ramadhani, Muhammad Irsyad

Fakultas Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim, Pekanbaru, Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>11850124994@students.uin-suska.ac.id, <sup>2</sup>siti.ramadhani@uin-suska.ac.id, <sup>3</sup>irsyadtech@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 11850124994@students.uin-suska.ac.id

Submitted: 15/06/2023; Accepted: 30/06/2023; Published: 30/06/2023

**Abstrak**—Kanker adalah penyakit yang terjadi ketika sel-sel tubuh mengalami perubahan dan tumbuh secara tidak terkendali. Kanker payudara merupakan salah satu jenis kanker yang umum terjadi pada wanita di seluruh dunia. Deteksi dini kanker payudara sangat penting untuk meningkatkan tingkat kesembuhan. *Mammography* adalah metode pencitraan medis yang digunakan untuk deteksi dini kanker payudara. Dalam hal ini, teknologi *Deep Learning* dan pengklasifikasi terkomputerisasi, seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan model *Resnet*, telah digunakan dalam analisis dan prediksi gambar *mammography* dengan hasil yang menjanjikan. Studi-studi sebelumnya telah menunjukkan akurasi tinggi dalam klasifikasi massa payudara menjadi jinak atau ganas menggunakan CNN dan *Resnet*. Selain itu, CNN juga telah digunakan untuk klasifikasi kanker payudara ganas dan jinak, prediksi risiko kanker payudara, serta deteksi dan klasifikasi massa kanker payudara. Dengan tingkat akurasi yang memuaskan. Penggunaan *Deep Learning* dalam analisis citra medis, termasuk mammogram dan gambar X-ray, terbukti menjadi alat yang efektif dalam meningkatkan diagnosis dan pengobatan kanker. Data yang digunakan terdiri dari 322 gambar yang terbagi menjadi 7 kelas. Setelah dilakukan pengujian didapatkan akurasi sebesar 72% dengan perbandingan data uji dan data latih sebesar 90:10 dan nilai *confusion matrix* sehingga dapat disimpulkan bahwa metode *Resnet* mengidentifikasi kanker payudara berdasarkan kelasnya.

**Kata Kunci:** Kanker Payudara; *Deep Learning*; *Resnet*; CNN; *Mammography*

**Abstract**—Cancer is a disease that occurs when cells in the body undergo changes and grow uncontrollably. Breast cancer is one of the common types of cancer that affects women worldwide. Early detection of breast cancer is crucial to improve the survival rate. *Mammography* is a medical imaging method used for the early detection of breast cancer. In this context, *Deep Learning* technology and computerized classifiers, such as *Convolutional Neural Network* (CNN) with the *Resnet* model, have been used for the analysis and prediction of *mammography images* with promising results. Previous studies have shown high accuracy in classifying breast masses as *benign* or *malignant* using CNN and *Resnet*. Furthermore, CNN has also been employed for the classification of *malignant* and *benign* breast cancer, prediction of breast cancer risk, as well as detection and classification of breast masses with satisfactory accuracy rates. The use of *Deep Learning* in medical *image* analysis, including mammograms and X-ray *images*, has proven to be an effective tool in improving cancer diagnosis and treatment. The dataset used consisted of 322 *images* divided into 7 classes. After testing, an accuracy of 72% was achieved with a 90:10 ratio of test data to training data, along with the corresponding *confusion matrix* values. Therefore, it can be concluded that the *Resnet* method is capable of identifying breast cancer.

**Keywords:** Breast Cancer; *Deep Learning*; *Resnet*; CNN; *Mammography*

## 1. PENDAHULUAN

Kanker adalah penyakit yang disebabkan oleh perubahan yang terjadi pada sel yang menyebar secara tidak terkendali. Sebagian besar sel kanker membentuk benjolan yang disebut tumor dan dinamai sesuai bagian tubuh tempat asalnya [1]. Kanker adalah penyakit yang terjadi ketika sel abnormal tumbuh secara tidak terkendali dengan cara mengabaikan aturan normal pembelahan sel yang menyebabkan pertumbuhan dan proliferasi sel abnormal tidak terkendali apabila dibiarkan mengarah pada pembentukan metastasis dan menyerang jaringan disekitar dan bagian tubuh lainnya [2].

Kanker payudara adalah salah satu penyakit ganas yang menyerang jaringan payudara yang umum untuk di diagnosis pada wanita diseluruh dunia. Salah satunya di Indonesia, 80% kanker payudara mengacu pada penyakit tunggal hingga 21 sub kategori histologis, insiden dan tingkat kematian[3]. Walaupun kanker payudara dapat timbul pada kedua jenis kelamin, prevalensinya lebih tinggi pada wanita. Berdasarkan data dari *World Health Organization Globocan 2020*, kanker payudara menyumbang sekitar 11,4% dari total kasus kanker di dunia. Di Indonesia, kanker payudara merupakan jenis kanker yang paling sering terjadi, dengan frekuensi relatif sebesar 18,6% berdasarkan *Pathological Based Registration*. Lebih dari 80% kasus kanker payudara di Indonesia terdeteksi pada tahap lanjut, sehingga pengetahuan mengenai pencegahan, diagnosis dini, dan pengobatan sangatlah penting [4].

Salah satu metode pencitraan medis yang digunakan untuk deteksi dini kanker payudara adalah *mammography*, yaitu prosedur sinar-X dosis rendah yang memvisualisasikan struktur internal payudara [5]. *Mammography* digunakan untuk mendeteksi kelainan pada tahap awal, seperti klasifikasi mikro dan massa, yang merupakan tanda awal kanker payudara yang hanya dapat dideteksi melalui modalitas pencitraan [6]. Deteksi dini kanker payudara melalui *mammography* telah terbukti dapat menurunkan angka kematian [7]. Program *mammography* dianggap memungkinkan untuk mendeteksi tanda awal kanker dimana struktur nodular dan dalam dimensi 0,1 hingga 1 mm.



Copyright © 2023 Nur Islamiati Sanusi, Page 605  
 This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Dalam hal ini, teknologi *Deep Learning* dan pengklasifikasi terkomputerisasi dapat membantu dalam analisis dan prediksi gambar *mammography* [8]. *Deep Learning* dapat meniru pengoperasian otak manusia dengan menggunakan banyak lapisan jaringan saraf konvensional yang dapat mempelajari pola tertentu langsung dari data dan menghasilkan prediksi otomatis dari masukan. Secara teknis, metode *Deep Learning* dapat dibangun dengan menyusun sederhana namun nonlinier lapisan yang mengubah representasi *input* mentah menjadi tingkat yang lebih tinggi dan sedikit lebih abstrak [9]. Dalam pencitraan medis, *Deep Learning* digunakan untuk mendeteksi kanker secara otomatis. Penggunaan *Deep Learning* dalam analisis citra medis telah menunjukkan hasil yang menjanjikan, terutama dengan adanya daya komputasi yang tinggi dari Graphics Processing Unit (GPU) [10].

Studi yang dilakukan oleh Tsochatzidis et al. pada tahun 2019 [3] menerapkan *mammography* dalam menganalisis gambar X-ray kanker payudara menggunakan empat algoritma dalam *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu *AlexNet*, *VGG*, *GoogleNet/Inception*, dan *Resnet*. Dalam penelitian tersebut, *Resnet* terbukti memiliki kinerja yang lebih baik dalam klasifikasi massa payudara menjadi jinak atau ganas.

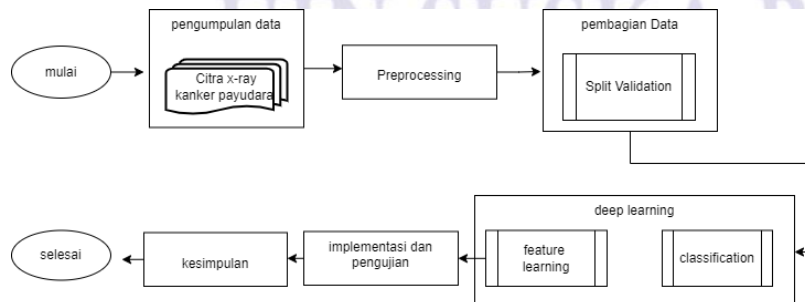
*Convolution Neural Network* menjadi metode dalam bidang pengenalan citra, yang memiliki ketahanan yang kuat terhadap pengenalan distorsi, penskalaan, dan perpindahan. Akan tetapi dengan bertambahnya jumlah lapisan jaringan, seiring bertambahnya waktu CNN memiliki jenis yang baru yaitu *Resnet* untuk mengurangi masalah seperti kesulitan dalam pelatihan, hilangnya gradien [11] *Resnet (Residual Network)* terdiri dari lapisan konvolusi yang dirumuskan ulang yang mempelajari fungsi residual dengan mengacu pada *input* sebagai hasil awal langsung ke *input* memastikan integritas informasi. *Resnet* memiliki jaringan yang lebih dalam dibanding dengan *VGG* dengan jaringan terdalam yaitu berjumlah 152 layout [12]. *Resnet* memperkenalkan modul residual kedalam jaringan saraf dan meninggalkan struktur jaringan yang berlebihan untuk mempercepat kecepatan operasi. Prinsip utamanya adalah jika lapisan tambahan dibangun sebagai pemetaan identitas, model yang lebih dalam seharusnya tidak memiliki lebih banyak kesalahan pelatihan daripada ekuivalen dangkal yang sesuai [13].

Berdasarkan beberapa penelitian terkait dapat dilihat bahwa analisis gambar X-ray *mammography* menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam *Deep Learning* dengan menggunakan model *Resnet* telah menghasilkan akurasi yang tinggi. *Resnet 18* dan *Resnet 50* adalah varian *Resnet* yang paling banyak digunakan. Salah satu studi menunjukkan bahwa penggunaan *Resnet 101* dalam arsitektur *imageNet* juga menghasilkan akurasi yang tinggi [14]. Beberapa penelitian juga telah dilakukan untuk klasifikasi kanker payudara ganas dan jinak menggunakan *Convolutional Neural Network* dalam analisis gambar X-ray *mammography*. Hasil penelitian menunjukkan akurasi yang tinggi, misalnya 97,46% [15] dan 98,59% untuk prediksi kanker payudara [16], serta akurasi deteksi daerah massa hingga 91,86% [6]. Selain itu, terdapat juga penelitian yang menggunakan *Convolutional Neural Network* dalam analisis citra mammogram untuk memprediksi risiko kanker payudara berdasarkan faktor-faktor seperti usia, area padat, dan persentase kepadatan [17]. Hasilnya menunjukkan bahwa model yang disesuaikan dengan usia memiliki kinerja yang lebih baik dalam memprediksi risiko kanker payudara dibandingkan dengan faktor lainnya [3]. Selain itu, terdapat juga penelitian yang menggunakan *Convolutional Neural Network* untuk deteksi dan klasifikasi massa kanker payudara, dengan akurasi mencapai 83,33% - 88,2% untuk citra *benign* dan 76,92% - 83,3% untuk citra ganas [18]. Penelitian lainnya juga mengusulkan penggunaan metode *Deep Learning* untuk klasifikasi *mammogram* jinak dan ganas, dengan tujuan mencapai akurasi yang lebih tinggi [8]. Terakhir, terdapat juga penelitian yang menggunakan *Resnet* dalam analisis citra untuk mendeteksi kanker kolorektal, dengan akurasi antara 73% - 88% dan sensitivitas antara 64% - 96% [19].

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Metodologi penelitian adalah serangkaian langkah atau prosedur yang digunakan dalam melakukan penelitian. Metodologi ini memberikan panduan dan mengatur setiap tahapan dari awal hingga akhir penelitian. Tujuan dari metodologi penelitian adalah untuk memastikan bahwa semua tahapan yang dilakukan berjalan secara terstruktur. Gambar 1 menunjukkan tahapan-tahapan dalam penelitian sebagai berikut:



Gambar 1. Bagan Penelitian Analisa X-ray *mammography* dengan convolution neural network pada *Deep Learning* dengan arsitektur *Resnet*.

## 2.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang diambil dalam *Mammography Analysis Society* (MIAS) yang berasal dari Kaggle. Dengan kumpulan dataset dengan jumlah 322 total citra kanker payudara. Dimana terdapat citra yang dibagi menjadi 7 kelas yang terdiri dari *Architectural distortion* (ARCH), *Asymmetry* (ASYM), *Other ill-defined masses* (MISC), Normal (NORM), *Calcification* (CALC), *Well-defined/ circumscribed masses* (CIRC), *Spiculated masses* (SPIC). Dengan ukuran gambar 1024 x 1024 pixel.

## 2.3 Preprocessing

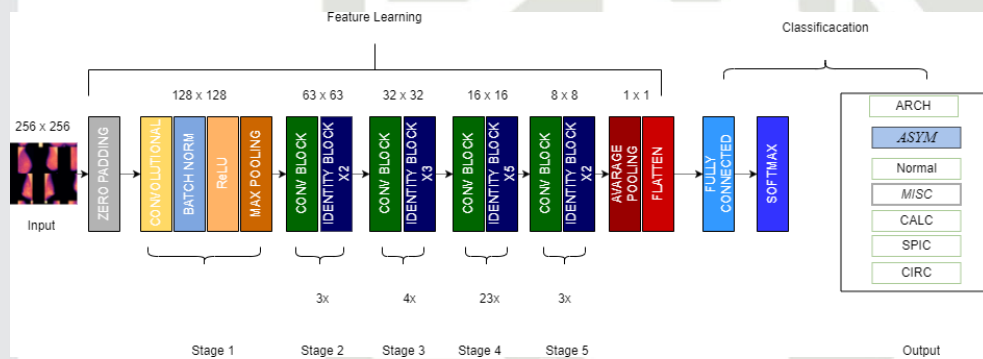
Tujuan dari proses *preprocessing* adalah untuk mempermudah ekstraksi fitur. Dalam penelitian ini, proses *preprocessing* yang dilakukan adalah *resize*. *Resize* adalah metode yang digunakan untuk mengubah ukuran citra dengan cara mengurangi ukuran citra tersebut secara vertikal atau horizontal. Pada penelitian ini, citra di *resize* dari 1024x1024 pixel menjadi 128x128 pixel dan 64x64 pixel. Hal ini bertujuan untuk mempercepat dan mempermudah proses perhitungan.

## 2.4 Pembagian data

Split Validation merupakan metode yang digunakan untuk membagi data menjadi dua yaitu data testing 20% dan data training 80% secara random [20].

## 2.5 Deep Learning

Penelitian ini menggunakan metode *Deep Learning* dengan menggunakan arsitektur *Resnet 101*. *Deep Learning* terdiri dari dua tahapan utama, yaitu pembelajaran fitur (*feature learning*) dan klasifikasi (*classification*). Rancangan arsitektur *Deep Learning* pada penelitian ini dijelaskan secara visual dalam Gambar 2 sebagai berikut:



Gambar 2. Proses *Deep Learning* dengan menggunakan arsitektur *Resnet 101*.

Berikut tahapan dari tahapan arsitektur *Resnet 101* diatas dalam menghasilkan klasifikasi gambar :

1. Citra *input* berukuran 256 x 256 pixel.
2. Citra *input* akan ditambahkan zero padding berukuran 3 x 3 dan *output* citra berukuran 256 x 256.
3. Citra berukuran 256 x 256 dilakukan operasi convolutional dengan filter 7 x 7 dengan 64 channel dan stride berukuran 2 dan *output* citra berukuran 128 x 128.
4. Citra berukuran 128 x 128 dilakukan operasi fungsi batch normalization.
5. Citra berukuran 128 x 128 akan dilakukan operasi activation function menggunakan ReLu.
6. Citra berukuran 128 x 128 ditambahkan zero padding berukuran 1 x 1 dan *output* citra berukuran 128 x 128.
7. Citra berukuran 128 x 128 akan dilakukan max pooling berukuran 3 x 3 dan stride 2.
8. Citra berukuran 128 x 128 dilakukan operasi convolusi block dengan filter 1 x 1 channel 64, 3 x 3 channel 64, 1 x 1 channel 256 dan serta stride = 1.
9. Setelah dilakukan convolusi block diatas maka akan dilakukan operasi identity block dengan filter 1 x 1 channel 64, 3 x 3 channel 64, 1 x 1 channel 256 dan stride = 1 yang dilakukan perulangan sebanyak 2 kali. *Output* dari proses tahapan ini menghasilkan ukuran citra 63 x 63 pixel.
10. Citra berukuran akan menjalani operasi convolusi block dengan menggunakan filter berukuran 1 x 1 channel, 3 x 3 channel dengan 128 saluran, dan 1 x 1 channel dengan 5 saluran, dengan stride sebesar 1.
11. Setelah dilakukan convolusi block diatas maka akan dilakukan operasi identity block dengan filter 1 x 1 channel 128, 3 x 3 channel 128, 1 x 1 channel 512 dan stride = 1 yang dilakukan perulangan sebanyak 3 kali. *Output* dari proses tahapan ini menghasilkan ukuran citra 32 x 32 pixel.
12. Citra berukuran 32 x 32 dilakukan operasi convolusi block dengan filter 1 x 1 channel 256, 3 x 3 channel 256, 1 x 1 channel 1024 dan serta stride = 1.
13. Setelah dilakukan convolusi block diatas maka akan dilakukan operasi identity block dengan filter 1 x 1 channel 256, 3 x 3 channel 256, 1 x 1 channel 1024 dan stride = 1 yang dilakukan perulangan sebanyak 22 kali. *Output* dari proses tahapan ini menghasilkan ukuran citra 16 x 16 pixel.

1. Citra berukuran 16 x 16 dilakukan operasi *convolusi block* dengan filter 1 x 1 channel 512, 3 x 3 channel 512, 1 x 1 channel 2048 dan serta stride = 1.
  - a. Setelah dilakukan *convolusi block* diatas maka akan dilakukan operasi *identity block* dengan filter 1 x 1 channel 512, 3 x 3 channel 512, 1 x 1 channel 2048 dan stride = 1 yang dilakukan perulangan sebanyak 2 kali. *Output* dari proses tahapan ini menghasilkan ukuran citra 7 x 7 pixel .
  - b. *Output* dari tahap konvolusi sebelumnya akan diolah dengan menambahkan operasi average pooling.
  - c. Dilakukan proses flatten, sehingga akan menghasilkan *output* array satu dimensi atau 1x1.
  - d. *Output* dari operasi flatten akan diteruskan ke dalam lapisan fully connected layer pada jaringan saraf dengan jumlah neuron sebanyak 2048.
  - e. Setelah proses pada jaringan saraf selesai, akan dihasilkan nilai bobot yang kemudian digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan metode softmax.
  - f. Hasil dari proses klasifikasi akan menghasilkan kelas data sebagai *output*.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.
  - a. Penguipaan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Penguipaan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

## 6 Implementasi dan Pengujian

Pada tahap ini, model *Resnet* 101 diimplementasikan berdasarkan analisis dan perancangan yang telah dilakukan. Implementasi dilakukan dengan menjalankan model *Resnet* 101 tersebut. Tahap pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa model tersebut berfungsi dengan baik dan untuk mengevaluasi tingkat akurasi yang diperoleh. Metode pengujian untuk model *Resnet* 101 ini didasarkan pada perancangan skenario eksperimen. Eksperimen yang dilakukan adalah menguji dan membandingkan tingkat akurasi antara penggunaan data asli dengan data augmented, dengan skenario pembagian dataset sebesar 75%:25%, 70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%.

## 2.7 Evaluasi Matrix

Evaluasi matrix dilakukan dengan mempertimbangkan beberapa faktor, termasuk akurasi dan matrix kebingungan. Matrix kebingungan merupakan alat pengukuran yang digunakan dalam machine learning. Matrix kebingungan merepresentasikan hasil kelas prediksi, sementara kolom merepresentasikan hasil kelas sebenarnya, sehingga dapat menghitung semua kemungkinan kasus dalam masalah klasifikasi [21]. Dalam confusion matrix, terdapat beberapa matrix yang penting, yaitu presisi, *recall*, dan *F1 score*. Akurasi mengukur sejauh mana prediksi yang benar dibandingkan dengan keseluruhan data. Presisi mengukur sejauh mana prediksi positif yang benar dibandingkan dengan total prediksi positif. *Recall* mengukur sejauh mana nilai positif yang terprediksi dengan benar dibandingkan dengan semua data yang sebenarnya positif. *F1 score* merupakan rata-rata harmonik antara presisi dan *recall*. Akurasi dan *confusion matrix* dapat dihitung menggunakan persamaan (1), (2), (3), dan (4).

$$Akurasi = \frac{True\ Positive + True\ Negative}{True\ Positive + True\ Negative + True\ Positive + True\ Negative} \tag{1}$$

$$Presisi = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} \tag{2}$$

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \tag{3}$$

$$F1\ score = \frac{2 \times Recall \times Presisi}{Recall + Presisi} \tag{4}$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Pengumpulan Data

Data pada penelitian menggunakan dataset MIAS *mammography* yang diambil pada kanggle (kaggle.com) data yang diperoleh sebanyak 322 *image* dengan 7 kelas yang dijadikan model untuk menentukan *benign* (jinak) dan *malignant* (ganas) seperti yang ditertera pada tabel 1.

**Tabel 1.** Jumlah data perkelas pada dataset MIAS *Mammography*

Nama	Jumlah
<i>Architectural Distortion</i> (ARCH)	19
<i>Asymmetry</i> (ASYM)	15
<i>Calcification</i> (CALC)	25
<i>Well-defined/circumscribed masses</i> (CIRC)	23
<i>Other, ill-defined masses</i> (MISC)	14
Normal (NORM)	207
<i>Spiculated Masses</i> (SPIC)	19

#### 3.2 Preprocessing citra

Pada tahap ini, ukuran pixel yang berbeda pada setiap citra akan diubah menjadi sama. Proses ini berlaku secara seragam baik pada data pelatihan maupun data pengujian. Data Citra atau gambar X-ray *mammography* awal memiliki resolusi 1024 x 1024 pixel. Dalam penelitian ini, dimensi citra harus diubah agar memiliki ukuran seragam sebesar 256 x 256 pixel. Dalam tahap *preprocessing*, citra-citra dengan ukuran pixel yang berbeda akan diubah agar memiliki ukuran pixel yang sama disebut dengan *resize*. Dalam tahapan *preprocessing* ada beberapa tahapan yang diperlukan dalam *preprocessing* seperti berikut:

##### 3.2.1 Pemindahan Kelas Data Citra

Data yang diperoleh perlu untuk menempatkannya sesuai kelas pada citra. Maka Dalam dataset terdapat 7 kelas dan diperlukan pemisahan data citra sesuai kelas.

##### 3.2.2 Pengubahan Format Data

Data awal yang memiliki format PGM atau format data untuk menyimpan gambar *grayscale*. Untuk memudahkan proses *preprocessing* maka data diubah PNG (*Portable Network Graphic*).

##### 3.2.3 Augmentasi Citra

Augmentasi citra adalah solusi untuk mengatasi keterbatasan data dalam pelatihan jaringan saraf. Dengan mengambil sampel kebisingan dari data pelatihan yang tidak ada dalam data pengujian, augmentasi citra melibatkan penerapan deformasi pada sampel-sampel pelatihan yang telah diberi anotasi. Hal ini menghasilkan data pelatihan baru yang tidak redundan. Augmentasi citra merupakan cara Regularisasi yang digunakan untuk mengurangi overfitting model dengan meningkatkan jumlah data pelatihan hanya dengan menggunakan informasi asli saat ini [22].

#### 3.3 Pembuatan Model *Convolution Neural Network*

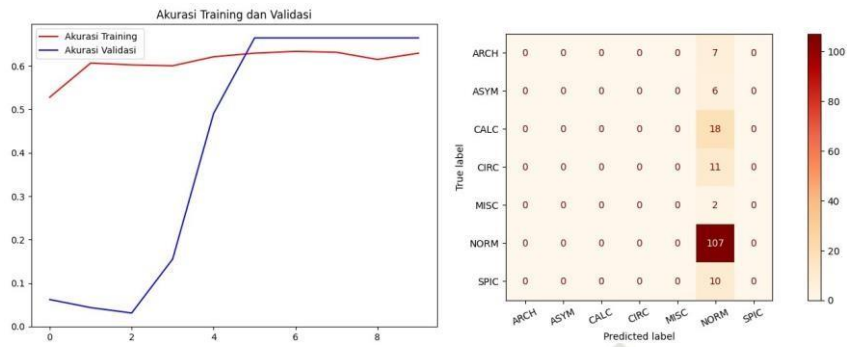
Layer tersebut diganti sesuai dengan *output* kategori yang relevan dengan penelitian. Pada penelitian ini, digunakan arsitektur *Resnet* 101 sebagai desain arsitektur. *Resnet* 101 memiliki kekhasan dalam kedalaman jaringannya, yaitu memiliki total 347 lapisan yang dimulai dari *input\_1* hingga *new\_classoutput*. Setelah menyusun arsitektur model, langkah selanjutnya adalah mempersiapkan proses pelatihan model. Proses pelatihan pada pembuatan model *Convolution Neural Network* ini disesuaikan dengan parameter pelatihan yang tercantum dalam Tabel 2.

**Tabel 2.** Parameter proses pelatihan pada pembuatan model *Convolution Neural network*

No	Parameter	Nilai
1	<i>Optimizer</i>	<i>Adam</i>
2	<i>Loss function</i>	<i>Crossentropy</i>
3	<i>Train split</i>	80%
4	<i>Validation split</i>	20%
5	<i>Epoch</i>	10
6	<i>Batch size</i>	32
7	<i>Learning Rate</i>	0,0001



12. Akurasi dan *confusion matrix* ini ditampilkan secara visual dalam Gambar 6.



Gambar 6. Visualisasi Akurasi dan *Confusion matrix* scenario 4

### Hasil Pengujian keseluruhan

Dalam eksperimen yang dilakukan, model *Resnet* 101 diuji dengan berbagai skenario yang berbeda. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk mendapatkan akurasi, presisi, *recall*, dan *F1 score*. Hasil eksperimen tersebut memberikan informasi penting tentang performa model. Berikut tampilan hasil dari evaluasi dan akurasi pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil visualisasi akurasi dan *confusion matrix* dari semua skenario

skenario	akurasi	Presisi	Recall	F1 score
1	72%	0.11	0.16	0.13
2	68%	0.09	0.14	0.11
3	63%	0.09	0.13	0.11
4	70%	0.11	0.15	0.12

Pada skenario pertama, data latih dan data uji memiliki rasio 90:10, dengan 548 data latih dan 61 data uji. Waktu pelatihan model adalah 1 jam 6 menit. Setelah pelatihan, model mencapai akurasi uji terbesar sebesar 72%. Namun, presisi, *recall*, dan *F1 score* yang dihasilkan masih relatif rendah, yaitu 0.11, 0.16, dan 0.13 secara berturut-turut. Skenario kedua melibatkan data latih dan data uji dengan rasio 80:20, dengan jumlah 515 data latih dan 129 data uji. Waktu pelatihan model tetap sama dengan skenario sebelumnya. Hasilnya menunjukkan akurasi uji terbesar sebesar 68%, sedangkan presisi, *recall*, dan *F1 score* adalah 0.09, 0.14, dan 0.11.

Pada skenario ketiga, data latih dan data uji memiliki rasio 70:30, dengan jumlah 451 data latih dan 193 data uji. Waktu pelatihan model tetap sama dengan eksperimen sebelumnya. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi uji terbesar sebesar 63%. Presisi, *recall*, dan *F1 score* yang didapatkan adalah 0.09, 0.13, dan 0.11. Skenario keempat melibatkan data latih dan data uji dengan rasio 75%:25%, dengan jumlah 480 data latih dan 161 data uji. Waktu pelatihan model juga tetap sama. Pada skenario ini, model mencapai akurasi uji terbesar sebesar 70%. Presisi, *recall*, dan *F1 score* yang dihasilkan adalah 0.11, 0.15, dan 0.12.

Untuk melakukan pengujian beberapa eksperimen dilakukan pengujian skenario selanjutnya untuk menentukan *benign* dan *malignant* dalam model yang telah ditentukan atau dalam 7 kelas dataset *MIAS mammography*. Dengan skenario keempat 75%:25% dilakukan eksperimen dengan jumlah 480 data latih dan 161 data uji. Waktu pelatihan model juga tetap sama. Pada skenario ini, kelas yang dijadikan model akan mencari akurasi pada kanker *benign* atau jinak dan *malignant* atau ganas mencapai akurasi uji terbesar sebesar 35%. Presisi, *recall*, dan *F1 score* yang dihasilkan adalah 0.17, 0.5, dan 0.27.

Hasil evaluasi model menunjukkan akurasi uji sebesar 35%. Akurasi merupakan metrik yang mengukur sejauh mana model dapat memprediksi dengan benar seluruh kelas (*benign* dan *malignant*). Dalam skenario ini, akurasi yang diperoleh tampaknya tidak memenuhi tujuan untuk mencapai akurasi uji sebesar 35%. Selanjutnya, kita dapat melihat nilai presisi, *recall*, dan *F1 score* yang dihasilkan. Presisi adalah metrik yang mengukur sejauh mana prediksi positif (dalam hal ini *benign* atau *malignant*) yang dilakukan oleh model adalah benar. Dalam skenario ini, presisi sebesar 0.17 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang tinggi dalam memprediksi kelas dengan benar. *Recall* adalah metrik yang mengukur sejauh mana model dapat menemukan kembali (*recall*) sebagian besar sampel yang benar positif (*benign* atau *malignant*). Dalam skenario ini, *recall* sebesar 0.5 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat pemulihan yang lebih baik daripada presisi, tetapi masih belum optimal. *F1 score* adalah metrik yang menggabungkan presisi dan *recall* menjadi satu skor yang mencerminkan keseimbangan antara keduanya. Dalam skenario ini, *F1 score* sebesar 0.27 menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang rendah antara presisi dan *recall*. Berdasarkan hasil analisis ini, dapat disimpulkan bahwa model yang digunakan dalam skenario ini tidak mencapai tingkat akurasi, presisi, *recall*, dan *F1 score* yang diinginkan. Mungkin perlu dilakukan peninjauan ulang terhadap model dan pendekatan yang

1. Diarangi mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.  
 2. Diarangi mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Hak cipta milik UIN Suska Riau

digunakan untuk meningkatkan performa klasifikasi kanker dalam kasus ini.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini melakukan Analisa gambar x-ray *mammography* pada kanker payudara menggunakan *Resnet 101*. Terdapat 7 kelas dalam kanker payudara yaitu ada *Architectural distortion (ARCH)*, *Asymmetry (ASYM)*, *Other well-defined masses (MISC)*, *Normal (NORM)*, *Calcification (CALC)*, *Well-defined/ circumscribed masses (CIRC)*, *Ill-defined masses (SPIC)*. Mode uji yang telah dilakukan dengan beberapa eksperimen dari scenario 1 sampai 4 mendapatkan kesimpulan dimana scenario terbaik yaitu skenario 1 dengan mendapatkan akurasi 72% akan tetapi hasil keempat skenario tersebut, dapat dilihat variasi performa model *Resnet 101* Meskipun akurasi uji terbesar mencapai 72%, presisi, *recall*, dan *F1 score* cenderung rendah dengan nilai sekitar 0.1-0.15. Visualisasi akurasi dan *confusion matrix* juga memberikan informasi tentang distribusi kelas pada data uji. Perlu dicatat bahwa hasil ini sangat bergantung pada karakteristik dataset yang digunakan dan pengaturan eksperimen yang dilakukan. Performa model dapat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti jumlah data latih, rasio data latih dan uji, serta kualitas dan representativitas dataset. Untuk meningkatkan performa model, beberapa langkah yang dapat diambil antara lain adalah memperluas jumlah data latih untuk meningkatkan variasi, mengoptimalkan *hyperparameter learning rate* dan jumlah *epoch*, melakukan augmentasi data untuk melatih model dengan variasi yang lebih banyak, serta mencoba menggunakan arsitektur model yang lebih canggih selain *Resnet 101*. Untuk penelitian lebih lanjut, disarankan menggunakan jumlah data yang lebih besar agar dapat meningkatkan akurasi dan matriks kebingungan.

#### REFERENCES

- [1] K. Charan, Saira.Khan,Muhammad Jaleed.Khurshid, "Breast Cancer Detection in Mammograms using Convolutional Neural Network," *Breast Cancer Detect. Mammograms using Convolution Nural Netw.*, no. 978-1-5386-1370-2/18, pp. 1-5, 2018, doi: 10.1007/978-981-16-1244-2\_7.
- [2] S. Z. Ramadan, "Methods Used in Computer-Aided Diagnosis for Breast Cancer Detection Using Mammograms: A Review," *J. Healthc. Eng.*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/9162464.
- [3] L. Tsochatzidis, L. Costaridou, and I. Pratikakis, "Deep Learning for breast cancer diagnosis from mammograms — A comparative study," *J. Imaging*, vol. 5, no. 3, Mar. 2019, doi: 10.3390/jimaging5030037.
- [4] P. Stiefelhagen, "Wie Sie die „Pantozolitis“ loswerden," *MMW-Fortschritte der Medizin*, vol. 160, no. 10. p. 12, 2018. doi: 10.1007/s15006-018-0554-5.
- [5] S. S. M. Khairi et al., "Deep Learning on Histopathology Images for Breast Cancer Classification: A Bibliometric Analysis," *Healthc.*, vol. 10, no. 1, Jan. 2022, doi: 10.3390/healthcare10010010.
- [6] O. F. Ereken and C. Tarhan, "Breast Cancer Detection using Convolutional Neural Networks," in *ISMSIT 2022 - 6th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies*, Proceedings, Mar. 2022, pp. 597-601. doi: 10.1109/ISMSIT56059.2022.9932694.
- [7] A. N. R. Hakim, P. Prajitno, and D. S. Soejoko, "Microcalcification detection in *mammography image* using computer-aided detection based on convolutional neural network," in *AIP Conference Proceedings*. American Institute of Physics Inc., Mar. 2021. doi: 10.1063/5.0047828.
- [8] H. S. Zhuang, D. ao Li, J. Zhao, and Y. Ma, "Benign and malignant classification of mammogram images based on Deep Learning," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 51, pp. 347-354, May 2019, doi: 10.1016/j.bspc.2019.02.017.
- [9] S. Aboutalib, A. A. Mohamed, W. A. Berg, M. L. Zuley, J. H. Sumkin, and S. Wu, "Deep Learning to distinguish recalled but benign mammography images in breast cancer screening," *Clin. Cancer Res.*, vol. 24, no. 23, pp. 5902-5909, Dec. 2018, doi: 10.1158/1078-0432.CCR-18-1115.
- [10] S. Ramadhani and S. R. First, "A Review Comparative *Mammography Image* Analysis on Modified CNN Deep Learning Method," *Indones. J. Artif. Intell. Data Min.*, vol. 3, no. 1, pp. 1-10, 2020, doi: 10.24014/ijaidm.v2i2.xxxx.
- [11] Z. Xán, H. Liu, T. Li, J. Li, and Y. Wang, "Two dimensional correlation spectroscopy combined with *Resnet*: Efficient method to identify bolete species compared to traditional machine learning," *LWT*, vol. 162, p. 113490, Jun. 2022, doi: 10.1016/j.lwt.2022.113490.
- [12] Z. Niswati, R. Hardatin, M. N. Muslimah, and S. N. Hasanah, "Perbandingan Arsitektur *Resnet50* dan *Resnet101* dalam Klasifikasi Kanker Serviks pada Citra Pap Smear," *Fakt. Exacta*, vol. 14, no. 3, p. 160, Oct. 2021, doi: 10.30998/faktorexacta.v14i3.10010.
- [13] S. Showkat and S. Qureshi, "Efficacy of Transfer Learning-based *Resnet* models in Chest X-ray image classification for detecting COVID-19 Pneumonia," *Chemom. Intell. Lab. Syst.*, vol. 224, May 2022, doi: 10.1016/j.chemolab.2022.104534.
- [14] Meta AI Research, "WideResnet," <https://paperswithcode.com/model/wide-Resnet?variant=wide-Resnet-50-2>, Feb. 2021.
- [15] D. Saranyaraj, M. Manikandan, and S. Maheswari, "A deep Convolutional Neural Network for the early detection of breast carcinoma with respect to hyper-parameter tuning," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 79, no. 15-16, pp. 11013-11038, Apr. 2022, doi: 10.1007/s11042-018-6560-x.
- [16] M. Toğaçar, B. Ergen, and Z. Cömert, "Application of breast cancer diagnosis based on a combination of convolutional neural networks, ridge regression and linear discriminant analysis using invasive breast cancer images processed with autoencoders," *Med. Hypotheses*, vol. 135, Feb. 2020, doi: 10.1016/j.mehy.2019.109503.
- [17] K. Dembrower et al., "Comparison of a Deep Learning risk score and standard mammographic density score for breast cancer risk prediction," *Radiology*, vol. 294, no. 2, pp. 265-272, 2020, doi: 10.1148/radiol.2019190872.
- [18] M. Devarakonda Venkata and S. Lingamgunta, "A Convolution Neural Network based MRI breast mass diagnosis using Zernike moments," *Mater. Today Proc.*, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.matpr.2021.06.133.
- [19] D. Sarwinda, R. H. Paradisa, A. Bustamam, and P. Anggia, "Deep Learning in Image Classification using Residual

