SISTEM DETEKSI DINI KANKER PAYUDARA PADA CITRA *MAMMOGRAM* MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

SKRIPSI

OLEH

MUJAHID ABDUL RAHMAN

NIM. H92214027

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

JURUSAN SAINS

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA

2019

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertandatangan di bawah ini:

Nama	: Mujahid Abdul Rahman
NIM	: H92214027
Program Studi	: Matematika
Angkatan	: 2014

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam bentuk apapun pada skripsi saya yang berjudul: **Sistem Deteksi Dini Kanker Payudara Pada Citra *Mammogram* Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN).** Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya akan menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya

Surabaya, 05 Februari 2019

METERAI TEMPEL
AEE75AFF444171988
6000
ENAM RIBU RUPIAH

Mujahid Abdul Rahman
NIM. H92214027

LEMBAR PENGESAHAN

SISTEM DETEKSI DINI KANKER PAYUDARA PADA CITRA *MAMMOGRAM* MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

Disusun oleh
Mujahid Abdul Rahman
NIM. H92214027

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 06 Februari 2019
dan dinyatakan telah memenuhi syarat
untuk memperoleh gelar
Sarjana Matematika (S.Mat)

Dewan Penguji

Penguji I	**Penguji II**
Aris Fanani, M.Kom	**Dian C Rini Novitasari, M.Kom**
NIP. 198701272014031002	**NIP. 198511242014032001**
Penguji III	**Penguji IV**
Dr. Moh Hafiyusholeh, M.Si	**Nurissaidah Ulinnuha, M. Kom**
NIP. 198002042014031001	**NIP. 199011022014032004**

Mengesahkan
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya

Dr. Eni Purwati, M.Ag
NIP. 196512211990022001

KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN
Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : MUJAHID ABDUL RAHMAN
NIM : H92219027
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA
E-mail address : mujahid.arahman@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :
☑ Sekripsi ☐ Tesis ☐ Desertasi ☐ Lain-lain (.....)
yang berjudul :

SISTEM DETEKSI DINI KANKER PAYUDARA PADA CITRA MAMMOGRAM MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara ***fulltext*** untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 19 FEBRUARI 2019

Penulis

(MUJAHID ABDUL RAHMAN)

SISTEM DETEKSI DINI KANKER PAYUDARA PADA CITRA *MAMMOGRAM* MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

ABSTRAK

Kanker payudara merupakan penyakit yang mematikan, tidak hanya terjadi pada wanita namun pria juga dapat terkena penyakit ini. Seseorang bisa rentan terkena penyakit kanker payudara seiring bertambahnya usia, baik disebabkan karena pola hidup yang kurang sehat atau bahkan karena keturunan. Oleh karenanya, perlu ada pencegahan sejak dini dengan cara mendeteksi adanya kanker. Pada penelitian ini dilakukan deteksi kanker payudara menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) karena pada beberapa penelitian, metode ini memiliki akurasi yang sangat bagus. Citra yang digunakan adalah citra *mammogram* yang sebelumnya dilakukan pre-*processing* untuk memperbaiki kualitas citra. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra *mammogram* yang diambil dari *Mammographic Image Analysis Society* (MIAS) tahun 2011. Jumlah data sebanyak 322 data citra yang berukuran 1024 x 1024. Untuk mendapatkan hasil akurasi yang terbaik dilakukan 3 kali uji coba model. Model ini berasal dari modifikasi *layer*. Dari hasil uji coba diperoleh model terbaik pada uji coba model ke-1 dengan $K = 5$. Berdasarkan evaluasi yang diperoleh pada data *testing* dengan terdapat 3 output hasil klasifikasi yaitu payudara normal, *benign*, dan *malignan*, didapatkan akurasi sebesar 84,38%, sensitivitas 62,50%, spesifisitas 91,67%, dan presisi 71,43%.

Kata Kunci*: Citra Mammogram, Convolutional Neural Network* (CNN), *Kanker Payudara*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

EARLY BREAST CANCER DETECTION SYSTEM ON MAMMOGRAM IMAGES USING THE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK METHOD (CNN)

ABSTRACT

Breast cancer is a deadly disease, not only in women but men can also get this disease. A person can be susceptible to breast cancer with age, both due to a lifestyle that is less healthy or even due to offspring. Therefore, there must be early prevention by detecting cancer. In this study breast cancer detection was done using the Convolutional Neural Network (CNN) method because in some studies, this method had very good accuracy. The image used is a mammogram image that was previously pre-processed to improve image quality. The data used in this study are mammogram image data taken from the 2011 Mammographic Image Analysis Society (MIAS). The amount of data is 322 image data measuring 1024 x 1024. To obtain the best accuracy results, 3 model trials were conducted. This model comes from layer modification. From the results of the trial, the best model was obtained in the first model trial with K = 5. Based on the evaluation obtained from the testing data with 3 output classifications, namely normal, benign, and malignant breast, the accuracy was 84.38%, sensitivity 62.50%, specificity 91.67%, and precision 71.43%.

Keywords *: Mammogram Images, Convolutional Neural Network* (CNN), *Breast Cancer*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR ISI

ABSTRAK ..... **v**
ABSTRACT ..... **vi**
DAFTAR ISI ..... **vii**
DAFTAR TABEL ..... **ix**
DAFTAR GAMBAR ..... **x**
BAB I PENDAHULUAN **1**
A. Latar Belakang 1
B. Rumusan Masalah 6
C. Tujuan Penelitian 6
D. Batasan Masalah 7
E. Manfaat Penelitian 7
F. Sistematika Penulisan 8
BAB II TINJAUAN PUSTAKA **10**
A. Kanker 10
B. Kanker Payudara 12
C. Citra Mammogram 14
D. *Convolutional Neural Network* (CNN) 16
1. *Feature extraction* 17
2. *Classification* 21
E. Pengukuran Keakuratan Hasil Klasifikasi 26
1. Akurasi 27
2. Sensitivitas dan Spesifisitas 27
3. Presisi 27
F. *K-Fold Cross Validation* 28
BAB III METODE PENELITIAN **30**
A. Jenis Penelitian 30
B. Perancangan Sistem 30
1. Pengumpulan Data 31
2. Pre-Processing 31
3. *K-Fold Cross Validation* 32
4. Training 32

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

5. Testing 33
6. Analisis Hasil 34
C. Rancangan Uji Coba 34
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 36
A. Pre-processing Data 36
B. Contoh Perhitungan CNN Menggunakan Sampel Citra *Mammogram* 37
C. Perancangan Model CNN 42
1. Uji Coba Model 1 43
2. Uji Coba Model 2 44
3. Uji Coba Model 3 45
D. Penentuan Model Terbaik 46
E. Hasil *Testing* 47
BAB V PENUTUP 51
A. SIMPULAN 51
B. SARAN 52
DAFTAR PUSTAKA 53

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 *Confution Matrix*.....26
Tabel 2.2 Contoh Pembagian Data 29
Tabel 3.1 Rancangan Uji Coba 34
Tabel 4.1 Perbandingan Akurasi Uji Coba Model 47
Tabel 4.2 Sampel Hasil Klasifikasi Menggunakan CNN.....48

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Persentase Kasus Baru dan Kematian Akibat Kanker 13
Gambar 2.2 Citra *Mammogram* Payudara 15
Gambar 2.3 Arsitektur CNN 17
Gambar 2.4 *Convolutional Layer* 20
Gambar 2.5 *Pooling Layer* 21
Gambar 3.1 Perancangan Sistem 30
Gambar 3.2 (a) Citra *mammogram* untuk payudara normal, (b) tumor jinak (*benign*), (c) tumor ganas (*malignan*) 31
Gambar 3.3 *Training* 32
Gambar 3.4 *Testing* 33
Gambar 4.1 a) Citra Awal b) Citra Hasil *Cropping* 36
Gambar 4.2 Sampel Citra *Mammogram* 37
Gambar 4.3 Sampel Matriks input 16 x 16 37
Gambar 4.4 Matriks bobot *filter* 38
Gambar 4.5 Matriks *filter* ukuran 3 × 3 38
Gambar 4.6 Matriks *filter* yang bergeser 1 kali 39
Gambar 4.7 Matriks hasil *convolutional* 40
Gambar 4.8 Matriks hasil ReLU 41
Gambar 4.9 Matriks hasil *pooling* 41
Gambar 4.10 Alur Uji Coba Model 1 43
Gambar 4.11 Hasil *Training* Uji Coba 1 44
Gambar 4.12 Alur Uji Coba Model 2 44
Gambar 4.13 Hasil *Training* Uji Coba 2 45
Gambar 4.14 Hasil *Training* Uji Coba 3 46
Gambar 4.15 Hasil *Training* Uji Coba 4 46

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Sel kanker secara umum didefinisikan sebagai sel yang tidak normal, perkembangannya cepat dan tak terkendali. Jutaan manusia mati disebabkan oleh kanker. Beberapa jenis kanker yang menyebabkan kematian terbesar setiap tahunnya adalah kanker hati, paru, kolorektal, perut, dan kanker payudara. Bagi wanita, kanker payudara merupakan kasus baru tertinggi yaitu sebesar 43,3% dengan persentase kematian akibat kanker payudara ini sebesar 12,9% (InfoDATIN, 2015). Namun kanker payudara tidak hanya menyerang wanita, akan tetapi juga terdapat pria yang menderita penyakit ini walaupun hanya dalam persentase kecil.

Kanker payudara bisa menyerang siapa saja, risiko kanker ini akan semakin meningkat seiring dengan bertambahnya usia seseorang. Jika terdapat keturunan baik orang tua maupun kerabat yang pernah menderita kanker payudara maka seseorang akan lebih memungkinkan terkena penyakit ini. Pola makan serta gaya hidup yang kurang sehat juga menjadi salah satu faktor. Selain itu siklus mentruasi pada wanita yang mengalami menstruasi pertama sebelum usia 12 tahun atau wanita yang mengalami menopause setelah usia 55 tahun mempunyai faktor risiko yang lebih tinggi (InfoDATIN, 2015).

Melihat banyaknya kasus kanker payudara tersebut, perlu adanya pencegahan dini yang mampu menekan angka penderita kanker payudara. Dalam Islam juga

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dianjurkan untuk menjaga kesehatan, seperti hadis dari Ibnu ‘Abbas *radhiyallahu’anhuma*, Rasulullah *shallallah’alaihi wa sallam* pernah menasehati seseorang : “Manfaatkanlah lima perkara sebelum lima perkara, waktu mudamu sebelum datang waktu tuamu, waktu sehatmu sebelum datang waktu sakitmu, waktu kayamu sebelum datang waktu miskinmu, waktu luangmu sebelum datang waktu sempitmu, waktu hidupmu sebelum datang waktu matimu”. (HR. Al Hakim dalam kitab Al Mustadrok. Al Hakim mengatakan bahwa hadist ini shahih sesuai syarat Bukhari Muslim namun keduanya tidak mengeluarkannya).

Dari hadist yang telah dijelaskan di atas, dapat disimpulkan bahwa pencegahan secara dini lebih baik untuk dilakukan dari pada harus menunggu sakit barulah melakukan pengobatan. Tak jarang seseorang menghabiskan banyak biaya untuk berobat ke rumah sakit. Dalam kasus kanker payudara, hal sederhana yang mampu dilakukan dengan mudah adalah periksa payudara sendiri (SADARI). Sikap ini perlu dilakukan untuk mendeteksi apakah terdapat benjolan maupun perubahan lain di sekitar area payudara yang menyebabkan kanker. Walaupun kondisi pencegahan tersebut sangat mudah dilakukan, namun tidak banyak orang memiliki pengetahuan tentang SADARI dan mempraktekkannya.

Sebuah penelitian kuantitatif yang dilakukan oleh Sinaga dan Ardayani (2016) terhadap 100 remaja putri di sebuah sekolah SMA menunjukkan bahwa persentase yang memiliki pengetahuan baik terhadap SADARI hanya sebesar 10%, dengan pengetahuan cukup sebesar 13%, sedangkan persentase remaja putri yang memiliki pengetahuan kurang yaitu sebesar 77%. Persentase pengetahuan kurang yang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

terbilang cukup tinggi tersebut diharapkan mampu diimbangi dengan pelayanan dari pihak dinas terkait (Sinaga & Ardayani, 2016).

Pelayanan bagi masyarakat untuk melakukan pemeriksaan payudara yaitu dengan cara pemeriksaan payudara secara klinis (SADANIS) atau yang biasa disebut dengan *Clinical Breast Examination* (CBE) . Dalam proses pemeriksaan ini terdapat beberapa tahapan yaitu dimulai dari persiapan klien dan petugas, setelah itu tempat dan peralatan yang digunakan harus disediakan, selanjutnya ialah tahap pelaksanaan yang berupa pemeriksaan inspeksi dan palpasi, serta yang terakhir ialah penilaian atau memberikan kesimpulan tentang hasil pemeriksaan yang telah dilakukan (Wahidin, 2015).

Penelitian Sudarmi dan Nurchairina (2017) dengan melakukan observasi atau pengamatan langsung proses SADARIS yang dilakukan oleh petugas terlatih, 75% proses yang dilakukan sudah sesuai dengan standar namun masih terdapat 25% yang tidak sesuai dengan standar. Pengamatan yang dilakukan dimulai dari tahap persiapan hingga tahap kesimpulan pemeriksaan. Dengan adanya kondisi tersebut dan melihat bahwa sekarang ini merupakan era modern, perlu adanya alat atau sistem yang bisa digunakan dalam proses pemeriksaan kanker payudara dengan baik. Selain itu juga dapat mengurangi atau memangkas tahap pemeriksaan yang terlalu panjang, mudah untuk dilakukan, dan sesuai dengan standar pemeriksaan (Sudarmi & Nurchairina, 2017).

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk pembuatan sistem yang bisa membantu dalam proses pemeriksaan atau deteksi penyakit kanker payudara.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Penelitian oleh Kadek dan I Made dilakukan menggunakan data citra *mammogram* yang diklasifikasikan secara visual menggunakan metode segmentasi K-Means ke dalam computer, *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) sebagai ekstraksi fitur dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai metode yang digunakan dalam proses klasifikasi. Hasil ekstraksi fitur yang diperoleh akan digunakan sebagai masukan pada proses klasifikasi citra *mammogram* yang normal dan tidak normal. Pembuatan aplikasi dengan menggunakan metode ini menghasilkan akurasi sebesar 80% (Setiawan & Putra, 2018).

Penelitian lain oleh Amaliah dan Puspita (2018) yang membuat sistem dalam mendeteksi lokasi adanya tumor atau kanker payudara memperoleh tingkat akurasi sebesar 88%. Data yang digunakan untuk proses deteksi ini menggunakan citra *mammogram* dengan metode pengolahan data gabungan dari algoritma morfologi dan *multilevel threshold*. Diperoleh 2 citra dari hasil segmentasi yaitu citra *gray* yang menjadi masukan dalam proses ekstraksi menggunakan GLCM dan citra RGB yang digunakan dalam proses penentuan lokasi adanya tumor atau kanker (Amaliah & Puspita, 2018).

Levy dan Jain (2016) melakukan penelitian menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN), untuk klasifikasi kanker payudara pada citra *mammogram*. Dengan mengunakan inputan berukuran 224 x 224 x 3, terdiri dari 3 *convolutional layer* berukuran 3 x 3, *batch norm, ReLU,* dan *max pooling* untuk ektraksi fiturnya. Sedangkan untuk klasifikasinya menggunakan 3 *fully connected layer* yang masing-masing berukuran 128, 64, dan 2. Pada layer terakhir digunakan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

fungsi aktifasi *soft-max* sehingga diperoleh akurasi yang cukup tinggi yaitu sebesar 90% (Levy & Jain, 2016).

Berdasarkan beberapa penelitian diatas yang pernah dilakukan pada data citra *mammogram* menunjukkan bahwa CNN memiliki tingkat akurasi yang lebih baik. Hal ini dikarenakan CNN memiliki kelebihan dibandingkan neural network yang lain, yaitu dapat mengklasifikasikan inputan baru yang letak atau posisinya diluar dari posisi yang ada dalam data training sedangkan tidak dapat diklasifikasi dengan baik oleh neural network yang lain. Hal ini dapat diklasifikasi dengan baik oleh CNN karena CNN dapat membagi matriks input kedalam bagian-bagian yang sangat kecil sehingga klasifikasi yang dihasilkan cukup akurat dan mendetail (Tobias, Ducournau, Rousseau, Mercier, & Fablet, 2016).

Dari penjelasan diatas, penulis mencoba mengaplikasikan CNN sebagai metode dalam ekstraksi fitur (*feature extraction*) dan untuk proses klasifikasinya (*classification*), dengan menggunakan citra *mammogram* kanker payudara. Sebelum menggunakan metode CNN, data citra tersebut akan dilakukan pre-*processing* untuk memperbaiki kualitas citra. Pada proses *feature extraction* akan terdapat 2 layer yaitu *convolutional layer* dan *pooling layer* yang akan diulang sebanyak 2 kali. Sebelum hasil dari *feature extraction* digunakan sebagai inputan dalam proses klasifikasi, terdapat adanya *flatten* yaitu untuk mengubah matriks 2 dimensi menjadi matriks kolom yang digunakan pada proses pelatihan dan pengujian. Pada akhir penelitian akan dilakukan pengecekan atau validasi kinerja dari klasifikator untuk mengetahui tingkat keakuratannya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Berdasarkan kondisi yang telah dipaparkan, maka penulis akan melakukan penelitian dengan judul "**Sistem Deteksi Dini Kanker Payudara Pada Citra *Mammogram* Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN)".** Hasil dari penelitian ini diharapkan mendapatkan model terbaik dari *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasi citra *mammogram*. Klasifikasi kanker payudara dilakukan dengan menghasilkan 3 kategori yaitu normal, tumor jinak (*benign*), dan tumor ganas (*malignan*). Selain itu juga diharapkan mampu membantu dalam proses deteksi penyakit kanker payudara dengan akurat dan mendetail.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan permasalahan yang terdapat pada latar belakang maka pada penelitian ini terdapat beberapa rumusan masalah :

1. Bagaimana hasil ekstraksi fitur dari *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasi kanker payudara pada citra *mammogram*?
2. Bagaimana model terbaik dan hasil dari klasifikasi kanker payudara pada citra *mammogram* menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN)?

C. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang ada, tujuan dalam penelitian ini adalah :

1. Mendapatkan hasil ekstraksi fitur dari *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasi kanker payudara pada citra *mammogram*.
2. Mendapatkan model terbaik dan hasil dari klasifikasi kanker payudara pada citra *mammogram* menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

D. Batasan Masalah

Mengingat ruang lingkup permasalahan yang begitu luas, maka pada penelitian ini terdapat beberapa batasan masalah agar pembahasan yang akan dilakukan bisa terfokus. Diantaranya adalah:

1. Data yang digunakan adalah data citra *mammogram* yang diambil dari *Mammographic Image Analysis Society* (MIAS) sebanyak 322 (209 normal, 61 tumor jinak, dan 52 tumor ganas).
2. Terdapat proses *cropping* dikarenakan ukuran data terlalu besar yaitu 1024x1024.
3. Deteksi kanker payudara dibagi menjadi 3 kategori yaitu normal, tumor jinak (*benign*), dan tumor ganas (*malignan*).
4. Penelitian ini menggunakan computer dengan spesifikasi *processor* intel core i5, RAM 4GB, VGA intel HD 2GB.

E. Manfaat Penelitian

Manfaat bagi peneliti :

1. Dapat menambah wawasan dan ilmu pengetahuan tentang suatu masalah dan penyelesaiannya
2. Dapat mengetahui sistem kerja metode yang digunakan dalam penelitian

Manfaat bagi Akademik :

1. Bisa digunakan sebagai referensi untuk pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi kedepannya.
2. Sebagai bahan kajian dalam pembelajaran metode CNN.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Manfaat bagi bidang kedokteran:

1. Membantu mengambil keputusan untuk mendiagnosa pasien.
2. Menambah pengetahuan tentang sistem deteksi kanker menggunakan teknologi komputer.

Manfaat Secara Teoritis :

1. Memahami metode *K-Fold Cross Vaalidation* yang digunakan untuk membagi data menjadi *training* dan *testing.*
2. Memahami metode CNN yang dapat digunakan untuk mengekstraksi fitur dari sebuah citra *mammogram* payudara serta mengklasifikasinya menjadi 3 kategori yaitu payudara normal, *benign,* dan *malignan.*

F. Sistematika Penulisan

Penyusunan sistematika penulisan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

Bab I Pendahuluan, berisi tentang penjelasan mengenai latar belakang penelitian, rumusan permasalahan, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan.

Bab II Landasan Teori, berisi tentang teori-teori mengenai kanker, kanker payudara, metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk ektraksi fitur dan klasifikasi.

Bab III Metode Penelitian, berisi tentang gambaran dan penjelasan mengenai jenis penelitian, waktu penelitian, pengumpulan data data, analisis data, pengujian, dan evaluasi

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Bab IV Hasil dan Pembahasan, berisi tentang proses serta hasil pembentukan model dalam ektraksi fitur. Terdapat pula proses pelatihan dan pengujian untuk klasifikasi kanker payudara menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) pada citra *mammogram*.

Bab V Penutup, Bab terakhir ini berisi tentang kesimpulan yang didapatkan berdasarkan penelitian sistem deteksi dini kanker payudara yang telah dikerjakan. Selain itu diberikan saran-saran yang dapat membantu untuk pelaksanaan penelitian selanjutnya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Kanker

Kanker merupakan sebuah penyakit yang terjadi akibat adanya sebagai sel yang tidak normal serta perkembangannya cepat dan tak terkendali yang berubah menjadi sebuah sel kanker. Bagi masyarakat luas kanker merupakan penyakit mematikan yang sangat mengerikan. Di seluruh dunia, salah satu penyebab kematian terbesar atau utama adalah penyakit kanker. Data Kanker tahunan pada tahun 2012 yang berjumlah 14 juta diperkirakan akan meningkat menjadi 22 juta dalam waktu dua dekade berikutnya (InfoDATIN, 2015).

Terdapat beberapa jenis kanker yang ada dalam tubuh manusia. Berdasarkan organ tubuh yang diserang dan sel penyebab awalnya, kanker dibagi menjadi beberapa jenis diantaranya (Pertama, 2011):

1. Karsinoma

   Karsinoma adalah jenis kanker yang berasal dari sel yang melapisi permukaan tubuh atau permukaan saluran tubuh. Yang termasuk dalam jenis kanker ini yaitu jaringan seperti sel kulit, ovarium, testis, sel melamin, kelenjar mucus, payudara, kolon, leher Rahim, lambung, rectum, esofagus, dan pankreas.

2. Limfoma

   Limfoma merupakan jenis kanker yang berasal dari jaringan yang membentuk darah dan tidak membentuk massa tumor, diantaranya meliputi

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

leukemia, jaringan limfe, limfa, lacteal, berbagai kelenjar limfe, timus, dan sumsung tulang.

3. Sarkoma

   Sarkoma ialah jenis kanker yang diakibatkan oleh rusaknya jaringan penunjang berada dipermukaan tubuh. Beberapa yang termasuk dalam jenis kanker ini yaitu jaringan ikat, sel-sel yang ditemukan di otot dan di tulang

4. Glioma

   Glioma merupaka jenis kanker yang berasal dari susunan saraf, seperti sel-sel glia (jaringan penunjang) di dalam susunan saraf pusat.

5. Karsinoma *in situ*

   Karsinoma *in situ* adalah sebuah istilah yang dipakai untuk menjelaskan sel epitel abnormal yang keberadaannya masih terbatas di daerah tertentu sehingga jenis kanker ini masih dianggap sebagai sebuah kelainan atau luka yang belum menyebar (*lesi prainvasif*).

Penyebab munculnya kanker terkadang tidak bisa diketahui secara pasti, karena terdapat beberapa faktor yang bisa menyebabkan seseorang berisiko terkena kanker. Faktor-faktor tersebut meliputi faktor keturunan baik dari orang tua kandung maupun dari saudara. Faktor genetik ini menyababkan seseorang memiliki risiko lebih besar. Selain itu faktor lingkungan yang kurang sehat juga akan mengundang resiko seperti merokok, radikal bebas, makanan yang dikonsumsi. Faktor lain bisa dikarenakan adanya virus, infeksi, dan gangguan keseimbangan hormonal (Pertama, 2011).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Penyakit kanker masih mempunyai peluang cukup tinggi untuk dicegah, dengan melakukan perubahan terhadap faktor risiko tentang perilaku serta pola makan yang menyebabkan terjadinya penyakit kanker. Penanganan yang lebih baik bisa dilakukan apabila sudah mengetahui atau mendeteksi adanya kanker sejak dini. Oleh karena itu, upaya pencegahan kanker sejak dini perlu untuk dilakukan. Untuk menentukan langkah-langkah apa saja yang perlu dilakukan dalam proses pencegahan dan proses deteksi dini adanya kanker perlu adanya upaya dalam meningkatkan kesadaran bagi masyarakat untuk mengenali gejalanya.

B. Kanker Payudara

Payudara merupakan organ tubuh yang terdiri atas jaringan kelenjar meliputi jaringan kelenjar susu, lemak, dan jaringan ikat. Namun apabila sel-sel yang berada pada kelenjar susu mengalami pembelahan diri dan berkembang secara cepat dan tidak terkendali, maka sel-sel tersebut dapat berkembang menjadi sebuah tumor jinak atau tumor ganas (Anggorowati, 2013). Kanker payudara banyak ditemukan atau terjadi pada wanita, namun beberapa pria juga menderita penyakit ini. Secara umum kanker ini akan berisiko tinggi seiring dengan bertambahnnya usia. Beberapa faktor eksternal juga sangat berpengaruh sebagai penyebab terjadinya kanker seperti pola makan, pengggunaan obat, serta perilaku atau gaya hidup.

Kematian akibat kanker payudara merupakan sebuah penyumbang tertinggi angka kematian yang diakibatkan oleh kejadian kanker (Suarni, Keloko, & Purba, 2017). Sedangkan penyakit kanker memang merupakan salah satu penyakit yang menyebabkan kematian utama di seluruh dunia.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Gambar 2.1 Persentase Kasus Baru dan Kematian Akibat Kanker (Sumber: GLOBOCAN, IARC, 2012)

Data pada Gambar 2.1 menunjukkan bahwa kanker payudara pada perempuan memiliki persentase tertinggi dalam kategori kasus baru (setelah dikontrol oleh umur) dibandingkan dengan jenis kanker lain yaitu sebesar 43,3% dan juga penyebab kematian tertinggi sebesar 12,9%. Dapat dianalisa bahwa persentase kasus baru kanker payudara dibandingkan persentase kematiannya memiliki perbandingan yang cukup jauh, sehingga dapat disimpulkan bahwa jika penyakit ini dapat dideteksi dengan baik maka kemungkinan penderita bisa sembuh akan cukup tinggi.

Penelitian yang dilakukan oleh Ida Leida Maria dkk menunjukkan bahwa faktor-faktor dari gaya hidup (*life style*) yang berhubungan dengan kanker payudara meliputi obesitas, merokok aktif maupun pasif, sering mengkonsumsi lemak, dan stres. Kanker payudara terjadi pada wanita yang mengalami stress dan sering mengkonsumsi banyak lemak memiliki nilai probabilitas yang cukup besar yakni 65,3% (Maria, Sainal, & Nyorong, 2017). Oleh karena itu, disarankan bagi seorang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

wanita untuk lebih proaktif dalam penerapan hidup sehat dan tidak lupa untuk memeriksakan sejak dini tentang adanya kanker payudara.

Beberapa cara yang dapat dilakukan untuk menyelidiki dan mendeteksi (diagnosa) kanker payudara yaitu dengan memeriksa riwayat medis dan pemeriksaan fisik. Gejala-gejala berisiko terkena kanker payudara yang dapat dilakukan dengan pemeriksaan sendiri meliputi (InfoDATIN, 2015):

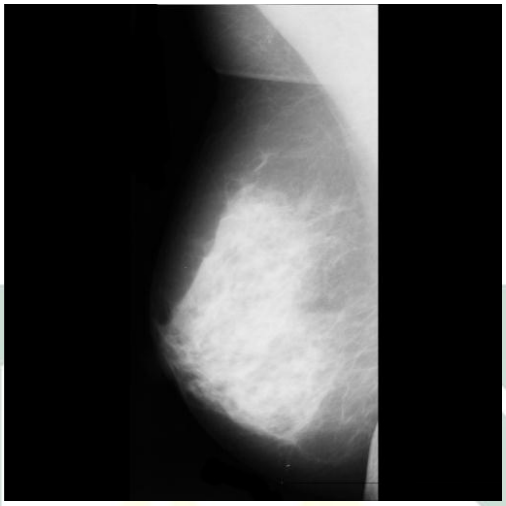
1. Payudara :
   - Benjolan dengan berbagai ukuran
   - Perubahan bentuk dan ukuran
   - Cerukan pada kulit
   - Tersumbatnya pembuluh vena atau bentuk kulit payudara seperti kulit jeruk
2. Puting Susu
   - Keluarnya cairan dengan bercak darah
   - Retraksi (putting masuk ke dalam payudara)
3. Ketiak
   - kelenjar getah bening bengkak

C. Citra Mammogram

Kanker payudara ialah penyakit kanker yang menyerang kelenjar air susu dan jaringan penunjang payudara. Untuk mengurangi risiko kanker payudara perlu adanya pemeriksaan secara dini, salah satu yaitu pemeriksaan secara medis (Dyanti & Suariyani, 2016). Pemeriksaan yang biasa dilakukan oleh dokter dalam kasus seperti ini yaitu menggunakan sinar X (*mammografi*) sebagai sumber cahaya dalam

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

menghasilkan citra. Hasil dari pemeriksaan *mammografi* disebut dengan citra *mammogram*, seperti pada Gambar 2.2 (Panigoro, et al., 2015).



Gambar 2.2 Citra *Mammogram* Payudara

Teknik pemeriksaan menggunakkan citra *mammogram* mampu menemukan adanya kanker yang masih kecil dan tidak bisa teraba secara langsung oleh pemeriksaan fisik (Ramli, 2015). Untuk standarisasi dalam penilaian dan melaporkan hasil *mammografi*, digunakan BIRADS yang telah dikembangkan oleh *American College of Radiology* yaitu terdapat tanda primer dan sekunder (Panigoro, et al., 2015).

Tanda primer :

1. Densitas yang semakin tinggi pada kanker
2. Batas kanker yang tidak teratur dikarenakan terdapat proses infiltrasi ke jaringan sekitarnya atau batas yang tidak jelas
3. Gambaran translusen di sekitar kanker
4. Gambaran sel stelata

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

5. Adanya bintik-bintik kecil kalsium yang berada di payudara (mikrokalsifikasi)
6. Ukuran radiologis lebih kecil dibandingkan ukuran klinis kanker

Tanda sekunder berupa :

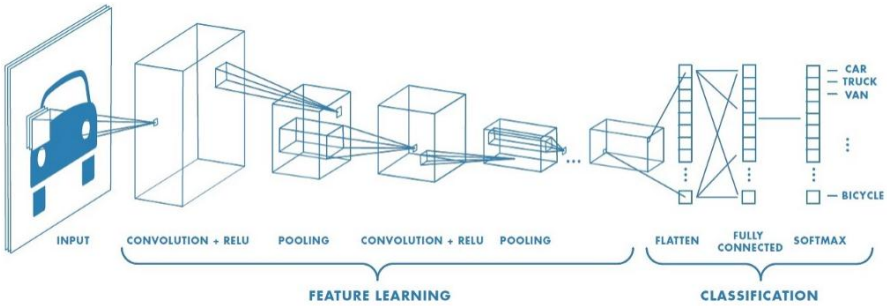
1. Penebalan kulit atau retraksi kulit
2. Vaskularisasi atau pembentukan pembuluh darah yang abnormal bertambah banyak
3. Posisi puting berubah
4. Kelenjar getah bening aksila (+)
5. Keadaan daerah kanker dan jaringan air susu (fibroglandular) yang tidak teratur
6. Kepadatan pada jaringan sub areolar (daerah sekitar puting berwarna gelap) yang berbentuk utas

D. *Convolutional Neural Network* (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah sebuah metode pengembangan dari Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang biasa digunakan untuk mengelola data citra. Metode CNN dapat digunakan untuk mendeteksi atau mengenali suatu object pada sebuah citra. Metode ini terdiri dari neuron yang memiliki bobot, bias, dan fungsi aktifasi seperti halnya Jaringan Sayaraf Tiruan (JST) yang lain. Sehingga dapat dikatakan bahwa CNN tidak jauh berbeda dengan JST yang lain seperti *Perceptron* maupun *Backpropagation* (Tobias, Ducournau, Rousseau, Mercier, & Fablet,

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2016). Seperti yang terlihat pada Gambar 2.3 bahwa arsitektur jaringan dari CNN secara garis besar dibagi menjadi 2 yaitu *feature extraction* dan *classification*.



Gambar 2.3 Arsitektur CNN (Sumber : Matlab)

1. *Feature extraction*

Feature extraction adalah layer yang berfungsi sebagai proses ekstraksi fitur dari sebuah citra. Dalam *feature extraction* terdapat 2 layer yaitu *convolutional layer* dan *pooling layer* (Kamencay, Benco, Mizdos, & Radil, 2017).

a. *Convolutional Layer*

Semua citra akan mengalami proses *convolutional layer*, dimana pada *layer* ini dilakukan proses ektraksi ciri. Di dalam proses ini terdapat filter, *stride*, dan *zero padding*.

Filter merupakan sebuah matriks hasil yang telah dipotong-potong menjadi bagian atau ukuran yang lebih kecil, dengan ukuran filternya yaitu n x n piksel. Pada *convolutional layer*, di setiap piksel yang berada dalam sebuah filter akan diberikan bobot secara random. Pada filter ini juga terdapat yang namanya operasi dot, yaitu proses perkalian antara

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

bobot dan matriks hasil dari setiap piksel. Setelah setiap piksel sudah dilakukan perkalian maka akan dijumlahkan sebagai fitur hasil (Zufar & Setiyono, 2016).

Stride adalah sebuah pergeseran jalannya filter. Sebuah filter bergeser 1 piksel ke arah kanan sampai tepi citra, setelah itu ganti bergeser 1 piksel ke arah bawah. Sedangkan *Zero padding* merupakan penambahan 1 piksel di seluruh tepi citra. Penambahan 1 *padding* berarti menambahkan angka 0 di setiap tepi atau sisi dari citra (gambar). Terdapat beberapa jenis penggunaan filter, *stride*, dan *zero padding* dalam *convolutional layer* meliputi (Dumoulin & Visin, 2018) :

1.) *No zero padding, unit stride*

No zero padding berarti tidak ada penambahan piksel di tepi citra dan *unit stride* artinya terdapat 1 pergeseran (*stride*). Untuk menentukan dimensi fitur hasil dari *convolutional layer*, bergantung pada ukuran dimensi matriks input dan dimensi matriks filter.

$$h = (i - r) + 1 \qquad (2.1)$$

Dimana :

h = dimensi fitur hasil dari *convolutional layer*

i = dimensi matriks input (n × n)

r = dimensi matriks filter (n × n)

2.) *Zero padding, unit stride*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Jika pada *convolutional layer* terdapat *zero padding* dan *unit stride* berarti terjadi penambahan angka 0 di setiap piksel pada semua sisi citra serta filter bergeser 1 langkah. Untuk menentukan dimensi fitur hasil menggunakan persamaan :

$$h = (i - r) + 2p + 1 \qquad (2.2)$$

dengan p adalah jumlah *padding*.

3.) *No zero padding, no unit stride*

No unit stride berarti pergerakannya (*stride*) tidak 1 atau lebih dari 1. Untuk menentukan dimensi fitur hasil tanpa *zero padding* dan *no unit stride* yaitu :

$$h = \left\lfloor \frac{i - r}{s} \right\rfloor + 1 \qquad (2.3)$$

Lambang $\lfloor x \rfloor$ berarti hasil operasinya dibulatkan ke bawah dan s adalah jumlah *stride*.

4.) *Zero padding, no unit stride*

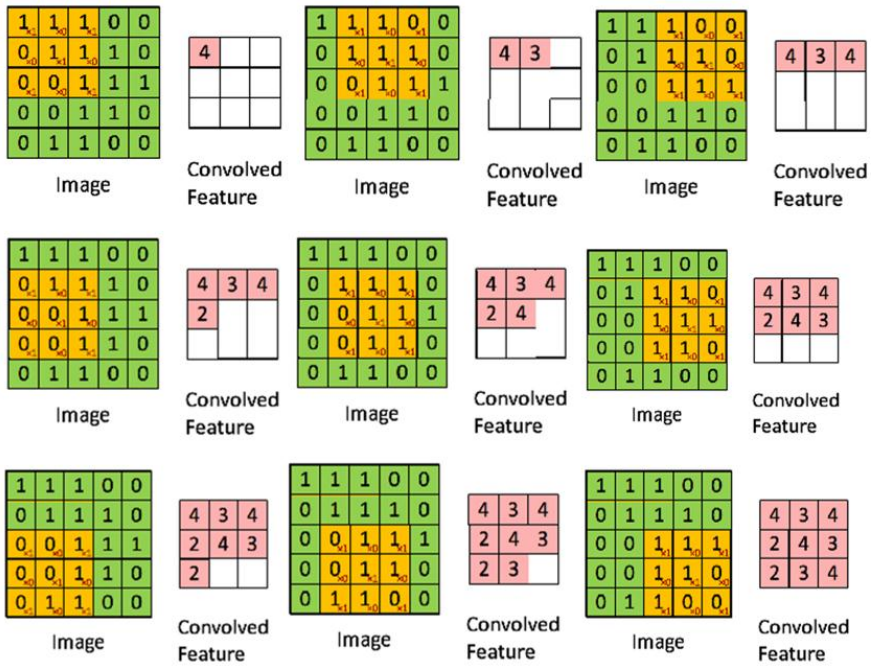
Untuk menentuksn dimensi fitur hasil dengan adanya *zero padding* dan *no unit stride* menggunakan persamaan :

$$h = \left\lfloor \frac{i + 2p - r}{s} \right\rfloor + 1 \qquad (2.4)$$

Gambar 2.4 merupakan gambaran dari proses berjalannya filter dengan 1 *stride* dan tanpa *zero padding.* Dengan dilakukannya operasi dot menggunakan persamaan (2.5).

$$C_{h,h} = f\left(\sum_{x=1}^{r} a_x * w_x + b\right) \qquad (2.5)$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 2.4 *Convolutional Layer*

Sumber : (Dumoulin & Visin, 2018)

Fungsi Aktifasi yang sering digunakan ialah *Rectified Linier Unit* (ReLU). Penggunaannya berada pada fitur hasil *convolutional layer* dan digunakan ketika operasi dot sudah dilakukan. Fungsi aktifasi ini digunakan untuk mengambil citra yang negatif, dengan persamaan (2.6):

$$f(x) = \max(0, x) \qquad (2.6)$$

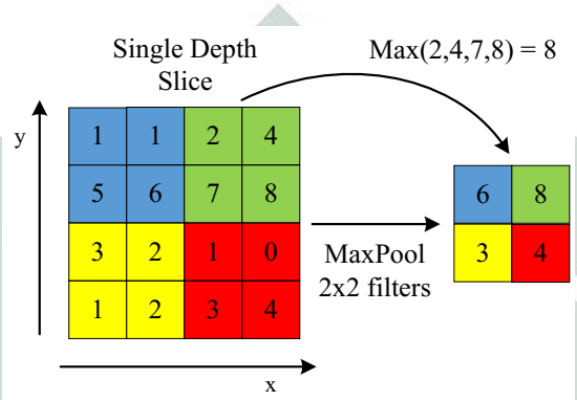
b. *Pooling Layer*

Pada proses *feature extraction* tahap *layer* yang kedua yaitu *pooling* atau biasa juga disebut dengan *down sampling*. Pada *layer* ini akan mengurangi atau menurunkan dimensi matriks. Terdapat 2 jenis fungsi yang terdapat dalam *pooling* yaitu *max* dan *mean* atau *average*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Contoh penerapan dengan *max pooling* ditunjukkan pada Gambar 2.5 (Zufar & Setiyono, 2016). Perhitungan untuk setiap *filter* pada *pooling layer* menggunakan *max pooling* yaitu seperti pada persamaan (2.7).

$$P = \max(x_1, x_2, \dots, x_n) \tag{2.7}$$



Gambar 2.5 *Pooling Layer*

Sumber : (Kamencay, Benco, Mizdos, & Radil, 2017)

c. *Flatten* atau *Reshape*

Flatten atau reshape adalah proses mengubah matriks hasil dari *pooling layer* n × n kedalam bentuk matriks n × 1. Hasil dari *flatten* ini yang akan digunakan sebagai inputan atau masukan dalam proses selanjutnya yaitu klasifikasi (Sena, 2017).

2. *Classification*

a. Forward Pass

Pada tahap *forward pass* hasil dari *convolutional* dengan *w* adalah bobot dan $a_{x,y}$ adalah matriks input, dapat dilihat pada persamaan (2.8).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$z_{x,y} = \sum_{l}\sum_{k} w_{l,k} a_{x-1,y-k} + b \qquad (2.8)$$

$$= w * a_{x,y} + b$$

Dimana l dan k adalah dimensi dari kernel, sedangkan b adalah bias.

$$a_{x,y} = h(z_{x,y}) \qquad (2.9)$$

Pada persamaan (2.9), $a_{x,y}$ berbeda dengan yang ada pada persamaan (2.8). Dimana pada persamaan (2.9), $a_{x,y}$ adalah sebagai hasil dari layer sebelumnya. Sedangkan pada persamaan (2.8), $a_{x,y}$ merupakan matriks input dari citra *mammogram*. Pada *fully connected neural nets* diasumsikan ℓ sebagai indeks matriks yang dituju, sehingga persamaan (2.8) dan (2.9) dapat ditulis kembali seperti pada persamaan (2.10) dan (2.11).

$$z_{x,y}(\ell) = \sum_{l}\sum_{k} w_{l,k}(\ell) a_{x-1,y-k}(\ell - 1) + b(\ell)$$

$$= w(\ell) * a_{x,y}(\ell - 1) + b(\ell) \qquad (2.10)$$

$$a_{x,y}(\ell) = h\left(z_{x,y}(\ell)\right) \qquad (2.11)$$

Untuk $\ell = 1, 2, 3, \dots, L_c$, dimana L_c adalah banyaknya *layer* pada *convolutional neural network*. Ketika $\ell = 1$, dan h adalah fungsi terhadap z.

$$a_{x,y}(0) = \{\text{nilai piksel pada citra input}\} \qquad (2.12)$$

Ketika $\ell = L_c$,

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$a_{x,y}(L_c) = \{$nilai dari banyaknya fitur $pooling\ layer$ terakhir$\}$ (2.13)

b. *Backpropagation*

Pada proses ini kita akan menghitung nilai eror serta memperbaiki bobot dan bias. Untuk mendapatkan persamaan yang akan digunakan dalam menghitung nilai eror digunakan persamaan (2.14). Dimana ∂E adalah perubahan nilai eror dan ∂z adalah perubahan nilai z.

$$\delta_{x,y}(\ell) = \frac{\partial E}{\partial z_{x,y}(\ell)} \tag{2.14}$$

Untuk mengaitkan dengan $\delta_{x,y}(\ell + 1)$, dapat digunakan *chain rule* sehingga diperoleh persamaan (2.15).

$$\delta_{x,y}(\ell) = \frac{\partial E}{\partial z_{x,y}(\ell)} = \sum_u \sum_v \frac{\partial E}{\partial z_{u,v}(\ell + 1)} \frac{\partial z_{u,v}(\ell + 1)}{\partial z_{x,y}(\ell)} \tag{2.15}$$

Dimana u dan v adalah dua variabel yang memungkinkan dari nilai z. Berdasarkan definisi pada persamaan (2.14), persamaan (2.15) dapat ditulis kembali menjadi persamaan (2.16).

$$\delta_{x,y}(\ell) = \frac{\partial E}{\partial z_{x,y}(\ell)} = \sum_u \sum_v \delta_{u,v}(\ell + 1) \frac{\partial z_{u,v}(\ell + 1)}{\partial z_{x,y}(\ell)} \tag{2.16}$$

Substitusikan persamaan (2.11) ke persamaan (2.10) dan gunakan hasil dari $z_{u,v}$ sehingga didapatkan persamaan (2.17).

$$\delta_{x,y}(\ell) = \sum_u \sum_v \delta_{u,v}(\ell + 1) \frac{\partial}{\partial z_{x,y}(\ell)} \left[\sum_l \sum_k w_{l,k}(\ell + 1) h\left(z_{u-l,v-k}(\ell)\right) + b(\ell + 1) \right] \tag{2.17}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Nilai dari turunan yang ada di dalam kurung siku adalah nol kecuali $u - l = x$ dan $v - k = y$. Akan tetapi ketika $u - l = x$ dan $v - k = y$, maka $l = u - x$ dan $k = v - y$. Sehingga persamaan (2.17) dapat ditulis menjadi persamaan (2.18).

$$\delta_{x,y}(\ell) = \sum_{u}\sum_{v} \delta_{u,v}(\ell + 1)\left[\sum_{u-x}\sum_{v-y} w_{u-x,v-y}(\ell + 1)h'\left(z_{x,y}(\ell)\right)\right] \qquad (2.18)$$

Apabila nilai $x, y, u,$ dan v tetap, maka $u - x$ dan $v - y$ konstan.

$$\delta_{x,y}(\ell) = \sum_{u}\sum_{v} \delta_{u,v}(\ell + 1)\, w_{u-x,v-y}(\ell + 1)h'\left(z_{x,y}(\ell)\right)$$

$$= h'\left(z_{x,y}(\ell)\right)\sum_{u}\sum_{v} \delta_{u,v}(\ell + 1)\, w_{u-x,v-y}(\ell + 1) \qquad (2.19)$$

Substitusikan persamaan (2.10) ke persamaan (2.19).

$$\delta_{x,y}(\ell) = h'\left(z_{x,y}(\ell)\right)\left[\delta_{x,y}(\ell + 1) * w_{-x,-y}(\ell + 1)\right] \qquad (2.20)$$

Rotasikan w sebesar $180°$ untuk menghilangkan negatif dari w yang diakibatkan oleh refleksi w terhadap kedua sumbu.

$$\delta_{x,y}(\ell) = h'\left(z_{x,y}(\ell)\right)\left[\delta_{x,y}(\ell + 1) * rot180\left(w_{x,y}(\ell + 1)\right)\right] \qquad (2.21)$$

Akan tetapi bobot tidak bergantung pada x dan y sehingga dapat ditulis kembali menjadi persamaan (2.22).

$$\delta_{x,y}(\ell) = h'\left(z_{x,y}(\ell)\right)\left[\delta_{x,y}(\ell + 1) * rot180\big(w(\ell + 1)\big)\right] \qquad (2.22)$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Untuk mendapatkan persamaan yang akan digunakan dalam menghitung nilai bobot dan bias yang baru, maka digunakan persamaan awal (2.23).

$$\frac{\partial E}{\partial w_{l,k}} = \sum_x \sum_y \frac{\partial E}{\partial z_{x,y}(\ell)} \frac{\partial z_{x,y}(\ell)}{\partial w_{l,k}(\ell)} \qquad (2.23)$$

$$= \sum_x \sum_y \delta_{x,y}(\ell) \frac{\partial z_{x,y}(\ell)}{\partial w_{l,k}(\ell)}$$

$$= \sum_x \sum_y \delta_{x,y}(\ell) \frac{\partial}{\partial w_{l,k}} \left[\sum_l \sum_k w_{l,k}(\ell) h\left(z_{x-l,y-k}(\ell-1)\right) + b(\ell) \right]$$

$$= \sum_x \sum_y \delta_{x,y}(\ell) h\left(z_{x-l,y-k}(\ell-1)\right)$$

$$= \sum_x \sum_y \delta_{x,y}(\ell) a_{x-l,y-k}(\ell-1)$$

Dengan proses yang sama seperti mencari persamaan (2.22), maka didapatkan persamaan (2.24).

$$\frac{\partial E}{\partial w_{l,k}} = \sum_x \sum_y \delta_{x,y}(\ell) a_{-(l-x),-(k-y)}(\ell-1) \qquad (2.24)$$

$$= \delta_{l,k}(\ell) * a_{-l,-k}(\ell-1)$$

$$= \delta_{l,k}(\ell) * rot180\big(a(\ell-1)\big)$$

Didapatkan persamaan (2.25) untuk menghitung bobot yang baru.

$$w_{l,k}(\ell) = w_{l,k}(\ell) - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_{l,k}} \qquad (2.25)$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$= w_{l,k}(\ell) - \alpha\delta_{l,k}(\ell) * rot180\big(a(\ell - 1)\big)$$

Didapatkan persamaan (2.26) untuk menghitung bias yang baru.

$$b(\ell) = b(\ell) - \alpha\frac{\partial E}{\partial b(\ell)} \qquad (2.26)$$

$$= b(\ell) - \alpha\sum_{x}\sum_{y}\delta_{x,y}(\ell)$$

E. Pengukuran Keakuratan Hasil Klasifikasi

Untuk melihat seberapa akurat suatu sistem dalam mealukakan klasifikasi data dengan benar, perlu dilakukan pengukuran atau pengecekan kinerja klasifikator. Tidak bisa dipungkuri bahwa kinerja sistem sebuah klasifikator tidak dapat bekerja 100% dengan benar. *Matrix confution* adalah tabel yang umum digunakan untuk mencatat atau mengukur hasil kerja klasifikator (Prasetyo, 2014).

Tabel 2.1 *Confution Matrix*

		Kelas Hasil Prediksi	
		Positif	Negatif
Data Asli	Positif	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Negatif	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Keterangan :

TP = Kanker payudara yang terdiagnosa tepat

TN = Payudara yang tidak terkena kanker yang terdiagnosa tepat

FP = Payudara yang tidak terkena kanker namun terdiagnosa terkena kanker

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

FN = Kanker payudara namun terdiagnosa tidak terkena kanker

Confution matrix pada Tabel 2.1 menunjukkan pengukuran hasil kerja klasifikator. Pada penelitian ini, evaluasi yang digunakan adalah akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan presisi.

1. Akurasi

Akurasi adalah kemampuan pengujian untuk mengidentifikasi jumlah data yang di klasifikasikan secara benar.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.27)$$

2. Sensitivitas dan Spesifisitas

Sensitivitas adalah kemampuan pengujian untuk mengidentifikasi hasil yang positif dari sejumlah data yang sebenarnya positif. Sedangkan spesifisitas adalah kemampuan pengujian untuk mengidentifikasi hasil yang negatif dari sejumlah data yang sebenarnya negatif.

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.28)$$

$$Spesifisitas = \frac{TN}{FP + TN} \quad (2.29)$$

3. Presisi

Presisi adalah kemampuan pengujian untuk mengidentifikasi hasil yang positif dari sejumlah data yang terdiagnosa positif oleh sistem.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2.30}$$

F. *K-Fold Cross Validation*

K-Fold Cross Validation adalah salah satu jenis metode yang digunakan untuk membagi data menjadi data *training* dan data *testing*. Dimana pada metode ini, setiap data memiliki kesempatan umtuk menjadi data *training* dan data *testing.* Kinerja dari metode ini adalah menentukan nilai K, yang mana nilai K tersebut akan membagi keseluruhan data menjadi set data yang sama. Setiap set data akan mengalami proses *training* sebanyak $K - 1$ kali dan mengalami tepat 1 kali proses *testing.* Berikut persamaan (2.31) merupakan cara untuk menentukan pembagian data (Prasetyo, 2014).

$$D = \frac{N}{K} \tag{2.31}$$

Keterangan :

D = Jumlah pembagian data

N = Banyaknya data

K = Jumlah set data

Contoh kasus :

Terdapat data yang berjumlah 10 yaitu 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, dan 10. Dimana k = 5, yang berarti set data dibagi menjadi 5 bagian yang sama besar. Dengan menggunakan persamaan (2.32) diperoleh :

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$D = \frac{10}{5} = 2$$

Pada contoh kasus tersebut, setiap set data berjumlah 2 dengan anggota-anggotanya dipilih secara random. Sebagai contoh untuk pembagian data *training* dan *testing* dapat dilihat pada Tabel 2.2. Sehingga dapat disimpulkan bahwa jumlah data *training* sebanyak 8 dan data *testing* sebanyak 2.

Tabel 2.2 Contoh Pembagian Data

$K = 5$	**Set Data-1**	**Set Data-2**	**Set Data-3**	**Set Data-4**	**Set Data-5**
K_1	1 dan 4	5 dan 6	2 dan 10	9 dan 8	7 dan 3
K_2	1 dan 4	5 dan 6	2 dan 10	9 dan 8	7 dan 3
K_3	1 dan 4	5 dan 6	2 dan 10	9 dan 8	7 dan 3
K_4	1 dan 4	5 dan 6	2 dan 10	9 dan 8	7 dan 3
K_5	1 dan 4	5 dan 6	2 dan 10	9 dan 8	7 dan 3

Keterangan :

= Data *Training*

= Data *Testing*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB III

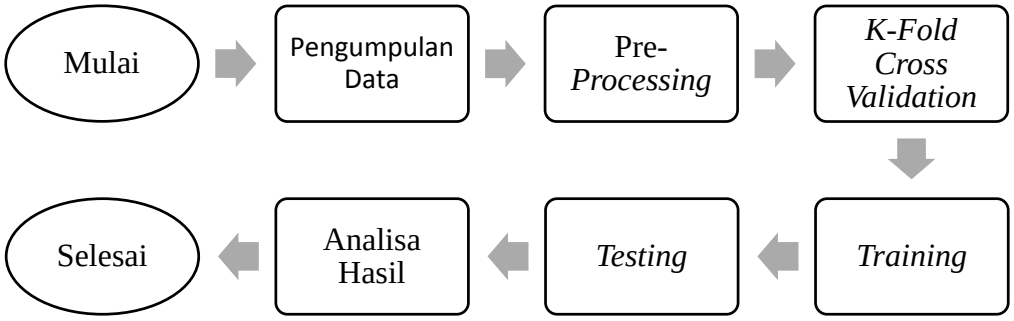
METODE PENELITIAN

A. Jenis Penelitian

Berdasarkan tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini maka penelitian ini digolongkan ke dalam jenis penelitian kuantitatif. Karena data penelitian yang digunakan ialah berbentuk angka atau numerik yang didapatkan dari hasil ektraksi fitur citra mammogram. Klasifikasi yang dilakukan dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) diharapkan mampu menjadi alternatif yang lebih cepat dan akurat untuk mendeteksi payudara normal, jinak (*benign*), dan ganas (*malignan*).

B. Perancangan Sistem

Perancangan sistem merupakan susunan langkah-langkah yang digunakan dalam membuat suatu sistem. Proses ini digunakan untuk mendesain sistem yang baik untuk deteksi kanker payudara. Perancangan sistem ini dimulai dari pengumpulan data hingga pada proses analisa hasil.



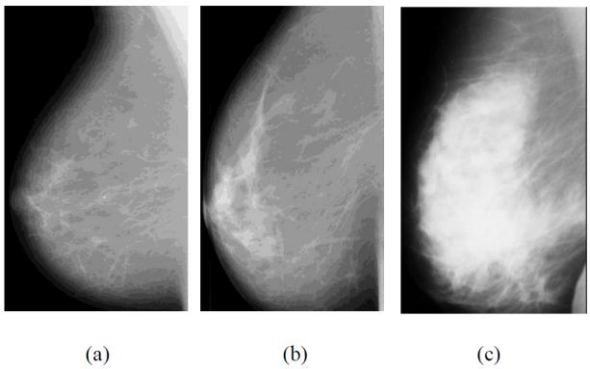
Gambar 3.1 Perancangan Sistem

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Dalam penelitian ini terdapat langkah-langkah yang dilakukan untuk merancang sistem deteksi kanker payudara. Perancangan sistem yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 3.1.

1. **Pengumpulan Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra *mammogram* yang diambil dari *Mammographic Image Analysis Society* (MIAS) tahun 2011. Jumlah data sebanyak 322 data citra yang berukuran 1024 x 1024. Citra *mammogram* ini terdapat 3 kategori yaitu citra payudara normal, tumor jinak (*benign*), dan tumor ganas (*malignan*). Adanya tumor atau kanker ditandai dengan warna putih yang mencolok pada area payudara seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 (a) Citra *mammogram* untuk payudara normal, (b) tumor jinak (*benign*), (c) tumor ganas (*malignan*)

2. **Pre-Processing**

Pre-processing dilakukan dengan 1 tahapan yaitu *cropping*. Proses ini dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra. *Cropping* merupakan proses pemotongan citra menjadi ukuran yang lebih kecil dan fokus pada objek.

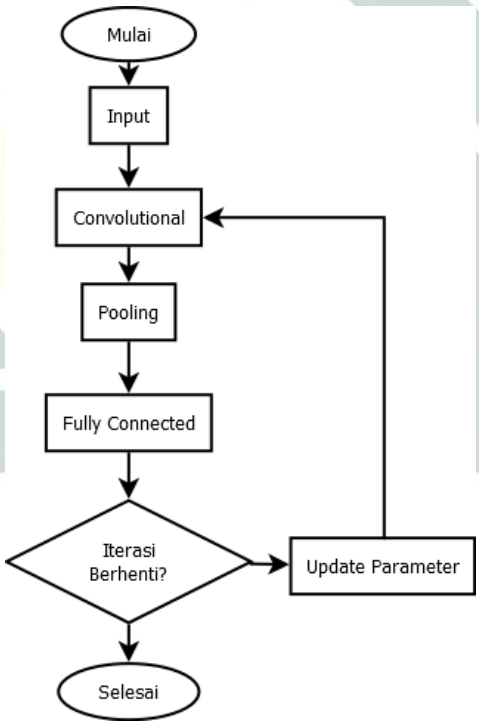
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3. *K-Fold Cross Validation*

K-Fold Cross Validatian merupakan metode untuk membagi data menjadi data *training* dan data *testing*. Pada penelitian ini digunakan $K = 5$, sehingga data yang berjumlah 322 dibagi menjadi 5 set data. Dimana 4 set data adalah sebagai data *training* dan 1 set data lainnya digunakan sebagai data *testing.*

4. Training

Untuk mendeteksi penyakit kanker payudara digunakan beberapa langkah pelatihan (*training)* dalam proses klasifikasinya.



Gambar 3.3 *Training*

Langkah-langkah dalam proses *training* dimulai dari proses ekstraksi fitur hingga didapatkannya output CNN yang mengklasifikasikan payudara yang normal, *benign*, dan *malignan* adalah sebagai berikut :

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

a) Inputkan data *training* citra *mammogram* payudara.

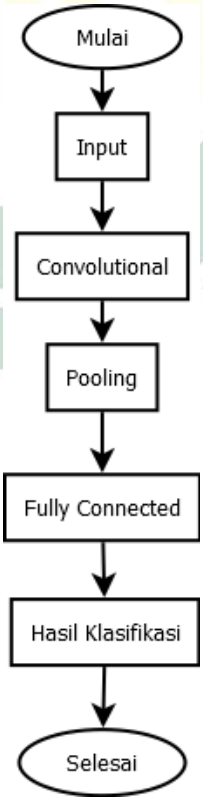
b) Semua citra yang telah diinputkan, pertama akan diekstraksi melalui *convolutional layer*, dimana didalamnya terdapat filter, *stride*, dan bisa ditambahkan *zero padding*. Operasi yang digunakan adalah operasi dot.

c) *Layer* kedua dalam ektraksi fitur yaitu *pooling layer*, pada *layer* ini fungsi yang akan digunakan adalah *max pooling*.

d) *Fully connected layer* digunakan untuk klasifikasi citra

e) Jika belum mancapai iterasi, maka dilakukan update parameter dan kembali ke proses ektraksi fitur. Proses akan selesai apabila sudah mencapai iterasi.

5. Testing



Gambar 3.4 *Testing*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Langkah-langkah untuk melakukan *testing* adalah sebagai berikut :

a) Input data yang digunakan untuk proses *testing.*

b) Ekstraksi fitur dengan model modifikasi *layer* terbaik.

c) *Fully connected layer* digunakan untuk klasifikasi citra.

d) Didapatkan hasil klasifikasi dari citra *mammogram* payudara.

6. Analisis Hasil

Hasil dari klasifikasi menggunakan metode CNN dianalisis dalam 3 kategori atau kelas yaitu payudara normal, *benign*, dan *malignan*. Evaluasi seberapa akurat sistem pada proses klasifikasi diukur menggunakan tingkat akurasi, sensitivitas, spesifitas, dan presisi.

C. Rancangan Uji Coba

Dilakukan beberapa uji coba dalam penentuan model terbaik untuk klasifikasi citra *mammogram* payudara. Dengan membagi data *training* dan *testing* menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* yang nilai $K = 5$, uji coba model dilakukan melalui modifikasi *layer* pada proses ekstraksi fitur. *Layer* yang akan dimodifikasi tersebut yaitu *convolutional layer* dan *pooling layer*. Berikut Tabel 3.1 merupakan rancangan dari 3 uji coba model yang dilakukan.

Tabel 3.1 Rancangan Uji Coba

No.	Uji Coba	Rangkaian Model
1.	Uji Coba 1	C-P-C-C-P-C
2.	Uji Coba 2	C-P-C-P-C-P
3.	Uji Coba 3	C-P-C-P-C-C

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Keterangan :

1. C-P-C-C-P-C : *convolutional layer – pooling layer - convolutional layer – convolutional layer – pooling layer - convolutional layer*
2. C-P-C-P-C-P : *convolutional layer – pooling layer - convolutional layer – pooling layer - convolutional layer – pooling layer*
3. C-P-C-P-C-C : *convolutional layer – pooling layer – convolutional layer – pooling layer – convolutional layer - convolutional layer*

Dari 3 model ini, akan dipilih model terbaik berdasarkan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan presisi yang paling tinggi. Model tersebut dapat menjadi pertimbangan untuk pengembangan CNN kedepannya dalam pengembangan sistem klasifikasi penyakit kanker payudara.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

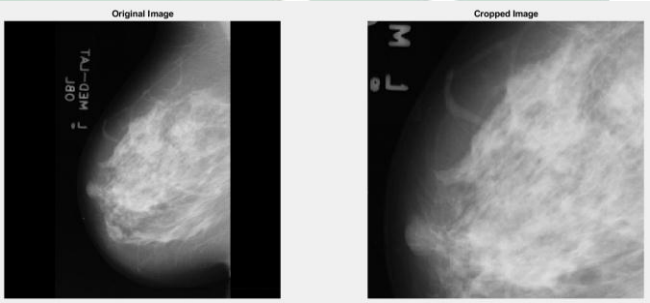
BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pre-processing Data

Tahap pertama pada penelitian ini adalah *pre-processing* data, yaitu proses yang dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra sebelum dilakukannya proses ektraksi fitur. Di tahap ini, citra yang diambil dari MIAS akan dipotong atau *crop*. Proses ini dilakukan karena data yang dimiliki berukuran cukup besar sehingga proses *cropping* cukup penting untuk memperkecil citra. Yang awalnya citra berukuran 1024 x 1024 dilakukan *cropping* dan difokuskan pada area payudara menjadi ukuran 256 x 256, dengan menggunakan fungsi *cropping* pada matlab yaitu: $o = imcrop(i, [x\ y\ 256\ 256])$, dimana x dan y merupakan titik koordinat pusat kanker.

Hasil *cropping* dapat dilihat pada Gambar 4.1 dengan menggunakan *syntax for* pada matlab untuk dilakukan perulangan proses *cropping* pada setiap data citra *mammogram.*

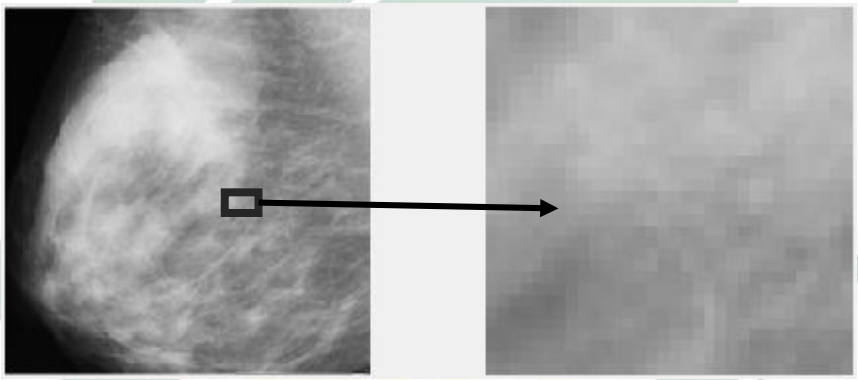


Gambar 4.1 Citra Awal dan Citra Hasil *Cropping*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

B. Contoh Perhitungan CNN Menggunakan Sampel Citra *Mammogram*

Citra yang digunakan pada penelitian ini untuk mengklasifikasi citra *mammogram* payudara memiliki ukuran 256 × 256 yang terbilang masih cukup besar untuk dilakukan perhitungan secara manual. Oleh karena itu, dalam melakukan contoh perhitungan akan digunakan sampel citra seperti pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Sampel Citra *Mammogram*

152	157	150	146	145	147	154	161	172	177	179	187	188	186	181	181
160	159	151	144	145	151	157	165	174	174	178	189	194	187	182	179
160	158	152	149	153	158	160	167	176	176	179	189	193	190	189	186
159	159	157	157	158	163	167	171	176	181	187	190	189	189	191	190
158	159	161	161	163	168	173	181	181	183	186	188	186	186	189	191
157	161	162	163	170	175	184	191	189	185	183	184	185	184	188	191
157	162	167	172	172	179	188	193	192	186	185	184	184	187	188	189
158	163	172	177	176	182	187	187	190	188	188	188	187	187	184	183
156	165	175	179	180	183	185	187	190	189	190	189	188	183	181	180
161	168	178	181	181	183	183	186	188	186	188	188	186	181	178	180
170	177	182	181	184	185	184	180	188	191	187	186	185	187	184	182
174	181	179	177	182	183	181	177	180	189	189	190	186	189	184	179
173	177	175	175	177	173	172	175	179	186	189	189	183	180	177	178
176	178	177	174	171	170	173	179	187	188	185	182	182	180	181	177
180	176	172	171	166	164	165	173	182	184	182	183	179	178	183	179
177	172	167	163	161	159	161	167	172	178	178	178	174	170	174	179

Gambar 4.3 Sampel Matriks input 16 x 16

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Sampel citra seperti pada Gambar 4.2 terdiri dari banyak piksel yang setiap pikselnya memiliki bobot tingkat keabuan. Gambar 4.3 merupakan matriks bobot dari piksel sampel citra input yang berukuran 16 x 16. Matriks tersebut akan dilakukan ektraksi dengan ukuran *filter* 3 x 3, 1 unit *stride* dan *no zero padding*.

Dengan menggunakan matriks bobot filter pada Gambar 4.4 yang diperoleh secara random, dilakukan operasi dot antara matriks *filter* dan matriks bobot *filter* dengan menggunakan persamaan (2.5). Untuk menentukan dimensi hasil dari operasi dot pada sampel ini digunakan persamaan (2.1) karena bergeser sebanyak 1 kali (*unit stride*) dan *no zero padding*. Nilai bias yang digunakan yaitu 1.

0	-1	0
0	1	0
-1	1	0

Gambar 4.4 Matriks bobot *filter*

Perhitungan dimensi matriks pada sampel citra dengan menggunakan persamaan (2.1) yakni sebagai berikut:

$$h = (i - r) + 1$$

$$h = (16 - 3) + 1$$

$$h = 13 + 1$$

$$h = 14$$

Dari Gambar 4.3 digunakan sebagai contoh untuk dilakukan operasi perhitungan yaitu dengan mengambil matriks 3×3 dari matriks 16×16.

152	157	150
160	159	151
160	158	152

Gambar 4.5 Matriks *filter* ukuran 3×3

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$C_{h,h} = f\left(\sum_{x=1}^{r} a_x * w_x + b\right)$$

$$C_{1,1} = (152 * 0 + 157 * (-1) + 150 * 0 + 160 * 0 + 159 * 1 + 151 * 0 + 160 * (-1) + 158 * 1 + 152 * 0) + 1$$

$$C_{1,1} = (0 - 157 + 0 + 0 + 159 + 0 - 160 + 158 + 0) + 1$$

$$C_{1,1} = 0 + 1$$

$$C_{1,1} = 1$$

Dengan perhitungan menggunakan persamaan yang sama yaitu persamaan (2.5) diperoleh sebagai berikut:

157	150	146
159	151	144
158	152	149

Gambar 4.6 Matriks *filter* yang bergeser 1 kali

$$C_{h,h} = f\left(\sum_{x=1}^{r} a_x * w_x + b\right)$$

$$C_{1,2} = (157 * 0 + 150 * (-1) + 146 * 0 + 159 * 0 + 151 * 1 + 144 * 0 + 158 * (-1) + 152 * 1 + 149 * 0) + 1$$

$$C_{1,2} = (0 - 150 + 0 + 0 + 151 + 0 - 158 + 152 + 0) + 1$$

$$C_{1,2} = (-5) + 1$$

$$C_{1,2} = -4$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Dengan cara yang sama seperti perhitungan di atas untuk setiap *filter* maka diperoleh matriks hasil *convolutional* seperti pada Gambar 4.7.

1	-4	-4	5	10	6	12	12	-2	3	13	11	-1	1
0	0	6	10	13	8	7	8	8	8	4	-1	4	10
3	8	9	8	11	13	13	1	8	12	4	-5	0	6
5	6	6	13	11	16	18	4	-1	-2	0	-1	-3	3
8	7	8	8	15	21	16	8	-3	-3	-4	0	2	1
7	15	15	2	11	10	3	7	0	3	1	-1	4	-2
11	16	10	6	7	2	-3	2	2	5	4	3	-4	-5
10	14	6	5	4	-1	4	3	0	5	2	0	-8	-5
11	9	2	5	2	-2	-4	7	1	-5	-1	-2	1	-5
17	3	-1	9	4	0	-9	4	15	0	0	-4	10	2
9	-4	-3	1	-5	-3	1	-3	6	6	5	-4	0	-2
-1	-4	-4	-7	-10	-5	5	8	-1	-2	-3	-2	-10	-5
-2	-1	-1	-10	-4	3	13	18	5	-5	-5	-4	0	10
-6	-9	-6	-6	-7	-5	1	1	3	-2	2	-6	-5	7

Gambar 4.7 Matriks hasil *convolutional*

Matriks hasil *convolutional* dikenakan fungsi aktifasi ReLU sehingga didapatkan matriks baru seperti pada Gambar 4.8. Dengan menggunakan persamaan (2.6) yang diterapkan pada matriks hasil *convolutional* baris pertama ialah sebagai berikut:

Matriks$_{1,1}$: $f(1) = \max(0,1) = 1$

Matriks$_{1,2}$: $f(-4) = \max(0,-4) = 0$

Matriks$_{1,3}$: $f(-4) = \max(0,-4) = 0$

Matriks$_{1,4}$: $f(5) = \max(0,5) = 5$

Matriks$_{1,5}$: $f(10) = \max(0,10) = 10$

Matriks$_{1,6}$: $f(6) = \max(0,6) = 6$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Matriks$_{1,7}$: $f(12) = \max(0,12) = 12$

Matriks$_{1,8}$: $f(12) = \max(0,12) = 12$

1	0	0	5	10	6	12	12	0	3	13	11	0	1
0	0	6	10	13	8	7	8	8	8	4	0	4	10
3	8	9	8	11	13	13	1	8	12	4	0	0	6
5	6	6	13	11	16	18	4	0	0	0	0	0	3
8	7	8	8	15	21	16	8	0	0	0	0	2	1
7	15	15	2	11	10	3	7	0	3	1	0	4	0
11	16	10	6	7	2	0	2	2	5	4	3	0	0
10	14	6	5	4	0	4	3	0	5	2	0	0	0
11	9	2	5	2	0	0	7	1	0	0	0	1	0
17	3	0	9	4	0	0	4	15	0	0	0	10	2
9	0	0	1	0	0	1	0	6	6	5	0	0	0
0	0	0	0	0	0	5	8	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	3	13	18	5	0	0	0	0	10
0	0	0	0	0	0	1	1	3	0	2	0	0	7

Gambar 4.8 Matriks hasil ReLU

Matriks hasil dari *convolutional* + ReLU akan masuk ke *layer* selanjutnya yaitu *pooling layer*. Berikut perhitungan pada *pooling layer* menggunakan operasi *max pooling* dengan menggunakan persamaan (2.7) sehingga didapatkan matriks hasil *pooling layer* pada Gambar 4.9.

1	10	13	12	8	13	10
8	13	16	18	12	4	6
15	15	21	16	3	1	4
16	10	7	4	5	4	0
17	9	4	7	15	0	10
9	1	0	8	6	5	0
0	0	3	18	5	2	10

Gambar 4.9 Matriks hasil *pooling*

$P_{1,1} = \max(1,0,0,0) = 1$

$P_{1,2} = \max(0,5,6,10) = 10$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$P_{1,3} = \max(10,6,13,8) = 13$

$P_{1,4} = \max(12,12,7,8) = 12$

$P_{1,5} = \max(0,3,8,8) = 8$

$P_{1,6} = \max(13,11,4,0) = 13$

$P_{1,7} = \max(0,1,4,10) = 10$

Gambar 4.9 merupakan matriks hasil dari proses ektraksi fitur. Sebelum masuk ke layer selanjutnya untuk proses klasifikasi, maka matriks tersebut akan melalui proses *flatten* sehingga didapatkan matriks 1 dimensi.

C. Perancangan Model CNN

Data yang telah melewati *pre-processing*, selanjutnya dilakukan proses *training*. Namun sebelumnya data citra perlu dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Untuk membagi data tersebut pada penelitian ini digunakan metode *K-Fold Cross Validation*. Dengan menggunakan metode ini, setiap data berkesempatan menjadi data *training* dan data *testing*. Nilai K yang digunakan adalah $K = 5$.

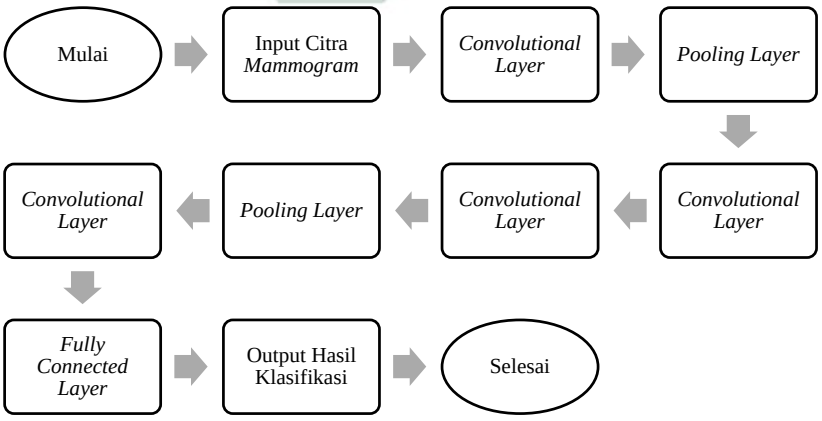
Selain penentuan nilai K, juga dilakukan modifikasi *layer* pada ekstraksi fitur. *Layer* yang akan dilakukan modifikasi yaitu *convolutional layer* dan *pooling layer*. Beberapa uji coba untuk menentukan model terbaik dengan melakukan percobaan modifikasi *layer* pada *convolutional layer* dan *pooling layer* adalah sebagai berikut :

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1. Uji Coba Model 1

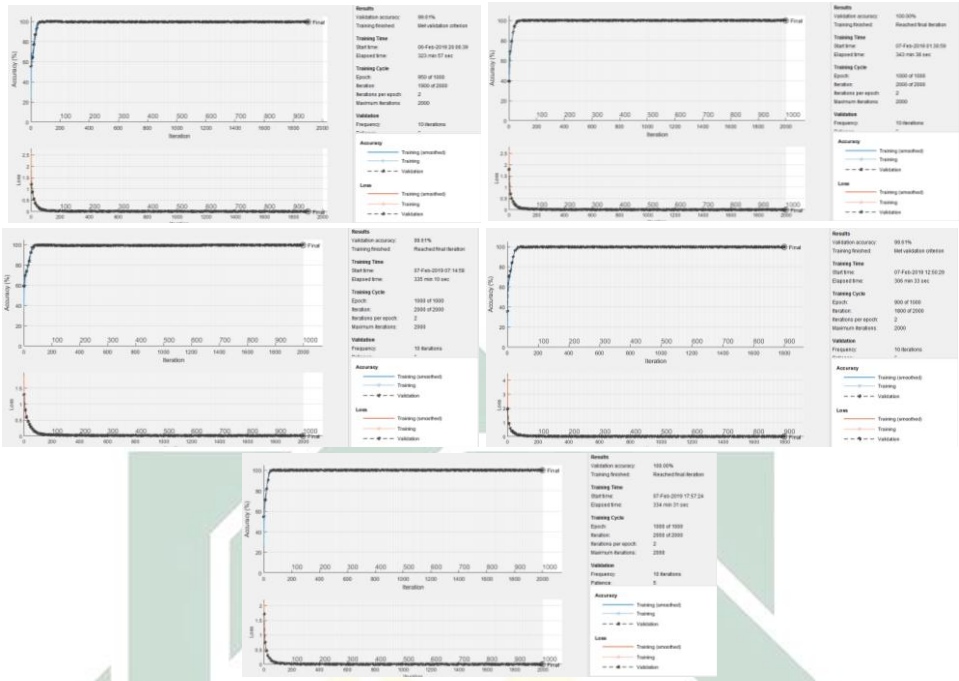
Uji coba model yang pertama yaitu dengan menggunakan nilai $K = 5$ dan modifikasi beberapa *convolutional layer* serta *pooling layer* pada proses ekstraksi fiturnya. Alur proses uji coba dapat dilihat pada Gambar 4.10, dimana jumlah *convolutional layer* lebih banyak dibandingkan *pooling layer*. Fungsi aktifasi yang digunakan dalam *convolutional layer* ialah fungsi aktifasi ReLU dengan operasi yang digunakan ialah operasi dot. Pada *pooling layer* digunakan operasi *max pooling*.

Klasifikasi pada metode CNN di uji coba pertama ini menggunakan 1 *fully connected layer*, dimana fungsi aktifasi yang digunakan ialah fungsi aktifasi *softmax*. Output yang dihasilkan dari klasifikasi ini berjumlah 3 kategori yaitu payudara normal, *benign*, dan *malignan*. Dengan menggunakan *convolutional layer* sebagai *layer* terakhir pada proses ekstraksi fitur, dan nilai $K = 5$ maka terdapat 5 hasil *training* dengan masing-masing akurasi sebesar 99,61%, 100%, 99,61%, 99,61% dan 100%, seperti yang terlihat pada Gambar 4.11.



Gambar 4.10 Alur Uji Coba Model 1

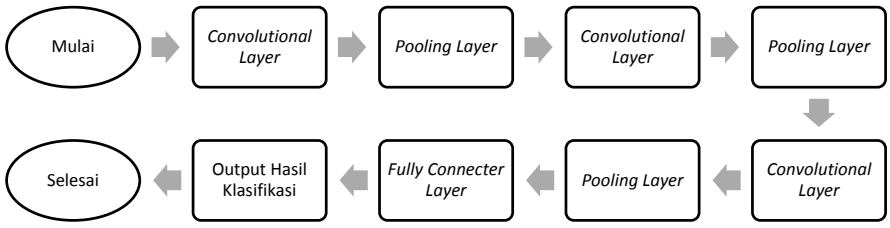
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.11 Hasil *Training* Uji Coba 1

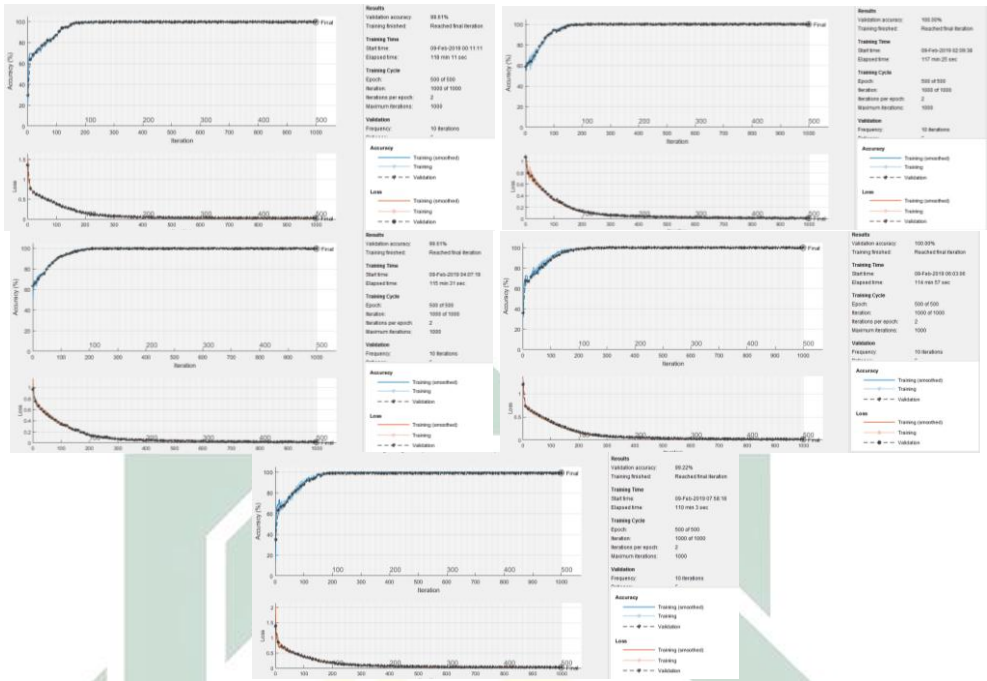
2. Uji Coba Model 2

Uji coba model yang kedua yaitu dengan menggunakan nilai $K = 5$ dan modifikasi *layer* yang cukup sederhan. Alur proses uji coba dapat dilihat pada Gambar 4.12 dimana 1 *convolutional layer* dan 1 *pooling layer* berurutan sebanyak 3 kali. Fungsi aktifasi yang digunakan sama seperti uji coba sebelumnya yaitu fungsi aktifasi ReLU pada *convolutional layer* dan fungsi aktifasi *sofmax* pada *fully connected layer*.



Gambar 4.12 Alur Uji Coba Model 2

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



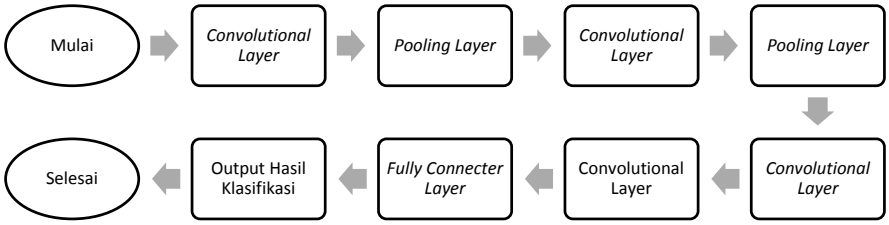
Gambar 4.13 Hasil *Training* Uji Coba 2

Dengan menggunakan modifikasi *layer* ini pada proses ekstraksi fitur, diperoleh hasil akurasi sebesar 99,61%, 100%, 99,61%, 100%, dan 99,22% seperti yang terlihat pada Gambar 4.13.

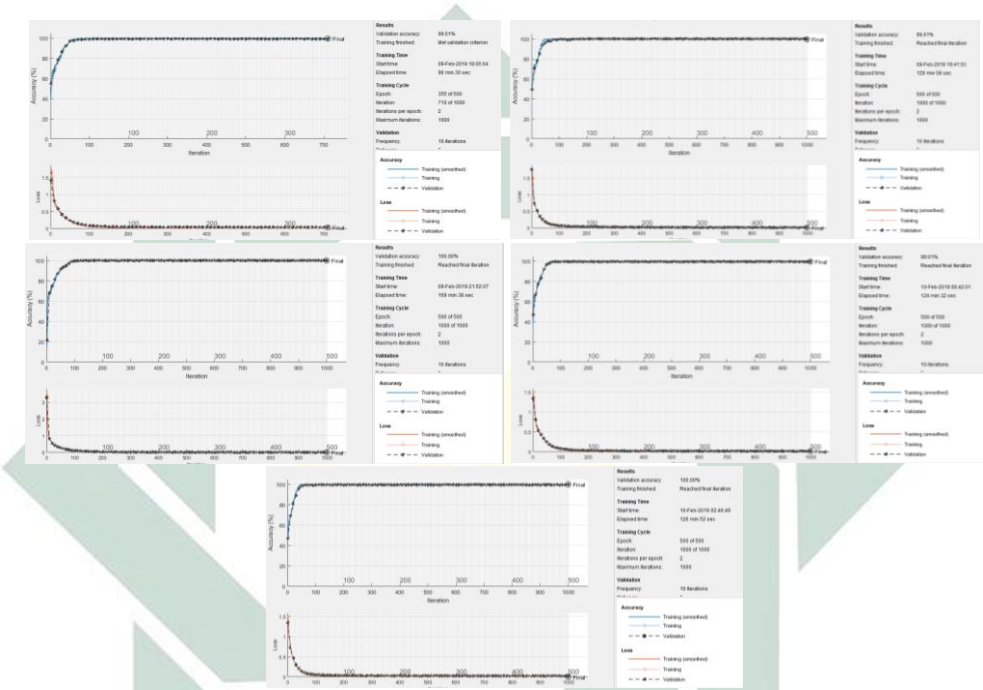
3. Uji Coba Model 3

Uji coba model yang ketiga digunakan modifikasi *layer* menggunakan model pada Gambar 4.14. Dengan menggunakan nilai K, operasi dan fungsi aktifasi yang sama seperti uji coba lainnya diperoleh hasil *training* masing-masing memiliki akurasi sebesar 99,61%, 99,61%, 100%, 99,61%, dan 100% yang dapat dilihat pada Gambar 4.15.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.14 Alur Uji Coba Model 3



Gambar 4.15 Hasil *Training* Uji Coba 3

D. Penentuan Model Terbaik

Penentuan model yang terbaik untuk digunakan dalam proses klasifikasi kanker payudara ialah dengan menggunakan model yang memiliki nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan presisi yang paling tinggi. Selain itu dapat dilihat juga berdasarkan kecepatan kekonvergenan suatu model. Berdasarkan tiga uji coba model yang telah dilakukan dengan melakukan modifikasi *layer* dengan nilai $K = 5$ pada metode *K-Fold Cross Validation*, diperoleh perbandingan nilai evaluasi model seperti pada tabel 4.1.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.1 Perbandingan Nilai Evaluasi Uji Coba Model

No	Uji Coba Model	Rata-rata			
		Akurasi	**Sensitivitas**	**Spesifisitas**	**Presisi**
1	Uji Coba 1	99,77%	99,78%	99,76%	99,56%
2	Uji Coba 2	99,69%	99,11%	99,88%	99,78%
3	Uji Coba 3	99,77%	99,56%	99,76%	99,56%

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa nilai evaluasi terbaik pada uji coba model 1, dimana pada ekstraksi fiturnya digunakan modifikasi *layer* berupa *convolutional layer – pooling layer - convolutional layer – convolutional layer – pooling layer - convolutional layer*. Sedangkan pada proses klasifikasinya digunakan satu *fully connected layer*, di dalam *convolutional layer* digunakan operasi dot dan fungsi aktifasi ReLU, sedangkan pada *pooling layer* digunakan operasi *max pooling*, dan di *fully connected layer* digunakan fungsi aktifasi *softmax*. Hasil output yang didapatkan dari model ini yaitu klasifikasi kanker payudara dalam tiga kategori yaitu payudara normal, *benign*, dan *malignan*. Selain itu, berdasarkan kecepatan kekonvergenannya uji coba 1 konvergen pada iterasi ke-98, sedangkan uji coba 2 konvergen pada iterasi ke-172 dan uji coba 3 konvergen pada iterasi ke-126. Hal ini menunjukkan bahwa uji coba 1 lebih cepat konvergen dibandingkan dengan uji coba 2 dan uji coba 3.

E. Hasil *Testing*

Berdasarkan hasil uji coba pada model terbaik menggunakan 64 data uji didapatkan hasil sampel seperti pada Tabel 4.2.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.2 Sampel Hasil Klasifikasi Menggunakan CNN

No	Citra Asli	Prediksi	Keterangan
1	Benign	Benign	TP
2	Benign	Benign	TP
3	Normal	Normal	TN
4	Normal	Normal	TN
5	Benign	Malignan	FP
6	Normal	Normal	TN
7	Normal	Normal	TN
8	Normal	Normal	TN
9	Normal	Normal	TN
10	Benign	Benign	TP
11	Normal	Normal	TN
12	Benign	Benign	TP

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa masih terdapat citra yang terdeteksi berbeda dengan citra aslinya. Berdasarkan Tabel 4.2, juga terdapat payudara normal yang terdeteksi normal dan kanker yang terdeteksi kanker. Kondisi tersebut dikarenakan sistem sudah mengenali pola dari kedua jenis citra. Sedangkan terdapat payudara *benign* yang terdeteksi *malignan*. Hal ini menunjukkan bahwa masih terdapat klasifikasi yang salah. Kondisi ini bisa terjadi karena tingkat kemiripan citra *mammogram* payudara dengan pola hasil prediksi sangat dekat. Untuk hasil klasifikasi lebih lengkap dapat dilihat pada Lampiran 1.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Keakuratan hasil klasifikasi dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan (2.27) sampai persamaan (2.31), sehingga didapatkan persentase keakuratan sebagai berikut.

1. Pada penelitian in diperoleh nilai akurasi sebesar 84,38%, yang berarti bahwa pasien yang menderita kanker maupun normal apabila melakukan uji diagnosa akan berpeluang terdeteksi benar sebesar 84,38%.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{54}{64} \times 100\% = 84{,}38\%$$

2. Nilai sensitivitas dari hasil klasifikasi diperoleh sebesar 62,50%, yang berarti bahwa pasien yang menderita kanker payudara apabila melakukan uji diagnosa berpeluang sebesar 62,50% terdiagnosa tepat terkena kanker payudara.

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{10}{16} \times 100\% = 62{,}50\%$$

3. Nilai spesifisitas dari hasil klasifikasi diperoleh sebesar 91,67%, yang berarti bahwa pasien yang memiliki payudara normal apabila melakukan uji diagnosa berpeluang sebesar 91,67% terdiagnosa tepat memiliki payudara normal.

$$Spesifisitas = \frac{TN}{FP + TN} = \frac{44}{48} \times 100\% = 91{,}67\%$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4. Nilai presisi dari hasil klasifikasi diperoleh sebesar 71,43%, yang berarti bahwa tingkat keakuratan sistem dalam mendeteksi pasien yang menderita kanker payudara sebesar 71,43%.

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{10}{14} \times 100\% = 71{,}43\%$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB V

PENUTUP

A. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penerapan metode *Convolutinal Neural Network* (CNN) pada citra *mammogram* untuk mendeteksi secara dini kanker payudara, diperoleh simpulan bahwa:

1. Metode CNN dapat digunakan untuk mendeteksi citra kanker payudara yaitu dengan melakukan proses ekstraksi fitur dan klasifikasi. Pada proses ekstraksi fitur terdapat dua *layer* yang dapat dimodifikasi sehingga mendapatkan hasil ekstraksi yang baik. *Layer* tersebut adalah *convolutional layer* dan *pooling layer*. Pada penelitian ini digunakan 3 model modifikasi *layer* untuk ekstraksi fitur. Hasil klasifikasi dari ekstraksi fitur ketiga model tersebut sudah cukup bagus berdasarkan nilai akurasi semua model hasil *training* dengan nilai di atas 90%.
2. Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan didapatkan model terbaik yaitu uji coba 1, dengan $K = 5$ dan proses ekstraksi fitur terdapat modifikasi *layer* yaitu *convolutional layer – pooling layer - convolutional layer - convolutional layer – pooling layer - convolutional layer*. Hasil akurasi data *testing* terbaik yang dihasilkan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

adalah 84,38%, sensitivitas 62,50%, spesifisitas 91,67%, dan presisi 71,43%.

B. SARAN

Beberapa saran dari peneliti untuk perbaikan dan pengembangan selanjutnya yaitu:

1. Pada proses ekstraksi fitur, disarankan lebih banyak mencoba variasi antara *convutional layer* dan *pooling layer* dan beberapa parameter yang ada di dalamnya.
2. Memperbanyak jumlah data yang digunakan untuk proses *training* sehingga dapat memperbaiki tingkat akurasi.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR PUSTAKA

Amaliah, A., & Puspita, I. (2018). Deteksi Lokasi Tumor Payudara Menggunakan Algoritma Morfologi dan Multilevel Threshold. *Jurnal Keteknikan dan Sains (JUTEKS) Vol.1 No.2*, 11-16.

Anggorowati, L. (2013). Faktor Risiko Kanker Payudara Wanita. *Jurnal Kesehatan Masyarakat ISSN: 1858-1196*, 121-126.

Dumoulin, V., & Visin, F. (2018). A Guide to Convolution Arithmetic for Deep Learning. *AIRLab*, 1-31.

Dyanti, G. A., & Suariyani, N. L. (2016). Faktor-Faktor Keterlambatan Penderita Kanker Payudara Dalam Melakukan Pemeriksaan Awal Ke Pelayanan Kesehatan. *KEMAS*, 96-104.

Feijoo, J. G., Casa, J. M., Server, H. M., Zamorano, M. R., Mayoral, M. B., & Suarez, E. J. (2018, Desember 11). *DRIONS-DB: Digital Retinal Images for Optic Nerve Segmentation Database*. Retrieved from DRIONS-DB: wwww..ia.uned.es

InfoDATIN. (2015). *Stop Kanker*. Jakarta Selatan: Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI.

Kamencay, P., Benco, M., Mizdos, T., & Radil, R. (2017). A New Method for Face Recognition Using Convolutional Neural Network. *Advances in Electrical and Electronic Engineering (AEEE)*, 663-672.

Levy, D., & Jain, A. (2016). Breast Mass Classification from Mammogram using Deep Convolutional Neural Networks. *30th Conference on Neural Information Processing System (NIPS 2016)*, (pp. 1-6). Barcelona.

Maria, I. L., Sainal, A. A., & Nyorong, M. (2017). Risiko Gaya Hidup Terhadap Kejadian Kanker Payudara Pada Wanita. *Jurnal MKMI Vol.13 No.2*, 157-166.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Panigoro, S., Hernowo, B. S., Purwanto, H., Handojo, Haryono, S. J., Arif, W., . . . Boediardja, S. A. (2015). *Panduan Penatalaksanaan Kanker Payudara.* Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.

Pertama, I. (2011). *Mengenali dan Mencegah Penyakit Kanker.* www.untuksehat.co.cc.

Prasetyo, E. (2014). *Data Mining - Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan MATLAB.* Yogyakarta: CV. ANDI OFFSET.

Ramli, M. (2015). Update Breast Cancer Management Diagnostic and Treatment. *Majalah Kedokteran Andalas Vol.38*, 28-53.

Sena, S. (2017, November 13). *A Medium Corporation*. Retrieved from A Medium Corporation Web Site: http://medium.com

Setiawan, K. N., & Putra, I. M. (2018). Klasifikasi Citra Mammogram Menggunakan Metode K-Means, GLCM, dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Merpati Vol.6 No.1 ISSN: 2252-3006*, 13-24.

Sinaga, C. F., & Ardayani, T. (2016). Hubungan Pengetahuan dan Sikap Remaja Putri Tentang Deteksi Kanker Payudara Melalui Periksa Payudara Sendiri di SMA Pasundan 8 Bandung Tahun 2016. *Kaertika-Jurnal Ilmiah Farmasi*, 16-19.

Suarni, L., Keloko, A. B., & Purba, J. M. (2017). Pengaruh Pendidikan Kesehatan Berbasis Efikasi Diri Terhadap Perilaku Mahasiswa Dalam Upaya Deteksi Dini Kanker Payudara di STAI Syekh H. Abdul Halim Hasan Al Ishlahiyah Binjai Tahun 2017. *JUMANTIK Vol.3 No.1*, 89-100.

Sudarmi, & Nurchairina. (2017). Implementasi Deteksi Dini Kanker Payudara dan Kanker Leher Rahim dengan Menggunakan Metode CBE dan IVA di Kabupaten Lampung Selatan. *Jurnal Kesehatan Vol.8 No.2*, 225-234.

Tobias, L., Ducournau, A., Rousseau, F., Mercier, G., & Fablet, R. (2016). Convolutional Neural Network for Object Recognition on Mobile Devices:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

a Case Study. *International Conference on Pattern Recognition (ICPR)* (pp. 3530-3535). Mexico: IEEE.

Wahidin, M. (2015). *Deteksi Dini Kanker Leher Rahim dan Kanker Payudara di Indonesia 2007-2014.* Jakarta: Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI.

Zufar, M., & Setiyono, B. (2016). Convolutional Neural Network untuk Pengenalan Wajah Secara Real-Time. *Jurnal Sains dan Seni ITS Vol.5 No.2*, 72-77.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id