KLASIFIKASI TINGKAT KEGANASAN KANKER SERVIKS MENGGUNAKAN METODE *DEEP RESIDUAL NETWORK* (RESNET)

SKRIPSI

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Disusun Oleh

PUTRI WULANDARI

H72216063

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA

2019

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama	:	Putri Wulandari
NIM	:	H72216063
Program Studi	:	Matematika
Angkatan	:	2016

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul " Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Serviks Menggunakan Metode *Deep Residual Network* (ResNet) ". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 31 Desember 2019

Yang menyatakan,

METERAI TEMPEL

TGL. 20

96713AHF058420056

6000

ENAM RIBU RUPIAH

Putri Wulandari

NIM. H72216063

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama	:	Putri Wulandari
NIM	:	H72216063
Judul Skripsi	:	Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Serviks Menggunakan Metode *Deep Residual Network* (ResNet)

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, Desember 2019

Pembimbing

Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom

NIP. 19851124 201403 2 001

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama	:	Putri Wulandari
NIM	:	H72216063
Judul Skripsi	:	Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Serviks Menggunakan Metode *Deep Residual Network* (ResNet)

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji
pada tanggal 30 Desember 2019

Mengesahkan,
Tim Penguji

Penguji I

Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom
NIP. 19851124 201403 2 001

Penguji II

Dr. Moh. Hafiyusholeh, M.Si, M.PMat
NIP. 19800204 201403 1 001

Penguji III

Aris Fanani, M.Kom
NIP. 19870127 201403 1 002

Penguji IV

Wika Dianita Utami, M.Sc
NIP. 19920610 201801 2 003

Mengetahui,
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya

Dr. Hj. Evi Purwati, M.Ag
NIP. 19651221 199002 2 001

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 : PUTRI WULANDARI
NIM : H72216063
Fakultas/Jurusan : SAINS DAN TEKNOLOGI / MATEMATIKA
E-mail address : 22putriw@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 :

KLASIFIKASI TINGKAT KEGANASAN KANKER SERVIKS MENGGUNAKAN METODE *DEEP RESIDUAL NETWORK* (RESNET)

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, 31 Desember 2019

Penulis

(PUTRI WULANDARI)

ABSTRAK

Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Serviks Menggunakan Metode *Deep Residual Network* (ResNet)

Kanker serviks merupakan suatu penyakit mematikan yang menyerang perempuan. Jumlah perempuan pengidap kanker serviks di Indonesia per tahun 2019 berkisar sebanyak 62.946 penduduk dengan rata-rata tingkat kematian akibat kanker serviks sebesar 1.39%. Tingkat keganasan (stadium) kanker serviks ditentukan berdasarkan presensi dari karsinoma. Dalam penelitian ini, dilakukan pengidentifikasian terhadap tingkat keganasan kanker serviks yang terdiri dari serviks normal, kanker serviks stadium I, stadium II, stadium III, dan stadium IV berdasarkan citra hasil pemeriksaan kolposkopi. Metode yang diusulkan merupakan salah satu metode dalam *deep learning*, yaitu *convolutional neural network* (CNN) dengan arsitektur *deep residual network* (ResNet). Penelitian dilakukan dengan melatih model ResNet-18, ResNet-50, dan ResNet-101. Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur dengan jumlah layer terbanyak merupakan model pembelajaran fitur terbaik. Sehingga dari model ResNet-101 yang dilatih, diperoleh tingkat akurasi sebesar 97.5% dengan waktu selama ± 80 detik untuk melakukan identifikasi tingkat keganasan kanker serviks pada citra kolposkopi. Untuk tingkat sensitifitas dalam mengenali tingkat keganasan kanker serviks diperoleh 98.8%, 97.5%, 93.8%, 97.5% dan 100% untuk masing-masing kelas normal, stadium I, stadium II, stadium III, dan stadium IV. Sedangkan untuk tingkat spesifisitas dari model tersebut diperoleh hasil sebesar 97.5%, 98.7%, 98.7%, 98.7%, dan 94.1% untuk masing-masing kelas normal, stadium I, stadium II, stadium III, dan stadium IV.

Kata kunci: Kanker Serviks, Kolposkopi, Citra Digital, *Deep Learning*, ResNet

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

ABSTRACT

Classification of Cervical Cancer Stages Using Deep Residual Network (ResNet) Method

Cervical cancer is a deadly disease that attacks women. The number of women with cervical cancer in Indonesia in 2019 is around 62.946 people with a death rate of cervical cancer is 1.39%. Stages of cervical cancer is determined based on the presence of carcinoma. In this study, we identified the cervical cancer stage which consists of normal cervix, cervix cancer stage I, stage II, stage III, and stage IV based on colposcopic images. The proposed method is one of the methods in textit deep learning, namely textit convolutional neural network (CNN) with textit deep residual network (ResNet) architecture. The study was conducted by training the ResNet-18, ResNet-50, and ResNet-101 models. The results showed that architecture with the highest number of layers is the best feature learning model. So, based on trained ResNet-101 model, we obtain the accuracy value is 97.5% with $pm80$ seconds to identify cervical cancer stage in colposcopic images. In sensitivity value of identify cervical cancer stage, we obtained 98.8%, 97.5%, 93.8%, 97.5% and 100% for each class of normal, stage I, stage II, stage III, and stage IV. In specificity value of the model, we obtain the results were 97.5%, 98.7%, 98.7%, 98.7%, and 94.1% for each class of normal, stage I, stage II, stage III , and stage IV.

Keywords: Cervical Cancer, Colposcopy, Digital Image, Deep Learning, ResNet

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

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN . . . . . **ii**
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING . . . . . **iii**
PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI . . . . . **iv**
LEMBAR PERSETUJUAN PUBLIKASI . . . . . **v**
ABSTRAK . . . . . **vi**
ABSTRACT . . . . . **vii**
DAFTAR ISI **1**
DAFTAR TABEL **4**
DAFTAR GAMBAR **5**
I PENDAHULUAN **8**
1.1. Latar Belakang Masalah 8
1.2. Rumusan Masalah 15
1.3. Tujuan Penelitian 15
1.4. Manfaat Penelitian 16
1.5. Batasan Masalah 17
1.6. Sistematika Penulisan 18
II TINJAUAN PUSTAKA **19**
2.1. Kanker 19
2.2. Kanker Serviks 20
2.2.1. Stadium 0 23
2.2.2. Stadium I 23
2.2.3. Stadium II 24
2.2.4. Stadium III 25
2.2.5. Stadium IV 26
2.3. Pemeriksaan Kanker Serviks 27
2.3.1. Pemeriksaan IVA (Inspeksi Visual Asam Laktat) 27
2.3.2. Pemeriksaan Pap Smear 27

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

2.3.3. Pemeriksaan HPV 28
2.3.4. Pemeriksaan Kolposkopi 28
2.3.5. Pemeriksaan Biopsi Serviks 30
2.4. Citra Digital 30
2.4.1. Citra Biner 32
2.4.2. Citra Grayscale 32
2.4.3. Citra Warna (*True Color*) 33
2.5. Augmentasi Data 33
2.6. *Artificial Intelligence* 36
2.7. *Machine Learning* 38
2.7.1. *Supervised Learning* 39
2.7.2. *Unsupervised Learning* 39
2.7.3. *Reinforcement Learning* 40
2.8. *Neural Network* 40
2.9. *Deep Learning* 41
2.10. *Convolutional Neural Network* 42
2.10.1. *Convolution Layer* 44
2.10.2. *Batch Normalization* 47
2.10.3. *Activation Layer* 48
2.10.4. *Pooling Layer* 51
2.10.5. *Flatten atau Reshape* 52
2.10.6. *Fully Connected Layer* 52
2.10.7. *Softmax* 54
2.10.8. *Cross Entropy* 54
2.10.9. *Stochastic Gradient Descent with Momentum* 55
2.11. Arsitektur CNN 56
2.12. *Deep Residual Network* (ResNet) 60
2.13. *Confussion Matrix* 62
III METODE PENELITIAN 64
3.1. Jenis Penelitian 64

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

3.2. Jenis Data 64
3.3. Teknik Analisis Data 65
3.4. Perancangan Uji Coba 68
IV HASIL DAN PEMBAHASAN 69
4.1. Pembelajaran Model 69
4.1.1. *Preprocessing* 70
4.1.2. Pelatihan Model ResNet 76
4.1.3. Pengujian Model ResNet 101
4.2. Evaluasi Model 102
4.3. Aplikasi Identifikasi Tingkat Keganasan Kanker Serviks 107
V PENUTUP 110
5.1. Simpulan 110
5.2. Saran 111
DAFTAR PUSTAKA 112

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

2.1 *Confusion* Matriks 63

4.1 Sampel Hasil Pengujian Model 102
4.2 Perbandingan Hasil Pelatihan Model 103
4.3 Perbandingan Hasil Pengujian Model 103
4.4 Hasil Evaluasi Model ResNet-18 105
4.5 Hasil Evaluasi Model ResNet-50 106
4.6 Hasil Evaluasi Model ResNet-101 106

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

1.1 Tingkat Keganasan Kanker Serviks: (a) Normal, (b) Stadium Awal, (c) Stadium Lanjut 10

2.1 Perkembangan Abnormal Sel Normal menjadi Sel Tumor atau Sel Kanker 19

2.2 Anatomi Sistem Reproduksi pada Perempuan 21

2.3 Penampakan Penyebaran Kanker Serviks Pada Organ Reproduksi . 22

2.4 Ilustrasi Letak dan Ukuran Penyebaran Kanker Serviks Stadium IA . 24

2.5 Ilustrasi Letak dan Ukuran Penyebaran Kanker Serviks Stadium IB . 24

2.6 Ilustrasi Bentuk Penyebaran Kanker Serviks Stadium II 25

2.7 Ilustrasi Bentuk Penyebaran Kanker Serviks Stadium III 26

2.8 Ilustrasi Bentuk Penyebaran Kanker Serviks Stadium IV 26

2.9 Ilustrasi Pemeriksaan Pap Smear 28

2.10 (a) Representasi Skematis Organ Serviks, (b) Alat Colposcope . . . 29

2.11 Ilustrasi Pemeriksaan Biopsi Serviks 30

2.12 Citra Biner dengan Nilai Piksel 0 dan 1 32

2.13 Citra Grayscale dengan Nilai Piksel antara 0 sampai 255 32

2.14 Citra Warna dengan Komponen Warna RGB 33

2.15 Himpunan Bagian Artificial Intelligence 37

2.16 Macam-Macam Jenis Algoritma Pembelajaran Pada Machine Learning 39

2.17 Ilustrasi Cara Kerja Jaringan saraf 40

2.18 Ilustrasi Arsitektur Deep Learning 42

2.19 Ilustrasi Jaringan CNN 43

2.20 Ilustrasi Perhitungan dengan Pergeseran *Stride* 44

2.21 Ilustrasi Perhitungan dengan Penambahan *Padding* 44

2.22 Ilustrasi Perhitungan pada *Convolutional Layer* 46

2.23 Ilustrasi Perhitungan pada Pooling Layer 51

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

2.24 Ilustrasi 53
2.25 Contoh Jaringan Klasik dari LeNet-5 56
2.26 Contoh Jaringan Klasik dari AlexNet 57
2.27 Contoh Jaringan Klasik VGGNet 59
2.28 Contoh Jaringan ResNet 59
2.29 Blok Deep Residual Network 60
2.30 Perbandingan jaringan biasa dengan jaringan ResNet 61
2.31 Arsitektur ResNet 61

3.1 Diagram Alir Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Serviks 65

4.1 Citra Kolposkopi: (a) Serviks Normal, (b) Kanker Serviks Stadium I, (c) Kanker Serviks Stadium II, (d) Kanker Serviks Stadium III, (d) Kanker Serviks Stadium IV 70
4.2 *Channel* Warna Citra Kolposkopi 70
4.3 Sampel Matriks Citra Kolposkopi Ukuran 16×16 72
4.4 Hasil Transformasi Rotasi 74
4.5 Hasil Transformasi Refleksi 75
4.6 Contoh Citra Hasil Transformasi Geometri 75
4.7 Perancangan Arsitektur ResNet-18 77
4.8 Perancangan Arsitektur ResNet-50 77
4.9 Perancangan Arsitektur ResNet-101 78
4.10 Ilustrasi Operasi Konvolusi Pada Sampel Citra 79
4.11 Ilustrasi Operasi Konvolusi Citra *Channel Red* 80
4.12 Ilustrasi Operasi Konvolusi Citra *Channel Green* 82
4.13 Ilustrasi Operasi Konvolusi Citra *Channel Blue* 84
4.14 *Feature Map* Hasil Konvolusi Pertama 86
4.15 Hasil *Feature Map*: (a) *Batch Normalization Layer*, (b) *ReLU Layer* 88
4.16 *Residual Block* pada Bagian Arsitektur ResNet 91
4.17 *Lapisan Klasifikasi* 93
4.18 Pelatihan Model ResNet-18 100
4.19 Pelatihan Model ResNet-50 101

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

4.20 Pelatihan Model ResNet-101 101
4.21 Halaman Awal Aplikasi 107
4.22 Halaman Utama Aplikasi 108
4.23 Hasil Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Serviks pada Aplikasi . 109

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

1.1. Latar Belakang Masalah

Kanker merupakan pertumbuhan dari suatu tumor mematikan yang muncul akibat pengembangan abnormal sel pada jaringan tubuh secara progresif dan tidak terkendali hingga meluas pada jaringan lain (Deverakonda, 2016). Terdapat beragam jenis kanker, antara lain adalah kanker paru-paru, kanker payudara, kanker kolorektal, kanker perut, kanker prostat, dan kaker serviks.

Kanker serviks merupakan suatu penyakit mematikan yang menyerang leher rahim, sehingga sering disebut juga sebagai kanker rahim (Anggriyani, 2015). Kanker serviks menempati peringkat keempat sebagai penyebab kematian tertinggi pada perempuan di dunia (WHO, 2018). Kanker serviks ini umumnya disebabkan oleh infeksi virus *Human Papilloma* atau sering disebut sebagai HPV sub tipe genital yang ditularkan melalui koitus (Suryapratama, 2012). Jenis HPV yang paling berbahaya adalah HPV dengan tipe 16, 18, 45 dan 56 (Darmawati, 2010). Penyebab lain yang dapat menyebabkan kanker serviks adalah kebiasaan merokok, melahirkan banyak anak, meminum pil kontrasepsi selama lebih dari enam tahun serta melakukan koitus pada usia muda dengan berganti-ganti pasangan memungkinkan timbulnya penyakit kanker serviks (Kemenkes RI, 2015)(Devi, 2016). Selain itu, daya tahan tubuh yang lemah juga menjadi faktor pendukung seorang perempuan dapat terserang kanker serviks. Pada beberapa kasus, seorang penderita penyakit HPV tidak mengidap penyakit kanker serviks,

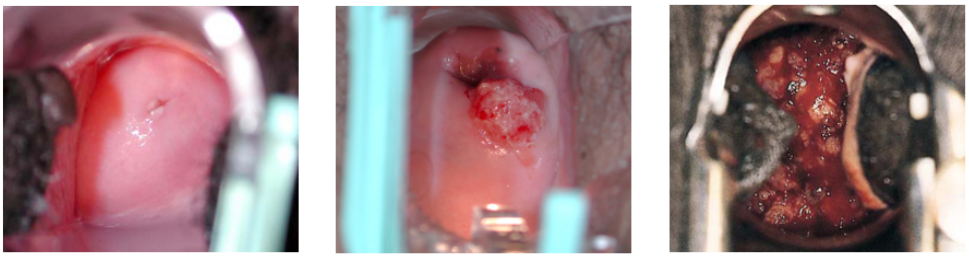
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sebab tidak semua HPV dapat menyebabkan kanker serviks. Penderita penyakit HPV dengan daya tahan tubuh lemah lebih berpotensi mengalami pertumbuhan kanker serviks apabila dibandingkan penderita HPV dengan daya tahan tubuh yang kuat (Deverakonda, 2016).

Kanker serviks memiliki julukan sebagai '*Silent Killer*' karena pada tahap awal kanker tidak terdapat indikasi atau gejala penyakit kanker yang terlihat (Devi, 2016). Gejala fisik yang menandai adanya kanker serviks di antaranya adalah terjadi keputihan dengan bau yang tidak sedap akibat adanya infeksi dan nekrosis pada jaringan dalam vagina (Darmawati, 2010). Selain itu, kanker serviks dapat pula ditandai dengan adanya perdarahan yang tidak biasa pada vagina, terjadi ketidakteraturan pada siklus haid, terjadi nyeri pada bagian panggul, punggung, dan kaki, serta mengalami sakit pada vagina saat sedang menstruasi atau melakukan koitus (Deverakonda, 2016).

Terdapat dua jenis kanker serviks yaitu *squamous carcinoma* dan *adenocarcinoma*. *Squamous carcinoma* merupakan penyebab sel-sel pada bagian permukaan luar *ectocervix* atau bagian luar dari leher rahim berubah menjadi sel kanker. Sedangkan *adenocarcinoma* menyebabkan sel-sel kelenjar yang menghasilkan lendir pada *ectocervix* berubah menjadi sel-sel kanker (Devi, 2016). Pertumbuhan kanker serviks membutuhkan beberapa tahun sejak dimulainya perubahan abnormal pada sel-sel dalam rahim. Lesi awal kanker serviks dimulai dengan adanya displasia serviks atau *cervical intraepithelial neoplasia* (CIN), di mana hal tersebut merupakan suatu kondisi terjadinya perubahan abnormal namun bukan kanker pada sel rahim. Dalam 10 sampai 20 tahun ke depan apabila tidak segera ditangani, kondisi tersebut dapat berubah menjadi kanker serviks (Garg, 2017).

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) (b) (c)

Gambar 1.1 Tingkat Keganasan Kanker Serviks: (a) Normal, (b) Stadium Awal, (c) Stadium Lanjut

(Sumber : Panduan "Kanker Serviks")

Tingkat keganasan (stadium) kanker serviks ditentukan berdasarkan presensi dari karsinoma. Karsinoma yang hanya berada pada jaringan epitel dianggap sebagai kanker serviks stadium 0. Apabila karsinoma telah berada pada area serviks dengan kedalaman lesi tidak sampai 5 mm dan lebar tidak lebih dari 7 mm maka dinyatakan sebagai kanker serviks stadium IA, sedangkan pada stadium IB besar lesi tidak lebih dari 4 cm. Pada stadium II kanker serviks, karsinoma telah meluas sampai pada vagina tetapi belum sampai pada 1/3 distal vagina. Pada kanker serviks stadium III, karsinoma meluas sampai dinding panggul. Jika peluasan karsinoma telah sampai keluar dari organ reproduksi dan mengenai rektum, tingkat keganasan kanker serviks yang diderita oleh pasien adalah stadium IV (Pettersson, 1988).

Terdapat beragam pemeriksaan kanker serviks yang umum dilakukan, di antaranya adalah pemeriksaan IVA (Inspeksi Visual Asam Laktat), pemeriksaan Pap smear, pemeriksaan HPV, pemeriksaan biopsi serviks dan pemeriksaan kolposkopi (Anggriyani, 2015). Pemeriksaan citra medis perlu dilakukan untuk mengetahui bagaimana pertumbuhan dan penyebaran kanker. Olehnya pemeriksaan kolposkopi dilakukan sebagai salah satu metode diagnostik utama yang digunakan di Amerika Serikat untuk mendiagnosis CIN dan kanker setelah

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

dilakukannya Pap smear. Dengan dilakukannya pemeriksaan kolposkopi, tingkat keparahan lesi dapat dideteksi sehingga apabila diperlukan pemeriksaan biopsi dilakukan untuk mengetahui secara pasti keadaan kanker agar dapat menentukan perawatan yang tepat untuk pasien (Li, 2005).

Berdasarkan data Globocan, diperkirakan pada tahun 2018 penyakit kanker telah meningkat sebanyak 18,1 juta kasus baru dan 9,6 juta kematian akibat penyakit kanker (WHO, 2018). Di Indonesia, persentase perempuan mengidap kanker serviks sebesar 23,4 per 100.000 penduduk dan rata-rata kematian akibat kanker serviks sebesar 13,9 per 100.000 penduduk (Kemenkes RI, 2019). Pemerintah Indonesia sedang gencar menggalakkan upaya pencegahan dan pengendalian kanker di Indonesia melalui upaya pendeteksian kanker sejak dini. Hal tersebut dilakukan untuk meningkatkan kesehatan masyarakat dan mengurangi jumlah perempuan mengidap kanker serviks di Indonesia dengan mengidentifikasi tingkat keganasan kanker secara efektif dan efisien agar dapat menentukan perawatan yang tepat untuk pasien. Sebagaimana firman Allah swt. yang tertulis dalam Al Quran surah Al-Isra ayat 82,

وَنُنَزِّلُ مِنَ الْقُرْآنِ مَا هُوَ شِفَاءٌ وَرَحْمَةٌ لِلْمُؤْمِنِينَ ٨٢

yang artinya "*Dan Kami turunkan dari Al Quran suatu yang menjadi penawar dan rahmat bagi orang-orang yang beriman...*". berdasarkan potongan ayat tersebut ditunjukkan bahwa Allah tidak menurunkan suatu penyakit kecuali menurunkan penawar (obatnya) juga. Pada ayat tersebut dijelaskan bahwa salah satu obat yang paling mujarab yang disediakan Allah bagi manusia adalah Al Quran. Sebagai hamba Allah, tentu harus percaya bahwa Allah akan menyembuhkan penyakit

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

yang dimiliki separah apapun penyakit tesebut, asalkan hamba-Nya terus berdoa kepada-Nya dan tetap berusaha. Bentuk usaha yang dilakukan oleh manusia adalah dengan melakukan perawatan medis yang sesuai dengan penyakit yang diderita, dimana perawatan yang tepat didasarkan pada diagnosa yang tepat. Pendeteksian dini suatu penyakit secara tepat dapat mencegah dan/atau menunda kematian akibat suatu penyakit.

Saat ini, diagnosis penyakit menggunakan *artificial intelligence* (AI) telah banyak digunakan ahli medis untuk membantu dalam mendiagnosis beragam jenis kanker, termasuk kanker serviks. Dalam suatu studi, AI yang digunakan para medis sebagai suatu sistem pendukung keputusan menunjukkan adanya peningkatan dalam pendeteksian kanker. Selain itu, penggunaan sistem AI mampu mengurangi jumlah waktu yang digunakan untuk menganalisis citra.

Berbagai metode pemrosesan citra telah dikembangkan untuk mendeteksi citra hasil pemeriksaan kolposkopi, diantaranya adalah penelitian yang dilakukan oleh Gordon, dkk. dengan menerapkan model *Gaussian Mixture* untuk melakukan segmentasi pada tiga jaringan epitel, yaitu *squamous*, *columnar*, dan *acetowhite* menggunakan informasi warna dan tekstur (Gordon, 2006). Ji, dkk. melakukan analisis tekstur untuk mengklasifikasikan pola vaskular dari citra kolposkopi (Ji, 2000). Selain itu, beberapa pendekatan klasifikasi berbasis *neural network* juga telah dikembangkan, misalnya metode klasifikasi sederhana untuk mengetahui kontur lesi kolposkopi menggunakan *artificial neural network* (ANN) (Claude, 2002) dan klasifikasi jaringan serviks berdasarkan data spektral menggunakan *multi-layered perceptrons* dan jaringan *Radial Basis Function* (Tumer, 1998). Berbagai contoh di atas merupakan satu dari sekian metode AI yang digunakan untuk menganalisis citra secara otomatis dalam mendeteksi kanker serviks (Li,

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

2005).

Dalam beberapa tahun terakhir, *machine learning* sebagai bagian dari AI secara persisten melakukan pengembangan dan perbaikan-perbaikan dalam algoritmanya, salah satunya adalah *deep learning*. *Deep learning* (DL) sendiri merupakan pengembangan dari algoritma ANN di mana proses ekstraksi fitur dan klasifikasi dapat dilakukan dalam satu arsitektur DL. Pada DL pembelajaran dapat diterapkan dalam beragam jenis permasalahan, diantaranya adalah pengenalan pola, suara, dan citra, klasifikasi teks, dan sebagainya (Ciregan, 2012). Adapun algoritma DL yang umum digunakan diantaranya adalah *deep neural networks, deep belief networks, recurrent neural networks*, dan *convolutional neural networks*.

Berdasarkan penelitian Xu, dkk., *convolutional neural networks* (CNN) merupakan salah satu metode DL yang mampu mendeteksi kanker dengan kinerja yang menjanjikan (Xu, 2015). Pada penelitian Jiang, dkk, juga menjelaskan bahwa teknologi yang menggunakan algoritma CNN telah mencapai keberhasilan dalam mengklasifikasi citra alami dan citra biomedis (Jiang, 2019). Brinker, dkk, dalam penelitiannya berhasil menunjukkan bahwa CNN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan tingkatan penyakit kulit berdasarkan lesi yang mencurigakan pada citra *dermoscopic* (Brinker, 2019). Sasikala, dkk. melakukan pendekatan dengan memanfaatkan metode CNN untuk mengklasifikasikan tumor yang berada di organ paru-paru ke dalam kelas *benign* dan *malign*. Akurasi yang diperoleh dalam penelitian tersebut sebesar 96%, di mana hasil yang diperoleh dari penelitian tersebut lebih baik apabila dibandingkan dengan sistem jaringan saraf tradisional (Sasikala, 2018). Jiang, dkk. melakukan klasifikasi citra histopatologi kanker payudara menggunakan CNN dengan arsitektur SE-ResNet sebagai bentuk

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

pengembangan untuk mencapai kinerja yang baik dengan parameter yang lebih sedikit. Hasil penelitian yang dilakukan menunjukkan bahwa model yang dibangun oleh Jiang, dkk. mencapai akurasi antara 98,87% sampai 99,34% untuk klasifikasi dua kelas dan 90,66% sampai 93,81% untuk klasifikasi banyak kelas (Jiang, 2019). Dalam penelitian Vasudha, dkk., metode CNN juga telah diterapkan pada dataset citra kolposkopi untuk diklasifikasikan ke dalam kelas normal dan kanker. Pada penelitian tersebut arsitektur CNN yang digunakan merupakan arsitektur LeNet, di mana hasil akurasi yang diperoleh dari penelitian tersebut cukup baik dalam mengklasifikasikan kanker serviks, sehingga keputusan untuk jenis perawatan yang tepat untuk dapat diambil (Vasudha, 2018).

Berdasarkan penelitian-penelitian di atas, Algoritma CNN telah banyak digunakan oleh para peneliti dalam menganalisis suatu objek, sebab algoritma ini telah diklaim sebagai model terbaik dalam menyelesaikan permasalahan pengenalan objek (Ker, 2017)(Hakim, 2018). Beragam arsitektur CNN telah diusulkan oleh beberapa peneliti di masa lalu, di antaranya adalah LeNet, AlexNet, ZFNet, GoogleNet, VGGNet, dan ResNet (Munir, 2019). Arsitektur ResNet dapat mengklasifikasikan citra pada dataset ImageNet dengan tingkat akurasi yang tinggi, yaitu sebesar 80.62% untuk Top-1 (He, 2016) serta telah memenangkan beberapa kompetisi pada tahun 2015 dengan mengalahkan arsitektur AlexNet, GoogleNet dan VGGNet.

Berdasarkan uraian permasalahan yang telah dijelaskan di atas, maka penelitian yang dilakukan penulis adalah membangun suatu sistem klasifikasi tingkat keganasan kanker serviks pada citra kolposkopi menggunakan metode CNN. Karena terdapat beragam jenis arsitektur yang dapat digunakan pada metode CNN, maka pada penelitian ini model arsitektur yang digunakan merupakan

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

arsitektur *Deep Residual Networks* (ResNet). Penelitian dengan judul "Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Serviks Menggunakan Metode *Deep Residual Network*(ResNet)" ini diharapkan mampu memberikan hasil yang terbaik agar dapat digunakan untuk membantu ahli medis dalam menganalisis tingkat keganasan kanker serviks dari pasien. Hasil diagnosa kanker tersebut dapat membantu penentuan bentuk perawatan yang tepat pada pasien, sehingga dapat meminimalkan angka kematian perempuan di Indonesia. Selain itu, penelitian ini juga dapat membantu upaya Pemerintah dalam memelihara dan meningkatkan kesehatan masyarakat.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan pemaparan latar belakang permasalahan di atas, adapun rumusan masalah yang akan ditelaah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana hasil dari proses pembelajaran model identifikasi tingkat keganasan kanker serviks berdasarkan data citra pemeriksaan kolposkopi menggunakan metode *Deep Residual Network* (ResNet)?
2. Bagaimana hasil pengujian sistem klasifikasi tingkat keganasan serviks menggunakan metode ResNet pada data uji ?

1.3. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian ini dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Membangun suatu sistem klasifikasi tingkat keganasan kanker serviks dengan mengimplementasikan metode *Deep Residual Network* untuk mengklasifikasi data citra kolposkopi.
2. Mengukur tingkat akurasi dari sistem klasifikasi yang telah dibangun

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 hasil pengujian model.

1.4. Manfaat Penelitian

Adapun beberapa manfaat yang diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Manfaat Secara Teoritis

   Berdasarkan tujuan penelitian yang ingin dicapai, hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat dalam bidang akademik. Secara khusus, manfaat tersebut ditunjukkan terhadap ilmu pengetahuan dan teknologi mengenai salah satu model arsitektur *convolutional neural network* yaitu ResNet untuk mengklasifikasikan tingkat keganasan kanker serviks berdasarkan data citra kolposkopi. Untuk selanjutnya penelitian ini dapat digunakan pada penelitian berikutnya sebagai referensi yang berhubungan dengan metode terkait.

2. Manfaat Secara Praktis

   Secara praktis, hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat kepada setiap pihak baik yang terkait secara langsung maupun tidak langsung dengan penelitian ini. Adapun manfaat secara praktis pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

   a. Bagi penulis, penelitian ini memberikan penulis wawasan baru untuk dipelajari, baik mengenai metode yang diterapkan maupun topik permasalahan yang ingin diselesaikan. Selain itu, melalui penelitian ini, penulis dapat mengamalkan ilmu yang diperoleh semasa kuliah.

   b. Bagi pakar, penelitian ini dapat membantu mengklasifikasikan tingkat keganasan atau stadium penyakit kanker serviks menggunakan *artificial*

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

intelegence, sehingga pakar dapat mengidentifikasi secara efektif dan efisien apabila dibandingkan dengan melakukan identifikasi menggunakan metode konvensional.

c. Bagi umum, hasil dari penelitian ini dapat bermanfaat apabila benar diterapkan untuk membantu ahli medis mendiagnosis kanker serviks, maka masyarakat yang melakukan pemeriksaan dan secara positif dinyatakan mengidap kanker serviks dapat segera mendapat perawatan yang tepat. Selain itu, penelitian ini juga dapat dimanfaatkan oleh pemerintah sebagai salah satu upaya pendeteksian kanker sejak dini dalam rangka memelihara dan meningkatkan kesehatan masyarakat Indonesia.

1.5. Batasan Masalah

Mengingat ruang lingkup permasalahan yang begitu luas, maka pada penelitian ini terdapat beberapa batasan masalah agar pembahasan yang dilakukan bisa terfokus. Adapun batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

a. Data yang digunakan oleh peneliti untuk diklasifikasi merupakan data sekunder citra hasil pemeriksaan kolposkopi

b. Data citra hasil pemeriksaan kolposkopi diklasifikasikan ke dalam lima kelas, yaitu serviks normal, kanker serviks stadium I, kanker serviks stadium II, kanker serviks stadium III, dan kanker serviks stadium IV.

c. Metode pembelajaran model yang digunakan untuk identifikasi tingkat keganasan kanker serviks adalah metode CNN dengan model arsitektur ResNet-18, ResNet-50, dan ResNet-101.

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

1.6. Sistematika Penulisan

Adapun penyusunan sistematika pada penelitian ini sebagai berikut.

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini berisi pendahuluan yang menjelaskan latar belakang permasalahan, perumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan penelitian serta sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menguraikan tentang kajian terhadap teori-teori tentang kanker, kanker serviks, pemeriksaan kanker serviks, citra digital, augmentasi data, *artificial intelligence*, *machine learning*, *deep learning*, *convolutional neural network*, *deep residual network*, serta *confussion matrix*.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini berisi mengenai hal-hal terkait gambaran dan penjelasan rancangan penelitian, yakni jenis penelitian, jenis dan sumber data, serta teknik analisis data

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini, dilakukan pembahasan mengenai proses yang dilakukan dan analisis dari setiap proses untuk mencapai suatu hasil dari penelitian berupa sistem klasifikasi tingkat keganasan kanker serviks berdasarkan data citra pemeriksaan kolposkopi menggunakan metode *Deep Residual Network* (ResNet).

BAB V KESIMPULAN

Bab ini menjelaskan mengenai simpulan dan saran-saran berdasarkan hasil dan analisis dari penelitian yang telah dilakukan pada bab sebelumnya.

DAFTAR PUSTAKA

Pada bab ini berisi daftar referensi yang digunakan dalam penelitian ini, baik buku, jurnal, maupun artikel.

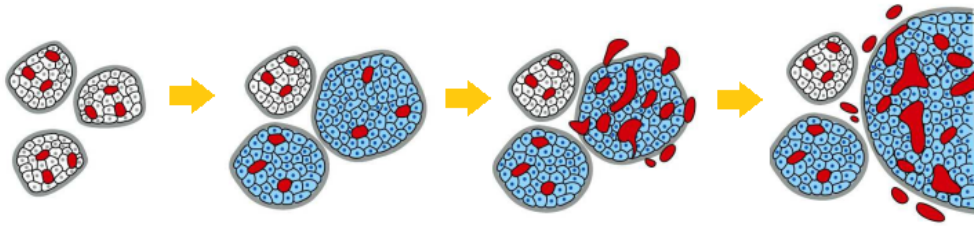
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kanker

Kanker didefinisikan sebagai suatu penyakit sebagai akibat dari sekelompok sel abnormal yang berkembang secara tidak terkendali (Kemenkes RI, 2015). Sel kanker mengabaikan aturan pembelahan sel secara normal, dimana sel normal secara persisten menentukan saat sel harus membelah atau terdiferensiasi menjadi sel lain atau mati. Sel-sel kanker menghasilkan pertumbuhan dan proliferasi yang tidak terkendali, dimana jika proliferasi ini dibiarkan berlanjut dan menyebar, hal tersebut dapat mengakibatkan hal yang fatal (Hejmadi, 2009).



Gambar 2.1 Perkembangan Abnormal Sel Normal menjadi Sel Tumor atau Sel Kanker

(Sumber : The Biology of Cancer, 2007)

Sel kanker merupakan sesuatu yang unik. Sel kanker tumbuh secara geometris tanpa batasan. Hal yang berawal hanya berjumlah 2, kemudian berkembang menjadi 4, lalu 8, 16, 32, 64, dan seterusnya (Bloch, 1985). Karena pertumbuhan geometris tersebut, perawatan yang cepat dan tepat dapat segera menghambat pertumbuhan sel kanker ke titik-titik dimana yang mungkin tidak dapat diobati. Hampir 90% kematian terkait kanker disebabkan oleh metastasis

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

(penyebaran tumor pada jaringan lain) (Bloch, 1985) (Hejmadi, 2009).

Penyakit kanker sebenarnya memiliki lebih dari 200 jenis penyakit kanker yang berbeda, misalnya kanker otak berbeda dengan kanker payudara (Bloch, 1985). Dari setiap jenis tersebut tidak ditemukan adanya kesamaan, selain diketahui bahwa setiap sel kanker berawal dari perkembangan sel abnormal yang cepat dan tidak terkendali. Karena perbedaan tersebut setiap jenis kanker harus ditangani oleh spesialis medis dengan metode perawatan yang berbeda pula. Selain itu, jenis kanker yang berada pada tubuh laki-laki dan tubuh perempuan juga berbeda-beda. Pada laki-laki umumnya ditemukan penyakit kanker seperti kanker paru-paru, kanker lambung, kanker hati, kanker esofagus, kanker kolorektal, dan kanker prostat. Sedangkan, pada tubuh perempuan umumnya ditemui penyakit kanker seperti kanker payudara, kanker paru-paru, kanker lambung, kanker kolorektal, dan kanker serviks (WHO, 2018).

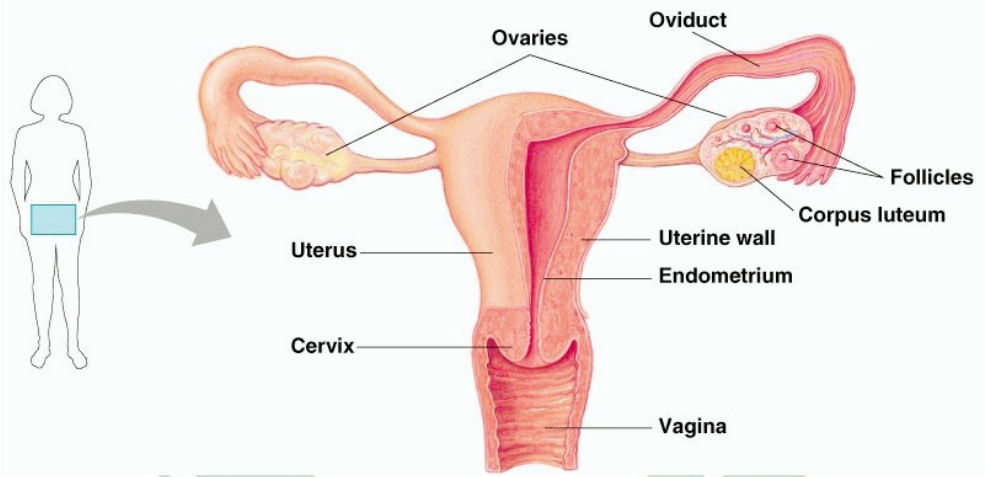
2.2. Kanker Serviks

Serviks merupakan organ bagian dalam tubuh yang menghubungkan antara rahim dengan vagina. Pada serviks terdiri atas dua bagian utama yaitu leher rahim dan mulut rahim. Leher rahim berada lebih rendah dari rahim yang menghubungkan dengan ujung atas vagina, dimana ia berbentuk seperti silinder yang mengerucut dan menonjolkan bagian atas dengan panjang sekitar 5 cm (Nurwijaya, 2010).

Seperti halnya kanker pada umumnya, kanker serviks merupakan suatu penyakit mematikan sebagai akibat dari perkembangan sel secara abnormal pada organ serviks (Anggriyani, 2015). Sel-sel abnormal tersebut berkumpul membentuk suatu tumor, dimana tumor tersebut dapat bersifat jinak dan ganas. Pertumbuhan sel tumor yang tidak terkendali menyebabkan munculnya 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

serviks (Darmawati, 2010). Kanker serviks secara bertahap berkembang sejak muncul adanya *cervical intraepithelial neoplasia* (CIN) atau disebut juga pra kanker selama 10 hingga 20 tahun. Terdapat dua jenis kanker serviks yaitu *squamous carcinoma* dan *adenocarcinoma*. Sekitar 90% kasus keganasan kanker serviks disebabkan oleh sel *squamous carcinoma*, 9% lain akibat dari *adenocarcinoma*, dan sisanya merupakan sejumlah kecil dari jenis lain yang berbeda (Deverakonda, 2016).



Gambar 2.2 Anatomi Sistem Reproduksi pada Perempuan

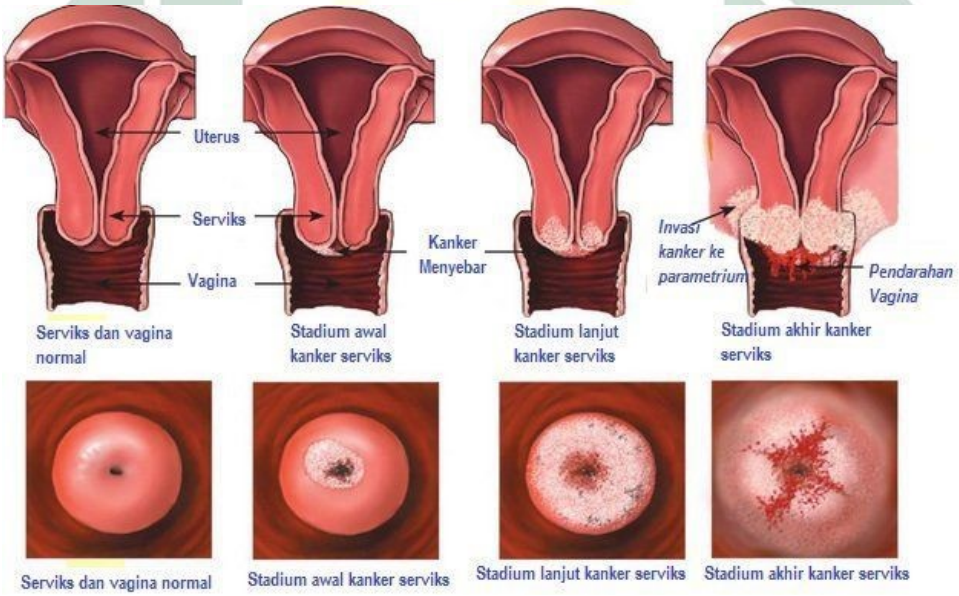
(Sumber : Panduan "Kanker Serviks")

Lebih dari 90% kasus kanker serviks disebabkan akibat infeksi human papilloma virus (HPV), namun sebagian lain yang penyakit HPV tidak menyebabkan kanker serviks. Jenis HPV yang berbahaya adalah HPV dengan tipe 16, 18, 45 dan 56 (Deverakonda, 2016) (Darmawati, 2010). Infeksi HPV apabila tidak segera ditangani dalam jangka waktu yang lama dapat menyebabkan munculnya sel-sel pra kanker serviks (Ekasari, 2015).

Penyebab lain yang dapat menyebabkan kanker serviks adalah kebiasaan merokok, meminum pil kontrasepsi, melakukan koitus pada usia muda, melakukan koitus dengan banyak pasangan, dan sistem imun yang rendah (Deverakonda,

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). Perempuan perokok memiliki kemungkinan risiko dua kali lebih tinggi apabila dibandingkan dengan perempuan bukan perokok. Hal tersebut disebabkan karena pada rokok ditemui unsur karsinogenik pemicu kanker. Selain itu, lendir dari serviks perempuan perokok mengandung zat-zat yang ada pada rokok seperti nikotin (Ekasari, 2015). Perempuan yang melakukan koitus pada usia dini dengan berganti-ganti pasangan dapat menyebabkan adanya penularan penyakit kelamin, seperti *gardnella vaginosis kalmidia*, herpes dan penularan virus HPV penyebab kanker serviks (Diananda, 2007). Selain itu, mengonsumsi pil KB dalam jangka panjang atau lebih dari enam tahun memungkinkan munculnya kanker serviks, sebab pil KB dapat mempercepat perkembangan CIN secara tidak langsung (Darmawati, 2010).



Gambar 2.3 Penampakan Penyebaran Kanker Serviks Pada Organ Reproduksi

(Sumber : *hipwee.com*, diakses pada tanggal 20 Oktober 2019)

Pada fase awal kanker, penyakit ini tidak memiliki gejala khusus. Umumnya gejala awal penyakit ini ditandai dengan keputihan dengan bau tidak sedap, siklus haid yang tidak teratur, pendarahan intermenstrual, pendarahan pasca

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

koitus, dan lain sebagainya (Darmawati, 2010). Pada fase lanjut terasa nyeri hebat yang menjalar sampai kaki. Beberapa dampak dari penyakit ini adalah hilangnya nafsu makan, terjadi penurunan berat badan, badan tampak lemah, nyeri pada bagian panggul, punggung, dan kaki, kaki bengkak, dan lain sebagainya (Deverakonda, 2016).

2.2.1. Stadium 0

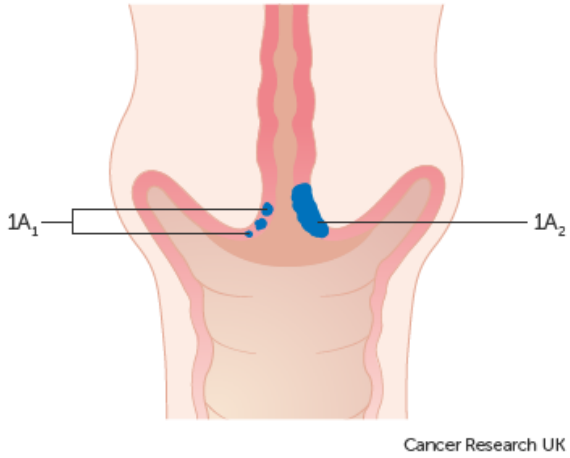
Kanker serviks stadium 0 atau *cervical carcinoma in situ* merupakan awal dari tumbuhnya sel kanker pada serviks dengan ditemukannya sel-sel abnormal pada permukaan epitel serviks. Dalam beberapa tahun, sel-sel tersebut akan menyebar ke jaringan sekitar dan berkembang menjadi sel kanker. Pada stadium ini gejala fisik dari kanker serviks belum dapat dideteksi. Gejala baru akan muncul setelah sel kanker berkembang pada stadium selanjutnya (Anggriyani, 2015).

2.2.2. Stadium I

Kanker serviks stadium I merupakan tahap awal tumbuhnya sel kanker yang hanya ditemukan pada leher rahim (serviks). Stadium ini terdiri dari stadium IA dan IB, kemudian dikelompokkan kembali menjadi stadium IA_1, stadium IA_2, stadium IB_1, dan stadium IB_2 berdasarkan jumlah kanker yang ditemukan. Pada stadium IA_1, kanker tumbuh kurang dari 3 mm. Sedangkan pada stadium IA_2, kanker telah tumbuh antara 3-5 mm ke dalam jaringan serviks dengan lebar kurang dari 7 mm. Pada stadium IB_1, kanker berkembang menjadi lebih besar, tetapi ukurannya tidak sampai lebih dari 4 cm. Sedangkan pada stadium IB_2, secara horizontal ukuran kanker mencapai lebih dari 4 cm dalam ukuran horizontal (Masruroh, 2016).

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

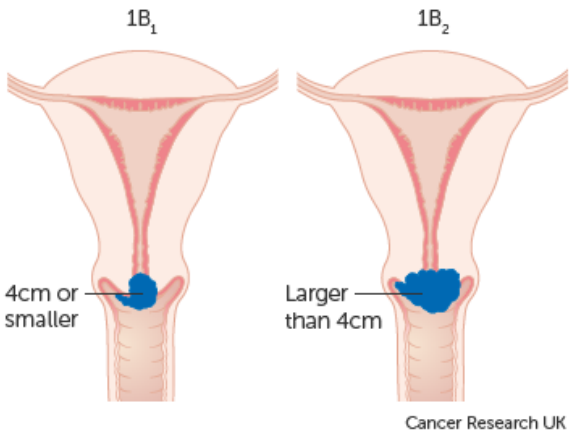
(a) Stadium IA



Gambar 2.4 Ilustrasi Letak dan Ukuran Penyebaran Kanker Serviks Stadium IA

(Sumber : Cancer Research UK, 2017)

(b) Stadium IB



Gambar 2.5 Ilustrasi Letak dan Ukuran Penyebaran Kanker Serviks Stadium IB

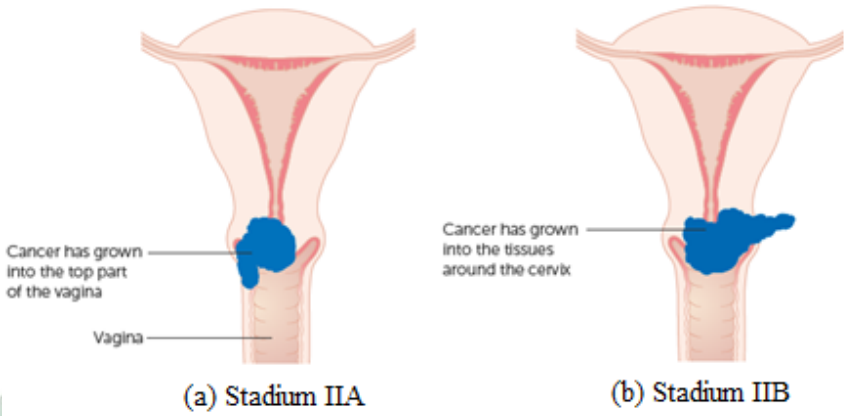
(Sumber : Cancer Research UK, 2017)

2.2.3. Stadium II

Pada stadium II, sel kanker telah menyebar pada bagian luar serviks, tetapi penyebaran kanker tersebut tidak sampai pada dinding jaringan yang melapisi bagian tubuh antara pinggul (pelvis). Pada tahap ini, stadium kanker terbagi

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

menjadi stadium IIA dan IIB berdasarkan seberapa jauh kanker telah menyebar. Pada stadium IIA kanker telah mencapai bagian atas vagina, tetapi belum dapat mencapai jaringan parametrium. Sedangkan, pada stadium IIB, kanker telah menyebar pada dalam jaringan lain di sekitar serviks, termasuk pada jaringan parametrium (Ekasari, 2015)



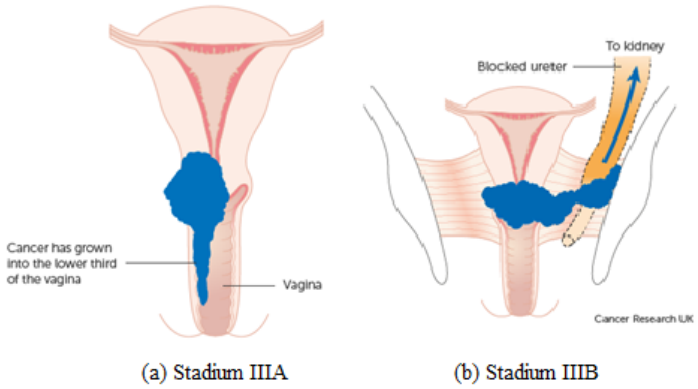
Gambar 2.6 Ilustrasi Bentuk Penyebaran Kanker Serviks Stadium II

(Sumber : Cancer Research UK, 2017)

2.2.4. Stadium III

Kanker serviks stadium III dibagi menjadi stadium IIIA dan stadium IIIB berdasarkan dari seberapa jauh sel kanker telah menyebar. Pada stadium ini sel kanker telah menyebar sampai satu per tiga bagian bawah vagina atau dinding pelvis. Penyebaran sel kanker ini memungkinkan terjadinya komplikasi pada ginjal akibat hidronefrosis (Ekasari, 2015).

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

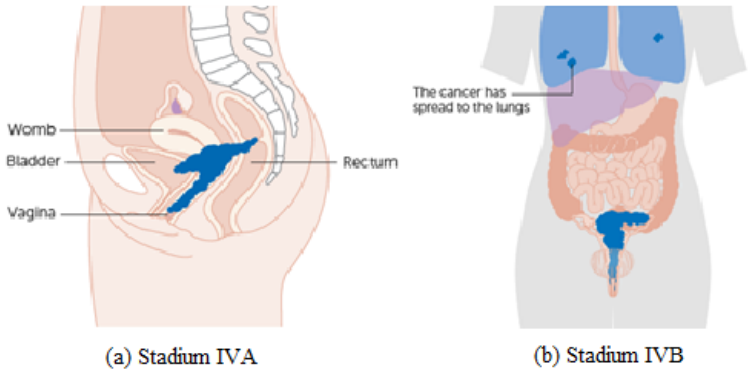


Gambar 2.7 Ilustrasi Bentuk Penyebaran Kanker Serviks Stadium III

(Sumber : Cancer Research UK, 2017)

2.2.5. Stadium IV

Kondisi penderita dapat dikatakan sebagai kanker serviks stadium IV apabila sel kanker telah menyebar sampai kandung kemih, rektum dan organ tubuh lainya. Stadium ini dibagi menjadi stadium IVA dan stadium IVB berdasarkan penyebaran sel kanker. Pada stadium IVA, kanker menyebar pada organ-organ sekitar, seperti kandung kemih atau rektum. Sedangkan pada stadium IVB, kanker telah menyebar sampai organ tubuh yang jauh seperti paru-paru, hati, tulang dan lain sebagainya (Anggriyani, 2015).



Gambar 2.8 Ilustrasi Bentuk Penyebaran Kanker Serviks Stadium IV

(Sumber : Cancer Research UK, 2017)

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

2.3. Pemeriksaan Kanker Serviks

Pada setiap jenis kanker pendeteksian dan perawatan yang dilakukan berbeda-berbeda tergantung jenis kanker yang diderita. Pemeriksaan kanker serviks dapat dilakukan dengan beberapa cara. Berikut beberapa pemeriksaan yang umum dilakukan untuk mendeteksi adanya kanker pada organ serviks.

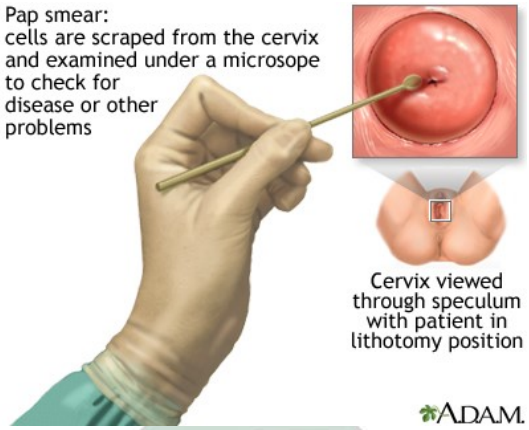
2.3.1. Pemeriksaan IVA (Inspeksi Visual Asam Laktat)

Pemeriksaan IVA atau sering juga disebut sebagai inspeksi visual asam laktat merupakan salah satu pemeriksaan yang umum dilakukan untuk mendeteksi adanya kanker serviks sejak dini (Kemenkes RI, 2019), sebab pemeriksaan ini mampu mendeteksi lesi pada tingkat pra kanker dengan sensitivitas sampai 96% dan spesifisitas mencapai 98% (Handayani, 2012). Pemeriksaan IVA ini dilakukan dengan cara mengoleskan larutan asam asetat $3 - 5\%$ pada serviks. Kemudian dilakukan pengamatan langsung dari perubahan warna pada serviks. Apabila serviks berwarna merah berarti hasil pemeriksaan tersebut menunjukkan bahwa serviks normal. Sedangkan, apabila terdapat perubahan seperti adanya bercak putih menandakan bahwa terdapat lesi CIN (Anggriyani, 2015).

2.3.2. Pemeriksaan Pap Smear

Pap smear merupakan suatu cara mendeteksi kanker serviks yang paling umum dilakukan. Pemeriksaan ini termasuk ke dalam jenis pemeriksaan sitologi, dimana pemeriksaan ini dilakukan dengan cara mengambil spesimen pada serviks. Hasil yang dapat diperoleh dari pemeriksaan ini meliputi normal smear, proses keradangan, *low grade intraepithelial lesion* (LSIL), *high grade intraepithelial lesion* (HSIL), *carcinoma in situ*, dan *carcinoma invasive* (Mastutik, 2015).

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 2.9 Ilustrasi Pemeriksaan Pap Smear

(Sumber : A.D.A.M. Interactive Anatomy Encyclopedia, 2017)

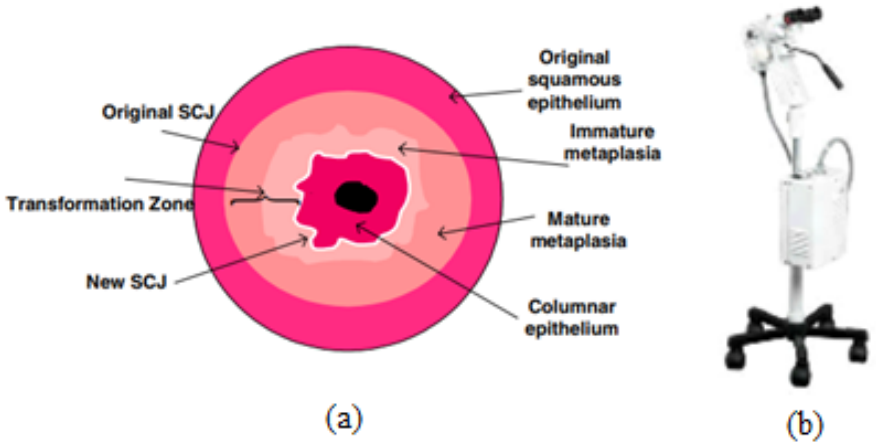
2.3.3. Pemeriksaan HPV

Pemeriksaan ini merupakan pemeriksaan dengan menggunakan teknik molekuler. Pemeriksaan ini menggunakan DNA dengan mengambil sampel jaringan dari serviks untuk dilakukan uji terkait dengan HPV (Anggriyani, 2015).

2.3.4. Pemeriksaan Kolposkopi

Pemeriksaan kolposkopi merupakan salah satu pemeriksaan yang dilakukan untuk mendeteksi adanya kanker serviks dengan cara mengambil citra serviks menggunakan kamera khusus (Anggriyani, 2015). Pemeriksaan ini dilakukan pada saluran genital bawah (serviks, vulva dan vagina), dengan berfokus pada tampilan subjektif epitel metaplastik zona transformasi (Pada Gambar 2.10(a)) dan menggunakan alat *colposcope* (Pada Gambar 2.10(b)) (Li, 2005).

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 2.10 (a) Representasi Skematis Organ Serviks, (b) Alat Colposcope

(Sumber : *CAD for Cervical Cancer Screening and Diagnosis*, 2005)

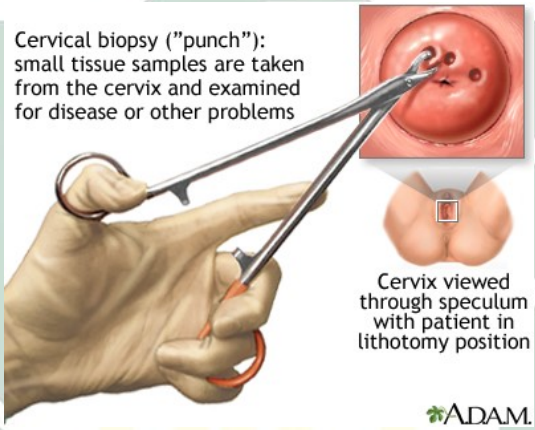
Colposcope merupakan mikroskop binokular berdaya rendah yang dibangun dengan sumber cahaya putih dan lensa objektif sebagai mekanisme pendukung (Li, 2005). Alat tersebut digunakan untuk memperbesar citra permukaan serviks sehingga bagian sel serviks sampai pembuluh darah dapat terlihat dengan jelas (Anggriyani, 2015). Selama pemeriksaan, larutan asam asetat 3-5% dioleskan pada serviks. Hal bertujuan untuk melihat perubahan warna pada *epitel metaplastik abnormal* (Li, 2005).

Leher rahim pasien dinyatakan normal apabila permukaan epitel squamous berwarna merah muda dan halus. Sedangkan, apabila permukaan epitel squamous tampak tidak teratur, terdapat erosi, *acetowhite*, *punctat* dan *mosaic*, maka dapat diidentifikasi adanya kanker invasif pada leher rahim pasien (Primadiarti, 2011). *Acetowhite* sendiri merupakan suatu kondisi dimana sel kanker serviks berubah warna menjadi putih.

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

2.3.5. Pemeriksaan Biopsi Serviks

Tindakan biopsi dilakukan apabila hasil pemeriksaan pap smear dan pemeriksaan kolposkopi menunjukkan hasil bahwa terdapat lesi dan sel abnormal pada serviks. Biopsi serviks sendiri merupakan pengambilan sedikit sampel jaringan pada serviks untuk dianalisis oleh ahli patologi. Daerah pengambilan sampel dilakukan pada bagian abnormal pemeriksaan kolposkopi (Ekasari, 2015).



Gambar 2.11 Ilustrasi Pemeriksaan Biopsi Serviks

(Sumber : A.D.A.M. Interactive Anatomy Encyclopedia, 2017)

2.4. Citra Digital

Citra merupakan suatu media berisi informasi yang disajikan secara visual sebagai bentuk representasi atau imitasi dari suatu objek (Zufar, 2016). Terdapat dua jenis citra yaitu citra yang bersifat analog dan citra yang bersifat digital (Sukardi, 2015). Suatu citra dikatakan sebagai citra digital apabila citra tersebut disimpan ke dalam bentuk file digital yang dapat diolah menggunakan komputer (Zufar, 2016).

Citra juga disebut sebagai fungsi dua dimensi $f(x, y)$, dimana f merepresentasikan nilai dari intensitas cahaya pada citra dan (x, y) merupakan koordinat dari suatu bidang (Gonzales, 2008).

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 kata lain, citra merupakan suatu matriks dengan nilai-nilai piksel warna di dalamnya. Seperti halnya matriks, ukuran dari suatu citra dinyatakan dalam $M \times N$, dimana M merupakan jumlah baris dan N merupakan jumlah kolom dengan piksel merupakan jumlah elemen pada citra (Putra, 2010).

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(1,1) & f(1,2) & \cdots & f(1,N) \\ f(2,1) & f(2,2) & \cdots & f(2,N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M,1) & f(M,2) & \cdots & f(M,N) \end{bmatrix} \tag{2.1}$$

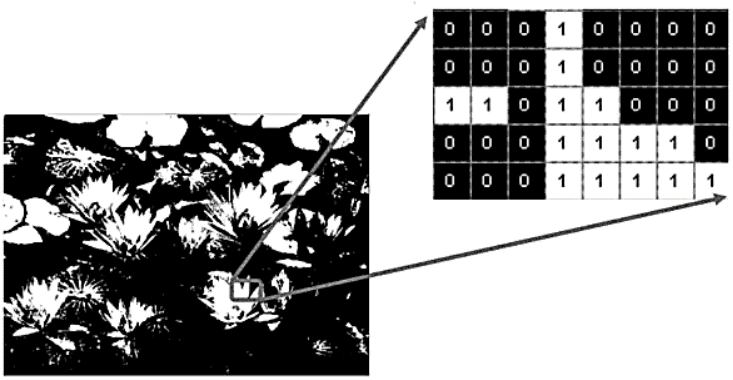
Pengolahan citra digital merupakan suatu metode pemrosesan data citra yang menghasilkan keluaran berupa citra juga. Pengolahan citra digital diterapkan pada citra dengan tujuan agar citra yang disajikan memiliki kualitas yang baik (Anggriyani, 2015). Pada pengolahan citra digital, bidang yang dipelajari merupakan sesuatu yang berkaitan dengan perbaikan kualitas citra (melalui peningkatan kontras, transformasi warna, dan restorasi citra), penerapan transformasi citra (seperti transformasi rotasi, translasi, skala, dan geometrik), pemilihan fitur citra untuk dianalisis, pengambilan informasi berupa deskripsi objek atau pengenalan objek yang terkandung pada citra, kompresi atau reduksi data, transmisi data, dan lain sebagainya (Sukardi, 2015).

Pada citra digital terdapat beberapa jenis citra yang dikategorikan berdasarkan tingkat warna pada citra. Berikut tiga jenis citra berdasarkan tingkat warna yang umum digunakan pada pengolahan citra digital (Putra, 2010).

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

2.4.1. Citra Biner

Citra biner merupakan citra yang hanya terdiri dari dua nilai piksel yaitu 0 dan 1. Pada citra biner, nilai 0 merepresentasikan warna hitam dan nilai 1 merepresentasikan warna putih pada citra.

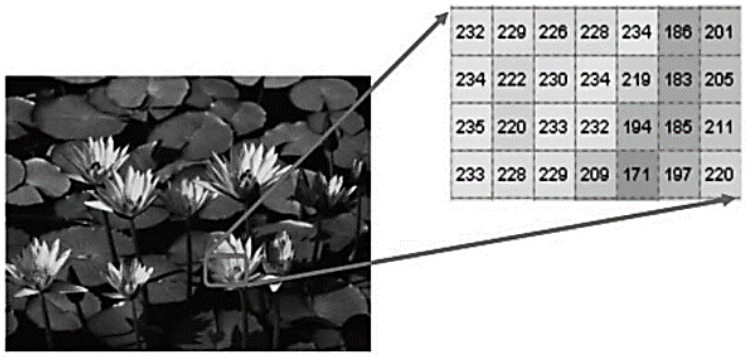


Gambar 2.12 Citra Biner dengan Nilai Piksel 0 dan 1

(Sumber : Teori Pengolahan Citra Digital, 2009)

2.4.2. Citra Grayscale

Citra grayscale merupakan citra keabu-abuan dengan nilai piksel di antara rentang 0 sampai 255. Seperti pada citra biner, nilai 0 merepresentasikan warna hitam dan nilai 1 merepresentasikan warna putih, sehingga untuk nilai yang berada di antara nilai 0 sampai 255 merepresentasikan degradasi warna abu-abu pada citra.



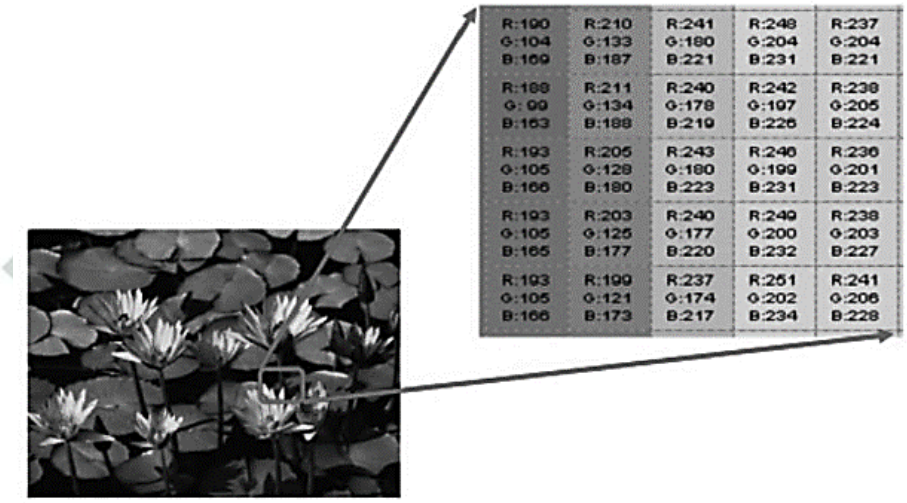
Gambar 2.13 Citra Grayscale dengan Nilai Piksel antara 0 **sampai** 255

(Sumber : Teori Pengolahan Citra Digital, 2009)

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

2.4.3. Citra Warna (*True Color*)

Citra warna (*true color*) merupakan citra hasil perpaduan tiga warna utama, yaitu merah (R), hijau (G), dan biru (B) atau lebih sering disingkat sebagai RGB. Pada masing-masing komponen warna tersebut memiliki nilai piksel di antara rentang 0 sampai 255. Dalam beberapa penelitian, komponen warna hijau lebih umum digunakan, karena citra keabu-abuan milik warna hijau lebih merepresentasikan citra asli.



Gambar 2.14 Citra Warna dengan Komponen Warna RGB

(Sumber : Teori Pengolahan Citra Digital, 2009)

2.5. Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan serangkaian teknik meningkatkan varian citra memperbanyak jumlah dataset pelatihan untuk membangun model pembelajaran yang lebih baik berdasarkan dataset awal (Shorten, 2019). Algoritma augmentasi data citra ada beragam, di antaranya adalah transformasi geometrik, modifikasi warna, filter kernel dan lain sebagainya (Satyam, 2018). Metode yang umum diterapkan untuk augmentasi data adalah transformasi geometrik dan modifikasi

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

warna (Mikołajczyk, 2018). Pada modifikasi warna, metode augmentasi yang dilakukan berkaitan dengan nilai-nilai piksel pada citra, seperti *histogram equalization*, peningkatan kontras dan kecerahan, keseimbangan warna putih, penajaman, pengaburan, dan lain sebagainnya. Sedangkan, pada transformasi geometrik metode augmentasi yang dilakukan berkaitan dengan posisi dari piksel-piksel di dalam citra, seperti rotasi, refleksi, dilatasi, translasi, *shear*, dan transformasi *affine*. Beberapa transformasi geometrik dasar yang umum diterapkan adalah rotasi, refleksi dan dilatasi.

a. Rotasi

Rotasi merupakan salah satu transformasi geometri, dimana merupakan suatu proses perubahan posisi dari nilai-nilai piksel yang didasarkan pada nilai variabel rotasi sebesar θ^0 terhadap sudut dan posisi titik pusat rotasi.

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta^0 & \sin\theta^0 \\ \sin\theta^0 & \cos\theta^0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \tag{2.2}$$

Dari persamaan (2.2) diperoleh persamaan (2.3) untuk menghitung posisi akhir dari nilai-nilai piksel citra masukkan, dengan x_1 dan y_1 merupakan koordinat awal citra masukkan, x_2 dan y_2 adalah koordinat akhir citra setelah transformasi terhadap sudut rotasi θ^0.

$$\begin{aligned} x_2 &= x_1 \cos\theta^0 - y_1 \sin\theta^0 \\ y_2 &= x_1 \sin\theta^0 + y_1 \cos\theta^0 \end{aligned} \tag{2.3}$$

b. Refleksi

Refleksi merupakan proses perubahan posisi dari nilai-nilai piksel pada koordinat awal (x_1, y_1) menuju koordinat akhir (x_2, y_2) pada citra sesuai

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 posisi pencerminan, dimana terdapat tiga jenis posisi pencerminan yaitu pencerminan terhadap sumbu x, pencerminan terhadap sumbu y, dan pencerminan terhadap sumbu x dan sumbu y.

(a) Pencerminan terhadap sumbu x

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \tag{2.4}$$

(b) Pencerminan terhadap sumbu y

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \tag{2.5}$$

(c) Pencerminan terhadap sumbu x dan sumbu y

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \tag{2.6}$$

c. Dilatasi

Dilatasi merupkan sebuah salah satu operasi dalam transformasi geometri yang digunakan untuk mengatur skala citra (memperbesar atau memperkecil ukuran citra masukkan) berdasarkan hasil perkalian citra masukan dengan variabel penskalaannya. Proses penskalaan dilakukan menggunakan persamaan (2.7), dengan a dan b merupakan variabel penskalaan.

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \tag{2.7}$$

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

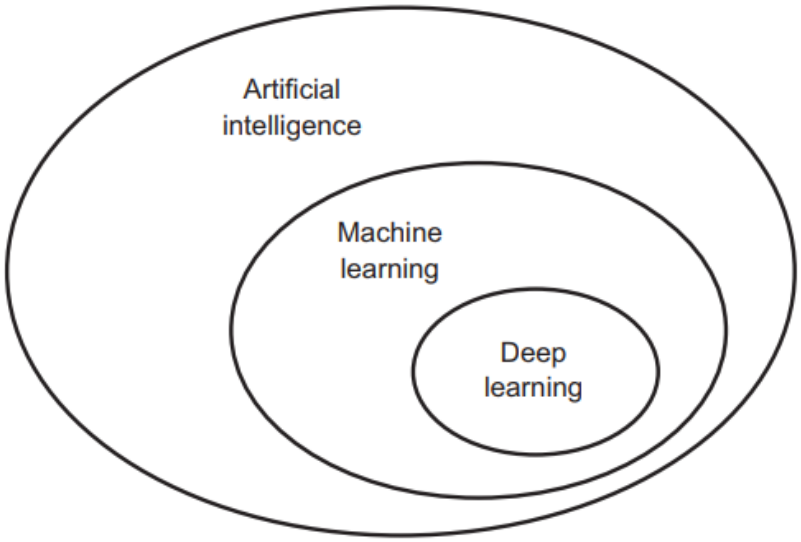
2.6. *Artificial Intelligence*

Artificial Intelligence (AI) atau kecerdasan buatan lahir pertama kali pada tahun 1950-an saat para pencetus teknologi komputer memikirkan bagaimana komputer dapat berpikir (Chollet, 2018). AI didefinisikan sebagai kecerdasan dari entitas ilmiah yang umumnya dianggap seperti komputer. AI diciptakan dengan tujuan agar dapat melakukan pekerjaan manusia secara otomatis. AI telah digunakan pada bermacam-macam bidang, seperti sistem ahli, robotika, permainan, logika fuzzy, *artificial neural network*, dan sebagainya (Pujoseno, 2018).

Pada tahun 1950-an sampai 1980-an, para ahli meyakini bahwa kecerdasan buatan dapat dicapai dengan membangun suatu program yang berisikan seperangkat aturan eksplisit dalam jumlah besar untuk memanipulasi pengetahuan atau paradigma tersebut umumnya disebut sebagai AI simbolik. Meskipun AI simbolik terbukti dapat menyelesaikan beragam masalah logis yang terdefinisi dengan baik seperti bermain catur, namun AI simbolik sulit menemukan aturan eksplisit untuk permasalahan kompleks dan fuzzy, seperti klasifikasi citra, pengenalan suara, dan terjemahan bahasa. Oleh karenanya kemudian lahir *machine learning* (Chollet, 2018).

Berdasarkan Gambar 2.15, secara umum AI mencakup *machine learning* dan *deep learning*, tetapi AI juga dapat mencangkup pendekatan yang tidak memerlukan pembelajaran.

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 2.15 Himpunan Bagian Artificial Intelligence

(Sumber : Deep Learning with Python, 2018)

Pada kecerdasan buatan, mesin dimanfaatkan untuk memecahkan persoalan rumit dengan cara mencontoh karakteristik dan analogi berpikir manusia untuk kemudian diterapkan sebagai algoritma yang dikenal oleh komputer. Kecerdasan buatan ini umumnya dihubungkan dengan bidang ilmu komputer untuk kemudian dikombinasikan dengan bidang ilmu lain seperti matematika, biologi, psikologi dan sebagainya (Pujoseno, 2018).

Penerapan algoritma AI pada kehidupan manusia semakin hari semakin banyak digunakan. Oleh karenanya para ilmuwan secara persisten melakukan pengembangan algoritma-algoritma baru untuk memperbaiki kekurangan dari algoritma AI sebelumnya. Saat ini, algoritma dari kecerdasan buatan tidak hanya terinspirasi dari otak manusia, melainkan telah dikembangkan konsep-konsep kecerdasan buatan yang terinspirasi dari populasi biologis, seperti binatang.

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

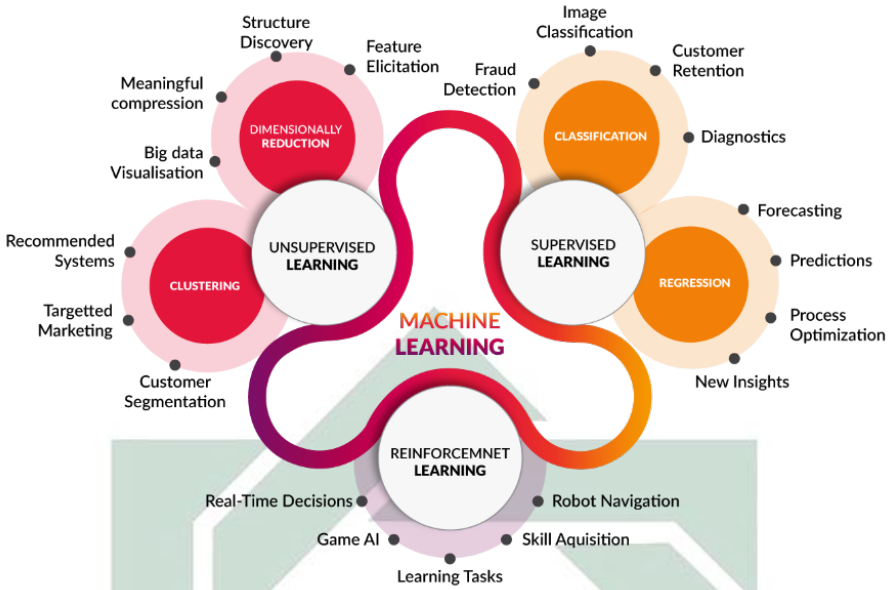
2.7. *Machine Learning*

Machine Learning (ML) diperkenalkan pertama kali oleh Arthur Samuel pada tahun 1959. Menurut Mohri, ML didefinisikan sebagai suatu metode komputasi yang didasarkan pada informasi yang telah dilatih sebelumnya untuk meningkatkan performa *machine* dalam menentukan prediksi secara akurat (Pujoseno, 2018). ML memungkinkan seseorang untuk menyelesaikan permasalahan yang sulit untuk diselesaikan melalui program yang telah ditulis dan dirancang oleh manusia. Berdasarkan sudut pandang filosofis dan ilmiah, ML menarik karena mampu mengembangkan pemahaman mengenai prinsip-prinsip yang mendasari kecerdasannya (Goodfellow, 2016).

Terdapat beragam jenis permasalahan yang dapat diselesaikan dengan menggunakan ML. Berikut merupakan beberapa permasalahan yang umumnya diselesaikan oleh ML.

1. Klasifikasi
2. Regresi
3. Transkripsi
4. Mesin Translasi
5. Deteksi Anomali
6. Estimasi Fungsi Massa Probabilitas; dan lain sebagainya.

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 2.16 Macam-Macam Jenis Algoritma Pembelajaran Pada Machine Learning

(Sumber : Cognitive Computing and Machine Learning)

Berdasarkan pembelajaran yang dilakukan, ML dikelompokkan menjadi beberapa jenis pembelajaran, di antaranya sebagai berikut.

2.7.1. *Supervised Learning*

Supervised Learning merupakan pembelajaran ML dengan menggunakan data masukan yang memiliki label atau target. Algoritma ini membangun suatu model prediksi berdasarkan data pelatihan yang telah berlabel.

2.7.2. *Unsupervised Learning*

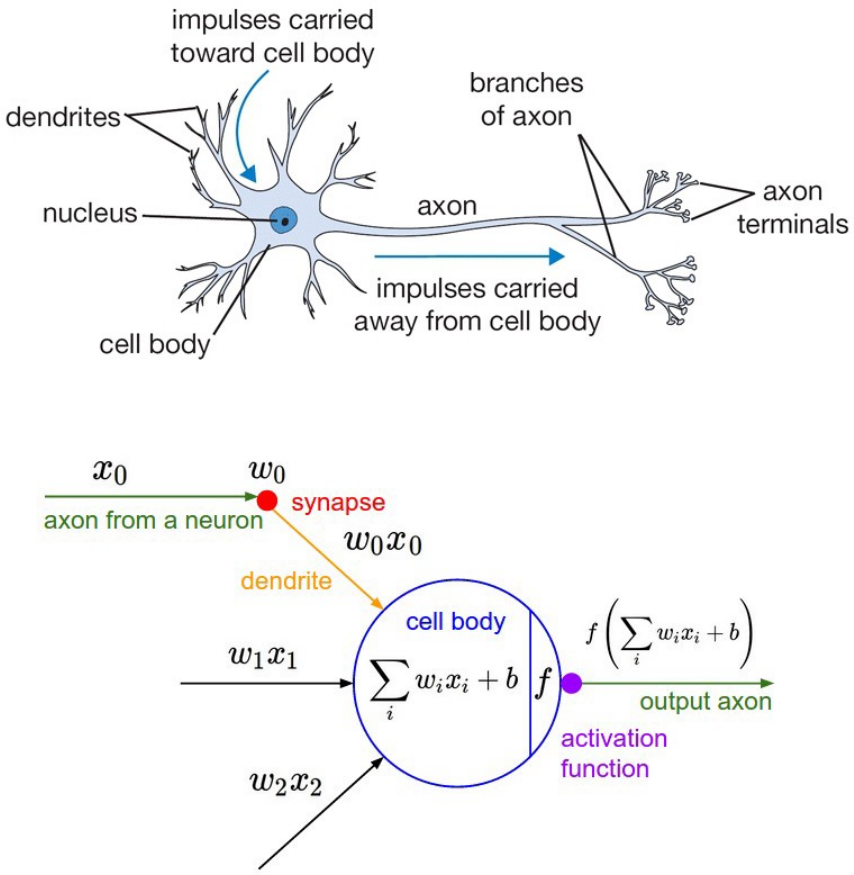
Unsupervised learning merupakan pembelajaran ML dengan menggunakan data masukan yang tidak memiliki label atau target. Sehingga *machine* akan melakukan pengelompokan data berdasarkan karakteristik-karakteristik dari data yang ada.

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

2.7.3. *Reinforcement Learning*

Reinforcement Learning merupakan pembelajaran ML yang sedikit berbeda dengan model klasik. Pada pembelajaran ini, pelatihan dan pengujian dilakukan secara bersama-sama. Informasi pembelajaran dikumpulkan secara aktif dengan berinteraksi pada lingkungan sehingga diperoleh *feedback* yang dapat digunakan oleh pembelajar untuk memperbarui parameternya.

2.8. *Neural Network*



Gambar 2.17 Ilustrasi Cara Kerja Jaringan saraf

(Sumber : *Stanford Course*)

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

Neural Network (NN) merupakan salah satu algoritma ML yang mengadaptasi cara kerja jaringan saraf manusia. Otak manusia terdiri dari milyaran neuron yang dihubungkan oleh *synapses*, dimana dendrit bertugas sebagai penerima informasi yang masuk untuk diteruskan dan diproses oleh *nukleus* (inti sel). Sedangkan akson bertugas untuk mengirimkan impuls atau keluaran hasil pemrosesan informasi dari badan sel ke jaringan lain (Nurhikmat, 2018).

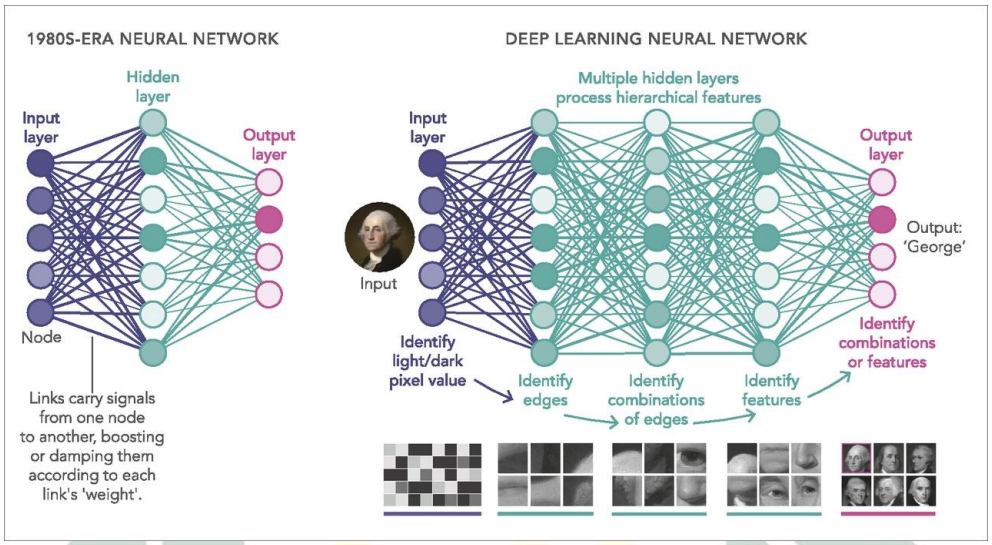
2.9. *Deep Learning*

Deep Learning (DL) merupakan sub-bidang ML sebagai hasil dari pengembangan NN (Alom , 2018). Pengenalan pola atau pengolahan informasi dari data non linier pada DL dapat melakukan ekstraksi fitur dan klasifikasi sekaligus pada kumpulan data dalam jumlah yang besar (Hakim, 2018)(Nurhikmat, 2018). Umumnya pembelajaran ML hanya menggunakan satu atau dua lapisan untuk merepresentasikan data, sehingga pembelajaran tersebut sering disebut sebagai pembelajaran dangkal. Berbeda dengan pembelajaran ML biasa, pembelajaran DL ini lebih dikenal sebagai algoritma pembelajaran dengan jumlah lapisan berurutan yang banyak dengan tujuan agar data dapat direpresentasikan dengan baik (Chollet, 2018). Sejak diperkenalkan pada awal tahun 2006, DL telah digunakan pada bidang yang luas dan beragam, di antaranya adalah pengenalan suara, pengenalan citra, pengenalan bahasa, penemuan obat, bioinformatika, dan lain sebagainya secara otomatis (Alom , 2018).

Seperti ML, algoritma ini memiliki jenis pembelajaran terawasi dan tidak terawasi. Model pembelajaran terawasi pada DL misalnya *Convolutional Neural Network* (CNN), *Recurrent Neural Network* (RNN), *Long Short Term Memory* (LSTM), *Gated Recurrent Units* (GRU) dan lain sebagainya. Sedangkan model

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

pembelajaran tidak terawasi pada DL misalnya *Autoencoders* (AE), *Restricted Boltzmann Machine* (RBM), *Deep Belief Networks* (DBN), *Generative Adversarial Networks* (GANs), dan lain sebagainya (Ker, 2017).



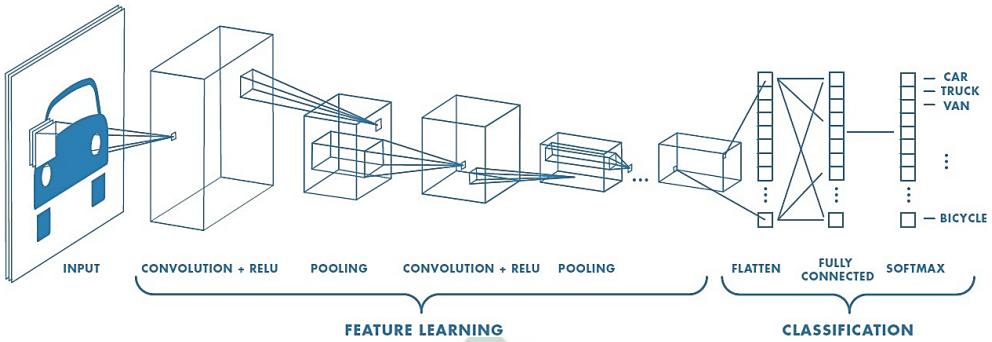
Gambar 2.18 Ilustrasi Arsitektur Deep Learning

(Sumber : *The Limits of Deep Learning*, 2019)

2.10. *Convolutional Neural Network*

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode DL, dimana metode ini merupakan hasil dari pengembangan dari algoritma *Multilayer Perceptron* (MLP) (Nurhikmat, 2018). Gagasan dasar CNN terinspirasi oleh konsep bidang reseptif dalam biologi, dimana bidang reseptif merupakan fitur dari korteks visual hewan yang bertindak sebagai detektor yang peka terhadap rangsangan pada jenis tertentu (Stenroos, 2017).

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 2.19 Ilustrasi Jaringan CNN

(Sumber : *Mathworks*)

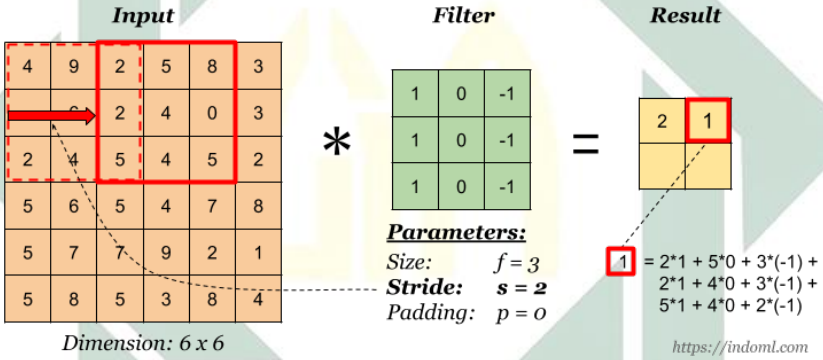
Algoritma CNN banyak digunakan oleh para peneliti dalam menganalisis suatu objek, sebab algoritma ini telah diklaim sebagai model terbaik dalam menyelesaikan permasalahan pengenalan objek (Ker, 2017)(Hakim, 2018). Hal tersebut didasarkan pada cara kerja DL, dimana fitur dari dataset primer dapat diekstraksi secara otomatis dan pendeteksian atau pengklasifikasian akan diterapkan pada dataset dengan mengekstraksi fitur level rendah, menengah dan tinggi. Hal tersebut cukup berbeda dengan metode ML konvensional, dimana untuk memperoleh suatu fitur dari dataset, metode ekstraksi fitur perlu diterapkan secara manual pada dataset untuk selanjutnya fitur pada level rendah diekstraksi dan dimasukkan ke dalam algoritma ML tertentu.

Algoritma CNN dapat mempertahankan hubungan spasial dari citra masukan saat melakukan filtering. CNN mengambil piksel dari citra masukkan, lalu mengubahnya melalui *Convolusional Layers*, *Rectified Linear Unit* (ReLU) *Layers*, dan *Pooling Layers*. Kemudian di akhir digabungkan dalam *Fully Connected Layer* dan dilakukan aktivasi fungsi *softax* untuk memperoleh nilai probabilitas dati masing-masing kelas, dimana data masukan diklasifikasikan ke dalam kelas dengan probabilitas tertinggi (Ker, 2017).

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

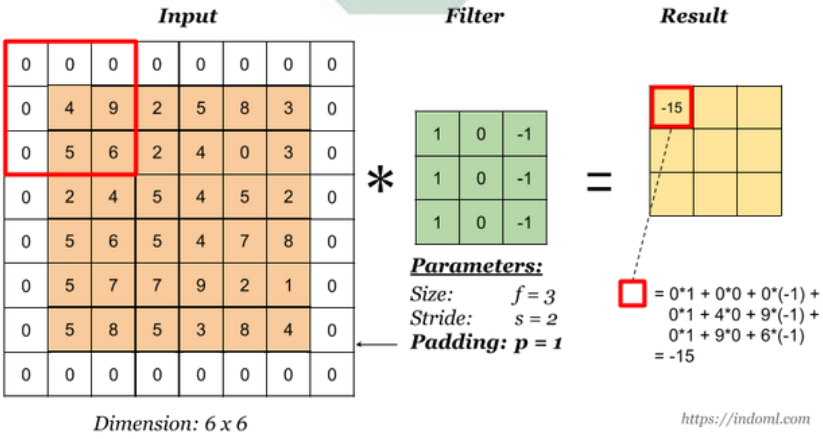
2.10.1. *Convolution Layer*

Konvolusi didefinisikan sebagai operasi dua fungsi. Dalam menganalisis citra, fungsi pertama merupakan nilai masukan atau nilai piksel di suatu posisi dalam citra. Sedangkan fungsi kedua merupakan sebuah matriks filter atau kernel. Nilai keluaran diperoleh dari perkalian titik dua fungsi. Filter kemudian digeser ke posisi berikutnya pada citra, yang kemudian disebut sebagai panjang *stride* (Ker, 2017). Selain itu terdapat pula istilah *padding*, dimana ia merupakan bentuk manipulasi pada citra masukan dengan menambahkan piksel berisi nilai 0 di setiap tepi citra (Rahman, 2019).



Gambar 2.20 Ilustrasi Perhitungan dengan Pergeseran *Stride*

(Sumber : *indoml.com*)



Gambar 2.21 Ilustrasi Perhitungan dengan Penambahan *Padding*

(Sumber : *indoml.com*)

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

Pada operasi ini fungsi keluaran digunakan sebagai *Feature Map* dari citra masukan (Nurhikmat, 2018). Persamaan dari operasi konvolusi ini dapat dinyatakan sebagai berikut (Ker, 2017).

$$H(t) = I(t) * K(t) \tag{2.8}$$

dengan $H(t)$ didefinisikan sebagai *feature map* hasil operasi konvolusi citra masukan $I(t)$ dengan filter $K(a)$. Jika t merupakan bilangan interger, maka persamaan konvolusi diskrit dinyatakan sebagai berikut.

$$H(t) = I(t) * K(t) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} I(a) * K(t-a) \tag{2.9}$$

Pada persamaan (2.9), berlaku sifat komutatif dari operasi konvolusi. Dengan mengasumsikan $A = t - a$, maka dapat dikatakan bahwa $a = t - A$. Untuk $a = -\infty \Rightarrow A = -\infty$ dan $a = \infty \Rightarrow A = \infty$. Sehingga apabila A disubstitusikan ke dalam persamaan (2.9), maka diperoleh persamaan (2.10).

$$\begin{aligned} I(t) * K(t) &= \sum_{A=-\infty}^{\infty} I(t-A) * K(A) \\ &= \sum_{A=-\infty}^{\infty} K(A) * I(t-A) \end{aligned} \tag{2.10}$$

Secara definisi, $I(t) * K(t) = \sum_{A=-\infty}^{\infty} K(A) * I(t-A)$ merupakan operasi konvolusi dua fungsi $K(t) * I(t)$. Selanjutnya dengan memperhatikan sifat komutatif pada operasi konvolusi diperoleh,

$$I(t)*K(t) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} I(a)*K(t-a) = \sum_{A=-\infty}^{\infty} K(A)*I(t-A) = I(t)*K(t) \tag{2.11}$$

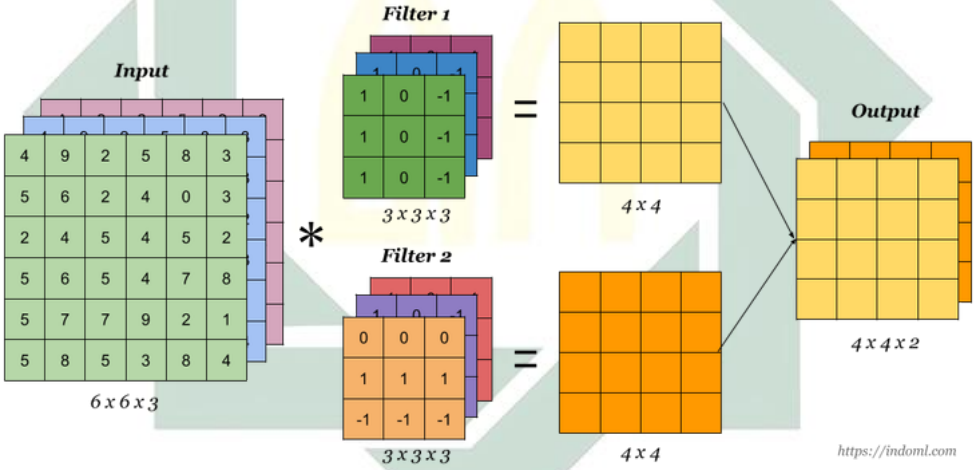
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Asumsi persamaan di atas merupakan operasi konvolusi untuk satu dimensi, sehingga untuk operasi konvolusi dua dimensi dinyatakan dengan data masukan $I(m,n)$ dan kernel $K(a,b)$ yaitu

$$H(m,n) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} \sum_{b} I(a,b) * K(m-a, n-b) \tag{2.12}$$

Dengan sifat komutatif yang sama, diperoleh persamaan sebagai berikut.

$$H(m,n) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} \sum_{b=-\infty}^{\infty} I(m-a, n-b) * K(a,b) \tag{2.13}$$



Gambar 2.22 Ilustrasi Perhitungan pada *Convolutional Layer*

(Sumber : *indoml.com*)

Ukuran dimensi keluaran operasi konvolusi atau *feature map* ditentukan berdasarkan ukuran dari citra masukkan, kernel, *stride* dan *padding*. Terdapat beberapa cara untuk mengetahui dimensi dari *feature map*, berikut merupakan perhitungan dimensi *feature map* berdasarkan jumlah *padding* yang digunakan (Dumoulin, 2016).

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. *No padding*

$$H = \frac{I - K}{S} + 1 \tag{2.14}$$

2. *Half (same) padding*

$$H = \frac{I - K + P}{S} + 1 \tag{2.15}$$

3. *Full Padding*

$$H = \frac{I - K + 2P}{S} + 1 \tag{2.16}$$

dimana,

H = dimensi dari feature map hasil *convolutional layer*

I = dimensi citra masukan

K = dimensi matriks filter atau kernel

P = jumlah *padding*

S = jumlah *stride*

2.10.2. *Batch Normalization*

Batch normalization (BN) merupakan salah satu teknik dalam CNN yang digunakan untuk meningkatkan kecepatan komputasi, kinerja dan stabilitas jaringan (Gu, 2018). Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Ioffe pada tahun 2015 untuk menormalisasikan lapisan masukan dengan mengatur dan menskalakan lapisan aktivasi (Ioffe, 2015). Dengan penambahan lapisan BN pada arsitektur CNN, masalah pergeseran kovarian dengan memperbaiki rata-rata dan varian masukan setiap lapisan pada setiap *batch* dalam proses pelatihan. Selain itu, BN dapat mengurangi dependensi gradien pada nilai inisialisasi atau skala parameter. Hal tesebut memungkinkan tingkat pembelajaran yang lebih tinggi tanpa risiko divergensi (Gu, 2018). *Layer* masukan yang dinormalisasi dengan d-dimensi

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

$x = [x_1, x_2, \ldots, x_d]$ dinyatakan dalam:

$$\widehat{x}_i = \frac{x_i - \mu_B}{\sqrt{\delta_B^2 + \epsilon}} \tag{2.17}$$

dengan,

$$\mu_B = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} x_i \tag{2.18}$$

$$\delta_B^2 = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(x_i - \mu_B)^2 \tag{2.19}$$

dimana μ_B merupakan nilai rata-rata dari *batch* dan δ_B^2 adalah nilai varian dari *batch* dengan m adalah jumlah dataset pelatihan. ϵ merupakan nilai konstan yang meningkatkan stabilitas numerik ketika varians *batch* sangat kecil (Ioffe, 2015). Selanjutnya, keluaran dari lapisan BN ini adalah sebagai berikut.

$$y_i = \gamma\widehat{x}_i + \beta \tag{2.20}$$

dimana γ dan β merupakan parameter pembelajaran pada saat pelatihan.

2.10.3. *Activation Layer*

Pada *activation layer* terdapat beberapa fungsi aktivasi yang digunakan untuk menentukan apakah neuron dari jaringan tersebut akan diaktifkan atau dinonaktifkan. Berikut beberapa fungsi aktivasi yang berbeda untuk digunakan (Munir, 2019).

a. *Rectified linear unit* (ReLU)

Fungsi aktivasi ini merupakan fungsi aktivasi yang paling umum digunakan pada CNN, dimana g menunjukkan fungsi *pixel-wise* yang bersifat non-linear,

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

yang berarti nilai keluaran dari fungsi aktivasi ini akan bernilai x jika x positif dan akan bernilai 0 jika x negatif memberikan keluaran x, jika x positif dan 0 sebaliknya.

$$g(x) = max(0, x) \tag{2.21}$$

$$\frac{\partial g(x)}{\partial x} = \begin{cases} 0 & \text{, jika } x < 0 \\ 1 & \text{, jika } x \geq 0 \end{cases} \tag{2.22}$$

ReLU bersifat non-linier dengan kombinasi non-linier, sehingga *layers* yang berbeda dapat ditumpuk bersama. Nilai keluarannya berada dalam kisaran 0 hingga tak terbatas. Pada pooling layer, g mengurangi ukuran fitur sekaligus bertindak sebagai fungsi non-linier *layer-wise down-sampling*.

b. Fungsi Sigmoid

$$g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{2.23}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial g(x)}{\partial x} &= \frac{-(-e^{-x})}{(1+e^{-x})^2} \\ &= \frac{1}{1+e^{-x}} \frac{e^{-x}}{1+e^{-x}} \\ &= \frac{1}{1+e^{-x}} \frac{e^{-x}+1-1}{1+e^{-x}} \\ &= \frac{1}{1+e^{-x}} \left(\frac{1+e^{-x}}{1+e^{-x}} - \frac{1}{1+e^{-x}} \right) \\ &= \frac{1}{1+e^{-x}} \left(1 - \frac{1}{1+e^{-x}} \right) \end{aligned} \tag{2.24}$$

Fungsi $g(x)$ merupakan fungsi non-linear dengan x merupakan nilai-nilai dalam matriks *feature map* dengan nilai keluaran berada dalam rentang $(0, 1)$.

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

c. Fungsi Tanh

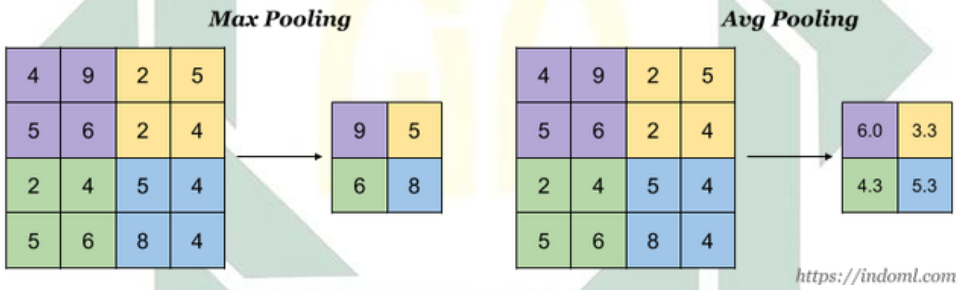
$$
\begin{aligned}
g(x) &= \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1 \qquad (2.25)\\
\frac{\partial g(x)}{\partial x} &= \frac{-2(-2e^{-2x})}{(1+e^{-2x})^2} = \frac{4e^{-2x}}{(1+e^{-2x})^2}\\
&= \frac{4}{1+e^{-2x}}\frac{e^{-2x}}{1+e^{-2x}}\\
&= \frac{4}{1+e^{-2x}}\frac{e^{-2x}+1-1}{1+e^{-2x}}\\
&= \frac{4}{1+e^{-2x}}\left(\frac{1+e^{-2x}}{1+e^{-2x}} - \frac{1}{1+e^{-2x}}\right)\\
&= \frac{4}{1+e^{-2x}}\left(1 - \frac{1}{1+e^{-2x}}\right)\\
&= \frac{4}{1+e^{-2x}} - \frac{4}{(1+e^{-2x})^2}\\
&= 4\left[\frac{1}{1+e^{-2x}}\right] - 4\left[\frac{1}{(1+e^{-2x})^2}\right]\\
&= 4\left[\frac{1}{2}\left[\left(\frac{2}{1+e^{-2x}} - 1\right) + 1\right]\right]\\
&\quad -4\left[\frac{1}{4}\left[\left(\frac{2}{1+e^{-2x}} - 1\right)^2 + 2\left(\frac{2}{1+e^{-2x}} - 1\right) + 1\right]\right]\\
&= 2\left[\left(\frac{2}{1+e^{-2x}} - 1\right) + 1\right]\\
&\quad -\left[\left(\frac{2}{1+e^{-2x}} - 1\right)^2 + 2\left(\frac{2}{1+e^{-2x}} - 1\right) + 1\right]\\
&= 2\left(\frac{2}{1+e^{-2x}} - 1\right) + 2 - \left(\frac{2}{1+e^{-2x}} - 1\right)^2 - 2\left(\frac{2}{1+e^{-2x}} - 1\right) - 1\\
&= 1 - \left(\frac{2}{1+e^{-2x}} - 1\right)^2 \qquad (2.26)
\end{aligned}
$$

Fungsi $g(x)$ merupakan fungsi non-linear dengan x merupakan nilai-nilai dalam matriks *feature map* dengan nilai keluaran berada dalam rentang $(-1, 1)$

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

2.10.4. *Pooling Layer*

Pooling layer atau *subsampling* diletakkan di antara *convolution layer* dan ReLU *layer* dengan tujuan untuk mengurangi jumlah parameter perhitungan, seperti lebar dan tinggi citra, tetapi bukan kedalaman citra (Ker, 2017). Langkah melakukan *pooling* adalah dengan membagi membagi hasil keluaran *convolutional layer* menjadi beberapa *grid* berdasarkan penentuan jumlah *stride* dan jenis *pooling* yang digunakan. Terdapat dua jenis *pooling* yang umum digunakan pada *pooling layer*, yaitu *Max Pooling* dan *Average Pooling*. Pada *max pooling*, nilai yang diambil merupakan nilai maksimal dari setiap *grid*. Sedangkan pada *average pooling*, nilai yang diambil merupakan nilai rata-rata dari setiap *grid*.



Gambar 2.23 Ilustrasi Perhitungan pada Pooling Layer

(Sumber : *indoml.com*)

Perhitungan dimensi keluaran dari *pooling layer* dinyatakan dalam persamaan (2.27) (Dumoulin, 2016).

$$O = \frac{I - K}{S} + 1 \tag{2.27}$$

dimana,

O = dimensi dari keluaran *pooling layer*

I = dimensi matriks masukan

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

K = dimensi matriks kernel

S = jumlah *stride*

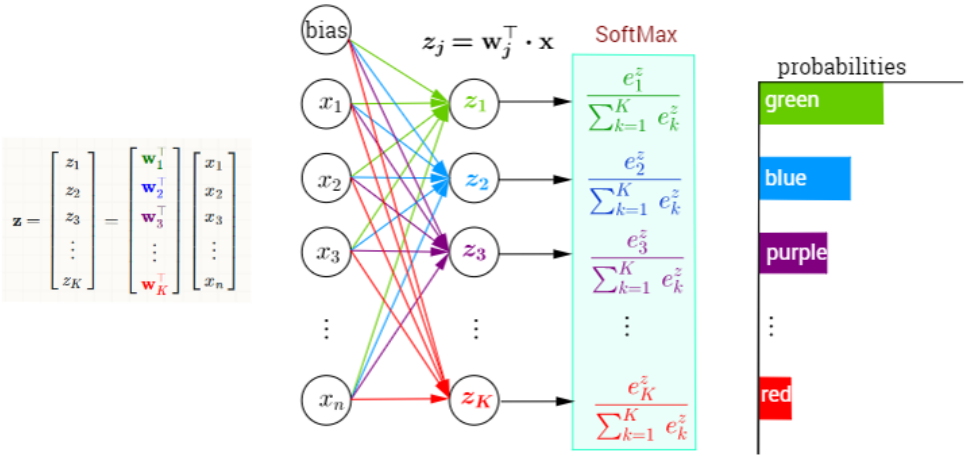
2.10.5. *Flatten atau Reshape*

Umumnya hasil dari proses ekstraksi fitur dalam CNN masih berbentuk *multidimensional array*, sehingga perlu diterapkan suatu *flatten* atau *reshape* agar dapat digunakan sebagai masukan pada dalam proses klasifikasi (Rahman, 2019).

2.10.6. *Fully Connected Layer*

Lapisan terakhir dalam CNN adalah *fully connected layer*, yang berarti setiap neuron pada lapisan sebelumnya dihubungkan dengan setiap neuron di *fully connected layer*. Seperti *convolutional*, ReLU, dan *pooling layer*, memungkinkan terdapat satu atau lebih *fully connected layer* pada suatu arsitektur CNN. Hal tersebut bergantung pada tingkat abstraksi fitur yang diinginkan. Lapisan ini menggunakan keluaran dari lapisan sebelumnya (*convolutional*, ReLU, atau *pooling*) sebagai masukkannya, dan menghitung nilai probabilitas untuk diklasifikasikan ke dalam berbagai kelas yang tersedia (Ker, 2017).

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 2.24 Ilustrasi

(Sumber : *Big Data Final Project*, 2017)

Fully connected layer yang dimaksud di sini adalah *multi-layer perceptron* (MLP), dimana di dalamnya terdapat lapisan *hidden layer*, fungsi aktivasi, lapisan keluaran dan *loss function* (Sena, 2017). Umumnya, metode MLP yang digunakan dalam CNN adalah *backpropagation* dengan penurunan gradien *stochastic* untuk membantu memperbaiki parameter CNN (Ker, 2017). *Fully connected layer* didefinisikan sebagai berikut.

$$z_j = \sum_{j=1}^{c} w_{i,j}^T x_i + b_j \tag{2.28}$$

dimana, z_j merupakan nilai keluaran dari jaringan dengan x_i merupakan nilai masukan hasil ekstraksi fitur dan $w_{i,j}$ merupakan bobot dari jaringan berukuran $i \times j$, dengan i jumlah fitur masukan dan j jumlah target kelas, dan b_j merupakan bias dari jaringan.

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

2.10.7. *Softmax*

Fungsi *softmax* digunakan untuk metode klasifikasi dengan jumlah kelas yang banyak, seperti *regresi logistik multinomial*, *Naive Bayes Classifier*, ANN, dan lain sebagainya. *Softmax* merupakan sebuah fungsi yang mengubah K-dimensi vektor s yang berupa nilai sebenarnya menjadi vektor dengan bentuk yang sama namun dengan nilai dalam rentang 0-1, yang jumlahnya 1. Fungsi *softmax* digunakan dalam layer yang terdapat pada *neural network* dan biasanya terdapat pada layer terakhir untuk mendapatkan keluaran. Tidak jauh berbeda dengan neuron pada umumnya *softmax* neuron menerima input lalu melakukan pembobotan dan penambahan bias. Tetapi setelah itu neuron pada *softmax layer* tidak menerapkan fungsi aktivasi melainkan menggunakan fungsi *softmax* (Nurhikmat, 2018).

$$s_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{d=1}^{C} e^{z_d}} \tag{2.29}$$

$$\frac{\partial s_j}{\partial z_i} = \begin{cases} \dfrac{e^{z_i}\sum_C - e^{z_i}e^{z_i}}{\left(\sum_C\right)^2} = \dfrac{e^{z_i}}{\sum_C}\dfrac{\sum_C - e^{z_i}}{\sum_C} = s_i(1-s_i) & \text{, jika } j = i \\ \dfrac{-e^{z_i}e^{z_j}}{\left(\sum_C\right)^2} = -\dfrac{e^{z_i}}{\sum_C}\dfrac{e^{z_j}}{\sum_C} = -s_i s_j & \text{, jika } j \neq i \end{cases} \tag{2.30}$$

dimana s_j menyatakan probabiltas dari z_j untuk setiap C kelas yang berbeda dan $\sum_C = \sum_{d=1}^{C} e^{z_d}$.

2.10.8. *Cross Entropy*

Secara teori, *cross entropy* umumnya digunakan untuk mengukur besar simpangan antara dua distribusi. Dalam *neural network*, *cross entropy* digunakan untuk menghitung nilai *loss function* atau mengukur tingkat pembelajaran model dengan mengetahui seberapa jauh nilai hasil prediksi dengan nilai sesungguhnya

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

(Murphy, 2012). Persamaan (2.31) merupakan persamaan *cross entropy* yang digunakan untuk mengukur besar simpangan nilai hasil prediksi s_j dengan p_j nilai sesungguhnya.

$$D(s,p) = -\sum_j p_j \log s_j \tag{2.31}$$

2.10.9. *Stochastic Gradient Descent with Momentum*

Stochastic gradient descent merupkan salah satu algoritma yang umum digunakan pada *neural network* untuk melakukan optimasi. Algoritma ini melakukan pembaruan pada parameter bobot (*weight*) dan bias dengan cara mengurangi *weight* nilai awal dengan nilai *gradient* yang diperoleh. Hal ini bertujuan untuk meminimalkan *loss function* (Gummeson, 2016). *Stochastic gradient descent* (SGD) merupakan algoritma yang sangat umum digunakan dalam *machine learning* dan *neural network*, dan *deep learning*. Perhitungan nilai SGD dinyatakan dalam Persamaan (2.32) dengan η sebagai ukuran parameter yang melambangkan tingkat pembelajaran *neural network*.

$$w_{ij} = w_{ij} + \Delta w_{ij}, \text{ dimana } \Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial D}{\partial w_{ij}} \tag{2.32}$$

Dalam upaya memperoleh kinerja *neural network* yang optimal, diterapkan beberapa jenis pengembangan terhadap algoritma SGD, salah satunya adalah *stochastic gradient descent with momentum*. Algoritma tersebut mampu mencapai konvergensi dengan lebih cepat, sehingga sangat mungkin untuk menghindari lokal minimum yang buruk. Metode pembaruan ini dianggap lebih cepat dari SGD dengan adanya parameter α yang menentukan seberapa cepat gradien yang hilang

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

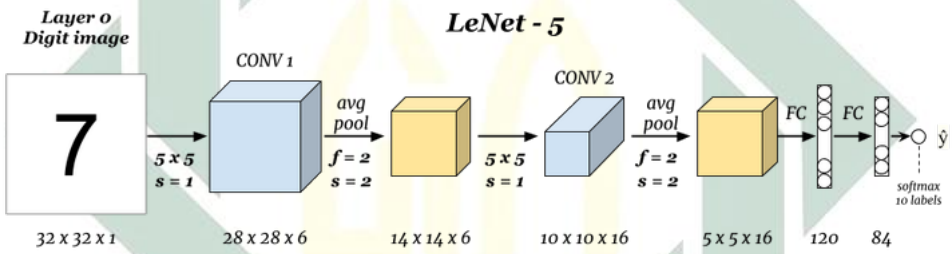
sebelumnya.

$$\Delta w_{ij}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha \Delta w_{ij}(t) \tag{2.33}$$

2.11. Arsitektur CNN

Beragam arsitektur CNN telah diusulkan oleh beberapa peneliti di masa lalu. Berikut merupakan uraian singkat tentang arsitektur CNN yang diperkenalkan para peneliti (Munir, 2019).

a. LeNet



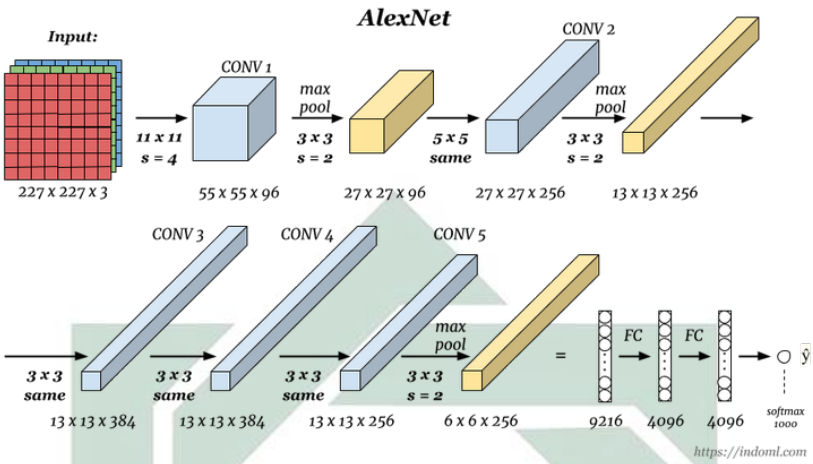
Gambar 2.25 Contoh Jaringan Klasik dari LeNet-5

(Sumber : *indoml.com*)

Pada tahun 1998 LeCun, dkk. pertama kali mengusulkan arsitektur 7-*level* CNN yang dinamai dengan LeNet-5. Pada waktu tersebut jaringan ini telah dapat mengklasifikasikan digit dan nomor tulisan tangan pelanggan bank. Pada arsitektur tersebut, mereka menggunakan citra dengan skala abu-abu berukuran 32×32 piksel sebagai data masukan untuk klasifikasi. Pada arsitektur ini terdapat keterbatasan yaitu saat memproses citra berukuran besar atau beresolusi tinggi menuntut sistem untuk memiliki lebih banyak lapisan *convolutional*.

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. AlexNet



Gambar 2.26 Contoh Jaringan Klasik dari AlexNet

(Sumber : *indoml.com*)

AlexNet merupakan arsitektur pemenang tantangan pada tahun 2012, dengan mengurangi kesalahan Top-5 dari 26% menjadi 15.3%. Jaringan ini menyerupai LeNet tetapi memiliki kemampuan pembelajaran lebih dalam. Ia melakukan peningkatan jumlah filter setiap lapisan dan menyusun lebih banyak lapisan *convolusional* untuk ditumpuk. Arsitektur ini terdiri dari 11×11, 5×5, dan 3×3 kernel *convolusional*, *max pooling*, *dropout*, augmentasi data, dan aktivasi ReLU. Aktivasi ReLU dilampirkan setiap setelah *convolusional* layer dan *fully connected layer*. Diperlukan waktu selama dua hari untuk menguji jaringan ini pada GPU580 Nvidia Geforce, oleh sebab itu jaringan ini dibagi menjadi dua saluran pipa. Desainer ALexNet terdiri dari Alex Krizhevsky, Geoffrey Hinton, dan Ilya Sutskever.

c. ZFNet

ZFNet merupakan pemenang *ImageNet Large Scale Visual Recognation Competition* (ILSVRC) pada tahun 2013. Para peneliti mampu mengurangi

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

tingkat kesalahan Top-5 menjadi 14.8%. Hal tersebut diperoleh dengan mempertahankan struktur AlexNet namun melakukan perubahan pada hyperparameternya.

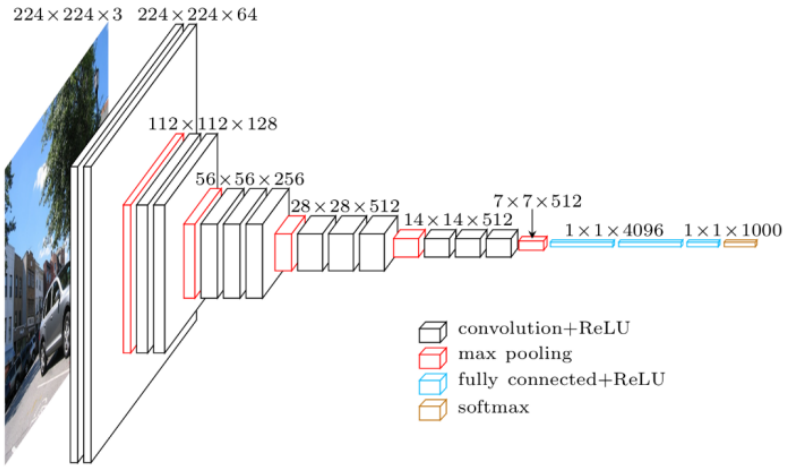
d. GoogleNet / Inception V1

GoogleNet merupakan pemenang ILSVRC pada tahun 2014 dengan menunjukkan tingkat kesalahan Top-5 dari model ini adalah sebesar 6.67%. Kinerja model ini hampir menyerupai kinerja manusia, sehingga pencipta jaringan dipaksa untuk melakukan evaluasi kembali. Setelah melakukan pelatihan selama berminggu-minggu, para ahli akhirnya mencapai tingkat kesalahan Top-5 sebesar 5.1% pada model tunggal dan 3.6% untuk ansambel. Jaringan ini merupakan CNN berbasis LeNet yang dijuluki dengan modul *inception*. Jaringan ini menggunakan *batch normalization*, distorsi citra, dan RMSprop. Jaringan ini merupakan jaringan CNN dengan kedalaman 22 layer tetapi dapat mampu mengurangi 60 juta parameter menjadi menjadi 4 juta.

e. VGGNet

VGGNet merupakan *runner-up* pada kompetisi ILSVRC tahun 2014. Arsitektur CNN yang diusulkan oleh VGGNet terdiri dari 16 *convolutional layers*. Jaringan ini dilatih selama tiga minggu pada 4 GPU. Karena keseragaman arsitekturnya, VGGNet merupakan jaringan yang sangat menarik untuk ekstraksi fitur dari citra. Tantangan terbesar yang dihadapi untuk jaringan ini adalah 138 juta parameternya, yang menjadi sulit untuk ditangani.

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

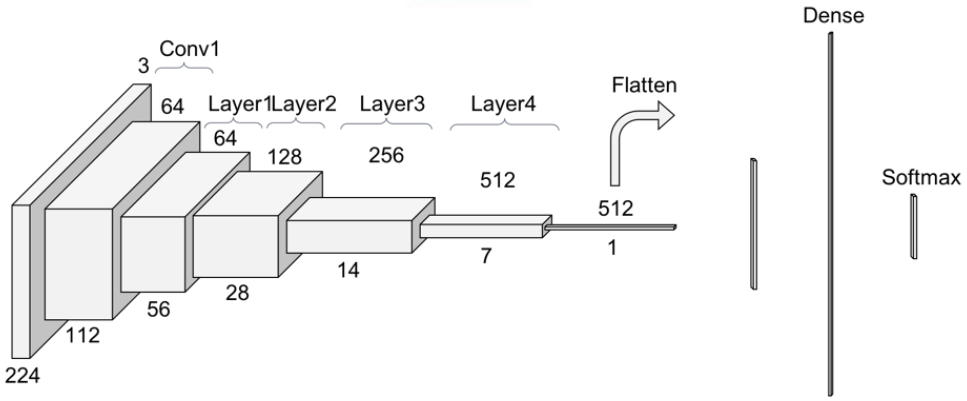


Gambar 2.27 Contoh Jaringan Klasik VGGNet

(Sumber : *indoml.com*)

f. ResNet

Deep Residual Network (ResNet) memenangkan ILSVRC pada tahun 2015 dengan menggunakan *skip connection* dan *features batch normalization*. Jaringan ini memungkinkan pelatihan NN dengan 152 layer dan mampu mengurangi kompleksitas dibandingkan dengan VGGNet. Tingkat kesalahan yang dicapai dari arsitektur ini adalah sebesar 3.57% pada Top-5, sehingga mampu mengalahkan kinerja *human-level* pada dataset yang diberikan.



Gambar 2.28 Contoh Jaringan ResNet

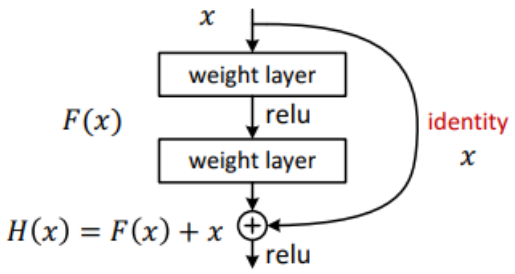
(Sumber : *medium.com*)

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

2.12. *Deep Residual Network* (ResNet)

Deep Residual Network atau yang biasa disebut sebagai ResNet merupakan salah satu arsitektur dari CNN yang diusulkan oleh He, dkk. pada tahun 2015. Arsitektur ini dibagun untuk mengatasi permasalahan pada pelatihan DL, karena pelatihan DL pada umumnya memakan cukup banyak waktu dan terbatas pada jumlah lapisan tertentu. Solusi permasalahan yang diusulkan oleh ResNet adalah dengan menerapkan *skip connection* atau *shortcut*. Kelebihan model ResNets dibandingkan dengan model arsitektur CNN yang lain adalah kinerja dari model ini tidak menurun walaupun arsitekturnya semakin dalam. Selain itu, perhitungan komputasi yang dilakukan lebih ringan dan kemampuan untuk melatih jaringan yang lebih baik.

Model ResNet diimplementasikan dengan melakukan *skip connection* pada dua sampai tiga *layer* yang mengandung ReLU dan *batch normalization* di antara arsitekturnya He (2016).



Gambar 2.29 Blok Deep Residual Network

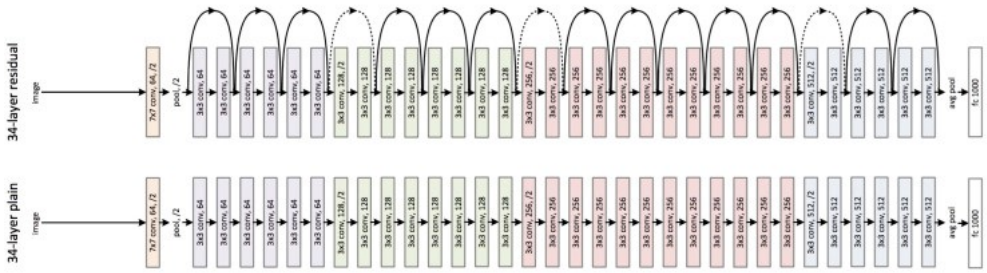
(Sumber : *Deep Residual Learning for Image Recognition*, 2015)

He, dkk. mengadopsi pembelajaran residual untuk diterapkan pada beberapa tumpukan layer. Blok residual pada ResNet didefinisikan sebagai berikut.

$$y = F(x, W_i + x) \tag{2.34}$$

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

Dimana x dan y merupakan vektor masukan dan keluaran dari layer. Kemudian fungsi F merepresentasikan oleh *residual map* untuk dipelajari (He, 2016).



Gambar 2.30 Perbandingan jaringan biasa dengan jaringan ResNet

Residual Block pada ResNet dapat dilakukan apabila dimensi data masukan sama dengan dimensi data keluaran. Selain itu, Setiap blok ResNet terdiri dari 2 layer (untuk jaringan ResNet 18 dan ResNet 34) atau 3 layer (untuk jaringan ResNet 50, 101, 152). Dua lapisan awal dari arsitektur ResNet menyerupai GoogleNet dengan melakukan *convolution* 7×7 dan *max pooling* berukuran 3×3 dengan jumlah stride 2. ResNet memiliki beberapa macam jenis arsitektur yang dibedakan berdasarkan jumlah layer yang digunakan, mulai dari 18 layer, 34 layer, 50 layer, 101 layer, sampai 152 layer (He, 2016).

layer name	output size	18-layer	34-layer	50-layer	101-layer	152-layer
conv1	112×112	7×7, 64, stride 2				
conv2_x	56×56	3×3 max pool, stride 2				
		$\begin{bmatrix} 3\times3, 64 \\ 3\times3, 64 \end{bmatrix}\times2$	$\begin{bmatrix} 3\times3, 64 \\ 3\times3, 64 \end{bmatrix}\times3$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 64 \\ 3\times3, 64 \\ 1\times1, 256 \end{bmatrix}\times3$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 64 \\ 3\times3, 64 \\ 1\times1, 256 \end{bmatrix}\times3$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 64 \\ 3\times3, 64 \\ 1\times1, 256 \end{bmatrix}\times3$
conv3_x	28×28	$\begin{bmatrix} 3\times3, 128 \\ 3\times3, 128 \end{bmatrix}\times2$	$\begin{bmatrix} 3\times3, 128 \\ 3\times3, 128 \end{bmatrix}\times4$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 128 \\ 3\times3, 128 \\ 1\times1, 512 \end{bmatrix}\times4$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 128 \\ 3\times3, 128 \\ 1\times1, 512 \end{bmatrix}\times4$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 128 \\ 3\times3, 128 \\ 1\times1, 512 \end{bmatrix}\times8$
conv4_x	14×14	$\begin{bmatrix} 3\times3, 256 \\ 3\times3, 256 \end{bmatrix}\times2$	$\begin{bmatrix} 3\times3, 256 \\ 3\times3, 256 \end{bmatrix}\times6$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 256 \\ 3\times3, 256 \\ 1\times1, 1024 \end{bmatrix}\times6$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 256 \\ 3\times3, 256 \\ 1\times1, 1024 \end{bmatrix}\times23$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 256 \\ 3\times3, 256 \\ 1\times1, 1024 \end{bmatrix}\times36$
conv5_x	7×7	$\begin{bmatrix} 3\times3, 512 \\ 3\times3, 512 \end{bmatrix}\times2$	$\begin{bmatrix} 3\times3, 512 \\ 3\times3, 512 \end{bmatrix}\times3$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 512 \\ 3\times3, 512 \\ 1\times1, 2048 \end{bmatrix}\times3$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 512 \\ 3\times3, 512 \\ 1\times1, 2048 \end{bmatrix}\times3$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 512 \\ 3\times3, 512 \\ 1\times1, 2048 \end{bmatrix}\times3$
	1×1	average pool, 1000-d fc, softmax				
FLOPs		1.8×10^9	3.6×10^9	3.8×10^9	7.6×10^9	11.3×10^9

Gambar 2.31 Arsitektur ResNet

(Sumber : *Deep Residual Learning for Image Recognition*, 2015)

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

2.13. *Confussion Matrix*

Evaluasi kinerja pada suatu sistem klasifikasi merupakan sesuatu yang penting untuk mengetahui seberapa baik sistem yang dibagun dalan mengklasifikasikan data (Prasetyo, 2012). Berdasarkan jumlah kelas pada keluaran hasil sistem klasifikasi, jenis klasifikasi dikelompokkan menjadi empat jenis yaitu klasifikasi biner, *multi-case*, *multi-label*, dan *hierarchical* (Sokolova, 2009). Pada pengukuran kinerja sistem klasifikasi umumnya digunakan *confussion matrix* untuk membandingkan hasil klasifikasi oleh sistem dengan hasil klasifikasi sesungguhnya. Pada *confussion matrix*, dikenal empat istilah berupa *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN) untuk mempresentasikan hasil perbandingan klasifikasi sistem dengan klasifikasi sesungguhnya.

True positive (TP) adalah klasifikasi yang benar dari kelas positif, misalnya jika citra mengandung sel kanker dan model segmen kanker bagian berhasil dan hasilnya mengklasifikasikan keberadaan kanker. *True negative* (TN) adalah klasifikasi yang benar dari kelas negatif, misalnya tidak ada kanker hadir dalam citra dan model setelah klasifikasi menyatakan bahwa kanker tidak ada. *False positive* (FP) adalah prediksi salah yang positif, misalnya citra memang memiliki sel kanker tetapi model mengklasifikasikan bahwa citra tidak mengandung kanker di dalamnya. *False negative* (FN) adalah prediksi salah yang negatif, misalnya tidak ada kanker dalam citra tetapi model mengatakan citra adalah kanker (Munir, 2019).

Nilai *accuracy*, *specificity*, dan *sensitivity* digunakan untuk menguji tingkat akurasi pengklasifikasian data pengujian berdasarkan pelatihan yang telah dilakukan. Nilai *accuracy* merupakan nilai yang mengukur seberapa besar tingkat

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

keberhasilan pada klasifikasi yang dilakukan. *Sensitivity* merupakan nilai yang mengukur seberapa besar orang yang sakit benar terdiagnosa bahwa berpenyakit. Sedangkan nilai *specifity* merupakan kebalikan dari *sensivity*, yang mengukur seberapa besar orang yang tidak berpenyakit benar terdiagnosa bahwa tidak berpenyakit (Nayak, 2015).

$$\textit{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \times 100\% \tag{2.35}$$

$$\textit{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \tag{2.36}$$

$$\textit{Specificity} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \tag{2.37}$$

Dimana, TP = *True Positive*, FN = *False Negative*, FP = *False Positive*, dan TN = *True Negative*. Nilai dari TP, FN, FP, dan TN berasal dari *confusion matrix* yang dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 *Confusion* Matriks

Actual	*Predicted*	
	True	*False*
True	*True Positive*	*False Negatif*
False	*False Positive*	*True Negatif*

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

3.1. Jenis Penelitian

Berdasarkan tujuan yang ingin dicapai, konsentrasi dari penelitian ini adalah penulis mampu mengklasifikasikan tingkat keganasan kanker serviks berdasarkan citra hasil pemeriksaan kolposkopi menggunakan salah satu metode dalam *Deep Learning* yaitu *Deep Residual Network* (ResNet). Kemudian dapat ditarik suatu kesimpulan bahwa penelitian ini termasuk ke dalam jenis penelitian aplikatif dengan metode kuantitatif. Hal tersebut disebabkan karena data yang digunakan merupakan data citra hasil suatu pemeriksaan medis yang ditransformasikan ke dalam bentuk numerik atau angka-angka dalam matriks. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membantu para ahli medis dalam mendiagnosis tingkat keganasan penyakit kanker serviks secara efektif dan efisien. Sehingga apabila pasien yang melakukan pemeriksaan dinyatakan benar merupakan penderita kanker serviks, maka secara segera penderita dapat memperoleh perawatan medis yang tepat sesuai dengan tingkat keganasan kanker yang dimilikinya agar dapat meminimalkan angka kematian akibat kanker serviks.

3.2. Jenis Data

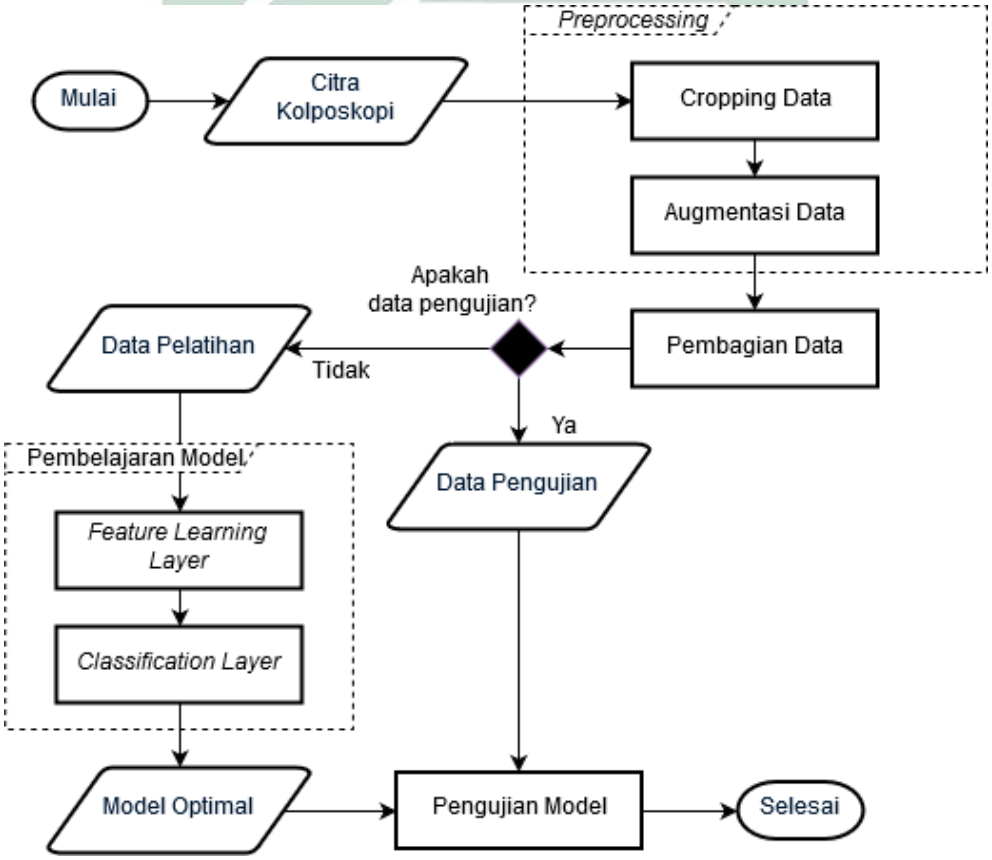
Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder citra hasil pemeriksaan kolposkopi yang diperoleh dari Guneva Foundation. Dataset citra kolposkopi ini telah tervalidasi oleh para doktor ahli dari Guneva Foundation dan dikelompokkan ke dalam kelas-kelas berdasarkan tingkat stadiumnya. Tingkat

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

stadium pada citra kolposkopi terdiri dari lima kelas, yaitu serviks normal, kanker serviks stadium I, kanker serviks stadium II, kanker serviks stadium III, dan kanker serviks stadium IV.

3.3. Teknik Analisis Data

Pada penelitian ini metode yang diusulkan melalui beberapa tahapan, di antaranya adalah tahapan *preprocessing* citra, pelatihan model sistem klasifikasi, pengujian model sistem klasifikasi, dan pembuatan aplikasi.



Gambar 3.1 Diagram Alir Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Serviks

1. *PreProcessing*

   Tahapan ini dimulai dengan memasukkan data citra hasil pemeriksaan kolposkopi pada sistem. Data citra yang digunakan merupakan citra RGB

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 ukuran citra yang berbeda-beda sehingga langkah pertama yang perlu diterapkan adalah proses *cropping*. Pengolahan tersebut dilakukan untuk memperoleh bagian tertentu pada citra dengan ukuran yang sama. Pada penelitian ini, *cropping* dilakukan secara manual dengan ukuran 224×224.

Kemudian, augmentasi data diterapkan pada sistem untuk memperbanyak jumlah dataset. Hal tersebut dilakukan karena semakin banyak data yang dilatih pada *deep learning*, semakin baik pula sistem dalam mengenali citra. Pada proses ini metode augmentasi data yang digunakan adalah transformasi geometrik yang terdiri dari rotasi, refleksi dan diltasi. Penerapan transformasi rotasi pada citra kolposkopi menggunakan persamaan (2.3). Selanjutnya,untuk penerapan transformasi refleksi pada citra masukkan digunakan persamaan (2.4), persamaan (2.5), dan persamaan (2.6). Sedangkan, untuk penerapan transformasi dilatasi pada citra digunakan persamaan (2.7).

Setelah diterapkan augmentasi pada data, dilakukan proses pembagian data untuk tahapan pelatihan dan pengujian model. Pada pnelitian ini, pembagian data yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian model adalah 80:20. Hal tersebut bermakna bahwa 80% data dari keseluruhan data setelah diterapkan augmentasi data akan digunakan untuk pelatihan model, kemudian 20% sisanya akan digunakan untuk pengujian dari model yang telah dibangun.

2. Pelatihan Model

   Pada tahapan pelatihan model, dilakukan pembelajaran model yang terdiri dari proses pembelajaran fitur dan klasifikasi. Dalam penelitian ini, tahapan untuk ekstraksi fitur dan klasifikasi dilakukan dalam satu arsitektur.

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

Arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Deep Residual Network* (ResNet). Arsitektur ResNet terdiri dari beberapa *convolution layer*, *batch normalization*, *activation layer* dan *pooling layer* untuk tahapan pembelajaran fitur. Sedangkan pada tahapan klasifikasi terdiri atas *fully connected layer* dan fungsi aktivasi *softmax*. Hasil klasifikasi diperoleh menggunakan persamaan (2.29), dimana nilai masukkan untuk persamaan tersebut diperoleh dari persamaan (2.28).

Dalam tahapan klasifikasi dilakukan perbaikan-perbaikan untuk parameter bobot dan bias untuk mencapai model yang optimal. Pembaruan parameter-parameter tersebut menggunakan metode *stochastic gradient descent with momentum* yang dinyatakan dalam persamaan (2.33). Untuk menyatakan seberapa baik model yang diberikan oleh jaringan yang dilatih, dilakukan perhitungan *loss function* menggunakan persamaan *cross entropy* yang dinyatakan dalam persamaan (2.31).

3. Pengujian Model

   Model optimal yang diperoleh dari tahap pelatihan digunakan untuk mengklasifikasikan data pengujian. Proses pembelajaran fitur yang diterapkan pada sata pengujian sama dengan pelatihan model. Pada *classification layer*, data pengujian dijumlahkan dengan parameter-parameter yang telah optimal. Hasil dari klasifikasi dibandingkan dengan data aktual menggunakan *confussion matrix* untuk menghitung tingkat akurasi, sensitifitas, dan spesifisitas model dalam mengidentifikasi tingkat keganasan kanker serviks menggunakan persamaan (2.35), persamaan (2.36), dan persamaan (2.37).

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. Pembuatan Aplikasi

   Berdasarkan perbandingan tingkat akurasi, sensitifitas, dan spesifisitas dari model percobaan yang dilatih untuk mengidentifikasi tingkat keganasan kanker serviks, model terbaik dari percobaan akan digunakan untuk membangun suatu sistem klasifikasi tingkat keganasan kanker serviks berdasarkan citra kolposkopi. Pada sistem tersebut, data citra kolposkopi akan dimuat ke dalam aplikasi untuk selanjutnya sistem akan mengidentifikasi tingkat keganasan kanker serviks ke dalam lima kelas, yaitu normal, stadium I, stadium II, stadium III, dan stadium IV.

3.4. Perancangan Uji Coba

Dalam arsitektur ResNet, terdapat beberapa jenis arsitektur yang dibedakan berdasarkan banyak jumlah *convolution layer* yang diterapkan pada tahap pembelajaran fitur. Pada penelitian ini, model arsitektur ResNet yang diterapkan untuk percobaan adalah ResNet-18, ResNet-50, dan ResNet-101. Dalam penyusunan arsitektur dari ketiga model tersebut, terdapat aturan dalam perangkaian *convolution layer*, *pooling layer*, dan *residual block*. Uraian mengenai penyusunan *layer* arsitektur ResNet dapat dilihat pada Gambar 2.27.

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

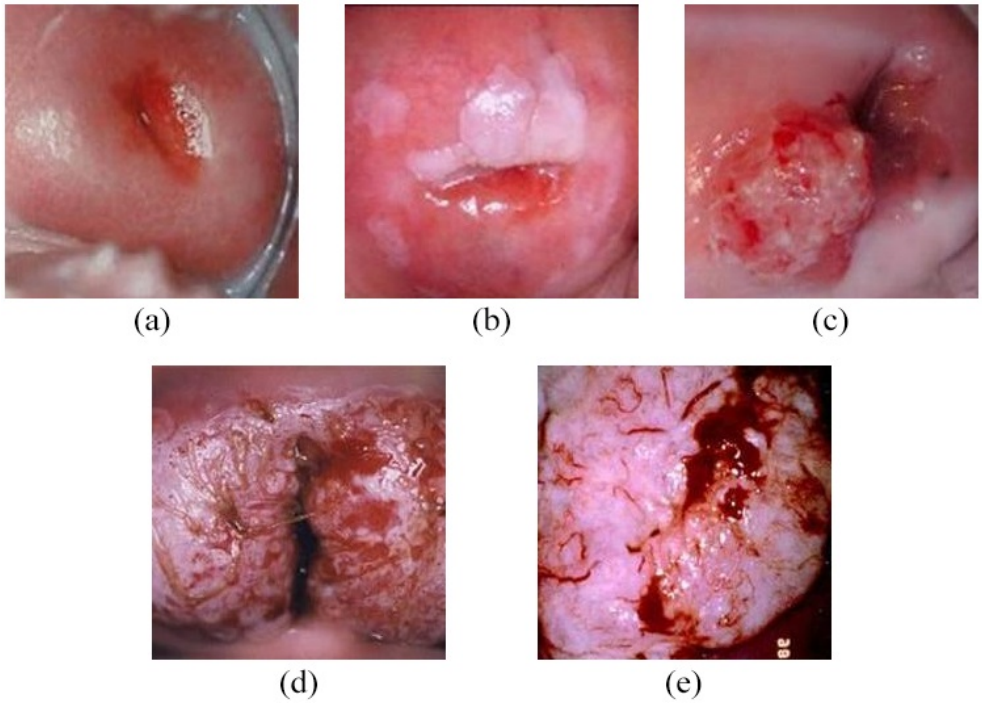
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pembelajaran Model

Pada penelitian ini, sistem klasifikasi tingkat keganasan kanker serviks berdasarkan citra hasil pemeriksaan kolposkopi dibangun menggunakan salah satu metode *Deep Learning*, yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) yang berarsitektur ResNet. Sebagaimana yang telah dipaparkan pada Bab III, jenis arsitektur ResNet yang digunakan pada penelitian ini adalah ResNet-18, ResNet-50, dan ResNet-101. Dari setiap model klasifikasi yang dibagun, dilakukan evaluasi terhadap performa setiap model. Untuk selanjutnya model terbaik akan digunakan pada sistem identifikasi tingkat keganasan kanker serviks berdasarkan data citra kolposkopi.

Data citra yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Geneva Foundation, dimana citra tersebut merupakan citra hasil pemeriksaan serviks menggunakan alat *colposcope* dan kemudian divalidasi oleh dokter spesialis. Dataset ini terdiri dari citra serviks normal dan citra serviks kanker. Citra serviks kanker diklasifikasikan ke dalam empat tingkat keganasan, yaitu kanker serviks stadium I, kanker serviks stadium II, kanker serviks stadium III, dan kanker serviks stadium IV. Ukuran dari setiap citra sangat beragam, sehingga pada penelitian ini dilakukan *cropping* untuk memperoleh fokus pada area seviks dengan ukuran data yang sama.

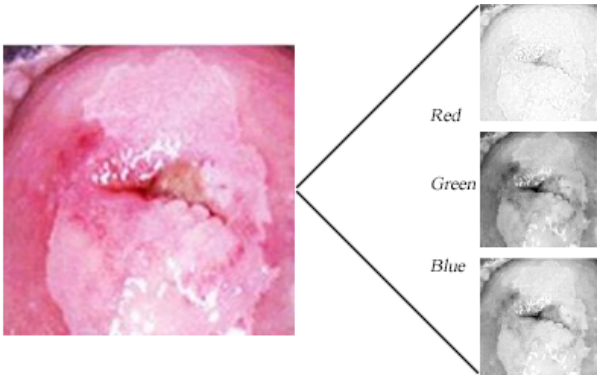
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.1 Citra Kolposkopi: (a) Serviks Normal, (b) Kanker Serviks Stadium I, (c) Kanker Serviks Stadium II, (d) Kanker Serviks Stadium III, (d) Kanker Serviks Stadium IV

4.1.1. *Preprocessing*

Citra kolposkopi yang digunakan sebagai data masukkan merupakan citra *true color* yang terdiri dari tiga *channel* warna yaitu *Red*(R), *Green*(G), dan *Blue*(B). Pada Gambar 4.2 ditunjukan citra kolposkopi yang tersusun atas tiga *channel* warna, dimana pada setiap *channel* tersebut memiliki nilai-nilai piksel dengan derajat keabuaan antara 0 sampai 255.



Gambar 4.2 *Channel* Warna Citra Kolposkopi

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

$$R = \begin{bmatrix} 222 & 220 & 215 & 212 & 211 & 214 & \cdots & 60 & 90 & 255 \\ 216 & 213 & 208 & 205 & 206 & 207 & \cdots & 63 & 91 & 255 \\ 218 & 214 & 209 & 207 & 212 & 216 & \cdots & 65 & 92 & 255 \\ 212 & 208 & 206 & 209 & 216 & 221 & \cdots & 62 & 91 & 255 \\ 204 & 203 & 203 & 206 & 211 & 213 & \cdots & 61 & 93 & 255 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 219 & 219 & 216 & 210 & 203 & 204 & \cdots & 93 & 112 & 252 \\ 221 & 219 & 215 & 208 & 203 & 202 & \cdots & 101 & 117 & 254 \end{bmatrix}$$

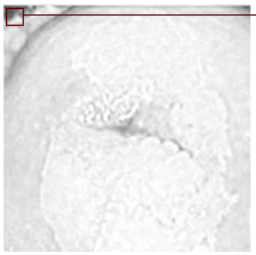
$$G = \begin{bmatrix} 114 & 112 & 109 & 106 & 107 & 110 & \cdots & 40 & 77 & 251 \\ 110 & 107 & 102 & 101 & 102 & 106 & \cdots & 43 & 78 & 251 \\ 114 & 110 & 105 & 106 & 111 & 116 & \cdots & 45 & 79 & 249 \\ 112 & 108 & 106 & 109 & 116 & 124 & \cdots & 45 & 79 & 247 \\ 109 & 108 & 106 & 109 & 114 & 118 & \cdots & 44 & 80 & 248 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 143 & 143 & 216 & 137 & 133 & 135 & \cdots & 67 & 101 & 247 \\ 145 & 143 & 215 & 135 & 133 & 136 & \cdots & 76 & 107 & 251 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 150 & 148 & 145 & 142 & 142 & 145 & \cdots & 51 & 86 & 255 \\ 146 & 143 & 138 & 136 & 137 & 140 & \cdots & 54 & 87 & 255 \\ 149 & 145 & 140 & 140 & 145 & 150 & \cdots & 56 & 88 & 255 \\ 146 & 142 & 140 & 143 & 150 & 157 & \cdots & 55 & 88 & 253 \\ 141 & 140 & 139 & 142 & 147 & 150 & \cdots & 54 & 89 & 253 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 171 & 171 & 171 & 166 & 161 & 163 & \cdots & 70 & 99 & 243 \\ 173 & 171 & 170 & 164 & 161 & 163 & \cdots & 79 & 105 & 246 \end{bmatrix}$$

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

Ukuran awal dari citra yang dimiliki sangat beragam, sehingga dilakukan *cropping* untuk memperoleh fokus pada area seviks dengan ukuran 224×224. Pemilihan ukuran tersebut didasarkan pada (He, 2016), dimana ukuran dari citra masukkan pada arsitektur ResNet untuk setiap model ResNet yang diperkenalkan adalah 224×224.

Selanjutnya, augmentasi data diterapkan pada dataset untuk meningkatkan jumlah data pelatihan. Jumlah data pelatihan yang beragam memungkinkan adanya peningkatan kemampuan pembelajaran model dalam mengenali pola citra. Pada penelitian ini metode augmentasi data yang diterapkan pada dataset adalah transformasi geometrik, dimana augmentasi yang dilakukan berkaitan dengan posisi dari nilai-nilai piksel dalam citra, sehingga pada penelitian ini metode augmentasi yang diterapkan adalah rotasi, refleksi (pencerminan), dan dilatasi (penskalaan).



222	220	215	212	211	214	216	219	225	222	218	218	215	211	212	215
216	213	208	205	206	207	210	212	222	220	218	220	218	216	217	220
218	214	209	207	212	216	219	219	218	216	216	221	223	221	222	224
212	208	206	209	216	221	226	225	214	212	212	219	222	220	220	221
204	203	203	206	211	213	215	213	211	208	208	214	220	218	216	214
219	220	221	221	218	215	211	209	213	208	206	211	216	214	211	211
235	240	244	240	231	223	216	215	217	210	208	212	216	214	213	213
234	242	248	244	233	220	214	213	220	212	209	213	217	216	216	216
223	222	225	228	228	221	217	216	226	219	214	214	220	224	225	221
209	207	208	212	214	212	212	216	226	222	216	217	223	225	223	219
209	206	205	208	212	213	217	225	226	224	221	222	226	226	223	217
216	212	210	212	214	215	219	224	224	222	223	226	229	228	225	219
211	208	206	209	210	208	210	214	223	223	224	228	229	229	225	223
212	209	211	215	218	214	216	219	225	224	224	226	227	227	225	223
222	219	220	224	227	225	228	231	230	228	225	224	222	223	223	223
226	222	219	222	223	223	226	231	236	231	227	222	221	221	223	224

Gambar 4.3 Sampel Matriks Citra Kolposkopi Ukuran 16×16

(a.) Rotasi

Transformasi rotasi yang diterapkan pada citra dilakukan secara *random* dengan sudut perputaran antara 0^0 sampai 360^0. Sebagai contoh, Gambar 4.3 diterapkan transformasi geometrik rotasi sebesar 90^0 pada posisi nilai-nilai piksel di dalam sampel citra.

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

$$
\begin{aligned}
(x, y) \Rightarrow x_2 &= x_1 \cos 90^0 - y_1 \sin 90^0 \\
y_2 &= x_1 \sin 90^0 + y_1 \cos 90^0 \\
(1, 1) \Rightarrow x_2 &= 1 * 0 - 1 * 1 = -1 \\
y_2 &= 1 * 1 + 1 * 0 = 1 \\
(2, 1) \Rightarrow x_2 &= 2 * 0 - 1 * 1 = -1 \\
y_2 &= 2 * 1 + 1 * 0 = 2 \\
(3, 1) \Rightarrow x_2 &= 3 * 0 - 1 * 1 = -1 \\
y_2 &= 3 * 1 + 1 * 0 = 3 \\
&\vdots \\
(16, 15) \Rightarrow x_2 &= 16 * 0 - 15 * 1 = -15 \\
y_2 &= 16 * 1 + 16 * 0 = 16 \\
(16, 16) \Rightarrow x_2 &= 16 * 0 - 16 * 1 = -16 \\
y_2 &= 16 * 1 + 16 * 0 = 16
\end{aligned}
$$

Dari hasil transformasi diatas diperoleh posisi baru untuk nilai-nilai dalam matriks, dimana terdapat beberapa nilai negatif. Nilai negatif disini mengintepretasikan posisi sebaliknya, dimana apabila diperoleh posisi baru $(-1, 1), (-2, 1), \ldots$ dari matriks berukuran $n \times n$, maka posisi baru untuk nilai piksel tersebut adalah $(n, 1), (n - 1, 1), \ldots$ dan seterusnya. Setelah perhitungan selesai dilakukan, maka diperoleh hasil 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

215	220	224	221	214	211	213	216	221	219	217	219	223	223	223	224
212	217	222	220	216	211	213	216	225	223	223	225	225	225	223	223
211	216	221	220	218	214	214	216	224	225	226	228	229	227	223	221
215	218	223	222	220	216	216	217	220	223	226	229	229	227	222	221
218	220	221	219	214	211	212	213	214	217	222	226	228	226	224	222
218	218	216	212	208	206	208	209	214	216	221	223	224	224	225	227
222	220	216	212	208	208	210	212	219	222	224	222	223	224	228	231
225	222	218	214	211	213	217	220	226	226	226	224	223	225	230	236
219	212	219	225	213	209	215	213	216	216	225	224	214	219	231	231
216	210	219	226	215	211	216	214	217	212	217	219	210	216	228	226
214	207	216	221	213	215	223	220	221	212	213	215	208	214	225	223
211	206	212	216	211	218	231	233	228	214	212	214	210	218	227	223
212	205	207	209	206	221	240	244	228	212	208	212	209	215	224	222
215	208	209	206	203	221	244	248	225	208	205	210	206	211	220	219
220	213	214	208	203	220	240	242	222	207	206	212	208	209	219	222
222	216	218	212	204	219	235	234	223	209	209	216	211	212	222	226

Gambar 4.4 Hasil Transformasi Rotasi

(b.) Refleksi

Transformasi refleksi atau pencerminan yang diterapkan pada citra adalah pencerminan terhadap sumbu x, sumbu y, dan sumbu (x, y) secara *random*. Sebagai contoh, Gambar 4.3 diterapkan transformasi geometrik refleksi terhadap sumbu (x, y) untuk memperoleh posisi baru pada piksel di dalam sampel citra. Seperti pada transformasi rotasi, nilai negatif yang diperoleh dari transformasi refleksi mengintepretasikan posisi sebaliknya.

$$(x_2, y_2) \Rightarrow (-x_2, -y_2)$$

$$(1, 1) \Rightarrow (-1, -1)$$

$$(2, 1) \Rightarrow (-2, -1)$$

$$(3, 1) \Rightarrow (-3, -1)$$

$$\vdots$$

$$(16, 15) \Rightarrow (-16, -15)$$

$$(16, 15) \Rightarrow (-16, -16)$$

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

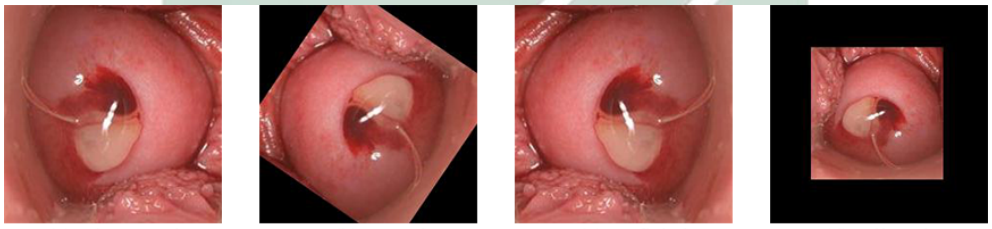
Setelah perhitungan selesai dilakukan, maka diperoleh hasil sebagai berikut.

224	223	221	221	222	227	231	236	231	226	223	223	222	219	222	226
223	223	223	222	224	225	228	230	231	228	225	227	224	220	219	222
223	225	227	227	226	224	224	225	219	216	214	218	215	211	209	212
223	225	229	229	228	224	223	223	214	210	208	210	209	206	208	211
219	225	228	229	226	223	222	224	224	219	215	214	212	210	212	216
217	223	226	226	222	221	224	226	225	217	213	212	208	205	206	209
219	223	225	223	217	216	222	226	216	212	212	214	212	208	207	209
221	225	224	220	214	214	219	226	216	217	221	228	228	225	222	223
216	216	216	217	213	209	212	220	213	214	220	233	244	248	242	234
213	213	214	216	212	208	210	217	215	216	223	231	240	244	240	235
211	211	214	216	211	206	208	213	209	211	215	218	221	221	220	219
214	216	218	220	214	208	208	211	213	215	213	211	206	203	203	204
221	220	220	222	219	212	212	214	225	226	221	216	209	206	208	212
224	222	221	223	221	216	216	218	219	219	216	212	207	209	214	218
220	217	216	218	220	218	220	222	212	210	207	206	205	208	213	216
215	212	211	215	218	218	222	225	219	216	214	211	212	215	220	222

Gambar 4.5 Hasil Transformasi Refleksi

(c.) Dilatasi

Transformasi dilatasi atau penskalaan yang diterapkan pada citra dilakukan secara *random* dengan skala 0.5 sampai 2.



(a) Citra Awal (b) Rotasi (c) Refleksi (d) Dilatasi

Gambar 4.6 Contoh Citra Hasil Transformasi Geometri

Jumlah citra yang dimiliki setelah dilakukan augmentasi data adalah sebanyak 2000 data. Selanjutnya, data dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian. Untuk memaksimalkan pengaruh dari augmentasi data, pemilihan citra pelatihan dilakukan secara acak, sehingga setiap model memiliki probabilitas rendah untuk memiliki data pelatihan yang sama persis lebih dari sekali. Pada

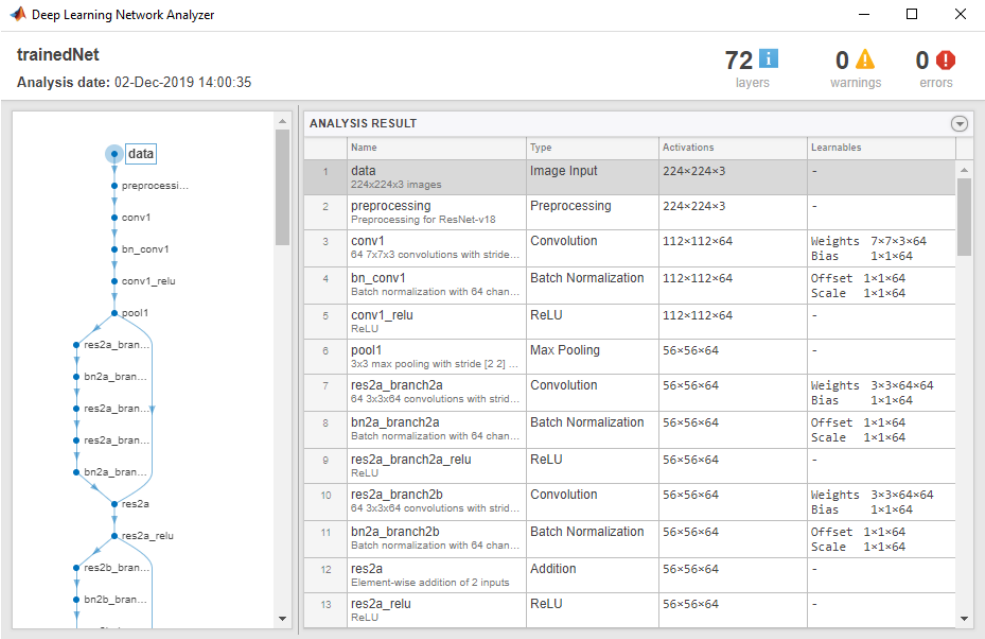
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

penelitian ini, pembagian data pelatihan dan pengujian dilakukan 80% data pelatihan dan 20% data pengujian. Sehingga, dari 2000 data terdapat 1600 data pelatihan yang terdiri 320 data untuk masing-masing kelas serviks normal, kanker serviks stadium I, stadium II, stadium III, dan stadium IV. Untuk tahap pengujian model terdapat 400 data pengujian dengan pada masing-masing kelas terdapat 80 data pengujian.

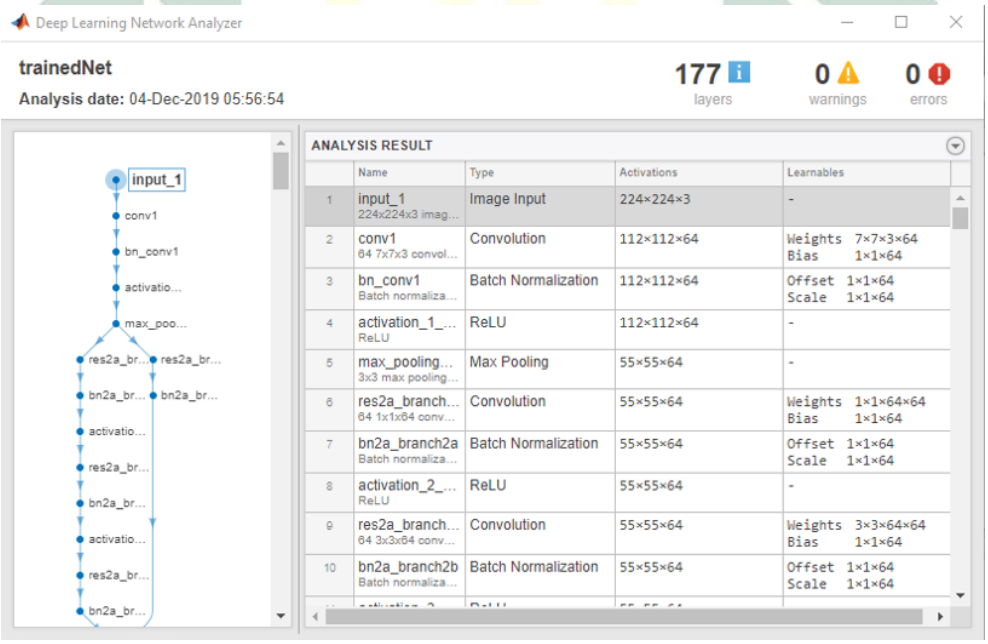
4.1.2. Pelatihan Model ResNet

Sebagaimana pembelajaran dalam *machine learning*, setelah melalui tahap *preprocessing*, umumnya dilanjutkan pada tahap ekstraksi fitur dan klasifikasi. Pada pembelajaran *deep learning* juga dilakukan hal yang sama namun berbeda. Pada *deep learning*, pembelajaran fitur dan klasifikasi dilakukan dalam satu proses yang sama. Pembentukan setiap *layer* arsitektur pada ResNet memiliki ketentuan sendiri. Pada pembelajaran fitur umumnya dilakukan dengan menerapkan *convolution layer*. Selain *convolution layer*, terdapat *batch normalization*, *activation layer* dan *pooling layer* dalam arsitektur ResNet. *Batch normalization* diterapkan setelah *convolution layer*, kemudian *activation layer* menggunakan fungsi aktivasi ReLu. Dalam masing-masing arsitektur ResNet tersebut, terdapat blok-blok residu yang membagi *convolution layer* ke dalam lima *layer*. *Pooling layer* hanya diterapkan pada awal pembelajaran fitur atau setelah konvolusi pertama dan tahap terakhir pembelajaran fitur atau setelah konvolusi terakhir sebelum dimasukkan ke dalam lapisan klasifikasi. Uraian mengenai penyusunan *layer* arsitektur ResNet dapat dilihat pada Gambar 2.27. Pada penelitian ini, jenis arsitektur yang digunakan adalah ResNet-18, ResNet-50, dan ResNet-101.

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

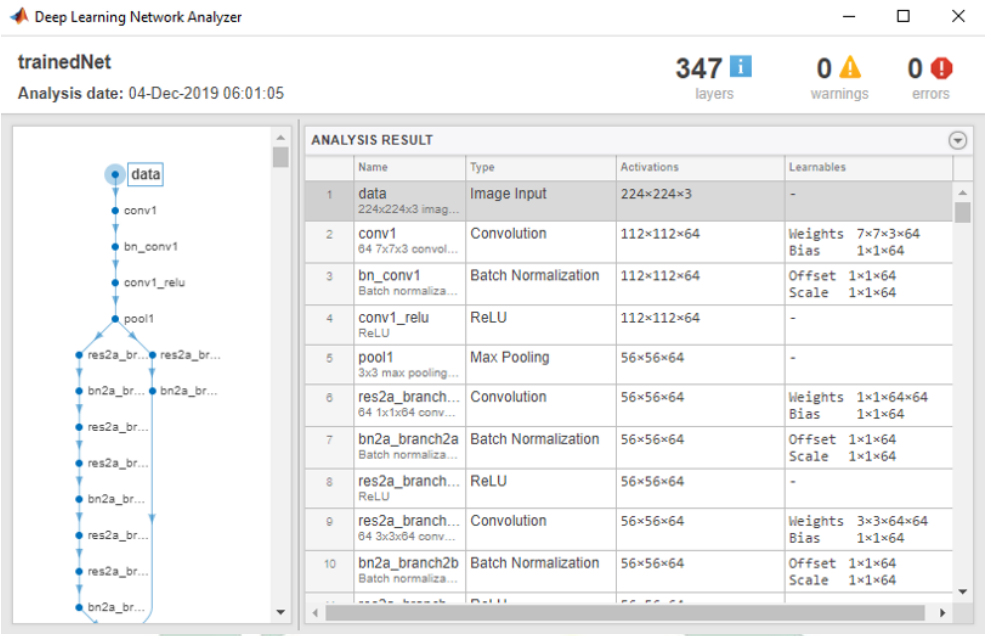


Gambar 4.7 Perancangan Arsitektur ResNet-18



Gambar 4.8 Perancangan Arsitektur ResNet-50

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

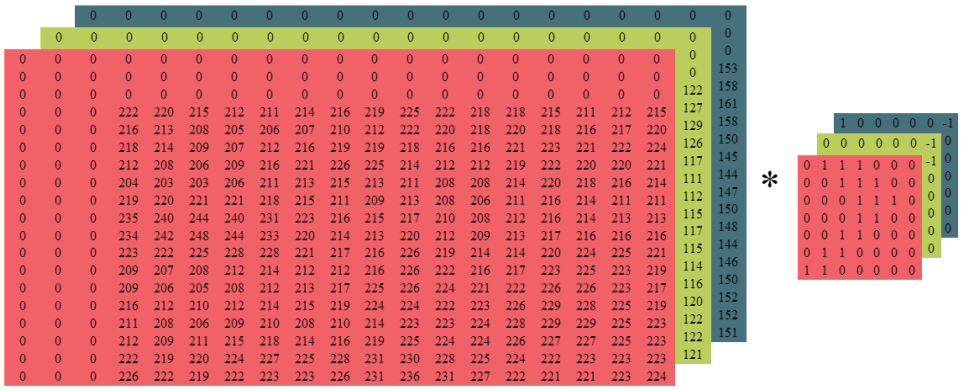


Gambar 4.9 Perancangan Arsitektur ResNet-101

4.1.2.1. *Convolution Layer*

Sebagai contoh, berikut merupakan penggambaran langkah-langkah dalam pembelajaran model ResNet. Dalam contoh ini, arsitektur yang digunakan adalah arsitektur ResNet-18. Pada langkah pembelajaran pertama, seluruh data pelatihan dimasukkan ke dalam arsitektur *feature learning* pada CNN. Data masukkan tersebut merupakan citra RGB hasil pemeriksaan kolposkopi dengan ukuran 224×224. Pada lapisan pertama diterapkan *convolution layer* menggunakan *filter* berukuran 7×7 sebanyak 64 *filter* untuk masing-masing *channel* warna dari citra. Digunakan pula *zero padding* pada setiap tepi citra sama dengan 3 dan besar pergeseran *stride* sama dengan 2. Pada contoh perhitungan ini diambil sampel matriks dengan ukuran 16×16 dari citra masukkan.

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 4.10 Ilustrasi Operasi Konvolusi Pada Sampel Citra

Berdasarkan gambar di atas, setiap matriks (yang tersusun atas tiga *channel* warna) akan diterapkan operasi perkalian titik dengan matriks *filter*. Matriks *filter* tersebut berisikan nilai-nilai bobot pembelajaran fitur yang diinisialisasi secara *random*. Sebelum dilanjutkan pada contoh perhitungan, terlebih dahulu dilakukan perhitungan ukuran dari matriks keluaran atau *feature map* hasil dari operasi konvolusi.

$$H = \frac{I - K + P}{S} + 1 = \frac{16 - 7 + 3}{2} + 1 = \frac{12}{2} + 1 = 6 + 1 = 7$$

Berdasarkan hasil perhitungan, dimensi keluaran dari contoh perhitungan konvolusi sampel matriks citra berukuran 16×16 dengan filter berukuran 7×7 adalah matriks berukuran 7×7. Berikut merupakan contoh perhitungan operasi konvolusi sampel matriks citra pada setiap *channel* warna dengan masing-masing filter.

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

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	222	220	215	212	211	214	216	219	225	222	218	218	215	211	212	215
0	0	0	216	213	208	205	206	207	210	212	222	220	218	220	218	216	217	220
0	0	0	218	214	209	207	212	216	219	219	218	216	216	221	223	221	222	224
0	0	0	212	208	206	209	216	221	226	225	214	212	212	219	222	220	220	221
0	0	0	204	203	203	206	211	213	215	213	211	208	208	214	220	218	216	214
0	0	0	219	220	221	221	218	215	211	209	213	208	206	211	216	214	211	211
0	0	0	235	240	244	240	231	223	216	215	217	210	208	212	216	214	213	213
0	0	0	234	242	248	244	233	220	214	213	220	212	209	213	217	216	216	216
0	0	0	223	222	225	228	228	221	217	216	226	219	214	214	220	224	225	221
0	0	0	209	207	208	212	214	212	212	216	226	222	216	217	223	225	223	219
0	0	0	209	206	205	208	212	213	217	225	226	224	221	222	226	226	223	217
0	0	0	216	212	210	212	214	215	219	224	224	222	223	226	229	228	225	219
0	0	0	211	208	206	209	210	208	210	214	223	223	224	228	229	229	225	223
0	0	0	212	209	211	215	218	214	216	219	225	224	224	226	227	227	225	223
0	0	0	222	219	220	224	227	225	228	231	230	228	225	224	222	223	223	223
0	0	0	226	222	219	222	223	223	226	231	236	231	227	222	221	221	223	224

$*$

0	1	1	1	0	0	0
0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	1	1	1	0
0	0	0	1	1	0	0
0	0	1	1	0	0	0
0	1	1	0	0	0	0
1	1	0	0	0	0	0

Gambar 4.11 Ilustrasi Operasi Konvolusi Citra *Channel Red*

Perkalian konvolusi ini dilakukan dengan cara mengalikan setiap elemen-elemen dari matriks citra I dengan elemen-elemen pada *filter* K.

Berikut merupakan contoh perkalian setiap elemen-elemen dari matriks *channel red* dengan elemen-elemen pada *filter* K.

$$
\begin{aligned}
H^R_{1,1} &= I(1,1) * K(1,1) + I(1,2) * K(1,2) + \ldots + I(1,7) * K(1,7) \\
&\quad + I(2,1) * K(2,1) + I(2,2) * K(2,2) + \ldots + I(2,7) * K(2,7) \\
&\quad + I(4,1) * K(4,1) \ldots + I(7,7) * K(7,7) \\
&= 0 * 0 + 0 * 1 + \ldots + 222 * 1 + 220 * 1 + 215 * 0 + \ldots + 209 * 0 \\
&= 658 \\
H^R_{1,2} &= I(1,3) * K(1,1) + I(1,4) * K(1,2) + \ldots + I(1,9) * K(1,7) \\
&\quad + I(2,3) * K(2,1) + I(2,4) * K(2,2) + \ldots + I(2,9) * K(2,7) \\
&\quad + I(4,3) * K(4,1) \ldots + I(7,9) * K(7,7) \\
&= 0 * 0 + 0 * 1 + \ldots + 215 * 1 + 212 * 1 + 211 * 0 + \ldots + 221 * 0 \\
&= 1492
\end{aligned}
$$

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

$$
\begin{aligned}
H^R_{1,3} &= I(1,5) * K(1,1) + I(1,6) * K(1,2) + \ldots + I(1,11) * K(1,7) \\
&\quad + I(2,5) * K(2,1) + I(2,6) * K(2,2) + \ldots + I(2,11) * K(2,7) \\
&\quad + I(4,5) * K(4,1) \ldots + I(7,11) * K(7,7) \\
&= 0 * 0 + 0 * 1 + \ldots + 211 * 1 + 214 * 1 + 216 * 0 + \ldots + 225 * 0 \\
&= 1666 \\
&\vdots \\
H^R_{7,7} &= I(13,13) * K(1,1) + I(13,14) * K(1,2) + \ldots + I(13,19) * K(1,7) \\
&\quad + I(14,13) * K(2,1) + I(14,14) * K(2,2) + \ldots + I(14,19) * K(2,7) \\
&\quad + I(16,13) * K(4,1) \ldots + I(19,19) * K(7,7) \\
&= 222 * 0 + 216 * 0 + \ldots + 229 * 1 + 229 * 1 + 225 * 0 + \ldots + 224 * 0 \\
&= 3830
\end{aligned}
$$

Berdasarkan perhitungan di atas diperoleh matriks keluaran x sebagai berikut.

$$
x = \begin{bmatrix}
658 & 1492 & 1666 & 1705 & 1301 & 1319 & 1303 \\
1723 & 2722 & 2963 & 3041 & 3053 & 3016 & 3016 \\
1900 & 3457 & 3754 & 3727 & 3641 & 3662 & 3689 \\
1988 & 3526 & 3704 & 3677 & 3641 & 3629 & 3672 \\
2072 & 3608 & 3731 & 3653 & 3679 & 3660 & 3696 \\
1934 & 3499 & 3726 & 3702 & 3724 & 3722 & 3775 \\
1893 & 3381 & 3651 & 3711 & 3796 & 3834 & 3830
\end{bmatrix}
$$

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

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	114	112	109	106	107	110	115	118	125	122	121	121	120	116	117	122
0	0	0	110	107	102	101	102	106	109	111	122	120	121	123	123	121	122	127
0	0	0	114	110	105	106	111	116	119	119	118	116	119	124	126	124	125	129
0	0	0	112	108	106	109	116	124	126	125	114	112	115	122	125	123	123	126
0	0	0	109	108	106	109	114	118	118	116	114	111	111	117	120	118	116	117
0	0	0	126	127	128	128	125	120	116	114	116	111	109	114	116	114	111	111
0	0	0	145	150	154	150	141	130	123	120	120	113	109	113	117	115	112	112
0	0	0	145	153	159	155	143	130	121	118	123	115	110	114	118	117	115	115
0	0	0	133	132	135	138	135	128	122	121	129	122	115	115	119	123	121	117
0	0	0	116	114	115	119	119	117	117	119	129	123	117	118	122	124	119	115
0	0	0	115	112	111	114	116	117	121	126	127	123	120	121	125	125	120	114
0	0	0	117	113	111	113	113	114	118	123	123	121	122	125	128	127	122	116
0	0	0	106	103	103	106	107	105	107	111	120	120	121	125	128	128	124	120
0	0	0	103	101	103	107	110	109	111	114	120	121	121	123	126	126	124	122
0	0	0	111	108	109	115	118	118	121	126	125	123	122	121	122	123	123	122
0	0	0	112	108	108	111	114	114	118	124	128	126	122	119	118	118	120	121

*

0	0	0	0	0	0	-1
-1	0	0	0	0	-1	-1
-1	-1	0	0	-1	-1	0
-1	-1	-1	-1	-1	0	0
0	-1	-1	-1	0	0	0
0	0	-1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4.12 Ilustrasi Operasi Konvolusi Citra *Channel Green*

Berikut merupakan contoh perkalian setiap elemen-elemen dari matriks *channel green* dengan elemen-elemen pada *filter* K.

$$
\begin{aligned}
H^G_{1,1} &= I(1,1) * K(1,1) + I(1,2) * K(1,2) + \ldots + I(1,7) * K(1,7) \\
&\quad + I(2,1) * K(2,1) + I(2,2) * K(2,2) + \ldots + I(2,7) * K(2,7) \\
&\quad + I(4,1) * K(4,1) \ldots + I(7,7) * K(7,7) \\
&= 0 * 0 + 0 * 0 + \ldots + 114 * -1 + 112 * -1 + 109 * 0 + \ldots + 109 * 0 \\
&= -336 \\
H^G_{1,2} &= I(1,3) * K(1,1) + I(1,4) * K(1,2) + \ldots + I(1,9) * K(1,7) \\
&\quad + I(2,3) * K(2,1) + I(2,4) * K(2,2) + \ldots + I(2,9) * K(2,7) \\
&\quad + I(4,3) * K(4,1) \ldots + I(7,9) * K(7,7) \\
&= 0 * 0 + 0 * 0 + \ldots + 109 * -1 + 106 * -1 + 107 * 0 + \ldots + 124 * 0 \\
&= -870
\end{aligned}
$$

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

$$
\begin{aligned}
H^G_{1,3} &= I(1,5)*K(1,1)+I(1,6)*K(1,2)+\ldots+I(1,11)*K(1,7)\\
&\quad +I(2,5)*K(2,1)+I(2,6)*K(2,2)+\ldots+I(2,11)*K(2,7)\\
&\quad +I(4,5)*K(4,1)\ldots+I(7,11)*K(7,7)\\
&= 0*0+0*0+\ldots+107*-1+110*-1+115*0+\ldots+125*0\\
&= -955\\
&\vdots\\
H^G_{7,7} &= I(13,13)*K(1,1)+I(13,14)*K(1,2)+\ldots+I(13,19)*K(1,7)\\
&\quad +I(14,13)*K(2,1)+I(14,14)*K(2,2)+\ldots+I(14,19)*K(2,7)\\
&\quad +I(16,13)*K(4,1)\ldots+I(19,19)*K(7,7)\\
&= 123*0+117*0+\ldots+128*-1+128*1+124*0+\ldots+121*0\\
&= -2077
\end{aligned}
$$

Berdasarkan perhitungan di atas diperoleh matriks keluaran y sebagai berikut.

$$
y = \begin{bmatrix}
-336 & -870 & -955 & -989 & -1051 & -1086 & -1091\\
-760 & -1399 & -1757 & -1844 & -1877 & -1881 & -1933\\
-869 & -1633 & -2009 & -1990 & -2002 & -1994 & -1999\\
-1019 & -1923 & -2278 & -2115 & -2013 & -1982 & -1939\\
-1125 & -1829 & -2205 & -2147 & -2055 & -2033 & -1977\\
-1001 & -1643 & -1969 & -2034 & -2035 & -2071 & -2072\\
-880 & -1526 & -1893 & -1943 & -1985 & -2081 & -2077
\end{bmatrix}
$$

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

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	150	148	145	142	142	145	149	152	159	156	154	154	152	148	149	153
0	0	0	146	143	138	136	137	140	143	145	156	154	154	156	155	153	154	158
0	0	0	149	145	140	140	145	150	153	153	152	150	152	157	159	157	158	161
0	0	0	146	142	140	143	150	157	160	159	148	146	148	155	158	156	156	158
0	0	0	141	140	139	142	147	150	151	149	147	144	144	150	154	152	150	150
0	0	0	157	158	159	159	156	152	148	146	149	144	142	147	150	148	145	145
0	0	0	173	178	182	178	169	159	152	150	151	144	140	144	148	146	144	144
0	0	0	173	181	187	183	171	158	150	148	154	146	141	145	149	148	147	147
0	0	0	161	160	163	166	164	157	152	151	160	153	146	146	151	155	154	150
0	0	0	145	143	144	148	149	147	147	150	160	154	148	149	154	156	152	148
0	0	0	142	139	138	141	144	145	149	155	156	153	150	151	155	155	150	144
0	0	0	146	142	140	142	143	144	148	153	153	151	152	155	158	157	152	146
0	0	0	137	134	133	136	137	135	137	141	150	150	151	155	158	158	154	150
0	0	0	135	133	135	139	142	140	142	145	151	151	151	153	156	156	154	152
0	0	0	143	140	141	146	149	148	151	156	155	153	151	150	150	151	151	152
0	0	0	146	141	141	143	146	145	150	154	160	156	153	148	148	147	150	151

*

1	0	0	0	0	0	-1
0	-1	0	0	0	-1	0
0	1	0	0	0	-1	0
0	1	-1	1	-1	1	0
0	0	-1	0	-1	0	0
0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4.13 Ilustrasi Operasi Konvolusi Citra *Channel Blue*

Berikut merupakan contoh perkalian setiap elemen-elemen dari matriks *channel blue* dengan elemen-elemen pada *filter* K.

$$
\begin{aligned}
H^B_{1,1} &= I(1,1) * K(1,1) + I(1,2) * K(1,2) + \ldots + I(1,7) * K(1,7) \\
&\quad + I(2,1) * K(2,1) + I(2,2) * K(2,2) + \ldots + I(2,7) * K(2,7) \\
&\quad + I(4,1) * K(4,1) \ldots + I(7,7) * K(7,7) \\
&= 0 * 1 + 0 * 0 + \ldots + 150 * 1 + 148 * -1 + 145 * 1 + \ldots + 143 * 0 \\
&= 298 \\
H^B_{1,2} &= I(1,3) * K(1,1) + I(1,4) * K(1,2) + \ldots + I(1,9) * K(1,7) \\
&\quad + I(2,3) * K(2,1) + I(2,4) * K(2,2) + \ldots + I(2,9) * K(2,7) \\
&\quad + I(4,3) * K(4,1) \ldots + I(7,9) * K(7,7) \\
&= 0 * 1 + 0 * 0 + \ldots + 145 * 1 + 142 * -1 + 142 * 1 + \ldots + 157 * 0 \\
&= 293
\end{aligned}
$$

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

$$
\begin{aligned}
H^B_{1,3} &= I(1,5)*K(1,1)+I(1,6)*K(1,2)+\ldots+I(1,11)*K(1,7) \\
&\quad +I(2,5)*K(2,1)+I(2,6)*K(2,2)+\ldots+I(2,11)*K(2,7) \\
&\quad +I(4,5)*K(4,1)\ldots+I(7,11)*K(7,7) \\
&= 0*1+0*0+\ldots+142*1+145*-1+149*1+\ldots+159*0 \\
&= 308 \\
&\vdots \\
H^B_{7,7} &= I(13,13)*K(1,1)+I(13,14)*K(1,2)+\ldots+I(13,19)*K(1,7) \\
&\quad +I(14,13)*K(2,1)+I(14,14)*K(2,2)+\ldots+I(14,19)*K(2,7) \\
&\quad +I(16,13)*K(4,1)\ldots+I(19,19)*K(7,7) \\
&= 154*1+148*0+\ldots+158*1+158*-1+154*1+\ldots+151*0 \\
&= -2
\end{aligned}
$$

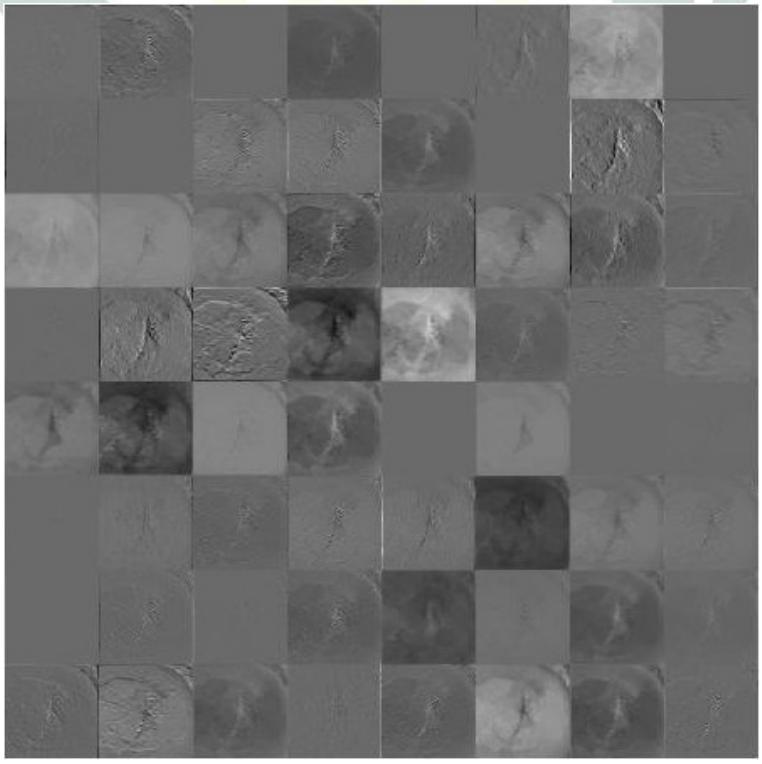
Berdasarkan perhitungan di atas diperoleh matriks keluaran z sebagai berikut.

$$
z = \begin{bmatrix}
298 & 293 & 308 & 324 & 310 & 304 & 317 \\
0 & 2 & -12 & -39 & -25 & -17 & -3 \\
-83 & -72 & 25 & -4 & -5 & -41 & -33 \\
-124 & -151 & 16 & 27 & 32 & 6 & -8 \\
-226 & -203 & 6 & 32 & 36 & 13 & 15 \\
-220 & -224 & -18 & -33 & -2 & 2 & 3 \\
-140 & -138 & -2 & 2 & 10 & -18 & -2
\end{bmatrix}
$$

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

Selanjutnya matriks keluaran hasil konvolusi setiap *channnel* dengan filternya dijumlahkan. Perhitungan yang sama dilakukan pada filter selanjutnya sebanyak 64 kali, sehingga ukuran matriks keluaran secara keseluruhan adalah $7 \times 7 \times 64$.

$$H = x + y + z = \begin{bmatrix} 620 & 915 & 1019 & 1040 & 560 & 537 & 529 \\ 963 & 1325 & 1194 & 1158 & 1151 & 1118 & 1080 \\ 948 & 1752 & 1770 & 1733 & 1634 & 1627 & 1657 \\ 845 & 1452 & 1442 & 1589 & 1660 & 1653 & 1725 \\ 721 & 1576 & 1532 & 1538 & 1660 & 1640 & 1734 \\ 713 & 1632 & 1739 & 1635 & 1687 & 1653 & 1706 \\ 873 & 1717 & 1756 & 1770 & 1821 & 1735 & 1751 \end{bmatrix}$$



Gambar 4.14 *Feature Map* Hasil Konvolusi Pertama

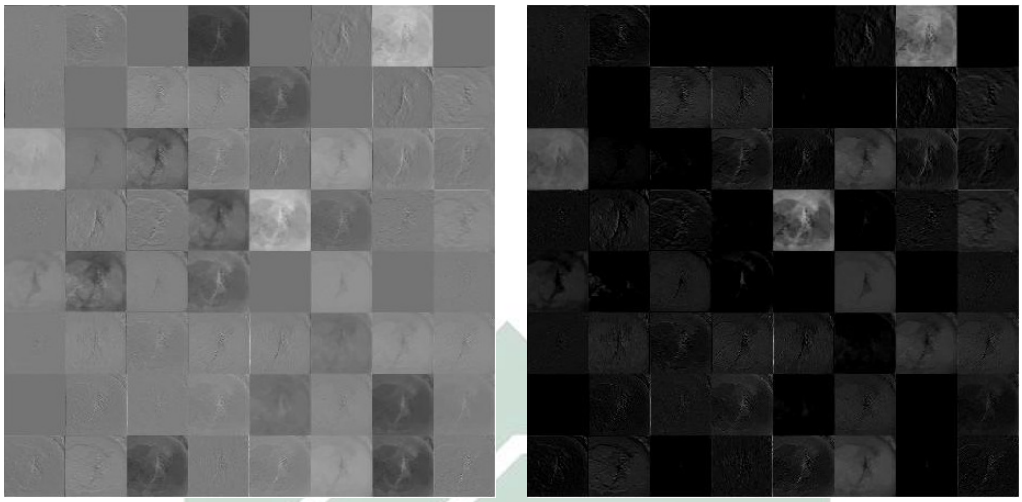
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.1.2.2. *Batch Normalization*

Hasil keluaran dari *convolusion layer* dinormalisasi dengan *batch normalization*. Dalam pelatihan model ini, parameter pembelajaran seperti γ dan β dinisialisasikan dengan $\gamma = 1$, $\beta = 0$, dan $\epsilon = 0.00001$. Selanjutnya, untuk dapat memperoleh nilai hasil normalisasi, dilakukan perhitungan rata-rata dan varian dari setiap *batch*. Pada contoh perhitungan ini, μ_1 dan δ_1^2 didapatkan nilai masing-masing sebesar -0.0017 dan 0.2815 berdasarkan perhitungan rata-rata dan varian dataset dari matriks *feature map* hasil keluaran *convolusion layer*. Sehingga, untuk perhitungan *batch normalization* sebagai berikut.

$$
\begin{aligned}
BN_1 &= \gamma \widehat{x}_1 + \beta \\
&= \gamma \frac{H - \mu_1}{\sqrt{\delta_1^2 + \epsilon}} + \beta \\
&= 1 \times \frac{H - (-0.0017)}{\sqrt{0.2815 + 0.00001}} + 0 \\
&= \frac{H + 0.0017)}{\sqrt{0.28151}} \\
&= \begin{bmatrix}
620.0032 & 915.0032 & 1019.0032 & 1040.0032 & \dots & 529.0032 \\
963.0032 & 1325.0032 & 1194.0032 & 1158.0032 & \dots & 1080.0032 \\
948.0032 & 1752.0032 & 1770.0032 & 1733.0032 & \dots & 1657.0032 \\
845.0032 & 1452.0032 & 1442.0032 & 1589.0032 & \dots & 1725.0032 \\
721.0032 & 1576.0032 & 1532.0032 & 1538.0032 & \dots & 1734.0032 \\
713.0032 & 1632.0032 & 1739.0032 & 1635.0032 & \dots & 1706.0032 \\
873.0032 & 1717.0032 & 1756.0032 & 1770.0032 & \dots & 1751.0032
\end{bmatrix}
\end{aligned}
$$

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) (b)

Gambar 4.15 Hasil *Feature Map*: (a) *Batch Normalization Layer*, (b) *ReLU Layer*

4.1.2.3. *ReLu Layer*

Setelah *feature map* hasil konvolusi dinormalisasi dengan *batch normalization*, dilakukan aktivasi menggunakan fungsi aktivasi ReLU. Pada fungsi aktivasi ReLU, setiap nilai elemen-elemen matriks *feature map* yang bernilai negatif akan diubah menjadi bernilai nol. Berikut merupakan contoh aktivasi relu $g(x)$ pada salah satu matriks x *channel feature map* hasil konvolusi yang telah dinormalisasi.

$$x = \begin{bmatrix} -0.3567 & -0.4428 & -0.3738 & -0.6284 & -0.7974 & -0.7087 & -0.6102 \\ -0.2012 & -0.2549 & -0.2888 & -0.1643 & 0.0675 & 0.1065 & 0.0880 \\ 0.5484 & 0.6759 & 0.7389 & 0.6293 & 0.4062 & 0.3686 & 0.3805 \\ -0.1115 & -0.0381 & 0.1612 & 0.2220 & 0.2983 & 0.3033 & 0.3202 \\ 0.5600 & 0.6495 & 0.4509 & 0.2661 & 0.2328 & 0.2590 & 0.2571 \\ -0.0194 & 0.0055 & -0.0621 & 0.0274 & 0.2028 & 0.2689 & 0.3116 \\ 0.5595 & 0.6122 & 0.6602 & 0.6261 & 0.4106 & 0.3196 & 0.2982 \end{bmatrix}$$

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

$$
\begin{aligned}
g(x) &= max(0, x) \\
&= \begin{bmatrix}
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0.0675 & 0.1065 & 0.0880 \\
0.5484 & 0.6759 & 0.7389 & 0.6293 & 0.4062 & 0.3686 & 0.3805 \\
0 & 0 & 0.1612 & 0.2220 & 0.2983 & 0.3033 & 0.3202 \\
0.5600 & 0.6495 & 0.4509 & 0.2661 & 0.2328 & 0.2590 & 0.2571 \\
0 & 0.0055 & 0 & 0.0274 & 0.2028 & 0.2689 & 0.3116 \\
0.5595 & 0.6122 & 0.6602 & 0.6261 & 0.4106 & 0.3196 & 0.2982
\end{bmatrix}
\end{aligned}
$$

4.1.2.4. *Max Pooling Layer*

Pada arsitektur ResNet, sebelum memasukki lapisan kedua dari ResNet, matriks hasil dari konvolusi pertama yang telah dinormalisasikan dan diaktivasi oleh fungsi ReLU dimasukkan pada *pooling layer*. Metode *pooling* yang digunakan pada *layer* ini adalah *max pooling*, dimana ukuran untuk pembagian *grid* adalah 3×3 dengan penambahan *zero padding* pada setiap tepi citra sama dengan 1 dan pergeseran *stride* sama dengan 2. Pada contoh perhitungan ini, digunakan ukuran matriks yang dimasukkan merupakan ukuran dari hasil aktivasi *feature map* sampel matriks sebelumnya. Sehingga, perhitungan ukuran matriks keluaran hasil proses *down-sampling* ini adalah sebagai berikut.

$$O = \frac{I - K}{S} + 1 = \frac{9 - 3}{2} + 1 = \frac{6}{2} + 1 = 3 + 1 = 4$$

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

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0675 & 0.1065 & 0.0880 & 0 \\ 0 & 0.5484 & 0.6759 & 0.7389 & 0.6293 & 0.4062 & 0.3686 & 0.3805 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1612 & 0.2220 & 0.2983 & 0.3033 & 0.3202 & 0 \\ 0 & 0.5600 & 0.6495 & 0.4509 & 0.2661 & 0.2328 & 0.2590 & 0.2571 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0055 & 0 & 0.0274 & 0.2028 & 0.2689 & 0.3116 & 0 \\ 0 & 0.5595 & 0.6122 & 0.6602 & 0.6261 & 0.4106 & 0.3196 & 0.2982 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya, berikut merupakan contoh perhitungan operasi *max pooling*.

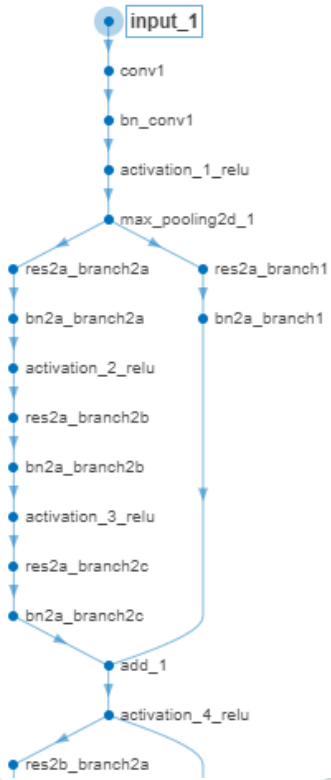
$$\begin{aligned} O_{1,1} &= max(0,0,0,0,0,0,0,0,0) = 0 \\ &\vdots \\ O_{4,1} &= max(0,0,0.0055,0,0.5595,0.6122,0,0,0) = 0.6122 \\ O_{4,2} &= max(0.0055,0,0.0274,0.6122,0.6602,0.6261,0,0,0) = 0.6602 \\ O_{4,3} &= max(0.0274,0.2028,0.2689,0.6261,0.4106,0.3196,0,0,0) = 0.6261 \\ O_{4,4} &= max(0.2689,0.3116,0,0.3196,0.2982,0,0,0,0) = 0.3196 \end{aligned}$$

sehingga diperoleh hasil sebagai berikut.

$$O = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.1065 & 0.1065 \\ 0.6759 & 0.7389 & 0.6293 & 0.3805 \\ 0.6495 & 0.6495 & 0.3033 & 0.3202 \\ 0.6122 & 0.6602 & 0.6261 & 0.3196 \end{bmatrix}$$

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

4.1.2.5. *Residual Block*



Gambar 4.16 *Residual Block* pada Bagian Arsitektur ResNet

Setelah melakukan perhitungan pada lapisan pertama, tahapan pembelajaran fitur dilanjutkan dengan menerapkan beberapa tumpukan *convolution layer* dan dengan diikuti *batch normalization* dan ReLU *layer*. Diantara tumpukan *convolution layer* tersebut terdapat blok-blok residu, dimana blok-blok residu ini merupakan penambahan hasil *convolution layer* awal $H(x)$ dengan hasil *convolution layer* setelah dua sampai tiga kali proses konvolusi $F(x)$, dengan syarat ukuran hasil keluaran dari *convolution layer* awal tersebut sama dengan ukuran hasil keluaran *convolution layer* setelahnya. Sehingga yang dikatakan *residual block* dalam hal ini adalah ketika pembelajaran $F(x)$ yang mana merupakan sisa dari $H(x) - x$ dengan asumsi x merupakan fungsi identitas.

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

Kemudian persamaan (4.1) direformasikan menjadi persamaan (4.2).

$$F(x) = H(x) - x \tag{4.1}$$

$$H(x) = F(x) + x \tag{4.2}$$

Dalam beberapa literatur seperti (He, 2016), (Chen, 2018), dan lain sebagainya, belum terdapat penjelaskan matematika secara detail mengenai pembuktian bagaimana *residual block* bekerja. Namun, operasi penjumlahan ini menyebabkan pembelajaran fitur pada CNN mempelajari sesuatu yang berbeda.

4.1.2.6. *Average Pooling Layer*

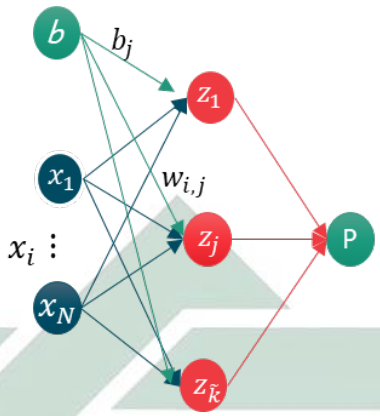
Setelah diterapkan beberapa tumpukan *convolution layer* dengan *residual block* untuk pembelajaran fitur, tahap terakhir dari arsitektur ResNet sebelum dilanjutkan pada lapisan klasifikasi adalah *flatten*. Pada tahap *flatten* ini, *feature map* keluaran hasil konvolusi terkhir yang telah diaktivasi oleh fungsi ReLU dimasukkan pada *pooling layer*. Metode *pooling* yang digunakan pada *layer* ini adalah *average pooling*, dimana ukuran untuk pembagian *grid* adalah 7×7 tanpa ada penambahan *zero padding* dan besar pergeseran *stride* sama dengan 7. Pada arsitektur ResNet, ukuran matriks *feature map* dari hasil konvolusi terakhir adalah $7 \times 7 \times 512$. Sehingga, ukuran matriks keluaran hasil proses *flatten* ini adalah $1 \times 1 \times 512$.

$$O = \frac{I - K}{S} + 1 = \frac{7 - 7}{7} + 1 = \frac{0}{7} + 1 = 0 + 1 = 1$$

Berdasarkan perhitungan di atas, maka terdapat 512 fitur dari setiap data pelatihan dimasukkan ke dalam lapisan klasifikasi atau *fully connected layer*.

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

4.1.2.7. Lapisan Klasifikasi (*Fully Connected Layer*)



Gambar 4.17 ***Lapisan Klasifikasi***

Pada tahapan ini, data masukkan yang digunakan adalah hasil ekstraksi fitur pada lapisan sebelumnya. Pada lapisan ini dilakukan pembelajaran pola data untuk kemudian digunakan dalam pengidentifikasian tingkat keganasan kanker serviks. Tingkat keganasan kanker serviks ini dikategorikam ke dalam lima kelas yaitu serviks normal, kanker serviks stadium I, kanker serviks stadium II, kanker serviks stadium III, dan kanker serviks stadium IV. Sebagaimana dalam pembelajaran *artificial neural network* pada umumnya, pola pembelajaran yang digunakan untuk lapisan klasifikasi ini mengadopsi cara kerja jaringan saraf manusia. Pada jaringan-jaringan saraf tersebut terdapat *nukleus*, akson, synapses, dan *dendrit* yang berkerja dalam satu sistem. Pada penelitian ini, arsitektur dari lapisan klasifikasi ini terdiri dari satu *hidden layer*. Dalam hidden layer tersebut dilakukan perhitungan berupa perkalian fitur-fitur hasil pembelajaran sebelumnya dengan bobot-bobot jaringan. Dari hasil perkalian tersebut kemudian dijumlahkan dengan bias pada jaringan. Ukuran bobot jaringan $w_{i,j}$ pada lapisan ini adalah 512×5, karena jumlah fitur masukkan pada jaringan ini sebanyak 512 fitur untuk diklasifikasikan ke dalam 5 kelas data. Pada pembelajaran pertama, nilai-nilai

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 bias dalam jaringan ini diinisialisasikan secara *random*, yang nantinya akan dilakukan pembaruan bobot dan bias sampai diperoleh model yang optimal. Berikut merupakan contoh perhitungan dalam *fully connected layer*.

$$
\begin{aligned}
z &= \sum_{j=1}^{c} w_{i,j}^{T} x_i + b_j \\
&= \begin{pmatrix} 0.0175 & -0.0020 & \dots & 0.0048 \\ -0.0066 & 0.0170 & \dots & -0.0200 \\ -0.0434 & 0.0067 & \dots & -0.0088 \\ 0.0253 & -0.0050 & \dots & 0.0135 \\ -0.0135 & 0.0056 & \dots & -0.0083 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 0.5854 \\ 0.5475 \\ 0.2458 \\ \vdots \\ 1.6582 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -0.0032 \\ 0.00149 \\ -0.0008 \\ 0.00059 \\ 0.00183 \end{pmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} -0.2554 \\ 3.7458 \\ -0.0570 \\ -1.9242 \\ -2.6564 \end{pmatrix}
\end{aligned}
$$

Selanjutnya, nilai-nilai dari neuron z diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi *softmax*. Nilai hasil aktivasi fungsi *softmax* tersebut merupakan probabilitas dari setiap kelas tingkat keganasan kanker serviks terhadap data masukkan. Sehingga, hasil akhir dari pengidentifikasian tingkat keganasan kanker serviks ini didasarkan pada nilai maksimum dari nilai *softmax* tersebut.

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

$$
\begin{aligned}
s_1 &= \frac{e^{z_1}}{\sum_{d=1}^{C} e^{z_d}} \\
&= \frac{e^{-0.2554}}{e^{-0.2554} + e^{3.7458} + e^{-0.0570} + e^{-1.9242} + e^{-2.6564}} \\
&= \frac{0.7745905}{0.77459049 + 42.340858 + 0.94463748 + 0.14599137 + 0.070203826} \\
&= \frac{0.7745905}{44.2762833} = 0.017494475 \\
s_2 &= \frac{e^{z_2}}{\sum_{d=1}^{C} e^{z_d}} \\
&= \frac{e^{3.7458}}{e^{-0.2554} + e^{3.7458} + e^{-0.0570} + e^{-1.9242} + e^{-2.6564}} \\
&= \frac{42.340858}{0.77459049 + 42.340858 + 0.94463748 + 0.14599137 + 0.070203826} \\
&= \frac{42.340858}{44.2762833} = 0.95628756 \\
s_3 &= \frac{e^{z_3}}{\sum_{d=1}^{C} e^{z_d}} \\
&= \frac{e^{-0.0570}}{e^{-0.2554} + e^{3.7458} + e^{-0.0570} + e^{-1.9242} + e^{-2.6564}} \\
&= \frac{0.94463748}{0.77459049 + 42.340858 + 0.94463748 + 0.14599137 + 0.070203826} \\
&= \frac{0.94463748}{44.2762833} = 0.021335064 \\
s_4 &= \frac{e^{z_4}}{\sum_{d=1}^{C} e^{z_d}} \\
&= \frac{e^{-1.9242}}{e^{-0.2554} + e^{3.7458} + e^{-0.0570} + e^{-1.9242} + e^{-2.6564}} \\
&= \frac{0.14599137}{0.77459049 + 42.340858 + 0.94463748 + 0.14599137 + 0.070203826} \\
&= \frac{0.14599137}{44.2762833} = 0.0032972810 \\
s_5 &= \frac{e^{z_5}}{\sum_{d=1}^{C} e^{z_d}} \\
&= \frac{e^{-2.6564}}{e^{-0.2554} + e^{3.7458} + e^{-0.0570} + e^{-1.9242} + e^{-2.6564}} \\
&= \frac{0.070203826}{0.77459049 + 42.340858 + 0.94463748 + 0.14599137 + 0.070203826} \\
&= \frac{0.070203826}{44.2762833} = 0.0015855848
\end{aligned}
$$

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

Salah satu cara untuk menyatakan seberapa baik model yang diberikan oleh jaringan yang dilatih adalah dengan mengetahui nilai dari *loss function*. Dari hasil perhitungan kesalahan tersebut, jaringan dapat mengevaluasi bagaimana kinerja yang dilakukannya. Apabila nilai eror yang dihasilkan masih sangat tinggi, maka jaringan akan melakukan pembelajaran pola kembali sampai memperoleh nilai eror yang sangat rendah. Pada jaringan ini, fungsi yang digunakan untuk menghitung seberapa besar nilai *loss function* selama pembelajaran model adalah *cross entropy*. Berikut merupakan cara menghitung nilai *loss function* menggunakan *cross entropy*.

$$
\begin{aligned}
D(s,p) &= -\sum_j p_j \log s_j \\
&= -(p_1 \log s_1 + p_2 \log s_2 + p_3 \log s_3 + p_4 \log s_4 + p_5 \log s_5) \\
&= -(0 \times \log 0.017494475 + 1 \times \log 0.95628756 + \ldots + 0 \times \log 0.001585585) \\
&= -(0 + -0.019411494 + 0 + 0 + 0) \\
&= 0.019411494
\end{aligned}
$$

Dari perhitungan *cross entropy* diatas diperoleh nilai *loss function* sebesar 0.019411494. Nilai tersebut masih terbilang cukup besar untuk suatu sistem klasifikasi, sehingga diperlukan proses propragasi mundur untuk memperbaiki parameter-parameter yang mempengaruhi model dari sistem yang dibangun.

4.1.2.8. Propagasi Mundur

Untuk meminimalkan nilai *loss function*, perlu dilakukan pembaruan pada parameter-parameter yang mempengaruhi pembelajaran model, seperti nilai bobot (*weight*) dan bias. Pada penelitian ini, metode pembaruan parameter 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

digunakan adalah *stochastic gradient descent with momentum*. Nilai dari parameter-parameter baru diperoleh melalui pengurangan nilai parameter lama dengan nilai *gradient* yang diperoleh.

Berikut merupakan contoh pembaruan bobot. Pada tahap pertama propagasi mundur, dilakukan perhitungan $\frac{\partial D}{\partial z_i}$ yang mana merupakan gradien dari *cross entropy loss function* untuk fungsi *softmax*.

$$
\begin{aligned}
\frac{\partial D}{\partial z_i} &= -\sum_{j=1}^{C} \frac{\partial p_j \log s_j}{\partial z_i} \\
&= -\sum_{j=1}^{C} p_j \frac{\partial \log s_j}{\partial z_i} \text{ , dimana } \partial \log s_j = \frac{\partial s_j}{s_j} \log e \\
&= -\sum_{j=1}^{C} p_j \frac{\partial s_j}{s_j} \frac{\log e}{\partial z_i} \\
&= -\sum_{j=1}^{C} p_j \frac{\partial s_j}{s_j} \frac{1}{\partial z_i} \\
&= -\sum_{j=1}^{C} \frac{p_j}{s_j} \frac{\partial s_j}{\partial z_i} \\
&= -\frac{p_i}{s_i} \frac{\partial s_i}{\partial z_i} - \sum_{j \neq i}^{C} \frac{p_j}{s_j} \frac{\partial s_j}{\partial z_i} \text{ , untuk } \frac{\partial s_i}{\partial z_i} = s_i(1 - s_i) \text{ dan } \frac{\partial s_j}{\partial z_i} = -s_i s_j \\
&= -\frac{p_i}{s_i} s_i(1 - s_i) - \sum_{j \neq i}^{C} \frac{p_j}{s_j}(-s_i s_j) \\
&= -p_i + p_i s_i + \sum_{j \neq i}^{C} p_j s_i \\
&= -p_i + \sum_{j=1}^{C} p_j s_i \\
&= -p_i + s_i \sum_{j=1}^{C} p_j \\
&= s_i - p_i
\end{aligned}
$$

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

Dari persamaan diatas, akan digunakan untuk memperoleh nilai $\frac{\partial D}{\partial w_{ji}}$ dan $\frac{\partial D}{\partial b_j}$. Sehingga, untuk $\frac{\partial D}{\partial w_{ji}}$ diperoleh persamaan (4.3) dan untuk $\frac{\partial D}{\partial b_j}$ diperoleh persamaan (4.4).

$$\frac{\partial D}{w_{ji}} = \frac{\partial D}{\partial z_j}\frac{\partial z_j}{\partial w_{ji}} = (s_j - p_j)\frac{\partial(\sum_{j=1}^{c} w_{ji}x_i + b_j)}{\partial w_{ji}} = (s_j - p_j)x_i \quad (4.3)$$

$$\frac{\partial D}{b_j} = \frac{\partial D}{\partial z_j}\frac{\partial z_j}{\partial b_j} = (s_j - p_j)\frac{\partial(\sum_{j=1}^{c} w_{ji}x_i + b_j)}{\partial b_j} = (s_j - p_j) \quad (4.4)$$

Selanjutnya persamaan diatas digunakan untuk memperbarui nilai bobot dan bias. Pada penelitian ini, nilai learning rate η diinisialisasikan adalah 0.001. Untuk nilai α, secara umum digunakan $\alpha = 0.9$.

$$\begin{aligned} w_{jk}(t+1) &= w_{jk}(t) - \eta\frac{\partial D}{\partial w_{ji}} + \alpha\Delta w_{jk}(t-1) \\ &= w_{jk}(t) - 0.001(s_j - p_j)(t)x_i + 0.9\Delta w_{jk}(t-1) \\ b_j(t+1) &= b_j(t) - \eta\frac{\partial D}{\partial b_j} + \alpha\Delta b_j(t-1) \\ &= b_j(t) - 0.001(s_j - p_j)(t) + 0.9\Delta b_{jk}(t-1) \end{aligned}$$

Berikut merupakan contoh perhitungan untuk pembaruan bobot. Pada pembaruan bobot pertama, $\Delta w_{jk}(t-1)$ dan $\Delta b_j(t-1)$ belum dapat diperoleh, karena $\Delta w_{jk}(t-1)$ dan $\Delta b_j(t-1)$ merupakan nilai dari perubahan bobot dan bias terakhir kali. Sehingga pada contoh saat ini nilai $\Delta w_{jk}(t-1) = 0$ dan $\Delta b_j(t-1) = 0$.

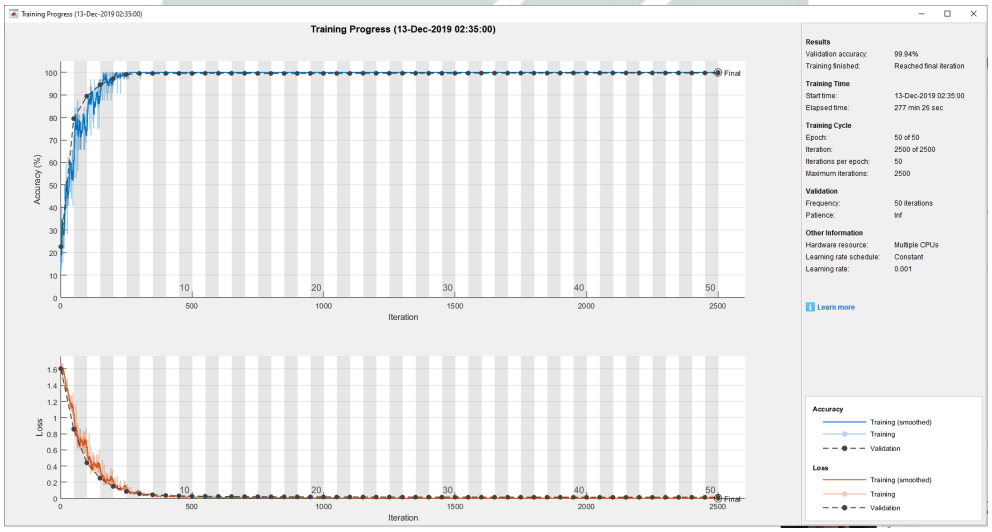
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$
\begin{aligned}
w_{jk}(t+1) &= w_{jk}(t) - 0.001(s_j - p_j)(t)x_i + 0.9\Delta w_{jk}(t-1) \\
w_{jk}(2) &= w_{jk}(1) - 0.001(s_j - p_j)(1)x_i \\
&= \begin{pmatrix} 0.0175 & -0.0020 & \dots & 0.0048 \\ -0.0066 & 0.0170 & \dots & -0.0200 \\ -0.0434 & 0.0067 & \dots & -0.0088 \\ 0.0253 & -0.0050 & \dots & 0.0135 \\ -0.0135 & 0.0056 & \dots & -0.0083 \end{pmatrix} - \\
&\quad 0.001 \begin{pmatrix} 0.017494475 \\ -0.04371244 \\ 0.021335064 \\ 0.003297281 \\ 0.001585585 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0.5854 & 0.5475 & 0.2458 & \dots & 1.6582 \end{pmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} 0.0175 & \dots & 0.0048 \\ -0.0066 & \dots & -0.0200 \\ -0.0434 & \dots & -0.0088 \\ 0.0253 & \dots & 0.0135 \\ -0.0135 & \dots & -0.0083 \end{pmatrix} - 0.001 \begin{pmatrix} 0.010240742 & \dots & 0.029009465 \\ -0.025587954 & \dots & -0.072484285 \\ 0.012488907 & \dots & 0.035377957 \\ 0.001930130 & \dots & 0.005467575 \\ 0.000928154 & \dots & 0.002629228 \end{pmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} 0.017453963 & -0.002047977 & \dots & 0.00476601 \\ -0.006587979 & 0.017068282 & \dots & -0.019970274 \\ -0.043400295 & 0.006639580 & \dots & -0.00882121 \\ 0.025302297 & -0.005001522 & \dots & 0.013534193 \\ -0.013455005 & 0.005572922 & \dots & -0.008263436 \end{pmatrix}
\end{aligned}
$$

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

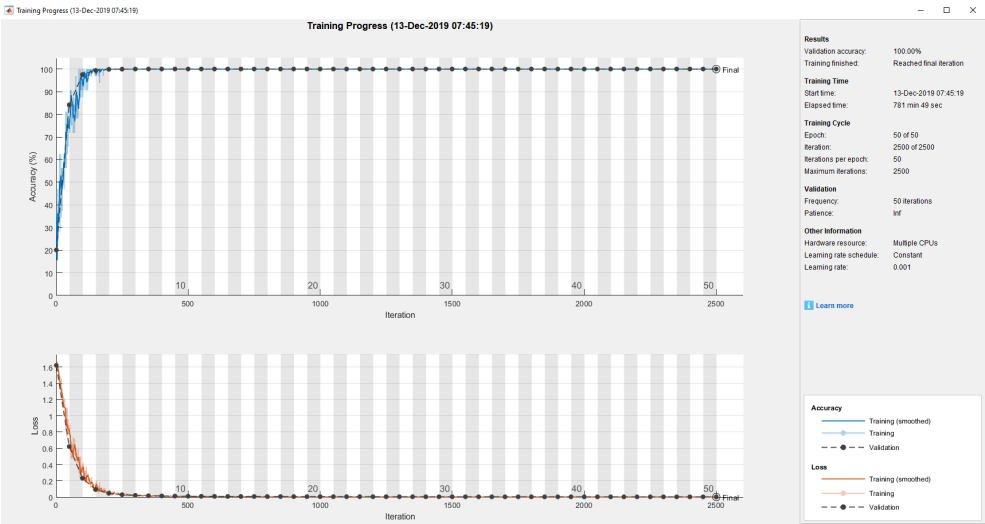
$$
\begin{aligned}
b_j(t+1) &= b_j(t) - 0.001(s_j - p_j)(t) + 0.9\Delta b_{jk}(t-1) \\
b_j(2) &= b_j(1) - 0.001(s_j - p_j)(1) \\
&= \begin{pmatrix} -0.2554 \\ 3.7458 \\ -0.0570 \\ -1.9242 \\ -2.6564 \end{pmatrix} - 0.001 \begin{pmatrix} 0.017494475 \\ -0.04371244 \\ 0.021335064 \\ 0.003297281 \\ 0.001585585 \end{pmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} -0.0032 \\ 0.0015 \\ -0.0008 \\ 0.0006 \\ 0.0018 \end{pmatrix}
\end{aligned}
$$

Setelah dilakukan pembaruan bobot, maka pembelajaran model dilakukan kembali, sampai diperoleh model yang optimal dengan nilai *loss function* yang sangat kecil.

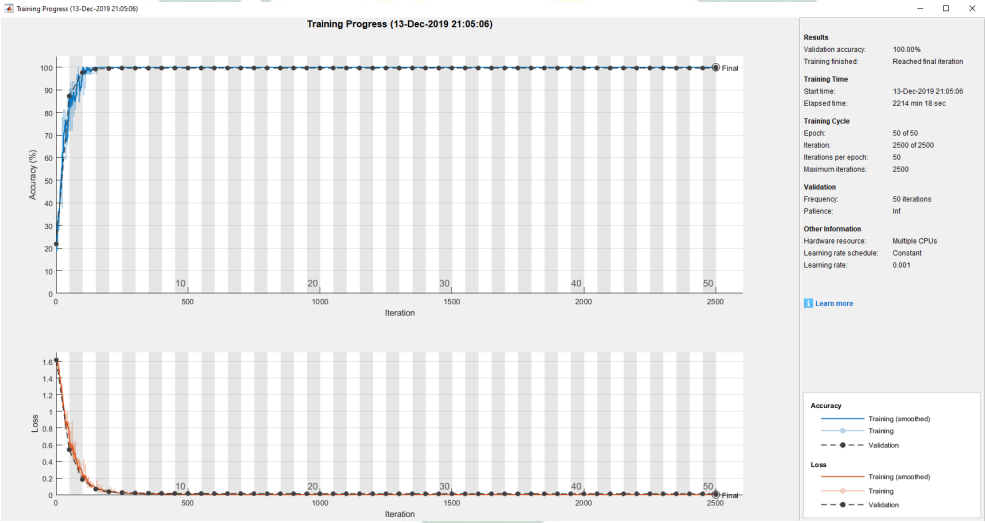


Gambar 4.18 Pelatihan Model ResNet-18

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 4.19 Pelatihan Model ResNet-50



Gambar 4.20 Pelatihan Model ResNet-101

4.1.3. Pengujian Model ResNet

Setelah diperoleh model yang optimal dari setiap percobaan dilakukan pengujian model yang telah dilatih menggunakan data pengujian sebanyak 80 data untuk masing-masing kelas, sehingga jumlah data pengujian adalah 400 data. Dari hasil pengujiann diperoleh hasil klasifikasi 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

Tabel 4.1 Sampel Hasil Pengujian Model

Data ke-	Aktual	Prediksi		
		ResNet-18	ResNet-50	ResNet-101
1	Normal	Normal	Normal	Normal
2	Normal	Stadium 2	Normal	Normal
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
81	Stadium 1	Stadium 1	Stadium 1	Stadium 1
82	Stadium 1	Stadium 2	Stadium 1	Stadium 1
83	Stadium 1	Normal	Stadium 1	Stadium 1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
224	Stadium 2	Stadium 3	Stadium 4	Normal
225	Stadium 2	Stadium 3	Stadium 4	Stadium 2
226	Stadium 2	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
393	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4
394	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4
395	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4
396	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4
397	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4
398	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4
399	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4
400	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4	Stadium 4

4.2. Evaluasi Model

Pada penelitian ini, terdapat tiga jenis percobaan yang dilakukan yaitu pembelajaran model arsitektur ResNet-18, ResNet-50, dan ResNet-101. Pembelajaran model tersebut dilakukan melalui dua tahapan yaitu pelatihan model dan pengujian model. Dari 2000 data hasil augmentasi, 80% dari keseluruhan data digunakan untuk pelatihan model dan sisanya digunakan untuk pengujian model. Hasil terbaik dari pembelajaran model ini akan digunakan untuk membangun sistem klasifikasi tingkat keganasan kanker serviks. Hasil keluaran pada klasifikasi ini ada lima kelas, yaitu normal, stadium I, stadium II, stadium III, dan stadium IV. Dari masing-masing model yang dilatih memiliki tingkat akurasi, sensitivitas, dan spesifitas sendiri. Dimana tingkat akurasi terbaik dianggap sebagai model 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

optimal untuk membangun sistem klasifikasi tingkat keganasan kanker serviks yang telah disebutkan sebelumnya. Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan, perbandingan hasil pelatihan dari setiap model ditujukkan pada Tabel 4,2 dan perbandingan hasil pengujian dari setiap model ditujukkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.2 Perbandingan Hasil Pelatihan Model

No	Model Pelatihan	Akurasi Pelatihan	Lama Pelatihan
1.	ResNet-18	99.94%	277 menit 26 detik
2.	ResNet-50	100.00%	781 menit 49 detik
3.	ResNet-101	100.00%	2214 menit 18 detik

Tabel 4.3 Perbandingan Hasil Pengujian Model

No	Model Pengujian	Akurasi Pengujian	Lama Pengidentifikasian
1.	ResNet-18	93.00%	18.606212 detik
2.	ResNet-50	97.25%	48.627351 detik
3.	ResNet-101	97.50%	80.487661 detik

Berdasarkan Tabel 4.1, pada pengujian model ResNet-18 diperoleh hasil 78 data normal benar terklasifikasi normal dan sisanya terklasifikasi ke dalam stadium 2. Pada pengujian data kanker serviks stadium I, terdapat 12 data kanker serviks stadium I terklasifikasi ke dalam stadium II dan 2 data terklasifikasi ke dalam serviks normal. Pada data kanker serviks stadium II, terdapat 8 data yang terklasifikasi ke dalam kanker serviks stadium III dan 2 data terklasifikasi ke dalam kanker serviks stadium IV. Pada pengujian data kanker serviks stadium III, terdapat 78 data yang benar terklasifikasi sesuai dengan tingkat keganasannya dan 2 data sisanya terklasifikasi ke dalam stadium IV. Sedangkan pada pengujian data kanker serviks stadium IV, keseluruhan data pengujian benar terklasifikasi sesuai dengan tingkat keganasannya. Dari hasil-hasil tersebut selanjutnya dilakukan perhitungan tingkat sensitifitas dan spesifisitas model dalam mengklasifikasikan tingkat keganasan kanker serviks.

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

Berikut merupakan contoh perhitungan tingkat sensitifitas dan spesifisitas dari model ResNet berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan.

1. Serviks Normal

$$\begin{aligned} \text{Sensitifitas} &= \frac{78}{78+2} \times 100\% = 97.5\% \\ \text{Spesifisitas} &= \frac{78}{78+2} \times 100\% = 97.5\% \end{aligned}$$

2. Kanker Serviks Stadium I

$$\begin{aligned} \text{Sensitifitas} &= \frac{66}{66+14} \times 100\% = 82.5\% \\ \text{Spesifisitas} &= \frac{66}{66+0} \times 100\% = 100\% \end{aligned}$$

3. Kanker Serviks Stadium II

$$\begin{aligned} \text{Sensitifitas} &= \frac{70}{70+10} \times 100\% = 87.5\% \\ \text{Spesifisitas} &= \frac{70}{70+14} \times 100\% = 83.3\% \end{aligned}$$

4. Kanker Serviks Stadium III

$$\begin{aligned} \text{Sensitifitas} &= \frac{78}{78+2} \times 100\% = 97.5\% \\ \text{Spesifisitas} &= \frac{78}{78+8} \times 100\% = 90.7\% \end{aligned}$$

5. Kanker Serviks Stadium IV

$$\begin{aligned} \text{Sensitifitas} &= \frac{80}{80+0} \times 100\% = 100\% \\ \text{Spesifisitas} &= \frac{80}{80+4} \times 100\% = 95.2\% \end{aligned}$$

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 perhitungan sensitifitas dan spesifitas pada masing-masing tingkat keganasan kanker serviks untuk model ResNet-18 diatas, kemudian hasil perhitungan tersebut disajikan dalam Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil Evaluasi Model ResNet-18

Tingkat Keganasan	Sensitifitas	Spesifisitas
Normal	97.5%	97.5%
Stadium I	82.5%	100%
Stadium II	87.5%	83.3%
Stadium III	97.5%	90.7%
Stadium IV	100%	95.2%

Pada pengujian model ResNet-50 diperoleh hasil 79 data normal benar terklasifikasi normal, 1 data terklasifikasi ke dalam stadium I, dan 1 data stadium I terklasifikasi ke dalam kelas normal. Pada pengujian data kanker serviks stadium I, terdapat 2 data kanker serviks stadium I terklasifikasi ke dalam stadium II. Pada stadium II, terdapat 6 data yang terklasifikasi ke dalam kanker serviks stadium IV dan 1 data kanker serviks stadium IV terklasifikasi ke dalam stadium III. Sedangkan pada pengujian data kanker serviks stadium III, keseluruhan data pengujian benar terklasifikasi sesuai dengan tingkat keganasannya. Dari hasil-hasil tersebut dilakukan perhitungan untuk tingkat sensitifitas dan spesifisitas seperti perhitungan sebelumnya. Sehingga hasil perhitungan tersebut disajikan dalam Tabel 4.5.

Untuk pengujian model ResNet-101, diperoleh hasil dari pengujian dengan 80 data normal, 79 data benar terklasifikasi normal dan sisanya terklasifikasi ke dalam stadium I. Selain itu, terdapat 1 data kanker serviks stadium I dan 1 data kanker serviks stadium II terklasifikasi ke dalam normal. Pada pengujian data kanker serviks stadium I, terdapat 1 data terklasifikasi ke dalam stadium II dan 78 data

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 4.5 Hasil Evaluasi Model ResNet-50

Tingkat Keganasan	Sensitifitas	Spesifisitas
Normal	98.8%	98.8%
Stadium I	96.3%	98.7%
Stadium II	92.5%	97.4%
Stadium III	100%	98.8%
Stadium IV	98.8%	92.9%

benar terklasifikasi sesuai dengan tingkat keganasannya. Pada pengujian data kanker serviks stadium II, terdapat 1 data kanker serviks stadium II terklasifikasi ke dalam stadium III dan 3 data kanker serviks stadium II terklasifikasi ke dalam stadium IV. Pada stadium III, terdapat 2 data terklasifikasi ke dalam kanker serviks stadium IV. Pada pengujian data kanker serviks stadium IV, keseluruhan data pengujian benar terklasifikasi ke dalam stadium IV. Dari hasil-hasil tersebut, hasil perhitungan tingkat sensitifitas dan spesifisitas disajikan dalam Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Hasil Evaluasi Model ResNet-101

Tingkat Keganasan	Sensitifitas	Spesifisitas
Normal	98.8%	97.5%
Stadium I	97.5%	98.7%
Stadium II	93.8%	98.7%
Stadium III	97.5%	98.7%
Stadium IV	100%	94.1%

Berdasarkan hasil percobaan yang telah dipaparkan di atas, secara keseluruhan setiap model pembelajaran ResNet yang dilatih menghasilkan model yang baik dalam mengklasifikasikan tingkat keganasan kanker serviks. Dari ketiga percobaan yang dilakukan diperoleh hasil terbaik adalah dengan menggunakan arsitektur dengan *layer* konvolusi terbanyak, yaitu ResNet 101. Model tersebut memberikan tingkat akurasi sebesar 97.5% dalam mengklasifikasikan tingkat keganasan kanker serviks dengan sensitifitas sebesar 98.8%, 97.5%, 93.8%, 97.5%

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

dan 100% untuk masing-masing kelas normal, stadium I, stadium II, stadium III, dan stadium IV. Untuk tingkat spesifisitas yang dimiliki model dalam mengklasifikasi tingkat keganasan kanker serviks diperoleh hasil sebesar 97.5%, 98.7%, 98.7%, 98.7%, dan 94.1% untuk masing-masing kelas normal, stadium I, stadium II, stadium III, dan stadium IV.

4.3. Aplikasi Identifikasi Tingkat Keganasan Kanker Serviks

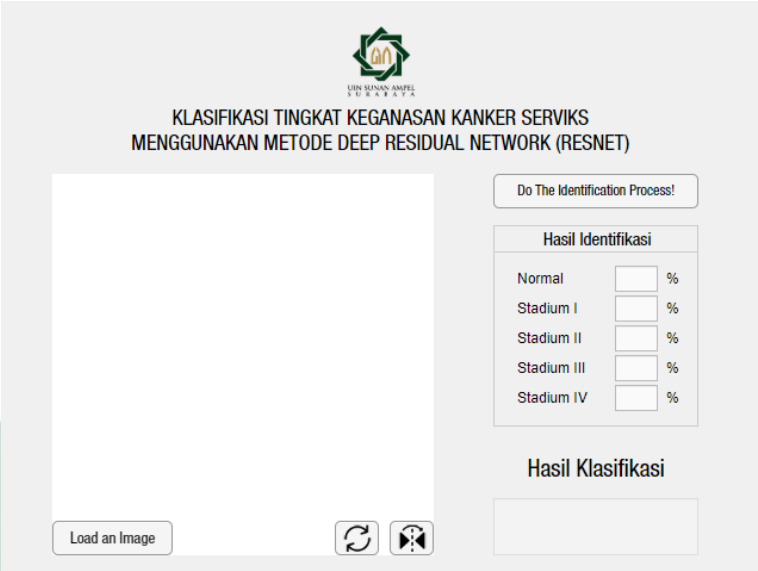
Model terbaik dari percobaan yang telah dilakukan sebelumnya digunakan untuk membangun suatu sistem klasifikasi tingkat keganasan kanker serviks berdasarkan citra kolposkopi. Pada sistem tersebut, data citra kolposkopi dimuat ke dalam aplikasi untuk selanjutnya sistem akan mengidentifikasi tingkat keganasan kanker serviks dari citra masukkan tersebut. Hasil klasifikasi dari sistem tersebut memuat lima kelas yaitu normal, stadium I, stadium II, stadium III, dan stadium IV. Halaman awal dari aplikasi dapat dilihat pada Gambar 4.21.

Gambar 4.21 Halaman Awal Aplikasi

Halaman awal aplikasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.21 berisi mengenai data diri peneliti serta judul dari penelitian yang dilakukan, yaitu

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

”Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Serviks Menggunakan Metode *Deep Residual Network* (ResNet)”. Pada halaman awal aplikasi tersebut terdapat pula menu ”*Start*” yang akan mengarahkan pengguna dari halaman awal aplikasi menuju halaman utama aplikasi.

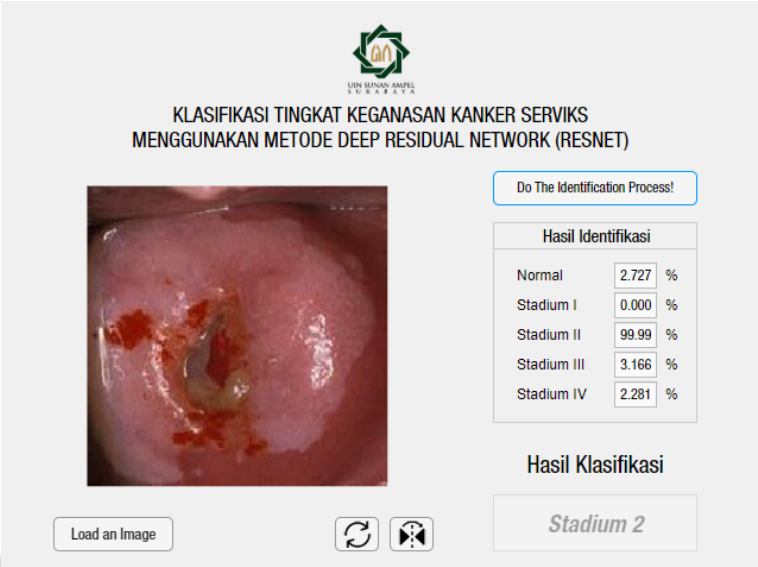


Gambar 4.22 Halaman Utama Aplikasi

Pada halaman utama aplikasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.22, terdiri dari beberapa menu utama untuk melakukan proses identifikasi. Sebagaimana yang terlihat pada Gambar 4.22, terdapat tombol menu ”*Load*” untuk memuat citra kolposkopi yang ingin diidentifikasi. Selanjutnya, citra yang telah dipilih akan ditampilkan pada kolom *axes* untuk diterapkan pengidentifikasian. Menu ”*Do The Identification Process*” merupakan tombol perintah kepada sistem untuk melakukan pengidentifikasian tingkat keganasan kanker serviks berdasarkan model klasifikasi terbaik yang sebelumnya telah dilatih. Hasil dari pengidentifikasian berupa persentase kemungkinan dari setiap tingkat keganasan kanker serviks berdasarkan citra yang dimuat. Dari keseluruhan persentase kemudian diambil persentase tertinggi sebagai hasil dari klasifikasi. Selain itu terdapat pula tombol

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

menu rotasi dan *flip* untuk menerapkan transformasi rotasi dan pencerminan pada citra yang dimuat. Hasil dari pengujian aplikasi ditunjukkan pada Gambar 4.33.



Gambar 4.23 Hasil Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Serviks pada Aplikasi

Dari hasil pengujian yang dilakukan aplikasi pada Gambar 4.33, citra kolposkopi yang dimuat pada aplikasi terklasifikasi ke dalam Kanker Serviks Stadium II dengan tingkat keyakinan sebesar 99%.

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

5.1. Simpulan

Berdasarkan hasil implementasi metode *Deep Residual Network* (ResNet) untuk mengidentifikasi tingkat keganasan kanker serviks pada citra kolposkopi, simpulan yang dapat diambil setelah percobaan yang telah dilakukan adalah :

1. Dalam proses pembelajaran model klasifikasi, metode ResNet termasuk ke dalam metode deep learning, dimana proses ekstraksi fitur dan klasifikasi dilakukan dalam satu arsitektur. Pembeda antara arsitektur ResNet dengan arsitektur CNN lain adalah jumlah lapisan konvolusi yang disertai dengan blok-blok residual. Jumlah fitur hasil ekstraksi sebanyak 512 fitur dimasukkan ke dalam lapisan klasifikasi. Jumlah *layer* dalam arsitektur mempengaruhi lama waktu pelatihan dan pengujian. Hasil klasifikasi dari setiap model yang dilatih menunjukkan bahwa semakin banyak tumpukan *convolution layer* dalam arsitektur ResNet, semakin baik suatu model dalam melakukan pembelajaran fitur.

2. Dari ketiga model arsitektur ResNet, yaitu ResNet-18, ResNet-50, dan ResNet-101, hasil terbaik diperoleh oleh arsitektur ResNet-101 dengan tingkat akurasi sebesar 97.5% dalam pengujian model. Pada model arsitektur yang lain diperoleh tingkat akurasi sebesar 93% dan 97.24% untuk masing-masing model ResNet-18 dan ResNet-50. Model klasifikasi terbaik yang dibangun mampu melakukan pengidentifikasian tingkat keganasan

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

kanker serviks pada citra kolposkopi dalam waktu ± 80 detik, dengan tingkat sensitifitas dalam mengenali tingkat keganasan kanker serviks sebesar 98.8%, 97.5%, 93.8%, 97.5% dan 100% untuk masing-masing kelas normal, stadium I, stadium II, stadium III, dan stadium IV. Untuk tingkat spesifisitas dari model tersebut diperoleh hasil sebesar 97.5%, 98.7%, 98.7%, 98.7%, dan 94.1% untuk masing-masing kelas normal, stadium I, stadium II, stadium III, dan stadium IV

5.2. Saran

Pada penelitian mengenai klasifikasi tingkat keganasan kanker serviks pada citra hasil pemeriksaan kolposkopi menggunakan metode ResNet ini masih memiliki beberapa kekurangan, sehingga perlu adanya perbaikan kembali di masa mendatang. Beberapa hal yang disarankan oleh peneliti untuk pengembangan ke depannya, diantaranya adalah :

1. Mengumpulkan lebih banyak data dari sumber lain untuk dilatih, sehingga lebih banyak ragam pola data untuk dikenali sistem.

2. Menerapkan lebih banyak metode augmentasi data, baik untuk transformasi geometrik, maupun untuk modifikasi warna, filter kernel dan lain sebagainya. Sehingga untuk data pelatihan yang sama dapat dikenali dengan banyak variasi modifikasi.

3. Menerapkan beberapa modifikasi untuk mempercepat pelatihan model dalam arsitektur CNN yang dibangun, seperti *dropout*, *inception*, dsb.

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

Alom, M. Z. (2018). *Improved Deep Convolutional Neural Networks (DCNN) Approaches for Computer Vision and Bio-Medical Imaging*. University of Dayton.

Anggriyani, N. (2015). Klasifikasi Kanker Serviks menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dengan Graphical User Interface (GUI). *Yogyakarta, Universitas Negeri Yogyakarta*.

Bloch, A..(1985). *Fighting Cancer*. RA Bloch Cancer Foundation.

Brinker, T. J., Hekler, A., Enk, A. H., Klode, J., Hauschild, A., Berking, C., … Holland-Letz, T. (2019). Deep learning outperformed 136 of 157 dermatologists in a head-to-head dermoscopic melanoma image classification task. *European Journal of Cancer*, 113, 47–54.

Chen, Y. (2018). *Person re-identification in images with deep learning*. Université de Lyon.

Chollet, F. (2018). *Deep Learning mit Python und Keras: Das Praxis-Handbuch vom Entwickler der Keras-Bibliothek*. MITP-Verlags GmbH dan Co. KG.

Cireşan, D., Meier, U., dan Schmidhuber, J. (2012). Multi-column deep neural networks for image classification. *ArXiv Preprint ArXiv:1202.2745*.

Claude, I., Winzenrieth, R., Pouletaut, P., dan Boulanger, J.-C. (2002). Contour features for colposcopic image classification by artificial neural networks. *Object*

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

Recognition Supported by User Interaction for Service Robots, 1, 771–774. IEEE.

Darmawati, D.(2010). Kanker Serviks Wanita Usia Subur. *Idea Nursing Journal*, 1(1), 09-13.

Deverakonda, A., Gupta, N.(2016). Diagnosis and Treatment of Cervical Cancer: A Review. *J Nurs Health Sci*, 2(3).

Devi, M. A., Ravi, S., Vaishnavi, J., dan Punitha, S. (2016). Classification of cervical cancer using artificial neural networks. *Procedia Computer Science*, 89, 465–472.

Diananda, R. (2007). Mengenal Seluk Beluk Kanker. *Yogyakarta: Katahati*.

Dumoulin, V., dan Visin, F. (2016). A guide to convolution arithmetic for deep learning. *ArXiv Preprint ArXiv:1603.07285*.

Ekasari, Yunidha. (2015). Diagnosis Kanker Serviks Menggunakan Model Recurrent Neural Network (RNN) Berbasis Graphical User Interface (GUI). *Yogyakarta, Universitas Negeri Yogyakarta*.

Garg, R., dan Desai, R. (2017). Cytologic and colposcopic evaluation of all symptomatic women at tertiary care centre. *Int J Adv Med*, 4(3), 799.

Gonzales, R. C., dan Woods, R. E. (2002). *Digital image processing*. Prentice hall New Jersey.

Goodfellow, I., Bengio, Y., dan Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT press.

Gordon, S., Zimmerman, G., Long, R., Antani, S., Jeronimo, J., dan Greenspan, H. (2006). Content analysis of uterine cervix images: initial steps toward content

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

based indexing and retrieval of cervigrams. *Medical Imaging 2006: Image Processing*, 6144, 61444U. International Society for Optics and Photonics.

Gu, J., Wang, Z., Kuen, J., Ma, L., Shahroudy, A., Shuai, B., ... Cai, J. (2018). Recent advances in convolutional neural networks. *Pattern Recognition*, 77, 354–377.

Gummeson, A. (2016). Prostate Cancer Classification using Convolutional Neural Networks. *Master Theses in Mathematical Sciences*.

Hakim, R. B. F., Si, S., dan Si, M. (2018). *Penerapan Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Wayang Punakawan*.

Handayani, L., Suharmiati, A. M., dan Ayuningtyas, A. (2012). *Menaklukkan Kanker Serviks Dan Kanker Payudara Dengan 3 Terapi Alami*. AgroMedia.

He, K., Zhang, X., Ren, S., dan Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 770–778.

Hejmadi, M. (2009). *Introduction to cancer biology*. Ventus Publishing ApS.

Ioffe, S., dan Szegedy, C. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *ArXiv Preprint ArXiv:1502.03167*.

Ji, Q., Engel, J., dan Craine, E. (2000). Texture analysis for classification of cervix lesions. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 19(11), 1144–1149.

Jiang, Y., Chen, L., Zhang, H., dan Xiao, X. (2019). Breast cancer histopathological image classification using convolutional neural networks with small SE-ResNet module. *PloS One*, 14(3), e0214587.

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

Kemenkes RI.(2015). Panduan Penatalaksanaan Kanker Serviks kanker. Diakses 7 Oktober 2019, dari www.depkes.go.id

Kemenkes RI.(2019). Hari Kanker Sedunia 2019. Diakses 7 Oktober 2019, dari www.depkes.go.id

Ker, J., Wang, L., Rao, J., dan Lim, T. (2017). Deep learning applications in medical image analysis. *Ieee Access*, 6, 9375–9389.

Li, W., Van Raad, V., Gu, J., Hansson, U., Hakansson, J., Lange, H., dan Ferris, D. (2005). Computer-aided Diagnosis (CAD) for cervical cancer screening and diagnosis: a new system design in medical image processing. *International Workshop on Computer Vision for Biomedical Image Applications*, 240–250. Springer.

Maruroh, Marwah and Wutsqa, Dhoriva Urwatul. (2016). Klasifikasi Kanker Serviks Menggunakan Model Backpropagation Neural Network Dan Preprocessing Citra Dengan Operasi Spasial. *Yogyakarta, Universitas Negeri Yogyakarta*.

Mastutik, G., Alia, R., Rahniayu, A., Kurniasari, N., Rahaju, A. S., dan Mustokoweni, S. (2015). Skrining Kanker Serviks dengan Pemeriksaan Pap Smear di Puskesmas Tanah Kali Kedinding Surabaya dan Rumah Sakit Mawadah Mojokerto. *Majalah Obstetri dan Ginekologi*, 23(2), 54–60.

Mikołajczyk, A., dan Grochowski, M. (2018). Data augmentation for improving deep learning in image classification problem. 2018 *International Interdisciplinary PhD Workshop (IIPhDW)*, 117–122. IEEE.

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

Munir, K., Elahi, H., Ayub, A., Frezza, F., dan Rizzi, A. (2019). Cancer Diagnosis Using Deep Learning: A Bibliographic Review. *Cancers*, 11(9), 1235.

Murphy, K. P. (2012). *Machine learning: a probabilistic perspective*. MIT press.

Nayak, D. R., Dash, R., dan Majhi, B. (2015). Classification of brain MR images using discrete wavelet transform and random forests. *2015 Fifth National Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics (NCVPRIPG)*, (December), 1–4. https://doi.org/10.1109/NCVPRIPG.2015.7490068

Nurhikmat, T. (2018). *Implementasi Deep learning Untuk Image Classification Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Pada Citra Wayang Golek*.

Nurwijaya, H.(2010). *Kanker Serviks*. Jakarta: Elex Media Komputindo.

Pettersson, F. (1988). Annual report on the results of treatment in gynecological cancer. *Stockholm: International Federation of Gynecology and Obstetrics*, 20, 110–151.

Prasetyo, E. (2012). *Data Mining Konsep dan Aplikasi menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Andi.

Prasetyo, E. (2014). *Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Andi.

Primadiarti, P., dan Lumintang, H. (2018). Peran Kolposkopi dalam Mendeteksi Infeksi Menular Seksual (Role of Colposcopy in Sexual Transmitted Infection detection). *Fakultas Kedokteran Universitas Airlangga*, 23(3), 222–228.

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

Pujoseno, J. (2018). *Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Alat Tulis*.

Putra, D. (2010). *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: ANDI.

Rahman, M. A. (2019). *Sistem deteksi dini kanker payudara pada Citra Mammogram menggunakan metode Convolutional Neural Network*. UIN Sunan Ampel.

Sasikala, S., Bharathi, M., dan Sowmiya, B. R. (2018). *Lung Cancer Detection and Classification Using Deep CNN*. (2), 259–262.

Satyam, Jiao, Y., Ben-Or, Y., Levitz, D., dan Zimmermann, R. (2018). *Cervical Cancer Screening Through a Cloud-Based Algorithmic Analysis of Cervical Images on a Mobile Platform*.

Sena, S. (2017). *Pengenalan Deep Learning Part 7 : Convolutional Neural Network (CNN)*. Diakses 17 Oktober 2019, dari https://medium.com/@samuelsena/pengenalan-deep-learningpart-7-convolutional-neuralnetwork-cnn-b003b477dc94.

Shorten, C., dan Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data*, 6(1), 60.

Sokolova, M., dan Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing dan Management*, 45(4), 427–437.

Stenroos, O. (2017). *Object detection from images using convolutional neural networks*. Aalto University.

Sukardi. (2015). *Pengolahan Citra Digital*. Makassar.

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

Suryapratama, S. A., dan Pramono, B. A. (2012). *Karakteristik penderita kanker serviks di RSUP Dr. Kariadi Semarang Tahun 2010*. Fakultas Kedokteran.

Tumer, K., Ramanujam, N., Ghosh, J., dan Richards-Kortum, R. (1998). Ensembles of radial basis function networks for spectroscopic detection of cervical precancer. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 45(8), 953–961.

Vasudha, Mittal, A., dan Juneja, M. (2018). *Cervix Cancer Classification using Colposcopy Images by Deep Learning Method*. 5(3), 426–432.

WHO. (2018). World Health Organization. Diakses pada 10 Oktober 2019, dari https://www.who.int/.

Xu, B., Wang, N., Chen, T., dan Li, M. (2015). Empirical evaluation of rectified activations in convolutional network. *ArXiv Preprint ArXiv:1505.00853*.

Zufar, M., dan Setiyono, B. (2016). Convolutional neural networks untuk pengenalan wajah secara real-time. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 5(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