

**KLASIFIKASI KANKER SERVIKS BERDASARKAN CITRA
KOLPOSKOPI MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK* (CNN) MODEL ALEXNET**

SKRIPSI



**UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A**

Disusun Oleh
BUNGA YUWA PHIADLVIRA
H72217019

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

2021

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : BUNGA YUWA PHIADLVIRA

NIM : H72217019

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2017

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "KLASIFIKASI KANKER SERVIKS BERDASARKAN CITRA KOLPOSKOPI MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) MODEL ALEXNET". 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, 22 Januari 2021

Yang menyatakan,



BUNGA YUWA PHIADLVIRA
NIM. H72217019

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama : BUNGA YUWA PHIADLVIRA

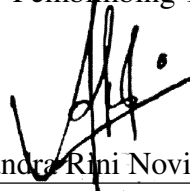
NIM : H72217019

Judul Skripsi : KLASIFIKASI KANKER SERVIKS BERDASARKAN
CITRA KOLPOSKOPI MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MODEL
ALEXNET

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

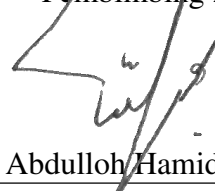
Surabaya, 22 Januari 2021

Pembimbing 1



Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom
NIP. 198511242014032001

Pembimbing 2



Dr. Abdulloh Hamid, M.Pd
NIP. 198508282014031003

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika
UIN Sunan Ampel Surabaya



Aris Fanani, M.Kom
NIP. 198701272014031002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama : BUNGA YUWA PHIADLVIRA
NIM : H72217019
Judul Skripsi : KLASIFIKASI KANKER SERVIKS BERDASARKAN
CITRA KOLPOKOPI MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MODEL
ALEXNET

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji
pada tanggal 26 Januari 2021

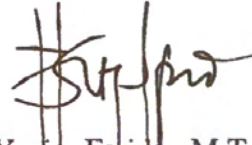
Mengesahkan,
Tim Penguji

Penguji I



Aris Fanani, M.Kom
NIP. 198701272014031002

Penguji II



Yuniar Farida, M.T
NIP. 197905272014032002

Penguji III



Dian C. Rini Novitasari, M. Kom
NIP. 198511242014032001

Penguji IV



Dr. Abdulloh Hamid M.Pd
NIP. 198508282014031003

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
Sunan Ampel Surabaya



Daher Fatmatur Rusydiyah, M.Ag
NIP. 197712272005012003



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 : BUNGA YUWA PHIADLVIRA
NIM : H72217019
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA
E-mail address : yuwabunga@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 KANKER SERVIKS BERDASARKAN CITRA KOLPOSKOPI
MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)
MODEL ALEXNET

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif 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, 21 FEBRUARI 2021

Penulis

(BUNGA YUWA PHIADLVIRA)

2.6.1.	<i>Convolutiol Layer</i>	28
2.6.2.	Fungsi Aktivasi <i>Rectified Linier Unit</i> (ReLU)	30
2.6.3.	<i>Pooling Layer</i>	30
2.6.4.	<i>Fully-Connected Layer</i>	31
2.6.5.	<i>Softmax</i>	32
2.7.	<i>Alexnet</i>	32
2.8.	<i>Confusion Matrix</i>	33
2.9.	Integrasi Keilmuan	36
III	METODE PENELITIAN	42
3.1.	Jenis Penelitian	42
3.2.	Sumber dan Jenis Data	42
3.3.	Kerangka Penelitian	43
IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	47
4.1.	<i>Pre-Processing</i>	49
4.2.	Pelatihan Model	51
4.2.1.	<i>Convolution Layer</i>	51
4.2.2.	Fungsi Aktivasi ReLU	57
4.2.3.	<i>Cross Channel Normalization</i>	58
4.2.4.	<i>Max Pooling</i>	60
4.2.5.	<i>Dropout Layer</i>	61
4.2.6.	<i>Fully-Connected Layer</i>	62
4.2.7.	<i>Softmax</i>	64
4.3.	Evaluasi Model	65
4.4.	Integrasi Keilmuan	75
V	PENUTUP	78
5.1.	Simpulan	78
5.2.	Saran	79

3.1	Data Sampel Keadaan Leher Rahim (a) Normal, (b) kanker serviks stadium 1, (c) kanker serviks stadium 2, (d) kanker serviks stadium 3, (e) kanker serviks stadium 4	43
3.2	<i>Flowchart</i> Penelitian	43
3.3	<i>Flowchart</i> Sistem Klasifikasi	45
3.4	Arsitektur <i>Alexnet</i>	46
4.1	Contoh Tiga <i>Channel</i> Warna Data Sampel Citra Kolposkopi	48
4.2	Hasil Proses Rotasi Data Sampel Citra Kolposkopi	50
4.3	Hasil Proses Refleksi Data Sampel Citra Kolposkopi	50
4.4	Ilustrasi Perhitungan Konvolusi Pada Data Sampel	52
4.5	Ilustrasi Perhitungan Konvolusi Pada Data Sampel	57
4.6	Ilustrasi Proses <i>Dropout Layer</i>	62
4.7	Tabel <i>confusion matrix</i> Hasil Terbaik dengan Data Augmentasi	68
4.8	Tabel <i>confusion matrix</i> Hasil Terbaik Tanpa Augmentasi Data	72

yang beriman hendaklah senantiasa berdoa dan berikhtiar agar mendapatkan kesembuhan. Seperti halnya kanker serviks, kanker serviks dapat disembuhkan apabila pasien mendapatkan perawatan dan pengobatan secara khusus dengan cepat. Maka dari itu diperlukan pemeriksaan rutin untuk dapat mendeteksi secara dini adanya kanker pada bagian serviks.

Beberapa macam pemeriksaan yang dapat dilakukan yaitu *pap smear*, tes *schiller* atau biasa disebut dengan Inspeksi Visual Asetat (IVA), dan tes kolposkopi (Kusumawati et al., 2016). Pemeriksaan rutin ini dilakukan secara berkala tiap 3 hingga 5 tahun sekali sebagai upaya deteksi dini adanya kanker serviks pada wanita (Nardi et al., 2016). Pada tes *pap smear* akan dilakukan pengambilan cairan sel leher rahim untuk dijadikan *sample* pemeriksaan (Mastutik et al., 2015). Apabila terdapat perubahan sifat pada sel leher tersebut, maka dokter akan melakukan pemeriksaan tes IVA dengan meneteskan cairan asam asetat pada bagian permukaan leher rahim (Wantini and Indrayani, 2019). Jika terjadi perubahan berupa bercak putih, maka artinya terdapat lesi kanker serviks pada pasien tersebut. Selanjutnya, bagi pasien yang ditemukan lesi kanker pada rahimnya akan menjalani pemeriksaan kolposkopi. Kolposkopi merupakan suatu metode deteksi dini kanker serviks yang memanfaatkan suatu alat untuk melihat keadaan leher rahim sehingga dapat diketahui keadaan atau gambaran leher rahim abnormal yang kemudian akan dianalisa dengan pengamatan visual (Rema et al., 2019). Pengamatan visual memiliki beberapa kelemahan sehingga hasil yang didapat dinilai kurang akurat sehingga diperlukan suatu sistem deteksi otomatis berbasis komputer untuk meminimalisir adanya kekurangan pada saat melakukan pengamatan.

Sistem deteksi dapat memanfaatkan sistem *Computer-Automated Detection*

(CAD), di mana sistem ini dapat membantu mempercepat mengenali karakteristik suatu citra. Beberapa peneliti yang melakukan deteksi dini kanker serviks, contohnya seperti penelitian yang dilakukan oleh Dewi Ary, *et al* yang melakukan deteksi dini kanker serviks dari data *CT-Scan* menggunakan perceptron mendapatkan hasil akurasi sebesar 90% (Nirmawati et al., 2013). Penelitian lain juga dilakukan oleh Ni Putu Ayu, *et al* yang melakukan deteksi dini kanker serviks berdasarkan citra *pap smear* berupa sel nukleus menggunakan metode *backpropagation* dan didapat nilai akurasi sebesar 88.8% (Putu et al., 2019). Selain itu, penelitian mengenai deteksi dini kanker serviks juga pernah dilakukan oleh Muhammad Thohir *et al* yang melakukan klasifikasi data citra kolposkopi kanker serviks menggunakan SVM-GLCM yang mendapatkan tingkat akurasi terbaik sebesar 90% (Thohir et al., 2020). Penelitian-penelitian tersebut memanfaatkan sistem komputasi *Artificial Neural Network* (ANN) yang merupakan bagian dari *machine learning*.

ANN merupakan suatu model yang dirancang khusus agar suatu sistem bekerja seperti jaringan syaraf otak pada manusia (Noviando et al., 2016). Model yang menerapkan ANN dengan jumlah lapisan lebih dari satu biasa disebut dengan *Multilayer-Perceptron* (MLP). MLP merupakan suatu model yang dapat melakukan proses klasifikasi dengan baik pada model *neural network*. Namun, MLP juga memiliki kelemahan yaitu tidak dapat bekerja dengan baik saat data *input* berupa data citra atau gambar dalam jumlah besar (Suartika et al., 2016). Maka dari itu, suatu pengembangan dari model MLP dilakukan untuk mengatasi kelemahan tersebut dan model pengembangan dari MLP yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN).

CNN merupakan salah satu metode pada *deep learning* yang memiliki

kemampuan mengenali suatu fitur citra dan melakukan klasifikasi dalam satu arsitektur (Arrofiqoh and Harintaka, 2018; Rohim et al., 2019). Dalam CNN suatu data citra akan dipelajari dengan cara membagi citra menjadi beberapa partisi disesuaikan dengan ukuran *filter* yang digunakan. Dengan membagi citra dalam beberapa partisi dapat meningkatkan suatu sistem dalam mempelajari fitur citra secara detail. Hal ini dikarenakan saat suatu citra dipelajari secara keseluruhan maka akan ada kemungkinan suatu nilai fitur yang terabaikan. Sedangkan apabila citra dipelajari secara partisi, kemungkinan suatu fitur yang terabaikan akan semakin kecil. CNN memiliki beberapa jenis model dan salah satunya yaitu *Alexnet*. *Alexnet* merupakan jaringan CNN yang berhasil memenangkan kompetisi *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)* pada tahun 2012 (Zhai et al., 2020). *Alexnet* memanfaatkan fungsi aktivasi ReLU sehingga dinilai memiliki waktu pelatihan yang singkat dan memiliki nilai *error* yang cukup kecil (Samir et al., 2020).

Hingga saat ini, metode *Alexnet* telah banyak digunakan pada beberapa penelitian untuk melakukan suatu klasifikasi pada data citra. Beberapa penelitian yang memanfaatkan *Alexnet* sebagai metode klasifikasi yaitu penelitian yang dilakukan oleh Stephen, *et al* dalam mendeteksi jenis-jenis sampah yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 91% (Stephen, Raymond, 2019). Penelitian lain dilakukan oleh Rika Sustika, *et al* untuk menentukan kualitas *strawberry*, nilai akurasi yang didapatkan pada penelitian tersebut yaitu 96.48 % pada 2 kelas, dan 87, 37% pada 4 kelas (Sustika et al., 2018). Penelitian lain mengenai klasifikasi menggunakan *Alexnet* juga dilakukan oleh K.K Sudha dan P. Sujatha yang mendeteksi cacat pada kain dan didapatkan nilai akurasi sebesar 90% (Sudha and Sujatha, 2019). Kemudian, penelitian yang memanfaatkan *Alexnet* juga dilakukan

dengan tumor, itulah sebab mengapa seringkali kanker dan tumor dianggap sama. Pada kenyataannya tumor dan kanker merupakan hal yang berbeda meskipun tumor juga terbentuk dari suatu sel yang tidak normal dan kemudian membentuk suatu benjolan (Ladyani, 2017). Tumor dibedakan menjadi 2 jenis yaitu tumor jinak dan tumor ganas, di mana tumor jinak umumnya tidak menyebar dan mengganggu sel normal pada jaringan lain sedangkan tumor ganas menyebar dan mengganggu sel normal jaringan tubuh lainnya. Jenis tumor ganas ini lah yang kemudian disebut dengan kanker (Sinha, 2018).

Kanker memiliki banyak jenis dan beberapa diantaranya merupakan jenis kanker yang menyebabkan kematian paling banyak di dunia. Menurut *World Health Organization* (WHO), jenis kanker yang paling banyak ditemukan pada kasus kematian pria terdiri dari kanker paru-paru, kanker prostat, kanker kolorektal, dan kanker lambung. Sedangkan jenis kanker yang ditemukan paling banyak pada kasus kematian wanita yaitu kanker payudara, kanker perut, kanker paru-paru, dan kanker serviks atau kanker pada leher rahim (WHO, 2020). Penyebab kanker sebagian besar diakibatkan oleh beberapa faktor seperti pola makan yang tidak teratur, obesitas, diet ketat, kurangnya asupan sayur dan buah, merokok, konsumsi alkohol yang berlebihan, dan kurangnya hidup sehat seperti olahraga dan istirahat teratur (Dewi, 2017).

2.2. Kanker Serviks

Kanker serviks merupakan salah satu jenis kanker yang banyak dialami oleh wanita (Mayanda, 2019). Penyakit ini menjadi penyakit nomor 4 penyebab utama kematian pada wanita di dunia. Berdasarkan data WHO, pada tahun 2018 terdapat sekitar 570.000 kasus kanker serviks yang dialami oleh wanita di seluruh dunia dan sekitar 311.000 mengalami kematian akibat penyakit ini (WHO, 2020). Kanker ini

(Wipperman et al., 2018). *Squamous cell carcinomas* merupakan jenis kanker serviks paling umum di mana 9 dari 10 kanker serviks merupakan *squamous cell carcinomas* yang berkembang dari sel-sel yang berada di eksoserviks. Sedangkan *adenocarcinomas* merupakan jenis kanker serviks yang berkembang dari sel kelenjar yang berada pada endoserviks (Šarenac and Mikov, 2019).

Penyebab utama kanker serviks yaitu *Human Papilloma Virus* (HPV) (Marlina et al., 2016). HPV merupakan virus DNA yang memiliki ukuran kecil dan tidak mempunyai selubung yang seringkali menginfeksi pada bagian reproduksi (Evriarti and Yasmon, 2019). Terdapat beberapa jenis HPV, beberapa diantaranya merupakan jenis ringan yang tidak akan membahayakan bahkan saat terinfeksi pun akan pulih dalam beberapa waktu. HPV diklasifikasikan menjadi 3 kelas yaitu *low risk* HPV, *high risk* HPV, dan *potensial high risk* HPV (Aulia, 2017). *High risk* HPV merupakan kelas yang sangat mempengaruhi terjadinya kanker serviks dan tipe *high risk* HPV yang menjadi penyebab utama kanker serviks adalah tipe 16 dan 18 dengan tingkat persentase sekitar 90% (Dianti et al., 2016). Faktor lain yang dapat mempengaruhi terjadinya kanker serviks adalah faktor gen, umur, kebiasaan berganti-ganti pasangan saat melakukan hubungan seksual, kebiasaan merokok, kurang menjaga kebersihan pada bagian genital, dan lain-lain (Putri et al., 2016).

Pada umumnya kanker serviks tidak akan menunjukkan gejala pada tahap awal dan baru akan merasakan gejala saat memasuki stadium lanjut (Haji Rasul et al., 2016). Beberapa gejala kanker serviks yaitu pendarahan ringan, pendarahan yang tidak normal saat menstruasi, mengalami nyeri dan pendarahan saat berhubungan seksual, keputihan yang berlebihan, pendarahan setelah menopause (American Cancer Society, 2019). Ilustrasi penyebaran kanker serviks dapat

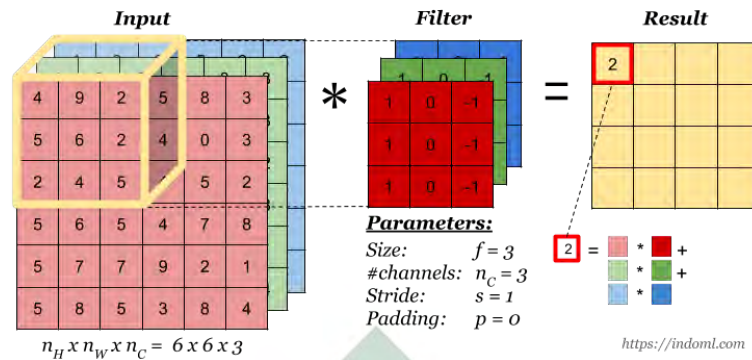
Tes *pap smear* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan deteksi dini adanya kanker pada leher rahim wanita. *Pap smear* dilakukan untuk mengetahui adanya perubahan pada vagina bagian atas. Hasil yang ditunjukkan oleh pemeriksaan menggunakan *pap smear* yaitu leher rahim dengan keadaan normal atau leher rahim yang tidak normal (Dewi and Purnami, 2015).

3. Kolposkopi

Selain pemeriksaan dengan tes IVA dan *pap smear*, salah satu metode yang dapat dilakukan untuk deteksi dini adalah kolposkopi. Kolposkopi merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan pemeriksaan pada bagian serviks menggunakan alat yang bernama kolposkop (Primadiarti and Lumintang, 2011). Pemeriksaan kolposkopi dilakukan ketika diketahui adanya lesi kanker pada bagian leher rahim saat pemeriksaan IVA dan *pap smear*.

2.4. Citra Digital

Citra merupakan suatu fungsi kontinyu 2 dimensi yang disimbolkan dengan $f(x, y)$ dengan (x, y) merupakan derajat keabuan dari suatu citra. Citra kontinyu tersebut yang kemudian direpresentasikan ke dalam suatu fungsi diskrit disebut dengan citra digital. Citra digital merupakan suatu bentuk citra yang tersimpan dalam bentuk digital sehingga dapat diproses serta diolah oleh komputer. Citra sendiri merupakan suatu visual media seperti foto maupun video dengan sumber informasi yang disajikan sebagai bentuk representasi dari suatu objek. Citra digital dipetakan dalam bentuk matriks 2 dimensi yang terdiri dari nilai-nilai piksel yang merepresentasikan warna dalam citra tersebut (Kusumanto and Tomponu, 2011).



Gambar 2.19 Ilustrasi Proses Konvolusi

(Sumber: Indoml.com)

Nilai keluaran dari proses pada *convolution layer* ini merupakan *feature map* dari data citra yang kemudian dijadikan nilai *input* pada proses selanjutnya. Nilai keluaran didapatkan dari hasil perkalian antara matriks dari *input* citra dengan matriks pada kernel seperti yang ditunjukkan pada Persamaan 2.4.

$$\mathbf{H} = \mathbf{I} * \mathbf{K} \quad (2.4)$$

Di mana \mathbf{H} merupakan *feature map* hasil keluaran dari *convolutional layer*, \mathbf{I} merupakan matriks *input* citra, dan \mathbf{K} merupakan matriks kernel. Ukuran dimensi matriks keluaran dari *feature map* ditentukan berdasarkan ukuran matriks *input* citra, kernel, *stride*, dan *padding*. Di mana *stride* merupakan ukuran bergesernya suatu kernel pada *convolution layer* dan *padding* merupakan suatu nilai yang ditambahkan pada setiap sisi dari matriks *input* (Yamashita et al., 2018; Setiawan et al., 2019). Untuk menentukan ukuran dimensi nilai *feature map* pada *convolutional layer* dapat menggunakan Persamaan 2.5.

$$h = \frac{i - k + p}{s} + 1 \quad (2.5)$$

Artinya: Telah menceritakan kepada kami Harun bin Ma'ruf dan Abu Ath Thahir serta Ahmad bin 'Isa mereka berkata; Telah menceritakan kepada kami Ibnu Wahb; Telah mengabarkan kepadaku 'Amru, yaitu Ibnu al-Harits dari 'Abdu Rabbih bin Sa'id dari Abu Az Zubair dari Jabir dari Rasulullah shallallahu 'alaihi wasallam, beliau bersabda: "Untuk setiap penyakit ada obatnya. Apabila obat tersebut sesuai dengan penyakitnya, penyakit tersebut akan sembuh dengan seizin Allah SWT" (H.R. Muslim).

Dari hadis tersebut dapat disimpulkan bahwa akan ada obat penawar yang sesuai dengan penyakit yang diderita. Manusia diberi petunjuk oleh Allah untuk melakukan pengobatan kepada para ahli medis dan dokter yang dapat menangani sesuai dengan penyakit yang diderita dan jika Allah menghendaki untuk sembuh maka penderita penyakit akan sembuh.

Terdapat banyak macam jenis penyakit yang ada di dunia ini. Ada jenis penyakit yang jangka panjang ada juga yang jangka pendek. Ada penyakit yang tidak dapat menyebabkan kematian ada pula jenis penyakit yang dapat mematikan contohnya seperti penyakit kanker serviks. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, kanker serviks disebabkan oleh virus HPV.

Virus HPV merupakan virus yang menginfeksi bagian reproduksi manusia, sehingga sangatlah penting menjaga kebersihan pada bagian reproduksi agar dapat terhindar dari penyakit. Virus HPV dapat tertular saat melakukan hubungan seksual. Maka dari itu, penting bagi seseorang untuk menjaga kebersihan alat reproduksi. Salah satu langkah menjaga kebersihan alat reproduksi contohnya pada pria dapat dilakukan dengan cara berkhitan. Rasulullah shallallahu 'alaihi wasallam bersabda:

Pengolahan data dilakukan dengan melakukan *cropping* sehingga data memiliki ukuran $227 \times 227 \times 3$ sesuai dengan ukuran *input* pada arsitektur *Alexnet*. Setelah data melalui tahap *cropping*, tahap *pre-processing* selanjutnya yang digunakan pada penelitian ini yaitu augmentasi data. Augmentasi data bertujuan untuk mendapatkan jumlah data yang lebih banyak dengan hasil yang beragam. Teknik augmentasi yang dilakukan pada penelitian yaitu rotasi dan refleksi. Rotasi dilakukan dengan memutar data citra sebesar $15^\circ, 30^\circ, 45^\circ, 60^\circ, 75^\circ, 90^\circ, 105^\circ, 120^\circ, 135^\circ, 150^\circ, 165^\circ, 180^\circ, 195^\circ, 210^\circ, 225^\circ, 240^\circ, 255^\circ, 270^\circ, 285^\circ, 300^\circ, 315^\circ, 330^\circ,$ dan 345° . Sedangkan refleksi dilakukan dengan melakukan pencerminan data citra terhadap sumbu x dan sumbu y. Data yang telah melalui tahapan *pre-processing* tersebut yang nantinya akan digunakan sebagai data input pada proses klasifikasi.

2. Pembuatan Sistem Klasifikasi

dan proses *testing*. Pada penelitian ini data dibagi menjadi 80% data *training* dan 20% data *testing*. Data *training* digunakan untuk melatih model *Alexnet* untuk mendapatkan model klasifikasi terbaik, data data *testing* digunakan sebagai data pengujian yang menerapkan model hasil proses *training* sebelumnya.

4.2. Pelatihan Model

Sama seperti model *machine learning*, tahapan yang dilakukan pada model *deep learning* setelah melakukan *pre-processing* yaitu proses pembelajaran fitur untuk mengenali ciri-ciri pada data citra dan juga klasifikasi. Perbedaan proses pembelajaran fitur dan proses klasifikasi antara *machine learning* dan juga *deep learning* yaitu, pada model *machine learning* proses pembelajaran fitur dan klasifikasi dilakukan secara terpisah, sedangkan pada model *deep learning* proses ekstraksi fitur dan klasifikasi dilakukan pada satu proses yang sama. Proses pembelajaran fitur umumnya diterapkan pada lapisan konvolusi yang terdapat pada *Alexnet*. Lapisan konvolusi pada arsitektur *Alexnet* terbagi menjadi 5 lapisan yang pada setiap lapisan akan dilanjutkan dengan proses aktivasi, normalisasi dan juga *dropout*. Penjelasan mengenai penyusunan lapisan arsitektur *Alexnet* dapat dilihat pada Gambar 3.4.

4.2.1. Convolution Layer

Pada pembelajaran fitur, tahapan pertama yang dilakukan yaitu memasukkan seluruh data *input* berupa citra RGB kolposkopi yang telah di *cropping* dalam ukuran 227 x 227. Lapisan pertama dalam CNN yaitu *convolution layer* dimana dalam lapisan ini matriks *input* dikalikan dengan *filter* yang berukuran 11 x 11 sebanyak 96 *filter*. Selain itu dalam lapisan ini juga menggunakan *padding* sama dengan 0 dan juga *stride* sebesar 4. Untuk melakukan

$$\begin{aligned}
H_{1,55} &= (I_r(1, 217) \times K_r(1, 1) + I_r(1, 218) \times K_r(1, 2) + I_r(1, 219) \times K_r(1, 3) + \\
&\quad \dots + I_r(11, 227) \times K_r(11, 11)) + (I_g(1, 217) \times K_g(1, 1) + I_g(1, 218) \times \\
&\quad K_g(1, 2) + I_g(1, 219) \times K_g(1, 3) + \dots + I_g(11, 227) \times K_g(11, 11)) + \\
&\quad (I_b(1, 217) \times K_b(1, 1) + I_b(1, 218) \times K_b(1, 2) + I_b(1, 219) \times K_b(1, 3) + \\
&\quad \dots + I_b(11, 227) \times K_b(11, 11)) \\
&= ((172 \times (-0.0056)) + (172 \times (-0.0109)) + (173 \times (-0.0205)) + \dots + \\
&\quad (46 \times (-0.0374))) + ((116 \times 0.0090) + (116 \times 0.0320) + (118 \times 0.0259) \\
&\quad + \dots + (18 \times (0.0032))) + ((99 \times (-0.0279)) + (99 \times (-0.0063)) + \\
&\quad (98 \times 0.0174) + \dots + (7 \times 0.0214)) \\
&= 7.8811 \\
H_{2,1} &= (I_r(5, 1) \times K_r(1, 1) + I_r(5, 2) \times K_r(1, 2) + I_r(5, 3) \times K_r(1, 3) + \dots + \\
&\quad I_r(15, 11) \times K_r(11, 11)) + (I_g(5, 1) \times K_g(1, 1) + I_g(5, 2) \times K_g(1, 2) + \\
&\quad I_g(5, 3) \times K_g(1, 3) + \dots + I_g(15, 11) \times K_g(11, 11)) + (I_b(5, 1) \times K_b(1, 1) \\
&\quad + I_b(5, 2) \times K_b(1, 2) + I_b(5, 3) \times K_b(1, 3) + \dots + I_b(15, 11) \times K_b(11, 11)) \\
&= ((104 \times (-0.0056)) + (102 \times (-0.0109)) + (96 \times (-0.0205)) + \dots + \\
&\quad (101 \times (-0.0374))) + ((74 \times 0.0090) + (72 \times 0.0320) + (63 \times 0.0259) + \\
&\quad \dots + (61 \times (0.0032))) + ((66 \times (-0.0279)) + (64 \times (-0.0063)) + \\
&\quad (56 \times 0.0174) + \dots + (53 \times 0.0214)) \\
&= 1.6015 \\
&\vdots
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
H_{2,2} &= (I_r(5, 5) \times K_r(1, 1) + I_r(5, 6) \times K_r(1, 2) + I_r(5, 7) \times K_r(1, 3) + \dots + \\
&\quad I_r(15, 15) \times K_r(11, 11)) + (I_g(5, 5) \times K_g(1, 1) + I_g(5, 6) \times K_g(1, 2) + \\
&\quad I_g(5, 7) \times K_g(1, 3) + \dots + I_g(15, 15) \times K_g(11, 11)) + (I_b(5, 5) \times K_b(1, 1) \\
&\quad + I_b(5, 6) \times K_b(1, 2) + I_b(5, 7) \times K_b(1, 3) + \dots + I_b(15, 15) \times \\
&\quad K_b(11, 11)) \\
&= ((93 \times (-0.0056)) + (90 \times (-0.0109)) + (92 \times (-0.0205)) + \dots + \\
&\quad (103 \times (-0.0374))) + ((58 \times 0.0090) + (55 \times 0.0320) + (55 \times 0.0259) + \\
&\quad \dots + (60 \times (0.0032))) + ((52 \times (-0.0279)) + (49 \times (-0.0063)) + \\
&\quad (47 \times 0.0174) + \dots + (51 \times 0.0214)) \\
&= -0.2979 \\
&\vdots \\
H_{2,55} &= (I_r(5, 217) \times K_r(1, 1) + I_r(5, 218) \times K_r(1, 2) + I_r(5, 219) \times K_r(1, 3) + \\
&\quad \dots + I_r(15, 227) \times K_r(11, 11)) + (I_g(5, 217) \times K_g(1, 1) + I_g(5, 218) \times \\
&\quad K_g(1, 2) + I_g(5, 219) \times K_g(1, 3) + \dots + I_g(15, 227) \times K_g(11, 11)) + \\
&\quad (I_b(5, 217) \times K_b(1, 1) + I_b(5, 218) \times K_b(1, 2) + I_b(5, 219) \times K_b(1, 3) + \\
&\quad \dots + I_b(15, 227) \times K_b(11, 11)) \\
&= ((157 \times (-0.0056)) + (160 \times (-0.0109)) + (168 \times (-0.0205)) + \dots + \\
&\quad (149 \times (-0.0374))) + ((104 \times 0.0090) + (107 \times 0.0320) + (112 \times 0.0259) \\
&\quad + \dots + (99 \times (0.0032))) + ((88 \times (-0.0279)) + (89 \times (-0.0063)) + \\
&\quad (95 \times 0.0174) + \dots + (92 \times 0.0214)) \\
&= 14.8629 \\
&\vdots
\end{aligned}$$

$$z_3 = ((0.000245 \times 0) + (0.0203 \times 0) + \dots + ((-0.0013) \times 0)) + (-0.0000858)$$

$$= -1.3418$$

$$z_4 = ((0.0294 \times 0) + ((-0.0306) \times 0) + ((-0.0306) \times 0)) + 0.0002236$$

$$= -5.4727$$

$$z_5 = (((-0.0233) \times 0) + ((-0.0162) \times 0) + \dots + ((-0.0198) \times 0)) + 0.0000185$$

$$= -5.8172$$

4.2.7. Softmax

Pada *layer* ini, nilai *fully-connected* yang dihasilkan pada *layer* sebelumnya akan diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi softmax. Nilai keluaran pada fungsi aktivasi ini merupakan nilai probabilitas yang nantinya digunakan untuk menentukan kelas suatu citra. Nilai probabilitas fungsi aktivasi softmax dapat dicari menggunakan Persamaan 2.9. Berikut contoh perhitungan nilai fungsi aktivasi *softmax*:

$$f_i(\vec{z}) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^k e^{z_j}}, i = 1, 2, 3, \dots, n$$

$$f_1(\vec{z}) = \frac{e^{1.0509}}{(e^{1.0509} + e^{10.1371} + e^{(-1.3418)} + e^{(-5.4727)} + e^{(-5.8172)})}$$

$$= \frac{2.86022}{2.86022 + 25263.09717 + 0.26137 + 0.0042 + 0.00297}$$

$$= 0.00011321$$

$$f_2(\vec{z}) = \frac{e^{10.1371}}{(e^{1.0509} + e^{10.1371} + e^{(-1.3418)} + e^{(-5.4727)} + e^{(-5.8172)})}$$

$$= \frac{25263}{2.86022 + 25263.09717 + 0.26137 + 0.0042 + 0.00297}$$

$$= 0.99999$$

Tabel 4.1 Evaluasi Hasil Klasifikasi Dengan Data Augmentasi

klasifikasi pada penelitian ini. Dari beberapa uji coba yang dilakukan didapatkan tingkat akurasi yang berbeda. Untuk perbandingan tingkat akurasi dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Uji Coba				Hasil Evaluasi		
Pembagian Data	Batch size	Epoch	Dropout	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas
60%:40%	64	5	0.2	96.00%	95.86%	99.01%
			0.5	90.31%	89.32%	97.56%
			0.8	82.08%	80.54%	95.47%
		10	0.2	98.70%	98.58%	99.67%
			0.5	97.34%	97.34%	99.31%
			0.8	84.02%	82.66%	96.08%
	128	5	0.2	89.35%	88.76%	97.30%
			0.5	84.02%	82.68%	96.04%
			0.8	70.00%	66.24%	92.46%
		10	0.2	94.31%	94.26%	98.54%
			0.5	91.77%	91.66%	97.88%
			0.8	77.24%	73.54%	94.27%
	256	5	0.2	70.82%	69.99%	92.77%
			0.5	64.53%	58.92%	91.00%
			0.8	57.87%	52.62%	89.15%
		10	0.2	85.02%	82.56%	95.99%
			0.5	80.63%	79.28%	95.12%
			0.8	69.49%	65.90%	92.21%
70%:30%	64	5	0.2	97.90%	97.72%	99.47%
			0.5	94.52%	94.02%	98.63%
			0.8	79.19%	78.38%	94.92%
		10	0.2	99.80%	99.84%	99.95%
			0.5	98.23%	98.12%	99.57%
			0.8	90.81%	90.70%	97.71%
	128	5	0.2	92.26%	92.02%	98.05%
			0.5	83.87%	82.62%	95.94%
			0.8	74.68%	73.74%	93.57%
		10	0.2	97.70%	97.42%	99.43%
			0.5	96.77%	96.66%	99.19%
			0.8	81.94%	80.32%	95.64%
	256	5	0.2	77.58%	74.82%	94.40%
			0.5	74.03%	71.34%	93.42%
			0.8	57.42%	52.44%	89.01%
		10	0.2	88.39%	87.36%	97.11%
			0.5	82.58%	81.58%	95.64%
			0.8	70.50%	90.70%	92.41%

Tabel 4.2 Evaluasi Hasil Klasifikasi Dengan Data Augmentasi

Pembagian Data	Uji Coba			Akurasi
	Batch size	Epoch	Dropout	
60%:40%	64	5	0.2	32.35%
			0.5	29.41%
			0.8	23.35%
		10	0.2	35.29%
			0.5	52.94%
			0.8	41.18%
	128	5	0.2	17.65%
			0.5	47.06%
			0.8	32.35%
		10	0.2	50.00%
			0.5	47.06%
			0.8	47.06%
	256	5	0.2	20.59%
			0.5	23.35%
			0.8	26.47%
10		0.2	52.94%	
		0.5	38.24%	
		0.8	41.18%	
70%:30%	64	5	0.2	37.50%
			0.5	25.00%
			0.8	29.17%
		10	0.2	37.50%
			0.5	29.17%
			0.8	50.00%
	128	5	0.2	37.50%
			0.5	50.00%
			0.8	12.50%
		10	0.2	29.17%
			0.5	45.83%
			0.8	37.50%
	256	5	0.2	33.33%
			0.5	16.67%
			0.8	33.33%
10		0.2	37.50%	
		0.5	33.33%	
		0.8	29.17%	

حَدَّثَنَا هَدَّابُ بْنُ خَالِدِ الْأَزْدِيِّ وَشَيْبَانُ بْنُ فَرُّوخَ جَمِيعًا عَنْ سُلَيْمَانَ بْنِ
 الْمُغِيرَةَ وَاللَّفْظُ لَشَيْبَانَ حَدَّثَنَا سُلَيْمَانُ حَدَّثَنَا ثَابِتٌ عَنْ عَبْدِ الرَّحْمَنِ بْنِ
 أَبِي أَيْلَى عَنْ صُهَيْبٍ قَالَ قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ عَجَبًا
 لِأَمْرِ الْمُؤْمِنِ إِنَّ أَمْرَهُ كُلَّهُ خَيْرٌ وَلَيْسَ ذَلِكَ لِأَحَدٍ إِلَّا لِلْمُؤْمِنِ إِنْ
 أَصَابَتْهُ سَرَاءٌ شَكَرَ فَكَانَ خَيْرًا لَهُ وَإِنْ أَصَابَتْهُ ضَرَاءٌ صَبَرَ فَكَانَ
 خَيْرًا لَهُ

Artinya: Telah menceritakan kepada kami (Haddab bin Khalid Al Azdi) dan (Syaiban bin Farrukh) semuanya dari (Sulaiman bin Al Mughirah) dan teksnya meriwayatkan milik Syaiban, telah menceritakan kepada kami (Sulaiman) telah menceritakan kepada kami (Tsabit) dari (Abdurrahman bin Abu Laila) dari (Shuhaib) berkata: Rasulullah Shallallahu alaihi wa Salam bersabda: "Perkara orang mu'min mengagumkan, sesungguhnya semua urusannya baik dan itu tidak dimiliki seorang pun selain orang mu'min, bila tertimpa kesenangan, ia bersyukur dan syukur itu baik baginya dan bila tertimpa musibah, ia bersabar dan sabar itu baik baginya" (HR. Muslim).

- Properties of Female Reproductive Organs and Supporting Connective Tissues: A Review of the Current State of Knowledge. *Appl. Mech. Rev.*, 68(6):1–12.
- Balasubramaniam, S. D., Balakrishnan, V., Oon, C. E., and Kaur, G. (2019). Key Molecular Events in Cervical Cancer Development. *Med.*, 55(7).
- Bhatla, N., Aoki, D., Nand, D., and Rengaswamy, S. (2018). Cancer of the cervix uteri. Technical report.
- Bolado, J. C. and Gaillard, F. (2019). Cervical Cancer (Staging).
- Bray, F., Ferlay, J., Soerjomataram, I., Siegel, R. L., Torre, L. A., and Jemal, A. (2018). Global Cancer Statistics 2018: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA. Cancer J. Clin.*, 68(6):394–424.
- Cancer Research UK (2020). Cervical Cancer.
- Cancer.Net (2020). Cervical Cancer: Stages.
- Chen, A. A., Gheit, T., Franceschi, S., Tommasino, M., and Clifford, G. M. (2015). Human Papillomavirus 18 Genetic Variation and Cervical Cancer Risk Worldwide. *J. Virol.*, 89(20):10680–10687.
- Dewi, A. K., Triharini, M., and Kusumaningrum, T. (2020). The Analysis of Related Factors of Cervical Cancer Prevention Behavior in Reproductive-Aged Women. *Pedimaternal Nurs. J.*, 5(2):197.
- Dewi, M. (2017). Sebaran Kanker di Indonesia, Riset Kesehatan dasar 2007. *Indones. J. Cancer*, 11(1):1–8.

- Dewi, M. R. and Purnami, S. W. (2015). Klasifikasi Hasil Pap Smear Test Sebagai Upaya Pencegahan Sekunder Penyakit Kanker Serviks di Rumah Sakit "X" Surabaya Menggunakan Piecewise Polynomial Smooth Support Vector Machine(SVM). *J. SAINS DAN SENI ITS*, 4(1):2337–3520.
- Dianti, N. R., Isfandiari, M. A., Epidemiologi, D., Kesehatan, F., Universitas, M., and Surabaya, K. C. M. (2016). Perbandingan Risiko Ca Serviks Berdasarkan Personal Hygiene Pada Wanita Usia Subur Di Yayasan Kanker Wisnuwardhana Surabaya Cervical Cancer Risk Difference Based On Personal Hygiene Among Childbearing Age Women At Yayasan Kanker. *J. Promkes*, 4(1):82–91.
- Erwandi, R. and Suyanto, S. (2020). Klasifikasi Kanker Payudara Menggunakan Residual Neural Network. *Indones. J. Comput.*, 5(1):45–52.
- Evriarti, P. R. and Yasmon, A. (2019). Patogenesis Human Papillomavirus (HPV) pada Kanker Serviks. *J. Biotek Medisiana Indones.*, 8.1:23–32.
- Fadaka, A., Ajiboye, B., Ojo, O., Adewale, O., Olayide, I., and Emuowhochere, R. (2017). Biology of Glucose Metabolization in Cancer Cells. *J. Oncol. Sci.*, 3(2):45–51.
- Fitrisia, C. A., Khambri, D., Utama, B. I., and Muhammad, S. (2019). Analisis Faktor-faktor yang Berhubungan dengan Kejadian Lesi Pra Kanker Serviks pada Wanita Pasangan Usia Subur di Wilayah Kerja Puskesmas Muara Bungo 1. *J. Kesehat. Andalas*, 8(4):33–43.
- Franjić, S. (2019). Cervical Cancer is Curable if Detected on Time. *Clin. Res. Obstet. Gynecol.*, 2(2):1–5.
- Haji Rasul, V., Cheraghi, M. A., and Behboodi Moghadam, Z. (2016). Exploring

- the Impact of Individual Factors in Taking Cervical Cancer Screening: A Content Analysis. *J. Client-centered Nurs. Care*, 2(4):239–248.
- Hamad, D. F. (2017). *Bio-Functionalization of SWCNTs with Combretastatin A4 for Targeted Cancer Therapy*. PhD thesis.
- Haryani, S., Defrin, and Yenita (2014). Artikel Penelitian Prevalensi Kanker Serviks Berdasarkan Paritas di RSUP. Dr. M. Djamil Padang Periode Januari 2011-Desember 2012. *J. Kesehat. Andalas*, 5(3):647–652.
- Hemmer, M., Van Khang, H., Robbersmyr, K., Waag, T., and Meyer, T. (2018). Fault Classification of Axial and Radial Roller Bearings Using Transfer Learning through a Pretrained Convolutional Neural Network. *Designs*, 2(4):56.
- Ilahiyah, S. and Nilogiri, A. (2018). Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network. *J. Sist. Teknol. Inf. Indones.*, 3(2):49–56.
- Indolia, S., Goswami, A. K., Mishra, S. P., and Asopa, P. (2018). Conceptual Understanding of Convolutional Neural Network- A Deep Learning Approach. *Procedia Comput. Sci.*, 132:679–688.
- Indoml.com (2018). Student Notes: Convolutional Neural Networks (CNN) Introduction.
- Jusman, Y., Ng, S. C., and Abu Osman, N. A. (2014). Intelligent Screening Systems for Cervical Cancer. *Sci. World J.*, 2014.
- Kim, J., Sangjun, O., Kim, Y., and Lee, M. (2016). Convolutional Neural Network with Biologically Inspired Retinal Structure. *Procedia Comput. Sci.*, 88:145–154.

- Kosasih, D., Buce Saleh, M., and Budi Prasetyo, L. (2019). Visual and Digital Interpretations for Land Cover Classification in Kuningan District, West Java. *J. Ilmu Pertan. Indones.*, 24(2):101–108.
- Kusumanto, R. and Tompunu, A. N. (2011). Pengolahan Citra Digital untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB. In *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. Terap.*
- Kusumawati, Y., Wiyasa, R., and Rahmawati, E. N. (2016). Pengetahuan, Deteksi Dini dan Vaksinasi HPV Sebagai Faktor Pencegah Kanker Serviks di Kabupaten Sukoharjo. *J. Kesehat. Masy.*, 11(2):204–213.
- Ladyani, F. (2017). Hubungan Tingkat Pendidikan dengan Tingkat Pengetahuan Wanita Usia 20-40 Tahun Mengenai Pemeriksaan Payudara Sendiri (Sadari) Sebagai Salah Satu Cara Mendeteksi Dini Kanker Payudara di Dusun Sidodadi. *J. Ilmu Kedokt. dan Kesehat.*, 4(1):41–50.
- Llomas, J., Leronés, P. M., Medina, R., Zalama, E., and García, J. G. (2017). Classification of Architectural Heritage Images Using Deep Learning Techniques. *Appl. Sci.*, pages 1–26.
- Lun, B. (2018). Cervical Cancer: the Importance of Regular Screening.
- Lusiana, U. (2012). Application of Calibration Curve, Accuracy and Precision Chart as Internal Quality Control at COD Testing in Wastewater. *Biopropal Ind.*, 3(1):1–8.
- Maharani, R. and Syah, C. V. (2019). Perilaku Deteksi Dini Kanker Serviks Dengan Pemeriksaan IVA Oleh Wanita Usia Subur (WUS) di Desa Sorek Satu Wilayah Kerja Puskesmas Pangkalan Kuras Kabupaten Pelalawan. *J. Ilm.*, 14(1):1–59.

- Mahmud, K. H., Adiwijaya, and Faraby, S. A. (2019). Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan Convolutional Neural Network. *e-Proceeding Eng.*, 6(1):2127–2136.
- Marlina, M., Aldi, Y., Putra, A. E., Sopianti, D. S., Hari, D. G., Arfiandi, A., Djamaan, A., and Rustini, R. (2016). Identifikasi Type Human Papillomavirus (HPV) pada Penderita Kanker Serviks. *J. Sains Farm. Klin.*, 3(1):54.
- Mastutik, G., Alia, R., Rahniayu, A., Kurniasari, N., Rahaju, A. S., and Mustokoweni, S. (2015). Skrining Kanker Serviks dengan Pemeriksaan Pap Smear di Puskesmas Tanah Kali Kedinding Surabaya dan Rumah Sakit Mawadah Mojokerto. *Maj. Obstet. Ginekol.*, 23(2):54.
- Mathworks (2020). Image Types in the Toolbox.
- Mayanda, V. (2019). Hubungan Karakteristik Wanita dengan Kejadian Kanker Serviks di Rsu Mutia Sari Periode 2016-2017. *J. Bidan Komunitas*, 2:47–56.
- Miladitiya, A. (2018). Sensitivitas dan Spesifisitas Lingkar Pinggang dalam Mengidentifikasi Kelebihan Berat Badan dan Obesitas pada Wanita Dewasa. *Interes. J. Ilmu Kesehat.*, 7(1):22–28.
- Mishra, G. A., Pimple, S. A., and Shastri, S. S. (2011). An overview of prevention and early detection of cervical cancers. *Indian J. Med. Paediatr. Oncol.*, 32(3):125–132.
- Mulyati, S., Suwarsa, O., and Arya, F. D. (2015). Pengaruh Media Film Terhadap Sikap Ibu Pada Deteksi Dini Kanker SErviks. *J. Kesehat. Masy.*, 11(2):16–24.
- Muwardi, F. and Fadlil, A. (2018). Sistem Pengenalan Bunga Berbasis Pengolahan

- Citra dan Pengklasifikasi Jarak. *J. Ilm. Tek. Elektro Komput. dan Inform.*, 3(2):124.
- Nagai, H. and Kim, Y. H. (2017). Cancer Prevention from the Perspective of Global Cancer Burden Patterns. *J. Thorac. Dis.*, 9(3):448–451.
- Namatvs, I. (2018). Deep Convolutional Neural Networks: Structure, Feature Extraction and Training. *Inf. Technol. Manag. Sci.*, 20(1):40–47.
- Nardi, C., Sandhu, P., and Selix, N. (2016). Cervical Cancer Screening Among Minorities in the United States. *J. Nurse Pract.*, 12(10):675–682.
- Nirmawati, D. A., Suhariningsih, and Saraswati, D. A. (2013). Deteksi Kanker Serviks (Carcinoma Serviks Uteri) pada Citra Hasil Rekaman CT-Scan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *J. Fis. dan Ter.*, 1(2):73–81.
- Novalia, R. N. (2017). Stabilitas Sistem Dinamik Pertumbuhan Sel Kanker Dengan Terapi Radiasi. *J. Ilm. Mat.*, 3(6).
- Noviando, E. S., Ervianto, E., Yasri, I., Teknik, A., Universitas, E., Jurusan, R., Elektro, T., and Riau, U. (2016). Studi Penerapan ANN (Artificial Neural Network) untuk Menghilangkan Harmonisa pada Gedung Pusat Komputer. *Jom FTEKNIK*, 3(2):1–6.
- Oktaria, A. S., Prakasa, E., and Suhartono, E. (2019). Wood Species Identification using Convolutional Neural Network (CNN) Architectures on Macroscopic Images. *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, 4(3):274.
- Polat, H. and Mehr, H. D. (2019). Classification of pulmonary CT images by using hybrid 3D-deep convolutional neural network architecture. *Appl. Sci.*, 9(5).

- Prakash, D., Madusanka, N., Bhattacharjee, S., Park, H.-G., Kim, C.-H., and Choi, H.-K. (2019). A Comparative Study of Alzheimer's Disease Classification using Multiple Transfer Learning Models. *J. Multimed. Inf. Syst.*, 6(4):209–216.
- Prat, J. (2012). International Journal of Gynecology and Obstetrics Pathology of Cancers of the Female Genital Tract. *Int. J. Gynecol. Obstet.*, 2(12):137–150.
- Primadiarti, P. and Lumintang, H. (2011). Peran Kolposkopi dalam Mendeteksi Infeksi Menular Seksual (Role of Colposcopy in Sexual Transmitted Infection detection). Technical Report 3.
- Putri, D., Ningsih, S., Pramono, D., and Nurdiati, D. (2016). Faktor-faktor yang berhubungan dengan kejadian kanker serviks di rumah sakit Sardjito Yogyakarta. *BKM J. Community Med. Public Heal.*, 33(3):125–130.
- Putu, N., Oka, A., Gede, I. K., Putra, D., and Wibawa, K. S. (2019). Klasifikasi Sel Nukleus Pap Smear Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *J. Ilm. MERPAT*, 7(3):224–232.
- Rema, P. N., Mathew, A., and Thomas, S. (2019). Performance of Colposcopic Scoring by Modified International Federation of Cervical Pathology and Colposcopy Terminology for Diagnosing Cervical Intraepithelial Neoplasia in a LowResource Setting. *South Asian J. cancer*, (4):218–220.
- Rohim, A., Sari, Y. A., and Tibyani (2019). Convolution Neural Network (CNN) untuk Pengklasifikasian Citra Makanan Tradisional. *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, 3(7):7037–7042.
- Samir, S., Emary, E., El-Sayed, K., and Onsi, H. (2020). Optimization of a Pre-

- Trained AlexNet Model for Detecting and Localizing Image Forgeries. *Inf.*, 11(5).
- Santoso, A. and Ariyanto, G. (2018). Implementasi Deep Learning Berbasis Keras Untuk Pengenalan Wajah. *Emit. J. Tek. Elektro*, 18(01):15–21.
- Šarenac, T. and Mikov, M. (2019). Cervical Cancer, Different Treatments and Importance of Bile Acids as Therapeutic Agents in this Disease. *Front. Pharmacol.*, 10(JUN):1–29.
- Septadina, I. (2015). Upaya Pencegahan Kanker Serviks Melalui Peningkatan Pengetahuan Kesehatan Reproduksi Wanita Dan Pemeriksaan Metode Iva (Inspeksi Visual Asam Asetat) Di Wilayah Kerja Puskesmas Kenten Palembang. *J. Pengabd. Sriwij.*, 3(1):222–228.
- Setiawan, W., Utoyo, M. I., and Rulaningtyas, R. (2019). Classification of Neovascularization using Convolutional Neural Network Model. *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, 17(1):463–472.
- Siegel, R. L. and Miller, K. D. (2019). Cancer Statistics , 2019. 69(1):7–34.
- Sinha, T. (2018). Tumors: Benign and Malignant. *Cancer Ther. Oncol. Int. J.*, 10(3):1–3.
- Stephen, Raymond, H. S. (2019). Aplikasi Convolution Neural Network untuk Mendeteksi Jenis-Jenis Sampah. *J. Sist. Inf. dan Telemat.*, 10.
- Suartika, I. W., Wijaya, A. Y., and Soelaiman, R. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101. *J. Tek. ITS*, 5(1).

- Sudha, K. K. and Sujatha, P. (2019). A Qualitative Analysis of Googlenet and Alexnet for Fabric Defect Detection. *Int. J. Recent Technol. Eng.*, 8(1):86–92.
- Sugiarto, W., Kristian, Y., and Setyaningsih, E. R. (2017). Estimasi Arah Tatapan Mata Dengan Menggunakan Average Pooling Convolutional Neural Network. *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, 9(2):62–68.
- Susanti, S., Ningrum, W. M., and Sulistiyoningsih, H. (2019). Description of Factors of Husband and Health Workers ' Support Towards Cervical Cancer Detection Behaviour in the Child-Bearing Age At Singaparna Health Centre , Tasikmalaya Sub-District. *Int. Respati Heal. Conf.*, pages 798–805.
- Sustika, R., Subekti, A., Pardede, H. F., and Suryawati, E. (2018). Evaluation of Deep Convolutional Neural Network Architectures for Strawberry Quality Inspection. *Int. J. Eng. Technol.*, 7:75–80.
- Tampubolon, H. P. (2019). Enhancing the Quality of Cellular Camera Video With Convolutional Neural Network. *Sinkron*, 4(1):202.
- Thohir, M., Foeady, A. Z., Novitasari, D. C. R., Arifin, A. Z., Phiadelvira, B. Y., and Asyhar, A. H. (2020). Classification of Colposcopy Data Using GLCM-SVM on Cervical Cancer. *2020 Int. Conf. Artif. Intell. Inf. Commun. ICAIIC 2020*, pages 373–378.
- Wantini, N. A. and Indrayani, N. (2019). Deteksi Dini Kanker Serviks dengan Inspeksi Visual Asam Asetat (IVA). *J. Ners dan Kebidanan*, 6:27–34.
- WebMD (2018). How Do I Know If I Have Cervical Cancer?
- WHO (2020). Cancer.

- Wicaksana, P. A., Sudarma, I. M., and Khrisne, D. C. (2019). Pengenalan Pola Motif Kain Tenun Gringsing Menggunakan Metode Convolutional Neural Network dengan Model Arsitektur Alexnet. *J. SPEKTRUM*, 6(3).
- Wipperman, J., Neil, T., and Williams, T. (2018). Cervical Cancer: Evaluation and Management. *Am. Fam. Physician*, 97(7):449–454.
- Yamashita, R., Nishio, M., Do, R. K. G., and Togashi, K. (2018). Convolutional Neural Networks: an Overview and Application in Radiology. *Insights Imaging*, 9(4):611–629.
- Yuwana, R. S., Fauziah, F., Heryana, A., and Krisnandi, D. (2020). Data Augmentation using Adversarial Networks for Tea Diseases Detection. *J. Elektron. dan Telekomun.*, 20(1):29–35.
- Zhai, J., Shen, W., Singh, I., Wanyama, T., and Gao, Z. (2020). A Review of the Evolution of Deep Learning Architectures and Comparison of their Performances for Histopathologic Cancer Detection. *Procedia Manuf.*, 46(2019):683–689.
- Zhang, C., Yu, G., and Shen, Y. (2018). The Naturally Occurring Xanthone α -Mangostin Induces ROS-Mediated Cytotoxicity in Non-Small Scale Lung Cancer Cells. *Saudi J. Biol. Sci.*, 25(6):1090–1095.
- Zhou, J. (2014). Advances and Prospects in Cancer Immunotherapy. *New J. Sci.*, 2014:1–13.
- Zubaidah, Z., Sitorus, R. J., and Flora, R. (2020). Ketahanan Hidup Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Stadium Kanker. *JAMBI Med. J. "Jurnal Kedokt. dan Kesehatan"*, 8(1):1–7.

