

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Penelitian Sebelumnya**

Penelitian terdahulu yang memiliki objek penelitian terkait penyakit stroke yang menjadi rujukan atau pijakan dalam melakukan penelitian ini adalah penelitian dari Zhang Zhili, Cheng Guo Liu, Guifang Li, Gaixia (2021) [31], Tessy B, Nur S, Iwan S, Daisy R.S (2020) [32], Juan P.A, Aynur C, Matti L, Rashmi M, Matteo S, Samuli S (2020) [33], Bhagyashree R G, Dr. R.Rajamenakshi, Samadhan S (2019) [34], dan B.S Maya, T.Asha (2018) [35].

Penelitian pertama dilakukan oleh Zhang Zhili, Cheng Guo Liu, Guifang Li, Gaixia (2021) yang berjudul “Multilevel Clustering-Evolutionary Random Support Vektor Machine Cluster Algorithm-Based Blood Oxygenation Level-Dependent Functional Magnetic Resonance Imaging Images in Analysis of Therapeutic Effects on Cerebral Ischemic Stroke”. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh oksigen darah berdasarkan Bold-fMRI dalam diagnosis dan perawatan pasien penderita gangguan kognitif setelah mengalami stroke iskemik. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *multilevel clustering-evolutionary random support vektor machine cluster* (MCRSVMC). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa probabilitas seseorang mengalami gangguan kognitif setelah menderita stroke iskemik adalah akurasi  $84.25 \pm 4.13\%$ , sensitive  $91.07 \pm 3.51\%$ , dan spesifikasi  $89 \pm 3.96\%$ . Hasil tersebut didapat hanya berdasarkan nilai ReHo dari Blood-fMRI, selain itu model yang dirancang gagal menganalisis data dengan frekuensi rendah.

Penelitian selanjutnya dengan objek penelitian stroke adalah penelitian yang dilakukan oleh Tessy B, Nur S, Iwan S, Daisy R.S (2020) [32] dengan judul “Machine Learning Algorithm for Stroke Disease Classification”. Penelitian ini dilakukan dengan tujuan melakukan klasifikasi jenis stroke

yang dialami pasien sebelum melakukan pengobatan menggunakan beberapa algoritma klasifikasi *machine learning* seperti *K-Nearest Neighbors*, *Naive Bayes*, *Logistic Regression*, *Decision Tree*, *Random Forest*, *Multi-layer Perceptron* (MLP-NN), dan *Support Vektor Machine*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* memiliki akurasi tertinggi dibandingkan algoritma klasifikasi lainnya, dengan nilai 95.97%, precision 94.39%, recall 96.12%, dan F1-Measures 95.39%. Penelitian ini menggunakan hasil akurasi dengan optimasi tanpa parameter, sehingga masih terdapat kemungkinan akurasi dari setiap algoritma dapat ditingkatkan.

Berikutnya terdapat penelitian yang disusun oleh Juan P.A, Aynur C, Matti L, Rashmi M, Matteo S, Samuli S (2020) [33] dengan judul penelitian “Classification of stroke using neural networks in electrical impedance tomography”. Bertujuan untuk merancang model klasifikasi yang dapat digunakan untuk mengkategorikan stroke ke jenis stroke iskemik atau stroke hemoragik, penelitian ini menggunakan kombinasi algoritma klasifikasi *machine learning* yaitu algoritma Full Convolutional Neural Network (FCNN) dan Convolutional Neural Network (CNN) dengan Electrical Impedance Tomography (EIT). Penelitian ini menghasilkan kesimpulan bahwa performa model menggunakan algoritma FCNN lebih baik dari model menggunakan CNN, bahkan ketika proses pelatihan dan fitur VHED yang digunakan sedikit.

Berikutnya penelitian yang disusun oleh Bhagyashree R G, Dr. R.Rajamenakshi, Samadhan S (2019) [34] dengan judul “Brain stroke detection using convolutional neural network and deep learning models”. Penelitian ini bertujuan menyelesaikan permasalahan dalam proses diagnosis stroke dan proses analisa posisi abnormal pada otak berdasarkan gambar *Magnetic Resonance Imaging* (MRI), menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) *LeNet* dan *SegNet*. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi model klasifikasi yang dirancang mencapai 96% hingga 97% dan akurasi model segmentasi yang dirancang

mencapai 85% hingga 87%. Walaupun model yang dirancang masih membutuhkan implementasi *deep learning complex pre-training* dalam menganalisis posisi abnormal yang ada pada otak, model yang dirancang sudah menghasilkan akurasi yang sesuai harapan.

Penelitian terakhir dengan objek penelitian stroke yang akan dijadikan rujukan atau pijakan, adalah penelitian yang dilakukan oleh B.S Maya, T.Asha (2018) [35] dengan judul “Automatic detection of brain strokes in CT images using soft computing techniques”. Sama dengan penelitian sebelumnya, penelitian ini memiliki tujuan untuk merancang sistem yang dapat membantu para praktisi kesehatan dalam identifikasi titik stroke pada otak, yang membedakan pada penelitian ini menggunakan gambar CT Scan. Dengan gabungan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) untuk ekstraksi ciri gambar CT Scan dan algoritma *Support Vektor Machine* (SVM) untuk klasifikasi, sistem yang dirancang mendapatkan akurasi sebesar 97.6%. Akurasi yang didapatkan dapat ditingkatkan karena data yang digunakan pada penelitian sedikit, selain itu terdapat tahap mengurangi kualitas dan distorsi gambar yang memiliki kemungkinan mempengaruhi hasil akurasi.

Penelitian terdahulu menggunakan metode klasifikasi gambar, algoritma *Convolutional Neural Networks* (CNN) serta memiliki objek penelitian di bidang kesehatan yang menjadi rujukan atau pijakan dalam melakukan penelitian ini adalah Madaan, Vishu; Roy, Aditya; Gupta, Charu; Agrawal, Prateek; Sharma, Anand; Bologna, Cristian; Prodan, Radu (2021) [5], Wang, Pin; Wang, Jiaxin; Li, Yongming; Li, Pufei; Li, Linyu; Jiang, Mingfeng (2021) [6], Badža, Milica M.; Barjaktarović, Marko C (2020) [7], Brinker, Titus J.; Hekler, A.; Enk, Alexander H.; Berking, Carola; Haferkamp, Sebastian; Hauschild, Axel; Weichenthal, Michael; Klode, Joachim; Schadendorf, Dirk; Holland-Letz, Tim; von Kalle, Christof; Fröhling (2019) [36]

Penelitian pertama adalah penelitian yang dilakukan oleh Madaan, Vishu; Roy, Aditya; Gupta, Charu; Agrawal, Prateek; Sharma, Anand; Bologna, Cristian; Prodan, Radu (2021) [5], pada penelitian berjudul “XCOVNET : Chest X-ray Image Classification for COVID-19 Early Detection Using Convolutional Neural Networks”. Penelitian ini menggunakan sebagai objek penelitian, dataset berupa hasil X-ray bagian dada dengan jumlah tipe penyakit sekitar 50 dan permasalahan yang diselesaikan dalam penelitian ini adalah memberikan hasil diagnosis COVID-19 dengan lebih cepat dan lebih akurat.

Penelitian selanjutnya adalah penelitian yang dilakukan oleh Wang, Pin; Wang, Jiaxin; Li, Yongming; Li, Pufei; Li, Linyu; Jiang, Mingfeng (2021) [6] dengan judul penelitian, “Automatic classification of breast cancer histopathological images based on deep feature fusion and 22 enhanced routing”. Penelitian ini memiliki objek penelitian kanker payudara dan menggunakan dataset BreaKHis yang berisi gambar biopsi mikroskopis dari tumor payudara jinak dan ganas. Masalah yang penelitian ini coba selesaikan adalah bagaimana mendeteksi kanker payudara secara otomatis berdasarkan gambar histopatologis dari payudara menggunakan metode klasifikasi.

Berikutnya terdapat penelitian yang dilakukan oleh Badža, Milica M.; Barjaktarović, Marko C (2020) [7] dengan judul “Classification of brain tumors from mri images using a convolutional neural network,”. Penelitian ini memiliki objek penelitian tumor otak dengan dataset berupa gambar *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) otak. Masalah yang penelitian ini coba selesaikan adalah bagaimana mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis penyakit tumor otak, apakah termasuk jenis glioma, meningioma, atau hipofisis.

Penelitian terakhir adalah penelitian yang dilakukan oleh Brinker, Titus J.; Hekler, A.; Enk, Alexander H.; Berking, Carola; Haferkamp, Sebastian; Hauschild, Axel; Weichenthal, Michael; Klode, Joachim; Schadendorf, Dirk; Holland-Letz, Tim; von Kalle, Christof; Fröhling (2019) [36] dengan judul

“Deep neural networks are superior to dermatologists in melanoma image classification,”. Penelitian ini menggunakan jenis kanker kulit melanoma sebagai objek penelitian, dengan tujuan yang ingin dicapai adalah dapat mendeteksi penyakit kanker kulit melanoma.

Tabel 2.1 menampilkan penelitian-penelitian sebelumnya dengan objek penelitian berupa stroke yang menjadi rujukan atau pijakan dalam melakukan penelitian.

Tabel 2.1 Penelitian Sebelumnya dengan Objek Stroke

Penulis	Judul	Masalah	Dataset	Algoritma	Hasil
Zhang Zhili, Cheng Guo Liu, Guifang Li, Gaixia (2021) [31]	Multilevel Clustering-Evolutionary Random Support Vektor Machine Cluster Algorithm-Based Blood Oxygenation Level-Dependent Functional Magnetic Resonance Imaging Images in Analysis of Therapeutic Effects on Cerebral Ischemic Stroke	Mengetahui pengaruh oksigen darah berdasarkan Bold-fMRI pada multilevel clustering-evolutionary random support vektor machine cluster (MCRSVMC) dalam diagnosis dan perawatan pasien penderita gangguan kognitif setelah stroke ischemic.	Data dari 36 mantan pasien gangguan kognitif setelah stroke ischemic 20 pria dan 16 wanita dengan rentang usia 50-60 tahun.	Multilevel clustering-evolutionary random support vektor machine cluster (MCRSVMC)	Hasil klasifikasi kemungkinan seseorang mengalami gangguan kognitif setelah stroke ischemic adalah akurasi $84.25 \pm 4.13\%$ , sensitif $91.07 \pm 3.51\%$ , dan spesifikasi $89 \pm 3.96\%$
Tessy B, Nur S, Iwan S, Daisy R.S (2020) [32]	Machine Learning Algorithm for Stroke Disease Classification	Karena penyakit stroke menjadi penyebab utama kematian dan disabilitas tertinggi di beberapa negara, maka penting untuk memastikan jenis penyakit stroke yang diderita sebelum melakukan pengobatan.	102 Gambar CT Scan pasien stroke dari RS Hajj Surabaya, terdiri 99 gambar CT Scan pasien stroke ischemic dan 3 gambar CT Scan pasien stroke hemorrhage	K-Nearest Neighbors, Naive Bayes, Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, Multi-layer Perceptron (MLP-NN), dan Support Vektor Machine.	Algoritma Random Forest memiliki akurasi tertinggi dengan akurasi $95.97\%$ , precision $94.39\%$ , recall $96.12\%$ dan F1-Measures $95.39\%$ .

Penulis	Judul	Masalah	Dataset	Algoritma	Hasil
Juan P.A, Aynur C, Matti L, Rashmi M, Matteo S, Samuli S (2020) [33]	Machine Learning Algorithm for Stroke Disease Classification	Merancang model klasifikasi untuk mengkategorikan stroke ke dalam stroke ischemic atau stroke hemoragik dengan mengkombinasikan algoritma klasifikasi machine learning dan Electrical Impedance Tomography (EIT)	Data sintetik dari two-dimensional cross-section kepala manusia	Full Convolutional Neural Networks (FCNN) dan Convolutional Neural Networks (CNN)	Performa model klasifikasi dengan algoritma FCNN lebih baik dari algoritma CNN bahkan ketika menggunakan <i>training-data</i> dan fitur VHED function yang sedikit
Bhagyashree R G, Dr. R.Rajamekshi, Samadhan S (2019) [34]	Brain stroke detection using convolutional neural network and deep learning models	Merancang metode untuk mendiagnosis penyakit stroke dan menganalisa posisi abnormal pada otak berdasarkan gambar MRI	Data otak pasien stroke dari ATLAS (Anatomical Tracings of Lesions after Stroke) sebanyak 406 gambar dengan format NifTI	Convolutional Neural Networks (CNN) LeNet dan SegNet	Akurasi model klasifikasi mencapai 96-97% dan akurasi model segmentasi mencapai 85-87%
B.S Maya, T.Asha (2018) [35]	Automatic detection of brain strokes in CT images using soft computing techniques	Merancang sistem yang dapat membantu dokter dalam identifikasi titik stroke di otak pasien melalui gambar CT Scan secara akurat.	Gambar CT Scan otak	Discrete wavelet transform (DWT) untuk ekstraksi fitur gambar CT Scan dan support vektor machine (SVM) untuk klasifikasi gambar CT Scan	Klasifikasi dengan algoritma support vektor machine (SVM) mendapatkan akurasi sebesar 97.6%

Tabel 2.2 menampilkan penelitian-penelitian yang menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dan memiliki objek penelitian dari bidang kesehatan yang menjadi rujukan atau pijakan dalam melakukan penelitian.

Tabel 2.2 Penelitian Sebelumnya Menggunakan Algoritma CNN

Penulis	Judul	Objek	Dataset (Jika ada)	Masalah yang Diselesaikan
Madaan, Vishu; Roy, Aditya; Gupta, Charu; Agrawal, Prateek; Sharma, Anand; Bologna, Cristian; Prodan, Radu (2021) [5]	XCOVNET : Chest X-ray Image Classification for COVID-19 Early Detection Using Convolutional Neural Networks	Hasil X-ray bagian dada	X-ray images dengan lebih dari 50 tipe penyakit dari <a href="https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset/tree/master/images">https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset/tree/master/images</a>	Memberikan hasil diagnosis Covid-19 yang lebih cepat
Wang, Pin; Wang, Jiabin; Li, Yongming; Li, Pufei; Li, Linyu; Jiang, Mingfeng (2021) [6]	Automatic classification of breast cancer histopathological images based on deep feature fusion and 22 enhanced routing	Kanker payudara	BreaKHis berisi gambar biopsi mikroskopis dari tumor payudara jinak dan ganas	Deteksi kanker payudara dengan metode klasifikasi otomatis berdasarkan gambar histopatologis dari payudara
Badža, Milica M.; Barjaktarović, Marko C (2020) [7]	Classification of brain tumors from mri images using a convolutional neural network	Tumor otak	Magnetic Resonance Imaging dari 2005 hingga 2010 oleh Nanfang Hospital Hospital, Tianjin Medical University	Deteksi dan klasifikasi jenis penyakit tumor otak apakah glioma, meningioma, atau tumor hipofisis
Brinker, Titus J.; Hekler, A.; Enk, Alexander H.; Berking, Carola; et al (2019) [36]	Deep neural networks are superior to dermatologists in melanoma image classification	Jenis kanker kulit Melanoma	-	Deteksi penyakit Melanoma yang merupakan salah satu jenis kanker kulit yang paling berbahaya

Keterkaitan penelitian yang dilakukan dengan penelitian sebelumnya adalah penggunaan algoritma CNN pada bidang kesehatan yang telah banyak dilakukan, khususnya pada objek 2D. Selain itu penelitian mengenai stroke yang telah banyak dilakukan oleh penelitian sebelumnya dengan berbagai metode dan permasalahan, khususnya permasalahan dalam proses klasifikasi dan deteksi sebagai upaya meningkatkan efektivitas dalam proses diagnosis yang lebih akurat.

## 2.2 Dasar Teori

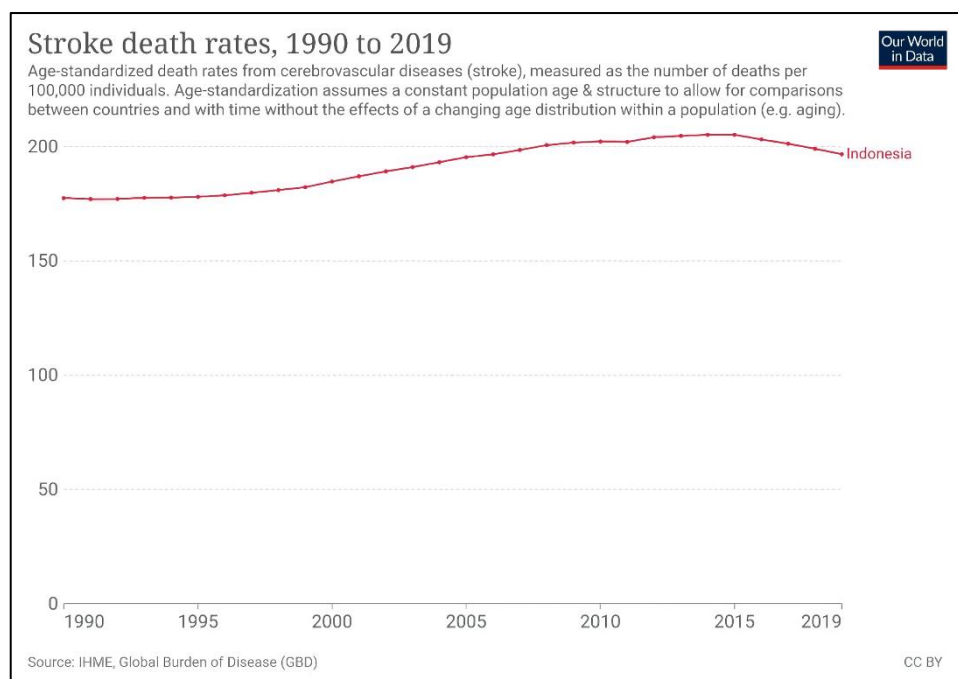
### 2.3.1 Stroke

*World Health Organization* (WHO) mendefinisikan stroke sebagai suatu gangguan fungsi saraf pada organ otak yang disebabkan oleh peredaran darah ke otak yang berkurang dan terganggu, dimana gejala dan tanda yang timbul sesuai dengan daerah otak yang terganggu serta akan terjadi secara mendadak dan sangat cepat dalam hitungan jam bahkan detik. Stroke merupakan penyakit dengan tingkat urgensi yang tinggi bagi beberapa negara di dunia dan menjadi penyakit mematikan nomor 2 dan penyebab disabilitas ketiga di dunia [2]. Data *World Stroke Organization (WSO) : Global Stroke Fact Sheet 2022* menunjukkan terdapat 101 juta kasus stroke yang telah terjadi, terdapat 12.2 juta kasus baru stroke setiap tahunnya dengan tingkat kenaikan sekitar 1 kasus per 3 detik. Terdapat sekitar 6.552.724 kasus kematian dan disabilitas yang disebabkan oleh penyakit stroke. Persentase kematian dan disabilitas akibat penyakit stroke 89% terjadi pada negara berpendapatan rendah hingga menengah dan 11% terjadi pada negara berpendapatan tinggi.

Indonesia belum memiliki data pasti terkait jumlah keseluruhan kasus stroke yang telah terjadi, namun data Kementerian Kesehatan Republik Indonesia menunjukkan bahwa pada tahun 2018 prevalensi stroke pada penduduk Indonesia yang berumur 15 tahun ke atas berdasarkan diagnosis dokter sebesar 10.9% atau sekitar 2.120.362 orang. Menurut data yang



ditampilkan di *Our World in Data* yang merupakan sebuah projek dari *Global Change Data Lab*, menunjukkan bahwa *rate* kematian yang terjadi akibat stroke di Indonesia pada tahun 2019 adalah 196.74 dari 100.000 individu. Angka tersebut jika dibandingkan dengan data tahun 1990, mengalami kenaikan absolut sebesar 19.18 dan kenaikan relatif sebesar 11%. Gambar 2.1 menampilkan grafik kenaikan jumlah kematian akibat stroke dari 100.000 individu di Indonesia dengan range waktu 1990 – 2019.



Gambar 2.1 Kematian Akibat Stroke Indonesia 1990-2019

Data *World Stroke Organization (WSO) : Global Stroke Fact Sheet 2022* juga memberikan data 10 faktor teratas yang dapat membuat seseorang berisiko menderita jantung. Faktor-faktor tersebut memiliki persentase, dimana persentase tersebut menunjukkan tahun hidup dengan disabilitas yang disebabkan oleh setiap faktornya. Jumlah persentase dari seluruh faktor yang melebihi 100%, karena banyak faktor yang tumpang tindih dengan faktor lainnya. Berikut adalah 10 faktor teratas yang berisiko:

1. Tekanan darah sistol yang meningkat (56%)
2. Diet yang buruk (31%)
3. Kelebihan berat badan / obesitas (24%)
4. Glukosa tinggi (20%)
5. Polusi udara (20%)
6. Merokok (18%)
7. Kolesterol LDL yang tinggi (10%)
8. Disfungsi organ ginjal (8%)
9. Pemakaian alcohol (6%)
10. Rendahnya aktivitas fisik (2%)

Beberapa penelitian lainnya telah mengungkap beberapa faktor yang dapat membuat seseorang memiliki risiko dan potensi lebih besar untuk menderita penyakit stroke, faktor tersebut dapat diklasifikasikan menjadi faktor yang dapat diubah/diminimalisir/ditanggulangi dan faktor yang tidak dapat diubah/diminimalisir/ditanggulangi.

1. Faktor yang tidak dapat diubah/diminimalisir/ditanggulangi
  - Jenis Kelamin
  - Usia
  - Genetik
  - Suku atau ras atau etnis
  - Riwayat keluarga
2. Faktor yang dapat diubah/diminimalisir/ditanggulangi
  - Gaya hidup

- Penyakit hipertensi
- Penyakit Fibrilasi atrium
- Penyakit diabetes mellitus
- Kelainan jantung
- Kebiasaan merokok
- Kebiasaan meminum alkohol
- Tingkat aktivitas fisik

Hal terpenting ketika stroke terjadi adalah waktu. Semakin cepat seseorang bisa mendapatkan pengobatan atau perawatan dari unit spesialis stroke, semakin besar peluang untuk meminimalisir kerusakan yang terjadi pada otak. Terhitung sejak kedatangan pasien di rumah sakit, diagnosis jenis stroke yang dialami harus dilakukan secepatnya sebelum menerima perawatan yang tepat dan sesuai jenis stroke. CT Scan harus diselesaikan paling lambat 25 menit sejak kedatangan pasien di rumah sakit, dan hasil diagnosis harus ditetapkan dalam waktu 45 menit [37]. Sedangkan berdasarkan dokumen *Clinical Guidelines for Management of Stroke* yang dikeluarkan WHO pada tahun 2012, tes diagnosis secara umum yang harus dilakukan pada pasien yang mempunyai gejala stroke mencakup beberapa langkah dijelaskan pada Tabel 2.3.

Tabel 2.3 Tes Diagnosis pada Pasien Stroke

<b>Semua pasien</b>	
<b>No</b>	<b>Tindakan</b>
1	Pengambilan CT Scan atau Magnetic Resonance Imaging (MRI)
2	Deteksi gangguan jantung (elektrokardiografi)
3	Tes laboratorium meliputi cek jumlah darah, jumlah trombosit, waktu protrombin, waktu thrombin parsial, elektrolit serum, glukosa darah, tingkat sedimentasi, analisis kimia hati dan ginjal.
<b>Pasien Terindikasi</b>	
<b>No</b>	<b>Tindakan</b>
1	Ultrasound Duplex / Doppler ekstraksirainial dan transkranial
2	Magnetic Resonance Angiography (MRA) atau Computed Tomography Angiography (CTA)

3	Difusi dan perfusi hasil MRA atau CTA
4	Ekokardiografi
5	X-ray dada
6	Oksimetri dan analisis gas darah arteri
7	Pungsi lumbar
8	Elektroensefalografi

*American Stroke Association* yang merupakan salah satu bagian dari *American Heart Association* membagi stroke menjadi 5 jenis yaitu Stroke Iskemik (Gumpalan), Stroke Hemoragik (Pendarahan), *Transient Ischemic Attack* (TIA), Stroke Kriptogenik, dan Stroke Batang Otak. Namun yang paling umum terjadi ada 2 jenis pertama yaitu Stroke Iskemik (Gumpalan), Stroke Hemoragik (Pendarahan), dan *Transient Ischemic Attack* (TIA) sebagai jenis stroke yang dapat menjadi peringatan dini akan adanya risiko stroke jenis lain akan terjadi.

1. Stroke iskemik terjadi ketika pembuluh darah yang memasok darah ke otak terhalang oleh gumpalan sehingga memotong aliran darah ke sel-sel otak. Jenis stroke ini mendominasi dengan jumlah sekitar 87% dari seluruh kasus penyakit stroke adalah stroke iskemik. Pengobatan yang tepat untuk stroke iskemik berupa pengobatan dengan Alteplase IV r-Tpa, penghilangan gumpalan mekanis (trombektomi), atau menggunakan obat penghilang gumpalan (trombolisis).
2. Stroke hemoragik terjadi ketika pembuluh darah melemah sehingga pecah dan berdarah di sekitar otak. Darah tersebut menumpuk dan menekan jaringan otak di sekitarnya. Lebih rendah dari stroke iskemik, stroke hemoragik memiliki persentase sebesar 13% dari keseluruhan kasus penyakit stroke. Stroke hemoragik memiliki 2 jenis yaitu pendarahan subaraknoid dan pendarahan intraserebral. Pendarahan subaraknoid atau *subarachnoid hemorrhage* (SAH) terjadi ketika darah masuk ke ruang antara otak dan tengkorak. Sedangkan pendarahan intraserebral atau *intracerebral hemorrhage* (ICH) terjadi ketika darah

masuk ke jaringan yang jauh di dalam otak. Pengobatan yang dapat dilakukan pada pasien stroke hemoragik berupa obat, bedah, kraniotomi, atau operasi shunt.

3. *Transient Ischemic Attack (TIA)* sering disebut sebagai mini-stroke, karena TIA adalah penyumbatan sementara atau jangka pendek pada aliran darah ke otak. Karena sebagian besar gejala TIA hanya berlangsung kurang dari 5 menit sampai 24 jam, TIA sering dianggap sepele. Namun kenyataannya, TIA dapat menjadi peringatan adanya risiko stroke yang lebih parah muncul di masa yang akan datang. Statistiknya menunjukkan bahwa sekitar 15% dari kasus keseluruhan stroke diramalkan oleh TIA, 7%-40% pasien stroke iskemik melaporkan bahwa pernah mengalami TIA sebelumnya, dan 1 dari 3 orang yang pernah mengalami TIA mengidap stroke yang lebih parah dalam kurun waktu satu tahun. Pengobatan untuk stroke jenis TIA dapat bermacam-macam seperti obat pengencer darah jika disebabkan oleh adanya gumpalan sementara pada otak, obat anti trombosit jika gumpalan yang ada disebabkan hipertensi atau arteri yang tersumbat timbunan lemak, atau antikoagulan jika gumpalan yang ada berasal dari jantung.

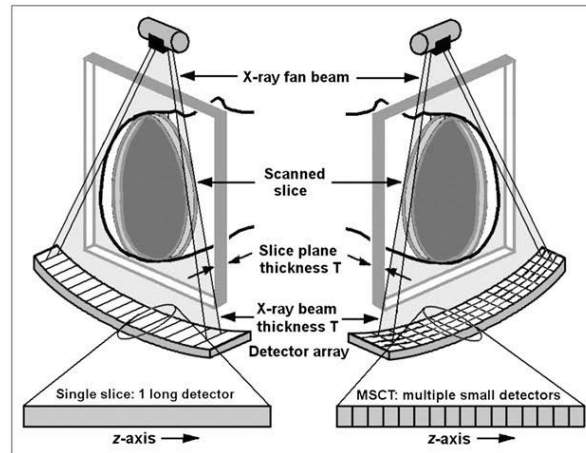
### 2.2.2 CT Scan

CT Scan merupakan singkatan dari Computerized Tomography Scan atau dalam bahasa Indonesia memiliki arti Pemindaian Tomografi Terkomputerisasi. CT Scan pertama kali diperkenalkan pada tahun 1971, dengan CT Scan yang masih terbatas pada pencitraan aksial otak di *neuroradiology* [38]. CT Scan terus berkembang menjadi pencitraan 3D seluruh tubuh untuk berbagai bidang kesehatan seperti onkologi, radiologi vaskular, radiologi intervensi, kardiologi, dan traumatologi.

CT Scan dapat dan biasa digunakan untuk diagnosis dan studi lanjut pada pasien, perencanaan perawatan radioterapi, dan skrining sub populasi dengan faktor risiko tertentu. Para praktisi kesehatan akan menggunakan

hasil CT Scan untuk mendiagnosis dan melakukan perawatan pada pasien dengan lebih baik. CT Scan dapat digunakan untuk memeriksa banyak penyakit atau penyebab rasa sakit seperti pembekuan darah di paru-paru, radang usus buntu, pembengkakan jaringan, atau pendarahan otak. Dalam situasi darurat, CT Scan adalah pilihan terbaik dengan manfaat yang diberikan lebih besar daripada risikonya. Namun tidak menutup kemungkinan, dalam beberapa kasus pasien dapat berdiskusi terlebih dahulu dengan dokter mengenai alternatif lain seperti ultrasonografi (USG) dan MRI.

CT Scan juga mengacu pada proses pencitraan terkomputerisasi dimana sinar x-ray diarahkan ke pasien dan diputar di sekitar organ yang akan diteliti. Istilah slice atau irisan pada CT Scan mengacu pada jumlah baris detector di sumbu z CT Scan. Umumnya jumlah irisan pada CT Scan adalah 16,32,40,64,128,256 sampai 320 irisan. Pengambilan irisan CT Scan terjadi ketika pasien dimasukkan ke CT maka alat akan melingkar berputar mengambil serangkaian citra melalui sinar x, dalam setiap putaran CT akan melakukan pemindai berdasarkan slice thickness atau ketebalan irisan [39]. Slice thickness atau ketebalan irisan adalah seberapa tebal irisan dari objek yang akan dipindai. Umumnya ketebalan yang tinggi akan menghasilkan gambar dengan detail yang lebih rendah [40]. Selain itu slice thickness memiliki pengaruh besar terhadap kualitas dari resolusi spasial citra yang dihasilkan. Resolusi spasial akan menampilkan organ yang diteliti dengan kontras yang tinggi, semakin rendah slice thickness yang digunakan maka semakin besar detail yang didapatkan [41]. Gambar 2.2 menampilkan ilustrasi proses slicing pada CT Scan.

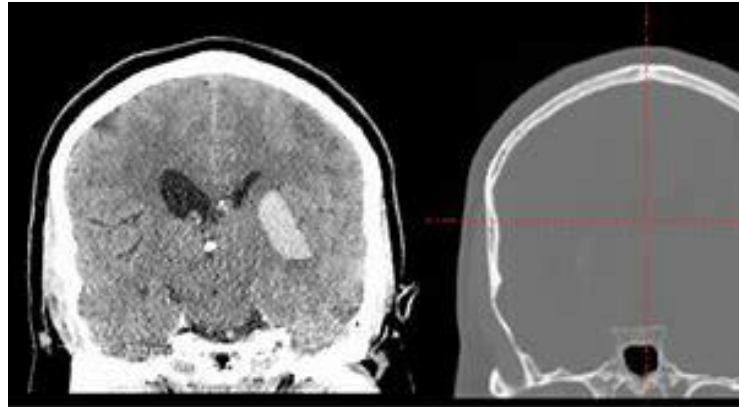


Gambar 2.2 Proses Slicing CT Scan [39]

Data pencitraan medis seperti CT Scan atau MRI biasanya disimpan dalam format khusus seperti DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine) atau NIFTI (Neuroimaging Informatics Technology Initiative). Citra keduanya serupa namun memiliki fungsi yang berbeda, NIFTI sebagian besar digunakan di bidang pencitraan medis dan penelitian ilmu saraf, sedangkan DICOM digunakan sebagai format file standar untuk menyimpan dan mendistribusikan gambar medis. Gambar 2.3 menampilkan contoh citra medis dengan format DICOM dan gambar 2.4 menampilkan contoh citra medis dengan format NIFTI.



Gambar 2.3 Potongan gambar CT Scan berformat DICOM



Gambar 2.4 Potongan gambar CT Scan berformat NIFTI

### 2.2.3 Klasifikasi Gambar

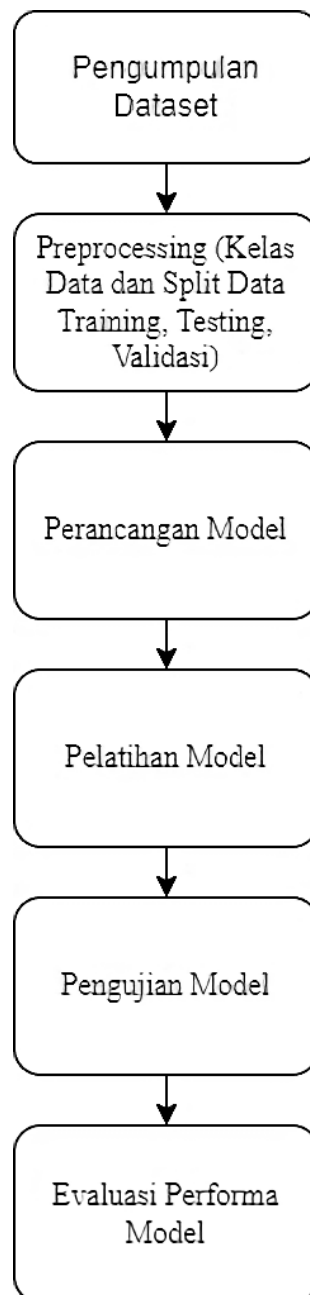
Memahami atau menganalisis seluruh objek di lingkungan sekitar akan menjadi satu hal yang sulit jika objek yang ada memiliki ragam yang sangat banyak. Klasifikasi gambar atau *image classification* dapat mempermudah hal tersebut, karena klasifikasi gambar atau citra merupakan sebuah prosedur yang digunakan untuk mengklasifikasikan sebuah gambar atau citra ke dalam beberapa kategori berdasarkan ciri-ciri atau kemiripannya [42]. Sistem klasifikasi gambar membutuhkan data dalam implementasinya, tentu saja data yang dibutuhkan berupa pola atau gambar yang akan digunakan sebagai acuan kemiripan atau yang akan diklasifikasikan.

Klasifikasi gambar dapat dilakukan dengan 2 teknik umum klasifikasi yaitu *unsupervised learning* dan *supervised learning*. Teknik pertama adalah *unsupervised learning* secara umum teknik klasifikasi menggunakan kumpulan observasi  $X_1, \dots, X_n$  sebagai sampel dari distribusi  $p(X)$  untuk menggambarkan ciri-ciri  $p(X)$  [43] atau secara singkat dapat didefinisikan sebagai teknik klasifikasi yang tidak menggunakan data label untuk tahap pelatihannya. Kontras dengan *unsupervised learning*, teknik kedua yaitu *supervised learning* secara



singkat dapat didefinisikan sebagai data label digunakan dan diperlukan untuk tahap pelatihannya.

Cara kerja secara umum dari klasifikasi gambar terdiri dari beberapa tahap yang digambarkan pada Gambar 2.5.

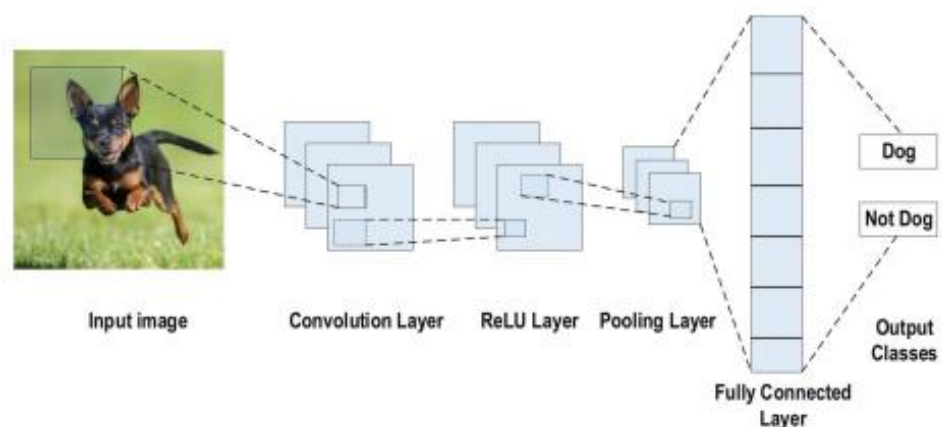


Gambar 2.5 Diagram Alir Klasifikasi Gambar

Algoritma yang dapat digunakan dalam klasifikasi gambar antara lain *Conditional Generative Adversarial Network* [4], *Convolutional Neural Networks* [5]–[12], *Support Vektor Machine* [13]–[16], *Random Forest* [17]–[19], *Deep Convolutional Neural Networks* [20]–[22], dan *K-Nearest Neighbors* [23]–[25].

#### 2.2.4 Convolutional Neural Network (CNN)

*Convolutional Neural Networks* (CNN) merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan pada metode *supervised learning* maupun *unsupervised learning* dalam klasifikasi. CNN adalah varian dari *Multi Layer Perceptron* (MLP) yang terinspirasi dari biologi [26] dimana terdiri dari kumpulan neuron atau *layer* yang memiliki bobot dan bias masing-masing. Algoritma CNN pada dasarnya dirancang untuk mengolah citra dua dimensi (2D). CNN terdiri dari *input layer*, *output layer* dan beberapa *hidden layer*. *Layer-layer* tersebut umumnya memiliki 3 jenis yaitu CONV, POOL, dan FC (*fully-connected*). Dasar arsitektur CNN dapat dilihat pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Dasar Arsitektur CNN [44]

### 1. CONV (*Convolutional layer*)

CONV *layer* merupakan bagian inti dari arsitektur CNN, dimana *layer* ini terdiri dari sekumpulan filter yang dapat dipelajari atau biasa disebut kernel. Setiap kernel memiliki dimensi *panjang x tinggi* dengan ukuran dimensi yang umum adalah  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$  dan  $7 \times 7$ . Selain itu dimensi kernel diperluas hingga kedalaman volume sebagai dimensi ketiga. Dimensi ketiga kernel sesuai dengan jumlah saluran dalam input. Kedalaman volume citra abu-abu (grayscale) adalah 1, sedangkan citra warna (RGB) kedalaman volumenya adalah 3. Seperti kernel yang memiliki ukuran *layer*  $7 \times 7 \times 3$  artinya memiliki ukuran dimensi untuk masing-masing panjang dan tinggi adalah 7, serta ukuran volume adalah 3 yang sesuai dengan channel dari gambar tersebut.

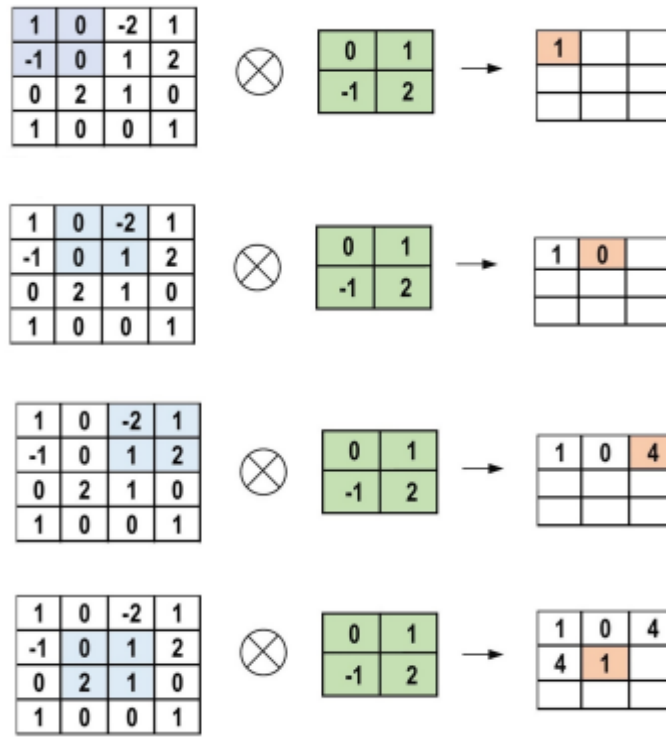
Filter-filter pada kernel tersebut akan mengalami pergeseran secara menyeluruh di bagian gambar. Pergeseran akan melakukan operasi AND pada setiap fitur antara nilai filter dan input, sehingga akan menghasilkan output yang biasa disebut dengan feature map atau *activation map*. Perhitungan pada *convolutional layer* dirumuskan sebagai berikut :

$$output = \frac{a - b + 2c}{d + 1}$$

Keterangan :

- a : ukuran citra
- b : ukuran filter
- c : padding (jumlah tambahan nol pada gambar)
- d : stride (jumlah pergeseran filter konvolusi)

Contoh perhitungan pada *convolutional layer* :



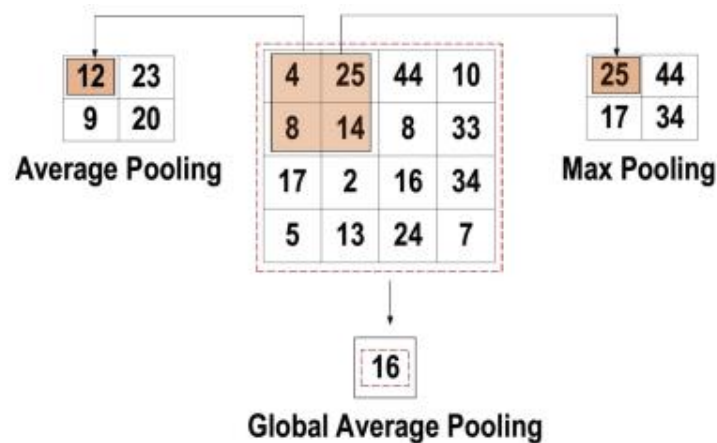
Gambar 2.7 Contoh Perhitungan *Convolutional layer*

Contoh di atas menampilkan beberapa dari langkah kerja *convolutional layer* dengan ukuran input dikalikan oleh kernel untuk menghasilkan citra baru. Dalam proses ini ukuran input dan kernel harus memiliki dimensi yang sama, sehingga input citra dapat dipisah secara blok secara berurutan.

## 2. POOL (*Pooling layer*)

*Pooling layer* memiliki fungsi utama sub-sampling dari feature map yang merupakan hasil dari *convolutional layer*. *Pooling layer* akan memperkecil ukuran feature map yang berukuran besar, dengan tetap mempertahankan fitur-fitur dominan. Jenis *pooling layer* antara lain tree pooling, gated pooling, average pooling, min pooling, max pooling, global average pooling (GAP), dan global max pooling. Sedangkan yang paling populer digunakan adalah min pooling, max pooling, dan global

average pooling (GAP) [44]. Ilustrasi cara kerja dari ketiga jenis *pooling layer* tersebut seperti pada gambar 2.8 di bawah.



Gambar 2.8 Cara Kerja Min, Max, dan GAP *Pooling layer*

### 3. *Activation function*

*Activation function* memiliki fungsi inti untuk pemetaan input ke output. Nilai input akan ditentukan dengan menghitung bobot dari input jaringan beserta biasnya (jika ada). Maka *activation function* bertugas untuk membuat keputusan apakah membebaskan jaringan atau tidak, berdasarkan input tertentu dengan membuat output yang sesuai. *Activation function* akan dijalankan setelah semulai lapisan seperti fully-connected dan *convolutional layer*.

- Sigmoid

Sigmoid merupakan jenis *activation function* dengan input berupa bilangan real, sedangkan output-nya dibatasi hanya nol atau satu. Sigmoid monoton dengan rentang output yang tetap, sehingga sederhana dan baik untuk proses klasifikasi. Namun sigmoid membutuhkan waktu komputasi yang lama. Kurva fungsi sigmoid memiliki bentuk seperti huruf S dan dapat direpresentasikan secara matematis dengan rumus berikut :

$$f(x)_{sigm} = \frac{1}{1 + e^{-x}} [45]$$

- Softmax

Softmax umumnya digunakan pada kasus dimana terdapat banyak kelas, dengan menghitung probabilitas suatu kelas di atas  $n$  peristiwa berbeda. Karena melihat setiap nilai output yang berkaitan secara terpisah, probabilitas yang dihasilkan oleh sigmoid bersifat independen dengan selalu menjumlahkan setiap nilai output. Perhitungan yang dilakukan pada softmax dirumuskan sebagai berikut :

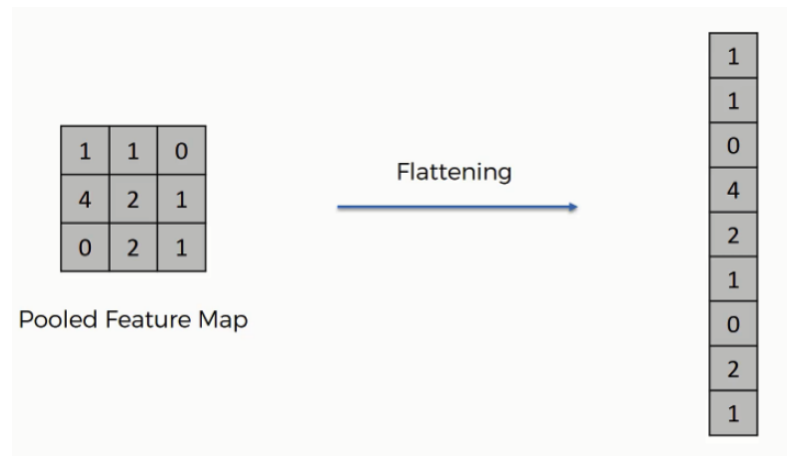
$$softmax(z_j) = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^k e^{z_k}} [44]$$

- ReLU (Rectified Linear Unit)

ReLU merupakan *activation function* yang paling umum di CNN. ReLU mengubah nilai input secara keseluruhan menjadi nilai positif. Probabilitas yang dihasilkan hamper sama dengan sigmoid, namun dengan kinerja yang lebih baik. Rumus yang digunakan pun sangat sederhana yaitu  $f(x)_{ReLU} = \max(0, z)$ .

#### 4. Flatten

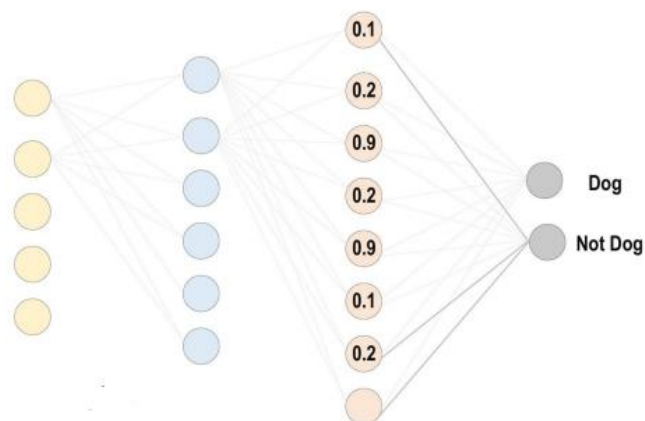
*Flatten layer* berfungsi untuk citra dua dimensi menjadi satu dimensi serta menghapus beberapa bias yang menyebabkan proses pembelajaran (*training*) menjadi sangat lambat[46]. Gambar 2.9 menampilkan ilustrasi dari flattening.



Gambar 2.9 Ilustrasi Flatten

### 5. FC (*Fully-connected layer*)

Tidak seperti CONV *layer* yang hanya terhubung ke lapisan input, seluruh neuron dalam FC *layer* memiliki akses dan terhubung secara penuh ke semua aktivitas di *layer* sebelumnya. FC *Layer* biasanya terletak di bagian akhir arsitektur CNN sebagai pengklasifikasi. Input pada FC *Layer* berupa vektor yang berasal dari *pooling layer* atau *convolutional layer* terakhir. Sedangkan output dari FC *Layer* berupa output akhir dari arsitektur CNN [44]. Gambar 2.10 memberikan ilustrasi dari FC *Layer*.



Gambar 2.10 Ilustrasi Fully-Connected (FC) Layer

### 2.2.5 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah salah alat pengukuran yang paling umum digunakan pada machine learning. Confusion matrix biasa digunakan untuk melihat performa atau kinerja atau tingkat kebenaran suatu model dalam proses klasifikasi [47]. Confusion matrix juga dapat didefinisikan sebagai tabel ringkasan dari jumlah deteksi yang benar dan deteksi yang salah yang dihasilkan oleh model. Confusion matrix berbentuk matrik persegi dengan ordo  $n \times n$ , dimana  $n$  menunjukkan jumlah kelas target. Umumnya setiap kolom pada confusion matrix mewakili kelas aktual atau kelas sebenarnya sedangkan setiap baris pada confusion matrix mewakili kelas hasil deteksi [48]. Tabel 2.4 menunjukkan confusion matrix dengan 2 kelas target.

Tabel 2.4 Confusion Matrix 2 x 2 [47]

		Kelas Hasil Deteksi	
		Positif	Negatif
Kelas Aktual	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Keterangan :

1. TP (True Positive) menunjukkan jumlah data yang kelas aktual dan kelas hasil deteksinya adalah kelas positif.
2. FN (False Negative) menunjukkan jumlah data yang kelas aktualnya adalah kelas positif namun dideteksi sebagai kelas negatif.



3. FP (False Positive) menunjukkan jumlah data yang kelas aktualnya adalah kelas negatif namun dideteksi sebagai kelas positif.
4. TN (True Negative) menunjukkan jumlah data yang kelas aktual dan kelas hasil deteksinya adalah negatif.

Dari setiap nilai kolom dan nilai baris pada confusion matrix, dapat dilakukan perhitungan accuracy, misclassification, precision, recall, dan F1-Score untuk mengamati keakuratan dan performa model dalam proses klasifikasi.

#### 1. Accuracy

Nilai *accuracy* atau akurasi menggambarkan seberapa akurat model yang telah dibuat untuk dapat mengklasifikasikan data dengan benar, dengan kata lain tingkat kedekatan nilai deteksi dengan nilai sebenarnya. Secara matematis dapat dirumuskan sebagai rasio deteksi benar positif (true positive) dengan keseluruhan data [48].

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

#### 2. Precision

Nilai precision menggambarkan tingkat keakuratan antara data deteksi benar positif (true positive) yang diminta dengan hasil deteksi yang diberikan model klasifikasi atau berapa banyak data dideteksi sebagai kelas positif. Nilai precision dapat digunakan untuk menentukan apakah model yang dibuat dapat diandalkan atau tidak. Secara matematis dapat dirumuskan sebagai rasio benar positif (true positive) dengan keseluruhan hasil yang dideteksi positif [48].

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

### 3. Recall

Recall juga disebut sensitivity (true positive rate) yang menggambarkan berapa banyak data kelas aktual positif yang dideteksi secara benar. Nilai recall menggambarkan keberhasilan model dalam menentukan kembali sebuah informasi. Secara matematis dapat dirumuskan sebagai rasio deteksi benar positif (true positive) dengan keseluruhan data yang benar positif [48].

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

### 4. F1-Score

Nilai F1-Score merupakan perbandingan rata-rata presicion dan recall, sehingga akan memberikan gambaran nilai precision dan recall secara bersamaan. Nilai maksimum dari F1-Score dapat tercapai jika nilai precision sama dengan nilai recall, sehingga semakin dekat nilai f1-score yang didapatkan dengan 1 maka semakin baik kinerja model klasifikasi [48]. Secara matematis nilai F1-Score dapat dirumuskan sebagai :

$$F1 - Score = \frac{1}{\frac{1}{precision} + \frac{1}{recall}}$$

#### 2.2.6 Streamlit

Streamlit adalah sebuah framework aplikasi web yang dapat digunakan untuk membangun dan mengembangkan program python berbasis web. Dengan berbagai metode yang sudah ada di dalamnya, streamlit memiliki tingkat efektifitas dan fleksibilitas yang tinggi dibandingkan dengan frame lainnya [49].