

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Dalam bab ini, peneliti melakukan peninjauan ulang mengenai penelitian terdahulu yang sudah dilakukan dan memiliki relevansi dengan metode yang akan digunakan peneliti, peninjauan ulang dilakukan agar penelitian ini bisa dilakukan dengan sebaik-baiknya dan dipersiapkan dengan sematang-matangnya. Berikut akan ditampilkan beberapa penelitian terdahulu yang memiliki relevansi terhadap penelitian yang akan dilakukan.

Pertama penelitian dengan judul “Manajemen Pencegahan Penularan Penyakit Foot and Mouth Disease (FMD) dan *Lumpy Skin Disease (LSD)* di Puskesmas Baitussalam Kabupaten Aceh Besar” yang dilakukan oleh Dedhi Yustendi, Sari Rahmazana, Yusuf, Elvrida Rosa pada tahun 2022. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui cara untuk pencegahan dan menanggulangi penyakit PMD dan *LSD* di Puskesmas Baitussalam Kabupaten Aceh Besar, pada penelitian ini menyatakan beberapa gejala yang ditimbulkan jika sapi terjangkit *LSD* adalah seperti demam tinggi, mengurangnya nafsu makan, penurunan produksi susu, ingusan, konjungtivitis, hipersalivasi, hingga depresi pada sapi[9].

Kedua, penelitian dengan judul “Tingkat Pengetahuan Panitia Kurban Tentang Penyakit *Lumpy Skin Disease* di Kota Bandar Lampung” yang dilakukan oleh I K Habsari, V R Pertiwi, G G Maradon, JA Putritamara. Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui tingkat pengetahuan panitia kurban mengenai penyakit *LSD* di Kota Bandar Lampung dengan melakukan sampel responden berjumlah 100 orang panitia yang tersebar di 20 kecamatan di Kota Bandar Lampung dan diperoleh untuk pengetahuan panitia terkait gejala atau ciri ciri *LSD* adalah 88,2% dimana termasuk dalam kategori baik. Panitia kurban mengetahui bahwa penyakit *LSD* ditandai dengan munculnya benjolan pada kulit leher, punggung dan perut. Pada kriteria penularan *LSD* nilai rata-rata

pengetahuan panitia kurban sebesar 72,6 dimana nilai ini termasuk dalam kategori cukup. Sebesar 37% responden tidak mengetahui penularan *LSD* dapat terjadi langsung dari hewan ke hewan[8].

Ketiga, penelitian dengan judul “*Lumpy Skin Disease: Ancaman Penyakit Emerging Bagi Kesehatan Ternak Sapi di Indonesia*” yang dilakukan oleh Indrawati Sendow, NS Assadah, A Ratnawati, NLPI Dharmayanti dan M Saepulloh. Penelitian ini menyimpulkan jika *LSD* merupakan penyakit yang serius pada hewan ruminansia seperti sapi dan kerbau, dikarenakan sifat penyakit yang menyebar juga maka diperlukan kesiapsiagaan untuk masuknya *LSD* ke Indonesia dengan adanya perangkat diagnostik yang cepat serta akurat untuk mendiagnosa penyakit ini lebih awal, sehingga kemungkinan masuknya penyakit ini ke Indonesia bisa dideteksi, dilaporkan dan direspon sedini mungkin[7].

Keempat, penelitian dengan judul “*Deteksi Penyakit Kulit Serupa Pada Wajah Berbasis Mobile dengan Metode Convolutional Neural Network*” yang dilakukan oleh Muhamad Ath-Thariq, dan Teguh Nurhadi Suharsono. Penelitian ini mengimplementasi metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur LeNet-5 serta dilakukan pembagian dataset menggunakan perbandingan 70:30 setelah 100 *epoch* dengan menghasilkan tingkat *accuracy* sebesar 81%. Penelitian ini menyatakan jika *CNN* mampu mengenali pola-pola rumit pada gambar atau citra dan mampu belajar dari karakteristik yang khas berdasarkan permasalahan yang sedang diteliti yaitu tentang berbagai jenis penyakit kulit. *CNN* mampu membedakan kondisi kulit normal dan kondisi kulit yang sedang mengalami masalah[11].

Kelima, penelitian dengan judul “*Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)*” yang dilakukan pada tahun 2021 oleh Fani Nurona Cahya, Nila Hardi, Dwiza Riana, dan Sri Hadianti. Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan penyakit mata menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur model *AlexNet*, penelitian ini dilakukan dengan 4 kelas

untuk normal, *katarak*, glaukoma, serta *retina disease* dan dilakukan resize menjadi 224x224px dengan total 150 *epoch* dan menghasilkan *accuracy training* sebesar 98.37%[17].

Keenam, penelitian dengan judul “Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network (CNN)*” yang dilakukan oleh Didit Iswanto, dan Dewi Handayani UN yang dilakukan pada tahun 2022 yang meneliti tentang penyakit pada tanaman jagung dengan tujuan untuk membantu para petani yang memiliki kesulitan untuk membedakan penyakit pada tanaman mereka. Penelitian ini dilakukan dengan algoritma *CNN* untuk klasifikasi 2 jenis penyakit dan digunakan sejumlah 2000 gambar *dataset* penyakit jagung. Penelitian ini menghasilkan *accuracy training* sebesar 97.5%, serta 100% pada tingkat *accuracy validation*-nya, dan menghasilkan tingkat *accuracy* sebesar 94% pada data *testing* yang baru. Penelitian ini menyimpulkan jika algoritma *CNN* mampu dalam permasalahan klasifikasi penyakit tanaman jagung dengan *dataset* berupa data citra dan memiliki tingkat *accuracy* yang cukup tinggi[18].

Ketujuh, penelitian yang berjudul “*Applying Different Resampling Strategies in Random Forest Algorithm to Predict Lumpy Skin Disease*” dilakukan oleh Suparyati, Emma Utami, dan Alva Hendi Muhammad pada tahun 2021. Penelitian ini dilakukan teknik *undersampling* dan *oversampling* pada *random forest classifier* untuk menyeimbangkan *dataset* penyakit *LSD* agar model bisa terhindarkan dari situasi bias. Performa *random forest classifier* bekerja dengan baik pada data *undersampling* namun mempunyai nilai yang lebih tinggi pada *oversampling* menggunakan teknik SMOTE. Performa *metrics* memiliki nilai lebih tinggi sebesar 1-2% menggunakan teknik SMOTE untuk data *resampling*[6].

Kedelapan, penelitian berjudul “*ResNet-50 vs. EfficientNet-B0: Klasifikasi Multi-Sentrik Kelainan Paru Menggunakan Deep Learning*” dilakukan oleh Kajal Kansal, Tej Bahadur Chandra, dan Akansha Singh

dari Bennett University pada tahun 2023. Penelitian ini melakukan penelitian mengenai kelainan paru dengan tujuan membantu para tenaga kesehatan dalam mendiagnosa berbagai penyakit paru secara lebih akurat dan cepat. Penelitian ini dilakukan dengan membandingkan dua algoritma deep learning, yaitu *ResNet-50* dan *EfficientNet-B0* dan menggunakan dataset yang berasal dari Kaggle dan Mendeley yang mencakup beberapa jenis penyakit paru seperti Covid-19, Pneumonia-Bakteri, Pneumonia-Virus, dan kondisi normal. Penelitian ini menggunakan total 5228 gambar dari Kaggle dan 9208 gambar dari Mendeley. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *EfficientNet-B0* menghasilkan *accuracy training* sebesar 98.07% dan *accuracy testing* sebesar 99.62% pada dataset Kaggle, serta 98.74% untuk *accuracy training* dan 99.78% untuk *accuracy testing* pada dataset Mendeley. Penelitian ini menyimpulkan bahwa *EfficientNet-B0* lebih unggul dibandingkan *ResNet-50* dalam klasifikasi kelainan paru dengan menggunakan gambar X-ray dada[19].

Kesembilan, penelitian berjudul “Leaf Image Identification: *CNN* with *EfficientNet-B0* and *ResNet-50* Used to Classify Corn Disease” dilakukan oleh Wisnu Gilang Pamungkas, Muchammad Iqbal Putra Wardhana, Zamah Sari, dan Yufis Azhar dari Universitas Muhammadiyah Malang pada tahun 2023. Penelitian ini meneliti penyakit pada tanaman jagung dengan tujuan membantu petani mengidentifikasi penyakit lebih awal untuk mencegah kerugian akibat gagal panen. Penelitian ini menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan dua model yang berbeda, yaitu *EfficientNet-B0* dan *ResNet-50*, untuk mengklasifikasikan empat jenis penyakit daun jagung: Blight, Common Rust, Grey Leaf Spot, dan *Healthy*. Dataset yang digunakan diambil dari Kaggle dengan total 4188 gambar, yang dibagi menjadi 70% data *training* dan 30% data *validation*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *EfficientNet-B0* mencapai *accuracy* 94% sementara model *ResNet-50* mencapai *accuracy* 93%. Penelitian ini menyimpulkan bahwa model

EfficientNet-B0 lebih unggul dalam klasifikasi penyakit daun jagung dibandingkan dengan *ResNet-50*.

Kesepuluh, Penelitian berjudul "Perbandingan Kinerja Arsitektur *ResNet-50* dan GoogLeNet pada Klasifikasi Penyakit Alzheimer dan Parkinson Berbasis Data MRI" dilakukan oleh Shawn Hafizh Adefrid Pietersz, Basuki Rahmat, dan Eva Yulia Puspaningrum dari Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur pada tahun 2024. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja dua arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)*, yaitu *ResNet-50* dan GoogLeNet, dalam mengklasifikasikan data MRI otak pasien Alzheimer dan Parkinson. Dataset yang digunakan diperoleh dari Kaggle, terdiri dari 2686 gambar yang dibagi menjadi tiga kelas: Alzheimer Disease (894 gambar), CONTROL (898 gambar), dan Parkinson Disease (894 gambar). Model dilatih dengan menggunakan *Google Collaboratory* dengan optimizer Adam dan SGD, serta hyperparameter *epoch* 100, batch size 128, dan learning rate 0.0001. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *ResNet-50* dengan optimizer Adam mencapai *accuracy* tertinggi sebesar 90%, lebih unggul dibandingkan GoogLeNet yang mencapai *accuracy* maksimal 82%. Penelitian ini menyimpulkan bahwa *ResNet-50* lebih efektif dalam klasifikasi penyakit Alzheimer dan Parkinson berbasis data MRI dibandingkan GoogLeNet.

Penelitian yang menggunakan arsitektur *CNN*, khususnya *EfficientNet-B0* dan *ResNet-50*, menunjukkan performa yang baik dalam klasifikasi berbagai jenis penyakit berdasarkan data gambar. *EfficientNet-B0* cenderung lebih efisien dengan *accuracy* yang tinggi dalam berbagai tugas klasifikasi, sementara *ResNet-50* unggul dalam menangani data yang kompleks dengan kedalaman jaringannya. Oleh karena itu, penggunaan *EfficientNet-B0* dan *ResNet-50* dalam penelitian diharapkan bisa didapatkan model terbaik terhadap *dataset LSD*.

Tabel 2. 1 Tabel Penelitian Sebelumnya

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
1	Manajemen Pencegahan Penularan Penyakit Foot and Mouth Disease (FMD) dan <i>Lumpy Skin Disease (LSD)</i> di Puskesmas Baitussalam Kabupaten Aceh Besar(2022)[9]	Mengetahui cara untuk pencegahan dan menanggulangi penyakit PMD dan <i>LSD</i> di Puskesmas Baitussalam Kabupaten Aceh Besar	Survey dengan wawancara	Penyebaran <i>LSD</i> muncul di wilayah Baitussalam pada bulan Mei 2022 dan meningkat drastis pada bulan Juni 2022 dan upaya yang diterapkan untuk menurunkan jumlah kasus adalah dengan menerapkan; Koordinasi dengan Instansi terkait, melakukan perpanjangan masa karantina hewan ternak di Desa untuk tidak	Pada penelitian ini difokuskan mengenai bagaimana <i>LSD</i> menyebar serta pencegahan dan menanggulangi penyakit <i>LSD</i> .

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
				<p>dikeluarkan dari Desa, Pengobatan hewan terinfeksi <i>LSD</i> dan melakukan karantina, monitoring <i>LSD</i>, melaksanakan biosecurity, penyekatan (segregation), pembersihan (cleaning), desinfeksi (desinfeksi), vaksinasi.</p>	
2	<p>Tingkat Pengetahuan Panitia Kurban Tentang Penyakit <i>Lumpy Skin Disease</i> di Kota</p>	<p>Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui seberapa dalam pengetahuan para panitia kurban mengenai sapi yang</p>	<p>Sampel Responden</p>	<p>Hasil penelitian dilapangan menunjukkan bahwa pengetahuan panitia kurban mengenai penyakit <i>Lumpy Skin</i></p>	<p>Penelitian ini difokuskan pada pengukuran tingkat pengetahuan para panitia kurban di Kota Bandar Lampung.</p>

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
	Bandar Lampung(2023)[8]	terjangkit <i>LSD</i> dan tidak sehingga bisa dimengerti apakah sapi yang akan dipotong terbilang layak untuk dipotong atau tidak.		<i>Disease</i> dengan kriteria penilaian ciri-ciri hewan ternak terjangkit <i>LSD</i> , penularan <i>LSD</i> dan penanganan hewan ternak yang terjangkit <i>LSD</i> di Kota Bandar Lampung termasuk dalam kategori Cukup dengan nilai 75.03 sehingga perlu untuk ditingkatkan dalam memahami penyakit <i>LSD</i> .	
3	<i>Lumpy Skin Disease</i> : Ancaman Penyakit Emerging	Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk		Penelitian ini menghasilkan mengenai cara penularan <i>LSD</i>	Penelitian ini berfokus pada <i>LSD</i> itu sendiri dan memberikan informasi mengenai cara

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
	Bagi Kesehatan Ternak Sapi di Indonesia(2021)[7]	mengetahui cara penularan, gejala klinis, faktor resiko, hingga pencegahan dan pengendalian penyakit <i>LSD</i> hingga kesiapsiagaan dalam menghadapi masuknya <i>LSD</i> di Indonesia		seperti dengan gigitan nyamuk aedes sp, gejala yang terlihat dari munculnya benjolan pada kulit sapi, dan faktor resiko yang ada di Indonesia yaitu seperti iklim yang basah dan lembab menjadi faktor penunjang penyebaran penyakit <i>LSD</i> ini, hingga cara menanggulangi dan pengendalian <i>LSD</i> seperti vaksinasi. Pada penelitian ini juga menyatakan jika	penularan, gejala klinis, faktor resiko, hingga pencegahan dan pengendalian penyakit <i>LSD</i> sehingga diharapkan bisa membantu untuk penelitian selanjutnya mengenai <i>LSD</i> .

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
				diperlukan perangkat deteksi untuk melakukan pendeteksian dini <i>LSD</i> di Indonesia.	
4	Deteksi Penyakit Kulit Serupa Pada Wajah Berbasis Mobile dengan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (2023)[11]	Tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan pengembangan sistem pendeteksi penyakit kulit pada wajah sehingga masyarakat Indonesia mampu memahami penyakit kulit yang ada pada wajah dengan	<i>CNN</i> , <i>kaggle</i> , <i>confusion matrix</i> .	Penelitian ini mengimplementasi algoritma <i>Convolutional Neural Network</i> dengan arsitektur LeNet-5 dan melakukan pembagian dataset dengan perbandingan 70:30 setelah 100 <i>epoch</i> dan menghasilkan tingkat <i>accuracy</i> sebesar 81%. Penelitian ini	Pada penelitian sebelumnya, subjek penelitiannya adalah orang dengan jenis kulit yang berbeda dan menggunakan arsitektur <i>CNN</i> LeNet-5. Namun, dalam penelitian ini, subjek penelitiannya adalah para peternak yang kurang mengerti maupun kurang memiliki pengalaman dalam penanganan penyakit ternak sapi terutama penyakit <i>LSD</i> serta penelitian ini

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
		pengimplementasian metode <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> menggunakan arsitektur LeNet-5.		menyatakan jika <i>CNN</i> mampu mengenali pola-pola rumit pada gambar atau citra dan mampu belajar dari karakteristik yang khas berdasarkan permasalahan yang sedang diteliti yaitu tentang berbagai jenis penyakit kulit.	akan menggunakan arsitektur yang dibuat sendiri.
5	Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> (2021)[17]	Tujuan penelitian ini adalah melakukan pembaruan penelitian mengenai klasifikasi penyakit mata dengan mengimplementasik	<i>CNN AlexNet, Kaggle, Confusion Matrix</i>	Pada penelitian ini diperoleh <i>accuracy</i> model <i>CNN AlexNet</i> sebesar 98.37% dengan total <i>dataset</i> sebanyak 610 dan dibagi menjadi 439	Pada penelitian sebelumnya dilakukan pemodelan dengan arsitektur AlexNet untuk meneliti jenis penyakit mata sebagai objek penelitiannya, dan pada penelitian yang akan dilakukan akan terdapat perbedaan di mana untuk

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
		an <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> dengan arsitektur AlexNet yang diperbaharui pada 4 kelas penyakit terbaru.		data <i>training</i> 50 data <i>validation</i> dan 121 total data <i>testing</i> yang di- <i>resize</i> menjadi 224x224px dengan total 150 <i>epoch</i> untuk mengklasifikasikan 4 jenis kelas penyakit mata.	pembuatan modelnya tidak didasarkan pada arsitektur yang sudah ada namun akan dibuat dengan model <i>CNN</i> secara kustom dan seefisien sesuai dengan kebutuhan.
6	Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> (2022)[18]	Tujuan penelitian ini adalah memberikan solusi penerapan teknologi kepada petani tanaman jagung dengan mengembangkan metode <i>CNN</i> untuk	<i>CNN</i> , <i>Kaggle</i> , <i>Confusion Matrix</i>	Penelitian mengenai penyakit tanaman jagung ini dibagi menjadi 2 kelas untuk pembagian penyakitnya dan dilakukan dengan algoritma <i>CNN</i> dan dilakukan <i>training</i>	Pada penelitian sebelumnya terdapat perbedaan pada objek penelitian dan persamaan pada metode yang akan digunakan yaitu objek yang diteliti pada penelitian ini adalah penyakit pada tanaman jagung dengan 2 jenis penyakit, penelitian ini memiliki persamaan

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
		membedakan penyakit pada tanaman jagung, yaitu hawar daun dan karat daun,		dengan total jumlah <i>dataset</i> 2000 gambar dengan tingkat <i>accuracy training</i> sebesar 97.5%, <i>accuracy validation</i> 100%, dan <i>accuracy testing</i> 94% menggunakan data baru yang diselesaikan pada iterasi <i>epoch</i> ke-100. Penelitian ini menyimpulkan jika algoritma <i>CNN</i> juga cocok untuk klasifikasi dengan 2 kelas.	dengan penelitian yang akan dilakukan yaitu pada algoritma <i>CNN</i> yang akan digunakan bahkan pada jumlah kelas yang sama yaitu 2 kelas.
	Applying Different	Penelitian ini	<i>Random</i>	Penelitian ini	Penelitian ini mempunyai

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
7	Resampling Strategies in Random Forest Algorithm to Predict Lumpy Skin Disease(2022)[6]	bertujuan untuk menjadi langkah awal dalam mengatasi penyebaran <i>Lumpy Skin Disease</i> pada hewan ternak, fokus utama pada penelitian ini adalah pendeteksian dini mengenai penyebaran <i>LSD</i> menggunakan dataset yang berasal dari mendeley data, serta adanya imbalance class	<i>Forest Algorithm & SMOTE, Mendeley Data, Confusion Matrix</i>	menghasilkan bahwa algoritma <i>Resampling</i> berhasil untuk digunakan sebagai solusi <i>dataset</i> yang tidak seimbang dengan menggunakan teknik <i>undersampling</i> dan <i>oversampling</i> , sedangkan untuk <i>Random Forest Algorithm</i> bekerja dengan baik dengan data <i>undersampling</i>	perbedaan yang cukup jelas dengan penelitian yang akan dilakukan yaitu perbedaan tujuan serta perbedaan metode yang digunakan, tujuan penelitian ini dilakukan untuk mendapatkan solusi atas ketidakseimbangan <i>dataset</i> dengan metode <i>Random Forest</i> yang bisa menjadi salah satu solusi jika terdapat <i>imbalance dataset</i> pada penelitian selanjutnya

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
		dalam dataset <i>LSD</i> sehingga penelitian ini juga hanya difokuskan untuk mengatasi imbalance data menggunakan teknik SMOTE, dan <i>Random Forest Classifier</i>			
8	<i>ResNet-50</i> vs. <i>EfficientNet-B0</i> : Multi-Centric Classification of Various Lung Abnormalities Using Deep Learning[19]	Membandingkan kinerja dua algoritma deep learning terkini, <i>ResNet-50</i> dan <i>EfficientNet-B0</i> , dalam klasifikasi abnormalitas paru-	<i>EfficientNet-B0</i> dan <i>ResNet-50</i>	Dengan kaggle dataset, dihasilkan <i>ResNet-50</i> dengan <i>Accuracy training</i> 83,81%, <i>accuracy</i> pengujian 96,18%. <i>EfficientNet-B0</i> : <i>Accuracy training</i> 98,07%, <i>accuracy</i>	<i>EfficientNet-B0</i> lebih unggul dalam klasifikasi abnormalitas paru-paru dibandingkan <i>ResNet-50</i> . Efisiensi komputasi yang tinggi dengan parameter lebih sedikit.

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
		paru menggunakan dataset multi-sentrik.		<p>pengujian 99,62%. Dan pada Mendeley Dataset dihasilkan <i>ResNet-50: Accuracy training</i> 97,67%, <i>accuracy</i> pengujian 99,78%. <i>EfficientNet-B0: Accuracy training</i> 98,74%, <i>accuracy</i> pengujian 99,78%. <i>EfficientNet-B0</i> menunjukkan performa lebih baik dibandingkan <i>ResNet-50</i> dalam klasifikasi abnormalitas paru-paru. <i>EfficientNet-B0</i> menggunakan</p>	

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
				"compound scaling" dan "channel attention" untuk efisiensi dan fokus pada saluran informasi relevan.	
9	Leaf Image Identification: <i>CNN</i> with <i>EfficientNet-B0</i> and <i>ResNet-50</i> Used to Classify Corn Disease[20]	Membandingkan kinerja dua model <i>CNN</i> , <i>EfficientNet-B0</i> dan <i>ResNet-50</i> , untuk klasifikasi penyakit daun jagung.	<i>EfficientNet-B0</i> dan <i>ResNet-50</i>	<i>EfficientNet-B0</i> mencapai <i>accuracy</i> 94%, sedangkan <i>ResNet-50</i> mencapai <i>accuracy</i> 93%.	Penelitian ini menunjukkan bahwa <i>EfficientNet-B0</i> memiliki kinerja lebih baik dibandingkan <i>ResNet-50</i> dalam klasifikasi penyakit daun jagung, yang menjadikannya lebih efisien dan efektif untuk digunakan dalam aplikasi pertanian untuk membantu petani mendeteksi penyakit pada tanaman jagung lebih awal.
10	Perbandingan Kinerja Arsitektur	Membandingkan performa dua	<i>GoogLeNet</i> dan <i>ResNet-</i>	<i>ResNet-50</i> : <i>Accuracy</i> terbaik 90% dengan	Dataset terdiri dari 2686 gambar MRI yang terbagi menjadi 3 kelas:

No	Judul Penelitian	Tujuan	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Keterangan
	<i>ResNet-50</i> dan GoogLeNet pada Klasifikasi Penyakit Alzheimer dan Parkinson Berbasis Data MRI[21]	arsitektur <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> , <i>ResNet-50</i> dan GoogLeNet, dalam klasifikasi citra MRI pasien dengan penyakit Alzheimer dan Parkinson.	50	optimizer Adam, <i>epoch</i> 100, dan batch size 128. GoogLeNet: <i>Accuracy</i> terbaik 82% dengan optimizer Adam, <i>epoch</i> 100, dan batch size 128. <i>ResNet-50</i> menunjukkan performa lebih baik dibandingkan GoogLeNet dalam klasifikasi penyakit Alzheimer dan Parkinson.	Alzheimer Disease (894), CONTROL (898), dan Parkinson Disease (894).

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Peternakan Sapi

Peternakan sapi merupakan salah satu jenis peternakan hewan yang sering ditemui di wilayah pedesaan dan menjadi komoditas unggulan yang menduduki peringkat teratas, diikuti oleh ayam dan kambing[3]. Sektor peternakan sapi juga menjadi salah satu pilar pendukung ekonomi[22]. Beberapa jenis usaha peternakan sapi yang umumnya dijumpai di Indonesia termasuk usaha peternakan sapi potong dan sapi perah. Misalnya, Kabupaten Buru di Provinsi Maluku adalah salah satu wilayah utama populasi sapi potong, dengan 60% dari total populasi sapi potong di Provinsi Maluku berada di Kabupaten Buru, dan 40% lainnya tersebar di 7 Kabupaten yang berbeda[22], peternakan sapi perah juga merupakan jenis usaha yang sering ditemukan di Indonesia. Sebagai contoh, Jawa Timur adalah provinsi terbesar dalam produksi susu sapi di Indonesia, berdasarkan data dari tahun 2012 hingga 2016. Rata-rata produksi susu sapi di Jawa Timur mencapai 475,12 ribu ton, yang merupakan sebagian besar dari produksi susu nasional[23].

2.2.2 *Lumpy Skin Disease*

Lumpy Skin Disease atau *LSD* adalah penyakit menular yang disebabkan oleh *Lumpy Skin Disease Virus (LSDV)*, yang termasuk dalam genus *Capripoxvirus*, subfamili *Chordopoxvirinae*, dan keluarga *Poxviridae*. *Lumpy Skin Disease* adalah penyakit yang ditularkan melalui nyamuk, kantong semut, dan lalat (*Culicoides*). Penyakit ini biasa terjadi pada hewan ruminansia besar seperti kerbau ataupun sapi[24]. *LSD* memiliki dampak ekonomi yang signifikan bagi peternak susu dan daging, karena penyakit ini menyebabkan penurunan berat badan yang parah, kemandulan sementara atau permanen, keguguran, kerusakan kulit, serta penurunan berat badan[25]. Penyakit *LSD* pertama kali dilaporkan di Zambia pada tahun 1929 yang kemudian menyebar ke wilayah afrika

lainnya dan menjadi wabah di Israel pada tahun 1989 sebelum akhirnya menyebar ke negara-negara lain di Timur Tengah. Pada tahun 2014, penyakit ini mulai bermunculan di Iran sampai pada tahun 2015, penyakit ini dilaporkan pertama kali di Eropa yaitu di Yunani, di antara perbatasan Turki, Azerbaijan, Georgia, dan Rusia. Pada tahun 2016, penyakit ini dilaporkan mulai masuk ke bagian Eropa serta Asia[26], kemudian pada tahun 2022 penyakit ini pertama kali ditemukan di Riau, Indonesia sampai November 2022 telah ditemukan sebanyak 11.474 kasus *LSD* di 6 Provinsi berbeda di Indonesia menurut data di Sistem Informasi Kesehatan Hewan Nasional(ISIKHNAS)[8]. Penyakit ini ditandai oleh demam, adanya benjolan kulit yang keras, mukosa saluran pencernaan dan pernapasan, serta pembengkakan kelenjar getah bening pada hewan yang terjangkit[27].

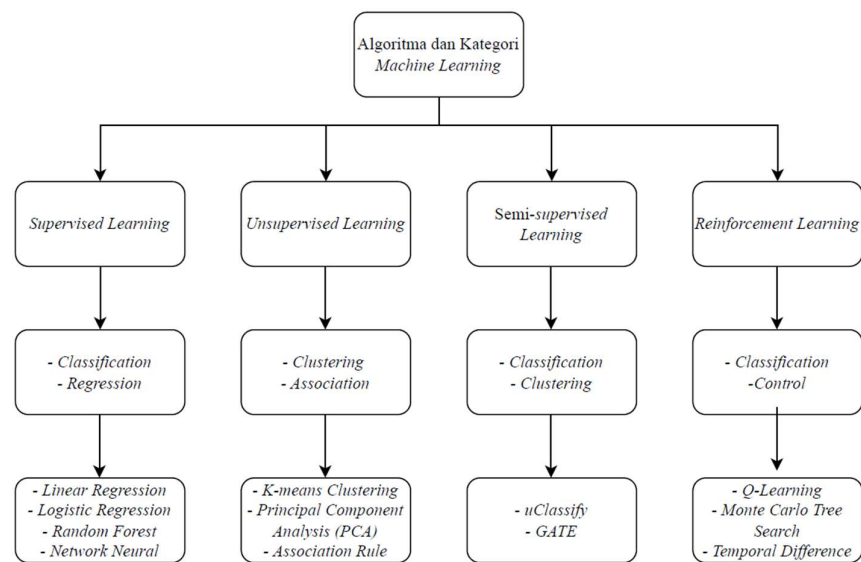
2.2.3 Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang dapat menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui. Model ini bisa berupa aturan “jika maka” atau pola lain yang mengidentifikasi perbedaan dalam berbagai kelas data[28]. Langkah-langkah dalam klasifikasi melibatkan identifikasi pola yang menjelaskan perbedaan tersebut dan menggunakan pola ini untuk memproyeksikan data yang belum diklasifikasikan ke dalam kelas yang sesuai. Tujuannya adalah agar data yang belum diberi label dapat diklasifikasikan secara akurat ke dalam kelas masing-masing berdasarkan model yang telah dibangun.[29].

2.2.4 Machine Learning

Machine Learning adalah bagian dari bidang Kecerdasan Buatan yang fokus pada cara komputer dapat meningkatkan kecerdasannya melalui pembelajaran dari data[30]. *Machine Learning* juga ditugaskan untuk memetakan *input* ke *output*

menggunakan fitur yang spesifik yang sudah dirancang secara manual untuk setiap tugas yang diberikan, ini berkaitan dengan pengembangan sistem yang mampu belajar secara otomatis tanpa perlu diprogram berulang kali oleh manusia. *ML* memanfaatkan data yang valid sebagai pembelajaran saat proses *training* sebelum digunakan untuk *testing* guna mencapai hasil *output* yang optimal[31]. *ML* mempunyai beberapa cabang, seperti *Supervised Learning*, *Unsupervised Learning*, dan *Reinforcement Learning*, berikut merupakan ilustrasi mengenai beberapa kategori algoritma *Machine Learning*:

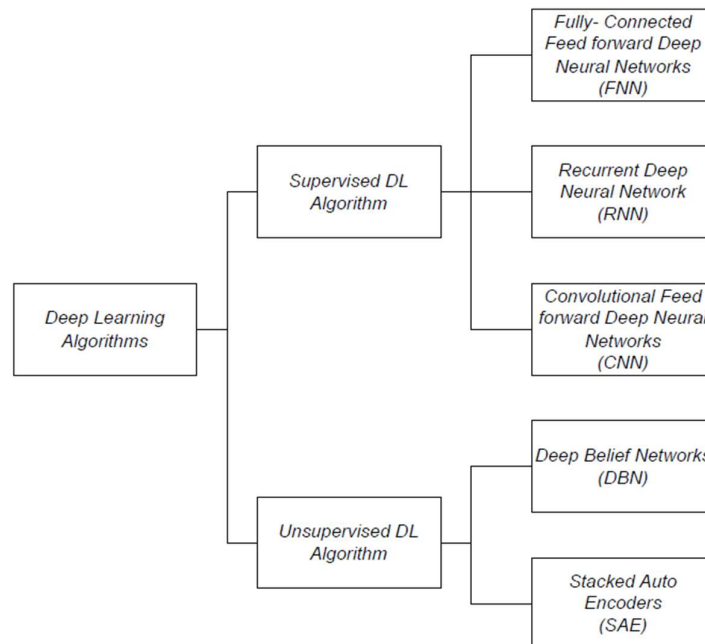


Gambar 2. 1 Algoritma dan Kategori *Machine Learning*[32].

2.2.5 Deep Learning

Deep Learning (DL) adalah salah satu cabang dari *machine learning* dengan konsep yang lebih kompleks untuk pembentukan arsitekturnya. Persamaan yang mendasar pada *ML* dan *DL* adalah dengan adanya pengembangan algoritma berdasarkan data, termasuk data yang terstruktur maupun data yang tidak terstruktur agar bisa

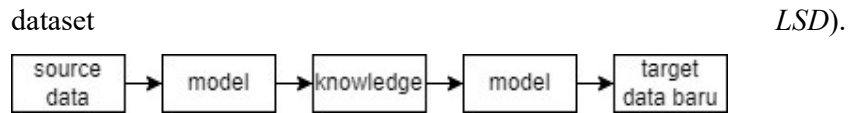
digunakan untuk proses *training* model. *DL* juga mempunyai model yang lebih rumit dibandingkan dengan model *ML* dikarenakan adanya *layer-layer* untuk pembelajaran. Berbeda dengan model Machine Learning, *DL* membutuhkan data yang lebih banyak yang lebih banyak karena agar *DL* bisa bekerja dengan baik dan menghasilkan model yang lebih teroptimisasi[32].



Gambar 2. 2 Jenis-Jenis *Deep Learning*[33].

2.2.1 *Transfer Learning*

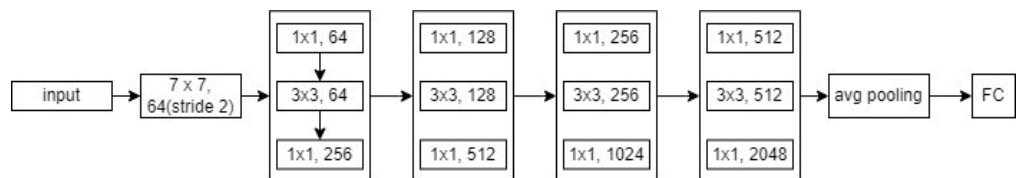
Transfer learning adalah metode yang memanfaatkan model yang telah dilatih sebelumnya untuk mengklasifikasikan dataset baru. Dengan pendekatan ini, tidak perlu melatih model dari awal, melainkan hanya melakukan penyesuaian pada tahap akhir model[34]. Transfer learning menggunakan model yang telah dilatih pada dataset domain tertentu (biasanya dataset *ImageNet*) dan kemudian disesuaikan (*fine-tuned*) untuk dataset baru (misalnya



Gambar 2. 3 Ilustrasi *Transfer Learning*[35]

2.2.2 *ResNet-50*

ResNet-50, atau Residual Network, adalah sebuah model yang dikembangkan oleh Microsoft dan berhasil memenangkan kompetisi ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition) pada tahun 2015. ILSVRC merupakan kompetisi tahunan yang mengumpulkan berbagai tim untuk mengembangkan algoritma terbaik dalam tugas-tugas *computer vision*. *ResNet-50* memiliki 50 lapisan dan lebih dari 25,6 juta parameter. Arsitekturnya mencakup kombinasi dari konvolusi, blok residual (di mana *input* sama dengan *output*), serta fully connected *layer*[36]. *ResNet-50* menunjukkan kemudahan optimalisasi yang lebih baik dibandingkan *CNN* “*vanilla*” karena adanya *layer* residual, yang memungkinkan gradien mengalir lebih efektif dan menghindari masalah “*vanishing gradient*”. Selain itu, *ResNet-50* mencapai peningkatan signifikan dalam klasifikasi gambar, mengurangi tingkat kesalahan top-5 pada dataset *ImageNet* menjadi 6,71%[37].

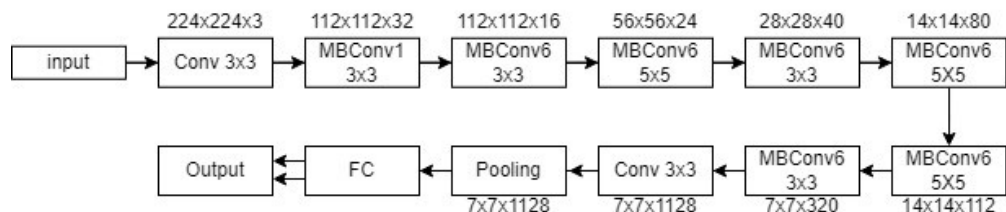


Gambar 2. 4 Ilustrasi *ResNet-50*[37]

2.2.3 *EfficientNet-B0*

EfficientNet adalah salah satu arsitektur *CNN* yang ditemukan dengan melakukan penskalaan secara teratur pada tiga komponen utama: kedalaman, kelebaran, dan resolusi. Penambahan ketiga komponen ini dilakukan dengan cara yang sangat teratur sehingga menghasilkan jumlah parameter yang lebih sedikit. Hal ini membuat waktu pemrosesan menjadi lebih cepat, sekaligus meningkatkan

accuracy dibandingkan dengan model lainnya[38]. *EfficientNet-B0* mencapai *accuracy* top-1 sebesar 77.1% pada ImageNet dengan hanya 5.3 juta parameter dan 0.39 miliar FLOPS. Dibandingkan dengan model lain seperti *ResNet-50* dan *DenseNet-169*, *EfficientNet-B0* menggunakan parameter dan FLOPS yang jauh lebih sedikit dengan tingkat *accuracy* yang lebih tinggi. Selain itu, *EfficientNet-B0* menunjukkan performa yang baik dalam transfer learning pada berbagai dataset seperti CIFAR-10 dan CIFAR-100, dengan pengurangan parameter hingga 21 kali lipat dibandingkan model sebelumnya. Temuan ini menunjukkan bahwa metode compound scaling yang digunakan dalam *EfficientNet-B0*, yang menyeimbangkan kedalaman, lebar, dan resolusi jaringan, dapat meningkatkan kinerja secara signifikan dengan efisiensi yang lebih baik. *EfficientNet-B0* memiliki keterbatasan karena terutama berfokus pada tugas klasifikasi gambar dan belum banyak mengeksplorasi aplikasi lainnya[39].

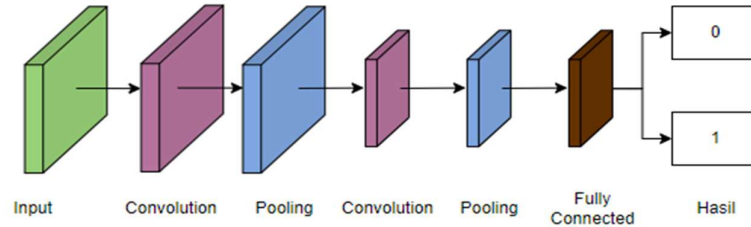


Gambar 2. 5 Ilustrasi *EfficientNet-B0*[39]

2.2.4 CNN

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan jaringan saraf tiruan yang mempunyai fungsi untuk mengolah data, seperti klasifikasi dan biasa diaplikasikan kepada data citra[40]. Pengimplementasian *CNN* terinspirasi dari visual cortex manusia

untuk pengenalan citra[41].



Gambar 2. 6 Arsitektur *Convolutional Neural Network*[40].

2.2.4.1 Convolution

Convolution adalah operasi matematika yang menggabungkan 2 matrik berbeda yang akan menghasilkan matrik dengan ukuran baru[42].

2.2.4.2 ReLU (*Rectified Linear Unit*)

Fungsi aktivasi *ReLU* (*Rectified Linear Unit*) mempunyai fungsi agar nilai negatif berubah menjadi nol pada matriks hasil konvolusi[43].

2.2.4.3 Pooling

Pooling adalah metode untuk pengurangan dimensi pada matriks hasil konvolusi dengan menggunakan operasi pooling dan terdiri dari filter ataupun *kernel* berukuran tertentu yang bergeser secara bergantian secara horizontal ke seluruh area *feature map*[42].

2.2.4.3.1 Max Pooling

Max-pooling adalah salah satu operasi *pooling* dengan cara mencari nilai maksimum dengan menggeser *kernel* sejauh nilai *stride*[42], ilustrasi max pooling ada pada **Gambar 2.7**.

1	1	2	4		
5	6	7	8		
3	2	1	0	6	8
1	2	3	4	3	4

Gambar 2. 7 Ilustrasi Max Pooling

2.2.4.4 Fully Connected Layer

Dalam *fully connected layer*, setiap *neuron* memiliki koneksi penuh ke setiap *activation* dalam lapisan sebelumnya. *Fully connected layer* terdiri dari 3 jenis *layer* yaitu seperti *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*.

2.2.4.4.1 Input Layer

Input Layer merupakan hasil dari penggabungan seluruh matriks *feature map* yang diperoleh dari tahap *layer pooling*. Seluruh *pixel* dalam matriks tersebut kemudian diubah menjadi vektor dengan panjang yang sama dengan jumlah *pixel* dalam matriks yang berasal dari *layer pooling*. Selanjutnya, semua nilai dalam *input layer* digunakan dalam perhitungan pada *hidden layer*.

2.2.4.4.2 Hidden Layer

Perhitungan pada lapisan ini melibatkan perkalian antara nilai-nilai dalam *Input Layer* dengan bobot yang telah diatur sebelumnya, kemudian ditambahkan dengan nilai bias[44].

2.2.4.4.3 Output Layer

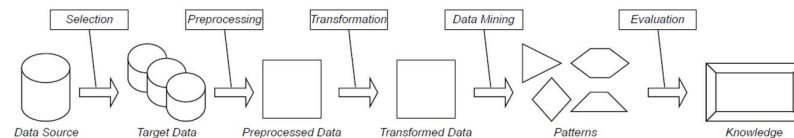
Perhitungan pada lapisan ini melibatkan perkalian antara nilai-nilai hasil perhitungan dari lapisan tersembunyi dengan bobot yang telah diatur sebelumnya, yang kemudian ditambahkan dengan nilai bias[44].

2.2.4.5 Softmax

Softmax adalah salah satu fungsi aktivasi yang digunakan untuk mengklasifikasikan data berdasarkan nilai probabilitas tertinggi. Nilai *softmax* atau probabilitas tiap data berkisar antara 0 hingga 1[45].

2.2.5 Knowledge Discovery in Database

Knowledge Discovery in Database (KDD) merupakan metode yang merujuk pada proses ekstraksi informasi dari sejumlah besar data digital, seperti yang ada dalam database atau dataset[46]. Proses pada *KDD* adalah seperti ekstraksi informasi seperti pengenalan pola yang belum tersektraksi, dan hasilnya bisa digunakan untuk melakukan decision making ataupun klasifikasi seperti penelitian yang sedang dilakukan[47]. F



Gambar 2. 8 Proses Metode *Knowledge Discovery in Database*[46]

Proses *KDD* bisa terlihat pada **Gambar 2.8** dengan rincian sebagai berikut:

2.2.5.1 Selection and Addition.

Pada langkah ini, semua data dikumpulkan dan diintegrasikan ke dalam satu dataset, yang menjadi dasar untuk pemodelan *Deep Learning*. Data ini bisa berasal dari dokumentasi, hasil pengambilan data dari internet, atau menggunakan dataset yang sudah tersedia di situs web seperti Kaggle ataupun Mendeley Data[47].

2.2.5.2 Preprocessing.

Pada proses ini, dilakukan langkah-langkah seperti *load* data, menghilangkan *noise*, dan *cleaning* data untuk

meningkatkan kualitas data untuk diproses ke proses selanjutnya[47]. Contoh lain untuk *preprocessing* adalah seperti Mengubah ukuran gambar untuk membuatnya seragam, melakukan pengurangan nilai rata-rata lokal dari setiap *pixel*, dan mengkonversi gambar ke skala abu-abu sebesar 50% untuk meratakan ketajaman citra[48].

2.2.5.3 Transformation.

Data transformation merupakan tahapan di saat data ditransformasikan dan disesuaikan untuk kebutuhan *data mining*. Pada langkah ini, dilakukan transformasi data seperti augmentasi data dengan resizing ataupun scaling untuk membantu pembelajaran model *Deep Learning* yang lebih baik[47]. Terdapat juga beberapa teknik untuk melakukan *data transformation* seperti *smoothing*, *attribut*, *construction*, *normalization*, *aggregation*, dan *discretization*[49].

2.2.5.4 Data Mining.

Proses *data mining* merupakan proses pengenalan informasi atau terhadap kebenaran yang baru dan berguna untuk pengenalan pola yang didapat dari data yang dapat diinterpretasikan oleh manusia [28]. Pada tahap *Data Mining* dilakukan sebuah tahap seperti klasifikasi, *clustering*, dan lain – lain[50].

2.2.5.5 Evaluation and Interpretation.

Proses Evaluasi adalah proses pemeriksaan apakah pola yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesa yang ada sebelumnya. Dalam tahap evaluasi, akan digunakan *Confusion Matrix* untuk mengevaluasi kinerja algoritma *CNN* dengan melihat hasil evaluasi berupa nilai *accuracy*[51].

2.2.5.6 Discovered Knowledge.

Pada fase terakhir, akan didapatkan sebuah hasil dari pembelajaran yang telah dilakukan oleh algoritma yang telah

dipilih seperti hasil klasifikasi dan diharapkan bisa memberikan efek pada penelitian yang sedang dilakukan[47].

2.2.6 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan tabel yang memperlihatkan hasil klasifikasi berdasarkan jumlah data uji yang terklasifikasi dengan benar dan yang salah[52]. *Confusion matrix* akan menggambarkan hasil evaluasi model setelah model menyelesaikan tugasnya, dan hasil ini akan disajikan dalam bentuk tabel[53]. Jika dataset yang digunakan memiliki dua kelas, maka kelas pertama akan dianggap sebagai kelas positif dan kelas kedua sebagai kelas negatif[53]. Evaluasi yang dihasilkan dari *confusion matrix* mencakup nilai *Accuracy*.

Tabel 2. 2 Confusion Matrix[41]

Nilai Aktual			
Nilai Prediksi		<i>LSD</i> (0)	Normal (1)
	<i>LSD</i> (0)	<i>TP</i>	<i>FP</i>
	Normal (1)	<i>FN</i>	<i>TN</i>

True Positive (TP) adalah banyaknya data positif dalam dataset yang teridentifikasi sebagai positif. *True Negative (TN)* adalah jumlah data negatif dalam dataset yang teridentifikasi dengan benar sebagai negatif. *False Positive (FP)* adalah jumlah data negatif dalam dataset yang salah diidentifikasi sebagai positif. *False Negative (FN)* adalah jumlah data positif dalam dataset yang salah diidentifikasi sebagai negatif[53]. Berikut merupakan persamaan evaluasi *Confusion Matrix*:

Accuracy merupakan jumlah perbandingan antara data yang benar setelah *testing* dengan jumlah keseluruhan data yang ada[53]. Rumus *Accuracy* ada pada persamaan 1.

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$