

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Pulpitis Gigi

Pulpitis adalah peradangan pada jaringan pulpa gigi. Jaringan pulpa adalah bagian terdalam dari gigi yang berisi pembuluh darah, saraf, dan jaringan ikat. Pulpa berfungsi untuk memberikan nutrisi dan sensasi rasa pada gigi. Pulpitis dapat disebabkan oleh berbagai faktor, yang paling umum adalah infeksi bakteri yang dapat terjadi akibat kerusakan pada enamel dan dentin, yaitu lapisan terluar dan terdalam gigi. Kerusakan ini dapat disebabkan oleh gigi berlubang, cedera, atau patah gigi (dr. Pittara, 2023). Gejala pulpitis yang paling umum adalah sakit gigi. Biasanya sakit gigi dapat terasa tajam, berdenyut, atau menusuk. Sakit gigi biasanya muncul saat makan atau minum, terutama makanan dan minuman yang manis, asam, atau dingin. Pada kasus yang parah, sakit gigi dapat terasa terus-menerus, bahkan saat beristirahat.

Adapun tanda-tanda atau gejala umum pulpitis diantaranya :

- a. Rasa sakit yang menusuk tajam dan intens
- b. Sakitnya cepat mereda setelah pemicunya dijauhkan dari gigi atau mulut.

Untuk tanda-tanda gejala seriusnya diantaranya :

- a. Sakit yang berdenyut
- b. Sakit berlangsung dari beberapa menit hingga beberapa jam
- c. Sakit bisa muncul secara tiba-tiba atau karena makan makanan panas atau dingin

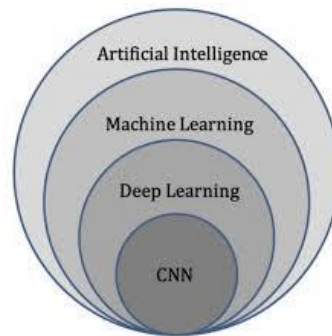
- d. Dalam posisi tubuh tertentu, seperti saat merunduk, nyeri dapat muncul atau menjadi lebih parah.
- e. Pada tahap lanjut, ligamen periodontal terkena dampak, dan rasa sakit biasanya terjadi di satu tempat.
- f. Nyeri biasanya menjadi lebih parah saat tidur.

2.2 Klasifikasi

Klasifikasi adalah strategi yang mengkaji perilaku dan karakteristik kelompok tertentu. Teknik ini dapat memberikan kategorisasi data baru dengan mengubah data yang telah diklasifikasikan sebelumnya dan menggunakan temuan tersebut untuk menghasilkan seperangkat aturan. Aturan ini diterapkan pada data yang baru dikategorikan (Kusnawi, 2007).

2.3 Deep Learning

Deep Learning adalah sub bidang pembelajaran mesin yang menggunakan jaringan saraf tiruan untuk memecahkan tantangan dengan kumpulan data yang sangat besar. Pendekatan *Deep Learning* menawarkan arsitektur yang sangat efektif untuk pembelajaran yang diawasi. Model pembelajaran dapat mendeskripsikan data gambar berlabel dengan lebih baik dengan menambahkan lapisan tambahan (Danukusumo & Kefin Pudi, 2017). *Deep Learning* adalah aspek lain dari AI yang menggunakan jaringan saraf tiruan untuk mempelajari pola dalam data visual. Struktur otak manusia yang terdiri dari banyak neuron yang saling berhubungan menginspirasi perancangan jaringan saraf tiruan ini.



Gambar 2. 1 Hierarki Machine Learning (Wilson Ong 2022)

Pemrosesan pembelajaran mendalam akan dilakukan sebagian pada lapisan tersembunyi dengan memanfaatkan jaringan syaraf tiruan (JST) dan informasi nilai masukan. *Deep Learning* juga akan melakukan modifikasi non-linier pada data masukan sebelum menyajikan hasil keluaran. Metode pembelajaran mendalam juga berbeda karena dapat mengurangi upaya pemrograman, memungkinkan pembelajaran mendalam membantu 7 menunjukkan temuan yang benar. Algoritma *Deep Learning* ini juga dapat digunakan untuk mengatasi masalah dengan menggunakan teknik yang berbeda tergantung pada jenis data yang diproses (Nisa Hanum Haran & Miftahul Hasanah, 2020).

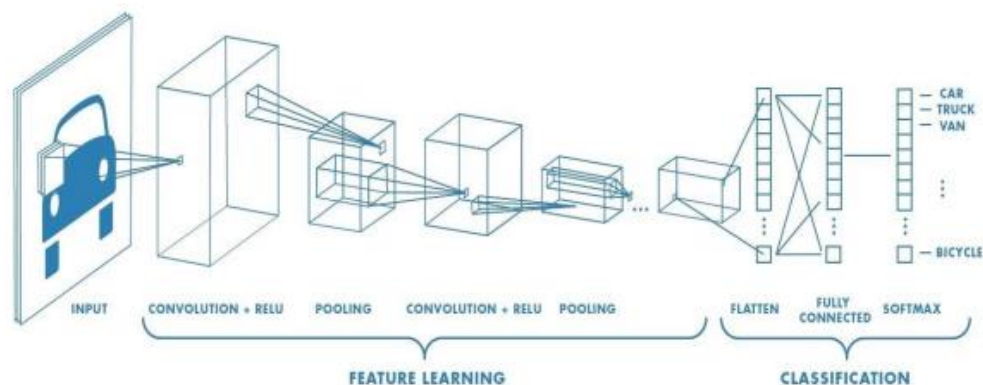
2.4 Supervised Learning

Supervised learning adalah penghitungan pembelajaran mesin yang juga dapat digunakan untuk klasifikasi dan regresi; hasil perhitungan regresi adalah nilai sebenarnya, antara lain uang, berat produk, berat badan, dll. Variabel kategori seperti “merah atau biru” atau “ya atau tidak” juga dapat digunakan untuk klasifikasi hasil komputasi menggunakan pembelajaran terarah. Saat melatih

model, pembelajaran yang diawasi menggunakan data berlabel. Data dengan nilai keluaran yang diinginkan dikenal sebagai data berlabel (Nofriani, 2019).

2.5 Convolutional Neural Network

Convolution Layer, atau lapisan konvolusi, dalam pengolahan citra adalah komponen kunci dalam *Convolutional Neural Network* (CNN). Fungsinya adalah untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari data citra melalui proses konvolusi.. Proses ini melibatkan pemindaian filter (*kernel*) konvolusi ke seluruh area citra untuk mendeteksi pola dan struktur tertentu. Setiap filter dalam *Convolution Layer* berfungsi sebagai detektor fitur tertentu. Misalnya, beberapa *filter* dapat mendeteksi tepi, sementara yang lain mungkin berfokus pada identifikasi sudut atau tekstur. Pada saat *filter* bergerak melintasi citra, mereka merespon terhadap pola-pola yang ditemui, menciptakan peta fitur yang mewakili karakteristik citra (Zouleykha et al., 2018).



Gambar 2. 2 Arsitektur Convolutional Neural Network (Sumit Saha, 2018)

Berdasarkan gambar 2.2 diketahui bahwa CNN terdiri dari 2 lapisan arsitektur, yakni antara lain (Azmi et al., 2023) :

a. Feature Learning

Bagian awal dari jaringan ini bertugas menerima gambar sebagai *input* dan mengolahnya menjadi numerik yang disebut peta *feature maps*. *Feature maps* ini adalah hasil dari lapisan konvolusi dan *pooling* yang bekerja secara berurutan. Lapisan konvolusi mengekstrak fitur-fitur penting dari gambar, sedangkan lapisan pooling merangkum informasi tersebut untuk mengurangi kompleksitas data. *Feature maps* yang dihasilkan kemudian diteruskan ke bagian selanjutnya dari jaringan yang bertanggung jawab untuk klasifikasi.

b. Classification

Bagian ini terdiri dari beberapa lapisan yang terhubung penuh (*fully connected*) antara satu sama lain, dengan setiap lapisan berisi sejumlah neuron. Input dari bagian sebelumnya, yaitu hasil ekstraksi fitur, diratakan menjadi satu dimensi sebelum dimasukkan ke lapisan pertama. Kemudian, data tersebut diproses melalui beberapa *hidden layer* pada bagian *fully connected*. Akhirnya, lapisan terakhir menghasilkan *output* berupa tingkat akurasi klasifikasi untuk setiap kelas.

Convolutional Layer, fungsi aktivasi (ReLU), dan *Pooling* adalah komponen utama *Convolutional Neural Network* (CNN). Karena CNN beroperasi secara hierarkis, hasil dari satu lapisan konvolusi dimasukkan ke lapisan berikutnya. Menurut (Laxman Katole et al., 2015), prosedur klasifikasi menggunakan fungsi

aktivasi (*Softmax*) dan lapisan yang terhubung sepenuhnya untuk menghasilkan hasil klasifikasi.

2.5.1 *Convolutional Layer*

Convolution Layer, atau lapisan konvolusi, dalam pengolahan citra adalah komponen kunci dalam *Convolutional Neural Network* (CNN). Fungsinya adalah untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari data citra melalui proses konvolusi. Proses ini melibatkan pemindaian filter (*kernel*) konvolusi ke seluruh area citra untuk mendeteksi pola dan struktur tertentu. Setiap filter dalam *Convolution Layer* berfungsi sebagai detektor fitur tertentu. Misalnya, beberapa *filter* dapat mendeteksi tepi, sementara yang lain mungkin berfokus pada identifikasi sudut atau tekstur. Pada saat filter bergerak melintasi citra, mereka merespon terhadap pola-pola yang ditemui, menciptakan peta fitur yang mewakili karakteristik citra. Berikut ini merupakan rumus untuk menentukan *convolutional layer* (Zouleykha et al., 2018)

$$n_{(w,h)} = \left\lceil \frac{n_{in} + 2p - k}{stride} \right\rceil + 1 \quad (1.1)$$

Keterangan :

$n(w,h)$ = Hasil input ukuran citra

k = Ukuran kernel yang digunakan

$stride$ = Ukuran *stride*

$2P$ = Ukuran *Padding*

n_{in} = Nilai ukuran citra input

a. *Stride*

Stride merupakan sebuah parameter untuk menyatakan jumlah pergeseran pada sebuah filter. Apabila *stride* bernilai 1, maka pada proses konvolusi kernel bergeser sebanyak 1 *pixel* secara horizontal lalu vertikal. Jika *stride* bernilai 2, kernel akan bergeser sebanyak 2 *pixel* secara horizontal lalu vertikal. Jika nilai *stride* yang digunakan semakin kecil, informasi yang diperoleh dari sebuah citra input akan semakin detail walaupun waktu komputasi yang dibutuhkan semakin besar. Meskipun demikian, dengan nilai *stride* yang kecil dan informasi yang diperoleh semakin detail bukan berarti bahwa performansi yang dihasilkan oleh sistem akan semakin baik (Magdalena et al., 2021).

b. Padding

Padding merupakan parameter untuk menyatakan jumlah *pixel* berisi nilai nol untuk diberikan di setiap sisi citra input dengan tujuan merekayasa dimensi *output* dari *convolution layer* agar dimensi *output* sama dengan dimensi input ataupun tidak berkurang dengan signifikan. Dengan demikian *convolution layer* yang digunakan akan lebih dalam yang menghasilkan lebih banyak ciri yang berhasil diekstrak (Magdalena et al., 2021).

2.5.2 *Pooling Layer*

Pooling layer melakukan sejumlah tindakan statistik pada peta fitur menggunakan nilai piksel terdekat sebagai masukan. Mengikuti sejumlah lapisan konvolusi, model CNN biasanya memiliki lapisan gabungan. Dengan menyisipkan lapisan penggabungan di antara lapisan konvolusi dalam model CNN, dapat mengontrol *overfitting*, menurunkan parameter jaringan dan beban komputasi, serta secara bertahap menurunkan volume keluaran pada peta fitur. Saat membuat model CNN, penting untuk memilih berbagai lapisan penggabungan yang dapat meningkatkan performa model (Lee et al., 2015).

2.5.3 **Fungsi Aktivasi**

Fungsi aktivasi digunakan untuk melakukan optimisasi algoritma yang dipilih. Struktur *neural network* akan ditingkatkan untuk mendapatkan hasil terbaik (Wang et al., 2020). *Convolutional Neural Network* menggunakan fungsi aktivasi :

1. *Rectified Linear Units (ReLU)*

Untuk memperkenalkan non-linearitas ke dalam jaringan saraf, metode yang paling umum adalah dengan menggunakan unit rektifikasi linear, juga dikenal sebagai ReLU. Menurut (Rohim et al., 2019), fungsi ini hanya maksimum (0, x). Dalam konteks pengolahan citra, ReLU membantu meningkatkan kemampuan jaringan untuk menangkap fitur-fitur yang lebih kompleks dan abstrak dalam data citra. Selain itu, ReLU membantu mengatasi

masalah gradien yang hilang (*vanishing gradient*) yang dapat muncul dalam pelatihan model, karena gradien dari fungsi ReLU selalu adalah 1 untuk nilai positif, memungkinkan perubahan bobot yang lebih efisien selama proses *training*.

2. *Softmax*

Softmax merupakan komponen fungsi aktivasi yang akan digunakan pada lapisan *output*. Lapisan output dan lapisan penuh terhubung memiliki banyak kesamaan, tetapi yang membedakan keduanya adalah bahwa lapisan output akan menggunakan *Softmax*, sedangkan lapisan penuh terhubung akan menggunakan ReLU (Defriani & Jaelani, 2022). *Softmax* memetakan nilai-nilai input ke dalam rentang probabilitas dari 0 hingga 1. Fungsi ini menghasilkan distribusi probabilitas yang memberikan bobot pada setiap kelas yang mungkin. Dengan kata lain, *softmax* dapat mengonversi skor keluaran menjadi probabilitas bahwa citra yang diinput masuk ke dalam setiap kelas yang diidentifikasi oleh model.

2.5.4 *Flatten*

Flatten layer adalah layer dalam jaringan saraf tiruan (*neural network*) yang berfungsi untuk mengubah bentuk output dari convolution layer menjadi vektor. *Convolution layer* menghasilkan output yang berbentuk

matriks. *Flatten layer* mengubah matriks tersebut menjadi vektor dengan cara meratakan setiap baris matriks menjadi satu elemen vektor.

Dalam pengolahan citra, *flatten* sering digunakan setelah serangkaian lapisan konvolusi dan *pooling* yang bertujuan untuk mengekstraksi fitur-fitur dari citra. Dengan mengubah matriks hasil ekstraksi fitur tersebut menjadi vektor satu dimensi, informasi dapat disusun secara linear dan diolah lebih lanjut oleh lapisan-lapisan *fully connected* yang biasanya mengakhiri arsitektur jaringan saraf konvolusional. Operasi *flatten* ini membantu menjembatani perbedaan antara ekstraksi fitur spasial dan pemrosesan linear di dalam jaringan saraf.

2.5.5 *Fully Connected Layer*

Setiap neuron pada lapisan sebelum dan setelahnya terhubung secara penuh dengan neuron pada lapisan sebelum dan setelahnya dalam neural network yang penuh terhubung (Hariyani et al., 2020). Dalam kebanyakan kasus, proses yang sepenuhnya terhubung ini ditemukan di akhir arsitektur. Ini digambarkan sebagai perkalian matriks sederhana, diikuti dengan penambahan vektor bias, dan penerapan fungsi non-linear yang ditunjukkan sebagai :

$$y = f(WTx + b) \quad (1.2)$$

Dimana vektor output y mengandung fungsi matriks sederhana dengan bobot koneksi antar unit, dikalikan dengan vektor input x , dan ditambahkan dengan vektor bias b (Khan et al., 2018).

2.6 *Optimizer*

Optimizer adalah metode yang digunakan untuk mencari nilai optimal dari parameter model (seperti bobot dan bias). *Optimizer* bekerja dengan cara meminimalkan nilai dari fungsi biaya (*cost function*), yaitu fungsi matematika yang mengukur seberapa baik model memprediksi hasil yang diharapkan. Dengan mempelajari bagaimana cara mengubah nilai bobot dan bias, *Optimizer* membantu mengurangi kesalahan prediksi model dan meningkatkan kinerjanya (Dishashree26 Gupta, 2024). Pada penelitian ini digunakan 3 jenis *Optimizer* yaitu *SGDM*, *ADAM*, *RMSPROP*.

2.6.1 *Stochastic Gradient Descent with momentum*

Gradien adalah indikator seberapa besar perubahan suatu variabel mempengaruhi hasil akhir. Dalam *Deep Learning*, gradien menunjukkan seberapa besar perubahan bobot mempengaruhi tingkat kesalahan. Gradient Descent adalah proses berulang untuk menemukan nilai minimum suatu fungsi. Dalam *Stochastic Gradient Descent* (SGD), bobot model disesuaikan setelah setiap data latih dievaluasi. Keunggulan SGD adalah kecepatannya dibandingkan *Batch Gradient Descent*, dan kemampuannya memberikan detail perubahan model karena penyesuaian dilakukan setelah setiap data dilatih. Namun, kelemahannya adalah kebutuhan komputasi yang tinggi dan banyaknya *noise* pada gradien akibat perubahan yang sering, sehingga tingkat

kesalahan bisa melonjak dan tidak menurun secara mulus (Niklas Donges, 2023).

2.6.2 Adaptive Moment Estimation

ADAM adalah metode untuk optimasi stokastik yang menghitung tingkat pembelajaran adaptif untuk setiap parameter. *ADAM* menyimpan momentum eksponensial *moving average* dari gradien dan kuadrat gradien, dan parameter *bias-corrected* digunakan untuk memastikan bahwa estimasi tidak bias terhadap nol. Metode ini mudah diimplementasikan, efisien secara komputasi, memiliki kebutuhan memori yang sedikit, invarian terhadap penskalaan diagonal gradien, dan sangat cocok untuk masalah yang besar dalam hal data dan/atau parameter. Metode ini juga tepat untuk tujuan non-stasioner dan masalah dengan gradien yang sangat bising dan/atau jarang. *Hyper-parameter* memiliki interpretasi intuitif dan biasanya memerlukan sedikit penyesuaian (Kingma & Ba, 2015).

2.6.3 Root Mean Square Propagation

RMSPROP (*Root Mean Square Propagation*) adalah algoritma optimisasi yang dikembangkan untuk melatih jaringan saraf dengan lebih cepat dan efisien. Algoritma ini bekerja dengan menyesuaikan *learning rate* secara dinamis berdasarkan pergerakan rata-rata kuadrat dari gradien. *RMSPROP* menjaga kecepatan *training* tetap stabil dengan membagi gradien oleh rata-rata eksponensial dari gradien sebelumnya, yang membantu dalam mengatasi

masalah *vanishing* dan *exploding gradients* yang sering muncul dalam pelatihan jaringan saraf yang dalam (Vitaly Bushaev, 2018).

2.7 State of The Art Penelitian

State of the art adalah pencapaian tertinggi dalam sebuah proses pengembangan sebuah penelitian. Sebagai contoh ada beberapa penelitian terkait yang sesuai dengan penelitian.

Tabel 2. 1 State of The Art Penelitian

No	Nama Pengarang	Tahun	Judul	Masalah	Solusi
1.	Nur Fadlia, Rifki Kosasih	2019	Klasifikasi Jenis Kendaraan Menggunakan Metode <i>Convolutional</i> <i>Neural Network</i> (CNN)	Salah satu cara untuk mengurangi kemacetan lalu lintas adalah dengan membangun jalur khusus yang hanya diizinkan untuk kendaraan roda dua, empat, atau lebih. Namun, banyak kendaraan masih melewati jalan yang berbahaya, seperti yang terlihat di Jalan Margonda Raya, Depok.	Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) digunakan dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi berbagai jenis kendaraan.

2.	Sona Nova Ria1, Miftahul Walid , Busro Akramul Umam	2022	Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Jenis Penyakit Kulit Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	Sebagian besar orang tidak tahu tentang penyakit kulit yang disebabkan oleh infeksi jamur, juga dikenal sebagai dermatofitosis, dan ada sedikit dokter spesialis kulit dan kelamin.	Jadi, metode untuk mengidentifikasi jenis penyakit kulit dengan menggunakan sistem pengolahan gambar dan jaringan saraf tiruan diperlukan. Studi ini menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) untuk mengidentifikasi.
3.	Aulia Rasyid, Lukman Heryawan	2023	Klasifikasi Penyakit	Pada saat ini, paramedis hanya dapat mendiagnosis pasien secara manual	AI diperlukan untuk membantu dan

			<p>Tuberculosis (TB) Organ Paru Manusia Berdasarkan Citra Rontgen Thorax Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)</p>	<p>dengan menggunakan gambar rontgen, meskipun penyakit TBC paru dapat didiagnosis melalui keluhan atau gejala klinis pasien, pemeriksaan kultur, pemeriksaan mikroskopis, radiologi, atau tes tuberkulin.</p>	<p>mempermudah dokter mengklasifikasikan tuberkulosis paru-paru berdasarkan gambar rontgen thorax. Studi ini menggunakan arsitektur MobileNet untuk merancang klasifikasi gambar x- ray penyakit tuberculosis berbasis <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN).</p>
--	--	--	---	--	---

4.	Dicki Irfansyah, Metty Mustikasari, Amat Suroso	2021	Arsitektur <i>Convolutional</i> <i>Neural Network</i> (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi	Rendahnya produktivitas kopi di Indonesia akibat serangan penyakit pada tanaman kopi. Penyakit pada daun tanaman kopi dapat menyebabkan penurunan produksi kopi secara signifikan karena penyakit tersebut dapat menyebar dengan cepat dari satu pohon ke pohon lainnya. Proses deteksi dan penanganan yang lambat memperburuk situasi ini. dengan cepat. Hal ini menyebabkan produksi kopi Indonesia menurun.	Kesulitan dalam mendiagnosis penyakit pulpitis pada gigi menggunakan citra radiografi periapikal. Radiografi periapikal dapat memberikan gambaran rinci tentang kondisi gigi dan jaringan sekitarnya, namun interpretasi hasil radiografi ini
----	---	------	---	--	---

					<p>membutuhkan keahlian khusus dari dokter spesialis radiologi gigi. Keterbatasan jumlah tenaga ahli dan kebutuhan akan hasil diagnosis yang cepat dan akurat menjadi tantangan tersendiri.</p>
5.	Kamil Malik	2021	<p>Klasifikasi Jenis Jambu Biji Berdasarkan Tekstur Daun</p>	<p>Sulit untuk membedakan jenis jambu karena daunnya mirip.</p>	<p>Untuk mengatasi masalah ini, klasifikasi melalui pengolahan gambar</p>

			Menggunakan <i>Convolutional Neural Networks</i> (CNN)		menggunakan metode <i>Convolutional Neural Networks</i> (CNN) adalah alternatif.
6.	Muhammad Farhan Amanda, Bambang Hidayat, Andy Shantyo P	2019	Deteksi Barodontalgia pada Kasus Perawatan Pulpitis Reversibel Melalui Sinyal Wicara dengan Metoda Linear Predictive	Bagaimana mendeteksi secara dini adanya barodontalgia pada pasien dengan pulpitis reversibel, terutama pada penyelam yang sering mengalami perubahan tekanan udara.	Menggunakan metode Linear Predictive Coding (LPC) dan klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk menganalisis sinyal wicara dari pasien. LPC digunakan untuk mengeksraksi ciri-ciri

			Coding (LPC) dan Klasifikasi K- Nearest Neighbor (K- NN)		dari sinyal wicara, sedangkan K-NN digunakan untuk mengklasifikasikan suara tersebut sebagai suara orang sehat atau suara orang dengan pulpitis reversibel.
7.	Nurul Huda Danial, Dian Setiawati	2024	Convolutional Neural Network (Cnn) Based On Artificial Intelligence In Periodontal	Kesulitan dalam mendiagnosis penyakit periodontal secara akurat dan efisien menggunakan metode konvensional seperti pengukuran klinis dan interpretasi radiografi. Metode-metode ini memiliki	Penggunaan algoritma CNN berbasis AI untuk membantu dokter gigi dalam mendiagnosis penyakit periodontal.

			Diseases Diagnosis	keterbatasan dalam hal reliabilitas, akurasi, dan potensi kesalahan manusia.	CNN adalah model <i>Deep Learning</i> yang telah terbukti efektif dalam pengenalan dan analisis citra, termasuk citra medis seperti radiografi gigi.
8.	Rahmad Kurniawan, Wirdatul Hasana, Benny Sukma Negara, Mohd Zakree Ahmad Nazri, Fitra Lestari, Iwan Iskandar	2021	Prediction Model for Diagnosis of Pulpitis Diseases using Learning Vector Quantization 3	Banyaknya orang yang enggan mengunjungi dokter gigi karena keterbatasan biaya dan akses, terutama di daerah terpencil. Hal ini menyebabkan banyak orang tidak mendapatkan edukasi yang cukup	Mengembangkan sistem prediksi penyakit pulpitis berbasis web dengan algoritma LVQ3. Menggunakan 192 data pasien dari rekam

				mengenai kebersihan gigi dan deteksi dini penyakit gigi, termasuk pulpitis.	medis di Pekanbaru, sistem ini mencapai akurasi 97,5%. Sistem ini diharapkan dapat membantu masyarakat mendapatkan diagnosis awal dan penanganan lebih cepat, serta membantu dokter gigi dalam membuat diagnosis yang akurat.
9.	Excelcis Oroh, Chairismi Lubis	2023	Klasifikasi Penyakit Gigi	Kebutuhan akan program yang dapat membantu masyarakat umum	Penggunaan CNN, yaitu salah satu

			Karies Dan Kalkulus Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i>	mengidentifikasi penyakit gigi karies dan kalkulus secara akurat dan cepat. Hal ini penting agar masyarakat dapat segera mendapatkan perawatan yang tepat sesuai dengan jenis penyakit gigi yang diderita	metode <i>Deep Learning</i> , untuk mengklasifikasikan gambar gigi ke dalam tiga kategori: karies, kalkulus, dan gigi sehat.
10.	Antony Vigil, , Subbiah Bharathi	2021	Diagnosis of Pulpitis from Dental Panoramic Radiograph Using	Kesulitan dalam mendiagnosis pulpitis secara akurat, terutama pada tahap awal. Pulpitis adalah penyakit gigi yang disebabkan oleh peradangan pulpa gigi, yang dapat menyebabkan rasa sakit dan infeksi. Diagnosis yang akurat sangat penting	Model diagnostik otomatis menggunakan algoritma HOG, DWT, dan pengklasifikasi multilevel untuk

			<p>Histogram of</p> <p>Gradients</p> <p>with Discrete</p> <p>Wavelet</p> <p>Transform and</p> <p>Multilevel</p> <p>Neural Network</p> <p>Techniques.</p>	<p>untuk menentukan rencana perawatan</p> <p>yang tepat.</p>	<p>menganalisis DPR.</p> <p>Model ini diharapkan</p> <p>dapat membantu</p> <p>dokter gigi dalam</p> <p>mendiagnosis pulpitis</p> <p>dengan lebih akurat</p> <p>dan efisien.</p>
--	--	--	--	--	---

2.8 Matriks Penelitian

Tabel 2. 2 Matriks Penelitian

No	Nama Peneliti	Tahun	Judul	Ruang Lingkup		
				Algoritma		Objek
				Ekstraksi	Pengujian	
1	Nur Fadlia, Rifki Kosasih	2019	Klasifikasi Jenis Kendaraan Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	-	CNN	Motor
2	Sona Nova Ria1, Miftahul	2022	Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Jenis Penyakit Kulit	-	CNN	Kulit

No	Nama Peneliti	Tahun	Judul	Ruang Lingkup		
				Algoritma		Objek
				Ekstraksi	Pengujian	
	Walid , Busro Akramul Umam		Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>			
3	Aulia Rasyid, Lukman Heryawan	2023	Klasifikasi Penyakit Tuberculosis (TB) Organ Paru Manusia Berdasarkan Citra Rontgen Thorax Menggunakan Metode	-	CNN	Rontgen Thorax Paru- Paru

No	Nama Peneliti	Tahun	Judul	Ruang Lingkup		
				Algoritma		Objek
				Ekstraksi	Pengujian	
			<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>			
4	Dicki Irfansyah, Metty Mustikasari, Amat Suroso	2021	Arsitektur <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi	-	CNN	Daun Kopi
5	Kamil Malik	2021	Klasifikasi Jenis Jambu Biji Berdasarkan Tekstur Daun Menggunakan	-	CNN	Jambu Biji

No	Nama Peneliti	Tahun	Judul	Ruang Lingkup		
				Algoritma		Objek
				Ekstraksi	Pengujian	
			<i>Convolutional Neural Networks (CNN)</i>			
6	Muhammad Farhan Amanda, Bambang Hidayat, Andy Shantyo P	2019	Deteksi Barodontalgia pada Kasus Perawatan Pulpitis Reversibel Melalui Sinyal Wicara dengan Metoda Linear Predictive Coding (LPC) dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-NN).	Linear Predictive Coding (LPC)	Klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-NN)	Sinyal Wicara

No	Nama Peneliti	Tahun	Judul	Ruang Lingkup		
				Algoritma		Objek
				Ekstraksi	Pengujian	
7	Nurul Huda Danial, Dian Setiawati	2024	Convolutional Neural Network (CNN) Based On Artificial Intelligence In Periodontal Diseases Diagnosis	-	CNN	Radiografi Gigi
8	Rahmad Kurniawan, Wirdatul Hasana, Benny Sukma	2021	Prediction Model for Diagnosis of Pulpitis Diseases using Learning Vector Quantization 3	-	Learning Vector Quantization 3 (LVQ3)	Data Rekam Medis Pasien Penyakit Pulpitis Di Klinik Gigi Di Pekanbaru.

No	Nama Peneliti	Tahun	Judul	Ruang Lingkup		
				Algoritma		Objek
				Ekstraksi	Pengujian	
	Negara, Mohd Zakree Ahmad Nazri, Fitra Lestari, Iwan Iskandar					
9	Excelcis Oroh,	2023	Klasifikasi Penyakit Gigi Karies Dan Kalkulus Menggunakan	-	CNN	Citra Mulut Manusia

No	Nama Peneliti	Tahun	Judul	Ruang Lingkup		
				Algoritma		Objek
				Ekstraksi	Pengujian	
	Chairismi Lubis		<i>Convolutional Neural Network</i>			
10	Antony Vigil, , Subbiah Bharathi	2021	Diagnosis of Pulpitis from Dental Panoramic Radiograph Using Histogram of Gradients with Discrete Wavelet Transform and Multilevel Neural Network Techniques.	Discrete Wavelet Transform (DWT)	Multilevel Neural Nerwork	Radiografi Periapikal Gigi

No	Nama Peneliti	Tahun	Judul	Ruang Lingkup		
				Algoritma		Objek
				Ekstraksi	Pengujian	
11	Febby Lavenia	2024	Klasifikasi Penyakit Pulpitis Pada Citra Radiograf Periapikal Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	-	CNN	Radiografi Periapikal Gigi

2.9 Relevansi Penelitian

Tabel 2. 3 Relevansi Penelitian

Peneliti	Antony Vigil, , Subbiah Bharathi (2021)	Febby Lavenia (2024)
Judul	Diagnosis of Pulpitis from Dental Panoramic Radiograph Using Histogram of Gradients with Discrete Wavelet Transform and Multilevel Neural Network Techniques.	Klasifikasi Penyakit Pulpitis Pada Citra Radiograf Periapikal Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)
Masalah Penelitian	Kesulitan dalam mendiagnosis pulpitis secara akurat, terutama pada tahap awal. Pulpitis adalah penyakit gigi yang disebabkan oleh peradangan pulpa gigi, yang dapat	Kesulitan dalam mendiagnosis penyakit pulpitis pada gigi menggunakan citra radiografi periapikal. Radiografi periapikal dapat memberikan gambaran rinci tentang kondisi gigi dan jaringan sekitarnya,

	menyebabkan rasa sakit dan infeksi. Diagnosis yang akurat sangat penting untuk menentukan rencana perawatan yang tepat.	namun interpretasi hasil radiografi ini membutuhkan keahlian khusus dari dokter spesialis radiologi gigi. Keterbatasan jumlah tenaga ahli dan kebutuhan akan hasil diagnosis yang cepat dan akurat menjadi tantangan tersendiri.
Objek Penelitian	Radiograf Pulpitis	Radiograf Pulpitis
Algoritma	Metode Histogram of Gradients (HoG) dan Discrete Wavelet Transform (DWT)	Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)

Metode *Convolutional Neural Network* memiliki kelebihan karena tidak memerlukan *pre-processing*, segmentasi, atau ekstraksi fitur secara manual, sehingga lebih efisien dalam prosesnya. Sedangkan, metode *Histogram of Gradients* (HoG) dengan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) memiliki *pre-processing* yang lebih kompleks, termasuk *Histogram Equalization*, *Gaussian filter*, dan *Median filter*.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* mencapai akurasi 98,75%, lebih tinggi dibandingkan dengan metode *Histogram of Gradients* (HoG) dengan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) yang mencapai akurasi 91,09%. Selain itu, penelitian menggunakan metode *Convolutional Neural Network* menggunakan dataset yang lebih besar, yaitu 1.000 citra, dibandingkan dengan penelitian menggunakan metode *Histogram of Gradients* (HoG) dengan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) yang hanya menggunakan 200 citra.