

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Tinjauan Pustaka

Keakuratan dalam menilai batu ginjal pada citra CT-Scan diperlukan dalam menegakkan diagnosis. Sistem diagnosis dengan bantuan komputer secara otomatis adalah solusi dalam membantu dokter radiologi dalam melakukan pembacaan diagnosis secara akurat, efektif dan efisien. Penggunaan pembelajaran mendalam dengan model XResnet-50 dalam mendeteksi batu ginjal, pada penelitian tersebut masih terdapat kelemahan, diantaranya; ujung tulang rusuk yang superposisi dengan batu di daerah ginjal, hal tersebut menyebabkan kesalahan dalam menilai batu, penelitian hanya dilakukan pada satu tempat saja (Yildirim dkk., 2021).

Klasifikasi batu saluran kemih penting sebelum tindakan pengobatan, karena tindakan pengobatan selanjutnya tergantung pada: tiga jenis batu saluran kemih, yaitu batu kalsium, asam urat, dan batu campuran. Penelitian ini telah mengembangkan secara otomatis untuk klasifikasi batu kemih menjadi tiga jenis berdasarkan gambar dari tomografi mikro (mikro-CT). Penelitian tentang penilaian secara otomatis untuk menilai jenis batu saluran kemih menjadi tiga jenis (kalsium, asam urat, dan campuran batu), dengan menggunakan model CNN. Penelitian tersebut masih terdapat kekurangan dengan masih perlu di tambahkan jumlah citra dalam mengevaluasi jenis batu dan penilaian jenis batu dilakukan pada batu yang telah diambil melalui operasi (Fitri LA dkk., 2020).

Sulitnya mendeteksi batu ginjal pada citra CT Scan yang berukuran kecil dan membutuhkan waktu dalam pengolahannya, sehingga perlu suatu sistem otomatis yang dapat membantu dokter dalam mendeteksi batu ginjal secara akurat. Penelitian tentang penggunaan pembelajaran mendalam dengan model k Nearest Neighbor (kNN) dan DarkNet19 dalam mendeteksi batu ginjal. Penelitian masih terdapat kekurangan pada hasil yang didapat, belum bisa menunjukkan letak/ lokasi batu ginjal (Baygin M dkk., 2022).

Sulitnya deteksi batu ginjal pada citra CT Scan yang berukuran kecil dan membutuhkan waktu dalam pengolahannya, sehingga perlu suatu sistem otomatis

yang dapat membantu dokter dalam mendeteksi batu ginjal secara akurat. Penelitian tersebut dilakukan dengan metode pembelajaran mendalam secara otomatis untuk mendeteksi komposisi batu ginjal dari citra batu. komposisi bervariasi diantaranya Calcium oksalat Monohidrat (COM), Asam Urat (UA), magnesium ammonium phosphate hexahydrate (MAPH/struvite), calcium hydrogen phosphate dihydrate (CHPD/brushite), dan sistem batu. Penelitian dilakukan dengan klasifikasi otomatis diterapkan pada batu saluran kemih yang telah diangkat melalui operasi (Black KM dkk., 2020). Penelitian sebelumnya juga dilakukan sebatas deteksi batu ginjal (Cui dkk., 2021), (Patro et al., 2023), (Gulhane et al., 2024), (Asif et al., 2024), (Ding dkk., 2025). Penelitian Rice dkk., (2021) dilakukan dengan menilai tingkat batu menggunakan modalitas Shockwave Lithotripsy, sedangkan penelitian Alnazer dkk., (2021) deteksi ginjal kronis dengan menggunakan modalitas MRI, maka penelitian memiliki keaslian, keaslian penelitian ditunjukkan pada Tabel 2.1:

Tabel 2.1 Keaslian Penelitian

Nama tahun	Model	Deteksi	Kekurangan
Yildirim dkk., 2021	XResNet-50 (Akurasi 96,82)	Batu, normal (CT)	1. Ujung tulang rusuk yang superposisi dengan batu di daerah ginjal, menyebabkan kesalahan dalam menilai batu. 2. Penelitian hanya dilakukan pada satu tempat saja, Rumah Sakit Elazığ Fethi Sekin City Hospital, Turkey.
Baygin dkk., 2022	ExDark19 (Akurasi 99,22)	Batu, normal (CT)	1. Model perlu diuji dengan lebih beragam dataset untuk menggeneralisasi kinerja dan mendapatkan model yang lebih kuat. 2. Penelitian hanya mendeteksi ada dan tidaknya batu, namun belum bisa menunjukkan letak dan lokasi batu ginjal.
(Fitri dkk., 2020)	CNN (Akurasi 09959)	Jenis batu (Micro CT)	Penelitian ini, klasifikasi otomatis diterapkan pada batu saluran kemih yang telah diangkat melalui operasi.

Tabel 2.1. Keaslian Penelitian (lanjutan)

Nama tahun	Model	Deteksi	Kekurangan
(Black dkk., 2020)	(CNN), <i>ResNet-101</i> (<i>ResNet</i> , <i>Microsoft</i>) (Akurasi 85)	Komposisi batu	Klasifikasi otomatis diterapkan pada batu saluran kemih yang telah diangkat melalui operasi.
(Shkolyar dkk., 2019)	<i>KistaoNet</i>	kanker kandung kemih	Penelitian dilakukan untuk mendeteksi tumor pada kandung kemih.
(Yan dkk., 2018)	CADe/CADx	Menilai lesi pada saluran kemih (CT)	Perlunya dilakukan pengembangan penelitian dengan penggunaan dataset <i>DeepLesion</i> yang lebih banyak dan ditingkatkan dalam pendeteksian.
(Zhang & Dahu, 2019)	CADe/CADx	Menilai lesi pada saluran kemih (CT)	Perlunya dilakukan pengembangan penelitian dengan penggunaan dataset <i>DeepLesion</i> yang lebih banyak dan ditingkatkan dalam pendeteksian.
(Rice dkk., 2021)	ANN (Akurasi 79)	Tingkat batu (<i>Shockwave Lithotripsy</i> (SWL))	Perlu dikembangkan lagi model ML secara rutin dalam prediksi praktik klinis.
(Alnazer dkk., 2021)	kecerdasan buatan (Akurasi <99)	Mendeteksi ginjal kronis (<i>MRI</i>)	Perlunya penelitian lebih lanjut dari penggunaan pembelajaran mendalam dalam menilai segmentasi dari kontur ginjal.
(Cui dkk., 2021)	U-Nets 3D (Akurasi 95,9)	Mendeteksi batu (<i>CT</i>)	diperlukan penelitian lebih lanjut terkait aplikasi dan metode yang lebih baik dan akurat pada klinis yang di gunakan.
(Patro et al., 2023)	Kronecker	Batu ginjal	Teknik konvolusi berbasis produk Kronecker digunakan dalam arsitektur pembelajaran mendalam, untuk mengurangi redundansi peta fitur tanpa tumpang tindih konvolusi. dapat membantu membuat jaringan lebih efektif dengan mengekstraksi fitur citra.

Tabel 2.1. Keaslian Penelitian (lanjutan)

Nama dan tahun	Model	Deteksi	Kekurangan
(Gulhane et al., 2024)	Deep Neural Network (DNN)	Deteksi batu ginjal	Menggabungkan pembelajaran mesin tradisional dan jaringan saraf dalam, seperti Gradient Boosting Classifier, Light GBM, CatBoost, Support Vector Classifier (SVC), Random Boost, Logistic Regression, XGBoost, Deep Neural Network (DNN), dan Improved DNN. pendekatan integratif memungkinkan identifikasi pola rumit dalam kumpulan data.
(Asif et al., 2024)	StackedEnsembleNet dan PSOWeightedAvgNet	Deteksi batu ginjal	Dengan mengatasi keterbatasan model pembelajaran mendalam yang ada, StackedEnsembleNet dan PSOWeightedAvgNet menawarkan pendekatan yang menjanjikan untuk deteksi batu ginjal yang akurat, yang berkontribusi pada peningkatan hasil diagnosis dan pengobatan di bidang nefrologi.
(Ding dkk., 2025)	Alexnet dan ELM	Deteksi batu ginjal	Konfigurasi pembelajaran mendalam baru yang didasarkan pada jaringan Alexnet dan Extreme Learning Machine (ELM) digunakan untuk memberikan temuan diagnosis batu ginjal yang lebih baik.

Penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, maka penelitian memiliki keaslian belum ada metode deteksi penyakit pada ginjal diantaranya tumor, kista, batu dan ginjal normal dengan menggunakan citra CT Scan Axial.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Anatomi Sistem Urinaria

Organ urinaria terdiri dari ginjal, ureter, buli-buli dan uretra. Sistem urinaria termasuk dalam sistem *urogenitalia* terletak di rongga *retroperitoneal* dan terlindung oleh organ lain yang mengelilinginya. Ginjal berfungsi mensekresikan sebagian besar produk sisa metabolisme. Ginjal mempunyai peranan penting untuk mengatur keseimbangan air dan elektrolit di dalam tubuh

dan mempertahankan keseimbangan asam-basa darah. Produk sisa metabolisme meninggalkan ginjal sebagai urin yang mengalir ke ureter menuju kandung kemih. Urin keluar dari tubuh melalui uretra melalui mekanisme miksi (Snell., 2019).

Ginjal terletak di rongga perut bagian atas di kedua sisi kolumna vertebra dan belakang peritoneum. Bagian atas ginjal terletak pada permukaan bawah diafragma dan terlindungi oleh tulang rusuk bawah. Ginjal kiri lebih tinggi dari pada ginjal kanan. Ginjal kanan lebih rendah daripada ginjal kiri karena organ liver pada kuadran perut kanan atas (Scanlon., 2015).

Besar dan berat ginjal bervariasi tergantung dengan umur, jenis kelamin, serta ada tidaknya ginjal di sisi lain. Autopsi klinis didapatkan ukuran rata-rata ginjal untuk orang dewasa 11,5 cm (panjang) x 6 cm (lebar) x 3,5 cm (tebal). Beratnya bervariasi antara 120-170 gram, atau kurang lebih 0,4% dari berat badan (Purnomo., 2016).

1. Struktur ginjal

Anatomis ginjal terbagi dalam 3 bagian yaitu kulit (korteks), sumsum ginjal (medula), dan bagian rongga ginjal (pelvis renalis) (Nuari., 2018).

a. Korteks

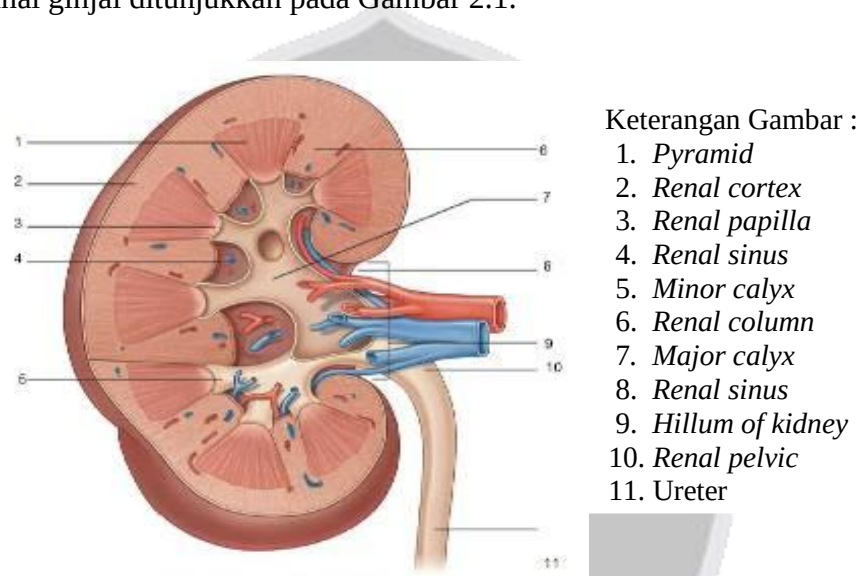
Korteks ginjal terdapat bagian yang bertugas melaksanakan penyaringan darah yang disebut nefron. Nefron banyak mengandung kapiler darah yang tersusun bergumpal-gumpal disebut *glomerulus*. Setiap *glomerulus* dikelilingi oleh simpai Bowman, gabungan antara *glomerulus* dengan simpai Bowman disebut badan *malpighi*. Penyaringan darah terjadi di dalam badan *malpighi* (Nuari., 2018).

b. Medula

Medula ginjal terdiri dari beberapa badan berbentuk kerucut yang disebut piramid *renal*. Bagian medula berkumpul ribuan pembuluh halus yang merupakan lanjutan dari simpai Bowman. Setelah mengalami beberapa proses di bagian ini urine akan dibawa, yang merupakan hasil dari penyaringan darah dalam badan *malpighi* (Nuari., 2018).

c. Pelvis renalis

Ginjal dan ureter letaknya berdekatan dan bagian dari saluran kencing. Bagian dari ginjal yang sering terjadi batu adalah daerah pelvis ginjal. Pelvis ginjal adalah ujung ureter yang berpangkal di ginjal yang berbentuk corong lebar, bercabang membentuk kaliks mayor dan kaliks minor. Kaliks minor akan menampung urine yang terus keluar dari papila. Kemudian urine dialirkan ke kaliks mayor menuju pelvis renalis dan ureter (Nuari., 2018). Irisan longitudinal ginjal ditunjukkan pada Gambar 2.1.



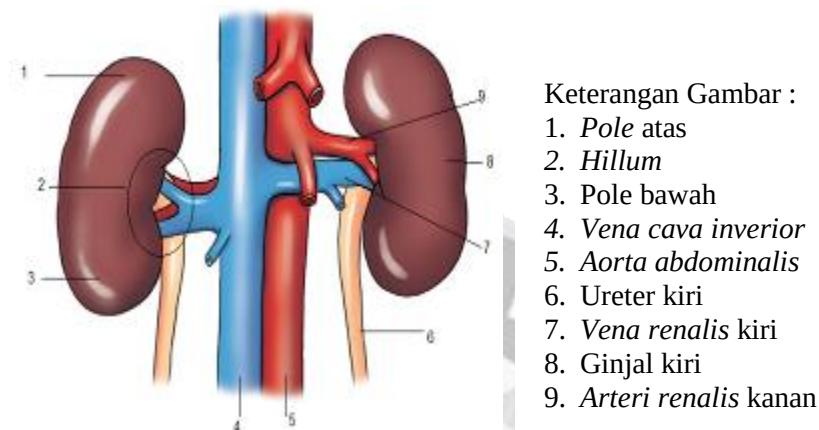
Gambar 2.1 Irisan Longitudinal Ginjal (Drake dkk., 2019)

2. Vaskularisasi ginjal

Suplai darah ke ginjal diperankan oleh *arteri* dan *vena renalis*. *Arteri renalis* yang merupakan cabang langsung dari *aorta abdominalis*, yang bermuara langsung ke dalam *inferior vena cava*. *Inferior vena cava* terletak di sebelah *anterior arteri renalis* pada sisi kanan *vertebrae*. *Vena renalis* lebih panjang dari pada *arteri* pada sisi kiri *vertebrae* (Purnomo., 2016).

Arteri renalis bercabang menjadi *anterior* dan *posterior*. Cabang posterior meliputi segmen medial dan posterior ginjal. Cabang anterior meliputi atas, bawah, dan seluruh segmen anterior ginjal. *Arteri renalis* bercabang menjadi *arteri interlobaris* yang berjalan di dalam *kolumna bertini*. *Arteri interlobaris* bercabang kecil menuju *glomerulus* sebagai *arteri afferen* dan menuju ke *tubulus ginjal*.

Sistem arteri ginjal adalah arteri yang tidak mempunyai cabang arteri lain, apabila terjadi kerusakan pada salah satu cabang arteri ini, maka akan terjadi nekrosis pada daerah yang dilayaninya (Purnomo., 2016). Pembuluh darah ginjal ditunjukkan pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Pembuluh darah ginjal (Lampignano., 2018)

2.2.2 Fisiologi ginjal

Sebelum darah menjadi urin, akan terjadi tiga proses di dalam ginjal yaitu filtrasi, reabsorpsi, dan augmentasi. Proses filtrasi terjadi di kapiler *glomerulus* yang disertai penyerapan kembali sel darah merah, keping darah merah dan sebagian besar protein plasma. Hasil penyaringan *glomerulus* disebut urin primer. Proses reabsorpsi urine terjadi pada tubulus kontortus proksimal, sedangkan pada tubulus kontortus *distal* terjadi proses augmentasi (penambahan zat sisa dan urea). Setelah terjadi reabsorpsi maka akan dihasilkan urin sekunder yang bersifat racun karena mengandung urea (Nuari., 2018).

Ginjal berfungsi untuk mengontrol sekresi hormon-hormon *aldosterone* *Anti Diuretic Hormone* (ADH) dalam mengatur jumlah cairan tubuh, mengatur metabolisme ion kalsium dan vitamin D, menghasilkan beberapa hormon. Hormon yang dihasilkan yaitu *eritropine* yang berperan dalam pembentukan sel darah merah, dan *renin* yang berperan dalam mengatur tekanan darah (Purnomo., 2016)

Glomerulus adalah bagian ginjal yang berfungsi sebagai *filter*. Setiap menit kira-kira 1 liter darah yang 500 ccm *plasma* mengalir melalui semua *glomeruli*, dan sekitar 100 ccm (10 persen) disaring keluar. Plasma yang berisi semua garam, glukosa dan benda halus lainnya disaring. Sel dan protein plasma terlalu besar

untuk menembus pori pada *filter glomerulus* dan tetap tinggal pada aliran darah (Purnomo., 2016).

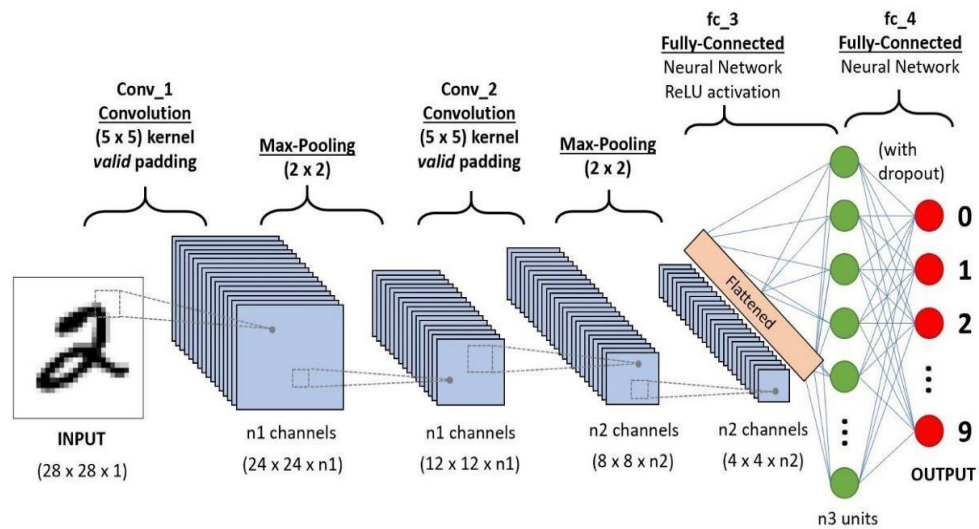
2.2.3 Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*)

Kecerdasan buatan merupakan suatu cabang dalam bidang komputer sains yang membahas bagaimana sebuah komputer dapat meniru cara berpikir seperti manusia. Kecerdasan buatan komputer dapat mengambil kesimpulan dan memutuskan suatu permasalahan seperti layaknya manusia. Kecerdasan buatan sebagai suatu sistem komputer yang dirancang untuk berinteraksi dengan dunia melalui kemampuan-kemampuan tertentu dan perilaku intelijen yang kita sadari seperti manusia pada umumnya (Luckin dkk., 2016). Hal tersebut dikuatkan oleh Colen yang menyatakan bahwa kecerdasan buatan merupakan teori yang mendasari tentang mekanisme suatu kecerdasan serta metode empirik untuk membangun dan menguji kemungkinan-kemungkinan model dalam mendukung suatu teori.

2.2.4 *Convolutional Neural Network-CNN* (Jaringan syaraf konvolusional)

CNN merupakan salah satu model kecerdasan buatan yang banyak digunakan untuk keperluan analisis citra atau visual (Wira dkk., 2020). Secara prinsip, CNN meniru *visual cortex* pada mamalia. CNN memiliki neuron-neuron yang disusun secara tiga dimensi, jadi memiliki panjang, lebar, dan tinggi. Sehingga CNN sangat efektif dan efisien untuk menganalisis citra, seperti diilustrasikan pada Gambar 2.3 (Wira dkk., 2020). Lapisan CNN mentransformasikan volume masukan tiga dimensi (3D masukan volume) ke dalam volume keluaran tiga dimensi aktivasi-aktivasi sel saraf (3D keluaran volume of neuron activations). Pada gambar tersebut, masukan berupa citra berwarna, dimana lebar dan tinggi menyatakan dimensi citra tersebut sedangkan kedalaman (*depth*)-nya adalah 3 yang menyatakan kanal *red*, *green*, *blue* (RGB).

Arsitektur CNN sangat sederhana: terdiri atas satu lapis masukan (*Input layers*), satu lapis keluaran (*output layers*), dan sejumlah lapis tersembunyi (*hidden layers*). Lapis tersembunyi umumnya berisi lapisan konvolusional, lapisan *pooling*, lapisan *normalization*, lapisan *ReLU*, lapisan *fully connected*, dan lapisan *loss*. Arsitektur CNN ditunjukkan pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Arsitektur CNN (Suyanto., 2019).

Lapisan konvolusional merupakan bagian dari tahapan pada arsitektur CNN. Tahap ini melakukan operasi konvolusi pada keluaran dari lapisan sebelumnya. Lapisan tersebut adalah proses utama yang mendasari jaringan arsitektur CNN. Konvolusi adalah istilah matematis dimana aplikasi sebuah fungsi pada keluaran fungsi lain secara berulang (Suyanto., 2019). Operasi ini menerapkan fungsi keluaran sebagai peta ciri (*feature map*) dari masukan citra. Masukan dan keluaran ini dapat dilihat sebagai dua argumen bernilai riil. Perhitungan untuk umpan maju (*forward pass*) dan perambatan balik (*backpropagation*) di lapisan konvolusional mengikuti prosedur standar dalam literatur, dan memiliki filter terlatih dan satu bias latih setiap *map*.

Jika menambahkan istilah bias ke operasi konvolusi, maka nantinya dapat membuat hasil konvolusi positif pada bagian tepi horisontal dan vertikal dengan arah tertentu (bagian tepi horisontal dengan piksel di atasnya lebih cerah dari pada piksel di bawahnya), dan negatif pada lokasi lain. Pola-pola yang lebih kompleks ini akan lebih lanjut dirangkai oleh lapisan yang lebih dalam untuk mengaktifkan bagian-bagian objek yang bermakna secara semantik atau bahkan jenis objek tertentu. Selain itu juga manfaat dari lapisan konvolusional adalah semua lokasi spasial membagi kernel konvolusi yang sama, yaitu dengan mengurangi jumlah parameter yang diperlukan untuk lapisan konvolusi (Suyanto, 2019).

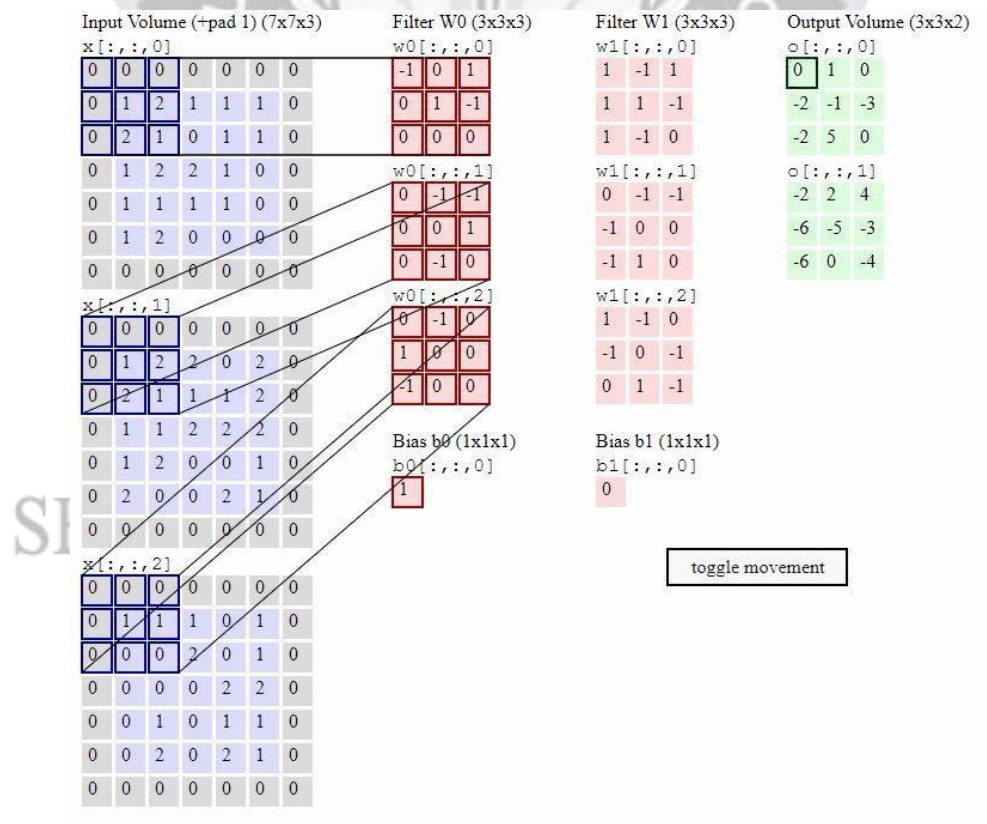
Penentuan volume keluaran dapat ditentukan dari masing-masing lapisan dengan *hyperparameters*, yang digunakan pada persamaan di bawah ini digunakan untuk menghitung banyaknya neuron aktivasi dalam sekali keluaran. Persamaan untuk menghitung *hyperparameters* adalah sebagai berikut:

$$(W - F + 2P)/(S + 1) \quad (3.4)$$

Dengan:

- W = Ukuran masukan gambar
- F = Ukuran Filter
- P = Nilai *Padding* yang digunakan
- S = Ukuran Pergeseran (*Stride*)

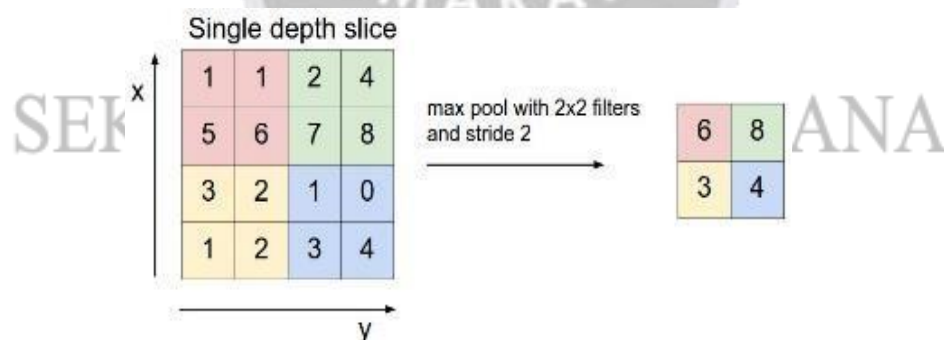
Lapisan konvolusional terdiri dari neuron yang tersusun sedemikian rupa sehingga membentuk sebuah filter dengan panjang dan tinggi (piksel).



Gambar 2.4 lapisan pooling konvolusional (Wira dkk., 2020)

Lapisan pertama pada lapisan ekstraksi ciri (*feature extraction*) adalah lapisan konvolusional. Lapisan dengan ukuran $6 \times 6 \times 3$, panjang 6 piksel, tinggi 6 piksel dan jumlah 3 buah. Ketiga filter ini akan digeser ke seluruh bagian dari gambar, setiap pergeseran akan dilakukan perkalian *dotproduct* antara masukan dan nilai dari filter tersebut sehingga menghasilkan sebuah keluaran atau biasa disebut sebagai peta aktivasi (*activation map*) atau peta ciri. Gambar 2.4 menunjukkan lapisan konvolusional. Lapisan Pooling merupakan lapisan yang menggunakan fungsi dengan peta ciri sebagai masukan dan mengolahnya dengan berbagai macam operasi statistik berdasarkan nilai piksel terdekat. Tujuan dari lapisan pooling adalah untuk mencapai invarian spasial dengan mengurangi resolusi peta ciri.

Proses pooling atau lapisan pooling merupakan operasi setelah proses konvolusi, sehingga aktivasi map atau keluaran yang dihasilkan dari proses konvolusi akan menjadi masukan bagi lapisan pooling. Lapisan pooling berfungsi untuk memperhalus atau mengurangi tingkat sensitivitas terhadap noise pada citra digital dengan cara mengurangi dimensi pikselnya. Proses pooling dapat dilakukan dengan 2 cara yaitu dengan mengambil nilai maksimum (*max-pooling*) atau dengan mengambil nilai rata-rata (*average pooling*) dari beberapa piksel (Suyanto, 2019). Berikut gambar contoh operasi Max Pooling. Operasi Max Pooling ditunjukkan pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Operasi Max Pooling (Suyanto, 2019).

Lapisan pooling akan beroperasi pada setiap irisan kedalaman volume masukan secara bergantian. Gambar di atas, lapisan pooling menggunakan salah

satu operasi maksimal yang merupakan operasi yang paling umum, dari ukuran masukan 4×4 , pada masing-masing 4 angka pada masukan operasi mengambil nilai maksimalnya dan membuat ukuran keluaran baru menjadi 2×2 .

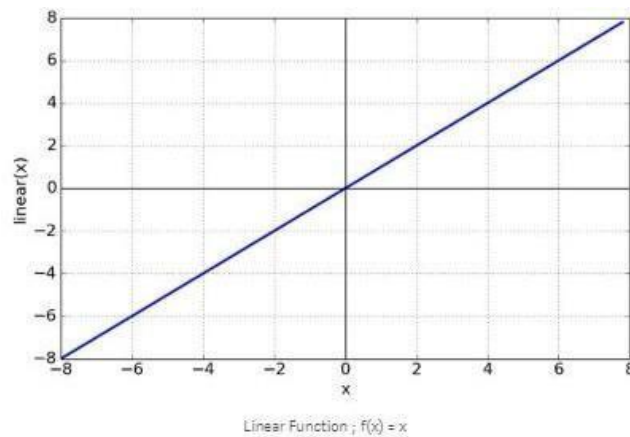
Jaringan berulang adalah jaringan yang mempunyai minimal satu *feedback loop*. Sebagai contoh, suatu Jaringan berulang bisa terdiri dari satu lapisan neuron tunggal dengan masing-masing neuron memberikan kembali keluarannya sebagai masukan pada semula neuron yang lain (Suyanto, 2019).

a. Fungsi Aktivasi

Proses yang terjadi pada fungsi aktivasi pada dasarnya mengikuti cara kerja neuron pada jaringan berulang, yaitu mengendalikan bagaimana sinyal mengalir dari satu lapisan ke lapisan berikutnya. Sinyal dapat dipropagasi secara efisien karena sinyal pada keluaran yang terkait dengan referensi sebelumnya akan mengaktifkan banyak neuron lain. Salah satu jenis fungsi aktivasi yang paling sering digunakan pada algoritma CCN yaitu fungsi aktivasi ReLU (*rectified linear unit*) karena fungsi aktivasi ini dapat mempercepat proses komputasi (Primartha., 2018).

Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang menggambarkan hubungan antara tingkat aktivitas internal (*summation function*) yang mungkin berbentuk linear ataupun non-linear. Fungsi ini bertujuan untuk menentukan apakah neuron diaktifkan atau tidak (Suyanto., 2019). dalam artikelnya menjelaskan beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam Jaringan saraf tiruan adalah:

- 1) Aktivasi linear
- 2) Aktivasi linear merupakan fungsi yang memiliki nilai keluaran sama dengan nilai masukannya. Hal ini berkaitan dengan, jika sebuah neuron menggunakan aktivasi linear, maka keluaran dari neuron tersebut adalah *weighted sum* dari *masukan* + bias. Gambar 2.6 menunjukkan Aktivasi linear.



Gambar 2.6 Aktivasi linear (Suyanto., 2019)

3) Aktivasi *sigmoid*

Aktivasi *sigmoid* merupakan fungsi nonlonear. Masukan untuk fungsi aktivasi ini berupa bilangan real dan keluaran dari fungsi tersebut memiliki range antara 0 sampai 1.

$$A = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.7)$$

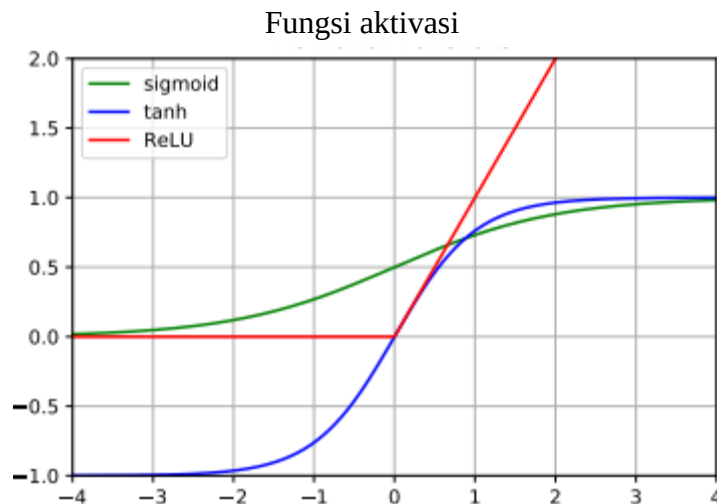
4) Aktivasi *tanh*

Fungsi aktivasi Tanh merupakan fungsi nonlonear. Masukan untuk fungsi aktivasi ini berupa bilangan real dan keluaran dari fungsi tersebut memiliki range antara -1 sampai 1

$$\tanh(x) = 2\sigma(2x) - 1 \quad (3.8)$$

5) Aktivasi ReLu

Aktivasi *ReLu* (*rectified linear unit*) melakukan “treshold” dari 0 hingga *infinity*. Fungsi ini menjadi salah satu fungsi yang populer saat ini



Gambar 2.7 Sigmoid, tanh dan Rectified linear unit (dalam Neural Network)

2.2.5 Keras

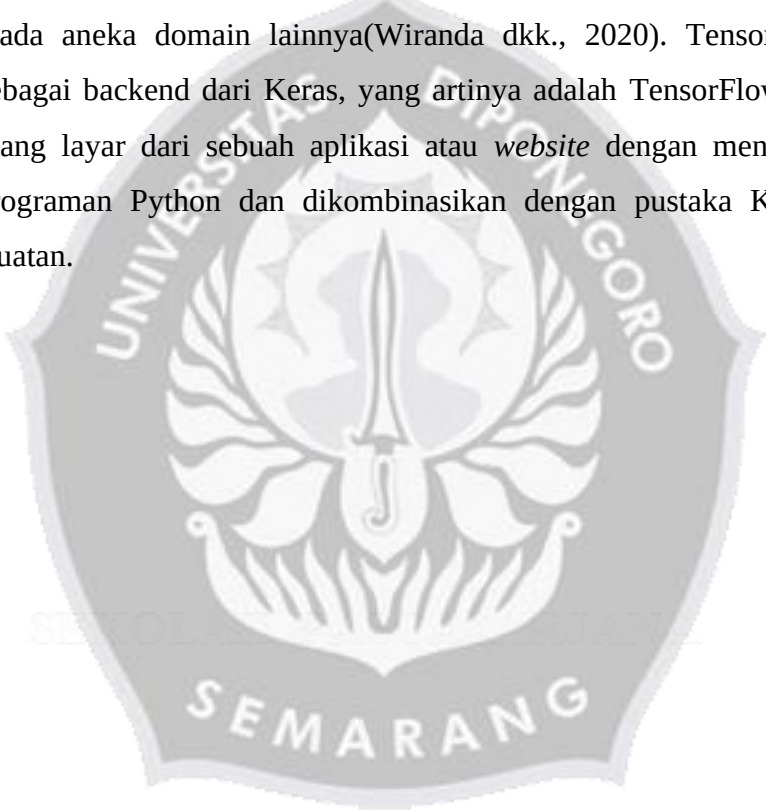
Keras adalah API dengan jaringan saraf tingkat tinggi, membantu jalannya kecerdasan buatan. Keras ditulis dengan bahasa pemrograman Python dan mampu dijalankan pada TensorFlow, CNTK, atau Theano. Keras merupakan jaringan saraf tiruan pustaka yang mudah digunakan. Fitur yang menonjol dari Keras yaitu:

1. Keras merupakan antar muka tingkat tinggi yang menggunakan TensorFlow dan Theano sebagai *backendnya*.
2. Keras dapat berjalan lancar di kedua CPU dan GPU.
3. Keras mendukung hampir semua model jaringan saraf - sepenuhnya
4. terhubung, *konvolusional*, *pooling*, *recurrent*, *embedding*, dan lain lain. Selanjutnya, model ini dapat dikombinasikan untuk membangun model yang lebih kompleks.
5. Keras adalah kerangka kerja berbasis Python, yang membuatnya mudah untuk dideteksi dan dijelajahi atau dipelajari (Santoso & Ariyanto., 2018).

2.2.6 TensorFlow

TensorFlow™ adalah koleksi software open source untuk komputasi numerik yang menggunakan grafik aliran data. Node pada grafik menunjukkan

operasi matematika, sedangkan tepi-tepi grafik menunjukkan susunan data multidimensi (Tensor) yang dikomunikasikan antartepi grafik. Arsitekturnya yang fleksibel dapat dimanfaatkan untuk menerapkan komputasi ke satu atau beberapa CPU atau GPU pada desktop, server, atau perangkat seluler dengan cukup menggunakan satu API. TensorFlow awalnya dikembangkan oleh para peneliti dan engineer yang bekerja di Google Brain Team dalam organisasi riset Machine Intelligence Google, untuk keperluan menjalankan pembelajaran mesin dan riset jaringan saraf tiruan mendalam. Namun, sistem ini juga cukup umum untuk diterapkan pada aneka domain lainnya(Wiranda dkk., 2020). TensorFlow ini digunakan sebagai backend dari Keras, yang artinya adalah TensorFlow sebagai bagian belakang layar dari sebuah aplikasi atau *website* dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dan dikombinasikan dengan pustaka Keras dari kecerdasan buatan.



SEKOLAH PASCASARJANA