

## **BAB II**

### **STUDI PUSTAKA**

#### **2.1. Tinjauan Pustaka**

Sinar-X merupakan radiasi elektromagnetik dengan panjang gelombang yang berkisar sekitar 10-100 pm dan memiliki energi sekitar 0,1-100 Kev. Saat ini sinar-x menjadi alat utama yang harus dimiliki oleh rumah sakit kelas I diseluruh Indonesia. Citra dari sinar-x yang dihasilkan dapat menjadi rujukan utama dalam menentukan jenis penyakit yang dilakukan oleh dokter (Nurjannah, 2018). Radiograf juga menjadi dasar dari rencana perawatan dan mengevaluasi perawatan, sehingga dibutuhkan radiograf dengan kualitas sebaik mungkin yang dapat memberikan informasi sebaik mungkin untuk menetapkan diagnosa, menentukan rencana perawatan dan mengevaluasi hasil perawatan (Lannucci dan Howerton, 2016). Keberhasilan perawatan yang pasti baru akan terlihat beberapa bulan atau tahun setelah perawatan. Radiografi sangat penting bagi proses pengevaluasian perawatan endodontik dikarenakan kegagalan perawatan sering terjadi tanpa adanya tanda dan gejala. Radiografi memiliki fungsi penting dalam tiga bidang yaitu diagnosis, perawatan dan pemeriksaan ulang (Walton & Torabinejad, 2008).

Kualitas gambar dari radiograf mengacu pada ketepatan detail dengan struktur anatomi yang terwakili dalam radiograf dan menunjukkan visibilitas dan ketajaman dari struktur detail gambar (Bushong, 2013). Selama lebih dari satu abad, radiografi dibuat menggunakan film radiografi. Namun sekarang film radiografi sudah digantikan dengan pencitraan digital baik di praktek pribadi kantor gigi maupun di lembaga akademik untuk mendidik dokter gigi yang profesional. Karena pencitraan digital akan mengurangi paparan radiasi terhadap pasien. Kelebihan pencitraan digital lainnya adalah gambar bisa diubah dan dilihat dalam berbagai cara (Williamson, 2014).

Penggunaan teknologi radiografi telah umum digunakan dalam evaluasi tindakan terhadap penyakit atau perawatan gigi di rumah sakit atau klinik.

Penggunaan teknologi ini semakin meluas lagi setelah dikembangkannya radiografi digital, dimana citra radiografi bisa diolah, dipergunakan dan disimpan dengan berbagai cara sehingga lebih fleksibel. Para peneliti melakukan banyak riset dalam perbaikan citra radiografi sehingga kualitas citra semakin baik dan meningkatkan unjuk kerja diagnosis (S.A. Ahmad, 2012).

Teknik dengan pengamatan ketebalan dentin tersier, sekarang ini dilakukan secara kualitatif yang membandingkan hasil foto rontgen sebelum dan sesudah perawatan kaping pulpa sehingga dapat diperoleh informasi bahwa dentin tersier sesudah perawatan lebih tebal atau tidak (Hakim, 2017).

Radiograf periapikal merupakan komponen yang menghasilkan gambar dari gigi secara rinci dan jaringan apeks sekitarnya. Gambaran radiografi sangat membantu dokter gigi menegakkan diagnosis dan rencana perawatan kasus gigi impaksi. Dokter gigi mendiagnosa citra periapikal radiograf menggunakan mata namun karena keterbatasan indra penglihatan manusia bisa menyebabkan interpretasi masing-masing dokter gigi berbeda (Zenda, 2018).

Meningkatnya aplikasi *machine learning* yang digunakan, misalnya, untuk pengenalan objek pada gambar dan memperhatikan keterbatasan teknik *machine learning* konvensional dalam kapasitas mereka memproses data alami, dalam format aslinya, mengarah pada penggunaan teknik canggih representasi pembelajaran yang disebut *deep learning* yang meningkatkan area studi yang signifikan seperti pengenalan suara, deteksi objek atau bahkan pengenalan objek visual (Yann LeCun, dkk., 2015). *Deep learning* adalah salah satu teknik pada *machine learning* yang memanfaatkan banyak *layer* pengolahan informasi *non-linear* untuk melakukan ekstraksi fitur, pengenalan pola, dan klasifikasi (Deng dan Yu, 2014).

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk *medical image* seperti penelitian, mengembangkan algoritma *Celular Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi batas dan area kanker paru-paru dari citra x-ray. Data yang digunakan adalah 5 buah citra x-ray yang kemudian diolah menggunakan CNN. Hasil dari penelitian ini

menunjukkan bahwa algoritma CNN dapat mendeteksi batas dan area kanker paru-paru lebih akurat dari radiologis (Mohammaddiah et al, 2010). Dalam penelitian selanjutnya dikatakan bahwa *backpropagation* secara efisien dapat mengklasifikasikan pengenalan tumor payudara jinak dan tumor ganas. Hasil penelitian menunjukkan akurasi sebesar 96,1%. Dilihat dari hasil penelitian tersebut, akurasi yang diperoleh untuk klasifikasi suatu objek dengan menggunakan algoritma jaringan saraf tiruan *backpropagation* sangat tinggi, sehingga penulis mengajukan metode *backpropagation neural network* dalam mengklasifikasikan pendarahan otak berdasarkan citra digital foto ct scan (Chen, 2016).

Citra medis yang akan diolah pada penelitian Desviana adalah citra yang diambil menggunakan teknologi *computed tomography scan* (CT Scan) pada organ paru-paru. Untuk memperjelas hasil citra yang dihasilkan pemeriksaan CT Scan dalam mengidentifikasi seberapa besar suatu tumor atau kanker adalah dengan proses pengolahan citra. Pengolahan citra dilakukan dengan metode deteksi tepi yang berfungsi memberikan informasi mengenai garis batas atau tepi pada objek citra. Teknik deteksi tepi menggunakan algoritma *Canny* pada *software* Matlab (Desviana, 2018).

Metode citra x-ray telah lama digunakan untuk mendeteksi anatomi tubuh, namun dalam menentukan hasil x-ray masih menggunakan metode manual. Pada penelitian ini dilakukan deteksi ketidaknormalan pada paru-paru yang diperoleh dari perbandingan jumlah piksel pada segmentasi dan metode deteksi tepi *Canny*. Metode yang telah dilakukan dapat digunakan untuk menentukan kondisi dari citra x-ray (Fauzi, 2018).

Salah satu metode *deep learning* yang sedang berkembang saat ini adalah metode *convolutional neural network* (CNN). Jaringan ini dibuat dengan asumsi bahwa masukan yang digunakan adalah berupa citra. Jaringan ini memiliki lapisan khusus yang dinamakan dengan lapisan konvolusi yang dimana pada lapisan konvolusi ini sebuah citra masukan akan menghasilkan pola dari bagian citra yang nantinya akan lebih mudah untuk diklasifikasikan. Teknik ini membuat fungsi

pembelajaran citra menjadi lebih efisien untuk diimplementasikan (Kusumaningrum, 2017).

Terdapat banyak metode yang dapat digunakan untuk melakukan pengolahan citra, salah satu metode yang paling banyak digunakan yaitu metode *convolutional neural network* atau CNN. CNN merupakan salah satu algoritma dari *deep learning*. Untuk saat ini metode CNN memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra. Hal tersebut dikarenakan CNN berusaha meniru sistem pengenalan citra pada visual cortex manusia, sehingga memiliki kemampuan mengolah informasi citra (Suartika, 2016). *Convolutional neural network* digunakan sebagai alat deteksi. Dengan cara melatih bagian pola *edge* dan *non edge* untuk beberapa kali sehingga mampu menghasilkan deteksi tepi secara otomatis disetiap gambar yang akan diuji (El-Sayed, 2013). Banyak penelitian yang telah dilakukan mengenai deteksi tepi citra dengan menggunakan metode yang berbeda-beda, seperti pada penelitian analisa gaussian dalam penajaman deteksi tepi menggunakan metode *Canny* (Kezia, 2016).

Berdasarkan beberapa tinjauan pustaka yang didapat, banyak penelitian yang menggunakan *deep learning* untuk *medical image*. Namun untuk saat ini belum ada penelitian mengenai *deep learning* yang berfokus pada gigi manusia. Oleh karena itu akan dilakukan penelitian tentang mengembangkan teknologi pengamatan ketebalan dentin tersier dengan berbasis pengolahan citra digital yang menerapkan metode deep learning dengan deteksi bagian tepi dentin tersier.

## **2.2. Landasan Teori**

### **2.2.1. Pulpa Gigi**

Pulpa gigi adalah jaringan yang membentuk dentin selama masa perkembangan gigi. Pulpa dan dentin dapat dianggap sebagai jaringan ikat kompleks dentino-pulpa. Kedua jaringan tersebut biasanya terlindungi dari iritasi karena terlindungi oleh jaringan enamel yang utuh. Enamel yang rusak disebabkan oleh karies dapat mengakibatkan kerusakan pada pulpa. Resiko kerusakan pulpa dari kavitas yang dalam lebih besar daripada kavitas yang kecil karena semakin

banyak daerah dentin yang terbuka maka makin besar efeknya pada pulpa (Ford, 2007).

Secara garis besar penyakit pulpa dapat dibagi menjadi tiga yaitu pulpitis reversibel, pulpitis ireversibel, dan nekrosis pulpa. Pulpitis reversibel merupakan radang pulpa pada tingkat ringan sampai sedang yang disebabkan oleh suatu rangsangan dan sistem pertahanan jaringan pulpa masih mampu untuk pulih kembali bila rangsangan dihilangkan. Pulpitis ireversibel merupakan radang pulpa berat yang disebabkan oleh rangsangan dan sistem jaringan pulpa sudah tidak bisa mengatasi sehingga tidak dapat pulih kembali. Nekrosis pulpa adalah kematian jaringan pulpa akibat pengaruh suatu rangsangan dengan atau tanpa adanya kuman (Rukmo, 2011).

### **2.2.2. Kaping Pulpa**

Kaping pulpa adalah perawatan gigi vital untuk mempertahankan integritas, morfologi, dan fungsi dari pulpa. Terdapat dua macam perawatan kaping pulpa yaitu perawatan kaping pulpa indirek dan perawatan kaping pulpa direk. Perawatan kaping pulpa indirek di tujukan untuk karies dentin yang dalam tetapi masih terdapat lapisan dentin pada dasar kavitas yang apabila dilakukan pemeriksaan tidak ditemukan degenerasi pulpa dan penyakit periradikuler, sedangkan perawatan kaping pulpa direk di tujukan untuk pulpa terbuka karena prosedur operatif (Ford, 2007).

### **2.2.3. Dentin Tersier**

Dentin tersier adalah jaringan yang terbentuk sebagai hasil dari respon rangsangan eksternal yang kuat pada gigi, misalnya peradangan yang berat. Pembentukan dentin tersier terjadi oleh peran odontoblas sekunder yang terdiferensiasi dari sel dalam pulpa yang tidak terdiferensiasi. Dentin tersier memiliki struktur yang ireguler dan terlokalisir pada tubulus dentinalis. Pembentukan pertama dentin tersier melalui proses difersiasi odontoblas sekunder yang selanjutnya pembentukan menghasilkan jaringan dengan tubulus yang mirip dengan struktur dentin primer dan dentin sekunder (Mjor, 2009).

#### **2.2.4. Foto Rontgen**

Pada tahun 1895 foto rontgen atau sinar-x pertama kali ditemukan oleh Rontgen. Sinar-x memiliki banyak sifat yang tidak diketahui pada saat ditemukan. Sifat alami dari sinar-x baru ditemukan 17 tahun setelahnya. Difraksi sinar-x ini dapat membedakan objek yang berukuran kurang lebih 1 angstrom. Sifat sinar-x tersebut antara lain adalah:

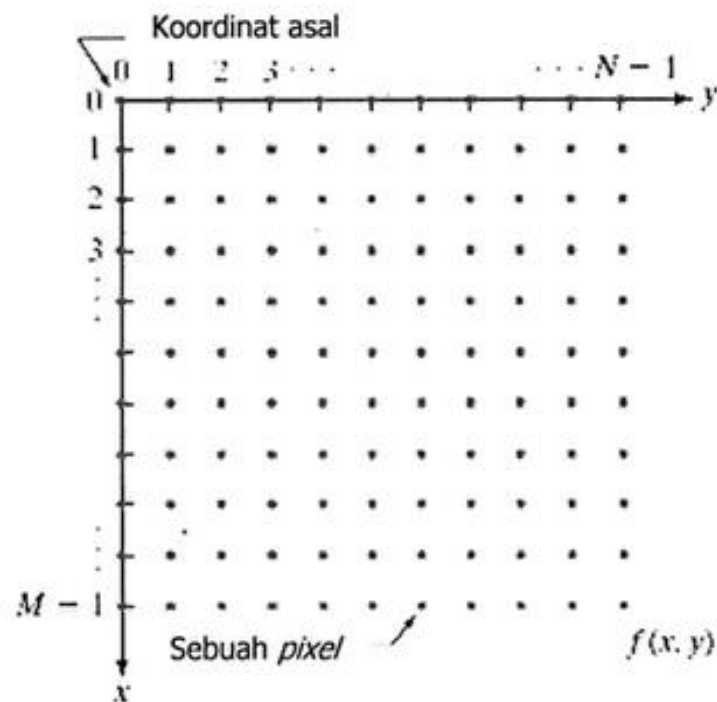
1. Tidak dapat dilihat oleh mata, bergerak dalam lintasan lurus, dan dapat mempengaruhi film fotografi.
2. Daya tembusnya sangat tinggi sehingga dapat menembus tubuh manusia, kayu, dan beberapa lapis logam tebal.
3. Dapat digunakan untuk membuat gambar bayangan sebuah objek film fotografi
4. Sinar-x merupakan gelombang elektromagnetik dengan energi  $E = hf$ .

Pesawat rontgen atau pesawat sinar-x adalah suatu alat yang digunakan untuk melakukan diagnosa medis dengan menggunakan sinar-x. Sinar-x yang dipancarkan dari tabung diarahkan pada bagian tubuh yang akan diperiksa. Berkas sinar-x tersebut akan menembus bagian tubuh dan akan ditangkap oleh film, sehingga akan terbentuk gambar dari bagian tubuh yang disinari (Suyatno & Istofa, 2007). Rontgen atau radiografi rontgen akan menghasilkan gambaran jaringan padat tubuh dengan hasil yang hitam putih. Uji pencitraan ini paling sering digunakan karena kecepatan, kemudahan, dan biaya yang lebih terjangkau (Kusumaningrum, 2018).

#### **2.2.5. Pengertian Citra Digital**

Pengolahan citra digital menunjuk pada pemrosesan gambar dua dimensi menggunakan komputer. Dalam konteks yang lebih luas, pengolahan citra digital mengacu pada pemrosesan setiap data dua dimensi. Citra digital merupakan sebuah larik (array) yang berisi nilai-nilai real maupun kompleks yang direpresentasikan dengan deretan bit tertentu. Suatu citra dapat didefinisikan dengan fungsi  $f(x, y)$

berukuran  $M$  baris dan  $N$  kolom, dengan  $x$  dan  $y$  adalah koordinat spasial, dan amplitudo  $f$  di titik koordinat  $(x, y)$  dinamakan intensitas atau tingkat keabuan dari citra pada titik tersebut. Apabila nilai  $x$ ,  $y$ , dan nilai amplitudo  $f$  secara keseluruhan berhingga (finite) dan bernilai diskrit maka dapat dikatakan bahwa citra tersebut adalah citra digital (Putra, 2010).



**Gambar 2.1** Posisi koordinat citra digital

Gambar 2.1 Mengilustrasikan dimana letak koordinat asal dan dimana sebuah piksel berada pada citra digital.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & \dots & \dots & f(1,M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix}$$

**Gambar 2.2** Citra digital dalam bentuk matrik

Berdasarkan gambar 2.2, maka secara matematis citra digital dapat dituliskan sebagai fungsi intensitas  $f(x, y)$ , dimana harga  $x$  (baris) dan  $y$  (kolom) merupakan koordinat posisi dan  $f(x, y)$  adalah nilai fungsi pada setiap titik  $(x, y)$  yang menyatakan besar intensitas citra atau tingkat keabuan atau warna dari piksel dititik tersebut (Andono, 2015).

#### **2.2.6. Pengertian Pengolahan Citra Digital**

Sebuah gambar disebut dengan citra digital apabila gambar yang dihasilkan dari komputer, kamera, atau elektronik lainnya. Pengolahan citra digital diproses oleh komputer dengan menggunakan algoritma. Citra digital dipresentasikan dengan matriks, sehingga pengolahan citra digital pada dasarnya memanipulasi elemen-elemen matriks yang berupa piksel (A'la, 2016).

Kegiatan untuk mengubah informasi citra fisik non digital menjadi digital disebut pencitraan (*imaging*). Citra digital dapat diolah dengan komputer karena berbentuk data numeris. Suatu citra digital melalui pengolahan citra digital (*digital image processing*) menghasilkan citra digital yang baru termasuk didalamnya adalah perbaikan citra (*image restoration*) dan peningkatan kualitas citra (*image enhancement*) (Ardhianto, 2013).

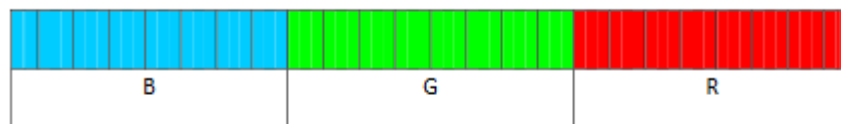
*Image acquisition* atau akusisi citra langkah pertama pada pengolahan citra adalah akusisi citra yang merupakan proses untuk menangkap atau mengambil citra yang diperlukan dengan menggunakan sensor pencitraan seperti kamera, *scanner*, dan lain-lain (Rismiyati, 2016).

#### **2.2.7. Citra RGB**

Suatu RGB (*Red, Green, Blue*) terdiri dari tiga bidang citra yang saling lepas, masing-masing terdiri dari warna utama, yaitu merah, hijau, dan biru di setiap piksel (Kumaseh, 2013). Citra warna atau biasa dikenal dengan citra RGB merupakan model warna aditif yang terdiri dari warna merah (*red*), hijau (*green*), dan biru (*blue*). Sedangkan warna lain merupakan kombinasi dari ketiga warna tersebut (Umayah, 2017).



Citra dalam komputer tidak lebih dari sekumpulan sejumlah triplet dimana setiap triplet terdiri atas variasi tingkat keterangan (*brightness*) dari elemen *Red* (R), *Green* (G), dan *Blue* (B) dari suatu triplet. Setiap triplet akan mempresentasikan 1 piksel (*picture element*). Suatu triplet dengan nilai 67,228 dan 180 berarti akan mengeset nilai R ke nilai 67, G ke nilai 228, dan B ke nilai 180. Angka-angka RGB ini yang seringkali disebut dengan *color values*. Pada format .bmp citra setiap piksel pada citra direpresentasikan dengan 24 bit, yang masing-masing terdapat 8 bit di setiap elemen warna RGB dengan pengaturan seperti gambar 2.3 (Al Fatta, 2007).



**Gambar 2. 3** Warna RGB

### 2.2.8. Deteksi Tepi

Deteksi tepi pada gambar sangat penting dalam hal pemrosesan gambar. Hal ini digunakan dalam berbagai bidang dari aplikasi mulai dari lalu lintas hingga aplikasi pencitraan medis. Teknik CNN adalah teknik tepat untuk merealisasikan pinggiran tepi (El-Sayed, 2013).

Deteksi tepi merupakan suatu proses pencarian informasi tepi dari sebuah gambar. Deteksi tepi memiliki tujuan antara lain digunakan untuk menandai bagian yang menjadi detail dari sebuah gambar. Selain itu deteksi tepi juga digunakan untuk memperbaiki detail dari gambar yang kabur, yang terjadi karena error atau adanya efek dari proses akusisi gambar (Liantoni, 2015).

Deteksi tepi (*edge detection*) adalah operasi yang dijalankan untuk mendeteksi garis (*edges*) tepi yang membatasi dua wilayah citra homogen yang memiliki tingkat kecerahan yang berbeda. Sedangkan tepi (*edge*) adalah daerah dimana intensitas piksel bergerak dari nilai rendah ke nilai yang tinggi atau sebaliknya. Deteksi tepi pada sebuah citra digital merupakan proses untuk mencari

perbedaan intensitas yang menyatakan batas-batas suatu obyek dalam keseluruhan citra digital (Efendi, 2018).

### **2.2.9. Deep Learning**

*Deep learning* adalah cabang ilmu dari *Machine Learning* yang berbasis jaringan saraf tiruan atau bisa dikatakan perkembangan dari jaringan saraf tiruan yang mengajarkan komputer untuk melakukan tindakan yang dianggap alami oleh manusia. Dalam *deep learning*, sebuah komputer belajar mengklasifikasi secara langsung dari gambar, teks, atau suara sebagaimana sebuah komputer dilatih menggunakan data set berlaber dalam jumlah besar lalu kemudian mengubah nilai piksel dari gambar menjadi representasi internal atau *feature vector* dimana pengklasifikasi dapat mendeteksi atau mengklasifikasi pola masukan (LeCun et al, 2015).

*Deep learning* adalah sebuah pendekatan dalam penyelesaian masalah pada sistem pembelajaran komputer yang menggunakan konsep hierarki. Konsep hierarki membuat komputer mampu mempelajari konsep yang kompleks dengan menggabungkan dari konsep-konsep yang lebih sederhana. Jika digambarkan sebuah graf bagaimana konsep tersebut dibangun diatas konsep yang lain, graf ini akan dalam dengan banyak *layer*, hal tersebut menjadi alasan disebut sebagai *deep learning* (Googfellow, 2016). *Deep learning* adalah salah satu bidang *machine learning* yang memanfaatkan banyak layer pengolahan informasi non linier untuk melakukan ekstraksi fitur, pengenalan pola, dan juga klasifikasi (Deng & Yu, 2014).

*Deep learning* memungkinkan model komputasi yang terdiri dari beberapa *processing layer* untuk mempelajari representasi data dengan berbagai tingkat abstraksi. Metode ini telah secara dramatis memperbaiki *state-of-the-art* dalam pengenalan suara (*speech recognition*), pengenalan objek visual (*visual object recognition*), deteksi objek (*object detection*) dan banyak domain lainnya seperti penemuan obat dan genomik. *Deep learning* menemukan struktur yang rumit dalam kumpulan data yang besar dengan menggunakan algoritma *backpropagation* untuk

menunjukkan bagaimana sebuah mesin harus mengubah parameter internalnya yang digunakan untuk menghitung representasi pada setiap lapisan dari representasi pada lapisan sebelumnya (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015).

Beberapa algoritma yang menerapkan konsep *deep learning* antara lain *Deep Convolutional Neural Networks* (DCNN) untuk klasifikasi gambar, *Deep Belief Network – Deep Neural Network* (DBN-DNN) untuk pengenalan suara, *Recurrent Neural Network* (RNN) untuk penerjemahan bahasa, *Query-Oriented Deep Extraction* (QODE) yang berbasis *Restricted Boltzmann Machine* (RBM) untuk peringkasan multi dokumen, *Conditional Restricted Boltzmann Machine* (RBM) untuk memprediksi *Drug-Target Interaction* (DTI), dan *Deep Belief Network* (DBN) untuk prediksi data sesuai waktu.

*Deep learning* merupakan sebuah model *neural network* yang akhir-akhir ini mulai ramai dikembangkan, telah menunjukkan hasil yang baik dalam meningkatkan akurasi *object recognition* atau kasus-kasus lainnya. Dalam visi komputer terdapat sebuah pembelajaran mesin, salah satunya ada sebuah metode *neural network* yang mampu melakukan pengklasifikasian pola di dalam bidang pengenalan pola (*pattern recognition*) yang dapat digunakan untuk mendeteksi gambar (mengenali pola gambar dan pola bukan gambar) ataupun mengidentifikasi gambar (mengenali gambar yang berbeda) (Ratnasari, 2018).

*Deep learning* adalah area baru dalam penelitian *Machine Learning*, yang telah diperkenalkan dengan tujuan menggerakkan *Machine Learning* lebih dekat dengan salah satu tujuan aslinya yaitu *Artificial Intelligence*. *Deep learning* adalah tentang belajar beberapa tingkat representasi dan abstraksi yang membantu untuk memahami data seperti gambar, suara, dan teks (Lisa lab, 2015).

#### **2.2.10. Convolutional Neural Network**

*Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu algoritma dari *deep learning* yang merupakan pengembangan dari *multi layer perceptron* (MLP) yang dirancang untuk mengolah data dalam bentuk grid, salah satunya citra dua dimensi, misalnya gambar atau suara. *Convolutional neural network* sering digunakan untuk

mengenali benda atau pemandangan, dan melakukan deteksi dan segmentasi obyek (Mathworks, 2018).

Teknik data mining yang digunakan untuk memprediksi kategori dari objek yang belum memiliki kategori. CNN merupakan salah satu metode yang digunakan untuk klasifikasi gambar dimana pada metode CNN, terinspirasi oleh korteks mamalia visual sel sederhana dan kompleks (Han, 2006).

*Convolutional network* atau yang lebih dikenal dengan *convolutional neural network* (CNN) adalah tipe khusus dari *neural network* untuk memproses data yang mempunyai topologi jala atau *grid-like topology*. Pemberian nama *convolutional neural network* mengindikasikan bahwa jaringan tersebut menggunakan operasi matematika yang disebut konvolusi. Konvolusi sendiri adalah sebuah operasi *linear*. Jadi, *convolutional neural network* adalah *neural network* yang menggunakan konvolusi minimal pada salah satu lapisannya (LeCun et al, 2015).

*Convolutional neural network* menggabungkan tiga pokok arsitektur, yaitu *local receptive fields*, *Shared weight* yang berupa *filter*, dan *spatial subsampling* yang berupa *Pooling*. Konvolusi atau yang biasa disebut dengan *Convolution* merupakan matriks yang berfungsi untuk melakukan *filter*.

*Convolutional neural network* termasuk dalam jenis *deep neural network* karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data citra. Secara teknis, *convolutional network* adalah arsitektur yang bisa di *training* dan terdiri dari beberapa tahap. *Input* dan *output* dari masing-masing tahap adalah beberapa *array* yang disebut *feature map* atau peta fitur. *Output* dari masing-masing tahap adalah *feature map* hasil pengolahan dari semua lokasi pada *input*. Masing-masing tahap terdiri dari tiga *layer* yaitu *convolutional layer*, *activation layer*, dan *pooling layer*.

### **2.2.11. Convolutional Layer**

*Convolutional layer* merupakan layer pertama yang menerima *input* gambar langsung pada arsitektur. Operasi pada *layer* ini sama dengan operasi konvolusi yaitu melakukan operasi kombinasi linier filter terhadap daerah lokal. Filter

merupakan representasi bidang reseptif dari *neuron* yang terhubung ke dalam daerah lokal pada *input* gambar. *Convolutional layer* melakukan operasi konvolusi pada *output* dari *layer* sebelumnya. *Layer* tersebut adalah proses utama yang mendasari sebuah CNN. Tujuan dilakukannya konvolusi pada data citra adalah untuk mengekstraksi fitur dari citra *input*.

#### **2.2.12. Stride**

*Stride* adalah parameter yang menentukan berapa jumlah pergeseran filter. Jika nilai *stride* adalah satu, maka *feature map* akan bergeser satu piksel secara horizontal dan vertikal. Semakin kecil *stride* yang digunakan, maka semakin jelas informasi yang didapatkan dari sebuah *input*, namun membutuhkan komputasi lebih jika dibandingkan dengan *stride* yang besar.

#### **2.2.13. Padding**

*Padding* adalah parameter yang menentukan jumlah piksel (berisi nilai nol) yang akan ditambahkan di setiap sisi dari *input*. Hal ini digunakan dengan tujuan untuk memanipulasi dimensi *output* dari *feature map*. Penggunaan *padding* dapat untuk mengatur dimensi output agar tetap sama seperti dimensi *input* atau setidaknya tidak berkurang drastis sehingga dapat dilakukan ekstraksi *feature* yang lebih mendalam. Tujuan dari penggunaan *padding* adalah dimensi *output* dari *convolutional layer* selalu lebih kecil dari *input* nya.

#### **2.2.14. Pooling Layer**

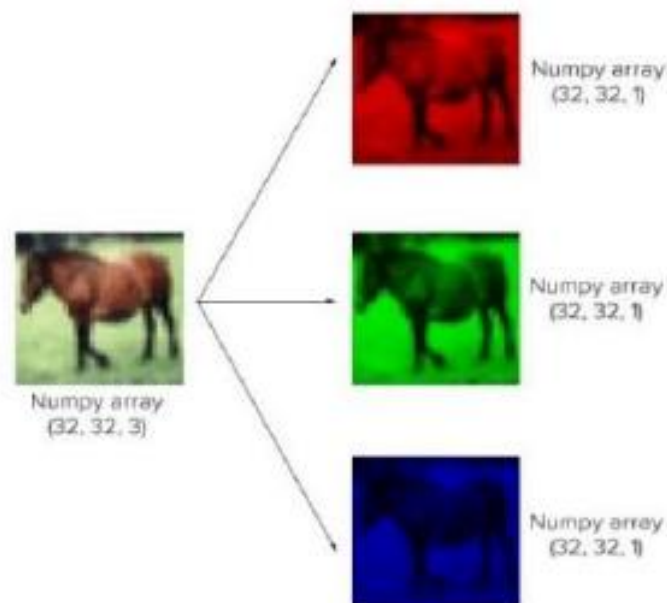
*Pooling* adalah pengurangan ukuran matriks dengan menggunakan operasi *pooling*. *Pooling layer* biasanya dilakukan setelah *convolutional layer*. Terdapat dua macam *pooling* yang sering digunakan yaitu *average pooling* dan *max pooling*. Dalam *average pooling*, nilai yang diambil adalah nilai rata-rata, sedangkan *max pooling* nilai yang diambil adalah nilai maksimal. Tujuan penggunaan *pooling layer* adalah untuk mengurangi dimensi *feature map*, sehingga mempercepat komputasi karena parameter yang harus di *update* semakin sedikit dan mengatasi *overfitting*.

### 2.2.15. Arsitektur Jaringan CNN

Arsitektur dari CNN ada 2, yaitu :

#### a. *Feature extraction Layer*

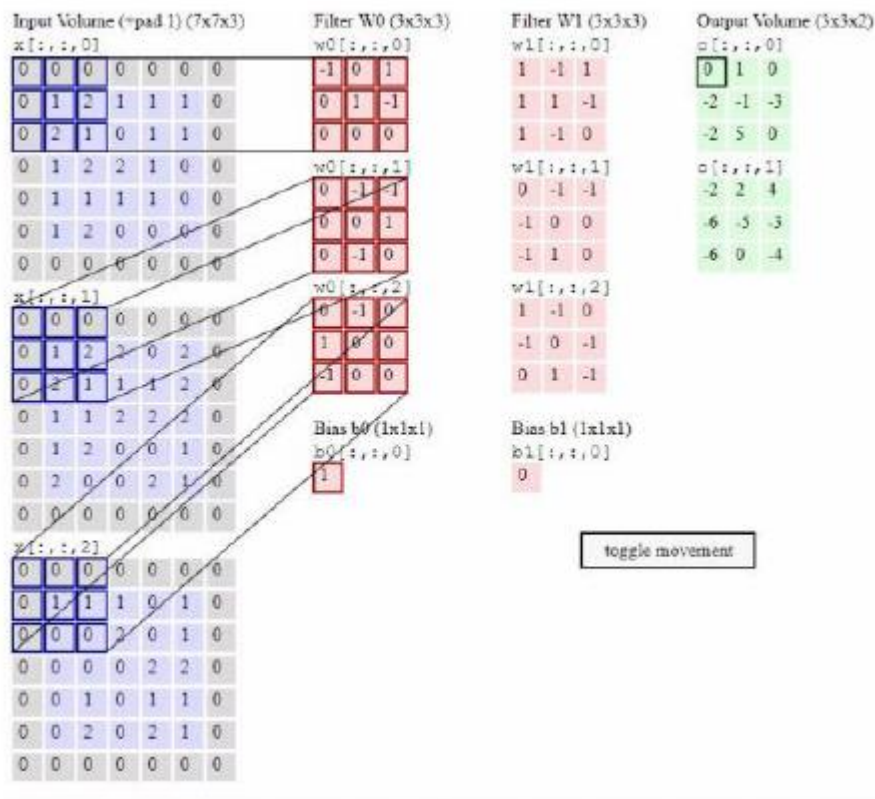
Proses yang terjadi pada arsitektur ini adalah melakukan *encoding* dari sebuah citra menjadi *features* yang berupa angka-angka yang mempresentasikan citra tersebut. Proses *feature extraction layer* adalah proses dari sebuah *image* menjadi *features* yang berupa angka-angka yang mempresentasikan *image* tersebut.



**Gambar 2. 4** Citra RGB

Pada gambar 2.4 merupakan citra RGB dengan ukuran 32x32 piksel yang sebenarnya adalah multidimensional *array* dengan ukuran 32x32x3. *Convolutional layer* terdiri dari *neuron* yang tersusun sehingga membentuk sebuah filter dengan panjang dan tinggi (piksel). Sebagai contoh, pada layer pertama di *feature extraction layer* biasanya adalah *convolutional layer* yang ukurannya 5x5x3. Panjang 5 piksel, tinggi 5 piksel dan jumlahnya 3 sesuai dari RGB. Ketiga filter ini akan digeser keseluru bagian dari gambar. Setiap pergeseran akan dilakukan operasi “dot” antara *input* dan nilai dari filter tersebut sehingga menghasilkan sebuah *output*

atau biasa disebut dengan *activation map* atau *feature map* yang dapat dilihat pada gambar 2.5.



**Gambar 2.5** Feature map

### b. Fully Connected Layer

*Feature map* yang dihasilkan dari *feature extraction layer* masih berbentuk *array* yang multidimensi, sehingga harus melakukan “Flatten” atau *reshape feature map* menjadi sebuah *vector* agar bisa digunakan sebagai *input* dari *fully connected layer*. *Fully connected layer* adalah multilayer perceptron yang sudah dipelajari.

Lapisan *fully connected* adalah lapisan dimana semua *neuron* aktivasi dari lapisan sebelumnya terhubung semua dengan *neuron* di lapisan selanjutnya seperti halnya jaringan saraf tiruan biasa. Setiap aktivasi dari lapisan sebelumnya perlu diubah menjadi data satu dimensi sebelum dapat dihubungkan ke semua *neuron* di lapisan. Perbedaan antara lapisan *fully connected* dengan lapisan konvolusi adalah *neuron* dilapisan konvolusi terhubung hanya ke daerah tertentu pada *input*, sementara

lapisan *fully connected* memiliki *neuron* yang secara keseluruhan terhubung (Danukusumo, 2017).

#### **2.2.16. Learning Rate**

Penggunaan parameter *learning rate* memiliki pengaruh penting terhadap waktu yang dibutuhkan untuk tercapainya target yang diinginkan. Secara perlahan akan mengoptimalkan nilai perubahan bobot dan menghasilkan *error* yang lebih kecil (Fajri, 2011). Variabel *learning rate* menyatakan suatu konstantan yang memiliki nilai berkisar dari 0.1 hingga 0.9. nilai tersebut menunjukkan kecepatan belajar dari jaringannya. Jika nilai *learning rate* yang digunakan terlalu kecil maka terlalu banyak *epoch* yang dibutuhkan untuk mencapai nilai target yang diinginkan, sehingga menyebabkan proses *training* membutuhkan waktu yang lama. Semakin besar nilai *learning rate* yang digunakan maka proses *training* juga akan semakin cepat, namun jika terlalu besar justru akan mengakibatkan jaringan menjadi tidak stabil dan menyebabkan nilai *error* berulang kembali diantara nilai tertentu. Oleh karena itu pemilihan nilai variabel *learning rate* harus optimal agar mendapatkan proses *training* yang cepat (Hermawan, 2006).

#### **2.2.17. Backpropagation**

Salah satu metode yang digunakan dalam *neural network* dan yang paling sering digunakan dalam berbagai bidang aplikasi, seperti pengenalan pola, peramalan dan optimalisasi adalah *backpropagation*. Metode ini menggunakan sistem pembelajaran yang terbimbing. *Backpropagation* merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh *perceptron* dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyi (Kusumadewi, 2004).