

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI**

#### **2.1 Tinjauan Pustaka**

Tidak banyak peneliti yang mengangkat permasalahan mengenai klasifikasi obat menggunakan pemodelan 1D-Convnet namun setelah dilakukan studi literatur, ditemukan hasil bahwa hasil akurasi yang diperoleh menggunakan metode *deep learning* jauh lebih tinggi dibandingkan algoritma *machine learning* biasa. Berikut ini merupakan penjelasan studi literatur dari beberapa tinjauan pustaka yang disajikan secara ringkas dalam bentuk narasi. Selain dalam bentuk narasi, penelitian ini menyajikan tabel 2.1 yang berisikan tinjauan pustaka dengan tujuan untuk memudahkan pembaca dalam memahami studi literatur yang dilakukan.

Penelitian milik oleh Levent Eren, dkk yang berjudul *A Generic Intelligent Bearing Fault Diagnosis System Using Compact Adaptive 1D CNN Classifier* memperoleh hasil akurasi sebesar 93,3% dalam mendiagnosis kesalahan bearing menggunakan model 1D-Convnet berdasarkan dua set data getaran sehingga dapat disimpulkan bahwa model 1D-Convnet dapat digunakan untuk mempelajari fitur yang sangat diskriminatif [20].

Selain itu, penelitian milik Hemalata Gunasekaran, dkk yang berjudul *Analysis of DNA Sequence Classification Using CNN and Hybrid Models* membahas tentang klasifikasi urutan DNA dengan tujuan untuk mengidentifikasi dan klasifikasi virus Covid, SARS, MERS, demam berdarah, hepatitis, atau influenza menggunakan perbandingan arsitektur CNN dan CNN – Bidirectional LSTM 2 hingga didapatkan hasil akurasi yang cukup tinggi yaitu CNN dengan akurasi 93,16% dan CNN – Bidirectional LSTM sebesar 93,13% [21].

Selanjutnya penelitian ini mencoba membandingkan penelitian lainnya dengan topik dibidang yang sama namun menggunakan metode yang berbeda yakni penelitian milik Sairamvinay Vijayaraghavan dan Debraj Basu yang berjudul *Sentiment Analysis in Drug Reviews using Supervised Machine Learning Algorithm*. Penelitian ini membandingkan analisis sentimen ulasan obat ke dalam tiga kategori yaitu “*Birth Control*”, “*Depression*”, dan “*Pain*” menggunakan beberapa metode, diantaranya ANN, LSTM, GRU, SVM, *Logistic Regression*, dan *Random Forest* dengan kumpulan data yang terdiri dari 215063 sampel obat namun hasil akurasi yang didapatkan hanya mencapai 80 – 85% [22].

Selain itu, tinjauan lain yaitu penelitian milik Raja Marappan, dkk yang berjudul *Extraction of Drug Review Polarity Using Sentimental Analysis* mencoba untuk membandingkan keakuratan model analisis sentimen *Logistic Regression*, XG Boost, dan Naïve Bayes untuk membedakan emosi pengonsumsi obat berdasarkan ulasan dari obat – obatan yang dikonsumsi dan memperoleh akurasi sebesar 73,85% untuk metode *Logistic Regression*, 75,22% untuk metode XG Boost, dan 79,18% untuk metode Naïve Bayes [23].

Penelitian milik Ekin Yagis, dkk yang berjudul *3D Convolutional Neural Networks for Diagnosis of Alzheimer’s Disease via Structural MRI* membuktikan bahwa model 3D CNN mampu menghasilkan akurasi sebesar 73,4% untuk melakukan klasifikasi berdasarkan 200 data gambar alzheimer dan demensia yang diperoleh dari data ADNI dan OASIS dalam mendeteksi penyakit alzheimer dan demensia sedari dini [24].

Kemudian penelitian milik Yusra Obeidat dan Ali Mohammad Alqudah yang berjudul *A Hybrid Lightweight 1D CNN – LSTM Architecture for Automated ECG Beat – Wise Classification* menggabungkan metode 1D-Convnet dan LSTM untuk mengklasifikasikan detak Elektrokardiografi supaya dapat mendiagnosis penyakit jantung dengan cepat dan tepat berdasarkan data dari MIT – BIH *Database* yang berisikan 48 data gambar rekaman EKG dari 47 pasien. Hasil akurasi menggunakan 1D Convnet mencapai 97,6% dan LSTM mencapai 97,11% namun ketika kedua algoritma tersebut dikolaborasikan, hasil akurasi model mencapai 98,22% [25].

Yang terakhir adalah penelitian milik Fatima Hassan, dkk yang berjudul *Epileptic Seizure Detection Using a Hybrid 1D CNN – Machine Learning Approach from EEG Data* membahas tentang klasifikasi diagnosis kejang epilepsi berdasarkan lima set sinyal EEG sehingga dapat meminimalkan risiko potensi kejang yang dilakukan dengan cara mengkolaborasikan model 1D-Convnet dan beberapa algoritma klasifikasi seperti SVM, RF, GB, dan LR. Ketika hanya menggunakan satu model yaitu 1D-Convnet, hasil yang diperoleh mencapai 90%, namun ketika dikolaborasikan dengan beberapa algoritma klasifikasi hasil akurasi mampu mencapai 94 – 100% [26].

Tabel 2.1 Tinjauan Pustaka

No	Judul, Penulis, dan Tahun Terbit Penelitian	Tujuan Penelitian	Kumpulan Data	Metode Penelitian	Hasil Akurasi	Perbedaan	
						Penelitian sebelumnya	Penelitian yang akan dilakukan
1.	Judul: A Generic Intelligent Bearing Fault Diagnosis System Using Compact Adaptive 1D CNN Classifier  Penulis: Levent Eren, Serkan Kiranyaz, dan Turker Ince  Tahun: 2019	Mendiagnosis kesalahan bearing (elemen mesin yang berfungsi untuk mengurangi gesekan angular) pada pengoperasian sistem industri.	Dua set data getaran benchmark yang umum digunakan.	1D Convnet	93,9%	Kumpulan data yang digunakan berupa kumpulan data sinyal getaran satu dimensi.	Kumpulan data yang digunakan berupa kumpulan data teks.
2.	Judul: Analysis of DNA Sequence Classification Using CNN and Hyrid Models.  Penulis: Hemalatha Gunasekaran, K. Ramalakshmi, A. Rex Macedo Arokiaraj, S. Deepa Kanmani, Chandran Venkatesan, dan C. Suresh Ghana Dash  Tahun: 2021	Mengklasifikasikan urutan DNA yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi virus sehingga mampu mendeteksi efek virus dan desain obat.	Kumpulan data berupa urutan DNA / dari virus Covid, SARS, MERS, demam berdarah, hepatitis, dan influenza yang berasal dari situs NCBI.	a. CNN b. CNN – Bidirectional LSTM	a. 93,16% b. 93,13%	a. Kumpulan data berupa kumpulan data gambar. b. Kolaborasi algoritma berupa CNN dan CNN Bidirectional LSTM.	a. Kumpulan data berupa kumpulan data teks. b. Kolaborasi algoritma berupa 1D Convnet dan Naïve Bayes.

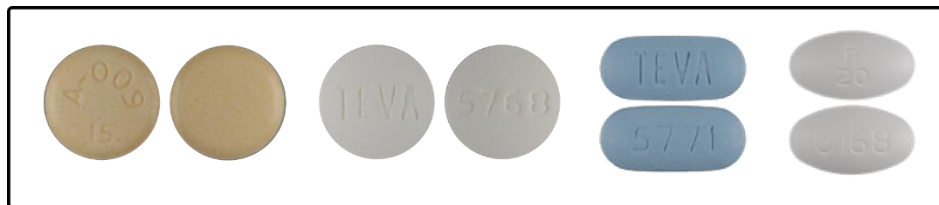
No	Judul, Penulis, dan Tahun Terbit Penelitian	Tujuan Penelitian	Kumpulan Data	Metode Penelitian	Hasil Akurasi	Perbedaan	
						Penelitian sebelumnya	Penelitian yang akan dilakukan
3.	Judul: Sentiment Analysis in Drug Reviews using Supervised Machine Learning Algorithm  Penulis: Sairamvinay Vijayaraghavan dan Debraj Basu  Tahun: 2020	Membandingkan analisis sentimen ulasan obat ke dalam tiga kategori yaitu “ <i>Birth Control</i> ”, “ <i>Depression</i> ”, dan “ <i>Pain</i> ”	Berupa 215063 sampel obat yang berisikan nama obat, kondisi obat, tinjauan pengguna obat, peringkat obat berdasarkan ulasan pengguna, tanggal obat ditinjau, dan hitungan manfaat obat.	SVM	a. Birth control (80,37%) b. Depressi on (84,43%) c. Pain (83,2%)	a. Membandingkan obat berdasarkan ulasan pengguna. b. Menggunakan algoritma SVM. c. Berisikan 215063 sampel obat.	a. Membandingkan obat berdasarkan nama dan kegunaan obat. b. Menggunakan model 1D Convnet. c. Berisikan 555 sampel obat.
4.	Judul: Extraction of Drug Review Polarity Using Sentimental Analysis  Penulis: Raja Marappan, S. Bhaskaran, S. Ashwadh, dan H. Aathi Raj  Tahun: 2022	Membandingkan keakuratan model analisis sentimen untuk membedakan emosi peringkat pengguna obat berdasarkan ulasan pasien mengenai obat – obatan yang dikonsumsi.	Kumpulan data berisikan ulasan dari pasien yang diperiksa dengan bantuan analisis sentimen.	a. Logistik Regression b. Naïve Bayes XG Boost	a. 73,85% b. 75,22% d. 79,18%	d. Membandingkan tiga algoritma untuk menganalisis obat.	d. Menggunakan dua algoritma yang dikolaborasi.

No	Judul, Penulis, dan Tahun Terbit Penelitian	Tujuan Penelitian	Kumpulan Data	Metode Penelitian	Hasil Akurasi	Perbedaan	
						Penelitian sebelumnya	Penelitian yang akan dilakukan
5.	<p>Judul: 3D Convolutional Neural Networks for Diagnosis of Alzheimer's Disease via Structural MRI</p> <p>Penulis: Ekin Yagis, Lucas Citi, Stefano Diciotti, Chiara Marzi, Selamawet Workalemahu Atnafu, dan Alba G. Seco De Herrera</p> <p>Tahun: 2020</p>	Melakukan klasifikasi untuk mendeteksi penyakit alzheimer dan demensia sedari dini menggunakan model 3D CNN.	Kumpulan data merupakan kumpulan data gambar berisi 200 sampel alzheimer dan 200 sampel demensia yang diperoleh dari <i>Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI)</i> dan <i>Open Access Series of Imaging Studies (OASIS)</i> .	3D CNN	73,4%	<p>a. Kumpulan data yang digunakan merupakan kumpulan data gambar.</p> <p>b. Menggunakan model 3D CNN.</p>	<p>a. Kumpulan data yang digunakan merupakan kumpulan data teks.</p> <p>b. Menggunakan model 1D Convnet</p>
6.	<p>Judul: A Hybrid Lightweight 1D CNN – LSTM Architecture for Automated ECG Beat – Wise Classification</p> <p>Penulis: Yusra Obeidat dan Ali Mohammad Alqudah</p> <p>Tahun: 2021</p>	Mengklasifikasikan detak Elektrokardiografi yang merupakan alat pemeriksaan fungsi jantung supaya dapat mendiagnosis penyakit jantung.	Berasal dari database MIT – BH yang berisi 48 data gambar rekaman EKG dari 47 pasien.	<p>a. 1D Convnet</p> <p>b. LSTM</p> <p>1D Convnet dengan LSTM</p>	<p>a. 97,6%</p> <p>b. 97,11%</p> <p>98,22%</p>	<p>a. Kumpulan data berbentuk gambar</p> <p>c. Dikolaborasikan dengan LSTM</p>	<p>a. Kumpulan data berbentuk teks</p> <p>c. Dikolaborasikan dengan Naïve Bayes</p>

No	Judul, Penulis, dan Tahun Terbit Penelitian	Tujuan Penelitian	Kumpulan Data	Metode Penelitian	Hasil Akurasi	Perbedaan	
						Penelitian sebelumnya	Penelitian yang akan dilakukan
7.	<p>Judul: Epileptic Seizure Detection Using a Hybrid 1D CNN – Machine Learning Approach from EEG Data</p> <p>Penulis: Fatima Hassan, Syed Fawad Hussain, dan Saeed Mian Qaisar</p> <p>Tahun: 2022</p>	Mendiagnosis kejang epilepsi sehingga dapat meminimalkan risiko potensi kejang.	Kumpulan data berupa segmen <i>Electroencephalography</i> (EEG) yang terdiri dari lima set sinyal EEG dengan satu setnya terdiri dari 100 sinyal EEG berisikan rekaman pasien sehat dengan mata terbuka / tertutup dan gelombang pasien epilepsi.	<p>a. 1D Convnet</p> <p>b. 1D Convnet dengan SVM</p> <p>c. 1D Convnet dengan RF</p> <p>d. 1D Convnet dengan GB</p> <p>e. 1D Convnet dengan LR</p>	<p>a. 90%</p> <p>b. 94,4%</p> <p>c. 100%</p> <p>d. 100%</p> <p>e. 97%</p>	<p>a. Kumpulan data berisikan kumpulan data sinyal getaran.</p> <p>b. Model 1D Convnet dikolaborasikan dengan beberapa algoritma.</p>	<p>a. Kumpulan data berisikan kumpulan data teks.</p> <p>b. Model 1D Convnet hanya dikolaborasikan dengan satu algoritma.</p>

## 2.2 Landasan Teori

### 2.2.1 Antipsikotik Atipikal



Gambar 2.1 Contoh kelompok obat atipikal

Atipikal merupakan kelompok obat antidepresan yang bersifat antipsikotik dan biasanya digunakan untuk mengendalikan atau mengurangi gejala psiskosis seperti depresi, skizofrenia, dan bipolar. Meskipun memiliki peranan yang hampir sama dengan SSRI, atipikal memiliki peranan tambahan yaitu mengatasi skizofrenia. Kelompok obat ini bekerja dengan cara menghambat efek dan mengurangi kadar neurotransmitter pada otak sehingga dapat meminimalisir terjadinya delusi atau halusinasi yang disebabkan oleh gangguan pada saraf.

Tabel 2.2 Sampel kelompok obat atipikal

No	Nama Obat	Kegunaan
1.	Aripiprazole	Mengatasi skizofrenia, gangguan tourette, gangguan depresi mayor, dan bipolar.
2.	Haloperidol	Mengatasi skizofrenia, psikosis, gangguan tourette, dan gangguan obsesif kompulsif.
3.	Olanzapine	Mengatasi agitasi akut, episode depresi akut, gangguan bipolar 1, gangguan bipolar dengan episode manik, parasitosis delusi, gangguan tourette, gangguan depresi mayor, skizofrenia.

Antipsikotik atipikal memiliki efek samping yang cukup berbahaya bagi pengonsumsi apabila tidak diminum sesuai aturan dokter, tergantung dari jenis obat yang dikonsumsi, salah satunya adalah obesitas. *Esketamine* merupakan salah satu contoh kelompok obat atipikal berupa obat bius yang digunakan untuk mengatasi depresi namun dapat menyebabkan efek samping serius. Untuk orang yang memiliki kolesterol, sangat tidak disarankan untuk mengonsumsi *mirtazapine*. Apabila terdapat pasien yang memiliki riwayat gagal hati, maka tidak disarankan untuk meminum *nefazodone*. Jika gairah seksual terganggu, maka segera hentikan konsumsi obat *trazodone* dan jangan mengonsumsi *vilazodone* tanpa pengawasan dari dokter karena dapat meningkatkan risiko pendarahan [27]. Oleh karena itu, sebaiknya konsultasikan



dengan dokter apabila ingin mengonsumsi atau melakukan pemutusan obat tersebut dan hindari pembelian obat ini secara ilegal karena dapat dipidanakan dengan sebab penggunaan psikotropika secara ilegal.

*Haloperidol* merupakan kelompok obat atipikal generasi pertama yang bekerja dengan cara memblokir reseptor dopamin pada reseptor pasca sinaptik neuron di otak. Obat ini sangat efektif digunakan oleh pasien skizofrenia karena obat ini bekerja dengan cara menenangkan keadaan manik pada pasien psikosis, sehingga biasanya diberikan pada pasien yang memiliki gejala dominan gaduh, gelisah, hiperaktif, dan sulit tidur [28].

### 2.2.1 *Selective Serotonin Reuptake Inhibitors* (SSRI)



Gambar 2.2 Contoh kelompok obat SSRI

SSRI merupakan kelompok obat antidepresan yang dijadikan lini pertama oleh farmakologis untuk mengatasi pasien yang didiagnosis mengalami depresi berat dengan efek samping yang lebih ringan dari kelompok obat lainnya [29]. Selain digunakan untuk mengatasi depresi, SSRI juga biasa digunakan untuk pengobatan kecemasan, OCD, dan gangguan mental lainnya [30]. SSRI bekerja dengan cara mengatur kadar serotonin supaya tidak berlebih dan mencegah darah melakukan penyerapan serotonin pada otak sehingga kadar serotonin dalam otak tidak berkurang dan suasana hati / emosi dapat terkontrol dengan lebih baik [12], [13]. Meskipun efek samping SSRI dikatakan lebih mampu ditolerir dibandingkan dengan kelompok obat antidepresan lainnya, penggunaan secara berlebihan, tidak sesuai resep dokter, pembelian secara ilegal, dan pemutusan obat secara mendadak sangat tidak disarankan karena dapat menyebabkan beberapa efek samping seperti disfungsi seksual, mual, diare, gangguan tidur, perubahan berat badan secara drastis, kecemasan berlebihan, dan banyak lagi studi literatur yang mengatakan bahwa obat ini mampu meningkatkan risiko bunuh diri diakibatkan oleh kurangnya pemahaman mengonsumsi mengenai kompleksitas dari kelompok obat ini [31].

Tabel 2.3 Sampel kelompok obat SSRI

No	Nama Obat	Kegunaan
1.	Fluoxetine	Mengatasi sindrom pramenstruasi, ketergantungan alkohol, gangguan depresi mayor, bipolar, gangguan obsesif kompulsif, dan gangguan panik.
2.	Citalopram	Mengatasi gangguan depresi mayor, bipolar, gangguan obsesif kompulsif, gangguan kecemasan umum dan sosial, gangguan kepribadian ambang.

Salah satu obat antidepresan tertua kelompok obat SSRI adalah *fluoxetine*. Obat ini biasa diresepkan oleh dokter untuk pasien yang mengidap gangguan mental seperti gangguan depresi mayor, bipolar, OCD, dan gangguan panik. Namun jika obat ini dikonsumsi secara berlebihan dan tidak sesuai anjuran dokter maka dapat mengakibatkan beberapa efek samping seperti penurunan berat badan, agitasi, dan kecemasan. Selain *fluoxetine* terdapat obat – obat lainnya yang masuk ke dalam kelompok obat SSRI.

### 2.2.3 Pemrosesan Data Teks

*Text preprocessing* atau pemrosesan data teks merupakan suatu metode untuk mengolah kumpulan data berbentuk teks dengan menggunakan beberapa cara seperti menghilangkan kata – kata yang tidak terlalu berpengaruh pada data, kemudian kumpulan data tersebut dikonversi ke dalam bentuk numerik dengan teknik *encode* dan menghasilkan model yang siap untuk dilatih. Terdapat beberapa tahapan yang umumnya dilakukan pada saat pemrosesan data teks, diantaranya:

#### 1. *Case folding*

Tabel 2.4 Ilustrasi *case folding*

No	Nama Obat	Kegunaan
1.	Fluoxetine	Mengatasi sindrom pramenstruasi, ketergantungan alkohol, gangguan depresi mayor, bipolar, gangguan obsesif kompulsif, dan gangguan panik.
2.	Citalopram	Mengatasi gangguan depresi mayor, bipolar, gangguan obsesif kompulsif, gangguan kecemasan umum dan sosial, gangguan kepribadian ambang.

*Case folding* adalah menyamaratakan seluruh data teks menjadi huruf kecil (*lower text*) [32]. Tahapan ini merupakan salah satu bentuk *text preprocessing* paling sederhana namun sering diabaikan padahal memiliki peranan yang sangat penting karena dapat memudahkan proses pelatihan model karena huruf besar dan kecil dianggap sebagai kata yang berbeda pada program. Untuk melakukan tahapan ini tidak

perlu menggunakan *external library*, cukup menggunakan *function lower()* pada teks yang ingin dilakukan *case folding*. Hasil keluaran dari *function* tersebut dapat dilihat pada Tabel 2.4 yakni tidak adanya teks yang menggunakan huruf kapital.

## 2. *Cleansing*

Tabel 2.5 Ilustrasi *Text Cleansing*

<i>Data Input</i>	<i>Data Output</i>
NTP – Olanzapine 15 mg tablet (Schizophrenia, Mayor Depressive Disorder, Bipolar Disorder, Depression)	ntp olanzapine 15 mg tablet schizophrenia mayor depressive disorder bipolar disorder depression

*Cleansing* yaitu proses pengolahan data teks dengan cara membersihkan teks dari karakter simbol (~!@#%&\*()\_+<>?), tanda baca, angka, dan karakter lainnya. Tahapan ini bertujuan untuk menghilangkan elemen – elemen yang tidak diperlukan dalam proses analisis sehingga akan mempermudah perhitungan algoritma [33]. Proses *cleansing* dapat dilakukan dengan menggunakan *function regular expression* yakni pola yang digunakan untuk melakukan pencocokkan, pencarian, dan penggantian string. Dari Tabel 2.5 dapat dilihat bahwa hasil dari *text cleansing* adalah sebuah teks yang memiliki makna sama dengan teks sebelumnya namun tidak terdapat tanda baca, karakter, maupun angka pada teks.

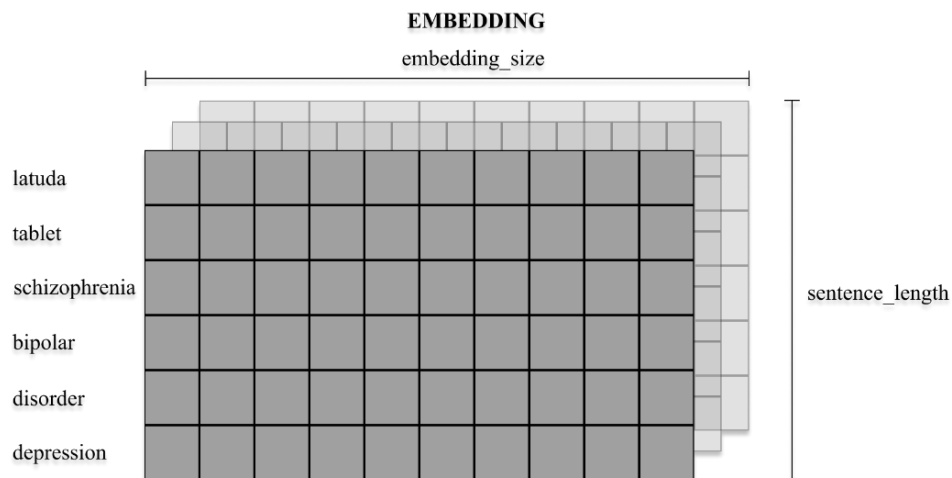
## 3. *Vectorization*

Tabel 2.6 Ilustrasi *Text Vectorization*

<i>Data Input</i>	<i>Data Output</i>
NTP – Olanzapine 15 mg tablet (Schizophrenia, Mayor Depressive Disorder, Bipolar Disorder, Depression)	['ntp', 'olanzapine', '15', 'mg', 'tablet', 'schizophrenia', 'mayor', 'depressive', 'disorder', 'bipolar', 'disorder', 'depression']

*Vectorization* merupakan teknik memisahkan teks atau kalimat menjadi potongan kata dengan tujuan untuk menganalisa teks apakah masih terdapat tanda baca, karakter, atau angka pada teks atau tidak sehingga mempermudah algoritma ketika melakukan perhitungan. Sebelum melakukan tahapan *vectorization*, perlu dipastikan bahwa kalimat yang akan ditokenisasi harus menggunakan huruf kecil dan tidak terdapat tanda baca supaya tidak mengganggu proses perhitungan algoritma dan mampu menghasilkan hasil yang lebih konsisten. Oleh karena itu, tahapan ini sebaiknya dilakukan setelah *case folding* dan *cleansing* dilakukan.

### 2.2.4 Embedding



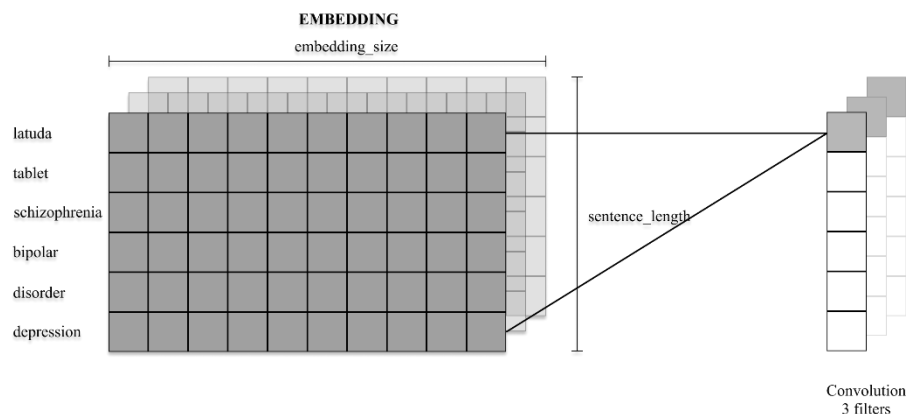
Gambar 2.3 Ilustrasi *embedding* [34].

Teknik *embedding* merupakan teknik penyematan kata yang bertujuan untuk mempermudah model dalam menangkap makna dari hubungan antar objek. *Embedding* bekerja dengan cara menyeleksi inputan yang berupa vektor numerik dari sebuah makna kata kemudian ditempatkan berdekatan dengan inputan yang memiliki nilai hampir sama pada ruang dimensi. Dengan ini, *embedding* merupakan representasi matematis dari teks dalam ruang berdimensi tinggi. Semakin besar ruang dimensi yang digunakan maka semakin banyak informasi mengenai hubungan antar objek dan semakin besar pula jumlah parameter dalam model namun dapat besarnya jumlah parameter dapat menyebabkan terjadinya *overfitting*.

Dalam membuat lapisan *embedding*, terdapat tiga parameter yang harus dipenuhi diantaranya *input\_dim* (ukuran kosakata dalam teks), *output\_dim* (ukuran ruang vektor tempat kata akan disematkan), dan *input\_length* (panjang keseluruhan inputan kata dalam teks). Sebelum dilakukan proses *embedding*, ada baiknya untuk melakukan *text preprocessing* supaya model yang dihasilkan dapat lebih optimal. Hasil keluaran dari lapisan *embedding* berbentuk tiga dimensi yang terdiri dari ukuran *batch size*, panjang keseluruhan kata dalam teks, dan ukuran representasi vektor. Keluaran dari lapisan *embedding* dapat digunakan untuk membangun model 1D-Convnet karena setiap elemen pada lapisan *embedding* adalah bentuk representasi numerik dari hubungan antar elemen yang telah dipetakan pada ruang berdimensi tinggi.

### 2.2.5 1D-Convnet

1D-Convnet merupakan model turunan dari arsitektur CNN yang dapat digunakan untuk mengekstraksi fitur secara efektif dan representatif berdasarkan data yang berbentuk satu dimensi dan bertipe *time series* dengan cara melakukan operasi konvolusi satu dimensi menggunakan beberapa filter [34]. Beberapa yang ditunjukkan pada subbab tinjauan pustaka (Tabel 2.1) menunjukkan bahwa lapisan 1D – Convnet lebih mudah untuk dilakukan pelatihan model karena arsitekturnya yang sederhana dan hasil akurasi yang didapatkan cukup tinggi dibandingkan dengan metode lainnya [18], [20], [25], [26]. Pemodelan ini dilakukan setelah tahapan *embedding* karena hasil keluaran dari *embedding lapisan* berupa representasi numerik atau urutan vektor dari hubungan antar kata. Masukan dari model 1D-Convnet dapat berbentuk tensor tiga dimensi yang terdiri dari ukuran *batch size*, ukuran panjang teks, dan jumlah *filter*.

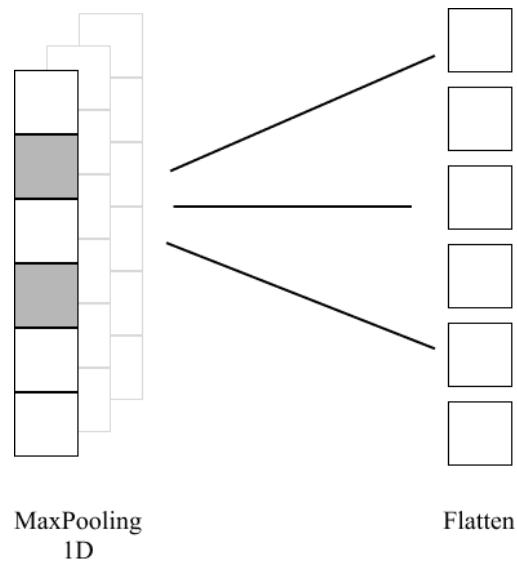


Gambar 2.4 Ilustrasi *convolution* [34].

Pada pemodelan 1D-Convnet, terdapat tiga parameter yang umum digunakan, diantaranya jumlah *filter* atau kernel, ukuran *filter*, dan *activation function* [35]. Jumlah *filter* dipengaruhi oleh hasil keluaran dari lapisan *embedding*. Terdapat beberapa lapisan yang dapat digunakan untuk membangun model 1D-Convnet diantaranya, *pooling lapisan (max pooling 1D)*, *flatten*, dan *dense*. Lapisan – lapisan ini dapat digunakan hanya satu kali atau dilakukan secara berulang. Jumlah lapisan dapat mempengaruhi jumlah parameter karena masing – masing lapisan akan menghasilkan parameter. Semakin besar jumlah parameter dapat menyebabkan terjadinya *overfitting*. Oleh karena itu perlu diperhatikan dalam memilih jumlah lapisan.



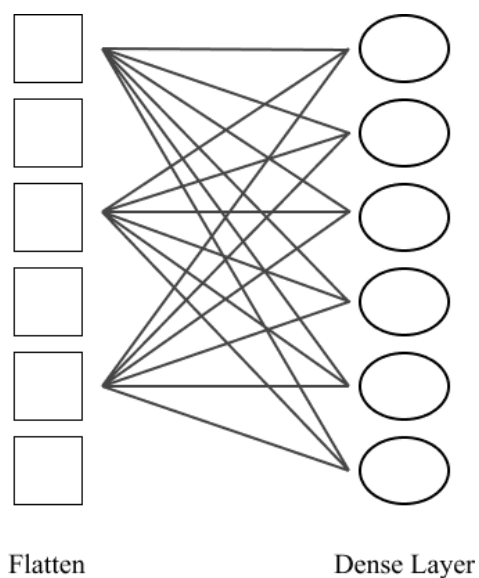
## 2. *Flatten*



Gambar 2.6 Ilustrasi *flatten*

Peta fitur yang dihasilkan pada proses *pooling lapisan* masih berupa bentuk *multidimensional array*, sedangkan inputan yang harus ada pada *fully connected lapisan* harus dalam bentuk vektor. Oleh karena itu, dilakukanlah *flatten* yang berfungsi untuk membentuk ulang peta fitur dari *multidimensional array* menjadi vektor.

## 3. *Dense*



Gambar 2.7 Ilustrasi lapisan *dense*

*Lapisan dense* pada CNN merupakan sebuah lapisan yang berfungsi untuk menambahkan lapisan berbentuk *fully connected* (lapisan yang berisi inputan vektor dari proses *flatten*). Didalam parameter dense terdapat *units* yang menandakan jumlah node yang memiliki nilai antara jumlah *input* node dan *output* node. Nilai standar yang biasa digunakan untuk CNN sebesar 64 – 256. Selain itu terdapat juga parameter *activation function* yang bertugas untuk memperkenalkan langkah tambahan pada setiap lapisan. Apabila *activation function* tidak diikutsertakan pada pelatihan model maka model akan menjadi kurang kuat dan tidak dapat mempelajari pola kompleks dari data. Sigmoid dan ReLu merupakan *activation function* yang paling sering digunakan untuk pemodelan CNN.

#### 2.2.6 Confusion Matrix

Salah satu metode perhitungan akurasi adalah perhitungan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan tabel yang menggambarkan performa dari hasil pelatihan model yang memiliki empat parameter seperti yang bisa dilihat pada Tabel 2.4 *Confusion Matrix* [39].

Tabel 2.7 *Confusion matrix*

	<i>Predicted Negative</i>	<i>Predicted Positive</i>
<i>Actual Negative</i>	<i>True Negative (TN)</i>	<i>False Positive (FP)</i>
<i>Actual Positive</i>	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Positive (TP)</i>

1. *True Positive (TP)* artinya data dinyatakan sebagai kelas positif dan diprediksi oleh model sebagai kelas positif menandakan bahwa model memprediksi dengan tepat.
2. *True Negative (TP)* artinya data dinyatakan sebagai kelas negatif dan diprediksi oleh model sebagai kelas negatif menandakan bahwa model memprediksi dengan tepat .
3. *False Positive (FP)* artinya data dinyatakan sebagai kelas negatif namun model memprediksi bahwa data tersebut termasuk ke dalam kelas positif sehingga dapat dikatakan bahwa model salah dalam memprediksi.
4. *False Negative (FN)* artinya data dinyatakan sebagai kelas positif namun model memprediksi bahwa data tersebut termasuk ke dalam kelas negatif sehingga dapat dikatan bahwa model salah dalam memprediksi.



Keempat parameter tersebut dapat digunakan untuk mengukur performa model menggunakan perhitungan yang berbeda, diantaranya:

1. *Accuracy*

Merupakan perhitungan akurasi berdasarkan rasio prediksi benar (*True Positive* dan *True Negative*) dari keseluruhan data. Maksud dari perhitungan *accuracy* ini adalah menghitung data yang prediksinya benar sesuai dengan kelasnya. Perhitungan akurasi menggunakan *confusion matrik* dapat dilihat pada formula 2.2.

$$accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+FP+FN+TN)} \quad (2.2)$$

2. *Precision*

Merupakan perhitungan akurasi berdasarkan rasio dari prediksi benar (*True Positive*) yang dibandingkan dengan keseluruhan data benar yang diprediksi positif (*True Positive* dan *False Positive*). *Precision* digunakan untuk menghitung perbandingan data yang diprediksi benar sesuai dengan kelasnya dan data yang diprediksi tidak sesuai dengan kelasnya. Perhitungan nilai *precision* dapat dilihat pada formula 2.3.

$$precision = \frac{(TP)}{(TP+FP)} \quad (2.3)$$

3. *Recall*

Merupakan perhitungan akurasi berdasarkan rasio prediksi benar positif (*True Positive*) yang dibandingkan dengan keseluruhan data yang bernilai benar positif (*True Positive* dan *False Negatif*). Sama dengan *precision*, menghitung perbandingan data yang diprediksi benar sesuai dengan kelasnya dan data yang diprediksi tidak sesuai dengan kelasnya. Bedanya *precision* digunakan pada kelas positif sedangkan *recall* digunakan pada kelas negatif. Perhitungan nilai *recall* dapat dilihat pada formula 2.4.

$$recall = \frac{(TP)}{(TP+FN)} \quad (2.4)$$

4. *F1 – Score*

Merupakan perhitungan akurasi berdasarkan perbandingan rata – rata dari nilai *precision* dan *recall*. Perhitungan formula dari *f1 – score* dapat dilihat pada formula 2.5.

$$F1 - score = 2 * \frac{precision*recall}{precision+recall} \quad (2.5)$$