

# BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan landasan yang menjadi acuan bagi penulis dalam melakukan penelitian ini. Landasan tersebut didasarkan kepada fenomena masalah yang terjadi dan akan dibahas dalam penelitian setelah membaca sumber-sumber referensi.

## 1.1 Latar Belakang

Anggaran belanja obat di rumah sakit merupakan komponen terbesar dari pengeluaran rumah sakit dan dapat mencapai hingga 40-50% dari keseluruhan biaya rumah sakit [1]. Hal ini ditambah adanya perubahan Jaminan Kesehatan Nasional (JKN) yang mengacu kepada peraturan Menteri Kesehatan Nomor 72 tahun 2016 tentang Standar Pelayanan Kefarmasian di Rumah Sakit juga menyebutkan bahwa penyelenggara pelayanan kefarmasian di rumah sakit harus menjamin ketersediaan sediaan farmasi, alat kesehatan, dan bahan medis habis pakai yang aman, bermutu, bermanfaat, dan terjangkau membuat rumah sakit harus memastikan kesediaan dan mutu dari obat yang ada di farmasinya [1]. Selain itu, beberapa rumah sakit mengeluhkan bahwa rumus perhitungan pedoman Kementerian Kesehatan terlalu sederhana dan kurang akurat. Maka dari itu penting bagi rumah sakit untuk melakukan perkiraan akan pemakaian obat sehingga dapat selalu memastikan kesediaan, mutu dan lebih memperketat anggaran belanja dengan perhitungan yang lebih akurat.

Untuk melakukan prediksi pemakaian obat di rumah sakit biasanya dilakukan dengan menggunakan model statistika seperti *Exponential Smoothing* dan *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* yang melihat berdasarkan data riwayat pemakaian obat dalam rentang waktu tertentu. Data yang digunakan merupakan data *time-series* riwayat pemakaian obat pada rumah sakit. Namun metode pembelajaran mesin juga sudah mulai banyak dilirik untuk menyelesaikan, terutama model *Artificial Neural Network (ANN)* [2]. Pada penelitian tersebut didapatkan bahwa model *Recurrent Neural Network (RNN) Long-Short Term Memory (LSTM)* memiliki performa yang baik, yaitu dengan nilai *Root Mean Squared Error (RMSE)* adalah 40,3 dengan *range data* 1500 sampai 2500.

ANN juga memiliki model lain yang lebih cocok untuk digunakan pada masalah data *time-series* yaitu *Convolutional Neural Network (CNN)*. Pada penelitian [3], model CNN digunakan untuk melakukan prediksi menggunakan listrik berdasarkan

data *time-series* riwayat penggunaan listrik. CNN dipilih menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengatasi masalah tersebut karena dapat mengekstrak fitur non linear dengan baik, selain itu CNN juga dapat mengatasi masalah *short range forecast* atau prediksi untuk rentang waktu yang pendek. Pada penelitian ini [3], model yang digunakan mendapatkan nilai RMSE yaitu 0,698 *range data* 0 sampai 30. Namun CNN memiliki lapisan *Max Pooling* yang dapat menyebabkan informasi yang mungkin dibutuhkan untuk prediksi hilang. Maka dari itu, penelitian [4] menggagaskan sebuah model CNN yang tidak menggunakan lapisan *Max Pooling* untuk melakukan prediksi berdasarkan data *time-series*. Penelitian [4] menggunakan data riwayat kunjungan sebuah halaman web dan mendapatkan kesimpulan bahwa terdapat pengaruh lapisan *Max Pooling* pada model CNN terhadap hasil prediksi. Pada penelitian [4] juga, disarankan untuk menggunakan *Nonpooling* CNN untuk mengolah data *time-series*. Penelitian ini mendapatkan hasil yang lebih baik jika menggunakan CNN tanpa *Max Pooling* yaitu dengan nilai RMSE 2,33453 jika dibandingkan dengan CNN biasa yaitu 2,704774 dengan *range data* untuk keduanya adalah 0 sampai 600. Dari penelitian [3] dan [4], CNN memiliki kelemahan yaitu lapisan *Max Pooling* cenderung menghilangkan informasi yang berguna untuk prediksi dan dependensi yang dapat dipelajari merupakan dependensi pendek sehingga kurang cocok untuk *Long-Term Load Forecasting* atau prediksi untuk rentang waktu yang panjang.

Selain menggunakan CNN, melakukan prediksi untuk data *time-series* juga dapat dilakukan dengan menggunakan model RNN. Pada kasus prediksi data *time-series*, biasanya menggunakan varian RNN, yaitu LSTM. Keunggulan LSTM adalah adanya penyaringan informasi yang akan diekstrak melalui *gate* untuk memperbaharui *cell* yang bersifat sebagai tempat menyimpan informasi. Pada penelitian [5], LSTM digunakan untuk melakukan prediksi harga saham. LSTM dipilih karena pada dasarnya RNN sangat baik untuk menangani masalah mengenai data *time-series* dimana adanya korelasi antara data sebelum dan sesudah. Penelitian ini mendapatkan hasil RMSE yaitu 4,8291 untuk LSTM memiliki *range data* 676,53 sampai 2664,11. Namun LSTM memiliki kelemahan yaitu *overfitting* dan sulit untuk menerapkan *drop out algorithm* untuk menghindari masalah tersebut.

Dapat dilihat bahwa penelitian [6] dan [7] menggunakan gabungan antara CNN dengan LSTM untuk mengatasi masalah di atas. Pada penelitian [6], data yang digunakan adalah data riwayat harga emas, sedangkan pada penelitian [7] digunakan untuk memprediksi konsentrasinya partikel polusi *Particulate Matter*

(PM2.5) untuk 24 jam ke depan di kota Beijing. Dengan menggabungkan model CNN dan LSTM, kedua penelitian tersebut dapat memanfaatkan kelebihan CNN untuk melakukan ekstraksi fitur jarak pendek serta kelebihan LSTM yang dapat mempelajari keterkaitan antar titik pada data *time-series* dan melakukan penyaringan data yang lebih relevan terhadap prediksi. Pada penelitian [6], modelnya dapat mempelajari *seasonality* dan *trend* lebih baik jika dibandingkan dengan model CNN dan LSTM saja. Hal ini terlihat dari nilai rata-rata RMSE pada model CNN-LSTM yaitu 0,00767 jika dibandingkan dengan model LSTM yaitu 0,012273 dengan *range data* untuk keduanya adalah 100,50 sampai 113,10. Sedangkan pada penelitian [7], model CNN-LSTM memiliki rata-rata nilai RMSE yang lebih kecil jika dibandingkan dengan model LSTM saja (nilai RMSE 3,4954 lebih baik untuk model CNN-LSTM dengan *range data* 0 sampai 994).

Berdasarkan permasalahan dan potensi yang telah dibahas, penelitian ini akan melakukan pemodelan prediksi dengan menggunakan CNN-LSTM tanpa menggunakan lapisan *Max Pooling* atau dapat disebut sebagai model *Nonpooling* CNN-LSTM sebagai alternatif dari kekurangan yang dimiliki oleh pemodelan CNN, serta membandingkan hasil prediksinya dengan model CNN-LSTM. Penelitian ini akan menggunakan data riwayat pemakaian obat dari sebuah rumah sakit di Jakarta, Indonesia untuk melakukan prediksi. Diharapkan pemodelan *Nonpooling* CNN-LSTM yang diajukan dapat menjadi solusi atas permasalahan yang telah dibahas.

### 1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang akan dibahas pada penelitian ini antara lain:

1. Bagaimana konfigurasi parameter jumlah *filter*, *units*, *epoch* dan *learning rate* serta lapisan *Max Pooling* pada model CNN-LSTM untuk prediksi pemakaian obat rumah sakit agar meminimalisasi nilai RMSE?
2. Bagaimana hasil prediksi pemakaian obat rumah sakit yang menggunakan CNN-LSTM, *Nonpooling* CNN-LSTM dan LSTM untuk *forecasting horizon short range forecast* dan *long range forecast*?

### 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis pengaruh konfigurasi parameter jumlah *filter*, *units*, *epoch* dan *learning rate* pada model CNN-LSTM dan *Nonpooling* CNN-LSTM.
2. Memprediksi jumlah pemakaian obat pada rumah sakit menggunakan model

CNN-LSTM dan *Nonpooling* CNN-LSTM untuk *forecasting horizon short range forecast* dan *long range forecast*.

3. Menganalisis pengaruh lapisan *Max Pooling* terhadap model CNN-LSTM dalam melakukan prediksi pemakaian obat rumah sakit.
4. Membandingkan performa model CNN-LSTM, *Nonpooling* CNN-LSTM serta LSTM dalam melakukan prediksi pemakaian obat rumah sakit.

### 1.4 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini, ada beberapa batasan masalah, antara lain:

1. Perhitungan *error* yang dilakukan akan menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE).
2. *Short* dan *long range forecast* akan memiliki masing-masing konfigurasi rentang waktu yaitu 1 bulan dan 3 bulan dengan dasar perhitungan metode konsumsi [1].
3. Model hanya dapat melakukan prediksi pemakaian hanya untuk satu jenis obat spesifik pada rumah sakit tersebut.

### 1.5 Kontribusi Penelitian

Kontribusi yang diberikan dalam penelitian ini, antara lain:

1. Memprediksi jumlah pemakaian obat pada sebuah rumah sakit dengan mengikuti pedoman Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
2. Mengetahui pengaruh konfigurasi parameter dan lapisan *Max Pooling* terhadap hasil prediksi berupa nilai RMSE.

### 1.6 Metode Penelitian

Metode penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

#### 1. Studi Literatur

Penelitian ini dimulai dengan studi kepustakaan yaitu mengumpulkan referensi baik dari buku, artikel dan jurnal penelitian mengenai sistem prediksi yang menggunakan model CNN, LSTM serta CNN-LSTM.

#### 2. Pengumpulan dan Pengolahan Data

Pada tahap ini akan dilakukan pengumpulan data berupa riwayat inventori obat tertentu dari sebuah rumah sakit yang berada di Indonesia dan kemudian dilakukan pengolahan normalisasi terhadap data.

#### 3. Analisis Masalah

Pada tahap ini, dilakukan analisis permasalahan yang ada, batasan-batasan yang dimiliki, dan kebutuhan yang diperlukan untuk menyelesaikan permasalahan

yang sudah dianalisis.

#### 4. Perancangan dan Implementasi Algoritma

Pada tahap ini, dilakukan analisis masalah, batasan, perancangan dan implementasi terhadap masalah.

#### 5. Pengujian

Pada tahap ini, dilakukan pengujian dengan menggunakan CNN-LSTM untuk melakukan prediksi pemakaian obat di rumah sakit.

#### 6. Evaluasi Metode (Kesimpulan)

Pada tahap ini, peneliti akan melakukan penghitungan RMSE terhadap hasil pengujian.

#### 7. Dokumentasi

Pada tahap ini, dilakukan pendokumentasian hasil analisis dan implementasi secara tertulis dalam bentuk laporan skripsi.

### 1.7 Sistematika Pembahasan

Penelitian ini disusun berdasarkan sistematika penulisan sebagai berikut:

#### **BAB 1       PENDAHULUAN**

Bab ini berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, kontribusi penelitian, serta metode penelitian yang akan digunakan untuk implementasi.

#### **BAB 2       LANDASAN TEORI**

Bab ini berisi penjelasan dasar tentang teori yang mendukung penelitian ini, seperti tinjauan studi, tinjauan pustaka, landasan teori mengenai metode dan objek penelitian serta tahapan algoritma dan contoh penerapannya.

#### **BAB 3       ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM**

Bab ini berisi analisis tahapan penelitian yang terdiri dari pengumpulan data, pengolahan data, metode yang dipakai, pengujian metode, evaluasi dan validasi hasil pengujian.

#### **BAB 4       IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN**

Bab ini berisi penjelasan mengenai implementasi dan pengujian metode. Pembahasan implementasi mulai dari pengolahan dataset, pengujian dataset, evaluasi dan validasi hasil pengujian dataset.

**BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN**

Bab ini berisi kesimpulan dari penelitian berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan dan saran untuk penelitian lebih lanjut di masa mendatang.