

BAB II

LANDASAN TEORI

Pada bab ini dijelaskan tinjauan pustaka dan tinjauan studi yang berkaitan dengan penelitian.

2.1. Tinjauan Pustaka

Dalam kegiatan penelitian ini ada beberapa pustaka yang berkaitan dengan kegiatan penelitian yang akan dilakukan, antara lain :

(Enggar Paskhalis Lahu, 2017) melakukan penelitian yang berjudul *Analisis Pengendalian Persediaan Bahan Baku guna Meminimalkan Biaya Persediaan pada Dunkin Donuts Manado*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui dan menganalisis pengendalian persediaan bahan baku yang diterapkan Dunkin Donuts Manado.

(Alfian Nurlifa1, 2017) melakukan penelitian yang berjudul *Sistem Peramalan Jumlah Penjualan Menggunakan Metode Moving Average Pada Rumah Jilbab Zaky*. Penelitian ini dilakukan untuk menentukan peramalan jumlah penjualan menggunakan metode moving average, data nya selalu bergerak dan menggunakan data sebelumnya. Kontribusi dalam penelitian ini adalah mengutip metode moving average cocok untuk di gunakan peramalan jumlah penjualan di periode selanjutnya menggunakan data sebelumnya.

(Umit C, avu,s B`uy`uk,sahina,, Seyda Ertekina, 2019) melakukan penelitian yang berjudul *Improving forecasting accuracy of time series data using a new ARIMA-ANN hybrid method andempirical mode decomposition*. Penelitian ini berisikan penelitian mengenai proses penggabungan metode arima dan ann untuk dekomposisi data yang akan di uji atau yang akan di ramal. Kontribusi dalam penelitian ini adalah pemahaman mengenai pengaruh penggabungan metode arima dan Ann yang bisa nambahkan akurasi peramalan

(Adyan Nur Alfiyatin1, 2018) melakukan penelitian yang berjudul *Penerapan Extreme Learning (ELM) untuk peramalan laju Inflasi Di Indonesia*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui jumlah neuron yang optimal untuk melakukan peramalan laju inflasi.

(Nikolay Laptev, Jason Yosinski,dkk, 2018) melakukan penelitian yang berjudul *Time-series Extreme Event Forecasting with Neural Networks at Uber*. Penelitian ini dilakukan untuk mengimplementasi artificial intelligence dengan

metode neural network. Kontribusi dalam penelitian ini adalah memahami proses metode *neural network* untuk forecasting.

(Noor Santi & Eniya, 2015), melakukan penelitian yang berjudul *Implementasi Statistik dengan Database Mysql*. Penelitian ini telah menghasilkan aplikasi perhitungan statistika deskriptif yang dapat digunakan untuk menghitung suatu nilai ukuran keruncingan dan ukuran kemiringan dari data tunggal dan data kelompok dalam soal yang menggunakan metode statistika. Kontribusi penelitian ini adalah mempelajari pengambilan nilai median dari database MySQL.

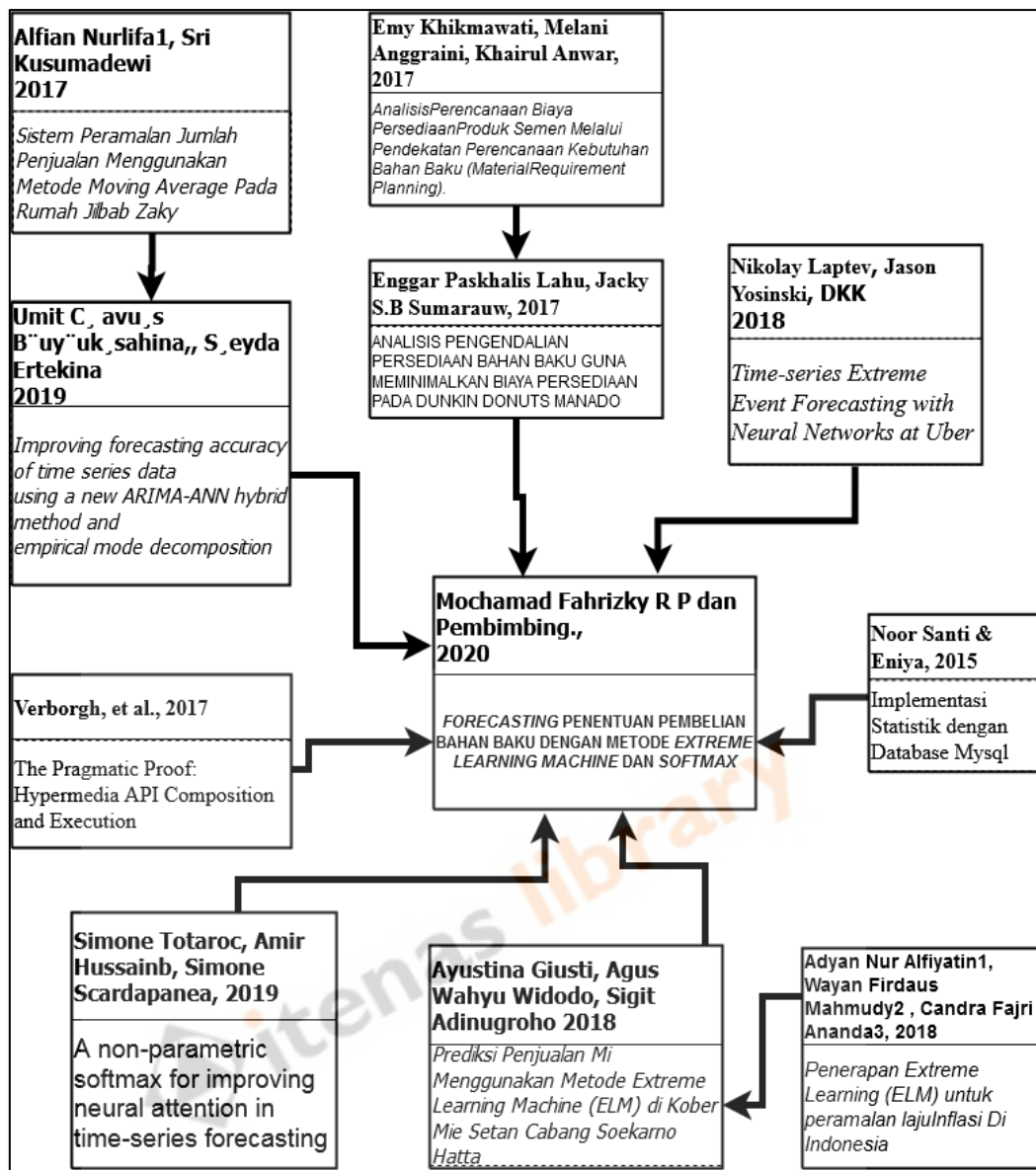
(Verborgh, et al., 2017), melakukan penelitian yang berjudul *The Pragmatic Proof: Hypermedia API Composition and Execution*. Penelitian ini bertujuan untuk membangun web API serta memberikan teknis yang baik agar respon dari server baik. Dalam penelitian ini juga dilakukan *benchmark* antara berbagai susunan perancangan API untuk menunjukkan perancangan yang terbaik. Kontribusi penelitian ini adalah mempelajari pembangunan web API.

(Emy Khikmawati, 2017) melakukan penelitian yang berjudul *Analisis Perencanaan Biaya Persediaan Produk Semen Melalui Pendekatan Perencanaan Kebutuhan Bahan Baku (Material Requirement Planning)*. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sebuah rencana persediaan bahan baku yang optimal dan biaya yang minimal menggunakan metode Material Requirement Planning (MRP),

(Simone Totaroc, Amir Hussainb, Simone Scardapanea, 2019) melakukan penelitian yang berjudul *A non-parametric softmax for improving neural attention in time-series forecasting*. Penelitian ini dilakukan untuk menerapkan metode softmax pada forecasting. Kontribusi pada penelitian ini adalah memahami bahwa forecasting bisa dilakukan dengan metode softmax.

(Ayustina Giusti, 2018) melakukan penelitian yang berjudul *Prediksi Penjualan Mi Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM) di Kober Mie Setan Cabang Soekarno Hatta*. Penelitian ini dilakukan untuk melakukan forecasting dengan menggunakan metode dari Jaringan syaraf Tiruan.

Dengan kontribusi dari berbagai referensi tinjauan pustaka yang telah dijelaskan sebelumnya diambil kesimpulan yang diuraikan melalui pustaka pada Gambar 1.



Gambar 2.1. Pemetaan Tinjauan Pustaka

2.2. Tinjauan Studi

Dalam kegiatan penelitian ini ada teori - teori yang berkaitan dengan kegiatan penelitian yang dilakukan, antara lain:

2.2.1. Forecasting

Forecasting adalah suatu usaha untuk meramalkan keadaan pada masa mendatang menggunakan data deret waktu atau time series yang menggunakan data masa lalu (*history*) berdasarkan kecenderungan datanya dan memprediksikan data tersebut untuk masa datang (Alfian Nurlifa1, 2017).

2.2.2. Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan syaraf tiruan merupakan representasi kinerja otak manusia, otak manusia selalu mensimulasikan proses pembelajaran. Dalam jaringan syaraf tiruan ini sama seperti otak manusia yang memiliki beberapa neuron yang saling memiliki hubungan satu-sama lain. Neuron-neuron tersebut mengirim informasi informasi yang diterima oleh satu neuron ke neuron yang lain. Informasi yang dibawa oleh neuron tersebut disimpan pada suatu nilai tertentu yang disebut bobot.(Ayustina Giusti, 2018).

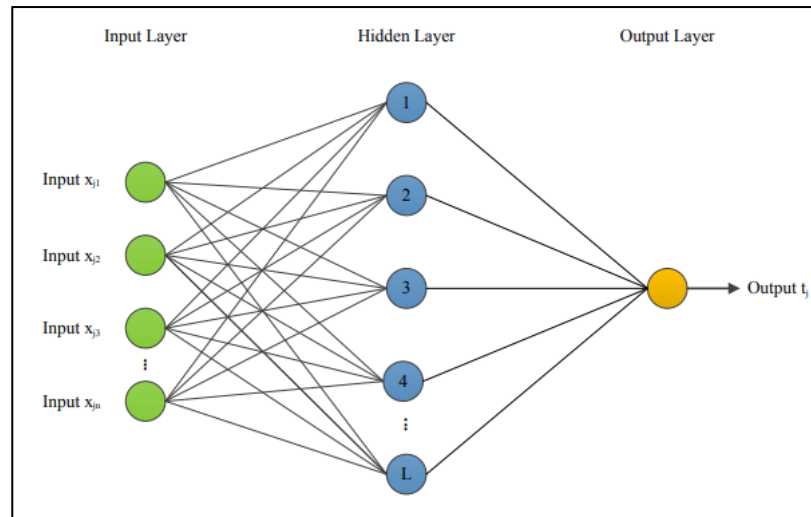
2.2.3. Extreme Learning Machine

Extreme Learning Machine merupakan metode pengembangan dari jaringan syaraf tiruan *feedforward* sederhana dengan menggunakan satu *hidden layer* atau biasa dikenal dengan *Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks* (SLFNs). berdasarkan perhitungan hasil nilai error yang diukur menggunakan nilai MSE (*Mean Square Error*). Metode pembelajaran ELM dibuat untuk mengatasi kelemahan-kelemahan dari jaringan syaraf tiruan lainnya terutama dalam hal *learning speed*. Huang et al mengemukakan dua alasan mengapa JST *feedforward* lain mempunyai *learning speed* rendah, yaitu :

1. menggunakan *slow gradient based learning algorithm* untuk melakukan training.
2. semua parameter pada jaringan ditentukan secara iterative dengan menggunakan metode pembelajaran tersebut.

slow gradient based learning algorithm merupakan algoritma perambatan maju mundur untuk memperbaiki nilai bobot seperti metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation*.

pada ELM parameter-parameter seperti *input weight* dan *hidden bias* dipilih secara *random* (Ayustina Giusti, 2018) dengan *range* 0 sampai 1, sehingga ELM memiliki *learning speed* yang cepat dan mampu menghasilkan *good generalization performance*.



Gambar 2.2. Struktur Metode ELM

Sumber: (Musatafa Abbas Abbood Albadr, 2017)

Struktur model jaringan *Extreme Learning Machine* Terdiri dari 3 lapisan, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* (Musatafa Abbas Abbood Albadr, 2017). *Input layer* berisikan neuron-neuron *input data*, untuk banyaknya jumlah neuron (x) di tentukan dari jumlah fitur dari dataset yang digunakan. *Hidden Layer* berisikan neuron-neuron *hidden*, untuk banyaknya jumlah *hidden neuron* di tentukan pada saat pengujian mencari jumlah *hidden neuron* yang optimal. *Output Layer* berisikan neuron *output prediksi*, untuk banyak nya jumlah neuron di tentukan jika kasus regresi jumlah neuron pada *output layer* hanya 1 neuron, jika klasifikasi jumlah neuron pada *output layer* lebih dari 1. Proses pada *input layer* ke *hidden layer* merupakan proses pada saat pelatihan data, proses *hidden layer* ke *ouput layer* merupakan proses pada saat sistem melakukan prediksi.

Metode ELM memiliki beberapa tahapan dalam proses peramalan. Tahapan tersebut adalah proses normalisasi, *training*, *testing*, dan denormalisasi data. Langkah-langkah perhitungan dengan metode ELM yaitu

2.2.3.1. Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan karena *range* nilai input tidak sama, yaitu bernilai puluhan hingga ribuan. *Input* akan diproses ke nilai *output* yang kecil sehingga data yang digunakan harus disesuaikan agar dapat diproses untuk mendapatkan nilai normalisasi yang kecil. Dalam penelitian ini, data yang digunakan akan disesuaikan dengan cara menormalisasi data. Normalisasi data terjadi pada *input layer* karena pada *input layer* neuron neuron di isikan oleh data yang sudah di normalisasi.

Berikut adalah proses normalisasi data menggunakan metode *Softmax*, metode ini merupakan pengembangan transformasi secara linier. Output *range* nya adalah 0-1. Berikut adalah rumus dari metode ini : Persamaan 2.1. Merubah data asli ke *range* 0-1 (Nurul Chamidah, 2012).

$$newdata = 1/(1+e^{(-transfdata)}) \quad (2.1)$$

Keterangan :

$$e = \text{eksponen} = 2,718284828$$

$$transfdata = (data-mean)/(10*(std/(2*3.14)))$$

data = data *input*

mean = nilai rata-rata dari data

std = standar deviasi

2.2.3.2. Proses *Training*

Merupakan suatu proses yang bertujuan untuk melakukan pelatihan dengan menggunakan data latih. Proses *training* harus dilalui sebelum melakukan proses prediksi (Nur Afifah Sugianto, 2018). Tujuannya adalah untuk mendapatkan nilai *output weight*. Langkah-langkah proses *training* yaitu sebagai berikut:

1. Langkah pertama adalah menginisialisasi *input weight* dan bias. Nilai ini diinisialisasi secara acak dengan range antara 0 hingga 1.
2. Keluaran di *hidden layer* dihitung menggunakan fungsi aktivasi. Langkah pertama adalah menghitung keluaran *hidden layer* (H), setelah nilai (H) didapatkan kemudian dihitung menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Berikut adalah persamaan 2.2 untuk menghitung keluaran di *hidden layer*:

$$H = (x \cdot w^T) + b \quad (2.2)$$

Lalu melakukan aktivasi sigmoid

$$H = \frac{1}{(1+\exp(-H))} \quad (2.3)$$

Keterangan:

H = Matriks keluaran *hidden layer*.

w = Bobot *input*.

x = *Input* data yang digunakan.

b = Nilai bias.

3. Menghitung *Moore-pseudoinverse*

Moore-pseudoinverse merupakan proses utama dari metode ELM, pada proses *moore-pseudoinverse* sistem memperbaiki bobot dengan menggunakan rumus

$$H+ = (H^T H)^{-1} H^T \quad (2.4)$$

4. Menghitung *output weight*.

Hasil dari *training* adalah *output weight* atau bobot baru yang digunakan pada saat proses *testing*.

Persamaan 2.5 menghitung *output weight*

$$\beta = H+ \times T \quad (2.5)$$

Keterangan:

β = Matriks Output weight.

$H+$ = Matriks *Moore-Penrose Generalized Invers* dari matriks H .

T = Matriks Target.

2.2.3.3. Proses *Testing*

Pada proses ini bertujuan untuk mengevaluasi metode ELM dari hasil proses *training* sebelumnya. Proses *testing* dilakukan menggunakan *input weight*, bias dan *output weight* yang didapatkan dari proses *training*. Berikut langkah-langkah proses *testing* adalah sebagai berikut (Nur Afifah Sugianto, 2018):

1. Langkah pertama adalah menginisialisasi *input weight* dan bias yang telah didapatkan dari proses *training*.
2. Keluaran di *hidden layer* dihitung menggunakan fungsi aktivasi. Pilih salah satu fungsi aktivasi yang digunakan yaitu fungsi aktivasi sigmoid.
3. Nilai *output weight* yang telah didapatkan pada proses *training* digunakan untuk menghitung keluaran *output layer* yang merupakan hasil prediksi. Berikut adalah persamaan untuk menghitung nilai *output layer*: Persamaan 2.6

$$y = H\beta \quad (2.6)$$

Keterangan:

y = *Output layer* yang merupakan hasil prediksi.

β = nilai *output weight* didapatkan dari proses *training*.

H = Keluaran di *hidden layer* dihitung dengan fungsi aktivasi.

4. Langkah terakhir adalah menghitung nilai *error* semua *output layer*. Nilai *error* ini menunjukkan nilai kesalahan dari hasil prediksi yang didapatkan.

2.2.3.4. Proses Denormalisasi Data

Proses Denormalisasi berfungsi untuk membangkitkan nilai yang telah dinormalisasi menjadi nilai asli. Berikut adalah persamaan untuk proses denormalisasi data:

Persamaan 2.7.denormalisasi data

$$d = \left(- \left(\log \left(\left(\frac{1}{d'} \right) - 1 \right) \right) * \left(10 * \left(\frac{std}{(2*3,14)} \right) \right) \right) + mean \quad (2.7)$$

Keterangan:

d' = nilai hasil prediksi sebelum didenormalisasi

d = nilai asli setelah didenormalisasi

$Mean$ = nilai rata rata

2.2.3.5. Mean Square Error (MSE)

Mean Square Error (MSE) digunakan untuk mengevaluasi hasil prediksi. Berikut adalah persamaan untuk menghitung nilai *error* pada hasil prediksi :

(Ayustina Giusti, 2018) Persamaan 2.8. Mencari nilai error

$$MSE = \frac{(y-t)^2}{n} \quad (2.8)$$

Keterangan:

y = nilai *output weight*.

t = target.

n = jumlah data

2.2.4. Bahan Baku

Persediaan bahan baku merupakan hal yang sangat penting untuk diperhatikan, karena disamping sebagai faktor utama yang menentukan berjalan tidaknya suatu produksi, persediaan bahan baku adalah pemakai dana terbesar bagi perusahaan yang mencapai 40% dari total kebutuhan dana (Emy Khikmawati, 2017). Pengendalian pada persediaan bahan baku sangat penting untuk dilakukan, mengingat bahan baku merupakan unsur paling utama dalam kelancaran suatu sistem produksi suatu produk. Perencanaan persediaan meliputi keputusan tentang kapan harus melakukan pemesanan terhadap suatu *item* yang harus dipesan, dengan memperhitungkan yang diperlukan untuk suatu produk, serta biaya yang diperlukan selama periode pemesanan persediaan dilakukan. Pengendalian persediaan bahan baku akan memberikan dampak positif untuk mendukung kelancaran proses produksi dalam peningkatan keuntungan perusahaan (Roni Tumijo, 2015).