

BAB IV. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

4.1 Analisis

4.1.1 Deskripsi Sistem

Sistem akan ada 2 pengguna yaitu admin dan superadmin. Dimana admin dapat mengelola data penjualan dan data persediaan stok produksi yang hanya akan dapat diakses oleh admin saja. Sedangkan superadmin dapat mengelola data admin

4.1.2 Analisa Pengguna

Berikut hasil analisis pengguna yang telah diidentifikasi :

Table 4.1 Analisa Pengguna

No	Pengguna	Deskripsi
1	Admin	Pengolahan data meliputi data penjualan dan data persediaan stok produksi
2	SuperAdmin	Pengolahan data meliputi data admin

4.1.3 Analisa Kebutuhan Fungsional

Kebutuhan Fungsional adalah kebutuhan yang berisi proses-proses yang akan dilakukan pada sistem. Berikut adalah kebutuhan fungsional dari sistem ini :

Table 4.2 Analisa Kebutuhan Fungsional

Data yang digunakan	<ul style="list-style-type: none">- Data Penjualan- Data Persediaan Stok
Admin	Mengelola data yang digunakan pada sistem yaitu data penjualan , data persediaan stok.
SuperAdmin	Mengelola data admin.

4.1.4 Analisa Kebutuhan Non-Fungsional

Kebutuhan Non Fungsional adalah kebutuhan yang menitikberatkan pada properti perilaku yang dimiliki suatu sistem. Berikut adalah kebutuhan non fungsional pada sistem ini :

1. Keamanan

Pada sistem ini dilengkapi keamanan yaitu ketika admin melakukan proses login sebelumnya diharuskan memasukkan password.

2. Spesifikasi Untuk Developer

Spesifikasi yang dibutuhkan untuk developer dalam membangun sistem aplikasi ini akan dijelaskan pada tabel dibawah ini:

a. Analisa Kebutuhan Perangkat Lunak

Berikut ini adalah analisis kebutuhan perangkat lunak yang dibutuhkan, akan dijelaskan pada Tabel 4.3

Table 4.3 Kebutuhan Perangkat Lunak

No	Perangkat	Perangkat Lunak
1	<i>Web browser</i>	Google Chrome / Firefox
2	<i>Web server</i>	<i>Apache</i>
3	<i>DBMS</i>	<i>MySQL</i>
4	<i>Text Editor</i>	<i>Visual Studio Code</i>
5	<i>Framework</i>	PHP

b. Analisa Kebutuhan Perangkat Keras

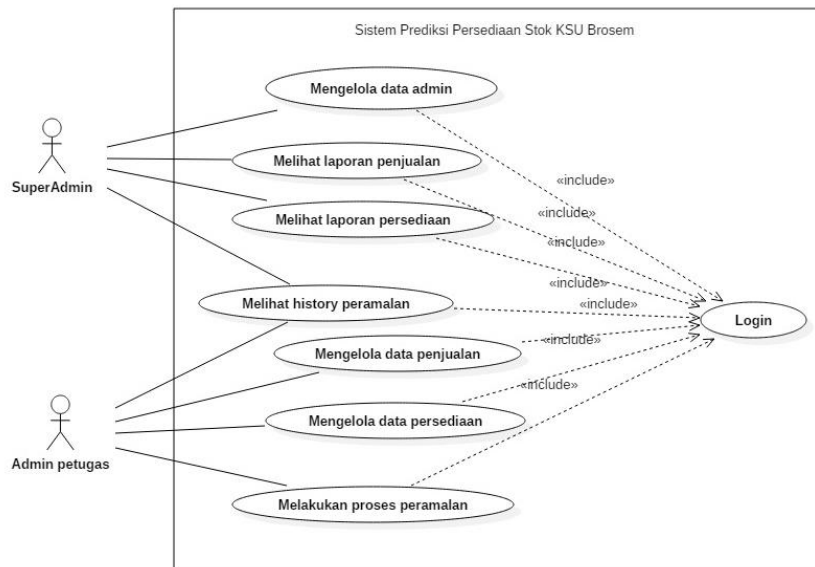
Berikut ini adalah analisis kebutuhan perangkat lunak yang dibutuhkan, akan dijelaskan pada Tabel 4.4

Table 4.4 Kebutuhan Perangkat Keras

No	Perangkat	Perangkat Keras
1	<i>Processor</i>	AMD A9
2	<i>Memory</i>	4 GB
3	<i>SSD</i>	512 GB
4	Perangkat Input	<i>Mouse</i>

4.1.5 Diagram Use Case

Diagram *usecase* merupakan interaksi yang menggambarkan hubungan antara aktor dengan kegiatan yang terdapat didalam sistem. Berikut tampilan diagram usecase pada gambar :



Gambar 4.1 Use Case Diagram Sistem Prediksi

Aktor	Deskripsi
SuperAdmin	SuperAdmin adalah orang yang bertanggung jawab atas mengelola data admin(petugas), melihat data penjualan, melihat data persediaan, dan melihat hasil riwayat peramalan stok produksi.
Admin(Petugas)	Admin(Petugas) adalah orang yang bertanggung jawab atas segala urusan yang berhubungan dalam mengelola data sari apel, mengelola data Produksi stok sari apel, melakukan proses peramalan pada stok produksi, dan melihat hasil Riwayat peramalan stok produksi.

4.1.6. Skenario Use Case

Berikut merupakan skenario yang akan dilakukan untuk tiap *use case*:

Use Case Sistem Prediksi Persediaan Stok KSU Brosem	
Tujuan	Membuat Sistem Prediksi Persediaan Stok KSU Brosem dengan fitur peramalan menggunakan metode Extreme Learning Machine.
Aktor	SuperAdmin , Admin
Kondisi awal	Login Valid
Skenario utama	<ol style="list-style-type: none"> 1. Semua user dapat melakukan login ke dalam sistem. 2. SuperAdmin dapat melakukan mengelola data admin. 3. SuperAdmin dapat melihat data penjualan. 4. SuperAdmin dapat melihat data persediaan. 5. Admin dapat mengelola data penjualan. 6. Admin dapat mengelola data persediaan. 7. Admin dapat melakukan prediksi persediaan stok. 8. Super Admin dan admin dapat melihat history prediksi persediaan stok.
Skenario alternatif	<ol style="list-style-type: none"> 1. SuperAdmin dan Admin dapat melihat history prediksi perbulan dalam setahun berupa grafik. 2. Admin dapat melakukan penambahan admin baru.
Kondisi Akhir	Sistem dapat menampilkan hasil history prediksi persediaan stok yang dipilih.

Berikut ini adalah hasil pendefinisian beberapa usecase scenario dari masing-masing use case :

c. Nama Use Case : Login

Tujuan : Login ke system

Actor	Sistem
Skenario Utama	
1. Memasukkan username dan password	
	2. Memeriksa valid atau tidaknya data yang dimasukkan
	3. Masuk ke halaman utama sesuai akses user.

d. Nama Use Case : Mengelola Data Admin.

Tujuan : Melakukan read, input, edit, delete data.

Actor	Sistem
Skenario Utama	
	1. Memeriksa status login
2. Superadmin memilih untuk melakukan read, input, edit atau delete data admin.	
	3. Memeriksa ke valid an data yang di input.
	4. Menyimpan data kedalam database

e. Nama Use Case : Mengelola data penjualan

Tujuan : Melakukan read, input, edit, delete data.

Actor	Sistem
Skenario Utama	
	1. Memeriksa status login
2. Admin memilih untuk melakukan read, input, edit atau delete data penjualan.	
	3. Memeriksa ke valid an data yang di input.
	4. Menyimpan data kedalam database

f. Nama Use Case : Mengelola data persediaan

Tujuan : Melakukan read, input, edit, delete data.

Actor	Sistem
Skenario Utama	
	1. Memeriksa status login
2. Admin memilih untuk melakukan read, input, edit atau delete data persediaan .	
	3. Memeriksa ke valid an data yang di input.
	4. Menyimpan data kedalam database

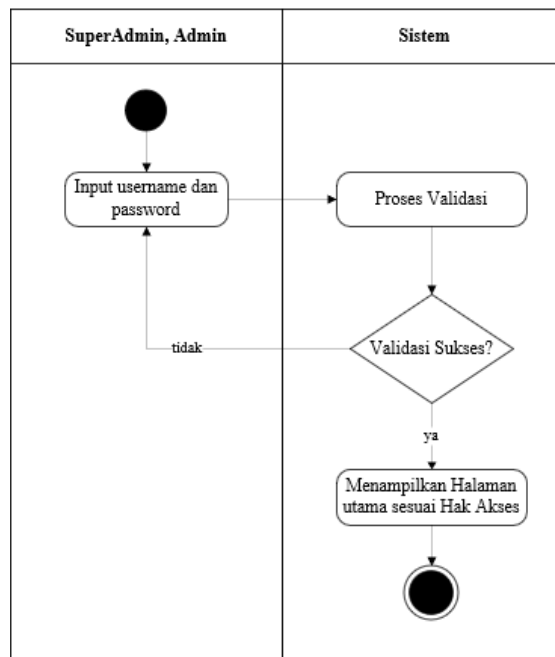
g. Nama Use Case : Melakukan peramalan persediaan

Tujuan : Meramalkan data persediaan stok sesuai periode tertentu.

Actor	Sistem
Skenario Utama	
	1. Memeriksa status login
2. Admin membuka halaman peramalan	
3. Menginputkan data penjualan dan persediaan sebelumnya	
	4. Menghitung peramalan data
	5. Menunjukkan hasil yang telah diramalkan.

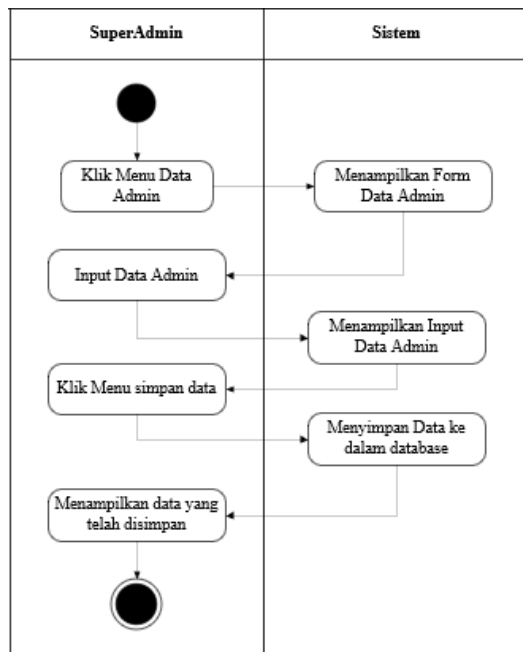
4.1.7. Activity Diagram

Berikut ini adalah Activity Diagram untuk melakukan Login yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini :



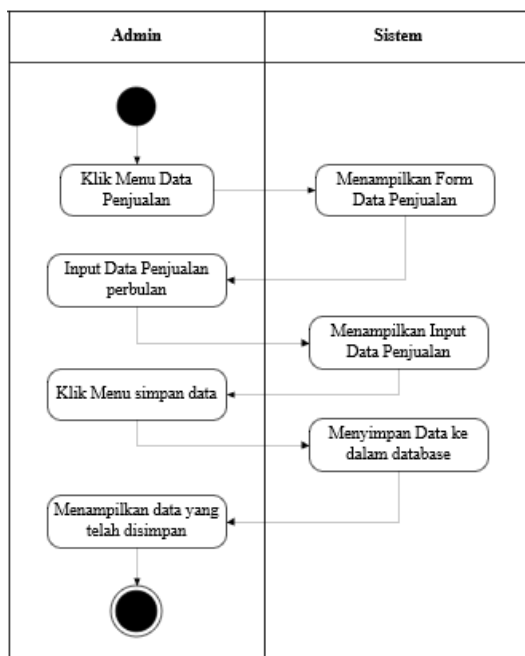
Gambar 4.2 Activity Diagram Login

Berikut ini adalah Activity Diagram untuk melakukan pengelolaan data admin yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini :



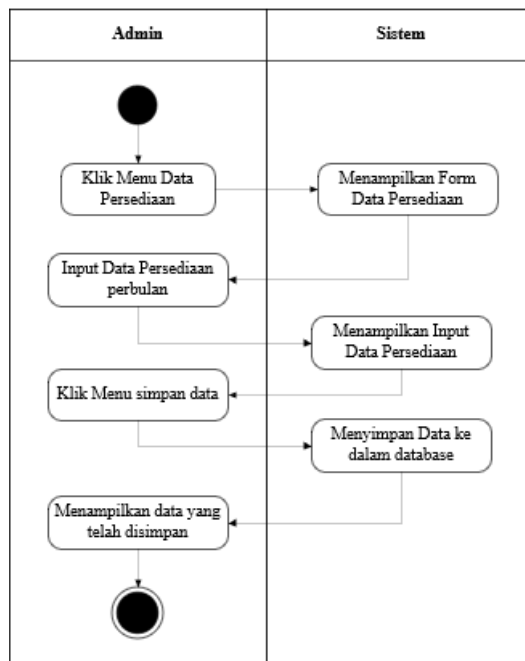
Gambar 4.3 Activity Diagram Data Admin

Berikut ini adalah Activity Diagram untuk melakukan pengelolaan data Penjualan yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini :



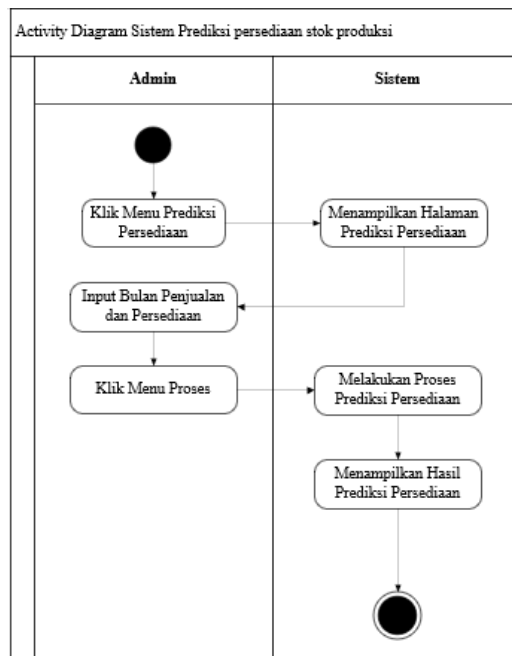
Gambar 4.4 Activity Diagram Data Penjualan

Berikut ini adalah Activity Diagram untuk melakukan pengelolaan data Persediaan yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini :



Gambar 4.5 Activity Diagram Data Persediaan

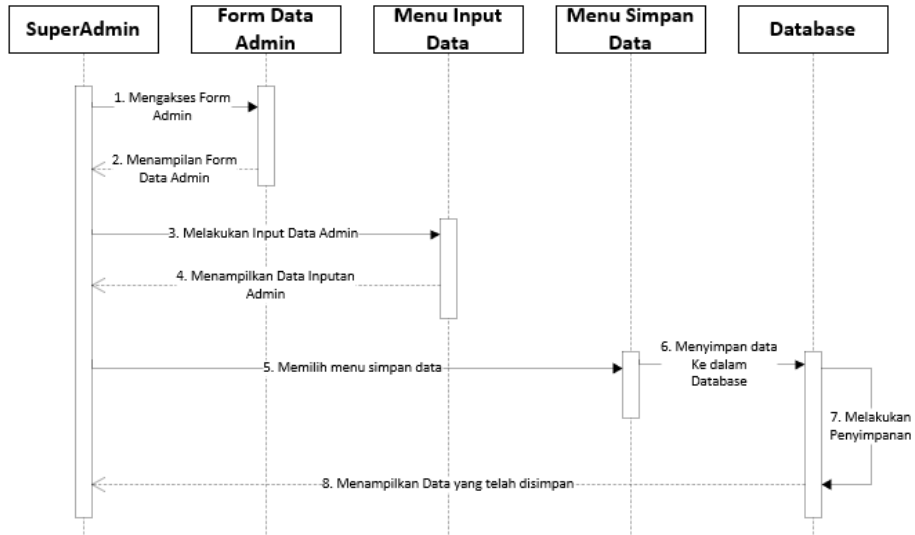
Berikut ini adalah Activity Diagram untuk melakukan peramalan data Persediaan Stok yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini :



Gambar 4.6 Activity Diagram Peramalan Persediaan Stok

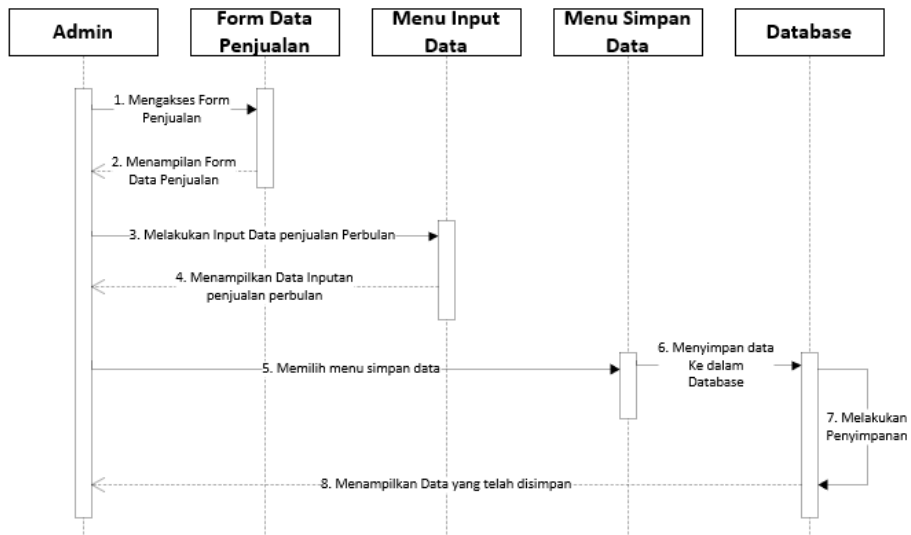
4.1.8. Sequence Diagram

Berikut ini adalah Sequence Diagram untuk data admin yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini :



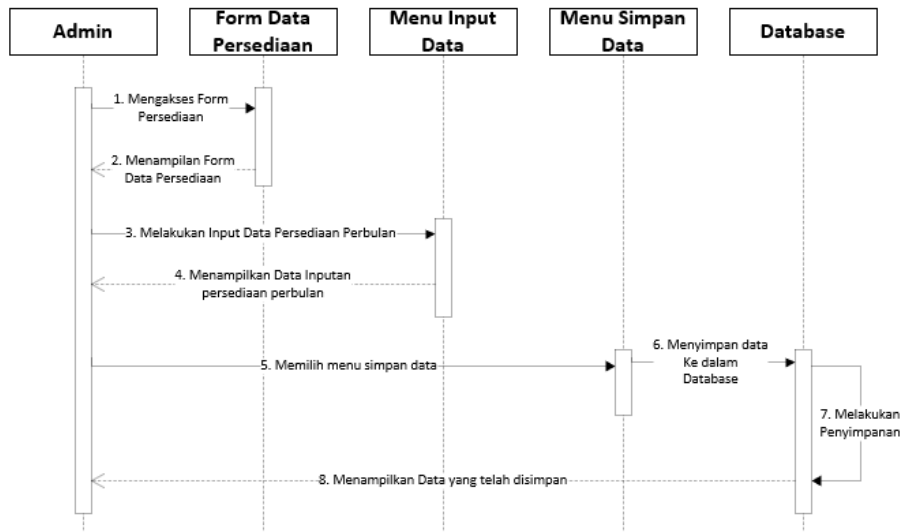
Gambar 4.7 Sequence Diagram Data Admin

Berikut ini adalah Sequence Diagram untuk data penjualan yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini :



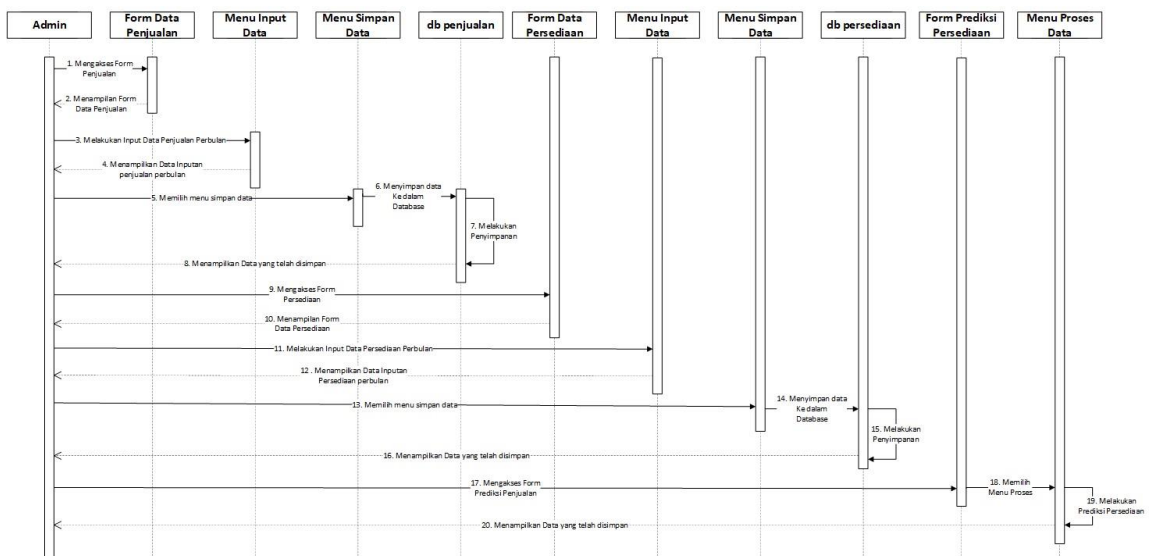
Gambar 4.8 Sequence Diagram Data Penjualan

Berikut ini adalah Sequence Diagram untuk data persediaan stok yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini :



Gambar 4.9 Sequence Diagram Data Persediaan

Berikut ini adalah Sequence Diagram untuk prediksi data prediksi persediaan stok produksi yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini :

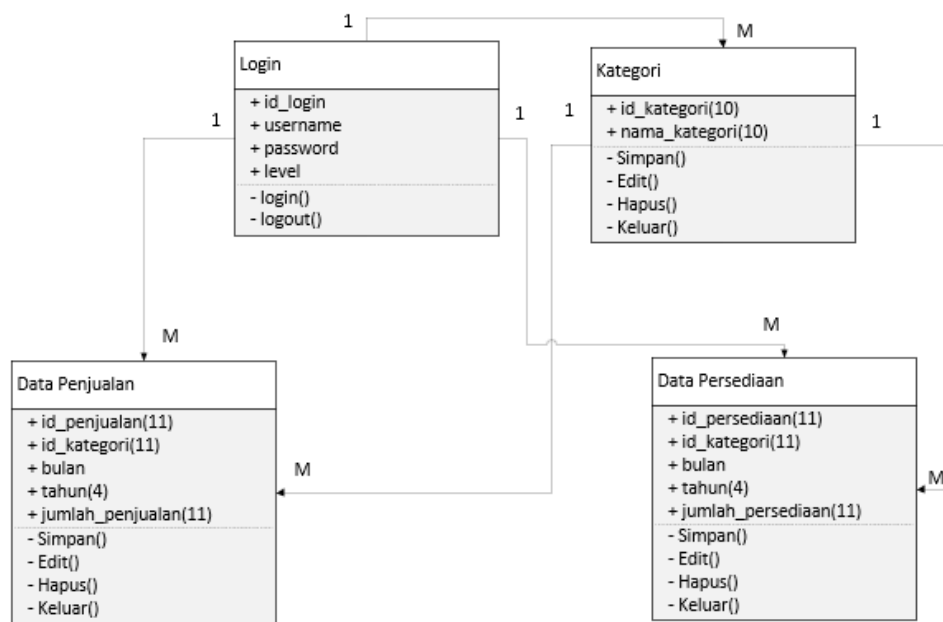


Gambar 4.10 Sequence Diagram Prediksi Persediaan Stok

4.2. Perancangan

Pada bagian ini diuraikan dengan jelas rancangan sistem meliputi perancangan basis data melalui *Class Diagram* dan perancangan antarmuka yang akan dibuat.

4.2.1. Perancangan Basis Data



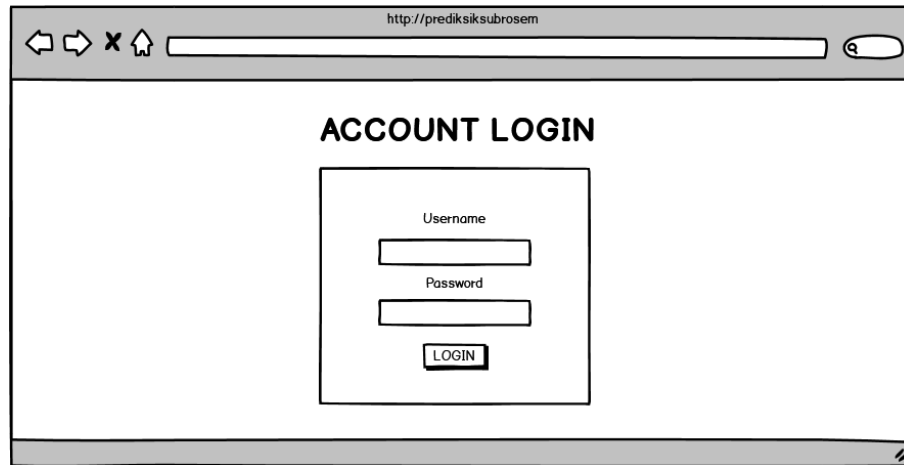
Gambar 4.11 Class Diagram

Berdasarkan class diagram diatas dengan penjelasan yaitu pada table admin terdapat level dimana level 1 adalah superadmin dan level 2 adalah admin. Yang dijelaskan pada class diagram dimana admin dapat mengelola data penjualan dan data persediaan. pada data penjualan dan data persediaan terdapat kategori. Kemudian pada prediksi persediaan dikelola dari data penjualan dan data persediaan.

4.2.2. Perancangan Antar Muka

Perancangan awal antarmuka atau interface merupakan rancangan yang dibuat secara manual menggunakan software pengedit gambar. Perancangan antarmuka ini berfungsi sebagai acuan pembuatan website agar tidak menyimpang terlalu jauh dari tujuan awal. Berikut ini adalah rancangan antarmuka Sistem Prediksi Persediaan KSU Brosem Kota Batu :

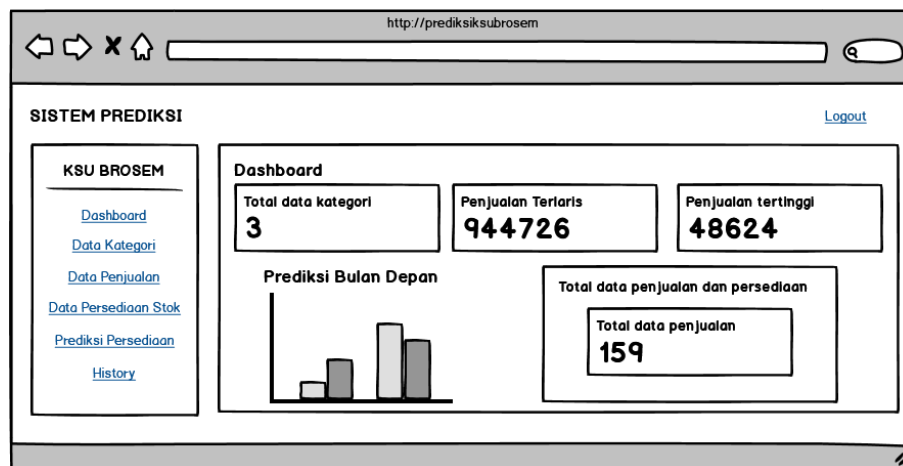
4.2.2.1 Halaman Login



Gambar 4.12 Tampilan Halaman Login

Pada Gambar 4.12 diatas merupakan halaman login superadmin dan admin sebelum masuk ke halaman utama masing-masing. Dikarenakan yang memiliki hak akses yang berbeda antara superadmin dan admin.

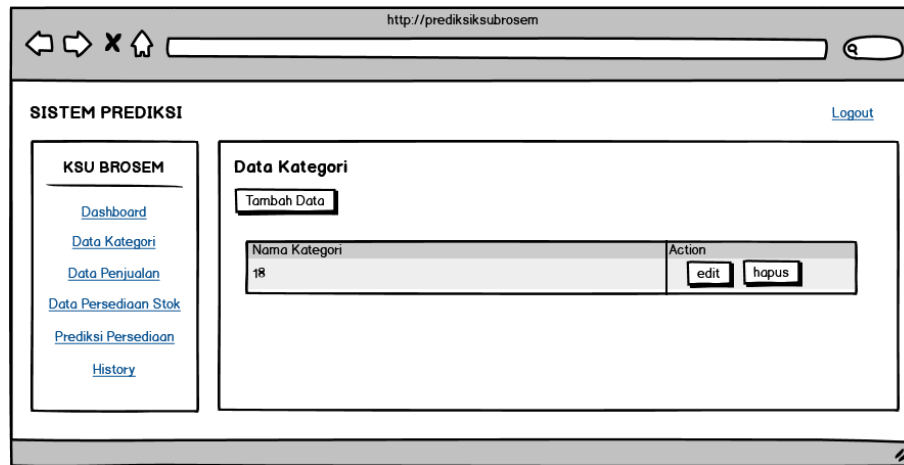
4.2.2.2 Halaman Dashboard (Admin)



Gambar 4.13 Tampilan halaman dashboard (admin)

Pada Gambar 4.13 diatas merupakan halaman dashboard admin yang berisikan data-data dari penjualan dan persediaan. Admin diharuskan untuk login terlebih dahulu sebelum masuk ke halaman dashboard.

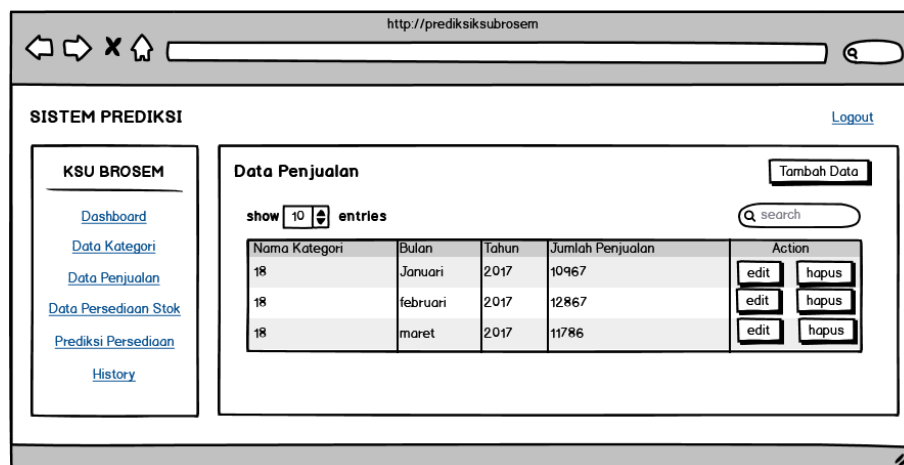
4.2.2.3 Halaman Data Kategori



Gambar 4.14 Tampilan halaman data kategori

Pada Gambar 4.14 diatas merupakan halaman data kategori yang digunakan untuk menampilkan kategori yang ada pada minuman ksu brosem.

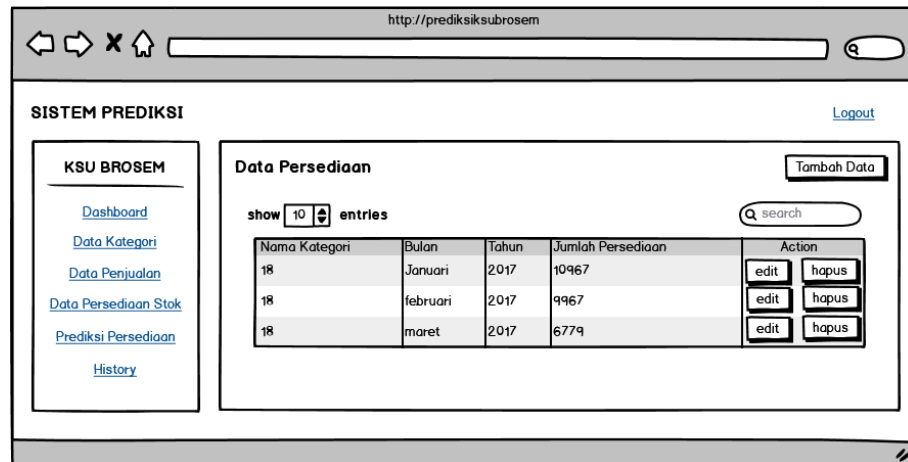
4.2.2.4 Halaman Data Penjualan



Gambar 4.15 Tampilan halaman data penjualan

Pada Gambar 4.15 diatas merupakan halaman data penjualan yang digunakan untuk melihat data penjualan perbulannya dan jumlah penjualan . Admin juga dapat menambahkan data penjualan pada setiap bulannya pada setiap kategori produk.

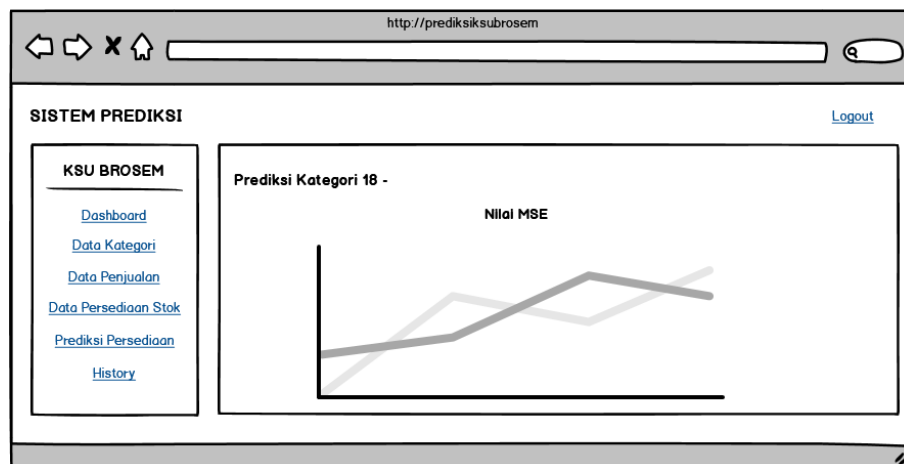
4.2.2.5 Halaman Data Persediaan



Gambar 4.16 Tampilan halaman data persediaan

Pada Gambar 4.16 diatas merupakan halaman data persediaan yang digunakan untuk melihat data persediaan perbulannya dan jumlah persediaan . Admin juga dapat menambahkan data persediaan pada setiap bulannya pada setiap kategori produk.

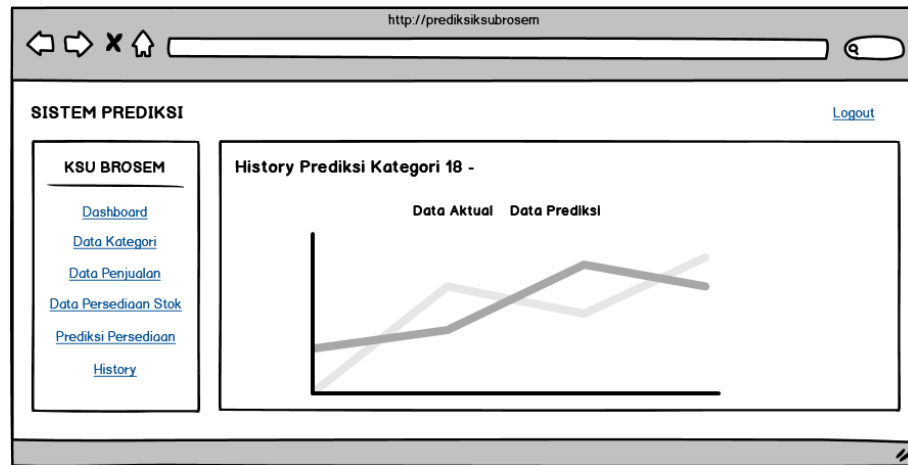
4.2.2.6 Halaman Prediksi Persediaan



Gambar 4.17 Tampilan halaman prediksi persediaan

Pada Gambar 4.17 diatas merupakan halaman prediksi persediaan yang akan diprediksi untuk bulan selanjutnya pada setiap kategori produk.

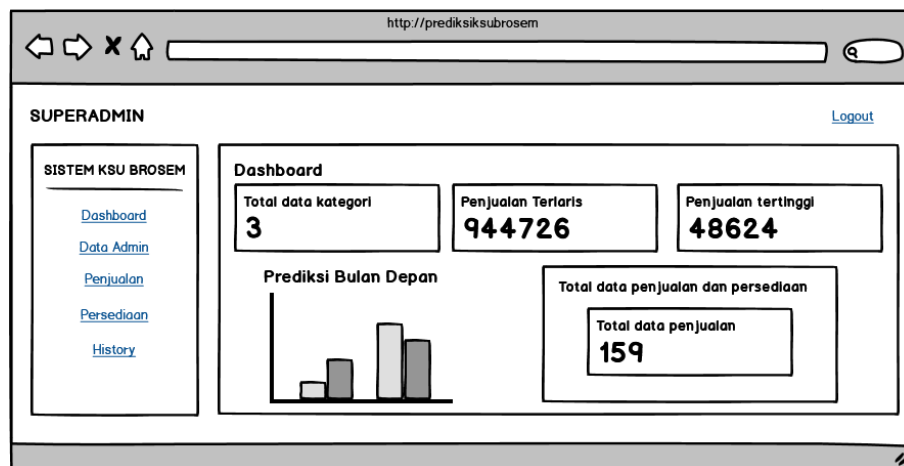
4.2.2.7 Halaman History



Gambar 4.18 Tampilan halaman history

Pada Gambar 4.17 diatas merupakan halaman history yang digunakan untuk melihat history prediksi persediaan perbulannya yang di tampilkan berupa grafik yang ditampilkan pada setiap tahunnya.

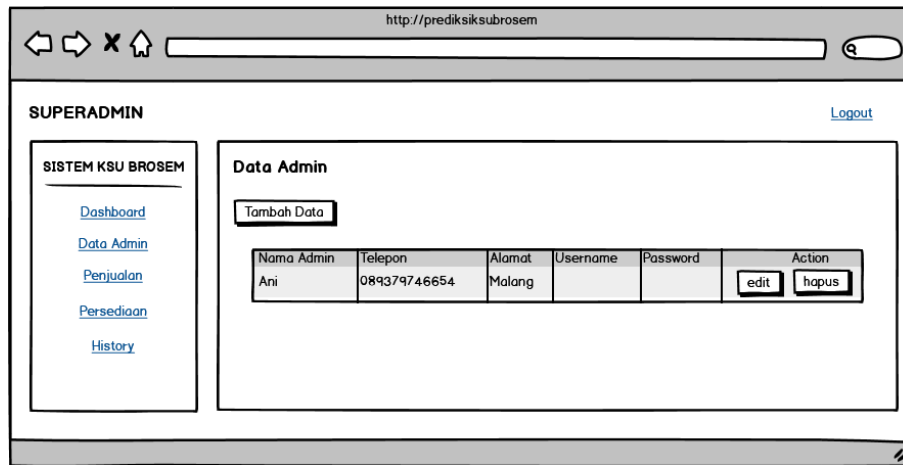
4.2.2.8 Halaman Dashboard (Superadmin)



Gambar 4.19 Tampilan halaman dashboard superadmin

Pada Gambar 4.19 diatas merupakan halaman dashboard superadmin yang berisikan data-data dari penjualan dan persediaan. SuperAdmin diharuskan untuk login terlebih dahulu sebelum masuk ke halaman dashboard.

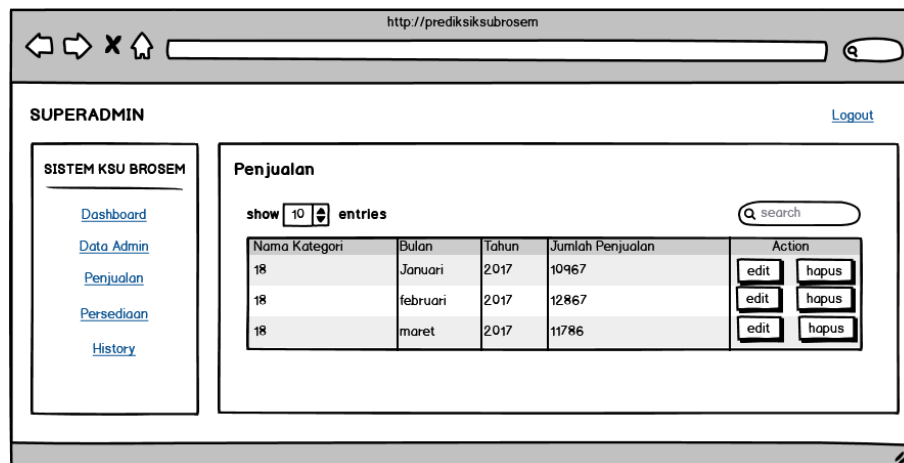
4.2.2.9 Halaman Data Admin



Gambar 4.20 Tampilan halaman data admin

Pada Gambar 4.20 diatas merupakan halaman data admin yang digunakan untuk melihat data admin-admin . SuperAdmin juga dapat menambahkan data admin.

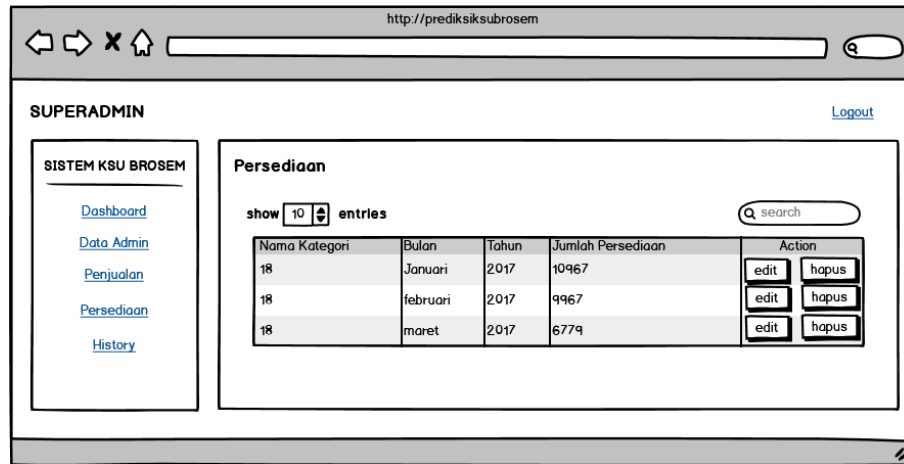
4.2.2.10 Halaman Penjualan



Gambar 4.21 Tampilan halaman penjualan

Pada Gambar 4.20 diatas merupakan halaman data penjualan yang digunakan untuk melihat data penjualan perbulannya dan jumlah penjualan yang telah ditambahkan oleh admin.

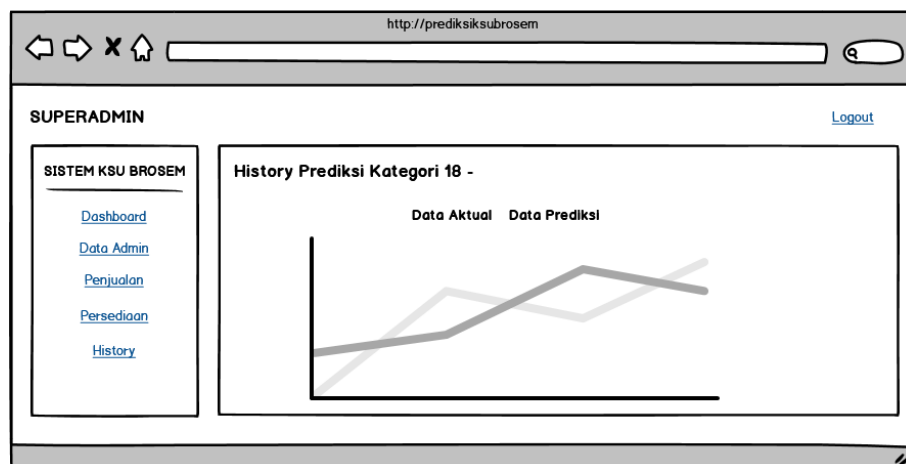
4.2.2.11 Halaman Persediaan



Gambar 4.22 Tampilan halaman persediaan

Pada Gambar diatas merupakan halaman data persediaan yang digunakan untuk melihat data persediaan perbulannya dan jumlah persediaan yang telah ditambahkan oleh admin.

4.2.2.12 Halaman History



Gambar 4.23 Tampilan history

Pada Gambar 4.23 diatas merupakan halaman history yang digunakan untuk melihat history prediksi persediaan perbulannya yang di tampilkan berupa grafik yang ditampilkan pada setiap tahunnya.

4.3. Simulasi Perhitungan Extreme Learning Machine

Berikut adalah penjelasan dalam tahapan metode Extreme Learning Machine :

1) Inisialisasi fitur yang digunakan

Dimana pada inisialisasi fitur yang digunakan dengan menginputkan data stok produksi dan data penjualan dengan data yang digunakan pada tahun 2017.

Table 4.5 Data set stok Persediaan perbulan

Data Ke -	X1	X2	X3	T
1	890	200	424	411
2	200	411	885	1048
3	411	1048	2640	2332
4	1048	2332	959	601
5	2332	601	1037	1309
6	601	1309	0	0
7	1309	0	933	1018
8	0	1018	408	258
9	1018	258	497	744
10	258	744	1037	955

Keterangan :

X1 = Data stok produksi 2 bulan sebelumnya

X2 = Data stok produksi 1 bulan sebelumnya

X3 = Data penjualan 1 bulan sebelumnya

T = Data stok produksi target prediksi

Data yang gunakan sebagai data training dan data testing sebanyak 10 data terdiri dari 8 data training dan 2 data testing. Yang ditunjukkan pada tabel 4.6 dan tabel 4.7.

Table 4.6 Data Training

Data Ke -	X1	X2	X3	T
1	890	200	424	411
2	200	411	885	1048
3	411	1048	2640	2332
4	1048	2332	959	601
5	2332	601	1037	1309
6	601	1309	0	0

7	1309	0	933	1018
8	0	1018	408	258

Table 4.7 Data Testing

Data Ke-	X1	X2	X3	T
1	1018	258	497	744
2	258	744	1037	955

2) Proses Normalisasi data

Pada proses Normalisasi data menggunakan min-max Normalization. Inisialisasi nilai minimal dan maksimal dari keseluruhan data training dan data testing. Dengan nilai minimal dan maksimal setiap fitur.

Table 4.8 Nilai Minimal dan Maksimal untuk fitur X1

Min	Max
200	2332

Setelah nilai maximal dan minimal didapatkan, nilai tersebut digunakan untuk menghitung normalisasi data menggunakan metode Min-Max Normalization. Berikut contoh proses normalisasi data :

$$d'_{1,1} = \frac{d_{1,1} - \min}{\max - \min} = \frac{890 - 200}{2332 - 200} = 0.323639775$$

Hasil dari perhitungan normalisasi dari keseluruhan data ditunjukkan pada tabel 4.9

Table 4.9 Normalisasi Data

Data Ke -	X1	X2	X3	T
1	0.323639775	0	0.007168459	0.073770492
2	0	0.098968105	0.213709677	0.380906461
3	0.098968105	0.397748593	1	1
4	0.397748593	1	0.246863799	0.165380906
5	1	0.188086304	0.281810036	0.506750241
6	0.188086304	0.520168856	-0.182795699	-0.1243973
7	0.520168856	-0.09380863	0.235215054	0.366441659
8	-0.09380863	0.383677298	0	0
9	0.383677298	0.027204503	0.039874552	0.234329797
10	0.027204503	0.255159475	0.281810036	0.336065574

3) Inisialisasi input weight dan bias

Lalu inisialisasi input weight dan bias. Nilai ini diinisialisasi secara acak dengan rentang nilai antara -1 hingga 1. Neuron yang digunakan berjumlah 2.

Table 4.10 Matriks Nilai Input Weight

w	1	2	3
1	-0.74759361	-0.22704468	0.17255184
2	-0.99590981	0.59495225	-0.2870604

Matriks nilai input weight ditranspose menjadi matriks baru seperti tabel Berikut :

Table 4.11 Matriks Transpose Input Weight

w	1	2
1	-0.74759361	-0.99590981
2	-0.22704468	0.59495225
3	0.17255184	-0.2870604

Jumlah hidden neuron sama dengan jumlah. Jumlah neuron diinputkan adalah 2 maka jumlah bias yang diinisialisasi juga berjumlah 2.

Table 4.12 Matriks Nilai Bias

1	2
0.531	-0.829

4) Perhitungan Manual Proses Training

Setelah data di normalisasi dilanjutkan ke proses training, Dimana hasil dari training adalah hasil prediksi sebelum di denormalisasi. Data pada training diambil 80 % dari keseluruhan data.

Table 4.13 Normalisasi Data Training

Data Ke -	X1	X2	X3	T
1	0.323639775	0	0.007168459	0.073770492
2	0	0.098968105	0.213709677	0.380906461
3	0.098968105	0.397748593	1	1
4	0.397748593	1	0.246863799	0.165380906
5	1	0.188086304	0.281810036	0.506750241
6	0.188086304	0.520168856	-0.182795699	-0.1243973
7	0.520168856	-0.09380863	0.235215054	0.366441659

8	-0.09380863	0.383677298	0	0
---	-------------	-------------	---	---

Lalu menghitung keluaran hidden layer dengan menggunakan persamaan dibawah ini :

$$H_{init\ ij} = \left(\sum_{k=1}^3 w_{jk} \cdot X_{ik} \right) + b_j$$

$$H_{init\ 1,1} = ((-0.3528059 * 0.323639775) + (0.6469131 * 0) + (0.72075982 * 0.007168459)) + 0.953573 = 0.84455802$$

Tabel 4.14 merupakan hasil perhitungan keluaran hidden layer sebelum dihitung dengan fungsi aktivasi.

Table 4.14 Matriks Keluaran Hidden Layer

H_{init}	1	2
1	-0.77185489	-1.15364418
2	-0.51673498	-0.83173666
3	-0.52288358	-0.97825266
4	-1.01294298	-0.70130467
5	-1.27281156	-1.79417431
6	-0.82139622	-0.65463833
7	-0.85813016	-1.47064422
8	-0.54812195	-0.50757577

Selanjutnya keluaran hidden layer dihitung dengan menggunakan fungsi aktivasi (H(x)). Berikut contoh perhitungannya :

$$H(x)_{1,1} = \frac{1}{1 - e^{-x}} = \frac{1}{1 - e^{-(-0.77185489)}} = 0.3161$$

Keseluruhan hasil perhitungan hidden layer dengan fungsi aktivasi ditunjukkan pada tabel 4.15.

Table 4.15 Matriks Hidden Layer dengan fungsi aktivasi

$H(x)$	1	2
1	0.3161	0.2398
2	0.3736	0.3033
3	0.3722	0.2732
4	0.2664	0.3315
5	0.2188	0.1426
6	0.3055	0.3419
7	0.2977	0.1868
8	0.3663	0.3758

Setelah menghitung Matriks keluaran hidden layer dengan fungsi aktivasi, melakukan transpose pada matriks tersebut.

Table 4.16 Transpose Matriks Keluaran Hidden Layer dengan fungsi aktivasi

H^T	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0.316	0.374	0.372	0.266	0.219	0.305	0.298	0.366
2	0.24	0.303	0.273	0.332	0.143	0.342	0.187	0.376

Setelah didapatkan matriks transpose kemudian menghitung perkalian matriks. Matriks keluaran hidden layer dengan fungsi aktivasi dikalikan matriks transpose.

$$(H^T H)_{1,1} = (0.316 * 0.316) + (0.374 * 0.374) + (0.372 * 0.372) + \dots + (0.366 * 0.366) = 0.813$$

Tabel 4.17 merupakan hasil perkalian matriks keluaran hidden layer dengan fungsi aktivasi dikalikan dengan transpose matriksnya.

Table 4.17 Hasil Perkalian Matriks Transpose dengan Matriks Keluaran Hidden layer dengan fungsi aktivasi

$H^T H$	1	2
1	0.813	0.708
2	0.708	0.647

Langkah Selanjutnya adalah menghitung invers matriks

Table 4.18 Invers Matriks

$(H^T H)^{-1}$	1	2
1	0.191	-0.209
2	-0.209	0.24

Selanjutnya melakukan perhitungan matriks Moore-Penrose Generalized Invers dengan cara mengalikan invers matriks dengan transpose keluaran hidden layer. Berikut adalah contoh perhitungannya :

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

$$H^+_{1,1} = (0.191 * 0.316) + (0.191 * 0.24) = 0.01$$

Tabel 4.18 menunjukkan hasil perhitungan matriks Moore-Penrose Generalized Invers (H^+) secara keseluruhan.

Table 4.19 Matriks Moore-Penrose Generalized Invers

H^+	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0.01	0.008	0.014	-0.018	0.012	-0.013	0.018	-0.009
2	0.01	0.008	0.014	-0.018	0.012	-0.013	0.018	-0.009

Langkah Selanjtnya adalah menghitung output weight. Dengan perhitungan matriks target dan matriks Moore-Penrose Generalized Invers. Berikut adalah contoh perhitungannya :

$$\beta = H^+T$$

$$\beta_1 = (0.01 * 0.073770492) + (0.008 * 0.380906461) + \dots + (-0.009 * 0.336065574) = 0.717389127$$

Table 4.20 Nilai Output Weight

β
0.029
-0.25

5) Perhitungan Manual proses testing

Pada perhitungan testing dilakukan dengan persentase 20% dari keseluruhan data adalah 10 data yang telah di normalisasi. Proses testing ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid, input weight dan bias yang telah didapatkan secara random pada proses training, dan jumlah hidden neuron pada hidden layer sebanyak 2. Berikut data yang telah di normalisasi.

Table 4.21 Normalisasi Data Testing

Data Ke-	X1	X2	X3	T
1	0.383677298	0.027204503	0.039874552	0.234329797
2	0.027204503	0.255159475	0.281810036	0.336065574

Untuk selanjutnya menghitung keluaran hidden layer dengan fungsi aktivasi. Sebelumnya harus menghitung keluaran hidden layer.

$$H_{init\ ij} = \left(\sum_{k=1}^3 w_{jk} \cdot X_{ik} \right) + b_j$$

$$H_{init\ 1,1} = ((-0.74759361 * 0.383677298) + (-0.22704468 * 0.027204503) + (0.17255184 * 0.039874552)) + (-0.531) = -0.5133974$$

Table 4.22 Matriks Keluaran Hidden Layer

Hinit	1	2
1	-0.8172717	-1.20663938
2	-0.56078447	-0.7854524

Berikut contoh perhitungan untuk mendapat hasil keluaran hidden layer dengan fungsi aktivasi :

$$H(x)_{1,1} = \frac{1}{1 - e^{-x}} = \frac{1}{1 - e^{-(-0.8172717)}} = 0.374$$

Tabel 4.23 menunjukkan keseluruhan hasil perhitungan keluaran hidden layer dengan fungsi aktivasi.

Table 4.23 Matriks Keluaran Hidden Layer dengan fungsi aktivasi

H(x)	1	2
1	0.3063	0.2303
2	0.3634	0.3131

Lalu menghitung output layer sebagai hasil prediksi sebelum di denormalisasi. Dengan cara menghitung hasil matriks keluaran hidden layer dengan aktivasi dan hasil output weight dari proses training. Berikut adalah contoh perhitungannya :

$$y = H \beta$$

$$y_1 = (0.3063 * 0.029) + (0.3634 * -0.25) = -0.0003259$$

Table 4.24 Keluaran Output Layer

y
-0.0003259
-0.0012595

- 6) Hasil sebelum di denormalisasi tersebut kemudian di evaluasi dengan menghitung nilai error menggunakan MSE. Keluaran dari sistem merupakan

hasil prediksi dari Extreme Learning Machine yang telah di denormalisasi. Perhitungan ini didapatkan dari nilai output keluaran layer dengan data target pada data testing.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^2 (y_i - t_i)^2}{n}$$

$$MSE = (-0.0003259 - 0.234329797)^2 + (-0.0012595 - 0.336065574)^2 = 0.16885147$$

Table 4.25 Perhitungan Nilai MSE

MSE
0.16885147

- 7) Keluaran dari sistem yang merupakan hasil prediksi dari ELEM yang telah di denormalisasi. Proses ini dilakukan adalah pada hasil keluaran output yang telah didapatkan pada proses sebelumnya dan data min max yang telah ditetapkan pada proses sebelumnya.

$$d = d'(\max - \min) + \min$$

$$d_1 = -0.0003259 (2332 - 258) + 408 = 407.3242$$

Table 4.26 Hasil Perhitungan Denormalisasi Data

Denormalisasi	407.3242	405.3878

Hasil Prediksi : $(Denormalisasi1 + Denormalisasi2)/2$

$$= (407.3242 + 405.3878) / 2$$

$$= 406.356$$