

TESIS
ANALISIS TIME SERIES PERMINTAAN DAN PREDIKSI STOK DAN
NILAI INVESTASI OBAT DENGAN MENGGUNAKAN METODE ABC
ANALYSIS DAN SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR) PADA
APLIKASI “MORBIS”
(Studi Kasus : CV Medlka Buana Informatika)



Disusun oleh:

Nama : Tutik Maryana
NIM : 18.51.1133
Konsentrasi : Business Intelligence

PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA

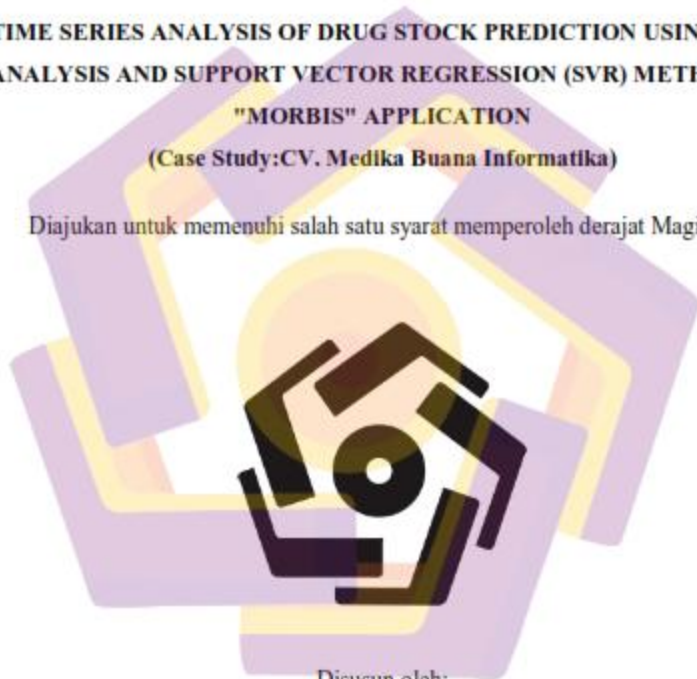
2019

TESIS

**ANALISIS TIME SERIES PREDIKSI STOK OBAT DENGAN
MENGUNAKAN METODE ABC ANALYSIS DAN SUPPORT VECTOR
REGRESSION (SVR) PADA APLIKASI "MORBIS"
(Studi Kasus:CV. Medika Buana Informatika)**

**TIME SERIES ANALYSIS OF DRUG STOCK PREDICTION USING ABC
ANALYSIS AND SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR) METHOD IN
"MORBIS" APPLICATION
(Case Study:CV. Medika Buana Informatika)**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

Nama : Tutik Maryana
NIM : 18.51.1133
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2019

HALAMAN PENGESAHAN

ANALISIS TIME SERIES PREDIKSI STOK OBAT DENGAN MENGGUNAKAN METODE ABC ANALYSIS DAN SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR) PADA APLIKASI "MORBIS"

(Studi Kasus: CV. Medika Buana Informatika)

TIME SERIES ANALYSIS OF DRUG STOCK PREDICTION USING ABC ANALYSIS AND SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR) METHOD IN "MORBIS" APPLICATION

(Case Study: CV. Medika Buana Informatika)

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Tutik Maryana

18.51.1133

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Jum'at, 5 Juni 2020

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 5 Juni 2020

Rektor

Prof. Dr. M. Suyanto, M.M.

NIK. 190302001

HALAMAN PERSETUJUAN

**ANALISIS TIME SERIES PREDIKSI STOK OBAT DENGAN MENGGUNAKAN
METODE ABC ANALYSIS DAN SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR) PADA
APLIKASI "MORBIS"
(Studi Kasus: CV. Medika Buana Informatika)**

**TIME SERIES ANALYSIS OF DRUG STOCK PREDICTION USING ABC
ANALYSIS AND SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR) METHOD IN
"MORBIS" APPLICATION**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Tutik Maryana

18,51.1133

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Jum'at, 5 Juni 2020

Pembimbing Utama

Dr. Kusrini, M.Kom
NIK. 190302106

Pembimbing Pendamping

Hanif Al Fatta, M.Kom
NIK. 190302096

Anggota Tim Penguji

Prof. Dr. Ema Utami, S.Si, M.Kom
NIK. 190302037

Dr. Arief Setvanto, S.Si, M.T.
NIK. 190302036

Dr. Kusrini, M.Kom
NIK. 190302106

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 5 Juni 2020

Direktur Program Pascasarjana

Dr. Kusrini, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Tutik Maryana
NIM : 18.51.1133
Konsentrasi : Business Intelligence

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut
**ANALISIS TIME SERIES PREDIKSI STOK OBAT DENGAN
MENGUNAKAN METODE ABC ANALYSIS DAN SUPPORT VECTOR
REGRESSION (SVR) PADA APLIKASI "MORBIS"**
(Studi Kasus:CV. Medika Buana Informatika)

Dosen Pembimbing Utama : Dr. Kusri, M.Kom
Dosen Pembimbing Pendamping : Hanif Al Fatta, M.Kom

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Tim Dosen Pembimbing
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi

Yogyakarta, tanggal ujian tesis
Yang Menyatakan,

BETTER AI
TECHNICAL
SOLUTIONS

6000

Tutik Maryana

HALAMAN PERSEMBAHAN

Pertama dan paling utama, saya ucapkan puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah memberikan kemudahan dan kelancaran dalam proses pembuatan tugas akhir ini. Tugas Akhir ini saya persembahkan untuk :

1. Kedua simbah tercinta (Ibu Tasmi) dan keluarga yang senantiasa memberikan semangat dan doa, semoga selalu dalam lindungan-NYA.
2. Ibu Dr. Kusrini, M.Kom dan Bapak Hanif Al Fatta, M.Kom yang telah memberikan bimbingan aktif selama pelaksanaan penelitian, semoga mendapatkan banyak keberkahan dan dilancarkan segala urusannya.
3. Keluarga besar yang selalu mendukung dan memberikan semangat tanpa henti serta juga yang selalu ada dalam keadaan apapun. Serta semua pihak yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.

HALAMAN MOTTO

“Maka sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan, sesungguhnya
bersama kesulitan ada kemudahan”

(Q.S. Al-Insyrah[94] Ayat 5-6)

“Maka apabila engkau telah selesai (dari suatu urusan), tetaplah bekerja
keras (untuk urusan yang lain), dan hanya kepada Tuhanmulah engkau berharap.”

(Q.S. Al-Insyrah[94] Ayat 7-8)



KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT karena atas limpahan rahmat, hidayah serta inayah-NYA, penulis masih diberi kesempatan dan kemudahan untuk menyelesaikan tesis ini.

Tesis ini disusun dalam rangka memenuhi salah satu syarat kelulusan perguruan tinggi Program Studi Strata-2 Magister Teknik Informatika di Universitas Amikom Yogyakarta dan meraih gelar Magister Komputer (M.Kom). Selain itu tesis ini juga bertujuan untuk menambah pengetahuan tentang sistem pakar yang dibuat menggunakan teorema bayes kepada pembaca yang menggunakan web sebagai basis aksesnya.

Penulis juga mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada :

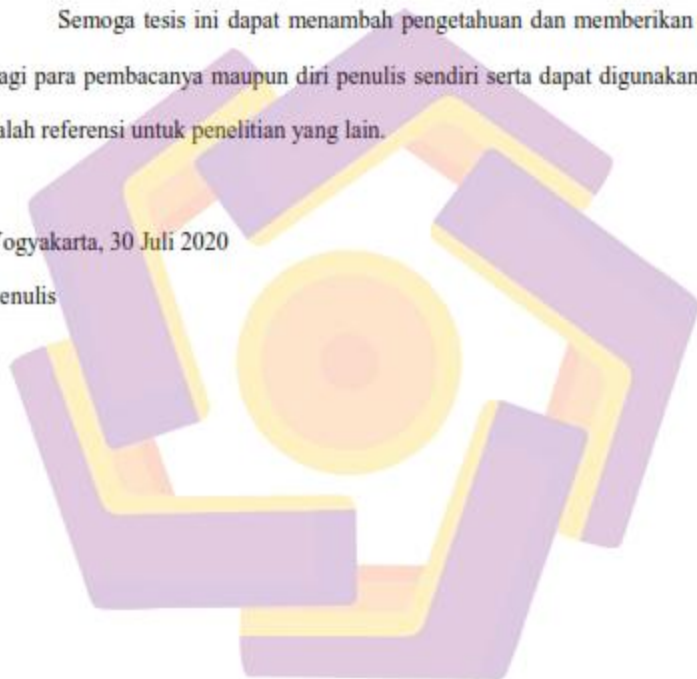
1. Bapak Prof. Dr. M. Suyanto, MM, selaku ketua Amikom Yogyakarta.
2. Ibu Dr. Kusriani, M.Kom dan Bapak Hanif Al Fatta, M.Kom selaku dosen pembimbing yang telah dengan sabar dalam memberikan masukan, saran, bantuan, dan bimbingan dalam menyelesaikan naskah skripsi ini.
3. Ibu Dr. Kusriani, M.Kom selaku Direktur Program Pascasarjana Universitas Amikom Yogyakarta.
4. Kedua Orang tua yang tak pernah lelah dalam memberikan support dan doanya.
5. Dosen Amikom Yogyakarta yang telah memberikan banyak ilmu dan pengalaman.

Semua pihak yang telah membantu penyelesaian skripsi ini yang tentunya sangat berharga dan tidak bisa disebutkan satu persatu. Penulis juga meminta maaf apabila dalam penyusunan tesis ini masih banyak kekurangan dan masih jauh untuk memberikan kata sempurna. Penulis juga dengan senang hati menerima kritik dan saran.

Semoga tesis ini dapat menambah pengetahuan dan memberikan manfaat bagi para pembacanya maupun diri penulis sendiri serta dapat digunakan sebagai salah referensi untuk penelitian yang lain.

Yogyakarta, 30 Juli 2020

Penulis



DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL MAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vi
HALAMAN MOTTO.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
INTISARI.....	xv
<i>ABSTRACT</i>	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Batasan Masalah.....	5
1.4 Tujuan Penelitian.....	5
1.5 Manfaat Penelitian.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Tinjauan Pustaka.....	7
2.2 Keaslian Penelitian.....	10

2.3	Landasan Teori.....	12
2.3.1	<i>Data Mining</i>	12
2.3.2	<i>Machine Learning</i>	12
2.3.3	Klasifikasi.....	14
2.3.4	Support Vector Regression.....	15
2.3.5	Preprocessing Data.....	16
2.3.6	Normalization.....	18
2.3.7	MAPE.....	19
2.3.8	Akurasi.....	20
2.3.9	ABC Analysis.....	20
2.3.10	Sequential Learning.....	22
2.3.11	Kernel Radial Basic Function(RBF).....	23
2.3.12	Prediksi.....	24
2.3.13	Jenis-jenis Peramalan.....	25
2.3.14	Fungsi Peramalan.....	25
2.3.15	Jenis-jenis Peramalan.....	26
BAB III METODE PENELITIAN.....		28
3.1	Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian.....	28
3.1.1	Metode Penelitian.....	28
3.2	Metode Pengumpulan Data.....	28

3.1. Metode Analisis Data.....	29
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN	34
4.1 Peramalan SVR dengan Preprocessing Z Score dan min max	34
4.2 Pengujian Parameter	34
4.2.1 Pengujian Parameter Nilai <i>lambda</i>	34
4.2.2 Pengujian Parameter Nilai <i>Sigma</i>	36
4.2.3 Pengujian Parameter Nilai cLR	38
4.2.4 Pengujian Parameter Nilai <i>Complexity</i>	40
4.2.5 Pengujian Parameter Nilai <i>Epsilon</i>	42
4.3 Peramalan SVR sengan preprocessing min max	45
4.3.1 Dataset	45
4.3.2 Analisis Support Vector Regresion (SVR) dengan min max	46
4.4 Permalan SVR dengan Z Score.....	54
4.5 ABC Analisis	60
4.6 Hasil dan Analisis Pengujian Model.....	64
4.7 Pembahasan Model.....	65
4.8 Hasil Analisis Time Series.....	66
BAB V PENUTUP.....	67
5.1. Kesimpulan	67
5.2. Saran	68
DAFTAR PUSTAKA	70

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Matriks literatur review dan posisi penelitian	10
Tabel 4.1 Hasil Pengujian Nilai <i>Lambda</i>	34
Tabel 4.2 Hasil Pengujian Nilai <i>Sigma</i>	37
Tabel 4.3 Hasil Pengujian Nilai cLR	39
Tabel 4.4 Hasil Pengujian Nilai <i>Complexity</i>	41
Tabel 4.6 Hasil Pengujian Nilai <i>Epsilon</i>	43
Tabel 4.7 Tabel contoh dataset.....	45
Tabel 4.8 Tabel hasil normalisasi.....	49
Tabel 4.9 Nilai Parameter Optimal	50
Tabel 4.10 Contoh Jarak Data Latih Pengujian	51
Tabel 4.11 Tabel Model Regresi.....	52
Tabel 4.12 Tabel Nilai Aktual.....	53
Tabel 4.13 Tabel hasil Z Score	55
Tabel 4.14 Nilai Parameter Optimal	56
Tabel 4.15 Contoh Jarak Data Latih Pengujian	57
Tabel 4.16 Tabel Model Regresi.....	58
Tabel 4.17 Tabel Nilai Aktual.....	59
Tabel 4.18 Tabel jumlah permintaan barang.....	61
Tabel 4.19 Jumlah permintaan dan harga	61
Tabel 4.20 Tabel Nilai Investasi	62
Tabel 4.21 Tabel investasi kumulatif.....	63
Tabel 4.22 Hasil analisis ABC Analisis.....	63

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Proses Data Preprocessing	17
Gambar 2.2 Grafik Pengeluaran pertahun.....	21
Gambar 4.1 Grafik Hasil Pengujian Nilai <i>Lambda</i>	35
Gambar 4.3 Hasil Pengujian Nilai <i>Sigma</i>	37
Gambar 4.4 Hasil Pengujian Nilai <i>cLr</i>	39
Gambar 4.5 Hasil Pengujian Nilai Complexity.....	41
Gambar 4.6 Hasil Pengujian Nilai <i>Epsilon</i>	43
Gambar 4.7 Alur Support Vector Regression	47
Gambar 4.8 Gambar alur normalisasi	48
Gambar 4.9 Hasil Analisa Time Series	66

INTISARI

Permasalahan yang terjadi pada rumah sakit mengenai pengolahan persediaan obat adalah mengenai kondisi obat yang habis (stock out) dikarenakan rumah sakit dalam satu tahun mengeluarkan sekitar 33% dari biaya investasi keseluruhan hanya untuk biaya investasi obat. Untuk mengatasi permasalahan diatas rumah sakit harus memiliki pengelolaan logistic dengan baik, salah satu cara pengelolaan adalah dengan cara melakukan perencanaan yang baik. Pada penelitian ini, penulis akan memakai algoritma ABC Analysis dan Support Vector Regression (SVR). Untuk penggunaan metode tersebut adalah sbagai berikut ABC Analysis akan digunakan untuk proses klasifikasi obat yaitu dengan cara membagi obar menjadi tiga kelompok utama berdasarkan kepentingan yaitu kelompok A, B dan C. Untuk selanjutnya penulis akan menggunakan motedo SVR untuk menghitung prediksi obat.

Hasil yang penulis dapatkan dari penelitian ini adalah ABC analisis mambu mengklasifikasikan obat. Menjadi tiga kelompok yaitu kelompo A sejumlah 34 item dengan presentase 5,26 % dari jumlah item keseluruhan, kelompok B sejumlah 458 item dengan presentase 70,8 % dan C sejumlah 154 dengan presenrase 23,8 % dengan kessleruhan obat adlah 646 item obat. Pengujian prediksi dilakukan dengan cara mengambil sample sebanyak 129 obat yang berasal dari klasifikasi kelompok yaitu 20% dari jumlah keseluruhan data obat . Proses optimasi dilakukan dengan cara menambahkan satu proses yaitu Z-Score pada preprocessing data. Hasil dari penelitian tersebut adalah MAPE menunjukan bahwa preprocessing dengan Z score dapat menghasilkan mengoptimasi permalan SVR sebanyak 1,07%.

Kata Kunci: SVR, klasifikasi, prediksi , ABC Analisis.

ABSTRACT

The problem that occurs in hospitals regarding the processing of drug supplies is about the condition of the drug that is out (stock out) because the hospital in one year spent about 33% of the total investment costs only for the investment cost of drugs. To address the problems above the hospital must have good logistics management, one way of managing is by doing good planning. In this research, the writer will use ABC Analysis and Support Vector Regression (SVR) algorithm. For the use of these methods, the following ABC Analysis will be used for the drug classification process, namely by dividing the drug into three main groups based on interests, namely groups A, B and C. Henceforth, the writer will use the SVR method to calculate drug predictions.

The results that the authors get from this study are ABC analysis classify drugs. Into three groups namely group A with 34 items with a percentage of 5.26% of the total items, group B with 458 items with a percentage of 70.8% and C with 154 items with a percentage of 23.8% with a total of 646 drug items. Prediction testing is done by taking a sample of 129 drugs that come from the classification of the group that is 20% of the total drug data. The optimization process is done by adding one process, namely Z-Score in the preprocessing data. The results of the study are that MAPE shows that preprocessing with a Z score can result in optimizing the SVR predictions of 1.07%.

Keywords: SVR, classification, prediction, ABC Analyst.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

CV Medika Buawan Informatika adalah perusahaan IT yang bergerak di bidang pembuatan Sistem Informasi Kesehatan (Klinik, rumah sakit, apotik dll). Dalam perjalanannya CV Medika buana informatika memiliki 15 mitra yang menggunakan jasa tersebut. Salah satu aplikasi yang berhasil dikembangkan dan digunakan adalah aplikasi "MORBIS". Aplikasi ini adalah aplikasi yang digunakan untuk membantu proses yang berjalan di rumah sakit, baik proses front office maupun back office. Aplikasi MORBIS dipakai oleh 3 Rumah sakit yaitu RS PKU Muhammadiyah Sruweng , Rumah Sakit Moga dan RSKIA Umi Khasanah. Pada penelitian ini saya menggunakan RS PKU Muhammadiyah sruweng sebagai sumber data untuk penelitian.

Obat adalah bagian penting dalam proses pelayanan kesehatan, seperti rumah sakit, klinik ataupun pelayanan kesehatan lainnya. Pengelolaan obat adalah termasuk dalam indikator mutu pelayanan dalam bidang kefarmasian. Tahapan proses pengelolaan obat adalah sebagai berikut mulai dari seleksi, kontribusi, pengadaan terakhir adalah penggunaan obat. standar pengelolaan obat yang baik dan sesuai adalah dengan. Menggunakan sistem atau metode yang dapat menjamin stok obat tersedia pada setiap unit pelayanan di rumah sakit atau klinik . Proses Pengolahan obat dapat dipengaruhi oleh beberapa komponen seperti personil atau sumber daya manusia, fasilitas kesehatan, perlengkapan kesehatan, harga, administrasi dan sistem informasi. Pengelolaan obat yang baik bukan hanya

berdampak pada peningkatan akses obat tetapi juga akan berdampak pada penilaian masyarakat terhadap tingkat kepuasan pelanggan terhadap pelayanan dalam sebuah instansi (Santoso, 2007).

Dalam rentan waktu tertentu rumah sakit mengeluarkan 33% biaya dari keseluruhan biaya investasi hanya untuk biaya obat. 33% adalah biaya yang besar, oleh karena itu personil atau sumber daya manusia membutuhkan pengelolaan persediaan obat yang sesuai dan maksimal, karena permasalahan itu akan berdampak pada pendapatan rumah sakit atau klinik (Santoso, 2007).. Unit Farmasi harus mengelola ribuan jenis obat dalam jumlah bervariasi untuk keberlangsungan transaksi setiap hari pada rumah sakit atau klinik (Santoso, 2007).. Masalah yang terjadi pada pengelolaan persediaan obat adalah pada saat obat tersebut dibutuhkan atau ada konsumen yang akan membeli, obat tersebut habis atau dalam keadaan out stok. Permasalahan tersebut sering terjadi karena pada unit farmasi melakukan kesalahan dalam pengelolaan dan perencanaan persediaan oba (Smola, 2003).

Review yang dilakukan dari penelitian yang telah dilakukan oleh Silviana Agstami pada tahun 2014 mendapatkan hasil bahwa klasifikasi dengan menggunakan ABC Analisis memberikan informasi yang lebih akurat serta mampu menunjukkan usulan biaya yang dikonsumsi pada proses produksi dibandingkan dengan metode tradisional pada kasus klasifikasi obat. Selain itu penelitian yang dilakukan oleh Rathanaksambath Ly dan Marrokot Raweevan pada penelitian yang berjudul Flexible ABC Inventory Classification mendapatkan hasil bahwa dengan melakukan klasifikasi berdasarkan penjualan pada periode

tertentu, maka dapat menghasikan klasifikasi yang memaksimalkan laba dengan kondisi memiliki anggaran persediaan terbatas dan ruang gudang terbatas (Smola, 2003).

Acuan penelitian selanjutnya adalah penelitian tentang mendiagnosa pasien kanker payudara dengan metode support vector regression (SVR). Pada penelitian tersebut peneliti menggunakan variable predictor, respon, intermediate findings, usia serta letak abnormal. Hasil dari penelitian tersebut adalah besar nilai akurasi adalah 94.34%, hasil tersebut lebih maksimal dari pada dengan metode regresi logistik biner dengan akurasi 88.72%, dari penelitian tersebut dapat diambil kesimpulan bahwa SVR memiliki performa lebih baik dari pada metode SVM (Smola, 2003).

Pada kasus yang terjadi pada rumah sakit yang dijadikan objek oleh penelitian adalah proses prediksi penjualan obat untuk menentukan stok aman dibulan berikutnya yang dilakukan oleh petugas pengadaan barang adalah dengan cara mengambil data penjualan bulan ini kemudian dirata-rata penjualan setiap hari maka akan didapatkan data rata-rata penjualan per hari. Data tersebut menjadi dasar untuk melakukan perkiraan penjualan di bulan berikutnya yang kemudian akan dijadikan dasar untuk melakukan pengadaan obat. Berdasarkan cara yang dilakukan oleh petugas pengadaan tersebut terhitung data dari Januari – November 2019 kamu memperoleh data bahwa dari 11 bulan tersebut terdapat 6 bulan rumah sakit mengalami out stok atau obat habis. Sehingga dapat memperlambat pelayanan.

Dalam rangka untuk mengurangi resiko yang terjadi di rumah sakit tersebut, cara yang dapat dilakukan adalah dengan cara melakukan metode prediksi . Proses prediksi dapat yang akan dilakukan adalah dengan cara mencari metode yang paling optimal atau metode yang dapat menghasilkan tingkat eror paling kecil, metode yang akan kami lakukan adalah dengan membandingkan metode SVR dengan menambahkan preprocessing linier scaling dan normalisasi dengan menambahkan proses klasifikasi.

Penulis memilih metode ABC Analisis karena metode tersebut mampu mengendalikan persediaan barang dengan memperhatikan kelompok barang sesuai dengan tingkat kepentingan masing-masing kelompok barang, pada metode ini barang diklasifikasikan kedalam kelas A, B dan C berdasarkan nilai penjualan. Sehingga perusahaan bisa melihat tingkat kepentingan barang tersebut.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas maka rumusan masalah pada penelitian yang “Analisis Permintaan dan Optimasi Prediksi Obat dengan Menggunakan Metode ABC Analysis dan Support Vector Regression (SVR) pada Aplikasi “MORBIS”” adalah :

1. Bagaimana rancangan model untuk menganalisis permintaan dan prediksi obat dengan menggunakan metode ABC analysis dan Support Vector Regression (SVR) ?
2. Faktor apa yang mempengaruhi optimasi prediksi obat pada aplikasi “MORBIS’ ?

3. Berapa tingkat akurasi yang dihasilkan dari model yang diusulkan ?

1.3 Batasan Masalah

Untuk menjaga arah dan focus pada penelitian ini, maka dibuatlah beberapa Batasan masalah sebagai berikut :

- a. Metode klasifikasi yang digunakan adalah ABC Analysis.
- b. Klasifikasi dan peramalan menggunakan variable harga, jumlah penjualan dan jumlah pembelian obat.
- c. Metode untuk peramalan atau prediksi yang digunakan adalah SVR (*Support Vector Regression*).
- d. Data obat yang digunakan adalah data obat dan transaksi pada aplikasi "MORBIS" yang telah dijalankan pada "Rumah Sakit PKU Muhammadiyah Sruweng, Kebumen".

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian yang penulis lakukan adalah sebagai berikut :

- a. Merancang sebuah model yang dapat digunakan untuk menganalisa permintaan dan prediksi obat dengan menggunakan ABC Analysis dan SVR.
- b. Mencari tingkat akurasi pada klasifikasi obat dengan menggunakan ABC Analisis dan permalan dengan menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR).
- c. Mencari nilai peramalan stok obat dan jumlah investasi yang diperlukan di waktu mendatang.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang didapatkan dari penelitian yang dilakukan adalah :

- a. Model yang diterapkan mampu dijalankan dan menghasilkan akurasi sesuai dengan batasan dan konfigurasi yang telah ditetapkan.
- b. Memberikan kontribusi penelitian mengenai optimasi prediksi dengan menggunakan *Support Vector Regression* (SVR).
- c. Memberikan kontribusi mengenai analisis permintaan dengan ABC Analysis.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Tinjauan Pustaka

Beberapa penelitian terakhir mengungkapkan bahwa untuk dapat melakukan peramalan terdapat beberapa algoritma yang populer digunakan oleh banyak peneliti. Penelitian yang dilakukan mendapatkan hasil bahwa prediksi atau peramalan dengan menggunakan metode deret waktu (time series) lebih akurat dibandingkan dengan menggunakan metode tradisional terutama untuk kasus obat baru yang belum memiliki riwayat yang cukup untuk membuat prediksi (Darwish, 2013). Di dalam penelitian ini peneliti melakukan proses klasifikasi obat terlebih dahulu sebelum melakukan peramalan, sehingga perbedaan kelompok masing-masing barang atau obat terlihat sebelum dilakukan peramalan dengan metode time series atau deret waktu.

Pada penelitian yang dilakukan dengan membandingkan antara metode DT dan ANN untuk mendiagnosis metode yang tepat untuk memperkirakan jumlah obat yang berbeda di setiap bulannya. Dalam penelitian ini penulis melakukan perbandingan antara metode DT dan ANN. Hasil dari perbandingan tersebut adalah ANN terbukti lebih baik digunakan untuk melakukan perkiraan atau peramalan obat yang berbeda setiap bulannya dari pada menggunakan metode ANN. Dalam penelitian ini penulis tidak melakukan validasi ulang pada sistem sehingga data yang diperoleh hanya data yang bersumber dari hasil keluaran ANN dan DT. (Ghousi, R., Mehrani, S., & Momeni, 2012)

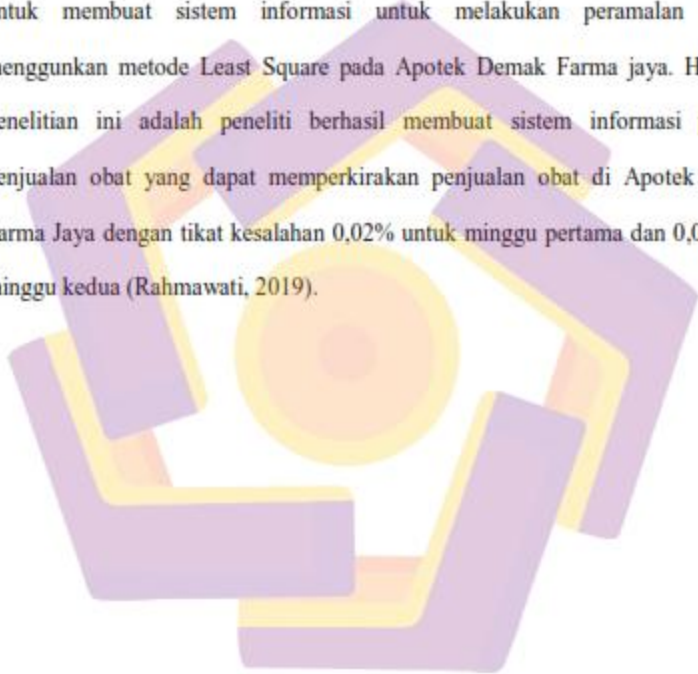
Penelitian lain dilakukan untuk prediksi penjualan obat. Pada penelitian ini peneliti menerapkan algoritma SVM menggunakan Forward Selection pada data penjualan obat untuk melakukan seleksi fitur Forward Selection untuk meningkatkan performa yang baik dibandingkan dengan algoritma SVM tanpa menggunakan Feature Selection. Hasil dari penelitian ini adalah peramalan dengan menggunakan SVM dengan menambahkan Forward Selection mendapatkan hasil yang lebih optimal dari pada peramalan dengan SVM tanpa menggunakan Forward Selection. (Andi Bode & Tecnoscienz, 2018)

Penelitian dengan judul Aplikasi peramalan penjualan obat menggunakan metode pemulusan (Studi kasus : instalasi farmasi RSUD DR. Murjani) pada Sminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia yang bertujuan untuk meramalkan penjualan obat pada instalasi farmasi RSUD dr. Murjani dengan menggunakan metode pemulusan berdasarkan penjualan periode-periode sebelumnya mendapatkan hasil berupa aplikasi yang mampu menerapkan metode pemulusan eksponensial untuk melakukan proses peramalan dengan baik. (Riyadi, 2015)

Penelitian yang lain dengan judul Pharmaceutica supply chain and inventory management strategies for optimization (case studi : pharmaceutica company and hospital) yang Tujuan dari penelitian tersebut adalah untuk meminimalkan biaya persediaan keseluruhan untuk rumah sakit dan meminimalkan jumlah isi ulang per hari. Pada penelitian ini peneliti melakukan optimasi peramalan sehingga mendapatkan solusi yang tepat dan optimal. Hasil dari penelitian ini adalah model yang digunakan dalam penelitian memiliki kendala yang sama tetapi tujuan yang

berbeda mendapatkan solusi yang tepat dan optimal yang sama ketika kita mengubah probabilitas dari kasus tersebut. Sebagai contoh di penelitian ini adalah kasus bencana. (Uthayakumar, R & Priyan, S, 2012)

Penelitian tentang implementasi prediksi penjualan obat dengan menggunakan metode least square pada apotek Demak Farma Jaya yang bertujuan untuk membuat sistem informasi untuk melakukan peramalan dengan menggunakan metode Least Square pada Apotek Demak Farma Jaya. Hasil dari penelitian ini adalah peneliti berhasil membuat sistem informasi prediksi penjualan obat yang dapat memperkirakan penjualan obat di Apotek Demak Farma Jaya dengan tingkat kesalahan 0,02% untuk minggu pertama dan 0,07 untuk minggu kedua (Rahmawati, 2019).



2.2 Keaslian Penelitian

Tabel 2.1 Matriks literatur review dan posisi penelitian

Analisis Time Series Permintaan dan Prediksi Stok dan Nilai Investasi Obat dengan Menggunakan Metode ABC Analysis dan Support Vector Regression (SVR) pada Aplikasi "MORBIS"

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	Drug Consumption Prediction through Temporal Pattern Matching	Saad M Darwish, M. a H. M. A. E., <i>Proceedings of the World Congress on Engineering and Engineering (2013)</i>	Mencari tingkat akurasi permalan dengan menggunakan metode deret waktu (time series) dengan metode statistic.	Prediksi dengan metode deret waktu lebih akurat dari pada metode prediksi tradisional terutama dalam kasus obat baru yang belum memiliki riwayat yang cukup untuk membuat prediksi konsumsi obat.	Melakukan proses klasifikasi atau pengelompokkan terlebih dahulu sebelum meramalkan agar terlihat perbedaan kelompok masing-masing barang	Penelitian sebelumnya tidak melakukan proses klasifikasi terlebih dahulu sebelum melakukan permalan. Pada penelitian ini penulis melakukan klasifikasi atau pengelompokkan obat terlebih dahulu kemudian meramalkan.
2	Application of Data Mining Techniques in Drug Consumption Forecasting to Help Pharmaceutical Industry Production Planning	Ghousi, R., Mehrani, S., & Momeni, M , <i>Proceedings of the 2012 International Conference on Industrial Engineering and Operations Management, 2012</i>	Untuk mendiagnosis metode yang tepat untuk memperkirakan jumlah obat yang berbeda setiap bulannya.	Hasil Perbandingan antara DT dan ANN adalah DT terbukti lebih baik dari pada ANN di sebagian besar kasus yang ada.	Hasil perbandingan tidak di validasi ulang oleh sisten sehingga data yang diperoleh benar-benar dari keluaran ANN dan DT.	Dalam penelitian ini hasil dari perenlitian akan di validasi ulang oleh system dan membandingkan antara keluaran dari metode yang digunakan dengan hasil dari system.

Tabel 2.1 Matriks literatur review dan posisi penelitian (Lanjutan)

Analisis Time Series Permintaan dan Prediksi Stok dan Nilai Investasi Obat dengan Menggunakan Metode ABC Analysis dan Support Vector Regression (SVR) pada Aplikasi "MORBIS"

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
3	Support Vector Machine menggunakan Forward Selection untuk prediksi penjualan obat	Andi Bode , Tecnoscienza , 2018	Menerapkan algoritma Support Vector Machine menggunakan Forward Selesction pada data penjualan obat.	Seleksi fitur Forward Selection meningkatkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma Support Vector Machine tanpa menggunakan feature selection.	Lebih baik peramalan menggunakan SVR karena SVR adalah pengembangan dari SVM , jadi untuk tingkat akurasi akan lebih baik.	Pada penelitian ini, untuk melakuak optimasi peramalan penulis memilih metode SVR dan melakukan perbandingan normalisasi dan linier scaling para proses praprocessing.
4	Diagnosis pasien kanker payudara dengan metode regresi logistik biner dan SVR	Novianti & Purnami, Jurnal SAINS dan SENI , 2016	Untuk meramalkan diagnosis kanker payudara dengan metode regresi logistic biner dan SVR.	Hasil penelitian ini hadil dari metode SVR akan menghasilkan ketepatan akurasi 94.34% lebih tinggi dari metode regresi logistic biner yang menghasilkan akurasi 88.72%.	Tidak melakukan evaluasi hasil setelah mendapatkan hasil akurasi dari masing-masing metode.	Peneliatain sebelumnya tidak melakukan evaluasi hasil setelah mengetahui output dari masing-masing metode. Pada penelitian ini penulis akan melakukan evaluasi hasil dengan membandingkan dengan hasil penjualan nyata dibulan berikutnya.
5	Pharmaceutical supply chain and inventory management strategies for optimization: A study on	Uthayakumar, R., & Priyan, S., <i>Operations Research for Health Care</i> , 2013	Untuk meminimalkan biaya persediaan keseluruhan untuk rumah sakit dan meminimalkan	Kedua model dengan kendala yang sama tetapi tujuan yang berbeda menapakan solusi yang tepat dan optimal yang sama	Dalam penelitian ini peramalan dilakukan langsung pada semua obat, sehingga tidak terklasifikasi obat berdasarkan harga dan nilai investasi, sehingga	Permalan obat dilakukan setelah melakukan proses klasifikasi obat sehingga pada saat peramalan sudah diketahui nilai investasi yang akan dikeluarkan bulan berikutnya.

2.3 Landasan Teori

2.3.1 Data Mining

Data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan mesin learning untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait berbagai database besar. Data mining terdiri dari beberapa tugas yang dikenal seperti knowledge extraction, data eksplorasi, data pattern processing, serta penyaringan informasi. Seluruh aktivitas tersebut dikerjakan secara otomatis dan memungkinkan mudah dipelajari oleh seseorang yang bukan programmer. (Turban, Aronson, & Liang, 2007).

2.3.2 Machine Learning

Neural Network sering digunakan dalam melakukan pengambilan keputusan yang kompleks secara otomatis. Neural Network dapat mengidentifikasi pola sehingga dapat dihasilkan tindakan yang sesuai. Dikarenakan Neural Network mempelajari dari pengalaman masa lalu untuk

memperbaiki hasil, terdapat teknologi lain yang dinamakan Machine Learning. Machine Learning adalah metode yang memungkinkan mesin untuk memperoleh pengetahuan untuk pemecahan masalah dengan cara menunjukkan kasus lama yang sesuai. Machine Learning mempertimbangkan penggunaan metode kecerdasan buatan (AI) walaupun beberapa dari teknologi tersebut tidak memperlihatkan kecerdasan secara langsung tetapi hal tersebut sangat berguna untuk desain Intelligent Decision Support System atau Intelligent DSS (Turban,

Aronson, & Liang, 2007). Metode dalam Machine Learning terdiri dari dua pendekatan yaitu Supervised Learning dan Unsupervised Learning. Supervised Learning merupakan proses menginduksi pengetahuan dari serangkaian pengamatan dimana hasil yang diharapkan telah diketahui sebelumnya. Biasanya pembelajaran Supervised Learning menggunakan data yang telah ada. Dalam Supervised Learning, supervisor adalah variabel target yaitu kolom dalam data yang mewakili nilai untuk memprediksi dengan kolom lain dalam data. Variabel target terpilih untuk mewakili jawaban dari pertanyaan oleh organisasi serta akan membantu dalam pengambilan keputusan. Biasanya Supervised Learning disebut juga sebagai predictive modelling atau pemodelan prediktif. Algoritma pemodelan prediktif primer adalah klasifikasi untuk variabel target yang bersifat kategorik ataupun regresi untuk variabel target kontinu (Abbott, 2014). Dengan kata lain, Supervised Learning merupakan teknik pembelajaran yang mengekstrak hubungan antara variabel independen dengan variabel dependen yang sudah ditentukan. Supervised Learning menggunakan training dataset untuk mengembangkan model prediksi dengan menggunakan input data dan nilai output.

Model kemudian dapat digunakan untuk membuat prediksi dari nilai output untuk dataset baru. Kinerja model yang dikembangkan dengan menggunakan Supervised Learning bergantung pada ukuran dan variansi dari training dataset untuk memperoleh generalisasi yang lebih baik serta kekuatan prediksi yang lebih besar untuk dataset baru (Awad & Khanna, 2015).

Unsupervised Learning biasanya disebut sebagai descriptive modelling atau pemodelan deskriptif tidak memiliki variabel target. Data input dianalisis dan dikelompokkan berdasarkan kedekatan data input satu dengan lainnya. Masing – masing grup atau kelompok diberikan label untuk menunjukkan manakah yang termasuk kedalam grup tersebut. Dalam beberapa aplikasi, seperti misalnya dalam analisis pelanggan, unsupervised learning hanya dinamakan segmentasi dikarenakan fungsi dari model (segmentasi pelanggan ke dalam grup). Pengertian lain Berikut merupakan beberapa algoritma yang dapat digunakan dalam pengimplementasian metode Supervised Learning dan Unsupervised Learning.

2.3.3 Klasifikasi

Menurut Agus Mulyanto, 2009 klasifikasi adalah proses menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep kelas data, dengan tujuan dapat memperkirakan kelas dari suatu objek dan merupakan proses awal pengelompokkan data. Proses klasifikasi dokumen merupakan proses yang sangat penting dalam bidang sistem informasi, khususnya pengetahuan bisnis (business knowledge).

Menurut Walpole, E. R., Myers, R. H. 1995, klasifikasi adalah salah satu tugas yang penting dalam data mining. Dalam klasifikasi, sebuah pengklasifikasi dibuat dari sekumpulan data latih dengan kelas yang telah ditentukan sebelumnya. Performa pengklasifikasi biasanya diukur dengan kecepatan (tingkat galat).

Menurut Han & Kamber 2001 proses klasifikasi dibagi menjadi dua tahap, yaitu tahapan learning dan testing. Pada tahap learning / pembelajaran sebagian data yang telah diketahui kelasnya (data latih) digunakan untuk membuat model

klasifikasi. Tahap testing / pengujian data uji dengan model klasifikasi untuk mengetahui akurasi model klasifikasi tersebut. Jika akurasi cukup maka model tersebut dapat digunakan untuk memprediksi kelas data yang belum diketahui.

Sulistyo Basuki 1991, mengatakan bahwa klasifikasi berasal dari kata latin " classis ". Klasifikasi artinya adalah proses pengelompokan, artinya mengumpulkan benda entitas yang sama serta memisahkan benda/entitas yang tidak sama. Secara umum dapat dikatakan bahwa batasan klasifikasi adalah usaha menata alam pengetahuan ke dalam tata urutan sistematis.

Menurut (Hamakonda dan Tairas, 1999), klasifikasi adalah proses pengelompokan yang sistematis pada sejumlah objek, gagasan, buku atau benda-benda lain ke dalam kelas atau golongan tertentu berdasarkan ciri-ciri yang sama.

Sulistyo Basuki, 1999, mendefinisikan klasifikasi yang diterapkan di pusat informasi dan perpustakaan adalah penyusunan sistematis terhadap buku atau bahan pustaka lain atau katalog atau entri indeks berdasarkan subjek, dalam cara yang paling berguna bagi mereka yang membaca atau mencari informasi klasifikasi diperlukan karena pentingnya efisiensi waktu untuk temu kembali serta mengingatkan jumlah dokumen yang semakin banyak.

2.3.4 Support Vector Regression

Metode *Support Vector Regression* adalah sebuah metode yang dihasilkan dari proses modifikasi dari metode Support Vector Machine (SVM) yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan regresi. Metode *Support Vector Regression* pertama kali dikenalkan oleh Vapnik dalam teorinya *Statistic Learning Machine* (SVM) pada tahun 1999. Hasil dari metode ini adalah berupa

bilangan riil dan kontinyu. Dimisalkan terdapat training data $\{(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_l, Y_l)\}$ di mana X merupakan input vector dari \mathbb{R}^n . Dalam konsep SV Regression, Vapnik menjelaskan bahwa tujuan dari SV Regression ini adalah mencari fungsi $f(x)$ yang mempunyai deviasi maksimal sebesar ϵ untuk mendapatkan nilai target Y_i dari semua data training, dimana kesalahan akan diterima selamat kurang dari ϵ . Dan nilai kesalahan tidak diterima bila nilainya melebihi ϵ . Fungsi linier secara umum dapat dituliskan sebagai fungsi f yang dijelaskan pada rumus dibawah ini :

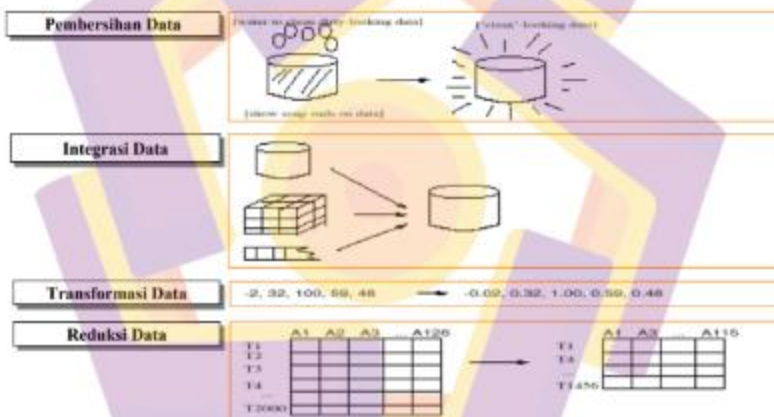
$$F(x) = \langle w, x \rangle + b$$

Dasar dari ide algoritme Support Vector untuk melakukan estimasi regresi adalah menghitung nilai fungsi linier, dimana a_i, a_i^* adalah Lagrange non-negative multiplier. Solusi dari masalah ini secara tradisional diperoleh dengan menggunakan paket pemrograman kuadratik. Permukaan aproksimasi optimal menggunakan formulasi yang telah dimodifikasi, setelah memperpanjang *Support Vector Regression* menjadi non linier

2.3.5 Preprocessing Data

Dalam sebuah buku yang membahas lengkap mengenai Data Mining, yaitu buku yang berjudul "Data Mining: Concepts and Techniques (Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems) (3RD ed.)" dari seorang penulis terkenal yang berasal dari Cina yaitu Jiawei Han telah memberikan wawasan luas terhadap pembelajaran Data Mining. Dari buku ini banyak intisari yang sudah saya rangkum sedemikian rupa agar memudahkan para pembaca untuk lebih mengerti tentang apa yang terdapat di dalam buku ini. Pada buku "Data Mining: Concepts

and Techniques edisi ke-3" yang membahas mengenai Data Processing, terdapat beberapa pemahaman seperti Gambaran Umum Data Preprocessing, Mengapa memerlukan Data Preprocessing?, dan apa tujuan utama dari Data Preprocessing?. Nah, oleh karena itu setelah saya melakukan pemahaman terhadap buku ini, maka dapat saya simpulkan bahwa Data Preprocessing merupakan sebuah langkah penting dalam Data Mining. Data ini pada umumnya berupa noise, ukuran yang besar, dan merupakan campuran dari berbagai macam sumber. Berikut adalah gambar 2.1 dari Proses Data Preprocessing ditunjukkan pada gambar



Gambar 2.1 Proses Data Preprocessing

tujuan utama dalam Data Preprocessing ini ialah sebagai berikut yang telah terangkum :

a. Pembersihan Data

Pada tahap pembersihan data berfungsi untuk mengisi nilai-nilai yang hilang, menghaluskan noisy data, mengenali atau menghilangkan outlier, dan memecahkan ketak-konsistenan

b. Integrasi Data

Integrasi yang dilakukan adalah bisa berupa beberapa integrasi seperti integrasi banyak database, banyak kubus data, atau banyak file.

c. Transformasi Data

Dalam transformasi data terdapat 2 kegiatan yaitu normalisasi dan agregasi.

d. Pengurangan Data

Tujuan dari pengurangan data adalah untuk mendapatkan representasi yang direduksi dalam volume tetapi menghasilkan hasil analitikal yang sama atau mirip.

e. Diskretisasi Data

Bagian dari reduksi data tetapi dengan kepentingan khusus, terutama data numerik.

Menurut Crone preprocessing data yang diimplementasikan dalam metode Support Vector Regression ada dua macam tahapan, sebagai berikut (Crone, et al, 2006):

2.3.6 Normalization

$$Z_{i=lb+1}^{ub} [(X_i - \text{mean}(X)) / (\text{SD}(X))]$$

Keterangan :

Mean(X) : nilai mean dari yang sekumpulan time series X

SD(X) : nilai standart deviasi dari sekumpulan time series X

X_i : nilai pada time series X pada ke i

Jenis normalisasi yang sering dipakai dalam perhitungan machine learning adalah sebagai berikut :

a. Min-Max (*Min-Max normalization*)

Min-Max normalization merupakan metode normalisasi dengan melakukan transformasi linier terhadap data asli sehingga menghasilkan keseimbangan nilai perbandingan antar data saat sebelum dan sesudah proses. Metode ini dapat menggunakan rumus sebagai berikut :

$$\text{Normalized}(X) = \frac{\text{minRange} + (x - \text{minValue})(\text{maxRange} - \text{minRange})}{\text{maxValue} - \text{minValue}}$$

b. Z-Score

Z-score normalization merupakan metode normalisasi berdasarkan mean (nilai rata-rata) dan standard deviation (deviasi standar) dari data. Metode ini sangat berguna jika tidak diketahui nilai aktual minimum dan maksimum dari data. Rumus yang digunakan sebagai berikut :

$$\text{nilaibaru} = \frac{\text{nilailama} + \text{mean}}{\text{stdev}}$$

2.3.7 MAPE

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah metode atau cara yang dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi dari suatu prediksi. Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dihitung dengan menggunakan kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemudian, merata-rata kesalahan persentase absolut tersebut. Pendekatan ini berguna ketika ukuran atau besar variabel ramalan itu penting dalam

mengevaluasi ketepatan ramalan. MAPE mengindikasikan seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibandingkan dengan nilai nyata. Berikut adalah rumus yang digunakan untuk menghitung MAPE :

$$\text{MAPE} = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \left(\frac{|X_i - \hat{X}_i|}{X_i} \right) \right] \times 100\%$$

2.3.8 Akurasi

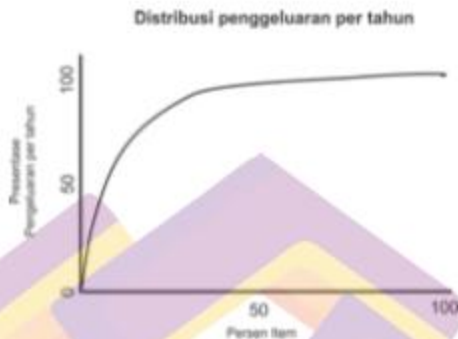
Akurasi atau tingkat kesalahan merupakan angka prediksi yang benar (atau salah) yang dibuat oleh model melalui kumpulan data. Akurasi biasanya dihitung dengan menggunakan tes independen yang tidak selalu digunakan dalam proses pembelajaran. Teknik estimasi akurasi yang lebih kompleks seperti bootstrapping ataupun cross validation umumnya digunakan terutama untuk dataset yang memiliki sampel kecil (Awad & Khanna, 2015).

2.3.9 ABC Analysis

Analisis ABC adalah metode pengklasifikasian barang berdasarkan peringkat nilai dari nilai tertinggi hingga terendah, dan dibagi menjadi 3 kelompok besar yang disebut kelompok A, B dan C. Analisis ABC membagi persediaan yang menjadi tiga kelas berdasarkan besarnya nilai (value) yang dihasilkan oleh persediaan tersebut (Schroeder, 2010). Analisis ABC merupakan aplikasi persediaan yang menggunakan prinsip Pareto. Prinsip ini menyatakan bahwa "critical few and trivial many". Prinsip ini mengajarkan untuk memfokuskan pengendalian persediaan kepada jenis persediaan yang bernilai tinggi atau kritis daripada yang bernilai rendah atau trivial.

ABC Analisis menerapkan prinsip Pareto yaitu 20% dari total item akan mempengaruhi 80% total pengeluaran per tahun. Pada abad ke-18 Vilfredo Pareto

menyampaikan konsep yaitu 20 persen orang akan mengintril 80 persen kesehatan manusia dalam studi tentang kesehatan.



Gambar 2.2 Grafik Pengeluaran pertahun

Gambar 2.2 menunjukkan bahwa ada sebagian obat yang dapat berpengaruh besar pada jumlah pengeluaran per tahun. Metode ABC Analisis lebih efektif untuk melakukan pengelompokkan dengan jumlah item yang dikelola jumlahnya banyak. Teori Analisis ABC mengelompokkan suatu barang berdasarkan satu parameter yaitu investasi yang dikeluarkan. Nilai investasi tersebut dapat dilihat dari harga setiap barang dikalikan dengan jumlah permintaan dalam waktu 1 tahun. Klasifikasi ABC Analisis dibagi menjadi 3 kategori berdasarkan tingkat kepentingannya, yaitu :

1. Kelompok A : kurang dari 80 persen akumulasi dari nilai investasi keseluruhan.
2. Kelompok B : 80-95 persen akumulasi dari nilai investasi keseluruhan
3. Kelompok C : lebih dari 100 persen akumulasi dari nilai investasi keseluruhan.

Masing-masing kelompok mempunyai tingkat kepentingan yang berbeda-beda. Kelompok A mempunyai tingkat kepentingan yang tinggi, kelompok B mempunyai kepentingan yang sedang dan kelompok C mempunyai kepentingan yang rendah.

Untuk melakukan analisis ABC dengan satu kriteria maka dapat dilakukan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Mendaftar semua item yang akan diklasifikasi, beserta dengan data rata-rata pemakaian item logistik per tahun dan data rata-rata harga untuk setiap itemnya.
2. Mengalikan rata-rata pemakaian per tahun dengan rata-rata harga untuk setiap item untuk mendapatkan nilai penggunaan per tahun tiap item.
3. Mengurutkan nilai penggunaan per tahunnya mulai dari yang terbesar hingga yang terkecil. Jumlahkan secara kumulatif nilai penggunaan per tahunnya.
4. Mengkonversikan jumlah kumulatif tiap item menjadi prosentase kumulatif. Prosentase inilah yang menjadi ukuran item dalam menentukan kelompok item tersebut.

2.3.10 Sequential Learning

Proses sequential learning adalah proses yang terdapat dalam setiap perhitungan fungsi SVR. Salah satu metode yang digunakan untuk mendapatkan garis pemisah/hyperplane yang optimal dalam metode SVR adalah metode sequential yang dikembangkan oleh Vijayakumar. Berikut adalah langkah-langkahnya (Vijayakumar & Wu, 1999):

1. Inisialisasi $\alpha_i=0, \alpha_j=0$, Hitung matrik R_{ij} dengan Persamaan 2.

$$R_{ij}=(K(x_i,x_j)+\lambda^2) \text{ untuk } i,j=1,\dots (2)$$

Dimana R_{ij} =matriks *Hessian*, x_i =data ke- i , x_j =data ke- j , λ =Variabel Skalar

Parameter lambda (λ) atau variabel skalar adalah menunjukkan ukuran skalar untuk pemetaan ruang pada kernel SVR. (Vijayakumar & S. Wu, Si, 1999).

2. Untuk setiap data training , $i=1$ sampai n dihitung
3. Menghitung nilai error dengan Persamaan 3, kemudian menghitung nilai delta Alpha star dan delta alpha dengan Persamaan 4, dan menghitung alpha star dan alpha dengan Persamaan 5.

2.3.11 Kernel Radial Basic Function(RBF)

Untuk mendukung menyelesaikan permasalahan non – linear dengan algoritme SVR, maka digunakan fungsi kernel. Untuk memecahkan masalah linear dalam ruang dimensi tinggi, yang harus dilakukan adalah mengganti inner product (x_i dan x_j) dengan fungsi kernel. Keunggulan dari penggunaan fungsi kernel ini yaitu mampu dapat berhubungan dengan ruang fitur berdimensi lebih tinggi tanpa perlu menghitung pemetaan dari secara eksplisit (Furi, Jordi, & Saepudin, 2015). Kinerja dari algoritme SVR ditentukan oleh jenis fungsi kernel yang akan digunakan dan pengaturan parameter kernel (Che, & Wang, 2014). Fungsi yang sering digunakan yakni fungsi kernel Radial Basis Function (RBF) Kernel dengan Persamaan berikut (Furi, Jordi, & Saepudin, 2015):

Radial Basis Function (RBF) Kernel

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x_i - x_j\|^2) \quad (9)$$

Dimana x_i = data ke- i , x_j = data ke- j , σ = parameter *sigma*.

Parameter *sigma* (σ) merupakan konstanta dari fungsi kernel Gaussian

RBF untuk mengatur persebaran data kedalam dimensi fitur yang lebih tinggi (Furi, Jordi, & Saepudin, 2015). RBF kernel merupakan fungsi kernel yang biasa digunakan dalam analisis ketika data tidak terpisah secara linear. RBF kernel memiliki dua parameter yaitu *Gamma* dan *Cost*. Parameter *Cost* atau biasa disebut sebagai *C* merupakan parameter yang bekerja sebagai pengoptimalan SVM untuk menghindari misklasifikasi di setiap sampel dalam training dataset. Parameter *Gamma* menentukan seberapa jauh pengaruh dari satu sampel training dataset dengan nilai rendah berarti “jauh”, dan nilai tinggi berarti “dekat”. Dengan *gamma* yang rendah, titik yang berada jauh dari garis pemisah yang masuk akal dipertimbangkan dalam perhitungan untuk garis pemisah. Ketika *gamma* tinggi berarti titik – titik berada di sekitar garis yang masuk akal akan dipertimbangkan dalam perhitungan (Patel, 2017). Berikut merupakan persamaan dari RBF kernel.

2.3.12 Prediksi

Permalan penjualan adalah perkiraan penjualan pada waktu yang akan datang dalam keadaan tertentu dan dibuat berdasarkan data-data yang pernah terjadi dan atau mungkin akan terjadi. Berikut adalah tujuan dari peramalan (prediksi) :

1. Untuk mengkaji kebijakan perusahaan yang berlaku saat ini dan di masa lalu serta melihat sejauh mana pengaruh di masa dating.

2. Permalan diperlukan karena adanya time lag atau delay antara saat suatu kebijakan perusahaan diterapkan dengan saat implementasi. Permalan merupakan dasar penyusutan bisnis pada suatu perusahaan sehingga dapat meningkatkan efektivitas suatu rencana bisnis.

2.3.13 Jenis-jenis Peramalan

Berdasarkan horison waktu, peramalan atau forecasting dapat dibagi menjadi 3 jenis, yaitu (Herjanto, 2008:78):

1. Peramalan jangka Panjang

Yaitu yang mencakup waktu lebih besar dari 18 bulan. Misalnya peramalan yang diperlukan dalam kaitannya dengan penanaman modal. Perencanaan fasilitas dan perencanaan untuk kegiatan litbang.

2. Peramalan jangka menengah

Yaitu mencakup waktu antara 3 sampai 18 bulan. Misalnya, peramalan untuk perencanaan penjualan. Perencanaan produksi untuk perencanaan penjualan, perencanaan produksi dan perencanaan tenaga kerja tidak tetap.

3. Peramalan jangka pendek

Yaitu mencakup jangka waktu kurang dari 3 bulan. Misalnya peramalan dalam hubungannya dengan perencanaan pembelian material, penjadwalan kerja dan penugasan karyawan.

2.3.14 Fungsi Peramalan

Berdasarkan fungsi dan perencanaan peramalan di masa depan, peramalan atau forecasting dibagi menjadi tiga jenis, yaitu (Heizer dan Render, 2009:47):

1. Peramalan Ekonomi

Yaitu peramalan yang menjelaskan siklus bisnis dengan memprediksi tingkat inflasi, ketersediaan uang, dana yang dibutuhkan untuk membangun perumahan dan indicator perencanaan lainnya.

2. Peramalan teknologi

Yaitu peramalan yang memperhatikan tingkat kemajuan teknologi yang dapat meluncurkan produk baru yang menarik, yang membutuhkan pabrik dan peralatan yang baru.

3. Peramalan permintaan

Yaitu permintaan untuk produk atau layanan perusahaan. Proyeksi permintaan untuk produk atau layanan suatu perusahaan. Peramalan ini juga disebut peramalan penjualan yang mengendalikan produk.

Uraian teori yang memerlukan data pendukung dalam bentuk tabel ataupun

2.3.15 Jenis-jenis Peramalan

Berdasarkan jenis data ramalan yang disusun, peramalan dibagi menjadi dua jenis, yaitu (Saputro dan Asri, 2000:148):

1. Peramalan kualitatif, yaitu peramalan yang didasarkan atas data kualitatif pada masa lalu. Hasil ramalan yang dibuat sangat tergantung pada orang yang menyusunnya. Hal ini penting karena peramalan tersebut ditentukan berdasarkan pemikiran yang bersifat intuisi, pendapat, dan pengetahuan serta pengalaman dari penyusunnya. Biasanya peramalan secara kualitatif ini didasarkan atas hasil

penyelidikan, seperti pendapat salesman, pendapat sales manajer pendapat para ahli dan survey konsumen.

2. Peramalan kuantitatif, yaitu peramalan yang didasarkan atas data penjualan pada masa lalu. Hasil peramalan yang dibuat sangat tergantung pada metode yang dipergunakan dalam peramalan tersebut. Penggunaan metode yang berbeda akan diperoleh hasil yang berbeda pula.

Berdasarkan sifat penyusunannya, peramalan dibagi menjadi dua jenis, yaitu (Ginting, 2007)

1. Peramalan subjektif, yaitu peramalan yang didasarkan atas perasaan atau intuisi dari orang yang menyusunnya.
2. Peramalan objektif, yaitu peramalan yang didasarkan atas data yang relevan pada masa lalu, dengan menggunakan teknik-teknik dan metode-metode dalam penganalisaan data tersebut.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian

3.1.1 Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan para penelitian ini adalah metode deskriptif dan metode komparatif. Menurut Sugiono (2013) bahwa penelitian deskriptif adalah suatu kegiatan yang berkenaan dengan pernyataan terhadap keberadaan variable mandiri (independen). Adapun penelitian komparatif adalah penelitian yang membandingkan keadaan satu variable atau lebih pada dua atau lebih sampel yang berbeda atau dua waktu yang berbeda. Dalam penelitian ini, metode deskriptif digunakan untuk mengetahui :

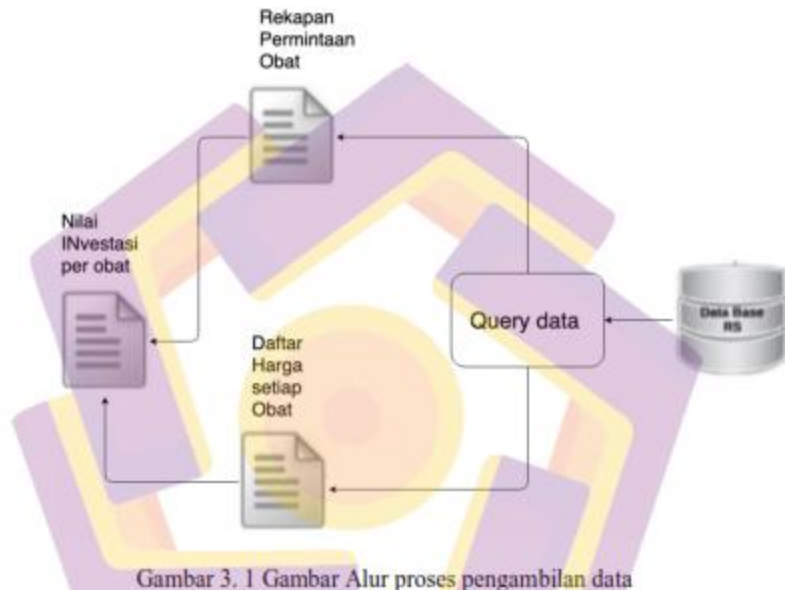
- a. Bagaimana peramalan penjualan yang dilakukan oleh “RSU PKU Muhammadiyah Kebumen”.
- b. Bagaimana cara pengklasifikasian obat pada RSU PKU Muhammadiyah Kebumen.

Sedangkan metode komparatif digunakan untuk menjawab pertanyaan yang terakhir yaitu bagaimana hasil perbandingan keuntungan antara metode yang digunakan RSU PKU Muhammadiyah Kebumen dengan berbagai strategi perencanaan produk dalam bentuk obat.

3.2 Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang kami lakukan adalah dengan cara mengumpulkan data primer, yaitu kami mengambil data langsung dari sumber

data pertama yaitu dari aplikasi yang digunakan untuk melakukan kegiatan operasional di rumah sakit. Data yang penulis dapatkan adalah data yang di export langsung dari database yaitu berupa data .dmp . Berikut adalah gambar proses pengambilan data yang penulis lakukan :



Gambar 3. 1 Gambar Alur proses pengambilan data

3.3 Metode Analisis Data

Metoda Analisa yang digunakan dalam penelitian ini yaitu analisis kuantitatif. Dalam proses klasifikasi obat yang dijalankan berisi keluaran berupa klasifikasi obat dengan menghasilkan pembagian obat menjadi kelompok A, B dan C. Proses selanjutnya adalah melakukan proses optimasi prediksi obat dengan metode SVR dengan menambahkan proses pada preprocessing data. Berikut adalah alur Analisa yang dilakukan :

a. Analisa pada proses klasifikasi dapat digambarkan pada alur berikut:



Gambar 3. 2 Proses Klasifikasi dengan *ABC Analisis*

Dari gambar diatas dapat diambil penjelasan bahwa proses klasifikasi obat didasarkan pada rekap data obat dan harga obat. Kedua variable tersebut digunakan untuk mencari nilai investasi per obat. Data diurutkan dari tingkatan tertinggi sampai dengan tingkatan terendah berdasarkan nilai investasi dan hitung nilai investasi kumulatif dan presentasi kumulatifnya. Tahap akhir adalah proses klasifikasi dan mendapatkan hasil membagi obat menjadi kelompok A, B dan C.

b. Metode Pengolahan Data untuk Prediksi



Gambar 3. 3 Metode Pengolahan Data untuk prediksi

c. Alur Penelitian

Alur penelitian yang akan dilakukan yaitu sebagai berikut :

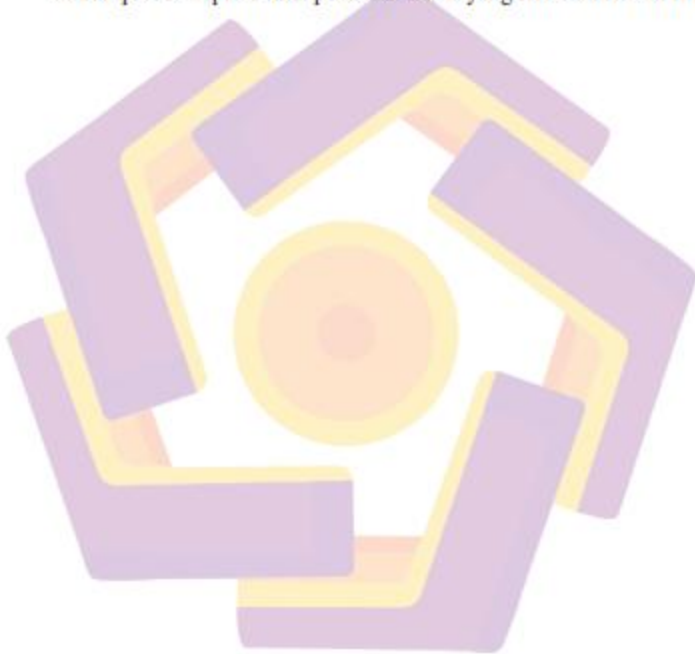
1. Identifikasi masalah, dalam proses identifikasi masalah pemilihan dan perumusan masalah serta identifikasi definisi operasional dari masalah yang dihadapi.

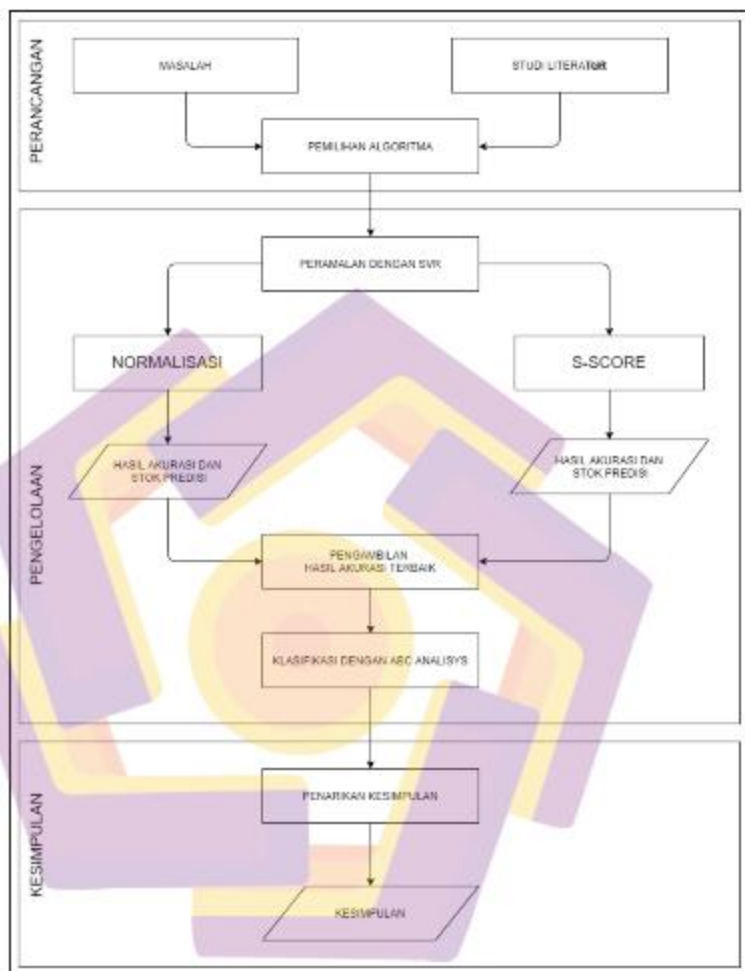
2. Tinjauan literatur, berisi bagaimana mencari sumber data, contoh data, penentuan object penelitian dan jenis dataset yang digunakan.
3. Penentuan algoritma/metode, pemilihan lagoritma yang relevan atau terkait dengan penelitian terdapat pada tahap ini. Terdapat juga penentuan variasi algoritma, dan juga parameter-parameter yang akan digunakan dalam algoritma.
4. Pengumpulan data, ketika lagoritma sudah didapatkan maka selanjutnya bagaimana mengumpulkan data baik dari jenis dataset, jumlah dataset dan variasi dataset yang diperlukan.
5. Pengolahan data, dalam pengolahan data terdapat beberapa langkah detail yang dilakukan, yaitu :
 - a. Melakukan Query , proses selanjutnya setelah mendapatkan data berupa data .mdb, langkah selanjutnya adalah melakukan query untuk mendapatkan data obat yang dibutuhkan yaitu sata pembelian, penjualan obat dan data harga obat.
 - b. Preprocessing, preprocessing yang dilakukan adalah dengan membandingkan antara normalisasi dan linier scaling. Untuk mendapatkan hasil yang optimal.
 - c. Proses Klasifikasi, proses klasifikasi menggunakan metode ABC Analisis yang dilakukan akan menghasilkan adalah membagi obat menjadi kelompok A, B dan C.
 - d. Proses Peramalan, proses peramalan menggunakan metode SVR dilakukan untuk memprediksi obat dan mendapatkan hasil yang

optimal dengan membandingkan preprocessing normalisasi dan linier scaling.

- e. Kesimpulan dan evaluasi, dalam kesimpulan menyajikan hasil dari penelitian yang telah dilakukan dan bagaimana evaluasi yang sebaiknya dilakukan.

Aliran proses dapat dilihat pada Gambar 5 yang tertera dibawah ini :





Gambar 3. 4 Alur Proses Penelitian

BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1 Peramalan SVR dengan Preprocessing Z Score dan min max

4.2 Pengujian Parameter

4.2.1 Penujian Parameter Nilai *lambda*

Pengujian parameter nilai lambda yang dilakukan penulis adalah menggunakan prediksi pada bulan desember 2019. Nilai lambda yang yang diuji adalah 10 nilai, dan nilai parameter lain yang digunakan untuk mendapatkan nilai lambda terbaik :

- Coefisien Learning Rate (cLR) = 0,01
- Complexity* = 5
- Epsilon* = 0,00001
- Sigma* = 0,5
- Jumlah literasi = 10

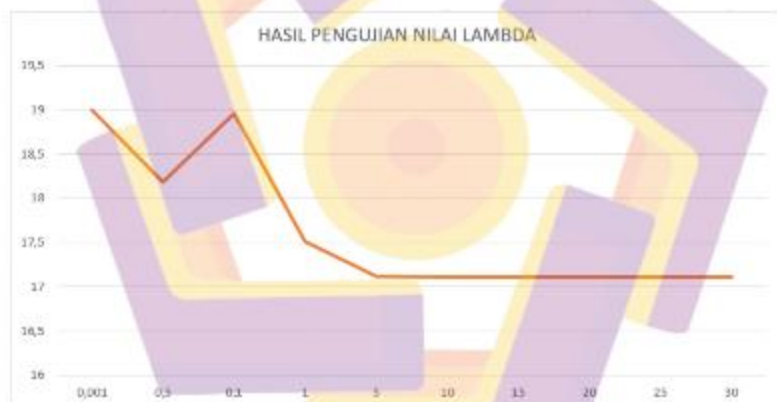
Tabel 4.1 Hasil Pengujian Nilai *Lambda*

No	Nilai <i>Lambda</i>	Hasil RMSE
1	0,001	19,0040
2	0,5	18,1839
3	0,1	18,9590
4	1	17,5091
5	5	17,1226

Tabel 4.2 Hasil Pengujian Nilai *Lambda* (lanjutan)

No	Nilai <i>Lambda</i>	Hasil RMSE
6	10	17,1117
7	15	17,1097
8	20	17,1090
9	25	17,1087
10	30	17,1086

Grafik hasil pengujian lambda akan ditampilkan pada Gambar 4.1 dibawah ini :

Gambar 4.1 Grafik Hasil Pengujian Nilai *Lambda*

Parameter lambda berfungsi untuk menunjukkan ukuran scalar untuk pemetaan ruang pada kernet SVR (Vijayakumar, & Wu, 1999). Hasil dari pengujian nilai lambda yang telah penulis lakukan pada data penjualan obat memiliki nilai MAPE paling optimal dengan nilai lambda 5. Sesuai dengan gambar 4.1 grafik hasil pengujian lambda bahwa semakin besar nilai lambda

maka akan semakin rendah nilai RMSE sampai nilai lambda 5, dan selanjutnya nilai lambda tidak mengalami perubahan yang signifikan. Berdasarkan data tersebut kita bisa mengambil kesimpulan bahwa nilai lambda optimal adalah 5.

4.2.2 Pengujian Parameter Nilai *Sigma*

Pengujian yang kedua adalah pengujian parameter *sigma*. Pengujian parameter *sigma* dilakukan untuk mendapatkan nilai terbaik dan pada akhirnya dapat mendapatkan hasil yang lebih optimal. Jumlah nilai *sigma* yang akan dilakukan pengujian adalah 10 nilai *sigma*. Parameter lambda diambil dari parameter terbaik pada pengujian lambda yang hasilnya terdapat pada tabel 4.1 Hasil Pengujian nilai *lambda*. Nilai parameter lain yang akan dilakukan pengujian adalah sebagai berikut :

- a. Coefisien Learning Rate (cLR) = 0,01
- b. *Complexity* = 5
- c. *Epsilon* = 0,00001
- d. *Lambda* = 5
- e. Jumlah literasi = 10

Tabel 4.3 Hasil Pengujian Nilai *Sigma*

No	Nilai <i>Sigma</i>	Hasil RMSE
1	0,05	17,1649
2	0,1	17,1635
3	0,5	17,1252
4	1	17,1150
5	1,5	17,1127
6	2	17,1119
7	2,5	17,1115
8	3	17,1113
9	3,5	17,1111
10	4	17,1110

Berikut adalah grafik hasil pengujian nilai *sigma* terdapat pada Gambar 4.2

Hasil Pengujian nilai *sigma* :

Gambar 4.2 Hasil Pengujian Nilai *Sigma*

Berdasarkan pengujian nilai *sigma* yang telah dilakukan oleh penulis, penulis mendapatkan hasil yang telah ditunjukkan pada gambar 4.2 Hasil Pengujian Nilai Sigma RMSE paling optimal yaitu dengan nilai *sigma* 1,5. Pada gambar 4.2 grafik mengalami penurunan yang signifikan sampai dengan nilai sigma 0,5 kemudian setelah nilai 5.0 mengalami penurunan yang tidak signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa nilai sigma yang terlalu kecil dapat menyebabkan persebaran data yang tidak sesuai, sehingga menyebabkan nilai error rate menjadi semakin meningkat. Sebagaimana pengertiannya, bahwa nilai sigma adalah konstanta dari fungsi Kernel RBF untuk mengatur persebaran data dalam dimensi fitur yang lebih tinggi. (Furi, Jordi, & Saepudin, 2015)

4.2.3 Pengujian Parameter Nilai cLR

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter nilai Coefisien Learning Rate (cLR). Pengujian dilakukan untuk mendapatkan nilai cLR terbaik sehingga bisa menghasilkan nilai evaluasi yang terbaik. Ada 10 parameter cLR yang akan diuji, dan nilai parameter lain akan ditentukan terlebih dahulu. Untuk nilai lambda dan sigma akan menggunakan nilai terbaik yang sudah didapatkan pada pengujian sebelumnya, yaitu untuk nilai lambda = 5 dan nilai sigma = 1. Berikut nilai parameter lain yang akan digunakan untuk mendapatkan nilai cLR terbaik:

- a. *Lambda* = 5
- b. *Complexity* = 5
- c. *Epsilon* = 0,00001
- d. *Sigma* = 1,5
- e. Jumlah literasi = 10

Tabel 4.4 Hasil Pengujian Nilai cLR

No	Nilai cLR	Hasil RMSE
1	0,006	21,3784
2	0,0065	19,9505
3	0,007	18,9569
4	0,0075	18,2759
5	0,008	17,8168
6	0,0085	17,5129
7	0,009	17,3156
8	0,0095	17,1903
9	0,01	17,1126
10	0,015	17,006

Berikut adalah hasil pengujian nilai cLR yang akan ditampilkan pada gambar 4.3 :



Gambar 4.3 Hasil Pengujian Nilai cLr

Berdasarkan pengujian yang sudah ditunjukkan pada Tabel 4.3, nilai cLR terbaik ada pada 0,015 yang mempunyai nilai RMSE paling kecil. Pada grafik 4.3 terlihat bahwa nilai RMSE cenderung mengalami penurunan seiring dengan nilai cLR yang semakin besar. Hal ini menunjukkan bahwa nilai cLR yang terlalu kecil dapat menyebabkan peningkatan nilai error rate dan menghasilkan nilai peramalan yang buruk. Hal ini dikarenakan nilai cLR mempengaruhi nilai gamma, dan apabila nilai gamma keluar dari batas solusi maka nilai alpha dan alpha star yang didapatkan tidak pas dan menyebabkan nilai evaluasinya sangat besar. Parameter Coefisien Learning Rate (cLR) sendiri merupakan konstanta laju pembelajaran (Vijayakumar, & Wu, 1999).

4.2.4 Pengujian Parameter Nilai *Complexity*

Setelah menguji nilai cLR maka selanjutnya dilakukan pengujian nilai complexity. Pengujian dilakukan untuk mendapatkan nilai complexity terbaik sehingga didapatkan nilai hasil evaluasi terkecil. Untuk pengujian nilai complexity digunakan 10 parameter nilai. Untuk nilai lambda menggunakan nilai 5, nilai sigma 1, dan nilai cLR 0,015. Untuk nilai lainnya akan ditentukan seperti berikut:

- a. $\text{Lambda} = 5$
- b. $\text{cLR} = 0,015$
- c. $\text{Epsilon} = 0,00001$
- d. $\text{Sigma} = 1,5$
- e. Jumlah literasi = 10

Tabel 4.5 Hasil Pengujian Nilai *Complexity*

No	Nilai <i>Complexity</i>	Hasil RMSE
1	0,0005	31,49
2	0,0006	30,0273
3	0,0007	19,231
4	0,0008	17,006
5	0,0009	17,006
6	0,001	17,006
7	0,002	17,006
8	0,003	17,006
9	0,004	17,006
10	0,005	17,006

Hasil pengujian parameter *complexity* akan ditunjukkan pada gambar 4.4

Hasil Pengujian Nilai *Complexity* :

Gambar 4.4 Hasil Pengujian Nilai *Complexity*

Parameter Complexity merupakan batas penalti toleransi terhadap kesalahan sebuah peramalan (Furi, Jordi, & Saepudin, 2015). Berdasarkan hasil pengujian parameter nilai C yang sudah dilakukan, ditunjukkan pada Tabel 4.4 ditunjukkan bahwa nilai C paling optimal adalah 0,0008 yang mempunyai nilai evaluasi RMSE sebesar. Grafik 4.4 menunjukkan bahwa pada nilai C 0,0005 cenderung mempunyai nilai RMSE yang tinggi, lalu grafik menurun dan terus mengalami penurunan sampai pada nilai C 0,0008. Pada nilai C 0,0008 grafik terlihat konvergen dan tidak mengalami perubahan lagi. Hal ini sesuai dengan pernyataan Furi, Jordi, & Saepudin (2015) yang menyatakan bahwa semakin besar nilai Complexity maka semakin menjadikan model peramalan semakin tidak mentoleransi kesalahan, sehingga memberikan nilai peramalan yang baik.

4.2.5 Pengujian Parameter Nilai *Epsilon*

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap nilai epsilon. Pengujian dimaksudkan agar mendapat nilai epsilon terbaik sehingga didapatkan nilai evaluasi yang kecil. Untuk pengujian nilai epsilon akan digunakan 10 parameter nilai. Untuk jumlah iterasi menggunakan iterasi 10, sedangkan untuk nilai lainnya menggunakan nilai terbaik yang sudah didapatkan dari pengujian sebelumnya. Berikut nilai lain yang digunakan:

- a. $\Lambda = 5$
- b. $cLR = 0,015$
- c. $Complexity = 0,0008$
- d. $\Sigma = 1,5$
- e. Jumlah literasi = 10

Tabel 4.6 Hasil Pengujian Nilai *Epsilon*

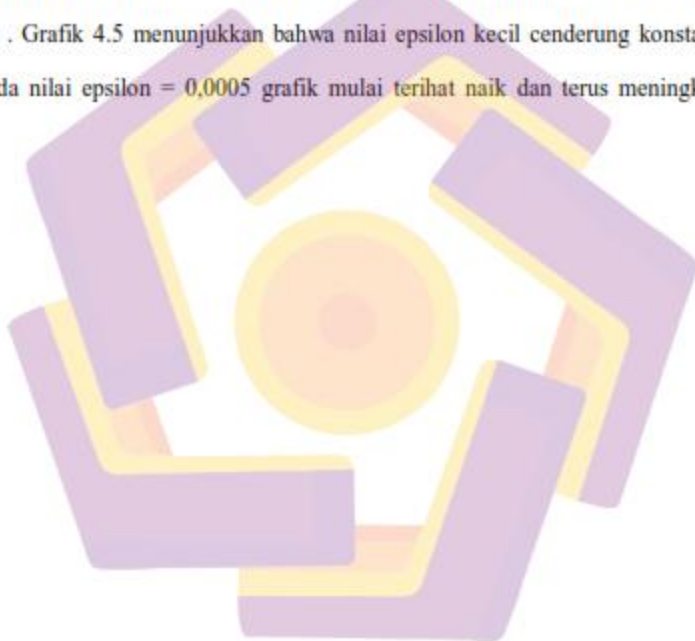
No	Nilai Complexity	Hasil RMSE
1	0,000005	0,0017
2	0,00001	0,0035
3	0,00005	0,0176
4	0,0001	0,0352
5	0,0005	0,1763
6	0,001	0,3526
7	0,005	1,7631
8	0,01	3,5262
9	0,05	17,6313
10	0,1	35,262625

Hasil pengujian nilai parameter *Epsilon* akan ditampilkan pada gambar 4.5

Hasil Pengujian Nilai *Epsilon* :

Gambar 4.5 Hasil Pengujian Nilai *Epsilon*

Parameter epsilon digunakan untuk mengatur batas kesalahan fungsi regresi $f(x)$. Nilai epsilon tersebut menyelubungi nilai dari fungsi $f(x)$ sehingga akan membentuk daerah yang disebut daerah error zone, dan jika nilai $f(x)$ melebihi error zone yang terbentuk maka akan dikenakan penalti sebesar nilai C yang sudah ditentukan (Furi, Jordi, & Saepudin, 2015). Berdasarkan pengujian nilai epsilon yang sudah dilakukan, terlihat pada Tabel 4.5 bahwa nilai epsilon terbaik didapatkan pada nilai epsilon 0,000005 yang memiliki nilai evaluasi sebesar . Grafik 4.5 menunjukkan bahwa nilai epsilon kecil cenderung konstan, lalu pada nilai epsilon = 0,0005 grafik mulai terlihat naik dan terus meningkat



seiring dengan nilai epsilon yang semakin besar, sehingga menunjukkan nilai epsilon yang besar akan melakukan proses pembelajaran yang terlalu cepat sehingga hasil yang didapat tidak maksimal. Nilai epsilon yang terlalu besar juga dapat menyebabkan pencarian solusi menjadi keluar batas.

4.3 Peramalan SVR dengan preprocessing min max

4.3.1 Dataset

Dataset yang digunakan penulis adalah data yang berasal dari Sistem Informasi Rumah Sakit (SIMRS) Morbis. Data tersebut adalah terdiri dari data penjualan bulan Januari sampai dengan November 2019. Berikut adalah contoh dataset yang telah didapatkan oleh penulis :

Tabel 4.7 Tabel contoh dataset

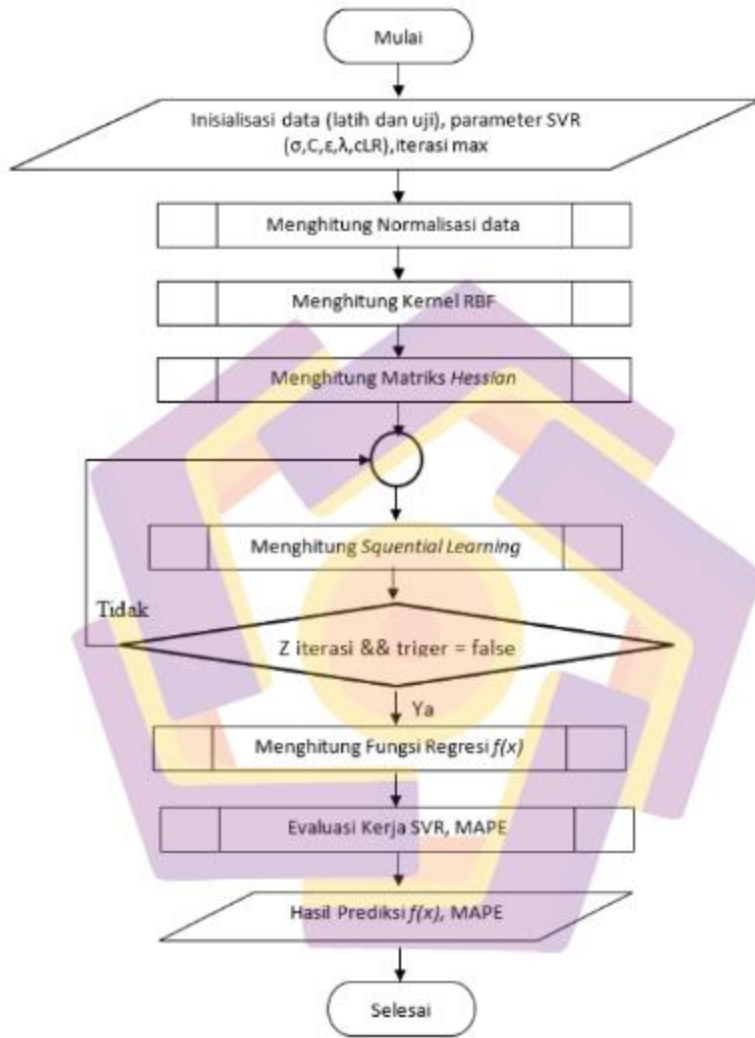
NAMA	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGS	SEP	OKT	NOV
Kapsul Kosong No 2	6239	5951	6880	5818	6267	3972	7113	6282	6093	4383	4785
Underpad 60 x 90cm	117	119	112	100	109	122	126	135	118	111	106
Pot 20 Gr Salep(container 30)	15	14	14	20	9	10	13	32	15	7	8
Canul O2 Bayi	11	8	16	15	27	31	18	26	25	18	17

Tabel 4.8 Tabel contoh dataset (lanjutan)

NAMA	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGS	SEP	OKT	NOV
Sprit 20 Cc Terumo	20	23	15	17	16	38	14	29	11	12	17
IV. Catheter 22 Terumo	376	339	226	268	273	230	245	310	337	285	277
Canul O2 Anak (oyflow)	19	24	24	17	21	13	5	10	7	0	10
Kertas Puyer Besar	1217	714	841	1580	1612	2398	688	400	229	347	780
Stomach Tube 16 Terumo	20	15	18	24	14	24	12	23	23	15	15
Cefadroxil Hexpharm 250	14	71	20	10	0	0	0	30	0	0	61

4.3.2 Analisis Support Vector Regreslon (SVR) dengan min max

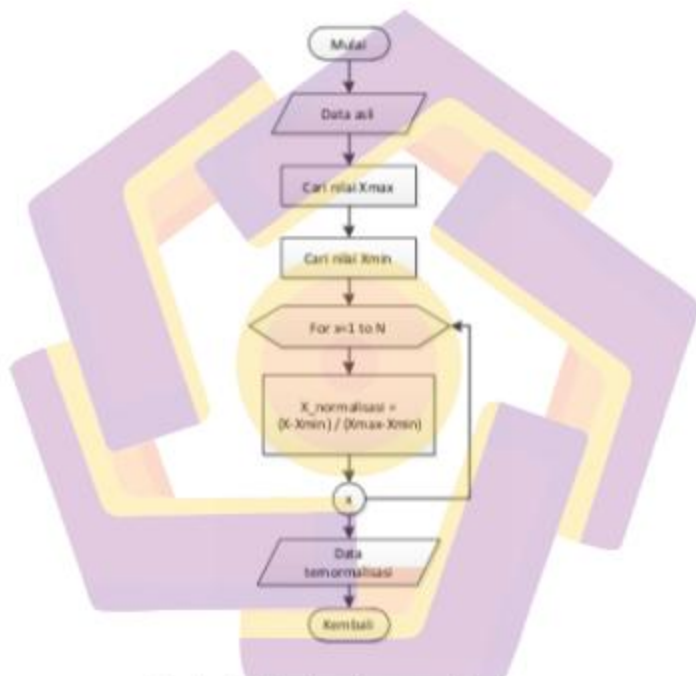
Dalam tahap ini fitur masukan dan nilai parameter optimal yang telah didapatkan pada Hasil penelitian yang dilakukan oleh M. Raabith Rifqi, Budi Darma Setiawan dan Fitra A. Bacthiar dengan judul “Support Vector Regression Untuk Peramalan Permintaan Darah: Studi Kasus Unit Transfusi Darah Cabang – PMI Kota Malang” untuk melakukan prediksi permintaan obat. menggunakan SVR. Berikut alur SVR :



Gambar 4.6 Alur Support Vector Regression

1. Normalisasi

Berikut adalah alur dari proses normalisasi yang akan dilakukan penulis pada penelitian ini :



Gambar 4.7 Gambar alur normalisasi

Berikut adalah penjelasan dari gambar alur proses normalisasi yang ada di atas :

- Masukan data asli yang akan dinormalisasi / data sebelum dinormalisasi
- Mencari nilai maksimal dan nilai minimal

c. Menghitung normalisasi data

Dataset yang didapatkan penulis adalah sebanyak 646 data obat. Kemudian melakukan perhitungan normalisasi dengan range 0-1. Berikut adalah hasil perhitungan normalisasi akan ditampilkan pada tabel 4.7 Tabel hasil normalisasi.

Tabel 4.9 Tabel hasil normalisasi

NAMA	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGS	SEP	OKT	NOV
Kapsul Kosong No 2	0,72	0,63	0,93	0,59	0,73	0,00	1,00	0,74	0,68	0,13	0,46
Underpad 60 x 90cm	0,49	0,54	0,34	0,00	0,26	0,63	0,74	1,00	0,51	0,31	0,17
Pot 20 Gr Salep(container 30)	0,32	0,28	0,28	0,52	0,08	0,12	0,24	1,00	0,32	0,00	0,04
Canul O2 Bayi	0,13	0,00	0,35	0,30	0,83	1,00	0,43	0,78	0,74	0,43	0,39
Sput 20 Cc Terumo	0,40	0,50	0,23	0,30	0,27	1,00	0,20	0,70	0,10	0,13	0,00
IV. Catheter 22 Terumo	1,00	0,75	0,00	0,28	0,31	0,03	0,13	0,56	0,74	0,39	0,18
Canul O2 Anak (oyflow)	0,79	1,00	1,00	0,71	0,88	0,54	0,21	0,42	0,29	0,00	0,04
Kertas Puyer Besar	0,48	0,25	0,31	0,64	0,65	1,00	0,24	0,11	0,04	0,09	0,00
Stomach Tube 16 Terumo	0,67	0,25	0,50	1,00	0,17	1,00	0,00	0,92	0,92	0,25	0,25
Cefadroxil Hexpharm 250	0,20	1,00	0,28	0,14	0,00	0,00	0,00	0,42	0,00	0,00	0,00

Pada Tabel 4.7, kolom jan sampai nov merupakan label yang mewakili tiap-tiap atribut dimana berisi nilai dari tiap tiap atribut dan kolom "nov" merupakan nilai penjualan sebenarnya.

2. Penentuan Data Latih dan Uji

Data obat yang digunakan dalam proses ini menggunakan perbandingan 80% data latih dan 20% data uji dari 646 data. Berikut adalah hasil penentuannya

data uji adalah berdasarkan hasil analisis ABC dengan nilai investasi tertinggi yang akan digunakan sebagai data uji yaitu 129 data.

3. Sequential Learning

Nilai parameter optimal yang telah akan digunakan dalam tahap ini. Berikut adalah nilai parameter optimal yang didapatkan hasil pengujian yang telah penulis lakukan pada halaman 28 - 37. Parameter optimal yang didapatkan akan ditampilkan pada tabel

Tabel 4.10 Nilai Parameter Optimal

C	ϵ	σ	cLR	λ
0,0008	0,00005	1,5	0,015	5

Kemudian membangun model regresi menggunakan parameter tersebut. Pertama, menghitung jarak antar data. Hasil perhitungan jarak antar data akan ditampilkan pada tabel 4.9. Berikut perhitungan menggunakan data latih ke-1 dan data latih ke-2.

$$\begin{aligned}
 \|x^1 - x^2\|^2 &= (0,72-0,49)^2 + (0,63-0,54)^2 \\
 &= 0,0529 + 0,0081 \\
 &= 0,061
 \end{aligned}$$

Tabel 4.11 Contoh Jarak Data Latih Pengujian

Nama Obat	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGS	SEP	OKT	NOV
Kapsul Kosong No 2	0,00	0,06	0,28	0,75	0,12	0,09	0,14	0,20	0,15	0,41	0,14
Underpad 60 x 90cm	0,06	0,04	0,16	0,18	0,20	0,15	0,08	0,30	0,28	0,06	0,14
Pot 20 Gr Salep(container 30)	0,28	0,11	0,10	0,04	0,03	0,17	0,22	0,53	0,73	0,34	0,10
Canul O2 Bayi	0,75	0,11	0,01	0,09	0,94	0,95	0,39	0,36	0,08	0,17	0,64
Sputit 20 Cc Terumo	0,12	0,19	0,06	0,00	0,03	0,67	0,71	0,54	0,83	0,56	0,26
IV. Catheter 22 Terumo	0,09	0,37	0,25	0,00	0,06	0,82	0,89	0,13	0,09	0,09	0,55
Canul O2 Anak (oyflow)	0,14	0,06	0,56	0,86	0,41	0,09	0,12	0,16	0,62	0,67	0,14
Kertas Puyer Besar	0,20	0,77	0,61	0,13	0,02	0,11	0,10	0,15	0,18	0,04	0,00
Stomach Tube 16 Terumo	0,15	0,11	0,54	0,70	0,34	1,12	1,46	1,10	0,69	0,07	0,87

Langkah kedua, membentuk model regresi berdasarkan jarak data yang telah diperoleh sebelumnya menggunakan data dari tabel 4.9 . Hasil dari perhitungan regresi akan ditampilkan pada tabel 4.10 .Berikut ini penghitungan menggunakan data latih ke-1 dan 2.

$$\begin{aligned}
 [R]_{1,2} &= \exp\left(\frac{(x_1-x_2)^2}{2\sigma^2}\right) + \lambda^2 \\
 &= \exp\left(\frac{(0,61-0,04)^2}{2 \cdot 0,05^2}\right) + 0,05^2 \\
 &= 1,24
 \end{aligned}$$

Tabel 4.12 Tabel Model Regresi

Nama Obat	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGS	SEP	OKT	NOV
Kapsul Kosong No 2	1,25	1,24	1,22	1,16	1,24	1,24	1,23	1,23	1,23	1,20	1,23
Underpad 60 x 90cm	1,24	1,24	1,23	1,23	1,22	1,23	1,24	1,21	1,22	1,24	1,23
Pot 20 Gr Salep(container 30)	1,22	1,24	1,24	1,25	1,25	1,23	1,22	1,19	1,16	1,21	1,24
Canul O2 Bayi	1,16	1,24	1,25	1,24	1,14	1,14	1,20	1,21	1,24	1,23	1,17
Sputit 20 Cc Terumo	1,24	1,23	1,24	1,25	1,25	1,17	1,17	1,19	1,15	1,18	1,22
IV. Catheter 22 Terumo	1,24	1,20	1,22	1,25	1,24	1,15	1,14	1,23	1,24	1,24	1,18
Canul O2 Anak (oyflow)	1,23	1,24	1,18	1,15	1,20	1,24	1,24	1,23	1,18	1,17	1,23
Kertas Puyer Besar	1,23	1,16	1,18	1,23	1,25	1,24	1,24	1,23	1,23	1,24	1,25
Stomach Tube 16 Terumo	1,23	1,24	1,19	1,17	1,21	1,12	1,08	1,12	1,17	1,24	1,15

4. Perhitungan Regresi

menghitung nilai regresi menggunakan data perhitungan Sequential Learning dan model regresi yang telah dilakukan dan melakukan denormalisasi. Berikut ini contoh penghitungan menggunakan data uji ke-1 dan data latih ke-1.

$$\begin{aligned}
 f(x_i) &= \sum_{i=1}^n (a_i * x_i) (K(x_i, x) + \lambda) \\
 &= (0,06 * 1,24) + (0,28 * 1,22) + \dots + (0,14 * 1,23)
 \end{aligned}$$

$$= 0,78$$

5. Demormalisasi

Kemudian melakukan denormalisasi nilai target menggunakan persamaan data yang diperoleh dari perhitungan regresi. Hasil perhitungan normalisasi akan ditampilkan pada tabel 4.11. Berikut adalah cara menghitung denormalisasi :

$$\begin{aligned} x_1 &= f(x_1) \cdot (x_{\max} - x_{\min}) + x_{\min} \\ &= 0,78 \cdot (7113 - 3972) + 3971 \\ &= 4780 \end{aligned}$$

6. Menghitung Nilai Error

Berikut adalah perbedaan nilai aktual dengan nilai hasil permintaan penjualan obat. Kemudian akan dihitung tingkat errornya. Untuk perhitungan nilai error ini adalah diambil dari data uji yaitu 20% dari seluruh data adalah 129 item obat berdasarkan hasil nilai analisis ABC analisis yaitu obat dengan nilai investasi terbesar akan ditampilkan pada tabel 4.11 Tabel Nilai Aktual. Berikut adalah tahapan-tahapannya.

Tabel 4.13 Tabel Nilai Aktual

NAMA OBAT	AKTUAL	SVR
Kapsul Kosong No 2	4785	4780
Underpad 60 x 90cm	106	106
Pot 20 Gr Salep(container 30)	8	14
Canul O2 Bayi	17	19
Sput 20 Cc Terumo	17,4825135	22

Tabel 4.14 Tabel Nilai Aktual (lanjutan)

NAMA OBAT	AKTUAL	SVR
IV. Catheter 22 Terumo	276,988603	280
Canul O2 Anak (oyflow)	10	10
Kertas Puyer Besar	780	773
Stomach Tube 16 Terumo	15	21
Cefadroxil Hexpharm 250	61	63

Pertama, menghitung nilai MAPE dengan persamaan berdasarkan data actual dan data permalan yang telah didapatkan pada tabel 4.11 , berikut adalah cara menghitung nilai MAPE :

$$\begin{aligned}
 \text{MAPE} &= \sum_{i=1}^{129} \frac{A_i - f_i}{A_i} \\
 &= 1/129 * \frac{4785-4780}{4785} + \frac{106-106}{106} \dots\dots \frac{61-63}{61} \\
 &= 19,95 \%
 \end{aligned}$$

4.4 Permalan SVR dengan Z Score

Optimasi yang penulis lakukan adalah dengan menambahkan perhitungan Z score pada preprocessing data . Dalam tahap ini fitur masukan dan nilai parameter optimal yang telah didapatkan pada Hasil penelitian yang dilakukan oleh M. Raabith Rifqi, Budi Darma Setiawan dan Fitra A. Bacthiar dengan judul “Support Vector Regression Untuk Peramalan Permintaan Darah: Studi Kasus Unit Transfusi Darah Cabang – PMI Kota Malang” untuk melakukan prediksi permintaan obat. menggunakan SVR

1. Z Score

Dataset yang didapatkan penulis adalah sebanyak 646 data obat. Kemudian melakukan perhitungan Z Score. Berikut adalah hasil perhitungan normalisasi akan ditampilkan pada tabel 4.7 Tabel hasil Z Score.

Tabel 4.15 Tabel hasil Z Score

NAMA	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGS	SEP	OKT	NOV
Kapsul Kosong No 2	0,51	0,68	0,14	0,76	0,50	1,84	0,00	0,49	0,60	1,60	1,37
Underpad 60 x 90cm	0,80	0,70	1,03	1,59	1,17	0,56	0,37	0,05	0,75	1,08	1,31
Pot 20 Gr Salep(container 30)	0,85	0,90	0,90	0,58	1,17	1,11	0,95	0,05	0,85	1,27	1,22
Canul O2 Bayi	1,43	1,65	1,05	1,13	0,23	0,08	0,90	0,30	0,38	0,90	0,98
Sput 20 Cc Terumo	0,84	0,69	1,09	0,99	1,04	0,05	1,14	0,40	1,29	1,24	0,97
IV. Catheter 22 Terumo	0,01	0,35	1,44	1,04	0,99	1,40	1,26	0,63	0,37	0,87	0,95
Canul O2 Anak (oyflow)	0,32	0,08	0,08	0,47	0,16	0,79	1,42	1,03	1,26	1,82	1,03
Kertas Puyer Besar	0,73	1,04	0,96	0,50	0,48	0,00	1,05	1,23	1,34	1,26	1,00
Stomach Tube 16 Terumo	0,46	1,22	0,76	0,15	1,37	0,15	1,68	0,00	0,00	1,22	1,22
Cefadroxil Hexpharm 250	0,94	0,02	0,84	1,01	1,18	1,18	1,18	0,67	1,18	1,18	0,15

Pada Tabel 4.13, kolom jan sampai nov merupakan label yang mewakili tiap-tiap atribut dimana berisi nilai dari tiap tiap atribut dan kolom "nov" merupakan nilai penjualan sebenarnya.

2. Penentuan Data Lath dan Uji

Data obat yang digunakan dalam proses ini menggunakan perbandingan 80% data latih dan 20% data uji dari 646 data. Berikut adalah hasil penentuannya

data uji adalah berdasarkan hasil analisis ABC dengan nilai investasi tertinggi yang akan digunakan sebagai data uji yaitu 129 data.

3. Sequential Learning

Nilai parameter optimal yang telah akan digunakan dalam tahap ini. Berikut adalah nilai parameter optimal yang didapatkan hasil pengujian yang telah penulis lakukan pada halaman 28 - 37. Parameter optimal yang didapatkan akan ditampilkan pada tabel

Tabel 4.16 Nilai Parameter Optimal

C	ϵ	σ	cLR	λ
0,0008	0,00005	1,5	0,015	5

Kemudian membangun model regresi menggunakan parameter tersebut. Pertama, menghitung jarak antar data. Hasil perhitungan jarak antar data akan ditampilkan pada tabel 4.9. Berikut perhitungan menggunakan data latih ke-1 dan data latih ke-2.

$$\begin{aligned} \|x^1 - x^2\|^2 &= (0,68-0,70)^2 + (0,14-1,03)^2 \\ &= 0,08 \end{aligned}$$

Tabel 4.17 Contoh Jarak Data Latih Pengujian

Nama Obat	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGS	SEP	OKT	NOV
Kapsul Kosong No 2	0,00	0,08	0,16	1,78	0,11	0,38	0,62	0,17	0,29	0,67	0,49
Underpad 60 x 90cm	0,08	0,12	0,42	0,49	0,55	0,41	0,21	0,81	0,74	0,16	4839,64
Pot 20 Gr Salep(container 30)	0,16	0,05	0,24	0,38	0,19	0,16	0,34	0,98	1,07	0,29	1,74
Canul O2 Bayi	1,78	0,67	0,07	0,18	1,67	1,58	0,47	0,61	0,19	0,09	26839,26
Sputit 20 Cc Terumo	0,11	0,86	0,32	0,01	0,08	1,55	1,73	1,23	1,71	0,75	83,59
IV. Catheter 22 Terumo	0,38	0,81	0,57	0,00	0,13	1,84	1,97	0,26	0,17	0,25	235002,46
Canul O2 Anak (oyflow)	0,62	0,19	1,12	1,71	0,81	0,04	0,05	0,46	2,50	2,12	89,11
Kertas Puyer Besar	0,17	1,60	1,42	0,34	0,03	0,09	0,11	0,13	0,10	0,67	290814,69
Stomach Tube 16 Terumo	0,29	0,32	1,31	1,99	1,16	3,22	3,92	2,62	1,53	0,02	0,99

Langkah kedua, membentuk model regresi berdasarkan jarak data yang telah diperoleh sebelumnya menggunakan data dari tabel 4.14 . Hasil dari perhitungan regresi akan ditampilkan pada tabel 4.15 .Berikut ini penghitungan menggunakan data latih ke-1 dan 2.

$$\begin{aligned}
 [R]_{1,2} &= \exp\left(\frac{(x_1-x_2)^2}{2\sigma^2}\right) + \lambda^2 \\
 &= \exp\left(\frac{(0,08-0,12)^2}{2 \cdot 0,05^2}\right) + 0,05^2 \\
 &= 1,23
 \end{aligned}$$

Tabel 4.18 Tabel Model Regresi

Nama Obat	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGS	SEP	OKT	NOV
Kapsul Kosong No 2	1,25	1,24	1,23	1,05	1,24	1,20	1,18	1,23	1,21	1,17	1,19
Underpad 60 x 90cm	1,24	1,24	1,20	1,19	1,18	1,20	1,22	1,15	1,16	1,23	0,25
Pot 20 Gr Salep(container 30)	1,23	1,24	1,22	1,20	1,23	1,23	1,21	1,13	1,12	1,21	1,05
Canul O2 Bayi	1,05	1,17	1,24	1,23	1,06	1,07	1,19	1,18	1,23	1,24	0,25
Sputit 20 Cc Terumo	1,24	1,15	1,21	1,25	1,24	1,07	1,06	1,11	1,06	1,16	0,25
IV. Catheter 22 Terumo	1,20	1,15	1,18	1,25	1,23	1,04	1,03	1,22	1,23	1,22	0,25
Canul O2 Anak (oyflow)	1,18	1,23	1,12	1,06	1,15	1,25	1,24	1,19	0,98	1,02	0,25
Kertas Puyer Besar	1,23	1,07	1,09	1,21	1,25	1,24	1,24	1,23	1,24	1,17	0,25
Stomach Tube 16 Terumo	1,21	1,21	1,10	1,03	1,12	0,92	0,86	0,97	1,08	1,25	1,13

4. Perhitungan Regresi

menghitung nilai regresi menggunakan data perhitungan Sequential Learning dan model regresi yang telah dilakukan dan melakukan denormalisasi. Berikut ini contoh penghitungan menggunakan data uji ke-1 dan data latih ke-1.

$$\begin{aligned}
 f(x_1) &= \sum_{i=1}^n (a_i * x_i) (K(x_i, x) + \lambda) \\
 &= (0,25 * 0,00) + (1,24 * 0,08) \dots \\
 &= 0,464
 \end{aligned}$$

5. Demormalisasi

Kemudian melakukan denormalisasi nilai target menggunakan persamaan data yang diperoleh dari perhitungan regresi. Hasil perhitungan normalisasi akan ditampilkan pada tabel 4.11. Berikut adalah cara menghitung denormalisasi :

$$\begin{aligned}
 x_1 &= f(x_1) * (x_{\max} - x_{\min}) + x_{\min} \\
 &= 0,464 * (7113 - 3972) + 3971 \\
 &= 5428
 \end{aligned}$$

6. Menghitung Nilai Error

Berikut adalah perbedaan nilai aktual dengan nilai hasil permintaan penjualan obat. Kemudian akan dihitung tingkat errornya. Untuk perhitungan nilai error ini adalah diambil dari data uji yaitu 20% dari seluruh data adalah 129 item obat berdasarkan hasil nilai analisis ABC analisis yaitu obat dengan nilai investasi terbesar akan ditampilkan pada tabel 4.11 Tabel Nilai Aktual. Berikut adalah tahapan-tahapannya.

Tabel 4.19 Tabel Nilai Aktual

NAMA OBAT	AKTUAL	SVR
Kapsul Kosong No 2	4785	5428
Underpad 60 x 90cm	106	117
Pot 20 Gr Salep(container 30)	8	23
Canul O2 Bayi	17	64
Sput 20 Cc Terumo	17	26

Tabel 4.20 Tabel Nilai Aktual (lanjutan)

NAMA OBAT	AKTUAL	SVR
IV. Catheter 22 Terumo	276	801
Canul O2 Anak (oyflow)	10	74
Kertas Puyer Besar	780	622
Stomach Tube 16 Terumo	15	35
Cefadroxil Hexpharm 250	61	134

Pertama, menghitung nilai MAPE dengan persamaan berdasarkan data actual dan data permalan yang telah didapatkan pada tabel 4.11 , berikut adalah cara menghitung nilai MAPE :

$$\begin{aligned}
 \text{MAPE} &= \sum_{i=1}^{129} \frac{A_i - f_i}{A_i} \\
 &= 1/129 * \frac{4785-5428}{4785} + \frac{106-117}{106} \dots \frac{61-134}{61} \\
 &= 17,95 \%
 \end{aligned}$$

4.5 ABC Analisys

Langkah-langkah yang telah dilakukan dalam melaksanakan analisis ABC permintaan dengan data yang digunakan adalah hasil peramalan yang dilakukan dengan Support Vector Regression dengan preprocessing menggunakan Z-Score adalah sebagai berikut:

1. Menghitung jumlah permintaan untuk setiap satuan unit barang.

Data jumlah permintaan barang akan ditampilkan pada tabel 4.1 tabel permintaan barang untuk satuan unit barang dari bulan Januari – November 2020 :

Tabel 4.21 Tabel jumlah permintaan barang

NO	NAMA BARANG	PENJUALAN
1	Iopamiro 50 Ml	1
2	Large Locking Implant	2
3	Ats (biosat)	29
4	Irbesartan Indo	1.105
5	Hepamax	69
6	Aminofusin Hepar Bpjs	20
7	Vitamin B6 Kimia Farma	993
8	Bisoprolol Hexpharm	657
9	Levemir Flexpen Bpjs	26
10	Hyperhep B	-
...		1
....		
646	Benang Chromic 0, 75M BD	34

2. Menampilkan daftar harga dari setiap barang tersebut.

Tahap berikutnya adalah tahap untuk menampilkan atau mencari harga dari masing-masing obat sesuai dengan Tabel 4.2 tabel jumlah permintaan barang dan harga :

Tabel 4.22 Jumlah permintaan dan harga

NO	NAMA BARANG	HARGA	PERMINTAAN
1	Iopamiro 50 Ml	Rp 251.500,00	1
2	Large Locking Implant	Rp 4.725.000,00	2
3	Ats (biosat)	Rp 154.500,00	29
4	Irbesartan Indo	Rp 482.999,00	1.105
5	Hepamax	Rp 8.000,00	69
6	Aminofusin Hepar Bpjs	Rp 88.500,00	20
7	Vitamin B6 Kimia Farma	Rp 148.005,00	993
8	Bisoprolol Hexpharm	Rp 259.996,00	657

3. Mencari nilai investasi dan presentase nilai investasi. Berikut adalah rumus untuk mencari nilai investasi dan presentase nilai investasi :

- Nilai Investasi : Harga * Permintaan
- Presentase Nilai Invesatasi : Nilai Investasi / Total Investasi * 100%

Hasil perhitungan nilai investasi dan presentase nilai investasi akan di tampilkan tabel 4.3 Tabel Investasi dan presentase investasi kemudian diurutkan dari nilai investasi terbesar sampai nilai investasi terkecil :

Tabel 4.23 Tabel Nilai Investasi

NO	NAMA BARANG	HARGA	PENJUALAN	NILAI INVESTASI	
				JUMLAH	PRESENTASE
1	Iopamiro 50 MI	Rp251.500,00	1	Rp251.500,00	0,02
2	Large Locking Implant	Rp4.725.000,00	2	Rp9.450.000,00	0,68
3	Ats (biosat)	Rp154.500,00	29	Rp4.480.500,00	0,32
4	Irbesartan Indo	Rp482.999,00	1.105	Rp533.479.488,33	38,11
5	Hepamax	Rp8.000,00	69	Rp549.774,58	0,04
6	Aminofusin Hepar Bpjs	Rp88.500,00	20	Rp1.770.000,00	0,13
7	Vitamin B6 Kamia Farma	Rp148.005,00	993	Rp146.992.591,71	10,50
8	Bisoprolol Hexpharm	Rp259.996,00	657	Rp170.784.548,53	12,20
9	Levemir Flexpen Bpjs	Rp85.000,00	26	Rp2.210.000,00	0,16
10	Hyperhep B	Rp2.254.230,00	-	Rp-	-

4. Menghitung nilai investasi kumulatif.

Hasil perhitungan nilai investasi kumulatif dan presentase kumulatif akan ditampilan pada tabel 4.4 Tabel investasi kumulatif.

Tabel 4.24 Tabel investasi kumulatif

NO	NAMA BARANG	HARGA	PENJUALAN	NILAI INVESTASI KUMULATIF	
				JUMLAH	PRESENT ASE
1	Iopamiro 50 Ml	Rp 251.500,00	1	Rp251.500,00	100,00
	Large Locking Implant	Rp 4.725.000,00	106	Rp500.850.000,00	90,84
2	Ats (biosat) Irbesartan	Rp 154.500,00	8	Rp502.337.500,00	99,98
3	Indo	Rp 482.999,00	17	Rp510.296.983,00	99,85
4	Hepamax Aminofusin	Rp 8.000,00	17	Rp510.688.343,11	100,00
5	Hepar Bpjs	Rp 88.500,00	277	Rp534.950.334,43	99,55
6	Vitamin B6 Kimia Farma	Rp 148.005,00	10	Rp536.681.884,43	99,97
7	Bisoprolol Hexpharm	Rp 259.996,00	780	Rp739.227.264,43	96,29
8	Levemir	Rp 85.000,00	15	Rp740.753.764,43	99,98
9	Flexpen Bpjs	Rp 2.254.230,00	61	Rp878.010.294,43	97,48
10	Hyperhep B				

- Mengelompokkan barang persediaan berdasarkan persentase nilai kumulatif.
- Apabila nilai frekuensi kumulatifnya 75% sampai dengan 85% maka dikelompokkan sebagai A. Apabila berkisar antara 10% – 15% akan dikelompokkan sebagai B, dan apabila berkisar antara 5% – 10% akan dikelompokkan sebagai C. Hasil dari analisis ABC akan ditampilkan pada tabel

Tabel 4.25 Hasil analisis ABC Analisis

KLASIFIKASI	JUMLAH PERMINTAAN	JUMLAH OBAT	NILAI INVESTASI	PRESENTASE INVESTASI
A	15.100,16	34	Rp1.185.588.326,49	21,69
B	15.101,16	458	Rp4.164.661.022,67	76,19
C	15.267,87	154	Rp116.087.563,24	2,12
JUMLAH	45.469,20	646	Rp5.466.336.912,39	100,00

Hasil perhitungan analisis nilai investasi ditunjukkan pada tabel 4.5 di atas. Dari sini terlihat bahwa persediaan obat Tabel 4.5 Hasil Analisis ABC Nilai Investasi yang masuk dalam kelompok A, memiliki nilai investasi sebesar 21,69% dan hanya terdiri dari 34 item. Persediaan obat yang masuk kelompok B, memiliki nilai investasi sebesar 16,19% terdiri dari 458 item barang. Sedangkan persediaan obat yang masuk kelompok C, memiliki nilai investasi sebesar 2,12% terdiri dari 154 item obat. Persediaan obat yang masuk kelompok A dengan jumlah investasi paling banyak perlu mendapat perhatian khusus dari manajemen dalam hal pengendaliannya. Besarnya investasi yang dikeluarkan akan mengakibatkan biaya penyimpanan persediaan yang besar dan juga kerugian yang besar jika persediaan tersebut mengalami kerusakan.

4.6 Hasil dan Analisis Pengujian Model

Model adalah suatu pola atau acuan dari sesuatu yang akan dibuat atau dihasilkan (Departemen P & K, 1984 : 75). Dataset penjualan obat yang digunakan adalah data obat dari bulan januari 2010 – november 2019.

Pengujian model yang penulis lakukan adalah dengan cara melakukan eksperimen dimana dalam eksperimen tersebut menggunakan beberapa alur, berikut adalah alur pengujian model :

1. Mencari nilai parameter optimal yang telah dilakukan pada halaman 27 – 38.
2. Membandingkan preprocessing data yaitu antara min max analisis dan z-score analisis.

Pengujian dilakukan sebanyak 1 kali untuk setiap kombinasi dari model tersebut kemudian dilakukan perhitungan nilai akurasi untuk setiap model yang diujikan. Hasil tersebut akan menjadi nilai evaluasi akhir dari pengujian model sebagai acuan analisis yang dilakukan.

4.7 Pembahasan Model

Pada penelitian yang dilakukan oleh Rezzy Eko Caraka tahun 2017 yaitu mengenai peramalan Crude Palm Oil dengan menggunakan Support Vector Regression. Pada penelitian itu pengujian dilakukan dengan menggunakan bahas R dengan parameter optimal adalah $C=10$, $\text{Epsilon}=0.0001$ menghasilkan hasil bahwa nilai error adalah 27.40894. Detail hasil tertera pada tabel 4.1 Hasil Pengujian dengan R.

Table 4.1 Hasil Pengujian dengan R

Cost (C)	Epsilon (ε)	Error	Dispersion
0.1	0.1000	68.17083	211.8879
1	0.1000	29.97035	62.0149
10	0.1000	28.9281	62.33006
100	0.1000	28.70373	60.60751
0.1	0.0100	63.07452	192.088
1	0.0100	29.51551	61.01827
10	0.0100	28.04148	58.58143
100	0.0100	27.83702	58.20656
0.1	0.0010	63.98349	196.3066
1	0.0010	29.39629	61.71205
10	0.0010	27.54666	58.0491
100	0.0010	28.06313	57.91202
0.1	0.0001	64.10834	196.5439
1	0.0001	29.3608	61.77654
10*	0.0001*	27.40893*	58.09817*
100	0.0001	28.0534	58.02616

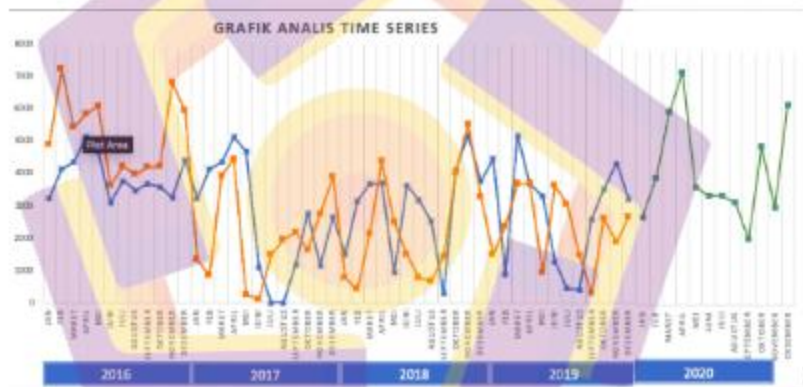
*Best Parameter

Pada penelitian ini, peneliti mengambil tema yaitu peramalan prediksi stok obat dengan menggunakan Support Vector Regression pada data penjualan

obar. Hasil dari penelitian tersebut adalah mendapatkan nilai parameter optimal yaitu $\text{Lambda} = 5$, $cLR = 0,015$, $\text{Complexity} = 0,0008$, $\text{Sigma} = 1,5$ dan $\text{Epsilon} = 0,00005$ dengan melakukan preprocessing menggunakan Z-score sehingga mendapatkan hasil nilai eror adalah 17,41. Pengujian yang dilakukan adalah dengan menggunakan *Phyton*.

4.8 Hasil Analisis Time Series

Berikut adalah grafik hasil analisis time series yang dilakukan oleh penulis pada tahun 2016 – 2020 akan ditunjukkan pada gambar 4.8 berikut. Grafik tersebut adalah gambaran dari hasil Analisa satu obat yaitu Metformin Hexpharm.



Gambar 4.8 Hasil Analisa Time Series

Ket :

- ◆— : Permalan
- : Aktual
- ▲— : Permalan Time series

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah di laksanakan dalam melakukukan penelitian prediksi permintaan obat menggunakan algoritme Support Vector RegressionI (SVR) dan ABC Analisis dapat diambil kesimpulan bahwa :

1. Model terbaik yang digunakan untuk melakukan permalan stok obat dan nilai investasi dengan menggunakan algoritma Support Vector RegressionI (SVR) dan ABC Analisis yaitu dengan menggunakan preprocessing z-score dan menggunakan parameter $\text{Lambda} = 5$, $cLR = 0,015$, $\text{Complexity} = 0,0008$, $\text{Sigma} = 1,5$ dan $\text{Epsilon} = 0,00005$.
2. Dari penujian yang dilakukan , nila MAPE atau nilai tingkat eror yang dihasilkan adalah preprocessing dengan z-score memiliki nilai eror yang lebih rendah dalam artian juga memiliki tingkat akurasi yang tinggi yaitu memiliki nilai MAPE 17,41%. Nilai tersebut lebih rendah dari pada dengan menggunkan min max normalisasi yaitu menghasilkan nilai 19,95%.
3. Berdasarkan perhitungan peramalan nilai investasi dengan menggunakan ABC analisis mendapatkan hasil bahwa untuk bulan Desember 2019 pihak rumah sakit diramalkan akan menghabiskan dana Rp5.466.336.912,39 untuk melakukan pengadaan obat, dengan rincian Investasi yang masuk dalam kelompok A, memiliki nilai investasi sebesar

21,69% dan hanya terdiri dari 34 item dengan total investasi sebesar Rp1.185.588.326,49 . Persediaan obat yang masuk kelompok B, memiliki nilai investasi sebesar 16,19% terdiri dari 458 item obat dengan total investasi sebesar Rp4.164.661.022,67. Sedangkan persediaan obat yang masuk kelompok C, memiliki nilai investasi sebesar 2,12% terdiri dari 154 item obat dengan total investasi sebesar Rp116.087.563,24.

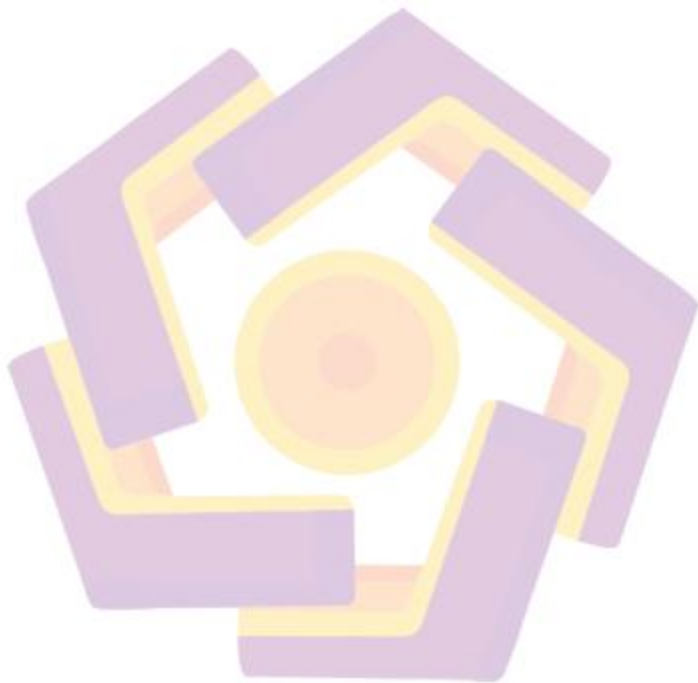
4. Terdapat beberapa factor yang mempengaruhi nilai eror yaitu metode preprocessing yang dilakukan , parameter Λ , cLR , $Complexity$, $\Sigma = 1,5$ dan $Epsilon$ yang dipakai.

5.2. Saran

Berikut ini adalah beberapa saran yang dapat dijadikan pedoman untuk melakukan pengembangan penelitian ini, antara lain :

1. Jumlah dan nilai variasi kombinasi parameter hendaknya diperbanyak untuk mengeksplorasi lebih dalam lagi hasil yang didapat.
2. Mencoba mencari nilai parameter SVR dengan algoritma optimasi yang lain.
3. Mencoba menggunakan data lain seperti data bencana, curah hujan, wabah dll.
4. Analisa yang dilakukan pada paelitian ini adalah Analisa untuk keseluruhan obat, pada penelitian selanjutnya bisa dilakukan Analisa berdasarkan kategori obat.

5. Pada penelitian selanjutnya bisa melakukan penelitian untuk membuat sebuah keputusan berdasarkan hasil penelitian ini yaitu variable nilai investasi dan jumlah peramalan obat.



DAFTAR PUSTAKA

PUSTAKA BUKU

- Santoso, B. 2007. *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Smola, A.J. dan Scholkopf, B. 2003. *A Tutorial on Support Vector Regression*. Technical Report, Neurocolt.
- Santoso, B. 2007. *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Smola, A.J. dan Scholkopf, B. 2003. *A Tutorial on Support Vector Regression*. Technical Report, Neurocolt.

PUSTAKA MAJALAH, JURNAL ILMIAH ATAU PROSIDING

- Kumar, S., & Chakravarty, A. (2015). ABC-VED analysis of expendable medical stores at a tertiary care hospital. *Medical Journal Armed Forces India*, 71(1), 24-27. doi:10.1016/j.mjafi.2014.07.002
- Lampport, L., 1994, *LaTeX: A Document Preparation System*, Second Edition, Addison Wiley, Canada
- Er, M., Laili, E. N., & Renny, P. K. (2011). Classification of Hospital Pharmaceutical Drug Inventory Items by Combining ABC Analysis and Fuzzy Classification. *International Conference on Advanced Computer Science and Information System (ICACSIS 2011)*, 978-979.
- Uthayakumar, R., & Priyan, S. (2013). Pharmaceutical supply chain and inventory management strategies for optimization: A study on pharmaceutical company and hospital. *Operations Research for Health Care*. doi:10.1016/j.orhc.2013.08.001
- Kelle, P., Woosley, J., & Schneider, H. (2012). Pharmaceutical supply chain specifics and inventory solutions for a hospital case. *Operations Research for Health Care*, 1(2-3), 54-63. doi:10.1016/j.orhc.2012.07.001
- Shiau, J.-Y., Li, X., & Zheng, M.-J. (2012). Drug Inventory Control For Outpatient Services. *Logistics Management*, (July), 16-18.

- Fruggiero, F., Iannone, R., Martino, G., Miranda, S., & Riemma, S. (2012). A forecast model for pharmaceutical requirements based on an artificial neural network. *Service Operations and Logistics, and Informatics (SOLI), 2012 IEEE International Conference on*, 263–268.
- Makridakis, S. (1986). The art and science of forecasting An assessment and future directions. *International Journal of Forecasting*, 2(1), 15–39. doi:10.1016/0169-2070(86)90028-2
- Scholz- Reiter, B., Heger, J., Meinecke, C., & Bergmann, J. (2012). Integration of demand forecasts in ABC- XYZ analysis: practical investigation at an industrial company.
- Vapnik, V. N. (1999). An overview of statistical learning theory. *IEEE Transactions on Neural Networks / a Publication of the IEEE Neural Networks Council*, 10(5), 988–999. doi:10.1109/72.788640
- Lamport, L., 1994, *LaTeX: A Document Preparation System*, Second Edition, Addison Wiley, Canada
- Novianti, F., & Purnami, S. (2016). Analisis Diagnosis Pasien Kanker Payudara Menggunakan Regresi Logistik dan Support Vector Regression (SVR) Berdasarkan Hasil Mamografi. *JURNAL SAINS DAN SENI*
- Suwardika, G. (2016). Pengelompokan dan Klasifikasi Penggunaan Kontrasepsi di Indonesia. *Jurnal matematika, Sains, dan Teknologi*.
- Vijayakumar, S. Wu, Si, 1999. *Sequential Support Vector Classifiers and Regression*. Genoa: International Conference on Soft Computing.
- Furi, R. P., Jondri & Saepudin, D., 2015. Peramalan Financial Time Series Menggunakan Independent Component Analysis dan Support Vector Regression (Studi Kasus: IHSG dan JII). S1. Telkom University.