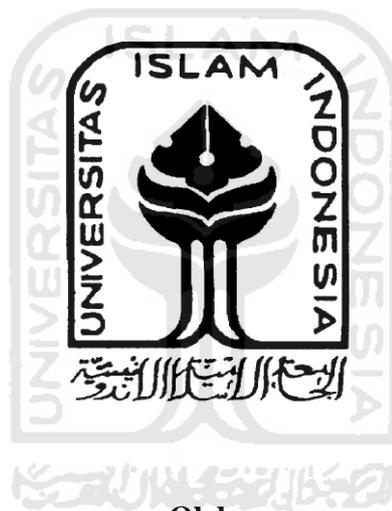


LAPORAN TUGAS AKHIR

**PREDIKSI KEBUTUHAN PERSEDIAAN PRODUK
DENGAN MEMPERHATIKAN PERILAKU PEMBELIAN
KONSUMEN**

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Strata-1
Teknik Industri**



Oleh

Nama : Triyoso Kuncoro

No. Mahasiswa : 06 522 031

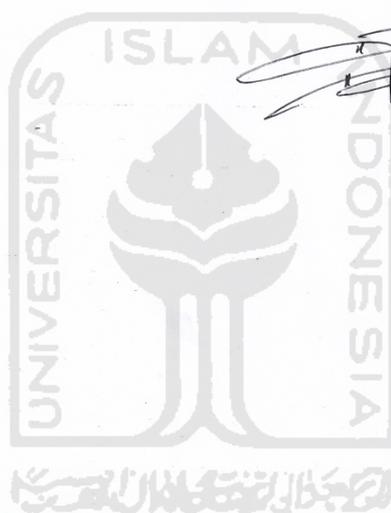
**PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA**

2012

PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Demi Allah, saya akui karya ini adalah hasil kerja saya sendiri kecuali nukilan dan ringkasan yang setiap satunya telah saya jelaskan sumbernya. Jika dikemudian hari ternyata terbukti pengakuan saya ini tidak benar dan melanggar peraturan yang sah dalam karya tulis dan hak intelektual maka saya bersedia ijazah yang telah saya terima untuk ditarik kembali oleh Universitas Islam Indonesia.

Yogyakarta, 6 April 2012



Triyoso Kuncoro
06 522 031

**PREDIKSI KEBUTUHAN PERSEDIAAN PRODUK
DENGAN MEMPERHATIKAN PERILAKU PEMBELIAN
KONSUMEN**

TUGAS AKHIR

Oleh

Nama : Triyoso Kuncoro

No. Mahasiswa : 06 522 031

**Telah Dipertahankan di Depan Sidang Penguji Sebagai
Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Strata-1**

Teknik Industri

Yogyakarta, 27 April 2012

Tim Penguji

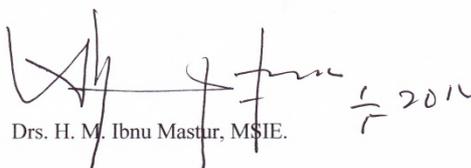
H. Agus Mansur, ST., M.Eng.Sc.
Penguji I

Sri Indrawati, ST., M.Eng.
Penguji II

Imam Djati Widodo, Drs., M.Eng.Sc.
Penguji III

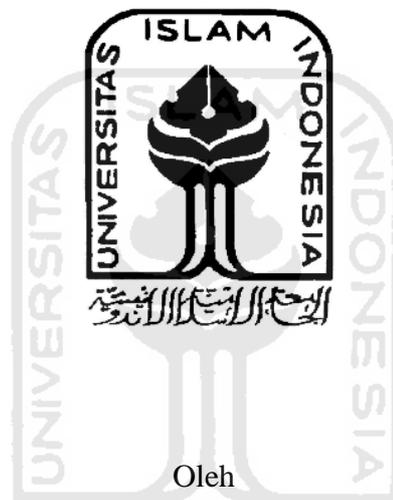
Mengetahui,

Ka. Prodi. Teknik Industri
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia


Drs. H. M. Ibnu Mastur, MSIE. 1/2012

**PREDIKSI KEBUTUHAN PERSEDIAAN PRODUK
DENGAN MEMPERHATIKAN PERILAKU PEMBELIAN
KONSUMEN**

TUGAS AKHIR



Nama : Triyoso Kuncoro

No. Mahasiswa : 06 522 031

Yogyakarta, 6 April 2012

Pembimbing

A handwritten signature in black ink, appearing to be 'H. Agus Mansur', is written over a light blue rectangular background.

H. Agus Mansur, ST, M.EngSc.

**PREDIKSI KEBUTUHAN PERSEDIAAN PRODUK
DENGAN MEMPERHATIKAN PERILAKU PEMBELIAN
KONSUMEN
TUGAS AKHIR**

Oleh

Nama : Triyoso Kuncoro

No. Mahasiswa : 06 522 031

**Telah Dipertahankan di Depan Sidang Penguji Sebagai
Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Strata-1**

Teknik Industri

Yogyakarta, 2012

Tim Penguji

.....

.....

.....



Mengetahui,

Ka. Prodi. Teknik Industri
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia

Drs. H. M. Ibnu Mastur, MSIE.

HALAMAN PERSEMBAHAN

Karya tulis ini saya persembahkan untuk orang tua dan seluruh keluarga saya.



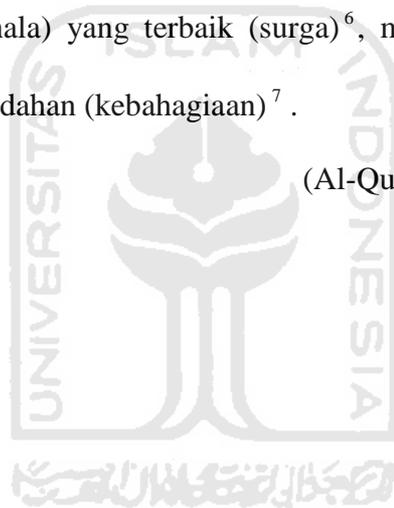
HALAMAN MOTTO

فَأَمَّا مَنْ أَعْطَىٰ وَاتَّقَىٰ ⑤ وَصَدَّقَ بِالْحُسْنَىٰ ⑥

فَسَنِّيئِرُهُ ۖ لِلْيُسْرَىٰ ⑦

Maka barang siapa memberikan (hartanya di jalan Allah) dan bertaqwa⁵, dan membenarkan (adanya pahala) yang terbaik (surga)⁶, maka akan Kami mudahkan baginya jalan menuju kemudahan (kebahagiaan)⁷.

(Al-Qur'an, surat Al-Lail, ayat 5-7)



KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas segala curahan nikmat yang tidak dapat penulis menghitungnya. Sholawat serta salam semoga senantiasa tercurah bagi nabi Muhammad SAW.

Ide dasar dari penelitian ini adalah bagaimana menekan *inventory costs*, yang mana biaya tersebut terlihat jelas dengan adanya persediaan produk-produk tertentu yang tidak kunjung habis dibeli oleh konsumen dalam waktu yang relatif lama. Berangkat dari ide dasar tersebut, penulis mencoba untuk mengangkat judul “Prediksi Kebutuhan Persediaan Produk Dengan Memperhatikan Perilaku Pembelian Konsumen.”

Penulis mengakui masih banyak kekurangan dalam Laporan Tugas Akhir ini baik dalam hal penulisan maupun hasil dari penelitian ini, oleh karena itu diperlukan saran yang bersifat membangun serta perbaikan-perbaikan terhadap pola pikir dan metode-metode yang digunakan dalam penelitian ini. Penulis juga mengakui bahwa pada dasarnya keadaan pasar tidak dapat diprediksi secara akurat, karena banyak sekali faktor yang mempengaruhi perilaku pembelian konsumen dan keadaan ekonomi kita. Tetapi, setidaknya penelitian ini dapat memberikan sebuah gambaran kepada kita didalam usaha kita untuk meminimalkan resiko bisnis dengan menerapkan keilmuan Teknik Industri.

Penulis menyadari bahwa tanpa dukungan baik moral maupun material dari berbagai pihak, penyusunan Laporan Tugas Akhir ini tidak dapat berjalan dengan lancar. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Ir. Gumbolo Hadi Susanto, M.Sc., selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
2. Bapak Drs. H. M. Ibnu Mastur, MSIE., selaku Kepala Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
3. Bapak H. Agus Mansur, ST., M.EngSc., selaku dosen pembimbing Tugas Akhir yang telah membimbing penulis dalam penyusunan Laporan Tugas Akhir ini.
4. Ibu Sri Mulyati M. Nuri selaku ibu dari penulis maupun pemilik Karomah Brass, yang telah mengizinkan dijadikannya perusahaan tersebut sebagai obyek penelitian, membimbing dan memberikan masukan serta informasi mengenai perusahaan selama penyusunan Tugas Akhir ini.
5. Seluruh keluarga penulis yang senantiasa mendukung dan mendoakan penulis.
6. Seluruh pihak yang telah mendukung terselesaikannya laporan ini.

Harapan penulis dengan terselesaikannya penelitian ini, baik obyek penelitian maupun kita semua dapat menitikberatkan alokasi anggaran pengadaan persediaan pada produk-produk yang sering dibeli konsumen, tanpa mengacuhkan kontribusi keuntungan yang diberikan oleh produk-produk lain yang jarang dibeli oleh konsumen, sehingga aliran uang dalam perusahaan dapat cenderung lancar. Semoga penelitian ini dapat menjadi celah bagi para peneliti yang lain untuk mengembangkan pola pikir dan metode-metode yang digunakan dalam keilmuan Teknik Industri.

ABSTRAKSI

Penelitian ini memiliki tujuan untuk menemukan pola perilaku pembelian konsumen Karomah Brass sebagai dasar untuk mengetahui prediksi kebutuhan persediaan produk untuk periode selanjutnya, sehingga diharapkan dimasa yang akan datang perusahaan dapat menghindari penumpukan persediaan untuk jenis produk tertentu dalam jangka waktu yang lama, sekaligus dapat menghindari habisnya persediaan untuk jenis produk yang lainnya. Metode yang digunakan untuk mencari pola perilaku pembelian konsumen adalah Market Basket Analysis (MBA), serta digunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Backpropagation untuk memprediksi kebutuhan persediaan produk. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini adalah konsumen paling sering membeli jenis produk yang berfungsi sebagai aksesoris lemari antik dan jika konsumen membeli salah satu produk dari jenis tersebut, maka ia juga akan membeli produk lainnya yang sejenis sesuai dengan 21 rules yang telah didapatkan dari penambangan data transaksi. Hasil Prediksi jumlah kebutuhan persediaan produk untuk periode satu tahun ke depan adalah D8 sebanyak 38 buah; Grendel Besi B sebanyak 49 buah; Grendel Besi K sebanyak 48 buah; Grendel Mini sebanyak 54 buah; H10 sebanyak 33 buah; H13 sebanyak 54 buah; H13 malang sebanyak 15 buah; K1 sebanyak 117 buah; K2 sebanyak 302 buah; K4 sebanyak 282 buah; Klik-Klok sebanyak 65 buah; Kunci 1,5 cm sebanyak 162 buah; Kunci 2,5 cm sebanyak 232 buah; Lubang Kunci sebanyak 292 buah; P8 K sebanyak 37 buah; Skrup Hitam K sebanyak 1622 buah; dan Skrup Putih sebanyak 437 buah.

Kata Kunci: Perilaku Konsumen, Prediksi, Persediaan Produk, MBA, JST.

DAFTAR ISI

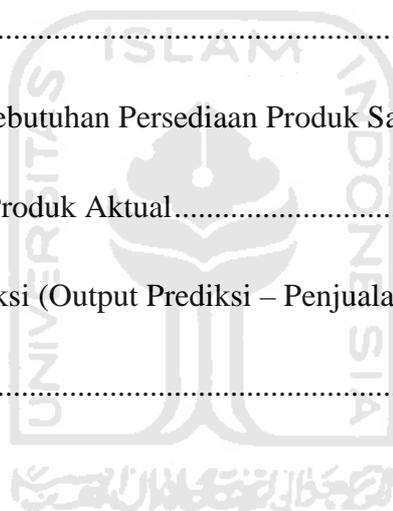
HALAMAN JUDUL	i
PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR	ii
PENGESAHAN PEMBIMBING	iii
PENGESAHAN PENGUJI.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
HALAMAN MOTTO	vii
KATA PENGANTAR	viii
ABSTRAKSI	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR	xiv
	
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Batasan Masalah	3
1.4. Tujuan Penelitian	3

1.5. Manfaat Penelitian	4
1.6. Sistematika Penulisan	4
BAB II KAJIAN PUSTAKA.....	6
2.1. Persediaan	6
2.2. Penentuan Besarnya Jumlah Persediaan	6
2.3. Berbagai Metode Untuk Memprediksi Jumlah Kebutuhan Persediaan	7
2.4. Pola Perilaku Pembelian Konsumen Sebagai Masukan Bagi Prediksi Persediaan	12
BAB III METODE PENELITIAN.....	15
3.1. Obyek Penelitian.....	15
3.2. Alat-Alat yang Digunakan	15
3.3. Pengumpulan Data	16
3.4. Tahapan Penelitian.....	16
3.5. Tahapan Penyelesaian Masalah	19

BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA.....	36
4.1. Profil Karomah Brass.....	36
4.2. Pengumpulan Data.....	36
4.3. Pengolahan Data.....	37
BAB V PEMBAHASAN.....	59
5.1. Pola Perilaku Pembelian Konsumen.....	59
5.2. Prediksi Kebutuhan Persediaan Produk.....	60
5.3. Keterbatasan Penelitian.....	61
BAB VI ESIMPULAN DAN SARAN.....	63
6.1. Kesimpulan.....	63
6.2. Saran.....	64
DAFTAR PUSTAKA.....	65
LAMPIRAN.....	65

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1. Contoh Data Transaksi Penjualan.....	36
Tabel 4.2. Contoh Hasil Data Cleanning	37
Tabel 4.3. Hasil Pengolahan MBA	39
Tabel 4.4. Data Input Prediksi	40
Tabel 4.5. Hasil Pembulatan dari Hasil prediksi Item Skrup Hitam K.....	54
Tabel 4.6. Output Prediksi	55
Tabel 4.7. Hasil Prediksi Kebutuhan Persediaan Produk Satu Tahun Kedepan.....	56
Tabel 4.8. Data Penjualan Produk Aktual.....	56
Tabel 4.9. Data Error Prediksi (Output Prediksi – Penjualan Produk Aktual)	56
Tabel 4.10. Rata-rata MSE.....	56



DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1. Diagram Alir Penelitian	19
Gambar 3.3. Diagram Alir Proses JST Backpropagation (Maru'ao, 2010)	29
Gambar 3.2. Diagram Alir Proses Data Mining MBA (Rusly, 2003)	24
Gambar 3.5. Proses Prediksi (Eliyani, 2007)	36
Gambar 3.4. Learning Process dengan Algoritma Levenberg Marquardt (Oktaorora, Amaliah, & Saikhu, 2011)	31
Gambar 4.1. Struktur Jaringan Backpropagation	42
Gambar 4.2. Tampilan Command Window dengan Contoh Data Input dan Target ...	44
Gambar 4.3. Tampilan Command Window dengan Contoh Perintah Pembuatan Struktur Jaringan	45
Gambar 4.4. Proses Pelatihan Jaringan	49
Gambar 4.5. Perbandingan Target dengan Output Jaringan	53

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Menurut Baroto (2002) persediaan didefinisikan sebagai bahan mentah, barang dalam proses (*work in process*), barang jadi, bahan pembantu, bahan pelengkap, komponen yang disimpan, termasuk juga barang yang disimpan untuk digunakan atau dijual pada periode mendatang yang ditujukan untuk antisipasi terhadap pemenuhan permintaan. Dari definisi tersebut dapat diketahui bahwa peranan persediaan bagi perusahaan adalah dalam hal antisipasi terhadap pemenuhan permintaan konsumen. Sehingga jika besarnya persediaan tidak ditentukan dengan tepat, maka akan timbul permasalahan dalam hal pemenuhan permintaan yang berdampak pada turunnya keuntungan perusahaan. Hal tersebut dipertegas oleh Sari (2010), yang menyatakan bahwa kesalahan dalam menentukan besarnya persediaan akan menekan keuntungan perusahaan. Adanya persediaan yang terlalu besar dibandingkan dengan kebutuhan perusahaan akan menambah biaya pemeliharaan dan penyimpanan, serta kemungkinan terjadinya penyusutan dan kualitas yang tidak dapat dipertahankan, sehingga akan mengurangi keuntungan perusahaan. Demikian pula sebaliknya, persediaan yang terlalu kecil akan mengakibatkan perusahaan tidak mampu melayani pembelian, sehingga perusahaan akan mengalami kerugian juga.

Permasalahan di atas dijumpai pula pada perusahaan berskala kecil (UKM) yang bernama Karomah Brass (KB). Perusahaan tersebut bergerak dalam bidang penjualan aksesoris mebel antik dengan sistem *make to stock*, dalam arti perusahaan tersebut tidak membuat produknya sendiri tetapi membeli kepada supplier, dan telah berdiri sejak tahun 2000 sampai dengan sekarang. Permasalahan yang dialami oleh KB adalah tidak semua jenis produk yang disediakan dibeli oleh konsumen. Hal tersebut menyebabkan penumpukan persediaan pada jenis produk tertentu dalam jangka waktu lama sehingga aliran uang di dalam perusahaan menjadi tidak lancar, dan pada saat tertentu KB tidak dapat melayani pembelian atas jenis produk tertentu karena habisnya persediaan. Hal ini dapat menimbulkan kekecewaan para konsumen terhadap pelayanan perusahaan serta hilangnya kesempatan untuk mendapatkan keuntungan. Terjadinya permasalahan tersebut dikarenakan sulitnya membaca pola perilaku pembelian oleh konsumen yang digunakan sebagai pertimbangan dalam praktik pengadaan persediaan produk.

Berdasarkan permasalahan yang diterangkan di atas, maka diperlukan usaha untuk memberi solusi bagi KB. Usaha yang diperlukan adalah pencarian terhadap pola perilaku pembelian oleh konsumen KB serta prediksi kebutuhan persediaan produk untuk periode selanjutnya.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka dapat dibuat rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana pola perilaku pembelian konsumen Karomah Brass?

2. Bagaimana prediksi kebutuhan persediaan produk untuk periode yang akan datang?

1.3. Batasan Masalah

Agar fokus kajian yang akan dilaksanakan dapat mencapai tujuan penelitian, maka batasan masalah yang dipakai adalah sebagai berikut:

1. Tidak mempertimbangkan besarnya nilai biaya pengadaan produk.
2. Tidak mempertimbangkan faktor-faktor eksternal seperti kesiapan dari supplier, keadaan perekonomian dan sebagainya.
3. Peramalan hanya dilakukan pada jenis-jenis produk yang dibeli berdasarkan pola perilaku pembelian konsumen yang ditemukan.
4. Tidak mempertimbangkan pemilihan arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan yang optimal.

1.4. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan dari penelitian ini adalah untuk:

1. Mengetahui pola perilaku pembelian konsumen Karomah Brass.
2. Mengetahui prediksi kebutuhan persediaan produk untuk periode yang akan datang.

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberi manfaat sebagai berikut:

1. Menambah ilmu pengetahuan khususnya dalam hal prediksi kebutuhan persediaan produk.
2. Memberi sumbangan pemikiran kepada obyek penelitian dalam mengambil keputusan terhadap masalah pengadaan persediaan produk.

1.6. Sistematika Penulisan

Agar penulisan laporan sesuai dengan standar penulisan Laporan Tugas Akhir Program Studi Teknik Industri FTI-UII, maka sistematika penulisan selanjutnya disusun sebagai berikut:

BAB II KAJIAN LITERATUR

Bab ini memuat informasi hasil-hasil penelitian terdahulu yang berhubungan dengan penelitian yang akan dilakukan, serta teori-teori pendukung yang berhubungan dengan penelitian.

BAB III METODE PENELITIAN

Berisi obyek penelitian, model yang digunakan, analisis model, tahap-tahap penelitian, bahan dan alat-alat yang digunakan, prosedur pelaksanaan, dan cara pengolahan serta analisis data.

BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

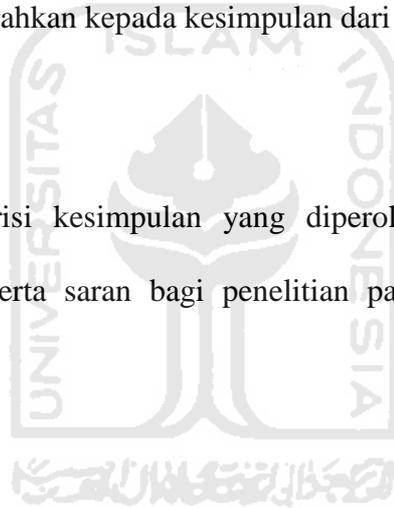
Menjelaskan tentang cara pengambilan dan pengolahan data, analisis dan hasilnya, termasuk gambar dan grafik-grafik yang diperoleh.

BAB V PEMBAHASAN

Berisi informasi tentang pembahasan hasil penelitian, kesesuaian dengan latar belakang dan rumusan masalah serta tujuan penelitian, yang mengarahkan kepada kesimpulan dari hasil penelitian.

BAB VI PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan yang diperoleh dari pembahasan hasil penelitian, serta saran bagi penelitian pada bidang serupa di masa depan.



BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1. Persediaan

Persediaan adalah bahan mentah, barang dalam proses (*work in proses*), barang jadi, bahan pembantu, bahan pelengkap, dan komponen yang disimpan untukantisipasi terhadap pemenuhan permintaan juga termasuk barang yang disimpan untuk digunakan atau dijual pada periode mendatang (Baroto, 2002). Menurut Herjanto (1999), persediaan adalah bahan atau barang yang disimpan yang akan digunakan untuk memenuhi tujuan tertentu, misalnya untuk proses produksi perakitan, untuk dijual kembali, untuk suku cadang dari suatu peralatan atau mesin.

Pentingnya peranan persediaan bagi perusahaan, membuat kita selalu berusaha untuk mengadakan persediaan dalam jumlah yang tepat sesuai dengan kebutuhan perusahaan. Hal ini sesuai dengan pendapat Winata dan Abbas (2008) bahwa pengendalian persediaan merupakan fungsi manajerial yang sangat penting karena banyak perusahaan melibatkan investasi terbesar pada persediaan

2.2. Penentuan Besarnya Jumlah Persediaan

Adanya persediaan yang terlalu besar dibandingkan dengan kebutuhan perusahaan akan menambah biaya pemeliharaan dan penyimpanan, serta kemungkinan terjadinya penyusutan dan kualitas yang tidak dapat dipertahankan,

sehingga akan mengurangi keuntungan perusahaan, demikian pula sebaliknya persediaan yang terlalu kecil akan mengakibatkan perusahaan tidak mampu melayani pembelian sehingga perusahaan akan mengalami kerugian juga (Sari, 2010). Diperlukan suatu cara untuk mengurangi kesalahan dalam penentuan besarnya jumlah persediaan. Salah satu cara yang dapat dilakukan adalah dengan memprediksi jumlah kebutuhan persediaan untuk periode selanjutnya.

Makridakis, Wheelright, dan McGee (1999) menyatakan bahwa secara lebih rinci prediksi atau peramalan didefinisikan sebagai suatu kemampuan untuk memperkirakan atau menduga keadaan permintaan produk di masa depan yang tidak pasti sehingga peramalan menjadi dasar bagi perencanaan produksi yang meliputi beberapa pertimbangan seperti sumber daya dan kapasitas persediaan. Tanuwijaya (2008) juga menyatakan bahwa prediksi jumlah permintaan produk untuk periode mendatang bermanfaat untuk meningkatkan keuntungan melalui penjualan produk yang sesuai dengan permintaan pelanggan dan meningkatkan efisiensi karena tidak adanya penumpukan persediaan di gudang dalam waktu lama.

2.3. Berbagai Metode Untuk Memprediksi Jumlah Kebutuhan Persediaan

Teknik-teknik prediksi yang baru terus dikembangkan karena perhatian terhadap proses prediksi terus meningkat. Hasil prediksi pada masa depan jarang sekali tepat, oleh karena itu seorang prediktor biasanya hanya mampu untuk mengurangi atau memperkecil tingkat kesalahan (Arsyad, 2001).

a. Metode Rata-rata Bergerak (Moving Average)

Tujuan utama penggunaan rata-rata bergerak adalah untuk menghilangkan atau mengurangi acakan (randomness) dalam deret waktu (Assauri, 1984). Penerapan metode prediksi ini pada pengendalian persediaan bahan baku telah dikaji oleh (Pujihastuti, 2008). Kajian ini berfokus pada permasalahan tentang ketidakmampuan perusahaan dalam memenuhi permintaan yang fluktuatif. Metode ini dipilih karena cepat, mudah dan mampu mengakomodasi perubahan informasi yang cepat serta sesuai dengan kondisi perusahaan yang memiliki variasi produk dan bahan baku yang tinggi.

Selain kecepatan dan kemudahan dalam penggunaan metode ini, tentu saja metode ini memiliki keterbatasan. Metode ini bersifat mekanistik dan cenderung untuk tidak dapat diandalkan jika digunakan dalam suatu lingkungan yang membutuhkan hal-hal lain selain ramalan jangka menengah atau pendek (Arsyad, 2001).

b. Metode Pemulusan Eksponensial (Exponential Smoothing)

Pemulusan eksponensial adalah suatu prosedur yang mengulang perhitungan secara terus-menerus dengan menggunakan data terbaru (Arsyad, 2001). Metode ini terdiri atas tiga metode yaitu metode Single Exponential Smoothing, Exponential Smoothing Brown, dan Exponential Smoothing Winter. Penerapan metode Exponential Smoothing pada pengendalian persediaan telah dikaji oleh Tanuwijaya (2008), tentang bagaimana memprediksi dan menstabilkan kuantitas item-item yang akan dibeli dari supplier. Kajian tersebut menghasilkan rata-rata ketepatan peramalan sebesar 89% dengan nilai

MSE rata-rata sebesar 1,116%. Metode ini berkembang menjadi Pemulusan Eksponensial Ganda (Double Exponential Smoothing) atau sering disebut dengan Metode Brown yang digunakan dalam prediksi data runtut waktu yang mengikuti suatu trend linier.

Penerapan prediksi dengan Metode Brown pada sistem informasi persediaan bahan baku telah dilakukan oleh Winata dan Abbas (2008) dengan meneliti permasalahan tentang seringnya suatu perusahaan kekurangan bahan baku yang dikarenakan metode peramalan yang digunakan masih kurang tepat sehingga menghambat proses produksi. Hasil penelitian tersebut adalah metode peramalan yang paling cocok untuk kasus tersebut adalah metode peramalan satu parameter dari Brown.

Jenis metode pemulusan yang berikutnya adalah Exponential Smoothing Winter yang dapat mengestimasi adanya pengaruh faktor musim yang dinyatakan dalam suatu indeks musiman. Prediksi dengan metode ini telah diterapkan dalam sistem informasi pengendalian persediaan produk dan bahan baku pada sebuah cafe oleh Pramita dan Tanuwijaya (2010), dengan permasalahan jika bahan baku dalam jumlah yang berlebih maka bahan baku akan melewati masa layak konsumsi sebelum digunakan, sementara jika bahan baku dalam jumlah sedikit maka perusahaan tidak dapat melayani permintaan konsumen. Metode Winter digunakan karena hasil analisis data penjualan menunjukkan bahwa data penjualan cenderung stasioner dan musiman pada saat tertentu, selain itu data juga memiliki kecenderungan trend. Hasil dari penelitian ini adalah tiap bahan baku memiliki nilai parameter yang berbeda-beda untuk menghasilkan nilai MAPE dan MSE terkecil.

Exponential Smoothing memang memiliki keunggulan pada proses prediksinya yang sederhana, tetapi metode ini juga memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, ramalan yang dihasilkan sangat sensitif terhadap spesifikasi konstanta pemulusan. Kedua, hasil ramalan hanya efektif untuk jangka menengah dan pendek. Ketiga, fluktuasi random pada periode-periode waktu yang terakhir yang sangat besar sehingga mengandung banyak kesalahan (Arsyad, 2001).

c. Teknik Box-Jenkins (ARIMA)

Metode Box-Jenkins disebut juga sebagai Autoregressive Integrated Moving-Average (ARIMA). Metode ini menggunakan nilai-nilai sekarang dan nilai-nilai lampau untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat (Arsyad, 2001). Metode ini juga memiliki keterbatasan, yaitu perhitungan yang dilakukan untuk mendapatkan parameter-parameter sangat memakan waktu dan tenaga. Naibaho (2009) telah memprediksi jumlah kebutuhan persediaan melalui penerapan metode ARIMA dengan tujuan untuk mengalokasikan sumber daya yang tersedia secara optimal serta meminimalkan biaya melalui perencanaan produksi agregat.

d. Teknik Jaringan Syaraf Tiruan (Artificial Neural Network)

Jaringan Saraf Tiruan (JST) didefinisikan sebagai suatu sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan saraf manusia. Algoritma untuk JST beroperasi secara langsung dengan angka sehingga data yang tidak numerik harus diubah menjadi data numerik (Hermawan, 2006).

Perambatan Galat Mundur (Backpropagation) adalah salah satu algoritma yang sering digunakan dalam menyelesaikan masalah-masalah yang rumit.

Pratama (1999) telah meneliti tentang penerapan JST pada aktivitas prediksi yang bertujuan untuk memperkenalkan metode peramalan dengan JST Backpropagation. Hasil dari penelitian tersebut adalah teknik peramalan dengan JST menawarkan kelebihan khususnya dalam hal komputasi, yaitu dapat dikerjakan dengan komputer dengan cara yang sangat efisien.

Penerapan JST untuk prediksi jumlah persediaan telah dilakukan oleh Yanti (2011) yang bertujuan untuk mendapatkan hasil prediksi persediaan obat pada suatu apotek untuk periode satu tahun berikutnya. Fokus penelitian ini adalah pada permasalahan tidak validnya data persediaan dan sulitnya melakukan prediksi persediaan. Dalam penelitian ini metode JST digunakan karena memiliki kemampuan dalam menyelesaikan permasalahan yang rumit serta tingkat akurasi yang tinggi. Hasil dari pengujian yang dilakukan adalah prediksi yang dilakukan dengan nilai *learning rate* 0,5 dan nilai *hidden* 3 memberikan nilai *Error* 0,00.

Berdasarkan kajian pustaka di atas, maka dengan mempertimbangkan keunggulan yang ada, metode Jaringan Syaraf Tiruan dipandang sebagai metode yang paling akurat dalam aktifitas prediksi. Sehingga penelitian ini akan menggunakan JST sebagai metode untuk memprediksi jumlah kebutuhan persediaan produk.

2.4. Pola Perilaku Pembelian Konsumen Sebagai Masukan Bagi Prediksi Persediaan

Suatu produk yang dapat memenuhi kebutuhan dan keinginan dari konsumen tentunya akan terjual dipasar, syarat yang utama adalah bagaimana kita dapat memahami keinginan dan kebutuhan dari konsumen (Kotler, 2006). Kebutuhan dan keinginan konsumen sangat erat kaitannya dengan perilaku konsumen. Hal tersebut sesuai dengan definisi perilaku konsumen yaitu suatu proses pengambilan keputusan yang mensyaratkan individu untuk mengevaluasi, memperoleh, menggunakan, atau mengatur barang dan jasa (David & Bitta, 1998).

Menurut Yusuf, Pratikto, dan Gerry (2006), salah satu metode untuk mengetahui perilaku pembelian konsumen adalah *Market Basket Analysis* (MBA). Metode ini bermanfaat untuk menggali pengetahuan mengenai asosiasi antar jenis produk yang terdapat dalam data transaksi penjualan. Pengetahuan mengenai asosiasi antar jenis item, jenis-jenis item yang muncul bersamaan pada tiap transaksi, dapat menjadi masukan penting dalam melakukan usaha peningkatan penjualan. Asosiasi tersebut akan terlihat dari jenis-jenis produk apa saja yang dibeli secara bersamaan pada setiap transaksi.

Menurut Megaputer (2007) istilah MBA datang dari kejadian yang sudah sangat umum terjadi di dalam supermarket, yaitu ketika para pelanggan memasukan semua barang yang mereka beli ke dalam keranjang (*market basket*) yang umumnya telah disediakan oleh pihak supermarket itu sendiri.

Metode MBA telah diterapkan oleh Yusuf, Pratikto, dan Gerry (2006) untuk menentukan strategi bagi tenaga penjual berdasarkan perilaku pembelian konsumen. Hasil dari penelitian tersebut adalah karyawan yang berada di bagian penjualan dapat mengingatkan pelanggan jika pelanggan tersebut membeli produk CD2R maka tawarkan produk RT; CD5R maka tawarkan produk DM; G16, FF364 maka tawarkan produk BAA.

Lestari (2009) telah melakukan penerapan MBA untuk mengetahui implikasi manajerial. Hasil dari kajian tersebut adalah buah jeruk dan mie lebih banyak dibeli pada waktu pembelian antara jam 17:14-21:20 WIB, apabila terjadi pembelian pada buah dan mie, maka akan dibeli minyak goreng. Implikasi manajerialnya adalah agar pemilik usaha lebih memperhatikan persediaan untuk item yang dipengaruhi oleh waktu

Penggunaan pola perilaku pembelian konsumen sebagai masukan bagi teknik prediksi kebutuhan persediaan diharapkan akan menghasilkan kemampuan perusahaan dalam mengurangi biaya persediaan atas produk yang kurang diminati konsumen. Serta dengan cara ini diharapkan perusahaan dapat senantiasa melayani pembelian konsumen karena tidak terjadi kekurangan persediaan pada produk yang dibutuhkan dan diinginkan oleh konsumen.

Dalam penelitian ini metode prediksi JST Backpropagation dan MBA akan diterapkan pada kasus Karomah Brass. Penelitian ini dimulai dengan melakukan penambangan data transaksi dengan metode MBA, kemudian jenis-jenis produk yang terdapat pada *output* MBA akan diprediksi menggunakan metode JST *Backpropagation*. Dengan demikian, proses prediksi hanya dilakukan

pada jenis-jenis produk yang sering dibeli sesuai dengan perilaku konsumen yang ditemukan.



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Obyek Penelitian

Obyek penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah perusahaan berskala UKM yang bergerak dalam bidang penjualan aksesoris mebel antik, yang bernama Karomah Brass (KB) yang beralamat di Jl. Ring Road Utara no. 20 Nandan, Sariharjo, Ngaglik, Sleman, Yogyakarta.

3.2. Alat-Alat yang Digunakan

Alat yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

- a. Software XL Miner Version 3. Software ini digunakan untuk penambangan aturan asosiasi dengan metode *Market Basket Analysis* (MBA) pada data penjualan.
- b. Untuk prediksi kebutuhan persediaan produk dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation* pada *output* MBA digunakan software Matlab R 2007 B.

3.3. Pengumpulan Data

3.3.1. Metode Pengumpulan Data

a. Studi Pustaka

Studi pustaka adalah mencari sumber-sumber referensi lain di luar perusahaan yang terkait dengan permasalahan yang terjadi.

b. Observasi

Observasi adalah melakukan pengamatan secara langsung atas permasalahan yang terjadi dan membuat kesimpulan sendiri atas permasalahan yang terjadi.

c. Wawancara

Wawancara adalah menanyakan secara langsung kepada pihak-pihak yang bersangkutan atas permasalahan yang terjadi dan solusi yang diharapkan.

3.3.2. Data yang Diperlukan

Data yang diperlukan dalam penelitian ini adalah data transaksi penjualan mulai dari tanggal 2 September 2010 sampai dengan 31 Agustus 2011.

3.4. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Identifikasi Masalah

Penelitian ini dimulai dengan mencari dan mengenali masalah-masalah yang ada di perusahaan sehingga ditemukan permasalahan yang sekiranya dapat digunakan sebagai bahan penelitian.

2. Perumusan Masalah

Pada tahap ini masalah-masalah yang sudah teridentifikasi dirumuskan menjadi beberapa buah masalah pokok untuk diteliti.

3. Kajian Pustaka

Tahap kajian pustaka ini dilakukan dengan mencari sumber-sumber referensi lain di luar perusahaan yang terkait dengan permasalahan yang terjadi. Kajian pustaka ini mencakup dua hal. Pertama, dilakukan kajian tentang perkembangan dan perbedaan terhadap penelitian terdahulu yang memiliki bidang yang sama, sehingga dapat terlihat unsur kekinian dalam penelitian ini, serta apakah permasalahan yang ada layak untuk diteliti. Hal yang ke dua adalah kajian tentang teori-teori pendukung yang berhubungan dengan penelitian ini.

4. Pengumpulan Data

Pengambilan data dilakukan di Karomah Brass (KB) yang beralamat di Jl. Ring Road Utara no. 20 Nandan, Sariharjo, Ngaglik, Sleman, Yogyakarta. Data yang dikumpulkan adalah data transaksi penjualan yang berasal dari nota penjualan yang bertanggal 2 September 2010 sampai dengan 31 Agustus 2011.

5. Pengolahan Data

Pengolahan data untuk mencari pola pembelian oleh konsumen dilakukan melalui penambangan data transaksi penjualan dengan menggunakan *software* XL Miner Version 3 dengan metode MBA. Kemudian jenis-jenis produk yang

terdapat pada *output* MBA diprediksi menggunakan *software* Matlab R 2007 B dengan metode JST *Backpropagation*.

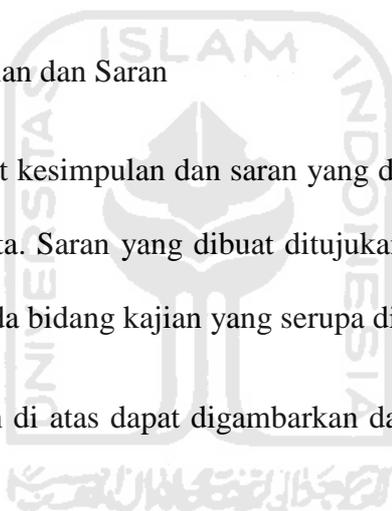
6. Pembahasan

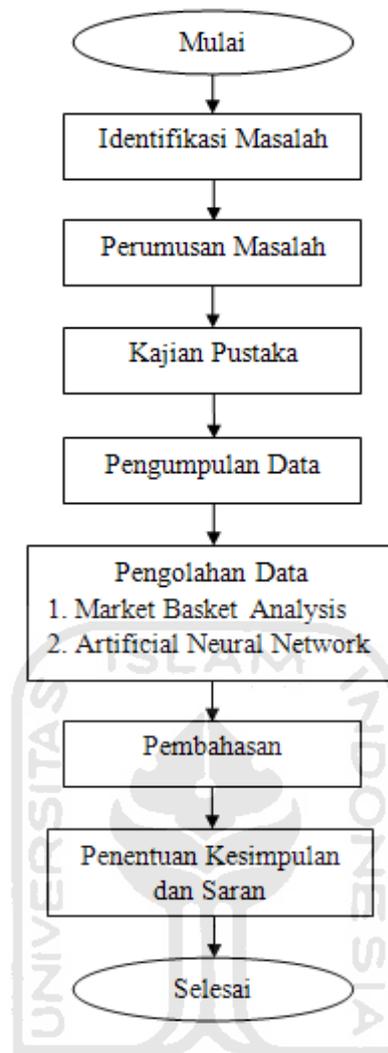
Pembahasan yang dilakukan terhadap hasil pengolahan MBA adalah bagaimana pola perilaku pembelian konsumen yang ditemukan. Terhadap hasil pengolahan JST, pembahasan yang dilakukan adalah tentang hasil prediksi persediaan produk periode selanjutnya. Tindak lanjut terhadap pola perilaku pembelian konsumen dan hasil prediksi juga akan dibahas dalam tahap ini.

7. Penentuan Kesimpulan dan Saran

Pada tahap ini dibuat kesimpulan dan saran yang didasarkan pada pembahasan hasil pengolahan data. Saran yang dibuat ditujukan bagi obyek penelitian dan para peneliti lain pada bidang kajian yang serupa di masa depan.

Berbagai tahapan penelitian di atas dapat digambarkan dalam diagram alir penelitian di bawah ini:





Gambar 3.1. Diagram Alir Penelitian

3.5. Tahapan Penyelesaian Masalah

Secara garis besar terdapat dua tahapan dalam penyelesaian masalah yang digunakan pada penelitian ini, yaitu tahap pertama adalah mencari pola perilaku pembelian konsumen dengan menggunakan metode MBA. Tahap ke dua adalah memprediksi kebutuhan persediaan produk untuk periode selanjutnya dengan menggunakan metode JST Backpropagation.

a. Market Basket Analysis Untuk Mengetahui Pola Perilaku Pembelian Konsumen

Pengetahuan mengenai asosiasi antar jenis produk melalui jenis-jenis produk yang muncul bersamaan pada tiap transaksi, dapat menjadi masukan penting dalam melakukan usaha peningkatan penjualan, salah satu teknologi yang dapat digunakan untuk mengolah data transaksi menjadi pengetahuan adalah *Association Rule Mining* atau sering disebut *Market Basket Analysis* (MBA) (Yusuf, Pratikto, & Gerry, 2006). Istilah MBA datang dari kejadian yang sudah sangat umum terjadi di dalam supermarket, yaitu ketika para pelanggan memasukan semua barang yang mereka beli ke dalam keranjang (*market basket*) yang umumnya telah disediakan oleh pihak supermarket itu sendiri (Megaputer, 2007).

Menurut Rusly (2003), tahapan untuk mendapatkan pengetahuan dengan MBA dapat diterangkan sebagai berikut:

1. Selection

Adalah proses memilih dan menyaring data berdasarkan kriteria yang dibutuhkan, misalkan transaksi penjualan.

2. Preprocessing

Tahap *preprocessing* berguna untuk mempersiapkan data dengan cara membersihkan data, informasi atau field yang tidak dibutuhkan yang nantinya akan memperlambat kinerja proses. Pada aktivitas penambahan

data transaksi penjualan, tahapan ini biasanya hanya menyisakan dua field yaitu “nomor transaksi” dan “nama item pada tiap transaksi.”

3. Transformation

Data-data yang telah melalui proses *selection* dan *preprocessing* tidak dapat langsung digunakan, tetapi data harus ditransformasi terlebih dahulu ke bentuk yang lebih *useable*. Sebagai contoh data dapat dirubah ke dalam bentuk tabular.

Transaksi	Item 1	Item 2	...	Item n
1	1	1	0	0
2	0	0	0	1
...
.

Gambar 3.2. Format Data Tabular (Yusuf, Pratikto, & Gerry, 2006)

4. Data Mining (Association Rule Mining)

Tahapan ini dilakukan untuk mendapatkan pola-pola dari data, yaitu dengan menggunakan teknik *Association Rule Mining* atau yang dikenal sebagai MBA. Teknik ini akan menghasilkan aturan asosiasi yang berbentuk “*If antecedent, then consequent*”, yang dilengkapi dengan tingkat *Support*, *Lift Ratio*, dan *Confidence* dari aturan tersebut.

Nilai *Support* dan *Confidence* dapat dijelaskan sebagai berikut (Yusuf, Pratikto, & Gerry, 2006), misalkan D adalah set transaksi, aturan asosiasi berbentuk *if A, then B* dilambangkan dengan $(A \Rightarrow B)$, dimana A sebagai *antecedent* dan B sebagai *consequent*.

Nilai *Support* untuk aturan asosiasi $A \Rightarrow B$ adalah jumlah transaksi di D yang berisi baik A dan B dibagi dengan jumlah seluruh transaksi.

$$support = \frac{Jumlah_transaksi_yang_berisi_A_dan_B}{Jumlah_total_transaksi}$$

Nilai *Confidence* untuk aturan asosiasi $A \Rightarrow B$ merupakan ukuran akurasi aturan tersebut, ditentukan dengan jumlah transaksi di D yang berisi A yang juga berisi B dibagi dengan jumlah seluruh transaksi A.

$$confidence = \frac{Jumlah_transaksi_yang_berisi_A_dan_B}{Jumlah_transaksi_yang_berisi_A}$$

Nilai *Lift Ratio* menunjukkan adanya tingkat kekuatan *rule* atas kejadian acak dari *antecedent* dan *consequence* berdasarkan pada *support*-nya masing-masing. Hal ini akan memberikan informasi tentang probabilitas dari *consequent* berdasarkan *antecedent*. *Lift* didefinisikan sebagai berikut:

$$Lift = \frac{Confidence}{Expected_Confidence}$$

Dimana:

$$Expected_Confidence = \frac{Jumlah_transaksi_yang_berisi_consequent}{Total_jumlah_transaksi}$$

Ketetapan *lift ratio* adalah apabila hasil perhitungan berada di bawah 1 maka item-item tersebut tidak menunjukkan adanya saling keterkaitan antara *antecedent* dengan *consequent*, karena nilai $confidence < expected$

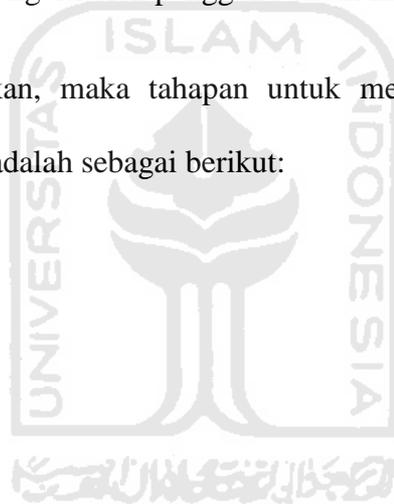
confidence atau dengan kata lain aturan yang dihasilkan tidak dapat dipercaya karena tidak sesuai dengan tingkat akurasi yang diharapkan.

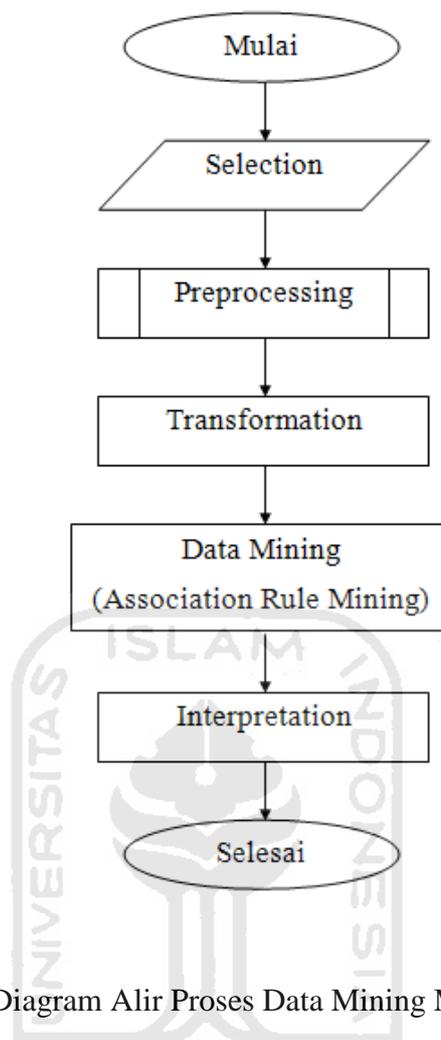
Aturan yang diinginkan adalah aturan yang mempunyai *support* yang tinggi atau *confidence* yang tinggi, dan biasanya keduanya.

5. Interpretation

Pada tahapan ini pola-pola yang telah diidentifikasi oleh sistem kemudian diterjemahkan atau diinterpretasikan ke dalam bentuk pengetahuan yang lebih mudah dimengerti oleh pengguna untuk mengambil keputusan.

Jika digambarkan, maka tahapan untuk mendapatkan knowledge dari proses data mining adalah sebagai berikut:





Gambar 3.2. Diagram Alir Proses Data Mining MBA (Rusly, 2003)

b. Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Untuk Memprediksi Kebutuhan Persediaan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) diperkenalkan pertama kali pada tahun 1943 oleh seorang ahli syaraf Warren McCulloch dan seorang ahli logika Walter Pitts. JST merupakan model yang meniru cara kerja jaringan syaraf biologis. Karakteristik JST ditentukan oleh pola hubungan antar neuron-nya yang biasanya disebut arsitektur/topologi jaringan, metode penentuan bobot sambungan, dan fungsi aktivasinya. Penelitian dengan metode JST juga telah banyak diterapkan pada masalah prediksi (Eliyani, 2007).

Tahapan penyelesaian masalah prediksi dengan metode JST Backpropagation dapat diterangkan sebagai berikut (Maru'ao, 2010):

1. Pemilihan Data

Pada tahap ini dilakukan pemilihan data input (P) maupun target (T) yang dibutuhkan. Hal tersebut dilakukan karena proses pelatihan yang digunakan adalah pelatihan terbimbing (*supervised training*) sehingga diperlukan pemilihan data target. Dimana P_n adalah nilai input ke-n jaringan dan T_n adalah target, yaitu nilai output yang seharusnya dihasilkan. Untuk setiap input yang masuk dalam jaringan, output yang dihasilkan oleh jaringan akan dibandingkan dengan target. Dalam penelitian ini data input yang digunakan adalah item produk yang ada di dalam rules yang terdapat pada output metode MBA.

2. Preprocessing

Sebelum dilakukan untuk proses pelatihan, perlu dilakukan penskalaan terhadap harga-harga *input* dan *target* sedemikian hingga rata-rata input dan target tersebut masuk dalam suatu range tertentu sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan yang disebut *preprocessing* atau normalisasi.

Rumus yang digunakan untuk normalisasi data x menjadi x' adalah:

$$x' = x \alpha + \beta$$

dimana:

$$\alpha = \frac{Upperbound - Lowerbound}{\max(x) - \min(x)}$$

$$\beta = Upperbound - \alpha(\max(x))$$

Upperbound adalah nilai tertinggi yang diizinkan di dalam jaringan, sedangkan Lowerbound adalah nilai terkecil yang diizinkan di dalam jaringan bergantung dari fungsi aktivasi yang digunakan (misal: Tansig, maka Upperbound = 1 dan Lowerbound = -1). Max (x) adalah nilai tertinggi dari data input atau target, sementara min (x) adalah nilai terendah dari data input atau target.

3. Perancangan Struktur Jaringan Backpropagation

Langkah selanjutnya adalah penentuan jenis jaringan yang dalam hal ini Backpropagation, jumlah lapisan masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), fungsi aktivasi dan jumlah lapisan tersembunyi. Algoritma Backpropagation akan mengatur atau menyesuaikan parameter-parameter jaringan untuk meminimalkan MSE, yaitu:

$$MSE = \frac{\sum_{n=1}^p E_n}{\text{Jumlah data input}}$$

dimana:

$$E = (T - Y)^2$$

untuk:

E = Error kuadrat

T = Target

Y = Output jaringan

Untuk meminimalkan MSE maka bobot jaringan harus diperbaiki, secara sederhana dapat dituliskan sebagai berikut:

$$v_n = v_{n-1} + dv$$

$$\text{sementara } dv = (T - Y)f'(y_{in})$$

untuk:

$$v_n = \text{Bobot baru}$$

$$v_{n-1} = \text{Bobot sebelumnya}$$

$$dv = \text{Perubahan bobot}$$

$$f'(y_{in}) = \text{deaktifasi dari fungsi aktifasi yang digunakan (misal: purelin deaktifasinya = 1)}$$

4. Pemilihan Nilai Learning Rate, Goal, Epoch, Bobot dan Bias Awal

Pada tahap ini, besarnya nilai koefisien pembelajaran yang ditentukan akan mempengaruhi kecepatan dalam proses pelatihan. Proses pembelajaran akan terus dilakukan sampai nilai *Mean Square Error* (MSE) \leq *Goal*. Nilai MSE *goal* yang biasa dipakai adalah 0,001, karena jika kita menggunakan nilai goal 0, maka proses pelatihan akan berlangsung sangat lama dan mungkin akan dihentikan ditengah proses karena nilai maksimal *Epoch* sudah tercapai sebelum *Goal* tercapai. Sedangkan untuk nilai Bobot dan Bias awal ditentukan secara random.

5. Learning Process dengan Algoritma Levenberg Marquardt (Trainlm)

Pada proses pembelajaran ini dipilih algoritma pembelajaran Levenberg Marquardt (Trainlm), karena Trainlm tergolong dalam jenis algoritma pelatihan yang lebih cepat (Kusumadewi, 2004). Hal ini bertujuan untuk mendapatkan error minimum dengan akurat dan waktu tercepat.. *Learning Process* akan diterangkan melalui **Gambar 3.4**.

6. Proses Prediksi

Dalam proses prediksi ini, bobot terakhir yang diperoleh dari *Learning Process* digunakan sebagai bobot dalam menghitung nilai input yang ingin diprediksi. Hasil dari penghitungan tersebut adalah nilai output prediksi yang ternormalisasi. Proses Prediksi akan diterangkan pada **Gambar 3.5**.

7. Postprocessing/ Denormalisasi

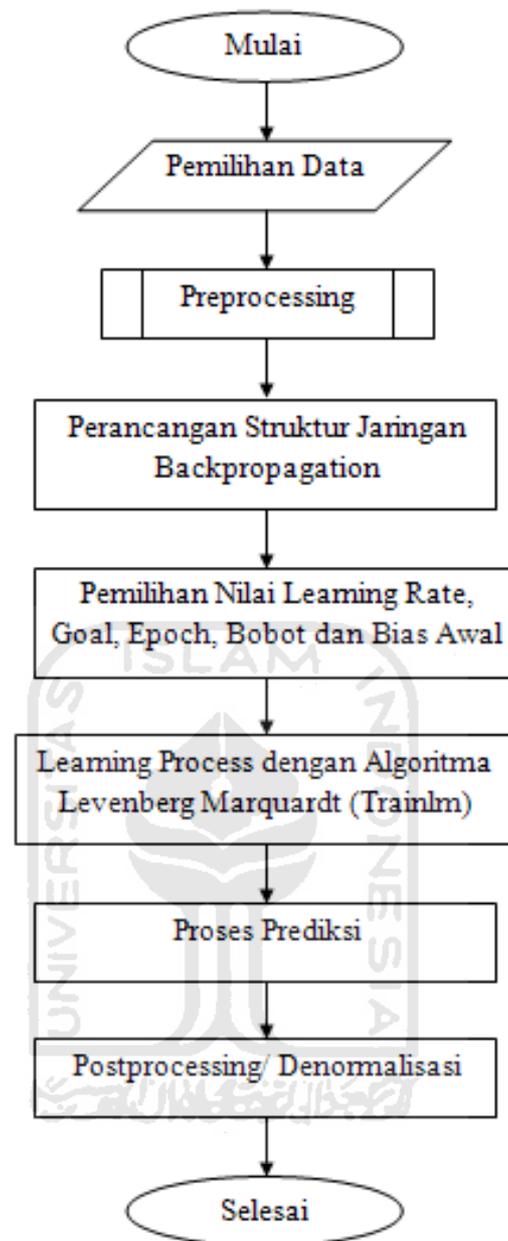
Setelah proses prediksi selesai, nilai *output* JST yang masih ternormalisasi harus diubah kembali (denormalisasi) menjadi nilai aslinya untuk mendapatkan nilai output pada *range* yang sebenarnya.

Rumus yang digunakan untuk denormalisasi x' menjadi x adalah:

$$x = \frac{(x' - \beta)}{\alpha}$$

dimana untuk nilai min (x) dan max (x) pada α
dan β diambil dari nilai target.

Jika digambarkan, tahapan penyelesaian JST dengan algoritma Backpropagation dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 3.3. Diagram Alir Proses JST Backpropagation (Maru'ao, 2010)

Dalam penggunaan *software* Matlab R 2007 B, algoritma pembelajaran Levenberg Maquardt dilambangkan dengan Trainlm. Algoritma ini dirancang menggunakan pendekatan turunan kedua tanpa harus menghitung matriks Hessian. Matriks Hessian (H) dapat didekati dengan:

$$H = J' * J$$

dan gradien dapat dihitung dengan:

$$g = J' * e$$

dimana J adalah matriks Jacobian yang berisi turunan pertama dari error jaringan terhadap bobot, dan e adalah suatu vektor yang berisi error jaringan.

Berikut adalah perbaikan bobot dari algoritma LM:

$$W_{k+1} = W_k - [J' * J + \mu * I]^{-1} * J' * e$$

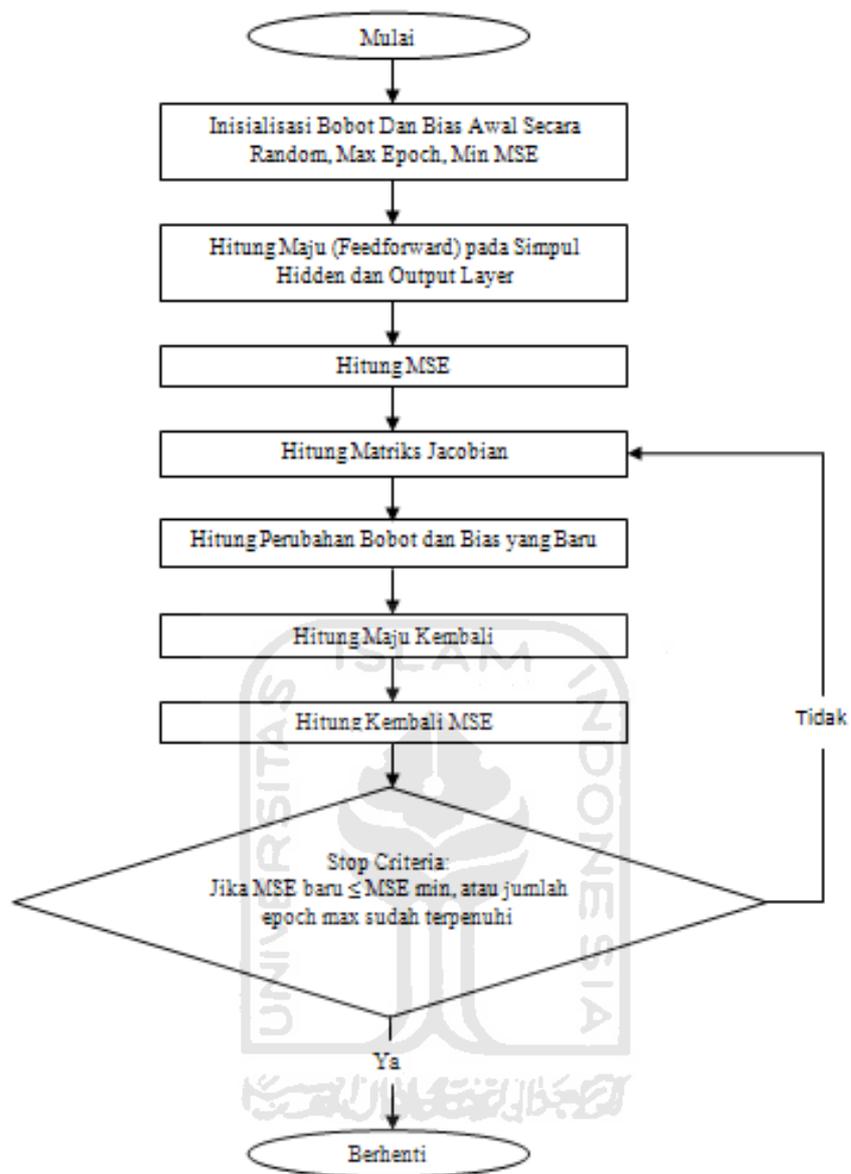
dimana:

$$e = [t_1 - y_1 \quad t_2 - y_2 \quad \dots \quad t_k - y_k]$$

μ = Konstanta Pembelajaran

I = Matriks Identitas

Di bawah ini adalah gambar mengenai tahapan pembelajaran JST Backpropagation dengan menggunakan algoritma pembelajaran Levenberg Marquardt:



Gambar 3.4. Learning Process dengan Algoritma Levenberg Marquardt (Oktaorora, Amaliah, & Saikhu, 2011)

Penjelasan untuk tahapan proses pembelajaran dengan algoritma Levenberg Marquardt yang terdapat dalam **Gambar 3.4.** adalah sebagai berikut:

1. Inisialisasi Bobot dan Bias Awal dengan bilangan acak, Max Epoch dan Min MSE.
2. Menghitung maju (feedforward) pada hidden dan output layer seperti pada langkah-langkah berikut:

Pada feedforward tiap input ke- i (x_i) menerima sinyal *input* yang selanjutnya diteruskan ke *hidden layer* z_1, \dots, z_p . Selanjutnya unit *hidden* ke- j menghitung nilai sinyal yang akan diteruskan ke *output layer* dengan menggunakan fungsi aktivasi f .

$$z_{in_j} = b_{1j} + \sum_{i=1}^n x_i v_j$$

$$z_j = f(z_{in_j})$$

dimana b_{1j} = bias input ke hidden untuk unit ke- j , V = bobot input ke hidden. Nilai bias dan bobot awal diambil secara random. Tiap unit output ke- k (Y_k).

$$Y_k = b_{2k} + \sum_j^m z_j w_k$$

$$Y_k = f(Y_k)$$

dimana b_{2k} = bias hidden ke output layer, W = bobot awal hidden ke output layer, dan Y_k = output jaringan. Pada proses pelatihan unit Y_k diperbandingkan dengan nilai target T_k untuk mendapatkan nilai perubahan bobot, untuk memperbaiki nilai bobot tiap unit dalam tiap layer.

3. Menghitung nilai MSE.

4. Menghitung error dan total error jaringan

Rumus untuk error:

$$e_k = t_k - y_k$$

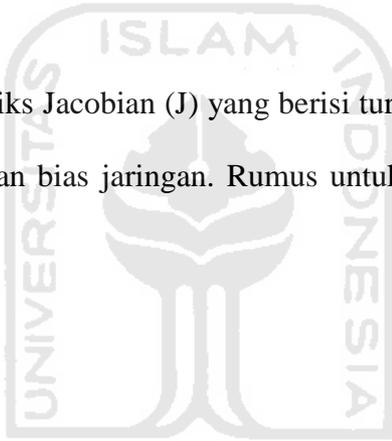
dengan k adalah input ke-k.

Rumus untuk menghitung total error:

$$e = [t_1 - y_1 \quad t_2 - y_2 \quad t_k - y_k]$$

dengan e merupakan vektor kesalahan berukuran Nx1, dimana k = 1,2,3,...,N

5. Menghitung matriks Jacobian (J) yang berisi turunan pertama error jaringan terhadap bobot dan bias jaringan. Rumus untuk mencari Matriks Jacobian adalah:



$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_{11}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{11}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{11}(x)}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial e_{11}(x)}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_{k1}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{k2}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{k1}(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_{k1}(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_{12}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{12}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{12}(x)}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial e_{k2}(x)}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_{k2}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{k2}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{k2}(x)}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial e_{k2}(x)}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_{kp}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{kp}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{kp}(x)}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial e_{kp}(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

6. Setelah didapatkan nilai J maka dapat dihitung perubahan koreksi bobot dan bias-nya dengan rumus berikut:

$$\Delta W = [J^T * J + \mu * I]^{-1} * g$$

dimana $g = J^T * e$

7. Setelah didapatkan nilai ΔW tahap selanjutnya adalah pengkoreksian bobot pada tiap unit keluaran dan tersembunyi seperti pada langkah-langkah berikut:

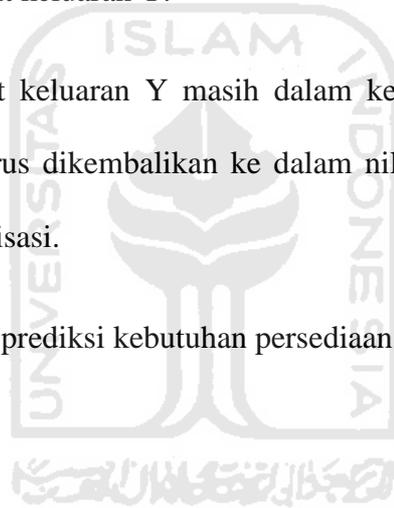
$$W_{k+1} = W_k + \Delta W$$

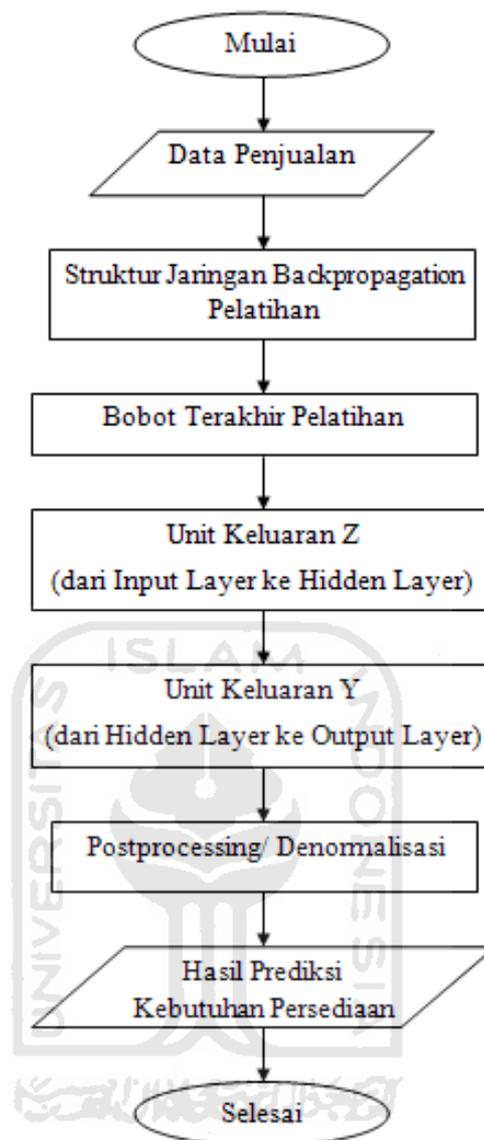
8. Menghitung maju (feedforward) dengan bobot dan bias yang baru (seperti tahap 2).
9. Menghitung MSE jaringan dengan bobot dan bias yang baru. Kemudian tes kondisi berhenti.
10. Kemudian melakukan kembali langkah 4 sampai langkah 7.

Setelah JST melalui proses pelatihan, maka Jaringan siap digunakan untuk menjalankan proses prediksi kebutuhan persediaan. Dalam proses prediksi tersebut, bobot yang digunakan sebagai bobot awal adalah bobot terakhir saat pelatihan jaringan. Berikut ini adalah gambaran proses prediksi yang dimaksud:

1. Mempersiapkan data input dan target yang berasal dari data penjualan yang telah ternormalisasi.

2. Menggunakan struktur Jaringan Backpropagation yang telah digunakan saat pelatihan.
3. Menggunakan bobot terakhir dari pelatihan sebagai bobot awal Jaringan Backpropagation.
4. Menghitung maju (feedforward) dimulai dari *Input Layer* ke *Hidden Layer* sehingga menghasilkan unit keluaran Z.
5. Penghitungan dilanjutkan dari *Hidden Layer* ke *Output Layer* sehingga menghasilkan unit keluaran Y.
6. Karena nilai unit keluaran Y masih dalam keadaan ternormalisasi, maka nilai tersebut harus dikembalikan ke dalam nilai yang sebenarnya dengan cara di-denormalisasi.
7. Didapatkan hasil prediksi kebutuhan persediaan untuk periode selanjutnya.





Gambar 3.5. Proses Prediksi (Eliyani, 2007)

BAB IV

PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

4.1. Profil Karomah Brass

Karomah Brass (KB) adalah perusahaan berskala kecil (UKM) yang berdiri sejak tahun 2000 dan beralamat di Jl. Ring Road Utara no. 20 Nandan, Sariharjo, Ngaglik, Sleman, Yogyakarta.. Perusahaan ini bergerak dalam bidang penjualan aksesoris mebel antik dengan sistem *make to stock*, dalam arti perusahaan ini tidak membuat produknya sendiri tetapi membeli kepada supplier kemudian menjualnya kepada konsumen.

4.2. Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan berupa data transaksi penjualan pada tanggal 2 September 2010 sampai dengan 31 Agustus 2011. Contoh data transaksi KB terdapat pada **Tabel 4.1.**, data transaksi penjualan selengkapnya terdapat dalam **Lampiran 1.**

Tabel 4.1. Contoh Data Transaksi Penjualan

Tanggal	No.	No. Nota	Jumlah	Nama Barang	Harga	Total
02-Sep-10	1	124	8	Engsel 3" Besi	3500	28000
			4	Q3 K	7500	30000
			4	K8	5000	20000
	2	125	6	K4	4500	27000
			6	K2	3000	18000
	3	126	12	Engsel 2" Besi	8000	96000
03-Sep-10	4	127	100	Engsel 3" Tebal	19000	1900000
			96	Engsel 3" Besi Tebal	7000	672000

Tanggal	No.	No. Nota	Jumlah	Nama Barang	Harga	Total
	5	128	6	Kunci 2,5 cm	7700	46200
			6	H13	7500	45000
			10	Grendel Mini	1800	18000

4.3. Pengolahan Data

1. Data Cleaning

Tujuan dari pembersihan data adalah untuk membersihkan data transaksi penjualan dari kesalahan data, membuang duplikasi data dan menghilangkan *noise*. Dalam pengolahan data ini pembersihan data dilakukan untuk menghilangkan data tanggal, nomor nota, jumlah, harga dan total. Hasil pembersihan data selengkapnya terdapat di **Lampiran 2**.

Tabel 4.2. Contoh Hasil Data Cleaning

No. Trans.	Nama Item			
1	Engsel 3" Besi	Q3 K	K8	
2	K4	K2		
3	Engsel 2" Besi			
4	Engsel 3" Tebal	Engsel 3" Besi Tebal		
5	Kunci 2,5 cm	H13	Grendel Mini	Engsel 2,5" Besi

2. Market Basket Analysis

Dalam pengolahan data ini, data transaksi penjualan diolah dengan menggunakan *software* XL Miner Version 3, dengan menampilkan nilai minimum Support sebesar 3 dan minimum Confidence sebesar 80 %.

Nilai Support yang dipilih pada tahap pengolahan tersebut sebesar 3 dikarenakan setelah sebelumnya dilakukan proses percobaan pengolahan, didapatkan informasi bahwa sebagian besar Rules memiliki nilai Support yang kecil. Sedangkan nilai Confidence yang dipilih sebesar 80 % dengan tujuan agar didapatkan tingkat akurasi yang tinggi pada rules yang diperoleh. Tingkat akurasi tersebut sangat penting karena rules yang diperoleh menunjukkan pola perilaku pembelian konsumen. Hasil dari proses pengolahan tersebut didapatkan 21 buah rules yang akan digunakan untuk tahap pengolahan data selanjutnya yaitu prediksi kebutuhan persediaan produk. Hasil Pengolahan MBA selengkapnya terdapat pada **Tabel 4.3.**

Dalam **Tabel 4.3.**, pada “Rule” nomor 1 terdapat “Support (a)” dengan nilai 3. Hal itu berarti jumlah seluruh transaksi yang mengandung pembelian “H13 Malang” dan “Skrup Hitam K” dalam satu transaksi adalah 3 buah transaksi.

Di dalam “Rule” nomor 1 terdapat juga “Support (c)” dengan nilai 26. Ini berarti bahwa jumlah seluruh transaksi yang mengandung pembelian “H13” adalah 26 buah transaksi. Terdapat juga “Support (aUc)” yang bernilai 3. Ini berarti jumlah seluruh transaksi yang mengandung pembelian “H13 Malang”, “Skrup Hitam K”, dan “H13” dalam satu transaksi adalah 3 buah transaksi.

Untuk “Confidence” pada “Rule” nomor 1 yang bernilai 100 % diperoleh dari $(\text{nilai “Support (aUc)”} : \text{nilai “Support (a)”}) \times 100\%$. Sehingga dapat diartikan bahwa jika seorang konsumen membeli “H13 Malang” sekaligus “Skrup Hitam K”, maka dia mempunyai kemungkinan 100 % untuk juga membeli “H13”.

Nilai “Lift Ratio” pada “Rule” nomor 1 adalah 21,69231 dengan kata lain Lift Ratio > 1, yang berarti bahwa “Rule” tersebut dapat dipercaya karena tingkat akurasi (Confidence) yang didapatkan melebihi tingkat akurasi yang diharapkan (Expected Confidence). Nilai “Lift Ratio” ini didapatkan dari nilai “Confidence” yang bernilai 100% dibagi dengan nilai “Expected Confidence”, yang mana nilai “Expected Confidence” didapatkan dari nilai “Support (c)” yang bernilai 26 dibagi dengan total jumlah transaksi yaitu 564 buah.

Tabel 4.3. Hasil Pengolahan MBA

Rule #	Conf. %	Antecedent (a)	Consequent (c)	Support (a)	Support (c)	Support (a U c)	Lift Ratio
1	100	H13 Malang, Skrup Hitam K=>	H13	3	26	3	21,69231
2	100	Klik Klok, Lubang Kunci=>	Kunci 1,5 cm	5	60	5	9,4
3	100	K2, Klik Klok, Lubang Kunci=>	Kunci 1,5 cm	3	60	3	9,4
4	85,71	Grendel Besi K, Lubang Kunci=>	Kunci 1,5 cm	7	60	6	8,057143
5	100	H13, H13 Malang=>	Skrup Hitam K	3	83	3	6,795181
6	100	D8=>	Skrup Hitam K	6	83	6	6,795181
7	100	Grendel Besi B, H10=>	Kunci 2,5 cm	3	88	3	6,409091
8	100	Grendel Besi B, H13=>	Kunci 2,5 cm	4	88	4	6,409091
9	100	K2, Klik Klok, Kunci 1,5 cm=>	Lubang Kunci	3	101	3	5,584158
10	100	K2, Kunci 1,5 cm=>	Lubang Kunci	10	101	10	5,584158
11	100	Kunci 2,5 cm, Skrup Putih=>	Lubang Kunci	5	101	5	5,584158
12	100	K4, Kunci 2,5 cm=>	Lubang Kunci	6	101	6	5,584158
13	100	K2, Kunci 2,5 cm=>	Lubang Kunci	5	101	5	5,584158
14	100	K1, Kunci 1,5 cm=>	Lubang Kunci	3	101	3	5,584158
15	100	Grendel Besi K, K2=>	Lubang Kunci	3	101	3	5,584158

Rule #	Conf. %	Antecedent (a)	Consequent (c)	Support (a)	Support (c)	Support (a U c)	Lift Ratio
16	80	P8 K=>	Skrup Hitam K	5	83	4	5,436145
17	83,33	Grendel Besi B, Lubang Kunci=>	Kunci 2,5 cm	6	88	5	5,340909
18	80	Grendel Besi K, H13=>	Kunci 2,5 cm	5	88	4	5,127273
19	83,33	Klik Klok, Kunci 1,5 cm=>	Lubang Kunci	6	101	5	4,653465
20	80	K4, Kunci 1,5 cm=>	Lubang Kunci	5	101	4	4,467327
21	80	Grendel Mini, Kunci 2,5 cm=>	Lubang Kunci	5	101	4	4,467327

3. Prediksi

a. Input Prediksi

Berdasarkan 21 buah rules hasil pemilihan, maka ada 17 buah item yang terdapat di dalamnya yang dapat digunakan sebagai input prediksi. Sebelum digunakan sebagai input prediksi, terlebih dahulu dihitung jumlah penjualan tiap item pada tiap bulan selama kurun waktu 1 tahun (bulan September 2010 sampai dengan Agustus 2011). Di bawah ini adalah data input prediksi yang digunakan dalam penelitian ini:

Tabel 4.4. Data Input Prediksi

Item/ Bulan	Sep- 10	Okt- 10	Nop- 10	Des- 10	Jan- 11	Feb- 11	Mar- 11	Apr- 11	Mei- 11	Jun- 11	Jul- -11	Agust -11
D8	0	5	0	0	2	0	3	2	0	0	0	0
Grendel Besi B	0	1	1	0	0	1	9	15	2	4	1	8
Grendel Besi K	0	4	1	2	0	8	15	0	3	0	0	1
Grendel Mini	12	8	4	0	3	14	0	0	0	0	2	2
H10	0	2	1	0	2	4	2	2	3	0	2	0

Item/ Bulan	Sep- 10	Okt- 10	Nop- 10	Des- 10	Jan- 11	Feb- 11	Mar- 11	Apr- 11	Mei- 11	Jun- 11	Jul- 11	Agust -11
H13	6	0	0	2	1	5	10	3	4	4	4	7
H13 malang	1	0	0	0	2	1	0	0	2	0	0	2
K1	0	12	0	4	15	16	8	0	31	19	0	0
K2	13	14	14	12	16	30	34	10	42	13	10	70
K4	10	13	14	40	54	17	31	5	18	22	2	21
Klik Klok	4	0	9	14	4	0	0	4	3	7	3	10
Kunci 1,5 cm	3	6	23	3	16	7	20	4	5	29	20	12
Kunci 2,5 cm	12	24	3	7	10	23	24	22	26	22	13	18
Lubang Kunci	4	21	23	7	24	23	32	24	22	55	17	22
P8 K	0	0	0	0	0	8	0	4	4	0	2	0
Skrup Hitam K	160	259	28	146	90	36	108	184	189	110	161	94
Skrup Putih	0	20	12	24	0	12	48	36	16	160	72	0

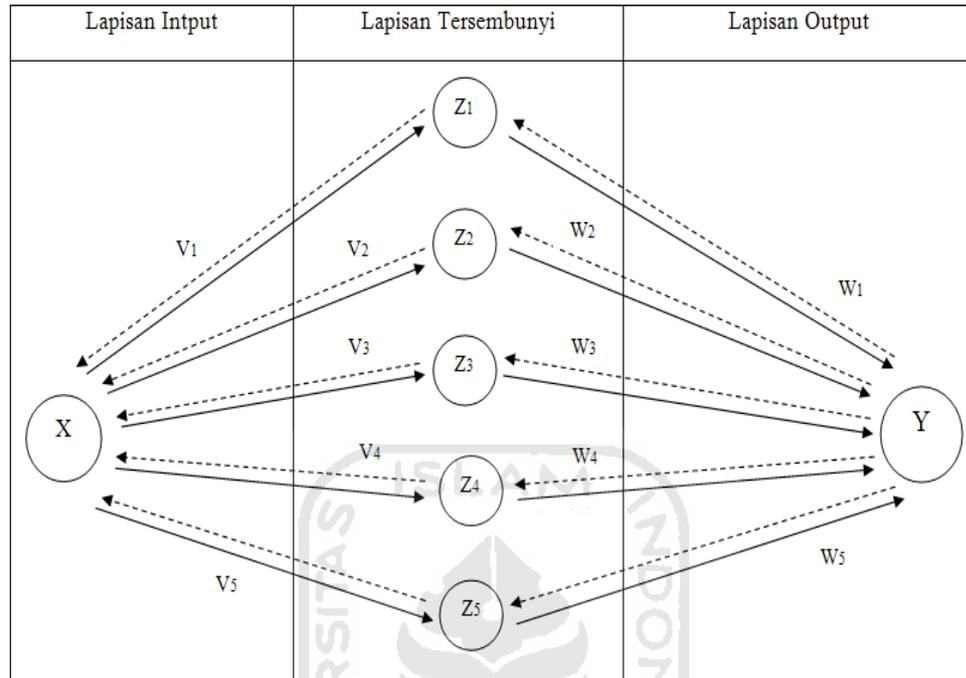
b. Perancangan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation

Pada tahap perancangan Jaringan ini, tipe jaringan yang digunakan adalah Backpropagation. Jika digambarkan, maka arsitektur jaringan yang digunakan tampak seperti gambar di bawah ini:

1. Arsitektur jaringan saraf : Jaringan Syaraf *Backpropagation*
2. Jumlah sel input : 1 neuron
3. Jumlah lapisan tersembunyi : 1 lapisan dengan 5 neuron
4. Jumlah sel output : 1 neuron
5. Maksimum epoch : 1000 iterasi
6. Fungsi aktivasi lapisan tersembunyi : Tansig

7. Fungsi aktivasi lapisan output : Purelin

8. Fungsi pelatihan : Trainlm



Gambar 4.1. Struktur Jaringan Backpropagation

Pada **Gambar 4.1.** terlihat bahwa jaringan hanya memiliki 1 unit sel input, hal tersebut dikarenakan data input yang digunakan hanya memiliki 1 variabel yaitu jumlah produk. Jaringan tersebut juga memiliki 1 lapisan tersembunyi dengan 5 unit sel tersembunyi, hal tersebut ditujukan untuk mempercepat proses penghitungan. Pada lapisan output hanya terdapat 1 unit sel output yang dikarenakan jumlah variabel output yang diinginkan hanya 1 buah variabel yaitu jumlah produk.

Terlihat pula dalam gambar tentang adanya V , yang merupakan bobot yang menghubungkan neuron input ke neuron lapisan tersembunyi. Sedangkan

W adalah bobot yang menghubungkan neuron lapisan tersembunyi dengan neuron lapisan output.

Nilai MSE *goal* yang digunakan dalam jaringan ini adalah 0,001, karena jika menggunakan nilai goal 0, maka proses pelatihan akan berlangsung sangat lama dan mungkin akan dihentikan ditengah proses karena nilai maksimal *Epoch* sudah tercapai sebelum *Goal* tercapai.

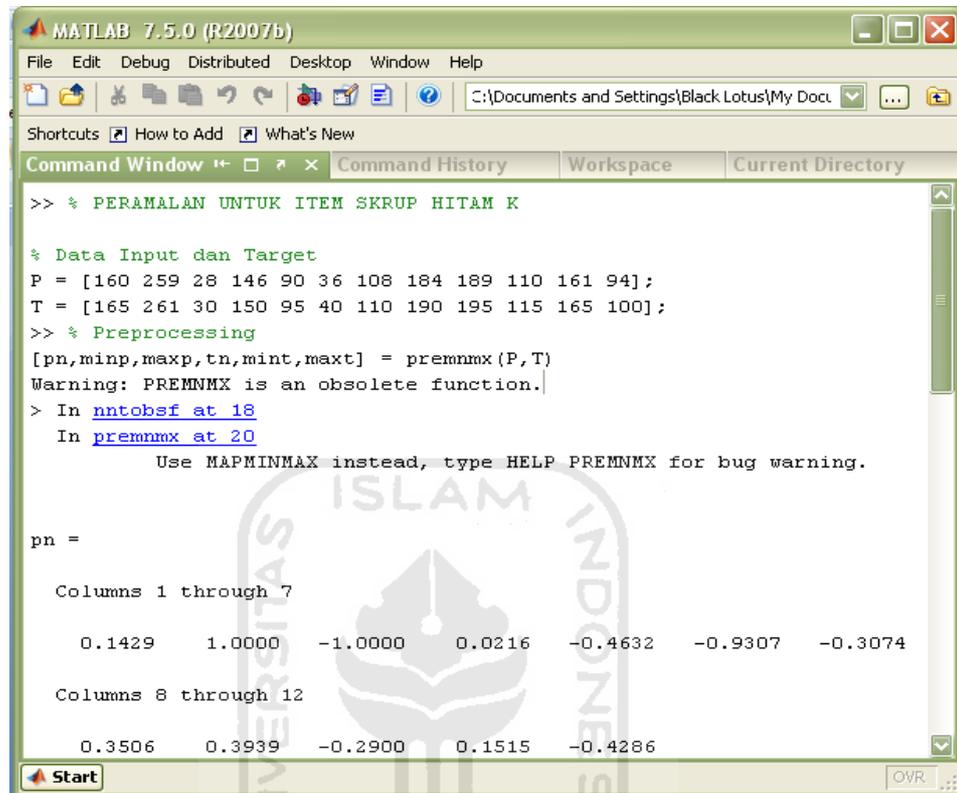
Pada lapisan tersembunyi digunakan fungsi aktivasi Tansig, dikarenakan fungsi Tansig adalah salah satu fungsi yang sesuai untuk jaringan syaraf Backpropagation selain Logsig, yang mana output dari fungsi Tansig terletak antara -1 dan 1. Fungsi aktivasi yang digunakan pada lapisan output adalah Purelin dengan tujuan agar output yang didapat tidak melenceng jauh dari input yang diberikan. Hal tersebut dikarenakan fungsi Purelin memiliki nilai output yang sama dengan input. Fungsi pelatihan yang digunakan adalah Trainlm, hal ini bertujuan untuk mendapatkan error minimum dengan akurat dan waktu tercepat. Karena Trainlm tergolong ke dalam jenis algoritma pelatihan yang lebih cepat (Kusumadewi, 2004).

c. Penerapan JST Backpropagation Menggunakan Software Matlab

Langkah-langkah dalam menerapkan JST *Backpropagation* menggunakan *software* Matlab untuk memprediksi kebutuhan persediaan produk KB melalui prediksi jumlah permintaan dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Menjalankan program *software* Matlab R 2007 B. Kemudian membuka Command Window, selanjutnya memasukkan perintah-perintah untuk proses

prediksi yang telah ditentukan. Seperti data input dan target, membangun jaringan, dan sebagainya.



```

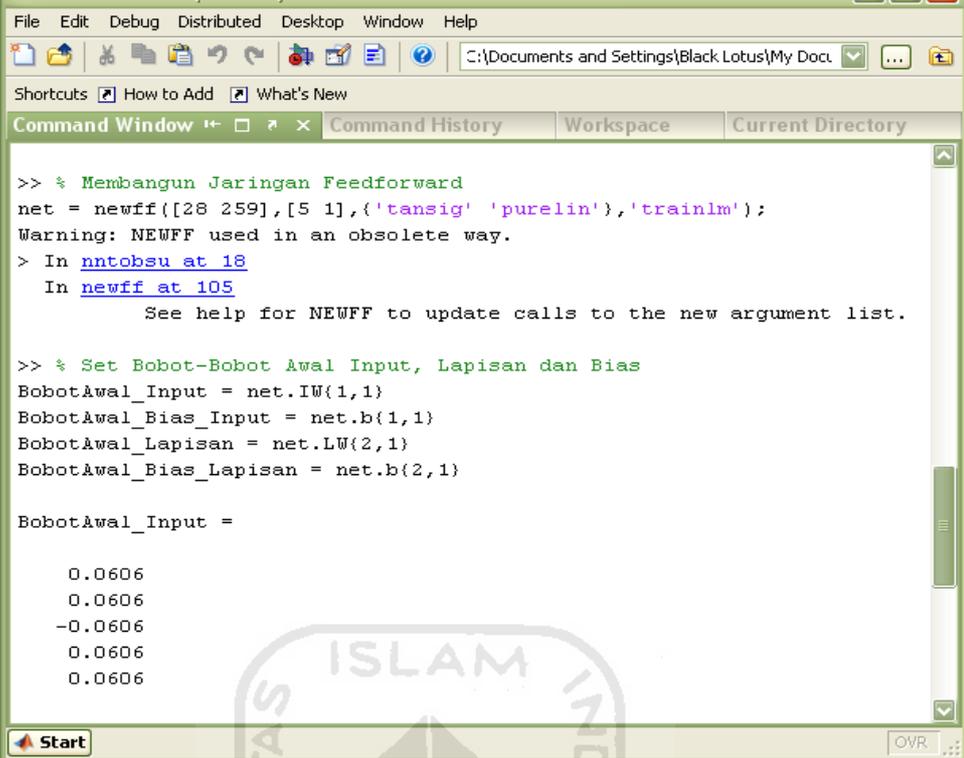
MATLAB 7.5.0 (R2007b)
File Edit Debug Distributed Desktop Window Help
C:\Documents and Settings\Black Lotus\My Doct
Shortcuts How to Add What's New
Command Window Command History Workspace Current Directory
>> % PERAMALAN UNTUK ITEM SKRUP HITAM K
% Data Input dan Target
P = [160 259 28 146 90 36 108 184 189 110 161 94];
T = [165 261 30 150 95 40 110 190 195 115 165 100];
>> % Preprocessing
[pn,minp,maxp,tn,mint,maxt] = premmx(P,T)
Warning: PREMMX is an obsolete function.
> In nntobsf at 18
  In premmx at 20
      Use MAPMINMAX instead, type HELP PREMMX for bug warning.

pn =

Columns 1 through 7
    0.1429    1.0000   -1.0000    0.0216   -0.4632   -0.9307   -0.3074

Columns 8 through 12
    0.3506    0.3939   -0.2900    0.1515   -0.4286
  
```

Gambar 4.2. Tampilan Command Window dengan Contoh Data Input dan Target



```

File Edit Debug Distributed Desktop Window Help
C:\Documents and Settings\Black Lotus\My Docu...
Shortcuts How to Add What's New
Command Window Command History Workspace Current Directory

>> % Membangun Jaringan Feedforward
net = newff([28 259],[5 1],{'tansig' 'purelin'},'trainlm');
Warning: NEWFF used in an obsolete way.
> In nntobsu at 18
   In newff at 105
       See help for NEWFF to update calls to the new argument list.

>> % Set Bobot-Bobot Awal Input, Lapisan dan Bias
BobotAwal_Input = net.IW{1,1}
BobotAwal_Bias_Input = net.b{1,1}
BobotAwal_Lapisan = net.LW{2,1}
BobotAwal_Bias_Lapisan = net.b{2,1}

BobotAwal_Input =

    0.0606
    0.0606
   -0.0606
    0.0606
    0.0606
  
```

Gambar 4.3. Tampilan Command Window dengan Contoh Perintah Pembuatan Struktur Jaringan

Di bawah ini adalah contoh perintah dalam Command Window Matlab untuk proses prediksi jumlah kebutuhan persediaan item Skrup Hitam K dengan metode JST *Backpropagation*. Proses prediksi dengan *software* Matlab untuk seluruh item terdapat pada **Lampiran 3**. Dari contoh di bawah ini terlihat adanya nilai input “P” yang merupakan nilai input yang belum ternormalisasi, sedangkan nilai “pn” adalah nilai input yang sudah ternormalisasi.

```
>> % PERAMALAN UNTUK ITEM SKRUP HITAM K
```

```
% Data Input dan Target
```

```
P = [160 259 28 146 90 36 108 184 189 110 161 94];
```

```
T = [165 261 30 150 95 40 110 190 195 115 165 100];
```

% Preprocessing

```
[pn,minp,maxp,tn,mint,maxt] = premmmx(P,T)
```

Warning: PREMMMX is an obsolete function.

> In nntobsf at 18

In premmmx at 20

Use MAPMINMAX instead, type HELP PREMMMX for bug warning.

pn =

Columns 1 through 10

```
0.1429  1.0000 -1.0000  0.0216 -0.4632 -0.9307 -0.3074  0.3506  0.3939 -0.2900
```

Columns 11 through 12

```
0.1515 -0.4286
```

minp =

```
28
```

maxp =

```
259
```

tn =

Columns 1 through 10

```
0.1688  1.0000 -1.0000  0.0390 -0.4372 -0.9134 -0.3074  0.3853  0.4286 -0.2641
```

Columns 11 through 12

```
0.1688 -0.3939
```



mint =

30

maxt =

261

>> % Membangun Jaringan Feedforward

```
net = newff([28 259],[5 1],{'tansig' 'purelin'},'trainlm');
```

Warning: NEWFF used in an obsolete way.

> In nntobsu at 18

In newff at 105

See help for NEWFF to update calls to the new argument list.

>> % Set Bobot-Bobot Awal Input, Lapisan dan Bias

```
BobotAwal_Input = net.IW{1,1}
```

```
BobotAwal_Bias_Input = net.b{1,1}
```

```
BobotAwal_Lapisan = net.LW{2,1}
```

```
BobotAwal_Bias_Lapisan = net.b{2,1}
```

BobotAwal_Input =

-0.0606

-0.0606

-0.0606

0.0606

0.0606

BobotAwal_Bias_Input =

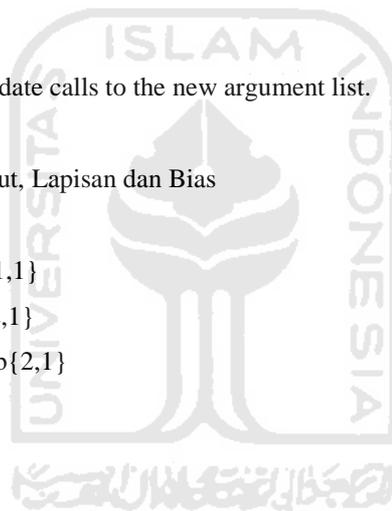
15.6970

12.1970

8.6970

-5.1970

-1.6970



BobotAwal_Lapisan =

0.5094 -0.4479 0.3594 0.3102 -0.6748

BobotAwal_Bias_Lapisan =

-0.7620

>> % Set Max Epoch, Goal Learning Rate, Show Step

net.trainParam.epochs = 1000;

net.trainParam.goal = 1e-3;

net.trainParam.lr = 0.1;

net.trainParam.Show = 1;

>> % Melakukan Pembelajaran

net = train(net,pn,tn)

TRAINLM-calcjx, Epoch 0/1000, MSE 0.311041/0.001, Gradient 0.363677/1e-010

TRAINLM-calcjx, Epoch 1/1000, MSE 0.300253/0.001, Gradient 0.838133/1e-010

TRAINLM-calcjx, Epoch 2/1000, MSE 0.071804/0.001, Gradient 0.226616/1e-010

TRAINLM-calcjx, Epoch 3/1000, MSE 0.0692973/0.001, Gradient 0.334378/1e-010

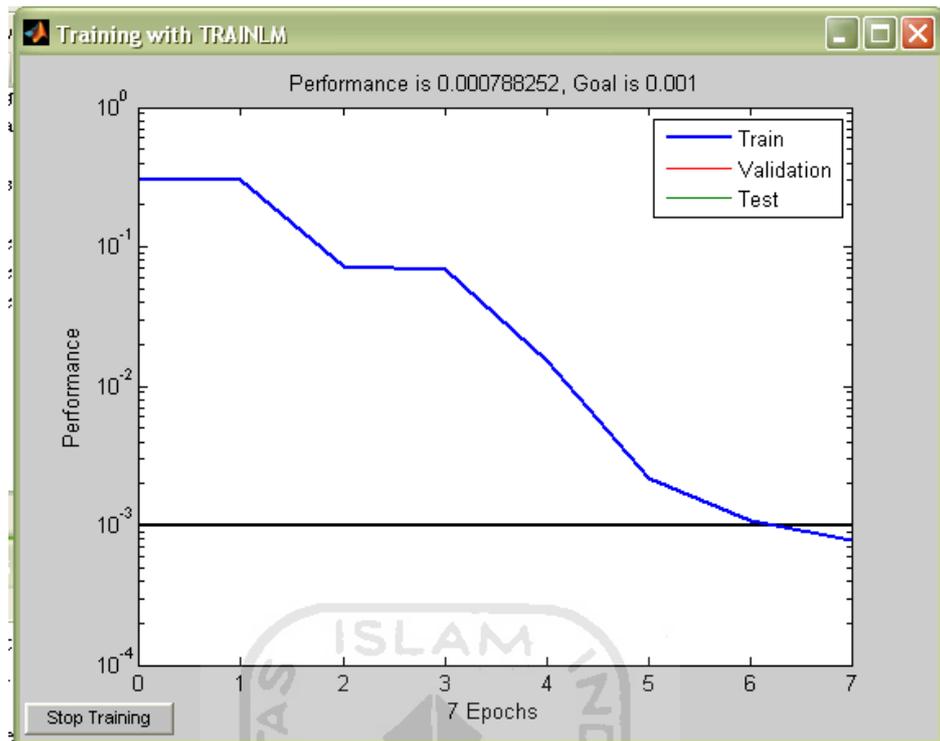
TRAINLM-calcjx, Epoch 4/1000, MSE 0.0151635/0.001, Gradient 0.472178/1e-010

TRAINLM-calcjx, Epoch 5/1000, MSE 0.00220436/0.001, Gradient 0.0363479/1e-010

TRAINLM-calcjx, Epoch 6/1000, MSE 0.00109866/0.001, Gradient 0.0118473/1e-010

TRAINLM-calcjx, Epoch 7/1000, MSE 0.000788252/0.001, Gradient 0.00680927/1e-010

TRAINLM, Performance goal met.



Gambar 4.4. Proses Pelatihan Jaringan

net =

Neural Network object:

architecture:

numInputs: 1

numLayers: 2

biasConnect: [1; 1]

inputConnect: [1; 0]

layerConnect: [0 0; 1 0]

outputConnect: [0 1]

numOutputs: 1 (read-only)

numInputDelays: 0 (read-only)

numLayerDelays: 0 (read-only)

subject structures:

inputs: {1x1 cell} of inputs
 layers: {2x1 cell} of layers
 outputs: {1x2 cell} containing 1 output
 biases: {2x1 cell} containing 2 biases
 inputWeights: {2x1 cell} containing 1 input weight
 layerWeights: {2x2 cell} containing 1 layer weight

functions:

adaptFcn: 'trains'
 divideFcn: (none)
 gradientFcn: 'calcjx'
 initFcn: 'initlay'
 performFcn: 'mse'
 trainFcn: 'trainlm'

parameters:

adaptParam: .passes
 divideParam: (none)
 gradientParam: (none)
 initParam: (none)
 performParam: (none)
 trainParam: .epochs, .goal, .max_fail, .mem_reduc,
 .min_grad, .mu, .mu_dec, .mu_inc,
 .mu_max, .show, .time, .lr



weight and bias values:

IW: {2x1 cell} containing 1 input weight matrix
 LW: {2x2 cell} containing 1 layer weight matrix
 b: {2x1 cell} containing 2 bias vectors

other:

userdata: (user information)

```
>> % Melihat Bobot-Bobot Akhir Input, Lapisan dan Bias
BobotAkhir_Input = net.IW{1,1}
```

```

BobotAkhir_Bias_Input = net.b{1,1}
BobotAkhir_Lapisan = net.LW{2,1}
BobotAkhir_Bias_Lapisan = net.b{2,1}

```

```
BobotAkhir_Input =
```

```

-0.0606
-0.0606
-0.0605
0.1104
-0.6833

```

```
BobotAkhir_Bias_Input =
```

```

15.6970
12.1970
8.6970
-5.1898
-0.0461

```

```
BobotAkhir_Lapisan =
```

```
0.6337 -0.3236 0.4837 0.2018 -1.6084
```

```
BobotAkhir_Bias_Lapisan =
```

```
-0.6377
```

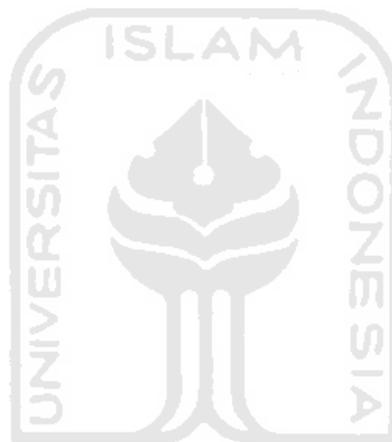
```

>> % Melakukan Simulasi
an = sim(net,pn)
a = postmnmx(an,mint,maxt)

an =

```

```
Columns 1 through 10
```



0.1839 0.9559 -0.9513 0.0521 -0.4704 -0.8979 -0.3070 0.4017 0.4453 -0.2885

Columns 11 through 12

0.1932 -0.4347

a =

Columns 1 through 10

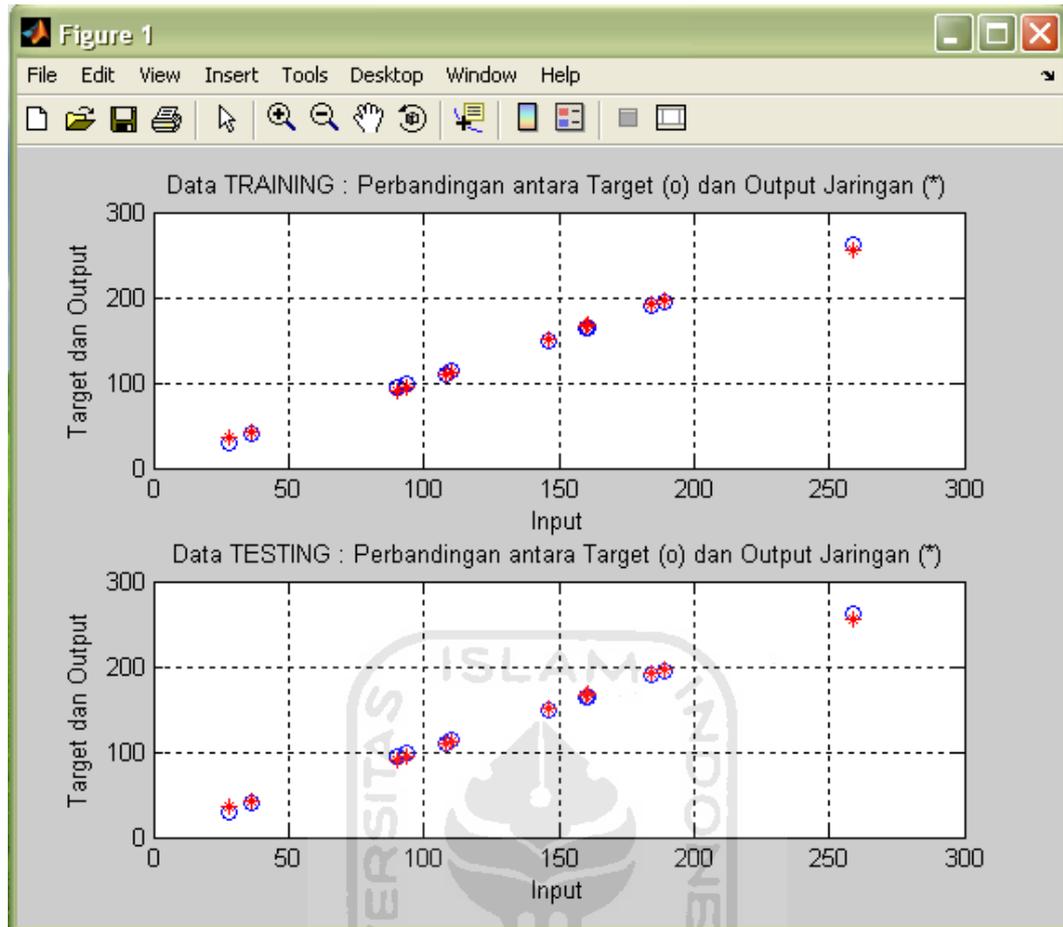
166.7375 255.9069 35.6269 151.5184 91.1725 41.7922 110.0364 191.8998 196.9273
112.1806

Columns 11 through 12

167.8133 95.2874

```
>> % Menggambar Grafik
subplot (211)
plot(P(1,:),T,'bo',P(1,:),a,'r*');
title('Data TRAINING : Perbandingan antara Target (o) dan Output Jaringan (*)');
xlabel('Input');
ylabel('Target dan Output');
grid;
subplot (212)
plot(P(1,:),T,'bo',P(1,:),a,'r*');
title('Data TESTING : Perbandingan antara Target (o) dan Output Jaringan (*)');
xlabel('Input');
ylabel('Target dan Output');
grid;
>>
```





Gambar 4.5. Perbandingan Target dengan Output Jaringan

Pada **Gambar 4.4.** terlihat bahwa proses pelatihan jaringan berhenti pada *epoch* ke-7. Hal itu terjadi karena MSE dari pelatihan jaringan (yang bernilai 0.000788252) lebih kecil dari pada tingkat error yang ditentukan (*Goal*), yaitu 0.001. Hal ini berarti kinerja jaringan telah memenuhi *Goal* yang telah ditentukan. Pada **Gambar 4.5.** terlihat bahwa grafik Target berdekatan dengan grafik Output Jaringan, baik pada Data Training maupun Data Testing. Hal ini berarti terdapat perbedaan yang bernilai sangat kecil antara Target dan Output Jaringan.

Output prediksi di atas yang ditunjukkan oleh nilai “an” adalah nilai output yang masih ternormalisasi. Sedangkan nilai “a” adalah nilai output yang telah di-denormalisasi.

Output prediksi untuk item Skrup Hitam K ditunjukkan oleh nilai “a”. Dimana nilai pada setiap kolom “a” mewakili nilai hasil prediksi pada setiap bulannya, yaitu kolom 1 sampai dengan 10 mewakili bulan September 2011 sampai dengan Juni 2012, sedangkan kolom 11 sampai dengan 12 mewakili bulan Juli 2012 sampai dengan Agustus 2012. Langkah selanjutnya dilakukan pembulatan ke atas terhadap hasil prediksi tersebut, karena penghitungan produk tidak bernilai desimal.

a =

Columns 1 through 10

166.7375 255.9069 35.6269 151.5184 91.1725 41.7922 110.0364 191.8998 196.9273
112.1806

Columns 11 through 12

167.8133 95.2874

Tabel 4.5. Hasil Pembulatan dari Hasil prediksi Item Skrup Hitam K

Item/ Bulan	Sep- 11	Okt- 11	Nop- 11	Des- 11	Jan- 12	Feb- 12	Mar- 12	Apr- 12	Mei- 12	Jun- 12	Jul- 12	Agust- 12
Skrup Hitam K	167	256	36	152	92	42	111	192	197	113	168	96

d. Output Prediksi

Output prediksi dapat digunakan sebagai pertimbangan dalam perencanaan pengadaan produk bagi periode selanjutnya. Berikut ini adalah hasil prediksi seluruh item produk KB dengan metode JST *Backpropagation* untuk jangka waktu satu tahun, yaitu mulai dari bulan September 2011 sampai dengan Agustus 2012.

Tabel 4.6. Output Prediksi

Item/ Bulan	Sep- 11	Okt -11	Nop- 11	Des- 11	Jan- 12	Feb- 12	Mar- 12	Apr- 12	Mei- 12	Jun- 12	Jul- 12	Agust- 12
D8	1	7	1	1	5	1	5	5	1	1	1	1
Grendel Besi B	1	2	2	1	1	2	9	15	2	4	2	8
Grendel Besi K	2	4	2	3	2	8	15	2	4	2	2	2
Grendel Mini	12	9	5	1	4	15	1	1	1	1	2	2
H10	2	3	2	2	3	5	3	3	3	2	3	2
H13	7	2	2	3	2	5	10	4	4	4	4	7
H13 malang	1	1	1	1	2	1	1	1	2	1	1	2
K1	2	12	2	5	15	16	9	2	31	19	2	2
K2	15	16	16	14	17	32	36	12	46	15	12	71
K4	13	16	17	42	55	20	34	9	21	25	6	24
Klik Klok	4	1	10	14	4	1	1	4	4	7	4	11
Kunci 1,5 cm	5	7	24	5	17	8	21	5	6	30	21	13
Kunci 2,5 cm	13	26	6	9	12	24	26	23	26	23	25	19
Lubang Kunci	5	23	25	8	26	25	33	26	24	56	20	24
P8 K	2	2	2	2	2	8	2	5	5	2	3	2
Skrup Hitam K	167	256	36	152	92	42	111	192	197	113	168	96
Skrup Putih	5	21	14	25	5	14	50	37	17	164	80	5

Langkah selanjutnya adalah melakukan penghitungan total jumlah permintaan terhadap tiap item dalam jangka waktu satu tahun ke depan, sehingga didapatkan jumlah kebutuhan persediaan produk untuk periode satu tahun selanjutnya. Kebutuhan tersebut dapat dilihat pada tabel di bawah ini.

Tabel 4.7. Hasil Prediksi Kebutuhan Persediaan Produk Satu Tahun Kedepan

No	Item	Jumlah Kebutuhan
1	D8	30
2	Grendel Besi B	49
3	Grendel Besi K	48
4	Grendel Mini	54
5	H10	33
6	H13	54
7	H13 malang	15
8	K1	117
9	K2	302
10	K4	282
11	Klik Klok	65
12	Kunci 1,5 cm	162
13	Kunci 2,5 cm	232
14	Lubang Kunci	295
15	P8 K	37
16	Skrup Hitam K	1622
17	Skrup Putih	437

e. Validasi Prediksi

Proses validasi ini dilakukan dengan cara membandingkan jumlah produk pada output prediksi dengan jumlah penjualan produk aktual selama 6 bulan, mulai dari bulan September 2011 sampai dengan bulan Februari 2012.

Tabel 4.8. Data Penjualan Produk Aktual

No	Item/ Bulan	Sep-11	Okt-11	Nop-11	Des-11	Jan-12	Feb-12
1	D8	0	0	0	0	0	0
2	Grendel Besi B	1	10	1	3	0	0
3	Grendel Besi K	1	2	0	0	0	0
4	Grendel Mini	0	3	1	0	0	4
5	H10	2	0	6	1	0	0
6	H13	3	1	6	1	0	0
7	H13 malang	0	0	3	0	0	0
8	K1	0	1	10	0	0	1
9	K2	2	7	9	0	27	6
10	K4	0	3	0	3	0	0
11	Klik Klok	0	2	4	4	3	0
12	Kunci 1,5 cm	6	19	27	21	2	22
13	Kunci 2,5 cm	7	25	16	12	0	15
14	Lubang Kunci	9	17	26	36	1	15
15	P8 K	0	0	0	2	0	0
16	Skrup Hitam K	30	144	64	104	8	118
17	Skrup Putih	12	0	24	48	0	0

Langkah selanjutnya adalah menghitung error prediksi, yaitu dengan cara mengurangi jumlah produk pada output prediksi dengan jumlah penjualan produk aktual.

Tabel 4.9. Data Error Prediksi (Output Prediksi – Penjualan Produk Aktual)

No	Item/ Bulan	Sep-11	Okt-11	Nop-11	Des-11	Jan-12	Feb-12
1	D8	1	7	1	1	5	1
2	Grendel Besi B	0	-8	1	-2	1	2
3	Grendel Besi K	1	2	2	3	2	8
4	Grendel Mini	12	6	4	1	4	11

No	Item/ Bulan	Sep-11	Okt-11	Nop-11	Des-11	Jan-12	Feb-12
5	H10	0	3	-4	1	3	5
6	H13	4	1	-4	2	2	5
7	H13 malang	1	1	-2	1	2	1
8	K1	2	11	-8	5	15	15
9	K2	13	9	7	14	-10	26
10	K4	13	13	17	39	55	20
11	Klik Klok	4	-1	6	10	1	1
12	Kunci 1,5 cm	-1	-12	-3	-16	15	-14
13	Kunci 2,5 cm	6	1	-10	-3	12	9
14	Lubang Kunci	-4	6	-1	-28	25	10
15	P8 K	2	2	2	0	2	8
16	Skrup Hitam K	137	112	-28	48	84	-76
17	Skrup Putih	-7	21	-10	-23	5	14

Langkah berikutnya adalah menghitung rata-rata MSE, setelah terlebih dahulu dihitung MSE untuk tiap jenis item dalam jangka waktu 6 bulan. Dari penghitungan ini didapatkan nilai rata-rata MSE sebesar 586,1764706.

Tabel 4.10. Rata-rata MSE

No	Item/ Bulan	Error kuadrat						Jumlah Error Kuadrat	(MSE)
		Sep-11	Okt-11	Nop-11	Des-11	Jan-12	Feb-12		
1	D8	1	49	1	1	25	1	78	13
2	Grendel Besi B	0	64	1	4	1	4	74	12,33333
3	Grendel Besi K	1	4	4	9	4	64	86	14,33333
4	Grendel Mini	144	36	16	1	16	121	334	55,66667
5	H10	0	9	16	1	9	25	60	10
6	H13	16	1	16	4	4	25	66	11
7	H13 malang	1	1	4	1	4	1	12	2
8	K1	4	121	64	25	225	225	664	110,6667
9	K2	169	81	49	196	100	676	1271	211,8333
10	K4	169	169	289	1521	3025	400	5573	928,8333
11	Klik Klok	16	1	36	100	1	1	155	25,83333
12	Kunci 1,5 cm	1	144	9	256	225	196	831	138,5
13	Kunci 2,5 cm	36	1	100	9	144	81	371	61,83333
14	Lubang Kunci	16	36	1	784	625	100	1562	260,3333
15	P8 K	4	4	4	0	4	64	80	13,33333
16	Skrup Hitam K	18769	12544	784	2304	7056	5776	47233	7872,167
17	Skrup Putih	49	441	100	529	25	196	1340	223,3333
Jumlah MSE									9965
Rata-rata MSE						586,1764706			

BAB V

PEMBAHASAN

5.1. Pola Perilaku Pembelian Konsumen

Berdasarkan hasil pengolahan MBA pada **Tabel 4.3.**, maka dapat diketahui bahwa semua produk yang terdapat dalam hasil pemilihan rules tersebut termasuk dalam jenis produk yang berfungsi sebagai aksesoris lemari antik. Hal ini berarti bahwa jenis produk untuk aksesoris lemari antik adalah jenis produk yang paling sering dibeli oleh konsumen, sehingga dalam praktik pengadaan persediaan produk untuk periode selanjutnya, disarankan agar jenis produk yang berfungsi untuk aksesoris lemari antik dapat dijadikan sebagai prioritas. Jenis produk tersebut terdiri dari 17 item, yaitu D8; Grendel Besi B; Grendel Besi K; Grendel Mini; H10; H13; H13 malang; K1; K2; K4; Klik-Klok; Kunci 1,5 cm; Kunci 2,5 cm; Lubang Kunci; P8 K; Skrup Hitam K; dan Skrup Putih.

Jika hasil pemilihan rules tersebut dicermati lebih dalam, maka dapat diketahui adanya 15 dari total 16 rules yang di dalamnya terdapat pembelian kunci 1,5 cm maupun 2,5 cm, yang juga terdapat pembelian Lubang Kunci atau produk yang didesain memiliki lubang kunci (contoh: H13, H13 Malang dan H10). Satu rule yang tidak terdapat pembelian Lubang Kunci maupun produk yang memiliki lubang kunci adalah rule nomor 18. Selain itu, ada 6 dari total 7 rules yang di dalamnya terdapat pembelian grendel, baik Grendel Besi B, Grendel Besi K, maupun Grendel Mini, juga terdapat pembelian Kunci, baik Kunci 1,5 cm

maupun Kunci 2,5 cm. Hanya ada satu rule, yaitu rule nomor 15 yang tidak terdapat pembelian kunci. Hal tersebut berarti bahwa besar kemungkinan konsumen yang membeli kunci juga akan membeli Lubang Kunci atau produk yang didesain memiliki lubang kunci, Grendel Besi B, Grendel Besi K, serta Grendel Mini, sehingga pemilik usaha sebaiknya menawarkan Lubang Kunci, H13, H13 Malang, H10, Grendel Besi B, Grendel Besi K, serta Grendel Mini kepada konsumen yang membeli kunci.

Penjelasan di atas menunjukkan adanya pola perilaku pembelian konsumen Karomah Brass (KB). Pola perilaku pembelian tersebut adalah konsumen paling sering membeli jenis produk yang berfungsi sebagai aksesoris lemari antik, dan jika konsumen membeli salah satu produk dari jenis tersebut, maka ia juga akan membeli produk lainnya yang sejenis.

5.2. Prediksi Kebutuhan Persediaan Produk

Pengetahuan tentang bagaimana pola perilaku pembelian konsumen KB telah diketahui, selanjutnya perlu diketahui pula hal-hal yang berkenaan dengan hasil prediksi kebutuhan persediaan produk untuk periode satu tahun kedepan.

Berdasarkan data input prediksi pada **Tabel 4.4.**, dapat diketahui bahwa proses prediksi tersebut didasarkan pada data transaksi penjualan pada periode satu tahun sebelumnya. Hal ini berarti bahwa sesungguhnya hasil prediksi kebutuhan persediaan produk pada **Tabel 4.7.** adalah hasil prediksi penjualan produk untuk periode satu tahun selanjutnya. Oleh karena itu, maka dimunculkan suatu asumsi dalam hasil prediksi tersebut, yaitu bahwa pada periode satu tahun selanjutnya akan terjual produk-produk dengan jumlah yang sesuai dengan hasil

prediksi tersebut, disisi lain berdasarkan pengalaman penjualan yang dimiliki oleh pemilik usaha, yaitu terdapat adanya pembelian tak terduga dalam jumlah yang sangat besar, bahkan terkadang menyebabkan habisnya persediaan untuk jenis produk tertentu.

Berdasarkan ketidaksesuaian antara asumsi dan pengalaman penjualan tersebut, sebaiknya jumlah tiap produk yang dipesan ke *supplier* melebihi jumlah kebutuhan persediaan produk pada hasil prediksi. Strategi tersebut disarankan agar KB tetap dapat melayani pembelian yang tak terduga dari konsumen.

Dari hasil validasi pada Tabel 4.10. dapat diketahui bahwa nilai rata-rata MSE untuk metode prediksi JST Backpropagation adalah sebesar 586,1764706. Hal tersebut menunjukkan adanya ketidaksesuaian antara hasil prediksi dengan kebutuhan persediaan aktual. Untuk menghasilkan prediksi persediaan yang lebih akurat, dibutuhkan pertimbangan terhadap faktor-faktor eksternal dalam aktivitas prediksi. Pertimbangan tersebut dapat menjadi peluang bagi penelitian selanjutnya karena penelitian ini tidak mempertimbangkan faktor-faktor eksternal seperti kesiapan dari supplier, keadaan perekonomian dan sebagainya.

5.3. Keterbatasan Penelitian

Walaupun pola perilaku pembelian konsumen KB serta hasil prediksi kebutuhan persediaan produk untuk satu tahun kedepan telah diketahui, bukan berarti penelitian ini tidak memiliki keterbatasan. Berdasarkan hasil-hasil yang diperoleh, dapat diketahui bahwa penelitian ini belum mampu menjangkau permasalahan pada produk-produk yang kurang diminati oleh konsumen, yaitu pada masalah penumpukan persediaan produk dalam waktu yang lama. Penelitian ini hanya

mampu menjangkau permasalahan pada produk-produk yang diminati oleh konsumen, yaitu pada masalah habisnya persediaan produk yang akan dibeli oleh konsumen.

Keterbatasan tersebut disebabkan oleh yang adanya produk-produk yang tidak memenuhi nilai *Support* dan *Confidence* yang telah ditentukan pada metode MBA. Hal ini menyebabkan produk-produk tersebut tidak dapat digunakan sebagai input prediksi kebutuhan persediaan, disisi lain melalui penjualan produk-produk tersebut dapat dihasilkan keuntungan yang cukup tinggi bagi pemilik usaha. Berdasarkan pertimbangan ini, seharusnya produk-produk tersebut juga diberi kesempatan untuk diprediksikan kebutuhan persediaannya, meskipun demikian keterbatasan yang ada dapat dijadikan peluang perbaikan bagi para peneliti di masa depan.

Penelitian ini juga tidak mempertimbangkan besarnya biaya pengadaan persediaan sehingga tidak bisa memberikan gambaran kebutuhan biaya bagi obyek penelitian. Bagi penelitian selanjutnya selain diperlukan pertimbangan mengenai besarnya biaya pengadaan persediaan, juga diperlukan pengoptimalan dalam pembiayaan pengadaan persediaan, dengan harapan dapat meningkatkan efisiensi anggaran bagi perusahaan.

BAB VI

KESIMPULAN DAN SARAN

6.1. Kesimpulan

Setelah dilakukan berbagai tahapan dalam penelitian ini, maka dapat diperoleh kesimpulan yang sesuai dengan permasalahan yang ada. Kesimpulan tersebut adalah:

1. Pola perilaku pembelian konsumen Karomah Brass adalah konsumen paling sering membeli jenis produk yang berfungsi sebagai aksesoris lemari antik, dan jika konsumen membeli salah satu produk dari jenis tersebut, maka ia juga akan membeli produk lainnya yang sejenis sesuai dengan 21 rules yang telah didapatkan dari penambangan data transaksi.
2. Prediksi jumlah kebutuhan persediaan produk untuk periode satu tahun ke depan adalah D8 sebanyak 38 buah; Grendel Besi B sebanyak 49 buah; Grendel Besi K sebanyak 48 buah; Grendel Mini sebanyak 54 buah; H10 sebanyak 33 buah; H13 sebanyak 54 buah; H13 malang sebanyak 15 buah; K1 sebanyak 117 buah; K2 sebanyak 302 buah; K4 sebanyak 282 buah; Klik-Klok sebanyak 65 buah; Kunci 1,5 cm sebanyak 162 buah; Kunci 2,5 cm sebanyak 232 buah; Lubang Kunci sebanyak 292 buah; P8 K sebanyak 37 buah; Skrup Hitam K sebanyak 1622 buah; dan Skrup Putih sebanyak 437 buah.

6.2. Saran

Selain kesimpulan yang telah diperoleh, di dalam penelitian ini juga perlu diberikan beberapa saran bagi pemilik usaha dan para peneliti dimasa depan. Saran tersebut diberikan dengan harapan agar dimasa depan dapat terjadi perbaikan baik bagi obyek penelitian maupun ilmu pengetahuan. Berikut ini adalah beberapa saran yang diberikan:

1. Pemilik usaha sebaiknya menawarkan Lubang Kunci, H13, H13 Malang, H10, Grendel Besi B, Grendel Besi K, serta Grendel Mini kepada konsumen yang membeli kunci.
2. Jenis produk yang berfungsi untuk aksesoris lemari antik dapat dijadikan prioritas dalam praktik pengadaan persediaan produk selanjutnya.
3. Dalam praktik, sebaiknya jumlah persediaan aktual melebihi hasil prediksi, sehingga tetap dapat melayani pembelian yang tak terduga dari konsumen.
4. Diperlukan pertimbangan terhadap faktor eksternal, besarnya biaya persediaan serta pengoptimalannya.
5. Diperlukan metode yang lebih baik dari pada *Market Basket Analysis* untuk memperhatikan perilaku pembelian konsumen.

DAFTAR PUSTAKA

- Arsyad, L. (2001). *Peramalan Bisnis* (Pertama ed.). Yogyakarta: BPFE-Yogyakarta.
- Assauri, S. (1984). *Teknik & Metoda Peramalan Penerapannya dalam Dunia Usaha* (Satu ed.). Jakarta: Lembaga Penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia.
- Baroto, T. (2002). Perencanaan dan Pengendalian Produksi. Dalam T. Pudjadi, & Iwan, *Aplikasi Sistem Informasi Persediaan pada PT. Panca Pipando (PPI) dengan Metode Distribution Resource Planning* (hal. 23). Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI) 2009.
- David, L. L., & Bitta, A. J. (1998). Consumer Behaviour. Dalam L. Deswindi, *Kecepatan Tingkat Penerimaan dan Perilaku Konsumen Terhadap Produk Lama yang Mengalami Perubahan dan Produk Inovasi Baru dalam Upaya Memasuki dan Merebut Pasar* (September 2007 ed., Vol. 3, hal. 20). Business & Management Journal Bunda Mulia.
- Eliyani. (2007). Peramalan Harga Saham Perusahaan Menggunakan Artificial Neural Network Dan Akaike Information Criterion. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi (SNATI) 2007* (hal. D15-D19). Yogyakarta: SNATI.
- Firdaus, M. (2004). Ekonometrika Suatu Pendekatan Aplikatif. Dalam R. Dini, *Analisis Pengaruh Promosi Terhadap Tingkat Penjualan Produk Busi Beserta Peramalan Penjualannya (Studi Kasus PT. XYZ, Jakarta)* (hal. 24-26). Departemen Manajemen-IPB. 2006.
- Herjanto, E. (1999). Manajemen Produksi dan Operasi. Dalam W. Winata, & B. S. Abbas, *Sistem Informasi Persediaan Bahan Baku dengan Continuous Review System* (April 2008 ed., Vol. 11, hal. 182). Jurnal Piranti Warta.
- Hermawan, A. (2006). *Jaringan Saraf Tiruan Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Kotler, P. (2006). Marketing Management Analysis, Planning, Implementation and Control. Dalam L. Deswindi, *Kecepatan Tingkat Penerimaan dan Perilaku Konsumen Terhadap Produk Lama yang Mengalami Perubahan dan Produk Inovasi Baru dalam Upaya Memasuki dan Merebut Pasar* (September 2007 ed., Vol. 3, hal. 20). Business & Management Journal Bunda Mulia.
- Kusumadewi, S. (2004). *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab & Excel Link*. Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu.
- Lestari, T. (2009). *Analisis Keranjang Belanja Pada Data Transaksi Penjualan (Studi Kasus Toserba Yogya Banjar)*. Bogor: Departemen Manajemen, FE&M, IPB.
- Makridakis, S., Wheelright, S. C., & McGee, V. E. (1999). Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1. Dalam W. Winata, & B. S. Abbas, *Sistem Informasi Persediaan*

- Bahan Baku dengan Continuous Review System* (April 2008 ed., Vol. 11, hal. 182). Jurnal Piranti Warta.
- Maru'ao, D. O. (2010). *Neural Network Implementation in Foreign Exchange Kurs Prediction*. Gunadarma University, Faculty of Industrial Engineering.
- Megaputer. (2007). Market Basket Analysis. Dalam T. Lestari, *Analisis Keranjang Belanja Pada Data Transaksi Penjualan (Studi Kasus Toserba Yogya Banjar)* (hal. 22). Bogor: Departemen Manajemen, FE&M, IPB. Tahun 2009.
- Naibaho, P. (2009). *Kajian Perencanaan Produksi Agregat di PT. Wiska*. Departemen Manajemen. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Oktaorora, A., Amaliah, B., & Saikhu, A. (2011). Penentuan Jenis Produk Kosmetik Pilihan Berdasarkan Faktor Usia dan Warna Kulit Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan. *Makalah Seminar Tugas Akhir* (hal. 1-8). Surabaya: Teknik Informatika, FTI, ITS.
- Pratama, T. I. (1999). Metode Peramalan Memakai Jaringan Saraf Buatan dengan Cara Backpropagation. *Jurnal Teknologi Industri*, III (2), 109-116.
- Pujihastuti, E. (2008). *Analisis Kebijakan Perusahaan dalam Pengendalian Persediaan Bahan Baku di PT. X*. Program Sarjana Ekstensi Manajemen Agribisnis. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Rusly, H. (2003). Pembuatan Software Datamining Untuk Membantu Pengambil Keputusan dengan Menggunakan Metode Market Basket Analysis pada Perusahaan X. Dalam E. Chandrawati, *Implementasi Algoritma SQL-Based Frequent Pattern Mining dengan Algoritma Frequent Pattern-Growth pada Metode Market Basket Analysis* (hal. 8-10). FPM & IPA-UPI 2009.
- Sari, S. P. (2010). *Pengoptimalan Persediaan Bahan Baku Kacang Tanah Menggunakan Metode EOQ (Economic Order Quantity) di PT. Dua Kelinci Pati*. Universitas Sebelas Maret, Fakultas Pertanian. Surakarta: Universitas Sebelas Maret.
- Susanto, S., & Suryadi, D. (2010). *Pengantar Data Mining- Menggali Pengetahuan dari Bongkahan Data*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Yanti, N. (2011). Penerapan Metode Neural Network dengan Struktur Backpropagation untuk Prediksi Stok Obat di Apotek (Studi Kasus: Apotek ABC). *Seminar Nasional Teknologi Informasi*, (hal. 15-20). Yogyakarta.
- Yusuf, Y., Pratikto, F. R., & Gerry. (2006). Penerapan Data Mining Dalam Penentuan Aturan Asosiasi Antar Jenis Item. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI 2006)*, (hal. 53-56). Yogyakarta.

LAMPIRAN

