

**PERBANDINGAN ALGORITMA PELATIHAN
BACKPROPAGATION PADA STUDI PERAMALAN BEBAN
MENGUNAKAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*
(ANN) DI KABUPATEN BANTUL**

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu persyaratan
mencapai derajat Sarjana S1



Disusun oleh:

Mukhamad Dasta Sapanta

13524009

**Jurusan Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia
Yogyakarta**

2018

LEMBAR PENGESAHAN

**PERBANDINGAN ALGORITMA PELATIHAN
BACKPROPAGATION PADA STUDI PERAMALAN BEBAN
MENGUNAKAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK
(ANN) DI KABUPATEN BANTUL**

TUGAS AKHIR

**Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana Teknik
pada Program Studi Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia**

Disusun oleh:

**Mukhamad Dasta Sapanta
13524009**

Yogyakarta, 2 Februari 2018

Menyetujui,

Pembimbing Tunggal



**Husein Mubarak, S.T., M.Eng
155241305**

LEMBAR PENGESAHAN PENGUJI

PERBANDINGAN ALGORITMA PELATIHAN
BACKPROPAGATION PADA STUDI PERAMALAN BEBAN
MENGUNAKAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*
(ANN) DI KABUPATEN BANTUL

Disusun oleh:

Mukhamad Dasta Sapanta
13524009

Telah Dipertahankan di Depan Sidang Penguji Sebagai Salah Satu Syarat Untuk
Memperoleh Gelar Sarjana Teknik Elektro Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam
Indonesia

Yogyakarta, 6 April 2018

Tim Penguji,

الجامعة الإسلامية
الاستدراة الإندونيسية

ketua

Husein Mubarak, S.T., M.Eng

.....

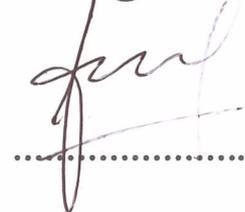

Anggota I

Setyawan Wahyu Pratomo, ST, MT.

.....


Anggota II

Firmansyah Nur Budiman, ST, M.Sc.

.....


Mengetahui,

Ketua Jurusan Teknik Elektro Universitas Islam Indonesia



Dr. Eng. Hendra Setiawan, S.T., M.T.
NIP. 025200526

PERNYATAAN

Dengan ini Saya menyatakan bahwa:

1. Skripsi ini tidak mengandung karya yang diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan Saya juga tidak mengandung karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.
2. Informasi dan materi Skripsi yang terkait hak milik, hak intelektual, dan paten merupakan milik bersama antara tiga pihak yaitu penulis, dosen pembimbing, dan Universitas Islam Indonesia. Dalam hal penggunaan informasi dan materi Skripsi terkait paten maka akan diskusikan lebih lanjut untuk mendapatkan persetujuan dari ketiga pihak tersebut diatas.

Yogyakarta, 2 Februari 2018



Mukhamad Dasta Sapanta

KATA PENGANTAR

Puji syukur kami panjatkan kehadirat Allah SWT atas segala rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul **“PERBANDINGAN ALGORITMA PELATIHAN *BACKPROPAGATION* PADA STUDI PERAMALAN BEBAN MENGGUNAKAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)* DI KABUPATEN BANTUL”** ini dapat tersusun hingga selesai yang menjadi salah satu syarat untuk mendapatkan gelar Sarjana Teknik.

Dan besar harapan penulis agar Tugas Akhir ini dapat menambah ilmu dan menambah wawasan bagi para pembaca, dan agar kedepannya memperbaiki bentuk serta menambah isi penulisan agar menjadi lebih baik.

Dikarenakan keterbatasan pengetahuan maupun pengalaman dari penulis, masih banyak kekurangan dalam penulisan maupun materi dalam Tugas Akhir ini, sehingga penulis mengharapkan saran serta kritik yang membangun dari pembaca.

Selama penyusunan Tugas Akhir penulsi mendapat bantuan dari banyak pihak sehingga dalam kesempatan ini disampaikan beberapa ucapan terimakasih kepada:

1. Tuhan Yang Maha Esa yang telah memberikan rahmat-Nya hingga saat ini.
2. Bapak dan Ibu yang selalu mendoakan dan memberikan dukungan pada penulis.
3. Abang penulis yang memberikan motivasi dan dukungan.
4. Bapak Husein Mubarak, S.T., M.Eng selaku dosen pembimbing skripsi yang telah memberikan bimbingan kepada penulis.
5. Seluruh dosen program S1 Teknik Elektro FTI UII, yang telah banyak memberikan pengetahuan serta ilmunya selama penulis mengenyam bangku kuliah.
6. Teman-teman mahasiswa program S1 Teknik Elektro dan semua pihak yang membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
7. Viko dan Ibnu yang telah membantu dalam membagi pengetahuan tentang metode yang digunakan.
8. Bu Asih selaku pegawai PT.PLN (persero) wilayah Yogyakarta yang telah membantu penulis dalam mendapatkan data bulanan untuk Kabupaten Bantul.

ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN

ANN = *Artificial Neural Network*

JST = Jaringan Syaraf Tiruan

PLN = Perusahaan Listrik Negara

V = Volt

VA = Volt Ampere

SSE = *Sum Square Error*

MSE = *Mean Square Error*

Rp = Rupiah

ABSTRAK

Kabupaten Bantul merupakan salah satu daerah yang permintaan akan konsumsi energi listrik tiap tahunnya meningkat walau secara bertahap, hal ini dikarenakan Bantul merupakan wilayah Kabupaten yang sedang berkembang dengan sejumlah tempat wisata alam. Sehingga setiap tahunnya akan mengalami pertumbuhan pembangunan yang diikuti dengan peningkatan akan kebutuhan energi listrik. Dengan adanya isu tersebut diperlukan suatu peramalan akan jumlah konsumen maupun beban agar pihak penyedia energi listrik PT.PLN (persero) dapat menyediakan sesuai kebutuhan. Dalam melakukan peramalan, metode yang digunakan merupakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) yang dijalankan dengan *Backpropagation*. Kelebihan dari pada metode ini dapat dengan mudah memformulasikan pengalaman dan pengetahuan peramal serta sangat fleksibel dalam perubahan aturan peramal. Dengan menggunakan algoritma pelatihan *Levenbeg-Marquardt*, *Variable Learning Rate Gradient Descent*, dan *Quasi Newton* maka terlihat hasil paling akurat dengan melihat rata-rata %*error* paling kecil yang dihasilkan pada ketiga algoritme pelatihan tersebut. Sehingga memungkinkan untuk melakukan hal yang berhubungan dengan prediksi atau peramalan. Hasil pelatihan dengan *Levenbeg-Marquardt*, *Variable Learning Rate Gradient Descent* dan *Quasi Newton* menunjukkan bahwa hasil *error* yang dihasilkan cukup kecil yaitu sebesar 0,39% ; 0,42% dan 0,32%. Dari hasil pelatihan tersebut menunjukkan bahwa Jaringan Syaraf Tiruan (*ANN*) bagus untuk diaplikasikan kedalam hal prediksi atau peramalan. Dari ketiga algoritma pelatihan tersebut dipilih pelatihan *Quasi Newton* untuk melakukan prediksi karena dari hasil pelatihan *Quasi Newton* Memiliki kesalahan paling kecil. Didapat hasil contoh peramalan beban dari bulan januari sampai dengan desember 2017 sebesar 183,480,764.4 VA, 184,126,377.1 VA, 184,229,449.3 VA, 184,236,406.1 VA, 184,243,284.4 VA, 184,245,715.5 VA, 184,244,915.7 VA, 184.231.810.3 VA, 184,234,477.6 VA, 184,236,174.5 VA, 184,235,105 VA, 184,242,146.5 VA.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	i
LEMBAR PENGESAHAN PENGUJI	ii
Tim Penguji,	ii
PERNYATAAN.....	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN	v
ABSTRAK	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL.....	x
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Studi Literatur	4
2.2 Tinjauan Teori.....	5
2.2.1 Faktor yang mempengaruhi beban.....	5
2.2.2 Algoritma pembelajaran	6
2.2.3 Jaringan Syaraf Tiruan.....	7
2.2.4 Model Jaringan Syaraf Tiruan	7
2.2.5 Karakteristik jaringan syaraf tiruan	8

2.2.6 Fungsi Aktivasi	8
2.2.7 <i>Sum Square Error</i> dan <i>Root Mean Square Error</i>	9
2.2.8 Arsitektur Jaringan dengan Model <i>Backpropagation</i>	10
BAB 3 METODOLOGI	11
3.1 Alat dan Bahan	11
3.2 Alur Penelitian	11
3.3 Perancangan Sistem/Simulasi/Metode Analisis	12
3.4 Cara Analisis	14
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	15
4.1 Analisis Data	15
4.2 Membangun Model Jaringan Saraf Tiruan	16
4.2.1 Model Jaringan	16
4.2.2 Input dan Output Jaringan	16
4.2.3 Jumlah <i>Hidden Layer</i>	16
4.2.4 Fungsi Pelatihan	16
4.3 Hasil Pembahasan	17
4.3.1 Arsitektur Jaringan Optimal	17
4.3.2 Prediksi Beban (VA)	21
4.3.3 Prediksi Jumlah Tagihan Listrik Kabupaten Bantul	22
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	24
5.1 Kesimpulan	24
5.2 Saran	24
DAFTAR PUSTAKA	25
LAMPIRAN	26

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Struktur <i>Neuron</i> ANN	7
Gambar 3. 1 Alur Penelitian.....	11
Gambar 4. 1 Jumlah Beban Pemakaian perbulan selama 6 tahun (2011-2016).....	15
Gambar 4. 2 Arsitektur JST dengan algoritma pelatihan <i>Quasi Newton</i> (5-30-1).....	19
Gambar 4. 3 <i>MSE training Levenberg-Marquardt</i>	19
Gambar 4. 4 <i>MSE training Variable Learning Rate Gradient Descent</i>	20
Gambar 4. 5 <i>MSE training Quasi Newton</i>	20
Gambar 4. 6 Plot Regresi Linier <i>Quasi Newton</i>	20
Gambar 4. 7 Pola pada data <i>output</i> (target) vs Keluaran Jaringan Syaraf Tiruan (<i>ANN</i>) dengan <i>trainbfg</i>	21
Gambar 4. 8 Grafik Prediksi Beban Tahun 2017	21
Gambar 4. 9 Grafik Prediksi Tagihan Listrik 2017	22

DAFTAR TABEL

Tabel 4. 1 hasil simulasi <i>Feedforward Backpropagation</i> dengan algoritma pelatihan <i>Levenberg-Marquardt</i> , <i>Variable Learning Rate Gradient Descent</i> , dan <i>Quasi Newton</i>	18
Tabel 4. 2 Prediksi Pemakaian Beban Kabupaten Bantul tahun 2017	21
Tabel 4. 3 Prediksi Tagihan Listrik 2017	23

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Peramalan beban maupun peramalan pengguna energi listrik merupakan sesuatu hal yang penting dalam operasi sistem tenaga. Pada kenyataannya bahwa energi listrik tidak dapat disimpan dalam skala yang besar, dapat dikatakan bahwa produksi energi listrik diprioritaskan seimbang dengan kebutuhan akan pelanggan sehingga peran peramalan beban di masa mendatang sangat dianjurkan agar meminimalisir kerugian dari produsen energi listrik.

Pada realitanya kebutuhan akan energi listrik pada suatu wilayah berbeda-beda setiap tahunnya mengingat Indonesia merupakan negara yang berkembang sehingga banyak pembangunan dalam suatu sektor yang secara tidak langsung memerlukan energi listrik untuk menunjang pembangunan tersebut. Suatu pembangkit listrik diharapkan dapat mensuplai energinya secara efisien, dalam artian bahwa apabila suatu pembangkit menghasilkan daya yang besar maka kebutuhan suatu pelanggan juga harus besar begitu pun sebaliknya apabila kebutuhan masyarakat akan energi listrik rendah maka suatu pembangkit juga harus mengupayakan produksi daya sesuai permintaan agar tidak terjadi energi listrik yang terbuang percuma.

Metode peramalan dapat dibagi dalam model jangka pendek, menengah, dan jangka panjang tergantung pada jangka waktu peramalan. Peramalan beban pendek merupakan setiap jam atau setiap hari digunakan untuk penjadwalan dan pengontrolan sistem daya atau alokasi pembangkit cadangan berputar, serta digunakan untuk masukan dalam studi aliran daya. Peramalan jangka menengah merupakan penjadwalan sistem distribusi daya pada rentang waktu satu bulan sampai dengan satu tahun. Peramalan jangka panjang merupakan tahapan rentang lebih jauh dari pada rentang waktu peramalan jangka menengah yaitu dalam rentang waktu tahunan kedepan. Penelitian ini berkonsentrasi pada peramalan beban jangka menengah yang perhitungannya dijadwalkan pada rentang bulanan.

Energi listrik adalah energi yang tersimpan dalam arus listrik, dimana energi listrik ini dibutuhkan peralatan elektronik yang mampu menunjang kebutuhan keseharian. Sehingga agar aktifitas keseharian dapat ditunjang diperlukan energi listrik yang sudah menjadi kebutuhan pokok seluruh masyarakat Indonesia maupun dunia.

Dengan meningkatnya kebutuhan energi listrik yang sekaligus diikuti dengan peningkatan pertumbuhan pembangunan dalam bidang teknologi, industri, sekaligus informasi. Seperti yang telah diketahui sumber yang menjadi pemasok energi tunggal di Indonesia merupakan PT.PLN

(persero) belum dapat memenuhi kebutuhan masyarakat dalam hal masalah kelistrikan di daerah-daerah tertentu. Dengan demikian diperlukan sumber energi lain terutama sumber energi alternatif yang ramah lingkungan agar dapat menunjang kebutuhan energi listrik di daerah yang masih belum terpenuhi yang sekaligus diikuti dengan adanya krisis energi fosil saat ini.

Faktor yang berperan penting dalam perencanaan operasi sistem tenaga listrik adalah ramalan beban pada suatu sistem tenaga listrik yang berkepentingan. Metode yang akan digunakan untuk memperkirakan laju pertumbuhan pelanggan dan beban listrik dilakukan dengan analisis komputasi. *Artificial Neural Network (ANN)* atau Jaringan Syaraf Tiruan merupakan teknologi komputasi yang dapat diaplikasikan untuk memprediksi suatu pola. Dalam proses belajarnya *ANN* dapat melakukan regresi non-linier pola-pola beban listrik tiap bulan dalam satu tahun. Sehingga *ANN* dapat meramalkan jumlah pelanggan maupun beban listrik pada tahun yang akan datang.

Peramalan beban yang akan dilakukan menggunakan komputasi yang ringkas dengan bantuan metode Jaringan Syaraf Tiruan (*ANN*) yang dapat diaplikasikan pada sistem prediksi sehingga memudahkan pengguna untuk melakukan hal prediksi.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan pengujian pada pelatihan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dengan membandingkan pelatihan *Levenberg-Marquardt*, Variable Learning Rate Gradient Descent, dan Quasi Newton yang kemudian dipilih akurasi yang terbaik dengan melihat *%error* pada rata-rata keluaran pada tiap pelatihan yang kemudian dipilih untuk melakukan peramalan pada satu tahun berikutnya.

Kabupaten Bantul menarik perhatian untuk dijadikan penelitian dikarenakan kabupaten Bantul merupakan wilayah Provinsi DIY yang sedang berkembang. Dengan beberapa faktor yang mendukung yaitu sebagai salah satu tempat yang dapat dipertimbangkan untuk dijadikan tempat tujuan untuk melakukan rekreasi alam ataupun rekreasi edukasi seperti PLTH yang berada di pesisir Pantai Baru. Sehingga dalam pelaksanaannya diperlukan energi listrik yang cukup untuk menunjang keseharian suatu pengusaha menengah ataupun pengusaha kalangan atas. diperlukan suatu prediksi penggunaan energi listrik guna mengikuti kemungkinan perkembangan suatu wilayah Kabupaten Bantul.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas maka dapat diambil rumusan masalah sebagai berikut :

- ✓ Bagaimana metode *Artificial Neural Network (ANN)* atau Jaringan Syaraf Tiruan diimplementasikan dalam suatu prediksi.

- ✓ Berapa besar konsumsi energi listrik suatu wilayah masyarakat Kabupaten Bantul dalam satu tahun?

1.3 Batasan Masalah

Adapun beberapa batasan masalah dalam penelitian ini mengingat luasnya permasalahan yang dihadapi sehingga dirangkum sebagai berikut :

- ✓ Penelitian yang dilakukan mencakup satu wilayah yaitu Kabupaten Bantul.
- ✓ Tidak semua parameter diramalkan, hanya parameter yang berhubungan dengan kebutuhan akan penggunaan energi listrik.
- ✓ Data yang didapat penulis 6 tahun kebelakang.
- ✓ Jaringan syaraf tiruan sendiri tidak dibahas secara keseluruhan melainkan yang berhubungan dengan sistem saja.

1.4 Tujuan Penelitian

Dalam penelitian yang diusulkan untuk tugas akhir ini memiliki tujuan utama sebagai berikut :

- ✓ Untuk mengetahui satu tahun kedepan akan permintaan kebutuhan energi listrik masyarakat Kabupaten Bantul.
- ✓ Untuk mengetahui algoritme pelatihan mana yang paling bagus untuk melakukan prediksi.
- ✓ Untuk mengetahui seberapa akurat Jaringan Syaraf Tiruan (*ANN*) sebagai metode prediksi.

1.5 Manfaat Penelitian

Berikut manfaat yang diharapkan penulis dalam penelitian ini :

- ✓ Dapat mengetahui kebutuhann energi Kabupaten Bantul selama satu tahun kedepan dengan metode komputasi *artificial Neural Network (ANN)* atau Jaringan Syaraf Tiruan.
- ✓ Mempermudah melakukan peramalan atau prediksi sehingga masyarakat umum dapat mengaplikasikannya dalam berbagai hal.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Studi Literatur

Penelitian yang dilakukan berdasarkan referensi buku, jurnal, artikel, *proceeding* untuk informasi yang berkaitan dengan proses peramalan beban listrik serta Pembangkit energi listrik alternatif, diurai sebagai berikut :

1. Pada penelitian Yuyu Triwulan, Nasrun Haryanto, Sabat Anwari[1], permintaan listrik di Indonesia yang meningkat dikarenakan Indonesia merupakan negara berkembang di segala sektor dan juga didukung oleh kemajuan teknologi. Maka dilakukanlah penelitian tentang peramalan beban guna mendapatkan hasil beban selama satu minggu kedepan agar pemasok daya listrik dapat memproduksi sesuai kebutuhan konsumen. Metode yang dilakukan oleh penulis merupakan metode Jaringan Syaraf Tiruan yang menunjukkan *error* sebesar 0,12% dengan akurasi 99,88% yang dibandingkan dengan metode koefisien beban yang mencapai *error* 1,85% dengan akurasi 98,15%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa peramalan dengan Jaringan Syaraf Tiruan lebih baik dari metode koefisien beban.
2. Pada penelitian Aji Sudarsono[2], dalam penelitian Aji Sudarsono Metode Jaringan Syaraf Tiruan dilakukan untuk memprediksi/meramalkan laju pertumbuhan penduduk yang pengumpulan datanya dilakukan secara langsung. Pada penelitian ini telah memberi kontribusi pada persoalan pengambilan keputusan terhadap perhitungan laju pertumbuhan penduduk di Kota Bengkulu. Dalam penelitian ini juga didapatkan besarnya *Learning Rate* dan jumlah *Neuron* pada *Hidden Layer* mempengaruhi bagus ataupun tidaknya nilai yang akan dihasilkan, sehingga dapat dikatakan bahwa Algoritma *Backpropagation* dapat melakukan suatu proses prediksi.
3. Pada penelitian Muhammad Latif Chasani, Zainudin Zukhri[3], penelitian yang dilakukan merupakan penelitian tentang perencanaan anggaran biaya untuk tagihan listrik, sehingga memungkinkan untuk mempermudah dalam perencanaan suatu anggaran. Sehingga dapat disimpulkan metode *Bacpropagation* dapat melakukan peramalan prediksi suatu tagihan listrik dalam penelitian ini.
4. Pada penelitian Fachrudin Pakaja, Agus Naba dan Purwanto[4], Jaringan Syaraf Tiruan digunakan untuk melakukan prediksi penjualan mobil guna meningkatkan

laba perusahaan. Dalam penelitian ini penulis berpendapat bahwa lamanya suatu proses pelatihan sangat dipengaruhi oleh parameter-parameter suatu jaringan. Dan juga metode Jaringan Syaraf Tiruan mempunyai sifat yang adaptif yaitu jaringan akan berusaha untuk memperoleh akurasi data untuk mencapai nilai *output* yang sesuai harapan.

5. Dari penelitian Budi Warsito dan Sri Sumiyati [5], melakukan penelitian prediksi curah hujan pada Kota Semarang dengan menggunakan algoritma *Quasi Newton* dan *Levenberg Marquardt*. Dari hasil pembahasan dan penelitian yang telah dilakukan didapat kesimpulan bahwa algoritma *Quasi Newton* lebih baik digunakan dalam rangka meminimalisir kesalahan dibandingkan dengan algoritma *Levenberg-Marquardt*.

2.2 Tinjauan Teori

Berdasarkan pendapat Freddy Ranguti (2005, p95)[9], Kebutuhan akan permintaan harus sesuai dengan perencanaan kapasitas produksi. Seperti yang telah diketahui bahwa suatu keadaan dimasa mendatang tidaklah dapat diketahui secara pasti. Dengan beberapa metode atau teknik tertentu maka dapat memperkecil ketidakpastian tersebut.

2.2.1 Faktor yang mempengaruhi beban

Pada umumnya beban listrik sebagian dikonsumsi oleh aktivitas industri, sebagian lainnya digunakan untuk kebutuhan rumah tangga dan beberapa untuk kepentingan umum. Faktor-faktor penting yang mempengaruhi terhadap variasi beban listrik sehari-hari diklasifikasikan dalam faktor ekonomi, lingkungan, kalender, musim dan kejadian khusus.

1. Kalender dan musim

Sinar matahari, tahun ajaran baru sekolah, liburan sekolah dan libur nasional merupakan termasuk dalam kategori ini. Perubahan musim yang terjadi menimbulkan permasalahan terhadap suhu udara dalam suatu ruangan ataupun gedung, sehingga penggunaan alat elektronik seperti *Air Conditioner* dan juga kipas angin guna menstabilkan suhu dalam ruangan sering digunakan sesuai dengan keadaan iklim yang sedang terjadi. Indonesia memiliki 3 jenis iklim yakni iklim musim (iklim muson), iklim tropika (iklim panas), dan iklim laut yang memiliki rata-rata temperature sekitar 30°C. Pada kasus negara Indonesia perbedaan antar musim tidak terlalu terpaut jauh temperaturnya dibandingkan dengan negara yang memiliki 4 iklim yang tergolong ekstrim. Sehingga dapat dikatakan bahwa dinegara yang beriklim tropis

seperti di Indonesia umumnya tidak terdapat musim tertentu yang menyebabkan terjadinya perubahan level kurva beban tahunan. Indonesia memiliki jam sinar matahari yang sama setiap tahunnya dikarenakan letak geografisnya berada pada katulistiwa.. Pada penelitian ini faktor cuaca tidak mempunyai pengaruh yang besar pada beban listrik.

2. Ekonomi dan lingkungan

Pada daerah perkotaan dan pedesaan, pertumbuhan industri, pertumbuhan ekonomi, adanya resesi ekonomi, serta kenaikan harga listrik dapat menyebabkan perubahan pola beban.

3. Kejadian khusus

Merupakan kejadian yang terjadi karena adanya acara tahunan yang besar ataupun acara hiburan yang membutuhkan tenaga listrik yang cukup besar. Biasanya kejadian khusus hanya bersifat sementara dan juga mempengaruhi pola beban tahunan.

2.2.2 Algoritma pembelajaran

Dalam Jaringan Syaraf Tiruan suatu pembelajaran (*learning*) berperan penting untuk menghasilkan nilai-nilai bobot akhir yang terdapat pada Jaringan Syaraf Tiruan yang menjadikan data sesuai dengan data yang telah dilatih. Perubahan nilai-nilai bobot akan berubah mengikuti algoritma yang diterapkan. Proses pembelajaran Jaringan Syaraf Tiruan terbagi menjadi *supervised learning* (pembelajaran terawasi) dan *unsupervised learning* (pembelajaran tidak terawasi).

1. Pembelajaran terawasi (*supervised learning*)

Merupakan Pembelajaran yang output harapan yang diinginkan telah dapat diketahui sebelumnya. Data yang telah ada dari sebelumnya merupakan pokok dari pembelajaran ini. Yang termasuk metode *supervise learning* dalam Jaringan Syaraf Tiruan adalah *hebbian (hebb rule)*, *perceptron*, *adaline*, *boltzman*, *hapfield*, dan *backpropogation*.

2. Pembelajaran tidak terawasi (*unsupervised learning*)

Pembelajaran tidak terawasi yang dimaksud merupakan pembelajaran yang secara nyata tidak dituntun oleh suatu target sebagai *outputnya*. Sehingga selama proses pembelajaran pada metode ini tidak bisa ditentukan seperti apa hasil yang sesuai harapan, pada saat proses pembelajaran nilai bobot yang disusun dalam proses rentang tertentu sesuai dengan *input* yang diberikan. Adapun tujuan *unsupervised learning* ini agar dapat dengan mudah mengelompokkan unit-unit yang hampir sama dalam area tertentu. Pembelajaran ini umumnya sangat tepat untuk menyelesaikan klasifikasi pola.

2.2.3 Jaringan Syaraf Tiruan

Artificial neural network (ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan merupakan sistem komputasi yang operasi serta arsitekturnya diilhami oleh pengetahuan sel syaraf biologi didalam otak. Sehingga dapat dikatakan bahwa Jaringan Syaraf Tiruan merupakan suatu sistem yang dapat menirukan cara kerja jaringan syaraf biologi.

Adapun persamaan sifat Jaringan Syaraf Tiruan dengan yang dimiliki oleh otak manusia, yaitu:

1. Kemampuan untuk belajar dari pengalaman
2. Kemampuan untuk melakukan perumunan (*generalization*) terhadap input baru dari pengalaman yang telah dimiliki atau dipelajari.
3. Kemampuan memisahkan (*abstraction*) karakteristik penting dari input yang mengandung data tidak penting.

2.2.4 Model Jaringan Syaraf Tiruan

Layak halnya otak manusia, jaringan syaraf terdiri dari beberapa *neuron*, dan *neuron-neuron* tersebut saling berhubungan satu sama lain. *Neuron-neuron* akan mengubah informasi yang diterima melalui sambungan keluarannya menuju neuron-neuron yang lain yang disebut juga dengan nama bobot, yang ditunjukkan dengan gambar 2.1. Informasi tersebut tersimpan pada suatu nilai tertentu pada bobot tersebut. Ini diproses oleh suatu fungsi perambatan yang akan menjumlahkan nilai-nilai semua bobot yang akan datang. Hasil penjumlahan ini kemudian dibandingkan dengan suatu Informasi yang disebut dengan masukan, kemudian dikirim ke *neuron* dengan bobot kedatangan tertentu. Masukkan nilai ambang (*threshold*) tertentu melalui fungsi aktivasi setiap *neuron*.



Gambar 2. 1 Struktur *Neuron* ANN

Ada beberapa kriteria dalam model jaringan syaraf tiruan, namun dapat dikatakan bahwa semua komponen hampir sama. Layaknya otak manusia, jaringan syaraf tiruan dikembangkan dari cara berpikir manusia atau syaraf biologis, dengan asumsi sebagai berikut:

1. Pemrosesan informasi terjadi pada beberapa sel atau syaraf sel (*neuron*)

2. Setiap sinyal dilewatkan diantara sel dengan penghubung (*connections links*) antara neuron-neuron tersebut. Melalui sambungan keluarnya neuron-neuron tadi memberikan informasi yang telah diterima menuju neuron yang lain.
3. Pada jaringan syaraf tiruan penghubung ini mempunyai sebuah bobot (*weight*). Yang mengalikan sinyal yang disalurkan dalam suatu jaringan syaraf tiruan tipikal.
4. Informasi tersebut disimpan pada suatu nilai tertentu pada bobot tersebut.
5. Masing-masing sel menerapkan sebuah fungsi aktivasi terhadap jumlah dari sinyal-sinyal masukan terbobot (*weighted*) jaringannya untuk menentukan sinyal keluaran.

2.2.5 Karakteristik jaringan syaraf tiruan

Penyelesaian masalah menggunakan jaringan syaraf tiruan tidak memerlukan pemrograman. Pada dasarnya jaringan syaraf tiruan menyelesaikan suatu permasalahan melalui proses pembelajaran dari contoh-contoh yang telah ada. Pada prosesnya jaringan syaraf tiruan diberikan sebuah bentuk pelatihan yang berasal dari contoh yang ada yang kemudian diolah. Proses belajar jaringan syaraf tiruan berasal dari contoh yang telah diberikan tadinya. Pada penelitian ini menggunakan metode pelatihan yang sering digunakan yaitu metode belajar terbimbing. Selama proses belajar itu pola masukan disajikan bersama-sama dengan pola keluaran yang diinginkan. Sebagai tanggapan atas pola masukan-sasaran yang disajikan tersebut, jaringan akan menyesuaikan nilai bobotnya. Apabila proses pelatihan dirasa berhasil, tanggapan benar akan diberikan oleh bobot yang dihasilkan selama proses pelatihan jaringan terhadap masukan yang diberikan.

2.2.6 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan operasi dasar dari syaraf tiruan yang terdiri dari bobot sinyal *input* yang kemudian menghasilkan suatu *output*. Beberapa fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan saraf tiruan adalah:

1. Fungsi identitas

$$f(x)=x, \text{ untuk semua } x \quad (2.1)$$

2. Fungsi undak biner (dengan batas ambang)

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{untuk } x \geq \theta \\ 0 & \text{untuk } x < \theta \end{cases} \quad (2.2)$$

3. Fungsi Sigmoid

$$f(x) = \frac{1}{1+\exp(-\sigma x)} \quad (2.3)$$

$$f'(x) = \sigma f(x)[1 - f(x)] \quad (2.4)$$

Dengan:

σ : konstanta

4. Fungsi sigmoid bipolar

$$g(x) = 2f(x) - 1 = \frac{2}{1+\exp(-\sigma x)} \quad (2.5)$$
$$= \frac{1-\exp(-\sigma x)}{1+\exp(-\sigma x)}$$

$$g'(x) = \frac{\sigma}{2}[1+g(x)][1-g(x)] \quad (2.6)$$

Dengan:

σ : konstanta

2.2.7 Sum Square Error dan Root Mean Square Error

Perhitungan kesalahan merupakan bagaimana jaringan dapat belajar dengan baik sehingga jika dibandingkan dengan pola yang baru akan dengan mudah dikenali. Kesalahan pada keluaran jaringan merupakan selisih antara keluaran sebenarnya (*current output*) dan keluaran yang diinginkan (*desired output*). Selisih yang dihasilkan antara keduanya biasanya ditentukan dengan cara dihitung menggunakan suatu persamaan.

Sum Square Error (SSE) dihitung sebagai berikut:

1. Hitung keluaran jaringan syaraf untuk masukan pertama.
2. Hitung selisih antara nilai keluaran jaringan saraf dan nilai target/yang diinginkan untuk setiap keluaran.
3. Kuadratan untuk setiap keluaran kemudian hitung seluruhnya. Ini merupakan kuadrat kesalan untuk contoh latihan.

Adapun rumusnya adalah:

$$SSE = \sum_p \sum_j (T_{jp} - X_{jp})^2 \quad (2.7)$$

Dengan:

T_{jp} : nilai keluaran jaringan syaraf tiruan

X_{jp} : nilai target/yang diinginkan untuk setiap keluaran

Root Mean Square Error (RMS Error):

1. Hitung SSE
2. Hasilnya dibagi dengan perkalian antara banyaknya data pada pelatihan dan banyaknya keluaran, kemudian diakarkan.

Rumus :

$$RMS\ Error = \sqrt{\frac{\sum_p \sum_j (T_{jp} - X_{jp})^2}{n_p n_o}} \quad (2.8)$$

Dengan:

T_{jp} : nilai keluaran jaringan syaraf

X_{jp} : nilai target/yang diinginkan untuk setiap keluaran

n_p : jumlah seluruh pola

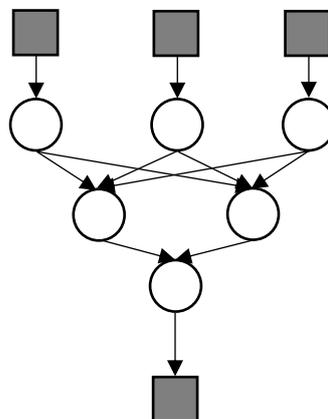
n_o : jumlah keluaran

2.2.8 Arsitektur Jaringan dengan Model *Backpropagation*

Metode *Backpropagation* merupakan model jaringan syaraf tiruan dengan pelatihan terbimbing, sehingga pada setiap masing-masing pola *input* terdapat pasangan *output*. Pada dasarnya tujuan jaringan syaraf tiruan untuk melakukan pelatihan adalah untuk mendapatkan akurasi antara kemampuan jaringan dalam menanggapi pola-pola *input* pada saat pelatihan serta memberikan suatu nilai yang diharapkan dengan memberikan pola masukan lain yang serupa. Sehingga hasil dari proses pelatihan tersebut akan terbentuk suatu pembobot yang akan digunakan untuk pemrosesan pola masukan yang lain.

- Jaringan dengan banyak lapisan (*multilayer net*)

Pada arsitektur jaringan syaraf *Backpropagation* merupakan jaringan dengan jenis jaringan banyak lapisan. Jaringan ini merupakan jaringan dengan satu atau lebih lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Jaringan ini memiliki keunggulan dalam memecahkan suatu permasalahan dibandingkan dengan jaringan lapis tunggal, tetapi dengan pola pelatihan yang lebih rumit. Pada beberapa kasus permasalahan jaringan ini memiliki pelatihan yang lebih bagus dikarenakan dapat memecahkan suatu permasalahan yang tidak dapat dilakukan oleh jaringan berlapis tunggal. Berikut contoh jaringan banyak lapisan pada Gambar 2.3.



Gambar 2. 2 Jaringan Syaraf dengan Banyak Lapisan

BAB 3

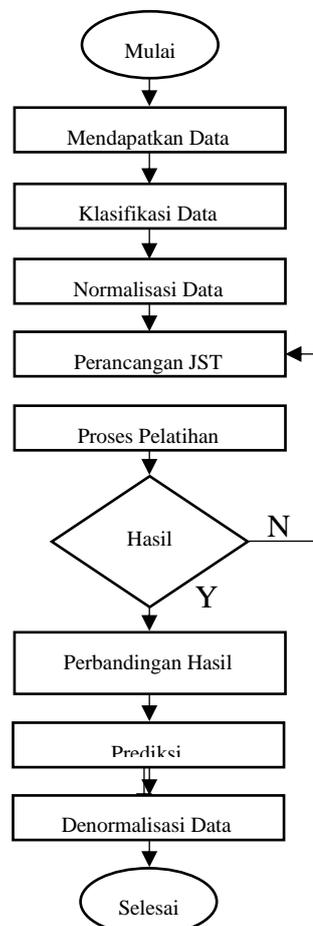
METODOLOGI

3.1 Alat dan Bahan

Alat pendukung yang dibutuhkan dalam penelitian ini diantaranya sebagai berikut :

1. Laptop dengan processor intel core i3, memory 4GB dengan sistem operasi Windows 10
2. Perangkat lunak Matlab R2013a yang digunakan untuk membangun *ANN* dan melakukan simulasi terhadap model yang dibangun.
3. Perangkat lunak Microsoft Office Word 2016 yang digunakan untuk menyusun laporan.
4. Perangkat lunak Microsoft Office Excel 2016 untuk mengolah serta menyimpan data.
5. Bahan referensi yang terkait dengan penelitian ini yaitu berupa buku, paper, maupun situs di internet yang dapat dijadikan acuan.
6. Bahan berupa data sekunder yang diperoleh dari PT.PLN (persero) Yogyakarta.

3.2 Alur Penelitian



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

3.3 Perancangan Sistem/Simulasi/Metode Analisis

Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Studi literatur yang dilakukan adalah dengan cara mencari dan mempelajari sumber referensi yang berkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan baik berupa buku, makalah maupun situs di internet yang dapat dijadikan acuan. Literatur yang dibutuhkan adalah penelitian-penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan peramalan khususnya peramalan beban dengan berbagai macam metode yang telah dilakukan.
2. Identifikasi masalah dan pemilihan metode adalah tahapan menemukan permasalahan sebelum dilakukannya penelitian dan memilih metode yang tepat untuk memecahkan masalah. Dalam penelitian ini masalah yang diangkat adalah melihat data jumlah pelanggan dan beban energi listrik dari Kabupaten Bantul sebagai dasar dilakukan peramalan. Identifikasi masalah dilakukan menggunakan metode untuk memecahkan masalah. Dalam penelitian ini pemecahan masalah dilakukan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan (*ANN*) untuk memperoleh akurasi jaringan optimal dalam peramalan.
3. Pengumpulan data, dalam penelitian ini menggunakan data bulanan (*time series*) Kabupaten Bantul dari PT.PLN (persero) Yogyakarta sebagai penyedia daya energi listrik untuk wilayah Yogyakarta dan sekitarnya, yang terdapat beberapa parameter untuk dilakukan peramalan dan analisa. Besarnya data yang dipilih dalam penelitian ini adalah data tentang penggunaan beban bulanan serta biaya pada Kabupaten Bantul dari bulan januari 2011 sampai dengan desember 2016.
4. Pengolahan data dilakukan melalui proses normalisasi yang bertujuan untuk mengubah atau mentransformasikan data menjadi interval $[0.1,0.9]$ dan memudahkan proses *learning*. Persamaan 3.1 berikut digunakan untuk proses normalisasi.

$$x' = \frac{0.8(x-a)}{b-a} + 0.1 \quad (3.1)$$

Dengan x' = hasil normalisasi

x = data asli

a = data minimum

b = data maksimum

5. Pembagian data berupa data beban yang diambil dari data bulanan mulai januari 2011 sampai bulan desember 2016 yang diambil 70% untuk data pelatihan dan sisanya 30% digunakan untuk data uji.
6. Data *input* yang digunakan dalam pelatihan adalah data dari bulan januari 2011 sampai dengan bulan desember 2015. Data *output* atau target yang digunakan adalah data bulan januari 2016

sampai desember 2016. Data input dan target pada proses pelatihan membentuk 5 pola. Data pengujian menggunakan data dari bulan januari 2012 sampai desember 2016 sehingga keluaran atau output langsung memperlihatkan peramalan pada tahun selanjutnya.

7. Membangun model ANN

a. Merancang arsitektur

Arsitektur *neural network* secara umum terdiri dari atas lapisan masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan keluaran (*output layer*). Setiap lapisan memiliki jumlah *neuron* yang berbeda-beda. Lapisan input adalah lapisan yang terdiri dari beberapa neuron yang akan menerima sinyal dari luar dan kemudian akan meneruskan ke *neuron-neuron* lain dalam jaringan.

b. Menentukan parameter

Parameter pelatihan yang digunakan untuk mempengaruhi proses pelatihan adalah parameter *goal performance*, *epoch*, dan *learning rate*. *Goal performance* adalah target nilai fungsi kerja dalam proses pelatihan dengan acuan nilai MSE. Iterasi akan dihentikan apabila nilai fungsi kerja kurang dari atau sama dengan nilai kinerja tujuan. *Epoch* adalah kriteria pemberhentian selama proses pelatihan. Iterasi akan dihentikan apabila *epoch* melebihi nilai maksimum *epoch* yang telah ditentukan. *Learning rate* adalah parameter yang menentukan besar langkah perubahan bobot setiap iterasi pelatihan.

c. Menentukan fungsi pelatihan

Dalam pelatihan ini, simulasi dilakukan dengan menerapkan beberapa fungsi pelatihan. Fungsi yang akan digunakan adalah algoritme *Levenberg Marquardt*, *Learning Rate Gradient Descent* dan algoritme *Quasi Newton*. Algoritme tersebut dipilih karena termasuk algoritme orde kedua dalam pelatihan ANN. Sedangkan fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi *sigmoid biner/logistic* pada *layer input* dan *layer output*.

d. Pelatihan jaringan

Proses pelatihan data dilakukan berdasarkan arsitektur dan parameter yang telah ditentukan.

e. Perbandingan akurasi pelatihan

Setelah dilakukan simulasi dengan beberapa arsitektur dan parameter yang telah ditentukan, hasil simulasi akan dibandingkan. Perbandingan dilakukan untuk melihat tingkat kinerja dari arsitektur optimal dari proses pelatihan. Penentuan jaringan yang optimal dipilih berdasarkan analisa terhadap konvergensi dan tingkat *error* yang dihasilkan oleh masing-masing jaringan pada proses pelatihan.

f. Pengujian jaringan

Pengujian jaringan dilakukan berdasarkan arsitektur optimal yang diperoleh dari hasil pelatihan. Proses pengujian dilakukan dengan menggunakan data pengujian yang telah

ditentukan sebelumnya berbeda dengan data pelatihan. Pengujian dilakukan untuk melihat kinerja jaringan dalam generalisasi terhadap data baru yang diberikan. Tingkat kinerja jaringan dinilai berdasarkan MSE dan MAPE.

g. Prediksi

Prediksi dilakukan menggunakan jaringan optimal dari simulasi sebelumnya. Prediksi dilakukan untuk mengetahui jumlah pelanggan ataupun besarnya daya yang dibutuhkan pada tahun selanjutnya menggunakan data sebelumnya.

h. Denormalisasi

Denormalisasi bertujuan untuk mengembalikan data ke dalam rentang nyata dari data normalisasi, kemudian dapat dilihat hasil angka atau nilai yang sesungguhnya.

3.4 Cara Analisis

Dalam *neural network*, proses peramalan menggunakan data runtun waktu (*time series*) yang pertama dilakukan adalah menentukan jumlah *neuron* input jaringan, parameter pembelajaran, serta data latih yang berupa data input pelatihandan data target pelatihan yang digunakan pada saat proses pelatihan *neural network*. Setelah proses pelatihan selesai hingga mencapai toleransi *error* yang ditentukan maka didapat bobot dan bias optimal yang kemudian digunakan sebagai bobot dalam pengujian.

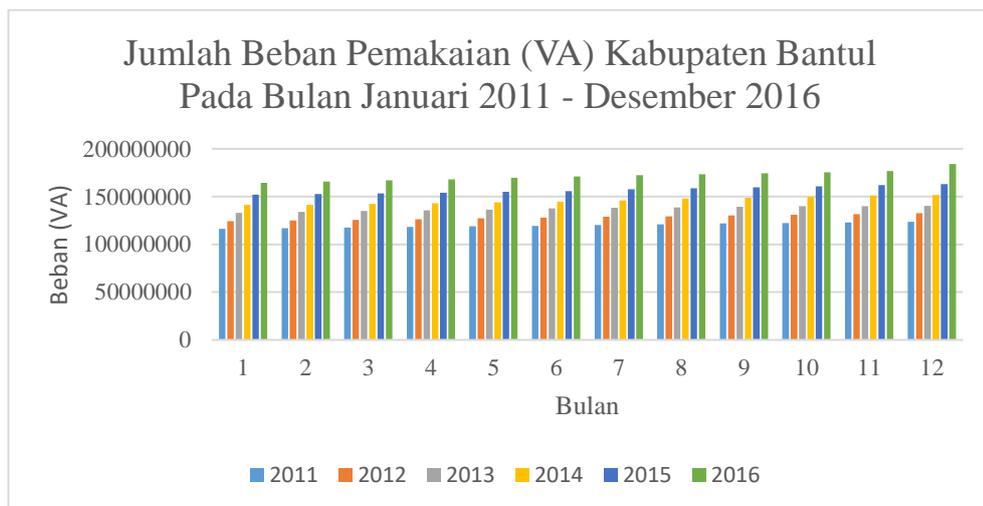
Pada proses pengujian, jaringan melakukan perhitungan terhadap data pengujian yang terdiri dari data input pengujian dan data target pengujian dengan arsitektur jaringan dan parameter jaringan yang sama saat pelatihan.

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah runtun waktu jumlah penggunaan beban pelanggan listrik dan juga beberapa parameter lain untuk diramalkan di Kabupaten Bantul selama satu bulan dalam beberapa tahun mulai dari bulan januari 2011 sampai dengan bulan desember 2016. Kemudian data historis dari PLN diubah menjadi grafik sehingga terlihat pola lonjakan penggunaan listrik tiap tahun dan bulan, seperti pada Gambar 4.1 dan serta Tabel L1 pada lampiran1.



Gambar 4. 1 Jumlah Beban Pemakaian perbulan selama 6 tahun (2011-2016)

4.2 Membangun Model Jaringan Saraf Tiruan

Pada kasus peramalan beban pemakaian di Kabupaten Bantul ini, analisis data dilakukan dengan metode jaringan saraf tiruan menggunakan algoritme pelatihan *Levenberg-Marquardt*, *Variable Learning Rate Gradient Descent* dan *Quasi-Newton* secara individu dengan berbagai variasi *hidden layer* dan *learning rate* untuk mendapatkan arsitektur terbaik yang ditunjukkan dengan kecepatan konvergensi dan tingkat *error* tiap algoritme pelatihan tersebut. Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan toolbox yang ada pada perangkat lunak Matlab.

4.2.1 Model Jaringan

Model jaringan yang digunakan dalam penelitian ini adalah model jaringan *feedforward neural network*. Jaringan *feedforward* tersusun dari beberapa lapis yang juga sering disebut model *feedforward backpropagation*. Model jaringan ini dipilih karena kemampuannya dalam memahami peristiwa baru berdasarkan proses pelatihan yang dilakukan sebelumnya. Selain itu, model *neural network* juga mampu menghubungkan data *linear* maupun data *non-linear* tanpa asumsi tambahan dengan menggeneralisasi dengan baik semua jenis pola data.

4.2.2 Input dan Output Jaringan

Pada penelitian data dibagi menjadi dua yaitu data input dan juga data output. Data input yang dimaksudkan disini merupakan data yang digunakan untuk *training* atau pelatihan dari bulan Januari 2011 sampai dengan bulan Desember 2015 dengan dibimbing oleh data output yaitu sebagai data target dari bulan Januari 2016 sampai dengan bulan Desember 2016, sehingga keluaran dari data latih ini akan dianalisa dan dilihat seberapa besar *error*, yang kemudian digunakan untuk simulasi dengan data yang baru yaitu data uji.

4.2.3 Jumlah *Hidden Layer*

Pada penelitian ini jumlah *hidden layer* yang digunakan 1. *Hidden Layer* bisa digunakan lebih dari satu atau bahkan tidak sama sekali[4].

4.2.4 Fungsi Pelatihan

Fungsi pelatihan jaringan yang digunakan dalam penelitian ini adalah fungsi pelatihan *Levenberg-Marquardt (trainlm)*, *Variable Learning Rate Gradient Descent (traingdx)*, dan *Quasi Newton (trainbfg)*.

4.3 Hasil Pembahasan

4.3.1 Arsitektur Jaringan Optimal

Pembentukan jaringan dengan model *Feedforward Backpropagation* dan proses pelatihan menggunakan fungsi *trainlm*, *traingdx*, dan *trainbfg*. Dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak Matlab. Langkah analisis dalam pemilihan arsitektur terbaik dilakukan dengan menentukan beberapa parameter berikut.

1) Membangun Arsitektur Jaringan

Arsitektur jaringan yang digunakan terdiri dari 3 layer yang terdiri dari 5 input, 40 unit neuron, 1 *hidden layer* dengan variasi simulasi sebanyak 8,30 dan 40 unit neuron pada hidden layer seperti pada Gambar 4.3 dengan arsitektur pelatihan *Quasi Newton*.

2) Fungsi Aktivasi

Fungsi Aktivasi yang digunakan pada *hidden layer* adalah fungsi *logistic sigmoid*.

3) Algoritme Pelatihan

Algoritme pelatihan pada uji pertama adalah algoritme *Levenberg-Marquardt* dengan perintah *trainlm*, kemudian diujikan pada algoritme kedua yaitu *Variable Learning Rate Gradient Descent* dengan perintah *traingdx*, dan algoritme yang diuji terakhir yaitu algoritme *Quasi Newton* dengan perintah *trainbfg*. Kemudian dapat dilihat algoritme mana yang paling akurat untuk peramalan dengan merubah parameter-parameter yang ada pada *toolbox* Matlab.

4) Maksimum *epochs*

Maksimum *epochs* merupakan jumlah *epochs* maksimal yang dilakukan selama proses pelatihan. Dalam penelitian ini jumlah maksimum *epochs* ditentukan sebesar 1000. Dalam artian selama proses pelatihan iterasi akan dihentikan apabila nilai *epochs* melebihi maksimum *epochs* yang telah ditentukan.

5) *Goal performance*

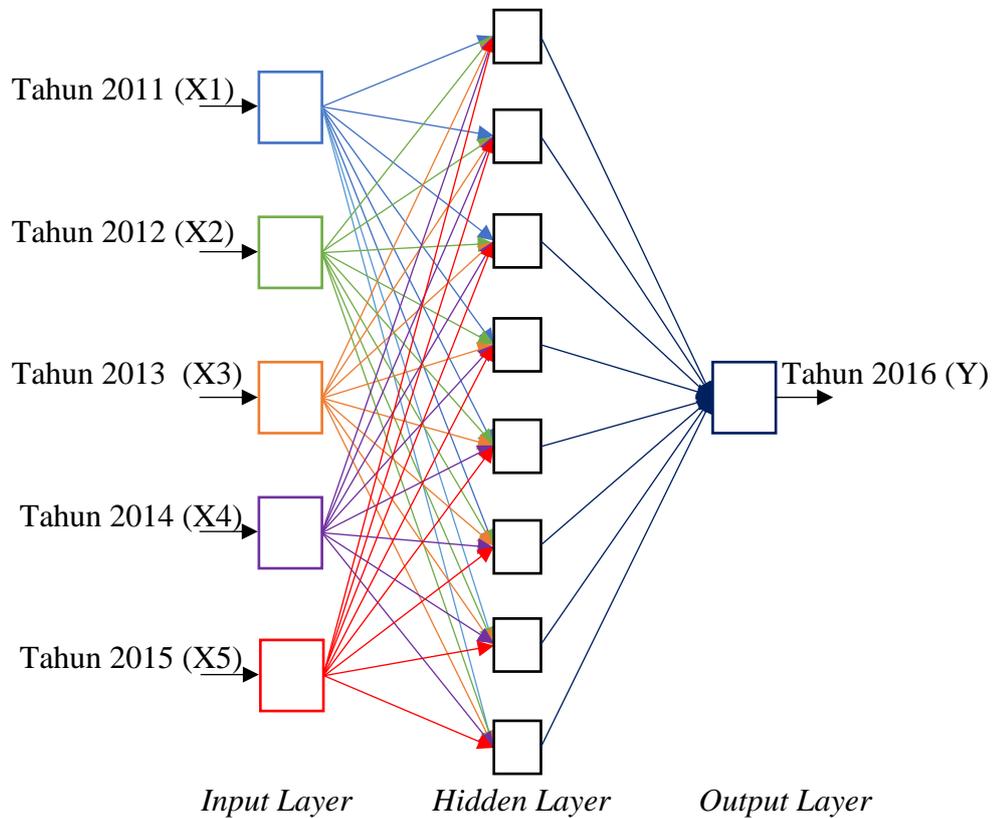
Dalam penelitian yang dilakukan *goal performance* ditentukan dengan nilai $MSE \leq 0$. Kemudian dipilih dan diamati algoritme dan arsitektur mana dengan jaringan terbaik untuk peramalan.

Setelah dilakukan percobaan dan pengujian, diperoleh hasil simulasi terbaik dengan tingkat *error* terkecil dengan model *Feedforward Backpropagation neural network* yang dirangkum dalam Tabel 4.1 berikut.

Tabel 4. 1 hasil simulasi *Feedforward Backpropagation* dengan algoritma pelatihan *Levenberg-Marquardt*, *Variable Learning Rate Gradient Descent*, dan *Quasi Newton*.

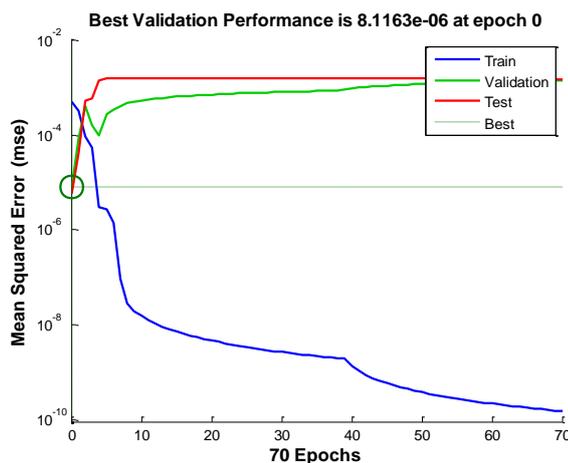
Bulan	Algoritme Keluaran JST			Target	% error		
	<i>trainlm</i>	<i>traingdx</i>	<i>trainbfg</i>		<i>trainlm</i>	<i>traingdx</i>	<i>trainbfg</i>
1	164809767.7	164855107	165063568.5	164304270	0.307659533	0.335254247	0.462129486
2	165822559.3	165650025.4	165941978.3	165811820	0.006476829	0.097577234	0.078497627
3	166877092.9	166984982.3	166585652.1	166977920	0.060383493	0.00422947	0.234922034
4	168028438.2	167903388.6	167593671.9	167987620	0.024298309	0.050141445	0.234510208
5	169997971.8	168701408.2	170230641	169610820	0.228258881	0.536175597	0.365437175
6	170621705.9	171262142.6	170901612.1	171202870	0.339459346	0.03462125	0.175965423
7	172753596.8	172720854.2	172610915.5	172426370	0.189777715	0.170788395	0.107028558
8	173397385.6	173407644.1	173035871.1	173543520	0.084206188	0.078295008	0.292519657
9	173916411.2	173844825.3	174421436.1	174569020	0.37384	0.414847197	0.084541849
10	175496774.4	175714516.6	175450073.2	175477320	0.011086543	0.135172233	0.015527246
11	181972969.1	181741135.8	178388736.3	176670220	3.001495752	2.870271956	0.972725506
12	184002444.4	183637612.4	182690650.1	184252420	0.135670191	0.333676827	0.847625162
RATA	172308093.1	172201970.2	171909567.2	171902849.2	0.396884	0.421754	0.322619

Dari hasil simulasi didapatkan hasil pelatihan paling baik untuk melakukan peramalan. Ini terbukti dari % error yang dihasilkan dari perbandingan keluaran JST dengan Target yang sesungguhnya. Sehingga didapat algoritme terbaik dengan kriteria algoritme *trainlm* 5 input – 30 unit neuron – 1 hidden layer, algoritme *traingdx* 5 input – 40 unit neuron – 1 hidden layer, dan algoritme *trainbfg* 5 input – 8 unit neuron – 1 hidden layer. Dengan rata-rata error masing-masing algoritme 0.396884%, 0.421754%, dan 0.322619%. Selain itu, ketepatan antara data output dengan data target juga baik untuk ketiga arsitektur tersebut dengan arsitektur terbaik yaitu *trainbfg* dengan nilai *regresi linier* mendekati 1, yang ditunjukkan pada Gambar 4.7. Maka dapat disimpulkan bahwa arsitektur jaringan terbaik dalam pelatihan ini adalah algoritme *Quasi-Newton* dengan 5 neuron input, 1 hidden layer dengan 8 unit neuron, dan 1 neuron output layer (5-8-1). Terlihat grafik keluaran JST vs Target yang disajikan dalam Gambar 4.8. Setelah mendapatkan jaringan yang optimal dapat dilakukan peramalan dengan mensimulasikan jaringan yang telah dibuat dengan data yang baru yang akan digunakan untuk peramalan. Untuk peramalan sendiri penulis mencoba untuk memprediksi satu tahun kedepan dari data yang ada yaitu tahun 2017 karena data yang didapat hanya dari januari 2011 sampai desember 2016. Hasil dari peramalan ditunjukkan dengan Gambar 4.9 dan Tabel 4.2.

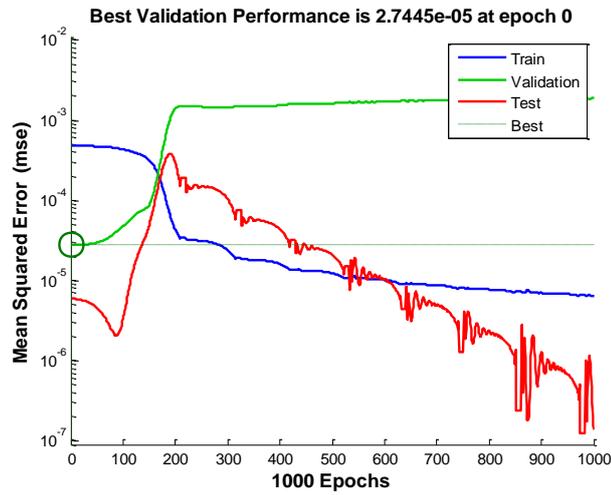


Gambar 4. 2 Arsitektur JST dengan algoritma pelatihan *Quasi Newton* (5-30-1)

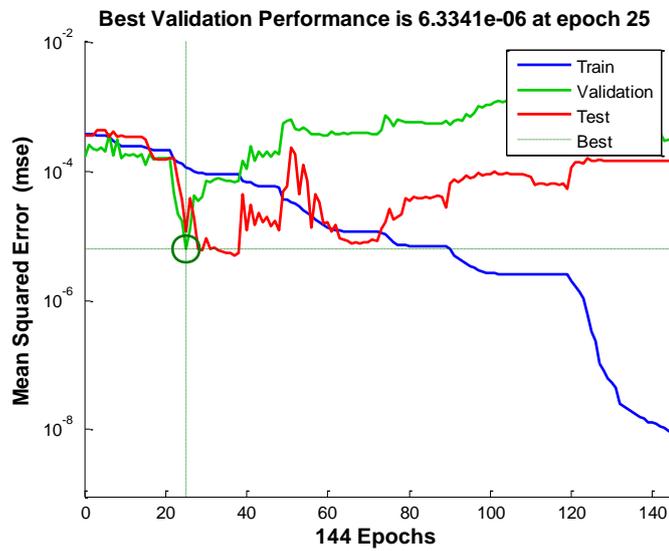
Pada Gambar 4.3 terlihat pada bahwa masukan pada arsitektur jaringan syaraf tiruan terdapat tiga lapis (layer) neuron yang terdiri dari X1, X2, X3, X4 dan X5 sebagai masukan (*input*). Secara berurutan yang berarti masukan dari tahun 2011, 2012, 2013, 2014, dan 2015 selama 12 bulan pada setiap tahunnya. Kemudian pada keluaran yaitu Y yang artinya keluaran adalah target yang telah ditentukan yaitu tahun 2016 selama 12 bulan.



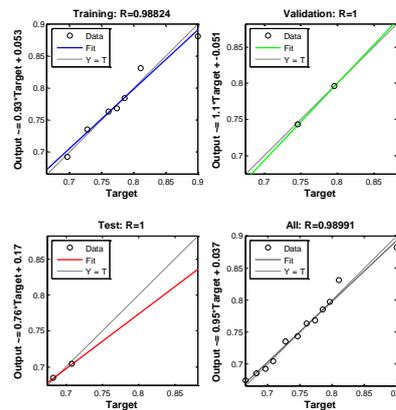
Gambar 4. 3 *MSE training Levenberg-Marquardt*



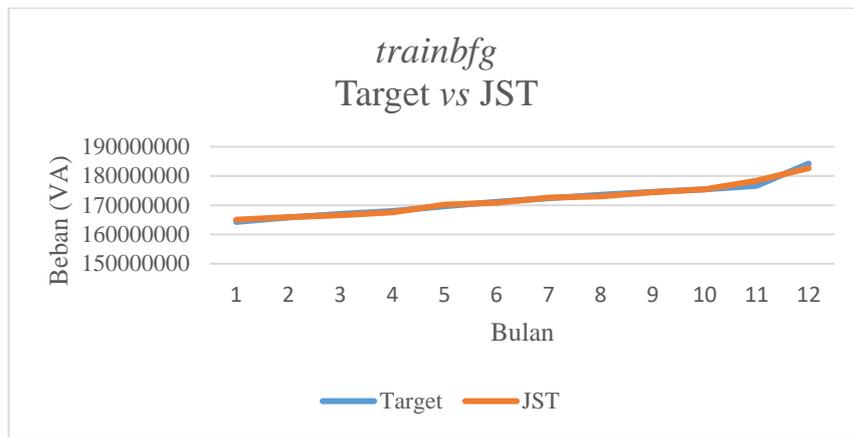
Gambar 4. 4 MSE training Variable Learning Rate Gradient Descent



Gambar 4. 5 MSE training Quasi Newton



Gambar 4. 6 Plot Regresi Linier Quasi Newton



Gambar 4. 7 Pola pada data *output* (target) vs Keluaran Jaringan Syaraf Tiruan (ANN) dengan *trainbfg*

4.3.2 Prediksi Beban (VA)



Gambar 4. 8 Grafik Prediksi Beban Tahun 2017

Tabel 4. 2 Prediksi Pemakaian Beban Kabupaten Bantul tahun 2017

Bulan 2017	Prediksi(VA)
Januari	183480764.4
Februari	184126377.1
Maret	184229449.3
April	184236406.1
Mei	184243284.4
Juni	184245715.5
Juli	184244915.7
Agustus	184231810.3
September	184234477.6
Oktober	184236174.5
November	184235105
Desember	184242146.5

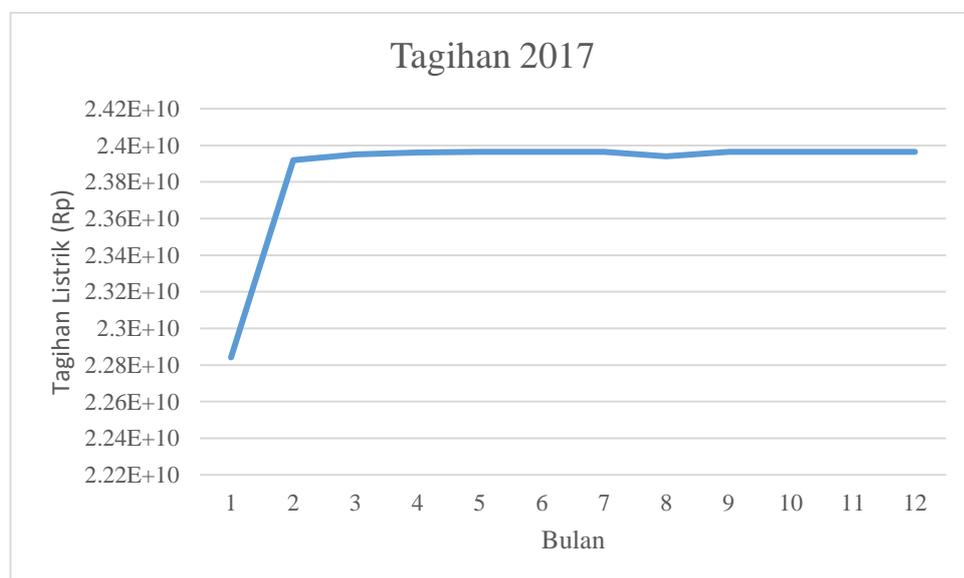
Dari hasil peramalan bahwa terdapat sekitar 184 juta VA perbulannya pada pemakaian beban di Kabupaten Bantul mengingat terdapat berbagai macam golongan sosial sebagai pengguna rutin energi listrik.

Dari data sekunder yang didapat dari PT.PLN (Persero) Yogyakarta pada wilayah Kabupaten Bantul dan juga data hasil peramalan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan didapatkan hasil bahwa beban konsumsi listrik suatu Wilayah Kabupaten Bantul berbeda-beda pada setiap bulannya. Diperkirakan salah satu faktor bahwa perbedaan penggunaan listrik setiap bulannya dikarenakan penggantian atau bahkan penambahan (*upgrade*) alat elektronik yang dilakukan pada setiap pelanggan (kepala Keluarga) PT.PLN di wilayah Kabupaten Bantul [12]

4.3.3 Prediksi Jumlah Tagihan Listrik Kabupaten Bantul

Dari data yang telah di klasifikasikan seperti terlihat pada Lampiran 3, maka dapat dilakukan prediksi menggunakan algoritma pelatihan *Quasi Newton* sesuai dengan arsitektur optimal.

Dari hasil peramalan jumlah tagihan listrik masyarakat Kabupaten Bantul menggunakan arsitektur optimal Jaringan Syaraf Tiruan dengan algoritma pelatihan *Quasi Newton* maka didapat hasil sebagai berikut :



Gambar 4. 9 Grafik Prediksi Tagihan Listrik 2017

Tabel 4. 3 Prediksi Tagihan Listrik 2017

Bulan	Prediksi (Rp)
Januari	22841753006
Februari	23919607150
Maret	23949871157
April	23961481364
Mei	23963968251
Juni	23963905042
Juli	23964545058
Agustus	23941053395
September	23964560075
Oktober	23964511356
November	23964648981
Desember	23964566759

Dari hasil prediksi didapatkan hasil seperti tambak pada tabel 4.4, dari pengamatan penulis pada tiap bulannya terjadi peningkatan tagihan setiap bulannya. Hal ini berkaitan langsung dengan jumlah pengguna energi listrik yang semakin bulan juga mengalami peningkatan sehingga mengakibatkan energi konsumsi listrik dan tagihan listrik yang semakin meningkat juga. Dari beberapa sumber yang penulis dapatkan terdapat beberapa faktor tagihan listrik naik salah satunya adalah pencabutan subsidi untuk golongan rumah tangga.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari hasil pembahasan dan analisa maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

- 1) Dari penelitian yang telah dilakukan penggunaan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (*ANN*) sangat baik untuk melakukan prediksi.
- 2) Didapat peramalan 12 bulan pada tahun 2017 sebesar 183480764.4 VA, 184126377.1 VA, 184229449.3 VA, 184236406.1 VA, 184243284.4 VA, 184245715.5 VA, 184244915.7 VA, 184231810.3 VA, 184234477.6 VA, 184236174.5 VA, 184235105 VA, 184242146.5 VA.
- 3) Pada saat penelitian penulis mendapat kesimpulan bahwa dalam melakukan pelatihan apabila data yang digunakan semakin banyak maka pelatihan semakin bagus dan nilai akurasinya tinggi.
- 4) Pada pengujian peramalan yang telah dilakukan ketiga algoritme yaitu *trainlm*, *traingdx*, dan juga *trainbfg* sangat bagus untuk melakukan prediksi ataupun peramalan lain, dan menyesuaikan parameter pelatihan sehingga dapat menghasilkan keluaran yang baik.

5.2 Saran

Agar penelitian yang akan dilakukan selanjutnya lebih baik dan berkembang maka penulis memberikan saran sebagai berikut:

- 1) Peramalan dengan metode lain diperlukan untuk penelitian agar mendapatkan akurasi yang mungkin lebih baik lagi.
- 2) Perubahan parameter ataupun perubahan algoritme pelatihan pada metode Jaringan Syaraf Tiruan sangat dianjurkan karena penulis hanya merubah beberapa parameter saja tanpa melakukan penelitian lebih lanjut pada perubahan parameter saat penyusunan jaringan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Triwulan, N. Hariyanto, and S. Anwari, "PERAMALAN BEBAN PUNCAK LISTRIK JANGKA PENDEK," vol. 1, no. 4, pp. 339–350, 2013.
- [2] B. Studi, K. Di, and K. Bengkulu, "JARINGAN SYARAF TIRUAN UNTUK MEMPREDIKSI LAJU PERTUMBUHAN PENDUDUK MENGGUNAKAN METODE," vol. 12, no. 1, pp. 61–69, 2016.
- [3] M. L. Chasani, "Aplikasi Peramalan Tagihan Listrik Dengan Jaringan Syaraf Tiruan," pp. 28–31, 2013.
- [4] F. Pakaja and A. Naba, "Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor," vol. 6, no. 1, pp. 23–28, 2015.
- [5] B. D. A. N. Levenberg-marquardt, "PREDIKSI CURAH HUJAN KOTA SEMARANG DENGAN FEEDFORWARD NEURAL NETWORK MENGGUNAKAN ALGORITMA QUASI NEWTON," pp. 46–52.
- [6] Setyonugroho, Budho, "PENERAPAN JARINGAN SYARAF TIRUAN UNTUK MEMPREDIKSI JUMLAH PENUMPANG KERETA API"
- [7] Tri Puji, Rahayu, "Sistem peramalan beban listrik menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan"
- [8] Rumanggit, Siviani Esther, "PREDIKSI PEMAKAIAN LISTRIK MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN DAN ARIMADI WILAYAH SULLUTTENGGO"
- [9] rahmadya, "Peramalan dengan Jaringan Syaraf Tiruan," rahmadya.com 23 Agustus 2015 [online]. Tersedia : <https://rahmadya.com/2015/08/23/peramalan-dengan-jaringan-syaraf-tiruan/> [Diakses 3 Januari 2018]
- [10] Maruli DMK, "Pengertian peramalan (Forecasting)," Kumpulan Artikel New, Maret 2015 [Online]. Tersedia: http://xerma.blogspot.co.id/2013/07/pengertian-peramalan-forecasting_4848.html [Diakses:8 Februari 2018]
- [11] L. N. Silva, A. R. Abaide, I.C. Figueiro, "Development of Brazilian multi region short-term load forecasting model considering climate variables weighting in ANN model, " IEEE,
- [12] Oemar Ramlee, "Cara Menghitung Biaya Listrik Perangkat Elektronik," listrikdirumah, [Online]. Tersedia : <https://listrikdirumah.com/cara-menghitung-biaya-listrik-perangkat-elektronik/> [Diakses : 8 Februari 2018]
- [13] listrik.org, "Tarif Dasar Listrik PLN Februari 2018," listrik.org, [Online]. Tersedia : <http://listrik.org/pln/tarif-dasar-listrik-pln/> [Diakses : 9 Februari 2018]
- [14] X.Pan, B.lee, and C.Zang, "A Comparison of Neural Network bacpropagation algorithms for electricity load forecasting, " in *intelligent Energy Systems (IWIES), 2013 IEEE International Workshop on*, 2013, pp. 22-27
- [15] Hermawan, Arief. 2006. Jaringan Syaraf Tiruan Teori dan Aplikasi. Yogyakarta: Penerbit Andi.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Jumlah Beban PLN Kabupaten Bantul

Data Beban (VA) Pelanggan PLN Kabupaten Bantul													
No	Tahun	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGU	SEP	OKT	NOV	DES
1	2011	116263366	116952916	117597266	118366416	119091966	119275120	120285370	121113570	121878170	122389570	122999770	123652520
2	2012	124281870	124816220	125634120	126154320	127144270	127844170	129033270	129271070	130183670	131061120	131727920	132644520
3	2013	133117870	133917420	135008820	135754570	136332570	137518370	138405920	138769770	139283520	139911470	140105420	140354820
4	2014	141227070	141415820	142192920	143057220	143932370	144663020	146122870	147971570	148859670	149785570	150890670	151668320
5	2015	152147020	152695220	153427670	154070720	155000320	155846420	157577170	158635020	159788420	160636370	162065870	163112620
6	2016	164304270	165811820	166977920	167987620	169610820	171202870	172426370	173543520	174569020	175477320	176670220	184252420

Lampiran 2, Data biaya Pelanggan PLN Kabupaten Bantul

Data Biaya Pelanggan PLN Kabupaten Bantul													
No	Tahun	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGU	SEP	OKT	NOV	DES
1	2011	95924310.11	9967604404	9376922423	10099001045	10536989203	10485516202	10809521509	10490748732	10111006389	10735478178	10781051420	11117566117
2	2012	107763652.12	10841842559	10602405564	10772096332	11511193992	11543841511	10756917881	1080052077	12344493551	12584163429	12972540550	12461054024
3	2013	13117223373	12377365844	12847081900	14331515040	13665514111	13942392734	13892518942	13037874686	14608847664	14366138030	15343849500	15044880671
4	2014	15072030895	15227424420	15421644728	16500931152	16789699582	16889447352	16818165944	15377677135	16918366315	16766372895	17404788880	16934800212
5	2015	16441454392	17080295764	16919175261	18340292780	18342355270	18491898765	18845086379	16907590567	18103257853	17926030957	19076981228	18382768449
6	2016	18192853950	18872114168	19285472828	19693444411	19322021758	19503458349	20681969188	18743670663	22217936580	21993012468	23968577359	23779391179

Lampiran 3, Data Normalisasi Beban PLN Kabupaten Bantul

Data Beban (VA) Pelanggan PLN Kabupaten Bantul													
No	Tahun	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGU	SEP	OKT	NOV	DES
1	2011	0.1	0.1081137	0.1156955	0.1247457	0.133283	0.1354381	0.1473253	0.1570704	0.1660672	0.1720846	0.17926457	0.186945
2	2012	0.1943505	0.200638	0.2102619	0.2163829	0.2280312	0.2362667	0.2502584	0.2530564	0.2637946	0.2741193	0.28196522	0.29275
3	2013	0.2983202	0.3077282	0.3205703	0.3293452	0.3361463	0.3500991	0.3605426	0.3648239	0.3708689	0.3782578	0.38053991	0.383475
4	2014	0.3937379	0.3959589	0.4051027	0.4152726	0.4255701	0.4341674	0.4513448	0.4730978	0.4835477	0.4944424	0.50744563	0.516596
5	2015	0.5222286	0.5286791	0.5372975	0.544864	0.5558022	0.565758	0.586123	0.5985703	0.6121419	0.6221194	0.63893974	0.651256
6	2016	0.6652781	0.6830168	0.6967379	0.7086186	0.7277182	0.7464512	0.7608476	0.7739927	0.7860593	0.7967469	0.81078329	0.9

Lampiran 4, Data Pelatihan Beban PLN Kabupaten Bantul

1	2011	0.1	0.1081137	0.1156955	0.1247457	0.133283	0.1354381	0.1473253	0.1570704	0.1660672	0.1720846	0.17926457	0.186945
2	2012	0.1943505	0.200638	0.2102619	0.2163829	0.2280312	0.2362667	0.2502584	0.2530564	0.2637946	0.2741193	0.28196522	0.29275
3	2013	0.2983202	0.3077282	0.3205703	0.3293452	0.3361463	0.3500991	0.3605426	0.3648239	0.3708689	0.3782578	0.38053991	0.383475
4	2014	0.3937379	0.3959589	0.4051027	0.4152726	0.4255701	0.4341674	0.4513448	0.4730978	0.4835477	0.4944424	0.50744563	0.516596
5	2015	0.5222286	0.5286791	0.5372975	0.544864	0.5558022	0.565758	0.586123	0.5985703	0.6121419	0.6221194	0.63893974	0.651256

Lampiran 6, Data Target Jumlah Beban PLN Kabupaten Bantul

6	2016	0.6652781	0.6830168	0.6967379	0.7086186	0.7277182	0.7464512	0.7608476	0.7739927	0.7860593	0.7967469	0.81078329	0.9
---	------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	------------	-----

Lampiran 7, Data Uji / Prediksi Beban PLN Kabupaten Bantul

2	2012	0.1943505	0.200638	0.2102619	0.2163829	0.2280312	0.2362667	0.2502584	0.2530564	0.2637946	0.2741193	0.28196522	0.29275
3	2013	0.2983202	0.3077282	0.3205703	0.3293452	0.3361463	0.3500991	0.3605426	0.3648239	0.3708689	0.3782578	0.38053991	0.383475
4	2014	0.3937379	0.3959589	0.4051027	0.4152726	0.4255701	0.4341674	0.4513448	0.4730978	0.4835477	0.4944424	0.50744563	0.516596
5	2015	0.5222286	0.5286791	0.5372975	0.544864	0.5558022	0.565758	0.586123	0.5985703	0.6121419	0.6221194	0.63893974	0.651256
6	2016	0.6652781	0.6830168	0.6967379	0.7086186	0.7277182	0.7464512	0.7608476	0.7739927	0.7860593	0.7967469	0.81078329	0.9

Lampiran 8, Data Normalisasi Biaya Pelanggan Kabupaten Bantul

Data Biaya Pelanggan PLN Kabupaten Bantul													
No	Tahun	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGU	SEP	OKT	NOV	DES
1	2011	0.112	0.13	0.1	0.14	0.1636	0.1608	0.1785	0.1611	0.1402	0.1745	0.177	0.195
2	2012	0.177	0.18	0.167	0.176	0.217	0.2188	0.1762	0.178	0.2627	0.2758	0.297	0.269
3	2013	0.305	0.26	0.29	0.372	0.3351	0.3503	0.3476	0.3007	0.3868	0.3735	0.427	0.411
4	2014	0.412	0.42	0.431	0.491	0.5064	0.5119	0.508	0.429	0.5135	0.5051	0.54	0.514
5	2015	0.487	0.52	0.514	0.591	0.5915	0.5997	0.6191	0.5129	0.5784	0.5687	0.632	0.594
6	2016	0.583	0.62	0.643	0.666	0.6452	0.6552	0.7198	0.6135	0.804	0.7917	0.9	0.89

Lampiran 9, Data Pelatihan Biaya Pelanggan Kabupaten Bantul

No	Tahun	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGU	SEP	OKT	NOV	DES
1	2011	0.112	0.13	0.1	0.14	0.1636	0.1608	0.1785	0.1611	0.1402	0.1745	0.177	0.195
2	2012	0.177	0.18	0.167	0.176	0.217	0.2188	0.1762	0.178	0.2627	0.2758	0.297	0.269
3	2013	0.305	0.26	0.29	0.372	0.3351	0.3503	0.3476	0.3007	0.3868	0.3735	0.427	0.411
4	2014	0.412	0.42	0.431	0.491	0.5064	0.5119	0.508	0.429	0.5135	0.5051	0.54	0.514
5	2015	0.487	0.52	0.514	0.591	0.5915	0.5997	0.6191	0.5129	0.5784	0.5687	0.632	0.594

Lampiran 10, Data Target Biaya Pelanggan Kabupaten Bantul

6	2016	0.583	0.62	0.643	0.666	0.6452	0.6552	0.7198	0.6135	0.804	0.7917	0.9	0.89
---	------	-------	------	-------	-------	--------	--------	--------	--------	-------	--------	-----	------

Lampiran 11, Data Uji/Prediksi Biaya pelanggan Kabupaten Bantul

2	2012	0.177	0.18	0.167	0.176	0.217	0.2188	0.1762	0.178	0.2627	0.2758	0.297	0.269
3	2013	0.305	0.26	0.29	0.372	0.3351	0.3503	0.3476	0.3007	0.3868	0.3735	0.427	0.411
4	2014	0.412	0.42	0.431	0.491	0.5064	0.5119	0.508	0.429	0.5135	0.5051	0.54	0.514
5	2015	0.487	0.52	0.514	0.591	0.5915	0.5997	0.6191	0.5129	0.5784	0.5687	0.632	0.594
6	2016	0.583	0.62	0.643	0.666	0.6452	0.6552	0.7198	0.6135	0.804	0.7917	0.9	0.89