



**PRAKIRAAN KEBUTUHAN ENERGI LISTRIK
DENGAN JARINGAN SARAF TIRUAN (*ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK*) METODE *BACKPROPAGATION*
TAHUN 2020-2025
(Studi Kasus: PT PLN (Persero) UP3 Semarang)**

Skripsi

**diajukan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar
Sarjana Pendidikan Program Studi Pendidikan Teknik Elektro**

Oleh

Diah Setyowati

NIM.5301415008

**PROGRAM STUDI PENDIDIKAN TEKNIK ELEKTRO
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG
2019**

PERSETUJUAN PEMBIMBING

Nama : Diah Setyowati
NIM : 5301415008
Program Studi : S1 Pendidikan Teknik Elektro
Judul Skripsi : Prakiraan Kebutuhan Energi Listrik Dengan Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) Metode *Backpropagation* Tahun 2020-2025

Skripsi ini telah disetujui oleh pembimbing untuk diajukan ke sidang panitia ujian Skripsi Program Studi S-1 Pendidikan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Negeri Semarang.

Semarang, 1 Oktober 2019

Pembimbing



Drs. Said Sunardiyo, M.T.
NIP. 196505121991031003

PENGESAHAN

Skripsi dengan judul telah dipertahankan di depan sidang Panitia Ujian Skripsi
Fakultas Teknik UNNES pada tanggal....Oktober 2019

Oleh

Nama : Diah Setyowati
NIM : 5301415008
Program Studi : S-1 Pendidikan Teknik Elektro

Panitia:

Ketua



Ir. Ulfah Mediaty Arief, M.T.IPM

NIP.196605051998022001

Penguji I



Dr. Ing. Dhidik Prastiyanto, S.T., M.T

NIP. 197805312005011002

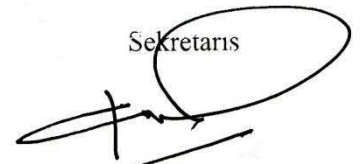
Penguji II



Drs. Sutarno, M.T

NIP. 195510051984031001

Sekretaris



Drs. Ar. Sri Sukamta, M.Si, IPM

NIP. 196505081991031003

Penguji III/Pembimbing



Drs. Said Sunardiyo, M.T

NIP. 196505121991031003

Mengetahui,

Dekan Fakultas Teknik
UNNES



Dr. Nur Qudus M.T., IPM
NIP. 196911301994031001

PERNYATAAN KEASLIAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa:

1. Skripsi ini, adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapatkan gelar akademik (sarjana, magister dan/atau doctor), baik di Universitas Negeri Semarang (UNNES) maupun di perguruan tinggi lain.
2. Karya tulis ini adalah murni gagasan, rumusan, dan penelitian saya sendiri, tanpa bantuan pihak lain, kecuali arahan Pembimbing dan masukan Tim Penguji.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah dipublikasikan orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan dicantumkan dalam daftar pustaka.
4. Pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik berupa pencabutan gelar yang telah diperoleh karena karya ini, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di perguruan tinggi ini.

Semarang, 1 Oktober 2019



Diah Setyowati

5301415008

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

MOTTO

1. Libatkan Allah dan doa kedua orangtua dalam proses menggapai impian.
2. Segala sesuatu itu tergantung pada niatnya, jika diniatkan untuk bisa pasti akan bisa, bagaimanapun caranya dan berapa lamapun waktu yang dibutuhkan.
3. Hidup bagaikan naik sepeda, tidak akan jatuh sampai berhenti mengayuh.

PERSEMBAHAN

Dengan memanjatkan puji syukur kehadirat Allah SWT, ku persembahkan karyaku ini teruntuk :

1. Kedua orang tuaku tercinta, Ibu Pujiati dan Bapak Sisworo yang selalu menyayangi, menasehati, memberikan semangat dan selalu memanjatkan doa untuk penulis.
2. Diah Setyowati, yang sudah berdoa, berusaha dan bekerja keras sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini. Kamu hebat.
3. Kakakku tersayang, Dwi Imawati dan Tri Sulistyoningrum.
4. Keluarga dan sahabat yang selalu memberikan dukungan dan semangat.
5. Calon suamiku Aglie Karzeinda Julian.
6. Almamater UNNES.
7. Semua pihak yang membantu dalam pembuatan skripsi yang tidak bisa saya sebut satu per satu.

ABSTRAK

Diah Setyowati. 2019. “Prakiraan Kebutuhan Energi Listrik Dengan Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) Metode *Backpropagation* Tahun 2020-2025 Studi Kasus PT PLN (Persero) UP3 Semarang”. Pembimbing : Drs. Said Sunardiyo, M.T. Pendidikan Teknik Elektro.

Kebutuhan energi listrik dari tahun ke tahun semakin meningkat. Meningkatnya permintaan kebutuhan energi listrik sejalan dengan perkembangan berbagai sektor yang didukung oleh kemajuan teknologi dan laju pertumbuhan penduduk. Perusahaan Listrik Negara (PLN) sebagai penyedia energi listrik harus mengantisipasi sedini mungkin agar dapat menyediakan dalam jumlah yang cukup dan harga yang sesuai permintaan. Dengan menggunakan prinsip keandalan dan Standar Operasional Prosedur (SOP) yang baik dan benar diharapkan pihak penyedia listrik dapat memprakirakan kebutuhan energi listrik untuk masa yang akan datang dengan perencanaan yang tepat.

Penelitian dilakukan untuk memprediksi kebutuhan energi listrik PT PLN (Persero) UP3 Semarang tahun 2020-2025 dengan mengembangkan suatu model Jaringan Saraf Tiruan metode *Backpropagation* menggunakan *software* Matlab. Variabel yang digunakan yaitu jumlah penduduk, jumlah pelanggan, PDRB, daya tersambung, beban puncak dan total produksi energi listrik. Variabel tersebut merupakan beberapa faktor yang mempengaruhi peningkatan kebutuhan energi listrik di masa yang akan datang.

Hasil penelitian menghasilkan model TRAINGDX 24 dengan fungsi pembelajaran LEARNGDM memiliki selisih (*error*) terkecil dengan data aktual PT PLN (Persero) UP3 Semarang tahun 2014-2018 dengan selisih *error* 3,64% sedangkan RUKN PT PLN (Persero) UP3 Semarang memiliki selisih *error* 5,92%. Hasil penelitian menunjukkan Jaringan Saraf Tiruan metode *Backpropagation* menjadi salah satu alternatif untuk memprediksi kebutuhan energi listrik untuk masa yang akan datang oleh penyedia listrik karena dapat mengenali pola, melakukan perhitungan dan mengontrol organ-organ tubuh dengan kecepatan yang lebih tinggi dari komputer digital.

Kata Kunci : Prakiraan kebutuhan energi listrik, Jaringan Saraf Tiruan, *Backpropagation*, *Software* Matlab

PRAKATA

Segala puji dan syukur penulis ucapkan kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Skripsi yang berjudul Prakiraan Kebutuhan Energi Listrik Dengan Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) Metode *Backpropagation* Tahun 2020-2025 Studi Kasus PT PLN (Persero) UP3 Semarang. Skripsi ini disusun sebagai salah satu persyaratan meraih gelar Pendidikan pada Program Studi S1 Pendidikan Teknik Elektro Universitas Negeri Semarang. Shalawat dan salam disampaikan kepada Nabi Muhammad SAW, mudah-mudahan kita semua mendapatkan safaat-Nya di yaumul akhir nanti, Amin.

Penyelesaian karya tulis ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak, oleh karena itu pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih serta penghargaan kepada:

1. Prof. Dr. Fathur Rokhman, M. Hum, Rektor Universitas Negeri Semarang atas kesempatan yang diberikan kepada penulis untuk menempuh studi di Universitas Negeri Semarang.
2. Dr. Nur Qudus, MT, Dekan Fakultas Teknik Dr. Nur Qudus M.T., IPM, Ketua Jurusan dan Koordinator Program Studi Ir. Ulfah Mediaty Arief, M.T.IPM, atas fasilitas yang disediakan bagi mahasiswa.
3. Drs. Said Sunardiyo, M.T sebagai Pembimbing yang penuh perhatian dan atas perkenaan memberi bimbingan dan dapat dihubungi sewaktu-waktu

disertai kemudahan menunjukkan sumber-sumber yang relevan dengan penulisan karya ini.

4. Dr.Ing.Dhidik Prastiyanto, S.T dan M.T Drs. Sutarno, M.T sebagai Penguji I dan II yang telah memberi masukan yang sangat berharga berupa saran, ralat, perbaikan, pernyataan, komentar, tanggapan, menambah bobot dan kualitas karya tulis ini.
5. Semua dosen Jurusan Teknik Elektro FT UNNES yang telah memberi bekal pengetahuan yang berharga.
6. Berbagai pihak yang telah memberi bantuan untuk karya tulis ini yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Penulis berharap semoga Skripsi ini dapat bermanfaat untuk pelaksanaan pembelajaran.

Semarang, 1 Oktober 2019



Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
PERSETUJUAN PEMBIMBING.....	ii
PENGESAHAN	iii
PERNYATAAN KEASLIAN.....	iv
MOTTO DAN PERSEMBAHAN	v
ABSTRAK	vi
PRAKATA.....	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR	
GAMBAR	xii
i	
DAFTAR TABEL.....	xvi
DAFTAR LAMPIRAN.....	xix
BAB I PENDAHULUAN	
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Identifikasi Masalah	7
1.3. Batasan Masalah.....	7
1.4. Rumusan Masalah	8
1.5. Tujuan Penelitian	8

1.6.	Manfaat Penelitian	9
------	--------------------------	---

BAB II KAJIAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

2.1.	Kajian Pustaka.....	10
2.2.	Teori Prakiraan.....	12
2.3.	Jaringan Saraf Tiruan (<i>Artificial Neural Network</i>)	13
2.4.	<i>Backpropagation</i>	15
2.5.	<i>Software</i> Matlab R2017b	18

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1.	Waktu dan Tempat Pelaksanaan Penelitian	19
3.1.1.	Waktu Pelaksanaan Penelitian	19
3.1.2.	Tempat Pelaksanaan Penelitian.....	20
3.2.	Alat dan Bahan Penelitian.....	21
3.3.	Desain Penelitian.....	22
3.4.	Variabel Penelitian	23
3.5.	Parameter Penelitian.....	24
3.6.	Metode Penelitian.....	24
3.7.	Teknik Pengumpulan Data.....	25
3.8.	Teknik Analisis Data.....	27
3.8.1.	Pengolahan Data/Normalisasi Data	27
3.8.1.1.	Menentukan Pola Data	28
3.8.1.2.	Pelatihan Pembelajaran Jaringan Saraf Tiruan	31
3.8.1.2.1.	Menentukan Arsitektur Jaringan	31

3.8.1.2.2	Fungsi Pelatihan	33
3.8.1.2.3	Fungsi Pembelajaran	33
3.8.1.2.4	Fungsi Aktivasi	34
3.8.1.2.5	Pengulangan	36
3.8.1.2.6	Pengujian Hasil Pelatihan	36
3.8.1.2.7	Ukuran Akurasi JST <i>Backpropogation</i>	36

BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1	Deskripsi Data	36
4.2	Analisis Data	40
4.2.1	Tahap Normalisasi Data	40
4.2.2	Tahap Menentukan Pola Data	45
4.2.3	Tahap Pelatihan	47
4.2.3.1	Data <i>Input</i>	47
4.2.3.2	Data Target	47
4.2.3.3	<i>Import</i> Data	48
4.2.3.4	Permodelan	49
4.2.3.5	Pelatihan Awal	54
4.2.3.6	Pengulangan	59
4.2.4	Parameter Jaringan Pada Pelatihan	59
4.2.5	Tahap Pengujian	63
4.2.5.1	Data <i>Input</i>	63
4.2.5.2	Data Target	64
4.2.5.3	<i>Import</i> Data	64

4.2.5.4	Permodelan.....	65
4.2.5.5	Proses Pengujian	66
4.2.5.6	Hasil Pengujian	67
4.2.6	Tahap Prediksi.....	70
4.3	Pembahasan.....	111
BAB V SIMPULAN DAN SARAN		
5.1	Simpulan	113
5.2	Saran	114
DAFTAR PUSTAKA		115
LAMPIRAN		119

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Arsitektur <i>Backpropagation</i>	15
Gambar 2.2	Alur Kerja Jaringan Propogasi Balik.....	16
Gambar 2.3	<i>Software</i> Matlab R2017b.....	18
Gambar 3.1	Lokasi Studi Kasus	20
Gambar 3.2	Peta Lokasi Prakiraan Kabupaten Kendal	21
Gambar 3.3	Peta Lokasi Prakiraan Kota Semarang	21
Gambar 3.4	Diagram Alir Penelitian Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Metode <i>Backpropagation</i>	23
Gambar 3.5	Arsitektur Jaringan	32
Gambar 3.6	Kurva <i>Sigmoid Biner</i>	35
Gambar 3.7	Kurva <i>Sigmoid Bipolar</i>	35
Gambar 4.1	Data <i>Input</i> Pelatihan	47
Gambar 4.2	Data Target Pelatihan	48
Gambar 4.3	<i>Import</i> Data Pelatihan.....	48
Gambar 4.4	Membuat Jaringan atau Data Permodelan.....	49
Gambar 4.5	Arsitektur Jaringan 6 Neuron	51
Gambar 4.6	Arsitektur Jaringan 12 Neuron	52

Gambar 4.7	Arsitektur Jaringan 18 Neuron	52
Gambar 4.8	Arsitektur Jaringan 24 Neuron	53
Gambar 4.9	Arsitektur Jaringan 30 Neuron	53
Gambar 4.10	<i>Neural Network/Data Manager (nntool)</i>	54
Gambar 4.11	<i>Training Info</i>	55
Gambar 4.12	<i>Training Parameters</i>	56
Gambar 4.13	<i>Neural Network Training (Pelatihan Jaringan)</i>	57
Gambar 4.14	<i>Neural Network Training Performance</i>	58
Gambar 4.15	<i>Neural Network Training Regression</i>	59
Gambar 4.16	Data <i>Input</i> Pengujian	64
Gambar 4.17	Data Target Pengujian	64
Gambar 4.18	<i>Import</i> Data Pengujian.....	65
Gambar 4.19	Data Permodelan Proses Pengujian.....	66
Gambar 4.20	Proses Pengujian.....	66
Gambar 4.21	Proses Prediksi.....	70
Gambar 4.22	Grafik Prediksi Peningkatan Jumlah Penduduk	79
Gambar 4.23	Grafik Prediksi Peningkatan Jumlah Pelanggan.....	79
Gambar 4.24	Grafik Prediksi Peningkatan PDRB	80

Gambar 4.25	Grafik Prediksi Peningkatan Daya Tersambung	80
Gambar 4.26	Grafik Prediksi Peningkatan Produksi Energi Listrik	81
Gambar 4.27	Grafik Prediksi Peningkatan Beban Puncak.....	81
Gambar 4.28	Grafik Prediksi Peningkatan Kebutuhan Energi Listrik.....	82
Gambar 4.29	Grafik Perbandingan RUKN PT PLN (Persero) UP3 Semarang dengan hasil prediksi	83
Gambar 4.30	Arsitektur jaringan	24
Neuron	107	
Gambar	4.31	Arsitektur
Neuron	109	30

DAFTAR TABEL

Tabel 1.1	Laju Pertumbuhan Penduduk Unit Pelayanan PT PLN (Persero) UP3 Semarang.....	1
Tabel 1.2	Kebutuhan Energi Listrik di PT PLN (Persero) UP3 Semarang.....	2
Tabel 3.1	Jadwal Penelitian.....	19
Tabel 3.2	Alat dan Bahan Penelitian.....	22
Tabel 3.3	Pola Data	29
Tabel 3.4	Susunan Pola Data Masukkan yang Telah Dinormalisasi.....	30
Tabel 3.5	Susunan Pola Data Target yang Telah Dinormalisasi.....	30
Tabel 4.1	Data Jumlah Penduduk Kabupaten Kendal dan Kota Semarang	36
Tabel 4.2	Data Jumlah Pelanggan Total PT PLN (Persero) UP3 Semarang.....	37
Tabel 4.3	Data PDRB PT PLN (Persero) UP3 Semarang.....	37
Tabel 4.4	Data Daya Tersambung PT PLN (Persero) UP3 Semarang.....	38
Tabel 4.5	Data Beban Puncak PT PLN (Persero) UP3 Semarang	38
Tabel 4.6	Data Produksi Energi Listrik PT PLN (Persero) UP3 Semarang.....	39
Tabel 4.7	Data Kebutuhan Energi Listrik PT PLN (Persero)UP3 Semarang	39
Tabel 4.8	Data Jumlah Penduduk yang Telah Dinormalisasi	40

Tabel 4.9	Data Pelanggan yang Telah Dinormalisasi	40
Tabel 4.10	Data PDRB yang Telah Dinormalisasi.....	41
Tabel 4.11	Data Daya Tersambung yang Telah Dinormalisasi.....	41
Tabel 4.12	Data Beban Puncak yang Telah Dinormalisasi	42
Tabel 4.13	Data Produksi Energi Listrik yang Telah Dinormalisasi	42
Tabel 4.14	Data Kebutuhan Energi Listrik yang Telah Dinormalisasi	43
Tabel 4.15	Susunan Pola Data Pelatihan yang Sudah Dinormalisasi	44
Tabel 4.16	Susunan Pola Data Pengujian yang Telah Dinormalisasi	44
Tabel 4.17	Pola Data Pelatihan	46
Tabel 4.18	Pola Data Prediksi	46
Tabel 4.19	Presentase Kesalahan Fungsi Pembelajaran LEARNGD.....	60
Tabel 4.20	Presentase Kesalahan Fungsi Pembelajaran LEARNGDM	61
Tabel 4.21	Parameter Hasil Pelatihan Terbaik	62
Tabel 4.22	Progress Hasil Pelatihan Terbaik	63
Tabel 4.23	Data <i>Output</i> Hasil Pengujian.....	67
Tabel 4.24	Perbandingan Data Aktual PLN dengan Data Prediksi PLN dan Data <i>Output</i> Hasil Prediksi yang Telah Ditransformasikan.....	68
Tabel 4.25	Data <i>Error</i> Hasil Perbandingan Data Aktual PLN dengan Data Prediksi PLN dan Data Prediksi JST Backpropagation	69

Tabel 4.26 Prediksi Kebutuhan Listrik Menggunakan Fungsi Pembelajaran LEARNGD TRAIINGDX 24	72
Tabel 4.27 Prediksi Kebutuhan Listrik Menggunakan Fungsi Pembelajaran LEARNGDM TRAIINGDX 24	73
Tabel 4.28 Prediksi Kebutuhan Listrik Menggunakan Fungsi Pembelajaran LEARNGDM TRAIINGDX 30	74
Tabel 4.29 <i>Growth of Total</i> Jumlah Penduduk (%)	75
Tabel 4.30 <i>Growth of Total</i> Jumlah Pelanggan (%).....	76
Tabel 4.31 <i>Growth of Total</i> PDRB (%).....	76
Tabel 4.32 <i>Growth of Total</i> Daya Tersambung (%).....	77
Tabel 4.33 <i>Growth of Total</i> Beban Puncak (%)	77
Tabel 4.34 <i>Growth of Total</i> Produksi Energi Listrik (%)	78
Tabel 4.35 <i>Growth of Total</i> Kebutuhan Energi Listrik(%)	78
Tabel 4.36 Tabel Perbandingan RUKN PT PLN (Persero) UP3 Semarang dengan Hasil Prediksi.....	83
Tabel 4.37 Tabel Selisih (<i>Error</i>) RUKN PT PLN (Persero) UP3 Semarang dengan Hasil Prediksi.....	84

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGD dengan jumlah neuron 6.....	11
	9	
Lampiran 2	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGD dengan jumlah neuron 12.....	12
	0	
Lampiran 3	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGD dengan jumlah neuron 18.....	12
	1	
Lampiran 4	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGD dengan jumlah neuron 24.....	12
	2	
Lampiran 5	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGD dengan jumlah neuron 30.....	12
	3	

Lampiran 6	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDM dengan jumlah neuron 6.....	12
	4	
Lampiran 7	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDM dengan jumlah neuron 12.....	12
	5	
Lampiran 8	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDM dengan jumlah neuron 18.....	12
	6	
Lampiran 9	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDM dengan jumlah neuron 24.....	12
	7	
Lampiran 10	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDM dengan jumlah neuron 30.....	128
Lampiran 11	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDA dengan jumlah neuron 6.....	129
Lampiran 12	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDA dengan jumlah neuron 12.....	130

Lampiran 13	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDA dengan jumlah neuron 18.....	131
Lampiran 14	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDA dengan jumlah neuron 24.....	132
Lampiran 15	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDA dengan jumlah neuron 30.....	133
Lampiran 16	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDX dengan jumlah neuron 6.....	134
Lampiran 17	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDX dengan jumlah neuron 12.....	135
Lampiran 18	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDX dengan jumlah neuron 18.....	136
Lampiran 19	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDX dengan jumlah neuron 24.....	137
Lampiran 20	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD pada fungsi pelatihan TRAINGDX dengan jumlah neuron 30.....	138
Lampiran 21	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGD dengan jumlah neuron 6.....	139
Lampiran 22	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGD dengan jumlah neuron 12.....	140

Lampiran 23	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGD dengan jumlah neuron 18.....	141
Lampiran 24	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGD dengan jumlah neuron 24.....	142
Lampiran 25	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGD dengan jumlah neuron 30.....	143
Lampiran 26	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDM dengan jumlah neuron 6	144
Lampiran 27	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDM dengan jumlah neuron 12	145
Lampiran 28	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDM dengan jumlah neuron 18	146
Lampiran 29	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDM dengan jumlah neuron 24	147
Lampiran 30	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDM dengan jumlah neuron 30	148
Lampiran 31	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDA dengan jumlah neuron 6.....	149
Lampiran 32	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDA dengan jumlah neuron 12.....	150

Lampiran 33	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDA dengan jumlah neuron 18.....	151
Lampiran 34	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDA dengan jumlah neuron 24.....	152
Lampiran 35	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDA dengan jumlah neuron 30.....	153
Lampiran 36	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDX dengan jumlah neuron 6.....	154
Lampiran 37	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDX dengan jumlah neuron 12.....	155
Lampiran 38	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDX dengan jumlah neuron 18.....	156
Lampiran 39	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDX dengan jumlah neuron 24.....	157
Lampiran 40	Hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGDX dengan jumlah neuron 30.....	158
Lampiran 41	Tabel hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGD.....	159
Lampiran 42	Tabel hasil <i>training</i> fungsi pembelajaran LEARNGDM	160
Lampiran 43	Tabel data <i>output training</i> fungsi pembelajan LEARNGD.....	161
Lampiran 44	Tabel data <i>output training</i> fungsi pembelajan LEARNGDM	163

Lampiran 45	Tabel hasil <i>error</i> fungsi pembelajaran LEARNGD	165
Lampiran 46	Hasil <i>error</i> pada Matlab fungsi pembelajaran LEARNGDM	167
Lampiran 47	Tabel hasil <i>error training</i> berdasarkan perhitungan pada fungsi pembelajaran LEARNGD	169
Lampiran 48	Hasil <i>error training</i> berdasarkan perhitungan pada fungsi pembelajaran LEARNGDM.....	171
Lampiran 49	Dokumentasi Penelitian.....	173
Lampiran 50	Surat Izin Penelitian	174

BAB I
PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kebutuhan energi listrik dari tahun ke tahun semakin meningkat. Meningkatnya permintaan kebutuhan energi listrik sejalan dengan perkembangan berbagai sektor yang didukung oleh kemajuan teknologi dan laju pertumbuhan penduduk. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS), proyeksi laju pertumbuhan penduduk dibawah unit pelayanan PT PLN (Persero) UP3 Semarang 13 tahun terakhir disajikan dalam Tabel 1.1. di bawah ini.

Tabel 1.1. Laju Pertumbuhan Penduduk Unit Pelayanan
PT PLN (Persero) UP3 Semarang

Tahun	Jumlah Penduduk (Jiwa)		
	Kota Semarang	Kabupaten Kendal	Total
2006	1.468.292	925.620	2.393.912
2007	1.488.645	938.115	2.426.760
2008	1.511.236	952.011	2.463.247
2009	1.533.686	965.808	2.499.494
2010	1.560.013	901.985	2.461.998
2011	1.588.511	910.494	2.499.005
2012	1.616.494	918.798	2.535.292
2013	1.644.374	926.791	2.571.165
2014	1.672.994	934.627	2.607.621
2015	1.701.114	942.283	2.643.397
2016	1.729.083	949.682	2.678.765
2017	1.757.686	957.024	2.714.710
2018	1.786.114	964.106	2.750.220

(Dinas Kependudukan dan Pencatatan Sipil 2019)

Sementara itu PT PLN (Persero) UP3 Semarang menyebutkan bahwa data kebutuhan energi listrik di UP3 Semarang tahun 2006-2018 rata-rata mengalami peningkatan setiap tahunnya. Data kebutuhan energi listrik di UP3 Semarang disajikan dalam Tabel 1.2 di bawah ini.

Tabel 1.2. Kebutuhan Energi Listrik di PT PLN (Persero) UP3 Semarang

Tahun	Kebutuhan Energi Listrik (KWh)		
	Kota Semarang	Kabupaten Kendal	Total
2006	2.037.646.590	765.689.566	2.803.336.156
2007	2.058.228.879	773.423.804	2.831.652.683
2008	2.079.019.070	781.236.165	2.860.255.235
2009	2.100.019.263	789.127.439	2.889.146.702
2010	2.121.231.578	797.098.424	2.918.330.002
2011	2.142.658.160	805.149.923	2.947.808.083
2012	2.321.830.257	846.218.633	3.168.048.890
2013	2.488.441.223	899.893.647	3.388.334.870
2014	2.601.602.885	939.413.179	3.541.016.064
2015	2.633.831.207	931.992.377	3.565.823.584
2016	2.748.847.755	972.692.823	3.721.540.578
2017	2.776.336.233	982.419.751	3.758.755.984
2018	2.804.099.595	992.243.949	3.796.343.544

(PT PLN (Persero) UP3 Semarang 2018)

Berdasarkan Tabel 1.1. dan Tabel 1.2. dapat diketahui peningkatan laju pertumbuhan penduduk dan kebutuhan energi listrik di PT PLN (Persero) UP3 Semarang. Selain itu terjadi peningkatan pembangunan infrastruktur, pertumbuhan ekonomi dan ketersediaan listrik menyebabkan Perusahaan Listrik Negara (PLN) sebagai penyedia energi listrik harus mengantisipasi sedini mungkin agar dapat menyediakan dalam jumlah yang cukup dan harga yang sesuai permintaan. Permintaan dan prakiraan penjualan energi listrik merupakan salah satu fungsi

terpenting dari penyedia listrik. Dalam prosesnya penyedia listrik perlu menerapkan prinsip keandalan. Dengan menggunakan prinsip keandalan dan Standar Operasional Prosedur (SOP) yang baik dan benar diharapkan pihak penyedia listrik dapat memprakirakan kebutuhan energi listrik untuk masa yang akan datang dengan perencanaan yang tepat.

Dalam prakiraan kebutuhan energi listrik jangka panjang dengan rentang waktu 5 tahun. Selama ini PT PLN (Persero) UP3 Semarang menggunakan metode konvensional dengan regresi linier. Metode konvensional memiliki keunggulan yaitu dapat memprakirakan kebutuhan energi listrik secara sederhana dengan mempelajari historis kebutuhan energi listrik terdahulu. “Pola hubungan antara beban listrik dengan faktor-faktor yang mempengaruhi beban listrik adalah nonlinier, sehingga mengalami kesulitan jika menggunakan metode konvensional”(Dinar Atika Sari,2006). Saat ini perkembangan teknologi komputasi yang sudah mengarah kepada teknologi *soft computing* mendorong peneliti untuk mencoba menggunakan metode alternatif untuk memprediksi beban listrik berbasis kecerdasan buatan yang populer yaitu *Artificial Neural Network* / Jaringan Syaraf Tiruan.(Ramadani dkk, 2015). Algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) telah ditemukan sebagai teknik yang berguna untuk prakiraan permintaan energi listrik karena kemampuan mereka untuk mengakomodasi data non linier.

Menurut Tri Ujjianto dkk (2007) menyatakan pengertian dari Jaringan Saraf Tiruan (JST) sebagai berikut:

JST adalah paradigma pengolahan informasi yang terinspirasi oleh sistem saraf secara biologis, seperti proses informasi pada otak manusia. Elemen kunci dari paradigma ini adalah struktur dari sistem pengolahan informasi yang terdiri dari sejumlah besar elemen pemrosesan yang saling berhubungan (neuron), bekerja serentak untuk menyelesaikan masalah tertentu. Cara kerja JST sama seperti cara kerja manusia, yaitu belajar melalui contoh” (Tri Ujianto ,dkk,2015).

Menurut Hermawan (2006:41) proses pembelajaran jaringan saraf tiruan terawasi (*supervised learning*) terbagi menjadi 5 yaitu:

1. *Herbb Rule*

Herbb Rule merupakan metode pembelajaran yang paling sederhana untuk jaringan saraf tiruan. Pada aturan *herbb rule* ini pelatihan yang terjadi yaitu dengan memodifikasi kekuatan sinapsis (bobot). Metode pembelajaran dilakukan dengan memperbaiki nilai bobot sedemikian rupa sehingga ada 2 neuron yang terhubung dan keduanya pada kondisi hidup pada saat yang sama, maka bobot keduanya dinaikkan. Ada beberapa literatur yang meneliti menggunakan metode ini, salah satunya yaitu digunakan sebagai perbandingan antara saham Hang Seng dan Nikei (Yandi dan Sutrisna, 2017). Kelemahan metode ini yaitu pola tidak hanya ditentukan oleh algoritma untuk merevisi bobot saja, tetapi representasi data juga ikut menentukan hasil pengenalan pola.

2. *Perceptron*

Aturan belajar (*learning*) *perceptron* lebih handal dibandingkan dengan aturan *herbb rule*. Arsitektur *perceptron* belajar mengenali pola dengan metode

belajar terbimbing. Pola yang diklasifikasikan biasanya berupa bilangan biner (kombinasi 0 dan 1) dan kategori pengklasifikasian juga diwujudkan dalam binangan biner. Terdapat beberapa literatur yang melakukan penelitian dengan metode ini salah satunya adalah identifikasi kematangan buah tomat berdasarkan warna. Tingkat keberhasilan yang didapatkan dengan metode ini hanya 43,33% dari hasil identifikasi yang diperoleh menghasilkan 3 *output* yaitu mentah 10%, setengah matang 6,66% dan matang 26,66% (Kusumaningtyas dan Asmara, 2016)

3. Adaline dan Madaline

Pada adaline nilai keluaran dibandingkan dengan nilai yang diinginkan, kemudian galat yang dihasilkannya digunakan pada algoritma penyesuaian bobot. Sedangkan pada unit madaline menggunakan aturan pemungut suara mayoritas terhadap keluaran dari lapisan adaline.

4. Perambatan Galat Mundur (*Backpropogation*)

Merupakan salah satu algoritma yang sering digunakan untuk menyelesaikan masalah yang rumit. Hal ini dimungkinkan karena dilatih dengan menggunakan metode belajar terbimbing. Algoritma ini terdiri dari dua langkah yaitu perambatan maju (*forward progation*) dan perambatan mundur (*backward progation*). Terdapat beberapa literatur yang melakukan penelitian dengan metode ini salah satunya '*Backpropogation neural network with adaptive differential evolution algorithm for time series forecasting*'. Penelitian tersebut menganalisis pendekatan hibrida yang menggabungkan algoritma *Adaptive Differential Evolution* (ADE) dengan *Back Propogation Neural Network* (BPNN) yang dirancang untuk meningkatkan akurasi prakiraan (Wang et al, 2014).

Berdasarkan uraian di atas, pada penelitian ini akan dipelajari lebih lanjut tentang prakiraan kebutuhan energi listrik menggunakan Jaringan saraf tiruan dengan metode *backpropagation*. Jaringan saraf tiruan perambatan Balik (*backpropagation neural network*) merupakan salah satu model dari jaringan saraf tiruan umpan mundur dengan menggunakan pelatihan terbimbing yang disusun berdasar pada algoritma kesalahan perambatan balik. Pola masukan dan target diberikan. Beberapa kelebihanannya yaitu:

1. Belajar *Adaptive* : kemampuan untuk mempelajari bagaimana melakukan pekerjaan berdasarkan data yang diberikan untuk pelatihan atau pengalaman awal
2. *Self-Organisation* : dapat membuat organisasi sendiri atau representasi dari informasi yang diterimanya selama waktu belajar
3. *Real Time Operation* : perhitungan dapat dilakukan secara paralel, sehingga perangkat keras yang dirancang dan diproduksi secara khusus dapat mengambil keuntungan dari kemampuan ini.

Berdasarkan pernyataan yang telah diberikan di atas, dapat diketahui bahwa jaringan saraf tiruan menggunakan metode *backpropagation* menghasilkan tingkat akurasi tinggi sehingga tepat digunakan dalam melakukan prakiraan. Dalam penelitian prakiraan kebutuhan energi listrik ini dilakukan di PT PLN (Persero) UP3 Semarang dan mengambil penelitian jangka panjang dengan rentang waktu 5 tahun yaitu tahun 2020-2025. Dari beberapa literatur yang didapat dari penelitian sebelumnya peneliti mengembangkan dengan memasukkan beberapa variabel data PDRB (residensial, komersial, publik dan industri), jumlah penduduk, energi

jual (residensial, komersial, publik dan industri), daya tersambung total (VA) (residensial, komersial, publik dan industri), pelanggan total (residensial, komersial, publik dan industri) dan beban puncak.

1.2. Identifikasi Masalah

Penelitian ini diambil dari pengalaman penulis yang telah melaksanakan Praktik Kerja Lapangan (PKL) dan observasi penelitian di PT PLN (Persero) UP3 Semarang. Identifikasi masalah dari penelitian yang dapat diambil meliputi:

1. Permintaan energi listrik yang semakin meningkat dari tahun ke tahun mengakibatkan PLN sebagai penyedia listrik perlu memprakirakan kebutuhan energi listrik
2. Ketidakseimbangan antara *supply* dan *demand* dalam transaksi energi listrik menyebabkan kerugian baik dari penyedia listrik ataupun konsumen.
3. PT PLN (Persero) UP3 Semarang yang masih menggunakan metode konvensional dengan menggunakan regresi linier.

1.3. Batasan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang di atas dapat diambil batasan masalah dari penelitian meliputi:

1. Penelitian dilakukan di PT PLN (Persero) UP3 Semarang
2. Penelitian dilakukan dengan mengambil data dari PT PLN (Persero) UP3 Semarang dan Badan Pusat Statistik
3. Metode yang digunakan menggunakan jaringan saraf tiruan metode *backpropagation*.
4. Prakiraan kebutuhan energi listrik selama 5 tahun ke depan.

5. Simulasi perencanaan kebutuhan energi listrik menggunakan *software* Matlab R2017b.
6. Peneliti melakukan simulasi prakiraan energi listrik menggunakan jaringan saraf tiruan metode *backpropogation*.
7. Penelitian dilakukan untuk melakukan prakiraan 5 tahun ke depan yaitu tahun 2020-2025.

1.4. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang diatas dapat diambil rumusan masalah pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Bagaimana teknik prakiraan kebutuhan energi jaringan saraf tiruan menggunakan metode *backpropogation* dapat memunculkan model terbaik untuk prakiraan kebutuhan listrik jangka panjang?
2. Bagaimana tingkat akurasi dari prakiraan kebutuhan energi listrik menggunakan jaringan saraf tiruan metode *backpropogation*?

1.5. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dipaparkan diatas maka, tujuan penelitian ini adalah:

1. Mendapatkan angka prakiraan energi listrik yang sesuai menggunakan jaringan saraf tiruan metode *backpropogation*.
2. Menganalisis tingkat keakurasian prakiraan energi listrik menggunakan jaringan saraf tiruan metode *backpropogation*.

3. Mendapatkan ketepatan prakiraan kebutuhan energi listrik agar tidak terjadi *over capacity* atau *under capacity* yang keduanya dapat merugikan perusahaan penyedia listrik.

1.6. Manfaat Penelitian

1. Membantu memudahkan PLN untuk membuat prakiraan energi listrik jangka panjang.
2. Menjadi referensi dalam menentukan prakiraan kebutuhan energi listrik di PT PLN (Persero) UP3 Semarang menggunakan jaringan saraf tiruan metode *backpropagation*.
3. Membuat keseimbangan antara *supply* dan *demand* dalam transaksi energi listrik
4. Mengurangi kerugian akibat pemborosan energi listrik.
5. Mengurangi kerugian akibat pemadaman bergilir.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

2.1. Kajian Pustaka

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang relevan untuk dijadikan referensi dalam penelitian ini. Adapun penelitian tersebut dari Wang et al. (2014) membahas tentang *Backpropagation neural network with adaptive differential evolution algorithm for time series forecasting*. Penelitian tersebut menganalisis pendekatan hibrida yang menggabungkan algoritma *Adaptive Differential Evolution* (ADE) dengan *Back Propagation Neural Network* (BPNN) yang dirancang untuk meningkatkan akurasi prakiraan. Hasil penelitian pertama dilakukan di Timur Laut China menunjukkan bahwa ADE yang diusulkan dapat secara efektif meningkatkan akurasi perkiraan BPNN dibanding dengan BPNN dasar. Hasil penelitian kedua dilakukan di lynx Canada menunjukkan metode ADE-BPNN yang diusulkan lebih unggul untuk metode dasar yang ada (ARIMA).

Penelitian berikutnya dari Burger et al (2015) membahas tentang *gated ensemble learning method for demand-side electricity load forecasting*. Penelitian ini dilakukan pada 8 bangunan komersial dan 24 Perumahan di California, USA dan fokus pada pengembangan pendekatan peramalan yang umumnya berlaku untuk semua bangunan tanpa penyesuaian dengan metode *ensemble*. Metode *ensemble* mampu menggabungkan peramalan yang kompleks, seperti model jaringan saraf tiruan atau model *seasonal autoregressive integrated moving average*. Dengan menerapkan metode tersebut pada 32 set data permintaan listrik

gedung (8 komersial dan 24 perumahan) menghasilkan prakiraan kebutuhan energi listrik dengan rata-rata kesalahan absolut masing masing 7,5% dan 55,8% untuk bangunan komersial dan perumahan.

Penelitian selanjutnya dari Yaqin dkk (2017) membahas tentang prakiraan beban jangka pendek untuk akhir pekan di Indonesia dengan melakukan perbandingan tiga metode yaitu metode *Artificial Neural Network*, *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) dan *Simple Econometric* menggunakan regresi linier. Dalam penelitian ini nilai kesalahan terkecil diperoleh 3,87% dengan metode *Artificial Neural Network*.

Ramadhan,2018 melakukan penelitian tentang peramalan kebutuhan beban listrik jangka menengah di kota Salatiga menggunakan JST *backpropogation*. Penelitian ini dilakukan untuk meramalkan kebutuhan listrik kota Salatiga pada bulan Januari 2018 menggunakan aplikasi Matlab 2014 dengan menggunakan variabel data jumlah penduduk, rata rata suhu maksimum dan historis kebutuhan beban listrik sebagai data target. Penelitian ini menghasilkan nilai *mean squared error* (MSE) sebesar 7×10^{-15} dan nilai regresi sebesar 0,98764.

Setiabudi, 2015 melakukan penelitian tentang sistem informasi peramalan beban listrik jangka panjang di Kabupaten Jember menggnakan JST *backpropagation*. Penelitian ini meramalkan beban puncak listrik 10 tahun kedepan dengan hanya menggunakan historis beban listrik dan menghasilkan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) cukup tinggi yaitu 17,09%.

Emidiana,2016 melakukan penelitian tentang prediksi beban listrik wilayah Sumbagsel menggunakan jaringan saraf tiruan dengan program Matlab. Dalam penelitian ini dilakukan peramalan beban jangka pendek (per jam dalam 24 jam) selama 1 minggu (7 hari) di wilayah Sumbagsel. Prediksi dilakukan pada beban daya nyata (MW) yang dikonsumsi pelanggan selama satu minggu dengan menggunakan metode *artificial neural network* dengan menggunakan variabel data historis konsumsi energi listrik. Rata-rata MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) hasil prediksi sebesar 3,2471%.

2.2. Teori Prakiraan

Prakiraan artinya melakukan peramalan tentang suatu peristiwa berdasarkan hasil perhitungan rasional atau ketepatan analisis data. Prakiraan pada dasarnya adalah adalah dugaan atau peramalan mengenai terjadinya suatu kejadian atau peristiwa yang akan datang (Syafuruddin dkk,2014). Prakiraan atau prediksi dilakukan untuk memperkirakan perilaku data berdasarkan analisis dan pengolahan data historis (*data time series*). Terdapat tiga kelompok prakiraan beban berdasarkan jangka waktunya yaitu prakiraan beban jangka panjang, jangka menengah dan jangka pendek (Dwisatya dkk, 2015)

1. Prakiraan beban jangka panjang

Peramalan beban jangka panjang adalah untuk jangka waktu diatas satu tahun. Dalam peramalan beban, masalah-masalah makro ekonomi yang merupakan masalah eksternal perusahaan listrik, merupakan faktor utama yang menentukan arah peramalan beban. Peramalan ini bertujuan untuk rencana energi masa depan.

2. Prakiraan beban jangka menengah

Peramalan beban jangka menengah adalah untuk jangka waktu dari satu bulan sampai dengan satu tahun. Dalam peramalan beban jangka menengah, masalah-masalah manajerial perusahaan merupakan faktor utama yang menentukan.

3. Prakiraan beban jangka pendek

Peramalan beban jangka pendek adalah untuk jangka waktu beberapa jam sampai satu minggu (168 jam). Besarnya beban untuk setiap jam ditentukan dengan memperhatikan *trend* beban di waktu lalu dengan memperhatikan berbagai informasi yang dapat mempengaruhi besarnya beban sistem. Dan peramalan beban jangka pendek biasanya digunakan untuk efisiensi energi.

Pada penelitian ini, peneliti mengambil kelompok prakiraan beban jangka panjang. Pada prakiraan jangka panjang, beban yang dilayani oleh sistem distribusi listrik ini dibagi dalam beberapa sektor yaitu sektor perumahan, sektor industri, sektor komersial, dan sektor publik atau umum dimana masing-masing sektor mempunyai karakteristik yang berbeda (Setiabudi, 2015).

2.3. Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*)

Jaringan saraf tiruan (JST) adalah suatu model yang mencoba meniru struktur dan cara kerja jaringan saraf pada otak manusia. Menurut Hermawan (2006:3) menyatakan jaringan saraf tiruan tercipta sebagai suatu generalisasi model matematis dari pemahaman manusia (*human cognition*) yang didasarkan atas asumsi sebagai berikut:

1. Pemrosesan informasi terjadi pada elemen sederhana yang disebut neuron.

2. Isyarat mengalir di antara sel saraf/neuron melalui suatu sambungan penghubung.
3. Setiap sambungan penghubung memiliki bobot yang bersesuaian. Bobot ini akan digunakan untuk menggandakan/mengalikan isyarat yang dikirim melaluinya.
4. Setiap sel saraf akan menerapkan fungsi aktivasi terhadap isyarat hasil penjumlahan berbobot yang masuk kepadanya untuk menentukan isyarat keluarannya.

Berdasarkan asumsi tersebut, jaringan saraf tiruan tidak memerlukan pemrograman melainkan menyelesaikan masalah melalui proses belajar dari contoh-contoh berdasarkan aplikasi sebagai berikut :

1. Pengenalan pola (*Pattern Recognition*)

Jaringan saraf tiruan dapat mengenali pola (misal : huruf, angka, suara atau tanda tangan) yang sudah sedikit berubah.

2. *Signal Processing*

Jaringan saraf tiruan dapat dipakai untuk menekan *noise* dalam saluran telepon.

3. Prakiraan (Peramalan)

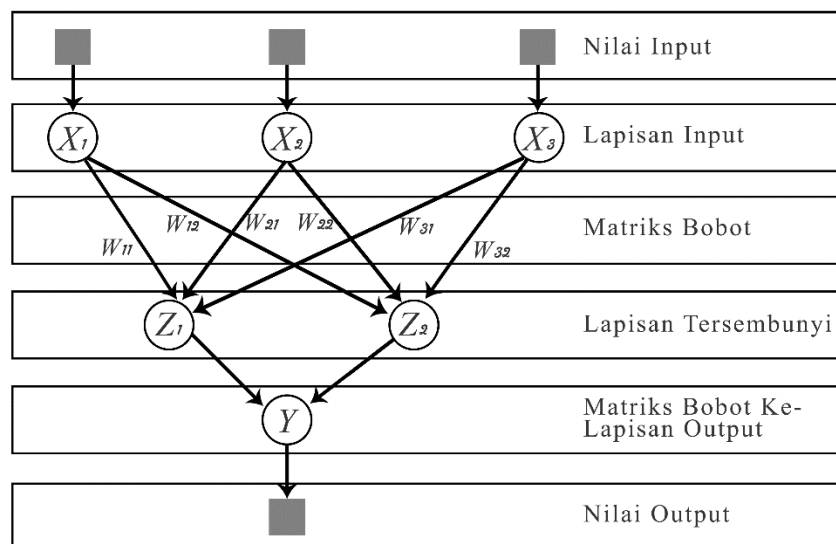
Jaringan saraf tiruan dapat juga digunakan untuk meramalkan (memprediksi) apa yang akan terjadi di masa datang, berdasarkan pola kejadian di masa lalu (Emidiana dalam Jong Jek Siang,2016)

Berdasarkan asumsi dan aplikasi tersebut dapat diketahui bahwa jaringan saraf tiruan sangat cocok untuk menyelesaikan masalah seperti prakiraan kebutuhan

energi listrik karena dapat mengenali pola, melakukan perhitungan dan mengontrol organ-organ tubuh dengan kecepatan yang lebih tinggi dari komputer digital (Dwisatya dkk,2015) . Dalam jaringan saraf tiruan, arsitektur sebuah jaringan akan menentukan keberhasilan target yang dicapai karena tidak semua masalah dapat diselesaikan dengan arsitektur yang sama (Hermawan, 2006:38).

2.4. *Backpropagation*

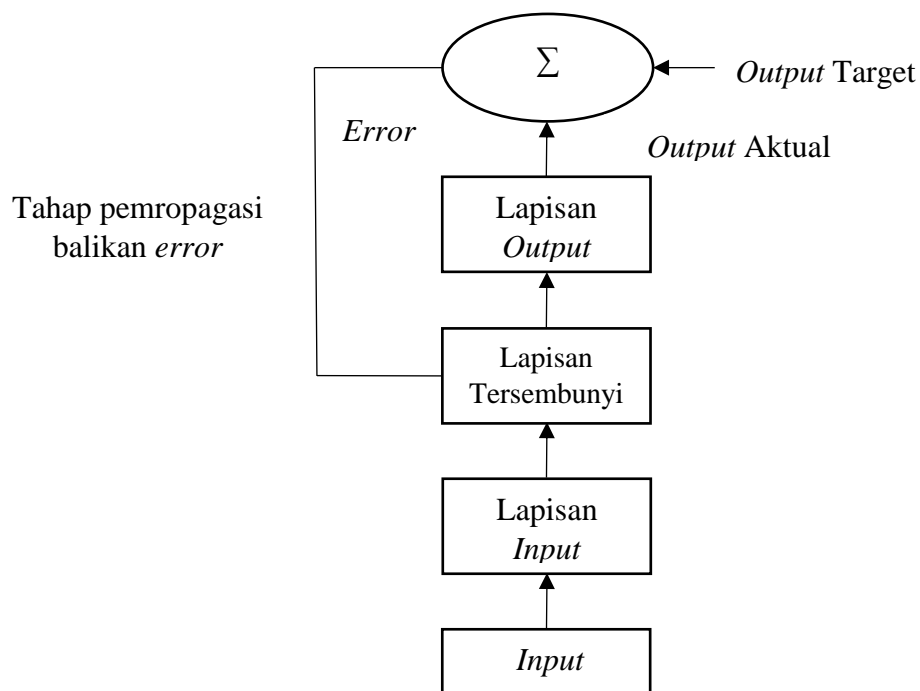
Backpropagation merupakan salah satu metode dalam jaringan saraf tiruan yang sangat baik dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks. Istilah *backpropagation* atau propogasi balik diambil dari cara kerja jaringan ini bahwa *gradient error* unit tersembunyi diturunkan dari penyiaran kembali error-error yang diasosiasikan dengan unit-unit *output*. Hal ini karena nilai target untuk unit-unit tersembunyi tidak diberikan. (Puspitaningrum, 2006:125).



Gambar 2.1 Arsitektur *Backpropagation*

Gambar 1 merupakan cara kerja arsitektur *backpropogation*. W_{jt} adalah bobot hasil inisialisasi jaringan antara layar masukan X_i dan layar tersembunyi dan layar tersembunyi Z_j . Sedangkan W_j adalah bobot hasil inisialisasi antara layar tersembunyi Z_j dan layar keluaran Y (Ramadhan, 2018)

Pada metode propogasi balik (*backpropogation*), jaringan saraf tiruan perlu “belajar” terlebih dahulu dengan memasukkan sekumpulan contoh pelatihan yang disebut set pelatihan. Set pelatihan ini digambarkan dengan sebuah *vector future* yang disebut vektor input yang diasosiasikan dengan sebuah *output* yang menjadi target pelatihannya. Pelatihan kemudian dilangsungkan dengan maksud membuat jaringan saraf tiruan beradaptasi terhadap karakteristik dari contoh-contoh pada set pelatihan dengan cara melakukan perubahan bobot-bobot yang ada dalam jaringan.



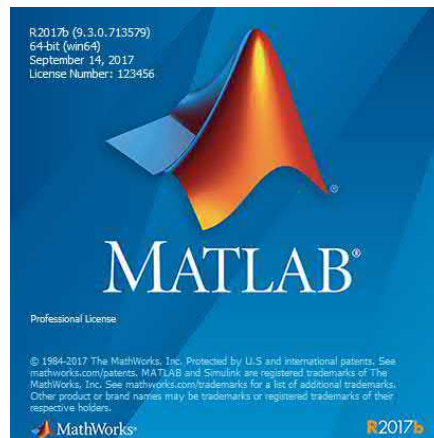
Gambar 2.2 Alur kerja jaringan propagasi balik

Cara kerja jaringan propogasi balik (*backpropagation*) adalah sebagai berikut.

Mula-mula jaringan diinisialisasi dengan bobot yang diset dengan bilangan acak. Lalu contoh-contoh pelatihan dimasukkan ke dalam jaringan. Contoh pelatihan terdiri dari pasangan vektor input dan vektor *output* target. Keluaran dari jaringan dibandingkan dengan vektor *output* target untuk mengetahui apakah *output* jaringan sudah sesuai dengan harapan (*output actual* sudah sama dengan *output target*). *Error* yang timbul akibat perbedaan antara *output* aktual dengan *output* target tersebut kemudian dihitung dan digunakan untuk meng *update* bobot-bobot yang relevan dengan jalan mempropagasikan kembali *error*. Setiap perubahan bobot yang terjadi diharapkan dapat mengurangi besar *error*.

Epoch (siklus setiap pola pelatihan) seperti ini dilakukan pada semua set pelatihan sampai unjuk kerja jaringan mencapai tingkat yang diinginkan atau sampai kondisi berhenti terpenuhi. Yang dimaksud dengan kondisi berhenti disini misalnya pelatihan akan dihentikan setelah *epoch* mencapai 10000 kali atau pelatihan akan dihentikan sampai sebuah nilai ambang yang ditetapkan terlampaui. Setelah proses pelatihan selesai, barulah ditetapkan algoritma aplikasi. Biasanya sebelum digunakan untuk aplikasi sebenarnya, pengujian unjuk kerja dilakukan dengan memasukkan set pengujian ke dalam jaringan. Karena sifatnya menguji, set pengujian hanya berupa input saja. Dari respon jaringan dapat dinilai kemampuan memorisasi dan generalisasi jaringan dalam menebak *output* berdasarkan pada apa yang telah dipelajari selama ini.

2.5. Software Matlab R2017b



Gambar 2.3 Software Matlab R2017b

Matlab (*Matrix Laboratory*) adalah sebuah lingkungan komputasi numerikal dan bahasa pemrograman komputer generasi keempat. Dikembangkan oleh *The MathWorks*, Matlab memungkinkan memanipulasi matriks, pemplotan fungsi dan data, implementasi algoritma, pembuatan antarmuka pengguna dan pengantarmukaan dengan program dalam bahasa lainnya. Meskipun hanya bernuansa numerik, sebuah kotak kakas (*toolbox*) yang menggunakan mesin simbolik memungkinkan akses terhadap kemampuan aljabar komputer. Sebuah paket tambahan, Simulink, menambah simulasi grafis multiranah dengan berdasar model untuk sistem yang dinamik. (Goering,2013). Pada penelitian ini, peneliti menggunakan *software* Matlab R2017b dalam melakukan simulasi prakiraan energi listrik di PT PLN (Persero) UP3 Semarang.

BAB V

SIMPULAN DAN SARAN

5.1. Simpulan

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan terdapat beberapa hal yang dapat disimpulkan sebagai berikut.

1. Presentase *error* yang dihasilkan dari selisih antara nilai *output* dengan target yang dikoversikan ke dalam bentuk persen menghasilkan fungsi pembelajaran terbaik yang digunakan untuk prediksi. Fungsi pembelajaran terbaik dengan nilai *error* terkecil yaitu LEARNGD dengan fungsi pelatihan TRAINGDX neuron 24 dengan nilai *error* 0,02%, LEARNGDM neuron 24 dengan nilai *error* 0,01% dan LEARNGDM neuron 30 dengan nilai *error* 0,02%.
2. Besarnya nilai kebutuhan energi listrik PT PLN (Persero) UP3 Semarang dipengaruhi oleh beberapa variabel diantaranya jumlah penduduk, jumlah pelanggan, PDRB, daya tersambung, beban puncak dan total produksi energi listrik wilayah cangkupan PT PLN (Persero) UP3 Semarang.
3. Hasil pengujian dari model TRAINGDX 24 dengan fungsi pembelajaran LEARNGDM memiliki selisih (*error*) terkecil dengan data aktual PT PLN (Persero) UP3 Semarang tahun 2014-2018 dengan selisih *error* 3,64% sedangkan RUKN PT PLN (Persero) UP3 Semarang memiliki selisih *error* 5,92%.

4. Hasil prediksi tahun 2019-2025 dari model TRAINGDX 24 dengan fungsi pembelajaran LEARNGDM memiliki selisih yang sangat kecil dengan RUKN PT PLN (Persero) UP3 Semarang dengan rata-rata selisih 0,4% sehingga mendapatkan ketepatan angka prakiraan energi listrik menggunakan jaringan saraf tiruan metode *backpropogation*.
5. Hasil prakiraan kebutuhan energi listrik selama 7 tahun mulai dari tahun 2019 sampai dengan 2025 menghasilkan *Growth of Total % (GOT %)* sebesar 0,6,% setiap tahunnya sedangkan untuk RUKN PT PLN (Persero) UP3 Semarang memiliki rata rata peningkatan sebesar 1,8%.

5.2. Saran

Untuk meningkatkan akurasi pada penelitian prakiraan konsumsi energi listrik jangka panjang menggunakan jaringan saraf tiruan ini, perlu menambahkan historis data masukan saat pelatihan. Pada penelitian ini menggunakan 6 variabel data input dan data target. Data yang digunakan adalah data tahunan yaitu data historis dari tahun 2006-2018 dengan total 15 data per variabel. Oleh karena itu hasil penelitian selanjutnya diharapkan akan lebih baik lagi jika menggunakan data yang lebih banyak.

DAFTAR PUSTAKA

- Marino, L.D., K. Amarasinghe, dan M. Manic. 2016. Building Energy Forecasting Using Deep Neural Networks. IEE
- Ekonomou, L., C.A. Christodoulou, dan V. Mladenov. 2016. A Short-Term Load Forecasting Method Using Artificial Neural Networks And Wavelet Analysis. *International Journal of Power Systems* 1:64-68.
- Kochak, A. dan S. Sharma. 2015. Demand Forecasting Using Neural Network For Supply Chain Management. *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research* 4(1): 96-104.
- Wang, L., Y. Zeng dan T. Chen. 2014. Backpropagation Neural network With Adaptive Differential Evolution Algorithm For Time Series Forecasting. *Expert System with Applications* .
- Burger, E.M. dan S.J. Moura. 2015. Gated Ensemble Learning Method For Demand-Side Electricity Load Forecasting. *Energy and Buildings*: 23-24.
- Yamaguchi, Kaoru. 2010. [Simple] Econometric Simulation System, For Excel [ESSE]. ASIAM Research Institute
- Yaqin, E.N, A.G. Abdullah, D. Chandra, T.A. Pratiwi, S. Adhigunarto, A.M. Shidiq, A.J. Ramadhan, R.P. Putra, A.F. Alfaridzi, M.F.A. Muttaqin dan A.B.D. Nandiyanto. 2017. Short Term Load Forecasting For Weekends In

- Indonesia : Comparison Of Three Methods. Annual Applied Science And Engineering Conference (AASEC) 2017.
- Sari, S.W.P. dan S. Handoyo. 2015. Penerapan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Propogasi Balik Sebagai Metode Prakiraan Beban Listrik (Studi Kasus pada Data Konsumsi Beban Listrik Harian PT. PLN Gresik Kecamatan Manyar Kabupaten Gresik). *Jurnal Mahasiswa Statistik* 3(1).
- Syafruddin, M., L. Hakim, dan D. Despa.2014. Metode Regresi Linier untuk Prediksi Kebutuhan Energi Listrik Jangka Panjang (Studi Kasus Provinsi Lampung). *Jurnal Universitas Lampung*:2
- Ramadhan, H.A. 2018. Peramalan Kebutuhan Beban Listrik Jangka Menengah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Backpropagation.
- Pradipika, C.L., S. Handoko, B. Winardi. 2016. Peramalan Beban Puncak Harian Pada Sistem PT. PLN APB Jawa Tengah dan DIY Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan – Algoritma Genetika.
- Dwisatya, R., M.R. Kirom, A. G. Abdullah. 2015. Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek Berbasis Algoritma Feed Forward Back Propagation Dengan Mempertimbangkan Variasi Tipe Hari. *E-Proceeding of Engineering* 2(3).
- Emidiana. 2016. Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek Wilayah Sumbagsel Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Ampere* 1(1).

- Setiabudi, D. 2015. Sistem Informasi Peramalan Beban Listrik Jangka Panjang di Kabupaten Jember Menggunakan JST *Backpropagation*. *SMARTICS Journal* 1(1): 1-2
- Ujiyanto, T., B. Winardi, Kartono. 2015. Proyeksi Kebutuhan Energi Listrik API Pekalongan Tahun 2014-2018 Menggunakan jaringan Saraf Tiruan Metode Backpropagation Dengan Software Matlab R2014A.
- Binoto, M. dan Y. Kristiawan. 2015. Peramalan Energi Listrik yang Terjual dan Daya Listrik Tersambung Pada Sistem Ketenagalistrikan Untuk Jangka Panjang Di Solo Menggunakan Model Artificial Neural Network.
- Triwulan, Y., N. Hariyanto, S. A. Anwari. 2013. Peramalan Beban Puncak Listrik Jangka Pendek Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Reka Elkomika* 1(4)
- Widodo, A.P., Suhartono, E.A. Sarwoko, 2017. Akurasi Model Prediksi Metode Backpropagation Menggunakan Kombinasi Hidden Neuron Dengan Alpha.
- Julpan, E. B. Nababan dan M. Zarlis. 2015. Analisis Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner dan Bipolar Dalam Algoritma Backpropagation Pada Prediksi Kemampuan Siswa. *Jurnal Teknovasi* 2(1)
- Sugiyono. 2016. *Metode Penelitian Pendidikan Pendekatan Kuantitatif, Kualitatif dan R&D*. Edisi ke-23. Bandung : Penerbit Alfabeta

- Kuswadi dan Mutiara, E. 2004. *Statistik Berbasis Komputer Untuk Orang-Orang Non Statistik (Statnon)*. Edisi Pertama. Jakarta : Penerbit Elex Media Komputindo
- Wibowo, C.W., Hermawan dan Karnoto. 2015. Analisis Proyeksi Kebutuhan Energi Listrik Dengan Menggunakan Metode Simple Econometric. *Jurnal Transient* 4(4)
- Wijaya, R., B. Winardi dan Karnoto. 2016. Prakiraan Beban Puncak Rayon Kota Cirebon Tahun 2015-2019 Menggunakan Metode Simple-E. *Jurnal Transient* 5(4).
- Kusuma, B.R., S. Handoko, T. Sukmadi. 2018. Perbandingan Metode Simple Econometric Dan Logika Fuzzy Untuk Memproyeksikan Kebutuhan Energi Listrik Jangka Panjang Di Provinsi Banten. *Jurnal Transient* 7(2).
- Fausett, L. 1994 *Fundamentals of Neural Networks Architecture, Algorithms and Application*. Prentice Hall, Englewood Cliffs : Florida Institute of Technology.