

**MODEL PERAMALAN POLA BEBAN
JANGKA PANJANG SISTEM KETENAGALISTRIKAN
JAWA-MADURA-BALI MENGGUNAKAN
METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN UNTUK
ANALISIS KEANDALAN DALAM PERENCANAAN
PENGEMBANGAN SISTEM PEMBANGKITAN**

DISERTASI

Oleh:

ARIEF HERU KUNCORO

840303001X



**PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
PROGRAM PASCASARJANA BIDANG ILMU TEKNIK
UNIVERSITAS INDONESIA
GENAP 2007/2008**

**MODEL PERAMALAN POLA BEBAN
JANGKA PANJANG SISTEM KETENAGALISTRIKAN
JAWA-MADURA-BALI MENGGUNAKAN
METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN UNTUK
ANALISIS KEANDALAN DALAM PERENCANAAN
PENGEMBANGAN SISTEM PEMBANGKITAN**

DISERTASI

Oleh:

ARIEF HERU KUNCORO

840303001X



**DISERTASI INI DIAJUKAN UNTUK MELENGKAPI
PERSYARATAN PROGRAM DOKTOR
BIDANG ILMU TEKNIK**

**PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
PROGRAM PASCASARJANA BIDANG ILMU TEKNIK
UNIVERSITAS INDONESIA
GENAP 2007/2008**

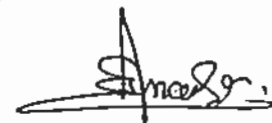
PERNYATAAN KEASLIAN DISERTASI

Saya menyatakan dengan sesungguhnya bahwa disertasi dengan judul:

**MODEL PERAMALAN POLA BEBAN JANGKA PANJANG
SISTEM KETENAGALISTRIKAN JAWA-MADURA-BALI
MENGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN
UNTUK ANALISIS KEANDALAN DALAM PERENCANAAN
PENGEMBANGAN SISTEM PEMBANGKITAN**

yang dibuat untuk melengkapi persyaratan program Doktor Bidang Ilmu Teknik Pascasarjana Universitas Indonesia guna memperoleh gelar Doktor, sejauh yang saya ketahui bukan merupakan tiruan atau duplikasi dari disertasi yang sudah dipublikasikan dan atau pernah dipakai untuk mendapatkan gelar kesarjanaan di lingkungan Universitas Indonesia maupun di Perguruan Tinggi atau Instansi manapun, kecuali bagian yang sumber informasinya dicantumkan sebagaimana mestinya.

Depok, Juli 2008



Arief Heru Kuncoro
NPM. 840303001X

PENGESAHAN

Disertasi dengan judul:

**MODEL PERAMALAN POLA BEBAN JANGKA PANJANG
SISTEM KETENAGALISTRIKAN JAWA-MADURA-BALI
MENGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN
UNTUK ANALISIS KEANDALAN DALAM PERENCANAAN
PENGEMBANGAN SISTEM PEMBANGKITAN**

Disusun untuk melengkapi persyaratan program Doktor Bidang Ilmu Teknik
Pascasarjana Universitas Indonesia guna memperoleh gelar Doktor.


Disertasi ini telah disetujui dan telah diajukan untuk Sidang Promosi.

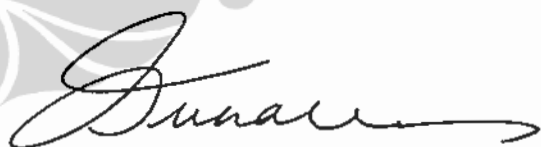
Depok, Juli 2008

Menyetujui,

Ko-Promotor

Promotor


(Prof. Dr. Ir. Rinaldy Dalimi)
NIP. 131 473 825


(Prof. Dr. Ir. Zuhail, MSc.EE)
NIP. 131 321 128

UCAPAN TERIMA KASIH

Segala puji bagi Allah, Tuhan semesta alam. Atas rahmat, hidayah dan inayah-Nya, penulis dapat menyelesaikan Disertasi berjudul: “Model Peramalan Pola Beban Jangka Panjang Sistem Ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Analisis Keandalan Dalam Perencanaan Pengembangan Sistem Pembangkitan”.

Disamping itu penulis menghaturkan terima kasih sebesar-besarnya kepada:

Bapak Prof. Dr. Ir. Zuhul Abdul Kadir, MSc.EE (selaku Promotor) dan Bapak Prof. Dr. Ir. Rinaldy Dalimi (selaku Ko-Promotor) yang telah bersedia meluangkan waktunya untuk memberi pengarahan, diskusi dan bimbingan serta persetujuan sehingga disertasi ini dapat selesai dengan baik.

Bapak Prof. Dr. der Soz. Gumilar Rusliwa sebagai Rektor Universitas Indonesia, Bapak Prof. Dr. Ir. Bambang Sugiarto, M.Eng. sebagai Dekan Fakultas Teknik UI, dan Bapak Dr. Ir. Moh. Asvial sebagai Ketua Departemen Teknik Elektro FT-UI.

Bapak Prof. Dr. Ir. Sardy Sar, Dr. Ir. Uno Bintang Sudiby, Dr. Ir. Rudy Setiabudy, Dr. Ir. Iwa Garniwa MK., MT., dan Dr. Ing. Eko Adhi Setiawan, MT., selaku anggota Tim Penguji yang telah memberikan saran dan masukan untuk perbaikan disertasi.

Bapak Dr. Hudi Hastowo (Kepala Badan Tenaga Nuklir Nasional, BATAN), Bapak Ir. Adiwardojo (Deputi Bidang Pengembangan Teknologi dan Energi Nuklir), Bapak Dr. Achmad Sarwiyana Sastratenaya (Kepala Pusat Pengembangan Energi Nuklir), Bapak Karsono MSc. (Kepala Pusdiklat), Bapak Dr. Arnold Y. Soetrisnanto, Bapak Ir. Edi Sartono, Bapak Dr. Sudi Ariyanto, Ibu Mari Indriana MSi., yang telah memberi dorongan semangat, saran dan petunjuk sehingga disertasi ini dapat diselesaikan.

Pejabat dan staf Perpustakaan di: Badan Pengkajian dan Penerapan Teknologi (BPPT), Badan Tenaga Nuklir Nasional (BATAN), PT. PLN (Persero), Penyaluran dan Pusat Pengatur Beban Jawa-Bali (PT. PLN-P3B) Gandul, Badan Pusat Statistik (BPS), Direktorat Jenderal Listrik dan Pengembangan Energi

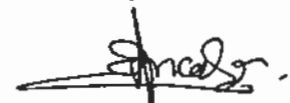
(DJIPE), Pusdiklat Ketenagalistrikan dan Energi Baru Terbarukan (KEBT) Departemen Energi dan Sumberdaya Mineral (DESDM), dan Lembaga Ilmu Pengetahuan Indonesia (LIPI), atas bantuan referensi buku dan data yang diperlukan untuk penyusunan disertasi ini.

Rekan-rekan di BATAN, PLN, DJIPE, KEBT, UI (&Alumni), UII, dan UHAMKA, terutama Ir. Suparman, MT., Bapak/Ibu Supto Prayogo, Bapak/Ibu Sartono, Ibu Sri Kusumadewi, Dr. Muhammad Subekti, Ibu Maya Kalalo, Bapak Iqbal, Bapak Titovianto, Bapak Chrisnawan Anditya, Mujirudin, MT., Endy Syaiful Alim, MT., Harry Ramza, MT., Victor, MKom., PH. Gunawan, MT., Emilia, ST., Ir. Agus R. Utomo, MT., Ir. Edwaren Liun, Drs. Masdin, Nasrullah, SE., Herdinie, ST., Ir. Djati, MEng., Ir. Ida, MEng., Nuryanti, SSI., Elok Satiti, SSI., Ir. Sriyana, MT., Dr. June, dan Ir. Saut, yang telah memberikan dorongan semangat, bantuan dan informasinya.

Yang terhormat & tercinta Bapak/Ibu H. Mohammad Umar, Bapak(alm.)/Ibu Hj. Raden Tarumintardjo, Istri tercinta Diajeng Titien, dan Ananda tersayang Astarina & Akbar, serta Saudara-saudari Ir. Habil, MM., Dra. Ida, Ir. Rudi, MM., Dra. Atiek, Pramono, SE., Indah, SE., Ir. Agus, Aniek, MP., Yuliedy, SSI., dan Yuni, SH., yang telah memberikan do'a, dukungan moril & materiil, serta dorongan semangat dengan penuh keiklasan & pengertian.

Semoga Allah S.W.T. memberikan balasan atas semua jasa baik dan bantuan yang telah diberikan kepada penulis, sehingga disertasi ini dapat diselesaikan.

Penulis,



Arief Heru Kuncoro

Arief Heru Kuncoro
NPM 840303001X
Program Studi Teknik Elektro

Promotor
Prof. Dr. Ir. Zuhail, MSc.EE
Ko-Promotor
Prof. Dr. Ir. Rinaldy Dalimi

**MODEL PERAMALAN POLA BEBAN JANGKA PANJANG
SISTEM KETENAGALISTRIKAN JAWA-MADURA-BALI
MENGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN
UNTUK ANALISIS KEANDALAN DALAM PERENCANAAN
PENGEMBANGAN SISTEM PEMBANGKITAN**

ABSTRAK

Pola beban sistem tenaga listrik yaitu pola permintaan beban puncak dan kurva lama beban (KLB) sangat berpengaruh dalam perencanaan pengembangan sistem pembangkitan jangka panjang. Pola beban tersebut mempengaruhi: nilai total biaya kumulatif pengembangan sistem, konfigurasi optimum variabel kandidat pembangkit, total tambahan kapasitas pembangkit terpasang, jumlah energi yang diproduksi, dan keandalan sistem (indeks LOLP (*Loss Of Load Probability*) & ENS (*Energy Not Served*)).

Beberapa model telah digunakan untuk peramalan permintaan beban puncak dan untuk merepresentasikan KLB. KLB merupakan parameter yang sangat penting untuk analisis sistem ketenagalistrikan, seperti estimasi biaya operasi sistem pembangkitan, prediksi jumlah energi yang diproduksi, dan untuk perhitungan tingkat keandalan. Dalam disertasi ini telah dikembangkan model peramalan beban puncak jangka panjang dan model KLB dengan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Model yang dikembangkan mampu melakukan komputasi secara paralel melalui pembelajaran dari pola-pola yang diajarkan, sehingga mampu menemukan hubungan non-linear antara beban dan faktor-faktor ekonomi, populasi, konsumsi energi listrik dan faktor-faktor lainnya, serta dapat melakukan penyesuaian terhadap perubahan-perubahan yang terjadi.

Model tersebut diaplikasikan pada sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (Jamali), dan hasil output peramalan beban puncak dan KLB-nya digunakan sebagai masukan dalam optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan dengan program WASP (*Wien Automatic System Planning*). Selanjutnya dilakukan analisis keandalan sistem berdasarkan hasil optimasi.

Untuk mengetahui keakuratan model yang dikembangkan, maka output hasil dari model yang dikembangkan dibandingkan dengan model lain. Hasil ramalan beban puncak pada tahun 2025 dengan metode JST tidak berbeda jauh dengan model ekonometrik Simple E yang digunakan untuk Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (Simple E-RUKN), yaitu masing-masing sebesar 57.030 MW dan 59.107 MW (perbedaannya sekitar 3,58%).

Arief Heru Kuncoro
NPM 840303001X
Program Studi Teknik Elektro

Promotor
Prof. Dr. Ir. Zuhail, MSc.EE
Ko-Promotor
Prof. Dr. Ir. Rinaldy Dalimi

LANJUTAN ABSTRAK

Berdasarkan metode JST, laju pertumbuhan beban tahunan rata-rata sekitar 7,1% selama periode tahun studi 2006-2025, sementara itu menurut Simple E-RUKN laju pertumbuhan diperkirakan sekitar 7,3% per tahun.

Representasi pola model KLB-JST yang dikembangkan lebih mendekati pola KLB-Aktual, dibandingkan dengan pola model KLB-Snyder. Berdasarkan hasil analisis keandalan dalam optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan diperoleh kesimpulan bahwa perbedaan hasil perhitungan keandalan antara model KLB-JST dibandingkan pola KLB-Aktual mempunyai perbedaan yang relatif kecil (sekitar 0,94% untuk perbedaan LOLP dan 4,44% untuk perbedaan ENS).

Untuk model proyeksi KLB berdasarkan metode JST, hasilnya cukup bagus.

Kata kunci: Beban, JST, KLB, Snyder, optimasi, LOLP, ENS.

Arief Heru Kuncoro
NPM 840303001X
Program Studi Teknik Elektro

Promotor
Prof. Dr. Ir. Zuhail, MSc.EE
Co-Promotor
Prof. Dr. Ir. Rinaldy Dalimi

**A LONG-TERM LOAD PATTERN FORECASTING MODEL ON
THE JAVA-MADURA-BALI ELECTRICITY POWER SYSTEM
USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK METHOD FOR
RELIABILITY ANALYZING ON THE GENERATING
SYSTEM EXPANSION PLANNING**

ABSTRACT

Load pattern on the electricity system (i.e. demand pattern of peak load and load duration curve (LDC)) has an effect on the long-term generating system expansion planning. The load pattern affects of: cumulative total cost value of system development, optimum configuration of generating candidate variable, total addition of generating installed capacity, amount of energy produced, and system reliability (index of LOLP (Loss Of Load Probability) & ENS (Energy Not Served)).

Several models have been used to forecast peak load demand and to express LDC. An LDC is one of the most important parameters to analyze the electric power systems. It is used in estimating the operating cost of a power system, predicting the amount of energy delivered by each unit, and calculating reliability measures. In this dissertation, an intelligence model to forecast long-load and to express LDC using Artificial Neural Networks (ANN) method has been developed. The model has ability to conduct parallel computing through training from taught patterns, so that it is able to find non-linear relations between load, economic factors, population, electric energy consumption, and other factors. The model can also conduct adjustment in response to any changes that happens.

The model is applied on the Jawa-Madura-Bali (Jamali) electricity system, and the output result of the forecasted peak load and its LDC are used as input on the optimization of expansion planning for electrical generating system using WASP (Wien Automatic System Planning) program. Hereinafter, the system reliability is analyzed, based on the optimization result.

The developed model output is compared to other model output to verify the accuracy. The result of the forecasted peak load in 2025 by ANN method does not differ far from that of Simple E model used National Electricity General Planning (Simple E-NEGP), of which 57.030 MW and 59.107 MW respectively (its difference about 3,58%).

Arief Heru Kuncoro
NPM 840303001X
Program Studi Teknik Elektro

Promotor
Prof. Dr. Ir. Zuhai, MSc.EE
Co-Promotor
Prof. Dr. Ir. Rinaldy Dalimi

ABSTRACT (CONTINUED)

Based on the ANN model, mean annual load growth rate is about 7,1% during study period of 2006-2025, meanwhile according to Simple E-NEGP, the growth rate is estimated about 7,3% per year.

The developed LDC model based on ANN approximates the actual-LDC, if compared to LDC model based on the Snyder. Based on the reliability analysis on the optimization of generating system expansion planning, the reliability calculation result by LDC-ANN model is almost similar to LDC-Actual model (differs about 0.94% for LOLP and about 4.44% for ENS).

Meanwhile, for LDC projection based on ANN, the result is fine.

Keywords— Load, ANN, LDC, Snyder, optimization, LOLP, ENS.

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN MUKA (COVER)	i
PERNYATAAN KEASLIAN DISERTASI	iii
PENGESAHAN	iv
UCAPAN TERIMA KASIH	v
ABSTRAK	vii
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xvi
DAFTAR TABEL	xx
DAFTAR SINGKATAN / ISTILAH	xxii
BAB I. PENDAHULUAN	1
1.1 LATAR BELAKANG	1
1.2 PERUMUSAN MASALAH	4
1.2.1 Perumusan Masalah Model Pola Beban Tenaga Listrik	5
1.2.2 Perumusan Masalah Optimasi Perencanaan Pengembangan Sistem Pembangkitan	5
1.2.3 Perumusan Masalah Analisis Keandalan Sistem Berdasarkan Indeks LOLP dan ENS	6
1.3 TUJUAN PENELITIAN	6
1.4 BATASAN MASALAH	7
1.5 METODOLOGI	7
1.6 KONTRIBUSI DISERTASI	8
1.7 SISTEMATIKA PENULISAN	10
BAB II. LANDASAN TEORI	12
2.1 JENIS-JENIS METODOLOGI UNTUK PERAMALAN	14
2.2 METODE PERAMALAN KEBUTUHAN BEBAN DAN ENERGI LISTRIK	20
2.2.1 Model Makro	21

2.2.2	Model Mikro	22
2.2.3	Model Statistik Berdasarkan Pembelajaran	25
2.2.4	Model <i>End-Use</i> (Penggunaan Akhir)	25
2.2.5	Model Pendekatan Ekonometrik	26
2.2.6	Metode <i>Least Square</i>	27
2.2.7	Metode Markov	28
2.2.8	Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST)	28
2.3	MODEL DAN METODE PERAMALAN BEBAN (ENERGI) DALAM SISTEM KETENAGALISTRIKAN JAWA- MADURA-BALI	29
2.3.1	Model MAED (<i>Model for Analysis of Energy Demand</i>)	29
2.3.2	Model PLN	31
2.3.2.1	Proyeksi Sektor Rumah Tangga	32
2.3.2.2	Proyeksi Sektor Komersial	32
2.3.2.3	Proyeksi Sektor Publik	33
2.3.2.4	Proyeksi Sektor Industri	33
2.3.2.5	Proyeksi Total Seluruh Sektor	34
2.3.3	Model Simple E (untuk RUKN)	35
2.3.4	Model REGRESI	38
2.3.4.1	Estimasi Permintaan Listrik Sektor Rumah Tangga dan Komersial	38
2.3.4.2	Estimasi Permintaan Listrik Sektor Industri Manufaktur	38
2.3.4.3	Estimasi Permintaan Listrik Sektor Industri Berat (HINEL)	38
2.3.4.4	Estimasi Kebutuhan Beban Puncak	39
2.3.4.5	Estimasi Kebutuhan Produksi Listrik	39
2.3.5	Model INOSYD (<i>Indonesia Energy Outlook by System Dynamic</i>)	40
2.4	KURVA LAMA BEBAN (<i>LOAD DURATION CURVE, LDC</i>)	42
2.5	KURVA LAMA BEBAN TERINVERSI (<i>INVERTED LOAD DURATION CURVE, ILDC</i>)	47

2.5.1	Ekspansi Deret Fourier (<i>Fourier Series Expansion</i>)	47
2.5.2	Metode <i>Reversion Series</i> .	48
2.5.3	Model VPI (langsung)	49
2.6	JARINGAN SYARAF TIRUAN (JST)	51
2.6.1	Definisi Jaringan Syaraf Tiruan (JST)	51
2.6.2	Sejarah Pengembangan Jaringan Syaraf Tiruan	51
2.6.3	Konsep Dasar Jaringan Syaraf Tiruan (JST)	56
2.6.4	Model Dasar dan Aturan Pembelajaran JST	59
2.6.4.1	Elemen Pengolahan (EP)	59
2.6.4.2	Koneksitas dalam jaringan	62
2.6.4.3	Aturan Pembelajaran	63
2.6.5	Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik (JST-PB)	67
2.6.5.1	Struktur Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik	67
2.6.5.2	Algoritma Pelatihan Propagasi Balik	68
2.6.6	Metode JST Untuk Peramalan Beban Jangka Pendek ..	74
2.6.7	Metode JST Untuk Peramalan Beban Jangka Menengah dan Jangka Panjang	87
BAB III. PROFIL SISTEM KETENAGALISTRIKAN JAWA-MADURA-		
BALI (JAMALI)		
		91
3.1	SISTEM KETENAGALISTRIKAN JAWA-MADURA-BALI	91
3.2	KEBIJAKAN PENGELOLAAN ENERGI & KETENAGALISTRIKAN	94
3.2.1	Kondisi Energi di Indonesia	94
3.2.2	Kebijakan Bauran Energi (<i>Energy Mix</i>)	96
3.2.3	Pemanfaatan Sumber Energi untuk Pembangkit Tenaga Listrik	98
3.2.4	Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL)	99
3.3	SISTEM PEMBANGKITAN JAWA-MADURA-BALI (JAMALI)	101
3.4	PROFIL POLA BEBAN SISTEM KETENAGALISTRIKAN JAMALI	104

3.4.1	Pola Beban Harian	104
3.4.2	Pola Beban Puncak	107
3.4.3	Pola Kurva Lama Beban (KLB)	111
BAB IV. MODEL POLA BEBAN TENAGA LISTRIK DENGAN METODE		
	JARINGAN SYARAF TIRUAN	112
4.1	MODEL PERAMALAN BEBAN PUNCAK TENAGA	
	LISTRIK JANGKA PANJANG MENGGUNAKAN	
	METODE JST	112
4.1.1	Rancangan Model	112
4.1.2	Rancangan Penelitian	112
4.1.3	Disain JST Untuk Peramalan Beban Jangka Panjang .	113
4.1.4	Simulasi JST Untuk Peramalan Beban Jangka Panjang	117
4.1.5	Validasi Desain Konstruksi Model JST	120
4.1.6	Studi Sensitivitas Parameter Yang Mempengaruhi	
	Peramalan Beban Tenaga Listrik Jangka Panjang	
	Dengan Simulasi JST	121
4.2	HASIL SIMULASI JST UNTUK PERAMALAN BEBAN ..	122
4.3	HASIL VALIDASI PROGRAM JST	125
4.4	HASIL STUDI SENSITIVITAS PARAMETER YANG	
	BERPENGARUH DALAM PERAMALAN BEBAN	
	DENGAN METODE JST	126
4.5	REPRESENTASI POLA KURVA LAMA BEBAN (KLB) ..	128
4.5.1	Representasi pola KLB berdasarkan data aktual	128
4.5.2	Representasi pola KLB berdasarkan metode Snyder ..	130
4.5.3	Representasi pola KLB berdasarkan metode JST	132
4.6	PROYEKSI KURVA LAMA BEBAN (KLB)	137
4.7	HASIL STUDI PROYEKSI POLA KURVA LAMA BEBAN	142
4.7.1	Hasil Proyeksi KLB Menggunakan Metode JST	142
BAB V. OPTIMASI DAN ANALISIS KEANDALAN DALAM		
	PERENCANAAN PENGEMBANGAN SISTEM	
	PEMBANGKITAN	144

5.1	MODEL PROGRAM DINAMIK DENGAN SIMULASI PROBABILISTIK UNTUK OPTIMASI	144
5.2	PENENTUAN TINGKAT KEANDALAN SISTEM PEMBANGKIT	149
5.2.1	Perhitungan LOLP dan ENS Menggunakan Simulasi Probabilistik	156
5.3	OPTIMASI PERENCANAAN PENGEMBANGAN SISTEM PEMBANGKITAN JAWA-MADURA-BALI (JAMALI)	160
5.3.1	Data Masukan	160
5.3.2	Studi-kasus	163
5.3.3	Pelaksanaan Optimasi	165
5.4	HASIL OPTIMASI	166
5.5	IMPLEMENTASI POLA BEBAN PUNCAK DALAM OPTIMASI	174
5.5.1	Analisis Hasil Implementasi Hasil Peramalan Beban Puncak dalam Optimasi	178
5.6	IMPLEMENTASI MODEL REPRESENTASI POLA KURVA LAMA BEBAN (KLB) DALAM OPTIMASI	179
5.6.1	Analisis Hasil Implementasi Model Pola KLB dalam Optimasi	181
BAB VI. KESIMPULAN		185
DAFTAR ACUAN		
DAFTAR PUSTAKA		
LAMPIRAN		

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1.	Diagram alir metodologi penelitian untuk "Model peramalan pola beban jangka panjang sistem ketenagalistrikan Jamali menggunakan metode JST untuk analisis keandalan dalam perencanaan pengembangan sistem pembangkitan"	9
Gambar 2.1.	Peranan Ramalan Kebutuhan Energi dan Beban Tenaga Listrik dalam Perencanaan Sistem Ketenagalistrikan	13
Gambar 2.2.	Jenis-jenis Metodologi untuk Peramalan (<i>Forecasting</i>)	15
Gambar 2.3.	Ilustrasi peramalan beban dengan metode <i>least square</i>	28
Gambar 2.4.	Skema perhitungan permintaan energi final dengan simulasi MAED	30
Gambar 2.5.	Diagram konsep dasar <i>Simple E</i>	36
Gambar 2.6.	Diagram alir model dinamik INOSYD	41
Gambar 2.7.	Representasi Beban Sistem Tenaga: (a) Kronologi beban tiap jam; (b) Kurva Lama Beban (KLB); (c) KLB Ternormalisasi; (d) KLB Terinversi (<i>Inverted Load Duration Curve, ILDC</i>) ..	43
Gambar 2.8.	Ilustrasi hubungan Y , α , β dan X dalam Kurva Lama Beban (KLB)	45
Gambar 2.9.	Proyeksi Kurva Lama Beban (KLB) Pulau Jawa 1993-2008 ..	46
Gambar 2.10.	Representasi <i>Inverted Load Duration Curve</i> (ILDC) dengan <i>Fourier Series</i>	47
Gambar 2.11.	(a). Model jaringan syaraf biologis, dan (b). Model matematis sederhana jaringan syaraf tiruan (JST)	58
Gambar 2.12.	Fungsi aktivasi (transfer): (a). Fungsi linear; (b). Fungsi <i>saturating linear</i> ; (c). Fungsi <i>symetric saturating linear</i> ; (d). Fungsi sigmoid biner; (e). Fungsi sigmoid bipolar; (f). Fungsi undak biner; (g). Fungsi undak biner (dengan <i>threshold</i>); (h). Fungsi bipolar; (i). Fungsi bipolar (dengan <i>threshold</i>)	62

Gambar 2.13. Lima tipe koneksitas geometri jaringan dasar: (a) Jaringan umpan maju lapisan tunggal, (b). Jaringan umpan maju lapisan banyak, (c). Node tunggal dengan umpan balik ke dirinya sendiri, (d). Jaringan <i>recurrent</i> lapisan tunggal, (e). Jaringan <i>recurrent</i> lapisan banyak	63
Gambar 2.14. Tiga kategori pembelajaran: (a) Pembelajaran terawasi, (b). Pembelajaran penguatan (<i>reinforcement</i>), (c). Pembelajaran tidak terawasi	64
Gambar 2.15. Aturan umum pembelajaran dengan bobot dalam JST (d_i tidak ada untuk model pembelajaran JST tidak terawasi)	66
Gambar 2.16. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan (JST) propagasi balik	68
Gambar 3.1. Struktur industri ketenagalistrikan di Indonesia	91
Gambar 3.2. Struktur bisnis ketenagalistrikan	93
Gambar 3.3. Peta Ketenagalistrikan sistem Jamali	94
Gambar 3.4. Kondisi bauran energi (<i>energy mix</i>) nasional 2003	96
Gambar 3.5. Kondisi bauran energi (<i>energy mix</i>) nasional 2025 Studi-kasus BaU	97
Gambar 3.6. Kondisi bauran energi (<i>energy mix</i>) nasional 2025 Studi-kasus Optimalisasi	98
Gambar 3.7. Kapasitas daya terpasang Pembangkit Sistem Ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali 2005	101
Gambar 3.8. Ilustrasi pola beban harian tanggal 1 s/d 7 Januari 2006	104
Gambar 3.9. Ilustrasi pola beban harian pada hari normal 22 s/d 28 Januari 2006	105
Gambar 3.10. Ilustrasi pola beban harian pada hari normal 22 s/d 28 Januari 2006	106
Gambar 3.11. Ilustrasi pola beban harian satu bulan penuh pada bulan Januari 2006	106
Gambar 3.12. Pola beban puncak maksimum dan minimum tahun 2006	107
Gambar 3.13. Pola beban puncak maksimum dan minimum tahun 2001- 2006	108
Gambar 3.14. Pola karakteristik beban aktual tahun 2006	109

Gambar 3.15. Pola Kurva Lama Beban (KLB) aktual sistem Jamali tahun 2006	111
Gambar 4.1. Model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang didesain untuk ramalan beban jangka panjang	113
Gambar 4.2. Diagram alir algoritma metode JST untuk peramalan beban tenaga listrik jangka panjang	114
Gambar 4.3. Desain Jaringan Syaraf Tiruan <i>Feedforward</i> (4 lapisan neuron) untuk peramalan beban puncak	116
Gambar 4.4. Blok Diagram Simulasi JST untuk peramalan beban tenaga listrik jangka panjang	118
Gambar 4.5. Blok Diagram Validasi Program Simulasi JST untuk peramalan beban tenaga listrik jangka panjang	120
Gambar 4.6. Blok diagram studi sensitivitas parameter yang mempengaruhi peramalan beban tenaga listrik jangka panjang	121
Gambar 4.7. Grafik penurunan error JST sejak awal pembelajaran/training sampai tercapainya target <i>epoch</i>	122
Gambar 4.8. Ramalan perkiraan beban puncak sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali tahun 2007-2025	124
Gambar 4.9. Hasil Peramalan Beban Tenaga Listrik dari studi sensitivitas terhadap perubahan besarnya nilai data inputan proyeksi baru pada masing-masing parameter sebesar +2%	127
Gambar 4.10. Diagram alir penyusunan KLB berdasarkan data aktual	129
Gambar 4.11. Pola Kurva Lama Beban (KLB) aktual sistem Jamali tahun 2006	130
Gambar 4.12. Pola KLB sistem Jamali tahun 2006 berdasarkan metode Snyder	132
Gambar 4.13. Diagram alir representasi KLB berdasarkan metode JST dengan 17 segmen	133
Gambar 4.14. Perbandingan KLB 2006 antara KLB Aktual dan Hasil representasi KLB JST-17 titik	134

Gambar 4.15. Perbandingan representasi KLB sistem Jamali 2006 antara KLB-Aktual, KLB-Snyder, KLB-JST, dan KLB-Regresi polinomial pangkat 15	135
Gambar 4.16. Perbandingan representasi KLB Terinversi (ILDC) sistem Jamali 2006 antara KLB-Aktual, KLB-Snyder, KLB-JST, dan KLB-Regresi polinomial pangkat 15	136
Gambar 4.17. Desain Jaringan Syaraf Tiruan <i>Feedforward</i> (4 lapisan neuron) untuk proyeksi KLB	138
Gambar 4.18. Diagram alir riset peramalan KLB menggunakan metode JST .	141
Gambar 4.19. Hasil ramalan/proyeksi pola KLB dengan metode JST pada sistem ketenagalistrikan Jamali tahun 2007-2016	142
Gambar 5.1. Alur proses perhitungan dalam WASP	147
Gambar 5.2. Kurva ILDC dan pembebanan unit-unit pembangkit	149
Gambar 5.3. Kurva ILDC dimana pembangkit unit 1 tidak beroperasi	151
Gambar 5.4. Pergeseran kurva ILDC dan kurva ELDC	152
Gambar 5.5. Kurva Lama Beban Ekuivalen (<i>Equivalent Load Duration Curve</i> , ELDC), LOLP (P*), dan <i>Energy Not Serve</i> (ENS)	155
Gambar 5.6. Perhitungan LOLP dan ENS menggunakan Simulasi Probabilistik	157
Gambar 5.7. Perhitungan LOLP dan ENS dalam WASP	158
Gambar 5.8. Perencanaan pengembangan sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali untuk tahun 2006-2025 (Studi-kasus-4)	173

DAFTAR TABEL

		Halaman
Tabel 2.1.	Produk pengembangan perangkat lunak (<i>software</i>) dan perangkat keras (<i>hardware</i>) Jaringan Syaraf Tiruan	57
Tabel 2.2.	Hubungan istilah antara Jaringan Syaraf Biologis dan JST	58
Tabel 3.1.	Daftar Proyek Pembangkit Sistem Jawa-Madura-Bali 2006 – 2010	100
Tabel 3.2.	Kapasitas daya terpasang pembangkitan pada sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali tahun 2005	102
Tabel 3.3.	Beban Maksimum dan Minimum Tahun 2001-2006	110
Tabel 4.1.	Data masukan dan data target untuk pembelajaran program JST	118
Tabel 4.2.	Data masukan ternormalisasi untuk pembelajaran program JST	119
Tabel 4.3.	Data masukan baru setelah ternormalisasi untuk simulasi JST	119
Tabel 4.4.	Ramalan beban puncak sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (MW)	123
Tabel 4.5.	Kenaikan Tambahan Tenaga Listrik dan Laju Kenaikan Rata-rata Beban Tahunan dengan Metode JST dan RUKN	125
Tabel 4.6.	Perbandingan Data Aktual Beban Puncak dan Nilai Output Checking Hasil Simulasi JST (MW)	126
Table 4.7.	Ranking (Urutan) dan Prosentase Pengaruh dari Hasil Output Studi sensitivitas terhadap perubahan besarnya nilai data inputan proyeksi baru pada masing-masing parameter sebesar 2%	127
Tabel 4.8.	Komparasi hasil representasi KLB berdasarkan data aktual, metode Snyder, dan metode JST	136
Tabel 4.9.	Data masukan ternormalisasi untuk pembelajaran program JST proyeksi KLB	139
Tabel 4.10.	Data target ternormalisasi (fraksi beban) 17 titik untuk pembelajaran program JST proyeksi KLB	139
Tabel 4.11.	Data masukan baru setelah ternormalisasi untuk simulasi JST proyeksi KLB	140

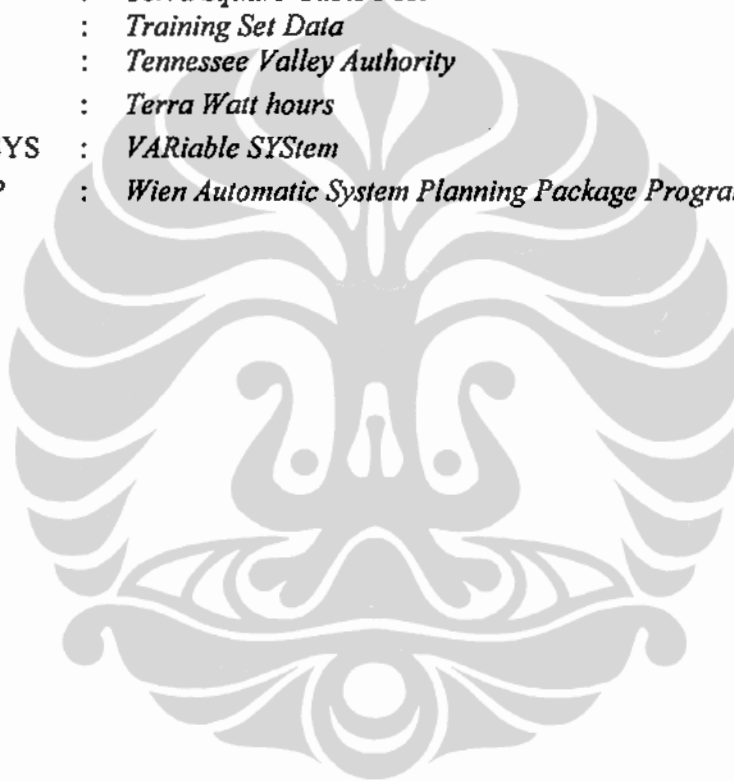
Tabel 5.1.	Hasil eksekusi program WASP	166
Tabel 5.2.	Penambahan kapasitas calon pembangkit (<i>plant candidate</i>) dalam sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (Studi-kasus-1)	167
Tabel 5.3.	Penambahan kapasitas calon pembangkit (<i>plant candidate</i>) dalam sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (Studi-kasus-2)	168
Tabel 5.4.	Penambahan Kapasitas Calon Pembangkit (<i>Plant Candidate</i>) Dalam Sistem Ketenagalistrikan Jawa-Bali (Studi-kasus-3)	170
Tabel 5.5.	Penambahan Kapasitas Calon Pembangkit (<i>Plant Candidate</i>) Dalam Sistem Ketenagalistrikan Jawa-Bali (Studi-kasus-4)	171
Tabel 5.6.	Komparasi hasil pengembangan sistem pembangkitan di akhir tahun studi (2025) untuk Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2	175
Tabel 5.7.	Komparasi Energi (GWh) Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2	175
Tabel 5.8.	Komparasi LOLP (%) Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2	176
Tabel 5.9.	Komparasi ENS (GWh) Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2	177
Tabel 5.10.	Komparasi hasil pengembangan pembangkitan di akhir tahun studi (2025) untuk Studi-kasus-1, 3, dan 4	180
Tabel 5.11.	Komparasi Energi (GWh) Studi-kasus-1; Studi-kasus-3; dan Studi-kasus-4	182
Tabel 5.12.	Komparasi LOLP (%) Studi-kasus-1; Studi-kasus-3; dan Studi-kasus-4	183
Tabel 5.13.	Komparasi ENS (GWh) Studi-kasus-1; Studi-kasus-3; dan Studi-kasus-4	184

DAFTAR SINGKATAN DAN ISTILAH

ADALINE	:	<i>ADaptive Linear NEuron</i> atau <i>ADaptive LINEar system</i>
AI	:	<i>Artificial Intelligence</i>
ANN	:	<i>Artificial Neural Network (=JST)</i>
ART	:	<i>Adaptive Resonance Theory</i>
BAM	:	<i>Bidirectional-Associative Memory</i>
BaU	:	<i>Business as Usual</i>
BBM	:	Bahan Bakar Minyak
BD	:	Beban Dasar (=BMsis)
BMsis	:	Beban Minimum sistem (=BD)
BP	:	<i>Back Propagation (Propagasi Balik)</i>
BPS	:	Biro Pusat Statistik
BPsis	:	Beban Puncak sistem
BRsis	:	Beban Rata-rata sistem
BUMD	:	Badan Usaha Milik Daerah
CONGEN	:	<i>CONfiguration GENEration</i>
DYNPRO	:	<i>DYNamic PROgraming</i>
DJLPE	:	Direktorat Jenderal Listrik dan Pemanfaatan Energi
DESDM	:	Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral
DSM	:	<i>Demand Side Management</i>
DSS	:	<i>Decission Support System</i>
EBT	:	Energi Baru dan Terbarukan
EIA	:	<i>Energy Information Administration</i>
ELDC	:	<i>Equivalent Load Duration Curve</i>
ENPEP	:	<i>Energy and Power Evaluation Planning</i>
ENS	:	<i>Energy Not Served</i>
EP	:	Elemen Pengolahan (=Processing Element, PE)
ER	:	<i>Electrification Ratio</i>
FIXYS	:	<i>Flxed SYStem</i>
GDP	:	<i>Gross Domestic Product</i>
GDRP	:	<i>Gross Domestic Regional Product</i>
HSD	:	<i>Hight Speed Diesel</i>
IAEA	:	<i>International Atomic Energy Agency</i>
IC	:	<i>Investment Cost</i>
IDC	:	<i>Interest During Construction</i>
IIASA	:	<i>International Institute for Applied Systems Analysis</i>
ILDC	:	<i>Inverted Load Duration Curve</i>

INOSYD	: <i>Indonesia Energy Outlook by System Dynamic</i>
I-O	: <i>Input-Output</i>
IPP	: <i>Independent Power Producers</i>
JAMALI	: Jawa-Madura-Bali
JST	: Jaringan Syaraf Tiruan (=ANN)
JST-PB	: Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik
KLB	: Kurva Lama Beban (=LDC)
kV	: kilo Volt
LDC	: <i>Load Duration Curve (=KLB)</i>
LMS	: <i>Least Mean Square</i>
LNG	: <i>Liquid Natural Gas</i>
LOADSY	: <i>LOAD SYstem</i>
LOLP	: <i>Loss Of Load Probability</i>
LVR	: <i>Learning Vector Quantization</i>
MADALINE:	<i>Multilayer ADaptive LInear NEuron</i>
MAED	: <i>Model for Analysis of Energy Demand</i>
MATLAB	: <i>MATrix LABoratory</i>
MERSIM	: <i>MERge and SIMulate</i>
MSCF	: Million Square Cubic Feet
MSE	: <i>Mean Square Error</i>
MW	: <i>Mega Watt electric (=MWe)</i>
MWh	: <i>Mega Watt hours</i>
O&M	: Operation and Maintenance
P3B-PLN	: Penyaluran dan Pusat Pengaturan Beban (P3B) Jawa Bali PT. PLN (Persero), Gandul
PDRB	: Produk Domestik Regional Bruto
PEUI	: Pengkajian Energi Universitas Indonesia
PO	: Perusahaan Otorita
PKUK	: Pemegang Kuasa Usaha Ketenagalistrikan
PLN	: PT. Perusahaan Listrik Negara (Persero)
PLTA	: Pembangkit Listrik Tenaga Air
PLTB	: Pembangkit Listrik Tenaga Bayu
PLTD	: Pembangkit Listrik Tenaga Diesel
PLTGU	: Pembangkit Listrik Tenaga Gas Uap berbahan bakar gas atau LNG
PLTS	: Pembangkit Listrik Tenaga Surya
PLTU	: Pembangkit Listrik Tenaga Uap berbahan bakar batubara
PLTN	: Pembangkit Listrik Tenaga Nuklir
PLTP	: Pembangkit Listrik Tenaga Panas bumi

PLTMH	:	Pembangkit Listrik Tenaga Mikro-hidro
PLTU-MT	:	Pembangkit Listrik Tenaga Uap - Mulut Tambang
PT. IP	:	Perseroan Terbatas Indonesia Power
PT. PJB	:	Perseroan Terbatas Pembangkit Jawa Bali
PV	:	<i>Present Value</i>
RES	:	<i>Reference Energy System</i>
RUKN	:	Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional
RUPTL	:	Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik
SAGA	:	<i>System Analysis Generation Expansion</i>
SAM	:	<i>Social Accounting Matrix</i>
TSCF	:	<i>Terra Square Cubic Feet</i>
TSD	:	<i>Training Set Data</i>
TVA	:	<i>Tennessee Valley Authority</i>
TWh	:	<i>Terra Watt hours</i>
VARSYS	:	<i>VARiable SYStem</i>
WASP	:	<i>Wien Automatic System Planning Package Program</i>



BAB I

PENDAHULUAN

1.1. LATAR BELAKANG

Indonesia dengan jumlah penduduk sekitar 214 juta jiwa (tahun 2005), merupakan negara berpenduduk terbesar nomor 4 di dunia setelah RRC, India dan USA. Pada akhir Desember 2005, Indonesia mempunyai total kapasitas terpasang pembangkit tenaga listrik PLN sebesar 22.515,55 MW (dimana 72,64% atau sekitar 16.355,55 MW berada di Jawa). Adapun beban puncak Indonesia mencapai 19.263 MW dengan produksi energi listrik total PLN (termasuk pembelian dari luar PLN) sebesar 127.369,82 GWh. Sedangkan beban puncak sistem interkoneksi Jawa-Madura-Bali mencapai 14.821 MW dengan produksi energi listrik total PLN (termasuk pembelian dari luar PLN) sebesar 100.954,2 GWh [1].

Kebutuhan tenaga listrik akan meningkat sejalan dengan perkembangan ekonomi, peningkatan kesejahteraan masyarakat dan adanya pertumbuhan penduduk Indonesia. Dengan adanya perbaikan tingkat ekonomi maka konsumsi tenaga listrik juga akan semakin meningkat. Kondisi ini tentunya harus diantisipasi sedini mungkin agar penyediaan tenaga listrik dapat tersedia dalam jumlah yang cukup dan harga yang memadai. Secara nasional berdasarkan Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN), asumsi makro yang digunakan untuk menyusun prakiraan kebutuhan tenaga listrik adalah pertumbuhan ekonomi nasional berkisar antara 4 – 5 % per tahun, *Gross Domestic Regional Product* (GDRP) tumbuh 6,2% per tahun, sedangkan pertumbuhan penduduk diperkirakan 0.9 % per-tahun, sehingga pertumbuhan permintaan energi listrik untuk periode 2005 – 2025 diperkirakan akan tumbuh rata-rata 7,2% per tahun [2] [3].

Menurut Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral, pada tahun 2004, untuk mendorong pertumbuhan ekonomi sebesar 5 %, diperlukan pertumbuhan suplai listrik sebesar 9 %. Dengan demikian, pertumbuhan suplai listrik harus

dipacu sampai 11,7 - 14,8 % per-tahun untuk memudahkan terjadinya pertumbuhan ekonomi sebesar 6,5 - 8 % per-tahun [4].

Permintaan tenaga listrik di suatu negara secara kontinu akan mengalami kenaikan, sejalan dengan pembangunan dan kemajuan negara tersebut. Berdasarkan pertimbangan akan sumber energi yang terbatas dan faktor lingkungan, maka dipersyaratkan untuk menggunakan energi listrik lebih efisien dan untuk membangun pembangkit listrik baru dan saluran transmisi dengan efisiensi yang tinggi.

Penyediaan dan penyaluran tenaga listrik perlu diatur agar dapat disediakan energi listrik yang berkualitas tinggi, berkelanjutan dan berwawasan lingkungan demi sebesar-besarnya kemakmuran rakyat. Untuk itu perlu dibuat suatu perencanaan ketenagalistrikan agar pengembangan sistem ketenagalistrikan terarah dan terpadu dan tetap seirama dengan kebutuhan masyarakat, konservasi energi dan kelestarian lingkungan hidup.

Setiap perusahaan listrik, harus tahu secara tepat jumlah permintaan kebutuhan energi listrik maksimum yang harus disediakan sampai pada periode tertentu. Namun untuk jangka panjang, baik meramal jumlah kebutuhan tenaga listrik dengan tepat maupun merencanakan persiapan infrastruktur untuk suplai tenaga adalah cukup sulit, karena: sulitnya meramal permintaan beban puncak dengan tepat, beberapa data untuk peramalan beban tenaga listrik jangka panjang tidak tersedia, sulitnya menyimpan energi listrik saat ini, diperlukan waktu yang cukup lama dan dana yang besar untuk membangun pembangkit listrik baru dan fasilitas transmisi, dan sebagainya.

Oleh karena itu, dalam suatu sistem ketenagalistrikan, sangat penting dilakukan suatu perencanaan yang menyeluruh (komprehensif), yang meliputi antara lain: ramalan proyeksi beban tenaga listrik jangka panjang, optimasi perencanaan pengembangan pembangkitan untuk memenuhi permintaan energi listrik di masa depan, dan perencanaan pengembangan transmisi dan distribusi.

Dalam penelitian ini, akan digunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) (*Artificial Neural Network*, ANN) untuk pemodelan pola beban tenaga listrik, yaitu model untuk peramalan beban tenaga listrik jangka panjang, representasi model Kurva Lama Beban (KLB) atau *Load Duration Curve* (LDC), dan model

proyeksi KLB, didukung dengan program WASP (*Wien Automatic System Planning*) untuk optimasi dan analisis keandalan dalam perencanaan pengembangan pembangkitan pada sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (Jamali).

Menurut beberapa peneliti, metode JST merupakan metode yang bagus serta cocok yang dapat menemukan hubungan non-linear antara beban dan faktor-faktor ekonomi yang bervariasi dan faktor-faktor lainnya, serta dapat melakukan penyesuaian terhadap perubahan-perubahan yang terjadi. JST, khususnya metode *feed-forward* dan *feed-backward* dari propagasi balik, dilaporkan para ahli mempunyai kemampuan meramal dengan baik [5].

Sedangkan untuk optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan digunakan program WASP (*Wien Automatic System Planning Package*). Program WASP menggunakan simulasi probabilitas untuk mengestimasi keandalan produksi sistem pembangkit serta memakai program dinamik untuk menentukan biaya pengembangan yang optimal (optimasi dievaluasi berdasarkan biaya keseluruhan total minimum). Tujuan utama dari program WASP adalah untuk melakukan optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan guna memenuhi kebutuhan listrik masyarakat sesuai kebutuhan, pada waktu yang tepat, pada tingkat keselamatan dan keandalan yang diinginkan dengan harga pemakaian listrik semurah mungkin [6].

Dalam penelitian disertasi ini, program WASP disamping digunakan untuk optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan pada sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (Jamali), juga digunakan untuk melakukan uji kasus pengaruh penggunaan berbagai bentuk pola KLB (berdasarkan representasi Data Aktual, metode JST, dan metode Snyder). Dari hasil penelitian yang dilakukan kemudian dianalisis tentang hasil biaya pengembangan sistem pembangkitan, konfigurasi tambahan pembangkit kandidat yang optimum, energi (GWh) yang dihasilkan dalam optimasi, dan keandalan sistem dengan indeks LOLP (*Loss Of Load Probability*) dan ENS (*Energy Not Serve*).

1.2. PERUMUSAN MASALAH

Peranan pola beban tenaga listrik dalam perencanaan pengembangan sistem ketenagalistrikan adalah sangat penting dan vital. Hal ini terkait erat dengan berbagai aspek, diantaranya untuk keperluan optimasi perencanaan pengembangan pembangkitan, pengembangan transmisi, pengembangan saluran distribusi, penyediaan dana pengembangan sistem, dll.

Dalam disertasi ini dibahas 3 macam penelitian model pola beban, yaitu model peramalan beban puncak, model representasi kurva lama beban (KLB), dan model proyeksi KLB.

Dalam penelitian ini, digunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) jenis propagasi balik (PB) untuk penelitian model pola beban tenaga listrik karena metode JST merupakan salah satu metode komputasi cerdas, yang mempunyai kelebihan/keunggulan, antara lain:

- Mampu untuk “belajar” dari contoh yang diberikan.
- Mampu melakukan komputasi secara paralel dengan cara belajar dari pola-pola yang diajarkan.
- Pengguna tidak perlu merumuskan kaidah atau fungsinya, karena JST akan belajar mencari sendiri kaidah atau fungsi tersebut, sedemikian rupa sehingga JST mampu digunakan untuk menyelesaikan masalah yang rumit dan atau masalah yang terdapat kaidah atau fungsi yang tidak diketahui (seperti prakiraan beban tenaga listrik).
- Dalam proses belajarnya JST dapat melakukan regresi non-linier.
- Karena data historis yang digunakan adalah data *time series*, maka JST sangat cocok untuk peramalan pada kondisi normal.

Oleh karena itu, metode JST-PB dalam riset ini digunakan untuk model peramalan pola beban tenaga listrik pada sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (Jamali), model representasi KLB Jamali, dan model proyeksi KLB Jamali.

Setiap negara atau daerah atau wilayah mempunyai karakteristik parameter-parameter khusus untuk peramalan beban tenaga listrik jangka panjang. Oleh karena itu, metode JST tersebut digunakan untuk peramalan beban puncak tenaga listrik dalam sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali, yang tentunya

mempunyai karakteristik parameter-parameter khusus, dengan periode studi 2007-2025.

Terkait dengan perencanaan pengembangan sistem ketenagalistrikan maka dalam penelitian untuk disertasi ini, dibuat 3 perumusan masalah, yaitu:

- Model pola beban tenaga listrik.
- Optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan.
- Analisis keandalan sistem berdasarkan indeks LOLP dan ENS.

1.2.1. Perumusan Masalah Model Pola Beban Tenaga Listrik

Ada 3 macam penelitian model pola beban, yaitu model peramalan beban puncak, model kurva lama beban (KLB), dan model proyeksi KLB.

Untuk penelitian peramalan beban puncak tenaga listrik jangka panjang (2007-2025), dilakukan langkah-langkah proses riset sbb.: perancangan model JST, penentuan parameter-parameter penting yang berpengaruh dalam pembelajaran JST, perancangan penelitian, disain JST, validasi disain konstruksi model JST dan akhirnya dilakukan studi sensitivitas terhadap parameter yang berpengaruh dalam peramalan beban. Untuk melihat tingkat keakuratan peramalan, maka hasil peramalan beban puncak berdasarkan metode JST dibandingkan dengan peramalan dari Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN).

Untuk representasi model KLB dan model proyeksi KLB, akan dilakukan proses segmentasi terhadap data historis kurva lama beban tahunan untuk proses pembelajaran metode JST.

1.2.2. Perumusan Masalah Optimasi Perencanaan Pengembangan Sistem Pembangkitan.

Cukup banyak faktor atau variabel yang sangat berpengaruh dalam persoalan optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan. Salah satu faktor tersebut adalah peranan pola beban tenaga listrik. Oleh karena itu, dalam penelitian ini dilakukan optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan Jawa-Madura-Bali (Jamali) menggunakan program WASP dengan dibuat beberapa Studi-kasus, dengan tujuan:

- a) Untuk membandingkan hasil optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan dengan mengimplementasikan hasil peramalan beban puncak tenaga listrik berdasarkan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan RUKN, serta Kurva Lama Beban (KLB)-nya menggunakan data aktual.
- b) Untuk membandingkan hasil optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan dengan mengimplementasikan beberapa tipe pola Kurva Lama Beban berdasarkan representasi dari data Aktual, model Snyder, dan metode JST, dengan data peramalan beban puncak berdasarkan metode JST.

1.2.3. Perumusan Masalah Keandalan Sistem Berdasarkan Indeks LOLP dan ENS.

Salah satu cara yang banyak digunakan untuk menyatakan tingkat keandalan sistem (pembangkit) adalah indeks LOLP (*Loss Of Load Probability*) dan ENS (*Energy Not Serve*). Indeks LOLP adalah kemungkinan sistem kehilangan beban atau kemungkinan sistem tidak dapat melayani beban, sedangkan ENS adalah besarnya energi tak terlayani dalam sistem.

Oleh karena itu, berdasarkan optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan Jawa-Madura-Bali (Jamali) yang telah dilakukan, maka sangat penting untuk dilakukan analisis keandalan sistem pembangkitan berdasarkan indeks LOLP dan ENS terhadap berbagai skenario aplikasi pola beban.

1.3. TUJUAN PENELITIAN

Tujuan penelitian adalah :

- Mendisain dan membangun program Jaringan Syaraf Tiruan (JST) untuk model peramalan beban puncak tenaga listrik jangka panjang dan model representasi Kurva Lama Beban (KLB), dan model proyeksi KLB.
- Analisis perbandingan hasil ramalan beban tenaga listrik jangka panjang pada sistem kelistrikan dengan menggunakan metode JST, dan hasil ramalan dari Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN).

- Studi perbandingan representasi model pola Kurva Lama Beban (KLB) berdasarkan Data Aktual, metode JST, dan metode Snyder.
- Menggunakan metode JST untuk proyeksi model Kurva Lama Beban (KLB) pada sistem ketenagalistrikan JAMALI dengan program MATLAB-R2006b.
- Optimasi perencanaan pengembangan pembangkitan pada sistem ketenagalistrikan Jawa-Madula-Bali (dengan WASP), tahun 2007-2025.
- Studi perbandingan hasil optimasi pada perencanaan pengembangan pembangkitan pada sistem ketenagalistrikan Jawa-Madula-Bali (dengan WASP) menggunakan berbagai bentuk model pola KLB (berdasarkan Data Aktual, metode JST, dan metode Snyder).
- Analisis keandalan sistem pembangkitan berdasarkan indeks LOLP dan ENS terhadap studi-kasus aplikasi beberapa macam pola beban.

1.4. BATASAN MASALAH

Masalah yang akan diteliti dibatasi oleh :

- Peramalan beban puncak tenaga listrik jangka panjang dibatasi untuk sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali.
- Periode studi dibatasi tahun 2007-2025 (untuk peramalan beban puncak) dan tahun 2007-2016 (untuk proyeksi KLB).
- Kurva Lama Beban (KLB) dibatasi hanya untuk sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali.
- Studi optimasi perencanaan pengembangan pembangkitan dibatasi hanya untuk sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali.

1.5. METODOLOGI

Metodologi yang dipakai dalam penelitian disertasi ini adalah sbb. (lihat Gambar 1.1):

- a. Penelusuran literatur, pengumpulan dan pengelolaan data sekunder dari berbagai macam sumber.
- b. Mengidentifikasi parameter yang berpengaruh dalam peramalan beban puncak dan pola kurva lama beban.

- c. Merancang, mendisain dan membangun program Jaringan Syaraf Tiruan (JST) untuk model pola beban tenaga listrik, yang meliputi:
 - model peramalan jangka panjang beban puncak,
 - model pola Kurva Lama Beban (KLB), dan
 - model proyeksi KLB.
- d. Melakukan simulasi model untuk studi kasus sistem Jawa-Madura-Bali.
- e. Melakukan studi perbandingan hasil representasi pola KLB berdasarkan Data Aktual, metode JST, dan metode Snyder.
- f. Melakukan optimasi perencanaan pengembangan pembangkitan pada sistem ketenagalistrikan Jamali (menggunakan simulasi probabilistik program dinamik WASP), dengan berbagai bentuk pola KLB (berdasarkan Data Aktual, Metode JST, dan Metode Snyder), untuk selanjutnya dilakukan analisis keandalan sistem pembangkitan berdasarkan indeks LOLP dan ENS.

1.6. KONTRIBUSI DISERTASI

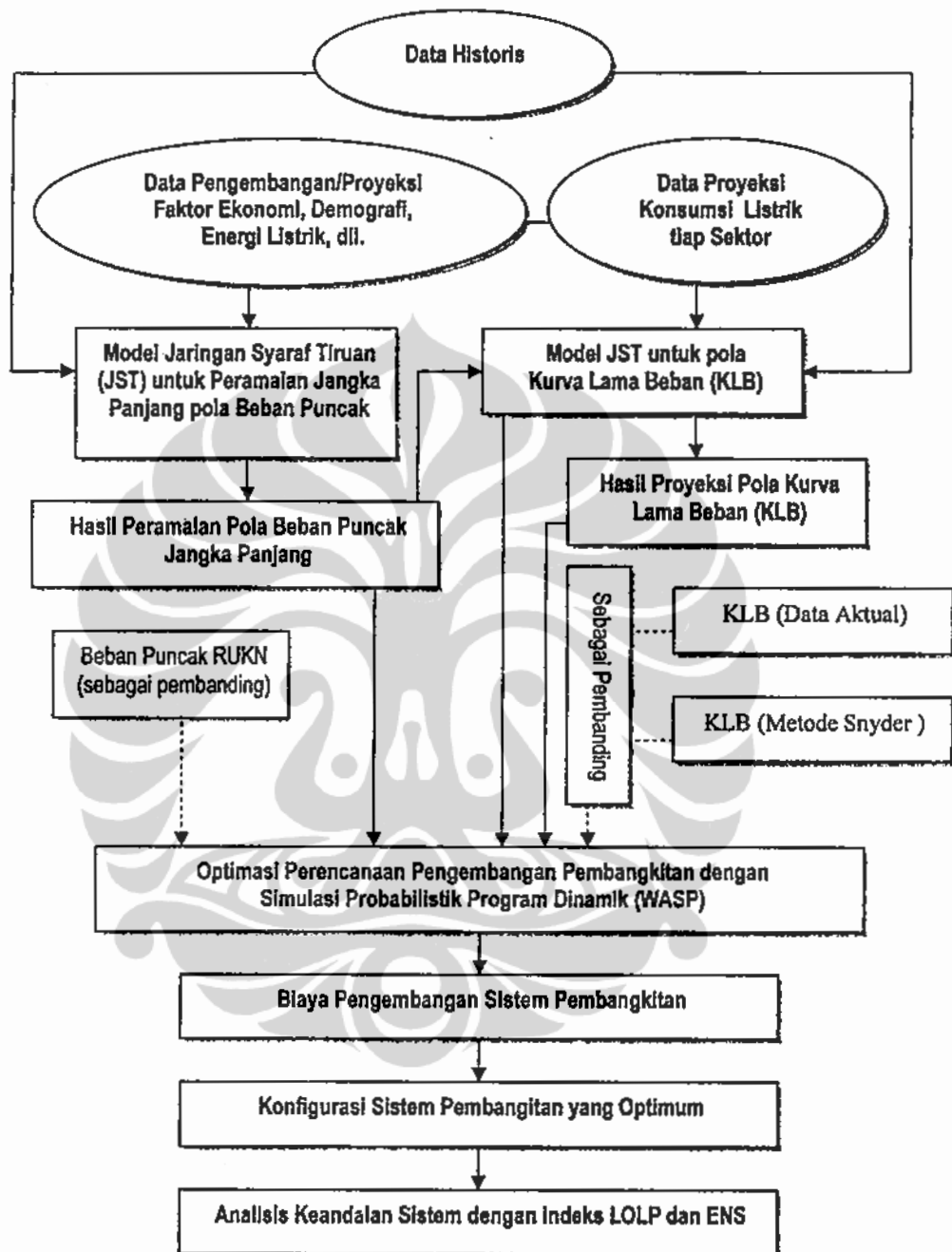
Penelitian yang telah dilakukan untuk disertasi ini mempunyai kontribusi, antara lain:

Model peramalan jangka panjang pola beban puncak tenaga listrik yang didesain dan dibangun menggunakan metode jaringan syaraf tiruan (JST) merupakan model yang cukup baik dan *reasonable* untuk kasus sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali (Jamali).

Representasi model kurva lama beban (KLB) sistem Jamali dapat dimodelkan dengan pendekatan metode JST dengan *error* yang cukup kecil. Hasil analisis keandalan memperlihatkan bahwa aplikasi model KLB berdasarkan metode JST mempunyai hasil yang mendekati model KLB berdasarkan data aktual.

Model proyeksi KLB sistem Jamali dapat dilakukan dengan pendekatan metode JST dengan hasil yang cukup bagus.

Diperoleh analisis hasil optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan Jawa-Madura-Bali (Jamali) untuk periode 2006-2025 dengan mempertimbangkan faktor peramalan pola beban puncak dan pola KLB.



Gambar 1.1. Diagram alir metodologi penelitian untuk "Model peramalan pola beban jangka panjang sistem kelistrikan Jamali menggunakan metode JST untuk analisis keandalan dalam perencanaan pengembangan sistem pembangkitan".

Hasil optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan Jamali menggunakan input model pola KLB berdasarkan metode JST yang dikembangkan memperlihatkan hasil yang cukup baik, berdasarkan parameter-parameter nilai total biaya kumulatif pengembangan sistem, konfigurasi optimum variabel kandidat pembangkit, total tambahan kapasitas pembangkit terpasang, dan keandalan sistem (dimana hasil eksekusinya mendekati hasil optimasi menggunakan input KLB-Aktual).

1.7. SISTEMATIKA PENULISAN

Penulisan Disertasi ini disusun sebagai berikut:

Bab I merupakan pendahuluan, yang berisi tentang latar belakang, perumusan masalah, tujuan, batasan masalah, metodologi, kontribusi disertasi dan sistematika penulisan.

Bab II berisi tentang landasan teori, dengan penjelasan mengenai: jenis-jenis metodologi untuk peramalan, metode peramalan kebutuhan beban dan energi listrik, model (metode) peramalan beban (energi) dalam sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali, kurva lama beban (*load duration curve*, LDC), dan jaringan syaraf tiruan (*artificial neural network*).

Bab III menyajikan profil beban sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (Jamali), dengan ilustrasi mengenai: sistem ketenagalistrikan Jamali, kebijakan pengelolaan energi & ketenagalistrikan, sistem pembangkitan Jamali, profil pola beban sistem ketenagalistrikan Jamali (pola beban harian, pola beban puncak, pola kurva lama beban (KLB)).

Bab IV menyajikan peramalan pola beban tenaga listrik dengan metode JST, dengan uraian mengenai: peramalan beban puncak tenaga listrik jangka panjang menggunakan metode JST (meliputi: rancangan model, rancangan penelitian, disain JST untuk peramalan beban jangka panjang, simulasi JST untuk peramalan beban jangka panjang, validasi desain konstruksi model JST, studi sensitivitas parameter yang mempengaruhi peramalan beban tenaga listrik jangka panjang dengan simulasi JST), representasi pola kurva lama beban (KLB) (meliputi: representasi pola KLB berdasarkan data aktual, representasi pola KLB berdasarkan metode Snyder, dan representasi pola KLB berdasarkan metode JST);

proyeksi kurva lama beban (KLB); hasil simulasi JST untuk peramalan beban; hasil validasi program JST; hasil studi sensitivitas parameter yang berpengaruh dalam peramalan beban dengan metode JST; hasil studi proyeksi pola kurva lama beban berdasarkan metode JST.

Bab V merepresentasikan optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan, dengan penjelasan mengenai model program dinamik dengan simulasi probabilistik untuk optimasi (meliputi: struktur WASP, program optimalisasi dalam WASP); penentuan tingkat keandalan sistem pembangkit (meliputi: perhitungan LOLP dan ENS menggunakan simulasi probabilistik); optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan jawa-madura-bali (meliputi: data masukan, skenario, pelaksanaan optimasi); hasil optimasi; implementasi pola beban puncak dalam optimasi (meliputi: analisis hasil implementasi hasil peramalan beban puncak dalam optimasi); implementasi model representasi pola kurva lama beban (KLB) dalam optimasi (meliputi: analisis hasil implementasi model pola KLB dalam optimasi).

Akhirnya Bab VI merupakan kesimpulan dan saran yang menyajikan tentang hasil penelitian termasuk kontribusinya, serta saran untuk penelitian lebih lanjut.

BAB II

LANDASAN TEORI

Dalam bab ini dibahas landasan teori yang meliputi teori tentang: jenis-jenis metodologi untuk peramalan; metode peramalan kebutuhan beban dan energi listrik; model dan metode peramalan beban (energi) dalam sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali; kurva lama beban, KLB (*load duration curve*, LDC); KLB-terinversi (*inverted load duration curve*, ILDC) dan jaringan syaraf tiruan (JST).

Dalam perencanaan pengembangan sistem ketenagalistrikan, peramalan kebutuhan energi dan beban tenaga listrik memegang peranan yang sangat penting, sebagaimana terlihat pada Gambar 2.1. Peramalan yang akurat dan tepat akan menjamin ketersediaan energi listrik, dan akan menghindari kapasitas pembangkitan yang berlebihan ataupun kekurangan, yang akan merugikan baik konsumen maupun produsen listrik (perusahaan listrik).

Kegiatan peramalan (*forecasting*) di bidang ketenagalistrikan terdiri dari ramalan beban tenaga listrik (*load forecasting*) dan ramalan kebutuhan energi listrik (*demand forecasting*). Ramalan beban tenaga listrik adalah peramalan beban puncak (*peak load*) atau beban tertinggi yang menyatakan besarnya tenaga listrik (MW) yang harus tersedia untuk memenuhi kebutuhan energi tersebut. Sedangkan ramalan kebutuhan energi listrik adalah peramalan terhadap besarnya energi listrik (GWh) yang dibutuhkan konsumen.

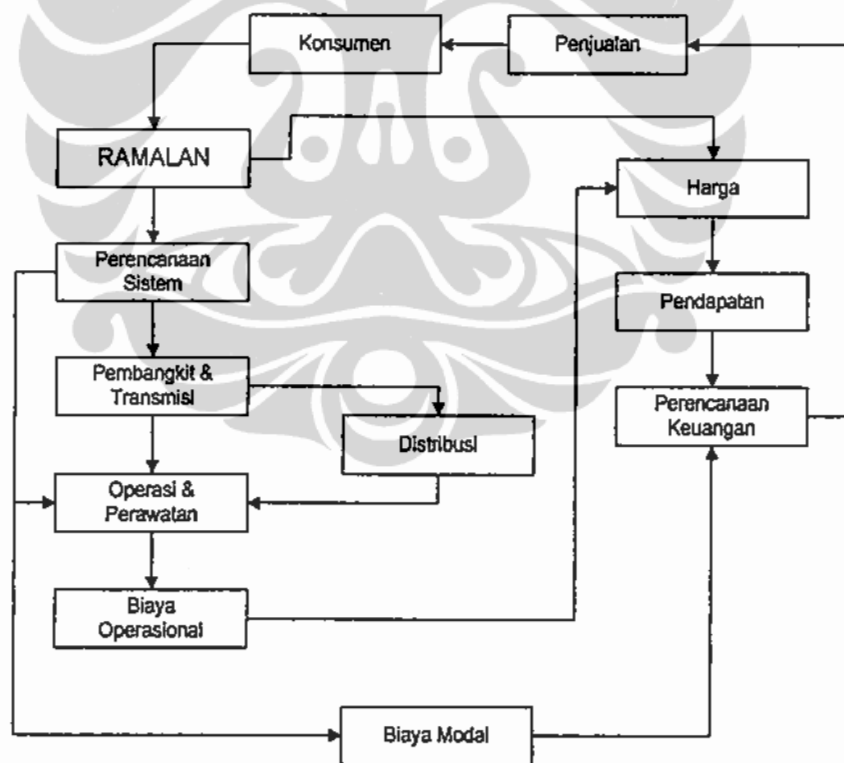
Peramalan di bidang ketenagalistrikan mempunyai tujuan yang bermacam-macam sesuai dengan keperluannya masing-masing, antara lain: optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan, perencanaan cadangan berputar, perencanaan kapasitas, *unit commitment*, pembebanan unit-unit pembangkit (*loading of units*), studi pembebanan jaringan transmisi, penjadwalan pertukaran energi listrik antar perusahaan listrik, dll.

Selain itu peramalan ini sangat penting untuk menentukan kebijakan dalam sistem ketenagalistrikan, menentukan investasi modal untuk pembangkitan, dan sebagai referensi dalam menentukan kebijakan-kebijakan lain seperti [7]:

- Disain sistem

- Kebijakan finansial
- Pengembangan kebijakan di bidang energi dan bahan bakar.
- Studi pengaruh terhadap lingkungan.
- Mengevaluasi program manajemen beban.

Dengan demikian maka semua perusahaan listrik sangat berkepentingan untuk mempunyai ramalan beban dan ramalan kebutuhan energi listrik yang andal dan akurat. Keakuratan model peramalan beban tenaga listrik adalah sangat penting untuk operasi dan perencanaan dari suatu perusahaan listrik. Peramalan beban akan membantu suatu perusahaan listrik untuk membuat keputusan penting, termasuk keputusan pengadaan dan pembangkitan tenaga listrik, *load switching*, dan pengembangan infrastruktur. Peramalan beban juga sangat penting untuk pemasok energi listrik, lembaga keuangan (pembiayaan), ISOs (*Independent System Operators*), dan para partisipan lainnya dalam pembangkitan tenaga listrik, transmisi, distribusi, dan pasar (konsumen) listrik.



Gambar 2.1. Peranan Ramalan Kebutuhan Energi dan Beban Tenaga Listrik dalam Perencanaan Sistem Ketenagalistrikan [7].

2.1. JENIS-JENIS METODOLOGI UNTUK PERAMALAN

Cukup banyak jenis metodologi yang bisa digunakan untuk peramalan, sesuai dengan jenis dan ketersediaan serta keandalan data yang ada. Dalam Gambar 2.2 memperlihatkan *Pohon Metodologi Peramalan* [8], yang merupakan suatu gambaran terstruktur tentang jenis-jenis metoda peramalan sesuai kategorinya dan menunjukkan bagaimana mereka berhubungan antara satu dengan yang lain. Garis putus-putus adalah hubungan yang mungkin ada.

Sumber pengetahuan, merupakan ketersediaan data objektif yang andal dan dapat dipercaya. Jika data kuantitatif yang relevan ada tersedia, maka digunakan metode kuantitatif (statistik). Sedang jika ketersediaan data adalah tidak cukup untuk analisis kuantitatif maka digunakan metode penilaian/pertimbangan/kualitatif/*judgmental*.

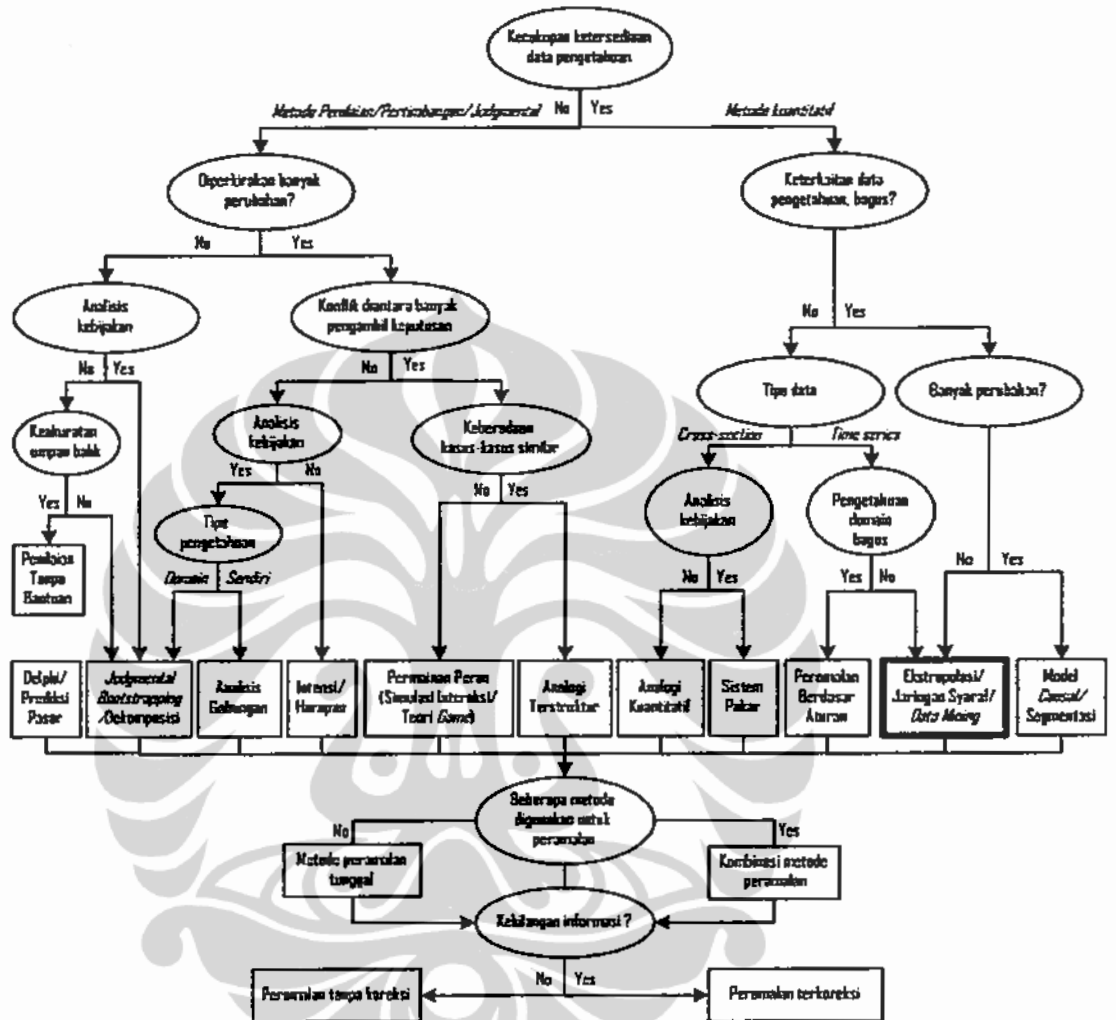
Metode *Data mining*: Dalam metode ini data sangat berperanan sangat penting, dan secara umum, teori tidak terlalu dipertimbangkan.

Metode Analogi Kwantitatif: Para pakar atau tenaga ahli mengidentifikasi analogi situasi dimana tersedia data deret berkala (*time series*) atau data tampang lintang (*cross-sectional*), dan menilai persamaan dari tiap analogi ke target situasi dengan data sedikit. Masukan ini digunakan untuk memperoleh suatu peramalan; sebagai contoh, meramalkan permintaan untuk tempat duduk di bioskop di pinggir kota, rata-rata data dari bioskop di pinggir kota diidentifikasi oleh para pakar, dimana yang serupa dengan target bisa digunakan [9].

Metode Jaringan Syaraf Tiruan: Metode ini diterapkan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran, dengan model sistem komputasi yang dapat menirukan cara kerja jaringan syaraf biologis [5]. Metode ini yang akan dipakai dalam penelitian untuk peramalan beban tenaga listrik jangka panjang pada sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali.

Metode Peramalan Berdasar Aturan: Pengetahuan pakar dibidangnya dan teknik statistik dikombinasikan menggunakan suatu sistem pakar untuk ekstrapolasi deret berkala. Sebagian besar karakteristik diidentifikasi dengan analisis otomatis, tetapi para pakar mengidentifikasi beberapa faktor. Khususnya

mereka mengidentifikasi faktor penggerak penyebab (*causal forces acting*) pada kecenderungan (*trend*).



Gambar 2.2. Jenis-jenis Metodologi untuk Peramalan (*Forecasting*) [8].

Model Kausal (Causal): Teori, riset utama dan pengetahuan pakar digunakan untuk menetapkan hubungan antar variabel untuk peramalan dan menjelaskan variabel. Dalam kasus metoda ekonometri, analisis regresi secara umum digunakan untuk perkiraan koefisien model, yang konsisten dengan pengetahuan utama. Hubungan model sistem dinamika menggunakan *stock* dan aliran, sering dengan suatu penekanan pada umpan balik pengulangan. Model Kausal dibantu dengan menggunakan **ekonometrik** untuk meningkatkan ketelitian.

Metode Segmentasi: Pembuaian segmen-segmen yang mandiri, untuk disusun suatu struktur pohon yang terintegrasi. Informasi yang ada tersedia pada hubungan antar segmen, analisis input-output, dinamika sistem, dan analisis gugus (*cluster*) dapat digunakan. Dari teknik segmentasi yang terkait (*dependent*), analisis input-output akan meningkatkan ketelitian.

Metode Penilaian Tanpa Bantuan (*Unaided judgment*): Para pakar (tenaga ahli) memikirkan suatu situasi dan meramalkan bagaimana orang-orang akan bertindak. Mereka mungkin mempunyai akses ke data dan informasi konsultasi/nasihat, tetapi peramalan mereka tidak dibantu oleh metoda peramalan formal. Ini adalah metoda yang paling umum digunakan. Metode ini adalah cepat, murah ketika hanya sedikit peramalan diperlukan, dan dapat digunakan dalam kasus dimana perubahan kecil diharapkan. Hal ini adalah paling mungkin untuk dimanfaatkan ketika peramal mendapatkan umpan balik yang baik tentang ketelitian dari peramalannya (misalnya, peramalan cuaca, taruhan pada bidang olah raga, dan penawaran pada permainan kartu).

Metode Permainan Peran/Simulasi Interaksi (*Role playing/Simulated interaction*): Di dalam metode ini, orang-orang diharapkan untuk berpikir dalam cara-cara yang konsisten dengan peran dan situasi yang diuraikan kepadanya. Jika ini melibatkan saling berinteraksi dengan orang-orang dengan peran yang berbeda untuk kepentingan peramalan perilaku dari pelaku utama nyata, ini disebut interaksi yang ditirukan. Orang-orang memainkan peranan interaksi calon dengan cara yang realistis. Keputusan pemain peran digunakan sebagai peramalan dari keputusan nyata.

Metode Intensi/Harapan (*Intentions/Expectations*): Survei orang-orang tentang harapan atau niat mereka mengenai perilaku masa depan mereka atau organisasi mereka. Meneliti data survei untuk memperoleh peramalan.

Metode Analisis Gabungan: Menimbulkan pilihan dari konsumen (atau para aktor lain) untuk berbagai penawaran (misalnya disain komputer alternatif atau untuk platform politis berbeda) dengan menggunakan kombinasi keistimewaan-keistimewaan yang ada (misalnya tenaga dan beban untuk suatu laptop komputer). Analisis seperti regresi kemudian digunakan untuk meramalkan disain yang paling diinginkan.

Metode Ramalan Pasar (*Prediction markets*): Orang-orang bertaruh pada apa yang akan terjadi. Pasar dapat sangat bermanfaat ketika informasi tersebar secara luas, seperti untuk meramalkan pemilihan umum politis.

Metode Teknik Delphi: Ramalan dan pemikiran dari para pakar (tenaga ahli) dikumpulkan dan diringkas oleh suatu moderator untuk menyediakan umpan balik sedikitnya dua putaran. Para pakar meninjau kembali dan merevisi sebagaimana mereka memilih/memutuskan dan peramalan dikombinasikan.

Metode Analogi Terstruktur: Suatu daftar/list pakar menganalogi pada suatu target, menguraikan persamaan dan perbedaan, persamaan laju (*rates similarity*), dan sesuai dengan masing-masing analogi keputusan (atau hasil) dengan suatu keputusan situasi target potensi (atau hasil). Hasil yang diperoleh dari analogi dengan nilai tinggi digunakan sebagai suatu peramalan.

Metode Dekomposisi: Dalam metode ini, permasalahan dirumuskan dan diarahkan pada bagian-bagian. Bagian-bagian tersebut bisa dimultiplikasi (misal, untuk meramalkan suatu penjualan merek, orang bisa menaksir total penjualan pasar dan penguasaan pasar) atau aditif (perkiraan bisa dibuat untuk masing-masing jenis item ketika peramalan penjualan produksi baru untuk suatu divisi).

Judgmental bootstrapping: Memperoleh suatu model dari pengetahuan para pakar peramalan dan faktor-faktor yang mereka gunakan untuk peramalan menggunakan analisis regresi. Penilaian pakar mempunyai validitas kebenaran tetapi data adalah faktor pokok yang tidak berubah dalam data historis (seperti usaha memperkirakan elastisitas harga menggunakan data deret berkala (*time series*)).

Sistem pakar (*Expert systems*): Aturan peramalan berasal dari pemikiran para pakar dalam membuat peramalan. Memperoleh pengetahuan dari sumber yang berbeda seperti survei, wawancara, analisis protokol, dan dokumen riset.

Beberapa model matematis dapat digunakan untuk tujuan peramalan atau proyeksi, yaitu [10]:

a. **Model pencocokan kurva utama (*main curve fitting models*).**

Model ini mempunyai beberapa macam fungsi matematis, yang tentunya disesuaikan dengan permasalahan yang ada. Dalam model ini digunakan

'kesalahan kwadrat rata-rata (*mean square error, MSE*)' untuk mendapatkan indeks yang sesuai (cocok) dengan fungsi matematisnya.

Jenis-jenis model 'pencocokan kurva utama' yang sering dipakai adalah:

- *Model matematis Linear*

$$y = ax + b \quad (2.1)$$

dimana b adalah nilai konstanta pada sumbu aksis y pada $x=0$ dan a adalah gradien. Kurva ini merepresentasikan hubungan linear antara 2 variabel termasuk konstanta.

- *Eksponensial*

$$y = a.e^{b.x} \quad (2.2)$$

Model eksponensial sering dipakai jika laju perubahan nilai kuantitas adalah proporsional dengan nilai awal. Jika koefisien b negatif maka y akan menurun secara eksponensial, dan jika b positif maka y akan mengalami kenaikan secara eksponensial.

- *Deret Fourier*

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i \cdot \cos(n.\omega.x) + b_i \cdot \sin(n.\omega.x) \quad (2.3)$$

Dimana a_0 adalah nilai tertentu untuk $i=0$, n adalah jumlah harmonisasi dan ω merepresentasikan frekwensi. Deret Fourier ini merupakan jumlah fungsi sinus dan cosinus untuk menyatakan suatu sinyal periodik, yang direpresentasikan dalam bentuk trigonometri atau bentuk eksponensial.

- b. *Model Gaussian.*

Model ini digunakan untuk pencocokan puncak, dengan persamaan:

$$y = \sum_{i=1}^n a_i \cdot e^{-\left(\frac{x-b_i}{c_i}\right)^2} \quad (2.4)$$

dimana a adalah amplitudo, b adalah pusat lokasi, c terkait dengan lebar puncak. Untuk membuat distribusi *gaussian* dengan banyak puncak dilakukan dengan 'penjumlahan', dimana n adalah jumlah puncak.

c. **Model Polinomial.**

$$y = \sum_{i=0}^n p_i x^i \quad (2.5)$$

dimana n adalah derajat polinomial.

Polinomial sering digunakan untuk model empiris sederhana. Model ini bisa digunakan untuk interpolasi atau ekstrapolasi, atau untuk karakterisasi data menggunakan pencocokan global. Keuntungan utama model ini adalah alasan fleksibilitas untuk data yang tidak terlalu kompleks dan linier, sehingga proses pencocokannya cukup sederhana. Sedangkan kelemahannya adalah untuk derajat polinomial tinggi, pencocokannya menjadi tidak stabil.

d. **Model Power Series.**

$$y = a x^b, \quad (2.6)$$

$$y = a + b x^c, \quad (2.7)$$

$$y = a b x^{b-1} e^{-ax^b}. \quad (2.8)$$

Model ini tidak sering digunakan.

e. **Model Rasional.**

$$y = \frac{\sum_{i=0}^n p_i x^i}{x^m + \sum_{i=1}^m q_i x^i} \quad (2.9)$$

Model ini sering digunakan untuk model empiris sederhana. Keuntungan model rasional ini adalah fleksibilitasnya dengan data yang mempunyai struktur kompleks.

f. **Model Jumlah Sinus (*Sum of Sins*).**

$$y = \sum_{i=1}^n a_i \cdot \sin(b_i x + c_i) \quad (2.10)$$

dimana a adalah amplitudo, b adalah frekwensi, dan c adalah fase untuk setiap gelombang sinus, n adalah jumlah deret. Persamaan ini sangat mirip dengan deret Fourier, dimana perbedaan utamanya adalah jumlah persamaan sinus meliputi informasi fase, dan tidak ada nilai amplitudo untuk $i=0$.

2.2. METODE PERAMALAN KEBUTUHAN BEBAN DAN ENERGI LISTRIK.

Sejumlah metode dan model peramalan kebutuhan beban dan energi listrik untuk jangka menengah dan jangka panjang telah dikembangkan. Beberapa metode dan model tersebut antara lain adalah model makro, model mikro, metode jaringan syaraf tiruan (JST), model statistik berdasarkan pembelajaran, model *end-use* (penggunaan akhir), dan model pendekatan ekonometrik.

Sedangkan untuk peramalan jangka pendek, dipakai beberapa jenis metode, antara lain: pendekatan hari similar, variasi model regresi, *time series*, jaringan syarat tiruan, algoritma pembelajaran statistik, logika fuzzy, dan sistem pakar.

Setiap kategori peramalan mempunyai peranan penting masing-masing dalam suatu perusahaan listrik. Sejumlah besar variasi metode matematis telah dikembangkan untuk mendapatkan teknik peramalan beban yang lebih akurat.

Peramalan beban tenaga listrik dapat dibagi dalam 3 kategori:

1. Peramalan jangka pendek (biasanya mempunyai jangka waktu satu jam sampai satu minggu).
2. Peramalan jangka menengah (biasanya mempunyai jangka waktu satu minggu sampai satu tahun).
3. Peramalan jangka panjang (mempunyai jangka waktu lebih dari satu tahun).

Dalam sub-bab ini dibahas sekilas tentang sejumlah metode dan model peramalan kebutuhan beban dan energi listrik untuk jangka menengah dan jangka panjang, antara lain:

- model makro,
- model mikro,
- model statistik berdasarkan pembelajaran,
- model *end-use* (penggunaan akhir),
- model pendekatan ekonometrik,
- metode least square, dan
- metode Markov.
- metode jaringan syaraf tiruan (JST).

2.2.1. Model Makro [7].

Model Makro ini memperhitungkan hubungan antara pertumbuhan ekonomi dan kebutuhan tenaga listrik, dengan persamaan

$$kWh = f(\text{pertumbuhan_ekonomi}) \quad (2.11)$$

Model ini dibangun dari sebuah model ekonometrik. Metode ekonometrik adalah suatu metode peramalan yang menggunakan pendekatan sebab akibat dalam membangun model matematika dengan tujuan untuk menentukan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kebutuhan tenaga listrik.

Pertumbuhan ekonomi secara langsung akan mempengaruhi pertumbuhan kebutuhan energi, dan demikian juga sebaliknya. Dari hasil pengamatan dan masukan dari pakar PLN dan DJLPE, menunjukkan faktor ekonomi yang mempengaruhi kebutuhan energi listrik adalah pendapatan, harga listrik, dan jumlah konsumen, dimana persamaannya adalah sbb.:

$$Y = b_0 x_1^{b_1} x_2^{b_2} x_3^{b_3} \quad (2.12)$$

dimana:

- Y = Pemakaian energi listrik
- x_1 = Pendapatan masyarakat
- x_2 = Harga listrik
- x_3 = Jumlah konsumen

b_0 = Konstanta

b_1 = Elastisitas x_1 terhadap $Y \left(\frac{\Delta Y}{Y} \cdot \frac{x_1}{\Delta x_1} \right)$

b_2 = Elastisitas x_2 terhadap $Y \left(\frac{\Delta Y}{Y} \cdot \frac{x_2}{\Delta x_2} \right)$

b_3 = Elastisitas x_3 terhadap $Y \left(\frac{\Delta Y}{Y} \cdot \frac{x_3}{\Delta x_3} \right)$

2.2.2. Model Mikro [7].

Pada model ini, hasil ramalan kebutuhan sektor rumah tangga dijadikan sebagai dasar perhitungan untuk peramalan sektor lain. Asumsi ini diambil dengan alasan bahwa anggota rumah tangga yang mempengaruhi kebutuhan listrik untuk sektor rumah tangga, juga merupakan anggota dari sektor-sektor lain.

i) Peramalan Sektor Rumah Tangga

$$Rca = \frac{RT}{L} \quad (2.13)$$

dimana:

Rca = konsumsi spesifik dan jumlah pemakaian energi listrik rata-rata setiap pemakai rumah tangga dalam satu tahun

RT = jumlah kebutuhan energi listrik sektor rumah tangga per-tahun

L = jumlah pemakai rumah tangga.

Perbandingan atau prosentase rumah tangga yang telah terlistriki disebut rasio elektrifikasi (*electrification ratio, ER*), dengan persamaan:

$$ER = \frac{L \cdot 100}{(M / FM)} \% \quad (2.14)$$

dimana:

L = Jumlah rumah tangga yang telah terlistriki

M = Jumlah penduduk

FM = Jumlah orang per satu rumah tangga.

Sedangkan jumlah kebutuhan listrik untuk seluruh rumah tangga dalam satu tahun, dinyatakan dengan persamaan:

$$RT = \left(\frac{M}{FM} \right) \cdot ER \cdot Rca. \quad (2.15)$$

dimana:

RT = Jumlah kebutuhan energi listrik sektor rumah tangga per-tahun (kWh)

M = Jumlah penduduk (orang)

ER = Rasio elektrifikasi (%)

Rca = konsumsi spesifik dan jumlah pemakaian energi listrik rata-rata setiap pemakai rumah tangga dalam satu tahun

ii) Peramalan Sektor Komersial

Perkiraan kebutuhan energi sektor komersial dinyatakan dengan simbol K.

Dari pertumbuhan sektor RT dan sektor K diperoleh angka elastisitas, sbb:

$$e_{kr} = \left(\frac{\Delta K / K}{\Delta RT / RT} \right) \quad (2.16)$$

dimana:

e_{kr} = angka elastisitas sektor RT terhadap sektor K.

$\Delta K / K$ = angka pertumbuhan rata-rata sektor komersial K.

$\Delta RT / RT$ = angka pertumbuhan rata-rata sektor rumah tangga RT.

Jika angka pertumbuhan sektor RT telah diperoleh, maka angka pertumbuhan sektor komersial (k %), dapat dikalkulasi sbb:

$$k_t = r_t \cdot e_{kr} \quad (2.17)$$

$$K_t = K_{t-1} \cdot (1 + r_t \cdot e_{kr}) \quad (2.18)$$

dimana:

K_t = jumlah kebutuhan energi sektor K pada tahun t (kWh)

K_{t-1} = jumlah kebutuhan energi sektor K pada tahun t-1 (kWh)

k_t = angka pertumbuhan pemakaian energi sektor K (%)

r_t = angka pertumbuhan pemakaian energi sektor RT (%)

e_{kr} = angka elastisitas sektor RT terhadap sektor K.

iii) Peramalan Sektor Publik (Perkantoran & Sarana Umum)

Perhitungan kebutuhan energi listrik sektor diluar sektor rumah tangga, komersial dan industri, dimasukkan dalam sektor Publik (Perkantoran & Sarana Umum), yang dinyatakan dengan simbol PS. Sektor Publik ini meliputi kantor-kantor pemerintah, perwakilan asing, lampu penerangan jalan, rumah-rumah ibadah, sekolah-sekolah dan rumah sakit. Dari angka pertumbuhan sektor RT dan sektor PS akan diperoleh angka elastisitasnya, sbb:

$$e_{psr} = \left(\frac{\Delta PS / PS}{\Delta RT / RT} \right) \quad (2.19)$$

dimana:

e_{psr} = angka elastisitas sektor RT terhadap sektor PS.

$\Delta PS / PS$ = angka pertumbuhan rata-rata sektor Publik PS.

$\Delta RT / RT$ = angka pertumbuhan rata-rata sektor rumah tangga RT.

$$PS_t = PS_{t-1} \cdot (1 + r_t \cdot e_{psr}) \quad (2.20)$$

dimana:

PS_t = jumlah kebutuhan energi sektor PS pada tahun t (kWh)

PS_{t-1} = jumlah kebutuhan energi sektor PS pada tahun t-1 (kWh)

r_t = angka pertumbuhan pemakaian energi sektor RT (%).

e_{psr} = angka elastisitas pertumbuhan pemakaian energi rata-rata sektor RT terhadap sektor PS.

iv) Peramalan Sektor Industri (I)

Persamaan proyeksi kebutuhan energi sektor industri di masa mendatang adalah:

$$e_{ir} = \left(\frac{\Delta I / I}{\Delta RT / RT} \right) \quad (2.21)$$

dimana:

e_{ir} = angka elastisitas sektor RT terhadap sektor industri (I).

$\Delta I / I$ = angka pertumbuhan rata-rata sektor industri (I).

$\Delta RT/RT$ = angka pertumbuhan rata-rata sektor rumah tangga RT.

$$I_t = I_{t-1} \cdot (1 + r_t \cdot e_{ir}) \quad (2.22)$$

dimana:

I_t = jumlah kebutuhan energi sektor I pada tahun t (kWh)

I_{t-1} = jumlah kebutuhan energi sektor I pada tahun t-1 (kWh)

r_t = angka pertumbuhan pemakaian energi sektor RT (%).

e_{ir} = angka elastisitas pertumbuhan pemakaian energi rata-rata sektor RT terhadap sektor I.

Total kebutuhan energi sektor industri jika termasuk pengambilan *captive power* akan menjadi:

$$I = I_t + I_{cp} \quad (2.23)$$

dimana:

I_t = kebutuhan energi sektor I pada tahun t (kWh)

I_{cp} = kebutuhan energi *captive* sektor I pada tahun t (kWh)

2.2.3. Model Statistik Berdasarkan Pembelajaran.

Dalam rangka menyederhanakan peramalan jangka-menengah, dengan lebih akurat dan menghindari penggunaan informasi yang tidak tersedia, Feinberg dkk. mengembangkan suatu model statistik yang mempelajari parameter-parameter model beban dari data historis [11].

2.2.4. Model End-use.

Pendekatan *end-use* (penggunaan akhir) secara langsung memperkirakan konsumsi energi dengan menggunakan informasi secara luas pada penggunaan akhir dan pengguna akhir, seperti peralatan-peralatan yang digunakan pelanggan, umur peralatan, perubahan teknologi, jenis pelanggan pengguna, perilaku pelanggan, umur pelanggan, dinamika populasi, ukuran rumah, dll. Informasi statistik tentang pelanggan dengan perubahan dinamik merupakan dasar peramalan [12].

Model *end-use* memfokuskan pada variasi penggunaan listrik pada sektor perumahan (residensial), komersial dan industri. Model-model *end-use* didasarkan

pada prinsip bahwa kebutuhan listrik diturunkan dari kebutuhan pelanggan untuk penerangan, pendingin, pemanas, kulkas, televisi, dll. Jadi model *end-use* menerangkan kebutuhan energi sebagai fungsi jumlah peralatan di masyarakat pengguna.

Secara ideal pendekatan ini sangat akurat. Akan tetapi, hal ini sensitif terhadap jumlah dan kualitas data penggunaan akhir (*end-use*). Sebagai contoh, dalam metode ini distribusi umur peralatan adalah penting untuk tipe-tipe tertentu dari peralatan. Peramalan *end-use* membutuhkan sedikit data historis tetapi lebih banyak informasi tentang pelanggan dan peralatannya.

2.2.5. Model Ekonometrik.

Pendekatan ekonometrik mengkombinasikan teori ekonomi dan teknik statistik untuk peramalan kebutuhan beban dan energi listrik. Pendekatan tersebut memperkirakan hubungan-hubungan antara konsumsi energi dan faktor-faktor yang mempengaruhi konsumsi energi tersebut. Perkiraan hubungan tersebut menggunakan metode *least-squares* dengan ekstrapolasi atau metode *time-series*. Secara umum, model ekonometrik mempunyai bentuk sbb.[12]:

$$D_{i,t} = a + \sum_j b_{i,j} X_{i,j,t} \quad (2.24)$$

dimana:

$D_{i,t}$: kebutuhan energi dalam sektor i pada saat periode t

a : konstanta

$b_{i,j}$: koefisien untuk sektor i dan variabel j

$X_{i,j,t}$: tingkat aktivitas variabel j, seperti tingkat output, harga bahan bakar, harga bahan bakar kompetitif, dan variabel cuaca.

Sebagai contoh model ekonometrik untuk konsumsi listrik adalah sbb.[12]:

$$D_{i,t} = f(N, I, PE, PC, D_{i,t-1}, CD, WV, S) \quad (2.25)$$

dimana:

$D_{i,t}$: kebutuhan listrik tahun t untuk sektor i

N : jumlah pelanggan dalam sektor tersebut

I : pendapatan

- PE : harga listrik
 PC : harga bahan bakar bersaing
 $D_{i,t-1}$: kebutuhan listrik tahun t-1 untuk sektor i
 CD : *dummy* (tiruan/imitasi) konservasi
 WV : vektor variabel cuaca
 S_j : vektor kejenuhan penggunaan peralatan listrik utama

2.2.6. Metode Least Square.

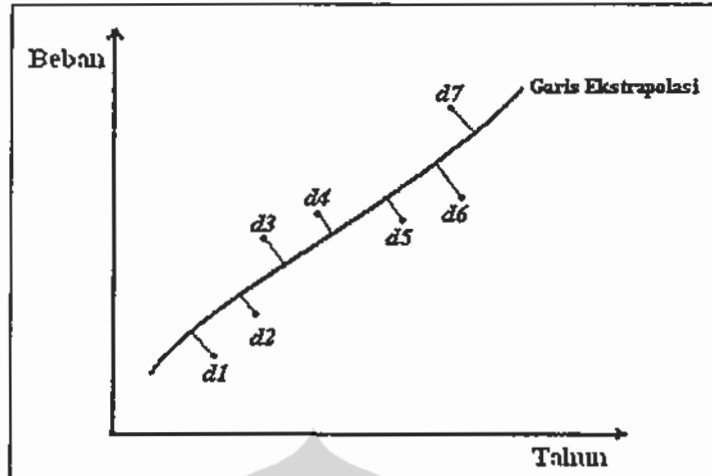
Dalam metode ini, data beban historis dicatat dan di-plot (lihat Gambar 2.3), untuk kemudian ditarik garis ekstrapolasi sedemikian rupa, sehingga „Jumlah dari kwadrat jarak titik Beban ke garis Ekstrapolasi adalah minimum (= JBE_{minimum})“, atau:

$$JBE_{\text{minimum}} = \sum_{i=1}^n d_i^2 \quad (\text{minimum}) \quad (2.26)$$

dimana:

- d_{it} : jarak titik beban i ke garis ekstrapolasi
 n : jumlah titik beban.

Metode ini dapat dipakai untuk peramalan beban puncak jangka menengah (beberapa tahun mendatang). Agar hasil ekstrapolasi memberikan hasil yang lebih teliti, maka perkembangan beban yang terjadi di masa lampau perlu dianalisis sebab-sebabnya dan dipakai untuk bahan pertimbangan dalam membuat ekstrapolasi ke tahun yang akan datang [13].



Gambar 2.3. Ilustrasi peramalan beban dengan metode *least square*.

2.2.7. Metode Markov.

Metode ini digunakan untuk peramalan beban puncak jangka panjang dari suatu sistem ketenagalistrikan dengan memperhitungkan kegiatan-kegiatan ekonomi dalam suatu negara secara makro [13].

2.2.8. Model Jaringan Syaraf Tiruan (JST).

JST, khususnya metode *feed-forward* dan *feed-backward* dari propagasi balik, dilaporkan para ahli mempunyai kemampuan meramal dengan baik. Sejauh ini, kebanyakan JST telah diterapkan untuk ramalan beban jangka-pendek (mulai dari beberapa menit sampai 24 jam) [14][15][16][17]. Hanya beberapa peneliti yang menggunakan metode JST untuk meramal beban listrik jangka-menengah dan jangka-panjang [5]. Model JST ini akan dijelaskan lebih khusus karena dalam disertasi ini, digunakan model JST untuk peramalan pola beban, baik untuk meramal beban puncak maupun proyeksi kurva lama beban (KLB).

2.3. MODEL DAN METODE PERAMALAN BEBAN (ENERGI) DALAM SISTEM KELISTRIKAN JAWA-MADURA-BALI.

Model atau metode yang digunakan dalam studi peramalan kebutuhan beban dan energi listrik yang telah dilakukan untuk sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (Jamali) adalah:

- Model MAED
- Model PLN (Model DKL)
- Model Simple E (untuk RUKN)
- Model REGRESI
- Model INOSYD

2.3.1. Model MAED (*Model for Analysis of Energy Demand*)

MAED (*Model for Analysis of Energy Demand*) merupakan suatu model simulasi yang didesain untuk mengevaluasi permintaan energi termasuk listrik dari suatu negara atau wilayah untuk jangka menengah atau jangka panjang. MAED didasarkan pada pendekatan skenario, dimana permintaan energi ditentukan oleh sejumlah parameter penting yang mempengaruhi situasi masa depan suatu negara atau wilayah, antara lain faktor demografi, ekonomi, sosial dan teknologi [18].

Model ini diadaptasi oleh Badan Tenaga Atom Internasional (*International Atomic Energy Agency*, IAEA) dari model MEDEE-2 yang dikembangkan untuk *International Institute for Applied Systems Analysis* (IIASA) untuk menganalisis evolusi permintaan keseluruhan energi, termasuk energi listrik, dari suatu negara atau wilayah.

Model MAED didesain untuk merefleksikan permintaan/kebutuhan energi final dimasa yang akan datang, antara lain (lihat Gambar 2.4) [18]:

- a. Perubahan-perubahan struktur yang mempengaruhi permintaan energi jangka menengah dan jangka panjang yang direfleksikan dalam analisis detail dari sistem sosial, ekonomi dan teknologi. Pendekatan ini termasuk perubahan sosial individu terhadap kemajuan teknologi, misalnya pemakaian AC, peralatan rumah tangga, transportasi, dll., baik yang tinggal di perkotaan

maupun di pedesaan, juga kebijakan tentang industrialisasi, kebijakan transportasi, dll.

- b. Kecenderungan dari pasar potensial untuk setiap bentuk energi final: listrik, batubara, gas, minyak, energi surya, dll.



Gambar 2.4. Skema perhitungan permintaan energi final dengan simulasi MAED [18].

Persamaan umum MAED yang digunakan untuk perhitungan permintaan/kebutuhan energi adalah sbb. [19]:

$$ED_t = [ED / DF]_{t=0} * ImpR_t * DF_t \quad (2.27)$$

dimana:

- ED_t = permintaan/kebutuhan energi tahun ke-t
- $[ED / DF]_{t=0}$ = intensitas energi pada tahun dasar
- $ImpR_t$ = koefisien peningkatan intensitas energi
- DF_t = faktor penggerak (*driving factor*) tahun ke-t.

Ada empat langkah dalam mengimplementasikan MAED [18] [19], yaitu:

- a. Kalibrasi model pada tahun dasar.

Tahap ini membutuhkan data statistik pada tahun dasar, antara lain:

- aktivitas ekonomi (kontribusi sektor & subsektor pada PDB).
- struktur demografi (urban, tenaga buruh).

- statistik perumahan (jumlah rumah, ...).
 - statistik sektor layanan (servis) (luas lantai, ...).
 - statistik transportasi (tkm, pkm, modes, ...).
 - keseimbangan kebutuhan energi (terhadap bahan bakar, sektor, pengguna akhir).
 - beban listrik (terhadap sektor, konsumen).
- b. Pengembangan skenario terkait dengan evaluasi sosial & ekonomi negara.
Langkah ini terkait erat dengan isu kebijakan pembangunan nasional, seperti:
- pertumbuhan ekonomi
 - modifikasi struktur ekonomi
 - evolusi demografi
 - peningkatan gaya hidup (rumah, mobil, mobilitas, elektrifikasi)
 - peningkatan teknologi (intensitas energi, efisiensi).
- c. Proyeksi permintaan/kebutuhan energi.
Data input khusus diperlukan dan diperoleh dari statistik tahun dasar dan pernyataan kebijakan pembangunan yang dijelaskan dalam program pembangunan nasional, kecenderungan masa lalu dan pengalaman secara internasional.
- d. Analisis hasil MAED untuk proyeksi permintaan/kebutuhan energi.

2.3.2. Model PLN

Model PLN atau Model DKL 3.01 merupakan model yang dibangun dengan menggabungkan beberapa model, yaitu model ekonometri, model kecenderungan dan model analitis [20][21]. Dalam model ini digunakan pendekatan sektoral, yaitu dengan mengelompokkan pelanggan (konsumen) menjadi 4 (empat) sektor.

Ke-empat sektor tersebut adalah:

- Sektor Rumah Tangga
- Sektor Komersial
- Sektor Publik
- Sektor Industri.

2.3.2.1. Proyeksi Sektor Rumah Tangga

Untuk proyeksi jumlah pelanggan sektor Rumah Tangga dipakai formulasi sbb.[20]:

$$JPR_t = JPR_{t-1} * \left(1 + \frac{CF_R * G_T}{100} \right) \quad (2.28)$$

dimana:

JPR_t = Jumlah Pelanggan sektor Rumah tangga, tahun t.

JPR_{t-1} = Jumlah Pelanggan sektor Rumah tangga, tahun t-1.

CF_R = Faktor pelanggan sektor Rumah tangga.

G_T = Pertumbuhan PDRB Total.

Sedangkan proyeksi konsumsi energi sektor rumah tangga digunakan persamaan sbb.:

$$ER_t = ER_{t-1} * \left(1 + \frac{e_R * G_T}{100} \right) + ((JPR_t - JPR_{t-1}) * UKR) \quad (2.29)$$

dimana:

ER_t = Konsumsi Energi sektor Rumah tangga, tahun t.

ER_{t-1} = Konsumsi Energi sektor Rumah tangga, tahun t-1.

e_R = Elastisitas.

UKR = Unit Konsumsi sektor Rumah tangga (kWh/Pelanggan).

2.3.2.2. Proyeksi Sektor Komersial

Untuk proyeksi jumlah pelanggan sektor Komersial dipakai formulasi sbb.[20]:

$$JPK_t = JPK_{t-1} * \left(1 + \frac{CF_K * G_K}{100} \right) \quad (2.30)$$

dimana:

JPK_t = Jumlah Pelanggan sektor Komersial, tahun t.

JPK_{t-1} = Jumlah Pelanggan sektor Komersial, tahun t-1.

CF_K = Faktor pelanggan sektor Komersial.

G_K = Pertumbuhan PDRB sektor Komersial.

Sedangkan proyeksi konsumsi energi sektor Komersial digunakan persamaan sbb.:

$$EK_t = EK_{t-1} * \left(1 + \frac{e_K * G_K}{100} \right) \quad (2.31)$$

dimana:

EK_t = Konsumsi Energi sektor Komersial, tahun t.

EK_{t-1} = Konsumsi Energi sektor Komersial, tahun t-1.

e_K = Elastisitas sektor Komersial.

2.3.2.3. Proyeksi Sektor Publik

Untuk proyeksi jumlah pelanggan sektor Publik dipakai formulasi sbb.[20]:

$$JPP_t = JPP_{t-1} * \left(1 + \frac{CF_P * G_P}{100} \right) \quad (2.32)$$

dimana:

JPP_t = Jumlah Pelanggan sektor Publik, tahun t.

JPP_{t-1} = Jumlah Pelanggan sektor Publik, tahun t-1.

CF_K = Faktor pelanggan sektor Publik.

G_P = Pertumbuhan PDRB sektor Publik.

Sedangkan proyeksi konsumsi energi sektor Publik digunakan persamaan sbb.:

$$EP_t = EP_{t-1} * \left(1 + \frac{e_P * G_P}{100} \right) \quad (2.33)$$

dimana:

EP_t = Konsumsi Energi sektor Publik, tahun t.

EP_{t-1} = Konsumsi Energi sektor Publik, tahun t-1.

e_P = Elastisitas sektor Publik.

2.3.2.4. Proyeksi Sektor Industri

Untuk proyeksi jumlah pelanggan sektor Industri dipakai formulasi sbb.[20]:

$$JPI_t = JPI_{t-1} * \left(1 + \frac{CF_I * G_I}{100} \right) \quad (2.34)$$

dimana:

- JPI_t = Jumlah Pelanggan sektor Industri, tahun t.
- JPI_{t-1} = Jumlah Pelanggan sektor Industri, tahun t-1.
- CF_t = Faktor pelanggan sektor Industri.
- G_t = Pertumbuhan PDRB sektor Industri.

Sedangkan proyeksi konsumsi energi sektor Industri digunakan persamaan sbb.:

$$EI_t = EI_{t-1} * \left(1 + \frac{e_t * G_t}{100} \right) \quad (2.35)$$

dimana:

- EI_t = Konsumsi Energi sektor Industri, tahun t.
- EI_{t-1} = Konsumsi Energi sektor Industri, tahun t-1.
- e_t = Elastisitas sektor Industri.

2.3.2.5. Proyeksi Total Seluruh Sektor

Untuk proyeksi atau peramalan energi terjual (*energy sales, ES*), produksi energi (*energy production, EProd*), dan beban puncak (*peak load, PL*), dipakai formulasi sbb.[20]:

$$ES_t = ER_t + EK_t + EP_t + EI_t \quad (2.36)$$

$$EProd_t = \left(\frac{ES_t}{1 - L_{(T\&D)_t} - SU_t} \right) \quad (2.37)$$

$$PL_t = \left(\frac{EProd_t}{8760 * LF} \right) * 100 \quad (2.38)$$

dimana:

- ES_t = Jumlah energi terjual (*energy sales, ES*), tahun t.
- $EProd_t$ = Jumlah produksi energi (*energy production, EProd*), tahun t.
- $L_{(T\&D)_t}$ = Losses Transmisi dan Distribusi, tahun t.
- SU_t = Penggunaan sendiri (*Station Use, SU*), tahun t.
- PL_t = Beban puncak (*peak load, PL*), tahun t.
- LF = Faktor beban (*load factor, LF*).

2.3.3. Model Simple E (untuk RUKN)

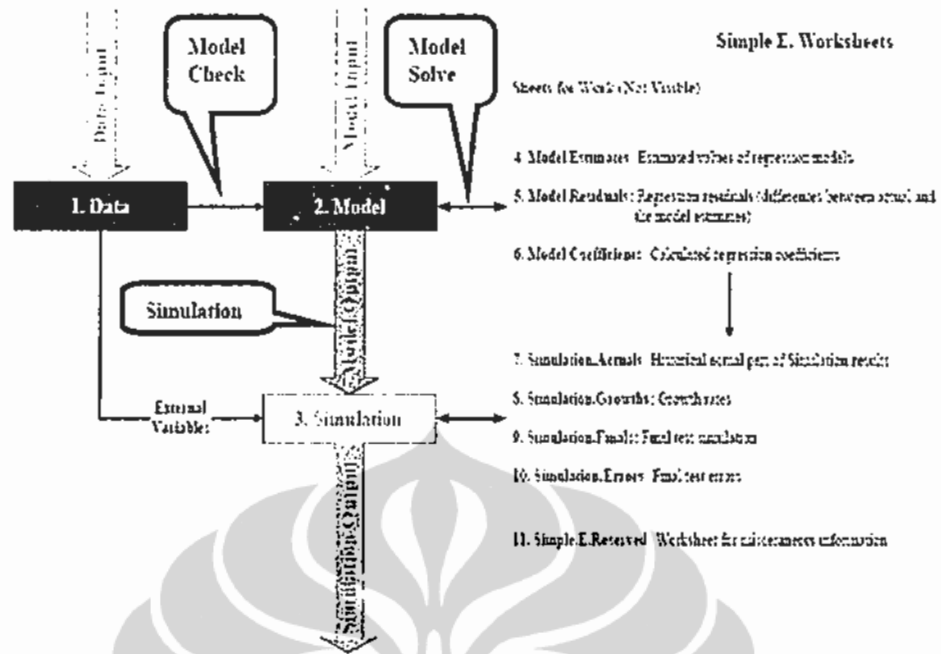
Simple E (*Simple Econometric Simulation System*) adalah program perangkat lunak yang dikembangkan oleh *Institute of Energy Economic of Japan* (IEEJ) untuk membantu pembuatan model ekonometri dengan lebih berkonsentrasi pada data dan spesifikasi model [22]. Program Simple E ini digunakan oleh Direktorat Jenderal Listrik dan Pemanfaatan Energi (DJLPE) dalam menyusun Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN) [23].

Proses regresi dan simulasi prakiraan dibuat secara otomatis sebanyak yang dimungkinkan. Program Simple E menggunakan dasar lembar kerja (*spreadsheet*), dengan aplikasi *Add-in* pada program Excel. Oleh karena itu program sudah terintegrasi baik *input*, *modeling*, *testing* dan simulasi prakiraan yang tidak perlu pemrograman termasuk *open interfaces* aplikasi Windows yang lain. Operasi grafik sangat mudah sehingga Simple E mudah digunakan dan dipelajari. Oleh karena itu pengguna hanya berkonsentrasi pada tugas modeling dan simulasi dengan keuntungan tambahan lebih transparan dan kompatibilitas dengan data lain dan program antar muka yang ada pada windows.

Simple E menggunakan *ordinary least square* (OLS) sebagai estimator pada model regresi. kelompok persamaan (sistem) dapat termasuk berbagai jenis model regresi dan persamaan yang didefinisikan. Setiap variabel time series atau model diletakkan dalam satu baris dari worksheet. Oleh karena itu jumlah dapat dibuat lebih dari 65534 tergantung batas jumlah baris. Jumlah kasus atau observasi untuk setiap variabel lebih dari 245 tergantung pada batas jumlah kolom spreadsheet.

• **Komponen dasar Simple E:**

Aplikasi file Simple E adalah dalam file *workbook* Excel yang meliputi 3 *sheet*. Simple E tidak dapat bekerja tanpa *sheet-sheet* tersebut. Dari data input ke simulasi ada 3 proses yaitu: 1) Model Check, 2) Solve Model (estimasi koefisien), dan 3) Simulasi yang merupakan *flow* otomatis dari Simple E. Diagram pada gambar 2.5. di bawah memperlihatkan konsep dasar dan hubungan proses tersebut dengan ke tiga sheet.



Gambar 2.5. Diagram konsep dasar *Simple E* [22].

Seperti terlihat pada diagram di atas, pertama, pengguna harus menyiapkan data dan ide spesifikasi model. Selanjutnya, pengguna harus menyiapkan data pada *sheet* data dan spesifikasi model dalam *sheet* model. Sisanya tugas mulai dari cek model sampai simulasi merupakan tugas *Simple E*. Model akan dipecahkan di *sheet* yang tersembunyi "*Model.Estimates*", "*Model.Residual*" dan "*Model.Coefficients*". Hasil simulasi akan dihitung pada *sheet* "*Simulasi*". Simulasi yang berhubungan dengan hasil akan disimpan dalam *sheet* "*Simulation.Actuals*" "*Simulation.Growth*", "*Simulation.Finals*", dan "*Simulation.Errors*".

• Spesifikasi model

Pengguna dapat menspesifikasikan dua jenis persamaan sebagai model dalam *Simpel E*. Model yang pertama adalah model regresi yang membutuhkan perkiraan statistik untuk menyelesaikan persamaan model. Model kedua adalah persamaan definisi atau persamaan langsung. Persamaan dari dua model tersebut adalah sbb.[22]:

a. Model regresi (dengan koefisien β_0, β_1, \dots , dan *error* ϵ):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_j X_j + \epsilon \quad (2.39)$$

$$[X_k = f_k (V_1, V_2, \dots, Y_1, Y_2, \dots)]$$

$$[1 \leq j \leq 10, 1 \leq k \leq j]$$

b. Model persamaan langsung:

$$Y_i = g (V_1, V_2, \dots, Y_1, Y_2 \dots) \quad (2.40)$$

Dimana:

Y = variabel tidak bebas (*dependent variable*), misalnya Asupan Energi Primer (*Primary Energy Supply*, PES).

X = variabel bebas (*independent variable*), misalnya Produk Domestik Kotor Regional (*Gross Domestic Product Regional*, GDPR)

• **Kesalahan Estimasi Model terhadap Data Aktual.**

Simple E menghitung tiga tipe indeks kesalahan (*error*) sebagai referensi, yaitu: *root mean square % error* (R), *mean % error* (M), dan *mean absolute % error* (A) yang dirumuskan sbb.[22]:

$$R = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \left(\frac{Y_i^s - Y_i^a}{Y_i^a} \right)^2} \times 100 \quad (\%) \quad (2.41)$$

$$M = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \frac{Y_i^s - Y_i^a}{Y_i^a} \times 100 \quad (\%) \quad (2.42)$$

$$A = \frac{\sum_{i=1}^T ABS(Y_i^s - Y_i^a)}{\sum_{i=1}^T Y_i^a} \times 100 \quad (\%) \quad (2.43)$$

Dimana:

Y_i^s = nilai simulasi periode t

Y_i^a = nilai aktual periode t

T = jumlah periode dalam simulasi

2.3.4. Model REGRESI [24].

Model ini terkait dengan model makro ekonomi, dimana pola permintaan listrik di masa mendatang ditentukan oleh pertumbuhan ekonomi secara keseluruhan (nilai output produksi), dan perubahan struktur permintaan listrik disetiap sektor.

Dalam model ini, permintaan listrik terbagi dalam tiga sektor, yaitu:

- a. Sektor Rumah Tangga dan Komersial (RCEL)
- b. Sektor Industri Manufaktur (INEL)
- c. Sektor Industri Berat (HINEL)

2.3.4.1. Estimasi Permintaan Listrik Sektor Rumah Tangga dan Komersial

Estimasi permintaan listrik sektor Rumah Tangga dan Komersial di Jawa (RCELWJT, dalam GWh) diperoleh melalui regresi data historis konsumsi listrik sektor ini dan variabel ekonomi PDB serta HHEX (Pengeluaran Konsumsi Rumah Tangga, dalam milyar rupiah), sehingga didapat fungsi persamaan sbb.:

$$\text{RCELWJT} = -2044,4 + 0,72022 * \text{HHEX} \quad (2.44)$$

2.3.4.2. Estimasi Permintaan Listrik Sektor Industri Manufaktur

Sektor ini meliputi seluruh permintaan listrik baik di sektor industri berat maupun disektor industri ringan. Estimasi permintaan listrik sektor industri manufaktur di Pulau Jawa (INELWJT, dalam GWh) diperoleh dengan melakukan regresi data historis konsumsi listrik sektor ini dan variabel ekonomi MFIO (PDB dari industri manufaktur, dalam milyar rupiah), sehingga didapat fungsi persamaan sbb.:

$$\text{INELWJT} = -1925,8 + 3,9473 * \text{MFIO} \quad (2.45)$$

2.3.4.3. Estimasi Permintaan Listrik Sektor Industri Berat (HINEL)

Sektor ini digunakan untuk mengetahui gambaran perubahan struktur industri dan kecenderungan pertumbuhan sektor industri berat secara terpisah dari sektor industri lainnya, yang pada model ini diregresikan sebagai fungsi dari nilai

tambah (*value added*) industri besi & baja (ISO) dan industri semen (CCO).
Permintaan listrik di sektor industri berat ini, dapat dinyatakan:

$$\text{HINEL} = f(\text{ISO} + \text{CCO}). \quad (2.46)$$

Estimasi permintaan listrik sektor industri berat ini (HINELWJT, dalam GWh) diperoleh dengan melakukan regresi data historis konsumsi listrik sektor ini dan variabel ekonomi nilai tambah besi & baja (ISO) dan semen (CCO).

Fungsi persamaan sbb.:

$$\text{HINELWJT} = 10,295 + 16,172 * (\text{CCO} + \text{ISO}) \quad (2.47)$$

2.3.4.4. Estimasi Kebutuhan Beban Puncak

Estimasi kebutuhan beban puncak di Jawa (PKELWJ) diperoleh melalui regresi data historis beban puncak, konsumsi listrik sektor rumah tangga dan komersial (RCELWJT) dan sektor industri berat (HINELWJT).

Fungsi persamaan sbb.:

$$\text{PKELWJT} = -120,07 + 0,37647 * (\text{RCELWJT} + \text{HINELWJT}) \quad (2.48)$$

2.3.4.5. Estimasi Kebutuhan Produksi Listrik

Estimasi kebutuhan produksi listrik di Jawa (PDELWJT, dalam GWh) diperoleh melalui regresi data historis konsumsi listrik sektor industri manufaktur (INELWJT) dan sektor rumah tangga & komersial (RCELWJT).

Fungsi persamaan sbb.:

$$\text{PDELWJT} = 42,756 + 1,3624 * (\text{INELWJT} + \text{RCELWJT}) \quad (2.49)$$

2.3.5. Model INOSYD (*Indonesia Energy Outlook by System Dynamic*)

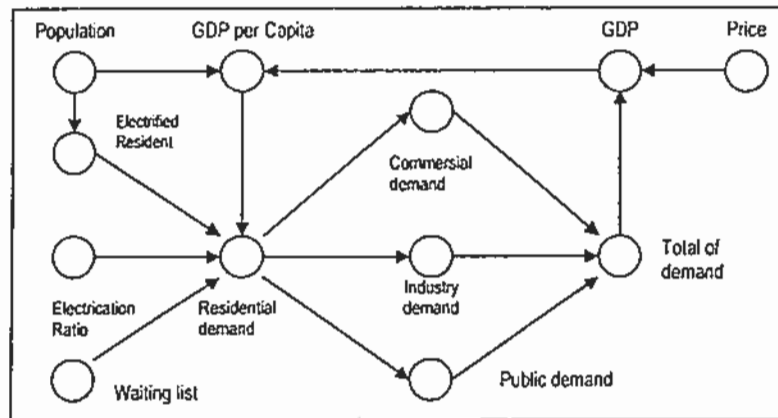
Model *Indonesia Energy Outlook by System Dynamic* (INOSYD) pada mulanya dikembangkan oleh Pengkajian Energi Universitas Indonesia (PEUI) sejak tahun 1997. Pada model ini sistem energi nasional yang digunakan dimodelkan dengan pendekatan sistem dinamik. Model ini bisa dikategorikan sebagai model *bottom-up* dan *top-down* dengan proyeksi parameter ekonomi makro mempengaruhi sistem energi dan lingkungan, dan interaksi balik dari sisi sistem energi dan lingkungan ke ekonomi makro. Diagram alir model dinamik INOSYD dapat dilihat pada Gambar 2.6.

Model sistem energi terdiri dari bagian penyediaan energi dan bagian permintaan energi termasuk didalamnya *Reference Energy System (RES)*. Sisi penyediaan masing-masing bagiannya (modul minyak bumi, gas bumi dan batubara) dimodelkan secara dinamik kecuali energi terbarukan. Sisi permintaan energi dibagi menjadi beberapa sektor yaitu industri, komersial, rumah tangga, transportasi serta listrik yang kesemuanya dimodelkan secara dinamik. Sisi permintaan dan penyediaan energi dihubungkan dengan modul neraca energi (RES) yang mempertimbangkan aspek kinerja teknologi energi dan *losses*. Modul ekonomi makro berisikan *Social Accounting Matrix (SAM)* yang di dalamnya terdapat I-O tabel dan proyeksi PDB, populasi, harga energi sebagai variabel eksogen [25].

INOSYD adalah suatu program dari model sistem dinamis energi nasional yang ditulis dengan piranti lunak *Powersim Contractor* yang menggunakan metodologi sistem dinamis.

Terkait dengan penelitian yang dilakukan, INOSYD bisa digunakan untuk meneliti peramalan beban puncak tenaga listrik jangka panjang.

Dalam model INOSYD, ramalan kebutuhan listrik merupakan suatu kombinasi model makro dan model mikro melalui metode ekonometrik yang merupakan model matematis yang dirumuskan antara variabel ekonomi makro dan mikro yang terkait dengan konsumsi listrik, seperti pertumbuhan ekonomi, tarif listrik, dan jumlah pelanggan.



Gambar 2.6. Diagram alir model dinamik INOSYD [25].

Dalam model ini, model kebutuhan listrik setiap sektor tergantung pada model rumah tangga, yang dirumuskan sbb [25]:

$$ER.es(kWh) = e^a * \left(\frac{GDP}{Pop}\right)^b * \left(\frac{Pop}{F * ER}\right)^c \quad (2.50)$$

dimana:

- $ERes$ = kebutuhan listrik rumah tangga
- GDP = *Gross Domestic Bruto*
- Pop = populasi
- F = jumlah keluarga
- ER = rasio elektrifikasi
- a, b, c = konstanta regresi.

Untuk menghitung listrik dari sektor-sektor yang lain didasarkan pada elastisitas sektor tersebut pada kebutuhan listrik sektor rumah tangga.

Persamaan yang digunakan untuk kalkulasi beban puncak adalah:

$$BP_t = \frac{ETot_t}{1 - Losses T \& D} * \frac{1}{8,76 * LF_t} \quad (2.51)$$

dimana:

- BP_t = beban puncak pada tahun t
- $ETot_t$ = total energi pada tahun t
- $Losses T \& D$ = susut transmisi & distribusi

LF_t = faktor beban pada tahun t.

LF dihitung berdasarkan karakteristik pelanggan listrik pada sektor rumah tangga, komersial dan industri.

Untuk menentukan kebutuhan listrik pada sektor-sektor lain, dilakukan dengan perhitungan elastisitas antara kebutuhan listrik sektor rumah tangga terhadap sektor-sektor lainnya. Persamaan yang digunakan untuk kalkulasi Faktor Beban adalah [25]:

$$LF_t = 0,55 * \frac{ERes_t}{ETot_t} + 0,57 * \frac{Com_t}{ETot_t} + 0,5 * \frac{Ind_t}{ETot_t} \quad (2.52)$$

dimana:

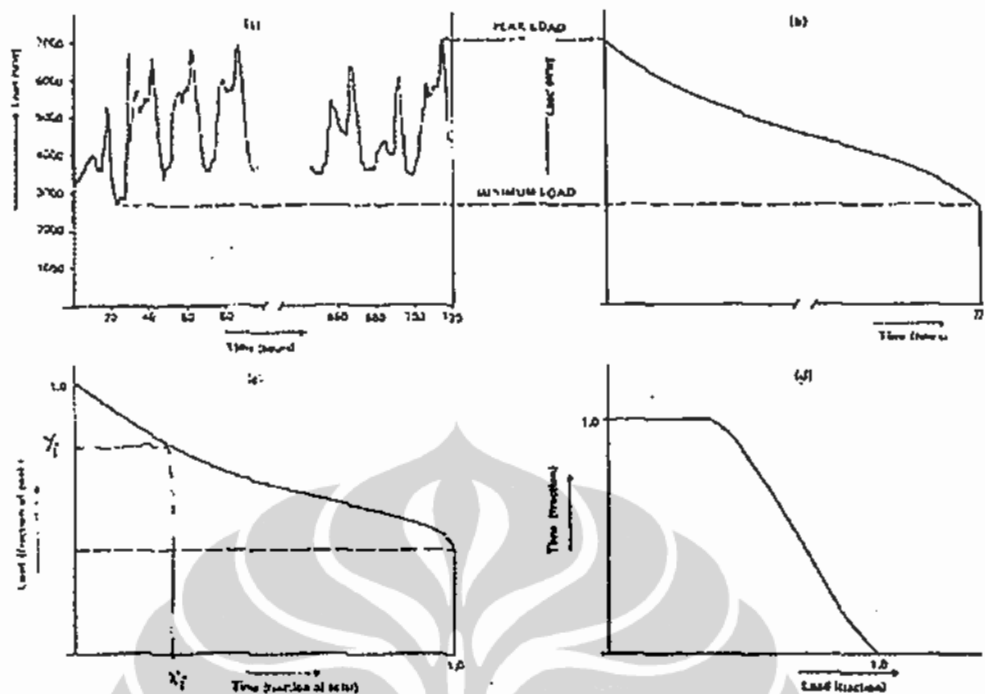
- LF_t = faktor beban pada tahun t
- $ERes_t$ = kebutuhan listrik rumah tangga (t)
- Com_t = kebutuhan listrik komersial tahun t
- Ind_t = kebutuhan listrik industri tahun t
- $ETot_t$ = total energi pada tahun t

Data yang diperlukan dalam ramalan kebutuhan listrik dengan model dinamis INOSYD adalah: GDP, populasi, rasio elektrifikasi, jumlah orang dalam suatu keluarga, elastisitas sektor rumah tangga terhadap kebutuhan sosial, industri dan komersial, susut transmisi & distribusi, data histori pemakaian listrik tiap sektor, harga listrik.

2.4. KURVA LAMA BEBAN (*LOAD DURATION CURVE, LDC*)

Beban pada sistem ketenagalistrikan akan senantiasa berubah dari waktu ke waktu. Dalam perencanaan pengembangan sistem pembangkitan (dengan program WASP), perubahan beban setiap tahun direpresentasikan dengan proyeksi/peramalan beban puncak. Karakteristik beban setiap periode harus ditetapkan, dan menjadi dasar untuk simulasi operasi sistem.

Gambar 2.6 merepresentasikan pola beban dalam sistem ketenagalistrikan.



Gambar 2.7. Representasi Beban Sistem Tenaga: (a) Kronologi beban tiap jam; (b) Kurva Lama Beban (KLB); (c) KLB Ternormalisasi; (d) KLB Terinversi (*Inverted Load Duration Curve, ILDC*) [26].

Gambar 2.6.(a) merupakan ilustrasi kronologi kurva beban setiap jam dalam periode studi. Kurva tersebut bersama-sama dengan informasi pembangkit yang terkait, sangat bermanfaat untuk menentukan jadwal perawatan dan produksi energi dari setiap unit pembangkit dalam sistem. Untuk perencanaan jangka panjang, kronologi kurva beban tersebut sebaiknya ditransformasikan menjadi kurva lama beban (KLB) sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 2.6.(b). Sama seperti kronologi kurva beban, daerah dibawah KLB merupakan jumlah energi yang diperlukan sistem. Dalam KLB, sumbu absis menyatakan durasi waktu, dan ordinat menyatakan besarnya beban sistem. KLB juga dapat direpresentasikan dengan menormalisasikan variabel beban dan waktu, sehingga setiap titik dengan absis (X_i) menjadi fraksi waktu dan ordinat (Y_i) menjadi fraksi beban (lihat Gambar 2.6.(c)). KLB ternormalisasi ini merupakan salah satu data yang digunakan dalam modul LOADSY dari WASP.

Dengan diketahuinya struktur permintaan listrik di setiap sektor, model permintaan listrik yang dikembangkan telah menghasilkan proyeksi faktor beban

sistem untuk setiap periode perencanaan. Perubahan struktur permintaan yang dikaitkan dengan proyeksi faktor beban sistem berpengaruh pula terhadap bentuk (pola) Kurva Lama Beban (KLB).

Pada dasarnya bentuk kurva lama beban dapat dinyatakan sebagai koefisien polinomial pangkat lima. Dalam bentuk umum Snyder A.J (1974) menemukan bahwa koefisien persamaan polinomial pangkat lima tersebut sangat erat kaitannya hanya pada dua besaran, yaitu ratio beban minimum terhadap beban maksimum (α) dan ratio beban rata-rata terhadap beban maksimum (β) sehingga diperoleh hubungan persamaan berikut [27] [28]:

$$Y = \beta - (1-\alpha)(X-\frac{1}{2}) - 3(1+\alpha-2\beta)(X-\frac{1}{2})^2 + 8(1-\beta)(X-\frac{1}{2})^3 + 20(1+\alpha-2\beta)(X-\frac{1}{2})^4 - 32(1-\beta)(X-\frac{1}{2})^5 \quad (2.53)$$

dimana :

Y = ratio beban aktual terhadap beban maksimum

α = ratio beban minimum terhadap beban maksimum

β = ratio beban rata-rata terhadap beban maksimum

X = waktu

Hubungan tersebut di atas akan menghasilkan:

$Y = 1$ pada saat $X = 0$,

$Y = \alpha$ pada saat $X = 1$, dan

$Y = \beta$ pada saat $X = \frac{1}{2}$.

Dengan mentransformasikan persamaan diatas ke dalam bentuk umum :

$$Y = a_0 + a_1X + a_2X^2 + a_3X^3 + a_4X^4 + a_5X^5 + \dots \quad (2.54)$$

Akan dapat dikembangkan persamaan berikut :

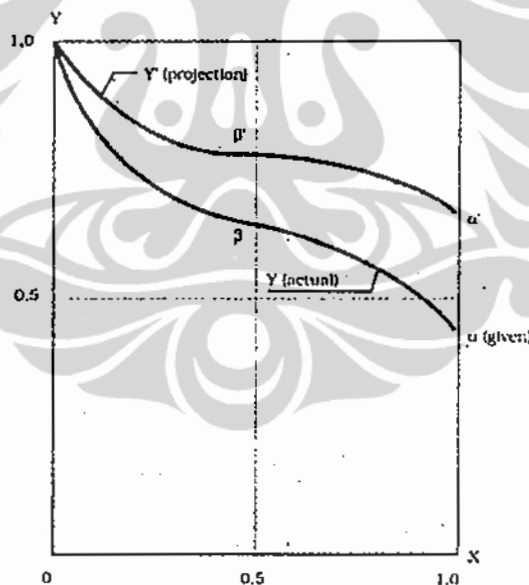
$$Y = 1 + 6(3\beta - \alpha - 2) X + (-82\beta + 27\alpha + 55)X^2 + 4(38\beta - 10\alpha - 28) X^3 + 20(-6\beta + \alpha + 5) X^4 + 32(\beta - 1) X^5 \quad (2.55)$$

Jika $Y=1,0$ dianggap sebagai beban puncak, maka $Y=\alpha$ dapat dipandang sebagai batas atas beban dasar, dimana α diperoleh berdasarkan perkiraan pertumbuhan saham atau andil (%) permintaan listrik di sektor industri berat (HINEL) [27]:

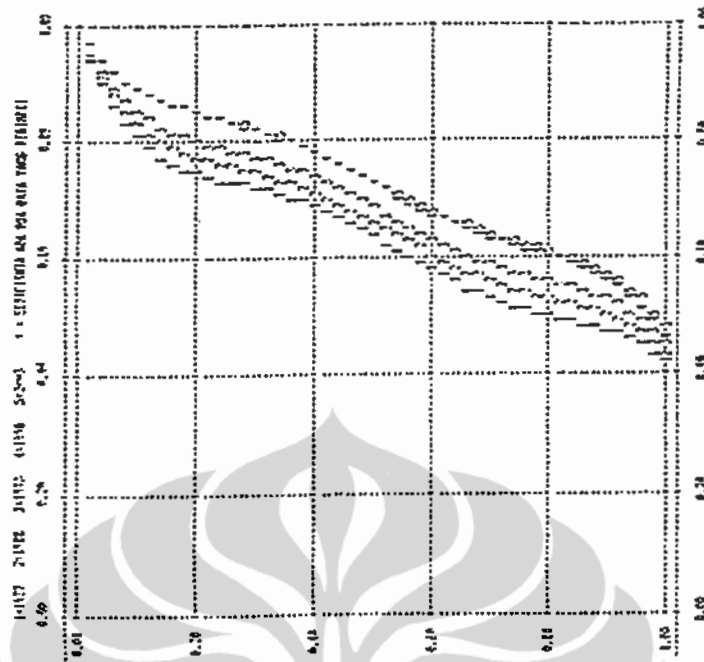
$$\alpha' = \frac{\%SahamHINEL'}{\%SahamHINEL} \cdot \alpha(\text{given}) \quad (2.56)$$

dimana α' dan $HINEL'$ merupakan besaran-besaran yang dicari.

Harga permintaan listrik disektor industri berat dipakai sebagai indikator untuk menentukan pertumbuhan beban dasar di masa datang, karena karakteristik operasinya kontinyu (selama 24 jam terus-menerus). Sedangkan titik yang merupakan rasio beban rata-rata terhadap beban puncak, akan menggambarkan faktor beban sistem. Dari kedua koefisien α dan β dapat diproyeksikan bentuk Kurva Lama Beban (KLB) dimasa depan (lihat Gambar 2.7 dan 2.8).



Gambar 2.8. Ilustrasi hubungan Y , α , β dan X dalam Kurva Lama Beban (KLB) [27].



Gambar 2.9. Proyeksi Kurva Lama Beban (KLB) Pulau Jawa 1993-2008 [27].

2.5. KURVA LAMA BEBAN TERINVERSI (*INVERTED LOAD DURATION CURVE, ILDC*)

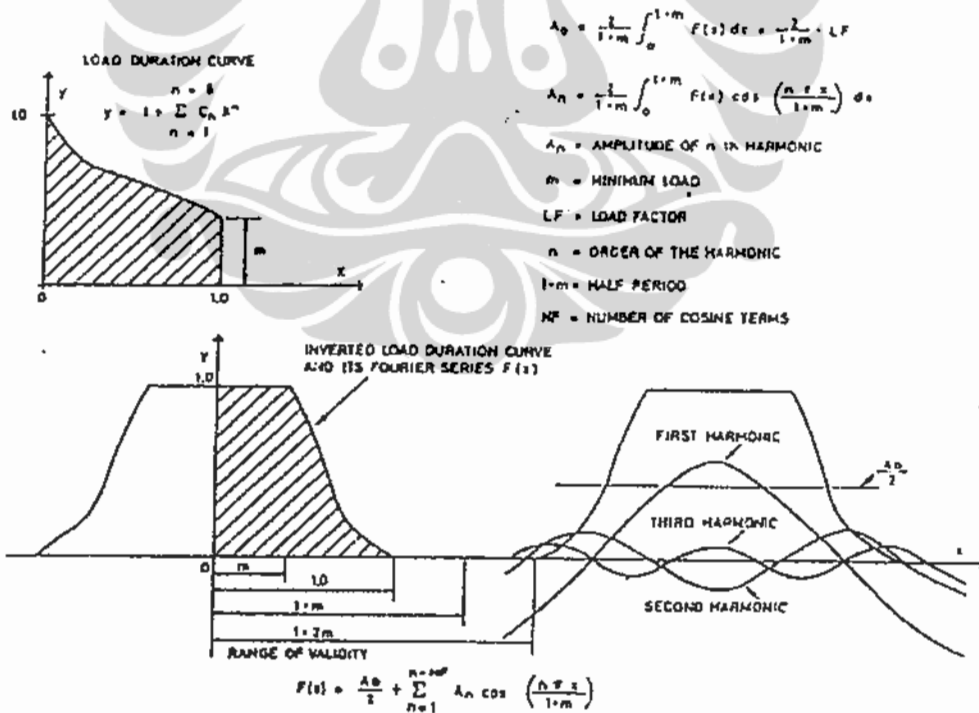
Untuk memudahkan, dalam perhitungan matematik keandalan sistem dan pembangkitan dengan menggunakan simulasi probabilistik, maka bentuk KLB (LDC) dirubah ke bentuk KLB-Terinversi (*Inverted Load Duration Curve, ILDC*), seperti pada Gambar 2.6.(d).

Ada beberapa metode (cara) untuk merubah bentuk KLB (LDC) ke KLB-Terinversi (ILDC), yaitu [29]:

- Ekspansi Deret Fourier (*Fourier Series Expansion*),
- Metode *Reversion Series*, dan
- Model VPI (langsung).

2.5.1. Ekspansi Deret Fourier (*Fourier Series Expansion*).

ILDC yang diekspresikan dalam aproksimasi (perkiraan) Deret Fourier (*Fourier Series*), bentuk kurvanya diperlihatkan pada Gambar 2.9.



Gambar 2.10. Representasi *Inverted Load Duration Curve* (ILDC) dengan *Fourier Series* [26].

Formulasi untuk ekspansi Deret Fourier, adalah [26]:

$$F(x) = \frac{A_0}{2} + \sum_{n=1}^{NF} A_n \cos\left(\frac{n\pi x}{1+m}\right) \quad (2.57)$$

$$A_0 = \frac{2}{1+m} \int_0^{1+m} F(x) dx = \frac{2}{1+m} \cdot LF \quad (2.58)$$

$$A_n = \frac{2}{1+m} \int_0^{1+m} F(x) \cdot \cos\left(\frac{n\pi x}{1+m}\right) dx \quad (2.59)$$

Dimana:

- A_n = Amplitudo harmonisasi ke-n
- m = beban minimum
- LF = faktor beban (*load factor*)
- n = order tingkat harmonisasi
- $1+m$ = periode paroh
- NF = jumlah *cosine* deret fourier

2.5.2. Metode *Reversion Series*.

Formula yang digunakan dalam metode ini adalah [29]:

$$y = ax + bx^2 + cx^3 + dx^4 + ex^5 \quad (2.60)$$

$$x = Ay + By^2 + Cy^3 + Dy^4 + Ey^5 \quad (2.61)$$

Dimana:

$$A = \frac{1}{a}$$

$$B = -\frac{b}{a^3}$$

$$C = \frac{1}{a^5}(2b^2 - ac)$$

$$D = \frac{1}{a^7}(5abc - 5b^3a^2d)$$

$$E = \frac{1}{a^9}(6a^2bd + 3a^2c^2 + 14b^2 - a^3e - 2lab^2c)$$

2.5.3. Model VPI (langsung).

Model VPI (*Virginia Polytechnic Institute*) merupakan model yang merepresentasikan ILDC (*Inverted Load Duration Curve*) secara langsung sebagai fungsi dari beban puncak (P), beban dasar (B) dan total energi (E). Ini merupakan model pola beban yang akurat untuk digunakan dalam aktivitas perencanaan dan operasi, khususnya dalam manajemen sisi kebutuhan beban (*demand side management*). Model VPI diformulasikan sbb.[28] :

$$f(x) = \left(1 - \frac{X-B}{P-B}\right) \exp\left\{\left(\frac{X-B}{P-B}\right) \sum_{n=1}^5 A_n \left[\frac{E-h.B}{h.(P-B)} - 0,5\right]^n\right\} \quad (2.62)$$

untuk : $B < X < P$;

$$f(x) = 1,$$

untuk : $X < B$; dan

$$f(x) = 0,$$

untuk : $X > P$.

Dimana:

P = beban puncak;

B = beban dasar;

E = energi;

h = total jumlah jam dalam periode tersebut;

X = beban; dan

$$A_1 = \frac{1}{a_1}$$

$$A_2 = -\frac{a_2}{a_1^3}$$

$$A_3 = \frac{1}{a_1^5} (2a_2^2 - a_1 a_3)$$

$$A_4 = \frac{1}{a_1^7} (5a_1 a_2 a_3 - a_1^2 a_4 - 5a_2^3)$$

$$A_5 = \frac{1}{a_1^9} (6a_1^2 a_2 a_4 + 3a_1^2 a_3^2 + 14a_2^4 - a_1^3 a_5 - 21a_1 a_2^2 a_3)$$

$$A_6 = \frac{1}{a_1^{11}} (7a_1^3 a_2 a_5 + 7a_1^3 a_3 a_4 + 84a_1 a_2^3 a_3 - a_1^4 a_6 - 28a_1^2 a_2^2 a_4 - 28a_1^2 a_2 a_3^2 - 42a_2^5)$$

$$A_7 = \frac{1}{a_1^{13}} (8a_1^4 a_2 a_6 + 8a_1^4 a_3 a_5 + 4a_1^4 a_4^2 - 120a_1^2 a_2^3 a_4 + 132a_2^6 + 180a_1^2 a_2^2 a_3^2 - a_1^5 a_7 - 36a_1^3 a_2^2 a_5 - 72a_2^3 a_2 a_3 a_4 - 12a_1^3 a_3^3 - 330a_1 a_2^4 a_3)$$

$$a_n = \frac{1}{(n+2)!}, \quad n = 1, 2, 3, \dots, 7.$$



2.6. JARINGAN SYARAF TIRUAN

2.6.1. Definisi Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau *Artificial Neural Network* (ANN) adalah suatu model pendekatan atau metode untuk memecahkan permasalahan dengan menirukan cara kerja (aktivitas) otak manusia, sedemikian rupa sehingga mampu menyimpan, memanggil kembali dan mengolah informasi, serta melakukan proses pembelajaran, dan memberikan output solusi optimal berdasarkan pembelajaran pola informasi atau data yang diberikan.

JST merupakan suatu sistem pemroses informasi yang mempunyai karakteristik sebagaimana jaringan syaraf biologis, yang telah dikembangkan sebagai generalisasi model matematis dari otak manusia berdasarkan pada asumsi-asumsi sbb. [30] [31]:

- a. Pengolahan informasi terjadi pada neuron-neuron.
- b. Sinyal-sinyal antar neuron melalui link-link koneksi.
- c. Setiap link koneksi mempunyai bobot terkait.
- d. Setiap neuron menerapkan suatu fungsi aktivasi terhadap input jaringan (jumlah sinyal-sinyal input terbobot) untuk menentukan sinyal output.

2.6.2. Sejarah Pengembangan Jaringan Syaraf Tiruan

Sejarah pengembangan arsitektur dan algoritma Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dimulai sekitar tahun 40-an, dimana para ilmuwan menemukan adanya persamaan aktivitas otak dengan model pemrosesan dalam peralatan komputer. Berikut ini adalah sejarah singkat pengembangan metode JST dan aplikasinya [30] [31] [32] [33] [34] [35] [36] [37] [38] [39]:

a. Periode Awal Pengembangan JST (tahun 1940-an)

- Neuron McCulloch-Pits (1943)

Desain sederhana JST pertama kali dibuat oleh Warren McCulloch dan Walter Pitts sebagai dasar perhitungan neuron-neuron. Neuron-neuron tersebut disusun dengan bobot masing-masing menjadi suatu jaringan untuk menghasilkan suatu output sembarang.

- Pembelajaran Hebb (1949)
Aturan pembelajaran JST pertama kali didesain oleh Donald Hebb, yang menyatakan bahwa informasi dapat disimpan dalam koneksi-koneksi dan mengusulkan adanya skema pembelajaran untuk memperbaiki koneksi-koneksi antar neuron.

b. Periode Era Keemasan Pertama (tahun 1950-an dan 1960-an)

- Perceptron (1958, 1959, 1962)
Bersama dengan peneliti lainnya, Frank Rosenblatt mengembangkan konsep dasar perceptron untuk klasifikasi pola. Aturan pembelajaran perceptron menggunakan suatu pengaturan bobot iteratif yang lebih baik, bila dibandingkan aturan Hebb.
- ADALINE (1960)
ADALINE merupakan representasi *Adaptive Linear Neuron* atau *Adaptive Linear system*. Bernard Widrow dan Marcian Hoff mengembangkan ADALINE untuk kendali adaptif dan pencocokan pola yang dilatih dengan aturan pembelajaran *Least Mean Square* (LMS). Sedangkan MADALINE merupakan pengembangan ADALINE lapis banyak (*Multilayer ADALINE*).

c. Periode Masa Tenang (1970-an).

- Kohonen (1972)
Hasil penelitian Profesor Teuvo Kohonen terkait dengan JST memori asosiatif, dan pengembangan dari pemetaan fitur yang mengorganisir sendiri dengan menggunakan sebuah struktur topologi untuk unit-unit kluster. Jaringan ini telah diterapkan untuk pengenalan suara dan solusi *Traveling Salesmen Problem*, serta untuk komposisi musik.
- Anderson (1968)
James Anderson mengembangkan idenya ke dalam *Brain-State-in-a-Box* untuk memotong output linear dari model-model lebih awal untuk mencegah output terlalu besar pada saat jaringan beriterasi untuk mendapatkan solusi stabil.

- Grossberg (1967-1988)
Bersama kolega-koleganya, Stephen Grossberg banyak memberikan hasil penelitian terkait dengan jaringan syaraf yang dikenal sangat matematis.
 - Carpenter (1985)
Gail Carpenter dan Stephen Grossberg telah mengembangkan suatu teori resonansi adaptif (*Adaptive Resonance Theory*, ART). ART untuk pola input biner dikenal sebagai ART1 sedangkan untuk input bernilai kontinu dikenal sebagai ART2.
- d. **Periode Pembaharuan (*Renewed Enthusiasm*) (1980-an)**
- Propagasi Balik (1974, 1985, 1986)
Werbos (1974) memperkenalkan algoritma propagasi balik untuk melatih perceptron dengan banyak lapisan, dimana dalam metode ini informasi error dirambatkan kembali dari unit-unit output ke unit-unit tersembunyi. Metode propagasi balik ini juga ditemukan secara terpisah oleh David Parker (1985) dan LeCun (1986).
 - Jaringan Hopfield (1982)
John Hopfield (pemenang hadiah Nobel bidang fisika) dan David Tank telah mengembangkan sejumlah jaringan syaraf tiruan berbasis pada bobot tetap dan aktivasi adaptif. Jaringan Hopfield ini dapat berfungsi sebagai jaringan memori asosiatif dan dapat digunakan untuk menyelesaikan persoalan kendala seperti *Traveling Salesman Problem*.
 - Neocognitron (1983)
Kunihiko Fukushima dan kolega-koleganya (di NHK *Laboratories*, Jepang) telah mengembangkan JST khusus untuk pengenalan karakter. Jaringan ini mampu mengenali posisi karakter dan rotasi karakter-karakter yang terdistorsi.
 - Mesin Boltzmann (1983)
Sejumlah peneliti telah terlibat dalam pengembangan jaringan syaraf nondeterministik, dimana bobot atau aktivasi jaringan dirubah

berdasarkan suatu fungsi densitas probabilitas. Jaringan-jaringan ini menggabungkan ide-ide klasik seperti *simulated annealing* dan teori keputusan Bayesian.

- Implementasi Jaringan Syaraf pada Perangkat Keras (1983-1987)

Jaringan syaraf telah meningkatkan kemampuan komputasi, terutama dengan adanya pengembangan jaringan syaraf optik (1985) dan implementasi jaringan syaraf pada VLSI (1987).

Carver Mead terlibat sebagai pembuat software untuk mendisain mikrochip, juga termasuk pendiri Synaptics, Inc., sebuah perusahaan pelopor dalam studi sirkuit jaringan syaraf.

Leon Cooper (pimpinan perusahaan publik pertama jaringan syaraf Nestor dan pemegang beberapa paten untuk sistem pemroses informasi), memperkenalkan suatu jaringan lapis banyak pertama, yang disebut *reduced coulomb energy network*.

Robert Hecht-Nielsen dan Todd Gutschow (1983-1985) telah mengembangkan beberapa *neurocomputer* digital di TRW, Inc.

- e. Periode Aplikasi (1990-an sampai sekarang).

- Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan di berbagai area bidang.

JST telah sukses digunakan di berbagai area bidang aplikasi, diantaranya:

- ✓ Industri sistem tenaga listrik (misalnya untuk *alarm* sistem tenaga, diagnostik kegagalan uji impuls transformer, perhitungan kehilangan energi dalam sistem distribusi, deteksi beban listrik dari pemanas dan pendingin, peramalan beban tenaga listrik, peramalan konsumsi energi listrik, kajian keamanan statis sistem tenaga, diagnostik kegagalan jaringan listrik, monitoring keamanan *real-time* sistem tenaga listrik);
- ✓ Kedokteran (misalnya untuk diagnosis dan perawatan gejala penyakit, klasifikasi sel darah, analisis sel kanker payudara, deteksi kanker kulit);

- ✓ Pemroses suara (misalnya: pengenalan suara, produksi suara, klasifikasi suara, pengenalan percakapan);
- ✓ Otomotif (misalnya untuk sistem kendali otomatis mobil);
- ✓ Pertahanan (misalnya untuk pengendali senjata, pendeteksi bom, penelusuran target, pengendali sensor, sonar, radar, pengenalan dan pengolahan sinyal citra);
- ✓ Matematika (JST digunakan sebagai alat pemodelan masalah dimana bentuk eksplisit hubungan antar variabel-variabel tertentu tidak diketahui);
- ✓ Sistem kontrol (JST misalnya digunakan untuk identifikasi dan kontrol sistem, untuk mendeteksi dan mengidentifikasi kegagalan sistem, untuk membantu menyimpan informasi untuk membuat suatu keputusan (*decision making*))
- ✓ Pengenalan benda bergerak (misalnya untuk mendeteksi citra bergerak dari video);
- ✓ *Vision* (misalnya pengenalan wajah, *machine vision*);
- ✓ Optimasi;
- ✓ Komunikasi (misalnya untuk kontrol kualitas layanan dalam *asynchronous transfer mode* (ATM) dari jaringan telekomunikasi);
- ✓ Elektronika (misalnya implementasi JST pada desain VLSI);
- ✓ *Remote sensing*;
- ✓ Klasifikasi sinyal;
- ✓ Robotika (misalnya pengontrol gerakan robot);
- ✓ Penerbangan (misalnya autopilot pesawat terbang, simulasi jalur penerbangan, peningkatan kinerja autopilot, sistem kendali pesawat, simulasi komponen pesawat);
- ✓ Permesinan (misalnya: deteksi awal kegagalan mesin motor);
- ✓ Bidang moneter (misalnya untuk deteksi uang palsu, evaluator aplikasi kredit, identifikasi pola-pola data pasar saham, analisis kecenderungan pasar);
- ✓ Detektor virus komputer;
- ✓ Penginderaan bau;

- ✓ Untuk mendukung sistem pendukung keputusan (*Decision Support System, DSS*).
 - ✓ dan lain-lain.
- Perangkat Lunak Jaringan Syaraf Tiruan
 JST pada dasarnya merupakan perangkat lunak aplikasi yang perlu diprogram. Seperti perangkat aplikasi lainnya, JST dapat diprogram dengan bahasa pemrograman, piranti/alat (*tool*) pemrograman, atau kombinasi keduanya. Pengembang mungkin lebih menyukai penggunaan bahasa pemrograman yang lebih umum, misalnya C++, atau *spreadsheet* untuk memrogram model dan melakukan kalkulasi. Saat ini telah banyak dikembangkan piranti/*tool* pemrograman JST (lihat Tabel 2.1)

2.6.3. Konsep Dasar Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

JST terinspirasi oleh model jaringan syaraf biologis dalam otak manusia. Otak manusia memiliki sekitar 10^{11} neuron dengan banyak tipe. Gambar 2.11(a) merupakan ilustrasi tipikal sel syaraf (neuron) manusia, yang terdiri dari 3 bagian utama, yaitu: badan sel (*soma*) dimana inti sel (*nucleus*) berada, dendrit (*dendrites*) dan akson (*axon*). Badan sel mempunyai tugas sebagai tempat pengolahan informasi (sinyal/impuls), dendrit bertugas sebagai penerima informasi, dan akson berfungsi mengirimkan informasi ke sel syaraf lainnya.

Dendrit merupakan jaringan seperti akar serabut yang terhubung ke badan sel., sedangkan akson merupakan jaringan penghubung tunggal yang ujungnya bercabang banyak (disebut serabut akson), yang menghubungkan badan sel ke dendrit dari neuron lain. Di setiap ujung serabut akson terdapat sinapse (*synapse*), dimana diperkirakan setiap neuron dalam otak manusia mempunyai sekitar 10^4 sinapse [33]. Sinapse mampu meningkatkan atau menurunkan kekuatan koneksi antar neuron, dan menyebabkan eksitasi atau penghambatan neuron berikutnya.

Tabel 2.1. Produk pengembangan perangkat lunak (*software*) dan perangkat keras (*hardware*) Jaringan Syaraf Tiruan [38].

No.	Produsen (<i>Vendor</i>)	Produk (Hasil)
1	Ab Tech Corp	AIM
2	Adaptive Solution	CNAPS System
3	AI Ware	CAD/Chem, N-Net
4	AND America Ltd.	Hnet
5	Applied Cognetics	WinBrain
6	California Scientific Software	Brain Maker
7	Charles River Analytic	Neu X
8	HNS	ExploreNet, Balboa, Database-Mining
9	IBM Corp.	Neural Network Utility Family
10	Intel Corp.	80170 NX Chip
11	Mosaic Industries Inc.	The QED Board
12	Nestor	Nestor-Reader KR, Nestor Writer
13	Neural Computer Sciences	Neural Desk
14	Neural Semiconductor	Cascadable Neural Unit
15	NeuralWare	NeuralWork Profesional
16	Promised Land Technologies	Braicel
17	Synaptic	110XX Object Recognizer
18	Vision Harvest	Neuro Vision, Neuro Simulator
19	Ward Systems Group	NeuroShell, NeuroWindows, Neuroboard

Untuk memudahkan pengertian, dalam Tabel 2.2 disajikan hubungan istilah yang dipakai antara Jaringan Syaraf Biologis dan Jaringan Syaraf Tiruan.

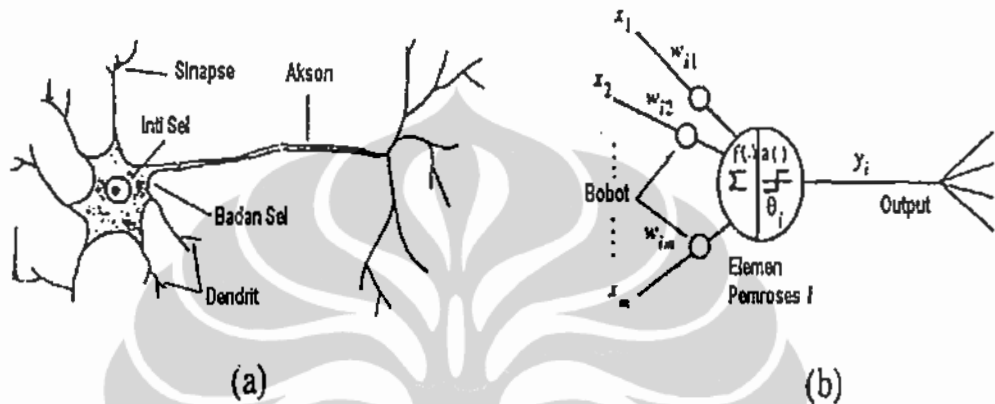
Pada Gambar 2.11(b) diilustrasikan suatu model matematis sederhana berdasarkan model sel syaraf (neuron) biologis yang dibuat oleh McCulloch dan Pitts. Dalam model ini, elemen pemroses ke- i menghitung jumlah dari perkalian bobot dengan input dan akan dihasilkan output $y_i=1$ (tereksitasi) atau $y_i=0$ (tidak tereksitasi) tergantung pada jumlah input terbobot bernilai di atas atau di bawah nilai ambang tertentu (θ_i) [33].

$$y_i(t+1) = a \left(\sum_{j=1}^m w_{ij} x_j(t) - \theta_i \right) \quad (2.63)$$

Maka jika digunakan fungsi aktivasi undak biner (*step function*), diperoleh:

$$a(f) = \begin{cases} 1 & \text{jika...} f \geq 0 \\ 0 & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2.64)$$

Bobot w_{ij} adalah kekuatan sinapse yang menghubungkan neuron j ke neuron i , dan t menyatakan unit waktu perhitungan ulang.



Gambar 2.11. (a). Model jaringan syaraf biologis, dan (b). Model matematis sederhana jaringan syaraf tiruan (JST) [33].

Tabel 2.2. Hubungan istilah antara Jaringan Syaraf Biologis dan JST [37].

Jaringan Syaraf Biologis	Jaringan Syaraf Tiruan (JST)
Soma (badan sel)	Node
Dendrit	Input
Akson	Output
Sinapse	Bobot
Laju pelan	Laju cepat
Neuron banyak	Neuron sedikit

Dari uraian di atas dapat disimpulkan bahwa, JST adalah struktur pemroses informasi terdistribusi paralel, dengan karakteristik [33] sbb.:

- a. Merupakan model matematis yang terinspirasi jaringan syaraf biologis.

- b. Terdiri dari sejumlah elemen pengolahan (EP) yang terinterkoneksi.
- c. Koneksi-koneksi tersebut membawa (bobot) pengetahuan.
- d. Elemen pengolahan (EP) secara dinamis dapat merespon stimulus input, dan respon tersebut tergantung pada informasi lokal sebelumnya; sehingga sinyal input sampai di EP melalui koneksi yang terkait dan bobotnya.
- e. JST mempunyai kemampuan untuk belajar, memanggil kembali (*recall*) dan generalisasi dari data pembelajaran dengan menentukan atau menyesuaikan bobot koneksi.
- f. Perilaku kolektif JST menunjukkan kekuatan komputasi, dan tidak ada neuron tunggal membawa informasi khusus (namun terdistribusi).

Dengan karakteristik tersebut, maka JST juga disebut sebagai: model pemroses terdistribusi paralel (*parallel distributed processing models*), model koneksionis (*connectionist models*), sistem pengorganisasi sendiri (*self-organizing systems*), atau sistem komputasi syaraf (*neuro-computing systems*),

2.6.4. Model Dasar dan Aturan Pembelajaran JST

Model JST dapat dibedakan dari tiga elemen kesatuan dasarnya, yaitu: model neuron-nya, model interkoneksi sinapse & strukturnya, dan aturan pelatihan atau pembelajaran untuk pemutakhiran bobot-nya.

2.6.4.1. Elemen Pengolahan (EP) [33]

Elemen Pengolahan (EP) atau node berfungsi untuk menerima input sinyal informasi, mengolahnya, dan mengirimkan outputnya ke neuron lain. EP merupakan fungsi integrasi f untuk memroses input sinyal informasi dengan bobotnya dan melakukan proses aktivasi.

Fungsi integrasi biasanya merupakan fungsi linear, yaitu:

$$f_i \triangleq net_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j - \theta_i \quad (2.65)$$

dimana θ adalah nilai ambang (*threshold*).

Fungsi integrasi yang lebih kompleks juga bisa digunakan, diantaranya:

- Fungsi kuadratis (*quadratic function*):

$$f_i = \sum_{j=1}^m w_{ij} x_j^2 - \theta_i \quad (2.66)$$

- Fungsi spherikal/bola (*spherical function*):

$$f_i = \rho^{-2} \sum_{j=1}^m (x_j - w_{ij})^2 - \theta_i \quad (2.67)$$

dimana ρ dan w_{ij} masing-masing adalah radius dan pusat bola.

- Fungsi polinomial (*polynomial function*):

$$f_i = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n w_{ijk} x_j x_k + x_j^{\alpha_j} + x_k^{\alpha_k} - \theta_i \quad (2.68)$$

dimana w_{ijk} adalah bobot koneksi antara EP_j dan EP_k ke EP_i , dan α_j dan α_k adalah kontanta riel.

Setiap EP melakukan proses aktivasi dengan menggunakan fungsi aktivasi atau fungsi transfer $a(f)$, untuk mendapatkan nilai output teraktivasi. Fungsi aktivasi adalah suatu fungsi yang digunakan untuk mereflesikan (memetakan) hasil jumlah "nilai-nilai input dikalikan dengan bobot masing-masing" dengan suatu nilai tertentu (tergantung jenis fungsi aktivasi yang dipakai). Fungsi aktivasi yang bisa digunakan diantaranya adalah sbb.(lihat Gambar 2.12):

- (a). Fungsi linear (Gambar 2.12(a)); dengan rumus:

$$a(f) = f \quad (2.69)$$

- (b). Fungsi *saturating linear* (Gambar 2.12(b)); dengan rumus:

$$a(f) = \begin{cases} 1, & \text{jika } f \geq 0,5 \\ f + 0,5; & \text{jika } -0,5 < f < 0,5 \\ 0, & \text{jika } f \leq -0,5 \end{cases} \quad (2.70)$$

(c). Fungsi *symetric saturating linear* (Gambar 2.12(c)); dengan rumus:

$$a(f) = \begin{cases} 1, & \text{jika } f \geq 1 \\ f; & \text{jika } -1 < f < 1 \\ -1, & \text{jika } f \leq -1 \end{cases} \quad (2.71)$$

(d). Fungsi sigmoid biner (Gambar 2.12(d)); dengan rumus:

$$a(f) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda f}} \quad (2.72)$$

(e). Fungsi sigmoid bipolar (Gambar 2.12(e)), dengan rumus:

$$a(f) = \frac{2}{1 + e^{-\lambda f}} - 1 \quad (2.73)$$

dimana nilai $\lambda > 0$ dalam Persm.(2.61) dan (2.62) menentukan kecuraman (*steepness*) dari fungsi kontinu $a(f)$.

(f). Fungsi undak biner (Gambar 2.12(f)), dengan rumus:

$$a(f) = \begin{cases} 1, & \text{jika } f \geq 0 \\ 0, & \text{jika } f < 0 \end{cases} \quad (2.74)$$

(g). Fungsi undak biner (dengan *threshold*) (Gambar 2.12(g)), dengan rumus:

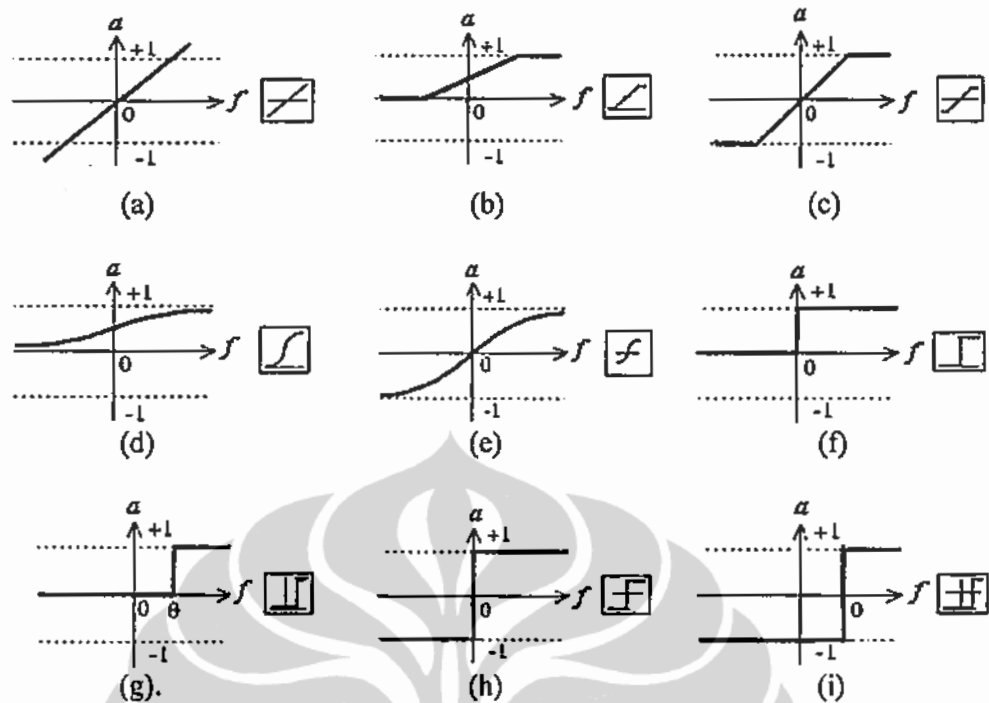
$$a(f) = \begin{cases} 1, & \text{jika } f \geq \theta \\ 0, & \text{jika } f < \theta \end{cases} \quad (2.75)$$

(h). Fungsi bipolar (Gambar 2.12(h)), dengan rumus:

$$a(f) = \begin{cases} 1, & \text{jika } f > 0 \\ 0, & \text{jika } f = 0 \\ -1, & \text{jika } f < 0 \end{cases} \quad (2.76)$$

(i). Fungsi bipolar (dengan *threshold*) (Gambar 2.12(i)), dengan rumus:

$$a(f) = \begin{cases} 1, & \text{jika } f \geq \theta \\ -1, & \text{jika } f < \theta \end{cases} \quad (2.77)$$



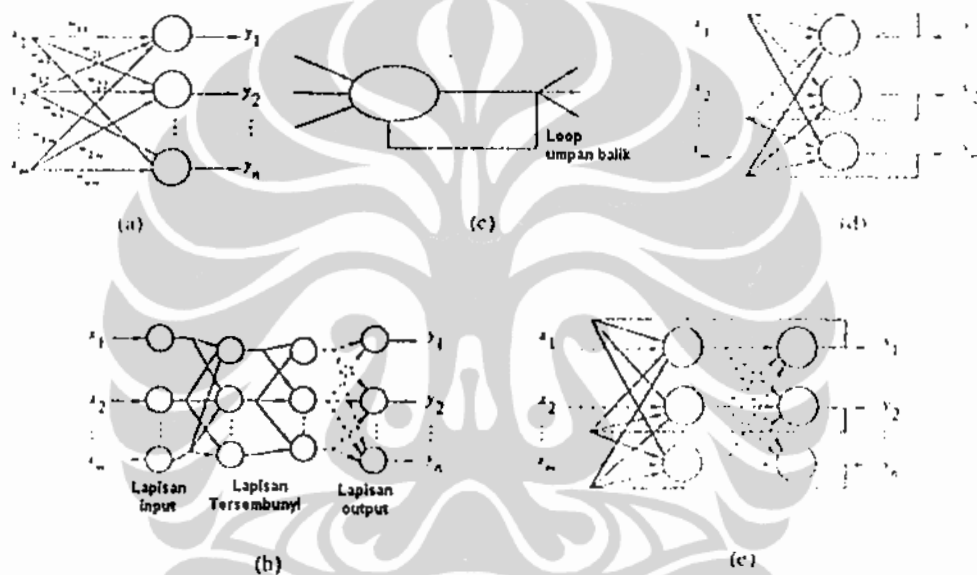
Gambar 2.12. Fungsi aktivasi (transfer): (a). Fungsi linear; (b). Fungsi *saturating linear*; (c). Fungsi *symetric saturating linear*; (d). Fungsi sigmoid biner; (e). Fungsi sigmoid bipolar; (f). Fungsi undak biner; (g). Fungsi undak biner (dengan *threshold*); (h). Fungsi bipolar; (i). Fungsi bipolar (dengan *threshold*).

2.6.4.2. Koneksitas dalam jaringan.

JST terdiri dari sejumlah besar interkoneksi antar Elemen Pengolahan (EP), dimana setiap EP dihubungkan dengan bobot-bobotnya ke EP lainnya (atau ke dirinya sendiri). Selain tipe paling sederhana jaringan syaraf node tunggal yang diperlihatkan dalam Gambar 2.11(b), pada Gambar 2.13 disajikan lima tipe dasar geometri koneksitas dari JST [33].

Pada Gambar 2.13(a) diilustrasikan jaringan umpan maju lapisan tunggal (*single-layer feedforward network*), dimana input-input dapat dikoneksikan ke node-node (EP) dengan variasi bobot yang berbeda-beda, sehingga menghasilkan output (satu output per node). Jika interkoneksi terjadi pada beberapa lapisan maka akan terbentuk jaringan umpan maju lapis banyak (*multilayer feedforward network*), (lihat Gambar 2.13(b)). Jika output dapat langsung dikembalikan sebagai input pada node-node lapisan yang sama atau lapisan sebelumnya, maka jaringan ini disebut jaringan umpan balik (*feedback network*). Umpan balik dimana output

EP dikembalikan langsung sebagai input EP dalam lapisan yang sama disebut umpan balik lateral (*lateral feedback*). Jaringan umpan balik yang mempunyai loop tertutup disebut *recurrent network*. Gambar 2.13(c) adalah contoh sederhana *recurrent network*, dengan node tunggal. Sedangkan jaringan lapis-tunggal dengan interkoneksi umpan balik diperlihatkan pada Gambar 2.13(d), dimana output EP kembali menjadi umpan balik ke dirinya sendiri, atau ke EP lainnya, atau kedua-duanya. Dalam jaringan *recurrent* lapisan banyak, output EP dapat secara langsung kembali ke node-node dalam lapisan sebelumnya sebagaimana diperlihatkan pada Gambar 2.13(e).



Gambar 2.13. Lima tipe koneksitas geometri jaringan dasar: (a) Jaringan umpan maju lapisan tunggal, (b). Jaringan umpan maju lapisan banyak, (c). Node tunggal dengan umpan balik ke dirinya sendiri, (d). Jaringan *recurrent* lapisan tunggal, (e). Jaringan *recurrent* lapisan banyak [33].

2.6.4.3. Aturan Pembelajaran.

Elemen penting ketiga dalam JST adalah aturan pembelajaran. Ada dua pembelajaran yang penting, yaitu: pembelajaran parameter (yang terkait dengan pemutakhiran bobot koneksi) dan pembelajaran struktur (yang terkait dengan perubahan dalam struktur jaringan, termasuk jumlah node (EP) dan tipe koneksinya).

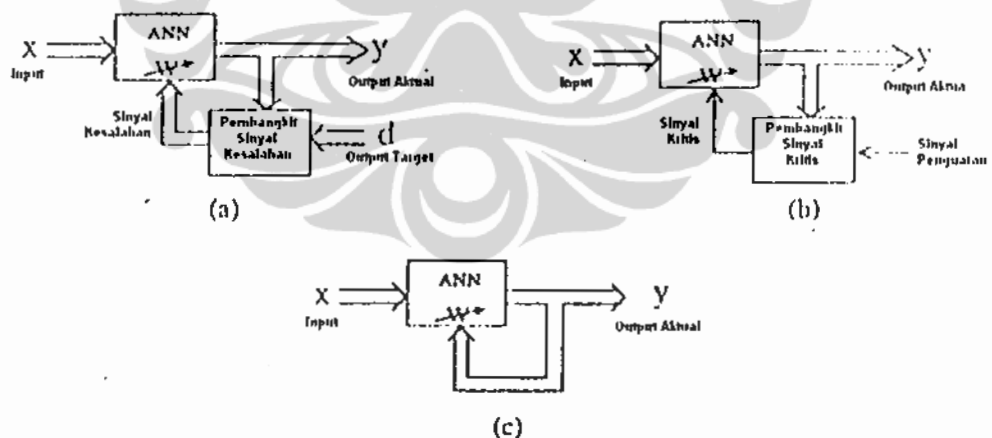
Secara matematis, diasumsikan terdapat n EP dalam JST dan setiap EP mempunyai m bobot adaptif. Matriks bobot (atau matriks koneksi) W didefinisikan sbb.:

$$W \triangleq \begin{bmatrix} w_1^T \\ w_2^T \\ \vdots \\ w_n^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1m} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \cdots & w_{nm} \end{bmatrix} \quad (2.78)$$

dimana $w_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im})^T$, $i = 1, 2, \dots, n$, adalah vektor bobot dari EP_i dan w_{ij} adalah bobot koneksi dari EP_j (node asal) ke EP_i (node tujuan). Jika matriks bobot W berisi semua elemen adaptif JST, maka semua elemen matriks W tersebut akan menentukan semua kemungkinan konfigurasi pengolahan sinyal informasi JST.

Secara umum, aturan pembelajaran diklasifikasikan kedalam tiga kategori, (lihat Gambar 2.14) yaitu [33]:

- Pembelajaran terawasi (*Supervised learning*).
- Pembelajaran penguatan (*Reinforcement learning*).
- Pembelajaran tak terawasi (*Unsupervised learning*).



Gambar 2.14. Tiga kategori pembelajaran [33]: (a) Pembelajaran terawasi, (b). Pembelajaran penguatan (*reinforcement*), (c). Pembelajaran tidak terawasi.

Metode pembelajaran terawasi adalah metode pembelajaran dimana output target yang diinginkan (d) telah diketahui sebelumnya. Dalam metode ini, JST diberi data pembelajaran berupa pasangan-pasangan input-output yang diinginkan,

misalnya, $(x^{(1)}, d^{(1)})$, $(x^{(2)}, d^{(2)})$, ..., $(x^{(k)}, d^{(k)})$. Jadi setiap input $x^{(k)}$ dalam JST terkait dengan output yang diinginkan $d^{(k)}$. Perbedaan antara output aktual $y^{(k)}$ dan output target yang diinginkan $d^{(k)}$ dihitung dalam pembangkit sinyal kesalahan (*error signal generator*) untuk mengoreksi bobot-bobotnya, sampai output aktual sama dengan atau mendekati output yang diinginkan.

Yang termasuk dalam tipe pembelajaran terawasi ini adalah [30] [33] [36] [37]:

- Propagasi-balik (*backpropagation*)
- Jaringan Hopfield
- Aturan Hebb (*Hebb rule*)
- Perceptron
- Aturan Delta (*Delta rule*)
- *Heteroassociative Memory*
- *Bidirectional Associative Memory* (BAM)
- *Learning Vector Quantization* (LVR)

Dalam proses pembelajaran penguatan (*reinforcement learning*) digunakan sinyal penguatan informasi eksternal, yang diolah dalam pembangkit sinyal kritik (*critic signal generator*) (lihat Gambar 2.14(b)) untuk memproduksi sinyal kritik yang lebih informatif untuk melakukan penyesuaian bobot-bobot dengan harapan mendapatkan umpan balik kritik yang lebih baik di masa mendatang.

Di dalam proses pembelajaran tak terawasi (*unsupervised learning*) tidak ada umpan balik untuk proses koreksi (Gambar 2.14(c)). Model jaringan ini harus menemukan untuk dirinya sendiri mengenai pola, corak, regulasi, korelasi, atau kategori untuk input dan kode outputnya. Selama proses pencarian pola corak tersebut, jaringan senantiasa merubah parameter-parameternya, sehingga disebut *self-organizing* (jaringan mengatur dirinya sendiri).

Yang termasuk dalam tipe pembelajaran tak terawasi ini, antara lain [36] [37]:

- *Adaptive Resonance Theory* (ART)
- Peta fitur *self-organizing* Kohonen.

Struktur pembelajaran (pelatihan) secara umum untuk Elemen Pengolahan (EP) dalam JST diperlihatkan pada Gambar 2.15. Dalam gambar tersebut, input x_j , $j = 1, 2, \dots, m$, dapat berupa output dari EP lain atau dapat berupa input

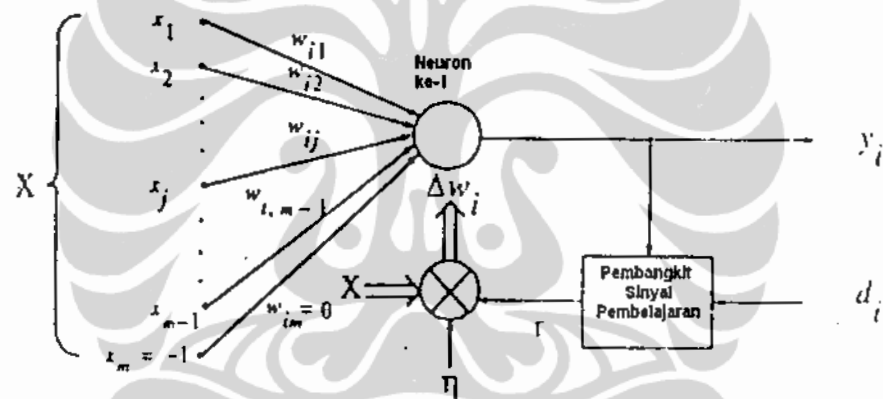
eksternal. Parameter nilai ambang (*threshold*) θ mungkin termasuk dalam proses pembelajaran sebagai salah satu bobot tetap dari input x_m misalnya dengan nilai -1. Sinyal target yang diinginkan d_i tersedia hanya untuk model pembelajaran terawasi dan model pembelajaran penguatan.

Aturan pembelajaran bobot dalam JST menyatakan bahwa kenaikan vektor bobot w_i pada saat t adalah sebanding dengan sinyal pembelajaran r dan input $\mathbf{x}(t)$, yaitu:

$$\Delta w_i(t) = \eta r \mathbf{x}(t) \quad (2.79)$$

Dimana η adalah konstanta laju pembelajaran ($10^{-3} < \eta < 10$), dan r adalah sinyal pembelajaran yang merupakan fungsi dari w_i , \mathbf{x} dan d_i , sehingga:

$$r = f_r(w_i, \mathbf{x}, d_i) \quad (2.80)$$



Gambar 2.15. Aturan umum pembelajaran dengan bobot dalam JST (d_i tidak ada untuk model pembelajaran JST tidak terawasi) [33].

Karena kenaikan vektor bobot $w_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im})^T$ sebanding dengan hasil input \mathbf{x} dan sinyal pembelajaran r , maka berdasarkan Persamaan (2.79) dan (2.69), vektor bobot pada saat waktu pembelajaran $(t+1)$ adalah [33]:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta f_r(w_i(t), \mathbf{x}(t), d_i(t)) \mathbf{x}(t) \quad (2.81)$$

yang juga bisa ditulis dengan:

$$w_i^{(t+1)} = w_i^{(t)} + \eta f_r(w_i^{(t)}, \mathbf{x}^{(t)}, d_i^{(t)}) \mathbf{x}^{(t)} \quad (2.82)$$

dimana *superscript* menyatakan waktu pembelajaran sesaat. Persamaan (2.82) terkait dengan urutan modifikasi bobot waktu diskrit, dan jika modifikasi bobot dengan waktu kontinu maka persamaannya adalah:

$$\frac{dw_i(t)}{dt} = \eta rx(t) \quad (2.83)$$

Untuk Persamaan (2.82) dan (2.83), bobot-bobot awal tersebut sebaiknya diinisialisasi terlebih dahulu (yaitu dengan inisialisasi bobot secara acak) sebelum proses pembelajaran.

2.6.5. Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik (JST-PB)

Jaringan Syaraf Tiruan dengan algoritma pelatihan Propagasi Balik (JST-PB) pertama kali diperkenalkan Paul Werbos (1974), dan kemudian dikembangkan oleh Parker, Hinton dan William pada tahun 1986, dan kemudian dilanjutkan oleh Rumelhart dan Mc. Clelland pada tahun 1988 [40]. JST-PB saat ini adalah algoritma pembelajaran terawasi yang paling populer dan paling banyak digunakan dalam komputasi jaringan syaraf.

2.6.5.1. Struktur Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik.

JST-PB terdiri dari satu lapisan input (*input layer*), satu atau lebih lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan satu lapisan output (*output layer*). Pada lapisan input tidak ada proses komputasi (melainkan hanya meneruskan sinyal input), sedangkan pada lapisan tersembunyi dan lapisan output terdapat proses komputasi.

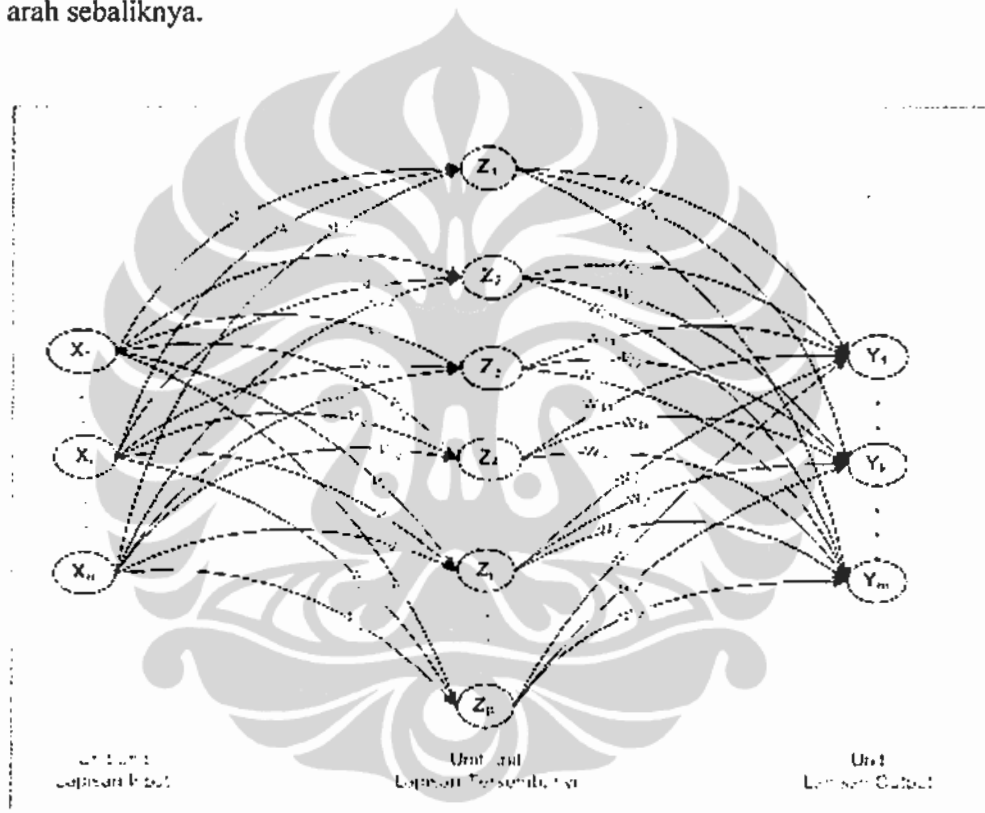
Algoritma pembelajaran yang digunakan dalam penelitian ini adalah propagasi balik, dimana digunakan sinyal informasi referensi (*target*) dari luar (sebagai pengajar) dibandingkan dengan sinyal output aktual JST, sehingga dihasilkan sinyal kesalahan.

Dasar algoritma ini adalah memodifikasi bobot interkoneksi w_{jk} pada jaringan sehingga sinyal kesalahan mendekati nol.

Satu siklus jangka waktu pembelajaran (disebut *epoch*) adalah satu set putaran vektor-vektor pelatihan. Beberapa *epoch* diperlukan untuk pelatihan sebuah JST-PB sehingga kesalahan mendekati nol.

2.6.5.2. Algoritma Pelatihan Propagasi Balik

Asitektur jaringan JST-PB dengan satu lapisan dalam ditunjukkan pada Gambar 2.16. Gambar tersebut menunjukkan arah sinyal pada fase *feedforward*. Selama operasi fase pelatihan propagasi balik, sinyal-sinyal *error* dikirim dalam arah sebaliknya.



Gambar 2.16. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik (JST-PB).

Tiap-tiap lapisan terdiri dari banyak simpul, interkoneksi hanya terjadi antara simpul-simpul yang terletak pada satu lapisan dengan simpul-simpul yang terletak pada lapisan tetangganya. Simpul-simpul yang berhubungan langsung dengan masukan dan terletak dalam satu lapisan yang sama, lapisan tersebut disebut "lapisan input", sedangkan simpul-simpul yang memberikan keluaran dan terletak dalam satu lapisan disebut "lapisan output".

Simpul-simpul yang terletak dalam satu atau beberapa lapisan dan tidak berhubungan langsung dengan keadaan di luar jaringan disebut "lapisan dalam" atau "lapisan tersembunyi". Banyaknya simpul pada lapisan masukan dan lapisan keluaran tergantung pada jenis pemakaian tertentu.

Algoritma pembelajaran JST Propagasi Balik [30] adalah sbb.:

1. Inisialisasi bobot awal (dengan nilai random yang cukup kecil).
2. Tentukan nilai toleransi kesalahan (*error*), dan atau maksimal *epoch* untuk uji kondisi proses pembelajaran berhenti.
3. Lakukan langkah ke-4 dan ke-5 untuk tiap pola pembelajaran
4. Lakukan langkah komputasi umpan maju (*feedforward*):
 - a. Setiap unit input (X_i , $i=1,2,3,\dots,n$) menerima sinyal x_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan tersembunyi.
 - b. Setiap unit tersembunyi (Z_j , $j=1,2,3,\dots,p$) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot :

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2.84)$$

lalu hitung sinyal output dengan fungsi aktivasi:

$$z_j = f(z_in_j) \quad (2.85)$$

dan kirim sinyal tersebut ke semua unit di lapisan output.

- c. Setiap unit output (Y_k , $k=1,2,3,\dots,m$) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot:

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (2.86)$$

lalu hitung sinyal output menggunakan fungsi aktivasi:

$$y_k = f(y_in_k) \quad (2.87)$$

5. Lakukan langkah komputasi propagasi balik (*backpropagation*):

- a. Setiap unit output (Y_k , $k=1,2,3,\dots,m$) menerima pola target yang terkait dengan pola input pembelajaran, lalu hitung informasi *error*-nya:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (2.88)$$

lalu hitung koreksi bobot (untuk memperbaiki bobot w_{jk}):

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (2.89)$$

hitung juga koreksi bias (untuk memperbaiki bobot w_{ok}):

$$\Delta w_{ok} = \alpha \delta_k \quad (2.90)$$

lalu kirim δ_k ini ke unit-unit yang ada di lapisan bawahnya (lapisan tersembunyi).

- b. Setiap unit tersembunyi (Z_j , $j=1,2,3,\dots,p$) menjumlahkan delta inputnya (dari unit-unit yang berada pada lapisan atasnya (lapisan output)):

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (2.91)$$

kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktivasinya untuk menghitung informasi *error*:

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (2.92)$$

lalu hitung koreksi bobot (untuk memperbaiki nilai v_{ij}):

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.93)$$

hitung juga koreksi bias (untuk memperbaiki nilai v_{oj}):

$$\Delta v_{oj} = \alpha \delta_j \quad (2.94)$$

- c. Setiap unit output (Y_k , $k=1,2,3,\dots,m$) memperbaiki bias dan bobotnya ($j=0,1,2,3,\dots,p$):

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (2.95)$$

Setiap unit tersembunyi ($Z_j, j=1,2,3,\dots,p$) memperbaiki bias dan bobotnya ($i=0,1,2,3,\dots,n$):

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (2.96)$$

6. Uji kondisi proses pembelajaran berhenti, dengan batasan *error* atau *epoch*. Jika nilai *error* lebih kecil dari batas yang telah ditetapkan, atau nilai *epoch* lebih besar dari maksimum *epoch*, maka pembelajaran selesai, jika tidak ulangi langkah 3, 4 dan 5.



Membangun Jaringan Menggunakan MATLAB:

Arsitektur JST Propagasi balik yang sering digunakan adalah jaringan umpan maju dengan banyak lapisan, dengan instruksi: `newff`.

Fungsi [34]:

```
net = newff(PR, [S1 S2 ... SN1], {TF1 TF2 ... TFN1}, BTF, BLF, PF)
```

dimana:

- PR : matriks ukuran $R \times 2$ yang isinya nilai minimum & maksimum, dengan R merupakan jumlah variabel input.
- S_i : jumlah neuron pada lapisan ke-i, dengan $i = 1, 2, \dots, N1$.
- TF_i : fungsi aktivasi (fungsi transfer) pada lapisan ke-i, dengan $i = 1, 2, \dots, N1$ (*default*: 'tansig')
- BTF : fungsi pelatihan (*training*) jaringan propagasi balik, (*default*: 'traingdx')
- BLF : fungsi pembelajaran (*learning*) bobot/bias, (*default*: 'learnqdm')
- PF : fungsi kinerja, (*default*: 'mse').

Algoritma Pelatihan JST Propagasi Balik dalam MATLAB:

Biasanya algoritma pelatihan jaringan umpan maju (*feedforward*) menggunakan gradien dari fungsi kinerja untuk menentukan bagaimana bobot-bobot dalam rangka meminimumkan kinerja. Gradien ini ditentukan dengan menggunakan teknik propagasi balik.

Ada 2 cara dalam MATLAB untuk menerapkan algoritma *gradient descent*, yaitu [34]:

A. *Incremental Mode*.

Pada *Incremental Mode*, perhitungan gradien dan perbaikan nilai bobot-bobot dilakukan pada setiap pengoperasian input data.

Ada 2 fungsi pembelajaran, yaitu:

- i. *Gradient Descent* (dengan fungsi: 'learnqdm').

Fungsi ini menggunakan algoritma dasar *gradient descent*.

- ii. *Gradient Descent* dengan momentum (dengan fungsi: 'learnqdm').

Disamping merespon gradien lokal, fungsi ini juga mempertimbangkan kecenderungan yang baru saja terjadi pada permukaan *error*. Besarnya perubahan bobot dipengaruhi oleh momentum, yang bernilai antara 0 - 1.

B. *Batch Mode*.

Pada *Batch Mode*, perhitungan gradien dan perbaikan nilai bobot-bobot dilakukan setelah pengoperasian semua input data, dengan menggunakan fungsi: 'train'.

Ada beberapa fungsi pembelajaran untuk bobot-bobot yang menggunakan *gradient descent* pada *Batch Mode* ini, antara lain:

i. *Gradient Descent* (dengan fungsi: 'traingd').

Fungsi ini menggunakan algoritma dasar *gradient descent*, sama seperti 'learngd' pada *Incremental Mode*.

ii. *Gradient Descent* dengan momentum (dengan fungsi: 'traingdm').

Fungsi ini sama seperti 'learnghm' pada *Incremental Mode*.

Dalam *Batch Mode*, dapat digunakan juga perbaikan algoritma untuk mempercepat proses pelatihan, yaitu dengan perbaikan menggunakan teknik heuristik, dan teknik optimasi numeris.

i. Perbaikan dengan teknik heuristik, ada 2 algoritma, yaitu:

- *Gradient Descent* dengan *Adaptive Learning Rate* (fungsi: 'traingda').

Fungsi ini memperbaiki nilai bobot-bobot berdasarkan *gradient descent* Dengan laju pembelajaran yang bersifat adaptif.

- *Gradient Descent* dengan Momentum dan *Adaptive Learning Rate* (fungsi: 'traingdx').

Fungsi ini sama dengan 'traingda' dengan menggunakan momentum.

- *Resilient Backpropagation* (fungsi: 'trainrp').

Algoritma ini berusaha mengeliminasi besarnya efek dari turunan parsial dengan cara hanya menggunakan tanda turunannya saja dan mengabaikan besarnya nilai turunan.

ii. Perbaikan dengan teknik optimasi numeris, yaitu:

- Algoritma-algoritma *Conjugate Gradient*.

- Algoritma *Quasi Newton*.

- Algoritma *Levenberg-Marquardt* (fungsi: 'trainlm').

2.6.6. Metode JST Untuk Peramalan Beban Jangka Pendek.

Banyak peneliti dari berbagai negara di dunia telah melakukan penelitian tentang metode jaringan syaraf tiruan (JST) untuk peramalan beban tenaga listrik jangka pendek, dan beberapa diantaranya telah menerapkan metode tersebut di negaranya. Penelitian yang telah dilakukan tersebut antara lain adalah:

- **Penelitian di Amerika Serikat (USA).**

Banyak peneliti di Amerika Serikat (USA) telah melakukan riset terkait dengan metode JST untuk peramalan beban jangka pendek, antara lain:

T.M. Peng, dkk. [41] melakukan studi investigasi terhadap penggunaan jaringan syaraf sederhana untuk peramalan beban jangka pendek, dengan mengkombinasikan jaringan syaraf linier dan non-linier. Model tersebut diuji dengan menggunakan data beban puncak dari utiliti ketenagalistrikan di Northeastern USA. Hasil peramalan memperlihatkan bahwa kesalahan peramalan cukup kecil, kurang dari 4-5%.

Sedangkan D.C. Park, dkk. [42] menggunakan JST untuk pembelajaran hubungan antara temperatur dan beban untuk masa lampau, sekarang dan yang akan datang, dimana JST menginterpolasikan data beban dan data temperatur dalam suatu set data pembelajaran.

K.Y. Lee dkk. melakukan penelitian tentang aplikasi metode JST untuk peramalan beban jangka pendek untuk sistem kelistrikan yang besar [43]. Beban mempunyai 2 pola berbeda, yaitu pola hari biasa dan pola akhir minggu. Dalam penelitian ini model beban nonlinier diusulkan dan beberapa struktur JST diuji.

Suatu pendekatan pengembangan JST untuk peramalan jangka pendek telah diusulkan oleh Peng dkk., dengan strategi pemilihan kasus-kasus pembelajaran JST. Strategi ini mengatasi persoalan yang cukup rumit tentang hari libur dan perubahan drastis pola iklim [44]. Diusulkan pula pengembangan algoritma JST termasuk kombinasi linier dan nonlinier yang memetakan masukan beban dan temperature masa lampau untuk keluaran peramalan beban mendatang.

Park dkk., meneliti dan mengusulkan suatu prosedur pembelajaran yang mengadaptasi bobot dari tipe JST *perceptron* untuk pembelajaran data historis asli dari proses stasioner variasi rendah [45].

Chen dkk., melakukan penelitian tentang model JST untuk peramalan beban yang sensitif terhadap cuaca. Model yang diusulkan mampu meramal beban tiap jam selama satu minggu ke depan. Hasil peramalan dengan model JST ini memperlihatkan akurasi peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan model statistik tradisional [46].

El-Sharkawi dkk., telah melakukan riset penerapan teknologi JST untuk peramalan beban listrik untuk perusahaan *Puget Sound Power and Light Company*, USA. Beberapa struktur JST diusulkan dan diuji, untuk kemudian dibandingkan dengan beberapa model peramalan konvensional [47].

Casey Brace dkk., telah melakukan penelitian tentang perbandingan keakurasian peramalan metode JST dengan metode-metode peramalan lainnya. Delapan tipe model peramalan yang berbeda diterapkan untuk peramalan beban harian selama 5 bulan dan hasilnya dianalisis. Setiap model peramalan dihitung tingkat kesalahannya dengan kesalahan absolut persen rata-rata MAPE (*Mean Absolute Percent Error*). Studi kasus diterapkan pada beban sistem total utiliti *Puget Sound Power and Light Company*, USA [48].

Bacha dan Meyer melakukan studi tentang arsitektur JST untuk peramalan beban, yang mempunyai kemampuan menghubungkan kecenderungan cuaca/iklim [49]. Arsitektur model yang diusulkan diuji dengan pembelajaran 3 jaringan syaraf, dengan bentuk data cuaca yang sama untuk periode 4 hari. Hasilnya peramalan beban dengan JST sangat dekat dengan nilai aktual.

Highley dan Hilmes meneliti tentang langkah-langkah yang digunakan dalam pembelajaran JST, pemilihan arsitektur jaringan alternatif, dan peningkatan kinerja pembelajaran. Studi kasus peramalan beban dibuat bersama perusahaan *Associated Electric Cooperative, Inc.* (AECI) [50].

Moharari dan Debs meneliti tentang kemampuan metode JST untuk peramalan beban tenaga listrik untuk akhir minggu dan hari libur, sebagaimana hari-hari biasa dengan set pembelajaran relatif sedikit. Dikaji pula tentang efek perubahan cuaca terhadap pola beban. Ada 3 masukan parameter dalam metode JST untuk peramalan beban jangka pendek, yaitu pola cuaca, faktor musim, dan faktor khusus seperti akhir minggu dan hari libur [51].

Park dkk. melakukan penelitian model JST untuk meningkatkan bentuk peramalan beban tenaga listrik. Penerapan model JST ini untuk membuat bentuk peramalan kurva beban dapat menyesuaikan bentuk dari kurva beban musiman tertentu yang mengakibatkan peningkatan tingkat keakurasian secara keseluruhan dari peramalan beban tenaga listrik [52].

Brace dkk. meneliti kemampuan JST untuk memprediksi beban sistem setiap jam pada perusahaan listrik utama di Amerika Utara *Puget Sound Power and Light Company* [53]. Studi kasus ini merupakan peramalan tiap jam untuk hari mendatang, dengan periode 1 November 1991 sampai 31 Maret 1992.

Rahman dkk. meneliti peramalan beban jangka pendek menggunakan teknik JST dan mesin pembelajaran, untuk peramalan beban harian, yang meliputi peramalan beban harian maksimum, beban akhir minggu dan beban hari libur. [54].

Suatu pendekatan JST dikembangkan untuk peramalan beban satu minggu kedepan dengan menggunakan neuron adaptif linier atau kombinator linier adaptif yang disebut Adaline. Suatu spektrum energi digunakan untuk menganalisis komponen periodik dalam suatu urutan beban. Urutan beban utama terdiri dari tiga komponen: komponen beban dasar, dan komponen beban frekwensi rendah dan tinggi. Masing-Masing komponen beban mempunyai suatu cakupan frekwensi yang unik. Suatu dekomposisi beban dibuat untuk urutan beban menggunakan filter digital dengan frekwensi *passband* berbeda. Setelah dekomposisi beban, masing-masing komponen beban dapat diramalkan oleh model Adaline. Masing-masing Adaline mempunyai suatu urutan masukan, suatu urutan keluaran, dan suatu urutan respon sinyal yang diinginkan, serta mempunyai satu set parameter yang dapat disetel (disebut vektor bobot). Di dalam peramalan beban, vektor bobot dirancang untuk membuat urutan keluaran, beban yang diramalkan, mengikuti urutan beban aktual; juga mempunyai kesalahan kwadrat rata-rata terkecil minimal. Pendekatan ini sangat bermanfaat dalam peramalan komitmen penjadwalan unit pembangkit (*unit scheduling commitments*). *Mean absolute percentage errors* (MAPE) lebih kecil dari 3.4%.diperoleh dari lima bulan data utiliti [55].

Lee dkk. mengembangkan suatu pendekatan baru untuk peramalan beban jangka pendek menggunakan metode jaringan syaraf *recurrent diagonal (diagonal recurrent neural network, DRNN)* dengan laju pembelajaran adaptif. *Fully connected recurrent neural network (FRNN)*, dimana seluruh neuron dipasangkan antara satu dengan lainnya, adalah sulit untuk melatih dan mencapai konvergen dalam waktu yang singkat. DRNN merupakan modifikasi FRNN yang lebih banyak membutuhkan bobot-bobot. Suatu algoritma propagasi balik dinamik dengan laju pembelajaran adaptif akan mempercepat konvergensi. Hasil simulasi memperlihatkan adanya peningkatan akurasi peramalan. [56].

Papalexopoulos dkk. melakukan penelitian dan pengembangan metode JST berdasarkan model untuk perhitungan peramalan beban hari berikutnya. Model mempunyai dua aspek yang sangat penting, yaitu proses pembelajaran dan pemilihan variabel masukan [57]. Dalam pengembangan model dilakukan pemilihan variabel masukan, fungsi transformasi, desain struktur JST, pilihan kasus pembelajaran, dan proses pembelajaran. Model tersebut diuji untuk variasi kondisi yang luas dan hasilnya cukup bagus.

Ma dan Keib melakukan penelitian tentang problem penting dalam peramalan beban dengan JST, yaitu bahwa kinerja peramalan cukup dipengaruhi oleh pemilihan data pembelajaran yang digunakan untuk menghitung bobot jaringan. Hasil uji memperlihatkan bahwa peramalan beban sangat sensitif terhadap amplitudo gangguan sinyal yang ditambahkan pada porsi data pembelajaran [58].

Garcia dan Mohammed menyajikan pendekatan baru untuk peramalan beban menggunakan JST, dengan mempertimbangkan kondisi cuaca dan data beban historis. Peningkatan keakurasian peramalan beban dapat menghemat uang dalam jumlah yang cukup besar. Hasil peramalan JST memperlihatkan hasil yang lebih baik dibanding teknik konvensional [59].

Rui dan Keib melakukan penelitian dan kajian ulang (*review*) terhadap publikasi metode JST untuk peramalan beban jangka pendek. Kajian meliputi struktur jaringan, variabel masukan jaringan, pemilihan set pembelajaran, modifikasi algoritma, jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi, dan parameter algoritma propagasi balik [60].

Mohammed dkk. mengembangkan dan menerapkan model peramalan beban jangka pendek berdasarkan metode JST untuk *Florida Power and Light Company* (FPL), Amerika Serikat. Model tersebut mempertimbangkan karakteristik jenis hari dan cuaca, antara lain kondisi tidak normal (*abnormal*), seperti cuaca dingin, gelombang panas, hari libur, dll. Model mampu meramal beban dengan periode satu jam sampai tujuh hari. Mekanisme adaptif digunakan untuk pembelajaran JST saat *online*. Hasil peramalan beban memperlihatkan bahwa model JST lebih akurat dengan kemampuan mengadaptasi terhadap perubahan iklim dibandingkan dengan metode statistik [61] [62].

Pham mempresentasikan dasar-dasar JST dan penerapannya untuk peramalan beban tenaga listrik [63].

Khotanzad dkk. telah mengembangkan model JST untuk meramal temperatur tiap jam sampai 7 hari ke depan [64], untuk mengantisipasi adanya beberapa perusahaan listrik yang tidak mempunyai akses ke institusi jasa penyedia data peramalan iklim. Sebagaimana diketahui bahwa prediksi temperatur setiap jam merupakan parameter yang sangat penting untuk peramalan beban jangka pendek. Model tersebut telah dievaluasi menggunakan data dari 8 utiliti/perusahaan listrik di Amerika Serikat, dan telah diaplikasikan di beberapa perusahaan listrik. Kesalahan mutlak rata-rata untuk satu hari ke depan adalah 1,48 °F.

Liu dkk. melakukan penelitian dan melakukan perbandingan 3 model teknik peramalan beban sistem ketenagalistrikan jangka sangat pendek, yaitu model logika *fuzzy*, JST, dan model *autoregressive*. Kinerja masing-masing model dievaluasi melalui studi simulasi komputer. Studi awal memperlihatkan adanya kelayakan pada disain model logika *fuzzy* dan JST untuk meramal pola beban sistem tenaga jangka sangat pendek sesuai kecenderungan *online* [65].

- **Penelitian di Jepang.**

Pendekatan jaringan syaraf untuk peramalan beban listrik menggunakan CombNET-II telah diteliti oleh Iwata dkk. Dalam penelitian digunakan catatan data actual nilai beban listrik tiap jam dari bulan Juni 1986 sampai Mei 1990 (4 tahun), dan juga data yang terkait berupa temperature maksimum, temperature

rata-rata harian, dan temperature setiap tiga jam di Nagoya [66]. Jaringan syaraf telah dilatih untuk pemetaan fungsi antara kecenderungan temperature dan kecenderungan beban listrik. Kinerja jaringan dievaluasi dengan peramalan berdasarkan data actual catatan bulan Juni 1989 sampai Mei 1990. Rata-rata kesalahan (*error*) untuk semua hari dalam seminggu adalah 3,01% sampai 3,18%, sehingga hasil peramalan tersebut sangat dapat diterima.

Onoda telah mengembangkan suatu metode JST dimana algoritma pembelajaran propagasi balik-nya dikombinasikan dengan metode pencarian DSC (*Davis, Swann, Campey search method*), untuk mempersingkat waktu pembelajaran dan menghindari konvergensi minimal lokal. Hasil peramalan metode JST sama baiknya dengan hasil peramalan para pakar, dan lebih baik jika dibandingkan hasil ramalan dengan metode regresi. Kesalahan persentase absolute rata-rata (*MAPE, mean absolute percentage error*) peramalan beban puncak pada esok hari terhadap beban actual untuk periode musim panas (*summer*) berdasarkan metode JST; peramalan para pakar dan model regresi, masing-masing besarnya adalah 2,67%; 2,86% dan 3,09% [67].

Mori dan Ogasawara mengusulkan pendekatan jaringan syaraf *recurrent* untuk peramalan beban jangka pendek [68]. Jaringan syaraf *recurrent* dalam multi-lapisan *perceptron* mempunyai keuntungan bahwa lapisan dapat mengatasi data historis. Sebagai hasil, diharapkan jaringan syaraf *recurrent* mempunyai solusi yang lebih baik dan akurat dibandingkan *perceptron* multi-lapis umpan maju konvensional..

Shimakura dkk. melakukan penelitian JST untuk peramalan beban jangka pendek dengan menitikberatkan pada metode pembelajaran dua-tahap untuk mengatasi kekurangan data pelatihan dan masalah *over fitting*. Suatu batasan diterapkan untuk cakupan (*range*) dimana bobot-bobot JST berubah untuk menyesuaikan hubungan antara masukan dan keluaran JST. Pelatihan JST dengan metode dua-tahap memperlihatkan peningkatan akurasi dibanding metode konvensional. [69].

Matsumoto dkk. meneliti teknik peramalan beban jangka pendek untuk musim panas menggunakan metode JST, dengan tujuan untuk peramalan beban puncak harian yang akurat menggunakan data actual pembelajaran beberapa tahun

sebelumnya [70]. Hasil peramalan dengan metode ini, diperoleh kesalahan peramalan mutlak rata-rata dibawah 2%.

Onoda mengembangkan model JST dengan mengkombinasikan metode pencarian DSC (Davis, Swann, Campey *search method*) dengan algoritma pembelajaran propagasi balik untuk mereduksi waktu pembelajaran dan menghindari konvergensi pada lokal minima [71]. Hasil pembelajaran model JST tersebut lebih baik dibandingkan hasil model regresi.

- **Penelitian di Inggris.**

Asar dkk. melakukan investigasi kelayakan penerapan JST untuk peramalan jangka pendek sistem kelistrikan. Peramalan meliputi prediksi beban puncak, peramalan setengah jam mendatang, prediksi beban secara fleksibel dengan cakupan range setengah jam sampai 24 jam kedepan, dan peramalan profil beban. Jaringan dilatih dan diuji dengan data beban aktual utiliti dan data cuaca. Kesalahan rata-rata mutlak sekitar 0,5% sampai dengan 2,5% [72].

Azzam dkk. dari Inggris meneliti keefektifan pendekatan JST untuk peramalan beban jangka pendek, dengan mendemonstrasikan kemampuan pembelajaran JST dalam memprediksi beban puncak harian. Sejumlah arsitektur JST telah dipertunjukkan dengan penekanan pada penerapan praktis untuk tujuan kontrol sistem tenaga dan perencanaan. Pembelajaran jaringan menggunakan data aktual beban sistem ketenagalistrikan dengan algoritma propagasi balik.[73].

Asar dan McDonald melakukan investigasi keefektifan pendekatan JST untuk peramalan beban jangka pendek [74]. Proses pembelajaran dan kemampuan JST dalam memprediksi beban puncak harian didemonstrasikan.

Sapeluk dkk. mengembangkan suatu pendekatan *novel* yang diaplikasikan pada JST untuk peramalan beban jangka pendek dengan menggunakan *Personal Computer* (PC). Metode yang dikembangkan ini menggunakan arsitektur JST yang terdiri dari lapisan tersembunyi, lapisan masukan dan lapisan keluaran, untuk peramalan beban 3 jam ke depan setiap setengah jam. Hasil peramalan dengan metode JST mempunyai keakurasian yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode konvensional [75].

Hannan dkk. mengembangkan dan menerapkan model peramalan beban jangka pendek menggunakan JST untuk *National Grid Company* (NGC), Inggris, dengan peramalan beban tiap setengah jam [76].

- **Penelitian di Singapura.**

Srinivasan dkk. telah mendemonstrasikan bagaimana suatu JST dapat digunakan untuk peramalan permintaan beban listrik. Jaringan ini didasarkan pada paradigma jaringan non-statistik propagasi balik, yang efektif dan akurat untuk peramalan beban listrik [77]. Keunggulan JST dibandingkan dengan teknik lainnya untuk peramalan beban adalah JST menghasilkan keputusan cepat dengan komputasi minimal untuk data masukan yang diberikan, dimana kalau menggunakan teknik klasik membutuhkan kalkulasi matematis cukup kompleks untuk memprediksi nilai beban listrik yang akan datang.

Srinivasan dkk. juga meneliti penerapan model JST untuk peramalan beban, dengan membagi pola beban sbb.: pola beban harian yang merefleksikan perbedaan tingkat aktivitas selama sehari, dan pola beban mingguan yang merepresentasikan efek suatu hari pada beban, kecenderungan komponen pertumbuhan iklim dan komponen cuaca yang merefleksikan deviasi dalam beban karena fluktuasi cuaca. Kinerja JST juga dibandingkan dengan beberapa metode *smoothing* konvensional dan metode stokastik [78].

Liu dkk. melakukan perbandingan 2 model peramalan, yaitu model ekonometri dan model JST, dengan studi kasus pada peramalan konsumsi listrik di negara Singapura. Hasilnya memperlihatkan bahwa kedua model tersebut sama bagusnya untuk meramal konsumsi energi listrik secara historis dari tahun 1960-1984, akan tetapi ketika digunakan untuk meramal dari tahun 1985-1990, kedua model tersebut memberikan hasil yang berbeda [79]. Hal ini dikarenakan ada perbedaan struktur dari kedua model tersebut, dan adanya penggunaan konsep elastisitas dalam model ekonometrik.

Suatu pendekatan baru berupa kombinasi JST dan teknik logika *fuzzy* telah dikembangkan Srinivasan dkk. untuk peramalan beban jangka pendek. Pengetahuan pakar yang direpresentasikan dengan aturan *fuzzy*, digunakan untuk *preprocessing* data masukan JST. Untuk pembelajaran jaringan syaraf untuk

peramalan beban satu hari ke depan, aturan fuzzy 'if-then' digunakan, ditambah data historis beban dan data cuaca yang biasa digunakan dalam metode pembelajaran terawasi. Prosesor *fuzzy front-end* memetakan baik data masukan *fuzzy* maupun numerik ke suatu keluaran *fuzzy*. Vektor masukan JST terdiri dari nilai-nilai keanggotaan *fuzzy* ini yang direpresentasikan dalam istilah bahasa seperti tinggi, sedang, rendah. Metode yang dikembangkan ini cukup efektif terhadap kecenderungan dan kejadian khusus yang terjadi secara tahunan. Model fuzzy-jaringan syaraf ini diuji pada data aktual dari perusahaan listrik dan hasilnya dievaluasi untuk peramalan satu hari kedepan, berdasarkan peramalan data cuaca dan parameter lainnya. Hasil simulasi memperlihatkan gambaran kinerja dan kemampuan metode ini cukup bagus [80].

Dash dkk. (peneliti dari Singapura) telah mengusulkan dan menerapkan suatu model peramalan beban yang sensitif terhadap iklim, yaitu model JST dengan suatu algoritma pembelajaran berdasarkan *adaptive-Kalman-filter* [81]. Hasilnya mengungkapkan adanya efisiensi dan keakurasian dari model JST dalam hal waktu pembelajaran yang singkat, kecepatan konvergensi dan penyesuaian alamiah dari algoritma pembelajaran.

- **Penelitian di China.**

Fung dan Rao melakukan penelitian dan membandingkan metode peramalan berdasarkan model JST dan model regresi, untuk meramal konsumsi listrik di Hong Kong [82]. Hasil penelitian menggambarkan bahwa model JST paling tidak sama bagusnya dengan model regresi.

Han dkk. mengembangkan 2 aplikasi peramalan beban model JST, yaitu model beban puncak harian dan model beban 24 jam harian. Analisis *cluster Gaussian* digunakan untuk pembelajaran dari model. Keefektifan model ini didemostrasikan dengan pembelajaran dan pengujian menggunakan koleksi data dari jaringan listrik Jing-Jin-Tang [83].

Ping dan Guang melakukan penelitian terhadap peramalan beban jangka panjang untuk perencanaan dan jangka pendek untuk operasi sistem tenaga secara online. Untuk tujuan ini, digunakan model JST plus logika *fuzzy* [84].

- **Penelitian di Taiwan.**

Hsu dan Yang mengembangkan suatu metode pendekatan baru dengan JST untuk peramalan beban jangka pendek. Untuk peramalan beban tiap jam selama satu hari, pola beban setiap jam, dan beban puncak dan beban diluar beban puncak selama sehari harus ditentukan. JST dengan tipe pembelajaran tidak terawasi berdasarkan pemetaan organisasi sendiri untuk mengidentifikasi hari-hari tersebut dengan pola beban setiap jam similar telah dikembangkan. Hari-hari tersebut dengan pola beban yang mirip disebut tipe hari yang sama. Keefektifan model JST untuk peramalan beban ini diaplikasikan pada perusahaan ketenagalistrikan *Taiwan Power Company* [85].

Untuk penelitian selanjutnya, Hsu dan Yang mengembangkan suatu metode pendekatan baru dengan JST untuk peramalan beban jangka pendek dengan pembelajaran terawasi (*supervised learning*). Model JST yang dibuat adalah jaringan umpan maju lapis banyak. Jaringan syaraf pertama-tama dilatih menggunakan data iklim dan data beban historis. Kemudian JST yang telah dilatih tersebut digunakan untuk memprediksi beban puncak dan beban diluar beban puncak. Hasil peramalan pada perusahaan ketenagalistrikan *Taiwan Power Company* memperlihatkan keefektifan model JST tersebut [86].

Wu dan Lu menerapkan model JST untuk meng-*update* beban setiap jam secara *real time*, memproyeksikan profil beban hari mendatang, dan peramalan beban puncak harian. Faktor iklim dan waktu merupakan parameter masukan (*input*) untuk model JST ini. Hasil peramalan dari model JST ini dibandingkan dengan model ARMAX. (*Autoregressive Moving Average Model*) [87].

Ho dkk., melakukan penelitian model jaringan syaraf tiruan umpan maju lapis banyak untuk peramalan beban jangka pendek. Untuk menaikkan kecepatan proses, suatu algoritma pembelajaran untuk pelatihan adaptif dari JST dipresentasikan. Model ini kemudian didemonstrasikan untuk sistem ketenagalistrikan Taiwan, dan hasilnya proyeksi beban setiap jam cukup efektif dan akurat sesuai dengan keinginan [88].

Lu dkk., mengevaluasi JST sebagai suatu teknik yang dapat berkembang untuk peramalan beban jangka pendek, dimana salah satunya adalah mengevaluasi kinerja metodologi JST untuk mempertimbangkan secara praktis problem

peramalan. Studi ini merupakan investigasi apakah model JST merupakan sistem *dependent*, dan/atau tergantung kasus. Dalam kasus ini dilakukan prediksi 24 jam ke depan menggunakan metode JST, untuk kemudian dibandingkan dengan model tradisional [89].

- **Penelitian di Kanada.**

Lambert dkk. mengembangkan suatu *tool* rekayasa pengetahuan untuk peramalan beban jangka pendek yang digunakan sebagai alat Bantu dalam operasi dan perencanaan sistem distribusi. Tool rekayasa ini terdiri dari 2 bagian, yaitu: pertama metode JST yang dilatih untuk menghasilkan evaluasi pertama dari suatu peramalan beban, kedua sistem pakar *fuzzy* untuk memanipulasi nilai aktual dan nilai peramalan energi riel dan kondisi cuaca untuk menemukan perkiraan beban akhir (final). Studi kasus untuk aplikasi model *tool* ini direpresentasikan menggunakan data dari *Hydro-Quebec Power System*, Kanada [90].

Kermanshahi dkk. melakukan penelitian dan menerapkan JST untuk peramalan beban jangka pendek. Satu dari model yang paling populer adalah model propagasi-balik 3 lapisan, digunakan untuk mempelajari hubungan antara 86 masukan, yang diperkirakan mempunyai efek pada beban, dan 24 output. Data historis dikoleksi selama 2 tahun (tahun 1989 dan 1990) digunakan untuk proses pembelajaran jaringan JST yang diusulkan [91]. Hasil peramalan JST dibandingkan dengan model regresi *multiple linier*. dan terlihat meningkatkan kemampuan peramalan.

Nahi Kandil dkk. melakukan penelitian penerapan JST untuk peramalan beban jangka pendek menggunakan data aktual beban dan cuaca dari perusahaan listrik Hydro-Quebec, Kanada, dimana 3 jenis variabel digunakan sebagai input JST, yaitu: indikator jam & hari, kondisi cuaca yang terkait dengan input, dan data beban historis [92].

- **Penelitian di Australia .**

Dillon dkk., mempresentasikan metode JST untuk peramalan beban jangka pendek, dengan menggunakan 3 lapisan umpan maju jaringan syaraf adaptif, dengan pelatihan propagasi balik. Metode ini menggunakan data aktual untuk

pembelajaran dari sistem kelistrikan dan hasilnya dibandingkan dengan beberapa metode konvensional [93].

- **Penelitian di Indonesia.**

Subiyanto meneliti dan menerapkan model JST jenis propagasi balik untuk peramalan beban jangka pendek di area III PLN yaitu di Jawa Tengah dan DI Yogyakarta. Arsitektur JST terdiri dari 1 lapisan masukan (berisi 57 neuron), 2 lapisan tersembunyi (masing-masing berisi 75 neuron dan 24 neuron) dan 1 lapisan keluaran (berisi 24 neuron, yang merupakan hasil proyeksi beban tiap jam dalam satu hari) [94].

- **Penelitian di Belgia.**

Viron dkk., mengembangkan model hibrid JST – *knowledge based system* (KBS) untuk peramalan beban jangka pendek pada pusat kontrol sistem ketenagalistrikan nasional Belgia dengan periode waktu minimum 24 jam. JST akan membentuk dasar sistem dan akan membuat peramalan untuk kondisi normal, sedangkan KBS akan menangani kekecualian dan fenomena khusus seperti menyediakan fasilitas khusus berdasarkan pengetahuan [95].

- **Penelitian di India.**

Suatu model hibrid jaringan syaraf – sistem pakar fuzzy telah dikembangkan untuk peramalan beban listrik dengan periode satu jam sampai 48 jam kedepan secara akurat. Nilai-nilai keanggotaan fuzzy dari beban dan variabel cuaca lainnya adalah masukan untuk jaringan syaraf dan keluaran merupakan nilai keanggotaan dari beban yang diramal. Suatu skema koreksi fuzzy adaptif digunakan untuk meramal beban akhir dengan menggunakan suatu dasar aturan fuzzy dan mekanisme inferensi fuzzy. Studi kasus dilakukan untuk segala musim [96].

- **Penelitian di Korea Selatan.**

Kwang-Ho dkk. telah mengembangkan model hibrid JST dan sistem pakar fuzzy untuk peramalan beban jangka pendek. Proses peramalan dilakukan dengan

2 tahap. Tahap pertama, pembelajaran JST dilakukan dengan pola beban, dan beban ramalan sementara diperoleh dari pembelajaran JST. Tahap kedua, sistem pakar fuzzy memodifikasi ramalan beban sementara dengan mempertimbangkan kemungkinan variasi beban karena perubahan temperatur dan perilaku beban pada hari libur. Studi kasus diterapkan pada *Korea Electric Power Corporation* (KEPCO), dan model hibrid yang diusulkan memberikan hasil peramalan yang akurat dengan MAPE (*mean absolute percentage errors*) dibawah 1,3% [97].

- **Penelitian di Yunani.**

Bakirtzis dkk. dari Yunani telah mengembangkan model peramalan beban jangka pendek berdasarkan JST untuk *Energy Control Center of the Greek Public Power Corporation* (PPC) [98]. Model yang dikembangkan dapat meramal beban harian untuk periode satu sampai tujuh hari. Hasil peramalan mengindikasikan bahwa model JST yang dikembangkan cukup akurat.

- **Penelitian di Yugoslavia.**

Djukanovic dkk., melakukan penelitian penerapan model JST untuk peramalan beban jangka pendek, menggunakan algoritma pembelajaran tidak terawasi dan terawasi, dengan mengaitkan beban dengan temperature pada iklim tertentu, tipe hari dan jam dari hari tertentu untuk peramalan beban listrik tiap jam selama 24 jam [99].

2.6.7 Metode JST Untuk Peramalan Beban Jangka Menengah dan Jangka Panjang

Beberapa peneliti telah melakukan penelitian tentang metode jaringan syaraf tiruan (JST) untuk peramalan beban tenaga listrik jangka menengah dan panjang. Penelitian tersebut diantaranya, adalah:

- **Penelitian di Jepang:**

Hiroshi Iwamiya dan Bahman Kermanshahi telah melakukan penelitian peramalan beban tenaga listrik jangka panjang dengan metode JST untuk studi kasus sembilan perusahaan ketenagalistrikan yang terinterkoneksi di Jepang (yaitu Hokkaido, Tohoku, Hokuriku, Tokyo, Chubu, Kansai, Shikoku, Chungoku, dan Kyusu) [5]. Ada 2 tipe jaringan syaraf yang digunakan, yaitu jaringan syaraf propagasi balik dengan 3 lapisan (JST-PB), dan jaringan syaraf *recurrent* (*recurrent neural network*, RNN). Studi kasus digunakan untuk tahun peramalan 1999, 2000, 2005, 2010, 2015, dan 2020. Berbeda dengan peramalan beban jangka pendek yang sangat dipengaruhi kondisi cuaca, maka peramalan beban jangka panjang terutama dipengaruhi oleh faktor-faktor ekonomi. Oleh karena itu dalam studi ini ditetapkan 10 faktor yang diperkirakan sangat berpengaruh, yaitu:

- a. Produk Nasional Kotor (*Gross National Product, GNP*).

GNP digunakan sebagai suatu ukuran tingkatan ekonomi suatu negara, dan juga sebagai indikator kecenderungan tren ekonomi suatu negara.

- b. Produk Domestik Kotor (*Gross Domestic Product, GDP*).

GDP memperlihatkan ukuran tingkatan aktivitas ekonomi dan kondisi ekonomi yang terjadi dalam suatu negara.

- c. Populasi.

Diperkirakan permintaan energi listrik akan meningkat naik secara proporsional sesuai dengan kenaikan jumlah populasi.

- d. Jumlah Rumah Tangga (*Household*).

- e. Pemakaian Pengatur Udara (*Air Conditioning, AC*).

- f. Jumlah polusi CO₂.

- g. Indeks Produksi Sektor Industri (*Index of Industrial Production, IIP*).

Keseluruhan pergerakan/pengembangan industri dapat dicapai dengan menggunakan IIP sebagai masukan.

- h. Harga Minyak Mentah.
- i. Jumlah Konsumsi Energi.

Jumlah Konsumsi Energi diperkirakan naik secara proporsional terhadap jumlah konsumsi tenaga listrik.

- j. Harga Listrik (*Electric Charges*).

Iwamiya and Kermanshahi juga melakukan analisis sensitivitas terhadap studi peramalan beban jangka panjang pada sistem kelistrikan 9 utiliti perusahaan listrik di Jepang [100].

Mostafa Al Mamun, Nagasaka, dan Reza telah melakukan penelitian peramalan jangka panjang menggunakan jaringan syaraf *Radial Basis Function Networks* (RBFNs) untuk sistem kelistrikan di Jepang [101]. Dalam penelitian tersebut ditetapkan 10 faktor yang diperkirakan sangat berpengaruh, yaitu:

- a. Produk Nasional Kotor (*Gross National Product, GNP*).
- b. Produk Domestik Kotor (*Gross Domestic Product, GDP*).
- c. Populasi.
- d. Jumlah Rumah Tangga (*Household*).
- e. Jumlah hari di musim panas.
- f. Jumlah hari di musim dingin.
- g. Indeks Produksi Sektor Industri.
- h. Harga Minyak.
- i. Harga Listrik (*Electricity price*).
- j. Jumlah Maksimum Energi Listrik.

• **Penelitian di Australia:**

Eka Taniputra telah melakukan penelitian peramalan beban tenaga listrik jangka panjang dengan metode JST untuk kasus di kawasan metropolitan Perth, Australia Barat, menggunakan paket perangkat lunak simulasi "*Easy NN-plus*" [102]. Dalam penelitian tersebut, ditetapkan faktor-faktor yang mempengaruhi peramalan beban jangka panjang, yaitu:

- a. Produk Domestik Bruto (PDB).
- b. Produk Negara Bagian Bruto (PNBB).

- c. Jumlah populasi.
- d. Pendapatan rumah tangga (*household income*).
- e. Jumlah hari musim panas.
- f. Jumlah hari musim dingin..
- g. Harga minyak.
- h. Jumlah rumah tangga (*household*).
- i. Permintaan listrik maksimum.

Pembelajaran dan simulasi JST menggunakan data tahun 1974-2004, dan kasus simulasi peramalan beban dibuat untuk tahun 1998-2004.

Dalam penelitiannya, akurasi kemungkinan terbaik dari model JST adalah jaringan syaraf lapis tunggal dengan arsitektur 8 neuron pada lapisan masukan, 6 neuron pada lapisan tersembunyi, dan 1 neuron pada lapisan keluaran, dengan laju pembelajaran dan momentum masing-masing sebesar 0,4 dan 0,5.

- **Penelitian di Kanada:**

Voss dkk. dari Kanada mengusulkan suatu metode untuk meningkatkan akurasi perkiraan beban menggunakan JST [103]. Pendekatan model ini memperlihatkan masalah peramalan sebagai masalah penyaringan waktu diskrit berdasarkan pengetahuan. Model ini diterapkan pada perusahaan listrik di Kanada untuk peramalan beban puncak bulanan selama beberapa tahun.

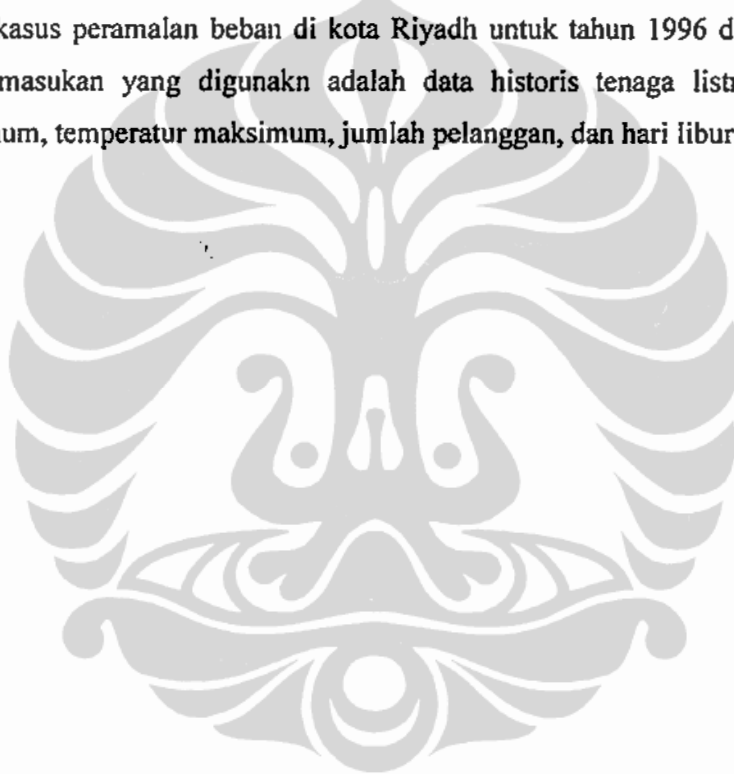
- **Penelitian di Brasil:**

Suatu investigasi kinerja JST untuk peramalan beban sistem setiap jam telah dilakukan oleh Zebulum dkk. [104]. Pengujian dilakukan terhadap peramalan beban mulai dari 1 sampai 744 jam ke depan (selama 2 bulan). Peramalan beban tenaga listrik jangka panjang (yaitu lebih 24 jam) memerlukan untuk masukan dirinya sendiri dengan prediksi nilai beban (prediksi multi-langkah) untuk mendapatkan peramalan periode mendatang. Hasil pengujian yang diperoleh sangat bagus dibandingkan dengan prediksi langkah-tunggal yang hanya menggunakan ketersediaan nilai beban aktual untuk prediksi mendatang. Eksperimen menggunakan data beban aktual dari *Electric State Company of Minas Gerais* (CEMIG), Brasil, untuk memprediksi beban satu tahun penuh

(mulai Maret 1993 sampai Februari 1994). Hasil prediksi dievaluasi dengan menggunakan 3 pendekatan kesalahan (*error*), yaitu: MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), RMSE (*Root Mean Squared Error*) dan Theil's U (laju antara RMSE dari sistem peramalan aktual dan RMSE dari suatu sistem peramalan naif).

- **Penelitian di Saudi Arabia:**

Fahd A. Alturki dan Adel Ben Abdennour telah melakukan penelitian peramalan beban puncak mingguan selama satu tahun menggunakan JST untuk studi kasus peramalan beban di kota Riyadh untuk tahun 1996 dan 1997 [105]. Data masukan yang digunakan adalah data historis tenaga listrik, temperatur minimum, temperatur maksimum, jumlah pelanggan, dan hari libur khusus.

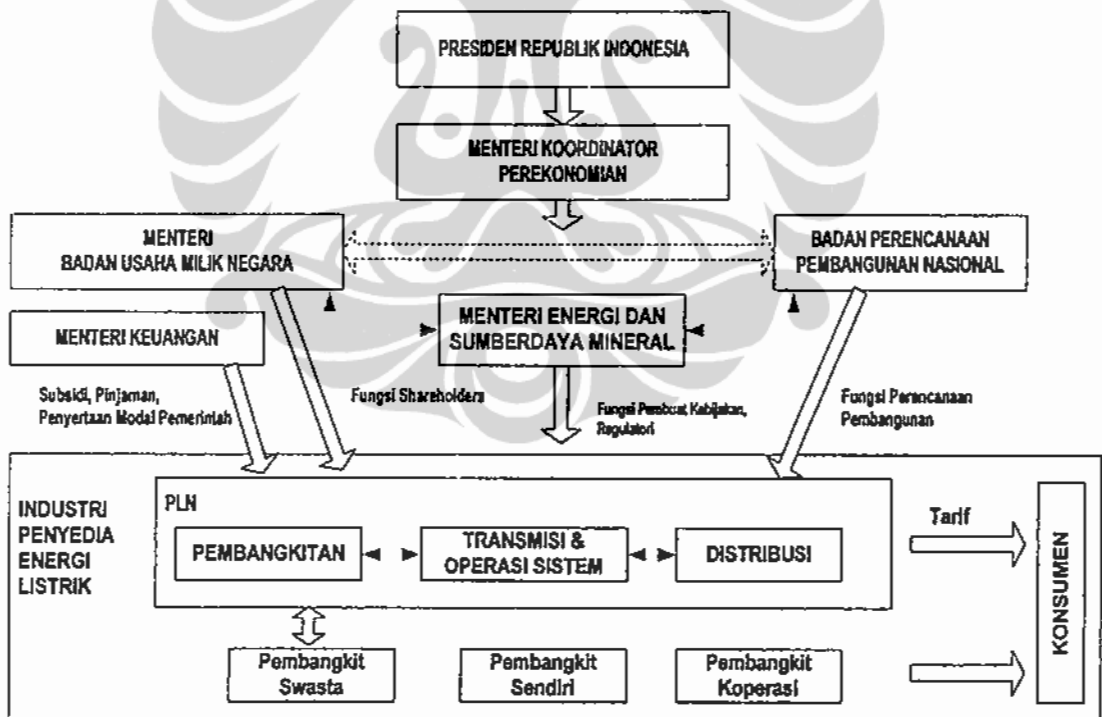


BAB III

PROFIL SISTEM KETENAGALISTRIKAN JAWA-MADURA-BALI (JAMALI)

3.1 SISTEM KETENAGALISTRIKAN JAWA-MADURA-BALI

Pada akhir tahun 2004, Undang-Undang No 20 Tahun 2000 dicabut oleh Mahkamah Konstitusi untuk kembali lagi ke UU No 15 tahun 1985. Dengan demikian PT. PLN (Persero) tetap merupakan perusahaan milik negara yang berbentuk Persero dan sebagai satu-satunya Pemegang Kuasa Usaha Ketenagalistrikan (PKUK), yang berkewajiban untuk memenuhi kebutuhan listrik nasional. Gambar 3.1. merupakan ilustrasi pola bisnis ketenagalistrikan di Indonesia [23] [106].



Gambar 3.1. Struktur industri ketenagalistrikan di Indonesia.

PLN selain memproduksi tenaga listrik dari pembangkit sendiri (termasuk dari anak perusahaannya), juga berfungsi sebagai pembeli tunggal (*single buyer*), dimana PLN membeli listrik dari semua perusahaan listrik swasta (*independent power producers*, IPP). Sumber atau pembangkit lain di luar PLN yang memasok tenaga listrik adalah yang berasal dari "*captive power*", yaitu pembangkit milik industri untuk kepentingan mereka sendiri. Selain itu ada beberapa perusahaan kecil termasuk koperasi yang menjual listriknya langsung ke konsumen.

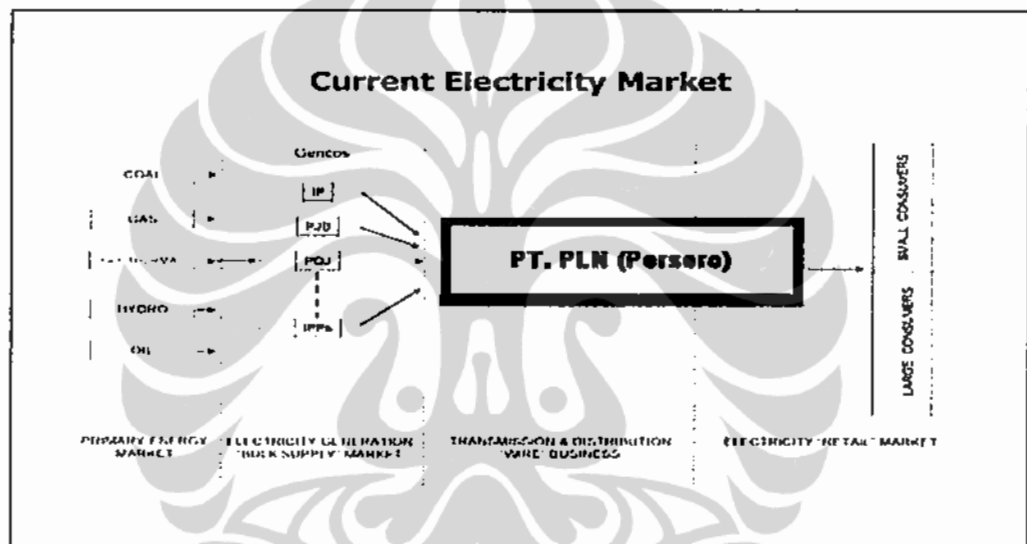
Dalam kaitan dengan tugas dan tanggung jawab PT PLN (Persero) dalam melistriki seluruh pelosok nusantara, PLN berada di bawah pengendalian Departemen Energi dan Sumberdaya Mineral cq Direktorat Jenderal Listrik dan Pemanfaatan Energi. Sedangkan dalam kaitannya dengan pendanaan, subsidi, pajak dll, berada di bawah pengawasan Departemen Keuangan. Dalam kaitannya dengan ketatalaksanaan perusahaan, PLN berada di bawah Kementerian Badan Usaha Milik Negara yang juga bertindak sebagai pemegang saham. Dalam pelaksanaan pembangunan ketenagalistrikan, PLN berkoordinasi juga dengan Badan Perencanaan dan Pembangunan Nasional. Sedangkan hal-hal yang terkait dengan berbagai sektor pemerintahan dikoordinasikan oleh Menteri Koordinator Perekonomian.

PLN telah membangun berbagai pembangkit listrik berupa PLTU, PLTG, PLTGU, PLTP, PLTA dan PLTD untuk memenuhi kebutuhan listrik di seluruh wilayah Indonesia. Sebagian besar pembangkit tersebut berada di pulau Jawa, dan dikelola oleh dua anak perusahaan PLN, yaitu PT Indonesia Power dan PT PJB. Sejumlah pembangkit milik swasta (IPP) dan juga beberapa pembangkit tenaga air seperti milik PO Jatiluhur menambah kapasitas pembangkit yang ada.

Penyaluran tenaga listrik dari pusat-pusat pembangkit dilakukan oleh jaringan transmisi tegangan tinggi dan tegangan ekstra tinggi milik PLN ke pusat-pusat beban. Tenaga listrik ini selanjutnya didistribusikan dari pusat-pusat beban ke konsumen melalui jaringan distribusi yang juga dimiliki oleh PLN. Struktur bisnis ketenagalistrikan di Indonesia digambarkan pada gambar 3.2 [23] [106].

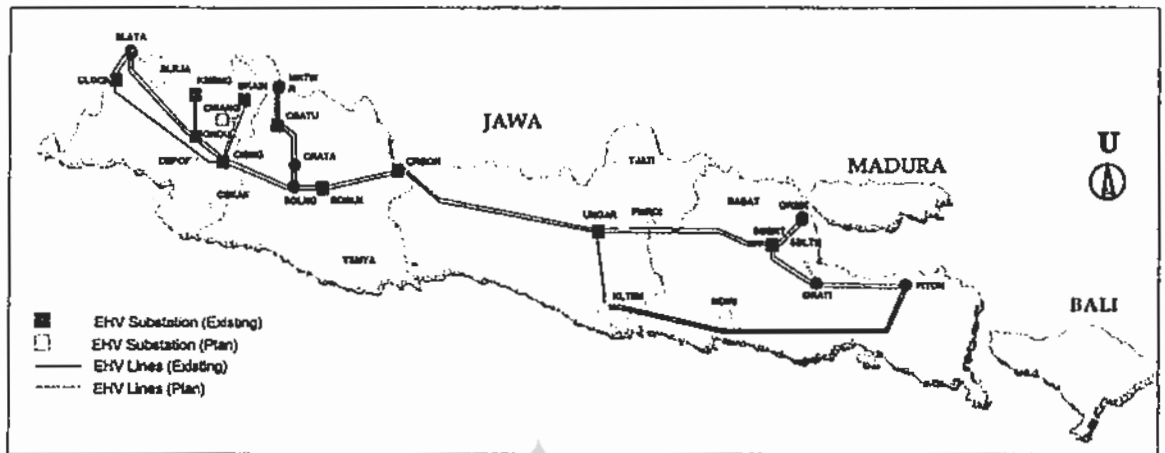
Pembangkit tenaga listrik di sistem Jawa-Madura-Bali (Jamali) tersebar dari Suralaya di barat sampai Paiton di timur serta Pesanggaran di Bali. Total unit

pembangkit yang tercatat sampai saat ini adalah 216 unit mesin dengan total kapasitas terpasang sebesar 19.615 MW, seperti tampak pada lampiran-1. Pembangkit terbesar terdapat di Suralaya dengan total kapasitas terpasang 3.400 MW yang terdiri dari PLTU batubara dengan kapasitas 4x400 MW dan 3x600 MW, dan di Paiton dengan total kapasitas terpasang 3.320 MW yang terdiri dari PLTU batubara dengan kapasitas 2x400 MW, 2x615 MW dan 2x645 MW. Sebagian besar pembangkit di sistem Jamali adalah berbahan bakar batu bara, gas dan minyak. Peta kelistrikan sistem Jamali dapat dilihat pada Gambar 3.3 [23] [107].



Gambar 3.2. Struktur bisnis ketenagalistrikan [23] [106].

Lokasi pusat pembangkit cukup tersebar di pulau Jawa, namun pusat beban terbesar berada di bagian barat pulau Jawa. Semua pembangkit dalam sistem tenaga listrik Jamali saling terinterkoneksi pada jaringan 500 kV yang merupakan tulang-punggung kelistrikan sistem Jamali.



Gambar 3.3. Peta ketenagalistrikan sistem Jamali [23] [107].

3.2. KEBIJAKAN PENGELOLAAN ENERGI & KETENAGALISTRIKAN

Kebijakan pengelolaan energi, termasuk energi listrik adalah sangat penting untuk menciptakan keamanan pasokan energi (*energy security of supply*), secara aman, ekonomis, terencana, efisien dan berkelanjutan.

3.2.1. Kondisi Energi di Indonesia.

Berdasarkan data energi yang dikeluarkan oleh Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral (DESDM), kondisi energi saat ini di Indonesia adalah sbb.[108]:

Diperkirakan Indonesia mempunyai sumberdaya minyak bumi sekitar 86,9 milyar barel minyak (*billion barrel oil*), gas bumi sekitar 384,7 TSCF, batubara sekitar 50 milyar ton, panas bumi sekitar 27 ribu MW, tenaga air sekitar 75 ribu MW. Energi terbarukan antara lain energi biomasa, energi surya, dan energi angin masih berlimpah. Diperkirakan seperempat daratan Indonesia mengandung deposit mineral radioaktif terutama uranium.

Cadangan terbukti minyak bumi pada tahun 2002 sekitar 5 milyar barel dan dengan tingkat produksi minyak saat ini sekitar 500 juta barel, cadangan tersebut akan habis dalam 10 tahun mendatang. Cadangan terbukti gas bumi sekitar 90 TSCF dengan tingkat produksi tahun 2002 sebesar 3 TSCF maka cadangan tersebut akan

habis dalam 30 tahun. Cadangan terbukti batubara sekitar 5 milyar ton dengan tingkat produksi tahun 2002 sekitar 100 juta ton akan dapat digunakan selama 50 tahun. Potensi tenaga air sebesar 75 ribu MW yang saat ini baru dimanfaatkan sebesar 4200 MW. Cadangan terbukti panas bumi sebesar 2300 MW yang saat ini baru dimanfaatkan sebesar 800 MW.

Penggunaan BBM meningkat pesat, terutama untuk transportasi, yang sulit digantikan oleh jenis energi lainnya. Ketergantungan kepada BBM masih tinggi, yaitu 60% dari konsumsi energi final. Pembangkitan tenaga listrik masih mengandalkan BBM dan batubara karena jaringan pipa gas bumi masih terbatas, lokasi potensi tenaga air yang jauh dari konsumen dan pengembangan panas bumi belum didukung oleh peraturan dan perundangundangan yang kondusif.

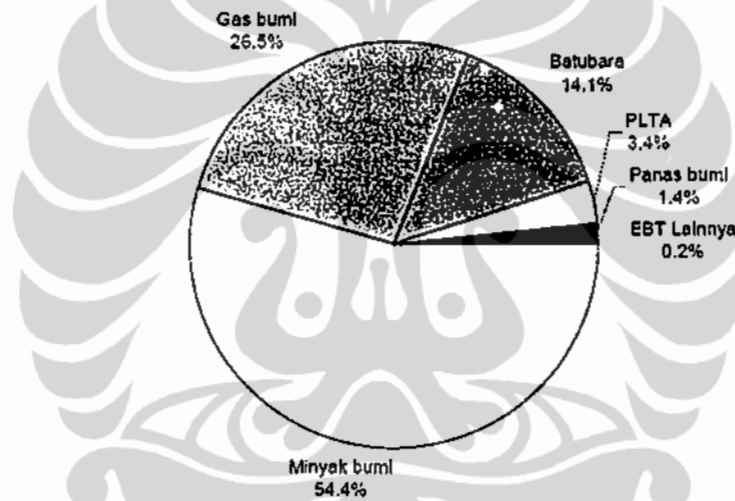
Kebutuhan energi dalam negeri selama ini dipasok dari produksi dalam negeri dan impor yang pangasanya cenderung meningkat. Komponen terbesar dari impor energi adalah minyak bumi dan BBM. Kemampuan produksi lapangan minyak bumi menurun sehingga membatasi tingkat produksinya. Dalam satu dekade terakhir, kapasitas produksi kilang BBM dalam negeri tidak bertambah, sedangkan permintaan BBM di dalam negeri meningkat dengan cepat. Pada tahun 2002 peranan minyak bumi impor untuk kebutuhan bahan baku kilang BBM sudah mencapai 35% sedangkan peranan BBM impor untuk pemakaian dalam negeri mencapai 30%.

Penggunaan energi terbarukan belum besar, kecuali tenaga air, karena belum kompetitif dibandingkan dengan energi konvensional. Harga listrik yang dibangkitkan dari PLTS, PLTB, PLTMH dan PLT energi terbarukan lainnya masih lebih tinggi daripada yang dibangkitkan dengan BBM. Sampai tahun 2002, kapasitas terpasang dari PLTS sebesar 5 MW, dari PLTB sebesar 0,5 MW, dari PLTMH sebesar 54 MW dan dari PLT terbarukan lainnya (biomassa) sebesar 302,5 MW.

3.2.2. Kebijakan Bauran Energi (*Energy Mix*)

Pada Gambar 3.4 disajikan kondisi bauran energi primer di Indonesia pada tahun 2003, dimana:

- Peranan minyak bumi sekitar 54,4%
- Peranan gas bumi meningkat sekitar 26,5%
- Peranan batubara meningkat sekitar 14,1%
- Peranan PLTA sekitar 3,4%
- Peranan panas bumi meningkat menjadi 1,4%
- Peranan energi baru dan terbarukan (EBT) lainnya sekitar 0,2%.

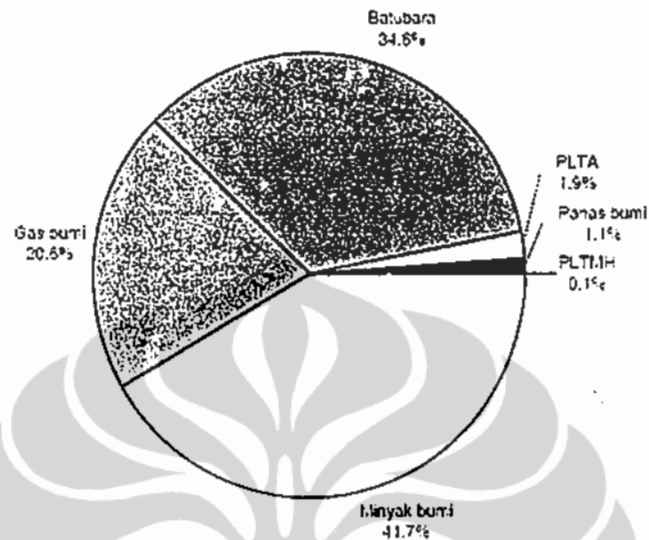


Gambar 3.4. Kondisi bauran energi (*energy mix*) nasional 2003 [109].

Jika tidak ada upaya optimalisasi terhadap bauran energi primer nasional yaitu Skenario BaU (*Business as Usual*), maka pada tahun 2025 komposisi kontribusi/ peranan energi primer nasional adalah sbb. (lihat Gambar 3.5):

- Peranan minyak bumi adalah sekitar 41,7%
- Peranan gas bumi adalah sekitar 20,6%
- Peranan batubara adalah sekitar 34,6%
- Peranan PLTA adalah sekitar 1,9%
- Peranan panas bumi adalah sekitar 1,1%.

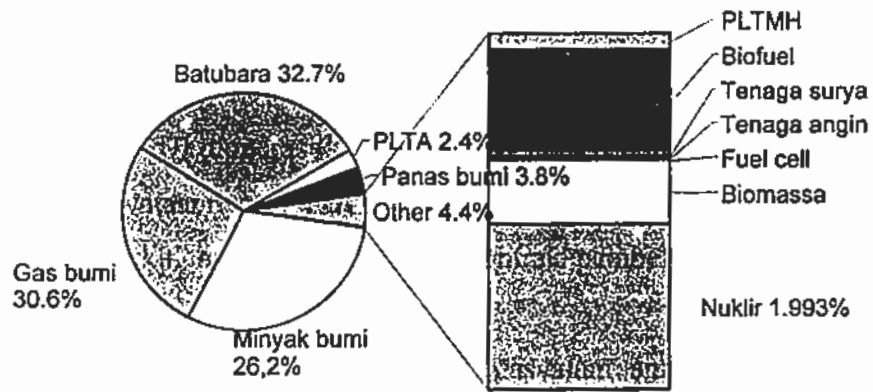
- Peranan PLTMH (Pembangkit Listrik Tenaga Mikro Hidro) adalah sekitar 0,1%.



Gambar 3.5. Kondisi bauran energi (*energy mix*) nasional 2025 Skenario BaU [109].

Namun, jika dibuat berdasarkan suatu kebijakan tentang bauran energi primer nasional yang optimal, maka pada tahun 2025 komposisi kontribusi/peranan energi primer nasional adalah sbb. (lihat Gambar 3.6):

- Peranan minyak bumi menurun menjadi 26,2%
- Peranan gas bumi meningkat menjadi 30,6%
- Peranan batubara meningkat menjadi 32,7%
- Peranan panas bumi meningkat menjadi 3,8%
- Peranan PLTA sekitar 2,4%
- Peranan energi baru dan terbarukan lainnya (termasuk PLTMH, *biofuel*, tenaga surya, tenaga angin, *fuel cell*, biomassa, nuklir) meningkat menjadi 4,4%.



Gambar 3.6. Kondisi bauran energi (*energy mix*) nasional 2025 Skenario Optimalisasi [109].

3.2.3. Pemanfaatan Sumber Energi untuk Pembangkit Tenaga Listrik [23].

Sumber energi primer yang digunakan untuk Pembangkit Listrik Tenaga (PLT) antara lain adalah batubara untuk PLTU-Batubara, gas alam untuk PLT-Gas (PLTGU), minyak bumi untuk PLT-Diesel (PLTD) & PLTG, tenaga air untuk PLT-Air (PLTA), dan panas bumi untuk PLT-Panas bumi (PLTP).

a. Batubara:

- PLTU-Batubara dirancang sebagai pemikul beban dasar, karena biaya paling murah, ketersediaan batubara di dalam negeri cukup memadai dan potensinya sangat besar di Indonesia.
- Konsumsi batubara untuk tahun 2002 mencapai ± 14 Juta ton dan akan meningkat terus dimasa mendatang.

b. Gas Alam:

- PLTGU dioperasikan sebagai pemikul beban menengah namun pada kenyataannya PLTGU yang ada di sistem JAMALI dioperasikan sebagai pemikul beban dasar karena kontrak pembelian gas alam menggunakan klausul *Take or Pay*.
- Sampai tahun 2002 konsumsi gas alam untuk pembangkit tenaga listrik diperkirakan mencapai 192 ribu mmscf.

c. Minyak Bumi:

- Peran BBM sebagai sumber energi dalam pembangkitan tenaga listrik diusahakan semakin menurun dan sedapat mungkin dihindari, kecuali pada pusat-pusat beban yang kecil dan terisolasi yang umumnya menggunakan PLTD berkapasitas kecil-kecil atau untuk PLTG dan PLTGU yang masih menunggu tersedianya gas alam.
- Pemakaian BBM untuk pembangkit tenaga listrik sampai tahun 2002 sebesar 7 Juta kilo liter

d. Tenaga Air:

- Sumber daya air mempunyai potensi yang cukup besar untuk memenuhi kebutuhan tenaga listrik yang semakin meningkat, sehingga potensi yang ada perlu dimanfaatkan semaksimal mungkin untuk menjamin *security of supply* penyediaan tenaga listrik.
- Pada tahun 2002 proyeksi produksi PLTA sebesar 10,8 GWh, dari kapasitas terpasang seluruhnya sebesar 3.133,24 MW.

e. Panas Bumi:

- Kapasitas pembangkit panas bumi yang beroperasi saat ini sebesar 807 MWe yang semuanya beroperasi pada sistem JAMALI. Pemanfaatan panas bumi dengan kapasitas tersebut di atas sebagai sumber energi dalam pembangkitan tenaga listrik di Indonesia baru mencapai 0,5 % dari potensi yang ada.
- Tahun 2002 produksi PLTP telah mencapai 3,2 TWh.

3.2.4. Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL)

Dengan skenario normal (yaitu menggunakan pertumbuhan PDRB 6,2% dan pertumbuhan penduduk 0,93%), maka untuk memenuhi kebutuhan sampai dengan tahun 2010, diperlukan tambahan kapasitas pembangkit sebesar 9.570 MW pada Sistem Kelistrikan Jawa-Madura-Bali, sedangkan untuk skenario rendah yaitu dengan menerapkan *Demand Side Management* (DSM) diperlukan kapasitas pembangkit sebesar 8670 MW [110] [111].

Berdasarkan perubahan RUPTL maka disusun proyek pembangkit Sistem Jawa-Madura-Bali untuk tahun 2006 – 2010, sebagaimana disajikan pada Tabel 3.1. Dengan demikian, maka daftar proyek pembangkitan tersebut dalam proses optimasi dimasukkan ke dalam pembangkit *committed*, atau dimasukkan dalam model FIXYS dari program WASP.

Tabel 3.1. Daftar Proyek Pembangkit Sistem Jawa-Madura-Bali 2006 – 2010 [111].

Owner	Jenis	Nama Proyek	MW	COD
PLN	PLTGU	Cilegon *)	740	2006/07
Swasta	PLTU	Tanjung Jati-B *)	1320	2006/07
Swasta	PLTU	Cilacap *)	600	2006/07
PLN	PLTGU	Pemaron *)	50	2007/08
Swasta	PLTP	Darajat *)	110	2007/08
PLN	PLTU	Suralaya	600	2009/10
PLN	PLTU	Labuhan	300	2009/10
PLN	PLTU	Teluk Naga	600	2009/10
PLN	PLTU	Jabar Selatan	300	2009/10
PLN	PLTU	Jabar Utara	300	2009/10
PLN	PLTU	Rembang	600	2009/10
PLN	PLTU	Jatim Selatan	300	2009/10
PLN	PLTU	Paiton Baru	600	2009/10
PLN	PLTU	Tanjung Jati Baru	600	2009/10
Swasta	PLTP	Kamojang #4 *)	60	2009/10
Swasta	PLTP	Wayang Windu *)	110	2009/10
Swasta	PLTU	Bali Utara *)	130	2009/10
PLN	PLTU	Labuhan	300	2010/11
PLN	PLTU	Teluk Naga	300	2010/11
PLN	PLTU	Jabar Selatan	600	2010/11
PLN	PLTU	Jabar Utara	600	2010/11
PLN	PLTU	Jatim Selatan	300	2010/11
PLN	PLTU	T Awar-awar	600	2010/11
Swasta	PLTP	Patuha *)	120	2010/11
Swasta	PLTP	Dieng *)	60	2010/11
Swasta	PLTU	Bali Utara *)	260	2010/11
Swasta	PLTP	Bedugul *)	10	2010/11
Swasta	PLTU	Cirebon (Eks Cilegon)	600	2010/11

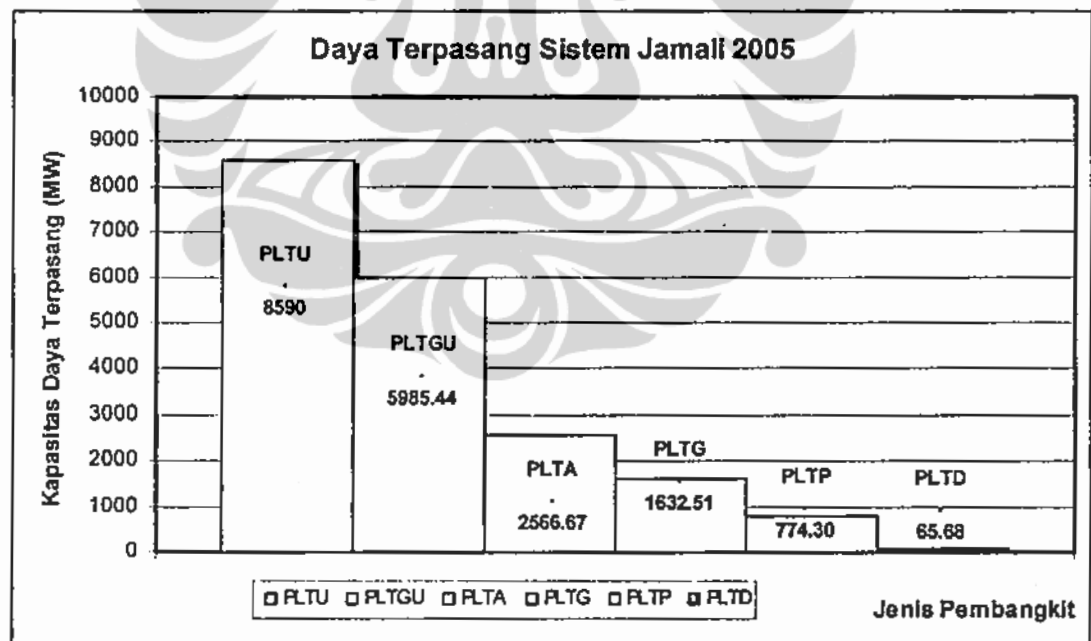
Keterangan: *) Proyek yang sedang berjalan (*on going project*).

3.3. SISTEM PEMBANGKITAN JAWA-MADURA-BALI (JAMALI)

Pada tahun 2005, daya terpasang dan fraksi prosentase daya terpasang dari jenis pembangkit (*fixed system*) dalam sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali adalah sbb.[112] (lihat Gambar 3.7 dan Tabel 3.2):

- PLTU Batubara mempunyai daya terpasang sekitar 8590 MWe (43,79%),
- PLTGU mempunyai daya terpasang sekitar 5985,44 MWe (30,52%),
- PLTA mempunyai daya terpasang sekitar 2566,67 MWe (13,09%),
- PLTG mempunyai daya terpasang sekitar 1632,51 MWe (8,32%),
- PLTP mempunyai daya terpasang sekitar 774,30 MWe (3,95%),
- PLTD mempunyai daya terpasang sekitar 65,68 MWe (0,33%).

Dari data tersebut di atas dapat diketahui bahwa total kapasitas daya terpasang di sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali pada tahun 2005 adalah sekitar 19.614,60 MWe.



Gambar 3.7. Kapasitas daya terpasang Pembangkit Sistem Kelistrikan Jawa-Madura-Bali 2005.

Peranan PLTU Batubara untuk memenuhi permintaan energi listrik di Jawa-Bali adalah sangat besar, dimana kontribusinya sekitar 43,79% (8590 MWe) dari total kapasitas terpasang. Keunggulan dari PLTU Batubara diantaranya adalah sebagai pemikul beban dasar, teknologi pembangkitan ini relatif murah dan waktu pembangunannya relatif singkat. Pembangkit berbahan bakar batubara ini (dalam *fixed system*) pada awal tahun studi merupakan kontributor terbesar sebagai penyuplai listrik. Pembangkit ini untuk tahun-tahun mendatang kontribusinya akan mengalami peningkatan yang cukup besar dengan dibangunnya PLTU Batubara baru sebagai kebijakan proyek program diversifikasi BBM ke Non BBM sebagaimana dicantumkan dalam Perubahan Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) 2006-2015 [111].

Tabel 3.2. Kapasitas daya terpasang pembangkitan pada sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali tahun 2005 [112].

Jenis Pusat Listrik & Sub-total	Nama Perusahaan	Jumlah		
		Unit	(MW)	Prosentase (%)
PLTA	Indonesia Power	54	1103.79	5.63
	PJB	33	1282.88	6.54
	Swasta	6	180.00	0.92
Sub-total PLTA		93	2566.67	13.09
PLTU	Indonesia Power	14	3900.00	19.88
	PJB	11	2100.00	10.71
	Swasta	5	2590.00	13.20
Sub-total PLTU		30	8590.00	43.79
PLTP	Indonesia Power	7	360.00	1.84
	Swasta	6	414.30	2.11
Sub-total PLTP		13	774.30	3.95
PLTGU	Indonesia Power	23	2977.98	15.18
	PJB	22	3007.46	15.33
Sub-total PLTGU		45	5985.44	30.52
PLTG	Indonesia Power	15	544.11	2.77
	PJB	4	80.40	0.41
	Muara Tawar	6	858.00	4.37
	Swasta	1	150.00	0.76
Sub-total PLTG		26	1632.51	8.32
PLTD	Indonesia Power	9	65.68	0.33
Sub-total PLTD		9	65.68	0.33
Jumlah Sub-total		216	19614.60	100.00

PLTGU dalam sistem kelistrikan Jawa-Bali, pada tahun 2005 mempunyai kontribusi sekitar 30,52% dengan kapasitas daya terpasang sekitar 5985,44 MWe.

Pembangkit Listrik Tenaga Air (PLTA) mempunyai kontribusi yang sangat berarti sebagai penyedia energi listrik dalam sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali. Hal ini didukung oleh potensi tenaga air di Jawa sekitar 4.200 MW atau 18.042 GWh (energi per-tahun) yang tersebar di 120 lokasi [113]. Di awal tahun studi (2005), kapasitas terpasang PLTA sekitar 2566,67 MWe (13,09%). Karena terbatasnya lahan di pulau Jawa, maka pengembangan PLTA baru di Pulau Jawa cukup mengalami kesulitan dan mempunyai dampak sosial yang harus dipertimbangkan.

Sedangkan PLTG mempunyai daya terpasang sekitar 1632,51 MWe atau sekitar 8,32% dari total kapasitas terpasang sistem Jawa-Bali.

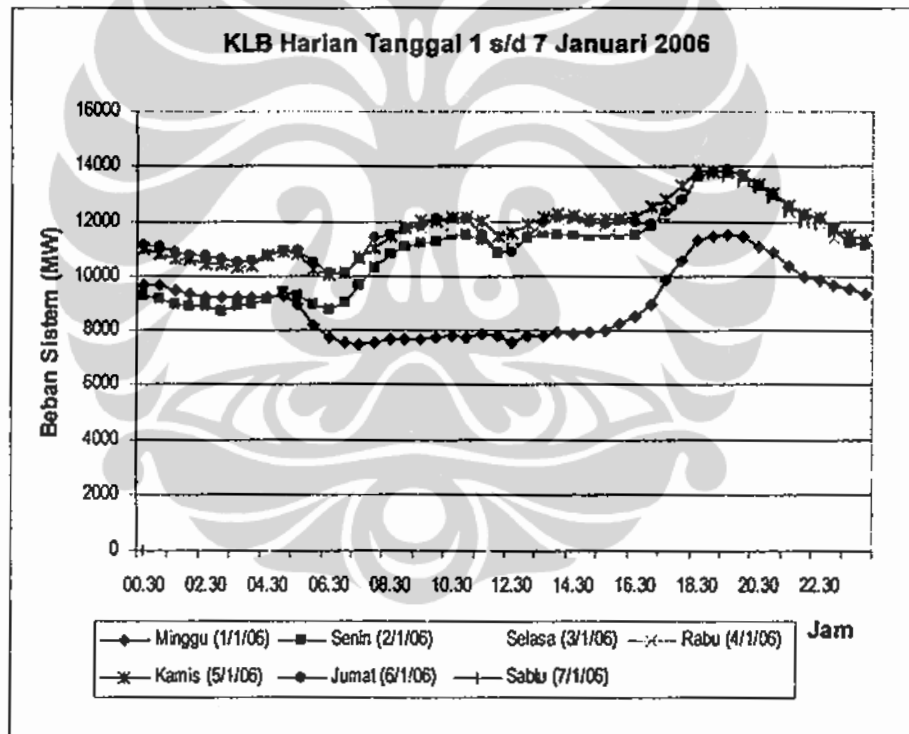
Dengan potensi energi panas bumi di Pulau Jawa sekitar 5.331 MW dan di Bali sekitar 350 MW [113], maka akan mendukung perencanaan pengembangan PLTP di Pulau Jawa dan Bali. Sebagaimana diketahui bahwa di awal tahun studi kapasitas terpasang PLTP sekitar 774,30 MWe (3,95%),

Pada tahun 2005, kontribusi PLTD untuk mensuplai energi listrik sekitar 65,33 MWe (0,33%). Berdasarkan kebijakan pengelolaan energi, di masa mendatang PLTD kontribusinya akan ditekan terus, sehingga dalam *fixed system* tidak ada perencanaan pembangunan PLTD baru. Hal ini sesuai dengan kebijaksanaan untuk mengurangi atau tidak membangun pembangkit baru dengan menggunakan bahan bakar minyak.

3.4 PROFIL POLA BEBAN SISTEM KETENAGALISTRIKAN JAMALI

3.4.1. POLA BEBAN HARIAN

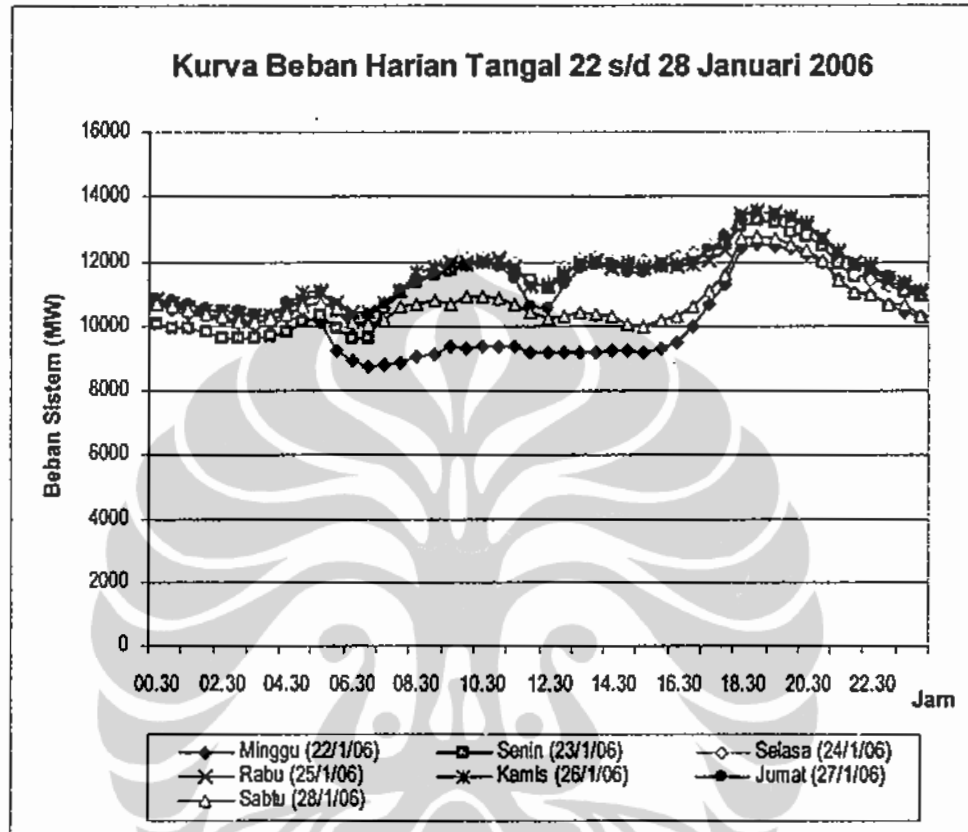
Pola beban harian sistem ketenagalistrikan Jamali selama satu minggu, termasuk hari libur Tahun Baru 1 Januari 2006 dan bertepatan hari minggu diilustrasikan pada Gambar 3.8 berdasarkan data aktual PT. PLN (Persero) Penyaluran dan Pusat Pengaturan Beban (P3B) Jawa Bali, Gandul [114] Terlihat bahwa pada hari Minggu tanggal 1 Januari 2006, beban sepanjang hari cukup rendah bila dibandingkan pada hari Senin sampai dengan Sabtu, karena merupakan hari libur nasional, sehingga aktivitas kantor dan industri sebagian besar libur.



Gambar 3.8. Ilustrasi pola beban harian tanggal 1 s/d 7 Januari 2006.

Sedangkan pada Gambar 3.9 dan Gambar 3.10 diilustrasikan pola beban harian sistem ketenagalistrikan Jamali pada hari normal selama satu minggu, mulai tanggal 22 sampai dengan 28 Januari 2006. Terlihat bahwa pada hari Minggu dan

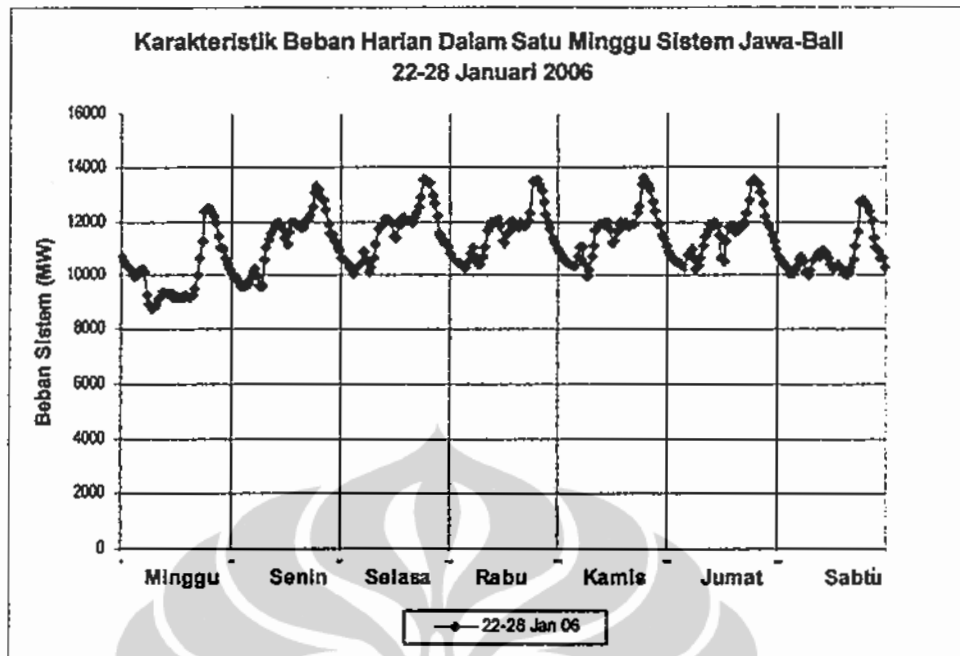
Sabtu, beban sepanjang hari lebih rendah bila dibandingkan pada hari Senin sampai dengan Jumat, karena berkurangnya aktivitas kantor dan industri.



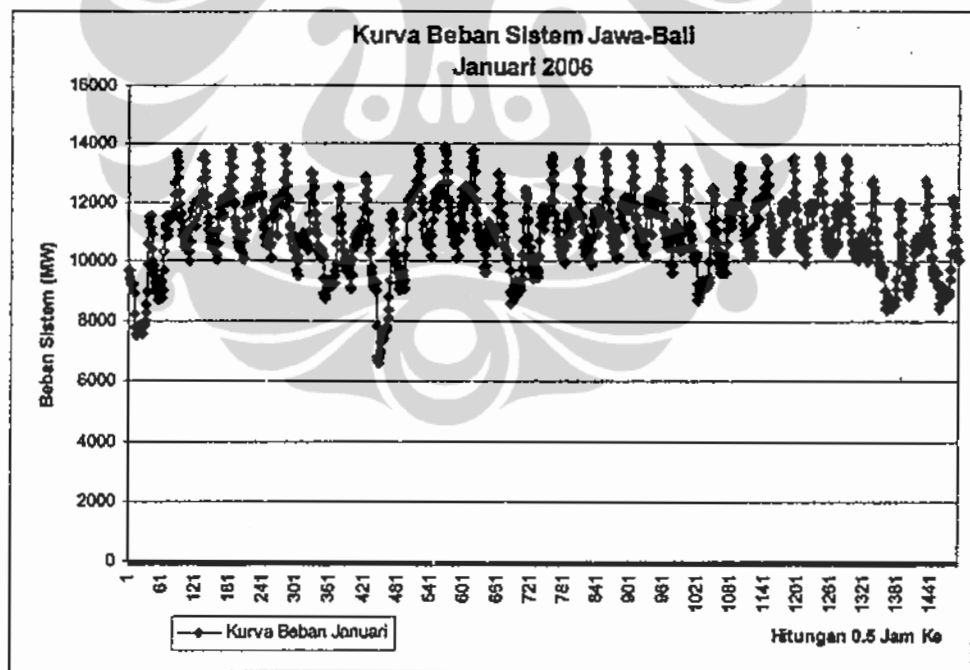
Gambar 3.9. Ilustrasi pola beban harian pada hari normal 22 s/d 28 Januari 2006.

Gambar 3.11 menggambarkan pola beban harian sistem ketenagalistrikan Jamali selama satu bulan penuh, mulai tanggal 1 sampai dengan 31 Januari 2006. Di sini terlihat fluktuasi beban maksimum dan minimum yang cukup tajam, dimana di awal bulan terlihat beban yang masih cukup relative rendah (karena terkait dengan Tahun Baru), namun kemudian berangsur-angsur mengalami kenaikan beban.

Berdasarkan ilustrasi pola beban harian tersebut, dapat diketahui bahwa aktivitas masyarakat, baik di sektor rumahtangga, sektor komersial, sektor public, maupun sektor industri, sangat mempengaruhi pola beban tenaga listrik pada sistem ketenagalistrikan Jamali..



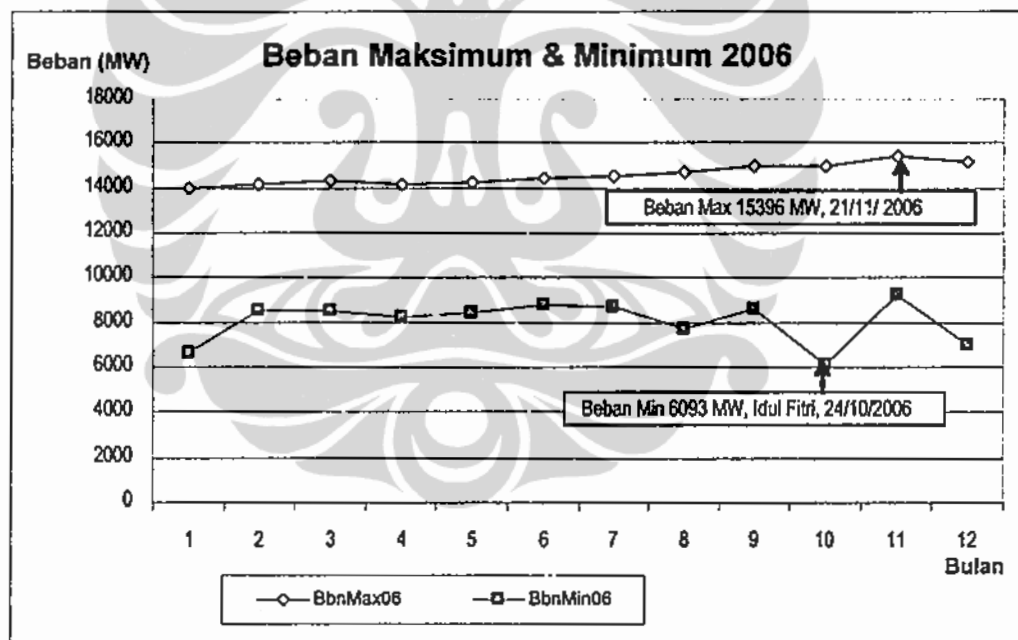
Gambar 3.10. Ilustrasi pola beban harian pada hari normal 22 s/d 28 Januari 2006.



Gambar 3.11. Ilustrasi pola beban harian satu bulan penuh pada bulan Januari 2006.

3.4.2. POLA BEBAN PUNCAK

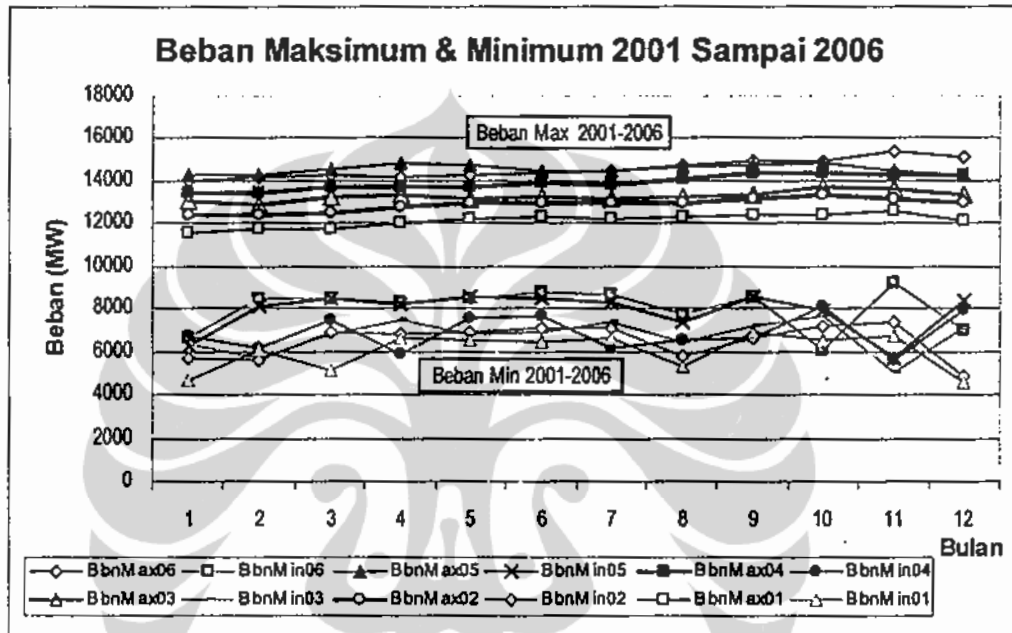
Gambar 3.12 mengilustrasikan pola beban puncak maksimum dan beban minimum tiap bulan mulai Januari sampai dengan Desember 2006 berdasarkan data aktual di PT. PLN (Persero) Penyaluran dan Pusat Pengaturan Beban (P3B) Jawa-Bali, Gandul [114]. Terlihat grafik beban puncak bulanan pada sistem ketenagalistrikan Jamali tidak mengalami fluktuasi yang tajam, dan beban maksimum terbesar terjadi pada tanggal 21 November 2006. Namun untuk beban minimum tiap bulan terjadi fluktuasi yang cukup berarti (*significant*), karena adanya hari libur nasional, terutama adanya hari raya Idul Fitri, Tahun Baru, dan Natal. Beban minimum paling kecil terjadi pada tanggal 24 November 2006 yaitu pada hari Idul Fitri.



Gambar 3.12. Pola beban puncak maksimum dan minimum tahun 2006.

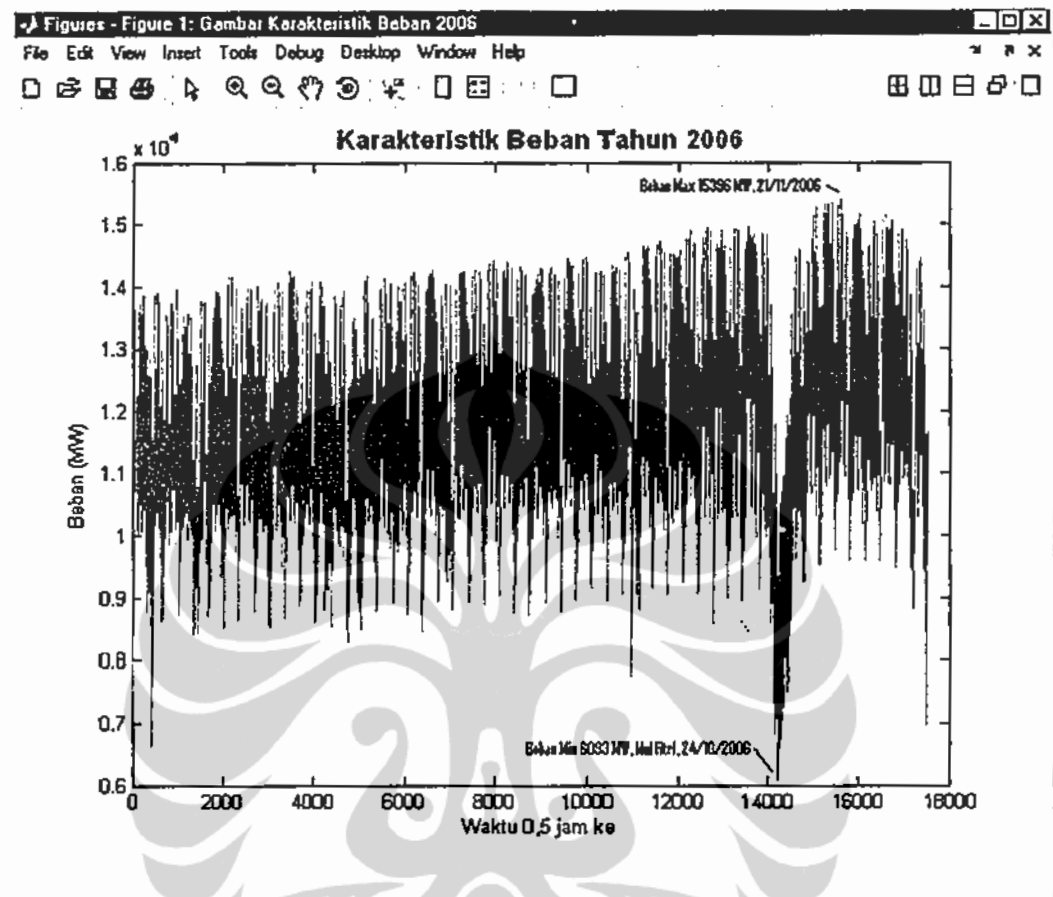
Grafik pola beban puncak maksimum dan beban minimum tiap bulan mulai Januari sampai dengan Desember untuk tahun 2001 sampai dengan 2006 berdasarkan data statistik disajikan pada Gambar 3.13 dan Tabel 3.3. Terlihat grafik beban puncak

bulanan pada sistem ketenagalistrikan Jamali tidak mengalami fluktuasi dengan tajam, namun tiap tahun mempunyai kecenderungan mengalami kenaikan beban. Untuk beban minimum tiap bulan terjadi fluktuasi cukup berarti (*significant*), karena adanya hari libur nasional, terutama adanya hari raya Idul Fitri, Tahun Baru, dan Natal.



Gambar 3.13. Pola beban puncak maksimum dan minimum tahun 2001- 2006.

Karakteristik beban tenaga listrik berdasarkan data aktual yang dicatat tiap 0,5 jam di PT. PLN (Persero), Penyaluran dan Pusat Pengatur Beban (P3B) Jawa-Bali di Gandul, Jawa Barat, disajikan pada Gambar 3.14 [114]. Terlihat fluktuasi yang cukup tajam antara beban maksimum dan beban minimum. Beban puncak sistem ketenagalistrikan Jawa-bali tahun 2006 mencapai 15396 MW, terjadi pada tanggal 21 November 2006. Sedangkan beban terendah sebesar 6093 MW terjadi pada hari raya Idul Fitri tanggal 24 Oktober 2006.



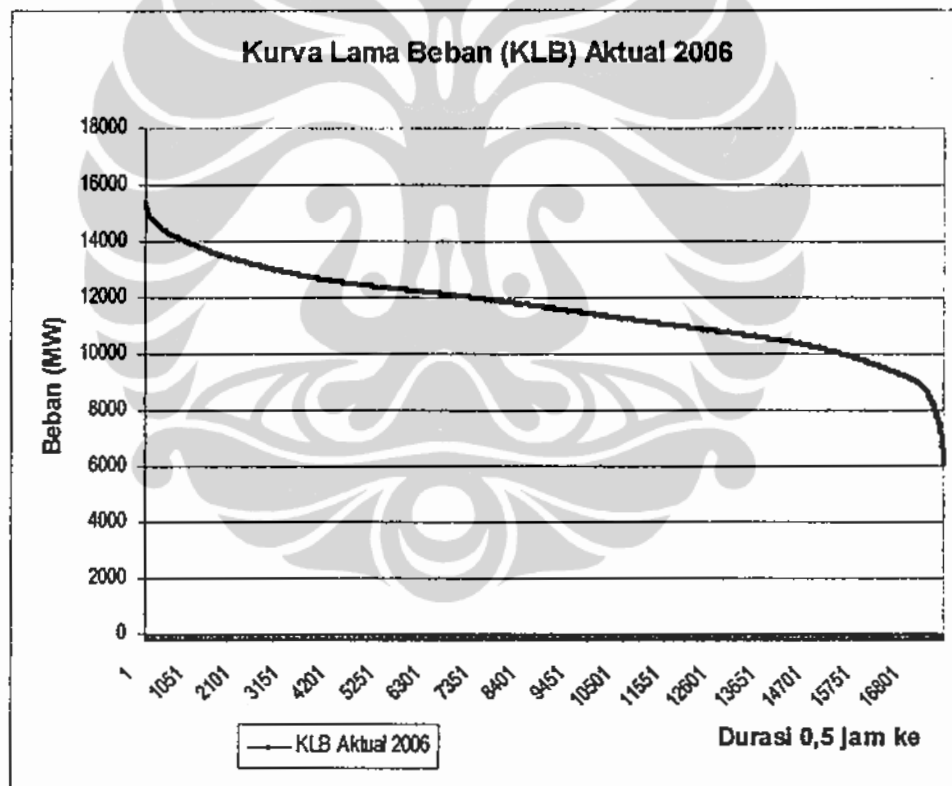
Gambar 3.14. Pola karakteristik beban aktual tahun 2006.

Tabel 3.3. Beban Maksimum dan Minimum Tahun 2001-2006.

No.	Bulan	2006		2005		2004		2003		2002		2001	
		Max Beban	Min Beban	Max Beban	Min Beban	Max Beban	Min Beban	Max Beban	Min Beban	Max Beban	Min Beban	Max Beban	Min Beban
1	Januari	13958	6618	14245	6267	13392	6700	13018	6330	12359	5710	11579	4634
2	Februari	14154	8525	14278	8152	13446	6201	12892	5679	12396	5606	11739	6105
3	Maret	14285	8529	14513	8520	13679	7466	13272	6847	12484	6942	11785	5142
4	April	14178	8280	14821	8224	13754	5839	13297	7474	12813	6838	12065	6595
5	Mei	14279	8459	14694	8618	13737	7538	13110	6843	12992	6878	12202	6565
6	Juni	14405	8768	14496	8523	13866	7665	13232	6905	12966	7086	12306	6457
7	Juli	14466	8713	14453	8268	13782	6167	13178	7324	13007	7088	12225	6664
8	Agustus	14709	7743	14614	7337	14070	6552	13268	6463	12970	5747	12327	5330
9	September	14946	8573	14708	8580	14398	6607	13350	7193	13151	6644	12380	6860
10	Oktober	14945	6093	14800	7943	14392	8130	13682	7687	13374	7181	12434	6490
11	November	15396	9247	14419	5656	14315	5561	13573	5047	13122	7328	12577	6744
12	Desember	15139	6978	14243	8434	14298	7948	13329	7098	13005	4850	12096	4534
Beban Max&Min/Tahun		15396	6093	14821	5656	14398	5561	13682	5047	13374	4850	12577	4534
Fraksi Beban Dasar (=Min/Max)		0.3957		0.3816		0.3862		0.3689		0.3626			0.3605
Faktor Beban (Rumus)				75.5993		73.3954		72.3946		71.2903		70.9946	
Faktor Beban (Statistik)				76		73		72		71		71	
Beban Puncak (Statistik)		15396		14821		14398		13682		13374		12577	

3.4.3. POLA KURVA LAMA BEBAN (KLB)

Pola Kurva Lama Beban (KLB) sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali untuk tahun 2006 disajikan pada Gambar 3.15 berdasarkan data aktual dari PT. PLN (Persero) Penyaluran dan Pusat Pengaturan Beban (P3B) Jawa-Bali, Gandul [114], dimana sumbu ordinat merupakan besaran beban tenaga listrik (MW) dan sumbu absis merupakan besaran waktu dengan skala satuan 0,5 jam. Terlihat bahwa beban puncak sistem terjadi hanya beberapa saat saja, demikian pula untuk beban minimum. Berdasarkan statistik perhitungan data aktual 2006, beban puncak sebesar 15.396 MW terjadi hanya dalam waktu 0,5 jam per-tahun (0,006%). Demikian juga untuk beban minimum sebesar 6.093 MW, hanya terjadi dalam waktu 0,5 jam per-tahun (0,006%).



Gambar 3.15. Pola Kurva Lama Beban (KLB) aktual sistem Jamali tahun 2006.

BAB IV

MODEL POLA BEBAN TENAGA LISTRIK DENGAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN

Dalam penelitian ini digunakan Metode Komputasi Cerdas (*Soft Computing*), yaitu Jaringan Syaraf Tiruan (JST) untuk pemodelan pola beban tenaga listrik. Ada 3 macam pemodelan pola beban yang diteliti, yaitu:

- a. Model peramalan pola beban puncak tenaga listrik jangka panjang pada sistem ketenagalistrikan,
- b. Model pola kurva lama beban (KLB), dan
- c. Model proyeksi pola kurva lama beban (KLB).

4.1. MODEL PERAMALAN POLA BEBAN PUNCAK TENAGA LISTRIK JANGKA PANJANG MENGGUNAKAN METODE JST

4.1.1. Rancangan Model

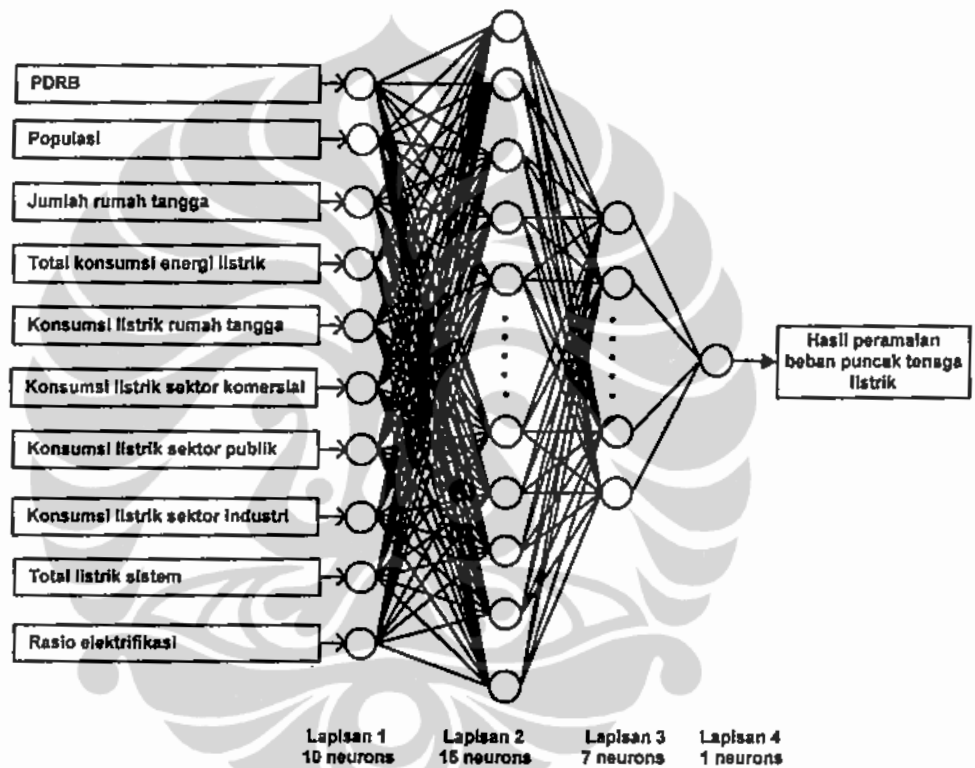
Dalam studi ini, variasi jenis-jenis Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dianalisis untuk menentukan model yang paling sesuai digunakan untuk ramalan beban puncak tenaga listrik jangka panjang. Aspek-aspek penting yang dipertimbangkan antara lain arsitektur jaringan dan metode pembelajaran (*training*). Hasil studi memperlihatkan bahwa model JST *Feed-forward Back Propagation* adalah model yang paling sesuai untuk tujuan peramalan beban puncak tahunan sampai tahun 2025 (disain model JST yang diusulkan lihat Gambar 4.1).

4.1.2. Rancangan Penelitian

Pertama-tama adalah menentukan faktor-faktor (parameter) yang diperkirakan sangat mempengaruhi ramalan beban tenaga listrik di masa datang, yaitu:

- Produk Domestik Regional Bruto (PDRB).
- Jumlah populasi.
- Jumlah rumah tangga (*household*).

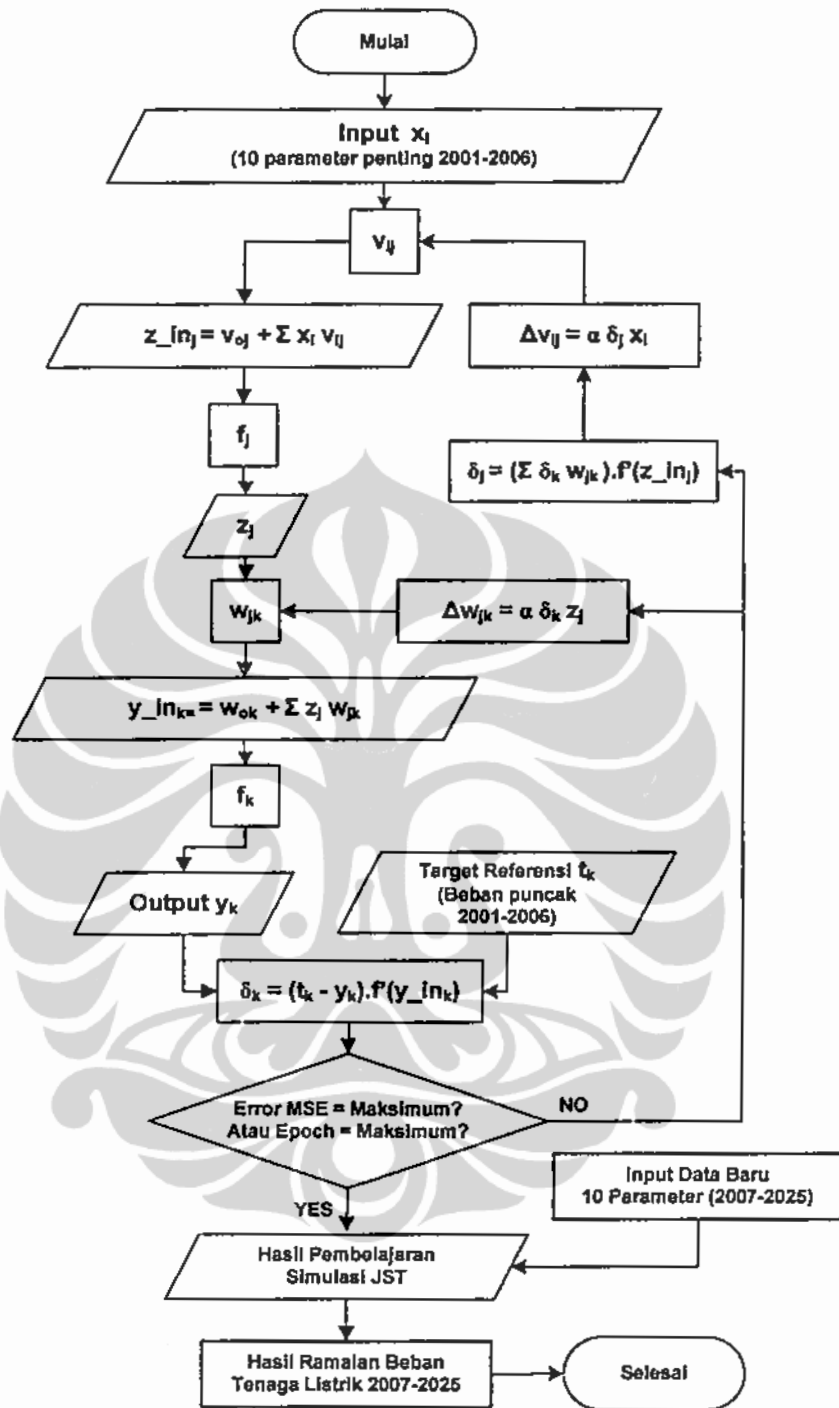
- Total konsumsi energi listrik.
- Konsumsi listrik sektor rumah tangga.
- Konsumsi listrik sektor komersial.
- Konsumsi listrik sektor publik.
- Konsumsi listrik sektor industri.
- Total energi listrik sistem ketenagalistrikan Jamali.
- Rasio Elektrifikasi.



Gambar 4.1. Model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang didesain untuk ramalan beban jangka panjang.

4.1.3. Disain JST Untuk Peramalan Beban Jangka Panjang.

Diagram alir algoritma Metode Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik (*back propagation*) untuk Peramalan Beban Tenaga Listrik Jangka Panjang, disajikan pada Gambar 4.2. Sedangkan ilustrasi disain simplifikasi JST untuk peramalan beban puncak disajikan pada Gambar 4.3.

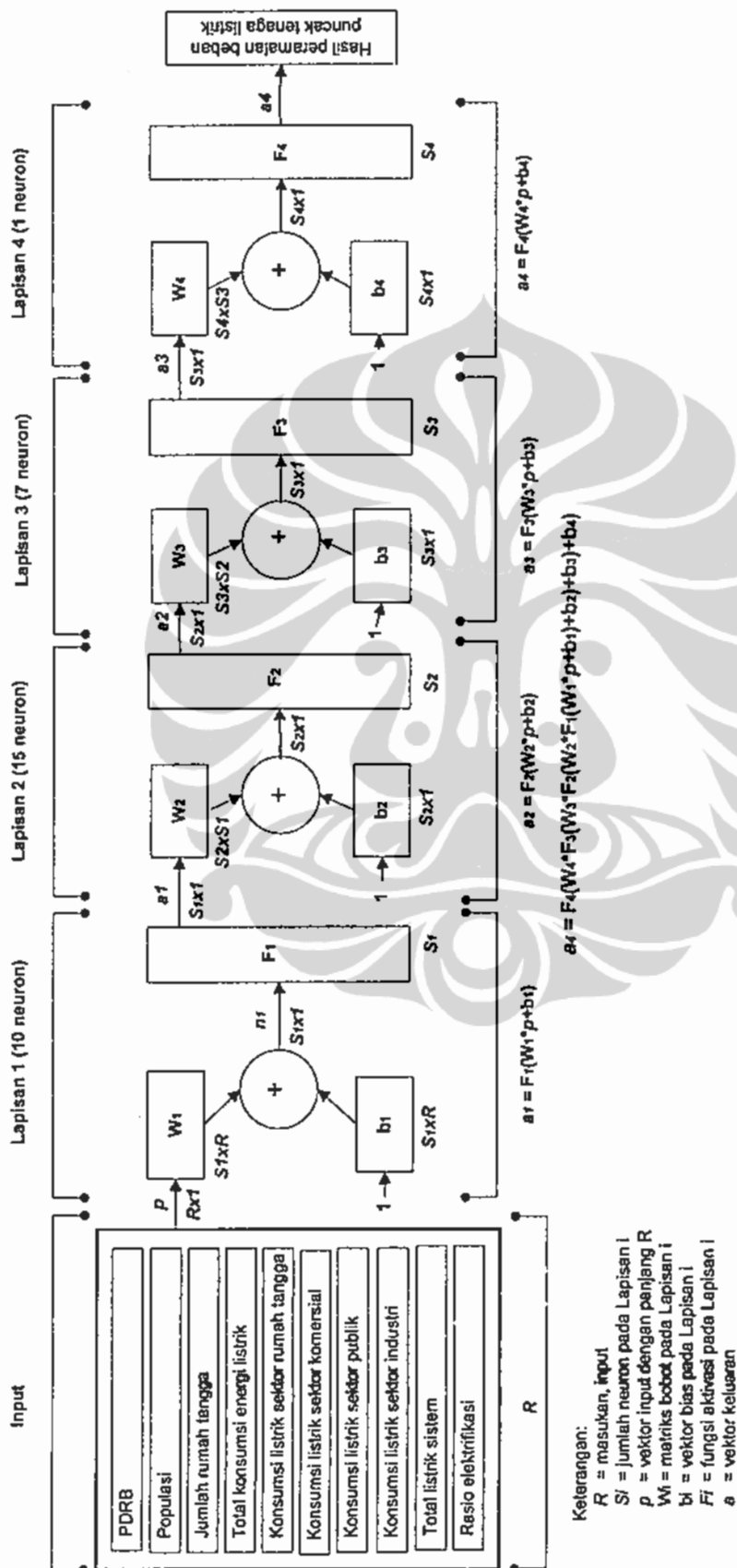


Gambar 4.2. Diagram alir algoritma pembelajaran JST propagasi balik untuk peramalan beban tenaga listrik jangka panjang.

Keterangan:

- x_i sinyal input pelatihan, berupa data historis 10 parameter penting yang mempengaruhi peramalan beban jangka panjang tahun 2001-2006.
- v_{ij} bobot koneksi antara sel i ke sel j .
- z_in_j sinyal output unit tersembunyi sebelum ter-aktivasi.
- f fungsi aktivasi.
- z_j sinyal output unit tersembunyi setelah ter-aktivasi.
- w_{jk} bobot koneksi antara sel j ke sel k .
- y_in_k sinyal output pelatihan sebelum ter-aktivasi.
- y_k sinyal output pelatihan setelah ter-aktivasi.
- t_k sinyal output target (referensi), berupa data historis beban puncak tenaga listrik, selama 6 tahun mulai 2001-2006.
- δ sinyal kesalahan (*error*).
- α konstanta laju pembelajaran = η ($10^{-3} < \alpha < 10$), default=0,01 [33].
- Δ koreksi bobot.

Desain Jaringan Syaraf Tiruan *Feedforward* yang disajikan pada Gambar 4.3, terdiri dari 4 lapisan neuron (*layer*), dimana setiap lapisan mempunyai matriks bobot W , vektor bias b , dan vektor keluaran a . Dari gambar dapat dilihat bahwa jaringan mempunyai R masukan (=10 parameter unit input), dimana pada Lapisan 1 mempunyai $S_1=10$ neuron, Lapisan 2 mempunyai $S_2=15$ neuron, Lapisan 3 mempunyai $S_3=7$ neuron, dan akhirnya Lapisan 4 (*Output layer*) mempunyai $S_4=1$ neuron.

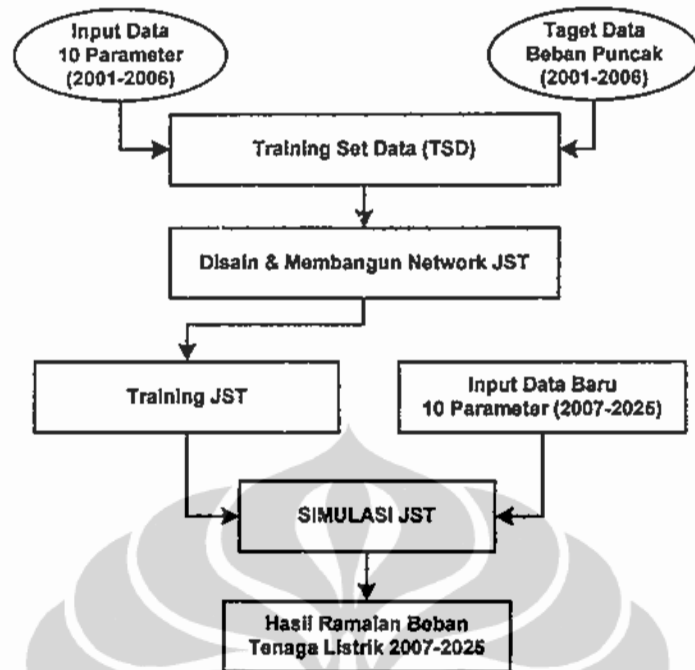


Gambar 4.3. Desain Jaringan Syaraf Tiruan Feedforward (4 lapisan neuron) untuk Peramalan Beban Puncak.

4.1.4. Simulasi JST Untuk Peramalan Beban Jangka Panjang.

Simulasi JST untuk peramalan beban puncak jangka panjang dilakukan dengan menggunakan program MATLAB7 melalui langkah-langkah sbb. (lihat Gambar 4.4):

- a. Menyusun *Training Set Data* (TSD).
TSD disusun berasal dari berbagai macam sumber data sekunder, antara lain dari: Biro Pusat Statistik (BPS), PT. Perusahaan Listrik Negara (PLN) (Persero), Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral (DESDM), Badan Pengkajian dan Penerapan Teknologi (BPPT), Badan Tenaga Nuklir Nasional (BATAN), International Atomic Energy Agency (IAEA), dll. (lihat Tabel 4.1 dan Tabel 4.2) [1] [19] [23] [112] [115] [116] [117] [118] [119] [120] [121] [122].
- b. Membuat Jaringan (*Network*).
Disain JST dibuat dengan 4 buah *layer*, dimana pada *layer* pertama, kedua, ketiga dan ke-empat masing-masing terdapat 10, 15, 7 dan 1 *neuron*.
- c. Melakukan Training Jaringan.
Dalam training ini perlu ditetapkan dahulu parameter training yang digunakan, antara lain frekwensi tampilan grafik performa jaringan, banyaknya iterasi yang dilakukan dalam training.
- d. Melakukan simulasi JST dengan input baru, dimana input baru tersebut merupakan data proyeksi dari 10 faktor penting yang berpengaruh dalam ramalan mulai tahun 2007 sampai dengan 2025, dari berbagai sumber, antara lain dari BPS, PT. PLN (Persero), DESDM, International Atomic Energy Agency (IAEA), dll. (lihat Tabel 4.3) [2][19][23][123][124].
- e. Akan diperoleh hasil ramalan beban tenaga listrik tahun 2007 – 2025.



Gambar 4.4. Blok diagram simulasi JST untuk peramalan beban tenaga listrik jangka panjang.

Tabel 4.1. Data masukan dan data target untuk pembelajaran program JST

		Satuan	2001	2002	2003	2004	2005	2006
A	DATA MASUKAN							
1	PDRB	Juta Rp.	251549492	261125804	272422285	284054717	296183853	310193349
2	Jumlah Populasi	Juta	125.7822	127.1172	128.4614	129.8125	131.1716	132.5081
3	Jumlah Rumah Tangga	Juta	33.7942	34.693	35.5548	36.6671	37.6734	37.8643
4	Total konsumsi listrik Jamai	GWh	67928.52	69960.03	72190.3	79962.38	85390.03	87729.04
5	Konsumsi listrik sektor Rumah Tangga	GWh	24439.09	24808.99	25977.47	27984.43	29902.36	30074.02
6	Konsumsi listrik sektor Komersial	GWh	8959.93	9263.23	10402.89	11696.89	13210.73	14526.13
7	Konsumsi listrik sektor Publik	GWh	3051.66	3181.34	3549.65	4234.58	4459.66	4645.28
8	Konsumsi listrik sektor Industri	GWh	31477.84	32706.47	32260.29	35846.48	37817.28	38483.60
9	Energi listrik sistem Jamai	GWh	78218	83521	86768	92571	98152	100196
10	Rasio elektrifikasi	%	56.43	56.88	57.43	57.60	57.87	58.45
B	DATA TARGET							
1	Beban Puncak PLN	Mwe	12577	13374	13682	14398	14821	15396

Sumber: [1] [19] [23] [112] [115] [116] [117] [118] [119] [120] [121] [122].

Tabel 4.2. Data masukan untuk pembelajaran program JST*.

	PDRB	Populasi	Rumah Tangga	Energi Listrik Jamali	Listrik RT	Listrik Komersial	Listrik Publik	Listrik Industri	Energi Sistem	Rasio
	10E+15 Rp93.	Milyar	100 Juta	1 juta GWh	100 ribu GWh	100 ribu GWh	10 ribu GWh	1 Juta GWh	1 juta GWh	Elektrifikasi
2001	0.251549	0.125782	0.337942	0.067929	0.244391	0.0895993	0.305166	0.031478	0.07822	0.564271
2002	0.261126	0.127117	0.346930	0.069960	0.248090	0.0926323	0.318134	0.032706	0.08352	0.568765
2003	0.272422	0.128461	0.355548	0.072190	0.259775	0.1040289	0.354965	0.032260	0.08677	0.574342
2004	0.284055	0.129813	0.366671	0.079962	0.279844	0.1189689	0.423458	0.035846	0.09257	0.576004
2005	0.296184	0.131172	0.376734	0.085390	0.299024	0.1321073	0.445966	0.037817	0.09815	0.578729
2006	0.310193	0.132508	0.378643	0.087729	0.300740	0.145261	0.464528	0.038484	0.100196	0.584517

Catatan: Sumber: [1] [19] [23] [112] [115] [116] [117] [118] [119] [120] [121] [122].
* = dengan range nilai 0-1.

Tabel 4.3. Data masukan baru untuk simulasi JST*.

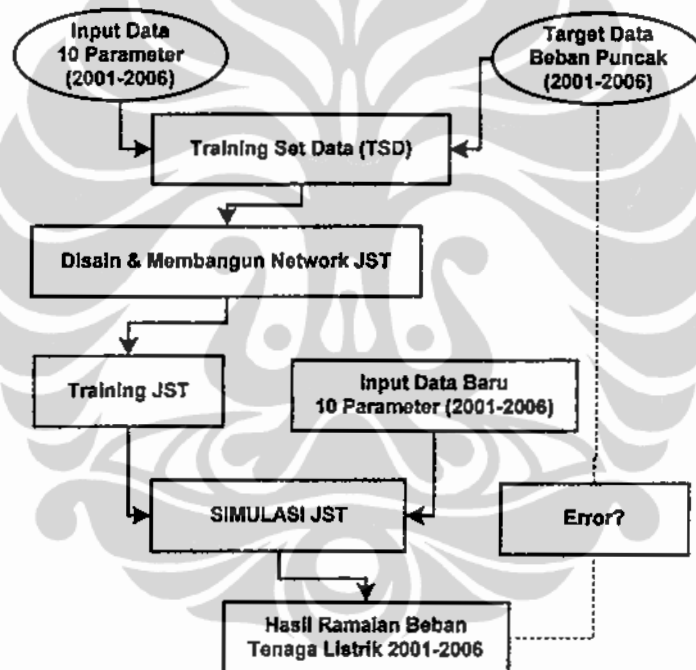
	PDRB	Populasi	Rumah Tangga	Energi Listrik Jamali	Listrik RT	Listrik Komersial	Listrik Publik	Listrik Industri	Energi Sistem	Rasio Elektrifikasi
	10E+15 Rp93.	Milyar	100 Juta	1 jt GWh	100 rb GWh	100 rb GWh	10 rb GWh	1 jt GWh	1 juta GWh	
2007	0.324865	0.133868	0.380551	0.094439	0.316395	0.162020	0.483862	0.041759	0.107274	0.592115
2008	0.340232	0.135236	0.382460	0.101853	0.333149	0.180597	0.504001	0.045439	0.115680	0.599813
2009	0.356325	0.136581	0.384369	0.109965	0.351068	0.201206	0.524978	0.049508	0.124861	0.607610
2010	0.373000	0.137954	0.386277	0.119164	0.370156	0.224782	0.546459	0.054205	0.135264	0.616117
2011	0.392396	0.139251	0.388186	0.128900	0.389840	0.251020	0.563747	0.059176	0.146261	0.624743
2012	0.412801	0.140578	0.390095	0.139370	0.410149	0.280238	0.581582	0.064515	0.158125	0.633489
2013	0.434266	0.141894	0.392003	0.150679	0.431114	0.312787	0.599981	0.070290	0.170889	0.642991
2014	0.456848	0.143181	0.393912	0.162930	0.452769	0.349056	0.618962	0.076557	0.183208	0.652636
2015	0.481000	0.144478	0.395820	0.176221	0.475151	0.389482	0.638544	0.083372	0.198201	0.662426
2016	0.505868	0.145737	0.397729	0.189902	0.497058	0.431989	0.651213	0.090485	0.213585	0.672362
2017	0.532021	0.146978	0.399638	0.204149	0.518469	0.476858	0.664133	0.097975	0.229665	0.682448
2018	0.559527	0.148188	0.401546	0.219067	0.539375	0.524404	0.677308	0.105916	0.246501	0.692002
2019	0.588454	0.149360	0.403455	0.234756	0.559772	0.574970	0.690746	0.114374	0.264210	0.701690
2020	0.619000	0.150477	0.405364	0.251070	0.579184	0.626110	0.701282	0.123328	0.282628	0.711513
2021	0.650817	0.151591	0.407272	0.268371	0.597508	0.684177	0.711979	0.133083	0.302162	0.721475
2022	0.684269	0.152671	0.409181	0.286742	0.614760	0.743539	0.722838	0.143683	0.322904	0.730854
2023	0.719440	0.153700	0.411090	0.306277	0.630962	0.806586	0.733864	0.155183	0.344961	0.740355
2024	0.756419	0.154669	0.412998	0.327081	0.646148	0.873721	0.745058	0.167644	0.368453	0.749980
2025	0.795000	0.155590	0.414907	0.349271	0.660353	0.945369	0.756422	0.181135	0.393511	0.759729
Catatan Sumber:	CADES p.4-30	BPS 2005	CADES+ BPS	Listrik RT+ Kom+Pbl+Hnd	RUKN 2005	RUKN 2005	Dasar Laju RUKN	RUKN 2005	RUKN 2005	Asumsi laju 1-1.5%/th

Catatan: Sumber: [2], [19], [23], [123], [124].
* = dengan range nilai 0-1.

4.1.5. Validasi Desain Konstruksi Model JST.

Untuk mengetahui apakah desain dan konstruksi model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang disusun dapat digunakan sesuai dengan yang diharapkan, yaitu dengan kesalahan (*error*) seminimal mungkin, maka dilakukan validasi program.

Validasi dilakukan dengan memasukkan Input Data Baru 10 parameter untuk tahun 1990-2000, setelah dilakukan simulasi JST (lihat Gambar 4.5). Outputnya adalah 'Hasil simulasi JST ramalan beban tenaga listrik untuk tahun 1990-2000', yang akan dibandingkan dengan 'Target Data Beban Puncak 1990-2000'. Jika perbedaan tersebut sangat kecil, maka desain konstruksi model JST yang disusun cukup baik dan andal.

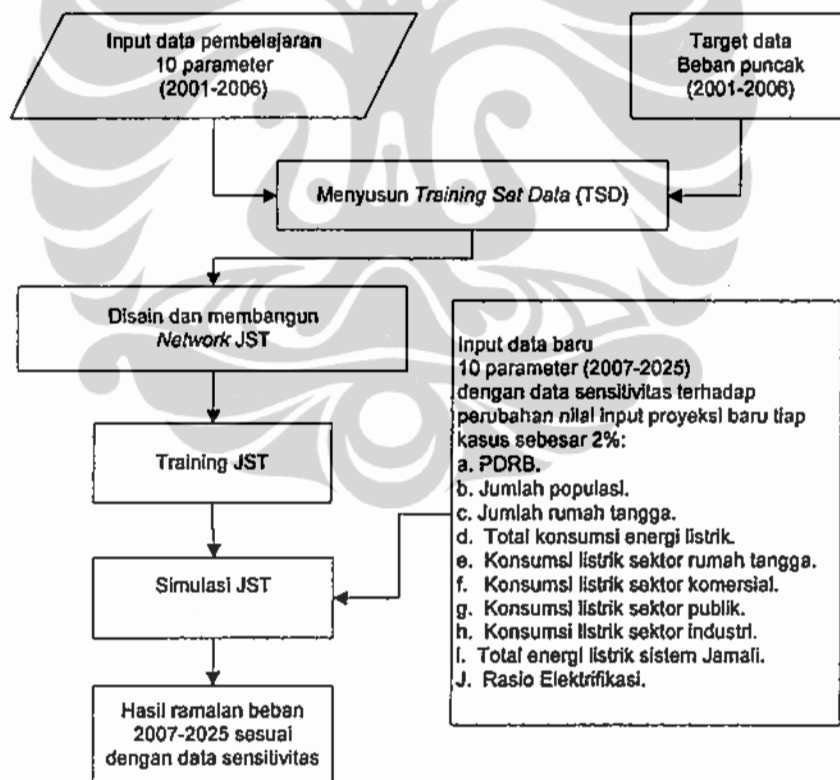


Gambar 4.5. Blok diagram validasi program simulasi JST untuk peramalan beban tenaga listrik jangka panjang.

4.1.6. Studi Sensitivitas Parameter Yang Mempengaruhi Peramalan Beban Tenaga Listrik Jangka Panjang Dengan Simulasi JST.

Studi sensitivitas ini adalah untuk mengetahui parameter mana yang paling berpengaruh dalam peramalan, dengan melakukan studi sensitivitas terhadap perubahan besarnya nilai data inputan proyeksi baru pada masing-masing parameter sebesar 2%.

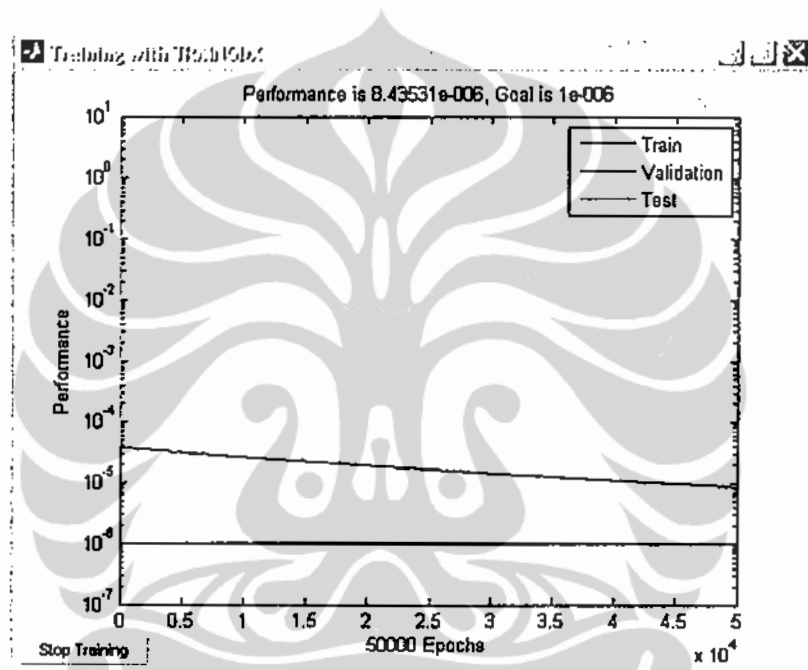
Metode yang digunakan adalah melalui langkah-langkah sbb.: menyusun Training Set Data (TSD), membuat Jaringan (*Network*), melakukan Pembelajaran Jaringan, melakukan Simulasi peramalan beban menggunakan JST dengan inputan baru yang merupakan data sensitivitas proyeksi dari 10 parameter penting yang berpengaruh dalam peramalan, dan akhirnya diperoleh hasil keluaran peramalan beban tenaga listrik tahun 2007-2025 dengan data sensitivitas (lihat Gambar 4.6).



Gambar 4.6. Blok diagram studi sensitivitas parameter yang mempengaruhi peramalan beban tenaga listrik jangka panjang.

4.2. HASIL SIMULASI JST UNTUK PERAMALAN BEBAN

Selama pembelajaran dalam simulasi, JST terus merubah nilai bobot (*weight*) sampai nilai *error* maksimum tercapai atau nilai *epoch* maksimum terlampaui. Di dalam penelitian, nilai *mean square error* maksimum di-set sama dengan 10^{-6} dan nilai *epoch* maksimum di-set 50000. Ternyata *epoch* maksimum terlampaui dengan nilai *Mean Square Error* (MSE) sama dengan $8,43531 \cdot 10^{-6}$, sebagaimana terlihat pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7. Grafik penurunan error JST sejak awal pembelajaran/training sampai tercapainya target *epoch*.

Hasil penelitian ramalan beban puncak tenaga listrik jangka panjang pada sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali yang dilakukan untuk periode studi tahun 2007-2025 dapat dilihat pada Tabel 4.4, Tabel 4.5 dan Gambar 4.8.

Dalam tabel dan gambar tersebut disajikan hasil proyeksi beban dengan metode JST, data aktual berdasarkan Statistik PLN tahun 2001-2006 dan hasil ramalan beban puncak dalam Rencana Umum Kelistrikan Nasional (RUKN) tahun 2005-2025 dari Direktorat Jenderal Listrik dan Pemanfaatan Energi, Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral (DJLPE-DESDM).

Berdasarkan perhitungan ramalan beban puncak dengan metode JST diperoleh hasil bahwa prakiraan beban puncak sistem kelistrikan Jamali dari tahun 2006 sampai akhir tahun studi (2025) akan mengalami kenaikan sebesar 41.634 MW yaitu dari 15.396 MW (pada tahun 2006), menjadi 57.030 MW (pada tahun 2025). Dengan demikian, beban akan meningkat dengan laju kenaikan beban tahunan rata-rata sekitar 7,1% selama periode tahun studi 2006-2025, (lihat Tabel 4.4, Tabel 4.5 dan Gambar 4.8).

Tabel 4.4. Ramalan beban puncak sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali (MW).

Tahun	JST	Data Aktual	RUKN
2001		12577	
2002		13374	
2003		13682	
2004		14398	
2005		14821	14851
2006		15396	15886
2007	16270		17008
2008	17250		18090
2009	18280		19525
2010	19740		21152
2011	20950		22563
2012	22310		24393
2013	24050		26362
2014	26000		28262
2015	28150		30575
2016	30460		32509
2017	32930		34957
2018	35180		37519
2019	37640		40215
2020	40270		43018
2021	43250		45386
2022	46120		48502
2023	49340		51815
2024	52950		55343
2025	57030		59107

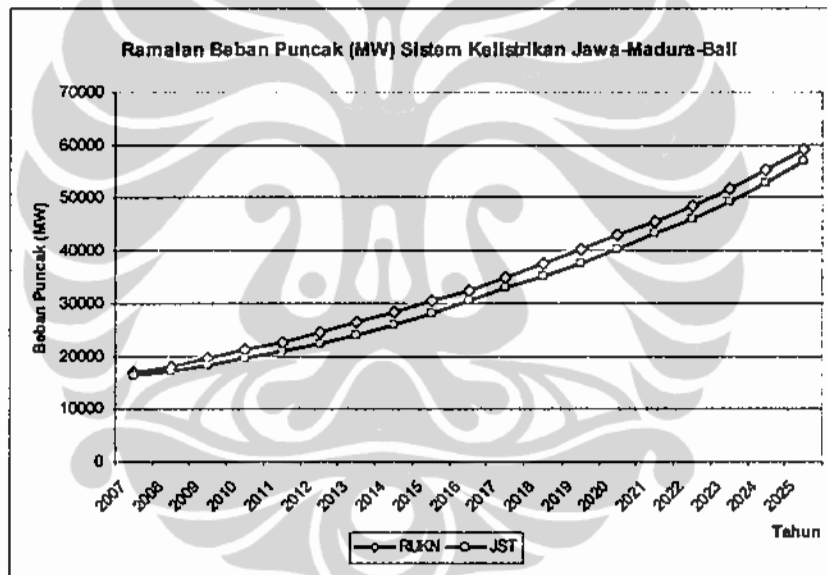
Note: Beban puncak riil tahun 2006: 15396 MW (sumber data P3B PT. PLN, Gandul).
 Sumber Data Aktual dan RUKN adalah: [1], [23], [112], [114], [115], [116], [117], [118], [119].

Hasil perhitungan ramalan dengan metode JST memperlihatkan bahwa prakiraan beban tenaga listrik di sistem Jamali pada tahun 2007, 2010, 2015, 2020

dan 2025 adalah masing-masing 16.270 MW, 19.740 MW, 28.150 MW, 40.270 MW dan 57.030 MW.

Berdasarkan RUKN, ramalan kebutuhan listrik pada sistem kelistrikan Jamali sampai akhir tahun studi (2025) diperkirakan tumbuh 7,3% per tahun. Konsumsi/kebutuhan tenaga listrik pada tahun 2025 diharapkan mencapai 348 TWh, dengan perkiraan proyeksi beban puncak sekitar 59.107 MW (lihat Tabel 4.4, Tabel 4.5 dan Gambar 4.8).

Dalam Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional disebutkan bahwa prakiraan beban tenaga listrik di Indonesia pada tahun 2007, 2010, 2015, 2020 dan 2025 adalah masing-masing 17.008 MW, 21.152 MW, 30.575 MW, 43.018 MW dan 59.107 MW.



Gambar 4.8. Ramalan perkiraan beban puncak sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali tahun 2007-2025.

Dari hasil metode JST dapat diketahui bahwa beban akan meningkat dengan laju kenaikan beban tahunan rata-rata sekitar 6,4% untuk periode 2007-2010; 7,4% untuk periode 2011-2015; 7,4% untuk periode 2016-2020; dan kemudian menjadi 7,2% untuk periode 2021-2025 (Table 4.5).

Tabel 4.5. Kenaikan Tambahan Tenaga Listrik dan Laju Kenaikan Rata-rata Beban Tahunan dengan Metode JST dan RUKN.

Tahun	Metode JST		RUKN	
	Kenaikan Tenaga (MW)	Laju Kenaikan Tahunan	Kenaikan Tenaga (MW)	Laju Kenaikan Tahunan
2007-2010	4344	6,4%	5756	8,3%
2011-2015	8410	7,4%	9423	7,6%
2016-2020	12120	7,4%	12443	7,1%
2021-2025	16760	7,2%	16089	6,6%
2007-2025*	41634	7,1%	43711	7,3%

* Laju kenaikan tahunan rata-rata, dihitung dari tahun 2006 dengan beban puncak riil: 15396 MW.

Sedangkan berdasarkan RUKN dapat dilihat bahwa beban akan meningkat dengan laju kenaikan beban tahunan rata-rata sekitar 7,3% untuk periode tahun 2007-2010; 7,6% untuk periode 2011-2015; 7,1% untuk periode 2016-2020; dan kemudian menjadi 6,6% untuk periode 2021-2025 (Table 4.5).

Hasil proyeksi ramalan beban puncak dengan metode JST lebih rendah dibandingkan dengan ramalan RUKN. Hasil proyeksi ramalan beban puncak dengan metode JST dan ramalan RUKN kiranya cukup baik, karena rata-rata perbedaan hasil ramalan pada tahun 2025 dari metode JST terhadap ramalan RUKN adalah sekitar 3,58%. Hasil proyeksi ramalan beban dari kedua metode tersebut cukup baik, karena secara umum, perusahaan listrik akan menerima kesalahan ramalan (*error*) sebesar 10% untuk ramalan beban jangka panjang [5].

4.3. HASIL VALIDASI PROGRAM JST.

Komparasi antara Data Awal Beban Puncak dan Hasil Checking Output menggunakan Program JST, terlihat bahwa kesalahan yang terjadi hanya kecil sekali, dengan kwadrat kesalahan rata-rata (*mean square error*, MSE) sekitar $mse_{Validasi} = 8.3578.e-006$ (lihat Tabel 4.6). Dengan demikian dapat dikatakan program JST yang dibangun dapat bekerja cukup bagus sesuai yang diinginkan.

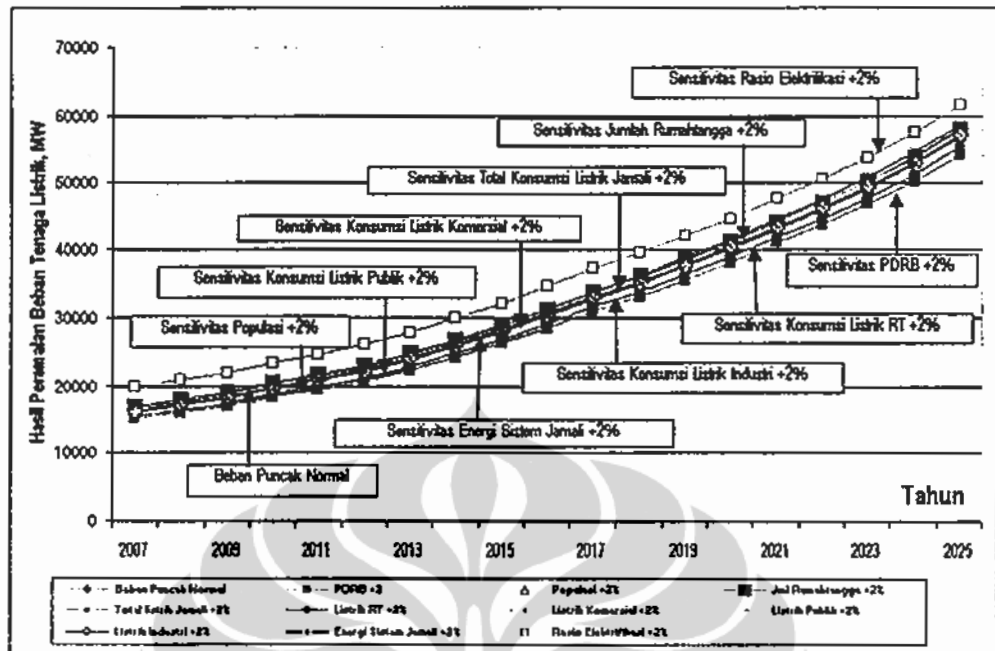
Tabel 4.6. Perbandingan Data Aktual Beban Puncak dan Nilai Output Checking Hasil Simulasi JST (MW)

Tahun	Beban Awal (10 Gwe)	Beban Hasil Validasi (10 Gwe)	kwadrat <i>error</i>	MSE <i>(mean square error)</i>
2001	0.1258	0.1225	0.000011	0.000008
2002	0.1337	0.1334	0.000000	
2003	0.1368	0.1415	0.000022	
2004	0.1440	0.1465	0.000006	
2005	0.1482	0.1449	0.000011	
2006	0.1540	0.1536	0.000000	

4.4. HASIL STUDI SENSITIVITAS PARAMETER YANG BERPENGARUH DALAM PERAMALAN BEBAN DENGAN METODE JST.

Sedangkan hasil studi sensitivitas terhadap perubahan besarnya nilai data inputan proyeksi baru pada masing-masing parameter sebesar 2%, yang mempengaruhi peramalan beban tenaga listrik jangka panjang 2007-2025 dapat dilihat pada Gambar 4.9 dan Tabel 4.7.

Hasil peramalan beban tenaga listrik dengan data sensitivitas memperlihatkan bahwa parameter *Rasio Elektrifikasi* merupakan parameter yang mempunyai pengaruh paling besar, yaitu pengaruhnya rata-rata sekitar 14,3% terhadap hasil ramalan normal; diikuti oleh parameter *Produk Domestik Regional Bruto* (sekitar 5,9%); *Konsumsi listrik sektor Rumah Tangga* (sekitar 3,9%); *Jumlah Rumah Tangga* (sekitar 3,1%); *Total konsumsi listrik Jamali* (sekitar 3%); *Konsumsi listrik sektor Komersial* (sekitar 1,7%); *Populasi* (sekitar 0,5%); *Konsumsi listrik sektor Publik* (sekitar 0,23%); *Konsumsi listrik sektor Industri* (sekitar 0,13%); *Energi Sistem Jamali* (sekitar 0,09%).



Gambar 4.9. Hasil Peramalan Beban Tenaga Listrik dari studi sensitivitas terhadap perubahan besarnya nilai data inputan proyeksi baru pada masing-masing parameter sebesar +2%.

Table 4.7. Ranking (urutan) dan prosentase pengaruh dari hasil output studi sensitivitas terhadap perubahan besarnya nilai data inputan proyeksi baru pada masing-masing parameter sebesar 2%.

Ranking	Parameter	Nilai Prosentase Pengaruh dalam Peramalan (%)		
		Parameter +2%	Parameter -2%	Rata-rata Perubahan
1	Rasio Elektrifikasi	14.3029	-14.3042	14.3035
2	PDRB	-5.8962	5.8943	5.8953
3	Konsumsi listrik sektor Rumah tangga	-3.8925	3.8891	3.8908
4	Jumlah Rumah Tangga	3.1086	-3.1082	3.1084
5	Total konsumsi listrik Jamali	3.0370	-3.0392	3.0381
6	Konsumsi listrik sektor Komersial	1.6883	-1.6907	1.6895
7	Populasi	0.4948	-0.4986	0.4967
8	Konsumsi listrik sektor Publik	0.2273	-0.2302	0.2287
9	Konsumsi listrik sektor Industri	-0.1297	0.1294	0.1296
10	Energi Sistem Jamali	0.0868	-0.0866	0.0867

4.5. REPRESENTASI POLA KURVA LAMA BEBAN (KLB).

Kurva Lama Beban (KLB) didefinisikan sebagai suatu kurva yang memperlihatkan hubungan antara suatu beban tertentu dengan lamanya beban tersebut berlangsung. KLB tersebut diperoleh dari Kurva Beban.

Dalam sub-bab ini dipaparkan hasil studi perbandingan representasi pola kurva lama beban (KLB) sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali tahun 2006, berdasarkan data aktual, metode Snyder, dan metode jaringan syaraf tiruan (JST).

Dalam riset ini, dilakukan penelitian yang terkait dengan representasi KLB dengan beberapa metode, yaitu:

- a. Representasi pola KLB berdasarkan data aktual
- b. Representasi pola KLB berdasarkan metode Snyder.
- c. Representasi pola KLB berdasarkan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST).
- d. Perbandingan KLB berdasarkan data aktual, metode Snyder, dan metode JST.

4.5.1. Representasi pola KLB berdasarkan data aktual

Data dari PLN untuk menyusun KLB adalah data beban yang tercatat tiap 0,5 jam, sehingga jumlah data beban sebanyak: $N = (24 \times 365) / 0,5 = 17520$ buah. Data tersebut diperoleh dari Penyaluran dan Pusat Pengatur Beban (P3B) Jawa-Bali, PT. PLN (Persero), di Gandul, Jawa Barat, mulai tahun 2001 sampai dengan 2006. Diagram alir penyusunan KLB disajikan dalam Gambar 4.10.

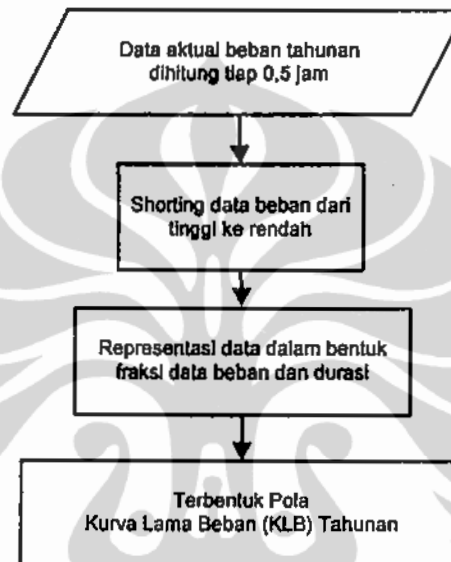
Hasil penyusunan KLB tahun 2006 telah tersajikan dalam Gambar 3.11 pada Bab III. Gambar tersebut memperlihatkan bahwa beban minimum sistem pada tahun 2006 adalah 6093 MW. Hal ini memberi informasi pada kita bahwa beban sistem sebesar ≤ 6093 MW berlangsung secara kontinu/terus-menerus. Beban sebesar 6093 MW tersebut juga merupakan Beban Dasar Sistem (BD) atau Beban Minimum Sistem.

Sedangkan Beban Maksimum Sistem sebesar 15396 MW akan berlangsung sesaat saja, dan ini disebut Beban Puncak Sistem.

Dari gambar tersebut dapat dihitung, sampai berapa lamakah berlangsungnya beban sistem diantara 6093 MW s/d 15396 MW, dengan step/sela yang dapat diatur.

Berdasarkan data aktual tahun 2006, jumlah energi yang dihasilkan dalam sistem kelistrikan Jamali adalah 101.892.358 MWh.

KLB-Aktual ini akan dijadikan dasar pembandingan terhadap representasi pola KLB dengan model-model lainnya.

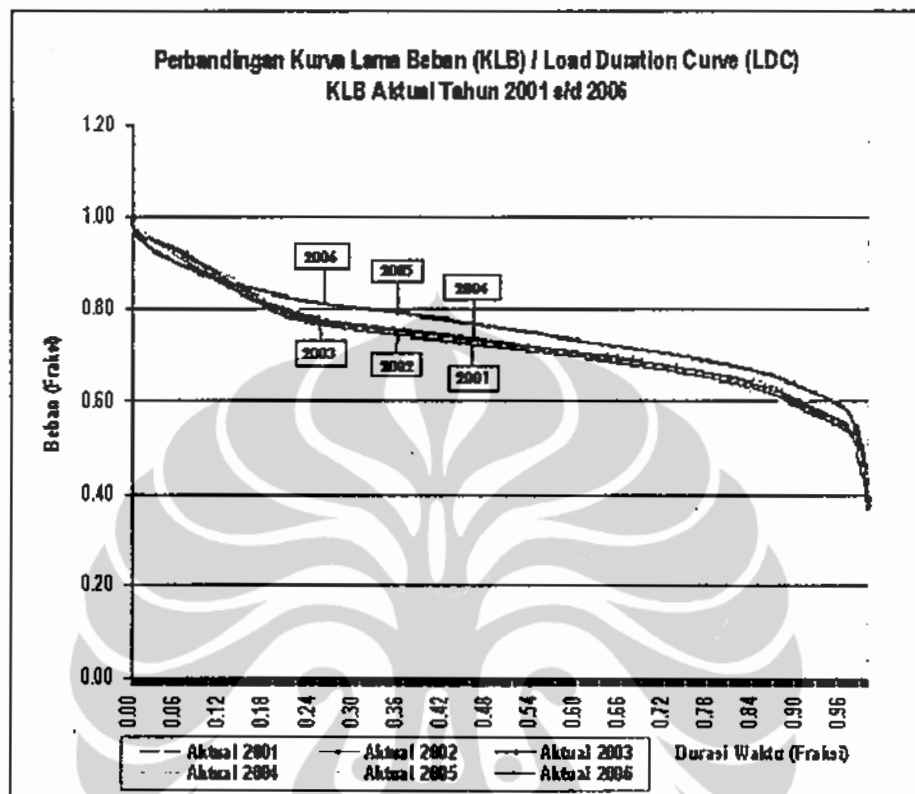


Gambar 4.10. Diagram alir penyusunan KLB berdasarkan data aktual.

Sedangkan Gambar 4.11 merupakan hasil penyusunan pola Kurva Lama Beban (KLB) sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali secara historis untuk tahun 2001-2006, dimana sumbu ordinat merupakan fraksi besaran beban tenaga listrik dan sumbu absis merupakan fraksi besaran waktu. Terlihat bahwa pola KLB relatif sama, namun setiap tahun mempunyai kecenderungan mengalami pergeseran kurva ke arah yang lebih tinggi nilai bebannya. Hal ini mencerminkan adanya kenaikan faktor beban, dan juga kenaikan jumlah kWh produksi total per-tahun, sehingga meningkatkan nilai efisiensi produksi energi dari pembangkit-pembangkit dalam sistem Jamali.

Data pola KLB sistem Jamali dari tahun 2001 sampai dengan 2006 (Gambar 4.11) tersebut, merupakan data historis, yang akan dijadikan data target

beban dalam penelitian tentang proyeksi KLB menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan.



Gambar 4.11. Pola Kurva Lama Beban (KLB) aktual sistem Jamali 2001-2006.

4.5.2. Representasi pola KLB berdasarkan metode Snyder.

Menurut Snyder, pola KLB dapat dinyatakan sebagai koefisien polinomial pangkat lima, dimana sangat erat kaitannya hanya pada dua besaran, yaitu ratio beban minimum terhadap beban maksimum (α) dan ratio beban rata-rata terhadap beban maksimum (β). Oleh karena itu dalam penyusunan pola KLB ini digunakan Persamaan (2.50) berikut ini untuk KLB sistem Jamali tahun 2006 [21][22]:

$$Y = 1 + 6(3\beta - \alpha - 2) X + (-82\beta + 27\alpha + 55)X^2 + 4(38\beta - 10\alpha - 28) X^3 + 20(-6\beta + \alpha + 5) X^4 + 32(\beta - 1) X^5$$

dimana :

Y = ratio beban aktual terhadap beban maksimum

α = ratio beban minimum terhadap beban maksimum

β = ratio beban rata-rata terhadap beban maksimum

X = waktu

Hubungan tersebut di atas akan menghasilkan:

Y = 1 pada saat X = 0, (merupakan representasi fraksi beban puncak),

Y = α pada saat X = 1, (merupakan representasi fraksi beban minimum), &

Y = β pada saat X = $\frac{1}{2}$. (merupakan representasi faktor beban).

Untuk data aktual Kurva Lama Beban (KLB) 2006 diketahui sbb:

Beban minimum = 6092,87 MW.

Beban rata-rata = 11631,55 MW.

Beban maksimum = 15396,38 MW.

Sehingga diperoleh nilai:

$\alpha = 0,396$.

$\beta = 0,755$.

Jadi untuk KLB 2006, persamaan Snyder menjadi:

$$Y = 1 - 0,77589 X + 3,73603 X^2 - 12,99746 X^3 + 17,25791 X^4 - 7,82486 X^5$$

Luas daerah di bawah kurva lama beban (KLB) adalah merupakan fraksi jumlah energi listrik yang dihasilkan, dimana perhitungannya dengan mengintegrasikan persamaan Snyder, sbb:

$$y' = \int_0^1 (1 - 0,77589x + 3,73603x^2 - 12,99746x^3 + 17,25791x^4 - 7,82486x^5) dx$$

$$y' = \{x - (0,77589/2)x^2 + (3,73603/3)x^3 - (12,99746/4)x^4 + (17,25791/5)x^5 - (7,82486/6)x^6\} \Big|_0^1$$

$$y' = \{1 - (0,77589/2) + (3,73603/3) - (12,99746/4) + (17,25791/5) - (7,82486/6)\}$$

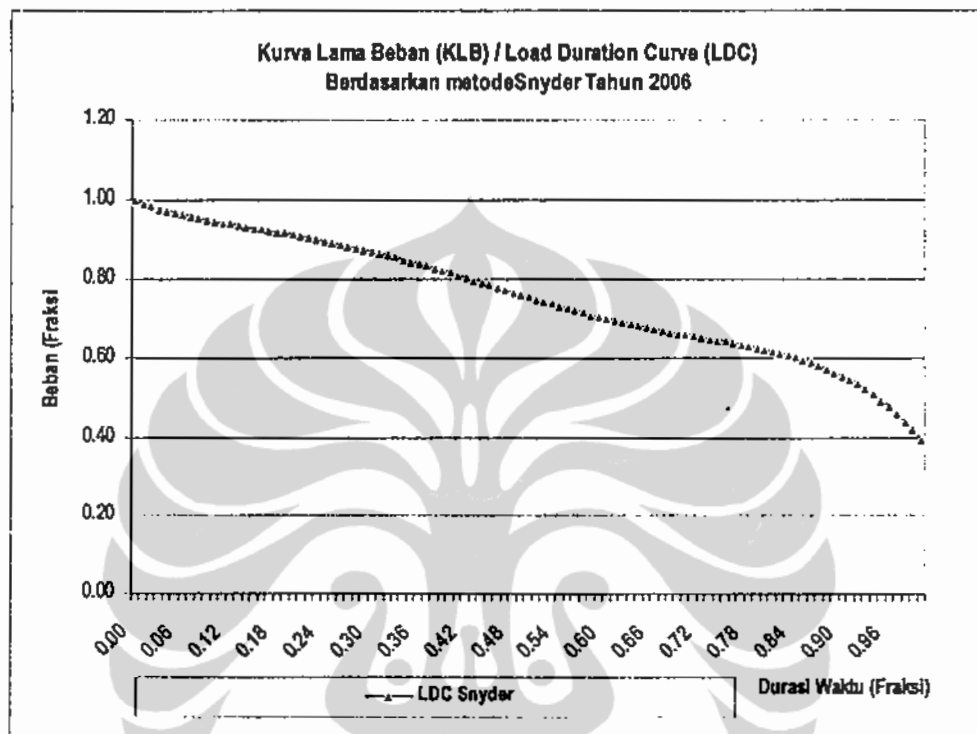
$$y' = 0,75547 \text{ (ini merupakan fraksi jumlah energi listrik)}$$

Untuk menghitung jumlah energi listrik yang dihasilkan, maka fraksi tersebut dikalikan beban puncak dikalikan waktu 8760 jam, yaitu:

$$\begin{aligned} \text{Jumlah energi listrik} &= 0,75547 \times 15396,38 \text{ MW} \times 8760 \text{ jam} \\ &= 101.892.378 \text{ MWh} \end{aligned}$$

Bila dibandingkan dengan total energi aktual hanya terdapat perbedaan 0.00002%. Sedangkan faktor bebannya adalah 0.75547.

Hasil representasi pola KLB berdasarkan metode Snyder untuk sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali tahun 2006 disajikan pada Gambar 4.12.



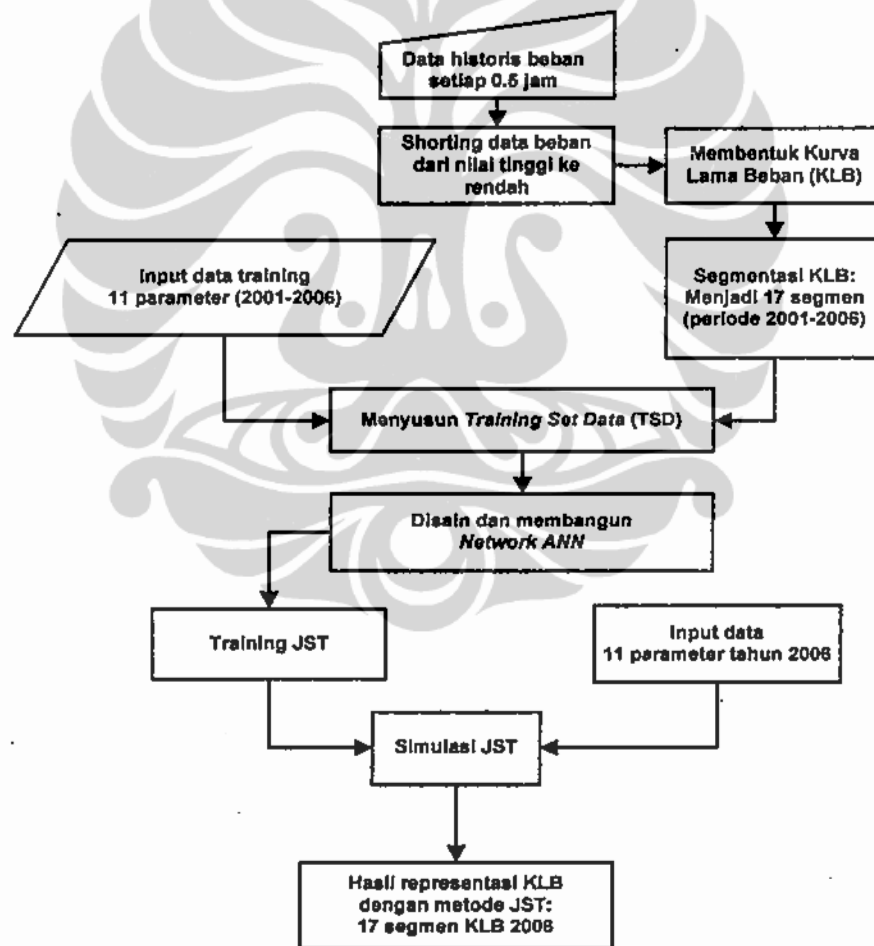
Gambar 4.12. Pola KLB sistem Jamali tahun 2006 berdasarkan metode Snyder.

4.5.3. Representasi pola KLB berdasarkan metode JST.

Oleh karena banyaknya data beban (yaitu sebanyak 17520 buah data beban per-tahun), maka dalam penelitian JST untuk proyeksi KLB digunakan metode segmentasi, dimana KLB dibagi dalam segmen-segmen waktu yang sama, yaitu sebanyak 17 segmen. Dengan demikian, makin kecil segmen yang dipilih, hasil proyeksinya makin teliti, namun perhitungannya makin lama dan memerlukan memori lebih banyak dalam komputer.

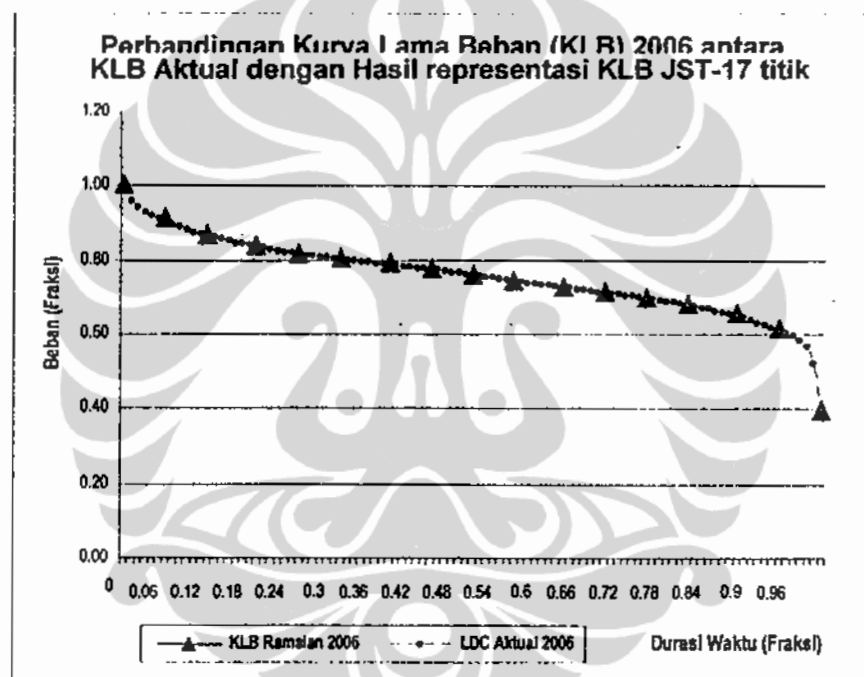
Pada Gambar 4.13 disajikan diagram alir simulasi JST untuk representasi Kurva Lama Beban (KLB), dengan pembagian 17 segmen.

Sedangkan Gambar 4.14 merupakan gambaran perbandingan KLB 2006 antara KLB Aktual dan Hasil ramalan KLB JST-17 titik. Terlihat pada gambar bahwa hasil representasi 17 segmen (titik) menggunakan metode JST hasilnya sangat mendekati garis beban aktual. Bentuk kurva tersebut mengalami penurunan secara landai dan monoton di area tengah kurva, namun di ujung kurva (yaitu di area dekat beban puncak dan beban dasar/minimum) terjadi penurunan yang cukup tajam. Beban puncak, beban rata-rata dan beban minimum berdasarkan metode JST adalah masing-masing sebesar 14415 MW, 11681 MW dan 6100 MW (Tabel 4.8). Sedangkan besar total energinya adalah 102010000 MWh, dimana bila dibandingkan dengan total energi aktual hanya terdapat perbedaan 0.1155%, dan *mean square error* (MSE) terhadap kurva beban aktual sekitar $6.365E-05$ (Tabel 4.8).

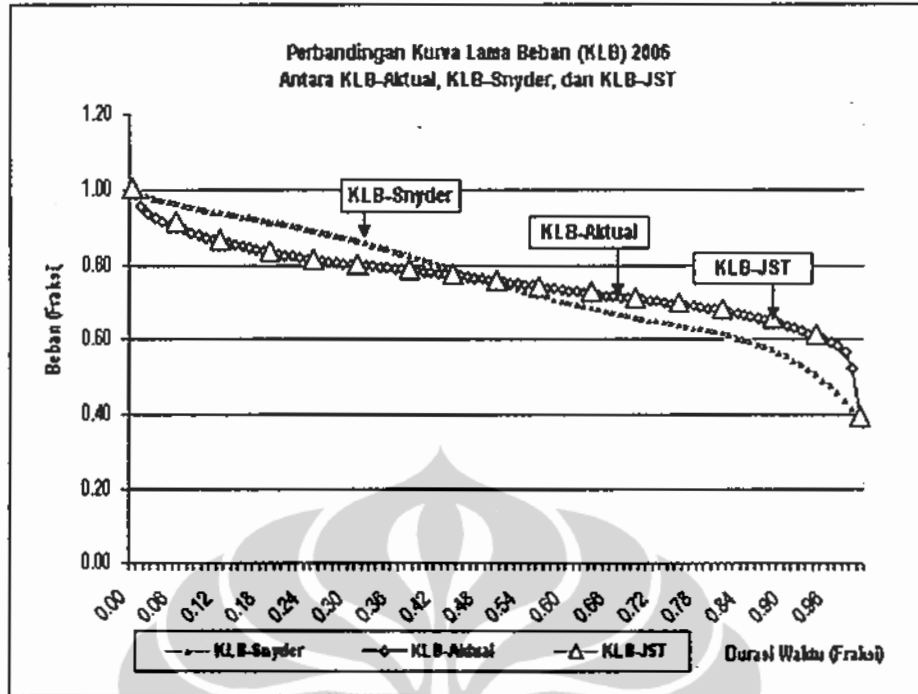


Gambar 4.13. Diagram alir representasi KLB berdasarkan metode JST dengan 17 segmen.

Pada Gambar 4.15 diilustrasikan perbandingan representasi KLB sistem Jamali 2006 antara KLB-Aktual, KLB-Snyder, dan KLB-JST. Beban puncak yang paling mendekati data aktual adalah beban puncak model Snyder, diikuti metode JST. Sedangkan Beban Rata-rata, dan Beban Minimum yang paling mendekati data aktual adalah berdasarkan model Snyder, diikuti metode JST. Untuk Total produksi energi yang paling mendekati data aktual adalah berdasarkan model Snyder, kemudian metode JST. Sedangkan *mean square error* (MSE) terhadap kurva lama beban aktual yang paling kecil adalah dengan metode JST, diikuti model Snyder.

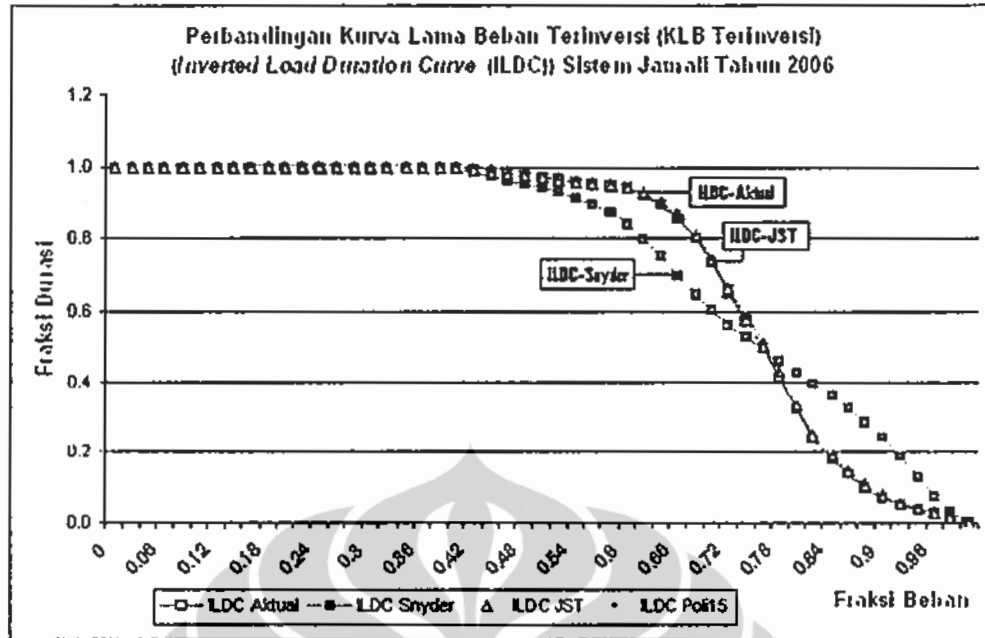


Gambar 4.14. Perbandingan KLB 2006 antara KLB Aktual dan Hasil representasi KLB JST-17 titik.



Gambar 4.15. Perbandingan representasi KLB sistem Jamali 2006 antara KLB-Aktual, KLB-Snyder, dan KLB-JST.

Gambar 4.16 merupakan ilustrasi perbandingan KLB Terinversi (*Inverted Load Duration Curve, ILDC*) sistem Jamali tahun 2006 antara ILDC-Aktual, ILDC-Snyder, dan ILDC-JST. Dalam penelitian ini, perubahan bentuk LDC ke ILDC dilakukan dengan menggunakan ekspansi deret Fourier.



Gambar 4.16. Perbandingan representasi KLB Terinversi (ILDC) sistem Jamali 2006 antara ILDC-Aktual, ILDC-Snyder, dan KLB-JST.

Tabel 4.8. Komparasi hasil representasi KLB berdasarkan data aktual, metode Snyder, dan metode JST.

No.	Metode	Beban Puncak		Beban Rata-rata		Beban Minimum		Total Energi		MSE-KLB
		(MW)	Δ (%)	(MW)	Δ (%)	(MW)	Δ (%)	(MWh)	Δ (%)	
1	Aktual	15396	0	11632	0	6093	0	101892358	0.0000	0
2	Snyder	15396	0	11632	0	6093	0	101889844	-0.0025	0.0039087
3	JST	15415	0.123	11681	0.421	6100	0.115	102010000	0.1155	6.365E-05

Catatan:

Δ (%) : Error (perbedaan/kesalahan) metode tertentu dibandingkan dengan data aktual (dalam %)

MSE-KLB : Mean Square Error (kesalahan kwadrat rata-rata) Kurva Lama Beban metode tertentu dibandingkan dengan KLB Aktual (untuk 100 titik data).

4.6. PROYEKSI KURVA LAMA BEBAN (KLB).

Dalam penelitian, dilakukan proyeksi KLB untuk tahun 2006 (sebagai validasi), dan tahun 2007 sampai dengan 2016.

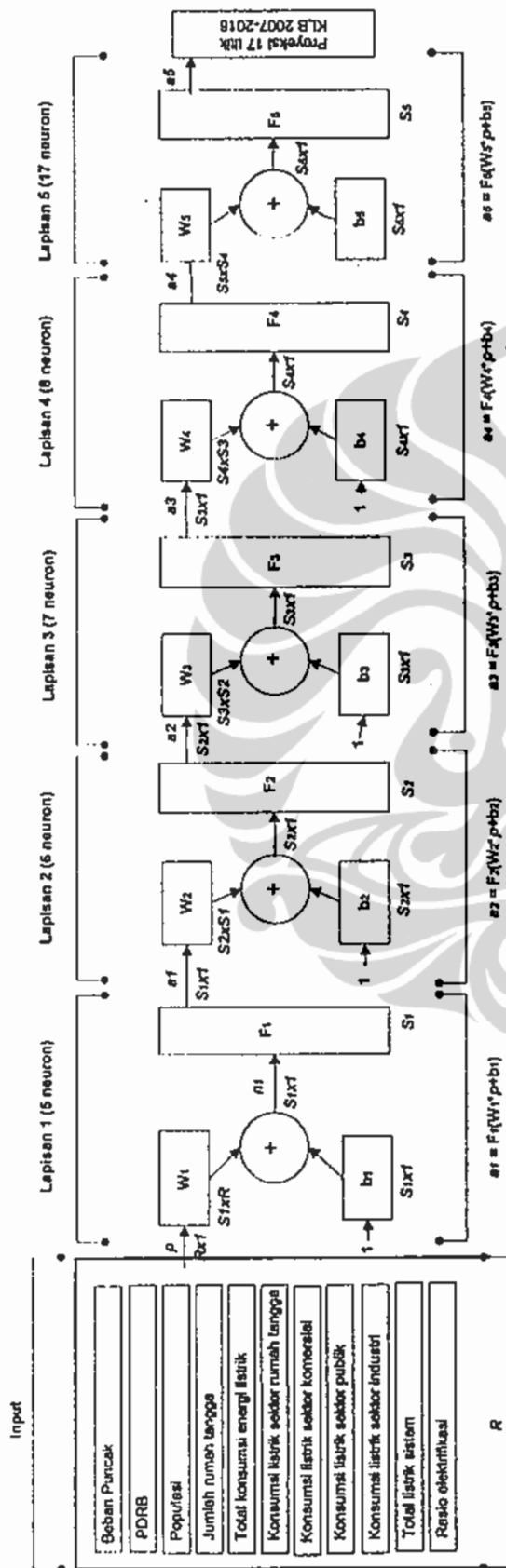
KLB sangat erat terkait dengan beban puncak, konsumsi energi listrik tiap sektor, jumlah rumah tangga, populasi, dll., sehingga dalam penelitian ini bentuk model, disain dan diagram alir algoritma Jaringan Syaraf Tiruan untuk proyeksi Kurva Lama Beban, hampir sama dengan algoritma JST untuk peramalan beban puncak, hanya terjadi perbedaan skema data input dan data target untuk pembelajaran.

Gambar 4.17 merupakan ilustrasi desain Jaringan Syaraf Tiruan *Feedforward* (5 lapisan neuron) untuk Proyeksi KLB.

Parameter (faktor) penting yang diperkirakan sangat mempengaruhi proyeksi pola KLB di masa datang, adalah:

- Beban puncak
- Produk Domestik Regional Bruto (PDRB).
- Jumlah populasi.
- Jumlah rumah tangga (*household*).
- Total konsumsi energi listrik.
- Konsumsi listrik sektor rumah tangga.
- Konsumsi listrik sektor komersial.
- Konsumsi listrik sektor publik.
- Konsumsi listrik sektor industri.
- Total energi listrik sistem ketenagalistrikan Jamali.
- Rasio Elektrifikasi.

Dalam Tabel 4.9. disajikan data masukan historis dan Tabel 4.10 merupakan data target ternormalisasi 17 titik KLB historis untuk pembelajaran program JST proyeksi KLB (2001-2006), sedangkan Tabel 4.11 merupakan data masukan baru setelah ternormalisasi untuk simulasi JST proyeksi KLB (2007-2016).



Keterangan:
 R = masukan, input
 S_i = jumlah neuron pada Lapisan i
 p = vektor input dengan panjang R
 W_i = matriks bobot pada Lapisan i
 b_i = vektor bias pada Lapisan i
 F_i = fungsi aktivasi pada Lapisan i
 a = vektor keluaran

Gambar 4.17. Desain Jaringan Syaraf Tiruan Feedforward (5 lapisan neuron) untuk Proyeksi KLB.

Tabel 4.9. Data masukan untuk pembelajaran program JST untuk proyeksi KLB.

	Beban Puncak Jamali	PDRB 10E+15 Rp93.	Populasi Milyar	Rumah Tangga 100 Juta	Energi Listrik Jamali 1 juta GWh	Listrik RT 100 ribu GWh	Listrik Komersial 100 ribu GWh	Listrik Publik 10 ribu GWh	Listrik Industri 1 Juta GWh	Energi Sistem 1 juta GWh	Rasio Elektrifikasi
2001	0.12577	0.251549	0.125782	0.337942	0.067929	0.244391	0.0895993	0.305166	0.031478	0.07822	0.564271
2002	0.13374	0.261126	0.127117	0.346930	0.069960	0.248090	0.0926323	0.318134	0.032706	0.08352	0.568765
2003	0.13682	0.272422	0.128461	0.355548	0.072190	0.259775	0.1040289	0.354955	0.032260	0.08677	0.574342
2004	0.14398	0.284055	0.129813	0.366671	0.079962	0.279844	0.1189689	0.423458	0.035946	0.09257	0.576004
2005	0.14821	0.296184	0.131172	0.376734	0.085390	0.299024	0.1321073	0.445966	0.037817	0.09815	0.578729
2006	0.15396	0.310193	0.132508	0.379843	0.087729	0.300740	0.145261	0.464528	0.038484	0.100196	0.584517

Sumber: [1] [19] [23] [110] [112] [115] [116] [117] [118] [119] [120] [121] [122].

Tabel 4.10. Data target (fraksi beban) 17 titik KLB untuk pembelajaran program JST proyeksi KLB.

Titik ke	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
Fraksi Beban 2001	1.0000	0.9206	0.8597	0.7968	0.7624	0.7458	0.7348	0.7231	0.7113	0.6997	0.6872	0.6735	0.6568	0.6357	0.6017	0.5557	0.3605
Beban 2002	1.0000	0.9177	0.8569	0.7994	0.7675	0.7515	0.7390	0.7268	0.7148	0.7027	0.6901	0.6748	0.6583	0.6387	0.6100	0.5612	0.3626
Beban 2003	1.0000	0.9243	0.8632	0.8088	0.7766	0.7612	0.7498	0.7379	0.7248	0.7117	0.6991	0.6854	0.6691	0.6493	0.6218	0.5719	0.3689
Beban 2004	1.0000	0.9194	0.8630	0.8161	0.7891	0.7711	0.7577	0.7444	0.7311	0.7170	0.7032	0.6895	0.6733	0.6541	0.6252	0.5801	0.3862
Beban 2005	1.0000	0.9336	0.8782	0.8358	0.8147	0.8004	0.7877	0.7722	0.7562	0.7398	0.7250	0.7114	0.6966	0.6782	0.6514	0.6109	0.3816
Beban 2006	1.0000	0.9011	0.8633	0.8357	0.8155	0.8019	0.7890	0.7744	0.7594	0.7425	0.7264	0.7106	0.6948	0.6768	0.6499	0.6088	0.3958

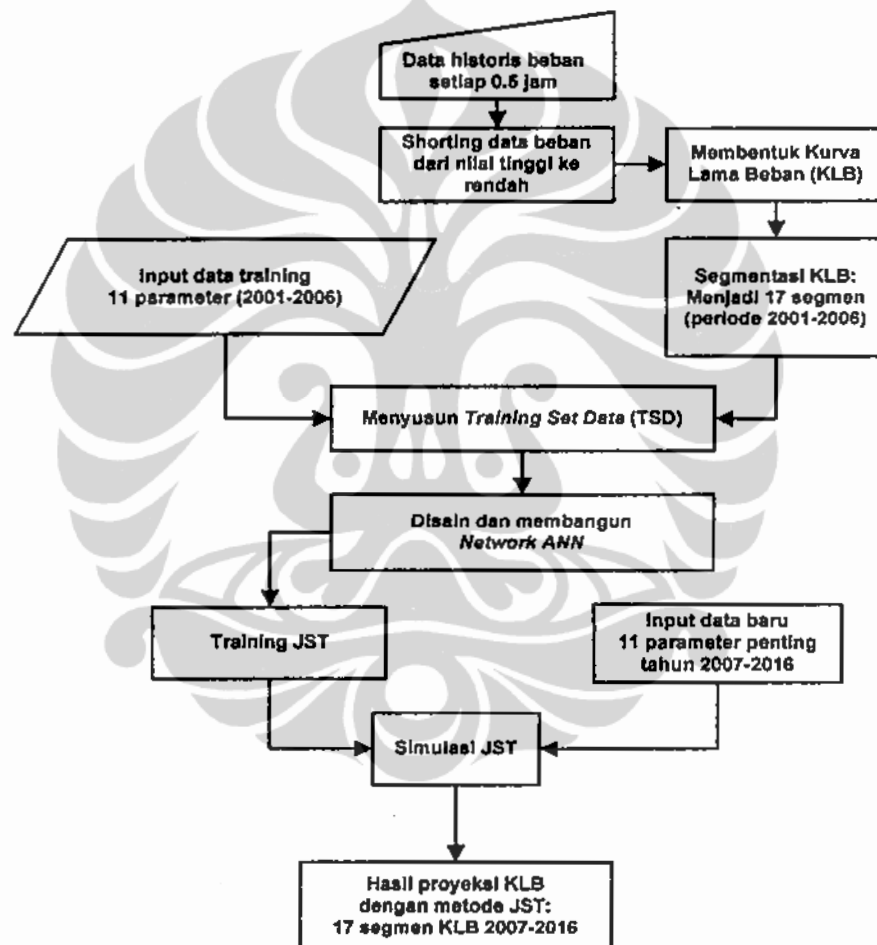
Tabel 4.11. Data masukan baru untuk simulasi JST.

	Beban Puncak Jamtai	PDRB	Populasi	Rumah Tangga	Energi Listrik Jamtai	Listrik RT	Listrik Komersial	Listrik Pabrik	Listrik Industri	Energi Sistem	Rasio Elektrifikasi
	100 GW	10E+15 Rp93.	Milyar	100 Juta	1 J GWh	100 rb GWh	100 rb GWh	10 rb GWh	1 Jk GWh	1 juta GWh	
2007	0.1627	0.324865	0.133868	0.380551	0.094439	0.316395	0.162020	0.483882	0.041759	0.107274	0.592115
2008	0.1725	0.340232	0.135236	0.382460	0.101853	0.333149	0.180597	0.504001	0.045439	0.115580	0.598813
2009	0.1828	0.356325	0.136581	0.384369	0.109985	0.351068	0.201206	0.524978	0.049508	0.124861	0.607610
2010	0.1974	0.373800	0.137954	0.386277	0.119164	0.370186	0.224782	0.546459	0.064205	0.135264	0.616117
2011	0.2095	0.392396	0.139251	0.388186	0.128900	0.389840	0.251020	0.563747	0.059176	0.146261	0.624743
2012	0.2231	0.412801	0.140578	0.390095	0.139370	0.410149	0.280238	0.581582	0.064515	0.158125	0.633489
2013	0.2405	0.434266	0.141894	0.392003	0.150679	0.431114	0.312787	0.599981	0.070290	0.170889	0.642991
2014	0.26	0.456848	0.143181	0.393912	0.162930	0.452769	0.349056	0.618862	0.076557	0.183208	0.652636
2015	0.2815	0.481000	0.144478	0.395820	0.176221	0.475151	0.389482	0.639544	0.083372	0.198201	0.662426
2016	0.3046	0.505888	0.145737	0.397729	0.189902	0.497058	0.431989	0.651213	0.090485	0.213585	0.672362
Calatan Sumber:	Hasil Ramalan JST	CADES p.4-30	BPS 2005	CADES+ BPS	Listrik RT+ Kom+Pnl+Irid	RUKN 2005	RUKN 2005	Dasar Laju RUKN	RUKN 2005	RUKN 2005	Asumsi laju 1-1.5%/th

Sumber: [2], [19], [23], [123], [124].

Dalam penelitian untuk Disertasi ini, dilakukan Proyeksi KLB dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST).

Dalam peramalan/proyeksi KLB berdasarkan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST), digunakan metode segmentasi, dimana KLB dibagi dalam segmen-segmen waktu yang sama, yaitu sebanyak 17 segmen. Sedangkan data pembelajaran JST yang digunakan adalah data historis KLB (yang terbagi dalam 17 segmen) sejak tahun 2001 sampai dengan 2006. Pada Gambar 4.18 disajikan diagram alir simulasi menggunakan metode JST untuk proyeksi KLB.



Gambar 4.18. Diagram alir riset proyeksi KLB menggunakan metode JST.

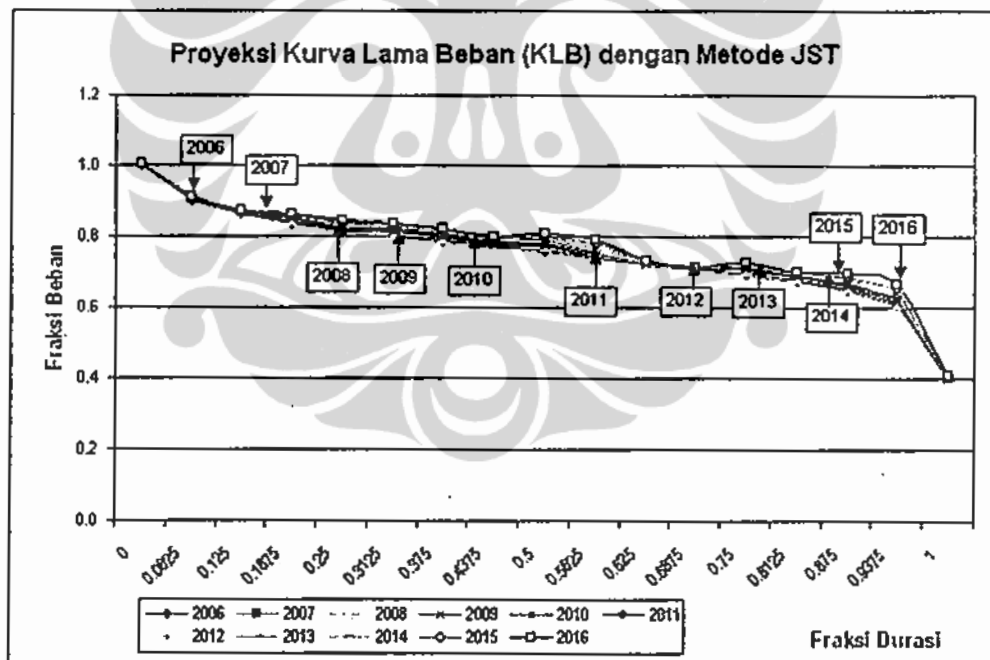
4.7. HASIL STUDI PROYEKSI POLA KURVA LAMA BEBAN.

Dalam sub-bab ini dipaparkan hasil studi proyeksi KLB periode tahun 2007-2016 pada sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali dengan menggunakan simulasi JST.

4.7.1. HASIL PROYEKSI KLB MENGGUNAKAN METODE JST.

Dalam peramalan/proyeksi KLB berdasarkan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST), digunakan metode segmentasi, dimana KLB dibagi dalam segmen-segmen waktu yang sama, yaitu sebanyak 17 segmen. Sedangkan data pembelajaran JST yang digunakan adalah data historis KLB (yang terbagi dalam 17 segmen) sejak tahun 2001 sampai dengan 2006.

Gambar 4.19 merupakan gambar hasil ramalan/proyeksi pola kurva lama beban (KLB) sistem kelistrikan Jamali untuk tahun 2007 smpai 2016 dengan metode JST.



Gambar 4.19. Hasil proyeksi pola KLB dengan metode JST pada sistem ketenagalistrikan Jamali tahun 2007-2016.

Terlihat bahwa kurva lama beban yang terbentuk pada awal tahun studi cukup bagus dan konsisten, dan hasil proyeksi “rasio beban minimum terhadap beban maksimum” dan “rasio beban rata-rata terhadap beban maksimum (faktor beban)”, hasilnya cukup bagus (lihat fraksi beban pada saat fraksi durasi 0,5 dan 1 pada Gambar 4.19).



BAB V

OPTIMASI DAN ANALISIS KEANDALAN DALAM PERENCANAAN PENGEMBANGAN SISTEM PEMBANGKITAN

Penelitian dalam bab ini meliputi: pembahasan teori optimasi dinamik dengan simulasi probabilistik menggunakan program WASP, optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan Jawa-Madura-Bali (Jamali), analisis pembahasan mengenai hasil optimasi, analisis sensitivitas pola beban puncak dalam optimasi (untuk ramalan beban puncak berdasarkan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan ramalan RUKN), dan sensitivitas pola kurva lama beban (KLB) dalam optimasi (untuk berbagai macam representasi pola KLB berdasarkan data aktual, model Snyder, dan metode JST) dengan mempertimbangkan perhitungan tingkat keandalan sistem yang direpresentasikan dengan indeks LOLP (*Loss Of Load Probability*), dan ENS (*Energy Not Served*). Indeks LOLP adalah kemungkinan sistem kehilangan beban atau kemungkinan sistem tidak dapat melayani beban, sedangkan ENS adalah besarnya energi tak terlayani dalam sistem.

5.1. MODEL PROGRAM DINAMIK DENGAN SIMULASI PROBABILISTIK UNTUK OPTIMASI.

Model program dinamik didasari prinsip optimasi menurut formulasi Bellman (1957) yang menyatakan: "Suatu kebijaksanaan optimal mempunyai ciri, bahwa apapun kondisi awal dan keputusan awal yang ditentukan, keputusan selanjutnya harus merupakan kebijaksanaan optimum yang menjadi akibat dari keputusan mula yang diambil" [24].

Elemen-elemen penting dalam program dinamis, adalah sistem model atau persamaan sistem, fungsi tujuan (*objective function*), dan kendala-kendala. Persamaan sistem menyatakan hubungan antara berbagai macam variabel, fungsi tujuan meletakkan nilai pada suatu rangkaian keputusan dan berperan sebagai alat

untuk membandingkan alternatif-alternatif kebijaksanaan yang dikendalikan, sedangkan kendala-kendala akan membatasi *state* dan variabel terkendali.

Program dinamis yang menggunakan LOLP sebagai faktor kendala dalam optimasi, pertama kali dirintis oleh Dale (1966), lalu dikembangkan oleh Henault dkk. (1970). Kemudian R. R. Booth (1971) memperbaiki efisiensi prosedur pencapaian optimasi dengan menggunakan teknik simulasi probabilitas yang dikombinasikan dengan algoritma *forward moving dynamic programming* melalui umpan balik terbuka, untuk mendapatkan optimasi perencanaan pengembangan dengan biaya terendah (*least cost*) [24].

Program dinamik mempunyai kelebihan, yaitu:

- a. Program dinamik mampu memecahkan persoalan variabel diskrit, persamaan sistem non-linier dan kejadian-kejadian yang bersifat stokastik.
- b. Struktur program dinamik memungkinkan kita memahami karakteristik permasalahan-permasalahan spesifik.

Pada tahun 1970, R.T. Jenkins dkk. mulai mencoba mengembangkan metode ini untuk perencanaan ketenagalistrikan Tennessee Valley Authority (TVA), USA, dengan menggunakan metode *System Analysis Generation Expansion* (SAGA). Sedangkan IAEA (*International Atomic Energy Agency*) di Wina (1972-1974) mengembangkan suatu metodologi berdasarkan pengalaman tersebut, yang disebut WASP.

WASP (*Wien Automatic System Planning Package*) dikembangkan untuk perencanaan optimasi pengembangan sistem kelistrikan. Optimasi dievaluasi berdasarkan biaya keseluruhan total minimum. Program tersebut dikembangkan oleh IAEA sampai ke versi ke-4 yang disebut WASP IV. Saat ini sudah ada WASP yang dapat dijalankan dengan komputer PC, misalnya dalam program ENPEP yang disebut modul ELECTRIC.

Tujuan utama dari program WASP adalah untuk mencari upaya yang paling optimal guna memenuhi kebutuhan listrik masyarakat sesuai kebutuhan, pada waktu yang tepat, pada tingkat keselamatan dan keandalan yang diinginkan dengan harga pemakaian listrik semurah mungkin.

Program WASP menggunakan simulasi probabilitas untuk mengestimasi keandalan produksi sistem pembangkit serta memakai program dinamik untuk menentukan ekspansi yang optimal dari segi biaya.

Setiap kemungkinan rangkaian urutan penambahan unit pembangkit pada sistem (perencanaan pengembangan atau kebijaksanaan pengembangan) dengan kendala-kendalanya dievaluasi dengan memakai fungsi biaya (fungsi sasaran, *objective function*) yang komposisinya [125] [126] sbb.:

- Biaya investasi modal (I)
- Nilai sisa (*salvage value*) (S)
- Biaya bahan bakar (F)
- Biaya penyimpanan (*inventory*) bahan bakar (L)
- Biaya operasi dan perawatan diluar bahan bakar (M)
- Biaya energi tak terlayani (*energy not served*) (Q)

Persamaan fungsi biaya yang dievaluasi dengan WASP [125] [126] adalah sbb.:

$$B_j = \sum_{t=1}^T [I_{j,t} - S_{j,t} + F_{j,t} + L_{j,t} + M_{j,t} + Q_{j,t}] \quad (5.1)$$

dimana:

- B_j adalah fungsi sasaran dari perencanaan pengembangan,
- t adalah periode waktu dalam tahun (1, 2, 3, ..., T),
- T adalah periode studi (total jumlah tahun),

dan garis di atas simbol-simbol tersebut menyatakan nilai terdiskon yang mengacu ke tahun referensi dengan *diccount rate* i .

Gambar 5.1 merupakan skema alur proses perhitungan dalam WASP, dimana optimasi pengembangan kapasitas pembangkit pada suatu sistem kelistrikan dilakukan secara *least cost*, yaitu dengan meminimumkan *objective function* yang terdiri dari (biaya kapital + biaya bahanbakar + biaya O&M + biaya *energy not served* – *salvage value*).

Perencanaan pengembangan optimal didefinisikan sbb.:

$$\text{Minimum } B_j \text{ dari semua } j, \quad (5.2)$$

Analisis WASP memerlukan titik awal penentuan kebijaksanaan pengembangan alternatif sistem tenaga. Jika $[K_t]$ merupakan vektor yang berisi sejumlah unit pembangkit yang beroperasi dalam tahun t untuk perencanaan pengembangan yang diberikan, maka $[K_t]$ harus memenuhi hubungan sbb.:

$$[K_t] = [K_{t-1}] + [A_t] - [R_t] + [U_t] \quad (5.3)$$

dimana :

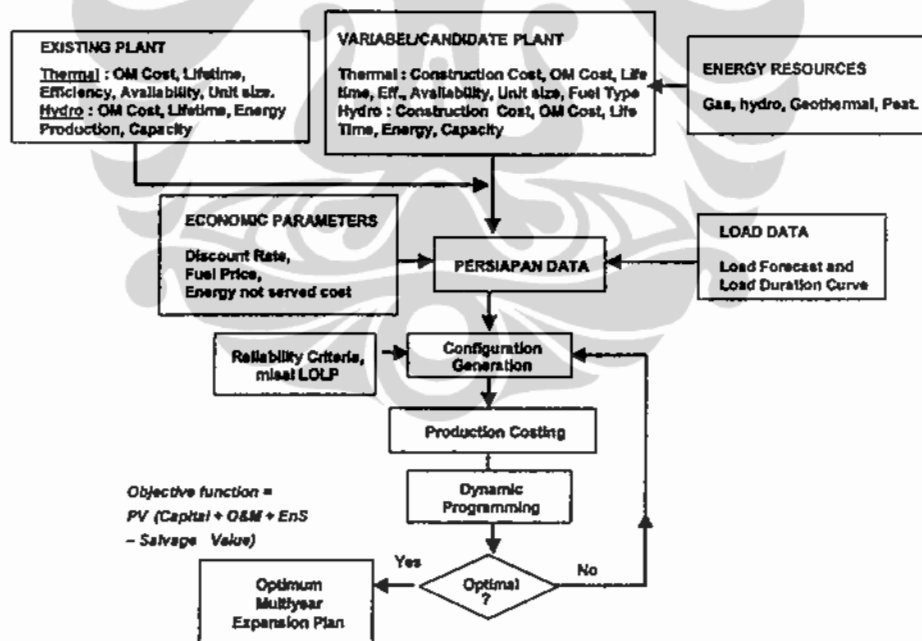
$[A_t]$ = vektor penambahan unit pembangkit yang *committed* tahun t ,

$[R_t]$ = vektor pemadaman (*retired*) unit pembangkit dalam tahun t ,

$[U_t]$ = vektor penambahan calon unit pembangkit ke sistem dalam tahun t ,

$$[U_t] \geq [0]$$

$[A_t]$ dan $[R_t]$ datanya diketahui, dan $[U_t]$ adalah vektor konfigurasi sistem yang merupakan variabel yang tidak diketahui untuk ditentukan.



Gambar 5.1. Alur proses perhitungan dalam WASP [127].

Periode kritis (p) didefinisikan sebagai periode tahun dimana perbedaan antara kapasitas pembangkit yang tersedia dan beban puncak adalah sangat kecil. Jika $P(K_{t,p})$ adalah kapasitas sistem terpasang dalam periode kritis tahun t , maka kendala berikut ini harus dipenuhi oleh setiap konfigurasi yang diterima:

$$(1 + a_t) \cdot D_{t,p} \geq P(K_{t,p}) \geq (1 + b_t) \cdot D_{t,p} \quad (5.4)$$

Jadi kapasitas terpasang dalam periode kritis harus berada di antara *reserve margin* maksimum (a_t) dan minimum (b_t), di atas beban puncak $D_{t,p}$ dalam periode kritis tahun tersebut.

Keandalan konfigurasi sistem yang dievaluasi oleh program WASP dinyatakan dengan *Loss-of-Load Probability* (LOLP). Jika $LOLP(K_{t,a})$ dan $LOLP(K_{t,i})$ masing-masing adalah LOLP tahunan dan LOLP periode, maka setiap konfigurasi yang diterima harus memenuhi persyaratan kendala berikut:

$$LOLP(K_{t,a}) \leq C_{t,a} \quad (5.5)$$

$$LOLP(K_{t,i}) \leq C_{t,p} \text{ (untuk semua periode),} \quad (5.6)$$

Dimana $C_{t,a}$ dan $C_{t,p}$ adalah nilai batasan yang ditentukan sebagai data inputan. Jika suatu rencana pengembangan terdiri dari konfigurasi dimana permintaan energi tahunan E_t lebih besar dari suplai listrik dari pembangkit tahunan G_t dari semua unit terpasang dalam konfigurasi untuk tahun t , maka total biaya perencanaan harus dikenai pinalti (hukuman) dengan biaya energi tak terlayani. Biaya ini merupakan fungsi dari jumlah energi tak terlayani N_t , yang dapat diformulasikan sbb.:

$$N_t = E_t - G_t \quad (5.7)$$

Penentuan kendala *tunnel* pada konfigurasi vektor $[U_t]$ untuk setiap konfigurasi yang dapat diterima harus memenuhi persyaratan sbb.:

$$[U_t^0] \leq [U_t] \leq [U_t^0] + [\Delta U_t] \quad (5.8)$$

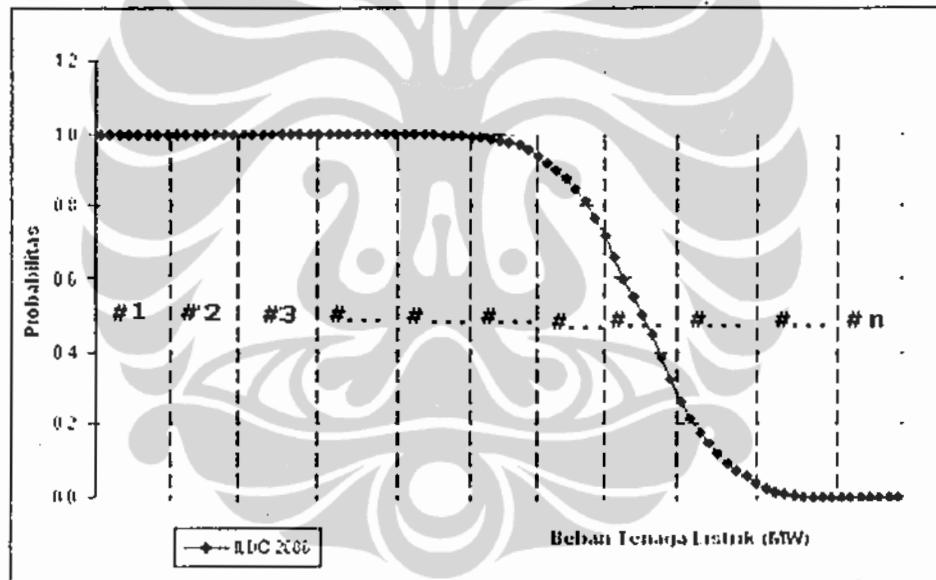
dimana $[U_t^0]$ adalah nilai terkecil yang diijinkan untuk konfigurasi vektor $[U_t]$ dan ΔU_t adalah kendala *tunnel* atau *tunnel width*.

5.2. PENENTUAN TINGKAT KEANDALAN SISTEM PEMBANGKIT.

Untuk perhitungan penentuan tingkat keandalan sistem pembangkit, dalam penelitian untuk disertasi ini, digunakan acuan referensi [26] dan [128].

Salah satu cara yang banyak digunakan untuk menyatakan tingkat keandalan sistem (pembangkit) adalah indeks LOLP (*Loss Of Load Probability*) dan ENS (*Energy Not Serve*).

Inverted Load Duration Curve (ILDC) diperlukan untuk menentukan nilai LOLP dan ENS, agar dapat memperkirakan besarnya pembebanan maupun produksi listrik yang dapat dibangkitkan oleh setiap unit pembangkit dalam suatu sistem, yaitu dengan cara menempatkan unit-unit pembangkit tersebut dalam kurva ILDC, berdasarkan urutan pembebanan yang telah ditentukan sesuai dengan nilai ekonomisnya (*merit order*) (lihat Gambar 5.2).



Gambar 5.2. Kurva ILDC dan pembebanan unit-unit pembangkit.

Besarnya energi listrik yang dibangkitkan oleh setiap unit pembangkit dirumuskan sebagai integrasi dari kurva ILDC, yaitu:

$$E_i = T * \int_{a_i}^{b_i} L(x) dx \quad (5.9)$$

dimana:

- E_i = Energi dari pembangkit unit ke-i yang diharapkan,
- T = periode waktu analisis yang direpresentasikan dengan ILDC,
- $L(X)$ = kurva lama beban terinversi (ILDC),
- a_i = total kapasitas pembangkit # 1,2,3, ..., i-1
- b_i = total kapasitas pembangkit # 1,2,3, ..., i.

Persamaan (5.9) belum memperhitungkan ketidakpastian operasi dari setiap pembangkit (baik karena adanya gangguan, kerusakan, maupun pemeliharaan rutin). Berdasarkan teori kemungkinan, maka total probabilitas antara kesiapan pembangkit (p) dan ketidaksiapan pembangkit (q) adalah 1, atau:

$$p_i + q_i = 1 \tag{5.10}$$

dimana:

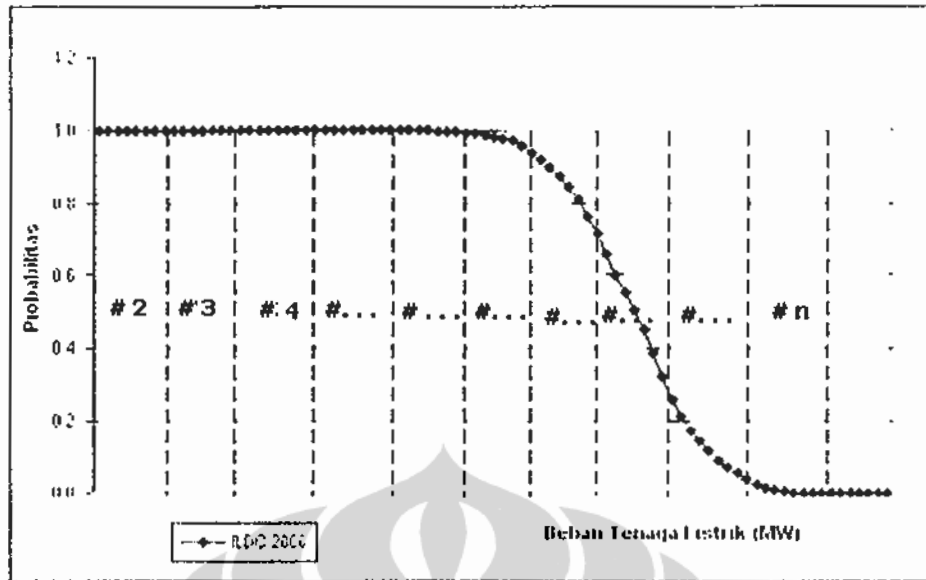
- p_i = probabilitas pembangkit unit i tersedia
- q_i = probabilitas pembangkit unit i tidak tersedia.

Besar energi yang dibangkitkan jika unit 1 beroperasi, sama dengan luas daerah di bawah kurva ILDC (lihat Gambar 5.6). Maka kemungkinan pembangkit rata-rata dari unit 1 merupakan luas daerah di bawah kurva ILDC dengan kemungkinan unit 1 merupakan luas daerah di bawah kurva ILDC dengan kemungkinan unit 1 tersedia (p_1), sehingga diperoleh persamaan [26][128]:

$$E_i = p_i * T * \int_{a_i}^{b_i} L(x) dx \tag{5.11}$$

Kegagalan operasi dari unit yang lain dalam sistem, tidak berpengaruh terhadap unit 1, selama posisi unit 1 di bawah kurva $L(x)$ tidak berubah ketika unit lain keluar dari sistem.

Apabila unit 1 tidak beroperasi, maka seluruh unit bergeser kekiri sebesar kapasitas dari unit tersebut, sehingga sistem kehilangan daya sebesar unit 1 tersebut (lihat Gambar 5.3).



Gambar 5.3. Kurva ILDC dimana pembangkit unit 1 tidak beroperasi.

Berdasarkan urutan pembebanan yang telah ditentukan, maka besarnya energi yang dibangkitkan dari suatu unit pembangkit hanya dipengaruhi oleh kemungkinan beroperasi atau tidak beroperasinya unit pembangkit pada urutan pembebanan sebelumnya (dalam hal ini ada $(n-1)^2$ kombinasi kemungkinan yang harus dipertimbangkan).

Contoh: Kemungkinan energi yang dibangkitkan oleh unit #2 hanya dipengaruhi oleh #1, sedang unit lainnya (#3, #4, dst.) tidak berpengaruh. Kemungkinan energi yang diharapkan dibangkitkan dari #2 adalah [26][128]:

$$E_2 = p_2 * T * \int_{a_2}^{b_2} [p_1 * L(x) + q_1 * L(x - MW_1)] dx \quad (5.12)$$

dimana:

$p_1 * L(x)$ = komponen yang menyatakan kemungkinan unit 1 beroperasi

$q_1 * L(x - MW_1)$ = komponen yang menyatakan kemungkinan unit 1 tak beroperasi.

Persamaan (5.12) menunjukkan bahwa sudah dilakukan integrasi antara karakteristik beban (ILDC) dengan karakteristik pembangkit, yaitu faktor

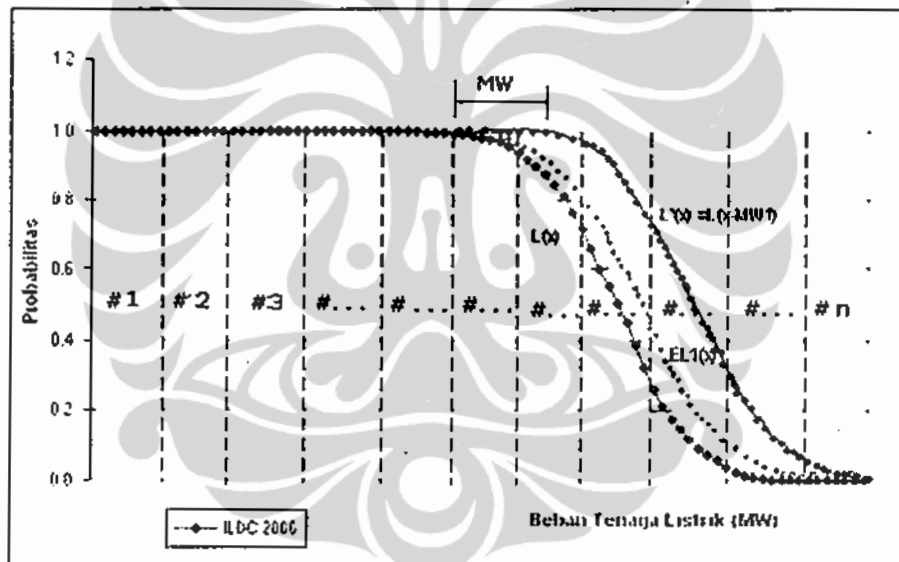
kesiapan (p) dan ketidaksiapan pembangkit (q). Kurva yang dihasilkan disebut Kurva Lama Beban Ekuivalen (*Equivalent Load Duration Curve, ELDC*), yaitu suatu bentuk beban yang sudah mengintegrasikan kurva ILDC dengan karakteristik pembangkit (faktor kesiapan (p) dan ketidaksiapan pembangkit (q)).

Kemungkinan lain untuk menggambarkan kegagalan unit 1, adalah dengan menggeser kurva ILDC ke arah kanan sebesar kapasitas unit 1 (lihat Gambar 5.4). Jika L menyatakan kurva ILDC semula, dan L' adalah kurva yang telah bergeser, maka:

$$L'(x) = L(x - MW_1) \quad (5.13)$$

dimana:

MW_1 = kapasitas pembangkit unit 1.



Gambar 5.4. Pergeseran kurva ILDC dan kurva ELDC.

Dengan memberi batas integral, maka Persamaan (5.13), menjadi:

$$\int_{a_2}^{b_2} L'(x) dx = \int_{a_2}^{b_2} L(x - MW_1) dx \quad (5.14)$$

dimana:

α_2, β_2 = batas integral berdasarkan pada tipe pembebanan sebagaimana diperlihatkan pada Gambar 5.2.

Kemungkinan unit 2 akan dibebani oleh kurva $L(x)$ adalah p_1 dan kemungkinan unit 2 akan dibebani oleh kurva $L'(x)$ adalah q_1 . Dengan mensubstitusi persamaan (5.14) ke dalam persamaan (5.12), maka energi yang diharapkan dari unit 2 adalah [26][128] :

$$E_2 = p_2 * T * \left\{ \int_{\alpha_2}^{\beta_2} [p_1 * L(x) + q_1 * L(x - MW_1)] dx \right\} \quad (5.15)$$

Persamaan (5.15) memberi kesan bahwa pengaruh kegagalan suatu unit pembangkit dapat dikombinasikan dengan beban sistem dalam satu variabel yang disebut Beban Ekuivalen, yang didefinisikan sbb.:

$$EL_{i-1} = L + O_i \quad (5.16)$$

dimana:

EL_{i-1} = Beban Ekuivalen, mempertimbangkan pemadaman unit pembangkit sebelum unit i masuk dalam beban sistem, yaitu Unit 1, 2, ..., $i-1$.

L = kurva ILDC,

O_i = Penambahan operasi pembangkit yang diperlukan dari unit ke- i akibat kegagalan unit sebelum unit ke- i melayani beban

Pengoperasian Unit 2 yang dipengaruhi oleh kegagalan unit 1, akan direpresentasikan dengan perbedaan antara kurva $L(x - MW_1)$ dan $L(x)$ sbb.:

$$O_2 = [L(x - MW_1) - L(x)] \quad (5.17)$$

dan kurva beban ekuivalen untuk Unit 2 (EL_1) akan dievaluasi dengan mengalikan pertambahan beban dengan probabilitas melayani tambahan beban, yaitu:

$$EL_{2-1} = EL_1 = L(x) + q_1 * [L(x - MW_1) - L(x)] \quad (5.18)$$

Atau:

$$EL_1 = (p_1 + q_1) * L(x) + q_1 * [L(x - MW_1) - L(x)] \quad (5.19)$$

dimana, pada substitusi Persamaan (5.28), menjadi:

$$EL_1 = p_1 * L(x) + q_1 * L(x - MW_1) \quad (5.20)$$

Persamaan (5.20) tersebut diperlihatkan sebagai garis (titik-titik) yang ada di tengah pada Gambar 5.8.

Dengan men-substitusi Persm. (5.20) ke Persm. (5.15), dihasilkan persamaan:

$$E_2 = p_2 * T * \int_{a_2}^{b_2} EL_1(x) dx \quad (5.21)$$

Kurva lama beban ekuivalen (ELDC) untuk unit pertama adalah penyederhanaan ILDC:

$$EL_0 = L \quad (5.22)$$

Untuk unit-unit pembangkit berurutan, ELDC adalah [26][128]:

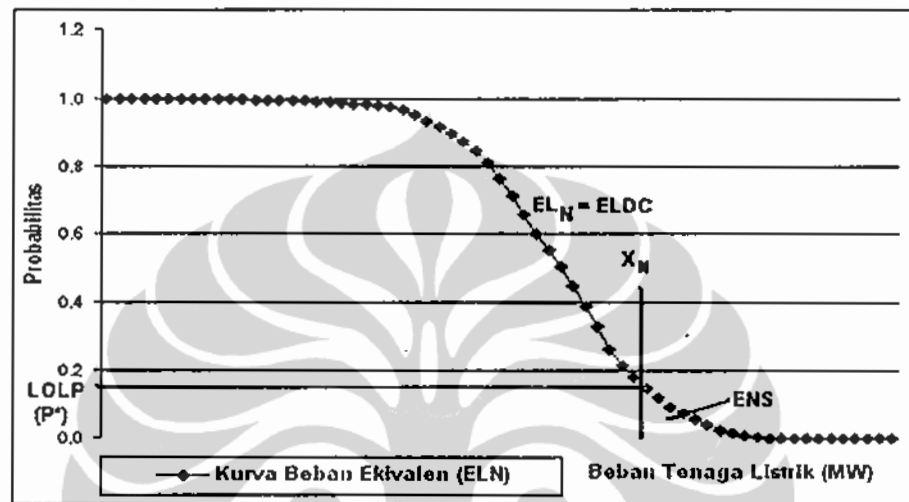
$$EL_m(x) = p_m * EL_{m-1}(x) + q_m * EL_{m-1}(x - MW_m) \quad (5.23)$$

dan pembangkitan yang diharapkan untuk setiap unit adalah:

$$E_n = p_n * T * \int_{a_n}^{b_n} EL_{n-1}(x) dx \quad (5.24)$$

Prosedur ini diulang sampai semua unit telah selesai dipertimbangkan, dan hasil dari kurva beban ekuivalen termasuk pemadaman paksa mempengaruhi semua unit. Untuk sistem pembangkitan dapat diperoleh dari kurva beban ekuivalen final. Gambar 5.5 memperlihatkan kurva ini dengan kapasitas sistem total (X_N). Mengacu pada definisi beban ekuivalen, maka P^* merupakan probabilitas dari beban ekuivalen sama atau lebih besar dari kapasitas sistem. Karena sistem pembangkitan tidak bisa memasok beban lebih besar dari kapasitas

sistem, maka P^* merupakan probabilitas kehilangan beban (LOLP, *Loss Of Load Probability*) untuk sistem pembangkitan. Daerah yang di-arsir di bawah kurva beban ekivalen sebelah kanan X_N , merepresentasikan permintaan energi listrik yang tidak dapat dilayani oleh sistem pembangkitan, yang biasa disebut *Energy Not Served* (ENS).



Gambar 5.5. Kurva Lama Beban Ekivalen (*Equivalent Load Duration Curve*, ELDC), LOLP (P^*), dan *Energy Not Serve* (ENS)..

Untuk menghitung ENS, hanya membutuhkan penambahan unit pembangkit samaran pada sistem dengan karakteristik sbb.:

- a. kapasitas tak terbatas ($MW = \infty$)
- b. laju pemadaman paksa bernilai nol ($q=0$).

Sehingga, dari persamaan (5.24) akan diperoleh persamaan energi pembangkitan yang diharapkan dari unit samaran ini (ENS), yaitu [26]:

$$E_{m+1} = T^* \int_{b_{m+1}}^{\infty} EL_m(x) dx \quad (5.25)$$

dimana, b_{m+1} adalah kapasitas sistem tanpa unit samaran $m+1$, atau kapasitas terpasang.

5.2.1. Perhitungan LOLP dan ENS Menggunakan Simulasi Probabilistik

Untuk mengevaluasi LOLP dan ENS terkait dengan perencanaan pengembangan sistem pembangkitan (konfigurasi pembangkitan yang optimal), diperlukan membuat kurva lama beban ekivalen (ELDC) dan menentukan kapasitas terpasang pembangkitan dalam sistem. Efek dari pemadaman tak terencana dari setiap unit pembangkit termal pada kurva lama beban (LDC) dihitung, dan LDC dikonvolusi untuk membuat ELDC final (lihat Gambar 5.6). Jika ICP adalah total kapasitas pembangkit dalam sistem, LOLP dapat dihitung dengan mengukur ordinat pada beban = ICP pada kurva ELDC final ($ELDC_N$), dan ENS dihitung dengan mengintegrasikan daerah dibawah kurva dengan persamaan [26][128]:

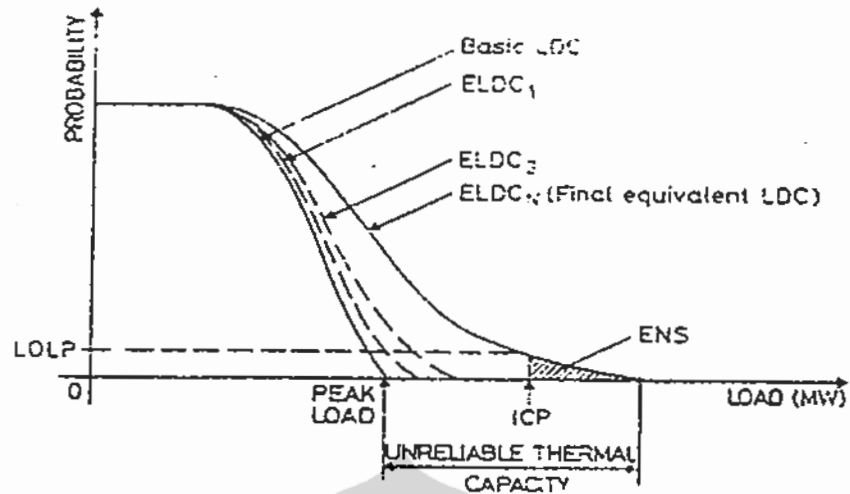
$$ENS = T * \int_{ICP}^{\infty} ELDC_N dx \quad (5.26)$$

dimana:

T = lama periode (dalam satuan jam) yang dicakup oleh LDC.

Karena ELDC direpresentasikan dalam WASP dengan deret Fourier, maka diperlukan pengembangan algoritma khusus untuk menghitung beberapa kondisi batasan.

Representasi ELDC dengan metode Fourier sangat akurat, sampai titik dimana kapasitasnya lebih kecil dari pada jumlah permintaan beban puncak ditambah 2 kali beban minimum. Karenanya, kasus diluar range kapasitas ini untuk penerapan metode Fourier harus dipertimbangkan oleh program. Bagaimanapun, mari kita coba bagaimana LOLP dan ENS dihitung dengan algoritma untuk kasus normal sebagaimana diperlihatkan pada Gambar 5.7.



Gambar 5.6. Perhitungan LOLP dan ENS dengan Simulasi Probabilistik [26].

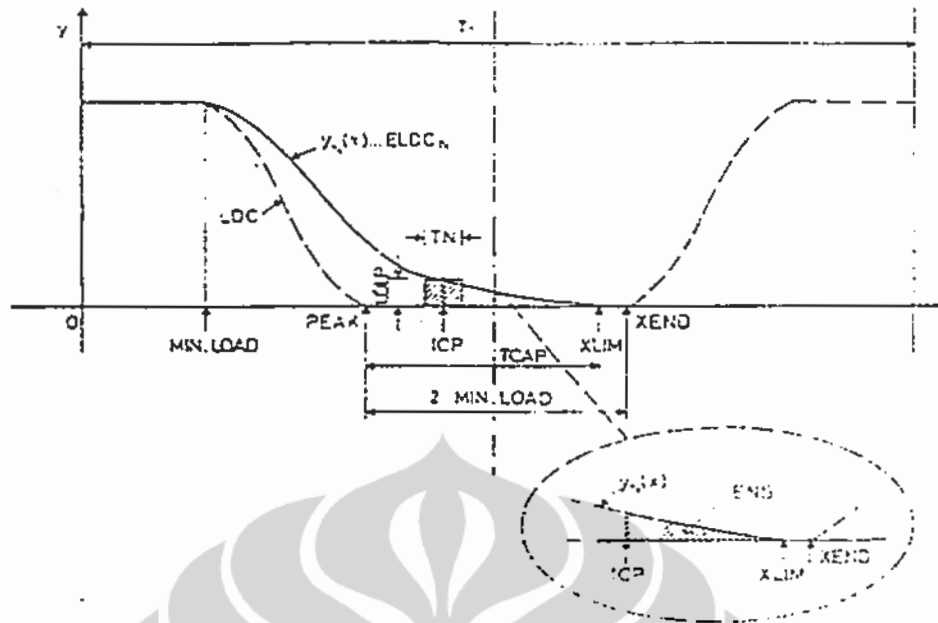
Untuk menekan kemungkinan *error*, karena osilasi dari fungsi yang diintroduksi oleh harmonisasi lebih tinggi dalam ekspansi Fourier, LOLP dievaluasi sebagai nilai rata-rata dari fungsi pada titik ICP (lihat Gambar 5.7) [26].

$$LOLP = \frac{1}{TN} * \int_{ICP - \frac{1}{2}TN}^{ICP + \frac{1}{2}TN} y_N(x) dx \quad (5.27)$$

dimana $y_N(x)$ adalah ELDC final (ELDC_N); dan untuk menghitung ENS digunakan batas atas integrasi XLIM (bukan tak terhingga):

$$ENS = T * PEAK * \int_{KT}^{XLIM} y_N(x) dx \quad (5.28)$$

Jika nilai integral lebih kecil dari nol, maka nilai LOLP dan ENS di-set nilainya nol.



Gambar 5.7. Perhitungan LOLP dan ENS dalam WASP [26].

Di bawah ini adalah keterangan Gambar 5.7:

$$XEND = PEAK + (2 * MIN. LOAD)$$

$$XLIM = PEAK + TCAP$$

$$T1 = 2 * (PEAK + MIN. LOAD)$$

$$TN = (T1 / NOCOF)$$

$$-(1/2) TN = TN * SHIFT$$

SHIFT = fraksi dari TN

x = beban (fraksi beban puncak (PEAK))

y = waktu (fraksi T)

T = total perioda waktu yang dipertimbangkan oleh LDC

ICP = total kapasitas pembangkit dalam sistem

TCAP = kapasitas pembangkit thermal yang *unreliable* (tidak dapat dipastikan)

T1 = periode Fourier

NOCOF = jumlah nomor/bilangan *cosine* untuk ekspansi Fourier

Persamaan-persamaan di atas adalah untuk kasus normal. Beberapa kasus untuk kondisi khusus mungkin terjadi terkait dengan nilai variabel ICP, XEND dan XLIM, yaitu antara lain:

- a. Jika $XLIM > XEND > ICP$, maka LOLP dihitung dengan menggunakan Persamaan (5.27), namun untuk ENS dihitung dengan persamaan sbb. [26]:

$$ENS = T * PEAK * \int_{ICP}^{XEND} y_N(x) dx \quad (5.29)$$

- b. Jika $XEND \leq ICP < XLIM$, maka nilai LOLP dan ENS adalah nol.
- c. Jika $XLIM \leq ICP < XEND$, maka nilai LOLP dan ENS adalah nol.
- d. Jika $|XLIM - ICP| < 10^{-4}$, dan $XLIM < XEND > ICP$, maka nilai LOLP dan ENS adalah nol.

5.3 OPTIMASI PERENCANAAN PENGEMBANGAN SISTEM PEMBANGKITAN JAWA-MADURA-BALI (JAMALI)

Dalam penelitian optimasi perencanaan pengembangan sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (Jamali) digunakan program WASP (*Wien Automatic System Planning Package*), yang dikembangkan oleh *Tennessee Valley Authority and Oak Ridge National Laboratory* dan *International Atomic Energy Agency* (IAEA).

Tujuan utama dari program WASP adalah untuk mencari upaya yang paling optimal guna memenuhi kebutuhan listrik masyarakat sesuai kebutuhan, pada waktu yang tepat, pada tingkat keselamatan dan keandalan yang diinginkan dengan harga pemakaian listrik semurah mungkin. Jadi optimasi dievaluasi berdasarkan biaya keseluruhan total minimum.

Program WASP menggunakan simulasi probabilitas untuk mengestimasi keandalan produksi sistem pembangkit serta memakai program dinamik untuk menentukan ekspansi yang optimal dari segi biaya.

Setiap kemungkinan rangkaian urutan penambahan unit pembangkit pada sistem (perencanaan pengembangan atau kebijaksanaan pengembangan) dengan kendala-kendalanya dievaluasi dengan memakai fungsi biaya (fungsi sasaran, *objective function*) yang komposisinya meliputi: Biaya investasi modal (I), Nilai sisa (*salvage value*) (S), Biaya bahan bakar (F), Biaya penyimpanan (*inventory*) bahan bakar (L), Biaya operasi dan perawatan diluar bahan bakar (M), dan Biaya energi tak terlayani (*energy not served*) (Q).

Struktur program WASP terdiri dari 7 modul utama, yaitu LOADSY, FIXSYS, VARSYS, CONGEN, MERSIM, DYNPRO dan REPROBAT.

5.3.1. Data Masukan.

Data masukan yang diperlukan dalam program optimasi WASP meliputi data umum, data LOADSY, data FIXSYS, data VARSYS, data CONGEN, data MERSIM, dan data DYNPRO.

Data umum meliputi:

- Data tahun pertama studi : 2006
- Data tahun akhir studi : 2025

- Jumlah periode setiap tahun : 4
- Jumlah kondisi hidro : 2 (sesuai karakteristik *inflow energy* (GWh), *minimum generation* (GWh) dan *average capacity* (MW)).

Data LOADSY meliputi:

- Jumlah koefisien Fourier: 50 (maksimum 100)
- Rasio beban puncak per periode
- Data Kurva Lama Beban (KLB), yang bisa direpresentasikan dengan data titik-titik atau dengan rumus KLB.
- Beban puncak tahunan.

Data FIXSYS terdiri dari:

- Data pembangkitan (yang telah ada (*fixed*) dan *committed*)
- Tipe-tipe bahan bakar (terdiri dari: batubara, gas, HSD, MFO, panas bumi, dan nuklir).
- Karakteristik pembangkit-pembangkit termal (meliputi: jumlah unit pembangkit, tingkat operasi minimum (MW), kapasitas pembangkit maksimum, tipe bahan bakar, laju panas tingkat operasi minimum (kcal/kWh), *average incremental heat rate* (kcal/kWh), *spinning reserves/cadangan putar* (%), *forced outage rate* (%), jadwal perawatan (hari/tahun), ukuran kelas perawatan (MW), biaya bahan bakar domestik dan atau asing (c/million kcals), biaya tetap O&M (\$/kW-month), biaya variabel O&M (\$/MWh), nilai panas bahan bakar yang digunakan (kcal/kg), emisi polutan SO₂ dan Nox (% berat bahan bakar).
- Penambahan dan pemadaman pembangkit termal
- Data pembangkit hidro/*pump storage*.
- Data emisi SO₂ dan Nox
- Batasan LOLP dan ENS.

Data VARSYS meliputi:

- Kandidat pembangkit termal
- Kandidat pembangkit hidro/*pump storage*.
- Karakteristik kandidat pembangkit-pembangkit termal
- Data emisi kandidat pembangkit.

- Kandidat pembangkit alternatif sebagai input sub-modul VARSYS (*Variable System*) dalam penelitian ini adalah: PLTU Batubara 600 MWe (C6H) , PLT-*Combined Cycle* 600 MWe (CC6), PLT-LNG 730MWe (LNG), PLT-Gas 200 MWe (G2H), PLTN 1000 MWe (Nuc), dan PLTA-Pump (PUMP).

Data CONGEN terdiri dari, antara lain:

- Minimum *reserve margin*.
- Maksimum *reserve margin*.
- Kondisi hidro.

Data MERSIM meliputi, antara lain:

- Tahun dasar studi
- Jumlah koefisien Fourier.

Data DYNPRO meliputi:

- Tahun dasar untuk perhitungan biaya terdiskon
- Tahun dasar untuk perhitungan eskalasi biaya
- Jumlah tahun dalam studi
- Laju diskon (*discount rate*) biaya domestik (%)
- Laju diskon (*discount rate*) biaya asing (%)
- Biaya kapital (*capital cost*) baik untuk domestik ataupun asing (\$/kW)
- IDC (*interest during cost*)
- Masa hidup pembangkit (tahun)
- Waktu konstruksi pembangkit (tahun)

Data pembangkit termal dan hidro termasuk data harga bahan bakar pembangkitan untuk sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali bersumber dari PT. Perusahaan Listrik Negara (PLN) (Persero), Direktorat Jenderal Listrik dan Pemanfaatan Energi (DJLPE) – Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral (DESDM), PT. Pertamina (Persero), Kementerian Negara Badan Usaha Milik Negara (BUMN), Badan Tenaga Nuklir Nasional (BATAN), Badan Pusat Statistik (BPS), Pengkajian Energi Universitas Indonesia dan dari sumber lainnya [1] [23] [110] [111] [112] [114] [129] [130] [131] [132].

Data perkiraan (*forecasting*) beban puncak sistem ketenagalistrikan Jawa-Bali diperoleh dari Peramalan Beban Puncak dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan Peramalan Beban Puncak dari Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN) 2005 dari DJLPE-DESDM (lihat Tabel 4.4) [23]. Sedangkan data kurva lama beban (KLB) diperoleh dari PT. PLN (Persero) P3B Gandul [112].

5.3.2. Studi-kasus.

Dalam penelitian tentang optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan Jawa-Madura-Bali (Jamali) ini, dibuat 4 buah Studi-kasus, dengan tujuan sbb.:

- A. Untuk membandingkan hasil optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan dengan mengimplementasikan hasil peramalan beban puncak tenaga listrik berdasarkan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan RUKN, serta Kurva Lama Beban (KLB)-nya menggunakan data aktual. Untuk maksud ini, dibandingkan Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2.
- B. Untuk membandingkan hasil optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan dengan mengimplementasikan beberapa tipe pola Kurva Lama Beban berdasarkan representasi dari data aktual, model Snyder, dan metode JST, dengan data peramalan beban puncak tenaga listrik berdasarkan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Untuk maksud ini, dibandingkan Studi-kasus-1, Studi-kasus-3, dan Studi-kasus-4.

Adapun ke-empat Studi-kasus tersebut, adalah:

- i. **Studi-kasus-1:** Studi-kasus-1 ini merupakan optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan Jawa-Madura-Bali 2006-2025 menggunakan data beban puncak hasil peramalan menggunakan metode JST, dan kurva lama beban (KLB) aktual 2006, dengan tidak ada pembatasan untuk variable/kandidat pembangkitan yang dikompertisikan. Variabel/kandidat pembangkit yang dikompertisikan adalah PLTU Batubara 600 MWe (C6H), PLT-LNG 730MWe (LNG), PLT-Gas 200 MWe (G2H) dan PLTN 1000 MWe (Nuc). Sedangkan variable/kandidat pembangkit PLT-*Combined Cycle* 600 MWe (CC6) dan PLTA-Pump (PUMP) tidak ikut dikompertisikan karena adanya keterbatasan sumber daya gas dan air.
- ii. **Studi-kasus-2:** Studi-kasus-2 ini merupakan optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan Jamali 2006-2025 sebagaimana Studi-kasus-1, namun dengan menggunakan data beban puncak hasil peramalan RUKN.
- iii. **Studi-kasus-3:** Studi-kasus-3 ini merupakan optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan Jawa-Madura-Bali 2006-2025 sebagaimana Studi-kasus-1, namun dengan KLB 2006 berdasarkan rumus Snyder.
- iv. **Studi-kasus-4:** Studi-kasus-4 ini merupakan optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan Jawa-Madura-Bali 2006-2025 sebagaimana Studi-kasus-1, namun dengan KLB 2006 berdasarkan metode JST.

5.3.3. Pelaksanaan Optimasi

Sedangkan pelaksanaan optimasi dilakukan melalui tahap-tahap sbb.:

- a. Data-data *Loadsy*, *Fixsys*, *Varsys* yang diperoleh dari berbagai sumber, antara lain dari PT. PLN (Persero), DJLPE-DESDM, BATAN, BPS, dan dari sumber lainnya diinputkan dalam program WASP [1] [23] [110] [111] [112] [114] [129] [130] [131] [132].
- b. Membuat lembar kerja dengan *Excell* untuk melihat kriteria kapasitas terpasang dengan ketentuan :
$$\text{Min. reserve margin} < \text{Kapasitas terpasang} < \text{Max. reserve margin}$$
- c. Dengan berpatokan pada langkah b, konfigurasi yang telah kita peroleh diinputkan ke *Congen* pada *fixed expansion planning*. Eksekusi modul *Congen* dan *Mersim* untuk melihat LOLP sistem pada setiap tahunnya.
- d. Eksekusi modul *Dynpro*.
Setelah diperoleh konfigurasi yang tepat, kemudian dilakukan eksekusi *Dynpro*. Dari hasil eksekusi dapat dilihat *objective function* pada akhir tahun studi. Langkah eksekusi *Congen*, *Mersim*, *Dynpro* dilakukan berulang sampai diperoleh *optimum solution* , yaitu konfigurasi dengan *objective function* pada akhir tahun studi sekecil mungkin. Kondisi ini dapat diketahui apabila konfigurasi keluaran *Dynpro* tidak memberikan tanda + atau -.
- e. Eksekusi modul *Reprobat*, untuk mengetahui laporan hasil eksekusi strategi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan tenaga listrik yang paling optimum.

5.4. HASIL OPTIMASI

Hasil eksekusi program WASP untuk optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan pada sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali dapat dilihat pada Tabel 5.1.

Tabel 5.1. Hasil eksekusi program WASP

No.	Studi-kasus	<i>Cumulative Objective Function</i> (juta US\$)	Rangking dari nilai kecil	Perbedaan dari Studi-kasus -1 (%)	Perbedaan dari Studi-kasus -1 (juta US\$)
1	Studi-kasus -1	43542	I	0	0
2	Studi-kasus -2	47217	IV	8,4	3675
3	Studi-kasus -3	45032	III	3,4	1490
4	Studi-kasus -4	43917	II	0,9	375

Dari analisis tabel di atas, dapat diketahui bahwa Studi-kasus-1 mempunyai nilai total biaya kumulatif pengembangan sistem (*cumulative objective function*) sebesar US\$ 43542.10⁶, dengan konfigurasi optimum tentang penambahan kapasitas kandidat pembangkit tiap tahun disajikan pada Tabel 5.2.

Hasil eksekusi Studi-kasus-1 memperlihatkan bahwa PLTU-Batubara 600 MWe (C6H) sangat dominan untuk memenuhi permintaan energi listrik di Jawa-Madura-Bali. Di akhir tahun studi, total kapasitas kandidat PLTU-Batubara (*plant candidates*) akan mencapai sekitar 30.600 MWe atau 51 unit (61,6% dari total kapasitas kandidat pembangkit pada sistem kelistrikan Jawa-Bali).

Sedangkan PLT-LNG 730 MWe (LNG) akan memberikan kontribusi di akhir tahun studi dengan total kapasitas tambahan pembangkit (*plant candidates*) sebesar sekitar 5.840 MWe atau 8 unit (11,8% dari total kapasitas kandidat pembangkit).

PLT-Gas 200 MWe (G2H) akan memberikan kontribusi sekitar 6.200 MWe atau 31 unit (12,5% dari total kapasitas tambahan kandidat pembangkit).

Menurut hasil eksekusi Studi-kasus-1, PLTN 1000 MWe (Nuc) yang oleh pemerintah dijadikan alternatif opsi terakhir untuk men-suplai energi listrik, ternyata cukup kompetitif terhadap pembangkit lainnya. Hal ini bisa dilihat dari hasil eksekusi Studi-kasus-1 yang memunculkan 1 unit PLTN pada tahun 2016.

Sedangkan di akhir tahun studi, pembangkit PLTN akan men-suplai energi listrik dalam sistem kelistrikan Jawa-Bali dengan total kapasitas terpasang sekitar 5.000 MWe (10,1% dari total kapasitas kandidat pembangkit pada sistem). Kapasitas ini agak lebih tinggi bila dibandingkan dengan kebijakan yang ditetapkan Pemerintah dalam *Blueprint* Pengelolaan Energi Nasional 2005-2025, yang dikeluarkan oleh Direktorat Jenderal Listrik dan Pemanfaatan Energi (DJLPE), Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral (DESDM), yang menyatakan bahwa kontribusi PLTN sampai dengan tahun 2025 sebesar 4x1000 MWe.

Tabel 5.2. Penambahan kapasitas calon pembangkit (*plant candidate*) dalam sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (Studi-kasus-1)

No.	Tahun	Penambahan Calon Pembangkit						Total Daya
		C6H	CC6	G2H	LNG	Nuc	PUMP	
1	2006	1	1	1	0	0	0	1400
2	2007	0	0	0	0	0	0	0
3	2008	0	0	0	0	0	0	0
4	2009	0	1	0	0	0	0	600
5	2010	0	0	0	0	0	0	0
6	2011	0	0	0	0	0	0	0
7	2012	0	0	0	0	0	0	0
8	2013	2	0	0	0	0	0	1200
9	2014	3	0	0	0	0	0	1800
10	2015	6	0	0	0	0	0	3600
11	2016	0	0	0	0	2	2	2400
12	2017	4	0	0	0	0	2	2800
13	2018	4	0	3	2	0	0	4460
14	2019	3	0	1	0	1	0	3000
15	2020	4	0	7	1	0	0	4530
16	2021	4	0	5	2	0	0	4860
17	2022	5	0	4	1	0	0	4530
18	2023	6	0	0	1	0	0	4330
19	2024	6	0	7	0	0	0	5000
20	2025	3	0	3	1	2	0	5130
	Total (Unit)	51	2	31	8	5	4	
	Kapasitas (MW)/Unit	600	600	200	730	1000	200	
	Total Kapasitas (MW)	30600	1200	6200	5840	5000	800	49640
	Prosentase (%)*	61.6	2.4	12.5	11.8	10.1	1.6	100.0

* Prosentase terhadap kumulatif total kapasitas tambahan kandidat pembangkit (sebesar 49640 MW).

Sumbangan PLT-*Combined Cycle* 600 MWe (CC6) dan PLTA-Pump 200 MWe (PUMP) di akhir tahun studi (2025) adalah relatif kecil, yaitu dengan kapasitas terpasang masing-masing sekitar 1200 MWe (sekitar 2,4% dari total kandidat pembangkit) dan 800 MWe (sekitar 1,6%).

Sementara itu, dari hasil eksekusi Studi-kasus-2, diperoleh nilai total biaya kumulatif pengembangan sistem (*cumulative objective function*) sebesar US\$ 47217.10⁶, dengan konfigurasi optimum tentang penambahan kapasitas kandidat pembangkit tiap tahun disajikan pada Tabel 5.3.

Tabel 5.3. Penambahan kapasitas calon pembangkit (*plant candidate*) dalam sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (Studi-kasus-2).

No.	Tahun	Penambahan Calon Pembangkit						Total Daya
		C6H	CC6	G2H	LNG	Nuc	PUMP	
1	2006	4	1	0	0	0	0	3000
2	2007	0	0	0	0	0	0	0
3	2008	0	0	0	0	0	0	0
4	2009	0	1	0	0	0	0	600
5	2010	0	0	0	0	0	0	0
6	2011	0	0	0	0	0	0	0
7	2012	0	0	0	0	0	0	0
8	2013	3	0	0	0	0	0	1800
9	2014	4	0	0	0	0	0	2400
10	2015	5	0	2	0	0	0	3400
11	2016	0	0	0	0	2	2	2400
12	2017	2	0	0	0	1	2	2600
13	2018	4	0	5	2	0	0	4860
14	2019	1	0	0	1	2	0	3330
15	2020	4	0	8	1	0	0	4730
16	2021	4	0	5	1	0	0	4130
17	2022	6	0	3	1	0	0	4930
18	2023	3	0	4	1	1	0	4330
19	2024	6	0	3	1	0	0	4930
20	2025	6	0	5	0	0	0	4600
	Total (Unit)	52	2	35	8	6	4	
	Kapasitas (MW)/Unit	600	600	200	730	1000	200	
	Total Kapasitas (MW)	31200	1200	7000	5840	6000	800	52040
	Prosentase (%) ^a	60.0	2.3	13.5	11.2	11.5	1.5	100.0

^a Prosentase terhadap kumulatif total kapasitas tambahan kandidat pembangkit (sebesar 52040 MW).

Hasil eksekusi Studi-kasus-2 memperlihatkan bahwa PLTU-Batubara 600 MWe (C600) sangat dominan untuk memenuhi permintaan energi listrik di Jawa-Madura-Bali. Di akhir tahun studi, total kapasitas kandidat PLTU-Batubara (*plant candidates*) akan mencapai sekitar 31.200 MWe atau 52 unit (60,0% dari total kapasitas kandidat pembangkit pada sistem kelistrikan Jawa-Bali).

Sedangkan PLT-LNG 730 MWe (LNG) akan memberikan kontribusi di akhir tahun studi dengan total kapasitas tambahan pembangkit (*plant candidates*) sebesar sekitar 5.840 MWe (11,2% dari total kapasitas kandidat pembangkit).

PLT-Gas 200 MWe (G200) akan memberikan kontribusi sekitar 7.000 MWe (13,5% dari total kapasitas kandidat pembangkit).

Menurut hasil eksekusi Studi-kasus-2, PLTN 1000 MWe (NUKL) akan men-suplai energi listrik dalam sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali dengan total kapasitas terpasang sekitar 6.000 MWe (11,5% dari total kapasitas kandidat pembangkit pada sistem).

Kontribusi PLT-*Combined Cycle* 600 MWe (CC6H) dan PLTA-Pump 250 MWe (PUMP) di akhir tahun studi (2025) adalah relatif kecil, yaitu dengan kapasitas terpasang masing-masing sekitar 1200 MWe (sekitar 2,3% dari total kandidat pembangkit) dan 800 MWe (sekitar 1,5%).

Dari hasil eksekusi Studi-kasus-3, diperoleh nilai total biaya kumulatif pengembangan sistem (*cumulative objective function*) sebesar US\$ 45032.10⁶, dengan konfigurasi optimum tentang penambahan kapasitas kandidat pembangkit tiap tahun disajikan pada Tabel 5.4.

Hasil eksekusi Studi-kasus-3 memperlihatkan bahwa PLTU-Batubara 600 MWe (C600) masih tetap sangat dominan untuk memenuhi permintaan energi listrik di Jawa-Bali. Di akhir tahun studi, total kapasitas kandidat PLTU-Batubara (*plant candidates*) akan mencapai sekitar 30.600 MWe atau 51 unit (60,1% dari total kapasitas kandidat pembangkit pada sistem Jawa-Bali).

Sedangkan PLT-LNG 730 MWe (LNG) akan memberikan kontribusi di akhir tahun studi dengan total kapasitas tambahan pembangkit (*plant candidates*) sebesar sekitar 11.680 MWe (23% dari total kapasitas kandidat pembangkit).

PLT-Gas 200 MWe (G2H) akan memberikan kontribusi sekitar 4.600 MWe (9,0% dari total kapasitas kandidat pembangkit).

Tabel 5.4. Penambahan Kapasitas Calon Pembangkit (*Plant Candidate*) Dalam Sistem Ketenagalistrikan Jawa-Bali (Studi-kasus-3).

No.	Tahun	Penambahan Calon Pembangkit						Total Daya
		C6H	CC6	G2H	LNG	Nuc	PUMP	
1	2006	1	1	1	0	0	0	1400
2	2007	0	0	0	0	0	0	0
3	2008	0	0	0	0	0	0	0
4	2009	0	1	0	0	0	0	600
5	2010	0	0	0	0	0	0	0
6	2011	0	0	0	0	0	0	0
7	2012	0	0	0	0	0	0	0
8	2013	3	0	0	0	0	0	1800
9	2014	2	0	0	1	0	0	1930
10	2015	5	0	0	1	0	0	3730
11	2016	2	0	0	0	1	2	2600
12	2017	3	0	0	1	0	2	2930
13	2018	4	0	0	3	0	0	4590
14	2019	4	0	2	0	0	0	2800
15	2020	3	0	6	2	0	0	4460
16	2021	5	0	2	2	0	0	4860
17	2022	4	0	8	1	0	0	4730
18	2023	5	0	3	1	0	0	4330
19	2024	6	0	0	2	0	0	5060
20	2025	4	0	1	2	1	0	5060
	Total (Unit)	51	2	23	16	2	4	
	Kapasitas (MW)/Unit	600	600	200	730	1000	200	
	Total Kapasitas (MW)	30600	1200	4600	11680	2000	800	50880
	Prosentase (%) ^a	60.1	2.4	9.0	23.0	3.9	1.6	100.0

^a Prosentase terhadap kumulatif total kapasitas tambahan kandidat pembangkit (sebesar 50880 MW).

Menurut hasil eksekusi Studi-kasus-3, PLTN 1000 MWe (NUKL) akan men-suplai energi listrik dalam sistem kelistrikan Jawa-Bali dengan total kapasitas terpasang sekitar 2.000 MWe (3,9% dari total kapasitas kandidat pembangkit pada sistem).

Kontribusi PLT-*Combined Cycle* 600 MWe (CC6H) dan PLTA-Pump 200 MWe (PUMP) di akhir tahun studi (2025) adalah relatif kecil, yaitu dengan kapasitas terpasang masing-masing sekitar 1200 MWe (sekitar 2,4% dari total kandidat pembangkit) dan 800 MWe (sekitar 1,6%).

Sedangkan dari hasil eksekusi Studi-kasus-4, diperoleh nilai total biaya kumulatif pengembangan sistem (*cumulative objective function*) sebesar US\$ 43917.10⁶, dengan konfigurasi optimum tentang penambahan kapasitas kandidat pembangkit tiap tahun disajikan pada Tabel 5.5.

Tabel 5.5. Penambahan Kapasitas Calon Pembangkit (*Plant Candidate*) Dalam Sistem Ketenagalistrikan Jawa-Bali (Studi-kasus-4).

No.	Tahun	Penambahan Calon Pembangkit						Total Daya
		C6H	CC6	G2H	LNG	Nuc	PUMP	
1	2006	1	1	1	0	0	0	1400
2	2007	0	0	0	0	0	0	0
3	2008	0	0	0	0	0	0	0
4	2009	0	1	0	0	0	0	600
5	2010	0	0	0	0	0	0	0
6	2011	0	0	0	0	0	0	0
7	2012	0	0	0	0	0	0	0
8	2013	2	0	0	0	0	0	1200
9	2014	4	0	0	0	0	0	2400
10	2015	5	0	0	0	0	0	3000
11	2016	2	0	0	0	1	2	2600
12	2017	1	0	0	0	2	2	3000
13	2018	4	0	2	2	0	0	4260
14	2019	3	0	2	1	0	0	2930
15	2020	4	0	7	1	0	0	4530
16	2021	5	0	6	1	0	0	4930
17	2022	6	0	1	1	0	0	4530
18	2023	5	0	3	1	0	0	4330
19	2024	5	0	5	0	1	0	5000
20	2025	4	0	5	1	1	0	5130
	Total (Unit)	51	2	32	8	5	4	
	Kapasitas (MW)/Unit	600	600	200	730	1000	200	
	Total Kapasitas (MW)	30600	1200	6400	5840	5000	800	49840
	Prosentase (%)*	61.4	2.4	12.8	11.7	10.0	1.6	100.0

* Prosentase terhadap kumulatif total kapasitas tambahan kandidat pembangkit (sebesar 49840 MW).

Hasil eksekusi Studi-kasus-4 memperlihatkan bahwa PLTU-Batubara 600 MWe (C600) masih tetap sangat dominan untuk memenuhi permintaan energi listrik di Jawa-Madura-Bali. Di akhir tahun studi, total kapasitas kandidat PLTU-Batubara (*plant candidates*) akan mencapai sekitar 30.600 MWe (61,4% dari total kapasitas kandidat pembangkit pada sistem Jamali).

Sedangkan PLT-LNG 730 MWe (LNG) akan memberikan kontribusi di akhir tahun studi dengan total kapasitas tambahan pembangkit (*plant candidates*) sebesar sekitar 5.840 MWe (11,7% dari total kapasitas kandidat pembangkit).

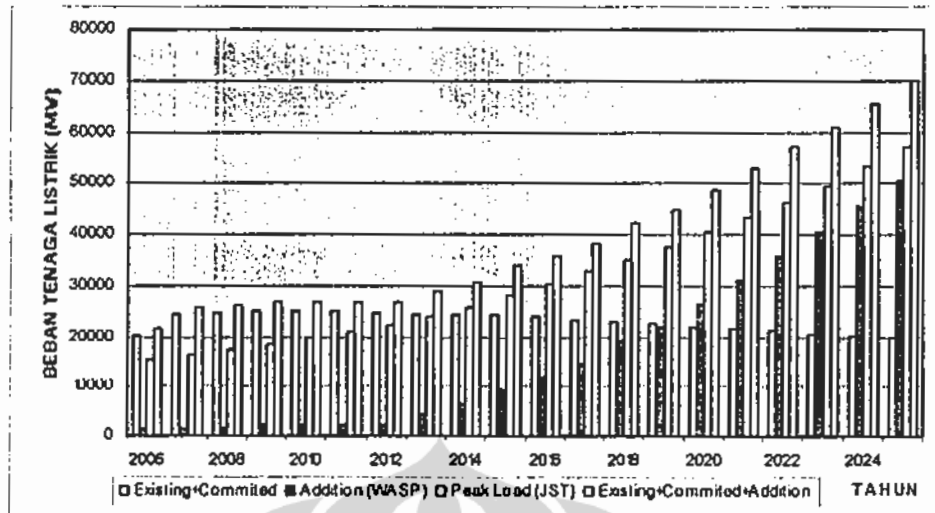
PLT-Gas 200 MWe (G2H) akan memberikan kontribusi sekitar 6.400 MWe (12,8% dari total kapasitas kandidat pembangkit).

Menurut hasil eksekusi Studi-kasus-4, PLTN 1000 MWe (NUKL) akan men-suplai energi listrik dalam sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali dengan total kapasitas terpasang sekitar 5.000 MWe (10,0% dari total kapasitas kandidat pembangkit pada sistem).

Kontribusi PLT-*Combined Cycle* 600 MWe (CC6) dan PLTA-Pump 200 MWe (PUMP) di akhir tahun studi (2025) adalah relatif kecil, yaitu dengan kapasitas terpasang masing-masing sekitar 1200 MWe (sekitar 2,4% dari total kandidat pembangkit) dan 800 MWe (sekitar 1,6%).

Gambar 5.8 merupakan gambaran perencanaan pengembangan sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali untuk tahun 2006 sampai dengan 2025 (Studi-kasus-4), dimana dalam gambar tersebut diilustrasikan 4 item utama, yaitu:

- Pembangkit *Existing + Committed*, dimana datanya berasal dari PT. PLN (Persero) dan RUKN.
- Tambahan pembangkit kandidat (*Addition of candidate plants*), sebagai hasil dari eksekusi Studi-kasus-4 program WASP.
- Beban puncak sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali, data merupakan hasil dari simulasi menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST).
- Jumlah pembangkit *Existing + Committed + Tambahan pembangkit kandidat*.



Gambar 5.8. Perencanaan pengembangan sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali untuk tahun 2006-2025 (Studi-kasus-4).

5.5. IMPLEMENTASI POLA BEBAN PUNCAK DALAM OPTIMASI

Dalam perencanaan pengembangan sistem ketenagalistrikan jangka panjang, pola beban puncak sangat penting dan merupakan faktor penentu hasil dari optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan.

Oleh karena itu, untuk mengetahui seberapa besar perbedaan dan pengaruh faktor beban puncak dalam perencanaan pengembangan pembangkitan pada sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali, maka dilakukan optimasi dengan beban puncak hasil peramalan dengan metode JST (Studi-kasus-1), dan peramalan beban puncak dari RUKN (Studi-kasus-2).

Studi-kasus-1 merupakan optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan dengan "beban puncak hasil peramalan metode JST dan kurva lama beban aktual". Sedangkan Studi-kasus-2 merupakan optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan dengan "beban puncak hasil peramalan dari RUKN dan kurva lama beban aktual".

Dari hasil eksekusi optimasi terlihat bahwa Studi-kasus-1 memberikan hasil nilai total biaya kumulatif pengembangan sistem (*cumulative objective function*) sebesar US\$ 43542.10⁶, sedangkan eksekusi optimasi Studi-kasus-2 memberikan hasil sebesar US\$ 47217.10⁶. Hasil eksekusi optimasi Studi-kasus-2 bila dibandingkan terhadap Studi-kasus-1 akan terdapat perbedaan nilai total biaya pengembangan sistem sekitar US\$ 3675.10⁶ (8,4%) (lihat Tabel 5.1).

Pada Tabel 5.6 disajikan perbandingan hasil pengembangan sistem pembangkitan di akhir tahun studi (2025) untuk Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2, dimana terlihat bahwa konfigurasi pembangkitan dan total kapasitas untuk masing-masing jenis pembangkitan di akhir tahun studi terdapat perbedaan yang cukup berarti. Jumlah unit kandidat pembangkit jenis PLTU Batubara (C6H) untuk Studi-kasus-1 lebih kecil 1 unit (600 MW) jika dibandingkan Studi-kasus-2. Demikian juga untuk jenis kandidat pembangkit PLTU-Gas (G2H), Studi-kasus-1 lebih sedikit 4 unit (800 MW) dibandingkan Studi-kasus-2. Sedangkan untuk jenis kandidat pembangkit nuklir (PLTN), Studi-kasus-1 lebih sedikit 1 unit (1000 MW) dibandingkan Studi-kasus-2.

Tabel 5.6. Komparasi hasil pengembangan sistem pembangkitan di akhir tahun studi (2025) untuk Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2.

		Penambahan Calon Pembangkit tahun 2025						Total
		C6H	CC6	G2H	LNG	Nuc	PUMP	Daya
Studi-kasus-1	Kapasitas (MW)/Unit	600	600	200	730	1000	200	
	Total (Unit)	51	2	31	8	5	4	
	Total Kapasitas (MW)	30600	1200	6200	5840	5000	800	49640
	Prosentase (%)*	61.6	2.4	12.5	11.8	10.1	1.6	100
Studi-kasus-2	Total (Unit)	52	2	35	8	6	4	
	Total Kapasitas (MW)	31200	1200	7000	5840	6000	800	52040
	Prosentase (%)*	60.0	2.3	13.5	11.2	11.5	1.5	100.0

Tabel 5.7 memperlihatkan perbandingan Energi (GWh) yang dihasilkan dalam optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan selama periode studi tahun 2006-2025 (20 tahun) untuk Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2.

Tabel 5.7. Komparasi Energi (GWh) Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2.

No.	Tahun	Studi-kasus-1,	Studi-kasus-2,	Perbedaan Studi-kasus-2 dengan Studi-kasus-1	
		KLB Aktual, Beban JST.	KLB Aktual, Beban RUKN.	(GWh)	(%)
1	2006	100632	103834	3202	3.18
2	2007	106343	111168	4825	4.54
3	2008	112833	118330	5497	4.87
4	2009	118095	126137	8042	6.81
5	2010	127560	136684	9124	7.15
6	2011	135552	145988	10436	7.70
7	2012	143945	157385	13440	9.34
8	2013	155209	170118	14909	9.61
9	2014	167740	182330	14590	8.70
10	2015	181657	197293	15636	8.61
11	2016	197216	210438	13222	6.70
12	2017	213805	226880	13075	6.12
13	2018	228317	243405	15088	6.61
14	2019	244188	260803	16615	6.80
15	2020	261153	278885	17732	6.79
16	2021	280374	294157	13783	4.92
17	2022	298886	314261	15375	5.14
18	2023	319662	335632	15970	5.00
19	2024	342952	358398	15446	4.50
20	2025	369283	382678	13395	3.63
Total Energi:		4105402	4354804	249402	
Perbedaan Total Energi Studi-kasus-2 dengan Studi-kasus-1 (%)				6.075	

Terlihat bahwa jumlah total Energi yang dihasilkan selama periode studi (20 tahun) untuk Studi-kasus-1 adalah 4105402 GWh, sedangkan untuk Studi-kasus-2 sebesar 4354804 GWh. Jadi perbedaan dari kedua Studi-kasus tersebut adalah sekitar 249402 GWh atau sekitar 6%.

Sedangkan Tabel 5.8 memperlihatkan perbandingan LOLP (%) dalam optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan selama periode studi tahun 2006-2025 (20 tahun) untuk Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2. Terlihat bahwa jumlah total LOLP selama periode studi (20 tahun) untuk Studi-kasus-1 adalah 9,777; sedangkan untuk Studi-kasus-2 sebesar 10.468. Jadi perbedaan dari kedua Studi-kasus tersebut adalah sekitar 0.691 atau sekitar 7%.

Tabel 5.8. Komparasi LOLP (%) Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2.

No.	Tahun	Studi-kasus-1, KLB Aktual, Beban JST.	Studi-kasus-2, KLB Aktual, Beban RUKN.	Perbedaan Studi-kasus-2 dengan Studi-kasus-1
1	2006	0.021	0.003	-0.018
2	2007	0.003	0.001	-0.002
3	2008	0.07	0.031	-0.039
4	2009	0	0	0
5	2010	0	0	0
6	2011	0	0	0
7	2012	0	0.005	0.005
8	2013	0.136	0.426	0.29
9	2014	0.407	0.463	0.056
10	2015	0.4	0.666	0.266
11	2016	0.533	0.532	-0.001
12	2017	0.645	0.724	0.079
13	2018	0.758	0.82	0.062
14	2019	0.798	0.802	0.004
15	2020	0.858	0.863	0.005
16	2021	0.946	0.953	0.007
17	2022	1.029	0.98	-0.049
18	2023	1.05	1.043	-0.007
19	2024	1.077	1.037	-0.04
20	2025	1.046	1.119	0.073
LOLP Total *:		9.777	10.468	0.691
Perbedaan LOLP Total Studi-kasus-2 vs. Studi-kasus-1 (%)=				7.068

Note: * = adalah Total LOLP selama periode studi dari 2006 s/d 2025 (20 tahun)

** = adalah Perbedaan antara Total perbedaan LOLP selama periode studi dari 2006 s/d 2025 (20 tahun) dibandingkan dengan Total LOLP Studi-kasus-1 (%).

Hasil perbandingan energi tak terlayani ENS (GWh) dalam optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan selama periode studi tahun 2006-2025 (20 tahun) untuk Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2 dapat dilihat pada Tabel 5.9. Terlihat bahwa jumlah total ENS selama periode studi (20 tahun) untuk Studi-kasus-1 adalah 617,89 GWh; sedangkan untuk Studi-kasus-2 sebesar 681,44 GWh. Jadi perbedaan dari kedua Studi-kasus tersebut adalah Studi-kasus-1 lebih kecil sekitar 63,55 GWh atau sekitar 10% dibandingkan Studi-kasus-2.

Tabel 5.9. Komparasi ENS (GWh) Studi-kasus-1 dan Studi-kasus-2.

No.	Tahun	Studi-kasus-1,	Studi-kasus-2,	Perbedaan Studi-kasus-2 dengan Studi-kasus-1	
		KLB Aktual, Beban JST.	KLB Aktual, Beban RUKN.	(GWh)	(%)
1	2006	0.22	0	-0.22	-100.00
2	2007	0	0	0	0.00
3	2008	1.44	0.52	-0.92	-63.89
4	2009	0	0	0	0.00
5	2010	0	0	0	0.00
6	2011	0	0	0	0.00
7	2012	0	0	0	0.00
8	2013	3.28	14.78	11.5	350.61
9	2014	13.66	17.4	3.74	27.38
10	2015	14.46	29.65	15.19	105.05
11	2016	22.95	23.84	0.89	3.88
12	2017	30.63	37.39	6.76	22.07
13	2018	40.5	46.96	6.46	15.95
14	2019	45.54	48.54	3	6.59
15	2020	52.6	56.08	3.48	6.62
16	2021	63.35	66.64	3.29	5.19
17	2022	74.31	72.55	-1.76	-2.37
18	2023	80.12	82.51	2.39	2.98
19	2024	86.91	85.41	-1.5	-1.73
20	2025	87.92	99.17	11.25	12.80
Total ENS:		617.890	681.440	63.550	
Perbedaan ENS Total Studi-kasus-2 dengan Studi-kasus-1 (%)					10.285

5.5.1. Analisis Hasil Implementasi Hasil Peramalan Beban Puncak dalam Optimasi.

Dari hasil eksekusi optimasi perencanaan pengembangan pembangkitan pada sistem ketenagalistrikan menggunakan program WASP yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan bahwa ternyata pengaruh implementasi hasil peramalan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) (Studi-kasus-1) terhadap hasil ramalan dari Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN) (Studi-kasus-2), adalah cukup berpengaruh terhadap:

- nilai total biaya kumulatif pengembangan sistem (*cumulative objective function*), dimana selama periode studi, perbedaan totalnya sekitar 8,4%.
- total tambahan kapasitas terpasang, dimana selama periode studi, perbedaan totalnya sekitar 4,8%.
- jumlah energi yang diproduksi, dimana selama periode studi, perbedaan totalnya sekitar 6%.
- LOLP, dimana selama periode studi, perbedaan totalnya sekitar 7%.
- energi tak terlayani ENS, dimana selama periode studi, perbedaan totalnya sekitar 10%.

5.6. IMPLEMENTASI MODEL REPRESENTASI POLA KURVA LAMA BEBAN (KLB) DALAM OPTIMASI

Dalam perencanaan pengembangan sistem ketenagalistrikan jangka panjang, pola Kurva Lama Beban (KLB) merupakan faktor penting. Untuk mengetahui seberapa besar pengaruh faktor pola KLB dalam perencanaan pengembangan pembangkitan pada sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali, maka dilakukan optimasi menggunakan beberapa representasi pola KLB yaitu representasi KLB berdasarkan data aktual (Studi-kasus-1), model Snyder (Studi-kasus-3), dan metode JST (Studi-kasus-4).

Dari hasil eksekusi optimasi terhadap beberapa Studi-kasus, terlihat bahwa Studi-kasus-1 memberikan hasil nilai total biaya kumulatif pengembangan sistem (*cumulative objective function*) sebesar US\$ 43542.10⁶, sedangkan eksekusi optimasi Studi-kasus-3 dan Studi-kasus-4 memberikan hasil masing-masing sebesar US\$ 45032.10⁶ dan US\$ 43917.10⁶. Hasil eksekusi optimasi Studi-kasus-3 bila dibandingkan terhadap Studi-kasus-1 akan terdapat perbedaan nilai total biaya pengembangan sistem sekitar US\$ 1490.10⁶ (3,4%). Hasil eksekusi optimasi Studi-kasus-4 bila dibandingkan terhadap Studi-kasus-1 akan terdapat perbedaan nilai total biaya pengembangan sistem sekitar US\$ 375.10⁶ (0,9%) (lihat Tabel 5.1).

Pada Tabel 5.10 disajikan perbandingan hasil pengembangan sistem pembangkitan di akhir tahun studi (2025) untuk Studi-kasus-1, Studi-kasus-3, dan Studi-kasus-4, dimana terlihat bahwa untuk Studi-kasus-4 hampir sama dengan Studi-kasus-1, hanya terdapat perbedaan pada jumlah kandidat pembangkitan jenis G2H sebanyak 1 unit (200 MW). Untuk Studi-kasus-3 bila dibandingkan dengan Studi-kasus-1, terdapat perbedaan jumlah total kapasitas terpasang sekitar 1240 MW (sekitar 2,5%); dan terdapat perbedaan konfigurasi calon pembangkitan jenis G2H dan LNG masing-masing sebesar 8 unit dan 8 unit.

Tabel 5.11 memperlihatkan perbandingan Energi (GWh) yang dihasilkan dalam optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan selama periode studi tahun 2006-2025 (20 tahun) untuk Studi-kasus-1, Studi-kasus-3, dan Studi-kasus-4. Terlihat bahwa jumlah total Energi yang dihasilkan selama periode studi (20 tahun) untuk Studi-kasus-1 adalah 4105402 GWh. Sedangkan untuk Studi-

kasus-3 dan Studi-kasus-4 masing-masing sebesar 4114519 GWh, dan 4130474 GWh, sehingga jika kedua Studi-kasus tersebut bila dibandingkan dengan Studi-kasus-1 terdapat perbedaan energi, masing-masing sebesar sekitar 9117 GWh (0,2%); dan 25072 GWh (0,6%).

Tabel 5.10. Komparasi hasil pengembangan pembangkitan di akhir tahun studi (2025) untuk Studi-kasus-1, 3, 4 dan 5.

		Penambahan Calon Pembangkit 2025						Total Daya
		C6H	CC6	G2H	LNG	Nuc	PUMP	
	Kapasitas (MW)/Unit	600	600	200	730	1000	200	
Studi-kasus-1	Total (Unit)	51	2	31	8	5	4	
	Total Kapasitas (MW)	30600	1200	6200	5840	5000	800	49640
	Prosentase (%) ^a	61.6	2.4	12.5	11.8	10.1	1.6	100
Studi-kasus-3	Total (Unit)	51	2	23	16	2	4	
	Total Kapasitas (MW)	30600	1200	4600	11680	2000	800	50880
	Prosentase (%) ^a	60.1	2.4	9.0	23.0	3.9	1.6	100.0
Studi-kasus-4	Total (Unit)	51	2	32	8	5	4	
	Total Kapasitas (MW)	30600	1200	6400	5840	5000	800	49840
	Prosentase (%) ^a	61.4	2.4	12.8	11.7	10.0	1.6	100

Sedangkan Tabel 5.12 memperlihatkan perbandingan LOLP (%) dalam optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan selama periode studi tahun 2006-2025 (20 tahun) untuk Studi-kasus-1, Studi-kasus-3, dan Studi-kasus-4. Terlihat bahwa jumlah total LOLP selama periode studi (20 tahun) untuk Studi-kasus-1 adalah 9,777. Sedangkan untuk Studi-kasus-3, dan Studi-kasus-4 masing-masing sebesar 10,527; 9,685 dan 9,767; sehingga jika kedua Studi-kasus tersebut dibandingkan dengan Studi-kasus-1 terdapat perbedaan LOLP, masing-masing sebesar sekitar 0,75 (7,7%); dan -0,092 (-0,94%).

Hasil perbandingan energi tak terlayani ENS (GWh) dalam optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan selama periode studi tahun 2006-2025 (20 tahun) untuk Studi-kasus-1, Studi-kasus-3, dan Studi-kasus-4 dapat dilihat pada Tabel 5.13. Terlihat bahwa jumlah total ENS selama periode studi (20 tahun) untuk Studi-kasus-1 adalah 617,89 GWh. Sedangkan untuk Studi-kasus-3 dan Studi-kasus-4 masing-masing sebesar 478,46 GWh dan 590,43 GWh, sehingga jika kedua Studi-kasus tersebut dibandingkan dengan Studi-

kasus-1 terdapat perbedaan energi, masing-masing sebesar sekitar -139,43 GWh (-22,6%); dan -27,46 GWh (-4,4%).

5.6.1. Analisis Hasil Implementasi Model Pola KLB dalam Optimasi

Dari hasil eksekusi optimasi perencanaan pengembangan pembangkitan pada sistem ketenagalistrikan menggunakan program WASP yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan bahwa ternyata pengaruh tipe representasi pola Kurva Lama Beban (KLB) baik berdasarkan model Snyder, maupun metode JST terhadap KLB Aktual, mempunyai pengaruh terhadap:

- nilai total biaya kumulatif pengembangan sistem (*cumulative objective function*), dimana selama periode studi, perbedaannya sekitar 3,4% (untuk Studi-kasus-3 terhadap Studi-kasus-1) dan 0,9% (untuk Studi-kasus-4 terhadap Studi-kasus-1)
- total tambahan kapasitas terpasang, dimana selama periode studi, perbedaannya sekitar 2,5% (untuk Studi-kasus-3 terhadap Studi-kasus-1), dan sekitar 0,4% (untuk Studi-kasus-4 terhadap Studi-kasus-1).
- jumlah energi yang diproduksi, dimana selama periode studi, perbedaannya sekitar sekitar 0,2% (untuk Studi-kasus-3 terhadap Studi-kasus-1), dan sekitar 0,6% (untuk Studi-kasus-4 terhadap Studi-kasus-1).
- LOLP, dimana selama periode studi, perbedaannya sekitar 7,7% (untuk Studi-kasus-3 terhadap Studi-kasus-1), dan 0,9% (untuk Studi-kasus-4 terhadap Studi-kasus-1).
- energi tak terlayani ENS, dimana selama periode studi, perbedaannya sekitar 22,6% (untuk Studi-kasus-3 terhadap Studi-kasus-1), dan 4,4% (untuk Studi-kasus-4 terhadap Studi-kasus-1).

Secara umum dapat disimpulkan bahwa representasi model pola KLB-JST (Studi-kasus-4) lebih mendekati pola KLB-Aktual (Studi-kasus-1), dibandingkan model pola KLB-Snyder (Studi-kasus-3) berdasarkan pertimbangan parameter nilai total biaya kumulatif pengembangan sistem, total tambahan kapasitas terpasang, LOLP dan energi tak terlayani ENS.

Tabel 5.11.1. Komparasi Energi (GWh) Studi-kasus-1; Studi-kasus-3; dan Studi-kasus-4.

No.	Tahun	Studi-kasus-1,		Studi-kasus-3,		Perbedaan Studi-kasus-3 dengan Studi-kasus-1		Studi-kasus-4,		Perbedaan Studi-kasus-4 dengan Studi-kasus-1	
		KLB Aktual,	Beban JST.	KLB Snyder,	Beban JST.	(GWh)	(%)	KLB JST,	Beban JST.	(GWh)	(%)
1	2006		100632		100851	219	0.218		101247	615	0.611
2	2007		106343		106577	234	0.220		106995	652	0.613
3	2008		112833		113076	245	0.217		113523	690	0.612
4	2009		118095		118354	259	0.219		118817	722	0.611
5	2010		127560		127839	279	0.219		128340	780	0.611
6	2011		135552		135848	296	0.218		136381	829	0.612
7	2012		143945		144261	316	0.220		144827	882	0.613
8	2013		155209		155549	340	0.219		156157	948	0.611
9	2014		167740		168110	370	0.221		168774	1034	0.616
10	2015		181657		182061	404	0.222		182767	1110	0.611
11	2016		197216		197656	440	0.223		198420	1204	0.610
12	2017		213805		214286	481	0.225		215114	1309	0.612
13	2018		228317		228835	518	0.227		229708	1391	0.609
14	2019		244188		244734	546	0.224		245675	1487	0.609
15	2020		261153		261734	581	0.222		262744	1591	0.609
16	2021		280374		280993	619	0.221		282085	1711	0.610
17	2022		298886		299555	669	0.224		300709	1823	0.610
18	2023		319662		320375	713	0.223		321611	1949	0.610
19	2024		342952		343721	769	0.224		345044	2092	0.610
20	2025		369283		370102	819	0.222		371536	2253	0.610
Total Energi:			4105402		4114519	9117			4130474	25072	
Perbedaan Total Energi Studi-kasus-X dengan Studi-kasus-1 (%)							0.222				0.611

Tabel 5.12. Komparasi LOLP (%) Studi-kasus-1; Studi-kasus-3; dan Studi-kasus-4.

No.	Tahun	Studi-kasus-1,		Studi-kasus-3,		Perbedaan SK-3 dengan SK-1		Studi-kasus-4,		Perbedaan SK-4 dengan SK-1 (GWh)
		KLB Aktual, Beban JST.	Beban JST.	KLB Snyder, Beban JST.	Beban JST.	(GWh)	KLB JST, Beban JST.	(GWh)		
1	2006	0.021	0.062	0	0	0.041	0.024	0.003	0.003	
2	2007	0.003	0.009	0	0	0.006	0.003	0	0	
3	2008	0.07	0.208	0	0	0.138	0.081	0.011	0.011	
4	2009	0	0	0	0	0	0	0	0	
5	2010	0	0	0	0	0	0	0	0	
6	2011	0	0	0	0	0	0	0	0	
7	2012	0	0.001	0	0.001	0.001	0	0	0	
8	2013	0.136	0.147	0.147	0.147	0.011	0.157	0.021	0.021	
9	2014	0.407	0.421	0.421	0.421	0.014	0.214	-0.183	-0.183	
10	2015	0.4	0.351	0.351	0.351	-0.049	0.463	0.063	0.063	
11	2016	0.533	0.429	0.429	0.429	-0.104	0.508	-0.025	-0.025	
12	2017	0.645	0.48	0.48	0.48	-0.165	0.504	-0.141	-0.141	
13	2018	0.758	0.555	0.555	0.555	-0.203	0.736	-0.022	-0.022	
14	2019	0.798	0.794	0.794	0.794	-0.004	0.807	0.009	0.009	
15	2020	0.858	0.956	0.956	0.956	0.098	0.877	0.019	0.019	
16	2021	0.946	1.173	1.173	1.173	0.227	0.959	0.013	0.013	
17	2022	1.029	1.148	1.148	1.148	0.119	1.063	0.034	0.034	
18	2023	1.05	1.232	1.232	1.232	0.182	1.083	0.033	0.033	
19	2024	1.077	1.242	1.242	1.242	0.165	1.113	0.036	0.036	
20	2025	1.046	1.319	1.319	1.319	0.273	1.093	0.047	0.047	
LOLP Total *		9.777	10.527	10.527	10.527	0.750	9.685	-0.092	-0.092	
Perbedaan LOLP Total terhadap Studi-kasus-1 (%) **						7.671			-0.941	

Note: * = adalah Total LOLP selama periode studi dari tahun 2006 s/d 2025 (20 tahun)

** =

Tabel 5.13. Komparasi ENS (GWh) Studi-kasus-1; Studi-kasus-3; dan Studi-kasus-4.

No.	Tahun	Studi-kasus-1,		Studi-kasus-3,		Perbedaan Studi-kasus-3 dengan Studi-kasus-1		Studi-kasus-4,		Perbedaan Studi-kasus-4 dengan Studi-kasus-1	
		KLB Aktual, Beban JST.	Beban JST.	KLB Snyder, Beban JST.	Beban JST.	(GWh)	(%)	KLB JST, Beban JST.	Beban JST.	(GWh)	(%)
1	2006	0.22	1.04	0.1	0.32	0.82	372.727	0	0.1	45.455	
2	2007	0	0.1	0.1	0	0.1	-	0	0	0.000	
3	2008	1.44	4.53	4.53	1.65	3.09	214.583	0	0.21	14.583	
4	2009	0	0	0	0	0	0.000	0	0	0.000	
5	2010	0	0	0	0	0	0.000	0	0	0.000	
6	2011	0	0	0	0	0	0.000	0	0	0.000	
7	2012	0	0	0	0	0	0.000	0	0	0.000	
8	2013	3.28	3.08	3.08	3.79	-0.2	-6.088	3.79	0.51	15.549	
9	2014	13.66	11.35	11.35	5.83	-2.31	-16.811	5.83	-7.73	-56.589	
10	2015	14.46	9.8	9.8	16.7	-4.66	-32.227	16.7	2.24	15.491	
11	2016	22.95	13.34	13.34	20.23	-9.61	-41.874	20.23	-2.72	-11.852	
12	2017	30.63	15.77	15.77	21.62	-14.86	-48.515	21.62	-9.01	-28.416	
13	2018	40.5	20.12	20.12	37.68	-20.38	-50.321	37.68	-2.82	-6.983	
14	2019	45.54	32.19	32.19	44.03	-13.35	-29.315	44.03	-1.51	-3.316	
15	2020	52.6	42.18	42.18	51.48	-10.42	-19.810	51.48	-1.11	-2.110	
16	2021	63.35	57.52	57.52	61.04	-5.83	-9.203	61.04	-2.31	-3.646	
17	2022	74.31	57.38	57.38	73.62	-16.93	-22.783	73.62	-0.89	-0.929	
18	2023	80.12	64.83	64.83	78.73	-15.29	-19.084	78.73	-1.38	-1.735	
19	2024	86.91	68.14	68.14	85.96	-18.77	-21.597	85.96	-0.95	-1.093	
20	2025	87.92	77.09	77.09	87.64	-10.83	-12.318	87.64	-0.28	-0.318	
Total ENS:		617.890	478.460	478.460	580.430	-139.430	-22.566	580.430	-27.460	-4.444	
Perbedaan ENS total dengan Studi-kasus-1 (%)											

BAB VI

KESIMPULAN DAN SARAN

6.1. KESIMPULAN.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan dan uraian yang telah disampaikan pada bab-bab sebelumnya, maka dapat diambil kesimpulan hal-hal penting sebagai berikut:

1. Model jaringan syaraf tiruan (JST) yang didesain dan disusun telah berhasil dikembangkan dan diterapkan untuk:
 - a. Model peramalan pola beban puncak sistem ketenagalistrikan Jawa-Madura-Bali (sistem Jamali).
 - b. Model representasi pola kurva lama beban (KLB) sistem Jamali.
 - c. Model proyeksi pola kurva lama beban (KLB) sistem Jamali.
2. Selama pembelajaran dalam simulasi, JST terus merubah nilai bobot (*weight*) sampai nilai *error* maksimum tercapai atau nilai *epoch* maksimum terlampaui. Di dalam penelitian, ternyata nilai *epoch* maksimum (50000 *epoch*) terlampaui dengan nilai *mean square error* (MSE) sama dengan $8,43531.10^{-6}$ untuk model peramalan pola beban puncak
3. Hasil ramalan beban puncak pada tahun 2025 dengan metode JST tidak berbeda jauh dengan ramalan dalam Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN), yaitu masing-masing sebesar 57.030 MW dan 59.107 MW (perbedaannya sekitar 3,58%). Berdasarkan metode JST, laju pertumbuhan beban tahunan rata-rata sekitar 7,1% selama periode tahun studi 2006-2025, sementara itu menurut RUKN laju pertumbuhan diperkirakan sekitar 7,3% per tahun.
4. Validasi terhadap program JST yang dibangun dilakukan dengan menguji data masukan tahun 2001 s/d 2006 untuk menganalisis hasil output beban puncak tahun 2001 s/d 2006. Hasilnya cukup baik, karena output beban puncak hasil uji validasi dengan output beban puncak aktual mempunyai nilai MSE (*mean square error*) cukup kecil, yaitu sekitar 8.10^{-6} .

5. Studi sensitivitas dilakukan terhadap perubahan besarnya nilai data inputan proyeksi baru pada masing-masing parameter sebesar 2%, yang akan mempengaruhi hasil peramalan beban tenaga listrik jangka panjang 2007-2025. Hasil peramalan beban tenaga listrik dengan data sensitivitas memperlihatkan bahwa parameter Rasio Elektrifikasi merupakan parameter yang mempunyai pengaruh paling besar, kemudian diikuti berturut-turut oleh parameter-parameter: Produk Domestik Regional Bruto, Konsumsi listrik sektor Rumah Tangga, Jumlah Rumah Tangga, Total konsumsi listrik Jamali, Konsumsi listrik sektor Komersial, Populasi, Konsumsi listrik sektor Publik, Konsumsi listrik sektor Industri, dan Energi Sistem Jamali.
6. Model representasi pola kurva lama beban (KLB) yang dibangun dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan, hasilnya cukup bagus dan *reasonable*, karena pola kurva-nya mendekati (mirip) dengan pola KLB berdasarkan data aktual (KLB-aktual), dengan nilai parameter *mean square error* (MSE) sekitar $6,365 \cdot 10^{-5}$.
7. Hasil proyeksi tingkat beban untuk KLB yang terbentuk cukup bagus dan konsisten, tercermin dari hasil proyeksi “rasio beban minimum terhadap beban maksimum (α)” dan “rasio beban rata-rata terhadap beban maksimum (faktor beban) (β)”, hasilnya cukup bagus.
8. Aplikasi hasil peramalan beban puncak metode JST dan model KLB berdasarkan JST dalam optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan Jawa-Madura-Bali periode 2006-2025, memberikan hasil yang representatif dan mendekati hasil optimasi dengan KLB-Aktual, dimana: nilai total biaya kumulatif pengembangan sistem (*cumulative objective function*) sebesar US\$ $43917 \cdot 10^6$, dengan konfigurasi optimum tentang penambahan kapasitas kandidat pembangkit selama periode studi adalah PLTU-Batubara sekitar 30.600 MWe (61,4% dari total kapasitas kandidat pembangkit pada sistem Jamali), PLT-LNG sekitar 5.840 MWe (11,7%), PLT-Gas sekitar 6.400 MWe (12,8%), PLTN sekitar 5.000 MWe (10,0%), PLT-*Combined Cycle* sekitar 1200 MWe (2,4%), dan PLTA-Pump sekitar 800 MWe (1,6%).

9. Hasil analisis keandalan sistem pembangkitan berdasarkan nilai LOLP dan ENS, memperlihatkan bahwa perbedaan hasil perhitungan keandalan antara KLB-JST dibandingkan KLB-Aktual adalah relatif sangat kecil (sekitar 0,94% untuk perbedaan LOLP dan 4,44% untuk perbedaan ENS). Hal ini dikarenakan adanya kemiripan pola KLB antara keduanya.

6.2. SARAN UNTUK PENELITIAN LEBIH LANJUT.

Penggunaan model pola beban tenaga listrik yang tepat dan baik akan berpengaruh terhadap ketepatan dan keakuratan hasil optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan yang tentunya akan mempengaruhi kebijakan dalam menyusun rencana pengembangan sistem ketenagalistrikan. Oleh karena itu, untuk penelitian lebih lanjut, diharapkan dapat dikembangkan suatu metode/model peramalan pola beban jangka panjang yang lebih baik, tepat, dan akurat. Penerapan komputasi cerdas untuk peramalan pola beban tenaga listrik jangka panjang sangat memberikan harapan dengan hasil yang cukup baik dan akurat. Untuk penelitian lebih lanjut, diharapkan untuk dapat mengembangkan metode/model peramalan dengan jaringan syaraf tiruan (JST) yang dikombinasikan (di-hibrid) dengan sistem pakar, logika fuzzy, dan atau algoritma genetika, untuk mendapatkan model peramalan yang lebih cerdas, semakin baik, dan akurat.

DAFTAR ACUAN

- [1] PLN, *Statistik PLN 2005*, PT. Perusahaan Listrik Negara (PLN) (Persero), Jakarta, July 2006.
- [2] DESDM, *Penjabaran Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN)*, Departemen Pertambangan dan Energi (DESDM), Jakarta, 2004.
- [3] PLN, *Study Ekonomi, Pendanaan dan Struktur Owner Dalam Rangka Rencana Persiapan Pembangunan PLTN Pertama di Indonesia*, PT. PLN (Persero) Penelitian dan Pengembangan Ketenagalistrikan (PLN Litbang), Jakarta, 2006.
- [4] "Interkoneksi Jaringan Listrik Jawa-Sumatera Selesai 2007", *Kompas*, Jakarta, 28 Pebruari 2005.
- [5] Hiroshi Iwamiya, Bahman Kermanshahi, "Long-term Load Forecasting using Neural Nets", *ICEE2K Neural Networks for Power System Applications*, Kitakyusu, Japan, July 2000, hal.425-428.
http://www.buet.ac.jp/~bahman/achivment/hiroshi_ICEE.pdf.
- [6] Young-Chang Kim, *Wien Automatic System Planning Package (WASP), Prepared for IAEA (RCA) Training Workshop on WASP-IV*, Korea Electric Power Corp. (KEPCO), Taejon, 1997.
- [7] FT-UI, *Peramalan Kebutuhan Tenaga Listrik, Paper Ekonomi dan Manajemen Energi*, Pascasarjana, Fakultas Teknik (FT), Universitas Indonesia (UI), Jakarta, 1999.
- [8] J. Scott Armstrong, Kesten C Green, *Forecasting Principles, Select a Forecasting Method (Selection Tree)*, JSA-KCG, November 2007,
http://morris.wharton.upenn.edu/forecast/selection_tree.html
- [9] Makridakis, S., and S.C. Wheelwright, *Metode-metode Peramalan untuk Manajemen*, Binarupa Aksara, Jakarta, 1994.
- [10] I.D. Zivcak, *Electricity load forecasting using ANN*, Departement of Electrical Power Engineering, FEI Technical University in Kosice, Vysokoskolska <http://www2.tuke.sk/tu/fei/kee/kee-a.html>.
- [11] E.A. Feinberg, D. Genethliou, *Load Forecasting, Applied Mathematics for Restuctured Electric Power Systems: Optimization, Control and Computational Intelligence*, (J.H. Chow, F.F. Wu, and J.J. Momoh, eds.), Springer, hal. 269-285, 2005.
Source: <http://www.ams.sunysb.edu/~feinberg/public/lf.pdf>
- [12] IAEA, *Expansion Planning for Electrical Generating Systems, A Guidebook*, IAEA-TRS No.241, International Atomic Energy Agency (IAEA), Vienna, 1984.
- [13] Djiteng Marsudi, *Operasi Sistem Tenaga Listrik*, Penerbit Graha Ilmu, Yogyakarta, Maret 2006.

- [29] Rinaldy Dalimi, *Load Duration Curve*, Paper Program Pascasarjana, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia, Depok, 1999.
- [30] Laurene V. Fausett, *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*, Prentice-Hall, 1994.
- [31] Marzuki Khalid, *Introduction to Artificial Neural Networks*, AI and Control Research Group, Universiti Teknologi Malaysia, 1998.
- [32] Mo-Yuen Chow, *Methodologies of Using Neural Network and Fuzzy Logic Technologies for Motor Incipient Fault Detection*, hal. 15.
<http://www.googole.com/books?id=Kb5xNe13...result&cd=1#PPA16,M1>.
- [33] Chin-Theng Lin, C.S. George Lee, *Neural Fuzzy Systems, A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems*, Prentice-Hall Inc., New Jersey, USA, 1994, ch. 9-10, hal. 205-262.
- [34] S. Kusumadewi, *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & Excel Link*, Graha Ilmu, Yogyakarta, 2004.
- [35] Saifur Rahman, *Artificial Intelligence in Electric Power Systems, A Survey of the Japanese Industry*, IEEE Transactions on Power Systems, Vol.8, No.3, August 1993, hal.1211-1218.
- [36] S. Kusumadewi, *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*, Graha Ilmu, Yogyakarta, 2003.
- [37] E. Turban, J.E. Aronson, T.P. Liang, *Decision Support Systems and Intelligent Systems (Sistem Pendukung Keputusan dan Sistem Cerdas)*, terj. S. Primaningrum, (Jakarta: Penerbit Andi, 2005), hal. 880.
- [38] Efraim Turban, *Decision Support and Expert System, Management Support Systems*, Prentice-Hall International, Inc., New Jersey, USA, 1995, hal. 705.
- [39] Diyah Puspitaningrum, *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*, Penerbit Andi, Yogyakarta, 2006.
- [40] Valluru B. Rao, Hayagriva V. Rao, *C++ Neural Networks and Fuzzy Logic*, Second Edition, MIS Press, New York, USA, 1995.
- [41] T.M. Peng, N.F. Hubele, G.G. Karady, "Conceptual approach to the application of neural network for short-term load forecasting", *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Volume 4, 1-3 May 1990, New Orleans, LA, USA, hal. 2942-5.
- [42] D.C. Park, M.A. El-Sharkawi, R.J Marks, L.E. Atlas, M.J. Damborg, "Electric load forecasting using an artificial neural network", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 6 (2), May 1991, hal. 442-9.
- [43] K.Y. Lee, Y.T. Cha, J.H. Park, "Short-term load forecasting using an artificial neural network", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol: 7 (1), February 1992, hal. 124-32.

- [14] J Stuart McMenamin; Frank A Monforte, "Short term energy forecasting with neural networks", *The Energy Journal*, Volume 19, No.4; IAEE, 1998; hal. 43-61.
- [15] Ajith Abraham, Baikunth Nath, *A Neuro-fuzzy approach for Modelling Electricity Demand in Victoria*, Monash University, Australia, 2001.
- [16] Mihai Gavrilas, *Neural Network Based Forecasting for Electricity Markets*, Gh. Asachi Technical University of Iasi, Romania, 2002.
- [17] Karla Figueiredo, Marley Vellasco, Marco Aurélio Pacheco, Luis Sabino Neto, Anchizes Gonçalves Filho, *Modeling Neural Nets And Fuzzy Logic To Very Short-Term Load Forecasting*, ICA - Núcleo de Inteligência Computacional Aplicada, Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, 1998..
- [18] IAEA, *Energy and Electricity Demand Forecasting for Nuclear Power Planning in Developing Countries*, A Reference book, IAEA-TECDOC-470, International Atomic Energy Agency (IAEA), Vienna, 1988.
- [19] IAEA, *Comprehensive Assessment of Different Energy Sources for Electricity Generation in Indonesia*, Indonesia's Team and International Atomic Energy Agency (IAEA), 2002.
- [20] Putu Karmiata, *Model Prakiraan Kebutuhan Listrik - PLN*, Workshop dan Pelatihan Penyusunan RUPTL, PT. PLN (Persero), 2005.
- [21] Moch. Muchlis dan Adhi Darma Permana, *Proyeksi Kebutuhan Listrik PLN Tahun 2003 s/d 2020*, Buku Pengembangan Sistem Kelistrikan Dalam Pembangunan Nasional Jangka Panjang, BPPT, Jakarta, Pebruari 2006, hal.19-29.
- [22] IEEJ, *Simple E. V2004 (Simple Econometric Simulation System Version 2004), Introductory Manual*, The Institute of Energy Economic (IEE), Japan, September 2004.
- [23] DESDM, *Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional*, Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral (DESDM), Jakarta, 25 April 2005.
- [24] Zuhail, *Optimasi Multiobjektif Pengembangan Sistem Pembangkit Tenaga Listrik*, Disertasi, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia, Jakarta, 1985.
- [25] Widodo W.P., Yulianto S.N., Rinaldy Dalimi, et. al. , *Modeling Indonesia's Energy and Infrastructure by INOSYID*, National Energy Congress 2004, Jakarta, 23-24 November 2004.
- [26] IAEA, *Wien Automatic System Planning (WASP) Package, A Computer Code for Power Generating System Expansion Planning*, Version WASP-III Plus, User's Manual, Volume 2: Appendices, International Atomic Energy Agency (IAEA), Vienna, 1995.
- [27] Zuhail, *Ketenagalistrikan Indonesia*, Ganesa Prima, Jakarta, 1995.
- [28] S. Rahman, Rinaldy, *An Efficient Load Model for Analyzing Demand Side Management Impacts*, *EEE Transactions on Power Systems*, Vol. 8, No. 3, August 1993.

- [44] T.M. Peng, N.F. Hubele, G.G. Karady, "Advancement in the application of neural networks for short-term load forecasting", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol:7 Iss: 1, Feb. 1992, hal. 250-7.
- [45] D.C. Park, M. Osama, M.A. El-Sharkawi, R.J. Marks, "Adaptively trained neural networks and their application to electric load forecasting", *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Vol.2, IEEE New York, NY, USA, 1991, hal.1125-8.
- [46] S.T. Chen, D.C. Yu, A.R. Moghaddamjo, "Weather sensitive short-term load forecasting using nonfully connected artificial neural network", *Journal of IEEE Transactions on Power Systems*, USA, Vol: 7 Iss: 3, Aug. 1992, hal. 1098-105.
- [47] M.A. El-Sharkawi, S. Oh, R.J. Marks, M.J. Damborg, C.M. Brace, "Short term electric load forecasting using an adaptively trained layered perceptron", *Proceedings of the First International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, Publisher: IEEE New York, NY, USA, 1991, hal. 3-6.
- [48] M. Casey Brace, J. Schmidt, M. Hadlin, "Comparison of the forecasting accuracy of neural networks with other established techniques", *Proceedings of the First International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, IEEE New York, NY, USA, 1991, hal.31-5.
- [49] H. Bacha, W. Meyer, "A neural network architecture for load forecasting", *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, IEEE New York, NY, USA, 1992 Vol. 2, hal. 442-7.
- [50] D.D. Highley, T.J. Hilmes, "Load forecasting by ANN", *Journal of IEEE Computer Applications in Power*, Vol: 6 Iss: 3, USA, July 1993, hal. 10-15.
- [51] N.S. Moharari, A.S. Debs, "An artificial neural network based short term load forecasting with special tuning for weekends and seasonal changes", *Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems (ANNPS '93)*, IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 279-83.
- [52] D. Park, O. Mohammed, A. Azeem, R. Merchant, T. Dinh, C. Tong, J. Farah, C. Drake, "Load curve shaping using neural networks", *ANNPS '93. Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, Publisher: IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 290-5.
- [53] M.C. Brace, V. Bui-Nguyen, J. Schmidt, "Another look at forecast accuracy of neural networks", *ANNPS '93. Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, Publisher: IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 389-94.
- [54] S. Rahman, I. Drezga, J. Rajagopalan, "Knowledge enhanced connectionist models for short-term electric load forecasting", *ANNPS '93. Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural*

- Networks to Power Systems*, Publisher: IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 401-6.
- [55] T.M. Peng, N.F. Hubele, G.G. Karady, "An adaptive neural network approach to one-week ahead load forecasting", *Journal of IEEE Transactions on Power Systems*, Vol: 8, Iss: 3, USA, Aug. 1993, hal.1195-203.
 - [56] K.Y. Lee, T.I. Choi, C.C. Ku, J.H. Park, "Short-term load forecasting using diagonal recurrent neural network", *ANNPS '93. Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 227-32.
 - [57] A.D. Papalexopoulos, S. Hao, T.M. Peng, "Short-term system load forecasting using an artificial neural network", *ANNPS '93. Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 239-44.
 - [58] H. Ma, A.A. El-Keib, X. Ma, "Training data sensitivity problem of artificial neural network-based power system load forecasting", *Proceedings of the 26th Southeastern Symposium on System Theory*, IEEE Comput. Soc. Press, Los Alamitos, CA, USA, 1994, hal. 650-2
 - [59] L.F. Garcia, O.A. Mohammed, "Forecasting peak loads with neural networks", *Creative Technology Transfer - A Global Affair. Proceedings of the 1994 IEEE SOUTHEASTCON '94*, IEEE New York, NY, USA, 1994, hal. 351-6.
 - [60] Y. Rui, A.A. El-Keib, "A review of ANN-based short-term load forecasting models", *Proceedings of the Twenty-Seventh Southeastern Symposium on System Theory*, IEEE Comput. Soc. Press Los Alamitos, CA, USA, 1995, hal. 78-82.
 - [61] O. Mohammed, D. Park, R. Merchant, T. Dinh, C. Tong, A. Azeem, J. Farah, C. Drake, "Practical experiences with an adaptive neural network short-term load forecasting system", *Journal of IEEE Transactions on Power Systems*, Vol:10 Iss: 1, USA, Feb. 1995, hal. 254-65.
 - [62] O.A. Mohammed, D.C. Park, R.S. Merchant, "Implementation of an adaptive neural network short-term electric load forecasting system in the energy control center", *1994 IEEE International Conference on Neural Networks. IEEE World Congress on Computational Intelligence*, Vol.6, IEEE New York, NY, USA, 1994, hal. 3730-7.
 - [63] K.D. Pham, "Load forecasting using artificial neural networks", *Proceeding of 1995 Rural Electric Power Conference*, IEEE New York, NY, USA, 1995, hal. B4/1-9.
 - [64] A. Khotanzad, M.H. Davis, A. Abaye, D.J. Maratukulam, "An artificial neural network hourly temperature forecaster with applications in load forecasting", *Journal of IEEE Transactions on Power Systems*, Vol: 11 Iss: 2, USA, May 1996, hal. 870-6.

- [65] K. Liu, S. Subbarayan, R.R. Shoults, M.T. Manry, C. Kwan, F.I. Lewis, J. Naccarino, "Comparison of very short-term load forecasting techniques", *Journal of IEEE Transactions on Power Systems*, Vol: 11 , Iss: 2, USA, May 1996, hal. 877-82.
- [66] A. Iwata, K. Wakayama, T. Sasaki, K. Nakamura, T. Tsuneizumi, F. Ogasawara, "Electric load forecasting using a structured self-growing neural network model CombNET-II", *Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems (ANNPS '93)*. IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 69-72.
- [67] T. Onoda, "Next day's peak load forecasting using an artificial neural network", *Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems (ANNPS '93)*, IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 284-9.
- [68] H. Mori, T. Ogasawara, "A recurrent neural network for short-term load forecasting", *ANNPS '93. Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, Publisher: IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 395-400.
- [69] Y. Shimakura, Y. Fujisawa, Y. Maeda, R. Makino, Y. Kishi, M. Ono, J.Y. Fann, N. Fukusima, "Short-term load forecasting using an artificial neural network", *ANNPS '93. Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 233-8.
- [70] T. Matsumoto, S. Kitamura, Y. Ueki, T. Matsui, "Short-term load forecasting by artificial neural networks using individual and collective data of preceding years", *ANNPS '93. Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 245-50.
- [71] T. Onoda, "Next day peak load forecasting using an artificial neural network with modified backpropagation learning algorithm", *Proceedings of 1994 IEEE International Conference on Neural Networks. IEEE World Congress on Computational Intelligence*, Vol.6, IEEE New York, NY, USA, 1994, hal. 3766-9.
- [72] A.U. Asar, J.R. McDonald, W. Rattray, "Experience with artificial neural network models for short-term load forecasting in electrical power systems: a proposed application of expert networks", *Third International Conference on Artificial Neural Networks*, Publisher: IEE London, UK, 1993, hal. 123-7.
- [73] Azzam-ul-Asar, J.R. McDonald, M.I. Khan, "A specification of neural network applications in the load forecasting problem", *First IEEE Conference on Control Applications*, Vol.1, Publisher: IEEE New York, NY, USA, 1992 , hal. 577-82.
- [74] A.U. Asar, J.R. McDonald, "A specification of neural network applications in the load forecasting problem", *Journal of IEEE*

Transactions on Control Systems Technology, Vol:2 Iss:2, USA, June 1994, hal.135-41.

- [75] A.T. Sapeluk, C.S. Ozveren, A.P. Birch, "Short term electric load forecast using artificial neural networks", *7th Mediterranean Electrotechnical Conference. Proceedings, Vol.3, IEEE New York, NY, USA, 1994, hal. 905-8.*
- [76] J.M. Hannan, S. Majithia, C. Rogers, R.J. Mitchell, "Implementation of neural networks for forecasting cardinal points on the electricity demand curve", *Fourth International Conference on Power System Control and Management Proceedings, IEE London, UK, 1996, hal. 160-4.*
- [77] D. Srinivasan, A.C. Liew, J.S.P. Chen, "A novel approach to electrical load forecasting based on a neural network", *1991 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Vol.2, IEEE New York, NY, USA, 1991, hal. 1172-7.*
- [78] D. Srinivasan, A.C. Liew, J.S.P. Chen, "Short term forecasting using neural network approach", *Proceedings of the First International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems, IEEE New York, NY, USA, 1991, hal. 12-16.*
- [79] X.Q. Liu, B.W. Ang, T.N. Goh, "Forecasting of electricity consumption: a comparison between an econometric model and a neural network model", *1991 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Vol.2, IEEE New York, NY, USA, 1991, hal. 1254-9.*
- [80] D. Srinivasan, A.C. Liew, C.S. Chang, "Forecasting daily load curves using a hybrid fuzzy-neural approach", *Journal of IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution, Vol: 141, Iss: 6, UK, Nov. 1994, hal. 561-7.*
- [81] P.K. Dash, A.C. Liew, G. Ramakrishna, "Power-demand forecasting using a neural network with an adaptive learning algorithm", *Journal of IEE Proceedings -Generation, Transmission and Distribution, Vol: 142, Iss: 6, UK, Nov. 1995, hal. 560-8.*
- [82] Y.H. Fung, V.M. Rao Tummala, "Forecasting of electricity consumption: a comparative analysis of regression and artificial neural network models", *APSCOM - 93. 2nd International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management, Vo.2, IEE London, UK, 1993, hal.782-7.*
- [83] M.X. Han, Z.H. Xu, Y.Y. Yu, "Electric load forecasting using structure variable neural networks", *Proceedings TENCON '93. 1993 IEEE Region 10 Conference on 'Computer, Communication, Control and Power Engineering', Vol.5, IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 355-8.*
- [84] Ping-Yan Wang; Guang-Sheng Wang, "Power system load forecasting with ANN and fuzzy logic control", *Proceedings TENCON '93. 1993 IEEE Region 10 Conference on 'Computer, Communication, Control and Power Engineering', Vol.5, IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 359-62.*

- [85] Yuan-Yih Hsu; Chien-Chuen Yang, "Design of artificial neural networks for short-term load forecasting. I. Self-organising feature maps for day type identification", *Journal of IEE Proceedings C [Generation, Transmission and Distribution]*, Vol: 138 Iss: 5, UK, Sept. 1991, hal. 407-13.
- [86] Yuan-Yih Hsu; Chien-Chuen Yang, Design of artificial neural networks for short-term load forecasting. II. Multilayer feedforward networks for peak load and valley load forecasting, *Journal of IEE Proceedings C [Generation, Transmission and Distribution]*, Vol: 138 Iss: 5, UK, Sept. 1991, hal. 414-18.
- [87] Hsien-Tsai Wu; Chan-Nan Lu, "Using artificial neural network for providing hourly load update and next day load profile",. *1991 International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management (APSCOM-91, Conf. Publ. No.348)*, vol.2, IEE Hong Kong, 1991, hal. 895-901.
- [88] K.L. Ho, Y.Y. Hsu, C.C. Yang, "Short term load forecasting using a multilayer neural network with an adaptive learning algorithm", *Journal of IEEE Transactions on Power Systems*, Vol: 7 Iss: 1, USA, Feb. 1992, hal. 141-9.
- [89] C.N. Lu, H.T. Wu, S. Vemuri, "Neural network based short term load forecasting", *Journal of IEEE Transactions on Power Systems*, Vol: 8 Iss: 1, USA, Feb. 1993, hal. 336-42.
- [90] G. Lambert-Torres, C.O. Traore, P.J. Lagace, D. Mukhedkar, "A knowledge engineering tool for load forecasting", *Proceedings of the 33rd Midwest Symposium on Circuits and Systems*, vol. 1, IEEE New York, NY, USA, 1991, hal. 144-7.
- [91] B.S. Kermanshahi, C.H. Poskar, G. Swift, P. McLaren, W. Pedrycz, W. Buhr, A. Silk, "Artificial neural network for forecasting daily loads of a Canadian electric utility", *ANNPS '93. Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, Publisher: IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 302-7.
- [92] Nahi Kandil, Rene Wankeue, Maarouf Saad, Semaan Georges, *An efficient approach for short term load forecasting using artificial neural networks*, *Electrical Power and Energy Systems* 28 (2006) hal. 525-530.
- [93] T.S. Dillon, S. Sestito, S. Leung, "An adaptive neural network approach in load forecasting in a power system", *Proceedings of the First International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, IEEE New York, NY, USA, 1991, hal. 17-21.
- [94] Subiyanto, "Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan sebagai Metode Alternatif Prakiraan Beban Jangka Pendek", *Elektro Indonesia*, Nomor 29, Tahun VI, Jakarta, Indonesia, Januari 2000.
- [95] F. de Viron, J. Claus, F. Dongier, M. Monteyne, "Automation, with neural network based techniques, of short-term load forecasting at the Belgian national control centre", *Proceedings of the Second International Forum*

- on Applications of Neural Networks to Power Systems (ANNPS '93)*, IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 55-9
- [96] P.K. Dash, S. Dash, S. Rahman, "A fuzzy adaptive correction scheme for short term load forecasting using fuzzy layered neural network", *ANNPS '93. Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, Publisher: IEEE New York, NY, USA, 1993, hal. 432-7.
- [97] Kwang-Ho Kim; Jong-Keun Park; Kab-Ju Hwang; Sung-Hak Kim, "Implementation of hybrid short-term load forecasting system using artificial neural networks and fuzzy expert systems", *Journal of IEEE Transactions on Power Systems*, Vol: 10 Iss: 3, USA, Aug. 1995, hal. 1534-9.
- [98] A.G. Bakirtzis, V. Petridis, S.J. Klartzis, M.C. Alexiadis, A.H. Maissis, "A neural network short term load forecasting model for the Greek power system", *Journal of IEEE Transactions on Power Systems*, Vol: 11 Iss: 2, USA, May 1996, hal. 858-63.
- [99] M. Djukanovic, B. Babic, D.J. Sobajic, Y.H. Pao, "Unsupervised/supervised learning concept for 24-house load forecasting", *Journal of IEE Proceedings C [Generation, Transmission and Distribution]*, Vol: 140 Iss: 4, UK, July 1993, hal. 311-18.
- [100] Hiroshi Iwamiya and Bahman Kermanshahi, *Sensitivity Analysis and Artificial Neural Network used for Long-term Load Forecasting of 9 Japanese Power Utilities*, Department of Electronics & Information Engineering, Tokyo University of Agriculture and Technology, ICEE, Tokyo, Japan, 2001.
<http://www.tuat.ac.jp/~bahman/achivement/ICEE2001Hiroshi.pdf>
- [101] Mostafa Al Mamun, Ken Nagasaka, and S.M. Salim Reza, "Load Demand Prediction Of A Power System By Applying An Intelligent Method", *3rd International Conference on Electrical & Computer Engineering, ICECE 2004*, 28-30 December 2004, Dhaka, Bangladesh.
<http://www.buet.ac.bd/eee/icece2004/P049.pdf>.
- [102] Eka Taniputra, "An Artificial Neural Network Based Long Term Load Forecast", Thesis of Electrical Engineering, Curtin University of Technology, Western Australia, November 2005.
- [103] L.D. Voss, M.M.A. Salama, J. Reeve, "A practical approach to electric load forecasting using artificial neural networks with corrective filtering", *Proceeding of 1995 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, IEEE New York, NY, USA, 1995, Vol. 1, hal. 370-3.
- [104] R.S. Zebulum, M. Vellasco, M.A. Pacheco, K. Guedes, "A multi-step hourly load forecasting system using neural nets", *38th Midwest Symposium on Circuits and Systems. Proceedings*, Vol.1, IEEE New York, NY, USA, 1996, hal. 461-4
- [105] Fahd A. Alturki, Adel Ben Abdennour, "Medium to Long-term Peak Load Forecasting for Riyadh City Using Artificial Neural Networks", *Journal of*

King Saud University, Vol.12, Engineering Science (2), Riyadh, Saudi Arabia, 14 June 1999, hal. 269-284.

<http://digital.library.ksu.edu.sa/V12M150R216.doc>.

- [106] PLN, *Study Ekonomi, Pendanaan dan Struktur Owner Dalam Rangka Rencana Persiapan Pembangunan PLTN Pertama di Indonesia*, PT. PLN (Persero) Penelitian dan Pengembangan Ketenagalistrikan (PLN Litbang), Jakarta, 2006.
- [107] PLN, *Laporan Akhir Study Stabilitas Transien Sistem Tenaga Listrik Jawa Bali*, PT. PLN (Persero) Penelitian dan Pengembangan Ketenagalistrikan (PLN Litbang), Jakarta, 2005.
- [108] DESDM, *Kebijakan Energi Nasional 2003 – 2020, Kebijakan Energi Yang Terpadu Untuk Mendukung Pembangunan Nasional Berkelanjutan*, Departemen Energi Dan Sumber Daya Mineral (DESDM), Jakarta, 2004.
- [109] DESDM, *Blueprint Pengelolaan Energi Nasional 2005-2025*, Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral (DESDM), Jakarta, 25 April 2005.
- [110] PLN, *Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) Tahun 2006-2015 Indonesia*, PT. PLN (Persero), Jakarta, Februari 2006.
- [111] PLN, *Perubahan Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) Tahun 2006-2015 Indonesia*, PT. PLN (Persero), Jakarta, November 2006.
- [112] PLN, *Statistik 2005 PT. PLN (Persero) Penyaluran dan Pusat Pengaturan Beban (P3B) Jawa Bali*, PT. PLN (Persero), Jakarta, Agustus 2006.
- [113] DESDM, *Penjabaran Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN)*, Departemen Pertambangan dan Energi (DESDM), Jakarta, 1996.
- [114] PLN, *Data Aktual Tingkat Beban Sistem Kelistrikan Jawa-Madura-Bali Setiap 0,5 Jam untuk tahun 2001 s/d 2006 di Penyaluran dan Pusat Pengaturan Beban (P3B) Gandul*, PT. PLN (Persero), Jakarta, 2007.
- [115] PLN, *PLN Statistics 2000*, PT. PLN (Persero), Jakarta, 2001.
- [116] PLN, *PLN Statistics 2001*, PT. PLN (Persero), Jakarta, 2002.
- [117] PLN, *PLN Statistics 2002*, PT. PLN (Persero), Jakarta, 2003.
- [118] PLN, *PLN Statistics 2003*, PT. PLN (Persero), Jakarta, 2004.
- [119] PLN, *PLN Statistics 2004*, PT. PLN (Persero), Jakarta, 2005.
- [120] BPS, *Statistik Indonesia (Statistical Yearbook of Indonesia)*, tahun 2000 s/d 2006, Badan Pusat Statistik (BPS), Jakarta, Indonesia.
- [121] DESDM, *Buku Pegangan Statistik Ekonomi Energi Indonesia 2002*, Pusat Informasi Energi, Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral (DESDM), EAPO, Jakarta, 2002.
- [122] BPS, *Laporan Perekonomian Indonesia 2002*, Biro Pusat Statistik (BPS), Jakarta, Indonesia, 2002.

- [123] DESDM, *Prakiraan Energi Indonesia 2010*, Indonesia's Energy Outlook 2010, Pusat Pusat Informasi Energi, Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral (DESDM), EAPO, Jakarta, 2002.
- [124] BAPPENAS-BPS-UNFPA, *Proyeksi Penduduk Indonesia (Indonesia Population Projection) 2000-2025*, Badan Perencanaan Pembangunan Nasional (BAPPENAS) – Badan Pusat Statistik (BPS) – United Nations Population Fund (UNFPA) Indonesia, Jakarta, 2005.
- [125] IAEA, *Wien Automatic System Planning (WASP) Package, A Computer Code for Power Generating System Expansion Planning, Version WASP-IVs, User's Manual*, IAEA, Vienna, Austria, 2000.
- [126] IAEA, *Wien Automatic System Planning (WASP) Package, A Computer Code for Power Generating System Expansion Planning, Version WASP-III Plus, User's Manual, Volume 1*, IAEA, Vienna, 1995.
- [127] PIE-KNI WEC, *Final Report Studi Energi Indonesia*, Pusat Informasi Energi – Komite Nasional Indonesia World Energy Council (PIE-KNI WEC), Jakarta, 2005.
- [128] Rinaldy Dalimi, *Demand Side Management, Ekonomi dan Manajemen Energi*, Pascasarjana, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia, Depok, 1997.
- [129] PEUI, *Indonesia Energy Outlook 2005*, Pengkajian Energi Universitas Indonesia (PEUI), Depok, 2006.
- [130] "Harga Bahan Bakar Industri Naik per 1 September 2007", *Tempo Interaktif*, 31 Agustus 2007.
http://www.tempointeraktif.com/hg/ekbis/2007/08/31/brk,20070831-106691_id.html)
- [131] "Harga Batubara PLTU Suralaya Akhirnya Disepakati untuk Januari s/d Desember 2007", diakses dari web *kapanlagi.com*.
<http://www.kapanlagi.com/h/0000184153.print.html>.
- [132] "Harga Gas Alam", *Kompas*, Jakarta, 12 Maret 2007.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Stephen A. DeLurgio, *Forecasting Principles and Applications*, (Singapore: McGraw-Hill International Editions, 1998).
- [2] John E. Hanke and Arthur G. Reitsch, *Business Forecasting*, (New Jersey, USA: Prentice-Hall, Inc., 1998).
- [3] Bart Kosko, *Neural Networks and Fuzzy Systems, A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence*, (New Jersey, USA: Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, 1992).
- [4] E.R. Caianiello (editor), *Parallel Architectures and Neural Networks, Fourth Italian Workshop*, (Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1991).
- [5] Eric Goles and Servet Martinez, *Neural and Automata Networks, Dynamical Behavior and Applications*, (Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1990).
- [6] Soren Brunak and Benny Lautrup, *Neural Networks, Computers with Intuition*, (Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1990).
- [7] David E. Rumelhart, James L. McClelland, et.al., *Parallel Distributed Processing, Explorations in the Microstructure of Cognition*, the Massachusetts Institute of Technology, A Bradford Book, (Massachusetts: The MIT Press, 1986).
- [8] Sven F. Crone, *Forecasting with Artificial Neural Networks*, Centre for Forecasting, Department of Management Science, Lancaster University, December 15th, 2005.
- [9] Sven F. Crone, *Business Forecasting with Artificial Neural Networks*, Centre for Forecasting, Department of Management Science, Lancaster University, August 5th 2004.
- [10] G. Peter Zhang, *Business Forecasting with Artificial Neural Networks: An Overview*, Idea Group Inc., Georgia State University, USA, 2004.
- [11] Duane Hanselman, B. Littlefield, *Mastering MATLAB: A Comprehensive Tutorial and Reference*, Prentice-Hall, Inc., New Jersey, USA, 1996.

DAFTAR LAMPIRAN

- Lampiran L1. Listing program JST dan hasil eksekusi untuk peramalan beban sistem kelistrikan Jamali 2007-2025
- Lampiran L2. Listing program JST dan hasil eksekusi untuk validasi peramalan beban sistem kelistrikan Jamali 2007-2025
- Lampiran L3. Daya terpasang pembangkit pada sistem kelistrikan Jawa-Madura-Bali 2005
- Lampiran L4. Model program dinamik dengan simulasi probabilistik WASP (*Wien Automatic System Planning Package*)
- Lampiran L5. Hasil eksekusi modul DYNPRO (*DYNamic PROgramming*) untuk Studi-kasus-1 s/d Studi-kasus-4.
- Lampiran L6. Hasil eksekusi modul REPROBAT yang merupakan *Summary Report* dari optimasi perencanaan pengembangan sistem pembangkitan untuk Studi-kasus-4
- Lampiran L7. Daftar Riwayat Hidup.

LISTING PROGRAM DAN HASIL EKSEKUSI PROGRAM PERAMALAN BEBAN 2007-2025

```

% Listing Program: PERAMALAN BEBAN JANGKA PANJANG SISTEM KELISTRIKAN
%JAWA-MADURA-BALI 2007-2025
% Oleh: Arief Heru Kuncoro
% NIM: 840303001X
% Program S3, Pascasarjana, FT-UI
%
%File name yang di Running: ANN10 1 titik Beban Puncak Jamali Epoch50000 Oke
%
%TAHAP I: Membuat Training Set Data (TSD)
%
%P: DATA INPUT
%PDRB: Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Harga Konstan th.1993
%Popls: Jumlah Populasi
%RmhTg: Jumlah Rumah tangga
%TotKons: Total konsumsi energi listrik Jamali
%KonsRT: Konsumsi energi listrik RT
%KonsKom: Konsumsi energi listrik sektor komersial
%KonsPub: Konsumsi energi listrik sektor publik
%KonsInd: Konsumsi energi listrik sektor industri
%EnSis: Energi sistem Jamali;
%RsoEl: Rasio Elektrifikasi (satuan: %)
%Data mulai tahun 2001 sampai dengan tahun 2006 (6 tahun)
%
%P={{PDRB; Populasi; Rumah Tangga; Total konsumsi energi Listrik Jamali; Konsumsi listrik
%RT; Konsumsi listrik Komersial; Konsumsi listrik Publik; Konsumsi listrik Industri; Energi Sistem;
%Rasio Elektrifikasi}}
%Satuan={{1.e+15 Rupiah; Milyar; 100 Juta; 1 Juta GWh; 100 ribu GWh; 100 ribu GWh;
%10 ribu GWh; 1 juta GWh; 1 juat GWh; Prosen (%)}}.
%
P={{0.251549;      0.125782; 0.337942; 0.067929; 0.244391; 0.0895993; 0.305166; 0.031478; 0.07822; 0.564271}...
[0.261126; 0.127117; 0.346930; 0.069960; 0.248090; 0.0926323; 0.318134; 0.032706; 0.08352; 0.568765]...
[0.272422; 0.128481; 0.355548; 0.072190; 0.259775; 0.1040289; 0.354965; 0.032260; 0.08677; 0.574342]...
[0.284055; 0.129813; 0.366571; 0.079962; 0.279844; 0.1189689; 0.423458; 0.035846; 0.09257; 0.576004]...
[0.296184; 0.131172; 0.376734; 0.085390; 0.299024; 0.1321073; 0.445966; 0.037817; 0.09815; 0.578729]...
[0.310193; 0.132508; 0.378643; 0.087729; 0.300740; 0.145261; 0.464528; 0.038484; 0.100196; 0.584517]...
%
%T: DATA TARGET (Data Beban Puncak sistem Jamali tahun 2001-2006)
%(satuan beban puncak : MWe)
%T={{ Beban puncak }}
%
T={{0.12577}...
[0.13374]...
[0.13682]...
[0.14398]...
[0.14821]...
[0.15396]};
%
%TAHAP II: Membuat Jaringan Syaraf Tiruan (NN)
%
%net=newff: feedforward backpropagation network
%net = newff (PR, [S1 S2 ... SN1], [TF1 TF2 ... TFN1], BTF, BLF, PF)
%PR : matrix Rx2 yaitu nilai min & max dari input elemen ke-R
%SI : jumlah neuron pada layer ke-i untuk N buah layer

```

```

%TFI: fungsi transfer pada layer ke-l, defaultnya 'tansig'
%BTF: fungsi training dari backpropagation network, defaultnya 'traingdx'
%BLF: fungsi learning bobot/bias dari backpropagation network, default 'learnqdm'
%PF : fungsi performa, defaultnya 'mse'
net = newff ([0.2 0.4; 0.1 0.2; 0.3 0.4; 0.06 0.09; 0.2 0.4; 0.09 0.15; 0.3 0.5; 0.03 0.04; 0.07 0.11; 0.5 0.6], [10
15 7 1], ['purelin','purelin','purelin','purelin'], 'traingdx','learnqdm','mse');
%Melihat bobot-bobot awal input, lapisan dan bias
%bobot awal neuron pada layer pertama/input
BobotAwal_Layer_Pertama_Input = net.IW{1,1}
%bias awal neuron pada layer pertama/input
BiasAwal_Layer_Pertama = net.b{1,1}
%bobot awal neuron pada layer kedua
BobotAwal_Layer_Kedua = net.LW{2,1}
%bias awal neuron pada layer kedua
BiasAwal_Layer_Kedua = net.b{2,1}
%bobot awal neuron pada layer ketiga
BobotAwal_Layer_Ketiga = net.LW{3,2}
%bias awal neuron pada layer ketiga
BiasAwal_Layer_Ketiga = net.b{3,1}
%bobot awal neuron pada layer keempat
BobotAwal_Layer_Keempat = net.LW{4,3}
%bias awal neuron pada layer keempat
BiasAwal_Layer_Keempat = net.b{4,1}
%
%TAHAP III: Melakukan TRAINING NETWORK
%
net.trainParam.show=500; %menyatakan frekwensi tampilan grafik performa NN (dalam satuan epochs)
net.trainParam.epochs=50000; %menyatakan banyaknya iterasi yang dilakukan dalam training
net.trainParam.goal=0.000001; %menyatakan besarnya error NN yang dicapai, semakin kecil, nilai output
semakin mendekati target
net=train(net,P,T)
%
%TAHAP IV: Melakukan SIMULASI dengan DATA LAMA (P)
%
%Untuk membandingkan nilai sebenarnya (TARGET) dengan output jaringan syaraf.
%Y=sim(net,P)
%plot(P,T,'bo',P,Y,'r*')
%title('Perbandingan antara Target (o) dan Output Jaringan (*)');
%xlabel('input');
%ylabel('Target atau Output');
%grid;
%
%TAHAP V: Melakukan SIMULASI dengan DATA BARU (N)
%
%Untuk mendapatkan Nilai Forecasting Permintaan Beban Energi Listrik Jangka
%Panjang 2007 s/d 2025
%
%N= data baru untuk tahun 2007-2025
%N=([PDRB; Populasi; Rumah Tangga; Energi Listrik Jamali; Listrik RT;
%Listrik Komersial; Listrik Publik; Listrik Industri; Energi Sistem; %Rasio Elektrifikasi])
%Satuan=(1.e+15 Rupiah; Milyar; 100 Juta; 1 Juta GWh; 100 ribu GWh; 100 ribu GWh;
%10 ribu GWh; 1 juta GWh; 1 juat GWh; Prosen (%)).
%
%Note: Untuk proyeksi Listrik Publik dilakukan proyeksi dengan Laju
%Pertumbuhan sesuai RUKN dan ini tentunya berpengaruh terhadap Proyeksi
%Energi Listrik Jamali
%Note: Asumsi laju pertumbuhan Rasio Elektrifikasi adalah bervariasi antara 1,1% - 1,5% per-tahun
%

```

```

N = {[0.324865; 0.133868; 0.380551; 0.094439; 0.316395; 0.162020; 0.483862; 0.041759; 0.107274; 0.592115]...
[0.340232; 0.135236; 0.382460; 0.101853; 0.333149; 0.180597; 0.504001; 0.045439; 0.115660; 0.599813]...
[0.356325; 0.136581; 0.384369; 0.109985; 0.351068; 0.201206; 0.524978; 0.049508; 0.124861; 0.607610]...
[0.373000; 0.137954; 0.386277; 0.119164; 0.370156; 0.224782; 0.546459; 0.054205; 0.135264; 0.616117]...
[0.392396; 0.139251; 0.388186; 0.128900; 0.389840; 0.251020; 0.563747; 0.059176; 0.146261; 0.624743]...
[0.412801; 0.140576; 0.390095; 0.139370; 0.410149; 0.280238; 0.581582; 0.064515; 0.158125; 0.633489]...
[0.434266; 0.141894; 0.392003; 0.150679; 0.431114; 0.312787; 0.599981; 0.070290; 0.170889; 0.642991]...
[0.456848; 0.143181; 0.393912; 0.162930; 0.452769; 0.349056; 0.618962; 0.076557; 0.183208; 0.652636]...
[0.481000; 0.144478; 0.395820; 0.176221; 0.475151; 0.389482; 0.638544; 0.083372; 0.198201; 0.662426]...
[0.505868; 0.145737; 0.397729; 0.189902; 0.497058; 0.431989; 0.651213; 0.090485; 0.213585; 0.672362]...
[0.532021; 0.146978; 0.399638; 0.204149; 0.518469; 0.476858; 0.664133; 0.097975; 0.229665; 0.682448]...
[0.559527; 0.148188; 0.401546; 0.219067; 0.539375; 0.524404; 0.677308; 0.105916; 0.246501; 0.691319]...
[0.588454; 0.149360; 0.403455; 0.234756; 0.559772; 0.574970; 0.690746; 0.114374; 0.264210; 0.700307]...
[0.619000; 0.150477; 0.405364; 0.251070; 0.579184; 0.628110; 0.701282; 0.123328; 0.282628; 0.709410]...
[0.650817; 0.151591; 0.407272; 0.268371; 0.597508; 0.684177; 0.711979; 0.133083; 0.302162; 0.718633]...
[0.684269; 0.152671; 0.409181; 0.286742; 0.614760; 0.743539; 0.722838; 0.143683; 0.322904; 0.726538]...
[0.719440; 0.153700; 0.411090; 0.306277; 0.630962; 0.806586; 0.733864; 0.155163; 0.344961; 0.734530]...
[0.756419; 0.154669; 0.412998; 0.327081; 0.646148; 0.873721; 0.745058; 0.167644; 0.368453; 0.742610]...
[0.795000; 0.155590; 0.414907; 0.349271; 0.660353; 0.945369; 0.756422; 0.181135; 0.393511; 0.750778]};
%

```

%instruksi simulasi JST dengan input data simulasi N

%untuk mengetahui output forecasting mulai tahun 2007 s/d 2025 digunakan

%instruksi n{1} s/d n{19}

n=sim(net,N);

%Peramalan beban puncak tahun 2007

Beban_2007 = n{1}

%Peramalan beban puncak tahun 2008

Beban_2008 = n{2}

%Peramalan beban puncak tahun 2009

Beban_2009 = n{3}

%Peramalan beban puncak tahun 2010

Beban_2010 = n{4}

%Peramalan beban puncak tahun 2011

Beban_2011 = n{5}

%Peramalan beban puncak tahun 2012

Beban_2012 = n{6}

%Peramalan beban puncak tahun 2013

Beban_2013 = n{7}

%Peramalan beban puncak tahun 2014

Beban_2014 = n{8}

%Peramalan beban puncak tahun 2015

Beban_2015 = n{9}

%Peramalan beban puncak tahun 2016

Beban_2016 = n{10}

%Peramalan beban puncak tahun 2017

Beban_2017 = n{11}

%Peramalan beban puncak tahun 2018

Beban_2018 = n{12}

%Peramalan beban puncak tahun 2019

Beban_2019 = n{13}

%Peramalan beban puncak tahun 2020

Beban_2020 = n{14}

%Peramalan beban puncak tahun 2021

Beban_2021 = n{15}

%Peramalan beban puncak tahun 2022

Beban_2022 = n{16}

%Peramalan beban puncak tahun 2023

Beban_2023 = n{17}

%Peramalan beban puncak tahun 2024

Beban_2024 = n{18}

%Peramalan beban puncak tahun 2025

Beban_2025 = n{19}

```

%
%nilai bobot dan bias network setelah training
%bobot akhir neuron pada layer pertama/input
BobotAkhir_Layer_Pertama_Input = net.LW{1,1}
%bias akhir neuron pada layer pertama/input
BiasAkhir_Layer_Pertama = net.b{1,1}
%bobot akhir neuron pada layer kedua
BobotAkhir_Layer_Kedua = net.LW{2,1}
%bias akhir neuron pada layer kedua
BiasAkhir_Layer_Kedua = net.b{2,1}
%bobot awal neuron pada layer ketiga
BobotAkhir_Layer_Ketiga = net.LW{3,2}
%bias akhir neuron pada layer ketiga
BiasAkhir_Layer_Ketiga = net.b{3,1}
%bobot akhir neuron pada layer keempat
BobotAkhir_Layer_Keempat = net.LW{4,3}
%bias akhir neuron pada layer keempat
BiasAkhir_Layer_Keempat = net.b{4,1}
%
%HASIL RUNNING:
%
BobotAwal_Layer_Pertama_Input =

    0.9003    0.2309   -0.8842   -0.9695    0.6762   -0.6131   -0.0069    0.4542    0.5896   -0.7270
   -0.5377    0.5839   -0.2943    0.4936   -0.9607   -0.3644    0.7995   -0.3814    0.9137   -0.9765
    0.2137    0.8436    0.6263   -0.1098    0.3626   -0.3945    0.6433    0.6770    0.0452    0.7878
   -0.0280    0.4764   -0.9803    0.8636   -0.2410    0.0833    0.2898    0.1361    0.7603   -0.6017
    0.7826   -0.6475   -0.7222   -0.0680    0.6636   -0.6983    0.6359   -0.2592   -0.6541   -0.4026
    0.5242   -0.1886   -0.5945   -0.1627    0.0056    0.3958    0.3205    0.4055    0.9596    0.3229
   -0.0871    0.8709   -0.6026    0.6924    0.4189   -0.2433   -0.3161    0.0931   -0.4571   -0.4312
   -0.9630    0.8338    0.2076    0.0503   -0.1422    0.7200   -0.4205   -0.1102   -0.4953   -0.0616
    0.6428   -0.1795   -0.4556   -0.5947   -0.3908    0.7073   -0.3176    0.3891    0.7515   -0.8704
   -0.1106    0.7873   -0.6024    0.3443   -0.6207    0.1871    0.0682    0.2426    0.4746    0.9767

BiasAwal_Layer_Pertama =

    0.1656
   -0.1530
    0.0310
   -0.3321
   -0.1342
   -0.5481
    0.1596
    0.5207
    0.0596
    0.2811

BobotAwal_Layer_Kedua =

   -0.5819    0.9417    0.3667   -0.2321   -0.8318   -0.4905   -0.1204    0.2917   -0.1551    0.1053
   -0.2404    0.9802   -0.5749    0.3662   -0.0913    0.7312   -0.3199    0.9338    0.7120   -0.1999
    0.5667    0.5777    0.6785   -0.8143   -0.1163   -0.5353   -0.3716    0.3299   -0.0195   -0.6024
    0.3617   -0.1227    0.2576   -0.9293   -0.2935    0.6097   -0.2698    0.7408    0.6319    0.2504
   -0.0778   -0.0034   -0.7325    0.2248   -0.6928    0.8168   -0.2135   -0.9801   -0.0785    0.4667
    0.1357   -0.5721   -0.5857    0.2171    0.3513   -0.5362    0.1831   -0.7260   -0.0853   -0.2482
    0.5884    0.2870    0.2144   -0.9685    0.3984   -0.5214   -0.7605    0.6375   -0.0986   -0.9802
   -0.8816   -0.3599    0.2598   -0.9673    0.4550   -0.9005   -0.9237   -0.1397   -0.1756   -0.1603
    0.2057    0.9202   -0.2590   -0.6199   -0.0432   -0.8432   -0.0828    0.7806    0.8032    0.5073
   -0.8995    0.4533    0.1503    0.1738    0.1097    0.2816    0.7397    0.4698   -0.9888    0.5877
   -0.1693   -0.1761   -0.0972   -0.8848   -0.7579   -0.6182    0.8685    0.3746   -0.4052    0.8399
   -0.3900    0.4891   -0.9122   -0.2649   -0.0985    0.6877   -0.4711   -0.3078   -0.9017    0.6894
    0.7487   -0.4641   -0.9456    0.2629    0.4318   -0.6522   -0.6794   -0.6679    0.3864   -0.2645
   -0.9700   -0.1202   -0.3746    0.4353    0.7857   -0.6584    0.7457   -0.6888    0.3002    0.2416
    0.5359    0.8668   -0.9743    0.3853   -0.4538    0.9888   -0.5242   -0.6178    0.9660    0.4626

```

BiasAwal_Layar_Kodua =

-0.6122
0.8096
0.1384
0.2636
-0.5312
0.0976
0.8632
-0.3296
0.3111
-0.2162
0.2546
0.3982
-0.2056
-0.1727
0.3104

BobotAwal_Layer_Ketiga =

Columns 1 through 11

0.6752 0.5528 -0.0301 0.3479 0.1947 -0.1363 -0.4929 0.1068 -0.0034 0.5822 -0.8810
-0.2568 -0.0213 -0.7708 0.9989 -0.9014 0.2685 0.7469 -0.4160 -0.1311 0.6299 -0.8221
-0.1495 -0.6282 0.3297 0.9233 0.1421 0.6061 0.0268 0.7159 0.1249 0.3400 -0.4574
0.1893 0.4013 -0.2693 -0.8823 0.4017 -0.8322 0.4653 -0.3285 0.2332 -0.5982 -0.1819
0.1315 0.9654 -0.7199 -0.2794 0.9246 0.8909 -0.1555 0.3604 -0.7733 -0.4538 -0.0519
0.4331 0.6133 0.1335 0.0970 0.5010 0.8319 0.9227 -0.8931 0.7965 0.2525 0.8180
0.0226 0.4071 0.6460 -0.4765 0.4800 0.2040 -0.8559 -0.2867 0.5091 0.0737 0.1925

Columns 12 through 15

-0.3421 -0.9425 -0.6677 0.5389
-0.0438 0.6242 0.6663 -0.1117
0.1943 0.2202 0.6773 0.2412
-0.6771 0.4030 -0.0968 0.9034
0.6589 -0.8156 0.9132 0.2800
0.9122 -0.1502 -0.7057 -0.5053
0.1911 -0.2488 0.7399 -0.2946

BiasAwal_Layer_Ketiga =

-0.6243
-0.0187
-0.1815
-0.0729
0.2219
-0.8577
-0.3714

BobotAwal_Layer_Keempat =

0.2168 -0.6500 0.2421 -0.5081 0.1747 0.0121 -0.0704

BiasAwal_Layer_Keempat =

0.0828

TRAINGDX-calggrad, Epoch 0/50000, MSE 4.6604/e-006, Gradient 44.7629/e-006
TRAINGDX-calggrad, Epoch 500/50000, MSE 3.66577e-005/e-006, Gradient 0.00430443/e-006
TRAINGDX-calggrad, Epoch 1000/50000, MSE 3.60409e-005/e-006, Gradient 0.00678552/e-006
TRAINGDX-calggrad, Epoch 1500/50000, MSE 3.52378e-005/e-006, Gradient 0.00265438/e-006
TRAINGDX-calggrad, Epoch 2000/50000, MSE 3.456e-005/e-006, Gradient 0.00165072/e-006
TRAINGDX-calggrad, Epoch 2500/50000, MSE 3.39106e-005/e-006, Gradient 0.000195773/e-006
TRAINGDX-calggrad, Epoch 3000/50000, MSE 3.32824e-005/e-006, Gradient 0.000367222/e-006
TRAINGDX-calggrad, Epoch 3500/50000, MSE 3.26654e-005/e-006, Gradient 0.000188766/e-006
TRAINGDX-calggrad, Epoch 4000/50000, MSE 3.2044e-005/e-006, Gradient 0.000179888/e-006
TRAINGDX-calggrad, Epoch 4500/50000, MSE 3.1446e-005/e-006, Gradient 0.000318158/e-006

TRAINGDX-calograd, Epoch 5000/50000, MSE 3.08995e-005/1e-006, Gradient 0.000196409/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 5500/50000, MSE 3.0364e-005/1e-006, Gradient 0.000192333/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 6000/50000, MSE 2.98105e-005/1e-006, Gradient 0.000185534/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 6500/50000, MSE 2.92566e-005/1e-006, Gradient 0.000881787/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 7000/50000, MSE 2.952e-005/1e-006, Gradient 0.017114/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 7500/50000, MSE 2.88108e-005/1e-006, Gradient 0.0144382/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 8000/50000, MSE 2.78623e-005/1e-006, Gradient 0.00586647/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 8500/50000, MSE 2.73092e-005/1e-006, Gradient 0.00231555/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 9000/50000, MSE 2.68475e-005/1e-006, Gradient 0.00179444/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 9500/50000, MSE 2.6392e-005/1e-006, Gradient 0.000550288/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 10000/50000, MSE 2.59498e-005/1e-006, Gradient 0.000305258/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 10500/50000, MSE 2.55211e-005/1e-006, Gradient 0.00016644/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 11000/50000, MSE 2.50825e-005/1e-006, Gradient 0.000224638/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 11500/50000, MSE 2.46586e-005/1e-006, Gradient 0.000174528/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 12000/50000, MSE 2.42314e-005/1e-006, Gradient 0.00223621/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 12500/50000, MSE 2.46041e-005/1e-006, Gradient 0.0170137/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 13000/50000, MSE 2.35621e-005/1e-006, Gradient 0.00693505/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 13500/50000, MSE 2.32326e-005/1e-006, Gradient 0.00793985/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 14000/50000, MSE 2.28558e-005/1e-006, Gradient 0.00766242/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 14500/50000, MSE 2.24095e-005/1e-006, Gradient 0.00525478/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 15000/50000, MSE 2.20498e-005/1e-006, Gradient 0.00527998/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 15500/50000, MSE 2.16364e-005/1e-006, Gradient 0.00156617/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 16000/50000, MSE 2.13025e-005/1e-006, Gradient 0.00162346/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 16500/50000, MSE 2.09658e-005/1e-006, Gradient 0.000175324/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 17000/50000, MSE 2.06406e-005/1e-006, Gradient 0.00103418/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 17500/50000, MSE 2.03232e-005/1e-006, Gradient 0.000251988/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 18000/50000, MSE 2.00135e-005/1e-006, Gradient 0.000505592/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 18500/50000, MSE 1.97078e-005/1e-006, Gradient 0.00033354/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 19000/50000, MSE 1.94124e-005/1e-006, Gradient 0.000135954/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 19500/50000, MSE 1.91334e-005/1e-006, Gradient 0.000186833/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 20000/50000, MSE 1.88421e-005/1e-006, Gradient 0.000257644/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 20500/50000, MSE 1.85578e-005/1e-006, Gradient 0.000137993/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 21000/50000, MSE 1.82782e-005/1e-006, Gradient 0.000119256/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 21500/50000, MSE 1.80174e-005/1e-006, Gradient 0.000224149/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 22000/50000, MSE 1.77476e-005/1e-006, Gradient 0.000163694/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 22500/50000, MSE 1.74807e-005/1e-006, Gradient 0.000120995/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 23000/50000, MSE 1.72214e-005/1e-006, Gradient 0.000124697/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 23500/50000, MSE 1.71694e-005/1e-006, Gradient 0.00879979/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 24000/50000, MSE 1.74088e-005/1e-006, Gradient 0.0158106/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 24500/50000, MSE 1.71425e-005/1e-006, Gradient 0.0155293/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 25000/50000, MSE 1.73707e-005/1e-006, Gradient 0.0201106/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 25500/50000, MSE 1.60347e-005/1e-006, Gradient 0.00356366/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 26000/50000, MSE 1.58385e-005/1e-006, Gradient 0.0047245/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 26500/50000, MSE 1.55927e-005/1e-006, Gradient 0.00367358/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 27000/50000, MSE 1.53421e-005/1e-006, Gradient 0.000974384/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 27500/50000, MSE 1.51275e-005/1e-006, Gradient 0.00078888/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 28000/50000, MSE 1.49155e-005/1e-006, Gradient 0.000306151/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 28500/50000, MSE 1.4705e-005/1e-006, Gradient 0.000152076/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 29000/50000, MSE 1.44967e-005/1e-006, Gradient 0.000155471/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 29500/50000, MSE 1.42979e-005/1e-006, Gradient 0.000143814/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 30000/50000, MSE 1.41031e-005/1e-006, Gradient 0.000125059/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 30500/50000, MSE 1.39129e-005/1e-006, Gradient 0.000109878/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 31000/50000, MSE 1.37233e-005/1e-006, Gradient 0.00011461/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 31500/50000, MSE 1.35299e-005/1e-006, Gradient 9.90563e-005/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 32000/50000, MSE 1.34151e-005/1e-006, Gradient 0.00517339/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 32500/50000, MSE 1.36746e-005/1e-006, Gradient 0.0133795/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 33000/50000, MSE 1.32569e-005/1e-006, Gradient 0.00998719/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 33500/50000, MSE 1.2818e-005/1e-006, Gradient 0.000329832/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 34000/50000, MSE 1.27044e-005/1e-006, Gradient 0.00452712/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 34500/50000, MSE 1.24891e-005/1e-006, Gradient 0.00201174/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 35000/50000, MSE 1.23131e-005/1e-006, Gradient 0.000908713/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 35500/50000, MSE 1.21524e-005/1e-006, Gradient 0.000941688/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 36000/50000, MSE 1.19926e-005/1e-006, Gradient 0.000402498/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 36500/50000, MSE 1.18367e-005/1e-006, Gradient 0.000358882/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 37000/50000, MSE 1.16863e-005/1e-006, Gradient 0.000106343/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 37500/50000, MSE 1.15353e-005/1e-006, Gradient 9.52517e-005/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 38000/50000, MSE 1.13826e-005/1e-006, Gradient 8.59927e-005/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 38500/50000, MSE 1.12357e-005/1e-006, Gradient 9.24633e-005/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 39000/50000, MSE 1.10887e-005/1e-006, Gradient 0.000126396/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 39500/50000, MSE 1.09469e-005/1e-006, Gradient 9.68627e-005/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 40000/50000, MSE 1.08086e-005/1e-006, Gradient 8.68556e-005/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 40500/50000, MSE 1.06691e-005/1e-006, Gradient 8.75358e-005/1e-006
 TRAINGDX-calograd, Epoch 41000/50000, MSE 1.05333e-005/1e-006, Gradient 0.00143452/1e-006

TRAINGDx-calograd, Epoch 41500/50000, MSE 1.04745e-005/1e-006, Gradient 0.00541322/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 42000/50000, MSE 1.03442e-005/1e-006, Gradient 0.00536644/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 42500/50000, MSE 1.04688e-005/1e-006, Gradient 0.0107721/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 43000/50000, MSE 1.00613e-005/1e-006, Gradient 0.00438962/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 43500/50000, MSE 9.90743e-006/1e-006, Gradient 0.00296618/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 44000/50000, MSE 9.77206e-006/1e-006, Gradient 0.00188123/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 44500/50000, MSE 9.64082e-006/1e-006, Gradient 0.000308392/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 45000/50000, MSE 9.52336e-006/1e-006, Gradient 0.000405357/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 45500/50000, MSE 9.40906e-006/1e-006, Gradient 0.000480529/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 46000/50000, MSE 9.29464e-006/1e-006, Gradient 0.000401192/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 46500/50000, MSE 9.18252e-006/1e-006, Gradient 0.000123219/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 47000/50000, MSE 9.07042e-006/1e-006, Gradient 0.000245594/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 47500/50000, MSE 8.96114e-006/1e-006, Gradient 0.000442867/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 48000/50000, MSE 8.85207e-006/1e-006, Gradient 0.00019697/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 48500/50000, MSE 8.74515e-006/1e-006, Gradient 0.000191554/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 49000/50000, MSE 8.63935e-006/1e-006, Gradient 9.54068e-005/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 49500/50000, MSE 8.53463e-006/1e-006, Gradient 8.924e-005/1e-006
 TRAINGDx-calograd, Epoch 50000/50000, MSE 8.43531e-006/1e-006, Gradient 7.36686e-005/1e-006
 TRAINGDx, Maximum epoch reached, performance goal was not met.

net =

Neural Network object

architecture:

numInputs: 1
 numLayers: 4
 biasConnect: [1; 1; 1; 1]
 inputConnect: [1; 0; 0; 0]
 layerConnect: [4x4 boolean]
 outputConnect: [0 0 0 1]
 targetConnect: [0 0 0 1]

numOutputs: 1 (read-only)
 numTargets: 1 (read-only)
 numInputDelays: 0 (read-only)
 numLayerDelays: 0 (read-only)

subobject structures:

inputs: {1x1 cell} of inputs
 layers: {4x1 cell} of layers
 outputs: {1x4 cell} containing 1 output
 targets: {1x4 cell} containing 1 target
 biases: {4x1 cell} containing 4 biases
 inputWeights: {4x1 cell} containing 1 input weight
 layerWeights: {4x4 cell} containing 3 layer weights

functions:

adaptFcn: 'train'
 gradientFcn: 'calograd'
 initFcn: 'initlay'
 performFcn: 'mse'
 trainFcn: 'traingdx'

parameters:

adaptParam: .passes
 gradientParam: (none)
 initParam: (none)
 performParam: (none)
 trainParam: epochs, goal, Jr, Jr_dec,
 Jr_inc, max_fail, max_perl_inc, mc,
 min_grad, show, time

weight and bias values:

IW: {4x1 cell} containing 1 input weight matrix
 LW: {4x4 cell} containing 3 layer weight matrices
 b: {4x1 cell} containing 4 bias vectors

other:

userdata: (user information)

Beban_2007 = 0.1627
Beban_2008 = 0.1725
Beban_2009 = 0.1828
Beban_2010 = 0.1974
Beban_2011 = 0.2095
Beban_2012 = 0.2231
Beban_2013 = 0.2405
Beban_2014 = 0.2600
Beban_2015 = 0.2815
Beban_2016 = 0.3046
Beban_2017 = 0.3293
Beban_2018 = 0.3518
Beban_2019 = 0.3764
Beban_2020 = 0.4027
Beban_2021 = 0.4325
Beban_2022 = 0.4612
Beban_2023 = 0.4934
Beban_2024 = 0.5295
Beban_2025 = 0.5703

BobotAkhir_Layer_Pertama_Input =

0.9277	0.2380	-0.8605	-0.9875	0.6241	-0.6324	0.0140	0.4431	0.5952	-0.6801
-0.5384	0.5841	-0.2938	0.4953	-0.9551	0.3663	0.8001	-0.3804	0.9138	-0.9764
0.2095	0.8415	0.6206	-0.1117	0.3562	-0.3970	0.6370	0.6761	0.0437	0.7790
-0.0166	0.4807	-0.9678	0.8626	-0.2428	0.0832	0.3028	0.1352	0.7634	-0.5800
0.8031	-0.6420	-0.7042	-0.0800	0.6291	-0.7107	0.6524	-0.2666	-0.6498	-0.3676
0.5147	-0.1904	-0.6014	-0.1540	0.0314	0.4053	0.3148	0.4107	0.9579	0.3079
-0.0922	0.8696	-0.6071	0.6964	0.4302	-0.2388	-0.3197	0.0955	-0.4581	-0.4404
-0.9502	0.8365	0.2173	0.0389	-0.1758	0.7074	-0.4128	-0.1171	-0.4932	-0.0408
0.6645	-0.1729	-0.4350	-0.6050	-0.4196	0.6968	-0.2985	0.3826	0.7564	-0.8317
-0.1291	0.7823	-0.6188	0.3552	-0.5893	0.1985	0.0533	0.2494	0.4707	0.9449

BiasAkhir_Layer_Pertama =

0.1910
-0.1485
0.0141
-0.3035
-0.1122
-0.5492
0.1550
0.5240
0.0915
0.2610

BobotAkhir_Layer_Kedua =

-0.5780	0.9425	0.3590	-0.2256	-0.8283	-0.4908	-0.1122	0.2945	-0.1524	0.0974
-0.2399	0.9767	-0.5714	0.3645	-0.0911	0.7300	-0.3181	0.9361	0.7100	-0.1994
0.5755	0.5827	0.6570	-0.7969	-0.1079	-0.5349	-0.3530	0.3345	-0.0112	-0.6221
0.3615	-0.1197	0.2539	-0.9274	-0.2934	0.6107	-0.2708	0.7390	0.6337	0.2494
-0.0656	-0.0021	-0.7549	0.2447	-0.6815	0.8155	-0.1867	-0.9706	-0.0707	0.4420
0.1453	-0.5688	-0.6063	0.2346	0.3605	-0.5364	0.2039	-0.7197	-0.0777	-0.2688
0.5733	0.2834	0.2448	-0.9948	0.3842	-0.5206	-0.7935	0.6269	-0.1096	-0.9487
-0.8691	-0.3551	0.2322	-0.9442	0.4669	-0.9006	-0.8969	-0.1319	-0.1653	-0.1872
0.2020	0.9201	-0.2526	-0.6258	-0.0467	-0.8429	-0.0911	0.7776	0.8010	0.5148
-0.9001	0.4549	0.1483	0.1740	0.1092	0.2822	0.7380	0.4684	-0.9881	0.5883
-0.1647	-0.1722	-0.1098	-0.8749	-0.7534	-0.6176	0.8778	0.3763	-0.4001	0.8292

-0.3822	0.4928	-0.9303	-0.2500	-0.0910	0.6879	-0.4545	-0.3033	-0.8948	0.6723
0.7323	-0.4691	-0.9112	0.2336	0.4163	-0.6516	-0.7150	-0.6790	0.3737	-0.2297
-0.9728	-0.1244	-0.3643	0.4278	0.7828	-0.6592	0.7403	-0.6889	0.2959	0.2491
0.5347	0.8631	-0.9676	0.3807	-0.4552	0.9874	-0.5262	-0.6167	0.9629	0.4665

BiasAkhir_Layer_Kedua =

-0.6153
0.8138
0.1274
0.2597
-0.5391
0.0883
0.8757
-0.3424
0.3132
-0.2180
0.2473
0.3893
-0.1907
-0.1658
0.3158

BoboAkhir_Layer_Ketiga =

Columns 1 through 11

0.6664	0.5604	-0.0363	0.3380	0.1917	-0.1272	-0.4968	0.0894	-0.0053	0.5801	-0.8901
-0.2330	-0.0453	-0.7508	1.0297	-0.8979	0.2420	0.7620	-0.3846	-0.1253	0.6369	-0.7915
-0.1582	-0.6193	0.3223	0.9119	0.1408	0.6159	0.0213	0.6970	0.1228	0.3374	-0.4687
0.2054	0.3819	-0.2530	-0.8578	0.4002	-0.8521	0.4794	-0.2697	0.2376	-0.5923	-0.1559
0.1215	0.9716	-0.7250	-0.2878	0.9185	0.8996	-0.1574	0.3436	-0.7755	-0.4553	-0.0584
0.4340	0.6137	0.1332	0.0966	0.5028	0.8317	0.9218	-0.8928	0.7967	0.2522	0.8169
0.0231	0.4044	0.6483	-0.4733	0.4774	0.2020	-0.8530	-0.2829	0.5093	0.0747	0.1967

Columns 12 through 15

-0.3532 -0.9327 -0.6585 0.5416
-0.0133 0.5929 0.6382 -0.1257
0.1832 0.2318 0.6877 0.2465
-0.6563 0.3774 -0.1188 0.8878
0.6467 -0.8081 0.9213 0.2787
0.9133 -0.1494 -0.7055 -0.5033
0.1920 -0.2527 0.7372 -0.2990

BiasAkhir_Layer_Ketiga =

-0.6275
-0.0070
-0.1858
-0.0623
0.2203
-0.8584
-0.3693

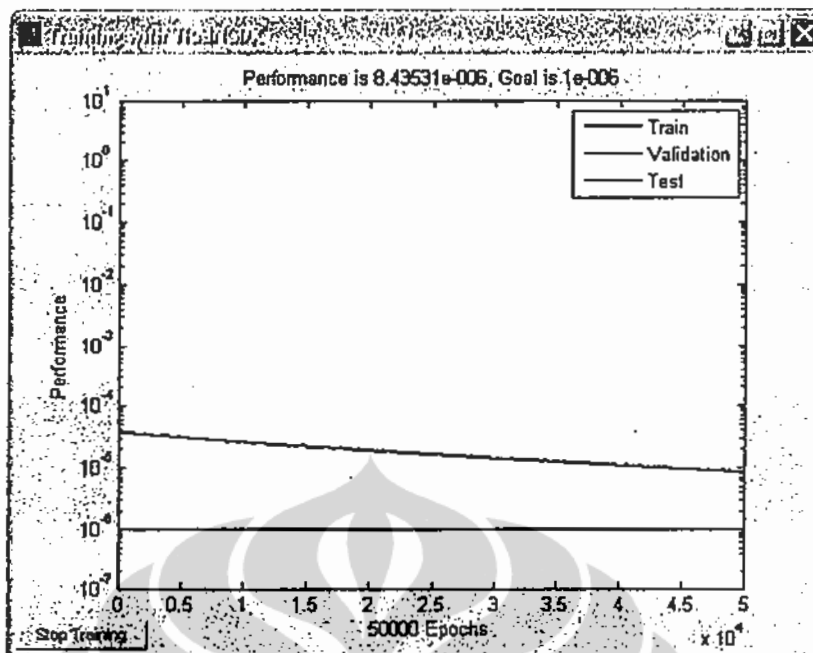
BoboAkhir_Layer_Keempat =

0.1856 -0.5310 0.1875 -0.3914 0.2295 -0.0357 -0.0075

BiasAkhir_Layer_Keempat =

0.0657

>>



Gambar L1. Grafik penurunan *error* JST sejak awal pembelajaran/training sampai tercapainya target *epoch* untuk peramalan beban 2007-2025.

LISTING PROGRAM DAN HASIL EKSEKUSI VALIDASI PROGRAM PERAMALAN BEBAN

```

% Listing Program: VALIDASI PROGRAM PERAMALAN BEBAN JANGKA PANJANG SISTEM KELISTRIKAN
% JAWA-MADURA-BALI 2007-2025
% Oleh: Arief Heru Kuncoro
% NIM: 840303001X
% Program S3, Pascasarjana, FT-UI
% File name yang di Running: ANN10 1 titik Beban Puncak Jamali epoch50000 Validasi Oke.m
%
%TAHAP I: Membuat Training Set Data (TSD)
%
%P: DATA INPUT
%PDRB: Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Harga Konstan th.1993
%Popls: Jumlah Populasi
%RmhTg: Jumlah Rumah tangga
%TotKons: Total konsumsi energi listrik Jamali
%KonsRT: Konsumsi energi listrik RT
%KonsKom: Konsumsi energi listrik sektor komersial
%KonsPub: Konsumsi energi listrik sektor publik
%KonsInd: Konsumsi energi listrik sektor industri
%EnSis: Energi sistem Jamali;
%RsoEl: Rasio Elektrifikasi (satuan: %)
%Data mulai tahun 2001 sampai dengan tahun 2006 (6 tahun)
%
%P={{PDRB; Populasi; Rumah Tangga; Total konsumsi energi Listrik Jamali; Konsumsi listrik
%RT; Konsumsi listrik Komersial; Konsumsi listrik Publik; Konsumsi listrik Industri; Energi Sistem;
%Rasio Elektrifikasi}}
%Saluan={{1.e+15 Rupiah; Milyar; 100 Juta; 1 Juta GWh; 100 ribu GWh; 100 ribu GWh;
%10 ribu GWh; 1 juta GWh; 1 juta GWh; Prosen (%)}}.
%
P=[[0.251549;      0.125782; 0.337942; 0.067929; 0.244391; 0.0895993; 0.305166; 0.031478; 0.07822; 0.564271]...
[0.261126; 0.127117; 0.346930; 0.069960; 0.249090; 0.0926323; 0.318134; 0.032706; 0.08352; 0.568765]...
[0.272422; 0.128461; 0.355548; 0.072190; 0.259775; 0.1040289; 0.354965; 0.032260; 0.08677; 0.574342]...
[0.284055; 0.129813; 0.366671; 0.079962; 0.279844; 0.1189689; 0.423458; 0.035846; 0.09257; 0.576004]...
[0.296184; 0.131172; 0.376734; 0.085390; 0.299024; 0.1321073; 0.445966; 0.037817; 0.09815; 0.578729]...
[0.310193; 0.132508; 0.378643; 0.087729; 0.300740; 0.145261; 0.464528; 0.038484; 0.100196; 0.584517]};
%
%T: DATA TARGET (Data Beban Puncak sistem Jamali tahun 2001-2006)
%(satuan beban puncak : MWe)
%T={{ Beban puncak }}
%
T=[[0.12577]...
[0.13374]...
[0.13682]...
[0.14398]...
[0.14821]...
[0.15396]};
%
%TAHAP II: Membuat Jaringan Syaraf Tiruan (NN)
%
%net=newff: feedforward backpropagation network
%net = newff (PR, [S1 S2 ... SN1], {TF1 TF2 ... TFN1}, BTF, BLF, PF)

```

```

%PR : matrix Rx2 yaitu nilai min & max dari input elemen ke-R
%Si : jumlah neuron pada layer ke-i untuk N buah layer
%TFi : fungsi transfer pada layer ke-i, defaultnya 'tansig'
%BTF : fungsi training dari backpropagation network, defaultnya 'traingdx'
%BLF : fungsi learning bobot/bias dari backpropagation network, default 'leamgdm'
%PF : fungsi performa, defaultnya 'mse'
net = newff ([0.2 0.4; 0.1 0.2; 0.3 0.4; 0.06 0.09; 0.2 0.4; 0.09 0.15; 0.3 0.5; 0.03 0.04; 0.07 0.11; 0.5 0.6], [10 15 7 1],
{'purelin','purelin','purelin','purelin'}, 'traingdx','leamgdm','mse');
%Melihat bobot-bobot awal input, lapisan dan bias
%bobot awal neuron pada layer pertama/input
BobotAwal_Layer_Pertama_Input = net.IW{1,1}
%bias awal neuron pada layer pertama/input
BiasAwal_Layer_Pertama = net.b{1,1}
%bobot awal neuron pada layer kedua
BobotAwal_Layer_Kedua = net.LW{2,1}
%bias awal neuron pada layer kedua
BiasAwal_Layer_Kedua = net.b{2,1}
%bobot awal neuron pada layer ketiga
BobotAwal_Layer_Ketiga = net.LW{3,2}
%bias awal neuron pada layer ketiga
BiasAwal_Layer_Ketiga = net.b{3,1}
%bobot awal neuron pada layer keempat
BobotAwal_Layer_Keempat = net.LW{4,3}
%bias awal neuron pada layer keempat
BiasAwal_Layer_Keempat = net.b{4,1}
%
%TAHAP III: Melakukan TRAINING NETWORK
%
net.trainParam.show=1000; %menyatakan frekwensi tampilan grafik performa NN (dalam satuan epochs)
net.trainParam.epochs=50000; %menyatakan banyaknya iterasi yang dilakukan dalam training
net.trainParam.goal=0.000001; %menyatakan besarnya error NN yang dicapai, semakin kecil, nilai output semakin
mendekati target
net=train(net,P,T)
%
%TAHAP IV: Melakukan SIMULASI dengan DATA LAMA (P)
%
%Untuk membandingkan nilai sebenarnya (TARGET) dengan output jaringan syaraf.
%Y=sim(net,P)
%plot(P,T,'bo','P,Y','r')
%title('Perbandingan antara Target (o) dan Output Jaringan (*)');
%xlabel('input');
%ylabel('Target atau Output');
%grid;
%
%TAHAP V: Melakukan SIMULASI dengan DATA BARU (N) untuk VALIDASI
%
%Untuk Validasi Nilai Forecasting Permintaan Beban Energi Listrik 2001-2006
%
%N= data baru untuk Validasi tahun 2001-2006
%N={PDRB; Populasi; Rumah Tangga; Energi Listrik Jamali; Listrik RT; Listrik Komersial;
%Listrik Publik; Listrik Industri; Energi Sistem; %Rasio Elektrifikasi}
%Satuan={({1.e+15 Rupiah; Milyar; 100 Juta; 1 Juta GWh; 100 ribu GWh; 100 ribu GWh;
%10 ribu GWh; 1 juta GWh; 1 juta GWh; Prosen (%)})}.
%
%
N=[0.251549; 0.125782; 0.337942; 0.067929; 0.244391; 0.0895993; 0.305166; 0.031478; 0.07822; 0.564271]...
[0.261126; 0.127117; 0.346930; 0.069960; 0.248090; 0.0926323; 0.318134; 0.032706; 0.08352; 0.568765]...

```

```
[0.272422; 0.128461; 0.355548; 0.072190; 0.259775; 0.1040289; 0.354965; 0.032260; 0.08677; 0.574342]...
[0.284055; 0.129813; 0.366671; 0.079962; 0.279844; 0.1189689; 0.423458; 0.035846; 0.09257; 0.576004]...
[0.296184; 0.131172; 0.376734; 0.085390; 0.299024; 0.1321073; 0.445966; 0.037817; 0.09815; 0.578729]...
[0.310193; 0.132508; 0.378643; 0.087729; 0.300740; 0.145261; 0.464528; 0.038484; 0.100196; 0.584517]...
```

```
%
%
%instruksi simulasi JST dengan input data simulasi N
%untuk mengetahui output forecasting mulai tahun 2001 s/d 2006 (untuk Validasi) digunakan
%instruksi n{1} s/d n{6}
```

```
n=sim(net,N);
% Beban puncak tahun 2001 (untuk Validasi)
Beban_2001 = n{1}
% Beban puncak tahun 2002 (untuk Validasi)
Beban_2002 = n{2}
% Beban puncak tahun 2003 (untuk Validasi)
Beban_2003 = n{3}
% Beban puncak tahun 2004 (untuk Validasi)
Beban_2004 = n{4}
% Beban puncak tahun 2005 (untuk Validasi)
Beban_2005 = n{5}
% Beban puncak tahun 2006 (untuk Validasi)
Beban_2006 = n{6}
```

```
%
%nilai bobot dan bias network setelah training
%bobot akhir neuron pada layer pertama/input
BobotAkhir_Layer_Pertama_Input = net.IW{1,1}
%bias akhir neuron pada layer pertama/input
BiasAkhir_Layer_Pertama = net.b{1,1}
%bobot akhir neuron pada layer kedua
BobotAkhir_Layer_Kedua = net.LW{2,1}
%bias akhir neuron pada layer kedua
BiasAkhir_Layer_Kedua = net.b{2,1}
%bobot awal neuron pada layer ketiga
BobotAkhir_Layer_Ketiga = net.LW{3,2}
%bias akhir neuron pada layer ketiga
BiasAkhir_Layer_Ketiga = net.b{3,1}
%bobot akhir neuron pada layer keempat
BobotAkhir_Layer_Keempat = net.LW{4,3}
%bias akhir neuron pada layer keempat
BiasAkhir_Layer_Keempat = net.b{4,1}
```

```
%
%
%
%HASIL RUNNING:
%
%
```

```
BobotAwal_Layer_Pertama_Input =
```

```
0.9003 0.2309 -0.8842 -0.9695 0.6762 -0.6131 -0.0069 0.4542 0.5896 -0.7270
-0.5377 0.5839 -0.2943 0.4936 -0.9607 0.3644 0.7995 -0.3814 0.9137 -0.9765
0.2137 0.8436 0.6263 -0.1098 0.3626 -0.3945 0.6433 0.6770 0.0452 0.7878
-0.0280 0.4764 -0.9803 0.8636 -0.2410 0.0833 0.2898 0.1361 0.7603 -0.6017
0.7826 -0.6475 -0.7222 -0.0680 0.6636 -0.6983 0.6359 -0.2592 -0.6541 -0.4026
0.5242 -0.1886 -0.5945 -0.1627 0.0056 0.3958 0.3205 0.4055 0.9595 0.3229
-0.0871 0.8709 -0.6026 0.6924 0.4189 -0.2433 -0.3161 0.0931 -0.4571 -0.4312
-0.9630 0.8338 0.2076 0.0503 -0.1422 0.7200 -0.4205 -0.1102 -0.4953 -0.0618
0.6428 -0.1785 -0.4656 -0.6947 -0.3908 0.7073 -0.3176 0.3891 0.7515 -0.8704
-0.1106 0.7873 -0.6024 0.3443 -0.6207 0.1871 0.0682 0.2426 0.4746 0.9767
```

BiasAwal_Layer_Pertama =

0.1656
-0.1530
0.0310
-0.3321
-0.1342
-0.5481
0.1596
0.5207
0.0596
0.2811

BobotAwal_Layer_Kedua =

-0.5819	0.9417	0.3667	-0.2321	-0.8318	-0.4905	-0.1204	0.2917	-0.1551	0.1053
-0.2404	0.9802	-0.5749	0.3662	-0.0913	0.7312	-0.3199	0.9338	0.7120	-0.1999
0.5667	0.5777	0.6785	-0.8143	-0.1163	-0.5353	-0.3716	0.3299	-0.0195	-0.6024
0.3617	-0.1227	0.2576	-0.9293	-0.2935	0.6097	-0.2698	0.7408	0.6319	0.2504
-0.0778	-0.0034	-0.7325	0.2248	-0.6928	0.8168	-0.2135	-0.9801	-0.0785	-0.4667
0.1357	-0.5721	-0.5857	0.2171	0.3513	-0.5362	0.1831	-0.7260	-0.0853	-0.2482
0.5884	0.2870	0.2144	-0.9685	0.3984	-0.5214	-0.7605	0.6375	-0.0986	-0.9802
-0.8816	-0.3599	0.2598	-0.9673	0.4550	-0.9005	-0.9237	-0.1397	-0.1756	-0.1603
0.2057	0.9202	-0.2590	-0.6199	-0.0432	-0.8432	-0.0828	0.7806	0.8032	0.5073
-0.8995	0.4533	0.1503	0.1738	0.1097	0.2816	0.7397	0.4698	-0.9888	0.5877
-0.1693	-0.1761	-0.0972	-0.8848	-0.7579	-0.6182	0.8685	0.3746	-0.4052	0.8399
-0.3900	0.4891	-0.9122	-0.2649	-0.0985	0.8877	-0.4711	-0.3078	-0.9017	0.6894
0.7487	-0.4641	-0.9456	0.2629	0.4318	-0.6522	-0.6794	-0.6679	0.3864	-0.2645
-0.9700	-0.1202	-0.3746	0.4353	0.7857	-0.8584	0.7457	-0.6888	0.3002	0.2416
0.5359	0.8668	-0.9743	0.3853	-0.4538	0.9886	-0.5242	-0.6178	0.9660	0.4626

BiasAwal_Layer_Kedua =

-0.6122
0.8096
0.1384
0.2636
-0.5312
0.0976
0.8632
-0.3296
0.3111
-0.2162
0.2546
0.3982
-0.2056
-0.1727
0.3104

BobotAwal_Layer_Ketiga =

Columns 1 through 11

0.6752	0.5528	-0.0301	0.3479	0.1947	-0.1363	-0.4929	0.1068	-0.0034	0.5822	-0.8810
-0.2568	-0.0213	-0.7708	0.9989	-0.9014	0.2685	0.7469	-0.4160	-0.1311	0.6299	-0.8221
-0.1495	-0.6282	0.3297	0.9233	0.1421	0.6061	0.0268	0.7159	0.1249	0.3400	-0.4574
0.1893	0.4013	-0.2693	-0.8823	0.4017	-0.8322	0.4653	-0.3285	0.2332	-0.5982	-0.1819
0.1315	0.9654	-0.7199	-0.2794	0.9246	0.8909	-0.1555	0.3604	-0.7733	-0.4538	-0.0519
0.4331	0.6133	0.1335	0.0970	0.5010	0.8319	0.9227	-0.8931	0.7965	0.2525	0.8180
0.0226	0.4071	0.6460	-0.4765	0.4800	0.2040	-0.8559	-0.2867	0.5091	0.0737	0.1925

Columns 12 through 15

-0.3421 -0.9425 -0.6677 0.5389
-0.0436 0.6242 0.6663 -0.1117

0.1943 0.2202 0.6773 0.2412
-0.6771 0.4030 -0.0968 0.9034
0.6589 -0.8156 0.9132 0.2800
0.9122 -0.1502 -0.7057 -0.5053
0.1911 -0.2488 0.7399 -0.2946

BiasAwal_Layer_Ketiga =

-0.6243
-0.0187
-0.1815
-0.0729
0.2219
-0.8577
-0.3714

BobotAwal_Layer_Keempat =

0.2168 -0.6500 0.2421 -0.5081 0.1747 0.0121 -0.0704

BiasAwal_Layer_Keempat =

0.0828

TRAININGDX-calograd, Epoch 0/50000, MSE 4.6604/1e-006, Gradient 44.7629/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 1000/50000, MSE 3.60409e-005/1e-006, Gradient 0.00678552/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 2000/50000, MSE 3.458e-005/1e-006, Gradient 0.00165072/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 3000/50000, MSE 3.32824e-005/1e-006, Gradient 0.000357222/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 4000/50000, MSE 3.2044e-005/1e-006, Gradient 0.000179988/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 5000/50000, MSE 3.08995e-005/1e-006, Gradient 0.000196409/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 6000/50000, MSE 2.98105e-005/1e-006, Gradient 0.000185534/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 7000/50000, MSE 2.952e-005/1e-006, Gradient 0.017114/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 8000/50000, MSE 2.78623e-005/1e-006, Gradient 0.00586647/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 9000/50000, MSE 2.68475e-005/1e-006, Gradient 0.00179444/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 10000/50000, MSE 2.58498e-005/1e-006, Gradient 0.000305258/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 11000/50000, MSE 2.50825e-005/1e-006, Gradient 0.000224638/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 12000/50000, MSE 2.42314e-005/1e-006, Gradient 0.00223621/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 13000/50000, MSE 2.35621e-005/1e-006, Gradient 0.00693505/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 14000/50000, MSE 2.28558e-005/1e-006, Gradient 0.00766242/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 15000/50000, MSE 2.20498e-005/1e-006, Gradient 0.00527998/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 16000/50000, MSE 2.13025e-005/1e-006, Gradient 0.00162346/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 17000/50000, MSE 2.06406e-005/1e-006, Gradient 0.00103418/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 18000/50000, MSE 2.00135e-005/1e-006, Gradient 0.000505592/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 19000/50000, MSE 1.94124e-005/1e-006, Gradient 0.000135954/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 20000/50000, MSE 1.88421e-005/1e-006, Gradient 0.000257644/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 21000/50000, MSE 1.82782e-005/1e-006, Gradient 0.000119256/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 22000/50000, MSE 1.77476e-005/1e-006, Gradient 0.000163694/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 23000/50000, MSE 1.72214e-005/1e-006, Gradient 0.000124697/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 24000/50000, MSE 1.74088e-005/1e-006, Gradient 0.0158106/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 25000/50000, MSE 1.73707e-005/1e-006, Gradient 0.0201106/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 26000/50000, MSE 1.58385e-005/1e-006, Gradient 0.0047245/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 27000/50000, MSE 1.53421e-005/1e-006, Gradient 0.000974384/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 28000/50000, MSE 1.49155e-005/1e-006, Gradient 0.000306151/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 29000/50000, MSE 1.44967e-005/1e-006, Gradient 0.000155471/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 30000/50000, MSE 1.41031e-005/1e-006, Gradient 0.000125059/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 31000/50000, MSE 1.37233e-005/1e-006, Gradient 0.000114611/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 32000/50000, MSE 1.34151e-005/1e-006, Gradient 0.00517339/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 33000/50000, MSE 1.32569e-005/1e-006, Gradient 0.00968719/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 34000/50000, MSE 1.27044e-005/1e-006, Gradient 0.00452712/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 35000/50000, MSE 1.23131e-005/1e-006, Gradient 0.000908713/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 36000/50000, MSE 1.19926e-005/1e-006, Gradient 0.000402498/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 37000/50000, MSE 1.16863e-005/1e-006, Gradient 0.000106343/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 38000/50000, MSE 1.13826e-005/1e-006, Gradient 8.59927e-005/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 39000/50000, MSE 1.10887e-005/1e-006, Gradient 0.000126396/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 40000/50000, MSE 1.08086e-005/1e-006, Gradient 9.58556e-005/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 41000/50000, MSE 1.05333e-005/1e-006, Gradient 0.00143452/1e-006
TRAININGDX-calograd, Epoch 42000/50000, MSE 1.03442e-005/1e-006, Gradient 0.00536844/1e-006

TRAINGDx-calcgrad, Epoch 43000/50000, MSE 1.00613e-005/1e-006, Gradient 0.00438962/1e-006
 TRAINGDx-calcgrad, Epoch 44000/50000, MSE 9.77206e-006/1e-006, Gradient 0.00188123/1e-006
 TRAINGDx-calcgrad, Epoch 45000/50000, MSE 9.52336e-006/1e-006, Gradient 0.000405357/1e-006
 TRAINGDx-calcgrad, Epoch 46000/50000, MSE 9.29464e-006/1e-006, Gradient 0.000401192/1e-006
 TRAINGDx-calcgrad, Epoch 47000/50000, MSE 9.07042e-006/1e-006, Gradient 0.000245594/1e-006
 TRAINGDx-calcgrad, Epoch 48000/50000, MSE 8.85207e-006/1e-006, Gradient 0.00019697/1e-006
 TRAINGDx-calcgrad, Epoch 49000/50000, MSE 8.63935e-006/1e-006, Gradient 9.54068e-005/1e-006
 TRAINGDx-calcgrad, Epoch 50000/50000, MSE 8.43531e-006/1e-006, Gradient 7.36686e-005/1e-006
 TRAINGDx, Maximum epoch reached, performance goal was not met.

net =

Neural Network object

architecture:

numInputs: 1
 numLayers: 4
 biasConnect: [1; 1; 1; 1]
 inputConnect: [1; 0; 0; 0]
 layerConnect: [4x4 boolean]
 outputConnect: [0 0 0 1]
 targetConnect: [0 0 0 1]

numOutputs: 1 (read-only)
 numTargets: 1 (read-only)
 numInputDelays: 0 (read-only)
 numLayerDelays: 0 (read-only)

subobject structures:

inputs: {1x1 cell} of inputs
 layers: {4x1 cell} of layers
 outputs: {1x4 cell} containing 1 output
 targets: {1x4 cell} containing 1 target
 biases: {4x1 cell} containing 4 biases
 inputWeights: {4x1 cell} containing 1 input weight
 layerWeights: {4x4 cell} containing 3 layer weights

functions:

adaptFcn: 'train'
 gradientFcn: 'calcgrad'
 initFcn: 'initlay'
 performFcn: 'mse'
 trainFcn: 'traingd'

parameters:

adaptParam: .passes
 gradientParam: (none)
 initParam: (none)
 performParam: (none)
 trainParam: .epochs, .goal, .lr, .lr_dec,
 .lr_inc, .max_fail, .max_perf_inc, .mc,
 .min_grad, .show, .time

weight and bias values:

IW: {4x1 cell} containing 1 input weight matrix
 LW: {4x4 cell} containing 3 layer weight matrices
 b: {4x1 cell} containing 4 bias vectors

other:

userdata: (user information)

Beban_2001 = 0.1225
 Beban_2002 = 0.1334
 Beban_2003 = 0.1415
 Beban_2004 = 0.1465
 Beban_2005 = 0.1449
 Beban_2006 = 0.1536

BobotAkhir_Layer_Pertama =

0.9277	0.2380	-0.8605	-0.9875	0.6241	-0.6324	0.0140	0.4431	0.5952	-0.6801
-0.5384	0.5841	-0.2938	0.4953	-0.9551	0.3663	0.8001	-0.3804	0.9138	-0.9764
0.2095	0.8415	0.6206	-0.1117	0.3562	-0.3970	0.6370	0.6761	0.0437	0.7790
-0.0166	0.4807	-0.9676	0.8626	-0.2428	0.0832	0.3028	0.1352	0.7634	-0.5800
0.8031	-0.6420	-0.7042	-0.0800	0.6291	-0.7107	0.6524	-0.2666	-0.6498	-0.3676
0.5147	-0.1904	-0.6014	-0.1540	0.0314	0.4053	0.3148	0.4107	0.9579	0.3079
-0.0922	0.8696	-0.6071	0.6964	0.4302	-0.2388	-0.3197	0.0955	-0.4581	-0.4404
-0.9502	0.8365	0.2173	0.0389	-0.1758	0.7074	-0.4128	-0.1171	-0.4932	-0.0408
0.6645	-0.1729	-0.4350	-0.6050	-0.4196	0.6968	-0.2985	0.3826	0.7564	-0.8317
-0.1291	0.7823	-0.6188	0.3552	-0.5893	0.1985	0.0533	0.2494	0.4707	0.9449

BiasAkhir_Layer_Pertama =

0.1910
 -0.1485
 0.0141
 -0.3035
 -0.1122
 -0.5492
 0.1550
 0.5240
 0.0915
 0.2610

BobotAkhir_Layer_Kedua =

-0.5780	0.9425	0.3590	-0.2256	-0.8283	-0.4908	-0.1122	0.2945	-0.1524	0.0974
-0.2399	0.9767	-0.5714	0.3645	-0.0911	0.7300	-0.3181	0.9361	0.7100	-0.1994
0.5755	0.5827	0.6570	-0.7969	-0.1079	-0.5349	-0.3530	0.3345	-0.0112	-0.6221
0.3615	-0.1197	0.2539	-0.9274	-0.2934	0.6107	-0.2708	0.7390	0.6337	0.2494
-0.0656	-0.0021	-0.7549	0.2447	-0.5815	0.8155	-0.1867	-0.9706	-0.0707	0.4420
0.1453	-0.5688	-0.6063	0.2346	0.3605	-0.5364	0.2039	-0.7197	-0.0777	-0.2688
0.5733	0.2834	0.2448	-0.9948	0.3842	-0.5206	-0.7935	0.6269	-0.1096	-0.9487
-0.8691	-0.3551	0.2322	-0.9442	0.4669	-0.9006	-0.8969	-0.1319	-0.1653	-0.1872
0.2020	0.9201	-0.2526	-0.6258	-0.0467	-0.8429	-0.0911	0.7776	0.8010	0.5148
-0.9001	0.4549	0.1493	0.1740	0.1092	0.2822	0.7380	0.4684	-0.9881	0.5883
-0.1647	-0.1722	-0.1098	-0.8749	-0.7534	-0.6176	0.8778	0.3763	-0.4001	0.8292
-0.3822	0.4928	-0.9303	-0.2500	-0.0910	0.6879	-0.4545	-0.3033	-0.8948	0.6723
0.7323	-0.4691	-0.9112	0.2336	0.4163	-0.6516	-0.7150	-0.6790	0.3737	-0.2297
-0.9728	-0.1244	-0.3643	0.4278	0.7828	-0.6592	0.7403	-0.6889	0.2959	0.2491
0.5347	0.8631	-0.9676	0.3807	-0.4552	0.9874	-0.5262	-0.6167	0.9629	0.4665

BiasAkhir_Layer_Kedua =

-0.6153
 0.8138
 0.1274
 0.2597
 -0.5391
 0.0883
 0.8757
 -0.3424
 0.3132
 -0.2180
 0.2473

0.3893
-0.1907
-0.1658
0.3158

BobotAkhir_Layer_Ketiga =

Columns 1 through 11

0.6664	0.5604	-0.0363	0.3360	0.1917	-0.1272	-0.4968	0.0894	-0.0053	0.5801	-0.8901
-0.2330	-0.0453	-0.7508	1.0297	-0.8979	0.2420	0.7620	-0.3646	-0.1253	0.6369	-0.7915
-0.1582	-0.6193	0.3223	0.9119	0.1408	0.6159	0.0213	0.6970	0.1228	0.3374	-0.4687
0.2054	0.3819	-0.2530	-0.8578	0.4002	-0.8521	0.4794	-0.2897	0.2376	-0.5923	-0.1559
0.1215	0.9716	-0.7250	-0.2878	0.9185	0.8996	-0.1574	0.3436	-0.7755	-0.4553	-0.0584
0.4340	0.6137	0.1332	0.0966	0.5028	0.8317	0.9218	-0.8928	0.7967	0.2522	0.8169
0.0231	0.4044	0.6483	-0.4733	0.4774	0.2020	-0.8530	-0.2829	0.5093	0.0747	0.1967

Columns 12 through 15

-0.3532	-0.9327	-0.6585	0.5416
-0.0133	0.5929	0.6382	-0.1257
0.1832	0.2318	0.6877	0.2465
-0.6563	0.3774	-0.1188	0.8878
0.6467	-0.8081	0.9213	0.2787
0.9133	-0.1494	-0.7055	-0.5033
0.1920	-0.2527	0.7372	-0.2990

BiasAkhir_Layer_Ketiga =

-0.6275
-0.0070
-0.1858
-0.0623
0.2203
-0.8584
-0.3693

BobotAkhir_Layer_Keempat =

0.1856 -0.5310 0.1875 -0.3914 0.2295 -0.0357 -0.0075

BiasAkhir_Layer_Keempat =

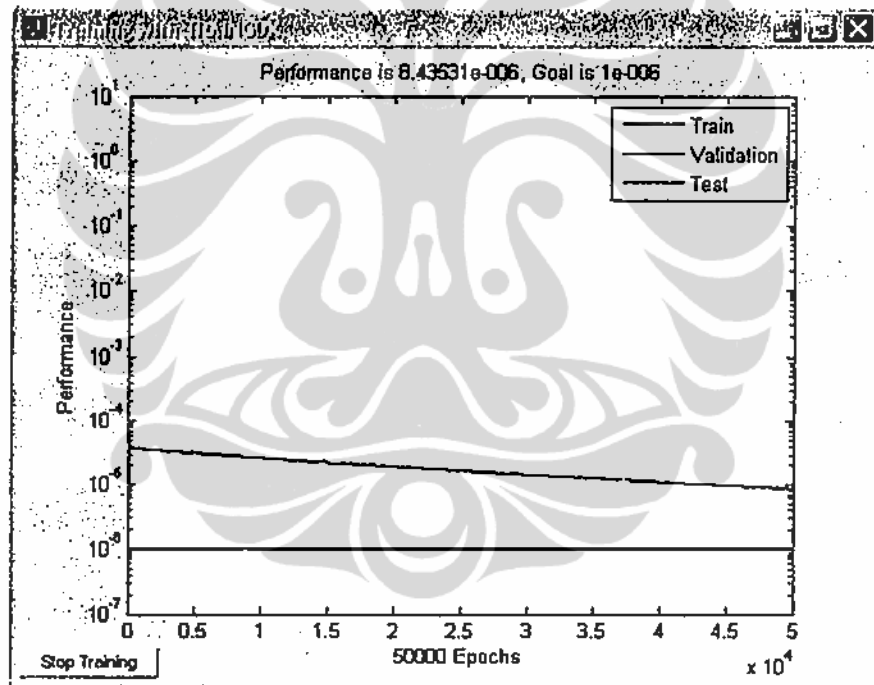
0.0657

HASIL PROYEKSI PROGRAM VALIDASI :

Beban_2001 = 0.1225
Beban_2002 = 0.1334
Beban_2003 = 0.1415
Beban_2004 = 0.1465
Beban_2005 = 0.1449
Beban_2006 = 0.1536

BEBAN AKTUAL :

Beban_2001 = 0.12577
Beban_2002 = 0.13374
Beban_2003 = 0.13682
Beban_2004 = 0.14398
Beban_2005 = 0.14821
Beban_2006 = 0.15396



Gambar L2. Grafik penurunan *error* JST sejak awal pembelajaran/training sampai tercapainya target *epoch* untuk validasi program peramalan beban.

%Menghitung MSE Hasil Validasi Beban Puncak 2001-2006

%A=beban aktual 2001-2006

A=[

0.12577

0.13374

0.13682

0.14398

0.14821

0.15396]

%

%V=beban HASIL VALIDASI

V=[

0.1225

0.1334

0.1415

0.1465

0.1449

0.1536]

%e=error (A-V)

e=(A-V)

%mseValidasi=mse(e)

mseValidasi=mse(e)

%

% HASIL EKSEKUSI

%

A =

0.1258

0.1337

0.1368

0.1440

0.1482

0.1540

V =

0.1225

0.1334

0.1415

0.1465

0.1449

0.1536

e =

0.0033

0.0003

-0.0047

-0.0025

0.0033

0.0004

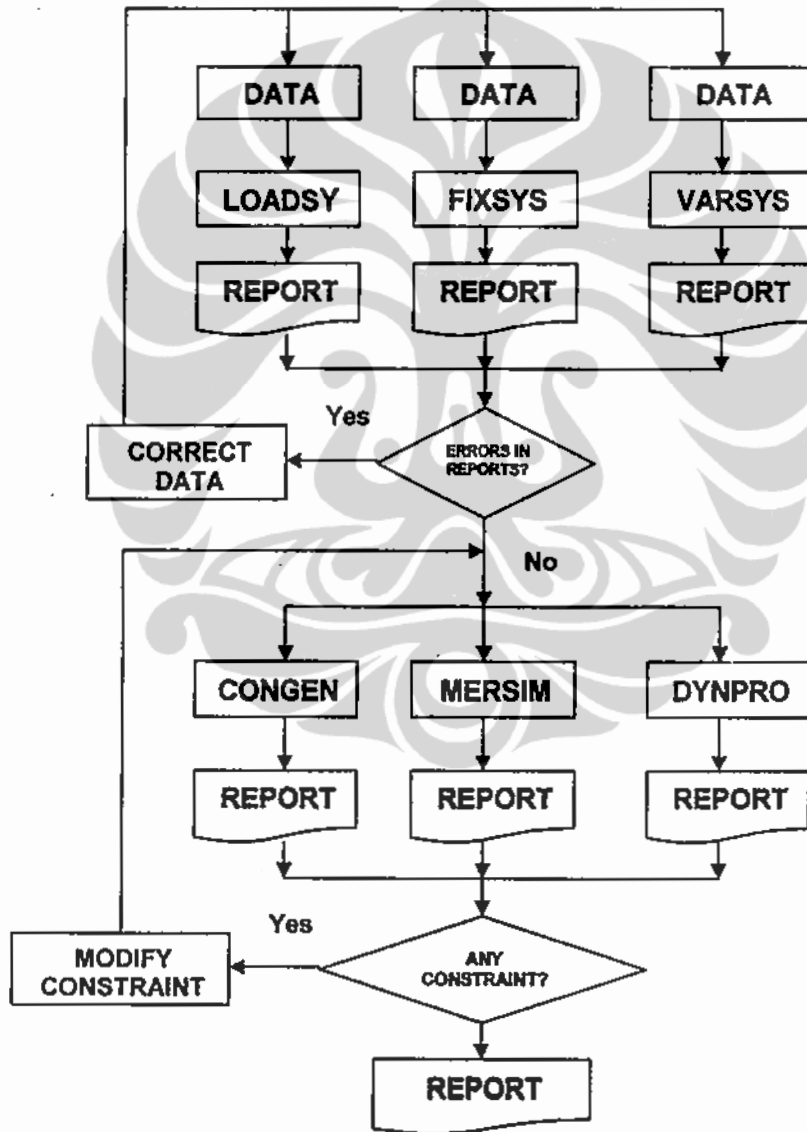
mseValidasi = 8.3578e-006

>>

**MODEL PROGRAM DINAMIK DENGAN SIMULASI PROBABILISTIK
WASP (WIEN AUTOMATIC SYSTEM PLANNING PACKAGE)**

A. STRUKTUR WASP

Program WASP terdiri dari 7 modul utama, yaitu LOADSY, FIXSYS, VARSYS, CONGEN, MERSIM, DYNPRO dan REPROBAT [126] (lihat Gambar L.1).



Gambar L.1. Struktur Program WASP [126]

a. **LOADSY (*Load System*)**

LOADSY (*LOAD SYstem*) adalah modul pertama yang melukiskan sifat-sifat dan ciri-ciri beban listrik dimasa mendatang yang diramalkan akan terjadi dalam sistem listrik yang dikaji.

Kebutuhan listrik mempunyai kaitan erat dengan kegiatan ekonomi, kependudukan dan sistem kelistrikan yang telah ada di wilayah yang dikaji.

Data masukan untuk LOADSY adalah :

- Jangka waktu periode (max. 30 tahun)
- Banyaknya periode tiap tahun (max. 12, biasanya dipakai 4)
- Banyaknya lengkung beban waktu (max. 360)
- Banyaknya unsur cosinus dalam menggambarkan lengkung beban waktu menurut Fourier (max.100, biasanya 50)
- Beban puncak dan beban dasar tiap periode.

Hasil yang akan diperoleh dari modul LOADSY adalah:

- Kebutuhan energi pada masing-masing periode
- Load faktor pada masing-masing periode
- Koefisien deret Fourier untuk masing-masing input LDC
- Kebutuhan energi tiap tahun
- Load faktor tahunan.

b. **FIXSYS (*Fixed System*)**

FIXSYS (*FLXed SYstem*) adalah modul yang menggambarkan sistem listrik yang sudah terpasang pada tahun-tahun awal studi. Termasuk pembangkit-pembangkit yang telah disepakati pembangunannya dan yang akan habis masa operasinya.

Data yang diperlukan untuk setiap pembangkit adalah kapasitas/daya, daya operasi minimal, heat rate, biaya bahan bakar, spinning reserve, force outage rate (FOR), perawatan, biaya operasi dan perawatan, jenis pembangkit termal dan pembangkit hidro, keterangan tentang tahun akan dihapus, kapan pembangkit berhenti operasi pada masa tahun studi, keterangan tentang tahun mulai

beroperasi, untuk pembangkit yang belum selesai dibangun tetapi sudah disepakati.

c. **VARSYS (*Variable System*)**

VARSYS (*VARIABLE SYStem*) adalah modul yang mendaftar semua alternatif pembangkit yang dipertimbangkan untuk pengembangan sistem kelistrikan selama periode studi, berikut sifat, ciri-ciri teknis dan ekonomis masing-masing.

Data yang diperlukan seperti data FIXSYS. Pembangkit-pembangkit yang telah didaftar akan dibandingkan untuk mencari harga listrik yang paling murah. Sebelum diperbandingkan diseleksi terlebih dahulu dengan *screening curve*, yang didasarkan pada *fixed cost* dan *variable cost*. *Variable cost* meliputi *O&M cost* dan *fuel cost*.

Pembangkit yang akan diperbandingkan dalam studi ini adalah PLTU Batubara 600 MWe (C6H), PLT-LNG 730MWe (LNG), PLT-Gas 200 MWe (G2H) dan PLTN 1000 MWe (Nuc). Sedangkan *variable/kandidat* pembangkit PLT-*Combined Cycle* 600 MWe (CC6) dan PLTA-Pump (PUMP) tidak ikut dikompetisikan karena adanya keterbatasan sumber daya gas dan air.

d. **CONGEN (*Configuration Generator*)**

Modul CONGEN (*CONfiguration GENerator*) ini membuat konfigurasi pembangkit setiap tahun untuk pengembangan kelistrikan selama periode studi. Banyaknya konfigurasi (kombinasi semua alternatif pusat listrik yang dimungkinkan) tiap tahun akan bergantung pada kendala dari data masukan.

Data masukan yang diperlukan adalah jumlah kapasitas terpasang minimal dan maksimal yang diperlukan setiap tahun studi (dinyatakan dalam % dari beban puncak); jumlah satuan pusat listrik yang harus sudah terpasang pada setiap tahun studi, untuk setiap jenis pusat listrik; jumlah maksimal satuan pusat listrik yang dapat ditambahkan dalam setiap tahun studi, untuk setiap jenis pusat listrik.

e. **MERSIM (*Merge and Simulate*)**

Modul MERSIM melakukan simulasi pengoperasian seluruh sistem listrik tahun demi tahun selama periode studi, sambil menghitung tingkat keandalan sistem untuk setiap konfigurasi yang dibuat oleh CONGEN, dan menghitung pula biaya operasi (biaya bahan bakar, operasi dan maintenance) pembangkit yang bersangkutan.

Masukan data adalah urutan prioritas pemilihan jenis atau alternatif pusat pembangkit listrik, sesuai dengan biaya pembangkitan dan kecocokan beban dasar, variabel atau puncak.

f. **DYNPRO (*Dynamic Programing*)**

DYNPRO (*DYNamic PROgraming*) melakukan seleksi jalur pengembangan sistem kelistrikan untuk mencari biaya terendah dengan mencari jalur-jalur yang disimulasi oleh MERSIM, sesuai dengan ketentuan yang dipilih mengenai discount rate dan keandalan sistem.

Data-data yang harus dimasukkan adalah biaya modal/pokok ditambah dengan *interest during construction* (IDC), baik biaya devisa maupun domestik untuk tiap jenis pusat listrik; biaya modal yang tak terdepresiasi (bila ada); besarnya IDC dalam % dari seluruh biaya investasi untuk tiap jenis pusat listrik; jangka waktu konstruksi (dalam tahun); nilai *discount rate*, bila dikehendaki untuk biaya modal dan untuk biaya operasi setiap tahun studi berkisar 5 – 10%; faktor eskalasi biaya modal dan biaya operasi, bila dikehendaki untuk setiap tahun studi, berkisar 0 – 1%.

g. **REPROBAT**

Modul REPROBAT ini akan menyusun laporan ringkas untuk seluruh studi, memuat asumsi dan hasil penting dari semua modul WASP. Laporan tersebut bisa menyeluruh atau sebagian dari hasil rencana perluasan pembangkit yang paling optimum atau sub-optimum.

B. PROGRAM OPTIMALISASI DALAM WASP.

WASP (*Wien Automatic System Planning Package*) dikembangkan untuk perencanaan optimasi pengembangan sistem kelistrikan. Optimasi dievaluasi berdasarkan biaya keseluruhan total minimum.

Setiap kemungkinan rangkaian urutan penambahan unit pembangkit pada sistem dengan kendala-kendalanya dievaluasi dengan memakai fungsi biaya (fungsi sasaran, *objective function*) yang komposisinya sbb.:

- Biaya investasi modal (I)
- Nilai sisa (*salvage value*) (S)
- Biaya bahan bakar (F)
- Biaya penyimpanan (*inventory*) bahan bakar (L)
- Biaya operasi dan perawatan diluar bahan bakar (M)
- Biaya energi tak terlayani (*energy not served*) (Q)

Persamaan fungsi biaya yang dievaluasi dengan WASP [125] [126] adalah sbb.:

$$B_j = \sum_{t=1}^T [I_{j,t} - S_{j,t} + F_{j,t} + L_{j,t} + M_{j,t} + Q_{j,t}] \quad (L.1)$$

dimana:

B_j adalah fungsi sasaran dari perencanaan pengembangan,

t adalah periode waktu dalam tahun (1, 2, 3, ..., T),

T adalah periode studi (total jumlah tahun),

dan garis di atas simbol-simbol tersebut menyatakan nilai terdiskon yang mengacu ke tahun referensi dengan *diccount rate* i .

Perencanaan pengembangan optimal didefinisikan sbb.:

$$\text{Minimum } B_j \text{ dari semua } j. \quad (L.2)$$

Kalkulasi komponen biaya dari B_j dalam Persamaan (L.1) dapat dihitung sbb. [126] [127]:

a. Biaya investasi modal (\bar{I}) dan Nilai sisa (\bar{S})

$$\bar{I}_{j,t} = (1+i)^{-t'} \cdot \sum [UI_k \cdot MW_k] \quad (L.3)$$

$$\bar{S}_{j,t} = (1+i)^{-T'} \cdot \sum [\delta_{k,t} \cdot UI_k \cdot MW_k] \quad (L.4)$$

dimana:

\sum = jumlah perhitungan semua unit yang dipertimbangkan (termal dan hidro) k untuk ditambahkan dalam tahun t dengan rencana pengembangan j.

UI_k = Biaya investasi unit k, dinyatakan dalam \$/MW

MW_k = Kapasitas unit k, dalam MW

$\delta_{k,t}$ = faktor nilai sisa untuk unit k,

i = *discount rate*,

t' = $t + t_0 - 1$

T' = $T + t_0$

t_0 = jumlah tahun antara tahun referensi dan tahun pertama studi,

T = lama periode studi (dalam tahun)

b. Biaya bahan bakar (F)

$$\bar{F}_{j,t} = (1+i)^{-t'-0.5} \cdot \sum_{h=1}^{h=NHYD} [\alpha_h \cdot \psi_{j,t,h}] \quad (L.5)$$

dimana:

α_h = probabilitas dari kondisi PLTA h,

$\psi_{j,t,h}$ = total biaya bahan bakar non PLTA (jumlah dari biaya bahan bakar untuk unit termal dan nuklir),

NHYD = jumlah total kondisi PLTA yang didefinisikan.

c. Biaya penyimpanan bahan bakar (L)

$$\bar{L}_{j,t} = [(1+i)^{-t} - (1+i)^{-T}] \cdot \sum [UFIC_{kt} \cdot MW_{kt}] \quad (L.6)$$

dimana:

\sum = jumlah dihitung terhadap semua unit termal kt yang ditambahkan pada sistem dalam tahun t,

$UFIC_{kt}$ = biaya penyimpanan bahan bakar per-unit kt (dalam \$/MW).

d. Biaya operasi dan perawatan diluar bahan bakar (M)

$$\bar{M}_{j,t} = (1+i)^{-t-0.5} \cdot \sum [UFO\&M_i \cdot MW_i + UVO\&M_i \cdot G_{i,t}] \quad (L.7)$$

dimana:

\sum = jumlah semua unit yang ada (*existing*) dalam sistem, tahun t

$UFO\&M_i$ = biaya tetap O&M unit i (dalam \$/MW-tahun)

$UVO\&M_i$ = biaya variabel O&M unit i (dalam \$/MW-tahun)

$G_{i,t}$ = pembangkit i yang diharapkan dalam tahun t, dalam kWh, yang dihitung sebagai jumlah energi yang dibangkitkan oleh pembangkit.

e. Biaya energi tak terlayani (*energy not served*) (Q)

$$Q_{j,t} = (1+i)^{-t-0.5} \cdot \sum_{h=1}^{h=NIYD} [a + (b/2) \cdot (N_{t,h} / EA_t) + (c/3) \cdot (N_{t,h} / EA_t)^2] \cdot N_{t,h} \cdot \alpha_h \quad (L.8)$$

dimana:

a, b dan c = konstanta (\$/kWh) ditentukan sebagai data inputan,

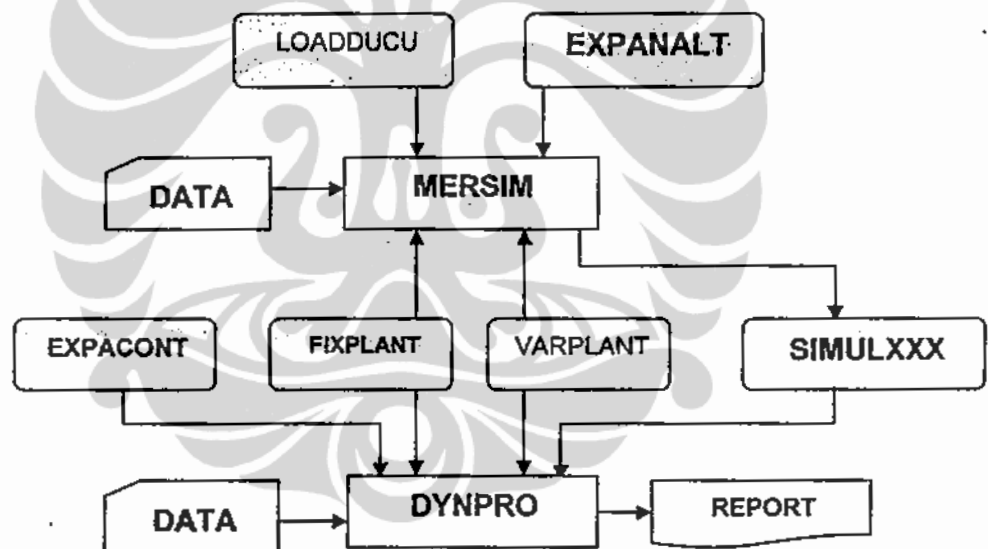
$N_{t,h}$ = jumlah energi tak terlayani (kWh) untuk kondisi PLTA h tahun t,

EA_t = permintaan energi (kWh) dari sistem dalam tahun t.

Persamaan (L.3) sampai dengan (L.8) merupakan komponen-komponen biaya dari fungsi sasaran (*objective function*) B_j .

Tujuan program optimalisasi (DYNPRO) [6] adalah untuk menemukan suatu kebijaksanaan pengembangan sistem kelistrikan terbaik (optimal), dimana hasil pengembangan sistem tersebut sesuai dengan keandalan yang diinginkan dan biaya keseluruhan minimum dalam suatu periode studi. Algoritma program dinamik digunakan untuk menghitung kebijaksanaan pengembangan sistem kelistrikan yang optimal/terbaik dalam WASP.

Untuk menentukan kebijaksanaan yang optimal ini, DYNPRO menerima konfigurasi-konfigurasi dari setiap keadaan tingkatan dari program CONGEN dan memberikan output data biaya operasi dari setiap konfigurasi dari program MERSIM. Disamping itu, DYNPRO membutuhkan data masukan sendiri seperti *interest rate*, *escalation rates* untuk pengeluaran (*expenditures*) domestik dan asing (*foreign*), LOLP kritis, dsb. Sedangkan aliran informasi antara DYNPRO dan MERSYM diperlihatkan pada Gambar L.2.



Gambar L.2. Diagram Alir Informasi DYNPRO dan MERSIM [126]

Pertama-tama akan didiskusikan secara sederhana mengenai prinsip-prinsip program dinamis. Periode studi dibagi dalam sejumlah tingkatan (*stage*). Dalam program WASP, setiap tingkatan diasumsikan berhubungan untuk satu tahun. Antara tingkatan-tingkatan, suatu keputusan harus dibuat apakah suatu tipe

pembangkit sebaiknya ditambahkan dalam suatu sistem atau tidak, dan keputusan ini harus dibuat untuk setiap variabel kandidat pembangkit untuk pengembangan sistem. Jika vektor $U(t)$ menyatakan variabel keputusan yang dibuat antara tahun $t-1$ dan t , suatu keputusan untuk menambah unit pembangkit akan merubah konfigurasi unit pembangkit, yaitu konfigurasi dari keadaan dalam sistem kelistrikan yang dikaji.

Jika vektor $X(t)$ menyatakan keadaan sistem dalam tahun t , maka konfigurasi keadaan dalam tahun t tersebut tergantung pada keadaan konfigurasi tahun sebelumnya $t-1$ dan keputusan yang dibuat antara $t-1$ dan t , dimana konfigurasi pembangkit pada tahun t adalah konfigurasi pembangkit tahun sebelumnya ditambah pembangkit tambahan baru.

$$X(t) = X(t-1) + U(t) \quad (L.9)$$

Dari persamaan di atas, dapat dirumuskan formulasi persamaan sistem sbb.:

$$X(t) = X(0) + \sum_{j=1}^t U(j) \quad (L.10)$$

Dimana, $X(0)$ = konfigurasi unit pembangkit awal dari sistem kelistrikan.

Persamaan L.10 menyatakan bahwa keadaan sistem dalam tahun t sama dengan keadaan awal sistem kelistrikan yang didefinisikan dalam FIXSYS ditambah jumlah semua keputusan yang dibuat sebelumnya sampai tahun t .

Efek dari keputusan tersebut harus dievaluasi untuk menentukan apakah suatu keputusan adalah lebih baik dibandingkan dengan yang lain. Setiap keputusan dalam masalah pengembangan sistem mempengaruhi biaya modal (kapital) dan biaya operasi. Oleh karena itu, untuk tujuan diskusi awal ini, suatu fungsi sasaran (*objective function*) yang tepat ditetapkan/didefinisikan sebagai jumlah keseluruhan nilai kini terdiskon dari biaya kapital, biaya operasi dan nilai sisa. Dengan jelas, nilai dari fungsi sasaran pada keadaan khusus dalam tahun t adalah fungsi dari pembuatan keputusan sebelumnya sampai tahun t . Biaya kapital merupakan fungsi langsung dari keputusan-keputusan, karena ini menggambarkan penambahan-penambahan ke dalam sistem. Biaya operasi tergantung pada

besarnya kapasitas pembangkit yang ditambahkan, dan tergantung pada keadaan sebelumnya. Maka, fungsi sasaran dapat dirumuskan sbb.:

$$L(X) = \sum_{j=1}^t (C_j + O_j) \quad (L.11)$$

dimana:

$L(X)$ = nilai fungsi sasaran untuk mencapai keadaan X dalam tahun t ,

C_j = nilai kini biaya modal (kapital) yang berkaitan dengan keputusan antara tingkatan $j-1$ dan j , dikoreksi untuk nilai sisa pada akhir tahun studi,

O_j = nilai kini biaya operasi dalam tingkatan j untuk keadaan yang berkaitan dengan keputusan sebelumnya untuk tingkat j .

Sejumlah set kemungkinan dari keputusan dapat petunjuk dari keadaan awal $X(0)$ ke keadaan $X(t)$, kemudian ini memerlukan untuk menemukan set khusus yang akan meminimalkan nilai fungsi sasaran untuk mencapai keadaan $X(t)$ pada tahun t .

Program dinamis didasarkan pada prinsip optimalisasi Bellman. Untuk menemukan bagian optimum pada suatu keadaan dalam tingkat j , diperlukan untuk mengetahui bagian optimum untuk semua keadaan dalam tingkat $j-1$ dengan mengaitkan nilai fungsi sasaran dan biaya dari setiap keadaan tersebut untuk keadaan dibawah pertimbangan dalam tingkatan j . Dengan aplikasi *recursive* (berulang-ulang) prinsip ini, satu dapat menentukan bagian optimal untuk suatu keadaan dalam suatu tingkatan. Optimal global selama periode studi dikaitkan dengan keadaan dalam tingkatan akhir (final) dimana mempunyai nilai fungsi sasaran akhir terendah, dan cara lintasan optimalisasi ditentukan dengan *tracing backward*.

Paket WASP didisain untuk merakit data dan untuk menentukan informasi yang diperlukan untuk Program Optimalisasi sebagaimana telah didiskusikan di atas. Keadaan awal didefinisikan dalam FIXSYS. Suatu keadaan yang dipertimbangkan dan suatu batasan-batasan pada keputusan ditetapkan dalam CONGEN. Biaya operasi yang berkaitan dengan setiap keadaan dihitung dalam MERSIM.

Dalam persamaan (L.1), fungsi sasaran didefinisikan sebagai jumlah biaya modal (kapital) dan biaya operasi dengan mempertimbangkan dampak/efek akhir. Semua pengeluaran (*expenditure*) merupakan nilai-kini dan dapat dieskalasi selama periode studi. Untuk biaya modal (kapital), faktor eskalasi dan nilai-kini bisa digabungkan (dikombinasikan) menjadi faktor tunggal, yaitu:

$$Q_{k,j} = \frac{(1 + m_k)^j}{(1 + i_k)^n} \quad (L.12)$$

dimana:

- Q_{kj} = kombinasi faktor nilai-kini dan eskalasi untuk pengembangan variabel kandidat k dalam tahun studi j .
- m_k = laju eskalasi untuk kandidat k
- i_k = *discount rate* nilai-kini untuk kandidat k
- n = jumlah tahun dari tahun dasar nilai-kini
- p = jumlah tahun dari tahun dasar eskalasi.

Biaya modal domestik dan biaya modal asing (dari luar negeri) untuk setiap kandidat harus ditetapkan. Instalasi pembangkit baru dan *cash-flow* yang terkait dengannya diasumsikan terjadi pada awal suatu tahun. *Discount rate* yang berbeda dapat diterapkan untuk setiap kandidat dan untuk setiap tipe pengeluaran (*expenditure*). Faktor bobot nilai tukar mata uang asing dapat juga ditetapkan untuk mempengaruhi penggunaan mata uang asing. Oleh karena itu, biaya modal (*capital charge*) untuk suatu keputusan antara tahun $j-1$ dan j adalah:

$$C_j = \sum [QL_{kj} IL_k + FF_j QF_{kj} IF_k] MWC_k N_k \cdot 10^3 \quad (L.13)$$

dimana:

- C_j = nilai-kini dari pengeluaran modal untuk tahun j ,
- k = indeks pengembangan kandidat,
- QL_{kj} = faktor kombinasi nilai-kini dan eskalasi dalam tahun j untuk modal domestik yang dibutuhkan untuk membangun kandidat k ,
- QF_{kj} = faktor kombinasi nilai-kini dan eskalasi dalam tahun j untuk modal asing yang dibutuhkan untuk membangun kandidat k ,

IL_k = biaya modal domestik untuk pengembangan kandidat k untuk tahun dasar, \$/kW,

IF_k = biaya modal asing untuk pengembangan pembangkit kandidat k untuk tahun dasar, \$/kW,

FF_j = faktor bobot pengeluaran modal asing dalam tahun j ,

MWC_k = kapasitas pengembangan kandidat k , MW,

N_k = jumlah penambahan unit pembangkit kandidat k untuk pengembangan ke sistem di tahun j .

Unit pembangkit yang ditambahkan ke sistem selama periode studi mungkin beroperasi selama umur pembangkit tersebut sampai akhir periode studi berakhir. Untuk mengkompensasi ini, nilai sisa untuk porsi yang belum digunakan dari unit diperhitungkan. Kredit untuk nilai sisa dari unit pembangkit diambil saat unit pembangkit tersebut diinstalasi, tetapi nilai-kini tersebut harus di-diskon dari horizon studi, karena *cash-flow* aktual terjadi pada saat tersebut. Oleh karena itu,

$$R_j = \sum_k P_{k,nyr} S_{kj} \quad (L.14)$$

dimana:

R_j = kredit pada fungsi sasaran untuk semua tambahan unit pembangkit di tahun j ,

$P_{k,nyr}$ = faktor nilai-kini pada horizon studi, $P_{k,nyr} = (1+i_k)^{-nyr}$,

nyr = jumlah tahun dari tahun dasar sampai akhir tahun studi

S_{kj} = perhitungan nilai sisa untuk semua unit dari pengembangan pembangkit kandidat k yang ditambahkan dalam tahun j .

Nilai sisa aktual untuk suatu unit pembangkit didasarkan pada biaya eskalasi tidak terdiskon (*escalated but undiscounted cost*) C'_{kj} dalam tahun j , yaitu:

$$C'_{k,j} = \left[(1+m_k)^p \cdot IL_k + FF_j (1+m_k)^p \cdot IF_k \right] MWC_k \cdot N_k \cdot 10^3 \quad (L.15)$$

dimana:

$C'_{k,j}$ = biaya modal tidak terdiskon untuk pengembangan kandidat k , eskalasi tahun ke j (dalam \$),

m_k = laju eskalasi untuk pembayaran lokal,

IL_k = biaya modal lokal untuk pengembangan kandidat pembangkit k untuk tahun dasar (dalam \$/kW),

m'_k = laju eskalasi untuk pembayaran asing,

IF_k = biaya modal asing untuk pengembangan kandidat pembangkit k untuk tahun dasar (dalam \$/kW),

N_k = jumlah pengembangan unit pembangkit kandidat k yang ditambahkan ke sistem pada saat awal tahun studi j .

Nilai sisa tersebut bisa dihitung dengan menggunakan *depresiasi straight-line*, yaitu:

$$S_{k,j} = \left[1 - \frac{y_k}{L_k} \right] \cdot C'_{k,j} \quad (L.16)$$

dimana:

L_k = umur hidup pembangkit kandidat k (dalam tahun),

y_k = porsi umur pembangkit kandidat dalam periode studi (tahun),

Nilai sisa tersebut bisa juga dihitung dengan menggunakan *sinking fund depreciation*:

$$S_{k,j} = \left(1 - \frac{1 - (1 + i_k)^{-L_k + y_k}}{1 - (1 + i_k)^{-L_k}} \right) \cdot C'_{k,j} \quad (L.17)$$

dimana:

i_k = *discount rate* untuk pengeluaran modal.

Biaya operasi total pada suatu tahun dihitung dengan menjumlah biaya untuk setiap jenis bahan bakar. DYNPRO memperhitungkan eskalasi harga bahan bakar, membolehkan suatu perbedaan *interest rate* yang berbeda untuk setiap tipe bahan bakar, dan memisahkan pengeluaran untuk bahan bakar kategori lokal dan impor (asing). Semua biaya operasi diasumsikan dibayar pada pertengahan tahun. Faktor laju eskalasi dan faktor nilai-kini dapat digabungkan (dikombinasikan) dalam satu faktor tunggal sbb.:

$$Q_{l,j} = \frac{(1+m_l)^n}{(1+i_l)^n + \frac{1}{2}} \quad (L.18)$$

dimana:

$Q_{l,j}$ = penggabungan faktor nilai-kini dan eskalasi untuk biaya operasi dengan tipe bahan bakar l dalam tahun j ,

m_l = laju eskalasi untuk pengeluaran bahan bakar l ,

i_l = laju diskon untuk pengeluaran bahan bakar l .

Program mengasumsikan bahwa harga bahan bakar tetap konstan sampai akhir tahun dan hanya berubah secara diskrit dari tahun ke tahun. Oleh karena itu, biaya operasi untuk suatu tahun tertentu, dapat dihitung dengan formula sbb.:

$$O_j = \sum [Q_{L_{l,j}}(CST_l + NFCST_l) + Q_{F_{l,j}}FF_j.FCST_l] \quad (L.19)$$

dimana:

O_j = biaya operasi total untuk tahun j (dalam \$),

$Q_{L_{l,j}}$ = gabungan faktor nilai-kini dan eskalasi untuk pengeluaran bahan bakar lokal;

CST_l = pengeluaran/belanja bahan bakar lokal untuk tipe bahan bakar l ;

$NFCST_l$ = pengeluaran biaya operasi non bahan bakar lokal untuk operasi pembangkit berbahan bakar tipe l ;

$Q_{F_{l,j}}$ = gabungan faktor nilai-kini dan eskalasi untuk pengeluaran bahan bakar impor;

$FCST_l$ = pengeluaran/belanja bahan bakar impor untuk tipe bahan bakar l .

Oleh karena itu, fungsi sasaran total (*total objective function*) untuk suatu keadaan X , dapat dihitung dengan rumus sbb.:

$$L(X) = \left[\sum_{j=1}^t C_j - R_j + O_j \right] \quad (L.20)$$

dimana C_j , R_j dan O_j masing-masing diperoleh dari perhitungan Persamaan L.13, L.14 dan L.19. Fungsi sasaran total untuk perencanaan yang optimum

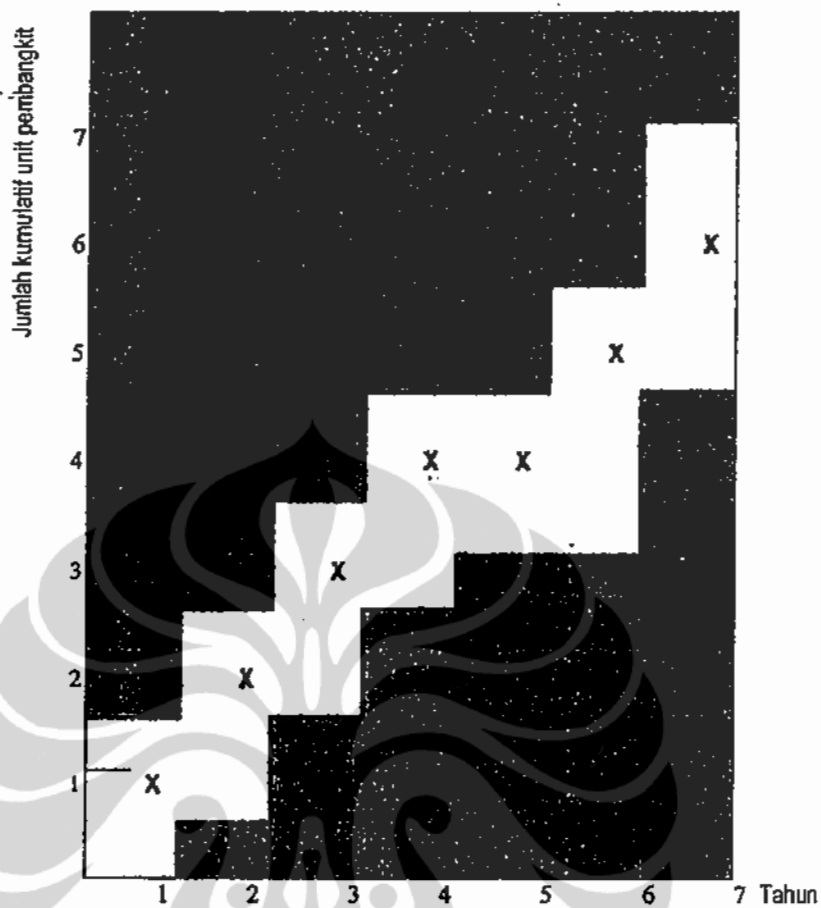
akan tercapai jika nilai $L(X)$ merupakan nilai minimum pada tahap akhir (*final stage*).

Dimulai dengan keadaan akhir yang optimal, program merunut kembali (*traceback*) melalui keputusan yang optimal tahun demi tahun. Selama proses peruntukan kembali, program memeriksa pembatasan (*restrictions*) yang didefinisikan dalam program Pengembangan Konfigurasi Pembangkit (*Expansion Configuration Generator*) dan mengidentifikasi keadaan optimal dengan batasan yang diberikan. Jika suatu keadaan dengan batasan yang diberikan belum mencapai optimal, maka dilakukan modifikasi konfigurasi dalam CONGEN (dengan merubah *tunnel*). Proses ini berlanjut sampai diperoleh suatu penyelesaian tanpa kendala. Gambar L.3 memperlihatkan solusi optimal tanpa kendala (*unconstrained optimal solution*).

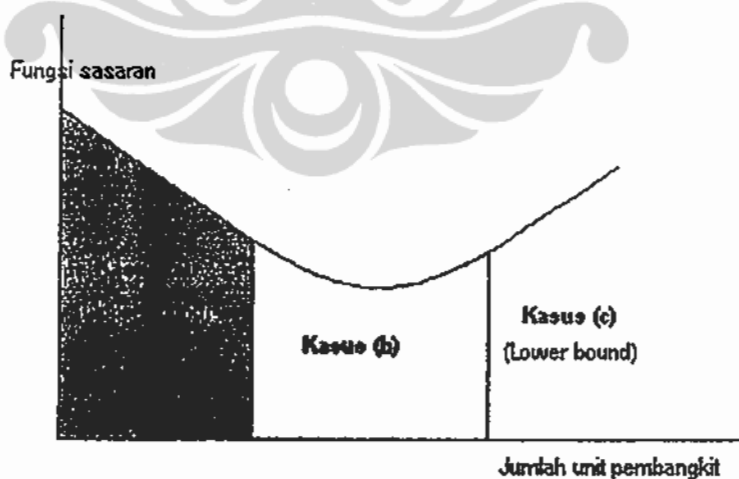
Proses ini dapat digambarkan secara grafik berikut ini. Andaikata fungsi sasaran dari suatu tahun tertentu merupakan garis cembung sebagaimana terlihat pada Gambar L4, maka kasus (a) merupakan batas atas, sedemikian rupa sehingga diperlukan untuk menaikkan jumlah pembangkit kandidat dalam modul CONGEN. Dengan demikian prosedur optimasi perlu dilakukan lagi. Sedang kasus (c) merupakan batas bawah, sedemikian rupa sehingga diperlukan untuk mengurangi jumlah pembangkit kandidat dalam modul CONGEN untuk mencapai solusi optimal. Akhirnya, dalam kasus (b) kita akan mendapatkan solusi optimal tanpa menemui suatu batasan sebagaimana Gambar L.4.

Kendala selanjutnya dapat ditentukan selama proses optimasi. Pada saat konfigurasi dibuat, *reserve margin* minimum digunakan sebagai batasan konfigurasi sistem. Program MERSIM menghitung keandalan sistem pembangkitan. Program akan membandingkan perhitungan keandalan sistem dengan suatu nilai kritis yang ditentukan sebagai pengontrol, dan konfigurasi yang tidak sesuai dengan standart keandalan akan ditolak dan tidak ikut dipertimbangkan oleh program optimalisasi.

Jumlah konfigurasi dalam program CONGEN dibatasi sampai 200 konfigurasi tiap tahun. Sedangkan untuk program DYNPRO, total jumlah konfigurasi sampai akhir periode studi tidak boleh lebih dari 2000, dan periode studi tidak boleh melebihi 30 tahun.



Gambar L.3. Solusi optimal dan keterkaitannya dengan *Tunnel* [6].



Gambar L.4. Ilustrasi Proses Solusi Optimal [6].

LAMPIRAN LS

I. Studi-kasus-1 NewFF
 Studi-kasus1 ini menggunakan LDC2006Aktual dan Beban tenaga listrik (load) hasil ramalan metode JST.
 (File name, House Computer: C:\Program files\WASP-IV\Study_12\Case_16: Studi-kasus1 LDC2006Aktual LoadJST NewFF)

SOLUTION # 1 VARIABLE ALTERNATIVES BY YEAR

YEAR	CONCST	SALVAL	OPCOST	ENSCST	PRESENT WORTH COST OF THE YEAR (K\$)	TOTAL	OBJ. FUN. (CUMM.)	LOLP \$	C6H	CC6	G2H	LNG	Nuc	HYD1	HYD2	PUMP
2025	1022874	902197	1226433	11654	1358764	43541608	1.046	51	2	31	8	5	0	0	4	
2024	876776	673874	1262153	12674	1477728	42182844	1.077	48	2	28	7	3	0	0	4	
2023	951277	641977	1278515	12845	1600660	40705116	1.050	42	2	21	7	3	0	0	4	
2022	948298	556886	1315055	13105	1719572	39104456	1.029	36	2	21	6	3	0	0	4	
2021	986296	501811	1340121	12290	1836896	37384884	0.946	31	2	17	5	3	0	0	4	
2020	1010297	446429	1363456	11231	1938556	35547988	0.858	27	2	12	3	3	0	0	4	
2019	1152112	466920	1393845	10690	2089726	33609432	0.798	23	2	5	2	3	0	0	4	
2018	1268151	422966	1452233	10454	2307872	31519706	0.758	20	2	4	2	2	0	0	4	
2017	1118497	336827	1501894	8703	2292266	29211834	0.645	16	2	1	0	2	0	0	4	
2016	1445017	420202	1521653	7174	2553642	26919568	0.533	12	2	1	0	2	0	0	2	
2015	1859584	412789	1575381	4984	3027160	24365926	0.400	12	2	1	0	0	0	0	0	
2014	1022771	195531	1630035	5167	2462442	21338766	0.407	6	2	1	0	0	0	0	0	
2013	750032	123113	1651018	1348	2279285	18876324	0.136	3	2	1	0	0	0	0	0	
2012	0	0	1655875	0	1655875	16597039	0.000	1	2	1	0	0	0	0	0	
2011	0	0	1657813	0	1657813	14941164	0.000	1	2	1	0	0	0	0	0	
2010	0	0	1680620	0	1680620	13283351	0.000	1	2	1	0	0	0	0	0	
2009	261458	16553	1851488	0	2096393	11602731	0.000	1	2	1	0	0	0	0	0	
2008	0	0	2449072	966	2450037	9506338	0.070	1	1	1	1	0	0	0	0	
2007	0	0	2413400	0	2413400	7056301	0.003	1	1	1	1	0	0	0	0	
2006	148800	46555	3540443	214	4642902	4642902	0.021	1	1	1	1	0	0	0	0	

II. Studi-kasus-2 NewFF
Studi-kasus2 ini menggunakan LDC2006Aktual dan Beban tenaga listrik (load) hasil ramalan RUKN.
 (File name, House Computer: C:\Program files\WASP-IV\Study_12\Case_20: Studi-kasus2 LDC2006Aktual LoadRUKN NewFF)

SOLUTION # 1 VARIABLE ALTERNATIVES BY YEAR

YEAR	CONCST	SALVAL	OPCOST	ENSCST	TOTAL	OBJ.FUN. (CUMM.)	LOLP %	C6H	CC6	G2H	LN6	Nuc	HYD1	HYD2	PUMP
2025	774178	679473	1272389	13138	1380232	47216760	1.119	52	2	35	8	6	0	0	4
2024	902568	694315	1302752	12451	1523456	45836528	1.037	46	2	30	8	6	0	0	4
2023	912223	619864	1329958	13227	1635544	44313072	1.043	40	2	27	7	6	0	0	4
2022	1092107	642707	1360602	12789	1822792	42677528	0.980	37	2	23	6	5	0	0	4
2021	884937	451465	1389859	12921	1836252	40854736	0.953	31	2	20	5	5	0	0	4
2020	1028730	453710	1450369	11967	2037356	39018484	0.863	27	2	15	4	5	0	0	4
2019	1327880	549221	1477984	11396	2268040	36981128	0.802	23	2	7	3	5	0	0	4
2018	1312760	435451	1541994	12137	2431440	34713088	0.820	22	2	7	2	3	0	0	4
2017	1207312	382313	1574809	10622	2410430	32281648	0.724	18	2	2	0	3	0	0	4
2016	1445017	420202	1614957	7436	2647208	29871218	0.532	16	2	2	0	2	0	0	2
2015	1609027	353356	1715412	10201	2981284	27224010	0.666	16	2	2	0	0	0	0	0
2014	1363695	260710	1736161	6592	2845738	24242726	0.463	11	2	0	0	0	0	0	0
2013	1125048	184669	1806342	6139	2752860	21396988	0.426	7	2	0	0	0	0	0	0
2012	0	0	1823742	0	1823742	18644128	0.005	4	2	0	0	0	0	0	0
2011	0	0	1783796	0	1783796	16820386	0.000	4	2	0	0	0	0	0	0
2010	0	0	1801445	0	1801445	15036590	0.000	4	2	0	0	0	0	0	0
2009	261458	16553	1932371	0	2177275	13235145	0.000	4	2	0	0	0	0	0	0
2008	0	0	2385113	363	2385476	11057870	0.031	4	1	0	0	0	0	0	0
2007	0	0	2338521	0	2338521	8672394	0.001	4	1	0	0	0	0	0	0
2006	3271200	155184	3217857	0	6333873	6333873	0.003	4	1	0	0	0	0	0	0

III. Studi-kasus-3 NewFF

Studi-kasus3 ini menggunakan LDC2006 Snyder dan Beban tenaga listrik (load) hasil ramalan metode JST.
(File name, House Computer: C:\Program files\WASP-IV\Study_12\Case_17: Studi-kasus3 LDC2006Snyder Load\JST NewFF)

SOLUTION # 1 VARIABLE ALTERNATIVES BY YEAR.

YEAR	CONCST	SALVAL	OPCOST	ENSCST	(K\$)	TOTAL	OBJ.FUN. (CUMM.)	LOLP (%)	C6H	CC6	G2H	NG	Nuc	HYD1	HYD2	PUMP
2025	908288	799306	1333781	10210	1452972	45032060	1.319	51	2	23	16	2	0	0	0	4
2024	940950	724123	1363291	5334	1590052	43579088	1.242	47	2	22	14	1	0	0	0	4
2023	848240	570748	1392011	10397	1679900	41989036	1.232	41	2	22	12	1	0	0	0	4
2022	850190	496037	1422980	10114	1787248	40309136	1.148	36	2	19	11	1	0	0	0	4
2021	1110971	568923	1439559	11161	1992768	38521888	1.173	32	2	11	10	1	0	0	0	4
2020	910916	400072	1483775	9009	2003628	36529120	0.956	27	2	9	8	1	0	0	0	4
2019	887300	346657	1509349	7560	2057552	34525492	0.794	24	2	3	6	1	0	0	0	4
2018	1336147	447034	1546904	5206	2441224	32467940	0.555	20	2	1	6	1	0	0	0	4
2017	1010755	301066	1607662	4474	2321824	30026716	0.480	16	2	1	3	1	0	0	0	4
2016	1347320	373846	1617755	4161	2595390	27704892	0.429	13	2	1	2	1	0	0	0	2
2015	1729216	379235	1662651	3373	3016004	25109502	0.351	11	2	1	2	1	0	0	0	0
2014	879367	163082	1700755	4298	2421338	22093498	0.421	5	2	1	1	1	0	0	0	0
2013	1125048	184669	1701418	1281	2643078	19672160	0.147	4	2	1	0	0	0	0	0	0
2012	0	1	1727635	0	1727635	17029082	0.001	1	2	1	0	0	0	0	0	0
2011	0	0	1726565	0	1726565	15301447	0.000	1	2	1	0	0	0	0	0	0
2010	0	0	1739416	0	1739416	13574882	0.000	1	2	1	0	0	0	0	0	0
2009	261458	16553	1917226	0	2162130	11835465	0.000	1	2	1	0	0	0	0	0	0
2008	0	0	2579189	3339	2582229	5673336	0.208	1	1	1	0	0	0	0	0	0
2007	0	0	2481021	75	2481096	7091108	0.009	1	1	1	0	0	0	0	0	0
2006	1148800	46555	3506890	577	4610012	4610012	0.062	1	1	1	0	0	0	0	0	0

IV. Studi-kasus-4 NewFF

Studi-kasus4 ini menggunakan LDC2006JST dan Beban tenaga listrik (load) hasil ramalan metode JST.

(File name, House Computer: C:\Program files\WASP-IV\Study_12\Case_18: Studi-kasus5 LDC2006JST LoadJST NewFF)

SOLUTION # 1 VARIABLE ALTERNATIVES BY YEAR

YEAR	CONCST	SALVAL	OPCOST	ENSCST	(K\$)	OBJ.FUN. (CUMM.)	LOLP	C6H	CC6	G2H	LNG	Nuc	HYD1	HYD2	PUMP
				TOTAL											
2025	884840	778425	1239478	11619	1357512	43917196	1.093	51	2	32	8	5	0	0	4
2024	1028613	795935	1259958	12528	1505164	42559684	1.113	47	2	27	7	4	0	0	4
2023	848240	570746	1291730	12620	1581844	41054520	1.083	42	2	22	7	3	0	0	4
2022	1061639	626061	1316451	12987	1765016	39472676	1.063	37	2	19	6	3	0	0	4
2021	1076642	549792	1354167	11839	1892856	37707660	0.959	31	2	18	5	3	0	0	4
2020	1010297	446429	1388184	10985	1963036	35814804	0.877	26	2	12	4	3	0	0	4
2019	798257	308687	1419843	10341	1919754	33851768	0.807	22	2	5	3	3	0	0	4
2018	1245847	416724	1441276	9731	2280130	31932014	0.736	19	2	3	2	3	0	0	4
2017	1552268	503838	1487579	6132	2542140	29651884	0.504	15	2	1	0	3	0	0	4
2016	1347320	373846	1547964	6334	2527772	27109744	0.508	14	2	1	0	1	0	0	2
2015	1549653	343992	1592063	5744	2803468	24581972	0.463	12	2	1	0	0	0	0	0
2014	1363695	260709	1616623	2244	2721852	21778504	0.214	7	2	1	0	0	0	0	0
2013	750032	123112	1668843	1564	2297326	19056652	0.157	3	2	1	0	0	0	0	0
2012	0	0	1672145	0	1672145	16759326	0.000	1	2	1	0	0	0	0	0
2011	0	0	1672898	0	1672898	15087181	0.000	1	2	1	0	0	0	0	0
2010	0	0	1693845	0	1693845	13414283	0.000	1	2	1	0	0	0	0	0
2009	261458	16553	1870641	0	2115545	11720438	0.000	1	2	1	0	0	0	0	0
2008	0	0	2480935	1113	2482048	9604893	0.081	1	1	1	0	0	0	0	0
2007	0	0	2440740	0	2440740	7122846	0.003	1	1	1	0	0	0	0	0
2006	1148800	46555	3579600	261	4682106	4682106	0.024	1	1	1	0	0	0	0	0

SUMMARY REPORT
ON A GENERATION EXPANSION PLAN FOR
Studi-kasus-4 IDC2006JST LoadJST NewFF
PROCESSED BY THE WASP-IV COMPUTER PROGRAM PACKAGE
OF THE IAEA

STUDY PERIOD

2006 - 2025

PLANNING PERIOD

2006 - 2025

CONSTRUCTION COSTS

IN MILLION \$

ARE REPORTED ONLY FOR

PLANTS COMMISSIONED

DURING THE PLANNING PERIOD.

ALL OTHER INFORMATION IS GIVEN

FOR THE WHOLE STUDY PERIOD.

DATE OF REPORT : 1/19/2008

STUDY CARRIED OUT BY : ARIEF HERU KUNCORO, NPM.840303001X

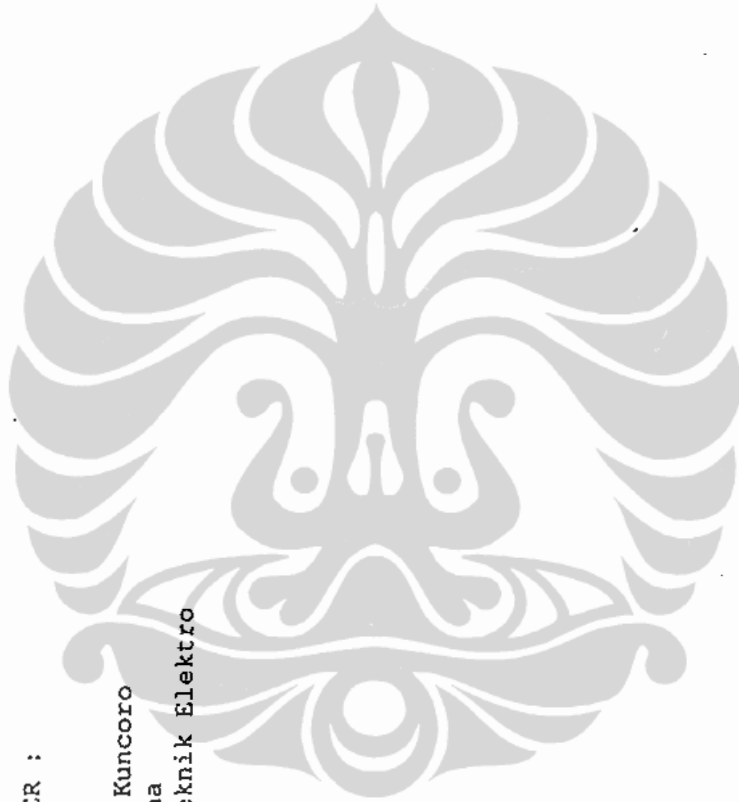
PROGRAM S3, FAKULTAS TEKNIK, UNIVERSITAS INDONESIA

TABLE OF CONTENTS

	PAGE
INFORMATION SUPPLIED BY USER	3
TYPES OF ELECTRIC POWER PLANTS USED	4
1 ANNUAL LOAD DESCRIPTION	5
2 FIXED SYSTEM	
DESCRIPTION OF THERMAL PLANTS	6
DESCRIPTION OF COMPOSITE HYDRO PLANTS	7
THERMAL ADDITIONS AND RETIREMENTS	9
SUMMARY OF INSTALLED CAPACITIES	10
3 VARIABLE SYSTEM	
DESCRIPTION OF THERMAL PLANT CANDIDATES	12
DESCRIPTION OF COMP. HYDRO PLANT CAND.	14
DESCRIPTION OF COMP. PUMPED STORAGE PLANT CAND.	16
4 CONSTRAINTS ON CONFIGURATIONS GENERATED	17
5 OPTIMUM SOLUTION	
ANNUAL ADDITIONS OF CANDIDATES	18
SUMMARY OF SYSTEM CAP., ENERGIES & FUEL CONS.	19
6 ECONOMIC PARAMETERS AND CONSTRAINTS	
SUMMARY OF CAPITAL COSTS OF ALTERNATIVES	26
INITIAL PARAMETERS AND CONSTRAINTS	27
7 EXPECTED COST OF OPERATION	
FUEL COST DOMESTIC	29
FUEL COST FOREIGN	30
O&M AND ENS COST DOMESTIC	31
TOTAL COST DOMESTIC AND FOREIGN	32

INFORMATION SUPPLIED BY USER :

DISERTASI Oleh: Arief Heru Kuncoro
Program Doktor, Pascasarjana
Fakultas Teknik, Jurusan Teknik Elektro
Universitas Indonesia



THIS IS A LIST OF THE DIFFERENT TYPES OF ELECTRIC POWER PLANTS
USED IN THE STUDY.
THE NUMERIC CODES ARE USED BY THE COMPUTER PROGRAMS

0	Coal	Steam Coal
1	Gas	Steam/Gas turbine
2	HSD	HSD/Combined cycle
3	MFO	Steam oil
4	Geo	Geothermal
5	Nuc	Nuclear
6	****	NOT APPLICABLE
7	****	NOT APPLICABLE
8	****	NOT APPLICABLE
9	****	NOT APPLICABLE

SYSTEM WITHOUT PUMPED STORAGE PROJECTS:

HYD1 HYDRO POWER GROUP 1
HYD2 HYDRO POWER GROUP 2

ANNUAL LOAD DESCRIPTION
PERIOD(S) PER YEAR : 4

YEAR	PEAKLOAD MW	GR. RATE %	MIN. LOAD MW	GR. RATE %	ENERGY GWH	GR. RATE %	LOAD FACTOR %
2006	15396.0	-	5997.6	-	101246.9	-	75.07
2007	16270.0	5.7	6338.1	5.7	106994.5	5.7	75.07
2008	17250.0	6.0	6733.5	6.2	113525.1	6.1	75.13
2009	18280.0	6.0	6954.1	3.3	118816.9	4.7	74.20
2010	19740.0	8.0	7517.4	8.1	128339.5	8.0	74.22
2011	20950.0	6.1	7994.8	6.4	136380.1	6.3	74.31
2012	22310.0	6.5	8469.5	5.9	144826.1	6.2	74.10
2013	24050.0	7.8	9130.0	7.8	156161.3	7.8	74.12
2014	26000.0	8.1	9870.3	8.1	168779.9	8.1	74.10
2015	28150.0	8.3	10686.5	8.3	182783.4	8.3	74.12
2016	30460.0	8.2	11563.5	8.2	197782.7	8.2	74.12
2017	32930.0	8.1	12501.1	8.1	213820.9	8.1	74.12
2018	35180.0	6.8	13355.3	6.8	228430.6	6.8	74.12
2019	37640.0	7.0	14289.2	7.0	244403.8	7.0	74.12
2020	40270.0	7.0	15287.6	7.0	261480.9	7.0	74.12
2021	43250.0	7.4	16418.9	7.4	280830.6	7.4	74.12
2022	46120.0	6.6	17508.4	6.6	299466.1	6.6	74.12
2023	49340.0	7.0	18730.8	7.0	320374.2	7.0	74.12
2024	52950.0	7.3	20101.3	7.3	343814.6	7.3	74.12
2025	57030.0	7.7	21650.2	7.7	370306.8	7.7	74.12

FIXED SYSTEM
SUMMARY DESCRIPTION OF THERMAL PLANTS IN YEAR 2006

NO.	NAME	NO. OF SETS	MIN. LOAD MW	CAPA CITY MW	HEAT RATES		AVGE INCR	FUEL COSTS		DMSTC	MILLION KCAL FORGN	KCAL FUEL TYPE	FAST		SPIN RES	FOR %	DAYS SCHL MAIN	MAIN CLAS MW	O&M (FIX) \$/KWM	O&M (VAR) \$/MWH
					BASE LOAD	KCAL/KWH		CENTS/	DMSTC				SPIN %	FOR %						
3	SRL1	2	240.	400.	2590.	2115.	721.0	0.0	0.0	0	0	10	10.0	49	400.	1.00	2.00			
4	SRL2	2	240.	400.	2590.	2115.	721.0	0.0	0.0	0	0	10	10.0	49	400.	1.00	2.00			
5	SRL3	3	360.	600.	2560.	2160.	721.0	0.0	0.0	0	0	10	10.0	56	600.	0.83	2.00			
6	MKR1	3	33.	100.	3940.	1949.	5536.0	0.0	0.0	3	3	10	10.0	49	100.	0.67	2.00			
7	MKR2	2	66.	200.	3220.	2160.	0.0	1984.0	1	1	10	7.0	56	200.	0.67	2.00				
8	MKR3	3	33.	108.	2400.	1949.	0.0	1984.0	1	1	10	5.0	49	108.	0.67	2.00				
9	MKN1	0	360.	740.	2400.	1800.	0.0	1984.0	1	1	10	5.0	49	740.	0.67	2.00				
10	PRK1	2	17.	50.	4200.	2210.	5536.0	0.0	0.0	3	3	10	10.0	49	50.	0.67	2.00			
11	PRK2	6	33.	130.	2400.	1800.	0.0	1984.0	1	1	10	5.0	49	130.	0.67	2.00				
12	PRK3	2	4.	26.	5165.	3300.	7923.0	0.0	0.0	2	2	5	7.0	21	26.	0.33	4.00			
13	PRK4	0	7.	49.	4465.	3200.	0.0	1984.0	1	1	5	7.0	21	49.	0.33	4.00				
14	PRAK	2	17.	50.	4200.	2210.	5536.0	0.0	0.0	3	3	10	10.0	49	50.	0.67	2.00			
15	TBK1	2	17.	50.	4200.	2210.	5536.0	0.0	0.0	3	3	10	10.0	49	50.	0.67	2.00			
16	TBK2	1	66.	200.	3220.	2160.	5536.0	0.0	0.0	3	3	10	12.0	49	200.	0.67	2.00			
17	TBK3	6	33.	110.	2600.	2100.	7923.0	0.0	0.0	2	2	10	5.0	42	110.	0.67	4.00			
18	SLK1	3	55.	1000.	1000.	1000.	630.0	0.0	0.0	4	4	0	5.0	28	55.	2.50	0.03			
19	KWJ1	1	30.	30.	1000.	1000.	630.0	0.0	0.0	4	4	0	5.0	28	30.	2.50	0.03			
20	KWJ2	2	55.	55.	1000.	1000.	630.0	0.0	0.0	4	4	0	5.0	28	55.	2.50	0.03			
21	DRJ1	1	55.	55.	1000.	1000.	630.0	0.0	0.0	4	4	0	8.0	28	55.	2.50	0.03			
22	GRT1	6	33.	101.	2600.	2100.	7923.0	0.0	0.0	2	2	10	5.0	42	101.	0.67	4.00			
23	GRT2	1	75.	160.	3400.	3000.	7923.0	0.0	0.0	2	2	5	5.0	28	160.	0.33	4.00			
24	SRG1	0	3.	20.	5165.	3300.	7923.0	0.0	0.0	2	2	5	7.0	21	20.	0.33	4.00			
25	CILC	2	4.	28.	5165.	3300.	7923.0	0.0	0.0	2	2	5	7.0	21	28.	0.33	4.00			
26	GLMK	1	20.	134.	4000.	2941.	7923.0	0.0	0.0	2	2	5	5.0	35	134.	0.33	4.00			
27	PTON	2	240.	400.	2590.	2115.	721.0	0.0	0.0	0	0	10	10.0	49	400.	1.00	2.00			
28	PEC	2	368.	645.	2560.	2160.	721.0	0.0	0.0	0	0	10	10.0	56	645.	0.83	2.00			
29	GSK1	9	33.	112.	2175.	1800.	0.0	1984.0	1	1	10	5.0	49	112.	0.67	2.00				
30	GSK2	2	16.	20.	3650.	3300.	0.0	1984.0	1	1	5	7.0	21	20.	0.33	4.00				

31	GSK3	2	80.	100.	2770.	1949.	0.0	1984.0	1	10	7.0	49	100.	0.67	2.00
32	GSK4	2	160.	200.	2598.	2160.	0.0	1984.0	1	10	7.0	56	200.	0.67	2.00
33	MTR1	3	80.	140.	2770.	1949.	0.0	1984.0	1	10	7.0	49	140.	0.67	2.00
34	MTR2	1	100.	220.	2400.	1800.	0.0	1984.0	1	10	0.7	56	220.	0.67	2.00
35	MTOG	6	40.	143.	4000.	2941.	0.0	1984.0	1	10	5.0	28	143.	0.33	4.00
36	WW1	1	110.	110.	1000.	1000.	630.0	0.0	4	0	5.0	28	110.	2.50	0.03
37	DRJ2	1	89.	89.	1000.	1000.	630.0	0.0	4	0	5.0	28	89.	2.50	0.03
38	JPOW	2	355.	610.	2560.	2160.	721.0	0.0	0	10	10.0	56	610.	1.00	2.00
39	TJTB	1	396.	660.	2560.	2160.	721.0	0.0	0	10	10.0	56	600.	1.00	2.00
40	Dien	1	50.	50.	1000.	1000.	630.0	0.0	4	0	5.0	28	50.	2.50	0.03
41	SLK3	3	55.	55.	1000.	1000.	630.0	0.0	4	0	5.0	28	55.	2.50	0.03
42	GLMR	2	3.	20.	5165.	3300.	7923.0	0.0	2	5	7.0	21	20.	0.33	4.00
43	PSG1	2	3.	20.	5165.	3300.	7923.0	0.0	2	5	7.0	21	20.	0.33	4.00
44	PSG2	2	6.	42.	5165.	3300.	7923.0	0.0	2	5	7.0	21	42.	0.33	4.00
45	PSG3	7	1.	6.	5165.	3300.	7923.0	0.0	2	5	7.0	21	6.	0.33	4.00
46	PSG4	2	2.	12.	5165.	3300.	7923.0	0.0	2	5	7.0	21	12.	0.33	4.00
47	CKRN	1	24.	150.	4465.	3200.	984.0	0.0	1	5	7.0	21	150.	0.33	4.00
48	PMR	0	7.	50.	4465.	3200.	984.0	0.0	2	5	0.7	21	50.	0.33	4.00
49	PATU	0	60.	60.	1000.	1000.	630.0	0.0	4	0	5.0	28	60.	2.50	0.03
50	KMJ3	0	60.	60.	1000.	1000.	630.0	0.0	4	0	5.0	28	60.	2.50	0.03
51	MKR4	1	66.	185.	2400.	1949.	0.0	1984.0	1	10	7.0	56	185.	0.67	2.00
52	PRK5	2	66.	200.	3220.	2160.	0.0	1984.0	1	10	7.0	56	200.	0.67	2.00
53	TBK4	2	66.	188.	3220.	2160.	0.0	1984.0	1	10	7.0	56	188.	0.67	2.00
54	GSK5	3	66.	189.	3220.	2160.	0.0	1984.0	1	10	7.0	56	189.	0.67	2.00
55	KDL	1	40.	80.	2590.	2115.	721.0	0.0	0	10	104.9	49	80.	0.01	0.02
56	Den2	0	60.	60.	1000.	1000.	630.0	0.0	4	0	0.5	28	60.	2.50	0.03
57	C600	0	360.	600.	2560.	2160.	721.0	0.0	0	10	1.0	56	600.	0.83	2.00
58	C300	0	180.	300.	2590.	2115.	721.0	0.0	0	10	1.0	49	300.	1.00	2.00
59	C130	0	78.	130.	2590.	2115.	721.0	0.0	0	10	1.0	49	130.	1.00	2.00
60	C260	0	156.	260.	2590.	2115.	721.0	0.0	0	10	1.0	49	260.	1.00	2.00
61	GE10	0	10.	10.	1000.	1000.	630.0	0.0	4	0	0.5	28	10.	2.50	0.03

FIXED SYSTEM
 SUMMARY DESCRIPTION OF COMPOSITE HYDROELECTRIC PLAN: TYPE HYDI
 *** CAPACITY IN MW * ENERGY IN GWH ***

FIXED O&M COSTS : 0.550 \$/KW-MONTH

HYDROCONDITION 1 HYDROCONDITION 2

PROB.: 0.10 PROB.: 0.90

CAPACITY ENERGY CAPACITY ENERGY

YEAR J R BASE PEAK BASE PEAK

2006	26	1	766.	993.	1938.	865.	993.	2153.
		2	633.	1104.	1674.	729.	1104.	1885.
		3	606.	853.	1550.	688.	853.	1730.
		4	734.	1013.	1873.	797.	1013.	2022.
			INST.CAP. 2560.					
			TOTAL ENERGY		7035.			7780.

FIXED SYSTEM
 SUMMARY DESCRIPTION OF COMPOSITE HYDROELECTRIC PLANT TYPE HYD2

*** CAPACITY IN MW * ENERGY IN GWH ***

FIXED O&M COSTS : 0.555 \$/KW-MONTH

P R O J E C T HYDROCONDITION 1 HYDROCONDITION 2

PROB.: 0.10 PROB.: 0.90

CAPACITY ENERGY CAPACITY ENERGY

YEAR J R BASE PEAK BASE PEAK

2006	2	1	4.	0.	9.	4.	0.	9.
		2	4.	0.	8.	4.	0.	8.
		3	3.	0.	6.	3.	0.	6.
		4	4.	0.	9.	4.	0.	9.
		INST.CAP.	7.					
		TOTAL ENERGY			33.			34.

FIXED SYSTEM
 THERMAL ADDITIONS AND RETIREMENTS
 NUMBER OF SETS ADDED AND RETIRED (-)
 2006 TO 2025

NO.	NAME	YEAR: 19.. (200./20..)																								
		7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25						
3	SRL1																						-2			
4	SRL2																						-2			
5	SRL3			1																						
6	MKR1																									
7	MKR2																									
8	MKR3																									
9	MKN1																									
10	PRK1																									
11	PRK2																									
14	PRK																									
15	TEK1																									
16	TBK2																									
17	TEK3																									
18	SLK1																									
19	KMJ1																									
20	KMJ2																									
21	DRJ1																									
22	GR1																									
25	CILC																									
27	PTON																									
29	GSK1																									
30	GSK2																									
31	GSK3																									
32	GSK4																									
33	MTR1																									
34	MTR2																									
35	MTOG																									
36	WW																									

37	DRJ2					
39	TJTB	1				
42	GLMR					
48	PMR	1				
49	PATU		2			
50	KMJ3		1			
51	MKR4					
52	PRK5					
56	Den2			1		
57	C600	1		4	4	
58	C300			4	3	
59	C130				1	
60	C260				1	
61	GE10				1	

-1

-2

-1

-2



FIXED SYSTEM
SUMMARY OF INSTALLED CAPACITIES
(NOMINAL CAPACITIES (MW))

YEAR	HYDROELECTRIC		THERMAL										TOTAL			
	PR.	CAP	HYD1	HYD2	0	1	2	3	FUEL TYPE		6	7		8	9	
					Coal	Gas	HSD	MFO	Geo	Nuc	****	****	****	****	****	
2006	26	2560.	2	7.	7450.	6611.	1894.	800.	774.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	20096.
2007	26	2560.	2	7.	8710.	7351.	1894.	700.	829.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	22051.
2008	26	2560.	2	7.	8710.	7351.	1944.	500.	884.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	21956.
2009	26	2560.	2	7.	12910.	7311.	1944.	200.	944.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	25876.
2010	26	2560.	2	7.	16600.	7311.	1944.	200.	1244.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	29866.
2011	26	2560.	2	7.	16600.	7111.	1916.	200.	1244.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	29638.
2012	26	2560.	2	7.	16600.	6711.	1916.	200.	1214.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	29208.
2013	26	2560.	2	7.	16600.	5931.	1259.	0.	1214.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	27570.
2014	26	2560.	2	7.	16600.	5931.	1218.	0.	1214.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	27530.
2015	26	2560.	2	7.	15800.	5931.	1218.	0.	1214.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	26730.
2016	26	2560.	2	7.	15800.	5931.	1218.	0.	1214.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	26730.
2017	26	2560.	2	7.	15800.	5931.	1218.	0.	1104.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	26620.
2018	26	2560.	2	7.	15800.	4119.	1218.	0.	1104.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	24809.
2019	26	2560.	2	7.	15800.	4119.	1218.	0.	1104.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	24809.
2020	26	2560.	2	7.	15800.	2856.	1218.	0.	1104.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	23546.
2021	26	2560.	2	7.	15800.	2156.	614.	0.	1104.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	22241.
2022	26	2560.	2	7.	15000.	1833.	614.	0.	1104.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	21118.
2023	26	2560.	2	7.	14600.	1833.	614.	0.	1104.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	20718.
2024	26	2560.	2	7.	14200.	1833.	614.	0.	939.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	20153.
2025	26	2560.	2	7.	14200.	1833.	614.	0.	850.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	20064.

VARIABLE SYSTEM
SUMMARY DESCRIPTION OF THERMAL PLANTS

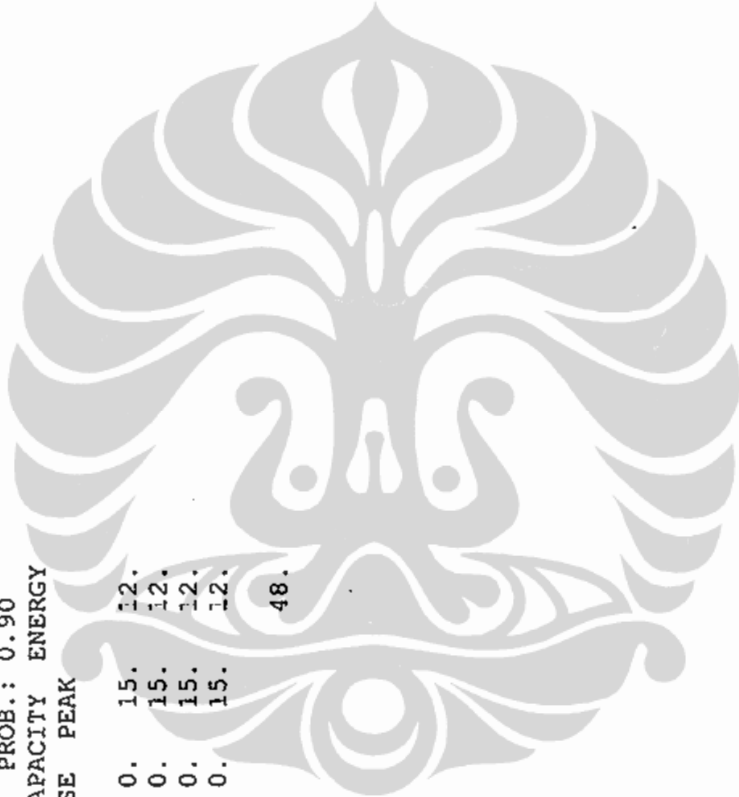
NO. NAME	NO. MIN. OF LOAD SETS MW	CAPA CITY MW	HEAT RATES KCAL/KWH	BASE LOAD	AVGE INCR	MILLION DMSIC	FUEL FORGN TYPE	SPIN RES %	FOR %	DAYS SCHL MAIN	MAIN CLAS MW	O&M (FIX) \$/KWH	O&M (VAR) \$/MWH
1 C6H	0	400.	600.	2400.	2200.	721.C	0.0	0	10	10.0	600.	1.00	2.00
2 CC6	0	350.	600.	2100.	1560.	0.C	1984.0	1	8	8.0	600.	0.67	2.00
3 G2H	0	66.	200.	3220.	2160.	0.C	1984.0	1	10	7.0	200.	0.67	2.00
4 LNG	0	350.	730.	2100.	1600.	0.C	1984.0	1	8	7.0	730.	0.67	2.00
5 Nuc	0	500.	1000.	2620.	2480.	0.C	300.0	\$	10	8.0	1000.	2.50	2.00

VARIABLE SYSTEM
 SUMMARY DESCRIPTION OF COMPOSITE HYDROELECTRIC PLANT TYPE HYDI
 *** CAPACITY IN MW + ENERGY IN GWH ***
 FIXED O&M COSTS : 0.550 \$/KW-MONTH

YEAR	P R O J E C T	HYDROCONDITION 1		HYDROCONDITION 2	
		PROB.: 0.10	ENERGY	PROB.: 0.90	ENERGY
	J R	BASE	PEAK	BASE	PEAK
2002	1	0.	6.	1.	6.
	2	0.	6.	1.	6.
	3	0.	6.	1.	6.
	4	0.	6.	1.	6.
	INST.CAP.		10.		12.
	TOTAL ENERGY		8.		

VARIABLE SYSTEM
 SUMMARY DESCRIPTION OF COMPOSITE HYDROELECTRIC PLANT TYPE HYD2
 *** CAPACITY IN MW * ENERGY IN GWH ***
 FIXED O&M COSTS : 0.550 \$/KW-MONTH

YEAR	P R O J E C T	HYDROCONDITION 1		HYDROCONDITION 2	
		BASE	PEAK	BASE	PEAK
2008	1	0.	15.	0.	15.
	2	0.	15.	0.	15.
	3	0.	14.	0.	15.
	4	0.	15.	0.	15.
	INST. CAP.		15.		
	TOTAL ENERGY		40.		48.



VARIABLE SYSTEM
 SUMMARY DESCRIPTION OF COMPOSITE PUMPED STORAGE PLANT TYPE PUMP

YEAR	P O J R	P R P O J R	CAPACITY PUMPING GENERATION		ENERGY GWH	INSTALLED CAPACITY MW	CYCLE EFFICIENCY %	FIXED O&M COSTS \$/KW-MONTH
			MW	MW				
2010	1	1	250.	250.	62.	250.	76.	0.55
	2	2	250.	250.	62.			
	3	3	250.	250.	62.			
	4	4	250.	250.	62.			
			TOTAL ENERGY	250.				
2010	2	1	500.	500.	125.	500.	76.	0.55
	2	2	500.	500.	125.			
	3	3	500.	500.	125.			
	4	4	500.	500.	125.			
			TOTAL ENERGY	500.				
2010	3	1	750.	750.	188.	750.	76.	0.55
	2	2	750.	750.	188.			
	3	3	750.	750.	188.			
	4	4	750.	750.	188.			
			TOTAL ENERGY	750.				
2010	4	1	1000.	1000.	250.	1000.	76.	0.55
	2	2	1000.	1000.	250.			
	3	3	1000.	1000.	250.			
	4	4	1000.	1000.	250.			
			TOTAL ENERGY	1000.				

4

C O N G E N
 CONSTRAINTS ON CONFIGURATIONS GENERATED
 CON: NUMBER OF CONFIGURATIONS

MINIMUM
 MAXIMUM

RES. PERMITTED EXTREME CONFIGURATIONS OF ALTERNATIVES

YEAR	CON	GIN	MAR-	C6H	CC6	G2H	LNG	Nuc	HYD1	HYD2	PUMP
2006	34	10	0	1	0	0	0	0	0	0	0
2007	34	50	3	1	2	2	0	0	0	0	0
2008	36	10	0	1	2	2	0	0	0	0	0
2009	7	10	0	2	0	0	0	0	0	0	0
2010	7	50	3	2	2	2	0	0	0	0	0
2011	11	15	0	2	0	0	0	0	0	0	0
2012	58	15	0	2	0	0	0	0	0	0	0
2013	90	15	2	2	0	0	0	0	0	0	0
2014	85	40	5	2	4	4	0	0	0	0	0
2015	91	15	5	2	0	0	0	0	0	0	0
2016	330	35	8	2	4	4	0	0	0	0	0
2017	316	15	10	2	0	0	0	0	0	0	2
2018	369	15	14	2	4	4	0	0	0	0	2
2019	295	15	11	2	0	0	0	0	0	0	2
			15	2	4	3	3	3	0	0	2
			20	2	0	0	0	0	0	0	2
				2	4	3	5	0	0	0	4
				2	4	0	2	0	0	0	4
				2	4	3	5	0	0	0	4
				2	4	0	2	0	0	0	4
				2	3	1	2	0	0	0	4

OPTIMUM SOLUTION

ANNUAL ADDITIONS: CAPACITY (MW) AND NUMBER OF UNITS OR PROJECTS
 FOR DETAILS OF INDIVIDUAL UNITS OR PROJECTS SEE VARIABLE SYSTEM REPORT
 SEE ALSO FIXED SYSTEM REPORT FOR OTHER ADDITIONS OR RETIREMENTS

NAME : C6H G2H CC6 LNG NuC HYD1 HYD2 PUMP

YEAR	%LOLP	CAP	SIZE (MW):	600.	200.	LNG	730.	1000.	0.	0.	0.
2006	0.024	1400.	1	1	1						
2007	0.003	0.									
2008	0.081	0.									
2009	0.000	600.	1								
2010	0.000	0.									
2011	0.000	0.									
2012	0.000	0.									
2013	0.157	1200.	2								
2014	0.214	2400.	4								
2015	0.463	3000.	5								
2016	0.508	2700.	2								
2017	0.504	3100.	1								
2018	0.736	4260.	4								
2019	0.807	2930.	3								
2020	0.877	4530.	4								
2021	0.959	4930.	5								
2022	1.063	4530.	6								
2023	1.083	4330.	5								
2024	1.113	5000.	5								
2025	1.093	5130.	4								
TOTALS		50040.	51	2	32	8		5	0	0	4

SUMMARY OF
FIXED SYSTEM PLUS OPTIMUM SOLUTION
(NOMINAL CAPACITY (MW))
THERMAL FUEL TYPE
CAPACITIES

YEAR	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	TOTAL CAP
	Coal	Gas	HSD	MFO	Geo	Nuc	****	****	****	****	
2006	8050	7411	1894	800	774	0	C	0	0	0	18929
2007	9310	8151	1894	700	829	0	C	0	0	0	20884
2008	9310	8151	1944	500	884	0	0	0	0	0	20789
2009	13510	8711	1944	200	944	0	C	0	0	0	25309
2010	17200	8711	1944	200	1244	0	C	0	0	0	29299
2011	17200	8511	1916	200	1244	0	C	0	0	0	29071
2012	17200	8111	1916	200	1214	0	C	0	0	0	28641
2013	18400	7331	1259	0	1214	0	C	0	0	0	28204
2014	20800	7331	1219	0	1214	0	C	0	0	0	30564
2015	23000	7331	1219	0	1214	0	0	0	0	0	32764
2016	24200	7331	1219	0	1214	1000	C	0	0	0	34964
2017	24800	7331	1219	0	1104	3000	C	0	0	0	37454
2018	27200	7379	1219	0	1104	3000	C	0	0	0	39902
2019	29000	8509	1219	0	1104	3000	C	0	0	0	42832
2020	31400	9376	1219	0	1104	3000	C	0	0	0	46099
2021	34400	10606	614	0	1104	3000	C	0	0	0	49725
2022	37200	11213	614	0	1104	3000	C	0	0	0	53131
2023	39800	12543	614	0	1104	3000	C	0	0	0	57061
2024	42400	13543	614	0	939	4000	C	0	0	0	61496
2025	44800	15273	614	0	850	5000	C	0	0	0	66537

SUMMARY OF
FIXED SYSTEM PLUS OPTIMUM SOLUTION
(NOMINAL CAPACITY IN MW, ENERGY IN GWH)

YEAR	PUMPED STORAGE PUMP	HYDRO ELECTRIC HYDR	TOTAL THERMAL CAPACITY	TOTAL CAP		SYSTEM RES.	LOLP. %	ENERGY NOT SERVED HYDROCONDITION	
				PR.	CAP			1	2
2006	0	28	18929	21496	39.6	0.024	0.5	0.3	
2007	0	28	20884	23451	44.1	0.003	0.0	0.0	
2008	0	28	20789	23356	35.4	0.081	2.1	1.6	
2009	0	28	25309	27876	52.5	0.000	0.0	0.0	
2010	0	28	29299	31866	61.4	0.000	0.0	0.0	
2011	0	28	29071	31638	51.0	0.000	0.0	0.0	
2012	0	28	28641	31208	39.9	0.000	0.0	0.0	
2013	0	28	28204	30770	27.9	0.157	4.6	3.7	
2014	0	28	30564	33130	27.4	0.214	7.1	5.8	
2015	0	28	32764	35330	25.5	0.463	19.4	16.4	
2016	2	28	34964	38030	24.9	0.508	23.2	19.9	
2017	4	28	37454	41020	24.6	0.504	24.5	21.3	
2018	4	28	39902	43469	23.6	0.736	42.0	37.2	
2019	4	28	42832	46399	23.3	0.807	48.8	43.5	
2020	4	28	46099	49666	23.3	0.877	56.8	50.9	
2021	4	28	49725	53291	23.2	0.959	66.8	60.4	
2022	4	28	53131	56698	22.9	1.063	80.1	72.9	
2023	4	28	57061	60628	22.9	1.083	85.3	78.0	
2024	4	28	61496	65063	22.9	1.113	92.8	85.2	
2025	4	28	66537	70104	22.9	1.093	94.3	86.9	

SUMMARY OF
FIXED SYSTEM PLUS OPTIMUM SOLUTION
FUEL STOCK OF THERMAL PLANTS BY FUEL TYPE (KTON)
THERMAL FUEL TYPES

YEAR	0 Coal		1 Gas		2 HSD		3 MFO		4 Geo	
	DOM.	FOR	DOM.	FOR	DOM.	FOR	DOM.	FOR	DOM.	FOR
2005	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2006	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2007	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2008	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2009	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2010	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2011	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2012	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2013	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2014	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2015	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2019	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2020	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2021	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2022	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2023	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2024	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

SUMMARY OF
 FIXED SYSTEM PLUS OPTIMUM SOLUTION
 FUEL STOCK OF THERMAL PLANTS BY FUEL TYPE (KTON)
 THERMAL FUEL TYPES

YEAR	5		6		7		8		9	
	DOM.	FOR	DOM.	FOR	DOM.	FOR	DOM.	FOR	DOM.	FOR
2005	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2006	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2007	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2008	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2009	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2010	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2011	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2012	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2013	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2014	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2015	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2019	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2020	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2021	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2022	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2023	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2024	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

SUMMARY OF
FIXED SYSTEM PLUS OPTIMUM SOLUTION
EXPECTED GENERATION BY PLANT TYPE (GWH),
WEIGHTED BY PROBABILITIES OF HYDRO CONDITIONS
THERMAL FUEL TYPES

YEAR	HYD1	HYD2	HYDROELECTRIC	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	TOTAL	GR. TOTAL
			TOTAL	Coal	Gas	HSD	MFO	Geo	Nuc	****	****	****	****		
2006	0	7739	7739	52748	30685	2607	1531	5937	0	0	0	0	0	93508	101247
2007	0	7739	7739	61988	30886	10	26	6346	0	0	0	0	0	99256	106995
2008	0	7739	7739	62111	36718	102	98	6755	0	0	0	0	0	105784	113523
2009	0	7739	7739	90486	13375	0	0	7217	0	0	0	0	0	111078	118817
2010	0	7739	7739	108373	2682	0	0	9546	0	0	0	0	0	120601	128340
2011	0	7739	7739	112727	6369	1	0	9546	0	0	0	0	0	128642	136381
2012	0	7739	7739	115763	12009	40	0	9315	0	0	0	0	0	137088	144827
2013	0	7739	7739	124331	14733	45	0	9314	0	0	0	0	0	148418	156157
2014	0	7739	7739	138860	12816	83	0	9314	0	0	0	0	0	161035	168774
2015	0	7739	7739	152741	12890	85	0	9314	0	0	0	0	0	175028	182767
2016	500	7739	82391	160780	13087	85	0	9314	6915	0	0	0	0	190181	198420
2017	1000	7739	87391	164200	12774	79	0	8469	20853	0	0	0	0	206375	215114
2018	1000	7739	87391	179064	12499	107	0	8469	20830	0	0	0	0	220969	229708
2019	1000	7739	87391	192005	15511	113	0	8469	20838	0	0	0	0	236936	245675
2020	1000	7739	87392	207746	16843	118	0	8469	20829	0	0	0	0	254005	262744
2021	1000	7739	87392	226749	17268	51	0	8469	20809	0	0	0	0	273346	282085
2022	1000	7739	87392	244722	18000	56	0	8469	20723	0	0	0	0	291970	300709
2023	1000	7739	87392	262604	21015	56	0	8469	20728	0	0	0	0	312872	321611
2024	1000	7739	87392	291156	22264	57	0	7213	27615	0	0	0	0	336305	345044
2025	1000	7739	87392	295682	25994	55	0	6527	34539	0	0	0	0	362797	371536

SUMMARY OF
 FIXED SYSTEM PLUS OPTIMUM SOLUTION
 EXPECTED FUEL CONSUMPTION OF THERMAL PLANTS BY FUEL TYPE (KTON),
 WEIGHTED BY PROBABILITIES OF HYDRO CONDITIONS
 THERMAL FUEL TYPES

YEAR	0 Coal		1 Gas		2 HSD		3 MFO		4 Geo	
	DOM.	FOR	DOM.	FOR	DOM.	FOR	DOM.	FOR	DOM.	FOR
2006	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2007	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2008	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2009	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2010	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2011	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2012	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2013	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2014	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2015	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2019	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2020	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2021	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2022	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2023	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2024	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2025	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

SUMMARY OF
FIXED SYSTEM PLUS OPTIMUM SOLUTION
EXPECTED FUEL CONSUMPTION OF THERMAL PLANTS BY FUEL TYPE (KTON),
WEIGHTED BY PROBABILITIES OF HYDRO CONDITIONS
THERMAL FUEL TYPES

YEAR	5		6		7		8		9	
	NUC	FOR	DOM.	FOR	DOM.	FOR	DOM.	FOR	DOM.	FOR
2006	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2007	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2008	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2009	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2010	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2011	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2012	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2013	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2014	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2015	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2019	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2020	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2021	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2022	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2023	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2024	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2025	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

***** R 25 ***** 1 SUBOPTION IOPPOL CAN ONLY BE ACTIVE FOR GL AFTER RESIMULATION (RESET BY PROGRAM)

D Y N P R O

SUMMARY OF CAPITAL COSTS OF ALTERNATIVES IN \$/KW

PLANT	CAPITAL COSTS (DEPRECIABLE PART)	INCLUSIVE DOMESTIC FOREIGN	IDC \$	CONSTR. TIME (YEARS)	PLANT LIFE (YEARS)	CAPITAL COSTS (NON-DEPREC. PART) DOMESTIC FOREIGN
THERMAL PLANT CAPITAL COSTS						
C6H	400.0	818.0	15.63	4.00	30.	0.0 0.0
CC6	250.0	330.0	11.92	3.00	25.	0.0 0.0
G2H	150.0	200.0	8.08	2.00	20.	0.0 0.0
LNG	250.0	330.0	11.92	3.00	25.	0.0 0.0
Nuc	400.0	1315.0	19.21	5.00	40.	0.0 0.0
HYD1 - HYDRO PROJECT CAPITAL COSTS, PROJECT LIFE: 50.						
1	1000.0	1550.0	26.00	6.00		
HYD2 - HYDRO PROJECT CAPITAL COSTS, PROJECT LIFE: 50.						
1	1200.0	800.0	12.00	5.00		
PUMP - PUMP.STOR. PROJ. CAP. COSTS, PROJECT LIFE: 50.						
1	400.0	336.0	26.00	6.00		
2	200.0	336.0	26.00	6.00		
3	200.0	336.0	26.00	6.00		
4	200.0	336.0	26.00	6.00		

D Y N P R O

ECONOMIC PARAMETERS AND CONSTRAINTS

ALL COSTS WILL BE DISCOUNTED TO YEAR : 2006

BASE YEAR FOR ESCALATION CALCULATION IS : 2006

DISCOUNT RATE APPLIED TO ALL DOMESTIC COSTS - %/YR 10.0

DISCOUNT RATE APPLIED TO ALL FOREIGN COSTS - %/YR 10.0

2006 INITIAL VALUES : (XX) = INDEX NUMBER; (0) = NO INDEX READ

NAME OF ALTERNATIVES :

C6H	CC6	G2H	LNG	Nuc	HYD1	HYD2	PUMP
ESCALATION RATIOS FOR CAPITAL COSTS (%)							
DOMESTIC	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
FOREIGN	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
MAXIMUM NUMBER OF UNITS WHICH CAN BE ADDED (0)							
50	50	50	50	50	50	50	50
MINIMUM NUMBER OF UNITS WHICH MUST BE ADDED (0)							
0	0	0	0	0	0	0	0

D Y N P R G (CONTD.)
 ECONOMIC PARAMETERS AND CONSTRAINTS

2006 INITIAL VALUES : (XX) = INDEX NUMBER; (0) = NO INDEX READ

FUEL TYPE:	Coal	Gas	HSD	MFO	Ge:	Nuc	HYDRO	HYDZ	ENERGY NOT SERVED
ESCALATION RATIOS FOR OPERATING COSTS (0)									
DOMESTIC	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
FOREIGN	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
ESCALATION RATIOS FOR FUEL COSTS (0)									
DOMESTIC	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
FOREIGN	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
COEFFICIENTS OF ENERGY NOT SERVED COST FUNCTION (11) CF1 CF2 CF3									
							0.8500	0.0000	0.0000
PENALTY FACTOR ON FOREIGN EXPENDITURE (\$/KWH)									
							1.0000		
CRITICAL LOSS OF LOAD PROBABILITY IN % (12)									
							3.0000		
DEPRECIATION OPTION (0) : 0 = LINEAR									

EXPECTED COST OF OPERATION
FUEL COST
DOMESTIC

TYPE OF PLANT:	Coal	Gas	REC	MFO	Geo	Nuc	****	****	****	****				
YEAR	TOTAL	Gas	REC	MFO	Geo	Nuc	****	****	****	****				
			COST BY FUEL TYPE (Million \$)											
2006	1885.4	511.2	15.0	597.7	324.1	37.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2007	1116.5	1070.0	0.9	1.5	3.9	40.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2008	1151.4	1072.0	3.3	19.4	14.2	42.6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2009	1610.8	1565.3	0.0	0.0	0.0	45.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2010	1953.4	1893.3	0.0	0.0	0.0	60.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2011	2021.2	1961.0	0.0	0.0	0.0	60.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2012	2066.2	2007.2	0.0	0.2	0.1	58.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013	2218.8	2150.9	0.8	8.3	0.0	58.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2014	2466.1	2397.3	0.9	9.3	0.0	58.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2015	2707.9	2630.5	1.4	17.4	0.0	58.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2016	2842.1	2764.2	1.4	17.9	0.0	58.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2017	2887.9	2816.5	1.2	16.5	0.0	53.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2018	3144.7	3067.0	1.5	22.9	0.0	53.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2019	3363.9	3284.8	1.6	24.2	0.0	53.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020	3630.3	3549.9	1.6	25.4	0.0	53.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2021	3938.4	3870.5	1.1	13.5	0.0	53.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022	4247.9	4178.6	1.2	14.5	0.0	53.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2023	4547.2	4477.8	1.2	14.9	0.0	53.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2024	4818.4	4756.8	1.2	15.3	0.0	45.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2025	5090.8	5033.9	1.1	14.6	0.0	41.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
		55455.6		933.5		1039.1								
TOTALS	57709.2	35.3			342.2		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

EXPECTED COST OF OPERATION
FUEL COST:
FOREIGN

TYPE OF PLANT: YEAR	Coal	Gas	HSD	MFO	Sec	Nuc	COST BY FUEL TYPE (MILLION \$)											
							****	****	****	****								
TOTAL																		
2006	1480.0	0.01480.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2007	1288.2	0.01288.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2008	1572.2	0.01572.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2009	519.3	0.0 519.3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2010	103.5	0.0 103.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2011	246.1	0.0 246.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2012	469.0	0.0 469.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013	596.1	0.0 596.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2014	518.5	0.0 518.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2015	524.9	0.0 524.9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2016	586.4	0.0 533.5	0.0	0.0	0.0	0.0	52.9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2017	679.9	0.0 520.4	0.0	0.0	0.0	0.0	159.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2018	657.3	0.0 497.9	0.0	0.0	0.0	0.0	159.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2019	772.3	0.0 612.9	0.0	0.0	0.0	0.0	159.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2020	820.9	0.0 661.5	0.0	0.0	0.0	0.0	159.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2021	837.0	0.0 677.8	0.0	0.0	0.0	0.0	159.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022	863.3	0.0 704.7	0.0	0.0	0.0	0.0	155.6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2023	983.7	0.0 825.1	0.0	0.0	0.0	0.0	158.6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2024	1098.3	0.0 887.0	0.0	0.0	0.0	0.0	211.3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2025	1305.0	0.01040.7	0.0	0.0	0.0	0.0	264.3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
TOTALS	15922.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1642.6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

EXPECTED COST OF OPERATION
OPERATION & MAINTENANCE AND ENERGY NOT SERVED (ENS)

TYPE OF PLANT: YEAR	Coal	Gas	HSD	MFO	Sec	Nuc	COST BY FUEL TYPE (MILLION \$)				HYD1	HYD2	ENS	
							****	****	****	****				
2006	389.2	195.0	121.0	23.1	9.5	23.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	0.3
2007	411.1	227.3	123.4	12.7	5.7	25.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	0.0
2008	426.3	227.6	136.2	13.3	4.2	26.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	1.4
2009	481.3	328.6	92.7	12.8	1.6	28.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	0.0
2010	544.1	403.8	71.3	12.8	1.6	37.6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	0.0
2011	558.5	412.5	77.1	12.7	1.6	37.6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	0.0
2012	571.7	418.6	85.1	12.7	1.6	36.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	0.0
2013	599.2	450.1	84.6	7.6	0.0	36.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	3.2
2014	654.9	508.0	80.7	7.5	0.0	36.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	5.0
2015	718.6	562.1	81.0	7.6	0.0	36.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	14.2
2016	799.6	592.6	81.4	7.6	0.0	36.7	43.8	0.0	0.0	0.0	0.0	3.3	16.9	17.2
2017	902.0	606.7	80.7	7.6	0.0	33.4	131.7	0.0	0.0	0.0	0.0	6.6	16.9	18.3
2018	974.1	665.2	80.6	7.7	0.0	33.4	131.7	0.0	0.0	0.0	0.0	6.6	16.9	32.0
2019	1042.2	712.7	95.7	7.7	0.0	33.4	131.7	0.0	0.0	0.0	0.0	6.6	16.9	37.4
2020	1121.5	772.9	108.5	7.8	0.0	33.4	131.7	0.0	0.0	0.0	0.0	6.6	16.9	43.7
2021	1209.2	846.9	119.2	2.6	0.0	33.4	131.6	0.0	0.0	0.0	0.0	6.6	16.9	51.9
2022	1295.7	916.5	125.6	2.7	0.0	33.4	131.4	0.0	0.0	0.0	0.0	6.6	16.9	62.6
2023	1383.7	983.5	142.3	2.7	0.0	33.4	131.5	0.0	0.0	0.0	0.0	6.6	16.9	66.9
2024	1503.5	1047.8	152.8	2.7	0.0	28.4	175.2	0.0	0.0	0.0	0.0	6.6	16.9	73.1
2025	1629.3	1109.6	174.2	2.7	0.0	25.7	219.1	0.0	0.0	0.0	0.0	6.6	16.9	74.5
TOTALS	17215.7	11986.0	2114.2	174.6	0.0	650.3	1359.4	0.0	0.0	0.0	62.7	501.9	538.6	501.9

EXPECTED COST OF OPERATION

TYPE OF PLANT: YEAR	TOTAL COST													
	DOMESTIC AND FOREIGN													
	Coal	Gas	HSD	NFO	Geo	Nuc	****	****	****	ENS				
TOTAL					COST BY FUEL TYPE (MILLION \$)					HYD1	HYD2			
2006	3754.6	1106.21	616.0	620.8	333.6	60.8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	0.3
2007	2815.9	1297.31	412.5	14.5	9.6	65.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	0.0
2008	3149.9	1299.61	711.6	32.6	18.4	69.3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	1.4
2009	2611.3	1894.0	612.0	12.9	1.6	74.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	0.0
2010	2601.0	2297.1	174.8	12.8	1.6	97.8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	0.0
2011	2825.7	2373.5	323.2	12.7	1.6	97.8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	0.0
2012	3106.9	2425.8	554.2	12.9	1.7	95.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	0.0
2013	3414.0	2601.0	681.5	15.9	0.0	95.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	3.2
2014	3639.6	2905.2	600.2	16.8	0.0	95.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	5.0
2015	3951.4	3192.6	607.3	25.0	0.0	95.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	14.2
2016	4228.2	3356.8	616.3	25.5	0.0	95.4	96.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	17.2
2017	4469.7	3423.2	602.3	24.4	0.0	86.7	291.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	18.3
2018	4776.1	3732.1	580.1	30.6	0.0	86.7	291.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	32.0
2019	5178.4	3997.4	710.2	31.9	0.0	86.7	291.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	37.4
2020	5572.7	4322.9	771.6	33.1	0.0	86.7	291.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	43.7
2021	5984.7	4717.4	798.1	16.1	0.0	86.7	290.8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	51.9
2022	6406.9	5095.1	831.5	17.4	0.0	86.7	290.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	62.6
2023	6914.6	5461.3	968.6	17.5	0.0	86.7	290.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	66.9
2024	7420.2	5804.5	1041.0	17.7	0.0	73.8	356.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	73.1
2025	9025.1	6143.5	1216.0	17.2	0.0	66.8	433.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.9	74.5
TOTALS	90846.9	16423.9	3583.1	1008.5	1689.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	338.8	501.9

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

1. Nama : ARIEF HERU KUNCORO
2. NPM : 840303001X
3. Tempat/tgl. lahir : Sragen, 29 April 1963
4. Status : Menikah
5. Agama : Islam
6. Instansi : Badan Tenaga Nuklir Nasional (BATAN),
Pusat Pengkajian Energi Nuklir (PPEN)
7. NIP : 330004591
8. Golongan : IV-A
9. Alamat kantor : PPEN-BATAN, Jl. Kuningan Barat, Mampang Prapatan,
Jakarta Selatan 12710, Telp. 5251109 Ex.379 atau 5204243
Fax. 5204243
10. Alamat rumah : Perumahan Batan Indah Blok E No.54, Setu, Serpong,
Tangerang, Banten, Email: ariefher@yahoo.com.
11. Riwayat Pendidikan Formal :
 - 2003 – Sekarang : Program S3, Pascasarjana Universitas Indonesia
Program Studi Teknik Elektro
 - 1997 - 1999 : Studi Pascasarjana Universitas Indonesia
Bidang Studi Teknik Elektro (Tenaga Listrik)
 - 1982 - 1988 : Fakultas Teknik, Jurusan Teknik Nuklir, UGM
 - 1979 - 1982 : SMA Negeri 3 Surakarta
 - 1976 - 1979 : SMP Negeri 7 Surakarta
 - 1970 - 1976 : SD Muhammadiyah I Palur, Surakarta
12. Riwayat Pekerjaan :
 - 1990 – sekarang: Pengkaji/peneliti di Pusat Pengkajian Energi Nuklir
(PPEN)-BATAN
 - 1988 – 1990 : *Engineer* di Perusahaan Kontraktor
13. Pendidikan Non Formal (Diklat):
 - a) Diklat Keahlian Dasar *Ilmu dan Teknologi Nuklir*, Pusdiklat-BATAN, Jakarta, 1990.
 - b) Diklat Keahlian *Perencanaan Pengembangan Sistem Kelistrikan*, BATAN, Jakarta, 1991.
 - c) *Diklat Teknologi Industri Bahan Bakar Nuklir*, BATAN, Puspiptek, Serpong, 1995.
14. Training/Workshop International/Regional:
 - a) Workshop on Nuclear Power Project Management, International Atomic Energy Agency (IAEA) - BATAN, Jakarta, 28 November - 9 December 1994.
 - b) Regional Training Course on Safety and Reliability Improvements Through Optimized Maintenance of Nuclear Power Plants, International Atomic Energy Agency (IAEA), Guangdong Daya Bay Nuclear Power Station, China, 20 February – 10 March 1995.
 - c) Workshop on Project Engineering of Nuclear Power Plants, International Atomic Energy Agency (IAEA) – BATAN, Jakarta, 7-15 September 1995.

- d) Workshop on Technical and Economic Bid Evaluation, International Atomic Energy Agency (IAEA) – BATAN, Jakarta, 27 November - 1 December 1995.
- e) Workshop on Korea's Experiences with Nuclear Power Plant Projects, KEPCO (Korea Electric Power Corporation) - BATAN, Jakarta, 28-29 August 1996.
- f) Workshop on CANDU Overview, AECL (Atomic Energy of Canada Limited) - BATAN, Puspipstek, Serpong, 21-25 July 1997.
- g) Tutorial on Introduction to Neural Network and Fuzzy Logic and their Applications, Tutor from Malaysia, IEEE Indonesia Section - University of Indonesia, Jakarta, 6-8 August, 1998.
- h) Regional Training Course on Use of Agency Methodologies and Tools to Analyze Priority of Environmental Issues, IAEA-BATAN, Jakarta, Indonesia, 8 May - 2 June, 2000.
- i) Nuclear Power Generation Basic Course, at Japan Electric Power Information Center, Inc. (JEPIC), The Japan Atomic Power Company (JAPC), Japan International Cooperation Agency, Japan, from January 9, 2003 to March 3, 2003.

15. Seminar/Konferensi Internasional/Regional:

- a) German-Indonesia Seminar on Safety Aspects of Nuclear Power Plants, BATAN-NPI (Nuclear Power International), Jakarta, 1-3 April 1996.
- b) BATAN - NPI Seminar on Operation Aspects of Nuclear Power Plants, BATAN-NPI (Nuclear Power International), Jakarta, 19-20 August 1996.
- c) BE/AEA Technology - BATAN Seminar on Strategic Issues Affecting Nuclear Power, Jakarta, 24-25 September 1996.
- d) Seminar on Nuclear Safety Regulation, BATAN-MITI (Ministry of International Trade and Industry, Gov. of Japan), Jakarta, 18-19 December 1996.
- e) Quality in Research and International on Vernacular Settlement Seminar, Faculty of Engineering, University of Indonesia. Depok, 3-6 August 1999 (Author/Presenter).
- f) The 8th International Conference Quality in Research (QIR) 2005, Faculty of Engineering, University of Indonesia, Depok, 9-10 August 2005 (Author/Presenter).

16. Seminar/Lokakarya/Presentasi Ilmiah/Konferensi Nasional:

- a) Lokakarya Komputasi Sains dan Teknologi Nuklir II, PPI-BATAN, Jakarta, 12-13 Pebruari 1992 (Author/Presenter).
- b) Pertemuan dan Presentasi Ilmiah Penelitian Dasar Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Nuklir, PPNY-BATAN, Yogyakarta, 28-30 April 1992 (Author/Presenter).
- c) Seminar Teknologi dan Keselamatan PLTN serta Fasilitas Nuklir II, Puspipstek, Serpong, 26-28 Juli 1994 (Author/Presenter).
- d) Seminar "Project Engineering and Public Acceptance Activity", Jakarta, tanggal 14 Oktober 1994.
- e) Lokakarya Termohidrolika II, BATAN, Puspipstek, Serpong, 15 Maret 1995 (Author/Presenter).
- f) Pertemuan dan Presentasi Ilmiah Penelitian Dasar Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Nuklir, Yogyakarta, 25-27 April 1995 (Author/Presenter).

- g) Seminar III Teknologi dan Keselamatan PLTN serta Fasilitas Nuklir, Puspiptek, Serpong, 5-6 September 1995 (Author/Presenter).
- h) Presentasi Ilmiah Daur Bahan Bakar Nuklir, Puspiptek, Serpong, 19-20 Nopember 1996 (Author/Presenter).
- i) Seminar Energi Nasional ke-V 1997, KNI-WEC, Jakarta, 9-11 September 1997 (Author/Presenter).
- j) Seminar "Reaktor Temperatur Tinggi ke-V", P2SRM-BATAN, Yogyakarta, 23-24 November 2000.
- k) Seminar "*BATAN-IAEA Public Information Seminar on the Application of Nuclear Science and Technology for Human Welfare*", Jakarta, Indonesia, February 13-15, 2001.

17. Daftar Publikasi :

- a) Radiation Vulcanization of Natural Rubber Latex Using A Combination of Monofunctional Acrylic Monomer and CCl₄, *Yanti Sabarinah, SF. Sundardi, Arief Heru Kuncoro*, International Journal Radiation Application, Instrumentation, Part C, Vol.36, No.6, 1990.
- b) Kebutuhan Bahan Bakar Program PLTN di Indonesia, *Arief Heru Kuncoro*, Prosiding: Lokakarya Komputasi Sains dan Teknologi Nuklir II, PPI-BATAN, Jakarta, 12-13 Pebruari 1992.
- c) Sensitivitas Harga Listrik PLTN, *Suparman, Arief Heru Kuncoro*, Prosiding: Pertemuan dan Presentasi Ilmiah Penelitian Dasar Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Nuklir, PPNY-BATAN, Yogyakarta, 28-30 April 1992.
- d) Program Partisipasi Nasional dan Realisasinya Dalam Mendukung Pembangunan PLTN di Indonesia, *Farizal, Arief Heru Kuncoro, M. Saleh Kasim*, Prosiding: Seminar Teknologi dan Keselamatan PLTN serta Fasilitas Nuklir II, Puspiptek, Serpong, 26-28 Juli 1994.
- e) Program Industri Nuklir, *Arief Heru Kuncoro, Farizal*, Prosiding: Lokakarya Termohidrolika II, BATAN, Puspiptek, Serpong, 15 Maret 1995.
- f) Analisis Kecelakaan Kehilangan Pendingin (LOCA) pada Kanal Untai Uji Termohidrolika Reaktor dengan Menggunakan Program Relap-5/Mod-1, *Arief Heru Kuncoro, Budi Rohman, Richwan Mukhsin*, Prosiding: Pertemuan dan Presentasi Ilmiah Penelitian Dasar Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Nuklir, Yogyakarta, 25-27 April 1995.
- g) Keberadaan Pembangkit Listrik Tenaga Nuklir di Dunia Saat Ini dan Kecenderungannya di Masa Depan, *Arief Heru Kuncoro*, Prosiding: Seminar III Teknologi dan Keselamatan PLTN serta Fasilitas Nuklir, Puspiptek, Serpong, 5-6 September 1995.
- h) Kajian Proses Pengolahan Limbah Radioaktif Cair Hasil Olah-ulang Bahan Bakar Bekas dengan Metode Pengendapan Kimia, *Arief Heru Kuncoro, Moch. Djoko Birmano*, Prosiding: Presentasi Ilmiah Daur Bahan Bakar Nuklir, Puspiptek, Serpong, 19-20 Nopember 1996.
- i) Partisipasi Nasional Dalam Pembangunan PLTN Jenis ALWR 1000 MWe, *M. Saleh Kasim, Priyanto, Arief Heru Kuncoro*, Prosiding: Seminar Energi Nasional ke-V 1997, KNI-WEC, Jakarta, 9-11 September 1997.
- j) Peningkatan Daya Output Modul Sel Surya Dengan Pendekatan Pasif dan Aktif, *A. Tossin Alamsyah, D. Rostyono, Arief Heru Kuncoro*, Prosiding: Penelitian Rekayasa Bidang

Energi Di Indonesia Dalam Perspektif Global, ISBN 979-95381-0-6, Program Pascasarjana, Bidang Ilmu Teknik, Universitas Indonesia, Desember 1997.

- k) Analisis Rantai Energi dalam Sektor Tenaga Listrik, *Rinaldy Dalimi, Arief Heru Kuncoro*, Prosiding: The 1999 FTUI Seminar "Quality in Research and International on Vernacular Settlement", Fakultas Teknik, Universitas Indonesia, Depok, 3-6 Agustus 1999.
- l) Penyiapan Organisasi Pengelolaan Proyek PLTN Khususnya pada Tahap Konstruksi dalam Menyongsong Era Industrialisasi di Indonesia, *M. Saleh Kasim, Arief H. Kuncoro, Priyanto, Nurlaila*, Jurnal Pengembangan Energi Nuklir, Volume 1, Nomor 3, September 1999, ISSN 1410-9816, PPEN-BATAN, Jakarta.
- m) Country Report: Country Experiences in Estimation of Environmental Impacts and Damage Cost, *Edwaren Liun, Arief Heru Kuncoro, Edi Sartono, Mochamad Nasrullah, Scorpio Sri Herdinie*. Presented on IAEA Regional Training Course on Use of Agency Methodologies and Tools to Analyze Priority Environmental Issues, Jakarta, Indonesia, 8 May - 2 June 2000.
- n) Indonesia Country Report: Case Study on Analysis of Environmental Impacts and Damage Costs for Oil Power Plant and Nuclear Power Plant Using IAEA's Methodology and Tools, *Arief Heru Kuncoro, M. Nasrullah, HM. Yahya*. Presented on IAEA Regional Training Course on Use of Agency Methodologies and Tools to Analyze Priority Environmental Issues, Jakarta, Indonesia, 8 May - 2 June 2000.
- o) Country Report, Indonesia: Case Study on the Indonesian Electricity System Expansion Planning, Financial Analysis and Externalities Using IAEA's Tools, *Adiwardojo, Arnold Y. Soetrisnanto, Edi Sartono, Mochammad Nasrullah, Arief Heru Kuncoro, Scorpio Sri Herdinie*. Presented on National Coordinators Meeting for Regional (RCA) Project on Comparative Assessment of Electricity Generation Option, 5-9 March 2001, Beijing, China.
- p) The Externality Study of Indonesia Nuclear Power Plant, *Arief Heru Kuncoro, Tosi Pratiadi, M. Nasrullah*, Jurnal Pengembangan Energi Nuklir, Volume 4, Nomor 3 & 4, September- Desember 2002, ISSN 1410-9816, PPEN-BATAN, Jakarta.
- q) Statistik Energi Nuklir 2004 (Buku), Pusat Pengembangan Energi Nuklir, Badan Tenaga Nuklir Nasional, sebagai pelaksana teknis, Jakarta, Desember 2004.

18. Daftar publikasi ilmiah selama mengikuti Program S3:

- a) Arief Heru Kuncoro, Rinaldy Dalimi, *Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan untuk Peramalan Beban Tenaga Listrik Jangka Panjang pada Sistem Kelistrikan di Indonesia*, Jurnal Teknologi, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia, Edisi No.3, Tahun XIX, September 2005 (Terakreditasi Dirjen Dikti Nomor: 39/Dikti/Kep/2004; ISSN: 0215-1685).
- b) A. H. Kuncoro, R. Dalimi, E. Sartono, *The Comparative Study of the Long-term Electricity Load Forecasting in Indonesia by Using Artificial Neural Network Method and Using MAED Simulation*, the 8th International Conference on Quality in Research (QiR), Faculty of Engineering, University of Indonesia, Depok, 9-10 August 2005 (ISSN: 1411-1284).
- c) Arief Heru Kuncoro, Rinaldy Dalimi, Sudi Ariyanto, *Analisis Perbandingan Hasil Peramalan Beban Tenaga Listrik Jangka Panjang pada Sistem Kelistrikan di Indonesia Menggunakan Metode JST dan Simulasi MAED terhadap Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN)*, Seminar Nasional ke-11 Teknologi dan

Keselamatan PLTN serta Fasilitas Nuklir, P2SRM-BATAN, LPKM - Universitas Brawijaya, Malang, 15 September 2005 (ISSN: 0854-2910).

- d) Arief Heru Kuncoro, Edwaren Liun, *Status PLTN dan Ketersediaan Sumber Daya Energi Nuklir di Dunia*, Seminar Nasional ke-11 Teknologi dan Keselamatan PLTN serta Fasilitas Nuklir, P2SRM-BATAN, LPKM - Universitas Brawijaya, Malang, 15 September 2005 (ISSN: 0854-2910).
- e) Rinaldy Dalimi, Arief Heru Kuncoro, *Study Of Integrating Demand Side Management Potential To Power Generation Planning Trough Electric Power Load Forecasting*, Jurnal Teknologi, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia, Edisi No.1 Tahun XX, Maret 2006 (Terakreditasi Dirjen Dikti Nomor: 39/Dikti/Kep/2004; ISSN: 0215-1685).
- f) Arief Heru Kuncoro, Rinaldy Dalimi, Edi Sartono, M. Mujirudin, *Optimization of Power Generation Expansion Planning on the Jawa-Bali Electricity System 2005-2025*, the 9th International Conference on Quality in Research (QiR), Faculty of Engineering, University of Indonesia, Depok, 6-7 September 2006 (ISSN: 114-1284).
- g) Arief H. Kuncoro, Arnold Y. Soetrisnanto, Edi Sartono, *Studi Sensitivitas Parameter Yang Berpengaruh Dalam Peramalan Beban Tenaga Listrik Jangka Panjang Menggunakan Simulasi Jaringan Syaraf Tiruan*, Seminar Teknologi Simulasi II, TechnoSim 2006, Fakultas Teknik, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, 21 September 2006 (ISBN: 979-99818-3-2).
- h) Arief Heru Kuncoro, Zuhail, Rinaldy Dalimi, *The Long-Term Load Forecasting On The Java-Madura-Bali Electricity System Using Artificial Neural Network Method*, International Conference on Advances in Nuclear Science and Engineering (ICANSE), BATAN, Institut Teknologi Bandung (ITB), Bandung, November 13-14, 2007 (ISBN: 978-979-17090-0-2).
- i) Edwaren Liun, Arief Heru Kuncoro, Edi Sartono, *Environmental Impacts Assessment of Java's Electricity Generation Using Simpac Model*, International Conference on Advances in Nuclear Science and Engineering (ICANSE), BATAN, Institut Teknologi Bandung (ITB), Bandung, November 13-14, 2007 (ISBN: 978-979-17090-0-2).
- j) Arief Heru Kuncoro, Zuhail, Sudi Ariyanto, *A Load Duration Curve Projection on the Java-Madura-Bali Electricity System Using Neural Network - Snyder Hybrid Method*, Jurnal Teknologi, Sekolah Tinggi Teknologi Jakarta, Edisi Volume 10, Nomor 2, Jakarta, Desember 2007 (Terakreditasi Dirjen Dikti, Nomor: 26/Dikti/Kep/2005, ISSN: 1410 - 8577).