



TESIS - BM5407

**PENGUKURAN EFISIENSI PEMBANGKIT LISTRIK
DENGAN MENGGUNAKAN TWO STAGE MODELING
DATA ENVELOPMENT ANALYSIS DAN ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK**

(STUDI KASUS PEMBANGKIT DI PT X)

**I NYOMAN NGURAH WIDIYATNYA
09211650015015**

Dosen Pembimbing
Prof. Ir. Moses L. Singgih, M.Sc., MRegSc., PhD.

Departemen Manajemen Teknologi
Fakultas Bisnis dan Manajemen Teknologi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
2019

LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Manajemen Teknologi (M.MT)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

I NYOMAN NGURAH WIDIYATNYA
NRP: 09211650015015

Tanggal Ujian: 27 Mei 2019

Periode Wisuda: September 2019

Disetujui oleh:

Pembimbing:

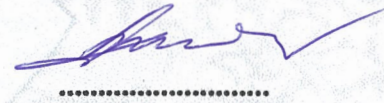
1. Prof. Ir. Moses L. Singgih, M.Sc., MRegSc., PhD.
NIP: 195908171987031002



.....


Penguji:

1. Prof. Ir. I Nyoman Pujawan, M.Eng, Ph.D, CSCP
NIP: 196912311994121076



.....

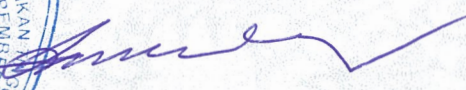
2. Nurhadi Siswanto, ST, MSIE, PhD
NIP: 197005231996011001



.....



Kepala Departemen Manajemen Teknologi
Fakultas Bisnis dan Manajemen Teknologi


Prof. Ir. I Nyoman Pujawan, M.Eng, Ph.D, CSCP
NIP: 196912311994121076

Halaman ini sengaja dikosongkan

PENGUKURAN EFISIENSI PEMBANGKIT LISTRIK DENGAN MENGGUNAKAN TWO STAGE MODELING DATA ENVELOPMENT ANALYSIS DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

(STUDI KASUS PEMBANGKIT DI PT X)

Nama mahasiswa : I Nyoman Ngurah Widiyatnya
NRP : 09211650015015
Pembimbing : Prof. Ir. Moses L. Singgih, M.Sc., MRegSc., PhD.

ABSTRAK

Pengukuran efisiensi industri manufaktur termasuk pembangkit listrik umumnya diukur melalui Overall Equipment Effectiveness (OEE) yang merupakan perhitungan terhadap *Availability* (ketersediaan waktu operasi sesuai kapasitas produksi), *Performance* (lamanya waktu yang dibutuhkan untuk menghasilkan produk) dan *Quality* (produk tanpa cacat yang dihasilkan). Perhitungan efisiensi pembangkit dengan menggunakan OEE menjadi sulit dibandingkan kesetaraan untuk masing-masing pembangkit mengingat pembangkit listrik yang akan diukur memiliki variasi yang cukup besar untuk kapasitas, teknologi, penggunaan energi primer dan lokasi yang berbeda pula.

Penelitian terkait pengukuran produktifitas pembangkit umumnya menggunakan Data Envelopment Analysis (DEA) yaitu pendekatan *non-parametric linear programming* untuk mengukur efisiensi dan pemanfaatan kapasitas yang secara efektif mengidentifikasi batasan produksi untuk masing-masing Decision Making Unit (DMU). Meskipun sering digunakan sebagai alat untuk membandingkan efisiensi, DEA tidak memiliki kemampuan melakukan prediksi sehingga dibutuhkan kombinasi dengan metodologi yang dapat melakukan prediksi adaptif. Artificial Neural Network (ANN) memiliki kekuatan melakukan pemetaan nonlinier dan fungsi prediksi adaptif. Penelitian ini bertujuan menggunakan ANN yang dikaitkan dengan DEA dalam melakukan pengukuran efisiensi serta pemodelan untuk melakukan prediksi efisiensi pembangkit listrik di PT X agar dapat melakukan perbandingan efisiensi pembangkit dengan berbagai variasi tersebut.

Untuk penelitian ini, DEA-ANN digabungkan sehingga kelebihan menggabungkan metode yang saling melengkapi dalam pengukuran efisiensi terpadu dan membuat model untuk memprediksi efisiensi pembangkit tersebut. Untuk pendekatan gabungan ini, model Charnes, Cooper dan Rhodes (CCR) dari DEA digunakan untuk mengevaluasi efisiensi setiap DMU dan untuk menangkap trend efisiensi setiap pembangkit. Berdasarkan hasil DEA tersebut, DMU akan dievaluasi dengan ANN untuk memprediksi skor efisiensi dan target output setiap DMU. Kerangka penelitian yang akan dihasilkan adalah sistem perbandingan dan pendukung pengambilan keputusan yang efektif yang menambahkan kemampuan prediksi adaptif terhadap efisiensi pembangkit tersebut. Pemetaan efisiensi pembangkit.

Hasil pengukuran efisiensi dengan *Two Stages* DEA menggambarkan pemetaan pembangkit ke dalam 4 (empat) kuadran. Masing-masing kuadran akan menjelaskan kategori efisiensi masing-masing kuadran pembangkit untuk menentukan strategi dan kebijakan terkait alokasi anggaran investasi sehubungan dengan mempertahankan, meningkatkan atau menghapusbukukan pembangkit tersebut. Perbandingan efisiensi dengan DEA dan prediksi efisiensi dengan ANN memiliki korelasi R yang sangat tinggi dengan MAPE yang sangat kecil sehingga model prediksi ANN yang dibangun menjadi valid untuk digunakan sebagai alat pengukuran efisiensi pembangkit listrik.

(Kata Kunci: Data Envelopment Analysis, Efisiensi, Artificial Neural Network, Pembangkit)

MEASUREMENT OF POWER PLANT EFFICIENCY USING TWO STAGES MODELING DATA ENVELOPMENT ANALYSIS AND CONJUNCTION WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

(CASE STUDY OF POWER PLANT IN PT X)

Student name : I Nyoman Ngurah Widiyatnya
NRP : 09211650015015
Supervisor : Prof. Ir. Moses L. Singgih, M.Sc., MRegSc., PhD.

ABSTRACT

The performance measurement of manufacturing industries including power plants is generally measured through Overall Equipment Effectiveness (OEE) which is a calculation of Availability (availability of operating time according to production capacity), Performance (the length of time needed to produce a product) and Quality (product produced without defects). The performance calculation of the power plant by using OEE is difficult to compare because the power plant to be measured has a various variable like capacity, technology, primary energy usage and different locations.

Research related to the power plant productivity measurement generally uses Data Envelopment Analysis (DEA), which is non-parametric linear programming to predict efficiency and capacity utilization that effectively identifies production limits for each Decision Making Unit (DMU). Although often used as a tool to compare performance, DEA does not have the ability to make predictions so it requires a combination of methodologies that can make adaptive predictions. Artificial Neural Network (ANN) has the power to perform nonlinear mapping and adaptive prediction functions.

This study aims to use ANN that is associated with DEA in measuring and modeling performance to predict the performance of power plants in PT X in order to be able to compare the performance of the power plant with these variations. For this study, DEA-NN is combined approach so that the advantages of combining complementary methods in integrated performance measurement and modeling to predict the performance of the power plant. For this combined approach, the Charnes, Cooper and Rhodes (CCR) of DEA models are used to evaluate the efficiency of each DMU and to capture the efficiency trends of each power plant. Based on the results of the DEA, DMU will be evaluated by NN to predict the output and efficiency target of each DMU. The result of research framework is a system of comparison and support for effective decision making that have adaptive predictive capabilities to the performance of the power plant.

Efficiency measurement using Two Stages DEA describes power plants mapping in to four quadrants. Each quadrant will explain power plant efficiency categories and describe power plant efficiency map to set up strategy and policy for investment budget allocation to keep, invest, or demolish the power plant.

Efficiency comparison between DEA and efficiency prediction using NN has strong correlation when measure by Pearson Correlation Coefficient (R) and small Mean Absolute Percentage Error (MAPE) then Artificial Neural Network model is valid for power plant efficiency measurement.

(Keywords: Data Envelopment Analysis, Efficiency, Artificial Neural Network, Power Plant)

KATA PENGANTAR

Kami panjatkan segala puji ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunianya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis yang berjudul “Pengukuran Efisiensi Pembangkit Listrik dengan Menggunakan Two Stage Modeling Data Envelopment Analysis dan Artificial Neural Network : (Studi Kasus Pembangkit PT X). Tesis ini diajukan sebagai bagian dari Tugas Akhir dalam rangka menyelesaikan studi di Departemen Manajemen Teknologi di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya bidang keahlian Manajemen Industri. Dalam penyelesaian Proposal Tesis ini, penulis banyak mendapatkan bantuan dari berbagai pihak. Untuk itu penulis menyampaikan ucapan terima kasih setulusnya kepada:

1. Tuhan Yang Maha Esa atas segala rejeki, kesejahteraan, kesehatan dan keselamatan yang diberikan.
2. Prof. Ir. Moses L. Singgih, M.Sc., MRegSc., PhD selaku Dosen Pembimbing yang telah banyak membantu penulis dalam memberikan motivasi, saran, ide, dan bimbingan.
3. Prof. Ir. I Nyoman Pujawan, M.Eng, PhD, CSCP dan Nurhadi Siswanto, ST, MSIE, PhD selaku Dosen Penguji.
4. Indri Hapsari, S.T, MT, istri tercinta atas diskusi materi tesis serta anak-anak saya, Ivanna Naisha Agastya dan Reynard Danesha Ravindra atas waktu yang terluang.
5. Ibu Juma’ati dan keluarga besar atas dukungan, motivasi, dan doa.
6. Seluruh dosen MMT ITS yang telah memberikan arahan dan bimbingan untuk belajar dan mendalami ilmu Manajemen Industri.
7. Kawan-kawan sesama mahasiswa MMT ITS dari PJB dan PJBS atas segala bantuan, kerjasama, dan dorongan semangat yang diberikan.
8. Mas Amri, mahasiswa S2 Statistika ITS dan Pak Ferry, mahasiswa MMT ITS atas bantuannya

Akhirnya penulis menyadari masih banyak kekurangan dan kelemahan.

Untuk itu saran dan kritik yang konstruktif akan sangat membantu agar tesis ini dapat menjadi lebih baik.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	8
1.3 Tujuan Penelitian	8
1.4 Ruang Lingkup Penelitian	9
1.5 Batasan Masalah	9
1.6 Manfaat Penelitian	10
1.6.1 Manfaat Teoritis	10
1.6.2 Manfaat Praktis	10
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI.....	11
2.1 Pembangkitan dan Pembebanan Listrik	11
2.2 Struktur Pasar Ketenagalistrikan	15
2.3 Pengukuran Efisiensi.....	17
2.4 Metode Pengukuran Efisiensi	18
2.4.1 Analisis Rasio	19
2.4.2 Analisis Regresi	20
2.4.3 Analisis Frontier	21
2.4.3.1 Analisis Parametric Frontier	21
2.4.3.1.1 Deterministic Parametric Frontier	22
2.4.3.1.2 Stochastic Parametric Frontier	23
2.4.3.2 Analisis Non Parametric Frontier	25
2.4.3.2.1 Non Parametric Deterministic Frontier	25

2.4.3.2.1.1 Data Envelopment Analysis (DEA)	25
2.4.3.2.1.2 Free Disposal Hull (FDH)	28
2.4.3.2.2 Non Parametric Stochastic Frontier (Stochastic DEA)	29
2.5 Back Propagation Neural Network (BPNN)	30
2.6 Efisiensi Pada Pembangkitan	33
2.7 Penelitian Terdahulu	35
2.8 Penetapan DMU dan Pemilihan Variabel Input dan Output	42
2.9 Model Desain Empiris	46
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	49
3.1 Alur Penelitian	49
3.2 Tahapan Pengambilan Data	50
3.3 Tahapan Pengelolaan Data	51
3.3.1 Analisis Efisiensi Menggunakan DEA Two Stage Modeling.....	51
3.3.2 Prediksi dengan Menggunakan BPNN	53
3.3.2.1 Desain Jaringan dan Pemilihan Data	53
3.3.2.2 Prediksi Efisiensi	54
3.3.2.3 Prediksi Output	54
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	57
4.1 Penetapan Decision Making Unit dan Pengambilan Data.....	57
4.2 Perhitungan Efisiensi dengan Menggunakan Two Stages DEA.....	58
4.2.1 Perhitungan Efisiensi Proses Produksi (Tahap 1).....	59
4.2.2 Penghitungan Efisiensi Proses Penjualan (Tahap 2).....	62
4.2.3 Perbandingan Perhitungan Efisiensi Tahap 1 dan Tahap 2.....	65
4.3 Penggunaan Back Propagation Neural Network di Dalam Perhitungan Efisiensi Pembangkit	72
4.3.1 Normalisasi Data	72
4.3.2 Resampling	74
4.3.3 Prediksi Efisiensi dengan Back Propagation Neural Network Tahap 1	74
4.3.4 Perbandingan Perhitungan Efisiensi Tahap 1 antara DEA dan NN.....	77
4.3.5 Perhitungan Prediksi Output dengan Back Propagation Neural Network Tahap 2	80

4.3.6 Perbandingan Perhitungan Prediksi Output pada Tahap 2	
Menggunakan NN dengan Data Rata-rata	83
4.3.7 Perhitungan Prediksi Efisiensi dan Prediksi Output dengan Back	
Propagation Neural Network.....	85
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN..	87
5.1 Kesimpulan	87
5.2 Saran	90
DAFTAR PUSTAKA	91
LAMPIRAN	95
BIOGRAFI PENULIS	111

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 1.1	Jumlah, tipe dan Kapasitas per Unit Pembangkit PT X	5
Tabel 2.1	Simulasi Penetapan DMU	42
Tabel 2.2	Penetapan Variabel Yang Digunakan Berdasarkan Penelitian	44
Tabel 3.1	Perbandingan Pengukuran Efisiensi dengan Two Stages DEA.....	52
Tabel 4.1	Penetapan DMU penelitian	57
Tabel 4.2	Data dan Format Perhitungan Efisiensi DEA Tahap 1	59
Tabel 4.3	Hasil Perhitungan Efisiensi DEA Tahap 1	61
Tabel 4.4	Data dan Format Perhitungan Efisiensi DEA Tahap 2	62
Tabel 4.5	Hasil Perhitungan Efisiensi DEA Tahap 2	64
Tabel 4.6	Perbandingan Perhitungan Efisiensi Dengan DEA untuk Tahap 1 dan Tahap 2	65
Tabel 4.7	Hasil Pengujian Efisiensi dengan Two Stages DEA.....	69
Tabel 4.8	Contoh Perhitungan Proses Normalisasi	73
Tabel 4.9	Prediksi Efisiensi Tahap 1 dengan Menggunakan Artificial Neural Network	77
Tabel 4.10	Perbandingan Perhitungan Efisiensi Tahap 1 antara DEA dan NN ..	78
Tabel 4.11	Resume Perbandingan Perhitungan Efisiensi Tahap 1 antara DEA dan NN	79
Tabel 4.12	Prediksi Output Tahap 2 dengan Menggunakan Artificial Network Neural	82
Tabel 4.13	Perbandingan Prediksi Output pada NN Tahap 2 dengan Data Rata-rata Output	84
Tabel 4.14	Resume Perbandingan Output Penjualan Rata-rata dengan Output Penjualan Berdasarkan Prediksi BPNN	85
Tabel 4.15	Perbandingan Pearson Correlation Coeficient dan Mean Absolute Percentage Error dari Prediksi Efisiensi dan Prediksi Output dengan Menggunakan BPNN	85

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Peta Lokasi Pembangkit dan Jenisnya Yang Dikelola oleh PT X....	6
Gambar 2-1 Kurva Pembebanan Harian	12
Gambar 2.2 Struktur Pasar Ketenagalistrikan di Indonesia dengan Menggunakan Struktur Single Buyer Multi Seller	16
Gambar 2-3 Analisis Regresi	21
Gambar 2-4 Deterministic Parametric Frontier	23
Gambar 2-5 Stochastic Production Frontier	24
Gambar 2-6 Model Two Stage DEA.....	27
Gambar 2-7 Pendekatan FDH untuk Efisiensi	29
Gambar 2-8 Model BPNN	31
Gambar 2.9 Diagram Skematik Two Stages Modeling	46
Gambar 3-1 Diagram Alur Penelitian	49
Gambar 4.1 Plot 2 Dimensi Efisiensi Two Stages DEA	70
Gambar 4.2 Model Neural Network Perhitungan Efisiensi Tahap 1	76
Gambar 4.3 Model Neural Network Perhitungan Efisiensi Tahap 2	82

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Industri ketenagalistrikan merupakan industri yang mendukung pertumbuhan ekonomi nasional. Pertumbuhan ekonomi akan meningkatkan kebutuhan terhadap rumah, pabrik, pusat bisnis dan perbelanjaan, industri pariwisata serta kebutuhan lainnya yang harus didukung oleh tambahan penyediaan tenaga listrik. Saat ini, listrik sudah menjadi kebutuhan pokok yang memberikan dampak signifikan apabila tidak tersedia dalam jumlah yang cukup.

PT PLN (Persero) atau PLN merupakan Badan Usaha Milik Negara (BUMN) yang mendapatkan tugas dari pemerintah untuk menyediakan listrik bagi konsumen di Indonesia. Rantai pasok industri ketenagalistrikan yang dikelola oleh PLN mulai dari hulu sampai ke hilir yaitu terdiri dari pembangkitan, penyaluran dan distribusi. Pembangkitan melakukan konversi dari energi primer menjadi energi listrik. Produk dari pembangkitan berupa energi listrik dengan tegangan berkisar 20 kV, 70 kV, 150 kV, 275 kV dan 500 kV. Listrik dari pembangkitan akan disalurkan oleh penyaluran kepada gardu-gardu listrik melalui jaringan transmisi sesuai dengan kebutuhan tegangan yang dibutuhkan oleh masing-masing gardu listrik tersebut. Tegangan listrik yang digunakan oleh penyaluran disebut tegangan tinggi (150 kV, 275 kV, dan 500 kV) dan tegangan menengah (70 kV). Setelah listrik sampai ke gardu listrik sisi penyaluran maka listrik tersebut akan menuju pada sisi distribusi dimana tegangan akan diturunkan menjadi tegangan rendah untuk menyesuaikan langsung dengan kebutuhan konsumen akhir.

Di dalam struktur biaya ketenagalistrikan, pembangkitan memberikan kontribusi biaya terbesar yaitu sebesar 60 sampai dengan 75% dari seluruh biaya penyediaan tenaga listrik. Biaya pembangkitan merupakan rantai pasok yang membutuhkan modal yang sangat intensif baik untuk biaya investasi ataupun operasional. Biaya investasi sensitif terhadap teknologi baru dan mengikuti *trend*

penelitian, penemuan dan inovasi baru yang dilakukan oleh para ahli. Selain itu, biaya investasi juga dipengaruhi oleh ekonomi global terkait dengan *cost of fund* baik biaya ekuitas dan biaya pinjaman. Selain itu dibutuhkan keahlian yang fokus mulai dari fase perencanaan, pengembangan, konstruksi, operasi dan paska operasi. Biaya operasional meliputi biaya bahan bakar yang mengikuti harga pasar, biaya perawatan yang mengikuti *trend* teknologi dan siklus pemeliharaan, biaya personil dan administrasi yang mengikuti kenaikan inflasi. Transmisi dan distribusi berkontribusi antara 25% sampai dengan 40% dari total biaya penyediaan tenaga listrik. Aset transmisi dan distribusi berupa jaringan tidak membutuhkan modal yang intensif serta keahlian yang kompleks dan fokus di dalam mengelolanya.

Jenis pembangkit berdasarkan energi primer dibedakan atas 2 (dua) jenis yaitu pembangkit *non renewable energy* dan pembangkit *renewable energy*. Pembangkit *non renewable energy* dalam hal ini disebut sebagai pembangkit thermal dan pembangkit *renewable energy* yang hanya akan fokus pada pembangkit hidro karena pembangkit *renewable energy* yang di luar pembangkit hidro belum memiliki kontrak komersial sehingga belum dapat dijadikan penelitian. Pembangkit thermal adalah pembangkit yang menggunakan bahan bakar energi fosil baik batubara, gas ataupun minyak bumi sebagai bahan bakar utama dengan melakukan konversi energi dari kalori yang tersimpan di dalam energi fosil tersebut untuk menggerakkan turbin. Pembangkit hidro adalah pembangkit yang menggunakan air sebagai penggerak turbin dengan memanfaatkan energi potensial yang dimiliki oleh air tersebut.

Jenis pembangkit thermal berdasarkan proses yang digunakan, dapat dibedakan menjadi:

- a. Pembangkit Listrik Tenaga Uap (PLTU), yaitu pembangkit listrik yang menggunakan uap air sebagai penggerak turbin. Uap air tersebut dapat dihasilkan dari air yang dididihkan pada suhu dan tekanan tertentu. Energi yang digunakan untuk mendidihkan air dapat berasal dari batubara, gas, ataupun gas.

- b. Pembangkit Listrik Tenaga Gas (PLTG), yaitu pembangkit listrik yang menggunakan hasil pembakaran langsung dari energi primer sebagai penggerak turbin. Energi yang digunakan adalah gas dan minyak. Ruang pembakaran energi primer untuk menghasilkan gas dilaksanakan di *combustor chamber*
- c. Pembangkit Listrik Tenaga Gas Uap (PLTGU), yaitu yaitu pembangkit listrik yang menggunakan hasil pembakaran langsung dan uap air sebagai penggerak turbin. Pembangkit jenis ini merupakan gabungan antara PLTU dan PLTG.
- d. Pembangkit Listrik Tenaga Mesin Gas (PLTMG), yaitu pembangkit listrik yang menggunakan hasil pembakaran langsung dengan menggunakan mesin *reciprocating* untuk menggerakkan turbin. Energi primer yang digunakan untuk pembakaran adalah gas ataupun minyak.
- e. Pembangkit Listrik Tenaga Diesel (PLTD) yaitu pembangkit yang mirip dengan PLTMG, tetapi menggunakan minyak sebagai energy primer.
- f. Pembangkit Listrik Tenaga Panas Bumi (PLTP), yaitu pembangkit yang menggunakan panas bumi untuk menggerakkan turbin.

Rata-rata umur teknis pembangkit thermal berkisar antara 20 (dua puluh) sampai dengan 30 (tiga puluh) tahun dan umur pembangkit hidro berkisar antara 30 (tiga puluh) sampai dengan 50 (lima puluh) tahun meskipun secara finansial, umur pembangkit akan dihitung berdasarkan standarisasi umur berdasarkan sistem akuntansi yang berlaku di tiap perusahaan. Selain itu, perusahaan memiliki kebijakan terkait revaluasi asset untuk meningkatkan kemampuan perusahaan mendapatkan pendanaan melalui penerbitan hutang ataupun obligasi untuk melakukan investasi baru. Kebijakan revaluasi dapat memperpanjang umur finansial pembangkit sehingga menjadi lebih panjang dari umur teknisnya.

Berdasarkan Rencana Umum Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) tahun 2018-2027, sistem kelistrikan di Indonesia dikelola oleh PLN yang memiliki kapasitas terpasang pembangkit sebesar 54.578 MW dengan berbagai jenis dan kapasitas pembangkit yang terdiri dari 40.286 MW pembangkit PLN, 10.457 MW pembangkit swasta yang dimiliki oleh *Independent Power Producer (IPP)* dan 3.835

MW pembangkit sewa. Dari jenis pembangkit, sebesar 45,1% dari kapasitas berupa pembangkit dengan jenis PLTU batu bara, 30,2% berupa pembangkit dengan jenis PLTG/PLTGU/PLTMG, 10% berupa PLTD, 8,1% berupa pembangkit hidro, 3,1% berupa PLTU dengan menggunakan minyak, 3,1% berupa PLTP dan 0,26% berupa pembangkit dari Energi Baru dan Terbarukan (biomass, solar, angin). Organisasi pengelola pembangkit di PLN dilakukan oleh organisasi dengan tingkat 1 (satu) level di bawah direksi PLN dan anak perusahaan PLN.

Efisiensi pembangkit tenaga listrik dihitung berdasarkan tara kalor yang merupakan kinerja terkait dengan kemampuan pembangkit untuk melakukan konversi energi primer menjadi energi listrik atau didefinisikan energi yang dihasilkan tiap energi yang masuk. Di dalam sistem tenaga listrik, proses kompetisi adalah dengan cara mempertandingkan *marginal cost* berdasarkan pada efisiensi tara kalor.

Efisiensi tara kalor sebagaimana disebutkan di atas merupakan kinerja yang ditentukan oleh jenis energi primer yang digunakan, tipe pembangkit sesuai dengan proses serta teknologi sehingga seakan-akan, efisiensi pembangkit ditentukan oleh input bahan baku pada proses produksi yaitu harga energi primer yang murah dan teknologi mutakhir yang digunakan. Padahal, untuk menentukan produktivitas dan efisiensi pembangkit tidak semata dapat ditentukan oleh kedua hal tersebut karena terdapat faktor lainnya seperti sumber daya manusia, investasi yang dilakukan untuk mempertahankan kinerja mesin ataupun faktor lainnya yang menjadi input di dalam proses bisnis tetapi tidak menjadi bahan baku di dalam proses produksi.

PT X merupakan salah satu anak perusahaan PLN yang mengelola pembangkitan tenaga listrik dengan kapasitas sebesar 16.050 MW dimana pembangkit yang dimiliki sendiri dengan kapasitas 7.412 MW (pembangkit *existing*) dan sisanya yaitu 8.638 MW merupakan pembangkit yang dikelola baik melalui kepemilikan saham pada perusahaan patungan ataupun melakukan pengelolaan Jasa O&M. Gambar 1.1 menjelaskan tentang lokasi pembangkit yang

dikelola oleh PT X. selain itu, Tabel 1.1 menjelaskan jumlah, jenis dan kapasitas per unit pembangkit yang dikelola oleh PT X.

Tabel 1.1 : Jumlah, tipe dan Kapasitas per Unit Pembangkit PT X

No	Jenis	Kapasitas per unit (MW)	Jumlah (unit)
1	PLTU batu bara	< 25	15
		$25 \leq x < 100$	10
		$100 \leq x < 200$	4
		$200 \leq x < 400$	9
		$400 \leq x < 600$	2
		≥ 600	1
2	PLTMG	< 20	22
3	PLTGU gas/minyak	< 500	6
		> 500	1
4	PLTU gas/minyak	< 150	2
		> 150	4
5	PLTG gas/minyak	< 100	3
		> 100	8

Sumber: Laporan Manajemen 2018, 2019

Pembangkit yang dimiliki sendiri, di dalam laporan keuangan akan terkonsolidasi di dalam neraca PT PLN dan PT X sehingga berpengaruh terhadap besarnya asset dan penguasaan pangsa pasar di Indonesia. Sementara kepemilikan saham pada perusahaan patungan tergantung dari besarnya saham PT X yang dimiliki pada perusahaan patungan. Pembangkit yang dikelola oleh PT X untuk

operasi dan pemeliharaan, biaya operasi dikonsolidasi dalam laporan laba rugi perusahaan.



Gambar 1.1 : Peta Lokasi Pembangkit dan Jenisnya Yang Dikelola oleh PT X (Rencana Jangka Panjang Perusahaan tahun 2017-2022, 2018)

Pembangkit yang dikelola oleh PT X baik yang dimiliki sendiri, pembangkit yang dimiliki lewat kepemilikan saham melalui perusahaan patungan serta sebagai pelaksana operasi dan pemeliharaan merupakan pembangkit yang telah dibangun 5 (lima) sampai 40 (empat puluh) tahun yang lalu. Secara alamiah, pembangkit tenaga listrik mengalami penurunan efisiensi tiap tahun meskipun dilakukan pemeliharaan periodik. Penurunan keandalan juga terjadi karena peralatan semakin lama semakin *obsolete* terhadap teknologi. Penurunan keandalan dan efisiensi berdampak kepada penurunan produktifitas sehingga akan meningkatkan biaya pokok produksi. Biaya produksi yang tinggi akan mengurangi tingkat kompetisi pembangkit tersebut di sistem ketenagalistrikan karena *marginal cost* sistem ketenagalistrikan menjadi lebih tinggi sehingga pembangkit tersebut tidak diutilisasi oleh pengatur beban (*dispatcher*).

Pembangkit yang dikelola oleh PT X memiliki porsi sebesar 30% dari total kapasitas pembangkit yang dikelola oleh PLN. Pembangkit yang dikelola tersebut memiliki kapasitas dari berbagai ukuran mulai dari 1 MW sampai dengan 660 MW, berbagai jenis pembangkit baik PLTU, PLTGU, PLTG, PLTMG, PLTD dan PLTA, menggunakan berbagai jenis bahan bakar serta lokasi tersebar hampir di seluruh Indonesia. Pengukuran produktifitas dan efisiensi pembangkit pada PT X tidak dapat dilakukan hanya dengan membandingkan efisiensi tara kalor, tetapi dengan mempertimbangkan faktor-faktor lainnya seperti jumlah dan kapabilitas SDM, pemakaian energi sendiri, ataupun pemeliharaan yang dilakukan.

Data Envelopment Analysis (DEA) merupakan pendekatan *non-parametric linear programming* untuk mengukur efisiensi dan pemanfaatan kapasitas yang secara efektif mengidentifikasi batasan produksi untuk masing-masing Decision Making Unit (DMU). Meskipun sering digunakan sebagai alat untuk membandingkan efisiensi, DEA tidak memiliki kemampuan melakukan prediksi sehingga dibutuhkan kombinasi dengan metodologi yang dapat melakukan prediksi adaptif. *Artificial Neural Network* (ANN) memiliki kekuatan melakukan pemetaan nonlinier dan fungsi prediksi adaptif. Untuk penelitian ini, DEA-ANN digabungkan sehingga kelebihan menggabungkan metode yang saling melengkapi dalam pengukuran efisiensi terpadu dan membuat model untuk memprediksi efisiensi pembangkit tersebut. Kerangka penelitian kombinasi DEA dan NN untuk pengukuran kinerja pembangkit yang akan dihasilkan adalah sistem perbandingan dan pendukung pengambilan keputusan yang efektif yang menambahkan kemampuan prediksi adaptif terhadap efisiensi pembangkit tersebut.

Penelitian ini menggunakan metode DEA dengan *two stage modeling* dimana pengukuran efisiensi dilakukan dalam dua tahap yaitu tahap pertama akan mengukur efisiensi proses produksi dan tahap kedua akan mengukur efisiensi proses penjualan. Pemilihan penggunaan metode DEA dengan *two stage modeling* didasarkan pada proses bisnis di dalam bisnis pembangkitan yang secara garis besar terdiri dari 2 (dua) tahap yaitu tahap produksi yang mengkonversi asset menjadi

faktor biaya dan tahap penjualan yang mengkonversi faktor biaya menjadi energi listrik. Pada tahap pertama, pengukuran efisiensi akan didasarkan pada input berupa variabel yang mempengaruhi proses produksi yaitu asset dan output hasil dari proses produksi yaitu faktor biaya. Output dari pengukuran efisiensi tahap pertama, yaitu faktor biaya, disebut variabel intermediate karena akan menjadi input pada pengukuran efisiensi tahap kedua. Pengukuran efisiensi pada tahap kedua dilakukan berdasarkan input yaitu faktor biaya dan output dari proses penjualan yaitu energi listrik.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan pada latar belakang permasalahan pada sub-bab sebelumnya maka masalah penelitian ini dapat dirumuskan adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana model pengukuran efisiensi pembangkit yang tepat dengan mempertimbangkan ketidakseragaman teknologi dan investasi, energi primer yang beragam, jenis pembangkit, jumlah orang, dan lokasi yang mempengaruhi efisiensi masing-masing pembangkit.
2. Bagaimana variabel yang dipilih dapat memprediksi efisiensi pembangkit serta menggunakan *Artificial Neural Network* untuk memprediksi efisiensi dan output penjualan.
3. Bagaimana mengevaluasi efisiensi pembangkit dan penyebabnya untuk menentukan solusi terhadap kondisi pembangkit tersebut.

1.3 Tujuan Penelitian

Mengacu pada rumusan masalah penelitian diatas, maka tujuan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Mengidentifikasi variabel yang menentukan efisiensi pembangkit serta menghitung efisiensi pembangkit di PT X untuk dibandingkan pada masing-masing jenis pembangkit dan teknologi termasuk asal negara teknologi.

2. Melakukan pemetaan efisiensi pembangkit di PT X sehingga dapat mengelompokkan pembangkit berdasarkan efisiensi sehingga memberikan gambaran terkait solusi terhadap pembangkit tersebut.
3. Melakukan prediksi terhadap efisiensi dan output penjualan masing-masing pembangkit di PT X untuk mengetahui akurasi hasil prediksi dibandingkan kondisi aktual.

1.4 Ruang Lingkup Penelitian

Mengacu pada tujuan penelitian diatas, maka ruang lingkup penelitian adalah sebagai berikut:

1. Penelitian akan menentukan variabel yang berpengaruh terhadap efisiensi pembangkit.
2. Penelitian akan memperoleh informasi pengukuran efisiensi pembangkit berdasarkan variabel-variabel tertentu berdasarkan perhitungan metode DEA dua tahap sehingga didapatkan nilai efisiensi maksimum dan melakukan prediksi efisiensi dan output tersebut dengan menggunakan BPNN.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah ditetapkan agar penelitian dapat fokus dalam mendapatkan alternatif solusi terbaik yang akan dihasilkan dari proses analisis. Beberapa batasan masalah yang dipilih penulis adalah sebagai berikut:

- i. Pengukuran efisiensi dilakukan pada dalam kurun waktu 2009-2018.
- ii. Pembangkit yang digunakan dalam objek penelitian adalah pembangkit thermal yang dimiliki seluruhnya oleh PT X dan pembangkit yang operasi dan pemeliharaan dilakukan oleh PT X.
- iii. Penetapan DMU dilakukan berdasarkan kesamaan pembangkit dari sisi jenis, kapasitas, lokasi, sistem metering, dan kontinuitas proses bisnis.

1.6 Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memetakan efisiensi pembangkit di PT X serta dapat memprediksi efisiensi pembangkit berdasarkan model yang disusun dan variabel-variabel berpengaruh. Manfaat penelitian juga terbagi ke dalam dua kategori manfaat yaitu:

1.6.1 Manfaat Teoritis

Hasil penelitian ini diharapkan bermanfaat bagi pengembangan metodologi pengukuran produktivitas dan efisiensi, khususnya terhadap pengukuran produktivitas dan efisiensi pembangkit listrik di Indonesia. Manfaat teoritis yang diharapkan dari penelitian ini adalah:

- 1) Pengembangan variabel-variabel yang mempengaruhi efisiensi pembangkit listrik.
- 2) Dukungan empiris pada model yang diusulkan melalui penyederhanaan proses sekuensial pengukuran DEA dan prediksi BPNN.
- 3) Pengembangan metode pengukuran dan prediksi efisiensi pembangkit listrik yang dapat menjadi masukan bagi penelitian selanjutnya.

1.6.2 Manfaat Praktis

Hasil penelitian ini dapat menjadi masukan bagi perusahaan dalam menentukan pencapaian kinerja pembangkit berdasarkan variabel yang lebih komprehensif, menetapkan prioritas alokasi sumber daya baik berupa investasi dan human kapital serta perbaikan proses bisnis untuk meningkatkan pencapaian kinerja perusahaan serta untuk meningkatkan fleksibilitas manajerial dalam memilih opsi yang dapat ditindaklanjuti dari alternatif teoretis dan praktis yang layak melalui langkah-langkah dukungan pengambilan keputusan yang adaptif.

BAB 2

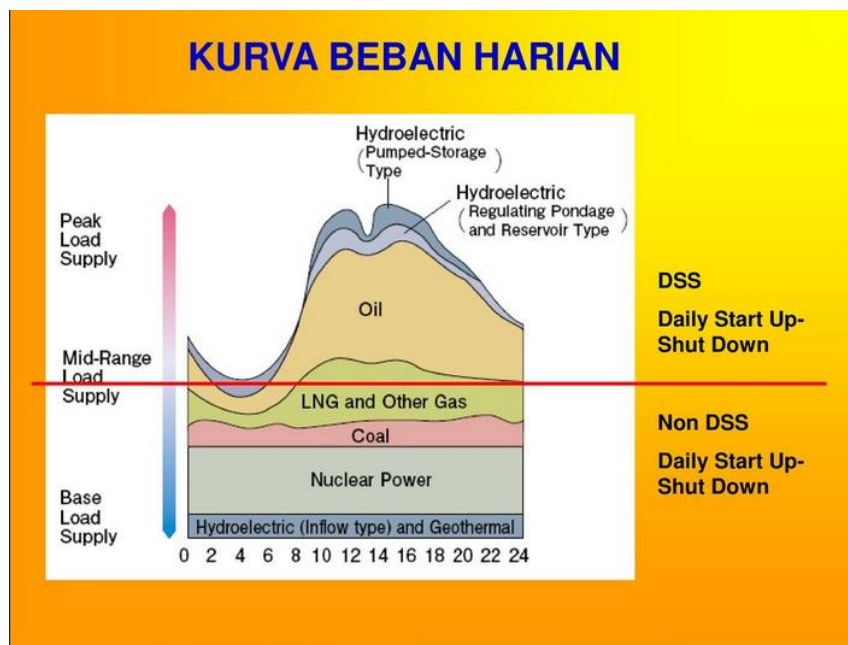
KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Pembangkitan dan Pembebanan Listrik

Pembebanan pada sistem tenaga listrik bervariasi dari waktu ke waktu dengan mengikuti perubahan permintaan dari aktivitas industri, bisnis dan rumah tangga serta perubahan cuaca. Pembebanan tenaga listrik dimulai di pagi hari saat orang-orang bangun dan memulai aktivitas, kemudian terjadi beban puncak di sore hari, dan mengalami penurunan beban di tengah malam dan pagi hari. Bentuk kurva beban harian menentukan bagaimana sistem tenaga listrik dioperasikan yang berdampak pada pengoperasian pembangkit tenaga listrik. Gambar 2.1 adalah kurva beban tenaga listrik harian di Indonesia. Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.1 di atas, terdapat permintaan minimum tenaga listrik yang dipenuhi oleh pembangkit beban dasar yang memiliki karakter biaya operasi variabel yang rendah. Pembangkit beban dasar dapat juga memenuhi permintaan tenaga listrik di atas beban dasar dan juga dapat mengurangi permintaan tenaga listrik pada beban dasar ketika permintaan tenaga listrik sangat rendah. Pembangkit harus memiliki kemampuan menaikkan dan menurunkan kapasitas pembangkit (MW) pada saat beroperasi (*ramping rate*) untuk memenuhi fluktuasi permintaan tenaga listrik.

Bagian terbesar terhadap upaya untuk memenuhi kebutuhan tenaga listrik yang naik turun sesuai permintaan pelanggan membutuhkan peran pembangkit *intermediate* (juga disebut sebagai *load following* atau *cycling unit*). Pembangkit-pembangkit *combines cycles* dapat dengan cepat mengubah output kapasitas mereka dalam waktu relatif singkat agar sesuai dengan perubahan permintaan tenaga listrik (memiliki *ramping rate* tinggi). Pembangkit *load following* juga dapat berfungsi sebagai "*spinning reserve*" yaitu pembangkit yang siap beroperasi tetapi tidak menyalurkan daya pada *grid*, dan segera menyalurkan daya untuk memenuhi kenaikan beban tak terduga atau untuk menjadi cadangan bagi unit lain yang mati karena kerusakan. Beban puncak harian tertinggi dapat dipenuhi oleh pembangkit

peaking. Unit-unit ini biasanya yang paling mahal untuk beroperasi, tetapi dapat dengan cepat merespons beban dan berhenti beroperasi untuk memenuhi permintaan beban dalam waktu singkat. Pembangkit beban puncak juga berfungsi sebagai cadangan putar, dan sebagai unit yang dapat melakukan *start up* dengan cepat dari posisi *shut down* ke beban penuh dalam hitungan menit.



Gambar 2.1 Kurva Pembebanan Harian (Buku Rencana Operasi Tahunan 2019, 2019).

Pembangkit beban puncak biasanya beroperasi hanya beberapa ratus jam dalam satu tahun. Pola pembebanan pembangkit yang akan memenuhi permintaan beban tenaga listrik di dalam sistem tenaga listrik diurutkan di dalam urutan biaya variabel terendah (*economic dispatch*) dan menggunakan *heat rate* atau tara kalor per satuan harga energi sebagai parameter pembebanan. Pembangkit yang menggunakan bahan bakar fosil (seperti batu bara, minyak atau gas alam) sebagai variabel kunci adalah efisiensi dari pembangkit listrik untuk mengubah bahan bakar menjadi listrik, yang diukur dengan tingkat tara kalor yang diukur sebagai jumlah bahan bakar dalam *British Thermal Units* (btus) yang diperlukan untuk

menghasilkan satu kilowatt-jam output tenaga listrik. Tara kalor yang lebih rendah setara dengan efisiensi yang lebih besar dan biaya variabel yang lebih rendah. Hal-hal lain seperti faktor lingkungan dianggap sama sehingga semakin rendah tara kalor pembangkit, semakin tinggi pembangkit tersebut di dalam urutan prioritas *economic dispatch*. Tara kalor tidak berlaku untuk pembangkit yang tidak menggunakan bahan bakar fosil, seperti pembangkit listrik yang menggunakan energi terbarukan, nuklir dan biomassa. Sebagai ilustrasi *economic dispatch*, dengan mempertimbangkan utilitas dengan pembangkit gabungan yang terdiri dari batubara, nuklir, panas bumi, *combine cycle* gas alam, dan gas alam untuk beban puncak dalam sistem tenaga listrik. Pembangkit *baseload* yang menggunakan nuklir, batubara, dan geotermal, merupakan pembangkit dengan biaya investasi mahal tetapi memiliki biaya bahan bakar rendah karena biaya variabel yang rendah, akan menjadi unit pertama yang akan dibebani di sistem tenaga listrik. Kecuali untuk pemeliharaan terjadual dan gangguan, pembangkit *baseload* ini akan beroperasi sepanjang tahun. Pembangkit *combine cycle*, yang sangat efisien tetapi menggunakan gas alam mahal sebagai bahan bakar, akan memenuhi beban menengah. Pembangkit *combine cycle* ini akan naik dan turun di siang hari merespon naik turunnya beban listrik, dan akan dinyalakan dan dimatikan puluhan kali setahun. Pembangkit beban puncak yang menggunakan turbin gas relatif tidak efisien dan membakar gas alam yang mahal. Pembangkit ini hanya beroperasi sesuai kebutuhan untuk memenuhi beban puncak. Pengecualian *economic dispatch* untuk pembangkit listrik yang berasal dari energi terbarukan, misalnya energi angin dan matahari, yang tidak dikategorikan dalam kategori pembangkit beban dasar, menengah, dan puncak. Energi terbarukan tersedia dengan tidak pasti tergantung dari alam sehingga dikecualikan di dalam *economic dispatch* karena memiliki biaya variabel yang sangat rendah, idealnya digunakan untuk menggantikan pembangkit *combine cycle* dan pembangkit beban puncak dengan biaya variabel yang lebih tinggi. Namun, jika pembangkit tenaga angin atau pembangkit tenaga surya tersedia ketika terjadi permintaan tenaga listrik yang rendah (seperti akhir pekan atau dalam kasus pembangkit tenaga angin terjadi

di malam hari), pembangkit energi terbarukan bisa menggantikan pembangkit batu bara. Sistem tenaga listrik harus memenuhi semua permintaan beban setiap saat, tetapi variabel pembangkit energi terbarukan tidak memiliki tingkat keluaran energi yang kuat karena bergantung pada cuaca. Pembangkit energi terbarukan bukan pembangkit utama di dalam sistem tenaga listrik karena tidak ada jaminan bahwa pembangkit dapat menghasilkan energi listrik pada tingkat beban tertentu pada suatu titik waktu tertentu. Pembangkit energi terbarukan dapat dioptimalkan dengan menghubungkan pembangkit tenaga angin dan surya dengan baterai penyimpanan listrik, tetapi dengan teknologi saat ini, pilihan penyimpanan energi dengan baterai sangat terbatas dan mahal.

Faktor Kapasitas adalah parameter utilisasi pembangkit tenaga listrik yang merupakan rasio jumlah daya yang dihasilkan oleh unit untuk jangka waktu tertentu (biasanya setahun) terhadap jumlah daya maksimum yang dapat dihasilkan pembangkit jika beroperasi pada output penuh, tanpa berhenti untuk jangka waktu tertentu pula. Misalnya, jumlah maksimum daya yang dapat dihasilkan unit 1.000 megawatt (MW) dalam setahun adalah 8,76 juta megawatt-hours (Mwh), dihitung sebagai: Jika unit ini benar-benar menghasilkan hanya 4,0 juta Mwh faktor kapasitasnya akan menjadi 46% (dihitung sebagai 4,0 juta Mwh dibagi dengan 8,76 juta Mwh). Terdapat perbedaan dalam perhitungan antara kapasitas dan energi. Kapasitas adalah potensi output sesaat dari unit pembangkit, diukur dalam watt. Energi adalah jumlah aktual listrik yang dihasilkan oleh pembangkit listrik selama periode waktu, diukur dalam watt-jam. Satuan kapasitas dan energy, biasanya dinyatakan dalam ribuan (kilowatt dan kilowatt-jam) atau jutaan (megawatt dan megawatt-jam). Perbedaan antara output aktual maksimum dan teoritis disebabkan dengan pemeliharaan terjadual, kerusakan mekanis (*forced outage*), dan semua kejadian di mana pembangkit listrik tidak mencapai hasil maksimum karena kurangnya pembebanan atau karena energi pembangkit yang dihasilkan lebih mahal dari pembangkit lain. Sangat jarang sebuah pembangkit memiliki faktor kapasitas 100%. Pembangkit beban dasar, biasanya memiliki faktor kapasitas sekitar 70% atau

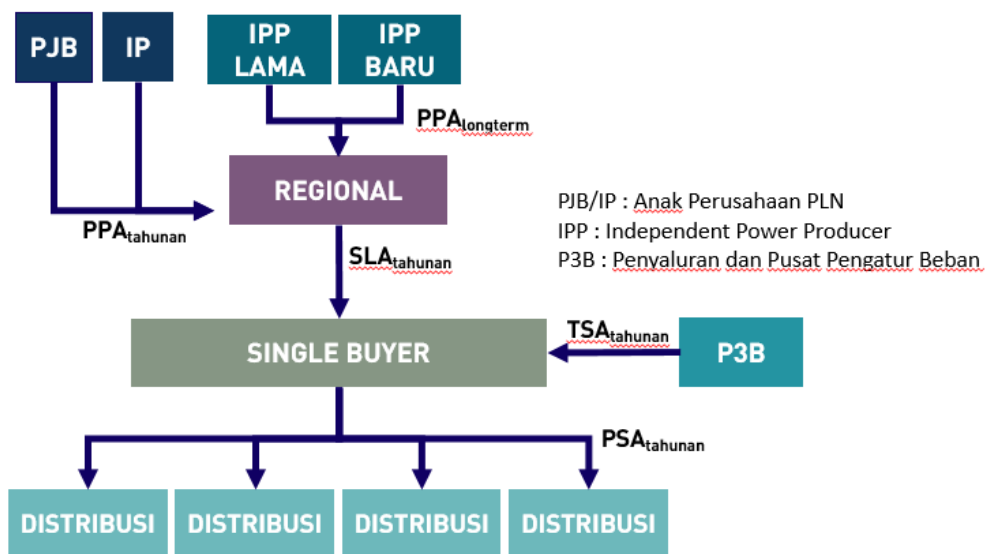
lebih besar, pembangkit beban puncak memiliki faktor kapasitas sekitar 25% atau kurang, dan pembangkit *combined cycle* memiliki faktor kapasitas di antara pembangkit beban dasar dan beban puncak.

2.2 Struktur Pasar Ketenagalistrikan

Sistem ketenagalistrikan terdiri dari sistem pembangkitan, sistem transmisi dan sistem distribusi yang dikelola di dalam pasar ketenagalistrikan. Struktur pasar ketenagalistrikan adalah salah satu mekanisme kunci terkait tata kelola eksternal yang dapat menerapkan implementasi komersial pada infrastruktur ketenagalistrikan yang bertujuan untuk meningkatkan kinerja sistem ketenagalistrikan secara keseluruhan. Desain struktur pasar seringkali menjadi titik awal untuk melakukan reformasi keseluruhan dalam sektor ketenagalistrikan yang memiliki pengaruh besar dalam membentuk semua keputusan penting, termasuk desain dan struktur kontrak serta keputusan tentang harga tenaga listrik. Dengan demikian, struktur pasar memiliki pengaruh yang kuat pada apakah dan sejauh mana sektor listrik dapat mencapai peningkatan kinerja. Struktur pasar tenaga listrik juga mempengaruhi kinerja di sektor kelistrikan. Jika keputusan buruk diambil pada struktur pasar listrik - teknologi dan waktu investasi - maka kenaikan biaya akan diteruskan kepada konsumen dengan konsekuensi negatif bagi kinerja ekonomi dan kesejahteraan sosial. Sistem ketenagalistrikan melihat secara sistematis pada hubungan antara struktur pasar alternatif dan akses, kualitas, serta kinerja operasional dan keuangan di sektor kelistrikan. Model kelembagaan dari industri monopoli yang dimiliki oleh publik berarti risiko bergeser secara tidak proporsional kepada konsumen atau pembayar pajak. Karena asimetri informasi, regulator tidak mungkin mendapatkan gambaran lengkap tentang biaya dan potensi keuntungan efisiensi.

Saat ini, struktur pasar ketenagalistrikan di Indonesia telah berevolusi dari sistem *fully integrated* menjadi Single Buyer Multi Seller (SBMS) sebagaimana dijelaskan pada Gambar 2.2. Struktur SBMS mengenalkan adanya kompetisi pada sektor pembangkitan sehingga diharapkan dapat berdampak pada keseluruhan rantai

pasok ketenagalistrikan di Indonesia. Kompetisi sektor pembangkitan tersebut diharapkan dapat meningkatkan efisiensi pengelolaan ketenagalistrikan karena pembangkitan berkontribusi 60% sampai dengan 75% dari biaya penyediaan tenaga listrik. Di dalam struktur SBMS, biaya marginal merupakan hal yang dikompetisikan oleh pengelola sistem karena biaya ini merupakan biaya yang berdampak langsung pada efisiensi sistem ketenagalistrikan dari jam ke jam karena ditentukan oleh perilaku konsumen. Dengan kata lain, biaya marginal merupakan faktor ketidakpastian yang tidak dapat dikendalikan oleh pembangkitan tetapi menjadi kewenangan pengelola sistem ketenagalistrikan. Biaya marginal yang dikompetisikan berupa: 1) biaya bahan bakar yang dikonversi menjadi energi listrik (Biaya Energi Listrik), dan 2) kemampuan pembangkit untuk menyediakan *ancillary services* seperti *start stop*, *capability curve*, *black start*, dan *frequency regulator*. Biaya energi listrik merupakan biaya marginal terbesar di dalam kompetisi pembangkit tenaga listrik di Indonesia.



Gambar 2.2 Struktur Pasar Ketenagalistrikan di Indonesia dengan Menggunakan Struktur Single Buyer Multi Seller. (Presentasi Direktur Perencanaan PLN, 2016)

2.3 Pengukuran Efisiensi

Pada bagian ini akan fokus membahas konsep pengukuran efisiensi dan produktivitas. Esensi konsep pengukuran efisiensi dan produktivitas adalah untuk menghasilkan pemahaman yang komprehensif yang dapat tercermin dengan tujuan penelitian.

Pengukuran kinerja adalah proses yang terstruktur dan sistematis yang dilakukan oleh organisasi untuk melakukan identifikasi, pengukuran, dan pemantauan terhadap program, sistem, dan proses yang dilakukan (Cameron, 2010).

Terminologi pengukuran kinerja apabila dihubungkan dengan industri manufaktur akan diidentifikasi dengan parameter keuangan seperti likuiditas, rasio leverage dan laba bersih. Organisasi komersial dikendalikan oleh biaya dan kinerja organisasi adalah fungsi dari efisiensi dan produktivitasnya. Hal ini diukur sebagai rasio antara biaya input yang diperlukan untuk membiayai suatu produk (Shaw, 2003).

Tetapi, ukuran-ukuran ini telah dikritik karena berbagai alasan, meskipun mereka juga memberikan pemahaman yang sedikit lebih besar tentang kinerja dalam operasi. Sebagai contoh, perbandingan internal biaya dan pendapatan telah ditekankan pada ukuran finansial, meskipun mereka telah gagal menunjukkan berbagai faktor penting yang dapat menghasilkan organisasi positif (Otley, 2002). Selain itu, apabila ukuran keuangan merupakan satu-satunya bentuk yang digunakan untuk melakukan pengukuran kinerja, mungkin hal ini menunjukkan bahwa pengurangan biaya adalah satu-satunya fokus dari organisasi, sama seperti margin keuntungan dan pengambilan keputusan dalam jangka pendek, sementara mereka mengabaikan berbagai faktor-faktor lingkungan baik internal maupun eksternal yang dapat menjadi penting untuk pencapaian tujuan jangka panjang (Bourne et al., 2003).

Oleh karena itu, definisi yang berbeda dari pengukuran kinerja organisasi disediakan dan beberapa ukuran keuangan dan non-keuangan tersedia untuk mengidentifikasi kinerja organisasi ini (Thor et al., 2007).

Hofer (1983) berpendapat bahwa pengukuran kinerja menjadi krusial karena membentuk komponen utama terhadap proses manajemen di dalam pengambilan keputusan. Sebelum melakukan perencanaan strategis, organisasi harus terlebih dahulu mengevaluasi kinerja. Hasil evaluasi tersebut akan menjadi dasar bagi manajemen untuk melakukan pengambilan keputusan. Jika hasil evaluasi tidak memuaskan, maka permasalahan dapat diidentifikasi dan tindakan mitigasi terhadap risiko yang mungkin timbul dapat diambil (Avkiran, 2002). Namun, pengukuran kinerja organisasi tidak mudah dan lugas, seperti yang didiskusikan sebelumnya. Masalahnya akan menjadi rumit ketika kinerja departemen di kantor pusat yang sulit diukur dampaknya terhadap biaya langsung, seperti departemen sumber daya manusia, pemeliharaan, desain dan departemen lain-lain, juga dilakukan pengukuran kinerjanya.

Elbashir dkk. (2008) sepakat dengan argumen ini dan menunjukkan bahwa kinerja dan proses organisasi saling terkait. Perusahaan dengan kinerja rendah biasanya memiliki proses yang tidak efisien. Beberapa poin muncul dari argumen ini, dan mereka memiliki hambatan dalam mengukur efisiensi perusahaan. Kinerja tidak didefinisikan secara eksplisit, dan definisi di antara para peneliti berbeda, berdasarkan tujuan mereka (Lebas dan Euske, 2002). Kinerja adalah ukuran multi-dimensi dengan beberapa variabel, membentuk interdependensi. Selain itu, parameter kinerja bervariasi tergantung industrinya, dan bahkan di antara organisasi pembangkit tenaga listrik. Kinerja untuk ukuran keuangan standar seperti laba, rasio leverage, margin, utang, dll, adalah penting. Namun, rasio keuangan ini membatasi mereka sendiri hanya pada kinerja keuangan, sementara mengabaikan parameter lain (Bourne et al., 2005).

2.4 Metode Pengukuran Efisiensi

Sangat penting untuk menetapkan pendekatan utama dalam melakukan evaluasi efisiensi karena akan memberikan landasan kerangka metodologis yang diimplementasikan dalam penelitian empiris analitis lebih lanjut. Asal-usul istilah

"efisiensi", sebagai definisi dan pengukuran, berasal dari penelitian oleh Koopmans (1951), Debreu (1951) dan Shepherd (1953). Secara khusus, awalnya dalam definisi pertama, efisiensi dinyatakan dalam Decision Making Unnit (DMU) yang dibedakan menjadi efisien melalui ketidakmungkinan menghasilkan output tambahan tanpa menciptakan pengurangan output lain (Koopmans, 1951). Selanjutnya, fungsi jarak dalam arah perluasan output diimplementasikan sebagai bentuk untuk pemodelan teknologi multi-output, dan selanjutnya digunakan sebagai cara pengukuran jarak radial dari DMU dari daerah *frontier* (Debreu, 1951). Selain itu, bentuk pemodelan teknologi multiple ini diperkenalkan ke arah input-conserving (Shepherd, 1953). Namun demikian, keseluruhan fungsi dalam produksi tidak pernah terwujud secara tepat dan itulah mengapa data yang diamati melalui penggunaan fungsi nonparametrik atau parametrik disarankan untuk diestimasi (Farrell, 1957). Akibatnya, sebagai pengembangan dari dua pendekatan ini, model kontras dirancang, bahkan, pemilihan antara model tergantung pada tujuan yang telah ditetapkan untuk mengukur efisiensi yang akan diinvestigasi, serta di dukung oleh ketersediaan. Metodologi alternatif pengukuran efisiensi menggunakan analisis rasio dan analisis regresi dari basis rata-rata frontier, atau dengan menggunakan salah satu metode parametrik atau non-parametrik frontier, yang telah didasarkan pada frontier yang dianggap memiliki yang batasan yang dibangun paling menguntungkan.

2.4.1 Analisis Rasio

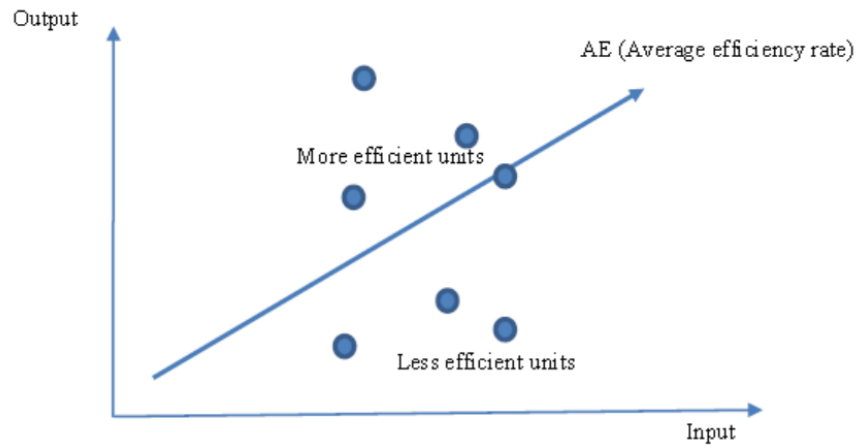
Analisis rasio adalah pendekatan paling sederhana untuk mengukur efisiensi teknis dengan menggunakan indikator yang berbeda sebagai rasio. Indikator umum termasuk rasio okupansi, rasio perputaran, interval peralihan dan lama rawat inap rata-rata di rumah sakit (Zere et al., 2006). Efisiensi dihasilkan melalui pemanfaatan efektif dari input tertentu, dan untuk alasan ini rasio yang umum digunakan melibatkan satu output dan satu input sebagai nominator dan penyebut untuk masing-masing pengukuran.

2.4.2 Analisis Regresi

Analisis regresi melibatkan eksplorasi hubungan antara variabel dependen (output) dan variabel independen tertentu (input). Hubungan ini biasanya diwakili oleh bentuk struktural tetap (fungsi), yang memiliki estimasi dalam konteks tujuan untuk mengidentifikasi efisiensi. Gambar 2.3 menunjukkan kasus regresi linier sederhana satu input dan satu output. Perkiraan variabel dependen ("output") pada dasarnya menyediakan kuantitas rata-rata output yang diharapkan untuk setiap kuantitas input yang digunakan oleh DMU, dan ini diwakili oleh segmen garis yang digambar, yang menunjukkan nilai yang sesuai dari estimasi regresi. Estimasi fungsi produksi linear dapat dianggap sebagai indikator efisiensi teknis rata-rata untuk setiap input yang digunakan (tingkat efisiensi rata-rata). Oleh karena itu, setiap perbedaan dari garis batas akan sesuai dengan perbedaan dari tingkat efisiensi rata-rata, sesuai dengan sumber inefisiensi. Dengan kata lain, semakin kecil dampak dari faktor yang tidak dapat diamati (kesalahan acak), semakin baik estimasi regresi dan oleh karena itu, semakin efisien suatu DMU tertentu diharapkan.

Keuntungan utama dari analisis regresi adalah kemampuan metode untuk mengakomodasi beberapa variabel independen sebagai input untuk menghasilkan output tertentu. Ini tidak mungkin dilakukan dengan analisis rasio. Namun, meskipun analisis regresi mungkin melibatkan beberapa input, hal itu tidak dapat mencakup lebih dari satu output dalam satu investigasi. Serangkaian investigasi, berjalan secara bersamaan, dapat memberikan informasi untuk setiap output yang berbeda. Namun demikian, hal ini adalah kerugian potensial dari metode yang diberikan bahwa tidak ada cara yang dapat diterima secara luas untuk menafsirkan kinerja *multiple-source random errors*. Analisis regresi memiliki generalisasi multivariate, meskipun model ini memperkenalkan lebih banyak parameter untuk merepresentasikan korelasi antara variabel dependen, dengan pengurangan daya dan presisi yang sesuai. Lebih jauh lagi, tidak seperti analisis rasio, analisis regresi memerlukan fungsi produksi yang sangat spesifik yang menghubungkan output dengan input yang berbeda. Meskipun demikian, kekurangan analisis regresi yang

paling penting dalam mengukur efisiensi adalah fakta bahwa metode ini menghitung efisiensi dalam istilah rata-rata.



Gambar 2.3 Analisis Regresi

2.4.3 Analisis *Frontier*

Metode umum analisis *frontier* menawarkan dua pendekatan utama untuk mengukur efisiensi, yaitu berdasarkan metode nonparametrik dan parametrik. Pendekatan-pendekatan ini pertama kali disarankan oleh Farrell (1957) sebagai teknik latihan untuk mengukur efisiensi. Pendekatan pengukuran ini termasuk efisiensi teknis dan efisiensi alokatif, yang kemudian digabungkan untuk memberikan ukuran efisiensi ekonomi total. Kedua efisiensi tersebut diperkirakan berasal dari batasan produksi yang relevan "batas terbaik" dengan menggunakan data yang diamati.

2.4.3.1 Analisis *Parametric Frontier*

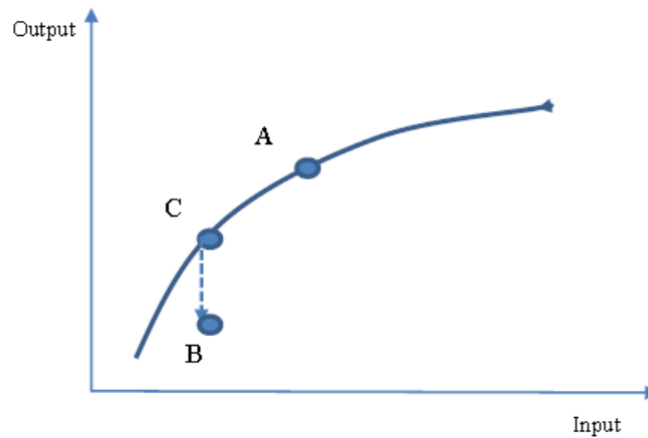
Pendekatan parametrik mengharuskan kita untuk menentukan bentuk struktural sebelumnya untuk fungsi produksi. Fungsi produksi ini bisa berupa Cobb-Douglas atau fungsi translog. Dua metode dikembangkan dalam kategori ini dengan tujuan memperkirakan semua koefisien yang terkait dengan fungsi produksi,

berhubungan dengan *deterministic parametric frontier* dan *stochastic parametric frontier*. *Deterministic frontier* adalah metode non-statistik yang tidak memperhitungkan faktor acak dalam data, seperti gangguan acak atau kesalahan pengukuran dan diperkirakan baik dengan menerapkan pemrograman matematika atau dengan cara teknik regresi ekonometrik; Jacobs (2001) dan Murillo-Zmorano (2004). Sebaliknya, pendekatan *stochastic frontier* mengasumsikan faktor acak untuk data dan dievaluasi dengan menggunakan teknik regresi ekonometrik saja.

2.4.3.1.1 *Deterministic Parametric Frontier*

Deterministic parametric frontier menggunakan pendekatan fungsi produksi sebagai hubungan deterministik antara output dan input (Cazals et al., 2008). Terkait hal ini, penting bahwa bentuk spesifik struktural dari fungsi produksi harus didefinisikan. Input mewakili variabel independen yang berusaha menjelaskan variasi variabel dependen, yaitu output. Penyimpangan dari batasan (residual) dianggap sebagai inefisiensi teknis yang sebenarnya dari DMU. Oleh karena itu, fungsi produksi diasumsikan sepenuhnya bersifat deterministik dalam hal efisiensi teknis (Smith and Street, 2005). Ada dua teknik untuk memperkirakan parameter inefisiensi, yaitu metode pemrograman matematika yang pertama kali dikembangkan oleh Aigner dan Chu (1968) dan analisis regresi. Metode kedua termasuk *corrected ordinary least squares* (COLS) dan *modified ordinary least squares* (MOLS), dan dianggap oleh beberapa penulis menjadi metodologi konvensional (Cazals et al., 2008).

Keuntungan utama dari metode *deterministic parametric frontier* adalah fakta bahwa tidak perlu mendefinisikan sifat distribusi inefisiensi. Kekurangan dari metode ini adalah asumsi bahwa kesalahan acak dapat dikaitkan dengan inefisiensi teknis tanpa kemungkinan mengakomodasi kesalahan pengukuran dan guncangan acak yang terkait dengan variabel yang tidak dapat diamati atau didefinisikan secara eksternal. Gambar 2.4 menyajikan contoh *deterministic parametric frontier*. Kedua unit (A dan C) secara teknis tidak efisien karena mereka berada di batasan produksi.



Gambar 2.4 *Deterministic Parametric Frontier*

Di sisi lain, unit B terletak di bawah batas produksi, menunjukkan bahwa secara teknis tidak efisien. Karena asumsi deterministik, segmen lini BC, yang merupakan penyimpangan unit B dari batasan, disebabkan sepenuhnya oleh inefisiensi.

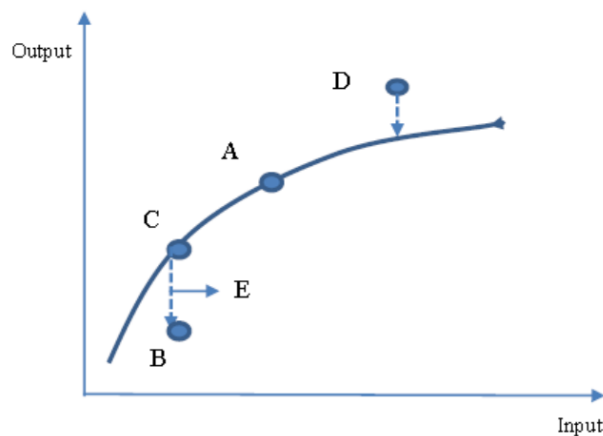
2.4.3.1.2 Stochastic Parametric Frontier

Model *stochastic frontier* diusulkan oleh Aigner et al. (1977) dan Meeusen dan van den Broeck (1977). Ide pendekatan ini pada dasarnya untuk memperluas *deterministic frontier* dengan memperluas elemen-elemen komponen yang termasuk dalam kesalahan acak dari fungsi produksi. Dengan kata lain, unit yang menyimpang dari batasan mungkin tidak sepenuhnya terkendali. Oleh karena itu, dua studi ini menunjukkan bahwa kita harus menambahkan kesalahan acak lebih lanjut ke variabel acak non-negatif, untuk memodelkan inefisiensi ini.

Akibatnya, keuntungan utama dari metode ini adalah kapasitasnya untuk memperlakukan secara terpisah komponen inefisiensi teknis dan setiap guncangan acak atau kesalahan pengukuran, yang mungkin telah mempengaruhi variabel dependen, yaitu output produksi.

Metode ini membutuhkan bentuk distribusi spesifik dari komponen inefisiensi teknis dan kesalahan acak yang tersisa. Selanjutnya, untuk dapat menangani ketidakefisienan teknis secara terpisah, rumusan perubahan teknologi juga diperlukan, dalam bentuk fungsi teknologi. Umumnya diasumsikan bahwa inefisiensi teknis, yang tidak negatif, mengikuti distribusi normal, setengah normal atau distribusi gamma (Smith and Street, 2005).

Terdapat batasan asumsi yang dapat menimbulkan tantangan besar terhadap keefektifan metode ini. Sebagai contoh, jika fungsi teknologi salah ditentukan, kemampuan metode untuk memisahkan efek inefisiensi teknis dan efek dari kesalahan acak yang tersisa akan dieliminasi.



Gambar 2.5 *Stochastic Production Frontier*

Gambar 2.5 mengilustrasikan kasus *frontier* produksi stokastik menggunakan fungsi produksi sederhana. Titik D mewakili secara teknis DMU efisien dengan bagian stokastik positif. Ini berarti bahwa kesalahan acak termasuk tidak adanya inefisiensi tetapi guncangan eksternal yang positif berkontribusi terhadap output yang lebih tinggi. Di sisi lain, titik B mewakili kasus yang kurang berkinerja, yang sesuai dengan DMU yang beroperasi pada titik yang tidak efisien secara teknis. Berbeda dengan pendekatan deterministik, segmen lini BC sekarang

dapat dipisahkan menjadi BE dan EC, masing-masing sesuai dengan inefisiensi teknis dan kesalahan acak yang tersisa.

2.4.3.2 Analisis Non-parametric Frontier

Pendekatan analisis *non-parametric frontier* didasarkan pada batas produksi yang dihasilkan tanpa perlu parameter fungsi produksi. Ini berarti bahwa fungsi produksi mungkin tetap tidak diketahui, dan tidak perlu mendefinisikan sifat distribusinya. Metode *non-parametric* didasarkan pada analisis pemrograman linier, dan mereka menganggap setiap penyimpangan dari perbatasan sebagai inefisiensi aktual. Ada dua pendekatan untuk analisis *non-parametric frontier* yaitu pendekatan deterministik dan pendekatan stokastik.

2.4.3.2.1 Non-parametric Deterministic Frontier

Metode *Non-parametric Deterministic* tidak memerlukan bentuk fungsional tertentu. Ada dua metode *Non-parametric Deterministic*, yang akan dibahas secara singkat yaitu *Data Envelopment Analysis (DEA)* dan *Free Disposal Hull Analysis*.

2.4.3.2.1.1 Data Envelopment Analysis (DEA)

DEA adalah metode *non-parametric linear programming* untuk memprediksi efisiensi dan pemanfaatan kapasitas, secara efektif mengidentifikasi batasan produksi. DEA didasarkan pada prinsip bahwa kinerja setiap DMU harus dibandingkan secara relatif dengan batasan 'kinerja terbaik' yang merupakan patokan DMU virtual yang sangat efisien. Batasan virtual 'kinerja terbaik' pada intinya adalah kombinasi yang saling mendukung dari semua titik operasi yang efisien. Dalam metode ini, setiap penyimpangan dari batas 'kinerja terbaik' harus merupakan indikasi ketidakefisienan teknis.

Model DEA awalnya dikembangkan oleh Charnes et al. (1978) dan sering disebut sebagai model CCR yaitu Charnes, Cooper dan Rhodes, mengasumsikan

Decision Making Unit (DMU) beroperasi dengan *constant return to scale* (CRS) yang efisien. Banker dkk. (1984) mengembangkan modifikasi model CCR (sering disebut sebagai model BCC yaitu Banker, Charnes, dan Cooper). Beberapa keunggulan DEA adalah :

1. DEA membandingkan unit layanan dengan mempertimbangkan semua sumber daya yang digunakan dan layanan yang disediakan serta mengidentifikasi unit yang paling efisien atau unit berkinerja terbaik (cabang, departemen, individu) dan unit yang tidak efisien di mana efisiensi riilnya masih memungkinkan untuk diperbaiki. Hal ini dapat dicapai dengan membandingkan bauran dan volume layanan yang disediakan dan sumber daya yang digunakan oleh masing-masing unit dibandingkan dengan unit lainnya. Singkatnya, DEA adalah teknik perbandingan yang sangat kuat.
2. DEA menghitung jumlah dan jenis penghematan biaya dan sumber daya yang dapat dicapai dengan membuat setiap unit yang tidak efisien menjadi seefisien unit berkinerja terbaik yang paling efisien.
3. Perubahan spesifik dalam unit layanan yang tidak efisien dapat diidentifikasi sehingga manajemen dapat mengimplementasikan untuk mencapai potensi penghematan. Perubahan ini akan membuat kinerja unit efisien mendekati kinerja unit terbaik. Selain itu, DEA memperkirakan jumlah layanan tambahan yang tidak efisien yang dapat diberikan tanpa perlu menggunakan sumber daya tambahan.
4. Manajemen menerima informasi tentang kinerja unit layanan yang dapat digunakan untuk membantu mentransfer keahlian sistem dan manajerial dari unit yang dikelola dengan lebih baik kepada unit yang relatif tidak efisien. Hal ini akan menghasilkan peningkatan produktivitas unit yang tidak efisien, mengurangi biaya operasi dan meningkatkan profitabilitas.

Formulasi untuk DEA adalah sebagai berikut. Diasumsikan n -DMU dengan r -input dan s -vektor output, maka efisiensi dari DMU_k menggunakan model CCR konvensional adalah :

$$E_k = \max \frac{\sum_{j=1}^s o_j Y_{jk} / \sum_{i=1}^r q_i X_{ik}}{\sum_{j=1}^s o_j Y_{jp} / \sum_{i=1}^r q_i X_{ip}} \leq 1, p = 1, \dots, n \quad (2.1)$$

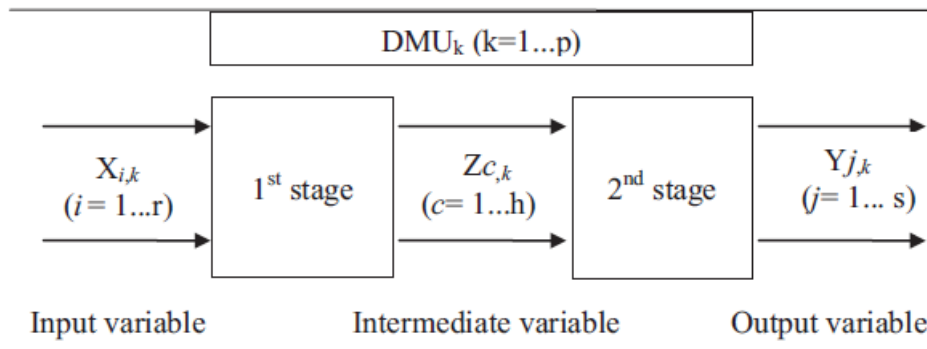
dengan, $o_j, q_i > \rho > 0, j = 1, \dots, s, i=1, \dots, r, \rho$: nilai infinitesimal positif dimana Y_{jp} (X_{ip}) adalah output (input) dari DMU_p dan o_j (q_i) adalah bobot non negative.

Skema perhitungan dari proses *single stage* dapat diperluas menjadi model produksi sekuensial *two-stage* dengan menambahkan variabel intermediate h -dimensional, $Z_{ck}, c = 1, \dots, h$, yang mengasumsikan output dari peran ganda terhadap input tahap pertama (X_{ik}) dan input terhadap output tahap kedua (Y_{jp}) sebagaimana dijelaskan dalam Gambar 2.6. Oleh karena itu, model two-stage konvensional menghasilkan efisiensi dari tahap pertama, E_{k1} dan subsekuen tahap kedua E_{k2} .

$$E_{k1} = \max \frac{\sum_{c=1}^h w_c Z_{ck} / \sum_{i=1}^r q_i X_{ik}}{\sum_{c=1}^h w_c Z_{ck} / \sum_{i=1}^r q_i X_{ip}} \leq 1, p = 1, \dots, n \quad (2.2)$$

$$E_{k2} = \max \frac{\sum_{j=1}^s o_j Y_{jk} / \sum_{c=1}^h W_c Z_{ck}}{\sum_{j=1}^s o_j Y_{jp} / \sum_{c=1}^h W_c Z_{cp}} \leq 1, p = 1, \dots, n \quad (2.3)$$

dengan, w_c and W_c adalah bobot yang dikaitkan dengan Z_{ck} .



Gambar 2.6 Model *Two-Stage* DEA (Kwon, 2015)

Dalam model ini, model *two input oriented* CCR digunakan sebagai *preprocessor* terhadap *subsequent module* BPNN.

2.4.3.2.1.2 Free Disposal Hull (FDH)

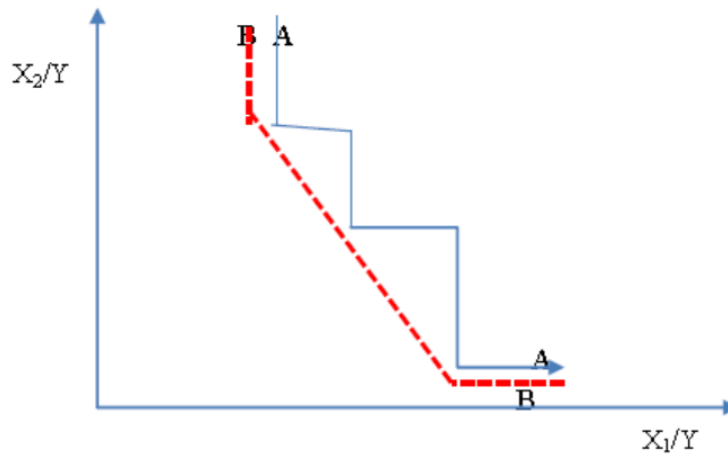
Metode FDH mengutamakan asumsi konveksitas dan untuk alasan ini, mungkin dipertimbangkan sebagai kasus yang lebih umum dari pendekatan model DEA yang utama. Pendekatan ini pertama kali diperkenalkan oleh Deprins et al. (1984).

Dasar pemikiran dari metode ini adalah untuk memfokuskan penelitian pada kinerja DMU yang dapat diamati dengan merelaksasi asumsi input-substitusi yang diperlukan dalam metode DEA. Dengan kata lain, metode FDH mengasumsikan bahwa terdapat tingkat komplementaritas yang signifikan antara input yang pada dasarnya menunjukkan bahwa input tertentu harus bebas pakai tanpa biaya tambahan untuk terus berproduksi. Dengan kata lain, input gagal untuk mengganti satu sama lain dalam produksi jumlah output yang tetap ketika mereka tidak dapat disubstitusikan, dan input ini perlu digunakan dalam proporsi pengukuran yang ditetapkan untuk memproses output mereka, sementara input yang berlebihan yang awalnya dibutuhkan menjadi sia-sia. Dalam hal ini, fungsi produksi akan bertingkat tampak seperti tangga, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.6.

Meskipun metode ini mungkin lebih baik dalam hal mendekati perilaku operasional yang sebenarnya, tetapi mungkin tidak memberikan perkiraan yang akurat tentang skor efisiensi karena kurangnya input-substitusi yang mencegah produsen mencapai semua titik produksi optimum yang mungkin.

Gambar 2.7, input karakteristik komplementaritas sempurna X_1 dan X_2 berhubungan dengan himpunan titik-titik yang ditunjukkan oleh kurva tangga AA. Kurva AA pada dasarnya adalah *isoquant* (kurva indiferent) yang merepresentasikan output tetap maksimum (sama) yang dapat dicapai dengan kombinasi input yang berbeda. Batas produksi yang terkait dengan metode utama DEA akan menghasilkan kombinasi titik-titik konkrit *linear* untuk rentang kuantitas input yang berbeda. Oleh

karena itu, orang akan berharap bahwa kurva DEA akan 'merekpresentasikan' kurva FDH.



Gambar 2.7 Pendekatan FDH untuk efisiensi

2.4.3.2.2 *Non-parametric Stochastic Frontier (Stochastic DEA)*

Seperti yang dijelaskan sebelumnya, pemodelan DEA tidak memperhitungkan kesalahan acak yang melekat, karena fakta bahwa strukturnya dibuat hanya berdasarkan pada data yang diamati.

Metode DEA *stochastic* bertujuan untuk mengatasi kekurangan ini. Sengupta (1987) dan Simar dan Wilson (1998) menggunakan versi *stochastic* dari DEA. Dalam istilah *stochastic*, fungsi produksi tidak diketahui dan oleh karena itu, para peneliti ini bertujuan untuk memperkirakan secara empiris distribusi output yang sebenarnya menggunakan metode *resampling* seperti *bootstrapping*. Dengan kata lain, ini adalah proses simulasi yang menarik pengamatan dari sekumpulan data, sementara memungkinkan pengulangan dari pengamatan yang sama. Prosedur *bootstrap* dapat menghasilkan banyak '*pseudo-samples*' dari sekumpulan observasi asli dan untuk alasan ini perkiraan distribusi yang mendasari diharapkan cukup akurat. Ini dapat memungkinkan perhitungan skor produksi dan efisiensi tanpa perlu

mendapatkan bentuk struktural khusus untuk fungsi produksi. Statistik inferen juga dapat mengikuti berdasarkan distribusi turunan.

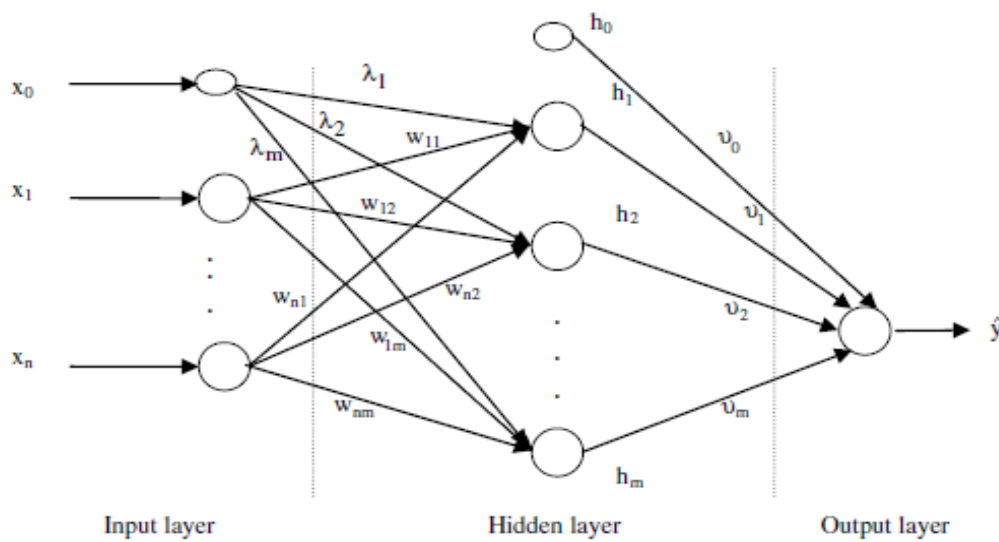
2.5 *Back Propagation Neural Network (BPNN)*

BPNN merupakan salah satu jenis *Artificial Neural Network* yaitu sistem pengolahan informasi berbasis kecerdasan buatan yang menyerupai sistem saraf biologis otak manusia dan dicirikan oleh pemrosesan cerdas dan pembelajaran adaptif yang terdapat di dalam intinya. Sebagai konsekuensinya, kekuatannya terletak pada kemampuan untuk menangkap pola non linier dari data yang rumit. (Fausett, 1994; Haykin, 1994; Rumelhart et al., 1986). BPNN tersusun atas berbagai elemen pemrosesan yang sangat saling berhubungan, alias neuron, yang memproses dan bertukar informasi dengan neuron di lapisan yang berdekatan secara berurutan dan berulang sesuai dengan seperangkat protocol. Proses ini berlanjut sampai jaringan mempelajari pola masukan atau bertemu dengan kondisi akhir. Pembelajaran yang terjadi dalam model BPNN dapat diawasi atau tidak diawasi dan berdampak pada topologi jaringan demikian juga dengan pembobotannya.

BPNN juga merupakan alternatif berupa model ekonometrik yang merupakan paradigma pemrosesan informasi yang terinspirasi oleh cara sistem saraf biologis, seperti otak di dalam memproses informasi. BPNN dikonfigurasi untuk aplikasi spesifik, seperti pengenalan pola, pendekatan fungsi melalui pembelajaran proses. BPNN terdiri dari unit pemrosesan sederhana yang dihubungkan oleh koneksi tertimbang untuk membentuk struktur tersebut. Dalam penelitian ini, menggunakan BPNN tiga lapis yaitu model pembelajaran yang paling populer dan memiliki kekuatan di dalam melakukan prediksi. Gambar 2.8 menggambarkan model BPNN.

Gambar 2.8 menunjukkan model BPNN tiga lapis dengan 2 neuron pada lapisan *input* (*hidden*, *output*). Gambar 2.8 tersebut menunjukkan hubungan antara neuron pada lapisan yang berdekatan dan petunjuk pada paralelisme masif yang melekat pada BPNN sebagai model hubungannya. Dalam struktur berlapis ini,

neuron dalam lapisan *hidden* melakukan peran penting dalam menangkap nonlinearitas antara variabel *input* dan *output* sehingga mempelajari pola kompleks. Memang, kemampuan pemodelan nonlinier didukung oleh *hidden* neuron sangat berkontribusi terhadap penggunaan *Artificial Neural Network* sejak tahun 1980. Jumlah lapisan dan neuron yang tersembunyi bergantung pada kompleksitas pola data dan tingkat akurasi yang diinginkan.



Gambar 2.8 Model BPNN (Azadeh, 2007)

Formulasi BPNN adalah sebagai berikut. Diasumsikan V_{ij} and W_{jk} menunjukkan bobot *hidden neuron j* yang menghubungkan input (*i*) dan output neuron (*k*). Kemudian, output dari neuron *J* dan output *hidden neuron K* dapat digambarkan sebagai berikut:

$$H_J = f(y_{netj}) = f\left(\sum_i X_i V_{iJ}\right) \quad (2.4)$$

$$Y_K = f(y_{netK}) = f\left(\sum_j H_j W_{jK}\right) \quad (2.5)$$

Fungsi transfer nonlinear, $f(\cdot)$, diterapkan sebelum diaktifkan output bersih dari hidden neuron dan lapisan output, dan fungsi *logistic sigmoid* umumnya digunakan seperti dalam penelitian ini.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.6)$$

Pada akhir dari proses *feed forward*, jaringan menghitung jarak Euclidean, E, antara target (T_k) dan diaktifkan (Y_k) output dari semua pasangan data yang dilakukan pelatihan, kemudian *backward error propagation* terjadi untuk penyesuaian bobot dengan cara meminimalkan E yang dikendalikan oleh lajut pembelajaran fraksional $\rho(t)$.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (T_k - Y_k)^2$$

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) - \rho(t) \frac{\delta E}{\delta v_{ij}(t)} \quad (2.7)$$

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) - \rho(t) \frac{\delta E}{\delta w_{jk}(t)} \quad (2.8)$$

Vektor pembobotan setelah pelatihan mempertahankan kode kunci untuk menghubungkan input masuk baru terhadap prototipe terdekat. Dalam peramalan aplikasi, BPNN dapat melakukan pendekatan fungsional untuk input tak terlihat atau variasi dari *learned input*. BPNN yang hanya membutuhkan sebagian data, memiliki sifat adaptif dan pembelajaran yang umum yang membedakannya dari pemodelan tipe batch di mana model rekonstruksi diperlukan untuk mengakomodasi informasi baru. Dalam pengertian ini, BPNN cocok untuk membangun model yang fleksibel dengan berbagai skenario pada asumsi input-output. Model BPNN mempelajari kecenderungan sentral dari data yang disajikan ke jaringan yang kontras dengan model DEA yang menentukan titik data ekstrim. Dalam pendekatan gabungan ini, BPNN mempelajari pola produksi *monotonicity-preserving* dari DMUs dalam mendukung peningkatan kinerja.

2.6 Efisiensi Pada Pembangkitan

Perusahaan berbasis proses mengadopsi pendekatan terkonsolidasi terkini untuk peningkatan efisiensi berdasarkan penggunaan *Key Performance Indicator* (KPI) yang dikenal sebagai *Overall Equipment Effectiveness* atau disingkat OEE (de Souza, 2012). OEE adalah ukuran sederhana yang dapat segera menunjukkan status proses industri saat ini dan juga alat kompleks yang memungkinkan untuk memahami pengaruh berbagai masalah dalam proses dan bagaimana pengaruhnya terhadap keseluruhan proses. Formulasi OEE adalah sebagai berikut:

$$OEE = Availability \times Performance \times Quality \quad (2.8)$$

Availability mengacu pada peralatan proses yang tersedia untuk melakukan produksi ketika dijadwalkan beroperasi. Pada tingkat yang paling dasar, ketika sebuah proses sedang berjalan, *availability* menciptakan nilai bagi pengguna akhir. Ketika suatu proses dihentikan, baik karena kegagalan mekanis, bahan mentah, atau masalah operator, hal ini menciptakan biaya yang tidak dapat dihitung. Dengan membandingkan waktu proses yang dijadwalkan dengan waktu berjalan yang sebenarnya, komponen *availability* OEE menentukan produksi yang hilang karena tidak beroperasi tersebut.

Performance ditentukan oleh seberapa banyak pemborosan yang dihasilkan saat operasi ketika kecepatan kurang optimal. *Performance* menentukan seberapa banyak produksi yang hilang tiap siklus karena tidak memenuhi waktu siklus yang ideal. *Performance* pembangkit listrik termal dapat diwakili oleh efisiensinya. Efisiensi pembangkit listrik biasanya diukur dengan formula rasio output energi listrik dibandingkan dengan jumlah kalor yang digunakan, yang dinyatakan dalam persentase. Efisiensi pembangkit listrik berkisar antara 30% sampai dengan 65%. Pembangkit listrik yang lebih efisien, biaya pembangunannya akan lebih mahal. Efisiensi lebih bergantung pada bagaimana energi digunakan daripada bagaimana energi diproduksi karena efisiensi didasarkan pada konversi energy panas menjadi energy listrik.

Quality fokus pada identifikasi waktu yang terbuang dalam menghasilkan produk yang tidak memenuhi standar kualitas. Dengan membandingkan jumlah barang yang bagus untuk menolak bagian persentase waktu yang sebenarnya memberikan nilai tambah dalam menghasilkan produk yang diinginkan. *Quality* pembangkit listrik dikaitkan dengan parameter (tegangan dan frekuensi) listrik yang dihasilkan dibandingkan dengan standar yang diperlukan. *Availability* pembangkit listrik terkait dengan keandalan dan perencanaan pemeliharaan dari masing-masing peralatan yang dipasang di pembangkit listrik. *Availability* juga tergantung pada keterampilan operator dan tim pemeliharaan dalam mengoperasikan dan memelihara pembangkit listrik untuk merespons kebutuhan beban tenaga listrik dari konsumen.

Definisi yang digunakan secara umum untuk industri berbasis proses dapat digunakan untuk sektor pembangkit listrik. Penggunaan indeks OEE dapat membantu para manajer pembangkit listrik untuk mengukur kompetensi mereka dalam memelihara peralatan pembangkit sehingga handal dengan biaya yang kompetitif. Meskipun indeks tersebut dapat digunakan untuk mengevaluasi perubahan prosedur operasional atau penggantian peralatan yang bertujuan untuk meningkatkan kinerja pabrik, manajer pabrik menggunakannya untuk mengetahui kekuatan dan kelemahan tata cara pemeliharaan yang dilakukan pada peralatan. Eti M, Ogaji S, Probert S (2005) menyatakan bahwa *Availability* dan tingkat *Quality* pembangkit listrik terbaik di dunia lebih tinggi dari 98%. OEE juga dapat digunakan sebagai indeks untuk menunjukkan hubungan antara kinerja pabrik dan isu-isu yang direkomendasikan oleh PAS 55.

Publicly Available Specification 55 (PAS 55) adalah spesifikasi standar yang dipublikasikan oleh British Standards Institution's (BSI) untuk mengoptimalkan pengelolaan aset fisik. PAS 55 menyatakan bahwa organisasi harus menetapkan, mendokumentasikan, menerapkan, memelihara, dan terus meningkatkan sistem manajemen aset mereka. Dalam konteks ini, sistem

manajemen aset mengacu secara kolektif pada keseluruhan kebijakan, strategi, tata kelola, rencana dan tindakan dari suatu organisasi mengenai infrastruktur asetnya.

2.7 Penelitian Terdahulu

Pengukuran efisiensi dengan menggunakan DEA telah banyak dilakukan. Salah satunya dilakukan oleh Kumar, Kumar, Ghosh, & Singh (2014) yang melakukan penelitian terhadap efisiensi 65 pembangkit batu bara di India tahun 2008-2009 dengan menggunakan *Data Envelopment Analysis*. Input yang digunakan adalah kapasitas terpasang (MW) dan jumlah bahan bakar (ton) sedangkan output yang digunakan adalah energi listrik yang diproduksi (kWh) dan emisi absolut (tCO₂). Penelitian ini membedakan keunggulan *multicriteria frontier analysis* (MCDEA) dibandingkan dengan model DEA klasik di dalam mengetahui efisiensi relatif dari *Decision Making Unit* (DMU). Selanjutnya, dilakukan pengecekan terhadap reliabilitas MCDEA melalui *cross-efficiency analysis*. Untuk mendapatkan hasil analisis yang realistis dan pragmatis, pembangkit listrik dikategorikan berdasarkan kapasitas menjadi kategori kecil, sedang, dan besar. Model *Charnes, Cooper, and Rhodes* (CCR) digunakan untuk mengeksplorasi efisiensi keseluruhan pembangkit listrik dimana pembangkit listrik milik swasta dan pembangkit yang dimiliki secara terpusat relatif lebih efektif dalam mengelola efisiensi operasional mereka, sementara pembangkit yang dimiliki oleh negara terganggu dengan efisiensi yang buruk.

Penelitian produktivitas untuk pembangkit di India juga dilakukan oleh Sudhir Kumar Singh, Vijay Kumar Bajpai (2013) terhadap 25 pembangkit batu bara yang dimiliki oleh negara untuk periode tahun 2003-2010. Rata-rata total faktor produktivitas mengalami kemunduran sebesar 2% tiap tahun selama periode tersebut. Penurunan produktivitas juga dikaitkan dengan perubahan efisiensi teknis dan komponen perubahan teknologi, dengan penurunan rata-rata produktivitas 1% per tahun.

Penelitian juga dilakukan oleh Fallahi, Ebrahimi, & Ghaderi (2011) untuk mengukur perubahan efisiensi dan produktifitas 32 pembangkit di Iran untuk periode 2005-2009 dengan menggunakan DEA. Input yang digunakan adalah kapasitas terpasang (MW), jumlah pegawai (orang), bahan bakar (kcal), energi dipakai sendiri (kWh), rata-rata waktu operasi (jam), sedangkan output yang digunakan adalah energi yang dijual (kWh). Perhitungan menggunakan model CCR menunjukkan bahwa semua perusahaan pembangkit di Iran mencapai efisiensi operasional keseluruhan yang dapat diterima selama kurun waktu tersebut, tetapi berdasarkan model *Constant Return to Scale* (CRS) dan *Variable Return to Scale* (VRS), terjadi penurunan efisiensi pada tahun 2009 dibandingkan dengan tahun 2005. Pengukuran produktivitas dengan menggunakan Indeks Malmquist, terdapat 21 perusahaan yang mengalami peningkatan dan 11 perusahaan lainnya mengalami penurunan dalam total faktor produktivitasnya.

Penelitian berikutnya dilakukan oleh Barros, & Peypoch (2008) terhadap 7 pembangkit thermal di Portugal tahun 1996-2004. Penelitian dilakukan dengan menggunakan 2 tahap, yaitu tahap pertama dilakukan untuk menghitung efisiensi teknikal dengan menggunakan DEA untuk menentukan pembangkit mana yang paling efisien. Pembangkit tersebut harus menjadi model untuk membantu meningkatkan efisiensi pembangkit yang kurang efisien. Tahap kedua dilakukan metodologi *bootstrapped* untuk mengestimasi penentu efisiensi. Input yang digunakan adalah jumlah pekerja, nilai buku asset, dan biaya operasi, sedangkan output yang digunakan adalah kapasitas (MW) dan energi yang diproduksi (kWh).

Penelitian efisiensi pembangkit listrik juga dilakukan di Jepang oleh Nakano, & Managi (2007) untuk pembangkit listrik tenaga uap di Jepang tahun 1978 sampai dengan 2003 terkait dengan dampak dari restrukturisasi ketenagalistrikan di Jepang dari model *fully integrated* menjadi kompetisi di sektor pembangkitan. Input yang digunakan adalah jumlah pegawai (orang), bahan bakar dan investasi, sedangkan output yang digunakan adalah energi yang diproduksi (kWh). Metodologi yang digunakan DEA dengan *Luenberger productivity indicator*. Hasil

penelitian menunjukkan bahwa setelah kompetisi dilakukan pada sektor pembangkitan, maka terdapat dampak positif pada produktivitas pembangkit. Hal ini disebabkan oleh perubahan penggunaan teknologi karena dorongan kompetisi pada sektor pembangkitan mengharuskan pembangkit listrik menjadi lebih efisien dari pembangkit lainnya agar dapat berkompetisi.

Penelitian efisiensi pembangkit listrik juga dilakukan oleh Sarica, & Or (2007) untuk 65 pembangkit di Turki baik pembangkit thermal, hidro dan angin yang dimiliki oleh sektor swasta atau publik. Metodologi yang digunakan adalah DEA untuk *constant returns to scale*, *variable returns to scale* dan *assurance region* dengan menggunakan dua indeks efisiensi yang menggambarkan kinerja operasional dan kinerja keuangan. Efisiensi yang dibandingkan adalah terkait kepemilikan antara swasta vs publik dan pembangkit gas vs pembangkit minyak. Selain itu, hubungan antara skor efisiensi dan berbagai faktor input/output diinvestigasi dan beberapa kecenderungan diidentifikasi. Input yang digunakan adalah bahan bakar, biaya lingkungan, dan emisi CO, sedangkan output yang digunakan adalah kesiapan (%), efisiensi thermal (%), dan energi yang diproduksi (kWh).

Penelitian terhadap efisiensi pembangkit listrik dengan menggunakan ANN dilakukan oleh (Azadeh, & Saberi, 2010) yaitu penelitian efisiensi pada 19 pembangkit thermal di Iran tahun 1997 sampai dengan 2004 dengan menggunakan metode analisis *Non-parametric Efficiency Frontier* di dasarkan pada ANN. Input yang digunakan adalah kapasitas (MW), energi sendiri (kWh), dan energi input (TJ), sedangkan output yang digunakan adalah energi yang diproduksi (kWh). Algoritma ANN yang diusulkan dapat menemukan *stochastic frontier* didasarkan pada data input-output sebagai observasi dan tidak membutuhkan asumsi eksplisit tentang struktur fungsional dari *stochastic frontier*. Algoritma ini mampu menangani gangguan dan *outlier* serta dapat melakukan analisis optimasi dan peramalan data.

Penelitian lainnya untuk pengukuran efisiensi pembangkit listrik dengan menggunakan NN dilakukan oleh Azadeh, & Saberi, et.al (2008) terhadap efisiensi

pembangkit di 10 negara untuk tahun 2003. Metode *Meta Heuristic* digunakan untuk melakukan pengukuran efisiensi pembangkit listrik tersebut. Input yang digunakan adalah kapasitas (MW) dan konsumsi bahan bakar (TJ), sedangkan output yang digunakan adalah energi yang diproduksi (kWh). Hasil penelitian menunjukkan penggunaan metode *Meta Heuristic* mengestimasi hasil yang lebih meyakinkan dan lebih efisien dibandingkan pendekatan konvensional. Tetapi, meskipun dipercaya bahwa *Artificial Neural Network* dapat menjadi alternative untuk pengukuran efisiensi teknis dan lebih baik dari teknik lainnya ketika proses produksi diketahui, masih terdapat kekurangan baik teoritis ataupun empiris dalam analisis efisiensi dan analisis optimasi sehingga harus dilakukan penelitian lebih lanjut.

Penelitian yang dilakukan oleh A Azadeh, Ghaderi, Anvari, & Saberi (2007) tentang *assessment* efisiensi pembangkitan dengan menggunakan *Adaptive Neural Network* dan Ali Azadeh, Saberi, & Anvari (2010) tentang algoritma *Artificial Neural Network* yang terintegrasi untuk penilaian efisiensi dan optimalisasi DMU menyatakan bahwa algoritma yang digunakan dapat memperkirakan nilai skor efisiensi lebih dekat dengan efisiensi ideal tetapi peringkat DMU tetap sama. Oleh karena itu, algoritma yang diusulkan memperkirakan hasil yang lebih kuat dan unit yang lebih efisien daripada pendekatan konvensional karena pola efisiensi yang dieksplorasi lebih baik. Meskipun, diyakini bahwa ANN dapat menjadi alternatif potensial untuk mengukur efisiensi teknis dan dapat mengungguli teknik lain ketika proses produksi tidak diketahui, tetapi masih ada kekurangan dari ANN baik secara teoritis maupun empiris dalam analisis efisiensi serta analisis optimasi.

Athanassopoulos dan Curram (1996) pertama kali yang mengkombinasikan antara metodologi DEA dan ANN dengan sebagian besar studi difokuskan pada memprediksi efisiensi DEA sebagai ukuran kinerja tidak langsung.

Para peneliti telah memperluas studi percontohan yang dilakukan oleh Athanassopoulos dan Curram (1996) tersebut melalui studi komparatif dan komplementer menggunakan DEA-ANN dan melaporkan potensi yang menjanjikan

dari pendekatan gabungan tersebut (Emrouznejad and Shale, 2009; Hsiang-Hsi et al., 2013; Kuo et al., 2010). Namun, studi empiris yang sangat terbatas telah dilakukan dan keberhasilan yang lebih menjanjikan belum dihasilkan dalam penelitian ini.

Literatur terbaru menunjukkan kemungkinan untuk memperluas model gabungan ini ke penerapan tolok ukur kinerja terbaik melalui prediksi output optimal di luar skor efisiensi (ES; Kwon, 2014). Makalah ini menambahkan bukti empiris dari efektivitas model gabungan dengan menggunakan sejumlah besar perusahaan dari industri elektronik Jepang. Kemampuan yang ditunjukkan atas perusahaan yang serupa tetapi berbeda meningkatkan utilitas potensial dari model gabungan sebagai metode umum. Selain itu, penelitian ini menyajikan implementasi praktis dari metode tersebut sebagai alat pendukung keputusan dengan kapasitas untuk menguji skenario *what-if*. Melakukan pengukuran efisiensi yang inovatif dan prediksi menggunakan DEA-ANN, penelitian ini memenuhi kebutuhan praktis dan meningkatkan proses benchmarking dan pengambilan keputusan. Model gabungan yang diusulkan menggunakan DEA sebagai preprocessor dan model ANN berikutnya melakukan tugas prediksi untuk output efisiensi terbaik untuk setiap DMU. Selain kemajuan metodologis, makalah ini memberikan wawasan tentang perusahaan manufaktur elektronik Jepang dan operasi mereka melalui analisis efisiensi.

Penelitian yang menggabungkan DEA dan ANN juga dilakukan pada sektor utilitas dan infrastruktur seperti yang dilakukan oleh Won, He-boong (2017) terhadap efisiensi rel kereta api di Amerika Serikat. Hasil penelitian model gabungan DEA dan ANN tersebut adalah:

1. Berhasil mengevaluasi efisiensi komparatif saat ini dari kereta api Kelas I dan trend efisiensi selama periode delapan tahun dengan menggunakan infrastruktur khusus industri dan variabel output kuantitas.

2. Kombinasi model DEA-ANN berhasil dirancang untuk memprediksi skor efisiensi untuk setiap DMU. Kemampuan prediksi adaptif dapat membantu manajer dalam menilai efisiensi hipotetis menggunakan skenario '*what-if*'.
3. Upaya inovatif telah dilakukan untuk memprediksi output efisiensi a terbaik di luar ukuran tak langsung dari skor efisiensi. Dalam pendekatan ini, ANN dapat memprediksi tingkat efisiensi terbaik yang diinginkan dari suatu DMU melalui pendekatan perbatasan yang efisien. Penelitian ini memajukan paradigma saat ini dari tolok ukur praktik terbaik dengan dukungan empiris dari industri kereta api sehingga memungkinkan peningkatan bertahap melalui integrasi modul pengukuran dan prediksi. Dalam prakteknya, kemampuan untuk memprediksi tingkat efisiensi yang dapat dicapai dapat membantu manajer untuk mengambil keputusan signifikan dalam rangka perbaikan efisiensi secara bertahap, terutama di bawah lingkungan operasional dan dengan kendala sumber daya yang ada. Oleh karena itu, akan sangat berharga untuk meneliti lebih lanjut kelayakan model yang diusulkan untuk memprediksi kinerja yang lebih baik dan kinerja di atas rata-rata di samping kinerja terbaik.
4. Dalam skema analisis prediktif ini, kinerja target dapat dimanfaatkan oleh efisiensi yang dikehendaki sebagai referensi untuk memprediksi hasil kinerja yang relevan. Selain itu, eksplorasi berbagai pola kinerja dibedakan oleh kategori efisiensi akan dapat memberikan wawasan yang berarti tentang dampak strategis dari variabel kunci pada berbagai tingkat kinerja perusahaan sehingga mengarah ke model prediksi yang jelas.

Penelitian yang dilakukan oleh Kwon, & Lee (2015) bertujuan untuk mengeksplorasi model inovatif *two stages modeling* dengan melakukan kombinasi DEA dan *Back Propagation Neural Network* (BPNN) untuk mengukur efisiensi 55 bank komersial di Amerika Serikat. *Two stages modeling* DEA banyak digunakan untuk mengukur efisiensi tetapi tidak memiliki kemampuan untuk melakukan prediksi nilai dan kapasitas. Efektifitas dari model gabungan ini secara empiris juga didukung oleh aplikasi praktis terhadap sektor perbankan di Amerika Serikat. Input

yang digunakan adalah jumlah pegawai, asset dan ekutas, variabel intermediate adalah simpanan, pinjaman dan biaya sedangkan output yang digunakan adalah laba.

Pertanyaan logis berdasarkan penelitian dengan menggunakan DEA di atas adalah berapa banyak perbaikan yang harus dilakukan oleh pembangkit yang tidak efisien untuk menjadi lebih unggul dari pembangkit lainnya. Para manajer pembangkit yang tidak efisien akan memiliki pertanyaan terkait dengan penetapan target efisiensi hasil yang secara langsung di atas efisiensinya sendiri. Dalam studi analisis efisiensi pembangkit listrik dengan menggunakan DEA, meskipun suatu pemodelan telah sukses untuk mengukur efisiensi bersaing secara komparatif, jarang dibuat upaya untuk memasukkan prediksi kemampuan ke dalam kerangka pengukuran efisiensi. Pada kenyataannya, manajer pembangkit yang tidak efisien ingin tahu seberapa besar peningkatan yang perlu dibuat untuk mencapai tingkat operasi yang efisien. Oleh karena itu, kemampuan untuk menetapkan target efisiensi spesifik dan dapat dicapai adalah kebutuhan praktis bagi manajer pembangkit yang mengejar perbaikan selama tahap perencanaan mereka. Selain itu, menggunakan kemampuan prediksi adaptif untuk menguji skenario hipotetis akan menjadi berharga, selain akan memudahkan proses pemantauan selama tahap implementasi. Dalam pengertian ini, sistem manajemen kinerja terintegrasi menjadi keharusan pada bisnis pembangkit listrik dan industri lainnya juga. Hal ini menyebabkan kebutuhan akan model yang memiliki kemampuan memprediksi efisiensi pembangkit listrik menjadi penting dilakukan.

Penelitian yang menggabungkan DEA dan ANN akan menghasilkan pengukuran efisiensi yang dapat mengetahui apakah pembangkit yang dikelola tersebut telah mencapai efisiensi terbaik serta dapat dilakukan prediksi terhadap efisiensi yang dapat dicapai oleh pembangkit tersebut sehingga dapat membandingkan dengan efisiensi pembangkit lainnya.

2.8 Penetapan DMU dan Pemilihan Variabel Input dan Output.

Pengukuran efisiensi dengan menggunakan DEA didasarkan pada evaluasi terhadap output dibagi dengan input untuk masing-masing DMU. Penetapan DMU di dalam penelitian tidak didasarkan dari jumlah unit mesin pembangkit yang

Tabel 2.1 Simulasi Penetapan DMU

Unit ke-	lokasi	alat ukur bahan bakar	alat ukur kWh penjualan	jenis pembangkit	jenis bahan bakar
1	A	C	N	PLTU	Gas
2	A	C	N	PLTU	Gas
3	A	D	O	PLTU	Batu bara
4	A	D	O	PLTU	Batu bara
5	A	E	P	PLTGU	Gas
6	A	E	P	PLTGU	Gas
7	A	E	P	PLTGU	Gas
8	A	E	P	PLTGU	Gas
9	A	F	Q	PLTU	Gas
10	A	F	Q	PLTU	Gas
11	A	G	R	PLTU	Batu bara
12	A	H	S	PLTU	Batu bara
13	B	I	T	PLTU	Gas
14	B	I	T	PLTU	Gas
15	B	I	T	PLTU	Gas
16	B	J	U	PLTG	Gas
17	B	K	V	PLTG	Gas
18	B	L	W	PLTG	Gas
19	B	L	W	PLTG	Gas
20	B	M	Y	PLTU	Batu bara

dimiliki oleh PT X, tetapi didasarkan kepada entitas pembangkit. Penetapan DMU berdasarkan entitas pembangkit tersebut didasarkan atas: 1) kesamaan lokasi, 2) alat ukur bahan bakar, 3) alat ukur kWh penjualan, 4) jenis pembangkit, dan 5) jenis bahan bakar, dan 6) proses bisnis. Satu DMU bisa terdiri dari beberapa unit pembangkit yang memiliki kesamaan tersebut di atas. Tabel 2.1 berikut menjelaskan simulasi penetapan DMU berdasarkan kriteria di atas.

Berdasarkan simulasi pada Tabel 2.1 di atas, maka meskipun terdapat 20 unit mesin pembangkit, maka jumlah DMU dengan formulasi di atas akan terdapat 11 DMU yaitu:

	DMU 1	DMU 2	DMU 3	DMU 4	DMU 5	DMU 6
Unit	1,2	3,4	5,6,7,8	9,10	11	12

	DMU 7	DMU 8	DMU 9	DMU 10	DMU 11
Unit	13,14,15	16	17	18,19	20

Selanjutnya, proses penentuan variabel yang berpengaruh dilakukan berdasarkan 2 (dua) metode yaitu berdasarkan:

- a. Kinerja yang menjadi ukuran di dalam pengelolaan pembangkitan pada umumnya dan menjadi salah satu *Key Performance Indicators* (KPI) PT X. Beberapa KPI yang dimiliki oleh PT X dan menjadi KPI manajemen adalah efisiensi tara kalor (energi penjualan/energi bahan bakar yang digunakan), pemakaian energi listrik sendiri, kesiapan pembangkit, profitabilitas asset, dan *maturity level human capital*. Variabel-variabel ini digunakan oleh pemegang saham untuk mengukur efisiensi dan produktifitas PT X.
- b. Variabel yang dipilih diambil dari penelitian-penelitian sebelumnya terkait pengukuran efisiensi pembangkitan, sebagaimana Tabel 2.2 berikut ini.

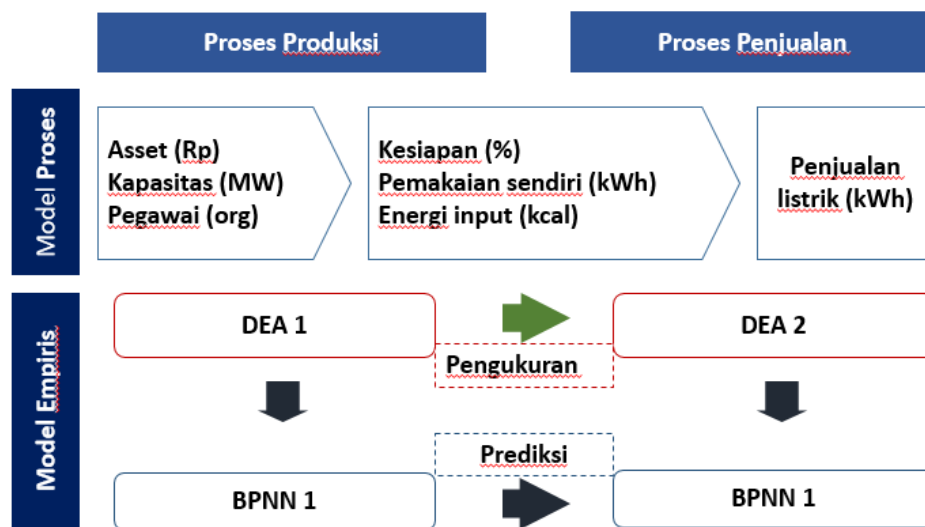
Tabel 2.2 Penetapan Variabel Yang Digunakan Berdasarkan Penelitian

Publikasi	Unit	Metode	Input	Output
Metode DEA				
Vinod, Kumar, Yadav (2014)	65 pembangkit batu bara di India tahun 2008-2009	Menggunakan model Radial (CCR) untuk menghitung efisiensi, analisis <i>slack</i> untuk perbaikan kinerja serta Multi Criteria DEA untuk menetapkan batas efisiensi tiap pembangkit.	Kapasitas terpasang (MW), bahan bakar (ton)	Energi yang diproduksi (kWh), emisi absolut (tCO ₂)
Alireza Fallahi (2011)	32 perusahaan pembangkit di Iran tahun 2005-2009	Menggunakan model Radial (CCR dan BCC) yang digabungkan dengan Malmquist index .	Kapasitas terpasang (MW), jumlah pegawai, bahan bakar (kcal), energi dipakai sendiri (kWh), rata-rata waktu operasi (jam).	Energi yang dijual (kWh)
Nakano and Managi (2008)	9 perusahaan pembangkit PLTU di Jepang thn 1978-2003	DEA, Luenberger productivity indicator	Jumlah pegawai, bahan bakar dan investasi	Energi yang diproduksi (kWh)
Barros and Peypoch (2008)	7 pembangkit thermal di Portugal thn 1996-2004	DEA, bootstrapped	Jumlah pekerja, nilai buku asset, biaya operasi	Kapasitas (MW), Energi yang diproduksi (kWh)
Sarica and Or (2007)	65 pembangkit di Turki tahun 2001	Menggunakan model Radial (CCR dan BCC)	Bahan bakar, biaya lingkungan, emisi CO	Kesiapan (%), efisiensi thermal (%), Energi yang diproduksi (kWh)

Publikasi	Unit	Metode	Input	Output
<i>Artificial Neural Network</i>				
Azadeh & Gaderi (2010)	19 pembangkit thermal di Iran thn 1997 s.d 2004.	ANN	Kapasitas (MW), energi sendiri (kWh), energi input (TJ),	Energi yang diproduksi (kWh)
Azadeh & Saberi (2008)	Pembangkit di 10 negara thn 2003	Meta Heuristic ANN	Kapasitas (MW), konsumsi bahan bakar (TJ)	Energi yang diproduksi (kWh)
<i>Kombinasi DEA dan NN</i>				
He-Boong Kwon (2017)	Kinerja dan prediksi kinerja rel kereta api Class I di US thn 2005-2012	DEA & BPNN	Jumlah lokomotif, jumlah gerbong, jarak (mil), jumlah pegawai.	Pendapatan per ton mil (USD/ton.mil), jumlah tonase (ton)
He-Boong Kwon (2015)	55 kinerja bank komersial di US	Two stage DEA & BPNN	1.Input : jumlah pegawai, ekuitas, asset 2.Intermediate : biaya, pinjaman, simpanan	Laba
Shivi Agarwal (2015)	Efisiensi transportasi publik di India thn 2011-2012	DEA & NN	Kapasitas penumpang (orang), jumlah pegawai, dan konsumsi bahan bakar	Penumpang km.
Boong Kwon & Jooh Lee (2014)	Pengukuran & prediksi untuk perbaikan kinerja industri manufaktur elektronik Jepang	DEA (CCR) & BPNN	Jumlah pegawai, asset, biaya operasi	Pendapatan dan nilai pasar
Olanrewaju & Jimoh (2013)	Mengasses potensial energi di Afrika Selatan thn 1971 s.d 2008	IDA-ANN-DEA	Konsumsi energy dan Produk Domestik Bruto	Perbandingan di antara 2 input terhadap tahun berjalan

2.9 Desain Model Empiris

Model *Two Stage* yang diusulkan menggunakan struktur 3-3-1 dengan variabel input berupa jumlah personil (orang), asset (Rp), dan kapasitas terpasang pembangkit listrik (kW), variabel intermediate berupa kesiapan pembangkit (%), energi input yang digunakan (kcal), dan energi pemakaian sendiri (kWh) serta output berupa energi listrik yang dihasilkan (kWh). Dengan demikian, tahap 1 merupakan sub-proses produksi sementara tahap ke-2 merupakan sub-proses penjualan dengan mencerminkan pendekatan sekuensial dan pendekatan intermediasi.



Gambar 2.9 Diagram Skematik *Two Stages Modeling*

Dalam penelitian ini, ruang lingkup penelitian tidak terbatas pada pengukuran tingkat efisiensi seperti pada pendekatan DEA konvensional tetapi diperluas untuk memperkirakan kinerja DMU dalam hal output akhir. Sebagai akibatnya, model empiris menggabungkan modul pengukuran dan prediksi. Tujuan model empiris adalah memprediksi penjualan tambahan sesuai dengan tingkat kinerja yang diinginkan dalam lingkungan produksi dua tahap. Proses empiris dimulai dengan menerapkan dua model DEA independen untuk mengukur efisiensi DMU di kedua tahap dan skor efisiensi yang dihasilkan memainkan peran kunci dalam mengembangkan modul prediksi secara berurutan. Modul BPNN pertama

dilatih untuk memprediksi skor efisiensi DEA untuk input yang diberikan atau input yang baru, yang berfungsi sebagai target efisiensi untuk tahap ke-2. Model BPNN tahap kedua dilatih oleh data DMU (dalam hal ini kombinasi variabel intermediate dan output dengan skor efisiensi) untuk mempelajari pola penjualan dari DMU yang sedang dalam evaluasi. Dalam skema ini, model BPNN dirancang untuk memprediksi output tambahan sebagai fungsi dari efisiensi yang diinginkan dan berbagai tingkat variabel *intermediate*. Dengan demikian, penelitian ini mengusulkan suatu pendekatan inovatif untuk pemodelan dua tahap dan mengatasi batasan dari DEA itu sendiri. Gambar 2.9 menggambarkan diagram skematik *two stages modeling*.

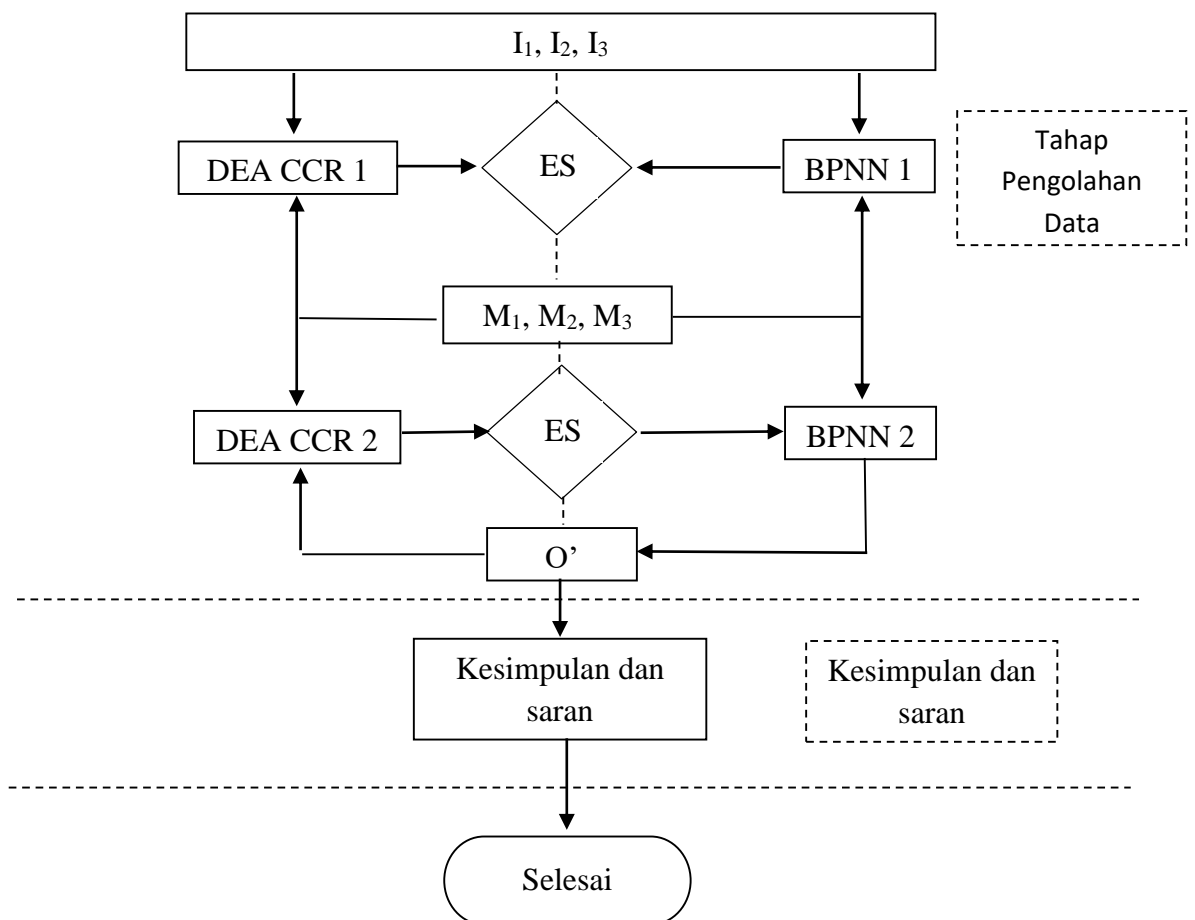
Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 3 METODA PENELITIAN

Pada bagian ini, akan dijelaskan terkait metode penelitian di dalam penyusunan tesis ini.

3.1 Alur Penelitian

Alur penelitian akan menjelaskan runtutan proses penelitian yang dilakukan.



Gambar 3.1 Diagram Alur Penelitian

Catatan :

- ES (efficiency scores); O' (prediksi energi listrik yang dihasilkan)
- I_1, I_2, I_3 : variabel input
- M_1, M_2, M_3 : variabel intermediate

Penjelasan tahapan metodologi adalah sebagai berikut:

3.2 Tahapan Pengambilan Data

Pada tahapan ini dilakukan kegiatan observasi dalam bentuk penelusuran data-data terkait variabel yang mempengaruhi kinerja pembangkit yang dikelola oleh PT X. Data tersebut di ambil dari berbagai Departemen mulai dari Operasi, Komersial, Human Capital serta Keuangan. Data-data variabel kinerja pembangkit yang digunakan untuk masing-masing DMU di dalam penelitian ini pada kurun waktu 2009-2018, yaitu:

- i. Jumlah personil (orang), asset (Rp), kapasitas terpasang pembangkit listrik (kW) sebagai variabel input.
- ii. Kesiapan pembangkit (%), energi input yang digunakan (kcal), dan energi pemakaian sendiri (kWh) sebagai variabel intermediate.
- iii. Energi listrik yang dihasilkan (kWh) sebagai output.

Data yang diperoleh untuk masing-masing variabel terdiri dari 3 (tiga) kategori, yaitu:

- a. Data yang didapatkan dari *data base* perusahaan dan mewakili variabel dan langsung dapat digunakan sebagai data mentah penelitian.
- b. Data yang didapatkan dari *data base* tetapi tidak dapat langsung digunakan sebagai data mentah penelitian. Data tipe ini terdiri dari 2 tipe, yaitu:
 1. Data yang ditambahkan secara proporsional dengan data yang melekat pada beberapa DMU karena data tersebut merupakan sumber daya yang digunakan secara bersamaan oleh beberapa DMU tersebut.

2. Data yang didapatkan melalui konversi dari *data base* karena data yang tersedia memiliki satuan yang berbeda dengan satuan yang digunakan oleh data mentah untuk pengolahan data.

3.3 Tahapan Pengolahan Data

Tahapan berikutnya adalah pengolahan data. Terdapat 2 (dua) tahapan pengolahan data, yaitu perhitungan efisiensi dengan menggunakan *Two Stages DEA* dan prediksi dengan menggunakan *Artificial Neural Network*. Prediksi dengan menggunakan ANN dilakukan untuk memprediksi efisiensi DMU pada tahap 1 dan untuk memprediksi output penjualan pada tahap 2. Pengolahan data yang dilakukan dapat dijelaskan di bawah ini.

3.3.1 Analisis Efisiensi Menggunakan DEA *Two Stages Modeling*

Sebagai langkah awal untuk membangun model *two stage*, dua analisis DEA yang dilakukan terpisah dengan menggunakan CCR model. Seperti disebutkan sebelumnya, tiga variabel input (personil, asset, kapasitas) dilakukan pengukuran efisiensi terhadap tiga variabel intermediate (kesiapan pembangkit, energi input yang digunakan, dan energi pemakaian sendiri). Tahap ini disebut tahap proses produksi. Setelah itu, tiga variabel intermediate tersebut digunakan sebagai variabel output untuk tahap 1 dan masukan untuk tahap ke-2. Tahap ini disebut proses penjualan.

Hasil analisis ini akan menunjukkan skor efisiensi dari masing-masing DMU di tahap 1, sehingga akan digunakan sebagai masukan pada analisis DEA di tahap ke-2. Perbedaan antara dua hasil model akan menunjukkan efisiensi produksi terhadap efisiensi penjualan. Fokus utama model ini dipusatkan untuk memprediksi output inkremental akhir bagi DMU 'yang tidak efisien' pada tahap ke-2 untuk mencapai target efisiensi setara dengan tahap 1 untuk mendukung peningkatan bertahap. Setelah itu dilakukan

proyeksi rata-rata setiap variabel diperoleh dari model DEA independen untuk menunjukkan inkonsistensi dari variabel intermediate.

Berbeda dengan studi DEA tradisional di mana analisis efisiensi melalui penyelarasan dua tahap adalah tujuan utama, studi ini menggunakan dua fungsi produksi yang berbeda dan model ini menggunakan input yang diberikan dan output intermediate untuk membangun model prediksi. Seperti yang dibahas sebelumnya, DEA yang berdiri sendiri tidak dapat memperkirakan skala output akhir yang sesuai (misalnya penjualan) untuk menyesuaikan efisiensi tahap pertama. Selanjutnya, dalam situasi di mana DMU bermaksud untuk meningkatkan efisiensi ke tingkat tertentu sambil mempertahankan skala input dan output intermediate, DEA tidak dapat memberikan solusi yang tepat untuk skenario ini. Dengan kekurangan dari metode yang ada, model ini bermaksud untuk memberikan solusi yang layak dan memprediksi output akhir DMU yang relevan untuk mencocokkan efisiensi tahap pertama atau tingkat efisiensi yang diinginkan. Dari perspektif ini, model empiris yang diusulkan dalam penelitian ini sangat berbeda dari DEA dua tahap konvensional.

Tabel 3.1 menggambarkan hasil pengukuran DEA dengan *two stages modeling* di dalam penelitian ini.

Tabel 3.1 Perbandingan Pengukuran Efisiensi dengan Two Stages DEA

DMU ke-	Skor Efisiensi Tahap 1 (Proses Produksi)	Skor Efisiensi Tahap 2 (Proses Penjualan)
1		
...		
...		
...		
...		
n		

3.3.2 Prediksi dengan Menggunakan BPNN

Di tahap berikutnya dari tahap pengolahan data ini bertujuan untuk mengeksplorasi kemampuan pemetaan nonlinier dari BPNN dengan melakukan prediksi terhadap efisiensi DMU. Terdapat beberapa tahapan yaitu:

3.3.2.1 Desain Jaringan dan Pemilihan Data

Kinerja model BPNN ditentukan oleh beberapa elemen desain yang mencakup struktur jaringan (misalnya jumlah hidden layer dan hidden neuron), algoritma pembelajaran, fungsi transfer, kuantitas dan kualitas data, dan lain-lain. Pemilihan model yang baik merupakan tugas yang menantang dan melibatkan tingkat heuristik tertentu. Dalam penelitian ini, paket perangkat lunak komersial, digunakan untuk mencari model terbaik yang mungkin didapatkan. Terdapat tiga faktor desain utama dalam mempertimbangkan kinerja model BPNN.

Pertama adalah struktur jaringan dan pembelajaran-pembelajaran tambahan diadopsi untuk membangun struktur jaringan yang tepat sebagai kunci pertimbangan desain, khususnya dalam menentukan jumlah hidden neuron yang sesuai. Jaringan akan menemukan jumlah neuron yang optimal dengan menambahkan neuron dan menguji jaringan setiap kali hingga tidak ada perbaikan lebih lanjut.

Kedua, pemilihan data yang digunakan untuk penelitian ini baik variabel input, variabel *intermediate*, dan output. Untuk pelatihan dan validasi yang efektif terhadap model, kumpulan data dibagi untuk tahapan pelatihan, tes, dan validasi. Data pelatihan digunakan untuk membangun model sementara, data tes digunakan untuk memonitor pembelajaran jaringan dan mencegah kelebihan pelatihan jaringan. Data validasi digunakan untuk melatih jaringan.

Dalam penelitian ini, setelah selesai melakukan validasi jaringan, model yang dilatih digunakan untuk memprediksi output untuk DMU baru yang tidak diikuti dalam pemodelan dengan menggunakan asumsi yang riil.

3.3.2.2 Prediksi Efisiensi

Pada tahap ini, modul pengukuran DEA berfungsi sebagai *preprocessor* untuk peramalan BPNN pada modul berikutnya. Dalam memprediksi efisiensi tahap 1, skor efisiensi (ES) diperlakukan sebagai output target untuk BPNN1 sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.1 akan mengikuti persamaan sebagai berikut :

$$ES = f(I_{\text{pegawai}}; I_{\text{aset}}; I_{\text{kapasitas}}; M_{\text{kesiapan}}; M_{\text{input}}; M_{\text{sendiri}}) \quad (3.1)$$

Di mana, I dan M mewakili variabel input dan variabel antara yang digunakan untuk DEA1. Modul BPNN mempelajari fungsi produksi DMU dengan menggunakan variabel input dan output tiga dimensi dan memprediksi nilai skalar dari efisiensi. Dua model BPNN diimplementasikan untuk percobaan ini. Model pertama menggunakan fungsi transformasi input yang didukung oleh prediksi perangkat lunak dan model kedua dibangun pada input asli tanpa masukan dan transformasi dengan menghasilkan lebih banyak *hidden neuron*. Kinerja kedua model dibandingkan dengan perbaikan marginal untuk data validasi yang dikenal dalam istilah statistik seperti R (korelasi antara efisiensi aktual dan prediksi), rata-rata kesalahan mutlak (MAE), dan rata-rata kesalahan persentase absolut (MAPE).

3.3.2.3 Prediksi Output

Pada tahap ini, percobaan prediksi bertujuan untuk memprediksi output dari tahap ke-2 dengan menggunakan tiga variabel intermediate sebagai input. Skema desain percobaan ini berbeda dari tahap sebelumnya, di mana modul prediksi tahap ke-2 bermaksud untuk mempelajari batasan efisiensi dan perkiraan batas berikutnya yang diwakili oleh skor efisiensi. Representasi fungsional dari prediksi skema dapat dinyatakan dengan formulasi sebagai berikut:

$$O = f(M_{\text{kesiapan}}; M_{\text{input}}; M_{\text{sendiri}}; ES) \quad (3.2)$$

Di mana, O dan M merepresentasikan output penjualan dimensi tunggal dan variabel tiga dimensi intermediate dan ES menunjukkan efisiensi skor. Dalam proses ini, ES merupakan perhitungan skor efisiensi yang dihasilkan

dari perhitungan DEA tahap kedua adalah variabel kunci yang membentuk hubungan monotonik antara variabel input dan output.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, akan dijelaskan terkait hasil pengujian dan pembahasan dari pengolahan data dengan mengikuti kerangka berpikir yang dijelaskan di dalam Bab 3 tentang Metoda Penelitian.

4.1 Penetapan *Decision Making Unit* dan Pengambilan Data

Sebagaimana dijelaskan pada Bab 2.8 terkait dengan penetapan DMU, maka di dalam penelitian ini terdapat 19 DMU yang akan menjadi obyek penelitian. Format DMU yang digunakan adalah sebagai berikut :

AAAAA BC D/DE/DE12, dimana:

- AAAAA : jenis pembangkit yaitu PLTU, PLTG, atau PLTGU
- B : jenis bahan bakar yang digunakan sebagai energi primer yaitu B untuk batubara, G untuk gas atau minyak.
- C : negara asal teknologi yaitu O untuk negara OECD dan C untuk negara non OECD
- D/DE/DE12 : lokasi pembangkit secara spesifik

Kesembilan belas DMU tersebut dijelaskan di dalam Tabel 4.1 di bawah ini.

Tabel 4.1 Penetapan DMU penelitian

No.	DMU	No.	DMU	No.	DMU
1	PLTU BO PT	8	PLTU GO MK45	15	PLTU BC ID
2	PLTU GO G12	9	PLTGU GO MK1	16	PLTU BC RB
3	PLTU GO G34	10	PLTGU GO MK2	17	PLTU BC PC
4	PLTGU GO G1	11	PLTGU GO MT1	18	PLTU BC PT
5	PLTGU GO G2	12	PLTG GO MT2	19	PLTU BC TJ
6	PLTGU GO G3	13	PLTG GO MT34		
7	PLTG GO G	14	PLTGU GO MT5		

Berdasarkan 19 DMU tersebut, dilakukan pengumpulan data untuk 7 (tujuh) variabel yaitu nilai dari tahun 2009 sampai dengan 2018 untuk Aset, Kapasitas, Pegawai, Kesiapan, Pemakaian Sendiri, Energi Input dan Penjualan. Data yang diperoleh untuk masing-masing variabel terdiri dari 3 (tiga) kategori, yaitu:

- c. Data yang didapatkan dari *data base* perusahaan dan mewakili variabel, yaitu data Kapasitas, Pemakaian Sendiri, dan Penjualan.
- d. Data yang didapatkan melalui proses data dari *data base* yang dilakukan penambahan secara proporsional karena terdapat data yang melekat pada beberapa DMU dan mewakili secara bersamaan. Data tersebut adalah data Aset dan Pegawai dimana pembagi secara proporsional menggunakan nilai kapasitas.
- e. Data yang didapatkan melalui konversi dari *data base* karena data yang tersedia memiliki satuan yang berbeda dengan satuan yang digunakan di dalam pengolahan data. Data dari *data base* berupa volume bahan bakar sedangkan satuan yang digunakan untuk pengolahan data adalah nilai kalor dalam satuan kalori. Data tersebut adalah data Energi Input dimana merupakan pengalihan antara volume bahan bakar dikalikan dengan nilai kalor untuk masing-masing volume bahan bakar.

Data yang akan digunakan untuk penelitian dijelaskan di dalam Lampiran 4.3 sampai dengan 4.9 buku Tesis ini. Data yang didapatkan untuk penelitian ini, tidak seluruhnya merupakan data yang didapatkan tahun 2009 karena terdapat beberapa pembangkit yang baru beroperasi secara komersial setelah tahun 2009.

4.2 Perhitungan Efisiensi dengan Menggunakan Two Stages DEA.

Tahap berikutnya adalah melakukan penghitungan efisiensi dari masing-masing DMU dengan menggunakan *Two Stages DEA*. Metode DEA yang digunakan adalah *Constant Return to Scale* (CRS) dengan menggunakan bantuan program *Microsoft Excel* yang telah ditambahkan program *DEA frontier solver*. Data dari masing-masing DMU yang digunakan untuk penghitungan efisiensi DEA adalah data rata-rata dari masing-masing DMU tersebut.

4.2.1 Perhitungan Efisiensi Proses Produksi (Tahap 1).

Perhitungan efisiensi pada tahapan ini adalah untuk mengetahui seberapa efisien proses produksi yang dimiliki oleh masing-masing DMU atau untuk mengetahui seberapa efisien investasi yang dilakukan untuk menghasilkan mesin produksi dari masing-masing DMU. Tabel 4.2 menjelaskan tentang data dan format pada Microsoft Excel yang digunakan untuk perhitungan efisiensi DMU pada tahap 1 tersebut.

Tabel 4.2 Data dan Format Perhitungan Efisiensi DEA Tahap 1.

DMU	Input			Output		
	Aset (Rp)	Kapasitas (MW)	Pegawai (Orang)	EAF (%)	Pemakaian Sendiri (kWh)	Energi Input (kcal)
PLTU BO PT	8.644.762.539.594	800	244	93,45	393.579.839	13.366.817.848.685
PLTU GO G12	1.436.001.624.055	200	34	93,73	54.337.562	2.408.566.428.926
PLTU GO G34	2.955.587.747.949	400	68	91,83	128.847.769	5.218.795.068.326
PLTGU GO G1	4.537.444.950.744	525	89	92,29	63.001.422	7.036.395.547.305
PLTGU GO G2	4.750.714.429.470	525	89	94,36	37.926.673	3.792.203.915.793
PLTGU GO G3	3.992.358.310.109	525	89	94,29	49.628.286	5.788.058.507.424
PLTG GO G	502.692.473.521	44	7	96,15	336.625	31.609.747.792
PLTU GO MK45	4.572.382.790.139	400	136	86,85	111.134.317	4.593.431.676.479
PLTGU GO MK1	7.145.751.382.525	509	173	87,74	73.232.248	3.886.412.485.610

DMU	Input			Output		
	Aset (Rp)	Kapasitas (MW)	Pegawai (Orang)	EAF (%)	Pemakaian Sendiri (kWh)	Energi Input (kcal)
PLTGU GO MK2	10.843.648.960.630	753	71	92,39	93.650.618	7.641.903.807.871
PLTGU GO MT1	4.875.494.016.981	658	89	90,88	99.116.712	7.891.788.213.299
PLTG GO MT2	2.602.037.031.661	240	39	82,67	3.881.417	1.066.202.548.823
PLTG GO MT34	7.279.607.575.363	840	131	97,81	18.260.251	4.170.735.411.741
PLTGU GO MT5	6.263.342.747.973	242	31	94,32	22.823.038	2.508.804.078.752
PLTU BC ID	8.618.253.566.372	990	358	75,47	372.425.814	12.919.205.922.449
PLTU BC RB	7.286.110.507.797	630	292	83,82	200.594.327	9.241.864.359.092
PLTU BC PC	7.559.892.773.450	630	301	76,84	154.677.659	6.153.740.891.869
PLTU BC PT	7.567.629.744.230	660	279	82,16	180.255.285	8.121.592.159.331
PLTU BC TJ	7.210.653.835.978	700	329	77,88	176.945.746	6.728.501.795.829

Berdasarkan data di atas, maka dilakukan perhitungan efisiensi tahap 1 menggunakan metode CRS dengan bantuan *DEA frontiersolver* pada *Microsoft Excel* sebagaimana dinyatakan di dalam Tabel 4.3 di bawah ini.

Berdasarkan hasil perhitungan efisiensi menggunakan DEA tahap 1, maka hasil perhitungan adalah sebagai berikut:

1. Pembangkit yang memiliki efisiensi sama dengan 1 adalah PLTU BO PT, PLTU GO G12, PLTU GO G34, PLTGU GO G1, PLTG GO G, PLTGU GO MK2, PLTU GO MT1 dan PLTGU GO MT5. Pembangkit-pembangkit pada kategori

ini sudah memiliki efisiensi maksimum pada tahap proses produksi karena kenaikan input akan sama dengan kenaikan output.

Tabel 4.3 Hasil Perhitungan Efisiensi DEA Tahap 1.

Nama DMU	Input-Oriented CRS Efficiency	RTS	Optimal Lambdas with Benchmarks
PLTU BO PT	1,00000	Constant	1,000
PLTU GO G12	1,00000	Constant	1,000
PLTU GO G34	1,00000	Constant	1,000
PLTGU GO G1	1,00000	Constant	1,000
PLTGU GO G2	0,56696	Decreasing	0,718
PLTGU GO G3	0,84155	Decreasing	0,907
PLTG GO G	1,00000	Constant	1,000
PLTU GO MK45	0,74736	Increasing	0,342
PLTGU GO MK1	0,50921	Increasing	0,289
PLTGU GO MK2	1,00000	Constant	1,000
PLTGU GO MT1	1,00000	Constant	1,000
PLTG GO MT2	0,45286	Increasing	0,372
PLTG GO MT34	0,40610	Decreasing	0,738
PLTGU GO MT5	1,00000	Constant	1,000
PLTU BC ID	0,95384	Decreasing	0,841
PLTU BC RB	0,89135	Increasing	0,691
PLTU BC PC	0,60816	Increasing	0,460
PLTU BC PT	0,75336	Increasing	0,607
PLTU BC TJ	0,60401	Increasing	0,450

2. Pembangkit yang memiliki efisiensi di bawah 1 dan kenaikan skala output yang melebihi skala input adalah PLTU GO MK45, PLTGU GO MK1, PLTG GO MT2, PLTU BC RB, PLTU BC PC, PLTU BC PT dan PLTU BC TJ. Peningkatan efisiensi pada pembangkit ini akan membutuhkan peningkatan input yang cukup besar untuk meningkatkan efisiensinya.
3. Pembangkit yang memiliki efisiensi di bawah 1 dan kenaikan skala output kurang dari skala input adalah PLTGU GO G2, PLTGU GO G3, PLTG GO MT34, dan PLTU BC ID. Peningkatan efisiensi pada pembangkit ini lebih

mudah dilaksanakan karena dengan peningkatan input yang tidak terlalu besar akan meningkatkan efisiensinya.

4. Tidak ada satupun pembangkit yang dibangun oleh teknologi dari negara non OECD memiliki efisiensi proses produksi sama dengan 1. Hal ini menunjukkan bahwa efisiensi proses produksi pembangkit non OECD tidak ada yang mencapai nilai maksimal.

4.2.2 Penghitungan Efisiensi Proses Penjualan (Tahap 2).

Perhitungan efisiensi pada tahapan ini adalah untuk mengetahui seberapa efisien proses penjualan yang dimiliki oleh masing-masing DMU. Tabel 4.4 menjelaskan tentang data dan format pada Microsoft Excel yang digunakan untuk perhitungan efisiensi DMU pada tahap 2 tersebut.

Tabel 4.4 Data dan Format Perhitungan Efisiensi DEA Tahap 2.

DMU	Input			Output
	EAF	Pemakaian Sendiri	Energi Input	Penjualan
PLTU BO PT	93,45	393.579.839	13.366.817.848.685	4.921.044.687
PLTU GO G12	93.73	54.337.562	2.408.566.428.926	862.824.339
PLTU GO G34	91.83	128.847.769	5.218.795.068.326	2.091.379.678
PLTGU GO G1	92.29	63.001.422	7.036.395.547.305	3.262.592.014
PLTGU GO G2	94.36	37.926.673	3.792.203.915.793	1.494.174.650
PLTGU GO G3	94.29	49.628.286	5.788.058.507.424	2.467.701.998
PLTG GO G	96.15	336.625	31.609.747.792	6.469.626

DMU	Input			Output
	EAF	Pemakaian Sendiri	Energi Input	Penjualan
PLTU GO MK45	86.85	111.134.317	4.593.431.676.479	1.695.164.812
PLTGU GO MK1	87.74	73.232.248	3.886.412.485.610	1.807.901.081
PLTGU GO MK2	92.39	93.650.618	7.641.903.807.871	3.880.900.636
PLTGU GO MT1	90.88	99.116.712	7.891.788.213.299	3.782.791.291
PLTG GO MT2	82.67	3.881.417	1.066.202.548.823	338.093.460
PLTG GO MT34	97.81	18.260.251	4.170.735.411.741	1.324.957.425
PLTGU GO MT5	94.32	22.823.038	2.508.804.078.752	1.322.734.100
PLTU BC ID	75.47	372.425.814	12.919.205.922.449	4.822.880.407
PLTU BC RB	83.82	200.594.327	9.241.864.359.092	3.486.518.842
PLTU BC PC	76.84	154.677.659	6.153.740.891.869	2.420.944.934
PLTU BC PT	82.16	180.255.285	8.121.592.159.331	2.994.467.489
PLTU BC TJ	77.88	176.945.746	6.728.501.795.829	2.455.178.914

Berdasarkan data di atas, maka dilakukan perhitungan efisiensi tahap 2 menggunakan metode CRS dengan bantuan *DEA frontiersolver* pada *Microsoft Excel* sebagaimana dinyatakan di dalam Tabel 4.5 di bawah ini.

Tabel 4.5 Hasil Perhitungan Efisiensi DEA Tahap 2.

Nama DMU	Input-Oriented CRS Efficiency	RTS	Optimal Lambdas with Benchmarks
PLTU BO	0,92487	Decreasing	0,298
PLTU GO G12	0,67945	Increasing	0,652
PLTU GO G34	0,78265	Increasing	0,419
PLTGU GO G1	1,00000	Constant	1,000
PLTGU GO G2	0,77549	Increasing	0,088
PLTGU GO G3	0,93276	Increasing	0,630
PLTG GO G	0,38820	Increasing	0,005
PLTU GO MK45	0,71934	Increasing	0,317
PLTGU GO MK1	0,90184	Increasing	0,270
PLTGU GO MK2	1,00000	Constant	1,000
PLTGU GO MT1	0,98081	Increasing	0,946
PLTG GO MT2	1,00000	Constant	1,000
PLTG GO MT34	1,00000	Constant	1,000
PLTGU GO MT5	1,00000	Constant	1,000
PLTU BC ID	1,00000	Constant	1,000
PLTU BC RB	0,85196	Increasing	0,532
PLTU BC PC	0,77421	Increasing	0,614
PLTU BC PT	0,79232	Increasing	0,576
PLTU BC TJ	0,73457	Increasing	0,593

Berdasarkan hasil perhitungan efisiensi menggunakan DEA tahap 2, maka hasil perhitungan adalah sebagai berikut:

1. Pembangkit yang memiliki efisiensi sama dengan 1 adalah PLTGU GO G1, PLTGU GO MK2, PLTG GO MT2, PLTG GO MT34, PLTGU GO MT5, PLTU BC ID. Pembangkit-pembangkit pada kategori ini sudah memiliki efisiensi maksimum pada tahap proses produksi karena kenaikan input akan sama dengan kenaikan output.
2. Pembangkit yang memiliki efisiensi di bawah 1 dan kenaikan skala output yang melebihi skala input adalah PLTU GO G12, PLTU GO G34, PLTGU GO G2, PLTGU GO G3, PLTG GO G, PLTU GO MK45, PLTGU GO MK1, PLTGU GO MT1, PLTU BC RB, PLTU BC PC, PLTU BC PT, dan PLTU BC TJ.

Peningkatan efisiensi pada pembangkit ini akan membutuhkan peningkatan input yang cukup besar untuk meningkatkan efisiensinya.

3. Pembangkit yang memiliki efisiensi di bawah 1 dan kenaikan skala output kurang dari skala input adalah PLTU BO. Peningkatan efisiensi pada pembangkit ini lebih mudah dilaksanakan karena dengan peningkatan input yang tidak terlalu besar akan meningkatkan efisiensinya.

4.2.3 Perbandingan Perhitungan Efisiensi Tahap 1 dan Tahap 2.

Bagian ini akan membandingkan perhitungan efisiensi tahap 1 dan tahap 2 dengan menggunakan DEA. Tujuannya adalah untuk mengetahui perbedaan efisiensi dari masing-masing DMU untuk masing-masing tahap. Tabel 4.6 menggambarkan perbandingan perhitungan efisiensi tahap 1 dan tahap 2 tersebut.

Tabel 4.6 Perbandingan Perhitungan Efisiensi Dengan DEA untuk Tahap 1 dan Tahap 2.

Nama DMU	Tahap 1			Tahap 2		
	Input-Oriented CRS Efficiency	RTS	Optimal Lambdas with Benchmarks	Input-Oriented CRS Efficiency	RTS	Optimal Lambdas with Benchmarks
PLTU BO PT	1.00000	Constant	1.000	0.92487	Decreasing	0.298
PLTU GO G12	1.00000	Constant	1.000	0.67945	Increasing	0.652
PLTU GO G34	1.00000	Constant	1.000	0.78265	Increasing	0.419
PLTGU GO G1	1.00000	Constant	1.000	1.00000	Constant	1.000
PLTGU GO G2	0.56696	Decreasing	0.718	0.77549	Increasing	0.088
PLTGU GO G3	0.84155	Decreasing	0.907	0.93276	Increasing	0.630

Nama DMU	Tahap 1			Tahap 2		
	Input-Oriented	RTS	Optimal Lambdas with Benchmarks	Input-Oriented	RTS	Optimal Lambdas with Benchmarks
PLTG GO G	1.00000	Constant	1.000	0.38820	Increasing	0.005
PLTU GO MK45	0.74736	Increasing	0.342	0.71934	Increasing	0.317
PLTGU GO MK1	0.50921	Increasing	0.289	0.90184	Increasing	0.270
PLTGU GO MK2	1.00000	Constant	1.000	1.00000	Constant	1.000
PLTGU GO MT1	1.00000	Constant	1.000	0.98081	Increasing	0.946
PLTG GO MT2	0.45286	Increasing	0.372	1.00000	Constant	1.000
PLTG GO MT34	0.40610	Decreasing	0.738	1.00000	Constant	1.000
PLTGU GO MT5	1.00000	Constant	1.000	1.00000	Constant	1.000
PLTU BC ID	0.95384	Decreasing	0.841	1.00000	Constant	1.000
PLTU BC RB	0.89135	Increasing	0.691	0.85196	Increasing	0.532
PLTU BC PC	0.60816	Increasing	0.460	0.77421	Increasing	0.614
PLTU BC PT	0.75336	Increasing	0.607	0.79232	Increasing	0.576
PLTU BC TJ	0.60401	Increasing	0.450	0.73457	Increasing	0.593

Berdasarkan Tabel 4.6 yang membandingkan hasil perhitungan efisiensi tahap 1 dengan tahap 2, maka dapat dijelaskan hal-hal sebagai berikut:

1. Pembangkit yang memiliki efisiensi sama dengan 1 baik tahap 1 dan tahap 2 adalah PLTGU GO G1, PLTGU GO MK2, dan PLTGU GO MT5. Pembangkit-pembangkit pada kategori ini sudah memiliki efisiensi maksimum baik proses produksi maupun penjualan sehingga sangat sulit untuk ditingkatkan efisiensinya dengan meningkatkan inputnya. Pembangkit pada kategori ini

adalah pembangkit *combine cycle* berbahan bakar gas yang akan menyerap kewajiban *take or pay* gas yang memiliki kapasitas besar atau memiliki teknologi terbaru sehingga sistem akan *dispatch* pembangkit tersebut.

2. Pembangkit yang memiliki efisiensi sama dengan 1 pada tahap 1 tetapi efisiensinya kurang dari 1 pada tahap 2 adalah PLTU BO PT, PLTU GO G12, PLTU GO G34, PLTG GO G, dan PLTGU GO MT1. Pembangkit-pembangkit pada kategori ini memiliki aset yang efisien tetapi tidak kompetitif lagi di sistem ketenagalistrikan sehingga perusahaan dapat mengusulkan untuk melakukan demolish atau relokasi pembangkit ke tempat lain. Alternatif usulan lainnya adalah melakukan realokasi kembali sumber daya yang ada pada pembangkit tersebut pada titik tertentu untuk dipindahkan pada pembangkit lain sehingga tidak mengurangi efisiensi proses produksi dan proses penjualan pada pembangkit tersebut tetapi dapat meningkatkan efisiensi pembangkit lainnya. Pembangkit pada kategori ini adalah pembangkit yang berada pada lokasi dengan tingkat kompetisi tinggi karena ada pembangkit lain yang lebih kompetitif. Pada pembangkit kategori ini, terdapat pembangkit dengan kondisi ekstrim yaitu efisiensi tahap 1 sebesar 1 tetapi efisiensi tahap 2 sebesar 0.38820 yaitu PLTG GO G. Kondisi ekstrim ini menjelaskan bahwa pembangkit tersebut memiliki efisiensi aset yang maksimal tetapi sangat rendah pada efisiensi penjualan karena pembangkit tersebut sudah tidak efisien dari sisi efisiensi bahan bakar akibat teknologi yang *obsolete* sehingga tidak dapat bersaing di sistem ketenagalistrikan. Pembangkit tersebut berperan sebagai pembangkit cadangan atau *black start* dimana akan beroperasi apabila terjadi *black out* sistem ketenagalistrikan.
3. Pembangkit yang memiliki efisiensi kurang dari 1 pada tahap 1 tetapi efisiensinya sama dengan 1 pada tahap 2 adalah PLTG GO MT2, PLTG GO MT34, dan PLTU BC ID. Pembangkit-pembangkit pada kategori ini memberikan efisiensi penjualan yang lebih tinggi dari proses produksinya sehingga harus dipertahankan. Pembangkit pada kategori ini merupakan

pembangkit yang memiliki karakteristik untuk beban puncak dan pembangkit batu bara dari negara non OECD tetapi berada di sistem ketenagalistrikan yang permintaan dan pertumbuhan listriknya sangat tinggi. Pada pembangkit kategori ini terdapat pembangkit dengan kondisi yang ekstrim dimana efisiensi tahap 1 lebih kecil dari 0,45 tetapi efisiensi tahap 2 sebesar 1 yaitu PLTG GO MT2 dan PLTG GO MT34. Hal ini disebabkan karena pembangkit tersebut merupakan pembangkit yang memiliki karakteristik memasok listrik pada waktu beban puncak dengan kapasitas besar dimana investasi yang dibutuhkan besar dan sumber daya manusia yang mengelola banyak sehingga efisiensi aset sangat kecil tetapi karena karakteristik unik sebagai pembangkit besar pemikul beban puncak di sistem ketenagalistrikan yang permintaan dan pertumbuhan permintaan sangat tinggi berakibat pembangkit tersebut tidak hanya dibutuhkan secara penuh pada saat beban puncak, tetapi juga dibutuhkan sebagai waktu beban dasar.

4. Pembangkit yang memiliki efisiensi kurang dari 1 baik pada tahap 1 dan tahap 2 tetapi mengalami kenaikan efisiensi pada tahap 2 adalah PLTGU GO G2, PLTGU GO G3, PLTGU GO MK1, PLTU BC PC, PLTU BC PT, dan PLTU BC TJ. Pembangkit-pembangkit pada kategori ini merupakan pembangkit-pembangkit dengan teknologi *combine cycle* menggunakan gas/minyak untuk melayani beban medium dan beban puncak. Hal ini disebabkan pembangkit *combine cycle* merupakan pembangkit yang memanfaatkan gas buang untuk menjadi tenaga listrik yang meningkatkan efisiensi sehingga kompetitif yang pada akhirnya penjualan lebih banyak. Selain kategori pembangkit dengan teknologi *combine cycle*, pada kategori ini juga berisi pembangkit batubara dengan teknologi dari negara non OECD dimana investasi asetnya tidak efisien tetapi berada di lokasi beban yang tidak terdapat pembangkit batu bara dengan kapasitas besar yang memiliki teknologi terbaru dari negara OECD sehingga hanya akan bersaing dengan pembangkit berbahan bakar gas saja.

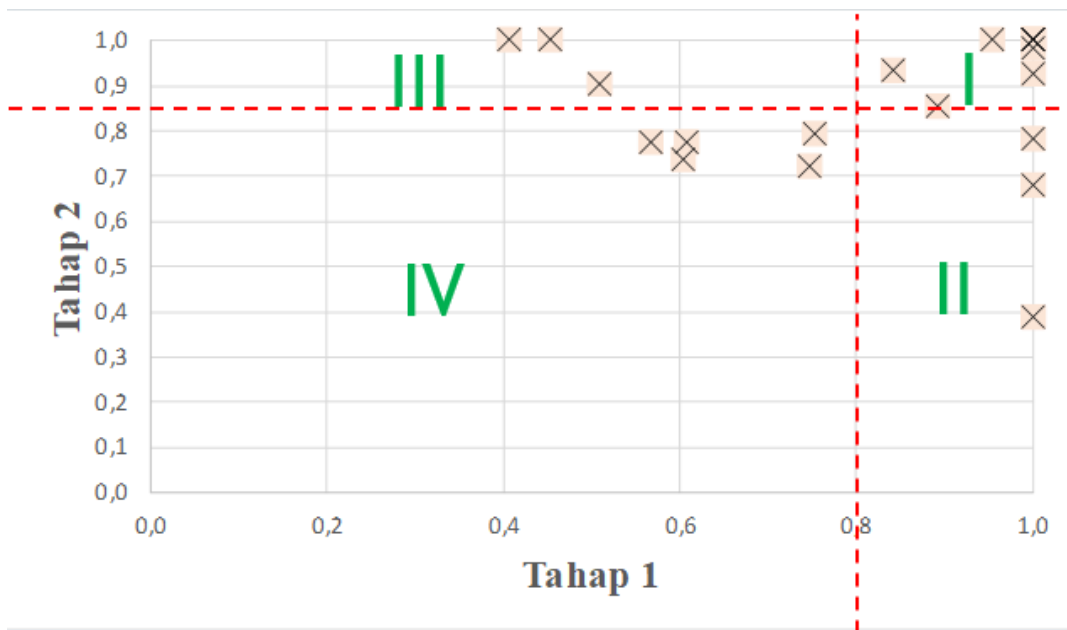
5. Pembangkit yang memiliki efisiensi kurang dari 1 baik pada tahap 1 dan tahap 2 tetapi mengalami penurunan efisiensi pada tahap 2 adalah PLTU GO MK45 dan PLTU BC RB. Pembangkit-pembangkit pada kategori memberikan efisiensi penjualan yang lebih rendah dari proses produksinya sehingga menjadi perhatian agar dapat ditingkatkan efisiensinya. Pembangkit pada kategori ini adalah pembangkit batu bara dari negara non OECD atau pembangkit gas dengan teknologi *obsolete* yang berada pada lokasi beban dimana terdapat pembangkit lainnya dengan kapasitas yang lebih besar dan teknologi terbaru sehingga tidak mampu bersaing di sistem ketenagalistrikan.

Ringkasan hasil *assessment* dan plot 2 dimensi perhitungan efisiensi dengan menggunakan *Two Stages DEA* dijelaskan di dalam Gambar 4.1 dan Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Hasil Pengujian Efisiensi dengan Two Stages DEA

	Tahap 1	Tahap 2
DMU yang efisien	8	6
Efisiensi rata-rata	0,807	0,855
Deviasi standard	0,217	0,160

Tabel 4.7 memperlihatkan bahwa jumlah DMU yang efisien pada tahap 1 lebih banyak dari pada tahap 2, tetapi efisiensi rata-rata tahap 1 lebih rendah dari tahap 2. Hal ini menggambarkan bahwa secara rata-rata, efisiensi penjualan lebih baik daripada efisiensi proses produksi tetapi jumlah pembangkit yang mencapai efisiensi maksimal pada tahap proses produksi lebih banyak daripada pembangkit yang mencapai efisiensi maksimal pada tahap proses penjualan. Berdasarkan perbandingan efisiensi 2 tahap maka peningkatan efisiensi penjualan masih dapat dilakukan dengan peningkatan efisiensi dan peningkatan input pada proses produksi.



Gambar 4.1 Plot 2 Dimensi Efisiensi Two Stages DEA

Selain itu, deviasi standard untuk efisiensi dari masing-masing DMU pada tahap penjualan lebih kecil dari deviasi standard untuk efisiensi dari masing-masing DMU pada tahap proses produksi. Hal ini menunjukkan bahwa proses dan hasil efisiensi pada tahap penjualan lebih optimal daripada tahap produksi dimana pada tahap penjualan dapat mengoptimalkan input untuk menghasilkan penjualan.

Gambar 4.1 menjabarkan pemetaan efisiensi pembangkit dengan menggunakan *DEA Two-Stages Modeling*. Penjelasan terhadap pemetaan efisiensi pembangkit tersebut adalah sebagai berikut:

- a. Pembangkit di kuadran 1 yaitu pembangkit dengan kategori efisiensi tahap 1 dan tahap 2 lebih tinggi dari rata-rata efisiensi masing-masing tahap. Pembangkit dengan kategori ini adalah PLTGU GO G1, PLTGU GO MK2, PLTU BO PT, PLTGU GO G3, PLTGU GO MT1, PLTGU GO MT5, PLTU BC ID, dan PLTU BC RB. Pembangkit dengan kategori ini merupakan pembangkit dengan efisiensi tinggi sehingga prioritas utama alokasi sumber daya dapat dilakukan pada pembangkit ini.

- b. Pembangkit di kuadran 2 yaitu pembangkit dengan kategori efisiensi tahap 1 lebih tinggi dari rata-rata efisiensi tahap 1 dan efisiensi tahap 2 lebih rendah dari rata-rata efisiensi tahap 2. Pembangkit dengan kategori ini adalah PLTU GO G12, PLTU GO G34, dan PLTG GO G. Pembangkit dengan kategori ini merupakan pembangkit yang tidak efisien dari sisi penjualannya tetapi efisiensi aset tinggi sehingga dapat dilakukan upaya-upaya peningkatan efisiensi melalui perbaikan proses bisnis agar dapat meningkatkan efisiensi penjualannya. Apabila peningkatan efisiensi proses bisnis tidak dapat meningkatkan efisiensi penjualan, maka pembangkit dengan kategori ini dapat dipertimbangkan untuk dihapusbukukan.
- c. Pembangkit di kuadran 3 yaitu pembangkit dengan kategori efisiensi tahap 1 lebih rendah dari rata-rata efisiensi tahap 1 dan efisiensi tahap 2 lebih tinggi dari rata-rata efisiensi tahap 2. Pembangkit dengan kategori ini adalah PLTGU GO MK1, PLTG GO MT2, dan PLTG GO MT34. Pembangkit dengan kategori ini merupakan pembangkit yang lebih efisien dari sisi penjualan dibandingkan efisiensi asetnya. Pembangkit dengan kategori ini merupakan pembangkit yang diprioritaskan untuk dilakukan realokasi sumber daya pada pembangkit lain agar meningkatkan efisiensi aset serta perbaikan dari sisi proses bisnis manajemen asetnya. Selain itu, realokasi sumber daya aset dapat dilakukan dengan merealokasi sumber daya pada pembangkit lain dengan tujuan meningkatkan efisiensi pembangkit lain tersebut.
- d. Pembangkit di kuadran 4 yaitu pembangkit dengan kategori efisiensi tahap 1 dan tahap 2 lebih rendah dari rata-rata efisiensi masing-masing tahap. Pembangkit dengan kategori ini adalah PLTGU GO G2, PLTU GO MK45, PLTU BC PC, PLTU BC PT dan PLTU BC TJ. Pembangkit dengan kategori ini merupakan pembangkit yang masih dapat ditingkatkan efisiensi asetnya terlebih dahulu karena merupakan domain dan tanggung jawab sepenuhnya manajemen PT X. Setelah dilakukan program peningkatan efisiensi aset, tahapan selanjutnya adalah perbaikan proses bisnis dengan tujuan peningkatan efisiensi penjualan.

Apabila kedua hal tersebut tidak dapat dilakukan atau dapat dilakukan tetapi tidak meningkatkan efisiensinya, maka pembangkit dengan kategori ini dapat dipertimbangkan untuk dihapusbukukan.

4.3 Penggunaan *Back Propagation Neural Network* di Dalam Perhitungan Efisiensi Pembangkit

Sebagaimana dijelaskan di dalam 3.4.2 terkait penggunaan NN di dalam melakukan prediksi perhitungan efisiensi pembangkit dengan 2 (dua) tahap, maka di dalam bab ini akan didapatkan hasil dan pembahasan terkait penggunaan NN untuk tahap 1 yang melakukan prediksi perhitungan efisiensi masing-masing DMU dan tahap 2 yang melakukan prediksi output dari masing-masing DMU.

4.3.1 Normalisasi Data

Pengolahan data yang dilakukan untuk 7 (tujuh) variabel penelitian dan 1 (satu) output memiliki satuan yang berbeda dengan orde numerik yang bervariasi. Nilai aset memiliki satuan Rp dengan orde numerik adalah triliun sampai dengan puluhan triliun, kapasitas memiliki satuan MW dengan orde numerik adalah puluhan sampai dengan ratusan, pegawai memiliki satuan orang dengan orde numerik adalah puluhan sampai dengan ratusan, kesiapan memiliki satuan % dengan orde numerik adalah puluhan, pemakaian sendiri memiliki satuan kWh dengan orde numerik adalah ratusan sampai dengan puluhan juta, energi input memiliki satuan kcal dengan orde numerik adalah ratusan ribu sampai dengan puluhan milyar, penjualan memiliki satuan kWh dengan orde numerik adalah ratusan sampai dengan puluhan juta serta efisiensi memiliki satuan % dengan orde numerik adalah puluhan. Satuan yang berbeda dan orde numerik yang bervariasi dari puluhan sampai dengan puluhan triliun harus dilakukan normalisasi data agar memudahkan di dalam proses pengolahan data dengan menggunakan NN.

Normalisasi yang dilakukan adalah data untuk masing-masing variabel dan output. Contoh proses normalisasi dijelaskan pada Tabel 4.8 di bawah ini. Di dalam

tabel terlihat bahwa data nilai aset PLTGU GO MK2 merupakan data yang paling besar sehingga akan menjadi data referensi sehingga data di dalam tabel hasil normalisasi akan menjadi 1. Data awal masing-masing DMU akan dibagi dengan data awal dari PLTGU GO MK2 untuk mendapatkan data normalisasi. Seluruh data akan dilakukan normalisasi dan akan dilakukan proses pengolahan data dengan menggunakan NN.

Tabel 4.8 Contoh Perhitungan Proses Normalisasi

DMU	Data Awal	Data Hasil Normalisasi
PLTU BO PT	6,021,425,214,309	0.47
PLTU GO G12	602,164,149,346	0.05
PLTU GO G34	1,446,881,119,314	0.11
PLTGU GO G1	2,345,542,869,485	0.18
PLTGU GO G2	2,570,140,519,578	0.20
PLTGU GO G3	1,778,176,914,944	0.14
PLTG GO G	189,335,656,556	0.01
PLTU GO MK45	2,381,988,456,990	0.19
PLTGU GO MK1	4,194,231,138,722	0.33
PLTGU GO MK2	12,742,764,279,770	1.00
PLTGU GO MT1	2,005,451,398,390	0.16
PLTG GO MT2	740,274,606,511	0.06
PLTG GO MT34	1,278,565,182,059	0.10
PLTGU GO MT5	7,947,525,850,088	0.62
PLTU BC ID	10,079,393,428,683	0.79
PLTU BC RB	9,110,010,253,804	0.71
PLTU BC PC	8,420,526,082,421	0.66
PLTU BC PT	8,568,681,826,925	0.67
PLTU BC TJ	5,954,746,353,720	0.47

Data hasil normalisasi dapat di lihat pada Lampiran 4.10 sampai dengan 4.16 buku Tesis ini.

4.3.2 Resampling

Data yang digunakan untuk penelitian terdiri dari 19 DMU dari tahun 2009 sampai dengan 2018 sehingga jumlah DMU kurang memenuhi apabila digunakan untuk penghitungan data dengan menggunakan NN. Data yang dibutuhkan untuk menggunakan NN adalah 1.000 data sehingga untuk mengatasi hal ini dilakukan proses resampling. Proses resampling adalah menggandakan data sehingga menjadi 500 kali.

4.3.3 Prediksi Efisiensi dengan Back Propagation Neural Network Tahap 1

Prediksi efisiensi dengan menggunakan NN dilakukan dengan bantuan perangkat lunak aplikasi Rstudio. Data efisiensi yang digunakan untuk data pada aplikasi R adalah data efisiensi yang dihasilkan dari perhitungan dengan menggunakan DEA pada tahap 1.

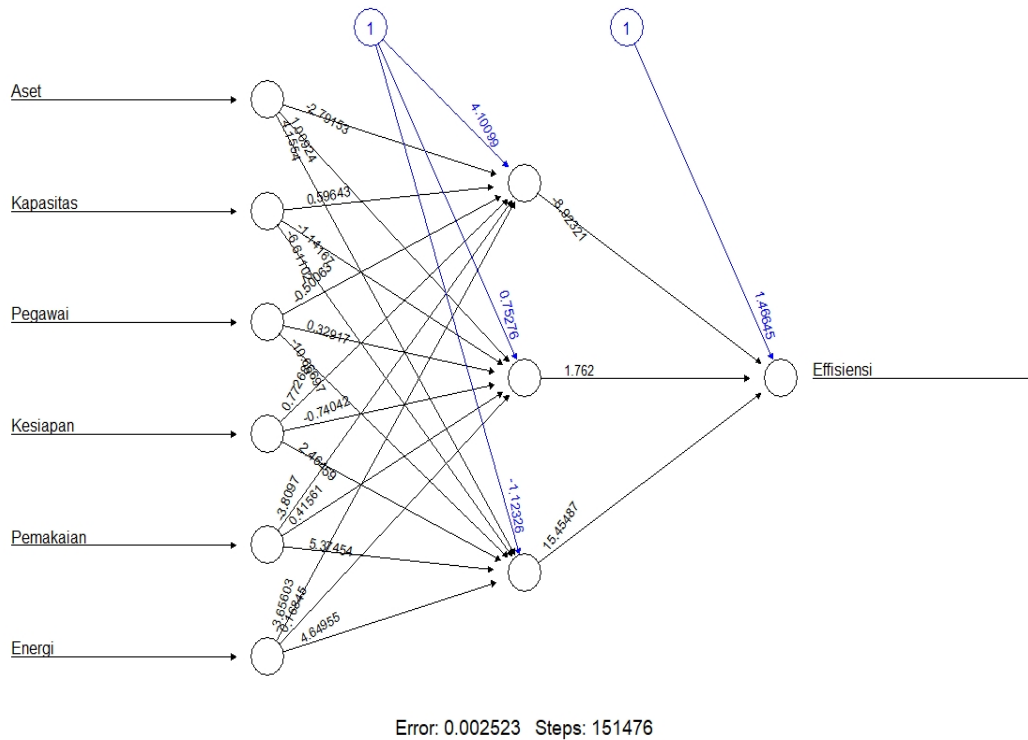
Pada tahap ini variabel yang digunakan sebagai input adalah aset, kapasitas, pegawai, kesiapan, pemakaian, dan energi. Sedangkan output yang akan di prediksi adalah efisiensi dalam persen. Software yang digunakan adalah Rstudio, berikut langkah-langkah dalam melakukan prediksi menggunakan *Backpropagation Neural Network* pada Rstudio.

1. Import data ke dalam program Rstudio, data yang digunakan ada sebanyak 6 variabel prediktor dan 1 variabel terikat. Jumlah pengamatan pada data sebanyak 19 pengamatan. Import data yang dimaksud adalah menginput data yang akan diolah ke dalam software Rstudio.
2. Setelah mengimpor data, selanjutnya adalah melakukan transformasi pada data atau menyamakan skala data atau satuan data. Sehingga perlu dilakukan penyamaan satuan atau skala data. Pada tahap ini semua variabel pada data diubah kedalam skala 0 hingga 1, hal tersebut dilakukan untuk mempermudah proses perhitungan dan mengefisiensikan kinerja dari mesin.
3. Tahap selanjutnya adalah membangun model *Backpropagation Neural Network*. Dalam membangun model *Artificial Neural Network*, semakin banyak data

(pengamatan) maka model yang terbentuk semakin baik. Pada tahap ini dilakukan resampling terhadap 19 data tersebut sebanyak 500 kali, sehingga terbentuk sebuah data baru dengan pengamatan sebanyak 500 yang berasal dari populasi aslinya. Kemudian membuat model *Artificial Neural Network* menggunakan data resampling.

4. Menentukan parameter-parameter yang dibutuhkan dalam membangun model *Backproagation Neural Network*. Model *Artificial Neural Network* mempunyai parameter yang harus ditentukan terlebih dahulu. Pada penelitian ini, metode *Artificial Neural Network* yang digunakan adalah *Backproagation*, dengan *hidden layer* sebanyak 3, *learning rate* sebesar 0.01, *threshold* sebesar 0.001, dan fungsi aktifasinya adalah logistik. *Hidden layer* adalah banyaknya lapisan yang digunakan dalam membangun model *Artificial Neural Network* dan tidak terdapat ketentuan dalam menentukan *hidden layer* yang optimal. *Learning rate* adalah angka yang digunakan selama proses perhitungan yang dimulai dengan angka yang relatif kecil. *Threshold* adalah batas iterasi, dimana iterasi akan berhenti ketika nilai *threshold* hitung telah kurang dari *threshold* yang ditentukan.
5. Melakukan prediksi efisiensi berdasarkan model yang telah dibentuk pada tahap 4.
6. Melakukan *back transformation* pada data dengan skala sesungguhnya setelah didapatkan hasil prediksi pada tahap 5.
7. Mengevaluasi model dengan melakukan perhitungan MAPE, MAE, dan nilai R.

Gambar 4.2 menjelaskan tentang model *Artificial Neural Network* yang dibangun pada tahap 1. Dilakukan 151.476 langkah dengan error sebesar 0,0025.



Gambar 4.2 Model Artificial Neural Network Perhitungan Efisiensi Tahap 1

Hasil prediksi efisiensi tahap 1 dengan menggunakan *Artificial Neural Network* dijelaskan pada Tabel 4.9 di bawah ini.

Berdasarkan Tabel 4.9 yang merupakan hasil prediksi efisiensi pada tahap 1 dengan menggunakan NN, maka dapat dijelaskan hal-hal sebagai berikut:

1. Tidak terdapat pembangkit yang memiliki efisiensi sama dengan 1, tetapi terdapat pembangkit yang memiliki efisiensi 0,999 yaitu PLTU BO PT, PLTU GO G34, PLTGU GO MK2, dan PLTGU GO MT5.
2. Pembangkit yang memiliki efisiensi di bawah 1 adalah PLTU GO G12, PLTGU GO G1, PLTGU GO G2, PLTGU GO G3, PLTG GO G, PLTU GO MK45, PLTGU GO MK1, PLTGU GO MT1, PLTG GO MT2, PLTG GO MT34, PLTU BC ID, PLTU BC RB, PLTU BC PC, PLTU BC PT, dan PLTU BC TJ. Pembangkit ini dapat ditingkatkan efisiensinya.

Tabel 4.9 Prediksi Efisiensi Tahap 1 dengan Menggunakan Artificial Neural Network

Nama DMU	Prediksi Efisiensi dengan BPNN
PLTU BO PT	0.99990
PLTU GO G12	0.99640
PLTU GO G34	0.99950
PLTGU GO G1	0.99480
PLTGU GO G2	0.56680
PLTGU GO G3	0.84210
PLTG GO G	0.99750
PLTU GO MK45	0.74750
PLTGU GO MK1	0.50900
PLTGU GO MK2	0.99990
PLTGU GO MT1	0.99760
PLTG GO MT2	0.45300
PLTG GO MT34	0.40840
PLTGU GO MT5	0.99960
PLTU BC ID	0.95400
PLTU BC RB	0.89080
PLTU BC PC	0.60840
PLTU BC PT	0.75390
PLTU BC TJ	0.60360

4.3.4 Perbandingan Perhitungan Efisiensi Tahap 1 antara DEA dan NN

Perhitungan efisiensi pembangkit tahap 1 dengan menggunakan DEA dan prediksi efisiensi dengan menggunakan NN memberikan hasil sebagaimana ditampilkan pada Tabel 4.10. Pada bagian ini, akan dilakukan analisis korelasi terhadap hasil perhitungan efisiensi dengan menggunakan 2 (dua) cara tersebut. Tabel 4.10 menyampaikan perbandingan perhitungan efisiensi dengan menggunakan DEA dan prediksi efisiensi dengan menggunakan BPNN sedangkan Tabel 4.11 menggambarkan resume hasil *assessment* terhadap perbandingan dari

kedua metode tersebut dengan mengukur parameter *Pearson Correlation Coefficient* (R), *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Tabel 4.10 Perbandingan Perhitungan Efisiensi Tahap 1 antara DEA dan NN

Nama DMU	Perhitungan Efisiensi dengan DEA	Prediksi Efisiensi dengan BPNN
PLTU BO PT	1.00000	0.99990
PLTU GO G12	1.00000	0.99640
PLTU GO G34	1.00000	0.99950
PLTGU GO G1	1.00000	0.99480
PLTGU GO G2	0.56696	0.56680
PLTGU GO G3	0.84155	0.84210
PLTG GO G	1.00000	0.99750
PLTU GO MK45	0.74736	0.74750
PLTGU GO MK1	0.50921	0.50900
PLTGU GO MK2	1.00000	0.99990
PLTGU GO MT1	1.00000	0.99760
PLTG GO MT2	0.45286	0.45300
PLTG GO MT34	0.40610	0.40840
PLTGU GO MT5	1.00000	0.99960
PLTU BC ID	0.95384	0.95400
PLTU BC RB	0.89135	0.89080
PLTU BC PC	0.60816	0.60840
PLTU BC PT	0.75336	0.75390
PLTU BC TJ	0.60401	0.60360

Berdasarkan Tabel 4.10 yang membandingkan hasil perhitungan efisiensi dengan DEA dengan prediksi efisiensi menggunakan BPNN, maka dapat dijelaskan hal-hal sebagai berikut:

1. Prediksi efisiensi dengan BPNN yang lebih rendah dari perhitungan efisiensi dengan menggunakan DEA adalah untuk pembangkit PLTU BO PT, PLTU GO G12, PLTU GO G34, PLTGU GO G1, PLTGU GO G2, PLTGU GO G3, PLTG GO G, PLTGU GO MK1, PLTGU GO MK2, PLTGU GO MT1, PLTGU GO MT5, PLTU BC RB dan PLTU BC TJ . Pembangkit pada kategori ini adalah pembangkit yang

nilai efisiensi berdasarkan DEA telah melebihi efisiensi berdasarkan pembangkit yang sejenis sehingga membutuhkan sumber daya yang sangat besar untuk menaikkan efisiensinya.

2. Prediksi efisiensi dengan BPNN yang lebih tinggi dari perhitungan efisiensi dengan menggunakan DEA adalah untuk pembangkit PLTGU GO G3, PLTU GO MK45, PLTG GO MT2, PLTG GO MT34, PLTU BC ID, PLTU BC PC dan PLTU BC PT . Pembangkit pada kategori ini adalah pembangkit yang nilai efisiensi berdasarkan DEA lebih rendah dari efisiensi berdasarkan pembangkit yang sejenis sehingga lebih mudah untuk menaikkan efisiensinya.

Tabel 4.11 Resume Perbandingan Perhitungan Efisiensi Tahap 1 antara DEA dan NN

	DEA	NN
DMU yang efisien	8	NA
Efisiensi rata-rata	0,807	0,806
Deviasi standard	0,217	0,216

R	=	0,999
MAE	=	0,001
MAPE	=	0,001

Analisis terhadap data pada Tabel 4.11 adalah sebagai berikut:

1. Rata-rata dan standard deviasi pembangkit dengan menggunakan metode DEA dan prediksi dengan BPNN sebesar 0,001. Hal ini menunjukkan bahwa pengukuran efisiensi dengan menggunakan kedua metode tersebut memiliki variasi yang relatif kecil.
2. Nilai *Pearson Correlation Coeficient* (R) sebesar 0,999 atau hampir sama dengan 1 menunjukkan bahwa hasil perhitungan efisiensi dengan menggunakan DEA dan prediksi menggunakan BPNN memiliki korelasi yang sangat besar.

3. Nilai MAE dan MAPE yang sangat kecil, bahkan mendekati nol menunjukkan bahwa perhitungan efisiensi dengan menggunakan DEA dan prediksi efisiensi dengan BPNN memiliki tingkat kesalahan yang hampir tidak ada.

4.3.5 Perhitungan Prediksi Output dengan Back Propagation Neural Network Tahap 2

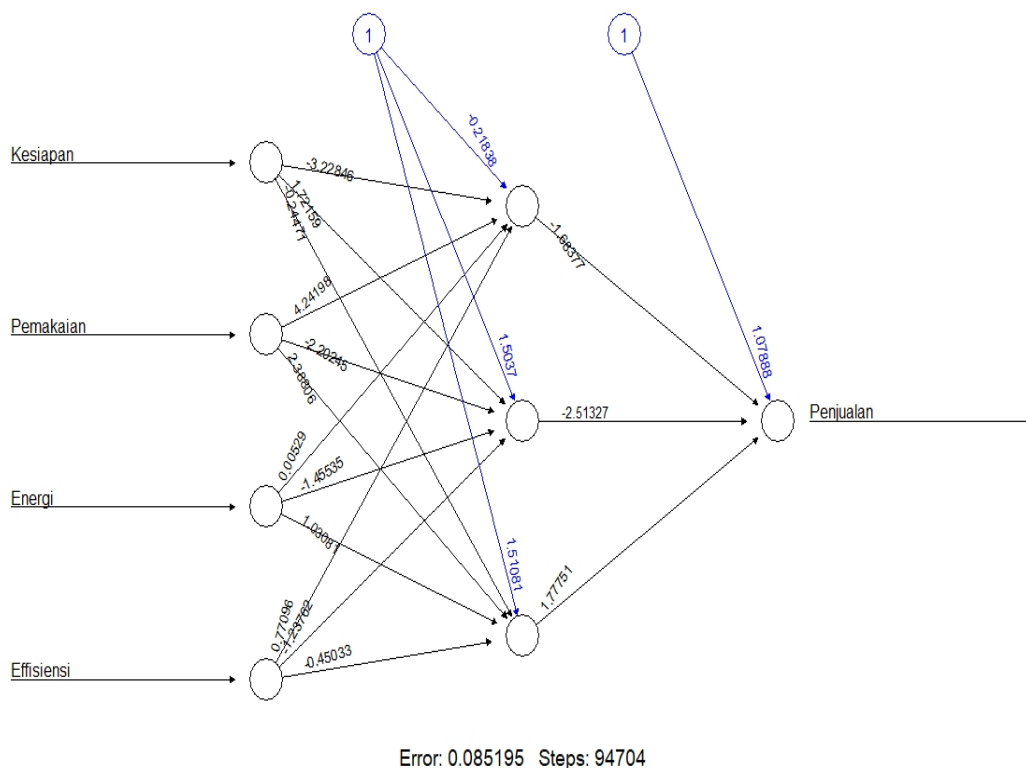
Tahap 2 melakukan prediksi output dengan menggunakan NN yang dilakukan dengan bantuan perangkat lunak aplikasi Rstudio. Data yang digunakan untuk melakukan prediksi output adalah data dari masing-masing variabel untuk seluruh DMU serta data efisiensi dari masing-masing DMU pada hasil perhitungan DEA tahap 2. Pada tahap ini variabel yang digunakan sebagai input adalah kesiapan, pemakaian, energi, dan efisiensi. Sedangkan output yang akan di prediksi adalah penjualan. Software yang digunakan adalah aplikasi Rstudio. Berikut langkah-langkah dalam melakukan prediksi menggunakan *Backpropagation Neural Network* dengan menggunakan aplikasi Rstudio.

1. Import data ke dalam *software* Rstudio. Data yang digunakan sebanyak 4 variabel prediktor dan 1 variabel terikat. Jumlah pengamatan pada data sebanyak 19 pengamatan. Import data yang dimaksud adalah menginput data yang akan diolah ke dalam *software* Rstudio.
2. Setelah mengimpor data, tahapan selanjutnya adalah melakukan transformasi pada data atau menyamakan skala data atau satuan data (normalisasi) sehingga perlu dilakukan penyamaan satuan atau skala data. Pada tahap ini semua variabel pada data di ubah ke dalam skala 0 hingga 1. Hal tersebut dilakukan untuk mempermudah proses perhitungan dan mengefisiensikan kinerja dari mesin.
3. Tahap selanjutnya adalah membangun model *Backpropagation Neural Network*. Dalam membangun model *Artificial Neural Network*, semakin banyak data (pengamatan) maka model yang terbentuk semakin baik. Pada tahap ini dilakukan resampling terhadap 19 data tersebut sebanyak 500 kali, sehingga terbentuk sebuah data baru dengan pengamatan sebanyak 500 yang berasal dari

populasi aslinya. Kemudian membuat model *Artificial Neural Network* menggunakan data resampling.

4. Menentukan parameter-parameter yang dibutuhkan dalam membangun model *Backpropagation Neural Network*. Model *Artificial Neural Network* mempunyai parameter yang harus ditentukan terlebih dahulu. Pada penelitian ini, metode *Artificial Neural Network* yang digunakan adalah *backpropagation*, dengan *hidden layer* sebanyak 3, *learning rate* sebesar 0.001, *threshold* sebesar 0.001, dan fungsi aktifasinya adalah linear. *Hidden layer* adalah banyaknya lapisan yang digunakan dalam membangun model *Artificial Neural Network* dan tidak terdapat ketentuan dalam menentukan *hidden layer* yang optimal. *Learning rate* adalah angka yang digunakan selama proses perhitungan yang dimulai dengan angka yang relatif kecil. *Threshold* adalah batas iterasi, dimana iterasi akan berhenti ketika nilai *threshold* hitung telah kurang dari *threshold* yang ditentukan.
5. Melakukan prediksi penjualan berdasarkan model yang telah dibentuk pada tahap 4.
6. Melakukan *back transformation* pada data dengan skala sesungguhnya setelah didapatkan hasil prediksi pada tahap 5.
7. Mengevaluasi model dengan melakukan perhitungan MAPE, MAE, dan nilai R.

Gambar 4.3 menjelaskan tentang model *Artificial Neural Network* yang dibangun pada tahap 2. Dilakukan 94.704 langkah dengan *error* sebesar 0,085.



Gambar 4.3 Model Artificial Neural Network Perhitungan Efisiensi Tahap 2

Hasil prediksi output tahap 2 dengan menggunakan *Artificial Neural Network* dijelaskan pada Tabel 4.12 di bawah ini.

Tabel 4.12 Prediksi Output Tahap 2 dengan Menggunakan Artificial Neural Network

Nama DMU	Penjualan (kWh)
PLTU BO PT	4.883.000.920
PLTU GO G12	978.212.909
PLTU GO G34	2.234.714.114
PLTGU GO G1	3.341.495.369
PLTGU GO G2	1.347.570.568
PLTGU GO G3	2.448.754.978
PLTG GO G	2.846.600
PLTU GO MK45	1.554.236.491
PLTGU GO MK1	1.798.090.234

Nama DMU	Penjualan (kWh)
PLTGU GO MK2	3.766.882.674
PLTGU GO MT1	3.795.273.559
PLTG GO MT2	385.852.566
PLTG GO MT34	1.474.626.757
PLTGU GO MT5	1.171.204.685
PLTU BC ID	4.830.642.924
PLTU BC RB	3.572.433.449
PLTU BC PC	2.352.562.824
PLTU BC PT	2.979.380.838
PLTU BC TJ	2.486.824.723

4.3.6 Perbandingan Perhitungan Prediksi Output pada Tahap 2 Menggunakan NN dengan Data Rata-rata

Pada bagian ini, akan dilakukan analisis korelasi terhadap hasil perhitungan prediksi output dengan menggunakan NN dengan data rata-rata output dari data mentah yang digunakan di dalam penelitian. Tabel 4.13 menggambarkan perbandingan perhitungan efisiensi dengan menggunakan DEA dan prediksi efisiensi dengan menggunakan *Artificial Neural Network*. Tabel 4.14 merupakan resume hasil *assessment* terhadap perbandingan output tersebut dengan mengukur parameter *Pearson Correlation Coeficient* (R), *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Berdasarkan Tabel 4.13 yang membandingkan hasil prediksi output penjualan menggunakan BPNN dengan output penjualan rata-rata dari data mentah, maka dapat dijelaskan hal-hal sebagai berikut:

1. Prediksi output penjualan dengan BPNN yang lebih rendah dari output penjualan rata-rata dari data mentah adalah untuk pembangkit PLTU BO PT, PLTGU GO G2, PLTGU GO G3, PLTG GO G, PLTU GO MK45, PLTGU GO MK1, PLTGU GO MK2, PLTGU GO MT5, PLTU BC PC, dan PLTU BC PT. Pembangkit pada kategori ini adalah pembangkit yang output penjualannya diprediksi lebih rendah dari efisiensi optimum tetapi realisasi penjualannya lebih tinggi sehingga membutuhkan sumber daya yang sangat besar untuk menaikkan efisiensinya.

Tabel 4.13 Perbandingan Prediksi Output pada NN Tahap 2 dengan Data Rata-rata Output

Nama DMU	Penjualan (kWh)	
	Rata-rata	Prediksi NN
PLTU BO PT	4.921.044.687	4.883.000.920
PLTU GO G12	862.824.339	978.212.909
PLTU GO G34	2.091.379.678	2.234.714.114
PLTGU GO G1	3.262.592.014	3.341.495.369
PLTGU GO G2	1.494.174.650	1.347.570.568
PLTGU GO G3	2.467.701.998	2.448.754.978
PLTG GO G	6.469.626	2.846.600
PLTU GO MK45	1.695.164.812	1.554.236.491
PLTGU GO MK1	1.807.901.081	1.798.090.234
PLTGU GO MK2	3.880.900.636	3.766.882.674
PLTGU GO MT1	3.782.791.291	3.795.273.559
PLTG GO MT2	338.093.460	385.852.566
PLTG GO MT34	1.324.957.425	1.474.626.757
PLTGU GO MT5	1.322.734.100	1.171.204.685
PLTU BC ID	4.822.880.407	4.830.642.924
PLTU BC RB	3.486.518.842	3.572.433.449
PLTU BC PC	2.420.944.934	2.352.562.824
PLTU BC PT	2.994.467.489	2.979.380.838
PLTU BC TJ	2.455.178.914	2.486.824.723

2. Prediksi output penjualan dengan BPNN yang lebih tinggi dari output penjualan rata-rata dari data mentah adalah untuk pembangkit PLTU GO G12, PLTGU GO G1, PLTGU GO MT1, PLTG GO MT2, PLTG GO MT34, PLTU BC ID, dan PLTU BC TJ. Pembangkit pada kategori ini adalah pembangkit yang output penjualannya diprediksi lebih tinggi dari efisiensi optimum tetapi realisasi penjualannya lebih rendah sehingga membutuhkan sumber daya yang relatif sedikit untuk menaikkan efisiensinya.

Tabel 4.14 Resume Perbandingan Output Penjualan Rata-rata dengan Output Penjualan Berdasarkan Prediksi BPNN

R	=	0,998
MAE	=	72.622.800
MAPE	=	0,0770

Analisis terhadap data pada Tabel 4.14 adalah sebagai berikut:

1. Nilai *Pearson Correlation Coefficient* (R) sebesar 0,998 atau hampir sama dengan 1 menunjukkan bahwa hasil perhitungan prediksi output penjualan dengan BPNN memiliki korelasi yang sangat tinggi.
2. Nilai MAE sebesar 72.622.800 dengan MAPE sebesar 7,7 % menunjukkan bahwa terdapat kesalahan yang masih dapat ditolerir.

4.3.7 Perhitungan Prediksi Efisiensi dan Prediksi Output dengan Back Propagation Neural Network

Tahapan selanjutnya adalah membandingkan perhitungan prediksi efisiensi dan prediksi output berdasarkan prediksi BPNN. Perbandingan yang dilakukan adalah membandingkan *Pearson Correlation Coefficient* dan *Mean Absolute Percentage Error* dari prediksi efisiensi dan prediksi output. Tabel 4.14 menggambarkan perbandingan R dan MAPE tersebut.

Tabel 4.15 Perbandingan *Pearson Correlation Coefficient* dan *Mean Absolute Percentage Error* dari Prediksi Efisiensi dan Prediksi Output dengan Menggunakan BPNN

		Efisiensi	Output Penjualan
R	=	0,999	0,998
MAPE	=	0,001	0,0770

Prediksi efisiensi memiliki R lebih tinggi dari prediksi output penjualan. Hal ini mengindikasikan bahwa model prediksi efisiensi dengan menggunakan BPNN

lebih baik dibandingkan dengan model prediksi output penjualan dengan menggunakan BPNN.

BAB 5

KESIMPULAN

Pada bagian ini, akan dijelaskan terkait Kesimpulan dan Saran dari penelitian yang dilakukan.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pengolahan dan analisis data pada penelitian ini dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

2. Efisiensi pembangkit yang dikelola PT X yang diukur dengan menggunakan DEA sebagian besar memiliki efisiensi di atas 80%, meskipun terdapat beberapa pembangkit yang memiliki efisiensi kurang dari 80%.
3. Pengukuran DEA pada tahap 1, yaitu proses produksi, terdapat pembangkit yang dibangun oleh negara-negara OECD memiliki efisiensi sama dengan 1, tetapi pembangkit yang dibangun oleh negara non OECD tidak terdapat satupun yang memiliki efisiensi sama dengan 1.
4. Pengukuran DEA pada tahap 2, yaitu proses penjualan, baik pembangkit yang dibangun oleh negara-negara OECD dan non OECD, terdapat pembangkit yang memiliki efisiensi sama dengan 1.
5. Pembangkit pada tahap 2 yaitu proses penjualan memiliki rata-rata efisiensi lebih tinggi dari pembangkit pada tahap 1 yaitu proses produksi. Selain itu, standard deviasi efisiensi pembangkit pada tahap 2 lebih kecil dari standard deviasi efisiensi pembangkit pada tahap 1. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat upaya-upaya manajemen PT X untuk meningkatkan efisiensi penjualan dengan mempertimbangkan kondisi-kondisi di sistem ketenagalistrikan meskipun efisiensi asetnya rendah.
6. Berdasarkan pemetaan efisiensi pembangkit dengan menggunakan *DEA Two- Stages Modeling*, terdapat 4 (empat) kuadran kategori pembangkit yaitu :

- a. Pembangkit kuadran 1 yaitu pembangkit dengan efisiensi tinggi sehingga prioritas utama alokasi sumber daya dapat dilakukan pada pembangkit ini.
 - b. Pembangkit kuadran 2 yaitu pembangkit pembangkit yang tidak efisien dari sisi penjualannya tetapi efisiensi aset tinggi sehingga dapat dilakukan upaya-upaya peningkatan efisiensi melalui perbaikan proses bisnis agar dapat meningkatkan efisiensi penjualannya. Apabila peningkatan efisiensi proses bisnis tidak dapat meningkatkan efisiensi penjualan, maka pembangkit dengan kategori ini dapat dipertimbangkan untuk dihapusbukukan.
 - c. Pembangkit kuadran 3 yaitu pembangkit yang lebih efisien dari sisi penjualan dibandingkan efisiensi asetnya. Pembangkit dengan kategori ini merupakan pembangkit yang diprioritaskan untuk dilakukan realokasi sumber daya pada pembangkit lain agar meningkatkan efisiensi aset serta perbaikan dari sisi proses bisnis manajemen asetnya. Selain itu, realokasi sumber daya aset dapat dilakukan dengan merealokasi sumber daya pada pembangkit lain dengan tujuan meningkatkan efisiensi pembangkit lain tersebut.
 - d. Pembangkit kuadran 4 yaitu pembangkit yang masih dapat ditingkatkan efisiensi asetnya terlebih dahulu karena merupakan domain dan tanggung jawab sepenuhnya manajemen PT X. Setelah dilakukan program peningkatan efisiensi aset, tahapan selanjutnya adalah perbaikan proses bisnis dengan tujuan peningkatan efisiensi penjualan. Apabila kedua hal tersebut tidak dapat dilakukan atau dapat dilakukan tetapi tidak meningkatkan efisiensinya, maka pembangkit dengan kategori ini dapat dipertimbangkan untuk dihapusbukukan.
7. Prediksi efisiensi dengan menggunakan ANN dapat mengindikasikan efisiensi terbaik pembangkit tersebut pada populasinya sedangkan perhitungan efisiensi dengan menggunakan DEA mengindikasikan efisiensi terbaik pembangkit tersebut saja. Berdasarkan hal tersebut di atas, maka berdasarkan perbandingan

efisiensi tahap 1 antara perhitungan efisiensi dengan DEA dan prediksi efisiensi menggunakan ANN memiliki hasil sebagai berikut:

- a. Pembangkit yang memiliki prediksi efisiensi dengan BPNN yang lebih rendah dari perhitungan efisiensi dengan menggunakan DEA adalah pembangkit PLTU BO PT, PLTU GO G12, PLTU GO G34, PLTGU GO G1, PLTGU GO G2, PLTGU GO G3, PLTG GO G, PLTGU GO MK1, PLTGU GO MK2, PLTGU GO MT1, PLTGU GO MT5, PLTU BC RB dan PLTU BC TJ . Pembangkit pada kategori ini adalah pembangkit yang nilai efisiensi berdasarkan DEA telah melebihi efisiensi berdasarkan pembangkit yang sejenis sehingga membutuhkan sumber daya yang sangat besar untuk menaikkan efisiensinya.
 - b. Pembangkit yang memiliki prediksi efisiensi dengan BPNN yang lebih tinggi dari perhitungan efisiensi dengan menggunakan DEA adalah pembangkit PLTGU GO G3, PLTU GO MK45, PLTG GO MT2, PLTG GO MT34, PLTU BC ID, PLTU BC PC dan PLTU BC PT . Pembangkit pada kategori ini adalah pembangkit yang nilai efisiensi berdasarkan DEA lebih rendah dari efisiensi berdasarkan pembangkit yang sejenis sehingga lebih mudah untuk menaikkan efisiensinya.
8. Prediksi pengukuran efisiensi dengan menggunakan ANN dimana variabel terikat yang digunakan pada algoritma BPNN adalah efisiensi hasil pengukuran dengan DEA, menghasilkan *error* yang sangat kecil. Hal ini menggambarkan bahwa pengukuran efisiensi dengan menggunakan DEA dan prediksi efisiensi dengan menggunakan ANN memiliki hasil yang relatif sama. Hal ini dapat diartikan bahwa hasil pengukuran efisiensi dengan DEA dimana merupakan hasil pengukuran efisiensi terbaiknya hampir sama dengan pengukuran efisiensi dengan menggunakan ANN dimana merupakan hasil pengukuran efisiensi terbaik pada populasinya. Dapat disimpulkan bahwa metode pengukuran efisiensi menggunakan DEA dengan dua tahap memberikan tingkat keyakinan yang sangat tinggi sehingga layak dijadikan model pengukuran efisiensi.

9. Tetapi, prediksi output penjualan dengan menggunakan ANN memberikan *error* sedikit lebih besar sehingga pemanfaatan ANN untuk melakukan prediksi terhadap output penjualan harus disimulasikan dan dimodelkan lebih lanjut agar lebih akurat.

5.2 Saran

Dari hasil analisis data dan kesimpulan dapat disampaikan beberapa saran sebagai berikut:

1. Pengukuran efisiensi pembangkit dengan menggunakan DEA dan NN, sebaiknya dilakukan untuk pembangkit yang memiliki jenis dan memiliki peran yang sama di sistem ketenagalistrikan agar lebih setara di dalam melakukan pengukuran.
2. Pengukuran efisiensi pembangkit dengan menggunakan DEA dan NN melalui dua tahap dapat dilakukan dengan menambahkan variabel biaya agar memberikan gambaran efisiensi tidak hanya dari sisi teknis semata, tetapi juga efisiensi dari sisi finansial.

DAFTAR PUSTAKA

- Agarwal, Shivi. (2016), "DEA-Neural Networks Approach to Assess the Performance of Public Transport Sector of India.", *OPSEARCH*, 53, DOI. 10.1007/s12597-015-0229-2, pp. 248–258.
- Athanassopoulos. A.D., and Curram, S.P. (1996), "A Comparison of Data Envelopment Analysis and Artificial Neural Networks as Tools for Assessing.", *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 47 No. 8, pp. 1000-1016.
- Azadeh. A.A., Saberi, M.M., and Anvari. M.M. (2011), "An Integrated Artificial Neural Network Fuzzy C-Means-Normalization Algorithm for Performance Assessment of Decision-Making Units: The Cases of Auto Industry and Power Plant", *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 60 No. 2, pp. 328-340.
- Azadeh. A.A., Saberi. M.M., and Anvari. M.M. (2010), "An Integrated Artificial Neural Network Algorithm for Performance Assessment and Optimization of Decision Making Units.", *Expert Systems with Applications*, 37, pp. 5688–5697.
- Azadeh. A.A., Saberi. M., Moghaddam. R. T., & Javanmardi. L. (2011), "An Integrated Data Envelopment Analysis-Artificial Neural Network-rough Set Algorithm for Assessment of Personnel Efficiency.", *Expert Systems with Applications*, 38(3), pp. 1364–1373.
- Azadeh. A.A., Saberi. M., Anvari. M.M., & Izadbakhsh. H.R. (2009), "A Meta Heuristic Approach for Performance Assessment of Production Units.", *Expert Systems with Applications*, 36, pp. 6559–6569.
- Barros. Carlos P., and Peypoch, Nicolas. (2008), "Technical Efficiency of Thermolectric Power Plants.", *Energy Economics*, 30, pp. 3118–3127.
- Bisi. Manjubala., and Kumar G, Neeraj. (2017), *Artificial Neural Network for Software Reliability Prediction.*, *John Wiley & Sons. Inc.*
- Charnes. A., Cooper, W. W., & Rhodes. E. (1978), "Measuring the Efficiency of Decision Making Units.", *European Journal of Operational Research*, 2(6), pp. 429–444.
- Cooper. Wiliam W., and Seiford, Lawrence M. (2006), *Managing Introduction to Data Envelopment Analysis and Its Uses: With DEA-Solver Software and References a Case Study.*, *Springer Science+Business Media. Inc.*

- Cooper, William W., and Seiford, Lawrence M. (2002), *Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models. Applications. References and DEA-Solver Software.*, *Kluwer Academic Publishers*.
- Fallahi, Alireza., Ebrahimi, Reza., and Ghaderi, S.F. (2011), "Measuring Efficiency and Productivity Change in Power Electric Generation Management Companies by Using Data Envelopment Analysis: A Case Study.", *Energy*, 36, pp. 6398-6405.
- Kwon, H.B. (2017), "Exploring the Predictive Potential of Artificial Neural Networks in Conjunction with DEA in Railroad Performance Modeling.", *Int. J. Production Economics*, 183, pp. 159–170.
- Kwon, H.B. (2014), "Performance Modeling of Mobile Phone Providers: A DEA-ANN Combined Approach.", *An International Journal*, 21(6), pp. 1120–1144.
- Kwon, H.B., Lee, Jooh and Roh, James Jungbae. (2014), "Best Performance Modeling Using Complementary DEA-ANN Approach: Application to Japanese Electronics Manufacturing Firms.", *Benchmarking: An International Journal*, Vol, 23 No, 3, pp. 704-721.
- Kwon, H.B., and Jooh, Lee. (2015), "Two-Stage Production Modeling of Large U.S. Banks: A DEA-Neural Network Approach.", *Expert Systems with Applications*, pp. 6758–6766.
- Nakano, Makiko., and Managi, Shunsuke. (2008), "Regulatory Reforms and Productivity: An Empirical Analysis of the Japanese Electricity Industry.", *Energy Policy*, 36, pp. 201–209.
- Olanrewaju, O.A., Jimoh, A.A., and Kholopane, P.A. (2013), "Assessing the Energy Potential in the South African Industry: A Combined IDA-ANN-DEA (Index Decomposition Analysis-Artificial Neural Network-Data Envelopment Analysis) Model.", *Energy*, 63, pp. 225-232.
- Sarıca, Kemal., and Or, İlhan. (2007), "Efficiency Assessment of Turkish Power Plants Using Data Envelopment Analysis.", *Energy*, 32, pp. 1484–1499.
- Wu, D., Yang, Z. and Liang, L. (2006), "Using DEA-Neural Network Approach to Evaluate Branch Efficiency of a Large Canadian Bank.", *Expert Systems with Applications*, Vol, 31 No. 1, pp. 108-115.
- Yadav, V. Kumar., Kumar. Niranjana., Ghoshc. Santosh., & Singhd. Kanwardeep. (2014), "Indian Thermal Power Plant Challenges and Remedies via Application

of Modified Data Envelopment Analysis.”, Intl, Trans, in Op. Res., 21, pp. 955–977.

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN

Lampiran 4.1 Contoh Perhitungan Proporsional

	Nilai Aset (Rp)	Kapasitas (MW)
PLTGU GO G1	10,500,000,000,000	525
PLTGU GO G2	10,000,000,000,000	525
PLTGU GO G3	9,500,000,000,000	525
Total	30,000,000,000,000	

Aset gedung pusat pengendali merupakan gedung yang melekat secara bersama-sama dan digunakan oleh PLTGU GO G1, PLTGU GO G2, dan PLTGU GO G3 secara bersama-sama. Nilai aset gedung pusat pengendali adalah Rp. 50.000.000.000,-.

Perhitungan nilai aset PLTGU GO G1 adalah:

$$= 10.500.000.000.000 + \frac{10.500.000.000.000}{30.000.000.000.000} \times 50.000.000.000$$

$$= 10.517.500.000.000$$

Lampiran 4.2 Contoh Perhitungan Konversi

Perhitungan Energi Input pada PLTGU GO G34

Penggunaan Bahan Bakar selama 1 tahun adalah:

	Gas (BBTU)	HSD (KL)	MFO (KL)
Volume Bahan Bakar	10,200	500,000	30,000

Nilai kalor Gas = 252.000 kcal/MMBTU

Nilai kalor HSD = 9.240 kcal/liter

Nilai kalor MFO = 10.050 kcal/liter

Energi input pada PLTGU GO G34 adalah:

$$\begin{aligned} &= \text{Volume Gas} \times \text{nilai kalor gas} + \text{volume HSD} \times \text{nilai kalor HSD} + \text{volume MFO} \\ &\quad \times \text{nilai kalor MFO} \\ &= 10.200 \times 1.000 \times 252.000 + 500.000 \times 1.000 \times 9.240 + 30.000 \times 1.000 \times 10.050 \\ &= 74.919.000.000 \text{ kcal} \end{aligned}$$

Lampiran 4.3 Data Mentah Aset (Rp)

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013
1	PLTU BO PT	6.107.017.864.704	6.113.570.241.961	6.126.643.806.699	6.109.294.842.802	6.279.566.129.126
2	PLTU GO G12	585.602.895.004	589.198.185.164	589.996.901.814	594.396.901.814	594.396.901.814
3	PLTU GO G34	1.430.421.506.818	1.430.421.506.818	1.431.290.775.773	1.438.801.705.323	1.468.361.491.472
4	PLTGU GO G1	2.203.908.818.798	2.207.010.393.770	2.207.050.821.037	2.202.140.023.017	2.251.144.778.980
5	PLTGU GO G2	2.478.105.814.266	2.479.051.149.666	2.479.051.149.666	2.486.395.668.962	2.491.849.935.391
6	PLTGU GO G3	1.568.182.313.798	1.570.116.520.103	1.570.116.520.103	1.582.110.858.879	1.674.869.910.566
7	PLTG GO G	195.855.743.203	171.144.770.701	142.320.434.733	142.094.308.661	181.383.448.556
8	PLTU GO MK45	1.217.338.174.998	1.134.258.898.020	1.134.704.323.997	2.060.093.219.185	2.355.371.808.036
9	PLTGU GO MK1	4.294.868.686.282	4.162.195.607.634	4.290.384.935.639	4.321.200.827.139	4.143.577.527.893
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	7.334.600.678.953
11	PLTGU GO MT1	1.846.257.409.471	1.846.724.909.471	1.846.724.909.471	1.935.541.575.085	1.965.673.290.367
12	PLTG GO MT2	461.432.322.486	461.432.322.486	461.432.322.486	463.031.997.486	655.379.706.766
13	PLTG GO MT34	-	-	-	1.264.781.010.825	1.264.781.010.825
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	3.308.226.200.282
15	PLTU BC ID	-	-	-	10.053.568.807	10.328.124.099.755
16	PLTU BC RB	-	-	-	8.010.768.171	7.838.903.382.936
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	6.247.138.740.934
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	5.980.920.613.912
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-
No	DMU	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	6.001.830.190.560	6.021.425.214.309	16.222.787.224.870	14.911.218.957.496	12.554.270.923.408
2	PLTU GO G12	599.340.213.024	602.164.149.346	3.947.383.466.921	3.769.931.433.376	2.487.605.192.272
3	PLTU GO G34	1.443.602.006.472	1.446.881.119.314	7.544.310.496.853	7.190.032.497.713	4.731.754.372.938
4	PLTGU GO G1	2.290.759.118.651	2.345.542.869.485	10.885.380.052.677	10.026.328.467.346	8.755.184.163.682
5	PLTGU GO G2	2.549.667.017.648	2.570.140.519.578	10.995.457.625.421	10.338.319.053.189	8.639.106.360.916
6	PLTGU GO G3	1.699.509.097.935	1.778.176.914.944	10.374.083.827.794	9.760.000.060.416	8.346.417.076.554
7	PLTG GO G	189.335.656.556	189.335.656.556	1.725.426.969.829	1.646.234.797.924	443.792.948.488
8	PLTU GO MK45	2.359.480.673.375	2.381.988.456.990	12.429.012.548.895	11.961.318.094.884	8.690.261.703.004
9	PLTGU GO MK1	4.151.202.656.086	4.194.231.138.722	16.602.184.204.478	15.888.578.360.494	9.409.089.880.878
10	PLTGU GO MK2	7.466.839.919.051	12.742.764.279.770	12.743.074.479.770	12.837.931.460.865	11.936.682.945.368
11	PLTGU GO MT1	2.008.675.601.196	2.005.451.398.390	12.614.540.458.295	12.054.987.287.851	10.630.363.330.212
12	PLTG GO MT2	660.959.852.766	740.274.606.511	9.090.438.641.988	9.103.380.588.187	3.922.607.955.450
13	PLTG GO MT34	1.278.565.182.059	1.278.565.182.059	16.984.223.159.729	16.985.153.159.789	11.901.184.322.254
14	PLTGU GO MT5	3.148.866.921.713	7.947.525.850.088	7.947.525.850.088	7.947.525.850.088	7.280.385.815.581
15	PLTU BC ID	10.214.052.472.629	10.079.393.428.683	10.237.447.462.764	10.315.340.524.580	9.143.363.407.384
16	PLTU BC RB	7.743.394.997.995	9.110.010.253.804	9.111.465.003.804	9.128.700.435.681	8.062.288.712.188
17	PLTU BC PC	6.266.160.527.600	8.420.526.082.421	8.436.852.407.581	8.447.258.901.861	7.541.419.980.300
18	PLTU BC PT	5.935.597.802.383	8.568.681.826.925	8.588.435.188.177	8.609.248.263.360	7.722.894.770.621
19	PLTU BC TJ	4.381.380.352.530	5.954.746.353.720	5.954.746.353.720	10.380.585.734.008	9.381.810.385.912

Lampiran 4.4 Data Mentah Pegawai

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	241	243	246	227	224	229	244	246	272	265
2	PLTU GO G12	36	35	34	32	31	32	35	35	36	34
3	PLTU GO G34	72	70	68	64	63	64	69	70	73	68
4	PLTGU GO G1	91	92	89	84	83	84	91	92	96	90
5	PLTGU GO G2	91	92	89	84	83	84	91	92	96	90
6	PLTGU GO G3	91	92	89	84	83	84	91	92	96	90
7	PLTG GO G	7	7	7	6	6	6	7	7	7	7
8	PLTU GO MK45	127	119	138	123	122	138	146	151	154	140
9	PLTGU GO MK1	165	152	175	156	155	175	186	192	196	177
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	56	71	77	84	70	69
11	PLTGU GO MT1	63	65	78	74	74	94	111	114	111	104
12	PLTG GO MT2	27	28	34	32	32	41	48	50	49	46
13	PLTG GO MT34	-	-	-	99	99	126	148	153	149	139
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	18	23	25	27	22	69
15	PLTU BC ID	-	-	-	362	407	306	345	379	362	343
16	PLTU BC RB	-	-	-	242	257	299	326	316	304	301
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	291	290	324	308	298	295
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	257	270	285	287	293	281
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-	319	341	343	327	313

Lampiran 4.5 Data Mentah Kapasitas

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	800	800	800	800	800	800	800	800	800	800
2	PLTU GO G12	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
3	PLTU GO G34	400	400	400	400	400	400	400	400	400	400
4	PLTGU GO G1	525	525	525	525	525	525	525	525	525	525
5	PLTGU GO G2	525	525	525	525	525	525	525	525	525	525
6	PLTGU GO G3	525	525	525	525	525	525	525	525	525	525
7	PLTG GO G	44	44	44	44	44	44	44	44	44	44
8	PLTU GO MK45	400	400	400	400	400	400	400	400	400	400
9	PLTGU GO MK1	509	509	509	509	509	509	509	509	509	509
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	753	753	753	753	753	753
11	PLTGU GO MT1	658	658	658	658	658	658	658	658	658	658
12	PLTG GO MT2	240	240	240	240	240	240	240	240	240	240
13	PLTG GO MT34	-	-	-	840	840	840	840	840	840	840
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	242	242	242	242	242	242
15	PLTU BC ID	-	-	-	990	990	990	990	990	990	990
16	PLTU BC RB	-	-	-	630	630	630	630	630	630	630
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	630	630	630	630	630	630
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	660	660	660	660	660	660
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-	700	700	700	700	700

Lampiran 4.6 Data Mentah Kesiapan

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	91,73	89,36	95,35	98,29	98,22	93,68	93,56	92,12	92,01	90,17
2	PLTU GO G12	93,31	92,35	99,80	87,48	93,43	89,15	93,68	96,06	95,70	96,33
3	PLTU GO G34	90,57	94,97	90,60	98,56	91,59	97,43	89,06	94,86	93,67	77,04
4	PLTGU GO G1	91,12	86,02	87,68	98,56	90,51	96,25	92,50	91,99	90,56	97,75
5	PLTGU GO G2	93,24	93,73	95,09	94,04	92,66	96,26	94,19	95,90	94,01	94,47
6	PLTGU GO G3	92,96	90,10	98,29	90,52	96,81	95,83	94,16	97,67	89,81	96,75
7	PLTG GO G	89,71	96,69	98,82	99,99	90,44	97,92	96,36	98,81	93,27	99,47
8	PLTU GO MK45	66,88	49,55	86,98	94,24	98,27	97,85	94,80	92,39	88,87	98,68
9	PLTGU GO MK1	90,84	85,42	85,04	80,11	89,70	93,17	87,90	85,33	95,58	84,32
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	91,36	85,58	91,80	93,89	93,85	97,84
11	PLTGU GO MT1	86,42	92,20	94,25	88,71	95,06	94,48	90,74	77,50	95,26	94,23
12	PLTG GO MT2	84,63	86,44	59,77	49,15	73,56	92,54	91,35	99,42	99,71	90,09
13	PLTG GO MT34	-	-	-	98,67	99,58	96,42	93,34	98,17	98,59	99,87
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	92,19	98,09	87,76	94,65	96,88	96,37
15	PLTU BC ID	-	-	75,32	76,09	86,76	71,74	64,58	61,57	81,04	86,51
16	PLTU BC RB	-	-	-	88,73	76,20	85,84	87,61	85,76	78,69	83,88
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	98,10	75,01	91,21	66,85	71,39	58,45
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	76,79	96,53	84,22	74,26	88,24	72,91
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-	94,80	75,27	78,33	63,15	77,83

Lampiran 4.7 Data Mentah Pemakaian Sendiri

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013
1	PLTU BO PT	434.981.004,68	400.001.926,20	460.546.820,51	321.084.056,65	286.497.772,38
2	PLTU GO G12	62.496.916,00	52.742.639,47	59.174.825,16	57.328.230,59	65.057.310,07
3	PLTU GO G34	140.606.957,14	141.861.079,67	136.348.474,31	147.394.416,14	137.721.559,28
4	PLTGU GO G1	92.657.376,75	25.042.901,52	59.661.251,57	73.531.218,04	64.636.322,07
5	PLTGU GO G2	25.290.267,61	15.300.755,13	49.137.383,54	36.870.621,06	43.410.889,91
6	PLTGU GO G3	42.666.618,39	23.957.693,59	68.078.680,88	46.059.419,90	55.521.303,43
7	PLTG GO G	935.956,25	299.922,00	660.060,85	109.340,00	19.504,07
8	PLTU GO MK45	118.976.530,64	59.195.768,20	73.761.593,56	132.058.091,42	114.983.462,86
9	PLTU GO MK1	88.314.601,45	49.702.089,30	85.662.386,32	69.213.731,23	135.164.358,63
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	96.220.116,56
11	PLTGU GO MT1	113.199.232,54	87.145.201,80	111.023.942,05	109.094.094,84	121.960.147,08
12	PLTG GO MT2	5.508.505,82	1.822.935,68	6.291.722,75	2.238.537,80	2.672.610,62
13	PLTG GO MT34	-	-	-	14.861.436,00	25.770.413,39
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	27.087.871,17
15	PLTU BC ID	-	-	228.135.150,45	341.891.469,11	443.388.233,09
16	PLTU BC RB	-	-	-	162.046.280,00	179.335.922,00
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	67.936.355,13
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	94.881.359,91
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-

No	DMU	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	429.622.482,37	406.769.235,64	380.965.681,00	411.812.585,00	403.516.827
2	PLTU GO G12	57.027.421,22	53.177.322,76	51.431.671,90	46.652.413,25	38.286.865
3	PLTU GO G34	134.814.936,53	117.000.300,06	115.738.544,29	117.963.390,45	99.028.033
4	PLTGU GO G1	66.895.887,69	67.802.642,82	62.009.049,00	65.782.653,04	51.994.917
5	PLTGU GO G2	51.699.546,69	38.230.885,62	47.803.273,07	39.090.482,77	32.432.624
6	PLTGU GO G3	54.723.051,59	56.351.286,52	55.991.555,49	50.825.135,45	42.108.116
7	PLTG GO G	31.306,16	21.437,57	561.704,00	199.748,00	527,274
8	PLTU GO MK45	117.929.121,00	146.059.563,50	134.934.074,20	107.687.658,44	105.757.306
9	PLTGU GO MK1	100.080.616,20	53.167.428,60	61.242.916,52	53.270.041,72	36.504.305
10	PLTGU GO MK2	104.634.358,00	97.183.848,00	94.743.138,00	91.917.685,00	77.204.560
11	PLTGU GO MT1	113.208.839,96	97.712.847,92	81.440.321,00	84.459.226,15	71.923.267
12	PLTG GO MT2	5.331.166,89	4.091.565,03	5.170.209,00	2.635.825,23	3.051.087
13	PLTG GO MT34	25.546.364,81	17.418.771,33	18.126.028,92	14.162.742,11	11.936.000
14	PLTGU GO MT5	27.172.428,00	24.771.404,36	24.631.284,04	12.555.337,55	20.719.904
15	PLTU BC ID	401.914.051,00	41.651.845,00	394.488.054,72	475.062.408,00	508.584.640
16	PLTU BC RB	204.071.402,00	225.889.913,00	210.944.021,88	206.545.379,00	215.327.371
17	PLTU BC PC	147.204.446,00	206.032.968,16	170.442.749,02	186.874.565,34	149.574.870
18	PLTU BC PT	165.141.513,00	223.823.762,00	185.253.854,22	234.407.071,64	178.024.149
19	PLTU BC TJ	128.314.553,00	112.782.017,00	206.174.730,31	197.768.719,49	239.688.711

Lampiran 4.8 Data Mentah Energi Input

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013
1	PLTU BO PT	14.824.032.518.750	15.148.616.826.035	16.419.787.181.022	10.539.878.779.850	8.374.747.327.635
2	PLTU GO G12	2.993.908.972.012	2.532.642.945.269	2.761.026.792.120	2.993.205.412.897	3.062.559.342.243
3	PLTU GO G34	5.652.380.641.681	5.977.930.494.010	5.517.734.766.490	6.267.575.112.593	5.518.188.455.897
4	PLTGU GO G1	7.445.118.478.138	7.337.895.824.640	7.151.346.514.963	7.505.621.396.768	7.073.920.871.703
5	PLTGU GO G2	2.165.965.143.967	3.902.488.753.377	4.503.276.105.181	3.443.991.796.279	4.264.193.043.332
6	PLTGU GO G3	7.461.905.701.612	7.071.123.561.381	7.646.397.190.477	4.119.645.798.594	5.528.575.537.129
7	PLTG GO G	119.041.091.400	68.309.490.480	110.319.446.160	32.413.920	63.959.280
8	PLTU GO MK45	4.609.729.774.950	2.580.216.489.690	2.935.190.784.960	5.429.365.694.160	4.948.904.622.480
9	PLTGU GO MK1	5.137.474.714.680	4.735.433.366.160	1.091.084.652.000	3.948.411.986.400	4.858.137.544.680
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	7.774.723.164.580
11	PLTGU GO MT1	8.779.766.706.488	9.367.446.572.911	9.581.419.853.889	8.580.956.682.117	8.523.374.765.501
12	PLTG GO MT2	3.580.070.750.872	1.791.957.049.300	1.462.401.128.956	275.455.970.059	426.417.592.191
13	PLTG GO MT34				3.910.045.219.920	5.638.364.167.253
14	PLTGU GO MT5					3.061.254.205.246
15	PLTU BC ID	-	-	-	10.314.096.401.250	13.470.321.119.813
16	PLTU BC RB	-	-	-	6.278.171.960.020	7.151.970.462.270
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	948.454.942.561
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	309.856.133
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-

No	DMU	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	14.212.151.404.989	13.513.496.654.705	12.505.221.196.641	13.523.383.336.750	14.606.863.260.469
2	PLTU GO G12	2.639.814.832.184	2.539.882.806.216	2.359.156.774	2.761.026.792.120	1.799.237.237.429
3	PLTU GO G34	5.396.530.121.506	4.711.518.064.651	4.532.215.461.309	4.561.770.820.243	4.052.106.744.879
4	PLTGU GO G1	7.352.911.246.699	6.707.770.576.563	6.229.412.003.223	6.645.854.072.326	6.914.104.488.024
5	PLTGU GO G2	5.028.446.067.204	3.418.514.673.329	4.015.375.968.606	3.225.611.050.974	3.954.176.555.677
6	PLTGU GO G3	5.337.401.545.782	5.439.665.739.317	5.137.311.849.362	4.903.207.137.055	5.235.351.013.527
7	PLTG GO G	365.064.451	-	-	2.256.329.302	15.709.682.925
8	PLTU GO MK45	5.068.333.611.660	6.040.814.669.404	5.456.135.515.376	4.042.016.938.963	4.823.608.663.151
9	PLTGU GO MK1	4.615.974.023.639	4.032.346.595.760	3.486.141.096.637	3.681.464.258.763	3.277.656.617.384
10	PLTGU GO MK2	7.573.729.235.877	7.591.358.149.195	7.493.792.293.468	7.332.411.247.804	8.085.408.756.304
11	PLTGU GO MT1	8.934.302.477.764	7.141.439.865.894	6.642.475.979.166	5.195.330.188.388	6.171.369.040.874
12	PLTG GO MT2	1.271.227.715.913	421.880.287.843	893.983.358.443	38.006.325.967	500.625.308.687
13	PLTG GO MT34	6.749.803.395.159	2.778.861.182.816	4.459.308.882.538	1.544.437.200.117	4.114.327.834.386
14	PLTGU GO MT5	3.170.966.675.340	2.853.962.259.873	3.087.750.847.591	915.291.604.043	1.963.598.880.416
15	PLTU BC ID	11.717.599.273.840	11.702.140.493.098	11.142.513.231.015	15.216.849.041.580	16.870.921.896.548
16	PLTU BC RB	9.300.517.835.161	10.475.576.271.593	10.304.381.914.246	10.123.936.517.188	11.058.495.553.164
17	PLTU BC PC	4.902.202.609.172	8.757.859.007.580	7.108.734.114.380	8.581.136.489.673	6.624.058.187.849
18	PLTU BC PT	7.833.372.059.100	11.160.533.784.000	8.819.250.281.100	11.654.208.220.200	9.261.878.755.455
19	PLTU BC TJ	3.897.154.553.950	3.160.641.822.108	6.661.079.193.919	8.589.353.708.744	11.334.279.700.427

Lampiran 4.9 Data Mentah Penjualan

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013
1	PLTU BO PT	5.375.006.995,32	5.304.187.535,06	5.725.439.179,62	3.786.365.943,35	3.274.833.227,62
2	PLTU GO G12	1.042.224.130,97	866.490.850,20	943.939.689,75	982.538.946,00	1.129.041.203,79
3	PLTU GO G34	2.302.349.367,24	2.430.951.574,14	2.256.235.043,45	2.547.656.029,12	2.352.023.909,04
4	PLTGU GO G1	3.513.712.623,25	3.506.046.793,74	3.257.828.748,43	3.562.328.781,96	3.231.303.677,93
5	PLTGU GO G2	911.909.732,39	1.707.447.744,93	2.028.502.616,46	13.370,66	1.839.839.110,09
6	PLTGU GO G3	3.494.383.381,61	3.261.027.727,51	3.612.411.319,12	16.347,80	2.503.988.696,57
7	PLTG GO G	25.163.288,66	15.147.842,90	22.807.725,00	109.340,00	69.613,16
8	PLTU GO MK45	1.535.823.469,32	885.867.142,55	1.128.503.906,44	2.069.975.008,58	1.826.920.037,14
9	PLTGU GO MK1	2.215.485.398,51	1.928.283.561,87	2.091.611.614,17	1.558.048.268,42	2.009.620.041,37
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	3.950.554.783,44
11	PLTGU GO MT1	4.309.228.267,46	4.269.004.768,40	4.453.131.057,95	4.112.585.905,16	4.351.274.352,92
12	PLTG GO MT2	1.179.981.494,18	529.951.953,64	454.469.258,94	83.643.032,73	142.034.389,38
13	PLTG GO MT34	-	-	-	1.331.183.396,00	1.748.581.773,60
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	1.594.943.848,83
15	PLTU BC ID	-	-	2.624.709.905,55	3.686.200.946,89	4.884.216.054,91
16	PLTU BC RB	-	-	-	2.350.845.479,63	2.661.627.617,85
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	965.301.167,72
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	-
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-

No	DMU	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	5.391.122.517,63	5.105.721.764,36	4.617.724.319,00	5.208.717.415,00	5.421.327.970,00
2	PLTU GO G12	899.511.421,99	799.240.848,00	749.690.876,00	660.196.878,89	555.368.543,00
3	PLTU GO G34	2.142.729.216,00	1.835.663.033,00	1.755.539.785,78	1.735.944.512,09	1.554.704.308,00
4	PLTGU GO G1	3.278.394.112,31	3.114.087.357,18	2.837.720.951,00	3.093.535.338,33	3.230.961.756,27
5	PLTGU GO G2	2.107.960.453,31	1.502.289.114,38	1.750.086.726,93	1.392.318.096,61	1.701.379.537,79
6	PLTGU GO G3	2.445.726.948,41	2.470.098.713,48	2.281.478.444,51	2.206.317.724,58	2.401.570.678,94
7	PLTG GO G	30.467,05	470.823,00	(1.147.827,00)	206.451,00	1.838.533,00
8	PLTU GO MK45	1.864.685.679,00	2.268.258.836,50	2.033.942.625,80	1.520.264.372,75	1.817.407.039,00
9	PLTGU GO MK1	2.005.180.383,80	1.777.162.571,40	1.532.347.083,48	1.598.128.447,76	1.363.143.442,72
10	PLTGU GO MK2	3.867.542.182,00	3.894.652.612,00	3.765.187.222,00	3.649.659.105,00	4.157.807.912,00
11	PLTGU GO MT1	4.343.035.660,04	3.270.466.152,08	3.060.654.593,00	2.635.205.266,59	3.023.326.884,00
12	PLTG GO MT2	409.002.833,11	134.291.434,97	280.369.931,00	9.420.689,98	157.769.581,00
13	PLTG GO MT34	2.214.598.092,06	921.789.555,58	1.380.232.565,73	440.176.949,96	1.238.139.644,00
14	PLTGU GO MT5	1.695.330.572,00	1.490.295.840,00	1.629.644.239,81	488.930.486,45	1.037.259.614,68
15	PLTU BC ID	4.323.492.905,00	4.501.659.031,00	4.238.948.673,28	5.722.310.520,00	6.403.334.720,00
16	PLTU BC RB	3.616.577.703,00	4.008.269.444,00	3.892.935.103,16	3.749.177.267,78	4.126.199.279,62
17	PLTU BC PC	1.960.398.464,00	3.455.264.714,00	2.669.078.715,76	3.074.695.335,43	2.400.931.210,00
18	PLTU BC PT	2.845.879.141,00	4.138.487.787,00	3.118.257.856,37	4.380.778.647,00	3.483.401.504,97
19	PLTU BC TJ	1.395.329.731,00	1.181.862.846,00	2.359.508.941,93	3.125.218.031,00	4.213.975.019,32

Lampiran 4.10 Data Hasil Normalisasi Aset

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	1,00	1,00	1,00	1,00	0,61	0,59	0,47	0,96	0,88	1,00
2	PLTU GO G12	0,10	0,10	0,10	0,10	0,06	0,06	0,05	0,23	0,22	0,20
3	PLTU GO G34	0,23	0,23	0,23	0,24	0,14	0,14	0,11	0,44	0,42	0,38
4	PLTGU GO G1	0,36	0,36	0,36	0,36	0,22	0,22	0,18	0,64	0,59	0,70
5	PLTGU GO G2	0,41	0,41	0,40	0,41	0,24	0,25	0,20	0,65	0,61	0,69
6	PLTGU GO G3	0,26	0,26	0,26	0,26	0,16	0,17	0,14	0,61	0,57	0,66
7	PLTG GO G	0,03	0,03	0,02	0,02	0,02	0,02	0,01	0,10	0,10	0,04
8	PLTU GO MK45	0,20	0,19	0,19	0,34	0,23	0,23	0,19	0,73	0,70	0,69
9	PLTGU GO MK1	0,70	0,68	0,70	0,71	0,40	0,41	0,33	0,98	0,94	0,75
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	0,71	0,73	1,00	0,75	0,76	0,95
11	PLTGU GO MT1	0,30	0,30	0,30	0,32	0,19	0,20	0,16	0,74	0,71	0,85
12	PLTG GO MT2	0,08	0,08	0,08	0,08	0,06	0,06	0,06	0,54	0,54	0,31
13	PLTG GO MT34	-	-	-	0,21	0,12	0,13	0,10	1,00	1,00	0,95
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	0,32	0,31	0,62	0,47	0,47	0,58
15	PLTU BC ID	-	-	-	0,00	1,00	1,00	0,79	0,60	0,61	0,73
16	PLTU BC RB	-	-	-	0,00	0,76	0,76	0,71	0,54	0,54	0,64
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	0,60	0,61	0,66	0,50	0,50	0,60
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	0,58	0,58	0,67	0,51	0,51	0,62
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-	0,43	0,47	0,35	0,61	0,75

Lampiran 4.11 Data Hasil Normalisasi Pegawai

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	1,00	1,00	1,00	0,63	0,55	0,72	0,71	0,65	0,75	0,77
2	PLTU GO G12	0,15	0,14	0,14	0,09	0,08	0,10	0,10	0,09	0,10	0,10
3	PLTU GO G34	0,30	0,29	0,28	0,18	0,15	0,20	0,20	0,19	0,20	0,20
4	PLTGU GO G1	0,38	0,38	0,36	0,23	0,20	0,26	0,26	0,24	0,26	0,26
5	PLTGU GO G2	0,38	0,38	0,36	0,23	0,20	0,26	0,26	0,24	0,26	0,26
6	PLTGU GO G3	0,38	0,38	0,36	0,23	0,20	0,26	0,26	0,24	0,26	0,26
7	PLTG GO G	0,03	0,03	0,03	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02
8	PLTU GO MK45	0,53	0,49	0,56	0,34	0,30	0,43	0,42	0,40	0,43	0,41
9	PLTGU GO MK1	0,68	0,62	0,71	0,43	0,38	0,55	0,54	0,51	0,54	0,52
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	0,14	0,22	0,22	0,22	0,19	0,20
11	PLTGU GO MT1	0,26	0,27	0,32	0,20	0,18	0,29	0,32	0,30	0,31	0,30
12	PLTG GO MT2	0,11	0,12	0,14	0,09	0,08	0,13	0,14	0,13	0,13	0,13
13	PLTG GO MT34	-	-	-	0,27	0,24	0,39	0,43	0,40	0,41	0,41
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	0,04	0,07	0,07	0,07	0,06	0,20
15	PLTU BC ID	-	-	-	1,00	1,00	0,96	1,00	1,00	1,00	1,00
16	PLTU BC RB	-	-	-	0,67	0,63	0,94	0,94	0,83	0,84	0,88
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	0,71	0,91	0,94	0,81	0,82	0,86
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	0,63	0,85	0,83	0,76	0,81	0,82
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-	1,00	0,99	0,91	0,90	0,91

Lampiran 4.12 Data Hasil Normalisasi Kapasitas

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	1,00	1,00	1,00	0,81	0,81	0,81	0,81	0,81	0,81	0,81
2	PLTU GO G12	0,25	0,25	0,25	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20
3	PLTU GO G34	0,50	0,50	0,50	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40
4	PLTGU GO G1	0,66	0,66	0,66	0,53	0,53	0,53	0,53	0,53	0,53	0,53
5	PLTGU GO G2	0,66	0,66	0,66	0,53	0,53	0,53	0,53	0,53	0,53	0,53
6	PLTGU GO G3	0,66	0,66	0,66	0,53	0,53	0,53	0,53	0,53	0,53	0,53
7	PLTG GO G	0,06	0,06	0,06	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
8	PLTU GO MK45	0,50	0,50	0,50	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40
9	PLTGU GO MK1	0,64	0,64	0,64	0,51	0,51	0,51	0,51	0,51	0,51	0,51
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	0,76	0,76	0,76	0,76	0,76	0,76
11	PLTGU GO MT1	0,82	0,82	0,82	0,66	0,66	0,66	0,66	0,66	0,66	0,66
12	PLTG GO MT2	0,30	0,30	0,30	0,24	0,24	0,24	0,24	0,24	0,24	0,24
13	PLTG GO MT34	-	-	-	0,85	0,85	0,85	0,85	0,85	0,85	0,85
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	0,24	0,24	0,24	0,24	0,24	0,24
15	PLTU BC ID	-	-	-	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
16	PLTU BC RB	-	-	-	0,64	0,64	0,64	0,64	0,64	0,64	0,64
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	0,64	0,64	0,64	0,64	0,64	0,64
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	0,67	0,67	0,67	0,67	0,67	0,67
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71

Lampiran 4.13 Data Hasil Normalisasi dan Kesiapan

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	0,98	0,92	0,96	0,98	0,99	0,96	0,97	0,93	0,92	0,90
2	PLTU GO G12	1,00	0,96	1,00	0,87	0,94	0,91	0,97	0,97	0,96	0,96
3	PLTU GO G34	0,97	0,98	0,91	0,99	0,92	0,99	0,92	0,95	0,94	0,77
4	PLTGU GO G1	0,98	0,89	0,88	0,99	0,91	0,98	0,96	0,93	0,91	0,98
5	PLTGU GO G2	1,00	0,97	0,95	0,94	0,93	0,98	0,98	0,96	0,94	0,95
6	PLTGU GO G3	1,00	0,93	0,98	0,91	0,97	0,98	0,98	0,98	0,90	0,97
7	PLTG GO G	0,96	1,00	0,99	1,00	0,91	1,00	1,00	0,99	0,94	1,00
8	PLTU GO MK45	0,72	0,51	0,87	0,94	0,99	1,00	0,98	0,93	0,89	0,99
9	PLTGU GO MK1	0,97	0,88	0,85	0,80	0,90	0,95	0,91	0,86	0,96	0,84
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	0,92	0,87	0,95	0,94	0,94	0,98
11	PLTGU GO MT1	0,93	0,95	0,94	0,89	0,95	0,96	0,94	0,78	0,96	0,94
12	PLTG GO MT2	0,91	0,89	0,60	0,49	0,74	0,94	0,95	1,00	1,00	0,90
13	PLTG GO MT34	-	-	-	0,99	1,00	0,98	0,97	0,99	0,99	1,00
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	0,93	1,00	0,91	0,95	0,97	0,96
15	PLTU BC ID	-	-	0,75	0,76	0,87	0,73	0,67	0,62	0,81	0,87
16	PLTU BC RB	-	-	-	0,89	0,77	0,88	0,91	0,86	0,79	0,84
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	0,99	0,76	0,95	0,67	0,72	0,59
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	0,77	0,98	0,87	0,75	0,88	0,73
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-	0,97	0,78	0,79	0,63	0,78

Lampiran 4.14 Data Hasil Normalisasi Pemakaian Sendiri

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	1,00	1,00	1,00	0,94	0,65	1,00	1,00	0,97	0,87	0,79
2	PLTU GO G12	0,14	0,13	0,13	0,17	0,15	0,13	0,13	0,13	0,10	0,08
3	PLTU GO G34	0,32	0,35	0,30	0,43	0,31	0,31	0,29	0,29	0,25	0,19
4	PLTGU GO G1	0,21	0,06	0,13	0,22	0,15	0,16	0,17	0,16	0,14	0,10
5	PLTGU GO G2	0,06	0,04	0,11	0,11	0,10	0,12	0,09	0,12	0,08	0,06
6	PLTGU GO G3	0,10	0,06	0,15	0,13	0,13	0,13	0,14	0,14	0,11	0,08
7	PLTG GO G	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
8	PLTU GO MK45	0,27	0,15	0,16	0,39	0,26	0,27	0,36	0,34	0,23	0,21
9	PLTGU GO MK1	0,20	0,12	0,19	0,20	0,30	0,23	0,13	0,16	0,11	0,07
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	0,22	0,24	0,24	0,24	0,19	0,15
11	PLTGU GO MT1	0,26	0,22	0,24	0,32	0,28	0,26	0,24	0,21	0,18	0,14
12	PLTG GO MT2	0,01	0,00	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
13	PLTG GO MT34	-	-	-	0,04	0,06	0,06	0,04	0,05	0,03	0,02
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	0,06	0,06	0,06	0,06	0,03	0,04
15	PLTU BC ID	-	-	0,50	1,00	1,00	0,94	0,10	1,00	1,00	1,00
16	PLTU BC RB	-	-	-	0,47	0,40	0,48	0,56	0,53	0,43	0,42
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	0,15	0,34	0,51	0,43	0,39	0,29
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	0,21	0,38	0,55	0,47	0,49	0,35
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-	0,30	0,28	0,52	0,42	0,47

Lampiran 4.15 Data Hasil Normalisasi Energi Input

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	1,00	1,00	1,00	1,00	0,62	1,00	1,00	1,00	0,89	0,87
2	PLTU GO G12	0,20	0,17	0,17	0,28	0,23	0,19	0,19	0,00	0,18	0,11
3	PLTU GO G34	0,38	0,39	0,34	0,59	0,41	0,38	0,35	0,36	0,30	0,24
4	PLTGU GO G1	0,50	0,48	0,44	0,71	0,53	0,52	0,50	0,50	0,44	0,41
5	PLTGU GO G2	0,15	0,26	0,27	0,33	0,32	0,35	0,25	0,32	0,21	0,23
6	PLTGU GO G3	0,50	0,47	0,47	0,39	0,41	0,38	0,40	0,41	0,32	0,31
7	PLTG GO G	0,01	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	-	-	0,00	0,00
8	PLTU GO MK45	0,31	0,17	0,18	0,52	0,37	0,36	0,45	0,44	0,27	0,29
9	PLTGU GO MK1	0,35	0,31	0,07	0,37	0,36	0,32	0,30	0,28	0,24	0,19
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	0,58	0,53	0,56	0,60	0,48	0,48
11	PLTGU GO MT1	0,59	0,62	0,58	0,81	0,63	0,63	0,53	0,53	0,34	0,37
12	PLTG GO MT2	0,24	0,12	0,09	0,03	0,03	0,09	0,03	0,07	0,00	0,03
13	PLTG GO MT34	-	-	-	0,37	0,42	0,47	0,21	0,36	0,10	0,24
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	0,23	0,22	0,21	0,25	0,06	0,12
15	PLTU BC ID	-	-	-	0,98	1,00	0,82	0,87	0,89	1,00	1,00
16	PLTU BC RB	-	-	-	0,60	0,53	0,65	0,78	0,82	0,67	0,66
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	0,07	0,34	0,65	0,57	0,56	0,39
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	0,00	0,55	0,83	0,71	0,77	0,55
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-	0,27	0,23	0,53	0,56	0,67

Lampiran 4.16 Data Hasil Normalisasi Penjualan

No	DMU	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	PLTU BO PT	1,00	1,00	1,00	0,92	0,67	1,00	1,00	1,00	0,91	0,85
2	PLTU GO G12	0,19	0,16	0,16	0,24	0,23	0,17	0,16	0,16	0,12	0,09
3	PLTU GO G34	0,43	0,46	0,39	0,62	0,48	0,40	0,36	0,38	0,30	0,24
4	PLTGU GO G1	0,65	0,66	0,57	0,87	0,66	0,61	0,61	0,61	0,54	0,50
5	PLTGU GO G2	0,17	0,32	0,35	0,00	0,38	0,39	0,29	0,38	0,24	0,27
6	PLTGU GO G3	0,65	0,61	0,63	0,00	0,51	0,45	0,48	0,49	0,39	0,38
7	PLTG GO G	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	(0,00)	0,00	0,00
8	PLTU GO MK45	0,29	0,17	0,20	0,50	0,37	0,35	0,44	0,44	0,27	0,28
9	PLTGU GO MK1	0,41	0,36	0,37	0,38	0,41	0,37	0,35	0,33	0,28	0,21
10	PLTGU GO MK2	-	-	-	-	0,81	0,72	0,76	0,82	0,64	0,65
11	PLTGU GO MT1	0,80	0,80	0,78	1,00	0,89	0,81	0,64	0,66	0,46	0,47
12	PLTG GO MT2	0,22	0,10	0,08	0,02	0,03	0,08	0,03	0,06	0,00	0,02
13	PLTG GO MT34	-	-	-	0,32	0,36	0,41	0,18	0,30	0,08	0,19
14	PLTGU GO MT5	-	-	-	-	0,33	0,31	0,29	0,35	0,09	0,16
15	PLTU BC ID	-	-	0,46	0,90	1,00	0,80	0,88	0,92	1,00	1,00
16	PLTU BC RB	-	-	-	0,57	0,54	0,67	0,79	0,84	0,66	0,64
17	PLTU BC PC	-	-	-	-	0,20	0,36	0,68	0,58	0,54	0,37
18	PLTU BC PT	-	-	-	-	-	0,53	0,81	0,68	0,77	0,54
19	PLTU BC TJ	-	-	-	-	-	0,26	0,23	0,51	0,55	0,66

Lampiran 4.17

Syntax yang Digunakan untuk Software RStudio

```
library(dplyr)

eff1 <- c(1.00000,
         1.00000,
         1.00000,
         1.00000,
         0.56696,
         0.84155,
         1.00000,
         0.74736,
         0.50921,
         1.00000,
         1.00000,
         0.45286,
         0.40610,
         1.00000,
         0.95384,
         0.89135,
         0.60816,
         0.75336,
         0.60401
)

eff2 <- c(0.92487,
         0.67945,
         0.78265,
         1.00000,
         0.77549,
         0.93276,
         0.38820,
         0.71934,
         0.90184,
         1.00000,
         0.98081,
         1.00000,
         1.00000,
         1.00000,
         1.00000,
         0.85196,
         0.77421,
         0.79232,
         0.73457
)

dataall = read.csv("dataxall.csv",sep=";",header = T)
datastage1 = data.frame(dataall[,1:6],eff1)
datastage2 = data.frame(dataall[,4:6],eff2,dataall[,7])
normalize <- function(x) {
  return ((x - min(x)) / (max(x) - min(x)))
}
datastage1norm = datastage1 %>%
  mutate_all(normalize)
datastage2norm = datastage2 %>%
  mutate_all(normalize)
```

```

colnames(datastage1norm) <- c("Aset", "Kapasitas", "Pegawai", "Kesiapan", "Pemakaian", "Energi", "Effisiensi")
#####Tanpa Resampling
model1.1 <- neuralnet(Effisiensi~Aset+Kapasitas+Pegawai+Kesiapan+Pemakaian+Energi,data =
datastage1norm, algorithm = 'backprop',act.fct = 'logistic',linear.output = F,learningrate = 0.01, threshold =
0.001,stepmax = 1e6,hidden = 3,lifesign = 'full',rep = 3)
model1.1.1 <- data.frame(model1.1$net.result[1])
model1.1.2 <- data.frame(model1.1$net.result[2])
model1.1.3 <- data.frame(model1.1$net.result[3])
plot(model1.1,rep =1 )
plot(model1.1,rep =2 )
plot(model1.1,rep =3 )
mse1.1 <- (0.011827 + 0.004803 + 0.005625)/3
model1.2 <- neuralnet(Effisiensi~Aset+Kapasitas+Pegawai+Kesiapan+Pemakaian+Energi,data =
datastage1norm,
algorithm = 'backprop',act.fct = 'logistic',linear.output = F,learningrate = 0.01,
threshold = 0.001,stepmax = 1e6,hidden = 5,lifesign = 'full',rep = 3)
model1.2.1 <- data.frame(model1.2$net.result[1])
model1.2.2 <- data.frame(model1.2$net.result[2])
model1.2.3 <- data.frame(model1.2$net.result[3])
plot(model1.2,rep =1 )
plot(model1.2,rep =2 )
plot(model1.2,rep =3 )
mse1.2 <- (0.004382 + 0.007097 + 0.004662)/3
model1.3 <- neuralnet(Effisiensi~Aset+Kapasitas+Pegawai+Kesiapan+Pemakaian+Energi,data =
datastage1norm, algorithm = 'backprop',act.fct = 'logistic',linear.output = F,learningrate = 0.01, threshold =
0.001,stepmax = 1e6,hidden = 7,lifesign = 'full',rep = 3)
model1.3.1 <- data.frame(model1.3$net.result[1])
model1.3.2 <- data.frame(model1.3$net.result[2])
model1.3.3 <- data.frame(model1.3$net.result[3])
plot(model1.3,rep =1 )
plot(model1.3,rep =2 )
plot(model1.3,rep =3 )
mse1.3 <- (0.005654 + 0.004909 + 0.006569)/3
mse1.1
mse1.2
mse1.3
#model terpilih hidden 5 rep ke 1
#win.graph()
plot(model1.2,rep=1)
compare <- data.frame(predict(model1.2,rep = 1,datastage1norm[,1:6]),
compute(model1.2,rep = 1,datastage1norm[,1:6])$net.result,
datastage1norm$Effisiensi)
colnames(compare)<-c("Predict","Compute","Actual")
compare
comparebt <- data.frame(compare$Predict * abs(diff(range(datastage1$eff1))) + min(datastage1$eff1),
datastage1$eff1)
colnames(comparebt) <- c("Predict","Actual")
comparebt
####Dengan Resampling
matresam = matrix(ncol = 7,nrow = 500)
for (i in 1:500){
resam = datastage1norm[sample(nrow(datastage1norm),1),]
matresam[i,] = c(resam[,1],resam[,2],resam[,3],resam[,4],resam[,5],resam[,6],resam[,7])
}
dfresamstage1norm = data.frame(matresam)
colnames(dfresamstage1norm) <-
c("Aset", "Kapasitas", "Pegawai", "Kesiapan", "Pemakaian", "Energi", "Effisiensi")
model1.1 <- neuralnet(Effisiensi~Aset+Kapasitas+Pegawai+Kesiapan+Pemakaian+Energi,data =

```

```

dfresamstage1norm,
  algorithm = 'backprop',act.fct = 'logistic',linear.output = F,learningrate = 0.01,
  threshold = 0.001,stepmax = 1e6,hidden = 3,lifesign = 'full',rep = 3)
modelr1.1.1 <- data.frame(modelr1.1$net.result[1])
modelr1.1.2 <- data.frame(modelr1.1$net.result[2])
modelr1.1.3 <- data.frame(modelr1.1$net.result[3])
plot(modelr1.1,rep = 1 )
plot(modelr1.1,rep = 2 )
plot(modelr1.1,rep = 3 )
mser1.1 <- (0.002908 + 0.002531 + 0.002523)/3
modelr1.2 <- neuralnet(Effisiensi~Aset+Kapasitas+Pegawai+Kesiapan+Pemakaian+Energi,data =
dfresamstage1norm,
  algorithm = 'backprop',act.fct = 'logistic',linear.output = F,learningrate = 0.01,
  threshold = 0.001,stepmax = 1e6,hidden = 5,lifesign = 'full',rep = 3)
modelr1.2.1 <- data.frame(modelr1.2$net.result[1])
modelr1.2.2 <- data.frame(modelr1.2$net.result[2])
modelr1.2.3 <- data.frame(modelr1.2$net.result[3])
plot(modelr1.2,rep = 1 )
plot(modelr1.2,rep = 2 )
plot(modelr1.2,rep = 3 )
mser1.2 <- (0.003574 + 0.002774 + 0.003474)/3
mser1.1
mser1.2
##model terpilih menggunakan hidden layer 3 dan rep ke 3
win.graph()
plot(modelr1.1,rep=3)
comparer <- data.frame(predict(modelr1.1,rep = 3,datastage1norm[,1:6]),
  compute(modelr1.1,rep = 3,datastage1norm[,1:6])$net.result,
  datastage1norm$Effisiensi)
colnames(comparer)<-c("Predict","Compute","Actual")
comparer
comparebtr <- data.frame(comparer$Predict * abs(diff(range(datastage1$eff1))) + min(datastage1$eff1),
  datastage1$eff1)
colnames(comparebtr) <- c("Predict","Actual")
comparebtr
write.csv(comparebtr,"C:/Users/ASUS/Documents/pak nyoman pjb thesis/hasil stage 1 fix.csv")
#####Stage 2
colnames(datastage2norm) <- c("Kesiapan","Pemakaian","Energi","Effisiensi","Penjualan")
matresam = matrix(ncol = 5,nrow = 500)
for (i in 1:500){
  resam = datastage2norm[sample(nrow(datastage2norm),1),]
  matresam[i,] = c(resam[,1],resam[,2],resam[,3],resam[,4],resam[,5])
}
dfresamstage2norm = data.frame(matresam)
colnames(dfresamstage2norm) <- c("Kesiapan","Pemakaian","Energi","Effisiensi","Penjualan")
set.seed(123)
model2.1 <- neuralnet(Penjualan~Kesiapan+Pemakaian+Energi+Effisiensi,data=dfresamstage2norm,
  algorithm = 'backprop',linear.output = T,learningrate = 0.001,threshold = 0.01,
  stepmax = 1e6,hidden = 3,lifesign = 'full',rep = 3)
model2.1.1 <- data.frame(model2.1$net.result[1])
model2.1.2 <- data.frame(model2.1$net.result[2])
model2.1.3 <- data.frame(model2.1$net.result[3])
plot(model2.1,rep = 1 )
plot(model2.1,rep = 2 )
plot(model2.1,rep = 3 )
mse2.1 <- (0.085195 + 0.103734 + 0.231075)/3
mse2.1
#Model yang terpilih dengan 3hidden rep pertama

```

```
compare2 <- data.frame(predict(model2.1,rep = 1,datastage2norm[,1:4]),
                        compute(model2.1,rep = 1,datastage2norm[,1:4])$net.result,
                        datastage2norm$Penjualan)
colnames(compare2)<-c("Predict","Compute","Actual")
compare2
comparebt2 <- data.frame(compare2$Predict * abs(diff(range(datastage2$dataall...7.))) +
                          min(datastage2$dataall...7.),
                          datastage2$dataall...7.)
colnames(comparebt2) <- c("Predict","Actual")
comparebt2
write.csv(comparebt2,"C:/Users/ASUS/Documents/pak nyoman pjb thesis/hasil stage 2 fix.csv")
```

BIOGRAFI PENULIS



Penulis merupakan laki-laki kelahiran Jember, pada tahun 1974. Menyelesaikan pendidikan sejak Taman Kanak-Kanak sampai dengan Sekolah Lanjutan Tingkat Atas pada sekolah yang dikelola gereja Katolik di Jember mulai tahun 1980 sampai dengan 1993. Kemudian menamatkan Sarjana Teknik pada Jurusan Teknik Industri Institut Teknologi Bandung pada tahun 1997 dengan predikat *Cum Laude*. Selama kuliah, sempat mengelola bimbingan belajar yang didirikan bersama teman-teman sejurusan.

Lulus pada saat krisis moneter terjadi dan sempat bergabung dengan *Management Development Program* Astra International angkatan XXIII. Kemudian bergabung dengan PT Merpati Nusantara Airlines pada Biro Perencanaan sampai dengan tahun 1999. Panggilan untuk tetap mengabdikan pada negara membuat pilihan bergabung dengan PT PJB anak perusahaan PLN, dibandingkan bergabung dengan perusahaan oil&gas berkantor pusat di Inggris ataupun kontraktor oil&gas yang bertaraf internasional yang berkantor pusat di Perancis.

Memulai karir sebagai staf Perencanaan yang berkaitan dengan Perencanaan Jangka Panjang dan RKAP perusahaan. Kemudian pindah ke Divisi Komersial selama 8 tahun yang menangani kontrak-kontrak jual beli tenaga listrik, kontrak Jasa O&M, mengembangkan produk-produk baru, termasuk aksi korporasi dan penyediaan energi primer sehingga mengasah kemampuan untuk mengimplementasikan manajemen risiko secara komprehensif secara langsung terhadap keseluruhan proyek yang ditangani. Selama di Divisi Komersial, banyak hal yang dipelajari terkait korporasi baik dari aspek strategi korporat, strategi bisnis sampai dengan strategi operasional.

Pada umur 38 tahun, dipercaya menjadi Kepala Divisi Perencanaan Korporat, Pengembangan Usaha dan Portofolio yang bertanggung jawab tidak

hanya pada aspek korporasi, tetapi juga bertanggung jawab terhadap arah pengembangan perusahaan di masa depan termasuk mengembangkan portofolio perusahaan. Selama menjadi Kepala Divisi, berbagai proyek telah dihasilkan yaitu PLTU batu bara kapasitas 2 x 1.000 MW yang merupakan pembangkit thermal terbesar di Indonesia serta PLTA Batang Toru kapasitas 526 MW yang merupakan pembangkit tenaga air terbesar di Indonesia yang menggunakan skema IPP.

Selain itu, sebagai Pembina Portofolio, berbagai aksi korporasi mulai dari pembentukan anak perusahaan baik untuk investasi ataupun *supply chain management* telah berhasil dijalankan, termasuk melakukan merger dan akuisisi beberapa lini bisnis yang bertujuan untuk meningkatkan daya saing perusahaan. Saat ini, menjabat juga sebagai Komisaris Utama PLTU batu bara 2x1.000 MW kerja sama antara China Energy dan PT PJB.

Penulis saat ini mendapatkan promosi menjadi Vice President Perencanaan Strategi Korporat di PT PLN (Persero) yang memiliki tugas untuk memformulasikan arah, strategi, kebijakan dan program kerja PLN dalam jangka panjang sesuai dengan Road Map Kementerian BUMN.