

BAB II

TINJAUAN PUSATAKA DAN DASAR TEORI

2.1. Tinjauan Pustaka

Penelitian tentang prakiraan kebutuhan energi listrik sudah banyak dilakukan dan banyak metode peramalan yang dapat digunakan oleh karena itu diperlukan penyesuaian terhadap jenis data yang diperlukan dan jenis peramalan yang digunakan. Terdapat beberapa penelitian yang berhubungan dengan pengaruh beban terhadap bertambahnya kebutuhan energi listrik yang sudah dilakukan. Penelitian terdahulu dapat digunakan sebagai bahan perbandingan dan sumber referensi dalam penelitian. Berikut ini akan dipaparkan beberapa penelitian yang terkait dengan penelitian yang penulis lakukan yaitu sebagai berikut :

Syafriwel (2015) membuat "*Analisis Ramalan Kebutuhan Beban Energi Listrik Di Regional Sumatera Utara Tahun 2015-2019 Dengan Metode Gabungan*". Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meramalkan kebutuhan listrik di Sumatera Utara dalam kurun waktu 5 (lima) tahun Dengan mempertimbangkan pertumbuhan penduduk dengan rata-rata 1,2 % pertahun dengan berbagai karakteristik pengguna listrik. Penelitian ini menggunakan metode gabungan yaitu gabungan dari metode analisis, kecenderungan dan ekonometri. Setelah penulis membaca sumber tersebut maka disimpulkan bahwa bahwa sektor industri adalah yang paling mempengaruhi besarnya pertumbuhan beban.

Fadillah, Muhammad Bobby (2015) membuat jurnal "*Analisis Prakiraan Kebutuhan Energi Listrik Tahun 2015-2024 Wilayah PLN Kota Pekanbaru Dengan Metode Gabungan*". Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meramalkan kebutuhan listrik di Sumatera Utara dalam kurun waktu 10 (sepuluh) tahun dengan berbagai karakteristik pengguna listrik. Penelitian ini menggunakan metode gabungan yaitu gabungan dari metode analisis, kecenderungan dan ekonometri. Didapat kesimpulan bahwa di kota Pekanbaru, sektor rumah tangga adalah yang terbesar pengaruhnya dalam meningkatnya kebutuhan energi listrik.

Tinto. Pradana Anoraga (2017) membuat “*Prakiraan Kebutuhan Energi Listrik Tahun 2021-2022 Wilayah PLN Kota Malang Dengan Metode Gabungan*”. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meramalkan kebutuhan listrik di Sumatera Utara dalam kurun waktu 1 (satu) tahun dengan mempertimbangkan berbagai karakteristik pengguna listrik. Penelitian ini menggunakan metode gabungan yaitu gabungan dari metode analisis, kecenderungan dan ekonometri. Bahwa metode gabungan memudahkan PLN untuk memperkirakan seberapa besar kebutuhan energi listrik dan solusi dari kenaikan kebutuhan tersebut.

Anifah (2016) penelitian yang dilakukan di Yogyakarta mengenai “peramalan beban listrik jangka panjang di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta menggunakan neural network backpropagation”. Hasil penelitiannya menyatakan bahwa peramalan beban puncak listrik Provinsi Yogyakarta menghasilkan rata-rata kenaikan data sebesar 8.1007% setiap tahunnya. Perbandingan hasil peramalan beban listrik menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan hasil peramalan beban listrik RUPTL PT PLN 2015-2024 menghasilkan rata-rata persentase perbedaan data sebesar 9.882 %.

Arif Heru Kuncoro dan Rinaldy Dalimiyi (2005) dengan Judul Aplikasi jaringan syaraf Tiruan untuk peramalan beban tenaga listrik Jangka panjang pada sistem kelistrikan di Indonesia. Dalam penelitian ini data yang dipergunakan adalah data yang sebenarnya yaitu dari tahun 1990 sampai tahun 2000. Hasil ramalan beban puncak pada akhir tahun studi (2025) dengan metode JST tidak berbeda jauh dengan ramalan Rencana umum Ketenagalistrikan nasional (RUKN) yaitu masing-masing sebesar 85.584 MW dan 79.920 MW (terjadi perbedaan 6.6 %).

Atika Sari, Dinar (2006), dengan Judul Peramalan kebutuhan jangka pendek menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. Hasil penelitiannya menyatakan bahwa MAPE peramalan beban selama periode 17-23 Juli 2006, 1 Januari 2006 dan 25 Desember 2006 dengan aplikasi jaringan Syaraf tiruan adalah 2,394 % dan MAPE peramalan PLN adalah 2,567 %.

2.2 Dasar Teori

Dalam memprakirakan beban energi listrik dapat digunakan metode sebagai berikut ;

a. Metode Analisis

Metode ini dibangun berdasarkan data dari analisis penggunaan terakhir tenaga listrik pada setiap konsumen pemakai. Perolehan data merupakan hasil survei ke lapangan. Pada umumnya data diperlukan ialah data yang memberi gambaran penggunaan peralatan listrik di masyarakat atau kemampuan masyarakat membeli peralatan listrik. Keuntungan metode ialah hasil perkiraan merupakan hasil simulasi dari penggunaan tenaga listrik di masyarakat, sederhana dan mengurangi masalah validitas parameter model. Dan sebaliknya metode ini tidak tanggap terhadap perubahan parameter ekonomi, sebagai contoh pengaruh kenaikan tarif listrik, pendapatan (PDRB), dan sebagainya.

b. Metode Ekonometri

Suatu metode yang dibangun dengan mengikuti indikator-indikator ekonomi. Prakiraan beban ini didasarkan adanya hubungan antara penjualan energi listrik dan beban puncak dengan beberapa variabel ekonomi seperti pendapatan (PDRB), harga dan penggunaan peralatan listrik. Metode ekonometri ini cocok digunakan untuk suatu kasus, misalnya hanya berlaku untuk suatu daerah atau wilayah.

c. Metode Kecendrungan

Metode ini disebut juga metode trend yaitu metode yang dibuat berdasarkan kecendrungan hubungan data masa lalu tanpa memperhatikan penyebab atau hal-hal yang mempengaruhinya (pengaruh ekonomi, iklim, teknologi, dan lain-lain). Dari data masa lalu tersebut diformulasikan sebagai fungsi dari waktu dengan persamaan matematik oleh karena itu metode ini disebut metode time series. Metode ini biasanya digunakan pada prakiraan jangka pendek.

d. Metode Gabungan

Metode ini merupakan gabungan dari metode analisis, ekonometri, dan metode kecendrungan dimana masing-masing memiliki keunggulan dan kelemahan sendiri-sendiri. Metode ini dikembangkan berdasarkan keadaan sosioekonomi, penggunaan terakhir tenaga listrik disuatu daerah atau wilayah.

2.3 Peramalan

Peramalan merupakan kemungkinan atau prakiraan atas kemungkinan terjadinya kejadian di waktu mendatang. Ramalan bisa bersifat kualitatif yang tidak berbentuk angka maupun kuantitatif yang berbentuk angka atau bilangan. Ramalan kuantitatif sendiri dibagi menjadi dua jenis, yaitu:

1. Ramalan Tunggal (*point forecast*)

Ramalan tunggal hanya terdiri dari satu nilai saja, semisal jika hasil pendapatan perusahaan ABC akan mencapai 2000 , keuntungan penjualan bulan depan akan senilai Rp,300.000.,

2. Ramalan Selang (*interval forecast*)

Ramalan selang terdiri atas beberapa nilai dalam satu interval yang dibatasi nilai batas bawah (ramalan rendah) dan batas atas (ramalan tinggi). Misal, jika hasil produksi perusahaan ABC akan mencapai 800 – 1000 satuan, keuntungan penjualan bulan depan akan bernilai Rp. 300.000 sampai dengan Rp.350.000, dan besarnya kemungkinan pertumbuhan konsumsi daya tahun depan berkisar antara 5 – 10%.

Sedangkan menurut jangka waktunya, peramalan dibagi menjadi 3 bagian, sesuai dengan jangka waktu yang diinginkan. Dalam peramalan beban listrik, peramalan dibagi menjadi 3, yaitu:

1. Peramalan Jangka Panjang (*Long-Term Forecasting*)

Merupakan peramalan yang memperkirakan keadaan dalam kurun waktu beberapa tahun yang akan datang. Bertujuan untuk dapat mempersiapkan ketersediaan unit pembangkitan, sistem transmisi, serta distribusi.

2. Peramalan Jangka Menengah (*Mid-Term Forecasting*)

Merupakan peramalan dalam rentan waktu bulanan atau mingguan. bertujuan untuk mempersiapkan jadwal persiapan dan operasional pembangkit.

3. Peramalan Jangka Pendek (*Short-Term Forecasting*)

Merupakan peramalan dalam periode waktu harian hingga setiap jam. Biasanya digunakan untuk keperluan perbandingan beban listrik prakiraan dengan aktual (*realtime*).

Dalam buku yang ditulis oleh AS Pabla, Ir. Abdul Hadi (1994,86) dijelaskan bahwa perencanaan untuk sistem daya optimum dapat dibagi menjadi tiga macam yaitu:

a). Prakiraan jangka panjang

Pada perencanaan sistem distribusi jangka panjang biasanya termasuk (tahun horison) dua belas tahun atau lebih sebelum saat sekarang: jangka waktu ini lebih besar untuk mempelajari transmisi atau pembangkitan utama. Kecuali diperkirakan pertumbuhan sangat sedikit, instalasi yang ada sedikit pengaruhnya dalam pengambilan keputusan. Sering kali keputusan diambil dengan bantuan studi standarisasi jaringan, termasuk model biaya.

b). Prakiraan jangka menengah

Jangka waktu untuk perencanaan jangka menengah ini antara tiga tahun sampai dua belas tahun, kebanyakan metode ekonomi untuk mengembangkan jaringan telah termasuk dalam parameter-parameter pada jangka panjang yang membahas pengembangan sistem dengan cara-cara lebih umum.

c). Prakiraan jangka pendek

Prakiraan jangka pendek atau rencana taktis memerlukan periode satu sampai tiga tahun di muka dan biasanya hanya merupakan pelaksanaan hasil studi jangka panjang.

2.4 Metode Peramalan Beban

Namun, biasanya, kebutuhan tenaga listrik seseorang sifatnya tidak tentu sehingga grafik penggunaan tenaga listrik atau yang disebut dengan grafik beban dari sistem tenaga listrik biasanya bersifat periodik. Oleh karena itu riwayat beban dari waktu yang lalu beserta detailnya sangat dibutuhkan untuk memprediksi beban di masa depan yang umumnya dilakukan dengan cara perluasan data grafik beban di masa lampau ke masa yang akan datang. Setelah dilakukan perluasan data kemudian dilakukan koreksi pada hal-hal khusus, pada untuk peramalan jangka panjang, menengah, maupun pendek.

Grafik beban akan berubah bentuknya secara perlahan baik kuantitatif maupun kualitatif. Perubahan ini terjadi karena :

1. Bertumbuhnya pelanggan tenaga listrik
2. Bertambahnya besaran tenaga listrik yang digunakan konsumen lama,.
3. Suhu udara, saat suhu udara tinggi maka pemakaian pendingin udara bertambah dan menambah pemakaian tenaga listrik.
4. Aktivitas ekonomi dalam masyarakat.
5. Aktivitas sosial dalam masyarakat.

Penjelasan di atas dapat diartikan bahwa tidak mungkin ada rumus yang pasti untuk menentukan besaran beban, tetapi beban dapat diperkirakan besarnya berdasarkan pengalaman dan pengamatan di masa yang lalu kemudian digunakan untuk prakiraan beban listrik masa yang akan datang. Beberapa metode dalam peramalan beban adalah :

a. Metode Analisis

Metode ini disusun didasari oleh data hasil analisis penggunaan akhir tenaga listrik pada setiap sektor. Data dasar merupakan hasil pengamatan lapangan. Data yang dibutuhkan adalah data yang memberi gambaran penggunaan daya listrik di masyarakat dan tingkat ekonomi masyarakat. Keuntungan metode ini adalah hasil prakiraan merupakan hasil perhitungan dari data pemakaian tenaga listrik di masyarakat, sederhana dan mengurangi masalah keakuratan parameter model. Kelemahan metode ini adalah tidak tanggap terhadap perubahan parameter ekonomi,

sebagai contoh pengaruh kenaikan tarif listrik, pendapatan (PDRB), dan sebagainya.

b. Metode Ekonometri

Merupakan metode yang digunakan dengan mengikuti indikator ekonomi. Prakiraan beban ini memiliki dasar antara penjualan energi listrik dan beban puncak dengan beberapa variabel ekonomi seperti pendapatan (PDRB), harga dan penggunaan energi listrik. Metode ekonometri tepat digunakan untuk sebuah kasus, misalnya hanya akurat untuk suatu daerah.

c. Metode Kecendrungan

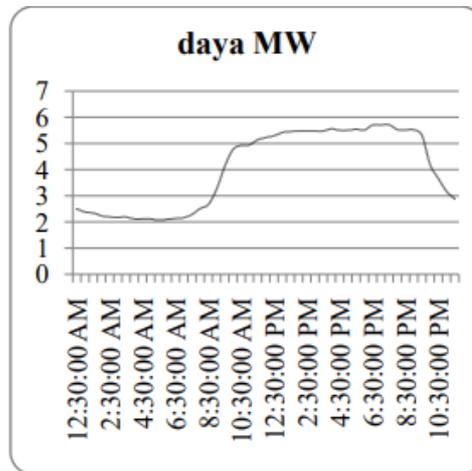
Metode kecendrungan (trend) merupakan metode yang dibuat berdasarkan kecendrungan hubungan data lampau tanpa memperhatikan penyebab atau hal yang mempengaruhinya (pengaruh ekonomi, iklim, teknologi, dan lain-lain). Dari data lampau tersebut dirumuskan sebagai fungsi dari waktu dengan persamaan matematik. oleh karena itu metode ini disebut metode time series. Metode ini kebanyakan digunakan pada prakiraan jangka pendek.

d. Metode Gabungan

Metode ini merupakan gabungan dari metode analisis, ekonometri, dan metode kecendrungan dimana masing-masing memiliki keunggulan dan kelemahan. Metode ini dikembangkan berdasarkan keadaan sosio-ekonomi, penggunaan terakhir tenaga listrik disuatu daerah.

2.5 Karakteristik beban

Karakteristik besaran daya yang diterima beban sistem tenaga listrik dalam kurun waktu tertentu dikenal sebagai kurva beban harian.



Gambar 2.1 Kurva beban harian

2.6 Macam-Macam Beban Listrik

Tenaga listrik yang dipasok ke konsumen dimanfaatkan sebagai sumber daya untuk segala peralatan elektronik sebagai sumber energinya. Peralatan tersebut bisa penerangan, beban daya, pemanas, dan sumber daya peralatan elektronik. Berdasarkan jenis konsumen, secara garis besar, beban dapat dikelompokkan ke dalam:

- Beban jenis rumah tangga, biasanya beban rumah tangga berupa penerangan, perabotan rumah tangga, seperti televisi, penndingin ruangan, mesin air dan lain sebagainya. Beban rumah tangga biasanya mencapai puncak pada malam hari.
- Beban komersil, biasanya terdiri atas penerangan untuk kebutuhan umum. Beban penginapan juga termasuk sebagai beban komersil sama halnya dengan perkantoran. Beban ini naik secara pesat di siang hari untuk beban perkantoran dan menurun di sore hari.
- Beban industri dibagi dua, yaitu industri kecil dan industri besar. Untuk yang kecil banyak beroperasi di siang hari sedangkan industri besar kebanyakan beroperasi sampai 24 jam.
- Beban Fasilitas Umum. Beban ini sangat penting jika kita melakukan analisis karakteristik beban untuk sebuah sistem yang kompleks. Perbedaan yang paling mencolok dari empat macam beban diatas adalah, daya yang digunakan dan

juga saat puncaknya. Pemakaian daya pada beban rumah tangga terlihat lebih tinggi pada pagi dan malam hari dimana banyak masyarakat sedang beraktivitas di dalam rumah, sedangkan pada beban komersil lebih padat pada waktu siang dan sore hari. Pemakaian daya pada industri akan lebih merata, karena banyak industri yang bekerja 24 jam. Melihat hal ini, dapat disimpulkan bahwa pemakaian energi listrik pada sektor industri akan lebih menguntungkan, karena kurva bebannya lebih konsisten. Sedangkan pada beban fasilitas, beban puncak terjadi pada siang dan malam hari. Beberapa daerah operasi tenaga listrik memberikan kecenderungan tersendiri, semisal daerah wisata, konsumen sektor bisnis mempengaruhi penjualan kWh meski jumlah konsumen bisnis jauh lebih kecil daripada konsumen rumah tangga.

2.7 Analisis Kecendrungan (Trend)

a. Metode Kuadrat Terkecil

Untuk Menentukan Trend Garis trend linear dapat ditulis sebagai persamaan garis lurus:

$$Y = a + bx \dots\dots\dots(2.1)$$

Dimana:

Y = Bata berkala (time series data)

x = Variabel waktu

a dan b = Bilangan konstan

b. Trend Parabola

Garis trend memiliki garis regresi dimana variabel bebas X merupakan variabel waktu. Baik garis regresi maupun trend dapat berupa garis lurus (linear regression/trend) maupun bukan lurus (non linear regression/trend). Persamaan garis trend parabola adalah sebagai berikut:

$$2 Y = a + bX + cX \dots\dots\dots(2.2)$$

Dimana: X adalah variabel waktu

c. Trend Eksponensial (Logaritma)

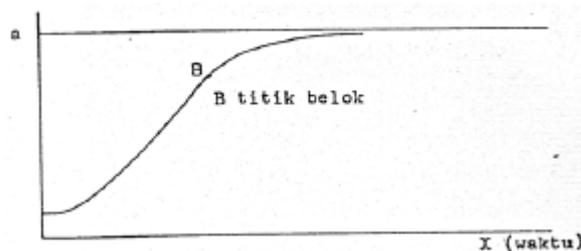
Trend eksponensial ialah metode trend yang menggambarkan tingkat pertumbuhan yang bertambah dengan sangat cepat, bentuk persamaannya sebagai berikut:

$${}_x Y = ab (3) \dots\dots\dots(2.3)$$

Ada beberapa jenis yang tidak linear akan tetapi bisa dibuat linear, dengan melalui transformasi (perubahan bentuk), seperti saat akan membuat ramalan jumlah penduduk, konsumsi energi listrik, faktor beban dan lain-lain.

d. Trend Gompertz

Trend ini biasanya digunakan untuk menggambarkan perkembangan atau pertumbuhan yang awalnya tumbuh dengan cepat sekali akan tetapi berangsur-angsur lambat, sampai mencapai suatu titik jenuh (saturation point).



Gambar 2.2 Kurva trend gompertz.

Persamaan trend ini sebagai berikut:

$${}_x Y = ab (4) \text{ Atau } {}_x \log Y = \log a + (\log b)(r) \dots(2.4)$$

Dimana:

a = harga batas atau asimtot.

b = rasio konstan.

r = tingkat pertumbuhan.

2.7.1 Root Mean Square Error

Metode yang sering digunakan dalam menentukan keandalan hasil prakiraan adalah metode *Mean Squared Error* (MSE).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=h}^N (y_t - \bar{y}_t)^2 \dots \dots \dots (2.5)$$

.Dimana :

MSE = *Error*

N = Total Sampel

Y_t = Nilai indeks aktual

\hat{Y}_t = Nilai prediksi indeks

RMSE merupakan akar dari MSE yang sudah diketahui nilainya. RMSE dipakai untuk mencari nilai kesesuaian hasil peramalan dengan data historis dengan menggunakan rumus. Semakin kecil nilai yang dihasilkan semakin bagus pula hasil prakiraan yang dilakukan.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=h}^N (y_t - \bar{y}_t)^2}{N}} \dots \dots \dots (2.6)$$

2.7.2 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Metode ini merupakan metode perhitungan menggunakan selisih antara data asli dan data hasil prakiraan. Perbedaan tersebut dibulatkan, kemudian dihitung dalam bentuk persentase terhadap data asli. Hasilnya tersebut kemudian ditemukan nilai mean-nya. Model memiliki tingkat keakuratan tinggi jika nilai MAPE berada dibawah 10%, dan berada diantara 10% dan 20% (Zainun dan Majid, 2003).

Saat tahap prakiraan, menggunakan MSE sebagai suatu dasar keandalan tidak selalu tepat dan bahkan juga dapat menimbulkan masalah (Makridakis, 1999). Metode ini tidak dapat membaca perbandingan antar deret berkala yang berbeda dan untuk selang waktu yang berlainan, karena MSE merupakan nilai pasti.

Lagi pula, bentuknya tidak bersifat mudah dipahami bahkan untuk para ahli sekalipun, karena ukuran ini menggunakan pengkuadratan sederetan nilai. Alasan yang telah disebutkan di atas dalam hubungan dengan MSE sebagai suatu ukuran ketepatan prakiraan, maka diusulkan ukuran-ukuran alternatif, yang diantaranya menyangkut galat persentase.

$$PE_t = \frac{(X_t - F_t)}{X_t} \times 100$$

$$MAPE = \sum_{t=1}^n \frac{|PE_t|}{n} \dots\dots\dots(2.7)$$

2.8 Elastisitas Energi

Elastisitas energi adalah hasil dari perbandingan pertumbuhan konsumsi energi listrik dan pertumbuhan ekonomi. Semakin kecil nilai elastisitas, semakin baik pemanfaatan energinya. Secara rumus dapat ditulis dengan persamaa :

$$\frac{\text{Pertumbuhan energi listrik}}{\text{Pertumbuhan PDRB}} \dots\dots\dots(2.8)$$

2.9 Tahapan Prakiraan

Tahap prakiraan kebutuhan energi listrik menggunakan metode gabungan adalah sebagai berikut:

2.9.1 Sektor Rumah Tangga

a. Jumlah Rumah Tangga

Secara matematis untuk menentukan prakiraan jumlah rumah tangga sebagai berikut:

$$H_t = \frac{P_t}{Q_t} \dots\dots\dots(2.9)$$

H_t = pertumbuhan jumlah rumah tangga tahun ke t

P_t = Jumlah penduduk tahun t-1

Q_t = jumlah penghuni rumah tangga tahun t-1

b. Pelanggan Rumah Tangga

Secara matematis untuk menentukan perkiraan jumlah rumah tangga dapat dihitung dengan persamaan.

$$Pel.R_t = H_t \times RE_2 \dots\dots\dots(2.10)$$

$Pel.R_t$ = pelanggan rumah tangga pada tahun ke t

H_t = jumlah rumah tangga pada tahun ke t

RE_t = rasio elektrifikasi pada tahun ke t

prakiraan konsumsi energi rumah tangga dinyatakan dengan rumus sebagai berikut:

$$ERT_t = ERT_{t-1} * \left(1 + \epsilon RT * \frac{gE}{100}\right) + \Delta PRT * UK \dots (2.11)$$

ERT_t = Total konsumsi energi listrik sektor rumah tangga tahun ke t (kWh)

ERT_{t-1} = Total konsumsi energi listrik sektor rumah tangga tahun sebelum ke t (kWh)

ϵRT = Elastisitas energi rumah tangga

gE = Pertumbuhan PDRB total tahun ke t

UK = Unit konsumsi sektor rumah tangga (kWh)

ΔPRT = Delta pelanggan sektor rumah tangga

2.9.2 Sektor Komersial

Prakiraan konsumsi energi sektor komersial ditentukan dengan rumus:

$$EB_t = EB_{t-1} (1 + \epsilon B * \frac{gB_t}{100}) \dots \dots \dots (2.12)$$

Dimana :

EB_t = Konsumsi energi komersial pada tahun ke t

EB_{t-1} = Konsumsi Energi komersial pada tahun ke t-1

ϵB = Elastisitas energi komersial

gB_t = pertumbuhan PDRB sector komersial pada tahun ke t

2.9.3 Sektor Publik

Prakiraan konsumsi energi sektor publik ditentukan dengan persamaan matematis sebagai berikut:

$$EP_t = EP_{t-1} (1 + \epsilon P * \frac{gP_t}{100}) \dots \dots \dots (2.13)$$

EP_t = Konsumsi Energi publik pada tahun ke t

EP_{t-1} = konsumsi energi publik pada tahun ke t-1

ϵP = Elastisitas energi publik

gP_t = Pertumbuhan PDRB sekkor publik

2.9.4 Sektor Industri

Prakiraan kebutuhan energi listrik sektor industri didapatkan dari total energi terjual sektor industri dan energi *captive power*, yaitu energi listrik yang dibangkitkan secara individu dan tidak menggunakan jaringan distribusi PLN. Prakiraan tersebut ditentukan dengan persamaan matematis seperti berikut:

$$EI_t = EI_{t-1} * (1 + \epsilon I * \frac{gI_t}{100}) \dots \dots \dots (2.14)$$

EI_t = konsumsi energi industri tahun ke t

EI_{t-1} = Konsumsi energi industri pada tahun ke t-1

ϵI = Elastisitas energi industri

gI_t = Pertumbuhan PDRB sektor industri pada tahun ke t

Dalam prakiraan ini, perhitungan konsumsi energi industri tidak menghitung *captive power* yang diambil PLN karena dianggap nihil, yang berarti pelanggan industri dianggap tidak membangkitkan energi listrik secara individu sehingga seluruh konsumsi energi listriknya berasal dari PLN. Oleh karena itu parameter *ECTO*, pada persamaan 14 dapat dihiraukan.

2.9.5 Konsumsi Energi Listrik Total

Perkiraan kebutuhan energi listrik dapat diperoleh dengan menjumlahkan hasil konsumsi energi listrik ke empat sektor dengan rumus:

$$ET_t = ERT_t + EB_t + EP_t + EI_t \dots \dots \dots (2.15)$$

ET_t = Total konsumsi energy listrik pada tahun ke t

ERT_t = Total konsumsi energi listrik sektor rumah tangga tahun ke t

EB_t = Total konsumsi energi listrik sektor komersial tahun ke t

EP_t = Total konsumsi energi listrik sektor publik tahun ke t

EI_t = Total konsumsi energi listrik sektor industri tahun ke t

2.9.6 Kebutuhan Energi Listrik dan Beban Puncak

Perkiraan kebutuhan energi listrik yang harus disediakan merupakan hasil perhitungan dari kebutuhan konsumsi energi listrik waktu tertentu dengan susut energi dalam waktu tertentu, dapat dirumuskan seperti berikut:

$$PT_t = ET_t + SE_t \dots \dots \dots (2.16)$$

PT_t = Total kebutuhan energi listrik tahun ke t

ET_t = Total konsumsi energi listrik tahun ke t

SE_t = Susut energi tahun ke t

Sedangkan perkiraan beban puncak adalah perbandingan antara hasil kebutuhan energi listrik tahun tertentu dengan hasil kali antara faktor beban dan jam operasional pada waktu tertentu, hal ini dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$BP_t = \frac{ET_t}{(FB_t * JO_t)} \dots\dots\dots(2.17)$$

BP_t = Beban Puncak total tahun ke t (KW)

ET_t = Konsumsi energi total pada tahun ke t

FB_t = Faktor beban pada tahun ke t

JO_t = Jam operasi dalam satu tahun (8.760 jam / tahun)

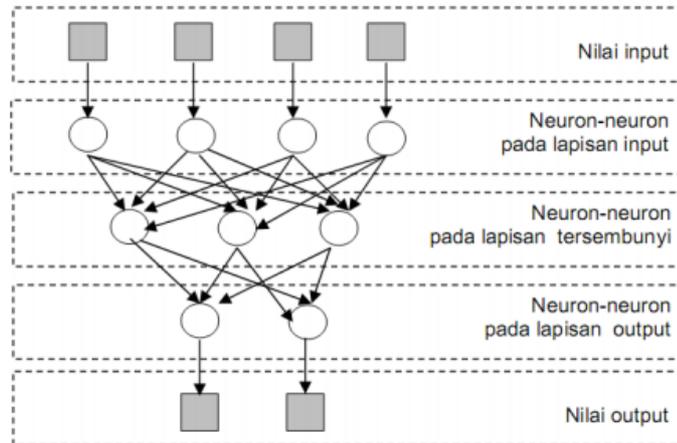
2.10 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan (JST) merupakan sistem kecerdasan tiruan dengan kemampuan belajar dan menghimpun pengetahuan hasil pembelajaran dalam jaringan selnya (neuron) sehingga memungkinkan jaringan secara keseluruhan semakin cerdas merespon masukan/input yang diberikan. Kemampuan belajar dan mengakumulasi pengetahuan ini memungkinkan sistem jaringan syaraf tiruan untuk dapat beradaptasi dengan lingkungan yang memberikan input kepadanya. Layaknya otak manusia dalam merespon kondisi lingkungan berbeda-beda, peranan JST dalam bidang penelitian dan pengembangan sangat penting di masa mendatang yang menuntut aspek otomatisasi dan aspek interaktif antara alat dan manusia. (Muis, 2017). Menurut Jong Jek Siang (2009), sistem jaringan syaraf tiruan ditentukan oleh 3 hal

- a. Pola hubungan antar neuron atau biasa disebut arsitektur jaringan.
- b. Metode untuk menentukan bobot penghubung (disebut metode training/ learning/ algoritma).
- c. Fungsi aktivasi

2.10.1 Arsitektur Jaringan

Di dalam JST, neuron-neuron akan dikumpulkan menjadi lapisan (layer) yang disebut neuron layer. Masing-masing layer akan dihubungkan satu sama lain, baik dengan layer sebelum maupun sesudahnya. Informasi akan dirambatkan dari satu layer ke layer berikutnya, mulai dari input layer sampai ke output layer melalui hidden layer. (Haidaroh, 2013)

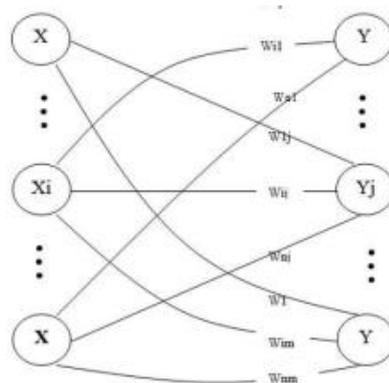


Gambar 2.3 Arsitektur Jaringan Syaraf tiruan

Menurut Jong Jek Siang (2009), arsitektur jaringan syaraf tiruan yang sering digunakan antara lain :

a. Jaringan layar tunggal (single layer network)

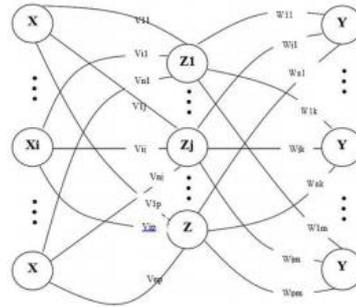
Jaringan layar tunggal merupakan sekumpulan inputan neuron yang dihubungkan secara langsung dengan sekumpulan outputnya, meskipun dengan bobot yang berbeda. Tidak ada input dan output yang dihubungkan dengan unit input dan output lainnya.



Gambar 2.4 Arsitektur Jaringan layar tunggal

b. Jaringan layar jamak (multi layer network)

Dalam jaringan ini, selain unit input dan output, terdapat juga layar tersembunyi. Jumlah layar tersembunyi dapat lebih dari satu. Sama seperti pada unit input dan output, unit-unit dalam satu layar tidak saling berhubungan.

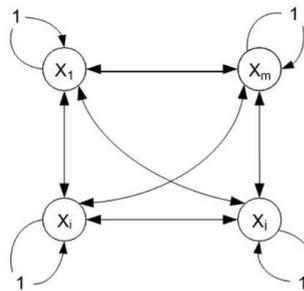


Gambar 2.5 Arsitektur layar jamak

Jaringan ini didesain agar dapat menyelesaikan masalah yang lebih rumit dengan layar tunggal, meskipun membutuhkan waktu lebih dalam proses pelatihannya.

c. Jaringan Recurrent Model

Jaringan ini hampir sama dengan jaringan layar tunggal maupun ganda. Hanya, ada neuron output yang memberikan sinyal pada input yang disebut feedback loop.



Gambar 2.6 Arsitektur jaringan *Recurrent*

2.11 Fungsi Aktivasi

Menurut Jong Jek Siang (2009) fungsi aktivasi ialah hanya dipakai untuk menentukan keluaran suatu neuron. Berikut adalah fungsi aktivasi yang sering dipakai:

- a. Fungsi *threshold* (batas ambang)

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

Untuk beberapa kasus, fungsi *threshold* yang dibuat tidak bernilai 0 atau 1, tapi bernilai 1 atau -1 (disebut dengan *threshold* bipolar)

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

- b. Fungsi sigmoid

Fungsi sigmoid sering dipakai karena nilai fungsinya yang terletak antara 0 dan 1 serta dapat diturunkan dengan mudah.

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

- c. Fungsi identitas

$$f(x) = x$$

Fungsi identitas sering dipakai apabila diinginkan keluaran jaringan berupa bilangan riil (bukan hanya pada range [0, 1] atau [1,-1])

2.12 Algoritma Backpropagation

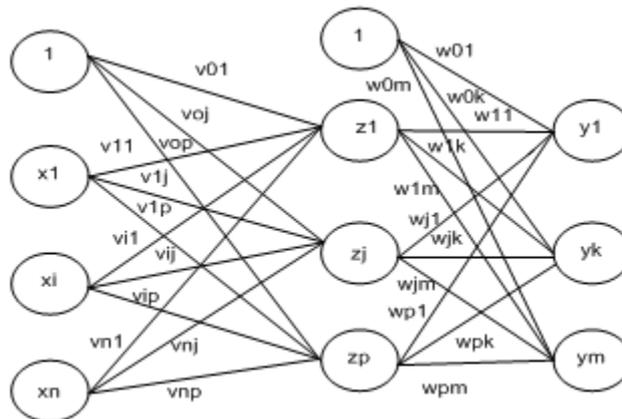
Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terjaga dan biasanya dipakai oleh *perceptron* dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot yang terhubung dengan neuron yang terdapat pada *hidden layer*. Algoritma *backpropagation* menggunakan *error* output untuk mengubah nilai bobotnya ke arah mundur (*backward*). Untuk mendapatkan *error* ini, tahap perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu. (Kusumadewi 2004)

Secara garis besar, mengapa algoritma ini disebut sebagai propagasi balik, karena ketika JST diberikan pola masukan sebagai pola pelatihan maka pola tersebut menuju ke unit-unit pada lapisan tersembunyi untuk diteruskan ke unit lapisan keluaran. Kemudian unit-unit lapis keluaran memberikan tanggapan yang disebut sebagai keluaran JST. Saat keluaran JST tidak sama dengan keluaran yang

diharapkan maka keluaran akan disebarkan mundur (*backward*) pada lapis tersembunyi diteruskan ke unit pada lapisan masukan. Oleh karenanya maka mekanisme pelatihan tersebut dinamakan *backpropagation* (propagasi balik). (Purnomo dan Kurniawan 2006). Menurut Jong Jek Siang (2009) standar algoritma *backpropagation* adalah :

a. Arsitektur *backpropagation*

Backpropagation memiliki beberapa unit yang ada dalam satu atau lebih layer tersembunyi (*hidden layer*). Gambar 2.5 adalah arsitektur *backpropagation* dengan n buah masukan (ditambah sebuah bias), sebuah layer tersembunyi yang terdiri dari p unit (ditambah sebuah bias) serta m unit keluaran.

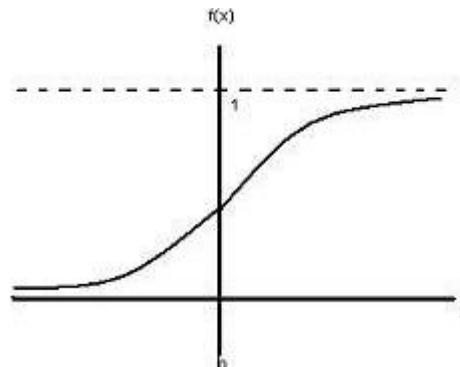


Gambar 2.7 Arsitektur *backpropagation*

v_{ij} merupakan bobot garis dari unit masukan x_i ke unit layer tersembunyi z_j (v_{0j} merupakan bobot garis yang menghubungkan bias di unit masukan ke unit layer tersembunyi z_j). w_{jk} merupakan bobot dari unit layer tersembunyi z_j ke unit keluaran y_k (w_{0k} merupakan bobot dari bias di layer tersembunyi z_j ke unit keluaran y_k).

b. Fungsi aktivasi

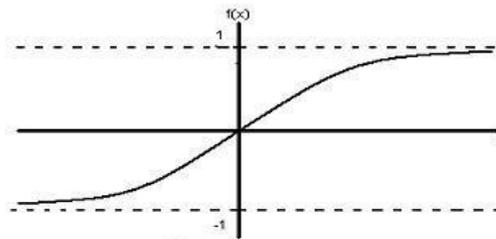
Fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat diantaranya: kontinu, terdiferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Salah satu fungsi yang memenuhi ketiga syarat tersebut sehingga yang sering dipakai ialah fungsi sigmoid biner yang memiliki range $(0, 1)$. $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ Dengan turunan $f'(x) = f(x)(1-f(x))$ Berikut adalah gambar grafik fungsi sigmoid biner.



Gambar 2.8 Grafik fungsi sigmoid biner

Fungsi lain yang sering dipakai adalah fungsi sigmoid bipolar yang bentuk dan fungsinya mirip dengan fungsi sigmoid biner, tapi dengan range $(-1, 1)$.

$f(x) = \frac{2}{1+e^{-x}} - 1$ Dengan turunan $f'(x) = (1+f(x))(1-f(x))$. Berikut grafik fungsi dari sigmoid bipolar.



Gambar 2.7 Grafik fungsi sigmoid bipolar

Fungsi sigmoid memiliki nilai maksimum =1, maka untuk pola yang targetnya >1 pola masukan dan keluaran harus terlebih dahulu di transformasikan sehingga semua polanya memiliki range yang sama seperti fungsi sigmoid yang dipakai. Alternatif lain yang bisa dipakai adalah menggunakan fungsi aktivasi sigmoid hanya pada layar yang bukan layar keluaran. Pada layar keluaran, fungsi aktivasi yang dipakai adalah fungsi identitas $f(x) = x$.

c. Pelatihan standar *backpropagation*

Pelatihan *backpropagation* meliputi 3 fase yaitu fase pertama adalah fase maju. Pola masukan dihitung maju dimulai dari layar masukan hingga layar keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Fase yang kedua ialah fase mundur, selisih antara keluaran jaringan dengan target yang diinginkan merupakan kesalahan yang terjadi. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dimulai dari

garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di layar keluaran. Fase yang ketiga yaitu modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi.

Algoritma pelatihan untuk jaringan dengan satu layar tersembunyi (dengan fungsi aktivasi sigmoid biner) adalah sebagai berikut:

Langkah 0 : Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil

Langkah 1 : Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 2-9

Langkah 2 : Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 3-8

Fase I : Propagasi maju

Langkah 3 : Tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi di atasnya

Langkah 4 : Hitung semua keluaran di unit tersembunyi z_j ($j = 1, 2, \dots, p$)

$$z_{netj} = v_j 0 + \sum_{i=1}^n v_{ji} x_i \quad z_j = (z_{netj}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{netj}}}$$

Langkah 5 : Hitung keluaran jaringan di unit y_k ($k = 1, 2, \dots, m$)

$$y_{netj} = w_k 0 + \sum_{j=1}^p w_{kj} z_j$$

$$y_k = (y_{netk}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{netk}}}$$

Fase II : Propagasi mundur

Langkah 6 : Hitung faktor δ unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran y_k ($k = 1, 2, \dots, m$) $\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{netk}) = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k)$
 δ_k merupakan unit kesalahan yang akan dipakai dalam perubahan bobot layar dibawahnya

Hitung suku perubahan bobot w_{kj} (yang akan dipakai nanti untuk merubah bobot w_{kj}) dengan laju percepatan α $\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j$
 $; k=1, 2, \dots, m; j=0, 1, \dots, p$

Langkah 7 : hitung faktor δ unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi z_j ($j = 1, 2, \dots, p$)

$$\delta_{netj} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj}$$

Faktor δ unit tersembunyi :

$$\delta_j = \delta_{netj} f'(z_{netj}) = \delta_{netj} z_j (1 - z_j)$$

Hitung suku perubahan bobot v_{ji} (yang akan dipakai nanti untuk merubah bobot v_{ji}) $\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i$; $i=1, 2, \dots, p; j=0, 1, \dots, n$

Fase III : Perubahan Bobot

Langkah 8 : hitung semua perubahan bobot

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran:

$$wkj \text{ (baru)} = wkj \text{ (lama)} + \Delta wkj \quad (k = 1, 2, \dots, m; j = 0, 1, \dots, p)$$

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi:

$$vji \text{ (baru)} = vji \text{ (lama)} + \Delta vji \quad (j = 1, 2, \dots, p; i = 0, 1, \dots, n)$$

Setelah selesai dilakukan, jaringan dapat dipakai untuk pengenalan pola. Dalam hal ini, hanya propagasi maju (langkah 4 dan 5) yang dipakai untuk menentukan keluaran jaringan. Apabila fungsi aktivasi yang dipakai bukan sigmoid biner, maka langkah 4 dan 5 harus disesuaikan. Demikian juga turunannya pada langkah 6 dan 7.

2.13. Algoritma *Training* Jaringan pada MATLAB

MATLAB menyediakan fitur neural network yang memudahkan penggunaannya dalam membangun suatu jaringan syaraf tiruan. Dalam membangun suatu jaringan syaraf tiruan, perlu dilakukan tahap penelitian (*training*). Terdapat beberapa algoritma *training* jaringan yang terdapat pada MATLAB, antara lain :

1. Trainlm (*Levenberg-Marquardt*)

Trainlm adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias sesuai dengan pengoptimalan *Levenberg-Marquardt*. Trainlm biasanya merupakan algoritma *backpropagation* tercepat di *toolbox* untuk melatih jaringan syaraf tiruan berukuran sedang, namun algoritma ini memerlukan banyak penyimpanan daripada algoritma lainnya.

2. Trainbfgf (*BFGS Quasi-Newton*)

Trainbfgf adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias dengan metode *Quasi-Newton BFGS*. Algoritma ini membutuhkan lebih banyak perhitungan pada setiap literasi dan memerlukan penyimpanan lebih besar daripada metode gradien konjugasi. Walaupun biasanya konvergensi dalam iterasi lebih sedikit.

3. Trainrp (*Resilient Backpropagation*)

Trainrp adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias dengan metode *Resilient Backpropagation*. Tujuan dari algoritma pelatihan tangguh *Backpropagation* adalah untuk menghilangkan efek berbahaya dari besaran turunan parsial.

4. Trainscg (*Scaled Conjugate Gradient*)

Trainscg adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias dengan metode gradien konjugasi parsial.

5. Traincgb (*Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts*)

Traincgb adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias sesuai dengan *Backpropagation* gradien konjugasi dengan perulangan *Powell-Beale*

6. Traincgf (*Fletcher-Powell Conjugate Gradient*)

Traincgf fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias sesuai dengan konvergensi gradien *backpropagation* dengan *update Fletcher-Reeves*. Algoritma gradien konjugasi biasanya jauh lebih cepat daripada variabel *Learning rate backpropagation*, dan kadang lebih cepat daripada trainrp, walaupun hasilnya bervariasi untuk beberapa kondisi. Algoritma gradien konjugasi hanya memerlukan sedikit penyimpanan daripada algoritma yang lebih sederhana. Oleh karena itu, algoritma ini bagus untuk jaringan dengan sejumlah besar bobot.

7. Traincgp (*Polak-Ribere Conjugate Gradient*)

Traincgp adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias sesuai dengan konvergensi gradien *backpropagation* dengan *update Polak-Ribere*.

8. Trainoss (*one-Step Secant*)

Trainoss adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias dengan metode *one-Step Secant*. Metode *one-Step 20 Secant* adalah upaya untuk menjembatani kesenjangan antara logaritma gradien konjugasi dan algoritma kuasi-newton (*secant*). Algoritma ini

membutuhkan lebih sedikit penyimpanan dan perhitungan per iterasi dibandingkan algoritma BFGS dan algoritma gradien konjugasi.

9. Traingdx (Variable Learning Rate Backpropagation)

Traingdx adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias berdasarkan momentum penurunan gradien dan *adaptive learning rate*. Algoritma ini merupakan penggabungan antara algoritma *gradient descent with adaptive learning* (traingda) dan algoritma *gradient descent with momentum* (traingdm).

2.14 Prakiraan Pertumbuhan Penduduk

Dalam membuat prakiraan pertumbuhan penduduk perlu diketahui asumsi nilai persentase pertumbuhan penduduk tiap tahunnya. Nilai persentase pertumbuhan penduduk dapat diperoleh menggunakan persamaan berikut:

$$R_{t-1} = \frac{Penduduk_t - Penduduk_{t-1}}{Penduduk_{t-1}} \times 100\% \dots \dots \dots (2.18)$$

Dimana :

$R_{(t-1,t)}$: presentase pertumbuhan penduduk (%)

Penduduk_t : penduduk tahun t (jiwa)

Penduduk_{t-1} : penduduk tahun sebelum t (jiwa)

Asumsi nilai persentase pertumbuhan penduduk dijadikan parameter dalam menghitung perkiraan jumlah penduduk di tahun-tahun mendatang. Perkiraan jumlah penduduk di tahun t dapat diperoleh menggunakan persamaan berikut:

$$Penduduk_t = (Penduduk_{t-1} \times (1 + R_{t-1})) + Penduduk_{t-1} \cdot 21$$

2.15 Prakiraan Pertumbuhan PDRB

Dalam membuat prakiraan pertumbuhan PDRB (Produk Domestik Regional Bruto), perlu diketahui asumsi nilai presentase pertumbuhan PDRB tiap tahunnya. Nilai presentase pertumbuhan PDRB dapat diperoleh menggunakan persamaan berikut:

$$R_{t-1} = \frac{PDRB_t - PDRB_{t-1}}{PDRB_{t-1}} \times 100\% \dots \dots \dots (2.19)$$

Dimana :

$R_{(t-1,t)}$: presentase pertumbuhan penduduk (%)

PDRB_t : PDRB t (jiwa)

PDRB_{t-1} : PDRB t (jiwa)

Asumsi nilai persentase pertumbuhan PDRB dijadikan parameter dalam menghitung perkiraan jumlah PDRB di tahun-tahun mendatang. Perkiraan jumlah PDRB di tahun t dapat diperoleh menggunakan persamaan berikut:

$$PDRB_t = (PDRB_{t-1} \times (t-1,)) + PDRB_t$$