

## PEMODELAN HYBRID CONVOLUTIONAL BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK UNTUK PERAMALAN BEBAN JANGKA SANGAT PENDEK BERDASARKAN MINIMALISASI BIAYA LISTRIK

Nofianto Sugiarto

S1 Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya  
email: nofianto.17050874028@mhs.unesa.ac.id

Unit Three Kartini, Widi Aribowo, Subuh Isnur Haryudo

Dosen Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya  
Email: unitthree@unesa.ac.id, widiaribowo@unesa.ac.id, subuhisnur@unesa.ac.id

### Abstrak

Listrik merupakan kebutuhan pokok masyarakat yang sangat penting. Oleh karena itu, kebutuhan listrik di masa mendatang harus disiapkan secara tepat untuk memenuhi kebutuhan listrik. Untuk memprediksi beban listrik, perlunya memprediksi konsumsi daya pelanggan. Peramalan beban jangka sangat pendek adalah peramalan kebutuhan listrik selama beberapa menit sampai beberapa jam. Dapat dilihat bahwa kesalahan peramalan sering terjadi selama peramalan, tetapi setiap keputusan perencanaan belum dibuat dan prakiraan belum dibuat yang akan mempengaruhi langkah-langkah kebijakan di masa depan. Pada penelitian ini melakukan peramalan beban listrik jangka sangat pendek dengan metode yang digunakan yaitu *Hybrid Convolutional - Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) berdasarkan minimalisasi biaya listrik. Penelitian ini memiliki tujuan untuk dapat mengetahui kebutuhan energi listrik yang digunakan oleh konsumen selama 5 jam kedepan. Kebaruan yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu peramalan beban listrik jangka sangat pendek dengan menggunakan metode *Hybrid Convolutional - Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) dengan penambahan variabel biaya listrik. Hasil dari melakukan peramalan beban listrik konsumen jangka sangat pendek didapatkan nilai MSE dan MAPE sebesar, MSE = 0.000972393 dan MAPE = 0.00082227%. Sehingga dengan menggunakan metode *Hybrid Convolutional - Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) didapatkan hasil yang maksimal serta peramalan lebih akurat selama 5 jam kedepan kedepan dan hasil peramalan dapat digunakan oleh instansi terkait untuk menyiapkan pasokan listrik yang cukup sehingga terhindar dari gangguan pada jaringan.

**Kata Kunci:** Peramalan, *Convolutional, Backpropagation Neural Network, Mean Squared Error, Mean Absolute Percent Error*

### Abstract

Electricity is a very important basic need of society. Therefore, future electricity needs must be prepared appropriately to meet electricity needs. In order to predict the electrical load, it is necessary to predict the customer's power consumption. Very short term load forecasting is forecasting electricity demand for a few minutes to several hours. It can be seen that forecasting errors often occur during forecasting, but any planning decisions have not been made and forecasts have not been made that will affect future policy steps. In this study, forecasting a very short term electrical load with the method used is *Hybrid Convolutional - Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) based on the minimization of electricity costs. This study aims to determine the electrical energy needs used by consumers for the next 5 hours. The novelty of this research is the forecasting of very short-term electrical loads using the *Hybrid Convolutional - Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) method with the addition of variable electricity costs. The results of forecasting very short-term consumer electricity loads obtained MSE and MAPE values of, MSE = 0.000972393 and MAPE = 0.00082227%. So that by using the *Hybrid Convolutional - Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) method, maximum results are obtained and more accurate forecasting for the next 5 hours and the forecasting results can be used by relevant agencies to prepare sufficient electricity supply so as to avoid network disturbances.

**Keywords:** *Forecasting, Convolutional, Backpropagation Neural Network, Mean Squared Error, Mean Absolute Percent Error*

### PENDAHULUAN

Listrik merupakan kebutuhan pokok masyarakat yang sangat penting. Dalam kehidupan sehari-hari, manusia membutuhkan energi listrik untuk aktivitasnya. Karena pertumbuhan penduduk Indonesia dan berbagai jenis aktivitas manusia, dapat mengubah permintaan listrik

untuk meningkatkan permintaan setiap saat secara tidak merata. Pengusahaan ketersediaan energi listrik pada masa kini merupakan suatu tantangan bagi perusahaan listrik di Indonesia yaitu PT. PLN (Persero) dalam memenuhi kebutuhan atau pasokan energi listrik yang dibutuhkan

oleh konsumen yang menggunakannya di seluruh wilayah Indonesia.

Konsumsi energi listrik tiap tahun tidak bisa diketahui secara pasti, maka dilakukanlah peramalan. Metode yang tepat untuk perkiraan permintaan beban listrik di masa mendatang, yaitu dengan meramalkan beban listrik. Beban prakiraan disesuaikan sesuai kebutuhan untuk jangka waktu tertentu (Fakhrudin, 2020).

Dalam penelitian ini menjelaskan tentang peramalan (*Forecasting*) beban listrik konsumen jangka pendek menggunakan metode *hybrid* dari dua metode yaitu *Convolutional - Backpropagation Neural Network* (C-BPNN). Sebelumnya, Chujie Tian dkk (2018) melakukan penelitian yang membahas penggunaan metode *convolutional neural network* (CNN) dan *long short-term memory* (LSTM) untuk prediksi jangka sangat pendek. Kemudian Maheen Zaid dkk (2019) yang membahas tentang peramalan beban jangka pendek di *Smart grid* dengan metode *Enhanced Convolutional Neural Network* (ECNN). Selanjutnya Hanane dkk (2019) yang membahas tentang peramalan jangka sangat pendek di sebuah gendong distrik kota Montreal, Kanada dengan metode *Artificial Neural Network* (ANN). Serta Yuyu dkk (2017) membahas tentang peramalan jangka pendek pada jaringan distribusi dengan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN).

Berdasarkan referensi penelitian diatas, beberapa penelitian banyak membahas mengenai peramalan beban konsumen jangka pendek menggunakan berbagai metode, baik menggunakan satu metode atau menggunakan beberapa variabel pada penelitian kali ini memiliki kebaharuan dilakukannya proses peramalan jangka sangat pendek yaitu menghitung kebutuhan energi listrik yang dibutuhkan 5 jam kedepan menggunakan metode *Hybrid* yaitu *Convolutional* dengan *Backpropagation Neural Network* atau bisa disingkat (C-BPNN) dengan menambahkan variabel biaya listrik. Kelebihan dari metode ini yaitu metode *Convolution* sebagai integral dari produk dari dua fungsi setelah satu dibalik dan digeser. Integral dievaluasi untuk semua nilai pergeseran, menghasilkan fungsi konvolusi. Pada hasil konvolusi sendiri memiliki hasil yang sangat halus dan kemudian digunakan sebagai input untuk *Backpropagation Neural Network* dan mendapatkan hasil *error* yang minimal.

Berdasarkan teori diatas, rumusan masalah yang diangkat dari penelitian ini adalah bagaimana menerapkan metode matematis *Hybrid Convolutional Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) untuk meramalkan beban listrik Industri dengan jangka sangat pendek dan menguji kinerja dari metode *Convolutional Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) dengan akurasi peramalan MSE dan MAPE.

Selain merumuskan masalah, tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan metode matematis *Hybrid Convolutional Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) untuk memprediksi beban listrik industri dalam jangka waktu sangat pendek.

Data beban listrik konsumen dengan satuan KWh yang digunakan untuk mendukung penelitian ini yaitu pelanggan dengan jenis taris Indutsri. Pengambilan data untuk penelitian dilaksanakan di Unit Pelaksana Pelayanan Pelanggan (UP3) Bojonegoro. Landasan teori pembentuk artikel ini dapat dijelaskan sebagai berikut.

### Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan (*Forecasting*) adalah proses memprediksi suatu peristiwa pada masa depan. Peramalan dapat menggunakan data historis dan proses perhitungan untuk memprediksi peristiwa di masa depan (Heizer, 2011).

Menurut Marsudi (2006), peramalan sendiri dapat dibagi menjadi tiga menurut klasifikasinya:

#### 1. Peramalan Beban Listrik Jangka Panjang

Adalah Prakiraan dengan rentang waktu lebih dari satu tahun. Oleh karena itu, Faktor makro ekonomi lah yang menjadi aspek utama dalam menentukan arah prakiraan dan faktor utama yang perlu diperhatikan

#### 2. Peramalan Beban Listrik Jangka Menengah

Merupakan prakiraan dengan rentang waktu satu bulan hingga satu tahun berikutnya.

#### 3. Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek

Prakiraan jangka pendek mencakup periode dari beberapa jam hingga seminggu (168 jam).

### Beban Listrik

Beban tenaga listrik adalah penggunaan tenaga listrik yang digunakan atau dikonsumsi pelanggan energi listrik. Menurut penggunaan energi (konsumen), dapat diklasifikasikan menjadi rumah tangga, komersial, publik, industri. Konsumen ini memiliki spesifikasi beban yang berbeda karena setiap pola konsumsi energi listrik disetiap konsumen berbeda juga. (Daman, 2009)

### Akurasi Peramalan

Perbedaan antara nilai aktual dan prediksi selama periode waktu tertentu yaitu kesalahan (*error*) peramalan. dapat disimpulkan bahwa penting untuk memantau prakiraan atau kesalahan prakiraan dan memastikannya dalam batas yang wajar. Jika tidak dalam batas wajar, tindakan korektif harus diambil. (Sinta, 2013)

#### 1. Mean Squared Error (MSE)

*Mean Squared Error* (MSE) adalah sebuah metode untuk menentukan akurasi prakiraan dari sebuah kesalahan (*error*). dari *error* tersebut nantinya akan dikuadratkan, dan dijumlahkan kemudian dibagi dengan jumlah data yang

digunakan. Persamaan 1 merupakan rumus untuk menghitung MSE:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \{Y_t - Y'_t\}^2 \quad (1)$$

Keterangan:

n = banyak sampel yang digunakan

Y<sub>t</sub> = hasil pengamatan periode ke-t.

Y'<sub>t</sub> = hasil peramalan periode ke-t

## 2. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Metode ini berfungsi apabila variabel peramalan itu sangat penting dalam melakukan akurasi ramalan. Metode ini menggunakan Perhitungan yang membagi kesalahan untuk setiap periode dengan nilai aktual untuk periode tersebut. Kemudian melakukan proses rata-rata hasil persentase kesalahan. MAPE mengindikasikan seberapa besar kesalahan dalam melakukan peramalan yang dibandingkan dengan nilai aktual pada deret periode tertentu. Pada persamaan 2 merupakan rumus untuk menghitung MAPE:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{Y_t - Y'}{Y'} \times 100\% \quad (2)$$

Dengan:

n = banyak sampel yang digunakan

Y<sub>t</sub> = hasil pengamatan periode ke-t

Y' = hasil peramalan periode ke-t

Apabila nilai MAPE 50% atau Semakin rendah, maka model peramalan tersebut dapat dikatakan baik dan jika nilai MAPE 50% atau lebih besar, dapat dikatakan model peramalan tersebut tidak efektif. (Azman, 2019). Terdapat range nilai yang dapat dijadikan bahan pengukuran mengenai kemampuan dari suatu model peramalan, range nilai tersebut dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Range nilai MAPE

Range MAPE	Keterangan
<10%	Kemampuan Model Peramalan Sangat Baik
10 - 20%	Kemampuan Model Peramalan Baik
20 - 50%	Kemampuan Model Peramalan Layak
>50%	Kemampuan Model Peramalan Buruk

(Sumber: Azman, 2019)

## Convolution

*Convolution* (Konvolusi) adalah bekerja pada kedua fitur menciptakan fitur baru yang dapat dianggap sebagai versi modifikasi dari fitur asli. (Herlinawati, 2020).

*Convolution* (Konvolusi) merupakan operasi hitung pada dua fungsi f dan g yang menghasilkan fungsi ketiga (f\*g) yang menyatakan bagaimana bentuk yang satu dimodifikasi oleh yang lain. Istilah konvolusi mengacu pada fungsi hasil dan proses perhitungannya. Ini didefinisikan sebagai integral dari produk dari dua fungsi setelah satu dibalik dan digeser. Integral dievaluasi untuk semua nilai pergeseran, menghasilkan fungsi konvolusi (Gultom, 2015).

Bentuk dasar dalam konvolusi dari dua fungsi f(x) dan g(x) dapat dinyatakan dalam persamaan 3

$$h(x) = f(x) * g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(a)g(x-a)da \quad (3)$$

Simbol \* menunjukkan operator konvolusi dan variabel a adalah variabel *dummy*. Pada fungsi diskrit dinyatakan dalam persamaan 4.

$$h(x) = f(x) * g(x) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} f(a)g(x-a) \quad (4)$$

Pada persamaan 4, g(x) sebagai kernel konvolusi atau kernel penapis (*filter*). Kernel g(x) adalah jendela yang bekerja dengan cara menggeser sinyal *input* f(x). Sehingga *output* h(x) merupakan hasil produk konvolusi dari jumlah dua fungsi pada setiap titik

## Backpropagation Neural Network

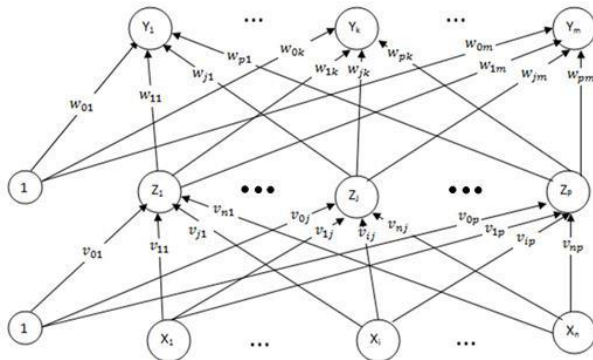
*Backpropagation Neural Network* dipantau oleh *perceptron multilayer* dan digunakan untuk mengubah bobot lapisan tersembunyi. Nilai *error* pada *output layer* digunakan pada algoritma *Backpropagation Neural Network* untuk mengubah nilai bobot awal ke arah yang berlawanan. Untuk mengetahui nilai *error*, harus melewati langkah *feedforward* terlebih dahulu (Haykin, 2009)

*Backpropagation Neural Network* (BPNN) merupakan teknologi jaringan syaraf tiruan (JST) yang melakukan pembelajaran lebih lanjut sesuai aturan metode *perceptron*. Algoritma BPNN ini dapat diterapkan pada *perceptron* yang memiliki lebih dari satu layer (*multilayer perceptron*). *Perceptron multilayer* terdiri dari pintu masuk, pintu keluar, dan lapisan antara pintu masuk dan keluar, yang biasanya disebut lapisan tersembunyi. (Widiastuti dkk, 2014).



### Arsitektur *Backpropagation Neural Network*

Gambar arsitektur BPNN bisa dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Arsitektur BPNN  
(Sumber: Sutikno, 2016)

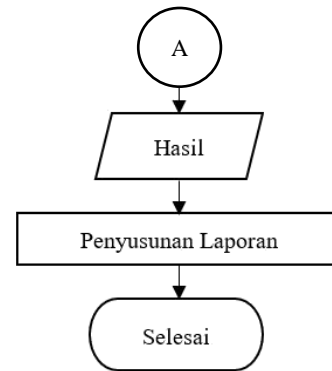
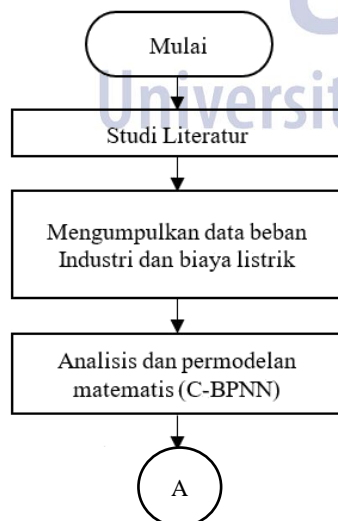
### METODE

Jenis Pendekatan semacam ini menggunakan metodologi kuantitatif dengan alasan bahwa penelitian ditampilkan secara matematis. Mulai dari pengumpulan data, analisis data, dan hasil perhitungan.

Dalam penelitian ini, software Matlab R2015b digunakan untuk memprediksi beban listrik konsumen menggunakan metode (C-BPNN). *Output* dari penelitian ini adalah grafik peramalan beban listrik konsumen untuk 5 jam kedepan pada tanggal 15 April 2021.

### Rancangan Penelitian

Penelitian yang dilakukan kali ini memiliki beberapa langkah antara lain adalah dengan melakukan studi literatur tentang penelitian terkait, pengumpulan data penunjang dalam penelitian yang akan dilakukan, melakukan analisis data dan perhitungan menggunakan metode, menganalisis hasil perhitungan, menyusun laporan penelitian.



Gambar 2 Flowchart Rancangan Penelitian

Langkah-langkah pada Gambar 2 penelitian dari *flowchart* diatas dapat dijelaskan berikut:

1. Melakukan studi literatur dengan mengumpulkan beberapa informasi dari buku atau jurnal untuk mendukung dalam proses penyusunan penelitian ini. metode *Convolutional* dan *Backpropagation Neural Network*.
2. Mengumpulkan data beban aktual dan biaya listrik dilakukan dengan metode pengambilan data langsung ke lapangan pada PT. PLN (persero) UP3 Bojonegoro, ULP Tuban.
3. Melakukan analisis dan pemodelan matematis *Convolutional Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) dengan data yang sudah didapat dari lapangan.
4. Hasil dari permodelan *Convolutional Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) berupa hasil simulasi peramalan beban listrik konsumen jangka sangat pendek lima jam kedepan pada waktu 10.00 WIB – 15.00 WIB tanggal 15 April 2021.
5. Penyusunan laporan bertujuan untuk menuliskan hasil pembahasan dari penelitian.

### Teknik Pengumpulan Data

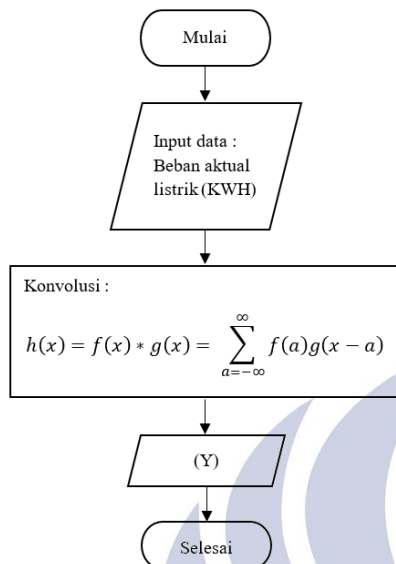
Dalam penelitian ini menerapkan teknik pengumpulan data yaitu mulai dari Studi literatur mengenai peramalan beban, metode *Convolution*, Metode *Backpropagation* serta informasi lain mengenai penelitian ini. Kemudian metode observasi yang dimana dilakukan di PT. PLN (UP3) Bojonegoro khususnya Unit Layanan Pelanggan (ULP) Tuban berupa data primer yaitu daya aktual pelanggan dan biaya listrik di PT. PLN (UP3) Bojonegoro khususnya Unit Layanan Pelanggan (ULP) Tuban.

### Teknik Analisis Data

Dilakukan pengolahan data yang sudah dikumpulkan menggunakan dua metode perhitungan yakni *Convolution* dan *Backpropagation Neural Network* pada tahap analisis data yang dapat dijelaskan sebagai berikut.

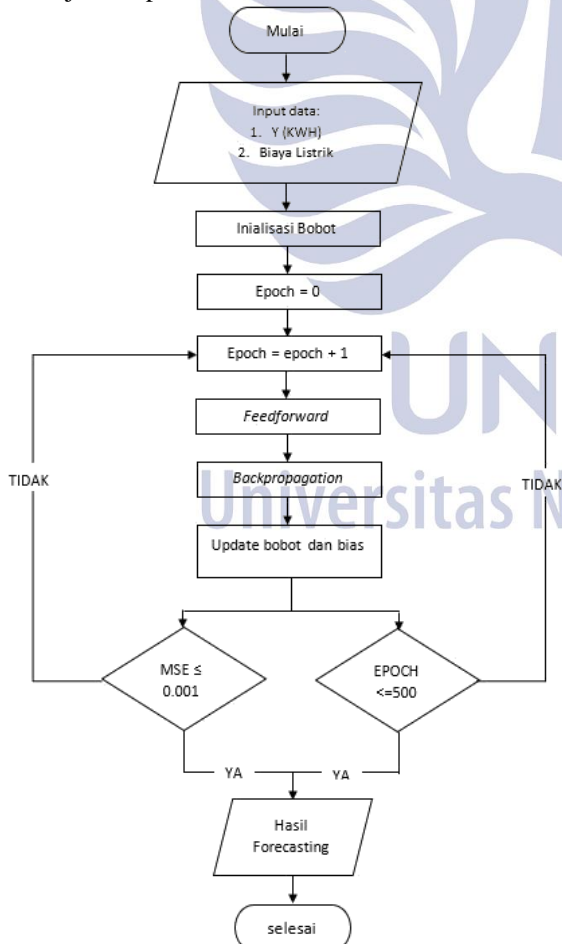
1. Rancangan *Flowchart* Metode *Convolutional*

*Flowchart* perhitungan beban listrik konsumen menggunakan metode *Convolutional* dapat ditunjukkan pada Gambar 3.



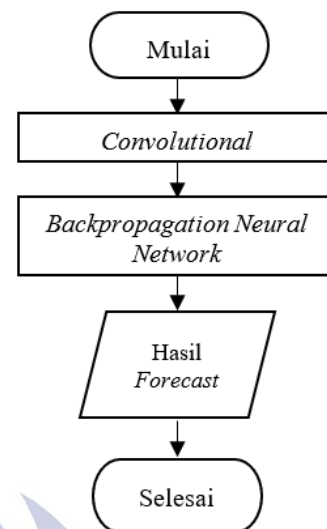
Gambar 3 *Flowchart* Metode *Convolutional*

2. *Flowchart* Peramalan Metode BPNN dapat ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4 *Flowchart* dari metode BPNN

3. Rancangan *Flowchart* Peramalan metode (C-BPNN)



Gambar 5 *Flowchart* Peramalan Metode (C-BPNN)

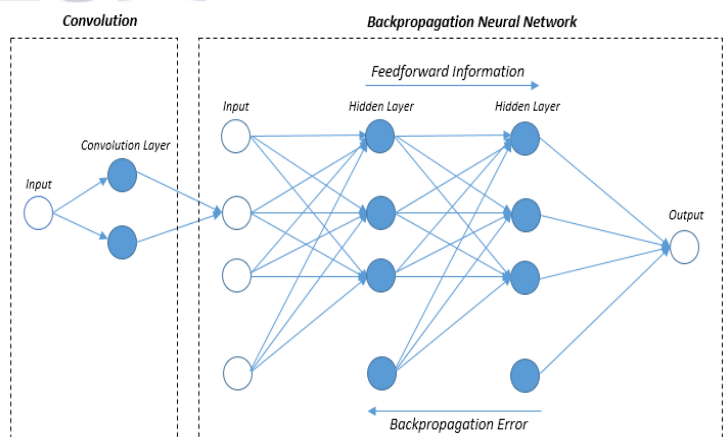
**HASIL DAN PEMBAHASAN**

Hasil penelitian dari “Pemodelan *Hybrid Convolutional Backpropagation Neural Network* untuk Peramalan Beban Jangka Sanga Pendek berdasarkan Minimalisasi Biaya Listrik” berupa grafik keluaran peramalan beban listrik yang dikonsumsi oleh pelanggan PT. PLN (Persero) UP3 Bojonegoro ULP Tuban dengan jangka waktu lima jam kedepan pada tanggal 15 April 2021 dengan jenis tarif pelanggan Industri.

Penelitian ini didukung dengan data yang diperoleh dari PT. PLN (Persero) UP3 Bojonegoro, Unit Pelayanan Pelanggan (ULP) Tuban berupa data aktual beban listrik konsumen dengan satuan (KWH) dan biaya Listrik (Rp).

**Pemodelan *Hybrid Convolutional Backpropagation Neural Network***

Gambar pemodelan C-BPNN dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6 Pemodelan C-BPNN  
(Sumber: Data Pribadi, 2021)

Untuk tahapan awal pemodelan metode *Hybrid Convolutional Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) adalah proses konvolusi. Pada tahap konvolusi dimulai dengan memasukkan *Input* kedalam *Convolution Layer* untuk di konvolusi sehingga muncul fungsi baru yang kemudian dijadikan *Input* pada proses *Backpropagation Neural Network*.

Pada tahapan *Backpropagation Neural Network*, data yang dikonvolusi sebelumnya diolah dengan variabel lainnya. Tiga tahapan yang dilibatkan untuk melatih jaringan dengan metode *Backpropagation* meliputi: *feedforward* pola pelatihan masukan, *Backpropagation* terhadap *error*, serta penyesuaian bobot. Dengan menggunakan fungsi aktivasi yang berfungsi meneruskan data olahan dari *hidden layer* menuju *output layer* dengan nilai keluaran dan yang nantinya bobot dan biasnya di *update* sampai *goals* yang telah ditentukan.

### Convolutional

Pada tahap ini *input*  $f(x)$  dan  $g(x)$  yang dimasukkan adalah beban listrik aktual, kemudian di konvolusikan sehingga menjadi *input* baru dan mendapatkan hasil yang lebih baik. Untuk perhitungan konvolusi digunakan persamaan (4) dan hasil perhitungan disajikan pada Tabel 2 hingga Tabel 5.

Tabel 2 *Convolution* tanggal 08 April – 09 April 2021

NO	Waktu	Convolution	
		8-Apr-21	9-Apr-21
1	0:00	-	4876
2	1:00	-	10973
3	2:00	-	18851
4	3:00	-	26265
5	4:00	-	33953
6	5:00	-	40895
7	6:00	-	50117
8	7:00	-	58441
9	8:00	-	68055
10	9:00	-	78206
11	10:00	88741	86744
12	11:00	99601	93887
13	12:00	103486	91677
14	13:00	97964	86067
15	14:00	90099	79203
16	15:00	82385	72488
17	16:00	76370	65171
18	17:00	70158	57687
19	18:00	61946	48867
20	19:00	54395	40946

Lanjutan Tabel 2

21	20:00	43724	30727
22	21:00	30793	19463
23	22:00	18926	10542
24	23:00	8280	3397

Tabel 3 *Convolution* tanggal 10 April – 11 April 2021

NO	Waktu	Convolution	
		10-Apr-21	11-Apr-21
1	0:00	48	48
2	1:00	96	96
3	2:00	144	144
4	3:00	178	178
5	4:00	226	226
6	5:00	276	276
7	6:00	335	335
8	7:00	378	378
9	8:00	424	424
10	9:00	467	467
11	10:00	520	520
12	11:00	556	556
13	12:00	542	542
14	13:00	488	488
15	14:00	439	439
16	15:00	394	394
17	16:00	348	348
18	17:00	304	304
19	18:00	255	255
20	19:00	207	207
21	20:00	173	173
22	21:00	124	124
23	22:00	83	83
24	23:00	42	42

Tabel 4 *Convolution* tanggal 12 April – 13 April 2021

NO	Waktu	Convolution	
		12-Apr-21	13-Apr-21
1	0:00	28	672
2	1:00	56	1293
3	2:00	95	1902
4	3:00	123	2622
5	4:00	155	3298
6	5:00	188	3795
7	6:00	225	4223
8	7:00	262	7382

Lanjutan Tabel 4

9	8:00	302	11739
10	9:00	336	17200
11	10:00	379	24364
12	11:00	407	31919
13	12:00	393	30915
14	13:00	355	30898
15	14:00	313	29852
16	15:00	271	28915
17	16:00	242	27036
18	17:00	216	28295
19	18:00	194	28535
20	19:00	165	28183
21	20:00	131	25341
22	21:00	102	20769
23	22:00	68	14934
24	23:00	35	7560

Tabel 5 Convolution tanggal 14 April – 15 April 2021

NO	Waktu	Convolution	
		14-Apr-21	15-Apr-21
1	0:00	9270	12120
2	1:00	19093	23141
3	2:00	30669	33085
4	3:00	37942	41833
5	4:00	44587	49032
6	5:00	51461	54775
7	6:00	59922	59231
8	7:00	67115	62076
9	8:00	77717	64511
10	9:00	90901	71031
11	10:00	104354	-
12	11:00	117588	-
13	12:00	117301	-
14	13:00	106623	-
15	14:00	92924	-
16	15:00	86260	-
17	16:00	80963	-
18	17:00	75445	-
19	18:00	64868	-
20	19:00	56414	-
21	20:00	49045	-
22	21:00	37886	-
23	22:00	25020	-
24	23:00	15480	-

### Peramalan Convolutional Backpropagation Neural Network

Pada tahap Peramalan, masukan yang digunakan adalah beban listrik konsumen industri hasil perhitungan *Convolution* dengan biaya listrik. Kemudian digunakan fungsi max-min untuk menormalisasikan *input*, seperti yang ditunjukkan pada persamaan 5.

$$V' = \frac{v(x) - \min(x)}{\text{Range}(x)} \quad (5)$$

di mana:

$V'$  = Hasil normalisasi bernilai 0 - 1

$v(x)$  = Data yang akan di normalisasi

$\max(x)$  = Nilai tertinggi dari data

$\min(x)$  = Nilai terendah dari data

$\text{Range}(x)$  = Hasil dari  $\max(x) - \min(x)$

Arsitektur jaringan *backpropagation neural network* terdiri dari dua lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dua puluh *neuron*, dan lapisan *output*. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah *logsig* dan *purelin*, yang menghasilkan output dengan nilai mulai dari 0 hingga 1. Fungsi yang digunakan untuk transfer adalah tipe *trainlm*. Bobot dan bias di perbaharui hingga MSE kurang dari 0,001, dan jumlah iterasi maksimum adalah 1000.

Proses peramalan terdiri dari dua tahap yakni tahap *testing* dan *training*. Tahap *testing* digunakan data masukan dengan pola sebagai contoh Jam 10 dan Jam 11 sebagai *input* dan jam 12 data aktual PLN sebagai target. Sedangkan pada tahap *training* digunakan data *input* Jam 10 dan Jam 11 sebagai *input* dan jam 12 data aktual PLN sebagai target yang akan meramalkan lima jam kedepan dari pukul 10.00 WIB hingga 15.00 WIB. Arsitektur jaringan C-BPNN dapat dilihat pada tabel 6.

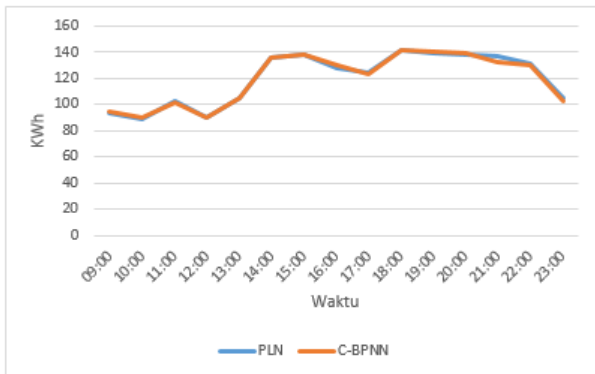
Tabel 6 Arsitektur Jaringan C-BPNN

Parameter	Nilai
net.trainParam.goal	0.001
net.trainParam.show	25
net.trainParam.epoch	1000
net.trainParam.ir	0.05
net.trainParam.max_fail	100

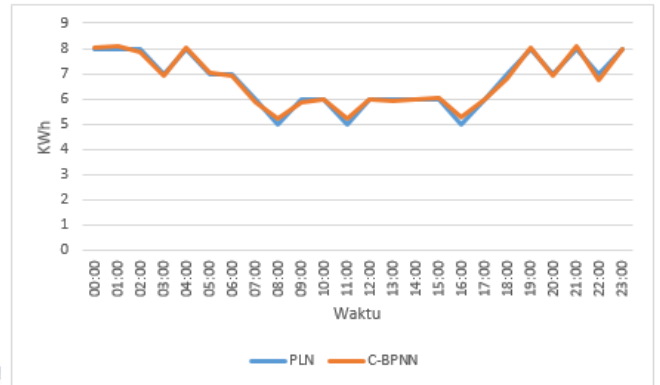
### Hasil Peramalan

Hasil peramalan beban dengan metode perhitungan *Convolution Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) mulai tanggal 08 April 2021 hingga 15 April 2021 disajikan dengan grafik perbandingan hasil metode *Convolution Backpropagation Neural Network* (C-BPNN) dengan daya aktual yang ditampilkan pada Gambar 7 hingga Gambar 14.

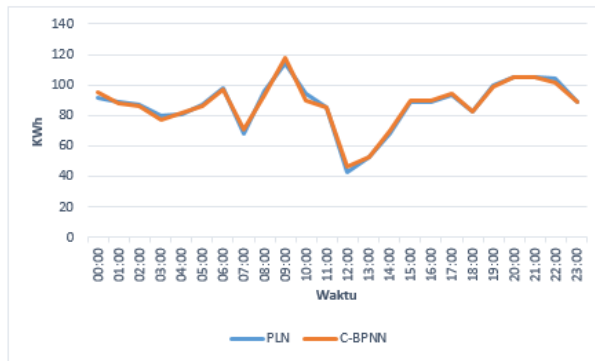




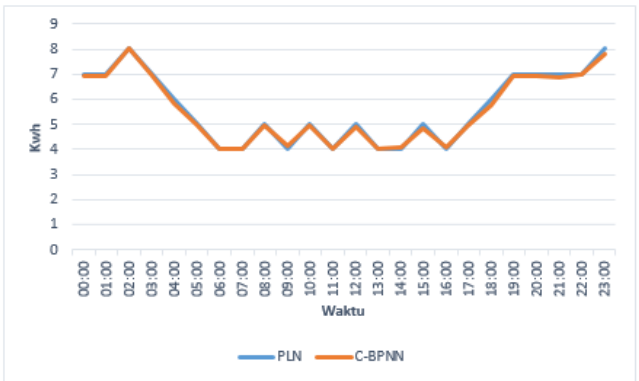
Gambar 7 Grafik hasil dari metode C-BPNN dengan beban aktual pada 08 April 2021



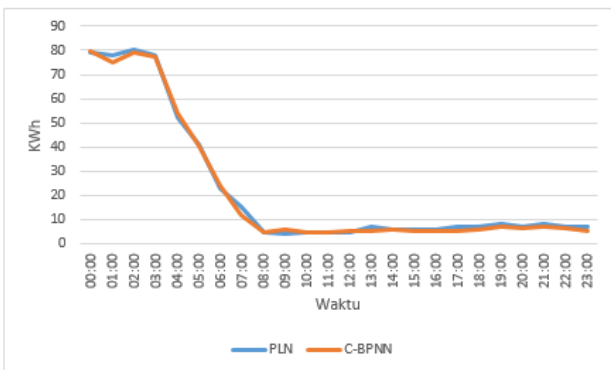
Gambar 10 Grafik hasil dari metode C-BPNN dengan beban aktual tanggal 11 April 2021



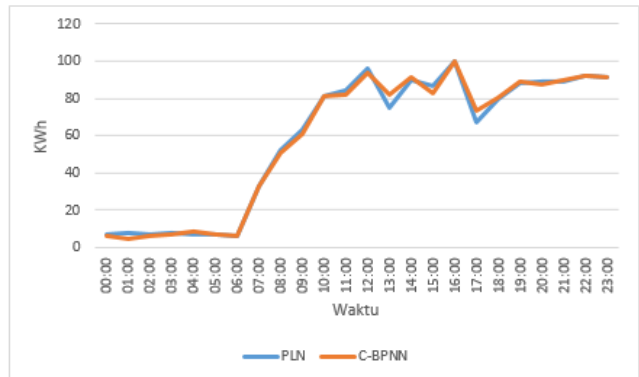
Gambar 8 Grafik hasil dari metode C-BPNN dengan beban aktual tanggal 09 April 2021



Gambar 11 Grafik hasil dari metode C-BPNN dengan beban aktual tanggal 12 April 2021

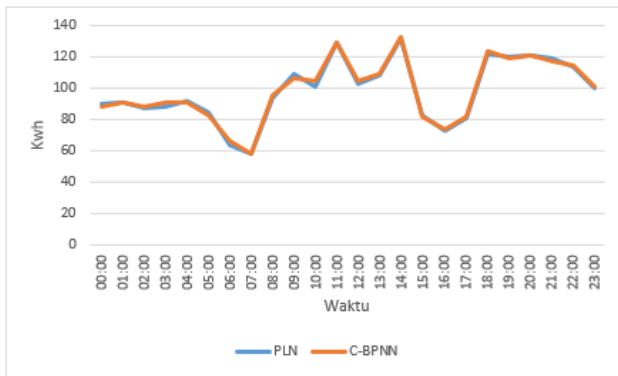


Gambar 9 Grafik hasil dari metode C-BPNN dengan beban aktual tanggal 10 April 2021

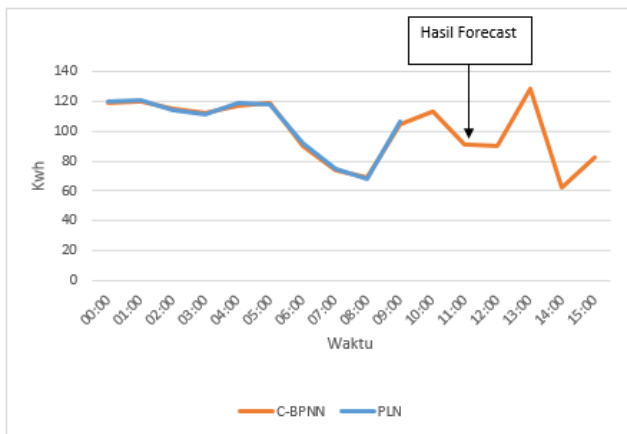


Gambar 12 Grafik hasil dari metode C-BPNN dengan beban aktual tanggal 13 April 2021





Gambar 13 Grafik hasil dari metode C-BPNN dengan beban aktual tanggal 14 April 2021



Gambar 14 Grafik hasil dari metode C-BPNN dengan beban aktual tanggal 15 April 2021

Pada Gambar 9 hingga Gambar 11 terjadi drop pada grafik beban dikarenakan pada tanggal 10 hingga 12 April 2021 tidak ada proses produksi. Sehingga pemakaian KWh hanya sedikit.

Untuk Gambar 7 hingga Gambar 14 bisa dilihat bahwa grafik hasil dari metode C-BPNN hampir sama dengan grafik data aktual dari PLN. Bisa dikatakan bahwa metode C-BPNN akurat untuk peramalan jangka sangat pendek. Kemudian pada Gambar 14 diperlihatkan hasil *Forecast* pada pukul 10.00 WIB sampai 15.00 WIB. Nilai hasil *Forecast* disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6 Hasil *Forecast* dari metode C-BPNN

Waktu	Hasil Peramalan (KWh)
10:00	112.7
11:00	91.4
12:00	90.3
13:00	128.3
14:00	61.8
15:00	82.4

### Akurasi Peramalan

Pada penelitian ini digunakan dua metode perhitungan yakni metode *Mean Square Error* (MSE) serta *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil dari akurasi peramalan metode C-BPNN tersebut dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7 Akurasi peramalan MSE dan MAPE

<i>Mean Square Error</i> (MSE)	<i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE) %
0.00092793	0.00082227

### PENUTUP

#### Simpulan

Pada penelitian ini bisa ditarik kesimpulan bahwa menerapkan metode *Hybrid Convolutional Bacpropagation Neural Network* (C-BPNN) sangat efisien dalam melakukan peramalan beban listrik konsumen jenis tarif Industri dikarenakan perbandingan hasil peramalan dengan data aktual beban listrik konsumen (KWh) memiliki hasil akurasi peramalan lebih kecil dari batasan kesalahan atau error = 0.001 dengan bukti hasil akurasi peramalan menggunakan metode (MSE) dan (MAPE) didapatkan MSE = 0.00092793, sedangkan hasil MAPE = 0.00082227% yang memiliki range di bawah 10% berarti kemampuan model sangat akurat. Efisiensi dari metode *Convolutional Bacpropagation Neural Network* dibantu oleh metode *Convolutional* untuk mengolah data beban listrik konsumen dengan mengkonvolusi menjadi *input* baru sehingga dapat memperkecil kesalahan atau error untuk dijadikan masukan pada metode *Hybrid C-BPNN* yang nantinya akan dikombinasikan dengan data biaya listrik.

#### Saran

Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan penggunaan variabel *input* data yang lebih banyak untuk hasil yang lebih akurat. Selain itu disarankan untuk memperbanyak variasi *Neuron* dan parameter *Neural Network* pada tahap peramalan yang bertujuan untuk memperkecil kesalahan dalam peramalan.

### DAFTAR PUSTAKA

Chujie, Tian. Zhang, Chunhong. Zhan, Panpan. (2018). *A Deep Neural Network Model for Short-Term Load Forecast Based on Long Short-Term Memory Network and Convolutional Neural Network*. *Journal Energies*. doi:10.3390/en11123493

- Fakhruddin, Rafi. Prasetyono, Supriyadi. Cahyadi, Widya. (2020). Analisa Perbandingan Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek antara Metode *Backpropagation Neural Network* dengan Metode Regresi Linier. Jurnal Arus Elektro Indonesia. ISSN 2443-2318
- Gultom, Rikson. (2015). Konvolusi dan Transformasi *Fourier*. Tersedia <http://sites.goole.com/site/rik songultom/materi-mkom/matematika-dan-statistika-untuk-komputasi/konvolusi-dan-transformasi-fourier>. (diakses tanggal 10 Maret 2021)
- Hanane, Dagdogui. Le, Hiue. Dessaint, Louis. (2019). *Neural network model for short-term and very-short-term load forecasting in district buildings. Department of Mathematics and Industrial Engineering, Polytechnique Montreal, C.P. 6079, Succ. Centre-Ville, Montreal, QC, H3C 3A7, Canada*. Energy & Buildings 203 (2019) 109408
- Haykin. (2009). *Neural Networks and Learning Machines. Third Edition*. Pearson International Edition: New Jersey
- Heizer, Jay. (2011). *Operation Management* (10<sup>th</sup> ed.). USA: Pearson New Jersey
- Herlinawati, Elin. (2020). Aproksimasi Fungsi Kontinu Terbatas Dengan Konvolusi. Jurnal Matematika Sains Dan Teknologi, 21(2), 89-98. <https://doi.org/10.33830/jmst.v21i2.1313.2020>
- Huang, Qian. Li, Jinghua. Zhu Mengshu. (2020). *An improved convolutional neural network with load range discretization for probabilistic load forecasting*. Energy (2020), doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117902>.
- Maheen, Zahid. Ahmed, Fahad. Javaid, Nadeem. Bilal, Muhammad. (2019). *Electricity Price and Load Forecasting using Enhanced Convolutional Neural Network and Enhanced Support Vector Regression in Smart Grids*. Journal Electronics. doi:10.3390/electronics8020122.
- Maricar, Azman. (2019). Analisa Perbandingan Nilai Akurasi *Moving Average* dan *Exponential Smoothing* untuk Sistem Peramalan Pendapatan pada Perusahaan XYZ. Pasca Sarjana Universitas Udayana Jurnal Sistem dan Informatika Vol. 13, No. 2. ISSN: 1858-473X
- Marsudi, Djiteng. (2006). Operasi Sistem Tenaga Listrik. Yogyakarta: Graha Ilmu
- Nour, Erlyna. (2018). Implementasi Metode *Convolutional Neural Network* Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi. *Geomatika Volume 24 No.2 November 2018: 61-68*. <http://dx.doi.org/10.24895/JIG.2018.24-2.810>
- Sinta, Radini. Gernowo, Rahmat. Suryono. (2013). Rancang Bangun Sistem Peramalan Konsumsi Daya Listrik dengan *Artificial Neural Network Backpropagation*. Jurnal Sistem Informasi Bisnis. <https://doi.org/10.21456/vol3iss1pp48-58>
- Susanto, Daman. (2009). Sistem Distribusi Tenaga Listrik. Padang: Universitas Negeri Padang
- Widiastuti, Fani. Kaswidjanti, Wilis. Cahya, Heru. (2014). Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* Untuk Aplikasi Pengenalan Tanda Tangan. *Telematika, 11(1)*. <https://doi.org/10.31315/telematika.v11i1.514>
- Winita. (2011). Pemilihan Teknik Peramalan dan Penentuan Kesalahan peramalan. Tersedia: <http://winita.staff.mipa.uns.ac.id/> (diakses tanggal 10 Maret 2021)
- Zongfu, Deng. Wang, Binbin. Xu, Yanlu. Liu, Chenxu. Xu, Tengteng. (2019) *Multi-Scale Convolutional Neural Network with Time-Cognition for Multi-Step Short-Term Load Forecasting*. IEEE. VOLUME 7, 2019. Digital Object Identifier 10.1109/ACCESS.2019.2926137