

TESIS

**PEMODELAN BERBASIS *EXTREME LEARNING MACHINE*
SEBAGAI *DISTRIBUTED SET POINT* PADA SISTEM *CASCADE*
PEMBANGKIT LISTRIK TENAGA AIR DI PT VALE INDONESIA**

*Modeling of a Based Extreme Learning Machine as Distributed Setpoint
for the HEPP Cascade System in a Nickel Processing Plant*

**YAYAN ISCAHYADI SARIRA
D032211020**



**PROGRAM STUDI MAGISTER TEKNIK ELEKTRO
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS HASANUDDIN
GOWA
2024**

PENGAJUAN TESIS

**PEMODELAN BERBASIS *EXTREME LEARNING MACHINE*
SEBAGAI *DISTRIBUTED SET POINT* PADA SISTEM *CASCADE*
PEMBANGKIT LISTRIK TENAGA AIR DI PT VALE INDONESIA**

Tesis
Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar Magister
Program Studi Teknik Elektro

Disusun dan diajukan oleh

**YAYAN ISCAHYADI SARIRA
D032211020**

Kepada

**FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS HASANUDDIN
GOWA
2024**

TESIS**PEMODELAN BERBASIS *EXTREME LEARNING MACHINE* SEBAGAI *DISTRIBUTED SET POINT* PADA SISTEM *CASCADE* PEMBANGKIT LISTRIK TENAGA AIR DI PT VALE INDONESIA****YAYAN ISCAHYADI SARIRA****D032211020**

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka penyelesaian studi pada Program Magister Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin pada tanggal 28 Agustus 2024 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

Menyetujui,

Pembimbing Utama



Pembimbing Pendamping



Prof. Dr. Eng. Ir. Syafaruddin, S.T., M.Eng., IPU. NIP. 19740530 199903 1 003
Prof. Dr. Ir. Indar Chaerah Gunadin, S.T., M.T. NIP. 19731118 199803 1 001

Dekan Fakultas Teknik
Universitas Hasanuddin

Ketua Program Studi S2 Teknik Elektro



Prof. Dr. Ir. Muhammad Isran Ramli, S.T., M.T., IPM. NIP. 19730926 200012 1 002
Dr. Eng. Ir. Wardi, S.T., M.Eng. NIP. 19720828 199903 1 003

PERNYATAAN KEASLIAN TESIS DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA

Yang bertanda tangan di bawah ini

Nama : Yayan Iscahyadi Sarira

Nomor mahasiswa : D032211020

Program studi : Teknik Elektro

Dengan ini menyatakan bahwa, tesis berjudul “PEMODELAN BERBASIS *EXTREME LEARNING MACHINE* SEBAGAI *DISTRIBUTED SET POINT* PADA SISTEM *CASCADE* PEMBANGKIT LISTRIK TENAGA AIR DI PT VALE INDONESIA” adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing (Prof. Dr. Eng. Ir. Syafaruddin, S.T.,M.Eng.,IPU. dan Prof. Dr. Ir. Indar Chaerah Gunadin, S.T.,M.T.,IPM). Karya ilmiah ini belum diajukan dan tidak sedang diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka tesis ini. Sebagian dari isi tesis ini telah dipublikasikan di Prosiding 2024 International Conference on Applied Data Sciences (ICADS) sebagai artikel dengan judul “*Modeling and Control of a Based Extreme Learning Machine as Distributed Setpoint for the HEPP Cascade System in a Nickel Processing Plant*”.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya berupa tesis ini kepada Universitas Hasanuddin.

Gowa, 28 Agustus 2024

Yang menyatakan



Yayan Iscahyadi Sarira

KATA PENGANTAR

Segala puji syukur penulis panjatkan kepada Allah Subhanahu wata'ala, karena hanya dengan nikmat dan karunia-Nya sehingga penulis bisa menyelesaikan penulisan tesis ini. Tak lupa pula shalawat serta salam semoga tetap terlimpahkan kepada junjungan kita Nabiyullah Muhammad Shallallahu 'alaihi wasallam, sang pembawa kabar gembira dan sebaik-baiknya tauladan bagi yang mengharap rahmat dan hidayah-Nya.

Bukan hal yang mudah untuk mewujudkan gagasan-gagasan yang tertuang dalam sebuah susunan tesis, berkat bimbingan, arahan dan motivasi berbagai pihak maka tesis ini bisa disusun sebagaimana kaidah-kaidah yang dipersyaratkan, dan untuk itu penulis menyampaikan terimakasih kepada:

1. Kedua orang tua, bapak tercinta Agus Isparmono, ibunda tercinta Lija Sarira dan istri tercinta Astrid Retno Adiningsih terima kasih atas doa dan dukungannya, baik moril maupun materiil. Beliau adalah malaikat yang dikirim oleh Allah Subhanahu wata'ala serta anugrah terindah bagiku. Terima kasih atas kasih sayang yang selama ini telah dicurahkan untukku. Semoga anakmu ini bisa menjadi anak yang kelak akan membanggakan dan membahagiakanmu.
2. Prof. Dr. Eng. Ir. Syafaruddin, S.T.,M.Eng.,IPU sebagai pembimbing utama dan Prof. Dr. Indar Chaerah Gunadin, S.T.,M.T.,IPM. sebagai pembimbing pendamping yang telah meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan, masukan, juga tambahan referensi serta ilmunya dengan penuh sabar dan penuh perhatian dalam penyelesaian tesis ini.
3. Rektor universitas Hasanuddin dan Dekan Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin yang telah memfasilitasi saya menempuh program magister serta para dosen dan rekan-rekan dalam tim penelitian.
4. Bapak dan ibu serta teman-teman seperjuangan Program Magister Teknik Elektro Universitas Hasanuddin angkatan 2021 terkhusus untuk program studi energi yang telah banyak membantu dalam hal administrasi, perkuliahan, dsb.

Akhir kata penulis mohon maaf yang sebesar-besarnya atas segala kesalahan yang penulis buat baik sengaja maupun tidak disengaja selama berkuliah di Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin maupun selama penulisan tesis ini. Semoga Allah Subhanahu wata'ala mengampuni segala kesalahan dan menunjukkan jalan yang lurus dan benar kepada kita semua.

Penulis
YAYAN ISCAHYADI
SARIRA

ABSTRAK

YAYAN ISCAHYADI SARIRA. *Pemodelan Berbasis Extreme Learning Machine Sebagai Distributed Set Point Pada Sistem Cascade Pembangkit Listrik Tenaga Air Di Pt Vale Indonesia* (dibimbing oleh **Syafaruddin, Indar Chaerah Gunadin**)

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memodelkan sistem kaskade pembangkit listrik tenaga air untuk memprediksi nilai set point daya dari masing-masing generator. Model mensimulasikan beberapa variabel data input untuk mendapatkan prediksi nilai set point yang akurat. Berbagai data historis digunakan dalam penelitian ini untuk mengevaluasi hubungan antara variabel input dan output. Makalah ini menyajikan metode Extreme Learning Machine (ELM) untuk memodelkan model sistem dan menghasilkan nilai set point untuk setiap generator pada sistem kaskade pembangkit listrik tenaga air (PLTA) di pabrik pengolahan nikel (NPP). Masalah waktu koordinasi antara departemen produksi dan utilitas dibahas. Penelitian ini bertujuan untuk menggunakan metode ELM untuk menghasilkan nilai setpoint secara otomatis. Aplikasi MATLAB berfungsi sebagai simulator untuk menghasilkan model Extreme Learning Machine (ELM) yang diharapkan. Hasilnya, hal ini memungkinkan perubahan otomatis pada set point setiap generator dalam sistem kaskade. Metode ELM menghasilkan nilai MAPE sebesar 13,94%, yang mengindikasikan prediksi yang akurat.

Kata kunci: ELM, HEPP, MATLAB, Cascade, NPP

ABSTRACT

YAYAN ISCAHYADI SARIRA. *Modeling of a Based Extreme Learning Machine as Distributed Setpoint for the HEPP Cascade System in a Nickel Processing Plant* (supervised by **Syafaruddin, Indar Chaerah Gunadin**)

The aim of this research is to model the cascade system of hydropower plants in order to predict the set point power value of each generator. The model simulates several input data variables to obtain an accurate prediction of the set point value. Various historical data are used in this study to evaluate the relationship between input and output variables. This paper presents an Extreme Learning Machine (ELM) method for modeling system models and generating set point values for each generator in a hydroelectric power plant (HEPP) cascade system in a nickel processing plant (NPP). The issue of coordination time between the production and utility departments is addressed. The research aims to use the ELM method to auto-generate setpoint values. The MATLAB application serves as a simulator for generating the expected Extreme Learning Machine (ELM) model. As a result, this allows for automatic changes to the set point of each generator in the cascade system. The ELM method yields a MAPE value of 13.94%, indicating accurate predictions.

Keywords: ELM, HEPP, MATLAB, Cascade, NPP

DAFTAR ISI

Contents

HALAMAN JUDUL	i
PENGAJUAN TESIS	ii
PERSETUJUAN TESIS	iii
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	iv
KATA PENGANTAR	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR LAMPIRAN	xiii
DAFTAR ISTILAH & SINGKATAN	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Ruang Lingkup	4
BAB II LANDASAN TEORI	6
2.1 Pengoperasian Sistem Cascade Hydropower	6
2.2 Karakteristik Pembangkit Cascade Hydropower	7
2.3 Extreme Learning Machine	7
2.4 Jaringan Arsitektur ELM	10
2.5 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	11
2.5 State of Art Penelitian	12
BAB III METODE PENELITIAN	15
3.1 Tahapan Penelitian	15
3.1.1 Pengambilan Data	15
3.1.2 Pemodelan Sistem	16
3.1.3 Uji Coba Akurasi Hasil Klasifikasi	17
3.1.4 Penyusunan Tesis	18

3.2 Waktu dan Tempat Penelitian	18
3.3 Diagram Proses Penelitian.....	18
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	20
4.1 Data Seleksi	20
4.2 Model ELM	20
4.3 Pelatihan Model.....	21
4.4 Pengujian Model.....	23
4.5 Evaluasi Akurasi.....	25
4.6 Hasil Akurasi ELM	26
4.7 Analisis Hasil Akurasi ELM.....	26
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	30
5.1 Kesimpulan	30
5.2 Saran.....	31
DAFTAR PUSTAKA	32
LAMPIRAN.....	35

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 1 Explanation of common MAPE values.....	12
Tabel 2 State of art penelitian.....	12
Tabel 3 Jadwal Penelitian.....	18
Tabel 4 The MAPE Results for Active Power Set Point Prediction	26
Tabel 5 Data Test Aktual Vs Data Prediksi	269

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 1 Topologi Cascade PLTA PT Vale Indonesia	6
Gambar 2 Algoritma Extreme Learning Machine [2]	10
Gambar 3 The Architecture of ELM model	11
Gambar 4 Model – Arsitektur ELM PLTA	16
Gambar 7 Blok Diagram Perancangan Penelitian	19
Gambar 8 Input and Output Data Variables Used in ELM model	20
Gambar 9 The ELM model.....	21
Gambar 10 Training of ELM model.....	27
Gambar 11 Testing of ELM model	28

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Data Latih (Hasil Normalisasi MATLAB)	35
Lampiran 2 Data Uji (Hasil Normalisasi MATLAB)	58
Lampiran 3 Hasil Random Bobot Input	61
Lampiran 4 Hasil Random Bias Hidden Layer	79
Lampiran 5 Hasil Bobot Output	85
Lampiran 6 Hasil Output Model	89
Lampiran 7 Hasil Pengujian Prediksi	95
Lampiran 8 Hasil Error Model	96
Lampiran 9 Hasil MAPE	97

DAFTAR ISTILAH & SINGKATAN

Istilah / Singkatan	Arti / Penjelasan
ELM	Extreme Learning Machine
HEPP	Hydro Electric Power Plant
MATLAB	Software komputasi dan analisa engineering
Cascade	Sistem bertingkat
NPP	Nickel Processing Plant
ANN	Artificial Neural Network
JST	Jaringan Syaraf Tiruan
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
Distributed	Sistem terdistribusi
Setpoint	Nilai yang diinginkan untuk variabel proses yang akan diatur oleh sistem
Hydropower	Energi yang dihasilkan oleh pergerakan air yang memutar turbin
Prediction	Tindakan yang menjelaskan mengenai masa mendatang
Reservoir	Suatu tempat yang dipergunakan untuk menyimpan suatu cadangan seperti air
DAM	Bentuk fisik atau bangunan yang dibuat untuk menghalangi atau menahan aliran air
Utility	Unit penunjang operasional pabrik di luar unit operasi
Human error	Kesalahan manusia yang tidak sengaja di luar kesadarannya yang dapat menyebabkan kecelakaan
PLTA	Pembangkit Listrik Tenaga Air

Istilah / Singkatan	Arti / Penjelasan
Feedforward	Jaringan syaraf tiruan yang koneksi antar node-nya tidak membentuk sebuah siklus
Single Hidden Layer	Lapisan di dalam jaringan saraf tiruan yang terletak antara input layer dan output layer berjumlah satu lapisan
SLFN	Single hidden layer feedforward neural networks
ARIMA	Model time series yang mengkombinasikan 3 komponen, yaitu AR, I, dan MA, untuk mengatasi data yang tidak stasioner atau memiliki trend dan musiman
SVM	Salah satu metode algoritma pembelajaran mesin untuk klasifikasi dan regresi
BP	Back Propagation
Learning Speed	Hiperparameter penting dalam ranah pelatihan jaringan saraf, memainkan peran sentral dalam proses pengoptimalan

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Seiring dengan perkembangan jaman, semakin meningkat pula kebutuhan energi manusia yang disatu sisi cadangan energi fosil semakin menipis. Semua pihak dituntut untuk dapat memenuhi kebutuhan energi masyarakat dengan menggunakan energi baru dan terbarukan. Energi terbarukan memiliki pengertian yaitu sumber energi yang cepat dipulihkan secara alami dan prosesnya berkelanjutan. Selain dapat dipulihkan kembali, energi terbarukan lebih ramah lingkungan, aman dan terjangkau oleh masyarakat. Tenaga air merupakan salah satu sumber energi terbarukan yang bersih dan sangat bermanfaat di masa akan datang.

Pembangkit Listrik Tenaga Air (PLTA) menawarkan sumber listrik yang ekonomis dengan mengurangi emisi karbon. Karena itu, PLTA adalah sumber energi bersih dan terbarukan. PLTA tidak melepaskan emisi ke atmosfer, dimana berbeda dengan pembangkit listrik lainnya. Ini tentu saja merupakan daya tarik terbesar dari sumber energi terbarukan manapun. Emisi adalah ancaman terbesar terhadap lingkungan karena dapat mempengaruhi kualitas udara dan merusak lapisan ozon sebagai pelindung bumi. Untuk membangun PLTA diperlukan tempat penampungan air dalam jumlah yang banyak atau sering disebut dengan danau buatan. Danau buatan tersebut dapat digunakan untuk tujuan rekreasi dan dapat membantu pengembangan tempat wisata [1].

Indonesia memiliki beberapa PLTA dengan sistem *cascade*, seperti PLTA Kayan dan PLTA PT Vale Indonesia. Keunggulan system cascade adalah memanfaatkan output dari system sebelumnya. Salah satu objek penelitian akan difokuskan pada PLTA PT Vale Indonesia. PLTA PT Vale Indonesia terbagi menjadi tiga area operasi yaitu PLTA Larona, PLTA Balambano dan PLTA Karebbe. Total unit pembangkitan PLTA sebanyak tujuh pembangkit, yaitu tiga unit pembangkit di PLTA Larona, dua unit pemngkit di PLTA Balambano, dan dua unit pembangkit di PLTA Karebbe. Kebutuhan listrik yang besar terhadap

produksi dan masyarakat di area pemukiman menjadikan PLTA di PT Vale Indonesia sebagai asset yang sangat vital bagi perusahaan.

Metode operasi pada PLTA PT Vale Indonesia menjadi salah satu fokus penting dikarenakan tingginya koordinasi antar berbagai pihak di dalam perusahaan. Komunikasi antar departemen produksi dengan *utility* terkait kebutuhan power produksi menjadi parameter penting untuk pengambilan keputusan nilai masukan pembangkitan. Parameter-parameter yang dianalisa begitu banyak untuk mendapatkan informasi sebagai parameter masukan PLTA. Banyaknya parameter dikarenakan secara keseluruhan system saling terkait dalam parameter curah hujan setiap area pembangkit, level danau, level reservoir setiap area pembangkit, buangan air masing-masing area pembangkit, output power setiap pembangkit, kebutuhan power total *furnace*, dan kebutuhan power total *auxiliary*. Kebutuhan power produksi akan sangat berpengaruh pada setiap output power yang dihasilkan setiap unit pembangkit. Disamping itu, iklim yang berubah-ubah juga menjadi perhatian khusus karena akan sangat berdampak pada volume waduk atau bendungan di setiap area PLTA. Kompleksitas yang tinggi seringkali menyebabkan *human error* dalam pengambilan keputusan. Semua parameter masih dilakukan secara manual oleh operator kepada setiap unit pembangkit.

Extreme Learning Machine [2] adalah salah satu metode di dalam *Artificial Intelligent* yang banyak digunakan sebagai pemodelan dan system control untuk berbagai aplikasi. Sebagai salah satu perkembangan dari *Artificial Neural Network*, ELM memiliki system pembelajaran yang lebih cepat dibandingkan dengan metode ANN sebelumnya. ELM juga memiliki persamaan matematis yang lebih sederhana dan efektif. Oleh karena itu, penelitian ini akan menyediakan pemodelan dan simulasi kontrol berbasis ELM untuk mendapatkan parameter masukan yang terbaik untuk PLTA PT Vale Indonesia.

Pemodelan berbasis kecerdasan buatan sering kali lebih disukai daripada pemodelan konvensional yang menggunakan model berbasis fisik karena kinerjanya yang lebih unggul. Literatur menjelaskan beragam aplikasi untuk metode jaringan syaraf tiruan dalam pemodelan pembangkit listrik, termasuk

pemodelan aliran sungai, debit harian, ketinggian air jangka pendek dan jangka panjang, dan kontrol pembangkitan otomatis sistem tenaga listrik [2], [3].

Menurut penelitian lain, pemodelan PLTA kaskade digunakan untuk mensimulasikan peningkatan kapasitas pembangkit listrik dengan menggunakan metode ANN. Hal ini memberikan analisis manfaat-biaya untuk unit dengan catatan ketinggian air yang stabil di tiga kolam [4]. Selain itu, pemodelan PLTA digunakan untuk memprediksi pembangkit listrik dengan membandingkan tiga metode pembelajaran mesin: ANN, ARIMA, dan SVM. Metode ANN dan SVM memberikan hasil terbaik. Namun, parameter input tidak mempertimbangkan tingkat aliran masuk, suhu, variabilitas kekeringan, dan perubahan iklim [5].

Metode kecerdasan buatan menawarkan solusi kontrol untuk berbagai aplikasi atau pabrik [2]. Metode yang disajikan tidak memerlukan perhitungan matematis yang rumit [2]. Namun, implementasi kecerdasan buatan menuntut sejumlah besar data historis. Keakuratan hasil yang diharapkan meningkat seiring dengan jumlah data yang digunakan. Makalah ini mengusulkan sebuah metode kecerdasan buatan dengan sistem pembelajaran yang cepat untuk mempercepat proses perhitungan dan mendapatkan hasil yang tepat.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut maka dapat dirumuskan permasalahan sebagai berikut:

1. Bagaimana menerapkan metode *Extreme Learning Machine* untuk mendapatkan pemodelan system dan nilai *Set Point* masing-masing pembangkit pada sistem *cascade* PLTA?
2. Bagaimana membuat simulasi untuk mendapatkan dan mengevaluasi nilai-nilai parameter input dan output pada sistem *cascade* PLTA dengan menggunakan metode *Extreme Learning Machine*?

1.3 Tujuan Penelitian

Dari rumusan masalah maka dapat dirumuskan tujuan penelitian ini sebagai berikut:

1. Menerapkan metode *Extreme Learning Machine* untuk mendapatkan pemodelan system dan nilai *Set Point* masing-masing pembangkit pada sistem *cascade* PLTA.
2. Membuat simulasi untuk mendapatkan dan mengevaluasi nilai-nilai parameter input dan output pada sistem *cascade* PLTA dengan menggunakan metode *Extreme Learning Machine*.
3. Meningkatkan akurasi hasil prediksi *Set Point*, sehingga nilai hasil prediksi sangat mendekati dengan nilai aktual.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini diharapkan dapat menyumbang pemikiran dan sebagai referensi dalam melakukan prediksi nilai setpoint setiap unit pembangkit dengan metode yang telah dipaparkan dalam penelitian ini serta diharapkan menjadi rujukan dalam pengembangan metode dan konsep untuk penelitian serupa maupun penelitian yang lain.

1.5 Ruang Lingkup

Untuk membatasi kajian agar lebih spesifik dan terarah, maka analisis ini dibatasi pada pembahasan sebagai berikut:

1. Studi dilakukan di area PLTA PT Vale Indonesia yang tersusun secara *cascade*.
2. Studi kasus menggunakan data-data pada sistem PLTA yang ada di PT Vale Indonesia.

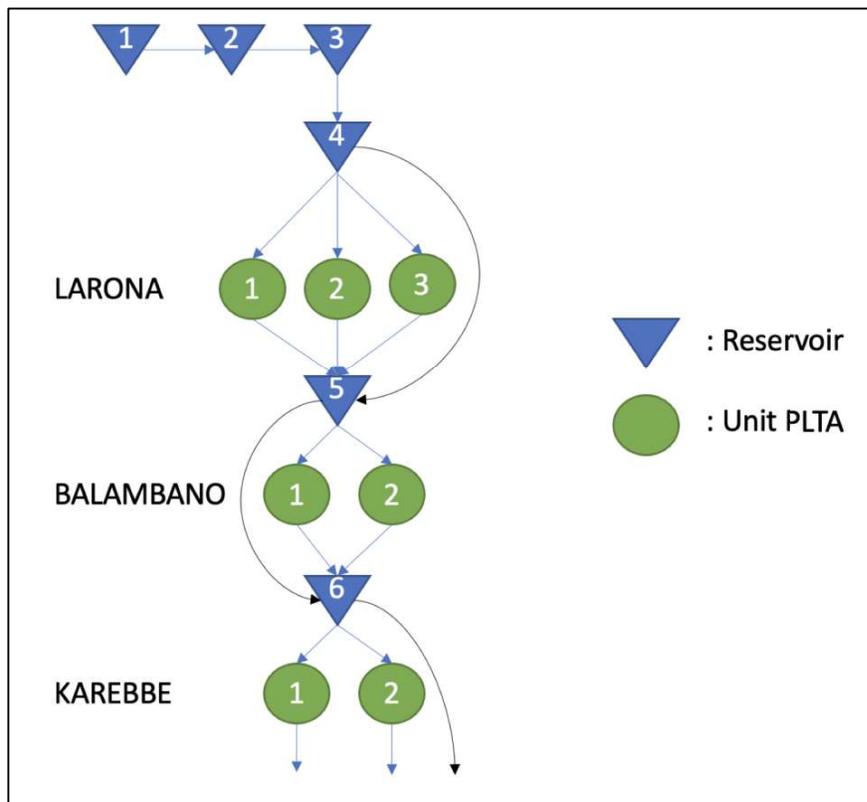
3. Metode pemodelan yang di gunakan dalam studi ini adalah Model *Extreme Learning Machine*.
4. Menggunakan program Matlab R2021a sebagai program pemodelan dan simulasi.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Pengoperasian Sistem Cascade Hydropower

Pengoperasian dalam system cascade hydropower dengan penggunaan air terdistribusi membutuhkan pengaturan yang baik untuk mengatasi masalah-masalah yang timbul [6]. Gambar 1 menggambarkan aliran proses sistem PLTA kaskade yang akan dianalisis dalam studi ini. Topologi kaskade menggambarkan urutan tingkat, dimulai dari waduk utama, PLTA Larona, Waduk Balambano, PLTA Balambano, Waduk Karebbe, dan PLTA Karebbe.



Gambar 1 Topologi Cascade PLTA PT Vale Indonesia

2.2 Karakteristik Pembangkit Cascade Hydropower

Karakteristik Pembangkit cascade hydropower menunjukkan hubungan antara tiga variabel dalam operasi multi-unit. Penggunaan debit air untuk membangkitkan tenaga listrik tiap unit berbeda-beda mengakibatkan pengurangan level ketinggian air pada tiap reservoir mengalami perubahan berbeda dalam setiap waktu operasional. Faktor-faktor lain yang dapat menyebabkan perbedaan ialah kapasitas daya tampung reservoir, ketinggian maksimal reservoir, head, dan faktor perubahan iklim [6].

2.3 Extreme Learning Machine

Extreme Learning Machine merupakan metode pembelajaran baru dari jaringan syaraf tiruan. ELM merupakan jaringan syaraf tiruan *feedforward* dengan *single hidden layer* atau biasa disebut *single hidden layer feedforward neural networks* (SLFNs). Metode pembelajaran ELM dibuat untuk mengatasi kelemahan-kelemahan dari jaringan syaraf tiruan *feedforward* terutama dalam hal *learning speed*. Huang et al mengemukakan dua alasan mengapa JST *feedforward* mempunyai *learning speed* rendah, yaitu:

1. Menggunakan *slow gradient based learning algorithm* untuk melakukan *training*.
2. Semua parameter pada jaringan ditentukan secara *iterative* dengan menggunakan metode pembelajaran tersebut.

Pada pembelajaran dengan menggunakan *conventional gradient based learning algorithm* seperti *backpropagation* (BP), semua parameter pada JST *feedforward* harus ditentukan secara manual. Parameter yang dimaksud adalah *input weight* dan *hidden bias*. Parameter-parameter tersebut juga saling berhubungan antara layer yang satu dengan yang lain, sehingga membutuhkan *learning speed* yang lama dan sering terjebak pada *local minima*. Sedangkan pada ELM parameter-parameter seperti *input weight* dan *hidden bias* dipilih secara random, sehingga ELM memiliki *learning speed* yang cepat dan mampu menghasilkan *good generalization performance*.

Metode ELM mempunyai model matematis yang berbeda dari jaringan syaraf tiruan *feedforward*. Model matematis dari ELM lebih sederhana dan efektif. Untuk N jumlah pasangan input dan target output yang berbeda (x_i, t_i) , dengan $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$ dan $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in}]^T \in R^n$, standar SLFNs dengan jumlah *hidden nodes* sebanyak \tilde{N} dan fungsi aktivasi $g(x)$ dapat dimodelkan secara matematis sebagai berikut:

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g_i(x_j) = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(w_j \cdot x_j + b_i) = o_j \quad (1)$$

$j = 1, 2, \dots, N$

Di mana:

- a. $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ merupakan vector bobot yang menghubungkan *hidden node* ke- i dan *input nodes*.
- b. $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{in}]^T$ merupakan vector bobot yang menghubungkan *hidden node* ke- i dan *output nodes*.
- c. b_i merupakan threshold dari *hidden node* ke- i
- d. $w_i \cdot x_j$ merupakan inner product w_i dan x_j

SLFNs standar dengan \tilde{N} *hidden nodes* dan fungsi aktivasi $g(x)$ diasumsikan dapat memperkirakan N sampel ini dengan tingkat error 0 yang artinya $\sum_j^N \|o_j - t_j\| = 0$, sehingga terdapat β_i, w_i dan b_i sedemikian hingga:

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(w_j \cdot x_j + b_i) = t_j, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

Persamaan di atas dapat dituliskan secara sederhana sebagai:

$$H\beta = T, \quad (3)$$

Di mana

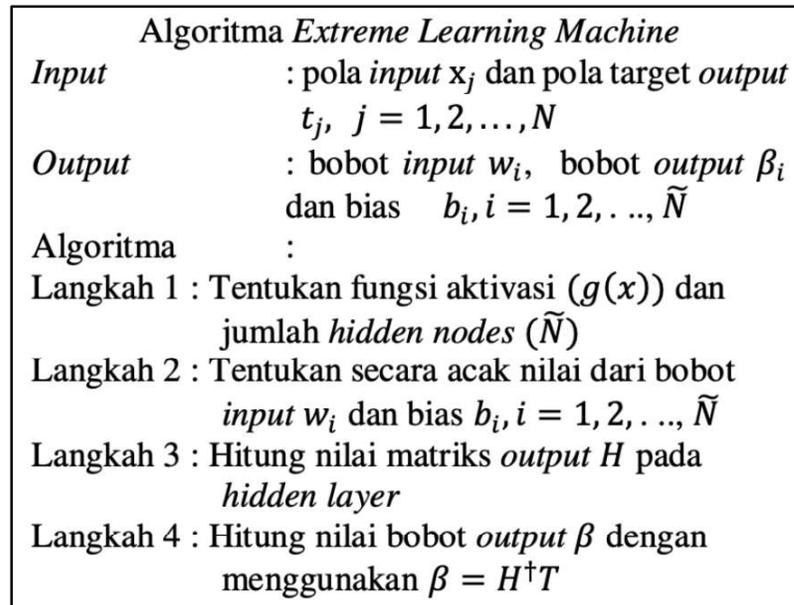
$$H = \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \cdots & g(w_{\bar{N}} \cdot x_1 + b_{\bar{N}}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \cdots & g(w_{\bar{N}} \cdot x_N + b_{\bar{N}}) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_{\bar{N}}^T \end{bmatrix} \text{ dan } T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_{\bar{N}}^T \end{bmatrix}$$

H pada persamaan di atas adalah matriks output hidden layer dari jaringan syaraf. $g(w_j \cdot x_j + b_i)$ menunjukkan output dari hidden neuron yang berhubungan dengan input x_j . β merupakan matriks dari bobot output dan T matriks dari target. Pada ELM, input weight dan hidden bias ditentukan secara acak, sehingga bobot output yang berhubungan dengan hidden layer dapat ditentukan dari persamaan:

$$\beta = H^\dagger T, \quad (5)$$

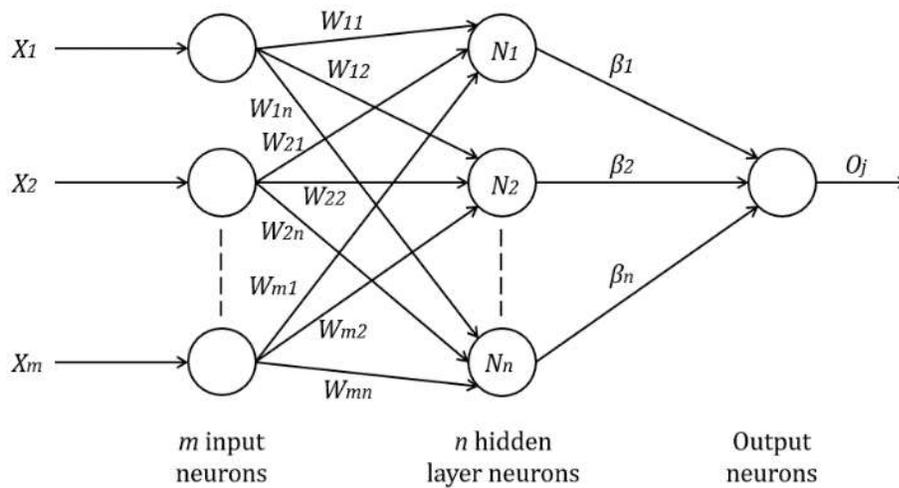
Algoritma Extreme Learning Machine (ELM) ditunjukkan pada gambar berikut:



Gambar 2 Algoritma Extreme Learning Machine [2]

2.4 Jaringan Arsitektur ELM

ELM terdiri dari susunan hirarkis yang memiliki tiga lapisan berbeda, seperti yang dijelaskan dalam referensi [8]. Sebuah vektor bobot, yang diberi label sebagai 'w', berfungsi untuk membuat koneksi dari input ke lapisan tersembunyi, dengan nilainya diinisialisasi secara acak. Selain itu, bias yang terkait dengan node-node di dalam lapisan tersembunyi juga dihasilkan secara acak. Jumlah lapisan tersembunyi yang terletak di lapisan awal sesuai dengan jumlah atribut statistik yang diberikan sebagai input. Arsitektur jaringan ELM yang digunakan dalam penelitian ini digambarkan pada Gambar 2, seperti yang diuraikan dalam referensi [9], [10].



Gambar 3 The Architecture of ELM model

2.5 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

Kinerja model dan prediksinya dianalisis dengan menggunakan metode persentase kesalahan absolut rata-rata [11], [12]. Rumusnya diuraikan sebagai berikut:

$$M = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (6)$$

Dimana:

A_t adalah nilai aktual pada faktor waktu t

F_t adalah Nilai Ramalan pada faktor waktu t

n adalah ukuran sampel

Presentasi nilai MAPE yang lebih kecil menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang lebih tinggi. Tabel 1 menampilkan nilai MAPE untuk hasil prediksi model yang dikategorikan sebagai akurasi tinggi, baik, wajar, dan tidak akurat.

Tabel 1 Explanation of common MAPE values

MAPE Value	Interpretation Forecasting Result
<10%	High Accuracy
10 – 20 %	Good
20 – 50 %	Reasonable
>50%	Inaccurate

Source: Lewis (1982, p.40)

2.5 State of Art Penelitian

Tabel 2 State of art penelitian

Judul	Metode	Hasil Penelitian	Referensi
<i>Neural Network Based Optimum Model for Cascaded Hydro Power Generating System</i>	Artificial Neural Network dieksplorasi dengan menemukan mekanisme kerja system dari perilaku masa lalu. Jaringan Syaraf Tiruan juga dikembangkan untuk penjadwalan beban generator dan pemantauan	Metode ini mengoptimalkan penggunaan air dengan menghasilkan daya listrik semaksimal mungkin, sekaligus menjaga tingkat air di ketiga kolam tetap stabil. Penghematan mencapai USD 28.044/hari. Ketika tingkat air meningkat lebih jauh dan Ketika nilai air turun, manfaat ekonomis	Gunasekara, C.G.S., Udawatta Lanka, Witharana Sanjeeewa, 2006

Judul	Metode	Hasil Penelitian	Referensi
	ketinggian air tambak	karena peningkatan pembangkitan akan lebih tinggi	
<i>Short-term optimal scheduling of hydro-thermal power plants using artificial bee colony algorithm</i>	Sistem tenaga yang dipertimbangkan dalam studi ini, diasumsikan bekerja secara optimal dan rugi-rugi transmisi juga telah diperhitungkan	Algoritma koloni lebah buatan terbukti paling cocok untuk masalah khusus ini karena menghasilkan biaya minimum dalam waktu singkat dibandingkan dengan yang diperoleh dari teknik yang diterapkan sebelumnya	Tehzeeb-ul-Hassan, Thamer Alquthami, Saad Ehsan Butt, Muhammad Faizan Tahir, Kashif Mehmood, 2020
<i>Prediction of small hydropower plant power production in Himreen Lake DAM (HLD) using artificial neural</i>	Model mempelajari ketidakpastian operasi input dan output dan ada desain untuk struktur jaringan dan kemudian dilatih melalui 3570 data eksperimen dan observasi. Lebih jauh lagi, JST menawarkan instrumen analisis dan diagnosis	JST dapat memprediksi kinerja pabrik dengan koefisien korelasi (R) antara variabel output yang diprediksi dan diamati yang akan lebih tinggi dari 0,96.	Ali Thaeer Hammid, Mohd Herwan Bin Sulaiman, Ahmed N. Abdalla, 2018

Judul	Metode	Hasil Penelitian	Referensi
	yang efektif untuk memodelkan kinerja pembangkit nonlinier.		
Penjadwalan Optimal Pembangkit Listrik Tenaga Air Dengan Waduk Kaskade (Studi Kasus Pada Pt Vale Indonesia)	Solusi penjadwalan system dikembangkan untuk penjadwalan operasi unit-unit pembangkit hidro yang ada di system kelistrikan PT Vale Indonesia. Penyelesaian masalah mengacu kepada system pembangkit hidro kaskade dengan tiga reservoir bertingkat dan tujuh unit generator dengan karakteristik berbeda-beda.	Hasil optimasi memenuhi semua kendala dan menunjukkan penghematan debit air sebesar 2373.76 m ³ /detik yang apabila dikonversi dalam MW maka pola operasi optimasi menghemat energi sebesar 69503.82 MWh selama periode perhitungan	Deskiniel, Hermawan, Tejo Sukmadi, 2013