

PROYEKSI TRANSISI ENERGI NASIONAL MENUJU NET ZERO EMMISION MENGGUNAKAN ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)

Henny Dwi Bhakti*1, Ardian Majid2, Wahyu Hidayat3

- 1. Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Gresik, Indonesia
- 2. Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Gresik, Indonesia
- 3. Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Gresik, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: ANFIS; NZE; Proyeksi

Keywords: Anfis; NZE;; Projection

Article history:

Received 10 August 2025 Revised 20 August 2025 Accepted 29 September 2025 Available online 1 September 2025

DOI:

https://doi.org/10.29100/jipi.v10i3.9163

* Corresponding author. Corresponding Author E-mail address: hennydwi@umg.ac.id

ABSTRAK

Indonesia menetapkan target net zero emissions (NZE) pada 2060 yang diumumkan pada UN Climate Change Conference (COP) 2021. Menindaklanjuti komitmen ini, Kementerian ESDM bersama International Energy Agency (IEA) menyusun skenario dan analisis kebijakan untuk sektor energi nasional. Pencapaian NZE membutuhkan langkah cepat dan berkelanjutan melalui peningkatan efisiensi energi, pemanfaatan energi terbarukan, dan elektrifikasi transportasi, yang diperkirakan menyumbang sekitar 80% pengurangan emisi hingga 2030. Seluruh teknologi pendukung telah tersedia secara komersial dan dapat diterapkan secara efektif apabila didukung kebijakan yang tepat. Penelitian ini memproyeksikan transisi energi menuju NZE menggunakan metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). Hasil penelitian menunjukkan bahwa ANFIS mampu memodelkan proyeksi transisi energi nasional dengan tingkat akurasi 93,5%, sehingga layak digunakan sebagai alat bantu perencanaan kebijakan energi jangka panjang.

ABSTRACT

Indonesia formally committed to achieving net-zero emissions (NZE) by 2060 during the 2021 UN Climate Change Conference (COP). In response, the Ministry of Energy and Mineral Resources (ESDM), in collaboration with the International Energy Agency (IEA), developed detailed scenarios and policy analyses to guide the energy sector toward this goal. Reaching NZE by 2060 demands immediate and sustained efforts, particularly in energy efficiency, renewable power generation, and transportation electrification—initiatives that are expected to contribute roughly 80% of the required emission reductions by 2030. The technologies needed for efficiency, electrification, and renewable energy deployment are already commercially viable and cost-effective, provided that supportive policies are in place. This study applies the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) to project Indonesia's national energy transition toward NZE. The results indicate that ANFIS is capable of modeling the transition with an accuracy of 93.5%, making it a valuable tool for long-term energy policy planning.

I. PENDAHULUAN

etika Indonesia mendeklarasikan kemerdekaan, dibandingkan dengan saat ini PDB perkapitanya lebih kecil sepuluh kali. Sejak itu, perkembangan ekonomi menjadi kisah sukses yang besar. Dari tahun 1968 sampai sekarang, Indonesia menjadi negara dengan pertumbuhan ekonomi tercepat ke-empat di dunia, bersama Korea, Singapura dan China dalam mempertahankan pertumbuhan yang pesat selama lebih dari setengah abad. Penduduk di bawah garis kemiskinan nasional telah turun dari 60% pada tahun 1970 menjadi kurang dari 10% saat ini. Di dunia, Indonesia menjadi negara keemat dengan populasi terbesar, peringkat tujuh ekonomi terbesar, peringkat dua belas konsumsi energi, dan menjadi peringkat pertama pengekspor batu bara [1], [2].

Terjadi peningkatan sekitar 60% pada pasokan energi antara tahun 2000 sampai 2021. Ketika terjadi peningkatan kebutuhan energi, kekurangan tersebut diisi oleh batu bara. Hal tersebut mengakibatkan sektor energi menghasilkan karbondioksida lebih banyak sepertiga jika dibandingkan dengan tahun sebelumnya. Emisi karbon dari ektor energi mengalami prtumbuhan dua kali lebih cepat jika dibandingkan permintaan energi. Induonesia menduduki peringkat sembilan dunia sebagai penghasil emisi.

JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika) Journal homepage: https://jurnal.stkippgritulungagung.ac.id/index.php/jipi ISSN: 2540-8984

Vol. 10, No. 3, September 2025, Pp. 2806-2816



Komitmen Indonesia untuk mencapai NZE pada tahun 2060 atau bahkan lebih cepat menjadi bagian integral dari visi pembangunan jangka panjang yang menargetkan satus negara berpendapatan tinggi pada tahun 2045. Meskipun berbagai kemajuan telah dicapai, perjalanan menuju target ini masih memerlukan upaya besar. Jika dibandingkan dengan rata-rata global, PDB Indonesia per kapita berbasis paritas daya beli lebih rendah 30%, dengan tingkat pertumbuhan ekonomi yang tidak merata antarwilayah serta ketergantungan yang tinggi pada eksploitasi sumber daya alam. Jawa dan Bali menampung sekitar 60% populasi dan menyumbang hampir tiga perempat output manufaktur nasional, sementara sebagian besar wilayah lain fokus pada sektor ekstraktif. Oleh karena itu, pencapaian NZE harus dipandang sebagai bagian dari transformasi struktural yang diperlukan untuk mendukung cita-cita ekonomi maju 2045. Transformasi ini mencakup upaya diversifikasi basis ekonomi agar tidak hanya bertumpu pada sumber daya alam, pemerataan pembangunan berbasis pengetahuan, teknologi, dan inovasi di seluruh wilayah, serta optimalisasi potensi Indonesia dalam rantai pasok energi bersih global.

Indonesia menetapkan komitmen untuk mencapai NZE pada tahun 2060 dalam Konferensi Perubahan Iklim PBB (COP) 2021. Menindaklanjuti komitmen tersebut, Pemerintah Indonesia melalui Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral (ESDM) bekerja sama dengan International Energy Agency (IEA) menyusun skenario terperinci dan melakukan analisis kebijakan guna mendukung pencapaian target di sektor energi nasional.

Perjalanan menuju NZE tahun 2060 merupakan proses jangka panjang yang memerlukan aksi cepat dan konsisten. Peningkatan efisiensi energi, pemanfaatan energi terbarukan di sektor ketenagalistrikan, serta elektrifikasi transportasi perlu dipercepat sejak saat ini. Ketiga langkah strategis ini diperkirakan mampu memberikan kontribusi sekitar 80% dari total pengurangan emisi sektor energi yang diperlukan hingga 2030, sehingga menempatkan Indonesia pada jalur yang tepat menuju emisi nol bersih [3].

Roadmap Sektor Energi menuju Net Zero Emissions di Indonesia bertujuan untuk memberikan panduan kepada pemangku kepentingan di Indonesia dan internasional tentang bagaimana Indonesia dapat mencapai emisi nol bersih, peran yang dapat dimainkan oleh sektor energi, serta tindakan dan investasi yang diperlukan. Laporan ini menjabarkan jalur, untuk Indonesia dalam menggapai emisi nol bersih pada tahun 2060. Dengan menggunakan analisis skenario, laporan ini mengilustrasikan jalur yang didasarkan pada: pemahaman terperinci tentang kondisi nasional dan regional; analisis terbaru pasar global untuk bahan bakar dan teknologi; pengakuan atas tujuan pembangunan Indonesia; dan penggabungan yang kuat dari pendorong utama permintaan layanan energi.

Risiko dan hambatan dalam pencapaian Net Zero Emission (NZE) di Indonesia bersifat multi-dimensi dan dapat menghambat realisasi jalur transisi energi meskipun secara teknis memungkinkan. Hambatan utamanya adalah seperti berikut:

1) Pendanaan dan Investasi

Jalur transisi yang ambisius memerlukan investasi besar dan kontinu, sehingga ketersediaan pembiayan domestik dan akses ke modal internasional menjadi penentu utama waktu transisi [4]

2) Kesenjangan Regulasi dan Pasar

Struktur pasar tenaga listrik, mekanisme penetapan tarif, serta regulasi perizinan untuk proyek terbarukan masih memerlukan reformasi untuk mendorong investasi skala besar dan menjaga sinyal harga yang konsisten. Ketidakpastian regulasi menambah risiko investor dan memperlambat realisasi proyek bersih [5].

3) Infrastruktur Jaringan dan Kapasitas Teknis

Perluasan pembangkitan terbarukan (terutama solar dan angin) menuntut investasi besar pada transmisi, distribusi, dan fleksibilitas jaringan (storage, interkoneksi antar-pulau). Keterlambatan pembangunan transmisi dapat menghambat integrasi EBT (Energy from low-carbon sources) [4].

4) Kesenjangan Teknologi dan Kesiapan Komersial

Sejumlah teknologi kunci untuk jalur NZE (hidrogen skala besar, CCS/CCUS, penyimpanan energi jangka panjang, reaktor nuklir kecil) belum tersedia secara komersial atau masih mahal pada skala yang diperlukan; hal ini menimbulkan risiko teknis dan biaya tambahan [4] [6].

5) Kendala Instutisional dan Politik

ragmentasi tugas antar lembaga, kepentingan sektor batu bara/komoditas, dan kebutuhan sinkronisasi kebijakan nasional-daerah dapat memperlambat pelaksanaan kebijakan transisi, termasuk phasing-out pembangkit fosil. Studi politik ekonomi menunjukkan institusi yang lemah dapat menunda keputusan strategis [5], [7]

6) Isu Sosial dan Keadilan Transisi

Komunitas terdampak (pekerja tambang, daerah yang bergantung pada bahan bakar fosil) memerlukan program tranisisi yang adil (reskilling, dukungan ekonomi), jika tidak ada resistensi sosial dan politik dapat menghambat pelaksanaan kebijakan [4].

Karena hambatan tersebut bersifat saling terkait, analisis risiko kuantitatif dan strategi mitigasi (mis. instrumen pembiayaan inovatif, reformasi regulasi, penguatan kapasitas institusional, dan kebijakan keadilan transisi) harus menjadi bagian terintegrasi dari setiap skenario NZE.

JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika) Journal homepage: https://jurnal.stkippgritulungagung.ac.id/index.php/jipi ISSN: 2540-8984

Vol. 10, No. 3, September 2025, Pp. 2806-2816



Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) merupakan pendekatan hibrid yang memadukan kemampuan pembelajaran jaringan saraf tiruan dengan mekanisme pengambilan keputusan berbasis logika fuzzy. Jaringan saraf tiruan berfungsi sebagai model komputasi yang meniru cara otak manusia mempelajari pola, sedangkan logika fuzzy digunakan untuk memetakan variabel input ke output melalui konsep himpunan fuzzy yang memperluas prinsip himpunan klasik[8]. Penelitian yang dilakukan oleh Candra Dewi dan Werdha Wilubertha menerapkan ANFIS untuk memprediksi tingkat pengangguran, menghasilkan nilai Root Mean Square Error (RMSE) terbaik sebesar 1,274 dengan akurasi 93,33% [9]. Sementara itu, studi yang dilakukan Konstantinos dan rekan-rekan meramalkan permintaan konsumsi gas bumi di Turki menggunakan ANFIS. Hasilnya menunjukkan bahwa arsitektur ANFIS yang dibangun mampu melakukan prediksi permintaan energi secara efisien dan cepat berdasarkan data historis konsumsi gas bumi [10].

ANFIS memadukan struktur aturan fuzzy dengan pembelajaran berbasis jaringan syaraf tiruan, sehingga kombinasi ini memungkinkan model tidak hanya mempelajari pola statistik dari data, tetapi juga mennginkorporasi heuristic atau pengetahuan pakar yang sering diperlukan dalam analisis kebijakan energi. Model murni seperti ARIMA tidak menyediakan representasi rule-based yang interpretable [11] [12]. Transisi energi melibatkaninteraksi non linier antar variabel (konsumsi energi, bauran pembangkitan, elektrifikasi). Studi komparatif menunjukkan ANFIS sering kali memberikan akurasi lebih baik dari pada model linier/time series (ARIMA), dan performa yang kompetitif terhadap ANN untuk sejumlah permasalahan peramalan energi, khususnya ketika dataset relatif kecil sampai sedang dan ketika interpretabilitas aturan penting. Selain itu, ANFIS cenderung lebih tahan terhadap overfitting dibanding ANN murni karena struktur fuzzy yang memaksa representasi berbasis aturan [12] [13].

Untuk itu, pada penelitian ini, akan dilakukan proyeksi transisi energi nasional menuju NZE menggunakan tujuh parameter inputan, yaitu Produksi Listrik (TWh), Konsumsi Listrik (TWh), Porsi Listrik Rendah Karbon (%), Tingkat elektrifikasi (5), Konsumsi Listrik Rumah Tangga (%), Konsumsi Listrik Infudtri (TWh), dan Konsumsi Listrik Transportasi (TWh) [14]. Penelitian ini mempelajari pengaruh tujuh parameter masukan terhadap aprameter luarannya, yaitu Emesi CO₂ dari Energi (Mt). Data yang digunakan dimulai dari 2015 sampai 2024.

II. METODE PENELITIAN

Metode peramalan adalah teknik yang digunakan untuk memperkirakan nilai atau kondisi di masa mendatang dengan memanfaatkan data historis maupun informasi terkini melalui pendekatan matematis atau statistik. Tingkat akurasi hasil peramalan sangat dipengaruhi oleh metode yang diterapkan serta kualitas data yang digunakan. Apabila data yang tersedia kurang valid atau tidak representatif, maka hasil prediksi yang diperoleh cenderung memiliki tingkat ketepatan yang rendah dan sulit dijadikan acuan [15].

A. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Sistem Neuro Fuzzy berstruktur ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System atau biasa disebut juga Adaptive Network based Fuzzy Inference System) termasuk dalam kelas jaringan neural namun berdasarkan fungsinya sama dengan Fuzzy Inference System [15].

Data yang dipakai dalam proses pelatihan ANFIS mencakup data masukan, parameter sistem, serta data uji yang berada dalam rentang periode pelatihan. Selama proses pelatihan, sistem mempelajari pola dari data tersebut untuk menghasilkan keluaran berupa nilai prediksi. Proses pembelajaran pada ANFIS memanfaatkan algoritma hybrid learning, yaitu kombinasi metode Least-Squares Estimator (LSE) pada tahap propagasi maju untuk menghitung nilai consequent, dan algoritma Error Backpropagation (EBP) dengan gradient descent pada tahap propagasi mundur untuk meminimalkan error pada setiap layer.

Model ANFIS yang digunakan terdiri dari lima lapis fungsional. Lapis pertama melakukan fuzzifikasi input menjadi derajat keanggotaan; lapis kedua menghitung firing strength untuk setiap aturan fuzzy; lapis ketiga menormalisasi firing strength tersebut; lapis keempat menghitung output consequent (linear) yang diperoleh dengan estimasi least-squares; dan lapis kelima mengagregasi keluaran aturan menjadi nilai output akhir[16], [17].

Setelah tahap propagasi maju selesai, dilakukan propagasi mundur untuk menghitung besaran error pada setiap layer dan menyesuaikan parameter input menggunakan metode gradient descent. Proses ini diulang secara iteratif hingga nilai error yang dihasilkan mencapai atau berada di bawah ambang batas maksimum yang telah ditetapkan [18].

Algortma ANFIS untuk peramalan data runtun waktu adalah sebagai berikut:



1) Inisialisasi Parameter ANFIS

Adalah laju pembelajaran (lr), momentum (mc), batasan kesalahan (err), dan maksimum iterasi (MaxEpoch). Proses pelatihan diawali dengan tahap propagasi maju yang terdiri dari beberapa langkah untuk menghitung nilai consequent dari setiap aturan fuzzy yang dibentuk, kemudian menjumlahkan seluruh masukan pada layer terakhir. Tahapan dalam propagasi maju dapat diuraikan sebagai berikut:

Setiap node i pada layer satu merupakan node adaptive dengan fungsi node sebagai berikut:

$$O_{1,i} = \mu_{Ai}(x), i = 1,2 \text{ atau } O_{1,i} = \mu_{Bi-2}(x), i = 3,4$$
 (1)

Dengan :

X, y : masukan dari i

A_i atau B_i : label linguistik yang terhubung dengan i

 $O_{1,I}$: derajat keanggotaan

Langkah berikutnya adalah menghitung lapisan output yang dikenal dengan firing strength.

$$O_{2,i} = w_i = A\mu_i(x)\mu B_i(y), \ i = 1,2 \tag{2}$$

Lapisan ketiga merupakan node tetap dari hasil perhitungan rasio dari α predikat (w), dari aturan ke-I terhadap jumlah dari keseluruhan α predikat. Dimana hasilnya dinamakan dengan *normalized firing strength*.

$$O_{3,i} = \widehat{w_i} = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \tag{3}$$

Tiap-tiap node pada layer keempat merupakan node adaptive terhadap suatu keluaran

$$O_{4,i} = \widehat{w_i} f_i = \widehat{w_i} (p_i x + q_i y + r_i), i = 1, 2$$
(4)

Pada layer ketiga, digunakan normalized firing strength dengan parameter {pi, qi, ri} yang dikenal sebagai consequent parameters. Nilai parameter-parameter ini ditentukan menggunakan metode recursive least-squares estimator (LSE). Proses penentuan nilai consequent dengan LSE dapat dijelaskan sebagai berikut:

- i. Menyusun matriks **A** berukuran $n \times n$ yang memuat keluaran dari layer keempat, di mana n merepresentasikan jumlah parameter keluaran pada layer tersebut.
- ii. Menyusun matriks **Y** berukuran $n \times 1$ yang berisi data target prediksi.
- iii. Melakukan iterasi dari indeks n+1 hingga data terakhir untuk memperoleh nilai *consequent* yang optimal. Pada layer kelima memiliki sebuah node yang tetap yang mempunyai tugas untuk menjumlahkan nilai dari semua masukan.

$$O_{4,i} = \sum \widehat{w_i} f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i}$$
 (5)

Setelah parameter consequent diperoleh, keluaran sistem dapat direpresentasikan sebagai persamaan linear yang merupakan hasil kombinasi dari parameter-parameter consequent tersebut. Simbol keluaran pada arsitektur dinyatakan dengan notasi f. $f = (\widehat{w_i}x)p_i + (\widehat{w_i}y)q_1 + (\widehat{w_2}x)p_1 + (\widehat{w_2}y)q_1 + (\widehat{w_1})r_2$

(6)

Dimana:

f: Hasil perkiraan

 \widehat{w}_{l} , \widehat{w}_{2} : Nilai keluaran lapisan ke 3

p,q,r: Nilai Consequent Parameter (Variabel Independent)

x, y: Variabel Bebas

2) Tahap Laju Mundur

Setelah tahap propagasi maju selesai, proses dilanjutkan dengan propagasi mundur menggunakan algoritma Error Backpropagation (EBP) untuk mengevaluasi error pada setiap layer. Metode gradient descent diterapkan untuk memperbarui parameter masukan pada layer pertama. EBP memanfaatkan pendekatan ordered derivative untuk menghitung error secara berurutan di tiap layer.

3) Perhitungan Jumlah Kuadrat Error

Jumlah Kuadrat Error (Sum of Squared Error / SSE) dihitung pada layer ke-L untuk data ke-p, dengan $1 \le p \le N$. Proses ini diulang secara iteratif hingga jumlah epoch yang dijalankan kurang dari MaxEpoch dan nilai Ep lebih kecil dari ambang kesalahan (err)

4) Perhitungan MAPE

Setelah proses pelatihan selesai, tingkat kesalahan hasil prediksi diukur menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Perhitungan dilakukan menggunakan rumus MAPE sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_{a}^{a-b}}{n} x \ 100\% \tag{7}$$

Untuk:

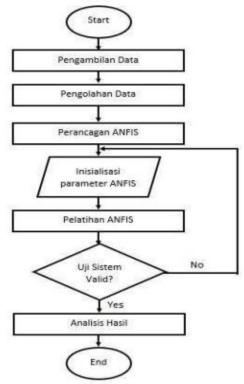
a = adalah data sebenarnya

b = adalah data prediksi

n = banyaknya tahun perkiraan



Tahapan penelitian secara sistematis dapad dilihat pada Gambar 1.



Gambar. 1. Diagram alir penelitian

TABEL I NILAI MAPE PADA PERAMALAN

Presentase MAPE	Akurasi
< 10%	Akurasi tinggi
10% - 20%	Akurasi baik
21% - 50%	Akurasi biasa
>50%	Peramalan tidak akurat

B. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu Produksi Listrik (TWh), Konsumsi Listrik (TWh), Porsi Listrik Rendah Karbon (%), Tingkat elektrifikasi (5), Konsumsi Listrik Rumah Tangga (%), Konsumsi Listrik Infudtri (TWh), dan Konsumsi Listrik Transportasi (TWh). Data-data tersebut didapatkan dari berbagai sumber yang relevan [14] Dalam penelitian ini, dipelajari pengaruh ketiga parameter input tersebut terhadap parameter outputnya, yaitu Emesi CO₂ dari Energi (Mt). Ketujuh parameter tersebut dipilih karena mewakili aspek paling krusial dalam transisi energi. Faktor lain seperti harga energi atau kebijakal fiskal diakui relean, tetapi tidak dapat digunakan karena data historis yang terbatas dan tidak konsisten per tahun dan variabilitas yang tinggi dapat menimbulkan noise pada model[19], [20].

C. Studi Literatur

Merupakan tahapan yang berfungsi untuk mengumpulkan teori pendukung yang berhubungan dengan Fuzzy Inference System, Jaringan Syaraf Tiruan dan ANFIS.

D. Proyeksi NZE Menggunakan ANFIS

Fuzzy Inference System (FIS) merupakan model berbasis aspek kualitatif yang memanfaatkan aturan if—then (fuzzy rules) untuk merepresentasikan pengetahuan manusia dan proses pembelajaran tanpa memerlukan analisis kuantitatif yang presisi. Aturan if—then inilah yang dikenal sebagai logika fuzzy, yaitu logika yang meniru cara berpikir manusia dan dapat diimplementasikan pada paradigma komputasi. Logika fuzzy berfungsi membangun kerangka teoritis yang sesuai untuk menangani ketidakpastian, sehingga diperlukan membership function (MF)



atau derajat keanggotaan untuk mengkarakterisasi input dan menjadikannya indikator dalam pengambilan keputusan[21]. Jaringan adaptif sendiri merupakan struktur jaringan yang terdiri dari simpul-simpul yang saling terhubung, di mana setiap simpul berinteraksi melalui hubungan garis penghubung. Jaringan ini dapat beroperasi secara feed-forward (maju) maupun feed-backward (mundur) dalam proses pembelajaran. Setiap simpul memiliki sifat adaptif sehingga keluaran jaringan sangat bergantung pada parameter yang ditetapkan. Oleh karena itu, diperlukan aturan pembelajaran untuk memperbarui parameter-parameter tersebut dengan tujuan meminimalkan kesalahan (error). Proses pembelajaran ini dikenal dengan istilah hybrid learning method, yang dirancang untuk menyempurnakan parameter premis dan parameter konsekuen[22]. Kombinasi antara FIS dan jaringan adaptif melahirkan suatu sistem yang dikenal dengan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). Sistem ini memerlukan proses pembelajaran agar mampu memprediksi nilai atau data pada periode mendatang secara akurat[23].

E. Mean Absolute Percebtage Error (MAPE)

(MAPE) merupakan rata-rata persentase absolut dari selisih antara hasil peramalan dan nilai aktual. Indikator ini berperan penting dalam mengukur tingkat akurasi suatu model peramalan. Semakin kecil nilai MAPE yang diperoleh, semakin tinggi tingkat ketepatan metode peramalan yang digunakan, karena kesalahan prediksi relatif terhadap data aktual menjadi lebih rendah. Akurasi peramalan sesuai pada tabel 1 [24].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Implementasi Sistem

ANFIS yang dibangun adalah dengan 7 parameter masukan beserta sumbernya sebagai berikut:

1) Electricity Generation/Produksi Listrik (TWh)

Merupakan total pembangkitan listrik dari semua sumber, baik dari tenaga fosil maupun energi terbarukan. Produksi listrik berhubungan dengan kebutuhan listrik nasional yang akan terus naik karena elektrifikasi transportasi dan industri. Produksi listrik nasional masih dominan batubara yang berdampak emisi tetap tinggi. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Fitriana, Indonesia dapat mencapai NZE pada tahun 2075 jika pembangkit di Indonesia didominasi oleh tenaga surya [25]. Data didapatkan dari Our World in Data [26].

2) Electricity Consumption/Konsumsi Listrik (TWh)

Merupakan konsumsi listrik nasional yang digunakan di berbagai sektor yaitu, rumah tangga, industri, transportasi dan sektor lain. Konsumsi listrik menggambarkan permintaan atau kebutuhan listrik nasioanl. Pertumbuhan konsumsi listrik perlu diimbangi dengan sumber energi bersih, karena jika konsumsi naik tanpa transisi ke energi hijau, emisi karbon juga naik [27]. Data didapatkan dari Energy Institute – Statistical Review of World Energy 2024

3) Share of Low-Carbon Power/Porsi Listrik Rendah Karbon (%)

Merupakan persentase pembangkitan listrik dari Energi Baru Terbarukan (EBT) yaitu bauran energi yang bersumber dari *hydro*, surya, angin, biomassa, panas bumi dan nuklir jika ada. Indonesia memiliki target pada tahun 2060 sumber energi utama dari EBT adalah sebesar 90% untuk mencapai *Net Zero Emision*. Semakin besar presenrasi energi bauran ini maka semakin rendah pula intensitas emisi karbon. Bauran energi menjadi penentu utama untuk menurunkan emisi karbon. Saat ini profil Indonesia menunjukkan ketergantungan terhadap batubara yang masih tinggi dan perlu melakukan peningkatan porsi listrik rendah karbon [28]. Data didapatkan dari EMBER-energy.org.

4) Electrification Rate/Tingkat elektrifikasi (%)

Merupakan rasio rumah tangga dan sektor lain yang sudah mendapatkan akses listrik. Indonesia hampir 100% elektrifikasi, tapi yang menjadi tantangan adalah menjaga supaya pertumbuhan konsumsi listrik berasal dari sumber bersih. Sehingga dengan peningkatan elektrifikasi, maka konsumsi listrik akan meningkat dan perlu didukung dengan sumber listrik EBT [29]. Data didapatkan dari IEA SDG7 dan World Bank Indicator.

- 5) Electricity Consumption of Electrics Households/Konsumsi Listrik Rumah Tangga (TWh)
- Merupakan listrik yang dipakai rumah tangga (peralatan rumah tangga, kendaraan listrik pribadi, dll). Dengan adanya program elektrifikasi dan penggunaan kendaraan listrik akan meningkatkan konsumsi listrik rumah tangga. Data didapatkan dari Energy Institute Statistical Review of World Energy 2024.
- 6) Electricity Consumption of Electrics Industry/Konsumsi Listrik Infudtri (TWh)

Merupakan kebutuhan listrik pada bidang industri. Data didapatkan dari Energy Institute – Statistical Review of World Energy 2024.

7) Electricity Consumption of Electrics Transport/Konsumsi Listrik Transportasi (TWh).

Merupakan kebutuhan listrik untuk transportasi darat (mobil listrik, motor listrik, bus listrik, kereta listrik). Data didapatkan dari Energy Institute – Statistical Review of World Energy 2024. Transportasi adalah penyumbang emisi terbesar kedua setelah industri produsen energi. Kategori penyumbang emisi terbesar di Indonesia secara



berturut-turut adalah industri produsen energi (46,35%), transportasi (26,39%), industri manufaktur dan konstruksi (17,75%) dan sektor lainnya (4,63%).

Sedangkan parameter luarannya yang akan dianalisis adalah Energi CO₂ dalam juta ton. Jumlah emisi karbon dioksida (CO₂) yang dilepaskan akibat penggunaan energi fosil (batubara, minyak, gas) untuk listrik, transportasi dan industri. Target Indonesia pada tahun 2060 adalah menurunkan angka emisi karbon ke nol bersih.

Gambar 2 merupakan diagram yang menunjukkan hubungan parameter masukan dengan parameter luaran. Produksi listrik nasional berhubungan dengan konsumsi listrik karena menentukan keseimbangan antara permintaan dan pasokan energi. Semua faktor ini bermuara ke emisi karbon yang merupakan parameter kunci untuk menuju Net Zero Emission. Dari Gambar 2 terlihat bahwa untuk menuju NZE tidak bisa hanya meningkatkan energi terbarukan, tetapi juga membutuhkan:

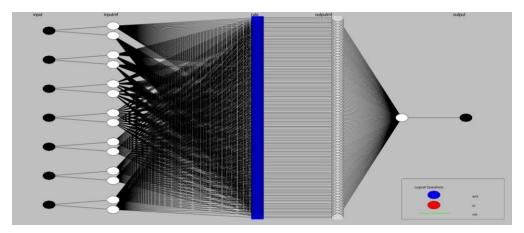
- 1. Peningkatan permintaan listrik yang sehat (elektrifikasi transportasi dan industri)
- 2. Efisiensi energi di rumah tangga dan sektor industri
- 3. Meningkatkan dominasi energi baru terbarukan

Electricity Generation (TWh) Electricity Electrification Share of Rate (%) Low-Carbon (TWh) of Electric of Electric of Electric Industry Households (TWh) (TWh) (TWh) CO2

Gambar. 2. Diagram hubungan parameter masukan dan parameter luaran



Gambar. 3. Model sistem ANFIS



Gambar. 4. Arsitektur jaringan ANFIS

Model ANFIS kemudian dibuat seperti pada Gambar 3 yaitu terdiri dari 7 parameter masukan, yaitu Produksi Listrik (TWh), Konsumsi Listrik (TWh), Porsi Listrik Rendah Karbon (%), Tingkat elektrifikasi (5), Konsumsi Listrik Rumah Tangga (%), Konsumsi Listrik Infudtri (TWh), dan Konsumsi Listrik Transportasi (TWh) dan 1 parameter luaran, yaitu Emisi Karbondioksida



Arsitektur jaringan pada Gambar 4 menunjukkan bahwa Masing-masing parameter masukan memiliki 2 himpunan fuzzy, menggunakan fungsi keanggotaan segitiga. Proses kemudian adalah pembentukan rules yang dihubungkan dengan jaringan keluaran. Data dibagi menjadi dua, yaitu data latih dan data uji. Fungsi dari data latih adalah untuk melatih ANFIS sehingga dapat mengenali target yang diinginkan yang nantinya digunakan untuk menguji apakah sistem yang dibuat sudah sesuai dengan yang diinginkan atau tidak. Penggunaan data latih adalah data pada tahun 2014-2020, data uji data tahun 2021-2024.

B. Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model ANFIS dalam melakukan prediksi emisi karbon dioksida (CO₂) berdasarkan parameter energi dan elektrifikasi. Data yang digunakan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih untuk melakukan pelatihan model, yang kedua adalah data uji berfungsi untuk mengevaluasi model yang telah dibuat. Data latih digunakan untuk melatih jaringan ANFIS yang telah dibuat seperti pada Gambar 5. Data latih yang digunakan adalah data dari tahun 2014 sampai 2020. Pada proses pelatihan, jaringan dilatih sehingga mampu mengenali target yang telah ditentukan, yaitu emisi karbon.

Pelatihan dilakukan dengan 100 epochs atau iterasi. Hasil pelatihan pada Gambar 5 menunjukkan bahwa nilai error awal berada pada kisaran **0,024**, kemudian mengalami penurunan signifikan hingga mencapai kisaran **0,010** pada epoch ke-15. Setelah titik tersebut, nilai error relatif stabil dan tidak menunjukkan penurunan lebih lanjut meskipun pelatihan dilanjutkan hingga 100 epoch. Pola ini mengindikasikan bahwa sistem telah mencapai kondisi **konvergensi** dengan tingkat error yang rendah.

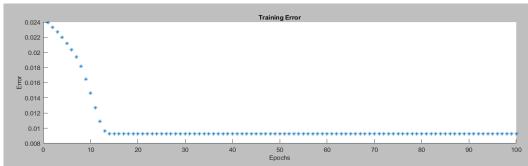
Terdapat tiga poin penting dari hasil pelatihan, yaitu:

1) Konvergensi Cepat

Penurunan error yang signifikan terjadi hanya dalam 10-15 epoch pertama. Hal ini menunjukkan bahwa ANFIS mampu menangkap pola data dengan cepat tanpa memerlukan iterasi pelatihan yang panjang

2) Stabilitas Model

Setelah epoch ke-15, nilai error berada pada nilai konstan (0,009-0,010). Kondisi ini menandakan bahwa model tidak mengalami overfitting, melainkan berhasil mencapai kestabilan prediksi dengan generalisasi yang baik



Gambar. 5 Grafik nilai training error

3) Akurasi Tinggi

Dengan nilai error yang sangat rendah, sistem menunjukkan tingkat akurasi prediksi sekitar 95%. Nilai ini menegaskan bahwa ANFIS dapat digunakan secara andal untuk emproyeksikan emisi karbon serta skenario pencapaian Net Zero Emission (NZE).

Hasil pelatihan ANFIS seperti terlihat pada tabel I yaitu merupakan perbandingan antara nilai aktual emisi karbon dengan hasil prediksi dari ANFIS. dengan variabel input berupa kapasitas pembangkitan listrik, konsumsi listrik, bauran energi rendah karbon, rasio elektrifikasi, serta konsumsi listrik di sektor rumah tangga, industri, dan transportasi. Output target adalah nilai aktual emisi CO₂, sedangkan hasil prediksi diperoleh dari model ANFIS. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa secara umum, ANFIS mampu melakukan prediksi dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Pada rentang tahun 2015–2020, error relatif hampir mendekati nol (0–0,5%), yang menunjukkan bahwa sistem berhasil mempelajari pola historis dengan baik.

Dengan demikian, hasil pelatihan dapat dinyatakan bahwa ANFIS adalah metode yang efektif dan efisien dalam memodelkan sistem energi dan emisi karbon. Model tidak hanya cepat mencapai konvergensi, tetapi juga menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi, sehingga layak digunakan untuk perencanaan kebijakan energi berkelanjutan di Indonesia.

Proses selanjutnya adalah melakukan pengujian. Data uji yang digunakan adalah data dari tahun 2021-2024. Seperti yang ditunjukkan pada tabel II. Dari hasil perbandingan antara nilai aktual dengan nilai prediksi oleh ANFIS, ditemukan anomali signifikan pada tahun 2021, di mana nilai aktual emisi tercatat sebesar 450 Mt,



sedangkan ANFIS hanya memprediksi sebesar 330,9 Mt. Hal ini menghasilkan error relatif sebesar 26,5%, jauh di atas rata-rata tahun-tahun lainnya. Perbedaan tersebut kemungkinan besar disebabkan oleh adanya faktor eksternal yang tidak terakomodasi dalam model, seperti dampak pandemi COVID-19 terhadap konsumsi energi industri dan transportasi, atau adanya pencatatan ulang (revisi) data energi nasional pada tahun tersebut.

Model ANFIS ini tidak memasukkan faktor kejadian luar biasa seperti pandemi COVID-19, krisis energi global, dan fluktuasi harga minyak. Faktor ini dapat menyebabkan deviasi besar antara hasil prediksi dan data aktual, seperti terlihat pada anomali tahun 2021 tersebut. Penurunan mendadak konsumsi energi karena lockdown, penutupam industri, dan berkurangnya mobilitas. Hal ini terlihat pada konsumsi minyak global turun >8% pada 2020 yang merupakan penurunan terbesar dalam sejarah modern. Model seperti ANFIS yang belajar dari data historis bisa menangkap pola anomali sebagai tren, sehingga hasil proyeksi pasca-pandemi bisa underestimate jika pemulihan energi lebih cepat dari ekspektasi. Outlier tahun 2021 menambah noise sehingga bisa menurunkan akurasi pada periode validasi [30] [IEA (2020), Global Energy Review 2020, IEA, Paris https://www.iea.org/reports/global-energy-review-2020, Licence: CC BY 4.0]

TABEL I PERBANDINGAN NILAI AKTUAL DAN OUTPUT ANFIS PADA DATA LATIH

Tahun	Nilai Aktual Emisi karbon (Mt)	Hasil Prediksi ANFIS	Error (%)
2015	453	453,0002	0,00004
2016	460	,	0.00030
		459,9986	.,
2017	475	474,9791	0,00440
2018	480	479,991	0,00188
2019	490	489,9975	0,00051
2020	465	465,0006	0,00013
	Error rata-rata	ı	0,00121

TABEL II PERBANDINGA NILAI AKTUAL EMISI KARBON DENGAN HASIL PREDIKSI ANFIS PADA DATA UJI

Tahun	Nilai Aktual Emisi karbon (Mt)	Hasil Prediksi ANFIS	Error (%)
2021	450	330,9	26,46667
2022	460	471,5	2,50000
2023	470	471,5	0,31915
2024	475	471,5	0,73684
	Error rata-rata		7,50566

Krisis energi global pada tahun 2022 akibat perang Rusia-Ukraina juga memberikan dampak pada pola konsumsi energi. Perubahan drastis rantai pasok energi (batubara dan gas), lonjakan harga, serta switching ke sumber energi domestik. Banyak negara menghidupkan kembali PLTU batubara yang menyebabkan emisi naik semetara. Jika data latih tidak mencakup periode krisis energi, model tidak mampu mengantisipasi lonjakan emisi akibat perubahan geopolitik. Hal ini menyebabkan hasil proyeksi bisa terlalu optimis, yaitu mengasumsikan penurunan emisi yang smooth. [https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2022]

Dari hasil pelatihan dan pengujian dengan nilai akurasi yang tinggi, ANFIS dapat digunakan untuk melakukan proyeksi Indonesia menuju emisi bersih tahun 2060. Dari hasil penelitian, beberapa kelebihan ANFIS dalam melakukan prediksi NZE adalah sebagai berikut:

4) Kemampuan Mengintegrasikan Logika Fuzzy dan Jaringan Syaraf Tiruan

ANFIS adalah teknik hybrid antara Fuzzy Inference System (FIS) yang berbasis aturan linguistik dengan Artificial Neural Network (ANN) yang memiliki kemampuan pembelajaran adaptif. Dari integrasi ini memungkinkan ANFIS untuk menangkap ketidakpastian dalam data melalui fuzzy logic sekaligus melakukan optimasi parameter secara otomatis melalui ANN.

JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika) Journal homepage: https://jurnal.stkippgritulungagung.ac.id/index.php/jipi ISSN: 2540-8984

Vol. 10, No. 3, September 2025, Pp. 2806-2816



5) Pemodelan Non-Linear yang Kompleks

Transisi menuju NZE melibatkan hubungan antar variabel yang sangat kompleks, non-linier dan saling bergantung, seperti konsumsi energi, bauran energi rendah karbon, dan elektrifikasi. ANFIS memiliki keunggulan dalam memodelkan sistem non-linier tersebut dibandingkan metode linier konvensional.

6) Kemampuan Pembelajaran dari Data Historis

ANFIS dapat dilatih menggunakan data historis emisi dan indikator energi, sehingga model yang dihasilkan mampu menangkap pola-pola dinamis yang sulit dimodelkan dengan pendekatan deterministik. Hal ini penting untuk menghasilkan proyeksi jangka panjang yang lebih realistis terhadap target NZE.

7) Keterjelasan Interpretasi

Berbeda dengan balck-box model seperti deep neural network, ANFIS menghasilkan aturan fuzzy yang dapat ditafsirkan secara linguistik. Hal ini meningkatkan explainability model dan memudahkan pengambil kebijakan untuk memahami hubungan antar parameter.

8) Fleksibilitas dan Adaptabilitas

ANFIS bersifat adaptif sehingga mampu menyesuaikan parameter fungsi keanggotaan fuzzy berdasarkan kondisi data terbaru. Hal ini menjadikan ANFIS relevan untuk memodelkan sistem energi-emisi yang dinamis dan mengalami perubahan seiring dengan perkembangan teknologi, kebijakan, maupun tren konsumsi energi.

9) Potensi Tingkat Akurasi yang Tinggi

Kemampuan ANFIS untuk memadukan kotidakpastian dan pola non-linier membuat akurasi yang dihasilkan sangat tinggi, yaitu lebih dari 95%.

Beberapa studi membandingkan ANFIS dengan ANN, ARIMA, dan SVM. Hasilnya menunjukkan ANFIS memiliki keunggulan dalam akurasi prediksi, kemampuan menangani data non-linier, kemampuan menjelaskan keputusan. Namun, ANFIS memerlukan jumlah data yang cukup untuk pelatihan yang baik.

IV. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa Artificial Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) dapat digunakan untuk proyeksi transisi energi nasional menuju Net Zero Emission (NZE) dengan tingkat akurasi 93,5%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Iswahyudi, "Back to oil: Indonesia economic growth after Asian financial crisis," *Economic Journal of Emerging Markets*, vol. 8, no. 1, pp. 25–44, Apr. 2016, doi: 10.20885/ejem.vol8.iss1.art3.
- [2] "VI. THE OIL AND GAS SECTOR: PROSPECTS AND POLICY ISSUES 1." [Online]. Available: http://www.imf.org/external/pubs/cat/longres.cfm?sk=17502.0.
- [3] S. Nugraha, "Ketahanan Energi Indonesia," Sekretariat Dewan Energi Nasional, 2015.
- "An Energy Sector Roadmap to Net Zero Emissions in Indonesia." [Online]. Available: www.iea.org/t&c/
- [5] "Net-Zero Transition: Opportunities for Indonesia," 2022.
- [6] A. Halimatussadiah, F. A. R. Afifi, R. E. G. Lufti, A. P. Pratama, and D. R. Wibowo, "Assessing Risks of Decarbonization Pathways in Indonesia," *Asian Economic Papers*, vol. 23, no. 3, pp. 125–148, Oct. 2024, doi: 10.1162/asep_a_00912.
- [7] "Indonesias pathway to net zero 2060-PDF".
- [8] S. Kusumadewi, Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya). Yogyakarta: Graha Ilmu, 2003.
- [9] Dewi and W. W. Himawati, "Prediksi Tingkat Pengangguran Menggunakan Adaptif Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)," Konferensi Nasional Sistem & Informatika 2015, vol. 2015, no. 2004, pp. 9–10, 2015.
- [10] K. Papageorgiou, E. I. Papageorgiou, K. Poczeta, D. Bochtis, and G. Stamoulis, "Forecasting of Day-Ahead Natural Gas Consumption," pp. 1–32, 2020.
- [11] M. H. L. Lee *et al.*, "A Comparative Study of Forecasting Electricity Consumption Using Machine Learning Models," *Mathematics*, vol. 10, no. 8, Apr. 2022, doi: 10.3390/math10081329.
- [12] A. K. Lohani, R. Kumar, and R. D. Singh, "Hydrological time series modeling: A comparison between adaptive neuro-fuzzy, neural network and autoregressive techniques," *J Hydrol (Amst)*, vol. 442–443, pp. 23–35, 2012, doi: https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.03.031.
- [13] M. H. L. Lee *et al.*, "A Comparative Study of Forecasting Electricity Consumption Using Machine Learning Models," *Mathematics*, vol. 10, no. 8, Apr. 2022, doi: 10.3390/math10081329.
- [14] BP, "Stratistical Review of World Energy," Statistical Review of World Energy, vol. 67, pp. 1–56, 2014.
- [15] I. Haimi, Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek dengan Menggunakan Metode ANFIS. UINSUSKA, 2010.
- [16] "anfis 93"
- [17] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," *IEEE Trans Syst Man Cybern*, vol. SMC-15, pp. 116–132, 1985, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:3333100
- [18] J. S. R. Jang and C. T. Sun, "Neuro-Fuzzy Modeling and Control," Proceedings of the IEEE, vol. 83, no. 3, pp. 378–406, 1995, doi: 10.1109/5.364486.
- [19] Y. K. Semero, J. Zhang, and D. Zheng, "EMD–PSO–ANFIS-based hybrid approach for short-term load forecasting in microgrids," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 14, no. 3, pp. 470–475, Feb. 2020, doi: https://doi.org/10.1049/iet-gtd.2019.0869.
- [20] P. Vijayalakshmi, S. Buvaneswari, M. Harikumaran, A. Sasikala, S. Prabhu, and N. Jayanthi, "Comparative analysis of ANN and ANFIS models for solar energy prediction: Advancing forecasting accuracy in photovoltaic systems," AIP Conf Proc, vol. 3231, no. 1, p. 040008, Nov. 2024, doi: 10.1063/5.0235865.
- [21] A. Andalib, M. Zare, and F. Atry, "A Fuzzy Expert System for Earthquake Prediction, Case Study: The Zagros Range," 2009.
- [22] V. Ojha, A. Abraham, and V. Snášel, "Heuristic design of fuzzy inference systems: A review of three decades of research," *Eng Appl Artif Intell*, vol. 85, pp. 845–864, Oct. 2019, doi: 10.1016/j.engappai.2019.08.010.

JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika) Journal homepage: https://jurnal.stkippgritulungagung.ac.id/index.php/jipi

ISSN: 2540-8984

Vol. 10, No. 3, September 2025, Pp. 2806-2816



- [23] R. Fazel-Rezai, V. Asadpour, and M. R. Ravanfar, "Adaptive Network Fuzzy Inference Systems for Classification in a Brain Computer Interface," in *Brain-Computer Interface Systems Recent Progress and Future Prospects*, R. Fazel-Rezai, Ed., Rijeka: IntechOpen, 2013. doi: 10.5772/55989.
- [24] S. N. Z. Abidin and M. M. Jaffar, "Forecasting share prices of small size companies in Bursa Malaysia using geometric Brownian motion," *Applied Mathematics and Information Sciences*, vol. 8, no. 1, pp. 107–112, 2014, doi: 10.12785/amis/080112.
- [25] I. Fitriana, Hadiyanto, B. Warsito, E. Hilmawan, and J. Santosa, "The Optimization of Power Generation Mix to Achieve Net Zero Emission Pathway in Indonesia without Specific Time Target," *International Journal of Sustainable Energy Planning and Management*, vol. 41, pp. 5–19, Jun. 2024, doi: 10.54337/ijsepm.8263.
- [26] Hannah Ritchie, "CO2 emissions dataset: our sources and methods" Published online at OurWorldinData.org. Retrieved from: 'https://ourworldindata.org/co2-dataset-sources." Accessed: Sep. 01, 2025. [Online]. Available: https://ourworldindata.org/co2-dataset-sources
- [27] K. Handayani, Y. Krozer, and T. Filatova, "Trade-offs between electrification and climate change mitigation: An analysis of the Java-Bali power system in Indonesia," *Appl Energy*, vol. 208, pp. 1020–1037, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.09.048.
- A. Putra Sisdwinugraha Anindita Hapsari Farid Wijaya Faris Adnan Padhilah His Muhammad Bintang Ilham Rizqian Fahreza Surya Julius Christian Adiatma, A. Halim Abyan Hilmy Akbar Bagaskara, A. Rosadi Agus Praditya Tampubolon Deon Arinaldo Erina Mursanti Fabby Tumiwa Malindo Wardana Marlistya Citraningrum, A. Putra Sisdwinugraha Anindita Hapsari, M. Jesica Solomasi Mendrofa Muhammad Dhifan Nabighdazweda Pintoko Aji Putra Maswan Raditya Yudha Wiranegara Rahmi Puspita Sari Shahnaz Nur Firdausi, and J. Tebet Timur Raya, "Imprint Indonesia Energy Transition Outlook 2025 Navigating Indonesia's Energy Transition at the Crossroads: A Pivotal Moment for Redefining the Future," vol. 5, p. 2025, [Online]. Available: www.iesr.or.id|iesr@iesr.or.id
- [29] J. Miller, J. Syahputri, D. Hall, A. Mahalana, and F. Posada, "Roadmap to zero The pace of Indonesia's electric vehicle transition," 2025.
- [30] S. Muhammad, X. Long, and M. Salman, "COVID-19 pandemic and environmental pollution: A blessing in disguise?," *Science of The Total Environment*, vol. 728, p. 138820, 2020, doi: https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138820.