

# Prediksi Degradasi Daya Modul Photovoltaic Polycrystalline Menggunakan Random Forest

Dwi Listiawati<sup>1</sup>, Samsurizal<sup>2</sup>, Yulisya Zuriatni<sup>3</sup>, Rudina Okvasari<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Teknologi Listrik, Institut Teknologi PLN

<sup>2,4</sup>Teknik Elektro, Institut Teknologi PLN

<sup>3</sup>Teknik Sipil, Institut Teknologi PLN

E-mail: <sup>1</sup>[dwilistiawati@itpln.ac.id](mailto:dwilistiawati@itpln.ac.id), <sup>2</sup>[samsurizal@itpln.ac.id](mailto:samsurizal@itpln.ac.id), <sup>3</sup>[yulisya.zuriatni@itpln.ac.id](mailto:yulisya.zuriatni@itpln.ac.id),

<sup>4</sup>[rudina@itpln.ac.id](mailto:rudina@itpln.ac.id)

**Abstrak** – Degradasi daya pada modul photovoltaic (PV) jenis polycrystalline merupakan permasalahan penting yang memengaruhi efisiensi dan keandalan sistem Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS). Variasi sudut kemiringan, intensitas iradiasi matahari, arus keluaran, dan suhu modul menyebabkan karakteristik degradasi yang bersifat nonlinier sehingga sulit dimodelkan menggunakan pendekatan matematis konvensional. Penelitian ini bertujuan memprediksi degradasi daya modul PV polycrystalline menggunakan pendekatan machine learning berbasis algoritma Random Forest. Data penelitian diperoleh dari hasil pengukuran lapangan dengan variasi sudut kemiringan  $0^\circ$ – $65^\circ$ , nilai iradiasi matahari, arus keluaran, dan suhu permukaan modul. Degradasi daya dihitung sebagai persentase penurunan daya keluaran terhadap daya maksimum modul. Model Random Forest dilatih menggunakan empat variabel input, yaitu sudut kemiringan, iradiasi, arus, dan suhu modul, kemudian dievaluasi menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan koefisien determinasi ( $R^2$ ). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu memprediksi degradasi daya dengan nilai MAE sebesar 2,08%, RMSE sebesar 2,99%, dan  $R^2$  sebesar 0,7008. Analisis feature importance mengindikasikan bahwa arus keluaran merupakan faktor paling dominan dengan kontribusi 52,1%, diikuti oleh iradiasi matahari sebesar 24,9%, sudut kemiringan sebesar 12,8%, dan suhu modul sebesar 10,2%. Hasil ini menegaskan efektivitas Random Forest dalam memodelkan hubungan nonlinier degradasi daya PV. Penelitian selanjutnya dilakukan dengan penambahan parameter lingkungan, serta perbandingan dengan metode deep learning untuk meningkatkan akurasi prediksi.

**Kata Kunci** — Machine learning, random forest, degradasi, photovoltaic

## 1. PENDAHULUAN

Pemanfaatan energi surya melalui sistem *photovoltaic* (PV) terus mengalami peningkatan seiring dengan kebutuhan energi listrik yang berkelanjutan dan ramah lingkungan[1]. Modul PV jenis *polycrystalline* masih banyak digunakan karena biaya produksi yang relatif rendah serta kinerja yang stabil pada berbagai kondisi lingkungan. Namun, dalam pengoperasian jangka panjang, modul PV tidak terlepas dari fenomena degradasi daya yang menyebabkan penurunan efisiensi dan performa sistem Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS)[2]. Degradasi daya ini dipengaruhi oleh berbagai faktor operasional dan lingkungan, seperti variasi sudut kemiringan modul, intensitas iradiasi matahari, arus keluaran, serta suhu permukaan modul, yang secara kumulatif menentukan kualitas energi listrik yang dihasilkan[3].

Permasalahan utama dalam analisis degradasi daya modul PV *polycrystalline* terletak pada karakteristik hubungan antarvariabel yang bersifat nonlinier dan dinamis[4]. Pendekatan pemodelan konvensional berbasis persamaan matematis dan regresi linier banyak digunakan pada penelitian terdahulu untuk menganalisis pengaruh sudut kemiringan, iradiasi, dan suhu terhadap karakteristik modul PV[5]. Meskipun metode tersebut mampu menjelaskan hubungan dasar antarvariabel dengan tingkat akurasi yang baik pada kondisi tertentu, pendekatan regresi memiliki keterbatasan dalam menangkap kompleksitas interaksi nonlinier serta sensitivitas terhadap variasi data ekstrem, khususnya pada kondisi lingkungan yang berubah-ubah. Akibatnya, model yang dihasilkan kurang adaptif ketika digunakan untuk prediksi degradasi daya pada kondisi operasional nyata.

Seiring dengan meningkatnya kompleksitas sistem PLTS dan ketersediaan data pengukuran lapangan yang semakin besar, pendekatan berbasis machine learning mulai banyak diterapkan untuk analisis dan prediksi kinerja modul PV[6]. Berbagai algoritma seperti *Support Vector Machine*, *Artificial Neural Network*, dan *k-Nearest Neighbor* telah digunakan untuk memodelkan daya keluaran dan degradasi kinerja modul PV[7], [8]. Hasil dari penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode menggunakan *machine learning* umumnya mampu memberikan akurasi yang lebih baik dibandingkan metode regresi konvensional, terutama dalam memodelkan hubungan nonlinier antarvariabel lingkungan dan operasional[4], [9].

Di antara berbagai algoritma *machine learning*, *Random Forest* menjadi salah satu metode yang paling banyak digunakan dalam penelitian terkait sistem energi terbarukan dan PLTS[10], [11]. *Random Forest* memiliki keunggulan dalam menangani data multivariabel, bersifat *robust* terhadap *noise*, serta mampu mengurangi risiko *overfitting* melalui mekanisme *ensemble learning*. Selain itu, *Random Forest* menyediakan analisis feature importance yang memungkinkan identifikasi parameter dominan yang memengaruhi kinerja sistem, sehingga metode ini tidak hanya berfungsi sebagai alat prediksi, tetapi juga sebagai alat analisis. Namun demikian, sebagian besar penelitian yang menerapkan *Random Forest* masih berfokus pada modul PV secara umum atau menggunakan data simulasi, sehingga kajian berbasis data pengukuran lapangan dengan variasi sudut kemiringan dan karakteristik modul *polycrystalline* masih relatif terbatas[12].

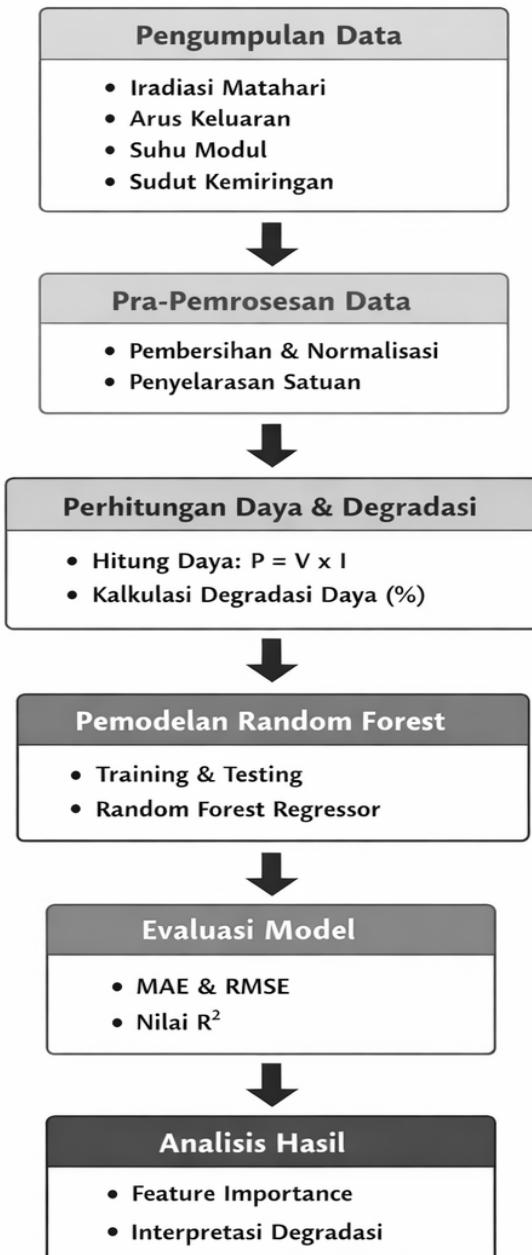
Berdasarkan tinjauan penelitian sebelumnya, terdapat celah penelitian (*research gap*) dalam penerapan metode *Random Forest* untuk memprediksi degradasi daya modul PV *polycrystalline* secara spesifik dengan mempertimbangkan parameter sudut kemiringan, iradiasi matahari, arus keluaran, dan suhu modul secara simultan[13]. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pendekatan prediksi degradasi daya modul PV *polycrystalline* menggunakan algoritma *Random Forest* dengan mengintegrasikan data pengukuran lapangan[10]. Pendekatan ini diharapkan mampu menangkap hubungan nonlinier antarvariabel secara lebih akurat dibandingkan metode matematis konvensional, sekaligus mengidentifikasi kontribusi relatif masing-masing parameter melalui analisis *feature importance*. Tujuan dari penelitian ini adalah menghasilkan model prediksi degradasi daya yang akurat dan interpretatif serta mengidentifikasi faktor dominan yang memengaruhi penurunan daya pada modul PV *polycrystalline*. Kontribusi utama penelitian ini adalah penggunaan data pengukuran lapangan dengan variasi sudut kemiringan yang luas serta analisis *feature importance* untuk mengidentifikasi faktor dominan degradasi daya pada modul PV *polycrystalline*.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan yang tersusun secara sistematis untuk memastikan keterkaitan antara data lapangan, pemodelan, dan hasil prediksi degradasi daya modul *photovoltaic* (PV) jenis *polycrystalline*. Tahap awal penelitian dimulai dengan pengumpulan data eksperimental, yang meliputi data iradiasi matahari, arus keluaran modul, suhu permukaan modul, serta variasi sudut kemiringan modul PV. Data diperoleh dari hasil pengukuran lapangan dengan interval waktu tertentu dan variasi sudut kemiringan antara 0° hingga 65°, sehingga mencerminkan kondisi operasional nyata sistem PLTS.

Tahap berikutnya adalah pra-pemrosesan data, yang bertujuan untuk menyiapkan data agar layak digunakan dalam pemodelan machine learning. Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan kelengkapan data, penyelarasan satuan, serta pengolahan data rata-rata untuk setiap sudut kemiringan modul. Selanjutnya, daya keluaran modul dihitung berdasarkan hasil pengukuran arus dan asumsi tegangan modul yang relatif stabil selama pengujian. Nilai degradasi daya kemudian ditentukan sebagai persentase selisih antara daya keluaran aktual terhadap daya maksimum yang diperoleh pada kondisi optimum. Tahap selanjutnya adalah pemodelan prediksi degradasi daya menggunakan algoritma *Random Forest*. Variabel sudut kemiringan, iradiasi matahari, arus keluaran, dan suhu modul digunakan sebagai variabel input, sedangkan degradasi daya dijadikan sebagai variabel output. Model kemudian disimulasikan, hasilnya berupa data uji untuk mengevaluasi kinerja prediksi. Tahap akhir penelitian adalah analisis hasil, yang mencakup evaluasi akurasi model dan interpretasi kontribusi masing-masing variabel melalui analisis *feature importance*. Tahapan penelitian secara umum ditunjukkan pada Gambar 1.

Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang berfokus pada pendekatan eksperimental atau analisis statistik sederhana, penelitian ini secara khusus mengimplementasikan model simulasi pengisian cepat DC untuk menghasilkan dataset degradasi SoH berbasis parameter arus, tegangan, suhu, dan SoC. Dataset ini selanjutnya digunakan sebagai input model *Random Forest Regressor* untuk memprediksi degradasi SoH secara kuantitatif.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1 menunjukkan diagram alir penelitian yang menggambarkan tahapan sistematis dalam memprediksi degradasi daya modul *photovoltaic* (PV) jenis *polycrystalline* menggunakan pendekatan machine learning. Proses penelitian diawali dengan tahap pengumpulan data, yang meliputi data iradiasi matahari, arus keluaran modul, suhu permukaan modul, serta variasi sudut kemiringan modul. Data ini diperoleh melalui pengukuran lapangan pada sistem PLTS dengan interval waktu dan sudut kemiringan tertentu untuk merepresentasikan kondisi operasional nyata. Tahap selanjutnya adalah pra-pemrosesan data, yang bertujuan memastikan kualitas dan konsistensi data sebelum digunakan dalam pemodelan. Pada tahap ini dilakukan pembersihan data dari nilai tidak valid, penyelarasan satuan pengukuran, serta normalisasi data untuk mengurangi pengaruh skala yang berbeda antarvariabel. Proses ini penting agar model machine learning dapat mempelajari pola data secara optimal tanpa bias akibat ketidakkonsistenan data. Setelah data siap, dilakukan perhitungan daya dan degradasi daya modul. Daya keluaran modul dihitung berdasarkan hasil pengukuran arus dan asumsi tegangan modul yang relatif konstan, sedangkan degradasi daya ditentukan sebagai persentase penurunan daya keluaran terhadap daya maksimum yang diperoleh selama pengujian. Nilai degradasi daya ini kemudian digunakan sebagai variabel target dalam proses pemodelan.

Tahap berikutnya adalah pemodelan menggunakan algoritma *Random Forest*, di mana data dibagi menjadi data latih dan data uji. *Random Forest Regressor* digunakan untuk memprediksi degradasi daya berdasarkan

variabel sudut kemiringan, iradiasi matahari, arus keluaran, dan suhu modul. Model dilatih untuk menangkap hubungan nonlinier antarvariabel dan menghasilkan prediksi degradasi daya yang akurat. Kinerja model dievaluasi pada tahap evaluasi model menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan koefisien determinasi ( $R^2$ ). Evaluasi ini digunakan untuk menilai tingkat kesalahan prediksi dan kemampuan model dalam merepresentasikan pola degradasi daya modul PV. Tahap akhir penelitian adalah analisis hasil, yang mencakup interpretasi nilai feature importance untuk mengidentifikasi faktor dominan yang memengaruhi degradasi daya serta pembahasan implikasi hasil terhadap pengembangan sistem monitoring dan predictive maintenance pada PLTS.

## 2.1 Deskripsi Sistem dan Data Pengukuran

Penelitian ini menggunakan data hasil pengukuran lapangan pada modul photovoltaic polycrystalline. Spesifikasi modul dan karakteristik data pengukuran yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1. Spesifikasi Modul Photovoltaic (PV)

Parameter	Nilai / Keterangan
Jenis modul	Polycrystalline Silicon
Daya nominal (Pmax)	100 Wp
Tegangan maksimum (Vmp)	20 V
Arus maksimum (Imp)	6 A
Tegangan open-circuit (Voc)	22 V
Arus short-circuit (Isc)	6.5 A
Luas permukaan modul	0.8 m <sup>2</sup>
Teknologi sel	Polycrystalline
Lokasi pemasangan	PLTS lingkungan Institut Teknologi PLN
Sistem pemasangan	Fixed-tilt (sudut variabel)

Tabel 2. Spesifikasi Data Pengukuran

Parameter Data	Keterangan
Sumber data	Pengukuran lapangan (eksperimen langsung)
Lokasi pengukuran	Institut Teknologi PLN
Jumlah total data	$\pm N$ sampel (500)
Interval waktu pengambilan data	$\Delta t$ (30 menit)
Periode pengukuran	Siang hari ( $\pm 09.00\text{--}15.00$ WIB)
Kondisi cuaca	Cerah hingga berawan ringan
Variasi sudut kemiringan	0° – 65°
Parameter input	Iradiasi (W/m <sup>2</sup> ), arus (A), suhu modul (°C), sudut kemiringan (°)
Parameter output	Daya keluaran modul (W)
Target machine learning	Degradasi daya (%)
Pra-pemrosesan data	Normalisasi & pembersihan data anomali
Pembagian data ML	80% data latih, 20% data uji

Tabel 1 dan Tabel 2 menunjukkan spesifikasi modul *photovoltaic* serta karakteristik data pengukuran yang digunakan dalam penelitian ini. Seluruh data diperoleh melalui pengukuran lapangan secara langsung dengan variasi sudut kemiringan modul untuk merepresentasikan kondisi operasional nyata sistem PLTS. Data yang diperoleh selanjutnya digunakan sebagai basis pembentukan dataset *machine learning* untuk memprediksi

degradasi daya modul *photovoltaic*. Berdasarkan spesifikasi dan data pengukuran tersebut, selanjutnya dilakukan pemodelan matematis degradasi daya modul photovoltaic sebagaimana dijelaskan pada Subbab 2.2.

## 2.2 Pemodelan Matematis Degradasi Daya

Pemodelan matematis dalam penelitian ini digunakan sebagai dasar untuk mendefinisikan besaran degradasi daya modul PV. Daya keluaran modul dihitung menggunakan persamaan dasar hubungan listrik sebagai berikut:

di mana  $P$  adalah daya keluaran modul ( $W$ ),  $V$  adalah tegangan modul ( $V$ ), dan  $I$  adalah arus keluaran modul ( $A$ ). Dalam penelitian ini, tegangan modul diasumsikan relatif konstan sesuai dengan karakteristik modul pada kondisi pengujian, sehingga variasi daya terutama dipengaruhi oleh perubahan arus keluaran. Degradasi daya didefinisikan sebagai persentase penurunan daya keluaran terhadap daya maksimum yang diperoleh selama pengujian, yang dirumuskan sebagai berikut:

di mana  $P_{\max}$  adalah daya maksimum modul dan  $P_i$  adalah daya keluaran modul pada kondisi ke- $i$ . Nilai degradasi daya ini selanjutnya digunakan sebagai target prediksi dalam model *machine learning*.

Seluruh proses pengolahan data dan pemodelan machine learning dalam penelitian ini diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python. Python dipilih karena memiliki pustaka (*library*) yang lengkap dan andal untuk analisis data, pemodelan statistik, serta machine learning. Pengolahan data dilakukan menggunakan pustaka *NumPy* dan *Pandas*, sedangkan pemodelan *Random Forest* diimplementasikan menggunakan pustaka *Scikit-learn*. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan beberapa metrik kuantitatif, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan koefisien determinasi ( $R^2$ ). Visualisasi hasil, termasuk grafik degradasi daya terhadap sudut kemiringan serta perbandingan antara nilai aktual dan prediksi, dibuat menggunakan pustaka *Matplotlib*. Penggunaan Python dan pustaka-pustaka tersebut memungkinkan proses penelitian dilakukan secara sistematis, reproduksibel, dan mudah dikembangkan untuk penelitian lanjutan.

### 2.3 Metode *Random Forest*

*Random Forest* merupakan algoritma *ensemble learning* yang bekerja dengan membangun sejumlah pohon keputusan (*decision tree*) secara acak dan menggabungkan hasil prediksi dari setiap pohon untuk memperoleh prediksi akhir. Keunggulan utama *Random Forest* terletak pada kemampuannya dalam menangani hubungan nonlinier, mengurangi *overfitting*, serta meningkatkan stabilitas dan akurasi model dibandingkan dengan satu pohon keputusan tunggal. Pada penelitian ini, *Random Forest* digunakan dalam skema regresi (*Random Forest Regressor*) untuk memprediksi nilai degradasi daya modul PV. Setiap pohon keputusan dibangun menggunakan subset data dan subset variabel input yang dipilih secara acak. Proses ini memungkinkan model untuk menangkap variasi dan pola kompleks yang terdapat dalam data iradiasi, arus, suhu, dan sudut kemiringan. Prediksi akhir diperoleh melalui proses perataan (*averaging*) dari seluruh pohon keputusan yang dibangun. Selain kemampuan prediksi, *Random Forest* juga menyediakan analisis *feature importance* yang digunakan untuk mengevaluasi kontribusi relatif masing-masing variabel input terhadap degradasi daya. Informasi ini sangat penting untuk memahami faktor dominan yang memengaruhi penurunan kinerja modul *PV polycrystalline*. Model *Random Forest* dibangun menggunakan  $n \text{ estimators} = 100$  dengan pembagian data latih dan data uji sebesar 80:20.

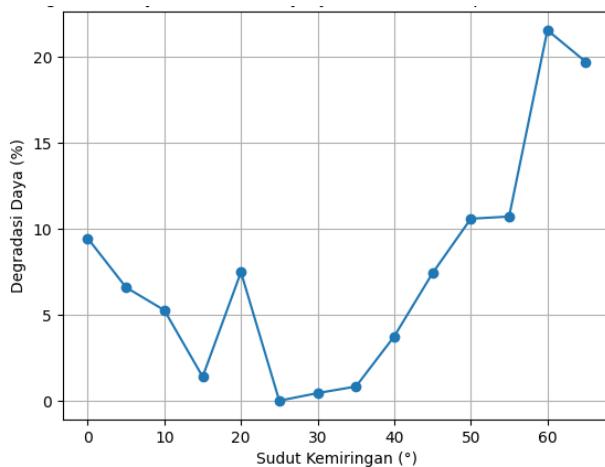
### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, parameter yang digunakan dalam pemodelan prediksi degradasi daya modul *photovoltaic* (PV) jenis *polycrystalline* terdiri atas parameter operasional dan lingkungan yang diperoleh dari hasil pengukuran lapangan. Parameter tersebut dipilih berdasarkan relevansinya terhadap karakteristik keluaran modul PV serta temuan pada penelitian-penelitian sebelumnya. Parameter input yang digunakan dalam model Random Forest meliputi sudut kemiringan modul ( $^{\circ}$ ), iradiasi matahari ( $\text{W}/\text{m}^2$ ), arus keluaran modul (A), dan suhu permukaan modul ( $^{\circ}\text{C}$ ). Keempat parameter ini merepresentasikan kondisi geometris, lingkungan, dan elektris modul PV selama proses pengujian. Variabel output yang digunakan dalam penelitian ini adalah degradasi daya modul PV (%), yang dihitung berdasarkan selisih relatif antara daya keluaran aktual modul terhadap daya maksimum yang diperoleh selama periode pengujian. Daya keluaran modul dihitung menggunakan nilai arus keluaran hasil pengukuran dengan asumsi tegangan modul yang relatif konstan sesuai dengan karakteristik modul pada kondisi

pengujian. Pendefinisian variabel ini bertujuan untuk memberikan representasi kuantitatif terhadap tingkat penurunan kinerja modul PV *polycrystalline*.

### 3.1. Hasil prediksi dan evaluasi model

Untuk melihat hubungan antara degradasi daya modul *photovoltaic* (PV) jenis *polycrystalline* terhadap variasi sudut kemiringan modul. Grafik ini disusun berdasarkan hasil perhitungan degradasi daya yang diperoleh dari data pengukuran lapangan, dengan mempertimbangkan perubahan daya keluaran modul pada setiap sudut kemiringan. Visualisasi ini bertujuan untuk menunjukkan pola empiris degradasi daya secara langsung sebagai akibat dari variasi sudut pemasangan modul PV, sebelum dikaitkan dengan hasil prediksi dan analisis model *machine learning*. Hasil degradasi daya terhadap sudut kemiringan menjadi penting karena sudut pemasangan merupakan salah satu parameter geometris utama yang memengaruhi besarnya radiasi matahari efektif yang diterima permukaan modul. Hasil simulasi untuk mengetahui penurunan atau peningkatan kinerja modul PV *polycrystalline* akibat perubahan sudut kemiringan, sekaligus menjadi dasar untuk analisis lebih lanjut terhadap faktor-faktor penyebab degradasi daya.



Gambar 2. Degradasi daya pada modul surta terhadap sudut kemiringan

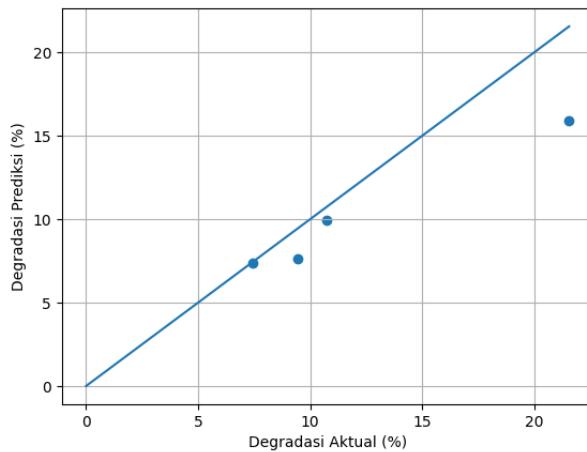
Berdasarkan grafik gambar 2, terlihat bahwa degradasi daya modul PV *polycrystalline* tidak berubah secara linier terhadap sudut kemiringan modul. Pada sudut kemiringan rendah hingga menengah ( $0^\circ$ – $35^\circ$ ), degradasi daya relatif kecil dan cenderung fluktuatif, dengan nilai minimum degradasi terjadi pada rentang sudut sekitar  $25^\circ$ – $35^\circ$ . Kondisi ini menunjukkan bahwa pada rentang sudut tersebut, modul PV menerima iradiasi matahari yang lebih optimal sehingga daya keluaran mendekati nilai maksimum dan degradasi daya menjadi minimal. Sebaliknya, pada sudut kemiringan yang lebih besar ( $\geq 40^\circ$ ), degradasi daya menunjukkan kecenderungan meningkat secara signifikan. Peningkatan degradasi yang tajam terlihat pada sudut di atas  $50^\circ$ , dengan nilai degradasi mencapai lebih dari 10% dan mencapai puncaknya pada sudut sekitar  $60^\circ$ . Fenomena ini mengindikasikan bahwa sudut kemiringan yang terlalu besar menyebabkan penurunan intensitas radiasi efektif yang diterima modul, sehingga arus keluaran menurun dan berdampak langsung pada penurunan daya keluaran modul PV *polycrystalline*.

Pola degradasi daya yang bersifat nonlinier ini menegaskan bahwa pengaruh sudut kemiringan terhadap kinerja modul PV tidak dapat dijelaskan secara sederhana menggunakan pendekatan linier. Fluktiasi degradasi pada sudut menengah juga menunjukkan adanya interaksi antara sudut kemiringan dengan faktor lain, seperti iradiasi matahari sesaat, suhu modul, dan karakteristik elektris modul. Hal ini memperkuat temuan bahwa degradasi daya modul PV merupakan hasil interaksi kompleks antara parameter geometris, lingkungan, dan elektris. Hasil ini mengonfirmasi pentingnya pemilihan sudut kemiringan yang tepat dalam perancangan dan pengoperasian sistem PLTS, khususnya untuk modul PV *polycrystalline*. Selain itu, pola degradasi yang tidak linier terhadap sudut kemiringan menjadi dasar yang kuat untuk penerapan pendekatan *machine learning*, seperti Random Forest, yang mampu memodelkan hubungan kompleks antarvariabel secara lebih adaptif dibandingkan metode konvensional.

### 3.2. Evaluasi hasil prediksi degradasi daya menggunakan random forest

Untuk mengevaluasi hasil prediksi degradasi daya, dilakukan simulasi menggunakan Phyton untuk melihat perbandingan antara nilai degradasi daya aktual yang diperoleh dari hasil perhitungan berdasarkan data

pengukuran lapangan dengan nilai degradasi daya hasil prediksi menggunakan algoritma *Random Forest*. Visualisasi ini digunakan sebagai evaluasi untuk menilai tingkat kesesuaian antara hasil prediksi model dan kondisi degradasi daya yang terjadi secara nyata pada modul *photovoltaic* (PV) jenis *polycrystalline*. Penyajian grafik ini bertujuan untuk mengilustrasikan kinerja model *Random Forest* dalam merepresentasikan hubungan nonlinier antara parameter sudut kemiringan, iradiasi matahari, arus keluaran, dan suhu modul terhadap degradasi daya. Dengan membandingkan nilai aktual dan prediksi secara langsung, dapat memberikan gambaran visual mengenai kemampuan generalisasi model serta potensi deviasi prediksi pada berbagai tingkat degradasi daya. Hasil visualisasi disajikan pada gambar 3.



Gambar 3. Perbandingan aktual dan prediksi degradasi daya dengan random forest

Gambar 3 memperlihatkan perbandingan antara nilai degradasi daya aktual hasil perhitungan dari data pengukuran lapangan dengan nilai degradasi daya yang diprediksi oleh model *Random Forest*. Grafik ini digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana model mampu merepresentasikan perilaku degradasi daya modul *photovoltaic* (PV) jenis *polycrystalline* berdasarkan parameter sudut kemiringan, iradiasi matahari, arus keluaran, dan suhu modul. Garis diagonal pada grafik merepresentasikan kondisi prediksi ideal, di mana nilai degradasi daya hasil prediksi sama dengan nilai degradasi daya aktual. Berdasarkan sebaran titik pada grafik, terlihat bahwa sebagian besar titik data berada relatif dekat dengan garis diagonal, yang menunjukkan bahwa model *Random Forest* mampu menangkap pola umum degradasi daya modul PV *polycrystalline*. Kedekatan titik terhadap garis ideal ini mengindikasikan adanya kesesuaian antara nilai prediksi dan nilai aktual, khususnya pada rentang degradasi daya rendah hingga menengah. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi degradasi daya pada kondisi operasional yang relatif normal. Namun demikian, pada beberapa titik dengan nilai degradasi daya yang lebih tinggi, terlihat adanya deviasi yang lebih besar antara nilai prediksi dan nilai aktual. Kondisi ini mengindikasikan bahwa akurasi model cenderung menurun pada rentang degradasi ekstrem, yang kemungkinan disebabkan oleh keterbatasan jumlah data pada kondisi sudut kemiringan dan iradiasi yang tidak optimal. Selain itu, fluktuasi kondisi lingkungan yang tidak sepenuhnya terwakili dalam dataset juga dapat memengaruhi kemampuan model dalam melakukan generalisasi pada nilai degradasi yang tinggi.

Secara kuantitatif, kinerja model *Random Forest* diperkuat oleh nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 2,08% dan *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 2,99%, yang menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi relatif kecil terhadap rentang nilai degradasi daya. Nilai koefisien determinasi  $R^2$  sebesar 0,7008 menunjukkan bahwa sekitar 70% variasi degradasi daya dapat dijelaskan oleh model berdasarkan parameter yang digunakan. Nilai ini mencerminkan kemampuan prediksi yang cukup baik, terutama mengingat data yang digunakan merupakan data pengukuran lapangan dengan variabilitas lingkungan yang tinggi.

Hasil grafik ini juga menegaskan bahwa *Random Forest* efektif dalam memodelkan hubungan nonlinier antarvariabel yang memengaruhi degradasi daya modul PV *polycrystalline*. Meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan akurasi, khususnya pada kondisi degradasi ekstrem, model telah menunjukkan kinerja yang memadai dan interpretatif. Dengan penambahan data jangka panjang, peningkatan resolusi data lingkungan, serta pengembangan model lanjutan, pendekatan ini berpotensi dikembangkan lebih lanjut sebagai dasar sistem predictive maintenance dan monitoring kinerja PLTS berbasis data.

#### 4. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model prediksi degradasi daya modul *photovoltaic* (PV) jenis *polycrystalline* menggunakan pendekatan *machine learning* berbasis algoritma *Random Forest* dengan mempertimbangkan parameter sudut kemiringan, iradiasi matahari, arus keluaran, dan suhu modul. Hasil penelitian menunjukkan bahwa degradasi daya modul PV memiliki karakteristik nonlinier terhadap variasi sudut kemiringan, di mana degradasi minimum terjadi pada rentang sudut tertentu dan meningkat secara signifikan pada sudut kemiringan yang lebih besar. Model *Random Forest* yang dibangun mampu memprediksi degradasi daya dengan tingkat akurasi yang cukup baik, ditunjukkan oleh nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 2,08%, *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 2,99%, dan koefisien determinasi R<sup>2</sup> sebesar 0,7008. Nilai-nilai tersebut mengindikasikan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 70% variasi degradasi daya berdasarkan parameter yang digunakan, meskipun masih terdapat deviasi pada kondisi degradasi daya yang ekstrem.

Analisis *feature importance* menunjukkan bahwa arus keluaran merupakan faktor paling dominan yang memengaruhi degradasi daya modul PV *polycrystalline* dengan kontribusi sebesar 52,1%, diikuti oleh iradiasi matahari sebesar 24,9%, sudut kemiringan sebesar 12,8%, dan suhu modul sebesar 10,2%. Temuan ini menegaskan bahwa kondisi elektris dan tingkat radiasi matahari memiliki peran yang lebih signifikan dibandingkan faktor geometris dan termal dalam menentukan degradasi daya modul PV. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan *machine learning* berbasis *Random Forest* efektif digunakan untuk memodelkan dan memprediksi degradasi daya modul PV *polycrystalline* pada kondisi operasional nyata. Model yang dihasilkan berpotensi dikembangkan sebagai dasar sistem *predictive maintenance* dan monitoring kinerja PLTS.

## 5. SARAN

Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan data jangka panjang, menambahkan parameter lingkungan lain seperti kelembapan dan partial shading, serta membandingkan kinerja Random Forest dengan algoritma deep learning untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi model.

## 6. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada C-GREEN Research Center atas dukungan dan kontribusinya dalam pelaksanaan penelitian ini sejak tahap awal hingga penyusunan naskah akhir. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada Institut Teknologi PLN dan Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (LPPM) ITPLN yang telah memfasilitasi kegiatan penelitian ini sehingga penelitian dapat diselesaikan, dituliskan, dan dipublikasikan. Penulis berharap hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat serta menjadi referensi bagi pengembangan penelitian selanjutnya.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. T. Gultom, “Pemanfaatan Photovoltaic Sebagai Pembangkit Listrik Tenaga Surya,” *Jurnal Mudira Indure*, vol. 1, no. 3, pp. 33–42, 2015, [Online]. Available: <http://www.jurnalmudiraindure.com/pemanfaatan-photovoltaic-sebagai-pembangkit-listrik-tenaga-surya/>
- [2] A. Makkulau, Christiono, and Samsurizal, “Characteristics of Temperature Changes Measurement on Photovoltaic Surfaces Against Quality of Output Current on Solar Power Plants,” *2019 International Conference on Technologies and Policies in Electric Power and Energy, TPEPE 2019*, pp. 20–23, 2019, doi: 10.1109/IEEECONF48524.2019.9102630.
- [3] M. . A. Samsurizal , Christiano, “Evaluasi Sudut Kemiringan Terhadap Pengaruh Irradiance Pada Array Photovoltaic Jenis Monocristalline,” *Jurnal Ilmiah Setrum*, vol. 8, no. 1, pp. 28–34, 2019.
- [4] S. Samsurizal, A. Makkulau, and C. Christiono, “Analisis Pengaruh Sudut Kemiringan Terhadap Arus Keluaran Pada Photovoltaic Dengan Menggunakan Regretion Quadratic Method,” *Energi & Kelistrikan*, vol. 10, no. 2, pp. 137–144, 2019, doi: 10.33322/energi.v10i2.286.
- [5] D. Bayangan, P. Panel, T. Daya, and K. Photovoltaic, “Jurnal Ilmiah Setrum,” vol. 9, no. 2, pp. 50–62, 2020.
- [6] L. Yin, J. Li, N. Wang, and F. Gao, “Deep predictive data representation model control for photovoltaic maximum power point tracking under partial shading conditions,” *Energy Convers Manag*, vol. 322, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.enconman.2024.119171.
- [7] F. Ramezani and M. Mirhosseini, “Shading impact modeling on photovoltaic panel performance,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 212, p. 115432, Apr. 2025, doi: 10.1016/j.rser.2025.115432.

- [8] A. M. Nassef, M. A. Abdelkareem, H. M. Maghrabie, and A. Baroutaji, “Review of Metaheuristic Optimization Algorithms for Power Systems Problems,” *Sustainability*, vol. 15, no. 12, p. 9434, Jun. 2023, doi: 10.3390/su15129434.
- [9] A. Makkulau, Samsurizal, and M. Fikri, “Pengaruh Intensitas Matahari Terhadap Karakteristik Sel Surya Jenis Polycristaline Menggunakan Regresi Linear,” vol. 10, no. 1, pp. 69–76, 2021.
- [10] H. Rathore, H. K. Meena, and P. Jain, “Prediction of EV Energy consumption Using Random Forest And XGBoost,” in *2023 International Conference on Power Electronics and Energy (ICPEE)*, IEEE, Jan. 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICPEE54198.2023.10060798.
- [11] H. A. Salman, A. Kalakech, and A. Steiti, “Random Forest Algorithm Overview,” *Babylonian Journal of Machine Learning*, vol. 2024, pp. 69–79, Jun. 2024, doi: 10.58496/BJML/2024/007.
- [12] N. Atikah, B. Pramono Jati, and D. Nugroho, “Analisis Pengaruh Suhu Terhadap Daya Output pada Panel Surya Monocrystalline dan Polycrystalline 50 Wp,” *CYCLOTRON*, vol. 7, no. 02, pp. 18–25, Jul. 2024, doi: 10.30651/cl.v7i02.21822.
- [13] A. Makkulau, S. Samsurizal, and S. Kevin, “Karakteristik Temperatur Pada Permukaan Sel Surya Polycrystalline Terhadap Efektifitas Daya Keluaran Pembangkit Listrik Tenaga Surya,” *SUTET*, vol. 10, no. 2, pp. 69–78, Dec. 2020, doi: 10.33322/sutet.v10i2.1291.