

# Deteksi dan Klasifikasi Kegagalan Sistem PLTS Menggunakan *Physics-Informed Machine Learning*

Syarifa Khairunnisa (13321070) | Pembimbing: Dr. Irsyad Nashirul Haq, S.T., M.T. & Dr. -Ing. Thomas Budiarto, S.T., M.T.



## Pendahuluan

Sebagai sumber energi terbarukan, PLTS memiliki potensi besar namun rentan terhadap kegagalan seperti **naungan**, **hubungan singkat**, dan **sirkuit terbuka** yang dapat menurunkan efisiensi. Untuk mengatasi keterbatasan metode deteksi konvensional, penelitian ini mengembangkan pendekatan *Physics-Informed Machine Learning (PIML)* pada sistem PLTS 10 kWp di CAS ITB, yang menggabungkan data operasional dan prinsip fisika untuk meningkatkan akurasi serta konsistensi dalam mendeteksi dan mengklasifikasi kegagalan.

## Integrasi Informasi Fisika

### 1. Physics Informed Constraints

| No | Fitur    | Batas Bawah Rentang | Batas Atas Rentang |
|----|----------|---------------------|--------------------|
| 1  | Impp     | 0                   | 8,26               |
| 2  | Vmpp     | 0                   | 306,96             |
| 3  | Pmpp     | 0                   | 2520               |
| 4  | SolarRad | 0                   | 1200               |
| 5  | Temp     | 19                  | 32                 |
| 6  | Humidity | 33                  | 98                 |

### 2. Physics Informed Features

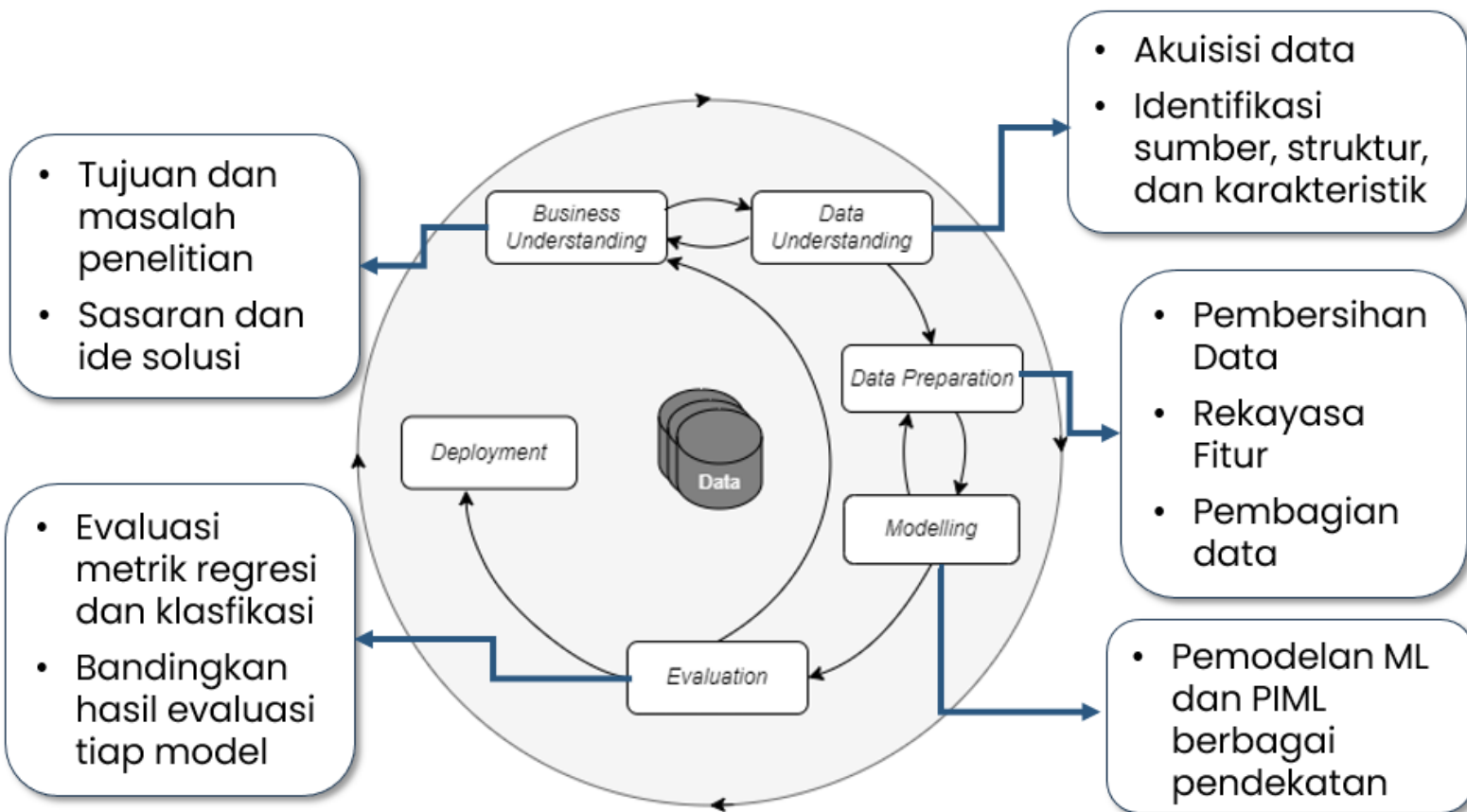
| No | Fitur         | Keterangan                                             | Sumber          |
|----|---------------|--------------------------------------------------------|-----------------|
| 1  | P_pvlib       | Daya teoritis                                          | Fungsi pvlib    |
| 2  | Tcell_NOCT    | Suhu modul PV dengan acuan nilai NOCT                  | Persamaan fisis |
| 3  | Voc_calc_NOCT | Tegangan sirkuit terbuka di kondisi iradiansi tertentu | Persamaan fisis |
| 4  | Isc_calc_NOCT | Arus hubung singkat di kondisi iradiansi tertentu      | Persamaan fisis |

$$I_{sc} = I_{sc_{ref}} \times \left( \frac{G}{G_{STC}} \right) \times [1 + \alpha_{Isc} \times (T_{cell} - T_{STC})]$$

$$V_{oc} = V_{oc_{ref}} \times [1 + \beta_{Voc} \times (T_{cell} - T_{STC})]$$

$$T_{cell} = T_{ambient} + \left( \frac{NOCT - 20}{800} \right) \times G$$

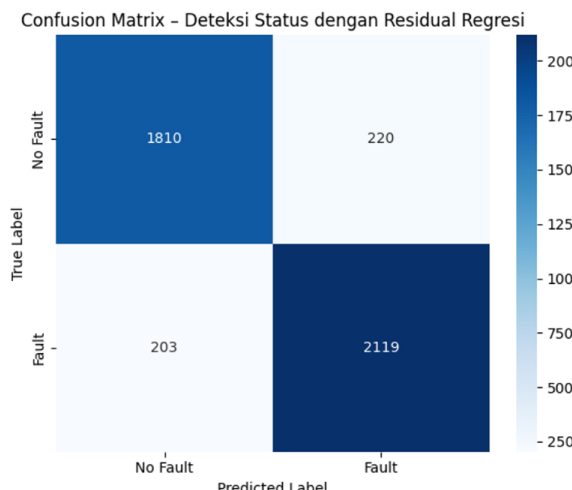
## Metodologi



## Hasil Pemodelan

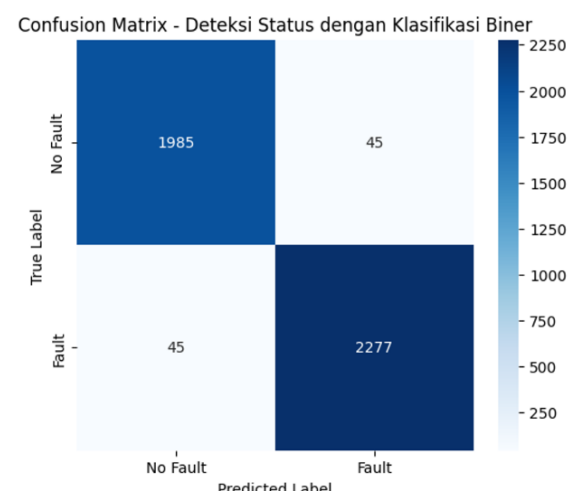
### 1. Klasifikasi Berbasis *Threshold Residual Regresi*

| Impp           |           | Vmpp           |          |         |
|----------------|-----------|----------------|----------|---------|
| Parameter      | Nilai     | Parameter      | Nilai    |         |
| MAE            | 0,1482    | MAE            | 2,8078   |         |
| RMSE           | 0,2871    | RMSE           | 4,8257   |         |
| R <sup>2</sup> | 0,9882    | R <sup>2</sup> | 0,9638   |         |
|                |           |                |          |         |
|                | Precision | Recall         | F1-score | Support |
| No Fault       | 0,8992    | 0,8916         | 0,8954   | 2030    |
| Fault          | 0,9059    | 0,9126         | 0,9092   | 2322    |
| Accuracy       | -         | -              | 0,9028   | 4352    |
| Macro avg      | 0,9025    | 0,9021         | 0,9023   | 4352    |
| Weighted avg   | 0,9028    | 0,9028         | 0,9028   | 4352    |



### 2. Klasifikasi Biner Konvensional

|              | Precision | Recall | F1-score | Support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| No Fault     | 0,9778    | 0,9778 | 0,9778   | 2030    |
| Fault        | 0,9806    | 0,9806 | 0,9806   | 2322    |
| Accuracy     | -         | -      | 0,9793   | 4352    |
| Macro avg    | 0,9792    | 0,9792 | 0,9792   | 4352    |
| Weighted avg | 0,9793    | 0,9793 | 0,9793   | 4352    |



### 3. Klasifikasi Multikelas

|              | Precision | Recall | F1-score | Support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Accuracy     | -         | -      | 0,9901   | 2322    |
| Macro avg    | 0,9895    | 0,9892 | 0,9893   | 2322    |
| Weighted avg | 0,9902    | 0,9901 | 0,9901   | 2322    |

## Klasifikasi Bertingkat

### Pipeline 1 (Pemodelan no 1 + 3)

|              | Precision | Recall | F1-score | Support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Accuracy     | -         | -      | 0,8968   | 4352    |
| Macro avg    | 0,8518    | 0,8592 | 0,8529   | 4352    |
| Weighted avg | 0,8952    | 0,8968 | 0,8950   | 4352    |

### Pipeline 2 (Pemodelan no 2 + 3)

|              | Precision | Recall | F1-score | Support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Accuracy     | -         | -      | 0,9743   | 4352    |
| Macro avg    | 0,9743    | 0,9701 | 0,9716   | 4352    |
| Weighted avg | 0,9743    | 0,9743 | 0,9743   | 4352    |

## Evaluasi Model Klasifikasi (*baseline ML*)

| MODEL                         | Kondisi      | Precision | Recall | F1-score | Accuracy |
|-------------------------------|--------------|-----------|--------|----------|----------|
| Klasifikasi Threshold Regresi | No Fault     | -0,85%    | -1,60% | -1,22%   | -0,99%   |
|                               | Fault        | -1,11%    | -0,46% | -0,80%   |          |
| Klasifikasi Biner             | No Fault     | 0,61%     | -0,85% | -0,12%   | -0,08%   |
|                               | Fault        | -0,70%    | 0,63%  | -0,04%   |          |
| Klasifikasi Multikelas        | Macro Avg    | 0,50%     | 0,39%  | 0,45%    | 0,50%    |
|                               | Weighted Avg | 0,47%     | 0,50%  | 0,50%    |          |

## Evaluasi *Pipeline* Klasifikasi Bertingkat

| Pipeline 1 |              |           |        |          |          |
|------------|--------------|-----------|--------|----------|----------|
| Model      | Metrik       | Precision | Recall | F1-score | Accuracy |
| Perubahan  | Macro Avg    | -0,39%    | -0,45% | -0,16%   | -0,88%   |
| ML → PIML  | Weighted Avg | -0,64%    | -0,88% | -0,72%   |          |
| Pipeline 2 |              |           |        |          |          |
| Model      | Metrik       | Precision | Recall | F1-score | Accuracy |
| Perubahan  | Macro Avg    | 0,14%     | 1,07%  | 0,50%    | 0,16%    |
| ML → PIML  | Weighted Avg | 0,16%     | 0,16%  | 0,19%    |          |

## Kesimpulan

- *Open circuit*, *shading* berat, dan LL10 menurunkan efisiensi hingga **100%**, **96%**, dan **80%**, menegaskan perlunya deteksi dini.
- **SolarRad** dan **efisiensi** adalah fitur utama dalam model ML, sedangkan PIML menambahkan fitur fisika seperti **Voc** dan **Isc** yang berkontribusi hingga **65%**.
- PIML menurunkan RMSE Impp dan Vmpp, meningkatkan akurasi hingga **97,43%**, serta mengurangi *false negative*.