

**ANALISIS PENGGUNAAN METODE *KERNEL DENSITY ESTIMATION*  
DALAM MEMODELKAN DATA *SOLAR IRRADIANCE***

**(Skripsi)**

**Oleh**

**RISCHO ALFREDO DWI PRASETYO  
NPM 1715031080**



**JURUSAN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2023**

**ANALISIS PENGGUNAAN METODE *KERNEL DENSITY ESTIMATION*  
DALAM MEMODELKAN DATA *SOLAR IRRADIANCE***

**Oleh**

**RISCHO ALFREDO DWI PRASETYO**

**Skripsi**

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar  
SARJANA TEKNIK**

**Pada**

**Jurusan Teknik Elektro  
Fakultas Teknik Universitas Lampung**



**JURUSAN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2023**

## ABSTRAK

### ANALISIS PENGGUNAAN METODE *KERNEL DENSITY ESTIMATION* DALAM MEMODELKAN DATA *SOLAR IRRADIANCE*

Oleh

**RISCHO ALFREDO DWI PRASETYO**

Penelitian ini menginvestigasi penggunaan metode *Kernel Density Estimation (KDE)* sebagai alat untuk memodelkan data *solar irradiance*. *Solar irradiance* merupakan ukuran dari energi matahari yang mencapai permukaan Bumi dan menjadi salah satu faktor penting dalam analisis potensi energi surya. Metode *Kernel Density Estimation* merupakan teknik statistik non-parametrik yang dapat digunakan untuk mengestimasi distribusi probabilitas dari data variabel acak. Penelitian ini dimulai dengan mengumpulkan data *solar irradiance*, data yang dikumpulkan kemudian disaring dan diolah untuk menyesuaikan dengan pemrograman. Setelah proses pra-pemrosesan selesai, metode *Kernel Density Estimation* diterapkan untuk memodelkan distribusi probabilitas dari data *solar irradiance* dengan mempertimbangkan *bandwidth* optimum dan fungsi kernel terbaik dalam mengestimasi data. Hasil analisis menunjukkan bahwa metode *Kernel Density Estimation* dapat memberikan representasi yang cukup akurat dari distribusi probabilitas data *solar irradiance*. Dengan menggunakan *Kernel Density Estimation*, peneliti dapat mengidentifikasi tren dan pola dalam data *solar irradiance* termasuk puncak (modus) dan lembah *solar irradiance* melalui visualisasi grafik dari pemodelan. Hasil penelitian ini juga membahas tentang pentingnya membandingkan fungsi kernel dan menentukan *bandwidth* yang tepat dalam implementasi *Kernel density Estimation*, dimana fungsi kernel Cosine merupakan yang terbaik daripada fungsi kernel lainnya, serta *bandwidth* dengan rumus Silverman merupakan *bandwidth* yang paling optimum. Dengan demikian, penggunaan *Kernel Density Estimation* dengan fungsi kernel cosine dan *bandwidth* Silverman dapat meningkatkan keakuratan dalam mengestimasi distribusi probabilitas dari data *solar irradiance* yang memiliki variabel acak.

**kata kunci:** *kernel density estimation, solar irradiance* , fungsi kernel dan *bandwidth*.

## **ABSTRACT**

### **ANALYSIS OF THE USE OF KERNEL DENSITY ESTIMATION METHOD IN MODELING SOLAR IRRADIANCE DATA**

**BY**

**RISCHO ALFREDO DWI PRASETYO**

*This study investigates the use of the Kernel Density Estimation (KDE) method as a tool for modeling solar irradiance data. Solar irradiance is a measure of the sun's energy reaching the Earth's surface and is an important factor in the analysis of solar energy potential. The Kernel Density Estimation method is a non-parametric statistical technique that can be used to estimate the probability distribution of random variable data. This research begins by collecting solar irradiance data, the data collected is then filtered and processed to suit the programming. After the pre-processing process is complete, the Kernel Density Estimation method is applied to model the probability distribution of solar irradiance data by considering the optimum bandwidth and the best kernel function in estimating data. The results of the analysis show that the Kernel Density Estimation method can provide a fairly accurate representation of the probability distribution of solar irradiance data. By using Kernel Density Estimation, researchers can identify trends and patterns in solar irradiance data including peaks (modes) and valleys of solar irradiance through graphical visualization of the model. The results of this study also discuss the importance of comparing kernel functions and determining the right bandwidth in implementing Kernel density Estimation, where the Cosine kernel function is the best compared to other kernel functions, and the bandwidth with the Silverman formula is the most optimum bandwidth. Thus, the use of Kernel Density Estimation with the Silverman kernel cosine function and bandwidth can increase the accuracy in estimating the probability distribution of solar irradiance data that has random variables.*

**keywords:** *kernel density estimation, solar irradiance, kernel function and bandwidth.*

Judul Skripsi : **ANALISIS PENGGUNAAN METODE KERNEL  
DENSITY ESTIMATION DALAM  
MEMODELKAN DATA SOLAR IRRADIANCE**

Nama Mahasiswa : **Rischo Alfredo Dwi Prasetyo**

Nomor Pokok Mahasiswa : 1715031080

Jurusan : Teknik Elektro

Fakultas : Teknik



1. Komisi Pembimbing

*[Handwritten signatures of Dr. Eng. Lukmanul Hakim and Khairudin]*

**Dr. Eng. Lukmanul Hakim. S.T.,M.Sc.**  
NIP. 19720923 200012 1 002

**Khairudin, S.T., M.Sc.,Ph.D.Eng.**  
NIP. 19700719 200012 1 001

2. Mengetahui

Ketua Jurusan  
Teknik Elektro

Ketua Program Studi  
Teknik Elektro

*[Handwritten signature of Herlinawati]*

**Herlinawati, S.T., M.T.**

NIP. 19710314 199903 2 001

*[Handwritten signature of Dr. Eng. Nining Purwasih]*

**Dr. Eng. Nining Purwasih, S.T., M.T.**

NIP. 19740422 200012 2 001

**MENGESAHKAN**

**1. Tim Penguji**

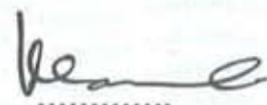
**Ketua**

**: Dr. Eng. Lukmanul Hakim. S.T.,M.Sc.**



**Sekretaris**

**: Khairudin, S.T., M.Sc., Ph.D.Eng.**



**Penguji**

**: Herri Gusmedi, S.T,M.T.**



**2. Dekan Fakultas Teknik**



**Dr. Eng. Ir. Helmy Fitriawan. S.T., M.Sc. }**  
**NIP. 19750928 200112 1 002**

**Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 4 Agustus 2023**

## SURAT PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah dilakukan orang lain dan sepanjang sepengetahuan saya tidak terdapat atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali secara tertulis diacu dalam naskah ini sebagaimana yang disebutkan dalam daftar pustaka. Selain itu, saya menyatakan pula bahwa skripsi ini dibuat oleh saya sendiri.

Apabila pernyataan saya tidak benar, maka saya bersedia dikenai sanksi sesuai dengan hukum yang berlaku.

Bandar Lampung, 4 Oktober 2023



Rischo Alfredo Dwi Prasetyo  
1715031080



## RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Desa Nguter, Kecamatan Pasirian, Kabupaten Lumajang, Provinsi Jawa Timur, pada tanggal 4 Oktober 1999. Penulis merupakan anak kedua dari tiga bersaudara dari pasangan Bapak Irfan Yudianto dan Ibu Siti Asiah. Pendidikan penulis di mulai dari TK Islam kecamatan Martapura diselesaikan tahun 2005, SDN 19 Martapura pada tahun 2005 sampai tahun 2011, SMPN 2 Martapura pada tahun 2011 sampai 2014, dan SMAN 1 Martapura pada tahun 2014 sampai 2017.

Penulis menjadi mahasiswa Jurusan Teknik Elektro, Universitas Lampung, pada tahun 2017 melalui jalur SBMPTN ( Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri). Selama menjadi mahasiswa, penulis aktif mengikuti organisasi kampus seperti IKAM Sumsel Unila dan UKM-U Saintek Unila. Selain itu, penulis pernah memenang beberapa perlombaan tingkat Provinsi dan Kota dibidang *E-sport* seperti Piala Gubernur Esports Lampung 2022 dan Piala Gubernur Esports Lampung 2023. Penulis pernah melaksanakan kegiatan Kerja Praktek (KP) di PLN UP3 Bandar Lampung, dan Kuliah Kerja Nyata (KKN) Mandiri di Desa Way Pisang, Kecamatan Way Tuba, Kabupaten Way Kanan, Provinsi Lampung.

Dengan ketekunan, motivasi tinggi untuk terus belajar dan berusaha, penulis telah berhasil menyelesaikan pengerjaan tugas akhir skripsi ini. Semoga dengan penulisan tugas akhir skripsi ini mampu memberikan kontribusi positif bagi dunia pendidikan dan riset. Akhir kata penulis mengucapkan rasa syukur yang sebesar besarnya atas terselesaikannya skripsi yang berjudul **“ANALISIS PENGGUNAAN METODE KERNEL DENSITY ESTIMATION DALAM MEMODELKAN DATA SOLAR IRRADIANCE”**.

## **PERSEMBAHAN**

### **Bismillahirrahmanirrahim**

Dengan mengucap rasa syukur kehadiran Allah SWT  
ku persembahkan karya ini kepada:

Kedua orang tua ku tercinta,  
Ayahanda Irfan Yudianto dan Ibunda Siti Asiah

Kakak ku tersayang,  
Rexy Reynaldi Praditama

Adik ku tersayang,  
Reyna Regista Bara Trimelia

Seluruh keluarga besar yang selalu memberikan motivasi, semangat dan doa

serta

Almamater tercinta

Universitas Lampung

## **MOTTO**

“Orang yang hebat adalah orang yang memiliki kemampuan menyembunyikan kesusahan, sehingga orang lain mengira bahwa ia selalu senang.”

**(Imam Syafi'i)**

"Tidak masalah seberapa lambat kau berjalan asalkan kau tidak berhenti."

**(Confucius)**

"Rahasia untuk maju adalah memulai."

**(Mark Twain)**

## SANWACANA

Alhamdulillah segala puji dan syukur bagi Allah SWT atas anugerah kesehatan, kesempatan, serta kehendak-NYA penulis dapat menyelesaikan skripsi ini tepat pada waktunya. Shalawat serta salam tetap tercurah kepada Nabi Besar Muhammad SAW. Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar – besarnya kepada **Dr. Eng. Lukmanul Hakim. S.T., M.Sc.** sebagai dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu, pikiran, dan tenaga dalam membimbing penulis hingga akhirnya dapat menyelesaikan tugas akhir ini. Selain itu ucapan terimakasih disampaikan kepada dosen-dosen di Teknik Elektro yang telah memberikan ilmunya kepada penulis.

Tak lupa penulis juga ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1. Bapak Khairudin, S.T., M.Sc., Ph.D.Eng. dan Bapak Herri Gusmedi, S.T.,M.T. yang telah membimbing penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.
2. Ibu, Bapak, Kakak, dan adik yang atas segala doa dan restu, semangat, dan nasehat yang memberikan kedamaian hati serta ketabahan kepada penulis.
3. Teman-teman sekolah: Dimas, Thomas, Tama, Agil, Novanda, Ranti, Suci, Ocin, Jojong, Reva, Cindy, Zaronas atas dorongan motivasi, semangat, dan rasa persaingan kepada penulis.
4. Teman – teman keluarga D ninja: Agung, Arsy, Danu, Gesang, Fawwaz, Fajar, Ronaldo, Fariz, Restu, Dira, Amos, Alizar, Asri, Yogi, Ferdi, Rayhan, Reza atas dukungan, kebersamaan, canda tawa, kekompakan, dan rasa kekeluargaan dalam masa studi di Teknik Elektro.
5. Teman-Teman Teknik Elektro 2017 yang sudah menghabiskan banyak waktu Bersama dalam menuntut ilmu di Teknik elektro Universitas Lampung.
6. Partner ku yang paling sabar menghadapiku Rani Nibras Idham karena telah menjadi tempat diskusi, pemberi semangat, dan support system terbaik.
7. Teman-teman kontrakan dan persumselan: Joni, Deky, Doni, Agung, Firman ,Rosibi, Amin, Afrizal, Kim yang selalu menjadi tempat diskusi, dan memberikan rasa kekeluargaan kepada penulis.
8. Berbagai pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Semoga Allah SWT membalas setiap kebaikan kalian semua dengan kebaikan yang berlipat ganda.

Bandar Lampung, 4 Oktober 2023

Rischo Alfredo Dwi Prasetyo

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>i</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>ii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>iv</b>
<b>I. PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1. Latar belakang .....	1
1.2. Tujuan penelitian .....	3
1.3. Rumusan masalah .....	3
1.4. Batasan masalah .....	3
1.5. Manfaat penelitian .....	4
1.6. Sistematika penulisan .....	4
<b>II. TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	<b>6</b>
2.1. Penelitian terdahulu .....	6
2.2. Kernel Density Estimation.....	7
2.2.1 Fungsi Kernel .....	8
2.2.2 Bandwidth.....	10
2.3. Solar irradiance .....	12
2.4. Machine learning. ....	13
<b>III. METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	<b>15</b>
3.1 Waktu dan tempat penelitian.....	15
3.2 Alat dan Bahan .....	16
3.3 Metode Penelitian .....	16
3.4 Diagram Alir Penelitian.....	18
3.5 Diagram Alir Program .....	19
<b>IV. HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....	<b>20</b>
4.1 Nilai Bandwidth.....	20
4.2 Pemodelan Solar Irradiance .....	21
4.3 Perbandingan Visualisasi Grafik .....	24
4.4 Nilai solar irradiance tertinggi (Modus) .....	36
4.5 Evaluasi model Estimasi.....	40
<b>V. KESIMPULAN DAN SARAN</b> .....	<b>48</b>
5.1 Kesimpulan .....	48
5.2 Saran .....	49
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	<b>50</b>
<b>LAMPIRAN</b>	

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Fungsi distribusi probabilitas $pKDE(x)$ dengan beberapa fungsi kernel .....	9
Gambar 2.2 Fungsi distribusi probabilitas $pKDE(x)$ dengan beberapa nilai $h$ .....	10
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	18
Gambar 3.2 Diagram Alir Program .....	19
Gambar 4.1 Pemodelan Solar irradiance dengan fungsi kernel Gaussian .....	22
Gambar 4.2 Pemodelan Solar irradiance dengan fungsi kernel Epanechnikov .....	23
Gambar 4.3 Pemodelan Solar irradiance dengan fungsi kernel Cosine .....	23
Gambar 4.4 Perbandingan Grafik jam 6, masing-masing Fungsi kernel .....	24
Gambar 4.5 Perbandingan Grafik jam 7, masing-masing Fungsi kernel .....	25
Gambar 4.6 Perbandingan Grafik jam 8, masing-masing Fungsi kernel .....	26
Gambar 4.7 Perbandingan Grafik jam 9, masing-masing Fungsi kernel .....	27
Gambar 4.8 Perbandingan Grafik jam 10, masing-masing Fungsi kernel .....	28
Gambar 4.9 Perbandingan Grafik jam 11, masing-masing Fungsi kernel .....	29
Gambar 4.10 Perbandingan Grafik jam 12, masing-masing Fungsi kernel .....	30
Gambar 4.11 Perbandingan Grafik jam 1, masing-masing Fungsi kernel .....	31

Gambar 4.12 Perbandingan Grafik jam 2, masing-masing Fungsi kernel.....	32
Gambar 4.13 Perbandingan Grafik jam 3, masing-masing Fungsi kernel.....	33
Gambar 4.14 Perbandingan Grafik jam 4, masing-masing Fungsi kernel.....	34
Gambar 4.15 Perbandingan Grafik jam 5, masing-masing Fungsi kernel.....	35
Gambar 4.16. Modus Gabungan tiap jam .....	36

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Fungsi Kernel .....	8
Tabel 3.1. Jadwal Pelaksanaan Tugas Akhir .....	15
Tabel 3.2. Gambaran Umum data .....	16
Tabel 4.1. Nilai Bandwidth .....	21
Tabel 4.2 modus dari data asli untuk setiap jam .....	36
Tabel 4.3. Rentang nilai Min Max dan Modus dari Kernel Gaussian..	37
Tabel 4.4. Rentang nilai Min Max dan Modus dari Kernel Epanechnikov .....	37
Tabel 4.5. Rentang nilai Min Max dan Modus dari Fungsi Kernel Cosine.....	38
Tabel 4.6. Evaluasi Model Estimasi setiap fungsi Kernel.....	40
Tabel 4.7 Evaluasi model estimasi jam 6 dari setiap fungsi kernel ....	42
Tabel 4.8 Evaluasi model estimasi jam 7 dari setiap fungsi kernel ....	42
Tabel 4.9 Evaluasi model estimasi jam 8 dari setiap fungsi kernel ....	43
Tabel 4.10 Evaluasi model estimasi jam 9 dari setiap fungsi kernel ..	43
Tabel 4.11 Evaluasi model estimasi jam 10 dari setiap fungsi kernel	43
Tabel 4.12 Evaluasi model estimasi jam 11 dari setiap fungsi kernel .	44
Tabel 4.13 Evaluasi model estimasi jam 12 dari setiap fungsi kernel	44
Tabel 4.14 Evaluasi model estimasi jam 1 dari setiap fungsi kernel ..	44

Tabel 4.15 Evaluasi model estimasi jam 2 dari setiap fungsi kernel .. 45

Tabel 4.16 Evaluasi model estimasi jam 3 dari setiap fungsi kernel .. 45

Tabel 4.17 Evaluasi model estimasi jam 4 dari Setiap fungsi kernel.. 45

Tabel 4.18 Evaluasi model estimasi jam 5 dari setiap fungsi kernel .. 46

# I. PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

Energi surya merupakan salah satu sumber energi terbarukan yang semakin populer dan penting dalam menjawab tantangan perubahan iklim dan keberlanjutan energi. Pengembangan sistem energi surya yang efisien dan optimal membutuhkan pemahaman yang baik tentang karakteristik *solar irradiance* yang diterima oleh permukaan Bumi. Data *solar irradiance*, yang mencatat intensitas radiasi matahari yang diterima pada berbagai waktu dan lokasi, menjadi sumber informasi krusial dalam menganalisis dan memodelkan pola *solar irradiance*. Data *solar irradiance* perjam menawarkan detail temporal yang tinggi, memungkinkan pemahaman yang lebih baik tentang fluktuasi intensitas radiasi matahari sepanjang hari. Variabilitas ini dipengaruhi oleh faktor seperti posisi matahari, kondisi cuaca, dan penghalang fisik di sekitar lokasi pengukuran. Oleh karena itu, analisis yang akurat dan efektif dari data *solar irradiance* perjam menjadi penting untuk mendapatkan informasi yang lebih detail dan mendalam tentang sifat dan pola radiasi matahari. Salah satu metode untuk mengestimasi data yang berfluktuasi dan memiliki variabel acak seperti *solar irradiance* adalah dengan metode *Kernel Density Estimation (KDE)*

Metode *Kernel Density Estimation (KDE)* adalah metode statistik non-parametrik yang digunakan untuk mengestimasi fungsi kerapatan probabilitas dari suatu variabel acak. Metode ini memperkirakan kerapatan probabilitas dari sebuah data yang diberikan dengan memperkirakan fungsi kerapatan probabilitas dari data variabel acak yang mendasarinya dengan mempertimbangkan pemilihan fungsi kernel dan bandwidth yang tepat. *Kernel Density Estimation* telah terbukti menjadi pendekatan yang kuat dalam analisis data dengan distribusi yang kompleks dan tidak teratur. Metode *Kernel Density Estimation* memungkinkan estimasi distribusi kepadatan probabilitas dari variabel acak berdasarkan sampel data yang tersedia. Dalam konteks data *solar irradiance* perjam, metode *Kernel Density Estimation* dapat diterapkan untuk mengestimasi distribusi kepadatan probabilitas intensitas radiasi matahari pada setiap jam.

Dengan menggunakan metode *Kernel Density Estimation*, kita dapat memperoleh informasi tentang distribusi probabilitas intensitas radiasi matahari pada setiap jam. Ini dapat memberikan pemahaman yang lebih baik tentang pola dan variasi intensitas radiasi matahari sepanjang hari, yang penting dalam perencanaan dan optimasi sistem energi surya. Informasi ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi jam-jam dengan intensitas radiasi matahari yang tinggi atau rendah, memahami perubahan musiman dalam pola radiasi matahari, dan mengoptimalkan desain dan kinerja sistem energi surya.

## 1.2. Tujuan Penelitian

Adapun Tujuan dari penelitian ini adalah :

- a. Memodelkan dan mengestimasi fungsi kepadatan probabilitas dari data *solar irradiance* perjam menggunakan metode *Kernel density Estimation* dengan fungsi kernel yang berbeda
- b. Membandingkan secara visual grafik fungsi kepadatan probabilitas *solar irradiance* perjam dengan fungsi kernel yang berbeda
- c. Mencari fungsi kernel terbaik berdasarkan nilai evaluasi model estimasi

## 1.3. Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah pada penelitian ini adalah Bagaimana metode *Kernel Density Estimation (KDE)* dapat digunakan untuk mengestimasi distribusi kepadatan probabilitas dari data *solar irradiance* perjam?

## 1.4. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

- a. Data *solar irradiance* yang digunakan adalah data *solar irradiance* selama 1 bulan.
- b. Rentang periode simulasi selama harian intensitas penyinaran matahari yaitu 12 jam.
- c. Fungsi Kernel yang digunakan untuk mengestimasi solar irradiance adalah kernel gaussian, kernel cosine, kernel epanechnikov,

### **1.5. Manfaat Penelitian**

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Memberikan pemahaman kepada penulis tentang memodelkan *solar irradiance* menggunakan *Kernel Density Estimation*
2. Memberikan pemahaman kepada penulis tentang pemilihan fungsi kernel terbaik dalam mengestimasi data *solar irradiance*.
3. Sebagai referensi mahasiswa untuk melanjutkan dan mengembangkan penelitian ini.

### **1.6. Sistematika Penulisan**

Sistematika penulisan yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari lima bab yaitu sebagai berikut:

#### **BAB I. PENDAHULUAN**

Pendahuluan berisi tentang latar belakang masalah, tujuan penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

#### **BAB II. TINJAUAN PUSTAKA**

Tinjauan pustaka berisi mengenai teori yang berkaitan dan yang digunakan pada pengerjaan tugas akhir ini.

### BAB III. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian berisi mengenai informasi berkenaan tentang waktu dan tempat penelitian, peralatan yang digunakan, tahapan penelitian, skenario penelitian dan hasil yang diharapkan.

### BAB IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan berisi tentang hasil dari penelitian berupa simulasi yang telah dilakukan, serta pembahasan dan analisis dari hasil yang didapatkan.

### BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan dan saran berisi mengenai kesimpulan dan saran setelah penulis selesai melakukan penelitian ini yang berdasarkan dari hasil dan pembahasan yang telah didapat.

### DAFTAR PUSTAKA

### LAMPIRAN

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Kajian Pustaka Penelitian Terdahulu

Penelitian skripsi ini mengacu kepada penelitian-penelitian yang sebelumnya telah dilakukan, mengenai prediksi *solar irradiance*.

Referensi penelitian untuk mendukung penulisan makalah tugas akhir ini antara lain :

- a. Berdasarkan penelitian Maisam Wahbah (2019) “*Hybrid Beta-KDE Model for Solar Irradiance Probability Density Estimation*”. Penelitian ini mengusulkan model *Beta-Kernel Density Estimation (KDE)* hibrida untuk mengestimasi densitas probabilitas radiasi matahari. Performa model *hybrid* dinilai melalui perbandingan dengan distribusi Beta dan dua model *Kernel Density Estimation* yang menggunakan metode pemilihan bandwidth yang berbeda. Penilaian dilakukan dengan menggunakan uji kecocokan Kolmogorov–Smirnov, dan empat ukuran kesalahan: *Root Mean Square Error (RMSE)*, *Mean Absolute Error (MAE)*, *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*, dan *Mean Bias Error (MBE)*.(Wahbah et al., 2020)
- b. Berdasarkan penelitian Xingbo Fu (2018) tentang “*A Simulation Method of Solar Irradiance Data Based on Feature Clustering and Markov Transition Probability Matrix*”. penelitian ini membahas tentang pendekatan *solar irradiance* berdasarkan kluster dan matrix transisi probabilitas Markov.(Fu et al., 2019)
- c. Penelitian yang dilakukan oleh Weijian Chen (2020) tentang “*Identification of Abnormal PV Output Power Based on Kernel Density Estimation and Consistency Method*”. Pada penelitian ini metode baru berdasarkan *kernel density estimation*, dikombinasikan dengan prinsip interval tersempit, diusulkan untuk mengidentifikasi daya keluaran abnormal pada *Photovoltaic*.(Chen et al., 2020)

## 2.2. Kernel Density Estimation (KDE)

*Kernel Density Estimation (KDE)* merupakan suatu pendekatan statistika non-parametrik yang digunakan dalam mengestimasi fungsi distribusi probabilitas dari suatu variabel acak yang bentuk atau model distribusi dari variabel acak tersebut tidak diketahui. menurut Silverman (1986) dalam bukunya yang berjudul “*Density Estimation for Statistics and Data Analysis*”, *Kernel Density Estimation* adalah “metode untuk mengestimasi fungsi kepadatan probabilitas dari suatu populasi berdasarkan sampel data dengan menggunakan fungsi kernel sebagai dasar estimasi, di mana kernel adalah fungsi simetris non-negatif yang mengukur kontribusi dari setiap titik data dalam estimasi”.

*Kernel Density Estimation (KDE)* adalah metode non-parametrik untuk mengestimasi fungsi kepadatan probabilitas dari suatu populasi berdasarkan sampel data yang diberikan. (Qin et al., 2016)

Metode ini sering digunakan dalam analisis data dan statistik untuk memahami distribusi data dan memprediksi nilai-nilai yang tidak diketahui. Konsep dasar dari *Kernel Density Estimation (KDE)* adalah mengestimasi fungsi densitas di suatu titik  $x$  dengan menggunakan pengamatan disekitarnya. Persamaan fungsi distribusi probabilitas dari *KDE* sebagai berikut:

$$p_{KDE}(x) = \frac{1}{Nh} \sum_{n=1}^N K\left(\frac{x - x_n}{h}\right)$$

Dengan

$N$  = banyaknya sampel pengamatan

$h$  = bandwidth (lebar kernel)

$K$  = fungsi kernel

$x$  = nilai data

*Kernel Density Estimation* sangat berguna ketika kita ingin menggambarkan distribusi data secara visual atau ketika kita ingin melakukan perhitungan berdasarkan distribusi tersebut. Hasil dari *Kernel Density Estimation* adalah kurva halus yang merepresentasikan distribusi probabilitas data yang kita miliki. Dengan menggunakan *Kernel Density Estimation*, kita dapat memahami bentuk distribusi data dan mendapatkan wawasan mengenai sifat-sifat statistiknya seperti modus, median, dan kuartil. (Sukarsa & Srinadi, 2012)

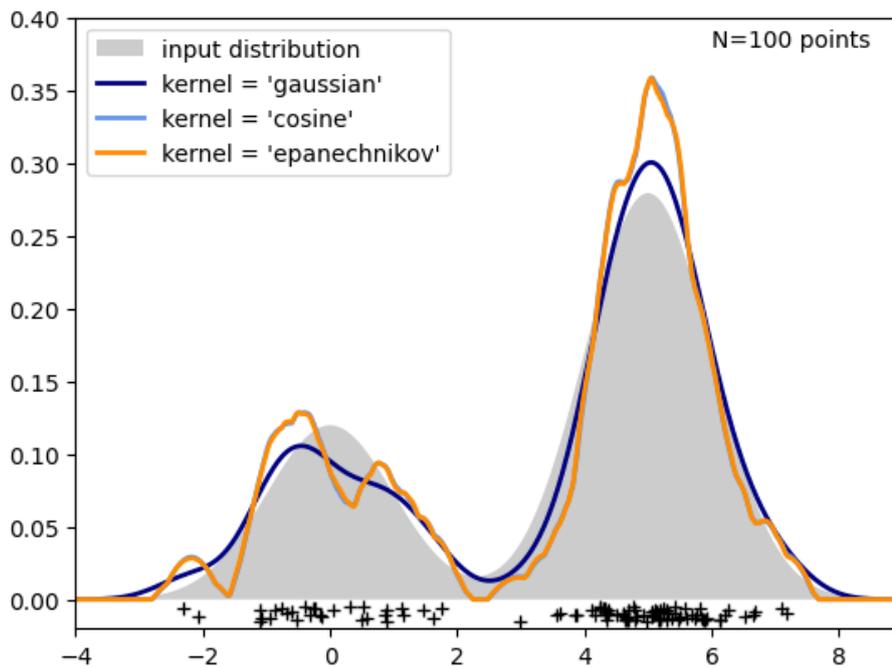
### 2.2.1 Fungsi kernel

Fungsi kernel adalah fungsi matematis yang digunakan dalam beberapa metode analisis data dan statistik, termasuk *kernel density estimation*. Fungsi ini bertanggung jawab untuk "menghaluskan" data dengan memberikan bobot pada setiap titik data di sekitarnya. Fungsi Kernel ini membantu dalam melakukan operasi *smoothing* (penghalusan) pada data dan juga berfungsi untuk memperkirakan nilai-nilai di antara titik data yang ada. *Kernel function* biasanya memiliki sifat simetri dan non-negatif. Terdapat beberapa bentuk fungsi kernel diantaranya: uniform, segitiga, cosine, epanechnikov, dan gaussian.

Kernel	$K(u)$
Gaussian	$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right)$
Epanechnikov	$\frac{3}{4}(1 - u^2), \text{ jika }  u  \leq 1$ $0, \text{ jika }  u  \geq 1$
Cosine	$\frac{\pi}{4} \cos\left(\frac{\pi}{2}u\right), \text{ jika }  u  \leq 1$ $0, \text{ jika }  u  \geq 1$

Tabel 2.1 Rumus fungsi kernel

*Kernel function* dipusatkan pada setiap titik data, dan pengaruhnya menurun saat menjauh dari titik tersebut. Fungsi ini berfungsi sebagai distribusi probabilitas lokal untuk setiap titik data, dan bentuknya menentukan seberapa besar pengaruh setiap titik pada hasil akhir *Kernel Density Estimation*. Perbandingan tingkat kemulusan dan bentuk dari beberapa fungsi kernel  $K$  dapat dilihat pada gambar 2.1 berikut:



Gambar 2.1 Fungsi distribusi probabilitas  $pKDE(x)$  dengan beberapa fungsi kernel

Dari gambar 2.1 terlihat bahwa fungsi kernel yang menghasilkan fungsi probabilitas dengan tingkat kemulusan yang baik dari data tersebut adalah fungsi kernel gaussian.

Parameter lain dalam estimasi fungsi distribusi probabilitas menggunakan *Kernel Density Estimation* adalah *Bandwidth* (lebar kernel) dilambangkan

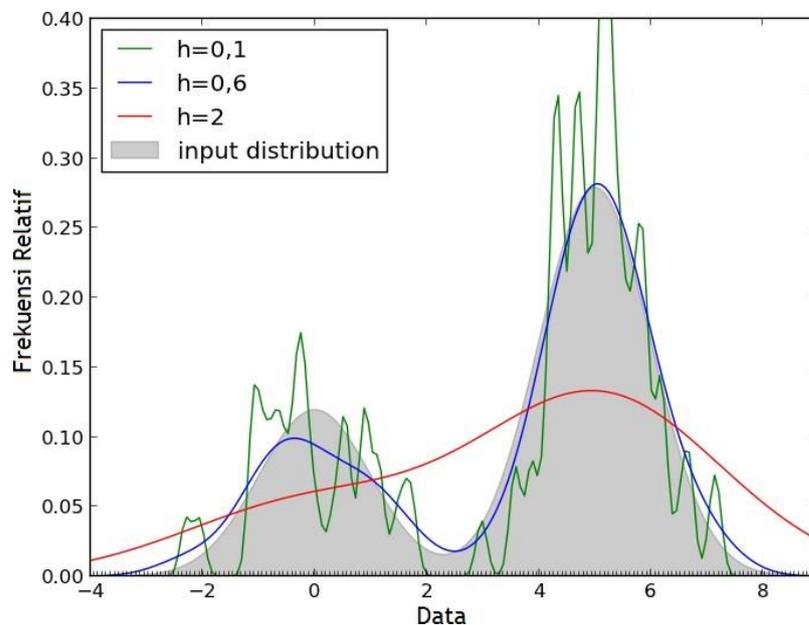
dengan  $h$ .

### 2.2.2 Bandwidth (lebar kernel)

*Bandwidth* (lebar kernel) adalah parameter yang mengontrol seberapa jauh pengaruh *kernel function* akan menyebar dari setiap titik data. Jika *bandwidth* besar, maka pengaruh kernel akan mencakup lebih banyak titik data di sekitarnya. Sebaliknya, jika *bandwidth* kecil, pengaruh kernel akan terbatas pada titik data yang lebih dekat. Pentingnya memilih *bandwidth* yang tepat adalah untuk menghindari bias dan varians yang berlebihan dalam estimasi *Kernel Density Estimation*.

Pemilihan lebar kernel  $h$  yang terlalu kecil akan menyebabkan  $pKDE(x)$  terlalu berduri sehingga sulit untuk diinterpretasikan, sedangkan lebar kernel  $h$  yang terlalu besar akan menyebabkan  $pKDE(x)$  terlalu mulus sehingga dapat menutupi struktur data.

Perbandingan beberapa nilai  $h$  pada  $pKDE(x)$  yang menggunakan fungsi kernel gaussian dapat dilihat pada gambar 2.2 berikut:



Gambar 2.2 Fungsi distribusi probabilitas  $pKDE(x)$  dengan beberapa nilai  $h$ .

Dari gambar 2.2 terlihat bahwa untuk  $h = 0,1$  akan menyebabkan fungsi distribusi probabilitas  $pKDE(x)$  terlalu berduri dan pemilihan  $h = 2$  akan menyebabkan fungsi distribusi probabilitas  $pKDE(x)$  terlalu mulus sedangkan untuk  $h = 0,6$  fungsi distribusi probabilitas  $pKDE(x)$  memiliki tingkat kemulusan yang baik karena sesuai dengan struktur data atau bisa dikatakan  $h = 0,6$  adalah nilai  $h$  yang optimal.

Penelitian mengenai pemilihan lebar pita  $h$  yang optimal telah banyak dilakukan, namun sampai saat ini belum ada metode yang paling bagus untuk dapat digunakan dalam setiap situasi. Dalam banyak kasus, pemilihan nilai  $h$  cukup dengan melihat fungsi distribusi probabilitas yang dihasilkan oleh nilai  $h$  dalam rentang nilai tertentu. Pertama dimulai dengan nilai  $h$  yang besar, dan terusturun sampai didapatkan nilai  $h$  yang cukup optimal, yaitu nilai  $h$  yang menghasilkan fungsi distribusi probabilitas  $pKDE(x)$  yang cukup baik menggambarkan struktur data.

cukup dengan melihat fungsi distribusi probabilitas yang dihasilkan oleh nilai  $h$  dalam rentang nilai tertentu. Pertama dimulai dengan nilai  $h$  yang besar, dan terusturun sampai didapatkan nilai  $h$  yang cukup optimal, yaitu nilai  $h$  yang menghasilkan fungsi distribusi probabilitas  $pKDE(x)$  yang cukup baik menggambarkan struktur data. Akan tetapi untuk beberapa kasus diperlukan suatu metode kuantitatif dalam mengestimasi nilai  $h$  yang optimal. Salah satu metode kuantitatif untuk estimasi nilai  $h$  yang banyak digunakan adalah metode silverman, yaitu :

$$h = 1,06 sN^{-1/5}$$

dengan  $s$  adalah standar deviasi sampel dan  $N$  adalah banyaknya data sampel.

### 2.3. Solar Irradiance

*Solar irradiance* mengacu pada jumlah radiasi energi matahari yang diterima oleh suatu permukaan dalam rentang waktu tertentu. Pengukuran dan analisis *solar irradiance* merupakan komponen penting dalam studi energi surya dan aplikasinya.(Garg et al., 2020). Informasi tentang *solar irradiance* diperlukan dalam berbagai bidang, termasuk energi terbarukan, perencanaan sistem energi surya, penentuan potensi energi surya, desain dan pemantauan panel surya, dan analisis iklim dan cuaca. *Solar irradiance* dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti posisi geografis, waktu, cuaca, dan kondisi lingkungan. Variabilitas solar irradiance dapat disebabkan oleh variasi dalam intensitas cahaya matahari, awan, dan kemiringan permukaan. Oleh karena itu, pemahaman yang baik tentang pola dan karakteristik *solar irradiance* sangat penting dalam merencanakan dan mengoptimalkan penggunaan energi surya.

Ada beberapa metode yang umum digunakan untuk mengukur solar irradiance, termasuk pyranometer, pyrliometer, dan radiometer. Pyranometer digunakan untuk mengukur total radiasi matahari yang diterima oleh permukaan datar. Pyrliometer digunakan untuk mengukur radiasi matahari langsung yang diterima oleh permukaan yang menghadap matahari secara langsung. Radiometer digunakan untuk mengukur komponen spektral dari radiasi matahari.

Selain pengukuran, analisis *solar irradiance* juga melibatkan pemodelan dan prediksi. Pemodelan *solar irradiance* dilakukan dengan menggunakan data historis dan variabel seperti posisi matahari, intensitas cahaya matahari, dan faktor cuaca. Metode pemodelan yang umum digunakan termasuk metode statistik, metode numerik, dan metode pemodelan atmosfer. Selanjutnya, prediksi solar irradiance menjadi fokus penelitian yang signifikan. Prediksi yang akurat tentang intensitas dan pola perubahan *solar irradiance* dapat membantu dalam perencanaan sistem energi surya, manajemen sumber daya energi surya, dan pengambilan keputusan yang

tepat. Metode prediksi melibatkan penggunaan teknik statistik, analisis time series, dan pemodelan atmosfer.

## 2.4 Machine learning

*Machine Learning (ML)* adalah cabang ilmu komputer yang mempelajari algoritma dan model statistik untuk memberikan kemampuan kepada sistem komputer untuk belajar dan melakukan prediksi atau pengambilan keputusan berdasarkan data, tanpa diprogram secara eksplisit. Python adalah salah satu bahasa pemrograman yang populer dalam pengembangan aplikasi machine learning, karena memiliki *library* dan *framework* yang kuat untuk pemrosesan data dan pembuatan model. (Pruitt et al., 2013)

Berikut adalah beberapa pustaka Python yang umum digunakan dalam pengembangan aplikasi *machine learning*:

1. scikit-learn: scikit-learn merupakan pustaka *machine learning* yang populer dan menyediakan berbagai algoritma dan fungsi untuk pemrosesan data, *preprocessing*, pemilihan fitur, pemodelan, dan evaluasi model. Pustaka ini juga menyediakan alat untuk validasi silang, pengelompokan, regresi, klasifikasi, dan tugas-tugas *machine learning* lainnya.
2. TensorFlow: TensorFlow adalah pustaka *open-source* yang dikembangkan oleh Google untuk keperluan *deep learning*. Pustaka ini menyediakan alat untuk pembuatan dan pelatihan *model neural network*, termasuk *convolutional neural network (CNN)*, *recurrent neural network (RNN)*, dan *generative adversarial network (GAN)*. TensorFlow juga memiliki antarmuka yang mudah digunakan untuk membangun dan mengoptimasi model *machine learning*.
3. Keras: Keras adalah pustaka yang memudahkan pembangunan *model deep learning* di atas TensorFlow. Keras menyediakan antarmuka tingkat tinggi yang intuitif untuk membangun dan melatih model *neural network* dengan cepat. Pustaka ini juga mendukung berbagai

lapisan (layer) dan fungsi aktivasi yang dapat digunakan dalam pembangunan model deep learning.

4. PyTorch: PyTorch adalah pustaka *machine learning* dan *deep learning open-source* yang populer. PyTorch menggunakan konsep Tensor yang fleksibel untuk representasi data dan operasi numerik. Pustaka ini menyediakan antarmuka yang mudah digunakan untuk pembuatan dan pelatihan model *deep learning*, serta memiliki dukungan yang baik untuk komputasi paralel dan GPU.
5. pandas: pandas adalah pustaka Python yang digunakan untuk analisis data dan manipulasi data tabular. pandas menyediakan struktur data seperti DataFrame yang efisien untuk membaca, menyimpan, dan mengolah data. Pustaka ini sering digunakan dalam pemrosesan data sebelum melakukan pembangunan model *machine learning*.
6. NumPy: NumPy adalah pustaka Python yang digunakan untuk komputasi numerik. NumPy menyediakan *array* multidimensi yang efisien untuk operasi matematika dan manipulasi data. Pustaka ini sering digunakan dalam pemrosesan data dan komputasi matriks dalam konteks *machine learning*.
7. matplotlib: matplotlib adalah pustaka visualisasi data yang populer dalam Python. Pustaka ini menyediakan fungsi untuk membuat grafik, plot, dan visualisasi data dalam berbagai format. matplotlib dapat digunakan untuk memvisualisasikan hasil analisis data dan model *machine learning*.

### III. METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Pada tugas akhir ini dilakukan pada bulan November 2021 hingga Mei 2022 yang bertempat di Laboratorium Sistem Tenaga Listrik (STL) Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Lampung. Adapun jadwal pelaksanaan pengerjaan tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

Tabel 3.1. Jadwal Pelaksanaan Tugas Akhir

No.	Kegiatan	Waktu pelaksanaan						
		Nov	Des	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei
1.	Studi Literatur	■	■	■	■	■		
2.	Pembuatan Program		■	■	■	■	■	
3.	Penulisan Laporan Proposal				■	■		
4.	Seminar Proposal					■		
5.	Uji Coba dan Pengumpulan data					■	■	
6.	Penulisan Laporan						■	■
7.	Seminar Hasil							■

### 3.2 Alat dan Bahan

Adapun alat dan bahan yang digunakan pada proses penyelesaian tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

- a. Satu unit laptop Acer Aspire E1-410G dengan kecepatan *processor* 2.0 GHz dan sistem operasi Windows 10 64-bit.
- b. Perangkat lunak python 3.7 sebagai sarana pembuat program dan model perhitungan.
- c. Data *solar irradiance*

### 3.3 Metode Penelitian

Langkah-langkah dalam memodelkan dan mengestimasi data solar irradiance dengan menggunakan *kernel density estimation* untuk mendapatkan estimasi terbaik berdasarkan fungsi kernel Gaussian, Epanechnikov , dan Cosine adalah sebagai berikut :

1. Pengambilan data *Solar irradiance* perjam selama satu bulan, data diambil dari tempat pengukuran khusus di Bandar Lampung
2. *Processing data*, data yang sudah terkumpul di tampilkan Gambaran umum data yang diolah dengan menggunakan *software* python.

Jam	N	Min	Max	Mean	Standar Deviasi
6	7295	0,02	290,68	56,32	45,20
7	7290	0,61	1129,29	221,93	190,44
8	7297	0,70	1475,79	522,12	336,63
9	7295	1,35	1475,79	692,07	401,78
10	7271	2,39	1475,79	776,22	470,86
11	7295	0,74	1475,79	778,18	481,00
12	7290	1,78	1475,79	718,79	466,38
1	7296	2,34	1475,79	606,94	385,73
2	7280	0,47	1373,19	453,38	311,30
3	7299	0,47	1079,00	295,53	219,33
4	7292	0,45	599,10	149,01	112,13
5	7294	0,02	240,50	36,94	36,98

Tabel 3.2 Gambaran umum data

3. Mencari nilai *bandwidth* tiap jam yang digunakan dalam *kernel density estimation* dengan rumus :

$$h = 1,06 sN^{-1/5}$$

dimana :

h = bandwidth

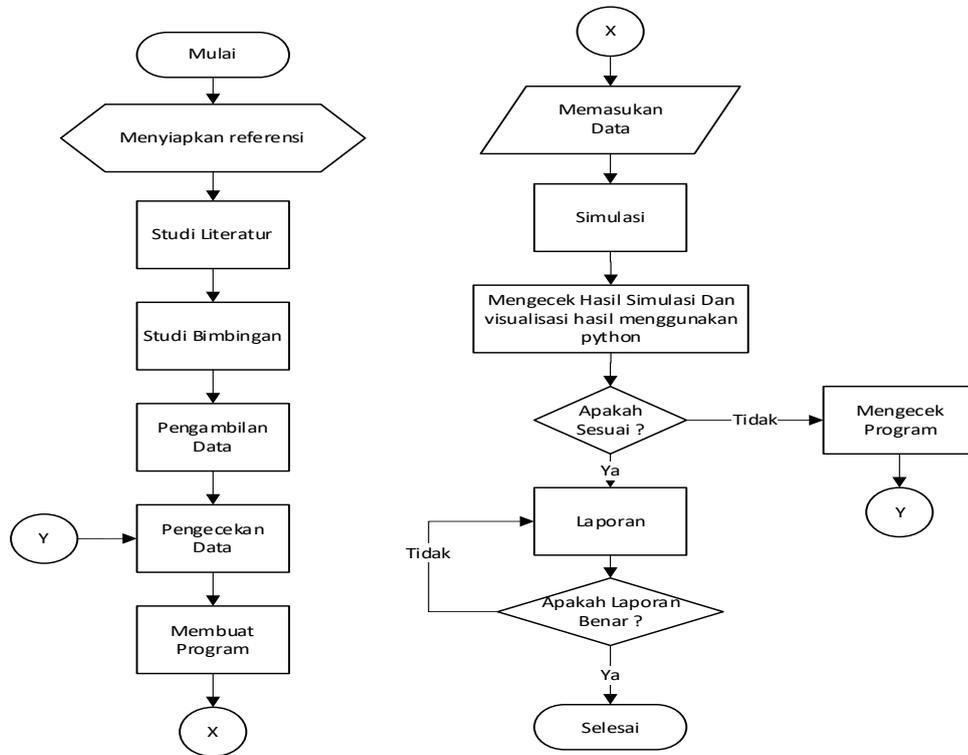
s = standar deviasi

N = banyak data

4. Memasukkan *bandwidth* ke dalam program *python kernel density estimation* dengan fungsi kernel gaussian, kernel Epanechnikov, dan Cosine.
5. Membandingkan hasil estimasi antara Fungsi Kernel Gaussian, Epanechnikov, dan Cosine menggunakan *bandwidth* yang sudah ditentukan.
6. Menentukan Fungsi Kernel terbaik bagi data *Solar irradiance* menggunakan *bandwidth* yang sama berdasarkan evaluasi model estimasi MSE, RMSE dan MAE terkecil.

### 3.4. Diagram Alir Penelitian

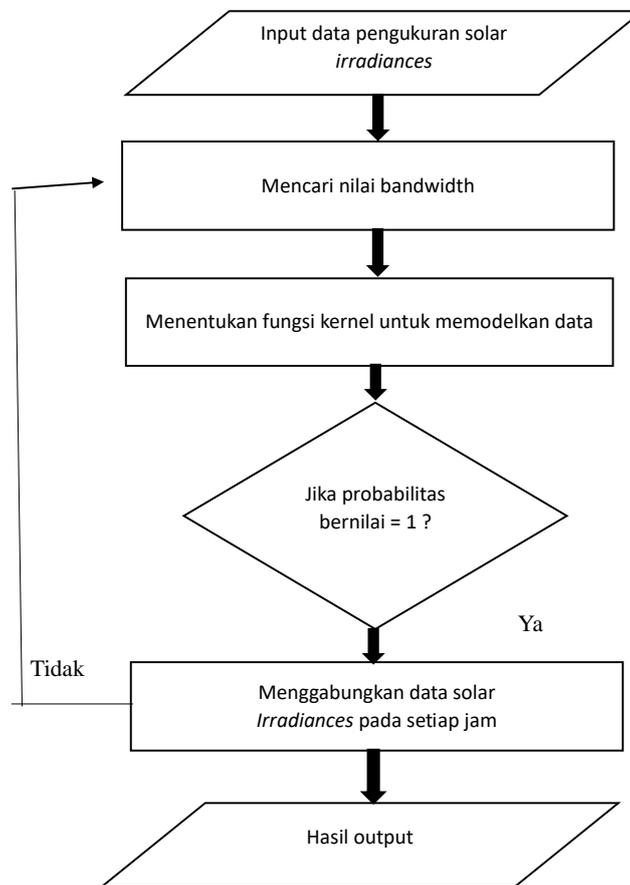
Adapun tahap-tahap yang dilakukan untuk menyusun penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut :



Gambar 3.1. Diagram Alir Penelitian

### 3.5. Diagram Alir Program

Adapun diagram alir program pada tugas akhir ini adalah sebagai berikut :



Gambar 3.2. Diagram Alir Program

## V. KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, diperoleh beberapa kesimpulan , yaitu :

1. Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, metode *kernel density estimation* sangat baik dalam memodelkan dan mengestimasi data solar irradiance.
2. Berdasarkan perbandingan dari beberapa fungsi kernel, dapat disimpulkan bahwa fungsi kernel Cosine lebih baik dalam memodelkan dan mengestimasi data solar irradiance ketimbang fungsi kernel Gaussian dan kernel Epanechnikov

## 5.2 Saran

Perlu digunakan metode estimasi lain, selain metode *kernel density estimation* dalam memodelkan dan mengestimasi data *solar irradiance*, untuk mendapatkan perbandingan yang lebih banyak dan baik lagi.

## DAFTAR PUSTAKA

- I. Chen, W., Bao, Z., Zeng, X., Yan, W., Jie, G., & Wang, J. (2020). Identification of abnormal PV output power based on kernel density estimation and consistency method. *2020 IEEE 4th Conference on Energy Internet and Energy System Integration: Connecting the Grids Towards a Low-Carbon High-Efficiency Energy System, EI2 2020*. <https://doi.org/10.1109/EI250167.2020.9346631>
- II. Fu, X., Gao, F., Wu, J., Guan, X., Li, X., Liu, P., & Li, P. (2019). A Simulation Method of Solar Irradiance Data Based on Feature Clustering and Markov Transition Probability Matrix. *Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA), 2018-July*. <https://doi.org/10.1109/WCICA.2018.8630379>
- III. Garg, S., Agrawal, A., Goyal, S., & Verma, K. (2020). Day Ahead Solar Irradiance Forecasting using Markov Chain Model. *2020 IEEE 17th India Council International Conference, INDICON 2020*. <https://doi.org/10.1109/INDICON49873.2020.9342446>
- IV. Pruitt, K. A., Braun, R. J., & Newman, A. M. (2013). Evaluating shortfalls in mixed-integer programming approaches for the optimal design and dispatch of distributed generation systems. *Applied Energy, 102*. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.07.030>
- V. Qin, X., Li, Y., Shen, C., Zhang, Z., & Zeng, X. (2016). *The Correlation Analysis of Clean Energy Output Based on Nonparametric Kernel Density Estimation Probability Models*. <https://doi.org/10.2991/aiie-16.2016.6>
- VI. Sukarsa, I. K. G., & Srinadi, I. G. A. M. (2012). Estimator kernel dalam model regresi nonparametrik. *Jurnal Matematika, 2*(1).
- VII. Wahbah, M., El-Fouly, T. H. M., Zahawi, B., & Feng, S. (2020). Hybrid beta-KDE model for solar irradiance probability density estimation. *IEEE Transactions on Sustainable Energy, 11*(2). <https://doi.org/10.1109/TSTE.2019.2912706>
- VIII. Silverman, B.W., (1986). *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. London: Champman and Hall.