

ANALISIS DATA MISI LUAR ANGKASA KEPLER UNTUK MENENTUKAN JENIS EKSOPLANET DAN REKONSTRUKSI BENTUK ORBITNYA

NIRA NOVIATRI^{1*}, NOWO RIVELI¹, BUDI ADIPERDANA¹

¹Departemen Fisika, FMIPA, Universitas Padjadjaran

Jl. Raya Bandung-Sumedang Km.21 Jatinangor 45363, Sumedang, Jawa Barat, Telp. 022-7796014

*Corresponding author

Email: nira21001@mail.unpad.ac.id

Diserahkan: 04/12/2025

Diterima: 20/01/2026

Dipublikasikan: 13/02/2026

Abstrak. Penelitian ini telah mengklasifikasikan jenis eksoplanet dan merekonstruksi bentuk orbitnya berdasarkan data hasil observasi dari Misi Luar Angkasa Kepler yang menggunakan metode deteksi transit fotometri. Data yang digunakan mencakup parameter fisik seperti radius planet, periode orbit, durasi transit, eksentrisitas, dan sumbu semi-mayor. Dalam penelitian ini, metode klasifikasi berbasis *Bayesian Inference* dengan model *Gaussian Naive Bayes* (GNB) diterapkan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi jenis eksoplanet dibandingkan pendekatan konvensional berbasis metode teori radius. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model GNB memiliki performa yang tinggi dengan nilai *F1-Score* > 0,89 pada seluruh kelas planet (*Terrestrial*, *Super-Earth*, *Neptunian*, dan *Jovian*), serta akurasi sempurna pada tipe *Jovian*. Selain itu, dilakukan rekonstruksi orbit eksoplanet untuk memvisualisasikan lintasan elipsnya serta mengevaluasi parameter eksentrisitas dan stabilitas orbit. Kesimpulannya, metode *Gaussian Naive Bayes* lebih efektif dibandingkan metode konvensional teori radius.

Kata Kunci: Eksoplanet, Kepler, Inferensi Bayesian, *Gaussian Naive Bayes*, Transit Fotometri, Rekonstruksi Orbit

Abstract. This study has classified exoplanet types and reconstructed their orbital shapes based on observational data from the Kepler Space Mission using the photometric transit detection method. The data used includes physical parameters such as planet radius, orbital period, transit duration, eccentricity, and semi-major axis. In this study, a Bayesian Inference based classification method with the Gaussian Naive Bayes (GNB) model is applied to improve the accuracy of exoplanet type classification compared to the conventional approach based on the radius theory method. The classification results show that the GNB model has a high performance with an *F1-Score* value > 0.89 in all planet classes (*Terrestrial*, *Super-Earth*, *Neptunian*, and *Jovian*), and perfect accuracy in the *Jovian* type. In addition, we reconstructed the exoplanet orbits to visualize their elliptical trajectories and evaluated the eccentricity and orbital stability parameters. In conclusion, the Gaussian Naive Bayes method is more effective than the conventional radius theory method.

Keywords: Exoplanets; Kepler; Bayesian Inference; Gaussian Naive Bayes; Transit Photometry; Orbit Reconstruction

1. Pendahuluan

Penemuan dan studi eksoplanet, yaitu planet yang mengorbit bintang di luar Tata Surya telah menjadi salah satu pencapaian paling signifikan dalam astronomi modern. Penelitian-penelitian ini memberikan wawasan penting tentang pembentukan dan evolusi sistem keplanetan, keragaman sistem planet, dan kondisi yang diperlukan untuk dapat dihuni. Misi Luar Angkasa Kepler, yang diluncurkan oleh NASA pada tahun 2009, merupakan sebuah inisiatif terobosan yang secara signifikan memajukan bidang ilmu pengetahuan eksoplanet. Misi ini merupakan observatorium berbasis ruang angkasa pertama yang dirancang khusus untuk mencari planet seukuran Bumi di zona layak huni bintang-bintang yang mirip dengan Matahari, yaitu memiliki karakteristik serupa dengan Matahari, seperti ukuran, massa, suhu, dan spektrum (Lissauer, Batalha, & Borucki, 2023). Misi ini menggunakan metode transit fotometri, yang melibatkan pemantauan kecerlangan bintang untuk mendeteksi peredupan berkala yang disebabkan oleh planet yang melintas di depan bintang induknya. Teknik ini memungkinkan deteksi ribuan kandidat eksoplanet dan konfirmasi lebih dari 2.600 eksoplanet selama tahun-tahun operasional Kepler (Thompson et al., 2018).

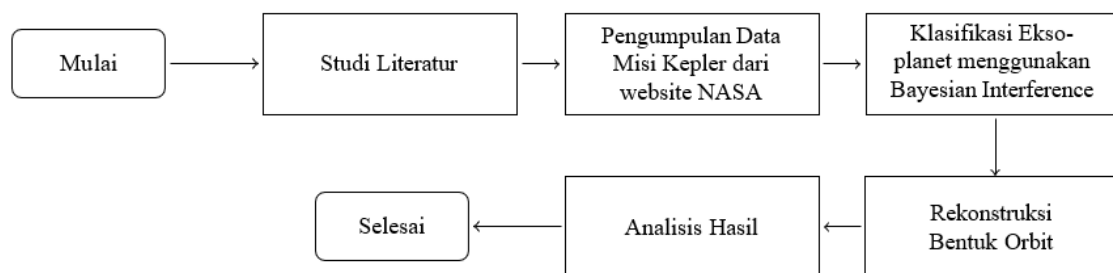
Data yang dihasilkan oleh misi ini memberikan peluang besar untuk mempelajari karakteristik eksoplanet, termasuk ukuran, massa, orbit, dan komposisi, tetapi dengan jumlah data yang sangat besar sekitar lebih dari 9000 data, diperlukan teknik analisis yang canggih untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis-jenis eksoplanet secara akurat. Meskipun banyak penelitian telah dilakukan untuk mengklasifikasikan eksoplanet berdasarkan data transit, masih terdapat tantangan dalam menentukan jenis eksoplanet secara akurat. Salah satu kendalanya adalah keterbatasan data Kepler yang hanya memberikan informasi tentang radius planet tanpa informasi langsung tentang massa (Fulton et al., 2017). Salah satu pendekatan yang umum digunakan untuk mengklasifikasikan jenis eksoplanet adalah melalui Hubungan Massa-Radius. Hubungan ini memberikan informasi penting mengenai komposisi dan struktur eksoplanet berdasarkan ukuran dan massa yang diukur. Namun, akurasi klasifikasi ini dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk kesalahan pengukuran dan asumsi model yang digunakan (Weiss & Marcy, 2014). Oleh karena itu, penting untuk mengeksplorasi metode alternatif, pendekatan statistik seperti Bayesian Inference dapat meningkatkan akurasi klasifikasi jenis eksoplanet dengan mempertimbangkan ketidakpastian data dan informasi sebelumnya.

Selain itu, rekonstruksi bentuk orbit eksoplanet masih menghadapi tantangan signifikan. Orbit eksoplanet tidak selalu berbentuk lingkaran sempurna; banyak di antaranya memiliki eksentrisitas tinggi, yang dapat mempengaruhi variabilitas iklim karena menyebabkan perubahan drastis dalam jarak planet ke bintang selama orbitnya. Planet dengan eksentrisitas tinggi mengalami fluktuasi suhu ekstrim antara titik periapsis (terdekat dengan bintang) dan apoapsis (terjauh dari bintang). Namun, eksentrisitas bukan satu-satunya faktor yang menentukan iklim. Sebagai contoh, meskipun eksentrisitas orbit Bumi rendah (sekitar 0,017), iklim Bumi tetap bervariasi karena faktor lain seperti kemiringan sumbu rotasi (*obliquity*), distribusi daratan-lautan, dan aktivitas Matahari. Sebaliknya, planet dengan eksentrisitas tinggi yang berada di zona layak huni secara berkala mungkin tidak memiliki kondisi stabil untuk mempertahankan air cair di permukaannya. Namun, metode transit tidak bisa secara langsung mengukur eksentrisitas hanya dari durasi transit saja. Beberapa penelitian telah mencoba mengatasi hal ini dengan metode *Transit Timing Variations* (TTV), tetapi model ini masih memiliki keterbatasan

dalam sistem dengan satu planet atau eksentrisitas rendah (Holman & Murray, 2005). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan baru yang menggabungkan analisis transit dengan teknik simulasi numerik atau model berbasis kecerdasan buatan untuk merekonstruksi bentuk orbit secara lebih akurat.

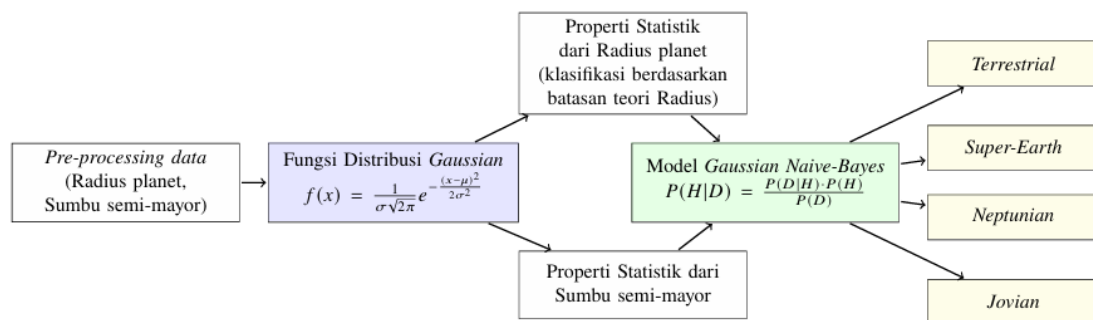
2. Metode Penelitian

Penelitian berjudul "Analisis Data Misi Luar Angkasa Kepler untuk Menentukan Jenis Eksoplanet dan Rekonstruksi Bentuk Orbitnya" dilakukan melalui tiga tahapan utama, yaitu pra-pemrosesan (*pre-processing*), pemrosesan (*processing*), dan pasca-pemrosesan (*post-processing*). Pada tahap ini, data dikumpulkan dari *NASA Exoplanet Archive* yang kemudian digunakan dalam model *Gaussian Naive Bayes* (GNB). Dataset yang diperoleh mencakup informasi terkait radius planet dan sumbu semi-mayor orbit, yang kemudian diformat dalam bentuk file Excel untuk kebutuhan pemodelan.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Data yang telah dikumpulkan digunakan untuk mengklasifikasikan jenis eksoplanet menggunakan model GNB. Model ini dilatih untuk mempelajari hubungan probabilistik antara parameter-parameter seperti radius dan sumbu semi-mayor dengan kelas eksoplanet. Setelah model terlatih, ia digunakan untuk memprediksi jenis eksoplanet baru berdasarkan data masukan yang relevan. Selanjutnya, dilakukan rekonstruksi bentuk orbit eksoplanet dari setiap kelas menggunakan parameter orbital yang diperoleh dari arsip NASA serta nilai eksentrisitas yang dihitung. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan metrik evaluasi lainnya. Pada tahap akhir, dilakukan analisis perbandingan antara hasil prediksi model GNB dan metode teori radius. Perangkat lunak yang digunakan dalam keseluruhan proses simulasi ini adalah Python.



Gambar 2. Skema Simulasi Prediksi Model *Gaussian Naive Bayes*.

Algoritma *Gaussian Naive Bayes* (GNB) merupakan salah satu metode klasifikasi berbasis probabilistik yang didasarkan pada Teorema Bayes dengan asumsi independensi bersyarat antar fitur. Dalam pendekatan ini, setiap fitur numerik diasumsikan memiliki

distribusi Gaussian (normal) pada setiap kelas. Oleh karena itu, fungsi distribusi normal digunakan untuk menghitung probabilitas bersyarat dari setiap fitur terhadap kelas yang diamati. Fungsi distribusi probabilitas normal yang digunakan dalam Gaussian Naive Bayes yaitu:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

$f(x)$ mewakili probabilitas bahwa variabel acak akan mengambil nilai x . σ adalah deviasi standar, yang mengukur sebaran atau penyebaran data dari rata-rata. Semakin besar nilai σ , semakin lebar kurva distribusi normal. μ adalah rata-rata atau nilai tengah distribusi, yang menunjukkan lokasi puncak kurva. Secara keseluruhan, rumus ini menjelaskan bentuk kurva lonceng simetris yang menjadi ciri khas distribusi normal, di mana sebagian besar data berkumpul di sekitar rata-rata dan probabilitas menurun secara simetris seiring dengan menjauhnya nilai dari rata-rata. Keunggulan algoritma GNB dalam menangani data kontinu yang secara alami mengikuti distribusi normal. Selain itu, GNB merupakan algoritma yang ringan secara komputasional dan efektif untuk dataset berukuran besar. Oleh karena itu, *Gaussian Naive Bayes* menjadi salah satu metode yang relevan dan efisien untuk digunakan dalam klasifikasi data numerik dalam penelitian ini, termasuk dalam konteks pengelompokan jenis eksoplanet berdasarkan parameter fisik dan orbitnya.

Untuk algoritma klasifikasi, digunakan *Gaussian Naive Bayes* (GNB) karena efisiensinya dalam menangani data numerik yang berdistribusi normal. Algoritma ini mengasumsikan bahwa setiap fitur bersifat independen secara kondisional terhadap kelasnya dan mengikuti distribusi Gaussian. Model GNB dipilih karena kesederhanaan komputasionalnya, efektivitas pada dataset besar, serta kesesuaiannya dengan karakteristik data fisik eksoplanet, seperti massa, radius, suhu, dan periode orbit. Probabilitas bersyarat dihitung untuk setiap fitur guna menentukan kelas eksoplanet yang paling mungkin, sehingga memungkinkan pengelompokan yang lebih akurat berdasarkan dimensi multidimensional dari fitur-fitur tersebut. Algoritma klasifikasi ini didasari oleh Teorema Bayes.

$$P(H|D) = \frac{P(D|H) \cdot P(H)}{P(D)} \quad (2)$$

$P(H|D)$ adalah probabilitas posterior, yaitu probabilitas hipotesis H benar, dengan asumsi bahwa bukti atau data D telah diamati. $P(D|H)$ adalah probabilitas kemungkinan (*likelihood*), yaitu probabilitas mengamati bukti D jika hipotesis H adalah benar. $P(H)$ adalah probabilitas prior, yaitu probabilitas awal hipotesis H benar sebelum kita mengamati bukti D , yang mencerminkan kepercayaan awal terhadap hipotesis. $P(D)$ adalah probabilitas bukti, yaitu probabilitas mengamati bukti D secara keseluruhan, tanpa mempertimbangkan hipotesis tertentu. Ini berfungsi sebagai faktor normalisasi untuk memastikan bahwa probabilitas posterior adalah nilai yang valid (antara 0 dan 1). Teorema Bayes memungkinkan untuk memperbarui keyakinan tentang suatu hipotesis (H) berdasarkan bukti baru (D) yang diamati, dengan mengombinasikan pengetahuan awal kita (prior) dengan seberapa besar bukti tersebut mendukung hipotesis (*likelihood*).

Setelah klasifikasi eksoplanet menggunakan GNB telah didapatkan, rekonstruksi bentuk orbit dilakukan dengan menganalisis data hasil observasi transit, di mana perubahan intensitas cahaya bintang akibat perlintasan eksoplanet digunakan untuk mengekstraksi parameter orbit seperti eksentrisitas, inklinasi, dan sumbu semimayor. Proses ini melibatkan integrasi metode Bayesian guna mempertimbangkan ketidakpastian dalam

pengukuran serta memanfaatkan informasi a priori untuk menghasilkan estimasi parameter yang lebih robust. Prosedur ini penting untuk memahami dinamika sistem planet secara keseluruhan, termasuk potensi stabilitas orbit dan relevansinya terhadap kemungkinan kelayakhunian. Nilai eksentrisitas dari masing-masing planet dihitung menggunakan parameter-parameter seperti periode orbit, inklinasi, umbu semi mayor, durasi transit, rasio jari-jari planet terhadap bintang, impact parameter, R_* dan deklinasi.

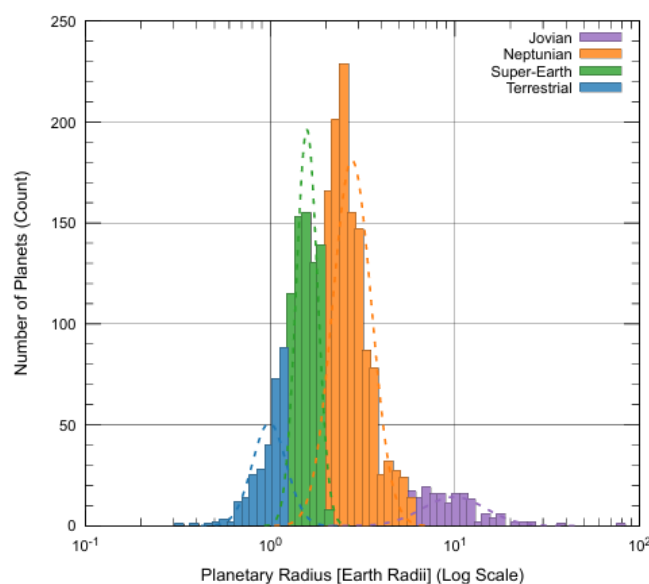
$$T = \left(\frac{p}{\pi}\right) \cdot \arcsin \left[\frac{1}{\frac{a}{R_*}} \cdot \frac{\sqrt{(1+k)^2 - b^2}}{\sin i} \cdot \frac{\sqrt{1-e^2}}{1+e \cdot \sin \omega} \right] \quad (3)$$

T merujuk pada durasi total transit, yaitu lamanya waktu yang dibutuhkan sebuah planet untuk melintas di depan cakram bintangnya, seperti yang terlihat dari Bumi. P mewakili periode orbit planet, yaitu waktu yang dibutuhkan planet untuk menyelesaikan satu orbit penuh mengelilingi bintang induknya, a adalah sumbu semi-mayor orbit planet, yaitu rata-rata jarak antara planet dan bintang induknya, R_* merujuk pada jari-jari bintang induk, yaitu ukuran fisik bintang yang dilewati planet, k adalah rasio jari-jari planet terhadap jari-jari bintang, R_p/R_* menunjukkan seberapa besar planet relatif terhadap bintangnya, b dikenal sebagai *impact parameter* yang mengukur seberapa dekat pusat planet melintas ke pusat cakram bintang selama transit. Nilai $b = 0$ berarti transit langsung melalui pusat bintang, sementara nilai b yang lebih besar menunjukkan transit yang lebih menjauh dari pusat, i adalah inklinasi orbit planet, yaitu sudut antara bidang orbit planet dan garis pandang pengamat (dari Bumi). Untuk transit yang teramati, inklinasi harus mendekati 90 derajat, e melambangkan eksentrisitas orbit planet, yang mengukur seberapa elips orbit planet tersebut. Nilai $e = 0$ menunjukkan orbit melingkar sempurna, sedangkan nilai yang lebih tinggi menunjukkan orbit yang lebih elips. Sedangkan ω adalah argumen periastron, yang menentukan orientasi elips orbit relatif terhadap garis simpul. Untuk orbit yang sangat elips, ω dapat mempengaruhi durasi transit karena kecepatan planet bervariasi sepanjang orbitnya.

3. Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari misi Kepler, yang memberikan informasi mengenai eksoplanet menggunakan metode transit fotometri. Metode ini mendeteksi keberadaan eksoplanet berdasarkan penurunan intensitas cahaya bintang yang terjadi ketika sebuah planet melintas di depan bintang induknya dari perspektif pengamat di Bumi. Parameter-parameter yang diperoleh dari data eksoplanet misi Kepler mencakup berbagai informasi penting untuk menganalisis jenis dan dinamika orbit planet-planet tersebut. Pertama, nama eksoplanet digunakan sebagai identifikasi khusus untuk masing-masing objek. Status eksoplanet menunjukkan tingkat konfirmasi atau validasi keberadaan eksoplanet tersebut berdasarkan hasil observasi dan analisis lanjutan. Periode orbit menggambarkan lamanya waktu yang dibutuhkan sebuah planet untuk menyelesaikan satu putaran penuh mengelilingi bintang induknya. Eksentrisitas merupakan ukuran seberapa elips lintasan orbit suatu planet; semakin besar nilai eksentrisitas, semakin lonjong orbitnya. Durasi transit merujuk pada lamanya waktu sebuah planet melintas di depan cakram bintang induknya, sedangkan kedalaman transit menunjukkan seberapa besar penurunan intensitas cahaya bintang akibat terhalangi oleh planet, yang berkorelasi langsung dengan ukuran atau jari-jari planet tersebut. Radius planet dan radius bintang menginformasikan ukuran dari masing-masing benda langit, biasanya dinyatakan dalam satuan radius Bumi dan radius Matahari. Sumbu semi-mayor

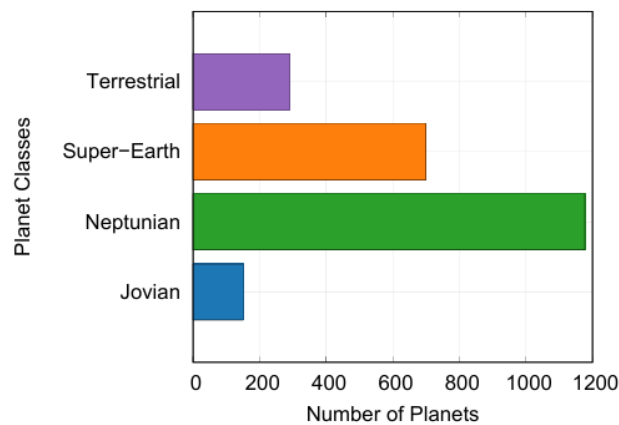
menggambarkan jarak rata-rata antara planet dan bintang induknya dalam orbit elips. Inklinalasi adalah sudut antara bidang orbit planet dan bidang langit pengamat, yang menentukan kemungkinan terjadinya transit dari sudut pandang Bumi. Terakhir, koordinat langit yang terdiri atas *Right Ascension* (RA) dan *Declination* (Dec) digunakan untuk menentukan posisi eksoplanet di langit, dan sistem ini setara dengan garis bujur dan garis lintang dalam sistem koordinat geografis di Bumi. Beberapa parameter tersebut digunakan sebagai landasan untuk menganalisis jenis eksoplanet dan beberapa parameter lainnya digunakan untuk merekonstruksi bentuk orbitnya.



Gambar 3. Distribusi *Gaussian Naïve Bayes* Eksoplanet dalam Histogram.

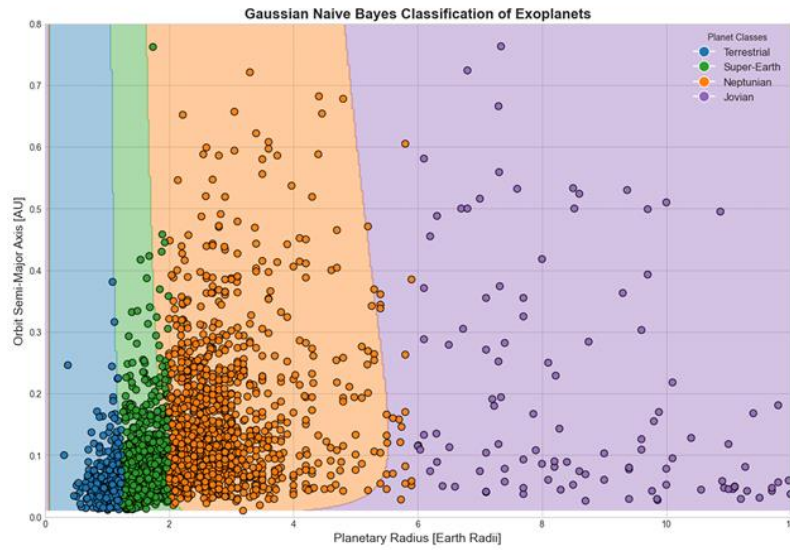
Gambar 3. menampilkan histogram distribusi radius eksoplanet berdasarkan tipe planet, yaitu *Terrestrial*, *Super-Earth*, *Neptunian*, dan *Jovian*. Untuk memahami pola distribusi tersebut secara kuantitatif, digunakan pendekatan distribusi Gaussian (*bell curve*) dengan mempertimbangkan nilai rata-rata (*mean*) dan simpangan baku (*standard deviation*). Distribusi planet *Terrestrial* menunjukkan kurva yang sempit dan relatif simetris, dengan puncak frekuensi pada radius sekitar 1 satuan. Hal ini mengindikasikan bahwa nilai *mean* berada di sekitar angka tersebut, dengan simpangan baku yang kecil karena mayoritas data terkonsentrasi di sekitar nilai tengah. Pola ini mendekati karakteristik distribusi Gaussian, yaitu simetris, unimodal, dan sebagian besar data berada dalam rentang satu hingga dua simpangan baku dari rata-rata. Planet tipe *Super-Earth* juga memperlihatkan distribusi yang cenderung simetris, dengan puncak pada radius sekitar 1,5–2 satuan. Nilai *mean* pada kategori ini lebih tinggi dibandingkan planet *Terrestrial*, dengan penyebaran data yang sedikit lebih lebar sehingga menghasilkan simpangan baku yang lebih besar. Meskipun demikian, bentuk distribusinya masih menyerupai kurva normal. Sebaliknya, distribusi radius planet *Neptunian* menunjukkan kemiringan ke kanan (*positively skewed*). Sebagian besar data terkonsentrasi pada radius 2–3 satuan, yang mengindikasikan pusat distribusi berada pada rentang tersebut. Namun, keberadaan ekor distribusi yang memanjang hingga radius 6 satuan menyebabkan nilai *mean* bergeser ke arah kanan. Simpangan baku pada kategori ini relatif besar, mencerminkan variasi radius yang lebih luas dan pola distribusi yang tidak sepenuhnya simetris. Untuk tipe *Jovian*, distribusinya sangat menyebar dengan jumlah data yang relatif lebih sedikit, terutama terkonsentrasi

pada radius besar, sekitar 5–6 satuan. Keterbatasan jumlah data dan pola sebaran yang tidak membentuk kurva tertentu menyebabkan distribusi ini kurang sesuai dianalisis menggunakan asumsi Gaussian. Nilai *mean* cenderung tinggi, tetapi kurang representatif, dengan simpangan baku yang besar akibat variasi radius yang signifikan. Berdasarkan pola distribusi tersebut, langkah awal analisis dilakukan dengan mengklasifikasikan eksoplanet berdasarkan nilai radiusnya. Klasifikasi ini merujuk pada teori dan literatur astronomi mengenai batasan ukuran planet. Secara historis, perkembangan teori tentang ukuran dan karakteristik planet telah berlangsung sejak era ilmuwan klasik seperti Nicolaus Copernicus, Tycho Brahe, Johannes Kepler, Galileo Galilei, hingga Isaac Newton, yang menjadi fondasi bagi klasifikasi modern. Mengacu pada literatur ilmiah terkini, eksoplanet dibagi ke dalam empat kategori utama, yaitu *Terrestrial* (radius $< 1,25 R_{\oplus}$), *Super-Earth* ($1,25\text{--}2 R_{\oplus}$), *Neptunian* ($2\text{--}6 R_{\oplus}$), dan *Jovian* ($6\text{--}15 R_{\oplus}$). Pada tahap awal ini, klasifikasi dilakukan hanya berdasarkan parameter radius tanpa mempertimbangkan variabel lainnya. Proses pengelompokan dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python untuk mengotomatisasi klasifikasi berdasarkan nilai radius pada dataset.



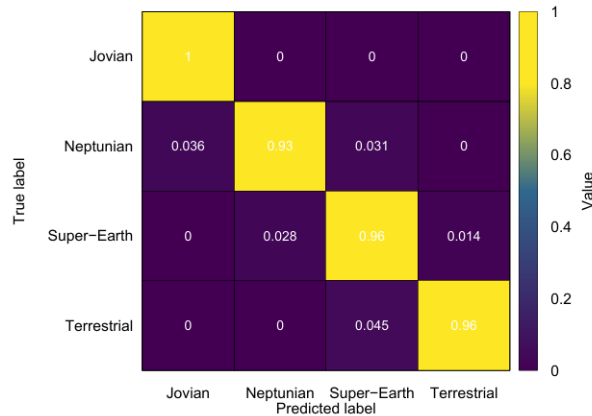
Gambar 4. Distribusi Kelas Eksoplanet

Hasil klasifikasi pada Gambar 4. menunjukkan bahwa dari total 2.317 eksoplanet, sebanyak 290 termasuk kategori *Terrestrial*, 700 *Super-Earth*, 1.177 *Neptunian*, dan 150 *Jovian*. Distribusi ini menunjukkan bahwa kategori *Neptunian* merupakan kelas yang paling dominan, dengan proporsi sekitar 50,8% dari keseluruhan data yang dianalisis. Selanjutnya, dilakukan penerapan metode *Bayesian Inference* menggunakan model *Gaussian Naive Bayes* (GNB) untuk memprediksi tipe planet berdasarkan parameter tambahan selain radius. Model ini dipilih karena mampu menangani data numerik kontinu dengan asumsi bahwa setiap fitur dalam masing-masing kelas mengikuti distribusi Gaussian. Algoritma GNB merupakan metode klasifikasi berbasis Teorema Bayes dengan asumsi independensi bersyarat antar fitur. Probabilitas bersyarat setiap fitur terhadap kelas dihitung menggunakan fungsi distribusi normal sebagaimana dirumuskan pada Persamaan 3.1. Dalam penelitian ini, parameter yang digunakan dalam proses klasifikasi lanjutan adalah radius planet dan sumbu semi-mayor. Pemilihan fitur ini bertujuan untuk mengidentifikasi keterkaitan antara parameter fisik eksoplanet dengan kategorinya.



Gambar 5. Visualisasi Klasifikasi Eksoplanet dari Model Gaussian Naive Bayes.

Gambar 5. menampilkan hasil klasifikasi eksoplanet menggunakan algoritma *Gaussian Naive Bayes* (GNB) dengan dua parameter utama, yaitu radius planet (sumbu X) dan sumbu semi-mayor (sumbu Y). Setiap titik merepresentasikan satu eksoplanet, sedangkan warna menunjukkan kelas hasil prediksi model. Berbeda dengan klasifikasi berbasis teori radius yang bersifat deterministik, GNB menghitung probabilitas posterior untuk setiap kelas berdasarkan kombinasi kedua parameter tersebut, lalu menetapkan kelas dengan probabilitas tertinggi. Beberapa eksoplanet mengalami perubahan kelas dibandingkan klasifikasi awal. Perubahan ini terutama terjadi pada wilayah transisi antar kelas yang memiliki karakteristik radius berdekatan. Sementara itu, kelas *Jovian* tidak mengalami perubahan, menunjukkan bahwa distribusi fiturnya cukup unik dan mudah dikenali oleh model.

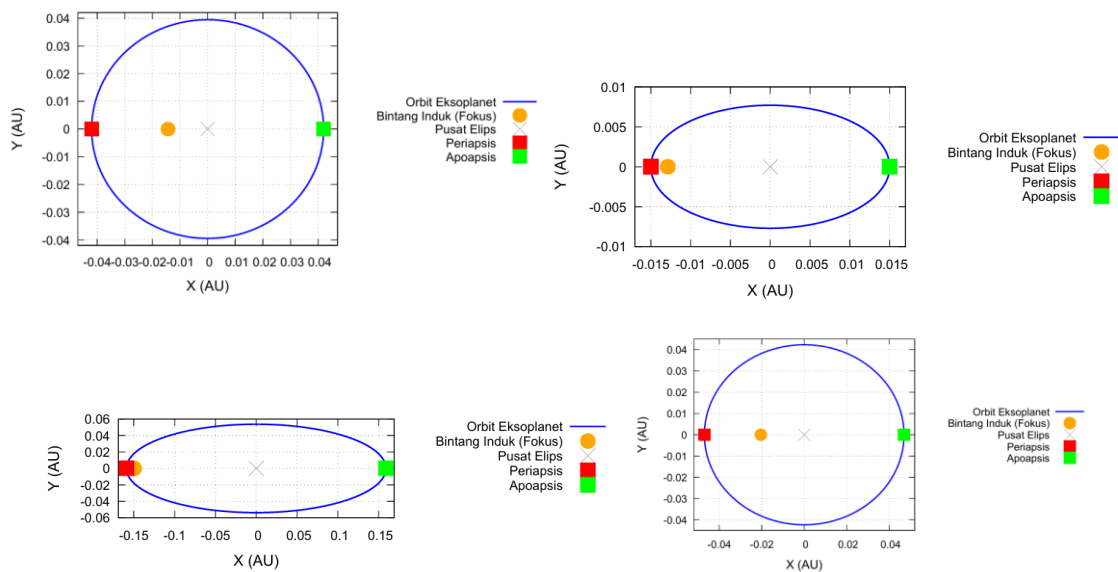


Gambar 6. Confusion Matrix dari hasil GNB.

Tabel 1. Klasifikasi *Confusion Matrix*

Type	precision	recall	f1-Score	Support
Jovian	0,79	1,00	0,89	31
Neptunian	0,98	0,93	0,96	225
Super-Earth	0,93	0,96	0,94	141
Terrestrial	0,97	0,96	0,96	67

Gambar 6. memperlihatkan persentase perubahan klasifikasi. Pada tipe *Terrestrial*, sekitar 4,5% berubah menjadi *Super-Earth*. Pada tipe *Super-Earth*, sekitar 2,8% berubah menjadi *Neptunian* dan 1,4% menjadi *Terrestrial*. Pada tipe *Neptunian*, sekitar 3,6% berubah menjadi *Jovian* dan 3,1% menjadi *Super-Earth*. Tidak terdapat perubahan pada tipe *Jovian*. Evaluasi model menggunakan *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Secara umum, seluruh nilai *F1-Score* berada di atas 0,89, menunjukkan performa klasifikasi yang baik dan seimbang. Kelas *Neptunian* memiliki kinerja sangat tinggi (*F1-Score* 0,96), didukung jumlah data yang besar. Kelas *Super-Earth* dan *Terrestrial* juga menunjukkan performa stabil dengan *F1-Score* masing-masing 0,94 dan 0,96. Pada kelas *Jovian*, *Recall* mencapai 100%, tetapi *Precision* lebih rendah (0,79) akibat beberapa *false positive*, kemungkinan dipengaruhi oleh jumlah sampel yang terbatas. Dibandingkan metode berbasis radius, GNB lebih unggul karena mempertimbangkan lebih dari satu parameter dan menghitung probabilitas secara statistik. Pendekatan ini menghasilkan *confusion matrix* yang lebih seimbang dan lebih akurat, khususnya pada data yang berada di dekat batas antar kelas. Setelah klasifikasi, dilakukan rekonstruksi orbit untuk memvisualisasikan orientasi dan bentuk lintasan eksoplanet terhadap bintang induknya. Visualisasi ini membantu menghubungkan hasil klasifikasi statistik dengan interpretasi fisika orbit, terutama dalam konteks metode transit yang bergantung pada inklinasi orbit mendekati 90° .



Gambar 7. Rekonstruksi bentuk orbit dari 4 tipe eksoplanet

Pada rekonstruksi orbit elips eksoplanet bertipe *Terrestrial* (1) dalam sistem koordinat Kartesian (AU). Sesuai hukum pertama Kepler, bintang induk berada pada salah satu fokus elips, bukan di pusat geometri. Periastris dan apastris menunjukkan perbedaan jarak yang mencerminkan eksentrisitas orbit serta variasi kecepatan planet (lebih cepat di periastris, lebih lambat di apastris). Eksoplanet ini memiliki periode 3,07 hari dan sumbu semi-mayor 0,042 AU, menandakan orbit sangat dekat dengan bintang ($\approx 10\%$ jarak Merkurius–Matahari). Dengan eksentrisitas 0,3423, orbit cukup elips sehingga terjadi variasi radiasi sepanjang lintasan. Inklinasi $81,93^\circ$ menunjukkan konfigurasi hampir sejajar dengan pengamat di Bumi, sehingga mendukung deteksi melalui metode transit. Secara keseluruhan, karakteristik ini menunjukkan tipe *hot terrestrial exoplanet*.

Pada orbit elips eksoplanet bertipe *Super-Earth* (2), bintang terletak pada salah satu fokus elips, dengan periapsis dan apoapsis menunjukkan eksentrisitas orbit. Planet ini tergolong *ultra-short-period planet* (USP) dengan periode 0,89 hari dan sumbu semi-mayor 0,015 AU ($\approx 3,8\%$ jarak Merkurius–Matahari), sehingga menerima radiasi sangat tinggi. Eksentrisitas 0,8580 menunjukkan orbit sangat lonjong, menyebabkan fluktuasi radiasi dan suhu yang ekstrem sepanjang orbit. Inklinasi $79,64^\circ$ meningkatkan peluang deteksi melalui metode transit.

Pada tampilan orbit eksoplanet bertipe *Neptunian* (3) dengan eksentrisitas sangat tinggi. Perbedaan mencolok antara periapsis dan apoapsis menunjukkan variasi jarak dan kecepatan yang signifikan sesuai hukum Kepler. Eksoplanet ini memiliki periode 22,25 hari dan sumbu semi-mayor 0,159 AU ($\approx 40\%$ jarak Merkurius–Matahari), sehingga dapat dikategorikan sebagai *warm Neptune*. Nilai eksentrisitas 0,9410 menunjukkan orbit hampir parabola, menyebabkan perubahan radiasi yang sangat ekstrem sepanjang lintasan. Inklinasi $89,38^\circ$ menjadikannya sangat ideal untuk deteksi transit serta kombinasi analisis dengan metode kecepatan radial.

Pada tampilan orbit eksoplanet bertipe *Jovian*, orbit berbentuk hampir sirkular dengan eksentrisitas relatif rendah, sehingga variasi jarak dan fluks radiasi lebih stabil dibanding tipe sebelumnya. Planet ini memiliki periode 3,58 hari dan sumbu semi-mayor 0,047 AU, mengindikasikan kategori *Hot Jupiter*. Eksentrisitas 0,4350 menunjukkan orbit cukup elips namun tidak ekstrem. Variasi radiasi sepanjang orbit dapat memicu dinamika atmosfer intens. Inklinasi $89,95^\circ$ sangat mendukung deteksi transit dan memungkinkan estimasi parameter fisik secara akurat melalui kombinasi metode observasi.

4. Kesimpulan

Penelitian dengan topik yang berjudul "Analisis Data Misi Luar Angkasa Kepler untuk Menentukan Jenis Eksoplanet dan Rekonstruksi Bentuk Orbitnya" dapat memberikan beberapa konklusi berdasarkan tujuan dari penelitian ini, yakni Metode *Bayesian Inference* dengan *Gaussian Naïve Bayes* (GNB) terbukti mampu mengklasifikasikan jenis eksoplanet secara efektif berdasarkan parameter fisik seperti radius planet dan sumbu semi-mayor. Model ini menunjukkan performa yang sangat baik, dengan nilai akurasi dan *F1-Score* yang tinggi di keempat kelas eksoplanet (*Terrestrial*, *Super-Earth*, *Neptunian*, dan *Jovian*), bahkan mencapai akurasi sempurna (100%) untuk kelas *Jovian*. Perbandingan antara metode GNB dan metode konvensional berbasis radius menunjukkan bahwa pendekatan Bayesian lebih unggul dalam menangani tumpang tindih nilai-nilai radius antar kelas, serta lebih adaptif terhadap kompleksitas distribusi data eksoplanet. Hal ini menjadikan metode probabilistik sebagai pendekatan yang lebih andal untuk klasifikasi jenis eksoplanet berbasis data transit. Rekonstruksi bentuk orbit eksoplanet berhasil divisualisasikan dalam bentuk orbit elips berdasarkan parameter seperti eksentrisitas, sumbu semi-mayor, dan inklinasi. Simulasi orbit memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang dinamika lintasan eksoplanet serta membantu dalam menilai stabilitas orbit yang berpengaruh terhadap potensi kelayakhunian.

Ucapan terima kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Ibu Endang Soegiartini atas diskusi yang sangat berharga dan bimbingan yang sangat bermanfaat selama proses penelitian. Penghargaan kami juga sampaikan kepada Departemen Fisika, Universitas Padjadjaran, dan Departemen Astronomi, Institut Teknologi Bandung, yang telah menyediakan fasilitas dan dukungan teknis yang diperlukan selama tahap eksperimental penelitian ini.

Terakhir, kami mengucapkan terima kasih kepada rekan-rekan di kelompok penelitian Astrofisika dan rekan-rekan Fisika atas saran-saran konstruktif mereka selama penelitian ini berlangsung.

Daftar Pustaka

1. N.M. Batalha, et al., *Astrophysical Journal*, Supplement Series 204 (2013) 24.
2. Thompson, S.E., et al., *The Astrophysical Journal* Supplement Series 235 (2018) 38.
3. Weiss, L. M., & Marcy, G. W. (2014). The Mass–Radius Relation for 65 Exoplanets Smaller than 4 Earth Radii. *The Astrophysical Journal Letters*, 783, L6.
4. Seager, S., Kuchner, M., Hier-Majumder, C. A., & Militzer, B. (2007). Mass–Radius Relationships for Solid Exoplanets. *The Astrophysical Journal*, 669, 1279–1297.
5. Rogers, L. A. (2015). Most 1.6 Earth-radius planets are not rocky. *The Astrophysical Journal*, 801, 41.
6. Valencia, D., Sasselov, D. D., & O’Connell, R. J. (2007). Radius and Structure Models of the First Super-Earth Planet. *The Astrophysical Journal*, 656, 545–551.
7. Fulton, B. J., et al. (2017). The California-Kepler Survey. III. A Gap in the Radius Distribution of Small Planets. *The Astronomical Journal*, 154, 109.
8. Butler, R. P., et al. (2006). Catalog of Nearby Exoplanets. *The Astrophysical Journal*, 646, 505–522.
9. Kipping, D. M. (2013). Efficient, uninformative sampling of limb darkening coefficients for two-parameter laws. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 434, L51–L55.
10. Shen, Y., & Turner, E. L. (2008). On the Eccentricity Distribution of Exoplanets from Radial Velocity Surveys. *The Astrophysical Journal*, 685, 553–559.
11. Williams, D. M., & Pollard, D. (2002). Earth-like worlds on eccentric orbits: excursions beyond the habitable zone. *International Journal of Astrobiology*, 1, 61–69.
12. Barnes, R., et al. (2009). Tidal limits to planetary habitability. *The Astrophysical Journal Letters*, 700, L30–L33.
13. Dressing, C. D., Spiegel, D. S., Scharf, C. A., Menou, K., & Raymond, S. N. (2010). Habitable climates: The influence of eccentricity. *The Astrophysical Journal*, 721, 1295–1307.
14. Barnes, J. W. (2007). Effects of Orbital Eccentricity on Extrasolar Planet Transit Detection and Lightcurves. *arXiv:0708.0243*.
15. Hadden, S., & Lithwick, Y. (2016). Kepler Planet Masses and Eccentricities from TTV Analysis. *arXiv:1611.03516*.
16. Linial, I., Gilbaum, S., & Sari, R. (2018). Modal Decomposition of TTV: Inferring Planet Masses and Eccentricities. *Astrophysical Journal*, 860(1), 16.
17. M.J. Holman, N.W. Murray, *Science* 307 (2005) 1288.
18. S. Seager, D. Deming, *Annual Review of Astronomy and Astrophysics* 48 (2010) 631.
19. Borucki, W. J., et al. (2011). Characteristics of Planetary Candidates Observed by Kepler, II: Analysis of the First Four Months of Data. *The Astrophysical Journal*, 736, 19.
20. Winn, J. N., & Fabrycky, D. C. (2015). The Occurrence and Architecture of Exoplanetary Systems. *Annual Review of Astronomy and Astrophysics*, 53, 409–447.
21. Hatzes, A. P., & Rauer, H. (2015). A Definition for Giant Planets Based on the Mass–Density Relationship. *The Astrophysical Journal*, 810, L25.
22. Seager, S., Kuchner, M., Hier-Majumder, C. A., & Militzer, B. (2007). Mass–Radius Relationships for Solid Exoplanets. *The Astrophysical Journal*, 669, 1279–1297.
23. M. Perryman, *The Exoplanet Handbook*, Cambridge University Press, 2018.