

# Prediksi Suhu dan Frekuensi Prosesor Berdasarkan Variasi Tegangan Menggunakan Algoritma k-Nearest Neighbor (k-NN)

Eko Pramono<sup>1</sup>, Nur Widjiyati\*<sup>2</sup> dan Prasetyo Purnomo<sup>3</sup>

1-3 Universitas AMIKOM Yogyakarta

eko.p@amikom.ac.id; nurwiwid@amikom.ac.id; prasetyo.p@amikom.ac.id

---

## Abstrak

Pengaturan tegangan pada prosesor memiliki peran penting dalam meningkatkan kinerja sistem, namun juga berimplikasi langsung terhadap kenaikan suhu yang berpotensi menyebabkan kerusakan perangkat. Oleh karena itu, diperlukan metode prediksi yang mampu memperkirakan perubahan suhu dan frekuensi prosesor sebelum dilakukan peningkatan tegangan. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi suhu dan frekuensi prosesor berdasarkan variasi tegangan menggunakan algoritma k-Nearest Neighbor (k-NN), serta menentukan nilai parameter K yang optimal untuk menghasilkan prediksi yang akurat dan stabil. Data yang digunakan merupakan hasil pengukuran tegangan, suhu, dan frekuensi pada prosesor AMD Ryzen 5 2400G. Proses prediksi dilakukan dengan beberapa variasi nilai K (K=1, K=2, K=3, dan K=4), kemudian dievaluasi menggunakan metrik koefisien determinasi ( $R^2$ ), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai K sangat mempengaruhi performa model. Nilai K=1 menghasilkan akurasi sempurna pada data pelatihan, namun berpotensi mengalami *overfitting* sehingga kurang baik dalam generalisasi. Sementara itu, nilai K=2 memberikan keseimbangan terbaik antara akurasi dan kompleksitas model, dengan nilai  $R^2$  mencapai lebih dari 0,9 serta nilai error yang rendah. Selain itu, hasil analisis menunjukkan bahwa suhu prosesor memiliki hubungan non-linear terhadap tegangan, dengan peningkatan yang lebih signifikan pada tegangan tinggi, sedangkan frekuensi menunjukkan hubungan yang cenderung linier terhadap tegangan. Prediksi pada tegangan yang lebih tinggi juga menunjukkan bahwa nilai suhu dan frekuensi masih berada dalam batas aman spesifikasi prosesor. Dengan demikian, algoritma k-NN dengan K=2 terbukti efektif dalam memprediksi perilaku prosesor dan dapat digunakan sebagai alat bantu dalam proses *overclocking* untuk mengoptimalkan kinerja sekaligus meminimalkan risiko *overheating*.

**Kata Kunci** k-Nearest Neighbor (k-NN), Prediksi Suhu Prosesor, Prediksi Frekuensi Prosesor, Tegangan Prosesor, Overclocking

**Digital Object Identifier** 10.36802/jnanaloka.2026.v7-no1-11-24

## 1 Pendahuluan

Pengaturan tegangan pada prosesor sangat berpengaruh terhadap kinerja dan suhu prosesor. Semakin tinggi tegangan yang diberikan, semakin tinggi pula kinerja prosesor yang dapat dicapai. Namun, peningkatan tegangan akan menyebabkan suhu prosesor meningkat, dan suhu yang terlalu tinggi dapat menyebabkan kerusakan pada komponen elektronik prosesor. Oleh karena itu, perlu dilakukan prediksi suhu prosesor sebelum tegangan dirubah, agar dapat menghindari kerusakan akibat panas berlebih.

---

\* Corresponding author.



Beberapa penelitian telah dilakukan untuk menggambarkan kenaikan suhu prosesor akibat peningkatan tegangan. Menurut penelitian [1], meningkatkan voltase prosesor dapat meningkatkan suhu dan frekuensi kerja. Penelitian lain [2] menyatakan bahwa meningkatkan voltase prosesor dapat meningkatkan suhu dan frekuensi kerja, tetapi *overclocking* melebihi 3,75 GHz menyebabkan ketidakstabilan sistem. Dengan demikian, penting untuk melakukan simulasi terlebih dahulu sebelum menaikkan tegangan prosesor, agar dapat diprediksi kenaikan suhunya dan diambil langkah-langkah pencegahan agar suhu tidak melewati batas aman.

Prediksi suhu prosesor ini penting untuk menghindari kerusakan akibat panas berlebih. Hasil prediksi ini dapat digunakan sebagai referensi untuk menentukan batasan aman untuk kenaikan tegangan prosesor. Dengan demikian, kinerja prosesor dapat dioptimalisasi tanpa mengurangi umur ekonomisnya. Pada penelitian [3], peneliti hanya melakukan *trial and error* dalam melakukan penelitiannya walaupun dalam hasil penelitiannya memberikan peningkatan yang cukup signifikan pada kinerja prosesor, namun peneliti belum mampu memprediksi nilai tegangan yang sesuai untuk meningkatkan kinerja prosesor. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa hasilnya sangat bergantung pada menemukan keseimbangan tegangan yang tepat agar prosesor dapat optimal kinerjanya.

Sebuah penelitian [4] mengatakan bahwa algoritma atau teknik k-NN merupakan pilihan terbaik dalam hal akurasi dan kinerja model jika dilihat dari model prediksi lainnya. Selain itu, dalam penelitian ini yang menjadi obyek penelitian adalah pengaruh tegangan pada frekuensi kerja prosesor. Di penelitian lain [5], dinyatakan bahwa algoritma atau teknik k-NN jauh lebih baik dibandingkan dengan algoritma regresi linier dalam hal waktu pelatihan dan akurasi pelatihan.

Selain itu, sebuah tabel pengukuran kinerja prosesor dengan beban ringan karena kenaikan tegangan membuat peneliti tertarik untuk mengetahui berapa nilai suhu dan frekuensi prosesor, khususnya pada nilai tegangan yang tidak tertera di tabel tersebut.

■ **Tabel 1** Data pengukuran pada prosesor AMD Ryzen 5 2400G

Tegangan (Volt)	Frekuensi (GHz)	Suhu Rata-Rata (°C)
1,2	3,6	53,1
1,21	3,65	51,6
1,25	3,7	51,5
1,26	3,75	53,8
1,275	3,8	56,4
1,3	3,85	56,6
1,325	3,9	60

Selanjutnya Tabel 1 akan dijadikan obyek penelitian. Berdasarkan penjelasan di atas, maka peneliti ingin memanfaatkan algoritma k-NN dalam memprediksi perubahan suhu dan frekuensi prosesor dikarenakan perubahan tegangan. Selain itu peneliti ingin memvalidasi keefektifan algoritma k-NN dalam memprediksi perilaku prosesor.

## 2 Metodologi

### 2.1 Definisi Konsep

Selanjutnya perlu dijelaskan beberapa definisi dari beberapa konsep pada penelitian ini, karena definisi konsep merupakan langkah awal yang krusial pada sebuah penelitian ser-

ta membantu menjelaskan dan memperjelas istilah atau variabel yang digunakan dalam penelitian. Adapun definisi konsep pada penelitian ini adalah:

### 2.1.1 Hubungan Kenaikan Tegangan Prosesor dan Perubahan Suhu serta Frekuensi Prosesor

Peningkatan kinerja prosesor sering kali dilakukan melalui metode *overclocking*, yaitu dengan menaikkan tegangan dan frekuensi kerja prosesor di atas spesifikasi pabrikan. Meskipun metode ini dapat meningkatkan performa sistem secara signifikan, namun juga membawa risiko yang perlu dipahami dan dikelola dengan baik. Suhu prosesor memanas karena efek Joule, yaitu proses mengubah energi listrik menjadi panas. Di dalam prosesor terdapat beberapa kabel (konduktor) yang bertanggung jawab atas interkoneksi internalnya. Efek Joule muncul karena adanya guncangan antara elektron dan jaring ion konduktor, sehingga menyebabkan peningkatan suhu konduktor [6]. Selanjutnya peningkatan tegangan tidak hanya berdampak pada suhu, tetapi juga mempengaruhi frekuensi kerja prosesor. Dengan menaikkan tegangan, prosesor dapat beroperasi pada frekuensi yang lebih tinggi, yang pada gilirannya meningkatkan kinerja sistem secara keseluruhan. Hal ini selaras dengan penelitian [7] yang menyatakan bahwa meningkatkan voltase dapat meningkatkan frekuensi prosesor hingga 15%.

### 2.1.2 Algoritma atau Teknik k-NN

Menurut [8], algoritma K-Nearest Neighbors (k-NN) merupakan suatu metode pengklasifikasian objek baru berdasarkan (K) tetangga terdekatnya. Algoritma ini termasuk dalam algoritma *supervised learning*, dan hasil query baru diklasifikasikan berdasarkan sebagian besar label kelas atau kategori yang ada di k-NN. Kelas yang dihasilkan dari klasifikasi tersebut kemudian menjadi kelas yang paling sering muncul. Salah satu metode yang sering digunakan untuk menghitung jarak adalah metode *Euclidian Distance*. Metode ini menguji ukuran yang dapat digunakan untuk menunjukkan seberapa dekat atau jauh jarak antara dua objek, dan rumusnya adalah sebagai berikut:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

Dimana:  $d(x, y)$  = jarak data  $x$  ke data  $y$ ;  $x_i$  = nilai  $X$  pada *training data*;  $y_i$  = nilai  $X$  pada *testing data*;  $n$  = batas jumlah banyaknya data.

Jika hasil nilai dari rumus di atas mendapatkan nilai yang besar maka akan semakin jauh tingkat keserupaan antara kedua objek dan sebaliknya jika hasil nilai yang didapat semakin kecil maka akan semakin dekat tingkat keserupaan antar objek tersebut. Artinya dapat dikatakan juga bahwa bila jarak *Euclidian Distance* besar maka prediksi dapat dikatakan kurang akurat, namun bila jarak *Euclidian Distance* kecil maka prediksi akan lebih akurat. Selanjutnya tahapan perhitungan pada algoritma k-NN [8], ditunjukkan sebagai berikut:

1. Besaran K dapat ditentukan menggunakan rumus  $k = \sqrt{n}$ .
2. Menghitung jarak data *testing* dengan masing-masing data lainnya (*data training*).
3. Mengurutkan jarak yang telah dihitung.
4. Mencari beberapa tetangga yang paling dekat sampai urutan ke-K.
5. Menentukan kelas dari tetangga terdekat.

6. Mencari dan menetapkan jumlah kelas yang terbanyak dari tetangga terdekat sebagai data yang akan diuji.

### 2.1.3 Koefisien Determinasi ( $R^2$ ), MAE, dan RMSE

Untuk mengetahui derajat kesalahan yang terjadi dapat dicari nilai koefisien korelasi kuadrat ( $R^2$ ), MAE, dan RMSE. Menurut [9], *R-squared* ( $R^2$ ) merupakan alat yang digunakan untuk mengukur seberapa besar rata-rata hubungan antar variabel bergantung pada informasi yang dihasilkan oleh variabel prediktor dalam memprediksi variabel respon. Koefisien determinasi memiliki nilai antara 0 dan 1. Semakin besar nilainya maka semakin kuat hubungan antara variabel independen dengan variabel respon [10].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y - y')^2}{\sum(y - y'')^2} \quad (2)$$

Dimana:  $y$  = aktual dari  $y$ ,  $y'$  = prediksi dari  $y$ , dan  $y''$  = rata-rata dari  $y$ .

Salah satu cara untuk memeriksa apakah suatu metode memadai berdasarkan kesalahan prediksi adalah dengan menggunakan *mean absolute error* (MAE). MAE adalah perbedaan absolut rata-rata antara data/nilai prediksi dan data/nilai aktual pada seluruh individu [10]. Ketika nilai MAE mendekati 0, maka hasil prediksi model cukup baik.

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y'_i| \quad (3)$$

Dimana:  $y$  = aktual dari  $y$ ,  $y'$  = prediksi dari  $y$ , dan  $n$  = banyaknya data.

*Root mean square error* (RMSE) adalah metode tambahan untuk mengevaluasi hasil prediksi. RMSE menggunakan akar kuadrat dari selisih kuadrat rata-rata antara data aktual dan data prediksi untuk menghitung kesalahan rata-rata model [10]. Semakin dekat nilai RMSE dengan 0 maka hasil prediksinya semakin baik.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (4)$$

Dimana:  $y$  = aktual dari  $y$ ,  $y'$  = prediksi dari  $y$ , dan  $n$  = banyaknya data.

### 2.1.4 Prediksi dan Hasil

Peramalan atau prediksi merupakan proses pengumpulan informasi mengenai kondisi masa depan dari kondisi masa lalu [11]. Prediksi akan menggunakan informasi yang tersedia saat ini dan informasi masa lalu untuk diproses sehingga mampu memperkirakan apa yang mungkin terjadi di masa depan, dengan manfaat untuk mengurangi kesalahan.

Proses perhitungan algoritma k-NN digunakan untuk memperoleh proses prediksi dan menguji nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ), MSE, dan RMSE. Hasilnya akan menilai keakuratan algoritma k-NN dalam memprediksi suhu prosesor dan frekuensi operasi.

## 2.2 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang akan dilaksanakan terdiri atas beberapa langkah yang sistematis untuk memastikan bahwa penelitian dilakukan dengan cara yang terstruktur dan dapat diandalkan.

### 2.2.1 Pengumpulan Data dan Informasi

Data yang digunakan pada penelitian ini mencakup informasi mengenai tegangan, suhu, dan frekuensi prosesor. Data diperoleh dari hasil pengukuran tegangan, suhu, dan frekuensi pada prosesor AMD Ryzen 5 2400G. Setiap data *point* berisi:

- Tegangan prosesor (V)
- Suhu prosesor (°C)
- Frekuensi prosesor (MHz)
- Jenis dan model prosesor (untuk generalisasi)

### 2.2.2 Pra-pemrosesan Data

Data yang telah dikumpulkan diproses untuk memastikan kualitas dan konsistensinya. Langkah-langkah pra-pemrosesan meliputi:

- **Pembersihan data:** menghapus data yang tidak lengkap atau *outlier*.
- **Normalisasi data** diuji pada tahap awal penelitian. Namun berdasarkan hasil pengujian, normalisasi tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap hasil prediksi sehingga analisis akhir menggunakan data asli.
- **Implementasi algoritma k-NN.**

### 2.2.3 Algoritma k-NN

Algoritma k-NN diterapkan untuk memprediksi suhu dan frekuensi berdasarkan tegangan yang diberikan. Langkah-langkah implementasi meliputi:

- **Pemilihan nilai K** dilakukan dengan membandingkan beberapa nilai K (K=1, K=2, K=3, dan K=4). Nilai K terbaik dipilih berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik  $R^2$ , MAE, dan RMSE.
- **Perhitungan jarak:** menggunakan metrik jarak *Euclidean* untuk menghitung jarak antara data *point* baru dengan data *point* yang ada dalam set pelatihan.
- **Prediksi:** mengambil  $k$  tetangga terdekat dan menggunakan rata-rata nilai mereka untuk memprediksi suhu dan frekuensi prosesor.

### 2.2.4 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja prediksi dari algoritma k-NN. Metode yang digunakan termasuk:

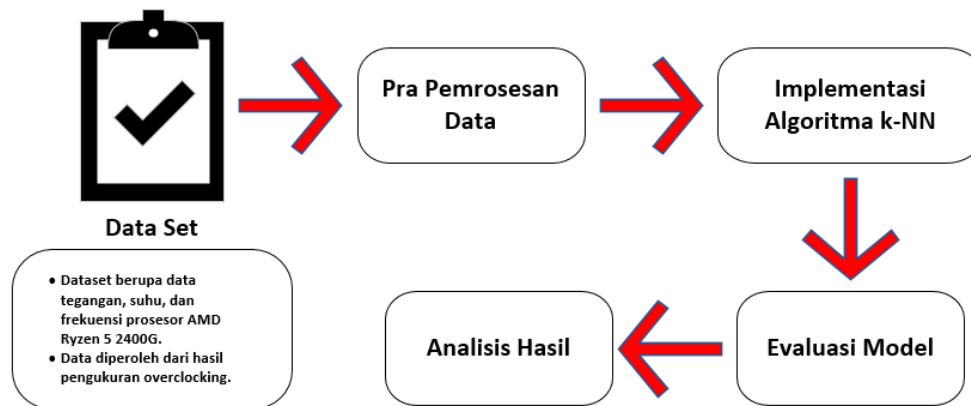
- *Mean Absolute Error* (MAE): ukuran yang menghitung rata-rata kesalahan absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi.
- *Root Mean Squared Error* (RMSE): metrik yang mengukur akar dari rata-rata kesalahan kuadrat antara prediksi dan nilai sebenarnya.
- *Coefficient of Determination* ( $R^2$ ): mengukur seberapa baik model prediksi sesuai dengan data aktual.

### 2.2.5 Analisis Hasil

Hasil dari prediksi dianalisis untuk mengidentifikasi pola dan hubungan antara tegangan, suhu, dan frekuensi prosesor. Analisis ini mencakup:

- Membandingkan hasil prediksi dengan data aktual untuk melihat akurasi dan keandalan model.
- Mengidentifikasi kondisi optimal untuk *overclocking* yang aman berdasarkan prediksi suhu dan frekuensi.
- Membuat visualisasi data untuk memudahkan pemahaman, seperti grafik hubungan antara tegangan dan suhu, serta tegangan dan frekuensi.

Metodologi penelitian yang telah diuraikan sebelumnya dapat divisualisasikan dalam bentuk alur penelitian sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



■ **Gambar 1** Metodologi penelitian

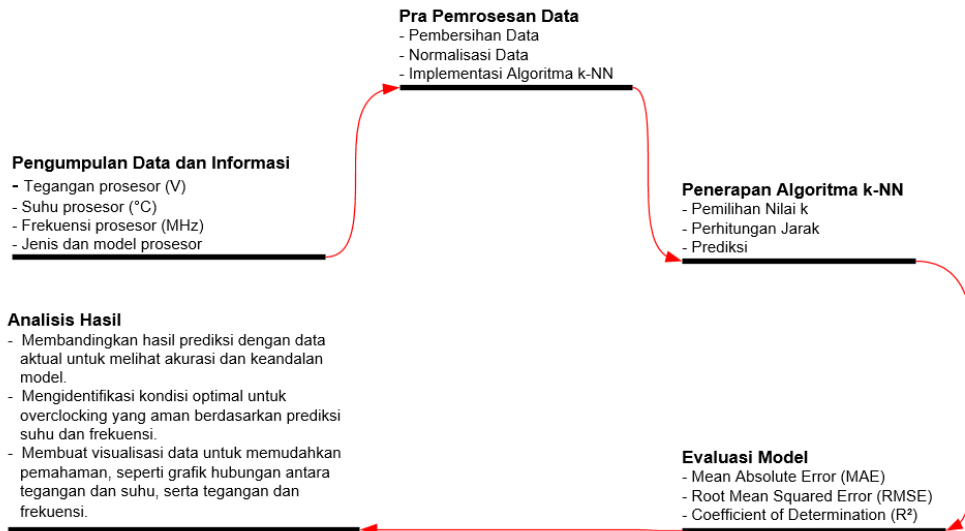
Berdasarkan metodologi penelitian yang telah dijelaskan sebelumnya, alur pelaksanaan penelitian secara rinci disajikan pada Gambar 2. Alur tersebut menggambarkan tahapan penelitian mulai dari pengumpulan data hingga proses evaluasi dan analisis hasil.

## 3 Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini, peneliti menyajikan hasil analisis dan pembahasan terkait prediksi suhu dan frekuensi prosesor yang dilakukan menggunakan algoritma k-NN. Hasil yang diperoleh dari eksperimen ini dibandingkan dengan data aktual untuk mengevaluasi akurasi model, serta membahas faktor-faktor yang mempengaruhi performa algoritma dalam konteks prediksi suhu dan frekuensi prosesor.

### 3.1 Prediksi Suhu Prosesor dengan Algoritma k-NN

Pada awal proses komputasi dengan algoritma k-NN, peneliti melakukan normalisasi data pada data tegangan dan suhu. Namun hasil prediksi yang dihasilkan sama dengan proses komputasi tanpa menggunakan normalisasi data. Sehingga peneliti menduga bahwa dalam konteks dataset yang digunakan, normalisasi data tidak memberikan dampak signifikan terhadap akurasi model. Hal ini selaras dengan apa yang diungkapkan pada [12].



■ **Gambar 2** Alur penelitian

Adapun hasil prediksi suhu prosesor ditampilkan dengan nilai K yang berbeda-beda, mengingat nilai K pada algoritma k-NN memainkan peran krusial dalam menentukan jumlah tetangga yang dipertimbangkan untuk prediksi [13]. Pemilihan nilai K yang tepat dapat mempengaruhi akurasi model, mengontrol risiko *overfitting* dan *underfitting*, serta mempengaruhi stabilitas dan keandalan prediksi [14]. Oleh karena itu, penting untuk melakukan evaluasi dan validasi untuk menemukan nilai K yang optimal agar model dapat memberikan hasil yang terbaik pada data yang tidak terlihat [15]. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 2.

■ **Tabel 2** Perbandingan suhu terukur dan suhu prediksi dengan algoritma k-NN

Tegangan (V)	Suhu Rata-Rata Terukur (°C)	Suhu Rata-Rata Prediksi (°C)			
		K=1	K=2	K=3	K=4
1,2	53,1	53,1	52,35	52,04	52,05
1,21	51,6	51,6	52,35	52,04	52,05
1,25	51,5	51,5	52,65	52,03	53,33
1,26	53,8	53,8	52,65	53,09	54,58
1,275	56,4	56,4	55,10	55,60	56,45
1,3	56,6	56,6	56,50	57,67	56,45
1,325	60	60	58,30	57,67	56,95

Dari Tabel 2 dapat dilihat bahwa secara umum, nilai K=1 menghasilkan nilai suhu rata-rata prediksi yang sama dengan nilai suhu rata-rata terukur. Selanjutnya untuk menguji kinerja atau keakuratan hasil prediksi suhu prosesor menggunakan algoritma k-NN, perlu ditinjau nilai  $R^2$ , RMSE, dan MAE.

Untuk K=1, model menjelaskan 100% varians data, yang menunjukkan bahwa model algoritma k-NN sangat baik dalam memprediksi nilai target. Selain itu tidak ada kesalahan dalam prediksi, yang menunjukkan bahwa model algoritma k-NN memprediksi semua nilai dengan tepat dan rata-rata kesalahan absolut juga nol.

■ **Tabel 3** Pengujian kinerja algoritma k-NN pada prediksi suhu prosesor

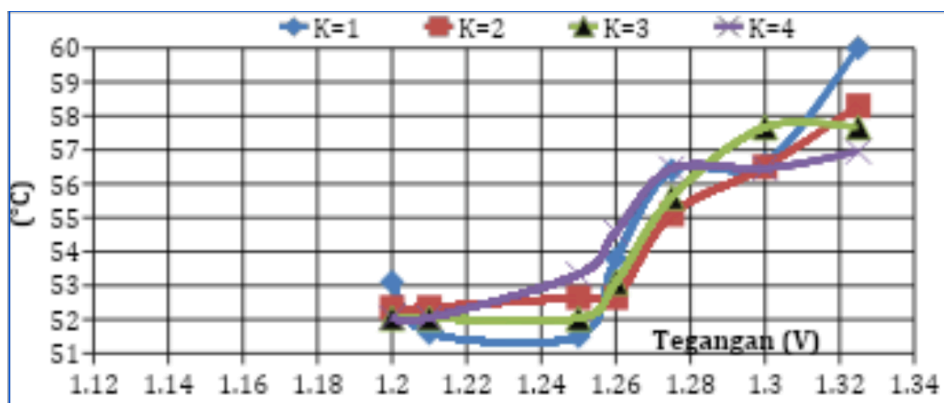
	R <sup>2</sup>	RMSE	MAE
K=1	1,00	0	0
K=2	0,91	1,092834	0,985714
K=3	0,87	1,153628	0,991429
K=4	0,79	1,443696	1,051429

Untuk K=2, model algoritma k-NN masih sangat baik, menjelaskan 91% varians data. Ada kesalahan prediksi yang lebih besar dibandingkan K=1, tetapi masih dalam batas yang dapat diterima, dan rata-rata kesalahan absolut menunjukkan bahwa model cukup akurat, meskipun ada sedikit deviasi dari nilai aktual.

Untuk K=3, model algoritma k-NN menjelaskan 87% varians data, yang masih cukup baik, tetapi ada penurunan dibandingkan K=2. Kesalahan prediksi sedikit meningkat, menunjukkan bahwa model mungkin mulai kehilangan akurasi.

Untuk K=4, model algoritma k-NN mampu menjelaskan 79% varians data, tetapi menunjukkan penurunan performa yang signifikan dibandingkan K=3. Selain itu kesalahan prediksi meningkat lebih jauh, menunjukkan bahwa model kurang akurat dan rata-rata kesalahan absolut juga meningkat.

Pada prediksi suhu, K=2 atau K=3 mungkin merupakan pilihan yang lebih baik untuk menjaga keseimbangan antara akurasi dan kompleksitas. K=1 sangat berisiko *overfitting*, dimana model menunjukkan performa yang sangat baik dalam hal akurasi dan kesesuaian dengan data pelatihan, tetapi kesederhanaannya dapat menjadi kelemahan jika diterapkan pada data baru yang lebih kompleks [16]. Sedangkan K=4 menunjukkan bahwa menambah kompleksitas model tidak selalu menghasilkan hasil yang lebih baik [17]. Perlu ditinjau grafik yang disajikan pada Gambar 3 untuk memperjelas hubungan antara suhu rata-rata terukur dan suhu rata-rata prediksi untuk nilai K=1 s/d K=4.



■ **Gambar 3** Grafik suhu rata-rata terukur vs suhu rata-rata prediksi (K=1 s/d K=4)

Grafik pada Gambar 3 menggambarkan hubungan antara tegangan (V) dan suhu rata-rata prediksi (°C) pada berbagai nilai K. Terdapat empat garis yang berbeda, masing-masing mewakili nilai K yang berbeda, yaitu K=1, K=2, K=3, dan K=4. Pada grafik terlihat bahwa dengan meningkatnya tegangan, suhu rata-rata yang diprediksi juga meningkat untuk semua nilai K. Nilai K mempengaruhi laju perubahan suhu rata-rata yang diprediksi terhadap

tegangan. Hubungan antara rata-rata prediksi suhu dan tegangan tidak linier. Untuk semua nilai  $K$ , kurva menunjukkan kemiringan yang lebih curam pada tegangan yang lebih tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa ketika tegangan meningkat, suhu juga cenderung meningkat dengan laju yang lebih cepat pada rentang tegangan yang lebih tinggi dibandingkan dengan rentang yang lebih rendah. Sehingga perlu berhati-hati dalam menaikkan tegangan prosesor secara signifikan.

### 3.2 Prediksi Frekuensi Prosesor dengan Algoritma k-NN

Proses normalisasi data juga dilakukan pada tahapan ini, namun hasil komputasi yang didapat sama dengan hasil komputasi tanpa normalisasi data. Adapun hasil prediksi frekuensi prosesor dengan algoritma k-NN dapat dilihat pada Tabel 4.

■ **Tabel 4** Perbandingan frekuensi terukur dan frekuensi prediksi dengan algoritma k-NN

Tegangan (V)	Frekuensi Rata-Rata Terukur (GHz)	Frekuensi Rata-Rata Prediksi (GHz)			
		K=1	K=2	K=3	K=4
1,2	3,6	3,6	3,63	3,65	3,68
1,21	3,65	3,65	3,63	3,65	3,68
1,25	3,7	3,7	3,73	3,70	3,68
1,26	3,75	3,75	3,73	3,75	3,75
1,275	3,8	3,8	3,78	3,80	3,78
1,3	3,85	3,85	3,83	3,85	3,83
1,325	3,9	3,9	3,88	3,85	3,83

Dari Tabel 4 dapat dilihat bahwa secara umum, semakin tinggi tegangan, semakin tinggi pula frekuensi rata-rata terukur. Hal ini menunjukkan hubungan positif antara tegangan dan frekuensi.

Untuk  $K=1$ , prediksi frekuensi rata-rata selalu sama dengan frekuensi rata-rata terukur pada setiap tingkat tegangan. Ini mengindikasikan bahwa model dengan  $K=1$  mungkin sangat cocok dengan data yang ada, atau mungkin juga terlalu “sempurna” sehingga tidak dapat diandalkan untuk prediksi pada data baru. Model ini mungkin mengalami *overfitting*, yaitu terlalu pas dengan data pelatihan sehingga tidak dapat menggeneralisasi dengan baik pada data baru [18].

Untuk  $K=2$ , prediksi frekuensi rata-rata umumnya sedikit lebih tinggi daripada frekuensi rata-rata terukur, tetapi perbedaannya tidak besar. Peningkatan prediksi seiring dengan kenaikan tegangan masih terlihat, mengikuti tren data terukur. Model ini menunjukkan akurasi yang cukup baik, meskipun sedikit kurang akurat dibandingkan dengan  $K=1$ .

Untuk  $K=3$ , prediksi frekuensi rata-rata menunjukkan variasi yang menarik. Pada beberapa tingkat tegangan, prediksi lebih tinggi dari terukur, sementara pada tingkat tegangan lain, prediksi lebih rendah. Pola peningkatan seiring tegangan tidak terlalu konsisten dibandingkan dengan  $K=2$ . Akurasi model ini terlihat paling rendah dibandingkan dengan  $K=2$ .

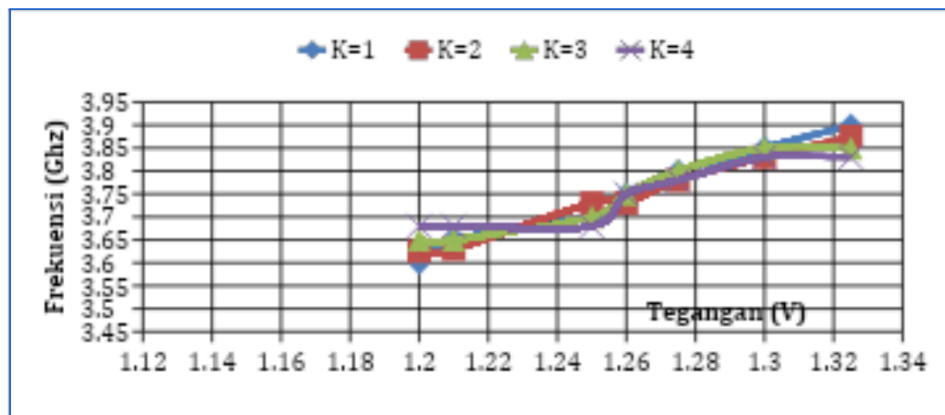
Untuk  $K=4$ , pola prediksi mirip dengan  $K=3$ , dengan variasi yang signifikan antara prediksi dan data terukur pada beberapa tingkat tegangan. Akurasi model ini juga terlihat rendah, bahkan mungkin lebih rendah dari  $K=3$ .

Selanjutnya untuk menguji kinerja atau keakuratan hasil prediksi frekuensi prosesor menggunakan algoritma k-NN, perlu ditinjau nilai  $R^2$ , RMSE, dan MAE.

■ **Tabel 5** Pengujian kinerja algoritma k-NN pada prediksi frekuensi prosesor

	R <sup>2</sup>	RMSE	MAE
K=1	1	0	0
K=2	0,963211	0,023979	0,023571
K=3	0,960317	0,026726	0,014286
K=4	0,910408	0,043753	0,034286

Dari Tabel 5 dapat dijelaskan bahwa pada prediksi dengan K=2, model algoritma k-NN mampu menjelaskan 96,32% variasi data. Pada K=3, model menjelaskan 96,03% variasi data. Dan pada K=4, variasi data yang dapat dijelaskan sebesar 91,04%. Prediksi dengan K=2 dan K=3 adalah pilihan terbaik berdasarkan metrik evaluasi model yang diberikan. Meskipun K=1 menunjukkan kinerja yang sempurna, potensi *overfitting* membuatnya kurang dapat diandalkan untuk data baru [19]. Prediksi dengan K=3 dan K=4 sebaiknya tidak digunakan karena kinerjanya kurang optimal. Selanjutnya akan ditinjau grafik pada Gambar 4 untuk memperjelas hubungan antara frekuensi rata-rata terukur dan frekuensi rata-rata prediksi untuk nilai K=1 s/d K=4.



■ **Gambar 4** Grafik frekuensi rata-rata terukur vs frekuensi rata-rata prediksi (K=1 s/d K=4)

Dari grafik pada Gambar 4 dapat dilihat bahwa frekuensi sangat sensitif terhadap perubahan tegangan. Perubahan kecil pada tegangan menghasilkan perubahan frekuensi yang besar [20]. Selain itu hubungan antara rata-rata prediksi frekuensi dan tegangan dapat dikatakan cukup linier, walaupun ada beberapa nilai prediksi yang fluktuatif. Untuk semua nilai K, kurva menunjukkan kemiringan yang tidak begitu curam pada tegangan yang lebih tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa ketika tegangan meningkat, frekuensi juga cenderung meningkat dengan laju yang tidak begitu cepat pada rentang tegangan yang lebih tinggi dibandingkan dengan rentang yang lebih rendah. Sehingga dapat dikatakan bahwa walaupun frekuensi sangat sensitif terhadap perubahan tegangan, namun relatif lebih aman dibanding dengan peningkatan suhu.

Pada pembahasan mengenai prediksi suhu dan frekuensi prosesor, dapat disepakati bahwa nilai K=2 yang terbaik untuk melakukan prediksi menggunakan algoritma k-NN.

Berdasarkan [21], dituliskan bahwa frekuensi maksimum prosesor AMD Ryzen 5 2400G adalah 3,9 GHz dan suhu maksimum 95°C. Pada sumber lain [22], suhu rata-rata yang dicapai saat uji performa hanyalah sebesar 56°C. Dan oleh [23] disebutkan pada uji cobanya

bahwa tegangan standar untuk prosesor AMD Ryzen 5 2400G adalah sebesar 1,45 volt dan agar lebih stabil kinerja prosesor tersebut, maka tegangan dapat dinaikkan menjadi 1,55 volt.

Selanjutnya digunakan data tegangan pada [23] untuk menghitung prediksi suhu dan frekuensi menggunakan algoritma k-NN dengan  $K=2$ . Adapun hasil prediksi dapat dilihat pada Tabel 6.

■ **Tabel 6** Pengujian prediksi suhu dan frekuensi prosesor

Tegangan (V)	Suhu Rata-Rata Prediksi ( $^{\circ}\text{C}$ )	Frekuensi Rata-Rata Prediksi (GHz)
1,45	58,42	3,88
1,55	58,32	3,88

Dari Tabel 6 terlihat bahwa hasil prediksi suhu dan prediksi frekuensi pun tidak jauh berbeda dengan spesifikasi teknis yang telah disebutkan di atas. Ini mengindikasikan bahwa algoritma k-NN dengan  $K=2$  mampu digunakan untuk memprediksi suhu dan frekuensi prosesor.

#### 4 Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Algoritma **k-Nearest Neighbor (k-NN)** terbukti dapat digunakan untuk memprediksi suhu dan frekuensi prosesor berdasarkan perubahan tegangan dengan tingkat akurasi yang baik.
2. Terdapat hubungan yang jelas antara tegangan, suhu, dan frekuensi prosesor, di mana peningkatan tegangan menyebabkan peningkatan suhu dan frekuensi kerja prosesor.
3. Nilai parameter **K** pada algoritma k-NN sangat berpengaruh terhadap kinerja model, baik dari segi akurasi maupun kemampuan generalisasi.
4. Nilai **K=1** menghasilkan akurasi sempurna pada data pelatihan ( $R^2=1$ ,  $RMSE=0$ ,  $MAE=0$ ), namun berisiko mengalami *overfitting*, sehingga kurang optimal untuk prediksi pada data baru.
5. Nilai **K=2** merupakan pilihan terbaik karena mampu memberikan keseimbangan antara akurasi dan kompleksitas model, dengan nilai error yang rendah dan kemampuan generalisasi yang baik.
6. Nilai **K=3 dan K=4** menunjukkan penurunan performa model, yang mengindikasikan adanya kecenderungan *underfitting* sehingga prediksi menjadi kurang akurat.
7. Prediksi suhu menunjukkan pola **non-linear terhadap tegangan**, di mana peningkatan suhu menjadi lebih signifikan pada tegangan yang lebih tinggi, sehingga berpotensi meningkatkan risiko *overheating*.
8. Prediksi frekuensi menunjukkan hubungan yang cenderung **linier terhadap tegangan**, meskipun laju peningkatannya tidak selalu konstan pada seluruh rentang tegangan.
9. Hasil prediksi pada tegangan tinggi (1,45 V dan 1,55 V) masih berada dalam batas aman spesifikasi prosesor AMD Ryzen 5 2400G, sehingga model dapat digunakan sebagai acuan dalam pengaturan tegangan.
10. Secara keseluruhan, model k-NN dengan **K=2** dapat digunakan sebagai alat bantu dalam proses *overclocking* untuk mengoptimalkan kinerja prosesor sekaligus meminimalkan risiko kerusakan akibat suhu yang terlalu tinggi.

---

**Pustaka**


---

- 1 A. Dowling, L. Jiang, M.-C. Cheng, dan Y. Liu, "Regulating cpu temperature with thermal-aware scheduling using a reduced order learning thermal model," *Future Generation Computer Systems*, vol. 166, p. 107687, 2025.
- 2 C. Knox, Z. Yuan, dan A. K. Coskun, "Machine learning and simulation based temperature prediction on high-performance processors," 2022.
- 3 D. Miao, G. Duan, D. Chen, Y. Zhu, dan X. Zheng, "Real-time temperature prediction for large-scale multi-core chips based on graph convolutional neural networks," *Electronics*, vol. 14, no. 6, p. 1223, 2025.
- 4 N. Revathi dan G. Sumathi, "Multistep temperature prediction for proactive thermal management on chip multiprocessors," *The Journal of Supercomputing*, vol. 77, no. 8, pp. 8967–8994, 2021.
- 5 F. Wang, D. Wang, Q. Deng, H. Yan, Q. Chen, dan Y. Zhao, "Investigation on the thermal characteristics of electronic system and prediction of chip temperature by machine learning," *Nuclear Engineering and Technology*, vol. 57, no. 1, p. 103159, 2025.
- 6 E. Pop, "Energy dissipation and transport in nanoscale devices," *Nano Research*, vol. 3, no. 3, pp. 147–169, 2010.
- 7 B. Vanderpool *et al.*, "Deterministic frequency and voltage enhancements on the power10 processor," *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, vol. 58, no. 1, pp. 102–110, 2023.
- 8 S. Nuraeni, S. Syam, M. Wajdi, B. Firmansyah, dan M. Malkan, "Implementasi metode k-nn untuk menentukan jurusan siswa di sman 02 manokwari," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 7, pp. 89–95, 2023.
- 9 S. M. Robeson dan C. J. Willmott, "Decomposition of the mean absolute error (mae) into systematic and unsystematic components," *PLOS ONE*, vol. 18, no. 2, p. e0279774, 2023.
- 10 T. O. Hodson, "Root-mean-square error (rmse) or mean absolute error (mae): when to use them or not," *Geoscientific Model Development*, vol. 15, no. 14, pp. 5481–5487, 2022.
- 11 V. Watts, "14.2 measures of forecast accuracy," Introduction to Statistics – Second Edition, 2025, <https://ecampusontario.pressbooks.pub/introstats2ed/chapter/14-2-measures-of-forecast-accuracy/>.
- 12 K. Cabello-Solorzano, I. O. Araujo, M. Peña, L. Correia, dan A. J. Tallón-Ballesteros, "The impact of data normalization on the accuracy of machine learning algorithms: a comparative analysis," in *Soft Computing Models in Industrial and Environmental Applications*, 2023.
- 13 R. K. Halder, M. N. Uddin, M. A. Uddin, S. Aryal, dan A. Khraisat, "Enhancing k-nearest neighbor algorithm: a comprehensive review and performance analysis of modifications," *Journal of Big Data*, vol. 11, no. 1, 2024.
- 14 GeeksforGeeks, "How to find the optimal value of k in knn," GeeksforGeeks, 2023, <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/how-to-find-the-optimal-value-of-k-in-knn/>.
- 15 I. Kofi Nti, O. N. Yarko-Boateng, dan J. Aning, "Performance of machine learning algorithms with different k values in k-fold cross-validation," *International Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 13, no. 6, pp. 61–71, 2021.
- 16 P. Srisuradetchai dan K. Suksrikran, "Random kernel k-nearest neighbors regression," *Frontiers in Big Data*, vol. 7, 2024.
- 17 E. M. Hameed dan H. Joshi, "Improving diabetes prediction by selecting optimal k and distance measures in knn classifier," *Journal of Techniques*, vol. 6, no. 3, pp. 19–25, 2024.
- 18 W. A. Firmansyach, U. Hayati, dan Y. Arie Wijaya, "Analisa terjadinya overfitting dan underfitting pada algoritma naive bayes dan decision tree dengan teknik cross validation," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 2023.

- 19 S. Rajvanshi, G. Kaur, A. Dhatwalia, Arunima, A. Singla, dan A. Bhasin, "Research on problems and solutions of overfitting in machine learning," in *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2024, pp. 637–651.
- 20 J. Zidar, T. Matić, I. Aleksi, dan v. Hocenski, "Dynamic voltage and frequency scaling as a method for reducing energy consumption in ultra-low-power embedded systems," *Electronics (Basel)*, vol. 13, no. 5, p. 826, 2024.
- 21 G. Shvets, "Amd ryzen 5 2400g specifications," 2024, diakses tgl 4 Februari 2024.
- 22 B. Bylina, J. Bylina, dan M. Piekarz, "Impact of processor frequency scaling on performance and energy consumption for wz factorization on multicore architecture," in *Annals of Computer Science and Information Systems*, vol. 35, 2023, pp. 377–383.
- 23 S. Liu dan A. Karanth, "Dynamic voltage and frequency scaling to improve energy-efficiency of hardware accelerators," 2021.