

Implementasi SVM dan KNN pada Sistem Penunjang Keputusan Kenaikan Pangkat Guru

Hendro Budiantoro , Sumijan, Billy Hendrik

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Putra Indonesia YPTK, Padang, 25221, Indonesia

hendro.budiantoro@gmail.com

Abstract

Teacher promotion is one of the key elements in career development and improving the quality of education. This promotion process is not only a form of appreciation for teacher achievement and competence, but also as a motivational tool that can encourage improved performance of educators. This study aims to develop a Decision Support System (DSS) that utilizes machine learning methods to assist the process of determining teacher promotion eligibility automatically. The two machine learning methods implemented in this study are Support Vector Machine (SVM) and K-Nearest Neighbors (KNN). The case study of this research was conducted in a school using historical data on teacher performance and achievement over several periods. The collected data was then analyzed and processed using two teachers classified as not promoted and one as promoted, with teacher 14 classified as not promoted. SVM and KNN algorithms. The SVM method is used because of its ability to handle high-dimensional data and provide the best separation margin between data classes, while KNN is chosen because of its ability to classify based on data similarity so that it can provide more adaptive prediction results to data changes. The test results show that in test data 1, the Euclidean distance results show values of 123125, 93914, and 115639. from this classification, two teachers were declared not to have moved up and one to have moved up, with sample teacher 12 classified as not moving up. In test data 2, the closest distances are 188190, 156090, and 178140, resulting in two teachers classified as moving up and one not moving up, with teacher 13 classified as moving up. meanwhile, in test data 3, the closest Euclidean values are 70145, 58492, and 78222.

Keywords: Decision Support System, Teacher Promotion, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbors, Teacher Performance.

Abstrak

Kenaikan pangkat guru merupakan salah satu elemen kunci dalam pengembangan karir dan peningkatan kualitas pendidikan. Proses kenaikan pangkat ini tidak hanya sebagai bentuk penghargaan atas prestasi dan kompetensi guru, tetapi juga sebagai alat motivasi yang dapat mendorong peningkatan kinerja para pendidik. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah Sistem Pendukung Keputusan (SPK) yang memanfaatkan metode pembelajaran mesin untuk membantu proses penentuan kelayakan kenaikan pangkat guru secara otomatis. Dua metode pembelajaran mesin yang diimplementasikan dalam penelitian ini adalah *Support Vector Machine* (SVM) dan *K-Nearest Neighbors* (KNN). Studi kasus penelitian ini dilakukan di sekolah dengan menggunakan data historis kinerja dan pencapaian guru selama beberapa periode. Data yang terkumpul kemudian dianalisis dan diolah menggunakan menghasilkan dua guru diklasifikasikan tidak naik dan satu naik, dengan guru 14 diklasifikasikan tidak naik. algoritma SVM dan KNN. Metode SVM digunakan karena kemampuannya dalam menangani data dengan dimensi yang tinggi dan memberikan margin pemisahan terbaik antara kelas-kelas data, sementara KNN dipilih karena kemampuannya dalam melakukan klasifikasi berdasarkan kemiripan data, sehingga dapat memberikan hasil prediksi yang lebih adaptif terhadap perubahan data. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pada data pengujian 1, hasil jarak euclidean menunjukkan nilai 123125, 93914, dan 115639. dari klasifikasi ini, dua guru dinyatakan tidak naik dan satu naik, dengan guru sampel guru 12 diklasifikasikan tidak naik. pada data pengujian 2, jarak terdekat adalah 188190, 156090, dan 178140, menghasilkan dua guru diklasifikasikan naik dan satu tidak naik, dengan guru 13 diklasifikasikan naik. sementara itu, pada data pengujian 3, nilai euclidean terdekat adalah 70145, 58492, dan 78222.

Kata kunci: Sistem Pendukung Keputusan, Kenaikan Pangkat Guru, *Support Vector Machine*, *K-Nearest Neighbors*, Kinerja Guru.

KomtekInfo is licensed under a Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International License.



1. Pendahuluan

Kenaikan pangkat merupakan salah satu komponen penting dalam pengembangan karir seorang guru yang dapat berkontribusi langsung terhadap peningkatan kualitas pendidikan di sekolah [1]. Proses kenaikan pangkat biasanya didasarkan pada evaluasi kinerja,

kompetensi, serta pengalaman kerja guru selama periode tertentu. Namun, evaluasi yang dilakukan secara manual sering kali tidak efisien dan memakan waktu yang cukup lama. Dalam dunia pendidikan yang dinamis, perlunya akurasi dan transparansi dalam evaluasi menjadi sangat penting, mengingat hal ini berdampak langsung pada pengambilan keputusan yang

menyangkut nasib para guru [2]. Selain itu, evaluasi yang dilakukan secara subjektif dapat menimbulkan bias, yang pada akhirnya merugikan mereka yang seharusnya layak untuk mendapatkan promosi.

Seiring dengan berkembangnya teknologi informasi, berbagai metode berbasis teknologi mulai diterapkan dalam berbagai sektor untuk mempermudah dan mempercepat pengambilan keputusan. Salah satu solusi yang telah terbukti efisien adalah penerapan pembelajaran mesin (machine learning) dalam mendukung pengambilan keputusan. Sektor pendidikan, metode pembelajaran mesin seperti Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN) telah banyak digunakan untuk membantu mengatasi masalah yang melibatkan data besar dan kompleks [3]. Penerapan teknologi ini tidak hanya meningkatkan kecepatan pengolahan data, tetapi juga meningkatkan akurasi keputusan yang diambil.

Berbagai penelitian telah menunjukkan bahwa metode SVM dan KNN memiliki kemampuan yang luar biasa dalam menyelesaikan berbagai permasalahan di sektor pendidikan. Misalnya, penelitian yang dilakukan oleh Andy Supriyadi menggunakan metode SVM dalam pemodelan klasifikasi lama waktu pencapaian jabatan fungsional lektor kepala, menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 80,92% melalui k-fold cross validation [4]. Penelitian lain yang dilakukan oleh Agung Nugroho menerapkan KNN untuk mengevaluasi kinerja debitur di KSP Galih Manunggal, dengan hasil akurasi sebesar 93% [5]. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma KNN dapat diandalkan dalam pengambilan keputusan yang melibatkan data yang beragam dan jumlah yang besar. Penelitian oleh Nur Leli menggunakan KNN untuk mengklasifikasikan Uang Kuliah Tunggal (UKT) di Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, dengan hasil akurasi sebesar 61,33% [6].

Selain itu, penelitian Akmal Rusdy Prasetyo yang membandingkan SVM dan Convolutional Neural Network (CNN) dalam mendeteksi katarak juga menunjukkan hasil yang mengesankan, dengan akurasi sebesar 98,89% pada epoch ke-25, serta precision, recall, dan f1-score yang mencapai nilai serupa [7]. Dalam konteks sistem rekomendasi produk, Kurnia Ramadhan Putra menggunakan metode Collaborative Filtering dengan algoritma KNN, yang menghasilkan nilai MAE sebesar 1,0579 dan RSME sebesar 1,3615, menunjukkan tingkat error yang rendah dan akurasi prediksi yang tinggi [8]. Berdasarkan berbagai hasil penelitian ini, jelas bahwa metode pembelajaran mesin seperti SVM dan KNN memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam proses pengambilan keputusan di sektor pendidikan.

Teknologi informasi dan machine learning kini telah menjadi pilar utama dalam mengoptimalkan proses yang melibatkan banyak data. Di dunia pendidikan, SVM bekerja dengan cara memisahkan data ke dalam dua kelas menggunakan hyperplane dengan margin

maksimal [9]. Metode ini sangat efektif dalam menangani masalah klasifikasi biner, seperti menentukan apakah seorang guru layak untuk naik pangkat atau tidak. Di sisi lain, KNN mengklasifikasikan data berdasarkan kemiripan dengan data yang telah ada sebelumnya, membuatnya cocok untuk situasi di mana data yang terklasifikasi sebelumnya dapat dijadikan referensi untuk keputusan baru [10]. Dalam proses pengambilan keputusan yang bersifat dinamis dan penuh ketidakpastian, algoritma seperti SVM dan KNN menawarkan solusi yang lebih objektif dan berbasis data.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan Sistem Pendukung Keputusan (SPK) yang dapat membantu proses kenaikan pangkat guru dengan menggunakan kombinasi metode SVM dan KNN [11]. Sistem ini diharapkan dapat memberikan solusi yang lebih cepat, akurat, dan objektif dalam mengevaluasi kelayakan kenaikan pangkat guru. Dengan memanfaatkan teknologi machine learning, sistem ini akan mampu mengolah data guru secara efisien dan menghasilkan rekomendasi yang dapat dipercaya. Selain itu, penerapan metode ini juga akan membantu meminimalkan potensi bias yang sering kali muncul dalam evaluasi manual [12]. Hal ini sangat penting mengingat keputusan yang diambil akan mempengaruhi perkembangan karir para guru serta kualitas pendidikan di sekolah.

Secara keseluruhan, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam memajukan sektor pendidikan, khususnya dalam hal proses kenaikan pangkat guru [13]. Penggunaan metode SVM dan KNN, dapat diambil secara lebih cepat dan tepat dalam penanganan beberapa permasalahan. Penelitian ini juga membuka peluang bagi pengembangan lebih lanjut di bidang lain, seperti evaluasi kinerja, pemberian beasiswa, atau penempatan staf pengajar berdasarkan kinerja yang terukur secara objektif [14]. Pada akhirnya, diharapkan bahwa penerapan machine learning dalam pengambilan keputusan di dunia pendidikan akan membantu menciptakan sistem yang lebih adil, transparan, dan efisien [15].

2. Metodologi Penelitian

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode kuantitatif. Menurut Creswell, penelitian kuantitatif dapat diartikan sebagai usaha untuk menyelidiki suatu permasalahan. Permasalahan tersebut kemudian menjadi dasar bagi peneliti untuk mengumpulkan data, menentukan variabel, serta melakukan pengukuran dengan angka sehingga dapat dianalisis sesuai dengan prosedur statistik yang berlaku.

Tujuan utama dari penelitian kuantitatif adalah untuk membantu peneliti dalam membuat keputusan yang tepat serta menggambarkan prediksi teori secara akurat. Selain itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model matematis. Dalam pendekatan ini, peneliti tidak hanya bergantung pada teori atau

literatur saja, tetapi juga membangun hipotesis yang berkaitan dengan fenomena alam yang diteliti. Dengan demikian, penelitian kuantitatif memiliki peran penting dalam melakukan pengukuran, karena hasil pengukuran tersebut memungkinkan peneliti untuk memahami hubungan mendasar antara pengamatan empiris dan data yang diperoleh secara kuantitatif.

2.1 Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka kerja penelitian memuat langkah-langkah sistematis yang dilakukan oleh peneliti untuk menyelesaikan masalah yang dihadapi, dengan fokus pada penerapan metode Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbors. Kerangka ini disusun untuk memudahkan pemahaman atas tahapan-tahapan penelitian selama proses berlangsung. Selain itu, kerangka kerja ini membantu peneliti dalam menjaga konsistensi dan keteraturan langkah-langkah yang diambil, sehingga tujuan penelitian dapat dicapai dengan efektif. Dengan mengikuti kerangka yang telah ditetapkan, peneliti dapat memastikan setiap tahapan penelitian berjalan sesuai rencana dan menghasilkan analisis yang akurat. Alur kerja penelitian ini disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Berdasarkan kerangka kerja penelitian yang ditampilkan pada Gambar 1, setiap tahapan dalam penelitian ini dapat dijelaskan secara rinci sebagai berikut. Setiap langkah memiliki peran penting dalam memastikan proses penelitian berjalan secara sistematis dan terarah. Penjelasan ini akan mencakup bagaimana data dikumpulkan, diproses, dan dianalisis menggunakan metode Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbors. Selain itu, tahapan ini juga menggambarkan proses evaluasi hasil untuk memastikan model yang dihasilkan mampu memberikan prediksi yang akurat sesuai dengan tujuan penelitian.

2.1.1 Mengidentifikasi Masalah

Tahapan awal ini bertujuan untuk merumuskan masalah utama dalam penelitian dengan menerapkan metode Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbors untuk menentukan kenaikan pangkat guru di sekolah.

Peninjauan ruang lingkup penelitian dilakukan guna mengamati dan memahami masalah yang ada secara mendalam. Langkah ini sangat penting karena membantu peneliti dalam mengidentifikasi faktor-faktor kunci yang memengaruhi proses kenaikan pangkat. Selain itu, tahap ini juga berfungsi sebagai dasar untuk merancang solusi yang akan diimplementasikan melalui model pembelajaran mesin yang dikembangkan.

2.1.2 Menganalisa Masalah

Tahapan analisa masalah bertujuan untuk memahami dan menganalisa masalah yang telah ditentukan ruang lingkup atau batasannya. Pada tahap ini melakukan identifikasi terhadap masalah apa saja yang terjadi pada proses pemilihan kenaikan pangkat guru di sekolah. Dan menentukan batasan dalam penelitian ini yang mencakup tentang periode data yang akan diolah menggunakan metode Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbors serta alat atau tools yang akan digunakan dalam pengolahan data. Dengan menganalisa masalah yang telah ditentukan, maka diharapkan masalah dapat dipahami dan dievaluasi dengan baik.

2.1.3 Melakukan Studi Literatur

Tahap ini bertujuan untuk mempelajari berbagai literatur yang dianggap relevan dan bermanfaat bagi penelitian. Setelah mempelajari dan memahami literatur tersebut, dilakukan seleksi untuk memilih sumber yang paling tepat digunakan dalam penelitian ini. Literatur yang diambil berasal dari berbagai sumber, termasuk jurnal ilmiah tentang metode Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbors, serta referensi lain yang mendukung penelitian. Selain itu, tahap ini juga berfungsi untuk memastikan bahwa penelitian memiliki dasar teoritis yang kuat. Dengan demikian, literatur yang dipilih akan memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan model dan analisis data.

2.1.4 Mengumpulkan Data

Mengumpulkan data adalah langkah penting yang dilakukan untuk menghimpun semua informasi yang diperlukan dalam penelitian. Pengumpulan data untuk penelitian ini dilakukan melalui observasi, survei, dan wawancara langsung dengan pihak sekolah, khususnya bagian administrasi akademik, serta meninjau data setiap guru. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa data yang diperoleh akurat dan representatif, sehingga dapat mendukung analisis yang valid. Selain itu, pengumpulan data ini juga membantu peneliti memahami konteks yang lebih luas terkait proses kenaikan pangkat guru di sekolah. Dengan data yang lengkap dan terstruktur, penelitian dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan relevan dengan permasalahan yang dihadapi.

2.1.5 Analisa Data Menggunakan Metode Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbors

Data yang telah dikumpulkan kemudian diolah untuk mendukung proses perhitungan sesuai dengan kaidah metode K-Nearest Neighbors (KNN) yang akan digunakan dalam penelitian ini. Pengolahan data mencakup normalisasi dan transformasi data agar sesuai dengan format yang diperlukan untuk perhitungan algoritma KNN. Setelah data diolah, algoritma KNN akan menghitung jarak antara data baru dan data yang sudah ada menggunakan rumus tertentu, seperti Euclidean Distance. Hasil perhitungan ini digunakan untuk menentukan kelompok atau kelas yang paling dekat dengan data baru, sehingga dapat memberikan prediksi yang lebih akurat terkait kenaikan pangkat guru. Proses ini sangat penting untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan mampu menghasilkan prediksi yang valid dan andal.

$$D_{ni} = \sqrt{(X_n - X_i)^2 + (Y_n - Y_i)^2} \quad (1)$$

Dimana :

X_i dan Y_i = Sample Data / *Data Training*

X_n dan Y_n = Data Uji / *Data Testing*

D_{ni} = Variabel Data

Untuk pembobotan setiap kriteria pada data tersebut, perhitungan dilakukan dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) melalui pembuatan matriks perbandingan berpasangan berdasarkan tingkat kepentingan antar kriteria. Matriks ini membantu menentukan bobot relatif setiap kriteria dalam proses evaluasi. Selanjutnya, proses perankingan alternatif data yang telah diperoleh dilakukan menggunakan metode K-Nearest Neighbors (KNN), di mana rumus KNN akan menghitung jarak antara alternatif dan data latih. Hasil dari proses ini memberikan peringkat yang menunjukkan alternatif terbaik berdasarkan kedekatan data dengan kriteria yang telah ditentukan.

$$X_n = \frac{0.8*(x-a)}{b-a} + 0.1 \quad (2)$$

Dimana:

X_n : Nilai ke -n

a : Nilai terendah (tergantung golongan masing-masing).

b : Nilai tertinggi (tergantung golongan masing-masing).

0.8 dan 0.1 : Ketetapan

2.1.6 Melakukan Perancangan Sistem

Pada tahap ini, sistem yang akan dikembangkan dianalisis secara menyeluruh. Tujuan utama perancangan sistem ini adalah untuk menciptakan sistem yang efisien, efektif, serta mampu memenuhi kebutuhan pengguna dengan tepat. Proses ini juga membantu mengidentifikasi potensi masalah dalam sistem, sehingga solusi yang tepat dapat dirancang untuk mengatasinya. Selain itu, langkah ini memastikan bahwa sistem yang dihasilkan dapat berfungsi dengan optimal dan sesuai dengan ekspektasi pengguna.

Dengan perancangan yang matang, sistem akan lebih mudah diimplementasikan dan dapat memberikan hasil yang diharapkan secara konsisten.

2.1.7 Implementasi dan Pengujian

Pada tahap ini dilakukan pengimplementasian terhadap sistem yang telah dianalisa dan dirancang sehingga bermanfaat bagi penggunanya. Pada pengujian dilakukan pengolahan data dengan bahasa pemrograman java dari hasil implementasi diatas. Hal ini bertujuan agar model yang dirancang dapat bermanfaat bagi penggunanya, sehingga penerapan metode SVM dan KNN dapat mendukung keputusan dalam kenaikan pangkat guru yang tepat. Adapun mekanismenya adalah :

- Mengumpulkan data-data yang akan digunakan dalam pengujian software.
- Menentukan hasil keputusan dalam pemilihan guru yang akan naik pangkat dengan melakukan proses perhitungan secara manual.
- Menjalankan software dalam bentuk aplikasi atau sistem yang dibangun dengan menggunakan data-data yang diperoleh dari penelitian.
- Melakukan perbandingan hasil yang didapat dari perhitungan manual dengan penghitungan menggunakan sistem. Jika terdapat perbedaan hasil dalam perhitungan maka hasil kedua nya akan dihitung kembali sampai hasil yang didapatkan sama.

2.1.8 Hasil

Pada tahap ini akan diuraikan hasil dari penelitian dari pengolahan dan pengujian data yang telah dilakukan dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN). Data yang telah dikumpulkan diolah menggunakan metode Support Vector Machine untuk mengklasifikasikan data kinerja dan kualifikasi guru. Dalam pengolahan ini, SVM digunakan untuk menentukan hyperplane terbaik yang memisahkan dua kelas data (kelayakan dan tidak layak untuk kenaikan pangkat). Lalu Setelah mendapatkan hasil klasifikasi dari SVM, data tersebut diolah lebih lanjut menggunakan metode K-Nearest Neighbors untuk validasi dan perankingan akhir. KNN akan menghitung jarak Euclidean antara data baru (guru yang diusulkan untuk kenaikan pangkat) dengan data yang telah diklasifikasikan sebelumnya. Dengan menentukan nilai K yang optimal, KNN akan mengidentifikasi K tetangga terdekat untuk menentukan klasifikasi akhir berdasarkan mayoritas label tetangga. Hasil evaluasi menunjukkan seberapa baik sistem dalam mendukung pengambilan keputusan kenaikan pangkat guru di SMP.

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil dan pembahasan dalam penelitian ini menguraikan temuan utama yang diperoleh dari penerapan metode Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN) dalam sistem yang

dirancang. Analisis hasil menunjukkan bahwa kedua metode ini mampu memberikan prediksi yang akurat terkait kenaikan pangkat guru, dengan tingkat keakuratan yang diuji melalui beberapa metrik evaluasi seperti akurasi, precision, dan recall. Pembahasan kemudian fokus pada interpretasi hasil tersebut, dengan menyoroti kelebihan dan kelemahan dari masing-masing metode. Selain itu, perbandingan hasil antara SVM dan KNN juga dibahas untuk melihat metode mana yang lebih efektif dalam konteks penelitian ini. Akhirnya, pembahasan juga mencakup implikasi dari hasil yang ditemukan dan kemungkinan pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan kinerja sistem di masa depan.

3.1 Tahapan Analisa dan Perancangan

Sistem yang akan dirancang dan digunakan dalam menentukan kenaikan pangkat guru dirancang dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN), dengan menggunakan bahasa pemrograman C dan *database* microsoft *accses* yang terintegrasi dalam dhelphi 7. Sebelum proses perancangan terlaksana, dilakukan analisis terhadap sistem yang sedang berjalan. Sehingga dengan diterapkannya metode *Vector Machine* (SVM) dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN) ini akan dapat membantu pengelola dalam menentukan kenaikan pangkat guru dengan hasil analisa lebih cepat dibandingkan proses analisa secara manual sehingga bisa lebih efisien dan akurat. Untuk memudahkan dalam analisa dan perancangan sistem, maka dibuat bagan alir analisa dan perancangan seperti pada gambar 2 dibawah ini.



Gambar 2. Bagian Alur Analisa dan Perancangan

Gambar 2 menunjukkan alur analisis dan perancangan dalam penelitian ini yang melibatkan empat tahap utama. Tahap pertama dimulai dengan pengumpulan *data guru*, yang mencakup informasi penting seperti kinerja, golongan, dan poin penunjang. Selanjutnya, data yang telah dikumpulkan akan diklasifikasikan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk membagi data berdasarkan kriteria tertentu. Setelah klasifikasi, tahap berikutnya adalah perhitungan menggunakan metode *K-Nearest Neighbors* (KNN), yang bertujuan untuk menghitung kedekatan data dan menghasilkan prediksi. Proses ini berujung pada pengambilan *keputusan* yang menentukan apakah seorang guru memenuhi syarat untuk kenaikan pangkat berdasarkan hasil analisis. Alur kerja ini membantu

dalam memfasilitasi proses penentuan kenaikan pangkat guru secara objektif dan sistematis.

3.2 Data

Data yang diambil dalam penelitian ini adalah data guru dari salah satu sekolah, yang akan digunakan sebagai sampel uji coba untuk menerapkan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN). Proses pengumpulan data dilakukan melalui wawancara langsung dan pengambilan data dari pihak sekolah terkait. Data sampel tersebut mencakup informasi penting yang relevan dengan kinerja dan pengalaman guru, yang kemudian akan diolah menggunakan kedua metode untuk menentukan kelayakan kenaikan pangkat. Dengan menggunakan data yang representatif ini, penelitian diharapkan dapat menghasilkan prediksi yang akurat dan membantu pengambilan keputusan secara objektif. Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai efektivitas metode SVM dan KNN dalam konteks pendidikan. Berikut 11 sampel data Guru pada sekolah yang akan digunakan sebagai sampel dalam penelitian ini:

Tabel 1. Sampel Guru

No	Sampel	Golongan	Point	Penunjang
1	Guru 1	IV/a	413,234	3,07
2	Guru 2	IV/a	420,146	2,15
3	Guru 3	IV/a	400,00	4,80
4	Guru 4	IV/a	405,000	11,07
5	Guru 5	IV/a	410,056	10,15
6	Guru 6	IV/a	430,020	10,80
7	Guru 7	IV/c	710,004	10,00
8	Guru 8	IV/a	404,340	10,05
9	Guru 9	III/d	380,357	10,30
10	Guru 10	III/c	306,034	18,50
11	Guru 11	IV/a	450,003	10,05

Tabel 1 menunjukkan sampel guru yang digunakan dalam penelitian ini, terdiri dari 11 guru dengan informasi terkait golongan, point, dan penunjang. Setiap guru memiliki golongan yang berbeda, yang mencerminkan jenjang karir atau posisi mereka di sekolah. Point yang tercatat dalam tabel menunjukkan jumlah total poin kinerja yang dimiliki oleh setiap guru, yang akan menjadi salah satu variabel penting dalam penentuan kenaikan pangkat. Selain itu, kolom penunjang menunjukkan nilai tambahan yang mendukung kenaikan pangkat, dengan variasi nilai antar guru. Data ini akan digunakan sebagai dasar dalam pengolahan menggunakan metode SVM dan KNN untuk memprediksi kenaikan pangkat guru. Dengan informasi yang terstruktur, tabel ini memberikan gambaran umum terkait profil masing-masing guru yang menjadi sampel dalam penelitian.

Untuk menentukan kenaikan pangkat guru berdasarkan golongannya masing-masing, perlu memperhatikan indeks standar point yang dibutuhkan untuk setiap golongan. Standar ini penting untuk memastikan bahwa setiap guru yang diusulkan naik pangkat telah

memenuhi kriteria kinerja yang sesuai. Tabel 2 akan menunjukkan detail mengenai poin standar untuk masing-masing golongan, sehingga memudahkan peneliti dan pihak sekolah dalam mengevaluasi kelayakan guru untuk naik pangkat. Dengan menggunakan tabel ini, penentuan kenaikan pangkat menjadi lebih objektif dan terukur.

Tabel 2. Standar Kenaikan Pangkat

Golongan	Kredit Point	Penunjang
III/c ke III/d	200	10
III/c ke IV/a	300	10
IV/a ke IV/b	400	13
IV/b ke IV/c	550	15
IV/c ke IV/b	700	17

Tabel 2 menunjukkan standar kenaikan pangkat guru berdasarkan golongan, dengan kolom yang mencakup *Kredit Point* dan nilai *Penunjang*. Setiap golongan memiliki jumlah kredit poin tertentu yang harus dicapai oleh guru untuk memenuhi syarat kenaikan pangkat. Sebagai contoh, untuk naik dari golongan III/c ke III/d, guru harus mengumpulkan 200 poin kredit dan 10 poin penunjang. Untuk golongan yang lebih tinggi, seperti dari IV/a ke IV/b, dibutuhkan 400 poin kredit dan 13 poin penunjang. Semakin tinggi golongan, jumlah kredit dan penunjang yang dibutuhkan juga meningkat, misalnya dari IV/c ke IV/b yang membutuhkan 700 poin kredit dan 17 poin penunjang. Tabel ini memberikan pedoman yang jelas untuk evaluasi kenaikan pangkat guru berdasarkan kriteria yang telah ditentukan.

3.3 Menganalisa Sistem

Pada penelitian kali ini, dibandingkan dua metode yang digunakan, di mana yang pertama adalah metode Support Vector Machine (SVM). Metode ini diterapkan untuk melakukan prediksi data dalam rangka menentukan peluang guru mendapatkan kenaikan pangkat. Ada empat langkah utama dalam menerapkan metode SVM pada pengolahan data, yang meliputi: pemilihan fitur, normalisasi data, pembentukan model klasifikasi, dan evaluasi hasil model. Setiap langkah ini bertujuan untuk memaksimalkan akurasi prediksi dan memastikan bahwa model yang dibentuk sesuai dengan kriteria yang diharapkan. Dengan demikian, SVM dapat memberikan hasil yang lebih akurat dalam menilai kelayakan kenaikan pangkat guru.

3.3.1 Metode Support Vektor Machine (SVM)

Proses penerapan metode K-Nearest Neighbor (K-NN) dan Support Vector Machine (SVM) terdiri dari beberapa langkah penting. Pertama, dilakukan penentuan variabel yang akan digunakan dalam analisis. Setelah itu, data diolah melalui proses transformasi agar sesuai dengan format yang dibutuhkan oleh SVM. Selanjutnya, nilai K dalam metode K-NN ditentukan untuk menentukan jumlah tetangga terdekat yang akan digunakan dalam klasifikasi. Kemudian, dihitung jarak Euclidean (Query Instance) untuk mengetahui seberapa dekat data baru dengan data yang telah ada. Setelah itu,

hasil dari Query Instance diurutkan berdasarkan jarak terdekat. Data yang dikategorikan dalam kategori Y akan dikumpulkan, dan akhirnya, hasil klasifikasi akan diperoleh dari proses ini.

3.3.1 Menentukan Variabel

Dalam menganalisis suatu masalah, baik untuk prediksi maupun klasifikasi, langkah pertama yang harus dilakukan adalah menentukan variabel dari data tersebut. Variabel-variabel dari data setiap guru mencakup, antara lain, jumlah jam mengajar, poin penunjang, dan faktor lain yang relevan. Variabel-variabel ini penting untuk memberikan gambaran lengkap terkait kinerja guru yang akan dianalisis. Dengan variabel-variabel tersebut, metode yang diterapkan dapat bekerja lebih optimal dalam memprediksi kenaikan pangkat. Selain itu, pemilihan variabel yang tepat akan membantu meningkatkan akurasi model prediksi dan klasifikasi yang digunakan. Dengan mengidentifikasi variabel-variabel kunci yang memengaruhi proses kenaikan pangkat, hasil analisis akan lebih valid dan sesuai dengan realitas di lapangan, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik.

3.3.1 Melakukan Proses Transformasi Data Sesuai Format Support Vector Machine (SVM)

Untuk transformasi dari x_1 (kredit point) dan x_2 (penunjang), dapat menggunakan persamaan no (2), dengan cara menormalkan nilai masing-masing variabel agar berada dalam skala yang sama. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa setiap variabel memiliki bobot yang seimbang dalam proses perhitungan, sehingga tidak ada variabel yang mendominasi hasil akhir. Setelah transformasi dilakukan, data siap untuk dianalisis lebih lanjut menggunakan metode pembelajaran mesin seperti SVM atau K-NN untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

$$X_{1.1} = \frac{0.8 * (413,234 - 400)}{450,003 - 400} + 0.1 = 0,212$$

$$X_{2.1} = \frac{0.8 * (11,7 - 13)}{14,15 - 13} + 0.1 = 0,800$$

Setelah diperoleh data x_1 (point) dan x_2 (penunjang) untuk masing-masing dari 11 data guru, langkah selanjutnya adalah menerapkan perhitungan serupa untuk seluruh data. Setelah semua data dianalisis, hasil dari penjumlahan x_1 dan x_2 akan menunjukkan klasifikasi akhir. Jika jumlahnya lebih dari 0 (label 1), guru tersebut diklasifikasikan sebagai Naik, sedangkan jika jumlahnya kurang dari 0 (label-1), guru diklasifikasikan sebagai Tidak Naik. Proses ini membantu dalam mengelompokkan guru berdasarkan kelayakan mereka untuk kenaikan pangkat. Data lengkapnya dapat dilihat pada Tabel 3.4 untuk evaluasi lebih lanjut.

Tabel 3. Data Hasil Klasifikasi

No	X1	X2	Label	Klasifikasi
1	0,212	-0,800	-1	Tidak Naik
2	0,422	0,900	1	Naik
3	0,100	0,740	1	Naik
4	0,900	0,100	1	Naik
5	0,261	-1,639	-1	Tidak Naik
6	0,580	-1778	-1	Tidak Naik
7	0,900	0,900	1	Naik
8	0,169	-1,95	-1	Tidak Naik
9	0,900	0,900	1	Naik
10	0,900	0,900	1	Naik
11	0,900	-1,458	-1	Tidak Naik

Tabel 3 menampilkan hasil klasifikasi data berdasarkan dua variabel, X1 dan X2, serta label klasifikasi yang dihasilkan. Label -1 menunjukkan bahwa guru tidak memenuhi syarat untuk naik pangkat (klasifikasi Tidak Naik), sedangkan label 1 menunjukkan bahwa guru tersebut memenuhi syarat untuk naik pangkat (klasifikasi "Naik"). Sebagai contoh, baris pertama dengan nilai X1 = 0,212 dan X2 = -0,800 menghasilkan label -1, yang berarti guru tersebut tidak naik pangkat. Sebaliknya, pada baris kedua dengan nilai X1 = 0,422 dan X2 = 0,900, label yang dihasilkan adalah 1, menandakan bahwa guru tersebut memenuhi kriteria kenaikan pangkat.

3.3.3 Metode K-Nearest Neighbor (KNN)

Analisis data menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) diterapkan untuk menentukan kenaikan pangkat guru berdasarkan skor kredit yang diperoleh. Algoritma K-NN menghasilkan dua klasifikasi, yaitu Naik dan Tidak Naik. Tahapan analisis menggunakan algoritma K-NN dimulai dengan proses identifikasi, di mana langkah pertama adalah menentukan nilai K. Nilai K ini berfungsi sebagai acuan untuk mendapatkan hasil dalam mengidentifikasi klasifikasi status kenaikan pangkat guru. Pada penelitian ini, digunakan nilai K = 3. Langkah selanjutnya adalah menghitung jarak terdekat antara data training dan data testing. Untuk menghitung jarak ini, digunakan rumus Euclidean Distance, yang dihitung menggunakan persamaan (2,6). Dengan jarak Euclidean, algoritma dapat menemukan data tetangga terdekat yang kemudian digunakan untuk melakukan prediksi klasifikasi guru apakah akan naik pangkat atau tidak.

Tabel 4. Data Testing 1

No	Sampel	Golongan	Point	Penunjang
1	Guru 12	IV/b	509,734	16,23

Tabel 4 menunjukkan data testing 1 yang digunakan dalam penelitian ini, dengan sampel Guru 12 yang berada pada golongan IV/b. Guru 12 memiliki nilai kredit point sebesar 509,734, yang merupakan indikator kinerja yang diperhitungkan dalam proses penentuan kenaikan pangkat. Selain itu, poin penunjang yang dimiliki oleh Guru 12 tercatat sebesar 16,23, yang juga akan menjadi faktor penting dalam analisis lebih lanjut. Data ini digunakan sebagai bagian dari pengujian model

untuk menentukan apakah Guru 12 memenuhi syarat kenaikan pangkat berdasarkan metode yang diterapkan. Informasi dalam tabel ini akan diproses lebih lanjut dengan algoritma K-Nearest Neighbor untuk menghasilkan klasifikasi prediksi.

3.3.4 Data Testing 1

Data testing adalah data yang digunakan untuk menguji model prediksi atau klasifikasi yang telah dibangun sebelumnya berdasarkan data latih. Dalam penelitian ini, data testing berfungsi untuk mengevaluasi akurasi dan performa algoritma yang diterapkan, seperti K-Nearest Neighbor (KNN) dan Support Vector Machine (SVM), dalam memprediksi kenaikan pangkat guru. Data testing biasanya berisi sampel yang belum pernah digunakan dalam pelatihan model, sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih objektif tentang bagaimana model bekerja di dunia nyata. Pada penelitian ini, data testing mencakup informasi seperti golongan, point kredit, dan poin penunjang yang digunakan untuk memprediksi apakah seorang guru layak mendapatkan kenaikan pangkat. Hasil perhitungannya menggunakan rumus persamaan 1.

Hasil Perhitungan Data Testing 1 d1

$$d1 = 123,125$$

Hasil perhitungan d1 sebesar 123,125 menunjukkan jarak antara data uji dan data latih berdasarkan rumus persamaan 1. Nilai ini dihitung menggunakan metode Euclidean Distance untuk menentukan seberapa dekat data uji (data testing) dengan data latih yang ada. Nilai jarak ini akan digunakan untuk mengklasifikasikan data testing, seperti kenaikan pangkat guru, dalam algoritma K-Nearest Neighbor (KNN), dengan mempertimbangkan tetangga terdekat yang relevan.

Hasil Perhitungan Data Testing d2

$$d2 = 93,914$$

Hasil perhitungan d2 sebesar 93,914 menunjukkan jarak antara data uji (data testing) dan data latih yang diukur menggunakan metode Euclidean Distance. Nilai ini lebih kecil dibandingkan hasil d1, yang berarti data uji d2 lebih dekat dengan data latih terkait daripada d1. Jarak yang lebih kecil ini menunjukkan bahwa data uji tersebut memiliki kemiripan lebih tinggi dengan data latih, dan informasi ini akan digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN).

Hasil Perhitungan Data Testing 1 d3

$$d3 = 93,914$$

Hasil perhitungan d3 sebesar 93,914 menunjukkan jarak antara data uji (data testing) dan data latih, dihitung menggunakan metode Euclidean Distance. Nilai d3 ini sama dengan hasil d2, yang menandakan bahwa data uji ini memiliki jarak yang sama dengan dua data latih berbeda. Jarak ini akan digunakan dalam proses

klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk menentukan seberapa dekat data uji dengan data latih. Data dengan jarak terdekat akan berperan penting dalam memprediksi klasifikasi dari data uji.

Hasil Perhitungan Data Testing 1 d4

$$d4 = 115,639$$

Hasil perhitungan $d4$ sebesar 115,639 menunjukkan jarak antara data uji (data testing) dan data latih yang dihitung menggunakan metode Euclidean Distance. Nilai ini lebih besar dibandingkan dengan hasil jarak $d2$ dan $d3$, yang berarti data uji $d4$ memiliki jarak yang lebih jauh dari data latih tersebut. Jarak yang lebih besar menunjukkan bahwa data ini kurang mirip dibandingkan dengan data latih lainnya. Hasil ini akan digunakan dalam klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN), di mana data dengan jarak terdekat akan memberikan pengaruh yang lebih besar pada prediksi klasifikasi.

Hasil Perhitungan Data Testing 1 d4

$$d5 = 137,870$$

Hasil perhitungan $d5$ sebesar 137,870 menunjukkan jarak antara data uji (data testing) dan data latih menggunakan metode *Euclidean Distance*. Nilai ini adalah yang terbesar dibandingkan dengan jarak $d1$ hingga $d4$, menunjukkan bahwa data uji $d5$ memiliki kemiripan paling rendah dengan data latih yang diuji. Jarak yang lebih besar ini mengindikasikan bahwa data tersebut berada lebih jauh dari data latih lain dalam hal fitur atau karakteristiknya. Dalam algoritma K-Nearest Neighbor (KNN), data latih dengan jarak terdekat akan memiliki pengaruh lebih besar dalam menentukan klasifikasi untuk data uji ini.

Proses perhitungan *Euclidean Distance* dilanjutkan hingga data ke-11, mengikuti langkah-langkah yang sama seperti pada data testing sebelumnya. Setiap data diuji terhadap data latih untuk menemukan jarak terdekat menggunakan rumus *Euclidean Distance*, sesuai dengan persamaan 1. Setelah semua data testing 1 dihitung, langkah serupa diterapkan pada data testing 2 dan data testing 3. Perhitungan ini dilakukan untuk setiap sampel secara bertahap dengan metode yang sama. Dengan menggunakan rumus yang sama, algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) akan menghitung jarak terdekat untuk setiap data testing. Data dengan jarak terdekat nantinya akan digunakan untuk menentukan klasifikasi, baik untuk kenaikan pangkat guru atau klasifikasi lainnya yang diinginkan.

3.4 Mengurutkan Hasil *Query Instance*

Setelah perhitungan dengan rumus query instance selesai, data hasil perhitungan diurutkan dari jarak Euclidean terkecil hingga terbesar. Pengurutan ini penting untuk mengidentifikasi data latih yang paling dekat dengan data testing 1, sehingga prediksi klasifikasi dapat dilakukan dengan lebih akurat. Data

yang diurutkan berdasarkan jarak tersebut dapat dilihat secara detail pada Tabel 3.8, yang memberikan panduan dalam proses pengambilan keputusan untuk kenaikan pangkat.

Tabel 5. Hasil Query Instance Diurutkan Data Testing 1

No	Sampel	Query Instance	Klasifikasi
1	Guru 1	96,64	Tidak Naik
2	Guru 2	89,61	Naik
3	Guru 3	109,76	Naik
4	Guru 4	104,78	Naik
5	Guru 5	99,87	Tidak Naik
6	Guru 6	79,993	Tidak Naik
7	Guru 7	200,283	Naik
8	Guru 8	105,566	Tidak Naik
9	Guru 9	129,464	Naik
10	Guru 10	203,79	Naik
11	Guru 11	59,965	Tidak Naik

Tabel 5 menunjukkan hasil *query instance* yang diurutkan berdasarkan data testing 1, dengan informasi mengenai dua variabel, X1 dan X2, serta hasil klasifikasinya. Setiap guru dalam tabel diklasifikasikan sebagai Naik atau Tidak Naik berdasarkan hasil perhitungan Euclidean Distance dari nilai X1 dan X2. Sebagai contoh, Guru 1 dengan nilai X1 = 96,64 dan X2 = 96,64 diklasifikasikan sebagai Tidak Naik, sedangkan Guru 2 dengan X1 = 89,61 dan X2 = 89,61 diklasifikasikan sebagai Naik. Proses ini diterapkan pada semua guru dalam tabel, dengan hasil yang bervariasi sesuai dengan jarak terdekat dan kriteria yang telah ditentukan. Data yang diurutkan ini memberikan gambaran mengenai hasil akhir dari klasifikasi kenaikan pangkat berdasarkan jarak terdekat dalam *query instance*.

Dari hasil perhitungan nilai jarak K terdekat dengan K sebesar 3, diperoleh bahwa data ke-11 dan data ke-6 memiliki klasifikasi "Tidak Naik", sementara data ke-2 memiliki klasifikasi "Naik". Berdasarkan mayoritas hasil dari tetangga terdekat, keputusan klasifikasi akhir cenderung mengikuti klasifikasi yang paling dominan. Selanjutnya, nilai jarak terkecil untuk data testing 2 dapat dilihat dan dianalisis lebih lanjut pada Tabel 6 untuk menentukan hasil klasifikasi berikutnya. Data ini akan membantu memberikan keputusan akhir terkait prediksi kenaikan pangkat guru.

Tabel 6. Hasil Query Instance Diurutkan Data Testing 2

No	Sampel	Query Instance	Sampel
1	Guru 1	188,190	Tidak Naik
2	Guru 2	156,090	Naik
3	Guru 3	178,140	Naik
4	Guru 4	178,420	Naik
5	Guru 5	203,900	Tidak Naik
6	Guru 6	180,674	Tidak Naik
7	Guru 7	143,510	Naik
8	Guru 8	203,834	Tidak Naik
9	Guru 9	219,627	Naik
10	Guru 10	307,922	Naik
11	Guru 11	155,014	Tidak Naik

Tabel 6 menunjukkan hasil *query instance* yang diurutkan untuk data testing 2, dengan nilai jarak terdekat antara data uji dan data latih. Data ini mencantumkan sampel guru beserta hasil klasifikasinya, yang terbagi antara Naik dan Tidak Naik berdasarkan jarak yang dihitung. Sebagai contoh, Guru 1 memiliki nilai *query instance* sebesar 188,190 dan diklasifikasikan sebagai Tidak Naik, sementara Guru 2 dengan nilai *query instance* sebesar 156,090 diklasifikasikan sebagai Naik. Proses ini diulang untuk semua guru dalam tabel, sehingga dapat dilihat mana yang lebih mungkin untuk mendapatkan kenaikan pangkat berdasarkan hasil klasifikasi jarak terdekat. Hasil ini akan digunakan sebagai dasar dalam memutuskan klasifikasi akhir dari data testing 2.

Dari hasil perhitungan nilai jarak K terdekat dengan K = 3, diperoleh bahwa data ke-7 dan data ke-2 memiliki klasifikasi Naik, sedangkan data ke-11 memiliki klasifikasi Tidak Naik. Berdasarkan hasil ini, keputusan klasifikasi akan mengikuti hasil mayoritas dari tetangga terdekat. Selanjutnya, nilai jarak terkecil untuk data testing 3 dapat dianalisis lebih lanjut pada Tabel 37 untuk menentukan klasifikasi akhir.

Tabel 7. Hasil Query Instance Diurutkan Data Testing 3

No	Sampel	Query Instance	Sampel
1	Guru 1	70,145	Tidak Naik
2	Guru 2	58,492	Naik
3	Guru 3	78,222	Naik
4	Guru 4	73,190	Naik
5	Guru 5	79,079	Tidak Naik
6	Guru 6	57,512	Tidak Naik
7	Guru 7	258,172	Naik
8	Guru 8	84,794	Tidak Naik
9	Guru 9	102,441	Naik
10	Guru 10	183,100	Naik
11	Guru 11	34,907	Tidak Naik

Dari hasil nilai jarak K terdekat 3, ditemukan bahwa data ke-11 dan data ke-6 memiliki klasifikasi Tidak Naik, sedangkan data ke-2 memiliki klasifikasi Naik. Dengan mayoritas hasil menunjukkan klasifikasi tidak Naik dari tetangga terdekat, klasifikasi akhir untuk data uji kemungkinan besar akan mengikuti keputusan mayoritas. Langkah ini penting dalam Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk menentukan klasifikasi akhir berdasarkan nilai tetangga terdekat yang telah dianalisis. Hasil akhir ini akan digunakan untuk memprediksi kenaikan pangkat guru dengan lebih akurat.

3.5 Mengumpulkan Kategori Y

Setelah menggunakan kategori Nearest Neighbor yang paling mayoritas, maka dapat diidentifikasi nilai query instance yang telah dilakukan perhitungan. Pada urutan jarak yang terdekat dari satu sampai tiga (nilai k=3), maka berdasarkan Tabel 4.11 Hasil query instance data testing 1, diketahui klasifikasi yang paling mayoritas adalah Tidak Naik. Berikut adalah hasil data testing 1 jika dimasukkan nilai k=3 yang dapat dilihat pada tabel

3.11. Dengan demikian, hasil klasifikasi akhir didasarkan pada mayoritas tetangga terdekat yang memiliki pengaruh terbesar terhadap prediksi.

Tabel 8. Hasil Klasifikasi Data Testing 1

No	Sampel	Golongan	Point	Penunjang	Klasifikasi
1	Guru 12	IV/b	509,734	16,23	Tidak Naik

Tabel 8 dapat dilihat hasil identifikasi dari algoritma *K-Nearest Neighbor* terhadap data *testing* yang menghasilkan indentifikasi bawah nama guru dengan sampel Guru12 dapat diklasifikasikan Tidak Naik. Selanjutnya dengan menggunakan kategori *Nearest Neighbor* yang paling mayoritas maka dapat diidentifikasi nilai *query instance* yang telah dilakukan perhitungan. Pada urutan jarak yang terdekat dari satu sampai tiga (nilai k=3), maka berdasarkan Tabel 8 Hasil *query instance* data *tessting* 2, diketahui klasifikasi yang paling mayoritas adalah Naik. Berikut adalah hasil data *testing* 2 jika dimasukkan nilai k-3 dapat di lihat pada tabel 9 sebagai berikut.

Tabel 9. Hasil Klasifikasi Data Testing 2

No	Sampel	Golongan	Point	Penunjang	Klasifikasi
1	Guru 13	IV/b	569,734	16,70	Naik

Tabel 9 dapat dilihat hasil identifikasi dari algoritma *K-Nearest Neighbor* terhadap data *testing* yang menghasilkan indentifikasi bawah nama guru dengan sampel Guru 9 dapat diklasifikasikan Naik. Selanjutnya dengan menggunakan kategori *Nearest Neighbor* yang paling mayoritas maka dapat diidentifikasi nilai *query instance* yang telah dilakukan perhitungan. Pada urutan jarak yang terdekat dari satu sampai tiga (nilai k=3), maka berdasarkan Tabel 9 Hasil *query instance* data *tessting* 3, diketahui klasifikasi yang paling mayoritas adalah Naik. Berikut adalah hasil data *testing* 2 jika dimasukkan nilai k-3 dapat di lihat pada tabel 10.

Tabel 10. Hasil Klasifikasi Data Testing 3

No	Sampel	Golongan	Point	Penunjang	Klasifikasi
1	Guru 14	IV/a	478,046	13,38	TidakNaik

Tabel 10 menunjukkan hasil identifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* terhadap data testing, yang menghasilkan klasifikasi bahwa sampel dengan nama Guru 14 tidak naik pangkat. Identifikasi ini didasarkan pada perhitungan jarak terdekat antara data uji dan data latih yang menggunakan variabel kinerja dan penunjang. Proses ini memastikan bahwa klasifikasi akhir yang diberikan adalah hasil dari analisis jarak yang akurat, dengan mempertimbangkan mayoritas tetangga terdekat. Dengan demikian, algoritma K-NN memberikan keputusan akhir bahwa Guru 14 tidak memenuhi syarat untuk kenaikan pangkat.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa penerapan metode Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN) dalam Sistem Pendukung Keputusan (SPK) dapat membantu mempercepat dan meningkatkan akurasi dalam proses penentuan kenaikan pangkat guru. Dengan menggunakan data historis kinerja dan pencapaian guru, sistem ini mampu memberikan hasil yang lebih objektif dan efisien dibandingkan metode manual yang sering kali memakan waktu dan rentan terhadap kesalahan.

Metode SVM digunakan karena kemampuannya dalam menangani data dengan dimensi tinggi dan menghasilkan klasifikasi yang baik dengan memisahkan kelas data menggunakan hyperplane terbaik. Sedangkan KNN dipilih karena kemampuannya untuk mengklasifikasikan data berdasarkan kemiripan dengan data yang sudah diklasifikasikan sebelumnya. Kombinasi kedua metode ini mampu menghasilkan prediksi yang lebih adaptif terhadap perubahan data dan menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam pengujian.

Hasil pengujian menggunakan tiga set data menunjukkan bahwa metode ini berhasil dalam memprediksi kelayakan kenaikan pangkat guru. Pada Data Pengujian 1, nilai *euclidean* terdekat adalah 123125, 93914, dan 115639, menghasilkan klasifikasi dua Tidak Naik dan satu Naik, dengan guru sampel Guru12 diklasifikasikan Tidak Naik. Pada Data Pengujian 2, nilai *euclidean* terdekat adalah 188190, 156090, dan 178140, menghasilkan dua Naik dan satu Tidak Naik, dengan guru sampel Guru13 diklasifikasikan Naik. Pada Data Pengujian 3, nilai *euclidean* terdekat adalah 70145, 58492, dan 78222, menghasilkan dua Tidak Naik dan satu Naik, dengan Guru13 diklasifikasikan Tidak Naik.

Daftar Rujukan

[1] Ahmad, I., Basher, M., Iqbal, M. J., & Rahim, A. (2018). Performance Comparison of Support Vector Machine, Random Forest, and Extreme Learning Machine for Intrusion Detection. *IEEE Access*, 6, 33789–33795. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2841987>.

[2] Amalia, D. H., & Yustanti, W. (2021). Klasifikasi Buku Menggunakan Metode Support Vector Machine pada Digital Library. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 3(01). <https://doi.org/10.26740/jinacs.v3n01.p55-61>

[3] Anisa Agustina Melani & Lukman Bachtiar (2022). Analisis Sistem Pendukung Keputusan Dalam Rekomendasi Kenaikan Pangkat PNS Menggunakan Kombinasi Metode TOPSIS dan

SAW. *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)* Volume 4, Nomor 2, Hal: 245–253

[4] Azhar, Y., Firdausy, A. K., & Amelia, P. J. (2022). Perbandingan Algoritma Klasifikasi Data Mining Untuk Prediksi Penyakit Stroke. *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, 5(2). <https://doi.org/10.31598/sintechjournal.v5i2.1222>.

[5] Fuadah, Y. N., Ubaidullah, I. D., Ibrahim, N., Taliningsing, F. F., SY, N. K., & PRAMUDITHO, M. A. (2022). Optimasi Convolutional Neural Network dan K-Fold Cross Validation pada

[6] Menggunakan Support Vector Machine. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 3(4). <https://doi.org/10.47065/josyc.v3i4.2137>

[7] Park, K. J. (2021). Determining the tiers of a supply chain using machine learning algorithms. *Symmetry*, 13(10). <https://doi.org/10.3390/sym13101934> Permenpan No 17 Tahun 2013

[8] Pratama, F., Nasir, M., & Sauda, S. (2020). Implementasi Metode Klasifikasi Dengan Algoritma Support Vector Machine Untuk Menentukan Stok Persediaan Barang Pada Koperasi Karyawan Pangan Utama. *Journal of Software Engineering Ampera*, 1(2). <https://doi.org/10.51519/journalsea.v1i2.46>

[9] Rizal, R. A., Girsang, I. S., & Prasetyo, S. A. (2019). Klasifikasi Wajah Menggunakan Support Vector Machine (SVM). *REMIK (Riset Dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer)*, 3(2). <https://doi.org/10.33395/remik.v3i2.10080>

[10] Rumpun, K., Asn, J., Riwayat, B., Arifah, A. N., Suprijadi, J., Ginanjar, I., & Padjadjaran, U. (2022). Pelatihan Menggunakan Multiclass Support Vector Machine. *Jurnal BIAStatistics*, 1(1). <http://prosiding.statistics.unpad.ac.id>

[11] Samudra, J. T., Hayadi, B. H., & Ramadhan, P. S. (2022). Komparasi 3 Metode Algoritma Klasifikasi Data Mining Pada Prediksi Kenaikan Jabatan. *J- SISCO TECH (Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Sistem Komputer TGD)*, 5(2). <https://doi.org/10.53513/jsk.v5i2.5642>

[12] Sihombing, P. R. (2020). Perbandingan Metode Artificial Neural Network (ANN) dan Support Vector Machine (SVM) untuk Klasifikasi Kinerja Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) di Indonesia. *Jurnal Ilmu Komputer*, 13(1). <https://doi.org/10.24843/jik.2020.v13.i01.p02>

[13] Widi Winjani, & Muhamad Fatchan. (2022). Pendekatan Algoritma Svm Untuk Menentukan Kenaikan Gaji. *Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains*, 4(2), 114–117. <https://doi.org/10.51401/jinteks.v4i2.2027>

[14] Watin, E., & Kustijono, R. (2017). Efektivitas Penggunaan e-book dengan flip pdf Professional untuk Melatihkan Keterampilan Proses Sains. *Prosiding Seminar Nasional Fisika (SNF)*, 1, 124–129. <https://fisika.fmipa.unesa.ac.id/proceedings/index.php/snf/article/view/25>

[15] Wulandari, D. D., Adnyana, P. B., & Santiasa, I. M. P. A. (2020). Penerapan E- Modul Interaktif Terhadap Motivasi dan Hasil Belajar Siswa Pada Pembelajaran Biologi Kelas X. *Jurnal Pendidikan Biologi Undiksha*, 7(2), 66–80. <https://ejournal.undiksha.ac.id/index.php/JJPB/index>

[16] Zamri, A., Ningsih, S. C., Herlina, S., & Shirley, S. (2023). Development of E- Learning on Abundance of Elements Based on Self Direct Guided Inquiry Learning in Senior High School. *International Journal of High Information, Computerization, Engineering and Applied Science (Jhice)*, 3(01), 1–9. <https://doi.org/10.24036/jhice/vol3-iss01/61>