

## **Prediksi Penurunan Pondasi Tiang Bor Menggunakan Metode *Support Vector Machine***

**Rezqya Mustika<sup>1</sup>, Andriani Andriani<sup>2\*</sup>, Abdul Hakam<sup>3</sup>**

Magister Teknik Sipil ,Fakultas Teknik, Universitas Andalas,Padang, Sumatera Barat<sup>1</sup>  
Departemen Teknik Sipil, Fakultas Teknik, Universitas Andalas, Padang, Sumatera Barat<sup>2,3</sup>

---

### **ARTICLE INFO**

#### **Kata Kunci:**

Penurunan, Pondasi Tiang Bor, *Support Vector Machine*,  $R^2$ , RMSE.

#### **\*Correspondence email:**

[andriani@eng.unand.ac.id](mailto:andriani@eng.unand.ac.id)

**Submitted:** 17 November 2025

**Revised:** 26 November 2025

**Accepted:** 25 Januari 2026

**Published:** 04 Februari 2026

### **ABSTRAK**

Penurunan pondasi tiang bor merupakan salah satu faktor penting dalam kestabilan struktur bangunan, sehingga diperlukan metode prediksi yang akurat. Seiring berkembangnya teknologi, metode-metode prediksi juga mengalami kemajuan dan menciptakan peluang baru untuk memudahkan dalam memprediksi suatu nilai dan mendapatkan hasil yang akurat. Metode SVM yang merupakan salah satu machine learning ini memudahkan menentukan angka penurunan pondasi dibandingkan mengukur penurunan langsung dilapangan. Penelitian ini bertujuan membangun model prediksi penurunan pondasi tiang bor menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Kemudian membandingkan hasil penurunan prediksi oleh model *Support Vector Machine* (SVM) dengan penurunan analisis sebagai validasi terhadap keakuratan model. Penelitian ini menggunakan data pengujian lapangan yaitu N-SPT (Standart Penetration Test), data Q (beban bangunan), dan data pondasi yang diperoleh dari beberapa literatur. Kemudian dilakukan memasukan beberapa parameter input, seperti L (panjang pondasi), D (diameter pondasi), Qp (Daya dukung ujung pondasi) dan Qs (Daya dukung sisi pondasi) serta parameter output yaitu penurunan pondasi. Evaluasi untuk kinerja pemodelan ini menggunakan matriks evaluasi  $R^2$  dan RMSE. Analisis kinerja model menunjukkan hasil pada data *training*, model mencapai nilai  $R^2$  sebesar 0.9943 dan RMSE 0.1, menandakan kemampuan model yang luar biasa dalam mempelajari pola data yang ada. Namun mengalami penurunan performa yang signifikan pada data *testing*,  $R^2$  sebesar 0.447 dan RMSE 0.394. Kesenjangan kinerja pada data *training* dan *testing* ini menjadi indikasi kuat adanya overfitting ringan. Model telah belajar terlalu banyak data *training*, sehingga model sangat akurat pada data yang sudah dilihatnya, tetapi kurang mampu melakukan generalisasi atau membuat prediksi yang andal pada data yang belum pernah ditemui.

---

### **ABSTRACT**

#### **Keywords:**

Settlement, Borepile, Support Vector Machine,  $R^2$ , RMSE.

*The settlement of bored pile foundations is one of the critical factors affecting the stability of structures, thereby requiring accurate prediction methods. Along with technological advancements, prediction methods have also evolved, creating new opportunities to simplify the estimation process and obtain more precise results. Support Vector Machine (SVM), as one of the machine learning methods, provides an efficient way to predict foundation settlement compared to direct field measurements. This research aims to develop a predictive model for bored pile foundation settlement using Support Vector Machine (SVM) and to validate its accuracy by comparing the predicted settlement results with analytical settlement calculations. The study utilized field test data, namely the Standard Penetration Test (SPT), building load data (Q), and foundation data obtained from various literature sources. The input parameters considered include pile length (L), pile diameter (D), end bearing capacity (Qp), and shaft resistance (Qs), while the output parameter is foundation settlement. The performance of the model was evaluated using the  $R^2$  and RMSE metrics. The results indicate that, on training data, the model achieved an R value of 0.9943 and an RMSE of 0.1, demonstrating excellent ability in learning data patterns. However, a considerable performance drop was observed on testing data, with an R value of 0.447 and an RMSE of 0.394. This large discrepancy between training and testing performance suggests mild overfitting, where the model performs very accurately on previously seen data but lacks generalization capability when applied to unseen cases*

---

## **PENDAHULUAN**

Perilaku pondasi dan perubahan tanah seiring waktu dapat dipengaruhi oleh konsistensi tanah yang berbeda, mulai dari tanah yang sangat lunak dan mudah terdeformasi hingga tanah yang sangat padat dan kaku. Tanah di sekitar pondasi tiang akan berinteraksi dengan struktur bangunan di atasnya, mentransfer beban struktur ke tanah. Bergantung pada jenis tanah, tanah akan merespons dengan cara yang berbeda (Terzaghi & Peck, 1995).

Dalam rekayasa geoteknik, tanah di sekitar pondasi tiang sangat penting untuk merancang dan membangun struktur yang kokoh dan tahan lama, sangat penting untuk memahami sifat mekaniknya. Sifat-sifat tanah yang sangat

kompleks dan bervariasi termasuk kemampuan dukung, porositas, konsistensi, kepadatan, dan kelembaban (Darwis, 2018). Kinerja struktur di atasnya sangat dipengaruhi oleh hubungan antara pondasi tiang dengan tanahnya. Beban yang diterapkan pada struktur, seperti bangunan atau jembatan, dapat berubah seiring waktu karena perubahan penggunaan lahan, pertumbuhan populasi, atau modifikasi struktur. Hal ini dapat berdampak pada penurunan pondasi tiang (B. M Das, 1995).

Untuk memprediksi nilai penurunan pondasi tiang, berbagai rumusan empiris telah dikembangkan oleh peneliti terdahulu. Salah satu nama yang sering menjadi rujukan adalah Vesic (1969), yang mengembangkan persamaan untuk memperkirakan penurunan pondasi berdasarkan data lapangan seperti Standard Penetration Test (SPT) (Simarmata & Sari, 2023; Pramana et al., 2023). Pendekatan tradisional ini melibatkan perhitungan matematis berdasarkan parameter tanah yang diperoleh dari investigasi lapangan dan laboratorium. Meskipun rumus-rumus ini telah banyak digunakan dan terbukti bermanfaat, prediksinya sering kali masih memiliki tingkat ketidakpastian karena kompleksitas dan variabilitas sifat tanah serta interaksi non-linear antara pondasi dan tanah (Bowles, 1997).

Menurut (Pham et al., 2022) berdasarkan hasil perbandingan prediksi daya dukung pondasi tiang bor menggunakan tiga jenis model machine learning yaitu Adaptive Network based fuzzy Inference System (ANFIS), Artificial Neural Network (ANN) dan Support Vector Machine (SVM) diperoleh pemodelan yang kinerja paling baik yaitu menggunakan SVM. Hasil evaluasi dari model SVM yaitu  $R=0,985$  dan  $RMSE=294,57$ ). Sehingga model machine learning yang tepat untuk digunakan dalam mengetahui prediksi nilai daya dukung pondasi tiang bor yaitu SVM.

Support Vector Machine adalah pemodelan kecerdasan manusia yang digunakan pada program untuk dapat menganalisis dan melakukan pembelajaran secara mandiri, sehingga dapat melakukan hal-hal yang mirip dengan kecerdasan manusia. Salah satu teknik pembelajaran mesin (machine learning) yang dipopulerkan oleh Boser, Guyon, dan Vapnik pada tahun 1992 adalah Support Vector Machine (SVM) (Vapnik, 1999). Metode ini menggunakan algoritma kecerdasan buatan yang berasal dari teori statistik dan optimasi. Algoritma ini memungkinkan komputer untuk mempelajari tata cara klasifikasi dan regresi, meningkatkan akurasi prediksi hasil, dan menghindari overfitting. SVM bekerja dengan membagi data fondasi menjadi dua kelas atau lebih, kemudian memisahkan mereka dengan *hyperplane*, sebuah garis bantu vektor (Wang et al., 2020).

SVM dapat menggunakan data historis untuk memprediksi penurunan pondasi tiang. Data yang berhubungan dengan penurunan pondasi tiang yaitu mencakup variabel seperti L (panjang pondasi), D (diameter pondasi),  $Q_p$  (Daya dukung ujung pondasi)  $Q_s$  (Daya dukung sisi pondasi) dan nilai dari penurunan pondasi. Dengan mempelajari pola kompleks dalam data ini, SVM dapat membangun model prediktif yang akurat untuk memperkirakan penurunan pondasi tiang dalam berbagai kondisi (Eslami, 1996).

Metode seperti Support Vector Machines (SVM) telah menjadi populer dalam memprediksi nilai karena kemajuan dalam ilmu komputer dan teknik pembelajaran mesin. Metode SVM yang merupakan salah satu machine learning ini memudahkan menentukan angka penurunan pondasi dibandingkan mengukur penurunan langsung dilapangan. SVM adalah algoritma pembelajaran yang efektif dalam menangani masalah regresi, di mana tujuannya adalah membangun model yang dapat memprediksi nilai kontinu berdasarkan pola dalam data yang diberikan (Pisner & Schnyer, 2020).

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi penurunan pondasi tiang bor menggunakan metode SVM. Metode Support Vector Machine (SVM) mampu memodelkan hubungan non-linier antara parameter tanah, karakteristik pondasi, dan beban bangunan. Dengan demikian, penelitian ini memberikan alternatif metode prediksi yang lebih akurat dibandingkan pendekatan empiris. Penelitian ini menggunakan data pengujian lapangan yaitu N-SPT (Standart Penetration Test), data Q (beban bangunan), dan data pondasi yang diperoleh dari beberapa literatur. Kemudian dilakukan memasukan beberapa parameter input, seperti L (panjang pondasi), D (diameter pondasi),  $Q_p$  (Daya dukung ujung pondasi) dan  $Q_s$  (Daya dukung sisi pondasi) serta parameter output yaitu penurunan pondasi. Dalam penelitian ini terdapat dua belas skenario yang digunakan. Dalam setiap skenario acak, terdapat parameter C dan  $\gamma$  yang digunakan sebagai parameter yang membedakan kondisi setiap skenario. Parameter C dan  $\gamma$  akan dijelaskan lebih lanjut di landasan teori.

## **METODE**

Penelitian dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

### **1. Pengumpulan Data**

Data yang akan dipakai untuk memprediksi penurunan pondasi tiang yaitu data parameter tanah, data pondasi dan beban bangunan. Data penyelidikan tanah berupa data N-SPT dari pengujian SPT yang diperoleh dari beberapa pihak terkait yaitu konsultan dan kontraktor. Data pondasi dan pembebanan struktur diperoleh dari beberapa literatur yaitu pada penelitian “Perencanaan Pondasi Tiang Pancang Pada Gedung Sekretariat Dewan DPRD Kabupaten Kediri” oleh (Hartanto et al., 2020), “Analisis Daya Dukung Dan Penurunan Pondasi Tiang Proyek Gedung DPRD Kabupaten Pematang” oleh (Azizi et al., 2020), dan “Perencanaan Pondasi Tiang Pada Tanah Lempung” oleh (Nuryanto & Wulandari, 2013). Kemudian data dikelompokkan sebagai parameter input pada model prediksi yaitu L (panjang pondasi), D (diameter pondasi), Q (beban bangunan).

2. Perhitungan Daya dukung ujung tiang, Daya dukung sisi tiang, dan Penurunan Pondasi Tiang Bor

Perhitungan daya dukung ujung dan sisi tiang pondasi digunakan 2 metode berdasarkan jenis tanah pada ujung tiang. Metode Mayerhof (1976) digunakan pada lapisan tanah non kohesif (M.Das, 2018). Metode Reese & Wright digunakan pada lapisan tanah kohesif (Yuliawan & Rahayu, 2018).

Nilai daya dukung ujung tiang ( $Q_p$ ) pada tanah non kohesif dapat menggunakan metode Mayerhof (1976) yaitu sebagai berikut:

$$Q_p = A_p \times q_p \quad (1)$$

$$q_p = 40N^* \frac{L}{D} \leq 400N^* \quad (2)$$

Keterangan:

$Q_p$  = Daya dukung ujung tiang (kN)

$A_p$  = Luas penampang tiang ( $m^2$ )

$N^*$  = Nilai N-SPT rata-rata di dekat titik tiang (10D ke atas dan 4D ke bawah ujung tiang)

$L$  = Panjang Fondasi (m)

$D$  = Diameter Fondasi (m)

Nilai daya dukung sisi tiang ( $Q_s$ ) pada tanah non kohesif dapat menggunakan metode Mayerhof (1976) yaitu sebagai berikut:

$$Q_s = p \times L \times f_{av} \quad (3)$$

$$f_{av} = 0,02P_a(N^*) \quad (4)$$

Keterangan:

$N^*$  = Nilai rata-rata N-SPT sepanjang tiang

$P_a$  = Tekanan Atmosfir (100 kN/m<sup>2</sup>)

Nilai daya dukung ujung tiang ( $Q_p$ ) pada tanah kohesif dapat menggunakan metode Reese & Wright yaitu sebagai berikut:

$$C_u = N^* \times \frac{2}{3} \times 10 \quad (5)$$

$$Q_p = 9 \times A_p \times C_u \quad (6)$$

Keterangan:

$C_u$  = *Undrained Cohesion*

$Q_p$  = Daya dukung ujung tiang (kN)

$A_p$  = Luas penampang tiang ( $m^2$ )

$N^*$  = Nilai N-SPT rata-rata di dekat titik tiang (10D ke atas dan 4D ke bawah ujung tiang)

Nilai daya dukung sisi tiang ( $Q_p$ ) pada tanah kohesif dapat menggunakan metode Reese & Wright yaitu sebagai berikut:

$$C_u = N^* \times \frac{2}{3} \times 10 \quad (7)$$

$$Q_s = \alpha \times p \times L \times C_u \quad (8)$$

Keterangan:

$N^*$  = Nilai rata-rata N-SPT sepanjang tiang

$\alpha$  = Faktor adhesi = 0,55 (Resse & wright)

$p$  = keliling tiang (m)

Perhitungan daya dukung izin tiang dapat menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$Q_{all} = \frac{Q_p + Q_s}{F_s} \quad (9)$$

Keterangan:

$Q_{all}$  = Daya dukung izin tiang

$Q_p$  = Daya dukung ujung tiang

$Q_s$  = Daya dukung sisi tiang

$F_s$  = Nilai faktor keamanan

Pada perhitungan penurunan pondasi tiang bor menggunakan metode Vesic (1969) yaitu sebagai berikut:

$$S_{e(1)} = \frac{(Q_{wp} + \xi Q_{ws})L}{A_p E_p} \quad (10)$$

Keterangan:

$S_{e(1)}$  = Penurunan yang terjadi sepanjang tiang

$Q_{wp}$  = Beban yang diterima pada ujung tiang

$Q_{ws}$  = Beban yang diterima pada sepanjang sisi tiang

$\xi$  = Konstanta pada kisaran 0,50 hingga 0,67

$L$  = Panjang fondasi

$A_p$  = Luas penampang tiang

$E_p$  = Modulus elastisitas material

Penurunan yang terjadi pada ujung tiang yang disebabkan beban pada ujung tiang dapat menggunakan rumus sebagai berikut.

$$S_{e(2)} = \frac{Q_{wp} \times C_p}{Dq_p} \quad (11)$$

$$q_p = \frac{Q_{wp}}{A_p} \quad (12)$$

Keterangan:

$S_{e(2)}$  = Penurunan yang disebabkan oleh beban yang bekerja pada ujung tiang

$q_p$  = Beban yang diterima ujung tiang per satuan luas

$D$  = Diameter tiang

$Q_{wp}$  = Beban yang diterima pada ujung tiang

$C_p$  = Konstanta Empiris

**Tabel 1. Nilai  $C_p$  berdasarkan jenis Tanah**

Jenis Tanah	Pondasi Tiang Pancang	Pondasi Tiang Bor
Pasir	0,02-0,04	0,09-0,18
Lempung	0,02-0,03	0,03-0,06
Lanau	0,03-0,05	0,09-0,12

Sumber: (Braja M Das & Sivakugan, 2019)

Pada Tabel 1. nilai  $C_p$  untuk pondasi tiang bor dibedakan berdasarkan jenis tanah. Rentang nilai  $C_p$  pada tanah pasir yaitu 0,09-0,18 dan pada tanah lempung 0,03-0,06. Sedangkan nilai  $C_p$  pada tanah lanau 0,09-0,12.

Penurunan tiang yang terjadi akibat beban yang tersalur disepanjang friksi tiang dapat menggunakan rumus 13 dan 14 sebagai berikut.

$$S_{e(3)} = \frac{Q_{ws} \times C_s}{Lq_p} \quad (13)$$

$$C_s = 0,93 + 0,16 \sqrt{\frac{L}{D}} C_p \quad (14)$$

Keterangan:

$S_{e(3)}$  = penurunan tiang yang disebabkan oleh beban yang bekerja disepanjang friksi tiang

$Q_{ws}$  = Beban yang diterima sepanjang sisi tiang

$C_s$  = Konstanta Empiris

Total penurunan yang terjadi pada tiang yaitu sebagai berikut.

$$S_e = S_{e(1)} + S_{e(2)} + S_{e(3)} \quad (15)$$

Keterangan:

$S_{e(1)}$  = Penurunan yang terjadi sepanjang tiang

$S_{e(2)}$  = Penurunan yang disebabkan oleh beban yang bekerja pada ujung tiang

$S_{e(3)}$  = penurunan tiang yang disebabkan oleh beban yang bekerja disepanjang friksi tiang

Penurunan yang terjadi harus lebih kecil dari penurunan yang diizinkan maka dapat menggunakan persamaan berikut.

$$S = S_{izin} \quad (16)$$

$$S_{izin} = 15 \text{ cm} + \frac{b}{600} \quad (17)$$

Keterangan:

$S$  = penurunan yang terjadi

$S_{izin}$  = penurunan yang diizinkan

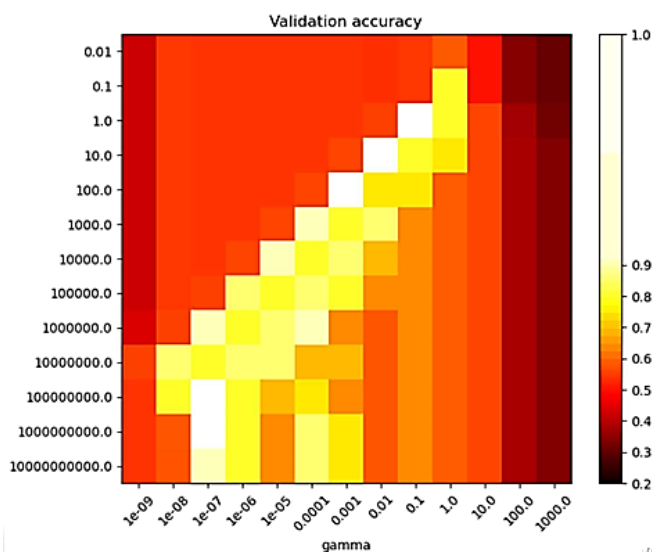
$b$  = diameter tiang (cm)

Kemudian data dikelompokkan sebagai parameter input pada model prediksi yaitu  $Q_p$  (Daya dukung ujung pondasi), dan  $Q_s$  (Daya dukung sisi pondasi) dan penurunan.

### 3. Analisa Data Dengan Metode SVM

Dalam pemodelan SVM pemilihan dataset atau fitur input sangat penting untuk generalisasi model. Menurut (Smola & Olkopf, 2004) dataset harus memiliki hubungan fungsional dengan target output. Tahapan analisa data yaitu sebagai berikut.

- a. Pembentukan Dataset Dari Perhitungan Penurunan Pondasi  
Data input terdiri dari beberapa parameter utama yang berpengaruh terhadap besarnya penurunan, yaitu panjang tiang bor ( $L$ ), daya dukung ujung tiang yang diprediksi ( $Q_{p\_pred}$ ), daya dukung geser tiang yang diprediksi ( $Q_{s\_pred}$ ), diameter pondasi ( $D$ ), dan beban bangunan ( $Q(\text{beban})$ ). Nilai penurunan pondasi sebagai target (output) dihitung menggunakan pendekatan analitis berdasarkan karakteristik tanah dan distribusi beban pada tiang.
- b. Pembentukan Dataset Dari Perhitungan Daya Dukung Ujung Tiang Pondasi  
Daya dukung ujung tiang pondasi merupakan salah satu parameter untuk menentukan prediksi dari penurunan pondasi. Data input terdiri dari beberapa parameter utama yang berpengaruh terhadap besarnya daya dukung ujung tiang, yaitu jenis tanah, N-SPT(p) (N-SPT rata-rata pada ujung tiang) panjang tiang bor ( $L$ ), kedalaman pondasi ( $D$ ). Nilai daya dukung ujung tiang pondasi sebagai target (output) dihitung menggunakan pendekatan analitis.
- c. Pembentukan Dataset Dari Perhitungan Daya Dukung Sisi Tiang Pondasi  
Daya dukung sisi tiang pondasi merupakan salah satu parameter untuk menentukan prediksi dari penurunan pondasi. Data input terdiri dari beberapa parameter utama yang berpengaruh terhadap besarnya daya dukung sisi tiang, yaitu jenis tanah, N-SPT(s) (N-SPT rata-rata sepanjang sisi tiang) panjang tiang bor ( $L$ ), kedalaman pondasi ( $D$ ). Nilai daya dukung sisi tiang pondasi sebagai target (output) dihitung menggunakan pendekatan analitis.
- d. Pra-pemrosesan Data  
Langkah pra-pemrosesan data dilakukan untuk meningkatkan kinerja dan stabilitas model SVM sebelum data dimasukkan ke dalamnya. Dalam penelitian ini, digunakan metode standarisasi menggunakan StandardScaler, yang mentransformasikan setiap fitur agar memiliki nilai rata-rata (mean) 0 dan standar deviasi (standard deviation) 1. Setelah dilakukan standarisasi, seluruh fitur input memiliki skala yang seragam, sehingga model SVM dapat bekerja secara optimal dalam membentuk hyperplane dan meningkatkan stabilitas serta akurasi selama proses pelatihan.
- e. Melakukan *Hyperparameter* tuning model SVM  
Pada *Hyperparameter* tuning Model SVM dilakukan pemilihan jenis kernel beserta parameter  $C$  dan  $\gamma$ . Jenis kernel yang digunakan yaitu jenis kernel Radial Basis Function (RBF). Variasi parameter  $C$  dan  $\gamma$  yang digunakan yaitu 1 dan 0,01, 1 dan 0,1; 1 dan 0,5; 1 dan 1; 10 dan 0,01, 10 dan 0,1; 10 dan 0,5; 10 dan 1; 100 dan 0,01; 100 dan 0,1; 100 dan 0,5; 100 dan 1 (Dananjaya, 2022).



Gambar 1. Nilai  $C$  dan  $\gamma$  optimum

Sumber: (Zhang & Donnell, 2020)

Pada Gambar 1 terlihat bahwa performa model sangat bergantung pada kombinasi nilai  $C$  dan  $\gamma$ . Area dengan akurasi tertinggi ditunjukkan oleh warna putih kuning yang membentuk pola diagonal dari  $\gamma$  kecil  $C$  kecil hingga  $\gamma$  besar  $C$  besar. Pola ini menunjukkan bahwa peningkatan  $\gamma$  perlu diiringi peningkatan nilai  $C$  untuk mendapatkan performa optimal. Area berwarna gelap pada  $\gamma$  kecil  $C$  kecil menunjukkan underfitting, sedangkan  $\gamma$  besar  $C$  kecil menunjukkan tanda-tanda overfitting. Oleh karena itu, *hyperparameter* yang berada pada area terang merupakan kandidat terbaik untuk membangun model SVM yang optimal.

- f. Pelatihan Model Prediksi Penurunan Pondasi Tiang Bor menggunakan SVM dengan *Python*  
Ketika model SVM dilatih pada data *training*, model SVM secara efektif menyesuaikan bobot dan bias internalnya. Sehingga pada akhirnya dapat mendefinisikan hyperplane dan support vectors agar dapat secara akurat mengklasifikasikan data-data baru di masa depan berdasarkan pola yang telah dipelajari dari data *training*. Hasil

dari proses pelatihan model ini adalah sebuah model SVM siap untuk digunakan dalam tahap evaluasi dan prediksi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya

g. Evaluasi kinerja Model

Setelah melakukan evaluasi model SVM pada data *training* dan data *testing*, dilakukan pembahasan kinerja dari model SVM tersebut. Hal ini bertujuan untuk mengetahui seberapa baik model bekerja dan apakah ada masalah seperti overfitting dan underfitting.

## HASIL

### Kinerja Model Pada Prediksi Daya Dukung Ujung Tiang Pondasi

Model *Support Vector Machine* (SVM) yang sudah diproses sebelumnya menggunakan dataset yang sudah dinormalisasi sebelumnya. Berdasarkan hasil dari model menunjukkan performa yang baik dalam mempelajari pola dari data.

```
Best parameters found: {'C': 100, 'gamma': 0.1}
evaluasi pada data training
Best Model Root Mean Squared Error (MSE): 1024.7796
Best Model R-squared (R2) Score: 0.2127
```

Gambar 2. Nilai evaluasi pada pemodelan daya dukung ujung tiang pondasi.

Sumber: Data Olahan (2025)

Pada Gambar 2 diperlihatkan hasil dari Model dengan performa terbaik berdasarkan hasil evaluasi melalui 5 fold cross validation diperoleh hasil parameter C dan  $\gamma$  yaitu 100 dan 0,1. Nilai Koefisien R2 sebesar 0,2127, menunjukkan bahwa sekitar 22,27% variasi dalam nilai daya dukung ujung tiang pondasi dapat dijelaskan oleh model terhadap data penelitian. Nilai R2 tidak mendekati 1 menandakan model menunjukkan akurasi yang sangat rendah. Namun nilai R2 masih berada dalam rentang 0 sampai 1 sehingga masih dapat digunakan sebagai parameter pembangun model prediksi untuk penurunan pondasi tiang. Nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 1024,7796, menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model terhadap daya dukung ujung tiang pondasi relatif besar. Sehingga dapat diketahui nilai daya dukung ujung tiang pondasi analisis dan daya dukung ujung tiang pondasi prediksi oleh model SVM kesesuaiannya sangat rendah.

### Kinerja Model Pada Prediksi Daya Dukung Ujung Tiang Pondasi

Model *Support Vector Machine* (SVM) yang sudah diproses sebelumnya menggunakan dataset yang sudah dinormalisasi sebelumnya. Berdasarkan hasil dari model menunjukkan performa yang tidak baik dalam mempelajari pola dari data. Namun masih bisa digunakan untuk pemodelan.

```
Best parameters found: {'C': 100, 'gamma': 0.1}
evaluasi pada data training
Best Model Root Mean Squared Error (MSE): 1024.7796
Best Model R-squared (R2) Score: 0.2127
```

Gambar 3. Nilai evaluasi pada pemodelan daya dukung ujung tiang pondasi

Sumber: Data Olahan (2025)

Pada Gambar 3 diberikan hasil dari Model dengan performa terbaik berdasarkan hasil evaluasi melalui 5 fold cross validation diperoleh hasil parameter C dan  $\gamma$  yaitu 100 dan 0,1. Nilai Koefisien R2 sebesar 0,2838, menunjukkan bahwa sekitar 28,38% variasi dalam nilai daya dukung sisi tiang pondasi dapat dijelaskan oleh model terhadap data penelitian. Nilai R2 tidak mendekati 1 menandakan model menunjukkan akurasi yang sangat rendah. Namun nilai R2 masih berada dalam rentang 0 sampai 1 sehingga masih dapat digunakan sebagai parameter pembangun model prediksi untuk penurunan pondasi tiang. Nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 1024,7796, menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model terhadap daya dukung sisi tiang pondasi relatif besar. Sehingga dapat diketahui nilai daya dukung sisi tiang pondasi analisis dan daya dukung sisi tiang pondasi prediksi oleh model SVM kesesuaiannya sangat rendah.

### Kinerja Model Pada Prediksi Penurunan Pondasi Tiang Bor

Pada pra-pemrosesan pemodelan prediksi penurunan pondasi, dataset dibagi secara acak menjadi 90% data *training* dan 10% data *testing*. Nilai evaluasi pada data *training* dapat dilihat pada Tabel 2 sebagai berikut:

**Tabel 2. Nilai Evaluasi Data *Training***

C	$\gamma$	R2_train	RMSE_train
1	0.01	-0.055	1.364
	0.1	0.08	1.274
	0.5	0.283	1.124
	1	0.394	1.034
10	0.01	-0.022	1.342
	0.1	0.291	1.118
	0.5	0.851	0.512
	1	0.974	0.216
100	0.01	0.038	1.302
	0.1	0.835	0.54
	0.5	0.994	0.1
	1	0.994	0.1

Sumber: Data Olahan (2025)

Model dengan performa terbaik berdasarkan hasil evaluasi melalui 5 fold cross validation pada data *training* diperoleh hasil parameter C dan  $\gamma$  yaitu 100 dan 1. Nilai Koefisien R2 sebesar 0,9943, menunjukkan bahwa sekitar 99,43 % variasi dalam nilai penurunan pondasi dapat dijelaskan oleh model terhadap data penelitian. Nilai R2 mendekati 1 menandakan model menunjukkan akurasi yang sangat tinggi pada data *training*. Nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 0,1, menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model terhadap nilai penurunan analisis pada data *training* relatif kecil. Sehingga dapat diketahui nilai penurunan analisis dan penurunan prediksi oleh model SVM kesesuaiannya sangat tinggi. Adapun model lain atau kombinasi parameter C dan  $\gamma$  yang lain pada proses cross validation tidak mempengaruhi kinerja model terbaik yang sudah ditentukan.

Nilai evaluasi moel pada data *testing* yaitu:

**Tabel 3. Metrik Evaluasi Pada *Training* Dan Data *Testing***

C	$\gamma$	R2_test	RMSE_test
1	0.01	-0.31	0.623
	0.1	0.239	0.475
	0.5	0.74	0.278
	1	0.747	0.274
10	0.01	-0.491	0.665
	0.1	0.506	0.383
	0.5	0.444	0.406
	1	0.481	0.392
100	0.01	-0.268	0.613
	0.1	0.37	0.432
	0.5	0.485	0.391
	1	0.477	0.394

Sumber: Data Olahan (2025)

Berdasarkan Tabel 3 diketahui hasil validasi dari parameter C dan  $\gamma$  yaitu 100 dan 1 dari data *testing* yaitu nilai koefisien R2 sebesar 0,477, menunjukkan bahwa sekitar 47,7 % variasi dalam nilai penurunan pondasi dapat dijelaskan oleh model terhadap data penelitian. Nilai R2 yang berada pada rentang 0 sampai 1 menunjukkan model masih bisa digunakan untuk prediksi namun memiliki akurasi yang rendah. Nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 0,394, menunjukkan selisih rata-rata antara hasil penurunan analisis dan penurunan prediksi oleh model SVM tetap dalam batas wajar. Adapun model lain atau kombinasi parameter C dan  $\gamma$  yang lain pada proses cross validation tidak mempengaruhi kinerja model terbaik yang sudah ditentukan.

## Pembahasan

### Pembahasan Kinerja Model SVM

Nilai Metrik evaluasi pada data *training* dan data *testing* dapat dilihat pada Tabel 4 berikut.

**Tabel 4. Nilai Evaluasi Data *Testing***

Metrik Evaluasi	Data <i>Training</i>	Data <i>Testing</i>
R2	0,9943	0,1
RMSE	0,477	0,394

Sumber: Data Olahan (2025)

Nilai  $R^2$  pada data *training* yang tinggi atau mendekati 1 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan hampir seluruh variasi dalam data *training* dengan sangat baik. Hal ini menandakan bahwa model telah belajar pola hubungan antara variabel input dan output secara efektif. Namun, dapat dilihat pada Tabel 4 penurunan nilai  $R^2$  pada data *testing* menjadi 0.477 serta peningkatan RMSE menunjukkan bahwa model mengalami gejala overfitting ringan, yaitu model terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan sehingga generalisasi pada data baru menurun. Meski demikian, nilai  $R^2$  pada data *testing* masih berada pada kisaran yang dapat diterima untuk model regresi, walaupun akurasi sangat rendah. Oleh karena itu, model ini dapat dikatakan cukup baik dan masih dapat digunakan untuk keperluan prediksi.

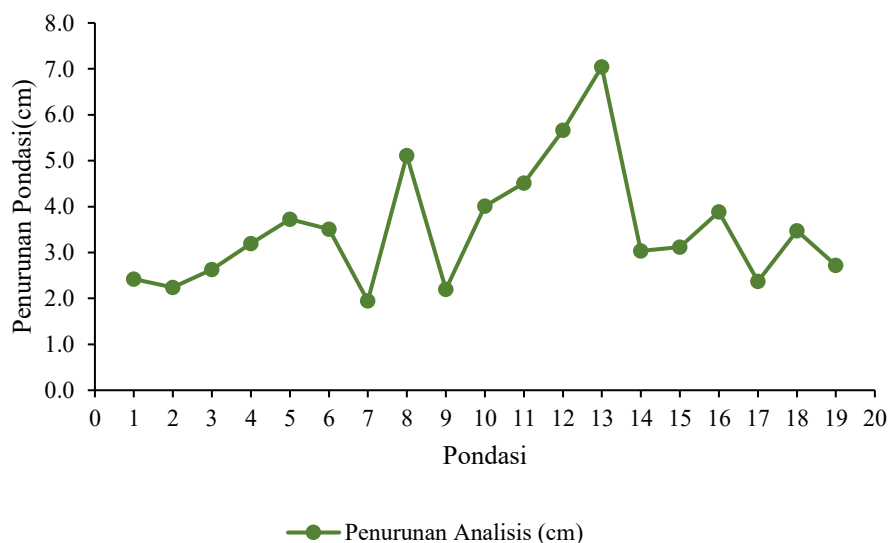
Nilai RMSE yang rendah pada kedua data menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model relatif kecil. Perbedaan nilai RMSE antara data *trainig* (0,1) dan data *testing* (0,394) memang ada, namun masih dalam batas yang wajar.

Adapun selisih kinerja antara data *training* dan data *testing* dapat diketahui adanya potensi overfitting ringan. Hal ini terjadi karena kondisi dimana model terlalu cocok dengan data *training* sehingga performa model SVM sedikit menurun ketika dicoba menggunakan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Namun perbedaan kinerjanya tidak terlalu ekstrem dan nilai  $R^2$  pada data *testing* masih berada kisaran yang tinggi. Sehingga model masih dianggap belum masuk ke dalam kategori overfitting yang serius.

Jika nilai  $R^2$  pada data *testing* jauh lebih rendah atau nilai RMSE melonjak drastis, maka perlu dilakukan optimasi lanjutan seperti tuning parameter, pemilihan fitur yang lebih sesuai, atau penambahan dataset. Pada analisis kali ini, model sudah menunjukkan performa yang layak digunakan untuk memprediksi penurunan pondasi tiang bor.

#### Perbandingan detail data penurunan analisis dan data penurunan prediksi oleh model SVM pada parameter $C = 100$ dan $\gamma = 1$

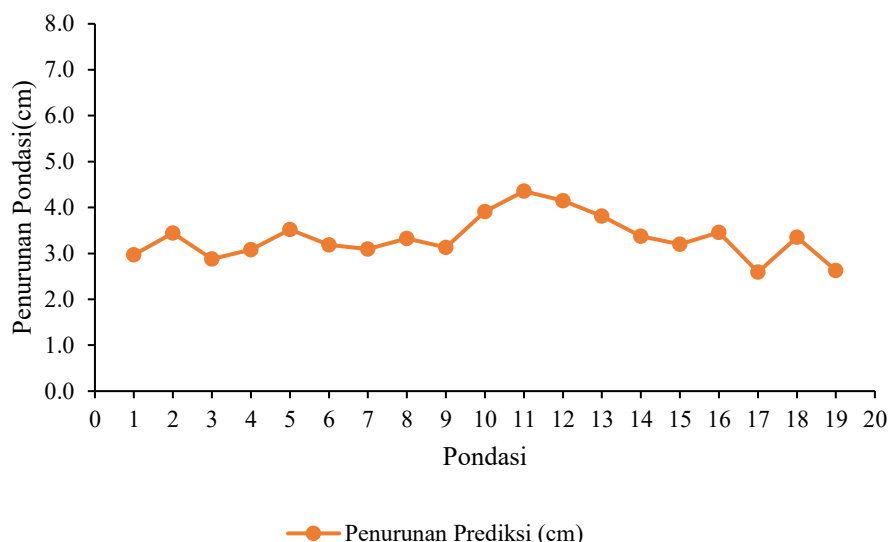
Perbandingan antara nilai penurunan analisis (hasil perhitungan manual) dan nilai penurunan prediksi oleh model SVM pada parameter  $C = 100$  dan  $\gamma = 1$ , serta selisih antara keduanya dapat dilihat pada Tabel dibawah ini.



Gambar 4. Penurunan Analisis

Sumber: Data Olahan (2025)

Pada Gambar 4 diatas dapat dilihat hasil dari penurunan pondasi yang dihitung secara manual pada setiap pondasi berbeda-beda. Nilai tersebut diperoleh dari pehitungan menggunakan persamaan vesic. Nilai penurunan berada pada rentang 2,24 – 5,11 cm. Penurunan yang terjadi pada setiap pondasi berbeda tergantung kondisi tanah dan dimensi pondasi. Namun nilai penurunan masih dalam rentang penurunan yang diizinkan.



**Gambar 5.** Penurunan Prediksi menggunakan SVM

Sumber: Data Olahan (2025)

Pada Gambar 5 diatas dapat dilihat hasil dari penurunan pondasi menggunakan model SVM. Nilai penurunan berada pada rentang 2,64 – 4,36 cm. Dapat dilihat perbedaan pada penurunan analisis dengan penurunan prediksi menggunakan model SVM, namun nilai selisih dari penurunan tidak terlalu jauh.

**Tabel 5.** Nilai penurunan analisis dan dan penurunan prediksi beserta selisih oleh model SVM pada parameter  $C = 100$  dan  $c = 1$ .

L (m)	Qp_pred (kN)	Qs_pred (kN)	D (m)	Q(beban) (kN)	Penurunan Analisis (cm)	Penurunan Prediksi (cm)	Selisih (cm)	Persentase kesalahan (%)
10	2548.27	1289.27	0.6	1400.1	2.42	2.97	0.55	18.50
10	2565.23	1019.32	0.6	1400.1	2.24	3.45	1.20	34.92
10	2520.22	1310.47	0.6	1400.1	2.63	2.88	0.24	8.49
10	2413.46	866.39	0.6	1070.77	3.20	3.08	0.12	3.65
10	2490.93	1026.88	0.6	1400.1	3.72	3.52	0.20	5.44
10	2430.26	932.77	0.6	1070.77	3.51	3.18	0.32	9.24
10	2567.79	860.62	0.6	1040.1	1.95	3.09	1.15	37.07
10	2572.85	961.78	0.6	1070.77	5.11	3.33	1.78	34.90
10	2235.87	1384.45	1	1400.1	2.20	3.13	0.94	29.91
10	2235.55	1182.89	1	2302.41	4.01	3.91	0.10	2.55
10	2059.25	1388.92	1	1070.77	4.51	4.36	0.16	3.51
10	2026.76	1362.15	1	1400.1	5.66	4.15	1.51	26.70
14	1936.66	1487.25	1	1070.77	7.04	3.81	3.23	45.91
14	1793.08	1462.40	1	1070.77	3.03	3.37	0.34	10.12
14	1845.95	1418.98	1	1070.77	3.12	3.20	0.08	2.50
14	1773.77	1481.98	1	1070.77	3.88	3.46	0.42	10.90
16	1852.86	1390.76	1	1070.77	2.37	2.59	0.22	8.44
16	1870.44	1433.57	1	1400.1	3.47	3.35	0.12	3.51
16	1820.67	1404.73	1	1070.77	2.72	2.63	0.10	3.64

Sumber: Data Olahan (2025)

Untuk mengevaluasi kesesuaian hasil prediksi penurunan pondasi tiang bor menggunakan model SVM terhadap hasil perhitungan manual, dilakukan uji statistik paired t-test dengan tujuan menguji apakah terdapat perbedaan yang signifikan secara statistik antara kedua dataset tersebut. Berdasarkan Tabel 5. hasil uji paired t-test terhadap data penurunan pondasi tiang bor dari analisis manual dan prediksi model SVM (Huang et al., 2024), diperoleh nilai p-value sebesar 0.4734. Nilai p-value yang lebih besar dari taraf signifikansi 5% (0,05) menunjukkan bahwa tidak terdapat perbedaan yang signifikan secara statistik antara rata-rata penurunan hasil prediksi SVM dan hasil perhitungan manual. Temuan ini mengindikasikan bahwa model SVM mampu merepresentasikan hasil analisis manual dengan tingkat

kesesuaian yang baik, sehingga model dapat dianggap valid dalam memprediksi besarnya penurunan pondasi tiang bor pada data yang diuji.

Untuk mempermudah perhitungan menggunakan model SVM maka dipindahkan ke dalam website yang bisa diakses oleh semua user. Sehingga hasil perbandingan ini diperoleh melalui halaman website <https://prediksi-penurunan-pondasi-tiang-bor-menggunakan-svm-3hhzxkxhsh.streamlit.app/>

## SIMPULAN

Setelah melalui proses cross-validation, ditemukan bahwa kombinasi parameter  $C = 100$  dan  $\gamma = 0,1$  menghasilkan kinerja optimal. Analisis kinerja model menunjukkan hasil pada data *training*, model mencapai nilai R sebesar 0.9943 dan RMSE 0.1, menandakan kemampuan model yang luar biasa dalam mempelajari pola data yang ada. Namun mengalami penurunan performa yang signifikan pada data *testing*, R sebesar 0.447 dan RMSE 0.394. Kesenjangan besar antara kinerja pada data *training* dan *testing* ini menjadi indikasi kuat adanya overfitting ringan. Model telah belajar terlalu banyak data *training*, sehingga model sangat akurat pada data yang sudah dilihatnya, tetapi kurang mampu melakukan generalisasi atau membuat prediksi yang andal pada data baru atau yang belum pernah ditemui. Namun penurunan kinerja ini lazim terjadi dan mengindikasikan adanya overfitting.

Hasil perbandingan bisa diakses melalui halaman website <https://prediksi-penurunan-pondasi-tiang-bor-menggunakan-svm-3hhzxkxhsh.streamlit.app/>. Hasil uji paired t-test terhadap data penurunan analisis dan penurunan prediksi model SVM, diperoleh nilai p-value sebesar 0.4734. Nilai p-value yang lebih besar dari taraf signifikansi 5% (0,05) menunjukkan bahwa tidak terdapat perbedaan yang signifikan secara statistik antara rata-rata penurunan hasil prediksi SVM dan hasil perhitungan manual.

## DAFTAR PUSTAKA

- Azizi, A., Salim, M. A., & Ramadhon, G. (2020). Analisis Daya Dukung Dan Penurunan Pondasi Tiang Pancang Proyek Gedung DPRD Kabupaten Pemalang. *06*, 50–52.
- Bowles, J. E. (1997). *Foundation Analysis and Design International Fifth Edition*. In *Civil Engineering Materials*.
- Dananjaya, R. H. (2022). Akurasi Penggunaan Metode Support Vector Machine Dalam Prediksi Penurunan Pondasi Tiang. *10*(3), 298–305.
- Darwis. (2018). *Dasar Dasar Mekanika Tanah*. Pena Indis.
- Das, B. M. (1995). *Mekanika Tanah (Prinsip–Prinsip Rekayasa Geoteknis) Jilid I*. Erlangga.
- Das, Braja M., & Sivakugan, N. (2019). *Principles of Foundation Engineering (ninth)*. Cengage Learning.
- Eslami, A. (1996). *Bearing Capacity of Piles From Cone Penetration Test Data*.
- Hartanto, D., Cahyo, Y., & Winarto, S. (2020). *Perencanaan pondasi tiang pancang pada gedung sekretariat dewan dprd kabupaten kediri*.
- Huang, L., Qin, W., Dai, G., Zhu, M., Liu, L., & Huang, L. (2024). *Ground settlement prediction for highway subgrades with sparse data using regression Kriging*. 1–17.
- M.Das, B. (2018). *Principle of Foundation Engineering*. In *Analytical Biochemistry* (Vol. 11, Nomor 1). <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-59379-1%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/B978-0-12-420070-8.00002-7%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.ab.2015.03.024%0Ahttps://doi.org/10.1080/07352689.2018.1441103%0Ahttp://www.chile.bmw-motorrad.cl/sync/showroom/lam/es/>
- Nuryanto, & Wulandari, S. (2013). Perencanaan Pondasi Tiang Pada Tanah Lempung. *5*, 8–9.
- Pham, B. T., Nguyen, D. D., Bui, Q. A. T., Nguyen, M. D., Vu, T. T., & Prakash, I. (2022). Estimation of ultimate bearing capacity of bored piles using machine learning models. *Vietnam Journal of Earth Sciences*, *44*(4). <https://doi.org/10.15625/2615-9783/17177>
- Pisner, D. A., & Schnyer, D. M. (2020). Support Vector Machine. In *Machine Learning* (hal. 101–121). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815739-8.00006-7>
- Pramana, I. M. W., Arya, I. W., Wiraga, I. W., & RS, I. S. N. D. (2023). Analisis Penurunan Daya Dukung Tiang Tunggal pada Tanah yang Berpotensi Mengalami Likuifaksi di Kota Denpasar, Bali. *Jurnal Talenta Sipil*, *6*(2), 328–335.
- Simarmata, P., & Sari, K. I. (2023). Analisis Daya Dukung Pondasi Tiang Pancang Menggunakan Data Sondir Dan Spt Pada Pembangunan Gedung Fakultas Ilmu Kesehatan Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta , Metode Penyelidikan Tanah Menggunakan Sondir ( Cone Penetration Test ) dan SP. 20–26.
- Smola, A. J., & Olkopf, B. S. C. H. (2004). *A tutorial on support vector regression*. 199–222.
- Terzaghi, K., & Peck, R. B. (1995). *Soil Mechanics in Engineering Practice Third Edition*.
- Vapnik, N. V. (1999). *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer Science+Business Media, LLC.
- Wang, J., Jiang, Z., LI, F., & Chen, W. (2020). the prediction of water based on support vector machine under construction of steel sheet pile cofferdam. *Wiley*.

**Rezqya Mustika\***, **Andriani Andriani**, **Abdul Hakam**: *Prediksi Penurunan Pondasi Tiang Bor Menggunakan Metode Support Vector Machine*

Yuliawan, E., & Rahayu, T. (2018). Analisis Daya Dukung Dan Penurunan Pondasi Tiang Berdasarkan Pengujian SPT dan Cyclic Load Test. *Jurnal Konstruksi*, 9(2), 1–13.

Zhang, F., & Donnell, L. J. O. (2020). *Support vector regression*. In *Machine Learning*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815739-8.00007-9>