

AKURASI PENGGUNAAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM PREDIKSI PENURUNAN PONDASI TIANG

Raden Harya Dananjaya, Sutrisno, dan Fany A Wellianto

Program Studi Teknik Sipil, Fakultas Teknik, Universitas Sebelas Maret
Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Sebelas Maret
Jl. Ir. Sutami 36 A, Kentingan, Surakarta, Jawa Tengah 57126

*Email: dananjaya.harya@gmail.com

Abstract

The settlement of the foundation is a very important thing to consider. In geotechnical studies there are various very complex soil and rock conditions. Artificial intelligence systems have been developed and used in geotechnical fields because this method has proven successful in predicting complex relationships of various soil and rock conditions. In this research, Support Vector Machine (SVM) is used to predict pile foundation settlement. There are 7 parameters used as input and output. Parameters used as input are end resistance (q_c -tip), side resistance (q_c -shaft), pile foundation length (L), pile foundation diameter (D), bearing capacity (Q_u), and working load (P). While the ratio of decrease to diameter (ϵ %) is used as output. Nine scenarios were used in this study. The scenarios are distinguished based on variations of C and where C is the error penalty and is the detailness. After a series of training, testing and validation have been carried out, the most accurate model with the best R square and RMSE values is used to predict pile foundation settlement. The results showed that the Support Vector Machine (SVM) method was accurate in predicting the settlement of pile foundations. This is evidenced by the acquisition of good R square and RMSE values.

Keywords: Pile Settlement, R -Square, Root Mean Squared Error (RMSE), Support Vector Machine

Abstrak

Penurunan pondasi merupakan hal yang sangat penting dipertimbangkan. Dalam studi geoteknik terdapat berbagai kondisi tanah dan batuan yang sangat kompleks. Sistem kecerdasan buatan telah dikembangkan dan digunakan di bidang geoteknik karena metode ini terbukti sukses untuk memprediksi hubungan kompleks berbagai kondisi tanah dan batuan. Pada penelitian ini, Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk memprediksi penurunan pondasi tiang. Terdapat 7 parameter yang digunakan sebagai input dan output. Parameter yang digunakan sebagai input adalah tahanan ujung (q_c -tip), tahanan samping (q_c -shaft), panjang pondasi tiang (L), diameter pondasi tiang (D), kapasitas dukung (Q_u), dan beban yang bekerja (P). Sedangkan rasio penurunan terhadap diameter (ϵ %) digunakan sebagai output. Sembilan skenario digunakan dalam penelitian ini. Skenario tersebut dibedakan berdasarkan variasi C dan γ dimana C merupakan *error penalty* dan γ merupakan *detailness*. Setelah dilakukan serangkaian *training*, *testing* dan validasi, model yang paling akurat dengan nilai R square dan RMSE terbaik digunakan untuk memprediksi penurunan pondasi tiang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Support Vector Machine (SVM) akurat dalam memprediksi penurunan pondasi tiang. Hal ini dibuktikan oleh perolehan nilai R square dan RMSE yang baik.

Kata Kunci : Penurunan Pondasi, R -Squared, Root Mean Squared Error (RMSE), Support Vector Machine (SVM).

PENDAHULUAN

Aspek-aspek geoteknik merupakan aspek penting yang tidak dapat lepas dalam perencanaan konstruksi bangunan sipil. Salah satu aspek geoteknik yang berpengaruh adalah penurunan pondasi. Penurunan yang kecil dan tidak terlalu besar tidak menimbulkan efek yang signifikan. Namun sebaliknya penurunan yang besar dapat mengganggu baik dari segi estetika maupun kekuatan bangunan.

Dalam studi geoteknik, tanah dan batuan merupakan material dengan respon yang sangat kompleks. Berbagai metode digunakan untuk menganalisis respon tersebut, salah satunya dengan system kecerdasan buatan. Metode tersebut terbukti berhasil karena dapat memetakan hubungan rumit berbagai kondisi tanah dan batuan yang beragam. (Abolfazl Baghbani et. al., 2022). Dalam pelaksanaannya, penggunaan metode kecerdasan buatan kerap kali dikembangkan dengan bantuan metode machine learning dalam pembuatan model penelitian. Metode *machine learning* merupakan bagian dari metode kecerdasan buatan. Metode *machine learning* merupakan pengembangan dari metode kecerdasan buatan dimana metode tersebut dapat mempelajari data secara mandiri. Salah satu *machine*

learning yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Support Vector Machine* (SVM). *Support Vector Machine* (SVM) digunakan karena memiliki akurasi yang tinggi dalam pengembangan model.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis akurasi penggunaan SVM dalam memprediksi penurunan pondasi tiang dengan beberapa parameter *input* diantaranya tahanan ujung (*qc-tip*), tahanan samping (*qc-shaft*), panjang pondasi tiang (*L*), diameter pondasi tiang (*D*), kapasitas dukung (*Qu*), dan beban yang bekerja (*P*). Dalam penelitian ini terdapat sembilan skenario yang digunakan. Dalam setiap skenario acak, parameter *C* dan γ digunakan sebagai parameter yang membedakan kondisi setiap skenario. Parameter *C* dan γ akan dijelaskan lebih lanjut pada landasan teori

LANDASAN TEORI

Penyebab umum penurunan tanah adalah berkurangnya pori-pori tanah akibat beban yang bekerja. Ada banyak faktor yang mempengaruhi besar kecilnya penurunan tanah, di antaranya adalah Dimensi pondasi, modulus elastisitas tanah, beban yang bekerja, dll. Penurunan pondasi dapat diprediksi dengan berbagai cara, salah satunya dengan menggunakan hasil uji CPT (Cone Penetration Test). (Hardiyatmo, 2008).

Pondasi

Pondasi adalah konstruksi pada bagian dasar bangunan yang berfungsi meneruskan beban dari bagian atas struktur bangunan ke lapisan tanah yang berada di bagian bawahnya. Pemilihan jenis pondasi harus mempertimbangkan kinerja dari pondasi tersebut. Selain itu, pemilihan jenis pondasi harus memperhatikan kemudahan dalam pelaksanaan dan tentunya biaya konstruksi. (Ilyas Kurniawan et al., 2019).

Penurunan

Penurunan (*settlement*) tanah atau penurunan merupakan istilah yang menunjukkan turunnya suatu bagian pada bangunan ditinjau dari titik referensi yang ditetapkan. Apabila bangunan mengalami penurunan secara seragam dan tidak berlebihan, maka penurunan tersebut tidak terlalu berpengaruh terhadap estetika bangunan dan tidak menyebabkan kerusakan bangunan yang signifikan. Namun apabila penurunan terjadi secara berlebihan, stabilitas dan estetika bangunan akan terganggu. (Hardiyatmo, 2008).

Penurunan total dari suatu bangunan terdiri dari penurunan segera dan penurunan konsolidasi. Penurunan segera terjadi pada tanah berbutir kasar dan berbutir halus yang kering maupun tanah tidak jenuh. Besarnya penurunan segera sangat sulit diperkirakan karena kompleksitas kondisi tegangan-regangan yang terjadi di tanah. Penurunan segera banyak dipertimbangkan pada bangunan yang terletak pada tanah non-kohefif atau tanah granuler. (Hardiyatmo, 2008)

Pengujian Cone Penetration Test (CPT) merupakan metode pengujian yang digunakan untuk mengetahui kondisi tanah secara kontinyu sepanjang kedalaman pengujian. Salah satu hasil dari pengujian ini adalah nilai tahanan kerucut statis atau hambatan conus (*q_c*). (Hardiyatmo, 2018).

Support Vector Machine

Kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) adalah pemodelan kecerdasan manusia yang diimplementasikan pada suatu program untuk dapat menganalisis dan melakukan pembelajaran secara mandiri sehingga dapat melakukan sesuatu seperti kecerdasan manusia. *Support Vector Machine* (SVM) merupakan salah satu teknik pembelajaran mesin (*machine learning*) yang dipopulerkan oleh Boser, Guyon, dan Vapnik pada 1992. Metode ini menerapkan prinsip-prinsip algoritma kecerdasan buatan yang disusun berdasarkan teori statistik dan optimasi yang memungkinkan komputer untuk mempelajari tata cara klasifikasi dan regresi, meningkatkan akurasi dalam memprediksi hasil, dan menghindari kekurangan *overfitting*. Cara kerja SVM adalah dengan melakukan regresi pada data pondasi kedalam dua kelas atau lebih, kemudian memisahkannya dengan sebuah garis bantu vektor yang disebut dengan hyper-plane. (Lu et al., 2012).

Parameter *C* merupakan nilai yang digunakan untuk mengatur error penalty pada model SVM. Nilai *C* yang semakin tinggi akan berpengaruh pada model SVM dalam mengklasifikasikan data. Nilai *C* yang tinggi memungkinkan model untuk menghindari kesalahan klasifikasi dan regresi. Sedangkan nilai parameter *C* yang rendah membantu model dalam memaksimalkan batas margin pada pengklasifikasian data sehingga fungsi menjadi lebih sederhana namun memiliki tingkat akurasi rendah.

Parameter lain yang berpengaruh terhadap performa model SVM adalah γ yang disebut juga sebagai *scale*. Parameter γ adalah parameter yang menunjukkan seberapa detail model yang akan dikembangkan. Semakin tinggi nilai γ akan menyebabkan akurasi model menurun, sedangkan nilai γ yang rendah akan meningkatkan akurasi model meningkat. Namun nilai γ yang terlalu kecil juga menyebabkan klasifikasi data pada model menjadi terlalu banyak sehingga hasil yang diharapkan tidak sesuai.

R Square (R^2)

R Square (R^2) adalah suatu nilai yang menunjukkan tingkat pengaruh suatu variabel independen terhadap variabel dependen. Nilai ini memiliki rentang antara 0 hingga 1. Nilai *R square* digunakan karena dapat menggambarkan interaksi variabel dependen dan variabel independen, dengan catatan semakin mendekati nilai 1 maka semakin baik karena menunjukkan bahwa nilai variabel dependen yang semakin dapat dihubungkan dengan variabel independennya. sebagai contoh apabila *R square* bernilai 0,8 berarti tingkat keterikatan suatu variabel dependen dengan variabel independennya mencapai 80%. (Hair et al., 2010)

Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean *Square Error* adalah metode yang digunakan untuk mengukur kesalahan dari hasil suatu prediksi. Nilai RMSE yang kecil menunjukkan hasil prediksi yang mendekati nilai sebenarnya. (Suprayogi et al., 2014). Pada penelitian ini, nilai RMSE digunakan untuk mengukur akurasi model SVM.

Nilai *R square* dan RMSE digunakan untuk mengetahui performa model. Nilai *R square* yang tinggi merepresentasikan hasil regresi yang baik, sedangkan nilai RMSE yang rendah menunjukkan hasil regresi yang mendekati faktual. Dari nilai *R square* dan RMSE yang diperoleh, kemudian akan disimpulkan apakah model yang dikembangkan akurat dalam memprediksi penurunan pondasi tiang. Model dengan nilai *R square* dan RMSE terbaik kemudian akan digunakan untuk memprediksi penurunan pondasi tiang

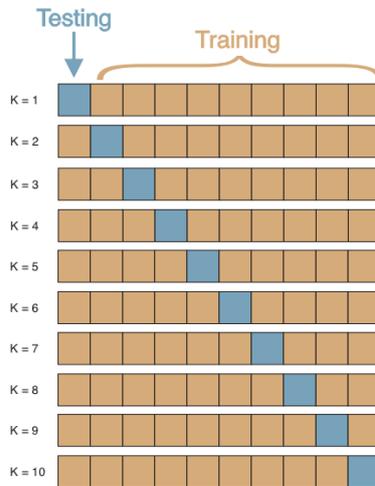
METODE

Penelitian dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

1. Pengumpulan data
Mengumpulkan data yang akan dipakai untuk memprediksi penurunan pondasi tiang. Data pada penelitian ini diambil dari (Alsamman, 1995) dan (Eslami, 1997) dalam (Alkroosh & Nikraz, 2012). Terdapat 6 parameter yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu tahanan ujung (*qc-tip*), tahanan samping (*qc-shaft*), panjang pondasi tiang (*L*), diameter pondasi tiang (*D*), kapasitas dukung (*Qu*), dan beban yang bekerja (*P*).
2. Analisa data dengan metode SVM
Menganalisa data yang diperoleh dan kemudian akan digunakan untuk membuat permodelan SVM untuk memprediksi penurunan pondasi tiang. Tahapan analisa data adalah sebagai berikut:
 - a. Pengumpulan data
Mengumpulkan data yang kemudian digunakan untuk membuat model SVM
 - b. Penentuan input dan output
Menentukan parameter yang akan digunakan untuk input dan output. Terdapat 6 parameter yang digunakan untuk input model yaitu *qc-tip*, *qc-shaft*, *L*, *D*, *Qu*, dan *P*, sedangkan output model adalah presentase penurunan/diameter pondasi $\varepsilon\%$.
3. Pembuatan model Support Vector Machine dengan Python
Menyusun *script* untuk prediksi penurunan pondasi menggunakan bahasa pemrograman python. Penyusunan *script* dibantu dengan *library* scikit learn, dengan *text editor* jupyter notebook. Tahapan penyusunan script adalah:
 - a. Pembagian Data
Membagi data menjadi training set dan testing set dengan proporsi 90% data untuk training dan 10% data untuk testing.
 - b. Penentuan Parameter *C* dan γ
Menentukan parameter *C* dan γ . Terdapat 9 variasi nilai *C* dan γ yang digunakan dalam penelitian ini. Variasi nilai *C* dan γ yang digunakan yaitu 1 dan 0,1; 1 dan 0,5; 1 dan 1; 10 dan 0,1; 10 dan 0,5; 10 dan 1; 100 dan 0,1; 100 dan 0,5; 100 dan 1.

4. Validasi

Melakukan validasi model yang telah dibuat berdasarkan data training yang diambil secara acak untuk mengetahui apakah model tetap menghasilkan performa yang baik setelah dilakukan pengacakan pada dataset. Penelitian ini menggunakan metode 10-folds cross validation untuk memvalidasi model. gambaran umum proses validasi model dengan metode 10-folds cross validation dapat dilihat pada Gambar 1



Gambar 1 Proses validasi model dengan metode 10-folds cross validation
 Sumber : (<https://towardsdatascience.com/>)

5. Analisa data

Menganalisis model prediksi penurunan pondasi tiang dan memperoleh nilai *R-square* dan *Root Mean Square Error* serta hasil prediksi penurunan pondasi tiang.

6. Kesimpulan

Menyimpulkan hasil penelitian dengan menjawab tujuan penelitian yang sudah ada

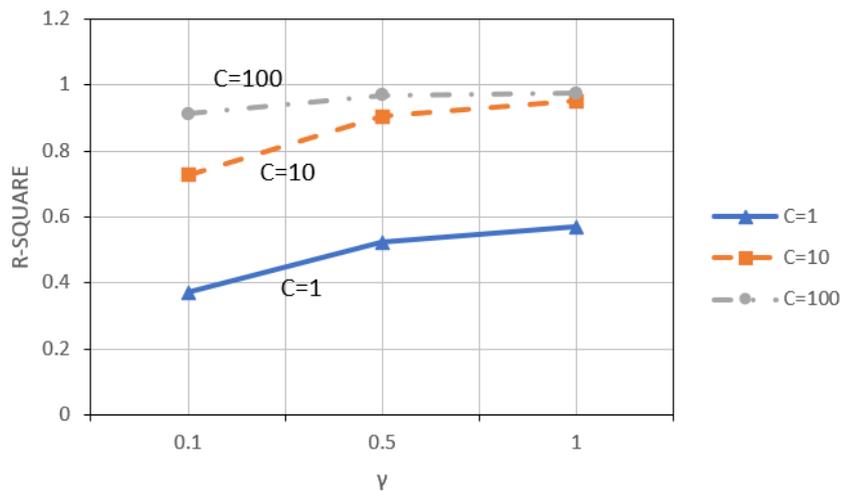
HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisa model

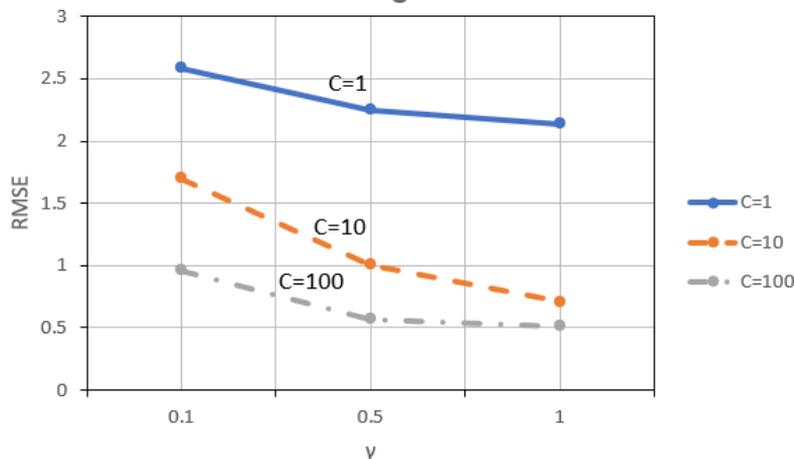
Hasil analisa akurasi dari model SVM untuk penurunan pondasi tiang dengan berbagai skenario dapat dilihat pada Tabel 1, Gambar 2 dan Gambar 3.

Tabel 1. Hasil analisa performa model dengan nilai *R square* dan RMSE

No	Proporsi data training (%)	C	γ	Nilai <i>R square</i>	Nilai RMSE
1	90%	1	0.1	0.371	2.583
		10		0.727	1.701
		100		0.913	0.958
2	90%	1	0.5	0.522	2.250
		10		0.905	1.004
		100		0.969	0.570
3	90%	1	1	0.568	2.1392
		10		0.952	0.709
		100		0.975	0.514



Gambar 2. Grafik R-square



Gambar 3. Grafik RMSE

Pada Tabel 1 dapat dilihat bahwa nilai R *square* dan RMSE paling rendah ditunjukkan oleh model dengan nilai parameter C sebesar 1 dan γ sebesar 0,1. Hal ini menunjukkan bahwa model dengan performa terburuk adalah model dengan nilai parameter C sebesar 1 dan γ sebesar 0,1 dengan perolehan skor R *square* sebesar 0,371 dan RMSE sebesar 2.583.

Model dengan performa terbaik juga dapat dilihat pada tabel 1. Model dengan performa terbaik ditunjukkan oleh model dengan nilai parameter C sebesar 100 dan γ sebesar 1. Model tersebut merupakan model terbaik dengan perolehan skor R *square* sebesar 0.975 dan RMSE sebesar 0.514.

Grafik perbandingan nilai R *square* dan RMSE dapat dilihat pada gambar 2 dan 3. Pada Gambar 2 dapat dilihat bahwa semakin besar nilai C dan γ yang digunakan maka nilai R *square* yang didapat akan semakin tinggi. Semakin tinggi perolehan nilai R *square* maka semakin tinggi tingkat akurasi model. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar nilai C dan γ yang digunakan maka akurasi model akan semakin meningkat. Pada Gambar 3 dapat dilihat pula bahwa semakin besar nilai C dan γ yang digunakan maka nilai RMSE yang didapat akan semakin rendah. Perolehan nilai RMSE yang rendah menunjukkan tingkat akurasi model yang tinggi. Oleh karena itu dapat diperoleh kesimpulan bahwa akurasi model akan semakin meningkat seiring dengan meningkatnya nilai parameter C dan γ .

Validasi model

Model penurunan pondasi tiang selanjutnya divalidasi menggunakan 10-fold cross validation untuk mengetahui performa model terbaik. Hasil validasi dapat dilihat pada tabel 2

Tabel 2. Hasil validasi model

No	C	γ	Nilai R <i>square</i> Validasi	Nilai RMSE Validasi
1	1	0.1	0.319	0.823
	10		0.459	0.742
	100		0.538	0.676
2	1	0.5	0.415	0.762
	10		0.570	0.652
	100		0.688	0.550
3	1	1	0.459	0.733
	10		0.619	0.611
	100		0.738	0.498

Dari tabel 2 dapat diketahui bahwa setelah dilakukan validasi, model dengan performa terburuk adalah model dengan nilai parameter *C* sebesar 1 dan γ sebesar 0,1. Hal ini ditunjukkan dengan perolehan skor R *square* yang paling rendah dibandingkan dengan model lain yaitu sebesar 0.319. Nilai RMSE yang baik juga ditunjukkan oleh model dengan nilai parameter *C* sebesar 1 dan γ sebesar 0,1. Model tersebut memperoleh nilai RMSE sebesar 0,823 yang dimana merupakan perolehan nilai RMSE paling rendah dibandingkan dengan model lain.

Selain mengetahui model terburuk, dari tabel 2 juga dapat diketahui bahwa setelah dilakukan validasi, model terbaik adalah model dengan nilai parameter *C* sebesar 100 dan γ sebesar 1. Pada model tersebut diperoleh nilai R *square* sebesar 0,738 dan RMSE sebesar 0,498. Nilai R *square* dan RMSE yang lebih baik dibandingkan dengan model lain menunjukkan bahwa model dengan nilai parameter *C* sebesar 100 dan γ sebesar 1 merupakan model dengan performa terbaik.

Hasil Prediksi

Dari beberapa model yang dikembangkan maka diperoleh hasil prediksi penurunan pondasi dalam. Berdasarkan Tabel 1, Model dengan nilai *C* dan γ sebesar 100 dan 1 merupakan model yang menunjukkan performa terbaik dengan nilai R *square* dan RMSE yang lebih baik dibandingkan dengan model yang lain yaitu sebesar 0.975 untuk nilai R *square* dan 0.514 untuk nilai RMSE. Hasil validasi juga menunjukkan bahwa model dengan nilai *C* dan γ sebesar 100 dan 1 merupakan model dengan performa terbaik dengan nilai R *square* sebesar 0,738 dan RMSE sebesar 0,498. Model dengan performa terbaik selanjutnya akan digunakan untuk memprediksi penurunan pondasi tiang. Hasil prediksi penurunan pondasi tiang dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil validasi model

No.	L (m)	qc-tip	qc-shaft	D (mm)	P (kN)	$\epsilon\%$		$\Delta\epsilon\%$
						aktual	prediksi	
1	15.2	5.4	6.4	273	135	0.3	0.026835	0.273165
2	22.5	23.9	8.1	273	439	1.275	3.388157	2.113157
3	22.5	0	2.1	273	497	3.826	6.213762	2.387762
4	15.2	5.4	6.4	273	567	4.662	7.324327	2.662327
5	22.5	0	2.1	273	641	14.416	13.70509	0.71091
6	15.2	5.4	6.4	273	727	22.844	21.85905	0.98495
7	15	7.7	5	285	53	0.0909	0.366002	0.275102
8	11	3.1	3.4	285	84	0.2134	0.215173	0.001773
9	11	3.1	3.4	285	421	1.2431	0.976089	0.267011
10	11	3.1	3.4	285	589	2.3101	2.317269	0.007169

No.	L (m)	qc-tip	qc-shaft	D (mm)	P (kN)	$\varepsilon\%$		$\Delta\varepsilon\%$
						aktual	prediksi	
11	15	7.7	5	285	684	3.9775	3.710061	0.267439
12	11	3.1	3.4	285	842	6.0204	6.035984	0.015584
13	11	3.1	3.4	285	947	9.5618	9.303205	0.258595
14	14.4	21.6	17.6	350	84	10.4136	10.13998	0.27362
15	14.4	21.6	17.6	350	168	10.872	10.45812	0.41388
16	14.4	21.6	17.6	350	336	11.9472	11.75104	0.19616
17	15.8	5.1	5.5	350	520	13.0942	12.62479	0.46941
18	15.8	5.1	5.5	350	650	14.5702	14.233	0.3372
19	14.4	21.6	17.6	350	975	20.3832	21.25065	0.86745
20	15.8	5.1	5.5	350	1170	32.7762	33.36989	0.59369
21	8.8	7.6	5.6	400	123	0.0547	0.327501	0.272801
22	11.2	7	8.4	400	161	0.1709	0.718114	0.547214
23	13.4	8.8	4.4	400	180	0.2703	1.090694	0.820394
24	11.2	7	8.4	400	183	0.3803	1.474478	1.094178
25	11.4	9.8	5.7	400	215	0.5406	1.78047	1.23987
26	13.4	8.8	4.4	400	240	0.7273	1.692028	0.964728
27	11.3	10.8	5	400	270	1.1013	2.329366	1.228066
28	8.8	7.6	5.6	400	376	1.3756	2.419694	1.044094
29	8.8	7.6	5.6	400	457	3.1157	3.892342	0.776642
30	11.4	9.8	5.7	400	480	3.4725	3.973965	0.501465
31	14.6	20	17	400	554	3.7821	4.110121	0.328021
32	11.2	7	8.4	400	591	4.2018	4.254648	0.052848
33	11.3	10.8	5	400	677	4.5784	4.357504	0.220896
34	11.4	9.8	5.7	400	720	5.2328	5.285993	0.053193
35	11.2	7	8.4	400	778	6.9926	6.770646	0.221954
36	13.4	8.8	4.4	400	859	8.1317	8.183865	0.052165
37	11.2	7	8.4	400	1020	9.7459	10.07133	0.32543
38	12.5	3.2	3.3	400	1140	19.1214	19.17273	0.05133

Hasil perbandingan yang menunjukkan nilai antara data aktual ditunjukkan oleh nilai delta. Nilai delta pada tabel 3 diperoleh dengan mencari selisih antara hasil prediksi dan data aktual. Dari tabel dapat dilihat bahwa selisih hasil prediksi dan data aktual tidak terlalu besar. Hal ini ditunjukkan oleh nilai delta yang kecil.

Nilai delta paling besar ditunjukkan pada hasil prediksi penurunan pondasi dengan diameter 273 mm dan beban yang bekerja sebesar 567 kN, dengan nilai delta sebesar 2,66. Sedangkan nilai delta paling kecil ditunjukkan pada hasil prediksi penurunan pondasi dengan diameter 285 mm dan beban yang bekerja sebesar 84 kN, dengan nilai delta sebesar 0,00177. Nilai delta yang kecil menunjukkan bahwa model SVM dapat digunakan untuk memprediksi penurunan pondasi tiang, karena hasil prediksi hanya memiliki kesalahan yang relatif kecil.

Dari hasil penelitian maka seluruh data yang digunakan pada penelitian ini memungkinkan model dengan performa terbaik dengan karakteristik,

- a. Semakin besar nilai C yang digunakan dalam model maka semakin tinggi performa model tersebut. Begitu pula sebaliknya semakin rendah nilai C yang digunakan semakin rendah juga performa model.
- b. Semakin kecil nilai γ yang digunakan maka akan menurunkan performa model. Sebaliknya semakin besar nilai γ maka performa model akan meningkat.

- c. Semakin banyak data yang digunakan untuk training model, maka nilai parameter yang dipilih harus semakin kecil agar diperoleh hyperplane yang optimal untuk memperoleh model dengan performa terbaik. Nilai parameter γ juga harus diperkecil untuk memaksimalkan performa model.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisa pengujian performa model penurunan pondasi tiang maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Model berbasis *artificial intelligent*, yaitu SVM dapat diterapkan untuk memprediksi penurunan pondasi dengan akurasi yang cukup tinggi.
2. Model SVM bekerja optimal dengan kernel Radial Basis Function (RBF, dengan pengaturan parameter $C = 100$ dan $\gamma = 1$, dan ditunjukkan dengan nilai *R square* sebesar 0.975 dan RMSE sebesar 0.514.

REKOMENDASI

Pada penelitian ini terdapat beberapa kekurangan yang kemudian dapat dijadikan koreksi supaya penelitian selanjutnya dapat memperoleh hasil yang lebih baik. Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah:

1. Penambahan data dapat menjadi kajian lebih lanjut untuk pengembangan model lebih lanjut mengingat terbatasnya data yang digunakan dalam pelatihan model.
2. Penambahan jumlah variasi nilai variabel C dan γ untuk mengetahui nilai C dan γ optimum
3. Melakukan training dengan data yang lebih banyak.
4. Melakukan penelitian lebih lanjut mengenai penggunaan kernel lain.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terimakasih penulis ucapkan pihak pihak terkait yang telah memberi dukungan pada penulisan skripsi ini hingga selesai tepat pada waktunya.

REFERENSI

- Abolfazl Baghbani, Tanveer Choudhury, Susanga Costa, J. R., 2022, *Application of artificial intelligence in geotechnical engineering: A state-of-the-art review*, *Earth-Science Reviews*, (p. volume 2228). Earth-Science Reviews.
- Alkroosh, I., & Nikraz, H. (2012). Predicting axial capacity of driven piles in cohesive soils using intelligent computing. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25(3), 618–627.
<https://doi.org/10.1016/j.engappai.2011.08.009>. accessed: 24-08-22.
- Alsamman, O. M., 1995, *The use of CPT for calculating axial capacity of drilled shafts*. University of Illinois at Urbana-Champaign.
- Eslami, A., 1997, *Bearing capacity of piles from cone penetration test data*. University of Ottawa (Canada).
- Eslami, A., & Fellenius, B. H., 1997, Pile Capacity By Direct Cpt And Cptu Methods Applied To 102 Case Histories. *CANADIAN GEOTECHNICAL JOURNAL*, XXXIV(VI).
<https://trid.trb.org/view/541361>
- Hair, J.F., Black, W.C., Babin, B.J. and Anderson, R.E., 2010, *Multivariate Data Analysis. 7th Edition*, Pearson, New York.
- Hardiyatmo, H. C., 2008, Teknik Fondasi 2. *Gramedia Pustaka Utama*, 275.
https://www.academia.edu/download/57492139/Hardiyatmo_____1996_-_Teknik_Pondasi_1.pdf. accessed: 24-08-22.
- Hardiyatmo, H. C., 2018, Mekanika Tanah 2. *Gramedia Pustaka Utama*, Yogyakarta
- Ilyas Kurniawan, R., Ridwan, A., Winarto, S., & Candra, A. I., 2019, Perencanaan Pondasi Tiang (Studi Kasus Hotel Merdeka Tulungagung). *Jurnal Manajemen Teknologi & Teknik Sipil*, 2(1), 144.
<https://doi.org/10.30737/jurmateks.v2i1.406>. accessed: 24-08-22.
- Lu, P., Chen, S., & Zheng, Y., 2012, Artificial intelligence in civil engineering. In *Mathematical Problems in Engineering* (Vol. 2012). <https://doi.org/10.1155/2012/145974>. accessed: 24-08-22.
- Suprayogi, I., Trimaijon, & Mahyudin., 2014, Model Prediksi Liku Kalibrasi Menggunakan Pendekatan Jaringan Saraf Tiruan (ZSI) (Studi Kasus : Sub DAS Siak Hulu). *Jurnal Online Mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Riau*, Riau