

Analisis Performa Algoritma *Support Vector Machine* dan Algoritma *K-Nearest Neighbors* untuk Kasus Penyakit Mulut dan Kuku pada Sapi di Jawa Timur

¹Aliftha Putri Ramadhani

¹Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Veteran Jawa Timur Kota Surabaya

Email 19081010129@student.upnjatim.ac.id

Abstract - Mouth and hoof disease (PMK) is currently spreading in Indonesia. This disease generally affects even-toed or cloven-hoofed animals such as cattle, buffalo, sheep, or goats. The symptoms of this disease are not transmitted to humans, and it is not a zoonotic disease. Predicting mouth and hoof disease in cattle is a problem that can be solved using machine learning. There are several different methods, and the accuracy of the results will vary. This study aims to compare the performance of the Support Vector Machine algorithm and the K-Nearest Neighbor algorithm. In this study, the dataset consists of 540 rows and 12 columns. The Support Vector Machine algorithm uses several kernels, namely the rbf kernel, linear kernel, poly kernel, and sigmoid kernel. The K-Nearest Neighbors algorithm uses values of K from 1 to 20. The study also considers several scenarios, including the comparison of the percentage of training data and test data: the first scenario uses 70% training data and 30% test data, the second scenario uses 80% training data and 20% test data, and the third scenario uses 90% training data and 10% test data. The use of the Support Vector Machine and K-Nearest Neighbors algorithms is aimed at obtaining relevant or accurate results in predicting mouth and hoof disease in cattle. The results obtained from this study for both algorithms can be considered good because they both have high accuracy, reaching 100%.

Keywords — Foot and mouth disease, K-Nearest Neighbors, Support Vector Machine.

Abstrak—Penyakit mulut dan kuku (PMK) saat ini tengah mewabah di Indonesia. Penyakit ini umumnya menyerang hewan berkuku genap atau belah yaitu seperti sapi, kerbau hingga domba atau kambing. Gejala Penyakit ini tidak ditularkan ke manusia atau bukan penyakit *zoonosis*. Memprediksi penyakit mulut dan kuku pada sapi merupakan suatu permasalahan yang solusinya dapat dilakukan dengan menggunakan machine learning. Terdapat beberapa metode yang berbeda maka hasil akurasi juga akan berbeda-beda. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa algoritma *Support Vector Machine* dan algoritma *K-Nearest Neighbor*. Dalam penelitian ini jumlah dataset berjumlah 540 baris dan 12 kolom. Pada penelitian algoritma Support Vector Machine menggunakan beberapa kernel yaitu kernel rbf, kernel linear, kernel poly, dan kernel sigmoid lalu untuk algoritma K-Nearest Neighbors menggunakan nilai K=1 hingga K=20. Penelitian ini juga menggunakan beberapa skenario yaitu perbandingan jumlah data latih dan jumlah data uji yang pertama data latih 70% dan data uji 30% lalu yang kedua data latih 80% data uji 20% dan yang ketiga 90% data latih 10% data uji. Penggunaan algoritma Support Vector Machine dan algoritma K-Nearest Neighbors digunakan untuk memperoleh hasil yang relevan atau akurat dalam memprediksi penyakit mulut dan kuku pada sapi. Hasil yang

diperoleh dari penelitian ini untuk kedua algoritma dapat dikatakan baik karena sama-sama memiliki nilai akurasi yang tinggi yaitu sebesar 100%.

Kata Kunci—Penyakit mulut dan kuku, K-Nearest Neighbors, Support Vector Machine.

I. Pendahuluan

Masyarakat Indonesia terutama masyarakat pedesaan sangat akrab dengan ternak hewan, termasuk ternak sapi. Dalam beternak sapi faktor Kesehatan sapi merupakan faktor sangat penting. Pemberian vaksin yang tepat biasanya dilakukan oleh ahli [1]. Permasalahan penyakit sapi yang baru – baru ini terjadi ialah Penyakit mulut dan kuku (PMK) di Jawa Timur hewan ternak yang banyak terkena virus ini ialah sapi.

Penyakit mulut dan kuku (PMK) saat ini tengah mewabah di Indonesia. Penyakit ini umumnya menyerang hewan berkuku genap atau belah yaitu seperti sapi, kerbau hingga domba atau kambing tergolong penyakit akut yang penyebarannya melalui infeksi virus dan mudah menular. Cara mengatasi penyakit PMK ini dengan diisolasi selama 14 hari dan pemberian beberapa obat yaitu obat antibiotik, antireptik, dan vitamin. Pada manusia sendiri, tidak menimbulkan penyakit, namun dampaknya adalah pada hewan yang peka. Gejala Penyakit ini tidak ditularkan ke manusia atau bukan penyakit *zoonosis*. Berdasarkan pada sifat penyakit, penyebaran dan dampak kerugiannya PMK ini, Badan Kesehatan Hewan Dunia (OIE) sebagai penyakit yang harus dilaporkan kejadiannya oleh semua negara di dunia ke OIE [2]. [3] memperkirakan jika Indonesia terserang penyakit PMK maka akan terjadi kerugian sebesar 9,9 triliun dan selain itu kerugian ekonomi karena menyebabkan penurunan produksi daging dan susu, menghambat perdagangan hewan ternak dan produk hewani dan juga hewan ternak ialah sumber makanan bagi masyarakat Indonesia apabila sumber makanan di Indonesia terjangkit virus maka pengurangan produksi sumber makanan hewani pun juga akan menurun. Dari permasalahan tersebut maka kita dapat memanfaatkan teknologi machine learning yaitu klasifikasi data. Proses pengklasifikasian ini adalah proses penggolongan atau pengelompokan pada suatu objek dari ciri-ciri yang sama atau berbeda. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah yaitu SVM (*Support Vector Machine*) dan juga.

algoritma KNN (*K-Nearest Neighbor*). Hal tersebut terbukti dengan penelitian terdahulu yang telah dilakukan oleh [4], penelitian ini setelah menggunakan metode *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor* (KNN) dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk Memprediksi Kelulusan Pelamar di Politeknik Bisnis Indonesia didapatkan hasil hasil kinerja metode SVM lebih baik dari metode *Naïve Bayes* dan K-NN. Dengan 33 data uji yang digunakan diperoleh SVM memiliki nilai akurasi 84.9%, presisi 85.1% sedangkan K-NN memiliki nilai akurasi 81.8% , presisi 84.1% dan *Naïve Bayes* memiliki nilai akurasi 78.8% dan presisi 80.1% [4]

Kemudian terdapat penelitian yang dilakukan oleh [5] menjelaskan bahwa hasil kinerja algoritma SVM dan KNN untuk memprediksi struktur sekunder protein memiliki perbedaan yang signifikan. Pada metode KNN dinilai mampu memprediksi struktur sekunder protein dengan hasil akurasi terbaik pada saat menggunakan $K = 5$, $K = 10$, dan $K = 15$ serta sliding window sebesar 15. Akurasi yang dihasilkan yaitu 49.59% menjadi akurasi terbaik, sedangkan metode SVM menggunakan nilai $C = 1$ dan $\gamma = 0.1$ menghasilkan akurasi terbaik sebesar 0.62 [6].

Karena tidak ada penelitian tentang penyakit mulut dan kuku pada hewan dan berdasarkan data yang didapat pada penelitian sebelumnya, pada penelitian ini penulis akan melakukan sebuah penelitian yang berjudul “Analisis Performa Algoritma *K-Nearest Neighbor* dan Algoritma Support Vector Machine Untuk Kasus Penyakit Mulut dan Kuku pada Sapi di Jawa Timur”. Penelitian ini menggunakan data mining dimana data akan dilakukan pra proses terlebih dahulu sebelum dilakukan menghitung tingkat akurasi data dari beberapa metode yang digunakan pada penelitian sebelumnya diantaranya *naïve bayes* dan *k-nearest neighbor*. Kedua metode ini dipilih dikarenakan metode ini memiliki kecocokan untuk mengkaji permasalahan yang ada. Pada penelitian ini peneliti memiliki dataset yang digunakan dari studi kasus yang berbeda. Hal ini membuat hasil tingkat akurasi data dari setiap metode akan berbeda juga mengingat jumlah dan atribut dari *dataset* yang digunakan juga berbeda.

II. Metode Penelitian

A. Gambaran Penelitian

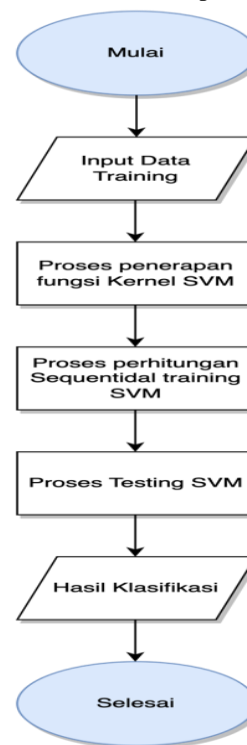
Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dimana jenis data yang telah didapatkan merupakan jenis data tabular dimana data tersebut sudah tersedia sebelumnya dan dapat digunakan sebagai acuan dalam melakukan sebuah penelitian. Di samping itu penulis juga membandingkan beberapa algoritma untuk menganalisis performa dari algoritma Support Vector Machine dan *K-nearest neighbor* untuk menganalisis algoritma manakah yang memiliki tingkat akurasi data tertinggi.

B. Analisis Kebutuhan

Sebelum melakukan sebuah penelitian, penulis melakukan sebuah riset terlebih dahulu mengenai masalah apa yang ingin diselesaikan, apa saja yang dibutuhkan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut,

oleh karena itu penulis membuat sebuah rancangan analisis kebutuhan yang digunakan untuk mengetahui apa saja hal-hal yang dibutuhkan untuk melakukan sebuah penelitian.

Sedangkang untuk tahapan penelitian dapat di jelaskan di gambar 1. Berikut tahapan :



Gambar 1. Flowchart penelitian

III. Hasil dan Pembahasan

A. Pengujian

Skenario yang dilakukan pada penelitian ini terdapat beberapa macam scenario. Pada scenario tersebut terdapat arsitektur dan parameter yang berbeda-beda, agar dapat mengetahui perbedaan hasil yang didapatkan berdasarkan perubahan tersebut. Selain itu perubahan yang dilakukan juga memiliki tujuan agar memperluas cakupan penelitian agar tidak terbatas oleh satu scenario saja.

Pada scenario pengujian yang dilakukan terhadap metode *k-nearest neighbor* dan support vector machine penulis mengubah parameter dari rasio perbandingan antara data training dan data testing masing-masing berjumlah 70% untuk data training dan 30% untuk data testing, kemudian 80% untuk data training dan 20% untuk data testing, dan 90% data training dan 10% data testing.

B. Perubahan rasio data K-Nearest Neighbor 70:30

Pada skenario pengujian ini penulis ingin menguji perubahan yang dilakukan terhadap nilai K pada hasil dari kinerja metode KNN. Pada skenario pengujian ini penulis juga mengubah parameter dari rasio perbandingan antara data training dan data testing berjumlah 70% untuk data training dan 30% untuk data testing. Perubahan ini dilakukan dengan tujuan agar memperluas cakupan penelitian agar tidak terbatas oleh satu skenario saja. Kemudian untuk hasil dari skenario uji coba pertama yang dilakukan terhadap metode KNN dapat dilihat pada table 1 berikut ini:

Tabel 1. Hasil Skenario Pengujian Pertama KNN

K	Hasil Klasifikasi				Performansi			
	TP	TN	FP	FN	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
1	216	249	36	23	88,7404	88,8725	88,6292	88,6956
2	228	239	24	33	89,1221	89,1154	89,1719	89,1173
3	211	255	41	17	88,9313	89,3462	88,7400	88,8524
4	219	245	33	27	88,5496	88,5769	88,4891	88,5213
5	206	251	46	21	87,2137	87,6303	87,0127	87,1187
6	216	244	36	28	87,7862	87,8337	87,7100	87,7512
7	212	249	40	23	87,9771	88,1859	87,8355	87,9168
8	214	240	38	32	86,6412	86,6614	86,5779	86,6082
9	208	248	44	24	87,0229	87,2933	86,8580	86,9468
10	221	243	31	29	88,5496	88,5430	88,5183	88,5294
11	208	247	44	25	86,8320	87,0750	86,6742	86,7587
12	217	238	35	34	86,8320	86,8168	86,8055	86,8108
13	208	243	44	29	86,0687	86,2163	85,9389	86,0062
14	213	231	39	41	84,7328	84,7069	84,7251	84,7147
15	208	245	44	27	86,4503	86,6428	86,3066	86,3824
16	216	243	36	29	87,5954	87,6300	87,5262	87,5624
17	207	246	45	26	86,4503	86,6886	86,2920	86,374
18	214	235	38	37	85,6870	85,6697	85,6588	85,664
19	211	247	41	25	87,4045	87,5853	87,2694	87,3448
20	215	235	37	37	85,8778	85,8572	85,8572	85,8572
Rata-rata performansi KNN					90,0095	90,3979	89,8428	89,9421

Pada tabel 1. menjelaskan mengenai hasil dari skenario uji coba pertama yang dilakukan pada metode KNN dengan rasio perbandingan antara data training dan data testing masing-masing 70% untuk data training dan 30% untuk data testing dan perubahan pada nilai K dari jumlah 1 hingga 20. Dari tabel tersebut dapat terlihat rata-rata perubahan dari penggunaan nilai K pada metode KNN mulai dari K=1 hingga K=20 dapat ditarik kesimpulan untuk nilai akurasi terbaik didapatkan pada nilai K = 2 yaitu, dengan akurasi sebesar 89,1221 untuk nilai presisi, 89,1154 untuk nilai recall 89,1719 dan 89,1173 untuk nilai F1-Score.

C. Perubahan rasio data K-Nearest Neighbor 80:20

Pada skenario pengujian ini penulis ingin menguji perubahan yang dilakukan terhadap nilai K pada hasil dari kinerja metode KNN. Pada skenario pengujian ini penulis juga mengubah parameter dari rasio perbandingan antara data training dan data testing berjumlah 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Perubahan ini dilakukan dengan tujuan agar

memperluas cakupan penelitian agar tidak terbatas oleh satu skenario saja. Kemudian untuk hasil dari skenario uji coba pertama yang dilakukan terhadap metode KNN dapat dilihat pada table 2. berikut ini:

Tabel 2. Hasil Skenario Pengujian Kedua

K	Hasil Klasifikasi				Performansi			
	TP	TN	FP	FN	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
1	153	155	28	13	88,2521	88,4340	88,3961	88,2517
2	164	144	17	24	88,2521	88,3375	88,1610	88,2134
3	151	157	30	11	88,2521	88,5835	88,4389	88,2486
4	159	150	22	18	88,5386	88,5199	88,5655	88,5310
5	149	155	32	13	87,1060	87,4315	87,2911	87,1022
6	157	153	24	15	88,8252	88,8598	88,9058	88,8237
7	152	155	29	13	87,9656	88,1801	88,1199	87,9647
8	158	151	23	17	88,5386	88,5336	88,5868	88,5340
9	148	153	33	15	86,2464	86,5278	86,4196	86,2435
10	158	148	23	20	87,6790	87,6568	87,6940	87,6689
11	153	157	28	11	88,8252	89,0787	88,9913	88,8237
12	155	152	26	16	87,9656	88,0182	88,0557	87,9647
13	150	154	31	14	87,1060	87,3533	87,2698	87,1043
14	153	151	28	17	87,1060	87,1787	87,2056	87,1055
15	149	154	32	14	86,8194	87,1033	86,9935	86,8167
16	151	151	30	17	86,5329	86,6531	86,6531	86,5329
17	150	152	31	16	86,5329	86,7107	86,6745	86,5325
18	150	149	31	19	85,6733	85,7675	85,7817	85,6732
19	147	152	34	16	85,6733	85,9522	85,8458	85,6704
20	153	151	28	17	87,1060	87,1787	87,2056	87,1055
Rata-rata performansi KNN					87,4498	87,603	87,5628	87,4456

Pada tabel 2. menjelaskan mengenai hasil dari skenario uji coba pertama yang dilakukan pada metode KNN dengan rasio perbandingan antara data training dan data testing masing-masing 80% untuk data training dan 20% untuk data testing dan perubahan pada nilai K dari jumlah 1 hingga 20. Dari table tersebut dapat terlihat rata-rata perubahan dari penggunaan nilai K pada metode KNN mulai dari K = 1 hingga K = 20 dapat diambil kesimpulan untuk nilai akurasi terbaik didapatkan pada nilai K = 11 yaitu, dengan akurasi sebesar 88,8252 untuk nilai presisi, 89,0787 untuk nilai recall 88,9913 dan 88,8237 untuk nilai F1-Score

D. Perubahan rasio data K-Nearest Neighbor 90:10

Pada skenario pengujian ini penulis ingin menguji perubahan yang dilakukan terhadap nilai K pada hasil dari kinerja metode KNN. Pada skenario pengujian ini penulis juga mengubah parameter dari rasio perbandingan antara data training dan data testing berjumlah 90% untuk data training dan 10% untuk data testing. Perubahan ini dilakukan dengan tujuan agar memperluas cakupan penelitian agar tidak terbatas oleh satu skenario saja. Kemudian untuk hasil dari skenario uji coba pertama yang dilakukan terhadap metode KNN dapat dilihat pada table 3 berikut ini:

Tabel 1. Hasil Skenario Pengujian Pertama SVM

Parameters	TP	TN	FP	FN	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
{'C': 1, 'kernel': 'linear'}	212	219	40	53	82,2519	82,2779	82,3208	82,2487
{'C': 1, 'kernel': 'rbf'}	225	246	27	26	89,8854	89,8756	89,8634	89,8692
{'C': 1, 'kernel': 'poly'}	219	253	33	19	90,0763	90,2391	89,9597	90,0343
{'C': 1, 'kernel': 'sigmoid'}	83	171	169	101	48,4732	47,7014	47,9020	46,9778
Rata-rata performansi SVM					77,6717	77,5235	77,5115	77,2825

Pada tabel 5. menjelaskan mengenai hasil dari skenario uji coba pertama yang dilakukan pada metode SVM dengan rasio perbandingan antara data training dan data testing masing-masing 70% untuk data training dan 30% untuk data testing dan perubahan pada kernel dari kernel linear, kernel rbf, kernel poly, kernel sigmoid. Dari tabel tersebut dapat terlihat perubahan dari empat penggunaan kernel pada metode SVM, dapat diambil kesimpulan untuk nilai akurasi terbaik dapat pada kernel poly dengan nilai akurasi 90,0763 , 90,2391 untuk nilai presisi, 89,9597 untuk nilai recall, dan 90,0343 untuk nilai F1-Score.

F. Perubahan rasio data Support Vector Machine 80:20

Pada skenario pengujian ini penulis ingin menguji perubahan yang dilakukan terhadap parameter yaitu kernel linear, kernel rbf, kernel poly dan kernel sigmoid pada hasil dari kinerja metode SVM. Pada skenario pengujian ini penulis juga mengubah parameter dari rasio perbandingan antara data training dan data testing berjumlah 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Perubahan ini dilakukan dengan tujuan agar memperluas cakupan penelitian agar tidak terbatas oleh satu skenario saja. Kemudian untuk hasil dari skenario uji coba pertama yang dilakukan terhadap metode SVM dapat dilihat pada table 6 berikut ini:

Tabel 6. Hasil Skenario Pengujian kedua SVM

Parameters	TP	TN	FP	FN	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
{'C': 1, 'kernel': 'linear'}	153	135	28	33	82,5214	82,5400	82,4437	82,4748
{'C': 1, 'kernel': 'rbf'}	163	151	18	17	89,9713	89,9523	89,9681	89,9594
{'C': 1, 'kernel': 'poly'}	157	158	24	10	90,2578	90,4125	90,3939	90,2578
{'C': 1, 'kernel': 'sigmoid'}	52	106	129	62	45,2722	45,3602	45,9122	43,9298
Rata-rata performansi SVM					77,0057	77,0663	77,1795	76,6555

Tabel 3. Hasil Skenario Pengujian Ketiga KNN

K	Hasil Klasifikasi				Performansi			
	TP	TN	FP	FN	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
1	74	84	12	5	90,2857	90,5854	90,2142	90,2538
2	79	78	7	11	89,7142	89,7712	89,7504	89,7139
3	74	82	12	7	89,1428	89,29603	89,0906	89,1201
4	79	77	7	12	89,1428	89,2399	89,1886	89,1414
5	73	80	13	9	87,4285	87,5229	87,3856	87,4084
6	80	80	6	9	91,4285	91,4554	91,4554	91,4285
7	73	81	13	8	88	88,1468	87,9474	87,9748
8	77	76	9	13	87,4285	87,4836	87,4640	87,4281
9	72	80	14	9	86,8571	86,9976	86,8042	86,8296
10	78	80	8	9	90,2857	90,2821	90,2926	90,2844
11	71	83	15	6	88	88,4508	87,9082	87,9433
12	76	79	10	10	88,5714	88,5680	88,5680	88,5680
13	71	82	15	7	87,4285	87,7808	87,3464	87,3787
14	75	82	11	7	89,7142	89,8177	89,6720	89,6978
15	74	84	12	5	90,2857	90,5854	90,2142	90,2538
16	75	82	11	7	89,7142	89,8177	89,6720	89,6978
17	70	81	16	8	86,2857	86,6243	86,2032	86,2313
18	74	80	12	9	88	88,0565	87,9670	87,9858
19	73	79	13	10	86,8571	86,9106	86,8238	86,8416
20	76	79	10	10	88,5714	88,5680	88,5680	88,5680
Rata-rata Performansi KNN					88,6571	88,7980	88,6268	88,6375

Tabel 4. Hasil Seluruh Skenario Pengujian KNN

No	Rasio Data Latih & Uji	Hasil Klasifikasi				Performansi			
		TP	TN	FP	FN	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
1	70:30	139	140	0	0	100	100	100	100
2	80:20	90	96	0	0	100	100	100	100
3	90:10	46	47	0	0	100	100	100	100
Rata-rata performansi KNN						100	100	100	100

E. Perubahan rasio data Support Vector Machine 70:30

Pada skenario pengujian ini penulis ingin menguji perubahan yang dilakukan terhadap parameter yaitu kernel linear, kernel rbf, kernel poly dan kernel sigmoid pada hasil dari kinerja metode SVM. Pada skenario pengujian ini penulis juga mengubah parameter dari rasio perbandingan antara data training dan data testing berjumlah 70% untuk data training dan 30% untuk data testing. Perubahan ini dilakukan dengan tujuan agar memperluas cakupan penelitian agar tidak terbatas oleh satu skenario saja. Kemudian untuk hasil dari skenario uji coba pertama yang dilakukan terhadap metode SVM dapat dilihat pada table 5 berikut ini :

G. Perubahan rasio data Support Vector Machine 90:10

Pada skenario pengujian ini penulis ingin menguji perubahan yang dilakukan terhadap parameter yaitu kernel linear, kernel rbf, kernel poly dan kernel sigmoid pada hasil dari kinerja metode SVM. Pada skenario pengujian ini penulis juga mengubah parameter dari rasio perbandingan antara data training dan data testing berjumlah 90% untuk data training dan 10% untuk data testing. Perubahan ini dilakukan dengan tujuan agar memperluas cakupan penelitian agar tidak terbatas oleh satu skenario saja. Kemudian untuk hasil dari skenario uji coba pertama yang dilakukan terhadap metode SVM dapat dilihat pada tabel 7 berikut ini:

Tabel 7. Hasil Skenario Pengujian Ketiga SVM

Parameters	TP	TN	FP	FN	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
{'C': 1, 'kernel': 'linear'}	74	70	12	19	82,2857	82,4678	82,3491	82,2764
{'C': 1, 'kernel': 'rbf'}	79	79	7	10	90,28571	90,3122	90,3122	90,2857
{'C': 1, 'kernel': 'poly'}	78	80	8	9	90,28571	90,2821	90,2926	90,2844
{'C': 1, 'kernel': 'sigmoid'}	24	54	62	35	44,57143	43,6148	44,2905	42,8931
Rata-rata performansi SVM					76,8571	76,6692	76,8111	76,4349

Pada tabel 7. menjelaskan mengenai hasil dari skenario uji coba pertama yang dilakukan pada metode SVM dengan rasio perbandingan antara data training dan data testing masing-masing 90% untuk data training dan 10% untuk data testing dan perubahan pada kernel dari kernel linear, kernel rbf, kernel poly, kernel sigmoid. Dari tabel tersebut dapat terlihat rata-rata perubahan dari empat penggunaan kernel pada metode SVM dapat diambil kesimpulan untuk nilai akurasi terbaik terdapat pada kernel rbf dengan nilai akurasi 90,2857 , 90,3122 untuk nilai presisi, 90,3122 untuk nilai recall, dan 90,2857 untuk nilai F1-Score.

Tabel 2. Hasil Seluruh Skenario Pengujian SVM

No	Rasio Data Latih & Uji	Hasil Klasifikasi				Performansi			
		TP	TN	FP	FN	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
1	70:30	139	140	0	0	100	100	100	100
2	80:20	90	96	0	0	100	100	100	100
3	90:10	46	47	0	0	100	100	100	100
Rata-rata performansi SVM						100	100	100	100

Setelah rata-rata performansi dari algoritma k-nearest neighbor, dan algoritma support vector machine, maka data tersebut dapat dikelompokkan pada satu table sehingga dapat ditarik sebuah kesimpulan bahwa salah satu dari kedua metode tersebut memiliki performansi terbaik. Hasil dari performansi untuk setiap algoritma dapat dilihat pada table 9 berikut ini:

Tabel 9. Hasil Seluruh Performansi Kedua Metode

No.	Hasil Performansi Akurasi	
	K-Nearest Neighbor	Support Vector Machine
1	100	100

IV. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh penulis mengenai sistem pendiagnosis penyakit mulut dan kuku pada hewan menggunakan algoritma support vector machine dan algoritma k-nearest neighbor mendapat kesimpulan sebagai berikut:

1. Pengimplementasian algoritma Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor berhasil dilakukan dalam klasifikasi diagnosis penyakit mulut dan kuku pada hewan yaitu sapi di Jawa Timur. Langkah pertama yang dilakukan dalam analisis performa algoritma penyakit mulut dan kuku pada sapi di Jawa Timur dengan mengambil data atau data collection pada Laboratorium UPT Kesehatan Hewan Malang dibawah naungan Dinas Peternakan Provinsi Jawa Timur. Langkah kedua yaitu data labelling untuk memberikan label untuk setiap gejala-gejala pada penelitian. Langkah ketiga yaitu data preprocessing untuk mempersiapkan data dengan membersihkan data atau menghapus yang tidak diperlukan sebelum ke proses tahap selanjutnya. Langkah keempat yaitu data splitting untuk membagi data set menjadi data training dan data testing. Langkah kelima yaitu klasifikasi dengan algoritma KNN dan algoritma SVM yang telah dibuat. Langkah terakhir yaitu evaluasi performa untuk mengetahui performa dari setiap skenario pengujian yang dilakukan.
2. Nilai k pada model algoritma K-Nearest Neighbor berpengaruh terhadap tingkat accuracy, precision, recall, dan F1 Score pada analisis performa penyakit mulut dan kuku pada sapi di Jawa Timur. Model KNN yang memiliki nilai akurasi terbesar yaitu model KNN dengan nilai k yaitu 6 pada skenario pengujian data latih 90% dan data latih 10%. Nilai accuracy yang didapatkan yaitu 91,42% precision sebesar 91,45%, recall sebesar 91,45%, dan f1 score sebesar 91,42%.
3. Kernel pada model algoritma Support Vector Machine berpengaruh terhadap tingkat accuracy, precision, recall, dan F1 Score pada analisis performa penyakit mulut dan kuku pada sapi di Jawa Timur. Model SVM yang memiliki nilai akurasi terbesar yaitu model SVM dengan nilai kernel yaitu rbf pada skenario pengujian data latih 90% dan data latih 10%. Nilai accuracy yang didapatkan yaitu 90,28% precision sebesar 90,31%, recall sebesar 90,31%, dan f1 score sebesar 90,28%.

V. Daftar Pustaka

- [1] S. Mulyono, "Separation of BTEX aromatics from n-octane using a (tetrabutylammonium bromide + sulfolane) deep eutectic solvent – experiments and COSMO-RS prediction," *RSC Advances*, 2014.
- [2] S. Adi, *Komparasi Metode Support Vector Machine (Svm), K-Nearest Neighbors*. K-Nearest Neighbors, 2022.
- [3] T. A. Satya, P. Naipospos, and P. P. Suseno, "Cost Benefit Analysis of Maintaining FMD Freedom Status in Indonesia," *World Organ. Anim. Heal.*, pp. 1–19, 2017.
- [4] N. A. Sinaga, B. H. Hayadi, and Z. Situmorang, "Perbandingan Akurasi Algoritma Naïve Bayes, K-Nn Dan Svm Dalam Memprediksi Penerimaan Pegawai," *J. Tek. Inf. dan Komput.*, vol. 5, no. 1, p. 27, 2022, doi: 10.37600/tekinkom.v5i1.446.
- [5] A. Tasari, D. Dinata Tarigan, E. Nia, D. B. Purba, K. Saputra, and I. Artikel, "Perbandingan Algoritma Support Vector Machine dan KNN dalam Memprediksi Struktur Sekunder Protein," *Jurnal Informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 172–179, 2022. [Online]. Available: <https://raw.githubusercontent.com/JiayingLi/Pr>
- [6] F. A. Dewi, I. Y. Purbasari, and E. P. M., "Implementasi Metode." 2022.
- [7] A. D. Adhi Putra, "Analisis Sentimen pada Ulasan pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa dengan Algoritma KNN," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 2, pp. 636–646, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i2.962.
- [8] L. andiani, Sukemi, and D. Palupi Rini, "Analisis Penyakit Jantung Menggunakan Metode KNN Dan Random Forest," *Pros. Annu. Res. Semin.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–5, 2019.
- [9] Endang Etriyanti, *Perbandingan Tingkat Akurasi Metode Knn Dan Decision Tree Dalam Memprediksi Lama Studi Mahasiswa*, vol. 3, no. 1. Jurnal Ilmiah Binary STMIK Bina Nusantara Jaya Lubuklinggau, 2021. doi: 10.52303/jb.v3i1.40.
- [10] J. d Giarratano and G. Riley, *Expert System: Principles and Programming, edisi 3*. Thomson Course Technology, 2005.
- [11] T. Haryanto and B. Budiman, "Penggunaan Fitur Kimia Fisik dan Posisi Atom untuk Prediksi Struktur Sekunder Protein," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 1, no. 2, pp. 172–179, 2015, doi: 10.26418/jp.v1i2.11919.
- [12] J. W. Iskandar and Y. Nataliani, "Perbandingan Naïve Bayes, SVM, dan k-NN untuk Analisis Sentimen Gadget Berbasis Aspek," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 6, pp. 1120–1126, 2021. doi: 10.29207/resti.v5i6.3588.
- [13] P. T. Prasetyaningrum and N. B. Hangesti, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kulit Akibat Virus Menggunakan Teorema Bayes," *Telematika*, vol. 15, no. 2, p. 117, 2018. doi: 10.31315/telematika.v15i2.3128.
- [14] A. Premana, H. Sucipto, and A. Widiatoro, *Pengembangan Desa Berbasis Smart Village (Studi Smart Governance pada Pelayanan Prima Desa Tegalreja)*, vol. 1, no. 1. JILPI: Jurnal Ilmiah Pengabdian Dan Inovasi, 2022. [Online]. Available: <https://journal.insankreasimedia.ac.id/index.php/JILPI>
- [15] N. A. Sinaga, K. Dalimunthe, and M. Sayid, "Komparasi Metode Decision Tree , KNN , dan SVM Untuk," *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 94–100, 2021, [Online]. Available: <https://doi.org/doi>