Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan, Agustus 2022, 8 (14), 346-354
DOI: https://doi.org/10.5281/zenodo.6994895
p-ISSN: 2622-8327 e-ISSN: 2089-5364
Accredited by Directorate General of Strengthening for Research and Development
Available online at https://jurnal.peneliti.net/index.php/JIWP

Implementasi Algoritma Support Vector Classifier (SVC) dengan *Data Training* Numerik dan Teks untuk Mengklasifikasi SMS Spam

Thomas Reizaldi Sanusi[1], Felix Andreas[2], Betha Nurina Sari[3]

[1,2,3]Universitas Singaperbangsa Karawang

Received: 12 Juli 2022
Revised: 18 Juli 2022
Accepted: 27 Juli 2022

Abstract

Short Message Service (SMS) is a service that resembles correspondence found on mobile phones. The reason why SMS is massively used is because of its low cost and instant. However, with the advancement of this technology, SMS is often misused by many people. Often people send messages that are meaningless. This message called "spam". Many people deal with spam messages by blocking the sender of the message. However, this method is less effective. So the solution to the problem solving for spam messages is to classify messages that are categorized as spam and not spam (ham). In this research we use Support Vector Classifier (SVC) algorithm to classified spam, SMS spam was classified in two ways, one with training data in the form of numeric and the other with training data in the form of text. This research conclude that the classification of spam messages will have the highest accuracy if the training data is in the form of text rather than in the form of numeric.

Keywords: *Support Vector Classifier, spam, classification*.

(*) Corresponding Author: thomas.reizaldi18245@student.unsika.ac.id

How to Cite: Sanusi, T., Andreas, F., & Sari, B. (2022). Implementasi Algoritma Support Vector Classifier (SVC) dengan Data Training Numerik dan Teks untuk Mengklasifikasi SMS Spam. *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan, 8*(14), 346-354. https://doi.org/10.5281/zenodo.6994895

PENDAHULUAN

Short Message Service (SMS) atau dalam Bahasa Indonesia "layanan pesan singkat" adalah sebuah layanan yang menyerupai surat-menyurat yang terdapat pada telepon genggam. Dewasa ini, hampir semua layanan surat yang melalui kotak pos digantikan dengan layanan SMS yang terdapat pada perangkat selular. Alasan mengapa SMS sering digunakan banyak orang adalah karena biaya pengiriman yang sangat murah, tetapi pesan yang ditulis akan sampai secara instan (Pranata, Subari, & Gunawan, 2019).

Perkembangan teknologi SMS sering disalahgunakan oleh oknum yang tidak bertanggung jawab. Hal yang sering terjadi adalah terdapat SMS yang tidak bermanfaat seperti penipuan, promosi dan diskon, pinjaman *online*, dan pesan-pesan serupa (Ma, et al., 2016 ; Wahid, et al., 2021). Pesan tersebut disebut sebagai pesan *spam*. Jika pesan *spam* dibiarkan maka akan menimbulkan ketidaknyamanan bagi penerima pesan, apalagi jika pesan *spam* tersebut terlalu banyak dan menghambat pencarian pesan-pesan yang penting.

Untuk mengatasi banyaknya pesan *spam*, kegiatan yang dilakukan banyak orang adalah memblokir nomor telepon pengirim. Namun, hal ini kurang efektif karena membutuhkan banyak usaha untuk memblokir setiap nomor yang mengirim pesan *spam*. Sehingga solusi pemecahan masalah untuk mengatasi pesan *spam* adalah dengan mengklasifikasi pesan yang dikategorikan sebagai *spam* dan bukan *spam*.

Klasifikasi adalah salah satu metode *data mining* untuk memprediksi atau mengelompokkan keanggotaan suatu instansi data. Ada banyak algoritma yang digunakan dalam metode *data mining* untuk klasifikasi di antaranya adalah k-NN, Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression, dan lain sebagainya (Pudjiarti, 2016).

Ada beberapa penelitian sebelumnya yang menerapkan algoritma klasifikasi untuk mengklasifikasi SMS Spam. Penelitian Pudjiarti (2016) memprediksi email *spam* menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Particle Swarm Optimization (PSO). Penelitian ini membandingkan akurasi algoritma SVM dengan dan tanpa penggabungan metode PSO. Penelitian serupa dilakukan oleh Sasongko (2016) dengan mengkomparasi kinerja algoritma SVM dan PSO-SVM untuk mengklasifikasi jalur minat SMA.

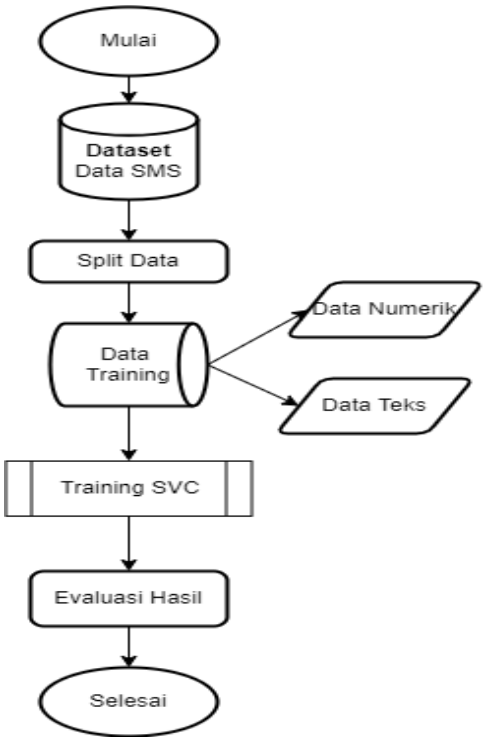
Penelitian oleh Pranata, Subari, & Gunawan (2019) menerapkan algoritma Naïve Bayes untuk mengklasifikasi SMS *spam* dengan menggunakan Bahasa pemrograman Java. Penelitian ini menggunakan fitur input berupa teks yang akan ditokenisasi untuk pelatihan model algoritma Naïve Bayes. Penelitian lain yang serupa adalah dari Indiarto (2016) yang menerapkan metode Naïve Bayes untuk menyaring pesan *spam* melalui selular. Penelitian ini juga menerapkan fitur input berupa teks untuk pelatihan model algoritma.

Penelitian oleh Fitriana, Setifani, & Yusuf (2020) membandingkan algoritma Naïve Bayes, SVM, dan Decision Tree untuk mengklasifikasi SMS *spam* dengan input teks yang telah ditokenisasi. Hasil dari penelitian ini Naïve Bayes paling unggul pada analisis *Precision* dan Akurasi, tetapi algoritma SVM unggul pada analisis *Recall* dan *F1-Score*. Penelitian lain yang membandingkan algoritma C4.5, KNN, Naïve Bayes, dan SVM untuk mengklasifikasi SMS *spam* oleh Zuviyanto, Adji, & Setiawan (2018). Pada penelitian ini evaluasi model yang digunakan untuk mengukur peforma algoritma adalah Akurasi. Hasil dari penelitian ini menyimpulkan algoritma SVM memiliki akurasi terbaik dengan nilai sebesar 94,06%.

Berdasarkan referensi di atas, pengklasifikasian pesan *spam* dilakukan dengan menggunakan input teks sebagai *data training*. Dengan demikian untuk membedakan penelitian ini dari penelitian lain yaitu pada penelitian ini akan diterapkan algoritma Support Vector Classifier (SVC) untuk mengklasifikasi pesan *spam* dengan menggunakan atribut *data training* berupa numerik dan teks. Menurut *website* resmi Scikit-learn, algoritma SVC merupakan algoritma berbasis *library* SVM. Adapun atribut numerik berisi panjang teks (*length*) dan jumlah tanda baca (*punct*), sedangkan atribut teks (*message*) adalah isi keseluruhan pesan.

METODE PENELITIAN

Gambar 1 merupakan tahapan penelitian yang dilakukan untuk memprediksi SMS *spam*.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Dataset

Dataset merupakan data SMS berjumlah 5572 baris dengan 4 atribut yang diunduh dari *website* www.kaggle.com. Adapun atribut dataset terdiri atas atribut "label","message","length",dan "punct". "label" menyatakan kategori pesan yaitu *spam* dan *ham* (bukan *spam*). Pesan *ham* berjumlah 4825 baris, sedangkan pesan *spam* berjumlah 747 baris. "message" merupakan teks SMS berbahasa Inggris. "length" merupakan panjang teks yang dihitung per karakter. "punct" menyatakan jumlah tanda baca pada teks SMS. Detail dataset dapat dilihat pada Gambar 2.

	label	message	length	punct
0	ham	Go until jurong point, crazy.. Available only ...	111	9
1	ham	Ok lar... Joking wif u oni...	29	6
2	spam	Free entry in 2 a wkly comp to win FA Cup fina...	155	6
3	ham	U dun say so early hor... U c already then say...	49	6
4	ham	Nah I don't think he goes to usf, he lives aro...	61	2
...	...	...	...	...
5567	spam	This is the 2nd time we have tried 2 contact u...	160	8
5568	ham	Will ü b going to esplanade fr home?	36	1
5569	ham	Pity, * was in mood for that. So...any other s...	57	7
5570	ham	The guy did some bitching but I acted like i'd...	125	1
5571	ham	Rofl. Its true to its name	26	1

5572 rows × 4 columns

Gambar 2. Dataset

Split Data

Split data merupakan proses pemisahan dataset menjadi *data training* dan *data testing*. *Data training* bertujuan untuk melatih algoritma, sedangkan *data testing* bertujuan untuk mengetahui performa algoritma. Adapun jumlah *data testing* sebesar satu pertiga dari jumlah dataset.

Data Training

Data training kemudian dipisah menjadi data numerik dan teks. Hal ini bertujuan untuk mengetahui apakah performa algoritma akan lebih baik jika data berupa numerik atau teks. Adapun *data training* berupa teks terlebih dahulu dilakukan tokenisasi menggunakan metode CountVectorizer. Menurut *website* resmi scikit-learn metode CountVectorizer akan mengubah fitur teks menjadi vector dengan *stop word* bawaan (*default*) Bahasa Inggris. *Output* pemrograman dari teks yang berhasil ditokenisasi akan terlihat seperti Gambar 3. Gambar 4 merupakan *data training* berupa numerik, sedangkan Gambar 5 merupakan *data training* berupa teks.

```
<3733x7082 sparse matrix of type '<class 'numpy.int64'>'
        with 49992 stored elements in Compressed Sparse Row format>
```

Gambar 3. *Output* Hasil Tokenisasi Menggunakan Metode CountVectorizer

	length	punct
3235	19	3
945	221	4
5319	28	1
5528	49	1
247	30	0
...	...	...
3772	81	3
5191	22	2
5226	45	8
5390	26	0
860	39	0

3733 rows × 2 columns

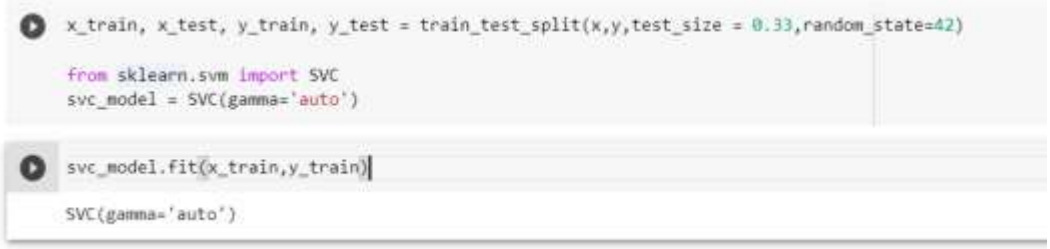
Gambar 4. *Data Training* berupa numerik

```
3235                                Yup ü not comin :-(
945     I sent my scores to sophas and i had to do sec...
5319                        Kothi print out marandratha.
5528    Its just the effect of irritation. Just ignore it
247                         I asked you to call him now ok
                                ...
3772    Hi, wlcome back, did wonder if you got eaten b...
5191                               Sorry, I'll call later
5226        Prabha..i'm soryda..realy..frm heart i'm sory
5390                          Nt joking seriously i told
860               Did he just say somebody is named tampa
Name: message, Length: 3733, dtype: object
```

Gambar 5. *Data Training* berupa teks

***Training* SVC**

Training SVC merupakan proses pelatihan *data training* menggunakan algoritma Support Vector Classifier (SVC). Pada penelitian ini dilakukan skenario 1/3 untuk *data testing*, kemudian sisanya untuk *data training*. Implementasi algoritma Support Vector Classifier (SVC) dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Implementasi algoritma SVC

Evaluasi Hasil

Evaluasi hasil merupakan penilaian terhadap performa algoritma. Pada penelitian ini evaluasi yang digunakan adalah akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), sensitifitas (*recall*), dan f1-score. Akurasi merupakan rasio kedekatan antara hasil prediksi dengan nilai aktual. Presisi merupakan tingkat ketepatan algoritma dalam melakukan klasifikasi. Sensitifitas berfungsi untuk mengukur proporsi aktual yang benar diidentifikasi. F1 Score merupakan perbandingan rata-rata presisi dan sensitifitas (Sasongko, 2016). Persamaan (1), persamaan (2), persamaan (3), dan persamaan (4) berturut-turut merupakan formula dari akurasi, precision, recall, dan f1-score (Han & Kamber, 2013).

$$\text{Akurasi} = \frac{(TP + TN)}{(TP+FP+FN+TN)} \times 100\% \quad \text{.....(1)}$$

$$\text{Precision} = \frac{(TP)}{(TP+FP)} \quad \text{.....(2)}$$

$$\text{Recall} = \frac{(TP)}{(TP + FN)} \quad \text{.....(3)}$$

$$\text{F1-Score} = \frac{2 \times (Recall \times Precission)}{(Recall + Precission)} \quad \text{.....(4)}$$

Keterangan:
TP = True Positive
TN = True Negative
FP = False Positive
FN = False Negative

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini diterapkan pengujian terhadap *data training* yang berupa numerik dan *data training* yang berupa teks. Tujuan dari pengujian ini adalah mengetahui apakah hasil prediksi akan lebih baik jika menggunakan data numerik atau data teks. Pengujian dilakukan menggunakan algoritma SVC dengan gamma = 'auto'.

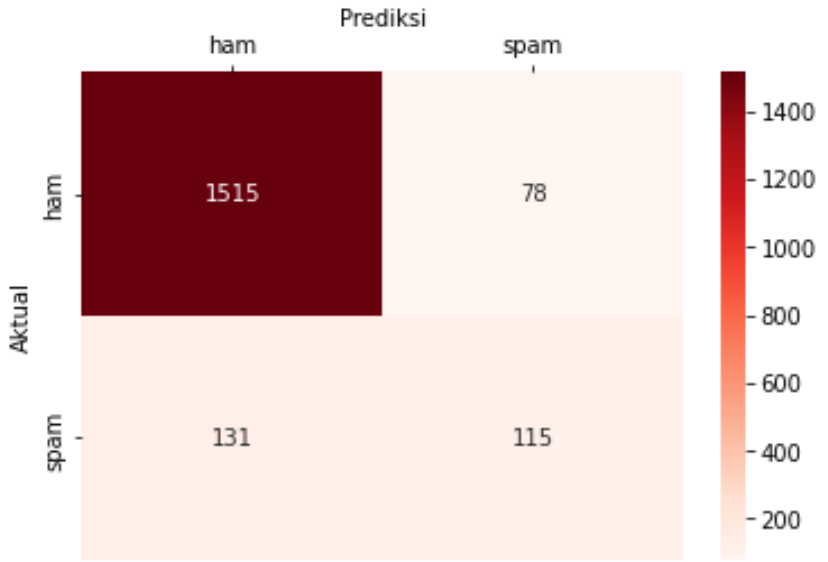
Hasil dengan Atribut Numerik

Contoh hasil prediksi menggunakan atribut numerik dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Hasil Prediksi

index	Aktual	Prediksi
4294	ham	ham
2664	spam	ham
3407	ham	ham
351	ham	ham
3492	ham	ham
3103	ham	ham
3315	ham	ham
1881	ham	ham
3504	ham	ham

Gambar 5 merupakan hasil prediksi yang direpresentasikan dalam bentuk *confusion matrix*.



Gambar 5. Confusion matrix hasil prediksi

Berdasarkan Gambar 5, maka dapat disimpulkan bahwa nilai True Positive (TP) = 1515, False Positive (FP) = 78, False Negative (FN) = 131, dan True Negative (TN) = 115. Dengan demikian, perhitungan nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan f1-score adalah seperti Gambar 6.

	precision	recall	f1-score	support
ham	0.95	0.92	0.94	1646
spam	0.47	0.60	0.52	193
accuracy			0.89	1839

Gambar 6. Hasil Evaluasi

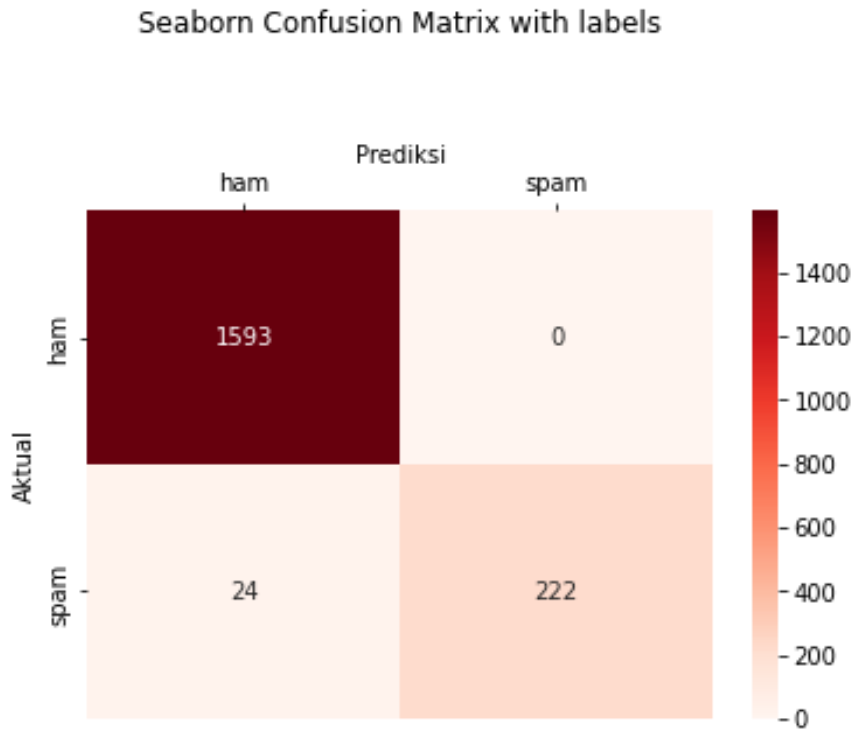
Hasil dengan Atribut Teks

Tabel 2 merupakan contoh hasil prediksi menggunakan atribut numerik.

Tabel 2. Contoh Hasil Prediksi

index	Aktual	Prediksi
4294	ham	ham
2664	spam	spam
3407	ham	ham
351	ham	ham
3492	ham	ham
3103	ham	ham
3315	ham	ham
1881	ham	ham
3504	ham	ham

Gambar 7 merupakan hasil prediksi yang direpresentasikan dalam bentuk *confusion matrix*.



Gambar 7. Confusion matrix hasil prediksi

Berdasarkan Gambar 7, maka dapat disimpulkan bahwa nilai True Positive (TP) = 1593, False Positive (FP) = 0, False Negative (FN) = 24, dan True Negative (TN) = 222. Dengan demikian, perhitungan nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan f1-score adalah seperti Gambar 8.

	precision	recall	f1-score	support
ham	1.00	0.99	0.99	1617
spam	0.90	1.00	0.95	222
accuracy			0.99	1839

Gambar 8. Hasil Evaluasi

Hasil Perbandingan

Tabel 3 merupakan evaluasi hasil perbandingan antara *data training* yang menggunakan atribut numerik dan *data training* yang menggunakan atribut teks.

Tabel 3. Tabel Evaluasi Hasil Perbandingan

	Atribut Numerik			**Atribut Teks**		
	Precision	Recall	F1-Score	Precision	Recall	F1-Score
ham	0.95	0.92	0.94	1.00	0.99	0.99
spam	0.47	0.60	0.52	0.90	1.00	0.95
Accuracy		0.89			0.99	

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 3, dapat disimpulkan bahwa hasil prediksi SMS *spam* dengan atribut teks memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan atribut numerik. Hal ini dikarenakan *data training* dengan atribut teks memiliki nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan f1-score yang lebih tinggi dibandingkan dengan *data training* dengan atribut numerik.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis, prediksi SMS *spam* menggunakan algoritma Support Vector Classifier (SVC) lebih baik jika data yang dilatih (*data training*) menggunakan atribut berupa teks dibandingkan menggunakan atribut data numerik.

REFERENCES

Ardian Pranata, E., Frendi Gunawan, G., & Tinggi Informatika dan Komputer Indonesia Malang, S. (2019). Penerapan Metode Naïve Bayes Untuk Klasifikasi SMS Spam Menggunakan Java Programming. *J-INTECH*, *7*(2), 104–108.

Fitriana, D. N., Setifani, N. A., & Yusuf, A. (2020). Perbandingan Algoritma Naïve Bayes, SVM, dan Decision Tree untuk Klasifikasi SMS Spam. *Jurnal Sistem Informasi Musirawas, 5*(2), 167-174.

Han, and M. Kamber. (2013). *Data mining: Concepts and Techniques*. 3rd Edition. Morgan Kaufmann Publishers. San Fransisco.

Indiarto, B. (2016). Klasifikasi SMS Spam dengan Metode Naive Bayes Classifier untuk Menyaring Pesan Melalui Selular. *Jurnal TELEMATIKA MKOM, 8*(2), 167-172.

Ma, J., Zhang, Y., Liu, J., Yu, K., & Wang, X. (2016). Intelligent SMS Spam Filtering Using Topic Model. *2016 International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems (INCoS)*.

Pudjiarti, E. (2016). Prediksi Spam Email Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Particle Swarm Optimization. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, *12*(2), 171–181.

Sasongko, T. B. (2016). Komparasi dan Analisis Kinerja Model Algoritma SVM dan PSO-SVM (Studi Kasus Klasifikasi Jalur Minat SMA). *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, *2*(2), 2443–2229.

Pedregosa et al. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. JMLR 12, pp. 2825-2830.

Wahid, A., Baharulloh, M., Kahfiansyah, R., Abrilianto, T., Saifudin, A., & Mulyati, S. (2021). Identifikasi SMS Spam Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, *6*(3), 536–539.

Zuviyanto, E., Adji, T. B., & Setiawan, N. A. (2018). Perbandingan Algoritme-algoritme Pembelajaran Mesin pada Klasifikasi SMS Spam. *Seminar Nasional Inovasi dan Aplikasi Teknologi di Industri 2018*, 20-26.