Jurnal Minfo Polgan
Volume 12, Nomor 2, Juni 2023
DOI : https://doi.org/10.33395/jmp.v12i2.12474
e-ISSN : 2797-3298
p-ISSN : 2089-9424

Terbit : 01 Juni 2023

Komparasi Deep Learning Dan Traditional Machine Learning Untuk Email Spam Filtering

[1]Moh. Budi Hartono, [2]Aang Kisnu Darmawan, [3]Hoiriyah,
[1, 2,3] Prodi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Islam Madura, Indonesia

[1]budisuret78@gmail.com, [2]ak.darmawan@gmail.com, [3]hoiriyah.file.uim@gmail.com

ABSTRAK

Electronic mail, atau email, adalah metode komunikasi menggunakan internet yang murah, efektif, dan cepat. Spam adalah jenis email di mana pesan yang tidak diinginkan, biasanya pesan komersial yang tidak diinginkan, didistribusikan dalam jumlah besar oleh spammer. Tujuan dari perilaku tersebut adalah untuk merugikan pengguna email; pesan-pesan ini perlu dideteksi dan dicegah agar tidak dikirim ke pengguna sejak awal. Untuk memfilter email ini, pengembang telah menggunakan metode pembelajaran mesin. karya ini membahas metode yang digunakan yaitu metode *deep learning* seperti LSTM. Model ini hanya didasarkan pada data email, dan kumpulan fitur ekstraksi dilakukan secara otomatis. Selain itu, pekerjaan ini memberikan perbandingan antara pembelajaran *deep learning* dan *traditional machine learning* pada kumpulan data spam untuk menemukan cara terbaik untuk deteksi intrusi. Hasilnya menunjukkan bahwa pembelajaran *traditional machine learning* menawarkan peningkatan kinerja presisi, daya ingat, dan akurasi. Sejauh yang kami ketahui, metode *traditional machine learning* sangat menjanjikan untuk dapat memfilter spam email, oleh karena itu kami telah melakukan perbandingan berbagai metode deep learning dengan metode *traditional machine learning* tradisional. Menggunakan dataset yang terdiri dari *span* dan *ham* sebanyak 5.575, skor akurasi tertinggi yang dicapai adalah 98% dari pembelajaran *traditional machine learning.*

Kata Kunci: *email, spam, deep learning, traditional machine learning*

PENDAHULUAN

Email atau *electronic mail* adalah salah satu teknologi komunikasi yang paling populer dan banyak digunakan dalam dunia digital. Sejak pertama kali ditemukan pada tahun 1971, *email* telah mengalami banyak perkembangan dan peningkatan fitur untuk memenuhi kebutuhan pengguna yang semakin berkembang. Secara umum, perkembangan *email* terus berlanjut dan meningkat untuk memenuhi kebutuhan pengguna yang semakin kompleks. Fitur baru dan peningkatan kapasitas membuat *email* menjadi lebih mudah dan efisien untuk digunakan dalam berbagai situasi.(Hayuningtyas 2020)

.

Spam email adalah pesan *email* yang tidak diminta atau tidak diinginkan yang dikirimkan secara masal ke ribuan atau jutaan alamat *email*. *Spam email* biasanya mengandung iklan atau promosi produk, phishing, virus atau malware, dan pesan palsu lainnya. *Spam email* bisa sangat mengganggu dan merugikan, karena dapat menguras waktu dan sumber daya komputer pengguna(Wibisono, Dadi Rizkiono, and Wantoro 2020a). Untuk mengatasi masalah *spam email*, beberapa layanan *email* menyediakan filter *spam* yang canggih. Filter ini bekerja dengan menganalisis konten dalam *email* dan membandingkannya

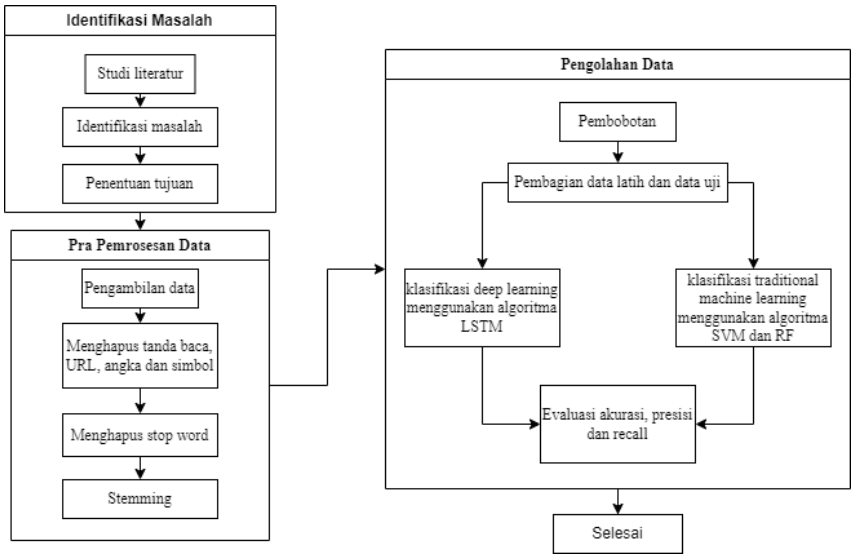
Jurnal Minfo Polgan
Volume 12, Nomor 2, Juni 2023 e-ISSN : 2797-3298
DOI : https://doi.org/10.33395/jmp.v12i2.12474 p-ISSN : 2089-9424

dengan daftar *email* yang diketahui sebagai *spam*. Beberapa filter juga menggunakan teknik pembelajaran mesin untuk memperkirakan apakah suatu *email* adalah *spam* atau tidak(Putri and Setiadi 2014a). Sudah banyak terdapat penelitian yang berkaitan dengan *email spam filtering.* Dari banyaknya penelitian yang telah dilakukan ditemukan pada penggunaan metodenya lebih banyak mengarah pada *traditional machine learning*, dan penggunaan metode *deep learning* masih jarang ditemukan pada penelitian yang ada hingga saat ini. Dengan adanya hal tersebut belum ditemukannya juga performa metode mana yang cocok untuk melakukan *email spam filtering* antara metode *deep learning* dan *taridional machine learning.* Sehingga dengan adanya uraian diatas tersebut peneliti tertarik untuk melakukan penelitian dengan mengangkat judul "Komparasi *Deep Learnig* Dan *Traditional Machine Learning* Untuk *Email Spam Filtering"* dengan tujuan membandingkan performa metode *deep learning* dan *traditional machine learning*.

TINJAUAN PUSTAKA

Menurut Menurut (Laksono, Basuki, and Bachtiar 2020a), (Iswanto et al. 2021), (Hengki and Wahyudi 2020), (Laksono, Basuki, and Bachtiar 2020b), (Pratiwi, Ulama, and Hakim 2020), (Rawashdeh et al. 2019) dalam melakukan penelitiannya terkait *email spam filtering*, *metode* KNN lebih cocok dibandikan dengan menggunakan metode K-*means clustering.* Hal ini dikarenakan nilai akurasi dari metode KNN sebesar 100% lebih besar dibandingkan dengan hasil dari metode K-*means clustering* yang memiliki nilai akurasi sebesar 99%. Hal ini menunjukkan bahwa KNN lebih cocok digunakan dalam *email spam filtering* dibandingkan metode yang lain. Dibandingan dengan penelitian (Ghani and Sulaiman 2023), (Hayuningtyas 2020), (Mukhtar, Al Amien, and Rucyat 2022), (Ghani and Subekti 2018), (Sulaeman et al. 2022), (Putri and Setiadi 2014b), (Wibisono, Dadi Rizkiono, and Wantoro 2020b), (Hengki and Wahyudi 2020), (Iswanto et al. 2021) mengunakan metode *naive bayes* dengan nilai akurasi tertinggi diantaranya sebesar 81.40% dengan AUC 0,78. Berbeda lagi dengan metode *neural network* pada penelitian yang dilakukan (Larabi-Marie-Sainte et al. 2022) mendapatkan nilai akurasi sebesar 99,7%. Penelitian lain menggunakan metode *Support Vector Machine* yang dilakukan (Rawashdeh et al. 2019), (Pratiwi et al. 2020), (Hengki and Wahyudi 2020), (Eni Pujiarti 2016) dari beberpa penelitian terkait nilai terbesar akurasi yang didapat sebesar 89,24% dengan nilai AUC 0.935. Dari berbagai kajian pustaka yang dilakukan didapatkan terdapat banyak berbagai metode yang digunakan. Dari rincian diatas dapat disimpulkan metode *naïve bayes* lebih sering digunakan namun nilai akurasi terbesar didapatkan dari metode *K-Nearest Neighbor.*

METODE PENELITIAN



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Jurnal Minfo Polgan
Volume 12, Nomor 2, Juni 2023 e-ISSN : 2797-3298
DOI : https://doi.org/10.33395/jmp.v12i2.12474 p-ISSN : 2089-9424

Identifikasi Masalah

Pada tahapan ini dilakukannya kajian pustaka tentang berbagai penelitian terdahulu terkait topik yang akan diteliti. Kajian Pustaka juga dilakukan untuk pemilihan algoritma atau metode yang akan digunakan dalam menyelesaikan permasalahan yang ditemukan. Selanjutnya ditentukan solusi dari permasalahan tersebut. terakhir menentukan tujuan penelitian, hal ini berfungsi untuk menentukan Batasan masalah yang akan diteliti.

Pra Pemrosesan Data

Sebelum memasukkan data ke dalam model, data harus dilakukan pembersihan. Pembersihan data bertujuan agar data yang dimasukkan ke dalam model dapat diterima, meminimalkan noise dan dapat diproses di lain waktu sehingga hasil klasifikasi yang diharapkan memberikan hasil yang maksimal dan risiko kesalahan dapat diminimalkan (Amriza and Supriyadi 2021). Dengan pra-pemrosesan data, peneliti kemudian menghasilkan informasi yang tepat untuk pengambilan keputusan.

a. Pengambilan data

   Data yang digunakan dalam penelitian ini, peneliti menggunakan data berupa *dataset* dari *kaggel* terkait *email spam*. Data diambil menggunakan *kaggel* yang kemudian disimpan dalam format csv. Data selanjutnya akan diproses menggunakan *library python.*

b. Menghapus tanda baca, URL, angka dan simbol

   Dalam tahap ini, pembersihan data dilakukan untuk menghilangkan data yang tidak relevan.

c. Menghapus *stop word*

   Dalam tahap ini, dilakukan penghapusan kata-kata yang umum dan sering digunakan tetapi tidak berpengaruh penting dalam kalimat.

d. *Stemming*

   Tahap ini merupakan proses mendapatkan dasar kata dengan menghilangkan kata imbuhan dan akhiran.

Pengolahan Data

Pada tahapan ini adalah memetakan setiap kata ke dalam ruang vektor berdimensi tinggi yang mampu menangkap informasi kata semantik dan sintaksis. Setiap kolom matriks menyimpan kata yang mewakili penyisipan kata. Proses pengolahan data dilakukan setelah dilakukannya pra pemrosesan data dengan menggunakan tiga metode diantaranya, *Long-Short Term Memory*, *Support Vector Machine* dan *Random Forest.*

Evaluasi

Setelah data diklasifikasi, selanjutnya dilakukan evaluasi akurasi, recall, presisi untuk mengetahui keakuratan algoritma yang digunakan dalam mengklasifikasi data. Selanjutnya dilakukan analisis serta menyimpulkan hasil akurasi yang lebih akurat diantara algoritma yang digunakan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Idenfikasi Masalah dan Solusi

Identifikasi masalah dilakukan dengan mencari beberapa penelitian terdahulu yang pernah dilakukan. Pencarian dilakukan dengan kata kunci Email Spam Filtering pada website jurnal *garuda.kemdikbud.co.id.* Ditemukan 27 penelitian terkait dengan tema Email Spam Filtering. Dalam penelitian tersebut ditemukan belum adanya penelitian terkait yang melakukan perbandingan antara *Deep Learning* dan *Traditioanal Machine Learning.*

Setelah ditemukan topik masalah yang akan diangkat selanjutnya dilakukan pencarian metode yang akan digunakan dalam penyelesaian masalah yang diangkat. Dalam tahap ini, dengan berbagai pertimbangan yang ada ditemukan metode *long-short term memory* untuk *deep learning*, *support vector machine* dan *random forest* untuk *traditional machine learning.*

Jurnal Minfo Polgan
Volume 12, Nomor 2, Juni 2023 e-ISSN : 2797-3298
DOI : https://doi.org/10.33395/jmp.v12i2.12474 p-ISSN : 2089-9424

Pre-Processing Data

a. Pengumpulan data

Data yang digunakan dalam penelitian ini, peneliti menggunakan data berupa data jadi yang di ambil melalui website *Kaggel* dalam format csv. Data selanjutnya akan diproses menggunakan *library python* dengan metode *Count Vectorizer* dan *One Hot Encoding* dalam proses pembobotannya. Sehingga data dari hasil pembobotan nantinya dapat di proses untuk klasifikasi. Berikut merupakan data yang berhasil dikumpulkan.

	v1	v2
0	ham	Go until jurong point crazy.. Available only in bugis n great world la e buffet... Cine there got amore wat...
1	ham	Ok lar... Joking wif u oni...
2	spam	Free entry in 2 a wkly comp to win FA Cup final tkts 21st May 2005. Text FA to 87121 to receive entry question(std txt rate)T&C's apply 08452810075over18's
3	ham	U dun say so early hor... U c already then say...
4	ham	Nah I don't think he goes to usf he lives around here though
...	...	...
5402	spam	This is the 2nd time we have tried 2 contact u. U have won the â£750 Pound prize. 2 claim is easy call 087187272008 NOW1! Only 10p per minute. BT-national-rate.
5403	ham	Will ì_ b going to esplanade fr home?
5404	ham	Pity * was in mood for that. So...any other suggestions?
5405	ham	The guy did some bitching but I acted like i'd be interested in buying something else next week and he gave it to us for free
5406	ham	Rofl. Its true to its name

Gambar 2 Hasil Pengumpulan Data

b. Pembersihan Data

Dalam tahap ini, setelah data berhasil didapatkan selanjutnya data dibersihkan untuk menghilangkan perbedaan yang ada dalam data. Ada beberapa tahapan dalam proses ini diantaranya *case folding* dan *cleaning* data. Berikut merupakan hasil pembersihan data:

Tabel 1 Hasil Pembersihan Data

V2	Cleaning Data	CaseFolding
Go until jurong point crazy.. Available only in bugis n great world la e buffet... Cine there got amore wat...	Go until jurong point crazy Available only in bugis great world la buffet Cine there got amore wat	go until jurong point crazy available only in bugis great world la buffet cine there got amore wat

c. Menghapus Stopword

Setelah data dibersihkan, selanjutnya proses *stopwords removal*. Berikut merupakan hasil *stopwords*:

Tabel 2 Hasil Stopword

Tokenizing	***Stopword***
['go', 'until', 'jurong', 'point', 'crazy', 'available', 'only', 'in', 'bugis', 'great', 'world', 'la', 'buffet', 'cine', 'there', 'got', 'amore', 'wat']	['jurong crazy bugis world buffet cine amore wat']
['dun', 'say', 'so', 'early', 'hor', 'already', 'then', 'say']	['dun']

Jurnal Minfo Polgan
Volume 12, Nomor 2, Juni 2023 e-ISSN : 2797-3298
DOI : https://doi.org/10.33395/jmp.v12i2.12474 p-ISSN : 2089-9424

d. Stemming

Setelah proses *stopword* selesai, selanjutnya dilakukan proses *stemming*. Berikut merupakan hasil *stemming*:

Tabel 3 Hasil Stemming

Stopword	***Stemming***
['jurong crazy bugis world buffet cine amore wat']	['jurong crazy bugis world buffet cine amore wat']
['joking wif oni']	['joking wif oni']

Pengolahan Data

a. Pembobotan

Pembobotan pertama yang dilakuna ialah pembobotan *one hot encoding* dan berikut merupakan hasil dari pembobotan data:

```
array([[ 0],
       [ 0],
       [10],
       ...,
       [ 0],
       [ 0],
       [ 0]])
```

Gambar 3 Hasil Encoding

Pembobotan yang kedua merupakan pembotan dari *count vectorizer:*

```
(5407,)
[[0 0 0 ... 0 0 0]
 [0 0 0 ... 0 0 0]
 [0 0 0 ... 0 0 0]
 ...
 [0 0 0 ... 0 0 0]
 [0 0 0 ... 0 0 0]
 [0 0 0 ... 0 0 0]]
Shape of Sparse Matrix:  (5407, 6436)
Amount of Non-Zero occurrences:  26791
```

Gambar 4 Hasil Count Vectorizer

b. Klasifikasi Dengan *Support Vector Machine*

Setelah data berhasil melewati tahap *pre-processing* dan pembobotan, selanjutnya dilakukan klasifikasi dengan model *support vector machine*. Pertama, dilakukan pembagian data *training* dan data *testing* dengan perbandingan data *training* sebanyak 80% dan data *testing* 20%.

Kemudian dilakukan proses validasi model dengan menggunakan model *support vector machine* yang dilatih dengan data *training* yang sudah di bagi. Pembuatan model dilakukan dengan bantuan *library python* yaitu *svm.SVC* dari *sklearn*. Setelah itu akurasi dari model tersebut dihitung dengan data testing dengan memanggil fungsi akurasi dan mencetak hasilnya. Akurasi tersebut menyebutkan seberapa akurat model yang digunakan dalam mengklasifikasi data. Didapatkan hasil akurasi model sebesar 98% akurasi.

Jurnal Minfo Polgan
Volume 12, Nomor 2, Juni 2023 e-ISSN : 2797-3298
DOI : https://doi.org/10.33395/jmp.v12i2.12474 p-ISSN : 2089-9424

c. Klasifikasi dengan Random Forest

Setelah data berhasil melewati tahap *pre-processing* dan pembobotan, selanjutnya dilakukan klasifikasi dengan model *random forest* . Pertama, dilakukan pembagian data *training* dan data *testing* dengan perbandingan data *training* sebanyak 80% dan data *testing* 20%.

Kemudian dilakukan proses validasi model dengan menggunakan model *random forest* yang dilatih dengan data *training* yang sudah di bagi. Pembuatan model dilakukan dengan bantuan *library python* yaitu *svm.SVC* dari *sklearn*. Setelah itu akurasi dari model tersebut dihitung dengan data testing dengan memanggil fungsi akurasi dan mencetak hasilnya. Akurasi tersebut menyebutkan seberapa akurat model yang digunakan dalam mengklasifikasi data. Didapatkan hasil akurasi model sebesar 98% akurasi.

d. Evaluasi

Pada tahap ini dilakukan evaluasi kinerja model dengan menggunakan *library python* yaitu *classification_report* dari *sklearn*. *classification_report* bekerja dengan membandingkan prediksi yang dihasilkan model dengan data yang sebenarnya. Dari hasil *classification_report* tersebut dapat dilihat seberapa baik model dalam memprediksi data. Berikut merupakan hasil dari uji performa yang dilakukan dengan metode svm.

Tabel 4 Hasil Uji Performa SVM

Email	*Precision*	*Recall*	*F1-score*	*Support*	*Accuracy*
Spam	0.99	0.87	0.92	154	0.98
Ham	0.98	1.00	0.99	928	

Pata tabel 4 dapat dilihat hasil akurasi dari metode SVM sangat tinggi yaitu 98%.

Tabel 5 Hasil Uji Performa Metode Random Forest

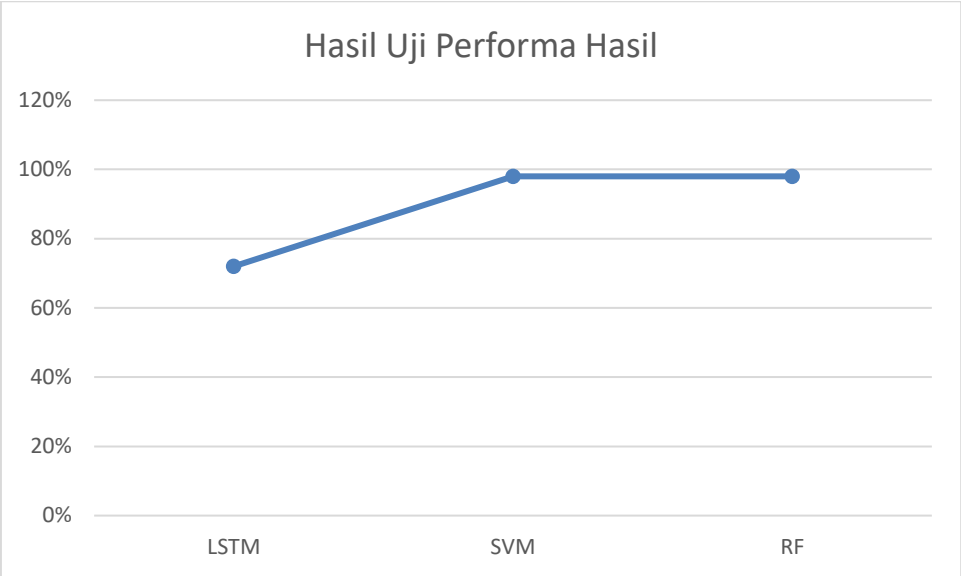
Email	*Precision*	*Recall*	*F1-score*	*Support*	*Accuracy*
Spam	0.99	0.87	0.92	154	0.98
ham	0.98	1.00	0.99	928	

Pada tabel 5 dapat dilihat hasil akurasi yang diperoleh dari pengujian metode *random forest* dengan data yang dibobot hasilnya sama dengan metode svm yaitu 98%.

Tabel 6 Hasil Uji Performa Metode LSTM

Epoch	*Accuracy*
10	72%

Jurnal Minfo Polgan
Volume 12, Nomor 2, Juni 2023
DOI : https://doi.org/10.33395/jmp.v12i2.12474
e-ISSN : 2797-3298
p-ISSN : 2089-9424



Gambar 5 Grafik keseluruhan Model

Pada hasil evaluasi yang telah dilakukan, berdasarkan tampilan grafik yang ada menunjukkan pembelajaran dari *Traditional Machine Learning* lebih unggul dari pembelajaran *Deep Learning.*

KESIMPULAN

Email adalah cara yang murah, efektif, dan cepat untuk bertukar pesan menggunakan internet. Email spam mengganggu pengguna akhir, merugikan secara finansial, dan dapat menjadi risiko keamanan. Tujuan dari email spam adalah untuk mengumpulkan informasi pribadi yang sensitif tentang pengguna. Mayoritas email dalam lalu lintas internet mengandung spam. Karya ini menggunakan metode deep learning (LSTM), traditional machine learning (SVM, RF) untuk mengklasifikasikan pesan Spam dan Bukan-Spam. Kami telah membandingkan teknik yang kami usulkan dengan teknik dangkal lainnya menggunakan algoritme pembelajaran mesin. Pekerjaan yang disajikan dalam makalah ini, berdasarkan algoritme pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam, menunjukkan bahwa menyertakan lebih banyak kumpulan data dan model pembelajaran mendalam secara signifikan meningkatkan tingkat deteksi akurasi sehingga dari percobaan yang telah dilakukan didapatkan pembelajaran *traditional machine learning* lebih unggul dari pada pembelajaran *deep learning* dengan nilai akurasi 98%.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada tempat mengabdi kami di Universitas Islam Madura yang sudah memberikan motivasi terhadap kami dan terima kasih kepada keluarga kami yang paling kami sayangi.

REFERENSI

Amriza, Rona Nisa Sofia, and Didi Supriyadi. 2021. “Komparasi Metode Machine Learning dan Deep Learning untuk Deteksi Emosi pada Text di Sosial Media.” 13:10.

Eni Pujiarti. 2016. “PREDIKSI SPAM EMAIL MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE DAN PARTICLE SWARM OPTIMIZATION.”

Ghani, Muhamad Abdul, and Agus Subekti. 2018. “Email Spam Filtering Dengan Algoritma Random Forest.”

Ghani, Muhamad Abdul, and Hamdun Sulaiman. 2023. "Deteksi Spam Email dengan Metode Naive Bayes dan Particle Swarm Optimization (PSO)." *Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi* 6(1):11–20. doi: 10.29408/jit.v6i1.7049.

Hayuningtyas, Ratih Yulia. 2020. "Aplikasi Filtering of Spam Email Menggunakan Naïve Bayes."

Hengki, Merio, and Mochamad Wahyudi. 2020. "Klasifikasi Algoritma Naïve Bayes dan SVM Berbasis PSO Dalam Memprediksi Spam Email Pada Hotline-Sapto." *Paradigma - Jurnal Komputer dan Informatika* 22(1):61–67. doi: 10.31294/p.v22i1.7842.

Iswanto, Hery, Erni Seniwati, Yuli Astuti, and Dina Maulina. 2021. "Comparison of Algorithms on Machine Learning For Spam Email Classification." *IJISTECH (International Journal of Information System and Technology)* 5(4):446. doi: 10.30645/ijistech.v5i4.164.

Laksono, Eko Puji, Achmad Basuki, and Fitra Abdurrachman Bachtiar. 2020b. "Optimasi Nilai K pada Algoritma KNN untuk Klasifikasi Spam dan Ham Email." *Vol* . (2).

Larabi-Marie-Sainte, Souad, Sanaa Ghouzali, Tanzila Saba, Linah Aburahmah, and Rana Almohaini. 2022. "Improving Spam Email Detection Using Deep Recurrent Neural Network." *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science* 25(3):1625. doi: 10.11591/ijeecs.v25.i3.pp1625-1633.

Mukhtar, Harun, Januar Al Amien, and M. Arif Rucyat. 2022. "Filtering Spam Email menggunakan Algoritma Naïve Bayes." *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)* 3(1):9–19. doi: 10.37859/coscitech.v3i1.3652.

Pratiwi, Shiela Novelia Dharma, Brodjol Sutijo Suprih Ulama, and Jl Arief Rahman Hakim. 2020. "Klasifikasi Email Spam dengan Menggunakan Metode Support Vector Machine dan k-Nearest Neighbor." 5(2).

Putri, Ervita Kusuma, and Tedy Setiadi. 2014b. "PENERAPAN TEXT MINING PADA SISTEM KLASIFIKASI." 2.

Rawashdeh, Ghada, Rabiei Mamat, Zuriana Binti Abu Bakar, and Noor Hafhizah Abd Rahim. 2019. "Comparative between Optimization Feature Selection by Using Classifiers Algorithms on Spam Email." *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)* 9(6):5479. doi: 10.11591/ijece.v9i6.pp5479-5485.

Sulaeman, Nana Suarna, Abdul Ajiz, Agus Bahtiar, and Fathurrohman. 2022. "Perbandingan Kinerja Algoritma Naïve Bayes Dan C.45 Dalam Klasifikasi Spam Email." *KOPERTIP : Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika dan Komputer* 6(1):8–14. doi: 10.32485/kopertip.v6i1.130.

Wibisono, Aria Dadi, Sampurna Dadi Rizkiono, and Agus Wantoro. 2020a. "FILTERING SPAM EMAIL MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES." *TELEFORTECH : Journal of Telematics and Information Technology* 1(1). doi: 10.33365/tft.v1i1.685.