**Mendeteksi Ulasan Spam SMS Menggunakan Menggunakan Naïve Bayes Classifier**

Zaky Muhammad Yusuf

Diploma 4 Fakultas Teknik Informatika

Politeknik Pos Indonesia

Email: [zakymuhammadyusuf@gmail.com](mailto:zakymuhammadyusuf@gmail.com)

**Abstrak**

sistem pendeteksi spam yang andal dan andal ulasan adalah kebutuhan utama di dunia saat ini untuk membeli produk tanpa ditipu dari situs online. Dalam berbagai situs online, ada opsi untuk memposting ulasan, dan karenanya membuat cakupan untuk ulasan berbayar palsu atau ulasan yang tidak benar. Ulasan yang dibuat-buat ini dapat menyesatkan masyarakat umum dan membuat mereka bingung apakah akan mempercayai ulasan tersebut atau tidak. Teknik pembelajaran mesin yang menonjol telah diperkenalkan untuk memecahkan masalah deteksi ulasan spam. Mayoritas penelitian saat ini telah berkonsentrasi pada pembelajaran yang diawasi metode, yang memerlukan data berlabel - suatu kekurangan Ketika datang ke ulasan online. Fokus kami dalam artikel ini adalah untuk mendeteksi setiap ulasan teks yang menipu. Untuk mencapai itu kita memiliki bekerja dengan data berlabel dan tidak berlabel dan diusulkan metode Deep Learning untuk deteksi ulasan spam adalah Long Short-Term Memory (LSTM). Kami juga telah melamar beberapa pengklasifikasi pembelajaran mesin tradisional seperti Nave Bayes (NB) kami telah menunjukkan perbandingan kinerja untuk pembelajaran tradisional dan Deep Learning Classifier.

Key words— Spam, Ulasan spam, Deteksi ulasan spam, Deep Learning, Naïve Bayes, LSTM.

**I. PENDAHULUAN**

Internet telah menjadi bagian tak terpisahkan dari hari kita ke kehidupan sehari-hari. Dengan berkah internet, orang tidak harus keluar rumah untuk membeli sesuatu. Dewasa ini membeli produk dari online sudah menjadi hal yang biasa karena kebanyakan orang tidak punya waktu untuk menunggu dalam antrian untuk membayar. Tetapi semuanya memiliki pro dan kontra dan pembelian online memiliki kekurangannya sendiri. Karena pembeli tidak dapat menanyakan tentang produk atau menilai sebelum membeli dari online, mereka membaca ulasan dan kemudian memutuskan untuk membeli sesuatu. Untuk meningkatkan layanan dan produk - vendor, pengecer, dan penyedia layanan mengumpulkan umpan balik pelanggan dalam bentuk ulasan. Positif ulasan dapat menghasilkan keuntungan atau prestise penting untuk bisnis atau individu. Ini memberikan insentif untuk ”Spamming Opini”. Spammer mensponsori ulasan palsu untuk mempromosikan produk atau mendevaluasi layanan [1]. Secara umum ada dua jenis spam ulasan. Tipe pertama terdiri dari mereka yang sengaja menyesatkan pembaca atau sistem penambangan opini terkomputerisasi yang memberikan pendapat positif yang tidak layak untuk beberapa target produk untuk mempromosikannya dan/atau dengan memberikan atau ulasan negatif yang tidak baik untuk beberapa produk lain di untuk merusak reputasi mereka. Tipe kedua terdiri dari nonreviews yang tidak berisi opini tentang produk. Namun, ulasan yang berisi umpan balik negatif sebagai gambaran yang benar tampilan pelanggan tidak dapat diklasifikasikan sebagai spam. Jadi, untuk membuat ulasan online dapat diandalkan, itu telah menjadi masalah penting untuk membedakan ulasan spam.

**II. TINJAUAN LITERATUR**

Minqing Hu dan Bing Liu [2], mencoba menambang dan meringkas semua ulasan pelanggan tentang suatu produk. Mereka mengusulkan seperangkat teknik untuk meringkas ulasan produk berdasarkan penambangan data dan metode pemrosesan bahasa alami. Jindal dan Liu [3], mengklasifikasikan ulasan spam ke dalam tiga kategori: non-ulasan, ulasan khusus merek, dan ulasan tidak benar. Itu penulis menjalankan pengklasifikasi regresi logistik pada model yang terlatih pada ulasan duplikat atau hampir duplikat sebagai data pelatihan positif, yaitu ulasan palsu, dan ulasan lainnya yang mereka gunakan sebagai ulasan yang jujur. Penulis harus membangun dataset mereka sendiri. Li dkk. [4], menggunakan pembelajaran yang diawasi dan diberi label secara manual ulasan dirayapi dari Epinions untuk mendeteksi spam ulasan produk. Mereka juga menambahkan skor bantuan dan komentar pengguna yang terkait dengan setiap ulasan untuk model mereka. Ott dkk. [5], menghasilkan kumpulan data pertama dari opini menipu standar emas spam, menggunakan crowdsourcing melalui Amazon Mechanical Turk. Para penulis menemukan bahwa meskipun part-of-speech fitur n-gram memberikan prediksi yang cukup baik tentang apakah suatu ulasan individu palsu, pengklasifikasi benar-benar dilakukan

sedikit lebih baik ketika fitur psikolinguistik ditambahkan ke model. Shashank dkk. [6], mencoba mendeteksi spam dan ulasan palsu, dan menyaring ulasan dengan sumpah serapah, vulgar dan kata-kata makian, dengan memasukkan analisis sentimen. Istiaq dkk. [7], mengusulkan pendekatan hibrida untuk mendeteksi ulasan spam (HDRS). Pada awalnya, mereka mendeteksi ulasan duplikat dan kemudian dibuat dataset hybrid dengan bantuan active learning. Terakhir, mereka menggunakan pendekatan yang diawasi untuk mendeteksi ulasan palsu. Arsitektur CNN yang terdiri dari tugas Kategorisasi Topik dan Analisis Sentimen pada berbagai kumpulan data klasifikasi adalah dievaluasi oleh Yoon Kim [8], yang telah mencapai nilai yang sangat baik pertunjukan. Wang P. dkk. [9], memperkenalkan pengelompokan semantik dengan menambahkan lapisan tambahan dalam arsitektur CNN. Kalchbrenner dkk. [10], sebelumnya mengusulkan yang lebih kompleksArsitektur. Johnson R. dan Zhang T. [11], menggunakan representasi bagof-words yang efisien untuk input data dimana jumlah parameter untuk jaringan berkurang. Tidak ada kata yang sudah terlatih vektor seperti word2vec atau GloVe digunakan; bukan CNN adalah dilatih dari awal dan konvolusi langsung diterapkan ke vektor onehot. Zhang Y. dan Wallace B. [12], melakukan evaluasi pragmatis dengan memvariasikan parameter hiper untuk bangunan arsitektur CNN yang mencakup representasi input, nomor dan ukuran kernel, strategi penyatuan dan fungsi aktivasi dan berdasarkan efeknya, penulis menyelidiki dampaknya pada kinerja selama beberapa kali berjalan. Dari pekerjaan mereka, hasil tunjukkan bahwa max pooling berperforma lebih baik daripada rata-rata pooling konsisten, tetapi regularisasi tidak membuat perbedaan yang luas dalam tugas-tugas yang berkaitan dengan NLP. Zhao dkk. [13], disajikan meningkatkan model OpCNN empat lapis dengan mempertimbangkan bahasa Cina masalah urutan kata. Lapisan input menggunakan kalimat dengan urutan kata tertentu sebagai input. Di lapisan pooling, mereka menggunakan metode penyatuan k-max alih-alih penyatuan asli metode lapisan dan mengoptimalkan parameter model OpCNN. Lin dkk. [14], melakukan klasifikasi sentimen menggunakan keduanya RNN dan LSTM. RNN dan LSTM dijelaskan berdasarkan: masalah memori jangka pendek RNN ​​dan bagaimana LSTM dapat digunakan untuk mengatasi masalah ketergantungan jangka Panjang dengan memasukkan memori ke dalam jaringan yang memiliki potensi mempengaruhi makna dan polaritas dokumen. Xin Wang dkk. [15], mengimplementasikan jaringan LSTM untuk sentiment klasifikasi tweet atas kumpulan data positif dan negative tweet berlabel berisi 800.000 tweet dari setiap kasus. LSTM juga digunakan oleh Tang et al. [16] untuk klasifikasi sentimen. Eksperimen klasifikasi sentimen dilakukan pada empat besar kumpulan data yang terdiri dari tiga kumpulan data ulasan restoran (2013, 2014, dan 2015) dari Yelp.com dan satu set data ulasan film dikenal sebagai kumpulan data IMDB. Perbandingan kinerja menunjukkan bahwa LSTM mengungguli pengklasifikasi untuk mengklasifikasikan ulasan sebagai positif atau negatif.

Dataset

Spam Sms

- Stop word removal

-stemming

-convert to lowercase

Dataset

Stemming

TF-IDF

Stem\_word

Feature Selection

K-FOLD

SVM

Traditional Machine learning

Deep Learning

LSTM

NB

Accuracy of each classifier

Performance Comparasion

Accuracy of each classifier

\*Model yang Diusulkan untuk Deteksi Ulasan Spam

Ini adalah fase deteksi spam di mana kedua mesin tradisional pengklasifikasi pembelajaran dan pembelajaran mendalam digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan sebagai spam dan ham. Pengklasifikasi Nave Bayes (NB) diterapkan untuk mendeteksi ulasan spam atas nama tradisional teknik pembelajaran mesin. (kami telah menggunakan LSTM yang merupakan varian dari RNN) adalah teknik pembelajaran mendalam yang telah kami gunakan untuk deteksi spam. Akhirnya, kami telah membandingkan kinerja setiap pengklasifikasi untuk pembelajaran mesin tradisional dan mendalam pembelajaran dan diperoleh bahwa pengklasifikasi pembelajaran mendalam melakukan lebih baik. Algoritma untuk model yang kami usulkan dapat ditulis dalam Algoritma 1.

State Of The Art

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| peneliti | DPM |  | subjek |  |  | metode |  |
|  |  | S1 | S2 | S3 | P | K1 | K2 |
| 1 | Hoax / penipuan |  |  |  |  |  |  |
| 2 | Awal tindak kriminal |  |  |  |  |  |  |
| 3 | Berita menarik |  |  |  |  |  |  |

Subjek: Metode:

S1: Teman P: Pengembangan

S2: Tetangga K1: kuantitatif

S3: Keluarga K2: kualitatif

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | P1 |  | AD | Hasil | Rekomendasi |
| W | HK | N | TL |  |  |
|  |  |  |  | Tahap awal literasi cukup baik | Perbanyak sumber lebih banyak lagi |
|  |  |  |  | Representasi cukup baik | Pembelajaran geometr kontekstual |
|  |  |  |  | Kreativitas disain cukup rendah | Github untuk referensi kreativitaas |

P1: pengumpulan data W: Wawancara N: Neumen

AD: analisis data HK: Hasil Kerja TL: Tahap Literasi

A. Fase I: Prapemrosesan

Akuisisi Data dan Pra-pemrosesan Data dibahas dalam Fase I dari model yang kami usulkan. Penjelasan rinci dari masing-masing diantaranya dibahas di bawah ini.

1) Akuisisi Data: Ada beberapa kumpulan data yang berisi ulasan asli berkualitas baik dan juga menipu yang. Setelah menanyakan karya-karya sebelumnya berdasarkan referensi disebutkan di bagian II, kita telah belajar bahwa satu berlabel dan satu dataset tidak berlabel sebagian besar digunakan. Dataset berlabel adalahStemming. [5] dan sebagian besar dikenal sebagai kumpulan data Stemming. Di sisi lain, ulasan kehidupan nyata dari dataset Spam sms csyang tersedia untuk umum dan dapat digunakan sebagai kumpulan data yang tidak berlabel. Dataset Spam sms csv dapat ditemukan di [17]. Kami telah bekerja dengan keduanya Dataset Stemming dan Dataset Spam sms csv untuk eksperimen kami. Kita punya berlabel 1140 contoh ulasan dari Spam sms csv Dataset menggunakan giat belajar. Stemming Dataset memiliki sedikit ulasan (1139 kejadian).

2) Prapemrosesan Data: Instans berlabel dari Stemming Dataset dan instance tidak berlabel yang dikumpulkan dari Spam sms csv dan kemudian diberi label, keduanya perlu diproses sebelumnya. Preprocessing dilakukan dengan melakukan beberapa Bahasa Alami Proses (NLP) seperti 1. Tokenisasi 2. Huruf kecil Huruf bahasa Inggris 3. Penghapusan tanda baca 4. Hentikan penghapusan kata 5. Stemming

B. Tahap II: Pelabelan Data

Fase ini berkaitan dengan proses yang digunakan untuk memberi label data yang tidak berlabel. Proses ini dikenal sebagai Pembelajaran Aktif dan dibahas di bawah ini. Pembelajaran Aktif yang Dimodifikasi: DeBarr et al. [18], digunakan aktif belajar bersama dengan pengelompokan dan pengklasifikasi hutan acak untuk mendeteksi spam email. Metode pembelajaran aktif juga digunakan oleh Istiaq dkk. [19]; penulis mengusulkan model semisupervised interaktif untuk mengidentifikasi ulasan palsu, yang dievaluasi menggunakan data kehidupan nyata yang dibandingkan dengan beberapa yang canggih karya penelitian sebelumnya. Pemilihan sampel yang tidak berlabel adalah berdasarkan fungsi keputusan SVM, yaitu jarak sampel X ke hyperplane pemisah. Meskipun jaraknya antara [-1, 1], mereka menggunakan nilai absolut karena mereka membutuhkan tingkat kepercayaan diri. Enam sampel teratas dengan kepercayaan absolut rata-rata tertinggi dan juga teratas enam sampel dengan kepercayaan absolut rata-rata terendah adalah dipilih untuk pelabelan ahli oleh pelajar. Kami telah mengadopsi teknik ini untuk melatih model kita. Kami telah memodifikasi pemilihan sampel yang tidak berlabel dan alih-alih fungsi keputusan, kami memperkenalkan prediksi proba() dari SVM untuk prediksi untuk memberi label pada sampel. Awalnya, pengklasifikasi dilatih oleh 1139 ulasan berlabel diambil dari dataset stemming. 1140 tidak berlabel ulasan diambil dari Dataset Spam Sms. Dalam setiap iterasi, kita ambil 20 ulasan tanpa label, lalu pra-proses, untuk fitur pembobotan kami menggunakan TF-IDF vectorizer. Pengklasifikasi melakukan prediksi untuk setiap contoh ulasan. Selanjutnya kita hitung skor untuk setiap instance menggunakan fungsi predict proba() dari SVC penggolong. prediksi proba() akan memberikan 2 probabilitas untuk keduanya kelas Spam dan Ham. Skornya adalah selisih antara probabilitas kelas Spam dan probabilitas kelas ham. Jika skor lebih besar dari nilai ambang batas (0.20) maka kami menganggap bahwa ulasan tersebut diberi label dan kami menambahkan data yang baru diberi label dalam daftar data berlabel. Jika tidak, kita pilih maksimal 4 ulasan tanpa label di antara ulasan yang memiliki skor minimal. Sampel tidak berlabel yang dipilih adalah kemudian diberi label oleh ahlinya. Seluruh proses akan berulang sampai kami kehabisan sampel yang tidak berlabel.

C. Tahap III: Seleksi Fitur

Fase ketiga dari model yang kami usulkan adalah pemilihan fitur. Tiga teknik pemilihan fitur digunakan dalam usulan kami model seperti K-Fold, TF-IDF dan stem\_word embeddings. Pemilihan fitur untuk pengklasifikasi pembelajaran mesin tradisional adalah dilakukan dengan menggunakan nilai TF-IDF dan teknik K-Fold. TFIDF juga digunakan untuk Multi-Layer Perceptron (MLP) sedangkan Prosedur penyisipan kata stem\_word digunakan untuk fitur seleksi dalam kasus Memori Jangka Pendek Panjang (LSTM). 0029 Penyematan Kata: Penyematan Kata adalah teknik di mana kata-kata dikodekan sebagai vektor bernilai nyata dalam dimensi tinggi ruang, di mana kesamaan antara kata-kata dalam hal makna diterjemahkan menjadi kedekatan dalam ruang vektor. stem\_word adalah metode untuk membangun embedding seperti itu. Tujuan dan kegunaan stem\_word adalah mengelompokkan vektor-vektor yang sejenis kata-kata bersama-sama dalam ruang vektor. stem\_word membuat vektor yang terdistribusi representasi numerik dari fitur kata, seperti konteks kata-kata individu.

D. Fase IV: Deteksi Tinjauan Spam

Untuk mendeteksi ulasan spam, kami telah menggunakan tiga teknik pembelajaran mendalam: Multi-Layer Perceptron, Convolutional Neural Jaringan, dan Jaringan Syaraf Tiruan Jangka Pendek Jangka Panjang. Juga, tiga pengklasifikasi pembelajaran mesin tradisional seperti Naive Bayes (NB), Dukungan Vector Machine (SVM) digunakan untuk klasifikasi secara berurutan untuk membandingkan kinerja klasifikasi dengan pembelajaran mendalam pengklasifikasi.

1. Multi-Layer Perceptron (MLP): Dalam perceptron multi-layer, ada satu lapisan input dan satu lapisan output, semua lapisan di antaranya dikenal sebagai lapisan tersembunyi. Kami telah menggunakan MLP, baik untuk dataset stemming dan Spam sms csv. Pada awalnya, dataset dibagi menjadi pelatihan dan set tes. Karena multi-layer perceptron sensitif terhadap penskalaan fitur, jadi kami telah menggunakan StandardScaler bawaan untuk standardisasi. Selanjutnya, kita telah menentukan ukuran lapisan tersembunyi parameter. Kami telah menggunakan 2 lapisan, Validasi silang 5 kali lipat digunakan bersama dengan unigram, bigram dan trigram. Data pelatihan yang diproses dan diskalakan kemudian dipasang pada model. Kami telah menggunakan metode predict() model pas kami untuk mendapatkan prediksi. Terakhir, kami memiliki mengevaluasi kinerja model kami dengan menggunakan scikit-learns metrik kinerja bawaan seperti matriks kebingungan dan laporan klasifikasi.
2. Jaringan Neural Convolutional: Dalam pekerjaan kami, baik untuk Dataset Stemming dan Spam Sms, jaringan saraf convolutional digunakan dan hasil signifikan dicapai yang melebihi kinerja pengklasifikasi tradisional. Dalam kasus yang paling sederhana, keseluruhan proses LTSM dapat dijelaskan untuk satu tinjauan. Pada pertama, teks ulasan diproses sebelumnya dengan melakukan NLP teknik. Kemudian teks input direpresentasikan sebagai matriks. Setiap baris matriks adalah vektor yang mewakili sebuah kata dan vektor-vektor ini dikenal sebagai penyisipan kata (berdimensi rendah). representasi). Kami telah menggunakan stem\_word dengan dimensi 7, 10 dan 100 masing-masing yang mengindeks kata yang sesuai menjadi sebuah kosa kata. Kemudian kami melakukan konvolusi dengan menggeser filter atau kernel melalui input yang menghasilkan peta fitur. di setiap lokasi, perkalian matriks dilakukan dan hasilnya adalah diringkas ke dalam peta fitur. Untuk memperkenalkan non-linearitas, output dari konvolusi dilewatkan melalui fungsi aktivasi ReLU. Selanjutnya, untuk terus mengurangi dimensi angka parameter dan perhitungan dalam jaringan yang telah kami gunakan Max Pooling sebagai lapisan pooling yang mengurangi waktu pelatihan dan mengontrol overfitting. Seluruh proses diulang untuk beberapa kali dan akhirnya, hasil dari sebelumnya operasi diteruskan ke Lapisan Terhubung Sepenuhnya (Softmaxlayer) adalah menggunakan fitur ini untuk mengklasifikasikan data input menjadi dua kelas - spam atau ham berdasarkan dataset pelatihan.
3. Memori Jangka Pendek Panjang: Jaringan Saraf Berulang menderita memori jangka pendek karena menghilangnya gradien masalah. Jadi RNN mungkin meninggalkan informasi yang relevan dari sebelumnya jika sebuah paragraf teks diproses untuk melakukan prediksi. LSTM adalah Jaringan Saraf Berulang khusus yang dibuat untuk mengurangi masalah memori jangka pendek RNN. LSTM berfungsi seperti RNN, tetapi mereka mampu mempelajari ketergantungan jangka panjang menggunakan mekanisme yang disebut gerbang. Gerbang ini adalah operasi tensor berbeda yang dapat dipelajari informasi apa yang harus ditambahkan atau dihapus ke keadaan tersembunyi. Kita juga telah menggunakan LSTM untuk dataset Stemming dan Spam sms csv.Teks ulasan telah diproses sebelumnya menggunakan teknik NLP dan penyisipan kata dilatih menggunakan stem\_word dengan dimensi masing-masing 7, 10 dan 100. Itu ukuran lapisan tersembunyi stem\_word yang kami gunakan adalah 7, 10, 100, dan 1000. Pembelajaran awal tarif adalah 0.923. Nilai bobot awal adalah 8. Keluaran dari lapisan tersembunyi diteruskan ke LTSM feed-forward yang menggunakan Fungsi aktivasi Softmax untuk menghasilkan prediksi.
4. Pembelajaran Mesin Tradisional: Naive Bayes (NB) dan Support Vector Machine (SVM) pengklasifikasi digunakan sebagai pembelajaran mesin tradisionalteknik untuk deteksi spam untuk kedua dataset. Kita punya mencoba semua kemungkinan kombinasi dengan unigram, bigram, dan trigram dengan validasi silang 5 dan 10 kali lipat dan terdaftar yang terbaik akurasi untuk membandingkan kinerja pengklasifikasi tradisional dan pengklasifikasi pembelajaran mendalam untuk spam sms csv Dataset.

IV. HASIL & EVALUASI EKSPERIMEN

A. Kumpulan Data

1) Dataset Berlabel: Dataset berlabel yang kami gunakan diketahui sebagai Stemming Dataset yang dapat ditemukan didataset terdiri dari**:** ulasan hotel yang jujur ​​dan menipu dari nomor pelaku. Dataset ini berisi 1139 ulasan, yang bersifat berjumlah promosi 119 ,di antaranya 332 ulasan benar dan 568 ulasan menipu.

2) Kumpulan Data Tidak Berlabel: Kumpulan data tidak berlabel yang kami gunakan adalah dikenal sebagai Yelp Dataset dan dapat ditemukan di. Kami mengumpulkan 2000 contoh ulasan pertama dari kumpulan data. Setelah preprocessing, dengan menggunakan proses pembelajaran aktif berlabel instances. Dari 2000 instance, 350 instance diberi label sebagai Spam & 1650 contoh diberi label sebagai Ham.

B. Pengaturan hyper-parameter

Dalam eksperimen kami, untuk CNN & LSTM, penyisipan kata dilatih menggunakan word2vec yang memiliki ukuran kosakata 0030 30.000. Untuk mencapai kinerja yang lebih baik, kami menyetel beberapa hyper-meter untuk melatih model kami menggunakan CNN & LSTM. Kita menggunakan rasio 90:10, 80:20, 70:30 & 60:40 untuk pemisahan uji kereta dari kumpulan data kami. Tingkat pembelajaran yang digunakan adalah 0,001 dan inisial nilai bobotnya adalah 6. Kami menyetel ukuran penyematan dan menyembunyikannya ukuran lapisan hingga 50, 100 & 200. Tiga area filter dengan ukuran: 3,4 dan 5 yang digunakan, masing-masing memiliki 100 filter. Ukuran batch, jumlah epoch & nilai drop out juga disetel. Untuk MLP, 3 lapisan yang masing-masing terdiri dari 170 neuron dan 5 kali lipat validasi silang bersama dengan unigram, bigram & trigram adalah digunakan.

C. Hasil Percobaan

Kami telah membagi eksperimen kami menjadi tiga bagian. Eksperimen I berkaitan dengan hasil eksperimen LSTM atas "Set Data Stemming". Percobaan II termasuk percobaan hasil LSTM atas ”Spam sms csv Dataset”. Percobaan III memberikan hasil eksperimen Stemming dan Spam sms kumpulan data. Eksperimen IV melibatkan beberapa pengklasifikasi tradisional seperti Naive Bayes (NB), Dukungan Vector Classifier (SVC) untuk mengevaluasi kinerja dari "Set Data Spam sms csv".

1. Percobaan I: Dalam percobaan ini, kami telah menguji akurasi "Set Data Stemming" dengan nilai uji kereta yang berbeda rasio, dimensi penyematan & dimensi tersembunyi. Kita punya mencoba semua skenario yang mungkin dengan dimensi penyematan 7, 10, 100.

Result Of LSTM For Stemming Dataset

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Train and test ratio | Embendding dimention | Hidden dimention | Accuracy | Technique |
| 80:20 | 100 | 200 | 92,36% | K-Fold |
| 70:30 | 100 | 50 | 94,29% | K-Fold |

Performance Of Traditional Classifier On Spam sms csv

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |
| 10-fold | NB | Undiagram | 91,18% |
| 10-fold | SVM | Diagram | 93,41% |

Table ini menunjukkan bahwa dengan validasi silang 10 kali lipat & teknik Unigram, pengklasifikasi SVM & NB melakukan hampir mendekati berdasarkan akurasi. Pengklasifikasi SVM memberikan akurasi 93,41% sedangkan NB classifier memberikan 91,18%.

Semple pada dataset

Spam Sms csv Stemming sms csv



**references**

[1] SP. Rajamohana, Dr. K. Umamaheswari, M. Dharani, and R. Vedackshya. A survey on online review spam detection techniques. In International Conference on Innovations in Green Energy and Healthcare Technologies (IGEHT), 2017.

[2] Minqing Hu and Bing Liu. Mining and summarizing customer reviews. Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, 2004.

[3] Nitin Jindal and Bing Liu. Opinion spam and analysis. Proceedings of the 2008 International Conference on Web Search and Data Mining, pages 219-230, WSDM, 2008.

[4] Fangtao Li, Minlie Huang, Yi Yang, and Xiaoyan Zhu. Learning to identify review spam. Proceedings of the Twenty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2011.

[5] Myle Ott, Yejin Choi, Claire Cardie, and Jeffrey T. Hancock. Finding deceptive opinion spam by any stretch of the imagination. Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies - Volume 1, HLT, 2011.

[6] Shashank Kumar Chauhan, Anupam Goel, Prafull Goel, Avishkar Chauhan, and Mahendra K Gurve. Research on product review analysis and spam review detection. In 4th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN), 2017.

[7] M.N. Istiaq Ahsan, Tamzid Nahian, Abdullah All Kafi, Md. Ismail Hossain, and Faisal Muhammad Shah. An ensemble approach to detect review spam using hybrid machine learning technique. 19th International Conference on Computer and Information Technology, Dhaka, December 18-20, 2016.

[8] Yoon Kim. Convolutional neural networks for sentence classification. Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pages: 1746-1751, EMNLP, 2014.

[9] Wang P., Xu J., Xu B., Liu C., Zhang H., Wang F., and Hao H. Semantic clustering and convolutional neural network for short text categorization. Proceedings of ACL, pages 352357, 2015.

[10] Kalchbrenner N., Grefenstette E., and Blunsom P. A convolutional neural network for modelling sentences. Proceedings of ACL, pages 655665, 2014.

[11] Johnson R., and Zhang T. Effective use of word order for text categorization with convolutional neural networks. Human Language Technologies: The 2015 Annual Conference of the North American Chapter of the ACL, pages 103112, Denver, Colorado, May 31 June 5,

2015. [12] Zhang Y. and Wallace B. A sensitivity analysis of (and practitioners guide to) convolutional neural networks for sentence classification. Proceedings of the 8th International Joint Conference on Natural Language Processing, pages 253263, Taipei, Taiwan, November 27 December 1,2017. 0032

[13] S. Zhao, Z. Xu, L. Liu, and M. Guo. Towards accurate deceptive opinion spam detection based on word order-preserving CNN. Available Online: http://arxiv.org/abs/1711.09181, CoRR, vol. abs/1711.09181, 2017.

[14] Tsungnan Lin, Bill G. Horne, Peter Tino, and C. Lee Giles. Learning longterm dependencies in narx recurrent neural networks. IEEE Transactions on Neural Networks, Volume: 7, Issue: 6, Nov 1996.

[15] Xin Wang, Yuanchao Liu, Chengjie Sun, Baoxun Wang, and Xiaolong Wang. Predicting polarities of tweets by composing word embeddings with long short-term memory. Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing, Beijing, China, July 26-31, 2015.

[16] Duyu Tang, Bing Qin, and Ting Liu, Document modeling with gated recurrent neural network for sentiment classification. Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pages 14221432, Lisbon, Portugal, 17-21 September, 2015.

[17] Yelp Dataset: https://www.yelp.com/dataset

[18] DeBarr, Dave, and Harry Wechsler. Spam detection using clustering, random forests, and active learning. Sixth Conference on Email and Anti-Spam. Mountain View, California. 2009.

[19] M.N. Istiaq Ahsan, Tamzid Nahian, Abdullah All Kafi, Md. Ismail Hossain, and Faisal Muhammad Shah. Review spam detection using active learning. Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON), IEEE 7th Annual, 2016.

[20] Ott M, Cardie C, and Hancock JT. Negative deceptive opinion spam. Proceedings of NAACL-HLT 2013, pages 497501, Atlanta, Georgia, 914 June, 2013.

[21] Karami A., and Zhou B. Online review spam detection by new linguistic features. In iConference proceedings, 2015.

[22] Jiwei Li, Myle Ott, Claire Cardie, and Eduard Hovy. Towards a general rule for identifying deceptive opinion spam. Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pages 15661576, Baltimore, Maryland, USA, June 23-25, 2014.

[21] Mona, Nailul. 2020. Konsep Isolasi Dalam Jaringan Sosial Untuk Meminimalisasi Efek Contagious (Kasus Penyebaran Virus Corona Di Indonesia). Jurnal Sosial Humaniora Terapan (JSHT), 2(2), pp. 117. doi: https://doi.org/10.7454/jsht.v2i2.86.

[22] Saleh, Alfa. 2015. Implementasi Metode Klasifikasi Naive Bayes Dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga. Creative Information Technology Journal (Citec Journal), 2(3), pp. 208-216. doi: https://doi.org/10.24076/citec.2015v2i3.49.

[23] Bustami. 2013. Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Mengklasifikasi Data Nasabah Asuransi. TECHSI (Jurnal Penelitian Teknik Informatika), 3(2), pp. 127-146. doi: https://doi.org/10.29103/techsi.v5i2.154.

[24] Ridwan, M., Suyono, H., Sarosa, M. 2013. Penerapan Data Mining untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier. Jurnal EECCIS, 1 (7), pp. 59-64.

[25] Mujiasih, S. 2011. Pemanfaatan Data Mining Untuk Prakiraan Cuaca. Jurnal Meteorologi dan Geofisika, 12(2), pp. 189-195. doi: http://dx.doi.org/10.31172/jmg.v12i2.100

[26] Yunus, N. R., & Rezki, Annisa. 2020. Kebijakan Pemberlakuan Lockdown Sebagai Antisipasi Penyebaran Corona Virus Covid19. SALAM; Jurnal Sosial & Budaya Syar-i, 7(3), pp. 227-238. doi: https://doi.org/10.15408/sjsbs.v7i3.15083

[27] Purwanto, A., Pramono, R., Asbari, M., Santoso, P. B., Wijayanti, L. M., Hyun, C. C., Putri, R. S. 2020. Studi Eksploratif Dampak Pandemi COVID-19 Terhadap Proses Pembelajaran Online di Sekolah Dasar. EduPsyCouns: Journal of Education, Psychology and Counseling, 2(1), pp. 1-12.

[28] Pratiwi, R. W., & Nugroho, Y. S. 2016. Prediksi Rating Film Menggunakan Metode Naive Bayes. Jurnal Teknik Elektro, 8(2), pp. 60-63. doi: https://doi.org/10.15294/jte.v8i2.7764.

[29] Wasiati, H., & Wijayanti, D. Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Kelayakan Calon Tenaga Kerja Indonesia Menggunakan Metode Naive Bayes (Studi Kasus: Di P.T. Karyatama Mitra Sejati Yogyakarta). IJNS – Indonesian Journal on Networking and Security, 3(2), pp. 45-51. doi: http://dx.doi.org/10.1123/ijns.v3i2.154.

[30]World Health Organization. (2019). Coronavirus . Retrieved from World Health Organization: https://www.who.int/healthtopics/coronavirus

[31]Fajar, Muhammad. 2020. Estimasi Angka Reproduksi Novel Coronavirus (COVID-19) Kasus Indonesia. Retrieved from <https://www.researchgate.net/publication/340248900_ESTIMAT> ION\_OF\_COVID\_19\_REPRODUCTIVE\_NUMBER\_CASE\_OF\_INDONESIA\_Estimasi\_Angka\_Reproduksi\_Novel\_Coronavi rus\_COVID-19\_Kasus\_Indonesia. doi:10.13140/RG.2.2.32287.92328 (diakses tanggal 15 Mei 2020)

[32]https://covid19.go.id/peta-sebaran (diakses tanggal 15 Mei 2020)

[33]DR. Derwin Suhartono, S.KOM., M.T.I. 2018. Weka: Software untuk Memahami Konsep Data Mining. https://socs.binus.ac.id/2018/11/29/weka-software-untukmemahami-konsep-data-mining/. (diakses tanggal 29 November 2018)

[34]Khalimy, Muiz. 2020. Menghitung Naive Bayes dengan Excel Atribut Data Numerik. https://pengalamanedukasi.blogspot.com/2020/04/menghitung-naive-bayes-denganexcel.html (diakses tanggal 16 April 2020)

[35]Widianto, Mochammad Haldi. 2019. Algoritma Naive Bayes. <https://binus.ac.id/bandung/2019/12/algoritma-naive-bayes/>. (diakses tanggal 23 Desember 2019).

[36] National Science Board. Science and engineering and technologies indicators 2012 [Internet]. Arlington, VA: National Science Foundation; 2012 [cited 2016 May 1]. Available from: http://nsf.gov/statistics/seind12/

[37] US National Library of Medicine. Number of authors per Medline/PubMed citation [Internet]. Bethesda, MD: US National Library of Medicine [cited 2016 Jun 2]. Available from: https://www.nlm.nih.gov/bsd/authors1.html

[38] National Research Foundation of Korea. 2015 Report of research activities of university. Daejeon: National Research Foundation of Korea; 2015.

[39] King C. Single-author papers: a waning share of output, but still providing the tools for progress [Internet]. [place unknown]: ScienceWatch; 2013 [cited 2016 Jun 1]. Available from: http://sciencewatch.com/articles/single-authorpapers-waning-share-output-still-providing-tools-progress

[39] Plume A, van Weijen D. Publish or perish? The rise of the fractional author [Internet]. Amsterdam: Research Trends; 2014 [cited 2016 May 1]. Available from: http:// www.researchtrends.com/issue-38-september-2014/publish-or-perish-the-rise-of-the-fractional-author

[40] Pierro de B. Single-author papers are disappearing [Internet]. [place unknown]: Pesquisa Fapesp; 2015 [cited 2016 Aug 7]. Available form: <http://revistapesquisa.fapesp.br/> en/2015/02/27/single-author-papers-are-disappearing

[41] Beauchesne OH. Map of scientific collaboration (Redux) [Internet]. [place unknown]: Collaborative Cybernetics; 2014 [cited 2016 Jun 1]. Available from: <http://olihb.com/> 2014/08/11/map-of-scientific-collaboration-redux

[42] Bennett DM, Taylor DM. Unethical practices in authorship of scientific papers. Emerg Med (Fremantle) 2003;15:263-70. http://dx.doi.org/10.1046/j.1442-2026.2003.00432.x

[43] Wu LL, Huang MH, Chen CY. Citation patterns of the pre-web and web-prevalent environments: the moderating effects of domain knowledge. J Am Soc Inf Sci Technol 2012;63:2182-94. http://dx.doi.org/10.1002/asi.22710

[44]. Aad G; ATLAS Collaboration; CMS Collaboration. Combined measurement of the Higgs Boson Mass in pp collisions at √ s=7 and 8 TeV with the ATLAS and CMS experiments. Phys Rev Lett 2015;114:191803. <http://dx.doi>.org/10.1103/PhysRevLett.114.191803

[45]. King C. Multiauthor papers: onward and upward [Internet]. [place unknown]: ScienceWatch; 2012 [cited 2016 Jun 2]. Available from: <http://archive.sciencewatch.com/> newsletter/2012/201207/multiauthor\_papers

[46] CERN. Member states [Internet]. Geneva: CERN [cited 2016 June 2]. Available from: http://home.cern/about/member-states

[47] Smith CL. Global scientific collaboration and global problems [Internet]. San Diego, CA: Academic Executive Brief;2011 [cited 2016 June 1]. Available from: https://academicexecutives.elsevier.com/articles/global-scientific-collaboration-and-global-problems

[48] Sooryamoorthy R, Shrum W. Does the internet promote collaboration and productivity? Evidence from the scientific community in South Africa. J Comput Mediat Commun 2007;12:733-51. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1083-6101>. 2007.00347.x

[49]. Wislar JS, Flanagin A, Fontanarosa PB, Deangelis CD.

Honorary and ghost authorship in high impact biomedical journals: a cross sectional survey. BMJ 2011;343:d6128. http://dx.doi.org/10.1136/bmj.d6128.

[50]. Policy on papers’ contributors. Nature 1999;399:393. http://dx.doi.org/10.1038/20743

[52]. International Committee of Medical Journal Editor. Defining the role of authors and contributors [Internet]. [place unknown]: International Committee of Medical Journal Editor; 2016 [cited 2016 Jun 2]. Available from: <http://icmje.org/recommendations/browse/roles-and-responsibilities/defining-the-role-of-authors-and-contributors.html>

[53] John D. Byrum, Jr.. and Judith S. Rowe. "An Integrated User-Oriented System for the Documentation and Control of Machine-Readable Data Files," Library Resources and Technical Services 16 (Summer 1972): 338-346.

[54] Sue A. Dodd, "Characteristics of Machine-Readable Data Files," in Report on theconference on Cataloging and Information Services for Machine-Readable Dolo Files, Airlie House. Warrenton, Virginia, March 29-31, 1978, pp. 5-8.

[55] James C. Emery. "Hardware Technology." in Report on the Conference on Cataloging and Information Services for Machine-Readable Data Files, Airlie House, Warrenton, Virginia, March 29-31, 1978, pp. 9-18.

[56] Bymm and Rowe, P. 339.

[57] Douglas Ferguson, "Social Science Data Files, the Research Library, and the Computing Center," DrexelLibrary Quarterly 13. no. 1 (January 1977): 70-81.

[58] Eugenia Eaton, URL/PAS, private communication.

[59] Warren G. Glimpse, "Cataloging and Information Services Relating to Census Bureau Machine-Readable Files," in Report on the Conference on Cataloging and Information Services for Machine-Readable Data Files. Airlie House, Warrenton, Virginia, March 29-31, 1978, pp. 63-70.

[60] Dodd, "Characteristics," p. 6.

[61] Sue A. Dodd, private communication, November 22. 1976.

[62] Joan C. Troutman. "Standards for Cataloging of Magnetic Tape Material." Final Report on Mechanized Information Services in the University Library. Phase I: Planning, Part 4 (Los Angeles: University of California, lnstiture of Library Research, 1967).

[63] Guy Lauterback, "A Cataloguing System for Machine-Readable Data Bases" (Oregon State University, 1971).

[64] Sue A. Dodd, "Cataloging Machine-Readable Data Files-A First Step?" Drexel Library Quarterly 13, no. I (January 1977): 48-69.

[65] FinaIReportof theCotolog CodeRevision Committee. Subcommittee on Rules for Cataloging Machine-Readable Data Files. January 1976 (mimeo). p. I.

[66] Byrum and Rowe, pp. 341-345. IS. Final Report, p. 5.

[67] Ibid.. Appendix D: Mam and Added Entr~es. p. 3.

[68] Ib~d.. Appendix E: Titlc . . .; Appendix BB: Sources

[69] lbid., p. 3.

[70] Ibid.. A~~endix B: Omission of Descriptions

[71] Ibid., ~bbendix E: Edition.

[72] Jean Riddle Weihs, Shirley Lewis, and Janet Macdonald. "General Rules for Entry and Descriotive Catalo~uine." in Nonbook Materials (Canadian Librarv Association). - .~ - - ~W.

[73]. Final Report, Appendix I.

[74]. Ibid.. Appendix J.

[75]. Ibid., Appendix K.

[76]. Ibid.. Appendix L: Summary.

[77]. lbid., p. 4.

[78]. Ibid., Appendix A: Documentation and Control . . . . p. 1.

[79]. For a complete citation, see Reference 29.

[80]. Working Manual for Cataloging Machine-Readable Data Files (Chapel Hill: Social Science Data Library, University of North Carolina, 1976, mimeo), p. 3.

[81]. Dodd, "Cataloging Machine-Readable Data Files." p. 5 1.

[82]. Sue A. Dodd. "Cataloguing and Classification of Machine-Readable Data Files; A Preliminary Report on the US IASSIST Classification Cataloguing Project" (mimeo, n.d.), p. 9.

[83]. lbid., p. 7.

[84]. Sue A. Dodd. "Titles: The Emerging Priority in Bringing Bibliographic Control to Social Science Machine-Readable Data Files." IASSISTNewsletter I. no. 4 (Fall 1977): 11-18.

[85]. Sue A. Dodd. "Bibliographic References for Numeric Social Science Data Files: Suggested Guidelines," JASIS 30, no. 2 (March 1979): 77-82.

[86]. Report on the Conference on Cataloging and Information Services for Machine-Readable Data Files. Aitlie House, Warrenton, Virginia, March 29-31, 1978. pp. i-iii.

[87]. Private communication to Judith Rowe of IASSIST from Frances Hinton of ALA/RTSDKCS.

[88] Much of the information for this section was obtained in a phone conversation with Judith Rowe, Princeton University Computer Center.

[89] Dodd. "Cataloging Machine-Readable Data Files," p. 57.

[90]. Howard D. White, "Toward a National Information System for Social Science Data Files," JASIS (November 1977): 313.322.

[91]. L. Bell. "The Archival Implications of Machine-Readable Records" (Paper delivered attheeighth International Congress on Archives, Washington, D.C., September 27-October 1. 1976). p. 17.

[92]. Karsten Boye Rasmussen, "Technical Standards for Magnetic Tape Exchange between Data Organizations," IASSISTNewsletter 2, no. 3 (Summer 1978): 76-77.

[93]. Elizabeth Herman, URL/Technical Services, private communication.

[94]. White, p. 321.

[95]. Dodd. "Bibliographic References." p. 82.

[96]. Dodd. "Cataloging Machine-Readable Data Files," p. 59.

[97]. Ferguson, pp. 78-79.

[98]. Judith Rowe. private communication.

[99]. Nancy Carmichael, "Commentary on Librarians and Machine-Readable Data Files," SpecialLibrories 69, no. 8 (August 1978): 306-307.

[100]. Dodd, "Bibliographic References," p. 78.