

PENGARUH TEKNIK KLASIFIKASI PADA PESAN BENCANA BANJIR DI TWITTER DENGAN METODE MULTICLASS- SUPPORT VECTOR MACHINE

by Mera Kartika Delimayanti

Submission date: 15-Jan-2022 08:40AM (UTC+0700)

Submission ID: 1741960604

File name: 00.1570671998-SENTRINOV-FINAL-UPLOAD080920.pdf (325.66K)

Word count: 3215

Character count: 19694

PENGARUH TEKNIK KLASIFIKASI PADA PESAN BENCANA BANJIR DI TWITTER DENGAN METODE MULTICLASS- SUPPORT VECTOR MACHINE

Mera Kartika Delimayanti¹⁾, Risna Sari¹⁾, Mauldy Laya¹⁾,
M. Reza Faisal²⁾, Pahrul²⁾

¹⁾Jurusan Teknik Informatika dan Komputer, Politeknik Negeri Jakarta,
Jl. Prof GA Siwabessy Kampus UI, Depok, 16425.

²⁾Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Lambung Mangkurat,
Jl. A. Yani KM 36, Banjarbaru, 70714
E-mail: mera.kartika@tik.pnj.ac.id

Abstract

Eyewitness message classification on flood disaster on twitter aims to find out the resulting classification performance. In the classification of flood disaster messages, preprocessing data is required before the classification process is carried out. Preprocessing affects the resulting level of accuracy in the classification process. Support Vector Machine (SVM) is used as a method for classification by weighting words using Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). The data taken from Twitter is 3000 data with 1000 data each for each label. The OVO and OVA approaches have been carried out in this experiment by applying the multiclass Support Vector Machine method. Based on the experiments that have been conducted, the OVA approach with the RBF kernel provides the highest accuracy value for the classification of flood disaster messages on Twitter at 87.03% compared to previous research and methods which reached 77.87%.

Keywords: *classification, twitter, flood disaster, multiclass, support vector machine*

Abstrak

Klasifikasi pesan saksi mata pada bencana banjir di twitter bertujuan untuk mengetahui kinerja klasifikasi dihasilkan. Pada klasifikasi pesan bencana banjir dibutuhkan *preprocessing* data sebelum dilakukannya proses klasifikasi. *Preprocessing* berpengaruh terhadap tingkat akurasi yang dihasilkan pada proses klasifikasi. Support Vector Machine (SVM) digunakan sebagai metode untuk klasifikasi dengan pembobotan kata menggunakan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Data yang diambil dari twitter berjumlah 3000 data dengan masing-masing 1000 data setiap labelnya. Pendekatan OVO dan OVA telah dilakukan pada eksperimen ini dengan menerapkan metode *multiclass Support Vector Machine*. Berdasarkan eksperimen yang telah dilakukan, pendekatan OVA dengan kernel RBF memberikan nilai akurasi yang paling tinggi untuk klasifikasi pesan bencana banjir di Twitter sebesar 87.03% dibandingkan riset dan metode sebelumnya yang mencapai 77.87%.

Kata Kunci: *klasifikasi, twitter, bencana banjir, multiclass, support vector machine*

PENDAHULUAN

Bencana banjir menjadi salah satu bencana rutin tahunan, menurut Badan Nasional Penanggulangan Bencana tercatat telah terjadi 111 kejadian banjir di Indonesia sepanjang bulan Januari 2020 (BNPB, 2008). Banjir juga dapat menimbulkan dampak terhadap masyarakat misalnya pada banjir bandang, jalan, jembatan, pertanian, rumah dan mobil banyak yang hancur. Akibat dari dampak bencana banjir maka orang mencari informasi kapan dan dimana terjadinya bencana banjir tersebut. Orang akan mengetahui banjir dengan beberapa cara antara lain dengan mendengarkan berita di televisi, di koran maupun radio. Pada

beberapa kasus bencana alam, sosial media menjadi media informasi yang lebih cepat daripada banyak informasi yang bersumber dari berita seperti televisi dan radio.

Informasi dari sosial media pada twitter menjadi sumber data. Data yang diambil dari media sosial berupa tweet yang berasal dari Twitter. Data dari media sosial juga menjadi sumber informasi yang berguna untuk menanggapi bencana banjir. Pada penelitian(Wu, 2016) mengusulkan konsep baru untuk analisis media sosial yang disebut Social Sensor, desain konsep untuk mencoba mengubah konsep sensor fisik di dunia nyata ke dunia media sosial.

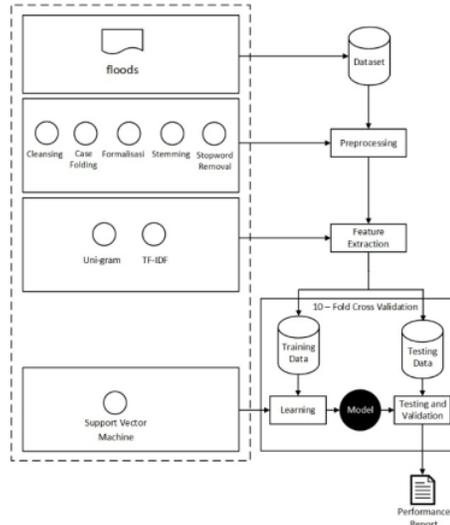
Media sosial menjadi sumber informasi yang berasal dari banyak warga lokal, para pengamat dan saksi mata. Informasi dari laporan saksi mata lebih disukai dari sumber informasi lain (misalnya orang di luar daerah bencana). Lembaga penegak hukum dan responden pertama selalu mencari tangan pertama (saksi mata) dan informasi yang dapat dipercaya. Pada penelitian Zahra (Zahra et al., 2020) dilakukan untuk memahami berbagai jenis laporan saksi mata yang terdiri dari tiga kelas (i) Saksi mata, (ii) non-saksi mata, dan (iii) Tidak tahu. Penelitian tersebut melakukan klasifikasi pesan saksi mata di twitter berdasarkan kelas yang sudah ditentukan sebanyak 3 kelas. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini adalah Support Vector Machine (SVM). Support Vector Machine (SVM) adalah suatu teknik yang baik dalam kasus klasifikasi maupun regresi (Pratama & Murfi, 2014). Pada penelitian (Luqyana et al., 2018), Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk klasifikasi sentimen pada komentar instagram, digunakan ekstraksi fitur TF-IDF dan algoritma klasifikasi Support Vector Machine (SVM). Dari pengujian tersebut didapatkan hasil akurasi tertinggi sebesar 90%. Dari berbagai referensi penelitian yang telah dilakukan, Algoritma Support Vector Machine (SVM) menjadi salah satu algoritma klasifikasi yang dapat digunakan untuk klasifikasi pesan saksi mata pada saat bencana banjir. Penelitian ini sangat berguna untuk memprediksi kejadian bencana alam dan memberikan sistem peringatan dini dari klasifikasi data dari pesan twitter khususnya untuk bencana banjir yang terjadi di Indonesia khususnya di wilayah Jabodetabek.

METODE PENELITIAN

Social Network Sensor (SNS) adalah sebuah konsep baru yang berasal dari sensor fisik. Konsep ini upaya untuk membawa konsep sensor fisik ke dunia maya melalui media sosial. Sensor fisik dalam lingkungan dunia nyata sama halnya dengan sensor sosial di media sosial, dan mereka semua menghasilkan sejumlah besar data. Sensor fisik mengukur dan menghasilkan data fisik atau kimia, seperti cahaya, panas, suhu, dan kelembaban. Sementara sensor sosial mengumpulkan data dari media sosial berupa tweet, pengguna, lokasi, dan lain-lain. Lebih khusus, contoh sensor fisik termasuk sensor luminositas, sensor suhu, dan lain-lain, sedangkan sensor sosial mungkin termasuk sensor bahasa, sensor teks dan sejenisnya(Wu, 2016). Media sosial telah terbukti memberikan dampak dalam mempercepat penyebaran kabar atau berita. Pengguna sosial media mengabarkan apa yang dilihatnya seketika setelah melihat kejadian. Hal ini membuat banyak riset yang dilakukan memanfaatkan data media sosial sebagai *Social Network Sensor* atau media sosial sebagai sensor (Christakis & Fowler, 2010)(Kryvasheyeu et al., 2015) dan pemanfaatan media sosial sebagai sensor untuk peringatan dini dan monitoring setelah terjadi bencana alam (Hernandez-Suarez, Sanchez-Perez, Toscano-Medina, Perez-Meana, Portillo-Portillo, Sanchez, et al., 2019) . Bencana alam yang dapat ditangani oleh *social network sensor* diantaranya adalah gempa, banjir, angin puting beliung dan kebakaran hutan (Zahra et al., 2020). Teknik pengolahan data dari media social sebagai sensor adalah menggunakan teknik *text mining*.

Text mining (penambangan teks) adalah penambangan yang dilakukan oleh komputer untuk mendapatkan sesuatu yang baru, sesuatu yang tidak diketahui sebelumnya atau menemukan kembali informasi yang tersirat secara implisit, yang berasal dari informasi yang diekstrak secara otomatis dari sumber-sumber data teks yang berbeda-beda(Feldman & Sanger, 2007). Text Mining berusaha mengekstrak informasi yang berguna dari sumber data melalui identifikasi dan eksplorasi pola yang menarik. Text Mining cenderung mengarah pada bidang penelitian data mining. Oleh karena itu, tidak mengherankan bahwa Text Mining dan Data Mining berada pada tingkat arsitektur yang sama (Falahah & Dwiki Adriadi Nur, 2015). Langkah-langkah penelitian seperti yang ditunjukkan dalam gambar 1 yang meliputi data preprocessing yakni berupa pembersihan data /*data cleansing*, *case folding*, formalisasi, stemming, dan stopword removal. Berikutnya adalah feature selection dan dilanjutkan dengan model data dan melakukan klasifikasi dengan algoritma SVM dengan berbagai parameter yang diujicobakan.

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah data tweets tentang bencana banjir yang diambil dari Twitter. Proses pengumpulan data tweets yang diperlukan menggunakan package Twitter Scraper yang merupakan salah satu *package* Python. Agar dapat melakukan scraping data dari Twitter. Jumlah data yang digunakan ada 3000 data. Tabel 1 menunjukkan contoh data dari dataset yang digunakan.



Gambar 1. Tahapan Proses Penelitian

Tabel 1. Contoh data pesan twitter dan label data

Text	Label
Depan rumah dh banjir. Huhu pic.twitter.com/KV1Bz2R977	Saksi mata
04.15 baru selesai... beresin banjir	Saksi mata
Takutnya banjir!!!!	Saksi mata
Semoga para korban banjir Diberikan ketabahan #WowoNangisJakartaBanjir	Non-saksi mata

Pada tahap penelitian diawali dengan *pre-processing* untuk mengubah data sesuai dengan format yang dibutuhkan. Proses ini dilakukan untuk menggali, mengolah dan mengatur informasi dan untuk menganalisis hubungan tekstual dari data terstruktur dan data tidak terstruktur (Nugroho, 2016). Tahapan dalam *pre-processing* adalah sebagai berikut :

A. Pelabelan

Pelabelan dilakukan pada data yang sudah discraping dari twitter. Data dibagi menjadi 3 kelas yaitu (i) Saksi mata, (ii) non-saksi mata, dan (iii) Tidak tahu. Pelabelan dilakukan manual dengan menggunakan karakteristik.

B. Remove Duplicate

Proses penghapusan pada data yang sama, Misalkan pada proses pengambilan data ada kesamaan data yang terambil pada proses scraping.

C. Cleansing

Cleansing merupakan proses menghapus karakter-karakter yang tidak berkontribusi pada sentiment analysis sehingga hanya menyisakan karakter alfabet. Pada proses cleansing dilakukan penghapusan username, hashtag, URL, RT, simbol/karakter seperti ("+=!&?*^~#-_), dan angka. Berikut adalah hasil cleansing data seperti di tabel 2.

Tabel 2. Hasil dari proses *Cleansing Data*

Text	Label
Depan rumah dh banjir Huhu	Saksi mata
banjir dimanaa macet dimanaa hufff	Saksi mata
Takutnya banjir	Saksi mata
Semoga para korban banjir diberikan ketabahan	Non-saksi mata

D. Case folding

Case folding bertujuan untuk mengubah setiap bentuk kata menjadi sama. Hal ini dilakukan dengan mengubah kata menjadi lower case atau huruf kecil. Hasil dari proses case folding dapat dilihat di tabel 3.

Tabel 3. Hasil dari Proses Case Folding Data

Text	Label
depan rumah dh banjir huhu	Saksi mata
banjir dimanaa macet dimanaa hufff	Saksi mata
takutnya banjir	Saksi mata
semoga para korban banjir diberikan ketabahan	Non-saksi mata

E. Formalisasi

Proses mendeteksi dan memperbaiki atau menghapus data yang rusak atau data yang tidak akurat agar dapat menambah akurasi proses klasifikasi. Untuk mengkonversi kalimat yang tidak baku, saat ini penggunaan kalimat alay atau bahasa gaul mengakibatkan penggunaan Bahasa Indonesia tidak baku. Tabel 4 menunjukkan hasil setelah dilakukan formalisasi data.

Tabel 4. Hasil dari Proses Formalisasi Data

Text	Label
depan rumah sudah banjir huhu	Saksi mata
banjir dimanaa macet dimana hufff	Saksi mata
takutnya banjir	Saksi mata
semoga para korban banjir diberikan ketabahan	Non-saksi mata

F. Stemming

Stemming bertujuan untuk mentransformasikan kata menjadi kata dasarnya (root word) dengan menghilangkan semua imbuhan kata. Tabel 5 adalah hasil stemming data.

Tabel 5. Hasil dari Proses Stemming Data

Text	Label
depan rumah sudah banjir huhu	Saksi mata
banjir dimanaa macet dimana hufff	Saksi mata
takut banjir	Saksi mata
moga para korban banjir berik ketabahan	Non-saksi mata

G. Stopword Removal

Stopword Removal merupakan proses penyaringan kata yang muncul dalam jumlah besar/umum atau kata yang tidak baku dan tidak memiliki makna (stopword). Kamus stopwords.id.stopwords.02.01.2016 di download di <https://github.com/masdevid/ID-Stopwords.git>. Sedangkan kamus stopwords 2 di buat untuk menghilangkan kata yang tidak memiliki arti misalnya "awkokkk", "hufff", "hehehee" dan "bahahahaha". Pada tabel 6 dapat dilihat contoh hasil stopwords removal menggunakan kamus 2. Hasil stopwords removal data dapat dilihat di tabel 7.

Tabel 6. Kamus Slang yang digunakan

Kamus 1	Kamus id.stopwords.02.01.2016.txt
Kamus 2	Kamus yang dibuat berdasarkan data banjir yang digunakan

Tabel 7. Hasil dari Proses Stop Removal Data

Text	Label
depan rumah sudah banjir	Saksi mata
banjir dimanaa macet dimana	Saksi mata
takut banjir	Saksi mata
moga para korban banjir berik ketabahan	Non-saksi mata

Setelah tahap pre-processing adalah tahap pembobotan TF-IDF, 10-Cross Validation and perhitungan akurasi dengan algoritma Support Vector Machine untuk multiclass dengan parameter One Versus One (OVO) dan One Versus All (OVA).

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah metode yang digunakan untuk menghitung bobot setiap kata yang telah diekstrak. Model pembobotan TF-IDF merupakan metode yang mengintegrasikan model *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF). *Term Frequency* (TF) merupakan proses untuk menghitung jumlah kemunculan term dalam satu dokumen dan *Inverse Document Frequency* (IDF) digunakan untuk menghitung term yang muncul di berbagai dokumen (komentar) yang dianggap sebagai term umum, yang dinilai tidak penting (Akbari et al., 2017). Tahapan pembobotan dengan TF-IDF adalah:

1. Hitung Term Frequency ($tf_{t,d}$)
2. Hitung Weighting Term Frequency ($Wtf_{t,d}$)
3. Hitung document frequency (df)
4. Hitung bobot Inverse Document Frequency (idf)

$$Wtf_{t,d} = \begin{cases} 1 + \log_{10} tf_{t,d} & , \text{ if } tf_{t,d} > 0 \\ 0 & , \text{ if } tf_{t,d} = 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$idf = \log_{10} \frac{N}{df} \quad (2)$$

5. Hitung nilai bobot TF-IDF

$$Wt_{t,d} = Wtf_{t,d} \times idf \quad (3)$$

Ekstraksi fitur digunakan untuk mengubah data menjadi data yang terstruktur sehingga dapat dilakukan proses text mining. Uni-gram digunakan untuk ekstraksi fitur. Uni-gram merupakan ekstraksi fitur kata tunggal, pada proses ini data akan diekstrak menjadi kata tunggal. Pada tabel 9 dapat dilihat cara kerja uni-gram untuk memisahkan setiap dokumen teks menjadi kata tunggal. Hasil ekstraksi fitur unigram dapat dilihat di tabel 8.

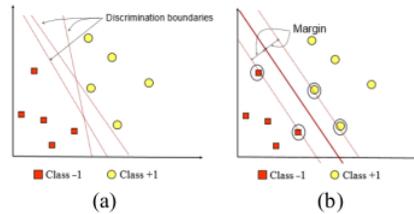
Tabel 8. Hasil dari Proses Ekstraksi Fitur Unigram

depan rumah sudah banjir	"depan", "rumah", "sudah", "banjir"
banjir dimanaa macet dimana	"banjir", "dimanaa", "macet", "dimana"
takut banjir	"takut", "banjir"
moga para korban banjir berik ketabahan	"moga", "para", "korban", "banjir", "berik", "ketabahan"

Metode Cross Validation yang berbeda tersedia dalam literatur untuk pemilihan sampel sebagai kumpulan data pelatihan. Metode k-fold cross validation membagi sampel actual menjadi k sebagai sampel yang berukuran sama. Setiap subsample diambil sebagai data validasi untuk menguji model klasifikasi dan ulangi proses sebanyak k kali. Keuntungan metode ini adalah lebih dari pengulangan sampel acak sebagai pelatihan dan validasi untuk masing-masing untuk validasi setidaknya sekali. Di sini k adalah parameter tidak tetap akan dipilih oleh pengguna (Raju et al., 2018).

Support Vector Machine (SVM) adalah suatu teknik yang baik dalam kasus klasifikasi maupun regresi. Support Vector Machine (SVM) memiliki prinsip dasar linear classifier yaitu kasus klasifikasi yang secara linier dapat dipisahkan, namun Support Vector Machine (SVM) telah dikembangkan agar dapat bekerja pada problem non-linear dengan memasukkan konsep kernel pada ruang kerja berdimensi

tinggi. Pada ruang berdimensi tinggi, akan dicari hyperplane yang dapat memaksimalkan jarak (margin) antara kelas data (Santosa, 2007).



Gambar 2. Diagram proses SVM

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah class. Gambar 1-a memperlihatkan beberapa pattern yang merupakan anggota dari dua buah class : +1 dan -1. Pattern yang tergabung pada class -1 disimbolkan dengan warna merah (kotak), sedangkan pattern pada class +1 disimbolkan dengan warna kuning (lingkaran). Problem klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis (hyperplane) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (discrimination boundaries) ditunjukkan pada gambar 2-a.

Menurut (Santosa, 2007) hyperplane klasifikasi linear Support Vector Machine (SVM) dinotasikan:

$$f(x) = w^T \cdot x + b \quad (4)$$

diperoleh persamaan:

$$[(w^T \cdot x_i) + b] \geq 1 \text{ untuk } y_i = +1 \quad (5)$$

$$[(w^T \cdot x_i) + b] \leq -1 \text{ untuk } y_i = -1 \quad (6)$$

dimana

$$w^T \cdot x + b = a^T \cdot y^T \cdot K(x_i \cdot x_j) + b \quad (7)$$

Pada awalnya Support Vector Machine (SVM) dikembangkan untuk persoalan klasifikasi dua kelas, kemudian dikembangkan kembali untuk klasifikasi multiclass (Santosa, 2007). Terdapat dua teknik multi class yang sering digunakan pada SVM yaitu One Versus One (OVO) dan One Versus All (OVA). OVO adalah teknik klasifikasi yang membandingkan satu dengan satu kelas lainnya, sedangkan OVA yaitu membandingkan satu dengan semua selain dirinya yang dianggap menjadi satu kesatuan. Pada model ini digunakan SVM OVA untuk Multi class. Pada dasarnya SVM adalah algoritma *machine learning* yang hanya mengklasifikasi dua kelas saja secara linear (Nugraha & Purnamasari, 2009). Pada penelitian ini digunakan model klasifikasi dengan package Kernlab dengan menggunakan parameter kernel Radial Basis Function (RBF). Confusion matrix merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. Pada dasarnya confusion matrix mengandung informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang seharusnya.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi pesan bencana banjir berdasarkan data tweet bencana banjir dengan menggunakan support vector machine dengan kernel Radial Basis Function (RBF). Data yang digunakan berjumlah 3000 data dengan sejumlah fitur data adalah 3230 fitur. Data yang digunakan dapat dilihat pada tabel 9.

Tabel 9. Keterangan Dataset

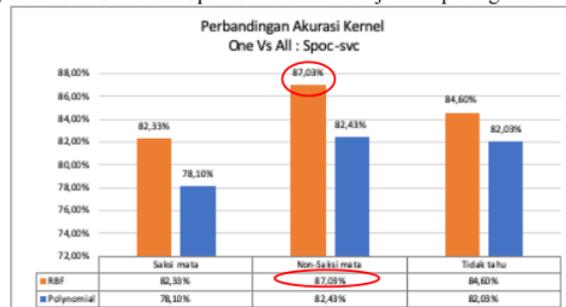
Data	Jumlah
Saksi mata	1000
Non-Saksi mata	1000
Tidak tahu	1000
Total	3000

Klasifikasi pesan untuk twitter untuk penanggulangan bencana banjir dapat diklasifikasikan dalam tiga kelas yakni saksi mata, non saksi mata dan tidak tahu. Sedangkan untuk hasil pemrosesan menggunakan algoritma SVM dengan metode One Versus One (OVO) dapat dilihat hasilnya di tabel 10 dengan nilai akurasi tertinggi mencapai 77.90% pada type Spoc-svc dengan kernel RBF.

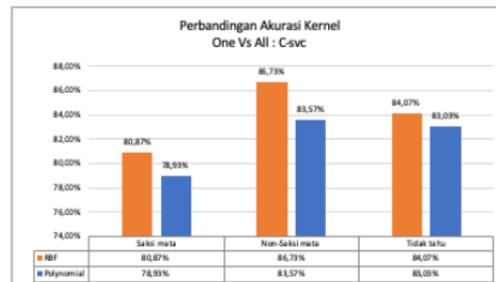
Tabel 10. Hasil Akurasi untuk metode OVO

One Versus One (OVO) : Kernlab Spoc-svc					
Label	Type	Kernel	Parameter	Akurasi	Sensitifity
Saksi mata	Spoc-svc	RBF	default	77,90%	79,40%
Non-Saksi mata					82,70%
Tidak tahu					71,60%
Saksi mata	Spoc-svc	Polynomial	default	72,77%	76,50%
Non-Saksi mata					75,30%
Tidak tahu					66,50%

Sedangkan untuk percobaan dengan algoritma SVM dan metode multiclass OVA didapatkan nilai akurasi yang lebih tinggi dengan berbagai tipe kernel dan tipe parameter yang digunakan. Perbandingan nilai akurasi kernel dengan metode OVA dan Spoc-svc adalah ditunjukkan pada gambar 3 dan 4.



Gambar 3. Perbandingan Nilai Akurasi Kernel untuk tiga class untuk type Spoc-svc



Gambar 4. Perbandingan Nilai Akurasi Kernel untuk tiga class untuk type C-svc

Terlihat dari gambar 3, nilai akurasi tertinggi adalah 87.03% untuk class non-saksi mata dengan algoritma SVM untuk metode kernel RBF dengan tipe Spoc-svc. Hal ini terlihat jelas bahwa metode multiclass OVA pada algoritma SVM dapat memperbaiki nilai akurasi dari informasi dari twitter untuk bencana banjir. Hal tersebut telah memperbaiki hasil riset sebelumnya yang mana menggunakan teknik stopword dan metode untuk dua class dengan nilai akurasi 77.87%.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil eksperimen penggunaan data media sosial twitter untuk pesan bencana banjir dapat disimpulkan bahwa pada metode multiclass SVM dengan pendekatan OVA dapat meningkatkan nilai akurasi. Nilai akurasi tertinggi mencapai 87.03% untuk klasifikasi pesan bencana banjir melalui twitter. Hal ini dapat terlihat dari class data yang digunakan dalam eksperimen ini adalah tiga class.

DAFTAR PUSTAKA

- Akbari, M., Novianty, A., & Setianingsih, C. (2017, August). *Analisis Sentimen Menggunakan Metode Learning Vector Quantization Sentiment Analysis Using Learning Vector Quantization Method*.
- BNPB. (2008). *Tanggap Tangkas Menghadapi Bencana, Pedoman Penyusunan Rencana Penanggulangan Bencana*. BNPB.
- Christakis, N. A., & Fowler, J. H. (2010). Social Network Sensors for Early Detection of Contagious Outbreaks. *PLoS ONE*, 5(9), e12948. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0012948>
- Falahah, & Dwiki Adriadi Nur, D. (2015). PENGEMBANGAN APLIKASI SENTIMENT ANALYSIS MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES (Studi Kasus Sentiment Analysis dari media Twitter). *Seminar Nasional Sistem Informasi Indonesia, November*, 2–3.
- Feldman, R., & Sanger, J. (2007). *The text mining handbook: Advanced approaches in analyzing unstructured data*. Cambridge University Press. <http://www.books24x7.com/marc.asp?bookid=23164>
- Hernandez-Suarez, A., Sanchez-Perez, G., Toscano-Medina, K., Perez-Meana, H., Portillo-Portillo, J., And Luis, V. S., & Javier Garcia Villalba, L. (2019). Using Twitter Data to Monitor Natural Disaster Social Dynamics: A Recurrent Neural Network Approach with Word Embeddings and Kernel Density Estimation. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 19(7). <https://doi.org/10.3390/s19071746>
- Hernandez-Suarez, A., Sanchez-Perez, G., Toseano-Medina, K., Perez-Meana, H., Portillo-Portillo, J., Sanchez, V., & Garcia Villalba, L. (2019). Using Twitter Data to Monitor Natural Disaster Social Dynamics: A Recurrent Neural Network Approach with Word Embeddings and Kernel Density Estimation. *Sensors*, 19(7), 1746. <https://doi.org/10.3390/s19071746>
- Kryvasheyeu, Y., Chen, H., Moro, E., Van Hentenryck, P., & Cebrian, M. (2015). Performance of Social Network Sensors during Hurricane Sandy. *PLoS ONE*, 10(2), e0117288. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0117288>
- Luqyana, W. A., Cholissodin, I., & Perdana, R. S. (2018). Analisis Sentimen Cyberbullying Pada Komentar Instagram dengan Metode Klasifikasi Support Vector Machine. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, 2(11), 4704–4713.
- Nugraha, A. S., & Pumasari, K. K. (2009). *PENERAPAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE PADA PART OF SPEECH TAG BAHASA INDONESIA*. 8.
- Nugroho, G. A. P. (2016). *ANALISIS SENTIMEN DATA TWITTER MENGGUNAKAN K-MEANS CLUSTERING*.
- Pratama, M. L., & Murfi, H. (2014). *STUDI KOMPARASI METODE MULTICLASS SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK MASALAH ANALISIS SENTIMEN PADA TWITTER*. 20.
- Raju, K. S., Murty, M. R., Rao, M. V., & Satapathy, S. C. (2018). Support Vector Machine with K-fold Cross Validation Model for Software Fault Prediction. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 118(20), 321–334.
- Santosa, B. (2007). *Data Mining: Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*.
- Wu, C.-H. (2016). SOCIAL SENSOR: AN ANALYSIS TOOL FOR SOCIAL MEDIA. *International Journal of Electronic Commerce Studies*, 7(1), 77–94. <https://doi.org/10.7903/ijecs.1411>
- Zahra, K., Imran, M., & Ostermann, F. O. (2020). Automatic identification of eyewitness messages on twitter during disasters. *Information Processing and Management*, 57(1), 102107. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2019.102107>

PENGARUH TEKNIK KLASIFIKASI PADA PESAN BENCANA BANJIR DI TWITTER DENGAN METODE MULTICLASS- SUPPORT VECTOR MACHINE

ORIGINALITY REPORT

18%

SIMILARITY INDEX

11%

INTERNET SOURCES

12%

PUBLICATIONS

6%

STUDENT PAPERS

MATCH ALL SOURCES (ONLY SELECTED SOURCE PRINTED)

2%

★ C Oganis, S Musdalifah, D Lusiyanti. "KLASIFIKASI STATUS GIZI IBU HAMIL UNTUK MENGIDENTIFIKASI BAYI BERAT LAHIR RENDAH (BBLR) MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) (STUDI KASUS DI PUSKESMAS LABUAN)", JURNAL ILMIAH MATEMATIKA DAN TERAPAN, 2017

Publication

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On

PENGARUH TEKNIK KLASIFIKASI PADA PESAN BENCANA BANJIR DI TWITTER DENGAN METODE MULTICLASS- SUPPORT VECTOR MACHINE

GRADEMARK REPORT

FINAL GRADE

/0

GENERAL COMMENTS

Instructor

PAGE 1

PAGE 2

PAGE 3

PAGE 4

PAGE 5

PAGE 6

PAGE 7

PAGE 8
