JLK Vol 2, No 2 September 2019

Sentiment Analysis Terhadap Tweet Bernada Sarkasme Berbahasa Indonesia

Lanny Septiani¹, Yuliant Sibaroni²

Fakultas Informatika, Universitas Telkom Jl Telekomunikasi No.1 Bandung

1lannyspt@students.telkomuniversity.ac.id 2yuliant@telkomuniversity.ac.id

Abstrak -- Sarkasme dapat mengubah polaritas kalimat dari positif atau negatif menjadi sebaliknya. Sementara senti-men analisis pada sosial media sudah banyak dimanfaatkan, tetapi masih jarang sekali ditemukan sentimen analisis yang mempertimbangkan pendeteksian sarkasme didalamnya. Hal ini tentu akan mempengaruhi kualitas dari hasil analisis. Percobaan mengenai sentimen analisis dengan pendeteksian sarkasme lebih sering ditemukan pada penggunaan bahasa Inggris. Oleh karena itu, dengan mengacu pada penelitian yang dilakukan pada tweet berbahasa Inggris, pada penelitian ini kami menganalisa sentimen analisis bernada sarkasme pada Tweet berbahasa Indonesia dengan menggunakan fitur interjeksi dan unigram sebagai fitur utama oendeteksi kalimat sarkasme serta membandingkan 2 metode klasifikasi yaitu Naive Bayes dan Support Vector Machine dengan kernel polinomial. Fitur interjeksi menvatakan fitur yang memuat kata-kata yang dan maksud mengungkapkan perasaan seseorang. sedangkan fitur unigram merupakan kumpulan kata tunggal yang diperoleh dari korpus secara otomatis. Hasil eksperimen menunjukkan penggunaan fitur interjeksi dan unigram sebagai pendeteksian sarkasme pada tweet berbahasa Indonesia mampu meningkatkan akurasi dengan rata-rata kenaikan akurasi lebih dari 8% untuk classifier Naive Bayes dan lebih dari 13% untuk classifier Support Vector Machine dibandingkan hanya menggunakan fitur unigram saja. Hasil lainnya adalah akurasi terbaik adalah metode Naive Bayes dengan akurasi terbaik yang diperoleh mencapai lebih dari 91.

Kata kunci— sentimen analisis, sarkasme, twitter, interjeksi, bahasa Indonesia

I. PENDAHULUAN

Di-era globalisasi ini, penggunaan sosial media semakin meningkat. Orang-orang memanfaatkan sosial media sebagai sarana penyampaian aspirasi dan pendapatnya terhadap suatu hal secara bebas di internet. Salah satu sosial media yang sering digunakan untuk beraspirasi adalah Twitter. Twitter dianggap sebagai sosial media yang mudah untuk digunakan dan sangat cepat dalam menyebarkan informasi.

Kini penggunaan Twitter tidak hanya sebatas kepentingan pribadi saja, namun sering dikaitkan erat dengan beberapa topik lainnya seperti kepentingan politik maupun bisnis. Perusahaan atau instansi terkait membutuhkan pendapat atau aspirasi dari pengguna Twitter secara umum untuk tujuan tertentu, salah satunya dengan melakukan analisis sentimen terhadap pendapat umum tersebut.

Sentimen analisis adalah riset komputasional dari opini, sentimen, dan emosi yang diberikan secara tekstual untuk menentukan apakah teks tersebut bermakna positif atau negatif. Dalam kalimat sarkasme, hal yang terjadi justru berbeda dimana kalimat sarkasme umumnya justru bermakna positif tetapi menggambarkan situasi yang sebaliknya[1]. Berdasarkan hasil penelitian dilakukan oleh Antonakaki dkk.[2] pada saat masa pemilihan presiden Amerika Serikat, tercatat 11% pengguna Twitter yang aktif dalam isu pemilihan presiden menggunakan tersebut kalimat sarkasme mengutarakan pendapatnya. Hal ini membuktikan bahwa penggunaan majas sarkasme pada sosial media Twitter sering ditemukan. Menurut Lunando dan Purwarianti [3] menyatakan bahwa kalimat sarkasme pada topik makanan, kehidupan, dan kesehatan jarang sekali ditemukan. Akan tetapi pada topik pemerintahan, merek, atau politik penggunaan kalimat sarkasme sering ditemukan. Maynard dan Greenwood dalam penelitiannya, menyatakan bahwa sarkasme digunakan oleh orang-orang karena dianggap sebagai bentuk penyampaian emosi dengan tujuan menghibur, sehingga penggunaan sarkasme terlihat tidak terlalu serius namun emosi yang ingin disampaikan tetap tersirat[4].

Menentukan sentimen pada kalimat sarkasme masih menjadi sesuatu yang sulit dilakukan dalam pemrosesan teks, bahkan oleh manusia sekalipun. Sarkasme adalah suatu majas yang dimaksudkan untuk menyindir, atau menyinggung seseorang atau sesuatu. Majas ini menggunakan kata yang terbalik dari maksudnya dan memiliki struktur penulisan yang tidak baku, sehingga sulit untuk dideteksi. Hal ini diperkuat oleh pernyataan Rajadesingan dkk. [5] bahwa salah satu karakter

penggunaan sarkasme adalah sarkasme sebagai sentimen yang saling kontras.

Adanya sarkasme pada data dalam proses analisis sentimen, dapat mengakibatkan kesalahan pada hasil klasifikasi karena ambiguitas yang dimilikinya, dan hal tersebut akan mempengaruhi hasil akurasi dan kualitas dari analisa yang dilakukan[4], [6]. Oleh karena itu, perlu dilakukan pendeteksian sarkasme pada proses analisis sentimen agar hasil akurasi lebih akurat.

Dalam penelitian ini diusulkan pendeteksian sarkasme berbasis klasifikasi teks dengan pendekatan *supervised learning*. Fitur utama yang digunakan dalam penelitian ini adalah fitur unigram dan interjeksi dengan metode *classifier* yang digunakan adalah *Naive Bayes* dan *Support vector Machine*. Fitur unigram adalah fitur yang umumnya digunakan dalam klasifikasi teks dan dapat diekstraksi secara otomatis menyesuaikan korpus data. Sedangkan fitur interjeksi sendiri merupakan fitur penting dalam proses klasifikasi kalimat sarkasme[3].

Adapun batasan masalah pada penelitian ini adalah dataset yang digunakan merupakan hasil *crawling* berdasarkan kata kunci #sarkasme untuk mempersempit ruang lingkup dataset yang digunakan, sehingga hasil analisa akan lebih maksimal. Selain itu, Polaritas hasil sentimen analisis diklasifikasikan menjadi dua kategori yaitu sarkasme dan bukan sarkasme saja.

Tujuan yang akan dicapai pada penelitian ini adalah, untuk menganalisa pengaruh fitur interjeksi dan unigram dalam klasifikasi kalimat sarkasme berbahasa Indonesia. Analisis sentimen dengan pendeteksian sarkasme pada Tweet berbahasa Indonesia masih jarang dilakukan, hal ini dikarenakan penggunaan sosial media dalam bahasa Indonesia digunakan secara tidak baku sehingga sulit untuk dianalisis. Tercatat baru beberapa penelitian yang fokus dalam bidang penelitian ini[3], [7]–[9].

Pada penelitian Bouazizi dan Ohtsuki [10], hanya dilakukan percobaan menggunakan 1 metode pengklasifikasian yaitu Naive Bayes saja dengan menggunakan 4 fitur pendeteksi sarkasme yaitu fitur sentiment-related, fitur punctuation-related, fitur syntactic & semantic dan fitur pattern. Penelitian yang yang dilakukan Bouazizi dan Ohtsuki dilakukan dalam domain bahasa Inggris.

Dalam makalah ini diusulkan penelitian pendeteksian sarkasme menggunakan untuk domain bahasa Indonesia. Classifier yang digunakan dalam penelitian ini adalah Naive Bayes dan Support Vector Machine, yaitu classifier yang sering digunakan dalam klasifikasi teks[11]–[15]. .Terdapat 2 fitur yang diusulkan untuk mengidentifikasi kalimat sarkasme yaitu unigram dan jumlah kata interjeksi. Penelitian yang diusulkan ini melengkapi penelitian sebelumnya [3], dimana dalam penelitian ini fitur interjeksi digabungkan dengan fitur unigram. Dua fitur ini digabungkan agar dapat mengidentifikasi kalimat sarkasme dengan lebih baik

sehingga berpotensi memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan penelitian klasifikasi kalimat sarkasme bahasa Indonesia lainnya.

II. RISET TERKAIT

Dalam beberapa tahun terakhir, sentimen analisis pada sosial media menarik perhatian banyak peneliti. Tetapi, seiring dengan dilakukannya penelitian ini, masih ditemukan banyak faktor yang membuat hasil analisis sentimen kurang akurat dalam pemrosesannya.

Antonakaki dkk. [2] menyatakan bahwa salah satu faktor yang menjadi tantangan dalam sentimen analisis sosial media adalah adanya penggunaan majas sarkasme pada penyampaian pendapat di sosial media. Terca-tat sebanyak 11% pengguna Twitter menggunakan bahasa sarkasme dalam menyatakan pendapatnya terkait isu pemilihan presiden Amerika Serikat saat itu. Hal ini juga dibuktikan oleh Lunando dan Purwaranti[3] bahwa penggunaan sarkasme pada topik sensitif seperti politik, merek, dan pemerintahan lebih sering ditemukan. Dari pengamatannya terhadap 100 tweet dengan topik makanan, kehidupan, dan kesehatan hanya terdapat 2 tweet yang terindikasi sarkasme. Sedangkan untuk 100 tweet bertopik pemerintahan, merek, dan politik ditemukan 18 tweet sarkasme.

Sarkasme itu sendiri merupakan topik pembelajaran dari cabang Psikologi, dan dinyatakan masih sulit untuk diidentifikasi oleh manusia karena penggunaannya yang tidak memiliki struktur yang pasti atau baku. Maynard dan Greenwood [4] mengategorikan penggunaan sarkasme dalam 3 hal, yaitu: i) Sarkasme dengan tujuan menghibur, ii) Sarkasme sebagai bentuk penyampaian kekesalan atau amarah, dan iii) Sarkasme dengan tujuan untuk menghindari memberikan jawaban yang jelas terhadap suatu pertanyaan.

Seiring dengan semakin berkembangnya penggunaan sarkasme pada sosial media, beberapa penelitian analisis sentimen dengan pendeteksian sarkasme juga mulai banyak dikembangkan.

Rajadesingan dkk.[5] melakukan penelitian terhadap penggunaan sarkasme sosial media Twitter. Menurutnya, ada 4 karakter penggunaan sarkasme yang ditemukan yaitu: i) Sarkasme sebagai sentimen yang saling kontras, ii) Sarkasme sebagai penyampaian ekspresi melalui tulisan yang kompleks, iii) Sarkasme sebagai tujuan penyampaian emosi/perasaan, dan iv) Sarkasme sebagai bentuk ekspresi yang ditulis.

Bouazizi dan Ohtsuki [10] pada penelitiannya mengusulkan 4 set ekstraksi fitur yang digunakan untuk mendeteksi sarkasme. Fitur pertama adalah fitur sentiment-relate digunakan untuk mendeteksi sarkasme

dengan bentuk ekspresi positif pada konteks negatif. Selanjutnya, fitur punctuation-relate digunakan untuk mendeteksi sarkasme dengan bentuk ekspresi wajah atau intonasi dengan nada rendah. Kemudian, fitur lexical and syntactic digunakan untuk mendeteksi sarkasme dengan bentuk kalimat yang ambigu dengan tujuan menyembunyikan maksud asli dari kalimat. Terakhir, fitur pattern-relate digunakan untuk mendeteksi pola sarkasme yang terdapat pada suatu kalimat.

III. METODE PENELITIAN

Analysis sentiment dalam penelitian ini dilakukan dengan cara melakukan klasifikasi kalimat tweet dalam kelas sarkasme atau non-sarkasme. Proses klasifikasi dilakukan dalam beberapa tahapan, yaitu pengumpulan dan pelabelan data, pre-processing, ekstraksi fitur, klasifikasi sentimen, perhitungan kinerja, dan evaluasi.

A. Pengumpulan Dan Pelabelan Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari hasil *crawling* menggunakan *Twitter Scrapper* dengan kata kunci pencarian #sarkasme. Dataset yang didapat kemudian dilabelkan dalam kelas sarkasme atau non-sarkasme. Dari hasil proses pelabelan tersebut diperoleh 3892 Tweet dimana 1945 kalimat berlabel sarkasme dan 1947 kalimat berlabel non-sarkasme. Contoh dataset tweet yang diperoleh, dapat dilihat dalam Tabel I.

TABEL I CONTOH DATASET YANG DIGUNAKAN

No	Tweet
1	RT @aispod: Eh liat langit deh! Ada awan bentuknya huruf "JAKARTA DIGOYANG"
	sama penari dangdut #sarkasme
2	Maafin aku yg dulu blm punya kamera 260 dan software FotoRus dan BeautyPlus. Percayalah aku malah lbh jelek #sarkasme
	https://twitter.com/hipwee/status/734249192273645568?y??"
3	Agresif terhadap rakyat/aktivis, tapi jinak ketika berhadapan dngn koruptor/teroris/penguasa!!!
	#FuckElitePolitik #sarkasme #MyQuote
4	Bandara Halim baiknya untuk militer & DPR aja ya pak? #sarkasme
5	Poli tikus itu semuanya sama, mereka berjanji membangun jembatan meskipun sebenernya gak ada sungai disana! #sarkasme
6	Terlalu pagi untuk bangun #sarkasme
7	
/	dengan prestasi seperti ini ada yang Masih ragu pilih ahok? #Sarkasme
	https://twitter.com/maspiyungan/status/716427382123397

8	yang namanya solidaritas itu saat teman yang lain demo, yang lainnya tetep beraktifitas #sarkasme #dilema #angkutan premium #taxi
9	Yuk bapaknya yg ngerokok ajari anaknya juga biar sama kalau emang rokok itu baik #sarkasme #nodebat http://fb.me/2FagQF1xi?y"

B. Pre-Processing

Sebelum dataset Tweet siap digunakan maka akan terlebih dahulu dilakukan *pre-processing* data. Tahap ini dilakukan agar dataset menjadi lebih bersih dan membuat data menjadi lebih efisien untuk digunakan dalam proses selanjutnya, terutama dalam proses ekstraksi fitur. Proses yang dilakukan dalam tahapan ini diantaranya: Mengkonversi semua tweet menjadi huruf kecil, Mengubah 2 spasi atau lebih menjadi 1 spasi saja, Menghapus URL pada Tweet, Menghapus simbol-simbol pada tweet, Menghapus karakter khusus pada Twitter yaitu Hashtag, Membuang kata-kata yang tidak penting (*Stopword removal*, dan mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar (*Lemmatization*). Tabel II merupakan contoh dari hasil *pre-processing* yang telah dilakukan.

TABEL III
ILUSTRASI PRE-PROCESSING YANG DILAKUKAN

Raw 1	RT @imaau: Hari ini pulang jam 3? Trs besok remed bio pagi? Ihihi hidup ini indah yaa
Pre- imaau hari pulang jam 3 besok remedial bio pagi ihihi hidup indah	
Raw 2	Muka ku semulus madu, jerawatku lucu
pre-	mula mula mada isamust lum
processed	muka mulus madu jerawat lucu
	Selamat Idul Adha Aseek lebaran sekarang seru
Raw 3	banget loh kan dikosan :
pre-	selamat idul adha aseek lebaran sekarang seru
processed	sangat kosan

C. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur yang dilakukan dalam penelitian ini adalah ekstraksi fitur unigram dan fitur interjeksi. Fitur unigram banyak digunakan penelitian tentang klasifikasi teks dan dapat beradaptasi dengan korpus yang digunakan.

Proses ekstraksi fitur unigram dilakukan dengan melakukan pemotongan token teks twitter yang menghasilkan kumpulan kata tunggal dan unik yang menyusun dataset. Hasil proses ekstraksi fitur unigram umumnya akan menghasilkan kumpulan kata dalam skala yang besar.

Interjeksi adalah kata-kata yang mengungkapkan perasaan dan maksud seseorang, misalnya 'ah' dan 'aduh', atau melambangkan tiruan bunyi, misalnya 'meong'. Bentuk ini biasanya tak dapat diberi afiks dan tidak memiliki dukungan sintaksis dengan bentuk lain.

Interjeksi juga dapat dikelompokkan berdasarkan karakteristik tertentu misalkan interjeksi kekesalan, interjeksi kekaguman dan lain-lain. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Bouazizi dan Ohtsuki [10] penggunaan kata interjeksi pada sebuah kalimat merupakan salah satu ciri dari sarkasme. Bentuk fitur kata interjeksi yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel III. Kata-kata ini diperoleh secara manual berdasarkan analisis terhadap korpus data dan informmasi lainnya secara umum.

TABEL IIIII JENIS FITUR INTERJEKSI DAN MUATAN KATA-NYA

Jenis Interjeksi	Muatan Kata
interjeksi kejijikan	bah,cih,cis,idih
interjeksi kekaguman	aduh,duh,asyik,wah,wow
interjeksi kesyukuran	syukur,untung, alhamdulillah
interjeksi harapan	mudah-mudahan, semoga
interjeksi keheranan	aduh, aih, ai, lo, duilah, eh, oh, ah
interjeksi kekagetan	astaga, astagafirullah, masyaallah, masa, alamak, gila, gile
interjeksi panggilan	hai, he, hei, eh, halo, alo
interjeksi makian	dasar, tolol

D. Klasifikasi Sentimen

Pada penelitian ini, dilakukan proses klasifikasi sentimen menggunakan 2 metode klasifikasi yang sering digunakan dalam klasifikasi teks yaitu metode *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* (SVM).

1) Naive Bayes,

Naïve Bayes merupakan metode *classifier* berbasis model peluang. Model peluang untuk proses klasifikasi atribut X dapat dilihat pada persamaan (1)

$$P(C \mid X) = \frac{P(X \mid C)P(C)}{P(X)} \tag{1}$$

Dimana, P(C|X) merupakan peluang tweet yang memiliki atribut X akan diklasifikasikan sebagai kelas C. P(C) merupakan probabilitas kelas C dalam data latih, sedangkan P(X) merupakan peluang atribut X pada seluruh data latih dan P(X|C) merupakan Peluang atribut X terjadi dalam kelas C.

Karena sebuah tweet akan memuat lebih dari 1 atribut, maka rumus Naive Bayes ini kemudian dikembangkan agar bisa digunakan untuk mengklasifikasikan suatu tweet yang memuat lebih dari 1 atribut. Model peluang Naive Bayes untuk tweet T dapat dilihat dalam persamaan 2 [12].

$$P(C \mid T = \{X_1, ..., X_n\} = p(Ci)Arg \max \prod_{i=1}^n P(X_i \mid C) \qquad (2)$$

Rumus ini diperoleh berdasarkan asumsi independensi antar atribut yang dimiliki model Naive Bayes. Dalam kasus ini, tweet T diasumsikan memiliki atribut $X_1,...,X_n$ yang saling independen.

2) Support Vector Machines

Metode ini menggunakan pembelajaran berbasis supervised learning dengan mencari hyperplane dengan margin maksimum. Tujuannya untuk mengoptimalkan hyperplane agar mampu mengklasifikasikan data secara akurat. Konsep klasifikasi dengan support vector machine adalah mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua kelas data. Support vector machine mampu bekerja pada dataset yang berdimensi tinggi dengan menggunakan kernel trik. Support vector machine hanya menggunakan beberapa titik data terpilih yang berkontribusi (Support vector) untuk membentuk model yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. Jenis kernel yang digunakan dalam penelitian ini adalah polynomial.

Ilustrasi dari model SVM untuk klasifikasi 2 kelas adalah sebagai berikut. Misalkan dua kelas -1 dan +1 diasumsikan dapat dipisahkan secara sempurna oleh *hyperplane* berdimensi *d*, yang terdefinisi pada persamaan (3)[16].

$$\overline{w}.\overline{x} + b = 0 \tag{3}$$

Sebuah data \bar{x} akan diklasifikasikan sebagai kelas -1 jika memenuhi pertidaksamaan(4), dan sebaliknya \bar{x} akan diklasifikasikan sebagai kelas +1 jika memenuhi pertidaksamaan (5).

$$\overline{w}.\overline{x} + b < 0 \tag{4}$$

$$\overline{w}.\overline{x} + b > 0 \tag{5}$$

Dalam hal ini \overline{w} w merupakan vektor bobot dan b merupakan bias. SVM akan mencari persamaan hyperplane yang akan meminimalkan error prediksi.

E. Evaluasi dan Validasi

1) Ukuran Evaluasi

Evaluasi performansi dilakukan untuk menguji hasil klasifikasi dengan mengukur nilai kebenaran dari sistem. Ukuran statistik yang digunakan untuk mengukur *nilai* kinerja sistem adalah akurasi. Akurasi adalah persentase teks yang berhasil diklasifikasikan dengan tepat oleh sistem. Akurasi diperoleh dari hasil perhitungan yang ditunjukkan pada Persamaan (6).

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FP + TF + TN} \tag{6}$$

Keterangan:

TP = *True Positive*; merupakan data positif yang terdeteksi positif

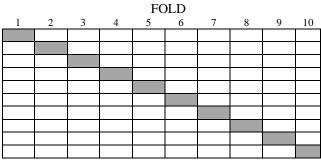
TN = *True Negative*; merupakan jumlah data negatif yang terdeteksi dengan negatif

FP = False Positive; merupakan data negatif namun terdeteksi sebagai data positif

FN = False Negative; merupakan data positif namun terdeteksi sebagai data negatif

2) Validasi

Cross-validation (CV) adalah metode statistik yang dapat digunakan untuk mengevaluasi kinerja model atau algoritma dimana data dipisahkan menjadi dua subset vaitu data training dan data testing. Model atau algoritma dilatih oleh subset pembelajaran dan divalidasi oleh subset validasi. Selanjutnya pemilihan jenis CV dapat didasarkan pada ukuran dataset. Biasanya CV K-fold digunakan karena dapat mengurangi waktu komputasi dengan tetap menjaga keakuratan estimasi. Pada penelitian ini K-fold yang digunakan adalah 10-fold, dimana data dibagi menjadi 10 bagian yang hampir sama, sehingga kita memiliki 10 subset data untuk mengevaluasi kinerja model classifier. Untuk masing-masing dari 10 subset data tersebut, CV akan menggunakan 9 fold (90%) untuk pelatihan dan 1 fold (10%) untuk pengujian seperti diilustrasikan pada Gambar 1. Bagian yang diarsir gelap, adalah bagian dataset yang digunakan sebagai data uji, sedangkan bagian yang tidak diarsir adalah sebagai data latih.



. Gambar. 1 Pembagian training set dan testing set dalam 10-cross validation

Sebagai ilustrasi pada eksperimen ke-1, menggunakan data fold ke-2,...,10 sebagai data latih dan fold-1 sebagai data uji-nya. Pada eksperimen ke-2, menggunakan data fold ke-1,3,4,...,10 sebagai data latih dan fold-2 sebagai data uji-nya. Dan terakhir pada eksperimen ke-10, menggunakan data fold ke-1,...,9 sebagai data latih dan fold-10 sebagai data uji-nya.

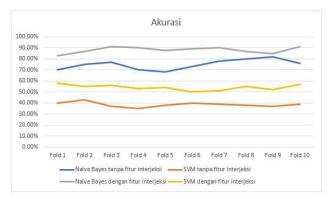
IV. EKSPERIMEN DAN ANALISIS HASIL

A. Hasil Eksperimen

Pada penelitian ini dilakukan proses pengklasifikasian dengan 2 metode *classifier* yang berbeda yaitu Naive Bayes (NB), dan SVM dengan fungsi kernel polinomial. Fitur yang diuji meliputi fitur unigram dan fitur unigram + interjeksi. Total terdapat 4 kombinasi eksperimen yang dilakukan, yaitu

- 1. NB dengan fitur unigram
- 2. NB dengan fitur unigram + interjeksi
- 3. SVM-polinomial dengan fitur unigram
- 4. SVM-polinomial dengan fitur unigram + interjeksi

Hasil dari percobaan yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat dalam Gambar 2.



Gambar. 2 Akurasi NB dan SVM untuk penggunaan fitur interjeksi dan tidak.

Gambar 2 merupakan hasil perbandingan akurasi pada proses 10-fold cross validation untuk 4 eksperimen yang dijelaskan dibagian sebelumnya. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi yang diperoleh dengan metode Naive Bayes lebih tinggi dibandingkan akurasi klasifikasi yang diperoleh dengan metode SVM. Klasifikasi Naive Bayes tanpa fitur interjeksi menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 82,49% sedangkan klasifikasi Naive Bayes dengan fitur interjeksi menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 91,39%. Akurasi klasifikasi pada metode SVM tanpa fitur interjeksi menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 43,62% sedangkan SVM dengan fitur interjeksi menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 57,91%.

Hasil lainnya yang bisa kita peroleh adalah fitur interjeksi yang digunakan dalam penelitian ini memiliki pengaruh yang positif dalam meningkatkan akurasi klasifikasi sistem. Hal ini ditunjukkan dari hasil eksperimen yang menunjukkan bahwa untuk kedua classifier yang digunakan, akurasi klasifikasi sistem keduanya mengalami kenaikan. Pada classifier NB, kenaikan akurasi terbaiknya mencapai lebih dari 8%, sedangkan pada SVM kenaikan akurasi terbaiknya mencapai lebih dari 13%.

V. KESIMPULAN

Pada penelitian ini kami telah mencoba melakukan klasifikasi kalimat sarkasme berbahasa Indonesia dengan pendekatan supervised learning dengan menggunakan 2 fitur utama yaitu unigram dan interjeksi. Salah satu yang ingin dicapai adalah untuk mengetahui pengaruh fitur interjeksi dan unigram dalam proses klasifikasi kalimat sarkasme berbahasa Indonesia dengan menggunakan 2 metode classifier yaitu Naive Bayes dan SVM dengan kernel polinomial. Selain itu, hasil lainnya yang ingin diperoleh adalah untuk menhetahui metode classifier terbaik dalam proses klasifikasi kalimat sarkasme ini.

Hasil eksperimen yang diperoleh menunjukkan bahwa fitur interjeksi dan unigram memiliki pengaruh yang positif dalam meningkatkan akurasi klasifikasi kalimat tweet bernada sarkasme berbahasa Indonesia dibandingkan hanya menggunakan fitur unigram saja.

Peningkatan akurasi yang diperoleh bervariasi untuk setiap metode *classifier* dalam setiap percobaan yang dilakukan. Peningkatan akurasi yang diperoleh dengan penggunaan fitur interjeksi dan unigram ini untuk metode *classifier Naive Bayes* mencapai lebih dari 8%, sedangkan pada metode SVM kenaikannya mencapai lebih dari 13%. Dalam klasifikasi kalimat sarkasme ini, metode Naive Bayes menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan SVM kernel polinomial. Hasil ini berbeda dengan penelitian-penelitian sentimen analisis lainnya yang umumnya kinerja yang diperoleh SVM lebih baik dibandingkan dengan Naive Bayes.

REFERENSI

- [1] E. Riloff, A. Qadir, P. Surve, L. De Silva, N. Gilbert, and R. Huang, "Sarcasm as Contrast between a Positive Sentiment and Negative Situation," no. Emnlp, 2013.
- [2] C. V. S. Despoina Antonakaki , Dimitris Spiliotopoulos, P. Pratikakis, S. Ioannidis, and P. Fragopoulou, "Social media analysis during political turbulence," e. PLoS ONE 12(10) e0186836, pp. 1–23, 2017.
- [3] Edwin Lunando and A. Purwarianti, "Indonesian social media sentiment analysis with sarcasm detection," in *International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*, 2013, pp. 195–198.
- [4] D. Maynard and M. A. Greenwood, "Who cares about sarcastic tweets? Investigating the impact of sarcasm on sentiment analysis."
- [5] A. Rajadesingan, R. Zafarani, and H. Liu, "Sarcasm Detection on Twitter: A Behavioral Modeling Approach," 2015.

- [6] F. Prawira and K. Mustofa, "Pengaruh Pendeteksian Sarkasme Terhadap Ukuran Kualitas Analisis Sentimen Pada Twitter," Universitas Gadjah Mada, 2017.
- [7] N. Monarizqa, L. E. Nugroho, and B. S. Hantono, "Penerapan Analisis Sentimen Pada Twitter Berbahasa Indonesia Sebagai Pemberi Rating," *Electron. Thesis Disertation(ETD) Gadjah Mada Univ.*, vol. 1, pp. 151–155, 2014.
- [8] A. Sianipar, "Affective Meaning, Concreteness, and Subjective Frequency Norms for Indonesian Words," no. December, 2016.
- [9] T. A. Le and D. Moeljadi, "Sentiment Analysis for Low Resource Languages: A Study on Informal Indonesian Tweets," pp. 123–131, 2016.
- [10] M. Bouazizi and T. O. Ohtsuki, "Pattern-Based Approach for Sarcasm Detection on Twitter," *IEEE Access*, vol. 4, pp. 5477– 5488, 2016.
- [11] S. Wang and C. Manning, "Baselines and Bigrams: Simple, Good Sentiment and Topic Classification," *Proc. 50th Annu. Meet. Assoc. Comput. Linguist.*, vol. 94305, no. July, pp. 90–94, 2012.
- [12] S. Wayan, Ni Saraswati, "Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machines Untuk Sentiment Analysis," Semin. Nas. Sist. Inf. Indones., pp. 2–4, 2013.
- [13] Y. Sibaroni, D. H. Widyantoro, and M. L. Khodra, "Extend relation identification in scientific papers based on supervised machine learning," in 2016 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems, ICACSIS 2016, 2017.
- [14] Y. Murakami and K. Mizuguchi, "Applying the Naïve Bayes classifier with kernel density estimation to the prediction of protein – protein interaction sites," vol. 26, no. 15, pp. 1841– 1848, 2010.
- [15] D. Park and C. Blake, "Identifying comparative claim sentences in full-text scientific articles," *Proc. 50th Annu. Meet. Assoc. Comput. Linguist.*, no. July, pp. 1–9, 2012.
- [16] M. Allahyari, E. D. Trippe, and J. B. Gutierrez, "A Brief Survey of Text Mining: Classification, Clustering and Extraction Techniques," 2017.

Korespondensi: Lanny Septiani