

## Analisis Sentimen pada Ulasan “Lazada” Berbahasa Indonesia Menggunakan BM25 dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dengan Perbaikan Kata Menggunakan *Jaro Winkler Distance*

Desy Wulandari<sup>1</sup>, Indriati<sup>2</sup>, Candra Dewi<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya  
Email: <sup>1</sup>wulandaridesy182@gmail.com, <sup>2</sup>indriati.tif@ub.ac.id, <sup>3</sup>dewi\_candra@ub.ac.id

### Abstrak

Belanja *online* adalah salah satu cara yang saat ini banyak diminati oleh masyarakat, terutama di Indonesia. Dengan belanja *online* khususnya di toko Lazada, konsumen tidak perlu menyita banyak waktu dan energi. Karena kemudahan teknologi yang saat ini sudah dapat digunakan dalam berbelanja *online*. Namun untuk mengetahui kualitas dari sebuah produk, konsumen akan melihat ulasan dari barang yang sudah terjual. Oleh karena itu dengan banyaknya konsumen yang menuliskan ulasan banyak data yang terkumpul sehingga dibutuhkan cara untuk dapat memilah sentimen positif atau negatif dengan dilakukannya perbaikan kata karena banyaknya kesalahan penulisan kata yang sering kita jumpai pada sebuah ulasan. Sehingga dibutuhkan perbaikan kata agar konsumen dapat memahami lebih jelas isi dari sebuah ulasan. Dalam penelitian ini peneliti membuat sistem dengan menggunakan metode *Jaro Winkler Distance* yang digunakan untuk memperbaiki kata kemudian dilakukan perhitungan *scoring* dengan BM25, serta klasifikasi dengan *K-Nearest Neighbor* (KNN). Berdasarkan hasil pengujian mendapatkan nilai *accuracy* terbaik sebesar 89% dengan nilai F-Measure 88% pada pengujian *k-fold* ke-2 dengan nilai  $k = 11$ . Sehingga penggunaan normalisasi kata pada data latih dan perbaikan kata pada data uji dapat meningkatkan hasil akurasi yang cukup lebih baik dibandingkan tanpa menggunakan perbaikan kata dan tanpa normalisasi data latih.

**Kata kunci:** analisis sentimen, perbaikan kata, BM25, *K-Nearest Neighbor* (K-NN), *Jaro Winkler Distance*.

### Abstract

*Online shopping is one way that is currently in great demand by the public, especially in Indonesia. By shopping online, especially at Lazada stores, consumers don't need to spend a lot of time and energy. Because of the ease of technology that can now be used in shopping online. But to find out the quality of a product, consumers will see reviews of items that have been sold. Therefore with the number of consumers who write a lot of data collected so that a way is needed to be able to sort out positive or negative sentiments by doing word repairs because of the many word writing errors that we often encounter on a review. So it needs word repairs so that consumers can understand more clearly the contents of a review. In this study the researchers made the system using the Jaro Winkler Distance method which was used to improve the word and then performed scoring calculations with BM25, as well as the classification with K-Nearest Neighbor (KNN). Based on the test results get the best accuracy value of 89% with the value of F-Measure 88% in the second k-fold test with a value of  $k = 11$ . So the use of word normalization on training data and improvement of words in the test data can increase the results of sufficient accuracy better than without using word repairs and without normalizing training data.*

**Keywords:** *Sentiment analysis, Repair Word, BM25, K-Nearest Neighbor (K-NN), Jaro Winkler Distance.*

## 1. PENDAHULUAN

Dengan berkembangnya internet di era *modern*, internet membawa dampak positif dikalangan masyarakat terutama pada proses jual

beli yang dilakukan secara *online*. Pembelian barang dapat dilakukan konsumen tanpa harus menemui penjual. Hal ini tentunya sangat memudahkan konsumen dalam melakukan belanja di toko *online* Lazada, di manapun

mereka berada. Banyak sekali toko *online* yang sekarang menjual segala kebutuhan konsumen contohnya baju, sepatu, peralatan elektronik dan lain-lain, bahkan hampir semua kebutuhan konsumen dapat dibeli secara *online*. Tentunya sebelum membeli suatu barang, konsumen harus mengetahui kualitas dari barang tersebut, salah satunya adalah ulasan konsumen dalam sebuah produk menjadi hal yang sangat penting (Febrianti, Indriati dan Widodo, 2018).

Ulasan atau komentar ini bertujuan untuk mengetahui ulasan barang yang akan dibeli oleh konsumen. Khususnya komentar di “Lazada” yang memiliki manfaat besar terhadap nilai penjualan. Bisa jadi ulasan adalah hal pertama yang dipertimbangkan oleh konsumen. Untuk mendapatkan informasi ulasan yang lebih mudah, dapat dilakukan analisis sentimen, yang dikelompokkan menjadi ulasan positif dan ulasan negatif. Pada faktanya tidak semua ulasan bisa dipahami oleh konsumen karena adanya penggunaan kata yang disingkat atau kesalahan penulisan yang dilakukan oleh konsumen, sehingga menjadi kata yang tidak baku. Contohnya seperti kata “merah” yang disingkat oleh konsumen menjadi “mrh”, kata “bagus” yang disingkat menjadi “bgs”. Maka dari itu diperlukan perbaikan kata agar mengurangi tingkat kesalahan dalam memahami ulasan atau komentar (Febrianti, Indriati dan Widodo, 2018).

Dari permasalahan yang ada diatas, banyak metode yang mendasari proses klasifikasi analisis sentimen, seperti metode *Naïve Bayes*, metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan lain-lain. Sedangkan untuk ulasan atau komentar dengan perbaikan kata dapat menggunakan metode pada *Aproximate String Matching*.

Penelitian sebelumnya dengan menggunakan BM25 mendapatkan akurasi yang cukup baik sebesar 0,83 untuk pencarian berita dengan metode BM25 (Frinta, Indriati dan Adikara 2018). Selanjutnya penelitian dengan menggunakan metode KNN pada analisis sentimen penggunaan twitter mendapatkan akurasi sebesar 67,2% (Deviyanto Akhmad, 2018). Kemudian terdapat penelitian yang mengabungkan kedua metode yaitu BM25 dan KNN dalam penelitian tersebut diharapkan hasil akurasi menjadi lebih baik namun dari hasil tersebut didapatkan *accuracy* senilai 66,5% dan *f-measure* sebesar 66,1% dari nilai *k* terbaik adalah 20, pada penelitian tersebut ulasan dari tweet perlu dilakukan normalisasi kata atau

perbaikan kata terhadap data latih agar didapatkan hasil yang lebih maksimal (Yanti, Indriati dan Adikara, 2018). Penelitian sebelumnya dengan perbaikan kata menggunakan algoritme *Jaro Winkler Distance* menunjukkan hasil *accuracy* sebesar 76% sedangkan untuk *accuracy* tanpa perbaikan kata didapatkan hasil sebesar 74%, dapat disimpulkan penggunaan metode *Jaro Winkler Distance* mampu meningkatkan hasil *accuracy* yang lebih bagus (Febrianti, Indriati dan Widodo, 2018).

Oleh karena itu dari permasalahan diatas peneliti akan membangun sistem yang berbeda dengan penelitian sebelumnya, yaitu analisis sentimen dengan menggunakan BM25, K-NN serta perbaikan kata dengan metode *Jaro Winkler Distance* dimana data latih akan dinormalisasi oleh pakar, karena metode perbaikan kata ini dapat meningkatkan hasil *accuracy* yang sudah pernah dilakukan pada penelitian sebelumnya oleh (Febrianti, Indriati dan Widodo, 2018). Diharapkan sistem ini akan mendapatkan hasil *accuracy* yang lebih baik dari beberapa penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya.

## 2. LANDASAN KEPUSTAKAAN

### 2.1 Ulasan/ Komentar

Ulasan atau komentar adalah kalimat yang berisi pendapat atau komentar dari orang lain untuk memberikan masukan atau kritikan terhadap barang ataupun karya yang dibuat oleh orang lain. Terdapat berbagai macam ucapan dan makna dalam sebuah ulasan seperti pertanyaan, pujian, masukan dan lain-lain. Peran penting ulasan terutama dalam sebuah produk adalah untuk memberikan komentar atau masukan terhadap barang yang dibeli sehingga konsumen mengetahui *review* dan respon dari konsumen yang sudah membeli barang tersebut.

### 2.2 Kesalahan Penulisan

Menurut *Kamus Besar Bahasa Indonesia* (2005) kesalahan penulisan adalah sebuah kekeliruan. Dapat di artikan bahwa penyimpangan terhadap aturan yang telah ditentukan (Nofiandari, 2015). Dengan demikian jelas bahwa kata baku dan tidak baku perlu diperhatikan dalam berbahasa Indonesia (Palupi, 2018). Pada penelitian ini kesalahan yang dimaksud adalah penggunaan singkatan atau bisa jadi bahasa alay yang kadang sulit dipahami oleh konsumen seperti kata “bagus” yang

disingkat “bgs” bisa saja orang membacanya “bagas”. Kata “zuka” yang artinya adalah suka dan juga beberapa kata ulasan yang sering ditulis secara tidak baku (Fahma, Cholissodin dan Perdana, 2018).

### 2.3 Text Pre-processing

Teks *pre-processing* merupakan langkah awal pada analisis sentimen yang meliputi proses *case folding*, *cleaning*, tokenisasi, *stopword removal* dan *stemming* (Kalra dan Aggarwal, 2017).

#### 2.3.1 Casefolding

Proses *casefolding* yaitu merubah huruf besar menjadi kecil agar teks atau dokumen didalam teks menjadi seragam dan sama.

#### 2.3.2 Cleaning

Tahap *cleaning* pada *pre-processing* yaitu sesuai artinya yang berarti membersihkan. Pada tahap ini akan dilakukan penghapusan tanda baca dan juga angka pada dokumen.

#### 2.3.3 Tokenisasi

Tahap tokenisasi yaitu melakukan penghapusan tanda baca, angka yang tidak penting, nomor halaman, dan juga tag-tag yang tidak perlu seperti yang terdapat pada *Hypertext Markup Language* (HTML) dan juga termasuk tab, enter, kecuali spasi.

#### 2.3.4 Stopword Removal

*Stopword removal* adalah proses yang juga terdapat pada *pre-processing*, dalam proses ini akan dilakukan penghapusan kata yang kurang relevan berdasarkan *stoplist* atau kata *stopword*. *Stopword* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *stopword* tala.

#### 2.3.5 Stemming

Langkah terakhir *pre-processing* adalah mengubah kata dalam sebuah dokumen yaitu dengan menghilangkan imbuhan kata dan merubahnya menjadi kata dasar.

### 2.4 Pencocokan Kata dengan Kamus Singkatan

Pada tahap ini dilakukan setelah proses *pre-processing*. Terdapat Kamus yang didalamnya berisi kata singkatan yang sering dituliskan oleh pengguna. Kamus singkatan ini bertujuan untuk mendeteksi kata baku dan tidak baku. Apabila dalam kalimat tersebut menggunakan kata tidak baku akan dilakukan

perbaikan kata dengan metode *Jaro Winkler Distance*.

### 2.5 Jaro Winkler distance

Metode perbaikan kata atau *Jaro Winkler Distance* adalah metode yang mempunyai nilai tertinggi dari yang lain, algoritme ini dipakai untuk menghitung tingkat kesamaan terhadap dua string. Apabila nilai pada algoritme *Jaro Winkler Distance* mendekati 1 maka kata tersebut akan semakin mirip dengan kata pedoman (Friendly, 2017) Dalam algoritme ini mempunyai 3 tahapan penyelesaian, diantaranya adalah :

1. Proses menghitung panjang kata.
2. Proses menghitung jumlah karakter yang memiliki kesamaan terhadap dua kata.
3. Menemukan jumlah transposisi.

### 2.6 Metode BM25

Metode BM25 merupakan perengkingan untuk menghitung kecocokan pada sebuah dokumen (Russel dan Norvig, 2010). Adapun langkah yang dilakukan adalah meliputi proses menghitung nilai *Term Frequency* (TF). Menghitung nilai *Inverse Document Frequency* (IDF) dan menghitung panjang dokumen atau term dalam dokumen tertentu (tjandra dan Widiastri, 2016) serta menghitung *score* BM25. Rumus metode BM25 dapat dilihat pada persamaan 1.

$$BM25_{dj,q1,N} = \sum_{i \in 1}^N IDF_{(qi)} \frac{TF_{(qi,dj)} \cdot (k+1)}{TF_{(qi,dj)} + k \cdot (1-b+b \cdot \frac{|dj|}{L})} \quad (1)$$

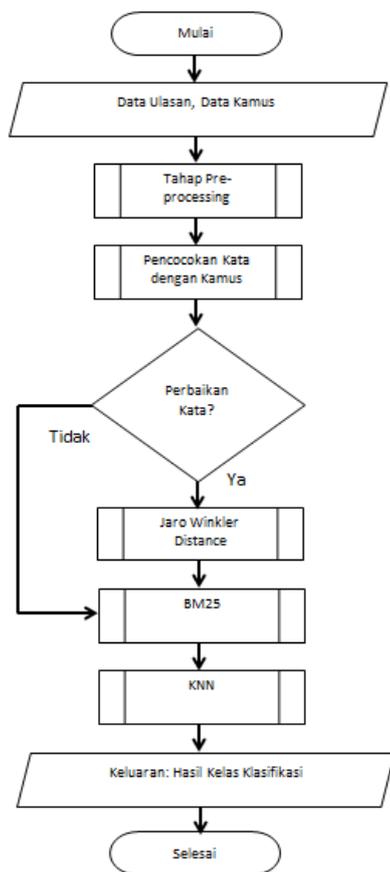
Keterangan:

- $qi$  : kata term yang dicari
- $N$  : total dokumen pada korpus
- $IDF_{(qi)}$  : nilai IDF suatu term  $qi$
- $TF_{(qi,dj)}$  : nilai TF suatu term  $qi$  pada dokumen  $dj$
- $k$  : parameter tuning yang bernilai (  $0 \leq k \leq 2$  )
- $b$  : parameter tuning yang bernilai (  $0 \leq b \leq 1$  )
- $|dj|$  : total panjang dokumen
- $L$  : nilai rata-rata panjang pada dokumen dari N dokumen

## 3. METODOLOGI

Proses algoritme analisis sentimen pada

ulasan berbahasa Indonesia dengan menggunakan BM25, KNN dan metode Jaro Winkler Distance dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Proses Algoritme

Berdasarkan Gambar 1 langkah awal adalah memasukkan data ulasan dan kamus singkatan. Selanjutnya pre-processing pada data training dan data uji sampai proses pengecekan kata dengan kamus singkatan, apabila ada kata yang tidak baku akan diperbaiki dengan metode *Jaro Winkler Distane* jika ulasan termasuk dalam kata baku maka proses akan langsung pada langkah menghitung *score* dengan metode BM25. Dan langkah terakhir adalah klasifikasi dengan KNN.

#### 4. PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pengujian pada penelitian yaitu dengan mnggunakan 500 data yang masing memiliki komponen kelas negatif 250 data dan kelas positif 250 data. Pengujian dilakukan dengan evaluasi k-fold dan pengujian nilai k dengan menggunakan confusion matrix. Manfaat dari pengujian ini dapat mengetahui seberapa baik pola data yang diuji dengan menggunakan *k-fold*

*cross validation*.

#### 4.1 Hasil Pengujian *k-fold* 1

Pengujian ini dilakukan dengan membagi 5-fold dimana tiap *fold* berjumlah 100 data, dari kelima *fold* yang ada, pengujian dilakukan dengan data latih dan data uji yang berbeda pada tiap pengujian *fold*nya.

Tabel 1. Hasil Pengujian 5-fold ke 1

Nilai k	p	r	f	a
3	0,869	0,800	0,833	0,840
7	0,894	0,840	0,866	0,870
11	0,857	0,840	0,848	0,850
20	0,849	0,900	0,874	0,870
25	0,849	0,900	0,874	0,870
30	0,846	0,880	0,863	0,860
40	0,818	0,900	0,857	0,850
50	0,837	0,820	0,828	0,830
100	0,815	0,880	0,846	0,840
150	0,717	0,860	0,782	0,760

Berdasarkan pada Tabel 1 hasil pengujian dengan nilai tertinggi pada  $k = 7$  mendapatkan *precision* sebesar 0,894, *recall* 0,840, *f-measure* 0,866 dan nilai *accuracy* 0,870. Sedangkan nilai k terendah pada  $k = 150$  dengan *precision* sebesar 0,717, *recall* 0,860, *f-measure* 0,782 dan nilai *accuracy* sebesar 0,760.

#### 4.2 Hasil Pengujian Rata-rata 5-fold

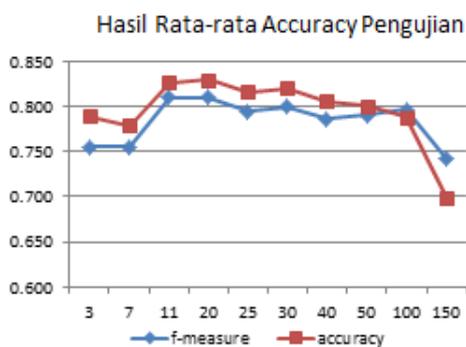
Hasil pada pengujian ini adalah nilai dari semua rata-rata 5-fold yang sudah dilakukan pengujian. Berikut adalah hasil pengujian seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Rata-rata Precision, Recall, F-measure dan Accuracy

Nilai k	p	r	f	a
3	0,849	0,696	0,755	0,789
7	0,842	0,712	0,755	0,779
11	0,875	0,776	0,810	0,826
20	0,871	0,780	0,810	0,830
25	0,861	0,768	0,794	0,816
30	0,855	0,784	0,799	0,820
40	0,832	0,782	0,787	0,806
50	0,820	0,786	0,790	0,800

100	0,753	0,859	0,796	0,788
150	0,646	0,875	0,741	0,698

Berdasarkan pada Tabel 2 hasil pengujian dengan nilai tertinggi pada  $k = 20$  mendapatkan *precision* sebesar 0,871, *recall* 0,780, *f-measure* 0,810 dan nilai akurasi 0,830. Sedangkan nilai  $k$  terendah pada  $k = 150$  dengan *precision* sebesar 0,646 dan nilai *accuracy* sebesar 0,698.



Gambar 2. Rata-rata Precision, Recall, F-measure dan Accuracy

Dari hasil nilai rata-rata setiap nilai  $k$  tidak selalu memberikan hasil yang baik, hasil yang didapatkan selalu berbeda-beda karena data training yang sudah dilakukan normalisasi kata kurang menyimpan term unik yang cukup banyak.

### 4.3 Pengujian Dengan Perbaikan Kata Dan Tanpa Perbaikan Kata

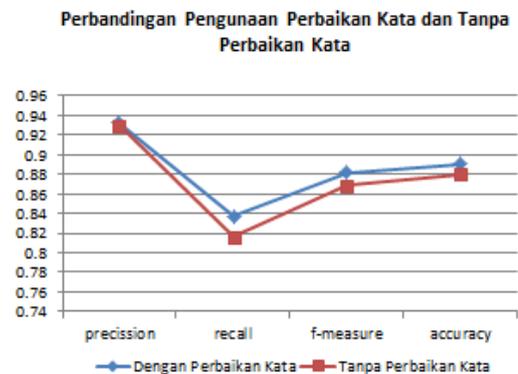
Pengujian ini dengan menggunakan nilai  $k$  terbaik pada pengujian *k-fold* ke-2 yaitu dengan nilai  $k = 11$ , yang akan digunakan untuk mengetahui hasil pengaruh dari perbaikan kata dan tanpa perbaikan kata yang akan dihasilkan oleh sistem. Berikut adalah hasil dari pengujian dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Dengan Perbaikan dan tanpa Perbaikan Kata dengan 500 Data

Pengujian	p	r	f	a
Dengan Perbaikan	0,932	0,838	0,882	0,890
Tanpa Perbaikan	0,930	0,816	0,869	0,880

Berdasarkan hasil pada Tabel 3 hasil *accuracy* tertinggi adalah dengan menggunakan perbaikan kata yang mendapatkan *precision* sebesar 0,932, *recall* 0,838, *f-measure* sebesar

0,882 dan nilai akurasi 0,890 yang berarti proses perbaikan memiliki pengaruh baik terhadap tingkat *accuracy* sistem.



Gambar 3. Hasil Pengujian Dengan Perbaikan dan tanpa Perbaikan Kata

Dapat dilihat bahwa nilai *precision*, *recall*, *f-measure* dan akurasi meningkat dibandingkan tanpa menggunakan perbaikan kata, hal ini dikarenakan perbaikan kata dapat menangani singkatan kata tidak baku menjadi kata yang baku contohnya kata “jlk” menjadi kata “jelek”. Sehingga kata singkatan dalam pengujian akan sesuai dengan data latih yang telah dinormalisasi.

### 4.4 Pengujian Dengan Perbaikan Kata Dan Tanpa Perbaikan Kata dengan Penambahan Data Uji dan Testing

Padapengujian ini dilakukan dengan menambah data sebanyak 20 data. Hal tersebut dilakukan untuk mengetahui seberapa baik penggunaan perbaikan kata terhadap penelitian analisis sentimen ini.

Tabel 4. Hasil Pengujian Dengan Perbaikan dan tanpa Perbaikan Kata dengan 700 Data

Pengujian	p	r	f	a
Dengan Perbaikan	0,641	0,100	0,781	0,720
Tanpa Perbaikan	0,597	0,902	0,719	0,640

Berdasarkan hasil pada Tabel 4 dengan menambahkan data sebanyak 200 data hasil *accuracy* tertinggi adalah dengan menggunakan perbaikan kata yang mendapatkan *precision* sebesar 0,641, *recall* 0,1, *f-measure* sebesar 0,781 dan nilai akurasi 0,720 yang berarti proses perbaikan memiliki pengaruh baik terhadap tingkat *accuracy* sistem.

#### 4.5 Pengujian Dengan Stopword dan Tanpa Stopword

Pengujian dilakukan menggunakan  $k$  terbaik pada pengujian  $k$ -fold ke-2 yaitu dengan nilai  $k = 11$ , yang akan digunakan untuk mengetahui pengaruh hasil dari penggunaan *stopword* dan tanpa penggunaan *stopword*. Berikut hasil pengujian seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian Dengan Sopword dan Tanpa Stopword

Pengujian	p	r	f	a
Dengan Perbaikan	0,931	0,837	0,881	0,890
Tanpa Perbaikan	0,931	0,837	0,881	0,890

Berdasarkan pada Tabel 5 hasil *accuracy* yang didapatkan adalah sama yaitu sebesar 0,890. Begitupun juga hasil *precision* sebesar 0,931, *recall* 0,837 dan *f-measure* 0,881 mendapatkan nilai yang sama. Dalam perbaikan kata ini berarti penggunaan *stopword* tidak mempengaruhi hasil karena data uji yang digunakan banyak term yang termasuk dalam *stopword*, contohnya kata “dlm tas”, maka kata “dlm” tersebut ada di list kata *stopword*. Hal ini dikarenakan dengan adanya perbaikan kata, sebagian kata yang diperbaiki ada dalam *stopword*. Sehingga kata tersebut akan dihilangkan dan tidak dihitung pembobotan nya pada score BM25.

#### 5. KESIMPULAN

Berdasarkan pengujian yang sudah dilakukan didapatkan kesimpulan bahwa pada nilai  $k$ , hasil yang diperoleh mengalami hasil yang tidak menentu, yang artinya bahwa nilai  $k$  memiliki pengaruh pada hasil *accuracy*, yang disebabkan oleh pola data testing dan data training yang berbeda dalam penyimpanan term unik.

Pada hasil pengujian rata-rata 5  $k$ -fold didapatkan nilai *accuracy* tertinggi sebesar 0,830 dan *f-measure* 0,810 pada nilai  $k = 20$  dengan komposisi data uji dan data latih yang berbeda. Hasil akurasi tertinggi didapatkan pada hasil pengujian  $k$ -fold ke 2 dengan nilai  $k = 11$  yang mendapatkan nilai *accuracy* sebesar 0,890 dengan *f-measure* 0,882 hasil pengujian dipengaruhi oleh penyimpanan term unik yang tidak cukup banyak sehingga hasil yang dapatkan berbeda-beda. Penggunaan perbaikan kata juga

dapat meningkatkan hasil *accuracy* menjadi 0,890 terdapat kenaikan yang tidak cukup signifikan hal tersebut karena adanya kata yang termasuk di dalam *stopword*, tetapi dengan dilakukannya penambahan data terdapat kenaikan hasil yang cukup bagus dibandingkan dengan sedikit data. Maka dari itu dengan adanya perbaikan kata pada data latih oleh pakar dan perbaikan kata terhadap data uji dengan menggunakan metode *Jaro Winkler* membuat term atau kata pada data uji akan semakin sama dengan data latih sehingga hasil didapatkan akan semakin sesuai dengan data latih atau data training.

#### 6. DAFTAR PUSTAKA

Deviyanto, A., 2018. Penerapan Analisis Sentimen Pada Pengguna Twitter Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor*.

Fahma, I.A., Cholissodin, I., dan Perdana, R. S., 2018. Identifikasi Kesalahan Penulisan Kata (Typographical Error) pada Dokumen Berbahasa Indonesia Menggunakan Metode N-gram dan Levenshtein Distance. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, [daring] 2(1), hal. 53–62. Tersedia pada: <<http://jptiik.ub.ac.id/index.php/jptiik/article/view/690>>.

Febrianti, Y.M., Indriati., dan Widodo, A. W., 2018. Analisis Sentimen Pada Ulasan “Lazada” Berbahasa Indonesia Menggunakan K-Nearest Neighbor (K-NN) Dengan Perbaikan Kata Menggunakan Jaro Winkler Distance. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, [daring] 2(10), hal. 3689–3698. Tersedia pada: <<http://jptiik.ub.ac.id/index.php/jptiik/article/view/2701>>.

Friendly., 2017. Perbaikan Metode *Jaro – Winkler Distance* untuk *Approximate String Search* Menggunakan Data Terindeks Aplikasi Multi User.

Kalra, V. dan Aggarwal, R., 2017. Importance of Text Data Preprocessing & Implementation in RapidMiner. In: *Proceedings of the First International Conference on Information Technology and Knowledge Management*. New Delhi, hal 71-75.

- Kamus Besar Bahasa Indonesia 2008. Jakarta: Pusat Bahasa.
- Nofiandari, Y., 2015. Analisis Kesalahan Ejaan Pada Skripsi Mahasiswa Prodi Bahasa Dan Sastra Indonesia Fakultas Bahasa Dan Seni Universitas Negeri Yogyakarta.
- Palupi, M. E., 2018. Kesalahan Penulisan Kata Bahasa Indonesia Pada Kain Rentang dan Papan Iklan di Tempat Umum.
- Russel, S., dan Norvig, P., 2010. *Artificial Intelligence A Modern Apporoach*. 3rd Editio ed. [daring] New Jersey: PEARSON. Tersedia pada: [www.pearsonhighered.com](http://www.pearsonhighered.com).
- Tjandra, E. dan Widiarsi, M., 2016. Sistem Repositori Tugas Akhir Mahasiswa dengan Fungsi Peringkat Okapi BM25. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, [daring] 2(2), hal.88. Tersedia pada: <http://ejournal.unair.ac.id/index.php/JI SEBI/article/view/1475>.
- Yanti, D.S.A., Indriati dan Adikara, P.P., 2018. Analisis Sentimen Tentang Kebijakan Ganjil Genap Kendaraan Bermotor di DKI Jakarta Pada Twitter Menggunakan BM25 dan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, [daring] 3(3), hal. 2626-2631. Tersedia Pada: <http://jptiik.ub.ac.id/index.php/jptiik/article/view/4764>.