
ANALISIS SENTIMEN PT TIKI JALUR NUGRAHA EKAKURIR (PT TIKI JNE) PADA MEDIA SOSIAL TWITTER MENGUNAKAN MODEL *FEED FORWARD NEURAL NETWORK*

Salma Farah Aliyah¹, Hasbi Yasin², Suparti³, Budi Warsito⁴, Tatik Widiharis⁵

^{1,2,3,4,5}Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

Email : salmafarahalياهو@gmail.com

ABSTRACT

In the 2000s until now, e-commerce systems have continued to develop throughout the world and even in Indonesia. PT Tiki Jalur Nugraha Ekakurir (PT Tiki JNE) is a freight forwarding company that provides convenience for the public in carrying out online shopping activities, and shipping other goods. The large volume of shipments makes PT Tiki JNE have several problems in service that have led to several kinds of responses from users. Sentiment analysis on Twitter social media can be an option to see how PT Tiki JNE's users respond to services that have been provided. These responses are classified into positive sentiments and negative sentiments. In this research data processing is performed using text mining as the initial source of numerical data from document data which will later be classified using the Artificial Neural Network model with the Resilient Backpropagation algorithm. Data labeling is done manually and sentiment scoring. The test results show that the best model obtained is FFNN 867-7-1 by using the evaluation model 10-Fold Cross Validation to get an overall accuracy performance of 80.27%, kappa accuracy of 39.13%, precision of 69.04%, recall of 70.56%, and f-measure of 69.8% which can be interpreted that the model used is quite good. Analysis of the results using wordcloud shows the tendency of opinion sentiment categories depending on the words used in the tweet.

Keywords: PT Tiki Jalur Nugraha Ekakurir, Twitter, Text Mining, Artificial Neural Network, Resilient Backpropagation

PENDAHULUAN

PT Tiki Jalur Nugraha Ekakurir atau sebagai PT Tiki JNE adalah salah satu perusahaan jasa pengiriman barang terbesar di Indonesia saat ini. Lebih dari 150 lokasi PT Tiki JNE telah terhubung dengan sistem komunikasi *online*, dikawal oleh sistem dan akses situs informasi yang efektif serta efisien bagi konsumen dalam upaya mengetahui status terkini pengiriman paket atau dokumen [11].

Twitter merupakan salah satu media sosial yang digunakan oleh masyarakat di Indonesia maupun di berbagai negara

lainnya. Sekitar 73% sampai dengan 87% pengguna internet yang membaca *review* secara *online* menyatakan bahwa *review* mempengaruhi mereka dalam membeli suatu produk ataupun penggunaan jasa. 81% dari pengguna internet telah melakukan riset terhadap suatu produk setidaknya sekali [10]. Berdasarkan pernyataan sebelumnya, penulis ingin meneliti bagaimana respon pengguna PT Tiki JNE terhadap pelayanannya dengan menganalisis *tweet* pengguna PT Tiki JNE di media sosial Twitter. Analisis sentimen pada media sosial Twitter menjadi pilihan penulis untuk melihat bagaimana respon

konsumen yang menggunakan PT Tiki JNE terhadap pelayanan yang sudah diberikan.

Pada penelitian ini akan diklasifikasikan respon pengguna PT Tiki JNE ke dalam dua sentimen, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. Untuk melakukan analisis sentimen dapat menggunakan metode klasifikasi. Terdapat beberapa metode klasifikasi yang banyak digunakan, salah satunya adalah *Artificial Neural Network* (ANN). ANN mempunyai kelebihan dalam hal kemampuan untuk generalisasi, yang bergantung pada seberapa baik ANN meminimalkan resiko empiris dan dapat diterapkan pada yang jumlahnya besar [3]. Salah satu metode pada ANN adalah *Backpropagation*, yang merupakan salah satu metode pada jenis jaringan *multi layer*. [4].

Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan studi fokus komputasi untuk mengekspresikan sikap, opini, pendapat, emosi, subjektivitas, pandangan dan penilaian seseorang yang dilihat terhadap apa yang ditulis [8]. Analisis sentimen akan mengelompokkan polaritas dari teks yang ada dalam kalimat atau dokumen untuk mengetahui pendapat yang dikemukakan dalam kalimat atau dokumen tersebut apakah bersifat positif, negatif atau netral [10].

Text Mining

Text mining merupakan terapan dari konsep *data mining* yang data pengolahannya berbentuk dalam teks. *Text mining* bertujuan untuk menemukan informasi yang tidak diketahui, sesuatu yang belum diketahui dan belum dapat ditulis [6].

Text Preprocessing

Text preprocessing adalah tahap awal pada operasi *knowledge discovery* dari sistem text mining yang meliputi dari beberapa proses yang diadaptasi dari pengambilan informasi dan ekstraksi

informasi yang mengubah format mentah, tidak terstruktur, dan memiliki format asli menjadi terstruktur dan dapat diolah pada tahapan berikutnya [5]. *Pre-processing* yang akan dilakukan adalah sebagai berikut: *Case folding*, *Removing* (*remove URL*, *unescape HTML*, *remove mention*, *remove number*, *remove punctuation*, *remove emoticon*, *Strip White Space*), dan normalisasi kalimat.

Sentiment Scoring

Pada *sentiment scoring* terdapat *input* kamus sentiment, *input boosterwords* dan *input* kata negasi. Kamus sentimen berisi kumpulan kata yang telah diberi bobot dengan kekuatan sentimen 1 sampai dengan 5 (memiliki sentimen positif), dan -1 sampai dengan -5 (memiliki sentimen negatif) [14].

Pembobotan Data

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah metode yang digunakan untuk menghitung bobot setiap kata yang telah dianalisis. Model pembobotan TF-IDF merupakan metode yang mengintegrasikan model *term frequency* (TF) dan *inverse document frequency* (IDF) [9].

Artificial Neural Network (ANN)

Artificial Neural Network atau Jaringan Syaraf Tiruan adalah suatu sistem yang memiliki kemiripan dengan jaringan syaraf makhluk hidup dalam memproses informasi.

Backpropagation

Backpropagation merupakan salah satu metode pada jenis jaringan *multi layer* yang melatih jaringan agar seimbang antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa (tetapi tidak sama) dengan pola yang dipakai selama pelatihan. Metode ini mampu menangani pola-pola kompleks untuk mendapatkan model yang optimal [4].

Resilient Backpropagation

Algoritma *Resilient Backpropagation* atau Rprop merupakan hasil pengembangan dari algoritma *backpropagation*. Perubahan bobot pada *backpropagation* dipengaruhi oleh *learning rate* (laju pembelajaran) dan tergantung dari kemiringan kurva error ($\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$). Semakin kecil *learning rate* maka proses pembelajaran semakin lama, sedangkan semakin besar *learning rate* maka nilai bobot akan jauh dari bobot minimum [2]. Masalah tersebut dapat diatasi dalam Rprop dengan cara membagi arah dan perubahan bobot menjadi dua bagian berbeda. Algoritma ini menggunakan tanda (positif atau negatif) dari gradient untuk menunjukkan arah penyesuaian bobot. Sedangkan ukuran perubahan bobot ditentukan dengan nilai pengesuaian (Δ_0) [12].

Evaluasi sistem diperlukan untuk suatu proses klasifikasi atau prediksi. Sebuah sistem klasifikasi harus dinilai performanya agar dapat mengukur tingkat akurasi dari prediksi klasifikasi yang dihasilkan. Akurasi merupakan bagian penting pada akhir suatu pengolahan untuk mendapatkan jangkauan yang mendekati keadaan yang sebenarnya. Nilai akurasi biasanya muncul bersamaan dengan presisi sebagai penguatan bahwa keadaan suatu model yang didapatkan menggambarkan keseragaman [7].

METODOLOGI PENELITIAN

Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan merupakan data kualitatif berupa *tweets* dari pengguna media sosial Twitter. *Extracting tweets* dilakukan pada tanggal 25 Maret 2020 dengan kata kunci “JNE” dan kategori *tweets* berbahasa Indonesia sebanyak 5.000 *tweets*. Data yang diperoleh merupakan respon tentang JNE pada tanggal 18-25 Maret 2020. Data hasil

extracting tweets tersebut dilakukan deteksi duplikat sehingga menjadi 4.030 *tweets*. Dari 4.030 *tweets* tersebut dipilih 1.500 *tweets* terbaru yang akan digunakan pada penelitian ini. Data 1.500 *tweets* tersebut merupakan respon tentang JNE pada tanggal 22-25 Maret 2020.

Teknik Pengolahan Data

Analisis data pada penelitian ini dilakukan dengan bantuan *software* RStudio 1.2.5033 dan Microsoft Excel 2016. Adapun langkah-langkah analisis yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. *Extracting tweets*: mengambil 5.000 *tweets* di media sosial Twitter dengan ketentuan *tweets* berbahasa Indonesia serta menghilangkan data duplikat hasil dari *retweet* maupun *like*. Kemudian dipilih 1500 *tweets* terbaru untuk proses klasifikasi.
2. *Pre-Processing* data: Sebelum digunakan perlu melakukan *pre-processing* pada data. *Pre-processing* yang dilakukan antara lain adalah *case folding*, *remove URL*, *unescape HTML*, *remove mention*, *remove number*, *remove punctuation*, *remove emoticon*, *strip white space*, dan normalisasi kalimat.
3. Pelabelan data dengan *sentiment scoring* dan manual: melakukan pelabelan data menjadi label positif atau negatif dengan menggunakan *sentiment scoring* dan secara manual.
4. *Feature selection*: *stopwords removal* dan *tokenizing*.
5. Pembobotan dokumen dengan TF-IDF.
6. Membangun model *Feed Forward Neural Network* menggunakan algoritma *Resilient Backpropagation* dengan langkah-langkah menggunakan empat tahapan pokok yaitu inisialisasi bobot, *feedforward*, *backpropagation*, dan penyesuaian bobot.

7. Menghitung evaluasi model klasifikasi berdasarkan *K-Fold Cross Validation* dan *Confusion Matrix*.
8. Pemilihan model terbaik dengan melihat tingkat akurasi berdasarkan *Confusion Matrix*
9. Visualisasi hasil data menggunakan *wordcloud*.

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Extracting Tweets

Dilakukan *Extracting tweets* bertujuan untuk mengumpulkan data teks dari aplikasi Twitter dengan menggunakan Twitter API. Untuk melakukan *extracting tweets* dibutuhkan empat kode akses, yaitu *API Key*, *API Secret*, *Access Token*, and *Access Token Secret*. Kode-kode tersebut diperoleh setelah mendaftarkan akun Twitter pada <https://developer.twitter.com/en/apps>.

Pre-Processing Data

Proses ini merupakan tahap pengambilan data dan ekstraksi data yang mengubah format asli dan tidak terstruktur menjadi terstruktur agar dapat diolah untuk tahapan berikutnya.

Case Folding

Case folding adalah tahapan mengubah semua huruf besar atau kapital pada data *twitter* menjadi huruf kecil semua (*lowercase*).

Removing

Removing dilakukan dengan maksud menghapus semua karakter pada data *twitter* karena karakter dan tanda baca tersebut tidak dibutuhkan dan dapat mengganggu nilai *term* pada saat proses klasifikasi.

1. *Remove URL*

Remove URL akan menghapus *link URL* (*Uniform Resource Locator*) yang terdapat pada data *twitter*. *Link URL* biasanya mengandung kata "<http://>".

2. *Unescape HTML*

Unescape HTML akan menghapus *file HTML* dan menghapus jejak

karakter yang dianggap sebagai *markup language*..

3. *Remove Mention*

Remove Mention akan menghilangkan kata yang mengandung simbol "@" pada bagian depan sebelum subjek yang berarti menyebutkan *username* pengguna *twitter* lain.

4. *Remove Number*

Remove number akan menghapus angka yang terdapat pada data *twitter* karena angka tidak menunjukkan suatu perasaan.

5. *Remove punctuation*

Remove punctuation akan menghapus tanda baca yang ada pada data *twitter*. Karena penelitian ini hanya mengklasifikasikan data teks, maka selain karakter alphabet akan dihapus dari data *twitter*.

6. *Remove Emoticon*

Remove emoticon akan menghapus *emoticon*. Karena *emoticon* yang terbaca pada dokumen tersusun dari tanda baca, maka *emoticon* sudah otomatis terhapus saat *remove punctuation*.

7. *Strip White Space*

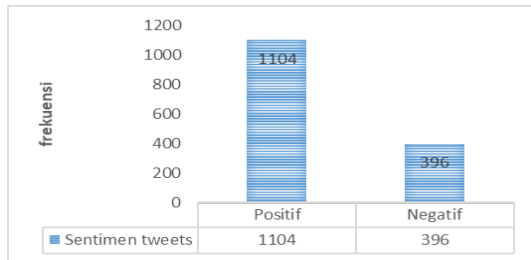
Strip White Space akan menghapus spasi yang berlebih pada data *twitter*.

8. Normalisasi Kalimat

Data *twitter* yang digunakan pada penelitian ini terdapat banyak kata-kata bahasa Indonesia yang tidak baku, kesalahan ketik, singkatan, bahasa lokal maupun bahasa gaul yang bermacam-macam. Kamus normalisasi kalimat dibuat secara manual di *notepad* sebanyak 1798 kata.

Pelabelan Data Secara Manual

Berdasarkan hasil *crawling* 1500 *tweets* teratas yang membicarakan JNE diperoleh sentimen positif sebanyak 1104 *tweets* dan sentimen negatif sebanyak 396 *tweets*.



Gambar 1. Histogram Pelabelan Data Secara Manual

Sentimen negatif yang diberikan oleh pengguna terhadap JNE adalah mengenai kekecewaan terhadap pelayanan JNE yang merugikan pengguna seperti barang atau paket yang dikirimkan hilang, belum sampai, atau rusak. Dilihat dari banyaknya pengguna yang memberikan sentimen positif terhadap JNE, menunjukkan bahwa JNE telah mampu memuaskan pengguna dalam pelayanan-pelayanan yang telah diberikan.

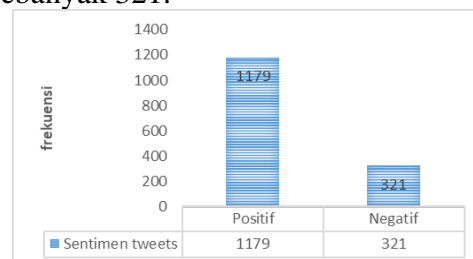
Pelabelan Data dengan *Sentiment Scoring*

Pelabelan data dengan *sentiment scoring* menggunakan tiga kamus yang disimpan dalam *notepad* yaitu kamus sentimen, *boosterwords*, dan negasi. Berdasarkan ketiga kamus tersebut, setiap *tweets* yang ada pada dokumen teks dihitung skornya dengan cara menjumlahkannya dengan ketentuan sebagai berikut:

1. Setiap kata pada *tweets* yang terdapat pada kamus sentimen akan mendapat skor sesuai dengan yang ada pada kamus sentimen, jika kata tersebut tidak terdapat pada kamus sentimen akan mendapat skor 0.
2. Setiap kata pada *tweets* yang terdapat kata negasi pada kata sebelumnya akan mendapatkan skor yang berlawanan pada kamus sentimen. Contoh: kata “lengkap” pada suatu *tweets* akan mendapat skor +4, jika sebelum kata “lengkap” terdapat kata negasi “tidak” maka skor yang diperoleh adalah -4.

3. Jika suatu kata yang terdapat pada kamus sentimen bernilai > 0 yang diikuti kata *boosterwords* pada kata sebelumnya atau kata sesudahnya, maka skor kata sentimen ditambah skor kata *boosterwords*. Contoh: kata “kurang sopan” pada suatu *tweets*. Kata “sopan” akan mendapat skor +4, dan kata “kurang” pada *boosterwords* nilai skornya -2. Maka skor yang diperoleh dari kata “kurang sopan” adalah (+4) ditambah (-2) menjadi +2.
4. Jika suatu kata yang terdapat pada kamus sentimen bernilai < 0 yang diikuti kata *boosterwords* pada kata sebelumnya atau kata sesudahnya, maka skor kata sentimen dikurangkan skor kata *boosterwords*. Contoh: kata “sedih banget” pada suatu *tweets*. Kata “sedih” akan mendapat skor -3, dan kata “banget” pada *boosterwords* nilai skornya +1. Maka skor yang diperoleh dari kata “sedih banget” adalah (-3) dikurangkan (+1) menjadi -4.

Setiap *tweets* diberi label positif jika skor akhir yang diperoleh ≥ 0 , dan diberi label negatif jika skor akhir yang diperoleh < 0 . Berdasarkan pelabelan data yang telah dilakukan dengan *sentiment scoring*, diperoleh *tweets* yang berlabel positif sebanyak 1179, sedangkan *tweets* yang berlabel negatif sebanyak 321.



Gambar 2. Histogram Pelabelan Data dengan *Sentiment Scoring*

Sentiment scoring memberikan banyak kesalahan dalam melakukan pelabelan data. Setelah dilakukan pelabelan data secara manual pada 1500 *tweets* terdapat 75 *tweets* yang salah dalam pelabelan, artinya sebesar 5% *tweets* mendapat label yang tidak tepat.

Feature Selection

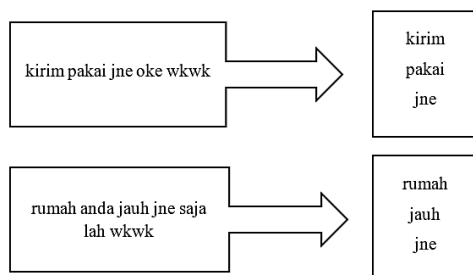
Tahapan ini dilakukan untuk mengurangi dimensi dari sebuah data *twitter* dengan menghapus kata-kata yang tidak relevan sehingga proses pengelompokan lebih efektif dan akurat.

1. Stopwords Removal

Stopwords yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 684 kata. *Term* yang terbentuk dari 1500 data sebanyak 2663 *term*. Setelah diproses dengan menggunakan TF IDF untuk mendapatkan bobot setiap *term*, dilakukan proses seleksi fitur untuk variable kata atau *term* yang dinilai kurang mempengaruhi dalam proses klasifikasi. *Term* yang dihilangkan merupakan *term* yang tidak memiliki arti penting yang ada pada file *stopwords* serta *term* yang hanya memiliki bobot dari setiap pencocokan dokumen kurang dari 2 kali kemunculan. Setelah melalui proses *filtering stopwords*, *term* yang terbentuk sebanyak 867 *term* sebagai variabelnya dari 1500 *tweets*.

2. Tokenizing

Pada proses *Tokenizing* dilakukan pemotongan dokumen menjadi bagian-bagian kata yang disebut token. Spasi digunakan untuk memisahkan antar kata tersebut. Gambar 6 merupakan token-token dari proses *tokenizing* yang terbentuk setelah dilakukan *filtering stopwords*.



Gambar 3. Proses *Filtering Stopwords* dan *Tokenizing*

Pembobotan Data

Pembobotan kata yang digunakan pada penelitian ini adalah *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (*TF-IDF*). Pembobotan data akan digunakan untuk membangun model klasifikasi.

Tabel 1. Pembobotan dengan *Term Frequency-Inverse Document Frequency*

	Admin	barang	kasih	...	yes
Tweet ke-1	0	0	2,200	...	0
Tweet ke-2	0,473	0,511	0	...	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Tweet ke-1500	0	0,584	0	...	0

Data Training dan Data Testing

Klasifikasi *Feed Forward Neural Network* dengan algoritma *Resilient Backpropagation* menggunakan data *training* untuk membentuk model klasifikasi, model yang terbentuk akan digunakan sebagai prediksi kelas data baru yang belum pernah ada sebelumnya. Data *training* dan data *testing* yang digunakan adalah data hasil dari pelabelan kelas dengan *sentiment scoring*. Data dibagi menjadi dua kelompok yaitu data menggunakan evaluasi model *5-fold cross validation* dengan perbandingan data *training* dan data *testing* yaitu 80%:20%, dan data menggunakan evaluasi model *10-fold cross validation* dengan perbandingan data *training* dan data *testing* yaitu 90%:10%.

Tabel 2. Proporsi Jumlah Data *Twitter* menggunakan *5-fold cross validation*

	Data <i>Twitter</i>
Data <i>Training</i>	1200
Data <i>Testing</i>	300
Jumlah	1500

Tabel 3. Proporsi Kelas Sentimen menggunakan 10-fold cross validation

	Data Twitter
Data Training	1350
Data Testing	150
Jumlah	1500

Klasifikasi Artificial Neural Network (ANN)

Pada penelitian ini menggunakan model *Feed Forward Neural Network* (FFNN) dengan algoritma *resilient backpropagation* memunculkan *output* berupa bobot bobot pada setiap lapisan, nilai *sum square error*, dan maksimal iterasi pada saat proses *training* dilakukan untuk setiap proses pengelompokan data *tweet* terhadap sentimennya. Iterasi berhenti ketika nilai *MSE training* mendekati *threshold* yang sudah ditentukan yaitu 0,01. Masing-masing dari setiap proses *training*, baik pada kelompok pertama maupun kelompok kedua memasukan batas iterasi maksimum sebanyak 10000 kali iterasi. Selain itu uji coba dilakukan pada jumlah *node hidden* untuk mencari model terbaik dengan nilai akurasi yang paling tinggi.

Pengujian Jumlah Node Hidden pada Hidden Layer

Uji coba dilakukan dengan menggunakan 1 *hidden layer* dengan jumlah *node* yang diuji coba sebanyak 1 sampai 10 *node hidden*.

a) Data menggunakan 5-fold cross validation

Perbandingan hasil dari pengujian menggunakan 1 *hidden layer* dengan jumlah *node hidden* sebanyak 1 sampai 10 *node* pada data menggunakan 5-fold cross validation dapat dilihat pada tabel.

Tabel 4. Uji Coba Jumlah Node Hidden pada Data Menggunakan 5-Fold Cross Validation

	Jumlah Node	Maksimal Iterasi	SSE
1 Hidden Layer	1	270	11,214
	2	375	6,832
	3	163	5,926
	4	109	5,306
	5	402	5,176
	6	78	5,159
	7	197	5,407
	8	180	4,659
	9	82	4,663
	10	174	4,663

Terlihat bahwa jumlah *node hidden* yang memiliki nilai SSE paling kecil adalah 8 *node* yaitu sebesar 4,659. Maka model yang diambil pada data menggunakan 5-fold cross validation yaitu 1 *hidden layer* dengan 8 *node hidden*.

b) Data menggunakan 10-fold cross validation

Perbandingan hasil dari pengujian menggunakan 1 *hidden layer* dengan jumlah *node hidden* sebanyak 1 sampai 10 *node* pada data menggunakan 10-fold cross validation dapat dilihat pada tabel.

Tabel 5. Uji Coba Jumlah Node Hidden pada Data Menggunakan 10-Fold Cross Validation

	Jumlah Node	Maksimal Iterasi	SSE
1 Hidden Layer	1	173	14,58
	2	214	7,474
	3	236	7,759
	4	291	6,695
	5	173	7,113
	6	481	5,663
	7	124	5,421
	8	202	5,93
	9	76	5,92
	10	74	5,91

Terlihat bahwa jumlah *node hidden* yang memiliki nilai SSE paling kecil adalah 7 *node* yaitu sebesar 5,421. Maka model yang diambil pada data menggunakan 5-fold cross validation yaitu 1 *hidden layer* dengan 7 *node*

hidden.

Hasil Uji Node Hidden untuk Data Testing

Kelas pada data *testing* belum diketahui sebelumnya. Kelas akan diketahui dengan menggunakan model yang terbentuk pada data *training*.

a) Data menggunakan *5-fold cross validation*

Model yang dihasilkan pada uji *node hidden* yaitu 1 *hidden layer* dengan 8 *node hidden*. Performansi tiap *fold* untuk *data testing* pada data menggunakan *5-fold cross validation* dapat dilihat pada tabel.

Tabel 6. Performansi Tiap *Fold* untuk Data *Testing* pada *5-Fold Cross Validation*

<i>Fold</i> ke-	Akurasi Total	Akurasi Kappa	Recall	Precision	F-Measure
1	80%	35,32%	69,98%	66,09%	68,04%
2	80,33%	41,09%	71,17%	69,99%	70,58%
3	78,67%	35,72%	67,46%	68,3%	67,88%
4	81,33%	36,88%	69,96%	67,27%	68,61%
5	79,33%	32,9%	71,04%	64,16%	67,6%
Rata-rata	79,93%	36,38%	69,92%	67,16%	68,54%

Terlihat bahwa hasil ketepatan klasifikasi menggunakan 1 *hidden layer* dengan 8 *node hidden* didapatkan nilai rata-rata 5 *fold* untuk akurasi total, akurasi *kappa*, *recall*, *precision*, dan *f-measure* sebesar 79,93%, 36,38%, 69,92%, 67,16%, dan 68,54%. Pemilihan *fold* terbaik menggunakan akurasi total sebagai pembanding utama, maka didapatkan nilai akurasi yang paling tinggi adalah 81,33% yaitu pada *fold* ke 4. Diambil *fold* ke 4 untuk melihat hasil dari *confusion matrix* yang dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. *Confusion Matrix* pada Data Menggunakan *5-Fold Cross Validation*

		Kelas Prediksi		Jumlah
		Positif	Negatif	
Kelas Aktual	Positif	218	23	241
	Negatif	33	26	59
Jumlah		251	49	300

b) Data menggunakan *10-fold cross validation*

Model yang dihasilkan pada uji *node hidden* yaitu 1 *hidden layer* dengan 7 *node hidden*. Performansi tiap *fold* untuk *data testing* pada data menggunakan *10-fold cross validation* dapat dilihat pada tabel.

Tabel 8. Performansi Tiap *Fold* untuk Data *Testing* pada *10-Fold Cross Validation*

<i>Fold</i> ke-	Akurasi Total	Akurasi Kappa	Recall	Precision	F-Measure
1	80%	39,02%	70%	69,07%	69,54%
2	74,67%	34,23%	66,29%	67,74%	67,01%
3	81,33%	38,54%	68,77%	69,83%	69,3%
4	80,67%	37,23%	67,92%	69,42%	68,67%
5	76%	21,78%	63,35%	59,54%	61,44%
6	83,33%	43,44%	77,69%	68,65%	73,17%
7	81,33%	38,54%	69,83%	68,77%	69,3%
8	84%	54,36%	77,18%	77,19%	77,18%
9	84,67%	52,7%	77,39%	75,46%	76,42%
10	76,67%	31,48%	67,18%	64,7%	65,94%
Rata-rata	80,27%	39,13%	70,56%	69,04%	69,8%

Terlihat bahwa hasil ketepatan klasifikasi menggunakan 1 *hidden layer* dengan 7 *node hidden* didapatkan nilai rata-rata 10 *fold* untuk akurasi total, akurasi *kappa*, *recall*, *precision*, dan *f-measure* sebesar 80,27%, 39,13%, 70,56%, 69,04%, dan 69,8%. Pemilihan *fold* terbaik menggunakan akurasi total sebagai pembanding utama, maka didapatkan nilai akurasi yang paling tinggi adalah 84,67% yaitu pada *fold* ke 9. Diambil *fold* ke 9 untuk melihat hasil dari *confusion matrix* yang dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. *Confusion Matrix* pada Data Menggunakan *10-Fold Cross Validation*

		Kelas Prediksi		Jumlah
		Positif	Negatif	
Kelas Aktual	Positif	108	10	118
	Negatif	13	19	32
Jumlah		121	29	150

Hasil Model Klasifikasi

Setelah didapatkan hasil ketepatan klasifikasi pada kedua kelompok maka

selanjutnya adalah membandingkan hasil. Perbandingan antara kedua kelompok berdasarkan akurasi total, akurasi *kappa*, *recall*, *presicion*, dan *f-measure* dapat dilihat pada tabel.

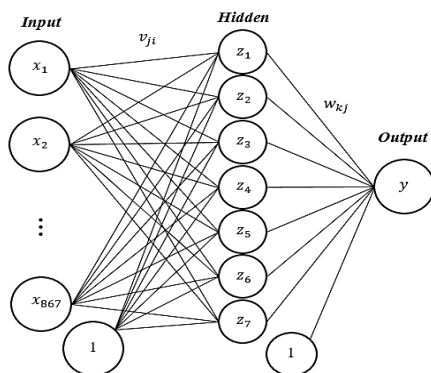
Tabel 10. Perbandingan Hasil Ketepatan Klasifikasi

	Akurasi Total	Akurasi Kappa	Recall	Precision	F-Measure
5-Fold	79,93%	36,38%	69,92%	67,16%	68,54%
10-Fold	80,27%	39,13%	70,56%	69,04%	69,8%

Terlihat bahwa dari hasil pengukuran performansi hasil dari data menggunakan evaluasi model *10-fold cross validation* lebih baik daripada hasil dari data menggunakan evaluasi model *5-fold cross validation*. Sehingga model yang didapat untuk klasifikasi data *twitter* terhadap sentimen menggunakan *Feed Forward Neural Network* adalah:

1. Pembagian data *training* dan data *testing* yaitu 90% : 10%
2. Jumlah *input* : 867 *node*
3. Jumlah *hidden layer* : 1 dengan 7 *node hidden*
4. Evaluasi model menggunakan *10-fold cross validation*

Secara visual, arsitektur model jaringan dapat diilustrasikan pada gambar dibawah.



Gambar 4. Arsitektur Jaringan Model Terbaik

Analisis dan Visualisasi Hasil

Analisis dari hasil penelitian ini dapat dilakukan melalui visualisasi dengan menggunakan grafik *wordcloud* dengan maksimal kata yang dimunculkan adalah 60 kata dari frekuensi kemunculan tertinggi. Karena pada penelitian ini

menggunakan dua kategori sentimen positif dan negatif, maka pada Gambar 5 menampilkan *wordcloud* untuk frekuensi data positif dan Gambar 6 menampilkan frekuensi data negatif.



Gambar 5. Wordcloud Data pada Kategori Positif



Gambar 6. Wordcloud Data pada Kategori Negatif

KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan terhadap sentimen pada JNE di Twitter didapatkan beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. *Artificial neural network* berperan dalam melakukan klasifikasi opini tentang pelayanan JNE dari sentimen data *tweet* pada *twitter*. Proses ekstraksi dokumen menggunakan metode *text mining* untuk memperoleh pola inputan yang terstruktur berdasarkan sejumlah data yang dimiliki untuk diklasifikasi sentimennya.
2. Membangun model klasifikasi sentimen *tweet* tentang JNE menggunakan model *Feed Forward Neural Network* dengan algoritma *resilient backpropagation* dapat dilakukan berdasarkan uji coba jumlah *node hidden*, dan pembagian data *training-testing* dari evaluasi model *k-fold cross validation*. Uji

coba sistem menghasilkan model arsitektur dengan jumlah *input* 867 *node*, 1 *hidden layer* dengan jumlah *node hidden* 7, pembagian data sebanyak 90% untuk data *training* dan 10% untuk *testing*, menggunakan evaluasi model *10-fold cross validation*. Model dikatakan cukup baik karena memperoleh performa akurasi keseluruhan sebesar 80,27%, akurasi kappa sebesar 39,13%, presisi sebesar 69,04%, recall sebesar 70,56%, dan f-measure sebesar 69,8%.

3. Hasil analisis menggunakan wordcloud, kecenderungan kategori sentimen umumnya tergantung pada pelayanan JNE dalam sampai atau tidaknya dalam mengirimkan suatu paket ke pengguna JNE. Dengan demikian pengguna twitter yang membuat tweet opini tentang JNE berperan sebagai salah satu sumber penilaian dari baik buruknya pelayanan jasa JNE.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Arisondang, V., Sudarsono, B. & Prasetyo, Y. 2015. Klasifikasi Tutupan Lahan Menggunakan Metode Segmentasi Berbasis Algoritma Multiresolusi. *Jurnal Geodesi Undip* Vol. 4, No. 1, Hal: 9-19.
- [2] Apriliyah, Mahmudy, W.F., & Widodo, A.W. 2008. Perkiraan penjualan beban listrik menggunakan jaringan syaraf tiruan resilient backpropagation (RProp). *Kursor*, Vol.4, No.2, 41-47.
- [3] Chandani, V. 2015. Komparasi Algoritma Klasifikasi Machine Learning Dan Feature Selection pada Analisis Sentimen Review Film. *Journal of Intelligent Systems*, Vol.1, No.1, 56–60.
- [4] Effendi, A. 2013. Penggunaan Artificial Neural Network untuk Mendeteksi Kelainan Mata Miopi pada Manusia dengan Metode Backpropagation. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim. Malang.
- [5] Feldman, R. & Sanger, J. 2007. *The Text Mining Handbook*. Cambridge University Press. New York.
- [6] Gupta, V. & Lehal, G.S. 2009. A Survey of Text Mining Techniques and Applications. *Jurnal Emerging Technologies in Web Intelligence*, Vol.1, No.1, 60-76
- [7] Hanifah, I. & Prastowo, B.N. 2016. Uji GPS Tracking dalam Skala Transportasi Antar Kota. *IJEIS*, Vol.6, No.2, 175-186.
- [8] Liu, B. 2012. *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Morgan & Claypool Publishers. San Rafael.
- [9] 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*, Vol.2, No.11, 4704-4713.
- [10] Pang, B. & Lee, L. 2008. Opinion Mining and Sentiment Analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, Vol. 2, No.1-2, 1–135.
- [11] PT Tiki Jalur Nugraha Ekakurir. 2015. Profil Perusahaan. www.jne.co.id/id/perusahaan. Diakses: 07 April 2020.
- [12] Riedmiller, M. & Braun, H. 1993. A Direct Adaptive method for Faster Backpropagation Learning : The RPROP Algorithm. *In Proceedings of the IEEE*

- International Conference on Neural Networks (ICNN)*,
- [13] Salton, G. dan Buckley, C. 1988. Term-Weighting Approaches in Automatic Text Retrieval. *Jurnal Information Processing and Management*, Vol.24, No.5, 512-523.
- [14] Wahid, D.H. & Azhari. 2016. Peringkasan Sentimen Esktraktif di Twitter Menggunakan Hybrid TF-IDF dan Cosine Similarity. *Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems (IJCCS)*, Vol.10, No.2, 207-218.