

PENGARUH *WORD AFFECT INTENSITIES* TERHADAP DETEKSI ULASAN PALSU

Raga Saputra Heri Istanto*¹, Fitra A. Bachtiar², Achmad Ridok³

^{1,2,3}Universitas Brawijaya, Malang
Email: ¹heriistantoo@gmail.com, ²fitra.bachtiar@ub.ac.id, ³acridokb@ub.ac.id
*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 07 Oktober 2021, diterima untuk diterbitkan: 21 Februari 2022)

Abstrak

Transaksi jual beli elektronik melalui internet terus berkembang dan menjadi populer, begitu pula dengan jumlah ulasan dari pelanggan yang meningkat pesat. Dengan banyaknya pemberi ulasan, terdapat kemungkinan seseorang menulis ulasan palsu yang disebut *fake review* untuk mempromosikan produk atau menjatuhkan produk kompetitor. Sangat penting untuk dapat mendeteksi ulasan palsu sehingga ulasan yang digunakan pelanggan sebagai pertimbangan untuk memilih produk atau jasa merupakan ulasan yang andal. Studi sebelumnya hanya menggunakan fitur sentimen yang terbatas pada objektivitas dan polaritas untuk melakukan deteksi ulasan palsu. Sedangkan studi yang lebih baru menunjukkan adanya leksikon kosa kata berbasis emosi yang diberi nama *word affect intensities* yang terbukti mampu mengukur sentimen dengan lebih baik pada kalimat. Penelitian ini bermaksud untuk mengetahui apakah *word affect intensities* dapat menjadi faktor yang mempengaruhi hasil deteksi ulasan palsu. Penelitian dilakukan dengan memunculkan dua fitur baru berlandaskan *word affect intensities* berupa fitur kelompok emosi positif dan fitur kelompok emosi negatif. Fitur tersebut kemudian dikombinasikan dengan fitur pada penelitian sebelumnya dan dievaluasi menggunakan beberapa algoritme klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan *word affect intensities* dapat menjadi faktor yang mempengaruhi peningkatan akurasi deteksi ulasan palsu sebesar 2.1%.

Kata kunci: *ulasan palsu, emosi manusia, e-commerce, kata afektif*

THE EFFECT OF *WORD AFFECT INTENSITIES* ON FAKE REVIEW DETECTION

Abstract

Electronic buying and selling transactions over the internet continue to grow and become popular, as well as the number of reviews from customers that is increasing rapidly. With so many reviewers, it is possible that someone wrote a fake review to promote a product or demote a competitor's product. It is very important to be able to detect fake review so that the reviews customers use as a consideration for choosing a product or service are reliable reviews. Previous studies only used sentiment features that were limited to objectivity and polarity to detect fake review. Meanwhile, a more recent study shows that there is an emotion-based vocabulary lexicon called *word affect intensities* which are proven to be able to better measure sentiment in sentences. This study intends to determine whether *word affect intensities* can be a factor that affects the results of fake review detection. The research was conducted by bringing up two new features based on the *word affect intensities* in the form of positive emotion group features and negative emotion group features. These features are then combined with features in previous studies and evaluated using several classification algorithms. The results showed that *word affect intensities* can be a factor that affects the increased accuracy of fake review detection by 2.1%.

Keywords: *fake review, human emotion, e-commerce, affective word*

1. PENDAHULUAN

Dengan pesatnya perkembangan perdagangan elektronik, semakin banyak orang mengungkapkan pandangan dan pendapat mereka tentang suatu produk atau jasa melalui ulasan di internet. Ulasan

menjadi penting bagi orang lain untuk menjadi salah satu faktor dalam menentukan keputusan pembelian produk atau jasa. Sudah menjadi kebiasaan seseorang untuk membaca ulasan sebelum memutuskan untuk melakukan pembelian. Ulasan

juga dapat berguna bagi organisasi pemilik produk atau jasa dalam rangka memantau umpan balik pelanggan sehingga organisasi dapat mengelola strategi produksi dan pemasaran dengan lebih baik.

Dalam prakteknya, karena banyak orang menjadikan ulasan sebagai salah satu faktor penentu dalam melakukan pembelian, terdapat kemungkinan seseorang menulis ulasan yang dipalsukan untuk mempromosikan atau menjatuhkan produk tertentu. Orang yang tidak bertanggung jawab atau disebut *review spammer* dapat memberikan ulasan positif pada produk atau jasa yang sebenarnya negatif. Sebaliknya, produk atau jasa yang sebenarnya positif juga dapat diberikan ulasan negatif untuk menjatuhkan produk atau jasa tersebut. Ulasan yang mengandung informasi palsu yang dibuat dan disebarluaskan oleh *review spammer* dengan maksud untuk menyesatkan dan menipu konsumen dapat disebut sebagai ulasan palsu atau *fake review* (Paul & Nikolaev, 2021)

Dalam penelitian ini ulasan palsu dipelajari dalam konteks ulasan hotel. Pada ulasan hotel, *review spammer* mungkin menulis ulasan palsu untuk mempromosikan hotel atau menjatuhkan hotel lain. Sangat penting untuk dapat mendeteksi ulasan palsu sehingga ulasan yang digunakan pelanggan sebagai pertimbangan untuk memilih produk atau jasa merupakan ulasan yang andal. Salah satu faktor yang dapat mempengaruhi hasil deteksi ulasan palsu adalah pemilihan fitur sebagaimana ditunjukkan pada penelitian (Haryono & Bachtiar, 2020). Penelitian kami bermaksud untuk mengetahui apakah fitur yang berlandaskan pada *word affect intensities* juga dapat menjadi faktor yang mempengaruhi hasil deteksi ulasan palsu.

Struktur penulisan pada penelitian ini sebagai berikut. Bagian 2 membahas fitur-fitur deteksi yang digunakan oleh penelitian sebelumnya dan kemungkinan pengembangan yang dapat dilakukan. Bagian 3 menunjukkan metodologi yang digunakan untuk melakukan penelitian. Bagian 4 menyajikan analisis hasil eksperimen fitur yang diusulkan pada beberapa algoritme klasifikasi beserta perbandingannya. Akhirnya, penelitian ini disimpulkan pada bagian 5.

2. TINJAUAN PUSTAKA

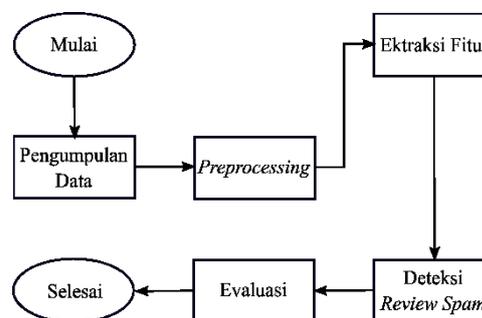
Telah ada beberapa penelitian yang mengusulkan metode untuk deteksi ulasan palsu (Aslam, Jayabalan, & Ilyas, 2019). Salah satu penelitian, melakukan identifikasi fitur yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi ulasan palsu (Li, dkk., 2010). Penelitian tersebut mengusulkan beberapa fitur untuk melakukan deteksi ulasan palsu seperti fitur konten, fitur sentimen, dan fitur produk.

Penelitian (Li, dkk., 2010) masih membuka celah pengembangan. Pada fitur sentimen, hanya digunakan ekstraksi berbasis objektivitas dan polaritas untuk mengukur sentimen yang terkandung dalam sebuah ulasan. Sedangkan pada penelitian

yang lebih baru menunjukkan adanya leksikon kosa kata berbasis emosi yang diberi nama *word affect intensities* yang terbukti mampu mengukur sentimen dengan lebih baik pada kalimat (Mohammad, 2018).

Penelitian kami bermaksud untuk mengetahui apakah *word affect intensities* dapat menjadi faktor yang mempengaruhi hasil deteksi ulasan palsu. Penelitian dilakukan dengan memunculkan dua fitur baru berlandaskan *word affect intensities* berupa fitur kelompok emosi positif dan fitur kelompok emosi negatif. Fitur yang terbentuk kemudian dikombinasikan dengan fitur pada penelitian sebelumnya dan dievaluasi menggunakan beberapa algoritme klasifikasi.

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan menjalankan beberapa tahapan yaitu pengumpulan data, *preprocessing*, ekstraksi fitur, deteksi ulasan palsu, dan evaluasi. Alur tahapan tersebut dapat ditunjukkan pada Gambar 1.

3.1. Pengumpulan Data

Tabel 1. Komposisi Ulasan Hotel

Label	Banyak Ulasan
Ulasan <i>truthful</i> positif	400
Ulasan <i>deceptive</i> positif	400
Ulasan <i>truthful</i> negatif	400
Ulasan <i>deceptive</i> negatif	400

Tahap pengumpulan data adalah tahap pengambilan *dataset* yang digunakan untuk penelitian. Penelitian ini dilakukan menggunakan *dataset* sekunder ulasan hotel sebanyak 1600 ulasan dari penelitian (Ott, Cardie, & Hancock, 2013). Setiap ulasan telah memiliki label yang menentukan apakah ulasan tersebut ulasan palsu (*deceptive*) atau bukan ulasan palsu (*truthful*). Data diambil dari 20 hotel yang berada di kota Chicago. *Dataset* memiliki 5 kolom, yaitu id ulasan, nama hotel, teks ulasan, sentimen ulasan (positif atau negatif), dan label ulasan. *Dataset* dibagi menjadi komposisi seimbang untuk setiap label seperti yang dapat dilihat pada Tabel 1. Penggunaan *dataset* dengan komposisi seimbang menjadi dasar untuk hanya melakukan pengujian akurasi pada tahap evaluasi.

3.2. Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* merupakan tahapan untuk melakukan penyiapan *dataset* sehingga dapat digunakan dalam penelitian. Pada tahap ini terdapat beberapa proses seperti pembersihan data, penyetaraan data, dan tokenisasi. Pembersihan data adalah proses untuk menghapus komponen data yang tidak digunakan, seperti karakter spesial, kata umum, data pada kolom id ulasan, dan data pada kolom sentimen ulasan. Penyetaraan merupakan proses untuk merubah semua teks ulasan menjadi huruf kecil. Sedangkan tokenisasi merupakan proses untuk memisahkan setiap kata pada teks ulasan.

3.3. Ekstraksi Fitur

Tabel 2. Daftar Fitur

ID	Fitur Konten	Referensi
1	Jumlah kelompok bigram	(Li, dkk., 2010)
2	Jumlah kelompok trigram	(Li, dkk., 2010)
3	Panjang karakter	(Li, dkk., 2010)
4	Rasio kata <i>first person</i>	(Li, dkk., 2010)
5	Rasio kata <i>second person</i>	(Li, dkk., 2010)
6	Nilai kemiripan ulasan	(Li, dkk., 2010)
7	Jumlah tanda tanya	(Li, dkk., 2010)
8	Jumlah tanda seru	(Li, dkk., 2010)
9	Jumlah huruf kapital	(Li, dkk., 2010)

ID	Fitur Sentimen	Referensi
1	Rasio kata subjektif	(Cambria, Poria, & Hazarika, 2018)
2	Rasio kata objektif	(Cambria, Poria, & Hazarika, 2018)
3	Rasio sentimen positif	(Cambria, Poria, & Hazarika, 2018)
4	Rasio sentimen negatif	(Cambria, Poria, & Hazarika, 2018)
5	Nilai <i>positive affect</i>	Baru
6	Nilai <i>negative affect</i>	Baru

ID	Fitur Produk	Referensi
1	Jumlah ulasan produk	(Li, dkk., 2010)
2	Jumlah merek disebut	(Li, dkk., 2010)

Pada tahap ekstraksi fitur, diusulkan dua fitur sentimen baru dalam rangka mengetahui adakah pengaruh *word affect intensities* dalam deteksi ulasan palsu. Kedua fitur baru dimunculkan berlandaskan leksikon pada penelitian (Mohammad, 2018). Kata dengan emosi yang menggambarkan perilaku antisipasi, kegembiraan, kejutan, dan kepercayaan dapat dikategorikan kedalam kelompok fitur emosi positif (*positive affect*). Sedangkan kata dengan emosi yang menggambarkan perilaku marah, jijik, takut, dan sedih dapat dikategorikan kedalam kelompok fitur emosi negatif (*negative affect*). Pengelompokan yang membentuk kedua fitur tersebut didasarkan pada penelitian (Buechel & Hahn, 2018) serta (Munoz-de-escalona & Canas, 2017). Kedua fitur usulan kemudian dikombinasikan dengan fitur pada penelitian sebelumnya. Sehingga terkumpul 17 fitur yang terdiri dari 9 fitur konten, 6 fitur sentimen, dan 2 fitur produk sebagaimana dapat ditunjukkan pada Tabel 2.

Pada kelompok fitur konten terdapat fitur bigram dan trigram. Teks ulasan dirubah kedalam bentuk kelompok bigram dan trigram menggunakan

persamaan (1). Fitur panjang karakter adalah jumlah karakter dalam teks ulasan, fitur ini diekstraksi sebagai bilangan asli. Pada kelompok fitur konten juga digunakan fitur rasio kata *first person* (fp) dan rasio kata *second person* (sp) dengan pertimbangan bahwa ulasan palsu cenderung lebih banyak menggunakan kata "*second person*" dibandingkan "*first person*" (Li, dkk., 2010). Rasio dicari dengan membagi jumlah kata yang merupakan *first person* atau *second person* dengan jumlah kata yang terdapat pada teks ulasan sebagaimana dapat ditunjukkan pada persamaan (2). Pada kelompok fitur konten juga digunakan fitur nilai kemiripan ulasan dengan pertimbangan bahwa ulasan palsu cenderung menggunakan format kalimat yang sama dan hanya mengganti nama produk. Pada kasus lain ulasan palsu menggunakan kalimat yang sama tanpa mencantumkan nama produk untuk dikirim pada beberapa produk yang berbeda (Li, dkk., 2010). Fitur nilai kemiripan ulasan didapatkan menggunakan metode *cosine similarity*. Beberapa fitur lain juga digunakan pada kelompok fitur konten, seperti jumlah tanda tanya, jumlah tanda seru, dan jumlah huruf kapital.

Pada kelompok fitur sentimen, terdapat fitur rasio kata subjektif (ks) dan rasio kata objektif (ko). Leksikon SenticNet dari penelitian (Cambria, Poria, & Hazarika, 2018) digunakan untuk menentukan berapa banyak kata subjektif atau objektif dalam teks ulasan. Rasio dicari dengan membagi banyak kata subjektif atau objektif dengan banyak kata dalam teks ulasan sebagaimana ditunjukkan pada persamaan (3). Fitur rasio sentimen positif (sp) dan fitur rasio sentimen negatif (sn) dimasukan dengan pertimbangan berdasarkan penelitian (Li, dkk., 2010) bahwa ulasan palsu cenderung hanya memiliki satu sentimen negatif atau positif. Sedangkan ulasan yang jujur memiliki kedua sentimen. Penentuan kata bersentimen positif atau negatif dilakukan menggunakan leksikon SenticNet dari penelitian (Cambria, Poria, & Hazarika, 2018). Rasio sentimen positif atau rasio sentimen negatif keduanya dicari menggunakan persamaan (4). Fitur terakhir pada kelompok fitur sentimen adalah nilai *positive affect* dan nilai *negative affect*. Nilai *positive affect* merupakan gabungan nilai kepercayaan (*trust*), kejutan (*surprise*), kegembiraan (*joy*), dan antisipasi (*anticipation*) sebagaimana dapat ditunjukkan pada persamaan (5). Sedangkan nilai *negative affect* merupakan gabungan dari penilaian marah (*anger*), jijik (*disgust*), takut (*fear*), dan sedih (*sadness*) sebagaimana dapat dilihat pada persamaan (6). Penilaian setiap emosi didasarkan pada leksikon dari penelitian (Mohammad, 2018).

$$n\text{-gram} = \text{banyak kata} - (n-1) \quad (1)$$

$$fp \text{ atau } sp = \frac{\sum \text{kata } fp \text{ atau } sp}{\sum \text{kata teks ulasan}} \quad (2)$$

$$ks \text{ atau } ko = \frac{\sum \text{kata sw atau ow}}{\sum \text{kata teks ulasan}} \quad (3)$$

$$sp \text{ atau } sn = \frac{\sum \text{kata ps atau ns}}{\sum \text{kata teks ulasan}} \quad (4)$$

$$pos. \text{ affect} = trust + surprise + joy + anticipation \quad (5)$$

$$neg. \text{ affect} = anger + disgust + fear + sadness \quad (6)$$

Pada kelompok fitur produk, terdapat fitur jumlah ulasan produk dan jumlah merek disebut. Fitur jumlah ulasan produk menghitung seberapa banyak ulasan yang dimiliki suatu produk dalam *dataset*. Fitur jumlah merek disebut merupakan penghitungan seberapa banyak kata pada ulasan yang merupakan merek produk.

3.4. Deteksi Ulasan Palsu

Tabel 3. Daftar Algoritme

ID	Berbasis <i>Machine</i>
m1	<i>Bernoulli naive bayes</i>
m2	<i>Support vector regression</i>
m3	<i>Gaussian naive bayes</i>
m4	<i>Support vector machine</i>
m5	<i>K-nearest neighbor</i>
m6	<i>Logistic regression</i>
ID	Berbasis <i>Tree</i>
t1	<i>Decision tree</i>
t2	<i>Random forest</i>
t3	<i>Gradient boosting</i>
t4	<i>Xgboost</i>
ID	Berbasis <i>Network</i>
n1	<i>Neural network (3 layer)</i>
n2	<i>Neural network (4 layer)</i>

Pada tahap deteksi ulasan palsu, digunakan *hyperparameter* paling optimal menggunakan GridSearch pada setiap algoritme klasifikasi pada Tabel 3. Penggunaan GridSearch dilakukan kecuali pada penentuan *layer* algoritme *neural network multi layer*. Banyaknya *layer* algoritme *neural network* pada penelitian ini ditentukan sebanyak 3 dan 4 *layer*.

3.5. Evaluasi

Tabel 4. Partisi *Dataset*

ID	Data / Fold	Fold Latih	Fold Uji
p1	320	2-3-4-5	1
p2	320	1-3-4-5	2
p3	320	1-2-4-5	3
p4	320	1-2-3-5	4
p5	320	1-2-3-4	5

Pada tahap evaluasi dilakukan analisis hasil pengujian akurasi model dan analisis perbedaan antara ulasan palsu dengan ulasan jujur/ asli. Pengujian akurasi dilakukan menggunakan teknik *5-fold cross-validation*. Penggunaan teknik ini diharapkan dapat memberikan hasil pengujian yang adil dengan meminimalkan kesalahan akibat penggunaan *dataset* yang salah. Teknik *5-fold cross-validation* membagi *dataset* kedalam 5 partisi acak (P) dengan jumlah data yang sama. Komposisi

pembagian *dataset* berupa *4-fold* data latih dan *1-fold* data uji sebagaimana dapat ditunjukkan pada Tabel 4.

Setiap partisi *dataset* (P1-P5) akan diuji melalui semua algoritme pada Tabel 3. Hasil akurasi yang dilaporkan pada penelitian ini adalah rata-rata dari semua hasil pengujian akurasi di setiap partisi. Hasil yang menunjukkan peningkatan akurasi dari fitur yang diusulkan ditandai dengan gaya huruf tebal.

Analisis perbedaan antara ulasan palsu dengan ulasan asli dilakukan dengan melihat performa fitur yang disebutkan pada Tabel 2 terhadap hasil deteksi algoritme. Analisis dilakukan terhadap data yang memiliki label *dataset* sama dengan label hasil prediksi menggunakan algoritme yang memberikan hasil pengujian akurasi terbaik.

4. HASIL PENELITIAN

Hasil penelitian dapat dibagi menjadi 4 bagian. Bagian pertama menjelaskan performa fitur. Bagian kedua menjelaskan performa dua fitur baru. Bagian ketiga menjelaskan algoritme terbaik pada penelitian ini untuk melakukan deteksi ulasan palsu. Bagian terakhir menjelaskan perbedaan antara ulasan palsu dan ulasan asli.

4.1. Performa Fitur

Tabel 5. Performa Fitur

ID	A	O = A-P-N	A-O
m1	0.537	0.535	0.002
m2	0.487	0.561	-0.074
m3	0.451	0.474	-0.023
m4	0.406	0.390	0.016
m5	0.399	0.403	-0.003
m6	0.372	0.379	-0.006
t1	0.508	0.521	-0.013
t2	0.440	0.464	-0.024
t3	0.405	0.434	-0.029
t4	0.397	0.435	-0.038
n1	0.564	0.615	-0.050
n2	0.560	0.570	-0.010

Performa fitur pada setiap algoritme dapat ditunjukkan pada Tabel 5. Dari hasil pengujian, penggunaan semua fitur (A) dapat meningkatkan akurasi 2 algoritme, yaitu *bernoulli naive bayes* sebesar 0.002 dan *support vector machine* sebesar 0.016 jika dibandingkan dengan tanpa menggunakan 2 fitur baru (O) yaitu fitur *positive affect* (P) dan *negative affect* (N). Sedangkan untuk 10 algoritme lainnya, penggunaan fitur baru justru memberikan penurunan akurasi yang bervariasi. Penurunan terbesar terjadi pada algoritme *support vector regression* dengan nilai penurunan akurasi sebesar 0.074.

4.2. Performa Fitur Baru

Dalam rangka mengetahui performa dua fitur baru yang diusulkan untuk mengetahui adakah pengaruh *word affect intensities* terhadap deteksi

ulasan palsu dilakukan dua kategori pengujian. Kategori pertama adalah pengujian yang dilakukan tanpa fitur *negative affect* (A-N). Kategori kedua adalah pengujian yang dilakukan tanpa fitur *positive affect* (A-P).

Hasil pengujian sebagaimana dapat dilihat pada Tabel 6 menunjukkan bahwa penggunaan (A-P) hanya mampu memberikan sedikit peningkatan pada algoritme *bernoulli naive bayes*, dengan nilai peningkatan akurasi sebesar 0.002. Sedangkan 11 algoritme lainnya mengalami penurunan akurasi yang bervariasi, dimana penurunan terbesar terjadi pada algoritme *support vector regression*, dengan nilai penurunan akurasi sebesar 0.082.

Hasil yang lebih baik dapat ditunjukkan pada pengujian (A-N). Hasil pengujian menunjukkan peningkatan akurasi pada 5 algoritme, dimana peningkatan akurasi tertinggi terjadi pada algoritme *decision tree*, dengan nilai peningkatan akurasi sebesar 0.021. Dari pengujian juga diketahui bahwa (A-N) tidak mempengaruhi hasil akurasi algoritme *bernoulli naive bayes* dan *xgboost*. Pengujian (A-N) juga menunjukkan penurunan akurasi pada 5 algoritme lainnya, dimana penurunan terbesar terjadi pada algoritme *support vector regression*, dengan nilai penurunan akurasi sebesar 0.103.

Tabel 6. Performa Fitur Baru

ID	A-N	(A-N)-O	A-P	(A-P)-O
m1	0.535	0.000	0.537	0.002
m2	0.458	-0.103	0.480	-0.082
m3	0.476	0.002	0.451	-0.023
m4	0.400	0.010	0.384	-0.006
m5	0.404	0.002	0.397	-0.006
m6	0.377	-0.002	0.357	-0.022
t1	0.542	0.021	0.503	-0.018
t2	0.473	0.009	0.447	-0.016
t3	0.425	-0.009	0.404	-0.030
t4	0.435	0.000	0.409	-0.026
n1	0.556	-0.059	0.559	-0.056
n2	0.563	-0.006	0.559	-0.011

4.3. Algoritme Terbaik

Tabel 7. Pengujian (A-N) Setiap Partisi

ID	P1	P2	P3	P4	P5	AVG
m1	0.344	0.472	0.619	0.644	0.594	0.535
m2	0.030	0.603	0.303	0.631	0.725	0.458
m3	0.075	0.559	0.525	0.597	0.622	0.476
m4	0.178	0.409	0.478	0.531	0.406	0.400
m5	0.297	0.375	0.403	0.478	0.469	0.404
m6	0.119	0.331	0.488	0.541	0.406	0.377
t1	0.370	0.478	0.639	0.599	0.624	0.542
t2	0.303	0.403	0.516	0.555	0.588	0.473
t3	0.278	0.396	0.412	0.469	0.569	0.425
t4	0.297	0.400	0.447	0.484	0.547	0.435
n1	0.513	0.517	0.664	0.444	0.641	0.556
n2	0.134	0.855	0.433	0.672	0.722	0.563

Dalam menentukan algoritme terbaik untuk melakukan deteksi ulasan palsu, digunakan pengujian (A-N) sebagai sampel dengan alasan pengujian tersebut memberikan lebih banyak dampak positif kepada algoritme dibandingkan pengujian (A) atau (A-P). Berdasarkan hasil pengujian (A-N) disetiap partisi pada Tabel 7, dapat

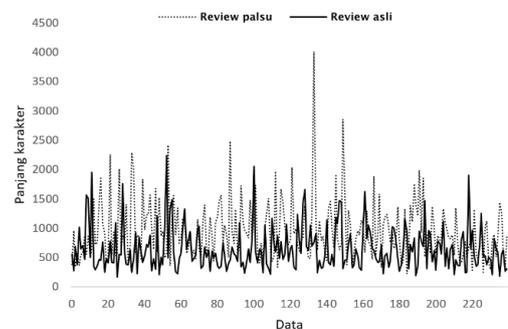
disimpulkan bahwa algoritme *multi layer neural network* dengan 4 layer merupakan algoritme terbaik untuk melakukan deteksi ulasan palsu. Algoritme tersebut mampu menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 0.855 pada P2 dengan nilai akurasi rata-rata sebesar 0.563. Nilai akurasi tersebut merupakan nilai tertinggi pada penelitian ini jika dibandingkan dengan algoritme lainnya yang diujikan.

4.4. Perbedaan Ulasan Palsu dan Asli

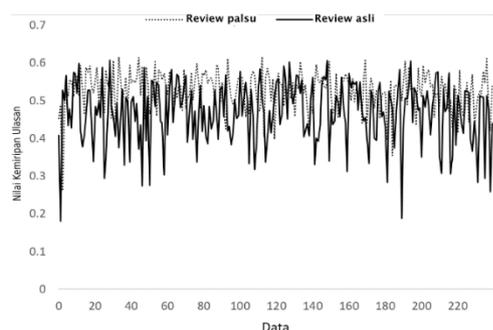
Analisis perbedaan antara ulasan palsu dan ulasan asli dapat dimulai dengan melihat Gambar 2. Dapat ditunjukkan bahwa ulasan memiliki jumlah karakter pada teks ulasan lebih banyak daripada ulasan asli. *Review spammer* menggunakan kalimat yang panjang agar ulasan terlihat lebih meyakinkan dan menarik perhatian pembaca. Meskipun kerap kali kalimat yang panjang tersebut hanya hasil penyalinan dari ulasan yang dibuat sebelumnya. Pernyataan bahwa *review spammer* kerap kali menggunakan kalimat ulasan yang disalin dari ulasan sebelumnya dapat didukung oleh Gambar 3. Pada Gambar 3 dapat ditunjukkan bahwa ulasan palsu cenderung memiliki tingkat kemiripan yang lebih tinggi dengan ulasan lainya dibandingkan ulasan asli.

Pada Gambar 4 dapat ditunjukkan bahwa ulasan asli cenderung memiliki sentimen positif dan ulasan palsu cenderung memiliki sentimen negatif. Penggunaan kata dengan sentimen negatif dapat membantu *review spammer* mencapai tujuan dalam menjatuhkan produk kompetitor. Pernyataan ini dapat didukung dengan Gambar 5 yang menunjukkan bahwa ulasan palsu cenderung memiliki nilai *negative affect* yang lebih tinggi dibandingkan ulasan asli.

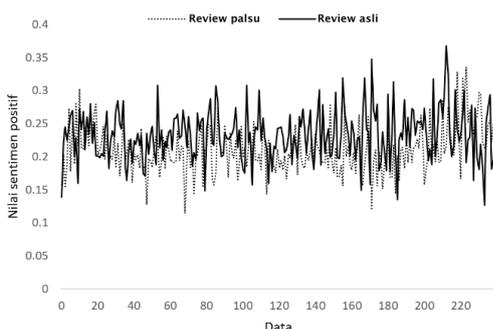
Mayoritas ulasan palsu lebih banyak mengungkapkan kalimat negatif berisi pandangan pribadi terlepas dari kondisi produk yang sebenarnya. Pernyataan tersebut dapat didukung oleh Gambar 6 dan Gambar 7 dimana ulasan palsu memiliki rasio kata objektif yang rendah dan nilai rasio kata subjektif yang lebih tinggi dibandingkan ulasan asli.



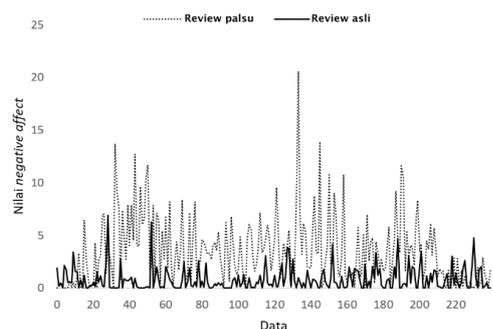
Gambar 2. Fitur Panjang Karakter



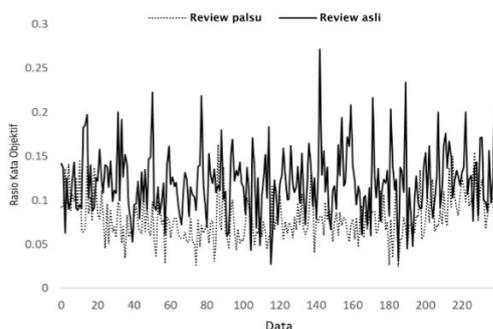
Gambar 3. Fitur Nilai Kemiripan Ulasan



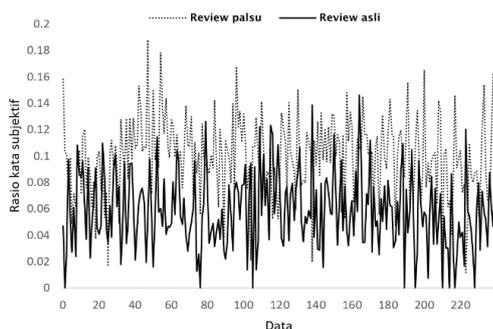
Gambar 4. Fitur Rasio Sentimen Positif



Gambar 5. Fitur Nilai Negative Affect



Gambar 6. Fitur Rasio Kata Objektif



Gambar 7. Fitur Rasio Kata Subjektif

5. KESIMPULAN

Hasil penelitian ini mendukung pernyataan bahwa *word affect intensities* dapat menjadi faktor yang mempengaruhi hasil deteksi ulasan palsu. Meskipun tidak memberikan pengaruh yang signifikan, hasil pengujian menunjukkan fitur baru yang dibuat berlandaskan *word affect intensities* dapat mempengaruhi peningkatan akurasi model sebesar 2.1% pada algoritme *decision tree*.

Mengacu pada nilai akurasi tertinggi, algoritme *4-layer neural network* dapat ditetapkan sebagai algoritme terbaik untuk melakukan deteksi ulasan palsu, dengan akurasi tertinggi sebesar 85%. Berdasarkan analisis, dapat didefinisikan ulasan palsu sebagai ulasan yang panjang tetapi mirip dengan ulasan lainnya, berisi pandangan pribadi dan bukan tentang keadaan produk, serta kalimat yang digunakan cenderung negatif.

DAFTAR PUSTAKA

- ASLAM, U., JAYABALAN, M., ILYAS, H. dan SUHAIL, A., 2019. A Survey on Opinion Spam Detection Methods. *International Journal of Scientific & Technology Research*, 8(9), pp.1355.
- BUECHEL, S. dan HAHN, U., 2018. Representation Mapping: A Novel Approach to Generate High-Quality Multi-Lingual Emotion Lexicons. *Proceedings of the 11th International Conference on Language Resources and Evaluation*, pp.184-191.
- CAMBRIA, E., PORIA, S., HAZARIKA, D. dan KWOK, K., 2018. SenticNet 5: Discovering Conceptual Primitives for Sentiment Analysis by Means of Context Embeddings. *The Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence*, pp.1795-1802.
- HARYONO, D.A. dan BACHTIAR, F.A., 2020. Klasifikasi Ulasan Palsu Menggunakan MDLText dengan Seleksi Fitur IG dan SMOTE. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 4(5), pp. 1536-1545.
- LI, F., HUANG, M., YANG, Y. dan ZHU, X., 2010. Learning to Identify Review Spam. *Proceedings of the Twenty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp.2488-2493.
- MOHAMMAD, S.M., 2018. Word Affect Intensities. *Proceedings of the Eleventh International Conference on Language Resource and Evaluation (LREC 2018)*. Miyazaki, Japan.
- MUNOZ-DE-ESCALONA, E. dan CANAS, J.J., 2017. Online Measuring of Available Resources. *The first international*

- symposium on human mental workload. Dublin, Ireland.
- OTT, M., CARDIE, C. dan HANCOCK, J.T., 2013. Negative Deceptive Opinion Spam. *Proceedings of NAACL-HLT 2013*, pp.497-501.
- PAUL, H. dan NIKOLAEV, A., 2021. Fake review detection on online E-commerce platforms: a systematic literature review. *Data Mining and Knowledge Discovery*. <https://doi.org/10.1007/s10618-021-00772-6>

Halaman ini sengaja dikosongkan