

## ***Sentiment Analysis of Depression Detection on Twitter Social Media Users Using the K-Nearest Neighbor Method***

Analisis Sentimen Deteksi Depresi pada Pengguna Media Sosial Twitter dengan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor

**Arianti Primadhani Tirtopangarsa<sup>1</sup>, Warih Maharani<sup>2</sup>**

<sup>1,2</sup> Teknologi Informasi, Universitas Telkom, Indonesia

<sup>1</sup> ariantiprimadhani@students.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>wmaharani@telkomuniversity.co.id

### ***Abstract***

*Keywords: depression, sentiment analysis, K-Nearest Neighbor, twitter*

*Every day, millions of people suffer from depression and only a small percentage of them receive proper treatment. Depression is one of the most common mental health disorders. Mental health is very important for humans as well as physical health in general. Not infrequently media users often provide information about themselves and the complaints they experience on burdensome social media. At this time the detection can be detected from the activities of social media users themselves. Because, not infrequently Twitter social media users often provide information about themselves and the complaints they are experiencing on Twitter social media which is burdensome. Therefore, social media Twitter is an option to detect the level of mental health that is being experienced by someone. In this study, the author aims to analyze the application of the K-Nearest Neighbor method in detecting depression in Twitter social media users and see the accuracy value. Based on tests on the KNN classification using the stages of the confusion matrix, the accuracy obtained is 78.18%.*

### ***Abstrak***

Kata kunci: depresi, analisis sentimen, K-Nearest Neighbor, twitter

Setiap hari, jutaan orang menderita depresi dan hanya sebagian kecil dari mereka yang mengalami perawatan yang tepat. Depresi merupakan salah satu gangguan kesehatan mental yang tidak biasa. Kesehatan mental merupakan hal yang sangat penting bagi manusia sama halnya seperti kesehatan fisik pada umumnya. Tak jarang para pengguna media sosial sering memberikan informasi mengenai dirinya dan keluhan-keluh yang sedang dialaminya pada media sosial

yang dimilikinya. Pada saat ini deteksi bisa dideteksi dari aktivitas pengguna media sosial itu sendiri. Karena, tak jarang para pengguna media sosial Twitter sering memberikan informasi mengenai dirinya dan keluhan-kesah yang sedang dialaminya pada media sosial Twitter yang dimilikinya. Oleh sebab itu media sosial Twitter adalah opsi untuk mendeteksi tingkat kesehatan mental yang sedang dialami oleh seseorang. Pada penelitian kali ini penulis bertujuan untuk menganalisis penerapan dari metode *K-Nearest Neighbor* dalam mendeteksi tingkat depresi pengguna media sosial Twitter dan melihat nilai akurasi. Berdasarkan pengujian pada klasifikasi KNN menggunakan tahapan *confusion matrix* hasil akurasi yang didapatkan sebesar 78.18%.

## 1. Pendahuluan

Pada saat ini perkembangan teknologi informasi menjadi salah satu kebutuhan di masyarakat Indonesia, seiring berjalannya perkembangan teknologi informasi hal tersebut membuat media sosial semakin pesat perkembangannya [1]. Pada hasil survei "*We Are Social*" yang dilaksanakan pada tahun 2017, menyebutkan bahwa penggunaan media sosial di Indonesia mencapai 106 juta dari total populasi masyarakat 262 juta. Aktivitas tertinggi untuk mengakses media sosial yang dilakukan oleh digital native mencapai presentase 62% menggunakan handpone, 16% menggunakan komputer, dan 6% menggunakan tab [2].

Seiring berjalannya perkembangan media sosial makin banyak platform yang tersedia, salah satunya adalah twitter. Twitter ialah salah satu media sosial yang digunakan untuk berbagi informasi dengan sesama secara realtime [1]. Berdasarkan penelitian SemioCast, yang merupakan lembaga riset media sosial yang berpusat di kota Paris, Prancis, mengatakan bahwa jumlah pengguna akun Twitter di Indonesia yang tergolong terbesar kelima di dunia, dan berada pada posisi ketiga negara yang paling aktif mengirim Tweet per-hari [1]. Menurut statista.com pada tahun 2020 pengguna Twitter aktif di Indonesia berjumlah sekitar 12,1 juta dan diperkirakan mencapai 18,8 juta pada 2026 [2]. Hal ini membuat perkembangan twitter di Indonesia semakin pesat karena twitter dapat dengan cepat mencuri perhatian dari berbagai kalangan. Sebagian besar isi dari twitter adalah hal-hal yang menyangkut pada penggunaannya dimana pengguna twitter tersebut dapat berbagi cerita, opini, dan kegiatannya pada publik. Untuk mengirim pesan pada twitter atau yang sering disebut dengan cuitan atau tweet para penggunaannya hanya dibatasi sebesar 280 karakter saja [3].

Dengan banyaknya para pengguna twitter yang menyampaikan cerita, opini, dan kegiatannya pada media sosial tersebut dapat menjadi bahan sumber data informasi, salah satunya sebagai sumber data sentimen masyarakat untuk digunakan studi sosial karena sebagian orang yang memiliki twitter mengekspresikan suatu pendapat yang berbeda, mempunyai data teks yang diunggah oleh penggunaannya dengan skala yang besar dan bertambah setiap harinya. Bentuk dari studi sosial tersebut yang dapat diaplikasikan dalam deteksi depresi.

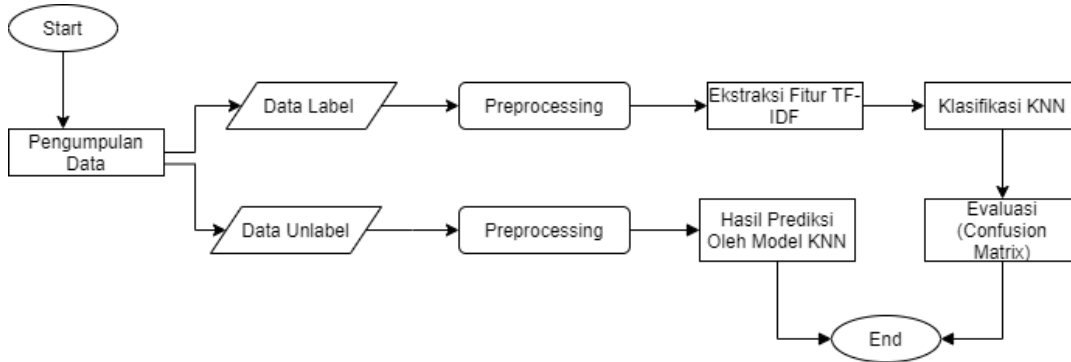
Depresi sering kali dijumpai dengan gejala kecemasan yang berlebih. Saat ini jumlah populasi manusia dengan keadaan depresi sekitar 322 juta. Setengah bagian dari orang yang mengalami depresi tersebut tinggal di wilayah Asia Tenggara dan wilayah Pasifik Barat [4]. Terkait depresi pada pengguna media sosial twitter dapat dideteksi sehingga dapat ditanggulangi terlebih dahulu.

Pada beberapa penelitian terkait twitter untuk mendeteksi pengguna media sosial yang mengalami gangguan depresi. Seperti salah satunya, dalam penelitian depresi melalui Twitter menyimpulkan bahwa adanya korelasi antara keadaan depresif pengguna Twitter dan sentimen tweet yang mereka buat mengenai keadaan depresi seseorang melalui bahasa yang mereka gunakan [5]. Hal ini diperkuat dengan adanya data dari statista.com pada sebuah survei dari Juni 2020, menemukan bahwa sekitar 34,8 persen orang dewasa berusia 18 hingga 24 tahun lebih tertekan akibat pandemi COVID-19. Statistik ini menggambarkan persentase orang berdasarkan usia di seluruh dunia yang melaporkan lebih banyak depresi akibat pandemi COVID-19 pada Juni 2020 yang sedang dialami saat ini [6].

Untuk mendeteksi depresi pada pengguna media sosial twitter salah satunya dapat menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN). Seperti pada penelitian berbahasa Inggris yang dilakukan oleh [7] membandingkan metode Multinomial Naive Bayes memiliki nilai akurasi 83% dan Support Vector Machine memiliki nilai akurasi 79%. Pada penelitian yang dilakukan oleh [8] menggunakan metode Support Vector Machine mencapai nilai akurasi 70%. Selanjutnya pada penelitian yang dilakukan oleh [9] menggunakan metode K-Nearest Neighbor mencapai nilai akurasi 88%. Penelitian yang dilakukan oleh [10] membandingkan metode Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor, Classification Trees, dan Artificial Neural Network. Hasil penelitian menunjukkan K-Nearest Neighbor (KNN) memiliki akurasi tertinggi sebesar 79.27%. [11] menyebutkan pada penelitiannya metode K-Nearest Neighbours berkinerja terbaik dengan memprediksi 83%. Menurut [12] K-Nearest Neighbor meraih yang terbaik akurasi 81% dibandingkan dengan pengklasifikasi lainnya. Berdasarkan hal tersebut penulis akan melakukan penelitian pada pengguna media sosial twitter dengan menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN), sehingga dapat dibuktikan dengan mendeteksi tingkat depresi dan dapat dijadikan acuan sebagai hasil analisa penelitian. Adapun tujuan yang ingin dicapai oleh penulis dari penelitian ini adalah menganalisis penerapan dari metode *K-Nearest Neighbor* dalam mendeteksi tingkat depresi pengguna media sosial Twitter dan melihat nilai akurasinya.

## 2. Perancangan Sistem

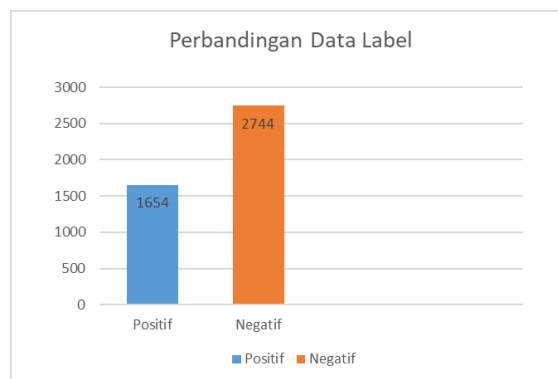
Perancangan sistem yang dilakukan oleh peneliti untuk mendapatkan hasil terbaik dapat dilihat pada **Gambar 1**.



Gambar 1 Perancangan Sistem

### 2.1. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini hal yang pertama kali dilakukan adalah sistem mengambil data cuitan yang terdapat pada sosial media Twitter. Pada penelitian ini dataset dibagi menjadi dua yaitu dataset label dan dataset unlabel, pada dataset label yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset emosi yang sudah diberi label *happy*, *love*, *sad*, *angry*, dan *fear* yang dilakukan oleh [13]. Pada penelitian yang dilakukan oleh [14] mengatakan bahwa perasaan sedih, kecewa, mudah marah hal tersebut mencirikan bahwa orang tersebut sedang merasa tekanan depresi. Untuk label *sad*, *angry*, dan *fear* akan masuk kedalam kategori negatif dikarenakan hal tersebut condong ke arah depresi. Sedangkan untuk label *happy* dan *love* termasuk kategori positif dikarenakan emosi tersebut tidak ada kaitannya dengan depresi. Untuk memudahkan pada saat pengelolaan data untuk kategori negatif akan diberi label “1” sedangkan untuk kategori positif akan diberi label “0”. Dapat dilihat pada **Gambar 2** total dataset yang telah dikumpulkan pada penelitian ini sebesar 4398 data dengan perbandingan data label seperti berikut.



Gambar SEQ Gambar \\* ARABIC 2

Contoh kalimat positif dan negatif pada penelitian ini dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Tabel 1 Kalimat Positif dan Negatif

| Kalimat   | Label   |
|---|---------|
| Egoisnya aku pada saat itu, ku tutup semua mata telinga bahkan hati saat dia mungkin merasa dalam kebimbangan. Ku acuhkan perasaannya saat dia ingin mencari yg lain. Aku sngt egois bukan? Aku hanya memikirkan bahwa hanya aku yg bs melakukan segalanya baginya.ternyata aku slh | Negatif |
| Tak ingatkah kau dulu pernah berjanji bahagiakan diriku selamanya. Tam berartikah cinta kita yang lalu, hingga kau bersama dengan dirinya. #recekantwitter [URL]  | Negatif |
| Ku sadari satu pilihan ku bersamamu di tempat ini, jalani hari dengan semangat yang baru, walau tak seindah yg ku harapkan, tak seburuk yg ku bayangkan, ku tetap berdiri jalani hari penuh warna (yg ngerti pst pada nyanyi)   | Positif |
| Semoga Tuhan senantiasa menyertai setiap langkahmu, dan menjadikan hubungan kita ini makin kuat dalam menghadapi segala ujian kehidupan ini. I Love You   | Positif |

Pada dataset unlabel digunakan untuk hasil prediksi, pada penelitian ini sistem mengambil data cuitan dari setiap akun yang telah mengisi kuisioner DASS-42 yang telah disebarakan oleh penulis dengan kriteria akun tersebut bersifat publik dan akun pribadi. Pada penelitian ini terdapat 15 akun yang terdeteksi depresi dengan penilaian sangat parah, parah, dan sedang menurut penilaian kuisioner DASS-42. Pengumpulan data ini dilakukan sebelum tanggal 25 Juli 2021. Berikut adalah contoh akun yang akan dijadikan sebagai dataset dan tingkatan depresinya.

Tabel 2 Nama Akun

| No | Akun Twitter | Skor DASS-42 (depresi) | Tingkat Depresi |
|----|--------------|------------------------|-----------------|
| 1  | akun a       | 39                     | Sangat parah    |
| 2  | akun b       | 30                     | Sangat parah    |
| 3  | akun c       | 39                     | Sangat parah    |
| 4  | akun d       | 30                     | Sangat parah    |
| 5  | akun e       | 22                     | Parah           |
| 6  | akun f       | 27                     | Parah           |
| 7  | akun g       | 22                     | Parah           |
| 8  | akun h       | 28                     | Parah           |
| 9  | akun i       | 20                     | Parah           |
| 10 | akun j       | 21                     | Parah           |
| 11 | akun k       | 23                     | Parah           |
| 12 | akun l       | 19                     | Sedang          |
| 13 | akun m       | 18                     | Sedang          |
| 14 | akun n       | 19                     | Sedang          |
| 15 | akun o       | 19                     | Sedang          |

## 2.2. Preprocessing

Salah satu tahapan proses klasifikasi teks pada text mining adalah pre-processing. Teks pre-processing adalah tahapan pembersihan, dan penyederhanaan teks agar dapat diproses lebih lanjut. Tujuan tahapan preprocessing adalah untuk menghapus karakter selain huruf, menyamakan kata, mempekecil volume kosakata. Tahapan pre-processing pada penelitian ini meliputi proses:

- Case Folding, merupakan proses mengubah huruf kapital menjadi huruf *lower case* pada semua teks yang terdapat pada dokumen data latih dan data test.
- Cleaning, merupakan proses membersihkan dokumen dari kata yang tidak dibutuhkan.
- Stemming, merupakan proses yang mentransformasi kata-kata yang terdapat dalam dokumen ke kata-kata akarnya (root word).
- Stopword Removal, merupakan suatu tahapan dimana kata yang tidak penting akan dihapus. Tujuan dari tahapan ini adalah untuk mengurangi jumlah kata yang disimpan pada daftar token yang nantinya akan diproses pada tahap selanjutnya.
- Tokenization, merupakan proses memotong tiap kata pada dokumen dan menyusunnya menjadi potongan tunggal.

Tabel 3 Contoh Data Hasil Preprocessing

| Tahapan          | Hasil   |
|------------------|---|
| Data asli        | Dari sekian banyak thread yang aku baca, thread ini paling aneh sih dalam penulisan. Sumpah aneh bgt, mau ngatain "lebay" aja segala bikin thread hadeh. Aku juga ga jago nulis, tapi tulisan aku ga seberantakan thread mbaknya.   |
| Case Folding     | dari sekian banyak thread yang aku baca, thread ini paling aneh sih dalam penulisan. sumpah aneh bgt, mau ngatain "lebay" aja segala bikin thread hadeh. aku juga ga jago nulis, tapi tulisan aku ga seberantakan thread mbaknya.   |
| Cleaning         | dari sekian banyak thread yang aku baca thread ini paling aneh sih dalam penulisan sumpah aneh bgt mau ngatain lebay aja segala bikin thread hadeh aku juga ga jago nulis tapi tulisan aku ga seberantakan thread mbaknya   |
| Stemming         | dari sekian banyak thread yang aku baca thread ini paling aneh sih dalam tulis sumpah aneh bgt mau ngatain lebay aja segala bikin thread hadeh aku juga ga jago nulis tapi tulis aku ga beranta thread mbak   |
| Stopword Removal | sekian banyak thread aku baca thread paling aneh sih tulis sumpah aneh bgt mau ngatain lebay aja segala bikin thread hadeh aku ga jago nulis tulis aku ga beranta thread mbak   |
| Tokenization     | 'sekian', 'banyak', 'thread', 'aku', 'baca', 'thread', 'paling', 'aneh', 'sih', 'tulis', 'sumpah', 'aneh', 'bgt', 'mau', 'ngatain', 'lebay', 'aja', 'segala', 'bikin', 'thread', 'hadeh', 'aku', 'ga', 'jago', 'nulis', 'tulis', 'aku', 'ga', 'beranta', 'thread', 'mbak' |

## 2.3. Ekstraksi Fitur TF-IDF

Pada tahapan ekstraksi fitur TF-IDF ini, data yang sudah melewati tahapan preprocessing akan mendapatkan nilai bobot di setiap kata pada data yang akan digunakan, pada TF-IDF terdiri dari

2 rumus yang digabungkan yaitu menghitung frekuensi kemunculan kata pada suatu dokumen tertentu (TF) dan perhitungan inverse document frequency yang mengandung kata tersebut yang berfungsi untuk ukuran tingkat signifikansi suatu term pada dokumen (IDF) [15]. Untuk menghitung nilai tfidf dapat dilihat pada **Tabel 4** dan **Tabel 5**.

Table 4 Contoh Data Training Setelah Preprocessing

| No | Hasil Preprocessing   | Label   |
|----|---|---------|
| K1 | ['ku', 'ken', 'ngamuk', 'bacain', 'komen', 'netizen', 'yg', 'mahabenar', 'lord', 'ga', 'abis', 'pikir', 'komen', 'macem', 'gin', 'yg', 'bikin', 'kasus', 'leceh', 'seksual', 'tenggelam', 'saja', 'ada', 'hukum', 'laku', 'lebih', 'sedih', 'rerata', 'yg', 'komen', 'jahat', 'perempuan', 'mbaq', 'sehat', 'loh', 'url'] | Negatif |
| K2 | ['kesel', 'sekesel', 'kesel', 'soal', 'kas', 'via', 'vallen', 'dia', 'yg', 'berani', 'speak', 'up', 'malah', 'hujat', 'yg', 'ikut', 'hujat', 'sama', 'perempuan', 'sedih', 'rasa', 'kok', 'cewek', 'nyuruh', 'si', 'via', 'vallen', 'diem', 'aja', 'leceh', 'loh', 'dilaporin', 'polisi', 'kalo', 'perlu']                | Negatif |
| K3 | ['aku', 'berfikir', 'lama', 'senyum', 'arti', 'bahagia', 'aku', 'tak', 'pernah', 'berfikir', 'nyata', 'coba', 'tahan', 'sngt', 'keras', 'dlmnya', 'sngt', 'sngt', 'egois', 'kan', 'qyara', 'harap', 'masa', 'depn', 'kau', 'tak', 'temu', 'dgn', 'sosok', 'krn', 'sngt', 'mua']   | Negatif |
| k4 | ['jangan', 'lupa', 'bahagia', 'hari', 'cukup', 'jalan', 'hidup', 'penuh', 'bahagia', 'ada', 'yg', 'buat', 'kamu', 'sedih', 'senyum', 'senyum', 'angkat', 'kepala', 'biar', 'mahkota', 'jatuh']  | Positif |

Contoh menghitung term query 'sedih' pada k1

$$tf - idfi,j = tfi,j \times idfi,j$$

$$tf - idfi,j = 1 \times \ln \ln \left( \frac{D}{df} \right) + 1$$

$$tf - idfi,j = \ln \ln \left( \frac{4}{4} \right) + 1$$

$$tf - idfi,j = 1$$

Table 5 Contoh Perhitungan TFIDF

| Q       | tf |    |    |    | df | $\frac{D}{df}$ | IDF  | tf - idfi,j |      |      |      |
|---------|----|----|----|----|----|----------------|------|-------------|------|------|------|
|         | K1 | K2 | K3 | K4 |    |                |      | K1          | K2   | K3   | K4   |
| Sedih   | 1  | 1  | 1  | 1  | 4  | 1              | 1    | 1           | 1    | 1    | 1    |
| Kesel   | 0  | 2  | 0  | 0  | 1  | 4              | 2.38 | 0           | 4.76 | 0    | 0    |
| Bahagia | 0  | 0  | 1  | 2  | 2  | 2              | 1.69 | 0           | 0    | 1.69 | 3.38 |

Table 6 Contoh Data Testing Setelah Preprocessing

| No | Hasil Preprocessing   | Label   |
|----|---|---------|
| K5 | ['gak', 'asa', 'puasa', 'sdh', 'hari', 'sbtr', 'lebaran', 'rasa', 'sedih', 'krn', 'ramadhan', 'tinggal', 'tapi', 'rasa', 'happy', 'krn', 'sbtr', 'kita', 'lebaran', 'kumpul', 'bareng', 'keluarga', 'saling', 'maaf', 'kmbli', 'fitrah', 'smg', 'kita', 'semua', 'temu', 'ramadhan', 'h', 'amin'] | Positif |
| K6 | ['bahagiain', 'orang', 'terus', 'kamu', 'kapan', 'bahagia', 'yu', 'bahagia', 'cara', 'asal', 'orang', 'bahagia', 'karena', 'bahagia', 'saya', 'malah', 'jadi', 'kali', 'lipat']   | Positif |

Table 7 Data Testing Ternormalisasi K5

|        | Bahagia  | hari    | kamu    | Sedih    | senyum | yg      |
|--------|----------|---------|---------|----------|--------|---------|
| TF-IDF | 0.459988 | 0.32415 | 0.32415 | 0.229994 | 0.6483 | 0.32415 |

Table 8 Data Testing Ternormalisasi K6

|        | Lecch    | Loh      | kamu | Perempuan | sedih    | yg       |
|--------|----------|----------|------|-----------|----------|----------|
| TF-IDF | 0.282804 | 0.282804 | 0    | 0.282804  | 0.200658 | 0.848412 |

## 2.4. Klasifikasi KNN

Pada tahap ini, cuitan yang telah melewati tahapan pembobotan kata dengan TF-IDF akan dilakukan proses penerapan KNN untuk menghasilkan sebuah klasifikasi. Pada contoh dibawah ini menggunakan data latih dan data uji 70:30 dan menggunakan nilai  $K = 13$  menghasilkan akurasi sebesar 78.18%.

Table 9 Klasifikasi KNN

| Data Uji : Data Latih | Nilai K | Akurasi |
|-----------------------|---------|---------|
| 90 : 10               | 13      | 78.18%  |

## 2.5. Evaluasi

Setelah dilakukan tahapan klasifikasi KNN, akan dilakukan tahap evaluasi dengan menggunakan Confusion Matrix, tahap tersebut akan menghitung seberapa besar nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1 Score* pada data latih dan data uji yang telah di proses sebelumnya agar mendapatkan hasil yang optimal. Pada penelitian menggunakan dua kelas klasifikasi sentimen yaitu positif dan negatif masing-masing hasil *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score* dapat dilihat pada **Tabel 10**.

Table 10 Hasil Confusion Matrix

| Klasifikasi Sentimen | Accuracy | Precision | Recall | F1-Score |
|----------------------|----------|-----------|--------|----------|
| Positif              | 71%      | 66%       | 54%    | 59%      |
| Negatif              | 71%      | 75%       | 83%    | 78%      |

## 2.6. Hasil Prediksi dari Model KNN

Berdasarkan hasil yang telah dilakukan, menghasilkan sistem model yang optimal. Selanjutnya model sistem tersebut akan digunakan untuk memprediksi depresi dataset yang telah dijalankan.



Table 11 Hasil Prediksi

| No | Akun Twitter | Jumlah Tweet     | Hasil prediksi depresi |
|----|--------------|------------------|------------------------|
| 1  | akun a       | 322 <i>tweet</i> | 64%                    |
| 2  | akun b       | 232 <i>tweet</i> | 82%                    |
| 3  | akun c       | 261 <i>tweet</i> | 76%                    |
| 4  | akun d       | 164 <i>tweet</i> | 63%                    |
| 5  | akun e       | 202 <i>tweet</i> | 68%                    |
| 6  | akun f       | 239 <i>tweet</i> | 69%                    |
| 7  | akun g       | 337 <i>tweet</i> | 65%                    |
| 8  | akun h       | 253 <i>tweet</i> | 73%                    |
| 9  | akun i       | 395 <i>tweet</i> | 65%                    |
| 10 | akun j       | 314 <i>tweet</i> | 71%                    |
| 11 | akun k       | 367 <i>tweet</i> | 86%                    |
| 12 | akun l       | 73 <i>tweet</i>  | 95%                    |
| 13 | akun m       | 90 <i>tweet</i>  | 57%                    |
| 14 | akun n       | 295 <i>tweet</i> | 83%                    |
| 15 | akun o       | 323 <i>tweet</i> | 54%                    |

Jika dilihat dari **Table 11**, hasil prediksi depresi dari setiap akun memiliki hasil persentase yang berbeda. Dari seluruh akun diatas memiliki nilai persentase cuitan negatif diatas 50%, hal ini dapat disimpulkan bahwa cuitan akun tersebut cenderung negatif. Semua data unlabel yang telah di prediksi harus melalui proses pengecekan ulang, dengan memberikan label manual terhadap beberapa data. Hal ini digunakan untuk melihat prediksi tersebut akurat atau tidak. Dengan begitu, prediksi akurasi terhadap data akan lebih terlihat. Pada pemberian label manual disesuaikan dengan dataset pada model sistem. Hasil dari akurasi yang didapatkan oleh dataset unlabel hanya sebesar 64.78% hal ini berbanding jauh dengan nilai hasil akurasi sebelumnya yang dilakukan pada dataset label. Hal ini dikarenakan adanya Bahasa Inggris dan Bahasa Indonesia yang tercampur pada satu kalimat pada data unlabel bisa menjadi faktor besar terjadinya hal tersebut. Model tidak dapat menjangkaunya lalu mengakibatkan salah prediksi. Tidak hanya campuran bahasa indonesia dan inggris, terdapat juga campuran bahasa indonesia dan daerah, hal seperti itu pun akan berdampak sama saja.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini menjelaskan hasil dari penelitian yang telah dibuat oleh peneliti berdasarkan sistem yang telah dibangun dan dijalankan, terdapat beberapa pengujian pada tahap ini tujuannya untuk melihat hasil dari performansi model yang telah dibangun. Berikut adalah pengujian pada penelitian ini:

Pada pengujian pertama penulis akan melakukan pemisahan data yaitu, data *training* dan data *testing* dengan melakukan sebuah persentase pada data latih dan data uji.

Pada pengujian kedua melakukan pencarian akurasi terbaik dari setiap nilai k pada metode KNN.

Pada pengujian pertama, hasil dari pemecahan data di atas dilakukan dengan menggunakan metode *Confusion Matrix* yang nantinya akan menghasilkan sebuah akurasi yang optimal. Dari hasil pemecahan data di bawah terdapat hasil yang beragam. Perbandingan data *training* dan data *testing* adalah: 90:10, 80:20, 70:30, 60:40. Dari pengujian tersebut didapatkan hasil yang optimal yaitu pada pengujian test set 10%. Pada test set 20% menghasilkan 72.15%, test size 30% menghasilkan 71.81%, dan pada test set 40% menghasilkan 71.19%. Dapat dilihat pada **Table 12** hasil performansi yang dilakukan dari setiap test set, pada pengujian test set 10% mengungguli hasil akurasi sebesar 74.09%.

Table 12 Hasil Pengujian Pertama

| Test Set | Accuracy |
|----------|----------|
| 10%      | 74.09%   |
| 20%      | 72.15%   |
| 30%      | 71.81%   |
| 40%      | 71.19%   |

Pada pengujian kedua, membandingkan hasil nilai  $n$  pada metode KNN tersebut. Tujuannya untuk melihat akurasi terbaik dari dari setiap nilai  $K = 1, K = 3, K = 5, K = 7, K = 9, K = 11, K = 13$ . Pada pengujian ini menggunakan test set 10% dikarenakan pada hasil pengujian sebelumnya menghasilkan nilai akurasi tertinggi daripada yang lainnya. Dari pengujian kedua ini, menghasilkan nilai tertinggi yaitu  $K = 13$  yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 78.18%. Dapat dilihat pada **Table 13** hasil performansi dari setiap nilai  $K$ .

Table 13 Hasil Pengujian Kedua

| Nilai K | Accuracy |
|---------|----------|
| 1       | 72.04%   |
| 3       | 72.5%    |
| 5       | 74.09%   |
| 7       | 75.68%   |
| 9       | 76.36%   |
| 11      | 77.27%   |
| 13      | 78.18%   |

Dalam melakukan perbandingan data uji, peneliti menggunakan beberapa scenario. Pada scenario pengujian pertama, peneliti melakukan perbandingan data uji. Hasil dari perbandingan tersebut pada pengujian 90:10 menghasilkan nilai akurasi tertinggi yaitu 76.36%. Dengan begitu, ketika data training dan data test memiliki perbandingan 90:10 dapat menghasilkan akurasi tinggi yang berbanding lurus dengan tingginya performansi klasifikasi KNN yang telah dibangun. Test set tersebut akan digunakan dalam pengujian kedua untuk melihat akurasi pada nilai  $K$ .

Pada pengujian kedua dilakukan untuk menghasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi, dari hasil nilai akurasi  $K = 1$  sampai  $K = 13$  hasil tersebut semakin besar seperti pada **Table 13**, nilai  $K$  yang bernilai besar menentukan akurasi yang semakin tinggi. Tingkat akurasi dan nilai  $K$  ditentukan dari banyaknya data, bila semakin banyak data maka untuk mendapatkan nilai

akurasi yang optimal, memerlukan banyaknya nilai K. Akurasi nilai K akan mendapatkan hasil optimal pada K = 13 dengan menghasilkan akurasi sebesar **78.18%**.

#### 4. Kesimpulan dan Saran

Hasil dari penelitian yang telah dilakukan, penelitian ini membangun sistem untuk memprediksi tingkat depresi pada pengguna twitter dengan menggunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor*. Dari hasil pengujian menggunakan metode KNN pada penelitian ini menghasilkan nilai akurasi sebesar 78.18%. Hasil akurasi tersebut diperoleh dari sistem yang telah dibangun pada penelitian ini yaitu *preprocessing*, klasifikasi menggunakan metode KNN, dan model tersebut akan dievaluasi menggunakan *confusion matrix*. Model yang sudah terbentuk akan digunakan untuk memprediksi tingkat depresi pada akun twitter yang telah mengisi kuisioner DASS-42 terdapat 15 akun yang memiliki tingkat depresi parah, sangat parah, dan sedang berdasarkan penilaian kuisioner DASS-42. Hasil dari prediksi depresi tersebut memiliki nilai yang beragam, semakin tinggi tingkat persentasenya menunjukkan bahwa akun tersebut cenderung mengarah ke negatif. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah dapat mengumpulkan data yang lebih banyak untuk setiap tingkatan depresi agar menghasilkan akurasi yang lebih baik.

#### Daftar Pustaka

- [1] P. Antinasari, R. S. Perdana, and M. A. Fauzi, "Analisis Sentimen Tentang Opini Film pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Naive Bayes dengan Perbaikan Kata Tidak Baku Human Detection and Tracking View project Smart Mobile Navigation System View project," no. October, 2017, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- [2] J. Degenhard, "Forecast of the number of Twitter users in Indonesia from 2017 to 2026," *Statista.com*, 2020. <https://www.statista.com/forecasts/1145550/twitter-users-in-indonesia>.
- [3] W. P. Ali, Y. Sibaroni, and S. Si, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kinerja Presiden Indonesia Dalam Aspek Ekonomi, Kesehatan, dan Pembangunan Berdasarkan Opini dari Twitter," *e-Proceeding Eng.*, vol. 6, no. 2, pp. 8637–8649, 2019.
- [4] HIMPSI, "Seri Sumbangan Pemikiran Psikologi untuk Bangsa Ke-5 Kesehatan Jiwa dan Resolusi Pascapandemi di Indonesia," *Himpsti.or.Id*, no. September 2019, p. 13, 2020, [Online]. Available: <https://himpsti.or.id/blog/pengumuman-2/post/kesehatan-jiwa-dan-resolusi-pascapandemi-di-indonesia-panduan-penulisan-132>.
- [5] B. Y. Ziwei and H. N. Chua, "An application for classifying depression in tweets," *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, pp. 37–41, 2019, doi: 10.1145/3366650.3366653.
- [6] John Elflein, "Depression level increases during the COVID-19 pandemic worldwide June 2020, by age," *Statista.com*, 2020. <https://www.statista.com/statistics/1184765/depression-level-increases-in-adults-due-to-covid-by-age-worldwide/>.
- [7] M. Deshpande and V. Rao, "Depression detection using emotion artificial intelligence," *Proc. Int. Conf. Intell. Sustain. Syst. ICISS 2017*, no. Iciss, pp. 858–862, 2018, doi: 10.1109/ISS1.2017.8389299.
- [8] R. Wald, T. Khoshgoftaar, and C. Sumner, "Machine prediction of personality from Facebook profiles," *Proc. 2012 IEEE 13th Int. Conf. Inf. Reuse Integr. IRI 2012*, vol. 2, pp. 109–115, 2012, doi: 10.1109/IRI.2012.6302998.
- [9] Y. Li, B. Hu, X. Zheng, and X. Li, "EEG-Based Mild Depressive Detection Using Differential Evolution," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 7814–7822, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2883480.
- [10] H. Cai *et al.*, "A Pervasive Approach to EEG-Based Depression Detection," *Complexity*, vol. 2018, 2018, doi: 10.1155/2018/5238028.

- 
- [11] K. Chanda, P. Bhattacharjee, S. Roy, and S. Biswas, "Intelligent Data Prognosis of Recurrent of Depression in Medical Diagnosis," *ICRITO 2020 - IEEE 8th Int. Conf. Reliab. Infocom Technol. Optim. (Trends Futur. Dir.,* pp. 840–844, 2020, doi: 10.1109/ICRITO48877.2020.9197843.
- [12] X. Li, T. Cao, S. Sun, B. Hu, and M. Ratcliffe, "Classification study on eye movement data: Towards a new approach in depression detection," *2016 IEEE Congr. Evol. Comput. CEC 2016*, pp. 1227–1232, 2016, doi: 10.1109/CEC.2016.7743927.
- [13] M. S. Saputri, R. Mahendra, and M. Adriani, "Emotion Classification on Indonesian Twitter Dataset," *Proc. 2018 Int. Conf. Asian Lang. Process. IALP 2018*, no. November, pp. 90–95, 2019, doi: 10.1109/IALP.2018.8629262.
- [14] A. Dirgayunita, "Depresi: Ciri, Penyebab dan Penangannya," *J. An-Nafs Kaji. Penelit. Psikol.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–14, 2016, doi: 10.33367/psi.v1i1.235.
- [15] M. F. Muzakki, R. F. Umbara, F. Informatika, and U. Telkom, "Analisis Sentimen Mahasiswa Terhadap Fasilitas Universitas Telkom Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Dan Tf-Idf," vol. 6, no. 2, pp. 8608–8616, 2019.