Analisis Kepribadian Melalui *Twitter* Menggunakan Metode *Logistic Regression* dengan Pembobotan TF-IDF dan AHP

Kartika Prameswari[1], Erwin Budi Setiawan[2]

[1,2]Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung
[1]kartikaprameswari@students.telkomuniversity.ac.id, [2]erwinbudisetiawan@telkomuniversity.ac.id,

Abstrak

Melakukan analisis kepribadian saat ini menjadi hal yang telah banyak dilakukan. Banyak sekali dalam seleksi pemilihan minat dan karir, klasifikasi kepribadian diikutsertakan. Hal ini bertujuan agar klasifikasi kepribadian sesuai dengan minat dan karir. Namun dalam implementasi untuk melakukan analisis kepribadian memakan waktu yang lama dan memakan biaya yang besar. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memprediksi klasifikasi kepribadian menggunakan cara yang baru yaitu melalui media sosial *twiter*. Analisis ini dilakukan dengan pendekatan linguistik dimana analisis kepribadian melalui bahasa atau kata pada *tweets* yang telah diunggah pengguna *twitter*. Selain menggunakan *tweets*, fitur lain pada *twitter* juga diikutsertakan sebagai bahan pertimbangan untuk penilaian klasifikasi kepribadian melalui pendekatan perilaku sosial. Metode klasifikasi kepribadian ini menggunakan metode *logistic regression* dengan pembobotan TF-IDF dan AHP. Pembobotan TF-IDF dan AHP ini dilakukan untuk menentukan bobot tiap-tiap fitur yang ada pada akun pengguna. Pada pendekatan linguistik digunakan pembobotan TF-IDF, sedangkan untuk pendekatan perilaku sosial menggunakan pembobotan AHP. Hasil dari klasifikasi dengan kedua pembobotan tersebut pada pendekatan perilaku sosial memiliki rata-rata akurasi sebesar 24.95%, sedangkan akurasi tertinggi pada pendekatan linguistik dengan pembagian data set 90:10 adalah 33.5%.

Kata kunci : *Logistic Regression*, AHP, TF-IDF, DISC

Abstract

Conducting personality analysis is now a lot of things done. Many in the selection of interest and career selection, personality classification is included. It aims to make the classification of personality according to interests and career. But in the implementation to conduct personality analysis takes a long time and costs a great cost. The purpose of this research is to predict the classification of personality using a new way that is through twitter social media. This analysis is done with a linguistic approach where the personality analysis through the language or word on tweets that Twitter users have uploaded. In addition to using tweets, other features on Twitter are also included as consideration material in personality classification assessment through social behaviour approach. The personality classification method uses the logistic regression method with the TF-IDF and AHP weighted. The TF-IDF and AHP weighting is done to determine the weight of each feature in the user's account. On the linguistic approach used TF-IDF weighted, while for the approach of social behavior using the weighted AHP. The result of the classification with both of the weighing on the social behavior approach has an average accuracy of 24.95%, while the highest accuracy in the linguistic approach with the division of data set 90:10 is 33.5%.

Keywords: *Logistic Regression*, AHP, TF-IDF, DISC

1. Pendahuluan

Kepribadian merupakan salah satu faktor yang memengaruhi perilaku manusia[1]. *American Psychological Association* (APA) mengemukakan bahwa kepribadian mengacu pada perbedaan individu dalam hal pola karateristik berpikir, merasakan, dan berperilaku[2]. Tes kepribadian adalah sebuah tes yang dilakukan untuk menentukan tipe kepribadian seseorang[3]. Pengklasifikasian tipe kepribadian yang dilakukan dengan tes kepribadian saat ini sering kali masih menggunakan metode lama dan kurang memanfaatkan teknologi yang ada. Padahal pesatnya perkembangan teknologi memberikan manfaat dalam kehidupan manusia. Klasifikasi kepribadian telah banyak diaplikasikan pada berbagai jurnal ilmiah[4]. Penelitian ini menggunakan *twitter* sebagai media untuk menganalisis kepribadian seseorang[5]. *Twitter* telah menghasilkan 110 juta *tweet* setiap hari dan memiliki lebih dari 200 juta pengguna. Banyak pengguna *twitter* yang secara tidak sadar memberikan informasi tentang kepribadiannya melalui *tweets* atau posting yang mereka buat dengan bahasa alami[6].

Dalam proses menganalisis kepribadian seseorang melalui *twitter* dibutuhkan metodologi yang tepat untuk mendapatkan hasil yang akurat. *Tweet* atau *posting* pada *twitter* merupakan kumpulan kata yang tidak baku sehingga dibutuhkan perlakuan khusus untuk mendapatkan data yang bisa diproses. Oleh sebab itu, dalam pengolahan data diperlukan proses *pre-processing* terlebih dahulu yang kemudian bisa dilakukan pengklasifikasian[7]. Dalam melakukan klasifikasi pada penelitian kepribadian ini penulis menggunakan teori DISC.
DISC dibuat untuk membantu individu mengeksplorasi kepribadian dan tipe tingkah laku mereka sehingga mereka dapat lebih baik dalam memahami diri mereka sendiri dan orang lain (Bonnstetter & Suiter, 2011 : 32)[8]. Metode DISC merupakan singkatan dari empat faktor kepribadian yaitu *Dominanc*e, *Influence*, *Steadness*, dan *Complience*[9]. Pada penelitian tugas akhir ini, penulis melakukan analisis dalam penilaian kepribadian berdasarkan perilaku sosial dan pendekatan lingustik dari kata-kata *tweets* yang diunggah. Metode yang dipilih untuk melakukan analisis ini adalah *logistic regr*ession dengan pembobotan TF-IDF dan AHP.

2. Studi Terkait

2.1 Kepribadian

Kepribadian adalah sesuatu sikap atau tingkah laku yang dimiliki oleh seseorang dalam melaksanakan suatu kegiatan yang menjadi tanggung jawabnya untuk menentukan suatu tujuan (Susanna, 2014). Kepribadian setiap individu akan membentuk perilaku individu. Kepribadian merupakan gabungan dari ciri-ciri fisik dan mental yang stabil dari setiap individu yang menandakan identitas individu tersebut sehingga berbeda antara setiap individu yang satu dengan individu lainnya (Robbins & Judge, 2013). Kepribadian merupakan trait bawaan sejak lahir, sedangkan karakter merupakan perilaku hasil pembelajaran (Nofijantie, 2014)[10]. Satu cara yang membantu untuk mendapatkan karakter kepribadian seseorang adalah melalui media sosial. Dengan melihat publikasi kegiatan sehari-hari dapat melihat informasi penting dari pengguna sosial media tersebut. Saat ini sudah banyak penelitian tentang klasifikasi untuk mengetahui karakter seseorang melalui media sosial salah satunya penelitian Barker et al (1992)[11].

2.2 Kepribadian DISC

DISC pertama kali ditemukan oleh dan diperkenalkan oleh William Moulton Marston (1983-1947) seorang psikolog America[13]. DISC adalah sebuah alat ukur psikometri yang mengukur gaya kepribadian seseorang mengenai perilaku kerjanya (Nofiar, 2009: 9)[14]. DISC merupakan model perilaku yang membantu setiap manusia memahami “mengapa seseorang melakukan apa yang dilakukannya”. Disamping itu dinamika dimensi *Dominance*, *Influencing*, *Steadiness*, dan *Conscientiousness* pada setiap orang yang berbeda membentuk model DISC pribadi dan menggambarkan perilaku masing masing[12].

1. *Dominance* (D) Orang yang *Dominance* tinggi akan bersifat asertif (tegas) dan langsung. Biasanya mereka sangat independen, ambisius, gagah serta sangat menyukai tantangan dan persaingan. Dalam pemecahan masalahnya, melakukan pendekatan yang aktif dan cepat menyelesaikan masalah. Mereka dipandang orang lain sebagai orang yang berkemauan keras. Oleh karena itu mereka menginginkan segala sesuatu sesuai dengan kemauan mereka.
2. *Influencing* (I) Tipe *Influencing* ini senang berteman. Mereka suka menghibur orang lain dan bersifat sosial. Dalam penyelesaian masalah atau mengerjakan sesuatu, mereka banyak mengandalkan keterampilan sosial. Orang yang bersifat interpersonal ini senang berpartisipasi dalam kelompok dan suka bekerja sama. Keterbukaan sikapnya membuat orang lain memandang dirinya sebagai pribadi yang gampang bergaul dan ramah. Biasanya pribadi seperti ini memiliki banyak teman.
3. *Steadiness* (S) Orang yang bertipe *Steadiness* ini adalah orang yang berkeras hati, gigih, dan sabar. Mereka mendekati dan menjalani kehidupan dengan memanfaatkan standar yang terukur dan stabil. Pada umumnya mereka tidak begitu suka kejutan dan tidak banyak menuntut dan bersifat akomodatif. Mereka sangat ramah dan memperlihatkan kesetiaannya kepada disekitarnya. Orang yang bertipe seperti ini jujur dan sabar. Orang lain memandang mereka sebagai orang yang tenang, berhati-hati dan konsisten dalam cara mereka menjalani kehidupan.
4. *Compliance* (C) Orang pada tipe ini sangat tertarik pada presisi (ketelitian dan kecermatan) dan juga dengan akurasi (kecepatan). Mereka menyukai segalanya serba teratur dan jelas. Mereka sangat fokus terhadap fakta. Orang tipe teliti ini sangat menghargai peraturan. Dalam beraktivitas mereka menggunakan sistematis dan aturan aturan agar semuanya terkelola dengan baik. Mengatasi konflik secara tidak langsung. Dihadapan orang lain, mereka dipandang pasif dan selalu mengalah.

2.3 Penggunaan Fitur

Dalam melakukan penelitian ini, peneliti menggunakan pendekatan linguistik dan pendekatan perilaku sosial. Pendekatan linguistik dalam penelitian ini melalui kata-kata yang diunggah oleh pengguna pada *tweet*. Selain dengan penggunaan linguistik dilakukan juga analisis melalui pendekatan perilaku sosial.

2.3.1 Kepribadian Berdasarkan Pendekatan Perilaku Sosial

Perilaku sosial mendefinisikan kepribadian melalui frekuensi penggunaan media sosial dan tingkat keaktifan antar pengguna (Golbeck dkk, 2011). Fitur yang menunjukkan tingkat perilaku sosial pengguna *Twitter* berdasarkan penelitian yang dilakukan Golbeck (2011) adalah sebagai berikut[15].

a.*Follower* : *Follower* adalah pengguna *Twitter* lain yang mengikuti pengguna yang diacu. *Follower* dapat melihat *tweet* pengguna yang diacu pada halaman muka akun *Twitter* mereka.

b. *Friend* : *Friend* adalah pengguna yang diacu menjadi *follower* dari pengguna lain.

c.*Jumlah mention* : *Mention* yang ditandai dengan *'@username'* menunjukkan tingkat interaksi pengguna *Twitter* dengan pengguna lain.

d.Jumlah *hashtag* : *Hashtag* menunjukkan keterlibatan pengguna dengan isu/topik yang sedang dibahas. *Hashtag* ditandai dengan karakter '#'.

e.Jumlah *reply* : *Reply* adalah mention dari pengguna lain kepada pengguna *Twitter* yang diacu.

f.Jumlah URL : URL adalah tautan berupa informasi *website/blog* yang dicantumkan pengguna.

g.Jumlah kata dalam *tweet* : *Tweet* adalah tulisan yang terdiri dari kumpulan kata dengan panjang maksimal 140 karakter. Jumlah kata dalam *tweet* adalah total kata yang menyusun *tweet* itu.

Selain menggunakan fitur-fitur seperti yang ada diatas, penulis juga menggunakan fitur lain sebagai bahan penilaian untuk menunjukkan seberapa banyak fitur-fitur lain yang digunakan oleh pengguna serta untuk menunjukkan keaktifan pengguna tersebut di *twitter*. Fitur-fitur tersebut sebagai berikut.

a. Jumlah huruf kapital : Jumlah huruf kapital yang digunakan oleh pengguna pada unggahan *tweets*.

b. Jumlah *emoji* : Jumlah karakter unik yang ada pada *tweets*. Karakter emoji ini adalah karakter yang dapat menggambarkan sebuah ekspreksi sesuai dengan keinginan pengguna.

c. Jumlah *like* : Banyak jumlah apresiasi dari pengguna lain terhadap *tweet* yang telah diunggah oleh pengguna.

d. Jumlah tanda baca : Banyaknya karakter seperti koma(,), titik(.), tanda(!) dan karakter lainnya yang diunggah pada *tweets*.

e. Jumlah media url : Jumlah pengunggahan tautan video, gambar, atau media lainnya oleh pengguna.

f. Jumlah *retweet* : Jumlah pengunggahan kembali posting *tweets* dari akun pengguna lain.

2.3.2 Kepribadian Berdasarkan Pendekatan Linguistik

Dalam penelitian analisis kepribadian dilakukan melalui pendekatan linguistik. Pendekatan ini melalui penggunaan kata atau bahasa yang diunggah pada *tweet* yang telah dikumpulkan. *Tweet* dari pengguna yang telah dikumpulkan akan dianalisis untuk menentukan korelasi antara kata atau bahasa yang diunggah dengan klasifikasi kepribadian pengguna *twitter*. Pendekatan linguistik ini tergolong baru karena mencari keterkaitan antara bahasa atau kata dengan klasifikasi kepribadian seseorang. Pada fitur linguistik dilakukan dengan memecah *tweet* menjadi satuan kata dengan pendekatan unigram. Setelah kata dipecah menjadi satuan kata, kata-kata tersebut dibobotkan melalui perhitungan TF-IDF.

2.4 *Preprocessing*

Preprocessing di sini adalah tahapan awal umum sebelum kumpulan dokumen diklasterisasi. Tujuan dari *preprocessing* antara lain untuk menyeragamkan *dataset* agar lebih mudah diolah. Terdapat beberapa proses umum *preprocessing* yaitu case *folding*, *tokenizing*, *stemming*, dan *filtering*[16].

a. *Case folding* adalah mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil. Hanya huruf 'a' sampai dengan'z' yang diterima. Karakter selain huruf dihilangkan dan dianggap delimiter[17].

b. *Tokenizing* / *parsing* adalah tahap pemotongan string input berdasarkan tiap kata yang menyusunnya [17].

c. *Filtering* adalah tahap mengambil kata-kata penting dari hasil token. Bisa menggunakan algoritma *stoplist* (membuang kata yang kurang penting) atau *wordlist* (menyimpan kata penting). *Stoplist* / *stopword* adalah kata-kata yang tidak deskriptif yang dapat dibuang dalam pendekatan *bag-of-words*. Contoh *stopwords* adalah "yang", "dan", "di", "dari" dan seterusnya [17].

d. *Stemming* adalah tahap mencari kata dasar dari tiap kata hasil *filtering*. Pada tahap ini dilakukan proses pengembalian berbagai bentukan kata ke dalam suatu representasi yang sama. Tahap ini kebanyakan dipakai

untuk teks berbahasa inggris dan lebih sulit diterapkan pada teks berbahasa Indonesia. Hal ini dikarenakan bahasa Indonesia tidak memiliki rumus bentuk baku yang permanen [17].

2.5 Pembobotan

Pembobotan merupakan teknik pengambilan keputusan pada suatu proses yang melibatkan berbagai faktor secara bersama-sama dengan cara memberi bobot pada masing-masing faktor tersebut. Pembobotan dapat dilakukan secara objektif dengan perhitungan statistik atau secara subyektif dengan menetapkannya berdasarkan pertimbagan tertentu[19]. Pembobotan kata (*term*) bertujuan untuk memberikan bobot pada setiap kata (*term*) yang terdapat pada dokumen teks yang akan diproses[18]. Pembobotan dalam pembuatan sistem analisis kepribadian ini menggunakan metode TF-IDF dan AHP.

2.5.1 TF-IDF (*Term Frequency–Inverse Document Frequency*)

Pembobotan fitur merupakan sebuah proses pemberian nilai pada setiap fitur berdasarkan relevansi dan pengaruhnya terhadap hasil klasifikasi. Nilai tersebut nantinya dapat digunakan sebagai dasar untuk melakukan seleksi fitur berdasarkan minimum bobot yang telah dihitung dari setiap fitur. Pembobotan dilakukan dengan menggunakan metode TF-IDF. Algoritma TF-IDF pertama kali dicetuskan oleh Salton dan Buckley pada tahun 1988 dan digunakan untuk kepentingan *information retrieval*, yang kemudian turut dimanfaatkan sebagai salah satu algoritma dalam metode *feature weighting* dalam *text mining*. TF-IDF memiliki formula sebagai berikut[20].Ada pada persamaan (1).

$$\text{TF- IDF} = \text{TF x IDF}$$

Rumus tersebut dapat dijabarkan menjadi *term frequency* dari fitur i pada dokumen j dikalikan dengan IDF dari fitur i pada dokumen j, dimana IDF sendiri merupakan kepanjangan dari *Inverse Document Frequency*[20]. Ada pada persaman (2) dan (3).

$$\text{TF} = \frac{\text{Jumlah kemunculan term pada satu dokumen}}{\text{Jumlah seluruh term dalam dokumen}}$$

$$\text{IDF} = \log \frac{\text{Jumlah seluruh dokumen}}{\text{Jumlah dokumen suatu term muncul}}$$

Semakin sering sebuah fitur muncul dalam sebuah teks, maka semakin besar pula bobot yang akan didapat,yang artinya maka akan semakin penting pula fitur tersebut[20].

2.4.2 AHP (*Analytical Hierarchy Process*)

AHP adalah metode dalam sistem pengambilan keputusan yang menggunakan beberapa variabel dengan proses analisis bertingkat. Analisis dilakukan dengan memberi nilai prioritas dari tiap-tiap variabel, kemudian melakukan perbandingan berpasangan dari variabel-variabel dan alternatif-alternatif yang ada [21]. Dalam menyelesaikan permasalahan dengan AHP ada beberapa prinsip yang harus dipahami, yaitu [22]:

1. *Decomposition* (membuat hierarki)
   Sistem yang kompleks bisa dipahami dengan memecahkannya menjadi elemen-elemen yang lebih kecil dan mudah dipahami
2. *Comparative judgment* (penilaian kriteria dan alternatif) Kriteria dan alternatif dilakukan dengan perbandingan berpasangan sehingga dapat diketahui skala kepentingan dari masing-masing kriteria terhadap kriteria lainnya. Tabel 1 merupakan skala perbandingan yang disajikan oleh Saaty[21]. Pada tulisan ini, Tabel 1 ada pada gambar 1.

Intensitas Kepentingan	Definisi	Keterangan
1	*Equal Importance* (sama penting)	Kedua elemen mempunyai pengaruh yang sama
3	*Weak importance of one over* (sedikit lebih penting)	Pengalaman dan penilaian sangat memihak satu elemen dibandingkan dengan pasangannya
5	*Essential or strong importance* (lebih penting)	Elemen yang satu lebih penting daripada yang lainnya
7	*Demonstrated importance* (sangat penting)	Satu elemen jelas lebih mutlak penting daripada elemen lainnya
9	*Extreme importance* (mutlak lebih penting)	Satu elemen mutlak penting daripada elemen lainnya
2,4,6,8	*Intermediate values between the two adjacent judgements*	Nilai-nilai antara dua nilai pertimbangan-pertimbangan yang berdekatan
Respirokal	Kebalikan	Jika elemen *i* memiliki salah satu angka diatas ketika dibandingkan elemen *j*, maka *j* memiliki kebalikannya ketika dibanding elemen *i*

Gambar 1. Skala Penilaian Perbandingan Berpasangan [21]

3. *Synthesis of priority* (menentukan prioritas)
4. *Logical Consistency* (konsistensi logis)

Secara umum pengambilan keputusan dengan metode AHP didasarkan pada langkah-langkah berikut [21]:

1. Mendefinisikan masalah dan menentukan solusi yang diinginkan, lalu menyusun hierarki dari permasalahan yang dihadapi.
2. Menentukan prioritas elemen
   a. Langkah pertama dalam menentukan prioritas elemen adalah membuat perbandingan pasangan, yaitu membandingkan elemen secara berpasangan sesuai kriteria yang diberikan.
   b. Matriks perbandingan berpasangan diisi menggunakan bilangan untuk merepresentasikan kepentingan relatif dari suatu elemen terhadap elemen yang lainnya.
3. Sintesis pertimbangan-pertimbangan terhadap perbandingan berpasangan disintesis untuk memperoleh keseluruhan prioritas. Hal-hal yang dilakukan dalam langkah ini adalah:
   a. Menjumlahkan nilai-nilai dari setiap kolom pada matriks
   b. Membagi setiap nilai dari kolom dengan total kolom yang bersangkutan untuk memperoleh normalisasi matriks
   c. Menjumlahkan nilai-nilai dari setiap baris dan membaginya dengan jumlah elemen untuk mendapatkan nilai rata-rata.
4. Mengukur Konsistensi Dalam pembuatan keputusan, penting untuk mengetahui seberapa baik konsistensi yang ada. Hal-hal yang dilakukan dalam langkah ini adalah sebagai berikut:
   a. Kalikan setiap nilai pada kolom pertama dengan prioritas relatif elemen pertama, nilai pada kolom kedua dengan prioritas relatif elemen kedua dan seterusnya.
   b. Jumlahkan setiap baris.
   c. Hasil dari penjumlahan baris dibagi dengan elemen prioritas relatif yang bersangkutan.
   d. Jumlahkan hasil bagi di atas dengan banyaknya elemen yang ada, hasilnya disebut λ maks.
5. Melakukan penghitungan *Consistency Index* (CI) dengan rumus[21]. Dijelaskan pada persamaan (4).

$$CI = (\lambda max - n) / n$$

   Dimana n = banyaknya elemen.
6. Melakukan penghitungan Rasio Konsistensi/*Consistency Ratio* (CR) dengan rumus[21]. Akan dijelaskan pada persamaan (5).

$$CR = CI/IR$$

   Dimana CR = *Consistency Ratio*
   CI = *Consistency Index*
   IR = *Indeks Random Consistency*
7. Memeriksa konsistensi hierarki. Jika nilainya lebih dari 10%, maka penilaian data *judgment* harus diperbaiki. Namun jika Rasio Konsistensi (CI/CR) kurang atau sama dengan 0,1, maka hasil perhitungan bisa dinyatakan benar, dimana nilai RI atau *random index*, dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Daftar Index Random Konsistensi [25]

Ukuran Matrik	Nilai (IR)
1,2	0.00
Ukuran Matrik	**Nilai (IR)**
3	0.58
4	0.90
5	1.12
6	1.24
7	1.32
8	1.41
9	1.45
10	1.49
11	1.51
12	1.48
13	1.56
14	1.57
15	1.59

2.5 *Logistic Regression*

Regresi Logistik adalah salah satu dari banyak metode pembelajaran mesin yang bekerja dengan mengambil input dan mengalikan nilai input dengan nilai bobot [23]. *Classifier* ini mempelajari fitur dari input yang paling berguna untuk membedakan antara berbagai kelas [24].

a. Komputasi Model Regresi Logistik

Regresi Logistik adalah model diskriminatif yang berarti menghitung P (y | x) dengan membedakan antara nilai-nilai yang mungkin berbeda dari kelas y berdasarkan input yang diberikan x. Persamaan untuk ini adalah seperti yang ditunjukkan di bawah ini[24], dijelaskan pada persamaan (6).

$$P(c \mid x) = \sum_{i=1}^{n} w_i \ . \ f_i$$

Nilai P (y | x) tidak dapat dihitung secara langsung menggunakan rumus sebelumnya karena akan menghasilkan nilai dari $-\infty$ dan ∞ yang berarti tidak akan memberikan output antara nilai 0 dan 1. Untuk menghasilkan nilai output yang berada di antara nilai 0 dan 1, fungsi exp berikut digunakan[24], dijelaskan pada persamaan (7).

$$P(c \mid x) = \frac{1}{2} \exp \sum_{i=1}^{n} w_i \ . \ f_i$$

Untuk mengubah faktor normalisasi Z dan menentukan jumlah fitur N adalah sebagai berikut[24]. Dijelaskan pada persamaan (8).

$$\frac{\exp(\sum_{i=1}^{n} w_i \,.\, f_i)}{\sum_c \exp(\sum_{i=1}^{n} w_i \,.\, f_i)}$$

Dalam pemrosesan bahasa umumnya menggunakan fitur-fitur yang bernilai biner. Fitur tidak hanya properti dari observasi x tetapi juga properti untuk observasi x dan kelas keluaran kandidat c.

2.6 Evaluasi Performasi

Setelah proses pengujian ini selesai dilakukan, diperlukan satu tahap lagi untuk menentukan kualitas dari proses yang sudah dilakukan, yaitu evaluasi hasil. Pada tahapan ini, performa dari perhitungan yang sudah dilakukan akan diuji dengan dua parameter, yaitu *accuracy, precision, dan recall* (Manning et al., 2009), (Feldman & Sanger, 2007) [25].

a. *Precision* (P) adalah seberapa banyak hasil pemrosesan yang relevan terhadap informasi yang ingin dicari atau dengan kata lain *precision* adalah klasifikasi positif yang benar (*true positive*) dan keseluruhan data yang diprediksikan sebagai kelas positif. *Precision* dapat diperoleh dengan penggunaan persamaan (9).

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

b. *Recall* (R) adalah seberapa banyak dokumen relevan dalam *collection* yang dihasilkan oleh sistem, atau dengan kata lain *recall* adalah jumlah dokumen yang memiliki klasifikasi positif yang benar (*true positive*) dari semua dokumen yang benar-benar positif (termasuk di dalamnya *false negative*). *Recall* dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan (10).

$$R = \frac{TP}{TP+FN}$$

c. Sedangkan *Accuracy* (A) adalah jumlah dokumen yang diklasifikasikan dengan benar, baik itu *true positive* maupun *true negative*. *Accuracy* dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan (11).

$$A = \frac{TP + TN}{(TP + FP + TN + FN)}$$

Variabel seperti TN, TP, FN, dan FP berasal dari *confusion matrix*. TN adalah singkatan dari *True Negative*, data negatif yang diklasifikasikan sebagai negatif. TP adalah singkatan dari *True Positif*, data positif yang

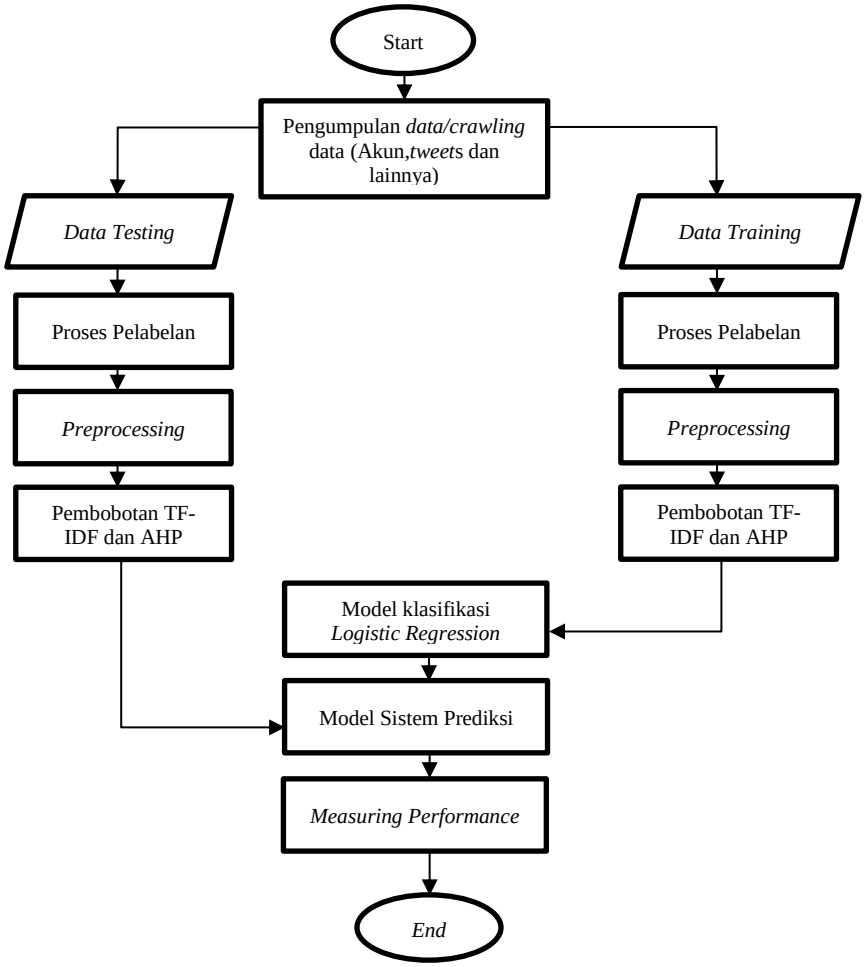
diklasifikasikan sebagai positif. FN adalah singkatan dari *False Negative*, data positif yang diklasifikasikan sebagai negatif. FP adalah singkatan dari *False Positive*, data negatif yang diklasifikasikan sebagai positif [25]. Untuk penjelasan lebih lanjut ada pada Tabel 2.

Tabel 2. Confusion Matrix (Prabowo & Thelwall, 2009)

	Mesin katakan Ya	Mesin katakan Tidak
Manusia katakan Ya	TP	FN
Manusia katakan Tidak	FP	TN

3. Sistem yang Dibangun

Dalam proses pembangunan sistem penulis merancang terlebih dahulu sistem yang akan dibangun. Hal ini dimaksudkan agar sistem berjalan sesuai dengan alur yang sudah dibentuk. Untuk penjelasan mengenai alur sistem prediksi kepribadian yang dirancang dijelaskan pada gambar 2.



Gambar 2.Sistem Prediksi Kepribadian

3.1 *Crawling Data*

Crawling data pada peneliti ini adalah pengumpulan data pada mahasiswa yang mengikuti tes psikotes Telkom University 2013 melalui media sosial *twitter*. Dari total keseluruhan peserta kurang lebih berjumlah 1600 orang, akun *twitter* yang dapat di-*crawling* berjumlah 454 akun. Data *tweet* yang dikumpulkan sebanyak 1000489 dari keseluruhan akun. Data yang didapatkan dijadikan sebagai data *training* dan data *testing*.

3.2 Pembagian Data

Data yang telah dikumpulkan dibagi menjadi dua. Yaitu data *training* dan data *testing*. Dalam rasio pembagian data dibagi menjadi beberapa rasio. Skenario dalam pembagian data adalah data *training* dan data *testing* (90:10), (80:20, (70:30), (60:40). Pembagian skenario ini digunakan untuk mendapatkan hasil akurasi yang paling tinggi.

3.3 Proses Pelabelan

Proses pelabelan ini berfungsi untuk melabelkan tiap akun sesuai dengan hasil psikotes dari tes. Pelabelan ini diambil dengan mengambil label pertama dari hasil psikotes karena label tersebut yang paling dominan. Sebagai contoh pada pemilik akun bernama Finka Rizkany Tasfin memiliki hasil psikotes CS/DI maka label klasifikasi kepribadian yang dianggap dominan adalah label C (*compliance*).

3.4 *Preprocessing*

Seluruh data yang telah dikumpulkan sebelum dilakukan analisis terlebih dahulu melalui proses *preprocessing*. Seperti yang telah dijelaskan *preprocessing* ini dilakukan dalam beberapa tahapan yaitu *case folding*, *tokenizing*, *filtering*, dan *stemming*. Setelah proses *preprocessing*, data-data akan memasuki tahap pembobotan menggunakan perhitungan TF-IDF.

3.5. Pembobotan TF-IDF dan AHP

Pada proses ini data *twe*et yang telah dikumpulkan akan melalui tahap pembobotan. Tahap pembobotan ini dilakukan untuk mendapatkan bobot dari tiap-tiap kata yang ada di dalam *tweet*. Pada pembobotan *tweet* ini dilakukan menggunakan metode TF-IDF. Untuk fitur perilaku sosial dilakukan melalui metode AHP. Pada metode AHP fitur-fitur yang digunakan sebanyak 15 fitur seperti *followers*, *following*, jumlah *tweet*, *like*, *emoji*, Panjang bio, *website*, media URL, *retweet*, *hashtag*, Panjang *tweet*, *mean* kata dan *mention*. Penggunaan 15 fitur dilakukan agar mendapatkan hasil fitur yang paling berpengaruh.

3.6 Model *Logistic Regression*

Tahap pada proses ini adalah tahapan yang paling penting karena tahap ini untuk mengklasifikasikan data yang telah melalui proses sebelumnya. Proses ini menggunakan metode *logistic regression* untuk mengklasifikasikan data. Tahap ini akan memprediksi apakah data yang telah diinputkan sesuai atau tidak.

3.7 Evaluasi Performasi

Tahap evaluasi performasi adalah tahapan akhir untuk melihat besar akurasi, *precission*, *recall*. Evaluasi ini dilakukan untuk melihat bagaimana perfomansi dari sistem yang telah dibuat.

4. Hasil Analisa dan Uji

Pada bagian ini akan dijelaskan hasil pengujian yang telah dibangun sesuai dengan rangkaian sistem yang telah dibuat.

4.1 Data *Set*

Data dari hasil tes psikotes mahasiswa Telkom University 2013, didapatkan akun pengguna yang berhasil dikumpulkan berjumlah 454 akun dari keseluruhan kurang lebih 1600 peserta. Tidak terkumpulnya akun sesuai dengan jumlah keseluruhan peserta dikarenakan adanya akun peserta yang dinonaktifkan, akun dalam keadaan di privasi dan akun yang nama penggunanya tidak sesuai dengan nama peserta. Contoh hasil dari tes psikotes mahasiswa Telkom University 2013 sebagai berikut.

Tabel 3. Hasil Psikotes Mahasiswa Universitas Telkom 2013

No	NAMA MAHASISWA	DISC
1	ADITIA DITA ARIFIN	SI/CD
2	ASRI WIDIASTUTI	CSD/I

Dari hasil psikotes yang didapatkan diambil label pertama pada hasil untuk mendapatkan sifat kepribadian yang paling dominan. Contohnya, pada mahasiswa yang bernama Aditia Dita Arifin memiliki hasil psikotes SI/CD maka sifat yang paling dominan adalah pada kelas S (*Steadiness*). Pengambilan label pertama ini dikarenakan analisis kepribadian ini hanya menggunakan 4 kelas kategori yaitu, kelas D (*Dominance*), kelas I (*Influence*), kelas S (*Steadiness*) dan kelas C (*Compliance*) untuk menentukan klasifikasi kepribadian. Selanjutnya setelah data pada hasil psikotes dilakukan pengumpulan akun *twitter* peserta psikotes. Proses ini disebut juga dengan *crawling*. Salah satu contoh *crawling* data ada pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Crawling* Akun *Twitter* Peserta Psikotes Mahasiswa Telkom University 2013

No	Nama	Akun	*Follower*	*Following*	Jumlah *Tweet*	*Like*	……	Label
1	Sheyla Putri Nevertari	Sheylaputnev	842	483	24020	81		*Dominance*
2	Okdi Rachmadian	Heyokday	344	602	10004	92		*Influence*
3	…….	…….	……..	…….	……..	……	……	……

Setelah dilakukan *crawling* data jumlah mahasiswa yang mengikuti tes psikotes mahasiswa Telkom University 2013 dikumpulkan dan dilabelkan sesuai dengan label DISC. Jumlah peserta sesuai dengan label DISC ada pada Tabel 5.

Tabel 5. Jumlah Peserta Sesuai dengan Label DISC

No	Label	Jumlah
1	**D**	**19**
2	**I**	**119**
3	**S**	**182**
4	**C**	**134**

4.2 Hasil dan Analisis

Pada bagian ini, dijelaskan bagaimana hasil uji dari sistem yang telah dibangun sesuai dengan gambaran rancangan sistem yang telah dibuat sebelumnya.

4.2.1 Hasil Preprocessing dan Pembobotan

Pada tahap ini, data *tweet* yang telah dikumpulkan dilakukan proses *preprocessing*. Proses *preprocessing* ini dilakukan data untuk menghilangkan data yang tidak **s**empurna dan membuat data menjadi lebih terstruktur. Proses ini memiliki empat tahap *case folding*, *tokenizing*, *stemming*, dan *filtering*. Pada tahap *case folding* data pada *tweet* yang memiliki huruf kapital diseragamkan dengan mengganti huruf kapital menjadi huruf kecil. Pada tahap *tokenizing* tiap-tiap karakter tanda baca dan memecah kata menjadi satuan kata dengan pendekatan unigram. Pada tahap *filtering* kata-kata akan dipilih mana kata yang paling penting. Tahap terakhir adalah *stemming* dimana kata yang memiliki kata imbuhan diseragamkan menjadi kata dasar.

Tabel 6. Tabel Hasil *Preprocessing*

Akun : @ayindaf	**Sebelum *Preprocessing***	Salah siapa itu ya ampun
	Setelah *Preprocessing*	Salah siapa itu

Setelah *tweet* melalui tahap *preprocessing* tiap-tiap kata yang telah di-*preprocessing* kata-kata diberi bobot menggunakan metode pembobotan TF-IDF. Berikut contoh gambaran pembobotan kata menggunakan metode TF-IDF.

Tabel 7. Tabel Hasil *Preprocessing*

Akun	**Kata**							
	Lama	**Rasa**	**Harap**	**Bisa**	**Ajar**	**Ingin**	**Sikap**	**Benci**
TF 1	34	44	9	145	40	9	0	4
TF 2	20	25	4	35	6	4	1	3
TF 3	1	0	0	0	0	0	0	0
IDF	0.0796	0.0671	0.1081	0.0443	0.0889	0.0983	0.3068	0.2421
TF-IDF 3	0.0796	0	0	0	0	0	0	0

Untuk pembobotan dalam pendekatan linguistik digunakan dengan pembobotan TF-IDF sedangkan untuk pendekatan perilaku sosial digunakan pembobotan perhitungan menggunakan metode AHP. Dalam menentukan bobot hal pertama dilakukan adalah menentukan matriks perbandingan berpasangan. Hal ini dilakukan untuk menentukan bobot prioritas diperlukan untuk melakukan perhitungan selanjutnya yaitu menentukan nilai *Eigen value*. Gambaran perhitungan matriks perbandingan berpasangan dan hasil nilai *Eigen value* ada pada halaman lampiran.

Setelah perhitungan bobot didapatkan kemudian digabungkan dengan data-data yang ada pada akun *twitter* yang telah dikumpulkan untuk dilakukan perhitungan dengan bobot AHP. Untuk hasil dari pembobotan AHP pada tiap akun dilampirkan pada halaman lampiran.

4.2.2 Hasil Akurasi Klasifikasi *Logistic Regression*

Setelah melalui tahap *preprocessing* kata-kata tersebut masuk ke dalam tahap klasifikasi *logistic regression*. Pada *logistic regression* proses klasifikasi dihitung dengan menghitung peluang dari klasifikasi DISC dari kata-kata yang telah dibobotkan. Dari kata-kata tersebut dibentuk pengujian melalui beberapa skenario. Hasil akurasi dari skenario sebagai berikut.

Tabel 8. Tabel Hasil Akurasi *Logistic Regression* dan TF-IDF

Hasil Akurasi TF-IDF		
No	**Data Set**	**Akurasi**
1	90:10	33.5%
2	80:20	29.7%
3	70:30	29.8%
4	60:40	29.9%

Untuk pendekatan perilaku sosial hasil klasifikasi didapatkan dengan menggunakan *software* SPSS. *Software* ini akan menentukan prediksi pada pembobotan AHP dengan klasifikasi *logistic regression*. Dari hasil tersebut didapatkan hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 9. Tabel Hasil Akurasi *Logistic Regression* dan AHP

Label	Jumlah Data	Akurasi
D	19	4.2%
I	119	26.2%
S	182	40,1%
C	134	29.5%

Dalam pendekatan perilaku sosial ini dilakukan menggunakan 15 fitur. Fitur-fitur ini dimaksudkan untuk mendapatkan hasil akurasi yang paling baik. Dari perhitungan fitur paling berpengaruh adalah *followers.* Fitur *followers* ini berpengaruh karena memiliki *rank* paling tinggi, dimana nilai dari bobot paling besar.

4.3 Hasil Uji

Hasil Uji dari seluruh percobaan dengan menggunakan fitur, skenario pembagian data *set*. Akurasi terbaik dari pendekatan *linguistic* melalui pembobotan TF-IDF sebesar 33.55% dengan pembagian data *set* data uji dan data latih 90:10. Sedangkan pada hasil pembobotan AHP untuk pendekatan perilaku sosial, didapatkan akurasi terbaik pada label I dengan fitur yang digunakan sebanyak 15 fitur yaitu *followers*, *following*, jumlah *tweet*, *like*, *emoji*, panjang bio, *website*, media URL, *retweet*, *hashtag*, panjang *tweet*, *mean* kata, dan *mention* dengan akurasi sebesar 40.1%. Bobot prioritas yang paling berpengaruh dalam pembobotan AHP adalah *followers*.

5. Kesimpulan

Pada penelitian analisis kepribadian melalui twitter dengan *logistic regression* dilakukan dengan menggunakan dua pembobotan. Metode pembobotan yang digunakan yaitu TF-IDF dan AHP. Pembobotan TF-IDF digunakan untuk pendekatan linguistik, dimana pendekatan ini akan menganalisis melalui kata atau bahasa pada *tweet* yang diunggah. Pembagian skenario dibagi menjadi empat yaitu dengan membagi data *training* dan data *testing* (90:10), (80:20, (70:30), (60:40). Pembagian skenario ini digunakan untuk mendapatkan hasil akurasi yang paling tinggi. Pada pembagian rasio data *training* dan data *testing* 90:10 didapatkan hasil dengan akurasi yang paling tinggi yaitu 33.5%. Pada pendekatan perilaku sosial digunakan pembobotan AHP. Dari pembobotan AHP hasil yang didapatkan data dengan akurasi terbesar pada data label S (*Steadiness*) sebesar 40.1%. Dalam melakukan percobaan ini akurasi yang didapatkan jauh dari yang diharapkan. Kesalahan-kesalahan yang menjadi alasan akurasi yang didapatkan tidak sesuai harapan karena besarnya data yang di-*input* membuat data yang tidak terstruktur masuk kedalam sistem analisis. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah mencari algoritma yang dapat melakukan penyaringan data untuk jumlah data yang besar.

Daftar Pustaka

[1] Chaplin JP. Kamus Lengkap Psikologi. Jakarta: Raja Grafindo Persada, 2011.

[2] American Psychological Association (APA). Personality. [cited 22 Agustus 2016]. Available from: http://www.apa.org/topics/personality

[3] F. Littauer, Personality Plus, Tangerang: Karisma Publishing Group, 2011.

[4] Yusuf Dwi Santoso, Suhartono. 2017. Sistem Klasifikasi Tipe Kepribadian dan Penerimaan Teman Sebaya Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. Vol. III No. 1

[5] Qiu, L., Lin, H., Ramsay, J., dan Yang, F., 2012. You are what you tweet: Personality expression and perception on Twitter. Division of Psicology,Singapore. Science Direct. Pp.710-718.

[6] Chiang, O. (2011, January 19). Twitter hits nearly 200M accounts, 110M tweets day, focuses on global expansion. Forbes.http://www.forbes.com/sites/oliverchiang/2011/01/19/twitter-hits-nearly-200musers 110m-tweets-perday-focuses-on-global-expansion/>.Psychological Science, 21, 372–374

[7] Mohammad Zoqi Sarwani1) , Wayan Firdaus Mahmudy. 2015. Analisis Twitter Untuk Mengetahui Karakter Seseorang Memggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier. Seminar Nasional Sistem Informasi Indonesia, 2-3 November 2015

[8] Andes Wardy, Masydzulhak Djamil. 2013.Andes Wardy, Masydzulhak Djamil. 2019. Analisis Profile Kepribadian Mengunakan DISC Yang Mempengaruhi Penyelesaian Studi Mahasiswa Magister Manajemen UMB Kampus Kranggan. Vol 3 No 1.

[9] Perancangan Sistem Pakar Menggunakan Metode Bayes Untuk Mengenal Kepribadian Dengan Metode DISC

[10] Sri Sarjana,Nur Khayati.2016.Pengaruh Etika, Perilaku, Dan Kepribadian Terhadap Integritas Guru.Jurnal Pendidikan dan Kebudayaan, Vol. 1, Nomor 3

[11] Yessivha Imanuela Claudy,Rizal Setya Perdana,M. Ali Fauzi.2018.Klasifikasi Dokumen Twitter Untuk Mengetahui Karakter Calon Karyawan Menggunakan Algoritme K-Nearest Neighbor (KNN).Vol.2 No. 8

[12] Rika Rachmawati, Dyah Kusumastuti, Neneng Susanti.2016.Pembelajaran Soft Skill Berbasis Pada Hasil Pemetaan Personality Lulusan Universitas Widyatama Dengan Pendekatan Metode DISC(Dominance,Influence, Steadiness Dan Compliance)

[13] Aline Embun Pramadhani, Tedy Setiadi.(2014). Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Prediksi Penyakit ISPA (Infeksi Saluran Pernapasan Akut) Dengan Algoritma Descision Tree (ID3). Jurnal Sarjana Teknik Informatika Volume 2 Nomor 1. Page 833

[14] Septyani Mufida.2012.Perbedaan Burn out Ditinjau Dari Gaya Kepribadian Dominance, Influence, Steadiness, Dan Compliance

[15] Agnes Theresia Damanik.2015. Prediksi Kepribadian Big 5 Pengguna Twitter dengan Support Vector Regression. Vol. 3 No. 1

[16] Amalia, Maya Silvi Lydia, Siti Dara Fadillah, dan Miftahul Huda.2018.Perbandingan Metode Klaster dan Preprocessing untuk Dokumen Berbahasa Indonesia. Vol. 14, No. 1

[17] Diah Pudi Langgeni,ZK. Abdurahman Baizal,Yanuar Firdaus A.W.2010.Clustering Artikel Berita Berbahasa Indonesia Menggunakan Unsupervised Feature Selection

[18] Winda Estu Nurjanah, Rizal Setya Perdana, Mochammad Ali Fauzi. (2017) Analisis Sentimen Terhadap Tayangan Televisi Berdasarkan Opini Masyarakat pada Media Sosial Twitter menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Pembobotan Jumlah Retweet. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Vol. 1, No. 12. Page 1751

[19] Spatial Database Analysis Facilities (SDAF) LABORATORIUM ANALISIS LINGKUNGAN DAN PERMODELAN SPASIAL DEPARTEMEN KONSERVASI SUMBERDAYA HUTAN DAN EKOWISATA FAKULTAS KEHUTANAN INSTITUT PERTANIAN BOGOR. Hal 56

[20] Garnis Berliana1,Shaufiah, S.T, M.T. , Siti Sa'adah, S.T., M.T. 2018 Klasifikasi Posting Tweet mengenai Kebijakan Pemerintah Menggunakan Naive Bayesian Classification. Vol.5, No.1 Maret 2018

[21] Saaty, T.L. 2008. Decision Making with Analytic Hierarch Process. International Journal Services Sciences Vol. 1 No 1.

[22] Saaty, T.L. 2000. The Fundamentals of Decision Making and Priority Theory with the Analytic Hierarchy Process. Pittsburgh: RWS Publication University of Pittsburgh.

[23] S Raschka "Python Machine Learning", dalam Python Machine Learning Birmingham, Packt Publishing Ltd, 2015.

[24] D. Jurafsky J Martin "Speech and Language Processing (3rd ed draft)" 24 August 2015[online] https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/7.pdf.

[25] Nurrun Muchammad Shiddieqy Hadna , Paulus Insap Santosa , Wing Wahyu Winarno. 2016. STUDI LITERATUR TENTANG PERBANDINGAN METODE UNTUK PROSES ANALISIS SENTIMEN DI TWITTER

Lampiran

Matriks perbandingan berpasangan (pairwaise comparison) dalam desimal

	Kriteria	Follower	Following	Jumlah_Tweet	Jumlah_Like	Jumlah_Emoji	Panjang_Bio	Website	Media_URL	Retweet	Hashtag	Panjang_Tweet	Mean_PT	Karakter_Tweet	Mean_Tweet	Mention	Eigen Value	Bobot Prioritas
1	Follower	1.0000	7.0000	7.0000	7.0000	7.0000	7.0000	7.0000	7.0000	7.0000	7.0000	7.0000	7.0000	7.0000	7.0000	7.0000	4.5425	0.2308
2	Following	0.1429	1.0000	0.2000	0.2000	0.5000	0.5000	3.0000	3.0000	0.2000	5.0000	0.2000	0.5000	0.2000	0.3333	0.2000	0.5435	0.0276
3	Jumlah_Tweet	0.1429	5.0000	1.0000	0.5000	3.0000	3.0000	5.0000	3.0000	3.0000	5.0000	5.0000	0.2000	5.0000	2.0000	0.5000	1.5764	0.0801
4	Jumlah_Like	0.1429	5.0000	2.0000	1.0000	3.0000	5.0000	5.0000	3.0000	3.0000	5.0000	5.0000	5.0000	5.0000	3.0000	0.3333	1.6946	0.0861
5	Jumlah_Emoji	0.1429	2.0000	0.3333	0.3333	1.0000	5.0000	0.5000	0.5000	0.3333	2.0000	3.0000	5.0000	0.5000	0.3333	0.3333	0.8090	0.0234
6	Panjang_Bio	0.1429	2.0000	0.3333	0.2000	0.2000	1.0000	0.5000	0.5000	0.2000	2.0000	0.3333	0.5000	0.2000	0.3333	0.2000	0.4599	0.0234
7	Karakter_Bio	0.1429	0.2000	0.2000	0.2000	0.5000	0.5000	0.5000	0.5000	0.2000	0.5000	0.2000	0.5000	0.2000	0.3333	0.2000	0.3584	0.0182
8	Website	0.1429	0.3333	0.2000	0.2000	2.0000	2.0000	1.0000	0.5000	0.2000	0.5000	0.2000	0.5000	0.3333	0.3333	0.2000	0.4599	0.0234
9	Media_URL	0.1429	0.3333	0.3333	0.3333	2.0000	2.0000	2.0000	1.0000	0.2000	2.0000	0.2000	0.5000	0.3333	0.3333	0.2000	0.5678	0.0289
10	Retweet	0.1429	5.0000	0.3333	0.3333	3.0000	5.0000	5.0000	5.0000	1.0000	5.0000	0.2000	0.5000	0.3333	0.5000	0.2000	0.9618	0.0489
11	Hashtag	0.1429	0.2000	0.2000	0.2000	0.5000	0.5000	2.0000	0.5000	0.2000	1.0000	0.3333	0.5000	0.2000	0.5000	0.2000	0.4233	0.0215
12	Panjang_Tweet	0.1429	5.0000	0.2000	0.2000	3.0000	5.0000	5.0000	5.0000	3.0000	5.0000	1.0000	0.2000	2.0000	0.5000	0.2000	1.1089	0.0563
13	Mean_PT	0.1429	2.0000	0.2000	0.2000	2.0000	2.0000	2.0000	2.0000	2.0000	2.0000	5.0000	1.0000	0.3333	0.3333	0.5000	0.9153	0.0465
14	Karakter_Tweet	0.1429	5.0000	0.2000	0.2000	2.0000	5.0000	3.0000	3.0000	3.0000	5.0000	0.5000	3.0000	1.0000	0.5000	0.2000	1.1024	0.0560
15	Mean_Tweet	0.1429	3.0000	0.5000	0.3333	3.0000	3.0000	3.0000	3.0000	2.0000	2.0000	2.0000	3.0000	2.0000	1.0000	0.5000	1.3153	0.0668
16	Mention	0.1429	5.0000	2.0000	3.0000	3.0000	5.0000	5.0000	5.0000	5.0000	5.0000	5.0000	2.0000	5.0000	2.0000	1.0000	2.3275	0.1183
17	Tanda_Baca	0.1429	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2567	0.0130
18	Huruf_Kapital	0.1429	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2567	0.0130
	Total	3.4286	48.4667	15.6333	14.8333	36.1000	51.9000	49.9000	42.9000	30.9333	54.4000	35.5667	30.3000	30.0333	19.7333	12.3667	19.6801	0.9823

Perhitungan Matrix Perbandingan Berpasangan AHP Menggunakan MS.Excel

Perhitungan Bobot Prioritas Menggunakan MS. Excel

Menentukan Bobot Prioritas

	Kriteria	Follower	Following	Jumlah_Tweet	Jumlah_Like	Jumlah_Emoji	Panjang_Bio	Website	Media_URL	Retweet	Hashtag	Panjang_Tweet	Mean_PT	Karakter_Tweet	Mean_KT	Mention	Jumlah	Prioritas
1	Follower	0.3333	0.1462	0.4656	0.4918	0.1989	0.1373	0.1429	0.1667	0.2308	0.1308	0.2002	0.2381	0.2378	0.3684	0.5949	4.0837	0.2722
2	Following	0.0476	0.0209	0.0133	0.0141	0.0142	0.0098	0.0612	0.0714	0.0066	0.0935	0.0057	0.0170	0.0068	0.0175	0.0170	0.4166	0.0278
3	Jumlah_Tweet	0.0476	0.1045	0.0665	0.0351	0.0852	0.0588	0.1020	0.0714	0.0989	0.0935	0.1430	0.0068	0.1699	0.1053	0.0425	1.2310	0.0821
4	Jumlah_Like	0.0476	0.1045	0.1330	0.0703	0.0852	0.0980	0.1020	0.0714	0.0989	0.0935	0.1430	0.1701	0.1699	0.1579	0.0283	1.5736	0.1049
5	Jumlah_Emoji	0.0476	0.0418	0.0222	0.0234	0.0284	0.0980	0.0102	0.0119	0.0110	0.0374	0.0858	0.1701	0.0170	0.0175	0.0283	0.6506	0.0434
6	Panjang_Bio	0.0476	0.0418	0.0222	0.0141	0.0057	0.0196	0.0102	0.0119	0.0066	0.0374	0.0095	0.0170	0.0068	0.0175	0.0170	0.2849	0.0190
7	Website	0.0476	0.0070	0.0133	0.0141	0.0568	0.0392	0.0204	0.0119	0.0066	0.0093	0.0057	0.0170	0.0113	0.0175	0.0170	0.2948	0.0197
8	Media_URL	0.0476	0.0070	0.0222	0.0234	0.0568	0.0392	0.0408	0.0238	0.0066	0.0374	0.0057	0.0170	0.0113	0.0175	0.0170	0.3734	0.0249
9	Retweet	0.0476	0.1045	0.0222	0.0234	0.0852	0.0980	0.1020	0.1190	0.0330	0.0935	0.0057	0.0170	0.0113	0.0263	0.0170	0.8058	0.0537
10	Hashtag	0.0476	0.0042	0.0133	0.0141	0.0142	0.0098	0.0408	0.0119	0.0066	0.0187	0.0095	0.0170	0.0068	0.0263	0.0170	0.2578	0.0172
11	Panjang_Tweet	0.0476	0.1045	0.0133	0.0141	0.0852	0.0980	0.1020	0.1190	0.0989	0.0935	0.0286	0.0068	0.0680	0.0263	0.0170	0.9228	0.0615
12	Mean_PT	0.0476	0.0418	0.0133	0.0141	0.0568	0.0392	0.0408	0.0476	0.0659	0.0374	0.1430	0.0340	0.0113	0.0175	0.0425	0.6529	0.0435
13	Karakter_Tweet	0.0476	0.1045	0.0133	0.0141	0.0568	0.0980	0.0612	0.0714	0.0989	0.0935	0.0143	0.1020	0.0340	0.0263	0.0170	0.8529	0.0569
14	Mean_KT	0.0476	0.0627	0.0333	0.0234	0.0852	0.0588	0.0612	0.0714	0.0659	0.0374	0.0572	0.1020	0.0680	0.0526	0.0425	0.8693	0.0580
15	Mention	0.0476	0.1045	0.1330	0.2108	0.0852	0.0980	0.1020	0.1190	0.1648	0.0935	0.1430	0.0680	0.1699	0.1053	0.0850	1.7297	0.1153

Perhitungan CR (*Consistency Ratio*)Kriteria Menggunakan MS. Excel

Perhitungan CR Kriteria

	Kriteria	Jumlah Per Baris	Prioritas	Hasil
1	Follower	5.2363	0.2722	5.5085
2	Following	0.4819	0.0278	0.5097
3	Jumlah_Tweet	1.6430	0.0821	1.7251
4	Jumlah_Like	2.0226	0.1049	2.1276
5	Jumlah_Emoji	0.7669	0.0434	0.8103
6	Panjang_Bio	0.3339	0.0190	0.3529
7	Website	0.3286	0.0197	0.3483
8	Media_URL	0.4114	0.0249	0.4363
9	Retweet	0.8415	0.0537	0.8952
10	Hashtag	0.3269	0.0172	0.3441
11	Panjang_Tweet	1.0549	0.0615	1.1164
12	Mean_PT	0.9061	0.0435	0.9496
13	Karakter_Tweet	0.9567	0.0569	1.0136
14	Mean_KT	1.0931	0.0580	1.1511
15	Mention	2.2780	0.1153	2.3933
				19.6819

Perhitungan Prioritas Alternatif Menggunakan MS. Excel

Perhitungan Prioritas Tiap Alternatif

	PRIORITAS KRITERIA		0.2722	0.0278	0.0821	0.1049	0.0434	0.0190	0.0197	0.0249	0.0537	0.0172	0.0615	0.0435	0.0569	0.0580	0.1153	Eigen Value 0.0667	Bobot Alternatif	Rank
	Prioritas		Follower	Following	Jumlah_Tweet	Jumlah_Like	Jumlah_Emoji	Panjang_Bio	Website	Media_URL	Retweet	Hashtag	Panjang_Tweet	Mean_PT	Karakter_Tweet	Mean_KT	Mention			
1	0.2722	Follower	1.0000	9.8015	3.3173	2.5951	6.2764	14.3349	13.8516	10.9364	5.0678	15.8396	4.4253	6.2546	4.7878	4.6977	2.3610	5.52	0.2722	1
2	0.0278	Following	0.1020	1.0000	0.3384	0.2648	0.6403	1.4625	1.4132	1.1158	0.5170	1.6160	0.4515	0.6381	0.4885	0.4793	0.2409	0.56	0.0278	11
3	0.0821	Jumlah_Tweet	0.3015	2.9547	1.0000	0.7823	1.8920	4.3213	4.1756	3.2968	1.5277	4.7749	1.3340	1.8854	1.4433	1.4161	0.7117	1.66	0.0821	4
4	0.1049	Jumlah_Like	0.3853	3.7769	1.2783	1.0000	2.4186	5.5239	5.3376	4.2143	1.9528	6.1037	1.7053	2.4102	1.8450	1.8102	0.9098	2.13	0.1049	3
5	0.0434	Jumlah_Emoji	0.1593	1.5616	0.5285	0.4135	1.0000	2.2840	2.2070	1.7425	0.8074	2.5237	0.7051	0.9965	0.7628	0.7485	0.3762	0.88	0.0434	10
6	0.0190	Panjang_Bio	0.0698	0.6837	0.2314	0.1810	0.4378	1.0000	0.9663	0.7629	0.3535	1.1050	0.3087	0.4363	0.3340	0.3277	0.1647	0.39	0.0190	14
7	0.0197	Website	0.0722	0.7076	0.2395	0.1873	0.4531	1.0349	1.0000	0.7895	0.3659	1.1435	0.3195	0.4515	0.3457	0.3391	0.1704	0.40	0.0197	13
8	0.0249	Media_URL	0.0914	0.8962	0.3033	0.2373	0.5739	1.3108	1.2666	1.0000	0.4634	1.4483	0.4046	0.5719	0.4378	0.4295	0.2159	0.51	0.0249	12
9	0.0537	Retweet	0.1973	1.9341	0.6546	0.5121	1.2385	2.8286	2.7333	2.1580	1.0000	3.1255	0.8732	1.2342	0.9448	0.9270	0.4659	1.09	0.0537	8
10	0.0172	Hashtag	0.0631	0.6188	0.2094	0.1638	0.3962	0.9050	0.8745	0.6904	0.3199	1.0000	0.2794	0.3949	0.3023	0.2966	0.1491	0.35	0.0172	15
11	0.0615	Panjang_Tweet	0.2260	2.2149	0.7496	0.5864	1.4183	3.2393	3.1301	2.4713	1.1452	3.5794	1.0000	1.4134	1.0819	1.0615	0.5335	1.25	0.0615	5
12	0.0435	Mean_PT	0.1599	1.5671	0.5304	0.4149	1.0035	2.2919	2.2146	1.7485	0.8103	2.5325	0.7075	1.0000	0.7655	0.7511	0.3775	0.88	0.0435	9
13	0.0569	Karakter_Tweet	0.2089	2.0472	0.6929	0.5420	1.3109	2.9940	2.8931	2.2842	1.0585	3.3083	0.9243	1.3063	1.0000	0.9812	0.4931	1.15	0.0569	7
14	0.0580	Mean_KT	0.2129	2.0865	0.7062	0.5524	1.3361	3.0515	2.9486	2.3281	1.0788	3.3718	0.9420	1.3314	1.0192	1.0000	0.5026	1.18	0.0580	6
15	0.1153	Mention	0.4236	4.1515	1.4051	1.0992	2.6584	6.0717	5.8670	4.6322	2.1465	6.7090	1.8744	2.6492	2.0279	1.9897	1.0000	2.34	0.1153	2
																		20.29		

Proses Perhitungan Pembobotan AHP Pada Pendekatan Perilaku Sosial Dengan Gambaran 61 Akun Dari Total Keseluruhan 454 Akun Dengan Penggunaan 15 Fitur

1	Nama	Akun	AHP_Followers	AHP_Following	AHP_Jumlah Tweet	AHP_Like	AHP_Emoji	AHP_ Panjang Bio	AHP Website	AHP Media Url	AHP_Retweet	AHP Hashtag	AHP Panjang Tweet	AHP_Mean PT	AHP_Karakter Tweet	AHP_Mean KT	AHP_Mention	label
2	Fauzan abdurrahman	siojanpaujan	9.5286	5.2775	84.6949	0.7344	15.5288	0.0950	1.7689	1.5683	4.9423	2.5953	282.5028	0.1937	1863.1947	1.8401	46.7013	Compliance
3	Gandung Tarispranoto	Gandungtaris	1.0890	0.0000	0.0821	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.6152	0.4353	5.0038	5.0999	0.0000	Steadiness
4	Hilmy M.F	hilmyncek	85.2131	7.2773	950.8478	1.5736	23.8137	0.3608	4.6974	2.5889	12.4095	4.7266	253.7111	0.0155	1863.1947	0.1639	208.4840	Influence
5	Juan	Juanalkautsar	50.0933	4.3331	620.1931	2.2031	15.9192	0.0000	1.4741	0.8215	0.8595	2.1656	270.9984	0.0254	1863.1947	0.2513	229.3555	Compliance
6	CHIIRIRIN	chiririn	77.0457	6.2218	217.0717	2.4129	42.1186	0.2469	3.1251	2.3151	4.9960	4.0391	240.7303	0.0644	1863.1947	0.7179	191.7638	Influence
7	Dindin	DiniIndriyani_W	111.0765	0.0000	1166.2781	0.2098	99.8960	0.0570	0.0983	0.2987	30.2985	3.5750	253.5266	0.0126	1863.1947	0.1336	392.1760	Influence
8	Malinda A Wibowo	malindoy	223.5142	8.4717	2793.0436	6.8190	45.8923	0.3229	11.4192	1.2696	5.1572	3.1969	267.4918	0.0056	1863.1947	0.0558	241.0020	Influence
9	Ilham Mogu	mogumo21	49.2766	6.2218	386.7897	1.8884	25.5488	0.0190	5.0315	1.0704	2.6323	10.1407	274.4436	0.0412	1863.1947	0.4029	271.4444	Influence
10	Luthfiyah Utari I	Fia_Utari	91.2025	4.9719	286.2556	7.6583	59.6427	0.0760	3.8916	2.7881	9.6697	1.3922	273.4593	0.0555	1863.1947	0.5444	276.9793	Influence
11	REMITA	remitarizky	129.5892	10.9160	2133.5397	3.1473	58.3414	0.0190	13.2078	1.3691	18.2114	0.5672	264.4157	0.0072	1863.1947	0.0730	246.7676	Steadiness
12	Sheyla Putri Nevertari	sheylaputnev	229.2314	13.4158	1971.2899	8.4976	65.0647	0.2469	14.7998	2.5889	28.6332	2.8360	254.7570	0.0075	1863.1947	0.0791	261.9888	Dominance
13	Arab	vickyhars	123.8721	13.0548	1185.7284	1.2589	36.0892	0.1140	1.1203	2.7881	10.3681	1.2031	267.6148	0.0131	1863.1947	0.1314	360.6958	Steadiness
14	Vierlyna	Vierlynaemak	147.2852	18.4155	483.5487	0.6295	48.1479	0.0380	3.0857	0.0000	2.2563	1.5125	276.7814	0.0332	1863.1947	0.3223	824.8264	Steadiness
15	hana	hnmfne	99.9144	6.6663	2490.7847	1.0491	36.9134	0.0190	23.3495	1.4438	30.0837	2.8360	232.1174	0.0054	1863.1947	0.0626	194.4160	Steadiness
16	Ghani	GHVNI	75.6845	5.6663	220.9289	1.9933	26.2862	0.0190	12.5592	2.2404	23.2611	12.3579	223.8736	0.0588	1863.1947	0.7054	314.6863	Steadiness
17	Jen Paulin	jenpaulin_	74.3232	6.2218	312.7638	1.0491	54.2640	0.1519	10.7510	0.7717	1.6116	0.6359	216.7372	0.0402	1863.1947	0.4983	271.7903	Influence
18	Okdi Rachmadian	Heyokday	93.6527	16.7212	821.0151	9.6516	25.8958	0.1329	6.4860	6.4972	11.0665	4.5032	251.4964	0.0178	1863.1947	0.1898	274.6731	Influence
19	Niko Bramantya H	denmasniko	73.5065	7.3607	697.7480	1.8884	49.8830	0.0760	13.3454	6.2981	26.5918	2.8360	216.9218	0.0181	1863.1947	0.2234	359.3121	Steadiness
20	Tyas AnjaniMF	TyasAMF	74.0510	6.0830	608.2110	5.0356	137.5902	0.3229	11.3996	23.0017	87.0277	1.9938	253.2805	0.0242	1863.1947	0.2562	482.6959	Steadiness
21	Indiasta Firdaus	indiasta	163.3478	9.4439	2506.6239	12.4841	35.7422	0.0000	19.2220	12.3721	66.9362	1.9250	253.2805	0.0059	1863.1947	0.0622	217.5937	Influence
22	marisa elfitri	marisaelfitri	71.8730	5.6941	459.5846	1.0491	52.0952	0.3229	3.9702	4.4560	16.3311	1.8219	242.8835	0.0307	1863.1947	0.3391	304.6542	Steadiness
23	o.met	meytannisa	282.5916	14.0825	1789.2615	0.0000	1.0410	0.0380	0.0590	0.0000	0.0000	0.0344	17.5949	0.0006	102.7495	0.0048	3.1134	Steadiness
24	reymond	11rymnd_rey	44.6484	8.4717	135.4954	0.3147	11.5381	0.0000	0.9434	0.4232	1.6116	1.7016	240.2996	0.1030	1863.1947	1.1502	118.4254	Steadiness
25	Silvia Asyhari	silviasyhr	459.0072	11.3604	2394.6822	3.7767	136.8094	0.1140	38.8175	5.6757	10.8516	4.8641	172.3808	0.0042	1863.1947	0.0651	122.6919	Influence
26	Umar Fatih	Umaaarf	70.7840	6.9718	1486.5101	0.6295	35.8290	0.1140	12.0875	2.6636	33.1458	8.1813	252.4192	0.0099	1863.1947	0.1048	312.0342	Influence
27	angga_setyawan	Anggnbet	41.1092	7.4162	28.8882	2.3080	6.1595	0.1709	0.5503	0.9709	2.3100	0.6359	173.2421	0.3482	1235.7802	3.5781	27.4442	Steadiness
28	Ardyotha D. Hidayat	ArdyothaDzaky	99.9144	0.0000	764.2236	1.8884	81.9382	0.1709	0.5503	0.2987	1.1281	0.9797	277.0890	0.0211	1863.1947	0.2039	416.2762	Influence
29	Errol Ambarita	edhoambarita_07	41.9259	4.2497	540.0940	0.6295	44.5477	0.0760	1.2579	3.2113	19.6081	5.3625	281.1493	0.0302	1863.1947	0.2886	310.4198	Steadiness
30	gagah dewantoro	gagahdewantoro	54.7215	6.1663	235.2909	0.5245	29.9732	0.2089	4.8350	0.4232	13.0542	1.4266	287.7936	0.0710	1863.1947	0.6624	346.3971	Steadiness
31	woy pal~	suaravngniuh	83.3074	6.8051	1927.9576	4.7209	38.5617	0.0380	10.6724	6.0242	30.5672	3.0078	271.3676	0.0082	1863.1947	0.0808	193.6088	Compliance
32	Fauzi	fauzyamd	73.2342	3.8609	404.7628	2.2031	1.9519	0.0760	0.2948	0.0498	1.0744	0.0859	111.9676	0.0161	809.4863	0.1673	24.7921	Influence
33	Hilmen	Hilmeeeeeen	89.5690	7.8884	849.0826	2.5178	14.3142	0.0000	3.3413	1.6679	13.6988	2.3719	266.1998	0.0182	1863.1947	0.1835	287.5880	Steadiness
34	Jordan Halim	hilmanzza	101.8201	5.0830	1269.4385	1.3638	26.3295	0.1140	17.0011	1.1451	3.4381	2.7844	260.4169	0.0119	1863.1947	0.1228	421.4652	Compliance
35	Ahmad Muhibin	Muhibbin_A	196.5618	15.0824	470.0074	12.6939	33.3565	0.0570	25.9832	7.1694	24.7653	14.1970	259.6171	0.0321	1863.1947	0.3316	249.5351	Compliance
36	Arief Triadi	riddrif	32.3973	6.4163	735.6637	2.5178	39.2557	0.0380	3.9505	0.6223	25.0339	2.6985	282.4413	0.0223	1863.1947	0.2118	200.9887	Compliance
37	Beta	ariestabeta	211.2631	11.5548	2123.4452	0.5245	41.0342	0.0570	2.5551	2.2155	22.4016	3.8844	258.3252	0.0071	1863.1947	0.0734	269.3687	Influence
38	azizah septiningtyas	tyassojerry07	100.7311	9.7216	790.3215	3.2522	40.1233	0.0950	7.3311	1.2696	11.6037	11.1376	258.3867	0.0190	1863.1947	0.1972	267.7544	Steadiness
39	candra	chandrarenaldi	53.3603	5.6108	360.8560	0.5245	24.8114	0.0000	5.8963	3.5349	28.2034	5.2079	266.5689	0.0429	1863.1947	0.4319	264.1797	Steadiness
40	Dea Rizky Ramadhani	deaaRiz	163.8923	28.5816	1342.9720	7.0289	60.5970	0.2659	2.9678	5.6011	20.0379	5.2250	256.4796	0.0111	1863.1947	0.1160	323.7960	Influence
41	Dion Dichky Kuswantoro	prodichky09	109.4430	13.9991	621.2600	2.7276	44.9814	0.0000	13.3847	1.9417	16.4386	5.5860	240.9148	0.0225	1863.1947	0.2509	241.3479	Dominance
42	Kumendan Gelor Speaking	elgelor	221.6085	20.2488	4875.4545	51.9297	24.0306	0.0380	2.8892	12.4468	68.7627	2.1141	246.0826	0.0029	1863.1947	0.0320	363.9245	Influence
43	Ivoni Putri	ivonipd	46.0096	5.3886	597.0497	1.2589	33.0529	0.0760	20.4210	11.7000	51.5720	16.1736	212.0617	0.0206	1863.1947	0.2610	277.4406	Compliance
44	Fikri noviandi	Noviandi_Fikri	20.9630	2.0832	351.2540	0.9442	3.0797	0.0000	1.7296	2.5640	5.5332	0.3438	274.9358	0.0454	1863.1947	0.4437	358.3896	Steadiness
45	Reviany rena	RevianyR	13.0678	2.4165	54.4936	0.0000	11.7984	0.0570	0.0000	0.0000	0.2686	0.1891	266.5689	0.2840	1863.1947	2.8599	182.5388	Steadiness
46	Fikrinah Naopal	IpiiNaopal	122.2386	11.5548	891.3480	1.4687	32.4456	0.0000	7.6652	1.2945	10.3144	7.8032	224.5503	0.0146	1863.1947	0.1748	252.3026	Compliance
47	Hamal Resta Diarma	Hamalresta	108.8985	8.9717	2551.7617	1.5736	44.4609	0.1899	21.3644	0.7468	12.3021	1.1344	215.8144	0.0049	1863.1947	0.0611	292.0852	Compliance
48	Ista Dhira Widita	dhirawidita	24.2299	3.5276	13.0489	0.0000	1.6483	0.0570	0.1572	0.0747	1.5579	0.1375	99.5404	0.4429	684.6744	4.3888	10.4934	Compliance
49	Meilia I.S	meiliairmasari	58.8052	6.1385	249.2426	1.1540	41.5981	0.0380	9.3948	3.4353	24.0669	3.3860	252.6653	0.0589	1863.1947	0.6253	253.3404	Compliance
50	Miftahul abid	abid_abit	0.5445	0.4444	0.1641	0.0000	0.0000	0.0760	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1230	0.0435	0.7961	0.4057	0.0000	Steadiness
51	A F I N	afinanafisah	199.2843	13.1936	3163.9941	1.4687	63.9803	0.0950	19.0845	1.0455	33.7904	1.7188	233.3478	0.0043	1863.1947	0.0493	297.3895	Influence
52	Aisyah khumairoh	imkhumairoh	95.0140	10.3327	356.4243	0.5245	38.0846	0.0000	3.0071	1.6679	8.9714	2.5781	255.1261	0.0416	1863.1947	0.4372	334.1741	Influence
53	Aulya Rizki Fitriana	aulya_fitriana	1.3612	2.7221	1.9696	0.2098	0.0000	0.1140	0.0393	0.0996	0.0000	0.0000	18.5792	0.5477	123.7315	5.2545	2.3062	Compliance
54	Billy Jordan Ketaren	billy_yordan	4.6282	2.0554	32.3351	0.2098	1.6483	0.0000	5.1495	5.6757	20.8437	3.5922	217.5370	0.3906	1863.1947	4.8197	58.9244	Steadiness
55	Dian EL	dianekalugina	54.7215	7.8051	28.1496	0.3147	3.9039	0.1140	2.4175	0.0996	3.7605	0.2234	226.7036	0.4676	1604.8141	4.7686	22.1399	Compliance
56	sthrdn	sitihardini	97.7364	14.3047	776.0415	5.1405	70.6169	0.1519	5.2477	0.6223	11.2814	1.3578	273.5823	0.0205	1863.1947	0.2008	440.0304	Steadiness
57	Alisha Maharani	aleesshaa	204.4570	18.6377	1865.4213	4.0914	39.6895	0.1519	6.9577	0.9211	5.6407	1.7016	264.6003	0.0082	1863.1947	0.0835	370.2667	Influence
58	akbar ridwan afandi	Akbarfendy	25.5912	1.5832	132.2947	0.3147	21.5147	0.0570	6.3287	0.2489	1.8265	0.9109	286.9323	0.1259	1863.1947	1.1780	99.8602	Compliance
59	Wananda Hita Jaya	nandahita	125.7778	8.8606	1540.8396	4.3012	22.9895	0.0380	7.5080	15.7576	83.4822	1.7531	243.1296	0.0092	1863.1947	0.1011	306.6145	Influence
60	Tina Fuzzy	tinaF_A	223.2419	16.0823	679.0363	3.3571	104.4506	0.0950	3.1251	1.0206	17.9428	4.2797	269.0298	0.0230	1863.1947	0.2295	461.9397	Steadiness
61	AULIA	auliakhaera	139.3901	7.3051	1204.7683	0.9442	36.2194	0.0000	3.4985	0.0996	0.8058	1.2547	264.9694	0.0128	1863.1947	0.1294	324.1419	Steadiness
62	HUTAMA	Hutama27	96.9197	10.5827	151.9912	2.0982	36.9134	0.0760	6.9970	0.4979	15.2030	3.4203	244.4215	0.0934	1863.1947	1.0254	150.4821	Steadiness

Perhitungan *Logistic Regression* dan AHP dengan SPSS 24

Nominal Regression

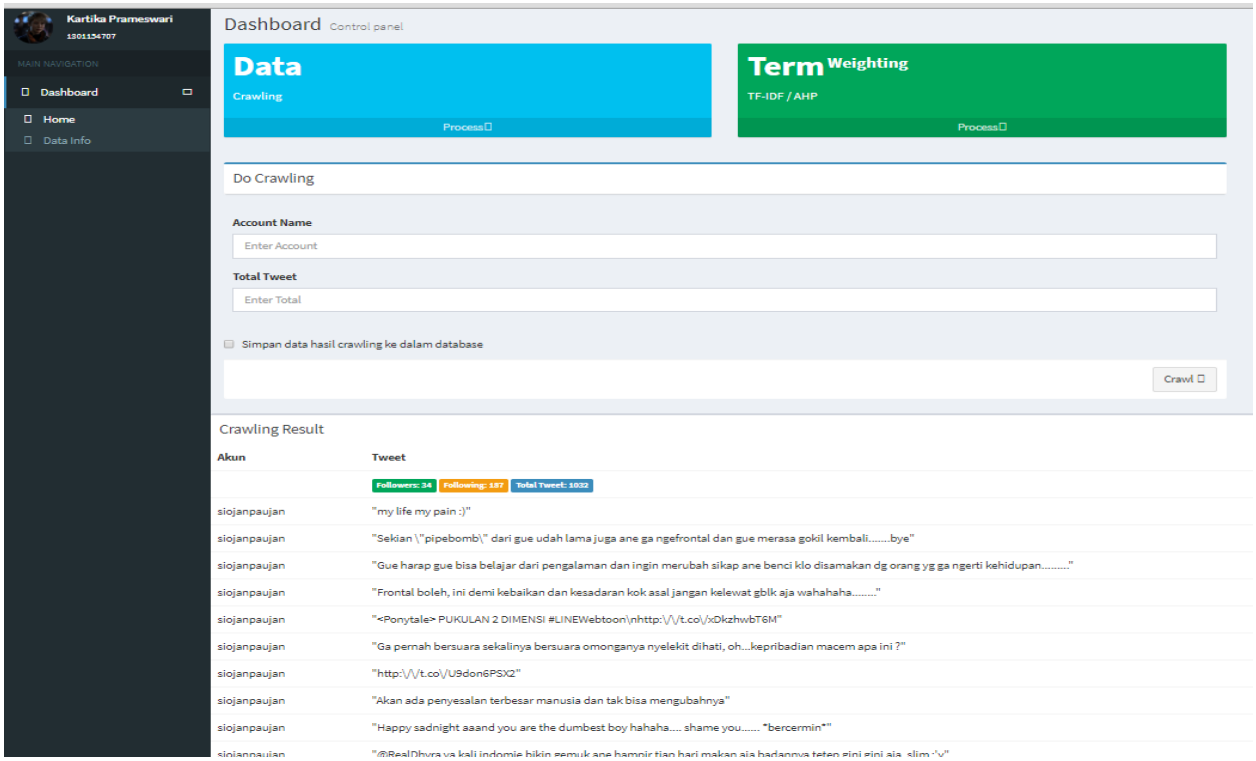
[DataSet2]

Case Processing Summary

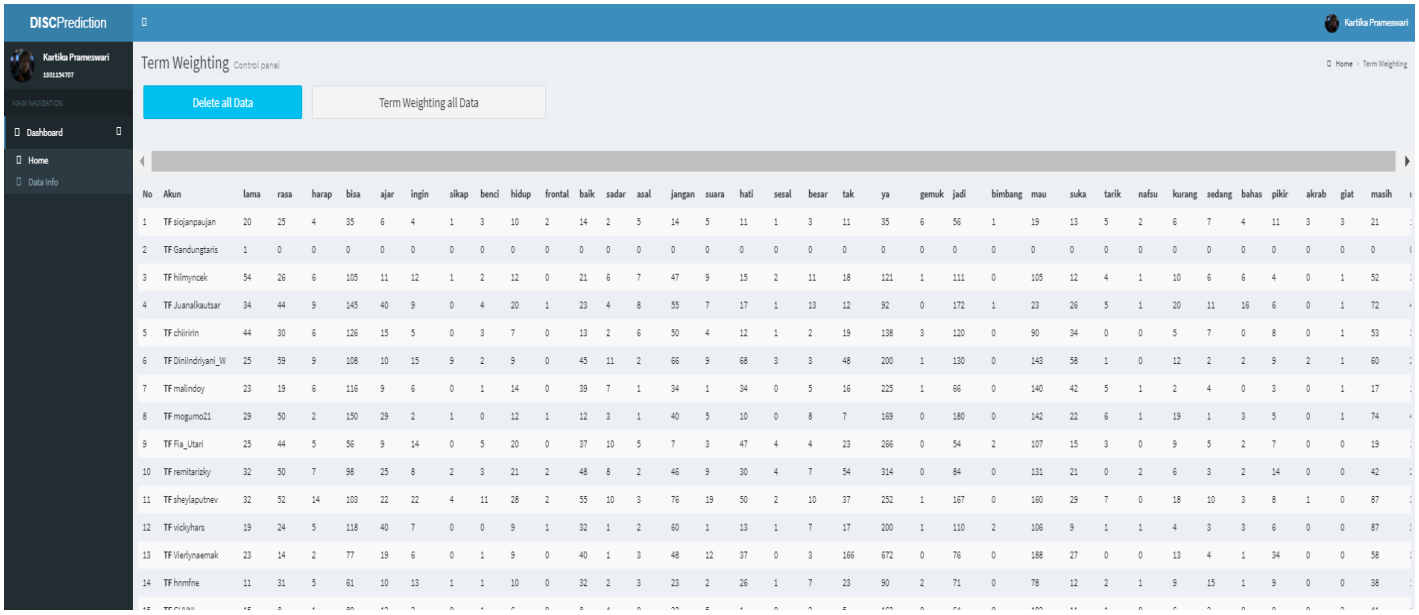
		N	Marginal Percentage
label	0	19	4.2%
	1	119	26.2%
	3	182	40.1%
	4	134	29.5%
Valid		454	100.0%
Missing		0	
Total		454	
Subpopulation		454[a]	

a. The dependent variable has only one value observed in 454 (100.0%) subpopulations.

Tampilan *Crawling Data* Akun

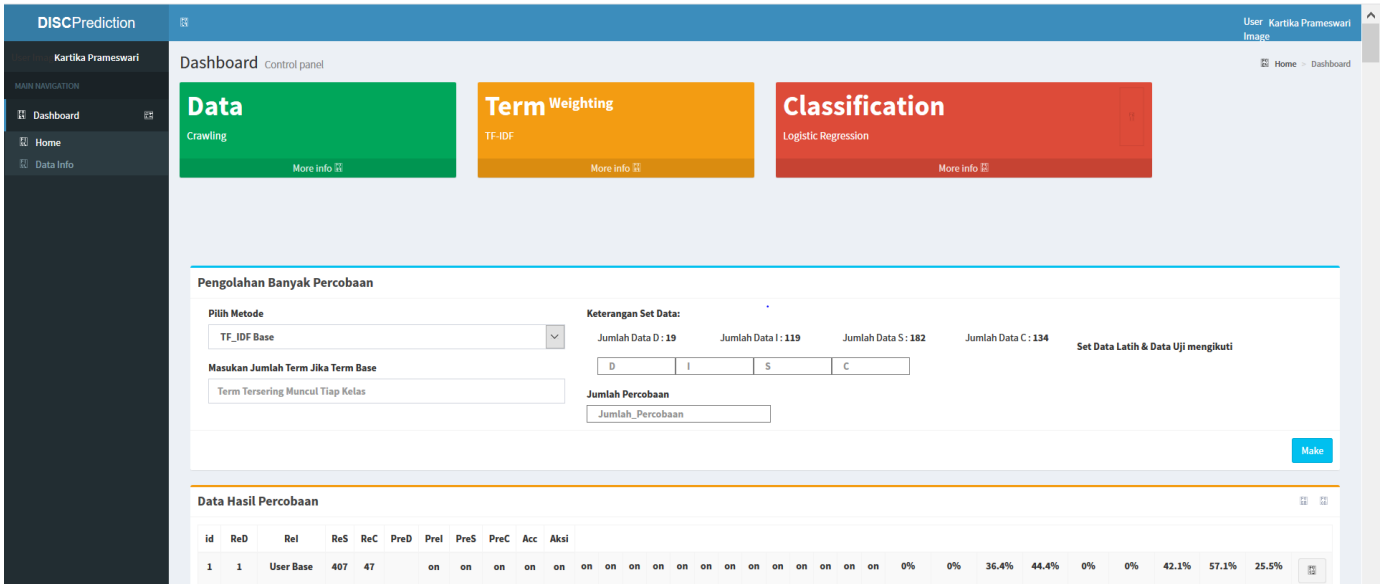


Perhitungan *Term* Kata



No	Akun	lama	rasa	harap	bisa	ajar	ingin	sikap	benci	hidup	frontal	baik	sadar	asal	jangan	suara	hati	sesal	besar	tak	ya	gemuk	jadi	bimbang	mau	suka	tarik	nafsu	kurang	sedang	bahas	pikir	akrab	giat	masih
1	TF siojanpaujan	20	25	4	35	6	4	1	3	10	2	14	2	5	14	5	11	1	3	11	35	6	56	1	19	13	5	2	6	7	4	11	3	3	21
2	TF Gandungtaris	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	TF hilmyncek	54	26	6	105	11	12	1	2	12	0	21	6	7	47	9	15	2	11	18	121	1	111	0	105	12	4	1	10	6	6	4	0	1	52
4	TF Juanalkautsar	34	44	9	145	40	9	0	4	20	1	23	4	8	55	7	17	1	13	12	92	0	172	1	23	26	5	1	20	11	16	6	0	1	72
5	TF chiririn	44	30	6	126	15	5	0	3	7	0	13	2	6	50	4	12	1	2	19	138	3	120	0	90	34	0	0	5	7	0	8	0	1	53
6	TF Dinilindriyani_W	25	59	9	108	10	15	9	2	9	0	45	11	2	66	9	68	3	3	48	200	1	130	0	143	58	1	0	12	2	2	9	2	1	60
7	TF malindoy	23	19	6	116	9	6	0	1	14	0	39	7	1	34	1	34	0	5	16	225	1	66	0	140	42	5	1	2	4	0	3	0	1	17
8	TF mogumo21	29	50	2	150	29	2	1	0	12	1	12	3	1	40	5	10	0	8	7	169	0	180	0	142	22	6	1	19	1	3	5	0	1	74
9	TF Fia_Utari	25	44	5	56	9	14	0	5	20	0	37	10	5	7	3	47	4	4	23	266	0	54	2	107	15	3	0	9	5	2	7	0	0	19
10	TF remitarizky	32	50	7	98	25	8	2	3	21	2	48	8	2	46	9	30	4	7	54	314	0	84	0	131	21	0	2	6	3	2	14	0	0	42
11	TF sheylaputnev	32	52	14	103	22	22	4	11	28	2	55	10	3	76	19	50	2	10	37	252	1	167	0	160	29	7	0	18	10	3	8	1	0	87
12	TF vickyhars	19	24	5	118	40	7	0	0	9	1	32	1	2	60	1	13	1	7	17	200	1	110	2	106	9	1	1	4	3	3	6	0	0	87
13	TF Vierlynaemak	23	14	2	77	19	6	0	1	9	0	40	1	3	48	12	37	0	3	166	672	0	76	0	188	27	0	0	13	4	1	34	0	0	58
14	TF hnmfne	11	31	5	61	10	13	1	1	10	0	32	2	3	23	2	26	1	7	23	90	2	71	0	78	12	2	1	9	15	1	9	0	0	38

Klasifikasi *Logistic Regression* dan TF-IDF



id	ReD	ReI	ReS	ReC	PreD	PreI	PreS	PreC	Acc	Aksi																							
1	1	User Base	407	47		on	on	on	on	on	on	on	on	on	on	on	on	on	on	on	on	0%	0%	36.4%	44.4%	0%	0%	42.1%	57.1%	25.5%			