

Perbandingan Metode *Naïve Bayes Classifier* dengan Metode *Random Forest* pada Prediksi *Rating Review* Drama Korea

Ferisa Dwi Alfia Meisty¹, Dian Anggraeni², Mohamat Fatekurohman^{3*}
¹²³Jurusan Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Jember, Jember, 68121, Indonesia

* Corresponding author, email: ferisaalfia30@gmail.com

Abstract

Korean dramas have very many fans and are spread in various countries. This study aims to determine whether the korean drama is classified as *Bagus*, *Tidak Bagus*, or *Cukup Bagus* and compares two methods, namely the *naïve bayes classifier* method and the *random forest* method in predicting korean drama review ratings. This study shows that the *naïve bayes classifier* and *random forest* methods are capable of predicting korean drama review ratings. In the prediction review, the *random forest* method obtained an accuracy value of 89%, while the *naïve bayes classifier* method obtained an accuracy value of 86%. In rating predictions, the *random forest* method obtains an accuracy value of 41%, while the *naïve bayes classifier* method obtains an accuracy value of 40%. The conclusion of this study is that the *random forest* method is superior and accurate in predicting Korean drama review ratings.

Keywords: korean drama, review, rating, prediction, *naïve bayes classifier*, *random forest*.

Abstrak

Drama korea memiliki penggemar yang sangat banyak dan tersebar di berbagai negara. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan apakah drama korea tersebut tergolong bagus, tidak bagus, atau cukup bagus serta membandingkan dua metode yaitu metode *naïve bayes classifier* dan metode *random forest* dalam memprediksi *rating review* drama korea. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *naïve bayes classifier* dan *random forest* mampu dalam memprediksi *rating review* drama korea. Pada prediksi *review*, metode *random forest* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 89%, sedangkan metode *naïve bayes classifier* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 86%. Pada prediksi *rating*, metode *random forest* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 41%, sedangkan metode *naïve bayes classifier* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 40%. Kesimpulan penelitian ini adalah metode *random forest* lebih unggul dan akurat dalam memprediksi *rating review* drama korea.

Kata Kunci: drama korea, review, rating, prediksi, *naïve bayes classifier*, *random forest*.

1. Pendahuluan

Drama korea merupakan hiburan atau tayangan TV yang diproduksi oleh orang korea dimana baik pemeran maupun percakapannya berasal dari korea dan menggunakan bahasa korea. Drama korea memiliki penggemar yang sangat banyak dan tersebar di berbagai negara, tidak terkecuali Negara Indonesia. Drama korea dapat diakses melalui *website*. Penyedia *website* biasanya akan menyediakan tempat agar penonton drama korea dapat memberikan nilai *rating* serta menuliskan *review* atau ulasan bagaimana drama

yang telah ditonton. Dalam menonton drama korea, terkadang penggemar bingung untuk memutuskan drama apa yang akan ditontonnya. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menentukan apakah drama tersebut tergolong bagus, tidak bagus, atau cukup bagus serta membandingkan kedua metode yaitu metode *naïve bayes classifier* dan metode *random forest* dalam memprediksi *rating review* drama korea.

Penelitian terkait diantaranya Marta dkk (2019) membahas prediksi *rating review* film dalam judul “Penentuan *Rating Review* Film Menggunakan Metode *Multinomial Naïve Bayes Classifier* dengan *Feature Selection* Berbasis *Chi-Square* dan *Galavotti-Sebastiani-Simi-Coefficient*”, menyatakan bahwa saat pengujian diperoleh tingkat akurasi paling baik sebesar 36% pada saat menggunakan *feature selection* (pengurangan fitur atau variabel) dengan prosentase 90% dan 100%. Hasilnya telah ditunjukkan bahwa CHI-GSS dapat memilih kata untuk klasifikasi yang relevan dan tidak relevan [1]. Green Arther Sandag (2020) membahas prediksi *rating* aplikasi dala judul “Prediksi *Rating* Aplikasi *App Store* Menggunakan Algoritma *Random Forest*”, menyatakan bahwa dari data set yang memiliki 7198 baris dan 16 atribut, hasil pengujian diperoleh nilai akurasinya sebesar 86.27%, *recall* sebesar 84.68%, *presicion* sebesar 84.64%, dan nilai RMSE sebesar 0.313 [2]. Nurfaejriah dkk (2017) tentang prediksi *rating* drama korea dalam judul “Prediksi *Rating* Drama Korea Menggunakan Algoritma *Iterative Dichotomiser 3*”, menyatakan bahwa algoritma ID3 menghasilkan *output* yaitu hasil *rating* drama yang dikategorikan tinggi dan rendah [3].

2. Material dan Metode

Drama korea merupakan sebuah karya yang berbentuk *dialog* yang diperankan oleh beberapa aktor dan aktris, dimana baik *dialog* dan pemerannya berasal dari Korea. Setiap episode drama korea memiliki durasi kurang lebih 45 menit atau maksimal 60 menit (Simbar, 2016) [5]. *Rating* merupakan pengganti tulisan untuk mengutarakan pendapat penonton menggunakan simbol bintang. *Rating* diartikan sebagai nilai preferensi penonton terhadap suatu drama yang telah ditontonnya. *Review* merupakan ulasan pemikiran dari seseorang. Seseorang dapat melihat *review* untuk mengetahui nilai popularitas drama tersebut (Lee dan Shin, 2014) [6].

Metode *naïve bayes classifier* ditemukan tahun 1702 dan merupakan metode dengan klasifikasi yang baik (Lewis, 1998) [7]. Metode *naive bayes classifier* merupakan cara pengklasifikasian yang bertujuan memperoleh prediksi probabilitas sebuah data sehingga memberikan hasil berupa keputusan berdasarkan data sebelumnya (Wisdayani 2019) [8]. Keunggulan dari metode *naïve bayes classifier* yaitu dalam mengklasifikasi dihasilkan nilai kesalahan kecil ketika *datasetnya* besar (Berry dan Browne, 2006) [9].

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Keterangan :

X : Data dengan kelas yang belum diketahui

- H : Hipotesis data X
 $P(H|X)$: Probabilitas H berdasar kondisi X (*posterior*)
 $P(H)$: Probabilitas terjadinya H (*prior*)
 $P(X|H)$: Probabilitas X berdasar kondisi H
 $P(X)$: Probabilitas dari X

Metode *random forest* ditemukan oleh Breiman tahun 2001. Metode *random forest* disebut metode *ensemble* yang memanfaatkan pohon keputusan sebagai pengklasifikasian dasar yang dibangun untuk meningkatkan akurasi (Primajaya dan Sari, 2018) [10]. Dalam beberapa penelitian, keunggulan *random forest* yaitu dapat menghasilkan nilai kesalahan yang kecil, dalam klasifikasi menghasilkan nilai baik, mampu mengatasi data latih berjumlah besar dengan efektif (Breiman, 2001) [11].

$$Entropy(S) = \sum_{i=1} - P_i \log_2 P_i \quad (2)$$

$$Information\ gain(S, a) = Entropy(S) - Entropy(S|a) \quad (4)$$

Keterangan :

- S : himpunan kasus/node akar
 P_i : probabilitas masing-masing kelas i
 a : atribut

Data drama korea yang diambil melalui *website* IMDb (*Internet Movie Database*) *korean TV series*. Dataset ini memiliki 5 variabel yaitu *Title*, *Review Title*, *User Rating*, *Content*, dan *Helpfulness Vote*.

Tabel 1. Nama dan Definisi Variabel

Nama Variabel	Definisi
<i>Title</i>	Judul drama korea
<i>Review title</i>	<i>Review</i> singkat
<i>User rating</i>	<i>Rating</i> drama korea dengan rentang 1-10
<i>Content</i>	Isi <i>review</i> penonton
<i>Helpfulness vote</i>	<i>Vote</i> dari penonton (contoh : 27 out of 36)

Preprocessing data meliputi *cleaning* yaitu penghilangan angka, simbol, tanda baca, dan emoji pada teks. *Case folding* yaitu penggantian tiap huruf menjadi huruf kecil semua. *Tokenisasi* yaitu pemotongan kata dari sebuah kalimat menjadi satu kata. *Filtering/Stopword Removal* yaitu penghilangan kata yang tidak berguna.

Selanjutnya dilakukan pelabelan yaitu masing-masing *review* yang diberikan penonton akan diberi label yaitu 1 (Bagus), -1 (Tidak Bagus), dan 0 (Cukup Bagus). Kemudian *wordcloud* adalah gambaran frekuensi atau banyaknya kata dalam kalimat dapat ditampilkan dalam bentuk yang menarik. Ukuran gambar kata pada *wordcloud*

menyesuaikan dengan banyaknya kata yang muncul. Semakin banyak kata digunakan, maka ukuran gambar akan semakin besar.

Data training merupakan proses pelatihan data dari data latih menggunakan *naïve bayes classifier* dan *random forest* untuk memperoleh model yang bertujuan untuk memprediksi *rating review*. *Data testing* adalah proses pengujian model dari hasil *training* terhadap data uji.

Prediksi *rating review* dilakukan menjadi dua bagian yaitu memprediksi *review* dengan melakukan *preprocessing* terlebih dahulu pada data *review/content*, kemudian *review* di prediksi menggunakan metode *naïve bayes classifier* dan *random forest*. Hasil prediksi *review* akan berupa *array* dengan kelas 1 (bagus), -1 (tidak bagus), atau 0 (cukup bagus). Setelah itu, *review* digunakan untuk memprediksi *rating*. Hasil prediksi *rating* akan berupa *array* dengan kelas 1 hingga 10.

Perbandingan model dilihat dari hasil evaluasi yang meliputi nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1 score*, dan perhitungan *error*. Masing-masing evaluasi dari prediksi akan disajikan dalam bentuk tabel.

3. Hasil dan Diskusi

3.1 Data

Data dalam *kaggle* merupakan hasil *scraping* dari *website* IMDb (*Internet Movie Database*) *korean TV series*. Data terdiri dari 7924 baris dan 5 kolom. Data dalam format file *.csv* (*comma separated values*). Di bawah ini adalah data yang sudah diunduh dan ditampilkan dalam *Microsoft Excel* :

	Title	Review Title	User Rating	Content	Helpfulness Vote
0	Hellbound	Did I watch the same show?	8	I felt compelled to write a review based on th...	37 out of 41
1	Hellbound	what i think...	8	This show is amazing. I think people are hell...	19 out of 20
2	Hellbound	Overwhelming technical shortcomings with ingen...	9	When I saw the CG monsters in the trailer, I t...	39 out of 44
3	Hellbound	Slow start but oh my god!	8	Firstly, people who have posted there reviews ...	58 out of 72
4	Hellbound	A gripping series	9	I started just thinking of watching one episod...	105 out of 138
...

Gambar 1. Data pada *Google Colab Python*

3.2 Preprocessing

- a. *Cleaning* merupakan tahap pembersihan teks. Pada tahap ini, teks *review* akan dibersihkan dari simbol-simbol, emoji, angka, dan tanda baca. Contoh dari proses *cleaning* pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Proses *Cleaning*

Sebelum : <i>Anyone would rate series less stars sure understood message series wonderful dark masterpiece</i>

Sesudah : <i>Anyone would rate series less stars sure understood message series wonderful dark masterpiece</i>

- b. *Case folding* merupakan penggantian tiap huruf menjadi huruf kecil semua. Contoh dari proses *case folding* pada Tabel 3.

Tabel 3. Contoh Proses *Case Folding*

Sebelum : <i>Anyone would rate series less stars sure understood message series wonderful dark masterpiece</i>
Sesudah : <i>anyone would rate series less stars sure understood message series wonderful dark masterpiece</i>

- c. Tokenisasi merupakan pemotongan kata dari sebuah kalimat menjadi satu kata. Contoh dari proses tokenisasi pada Tabel 4.

Tabel 4. Contoh Proses Tokenisasi

Sebelum : <i>Anyone would rate series less stars sure understood message series wonderful dark masterpiece</i>
Sesudah : <i>'anyone', 'would', 'rate', 'series', 'less', 'stars', 'sure', 'understood', 'message', 'series', 'wonderful', 'dark', 'masterpiece'.</i>

- d. *Filtering* merupakan penghilangan kata yang tidak berguna. Contoh dari proses *stopword removal* pada Tabel 5.

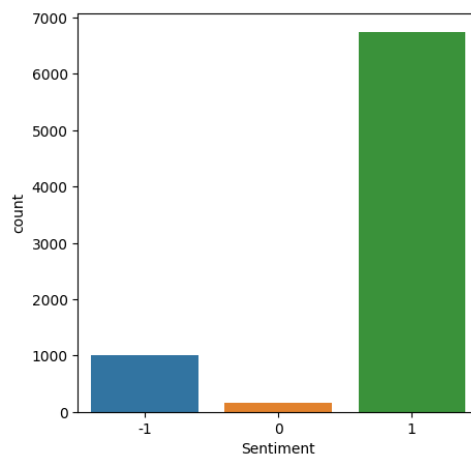
Tabel 5. Contoh Proses *Filtering*

Sebelum : <i>Anyone would rate series less stars sure understood message series wonderful dark masterpiece</i>
Sesudah : <i>'would', 'rate', 'less', 'stars', 'sure', 'understood', 'message', 'wonderful', 'dark', 'masterpiece'.</i>

- e. Pelabelan

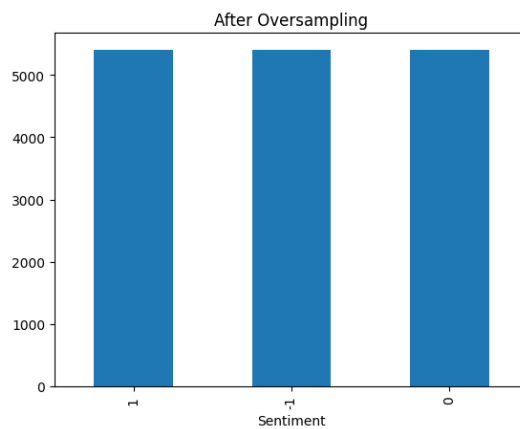
Pelabelan diperoleh untuk *review* 1 sebanyak 6743 data, *review* -1 sebanyak 1014 data, dan *review* 0 sebanyak 167 data.

Perbandingan Metode Naïve Bayes Classifier dengan Metode Random Forest pada Prediksi ...
Ferisa Dwi Alfia Meisty, Dian Anggraeni, dan Mohamat Fatekurohman.



Gambar 7. Jumlah Data Per Kelas

Data pelabelan tidak seimbang, maka diseimbangkan dengan *oversampling* menjadi:



Gambar 8. Jumlah Data Per Kelas dengan *SMOTE*

f. *Wordcloud*



Gambar 9. *Wordcloud* Pelabelan 1 (Bagus)



Gambar 10. Wordcloud Pelabelan -1 (Tidak Bagus)



Gambar 11. Wordcloud Pelabelan 0 (Cukup Bagus)

Pada Gambar 9, frekuensi kata yang paling sering muncul adalah 'love', 'well', 'good', 'loved', 'great', 'best', 'interesting', dan 'beautiful'. Pada Gambar 10, frekuensi kata yang paling sering muncul adalah 'bad', 'boring', 'stupid', dan 'annoying'. Namun, terdapat kata 'good', 'well' yang sebenarnya memiliki makna bagus. Hal tersebut dapat disebabkan kata 'good', 'well' muncul beriringan dalam *review* tidak bagus. Pada Gambar 11, frekuensi kata yang paling sering muncul adalah 'well', 'love', 'acting', dan 'deserve'. Namun, terdapat kata 'never' yang sebenarnya memiliki makna tidak bagus. Hal tersebut dapat disebabkan kata 'never' muncul beriringan dalam *review* bagus.

3.3 Split Data

Split data merupakan pembagian data dari *dataset review* yang dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Pembagian data dilakukan secara acak dengan perbandingan 80 : 20 diperoleh sebanyak 6339 data *training* dan 1585 data *testing*.

3.4 Prediksi Rating Review dengan Naïve Bayes Classifier dan Random Forest

*Perbandingan Metode Naïve Bayes Classifier dengan Metode Random Forest pada Prediksi ...
 Ferisa Dwi Alfia Meisty, Dian Anggraeni, dan Mohamat Fatekurohman.*

```
array([-1, 1, 1, -1, 1, -1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, -1, -1, 1,
-1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1,
1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, -1, -1,
1, 1, 1, 1, -1, -1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, -1,
-1, 1, 1, 1, -1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1,
1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, -1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, -1,
1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1,
1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1,
-1, 1, -1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1,
1, 1, 1, 1, 0, -1, 1, 1, -1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, -1,
1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
-1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, -1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1,
1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1,
1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1,
1, 1, -1, 1, -1, 1, 1, -1, -1, 1, 1, 1, 1, -1, 1, -1, -1,
1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
```

Gambar 12. Hasil Prediksi *Review* 459 Data dengan *NBC*

	precision	recall	f1-score	support
-1	0.54	0.61	0.58	213
0	0.33	0.12	0.18	32
1	0.93	0.92	0.92	1340
accuracy			0.86	1585
macro avg	0.60	0.55	0.56	1585
weighted avg	0.86	0.86	0.86	1585

Gambar 13. Hasil Evaluasi Prediksi *Review* dengan *NBC*

```
array([10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
```

Gambar 14. Hasil Prediksi *Rating* 459 Data dengan *NBC*


```
array([ 8, 10, 10, 10, 9, 10, 10, 10, 10, 7, 10, 2, 7, 10, 10, 10, 10,
        10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 9, 8, 10, 10,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 9, 10,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 8, 10, 10, 10, 8,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 9, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 7, 10, 10, 10, 9, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 6, 10, 10, 10,
        9, 10, 10, 10, 9, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 10, 10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 8, 10, 10, 10,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 9, 10,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 9, 10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 9, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 9,
        10, 10, 10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 8, 10, 10, 10, 8,
        10, 10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        8, 10, 10, 10, 10, 10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 7, 10, 8, 10, 10, 10, 10,
        10, 10, 7, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 10, 5, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 8,
        10, 9, 10, 10, 10, 10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
        10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 9, 10, 10, 10, 10,
        10, 10, 10, 8, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,
```

Gambar 18. Hasil Prediksi *Rating* 459 Data dengan *RF*

	precision	recall	f1-score	support
1	0.33	0.03	0.06	58
2	1.00	0.04	0.08	24
3	0.00	0.00	0.00	47
4	0.00	0.00	0.00	46
5	0.00	0.00	0.00	71
6	0.00	0.00	0.00	72
7	0.53	0.06	0.11	158
8	0.18	0.07	0.10	203
9	0.10	0.01	0.03	268
10	0.43	0.97	0.60	638
accuracy			0.41	1585
macro avg	0.26	0.12	0.10	1585
weighted avg	0.29	0.41	0.27	1585

Gambar 19. Hasil Evaluasi Prediksi *Rating* dengan *RF*

3.5 Perbandingan Model

Setelah melakukan prediksi dengan kedua metode, maka berikut ini adalah perbandingan evaluasinya yang disajikan dalam Tabel 6 dan Tabel 7.

Tabel 6. Evaluasi Prediksi *Review*

Metode	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
<i>NBC</i>	86%	60%	50%	56%
<i>RF</i>	89%	78%	63%	64%

Pada prediksi *review* berdasarkan Tabel 6, metode *naïve bayes classifier* memperoleh perhitungan nilai *accuracy* sebesar 86%, *precision* sebesar 60%, *recall* sebesar 50%, dan *f1 score* sebesar 56%. Metode *random forest* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 89%, *precision* sebesar 78%, *recall* sebesar 63%, dan *f1 score* sebesar 64%. Maka, prediksi *review* terbaik berdasarkan data yang telah diuji adalah dengan menggunakan metode *random forest*.

Tabel 7. Evaluasi Prediksi *Rating*

Metode	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
NBC	40%	4%	10%	6%
RF	41%	26%	12%	10%

Pada prediksi *rating* berdasarkan Tabel 7, metode *naïve bayes classifier* memperoleh perhitungan nilai *accuracy* sebesar 40%, *precision* sebesar 4%, *recall* sebesar 10%, dan *f1 score* sebesar 6%. Metode *random forest* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 41%, *precision* sebesar 26%, *recall* sebesar 12%, dan *f1 score* sebesar 10%. Maka, prediksi *rating* terbaik berdasarkan data yang telah diuji adalah dengan menggunakan metode *random forest*

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *naïve bayes classifier* dan *random forest* mampu dalam memprediksi *rating review* drama korea. Masing-masing dari metode *naïve bayes classifier* dan *random forest* dapat menampilkan data prediksi dari *rating review* drama korea yang ditampilkan dalam bentuk *array* dan secara acak. Data *rating review* drama korea yang diprediksi rata-rata termasuk ke dalam kelas *review* Bagus dan *rating* 10. Metode *random forest* lebih unggul dalam memprediksi *rating review* drama korea daripada metode *naïve bayes classifier*. Hal ini karena hasil evaluasi dari metode *random forest* lebih besar daripada metode *naïve bayes classifier*. Pada prediksi *review*, metode *random forest* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 89%, *precision* sebesar 78%, *recall* sebesar 63%, dan *f1 score* sebesar 64%. Sedangkan metode *naïve bayes classifier* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 86%, *precision* sebesar 60%, *recall* sebesar 50%, dan *f1 score* sebesar 56%. Pada prediksi *rating* juga, metode *random forest* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 41%, *precision* sebesar 26%, *recall* sebesar 12%, dan *f1 score* sebesar 10%. Sedangkan metode *naïve bayes classifier* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 40%, *precision* sebesar 4%, *recall* sebesar 10%, dan *f1 score* sebesar 6%.

Penulis memberikan beberapa saran yang dapat dijadikan pertimbangan untuk penelitian selanjutnya yaitu melakukan penelitian dengan menggunakan data yang lebih banyak, menggunakan variabel yang baru atau menambahkan variabel agar lebih bervariasi, melakukan prediksi menggunakan metode yang berbeda dari penelitian sebelumnya yang dapat meningkatkan nilai keakuratan dan ketepatan prediksi, serta melakukan perbandingan banyak metode agar dapat ditentukan metode yang paling baik.

Daftar Pustaka

- [1] Marta, T.E., Ali F., M., & Indriati. Penentuan Rating Review Film Menggunakan Metode Multinomial Naïve Bayes Classifier dengan Feature Selection Berbasis

- Chi-Square dan Galavotti-Sebastiani-Simi-Coefficient. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2019.
- [2] Sandag, G. A. Prediksi Rating Aplikasi App Store Menggunakan Algoritma Random Forest. *Cogito Smart Journal*, 6(2), 2020.
- [3] Nurfajriah, H. N, Wina, W., & Rezki Y. Prediksi Rating Drama Korea Menggunakan Algoritma Iterative Dichotomiser 3. *Seminar Nasional Informatika dan Aplikasinya*, 2017.
- [4] Charuchinda, C. IMDb Korean TV Series. TV Series, South Korea (Sorted by Popularity Ascending) - IMDb. [Diakses pada 11 Juni 2022].
- [5] Simbar, F. K. .Fenomena Konsumsi Budaya Korea Pada Anak Muda di Kota Manado. *Jurnal Holistik*, 2016.
- [6] Lee, E. J., & Shin, S.Y. When do customers buy online product reviews? Effects of review quality, product type, and reviewer's photo. *Computers in Human Behavior Journal*, 31, 356-366, 2014.
- [7] Lewis, D. Naive Bayes at forty : The Independence Assumption in Information Retrieval. *Proceedings of The Truth European Conference on Machine Learning*, 4-15, 1998.
- [8] Wisdayani, D.S. Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Naïve Bayes untuk Klasifikasi Tingkat Keparahan Korban Kecelakaan Lalu Lintas di Kabupaten Pati Jawa Tengah. *Skripsi*. Semarang: Universitas Muhammadiyah Semarang, 2019.
- [9] Berry, I. H., & Browne, M. *Lecture Notes in Data Mining*. USA:World Scientific. 2006.
- [10] Primajaya, A., & Sari, B. N. Random Forest Algorithm for Prediction of Precipitation. *Indonesian Journal of Artificial Inteligence and Data Mining*, 1(1), 2018.
- [11] Breiman, L. Random Forest : Machine Learning, 45:5-32, 2001, doi: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.