

# EVALUASI IMPLEMENTASI ALGORITMA *IMPROVED K-NEAREST NEIGHBOR* PADA KATEGORISASI LIRIK LAGU BAHASA INDONESIA MENURUT USIA

Faisal Rahutomo<sup>1</sup>, Imam Fahrur Rozi<sup>2</sup>, Pangestu Nur Mirzha<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Teknik Informatika, Politeknik Negeri Malang

<sup>1</sup> faisalrahutomo@polinema.ac.id, <sup>2</sup> imam.rozi@polinema.ac.id, <sup>3</sup> pangestunurmizrha@gmail.com

---

## Abstrak

Pesatnya perkembangan teknologi mempercepat proses penyebaran lagu di Indonesia. Namun lagu yang beredar belum disertai dengan label batasan usia pendengar berdasarkan liriknya, seperti label usia pada film. Hal tersebut tentu membuat masyarakat kesulitan untuk memilih lagu yang sesuai usianya, sehingga masyarakat bebas menikmati berbagai lagu dan akan berdampak buruk terhadap perkembangan mental masyarakat di bawah umur. Oleh karena itu, dengan membuat sebuah sistem yang dapat menyaring sebuah lagu berdasarkan latar belakang usia sehingga lagu akan mempunyai sebuah label. Penelitian ini menggunakan metode *Improved K-Nearest Neighbor* yaitu untuk mengklasifikasikan sebuah lagu berdasarkan usianya. Proses dimulai dari melakukan *preprocessing* data, perhitungan *TF.IDF*, perhitungan *cosine similarity*, dan melakukan klasifikasi dengan metode *Improved K-Nearest Neighbor*. Berdasarkan pengujian yang sudah peneliti lakukan tingkat akurasi dari pengembangan rekomendasi lirik lagu menggunakan *Improved K-Nearest Neighbor* mendapatkan hasil terbaik yakni akurasi sebesar 51%, *precision* sebesar 100%, *recall* sebesar 100%, dan *f-measure* sebesar 100% untuk masing-masing kategori.

**Kata kunci** : Klasifikasi, Lirik lagu, *Improved K-Nearest Neighbor*

---

## 1. Pendahuluan

Semakin berkembangnya zaman berdampak pada sebagian besar aspek kehidupan masyarakat, termasuk dalam proses persebaran lagu. Dengan adanya teknologi yang canggih seperti *smartphone* dan di dukung dengan kemudahan dalam mengakses internet yang begitu baik, seluruh elemen masyarakat khususnya di Indonesia dapat mengakses begitu banyaknya lagu pada layanan digital yang menyediakan list lagu lokal maupun mancanegara. Hal ini memberikan dampak positif terhadap industri lagu yang dimana orang-orang akan semakin kreatif dalam memproduksi lagu serta memberikan pengenalan masyarakat terhadap lagu-lagu, baik lagu yang sudah beredar maupun lagu yang baru beredar.

Dalam proses penyebaran dan pengenalan lagu yang begitu cepat di Indonesia, masih kurang diimbangi dengan sistem yang dapat melakukan penyaringan atau klasifikasi pada lagu itu sendiri, khususnya dalam mengkategorikan lagu berdasarkan usia. Proses penyaringan lagu yang tidak maksimal, menyebabkan masyarakat akan kebingungan akan memilih lagu mana yang cocok dengan latar belakang usia mereka.

Berdasarkan pemaparan di atas yang akan dilakukan adalah membangun sistem yang dapat mengkategorikan lirik lagu menurut usia secara otomatis menggunakan algoritma *Improved K-Nearest Neighbor* dan menggunakan *cross validation*

untuk pembentukan data *training*-nya. Dengan adanya sistem klasifikasi ini, diharapkan dapat mengetahui klasifikasi dari lirik lagu sehingga masyarakat dapat melakukan penyaringan terhadap lirik lagu yang beredar di masyarakat.

## 2. Landasan Teori

### 2.1 Text Mining

*Text mining* merupakan proses untuk melakukan penambangan data dari dokumen atau data-data yang tidak terstruktur. *Text mining* berusaha untuk menghasilkan informasi yang tersirat secara implisit atas informasi yang dengan otomatis diekstrak dari dokumen (Feldman, 2007). *Text mining* memiliki tujuan untuk mendapatkan hasil berupa informasi yang berguna dari kumpulan-kumpulan dokumen, adapun sumber data yang digunakan untuk melakukan *text mining* adalah berupa data yang tidak terstruktur atau semi terstruktur.

### 2.2 Text Preprocessing

Pada *text mining*, struktur data yang baik dapat mempermudah proses komputerisasi secara otomatis. Maka dari itu, diperlukan beberapa tahapan untuk pengubahan dari informasi yang terstrukturnya sembarang menjadi lebih terstruktur sesuai dengan kebutuhan. Tahapan awal dari *text mining* adalah *text preprocessing* yang bertujuan untuk mempersiapkan

teks menjadi data yang terstruktur dan dapat diproses pada tahapan berikutnya. Secara umum tahapan-tahapan dari *text preprocessing* adalah *Case Folding*, *Tokenizing*, *Filtering*, dan *Stemming*. *Case Folding* adalah mengubah seluruh huruf dari ‘a’ sampai dengan ‘z’ dalam dokumen menjadi huruf kecil. *Tokenizing* adalah pemotongan string input berdasarkan tiap kata yang menyusunnya. *Filtering* adalah mengambil kata-kata penting dari hasil *tokenizing* berdasarkan stopword kata. *Stemming* adalah tahap mencari *root* kata dari tiap kata hasil *filtering*.

### 2.3 Pembobotan

Pembobotan atau *term weighting* merupakan proses mendapatkan nilai dari *term* yang berhasil diekstrak dari proses sebelumnya.

*Term Frequency (TF)* adalah frekuensi kemunculan *term* (kata) dalam suatu dokumen, frekuensi untuk setiap *term* dapat bervariasi oleh karena itu frekuensi kemunculan *term* menjadi atribut penting untuk membedakan dokumen satu sama lain sedangkan *Wtf* ialah suatu proses untuk melakukan perhitungan bobot untuk setiap *term* (Nurul M *et al*, 2018). Untuk menentukan nilai *TF* dan *Wtf* ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$Wtftd = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases} + \log tftd, \quad tftd \geq 1 \quad (1)$$

Keterangan:

*Wtftd* = hasil dari pembobotan *tftd*

*Tftd* = frekuensi kemunculan *t* pada dokumen *d*

*Document Frequency (DF)* adalah jumlah dokumen yang memiliki *term* (kata) *t* dan *Inverse Document Frequency* adalah jumlah dari dokumen yang memiliki *term* (kata) *t* yang dicari dalam kumpulan dokumen yang ada (Nurul M *et al*, 2018). Untuk melakukan perhitungan *IDF* ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$idf_t = \log \frac{N}{dft} \quad (2)$$

Keterangan:

*Idft* = Hasil dari invers *dft*

*dft* = Jumlah dokumen yang memiliki *t*

*N* = Banyak dokumen yang ada

Pembobotan *TF.IDF (Wtd)* adalah proses untuk melakukan penggabungan bobot pada tiap *term* dalam setiap dokumen. Untuk menghitung pembobotan *TF.IDF* dapat dilakukan dengan melakukan perkalian *TF* dan *IDF* (Nurul M *et al*, 2018). Untuk melakukan perhitungan *TF.IDF* dapat dilakukan dengan persamaan berikut:

$$Wtd = Wtftd * idft \quad (3)$$

### 2.4 Cosine Similarity

*Cosine similarity* digunakan untuk menghitung similaritas antara dua dokumen. Penentuan kesesuaian dokumen dengan *query* dipandang sebagai pengukuran (*similarity measure*) antara *vector* dokumen (*D*) dengan *vector query* (*Q*). Semakin sama suatu *vector* dengan dokumen dapat dipandang semakin sesuai dengan *query* (Nurfarida D.R *et al*, 2019). Perhitungan *cosine similarity* dapat dilakukan dengan persamaan sebagai berikut:

$$\text{cosSim}(X, dj) = \frac{\sum_{i=1}^m x_i \cdot d_{ji}}{\sqrt{(\sum_{i=1}^m x_i)^2} \cdot \sqrt{(\sum_{i=1}^m d_{ji})^2}} \quad (4)$$

### 2.5 Improved K-Nearest Neighbor

Metode *Improved K-NN* adalah metode yang dikembangkan dari metode *K-NN*, dimana perbedaannya terdapat pada penentuan nilai *k*. Pada *K-NN* menentukan nilai *k* harus sesuai dan tepat agar bisa mendapatkan nilai akurasi yang tinggi dalam melakukan klasifikasi dokumen.

Pada *Improved K-NN* dilakukan perubahan dalam menentukan nilai *k*, yang mana pada *Improved K-NN* setiap kategorinya memiliki nilai *k* yang berbeda sesuai dengan besar atau kecilnya dokumen latih yang dimiliki oleh setiap kategori, sehingga saat nilai *k* semakin tinggi tidak akan mempengaruhi pada kategori dengan jumlah dokumen latih yang besar (Nurul M *et al*, 2018).

Setelah menghitung nilai *cosine similarity* maka hasil perhitungannya akan diurutkan secara menurun untuk setiap kategori. Setelah itu dilakukan penentuan nilai *k*, selanjutnya akan dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai *k* baru (*n*), menentukan nilai *k* baru (*n*) dapat dihitung menggunakan persamaan berikut (Herdiawan, 2015):

$$n = \frac{k * N(cm)}{\text{Maks}[N(cm)]_{j=1..Nc}} \quad (5)$$

Keterangan:

*n* = Nilai *k* baru

*k* = Nilai *k* yang ditetapkan

*Maks[N(cm)]<sub>j=1..Nc</sub>* = Banyak dokumen latih terbanyak pada semua kategori

Selanjutnya dilakukan perhitungan peluang dari dokumen uji *X* termasuk dengan dokumen latih *dj* sebanyak nilai *n* tetangga untuk setiap kategori pada dokumen *X* pada dokumen latih *dj* sebanyak nilai *n* tetangga untuk *training set*. Persamaan berikut dapat digunakan untuk menghitung peluang dari dokumen uji *X* pada kategori *m* (Baoli, Shiwen, dan Qin, 2003).

$$\frac{\sum_{dj \in \text{top}_n \text{ kNN}(cm)} \text{sim}(x, dj) y(dj, cm)}{\sum_{dj \in \text{top}_n \text{ kNN}(cm)} \text{sim}(x, dj)} \quad (6)$$





Tabel 2. Skenario Pengujian

Skenario	Training	Jumlah	Testing	Jumlah
1	1,2,3	300	4	100
2	1,2,4	300	3	100
3	1,3,4	300	2	100
4	2,3,4	300	1	100

Pada tabel 2 menunjukkan pembagian skenario pengujian data menggunakan *cross validation k-fold*. Dengan menggunakan 4 *k-fold* sebagai pengujian sistem, maka pembagian skenario pengujian dibagi menjadi 4 tahap. Dimana untuk data *training* dan data *testing* nya menggunakan pembagian dataset dari tabel 1.

### 5.1 Skenario 1

Pengujian pada skenario 1 dilakukan dengan menggunakan data latih sejumlah 300 dokumen dari pembagian dataset 1,2, dan 3 dimana pada setiap kategori memiliki jumlah data latih yang sama yaitu sebesar 75, serta menggunakan id dokumen lirik dari id 75 hingga id lirik 100 pada data uji.

Tabel 3. Hasil *Precision* Skenario 1

<i>Precision</i>				
k	Anak	Remaja	Dewasa	Semua Usia
3	68,75%	38,89%	20 %	60 %
15	93,75%	34,72%	33,33%	44,44%
25	93,75%	32,89%	0%	37,5%
35	93,75%	32,89%	0%	42,86%
45	93,75%	32,47%	0%	42,86%

Pada tabel 3 menunjukkan hasil dari *precision* untuk skenario 1. Dimana dilakukan perhitungan kembali pada *k-values* selama 5 kali literasi. Skenario 1 menunjukkan dimana, nilai *precision* tertinggi sebesar 93,75 % yang berada pada kategori anak dengan *k* 15, 25, 35, dan 45. Sedangkan untuk nilai *precision* terkecil sebesar 0 % yang berada pada kategori dewasa dengan nilai *k* 25, 35, dan 45.

Tabel 4. Hasil *Recall* Skenario 1

<i>Recall</i>				
k	Anak	Remaja	Dewasa	Semua Usia
3	44 %	84 %	4 %	12 %
15	60%	100 %	4%	16%
25	60%	100 %	0%	12%
35	60%	100 %	0%	12%
45	60%	100%	0%	12%

Pada tabel 4 menunjukkan hasil dari *recall* untuk skenario 1. Dimana dilakukan perhitungan kembali pada *k-values* selama 5 kali literasi. Skenario 1

menunjukkan dimana, nilai *recall* tertinggi sebesar 100% yang berada pada kategori remaja dengan *k* 15, 25, 35, dan 45. Sedangkan nilai *recall* terendah sebesar 0% yang berada pada kategori dewasa dengan nilai *k* 25, 35, dan 45.

Tabel 5. Hasil F-Measure Skenario 1

F-Measure				
k	Anak	Remaja	Dewasa	Semua Usia
3	53,66%	53,16 %	6,67 %	20 %
15	73,17%	51,55 %	7,14%	23,53%
25	73,17%	49,51 %	0%	18,18%
35	73,17%	49,51 %	0%	18,75%
45	73,17%	49,02%	0%	18,75%

Pada tabel 5 menunjukkan hasil dari *f-measure* untuk skenario 1. Dimana dilakukan perhitungan kembali pada *k* selama 5 kali literasi. Skenario 1 menunjukkan dimana, nilai *f-measure* tertinggi sebesar 73.17 % yang berada pada kategori anak dengan *k* 15, 25, 35, dan 45. Sedangkan nilai *f-measure* terendah sebesar 0% yang berada pada kategori dewasa dengan *k* 25, 35, dan 45.

Tabel 6. Hasil Akurasi Skenario 1

k	Akurasi
3	36 %
15	45 %
25	43 %
35	43 %
45	43%

Pada tabel 6 menunjukkan hasil dari nilai akurasi yang tertinggi sebesar 45 % ketika dilakukan proses pada *k-values* 15.

### 5.2 Skenario 2

Pengujian pada skenario 2 dilakukan dengan menggunakan data latih sejumlah 300 dokumen dari pembagian dataset 1,2, dan 4 dimana pada setiap kategori memiliki jumlah data latih yang sama yaitu sebesar 75, serta menggunakan id dokumen lirik dari id 50 hingga id lirik 75 pada data uji.

Tabel 7. Hasil *Precision* Skenario 2

<i>Precision</i>				
k	Anak	Remaja	Dewasa	Semua Usia
3	68 %	41,51%	66,67%	42,86%
15	94,74%	36,23%	100%	60%
25	94,12%	34,25%	50%	66,67%
35	94,12%	33,78%	66,67%	66,67%
45	93,75%	32,47%	66,67%	75%

Pada tabel 7 menunjukkan hasil dari *precision* untuk skenario 2. Dimana dilakukan perhitungan kembali pada *k* selama 5 kali literasi. Skenario 2

menunjukkan dimana, nilai *precision* tertinggi sebesar 100 % yang berada pada kategori dewasa dengan k 15. Sedangkan untuk nilai *precision* terendah sebesar 32.47 % yang berada pada kategori remaja dengan k 45.

Tabel 8. Hasil *Recall* Skenario 2

<i>Recall</i>				
k	Anak	Remaja	Dewasa	Semua Usia
3	68 %	88 %	8 %	12 %
15	72%	100 %	8%	24%
25	64%	100 %	8%	16%
35	64%	100 %	8%	16%
45	64%	100%	8%	16%

Pada tabel 8 menunjukkan hasil dari *recall* untuk skenario 2. Dimana dilakukan perhitungan kembali pada k selama 5 kali literasi. Skenario 2 menunjukkan dimana, nilai *recall* tertinggi sebesar 100 % yang berada pada kategori remaja dengan k 15, 25, 35, dan 45. Sedangkan nilai *recall* terendah adalah sebesar 8 % yang berada pada kategori dewasa dengan nilai k 3, 15, 25, 35, dan 45.

Tabel 9. Hasil *F-Measure* Skenario 2

<i>F-Measure</i>				
k	Anak	Remaja	Dewasa	Semua Usia
3	68 %	56,41 %	14,29 %	18,75%
15	81,82%	53,19 %	14,81%	34,29%
25	76,19%	51,02 %	13,79%	25,81%
35	76,19%	50,51 %	14,29%	25,81%
45	73,17%	49,02%	14,29%	20,69%

Pada tabel 9 menunjukkan hasil dari *f-measure* untuk skenario 2. Dimana dilakukan perhitungan kembali pada k selama 5 kali literasi. Skenario 2 menunjukkan dimana, nilai *f-measure* tertinggi adalah sebesar 81.82% yang berada pada kategori anak dengan nilai k 15. Sedangkan nilai *f-measure* terendah adalah sebesar 13.79 % yang berada pada kategori dewasa dengan nilai k 25.

Tabel 10. Hasil Akurasi Skenario 2

k	Akurasi
3	44 %
15	51 %
25	47 %
35	47 %
45	43%

Pada tabel 10 menunjukkan hasil dari nilai akurasi yang tertinggi adalah sebesar 51 % pada nilai k 15.

### 5.3 Skenario 3

Pengujian pada skenario 3 dilakukan dengan menggunakan data latih sejumlah 300 dokumen dari pembagian dataset 1,3, dan 4 dimana pada setiap kategori memiliki jumlah data latih yang sama yaitu sebesar 75, serta menggunakan id dokumen lirik dari id 25 hingga id lirik 50 pada data uji.

Tabel 11. Hasil *Precision* Skenario 3

<i>Precision</i>				
k	Anak	Remaja	Dewasa	Semua Usia
3	60%	37,93%	100%	30 %
15	73,33%	33,8 %	66,67%	37,5%
25	84,62%	33,33%	75%	50%
35	91,67%	32,89%	75%	37,5%
45	100%	32,47%	75%	50%

Pada tabel 11 menunjukkan hasil dari *precision* untuk skenario 3. Dimana dilakukan perhitungan kembali pada k selama 5 kali literasi. Skenario 3 menunjukkan dimana, nilai *precision* tertinggi adalah sebesar 100% pada kategori dewasa dengan k 3 dan pada kategori anak dengan k 45. Sedangkan nilai *precision* terendah adalah sebesar 30 % pada kategori semua usia dengan nilai k 3.

Tabel 12. Hasil *Recall* Skenario 3

<i>Recall</i>				
k	Anak	Remaja	Dewasa	Semua Usia
3	36 %	88 %	8 %	12 %
15	44%	96 %	16 %	12%
25	44%	100 %	12%	16%
35	44%	100 %	12%	12%
45	44%	100%	12%	16%

Pada tabel 12 menunjukkan hasil dari *recall* untuk skenario 3. Dimana dilakukan perhitungan kembali pada k selama 5 kali literasi. Skenario 3 menunjukkan dimana, nilai *recall* tertinggi adalah sebesar 100% yang berada pada kategori remaja dengan nilai k 25, 35, dan 45. Sedangkan nilai *recall* terendah adalah sebesar 8% yang berada pada kategori dewasa dengan nilai k 3.

Tabel 13. Hasil *F-Measure* Skenario 3

<i>F-Measure</i>				
k	Anak	Remaja	Dewasa	Semua Usia
3	68 %	56,41 %	14,29 %	18,75%
15	81,82%	53,19 %	14,81%	34,29%
25	76,19%	51,02 %	13,79%	25,81%
35	76,19%	50,51 %	14,29%	25,81%
45	73,17%	49,02%	14,29%	20,69%

Pada tabel 13 menunjukkan hasil dari *f-measure* untuk skenario 3. Dimana dilakukan perhitungan kembali pada k selama 5 kali literasi. Skenario 3 menunjukkan dimana, nilai *f-measure* tertinggi adalah sebesar 61.11% yang berada pada kategori anak dengan nilai k sebesar 45. Sedangkan nilai *f-measure* terendah adalah sebesar 14.81% pada kategori dewasa dengan nilai k 3.

Tabel 14. Hasil Akurasi Skenario 3

k	Akurasi
3	36 %
15	42 %
25	43 %
35	42 %
45	43%

Pada tabel 14 menunjukkan hasil dari nilai akurasi tertinggi adalah sebesar 43 % pada k 25 dan 45.

#### 5.4 Skenario 4

Pengujian pada skenario 4 dilakukan dengan menggunakan data latih sejumlah 300 dokumen dari pembagian dataset 2,3, dan 4 dimana pada setiap kategori memiliki jumlah data latih yang sama yaitu sebesar 75, serta menggunakan id dokumen lirik dari id 1 hingga id lirik 25 pada data uji.

Tabel 15. Hasil Precision Skenario 4

Precision				
k	Anak	Remaja	Dewasa	Semua Usia
3	73,33%	39,62%	25 %	16,67%
15	81,25%	33,78%	42,86%	33,33%
25	81,25%	33,78%	50%	25%
35	85,71%	32,89%	50%	33,33%
45	80%	32,89%	40%	25%

Pada tabel 15 menunjukkan hasil dari *precision* untuk skenario 4. Dimana dilakukan perhitungan kembali pada k selama 5 kali literasi. Skenario 4 menunjukkan dimana, nilai *precision* tertinggi adalah sebesar 85.71 % yang berada pada kategori anak dengan nilai k 35. Sedangkan untuk nilai *precision* terendah adalah sebesar 16.67 % pada kategori semua usia dengan nilai k 3.

Pada tabel 16 menunjukkan hasil dari *recall* untuk skenario 4. Dimana dilakukan perhitungan kembali pada k-values selama 5 kali literasi. Skenario 4 menunjukkan dimana, nilai *recall* tertinggi adalah sebesar 100% yang berada pada kategori remaja dengan nilai k 15, 25, 35, dan 45. Sedangkan nilai *recall* terendah adalah sebesar 4% yang berada pada kategori semua usia dengan nilai k 3, 15, 25, dan 45. Serta pada kategori dewasa dengan nilai k 3.

Tabel 16. Hasil Recall Skenario 4

Recall				
k	Anak	Remaja	Dewasa	Semua Usia
3	44 %	84 %	4 %	4 %
15	52%	100 %	12%	4%
25	52%	100 %	12%	4%
35	48%	100 %	8%	8%
45	48%	100%	8%	4%

Tabel 17. Hasil F-Measure Skenario 4

F-Measure				
k	Anak	Remaja	Dewasa	Semua Usia
3	55 %	53,85 %	6,9 %	6,45 %
15	63,41%	50,51 %	18,75%	7,14%
25	63,41%	50,51 %	19,35%	6,9%
35	61,54%	49,51 %	13,79%	12,9%
45	60%	49,51%	13,33%	6,9%

Pada tabel 17 menunjukkan hasil dari *f-measure* untuk skenario 4. Dimana dilakukan perhitungan kembali pada k selama 5 kali literasi. Skenario 4 menunjukkan dimana, nilai *f-measure* tertinggi adalah sebesar 63.41% yang berada pada kategori anak dengan nilai k 15, dan 25. Sedangkan untuk nilai *f-measure* terendah adalah sebesar 6.9% yang berada pada kategori dewasa dengan nilai k 3 dan berada pada kategori semua usia dengan nilai k 45.

Tabel 18. Hasil Akurasi Skenario 4

k	Akurasi
3	34 %
15	42 %
25	42 %
35	41 %
45	40%

Pada tabel 18 menunjukkan hasil dari nilai akurasi tertinggi adalah sebesar 42 % yang berada pada nilai k 15 dan 25.

#### 5.5 Analisis Hasil Pengujian

Dari hasil pengujian yang dilakukan untuk setiap skenario pengujian yang digunakan, dapat diketahui bahwa beberapa faktor yang dapat memberikan pengaruh terhadap keakuratan hasil klasifikasi yang dilakukan dengan menggunakan metode *Improved K-NN*. Berdasarkan evaluasi yang dilakukan, dapat diketahui bahwa nilai k yang berbeda yang digunakan, mempengaruhi hasil dari *precision*, *recall*, dan *f-measure*.

Hasil pengujian dari *Improved K-NN* dari beberapa skenario menunjukkan, nilai akurasi tertinggi ada pada k dengan nilai 15 pada skenario 2

yakni sebesar 51% dan terendah ada pada k 3 pada skenario 4 yakni sebesar 34%. Untuk nilai *precision* tertinggi ada pada k 15 pada kategori dewasa skenario 2 dan k 3 pada kategori dewasa skenario 3 sebesar masing-masing 10%, sedangkan untuk nilai *precision* terendah ada pada k 25, 35, dan 45 pada kategori dewasa skenario 1 sebesar masing-masing 0%. Untuk nilai *recall* tertinggi ada pada k 15, 25, 35, dan 45 pada kategori remaja skenario 2 sebesar 100 % dan k-values 25, 35, dan 45 pada kategori remaja skenario 3 dan 4 sebesar masing-masing 100%, sedangkan untuk nilai *recall* terendah ada pada k 25, 35, dan 45 pada kategori dewasa skenario 1 sebesar masing-masing 0%. Kemudian untuk nilai *f-measure* tertinggi ada pada k 15 kategori anak pada skenario 2 sebesar 81.82%, sedangkan untuk nilai terendah ada pada k 25, 35, dan 45 kategori dewasa pada skenario 1.

Nilai *precision*, *recall*, dan *f-measure* berbeda didapatkan apabila k awal yang digunakan terlalu kecil misal 3 seperti yang ditunjukkan oleh hasil setiap skenario yang mengakibatkan terjadinya kesalahan pada hasil pengklasifikasian. Hasil ini membuktikan bahwa diperlukan ketelitian dalam menentukan k awal yang terbaik sehingga dapat menghasilkan hasil kategori yang tepat.

## 6. Kesimpulan dan Saran

Adapun kesimpulan yang didapat setelah melakukan penelitian ini adalah Sistem Klasifikasi lirik lagu bahasa Indonesia ini mampu mengkategorikan lirik berdasarkan usianya. Hasil Pengujian menghasilkan akurasi terbaik sebesar 51%, *precision* 100%, *recall* 100%, dan *f-measure* sebesar 100%. Sistem Klasifikasi ini mampu menampilkan lagu berdasarkan rentang usia pendengar.

Adapun saran yang dapat dikembangkan setelah melakukan pengujian skripsi adalah Melakukan pengecekan kembali terhadap sinonim pada kata serta kemiripan kata yang mempunyai makna katanya akan membantu untuk mendapatkan hasil yang lebih maksimal. Pengembangan sistem dengan menggunakan metode yang lain atau menggunakan metode *Improved K-NN* yang digabungkan dengan metode lain akan mampu memberikan hasil pengklasifikasian yang lebih optimal.

## Daftar Pustaka:

- R. Feldman and J. Sanger, (2007): Text Mining Handbook. Cambridge University Press.
- N. Muslimah and R. C. Wihandika, (2018): "Klasifikasi Film Berdasarkan Sinopsis dengan Menggunakan Improved K-Nearest Neighbor (K-NN)," J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya, vol. 3, no. 1, pp. 196–204.
- R. D. Nurfarida and R. S. Perdana, (2018): "Klasifikasi Kemacetan Lalu Lintas di Kota Malang Pada Sosial Media Twitter

Menggunakan Metode Improved K-Nearest Neighbor," vol. 3, no. 2, pp. 8823–8830.

- L. Baoli, Y. Shiwen, and L. Qin, (2003): "An Improved k -Nearest Neighbor Algorithm."
- G. Megantara, A. P. Kurniati, A. A. Suryani, and F. Hasil, (2010): "Klasifikasi teks dengan menggunakan improved k-nearest neighbor algorithm".
- A. A. Puspitasari and E. Santoso, (2018): "Klasifikasi Dokumen Tumbuhan Obat Menggunakan Metode Improved k-Nearest Neighbor," vol. 2, no. 2, pp. 486–492.
- Thirafi, S.F.M., Rahutomo, F. (2018): "Implementation of Naïve Bayes Classifier Algorithm to Categorize Indonesian Song Lyrics Based on Age", International Conference on Sustainable Information Engineering And Technology (SIET), Malang, Indonesia, pp. 106-109.
- Rahutomo, Faisal, Thirafi, S.F.M., (2019): "Indonesian song lyrics", Mendeley Data, V2, doi: 10.17632/jsd8rfdgch.2
- Hardiyanto, Erik., Rahutomo, Faisal., dan Puspitasari D., (2016): Implementasi K-Nearest Neighbor (KNN) Pada Klasifikasi Artikel Wikipedia Indonesia, Seminar Informatika Aplikatif Polinema (SIAP 2016)
- F. Rahutomo, Z. Hanif, R. Adi, and I. F. Rozi, (2018): "Implementasi Text Mining Pada Laman Blog," pp. 101–109.
- Rahutomo, Faisal., Pratiwi, Risca Y.I., dan Ramahdani, Mayangsari D., (2019): Eksperimen Naive Bayes Pada Deteksi Berita Hoax Berbahasa Indonesia, Jurnal Penelitian Komunikasi dan Opini Publik Vol.
- Herdiawan, (2015): Analisis Sentimen Terhadap Telkom Indihome Berdasarkan Opini Publik Menggunakan Metode Improved K-Nearest Neighbor.