KLASIFIKASI MUSIK BERDASARKAN GENRE PADA LAYANAN STREAMING MUSIK SPOTIFY MENGGUNAKAN ALGORITMA *K–NEAREST NEIGHBOR* DAN *MODIFIED K*–*NEAREST NEIGHBOR*

**I Made Tangkas Wahyu Kencana Yuda1) I Wayan Supriana2) I Gede Santi Astawa3)**

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam1) 2) 3)

Universitas Udayana, Badung, Bali1) 2) 3)

[tangkaswahyu98@gmail.com](mailto:tangkaswahyu98@gmail.com) 1) wayan.supriana@unud.ac.id2) santi.astawa@unud.ac.id3)

# **ABSTRACT**

*In today's technological developments, music can be heard through various media, one of which is streaming music media. The rapid increase in the amount of music in digital form has made manual genre labeling ineffective. Genre labeling can be done automatically by applying artificial intelligence that can classify music based on genre by using the features in the song attributes.*

*This research was conducted to determine the effect of song attributes used on performance to classify songs using the K – Nearest Neighbor (KNN) and Modified K – Nearest Neighbor (MKNN) classification algorithm methods, and the comparison of the performance produced by the KNN and MKNN algorithms in genre classification. This study uses 12 audio features with 14 genres on Spotify, and also selects features using Principal Component Analysis (PCA) by comparing KNN and MKNN using k-fold cross-validation and measuring how precise the classification of classes is using confusion matrix with accuracy for each. genre class.*

*It was found that the effect of the song attributes used on performance to classify songs using KNN and MKNN. In addition, there is also a comparison of the performance produced by the KNN and MKNN algorithms in the classification of 14 genres using 12 feature variables, where accuracy without using PCA feature selection is the highest, while when using Principal Component Analysis, it is concluded that the KNN method without PCA based on the level of accuracy is the best method compared to other methods.*

***Keywords*** *: K–Nearest Neighbor, Modified K–Nearest Neighbor, Genre Classification, Streaming Music Media, Spotify*

# **ABSTRAK**

Dalam perkembangan teknologi era modern saat ini, musik dapat didengarkan melalui berbagai macam media, salah satunya media *streaming music*. Bertambahnya jumlah musik dalam bentuk digital secara pesat menyebabkan pemberian label *genre* secara manual menjadi tidak efektif. Pemberian label *genre* secara otomatis dapat dilakukan dengan menerapkan algoritma kecerdasan buatan yang dapat mengklasifikasi musik berdasarkan *genre* dengan menggunakan fitur–fitur pada atribut lagu.

Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh atribut lagu yang digunakan terhadap kinerja untuk mengklasifikasi lagu menggunakan metode algoritma klasifikasi *K–Nearest Neighbor* (KNN) dan *Modified K–Nearest Neighbor* (MKNN), dan perbandingan performa yang dihasilkan algoritma KNN dan MKNN pada *klasifikasi genre*. Penelitian ini menggunakan 12 fitur audio dengan 14 *genre* pada Spotify, dan juga melakukan seleksi fitur menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) dengan membandingkan KNN dan MKNN menggunakan *k–fold cross–validation* dan mengukur seberapa tepat klasifikasi terhadap kelas menggunakan *confusion matrix* dengan akurasi pada tiap kelas *genre*.

Dari penelitian ini, didapatkan pengaruh atribut lagu yang digunakan terhadap kinerja untuk mengklasifikasi lagu menggunakan KNN dan MKNN. Selain itu juga didapatkan perbandingan performa yang dihasilkan algoritma KNN dan MKNN pada klasifikasi 14 *genre* dengan menggunakan 12 variabel fitur, yang mana akurasi tanpa menggunakan seleksi fitur PCA adalah yang tertinggi, sedangkan ketika menggunakan seleksi fitur *Principal Component Analysis* (PCA), disimpulkan bahwa metode KNN tanpa PCA berdasarkan pada tingkat akurasi merupakan metode terbaik dibandingkan metode lainnya.

*Kata kunci*— *K–Nearest Neighbor, Modified K–Nearest Neighbor, Klasifikasi Genre, Media Streaming Music, Spotify*

# **PENDAHULUAN**

Perkembangan teknologi dalam era modern ini, musik dapat didengarkan melalui berbagai macam media, baik melalui media transmisi radio hingga media *streaming*. Adapun jasa layanan *streaming* *music*, diantaranya Spotify, Joox, Apple Music, Deezer dan lain sebagainya. Sejak diluncurkan pada 2008 lalu, Spotify merupakan salah satu jasa layanan *streaming music* digital yang paling banyak digunakan oleh pendengar musik (Iriansyah, 2018). Pengguna Spotify dapat mengakses musik berdasarkan *artist*, album, *genre*, *playlist*, *podcasts*, atau label rekaman.

Menurut Giri (2018), *genre* musik adalah salah satu cara pengelompokan musik sesuai dengan kemiripannya satu sama lain yang sangat umum digunakan untuk mengatur *database* musik digital. *Database* atau katalog musik yang diorganisasi berdasarkan *genre* musik memberikan kemudahan pada pendengar musik untuk mencari musik–musik sejenis yang sesuai dengan referensinya. Bertambahnya jumlah musik dalam bentuk digital secara pesat menyebabkan pemberian label *genre* secara manual menjadi tidak efektif. Pemberian label *genre* secara otomatis dapat dilakukan dengan menerapkan algoritma kecerdasan buatan yang dapat mengklasifikasi musik berdasarkan *genre* dengan menggunakan fitur–fitur pada atribut lagu.

Pemberian label *genre* musik yang ada di Spotify cukup banyak, seperti *Jazz, Gospel, Blues, Funk, Rock, EDM, Reggae, Hip–Hop, Pop, Pop Punk, Pop Rock, Slow Pop*, dan lainnya. Dari *genre* musik tersebut kemudian terbagi lagi menjadi beberapa *playlist*, sehingga total *playlist* yang ada di Spotify berjumlah ribuan. Pembagian musik berdasarkan *genre* ini tentunya untuk mempermudah pengguna Spotify dalam memilih atau menemukan lagu kesukaannya sesuai *genre* maupun *playlist*.

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya mengenai pengklasifikasian pada *genre* musik. Antara lain, pada penelitian tugas akhir oleh Supriyadi (2018) menggunakan lagu dengan 2 *genre* musik yaitu *pop* dan klasik dengan metode *Backpropagation* dan menggunakan 7 fitur audio yaitu *accousticness*, *danceability*, *energy*, *loudness*, *speechiness*, *tempo* dan *valence.* Pada layanan *streaming music* Spotify dengan mengimplementasikan *Artificial Neural Network* (ANN). Hasil akurasi dari pengujian diperoleh sebesar 99,5%. Kemudian pada penelitian Giri (2018), melakukan penelitian klasifikasi musik berdasarkan 10 *genre* yaitu *classical, EDM, hip–hop, metal, pop, punk, R&B, rap, soul* dan *rock* dengan metode *K–Nearest Neighbor (KNN)* dan menggunakan 11 fitur audio pada atribut lagu (*speechiness, energy, danceability, loudness, tempo, mode, valence, instrumentalness, accousticness, key,* dan *liveness*). Penelitian ini mendapatkan nilai akurasi klasifikasi KNN sebesar 44,8%. Nilai tertinggi ada pada *genre* *Classical* dengan akurasi 100% dan nilai terendah ada pada *genre* *Pop* dengan akurasi 25%. Baik pada penelitian Supriyadi (2018) maupun peneltian Giri (2018), penulis sama–sama melakukan klasifikasi musik berdasarkan *genre* pada layanan *streaming* Spotify.

Selanjutnya pada penelitian Parvin, dkk (2010), dijelaskan pada KNN terdapat permasalahan outlier untuk perhitungan bobot. Sehingga ditambahkan validasi dari setiap data latih. Validasi tersebut dilakukan dengan menghitung kesamaan kelas data antar data latih yang berdekatan. Permasalahan yang diajukan untuk melakukan klasifikasi dari kelas data Monk 1, Monk 2, Monk 3, Isodata, Wine, Iris, Balance-sc, Bupa & SAHeart. Pengujian dilakukan sebanyak 500 data uji, yang kemudian dirata–ratakan. Adapun hasil dari penelitian yang dilakukan sebagai berikut:

Dari keseluruhan pengujian, seluruh hasil yang menggunakan metode MKNN memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan KNN. Akurasi terendah dan tertinggi dari MKNN secara berurutan yaitu 62.52% dan 95.90%. Nilai akurasi terendah dan tertinggi keduanya berada pada nilai *k* = 5. Sehingga diperlukan nilai *K* yang optimum, maka didapatkan akurasi yang tinggi dengan rentang nilai yang masih berdekatan. MKNN mampu menambah nilai akurasi dari metode klasifikasi KNN. Dengan nilai akurasi yang tinggi, maka klasifikasi data uji setiap *genre* pada penelitian yang diajukkan menggunakan metode MKNN.

Selanjutnya pada penelitian Okfalisa, dkk (2017) pada penelitiannya melakukan perbandingan akurasi metode klasifikasi *K–Nearest Neighbor (KNN)* dan *Modified K–Nearest Neighbor* (MKNN). Analisis komparatif didasarkan pada keakuratan kedua algoritma. Sebelum klasifikasi, *k–fold cross validation* dilakukan untuk mencari pemodelan data yang optimal menghasilkan pemodelan data pada *cross* 2 dengan akurasi 93,945%. Hasil pemodelan *k–fold cross–validation* akan menjadi model untuk sampel data pelatihan dan pengujian data untuk menguji KNN dan MKNN untuk klasifikasi. Hasil klasifikasi menghasilkan akurasi berdasarkan aturan *confusion matrix*. Tes menghasilkan akurasi tertinggi KKN sebesar 94,95% dengan akurasi rata–rata selama tes adalah 93,94% dan akurasi tertinggi MKNN adalah 99,51% dengan akurasi rata–rata selama tes adalah 99,20%. Kemudian pada penelitian Dananjaya dkk (2019) melakukan penelitian yang bertujuan untuk analisis data dilakukan dengan PCA untuk mendapatkan variabel yang memiliki pengaruh besar terhadap klasifikasi penyakit anak usia dini. PCA melakukan reduksi fitur dengan melihat korelasi antar variabel dan mengeliminasi variabel yang memiliki pengaruh kecil terhadap klasifikasi. Selanjutnya data penyakit anak usia dini diklasifikasikan menggunakan metode *K–Nearest Neighbor*.

Perbedaan pada penelitian sebelumnya yaitu Supriyadi (2018) menggunakan 2 *genre* musik dengan algoritma *Backpropagation* dan menggunakan 7 fitur audio, sedangkan pada penelitian Giri (2018) menggunakan 12 genre musik dengan algoritma KNN dan menggunakan 11 fitur audio, sedangkan pada penelitian Parvin, dkk (2010) membandingkan algoritma KNN dengan MKNN, sedangkan pada penelitian Okfalisa, dkk (2017) membandingkan algoritma KNN dengan MKNN menggunakan *k–fold cross validation* dan *confusion matrix*, sedangkan pada penelitian Dananjaya, dkk (2019) melakukan reduksi variabel fitur pada data penyakit anak usia dini. Maka pada penelitian ini penulis ingin menggunakan 12 fitur audio dengan 14 *genre* pada Spotify dengan membandingkan kedua metode algoritma klasifikasi *K–Nearest Neighbor* (KNN) dengan metode algoritma klasifikasi *Modified K–Nearest Neighbor* (MKNN) menggunakan *k–fold cross–validation* untuk membagi sampel data secara acak dan mengelompokkan data tersebut sebanyak nilai 10*–fold* dan mengukur seberapa tepat klasifikasi terhadap kelas menggunakan *confusion matrix* untuk akurasi pada tiap kelas *genre*. Kemudian pada penelitian ini juga akan menggunakan seleksi fitur menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) dengan membandingkan kedua metode algoritma klasifikasi *K–Nearest Neighbor* (KNN) dengan metode algoritma klasifikassi *Modified K–Nearest Neighbor* (MKNN) menggunakan *k–fold cross–validation* dan mengukur seberapa tepat klasifikasi terhadap kelas menggunakan *confusion matrix* dengan akurasi pada tiap kelas *genre*.

Berdasarkan rumusan masalah tersebut, tujuan dari penelitian ini adalah: 1) untuk mengetahui pengaruh atribut lagu yang digunakan terhadap kinerja untuk mengklasifikasi lagu menggunakan KNN dan MKNN, dan 2) untuk mengetahui perbandingan performa yang dihasilkan algoritma KNN dan MKNN pada klasifikasi *genre*.

# **TINJAUAN PUSTAKA**

## **Lagu dan Musik**

Menurut KBBI (2020), Musik diartikan sebagai: 1) Ilmu dan seni menyusun nada atau suara dalam urutan, kombinasi, dan hubungan temporal untuk menghasilkan komposisi (suara) yang mempunyai kesatuan dan kesinambungan, 2) Nada atau suara yang disusun sedemikian rupa sehingga mengandung irama, lagu, dan keharmonisan (terutama yang menggunakan alat–alat yang dapat menghasilkan bunyi–bunyi itu).

Lagu merupakan ragam suara yang berirama (dalam bercakap, bernyanyi, membaca, dan sebagainya). Selain itu lagu juga sering dikenal dengan suatu syair atau lirik yang mempunyai irama, sebuah lagu biasanya selalu diiringi dengan alat musik untuk menghasilkan musik yang mengandung suara yang berirama. Secara umum lagu memang tidak lepas dengan musik. Pengertian seni musik adalah suatu yang membuahkan hasil karya seni, berupa bunyi berbentuk lagu atau komposisi yang mengungkapkan pikiran serta perasaan penciptanya lewat unsur–unsur pokok musik, yakni irama, melodi, harmoni, tempo, birama, timbre, tangga nada, dinamika serta ekspresi sebagai satu kesatuan susunan lagu (Jamalus, 1988).

Dari sekian banyak lagu yang ada saat ini terbagi lagi menjadi beberapa *genre* atau jenis musik yang sesuai dengan lagu tersebut. *Genre* merupakan pengelompokan musik yang sesuai dengan kemiripan antara satu sama lainnya. Pada umumnya sebuah *genre* musik dapat didefinisikan berdasarkan teknik musik, gaya, konteks, maupun temanya. *Genre* secara umum berarti tipe atau kelas dari musik yang kita dengar. *Genre* musik memberikan ekspektasi bagaimana bunyi musik, berapa lama musik tersebut, dan bagaimana pendengar harus berperilaku. Pada era *Mozart*, ada lima *genre* utama, yaitu *symphony, string quartet, sonata, concerto,* dan opera. Pada era musik modern, musik dapat dibagi menjadi berbagai *genre* seperti *Blues, Classical, Country, Gospel, Hip Hop, Jazz, Metal, Pop, Reggae, Rock, EDM, Funk, R&B,* dan *Soul*.

## **Spotify**

Spotify merupakan layanan *streaming music* asal Swedia yang menyediakan hak digital manajemen yang dilindungi konten dari label rekaman dan perusahaan media. Musik yang ada pada Spotify dapat diakses atau dicari berdasarkan *artist*, album, *genre*, *playlist*, *podcasts*, atau label rekaman. Selain itu, Spotify juga berperan sebagai penyedia hak cipta digital atas musik yang diunggah, sehingga lagu–lagu yang disajikan merupakan lagu resmi dan pengguna tentunya dapat menikmati koleksi yang beragam tersebut secara resmi pula. Hal yang cukup menarik dari Spotify adalah ia menawarkan dua model berlangganan, yaitu gratis dan *premium* (Spotify, 2020).

## **Transformasi Data**

Menurut Supriyadi (2018), proses transformasi dilakukan untuk menskalakan atribut numerik dalam *range* yang lebih kecil, seperti –1.0 sampai 1.0 atau 0.0 sampai 1.0. Ada banyak metode transformasi, salah satunya *min–max normalization*. *Min–max normalization* merupakan metode normalisasi dengan melakukan transformasi linier terhadap data asli, yang dituliskan dalam pada Persamaan (2.1).

....................................................(2.1)

Keterangan:

*V’* = Nilai yang dicari.

*V* = Nilai pada variabel A.

𝑀𝑖𝑛𝐴 = Nilai minimal variabel A.

𝑀𝑎𝑥𝐴 = Nilai maksimal variabel A.

𝑁𝑒𝑤\_𝑚𝑖𝑛𝐴 = Rentang nilai minimal pada variabel A.

𝑁𝑒𝑤\_𝑚𝑎𝑥𝐴 = Rentang nilai maksimal pada variabel A.

## **Klasifikasi**

Klasifikasi adalah salah satu tugas dari *data* *mining* yang bertujuan untuk memprediksi label kategori benda yang tidak diketahui sebelumnya, dalam membedakan antara objek yang satu dengan yang lainnya berdasarkan atribut atau fitur (Mutrofin, dkk 2014).

Di dalam klasifikasi terdapat dua pekerjaan yang dilakukan, (Prasetya, 2012) yaitu: 1) pembangunan model sebagai *prototype* untuk disimpan sebagai memori, dan 2) penggunaan model tersebut untuk melakukan pengenalan klasifikasi atau prediksi pada suatu objek data lain agar diketahui di kelas mana objek data tersebut dalam model yang sudah disimpannya.

Terdapat beberapa banyak algoritma klasifikasi yang sudah dikembangkan oleh para peneliti diantaranya adalah *K–Nearest Neighbor* (KNN), *Modified K–Nearest Neighbor* (MKNN), *Decision Tree Classifier*, *Rule–Based Classifier*, *Neural–Network, Artificial Neural Network* (ANN), *Support Vector Machine*, dan *Naive Bayes Classifier*.

## **Principal Component Analysis**

Menurut Jolliffe (2002), *Principal Component Analysis* (PCA) merupakan metode untuk mengurangi dimensi kumpulan data yang terdiri dari sejumlah besar variabel yang saling terkait, sambil mempertahankan sebanyak mungkin variasi yang ada dalam kumpulan data. Tujuan dari pca adalah mentransformasikan ke satu set variabel baru, mengecek korelasi antar variabel data dan mempertahankan sebagian besar variasi yang ada di semua variable asli. Dengan melihat korelasi antar variabel tersebut akan diperoleh faktor*–*faktor yang mempengaruhi pada penelitian ini. Langkah*–*langkah PCA digunakan sebagai berikut (Dananjaya, 2019).

1. Menghitung *variance*

Menghitung *variance* menggunakan rumus pada Persamaan (2.2).

................. (2.2)

1. Menghitung *covariance*

Menghitung *covariance* menggunakan rumus pada Persamaan (2.3). Setelah itu dihasilkan *covariance matrix*.

................. (2.3)

1. Menghitung *eigenvalue* dan *eigenvectors*

Menghitung *eigenvalue* dan *eigenvector* pada Persamaan (2.4). Sebelum menghitung *eigenvalue* dan *eigenvector*, nilai lamda harus dihitung terlebih dahulu pada Persamaan (2.5).

................. (2.4)

................. (2.5)

1. Mengurutkan *eigenvalue* dan *eigenvectors*, setelah itu tentukan *principical component* (komponen utama).
2. Menghitung korelasi antara variabel utama dengan *principal component* (komponen utama)

Setelah menentukan komponen utama, selanjutnya mengkorelasikan komponen utama dengan variabel utama akan dihitung pada Persamaan (2.6). Mengurangi variabel dengan menghilangkan komponen rendah.

................. (2.6)

Keterangan:

: *Matrix* n x n.

: *Eigenvalue*.

: *Identity Matrix*.

: Korelasi antara variabel utama dengan komponen utama.

: *eigenvectors*.

: *Covariance Matrix*.

## **K–Fold Cross Validation**

*Cross–validation* (CV) adalah metode statistik yang dapat digunakan untuk mengevaluasi kinerja model atau algoritma dengan membagi sampel data secara acak dan mengelompokkan data menjadi dua *subset* yaitu data proses pembelajaran dan data validasiatauevaluasi. Model atau algoritma dilatih oleh *subset* pembelajaran dan divalidasi oleh *subset* validasi. *K–Fold Cross–Validation* adalah kasus khusus dari *cross–validation* di mana mengulangi set *dataset* *k* kali. Dalam setiap putaran, *dataset* akan dibagi menjadi bagian *k* satu bagian digunakan untuk validasi, dan bagian yang tersisa digabung ke dalam *subset* *training* (data latih) untuk evaluasi. *Ten–fold cross****–****validation* adalah salah satu *k–fold cross–validation* yang direkomendasikan untuk pemilihan model terbaik (Wibowo, 2017).

## **Confusion Matrix**

*Confusion Matrix* adalah tabel yang sering digunakan untuk menggambarkan kinerja model pada klasifikasi (atau "*classifier*") pada serangkaian data *testing* (data uji) yang nilai sebenarnya diketahui (Nomleni, 2015). Tabel 2.1 menunjukkan *confusion matrix* untuk *classifier*.

Tabel 2.1. Confusion Matrix

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Data Prediksi | Data Aktual | |
| Ya | Tidak |
| Ya | TP | FN |
| Tidak | FP | TN |
| Total | P | N |

Pada penelitian ini, entri dalam *confusion matrix* memiliki arti seperti berikut ini:

* + TP adalah *true positive*, merupakan jumlah data prediksi yang benar diklasifikasikan *positif*.
  + TN adalah *true negatif*, merupakan jumlah data prediksi yang benar diklasifikasikan *negatif*.
  + FN adalah *false negatif*, merupakan jumlah data prediksi yang salah diklasifikasikan *negatif*.
  + FP adalah *false positif*, merupakan jumlah data prediksi yang salah diklasifikasikan *positif*.

Pada penelitian ini ukuran kinerja dari sistem klasifikasi yaitu akurasi pada Persamaan (2.7) untuk mengukur seberapa tepat klasifikasi terhadap kelas. Akurasi adalah rasio untuk mengukur kedetakan antara prediksi benar (*positif*) dengan aktual (sebenarnya) dari keseluruhan data.

........(2.7)

## **K–Nearest Neighbor**

Metode Algoritma *K–Nearest Neighbor* (KNN) yaitu algoritma yang bertujuan untuk klasifikasi data. Secara umum, metode ini digunakan untuk menentukan kelas data dari suatu data dengan mengukur jarak antar tetangganya (Widiantara, 2018). Jarak yang dipilih adalah jarak terpendek dari data *testing* (data uji). Perbandingan jarak antara data *testing* (data uji) dan data *training* (data latih) dilakukan sebanyak *k* buah. Rumus perhitungan jarak tersebut dapat dilakukan dengan *euclidean distance* dituliskan pada Persamaan (2.8).

.(2.8)

Keterangan:

*Euclidean Distance()* : Jarak antara data latih dengan data uji.

: Atribut fitur data latih.

: Atribut fitur data uji.

*i* : Mempresentasikan index nilai atribut fitur.

*n*  : Jumlah panjang dimensi atribut fitur.

Dalam menghitung *euclidean distance*, terdapat beberapa Langkah yang dikerjakan sebelum dan setelah pengukuran jarak antar data latih dengan data uji antara lain:

* Langkah pertama, yang harus dilakukan adalah menentukan nilai dari *k*, nilai ini tergantung pada data dan persyaratan dari masalah yang diselesaikan.
* Langkah kedua, dilakukan perhitungan jarak antara data latih dengan data uji.
* Langkah ketiga, mengurutkan nilai dari jarak–jarak yang didapatkan dari nilai terendah hingga tertinggi, kemudian dipilih sebanyak *k* buah nilai.
* Langkah keempat, nilai kelas data dari *k* buah tersebut dikumpulkan.
* Langkah kelima, yaitu penentuan yang dilakukan dengan *vote* jumlah kelas data terbanyak sebagai kelas data dari data uji.

Keunggulan dari algoritma *K–Nearest Neighbor* ini adalah tidak memerlukan waktu yang lama untuk proses data data *training* (data latih), jika dibandingkan dengan algoritma *Backpropagation* (Redjeki, 2013).

## **Modified K–Nearest Neighbor**

Metode Algoritma *Modified K–Nearest Neighbor* (MKNN) merupakan algoritma pengembangan dari kelemahan algoritma *K–Nearest Neighbor* (KNN). Kelemahan *K–Nearest Neighbor* (KNN) terdapat pada data *training* (data latih) dan data *testing* (data uji) yang hanya berbasis jarak untuk menentukan ketetanggan pada setiap data *training* (data latih) dan data *testing* (data uji). Secara umum gagasan metode algoritma *Modified K–Nearest Neighbor* (MKNN) yaitu dengan menetapkan sebuah label kelas data dari sejumlah *k* data dari data *training* (data latih) dengan memperhitungkan nilai validitas dan *weight voting* (bobot) (Parvin dkk, 2010). Adapun beberapa tahapan dari metode ini yaitu:

* Tahap pertama, menentukan jarak antara data latihdengan data ujipada Persamaan (2.8). Kemudian diurutkan dan dipilih sebanyak *k* yang terpendek.
* Tahap kedua, dari setiap data latihterpendek ditentukan nilai validitasnya. Nilai validitas ditentukan dari data latihlainnya yang terdekat. Jumlah seluruh validitas dibagi dengan *k*. Rumus nilai validitas pada Persamaan (2.4).

.……(2.9)

Keterangan:

: Nilai validitas.

: Besaran atau jumlah titik terdekat dari individu.

: Kelas data latih.

: Kelas data latih lainnya ke–i yang terdekat dengan .

Fungsi *S* merupakan indeks kesamaan dari 2 buah data latih. Menentukan nilai *S* yang dituliskan pada Persamaan (2.5). Jika antar 2 data latih memiliki kelas data yang sama dengan data uji, maka nilai *S* yaitu 1. Sedangkan jika antar 2 data latih memiliki kelas data yang berbeda dengan data uji, maka nilai *S* yaitu 0.

….................(2.10)

Keterangan:

*a* : Kelas *a* pada data latih.

*b* : Kelas lain selain *a* pada data latih.

* Dari sejumlah nilai *k* yang terpendek didapat. Lalu dilakukan proses mencari *weight* (bobot) pada Persamaan (2.6). Nilai distance ditambah dengan 0,5 untuk menghindari penyebut yang bernilai 0. Jika penyebut bernilai 0, *weight* (bobot) akan menghasilkan nilai tidak terdefinisi (Parvin dkk, 2010).

......(2.11)

Keterangan:

: Bobot data latih ke–i.

: Validitas data latihke–i.

: Jarakantara data latihke–i dengan data uji.

: *Smooting* (pemulusan) bernilai 0,5.

* Dilakukan pemilihan (*voting*) kelas data yang akan menjadi kelas data dari data uji. Pemilihan tersebut dengan menjumlahkan seluruh *weight* (bobot) pada masing–masing kelas data, sesuai dengan jumlah nilai *k* yang digunakan. Sehingga nilai *voting* dari kelas data terbesar, merupakan hasil kelas data dari data uji.

….…............(2.12)

Keterangan:

: *Voting* dari kelas data latih x.

: Jumlah data latihdengan kelas data x.

: Nilai indeks.

: Bobot data latihke–i.

# **Metodologi Penelitian**

## **Dataset**

## **Tahap Klasifikasi Pertama**

## **Tahap Klasifikasi Kedua**

# **Hasil Penelitian**

## **Dataset**