PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA MENGGUNAKAN *K-NEAREST NEIGHBOR* BERBASIS *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION*

Nursetia wati, Abdul Syukur, A. Zainul Fanani

Pascasarjana Teknik Informatika Universitas Dian Nuswantoro Semarang

E-mail: nursetiawati.imran@gmail.com

ABSTRACT

Completion of studies of students in a timely manner is one measure of the quality of higher education, as well as in finding a job. Anticipation that can be done is by predicting graduation, with these predictions do evaluation efforts in organizing lectures at the faculty or study program. The data in this study is the student data Gorontalo State University Faculty of Education and Faculty of Engineering from 2008 until 2012. From 5104 the total number of records is done with attribute data sorting empty, so the existing data into 2312 record. The algorithm used in this study is a K-Nearest Neighbor which will then be optimized using Particle Swarm Optimization. By using the technique Fold Cross Validation on K-Nearest Neighbor algorithm produces the highest accuracy 88.58 on the value of $k = 14$. The next test using particle swarm optimization algorithm to get the highest accuracy on the population size = 10 with accuracy of 89.14%.

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Berdasarkan data pada Fakultas Ilmu Pendidikan Universitas Negeri Gorontalo strata D2 lulusan tahun 2006 sampai dengan tahun 2012 menunjukkan rata-rata presentasi kelulusan tepat waktu atau menempuh studi dalam kurun waktu dua tahun yaitu sebesar 89% dan untuk presentasi mahasiswa yang melebihi waktu studi atau lulus tidak tepat waktu sebesar 10%, sedangkan untuk S1 yang ditempuh dalam kurun waktu 4 tahun dengan lulusan sejak tahun 2005 sampai tahun 2009 sebesar 77% dan untuk mahasiswa yang melebihi jangka waktu studi atau lulus tidak tepat waktu sebesar 28%. Untuk data mahasiswa pada Fakultas Teknik strata D3 lulusan tahun 2006 sampai tahun 2012 yang ditempuh dalam kurun waktu 3 tahun rata-rata presentasi yaitu sebesar 20% dan mahasiswa lulus tidak tepat waktu atau melebihi jangka waktu studi yang telah ditetapkan sebesar 71%, sedangkan pada strata S1 lulusan pada tahun 2007 sampai dengan tahun 2012 menunjukkan presentasi mahasiswa yang lulus tepat waktu yaitu sebesar 73% dan presentasi kelulusan untuk mahasiswa tidak tepat waktu yaitu sebesar 18% [1].

Dengan data yang ada terlihat presentasi kelulusan tidak tepat waktu terutama pada Fakultas Teknik sangatlah tinggi, kondisi tersebut mendorong setiap program studi terus meningkatkan kelulusan agar saran mutu bias tercapai.

Pada penelitian Banjarsari [2] yang menerapkan K-Optimal pada algoritma *K-Nearest Neighbor* untuk memprediksi kelulusan tepat waktu mahasiswa, dalam penelitiannya Metode *k-Fold Cross Validation* dan Uji Akurasi menjadi salah satu metode yang digunakan untuk mengetahui nilai K. selain itu juga ada penelitian mengenai klasifikasi untuk memprediksi kelulusan Mahasiswa menggunakan algoritma *C5.0* dengan kategori IPK dan lama studi sebelumnya telah dilakukan oleh Irene [3] dalam penerapan algoritma *C5.0* menghasilkan akurasi data untuk IPK sebesar 79,3% dan lama studi sebesar 86,7%.

Sesuai dengan data dan penelitian yang telah dilakukan dengan akurasi data berdasarkan hasil penelitian tersebut, Dengan menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor* berbasis *Particle Swarm Optimization* diharapkan dapat mengetahui nilai

akurasi untuk prediksi kelulusan mahasiswa Fakultas Teknik dan Fakultas Ilmu Pendidikan Universitas Negeri Gorontalo lebih meningkat.

1.2 Rumusan Masalah

Dalam memprediksi kelulusan mahasiswa sangatlah penting untuk menjadi bahan pertimbangan bagi fakultas agar dapat melakukan tindak lanjut dalam menghadapi mahasiswa yang nantinya berpotensi lulus tidak tepat waktu. Dan berdasarkan latar belakang permasalahan yang ada, terlihat dalam penelitian sebelumnya yang menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* hasil akurasi yang didapatkan masih terbilang kurang. Untuk itu diperlu ditambahkan algoritma *Particle Swarm Optimization* untuk lebih meningkatkan akurasi dalam memprediksi kelulusan mahasiswa yang nantinya dengan nilai yang didapatkan dapat menjadi parameter tersendiri untuk fakultas agar bisa mengatasi mahasiswa yang berpotensi lulus tidak tepat waktu.

1.3 Tujuan Penelitian

Sesuai rumusan masalah diatas maka tujuan penelitian yaitu mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik dalam kelulusan mahasiswa menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* berbasis *Particle Swarm Optimization*.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang didapatkan pada penelitian ini adalah Dapat melihat keakurasian data yang lebih baik dari algoritma yang telah diterapkan sebelumnya untuk lama studi mahasiswa.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Penelitian Terkait

Pada penelitian yang dilakukan oleh Mutiara Ayu Banjarsari, dkk [2] yang berjudul “Penerapan K-Optimal Pada Algoritma *K-Nearest Neighbor* untuk Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Mahasiswa Program Studi Ilmu Komputer Fmipa Unlam Berdasarkan IP Sampai Dengan Semester 4”. Pada penelitiannya menjelaskan *Metode k-Fold Cross Validation* dan Uji Akurasi digunakan untuk mengetahui nilai k-Optimal. Dalam pengujian untuk mendapatkan k-Optimal peneliti menggunakan metode *Metode k-Fold Cross Validation* dengan pengulangan sebanyak lima kali percobaan. Langkah metode *k-Fold Cross Validation* ini adalah dengan membagi data *training* yang berjumlah 110 menjadi 5 bagian yang sama yaitu 22 buah data tiap bagian data *testing*. Data *training* ini sebelumnya telah dilakukan pengacakan data.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Data Mining

Alasan utama mengapa data mining diperlukan adalah karena adanya sejumlah besar data yang dapat digunakan untuk menghasilkan informasi dan *knowledge* yang berguna. Informasi dan *knowledge* yang didapat tersebut dapat digunakan pada banyak bidang, mulai manajemen bisnis, control produksi, kesehatan, dan lain-lain.

2.2.2 *K-Nearest Neighbor* (KNN)

Dalam *K-Nearest Neighbor*, kita mengelompokkan suatu data baru berdasarkan jarak data baru ke beberapa data/tetangga (*Neighbor*) terdekat. Dalam hal ini jumlah data/tetangga terdekat di tentukan oleh *user* yang dinyatakan dengan k [4] . *K-Nearest Neighbor* merupakan salah satu model yang digunakan dalam algoritma *supervised* yang hasil instance diklasifikasikan berdasarkan mayoritas dari kategori pada *K-Nearest Neighbor*. *K-Nearest Neighbor* bekerja berdasarkan jarak minimum dari data baru ke tetangga terdekat yang sudah ditetapkan. Tujuan dari algoritma ini adalah mengklasifikasikan obyek baru berdasarkan atribut dan training sample. Jauh dekatnya tetangga biasanya dihitung berdasarkan *Euclidean Distance* yang direpresentasikan sebagai berikut :

$$E(x, y) = \sqrt{\sum_{i=0}^n (x_i - y_i)^2} \dots\dots\dots (2.1)$$

Keterangan:

- x_i = Sample Data
- y_i = Data uji atau Testing
- n = Deimensi Data
- i = Variable Data

Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) yaitu:

1. Menentukan parameter K, K merupakan Tetangga terdekat
2. Setelah mendapatkan K, kemudian hitung jarak antara data baru dengan semua data training
3. Urutkan jarak tersebut dan tetapkan tetangga terdekat berdasarkan jarak minimum ke-K
4. Periksa kelas dari tetangga terdekat
5. Gunakan mayoritas sederhana dari kelas tetangga terdekat sebagai nilai prediksi data baru.

Berikut merupakan penjelasan dari parameter yang digunakan dalam persamaan K-NN [5]

Tabel 2.8 Parameter- Parameter K-NN

Parameter	Keterangan
Sample	Matriks dimana baris merupakan data, kolom merupakan fitur. Sample merupakan data uji yang akan diklasifikasikan ke dalam kelas. Matriks Sample harus mempunyai jumlah kolom (fitur) yang sama dengan matriks <i>training</i>
Training	Matriks yang digunakan untuk mengelompokkan baris di dalam matriks sample. Matriks training harus mempunyai jumlah kolom yang sama dengan matriks sample. Setiap baris dalam matriks training mempunyai relasi kelas pada baris yang sama di matriks group.
Group	Vector (matriks 1 kolom) yang setiap barisnya menyatakan kelas dari baris yang sama matriks training
K	Jumlah tetangga terdekat yang digunakan untuk klasifikasi. Nilai defaultnya adalah 1
Distance	String yang menyatakan matriks jarak yang digunakan untuk mencari tetangga terdekat. Pilihannya 'euclidean', jarak Euclidean (default) 'cityblok' jarak Manhattan atau jumlah absolute perbedaan nilai antar fitur 'cosine' jarak $1 - \cos$ (sudut antara dua titik) 'correlation', jarak $1 - \text{korelasi}$ di antara titik (nilai sekuen) 'hamming', jarak presentase bit yang berbeda (cocok untuk data biner).

2.2.3 Particle Swarm Optimization (PSO)

Algoritma *Particle Swarm Optimization*. (PSO) telah terinspirasi dari tingkah laku hewan koloni seperti, lebah, burung dan rayap. Ada beberapa parameter pada PSO yaitu berupa kecepatan maksimum, posisi, berat inersia kecepatan dan konstanta percepatan. Khoirul Mu'arif [3] mengatakan PSO adalah model optimasi heuristic global yang diperkenalkan oleh Kennedy Eberthart pada tahun 1995. Perilaku terhadap kawasan burung dan ikan. Partikel pada PSO juga sering dikaitkan dengan kecepatan partikel terbang melalui ruang pencarian dengan kecepatan dinamis yang disesuaikan untuk perilaku histori mereka.

Setiap partikel dalam PSO Juga dikaitkan dengan kecepatan partikel terbang melalui ruang pencarian dengan kecepatan yang dinamis disesuaikan untuk perilaku

histori mereka. Oleh karena itu, partikel memiliki kecenderungan untuk terbang menuju daerah pencarian yang lebih baik dan lebih baik selama proses pencarian.

Secara singkat PSO dimulai dari inialisasi populasi hingga penghentian komputasi, seperti algoritma berikut [5].

- Inialisasi populasi (populasi dan kecepatan acak) dalam *hyperspace*
- Evaluasi *fitness* partikel individu
- Memodifikasi kecepatan berdasarkan terbaik sebelumnya (previous best: pbest) dan terbaik global atau local (global or neighborhood best: gbest or lbest)
- Hentikan berdasarkan beberapa kondisi
- Kembali ke langkah (b)

Pencarian solusi optimal dalam PSO akan dilakukan sampai semua memiliki skema solusi yang sama atau ketika iterasi tertinggi telah tercapai.

Velocity pada metode PSO dituliskan sebagai berikut:

$$v_{i,d} = w * v_{i,d} + c_1 * R * (pbest_{i,d} - x_{i,d}) + c_2 * R * (gbest_d - x_{i,d}) \dots\dots (2.2)$$

Dan perhitungan posisinya :

$$x_{i,d} = x_{i,d} + v_{i,d} \dots\dots\dots (2.3)$$

Dimana :

- $V_{i,d}$ = Kecepatan Partikel i saat iterasi i
- w = Bobot inersia
- c_1 dan c_2 = konstanta ekeselerasi (*Learning rate*)
- R = Bilangan random (0-1)
- $x_{i,d}$ = Posisi saat ini dari partikel i pada iterasi i
- $pbest_i$ = Posisi terbaik sebelumnya dari partikel i
- $gbest_d$ = Partikel terbaik diantara semua partikel dalam satu koloni
- n = Jumlah Partikel dalam koloni
- d = Dimensi

2.2.4 Confusion Matrix

Dalam melakukan evaluasi terhadap suatu model klasifikasi berdasarkan perhitungan objek testing mana yang diprediksi benar dan mana yang diprediksi tidak benar. Perhitungan tersebut digambarkan dalam tabel yang disebut *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan data set yang hanya memiliki dua kelas, kelas yang satu sebagai positif dan kelas yang lain sebagai negative. Terlihat pada gambar di bawah tabel *confusion matrix* [4]:

Tabel 2.9 Confusion Matrix untuk dua kelas

CLASSIFICATION	PREDICTED CLASS		
		Class = Yes	Class = No
OBSERVED CLASS	Class = Yes	a (<i>true positive</i> – TP)	b (<i>false negative</i> – FN)
	Class = No	c (<i>false positive</i> – FP)	d (<i>true negative</i> – TP)

Berdasarkan tabel di atas *true positive* adalah jumlah *record positive* yang diklasifikasikan sebagai *positive*, *false positive* adalah jumlah *record negative* yang diklasifikasikan sebagai *positive*, *false negatives* adalah jumlah *record positive* yang diklasifikasikan sebagai *negative*, *true negatives* adalah jumlah *record negatif* yang diklasifikasikan sebagai *negative*, setelah itu masukkan dataset. Setelah dataset dimasukkan ke dalam *confusion matrix*, akan menghasilkan nilai seperti jumlah *sensitivity (recall)*, *specificity*, *precision* dan *accuracy*. *Sensitivity* digunakan untuk

membandingkan jumlah TP terhadap jumlah *record* yang positif sedangkan *specificity* adalah perbandingan jumlah TN terhadap jumlah *record* yang negatif. Untuk menghitung digunakan persamaan di bawah ini [4]:

$$sensitivity = \frac{TP}{P} \dots\dots\dots (2.6)$$

$$specitificity = \frac{TN}{N} \dots\dots\dots (2.7)$$

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots (2.8)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots (2.9)$$

$$Accuracy = sensitivity \frac{P}{(P+N)} + specificity \frac{N}{(P+N)} \dots\dots\dots (2.10)$$

Keterangan:

- TP = jumlah *true positives*
- TN = jumlah *true negatives*
- P = jumlah *record* positif
- N = jumlah *tupel* negatif
- FP = jumlah *false positives*
- FN = jumlah *false negative*

2.3 Kerangka Pemikiran

Masalah

3. Metode Penelitian

3.1 Model Penelitian

Pada penelitian ini digunakan metode eksperimen, dimana dapat dilihat pada gambar di bawah ini:

Gambar 3.1 Langkah Metode Penelitian

3.1.1 Pengumpulan data

Data yang digunakan pada penelitian ini berasal dari penelitian Wandira Irene [3] untuk mendapatkan data mahasiswa. Dari data yang telah dikumpulkan terdapat jumlah variable data, untuk Fakultas Ilmu Pendidikan 4242 *record* dan Fakultas Teknik 862 *record* yang masing-masing fakultas memiliki atribut bernilai nominal dan pastinya setiap tahun mengalami perubahan pada jumlah *record*. Dan dataset dari kedua fakultas ini telah digabungkan menjadi satu yang memiliki jumlah 5.104 *record*.

3.1.2 Pengolahan data Awal

Setelah melakukan pengumpulan data yang menghasilkan 4242 *record* untuk Fakultas Ilmu Pendidikan dan 862 *record* untuk Fakultas Teknik yang seluruhnya berjumlah 5.104 *record*. Dalam pengolahan data (*Preparation Data*) awal ada beberapa proses yang harus dilakukan yaitu:

3.1.2.1 Pembersihan Data Pembersihan Data

Dalam proses ini dilakukan pembersihan data dengan cara menghapus data yang kosong atau tidak terisi pada beberapa atribut, dan data yang sulit diolah saat melakukan pengujian, pembersihan data ini dilakukan untuk mendapatkan dataset yang berkualitas.

3.1.2.2 Menentukan Atribut

Setelah melakukan penghapusan data, langkah selanjutnya yaitu menentukan atribut yang digunakan saat pengujian nanti. Sebelumnya pada dataset mahasiswa ini terdapat 16 atribut yang diantaranya Nama, Nim, Alamat, dan seterusnya. 16 atribut tersebut tidak semuanya digunakan karena dalam memprediksi nanti atribut seperti Nama, Nim dan Alamat tidak mempengaruhi hasil prediksi. Atribut- atribut yang digunakan terlihat pada tabel di bawah ini:

Tabel 3.4 Kedudukan Atribut yang akan digunakan

Atribut	Type	
Nama Mhs	×	Nominal
Strata	✓	Nominal

Sex	✓	Nominal
Jurusan	✓	Nominal
Kelas	✓	Nominal
Seleksi	✓	Nominal
Pekerjaan Ayah	✗	Nominal
Pekerjaan Ibu	✗	Nominal
Pendidikan Ayah	✗	Nominal
Pendidikan Ibu	✗	Nominal
Penghasilan Ayah	✓	Nominal
Penghasilan Ibu	✓	Nominal
Asal Sekolah	✗	Nominal
Asal Daerah	✗	Nominal
IPK	✓	Nominal
Lama Studi	✓	Nominal

Proses pengolahan data awal dapat dilihat pada gambar di bawah ini:

Gambar 3.4 Proses Pengolahan Dataset Mahasiswa

Berdasarkan gambar di atas, dapat terlihat proses pengolahan data yang diawali dengan menggabungkan dataset FIP dan FATEK dalam dataset gabungan, setelah dataset tergabung selanjutnya melakukan preprosesing yang bertujuan untuk mendapatkan dataset yang berkualitas, setelah itu melakukan pengujian dengan metode.

3.1.2.3 Metode yang diusulkan

Pada penelitian ini dilakukan eksperimen dengan metode yang diusulkan yaitu penggunaan metode *K-Nearest Neighbor* berbasis *Particle Swarm Optimization* yang nantinya akan digunakan pada proses perhitungan untuk mendapatkan hasil akurasi dengan melakukan pengujian menggunakan *k-fold cross validation*, kemudian melakukan evaluasi dan validasi hasil dengan *confution matrix* agar dapat melihat hasil *accuracy* yang mungkin lebih meningkat. Motode proses yang diusulkan dapat dilihat di bawah ini:

Gambar 3.5 Proses dengan menggunakan Metode yang diusulkan

Setelah menggambarkan proses dengan menggunakan Metode yang diusulkan seperti di atas, maka selanjutnya melakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai terbaik dengan menggunakan *K-Nearest Neighbor* berbasis *Particle Swarm Optimization* yang dalam perhitungan manualnya berdasarkan tahapan-tahapan.

3.2 Evaluasi dan Validasi Hasil

Pada tahap evaluasi akurasi diukur dengan *confusion matrix* untuk pengukuran model, Hasil dari *confusion matrix* dapat menggambarkan berupa hasil akurasi yaitu, tepat waktu dan tidak tepat waktu. Analisis terhadap hasil dari hasil evaluasi *confusion matrix* berupa nilai *Accuracy* yang dapat dihitung dengan persamaan (2.10), dan tabel *Confusion Matrix* terlihat pada gambar di bawah ini:

Tabel 3.18 Contoh *confusion matrix* K-NN

Confusion Matrix	True TEPAT WAKTU	True TIDAK TEPAT WAKTU
Pred. TEPAT WAKTU	TP	FN
Pred. TIDAK TEPAT WAKTU	FP	TP

4. Hasil Penelitian

Terlihat dari tujuan penulisan ini yaitu mendapatkan hasil akurasi dengan menggunakan data kelulusan mahasiswa berdasarkan penelitian terkait menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* berbasis *Particle Swarm Optimization*. Tujuan dari

menggunakan algoritma *Particle Swarm Optimization* ini untuk melakukan penyesuaian bobot atribut yang saat proses traning dan testing menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor*. Namun, sebelum melakukan pembobotan penulis terlebih dahulu melakukan proses pengumpulan data yang menghasilkan jumlah 5.104 *record* kemudian melakukan pengolahan data awal dengan hasil jumlah dataset yang berjumlah 2312 *record*, jumlah tersebut didapatkan dari hasil melakukan pembersih data kosong pada setiap atribut yang terdapat pada data tersebut. Setelah melakukan pembersihan langkah selanjutnya yaitu penentuan atribut yang menghasilkan 9 atribut yang digunakan pada penelitian ini. Setelah menentukan atribut-atribut yang berpengaruh pada lama studi mahasiswa selanjutnya membagi dua dataset untuk melakukan proses pengujian berikutnya, yaitu melakukan pembobotan atribut menggunakan *Particle Swarm Optimization*. Namun sebelum melakukan pembobotan atribut, terlebih dahulu mencari nilai K terbaik menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor*, dan hasil yang didapatkan digunakan dalam pengukuran hasil *accuracy* algoritma *K-Nearest Neighbor* berbasis *Particle Swarm Optimization*.

4.1 Hasil Pengujian Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor*

Dalam tahap pengujian model penelitian ini menggunakan *Cross Validation* yang merupakan teknik pengujian dengan cara membagi dua data secara acak. Dalam pencariannya menghasilkan nilai *accuracy* pada algoritma *K-Nearest Neighbor* dengan menggunakan *number of validation*

Di bawah ini terlihat tabel hasil pengujian nilai K terbaik seperti:

Tabel 4.1 Hasil Pengujian Nilai K

Nilai K	Accuracy
K=1	82.28%
K=2	82.28%
K=3	87.37%
K=4	87.54%
K=5	87.97%
K=6	87.41%
K=7	88.28%
K=8	87.89%
K=9	88.41%
K=10	88.32%
K=11	88.45%
K=12	88.45%
K=13	88.45%
K=14	88.58%
K=15	88.58%
K=n	

Berdasarkan perolehan nilai *accuracy* di atas terlihat, nilai *accuracy* K tertinggi terdapat pada nilai K=14 yaitu berjumlah 88.58% hasil ini diperoleh dalam pengujian dataset yang secara otomatis terbagi menjadi traning dan testing saat menggunakan *Fold Cross Validation* yang tingkat akurasinya dipengaruhi oleh dataset yang digunakan, dan hasil *accuracy* tertinggi dapat digambarkan dalam tabel *confusion matrix*, seperti di bawah ini:

Tabel 4.2 Tingkat *accuracy* Algoritma *K-Nearest Neighbor* dengan Nilai K = 14

accuracy: 88.58% +/- 1.97% (mikro: 88.58%)

Klasifikasi Nilai K=14	true TIDAK TEPAT WAKTU	true TEPAT WAKTU	class precision
pred. TIDAK TEPAT WAKTU	272	70	79.53%
pred. TEPAT WAKTU	193	1768	90.16%
class recall	58.49%	96.19%	

Untuk memperoleh persentase hasil akurasi Algoritma *K-Nearest Neighbor* dengan Nilai K = 14 dapat dicari dengan rumus:

- **Sensitivity untuk nilai positif**

$$\begin{aligned}\text{Sensitivity} &= \frac{TP}{P} \\ &= \frac{272}{465} * 100 \\ &= 58.49\%\end{aligned}$$

- **Specificity untuk nilai Negatif**

$$\begin{aligned}\text{Specificity} &= \frac{TN}{N} \\ &= \frac{1769}{1838} * 100 \\ &= 96.19\%\end{aligned}$$

- **Accuracy = Sensitivity $\frac{P}{(P+N)}$ + Specificity $\frac{N}{(P+N)}$**

$$\begin{aligned}&= 58.49 * \frac{465}{(465+1838)} + 96.19 * \frac{1838}{(465+1838)} * 100 \\ &= 58.49 * 0.201911 + 96.19 * 0.798089 * 100 \\ &= 88.58\%\end{aligned}$$

4.2 Hasil Pembobotan dan Pengujian menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor* berbasis *Particle Swarm Optimization*.

Pada algoritma *Particle Swarm Optimization* digunakan untuk pembobotan atribut dengan melakukan proses pencarian nilai K terbaik berdasarkan algoritma *K-Nearest Neighbor* terlebih dahulu, setelah mendapatkan nilai *accuracy* terbaik dengan mengubah parameter pada *K-Nearest Neighbor* kemudian tentukan inisialisasi partikel pada data (x), inisialisasi kecepatan partikel (v) secara random, untuk mendapatkan parameter terbaik yang terbentuk perlu di lakukan Evaluasi *fitness* dari masing-masing partikel berdasarkan posisinya, kemudian Tentukan partikel dengan *fitness* terbaik, dan tetapkan sebagai *Gbest*. Untuk setiap partikel, *Pbest* awal akan sama dengan posisi awal. Hasil eksperimen menggunakan *RapidMiner* dalam Proses pembobotan atribut yang berjumlah 2312 *record*, menggunakan 9 atribut yang mempengaruhi hasil klasifikasi dalam memprediksi kelulusan mahasiswa yang atribut status kelulusan menjadi labelnya. Atribut-atribut tersebut memiliki bobot disetiap atribut yaitu seperti di bawah ini:

Tabel 4.3 Hasil pembobotan atribut menggunakan K terbaik pada Algoritma *Particle Swarm Optimization*

Atribute	Weight
Strata	1.0
Sex	0.689
Jurusan	0.952
Kelas	1.0
Seleksi	0.084
Penghasilan Ayah	0.696
Penghasilan Ibu	0.566
IPK	0.944

Terlihat pada tabel di atas dengan menggunakan *populasi size 5*, *maximum number of generations 30* (default), *inertia weight 1.0* (default), *local bestweight 1.0* (default), *global best weight 1.0* (default) dan *min weight 0.0* (default) mendapatkan hasil untuk *weight 1* merupakan atribut yang paling berpengaruh pada proses klasifikasi dalam memprediksi kelulusan mahasiswa seperti atribut Strata dan kelas, untuk atribut Jurusan dan IPK juga berpengaruh yang terlihat pada hasil *weight 0.9* dan untuk atribut lainnya kurang berpengaruh karena memiliki *weight* di bawah 0.9. hasil dari pembobotan tersebut selanjutnya di gunakan untuk pengujian nilai terbaik pada *Particle Swarm Optimization*. Dan untuk hasil akurasi pada algoritma *Particle Swarm Optimization* dengan menggunakan K terbaik mendapatkan hasil Dengan mengubah *Populasi Size* yang dapat di lihat pada tabel *Confusion Matrix* di bawah ini:

Tabel 4.6 *Confusion Matrix* (Accuracy) data Mahasiswa dengan *Population Size 10*

accuracy: 89.14% +/- 1.03% (mikro: 89.14%)			
Population Size Ke 10	true. TIDAK TEPAT WAKTU	true. TEPAT WAKTU	class precision
pred. TIDAK TEPAT WAKTU	266	51	83.91%
pred. TEPAT WAKTU	199	1787	89.98%
Class recall	57.20%	97.23%	

Untuk memperoleh persentase hasil akurasi Algoritma *Particle Swarm Optimization* dengan Nilai K = 14 dan mengubah *populasi size 10* dapat dicari dengan persamaan seperti pada pencarian akurasi Algoritma *K-Nearest Neighbor* dengan Nilai K = 14 di atas.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil tahapan pengujian yang dilakukan untuk mencari nilai optimasi terbaik dari dataset mahasiswa yang di teliti dapat di lihat pada Tabel 4.1 dan

Tabel 4.4 bahwa dapat disimpulkan nilai Algoritma *K-Nearest Neighbord* dengan nilai terbaik yaitu $K=14$ sejumlah 88.58% dapat meningkat dengan menggunakan algoritma *Particle Swarm Optimization* dengan parameter *default* yaitu 88.97%. Namun, saat menggunakan nilai K terbaik dan merubah parameter *populasi size* pada algoritma *Particle Swarm Optimization* untuk mencari nilai terbaik yang terdapat pada *populasi size* ke 10 mendapatkan nilai *accuracy* lebih tinggi sebesar 89.14%, jadi saat menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbord* dan Algoritma *K-Nearest Neighbord* berbasis *Particle Swarm Optimization* dengan mencari nilai terbaik mendapatkan *accuracy* 88.58% menjadi 89.14% jadi meningkat sebesar 0.56%. Tingkat keakurasian biasanya dapat berubah – ubah sesuai dataset yang kita gunakan, semakin berkualitas sebuah dataset, semakin tinggi nilai *accuracy* yang didapatkan.

5.2 Saran

Walaupun dengan menggunakan model algoritma *K-Nearest Neighbor* berbasis *Particle Swarm Optimization* pada $K=1$ dan parameter *default* pada *Particle Swarm Optimization* yang sudah memberikan hasil yang lebih baik, namun ada beberapa hal yang dapat ditambahkan untuk penelitian selanjutnya:

1. Karena dataset yang digunakan penulis dalam atribut IPK bukan merupakan angka, yang pada saat pengolahan berpengaruh dalam hasil klasifikasi dan prediksi. Menyarankan jika menggunakan data Mahasiswa sebaiknya saat pengambilan data dilihat apakah IPK dalam bentuk angka atau tidak jika IPK yang menjadi Atribut dalam penentuan hasil.
2. Dengan menggunakan model yang telah dilakukan peneliti, diharapkan selanjutnya dapat menerapkan pada dataset yang berbeda.
3. Perlu menambahkan algoritma lain sehingga dapat menjadi bahan perbandingan untuk mendapatkan hasil yang lebih baik dari penelitian ini.

6 Daftar Pustaka

- [1] UNIVERSITAS NEGERI GORONTALO, *Pedoman Akademik*. UNG Press, 2013.
- [2] M. A. Banjarsari, H. I. Budiman, and A. Farmadi, “Penerapan K-Optimal Pada Algoritma Knn untuk Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Mahasiswa Program Studi Ilmu Komputer Fmipa Unlam Berdasarkan IP Sampai Dengan Semester 4,” vol. 2, no. 2, pp. 50–64, 2015.
- [3] L. H. Wandira Irene, Mukhlisulfatih Latief, “Penerapan Algoritma C5.0 Dalam Pengklasifikasian Data Mahasiswa Universitas Negeri Gorontalo,” 2014.
- [4] K. Mu’arif, “Pemodelan data menggunakan c4.5 dan c4.5 berbasis particle swarm optimization untuk memprediksi kelulusan mahasiswa.”
- [5] A. Nirfah, “Klasifikasi Resiko Kredit Sepeda Motor Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor* Berbasis *Particle Swarm Optimization*,” Universitas Dian Nuswantoro, 2016.