MODEL PREDIKSI KELULUSAN TEPAT WAKTU DENGAN METODE FUZZY C-MEANS DAN K-NEAREST NEIGHBORS MENGGUNAKAN DATA REGISTRASI MAHASISWA

Silvana Puspa Nabila¹⁾, Nurissaidah Ulinnuha²⁾, Ahmad Yusuf³⁾

^{1), 3)} Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Ampel, Surabaya

²⁾ Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Ampel, Surabaya

Jl. Ahmad Yani No.117, Jemur Wonosari, Surabaya, Jawa Timur

Email : silvana.puspa01@gmail.com¹⁾, nuris.ulinnuha@uinsby.ac.id²⁾, ahmadyusuf@uinsby.ac.id³⁾.

Corresponding author. Phone : +62 896 771 34932

Abstrak

Kegiatan Penerimaan Mahasiswa Baru di tingkat perguruan tinggi setiap tahunnya merupakan suatu kegiatan yang wajib dilaksanakan untuk membuka awal tahun ajaran baru, salah satunya yakni di kampus Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya (UINSA). Namun permasalahannya yakni, tidak semua mahasiswa dapat lulus secara tepat waktu sesuai dengan waktu tempuh kurikulum yang telah disusun, hal ini akan berpengaruh pada akreditasi perguruan tinggi. Untuk meminimalisir hal tersebut maka, pada penelitian ini akan diusulkan model prediksi dengan teknik data mining dan machine learning guna membantu memperbaiki konsep registrasi pada mahasiswa baru. Yakni dengan membuat model prediksi menggunakan metode FCM-KNN, konsep metode ini adalah pada tahap pengelompokkan dan pemberian label data digunakan FCM kemudian pada tahap penentuan jarak antar data digunakan KNN dengan hal tersebut maka jarak antara k-tetangga terdekat cukup dicari pada lingkup anggota kelompok data dalam satu cluster dan tidak perlu dibandingkan oleh data keseluruhan. Pada penelitian ini menggunakan data registrasi mahasiswa UINSA, kemudian pengujian skor akan digunakan confusion matrix dan k-fold cross validation. Hasil dari algoritma FCM-KNN didapatkan bahwa model prediksi dengan pengujian 10-fold cross validation dengan skenario k=1 mempunyai rata-rata akurasi sebesar 71% kesimpulannya dengan seiring bertambahnya nilai K (tetangga terdekat) maka akan mempengaruhi nilai akurasi.

Kata kunci: Confusion Matrix, FCM-KNN, K-fold, Machine Learning, Penerimaan Mahasiswa Baru.

Abstract

The new student admission activity at the tertiary level is an activity that must be carried out every year to open the beginning of a new academic year, one of which is on the campus of the Sunan Ampel State Islamic University Surabaya (UINSA). However, the problem is, not all students can graduate on time according to the time taken for the curriculum that has been prepared, this will affect the accreditation of higher education. To minimize this, this research proposes a prediction model using data mining and machine learning techniques to help improve the concept of registration for new students. Namely by making a prediction model using the FCM-KNN method, the concept of this method is that at the stage of grouping and labeling the data used FCM then at the stage of determining the distance between the data used KNN with this, the distance between the k-closest neighbors is enough to look for within the scope of the data group members. In one cluster and need not be compared by the whole data. In this study using UINSA student registration data, then score testing will use confusion matrix and k-fold cross validation. The results of the FCM-KNN algorithm show that the prediction model by testing 10-fold cross validation with the k = 1 scenario has an average accuracy of 71%.

Keywords: Confusion Matrix, FCM-KNN, Graduate on time, K-fold, Machine learning.

1. PENDAHULUAN

Peningkatan jumlah pendaftar di perguruan tinggi Indonesia baik negeri maupun swasta dari waktu ke waktu mengalami peningkatan yang cukup banyak. Hal ini juga harus diimbangi dengan cara seleksi penerimaan mahasiswa agar dapat memperoleh calon mahasiswa baru yang berkualitas. Salah satu ciri mahasiswa yang berkualitas bukan hanya yang memiliki tingkat intelektual yang tinggi, namun juga dapat menyelesaikan masa studi pendidikan dengan baik [1].

Pada saat ini, permasalahan yang ada adalah pihak UINSA masih menggunakan seleksi manual untuk dapat mengetahui karakteristik mahasiswa yang berpotensi kemungkinan lulus secara tepat waktu. Hal ini cukup penting untuk membantu UINSA dalam mengambil sebuah

keputusan untuk menyeleksi mahasiswa baru. Oleh karena itu, penelitian ini akan menggunakan teknik *data mining* dan *machine learning* untuk membuat model prediksi. Definisi *data mining* adalah sebuah teknik dalam statistik, matematika, *artificial intelligence*, dan *machine learning* yang berguna untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi suatu informasi baru yang berguna dari suatu pengetahuan mengenai berbagai *database* [2]. Sedangkan definisi *machine learning* yaitu membuat model secara matematis yang menggambarkan pola suatu data [3]. Banyak sekali algoritma *machine learning* yang dapat diterapkan, beberapa algoritma populer yang biasa digunakan dalam prediksi yaitu *K-Nearest Neighbors*, *Decision Tree*, *K-Means*. Namun pada penelitian ini akan digunakan algoritma penggabungan antara FCM dan KNN.

Konsept dari metode FCM-KNN ini adalah dengan mengelompokkan data yang serupa terlebih dahulu sebelum dilakukan pemberian label. Pada tahap ini, pemberian label *cluster* digunakan algoritma FCM dan kemudian penentuan kelas digunakan algoritma KNN. Karena dengan adanya pengelompokan data terlebih dahulu, maka diharapkan dapat meningkatkan performa kategorisasi serta dapat menghemat waktu komputasi dalam memilih k-tetangga terdekat. Karena dengan hal tersebut jarak antar k cukup diperoleh dengan lingkup anggota kelompok dalam satu *cluster* saja dan tidak perlu dibandingkan oleh data keseluruhan [4].

Tentunya penelitian ini bukanlah penelitian yang pertama kalinya, karena sudah banyak jurnal yang telah membahas topik ini. Pada penelitian sebelumnya mengenai prediksi menggunakan data nilai mahasiswa juga dilakukan oleh [5]. Pada penelitian tersebut menggunakan nilai mahasiswa sebagai parameternya. Dari data nilai mahasiswa tersebut akan di *cluster* menjadi beberapa kelompok yang telah sesuai dengan parameter jumlah *cluster* (k) yang sudah ditetapkan, dari hasil *clustering* tersebut maka akan keluar hasil k-*cluster* data nilai mahasiswa. Hasil dari metode ini cukup baik terlihat dari nilai kesalahan RMSE sekitar 0.05 - 0.08 dari dataset yang digunakan.

Pada penelitian yang dilakukan oleh [6] dengan menggunakan teknik *data mining* menyatakan bahwa kinerja program akademik merupakan salah satu faktor yang paling penting dalam mempengaruhi suatu kualitas pendidikan yang lebih tinggi. Penelitian ini menggunakan algoritma Naive bayes dan mendapatkan model dengan akurasi 91% untuk memprediksi kegagalan mahasiswa dalam mata kuliah. Selanjutnya, Penelitian ini merupakan pengembangan metode dari penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [4] yang juga menggunakan konsep algoritma FCM-KNN namun perbedaannya terletak pada data yang digunakan, penelitian tersebut melakukan percobaan k-1 hingga k-10. Didapatkan k-1 adalah yang terbaik dan mendapatkan skor F1 sebesar 93,33% dari 18 dokumen terklasifikasi dengan benar dan 2 tidak terklasifikasi. Kemudian ada juga penelitian dari [7] yang membahas mengenai Penerapan K-optimal pada Algoritma KNN Untuk Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Mahasiswa menghasilkan k-5 sebagai k tetangga terdekat terbaik dengan hasil pengujian *K-Fold Cross Validation* didapatkan tingkat akurasi untuk K=5 sebesar 80,00%.

2. DASAR TEORI

2.1 Data Mining

Data mining bukanlah suatu hal baru di bidang ilmu komputer dan dunia data. Maka dari itu, tujuan *data mining* yakni untuk memperbaiki suatu teknik atau cara tradisional sehingga dapat menangani dimensi data yang tinggi, juga jumlah data yang sangat besar dan data yang berbeda sifat dan heterogen [8]. Dalam pengelompokan *data mining* akan dibagi menjadi enam kelompok yaitu Deskripsi, Estimasi, Prediksi, Klasifikasi, Klaster dan Asosiasi [8]. Sedangkan untuk tahap pembentukan model *data mining* dibagi menjadi dua yakni data *testing* dan data *training*. Pada data *training*, data yang telah diketahui kelompoknya akan melatih model dengan menggunakan teknik algoritma tertentu. Setelah tahap sebelumnya selesai maka selanjutnya tahap *testing* atau tahap uji coba berguna untuk menguji nilai akurasi daripada model tersebut [9].

2.2 Metode Pembelajaran Model

Metode pembelajaran model memiliki dua kategori yaitu Pembelajaran terawasi (*Supervised Learning*) dan Pembelajaran tak terawasi (*Unsupervised Learning*). Pada teknik *supervised learning* proses awalnya memerlukan beberapa data *training* dan data yang telah ditentukan kelas dan kelompok sebelumnya atau yang biasa disebut label dan keluarannya telah diketahui [10]. Yang termasuk *supervised learning* diantaranya klasifikasi, regresi, dan prediksi.

Sedangkan pada teknik *unsupervised learning* ini, sebuah struktur kelompok data berdasarkan suatu pola tertentu yang belum ditentukan sebelumnya dan belum terdapat *output* yang diperoleh [11]. Perbedaan dari pembelajaran *supervised learning* yaitu data *training* tidak perlu diberikan label.

2.3 K-Nearest Neighbors

Algoritma KNN merupakan suatu algoritma klasifikasi dan termasuk ke dalam algoritma *supervised learning*. Algoritma ini menggunakan klasifikasi terhadap suatu objek berdasarkan data jarak tetangga (*neighbor*) terdekatnya [12]. Kemiripan data dapat lebih dari satu, maka dari itu K-NN dapat mengklasifikasi sejumlah data k yang mirip juga data yang memiliki banyak kemiripan. Jarak yang digunakan pada KNN disebut dengan Jarak *Eucliden*. Selain sederhana dalam mencari jarak terdekat antar data, Kelebihan algoritma ini dapat menggeneralisasi himpunan data *training* yang relatif kecil [13].

2.4 Distance

Jarak atau *distance* pada sebuah data dilakukan untuk mengukur sebuah kemiripan suatu objek terhadap objek acuannya. Sebelum dilakukan pengelompokan data untuk diidentifikasi, maka terlebih dahulu ditentukan ukuran jarak kedekatannya antar elemen data, salah satu rumus jarak yang sering digunakan pada umumnya yakni menggunakan jarak *euclidean* (*euclidean distance*) [14].

2.5 Fuzzy C-Means

Algoritma FCM merupakan algoritma klastering yang merupakan teknik untuk menentukan suatu *cluster* yang optimal. Algoritma ini menganut konsep pendekatan *fuzzy* sehingga data dapat menjadi anggota dari semua *cluster*. Nilai matriks keanggotaan terbentuk dengan cara menentukan tingkat keanggotaan dari masing-masing *cluster* yang ada, yaitu bernilai 0 sampai 1 [4]. Algoritma ini memiliki kelebihan dengan cara penempatan nilai *cluster* yang tepat daripada metode lainnya. Yaitu dengan memperbaiki pusat *cluster* secara berulang, maka dapat dilihat bahwa pusat awal *cluster* bergerak pada lokasi yang tepat [15].

3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif yang bertujuan untuk mencapai sebuah pemahaman. Penelitian kuantitatif umumnya didorong oleh hipotesis yang kemudian dirumuskan dan diuji secara ketat. Aspek dari penelitian kuantitatif yaitu menekankan bahwa pengukuran merupakan suatu dasar untuk memberikan hubungan antara teori, model dan hipotesis. Tujuan dari dibuatnya penelitian ini adalah untuk mendapatkan model prediksi kelulusan tepat waktu dengan menggunakan algoritma FCM-KNN. Maka pada penelitian ini dilakukan dengan mengikuti tahapan seperti Gambar 1.

Gambar 1. Flowchart Desain Penelitian

Berikut akan dijelaskan alur dari *Flowchart* pada Gambar 1.

a. Perumusan Masalah

Pada tahapan ini, masalah yang ada akan menjadi latar belakang yaitu untuk salah satu upaya agar dapat membantu pihak civitas akademik dalam memperbaiki konsep *register* pada

mahasiswa baru. Dengan menggunakan metode klastering dan klasifikasi menggunakan teknik data mining dalam mengolah kumpulan data mahasiswa yang memungkinkan sistem dapat memprediksi apakah mahasiswa dapat lulus secara tepat waktu atau tidak.

b. Studi Pustaka

Pada tahap ini, penulis melakukan studi pustaka yakni melakukan pemahaman lebih lanjut terhadap metode klastering dan klasifikasi data mining

c. Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang digunakan yaitu data mahasiswa UINSA yang terdaftar pada tahun 2014-2015.

d. Pengolahan Data

Pada tahap ini, dilakukan *pre-processing* data karena masih banyak data yang *noisy* dari yang diharapkan antara penggunaan nama atau kode. Karena data mentah banyak yang memiliki tipe data kategorik maka akan dirubah ke tipe data numerik. Spesifikasi data dan atribut akan dijelaskan pada Tabel 1.

Tabel 1. Spesifikasi Atribut *Dataset*

No.	Atribut	Perlakuan	Ekspektasi Hasil
1	jalur_penerimaan	-Menghapus data yang tidak valid -Mengubah variabel kategorikal menjadi numerik.	Snmptn = 0, Sbmtptn = 1, Umptain = 2, Ptain = 3, Mandiri = 4, dst..
2	kode_prodi	-Menghapus data yang tidak valid -Mengubah variabel kategorikal menjadi numerik	PSI=0, BKI=1, SINF=2, SI = 3, KOM = 4, PAI= 5 AS = 6, PGMI= 7, ES = 8, SKI = 9, dst..
3	pernah_ponpes	-Tidak ada perlakuan	0= tidak pernah ponpes 1= pernah ponpes.
4	asal_smu	-Menghapus data yang tidak valid -Mengubah variabel kategorikal menjadi numerik	Sman = 0, Sma = 1, Smkn = 2, Smk = 3, Man = 4, Ma = 5
5	nem_smu	-Menyamakan rentang nilai dari asal sekolah Asal sekolah "SMA,SMAN,MA,MAN" nilai nem akan dibagi 6 karena jumlah mata pelajaran saat diujikan ada 6 jenis. Asal sekolah "SMK" dan "SMKN" nilai nem akan dibagi 4 karena jumlah mata pelajaran saat diujikan ada 4 jenis.	Nilai nem SMA 458.9 → 76.48 Nilai nem SMK 314 → 78.5
6	label_kelulusan	-Mengubah variabel kategorik menjadi numerik	Lulus = 0 Tidak lulus tepat waktu = 1

Setelah itu dataset akan dilakukan tahap *preprocessing* data seperti Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Setelah Proses Pre-Processing

jalur_penerimaan	kode_prodi	pernah_ponpes	asal_smu	nem_smu
SBMPTN	PSI	0	SMK Taruna Surabaya	32,00
PTAIN	PAI	0	MAN Surabaya	48,05
SBMPTN	PGMI	0	MAN Mojokari	46,60
SNMPTN	KPI	1	SMA Al-Azhar Menganti	43,30
TES	KPI	0	MAN Lamongan	43,75

e. Pelatihan Model

Setelah data berhasil diolah, maka tahap selanjutnya diperlukan tahap pelatihan model. Langkah-langkah dalam pelatihan model akan dijelaskan dibawah ini.

1. Merancang matriks pada data.
2. Tetapkan jumlah *cluster*, pangkat, nilai *max iterasi*, *parameter* nilai *error* terkecil dan fungsi objektif awal
3. Menginisialisasi nilai *centroid* secara *random*.
4. Hitung nilai pusat *cluster*. Menggunakan rumus persamaan (1):

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik}) w_{*x_{ij}}}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik}) w} \quad \dots (1)$$

Keterangan:

V_{kj} : nilai i representasi dari pusat *cluster*, j representasi dari fitur

μ_{ik} : Nilai derajat keanggotaan pada *cluster* ke- i dan data ke- k

n : banyaknya objek

m : nilai pembobotan (pembobotan > 1)

X_{kj} : k representasi dari data dan j representasi dari bobot matriks setiap fitur.

5. Memperbaiki atau *update* nilai derajat keanggotaan menggunakan rumus persamaan (2).

$$\mu_{ik}(\text{baru}) = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad \dots (2)$$

Keterangan:

$\mu_{ik}(\text{baru})$: nilai i representasi dari *cluster* dan k representasi dari nilai data terhadap nilai derajat keanggotaan

d_{ik} : nilai i representasi dari *cluster* dan nilai k representasi dari data terhadap nilai jarak

d_{jk} : nilai j representasi dari *cluster* lainnya dan nilai k representasi dari data terhadap nilai jarak

m : nilai data.

6. Cek kondisi proses pemberhentian iterasi, jika salah ulangi tahap “5” dan jika benar lanjut tahap selanjutnya.
7. Jika terdapat nilai derajat keanggotaan paling besar diantara lainnya, maka menandakan data akan masuk kedalam anggota *cluster* tersebut.
8. Pemilihan *centroid* terdekat.
9. Penetapan nilai K lalu menghitung K tetangga terdekat terhadap anggota *cluster* terpilih dilihat dari *centroid* terdekat, perhitungan nilai antar jarak pusat *cluster* menggunakan rumus *euclidean distance* pada persamaan (3).

$$d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_i - y_i)^2} \quad \dots (3)$$

Keterangan:

x_i = Data uji

y_i = Data testing

i = Variabel data

d = Jarak

p = Dimensi Data

10. Penentuan kelas pada data *testing* dengan konsep modus pada data kelas dari K tetangga.

f. Testing

Data yang telah melalui tahap *pre-processing* digunakan untuk mengevaluasi kinerja sebuah model, dilakukan dengan beberapa skenario pembagian data. Pada tahap ini, digunakan *10-fold Cross Validation* yang merupakan sebuah metode pengujian data terhadap algoritma dengan membagi sejumlah 10 data dan dibagi kedalam 10 sebuah partisi dengan jumlah yang sama dengan untuk dilakukan evaluasi model algoritma [16]. Cross Validation sering juga digunakan untuk memperkirakan kemampuan suatu generalisasi model dalam suatu metode pembelajaran [17]. Pada proses pengujian digunakan *confusion matrix* yaitu alat ukur yang memiliki fungsi untuk mengetahui ukuran suatu kinerja atau model algoritma yang telah dibuat. Dari beberapa skenario tersebut bertujuan agar dapat dipilih model dan skenario yang optimal [18]. Sehingga pada proses pelatihan model selanjutnya, hanya dibutuhkan 1 kali pelatihan saja.

4. PENGUJIAN DAN PEMBAHASAN

Pada pelatihan model FCM-KNN ini akan menggunakan bahasa pemrograman *python* dengan tools *Jupyter Notebook* yang akan dibantu dengan beberapa *library* dari *python* yakni *scikit learn* digunakan untuk membangun model pembelajaran mesin yang didalamnya menyediakan banyak algoritma, *library fcmmeans* gunanya untuk mengimport modul FCM, *library pandas* untuk membaca file dalam format *.csv* atau *.txt*, *library numpy* untuk mengelola *array* multi dimensi. Gambar 2 merupakan *pseudocode* dari tahap FCM.

```

Import library : from fcmmeans import FCM
Input cluster FCM dan input data train :
def get_FCM_centers_and_labels(x_train):
    fcm = FCM(n_clusters=2)
    fcm.fit(x_train)
Hasil FCM → centroid dan label :
fcm_centers = fcm.centers
fcm_labels = fcm.u.argmax(axis=1)
return [fcm_centers, fcm_labels]
Inisiasi parameter:
n_clust = 2 #cluster
n_n = 5 #jumlah nilai k
fcm_centers, fcm_labels = get_FCM_centers_and_labels(x_train)
mencari jarak terdekat dari data testing ke centroid
min = 1000000
min_index = -1
for i in range(n_clust):
    dist = distance.euclidean(baris_yang_diperiksa, fcm_centers.iloc[i, :])
    if min > dist:
        min = dist
        min_index = i #menyimpan centroid terdekat

```

Gambar 2. *Pseudocode FCM*

Setelah *centroid* ditemukan maka data akan dikelompokkan berdasarkan anggota *cluster* nya saja. Disini menggunakan algoritma KNN untuk mencari jarak terdekat antar anggota *cluster*. Gambar 3 merupakan *pseudocode* KNN.

```

Import library :
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier from scipy.spatial import
distance
Ambil indeks data berdasarkan cluster terdekat:
index_xclust = np.where(fcm_labels == min_index)
list_index_xclust = index_xclust[0].tolist()
mencari tetangga terdekat dari x train dan y train yang sudah diseleksi berdasarkan cluster
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=n_n)
knn.fit(x_train_new, y_train_new.values.ravel())
Output:
hasil = knn.predict([baris_yang_diperiksa])[0]
predicted = hasil

```

Gambar 3. *Pseudocode KNN*

Penelitian ini merupakan penggabungan antara algoritma *Fuzzy C-Means* dan *K-Nearest Neighbors*, dan memiliki jumlah *dataset* yang cukup banyak, maka untuk pengujian terbaik menurut [19] dalam bukunya yang berjudul "*Data Preprocessing in Data Mining*" dianjurkan untuk menggunakan teknik validasi *10-fold cross validation* serta dilakukan pengukuran kinerja model dengan skor *confusion matrix*. *Confusion matrix* diperoleh dari proses validasi menggunakan teknik *10-fold cross validation*, sehingga model yang telah dibuat akan langsung diuji dengan melakukan 10 kali pengujian.

Pengujian dilakukan secara dua kali, yaitu tanpa menggunakan *cross validation* dan dengan menggunakan *cross validation*. Berikut merupakan hasil pengujian tanpa menggunakan *cross validation* akan dipaparkan pada tabel 3.

Tabel 3. Skenario tanpa *Cross Validation* (train 60% dan test 40%)

Cluster 2	Skenario k	Accuracy
	k1	0.7709
	k3	0.7669
	k5	0.7909
	k7	0.7862
Cluster 3	Skenario k	Accuracy
	k1	0.7769
	k3	0.7809
	k5	0.8049
	k7	0.8070
Cluster 4	Skenario k	Accuracy
	k1	0.7769
	k3	0.7809
	k5	0.8049
	k7	0.8061

Tabel 4. Skenario menggunakan *Cross Validation*

Cluster 2	Skenario k	Accuracy
	k1	0.6907
	k3	0.6967
	k5	0.7007
	k7	0.7011
Cluster 3	Skenario k	Accuracy
	k1	0.7440
	k3	0.7011
	k5	0.7051
	k7	0.7007
Cluster 4	Skenario k	Accuracy
	k1	0.7435
	k3	0.7131
	k5	0.7107
	k7	0.7119

Dari Tabel 3 dan Tabel 4, dapat diambil kesimpulan bahwa hasil *accuracy* menggunakan *cluster* 2, 3 dan 4 dengan model skenario nilai k yang berbeda hasilnya tiap *cluster* juga memiliki tingkat hasil akurasi yang berbeda pula. Untuk skenario pengujian tanpa menggunakan *cross validation* didapatkan akurasi tertinggi pada *cluster* 3 dengan jarak tetangga k=7. Sedangkan skenario pengujian menggunakan *cross validation* didapatkan akurasi tertinggi pada *cluster* 3 dan jarak tetangga k=1. Dengan menggunakan skenario nilai k yang berbeda maka hal ini dapat mempengaruhi tingkat efisiensi pencarian nilai k (tetangga terdekat) berdasarkan jarak data baru dan tingkat kemiripan data terhadap pola data. Karena pemilihan nilai k menjadi penting karena

akan mempengaruhi kinerja algoritma. Dari hasil diatas maka selanjutnya akan dihitung menggunakan skor *confusion matrix* yang akan dijelaskan pada tabel 5

Tabel 5. *Confusion Matrix* dengan Skenario k=7

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas hasil prediksi	
		Positif	Negatif
Kelas sebenarnya	Positif	72	31
	Negatif	260	1139

Dari tabel *confusion matrix* pada Tabel 5, maka kesimpulannya adalah didapatkan data lulus 72, data lulus yang teridentifikasi tidak lulus 31, data tidak lulus yang teridentifikasi tidak lulus 1139, dan tidak lulus yang teridentifikasi *lulus* 260.

5. KESIMPULAN

Dari proses penelitian yang telah dilakukan sudah dijelaskan maka dapat disimpulkan:

1. Hasil model prediksi FCM-KNN menggunakan 5 jenis variabel yang selanjutnya dapat digunakan dalam salah satu faktor yang mempengaruhi prediksi kelulusan yakni: jalur penerimaan, jenis program studi, asal smu, pernah ponpes dan nem SMA. Didapatkan hasilnya dengan menggunakan teknik pengujian *10-fold cross validation* adalah k=1 dengan menggunakan 3 cluster sedangkan jika menggunakan pengujian training 60% dan testing 30% didapatkan hasil 3 cluster dengan k=7.
2. Menggunakan beberapa skenario nilai k yang berbeda hal ini dapat mempengaruhi tingkat efisiensi pencarian nilai k (tetangga terdekat) berdasarkan jarak data baru dan tingkat kemiripan data terhadap pola data. Karena pemilihan nilai k menjadi penting karena akan mempengaruhi kinerja algoritma.
3. Performa dari metode FCM-KNN dengan pengujian *10-fold cross validation* diperoleh tingkat rata rata akurasi adalah 71%.

Daftar Pustaka

- [1] A. Saifudin, "Metode Data Mining Untuk Seleksi Calon Mahasiswa Pada Penerimaan Mahasiswa Baru Di Universitas Pamulang," *Jurnal Teknologi*, vol. 10, no. 1, hlm. 12, 2018.
- [2] E. Turban, J. E. Aronson, dan T.-P. Liang, *Decision Support Systems and Intelligent*, 7 th Ed. 2005.
- [3] J. W. G. Putra, *Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning*, 1.3. 2020.
- [4] R. B. Afrianto dan L. Y. Kurniawati, "Kategorisasi Dokumen Teks Secara Multi Label Menggunakan Fuzzy C-Means Dan K-Nearest Neighbors Pada Artikel Berbahasa Indonesia," *JUTI*, vol. 11, no. 1, hlm. 23, Jan 2013, doi: 10.12962/j24068535.v11i1.a17.
- [5] A. Yusuf, H. Ginardi, dan I. Ariesanti, "Pengembangan Perangkat Lunak Prediktor Nilai Mahasiswa Menggunakan Metode Spectral Clustering dan Bagging Regresi Linier," vol. 1, hlm. 5, 2012.
- [6] M. A. Al-Barrak, "Predicting Students Final GPA Using Decision Trees: A Case Study," *IJIET*, vol. 6, no. 7, hlm. 528–533, 2016, doi: 10.7763/IJIET.2016.V6.745.
- [7] M. A. Banjarsari, H. I. Budiman, dan 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. 02, hlm. 15, 2015.
- [8] A. Maulana dan A. A. Fajrin, "Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor," *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 1, hlm. 27–36, Feb 2018, doi: 10.20527/klik.v5i1.100.

- [9] Aradea, A. Satriyo, Z. Ariyan, dan A. Yuliana, “Penerapan Decision Tree Untuk Penentuan Pola Data Penerimaan Mahasiswa Baru,” hlm. 7, 2011.
- [10] F. Fansuri, “Jurnal Komputer dan Informatika (KOMPUTA),” vol. 1, hlm. 7, 2012.
- [11] C. Darujati dan A. B. Gumelar, “Pemanfaatan Teknik Supervised Untuk Klasifikasi Teks Bahasa Indonesia,” hlm. 9, 2012.
- [12] N. Mariana, R. S. Redjeki, dan J. A. Razaq, “Penerapan Algoritma K-NN (Nearest Neighbor) Untuk Deteksi Penyakit (Kanker Serviks),” vol. Vol. 7 No.1, Mar 2015.
- [13] R. H. D. Satriya dan E. Santoso, “Implementasi Metode Ensemble K-Nearest Neighbor untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dollar Amerika,” hlm. 8, 2018.
- [14] D. Nugraheny, “Metode Nilai Jarak Guna Kesamaan Atau Kemiripan Ciri Suatu Citra (Kasus Deteksi Awan Cumulonimbus Menggunakan Principal Component Analysis),” *Angkasa*, vol. 7, no. 2, hlm. 21, Sep 2017, doi: 10.28989/angkasa.v7i2.145.
- [15] F. Agustini, “Implementasi Algoritma Fuzzy C-Means Studi Kasus Penjualan Di Sushigroove Restaurant,” vol. 3, no. 1, hlm. 6, 2017.
- [16] P. Pitria, “Analisis Sentimen Pengguna Twitter Pada Akun Resmi Samsung Indonesia Dengan Menggunakan Naïve Bayes,” hlm. 8, 2014.
- [17] A. A. Mahran, R. K. Hapsari, dan H. Nugroho, “Penerapan Naive Bayes Gaussian Pada Klasifikasi Jenis Jamur Berdasarkan Ciri Statistik Orde Pertama,” vol. Vol 5. No 2, 2020.
- [18] J. Han, “Data Mining: Concepts and Techniques,” hlm. 128, 2011.
- [19] S. García, J. Luengo, dan F. Herrera, *Data Preprocessing in Data Mining*, vol. 72. 2015.