



KLASIFIKASI POTENSI ZAKAT DI LAZISMU DIY MENGUNAKAN METODE *K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN)* BERBASIS *WEB FRAMEWORK*

Tedy Setiadi[1], Andri Pranolo[2], Prayitno[3]

^[1,2,3] Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan
Jl. Prof. Dr. Soepomo, S.H. Janturan, Warungboto, Umbulharjo,
Yogyakarta 55164

E-mail: tedy.setiadi@tif.uad.ac.id^[1], andri.pranolo@tif.uad.ac.id^[2], prayedo@gmail.com^[3]

ABSTRAK

Zakat berperan untuk mencapai keadilan sosial ekonomi antara orang kaya dan miskin. Saat ini terdapat Lembaga Amil Zakat (LAZ) yang berperan penting dalam pengelolaan dana Zakat, Infaq, dan Shodaqah. Namun ada beberapa faktor kekurangan dalam hal penyaluran dana zakat yaitu siapa yang berhak menerima dana zakat dengan tepat sasaran dan cabang-cabang mana saja yang berpotensi mandiri dalam pengelolaan zakat. Klasifikasi dapat digunakan untuk menilai ketepatan penyaluran zakat dan mengetahui kemandirian tiap-tiap cabang LAZ berdasarkan data-data masa lalu. Data tersebut bisa digunakan untuk menerapkan metode K-NN sehingga dapat mengklasifikasi dana zakat menurut kelasnya.

Penelitian ini dilakukan untuk mengkaji tentang algoritma K-NN dan mengimplementasikan Algoritma K-NN dalam klasifikasi data. Data yang digunakan adalah data penyaluran dana zakat di Lazismu DIY dari tahun 2013 sampai 2015. Data penyaluran zakat dari cabang-cabang LAZ yang telah melalui proses cleaning data, integration data, selection data, transformation data, dan analisis diproses menggunakan metode K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk mengklasifikasikan cabang-cabang yang berpotensi membantu perekonomian daerah (mandiri) dan penyaluran dana zakat yang tepat sasaran berdasarkan tingkat kemiripan sejumlah nilai variabel k. Proses algoritma K-NN di buat menghasilkan pattern evaluation dan disajikan melalui knowledge presentation dengan bantuan web framework.

Hasil pengujian dilakukan terhadap 14 cabang Lazismu di DIY menghasilkan tidak ada cabang di kelas Super Mandiri, 6 cabang berada di kelas Mandiri, tidak ada cabang berada di kelas Cukup Mandiri, dan 8 cabang berada pada kelas Kurang Mandiri. Hasil confusion matrix dengan perbandingan 80:20 dari data uji dan data testing menghasilkan nilai accuracy sebesar 85% dan error-rate sebesar 25%. Hasil $accuracy \geq 85\%$ dikatakan baik dalam klasifikasi tersebut membuktikan bahwa faktor-faktor nilai atribut yang dipilih mendekati nilai significant.

Kata Kunci: Confusion Matrix, K-NN, Klasifikasi, Zakat

1. PENDAHULUAN

Zakat merupakan kewajiban dari kewajiban Islam dan rukun islam ke lima serta terpenting setelah sholat (*QS. Al-Baqarah: 43*). Saat ini pelaksanaan ibadah zakat diatas kertas luar biasa besar nominalnya, belum lagi ditambah infak, dan sedekah. Selain itu, masih banyak umat islam yang tidak menyalurkan zakatnya melalui lembaga resmi, sehingga tidak tercatat. Hal itu disebabkan kekurangpercayaan masyarakat kepada lembaga amil zakat, infak, dan sedekah. Profesionalisme dan kompetensi amil perlu ditingkatkan untuk meningkatkan kepercayaan masyarakat [1].

Lembaga Amil, Zakat, Infaq, dan Shodaqah Muhammadiyah (Lazismu) saat ini memiliki 14 cabang yang tersebar di Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY), kurang lebihnya ada 106 ranting se-kota Yogyakarta. Dari 14 cabang, 9 cabang, diantaranya belum memiliki kemandirian itu terlihat dari hal belum adanya laporan keuangan, belum adanya Lazismu, belum Bergeraknya cabang-cabang tersebut dalam perhimpunan dan penyaluran dana zakat[2]. Cabang-cabang Lazismu ini merupakan wadah untuk penghimpunan zakat, infaq, dan shodaqoh (ZIS). Seiring dengan berjalan waktu banyak data transaksi penghimpunan dan penyaluran dana zakat, infaq, dan shodaqoh yang terbengkalai. Namun data transaksi tersebut belum digunakan sebagai alat bantu yang bisa membantu dalam penyaluran dana tersebut sehingga tepat sasaran. Selain itu, kemandirian suatu cabang lazismu belum bisa ditentukan melalui transaksi tersebut padahal tingkat kemandirian cabang dalam satu daerah berbeda-beda, ada yang kuat dan lemah. Cabang yang kuat memiliki pengelolaan ZIS yang baik dibandingkan dengan yang lemah. Selain itu, data transaksi tersebut hanya digunakan sebagai laporan saja dan belum diambil pengetahuan didalamnya. Pengambilan pengetahuan dari data transaksi tersebut diharapkan dapat membuat laporan yang efektif dari segi isi dan waktu pembuatan. Cabang-cabang Lazismu juga belum saling terhubung dalam pemanfaatan data pengelolaan zakat sehingga Lazismu pusat sulit dalam mengontrol dan mengetahui perkembangan cabang Lazismu DIY. Serta pendapatan dana zakat semakin banyak sehingga perlu dilakukan klasifikasi untuk membantu proses penyaluran dana zakat tersebut.

Teknologi data mining memiliki peranan penting dalam dunia bisnis yang semakin kompetitif. Data mining mampu memanfaatkan aset penting perusahaan yaitu data bisnis yang jumlahnya sangat besar sehingga dapat menghasilkan informasi yang belum pernah terpelajari sebelumnya. Salah satu metode didalam data mining adalah klasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor (K-NN)*. Algoritma *K-NN* merupakan sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek baru berdasarkan (*k*) tetangga terdekatnya[3]. Algoritma *K-NN* dapat menjadi solusi untuk Lazismu DIY sehingga pengklasifikasian dana zakat dapat tepat sasaran dan membantu cabang-cabang yang belum potensial dari data yang diambil dari setiap cabang atau ranting. Pada penelitian ini menggunakan bantuan web framework untuk menjadi salah satu tool pembantu perhitungan dan mengambil dataset untuk training dari setiap ranting ataupun cabang terkait.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kajian Terdahulu

- 2.1.1. Nursalim et al.(2014) melakukan penelitian yang membahas tentang klasifikasi bidang kerja lulusan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor*. Berdasarkan hasil penelitian dan hasil analisis menggunakan *confusion matrix* dan *ROC Curve* dapat disimpulkan bahwa algoritma data mining *K-Nearest Neighbour* memiliki kinerja terbaik untuk klasifikasi bidang kerja lulusan dengan nilai *accuracy* yaitu 83,33% dan nilai *Area Under The Curve (AUC)* adalah 0,900.
- 2.1.2. Krisandi et al.(2013) juga melakukan penelitian yang mengkaji tentang algoritma *K-Nearest Neighbor* dalam klasifikasi data hasil produksi kelapa sawit pada PT. Minamas Kecamatan Parindu. Berdasarkan hasil penelitian, data diklasifikasikan dalam 6 *cluster*. Data yang digunakan adalah hasil produksi 50 kelompok tani dari KUD. HIMADO. Nilai *k* yang digunakan

sebagai hasil pengamatan adalah $k=7$, karena untuk jarak minimum pada C1 memiliki prosentase yang lebih besar yaitu 34%. Penelitian ini hasil produksi yang paling dominan adalah produksi dari kelompok tani kelapa sawit yang terletak pada C1. Dengan keanggotaan kelompok tani yaitu 1, 2, 33, 34, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 46, 47, 48, 49, 50.

2.1.3. Pandie (2012) mengungkapkan melalui penelitian yang membahas tentang Implementasi Algoritma Data Mining *K-Nearest Neighbour (K-NN)* Dalam Pengambilan Keputusan Pengajuan Kredit. Penelitian ini menghasilkan nilai persentase tingkat *error* data kurang dari 3,7 % atau tingkat kebenaran klasifikasi lebih dari 97% sehingga data pola kredit dapat digunakan dalam sistem informasi analisa kredit.

2.1.4. Samuel et al.(2014) juga mengungkapkan melalui penelitian yang mengkaji tentang Implementasi Metode *K-Nearest Neighbor* dengan *Decision Rule* untuk Klasifikasi Subtopik Berita. Penggunaan *K-Nearest Neighbor* sebagai klasifikasi menunjukkan persentasi yang baik, dengan nilai $k=3$, menunjukkan hasil persentase 88,29%. Dari k yang sama, digunakan *Decision Rule* yang ada dan persentase hasil akhir dari keakuratan *K-Nearest Neighbor* dengan *Decision Rule* adalah 89,36%. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan menggunakan $k=3$ merupakan k yang paling tinggi keakuratannya dalam *K-Nearest Neighbor* maupun *K-Nearest Neighbor with Decision Rule*.

2.2. Kajian Pustaka

2.2.1. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan *supervised learning* dan telah menjadi salah satu peran utama data mining. Supervised learning atau pembelajaran dengan menggunakan guru adalah sebuah proses data mining dengan menggunakan data lampau. Dalam hal ini dapat juga diartikan pembelajaran dengan menggunakan guru. Dalam klasifikasi data lampau yang ada sebelumnya dianalisa untuk mendapatkan pola dari data. Selain pola proses klasifikasi juga dapat mencari aturan ataupun sebuah pohon keputusan. Salah satu atribut data dalam sebuah klasifikasi dijadikan sebagai label atau atribut tujuan. Kemudian jika ada record data baru yang belum diketahui labelnya maka akan dihitung dengan menggunakan algoritma tersebut dan dapat diketahui kemungkinan labelnya[5].

2.2.2. Metode K-Nearest Neighbor

Tahapan analisis data yang dilakukan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor (K-NN)* dengan flowchart adalah sebagai berikut[6]:

Penjelasan dari **gambar 2.1**. adalah:

- Menentukan data uji
- Menentukan nilai K (jumlah tetangga terdekat)
- Menghitung jarak (kedekatan lokasi) antara data uji dengan data yang lain, parameter jarak yang digunakan adalah jarak *Euclidean*

Jarak Euclidean dihitung dengan rumus:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^n (a_r(x_i) - a_r(x_j))^2}$$

Keterangan:

$d(x_i, x_j)$: Jarak Euclidean

(x_i) : record ke - i

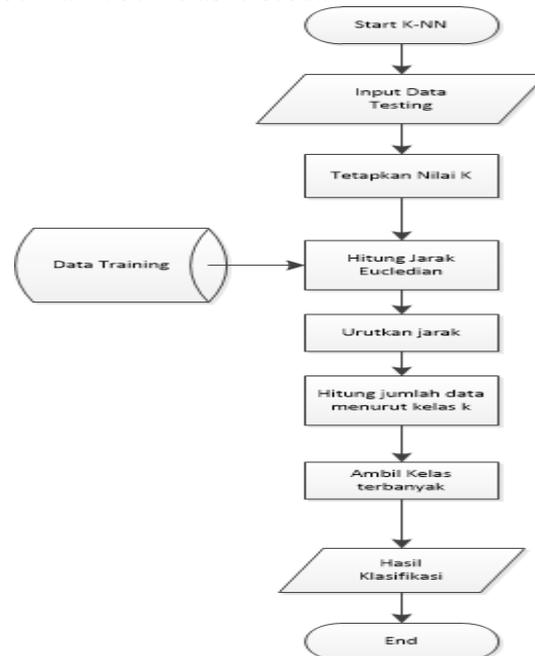
(x_j) : Record ke - j

(a_r) : data ke - r

i, j : 1, 2, 3, ... n

- Urutkan jarak yang terbentuk

- e. Hitung jumlah data yang mengikuti kelas yang ada dari nilai K-tetangga tersebut dari jarak
- f. Ambil kelas dengan jumlah data terbanyak yang mengikutinya sebagai kelas pemenang dan diberikan label kelas tersebut.



Gambar 2.1. Flowchart K-NN

2.2.3. Representasi Pengetahuan

Merupakan visualisasi dan penyajian pengetahuan mengenai metode yang digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang akan disajikan kepada pengguna. Tahap terakhir dari proses data mining adalah bagaimana memformulasikan keputusan atau aksi dari hasil analisis yang didapat. Ada kalanya hal ini harus melibatkan orang-orang awam yang tidak memahami data mining. Karenanya presentasi hasil data mining dalam bentuk pengetahuan yang bisa dipahami semua orang adalah satu tahapan yang diperlukan dalam proses data mining. Dalam presentasi ini, visualisasi juga bisa membantu mengkomunikasikan hasil data mining [4].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Metode Pengumpulan Data

a. Data *Private*

Metode ini dimaksudkan untuk mendapatkan data *private* berupa laporan keuangan dan laporan penyaluran dana zakat berupa file *excel* dari beberapa PCM Lazismu DIY.

b. Wawancara

Metode wawancara dilakukan dengan cara tanya jawab secara langsung dengan pihak Lazismu terkait tentang cara pengelolaan dan mekanisme dana zakat disana.

3.2. Teknik Data Mining[4]

a. Pembersihan Data

Pembersihan value atribut pada kolom yang bernilai NULL atau kosong, data yang tidakkonsisten, noise, dankesalahantipografi.

b. Integrasi Data

Menyatukan beberapa sumber data training dari beberapa lazismu cabang dan ranting di Yogyakarta menjadi data *warehouse*.

c. Seleksi Data

Megambil atau seleksi atribut penting untuk proses mining sesuai dengan kebutuhan algoritma yang digunakan.

d. Transformasi Data

Mengubah bentuk isi dari atribut yang dipilih sesuai dengan kebutuhan algoritma yang digunakan.

e. Data Mining

Proses Data mining dilakukandenganmetodeklasifikasiyaituK-NNdansetelahdiprosesmakapengujian menggunakan model yaitu pengukuran akurasi. Pengukuran akurasi adalah model data diuji dengan *confusion matrix* yang digunakan untuk mengetahui nilai akurasi dari data testing melalui pemrosesan klasifikasi dengan algoritma K-NN.

f. Evaluasi Pola

Menggali pola yang terbentuk dari proses mining data dari aplikasi teknik data mining

g. Representasi Pengetahuan

Pola aturan algoritma K-NN yang telah ditemukan kemudian dipresentasikan kepada pengguna agar mudah dipahami. Teknik yang digunakan untuk mempresentasikan pola aturan algoritma K-NN dalam bentuk aturan kaidah produksi.

4. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1. Teknik Data Mining

4.1.1. Pembersihan Data

Data yang diperoleh dari beberapa cabang Lazismu di DIY dicleaning. Data tersebut yang dicleaningadalah data dengannilaiatributNULL.

4.1.2. Integrasi Data

Data training yang didapat adalah dari beberapa sumber seperti PDM Pusat, Cabang Lendah, Kulon Progo, dan Gamping pada tahun 2013 s/d 2015 disatukan menjadi data *warehouse*

4.1.3. Seleksi Data

Atribut yang diambil untuk proses transformasi data dan yang memungkinkanmempengaruhikondisipotensialdarisuatucabangataurating adalah atribut PCM/PRM, jumlah muzaki, jumlah dana zakat, jumlah mustahiq, jumlah dana tasyaruf, operasional, laporan, dan Amil. Atribut yang tidak terpakai adalah nama muzaki, alamat muzaki, jenis kelamin, nama mustahiq, alamat mustahiq, dan keterangan.

4.1.4. Transformasi Data

Padakolommuzaki, pendapatan, mustahiq, danpengeluarandilakukanstandarisasi data denganmetode Z-Score karena data yang terpautcukupjauhantaratribut yang laindapatmengakibatkanpengukuranjarak yang tidakrelevan. Rumus Z-score merupakanmetodenormalisasiberdasarkanniai mean danstandardevisasi. Rumus Z-score:

$$NewData = \frac{Data - Mean}{Std}$$

Keterangan:

NewData: Data BaruSetelahNormalisasi

Data : Data Yang Akan Dinormalisasi

Std: StandarDevisasi

Padakolomoperasionaldiberipembobotan (Ada: 1, Tidak: 0), kolomlaporan (Ada: 0, Tidak: 1), dankolomAmil(Sendiri: 0, Bantuan: 1).

Data yang diseleksi kemudian di dilakukantransformasi seperti pada **gambar 4.1**.

	id_training	nama_cabang	muzaki	pendapatan	mustahiq	pengeluaran	laporan	operasional	amil	Kelas_klasifikasi	
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	1	Gondokusuman	3	6800000	2	1500000	Ada	Tidak	Sendiri	Super Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	2	Danurejan	6	18635000	10	1320000	Ada	Ada	Sendiri	Cukup Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	3	Mantrijeron	4	5050000	8	1320000	Ada	Ada	Sendiri	Cukup Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	4	Umbulharjo (2013)	8	37000000	1	750000	Ada	Ada	Sendiri	Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	5	Ngampilan	3	5886000	8	1320000	Ada	Ada	Sendiri	Cukup Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	6	Kotagede	4	4300000	8	1320000	Ada	Ada	Sendiri	Cukup Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	7	Tegalrejo	0	0	8	1320000	Tidak	Ada	Sendiri	Cukup Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	8	Gedongtangen	0	0	10	2500000	Tidak	Tidak	Bantuan	Kurang Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	9	PDM Jogja (2013)	8	19246400	20	20947000	Ada	Ada	Sendiri	Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	10	PDM Jogja (2014)	27	35150000	22	25425500	Ada	Ada	Sendiri	Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	11	Gamping (2014)	839	386849700	1417	377375400	Ada	Ada	Sendiri	Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	12	Gamping (2013)	786	382940000	0	0	Ada	Ada	Sendiri	Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	13	Lendah (2013)	91	25477500	273	24485000	Ada	Ada	Sendiri	Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	14	Lendah (2014)	268	60632350	708	60180000	Ada	Ada	Sendiri	Mandiri
<input type="checkbox"/>	Edit Salin Hapus	15	Luar Wilayah	19	32895800	0	0	Ada	Tidak	Sendiri	Super Mandiri

Gambar 4.1. Data Sebelum Transformasi

Hasil transformasi pada gambar 4.1.

No	PCM	Muzaki	Pemasukkan	Mustahiq	Pengeluaran	Operasional	Laporan	Amil
1	Luar Wilayah	-0.42005417115082	-0.27100619167711	-0.42248462304509	-0.35996835871429	0	0	0
2	Lendah (2014)	0.46085673802847	-0.057228893571308	1.375826678253	0.26520792341625	1	0	0
3	Lendah (2013)	-0.18533294440018	-0.32818216095008	0.27093202279444	-0.10560742039647	1	0	0
4	Gamping (2013)	2.2934344527067	2.4269322070642	-0.42248462304509	-0.35996835871429	1	0	0
5	Gamping (2014)	2.4809375779537	2.4570659152003	3.1766779672649	3.5603731092073	1	0	0
6	PDM Jogja (2014)	-0.39175181262297	-0.25363212080708	-0.36660489334373	-0.095837093155795	1	0	0
7	PDM Jogja (2013)	-0.45896991412661	-0.37620787872057	-0.37168486877113	-0.14236171893714	1	0	0
8	Gedongtangen	-0.48727227265446	-0.52454800718873	-0.39708474590811	-0.33399726025423	0	1	1
9	Tegalrejo	-0.48727227265446	-0.52454800718873	-0.4021647213355	-0.34625561872737	1	1	0
10	Kotagede	-0.47312109339053	-0.49140609221174	-0.4021647213355	-0.34625561872737	1	0	0
11	Ngampilan	-0.47665898820652	-0.4791821207807	-0.4021647213355	-0.34625561872737	1	0	0
12	Umbulharjo (2013)	-0.45896991412661	-0.23937338994489	-0.41994463533139	-0.35217702917627	1	0	0
13	Mantrijeron	-0.47312109339053	-0.48662552564599	-0.4021647213355	-0.34625561872737	1	0	0
14	Danurejan	-0.46604550375857	-0.38092019658497	-0.39708474590811	-0.34625561872737	1	0	0
15	Gondokusuman	-0.47665898820652	-0.47213753699256	-0.41740464761769	-0.34438569963825	1	0	0

Gambar 4.2. Hasil Transformasi

4.1.5. Pengujian Data Mining

Perhitungan Algoritma K-NN menghasilkan nilai Pengujian terhadap 14 cabang dengan 30 sample dengan hasil kelas (jika kelas berwarna biru: merupakan kelas super mandiri, warna hijau: kelas mandiri, warna kuning: cukup mandiri, dan warna merah: kelas Kurang Mandiri) dapat dilihat pada table 4.1.

Tabel 4.1. Hasil Klasifikasi Menurut K semua cabang

No	Nama PCM	Hasil	K=3	K=5	K=7	K=11	Kelas
1	Danurejan	Accuracy	66,67%	40%	71,43 %	57,14%	Mandiri
		Error-rate	33,33%	60%	28,57%	42,86%	
2	Gedongtangen	Accuracy	100%	100%	100 %	100%	Kurang Mandiri
		Error-rate	0%	0%	0%	0%	
3	Gondokusuman	Accuracy	66,67%	60%	57,14 %	45,45%	Mandiri
		Error-rate	33,33%	40%	42,96%	54,55%	
4	Gandomanan, Jetis, Kraton, Mergangsan, Pakualaman, Tegalrejo	Accuracy	100%	100%	100 %	72,72%	Kurang Mandiri
		Error-rate	0%	0%	0%	27,28%	
5	Kotagede	Accuracy	66,67%	60%	57,14 %	54,54%	Mandiri
		Error-rate	33,33%	40%	42,96%	45,46%	
6	Mantrijeron	Accuracy	66,67%	60%	57,14 %	54,54%	Mandiri
		Error-rate	33,33%	40%	42,96%	45,46%	

7	Ngampilan	Accuracy	66,67%	60%	57,14 %	63,64%	Mandiri
		Error-rate	33,33%	40%	42,96%	36,36%	
8	Umbulharjo	Accuracy	66,67%	60%	57,14 %	72,72%	Mandiri
		Error-rate	33,33%	40%	42,96%	27,28%	
9	Wirobrajan	Accuracy	100%	100%	100 %	72,73%	Kurang Mandiri
		Error-rate	0%	0%	0%	27,27%	

Pada pengujian 100 data uji dengan 80% data *training* dan 20% data testing menghasilkan nilai *confusion matrix* pada **tabel 4.2**.

Table 4.2. Tabel Confusion Matrix

Actual Class	Predictive Class			
	Super Mandiri	Mandiri	Cukup Mandiri	Kurang Mandiri
Super Mandiri	4	0	0	1
Mandiri	1	4	0	0
Cukup Mandiri	1	0	4	0
Kurang Mandiri	0	0	0	5
$Accuracy : \frac{4+4+4+5}{20} = 0,85 = 85\%$ $Error-rate : \frac{1+1+1}{20} = 0,15 = 15\%$				

Dari hasil *confusion matrix* diatas menghasilkan nilai akurasi sebesar 85% dengan *error-rate* 15%. Hasil tersebut dikatakan baik karena akurasi $\geq 85\%$.

4.1.6. Evaluasi Pola

Evaluasi pola merupakan tahap untuk mendapatkan pola aturan dari aturan yang diperoleh setelah proses mining selesai. Evaluasi dilakukan untuk menemukan pola atau pattern yang kuat dari seluruh aturan yang ada. Pada penelitian ini evaluasi dilakukan untuk menguji dan mencari atribut-atribut yang kuat yang dapat mempengaruhi akurasi secara signifikan pada proses klasifikasi menggunakan metode *K-NN*.

Pada **tabel 4.2**, hasil kelas kemandirian memiliki karakteristik sebagai berikut:

1. Kelas Super Mandiri : kelas yang memiliki atribut muzaki \geq mustahiq, atribut pendapatan \geq pengeluaran, amil merupakan kepemilikan sendiri, tidak adanya biaya operasional yang digunakan, dan adanya laporan pengelolaan dana zakat.
2. Kelas Mandiri: kelas yang memiliki atribut muzaki \geq mustahiq, atribut pendapatan \geq pengeluaran, amil merupakan kepemilikan sendiri, adanya biaya operasional yang digunakan, dan adanya laporan pengelolaan dana zakat.
3. Kelas Cukup Mandiri: kelas yang memiliki atribut muzaki \geq mustahiq atau atribut pendapatan \geq pengeluaran, amil merupakan kepemilikan bukan sendiri, adanya biaya operasional yang digunakan, dan adanya laporan pengelolaan dana zakat.
4. Kelas Kurang Mandiri : kelas yang memiliki atribut muzaki \leq mustahiq, atribut pendapatan \leq pengeluaran, amil merupakan kepemilikan bukan sendiri, adanya biaya operasional yang digunakan, dan tidak adanya laporan pengelolaan dana zakat.

4.1.7. Representasi Pengetahuan

Hasil representasi pengetahuan dari mining data terhadap 5 sampel uji pada **tabel 4.1**, diambil 5 data testing yang berbeda kelas yaitu 1 kelas super mandiri, 1 kelas kurang mandiri, 1 kelas mandiri, dan 2 kelas cukup mandiri dan disajikan dalam bentuk aturan produksi sebagai berikut:

- a. R1 : **IF** muzaki \geq mustahiq **AND** pendapatan \geq pengeluaran **AND** Amil = Sendiri **AND** Laporan = Ada **AND** operasional = Tidak **THEN** kelas Super Mandiri

- b. R2 : **IF** muzaki \leq mustahiq **AND** pendapatan \leq pengeluaran **AND** Amil = Bantuan **AND** Laporan = Tidak Ada **AND** operasional = Ada **OR** operasional = Tidak Ada **THEN** kelas Kurang Mandiri
- c. R3 : **IF** muzaki \geq mustahiq **OR** pendapatan \geq pengeluaran **AND** Amil = Bantuan **AND** Laporan = Ada **AND** operasional = Ada **OR** operasional = Tidak Ada **THEN** kelas Cukup Mandiri
- d. R4 : **IF** muzaki \geq mustahiq **AND** pendapatan \geq pengeluaran **AND** Amil = Sendiri **AND** Laporan = Ada **AND** operasional = Ada **THEN** kelas Mandiri **ELSE** Kelas Cukup Mandiri

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

1. Hasil dari perhitungan dan pengujian pada *dataset* ranting dan cabang menghasilkan akurasi yang tinggi pada single testing sebesar 100% dengan $k < 7$ dan akurasi sebesar 85% pada pengujian terhadap 100 data uji pada tabel *confusion matrix*. Hasil pengklasifikasian terhadap 14 cabang dengan data Laporan PDM tahun 2014 menghasilkan:
 - a) Kelas Super Mandiri beranggotakan : 0 PCM .
 - b) Kelas Mandiri beranggotakan: PCM Danurejan, PCM Gondokusuman, PCM Kotagede, PCM Mantrijeron, PCM Ngampilan, dan PCM Umbulharjo.
 - c) Kelas Cukup Mandiri beranggotakan : 0 PCM.
 - d) Kelas Kurang Mandiri beranggotakan: PCM Gondomanan, PCM Jetis, PCM Kraton, PCM Mergangsan, PCM Pakualaman, PCM Gedongtesngan, PCM Wirobrajan, dan PCM Tegalrejo.
2. Pola atau presentasi pengetahuan diimplementasikan dalam bentuk aturan produksi atau representasi procedural dengan hasil R1 untuk kelas super mandiri, R2 untuk kelas kurang mandiri, R3 untuk kelas cukup mandiri, dan kelas R4 untuk kelas Mandiri.

5.2. Saran

Beberapa saran yang dapat disampaikan pada penelitian ini untuk memperbaiki hasil adalah sebagai berikut:

1. Dapat menggunakan kombinasi algoritma yang lain untuk mendapatkan akurasi nilai yang tinggi
2. *Database* pada program dapat di ganti *database* yang lain karena algoritma *K-NN* membutuhkan *space record* yang tinggi jika data uji coba banyak.
3. Visualisasi dapat menggunakan bantuan *google maps* untuk melihat langsung keadaan cabang atau ranting terdekat setelah data dimining karena dalam program belum dapat melihat letak geografis suatu cabang atau ranting hanya menunjukkan nama cabang atau ranting saja.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Amalia, Euis. (2015, 15 Juli). "Potensi Zakat Indonesia Capai Rp 100 Triliun". *Republika* [online]. Tersedia: <http://www.republika.co.id/berita/dunia-islam/wakaf/15/07/15/nrix95-potensi-zakat-indonesia-capai-rp-100-triliun>. [21 Agustus 2015].
- [2] Laporan Pusat Wilayah Muhammadiyah. (2015). Laporan Keuangan Kantor Pusat Yogyakarta: Lazismu DIY
- [3] Witten, I. H et al. 2011. *Data Mining Practical Learning Tools and Techniques. United States of America*: Morgan Kaufmann Publishers.
- [4] Han, Jiawei; Kamber, Micheline. 2006. *Data Mining: Concepts and Techniques*. San Fransisco: Morgan Kaufmann.
- [5] Ivandari, 2011. Peningkatan Performa Algoritma Klasifikasi K-Nearest Neighbour pada Data Berdimensi Tinggi. Website: <http://jurnal.stmik->



- wp.ac.id/files/disk1/1/icttech--ivandari-23-1-ivan.pdf [5 September 2015].
- [6] Santosa, B. 2007. *Data Mining : Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- [7] Nursalim, dkk., April 2014, "Klasifikasi Bidang Kerja Lulusan Menggunakan Algoritma k-Nearest Neighbor". *Jurnal Teknologi Informasi*. Volume 10 Nomor 1, ISSN 1414-9999.
- [8] Krisandi ,Nobertus, dkk., 2013, "Algoritma k-Nearest Neighbour Dalam Klasifikasi Data Hasil Produksi Kelapa Sawit Pada PT.Minimas Kec. Parindu". *Bimastar*. Volume 02, No. 1, hal.33-38.
- [9] Pandie, Emerensye S.Y., November 2012, *Implementasi Algoritma Data Mining K-Nearest Neighbor (K-NN) Dalam Pengambilan Keputusan Pengajuan Kredit*. Website: <https://core.ac.uk/download/pdf/11737304.pdf>. [05 Januari 2016].
- [10] Samuel, Yoseph, dkk., Juni 2014, "Implementasi Metode K-Nearest Neighbor dengan Decision Rule untuk Klasifikasi Subtopik Berita". *Jurnal Informatika*. Vol. 10 No. 1, hal: 1 – 15.