

FUZZY INFERENCE SYSTEM MAMDANI DALAM PREDIKSI PRODUKSI KAIN TENUN MENGGUNAKAN RULE BERDASARKAN RANDOM TREE

Tundo*¹, Shoffan Saifullah²

¹Universitas Putra Bangsa, Kebumen, ²Universitas Pembangunan Nasional Veteran Yogyakarta, Sleman
Email: lasna8mujahid@gmail.com, 2shoffans@upnyk.ac.id

*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 07 Oktober 2021, diterima untuk diterbitkan: 25 Mei 2022)

Abstrak

Kain tenun merupakan salah satu produk yang diminati oleh banyak orang. Hal ini menjadi pemicu produsen untuk meningkatkan pengelolannya. Salah satu usaha yang dilakukan adalah memprediksi produksi yang dapat dilakukan untuk mendapatkan jumlah optimal yang diperoleh, sehingga mendapatkan keuntungan yang besar. Dalam penelitian ini, untuk mendapatkan prediksi jumlah produksi kain tenun dilakukan dengan perhitungan komputerisasi menggunakan metode logika *fuzzy* Mamdani. Metode ini menggunakan konsep pohon keputusan *random tree* dalam membentuk *rule*. *Rule* yang dibuat berdasarkan pada kriteria dalam penentuan jumlah produksi kain tenun, diantaranya yaitu biaya produksi, permintaan, dan stok. Konsep pohon keputusan *random tree* dalam penelitian ini digunakan untuk membuat *rule* secara otomatis berdasarkan data yang tersedia. Pembentukan *rule* ini berdasarkan data-data kain tenun dan diimplementasikan dalam *random tree*, sehingga tidak perlu menggunakan pakar. Penelitian ini membuktikan bahwa prediksi yang dilakukan dapat membangun *rule* dengan nilai akurasi sebesar 100%. Hasil perbandingan prediksi dengan produksi sesungguhnya memiliki persentase *error* sebesar 3% dengan nilai kebenaran sebesar 97% (berdasarkan perhitungan *Average Forecasting Error Rate* (AFER)). Oleh karena itu ketika diimplementasikan dalam *fuzzy* Mamdani dapat menghasilkan prediksi produksi kain tenun yang optimal.

Kata kunci: *Fuzzy Inference System Mamdani, Logika fuzzy, Prediksi, Random tree, Rule.*

FUZZY INFERENCE SYSTEM MAMDANI IN PREDICTION OF WOVEN FABRIC PRODUCTION USING RULE BASED ON RANDOM TREE

Abstract

Woven fabric is a product that is in demand by many people. It triggers producers to improve their management. One of the efforts made is to predict the production that can be done to get the optimal amount obtained, to get a significant profit. In this study, to obtain a prediction of the amount of woven fabric production is done by computerized calculations using the Mamdani fuzzy logic method. This method uses the concept of a random tree decision tree in forming rules. The rules are made based on the criteria in determining the amount of woven fabric production, including production costs, demand, and stock. The concept of a random tree decision tree in this study automatically generates rules based on available data. This rule's formation is based on woven fabric data and is implemented in a random tree, so there is no need to use experts. This study shows that the predictions made can build rules with an accuracy value of 100%. The comparison of predictions with actual production has an error percentage of 3% with a truth value of 97% (based on the calculation of the Average Forecasting Error Rate (AFER)). When implemented in Fuzzy Mamdani, it can produce optimal woven fabric production predictions with predicted results less than the actual production.

Keywords: *Fuzzy Inference System Mamdani, Fuzzy Logic, Prediction, Rule, Random tree.*

1. PENDAHULUAN

Kain tenun banyak diminati oleh berbagai kalangan (Surya *et al.*, 2015); Saitakela and Elim, 2020). Kondisi ini memberikan banyak peluang untuk

produsen melakukan strategi untuk mengoptimalkan produksinya. Era industri 4.0 dalam penerapan teknologi dalam berbagai hal, ini dapat dilakukan untuk meningkatkan optimalisasi produksi kain tenun. Proses yang dilakukan salah satunya yaitu memprediksi jumlah produksi dari produsen.

Usaha yang dilakukan untuk prediksi salah satunya dilakukan menggunakan metode Logika Fuzzy. Logika Fuzzy adalah sebuah logika dengan nilai kesamaran (*fuzzyness*) dengan nilai salah atau benar (Sivagowry and Mohammed, 2015). Kosnep ini dikenalkan pertama kali oleh Lotfi Asker Zadeh tahun 1965 dalam teori himpunan *fuzzy* (Hidayati et al., 2013). Fuzzy yang tergolong dalam jenis *Fuzzy Inference System* (FIS) terdapat beberapa macam yaitu Tsukamoto, Mamdani, dan Sugeno. Dalam penelitian ini, FIS Mamdani diimplementasikan dengan *rule* yang dibangun menggunakan *random tree*. FIS Mamdani memiliki struktur sederhana, sangat fleksibel, dan toleransi berdasarkan data yang digunakan (Tseng, Konada and Kwon, 2016).

Penerapan *Fuzzy Inference System* dalam prediksi produksi minyak kelapa sawit (Tundo and 'Uyun, 2020) dapat dilakukan dengan metode Tsukamoto. *Rule* yang digunakan berdasarkan hasil dari pohon keputusan J48 dan REPTree dengan kriteria: banyak, permintaan, dan persediaan dari kelapa sawit. Pohon keputusan tersebut menunjukkan nilai dengan hasil yang mendekati produksi sebenarnya. Akan tetapi, akurasi klasifikasi menghasilkan lebih rendah dibandingkan J48. Selain itu, penerapan *Fuzzy Inference System* dapat memprediksi produksi kain tenun berdasarkan konsep Tsukamoto dan Sugeno (Tundo, Akbar and Sela, 2020). Pohon keputusan J48 memiliki *rule* dengan kriteria biaya produksi, permintaan, dan stok. Pohon keputusan FIS Tsukamoto menghasilkan nilai yang mendekati hasil produksi sebenarnya. Namun, aturan detail dalam *Fuzzy Inference System* Sugeno dan aturan kombinasinya tidak jelas.

Prediksi lain juga dilakukan dengan *Fuzzy Inference System* Mamdani dalam memprediksi jumlah produksi *palm oil* (Maibang and Husein, 2019). *Rule* yang dibangun adalah secara otomatis dengan kriteria diantaranya yaitu penerimaan, persediaan, dan permintaan. Akurasi yang dihasilkan masih variatif dengan nilai terendah adalah 16.14% dan tertinggi adalah 73.41%. Sehingga perlu ditingkatkan aturannya, sehingga range nilai akurasi yang dihasilkan seragam/tidak terlalu jauh nilainya. *Fuzzy Inference System* Mamdani juga mampu memprediksi jumlah barang produksi dengan *rule* berdasarkan 2 kriteria (permintaan dan persediaan) (Djunaidi, 2005). Hasil prediksi jumlah produksi barang mendekati produksi sesungguhnya.

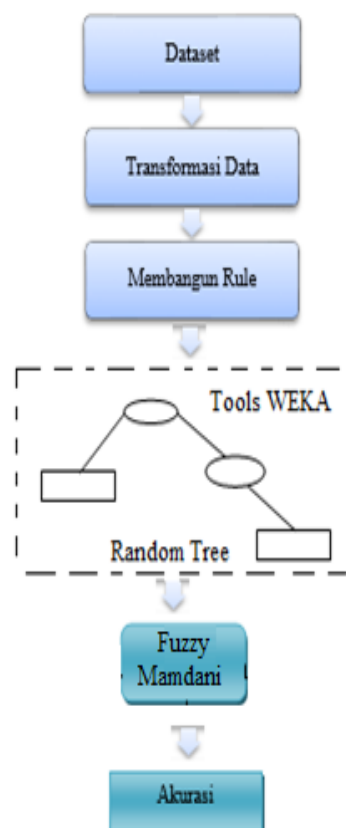
Selain itu, *Fuzzy ID3* dapat digunakan dalam prediksi *customer churn* (Herawati, Mukhlash and Wibowo, 2016). Kriteria yang mempengaruhi diantaranya adalah lama penggunaan (bulan), total panggilan, total panggilan (menit), panggilan *customer service*, dan jumlah telepon. Hasil eksperimen yang dilakukan memiliki akurasi terbaik sebesar 87%. Varian fuzzy lain yaitu *time invariant fuzzy time series* yang digunakan dalam meramalkan jumlah kunjungan wisatawan di kota batu (Elfajar, Setiawan and Dewi, 2017). Peramalan dilakukan

menggunakan rata-rata dalam *fuzzy set* dan perhitungan error dengan *Average Forecasting Error Rate* (AFER), dengan hasil terbaiknya adalah 0,0056% berdasarkan data latih sebanyak 60. Namun, belum ada detail hasil yang disampaikan, sehingga perlu dijelaskan agar dapat terlihat dan terkonfirmasi.

Pemodelan dalam penelitian ini dilakukan agar dapat mempercepat pembuatan *rule* tanpa adanya ikut campur pakar. Hasil pemodelan menghasilkan *rule* yang akurat dan dibandingkan dengan hasil sebenarnya. Selain itu pengecekan kinerja FIS Mamdani untuk prediksi jumlah produksi kain tenun berdasarkan *rule* dari pohon keputusan *random tree*. Penelitian ini juga membantu dalam memperkirakan prediksi produksi kain tenun yang dapat memperkirakan keuntungan atau kerugian yang akan terjadi.

2. METODE PENELITIAN

Metode utama yang digunakan dalam penelitian ini diantaranya yaitu FIS Mamdani dan *random tree*. Adapun keakurasian yang digunakan untuk mengecek error dibuktikan dengan *Average Forecasting Error Rate* (AFER). Secara detail, proses prediksi ditunjukkan seperti Gambar 1.



Gambar 1. Alur Proses Prediksi dengan FIS Mamdani dan *Random Tree*

A. Dataset

Dataset dalam penelitian ini berasal dari Mlaki Wanarejan Utara Pematang. Data diperoleh dari wawancara langsung pemilik produksi kain tenun yaitu Ibu Nyai Diana. Dataset yang diperoleh dapat

dilihat pada Tabel 1, yang memiliki kolom biaya produksi, permintaan, stok serta jumlah produksi.

Data tersebut diproses dengan pohon keputusan untuk mendapatkan rule yang diimplementasikan dalam metode FIS Mamdani. Proses pembuatan *rule* dapat dilakukan dengan menggunakan *tools* WEKA (Elekar and Waghmare, 2014). Rule yang diperoleh secara otomatis dihasilkan berdasarkan perhitungan *Random tree* (Hamoud, Hashim and Awadh, 2018). Selain itu, *random tree* masih jarang diimplementasikan dalam proses pembuatan *rule* otomatis karena kinerjanya diproses secara acak (Alaoui, Farhaoui and Aksasse, 2018). Rule tersebut diperoleh berdasarkan sekumpulan pohon dengan fitur acak pada simpul-simpulnya (Mishra dan Ratha, 2016).

Tabel 1. Dataset

Bulan	Tahun	Biaya produksi	Permi ntaan	Stok	Jumlah Produksi
09	2017	Rp 1.500.000	100	15	120
10	2017	Rp 1.200.000	110	12	128
11	2017	Rp 1.000.000	200	50	205
12	2017	Rp 1.100.000	300	75	305
01	2018	Rp 1.600.000	400	10	410
02	2018	Rp 1.000.000	50	5	106
03	2018	Rp 900.000	230	12	280
04	2018	Rp 1.400.000	124	100	180
05	2018	Rp 900.000	450	100	465
06	2018	Rp 1.100.000	105	98	250
07	2018	Rp 1.600.000	290	230	100
08	2018	Rp 1.000.000	50	10	100
09	2018	Rp 900.000	50	15	80
10	2018	Rp 1.400.000	75	34	116
11	2018	Rp 900.000	120	100	122
12	2018	Rp 1.200.000	126	59	160
01	2019	Rp 7.890.400	220	33	224
02	2019	Rp 8.806.250	245	24	250
03	2019	Rp 14.547.925	409	65	413
04	2019	Rp 10.497.050	292	22	298
05	2019	Rp 7.608.600	211	32	216
06	2019	Rp 12.082.175	340	58	343
07	2019	Rp 7.925.625	215	27	225
08	2019	Rp 16.344.400	485	64	464
09	2019	Rp 16.600.000	450	40	472
10	2019	Rp 8.806.250	245	38	250
11	2019	Rp 8.665.350	243	26	246
12	2019	Rp 8.348.325	300	30	237
01	2020	Rp 10.664.000	242	37	248
02	2020	Rp 12.900.000	276	44	300
03	2020	Rp 6.000.000	320	60	?
04	2020	Rp 11.592.000	417	73	?
05	2020	Rp 10.860.000	408	69	?
06	2020	Rp 14.090.000	446	95	?
07	2020	Rp 9.320.000	320	90	?

Tabel 1 merupakan tabel jumlah produksi dengan jumlah produksi pada bulan Maret sampai Juli tahun 2020 belum diketahui, sehingga data sebelumnya tersebut digunakan sebagai data uji.

B. Transformasi Data Berdasarkan Dataset

Dataset pada Tabel 1 perlu dilakukan proses transformasi data. Transformasi ini digunakan untuk membuat *rule* dengan pohon keputusan *random tree*. Prosesnya dihitung dengan *tools* WEKA yang memiliki kriteria jumlah produksi sebagai himpunan

fuzzy (Mujahid and Sela, 2019) yang terdiri dari banyak dan sedikit.

Tabel 2. Transformasi Data

Biaya produksi	Permintaan	Stok	Jumlah Produksi
Rp 1.500.000	100	15	Sedikit
Rp 1.200.000	110	12	Sedikit
Rp 1.000.000	200	50	Sedikit
Rp 1.100.000	300	75	Banyak
Rp 1.600.000	400	10	Banyak
Rp 1.000.000	50	5	Sedikit
Rp 900.000	230	12	Banyak
Rp 1.400.000	124	100	Sedikit
Rp 900.000	450	100	Banyak
Rp 1.100.000	105	98	Sedikit
Rp 1.600.000	290	230	Sedikit
Rp 1.000.000	50	10	Sedikit
Rp 900.000	50	15	Sedikit
Rp 1.400.000	75	34	Sedikit
Rp 900.000	120	100	Banyak
Rp 1.200.000	126	59	Sedikit
Rp 7.890.400	220	33	Sedikit
Rp 8.806.250	245	24	Sedikit
Rp 14.547.925	409	65	Banyak
Rp 10.497.050	292	22	Banyak
Rp 7.608.600	211	32	Sedikit
Rp 12.082.175	340	58	Banyak
Rp 7.925.625	215	27	Sedikit
Rp 16.344.400	485	64	Banyak
Rp 16.600.000	450	40	Banyak
Rp 8.806.250	245	38	Sedikit
Rp 8.665.350	243	26	Sedikit
Rp 8.348.325	300	30	Sedikit
Rp 10.664.000	242	37	Sedikit
Rp 12.900.000	276	44	Banyak

Hasil transformasi data tersebut (Tabel 1) ditunjukkan seperti pada Tabel 2, yang hasilnya berdasarkan perhitungan *tools* WEKA dengan pohon keputusan. Kriteria “Sedikit” dan “Banyak” dilakukan secara acak oleh *tools* tersebut bukan berdasar penetapan *range*.

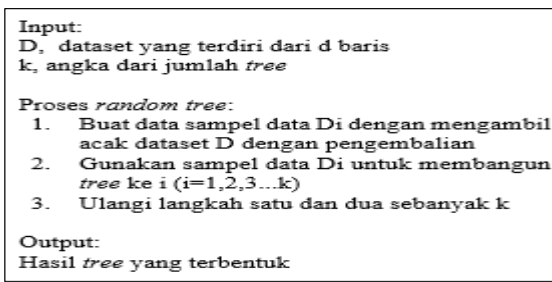
C. Membangun Rule dengan WEKA

Rule berdasarkan *tools* WEKA dilakukan berdasarkan konsep *decision random tree*. Pembuatan dilakukan dengan langkah awal yaitu *menggenerate* data biaya produksi, permintaan, stok, dan jumlah produksi. Proses tersebut menghasilkan konstruksi pohon keputusan dan terbentuk aturan klasifikasi (Tundo, 2020).

Random tree bisa dikatakan pula metode *ensemble* yang digunakan untuk meningkatkan akurasi metode klasifikasi dengan secara acak (Han, 2012). *Random tree* dibagi menjadi dua bagian, yaitu pembuatan “n” *tree* untuk membentuk pohon acak (*random*) dan prediksi (Han, 2012). Berikut penggambaran dari algoritma *random tree* dalam membentuk pohon keputusan seperti pada Gambar 2.

D. FIS Mamdani

Metode FIS Mamdani disebut juga metode Max-Min (Donda, Montolalu and Rindengan, 2018), yang dikenalkan tahun 1975 oleh Ebrahim Mamdani (Tuan *et al.*, 2020). Adapun pada metode ini terdapat 4 tahapan proses untuk mendapatkan *output*, yaitu:

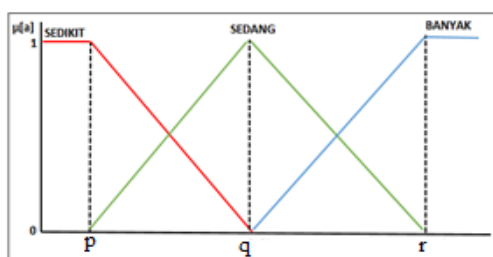


Gambar 2. Algoritma random tree

1. Pembentukan himpunan fuzzy
 Proses ini memerlukan model aturan yang digunakan (Saifullah, 2019), seperti domain, banyaknya himpunan fuzzy, dan representasi fungsi keanggotaan. Penelitian ini mengimpelentasikannya seperti pada Tabel 3, yang terdapat aturan, kriteria dalam himpunan fuzzy, dan representasi fungsi keanggotaan seperti Gambar 3.

Tabel 3. Model Aturan Himpunan Fuzzy

Parameter	Kriteria	Himpunan Fuzzy	Domain
Input	Biaya produksi	Sedikit	Rp 9.000.000 – Rp 12.800.000
		Sedang	Rp 9.000.000 – Rp 16.600.000
		Banyak	Rp 12.800.000 – Rp 16.600.000
	Permintaan	Sedikit	50 – 267,5
		Sedang	50 - 485
		Banyak	267,5 - 485
Stok	Sedikit	5 – 117,5	
	Sedang	5 - 230	
	Banyak	117,5 - 230	
Output	Jumlah Produksi	Sedikit	80 – 276
		Sedang	80 – 472
		Banyak	276 – 472



Gambar 3. Fungsi Keanggotaan

$$\mu_{[p]}(x) \begin{cases} 0 & x \geq q \\ \frac{q-x}{q-p} & p \leq x \leq q \\ 1 & x \leq p \end{cases} \quad (1)$$

$$\mu_{[q]}(x) \begin{cases} 0, & x \leq p \text{ atau } x \geq r \\ \frac{x-p}{q-p} & p \leq x < q \\ \frac{r-x}{r-q} & q < x \leq r \\ 1 & x = q \end{cases} \quad (2)$$

$$\mu_{[r]}(x) \begin{cases} 0 & x \leq q \\ \frac{x-r}{r-q} & q \leq x \leq r \\ 1 & x \geq r \end{cases} \quad (3)$$

2. Aplikasi Fungsi Implikasi
 FIS Mamdani menggunakan fungsi implikasi Min (Batubara, 2017). Bentuk fungsi ini adalah *if.....then.....* dan menggunakan operasi AND.

$$\mu_{A \cap B} = \min(\mu_A[x], \mu_B[y]) \quad (4)$$

dengan:

$\mu_A[x]$ = nilai derajat keanggotaan solusi fuzzy sampai aturan ke-i;

$\mu_B[y]$ = nilai derajat keanggotaan konsekuen fuzzy aturan ke-i;

3. Komposisi Aturan
 Komposisi aturan dalam penelitian ini adalah metode Max (*Maximum*). Solusi himpunan fuzzy diperoleh dengan cara mengambil nilai maksimum aturan, kemudian menggunakannya untuk memodifikasi daerah fuzzy (Maibang and Husein, 2019), dan mengaplikasikannya ke *output* dengan menggunakan operator OR (Fathimah, 2017). Jika semua proposisi telah dievaluasi, maka *outputnya* berisi suatu himpunan fuzzy yang merefleksikan kontribusi dari tiap-tiap proposisi (Nurhayati and Immanudin, 2019). Secara umum dapat dituliskan:

$$\mu_{sf}[xi] \leftarrow \max(\mu_{sf}[xi], \mu_{kf}[xi]) \quad (5)$$

dengan:

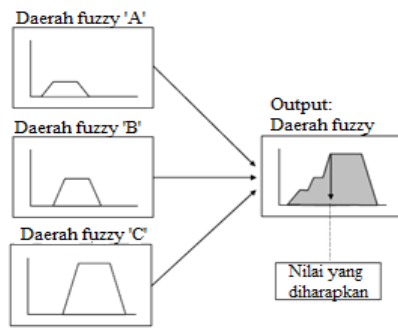
$\mu_{sf}[xi]$ = nilai keanggotaan solusi fuzzy sampai aturan ke-i;

$\mu_{kf}[xi]$ = nilai keanggotaan konsekuen fuzzy aturan ke-i;

4. Penegasan (*Defuzzy*)
 Himpunan fuzzy hasil komposisi aturan-aturannya menjadi input dalam proses defuzzifikasi (Kartika, Sovia and Sandawa, 2018). Outputnya adalah suatu bilangan pada domain himpunan fuzzy tersebut. Jika diberikan suatu himpunan fuzzy dalam *range* tertentu, maka harus dapat diambil suatu nilai *crisp* tertentu sebagai *output* seperti terlihat pada Gambar 4.

Metode defuzzifikasi menggunakan metode *centroid (composite moment)*, dimana solusi *crisp* diperoleh dengan cara mengambil titik pusat (z^*) daerah fuzzy. Secara umum dirumuskan:

$$z^* = \frac{\int_z^n z \mu(z) dz}{\int_z^n \mu(z) dz} \quad (6)$$



Gambar 4. Contoh Output Daerah Fuzzy

E. Akurasi

Akurasi merupakan proses yang digunakan untuk mengecek tingkat keberhasilan metode. Dalam metode ini perhitungan akurasi menggunakan metode *Average Forecasting Error Rate* (AFER) dengan rumus:

$$AFER = \frac{\sum(|A_i - F_i|)}{n} \times 100 \% \quad (7)$$

Dimana A_i adalah data sesungguhnya pada data dan F_i adalah nilai hasil prediksi untuk data ke- i . Adapun n adalah banyaknya data (Tuan *et al.*, 2020).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi WEKA Membuat Rule Random Tree

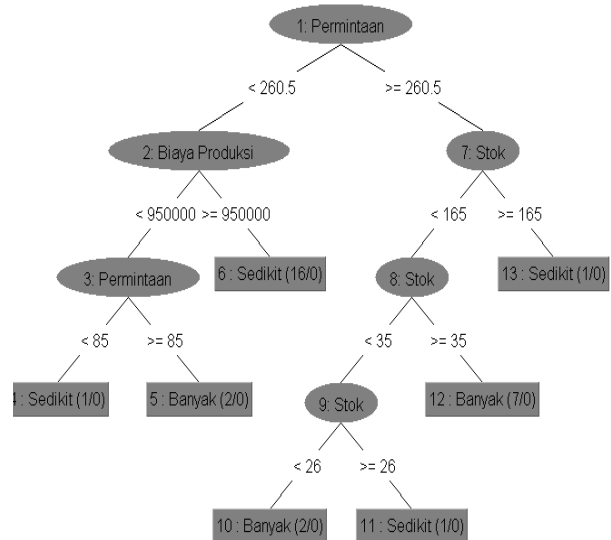
Pembuatan rule untuk membangun pohon keputusan *random tree* dengan menggunakan implementasi WEKA. Hasil yang diperoleh terlihat pada Gambar 5.

Dari Gambar 5 menunjukkan bahwa aturan dari *random tree* memiliki batasan data sebagai berikut:

- Permintaan:** Banyak: ≥ 261 **Stok:** Banyak: ≥ 165
- Sedang: $85 - 260$ Sedang: $164 - 26$
- Sedikit: < 85 Sedikit: < 26
- Biaya Produksi:** Banyak: \geq Rp 9.500.000
- Sedikit: $<$ Rp 9.500.000

Berdasarkan batasan data di atas dan Gambar 3, sehingga didapatkan *rule-rule* terlihat pada Tabel 4. Rule yang diperoleh sebanyak tujuh rule dan digunakan dalam penelitian ini.

Hasil dari Tabel 4, secara detail memiliki tingkat keakurasian yang optimal, baik dalam pohon keputusan random tree, klasifikasi, dan perhitungan confusion matrix (Tundo and Sela, 2018). Hasil tersebut ditunjukkan seperti pada Gambar 6.



Gambar 5. Pohon Keputusan Random Tree

Tabel 4. Rule Dalam Prediksi Jumlah Produksi

Rule	Kondisi
R1	IF Permintaan Sedikit THEN Jumlah Produksi Sedikit
R2	IF Permintaan Sedang AND Biaya Produksi Sedikit THEN Jumlah Produksi Banyak
R3	IF Permintaan Sedang AND Biaya Produksi Banyak THEN Jumlah Produksi Sedikit
R4	IF Permintaan Banyak AND Stok Sedikit THEN Jumlah Produksi Banyak
R5	IF Permintaan Banyak AND Stok Sedang THEN Jumlah Produksi Sedikit
R6	IF Permintaan Banyak AND Stok Sedang THEN Jumlah Produksi Banyak
R7	IF Permintaan Banyak AND Stok Banyak THEN Jumlah Produksi Sedikit

```

=== Evaluation on training set ===
=== Summary ===
Correctly Classified Instances  30    100 %
Incorrectly Classified Instances  0     0 %
Kappa statistic                1
Mean absolute error            0
Root mean squared error        0
Relative absolute error         0 %
Root relative squared error     0 %
Total Number of Instances      30

=== Detailed Accuracy By Class ===
TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  ROC Area  Class
1        0         1          1         1          1         Sedikit
1        0         1          1         1          1         Banyak

=== Confusion Matrix ===
 a  b  <-- classified as
19  0  | a = Sedikit
 0  11 | b = Banyak
    
```

Gambar 6. Classifier output

Gambar 6 merupakan Classifier Output yang dilakukan dengan tools WEKA. Keberhasilan dalam melakukan klasifikasi sebesar 100 % dan nilai confusion matrix yang sempurna dengan data 30.

3.2 Perhitungan Fuzzy Inference System Mamdani

Berikut contoh perhitungan prediksi jumlah produksi manual dengan menggunakan *Fuzzy Inference System Mamdani* berdasarkan pada data uji, dimana yang akan dijadikan contoh perhitungan manualnya yaitu, pada bulan Maret 2020, dengan besarnya biaya produksi sebesar Rp 6.000.000, permintaan sebesar 320, dan stok yang ada sebanyak 60.

Langkah 1:

Menentukan kriteria variabel yang terkait untuk proses fuzzifikasi.

Biaya produksi (x), terdiri atas 3 himpunan *fuzzy*, yaitu SEDIKIT, SEDANG, dan BANYAK (Mustika Sari, Ginardi and Fatichah, 2017).

- a. Berdasarkan dari Tabel 3, maka fungsi keanggotaan biaya produksi dirumuskan sebagai berikut:

$$\mu_{biayaprod-sedikit}[x]:$$

$$\begin{cases} 0, & x \geq 12.800.000 \\ \frac{12.800.000 - x}{3.800.000}, & 9.000.000 \leq x \leq 12.800.000 \\ 1, & x \leq 9.000.000 \end{cases}$$

$$\mu_{biayaprod-sedang}[x]:$$

$$\begin{cases} 0, & x \leq 9.000.000 \text{ atau } x \geq 16.600.000 \\ \frac{x - 9.000.000}{3.800.000}, & 9.000.000 \leq x < 12.800.000 \\ \frac{16.600.000 - x}{3.800.000}, & 12.800.000 < x \leq 16.600.000 \\ 1, & x = 12.800.000 \end{cases}$$

$$\mu_{biayaprod-banyak}[x]:$$

$$\begin{cases} 0 & x \leq 12.800.000 \\ \frac{x - 12.800.000}{3.800.000}, & 12.800.000 \leq x \leq 16.600.000 \\ 1 & x \geq 16.600.000 \end{cases}$$

- b. Permintaan (y), terdiri atas 3 himpunan *fuzzy*, yaitu SEDIKIT, SEDANG, dan BANYAK. Berdasarkan dari Tabel 3, maka fungsi keanggotaan permintaan dirumuskan sebagai berikut:

$$\mu_{permintaan-sedikit}[y]:$$

$$\begin{cases} 0, & y \geq 267,5 \\ \frac{267,5 - y}{217,5}, & 50 \leq y \leq 267,5 \\ 1, & y \leq 50 \end{cases}$$

$$\mu_{permintaan-sedang}[y]:$$

$$\begin{cases} 0, & y \leq 50 \text{ atau } y \geq 485 \\ \frac{y - 50}{217,5}, & 50 \leq y < 267,5 \\ \frac{485 - y}{217,5}, & 267,5 < y \leq 485 \\ 1, & y = 267,5 \end{cases}$$

$$\mu_{permintaan-banyak}[y]:$$

$$\begin{cases} 0 & y \leq 267,5 \\ \frac{y - 267,5}{217,5}, & 267,5 \leq y \leq 485 \\ 1 & y \geq 485 \end{cases}$$

- c. Stok (w), terdiri atas 3 himpunan *fuzzy*, yaitu SEDIKIT, SEDANG, dan BANYAK. Berdasarkan dari Tabel 3, maka fungsi keanggotaan stok dirumuskan sebagai berikut:

$$\mu_{stok-sedikit}[w]:$$

$$\begin{cases} 0, & w \geq 117,5 \\ \frac{117,5 - w}{112,5}, & 5 \leq w \leq 117,5 \\ 1, & w \leq 5 \end{cases}$$

$$\mu_{stok-sedang}[x]:$$

$$\begin{cases} 0, & w \leq 5 \text{ atau } w \geq 230 \\ \frac{w - 5}{112,5}, & 5 \leq w < 117,5 \\ \frac{230 - w}{112,5}, & 117,5 < w \leq 230 \\ 1, & w = 117,5 \end{cases}$$

$$\mu_{stok-banyak}[x]:$$

$$\begin{cases} 0 & w \leq 117,5 \\ \frac{w - 117,5}{112,5}, & 117,5 \leq w \leq 230 \\ 1 & w \geq 230 \end{cases}$$

- d. Jumlah produksi (z), terdiri atas 3 himpunan *fuzzy*, yaitu SEDIKIT, SEDANG, dan BANYAK. Berdasarkan dari Tabel 3, maka fungsi keanggotaan jumlah produksi dirumuskan sebagai berikut:

$$\mu_{jumlahprod-sedikit}[z]:$$

$$\begin{cases} 0, & z \geq 276 \\ \frac{276 - z}{196}, & 80 \leq z \leq 276 \\ 1, & z \leq 80 \end{cases}$$

$$\mu_{jumlahprod-sedang}[z]:$$

$$\begin{cases} 0, & z \leq 80 \text{ atau } z \geq 472 \\ \frac{z - 80}{196}, & 80 \leq z < 276 \\ \frac{472 - z}{196}, & 276 < z \leq 472 \\ 1, & z = 276 \end{cases}$$

$$\mu_{jumlahprod-banyak}[z]:$$

$$\begin{cases} 0 & z \leq 276 \\ \frac{z-276}{196} & 276 \leq z \leq 472 \\ 1 & z \geq 472 \end{cases}$$

Jika diketahui besarnya biaya produksi sebesar Rp 6.000.000, permintaan sebesar 320, dan stok yang ada sebanyak 60, maka:

$$\begin{aligned} \mu_{biayaprod-sedikit}[6000000] &= 1 \\ \mu_{biayaprod-sedang}[6000000] &= 0 \\ \mu_{biayaprod-banyak}[6000000] &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mu_{permintaan-sedikit}[320] &= 0 \\ \mu_{permintaan-sedang}[320] &= \frac{485-320}{217,5} = 0,7586 \\ \mu_{permintaan-banyak}[320] &= \frac{320-267,5}{217,5} = 0,2414 \end{aligned}$$

$$\mu_{stok-sedikit}[60] = \frac{117,5-60}{112,5} = 0,5111$$

$$\mu_{stok-sedang}[60] = \frac{60-5}{112,5} = 0,4889$$

$$\mu_{stok-banyak}[60] = 0$$

Langkah 2:

Aplikasi fungsi implikasi menggunakan fungsi MIN, pada setiap aturannya:

R1: IF Permintaan Sedikit THEN Jumlah Produksi Sedikit

$$\begin{aligned} \alpha_{-predikat1} &= \mu_{permintaan-sedikit} \\ &= (\mu_{permintaan-sedikit}[320]) \\ &= 0 \end{aligned}$$

R2: IF Permintaan Sedang AND Biaya Produksi Sedikit THEN Jumlah Produksi Banyak

$$\alpha_{-pred2} = \mu_{permintaan-sedng} \cap \mu_{biayaprod-sedikit} = \min(0,7586; 1) = 0,7586$$

R3: IF Permintaan Sedang AND Biaya Produksi Banyak THEN Jumlah Produksi Sedikit

$$\alpha_{-pred3} = \mu_{permintaan-sedng} \cap \mu_{biayaprod-banyak} = \min(0,7586; 0) = 0$$

R4: IF Permintaan Banyak AND Stok Sedikit THEN Jumlah Produksi Banyak

$$\alpha_{-pred4} = \mu_{permintaan-banyak} \cap \mu_{stok-sedikit} = \min(0,2414; 0,5111) = 0,2414$$

R5: IF Permintaan Banyak AND Stok Sedang THEN Jumlah Produksi Sedikit

$$\alpha_{-pred5} = \mu_{permintaan-banyak} \cap \mu_{stok-sedang} = \min(0,2414; 0,4889) = 0,2414$$

R6: IF Permintaan Banyak AND Stok Sedang THEN Jumlah Produksi Banyak

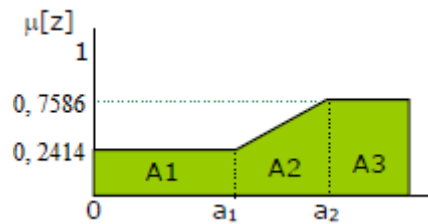
$$\alpha_{-pred6} = \mu_{permintaan-banyak} \cap \mu_{stok-sedang} = \min(0,2414; 0,4889) = 0,2414$$

R7: IF Permintaan Banyak AND Stok Banyak THEN Jumlah Produksi Sedikit

$$\begin{aligned} \alpha_{-pred7} &= \mu_{permintaan-banyak} \cap \mu_{stok-banyak} \\ &= \min(0,2414; 0) = 0 \end{aligned}$$

Langkah 3:

Komposisi antar aturan, dilakukan dari hasil aplikasi fungsi implikasi dari tiap aturan, digunakan metode MAX untuk melakukan komposisi antar semua aturan. Hasilnya seperti pada Gambar 7.



Gambar 7. Daerah Hasil Komposisi

Pada Gambar 7, daerah hasil komposisi terbagi menjadi 3 bagian, yaitu A1, A2, dan A3. Agar dapat menemukan fungsi keanggotaan dari daerah hasil komposisi, maka perlu dicari nilai a_1 dan a_2 .

$$\frac{a_1-276}{196} = 0,2414$$

$$a_1 - 276 = 47,3144$$

$$a_1 = 47,3144 + 276 = 323,3144 \approx 323$$

$$\frac{a_2-276}{196} = 0,7586$$

$$a_2 - 276 = 148,6856$$

$$a_2 = 148,6856 + 276 = 424,6856 \approx 425$$

Sehingga fungsi keanggotaan untuk hasil komposisinya adalah:

$$\mu_{[z]} = \begin{cases} 0,2414 & z \leq 323 \\ \frac{z-276}{196} & 323 \leq z \leq 425 \\ 0,7586 & z \geq 425 \end{cases}$$

Langkah 4:

Melakukan defuzzifikasi dengan menggunakan metode *centroid (composite moment)*, tetapi perlu mencari nilai momen untuk setiap daerah pada A1, A2, dan A3.

$$\begin{aligned} M_1 &= \int_0^{323} (0,2414)z \, dz \\ &= 0,1207 z^2 \Big|_0^{323} = 12.592,51 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} M_2 &= \int_{323}^{425} \left(\frac{z-276}{196}\right) z \, dz \\ &= (0,005102 z^2 - 1,408163 z) dz \\ &= 0,00170067 z^3 - 0,7040815 z^2 \Big|_{323}^{425} \\ &= 19.525,194 \end{aligned}$$

$$M_3 = \int_{425}^{472} (0,7586)z \, dz$$

$$= 0,2556 z^2 \left| \frac{472}{425} \right| = 15.991,345$$

Selanjutnya menghitung luas setiap daerah:

$$A1 = 323 * 0,2414 = 77,9722$$

$$A2 = (0,2414 + 0,7586) * (425 - 323) / 2 = 51$$

$$A3 = (472 - 425) * 0,7586 = 35,6542$$

Jadi titik pusat dapat diperoleh dari:

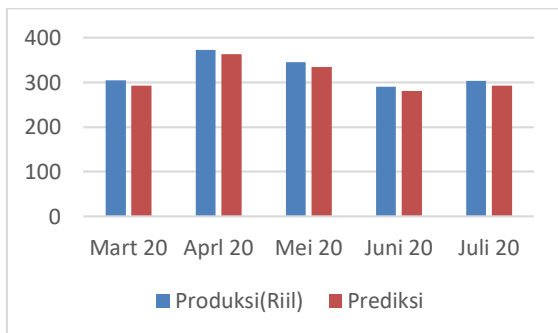
$$Z = \frac{12.592,51 + 19.525,194 + 15.991,345}{77,9722 + 51 + 35,6542}$$

$$= \frac{48.109,049}{164,6264} \approx 293$$

Setelah keseluruhan dari data uji pada bulan Maret sampai dengan Juli 2020 dihitung, maka dihasilkan prediksi produksi kain tenun yang terlihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Prediksi Data Uji

Biaya produksi	Permintaan	Stok	Prediksi	Produksi
Rp 6.000.000	320	60	293	293
Rp 11.592.000	417	73	364	364
Rp 10.860.000	408	69	335	335
Rp 14.090.000	446	95	281	281
Rp 9.320.000	320	90	293	293



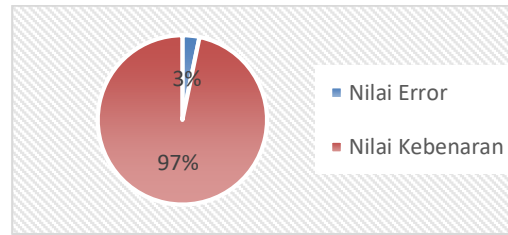
Gambar 8. Perbandingan Hasil Prediksi

Hasil prediksi dibandingkan secara langsung dengan produksi sesungguhnya, secara detail terlihat pada Gambar 8. Hasil produksi riil ditunjukkan dengan diagram batang warna biru, sedangkan prediksi ditunjukkan dengan warna merah. Prediksi memiliki nilai kurang dan mendekati nilai riilnya.

3.3 Analisis Hasil Perbandingan

Hasil perbandingan prediksi (Tabel 5) diuji menggunakan metode *Average Forecasting Error Rate* (AFER). Nilai yang diperoleh memiliki nilai error dan kebenaran seperti Gambar 9.

Berdasarkan Gambar 9, warna biru merepresentasikan nilai *error* dengan persentase sebesar 3%, sedangkan warna merah merepresentasikan nilai kebenaran dengan persentase sebesar 97%.



Gambar 9. Nilai Akurasi Prediksi

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kinerja *Fuzzy Inference System* Mamdani dengan *rule* berdasarkan pohon keputusan *random tree* mampu memprediksi produksi kain tenun di Mlaki Wanarejan Utara Pematang. Selain itu, *rule* yang dibangun memiliki persentase keakurasian sebesar 100%. Adapun hasil perbandingan prediksi dan sesungguhnya dari produksi kain tenun pada bulan Maret sampai dengan Juli tahun 2020 dengan metode *Average Forecasting Error Rate* (AFER) memiliki persentase *error* sebesar 3% dengan nilai kebenaran 97%. Semua hasil prediksi tidak ada yang melebihi dari produksi sesungguhnya, sehingga dapat dikatakan bahwa metode *Fuzzy Inference System* Mamdani adalah metode yang optimum dalam memberikan perkiraan prediksi. Dikatakan optimum karena semua prediksi mendekati dari produksi sesungguhnya dan semua kebutuhan permintaan pelanggan terpenuhi, baik dihasilkan oleh prediksi produksi itu sendiri atau hasil prediksi dijumlahkan dengan data stok. Penelitian ini menghasilkan prediksi produksi yang dijumlahkan dengan data stok memenuhi permintaan pelanggan.

DAFTAR PUSTAKA

- ALAOUI, S. S., FARHAOU, Y. and AKSASSE, B. 2018. Classification Algorithms in Data Mining : A Survey. *IJSRCSEIT*, 3(1), pp. 349–355.
- BATUBARA, S. 2017. Analisis Perbandingan Metode Fuzzy Mamdani Dan Fuzzy Sugeno Untuk Penentuan Kualitas Cor Beton Instan. *It Journal Research and Development*, 2(1), pp. 1–11. doi: 10.25299/itjrd.2017.vol2(1).644.
- DJUNAIDI, M. 2005. Penentuan Jumlah Produksi Dengan. *Jurnal Ilmiah Teknik Insudtri*, 4(2), pp. 95–104.
- DONDA, T. B., MONTOLALU, C. & RINDENGAN, A. J. 2018. Prediksi Jumlah Produksi Mebel Pada CV. Sinar Sukses Manado Menggunakan Fuzzy Inference System. *d’CARTESIAN*, 7(1), p. 35. doi: 10.35799/dc.7.1.2018.19552.
- ELEKAR, K. S. and WAGHMARE, M. M. 2014. Study of Tree Base Data Mining Algorithms for Network Intrusion Detection. *International Journal on Recent and*

- Innovation Trends in Computing and Communication*, 2(10), pp. 3253–3257.
- ELFAJAR, A. B., SETIAWAN, B. D. and DEWI, C. 2017. Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Kota Batu Menggunakan Metode Time Invariant Fuzzy Time Series. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, 1(2), pp. 85–94.
- FATHIMAH, S. 2017. Penentuan Jumlah Permintaan Obat Pada Kantor Kepolisian Resort Kota Menggunakan Logika Fuzzy Mamdani. *JUTISI Vol. 6, No. 3*, 6(3), pp. 1629–1638.
- HAMOUD, A. K., HASHIM, A. S. & AWADH, W. A. 2018. Predicting Student Performance in Higher Education Institutions Using Decision Tree Analysis. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 5(2), p. 26. doi: 10.9781/ijimai.2018.02.004.
- HERAWATI, M., MUKHLASH, I. & WIBOWO, I. L. 2016. Prediksi Customer Churn Menggunakan Algoritma Fuzzy Iterative Dichotomiser 3. *J.Math.and Its Appl*, 13(1), pp. 23–36.
- HIDAYATI, J., SUKARDI, SURYANI, A. & SUGIHARTO. 2013. Optimization of Business Partners Feasibility for Oil Palm Revitalization Using Fuzzy Approach. *International Journal on Advanced Science Engineering Information Technology*, 3(2), pp. 29–35.
- KARTIKA, D., SOVIA, R. & SANDAWA, H. M. 2018. Penerapan Metode Fuzzy Mamdani Untuk Memprediksi Angka Penjualan Token Berdasarkan Persediaan Dan Jumlah. *Jurnal KomTekInfo*, 5(1), pp. 81–95.
- MAIBANG, C. P. P. & HUSEIN, A. M. (2019) ‘Prediksi Jumlah Produksi Palm Oil Menggunakan Fuzzy Inference System Mamdani. *Jurnal Teknologi dan Ilmu Komputer Prima (JUTIKOMP)*, 2(2), p. 19. doi: 10.34012/jutikomp.v2i2.528.
- MUJAHID, T. A. & SELA, E. I. 2019. Analisis Perbandingan Rule Pakar dan Decision Tree J48 Dalam Menentukan Jumlah Produksi Kain Tenun Menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 6(5), pp. 501–505.
- MUSTIKA SARI, S. D. P., GINARDI, H. & FATICHAH, C. 2017. Penentuan Harga dengan Menggunakan Sistem Inferensi Fuzzy Tsukamoto Pada Rancang Bangun Aplikasi ‘Finding-Tutor. *Jurnal Teknik ITS*, 6(2). doi: 10.12962/j23373539.v6i2.24123.
- NURHAYATI, S. & IMMANUDIN, I. 2019. Penerapan Logika Fuzzy Mamdani Untuk Prediksi Pengadaan Peralatan Rumah Tangga Rumah Sakit. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 8(2), pp. 81–87. doi: 10.34010/komputika.v8i2.2254.
- SAIFULLAH, S. 2019. Fuzzy-AHP approach using Normalized Decision Matrix on Tourism Trend Ranking based-on Social Media. *Jurnal Informatika*, 13(2), pp. 16–23. doi: 10.26555/jifo.v13i2.a15268.
- SAITAKELA, M. & ELIM, W. A. 2020. Penerapan Customer Relationship Managemen Crm) Pada Toko Souvenir Mitra Agung Utama. *Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi (JUKANTI)*, 3(1), pp. 8–13.
- SIVAGOWRY, S. & MOHAMMED, D. 2015. An Intelligent System based on Fuzzy Inference System to prophesy the brutality of Cardio Vascular Disease. *Advances in Computer Science an International Journal (ACSIJ)*, 4(6), pp. 119–125.
- SURYA, R. A. S., BASRI, Y. M., KAMALIAH & BASRI, Y. M. 2015. Peningkatan Daya Saing USAha UMKM Batik dan Tenun Riau melalui Efisiensi Produksi. *PEKBIS (Jurnal Pendidikan Ekonomi Dan Bisnis)*, 7(2), pp. 110–121.
- TSENG, T. L. BILL, KONADA, U. & KWON, Y. JAMES. 2016. A novel approach to predict surface roughness in machining operations using fuzzy set theory. *Journal of Computational Design and Engineering*. Elsevier, 3(1), pp. 1–13. doi: 10.1016/j.jcde.2015.04.002.
- TUAN, T. M., LAN, L.T.H., CHOU, S.Y., NGAN, T.T, SON, L.H., GIANG, N.L. & ALI, M. 2020. M-CFIS-R: Mamdani complex fuzzy inference system with rule reduction using complex fuzzy measures in granular computing. *Mathematics*, 8(5). doi: 10.3390/MATH8050707.
- TUNDO, 2020. Prediksi Produksi Minyak Kelapa Sawit Menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto Dengan Rule Yang Terbentuk Menggunakan Decision Tree Reptree. *JANAPATI*, 9(2), pp. 253–265.
- TUNDO, AKBAR, R. & SELA, E. I. 2020. Analisis Perbandingan Fuzzy Tsukamoto Dan Sugeno Dalam Menentukan Jumlah Produksi Kain Tenun Menggunakan Base Rule Decision Tree. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 7(1), pp. 171–180. doi: 10.25126/jtiik.202071751.
- TUNDO & SELA, E. I. 2018. Application Of The Fuzzy Inference System Method To Predict.

(IJID) International Journal on Informatics for Development, 7(1), pp. 1–9.

TUNDO, T. & UYUN, S. 2020. Penerapan Decision Tree J48 dan Reptree dalam Menentukan Prediksi Produksi Minyak Kelapa Sawit menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 7(3), p. 483. doi: 10.25126/jtiik.2020731870.