Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK) DOI: 10.25126/jtiik.202071898
Vol. 7, No. 1, Februari 2020, hlm. 189-196 p-ISSN: 2355-7699
Akreditasi KEMENRISTEKDIKTI, No. 30/E/KPT/2018 e-ISSN: 2528-6579

PEMODELAN FUZZY INFERENCE SYSTEM TSUKAMOTO UNTUK PREDIKSI KEJADIAN BANJIR DI KOTA MALANG

Philip Faster Eka Adipraja[1], Danang Arbian Sulistyo[2], dan Ida Wahyuni*[3]

[1,2,3]Program Studi Informatika, STMIK Asia Malang
Email: [1]philipfaster@gmail.com, [2]danangarbian@gmail.com, [3]idawahyuni@asia.ac.id
*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 22 Maret 2019, diterima untuk diterbitkan: 14 Januari 2020)

Abstrak

Saat ini Malang menjadi kota yang mulai padat dengan perumahan penduduk. Hal tersebut mengakibatkan jumlah ruang terbuka hijau untuk penyerapan air hujan menjadi bekurang dan menyebabkan bencana banjir di beberapa tempat. Bencana banjir yang terjadi di Kota Malang merupakan bencana yang cukup serius dan membutuhkan penanganan cepat, karena banjir sering terjadi di perumahan padat penduduk. Oleh sebab itu, prediksi bencana banjir perlu dilakukan terlebih dahulu agar antisipasi dan mitigasi dapat dilakukan sedini mungkin. Tujuan dari penelitian ini adalah mengimplementasikan pemodelan algoritma *Fuzzy Inference System* (FIS) Tsukamoto untuk memprediksi terjadinya kejadian banjir di Kota Malang. Data yang digunakan adalah data curah hujan dan intensitas hujan di Kota Malang. Data tersebut diprediksi kedepannya sebagai masukan dalam memodelkan metode FIS Tsukamoto untuk memprediksi kejadian banjir dengan nilai *error* terkecil. Hasil prediksi yang dihasilkan oleh algoritma FIS Tsukamoto adalah jumlah kemungkinan kejadian banjir yang akan terjadi. Dari hasil pengujian yang dilakukan pada data jumlah kejadian banjir pada tahun 2016-2017 dihasilkan nilai *error* RMSE yang cukup kecil yaitu 2.76. Maka, dengan menggunakan data hasil perkiraan curah hujan dan intensitas hujan tiga tahun kedepan dari penelitian sebelumnya, pemodelan FIS Tsukamoto dapat diimplementasikan untuk memprediksi jumlah kejadian banjir di Kota Malang untuk tiga tahun kedepan mulai tahun 2018-2020.

Kata kunci: *Banjir, Fuzzy Inference System, Kota Malang, Prediksi, Tsukamoto*

MODELING TSUKAMOTO FUZZY INFERENCE SYSTEM FOR FLOOD PREDICTION IN MALANG CITY

Abstract

Today, Malang is a city that is starting to become crowded with population housing. This has resulted in the amount of green open space for absorption of rainwater to be reduced and causing floods in several places. The flood disaster that occurred in Malang City was a quite serious disaster and needed rapid handling, because flooding often occurs in densely populated housing. Therefore, the prediction of floods needs to be done in advance so that anticipation and mitigation can be done as early as possible. The purpose of this study is to implement the Tsukamoto Fuzzy Inference System (FIS) algorithm to predict the occurrence of flooding in Malang City. The data used are rainfall and rainfall intensity data in Malang City. The data is predicted in the future as input in modeling the Tsukamoto FIS method to predict flood events with the smallest error value. The prediction results generated by the Tsukamoto FIS algorithm are the number of possible flood events that will occur. From the results of the tests conducted on the data on the number of flood events in 2016-2017, the RMSE error value that was quite small was generated, which was 2.76. So, by using the results of rainfall and rainfall intensity estimates from the previous research, Tsukamoto's FIS modeling can be implemented to predict the number of flood events in Malang City for the next three years starting in 2018-2020.

Keywords: *Flood, Fuzzy Inference System, Malang City, Prediction, Tsukamoto*

1. PENDAHULUAN

Bencana banjir banyak disebabkan oleh fenomena alam, contohnya hujan lebat dan perubahan iklim (Knight, et.al, 2015). Menurut Dewanto & Muslim (2013) ada beberapa parameter penyebab banjir yaitu: 1) Curah hujan, dimana curah hujan adalah faktor non-fisik yang sangat mempengaruhi terjadinya banjir. 2) Lereng, kemiringan lereng merupakan salah satu sifat topografi yang

mempunyai pengaruh terhadap ketinggian air. 3) Drainase, yaitu jalan pembuangan air yang berfungsi menggeringkan wilayah jalan dari genangan air. 4) Bentuk lahan dan penutupan lahan, yaitu penggunaan lahan untuk suatu fungsi tertentu yang mempengaruhi terjadinya banjir.

Kota Malang saat ini menjadi kota yang mulai padat dengan jumlah penduduk. Hal ini dapat dilihat dari jumlah perumahan yang mulai menjamur di Kota Malang. Bahkan area daerah aliran sungai pun kini telah banyak ditempati perumahan-perumahan yang padat penduduk. Hal tersebut mengakibatkan jumlah ruang terbuka hijau untuk penyerapan air hujan di Kota Malang menjadi bekurang (Hayat, 2014). Akibatnya Kota Malang sering menjadi langganan banjir, terlebih lagi ketika hujan tiba (Adhi, 2014). Dari lima kecamatan yang ada di daerah Malang yaitu Kecamatan Blimbing, Sukun, Kedungkandang, Lowokwaru, dan Klojen semua pernah menjadi langganan banjir (Abidin, 2017).

Meskipun perbaikan dari segi infrastruktur baik drainase, pengaturan kemiringan lereng, dan penambahan ruang terbuka hijau, genangan banjir masih dapat terjadi (Irianto, 2003). Oleh karena itu, faktor alam masih menjadi salah satu faktor utama penyebab banjir yang harus lebih diwaspadai. Karena perubahan iklim yang tidak menentu seperti sekarang ini, maka prediksi genangan banjir dengan memperhatikan data hasil prediksi curah hujan dapat menjadi salah satu patokan. Selain data curah hujan, faktor alam lain seperti jumlah intensitas hujan juga mempunyai pengaruh dalam menentukan jumlah kejadian banjir (Pabalik, Ihsan, & Arsyad, 2015) .

Logika fuzzy adalah salah satu metode yang mempunyai performa yang baik dalam melakukan prediksi. Logika fuzzy pernah digunakan oleh Dewanto & Muslim (2013) untuk membuat pemodelan untuk menentukan kemungkinan adanya banjir pada jalan utama di Kota Malang. Pada penelitian sebelumnya, metode Fuzzy Inference System Tsukamoto pernah digunakan untuk melakukan prediksi jumlah curah hujan di wilayah Tengger Jawa Timur dengan error RMSE terkecil yaitu 8.64 (Wahyuni, Mahmudy, & Iryani, 2016). Selain itu, FIS Tsukamoto dalam memprediskси curah hujan di wilayah Batu Jawa Timur menghasilkan nilai RMSE terkecil yaitu 8.798 (Wahyuni & Ahda, 2018). Dilihat dari hasil RMSE yang stabil, performa logika fuzzy khususnya FIS Tsukamoto terbukti cukup bagus untuk prediksi, maka dalam penelitian ini, FIS Tsukamoto dipilih untuk pemodelan yang difokuskan kepada prediksi banjir.

Prediksi jumlah kejadian banjir di Kota Malang dilakukan dengan memodelkan algoritma FIS Tsukamoto untuk metode peramalan dengan akurasi terbaik. Pada penelitian ini akan dibuat pemodelan yang sederhana namun diharapkan dapat memberikan nilai kesalahan yang kecil. Dari banyaknya faktor yang menyebabkan banjir, untuk mempermudah perhitungan, maka input pemodelan FIS Tsukamoto hanya menggunakan dua faktor kriteria, yaitu curah hujan dan intensitas hujan. Dimana dua faktor tersebut termasuk dalam faktor terbesar penyebab banjir (Mishra et al., 2018; Papagiannaki, Lagouvardos, Kotroni, & Bezes, 2015). Sedangkan untuk kriteria output digunakan satu kriteria yaitu jumlah kejadian banjir.

Dalam pengerjaan penelitian ini, kerjasama dilakukan dengan Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG), Staklim Karangploso, dan Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD), Kota Malang. Oleh karena itu, data curah hujan dan intensitas hujan dapat disediakan oleh BMKG Karangploso. Sedangkan data historis jumlah kejadian banjir di Kota Malang diambil dari data BPBD Kota Malang, dimana data yang digunakan sebagai data latih (training data) diambil dari tahun 2016 sampai 2017.

2. *FUZZY INFERENCE SYSTEM* (FIS) TSUKAMOTO

FIS Tsukamoto mempunyai kelebihan yaitu pada model inferensi yang lebih sederhana namun dapat menghasilkan hasil prediksi yang lebih baik akibat dari perluasan penalaran yang monoton (Wahyuni & Mahmudy, 2017). Metode FIS Tsukamoto menggunakan rumus *Center Average Defuzzyfier* pada proses defuzzifikasi yang ditunjukkan pada Persamaan 1.

$$z = \frac{\sum(\alpha_p_i * z_i)}{\sum \alpha_p_i} \qquad (1)$$

Keterangan:
z = hasil defuzzifikasi
α_p = nilai *alpha predicate* (diperoleh nilai minimum dari batasan fungsi keanggotaan)
zi = nilai *crisp* dari hasil kesimpulan (z)
i = banyaknya *rule fuzzy* yang digunakan

3. PEMODELAN KRITERIA FUZZY

Pada penelitian ini, pemodelan prediksi jumlah kejadian banjir di Kota Malang hanya memperhitungkan dua kriteria yaitu curah hujan dan intensitas hujan. Curah hujan yang dihitung dalam satuan millimeter (mm) adalah perhitungan tinggi air hujan dalam 1 meter persegi yang tidak mengalir, meresap, maupun menguap. Dengan kata lain, curah hujan sebanyak 1 mm dapat diartikan pada bidang datar seluas 1 meter persegi (m2), tinggi air yang tertampung adalah 1 mm atau sekitar 1 liter air (Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, 2017). Sedangkan intensitas hujan secara umum diartikan sebagai volume atau jumlah curah hujan dalam satu waktu tertentu. Secara umum, diukur dalam satuan mm/h atau mm/jam (Cooley & Chang, 2017).

Data intensitas dan curah hujan yang diperoleh dari BKMG Karangploso merupakan data dari Pos Hujan Sukun selama tiga tahun yaitu dari tahun 2015

sampai 2017. Sedangkan data jumlah kejadian banjir diambil dari BPBD Kota Malang selama satu tahun terakhir yaitu tahun 2017. Data yang digunakan berupa rata-rata data curah hujan dan intensitas hujan dalam bentuk bulanan. Data tersebut dapat digunakan sebagai patokan pembuatan rentang nilai setiap kriteria, baik kriteria input maupun output. Rentang nilai setiap kriteria dapat dilihat lebih jelas pada Tabel 1.

Tabel 1. Pengelompokan Rentang Nilai Tiap Kriteria

Kriteria	Rentang Nilai
Curah Hujan (CH)	0 – 683 mm
Intensitas Hujan (IH)	0 – 46.5 mm/jam
Jumlah Kejadian Banjir	0 – 10 kejadian

Dua kriteria input/masukan yang digunakan oleh FIS Tsukamoto yaitu curah hujan dengan rentang nilai 0-683 dan intensitas hujan dengan rentang nilai 0-46.5 yang dapat dilihat di Tabel 1. Sedangkan Jumlah Kejadian Banjir merupakan kriteria output/keluaran. Nilai kriteria input merupakan data historis bulanan.

Tabel 2 menunjukkan contoh data historis curah hujan dan intensitas hujan yang digunakan untuk prediksi jumlah kejadian banjir.

Table 2. Contoh Data Kriteria Input

Tahun	Bulan	Curah Hujan (mm)	Intensitas Hujan (mm/jam)
2015	1	73	12.2
2015	2	261	15.4
2015	3	496	24.8
2015	4	281	21.6
2015	5	186	46.5
…	…	…	…
2017	8	0	0.0
2017	9	21	10.5
2017	10	53	10.6
2017	11	532	25.3
2017	12	342	19.0

4. PEMODELAN HIMPUNAN *FUZZY*

Setelah kriteria input dan kriteria output selesai ditentukan, maka langkah selanjutnya adalah membentuk himpunan *fuzzy*, yang mana merupakan representasi variabel fuzzy dalam suatu keadaan tertentu (Mazenda, Soebroto, & Dewi, 2015). Selain itu perlu ditentukan juga nilai linguistik yang disatukan dengan himpunan *fuzzy*, dalam kasus ini, yaitu tinggi dan rendah untuk kriteria input. Sedangkan untuk kriteria output yaitu menggunakan nilai tinggi, sedang, dan rendah. Pemodelan ini dapat dilihat pada Tabel 3 dan Tabel 4.

Dapat dilihat pada Tabel 3, penetuan rentang nilai untuk setiap linguistik kriteria input curah hujan dan intensitas hujan dilakukan secara manual dengan mengambil batasan nilai berdasarkan rentang nilai data yang didapatkan. Belum ada metode untuk optimasi batasan rentang nilai linguistik. Nilai batasan rentang nilai untuk setiap linguistik input dapat dilihat dengan jelas pada Tabel 3. Data tersebut nantinya akan dijadikan patokan dalam proses fuzzifikasi. Pada data input, nilai yang digunakan adalah nilai curah hujan dan intensitas hujan dalam satuan bulanan.

Penentuan rentang nilai untuk setiap linguistik kriteria output mempunyai cara yang sama dengan kriteria input. Hasil batasan rentang nilai untuk setiap linguistik output dapat dilihat dengan jelas pada Tabel 4.

Tabel 3. Pemodelan Himpunan *Fuzzy* dalam Kriteria Input

Himpunan *Fuzzy*		
Kriteria Input	**Nilai Linguistik Input**	**Rentang Nilai Linguistik Input**
Curah Hujan (mm)	Rendah	0 – 400
	Tinggi	200 – 683
Intensitas Hujan (mm/jam)	Rendah	0 – 30
	Tinggi	10 – 46.5

Tabel 4. Pemodelan Himpunan Fuzzy dalam Kriteria Output

Himpunan *Fuzzy*		
Kriteria Output	**Nilai Linguistik Output**	**Rentang Nilai Linguistik Output**
Jumlah Kejadian Banjir	Rendah	<3
	Sedang	2 – 10
	Tinggi	>10

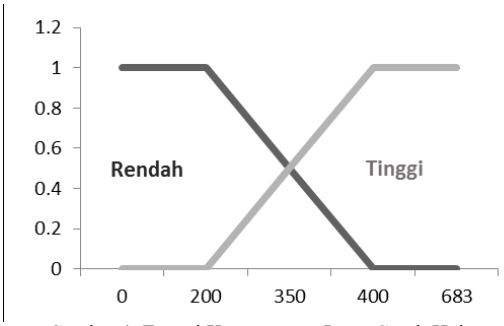
5. FUZZYFIKASI

Proses fuzzifikasi adalah proses perhitungan derajat keanggotaan (μ) berdasarkan dari nilai input atau nilai *crisp*. Dalam proses fuzzifikasi, perhitungan dilakukan dengan dasar batasan fungsi keanggotaan yang dapat ditentukan sendiri sesuai data yang digunakan atau hasil optimasi menggunakan algoritma lain seperti *genetic algorithm* (GA) (Wahyuni & Mahmudy, 2017).

Pada Gambar 1 dan Gambar 2 ditunjukkan grafik fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy* untuk dua kriteria input yaitu fungsi keanggotaan input Curah Hujan (CH) dan fungsi keanggotaan input Intensitas Hujan (IH). Sedangkan fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy* untuk kriteria output yaitu Jumlah Kejadian Banjir dapat dilihat pada Gambar 3. Untuk mengetahui nilai derajat keanggotaan (μ), diperlukan persamaan untuk perhitungan fungsi keanggotaan untuk setiap kriteria input maupun output, yang mana persamaan yang digunakan dapat dilihat pada Persamaan 2 hingga Persamaan 4.

Gambar 1 merepresentasikan nilai dari fungsi keanggotaan untuk kriteria input (curah hujan) dengan nilai linguistik rendah antara 0 hingga 400 dan nilai linguistik tinggi antara 200 hingga 683. Sedangkan Gambar 2 merepresentasikan kriteria input (intensitas hujan) dengan nilai linguistik rendah antara 0 hingga 30 dan nilai linguistik tinggi antara 10 hingga 46.5.

Selain itu, Gambar 3 menunjukkan nilai fungsi keanggotaan untuk kriteria output dengan linguistik rendah dengan nilai kurang dari 2 kejadian, linguistik sedang dengan nilai antara 3 hingga 10 kejadian, dan linguistik tinggi dengan nilai lebih dari 10 kejadian.



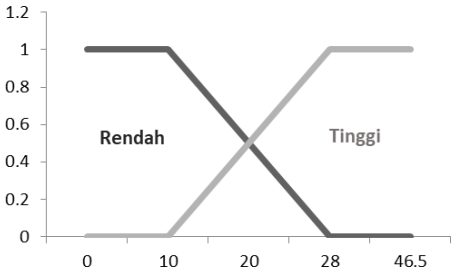
Gambar 1. Fungsi Keanggotaan Input Curah Hujan

Fungsi keanggotaan rendah:

$$\mu_{\text{CH Rendah}}(x) = \begin{cases} 1 ; x \leq 200 \\ \frac{(400-x)}{(400-200)}; 200 < x < 400 \\ 0; x \geq 400 \end{cases}$$

Fungsi keanggotaan tinggi:

$$\mu_{\text{CH Tinggi}}(x) = \begin{cases} 1; x \geq 400 \\ \frac{(x-200)}{(400-200)}; 200 \leq x \leq 400 \\ 0; x \leq 200 \end{cases} \quad (2)$$



Gambar 2. Fungsi Keanggotaan Input Intensitas Hujan

Fungsi keanggotaan rendah:

$$\mu_{\text{IH Rendah}}(x) = \begin{cases} 1 ; x \leq 10 \\ \frac{(30-x)}{(30-10)}; 10 < x < 28 \\ 0; x \geq 28 \end{cases}$$

Fungsi keanggotaan tinggi:

$$\mu_{\text{IH Tinggi}}(x) = \begin{cases} 1; x \geq 28 \\ \frac{(x-10)}{(30-10)}; 10 \leq x \leq 28 \\ 0; x \leq 10 \end{cases} \quad (3)$$

Gambar 3. Fungsi Keanggotaan Output Jumlah Kejadian Banjir

Fungsi keanggotaan rendah:

$$\mu_{Banjir\ Rendah}(x) = \begin{cases} 1 ; z \leq 2 \\ \frac{3-x}{3-2}; 2 < z < 3 \\ 0 ; z \geq 3 \end{cases}$$

Derajat keanggotaan sedang:

$$\mu_{Banjir\ Sedang}(x) = \begin{cases} \frac{x-2}{3-2}; 2 < z < 3 \\ 1 ; 3 \leq z \leq 10 \\ \frac{11-X}{11-10}; 10 < z < 11 \end{cases}$$

Derajat keanggotaan tinggi: (4)

$$\mu_{Banjir\ Tinggi}(x) = \begin{cases} 1 ; z > 10 \\ \frac{x-10}{11-10}; 10 < z < 11 \\ 0 ; z \leq 10 \end{cases}$$

6. *FUZZY INFERENCE SYSTEM (FIS)*

FIS Tsukamoto membutuhkan *rule base* atau aturan dalam bentuk "if-then" atau "sebab-akibat". *Rule base* harus dibuat terlebih dahulu sebelum melakukan perhitungan FIS Tsukamoto. Setelah *rule base* dibuat, selanjutnya akan dilakukan perhitungan derajat keanggotaan (μ) sesuai dengan *rule base* yang telah dibuat (Wahyuni & Mahmudy, 2017).

Jumlah *rule base* FIS ditentukan dari jumlah kriteria input dan jumlah nilai linguistik dari kriteria input (Ridhoni, Surjono, & Wijaya, 2017). Rumus untuk menentukan jumlah *rule base* yaitu jumlah nilai linguistik dipangkatkan dengan jumlah kriteria input $= 2^2 = 4$ *rule* antara lain:

If Curah Hujan = Rendah *and* Intensitas Hujan = Rendah *then* Banjir = Rendah
If Curah Hujan = Rendah *and* Intensitas Hujan = Tinggi *then* Banjir = Sedang
If Curah Hujan = Tinggi *and* Intensitas Hujan = Rendah *then* Banjir = Sedang
If Curah Hujan = Tinggi *and* Intensitas Hujan = Tinggi *then* Banjir = Tinggi

Pada proses perhitungan *fuzzy inference system*, dibutuhkan data input Curah Hujan (CH) dan Intensitas Hujan (IH). Data ini merupakan data historis intensitas dan curah hujan pada Bulan November 2016, yang ditunjukkan oleh Tabel 5.

Tabel 5. Nilai Input dari Data Bulan November 2016
(Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, 2017)

Kriteria	Nilai
Curah Hujan (CH)	675
Intensitas Hujan (IH)	30.7
Jumlah Kejadian Banjir	11

Selanjutnya, yaitu perhitungan derajat nilai fungsi keanggotaan (μ) untuk tiap *rule base*. Setelah itu, alpha predicate akan ditentukan dengan rumus *min* ($\mu_1, \mu_2, \ldots, \mu_n$) Proses tersebut adalah proses perhitungan *fuzzy inference system*. Hasil dari perhitungan *fuzzy inference system* dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Perhitunan Sistem Inferensi Fuzzy

Rule	μ Curah Hujan (CH)	μ Intensitas Hujan (IH)	α-predikat (min)	z_i
1	0	0	0	3
2	0	1	0	2
3	1	0	0	2
4	1	1	1	11

7. DEFUZZIFIKASI

Proses defuzzifikasi merupakan langkah terakhir dari proses perhitungan FIS Tsukamoto. Dari proses defuzzifikasi didapatkan hasil akhir berupa rata-rata ter bobot yang menjadi hasil dari prediksi. Perhitungan defuzzifikasi dengan metode *Center Average Defuzzifier* yang dijelaskan pada Persamaan 1 adalah sebagai berikut:

$$z = \frac{(0 * 3) + (0 * 2) + (0 * 2) + (1 * 11)}{0 + 0 + 0 + 1}$$

$$z = \frac{11}{1} = 11$$

Berdasarkan perhitungan *defuzzifikasi* dapatkan nilai prediksi jumlah kejadian banjir yaitu 11. Nilai hasil prediksi tersebut sesuai dengan data kejadian sebenarnya yang ditunjukkan pada Tabel 5. Hal ini menunjukkan pemodelan tersebut telah dapat digunakan untuk memprediksi jumlah kejadian banjir. Untuk mengetahui performa dari pemodelan FIS Tsukamoto yang dibuat langkah selanjutnya adalah melakukan perhitungan akurasi.

8. PENGUJIAN AKURASI

Ada banyak pemilihan rumus untuk digunakan sebagai pengukur kesalahan hasil prediksi salah satunya yaitu Mean Absolute Error atau MAE (Willmott & Matsuura, 2005), Mean Absolute Percentage Error (MAPE) (Goodwin & Lawton, 1999), atau Root Mean Squared Error (RMSE) (Wahyuni & Mahmudy, 2017). Pada penelitian ini digunakan rumus RMSE untuk menghitung nilai akurasi dari hasil prediksi jumlah kejadian banjir di Kota Malang. Rumus RMSE yang digunakan ditunjukkan pada Persamaan 2.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - y_i')^2} \qquad (2)$$

Keterangan:
n = Jumlah data
y = Data aktual
y' = Hasil prediksi

9. HASIL DAN ANALISIS

Hasil prediksi yang dihasilkan oleh FIS Tsukamoto berupa jumlah kejadian banjir di Kota Malang. Pada proses pengujian, digunakan data historis curah hujan dan intensitas hujan dalam bentuk bulanan mulai tahun 2016 sampai 2017 yang diambil dari BMKG Karangploso sebagai data input. Selain itu, data historis banjir mulai tahun 2016 sampai 2017 yang didapatkan dari BPBD Kota Malang, digunakan untuk menghitung akurasi FIS Tsukamoto dalam melakukan prediksi. Hasil pengujian FIS Tsukamoto dapat dilihat dengan jelas pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Prediksi FIS Tsukamoto dan Data Aktual Jumlah Kejadian Banjir

Tahun	Bulan	Data Aktual Jumlah Banjir	Hasil Prediksi Jumlah Banjir dengan FIS Tsukamoto
2016	11	11	11
2016	12	0	4
2017	1	2	0
2017	2	1	4
2017	3	2	4
2017	4	4	11
2017	5	0	0
2017	6	0	0
2017	7	0	0
2017	8	0	0
2017	9	0	0
2017	10	0	0
2017	11	3	4
2017	12	1	4

Hasil prediksi yang ditunjukkan pada Tabel 7 adalah hasil prediksi kejadian banjir selama 14 bulan mulai bulan November 2016 sampai Desember 2017. Dapat dilihat bahwa ada beberapa hasil prediksi yang sama dengan data aktual, misalnya hasil prediksi pada bulan November 2016 dan bulan Mei 2017 sampai Oktober 2017. Dari hasil prediksi jumlah kejadian banjir menggunakan FIS Tsukamoto yang ditampilkan pada Tabel 7, dapat dihitung nilai RMSE untuk hasil prediksi tersebut. Nilai RMSE akan dihitung menggunakan Persamaan 2 dan hasil perhitungannya ditunjukkan dengan jelas pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Perhitungan RMSE

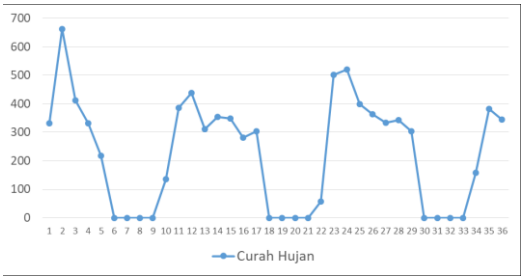
Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil Prediksi	(y-y')	$(y-y')^2$
2016	11	11	11	0	0
2016	12	0	4	-4	16
2017	1	2	0	2	4
2017	2	1	4	-3	9
2017	3	2	4	-2	4
2017	4	4	11	-7	49
2017	5	0	0	0	0
2017	6	0	0	0	0
2017	7	0	0	0	0
2017	8	0	0	0	0
2017	9	0	0	0	0
2017	10	0	0	0	0
2017	11	3	4	-1	1
2017	12	1	4	-3	9
			RMSE		**2.76**

Keterbatasan data merupakan salah satu penyebab kurang akuratnya prediksi yang dihasilkan. Dengan data historis kejadian banjir yang hanya 14 point (~2 tahun), masih dirasa dangat kurang untuk

memodelkan kejadian banjir. Maka wajar apabila masih ada error terbesar (-7) pada April 2017. Namun, secara keseluruhan, pada Tabel 8 dapat dilihat bahwa hasil RMSE yang diperoleh cukup kecil yaitu 2.76. Jika nilai RMSE yang didapatkan pada hasil prediksi cukup kecil, maka hal tersebut menunjukkan kinerja pemodelan metode yang baik (Mentaschi et.al, 2013). Hal ini menunjukkan bahwa FIS Tsukamoto dapat digunakan sebagai salah satu metode untuk prediksi banjir dengan nilai *error* yang cukup kecil.

10. PREDIKSI BANJIR TAHUN 2018-2020

Pemodelan FIS Tsukamoto yang dibuat telah berhasil memprediksi jumlah kejadian banjir di Kota Malang dengan *error* RMSE yang cukup kecil, sehingga pemodelan tersebut dapat digunakan untuk memprediksi banjir untuk beberapa periode kedepan. Dalam riset ini, dilakukan prediksi banjir mulai tahun 2018 sampai tahun 2020 (3 tahun kedepan) dengan data input yang diambil dari penelitian sebelumnya. Data input tersebut adalah data curah hujan dan intensitas hujan dari hasil prediksi pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Adipraja & Sulistyo (2018) menggunakan sistem dinamik. Pada Gambar 4 dan Gambar 5 ditunjukkan data hasil prediksi curah hujan dan intensitas hujan untuk tahun 2018 sampai 2020 yang akan dijadikan data input untuk prediksi banjir tiga tahun kedepan (tahun 2018 sampai 2020).



Gambar 4. Hasil Prediksi Curah Hujan Tahun 2018-2020 untuk Data Input Prediksi Banjir (Adipraja & Sulistyo, 2018)

Gambar 5. Hasil Prediksi Intensitas Hujan Tahun 2018-2020 untuk Data Input Prediksi Banjir (Adipraja & Sulistyo, 2018)

Dari data input hasil prediksi curah hujan dan intensitas, dapat diperoleh hasil prediksi banjir di Kota Malang untuk tahun 2018 sampai 2020. Dalam Tabel 9 ditunjukkan hasil prediksi banjir untuk tiga tahun kedepan mulai tahun 2018 sampai 2020.

Tabel 9. Prediksi banjir Tahun 2018-2020

Tahun	Bulan	Prediksi Banjir
2018	1	4
	2	11
	3	4
	4	4
	5	4
	6	0
	7	0
	8	0
	9	0
	10	0
	11	4
	12	4
2019	1	4
	2	4
	3	4
	4	4
	5	4
	6	0
	7	0
	8	0
	9	0
	10	0
	11	4
	12	4
2020	1	4
	2	4
	3	4
	4	4
	5	4
	6	0
	7	0
	8	0
	9	0
	10	0
	11	4
	12	4

Pada saat penelitian ini dilakukan, data aktual banjir pada tahun 2018 sampai 2020 belum diketahui, sehingga akurasi dari prediksi pada tiga tahun tersebut belum dapat diketahui secara pasti. Namun, dari pemodelan dan pengujian metode FIS Tsukamoto untuk memprediksi banjir tahun 2016 sampai 2017 sudah didapatkan nilai RMSE sebesar 2.76, sehingga nilai RMSE tersebut dapat menjadi gambaran perkiraan RMSE yang untuk prediksi ditahun selanjutnya (2018 sampai 2020).

11. KESIMPULAN DAN SARAN

Prediksi jumlah kejadian banjir di Kota Malang menggunakan FIS Tsukamoto dimodelkan dengan dua kriteria input yaitu curah hujan dan intensitas hujan serta satu kriteria output yaitu jumlah kejadian banjir. Dari hasil pengujian yang dilakukan pada data jumlah kejadian banjir pada tahun 2016-2017 dihasilkan nilai *error* RMSE yang cukup kecil yaitu 2.76. Pemodelan FIS Tsukamoto yang diajukan digunakan untuk memprediksi jumlah kejadian banjir di Kota Malang untuk tiga tahun kedepan mulai tahun 2018-2020. Hasil prediksi tersebut diharapkan dapat membantu pihak terkait untuk melakukan langkah kesiapsiagaan terhadap ancaman kejadian banjir yang

mungkin datang. Untuk meningkatkan akurasi dari metode FIS Tsukamoto, dapat dilakukan beberapa optimasi, sebagai contoh optimasi pada batasan fungsi keanggotaan untuk menentukan batasan nilai linguistik yang paling optimal (Wahyuni & Mahmudy, 2017; Wahyuni, Ahda, & Adipraja, 2018).

UCAPAN TERIMAKASIH

Pengerjaan riset ini didukung oleh BMKG Stasiun Iklim Karangploso Kabupaten Malang dan Badan BPBD Kota Malang sebagai penyedia data. Selain itu, riset ini merupakan hasil kerjasama dengan pihak Kemenristekdikti atau Kementerian Riset, Teknologi, dan Pendidikan Tinggi sebagai penyandang dana melalui salah satu program hibahnya yaitu PDP atau Penelitian Dosen Pemula.

DAFTAR PUSTAKA

ABIDIN, A. (2017, January 2). Kasus Bencana di Kota Malang Meningkat, Ini Daftar Wilayah Rawan Bencana di Lima Kecamatan. *Surya Malang*. Retrieved from http://suryamalang.tribunnews.com/2017/01/02/kasus-bencana-di-kota-malang-meningkat-ini-daftar-wilayah-rawan-bencana-di-lima-kecamatan

ADHI, A. (2014, August 12). Hasil Survei, Kota Malang Nyaman tetapi Sering Banjir. *Surya Online*. Retrieved from http://surabaya.tribunnews.com/2014/08/12/hasil-survei-kota-malang-nyaman-tetapi-sering-banjir

ADIPRAJA, P. F. E., & SULISTYO, D. A. (2018). Pemodelan Sistem Dinamik untuk Prediksi Intensitas Hujan Harian di Kota Malang. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, *12*(2), 1–10.

BADAN METEOROLOGI KLIMATOLOGI DAN GEOFISIKA. (2017). *Prakiraan Musim Hujan 2017/2018 di Indonesia*. Jakarta: BMKG.

COOLEY, A., & CHANG, H. (2017). Precipitation Intensity Trend Detection using Hourly and Daily Observations in Portland, Oregon. *Climate*, *5*(1), 10. https://doi.org/10.3390/cli5010010

DEWANTO, W. K., & MUSLIM, M. A. (2013). Rancang Bangun Model Potensi Banjir pada Jalan Arteri di Kota Malang Menggunakan Logika Fuzzy. *EECCIS*, *7*(1), 53–58.

GOODWIN, P., & LAWTON, R. (1999). On the asymmetry of the symmetric MAPE. *International Journal of Forecasting*, *15*(4), 405–408. https://doi.org/10.1016/S0169-2070(99)00007-2

HAYAT. (2014). Implementasi Kebijakan Penataan Ruang Terbuka Hijau. *Jurnal Ilmu Administrasi Negara*, *13*(1), 43–56. Retrieved from http://ejournal.unri.ac.id/index.php/JIANA/article/view/2366

IRIANTO, G. (2003). Sistem Peringatan Dini Tentang Banjir. *Kompas*, (1), 1–4.

KNIGHT, P. J., PRIME, T., BROWN, J. M., MORRISSEY, K., & PLATER, A. J. (2015). Application of flood risk modelling in a web-based geospatial decision support tool for coastal adaptation to climate change. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, *15*(7), 1457–1471. https://doi.org/10.5194/nhess-15-1457-2015

MAZENDA, G., SOEBROTO, A. A., & DEWI, C. (2015). Implementasi Fuzzy Inference System (FIS) Metode Tsukamoto pada Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Kualitas Air Sungai. *DORO: Repository Jurnal Mahasiswa PTIIK Universitas Brawijaya*, 1–11.

MENTASCHI, L., BESIO, G., CASSOLA, F., & MAZZINO, A. (2013). Problems in RMSE-based wave model validations. *Ocean Modelling*, *72*, 53–58. https://doi.org/10.1016/j.ocemod.2013.08.003

MISHRA, V., AAADHAR, S., SHAH, H., KUMAR, R., PATTANAIK, D. R., & TIWARI, A. D. (2018). The Kerala flood of 2018: combined impact of extreme rainfall and reservoir storage. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, (September), 1–13. https://doi.org/10.5194/hess-2018-480

PABALIK, I., IHSAN, N., & ARSYAD, M. (2015). Analisis Fenomena Perubahan Iklim dan Karakteristik Curah Hujan Ekstrim di Kota Makassar. *Jurnal Sains Dan Pendidikan Fisika (JSPF)*, *11*(1), 88–92.

PAPAGIANNAKI, K., LAGOUVARDOS, K., KOTRONI, V., & BEZES, A. (2015). Flash flood occurrence and relation to the rainfall hazard in a highly urbanized area. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, *15*(8), 1859–1871. https://doi.org/10.5194/nhess-15-1859-2015

RIDHONI, M., SURJONO, S., & WIJAYA, I. N. S. (2017). Evaluasi Tingkat Keberlanjutan Fisik Kampung Kota di Kecamatan Klojen, Kota Malang dengan Pendekatan Fuzzy Logic. *Indonesian Green Technology Journal* , *6*(1), 1–7.

WAHYUNI, I., & AHDA, F. A. (2018). Pemodelan Fuzzy Inference System Tsukamoto Untuk Prediksi Curah Hujan Studi Kasus Kota Batu. *Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Informasi ASIA (JITIKA)*, *12*(2), 1–12.

WAHYUNI, I., AHDA, F. A., & ADIPRAJA, P. F. E. (2018). PENERAPAN METODE HYBRID FIS TSUKAMOTO DAN ALGORITMA GENETIKA UNTUK PREDIKSI CURAH HUJAN DI DAERAH BATU. *Jurnal*

Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIIK), *5*(4), 483–491. https://doi.org/10.25126/jtiik

WAHYUNI, I., & MAHMUDY, W. F. (2017). Rainfall Prediction in Tengger-Indonesia Using Hybrid Tsukamoto FIS and Genetic Algorithm. *Journal of ICT Research and Applications*, *11*(1), 38–54. https://doi.org/10.5614/itbj.ict.res.appl.2017.11.1.3

WAHYUNI, I., MAHMUDY, W. F., & IRYANI, A. (2016). Rainfall Prediction in Tengger Region-Indonesia Using Tsukamoto Fuzzy Inference System. In *1th International conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)* (pp. 1–11). Yogyakarta.

WILLMOTT, C. J., & MATSUURA, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*, *30*(1), 79–82. https://doi.org/10.3354/cr030079