

Peramalan Data Pengukuran Pergeseran Tanah Jalur Kereta Api Menggunakan Metode *Fuzzy Time Series*

Anindira Listy Hartisa¹, diraanin@gmail.com

Agus Suprajitno², suprajitno@unissula.ac.id

Bustanul Arifin³, bustanul@unissula.ac.id

Jurusan Teknik Elektro^{1,2,3}, Universitas Islam Sultan Agung Semarang^{1,2,3}

ABSTRAK

Kondisi tanah yang tidak stabil di jalur kereta api menyebabkan pergerakan tanah. Pergerakan tanah yang terjadi secara mendadak dalam jumlah yang besar dapat menyebabkan tanah mudah longsor. Keadaan tersebut mendukung dilakukannya pengembangan dalam mendeteksi pergeseran tanah dengan melakukan peramalan data pergeseran tanah. Data pergeseran tanah berupa nilai tegangan output rheostat yang telah dilakukan pengukuran terhadap tanah. Peramalan data menggunakan metode *fuzzy time series*. Penelitian dilakukan di depan Laboratorium Politeknik Perkeretaapian Indonesia dengan waktu pelaksanaan yaitu selama 1 bulan pada bulan Juni 2020. Penelitian menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Squared Root of Mean Squared Error* (RMSE) untuk menghitung nilai presentase eror pada suatu model deret waktu. Dari penelitian yang telah dilakukan menghasilkan rata-rata nilai MAPE pada hasil peramalan data rheostat 1 dan 2 masing-masing diperoleh 22,49% dan 25,74%. Nilai RMSE pada hasil peramalan data rheostat 1 dan 2 masing-masing diperoleh 5,597% dan 4,587%. Sehingga peramalan data memiliki nilai keakurasian prediksi yang cukup baik.

Kata Kunci: Pergeseran Tanah, Tanah Longsor, Rheostat, Fuzzy Time Series

ABSTRACT

Unstable land conditions on the railway line cause land shift. Land movements that occur suddenly in large volumes can cause landslides easily. This situation supports the development of detecting ground shifts by forecasting land shift data. The land shift data is in the form of the rheostat output voltage value which has been measured against the land. Forecasting data using fuzzy time series method. The study was conducted in front of the Indonesian Railway Polytechnic Laboratory with an implementation time of 1 month in June 2020. The study used the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Squared Root of Mean Squared Error (RMSE) methods to calculate the percentage error value in a time series model. From the research that has been done, the average MAPE values for rheostat 1 and 2 data forecasting results were 22.49% and 25.74%, respectively. The RMSE values for rheostat 1 and 2 data forecasting results were 5.597% and 4.587%. So, that the data forecast has a fairly good predictive accuracy value.

Keywords: Land shift, Landslides, Rheostat, Fuzzy Time Series

1 PENDAHULUAN

Jalur kereta api di Indonesia sebagian besar merupakan kawasan perbukitan. Kawasan perbukitan memiliki kontur tanah tidak rata dan dapat menimbulkan pergerakan tanah (Fernandez et al., 2017). Pergerakan tanah disebabkan oleh kondisi di permukaan bumi, seperti lereng, aktivitas gunung berapi atau bahkan kondisi batuan yang lapuk. Pergerakan tanah terjadi dalam volume yang besar pada suatu waktu. Hal ini dapat terjadi jika kondisi lereng sangat curam, terdapat longsor kedap air di bawah permukaan tanah, dan terdapat cukup air di atas lapisan kedap air (bidang longsor) untuk memenuhi tanah dengan air (Paimin et al., 2009). Longsor mudah terjadi akibat dari pergerakan tanah tersebut (A Nugroho et al., 2018).

Menurut Azikin dalam (Supriyadi, 2016) curah hujan yang tinggi merupakan penyebab utama terjadinya tanah longsor, hal itu disebabkan oleh gravitasi yang mempengaruhi lereng curam seperti pergeseran tanah dan kandungan air berlebih. Curah hujan tinggi dapat menyebabkan tekanan mengalami perubahan di dalam tanah yang berdampak pada terjadinya struktur yang berubah hingga menjadi robohan. Pada hari Rabu, 29 Mei 2019 kereta api Lodaya arah Solo Balapan-Bandung anjlok di KM 194-192 pada kawasan Nagreg, Kabupaten Bandung. Dalam ulasan bapak Budi Karya Sumadi bahwa penyebab kereta api anjlok karena turunnya muka tanah dan tingginya intensitas perjalanan kereta api (Bebey, 2019). Dari hal tersebut terlihat bahwa jalur kereta api dengan kondisi tanah perbukitan atau kondisi tanah tidak stabil berpotensi terjadi tanah longsor yang dapat

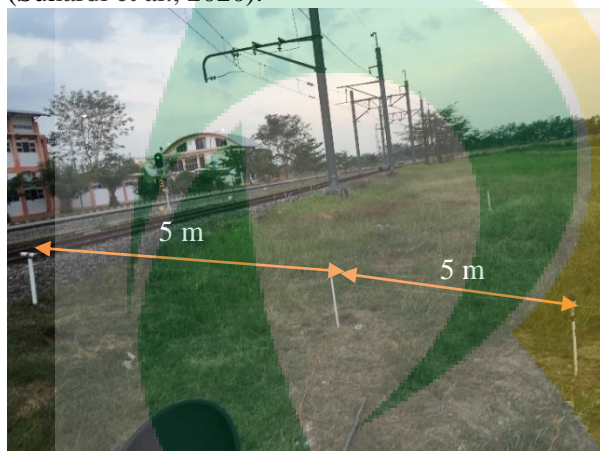
mempengaruhi dan mengganggu perjalanan kereta api.

Fuzzy Time Series merupakan salah satu metode yang cara kerjanya dengan menggabungkan logika Fuzzy dengan analisis *time series* (Hieu et al., 2020). Dengan menggunakan metode ini, mampu menghasilkan data dengan persentase error yang rendah. Pada tahun 1965, Lotfi A. Zadeh dari *University of California* pertama kalinya memperkenalkan konsep logika berupa substitusi dari logika tegas (*crisp logic*) (Fauziah et al., 2016).

Maka dari itu, pada penelitian ini akan digunakan *Fuzzy Time Series* untuk meramalkan data pergeseran tanah di jalur kereta api secara *real time*. Dengan peramalan data ini, petugas inspeksi dapat memprediksi data pergeseran tanah untuk mengetahui kondisi tanah pada jalur kereta api yang rawan longsor sehingga data *real time* dapat diinformasikan ke masinis pada kereta-kereta yang sedang beroperasi dan PPKA untuk bersiaga.

2 METODE PENELITIAN

Sumber data yang digunakan diperoleh dengan mengukur data rheostat secara langsung di lapangan (Sunardi et al., 2020).



Gambar 1. Lokasi Pemasangan Rheostat

Pengukuran data dilakukan pada lokasi pemasangan sensor rheostat di area samping stasiun Laboratorium Kereta Politeknik Perkeretaapian Indonesia Madiun. Pengukuran data pergeseran tanah dilakukan dengan menggunakan dua buah *rheostat slide* yang dipancang di sepanjang bidang miring pada jalur kereta. Pemasangan *rheostat slide* dilakukan sepanjang ± 10 meter, untuk tiap-tiap *rheostat* dipancang sepanjang 5 meter (Hartisa et al., 2020).

Rheostat slide berfungsi sebagai pendeteksi adanya pergeseran tanah dengan cara mengukur hambatan output. Jika terdapat pergerakan tanah di salah satu

area pada rheostat, maka rheostat akan mengalami pergeseran. Prinsip kerja rheostat *slide* yaitu semakin rheostat digeser dari nilai minimum pada titik 0 ohm ke nilai maksimum pada titik 100 ohm maka akan semakin besar pula nilai pergeseran tanah (mm) pada lokasi tersebut.

A. Metode Pengolahan Data

Metode pengolahan data menerapkan pengukuran dengan menggunakan rheostat. Rheostat digunakan untuk mengukur data-data hambatan output selama bulan Juni 2020 (Hartisa et al., 2021).



Gambar 3. Hasil Pengukuran Rheostat

Kemudian, keseluruhan data dihitung untuk menghasilkan beberapa jumlah sampel data selama bulan Juni 2020. Peramalan hambatan output pada pergeseran tanah dilaksanakan pada bulan Juni 2021. Pengukuran pergeseran dilakukan dengan menggunakan meteran. Pengukuran tersebut bertujuan untuk mengetahui besar pergeseran rheostat *slide* yang sebanding dengan pergeseran tanah yang terjadi pada area lokasi pemantauan.

Jumlah data yang terkumpul pada pengukuran rheostat yaitu sebesar 318 buah data. Nilai pada masing-masing data menunjukkan kelinieran. Pergeseran dari 0-20 mm adalah pergeseran slider dari titik tengah ke kanan, sedangkan pergeseran 0-(-20) mm adalah pergeseran slider dari tengah ke kiri.

Dalam melakukan peramalan data, maka dibutuhkan sampel data yang merepresentasikan keseluruhan data. Dikarenakan jumlah data < 1000 , maka menggunakan ketentuan populasi kecil, yaitu $e = 0,02$ (20%). Dalam mencari jumlah sampel data, maka dapat menerapkan Rumus Slovin (1).

Perhitungan Slovin (Cochran, 1977) :

$$n = \frac{N}{1 + Ne^2} \quad (1)$$

Keterangan :

n = jumlah sampel

N = jumlah populasi

e = margin of error (batas toleransi kesalahan)

$$n = N/(1+Ne^2) = 318 / 1 + (318 \times (0,2)^2) = 23,18$$

Maka, dapat disimpulkan bahwa sampel data untuk peramalan data minimal sebanyak 23 data. Namun, pada penelitian ini menggunakan 50 sampel data yang melebihi dari jumlah minimal hasil perhitungan sampel data.

B. Metode Analisis Data

Dalam penelitian ini, metode analisis data yang digunakan adalah fuzzy time series tipe Chen. Beberapa tahapan-tahapan analisis data yaitu analisis statistika deskriptif dan metode *fuzzy time series Chen* (Saadah & Permana, 2021) (Wirawan *et al*, 2021).

Analisis statistika deskriptif digunakan untuk menganalisis data dengan cara mendeskripsikan data yang telah dikumpulkan tanpa bermaksud menarik kesimpulan yang berlaku untuk pokok bahasan (Sugiyono, 2007).

Sedangkan dengan metode *fuzzy time series Chen*, terdapat beberapa langkah peramalan data adalah sebagai berikut:

1. Mendefinisikan himpunan semesta U (*Universe of Discourse*) (Chen, 1996);

$$U = [X_{min} - D_1 X_{maks} + D_2]$$
 (2)

Keterangan:

X_{min} = Data paling kecil

X_{maks} = Data paling besar

D_1 dan D_2 adalah angka positif sembarang yang dipengaruhi oleh peneliti untuk mencari himpunan semestanya menurut himpunan data historis. Sehingga, batas bawah D_1 dan D_2 lebih kecil dari X_{min} dan batas atasnya lebih besar dari X_{maks} . Namun, nilai D_1 dan D_2 yang mengalami perubahan pada tiap datanya dapat juga mengubah nilai hasil akhir ramalan (Rahmah & Irawan, 2019).

Lalu p dipartisi oleh U pada interval yang sama, u_1, u_2, \dots, u_p , ($p < n$) dengan panjang 1. Setelah itu, pendekatan Sturges diterapkan. Herbert Sturges memantau suatu histogram frekuensi dengan k sekumpulan yang dimana sekumpulan ke -I dihasilkan dengan menerapkan bilangan binomial $\binom{k-1}{i}$, $I=0, 1, \dots, k-1$. Dimana nilai k semakin meningkat, maka histogram frekuensi akan mendekati bentuk kepadatan normal (normal density).

Jumlah ukuran keseluruhan sampai dapat dijadikan rumus dengan perluasan binomial seperti pada persamaan berikut (Rahmah & Irawan, 2019).

Maka, untuk membangun suatu histogram diperlukan pemilihan jumlah kelas sebagai berikut.

$$n = \sum_{i=0}^{k-1} \binom{k-1}{i} = (1+1)^{k-1} = 2^{k-1} \quad (3)$$

$$p = 1 + 3,3 \log(n) \quad (4)$$

$$2^p < n^2 \quad (5)$$

Dengan p merupakan jumlah interval dan n merupakan jumlah data pemantauan.

2. Kepadatan distribusi ditentukan dari persentase perubahan data deret waktu dengan mengatur data tersebut ke dalam interval yang sesuai. Setelah itu menentukan jumlah data pada setiap interval. Beberapa tahapan yang digunakan yaitu antara lain (Xihao & Yimin, 2008):

- a) Mengukur seluruh nilai mutlak selisih antara X_{t+1} dan X_t ($t=1, \dots, n-1$) dimana diperoleh selisih mutlak rata-rata yang sesuai dengan persamaan berikut (Xihao & Yimin, 2008):

$$Mean = \frac{\sum_{i=1}^n |X_t + 1_{-xt}|}{n} \quad (6)$$

Keterangan:

Mean = nilai rata-rata

n = jumlah pengamatan

X_t = data pada waktu ke-t

- b) Menetapkan setengah dari rata-rata yang didapatkan pada langkah pertama yang setelah itu rata-rata dijadikan panjang interval (l) dengan persamaan di bawah ini.

$$l = \frac{mean}{2} \quad (7)$$

3. Mendefinisikan himpunan *fuzzy* A_i berdasarkan periode waktu yang terbentuk dan persen perubahan kapasitas data deret waktu (Chen, 1996);

Aturan 1: Jika data historis X_t termasuk dalam u_i , maka, dan u_{i+1} adalah 0,5 dan jika bukan u_i dan u_{i+1} , berarti dijelaskan sebagai 0.

Aturan 2: Jika data historis X_t termasuk dalam $u_i, 1 \leq i \leq p$ maka nilai derajat keanggotaan untuk u_i adalah 1, untuk u_{i-1} dan u_{i+1} adalah 0,5 dan

jika bukan u_i , u_{i-1} dan u_{i+1} maka dapat dijelaskan sebagai 0.

Aturan 3: Jika data historis X_t termasuk dalam u_p , maka nilai derajat keanggotaan untuk u_p adalah 1, untuk u_{p-1} adalah 0,5 dan jika bukan u_p , u_{p-1} dan u_{p+1} maka dapat dinyatakan sebagai 0.

Misalnya A_1, A_2, \dots, A_k merupakan himpunan Fuzzy yang memiliki nilai linguistik dari suatu variabel linguistik, penentuan himpunan Fuzzy A_1, A_2, \dots, A_k pada himpunan semesta U yaitu seperti di bawah ini (Chen, 1996) :

$$\begin{aligned} A_1 &= 1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + \dots + 0/u_p \\ A_2 &= 0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + \dots + 0/u_p \\ A_3 &= 0/u_1 + 0,5/u_2 + 1/u_3 + 0,5/u_4 + 0/u_5 + \dots + 0/u_p \\ A_p &= 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0,5/u_{p-1} + 1/u_p \end{aligned} \quad (8)$$

Keterangan:

U_i ($i=1, 2, \dots, p$) merupakan unsur pada himpunan universal

angka dengan simbol “/” merupakan tingkat keanggotaan $\mu_{A_i}(u_i)$ pada A_i ($i= 1, 2, \dots, p$) yang bernilai adalah 0; 0,5 atau 1.

4. Membuat tabel *Fuzzy Logic Relationship* (FLR) sesuai dengan data historis;
5. Mengkategorikan FLR ke dalam beberapa kelompok, maka terbentuk *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) dan memadukan hubungan yang serupa;
6. Defuzzifikasi data fuzzy dan menambahkan data sesungguhnya di waktu sebelumnya sehingga menghasilkan data prediksi. Nilai peramalan pada metode fuzzy time series model Chen terdiri dari 3 aturan peramalan yaitu sebagai berikut.

Aturan 1: jika hasil fuzzifikasi pada tahun t adalah A_j dan terdapat himpunan fuzzy yang tidak memiliki hubungan logika fuzzy, misalnya jika $A_i \rightarrow \emptyset$, dimana nilai maksimum fungsi keanggotaannya dari A_i terletak pada interval u_j dan nilai tengah dari u_i adalah m_j , maka hasil peramalan F_{t+1} adalah m_i .

Aturan 2: jika hasil fuzzifikasi pada tahun t adalah u_j dan hanya terdapat satu FLR pada FLRG, misalnya jika $A_i \rightarrow A_j$, dimana nilai maksimum fungsi keanggotaannya dari A_j terletak pada interval u_j dan nilai tengah dari u_i adalah m_j , maka hasil peramalan F_{t+1} adalah m_i .

Aturan 3: jika hasil fuzzifikasi pada tahun t adalah A_j dan A_j memiliki beberapa FLR pada FLRG, misalnya jika $A_i \rightarrow A_i, A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jk}$

merupakan himpunan fuzzy nilai maksimum fungsi keanggotaannya dari $A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jp}$ terletak pada interval $u_{j1}, u_{j2}, \dots, u_{jk}$ dan $m_{j1}, m_{j2}, \dots, m_{jk}$ maka hasil peramalan F_{t+1} adalah seperti berikut (Chen, 1996) :

$$F_{t+1} = (m_{j1} + m_{j2} + \dots + m_{jk}) / k \quad (9)$$

Nilai k merupakan jumlah nilai tengah serta agar dapat menentukan median (m_i) pada selang himpunan fuzzy maka menggunakan rumus sebagai berikut (Chen, 1996) :

$$m_i = (\text{batas atas} + \text{batas bawah}) / 2 \quad (10)$$

7. Menghitung nilai eror dengan menggunakan MAPE dan RMSE untuk mengetahui hasil peramalan yang tepat. MAPE dapat direpresentasikan sebagai persamaan seperti di bawah ini :

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{A_t} \quad (11)$$

Diketahui aktual adalah data nilai pergeseran tanah yang diamati, *forecast* adalah hasil data peramalan nilai pergeseran tanah yang dipantau, dan n adalah jumlah data yang diamati. Nilai MAPE digunakan untuk mengkaji kinerja proses dugaan sesuai yang ditunjukkan pada tabel berikut (Chang et al., 2007).

Tabel 3. Kriteria MAPE

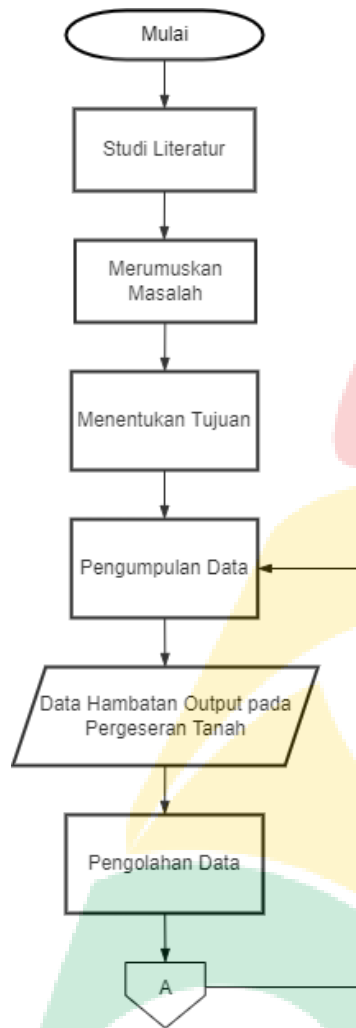
No	Nilai MAPE	Akurasi Ramalan
1.	$MAPE \leq 10\%$	Tinggi
2.	$10\% < MAPE \leq 20\%$	Baik
3.	$20\% < MAPE \leq 50\%$	Cukup
4.	$MAPE > 50\%$	Rendah

Sedangkan, rumus perhitungan RMSE adalah sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (F_t - A_t)^2}{n - 1}} \quad (12)$$

Dimana n merupakan jumlah data dan $t=1$ adalah nilai kesalahan dari hasil peramalan yang didapatkan dari $F_t - A_t$. F_t merupakan nilai data *forecast* dan A_t merupakan nilai data aktual.

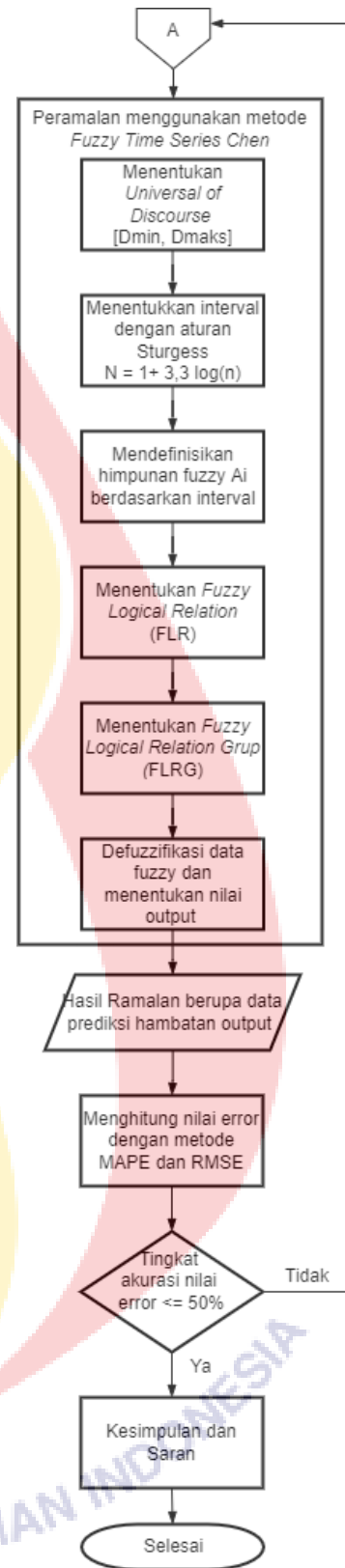
Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan sesuai dengan alir penelitian berikut.



Gambar 4. Flowchart Penelitian.

Sesuai dengan *flowchart* langkah-langkah peramalan dengan menerapkan *fuzzy time series* di atas, data yang digunakan pada penelitian ini yaitu data pergeseran tanah berupa hambatan output rheostat (Ω) selama satu bulan. Data ini diperoleh dari pengukuran rheostat yang dikoneksikan dengan suatu alat pendeteksi pergeseran tanah. Pemilihan atribut yang tepat yaitu, periode (bulan) pergeseran tanah dengan pengamatan terhadap pengukuran tegangan pada rheostat. Dari data pengukuran diolah untuk menentukan *universal of discourse* (U) [D_{min} , D_{maks}], kemudian menentukan interval kelas dengan aturan Sturges yaitu $N = 1 + 3,3 \log(n)$. Setelah interval kelas terbentuk, himpunan fuzzy A_i didefinisikan (fuzzifikasi), lalu membentuk nilai *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG). Data historis kemudian dilakukan pembobotan hingga ke tahap defuzzifikasi sehingga menghasilkan data peramalan. Kemudian data historis dihitung nilai erornya dengan perhitungan

rata-rata %MAPE dan %RMSE. Analisis pemrediksian data dilakukan dengan menggunakan metode *fuzzy time series* pada aplikasi lembar kerja *Microsoft Office Excel*.



Gambar 5. Flowchart Metode Chen

3 HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

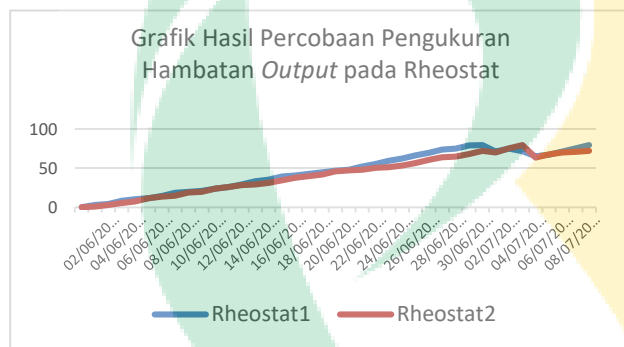
A. Deskripsi Penelitian

Penelitian dilakukan untuk menerapkan metode fuzzy time series dengan melakukan peramalan nilai hambatan output pada rheostat. Rheostat yang digunakan sebanyak dua buah. Rheostat yang digunakan memiliki resistansi sebesar 0-100 Ohm. Kegunaan rheostat yaitu sebagai indikator pergeseran tanah yang mengindikasikan adanya potensi longsor.



Gambar 6. Pengukuran Rheostat Terhadap Pergeseran Tanah

Hasil data percobaan pengukuran nilai hambatan output pada rheostat dilakukan selama 1 bulan penuh yaitu pada bulan Juni 2020 adalah sebagai berikut.



Gambar 7. Hasil Percobaan Pengukuran Hambatan Output pada Rheostat

Jumlah data yang digunakan yaitu sebanyak 50 data pengukuran hambatan output pada rheostat 1 dan rheostat 2, yang diukur secara *real time* sejak bulan Juni tahun 2020 secara harian. Data pengukuran hambatan output pada rheostat 1 memiliki *range* hasil antara 3,1 hingga 79,4 Ω . Sedangkan, pada data pengukuran hambatan output pada rheostat 2 memiliki *range* hasil antara 1,1 hingga 79,3 Ω .

B. Penggunaan Metode Fuzzy Time Series untuk Meramalkan Jumlah Hambatan Output pada Rheostat 1 dan Rheostat 2

Peramalan data hambatan *output* yang digunakan sebagai indikator pergeseran tanah dilakukan dengan menggunakan metode *fuzzy time series*. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu sebanyak 50 data historis. Data historis tersebut merupakan sampel data hambatan output selama satu bulan periode Juni 2020. Peramalan *fuzzy time series* dilakukan untuk memperkirakan jumlah hambatan *output* pada periode selanjutnya. Tahapan peramalan dalam penelitian ini yaitu dengan cara mendefinisikan *Universal of Discourse U*, menentukan jumlah dan Panjang kelas interval, defuzzifikasi dan mendefinisikan himpunan fuzzy pada *U*, melakukan fuzzifikasi pada data hambatan output rheostat, menentukan *Fuzzy Logic Relationship (FLR)*, membentuk *Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)*, melakukan defuzzifikasi, dan melakukan perhitungan peramalan. Penjelasan beserta pengolahan data dilakukan sebagai berikut.

1. Menentukan *Universe of Discourse*

Data hambatan output yang keluar pada saat tanah mengalami pergeseran memiliki nilai minimum pada rheostat 1 sebesar 3,1 Ω dan pada rheostat 2 sebesar 1,1 Ω , sedangkan nilai maksimum pada rheostat 1 sebesar 79,4 Ω dan pada rheostat 2 sebesar 79,3 Ω . *D1* dan *D2* merupakan bilangan positif sembarang yang ditentukan untuk menentukan himpunan semesta dari himpunan data historis. Jumlah kelas yang dibentuk sebanyak 6 kelas, maka *D1* dan *D2* yang ditentukan yaitu *D1* = 0 dan *D2* = 70. Sehingga, semester pembicaraan *U* pada rheostat 1 yang diperoleh yaitu :

$$U = [3,1-0, 79,4+70] = [3,1, 149,4];$$

dan semester pembicaraan *U* pada rheostat 2 yang diperoleh yaitu :

$$U = [1,1-0, 79,3+70] = [1,1, 149,3].$$

Perhitungan untuk menentukan Semesta *U* dengan menggunakan *software* Microsoft Excel yaitu sebagai berikut.

Tabel 4. Penentuan Semesta U Menggunakan Perhitungan di *Microsoft Excel*

	R1	R2
Nilai MIN	3.1	1.1
Nilai MAKS	79.4	79.3
Banyak Kelas	6.607	
Rentang Kelas	76.3	78.2
Interval Kelas	12.717	13.033

2. Menentukan Banyak Kelas Interval dengan Menggunakan Interval Berbasis Rata-Rata

Metode yang dapat digunakan untuk menentukan banyak kelas yaitu dengan menghitung dengan menggunakan rumus $1+3,3 \times \log(50)$, dimana 50 merupakan banyaknya sampel data, sehingga menghasilkan kelas sebanyak 6,607 kelas yang kemudian dibulatkan menjadi 6 kelas. Berdasarkan semesta pembicaraan dengan menggunakan perhitungan selisih antara data minimum dengan data maksimum, maka rentang kelas yang terbentuk sebanyak 76,3 pada rheostat 1 dan 78,2 pada rheostat 2. Berdasarkan rentang kelas yang diperoleh, maka interval kelas dapat terbentuk dengan membagi rentang kelas dengan banyak kelas yaitu (Chen *et al*, 2021):

$$\text{interval tiap kelas pada rheostat 1} = \frac{76,3}{6} = 12,717$$

$$\text{interval tiap kelas pada rheostat 2} = \frac{78,2}{6} = 13,033$$

Interval yang terbentuk pada rheostat 1 adalah sebagai berikut:

- U1a = [3,1-15,817]
- U2a = [15,817-28,633]
- U3a = [28,533-41,25]
- U4a = [41,25-53,967]
- U5a = [53,967-66,683]
- U6a = [66,683-79,4]

Sedangkan, interval yang terbentuk pada rheostat 2 adalah sebagai berikut:

- U1b = [1,1-14,133]
- U2b = [14,133-27,167]
- U3b = [27,167-40,2]
- U4b = [40,2-53,233]
- U5b = [53,233-66,267]
- U6b = [66,267-79,3]

3. Mendefinisikan Himpunan-Himpunan Fuzzy Ai dan Defuzzifikasi

Proses pendefinisian himpunan Fuzzy pada Ai dilakukan berdasarkan interval yang terbentuk

sebanyak 6 pada rheostat 1 yaitu A11, A21, A31, A41, A51, dan A61, dan pada rheostat 2 yaitu A21, A22, A32, A42, A52, dan A62. Frekuensi tertinggi pada rheostat 1 di interval U6a yaitu sebanyak 12, dan pada rheostat 2 di interval U6b yaitu sebanyak 9. Frekuensi terendah pada rheostat 1 di interval U2a, U3a, U4a, dan U5a yaitu sebanyak 5, dan pada rheostat 2 di interval U2b yaitu sebanyak 5.

Tabel 5. Fuzzifikasi Sub-Sub Interval dari U pada Rheostat 1

Sub-Sub Interval dari U	Frekuensi	Fuzzifikasi
U1a = [3,1-15,817]	6	A11
U2a = [15,817-28,633]	5	A21
U3a = [28,533-41,25]	5	A31
U4a = [41,25-53,967]	5	A41
U5a = [53,967-66,683]	5	A51
U6a = [66,683-79,4]	12	A61

Tabel 6. Fuzzifikasi Sub-Sub Interval dari U pada Rheostat 2

Sub-Sub Interval dari U	Frekuensi	Fuzzifikasi
U1b = [1,1-14,133]	6	A12
U2b = [14,133-27,167]	5	A22
U3b = [27,167-40,2]	6	A32
U4b = [40,2-53,233]	6	A42
U5b = [53,233-66,267]	6	A52
U6b = [66,267-79,3]	9	A62

4. Melakukan Fuzzifikasi pada Data Hambatan Output Rheostat 1 dan 2

Langkah-langkah fuzzy yang diperoleh dari nilai linguistik ditentukan oleh banyaknya interval yang dapat dibentuk. Hasil fuzzifikasi data hambatan output pada rheostat dinotasikan ke dalam bilangan linguistik sesuai dengan tabel 7 berikut.

Tabel 7. Fuzzifikasi pada Data Historis

Waktu	Data		Fuzzifikasi	
	R1	R2	R1	R2
01/06/2020	3,1	1,1	A11	A21
06/06/2020	14,6	13,6	A11	A21
.
.
25/06/2020	66,5	56,5	A51	A52
05/07/2020	67,1	67,7	A61	A62

5. Menentukan Fuzzy Logic Relationship (FLR)

Fuzzy Logic Relationship (FLR) ditentukan sesuai dengan nilai fuzzifikasi data historis. Penentuan dilakukan jika Ft-1 difuzzifikasikan sebagai Ai dan Ft sebagai Aj, maka Ai berhubungan dengan Aj. Hal ini sesuai dengan tabel 4.5 berikut. Sesuai dengan

penelitian ini, pada tanggal 5 Juli 2020 fuzzifikasinya A51 dan 6 Juli 2020 fuzzifikasinya A61, maka FLR dari tanggal 5 Juli 2020 ke 6 Juli 2020 adalah A51->A61. Berdasarkan penelitian ini, jumlah FLR yang dapat dibentuk sebanyak 49, karena jumlah data historis nilai hambatan output pada rheostat 1 dan 2 sebanyak 50 hari.

Tabel 8. *Fuzzy Logic Relationship (FLR)*

Deret Waktu	Nilai Data Historis		FLR	
	Rheostat 1	Rheostat 2	Rheostat 1	Rheostat 2
04/06/2020	10,4	7,4	A11 -> A11	A12 -> A12
07/06/2020	18,7	14,7	A11 -> A21	A12 -> A22
09/06/2020	20,9	19,9	A21 -> A21	A22 -> A22
12/06/2020	29,2	28,2	A21 -> A31	A22 -> A32
16/06/2020	40,6	37,6	A31 -> A31	A32 -> A32
17/06/2020	42,7	39,7	A31 -> A41	A32 -> A32
18/06/2020	44,8	41,8	A41 -> A41	A32 -> A42
20/06/2020	48	47	A41 -> A41	A42 -> A42
22/06/2020	55,2	50,2	A41 -> A51	A42 -> A42
24/06/2020	62,4	53,4	A51 -> A51	A42 -> A52
25/06/2020	66,5	56,5	A51 -> A51	A52 -> A52
05/07/2020	67,1	67,7	A51 -> A61	A52 -> A62
08/07/2020	79,4	72	A61 -> A61	A62 -> A62

Pada Tabel 8 diketahui beberapa jenis hubungan yaitu pada tanggal 4 Juni 2020 dengan 5 Juni 2020 A11 -> A11, hal ini memiliki arti yaitu fuzzifikasi pada tanggal 4 Juni 2020 adalah A11 dan fuzzifikasi pada tanggal 5 Juni 2020 adalah A11. Hal ini mengindikasikan bahwa nilai hambatan output pada rheostat 1 pada tanggal 4 – 5 Juni 2020 berasal dari kelas interval yang sama.

6. Mengklasifikasikan FLR ke dalam *Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)*

FLRG dilakukan dengan cara mengklasifikasikan himpunan fuzzy yang memiliki *current state* sama, kemudian diklasifikasikan menjadi satu kelompok pada *next state*. Hal ini sesuai dengan tabel 9 berikut.

Tabel 9. *Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)*

Kelompok	Hubungan Logika Fuzzy	
	Rheostat 1	Rheostat 2
1	A11 -> A11, A21	A12 -> A21, A22
2	A21 -> A21, A31	A22 -> A22, A32
3	A31 -> A31, A41	A32 -> A32, A42
4	A41 -> A41, A51	A42 -> A42, A52
5	A51 -> A51, A61	A52 -> A52, A62
6	A61 -> A61	A62 -> A62

7. Melakukan Proses Defuzzifikasi dan Menambahkan Data Aktual Pada Waktu Sebelumnya Sehingga Dihasilkan Hasil Peramalan

Pada proses defuzzifikasi terdapat dua tahap yaitu, pertama-tama mencari nilai tengah pada setiap interval dengan menggunakan persamaan 9. hasil perhitungan sesuai dengan tabel 10 berikut.

Tabel 10. Perhitungan Nilai Tengah Interval

FLRG	Nilai Tengah Interval	
	Rheostat 1	Rheostat 2
A1	9,4583	7,6167
A2	22,175	20,65
A3	34,892	33,683
A4	47,608	46,717
A5	60,325	59,75
A6	73,042	72,783

Kemudian, kedua menghitung nilai peramalan berdasarkan tiga aturan defuzzifikasi. Maka, hasil defuzzifikasi pada FLRG dinyatakan pada Tabel 4.8 berikut.

Tabel 11. Hasil Defuzzifikasi FLRG

	Rheostat 1	Rheostat 2
A1	15,817	14,133
A2	28,533	27,167
A3	41,25	40,2
A4	53,967	53,233
A5	66,683	66,267
A6	73,042	72,783

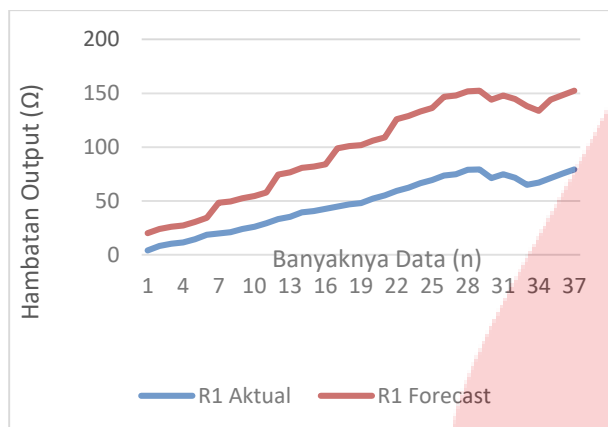
Hasil peramalan nilai hambatan output pada rheostat 1 dan 2 sebagai data pergeseran tanah pada periode bulan Juni hingga Juli 2020 adalah sebagai berikut.

Tabel 12. Hasil Peramalan Nilai Hambatan *Output* Rheostat 1 dan 2

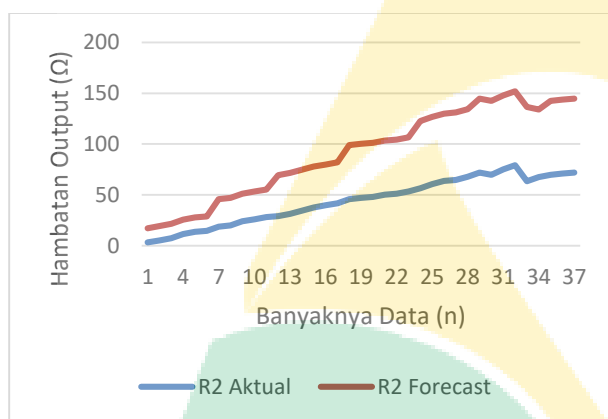
Waktu	Data Aktual		Fuzzifikasi		Nilai Ramalan	
	R1	R2	R1	R2	R1	R2
02/06/2020	4,2	3,2	A11	A12	15,817	14,133
12/06/2020	29,2	28,2	A31	A32	28,533	27,167
15/06/2020	39,5	34,5	A31	A32	41,25	30,2
.
.
20/06/2020	48	47	A41	A42	53,967	53,233
25/06/2020	66,5	56,5	A51	A52	66,683	66,267
06/07/2020	71,2	69,8	A61	A62	73,042	75,783

8. Hasil Prediksi

Melalui langkah-langkah peramalan yang telah dijelaskan pada metode penelitian di BAB III, fuzzy time series diterapkan pada data nilai tahanan output pada rheostat 1 dan rheostat 2. Jumlah data yang digunakan dalam peramalan *fuzzy time series* sebanyak 6 interval. Berikut ini merupakan grafik hasil prediksi dari sistem dengan menggunakan aplikasi Microsoft Office Excel.



Gambar 8. Grafik Data Hasil Uji dan Hasil Peramalan Tahanan Output pada Rheostat 1



Gambar 9. Grafik Data Hasil Uji dan Hasil Peramalan Tahanan Output pada Rheostat 2

Dari grafik perbandingan pada Gambar 4.3 dan Gambar 4.4, diketahui nilai minimum pada rheostat 1 sebesar 3,1 Ω dan rheostat 2 sebesar 1,1 Ω , dan nilai maksimum pada rheostat 1 sebesar 79,4 Ω dan rheostat 2 sebesar 79,3 Ω . Rentang kelas pada rheostat 1 dan rheostat 2 masing-masing bernilai 76,3 Ω dan 78,2 Ω serta interval kelas pada rheostat 1 dan rheostat 2 masing-masing bernilai 12,717 Ω dan 13,033 Ω . Dapat diketahui bahwa data hasil prediksi (*forecast*) yang digambarkan dengan garis berwarna oranye memiliki interval yang berhimpit dengan data hasil uji rheostat yang ditunjukkan dengan garis berwarna biru.

Setelah menentukan hasil peramalan data, selanjutnya yaitu menentukan hasil perhitungan MAPE. Dari hasil perhitungan nilai rata-rata MAPE terlihat bahwa hasil peramalan data pergeseran tanah dengan menggunakan rheostat 1 dan rheostat 2 memberikan nilai MAPE yang cukup besar. Nilai MAPE yang dihasilkan pada rheostat 1 dan 2 masing-masing sebesar 22,49% dan 25,74%. Dari hasil MAPE di atas, terlihat bahwa nilai MAPE

memiliki nilai akurasi prediksi yang termasuk dalam kategori cukup baik.

Sedangkan, hasil perhitungan persentase eror dengan cara RMSE adalah sebagai berikut. Terlihat bahwa hasil peramalan data pergeseran tanah dengan menggunakan rheostat 1 dan rheostat 2 menghasilkan nilai RMSE yang cukup kecil jika dibandingkan dengan menggunakan perhitungan MAPE. Nilai RMSE yang dihasilkan pada rheostat 1 dan 2 masing-masing sebesar 5,597% dan 4,587%.

C. KESIMPULAN

Sesuai dengan analisis dan pembahasan yang telah dibahas sebelumnya, maka kesimpulan yang dapat diambil yaitu sebagai berikut.

1. Peramalan data pergeseran tanah dengan fuzzy time series agar mempunyai tingkat error yang kecil pada nilai hambatan output rheostat 1 dan rheostat 2 dengan menggunakan metode fuzzy time series Chen menghasilkan perhitungan nilai MAPE yang dihasilkan bernilai 22,49% dan 25,74% yang dikategorikan baik. Sedangkan, nilai RMSE yang dihasilkan bernilai 5,597% dan 4,587% yang nilai akurasinya dikategorikan tinggi. Artinya penelitian ini telah sesuai dengan hasil persentase error yang rendah.
2. Hasil peramalan data pergeseran tanah dengan metode *fuzzy time series* Chen diperoleh hasil peramalan untuk bulan Juli 2020 adalah sebesar 73,042 Ω pada rheostat 1 dan 72,783 Ω pada rheostat

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis secara khusus mengucapkan terima kasih kepada Kepala Program Studi Teknik Elektro, Ibu Jenny Putri Hapsari, ST., MT yang telah memberikan kesempatan penulis untuk melakukan penelitian serta kepada berbagai pihak yang telah membantu dalam penyelesaian penelitian ini.

REFERENSI

A Nugroho, H., Helmi P, Ri., Suharni, Tri Sutanto, A., & Hariyanto. (2018). Rancang Bangun Real Time Monitoring dan Peringatan Dini Tanah Longsor Berbasis Risiko. Prosiding Seminar Nasional Fisika (SINAFI) 2018, 302–306.

Bebey, Aksara. (2019). KA Lodaya Jurusan Solo-Bandung Anjlok di Nagreg, Tak Ada Korban. <https://www.merdeka.com/peristiwa/ka-lodaya->

[jurusan-solo-bandung-anjlok-di-nagreg-tak-ada-korban.html](#). Diakses pada 21 Juli 2022.

Chang, P. C., Wang, Y. W., & Liu, C. H. (2007). The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting. *Expert Systems with Applications*, 32(1), 86–96. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.11.021>

Chen, S.-M. (1996). Fuzzy Enrollments Based on Fuzzy Time Series. *Fuzzy Sets and Systems*, 81, 311–319. https://doi.org/10.1007/11925903_25

Cochran, W. G. (1977). *Sampling techniques* (3rd ed.). New York: John Wiley & Sons.

Fauziah, N., Wahyuningsih, S., & Nasution, Y. N. (2016). Peramalan Menggunakan Fuzzy Time Series Chen (Studi Kasus : Curah Hujan Kota Samarinda). *Statistika*, 4(2), 52–61.

Fernandez, C. D., Mendoza, K. J. A., Tionson, A. J. S., & Mendoza, M. B. (2017). Development of microcontroller-based landslide early warning system. *IEEE Region 10 Annual International Conference, Proceedings/TENCON*, 3000–3005. <https://doi.org/10.1109/TENCON.2016.7848596>.

Furqoni, Muhammad Reza. (2022). Alat Ukur Panjang. <https://teknikece.com/alat-ukur/panjang/>. Diakses pada 27 Juli 2022.

Hartisa, A. L., Sunardi, & Arifianto, T. (2020). Pengembangan Linear Variable Differential Transformer Untuk Pergeseran Tanah Berdasarkan Derajat Korelasi Linear. *Prosiding Simposium Forum Studi Transportasi Antar Perguruan Tinggi Ke-23*, 890–898.

Hartisa, A. L., Sunardi, & Arifianto, T. (2021). Sistem Telemetry Peringatan Potensi Longsor dan Deteksi Pergeseran Tanah pada Lintas Perkeretaapian Berbasis Mikrokontroler. 1–9.

I. M. Wirawan, I. A. E. Zaeni, U. A. Mujaddid and A. S. B. M. Jaya, (2021), "Fuzzy Time Series Method Comparison of Chen and Cheng Models to Predict Chili Prices," 7th International Conference on Electrical, Electronics and Information Engineering (ICEEIE), 2021, pp. 541-546, doi: 10.1109/ICEEIE52663.2021.9616907.

N. D. Hieu, N. Cat Ho and V. N. Lan, (2020), "An efficient fuzzy time series forecasting model based on quantifying semantics of words," RIVF International Conference on Computing and Communication Technologies (RIVF), 2020, pp. 1-6, doi: 10.1109/RIVF48685.2020.9140755.

Paimin, Sukresno, & Pramono, I. B. (2009). Teknik Mitigasi Banjir dan Tanah Longsor.

Rahmah, E. H. O., & Irawan, M. I. (2019). Penerapan Fuzzy Time Series Dalam Peramalan Nilai KWH Listrik Golongan Tarif Rumah Tangga di Jawa Timur. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 8(1). <https://doi.org/10.12962/j23373520.v8i1.42109>

S. Chen, H. -y. Gao, D. Li and Z. Liu, (2021), "Forecasting Industrial Futures Index Based On Fuzzy Set Time Series," 2021 5th Annual International Conference on Data Science and Business Analytics (ICDSBA), pp. 313-316, doi: 10.1109/ICDSBA53075.2021.00067.

S. Saadah and M. A. Permana, (2021), "Fuzzy Time Series using Chen and Lee Model to Predict COVID-19 in Aceh Indonesia," 4th International Conference of Computer and Informatics Engineering (IC2IE), pp. 79-84, doi: 10.1109/IC2IE53219.2021.9649283.

Sunardi, Arifianto, T., Hartisa, A. L., Darmawan, A., & Wirawan, W. A. (2020). Perancangan Sistem Peringatan Longsor dan Deteksi Pergeseran Tanah Menggunakan Metode Telemetry. *Jurnal Penelitian Transportasi Darat*, 22(2), 123–130.

Supriyadi, D. F. (2016). Sistem Monitoring Pergerakan Tanah Terhadap Potensi Longsor Secara Wireless Berbasis Mikrokontroler. *ADLN - Perpustakaan Universitas Airlangga*, Bagian Ii.

Xihao, S., & Yimin, L. (2008). Average-Based Fuzzy Time Series Models for Forecasting Shanghai Compound Index *. *World Journal of Modelling and Simulation*, 4(2), 104–111.