

OAJIS

Open Access
Journal of
Information
Systems

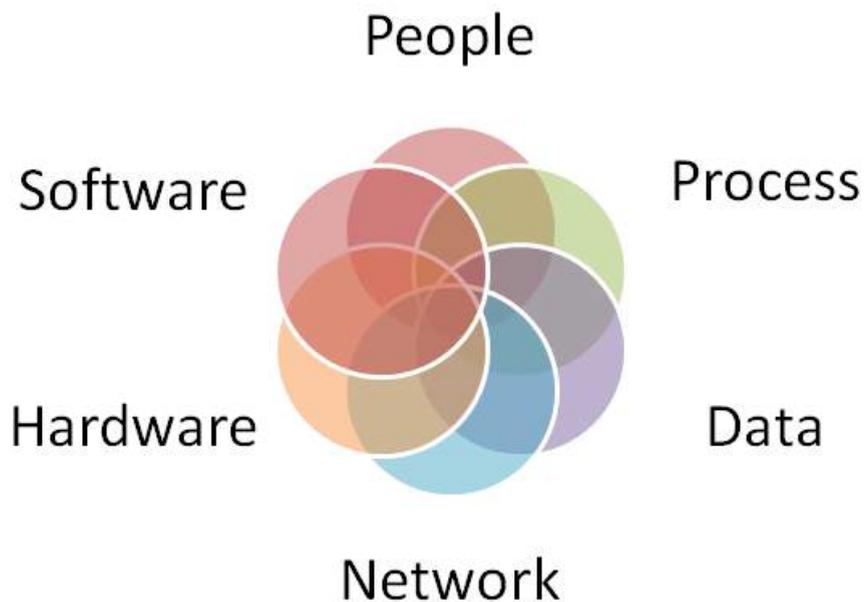
is.its.ac.id/pubs/oajis/

ISSN 1979-3979



jurnal sisfo

Inspirasi Profesional Sistem Informasi





Pimpinan Redaksi

Eko Wahyu Tyas Darmaningrat

Dewan Redaksi

Amna Shifia Nisafani

Arif Wibisono

Faizal Mahananto

Rully Agus Hendrawan

Tata Pelaksana Usaha

Achmad Syaiful Susanto

Rini Ekowati

Sekretariat

Departemen Sistem Informasi – Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi

Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) – Surabaya

Telp. 031-5999944 Fax. 031-5964965

Email: editor@jurnalsisfo.org

Website: <http://jurnalsisfo.org>

Jurnal SISFO juga dipublikasikan di *Open Access Journal of Information Systems* (OAJIS)

Website: <http://is.its.ac.id/pubs/oajis/index.php>



Mitra Bestari

Ari Kusyanti, S.T., M.Sc. (Universitas Brawijaya)

Erma Suryani, S.T, M.T, Ph.D. (Institut Teknologi Sepuluh Nopember)

Dr. Eng. Febriliyan Samopa, S.Kom, M.Kom. (Institut Teknologi Sepuluh Nopember)

Nur Aini Rakhmawati, Ph.D (Institut Teknologi Sepuluh Nopember)

Dr. Ir. Rinaldi Munir, M.T. (Institut Teknologi Bandung)

Rahadian Bisma, M.Kom., ITILF. (Universitas Negeri Surabaya)

Renny Pradina Kusumawardani, S.T, M.T (Institut Teknologi Sepuluh Nopember)

Retno Aulia Vinarti, S.Kom, M.Kom. (Institut Teknologi Sepuluh Nopember)

Satria Fadil Persada, S.Kom., M.BA., Ph.D. (Institut Teknologi Sepuluh Nopember)



Daftar Isi

Memberdayakan Algoritma *Knuth Morris Pratt* Untuk Pencarian dan Pemformatan Istilah Bahasa Inggris

Bonifacius Vicky Indriyono 181

Analisis Kinerja Metode ANFIS untuk Peramalan Kasus Demam Berdarah di Kabupaten Malang

Wiwik Anggraeni, Garis Narendra Kurniaji, Edwin Riksakomara, Febriliyan Samopa, Radityo Prasetyanto Wibowo, Lulus Condro T, Pujiadi..... 199

A Survey of Web Technologies Used in Indonesia Local Governments

Nur Aini Rakhmawati, Sayekti Harits, Deny Hermansyah, Muhammad Ariful Furqon 213

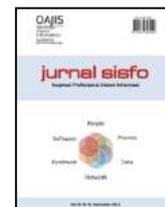
Model Kesuksesan Sistem Informasi pada UKM Tenun Songket Palembang

Irma Salamah, Yossy Tamara Marsudin 223

Analisis Faktor yang Mempengaruhi Manfaat yang Dirasakan Pengguna e-Sapawarga Pemerintah Kota Surabaya Menggunakan ISSM

Feby Artwodini Muqtadiroh, Tony Dwi Susanto, Izzano Monzila..... 237

Halaman ini sengaja dikosongkan



Analisis Kinerja Metode ANFIS untuk Peramalan Kasus Demam Berdarah di Kabupaten Malang

Wiwik Anggraeni*, Garis Narendra Kurniaji, Edwin Riksakomara, Febriliyan Samopa, Radityo Prasetyanto
Wibowo, Lulus Condro T., Pujiadi

Departemen Sistem Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Abstract

Dengue Fever cases in Malang Regency is currently declared as an extraordinary national event. The local government has made a preventive effort to reduce the number of patients, but still has not dropped significantly. It is necessary to forecast the number of patients as a basis information of mitigation action (early warning system). This research has purpose to apply Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) Method to forecast the number of dengue fever patient and to know how the performance of this method in terms of accuracy and ability to follow the flow of data pattern. The area in Malang regency is divided into 3 groups, namely Lowlands, Mediumlands, and Highlands. The results show that the models have Mean Absolute Percentage error of 19% for Lowlands, 24% for Mediumlands, and 15% for Highlands. Whereas Mean Directional Accuracy is 50% for Lowlands, 42% for Mediumlands, and 42% for Highlands.

Keywords: Performance, Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, Forecasting, Dengue Fever

Abstrak

Demam Berdarah Dengue (DBD) di Kabupaten Malang saat ini telah menjadi kejadian luar biasa nasional di Kabupaten Malang. Pemerintah Malang sudah melakukan upaya preventif untuk menekan jumlah penderita, namun penderita DBD tetap besar. Dibutuhkan peramalan jumlah penderita sebagai dasar informasi untuk tindakan mitigasi (sistem peringatan dini). Penelitian ini mempunyai tujuan untuk menerapkan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)* untuk meramalkan jumlah penderita demam berdarah dan kemudian mengetahui bagaimana kinerja metode tersebut dari segi akurasi dan kemampuan mengikuti pola. Dalam melakukan prediksi, daerah di Kabupaten Malang dikelompokkan menjadi 3 berdasarkan ketinggian daerah, yaitu Malang Rendah, Malang Sedang, dan Malang Tinggi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai Mean Absolute Percentage error sebesar 19% untuk daerah Malang Rendah, 24% untuk Malang Sedang dan 15% untuk Malang Tinggi. Sedangkan Mean Directional Accuracy sebesar 50% untuk Malang Rendah, 42% untuk Malang Sedang dan 42% untuk Malang Tinggi.

Kata kunci: Kinerja, *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*, Peramalan, Demam Berdarah Dengue

© 2018 Jurnal SISFO.

Histori Artikel : Disubmit 3 Mei 2018; Diterima 25 Mei 2018; Tersedia online 30 Mei 2018

*Corresponding Author
Email address: wiwik@is.its.ac.id (Wiwik Anggraeni)

1. Pendahuluan

Penyakit demam berdarah dengue (DBD) merupakan salah satu masalah kesehatan masyarakat penting di Indonesia dan sering menimbulkan suatu letusan Kejadian Luar Biasa (KLB) dengan kematian yang besar [1]. Di Indonesia nyamuk penular (vektor) penyakit DBD yang penting adalah *Aedes aegypti*, *Aedes Albopictus*, dan *Aedes Scutellaris*, tetapi sampai saat ini yang menjadi vektor utama dari penyakit DBD adalah *Aedes aegypti* [2].

Demam berdarah dengue (DBD) merupakan salah satu penyakit yang sering menimbulkan wabah dan menyebabkan kematian. Penyakit yang ditularkan oleh nyamuk *Aedes Aegypti* ini masih menjadi salah satu masalah utama kesehatan masyarakat di Indonesia karena angka kematian penderitanya cenderung meningkat dari tahun ke tahun. Kejadian Luar Biasa (KLB) penyakit DBD yang semula terjadi setiap 5 tahun, kini semakin sering terjadi. Tahun 2004, penderita DBD menjadi KLB di 12 provinsi dengan jumlah penderita 79462 orang dan 957 diantaranya meninggal. Awal tahun 2007, kembali terjadi KLB di 11 provinsi di Indonesia. Jumlah penderita DBD 2007 hingga Juli 2007 tercatat sebanyak 102175 penderita dengan jumlah kematian mencapai 1098 jiwa [3]. Dari penderita yang ada, diperkirakan sekitar 2.5%-nya berisiko pada kematian [4]. Pada saat ini Indonesia merupakan negara tertinggi dalam penderita penyakit dengue di Asia Tenggara [5].

Fakta ini membuat pemerintah melakukan usaha untuk menekan jumlah penderita demam berdarah. Pemerintah telah mengeluarkan berbagai macam seruan agar kesadaran masyarakat untuk menjaga kebersihan lingkungan muncul. Selain itu pemerintah juga mengeluarkan peraturan-peraturan dalam rangka untuk menekan jumlah kemunculan kasus ini. Begitu juga dengan pemerintah Kabupaten Malang dimana daerahnya merupakan daerah endemik. Bupati Malang dalam upayanya telah membuat Peraturan Daerah Nomor 2 Tahun 2012 tentang kendali penyakit demam berdarah dengue di Kabupaten Malang, yang berisi tindakan preventif dan penanganan penderita demam berdarah dengue [6]. Namun, hasil penerapan PERDA yang didapatkan masih belum optimal karena masih terdapat beberapa permasalahan antara lain dinas kesehatan menunggu laporan penderita demam berdarah terlebih dahulu baru melaksanakan tindakan penanganan seperti fogging dan masih meningkatnya jumlah penderita maupun jumlah korban meninggal karena demam berdarah [7].

Hal tersebut diatas dijadikan alasan perlunya untuk membuat model kuantitatif pada jumlah penderita demam berdarah dengue di Kabupaten Malang. Dengan membuat model kuantitatif yang memiliki ketepatan yang cukup, nantinya dinamika dan pergerakan penderita demam berdarah dengue dapat dijelaskan serta dapat dijadikan acuan untuk pengambilan keputusan tindak preventif untuk menekan jumlah penderita demam berdarah dengue [8].

Peramalan penyakit demam berdarah dengue sebelumnya pernah dilakukan di Kolumbia dan Malaysia. Peramalan yang dilakukan di Kolumbia menggunakan logika *fuzzy* dengan menggunakan dua variabel yaitu jumlah penderita demam berdarah golongan ringan dan jumlah penderita demam berdarah golongan parah. Model peramalan logika *fuzzy* menciptakan identifikasi akurat dan mendekati jumlah penderita demam berdarah pada data aktual [9]. Pada penelitian di Malaysia menggunakan metode *Interpolating Environmental Data* dengan menggunakan model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Penelitian ini hanya berfokus pada variabel cuaca lingkungan dan jumlah penderita demam berdarah saja tanpa menyertakan faktor lain yang bisa mempengaruhi transmisi penderita demam berdarah [10]. Anggraeni et.al pada tahun 2016 juga membandingkan kinerja metode Holt-Winter's, Dekomposisi, dan ARIMA untuk meramalkan data jumlah kejadian demam berdarah. Namun, ketiga metode tersebut masih menghasilkan *error* di atas 30% [11]. Pada tahun 2017 mereka juga meramalkan data jumlah kejadian demam berdarah dengan melibatkan variabel cuaca (temperatur, curah hujan, dan kelembaban) [12]. Pada saat data asli yang digunakan (tanpa ada *preprocessing data*) ternyata *error* yang didapatkan jauh lebih dari [11] yaitu lebih dari 60%, sedangkan untuk yang melewati *preprocessing data* *error*-nya menjadi jauh lebih kecil. Peramalan menggunakan metode ANFIS sebelumnya pernah dilakukan pada peramalan indeks harga

saham gabungan. Data harga saham gabungan mempunyai kemiripan dengan data jumlah penderita demam berdarah yaitu datanya mempunyai pola yang cenderung naik atau turun berdasarkan satu jangkauan waktu tertentu [13]. Dalam hal ini ANFIS akan diterapkan pada data jumlah penderita saja tanpa melibatkan faktor cuaca. Data jumlah penderita yang digunakan juga data tanpa penanganan awal sehingga kelihatan pola asli yang naik turun. Hal ini maksudkan agar hasil dari penelitian ini dapat dibandingkan dengan [11] dan [12].

Dalam penelitian ini metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* dipilih dalam meramalkan jumlah penderita demam berdarah di Kabupaten Malang. Metode ini menggabungkan kemampuan jaringan neural dan sistem *fuzzy* untuk melakukan proses peramalan data jumlah penderita demam berdarah yang bersifat *time series*. Metode ANFIS mempunyai kemampuan untuk menangani sistem yang kompleks, non linier dan berubah terhadap waktu melalui algoritma belajar terhadap data numerik dari sistem [14].

Dengan mengelompokkan data menjadi 3 kelompok data berdasarkan ketinggian daerahnya yaitu Malang Rendah, Malang Sedang dan Malang Tinggi, model peramalan ini dapat digunakan oleh Dinas Kesehatan Kabupaten Malang sebagai dasar untuk melakukan tindakan preventif dalam menangani jumlah penderita demam berdarah dengue. Hasil peramalan dengan metode ini bisa digunakan untuk perencanaan penanganan di masa mendatang demam berdarah seperti penyediaan obat, tenaga medis, dan layanan kesehatan lainnya [15].

2. Tinjauan Pustaka/ Penelitian Sebelumnya

Pustaka yang menjadi acuan penelitian ini meliputi demam berdarah dengue, *adaptive neuro fuzzy inference system*, interpolasi dan penilaian performa sistem.

2.1 Demam Berdarah Dengue

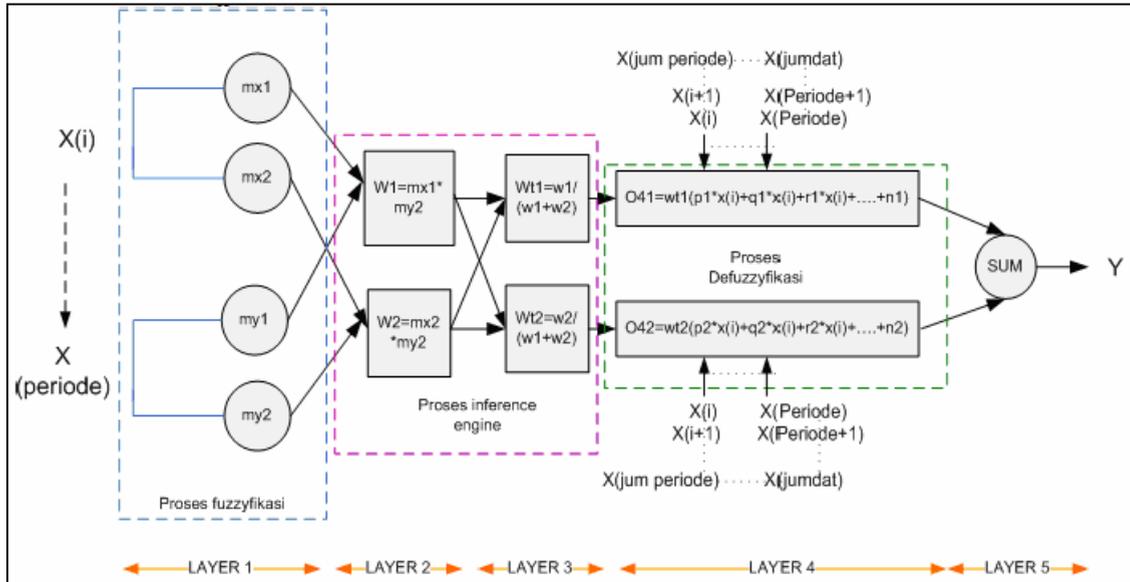
Penyakit demam berdarah dengue (DBD) merupakan penyakit yang di sebabkan oleh infeksi virus DEN-1, DEN-2, DEN-3, atau DEN-4 yang di tularkan melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* yang sebelumnya telah terinfeksi virus Dengue dari penderita DBD lainnya [16]. Demam dengue (DD) adalah penyakit fibris-virus akut, sering kali di sertai dengan sakit kepala, nyeri tulang atau sendi dan otot, ruam dan leukopenia sebagai gejalanya. Demam berdarah dengue (DBD) di tandai oleh empat manifestasi klinis utama demam tinggi, fenomena hemoragik, sering dengan hepatomegali dan pada penderita berat, tanda-tanda kegagalan sirkulasi, pasien ini dapat mengalami syok hipovolemik yang diakibatkan oleh kebocoran plasma [17]. Pertumbuhan nyamuk jenis ini sangat dipengaruhi oleh kondisi cuaca yang ada di suatu daerah. Cuaca yang dimaksudkan adalah suhu, kelembaban, serta curah hujan [18]. Daerah yang terletak di dataran lebih tinggi akan mempunyai kondisi cuaca yang berbeda dengan daerah yang terletak di pinggir pantai dan sekitarnya [19].

2.2 Proses Pembelajaran ANFIS

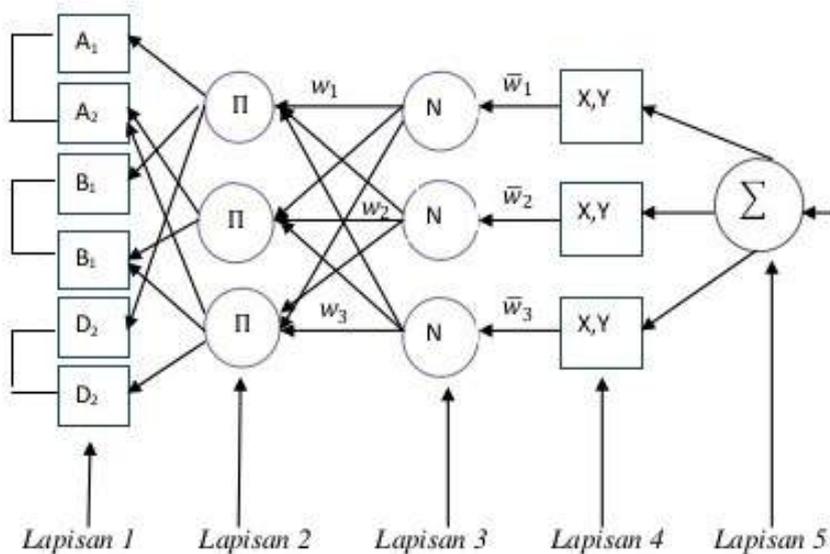
Menurut Jang [20], ANFIS dalam kerjanya mempergunakan algoritma belajar hibrida yaitu menggabungkan metode *Least-Squares Estimator* (LSE) dan *Error Backpropagation* (EBP). Dalam struktur ANFIS metode EBP dilakukan di lapisan ke-1, sedangkan metode LSE dilakukan ke lapisan ke-4. Pada lapisan ke-1 parameternya merupakan parameter dari fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy* sifatnya non-linier terhadap keluaran sistem. Proses belajar pada parameter ini menggunakan metode EBP untuk memperbaharui nilai parameternya. Sedangkan pada lapisan ke-4, parameter merupakan parameter linier terhadap keluaran sistem, yang menyusun basis kaidah *fuzzy*. Proses belajar untuk memperbaharui parameter di lapisan ini menggunakan metode LSE [20].

2.3 ANFIS Alur Maju

Proses alur maju dari sebuah sistem ANFIS yang terdiri dari beberapa layer. Pada layer pertama data input pada masing masing periode akan dilakukan proses fuzzyfikasi. Proses ini adalah untuk memetakan inputan data kedalam himpunan *fuzzy* sesuai dengan klasifikasi yang dipilih. Dalam penelitian ini hanya menggunakan dua jenis himpunan *fuzzy* yaitu: tinggi dan rendah [14, 15, 21]. Diagram alur maju untuk ANFIS disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1 Diagram alur maju ANFIS



Gambar 2 Diagram ANFIS alur mundur

Dalam proses ini dilakukan perhitungan fungsi keanggotaan *fuzzy* untuk mentransformasi masukan himpunan klasik (*crisp*) ke derajat tertentu. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah jenis *Bell* dimana pada fungsi keanggotaan ini terdapat dua parameter yaitu *mean* dan varian, parameter tersebut dalam metode ANFIS disebut sebagai parameter premis.

2.4 ANFIS Alur Mundur

Selain ANFIS alur maju, terdapat juga ANFIS alur mundur. Sedangkan alur yang ada pada ANFIS alur mundur ditunjukkan pada Gambar 2. Pada Gambar 2 dilakukan proses dengan menggunakan algoritma EBP (*Error Backpropagation*) dimana pada setiap layer dilakukan perhitungan *error* untuk melakukan *update* parameter-parameter ANFIS [21].

2.5 Interpolasi

Interpolasi adalah proses menemukan nilai-nilai tertentu yang didasarkan pada nilai-nilai yang ada pada periode sebelum dan sesudahnya. Rumus yang digunakan adalah sebagai berikut [21]:

$$X = (A + (B - A)) / C \tag{1}$$

Dimana

X = Data yang diprediksikan

A = Data pada t periode sebelumnya (diketahui)

B = Data pada t periode terakhir (diketahui)

C = Interval data $A-B$ ke t

2.6 Evaluasi kinerja metode

Untuk mengetahui kinerja dari suatu metode dalam melakukan peramalan dapat dilakukan dengan melihat keakuratan hasil peramalan yang didapatkan. Dalam penelitian ini, keakuratan hasil peramalan dilihat dengan menggunakan perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) serta *Mean Directional Accuracy* (MDA).

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan presentase dari nilai rata-rata dari selisih antara data aktual dengan data peramalan. Semakin kecil nilai MAPE menunjukkan bahwa model peramalan memiliki performa yang baik. Batasan nilai MAPE ditunjukkan pada Tabel 1 [20].

Tabel 1. Hasil peramalan berdasarkan nilai MAPE

| MAPE | Hasil Peramalan |
|--------|-----------------|
| <10% | Sangat Baik |
| 10-20% | Baik |
| 20-50% | Layak/ Cukup |
| >50% | Buruk |

Rumus untuk perhitungan MAPE ditunjukkan pada persamaan.

$$E = 100\% \times \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \tag{2}$$

dimana:

E = nilai prosentase *error*
 n = jumlah data
 A_t = nilai aktual
 F_t = nilai hasil peramalan

Mean directional accuracy (MDA) merupakan alat ukur akurasi yang digunakan untuk membandingkan arah data peramalan dan arah data aktual (naik dan turunnya), dengan kata lain bagaimana ketepatan model peramalan dalam mengikuti pola data aktual [22]. MDA juga dipilih karena MDA dapat digunakan untuk meramalkan data kualitatif maupun kuantitatif [23]. Persamaan 3 adalah persamaan untuk menentukan MDA.

$$MDA = \sum_t 1_{sign(A_t - A_{t-1}) == sign(F_t - F_{t-1})} \quad (3)$$

Dengan catatan:

A = nilai aktual
 F = nilai peramalan

3. Metodologi

Penelitian ini dilakukan dengan melaksanakan tahapan pemrosesan data, pemodelan dengan ANFIS, uji coba model dan analisa kinerja model.

3.1 Pengumpulan dan Pre-processing Data

Pada tahapan ini dilakukan pengumpulan data-data yang dibutuhkan dalam pengerjaan penelitian. Data yang didapatkan yaitu jumlah penderita demam berdarah dengue perbulan di Kabupaten Malang dari tahun 2009 sampai dengan 2015. Data tersebut didapatkan dari laporan jumlah penderita per puskesmas yang ada di Dinas Kesehatan Kabupaten Malang. Karena data yang didapatkan masih ada yang kosong maka sebelum data tersebut diolah, hal pertama yang dilakukan adalah melakukan interpolasi data. Interpolasi dilakukan dengan menggunakan rumus persamaan (1) [24]. Setelah data terisi semua berikutnya berikutnya dikelompokkan ke dalam 3 kelompok dimana pembagian kelompok daerah tersebut didasarkan pada ketinggian daerah lokasi puskesmas berada [25]. Hal ini dilakukan untuk melihat untuk melihat pengaruh ketinggian daerah pada jumlah penderita demam berdarah dimana ketinggian ini secara tidak langsung berpengaruh telah dipengaruhi cuaca (temperatur, curah hujan, serta kelembaban) [12, 25]. Pembagian yang dilakukan meliputi kelompok puskesmas Kabupaten Malang di dataran rendah, dataran sedang dan dataran tinggi. Berikutnya, masing-masing data dibagi menjadi 3 yaitu data untuk membuat model (*training*) dan data yang digunakan untuk *testing model*, serta data untuk validasi model. Perbandingan untuk data model dan data validasi adalah 70:20:10. Pembagian data ditekankan agar jaringan mendapatkan data training yang cukup [20, 21].

3.2 Pemodelan Peramalan dengan metode ANFIS

Dalam tahapan pemodelan peramalan dilakukan tiga tahap yaitu:

1. Tahap 1 (Normalisasi)

Pada tahap ini dilakukan pengelompokan data berdasarkan atribut-atribut data yang ada. Atribut yang dipilih adalah jumlah penderita DBD (Demam Berdarah Dengue) perbulan di setiap kecamatan dalam rentang waktu 6 tahun (2009-2015). Data daerah dikelompokkan menjadi 3 kelompok yaitu kecamatan yang berada di dataran RENDAH, dataran SEDANG dan dataran TINGGI. Sedangkan variabel-variabel lain yang tidak digunakan dalam peramalan akan dihapus.

2. Tahap 2 (*Processing data*)

Data yang telah dinormalisasi berikutnya dijadikan input untuk proses penentuan parameter dan fungsi keanggotaan. Proses ini dilakukan menggunakan metode *Least-Squares Estimator* (LSE) pada tahap pembelajaran alur maju ANFIS. Parameter yang akan didapatkan yaitu parameter premis dan parameter konsekuen. Sedangkan fungsi keanggotaan yang digunakan yaitu trapesium (*trap*), Gaussian (*gauss*), dan fungsi keanggotaan segitiga.

3. Tahap 3 (*Hybrid*)

Pada tahap ketiga dilakukan proses pembelajaran, yaitu menggabungkan metode *Error Back Propagation* (EBP) dan *Least Square Estimator* (LSE). Metode EBP digunakan untuk optimalisasi dan evaluasi nilai *error* tiap layer pada ANFIS sedangkan metode LSE digunakan untuk mencari aturan *fuzzy*.

3.3 Uji Coba Model

Setelah pada tahap sebelumnya didapatkan model, maka langkah berikutnya adalah uji coba model. Tahap uji coba digunakan untuk mengetahui apakah ANFIS dapat mengenali pola dengan input yang berbeda. Dataset yang ada dibagi menjadi data *training*, data *testing*, serta validasi dengan komposisi masing-masing 70% untuk data *training*, 20% untuk data *testing*, dan 10% untuk data validasi. Data dilatih digunakan untuk mendapatkan model dan kemudian dilakukan pemilihan model terbaik untuk data *testing*. Uji coba dilakukan dengan cara melatih data dengan mengubah parameter-parameter pembangun struktur ANFIS.

3.4 Analisa Kinerja Model

Pada tahap ini dilakukan komparasi data hasil peramalan dengan data aktual. Komparasi ini dilakukan untuk mengukur akurasi peramalan. Pengukuran akurasi dilakukan dengan melakukan penghitungan MAPE dan juga analisa fluktuatifitas jumlah penderita demam berdarah dengue dengan menggunakan *Mean Directional Accuracy* (MDA) seperti yang telah dijelaskan pada Sub Bab 2.6.

4. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai karakteristik data, pemodelan ANFIS, skenario percobaan dan performa model dengan menggunakan MAPE.

4.1 Data

Data jumlah kasus demam berdarah di Kabupaten Malang yang digunakan untuk melihat kinerja ANFIS berupa data bulanan dari tahun 2009 – 2015. Terdapat 39 puskesmas di kecamatan yang ada di Malang yang berikutnya dikelompokkan menjadi 3 bagian, yaitu : Malang Rendah, Malang Sedang, dan Malang Tinggi. Pembagian ini didasarkan kondisi berdasarkan ketinggian letak geografisnya daerah di Kabupaten Malang dimana setiap ketinggian yang berbeda akan mempunyai kondisi cuaca yang berbeda pula seperti yang disebutkan pada Sub Bab 2.1 dan 3.1. Terdapat *missing value* dan kurangnya periode data sehingga butuh dilakukan *preprocessing data* seperti yang telah disebutkan pada Sub Bab 3.1.

4.2 Pemodelan ANFIS

Setelah mengatur parameter-parameter pembangun struktur ANFIS di tahap perancangan pemodelan, selanjutnya dilakukan implementasi model terbaik yang telah didapatkan ke dalam peramalan.

Dalam proses implementasi metode ANFIS ini dilakukan tiga tahapan yang dilakukan. Pada tahap pertama struktur ANFIS dibangun dengan *data training*, *data testing*, serta data validasi yang telah dipersiapkan sebelumnya. Data-data ini berperan sebagai data pembangun model. Selanjutnya di tahap kedua dilakukan uji coba model. Dalam hal ini digunakan *Mean Squared Error* (MSE) untuk mendapatkan model terbaik

yang nantinya digunakan untuk peramalan. Selanjutnya di tahap ketiga dilakukan validasi model. Validasi model dilakukan dengan cara melihat nilai MAPE dari model yang telah dibangun dengan membandingkan data aktual dan data peramalan yang merupakan keluaran dari model ANFIS.

Proses uji coba dilakukan terhadap 2 model. Model pertama menggunakan *grid partition*, sedangkan model kedua menggunakan *sub clustering*. Kemudian, pada masing-masing model dilakukan uji coba menggunakan jumlah input yang berbeda-beda yang menunjukkan periode runtut waktu paling berpengaruh [16]. Setelah itu uji coba dilakukan pada 8 skenario. Komposisi masing-masing skenario model pertama dapat dilihat pada Tabel 2.

Sedangkan skenario untuk model kedua, skenario yang akan dilakukan adalah dengan cara mengubah parameter *Range of Influence* dan *Squash Factor* pada training ANFIS sebanyak 12 skenario. Model dan skenario pada Model 1 dan Model 2 tersebut semuanya diterapkan pada data masing-masing kelompok daerah.

Tabel 2. Skenario yang digunakan

| Nama Skenario | Input MF | MF Type | Output MF |
|---------------|------------|---------|-----------|
| Skenario 1 | | Tri | Constant |
| Skenario 2 | | Trap | Constant |
| Skenario 3 | | Gbell | Constant |
| Skenario 4 | 2 2 2 atau | Gauss | Constant |
| Skenario 5 | 4 4 | Gauss2 | Constant |
| Skenario 6 | | Pi | Constant |
| Skenario 7 | | dsigmf | Constant |
| Skenario 8 | | psigmf | Constant |

Setelah melakukan uji coba model pada setiap skenario, maka berikutnya diambil skenario dengan model terbaik yang menghasilkan MAPE terkecil. Model terbaik dipilih sebagai model untuk meramalkan beberapa periode selanjutnya. Model-model yang didapatkan pada masing-masing kelompok daerah untuk Model 1 ditunjukkan pada Tabel 3, Tabel 4 dan Tabel 5. Skenario yang diberi warna latar belakang adalah merupakan skenario yang menghasilkan model terbaik di setiap kelompok daerah masing-masing.

Tabel 3. Dataset Malang Rendah

| Nama Skenario | Input MF | MF Type | MSE | MAPE |
|---------------|----------|----------|--------|------|
| Skenario 1 | | Tri | 19,045 | 35% |
| Skenario 2 | | Trap | 16,621 | 19% |
| Skenario 3 | | Gbell | 19,277 | 31% |
| Skenario 4 | 2 2 2 | Gauss | 18,898 | 30% |
| Skenario 5 | | Gauss2 | 18,589 | 22% |
| Skenario 6 | | Pi | 16,621 | 19% |
| Skenario 7 | | Psigmoid | 19,872 | 31% |
| Skenario 8 | | dsigmoid | 15,976 | 31% |

Tabel 4. Dataset Malang Sedang

| Nama Skenario | Input MF | MF Type | MSE | MAPE |
|---------------|----------|----------|--------|------|
| Skenario 1 | | Tri | 28,669 | 24% |
| Skenario 2 | | Trap | 31,601 | 26% |
| Skenario 3 | | Gbell | 36,677 | 35% |
| Skenario 4 | 4 4 | Gauss | 28,316 | 24% |
| Skenario 5 | | Gauss2 | 31,516 | 24% |
| Skenario 6 | | Pi | 32,074 | 25% |
| Skenario 7 | | Psigmoid | 31,546 | 25% |
| Skenario 8 | | dsigmoid | 31,546 | 25% |

Tabel 5. Dataset Malang Tinggi

| Nama Skenario | Input MF | MF Type | MSE | MAPE |
|---------------|----------|----------|--------|------|
| Skenario 1 | | Tri | 9,0927 | 25% |
| Skenario 2 | | Trap | 7,3174 | 17% |
| Skenario 3 | | Gbell | 24,302 | 43% |
| Skenario 4 | 4 4 | Gauss | 12,068 | 25% |
| Skenario 5 | | Gauss2 | 20,392 | 36% |
| Skenario 6 | | Pi | 7,7302 | 15% |
| Skenario 7 | | Psigmoid | 46,930 | 70% |
| Skenario 8 | | Dsigmoid | 36,673 | 58% |

Untuk model-model yang didapatkan pada masing-masing kelompok daerah untuk model kedua ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Error dari skenario di masing-masing kelompok daerah

| Skenario | Dataset | | | | | |
|------------------------------------|---------------|-------|------------------|-------|---------------|-------|
| | Malang Rendah | | Malang Sedang | | Malang Tinggi | |
| | MAPE | MSE | MAPE | MSE | MAPE | MSE |
| Skenario 1 (roi 0.1 ; squash 1.25) | 146% | 30,09 | 99% | 824,5 | 112% | 213,3 |
| Skenario 2 (roi 0.2 ; squash 1.25) | 44% | 47,22 | 100% | 432,3 | 75% | 40,98 |
| Skenario 3 (roi 0.1 ; squash 0.75) | 119% | 80,09 | 43% ⁰ | 44,32 | 235% | 210,2 |
| Skenario 4 (roi 0.1 ; squash 1.00) | 236% | 217,2 | 114% | 33,67 | 61% | 115,7 |
| Skenario 5 (roi 0.2 ; squash 1.00) | 44% | 26,22 | 52% | 55,33 | 45% | 33,33 |
| Skenario 6 (roi 0.2 ; squash 0.75) | 61% | 55,92 | 230% | 95,13 | 245% | 144,6 |
| Skenario 7 (roi 0.3 ; squash 0.75) | 35% | 48,74 | 121% | 67,87 | 44% | 110,3 |
| Skenario 8 (roi 0.1 ; squash 0.5) | 249% | 258,8 | 133% | 201,4 | 63% | 127,5 |
| Skenario 9 (roi 0.2 ; squash 0.5) | 115% | 105,8 | 44% | 123,5 | 110% | 112,2 |
| Skenario 10 (roi 0.3 ; squash 0.5) | 161% | 48,74 | 35% | 40,31 | 72% | 75,22 |

| Skenario | Dataset | | | | | |
|-------------------------------------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|
| | Malang Rendah | | Malang Sedang | | Malang Tinggi | |
| | MAPE | MSE | MAPE | MSE | MAPE | MSE |
| Skenario 11 (roi 0.1 ; squash 0.25) | 244% | 258,8 | 233% | 112,5 | 89% | 44,12 |
| Skenario 12 (roi 0.2 ; squash 0.25) | 100% | 431,1 | 115% | 110,3 | 121% | 98,31 |

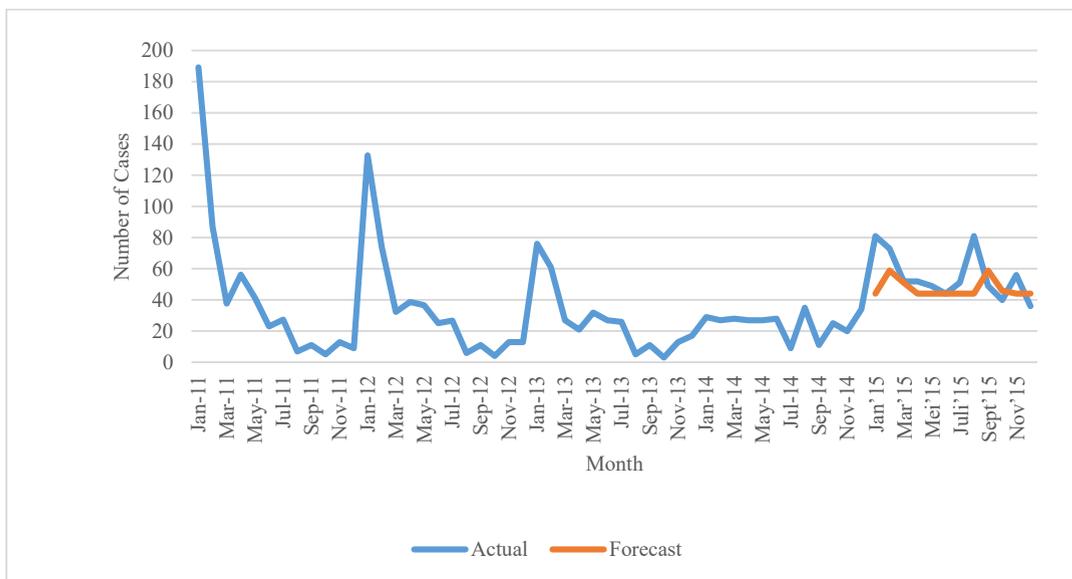
Tabel 6 menunjukkan bahwa nilai MAPE dan MSE untuk Model 2 lebih besar dibandingkan model pertama. Untuk itu, model terbaik yang akan digunakan untuk proses testing model adalah model yang diambil dari skenario terbaik yang ada di model pertama. Andaikan terdapat nilai MAPE yang sama kecil maka pemilihan berikutnya dengan melihat nilai MSE. Model terbaik dari masing-masing data kelompok daerah masing-masing ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7 Model terbaik ANFIS di setiap kelompok wilayah

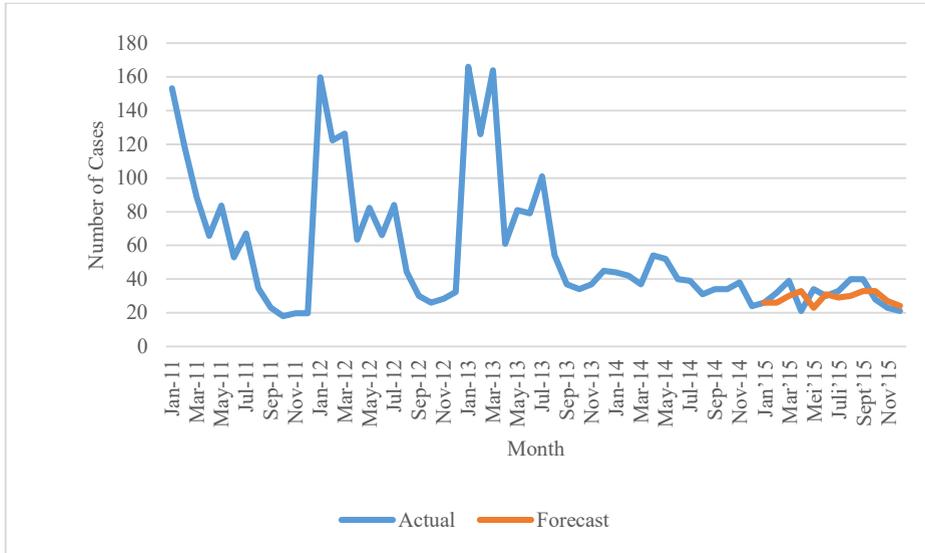
| No | Kelompok Data | MODEL | MAPE | MDA |
|----|---------------|---------------|------|-------|
| 1 | Malang Rendah | 2 2 2, trapmf | 19% | 50% |
| 2 | Malang Sedang | 4 4, gaussmf | 24% | 41.7% |
| 3 | Malang Tinggi | 4 4, pimf | 15% | 41.7% |

Tabel 7 menunjukkan bahwa model ANFIS yang dapat meramalkan data jumlah penderita DBD mempunyai kinerja yang bagus untuk kelompok daerah Malang Rendah dan Malang Tinggi, sedangkan untuk di Malang Sedang model mempunyai kinerja yang cukup.

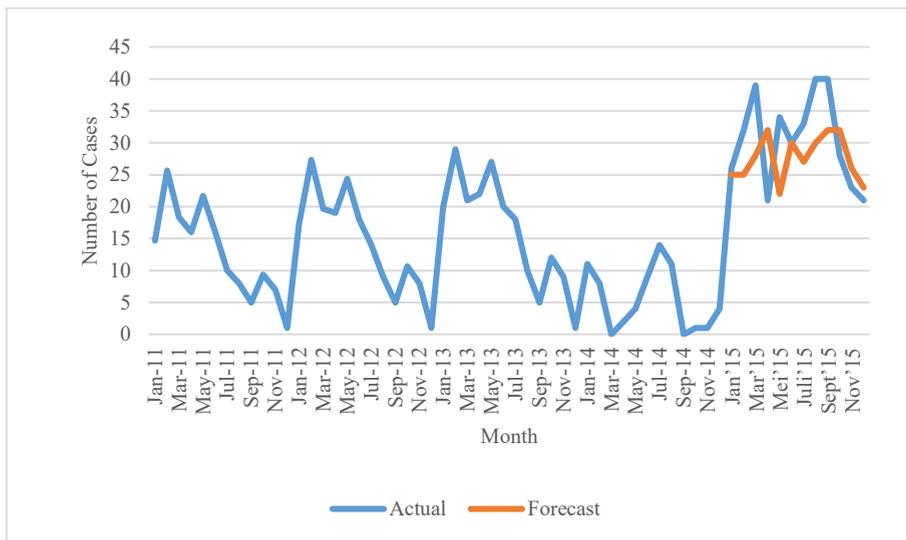
Sedangkan untuk hasil *plotting* data aktual dengan data hasil peramalan menggunakan model ANFIS terbaik untuk masing-masing kelompok daerah ditunjukkan pada Gambar 3, Gambar 4, dan Gambar 5.



Gambar 3 Model Malang Rendah



Gambar 4 Model Malang Sedang



Gambar 5 Model Malang Tinggi

Dari uji coba tersebut dapat diketahui bahwa:

1. Setiap kelompok data mempunyai pola stasioneritas yang berbeda-beda sehingga mempunyai struktur model ANFIS yang berbeda pula. Meramalkan data dengan struktur model ANFIS satu kelompok data dengan kelompok data yang lain kurang optimal jika parameter struktur modelnya sama. Belum tentu satu kelompok data menggunakan parameter input MF 3 dengan MF *type trap* menghasilkan nilai *error* yang sama dengan parameter input model ANFIS di kelompok data yang lain.
2. Pada tahap pelatihan ANFIS apabila semakin besar jumlah fungsi keanggotaan yang digunakan pada layer, semakin besar panjang data dan semakin banyak iterasi yang dilakukan sehingga memakan waktu pelatihan yang semakin lama.

3. Proses validasi model dilakukan dengan membandingkan nilai MAPE setiap skenario pada kelompok data dapat dikategorikan valid karena model peramalan ANFIS yang terpilih mempunyai nilai MAPE-nya tergolong baik dan cukup.
4. Pada beberapa skenario pada dataset (Dataset Malang Rendah Skenario MF *Type Trap* dengan Skenario MF *Type Pi*) terdapat nilai MAPE dan MSE yang sama, sehingga kedua parameter tersebut bisa dijadikan untuk pemodelan peramalan metode ANFIS.
5. Dari nilai MDA yang dihasilkan rata-rata masih mempunyai nilai kurang dari 50%. Hal ini menunjukkan bahwa ANFIS perlu digabung dengan metode lain agar dapat menghasilkan nilai MDA yang lebih tinggi.

5. Kesimpulan

Dari hasil eksperimen dapat ditarik beberapa simpulan dan saran untuk pengembangan model ke depan untuk mendapatkan kinerja peramalan yang lebih baik.

5.1 Simpulan

Proses peramalan data *time-series* dengan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) mampu menghasilkan proses pembelajaran yang lebih baik dibandingkan dengan ARIMA, Dekomposisi, serta Holt Winter's. Metode ANFIS juga mampu mengatasi ketidakstasioneritas data *time series* dengan nilai MAPE yang tergolong baik dan cukup yaitu antara 15% sampai 24%. Namun, dalam hal kemampuan mengikuti arah naik turun pola data, ANFIS masih mempunyai kinerja rata-rata 44.7%.

5.2 Saran

Untuk data yang mempunyai pola dengan fluktuasi yang cenderung stasioner atau mempunyai fluktuasi yang tidak terlalu tinggi, metode ANFIS masih mempunyai kinerja yang bagus. Namun, jika datanya cenderung mempunyai tingkat fluktuasi yang tinggi maka metode ANFIS akan mempunyai kinerja yang semakin menurun jika dibandingkan dengan yang cenderung stasioner atau mempunyai fluktuasi rendah. Untuk itu, pada penelitian berikutnya, ANFIS dapat digabungkan dengan metode lain agar dapat menghasilkan peramalan yang bagus, terutama dalam hal kemampuan mengikuti arah naik turun pola data.

6. Daftar Rujukan

- [1] <http://www.depkes.go.id/article/view/731/kejadian-luar-biasa-demam-berdarah-dengue-diindonesia.html> Accessed 30 June, 2017]
- [2] WHO and TDR Publication, 2009. *Dengue: Guidelines for diagnosis, treatment, prevention and control* [Online]
- [3] *Lima Kabupaten Kota di Jatim Endemik DBD*. Januari 2016. [Online]. <http://www.malang-post.com/kota-malang/98588-masyarakat-was-was-demam-berdarah>. [accessed 5 June, 2017].
- [4] WHO, 2009. *Dengue Guidelines for Diagnosis, Treatment, Prevention and Control*, WHO Press, World Health Organization and the Special Programme for Research and Training in Tropical Diseases. [Online] Available at: <http://whqlibdoc.who.int/publications/2009/9789241547871engl.pdf> [accessed 30 June, 2017]
- [5] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2011. *Demam Berdarah Dengue. Modul Pengendalian Demam Berdarah Dengue*, p.8-11.
- [6] Bupati Malang, 2012. *PERDA Pengendalian Penyakit Demam Berdarah Dengue di Kabupaten Malang*.
- [7] Bupati Malang, 2013. *Demam Berdarah Merajalela Di Kabupaten Malang*. 3 Mar. [Online] available at: <http://www.malangraya.info/2013/03/19/183430/7035/demam-berdarah-merajalela-di-kabupaten-malang/>
- [8] Whitehead, S., Durbin, A, 2010., *Prospects and challenges for dengue virus vaccine development*. Norfolk: Caister Academic Press.
- [9] Torres, C, 2013. *Fuzzy model identification of dengue epidemic in Colombia based on multiresolution analysis*. Colombia: Universidad Distrital Francisco Jose de Caldas.
- [10] Gill, B., 2009. *Modelling and Forcasting Dengue Fever Incidence in Malaysia*, University of Western Australia.
- [11] Anggraeni, W., Samopa, F., Riksakomara, E., Wibowo, R.P., Agustina, E.M., Trikoratno, L.C., Pujiadi. 2016. Analysis of Performance Prediction Models in Predicting Dengue Fever Patients Number in Each Group of Malang, Indonesia, *5th International Conference On Advances in Computing, Control, and Networking*, Thailand, 120-125.

- [12] Anggraeni, W., Nurmasari, R., Samopa, F., Riksakomara, E., Wibowo, R.P., Trikoratno, L.C., Pujiadi, 2017. Modified Regression Approach for Predicting Number of Dengue Fever Incidents in Malang Indonesia, *Procedia Computer Science*, pp. 142-150.
- [13] Pusat Data dan Surveillance Epidemiologi Kementrian Kesehatan Republik Indonesia, 2010. *Jendela Epidemiologi*. Jakarta: Kementrian Kesehatan Republik Indonesia
- [14] Wang, Chang-Yu, Tsai, Jinn-Tsong, Fang Chun-Hsiung, Lee, T nsair-Fwu, Chou Jyh-Horng, 2015. Predicting Survival of Individual Patient with Esophageal Cancer by Adapptive Neuro-Fuzzy Inference System Approach. *Appied Soft Computing*, 35, pp. 583-590.
- [15] Faizal, T., Taib, M.N., Ibrahim, F. 2012. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Diagnosis Risk in Dengue Patient. *Expert Systems with Applications*, 39, pp. 4483-4495
- [16] Barrios J, Pietrus A, Marrero A, de Arazoza H, Joya G. 2011. *Dengue model described by differential inclusions*, In: Cabestany J, Rojas I, Joya G, editors, *Advances in computational intelligence, Lecture notes in computer science*, Berlin: Springer; 2011, pp. 540–7.
- [17] Whitehead S, Durbin A, 2010. *Prospects and challenges for dengue virus vaccine development*, In: Hanley K, Weaver S, editors, *Frontiers in dengue virus research*, Norfolk: Caister Academic Press.
- [18] Anggraeni, W., Nurmasari, R., Riksakomara, E., Samopa, F., Wibowo, R.P., , Trikoratno, L.C., Pujiadi, 2017, Modified Regression Approach for Predicting Number of Dengue Fever Incidents in Malang, Indonesia, *Procedia Computer Science*, pp. 142-150.
- [19] <https://ilmugeografi.com/ilmu-bumi/geomorfologi/perbedaan-dataran-tinggi-dan-dataran-rendah/amp>., [Accessed 15 September, 2017]
- [20] Jang, J.-S. R. 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. NewJersey Prentice-Hall.
- [21] Jang, J.-S. R. 1993. *ANFIS: Adaptive-networkbased fuzzy inference systems*, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 23(03):665-685.
- [22] M. H. & S. H. O. Schnader, 1990, Evaluating Predictions of Change, *Journal of Business*, pp. 99-107
- [23] Oliver Blaskowitz Helmut Herwartz, Berlin Christian. 2008. *Evaluating Directional Forecasts*, Universit`at zu Berlin
- [24] Lee L., Teutsch S., Louis MS. 2000. *Principles and practice of public health*, NewYork: Oxford University Press.
- [25] Anggraeni, W., Permana, IPAA., Samopa, F., Riksakomara, E., Wibowo, R.P., Trikoratno, L.C., Pujiadi. 2017. Forecasting The Number of Dengue Fever Cases in Malang Regency Indonesia Using Fuzzy Inference System Models. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 95, pp. 1-8

Halaman ini sengaja dikosongkan