

IMPLEMENTASI ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM TERHADAP PREDIKSI CURAH HUJAN

(Studi Kaus: Kota Tanjungpinang)

Dika Agustia, Martaleli Bettiza, Nola Ritha,

dikaagustia96@gmail.com, mbettiza@umrah.ac.id, nola.ritha@umrah.ac.id

Jurusan Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Maritim Raja Ali Haji

ABSTRAK

Curah hujan sangat berpengaruh bagi keberlangsungan kehidupan makhluk hidup untuk melakukan aktifitas sehari-hari khususnya penduduk di Kota Tanjungpinang. Pada penelitian ini penulis memprediksi curah hujan berdasarkan 731 data curah hujan harian dari tahun 2015-2016 yang diperoleh dari kantor BMKG kelas III Kota Tanjungpinang. Prediksi ini menggunakan empat variabel yaitu suhu, kelembaban udara, tekanan udara, dan kecepatan angin, dengan menggunakan *hybrid* metode K-Means dan Adaptive Neuro Fuzzy System (ANFIS) untuk memprediksi curah hujan di Kota Tanjungpinang. Hasil penelitian menunjukkan penggunaan data training 70% dan testing 30% dengan learning rate 0.3 dan iterasi sebanyak 30 di peroleh nilai akurasi terbaik pada pelatihan dan pengujian 0,0349 dan 0.0747.

Kata Kunci : curah hujan, adaptive neuro fuzzy inference system, kota Tanjungpinang

PENDAHULUAN

Kondisi curah hujan seringkali mempengaruhi aktifitas penduduk Kota Tanjungpinang dalam berbagai bidang seperti bidang pertanian dan kelautan serta aktivitas-aktivitas masyarakat aktifitas penduduk Kota Tanjungpinang. Curah hujan yang tidak dapat diperkirakan sering sekali terjadi di Indonesia salah satunya yaitu kota Tanjungpinang, Kepulauan Riau. Karena Indonesia sendiri merupakan salah satu Negara yang dilewati oleh garis katulistiwa dan Indonesia mempunyai iklim tropis yang terdiri dari musim hujan dan kemarau. Curah hujan yang tidak dapat diperkirakan atau dipastikan dapat mengakibatkan terjadinya bencana alam seperti halnya, banjir, tanah longsor, dan lainnya. Ketidakpastian curah hujan ini maka perlu membuat suatu prediksi untuk menyelesaikan permasalahan curah hujan yang ada di kota Tanjungpinang. Curah hujan itu sendiri sangat berpengaruh bagi keberlangsungan kehidupan makhluk hidup, kondisi cuaca yang stabil sangat

dibutuhkan penduduk Kota Tanjungpinang untuk melakukan aktifitas sehari-hari. Maka dari itu prediksi curah hujan sangat dibutuhkan untuk mengetahui tingkat curah hujan. Untuk memprediksi curah hujan tersebut di butuhkan beberapa data diantaranya suhu, kecepatan angin, tekanan udara dan kelembaban udara. Pada penelitian ini data curah hujan yang di gunakan adalah data harian dari tahun 2014 dan 2015 yang di peroleh dari kantor BMKG Kota Tanjungpinang. Setelah data terkumpul maka akan di lakukan pemodelan prediksi curah hujan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

BAHAN DAN METODE

Lokasi dan fokus penelitian ini adalah curah hujan kota Tanjungpinang, yang mengimplementasikan metode *adaptive neural fuzzy inference system*. Mengacu pada sumber data dari BMKG kelas III Tanjungpinang. Hasil prediksi ketinggian gelombang laut menggunakan ANFIS dapat dilihat dari rendahnya nilai error yang didapat. Data yang digunakan adalah data curah hujan, suhu, kelembaban udara, tekanan udara dan kecepatan angina harian dari 1 Januari 2015 sampai 31 Desember 2016. Berikut ini merupakan langkah-langkah dalam mengimplementasikan metode ANFIS untuk melakukan prediksi curah hujan di kota Tanjungpinang:

1. Normalisasi Data
2. Mengelompokkan data dan mencari tik pusat (*centroid*) dengan metode *K-Means*
3. Mencari nilai parameter premis awal menggunakan *mean* dan *standar deviasi* dari hasil langkah pertama
4. Menghitung nilai pada tiap lapisan dari lapisan 1 sampai lapisan 5, merupakan proses perhitungan maju pada metode ANFIS.
5. Menghitung nilai *error* terkecil pada hasil prediksi menggunakan RMSE
6. Menghitung mundur dengan proses *error backpropagation* tiap lapisan dari lapisan 5 sampai lapisan 1 untuk mendapatkan nilai parameter premis baru yang akan dilanjutkan untuk mencapai iterasi maksimum.

Normalisasi Data

Normalisasi ini bertujuan untuk mendapatkan data dengan ukuran yang lebih kecil yang mewakili data yang asli tanpa kehilangan karakteristik sendirinya. Rumus dari normalisasi yaitu:

$$X_n = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Dimana :

- X_n = nilai data normal
- X = nilai data aktual
- X_{\min} = nilai minimum dari data aktual keseluruhan
- X_{\max} = nilai maksimum dari data aktual keseluruhan

K-Means

Algoritma *K-Means* pada dasarnya melakukan 2 proses yakni proses pendeteksian lokasi pusat *cluster* dan proses pencarian anggota dari tiap-tiap *cluster*. Proses *clustering* dimulai dengan mengidentifikasi data yang akan dikluster, X_{ij} ($i=1, \dots, n$; $j=1, \dots, m$) dengan n adalah jumlah data yang akan dikluster dan m adalah jumlah variabel. Pada awal iterasi, pusat setiap kluster ditetapkan secara bebas (sembarang), C_{kj} ($k=1, \dots, k$; $j=1, \dots, m$). Kemudian dihitung jarak antara setiap data dengan setiap pusat *cluster*. Untuk melakukan penghitungan jarak data ke- i (x_i) pada pusat *cluster* ke- k (c_k), diberi nama (d_{ik}), dapat digunakan formula Euclidean. Suatu data akan menjadi anggota dari *cluster* ke- k apabila jarak data tersebut ke pusat *cluster* ke- k bernilai paling kecil jika dibandingkan dengan jarak ke pusat *cluster* lain. Proses dasar algoritma K-Means:

1. Tentukan k sebagai jumlah *cluster* yang ingin dibentuk. Tetapkan pusat *cluster*.
2. Hitung jarak setiap data ke pusat *cluster* menggunakan persamaan Euclidean, dengan C sebagai centroid.

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_j^m (C_{ij} - C_{kj})^2}$$

3. Kelompokkan data ke dalam *cluster* yang dengan jarak yang paling pendek menggunakan persamaan.

$$\text{Min} \sum_{k=1}^k d_{ik} = \sqrt{\sum_j^m (C_{ij} - C_{kj})^2}$$

4. Hitung pusat *cluster* yang baru menggunakan persamaan

$$C_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^p X_{ij}}{p}$$

Dimana :

- X_{ij} = \in kluster ke- k
- P = banyaknya anggota kluster ke- k

5. Ulangi langkah 2 sampai dengan 4 hingga sudah tidak ada lagi data yang berpindah ke kluster yang lain.

ANFIS

Menurut Jang, dkk. (1997:340) dalam Suyanto (2008), ANFIS dalam kerjanya menggunakan algoritma belajar *hybrid*, yaitu menggabungkan metode *Least*

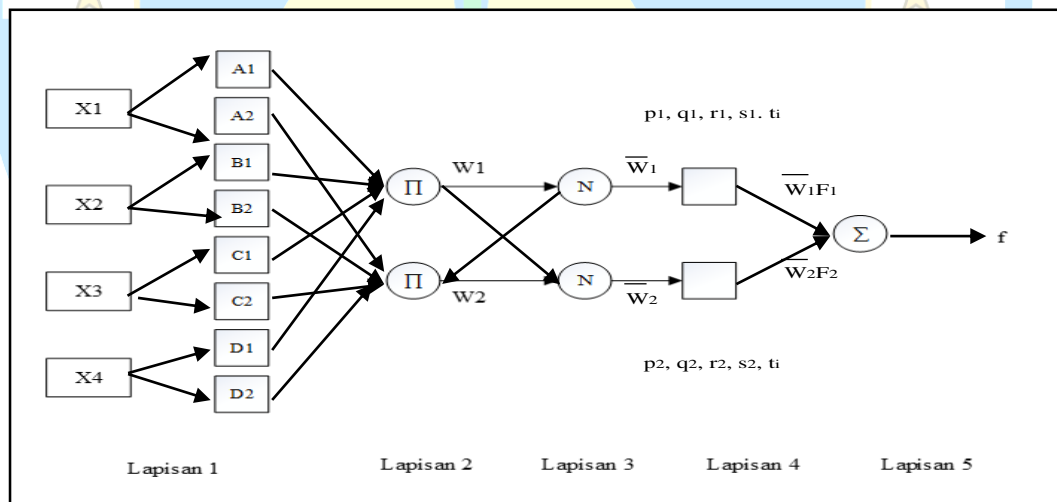
Square Estimator (LSE) dan *Error BackPropagation* (EBP). Dalam struktur ANFIS metode EBP dilakukan di lapisan ke-1, sedangkan metode LSE dilakukan di lapisan ke-4.

Pada lapisan ke-1 parameternya merupakan parameter dari fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy* sifatnya nonlinier terhadap keluaran sistem. Proses belajar pada parameter ini menggunakan 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. Proses belajar algoritma *hybrid* dapat dilihat didalam Tabel 2 di bawah ini:

Tabel 1. Proses Belajar ANFIS

	Arah Maju	Arah Mundur
Parameter Premis	Tetap	EBP
Parameter Konsekuen	LSE	Tetap
Sinyal	Sinyal Simpul	Sinyal Kesalahan

Gambar 1 berikut ini merupakan arsitektur ANFIS dari sistem dengan 4 variabel dan 1 buah *outpt*:



Gambar 1. Arsitektur ANFIS

Lapisan 1

Pada lapisan ini berfungsi sebagai proses *fuzzyfication*. Semua simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif (parameter dapat berubah). Dimana X_1, X_2, X_3 dan X_4 adalah nilai-nilai input untuk setiap node, dengan X_1, X_2, X_3 dan X_4 adalah masukan pada simpul i , A_i (atau B_i) adalah fungsi keanggotaan masing-masing simpul. Simpul O_1 , berfungsi untuk menyatakan derajat keanggotaan tiap masukan

terhadap himpunan *fuzzy* A, B, C dan D. Misalkan fungsi keanggotaan *Generalized Bell* sebagai berikut.

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{\sigma} \right|^2}$$

Dimana:

x = inputan

σ = standart deviasi

c = mean

Lapisan 2

Lapisan ini berupa neuron tetap diberi simbol Π , merupakan hasil kali dari semua masukan (menggunakan operator AND), dengan persamaan sebagai berikut.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x_1) \cdot \mu_{B_i}(x_2), i = 1, 2 \dots n$$

Lapisan 3

Tiap neuron pada lapisan ini berupa neuron tetap diberi simbol N, dimana hasil perhitungan dari lapisan ini disebut dengan *normalized firing strength* yang merupakan hasil perhitungan rasio dari *firing strength* ke-*i* (w_i) terhadap jumlah dari keseluruhan *firing strength* pada lapisan kedua, sebagai berikut:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2$$

Lapisan 4

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif dengan fungsi simpul :

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 \dots n) + r_i, i = 1, 2$$

Lapisan 5

Pada lapisan ini hanya ada satu simpul tetap yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan.

$$O_{5,1} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data training dan data testing pada sistem prediksi curah hujan di kota Tanjungpinang yaitu 70% dan data testing 30%. Untuk memperoleh hasil prediksi

yang optimal dilakukan pelatihan menggunakan nilai *learning rate* pada rentang nilai 0.1 sampai 0.9. Kemudian hasil akurasi prediksi dapat dilihat dari hasil error terkecil yang dihitung dengan RMSE (*Root Mean Square Error*). Semakin kecil hasil RMSE yang didapat maka semakin akurat hasil prediksi yang didapat.

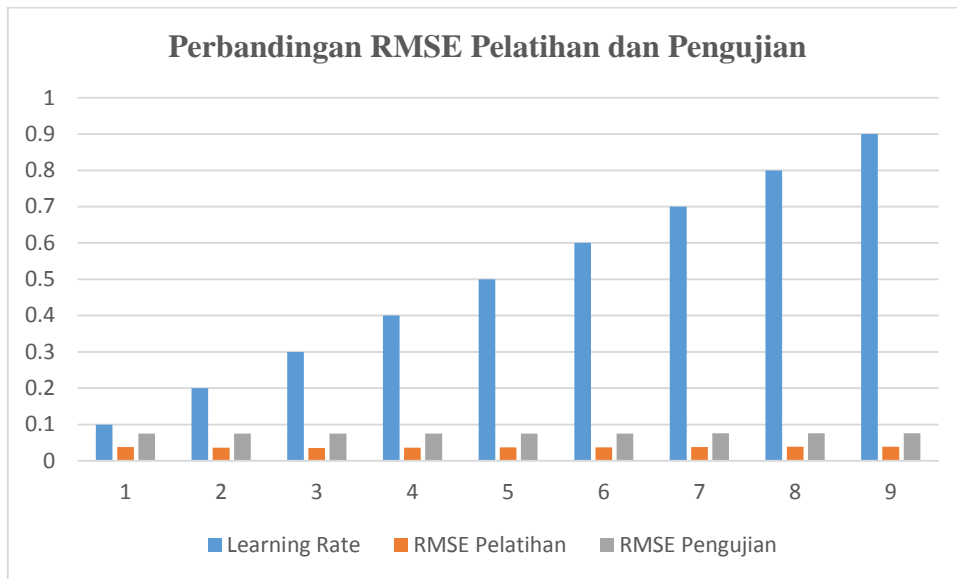
Masing-masing model data set yang telah dilatih dan diuji akan dibandingkan untuk menemukan model arsitektur ANFIS terbaik yang memberikan hasil prediksi yang optimum. Hasil pengujian yang dilakukan pada data latih menggunakan *learning rate* antara 0.1 sampai 0.9 untuk memperoleh struktur jaringan terbaik yang digunakan untuk pengujian, maka dilakukan pelatihan untuk mendapatkan *learning rate* terbaik yang diukur dengan RMSE untuk tingkat akurasinya. Berikut ini grafik perbandingan pada *learning rate* 0.1 sampai 0.9 dengan tingkat akurasi pada RMSE dari model pertama sampai keempat.

Tabel 2. Pengaruh *learning rate* terhadap nilai RMSE

Learning Rate	RSME	
	Pelatihan	Pengujian
0.1	0.0382	0.0747
0.2	0.0358	0.0748
0.3	0.0349	0.0747
0.4	0.0358	0.0749
0.5	0.0367	0.0752
0.6	0.0374	0.0754
0.7	0.0379	0.0755
0.8	0.0384	0.0755
0.9	0.0389	0.0755

Dari tabel diatas pada learning rate 0.3 terdapat nilai RMSE yang terendah, sehingga pada penelitian ini penulis menggunakan nilai *learning rate* 0.3 pada data pelatihan dan pengujian.

Prediksi curah hujan diambil dari hasil pengujian yang memberikan rata-rata kesalahan terkecil yang diukur menggunakan RMSE. Berikut ini merupakan grafik perbandingan rata-rata kesalahan pada proses pelatihan dan pengujian dari masing-masing model data set.



Gambar 2. Grafik perbandingan RMSE pada data latih dan uji

Dari grafik diatas pada keempat model data set tersebut rata-rata kesalahan terkecil pada data uji diperoleh dari learning rate 0.3. Sehingga dapat disimpulkan bahwa arsitektur ANFIS terbaik yang memberikan hasil prediksi dengan rata-rata kesalahan terkecil adalah arsitektur ANFIS pada learning rate 0.3 dengan rata-rata kesalahan pengujian 0,0349.

KESIMPULAN

Dari hasil pengujian yang dilakukan dapat diketahui bahwa arsitektur ANFIS terbaik pada *learning rate* 0.3, iterasi sebanyak 30 kali dengan empat variable inputan. Kemudian rata-rata kesalahan pelatihan dan pengujian yang diukur dengan RMSE sebesar 0,0349 dan 0.0747, hal ini menunjukkan bahwa ANFIS memberikan hasil cukup akurat untuk melakukan prediksi curah hujan di kota Tanjungpinang.

DAFTAR PUSTAKA

- Azizah, N., Adi, K., Widodo, A., 2013, Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) untuk Prediksi Tingkat Layanan Jalan. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, Vol. 10(2), Hlm 127-131, <http://ejournal.undip.ac.id>,
- Suyanto, 2008, *Soft Computing Membangun Mesin ber-IQ Tinggi*, Bandung: Informatika.
- Suyanto, 2011, *Artificial Intelligence*, Bandung: Informatika.

