

IDENTIFIKASI TIGA JENIS BUNGA IRIS MENGGUNAKAN ANFIS

Abdul Kadir
Program Pascasarjana Teknik Elektro
Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta
E-mail: akadir@mti.ugm.ac.id

Abstract

This paper was based on our research in preparing several tools for identification on various houseplants. One of tools we investigated was ANFIS. As a preliminary research, we tried to apply ANFIS to identify three kinds of Iris. As we know, many researches have used Iris data came from Fisher's research in 1936 for classification purposes. In this research, we try to several kinds of parameters of fuzzy logic on input, especially on membership functions and number of function's membership.

The result showed that the worst performance by using bell function was 70%. Not so good. Therefore, many explorations must be conducted to get better performance.

Keywords: ANFIS, Classification, Fuzzy Logic, Iris identification, Neural network

PENDAHULUAN

Banyak metode yang digunakan untuk melakukan identifikasi suatu objek didasarkan pada ciri yang dimiliki objek. Salah satu yang bisa digunakan yaitu ANFIS (*Adaptive neuro-fuzzy inference system*), yang memadukan *fuzzy logic* dan *neural network*. Sehubungan dengan riset identifikasi tanaman hias yang sedang dilakukan, metode ini dicoba untuk diterapkan dalam mengidentifikasi tiga jenis tanaman Iris terlebih dulu yang didasarkan pada fitur yang dimiliki oleh bunga masing-masing tanaman tersebut. Hal ini dilakukan sebagai langkah awal untuk melihat kemungkinan ANFIS untuk diterapkan pada penelitian identifikasi tanaman hias.

Tanaman Iris sengaja dipakai karena data sudah tersedia secara digital di Internet dan banyak digunakan sebagai bahan untuk menguji pengklasifikasian objek. Data yang ada berdasarkan penelitian Sir Ronald Aylmer Fisher pada tahun 1936. Berisi 50 sampel data untuk masing-masing tiga jenis Iris. Tanaman Iris yang diuji mempunyai tampilan fisik seperti terlihat pada Gambar 1. Adapun fitur yang dipakai dalam pengklasifikasian berupa 1) lebar kelopak (*sepal width*), 2) panjang kelopak (*sepal length*), 3) lebar mahkota (*petal width*), dan 4) panjang mahkota (*petal length*). Data fitur untuk ketiga jenis antara lain bisa diunduh di situs http://en.wikipedia.org/wiki/Iris_flower_data_set.



(a) *Iris setosa*

(b) *Iris versicolor*

(c) *Iris virginica*

Gambar 1 Tiga jenis Iris (Sumber: Wikipedia)

Pada penelitian ini dilakukan beberapa pengujian sejumlah parameter pada ANFIS, seperti toleransi kesalahan, *epoch*, jumlah *membership function*, dan jenis *membership function*.

TINJAUAN ANFIS

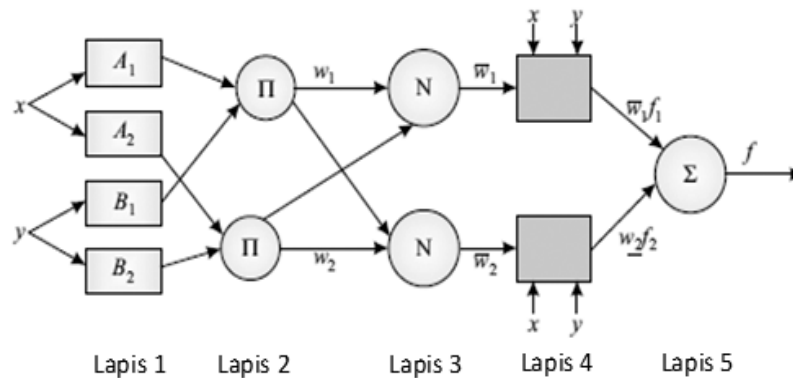
Pendekatan analisis numerik terhadap sistem fuzzy pertama kali digagas oleh Tagaki dan Sugeno (lyatami dan Harigawa, 2002) dan setelah itu banyak sekali studi yang terkait dengan hal tersebut. Sistem yang berbasis fuzzy bisa dinyatakan dengan pengetahuan berbentuk "IF-THEN" yang memberikan keuntungan tidak memerlukan analisis matematik untuk pemodelan. Sistem seperti ini bisa memproses penalaran dan pengetahuan manusia yang berorientasi pada aspek kualitatif. Seperti diketahui, pemodelan matematik semacam persamaan diferensial tidak tepat untuk menangani sistem yang menghadapi keadaan tidak menentu atau terdefinisi tidak bagus (Shing dan Jang, 1993).

Di sisi lain, *neural network* mempunyai keuntungan yang memudahkan dalam mengklasifikasikan suatu objek berdasarkan sekumpulan fitur yang menjadi

masukan sistem. Dengan hanya memasukkan sejumlah fitur dan kemudian melakukan pelatihan menggunakan data tersebut, sistem berbasis *neural network* mampu membedakan antara satu objek dengan objek lain (Duda, dkk., 2001). Bahkan jika sistem tersebut diberikan data lain yang tidak pernah digunakan untuk pelatihan, sistem tetap bisa mengklasifikasikan objek. Sistem ini juga mempunyai kelebihan terhadap sistem konvensional yang mencakup (Fu, 1994):

1. Mampu melakukan akuisisi pengetahuan di bawah derau dan ketidakpastian
2. Representasi pengetahuan bersifat fleksibel
3. Pemrosesan pengetahuan dilakukan secara efisien
4. Toleran terhadap kesalahan.

Pada perkembangan selanjutnya, kelebihan *fuzzy logic* dan *neural network* dikombinasikan sehingga muncul sistem *neuro-fuzzy*. Salah satu sistem *neuro-fuzzy* yaitu ANFIS (*Adaptive neuro-fuzzy inference system*). Sistem yang menggunakan model Sugeno ini dapat dilihat pada Gambar 2 (Alavala, 2008).



Gambar 2 Model sistem berbasis Sugeno

Sistem tersebut mempunyai dasar aturan sebagai berikut:

1. Jika x adalah A_1 dan y adalah B_1 maka $\bar{A}_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$.
2. Jika x adalah A_2 dan y adalah B_2 maka $\bar{A}_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$.

Sistem mempunyai 5 lapis. Penjelasan untuk masing-masing lapis seperti berikut.

Lapis 1

Setiap simpul pada lapis ini mempunyai derajat keanggotaan dalam suatu label linguistik (misalnya pendek, sedang, panjang). Sebagai contoh, fungsi simpul untuk simpul ke- i dinyatakan dalam *membership function* (MF) berupa bell, yang dinyatakan dengan:

$$M_A(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{(x-a)^2}{\sigma^2} \right]^{q_i}}$$

(1)

Dalam hal ini, x adalah masukan untuk simpul i ; A_i menyatakan label linguistik yang terkait dengan masukan pada simpul; dan $\{a_i, b_i, c_i\}$ menyatakan himpunan parameter yang mengatur bentuk fungsi keanggotaan.

Lapis 2

Setiap simpul pada lapis ini menghitung aturan melalui:

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{A_i}(x), i=1,2 \tag{2}$$

Lapis 3

Simpul i pada lapis ini menghitung perbandingan antara kekuatan aturan ke- i terhadap keseluruhan kekuatan, yang dinyatakan dengan:

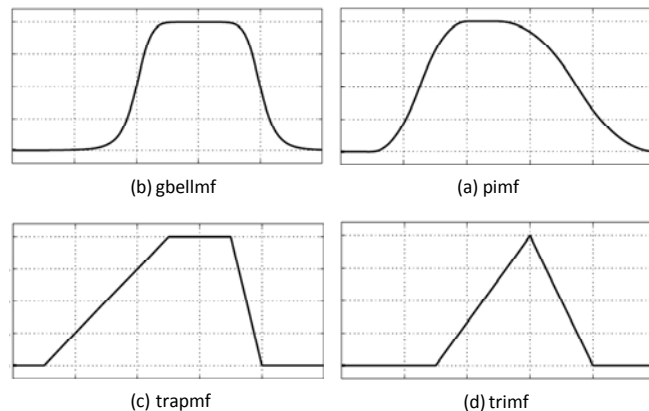
$$w_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \tag{3}$$

Lapis 4

Pada lapis ini setiap simpul menghitung kontribusi aturan ke- i terhadap keseluruhan keluaran melalui rumus:

$$w_i f_i = w_i (p_i x + q_i y + r_i) \tag{4}$$

Lapis 5



Gambar 3 Fungsi untuk pengujian

Contoh model penelitian ditunjukkan pada Gambar 4.

Pada lapis ini hanya terdapat sebuah simpul. Perhitungan yang dilakukan pada simpul ini yaitu menjumlahkan kontribusi semua aturan, yaitu berupa

$$f(x,y) = \frac{w_1(x,y)f_1(x,y) + w_2(x,y)f_2(x,y)}{w_1(x,y) + w_2(x,y)}$$

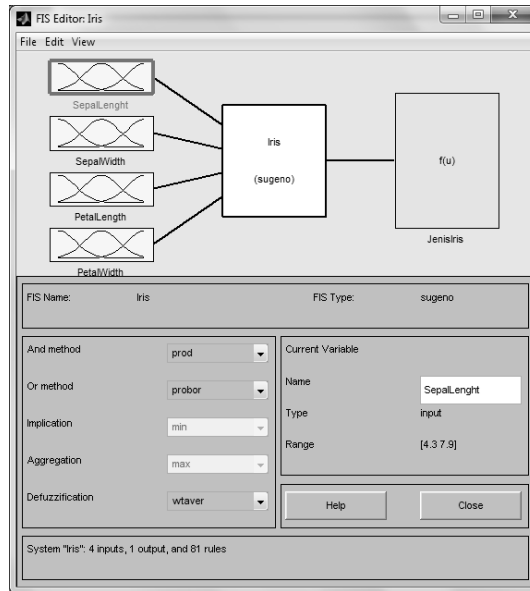
(5)
atau:

$$f = w_1 f_1 + w_2 f_2 \tag{6}$$

HASIL PENGUJIAN

Seluruh pengujian dilakukan dengan menggunakan MATLAB dengan memanfaatkan fungsi keluarga ANFIS. Masukan yang digunakan mencakup 4 buah ciri dan satu keluaran. Empat ciri yang digunakan berupa panjang dan lebar kelopak bunga Iris. Adapun keluaran berupa angka 1, 2, dan 3 yang menyatakan jenis Iris (1=*Iris setosa*, 2=*Iris versicolor*, dan 3=*Iris virginica*). Untuk kepentingan identifikasi ini, masing-masing jenis Iris melibatkan 40 data untuk pelatihan dan 10 data untuk pengecekan.

Fungsi yang digunakan selain bell (gbellmf) berupa pimf, trapmf, dan trimf. Gambar 3 memperlihatkan bentuk keempat fungsi tersebut.



Gambar 4 Model penelitian Iris

Untuk kepentingan menghitung kinerja pengidentifikasian Iris, rumus yang digunakan berupa:

$$\text{Kinerja} = \frac{\text{Jumlah yang benar}}{\text{Jumlah keseluruhan pengujian}} \quad (7)$$

Adapun hasil pengujian keseluruhan disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Hasil pengujian

Jenis Iris Parameter percobaan	Keberhasilan identifikasi		
	<i>Iris Setosa</i>	<i>Iris versicolor</i>	<i>Iris virginica</i>
Epoch: 5 Toleransi kesalahan: 0,01 Jumlah MF: 3 Fungsi: gbellmf	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 90%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 50%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,01 Jumlah MF: 3 Fungsi: gbellmf	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 90%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 50%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,001 Jumlah MF: 3 Fungsi: gbellmf	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 80%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 90%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,00001 Jumlah MF: 2 Fungsi: gbellmf	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 90%	Data training: 97,5% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 97,5% 10 data acak di luar training: 90%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,00001 Jumlah MF: 3	Data training: 100% 10 data acak di luar	Data training: 100% 10 data acak di luar	Data training: 100% 10 data acak di luar

Fungsi: gbellmf	training: 100%	training: 80%	training: 90%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,001 Jumlah MF: 4 Fungsi: gbellmf	Data training: 98,7% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 80%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 70%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,001 Jumlah MF: 5 Fungsi: gbellmf	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 80%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 90%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,001 Jumlah MF: 6 Fungsi: gbellmf	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 70%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,0001 Jumlah MF: 6 Fungsi: gbellmf	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 70%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,001 Jumlah MF: 6 Fungsi: trimf	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 90%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 70%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,001 Jumlah MF: 6 Fungsi: trapmf	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 90%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 70%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,001 Jumlah MF: 6 Fungsi: pimf	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 90%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 100%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 70%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,001 Jumlah MF: 5 Fungsi: pimf	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 90%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 90%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 80%
Epoch: 8 Toleransi kesalahan: 0,001 Jumlah MF: 4 Fungsi: pimf	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 90%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 20%	Data training: 100% 10 data acak di luar training: 40%

KESIMPULAN

Penggunaan empat fitur untuk membedakan tiga buah jenis Iris menggunakan ANFIS memberikan hasil yang masih kurang memuaskan sehingga membutuhkan berbagai eksplorasi lebih lanjut. Dari hasil pengamatan, fungsi keanggotaan berupa *gbellmf* lebih baik daripada yang lain. Tingkat toleransi mempengaruhi kinerja, namun pemberian nilai *epoch* bisa dikatakan tidak berpengaruh pada kinerja karena hampir semua berakhir pada *epoch* yang sama.

Pada beberapa pengaturan parameter yang dicobakan dalam penelitian dengan menggunakan *gbellmf*, hasil pengidentifikasian ketiga jenis Iris memberikan kinerja terendah sebesar 70% untuk data di luar training. Jumlah penggunaan MF yang baik berkisar antara 3 dan 6. Namun didasarkan pada waktu yang diperlukan untuk memproses pelatihan, penggunaan MF bisa dipilih sebesar 5. Fakta yang juga diperoleh, penggunaan MF di atas 6 menimbulkan problem kekurangan memori.

Pada penelitian dilakukan pula penyederhaan jumlah masukan untuk ANFIS, yaitu dengan hanya melibatkan dua buah parameter, yaitu 1) rasio kelopak bunga, dan 2) rasio mahkota bunga. Rasio kelopak bunga dihitung berdasarkan lebar kelopak bunga dibagi panjang kelopak bunga dan rasio mahkota bunga dihitung berdasarkan lebar mahkota bunga dibagi panjang mahkota bunga. Namun, hasilnya kurang baik dibandingkan kalau memakai 4 masukan.

Berdasarkan percobaan, tersisa pula pertanyaan, "Sampai berapa fitur ANFIS bisa memproses tanpa menimbulkan masalah?" dan "Apakah memang lebih baik jika dibandingkan dengan menggunakan *neural*

network saja dalam mengidentifikasi tanaman hias?". Eksplorasi lebih jauh penggunaan ANFIS untuk mengidentifikasi tanaman hias yang memiliki banyak fitur memang perlu diujicoba, mengingat persoalannya lebih kompleks daripada sekedar mengidentifikasi tiga jenis Iris.

Referensi

- Aik, L.E.; Jayakumar, Y.; 2008; *A Study of Neuro-fuzzy System in Approximation-based Problems*; on MATEMATICA, Volume 24, Number 2, p. 113-130.
- Alavala, C.R.; 2008; *Fuzzy Logic and Neural Networks Basic Concepts & Applications*; India: New Age International (P) Limited, Publishers.
- Duda, R.O.; Hart, P.E.; Stork, D.G.; 2001; *Pattern Classification*; New York: John Wiley & Sons.
- Fu, L.; 1994; *Neural Networks in Computer Intelligence*; Singapore: McGraw-Hill Book Co.
- Iyatomi, H; Hagiwara, M.; 2004; *Adaptive Fuzzy Inference neural Network*; on Pattern Recognition Society. No. 347; p. 2049-2057.
- Shing, J; Jang, R.; 1993; ANFIS : Adaptive-Neural Network-Based Fuzzy
- Silipo, R.; Berthold, M.R.; 2000; *Input Features' Impact on Fuzzy Decision Processes*; IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics; http://www.inf.uni-konstanz.de/biomi2/publications/Paper_s2000/SiBe00_infogain_smcb/paper-smc-e-0-4-2.pdf.
- The MathWorks; 2009; Fuzzy Logic Toolbox User's Guide MATLAB*; USA: The MathWorks, Inc.