Temu Ilmiah Prediksi Cuaca dan Iklim Nasional 2000
Bandung, 11 Juli 2000
Diselenggarakan oleh Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional

PREDIKSI HUJAN BULANAN DENGAN LOGIKA SAMAR DAN JARINGAN SEL SARAF TIRUAN

The Houw Liong [1), Zadrach L. Dupe [2), Zamzam AJT [2)

1) Jurusan Fisika ITB
2) Jurusan Geofisika dan Meteorologi ITB

Abstrak

Umumnya prediksi numerik dapat dilakukan dengan menggunakan hukum dasar yaitu hukum kekekalan massa, kekekalan energi dan kekekalan momentum ditambah dengan syarat awal dan/atau syarat batas. Cara ini berhasil jika syarat awal dan/atau syarat batas dapat diketahui dengan baik dan tidak berada dalam daerah galau (chaotic). Dalam kenyataan syarat tersebut belum tentu dapat diketahui dengan baik, dan pada umumnya tidak dapat lepas dari daerah galau, misalnya dalam permasalahan atmosfer bumi, terbentuknya badai, terbentuknya awan, dan lain-lain. Permasalahan seperti ini mempunyai syarat awal/syarat batas yang samar yang hanya diketahui secara kualitatif.

Untuk memecahkan permasalahan seperti itu dikembangkan metoda yang berlandaskan logika samar/ jaringan sel saraf tiruan. Metoda ini dimulai dengan pengetahuan kualitatif mengenai sistem yang ditinjau, kemudian disusun dalam bentuk kaidah samar / arsitektur jaringan sel saraf tiruan yang parameternya dapat menyesuaikan diri melalui proses belajar. Tentu saja proses belajar ini memerlukan data yang cukup banyak yang akan dikelompokkan dalam data untuk proses belajar dan data uji.

Metoda seperti itu akan diuraikan dalam makalah ini, demikian juga dibahas keampuhannya dalam prediksi hujan bulanan.

Abstract

In general we can predict by using basic law of physics, i.e. the conservation of momentum, mass, and energy, and initial and/or boundary conditions. This approach is successful if initial and/or boundary conditions are well known and far from chaotic regions. In reality these conditions are not well known, and in general the system cannot avoid the influence of chaotic regions, for instance problems concerning earth atmosphere, storms, cloud formation, etc. These kind of problems have boundary and initial conditions which only qualitatively known.

To solve these problems we develop methods using fuzzy logic and artificial neural networks. These methods begin with qualitative knowledge about the systems , and then we express the knowledge into fuzzy rules or architecture of artificial neural networks and we use learning rules to determine the parameters. The learning processes need a lot of data which are set aside for learning and testing.

The methods to predict monthly rainfall are mention in this paper and also we discuss their power and generalization for solving similar problems in physics.

1. PENDAHULUAN

Para ilmuwan mengetahui dengan baik bahwa hukum alam serta syarat awal dapat dipakai untuk memprediksi keadaan sistem pada masa depan, misalnya hukum Newton dapat dipakai untuk memprediksi kedudukan bumi dan bulan terhadap matahari, sehingga kita dapat mngetahui dengan tepat bila akan terjadi gerhana.

Namun, ketika cara tersebut diterapkan untuk mempelajari kelakuan atmosfer bumi E. Lorenz[1] mengalami kesukaran, karena persamaan hukum kekekalan masa, momentum dan energi yang berlaku bagi fluida itu yang dipecahkannya secara numerik untuk menentukan vortisitas $x(t)$, suhu rerata pada ketinggian tertentu $y(t)$ dan fluktuasi suhu $z(t)$ dapat masuk ke kawasan galau (lihat Lampiran I). Dalam kawasan tersebut kelakuan fluida sangat peka tehadap syarat awal, sehingga perbedaan sedikit saja dalam syarat awal dapat menimbulkan perbedaan yang besar beberapa saat kemudian. Dalam kawasan ini menurut E. Lorenz walaupun hukum fluida adalah hukum yang deterministik, namun keadaan fluida tersebut pada masa depan tidak dapat diprediksi. Hal ini menyebabkan prediksi / prakiraan cuaca menjadi sukar, terutama daerah yang tidak dapat lepas dari pengaruh kawasan galau.

L. Zadeh[2] menyatakan bahwa ketika kompleksitas sistem bertambah, kemampuan kita untuk mengemukakan pernyataan yang tepat dan juga penting (*significant*) mengenai kelakuan sistem itu akan berkurang, sehingga pada suatu ketika akan dicapai ambang di atas batas tersebut pernyataan yang tepat tidak penting dan pernyataan yang penting tidak dapat tepat. Untuk sistem kompleks seperti ini biasanya seorang pakar masih memperoleh pengetahuan kualitatif mengenai sistem itu. Untuk mendapatkan pernyataan yang penting dan cukup tepat mengenai sistem seperti ini L. Zadeh mengembangkan himpunan samar dan logika samar serta memanfaatkan data pengukuran supaya dapat memperbaiki pernyataan kualitatif mengenai kelakuan sistem itu.

Pada umumnya sistem fluida atau sistem yang berinteraksi dengan fluida tidak bisa lepas dari kawasan galau fluida tersebut, ditambah lagi dengan syarat batas dan syarat awal yang sukar diketahui dengan tepat, sehingga sistem itu merupakan sistem kompleks dan kelakuan dari sistem sukar/tidak dapat diprediksi dengan memakai hukum dasar dengan ketepatan yang memadai. Untuk mengatasi permasalahan tersebut kita mencoba mengembangkan penerapan logika samar / jaringan sel saraf tiruan untuk memperbaiki pengetahuan kualitatif kita mengenai kelakuan sistem itu.

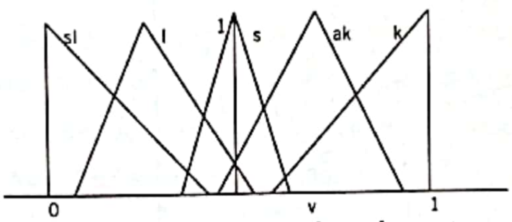
2. KAIDAH SAMAR DAN JARINGAN SEL SARAF TIRUAN DALAM SISTEM FLUIDA

Supaya mendapat gambaran yang jelas mengenai metoda yang akan dikembangkan di sini kita mengambil suatu contoh sederhana mengenai sistem fluida yang kompleks itu. Ambil suatu rumah kaca atau ruangan yang ada pemanasnya sehingga suhunya lebih tinggi dari sekelilingnya. Secara kualitatif kita mengetahui bahwa suhu ruangan itu dapat turun, jika ada angin yang bertiup di sekeliling ruang itu, atau dapat juga suhunya turun jika ada orang yang membuka pintu. Besarnya penurunan suhu akan bergantung dari kecepatan angin, lamanya pintu terbuka, lebarnya pintu itu terbuka. Suhu sistem sebagai fungsi waktu sulit diprediksi berdasarkan hukum utama, karena sistem ini berinteraksi dengan atmosfer yang merupakan sistem fluida kompleks dan tidak bisa lepas dari kawasan galaunya. Demikian juga pola pertukaran kalor antara sistem dan sekelilingnya sukar dirumuskan walaupun kita mengetahui hukum perpindahan kalor.

Berdasarkan pengetahuan kita mengenai perpindahan kalor secara kualitatif kita dapat merumuskan kaidah samar sebagai berikut

1. Jika angin kencang, dan laju perubahannya positif, maka penurunan suhu besar.
2. Jika angin agak kencang , dan laju perubahannya positif, maka penurunan suhu agak besar.
3. Jika angin lemah dan laju perubahannya dekat nol, maka penurunan suhu kecil
4. Jika pintu terbuka lebar dan laju perubahannya negatif, maka penurunan suhu sedang.
5. dst.

Kaidah tersebut mengandung konsep himpunan samar, misalnya yang dipakai untuk menyatakan besar kecepatan angin relatif terhadap besar kecepatan maksimum v untuk daerah tersebut dipakai "kencang (k)", "agak kencang (ak)", "sedang (s)" , "lemah (l)" , "sangat lemah (sl)". Menurut konsep himpunan samar setiap besar kecepatan angin dapat termasuk himpunan tersebut dengan derajat keanggotaan tertentu. Himpunan lemah l = { 0,1| 0,8 ; 0,2 | 0,6, 0,3| 0,4, ...}. Bilangan 0,8 ; 0,6 dan 0,4 menyatakan derajat keanggotan $\mu_l(x)$. Derajat keanggotaan himpunan samar yang lain dapat terlihat dalam gambar di bawah ini.



Gambar 1. Derajat keanggotaan besar kecepatan angin relatif terhadap besar kecepatan angin relatif v dinyatakan dengan fungsi segitiga

Koordinat puncak segitiga p_1, p_2, ... dan titik potong dengan sumbu v yaitu a_1, a_2, ... merupakan parameter yang spesifik untuk ruangan tersebut pada daerah itu. Dengan melalui proses penegasan (*defuzzifier*) yang biasa dilakukan orang[3] kita dapat memperoleh hubungan antara penurunan suhu ruang δT sebagai fungsi dari besar kecepatan angin relatif v , laju perubahannya w, lebarnya bukaan pintu b, dan laju perubahannya s :

$$\delta T = f(b, s, v, w, p_1, p_2, \ldots, a_1, a_2, \ldots) \qquad (1)$$

Dengan melakukan pengukuran di lapangan kita dapat memperoleh data lapangan δT^p, untuk setiap harga v^p, w^p, b^p, s^p. Dari data ini dengan melalui proses belajar untuk membuat galat total

$$e = \Sigma_p \left(\delta T(v^p, w^p, b^p, s^p) - \delta T^p \right) \qquad (2)$$

dapat dibuat menjadi minimum dengan mengubah parameter, yaitu dengan cara penurunan gradien. Dengan perkataan lain, kita dapat menentukan harga parameter p_1, p_2, ... , a_1, a_2, ... dengan memakai rumus iterasi sebagai berikut[3]

$$p_n(k+1) = p_n(k) - \eta\, (\partial e / \partial p_n) \qquad (3)$$

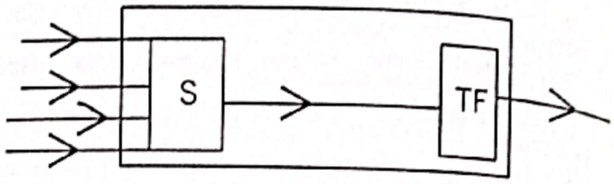
dengan η merupakan bilangan yang kita pilih, biasanya $\eta < 1$.

Cara ini dijamin keberhasilannya karena pendekatan logika samar ini merupakan aproksimator universal[3], sehingga dapat mendekati setiap fungsi dengan baik. Parameter yang diperoleh akan merupakan harga spesifik yang merepresentasikan ruangan dan keadaan angin daerah tersebut. Parameter ini juga fungsi dari waktu. Parameter untuk pagi berlainan dengan parameter untuk sore, atau malam. Fungsi keanggotaan dapat diambil Gaussian, keluaran dapat diambil fungsi linear seperti pada ANFIS[5].

Cara kedua dapat dikembangkan dengan memanfaatkan pemetaan kaidah samar tersebut ke suatu arsitektur jaringan sel saraf tiruan[4]. Dengan model matematik sel saraf seperti dalam gambar di bawah ini. Lapisan masukan akan menampung v, w, b, dan s. Himpunan samar akan dipetakan ke lapisan sel saraf tersembunyi dan keluaran z merupakan lapisan sel saraf keluaran. Kaidah belajar penjalaran balik dapat dipakai untuk menentukan bobot. Kaidah belajar ini pada hakekatnya serupa dengan cara penurunan gradien galat total seperti yang telah diuraikan di atas.

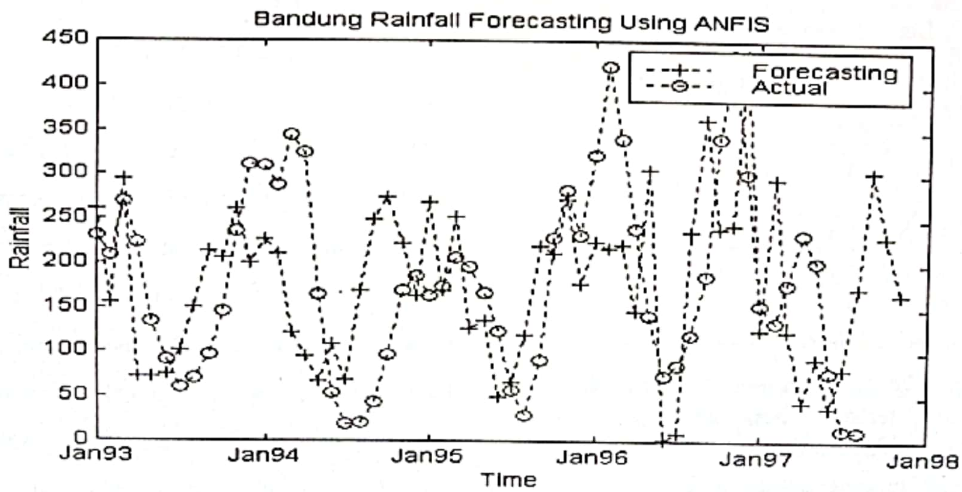
$$\delta w_{ij} = - \eta \, \partial e / \partial w_{ij} \qquad (4)$$

Dengan memeriksa kelakuan perubahan bobot kita dapat memperkirakan apakah kaidah yang dipakai sudah efektif atau belum. Demikian juga kelengkapan jumlah kaidah yang dipakai dapat diperiksa dengan memperhatikan galat totalnya. Jika galat total hanya dapat diturunkan dengan menambah jumlah sel saraf pada lapisan tersembunyi, maka kita dapat mengambil kesimpulan bahwa penambahan kaidah baru diperlukan. Caranya ialah dengan menyiapkan sel saraf cadangan pada lapisan tersembunyi yang bobot hubungan dengan sel saraf lain mula mula nol. Jika galat total tidak mau turun, maka sel saraf ini diaktifkan.

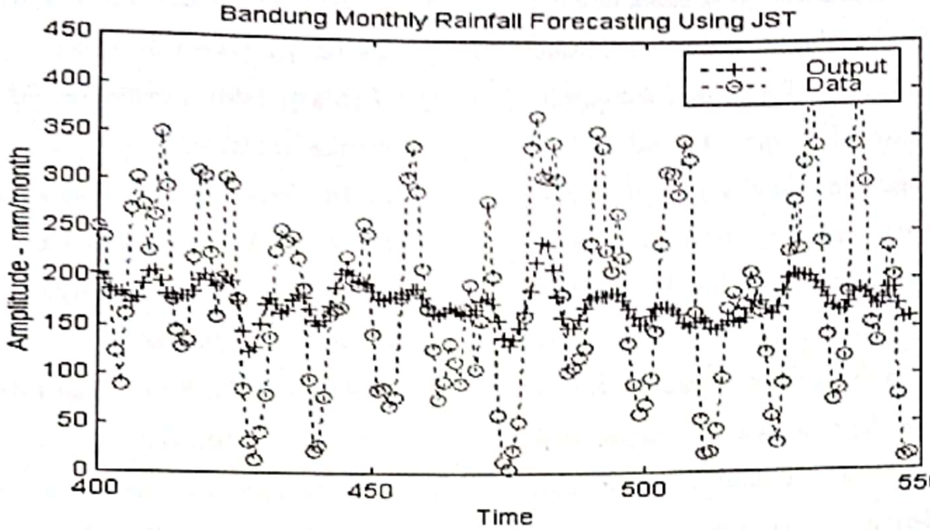


Gambar 2. Model sel saraf tiruan $S = \Sigma\,(w_{ij}\, x_j - \phi)$ merupakan jumlahan masukan dengan bobot. $TF = 1/(1 + \exp(-bS))$ merupakan fungsi transfer sigmoid.

Metoda prediksi seperti tersebut diatas dapat diterapkan untuk prediksi hujan 5 harian dengan masukan kuantitas fisis yang terukur 5 hari sebelumnya, misalnya beda tekanan, arah dan besar kecepatan angin titik embun, rata-rata curah hujan untuk memprediksi hujan rata-rata 5 hari berikutnya[6] atau data hujan bulanan berdasarkan data fisis bulan sebelumnya seperti yang akan dikembangkan dalam makalah ini.



Gambar 3. Prediksi Curah Hujan Bulanan Bandung dengan menggunakan JST



Gambar 4. Prediksi Curah Hujan Bulanan Bandung dengan ANFIS

3. PREDIKSI CURAH HUJAN BANDUNG

3.1. Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan

Menggunakan sistem jaringan syaraf tiruan (jst), dengan 251 simpul syaraf dan anomali SST daerah Nino 3.4 sebagai input, kami mencoba membuat prediksi curah hujan bulanan untuk Bandung dengan hasil seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 3.

Mengingat input yang diberikan kepada model hanyalah anomali suhu muka laut daerah NINO3.4, maka hasil yang diperoleh dapat dikatakan cukup memuaskan, karena periodisitas dan fasa curah hujan bulanan Bandung telah dapat didekati dengan sangat baik. Model ini sangat mungkin dimodifikasi dengan memanfaatkan seluruh komponen utama penentu curah hujan Bandung sebagai input dan sangat dianjurkan untuk prediksi titik.

3.2. Menggunakan Kaidah Samar

Proses latihan dengan menggunakan kaidah samar, dalam hal ini *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems* (ANFIS) terhadap data curah hujan bulanan Bandung memberikan hasil seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 4.

Model ANFIS yang digunakan disini adalah model samar Sugeno tingkat pertama, dimana data curah hujan sebanyak 548 data digunakan untuk pembelajaran. Hasil running model menunjukkan hasil yang kurang menggembirakan, karena hanya dapat digunakan untuk memprediksi curah hujan sejauh 3 bulan ke depan. Analisis menunjukkan bahwa model ini kurang cocok digunakan untuk prediksi titik, tetapi sangat baik untuk prediksi area ataupun nilai rata-rata seperti prediksi daerah prakiraan musim.

4. PEMBAHASAN

Permasalahan fluida yang tidak dapat lepas dari pengaruh daerah galau, lebih lebih dengan syarat batas dan syarat awalnya sukar, dapat dipecahkan dengan pengetahuan kualitatif yang dirumuskan dengan logika samar. Ketepatan kaidahnya dapat bertambah dengan mengatur parameter dalam kaidah samar dengan membuat galat total minimum memakai metoda penurunan gradien berdasarkan galat antara data dan perhitungan berdasarkan kaidah samar. Pembenaran cara ini terlihat berdasarkan sifat kaidah samar sebagai aproksimator universal. Metoda ini dapat disempurnakan dengan memanfaatkan jaringan sel saraf tiruan dengan lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran yang memetakan kaidah samar yang dipakai. Galat total dapat dibuat minimum dengan memakai kaidah belajar penurunan gradien galat atau dikenal juga sebagai penjalaran balik galatnya. Dengan memeriksa kelakuan perubahan bobot kita dapat membuat/menambah kaidah samar yang efektif dan membuang kaidah yang tidak efektif. Metoda ini dapat diperluas untuk memecahkan sistem kompleks yang pada hakekatnya mengandung kesamaran seperti masalah yang dibahas di sini.

Karena keterbatasan waktu, maka hasil yang diperoleh dan dibahas dalam paper ini baru merupakan tahap awal dari suatu proses penciptaan model prediksi curah hujan di Indonesia. Dalam usaha penyempurnaan model diatas, saat ini sedang dicoba proses pemisahan sinyal-sinyal dari bising untuk data curah hujan pulau Jawa dengan menggunakan teknik fungsi orthogonal empiris (EOF).

Pemisahan komponen musiman dari sinyal – sinyal signifikan, diharapkan akan memunculkan spektrum sinyal yang teredam. Metoda Adaptif Resonance Theory (ART) akan digunakan untuk melakukan klasifikasi, sehingga akan diperoleh pola-pola spatial utama. Pola-pola utama inilah yang kemudian akan digunakan sebagai input bagi model neurofuzzy.

DAFTAR PUSTAKA

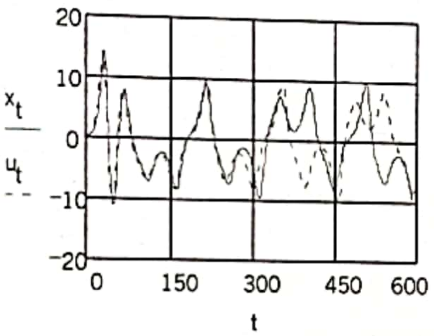
1. E. Lorenz, 1963. *Deterministic Nonperiodic Flow.* J. of The Atmospheric Sciences 20 , pp. 130-41.
2. L. Zadeh, 1965. *Fuzzy Sets.* J. of Information and Control , pp. 338 -- 353.
3. L. Wang, 1994. *Adaptive Systems and Control.* Prentice Hall Int. Ed.
4. L. Fu, 1994. *Neural Networks in Computer Intelligence.* McGraw Hill Int. Ed.
5. Jang S. R., et al, 1997. *Neuro Fuzzy and Soft Computing.* Prentice Hall Inc.
6. T. Wiyoso, 2000. *Prediksi hujan dengan Metoda JST.* Tesis magister,ITB.
7. Z.L. Dupe, 1999. *El Nino – La Nina Prediction Using Harmonic and Fuzzy Logic.* ITB, Indonesia

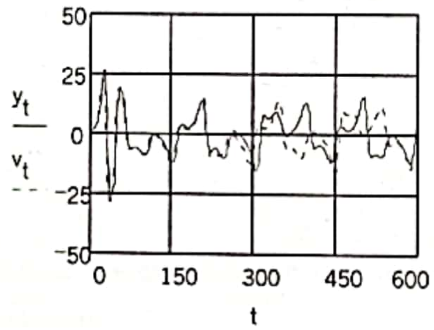
LAMPIRAN I

Persamaan **Lorenz :** waktu = 0,025 t , δt = 0,025 ,

$t := 0..600 \quad x_0 := 0.0 \quad y_0 := 1.0 \quad z_0 := 0.3 \quad w_0 := 0.2 \quad u_0 := 0.1 \quad v_0 := 1.1$

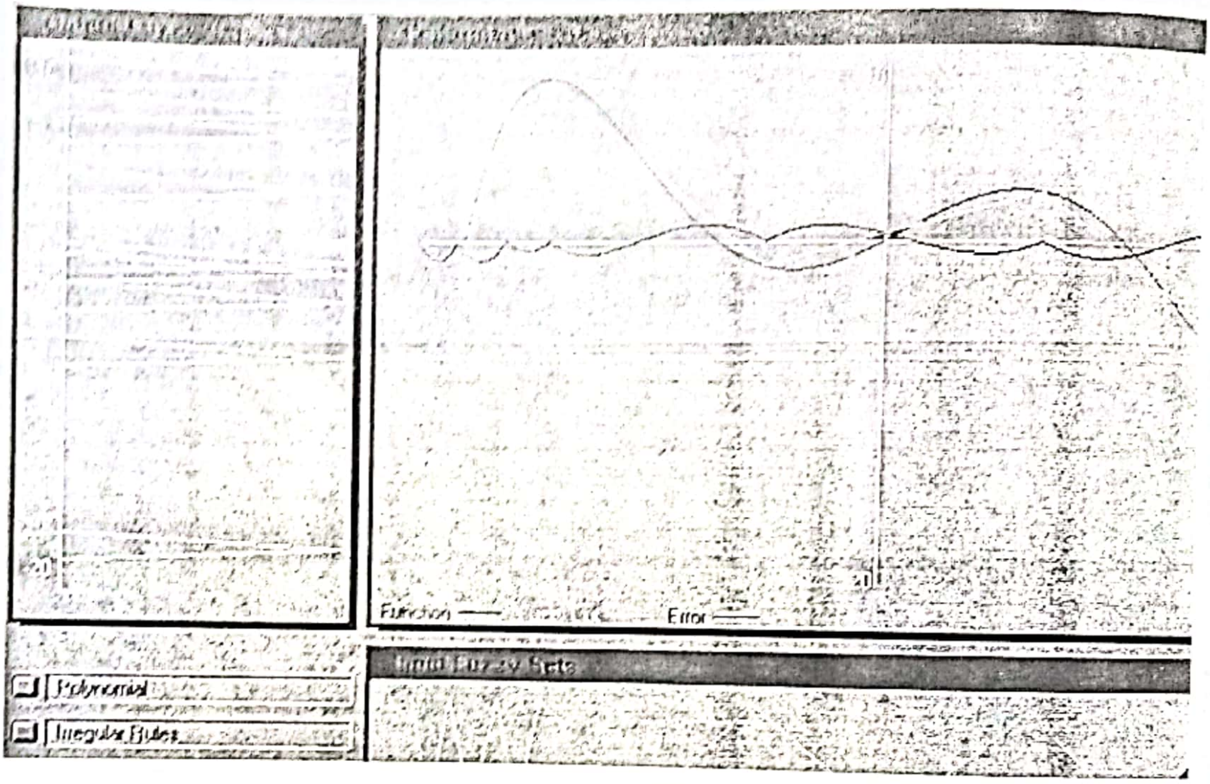
$$\begin{pmatrix} x_{t+1} \\ y_{t+1} \\ z_{t+1} \end{pmatrix} := \begin{bmatrix} x_t - 3\cdot\dfrac{x_t - y_t}{40} \\ y_t - \dfrac{\left(x_t\cdot z_t - 26.5x_t\right) + y_t}{40} \\ z_t + \dfrac{x_t\cdot y_t}{40} - \dfrac{z_t}{40} \end{bmatrix} \qquad \begin{pmatrix} u_{t+1} \\ v_{t+1} \\ w_{t+1} \end{pmatrix} := \begin{bmatrix} u_t - 3\cdot\dfrac{\left(u_t\right) - v_t}{40} \\ v_t - \dfrac{\left[\left(u_t\right)\cdot w_t - 26.5\left(u_t\right)\right] + v_t}{40} \\ w_t + \dfrac{\left(u_t\right)\cdot v_t}{40} - \dfrac{w_t}{40} \end{bmatrix}$$





Grafik ini membandingkan solusi dari persamaan Lorenz dengan syarat awal yang berbeda sedikit. Hasilnya memperlihatkan bahwa solusi tsb. sangat peka terhadap syarat awal. Sistem fluida seperti ini memperlihatkan kesukaran untuk diprediksi karena mengandung kesamaran (fuzziness).

LAMPIRAN II



Grafik ini menunjukkan kaidah samar sebagai aproksimator universal. Di sini dipakai sembilan kaidah samar dan bentuk derajat keanggotaanya ialah segitiga.