

Peramalan Aliran Masukan Waduk Mrica Menggunakan Model *Thomas-Fiering* dan Jaringan Syaraf Tiruan ANFIS

Mrica Reservoir Inflow Forecasting using Thomas-Fiering Model and Artificial Neural Network ANFIS

Imron Rosyadi

email: masimronrosyadi@gmail.com

Program Studi Teknik Elektro Jurusan Teknik Fakultas Sains dan Teknik Universitas Jenderal Soedirman
Jl. Mayjend. Soengkonno Km. 5 Blater Purbalingga, 53371

Abstract— Inflow forecasting in hydrology processes is important tool in water resources management, planning, and utilization. The fulfillment of this operational hydrology is very applicable, especially where only an insufficient amount of data collected over an insufficient length of time is available. The Thomas-Fiering Method is one of the most useful and widely used synthetic flow models. In last year's, Artificial Neural Network (ANN) method and Fuzzy Logic have introduced in hydrological processes. Mrica hydropower reservoir in Central Java, Indonesia, has suffered water sustainability and energy sustainability problems since the reservoir management used simple-operator judged water inflow forecasting method. In this paper, an ANN and Fuzzy Logic hybrid algorithm called Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Thomas-Fiering model are employed to estimate water inflow to the Mrica reservoir. ANFIS performs better for long-range inflow forecasting, while Thomas-Fiering model was better for short-range forecasting.

Keyword— inflow forecasting, Thomas-Fiering, ANFIS.

PENDAHULUAN

Pada dekade terakhir ini, peramalan aliran sungai dalam suatu proses hidrologis memiliki peran yang penting agar dapat menghasilkan manajemen, perencanaan, dan penggunaan sumber daya air secara akurat dan berkelanjutan. Di Indonesia, ada lima metode peramalan aliran yang digunakan secara baku yaitu metode peramalan sederhana, metode peramalan korelasi dan regresi, metode peramalan resesi, dan metode analisis deret waktu menggunakan metode Auto Regresi (AR) dan metode stokastik Thomas-Fiering (Departemen Pemukiman dan Prasarana Wilayah, 2003). Kelemahan dari metode konvensional tersebut di antaranya adalah kualitas peramalan dan dibutuhkannya banyak parameter tambahan lain seperti sifat fisik daerah tangkapan air, dan jaringan sungai (Firat dan Gungor, 2007).

Pada beberapa tahun terakhir ini, metode kecerdasan buatan khususnya metode Artificial Neural Networks (ANN) dan Logika Fuzzy telah digunakan dalam proses hidrologi. ANN telah diterapkan di antaranya pada pemodelan proses *rainfall-runoff* (Sajikumar dkk., 1999), peramalan curah hujan (Bodri dan Cermak., 2000), peramalan aliran sungai (Hsu dkk., 1998; Dibike dan Solomatine, 2001), pemodelan runtun waktu hidrologis (Jain, 2006), prediksi aliran sedimen (Firat dan Gungor., 2004), estimasi konsentrasi sedimen (Nagy dkk., 2002), dan operasi waduk (Jain dkk., 1999). Demikian pula

metode metode logika fuzzy telah digunakan untuk yang banyak digunakan untuk pengaturan dan manajemen sumber daya air (Chang dkk., 2001; Ertunga dan Duckstein., 2001; Liong dkk., 2000; Mahabir dkk., 2000; Mitra dkk., 1998; Nayak dkk., 2004a).

Waduk Mrica yang terletak di daerah Banjarnegara digunakan sebagai waduk pembangkit listrik tenaga air (PLTA). Selain memiliki fungsi utama sebagai sebagai waduk sumber energi listrik, waduk Mrica juga berfungsi sebagai penyedia irigasi di daerah Irigasi Banjarcayana yang melewati di Kabupaten Banjarnegara dan Kabupaten Purbalingga.

Isu terpenting dalam manajemen waduk Mrica adalah besaran debit aliran masuk karena ia menentukan jumlah air yang akan dikeluarkan untuk menggerakkan turbin pembangkit listrik. Pola operasi waduk Mrica secara dilakukan dengan mengikuti persamaan keadaan sebagai berikut:

$$X_t = S_t - S_{t+1} + Q_t - EV_t - SP_t \dots\dots\dots(1)$$

dengan

X_t = adalah keluaran/pelepasan air pada tahap ke-t (m3),

S_t = adalah tampungan awal pada tahap ke-t (m3),

S_{t+1} = adalah tampungan akhir pada tahap ke-t+1 (m3)

Q_t = adalah masukan aliran pada waduk pada tahap ke-t (m3),

EV_t = adalah evaporasi pada tahap ke-t (m3), dan

SP_t = adalah air melimpzah pada tahap ke-t (m3).

Pada umumnya, operasi waduk bertujuan untuk mencapai target tampungan akhir yang harus dipenuhi pada akhir waktu tertentu (S_{t+1}) yang dikonversi menjadi ketinggian waduk atau disebut juga sebagai *target level*.

Keluaran/pelepasan air dari waduk memiliki hubungan dengan jumlah energi yang dibangkitkan melalui persamaan sebagai berikut:

$$TEEG_t = \frac{9.81 \varepsilon X_t H_t hrs_t}{3600} \dots\dots\dots(2)$$

$$TEEG = \sum_{t=1}^T TEEG_t \dots\dots\dots(3)$$

dengan

$TEEG_t$ = adalah produksi listrik total pada suatu tahap (MWh)

$TEEG$ = adalah produksi listrik keseluruhan (MWh),

ε = adalah efisiensi turbin (tanpa satuan),

X_t = adalah keluaran/pelepasan air pada tahap ke- t (m³/dt),

H_t = adalah tinggi jatuh netto pada suatu tahap ke- t (m),

hrs_t = adalah jumlah jam pada suatu tahap ke- t (jam),

T = adalah jumlah tahap pada suatu periode (tanpa satuan)

Berdasarkan ketiga persamaan di atas, produksi energi listrik akan sangat terkait dengan aliran masukan ke waduk. Agar dapat memprediksi produksi listrik serta mengestimasi pola pengaturan waduk Mrica di masa mendatang, menurut Triantisto dan Supardjan (2007), diperlukan suatu prediksi parameter yang relatif akurat. Saat ini, metode peramalan yang digunakan adalah metode sederhana yang mengandalkan pengalaman dan perkiraan jangka pendek dari pengelola UBP Mrica serta informasi perkiraan cuaca jangka pendek dari Badan Meterologi dan Geofisika (Triantisto dan Supardjan, 2007).

Kondisi iklim secara makro di Indonesia pada umumnya memiliki kecenderungan berubah dari tahun ke tahun dan kondisi Daerah Aliran Sungai (DAS) Serayu yang rusak atau kritis mempersulit perkiraan besarnya jumlah aliran masukan di waduk Mrica.

Metode kecerdasan buatan merupakan salah satu terobosan cara untuk mengatasi situasi tersebut. Metode kecerdasan buatan ANFIS yang merupakan hibrida dari metode *artificial neural network* dan logika *fuzzy* dalam artikel ini digunakan untuk memodelkan peramalan deret waktu aliran waduk Mrica yang diharapkan akan mampu memberikan solusi positif jangka panjang berupa kontinuitas ketersediaan energi yang maksimum. Hasil peramalan metode tersebut diperbandingkan dengan Metode Thomas-Fiering yang telah menjadi salah satu standar baku metode peramalan aliran air di Indonesia.

METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan data-data dasar dari UBP Mrica yang meliputi data aliran masuk dari sungai-sungai utama yang menuju waduk, data pelepasan air untuk kepentingan pembangkitan listrik, data energi yang dibangkitkan, data evaporasi, dan data persamaan keadaan yang merupakan representasi dari aliran masuk dan evaporasi serta akibat penggunaan lainnya.

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian adalah MATLAB 7.04 yang berjalan di atas sistem operasi Microsoft Windows XP di atas mesin komputer Intel Core2Duo T5200, RAM 512 MHz.

A. Model Thomas-Fiering

Metode Thomas-Fiering didasarkan pada rumusan umum generator stokastik Markov dengan persamaan umum sebagai berikut (Clarke, 1973):

$$Q_{i+1} = \bar{Q} + r(Q_i - \bar{Q}_r) + t_i \sigma \sqrt{(1 - r^2)} \dots\dots\dots(4)$$

dengan

Q_i = adalah nilai pada suatu tahap ke- i

Q_{i+1} = adalah nilai pada suatu tahap ke- $i+1$

\bar{Q} = adalah nilai rerata

r = adalah koefisien korelasi serial selang satu dari data tercatat

t_i = adalah bilangan random pada urutan ke- i dalam rangkaian data dengan rerata nol dan simpangan baku satu dan mengikuti distribusi norma

σ = adalah simpangan baku pada tahap tersebut.

Thomas-Fiering (1962) mengembangkan persamaan Markov tersebut untuk membuat data sintetik setiap tahap bulanan, khususnya untuk aspek hidrologi, yang dituliskan sebagai berikut (Clarke, 1973):

$$Q_{i+1} = \bar{Q}_{j+1} + b_j(Q_i - \bar{Q}_j) + t_i \sigma_{j+1} \sqrt{(1 - r_j^2)} \dots\dots(5)$$

dengan

i = adalah urutan dalam rangkaian data (1, 2, 3, ..., k, k+1, ..., 2k, 2k+1, ..., nk)

j = adalah urutan tahap (1, 2, 3, ..., k)

n = adalah jumlah target rangkaian data yang akan dibangkitkan

Q_{i+1} = adalah nilai pada suatu tahap bulan ke $i+1$ yang akan dibangkitkan

\bar{Q}_{j+1} = adalah nilai rerata pada tahap bulan ke $j+1$,

b_j = adalah koefisien regresi *least-square*

t_i = adalah bilangan random pada urutan ke- i dalam rangkaian data dengan rerata nol dan simpangan baku satu dan mengikuti distribusi normal

σ_{j+1} = adalah simpangan baku pada tahap tersebut, dan r_j adalah koefisien korelasi.

Rerata nilai (Q_j) untuk setiap tahapan diperoleh dengan,

$$Q_j = \frac{\sum_{i=1}^n Q_{i,j}}{n} \dots\dots\dots(6)$$

dengan $Q_{i,j}$ adalah nilai pada tahap ke- j pada urutan data ke- i . Sedangkan, simpangan baku nilai (σ_j) untuk setiap tahapan diperoleh dengan,

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Q_{i,j} - \bar{Q}_j)^2}{n-1}} \dots\dots\dots(7)$$

dengan \bar{Q}_j adalah rerata nilai pada tahap ke- j . Koefisien korelasi antara suatu tahap dengan tahapan sebelumnya (r_j) untuk setiap tahapan diperoleh dengan,

$$r_j = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{i,j} - \bar{Q}_j)(Q_{i,j-1} - \bar{Q}_{j-1})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{i,j} - \bar{Q}_j)^2 \sum_{i=1}^n (Q_{i,j-1} - \bar{Q}_{j-1})^2}} \dots\dots\dots(8)$$

dengan
 $Q_{i,j-1}$ = nilai pada tahap ke- $j-1$ pada urutan data ke- i ,
 \bar{Q}_{j-1} = adalah rerata nilai pada tahap ke- $j-1$.

Koefisien regresi *least square* (b_j) untuk setiap tahapan diperoleh dengan,

$$b_j = \frac{r_j \sigma_{j+1}}{\sigma_j} \dots\dots\dots(9)$$

dengan
 σ_{j+1} = simpangan baku nilai pada tahap ke- $j+1$,
 σ_j = adalah simpangan baku nilai pada tahap ke- j .

B. Metode Adaptif Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

Sistem hibrid hasil penggabungan sistem fuzzy dan jaringan syaraf telah banyak diusulkan oleh para peneliti. Beberapa di antaranya adalah *Fuzzy Self-Organizing Map* (FSOM) (Ojala,1995), *Fuzzy Net* (FUN) pada tahun 1993 oleh Sulzberger dkk., *Self Constructing Neural Fuzzy Inference Network* (SONFIN) oleh Juang Chia Feng dan Lin Chin Teng pada tahun 1998. Model ANFIS (*Adaptive-Neuro-based Fuzzy Inference System*) diusulkan oleh Jyh-Shing Roger Jang pada tahun 1992 dengan menggunakan jaringan syaraf umpan maju lapis jamak (*multilayer feedforward neural network*) untuk mengimplementasikan sistem fuzzy tipe Sugeno (Jang,1992). ANFIS, yang tersusun dari kombinasi dari ANN dan logika fuzzy memiliki kemampuan untuk mengorganisasikan strukturnya sendiri dan untuk mengadaptasikan parameter sistem fuzzy. Dalam ANFIS diasumsikan bahwa sistem inferensi sistem

memiliki dua masukan, x dan y , dan satu keluaran, z yang dapat dinyatakan sebagai,

Aturan-1 : JIKA x adalah A_1 dan y adalah B_1 MAKA $f_1 = p_1 * x + q_1 * y + r_1$

Aturan-2 : JIKA x adalah A_2 dan y adalah B_2 MAKA $f_2 = p_2 * x + q_2 * y + r_2$

dengan x dan y adalah masukan tegas pada *node* ke- i , A_i dan B_i adalah label linguistik (rendah, sedang, tinggi dll.) yang dinyatakan dengan fungsi keanggotaan yang sesuai, sedangkan p_i , q_i , dan r_i adalah parameter konsekuensi ($i=1$ atau 2).

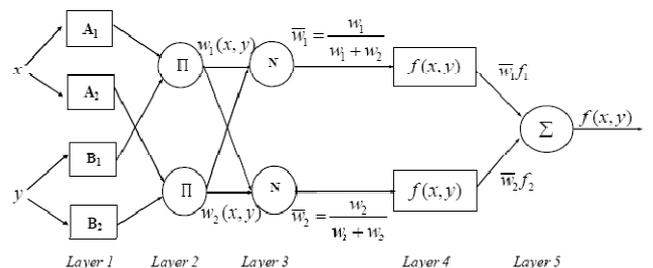
Struktur sistem inferensi fuzzy ini ditunjukkan pada Gambar 1 yang menunjukkan bahwa struktur ANFIS terdiri dari lima lapis. Pada *Lapis ke-1 (layer 1)* atau *input node*, setiap *node* pada lapis ini membangkitkan tingkat keanggotaan dari masukan tegas yang terkait dengan setiap himpunan fuzzy yang sesuai dengan menggunakan fungsi keanggotaan. Setiap keluaran *node*, O_i^1 , dihitung sebagai:

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \text{ untuk } i = 1,2; \\ O_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(x) \text{ untuk } i = 3,4 \dots\dots\dots(10)$$

dengan μ_{A_i} dan μ_{B_i} adalah fungsi keanggotaan yang sesuai berturut-turut untuk himpunan fuzzy A_i dan B_i . Berbagai macam fungsi keanggotaan seperti bentuk trapesium, segitiga, fungsi Gaussian dapat digunakan untuk menentukan tingkat keanggotaan. Pada laporan ini, fungsi keanggotaan Gaussian yang digunakan memiliki persamaan,

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \dots\dots\dots(11)$$

dengan $\{a_i, b_i, c_i\}$ adalah himpunan parameter fungsi keanggotaan yang mengubah bentuk fungsi keanggotaan dari 1 menuju 0. Parameter tersebut dinyatakan sebagai parameter premis.



Gambar 1 Skema ANFIS

Pada *Lapis ke-2 (Layer 2)* atau *rules node*, operator AND/OR diterapkan untuk mendapatkan satu keluaran yang menyatakan hasil dari anteseden untuk sebuah aturan fuzzy atau yang disebut pula sebagai *firing strength*. Hal tersebut menunjukkan derajat dengan

mana bagian anteseden aturan dipenuhi dan hal tersebut juga menunjukkan bentuk fungsi keluaran aturan tersebut. Keluaran dari lapis ke-2 yang disebut *firing strength*, O_i^2 , adalah hasil kali dari derajat yang diperoleh dari lapis ke-1. Keluaran tersebut disebut w dan memiliki persamaan,

$$O_i^2 = w = \mu_{Ai}(x) \mu_{Bi}(x) \text{ untuk } i = 1,2, \dots \dots \dots (12)$$

Lapis ke-3 (*Layer 3*) atau *average node* memiliki tujuan utama untuk menghitung rasio *firing strength* dari setiap aturan ke- i pada jumlah semua *firing strength* dari semua aturan. Sehingga *firing strength* dalam lapis ini dinormalisasikan menjadi,

$$O_i^3 = \bar{w} = \frac{w_i}{\sum_i w_i} \text{ untuk } i = 1,2, \dots \dots \dots (13)$$

Pada Lapis ke-4 (*Layer 4*) atau *consequent node*, kontribusi dari setiap aturan ke- i terhadap keluaran total atau keluaran model dan atau fungsi yang dinyatakan dihitung berdasarkan persamaan berikut,

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = w_i(p_i x + q_i y + r_i) \text{ untuk } i = 1,2, \dots \dots \dots (14)$$

dengan \bar{w}_i adalah keluaran *node* ke- i dari lapis sebelumnya yaitu lapis ke-3. $\{p_i, q_i, r_i\}$ adalah parameter yang diatur dalam fungsi konsekuensi dan juga merupakan koefisien dari kombinasi linear dalam sistem inferensi Sugeno.

Lapis ke-5 (*Layer 5*) atau *output node*, disebut juga *node* keluaran, yang mana satu *node* ini menghitung seluruh keluaran dengan menjumlahkan semua sinyal masuk dan merupakan langkah terakhir dari ANFIS. Dalam lapis ini, setiap hasil dari aturan fuzzy ditransformasikan menjadi keluaran tegas melalui proses defuzzifikasi dengan,

$$f(x, y) = \frac{w_1(x, y)f_1(x, y) + w_2(x, y)f_2(x, y)}{w_1(x, y) + w_2(x, y)} = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} \quad (15)$$

$$O_i^5 = f(x, y) = \sum_i \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i f_1 + \bar{w}_i f_2 = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad \dots \dots \dots (16)$$

Jaringan syaraf dilatih berdasarkan pelatihan terbimbing. Tujuannya adalah untuk melatih jaringan adaptif agar dapat memiliki fungsi dan dapat mencari nilai parameter masukan dan keluaran yang tepat. Untuk tujuan ini, ANFIS menerapkan algoritma pelatihan hibrid, yang terdiri dari kombinasi metode "*gradient descent*" dan metode "*least square*". Metode "*gradient descent*" digunakan untuk parameter masukan nonlinear (a_i, b_i, c_i) sedangkan metode "*least square*" diterapkan untuk mengidentifikasi parameter keluaran linear (p_i, q_i, r_i).

C. Perancangan Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang dibuat adalah perangkat lunak estimasi dengan model Thomas-Fiering dan perangkat lunak estimasi menggunakan ANFIS. Pada model Thomas-Fiering, data yang tersedia dibagi dalam dua bagian. Pertama adalah data untuk penentuan parameter statistik awal, kedua adalah data untuk pengujian hasil estimasi. Karena model Thomas-Fiering mempersyaratkan kepastian adanya periode yang bersifat tetap, periode ditetapkan selama satu tahun. Hal ini karena pola musim diperkirakan bersifat periodis secara tahunan. Sedangkan jumlah tahap dalam satu tahun akan dicoba dalam beberapa macam jumlah tahap yaitu : 12 tahap (bulanan), 24 tahap (setengahbulanan), 36 tahap (sepertigabulanan), 52 tahap (mingguan), dan 365 tahap (harian).

Pada metode ANFIS, data yang tersedia juga dibagi dalam dua bagian Pertama adalah data untuk pelatihan, kedua adalah data untuk pengujian hasil estimasi. Agar dapat dibandingkan secara langsung dengan metode Thomas-Fiering, data keseluruhan dibagi dalam tahap-tahap yang sesuai dengan tahap yang dimiliki oleh metode Thomas-Fiering. Beberapa parameter ANFIS divariasikan, di antaranya adalah jumlah data pelatihan dan struktur runtun waktu.

Hasil estimasi baik melalui metode Thomas Fiering maupun menggunakan ANFIS diperbandingkan dengan nilai data pengujian sesungguhnya. Perbandingan dilakukan dengan ukuran RMSE (*root mean square error*) yaitu,

$$RMSE = \sqrt{\text{mean} (Q_Y - Q_D)^2} \dots \dots \dots (17)$$

dengan Q_Y adalah nilai estimasi, dan Q_D adalah nilai observasi / data

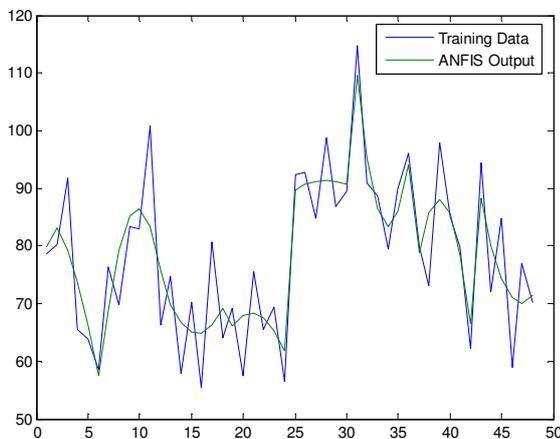
HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Peramalan dengan Metode ANFIS

Untuk dapat membangkitkan parameter fuzzy, jaringan syaraf dalam ANFIS setidaknya membutuhkan dua parameter awal yaitu jenis fungsi keanggotaan dan jumlah fungsi keanggotaan masukan. Untuk itu terlebih dahulu, metode ANFIS diuji dengan berbagai variasi jenis dan jumlah fungsi keanggotaan. Pengujian dilakukan dengan menggunakan data aliran masukan waduk selama 3 tahun (1990-1992), dengan interval rentang tahap setiap sepertiga bulanan (10 hari), dengan data pengujian ramalan selama 1 tahun (1993). Perbandingan dilakukan terhadap nilai *rmse*. Salah satu hasil pengujian ditunjukkan pada Gambar 2.

TABEL 1 PERBANDINGAN NILAI RMSE UNTUK BERBAGAI MACAM JENIS DAN JUMLAH FUNGSI KEANGGOTAAN PADA PERAMALAN DENGAN MENGGUNAKAN ANFIS

| Jenis fungsi keanggotaan | Jumlah fungsi keanggotaan | Nilai rmse |
|--------------------------|---------------------------|------------|
| Gaussian | 5 | 14,0119 |
| | 9 | 13,9012 |
| | 11 | 13,8188 |
| Bell Shaped Gaussian | 5 | 14,0155 |
| | 9 | 13,8366 |
| | 11 | 13,7337 |
| Double Sigmoid | 5 | 14,0020 |
| | 9 | 13,8025 |
| | 11 | 13,6873 |
| Segitiga | 5 | 13,9300 |
| | 9 | 12,6241 |
| | 11 | 12,6930 |



Gambar 2 Hasil peramalan ANFIS dengan jenis fungsi keanggotaan segitiga dan dengan jumlah fungsi keanggotaan 9

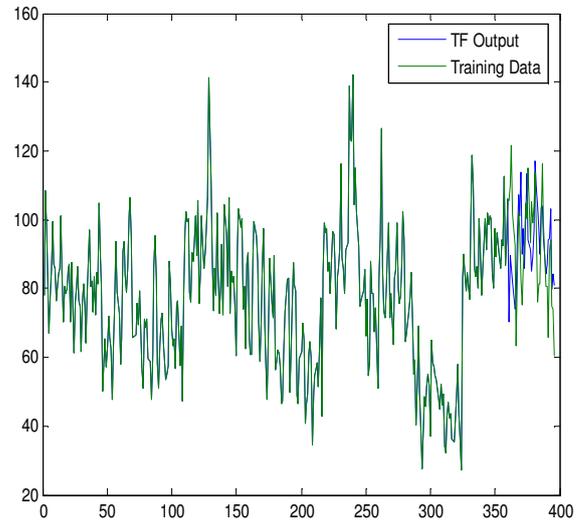
Berdasarkan pada hasil pada Tabel 1, terlihat bahwa perbedaan jenis dan jumlah fungsi keanggotaan akan memberikan hasil peramalan yang berbeda pula. Hasil terbaik keluaran dalam proses pembelajaran ANFIS diperoleh dengan fungsi keanggotaan segitiga. Hal ini terkait dengan karakter fungsi keanggotaan yang mana fungsi keanggotaan segitiga memiliki kurva tajam yang sesuai dengan karakter jenis sinyal yang diramalkan, dibandingkan dengan fungsi keanggotaan lainnya yang memiliki kurva lebih landai.

B. Hasil Peramalan dengan Metoda Thomas Fiering

Metode Thomas-Fiering bekerja secara statistik dengan tidak membutuhkan parameter pendahuluan dalam proses pembangkitannya. Berbeda dengan metode ANFIS yang langsung memberikan keluaran ramalannya, metode Thomas-Fiering hanya

memberikan keluaran ramalannya pada rentang waktu yang ditentukan.

Contoh hasil keluaran ramalan metode Thomas-Fiering ditunjukkan pada Gambar 3. Ramalan Thomas-Fiering tersebut menggunakan data pembangkitan selama 10 tahun dan ramalan selama 1 tahun dengan rentang tahap 10 harian, serta memberikan nilai rmse sebesar 4,8873.



Gambar 3 Contoh grafik keluaran Metode Thomas-Fiering dengan data pembangkitan selama 10 tahun dan ramalan selama 1 tahun dengan rentang tahap 10 harian

C. Perbandingan Peramalan ANFIS dan Thomas Fiering

Secara umum, baik metode ANFIS maupun metode Thomas-Fiering akan mengalami penurunan kualitas peramalan apabila tingkat keacakan data semakin tinggi. Hal tersebut tampak pada Tabel 2 ketika rentang tahap data diperkecil mulai 30 hari hingga 1 hari, baik ANFIS maupun Thomas-Fiering memberikan respon berupa membesarnya rmse yang menunjukkan menurunnya kualitas ramalan.

Metode ANFIS mempersyaratkan pengaturan jenis dan jumlah fungsi keanggotaan pada berbagai karakter sinyal/data yang akan diramalkan. Apabila jenis dan jumlah fungsi keanggotaan yang diberikan cukup tepat, peramalan akan memberikan hasil yang baik. ANFIS memberikan performa yang lebih baik daripada Thomas-Fiering pada saat rentang tahapnya relatif besar (30 hari), akan tetapi ANFIS memberikan performansi peramalan yang lebih buruk apabila rentang tahapnya diperkecil hingga 1 hari. Secara lengkap perbandingan antara ANFIS dan Thomas-Fiering untuk periode pelatihan/pembangkitan yang pendek ditunjukkan pada Tabel 2.

TABEL 2 PERBANDINGAN NILAI RMSE THOMAS-FIERING DAN ANFIS UNTUK DATA PEMBANGKITAN/PELATIHAN 3 TAHUN PADA BERBAGAI TAHAP

| Data Pembangkitan/Pelatihan | Data Peramalan | Tahap | Nilai rmse Thomas Fiering | Nilai rmse ANFIS |
|-----------------------------|----------------|---------|---------------------------|------------------|
| 3 tahun | 1 tahun | 30 hari | 8,2793 | 7,5549 |
| 3 tahun | 1 tahun | 20 hari | 8,6156 | 9,3340 |
| 3 tahun | 1 tahun | 10 hari | 8,8329 | 12,6241 |
| 3 tahun | 1 tahun | 3 hari | 15,7830 | 45,9510 |
| 3 tahun | 1 tahun | 1 hari | 27,7598 | 64,9574 |

KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang dilaporkan dalam artikel ini, diperoleh kesimpulan sebagai berikut,

- 1) Metode Thomas Fiering dan ANFIS dapat memberikan peramalan dengan kualitas yang cukup baik (rmse rendah).
- 2) Perubahan jenis dan jumlah fungsi keanggotaan pada metode ANFIS akan mempengaruhi kualitas peramalan.
- 3) Penentuan jenis dan jumlah fungsi keanggotaan pada metode ANFIS menyesuaikan dengan karakter sinyal data pelatihan.
- 4) Model Thomas-Fiering lebih baik daripada metode ANFIS untuk peramalan jangka waktu yang lebih pendek.
- 5) ANFIS dapat memberikan performa peramalan yang lebih baik daripada metode Thomas-Fiering apabila diberikan jenis dan jumlah fungsi keanggotaan yang tepat. Pengalaman pakar menentukan dalam hal ini.
- 6) Keacakan sinyal pelatihan/pembangkitan mempengaruhi kualitas peramalan baik pada metode Thomas Fiering maupun pada metode ANFIS.

B. Saran

Sedangkan hal-hal yang menarik yang bisa menjadi tindak lanjut dari laporan ini adalah,

- 1) Diperlukan eksplorasi yang lebih jauh pada penentuan parameter dalam metode ANFIS.
- 2) Metode ANFIS maupun Thomas Fiering dapat diteliti lebih lanjut untuk diterapkan pada berbagai sistem lain di dalam dunia hidrologi.

DAFTAR PUSTAKA

Abraham, A., Nath, B., 2000, *Designing Optimal Neuro-Fuzzy Architectures for Intelligent Control*, Gippsland School of Computing & Information Technology Monash University, Australia

Bodri L, Cermak V. 2000. *Prediction of extreme precipitation using a neural network: application to summer flood in Moravia*. Advances in Engineering. 31: 311-321.

Chang F.J, Hu H.F, Chen Y.C. 2001. *Counter propagation fuzzy-neural network for River flow reconstruction*. Hydrological Processes, 15: 219-232.

Chang F.J, Chang Y.T. 2006. *Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir*. Advances in Water Resources, 29: 1-10.

Chang, Y.T., Chang, L.C., ve Chang, F.J. 2005. *Intelligent control for modeling of realtime reservoir operation, part II: artificial neural network with operating rule curves*. Hydrological Process, 19: 1431-1444

Chen, S.H., Lin, Y.H., Chang, L.C., Chang, F.J., *The strategy of building a flood forecast model by neuro fuzzy network*, 2005

Clarke, R.T. 1973, *Mathematical Models in Hydrology*, FAO Consultant, Roma

Departemen Pemukiman dan Prasarana Wilayah. 2003. *Peramalan debit aliran sungai*. Pusat Penelitian dan Pengembangan Sumber Daya Air, Badan Penelitian dan Pengembangan, Departemen Permukiman dan Prasarana Wilayah.

Dibike, Y. B., Solomatine, D. P., 2001. *River Flow forecasting Using Artificial Neural Networks*, Phys. Chem. Earth (B), 26, 1-7.

Ertunga C.Ö, Duckstein L. 2001. *Fuzzy conceptual rainfall-runoff models*. Journal of Hydro., 253: 41-68.

Firat M, Gungör M. 2006. *River flow estimation using adaptive neuro-fuzzy inference system*. Mathematics and Computers in Simulation

Firat, M., Gungor, M. 2007. *Sugeno Fuzzy Inference System For River Flow Estimation*. International Congress On River Basin Management

Hsu K, Gupta H.V, Sorooshian S. 1998. *Riverflow Forecasting Using Artificial Neural Networks*, ASCE, Water Resources Engin.Conference'98, 967-972.

Jain, A., Kumar, A.M. 2006. *Hybrid neural network models for hydrologic time series forecasting*. Applied Soft Computing

Jain S.K, Das A, Srivastava D.K. 1999. *Aplication of ANN for Reservoir Inflow Prediction and Operation*. ASCE J. of Water Res. Planning and Mang., 25 (5)

Jang, Jyh-Shing Roger, 1992, *Neuro-Fuzzy Modeling: Architecture, Analyses and Applications*, Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of California, Barkeley

Liong, S.Y., Lim, W.H., Kojiri, T., Hori, T. 2000. *Advance Flood forecasting for Flood stricken Bangladesh with a fuzzy reasoning method*, Hydrological Process, 14: 431-448.

Mahabir C, Hicks F.E, Fayek A.R. 2000. *Application of fuzzy logic to the seasonal runoff*, Hydrological Process, 17: 3749-3762.

Mitra B, Scott H.D, Dixon J.C, Mckimmey J.M. 1998. *Application of fuzzy logic to the prediction of soil erosion in a large watershed*. Geoderma, 86: 183-209.

Nagy H.M, Watanabe K, Hirano M. 2002. *Prediction of sediment load concentration in rivers using artificial neural network model*, Journal of Hydr. Eng, 128: 588-595.

Nayak, P.C., Sudheer, K.P., Ramasastri, K.S. (2004a). *Fuzzy computing based rainfallrunoff model for real time flood forecasting*. Hydrological Process, 17: 3749-3762.

Nayak, P.C., Sudheer, K.P., Ragan, D.M., Ramasastri, K.S. 2004b. *A Neuro Fuzzy computing technique for modeling hydrological time series*. Journal of Hydrology, 29:52-66

Nuernberger, A., Nauck, D., Kruse, R., 1999, *Neuro-fuzzy Control Based on the NEFCON-Model: Recent Developments*, Soft Computing Journal 2, hal 168-182, © Springer-Verlag

Ojala, T., 1995, *Neuro-Fuzzy Systems in Control – Master of Science Thesis*, Department Of Electrical Engineering, Tampere University Of Technology, Finland

Sajikumar N, Thandaveswara B.S. 1999. *A non-linear rainfall-runoff model using an artificial neural network*. Journal of Hydrology, 216: 32-55.

Siswanto, 1993, *Studi Perbandingan Teknik Optimasi Program Dinamik Deterministik dengan Program Dinamik Stokastik untuk Pengoperasian Reservoir Tunggal*, Tesis Program Pasca Sarjana UGM

Triantisto dan Supardjan. 2007. *Notulensi Presentasi PT Indopower UBP Mrica di Lab. Hidraulika Teknik Sipil UGM*.