

NEURAL NETWORK MODEL ARMA UNTUK PREDIKSI DATA FINANSIAL

*Financial Data Forecasting Using ARMA Model Neural
Networks*

Winita Sulandari¹ dan Subanar²

Program Studi Matematika
Program Pascasarjana Universitas Gadjah Mada

ABSTRACT

The main discussion of this paper is on the comparison of properties of different prediction methods, based on Feedforward and Recurrent network. The paper begins with an introduction of the basic of time series processing and discusses Feedforward network as well as Recurrent network. Feedforward and Recurrent networks have been then applied for financial data, composite consumer price indeks of 43 cities in Indonesia.

The Schwarz's Bayesian Criterion (SBC) is the information criterion for comparing different models. A "best" model is the model with the smallest value of SBC. The result of this research show that neural networks construction with one unit in the hidden layer have the smallest value of SBC.

Key words : *Feedforward network, Recurrent network, Financial data, SBC.*

PENGANTAR

Para ilmuwan telah mengembangkan suatu perangkat pemodelan dalam bidang Neural Network (NN) sebagai suatu instrumen untuk menyelesaikan berbagai permasalahan aplikasi, seperti *pattern recognition, signal processing, process control* dan peramalan *time series* (analisis runtun waktu). Dalam tulisan ini, NN akan digunakan sebagai model untuk memprediksi data runtun

¹ Ngemplak RT 02/IV Kartasura 57169

² Fakultas MIPA Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta

waktu. Permasalahan yang muncul adalah bagaimana menentukan model NN yang optimal, yaitu arsitektur NN dengan variabel input yang optimal dan jumlah unit pada lapisan *hidden* yang optimal.

Contoh data runtun waktu yang diambil dalam penelitian ini adalah data finansial, yaitu indeks harga konsumen. Indeks harga konsumen digunakan sebagai salah satu dasar perhitungan inflasi. Untuk itu prediksi indeks harga konsumen pada masa yang akan datang sangat diperlukan guna meramal kondisi perekonomian di Indonesia.

Tulisan ini akan membahas mengenai model *Feedforward Network* (FN) dan *Rekuren Network* (RN). Beberapa artikel berkaitan dengan konsep dan bentuk dari model FN dan RN secara umum dapat dilihat pada Dorffner (2004), Connor dkk. (1992;1994) dan Pavelka (2002).

Dalam penerapannya FN dan RN mengandung sejumlah parameter (*weight*) yang terbatas. Jumlah parameter yang optimal tergantung pada penentuan kombinasi yang tepat antara jumlah variabel input dan jumlah unit pada lapisan *hidden*. Untuk menentukan jumlah unit pada lapisan *hidden* didasarkan pada kriteria informasi yaitu SBC yang dapat dilihat pada Faraway dan Chatfield (1998).

Agar pembahasan tidak meluas, penulis dalam penelitian ini membatasi: (1) NN terdiri dari dua lapisan, dengan fungsi tangen sigmoid sebagai fungsi aktivasi pada lapisan pertama dan fungsi identitas sebagai fungsi aktivasi pada lapisan kedua. (2) algoritma pelatihan yang digunakan adalah algoritma Levenberg-Marquardt dengan 100 *epoch* pelatihan; (3) data finansial yang digunakan adalah indeks harga konsumen periode waktu Januari 1997 - Januari 2004; dan (4) alat penelitian yang digunakan adalah MATLAB.

LANDASAN TEORI

Model ARMA Linear dan Prediktor Optimal

Model linear yang biasa digunakan untuk tujuan prediksi adalah model ARMA(p,q)

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_q a_{t-q}$$

dengan a_t adalah *white noise*, independen terhadap Z_t yang lalu. Mean bersyarat prediktor \hat{Z}_t dapat disajikan dalam bentuk rekuren, yaitu

$$\hat{Z}_t = \sum_i^p \phi_i Z_{t-i} + \sum_j^q \theta_j a_{t-j}$$

Dengan a_k didekati oleh

$$\hat{a}_k = Z_k - \hat{Z}_k, k = t-1, \dots, t-q.$$

Sifat yang harus diperhatikan dalam model ARMA(p, q) adalah sifat stasioneritas dan invertibilitas. Proses Z_t dikatakan stasioner jika independen terhadap waktu. Sebarang ARMA(p, q) yang stasioner dapat disajikan sebagai model MA

$$Z_t = \sum_j^{\infty} \theta_j a_{t-j} + a_t.$$

Proses ARMA(p, q) dikatakan invertibel jika semua titik transformasi terletak didalam lingkaran satuan. Proses ARMA(p, q) yang invertibel dapat disajikan sebagai model AR tak berhingga

$$Z_t = \sum_i^{\infty} \phi_i Z_{t-i} + a_t$$

(Connor dkk., 1992).

Model ARMA Nonlinear dan Pendekatan Neural Network

NN mampu menyelesaikan model runtun waktu nonlinear dengan baik. Dorffner (2004) menyatakan bahwa model nonlinear secara potensial lebih *powerful* dibanding model linear, yaitu dapat dibuat model yang lebih kompleks berdasarkan karakteristik data runtun waktu dan model nonlinear secara teoritis tidak membutuhkan asumsi stasioneritas.

Model Autoregresif Nonlinear (NAR) dan Feedforward Network

Generalisasi dari model linear AR(p) ke dalam kasus nonlinear adalah model autoregresif nonlinear (NAR), yaitu

$$Z_t = h(Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}) + a_t,$$

dengan h adalah fungsi yang tidak diketahui dengan asumsi bahwa prediksi terbaik dari Z_t adalah

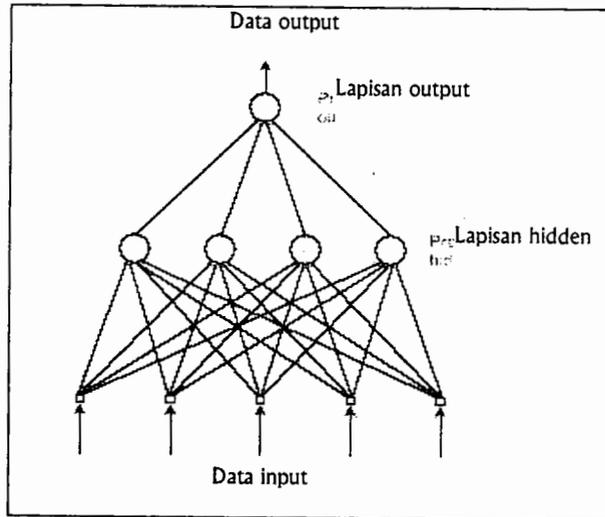
$$\hat{Z}_t = E(Z_t | Z_{t-1}, \dots, Z_{t-p}) = h(Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}).$$

Feedforward network (FN) pertama kali dikenalkan sebagai prediksi model data runtun waktu NAR oleh Lapedes dan Farber. FN sebagai pendekatan fungsi nonlinear h , diberikan oleh

$$\hat{Z}_t = h(Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}) = \sum_i^{n_h} W_i f\left(\sum_j^{n_p} w_{ij} Z_{t-j}\right).$$

dimana fungsi $f(\cdot)$ adalah fungsi monoton terbatas, yaitu sigmoid. Pada FN tidak terdapat *feedback* sedemikian hingga FN merupakan pemetaan nonlinear dari observasi terdahulu ke prediksi observasi yang akan datang. Arsitektur FN disajikan pada gambar 1.

Parameter W_i dan w_{ij} diestimasi dari sampel pelatihan Z_1^0, \dots, Z_N^0 , untuk menentukan estimasi dari h . Estimasi diperoleh dengan meminimalkan jumlah kuadrat error menggunakan suatu algoritma pelatihan. (Connor dkk., 1992; 1994)



Gambar 1. Arsitektur FN dengan dua lapisan.
(Sumber : Pavelka, 2002)

Model ARMA Nonlinear (NARMA) dan Rekuren Network

Generalisasi dari model ARMA linear ke dalam kasus nonlinear adalah

$$Z_t = h(Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}, a_{t-1}, \dots, a_{t-q}) + a_t$$

dengan h adalah fungsi yang tidak diketahui dengan asumsi bahwa prediksi terbaik dari Z_t adalah

$$\hat{Z}_t = h(Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}, a_{t-1}, \dots, a_{t-q}). \quad (1)$$

Prediktor (1) mempunyai rata-rata kuadrat error (MSE) σ^2 . Dengan algoritma rekursif dapat dicari aproksimasi mean bersyarat prediktor (1), yaitu

$$\hat{Z}_t = h(Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}, \hat{a}_{t-1}, \dots, \hat{a}_{t-q}) \quad (2)$$

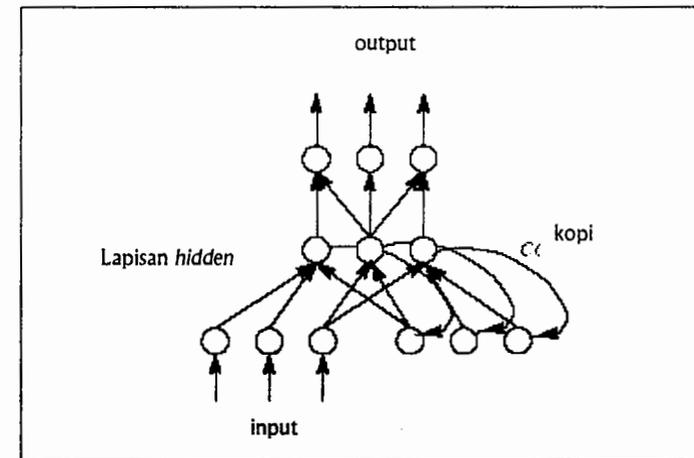
$$\hat{a}_j = Z_j - \hat{Z}_j, j = t-1, \dots, t-q \quad (3)$$

dengan syarat awal

$$\hat{Z}_0 = \hat{Z}_{-1} = \dots = \hat{Z}_{-p+1} = \hat{a}_0 = \dots = \hat{a}_{-q+1} = 0.$$

Aproksimasi model (2) dan (3) dapat diselesaikan dengan model rekuren network NARMA(p,q) (Connor dkk., 1992; 1994).

Recurrent Network (RN) adalah suatu *network* yang mempunyai *feedback*. Arsitektur dari RN disajikan dalam Gambar 2. RN yang dimaksud adalah Elman *network*, yaitu suatu *network* yang terdiri dari dua lapisan dengan *feedback* pada lapisan pertama. Dengan demikian pada Elman *network* terdapat lapisan input tambahan disebut dengan lapisan *state*, yang merupakan *feedback* kopi aktivasi dari lapisan *hidden* pada step waktu sebelumnya (Dorffner, 2004).



Gambar 2. Arsitektur RN
(Sumber: Dorffner, 2004)

Algoritma Pelatihan

Algoritma pelatihan yang digunakan adalah algoritma Levenberg-Marquardt. Algoritma ini didasarkan pada perhitungan matriks Jacobian:

$$J(\underline{p}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial a_1(\underline{p})}{\partial p_1} & \frac{\partial a_1(\underline{p})}{\partial p_2} & \dots & \frac{\partial a_1(\underline{p})}{\partial p_n} \\ \frac{\partial a_2(\underline{p})}{\partial p_1} & \frac{\partial a_2(\underline{p})}{\partial p_2} & \dots & \frac{\partial a_2(\underline{p})}{\partial p_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial a_n(\underline{p})}{\partial p_1} & \frac{\partial a_n(\underline{p})}{\partial p_2} & \dots & \frac{\partial a_n(\underline{p})}{\partial p_n} \end{bmatrix}$$

dan *update* terhadap bobot dilakukan oleh

$$\Delta \underline{p} = (J^T(\underline{p})J(\underline{p}) + \mu I)^{-1} J^T(\underline{p}) \underline{a}(\underline{p})$$

dengan $\underline{p} = [w_{1(1,1)} \ w_{1(1,2)} \ \dots \ w_{1(S_1,R)} \ b_1 \ w_{2(1,1)} \ \dots \ b_M]^T$ adalah parameter berupa vektor kolom, I adalah matriks identitas, μ adalah skalar, $\underline{a}(\underline{p})$ adalah vektor *error* dan M adalah banyaknya lapisan *network* (Demuth & Beale, 1998)

Kriteria Informasi

Kriteria informasi yang digunakan untuk seleksi model yang optimal adalah MSE (rata-rata kuadrat error) dan SBC (Schwartz Bayesian Criterion), yaitu

$$MSE = \left(\sum_k [T_k - y_k]^2 \right) / n \quad \text{dengan } k = 1, \dots, n.$$

$$SBC = n \ln(MSE) + n_p \ln(n), \quad \text{dengan } n_p = (R + 2)S_1 + 1.$$

T adalah target (nilai yang sebenarnya), y adalah *output* (nilai prediksi), n_p adalah banyaknya parameter, R adalah banyaknya unit input dan S_1 adalah banyaknya unit pada lapisan *hidden* (Faraway & Chatfield, 1998).

Data Finansial

Data finansial yang digunakan dalam pembahasan adalah indeks harga konsumen (bahan makanan). Djarwanto (1989) mendefinisikan angka indeks sebagai suatu ukuran statistik yang menunjukkan perubahan suatu variabel atau sekumpulan variabel

yang berhubungan satu sama lain pada waktu atau tempat yang sama atau berlainan. Secara umum indeks harga dihitung dengan rumus

$$I_n = \frac{\sum_i P_{ni}}{\sum_i P_{oi}} \cdot 100$$

dengan

I_n : indeks harga pada periode ke- n ,

P_{ni} : harga pada periode ke- n , satuan waktu dapat berupa tahun, bulan, minggu atau hari,

P_{oi} : harga pada tahun dasar.

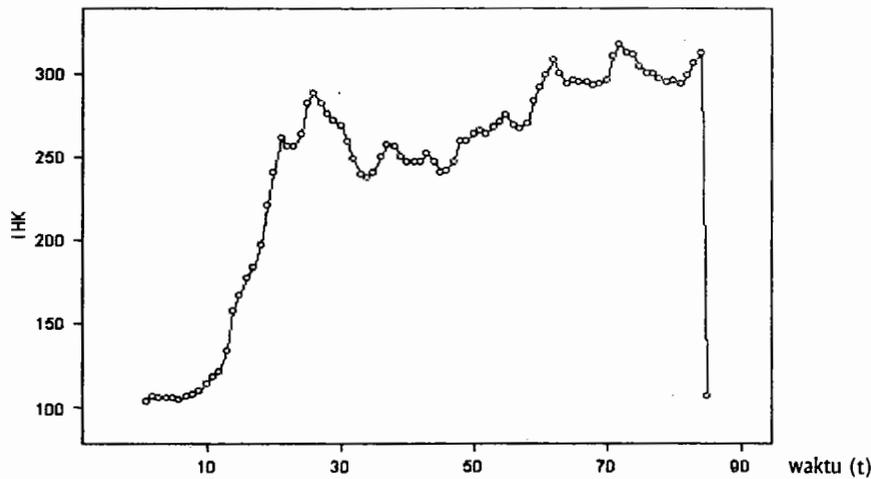
HASIL DAN PEMBAHASAN

Aturan Eksperimental Konstruksi Neural Network

Dalam konstruksi model NN, pada dasarnya tidak ada cara tertentu yang dapat untuk menentukan topologis NN yang baik secara apriori. Pada tesis ini akan digunakan suatu prosedur yang "*specific to general*", yaitu suatu prosedur yang dimulai dari model yang sederhana dan kemudian menerapkan kriteria pemilihan model SBC untuk penambahan jumlah parameter (jumlah unit pada lapisan *hidden* dan jumlah variabel input). Dilakukan beberapa kali perhitungan sedemikian sehingga diperoleh model yang optimal, dengan SBC terkecil.

Spesifikasi Data

Perubahan atau perbandingan yang ditunjukkan oleh data indeks harga konsumen gabungan dalam penelitian ini adalah berupa perbandingan harga bahan makanan pada tahun 1997 hingga tahun 2004 dengan tahun 1996



Gambar 3. Indeks Harga Konsumen (IHK) gabungan di 43 kota, Jan 1997 - Jan 2004

Sumber : Bank Indonesia, consumer price data (www. bi.go.id)

Tahun 1996 diambil sebagai tahun dasar (sebagai dasar perbandingan) dikarenakan keadaan perekonomian pada tahun tersebut dianggap relatif stabil, dan tidak terlalu jauh dari tahun-tahun yang hendak dicari angka indeksinya. Angka indeks pada tahun dasar dinyatakan dengan 100, karena dianggap bahwa sesuatu hal pada tahun 1996 sebagai 100%.

Data indeks harga konsumen merupakan dasar perhitungan inflasi di negara kita. Dalam kurun waktu 1997-2004 terjadi ketidakstabilan ekonomi, hal ini menjadikan pola data cenderung nonlinear (lihat Gambar 3.). Penggunaan NN sebagai model prediksi runtun waktu finansial ini akan memberikan hasil yang lebih baik dibanding dengan model ARMA atau model linear yang lain.

Data Preprocessing

Data yang akan dianalisis dengan NN dinormalkan menggunakan fungsi *pre-std*, yaitu nilai asli dikurangi dengan *mean* dan kemudian dibagi dengan standard deviasi, sehingga data yang baru terletak dalam interval [-1, 1].

$$\text{Mean} : \bar{Z} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z_i, \quad n \text{ adalah banyaknya observasi.}$$

$$\text{Standar deviasi} : s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})^2}$$

Dengan demikian data yang dinormalkan adalah

$$\hat{Z}_i = \frac{Z_i - \bar{Z}}{s}, \quad i = 1, \dots, n.$$

Setelah perhitungan dengan NN, semua data dihitung kembali ke nilai asli menggunakan fungsi *post-std*. Parameter *network* diestimasi menggunakan 75 data pertama.

Hasil Simulasi

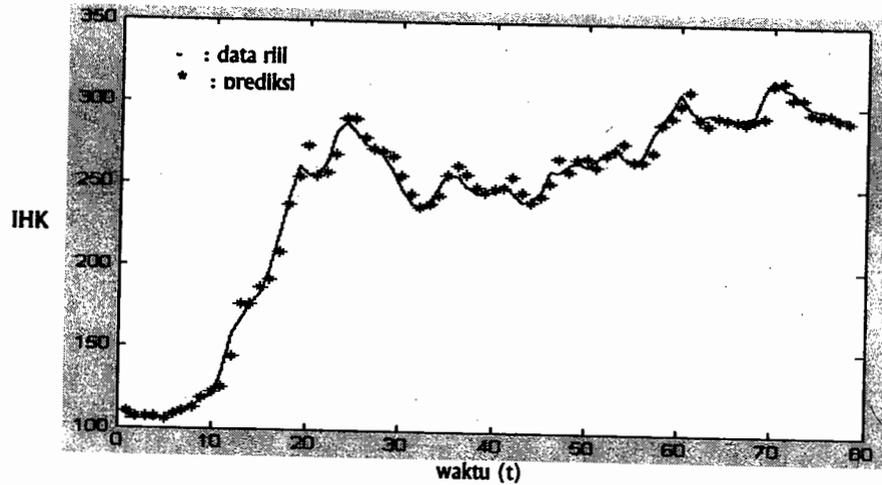
Konstruksi yang disajikan pada Tabel 1. menunjukkan peramalan eksperimental terhadap data runtun waktu Indeks Harga Konsumen (IHK) gabungan di 43 kota di Indonesia dengan menggunakan FN dan RN. Konstruksi topologis NN tersebut merupakan konstruksi yang dipilih sedemikian sehingga menghasilkan peramalan yang terbaik. Penggambaran grafis dari hasil peramalan ini dapat dilihat pada Gambar 4. dan 5.

Tabel 1. Hasil percobaan untuk data runtun waktu IHK

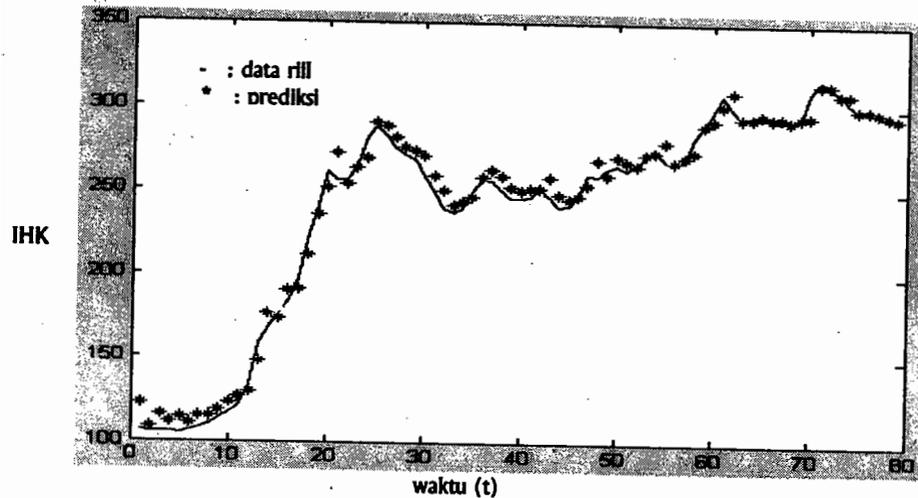
	Struktur topologis	SBC	MSEuji	Prediksi	Data sebenarnya
FN	2 - 1 - 1 (2 variabel input, 1 unit pada lapisan <i>hidden</i>)	-322.4	0.0016	297.54	299.97
				296.21	299.12
				296.80	296.66
				293.81	294.53
				292.09	294.97
RN	1 - 1 - 1 (1 variabel input, 1 unit pada lapisan <i>hidden</i>)	-367.4	0.0003	299.68	299.97
				299.74	299.12
				298.6	296.66
				295.94	294.53
				294.46	294.97

Tabel 1 di atas diperoleh berdasarkan hasil percobaan beberapa kali menggunakan prosedur "*specific to general*", dengan parameter diestimasi menggunakan 75 data pertama dari data IHK gabungan di 43 kota mulai bulan Januari 1997 sampai dengan bulan Januari 2004. Yang dimaksudkan dengan MSE_{uji} pada tabel adalah rata-rata kuadrat error hasil uji terhadap 5 data kedepan dari data IHK. Hasil percobaan

data IHK menunjukkan bahwa MSE_{uji} untuk RN lebih kecil dari MSE_{uji} untuk FN, ini berarti RN memberikan hasil prediksi yang lebih baik dari FN. Namun demikian, untuk kasus yang lain belum tentu RN memberikan hasil prediksi yang lebih baik dari FN. Jadi pemilihan model NN yang tepat dan konstruksi model yang optimal menentukan hasil prediksi dari data runtun waktu.



Gambar 4. Grafik prediksi 5 data ke depan dengan FN (konstruksi 2-1-1)



Gambar 5. Grafik prediksi 5 data ke depan dengan RN (konstruksi 1-1-1)

KESIMPULAN

Dari beberapa kali percobaan yang telah dilakukan, model terbaik adalah model dengan satu unit pada lapisan *hidden*. Untuk mendapatkan model yang terbaik, FN membutuhkan lebih banyak variabel input dibandingkan dengan RN. Pada kasus finansial, analisis data IHK menggunakan NN, RN memberikan hasil prediksi yang lebih baik dari pada FN. Bagaimanapun juga pemilihan model NN yang tepat dan konstruks model yang optimal menentukan hasil prediksi dari data runtun waktu.

DAFTAR PUSTAKA

- Connor J., Atlas L. E., & Martin D. R.. 1992. Recurrent Networks and NARMA Modelling, in Moody J. E., dkk.(eds.): *Neural Information Processing Systems 4*, Morgan Kaufmann, San Matteo, CA, pp.301 - 308.
- _____. 1994. Recurrent Neural Networks and Robust Time Series Prediction. *IEEE Transactions On Neural Networks*, vol. 5, no. 2, pp. 240-253.
- Demuth, H., & Beale, M. 1998. *Neural Network Toolbox User's Guide*. Math Works, Inc. Natick, MA.
- Djarwanto, P.S. 1989. *Statistik Sosial Ekonomi*. BPFE Yogyakarta.
- Dorffner, G. 2004. *Neural Networks for Time Series Processing*. <http://www.neci.nec.com/~lawrence/papers.html>.
- Faraway, J., & Chatfield, C. 1998. Time Series Forecasting with Neural Networks: a Comparative Study Using The Airline Data. *Royal Statistical Society. Appl., Statist.*, vol. 47, Part 2, pp. 231-250.
- Pavelka, A. 2002. *Application of Autoregressive Models and Artificial Neural Networks in Time Series Prediction*. Institute of Chemical Technology Prague.