

基于 OT-Burg 和改进 Adaline 神经网络的电力系统间谐波分析

熊华维, 陈国志, 陈隆道*

(浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要:在电力系统间谐波分析中,当间谐波频率与基波整数倍频率非常接近时,传统分析方法由于谱峰偏移和谱线泄漏往往分离不出此类间谐波。提出了将最佳收敛伯格窗(OT-Burg)与改进 Adaline 神经网络结合的间谐波分析方法,以提高此类间谐波的分析精度。Matlab 仿真结果表明,OT-Burg 算法频率分辨率高、检测准确、收敛快,与改进 Adaline 神经网络结合具有更精确的电力系统间谐波分析能力。

关键词:间谐波;最佳收敛伯格窗;神经网络;Adaline

中图分类号:TM935

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2010)05-0047-04

Interharmonic analysis in power system based on OT-Burg and enhanced Adaline neural network

XIONG Hua-wei, CHEN Guo-zhi, CHEN Long-dao

(College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: In traditional algorithm interharmonics analyzing of electrical power system, the numbers and frequencies of the interharmonics couldn't be obtained because of frequency offset and frequency leakage, when the frequencies of the interharmonics are quite near the fundamental harmonic's integral multiple. An interharmonic parameter estimation algorithm based on optimum tapered burg(OT-Burg) and enhanced Adaline neural network was proposed to solve the problem. The Matlab simulation results show that the OT-Burg algorithm has the characteristics of high frequency resolution, detect accuracy and fast convergence, and it has the ability of precise interharmonic analysis in electrical power system when combined with the enhanced Adaline neural network.

Key words: interharmonic; optimum tapered burg(OT-Burg); neural network; Adaline

0 引言

随着大量非线性电力电子能量转换器件与非线性负载在电力系统中的使用,电网谐波广泛存在,除了整数次谐波外,还包含大量的非整数次谐波^[1-2],即间谐波。间谐波对电力系统的稳定与负载寿命的影响很大,会引起灯光闪烁,无源滤波器过载,电流互感器饱和,低频继电器异常运行,还会引发通信干扰等问题^[3]。因此,测量并分析间谐波的各个参数,对电力系统的监控与保护非常重要^[4]。

目前间谐波分析方法包括快速傅里叶变换法^[5](FFT)、小波分析法^[6]、AR 谱估计法^[7]、Root-Music^[8]法、人工神经网络法^[9](Adaline)等。人工神经网络适

合于短数据的谐波分析,其中应用于电力系统谐波分析的神经网络方法主要包括多层前馈神经网络(MLF NN)和自适应神经网络(Adaline NN)。但二者都具有一定的缺点,MLF 神经网络事先需要进行大量的网络权值训练,计算量大且容易陷入局部极值;Adaline 无需事先进行样本训练,但无法估计信号频率,需要事先知道谐波与间谐波的频率,据此估计谐波和间谐波的幅值与相位。因此,如何事先对谐波与间谐波的频率精确估计,是利用神经网络进行间谐波估计的一大难点。

本研究采用 OT-Burg 窗(optimum tapered burg-最佳收敛伯格窗)与改进的 E-Adline(enhanced adline)神经网络算法相结合的方法,将其应用于电力系统的间谐波分析,该算法频率偏移和谱线分裂程度低,特别适

用于间谐波频率与整数次谐波接近情况下,相位、频率及幅值的估计偏差很小。

1 加窗算法原理及 OT-Burg 窗推导

设电力系统中含 M 个谐波与间谐波的周期信号为:

$$y(t) = \sum_{m=1}^M A_m \sin(2\pi f_m t + \varphi_m) \quad (1)$$

式中 A_m, f_m, φ_m —第 m 个谐波或间谐波的幅值、频率和初始相位。

以采样频率 f_s 对 $y(t)$ 采样 N 点,离散化序列为:

$$y(n) = \sum_{m=1}^M [a_m \cos(\omega_m n) + b_m \sin(\omega_m n)] \quad (2)$$

式中, $n = 0, 1, \dots, N-1$; $\omega_m = 2\pi f_m / f_s$; $a_m = A_m \sin \varphi_m$; $b_m = A_m \cos \varphi_m$ 。显然,由 a_m 和 b_m 可以得到各个谐波和间谐波的幅值和相位。

间谐波信号可以看作是 AR 模型,而 AR 模型谱估计方法隐含对数据和自相关函数在采样点外按统计规律外推,克服了傅里叶变换的不足,频率分辨率更高。

Burg 算法是以前、后向预测误差平均功率最小化为准则,据此估计反射系数,反射系数 $a_m(m)$ 的估计公式为^[10-11]:

$$a_m(m) = \frac{-2 \sum_{n=1}^{N-m} f_{m-1}(n+1) b_{m-1}(n)}{\sum_{n=1}^{N-m} [|f_{m-1}(n+1)|^2 + |b_{m-1}(n)|^2]} \quad (3)$$

预测平均功率加窗函数若选取适当,可明显降低谱峰偏移程度,加窗函数 $w_m(m)$ 后,其反射系数为:

$$a_m(m) = \frac{-2 \sum_{n=1}^{N-m} w_m(n) f_{m-1}(n+1) b_{m-1}(n)}{\sum_{n=1}^{N-m} w_m(n) [|f_{m-1}(n+1)|^2 + |b_{m-1}(n)|^2]} \quad (4)$$

由式(2)可知,间谐波信号可以看作多个正弦波和噪声的叠加。为了分析方便,本研究选取其中一个正弦波 $x(n) = A_m \sin(2\pi f_m n / f_s + \varphi_m)$ 进行分析,令 $A_i = 1$, $\omega = 2\pi f_m / f_s$, $\varphi = \varphi_m - \pi/2$, 则 $x(n) = \cos(\omega n + \varphi)$ 。由于前、后向预测误差的初值均为 $x(n)$,将其代入到式(4),可得一阶反射系数:

$$a_1(1) = \cos(\omega) + \frac{\sin^2(\omega) \sum_{n=1}^{N-1} w_1(n) \cos(2\omega n + \omega + 2\varphi)}{1 + \cos(\omega) \sum_{n=1}^{N-1} w_1(n) \cos(2\omega n + \omega + \varphi)} \quad (5)$$

可表示为:

$$a_1(1) = \cos(\omega) + \theta \sin(\omega) \approx \cos(\omega - \theta), \theta \ll 1 \quad (6)$$

其中:

$$\theta = \frac{\sin(\omega) \sum_{n=1}^{N-1} w_1(n) \cos(2\omega n + \omega + 2\varphi)}{1 + \cos(\omega) \sum_{n=1}^{N-1} w_1(n) \cos(2\omega n + \omega + 2\varphi)}$$

由式(6)可知,由于 θ 项的存在,使数字频率 ω 偏离了实际值,从而导致谱峰偏移现象。误差项 θ 的大小与信号的初始相位 φ 密切相关。可以通过加合适的窗函数 $w_1(n)$,以减小误差项 θ 的影响。令频率误差 $\Delta f = \theta/2\pi$,从而得到平均频率误差的方差 $\text{var}(\Delta f)$ 为:

$$\text{var}(\Delta f) = \frac{1}{\pi} \int_0^\pi \text{var}(\Delta f) d\omega = \frac{1}{8\pi^3} \sum_{n=1}^{N-1} \sum_{l=1}^{N-1} w_1(n) w_1(l) \cdot \left(\frac{1}{2} \delta_{n-l} - \frac{1}{4} \delta_{1-n+l} - \frac{1}{4} \delta_{1+n-l} \right) \quad (7)$$

式中 δ —脉冲函数。

为了减小由 θ 项引起的误差,需要使得平均频率误差方差 $\text{var}(\Delta f)$ 最小,可求得一阶 OT-Burg 窗为:

$$w_1(n) = \frac{6(n+1)(N-n)}{N(N+1)(N+2)} \quad (8)$$

同理,可求得 m 阶 OT-Burg 窗为:

$$w_m(n) = \frac{6(n+1)(N-m-n+1)}{(N-m+1)(N-m+2)(N-m+3)} \quad (9)$$

由式(10)可以看出, $w_m(n)$ 仅与信号长度 N 和阶数 m 相关,而与频率、幅值和相位无关。故用该窗分析式(1)中的任意次谐波和间谐波时,均可有效减少由误差项 θ 引起的频率偏差,从而减少间谐波信号的谱峰偏移,并可有效地抑制谱线泄漏。

2 OT-Burg 与改进 Adaline 分析

2.1 改进 Adaline 神经网络间谐波分析原理

Adaline 神经元是由 Widrow 于 1961 年提出的一种自适应线性神经网络。将 Adaline 神经元应用于间谐波分析时,不需要对神经网络事先进行训练,而是将 Adaline 神经元作为自适应滤波器使用,但由于此模型需要事先精确已知频率,因而无法对信号频率进行调整。文献[12]提出改进 Adline 模型,将基波频率 w_0 也作为待定的权值参与调整,如图 1 所示。

令输入模式向量和权向量分别为:

$$\begin{aligned} & [x_{0n}, x_{1n}, x_{2n}, \dots, x_{kn}]^T = \\ & [1, \cos(\omega_1 n), \sin(\omega_1 n), \dots, \sin(\omega_M n)]^T \\ & [w_{0n}, w_{1n}, w_{2n}, \dots, w_{kn}]^T = [d_0, a_1, b_1, \dots, b_M]^T \end{aligned}$$

将采样数据 y_n 作为期望输出信号与 Adaline 神经

元的输出 $\hat{y}_n$ 进行比较,根据其差值 e_n 按最小均方差 (LMS)算法对权值进行学习。当学习结束后,误差 e_n 小于设定值,输出 $\hat{y}_n$ 逼近采样信号 y_n 。

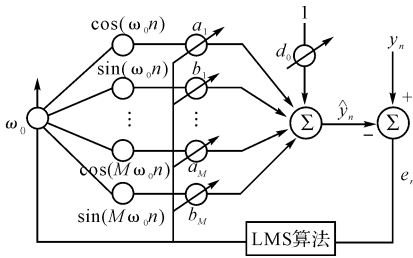


图1 改进 Adaline 神经元谐波分析原理图

改进 Adaline 神经网络的输出为:

$$\hat{y}_n = \sum_{m=1}^M [a_m \cos (m\omega_0 n) + b_m \sin (m\omega_0 n)] + d_0 \tag{11}$$

规定其误差函数为:

$$e_n = y_n - \hat{y}_n; n = 0, 1, \dots, N - 1 \tag{12}$$

式中 y_n —实测采样数据。

性能指标为:

$$J = \frac{1}{2} |e_n|^2 \tag{13}$$

2.2 间谐波参数估计

OT-Burg 和 Adaline 神经网络间谐波参数估计算法是先应用 OT-Burg 算法确定间谐波个数和频率值,然后应用 Adaline 神经网络精确分析间谐波参数。具体步骤如下:

- (1) 初始化。幅值相位权值 a_m 、 b_m 和 d_0 取随机数,各次谐波和间谐波的频率值为 OT-Burg 算法的估计值。确定学习率和动量因子。
- (2) 计算神经网络输出 $\hat{y}_n$ 、误差函数 e_n 和性能指标 J 。
- (3) 采用自习算法对权值进行调整。学习算法中引入动量项有利于加快收敛速度。
- (4) 计算总性能指标 J_N ,判断是否达到精度要求。若:

$$J_N = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{N-1} |e_n|^2 < \varepsilon \tag{14}$$

则学习结束;否则返回步骤(2)。

(5) 根据得到的权值计算间谐波参数。第 m 个谐波或间谐波的参数为:

$$A_m = \sqrt{a_m^2 + b_m^2} \tag{15}$$

$$\varphi_m = \arctan (a_m / b_m) \tag{16}$$

改进神经元模型的频率输出结果为:

$$f_m = f_s \cdot \omega_m / 2\pi \tag{17}$$

3 仿真结果

本研究利用 Matlab 对所提出算法进行了仿真验证。设信号表达式如式(1)所示,采样频率为1 kHz,采样点数 200 点,约 10 个基波周期。采用 14 阶 AR 模型的 Burg 与 OT-Burg 算法所得结果如图 2、图 3 所示,频率估计值如表 1 所示。

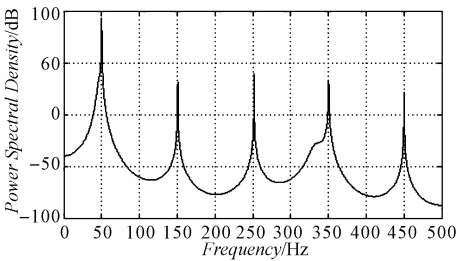


图2 Burg 算法谱估计结果

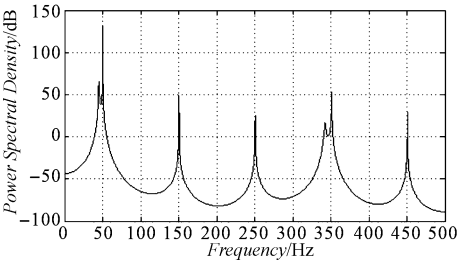


图3 OT-Burg 算法频率估计结果

表1 Burg 与 OT-Burg 频率估计

m	谐波次数	频率/Hz		
		设定值	Burg	OT-Burg
1	间谐波	45.2	/	45.500
2	基波	50.1	50.200	50.200
3	3次谐波	150.3	150.800	150.500
4	5次谐波	250.5	251.700	250.600
5	间谐波	342.1	/	341.700
6	7次谐波	350.7	350.400	351.000
7	9次谐波	450.9	450.300	450.900

由图 2 可见,在间谐波与谐波整数倍周期非常接近时,Burg 算法由于谱线泄漏已不能检测出间谐波的个数;而采用 OT-Burg 算法仍可以准确地检测出间谐波和各次谐波个数,并能比较准确地估计出间谐波与各次谐波的频率。

由表 1 可见,间谐波在接近基波的 45.2 Hz 和接近 7 次谐波的 342.1 Hz 时,Burg 算法不能估计出此间谐波的频率值。在其余的基波以及整数次谐波的频率估计上,OT-Burg 算法与 Burg 算法相比,频率估计也更为准确^[13]。

在得到间谐波和各次谐波的个数与频率的基础

上,分别采用 Adaline 神经元模型与改进 Adaline 神经元模型来精确估计各次谐波与间谐波的频率^[14]、幅值和相位。参数设置为 $M=7$ (M 为谐波与间谐波的个数);动量因子 $\lambda=0.5$, $\eta=0.016$;最大学习次数设为 100 次;改进 Adline 模型中的基波频率学习率为 $\eta_{\omega h1}$

表 2 OT-Burg 与 E-Adaline 结合算法估计结果

m	谐波次数	频率/Hz			幅值/V			相位/(°)		
		设定值	Adaline	E-Adaline	设定值	Adaline	E-Adaline	设定值	Adaline	E-Adaline
1	间谐波	45.2	45.500	45.248	2.0	3.020	2.004	10.0	293.158	8.696
2	基波	50.1	50.200	50.099	100.0	100.311	100.008	50.0	45.282	50.036
3	3 次谐波	150.3	150.500	150.294	5.0	5.044	4.998	100.0	89.096	100.158
4	5 次谐波	250.5	250.600	250.499	4.0	4.004	3.995	170.0	164.302	170.044
5	间谐波	342.1	341.700	342.089	1.0	0.919	1.003	220.0	242.336	220.168
6	7 次谐波	350.7	351.000	350.692	3.0	3.001	2.995	280.0	264.153	280.239
7	9 次谐波	450.9	450.900	450.900	1.0	1.001	1.000	340.0	340.213	339.831

由表 2 可知:
(1) 由于 OT-Burg 算法已比较准确地估计出各谐波与间谐波的频率,采用改进后的 E-Adline 神经元模型频率估计虽然接近设定值,但与 Adline 神经元模型比较,频率估计精确度并不特别明显。

(2) 在幅值与相位的估计上,改进后的 E-Adline 神经元模型要比基本 Adaline 神经元模型精确得多。在文献[7]中,基波 50 Hz 附近间谐波分辨频率只能精确到 40 Hz,运用此方法可以将间谐波分辨频率提高到 45 Hz。

4 结束语

研究表明,OT-Burg 算法能够准确分辨出信号所含谐波和间谐波的个数及频率,在间谐波频率与基波整数倍频率非常接近情况下尤为有效。而改进后的 E-Adaline 神经元采用自适应滤波原理分析谐波和间谐波,无需对神经网络权值事先训练,能精确分析谐波和间谐波的幅值和相位。

本研究将基本 Adaline 神经元模型与改进的 E-Adaline 神经元模型的分析结果进行比较,得出在谐波和间谐波频率估计比较准确时,E-Adaline 神经元模型在幅值和相位的估计上要准确得多。因而“OT-Burg + E-Adaline”神经网络间谐波参数估计算法具有频率分辨率高、检测准确、收敛快的优点,是电力系统间谐波分析的一种有效的方法。

参考文献 (References):

[1] TESTA A, AKRAM M F, BURCH R, et al. Interharmonics: theory and modeling[J]. **IEEE Transactions on Power Delivery**,2007,22(4):2335-2348.

$=5 \times 10^{-10}$,其余各个谐波和间谐波的频率学习率为 $\eta_{\omega h_k}=100\ k\eta_{\omega h_1}$ 。两种算法结合,其估计结果如表 2 所示,表中 Adaline 为采用基本 Adaline 神经元模型的分析结果,E-Adaline 为采用改进 Adaline 神经元模型的分析结果。

[2] YACAMINI R. Power system harmonics. IV. interharmonic[J]. **Power Engineering Journal**,1996,10(4):185-193.
[3] GUNTHER E W. Interharmonics in Power Systems[C]//IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, Vancouver, BC, Canada,2001:813-817.
[4] 林海雪. 电力系统中的间谐波问题[J]. 供用电,2001,18(3):6-9.
[5] 向东阳,王公宝,马伟明,等. 基于 FFT 和神经网络的非整数次谐波检测方法[J]. 中国电机工程学报,2005,25(9):35-39.
[6] 薛 蕙,杨仁刚. 基于连续小波变换的非整数次谐波测量方法[J]. 电力系统自动化,2003,27(5):49-53.
[7] 蔡忠法,陈隆道. 基于 AR 谱估计和 ADALINE 神经元的间谐波分析[J]. 电力系统自动化,2007,31(17):78-82.
[8] MAHATA K. Spectrum estimation, Notch filters, and MUSIC[J]. **IEEE Transaction on Signal Processing**,2005,53(10):3727-3737.
[9] WIDROW B, LEHR M A. 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline, and backpropagation[J]. **Proceedings of the IEEE**,1990,78(9):1415-1442.
[10] LOBOS T, KOZINA T, KOGLIN H J. Power system harmonics estimation using linear least squares method and SVD[J]. **IEEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution**,2001,148(6):567-572.
[11] KAVEH M, LIPPERT G. An optimum tapered Burg algorithm for linear prediction and spectral analysis[J]. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**,1983,31(2):438-444.
[12] 蔡忠法,周 箭,陈隆道. 增强型 Adaline 神经网络谐波分析方法研究[J]. 浙江大学学报:工学版,2009,43(1):166-171.
[13] 杨桂林. 基于模糊神经网络的磨料水射流切割质量的研究[J]. 现代制造技术与装备,2008(2):23-25.
[14] 刘华姿,林明勇. 虚拟仪器技术在电力电子装置故障诊断中的应用[J]. 机电技术,2008(4):56-59.

[编辑:柴福莉]