

一种BP逆模型离线训练自适应预失真方法^{*}

桑百行, 南敬昌, 高明明

(辽宁工程技术大学 电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要: 为了进一步改善非线性功率放大器系统的线性度, 提出了一种基于BP神经网络逆向建模的离线训练自适应预失真方法。利用BP神经网络对功放逆向建模, 并将建立好的逆模型参数作为预失真器模型初值。为了提高在初始预失真系统中预失真器的线性化效果及系统自适应进程的速度, 在建立自适应预失真系统之前, 利用BP逆向模型对预失真器进行离线训练。最后采用直接结构和最小均方(LMS)算法调节神经网络预失真器的权值, 以消除放大器非线性度的扰动。仿真结果显示, 此方案可使邻道互调功率降低约18 dB, 而经典的直接—非直接结构只降低了8 dB, 表明此预失真方案能够更好地改善功率放大器的线性度。

关键词: BP逆模型; 预失真; 功率放大器; 最小均方算法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2014)04-1105-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.04.036

Offline training adaptive predistortion method based on BP inverse model

SANG Bai-hang, NAN Jing-chang, GAO Ming-ming

(School of Electrics & Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao Liaoning 125105, China)

Abstract: In order to further improve the linearity of nonlinear power amplifier system, this paper proposed an adaptive predistortion method that was off-line training based on BP neural network inverse modeling. Firstly, it used BP neural network for inverse modeling of the amplifier, and took parameters of inverse model which had established as the initial of the predistortion model, then, in order to improve the effect of linearization of predistortion in the initial predistortion system, and accelerate the adaptation process of predistortion system, before establishing adaptive predistortion system, predistorter was off-line trained by BP inverse model. Finally, using direct structure and the LMS algorithm to adjust the weights of neural network predistorter, so as to eliminate nonlinear perturbations of amplifier. Simulation results show that this scheme can make adjacent channel intermodulation power reduce by about 18 dB, while the classical direct-indirect structure only reduced 8 dB. It indicates that this predistortion scheme can improve the linearity of the power amplifier better.

Key words: BP inverse model; predistortion; power amplifier; LMS algorithm

0 引言

随着无线通信对频谱效率和传输速率提出越来越高的要求, 非恒包络调制方案被广泛应用, 如CDMA、OFDM、WCDMA等。而这类调制方案具有宽频带、高峰均比的特性, 均要求功率放大器具有良好的线性特性, 否则就会引起严重的非线性失真, 降低系统的性能。自适应数字预失真是克服功放非线性失真最有前途的一项技术^[1~3]。预失真技术是在功率放大器前端引入与其幅度和相位特性相反的电路, 使输入和输出呈线性关系^[4,5]。预失真技术分为模拟预失真、基于多项式方法的预失真、基于神经网络方法的预失真、基于查找表方法的预失真等。由于温度、器件老化、噪声等原因, 会使功率放大器的特性发生变化, 因此必须应用自适应技术来调节预失真器的系数, 以跟踪放大特性的漂移^[6]。

近年来, 国内外有大量研究预失真技术的文献。其结构主要有两种, 分别为直接学习结构和非直接学习结构。例如文献[7]提出了一种直接结构的自适应数字预失真方法, 首先用

Saleh对功放建模, 然后用自适应算法对功放模型求逆作为预失真器, 实时地消除功放的非线性特性。但在直接自适应预失真学习结构中, 自适应算法容易陷入局部最小值。文献[8]针对非线性功率放大器预失真精度不高的问题, 提出了一种使用神经网络预失真器的非直接自适应学习结构。但非直接结构容易受到噪声干扰, 系统不稳定。文献[9]在文献[7,8]的基础上, 提出了一种将直接结构与非直接结构相结合的经典的自适应预失真方法。首先使用Saleh对功率放大器建模, 再通过LMS算法对功放求逆, 然后将建立好的逆模型系数复制给预失真器, 作为直接结构自适应系统中预失真器的初值。自适应算法仍然使用LMS算法, 此方法首先采用了非直接学习结构, 使预失真器的初值与最佳值接近, 跳出了局部最优解, 有效地解决了文献[7]中自适应算法容易陷入局部最小值的问题, 再采用直接结构的自适应预失真克服了文献[8]中容易受到噪声干扰、系统不稳定的问题。但文献[7]和文献[9]同时使用了Saleh模型, 而此模型在工程实现时需要将信号转换成极坐标的形式, 且文献[9]中对功放建立逆模型需要同时使用Saleh

收稿日期: 2013-07-09; **修回日期:** 2013-08-12 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60971048); 辽宁省博士科研启动基金资助项目(20091033)

作者简介: 桑百行(1991-), 女, 辽宁台安人, 硕士研究生, 主要研究方向为神经网络在射频微波中的应用(sangbaihang_good@163.com); 南敬昌(1971-), 男, 河南滑县人, 教授, 硕士, 博士, 主要研究方向为射频电路与器件、多媒体信息编码、通信系统仿真等; 高明明(1980-), 女, 内蒙古人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为无线通信、射频微波电路建模仿真技术。

模型和 LMS 算法,其过程更复杂,速度更慢,逆模型的精度也不理想,使得预失真器的初值与最佳值相差较大,加大了自适应调节预失真器的难度。

针对以上问题,本文提出了一种基于 BP 逆向模型的直接—非直接预失真方法。首先采用 BP 神经网络对功放逆向建模。为了减小预失真器的初值对自适应过程的影响,先对预失真器的参数离线训练,训练结束后将其放入直接结构的自适应系统中,再根据放大器非线性的变化,使用 LMS 算法自适应调节预失真器的参数。此方法也是将直接结构与非直接结构相结合,因此本文具有文献[9]方法的优点,而且本文的功放正向模型和逆向模型均采用相同结构的 BP 神经网络,极大地简化了逆建模的过程。仿真结果表明,使用神经网络对功放建模速度快、精度高,离线训练的过程很好地提高了预失真器的精度,而且本文提出的方法比文献[9]中经典的直接—非直接结构自适应预失真方法的带外抑制多 10 dB。

1 BP 神经网络离线训练自适应预失真方法

1.1 BP 神经网络逆向建模

神经网络本质上是非线性系统^[10],具有自学习、自适应、容错能力和并行分布式处理结构的特点,而且建模过程简单,不需要任何先验知识,仿真精度高,因此神经网络受到了人们越来越多的重视^[11,12]。本文采用经典的 BP 神经网络对功放建立逆向模型。所谓 BP 神经网络是多层感知器(MLP)神经网络与 BP 算法的结合,它的训练包括前向传播信息、反向传播误差两个过程^[13]。由于参数可调的 2 层 BP 神经网络通过学习能够逼近任意非线性函数,其计算量会随着函数的复杂度的增加而基本上呈线性增加,因此本文采用 2 层 BP 神经网络,传递函数采用正切 S 函数,输出层为线性传递函数。

使用 BP 神经网络对功放逆向建模的过程如图 1 所示。其中功率放大器是指放大器的正向模型,它与逆向模型只是简单的输入/输出对调,结构完全相同; $X(t)$ 、 $Y(t)$ 分别为功率放大器的输入和输出数据,本文采用实值的 BP 神经网络,即输入 $X(t)$ 和输出 $Y(t)$ 分别为输入 $I_1(t)$ 、 $Q_1(t)$ 信号和输出 $I_2(t)$ 、 $Q_2(t)$ 信号,即输入、输出层各含两个神经元分别代表 $I_1(t)$ 、 $Q_1(t)$ 和 $I_2(t)$ 、 $Q_2(t)$ 。综合考虑网络结构的复杂度和网络精度等因素后,本网络的隐层取 10 个神经元,因此网络结构为 2-10-2,如图 1 所示。此结构可以有效地降低计算的复杂度,并且保证网络的精度。在图 1 中, $Y(t) = [I_2(t), Q_2(t)]$ 作为神经网络逆模型的输入,逆模型的输出为 $H(t)$,它由 $I_1'(t)$ 和 $Q_1'(t)$ 组成。 $H(t)$ 与 $X(t)$ 的差值 $E(t)$ 用来训练逆模型,直到 $E(t)$ 的值达到精度或者迭代结束。

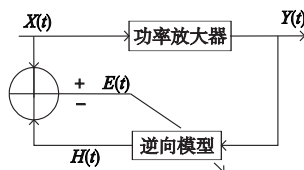


图1 功率放大器的逆向建模过程

因此由图 2 可知,BP 网络的输出 $H(t) = [I_1'(t), Q_1'(t)]$ 可以表示为

$$I_1'(t) = \sum_j w_{1j}(t) Z_j(t) - \theta(t) \quad (1)$$

$$Q_1'(t) = \sum_j w_{2j}(t) Z_j(t) - \theta(t) \quad (2)$$

其中: $w_{ij}(t)$ 为隐层第 j 个节点到输出层第 i 个节点的权值; $\theta(t)$ 为输出层阈值; $Z_j(t)$ 为隐层第 j 个节点的输出。 $Z_j(t)$ 可表

示^[14]为

$$Z_j(t) = \tan \operatorname{sig}[v_{j1}(t) I_2(t) + v_{j2}(t) Q_2(t) - \theta'(t)] \quad (3)$$

其中: $\theta'(t)$ 为隐层阈值, $v_{ji}(t)$ 为第 i 个输入到隐层第 j 个节点的权值。为了克服 BP 算法收敛速度慢。容易陷入局部最小的缺点,本文采用 LM 算法对 $v_{ji}(t)$ 和 $w_{ij}(t)$ 的值以 $E(t)$ 的均方误差最小来计算更新。

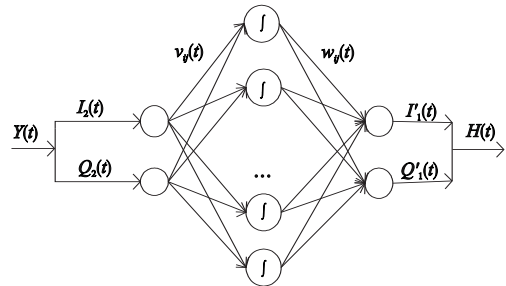


图2 BP逆模型网络结构示意图

功放逆模型描述的是功放的逆特性,因此只要把放大器的理想输出送给逆模型,那么逆模型的输出就是放大器的理想输入。

1.2 离线训练自适应预失真方法

在直接学习结构中,预失真器的参数不受功放输出端噪声的影响,但它的计算量非常庞大,而且直接使用自适应算法,会陷入局部最小值。虽然非直接学习结构简单,容易在工程中实现,但非直接结构中功放的加性噪声会使逆模型参数偏离最佳值,从而使预失真的线性化效果变差。因此,本文提出一种将两种结构结合并加以改进的预失真方法。

由于逆向模型是放大器正向模型的输入/输出对调,如果将放大器的输入直接送给以逆向模型为初值的预失真器,那么此预失真系统无法实现信号的线性放大。因此,本文在直接自适应之前对预失真器进行离线训练,训练过程如图 3 所示。

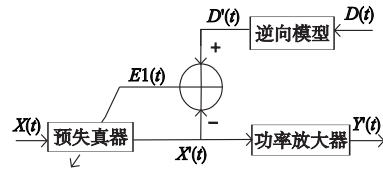


图3 离线训练预失真器过程

将 1.1 节中建立好的神经网络逆模型系数作为预失真器的初值,图 3 中的 $D(t)$ 表示放大器 t 时刻的理想输出数据,即在确定的放大器输入时,得到的放大器线性输出为 $D(t) = kX(t)$ 。其中 k 是放大器的线性增益; $X'(t)$ 是 $X(t)$ 经预失真器处理后的输出; $Y'(t)$ 是以 $X'(t)$ 为输入时的放大器输出。因此设逆模型的传输函数为 $g_{xy}^{-1}(\cdot)$,放大器的传输函数为 $g_{xy}(\cdot)$,将 $D(t)$ 作为逆向模型的输入,那么逆模型输出 $D'(t)$ 可表示为 $D'(t) = g_{xy}^{-1}(D(t))$ 。假设图 3 中没有预失真器模块,而将 $D'(t)$ 直接作为放大器输入,那么放大器此时输出 $Y'(t)$ 可表示为

$$Y'(t) = g_{xy}(D'(t)) = g_{xy}(g_{xy}^{-1}(D(t))) = D(t) \quad (4)$$

即放大器的输出就是放大器的理想输出 $D(t)$ 。因此,在预失真器模块存在的情况下,如图 3 所示,只要使预失真器的输出 $X'(t)$ 与逆模型的输出 $D'(t)$ 相等,那么功率放大器就可以实现理想的线性输出。具体方法是通过调节预失真器的权值系数,使 $X'(t)$ 和 $D'(t)$ 的差值 $E_1(t)$ 最小。这里将 $E_1(t)$ 的均方最小作为 BP 神经网络的训练目标。 $E_1(t)$ 的均方^[15]为

$$E\{E_1(t)^2\} = E(D'(t) - X'(t))^2 \quad (5)$$

式中: $D'(t)$ 是 $D(t)$ 经逆向模型的输出,它是已知数据; $X'(t)$

是 $X(t)$ 经预失真器后的输出。所以 $X'(t)$ 是神经网络预失真器权值系数的函数,那么 $E_1(t)$ 的均方就是关于预失真器权值系数的二次函数,因此通过调整其权值系数而实现均方误差的最小化,最终实现放大器的线性输出。计算过程与 1.1 节原理相同,这里不再赘述。

由于预失真器和放大器的逆向建模都是采用相同的 BP 神经网络结构,且神经网络是并行分布式处理数据的,计算简单、收敛速度快,因此离线训练迅速地提高了预失真器的精度,使后面的直接自适应速度更快、效果更好。

离线训练的的目的是使预失真器的特性与放大器的逆特性无限地逼近,但是由于实际的功率放大器系统易受温度变化、器件老化、输出端噪声等影响而产生扰动特性,所以为了实现实时校正放大器的非线性,必须进行自适应控制,使系统性能进一步提高,具有真正的实用价值^[14]。本文的自适应控制就是使用 LMS 算法自适应地调整神经网络预失真器的模型参数,以削减放大器的非线性扰动。

以上基于逆模型的离线训练预失真器过程是一种非直接学习结构,在此基础上还要进行直接学习结构的自适应预失真以实现预失真器对功放的在线跟踪。直接结构的自适应具体过程如图 4 所示。将离线训练得到的预失真器作为放大器系统的非线性控制器,放在 D/A 转换器的前面,因为调制解调器和 A/D、D/A 转换器以及振荡器这些部分与预失真没有关系^[1],因此在图 4 中这些部分可以省略。将放大器的输出 $Y'(t)$ 除以线性增益 k 后与期望的下行信号 $X(t)$ 作比较,将偏差 $E_2(t)$ 输入到自适应算法中,通过调节神经网络预失真控制器的参数,以实现放大器的自适应线性化。如果放大器的输出端存在噪声 $n(t)$ 时,经过反馈回路,由自适应算法在线调整预失真器的参数,消除噪声干扰。

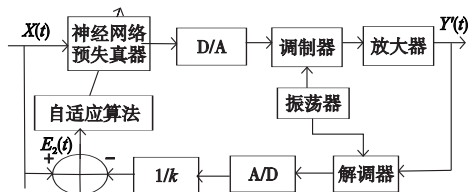


图4 自适应预失真控制系统

自适应是指自适应算法可以根据图 4 中的误差 $E_2(t)$ 的大小自动调节神经网络预失真器的权值系数 $w_{ij}(t)$,从而使均方误差最小。自适应算法中使用最广泛的是下降算法,它的实现方式有自适应梯度算法和自适应高斯牛顿算法。前者包括 LMS 算法及其各种改进类型;后者包括 RLS 算法及其各种改进算法。其中 LMS 算法比 RLS 算法结构更简单,计算复杂度更小。因此本文采用 LMS 作为自适应算法。

本文和文献[9]都是将直接结构与非直接结构相结合,而且本文离线训练预失真器的过程,可以使预失真器的初值和最佳值更加接近,因此克服了 LMS 算法陷入局部最优解的问题,且系统不会受到噪声的影响^[9]。在自适应控制系统中,假设 $Y'(t)$ 在 t 时刻反馈回来的信号除以增益 k 后的信号为 $U(t)$,那么将 $U(t)$ 与 $X(t)$ 的偏差 $E_2(t)$ 输入给自适应算法,LMS 算法通过使 $E_2(t)$ 的均方最小来调节神经网络预失真器输出层的权值 $w_{ij}(t)$,权值的更新式为

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + 2\mu E_2(t) Z_j(t) \quad (6)$$

其中: $Z_j(t)$ 为 BP 神经网络隐层第 j 个神经元的输出信号; $w_{ij}(t+1)$ 、 $w_{ij}(t)$ 分别为第 $t+1$ 次和第 t 次迭代时,BP 神经网络隐层第 j 个神经元到输出层第 i 个神经元的权值; μ 为学习步

长,它决定算法的收敛速度,只有当 μ 满足 $0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\max}}$ 的收敛条件时,系统才会稳定,其中 $\lambda_{\max}$ 为 $Z_j(t)$ 的自相关矩阵 R_{zz} 的最大特征值^[15]。

2 仿真实验与比较分析

2.1 BP 神经网络逆模型

本文使用放大器的 2 000 组输出实值数据作为 BP 神经网络的输入,2 000 组输入实值数据作为 BP 神经网络的输出来训练神经网络。训练数据量不能太大,否则建模的网络及其训练会很复杂;训练数据量也不能太小,否则会影响训练的精度。同时使用约 500 组输入/输出实值数据来测试所训练的 BP 网络的精度。为了更加清晰地表明神经网络的精确度,图 5 给出了数据的训练结果及其局部放大图,图 6 为结果的误差放大图。

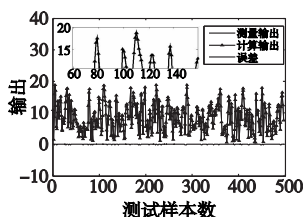


图5 BP逆模型输出拟合图

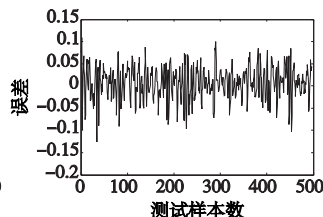


图6 BP逆模型误差曲线图

在图 5 中,中间部分的实线代表测量输出,三角形线代表实际输出,下方的实线为误差曲线,左上方的矩形框内曲线为中间部分曲线的局部放大图。图 6 是误差曲线的放大图。由仿真结果可以清晰地看出,BP 神经网络对功放逆特性的拟合度是非常高的,其训练样本与测试样本之间的误差基本维持在 0.1 以内,均方根误差(RMSE)为 0.042 5。而且由于神经网络是并行分布式处理数据,仿真速度非常快。

2.2 离线训练预失真器自适应预失真

为了验证本文所提出的改进的直接—非直接结构的高效性,将其与文献[9]中经典的直接—非直接结构相结合的方法在 MATLAB 软件中仿真比较,其频谱对比图如图 7 所示,星座对比图如图 8 所示。当传输信道中存在加性高斯白噪声时,将输入信号经 16QAM 调制。图 7 是在约 4 dB 的功率回退后的预失真前后的功率谱对比图。最上方的曲线是无预失真的功放输出功率谱密度,其下方的曲线为经典的直接—非直接结构的功率谱密度和本文所提方案的功率谱密度,最下方的曲线为原始信号的功率谱密度。由图 7 可知,本方案可使邻道互调功率降低约 18 dB,而经典的直接—非直接结构使邻道互调功率只降低了约 8 dB,因此本文提出的改进自适应预失真方法能够比经典的直接—非直接学习结构更好地抑制带外扩展。在图 8 中,(a)是原始信号星座图;(b)是将信号直接经过功放后的星座图,由(b)可以看出,星座图在一定范围内发生了明显的扩散;(c)是采用文献[9]结构的信号星座图;(d)是采用本文所提结构的信号星座图。从仿真结果可知,文献[9]和本文所提结构都很好地矫正了直接经过功放的信号星座图,而且本文所提结构的信号星座图更加清晰,与原始信号的星座图更加接近,表明本文所提方案能更好地补偿加性噪声的影响,预失真器的特性更接近放大器的逆特性,即实现了更好的线性化效果。

3 结束语

通过在预失真系统中加入自适应调节技术可以消除由环境温度、放大器输出端噪声等原因引起的功率放大器的非线性

扰动。本文针对自适应预失真系统的精度问题,提出先对预失真器离线训练,使其逼近理想的放大器逆特性,再将训练好的预失真器放入自适应预失真系统中。其中离线训练过程是基于BP神经网络对功放逆向建模实现的,神经网络建模速度快、精度高。自适应部分采用LMS算法调整预失真器的系数。最后通过将本文所采用的方案与经典的直接—非直接学习结构在MATLAB软件中仿真比较,仿真结果验证了本文所提方案的可行性和高效性。该方案为神经网络在功放预失真系统中的应用奠定了理论基础。

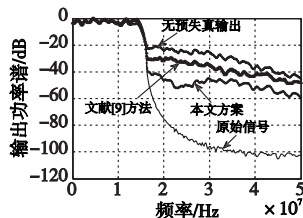


图7 自适应预失真频谱对比图

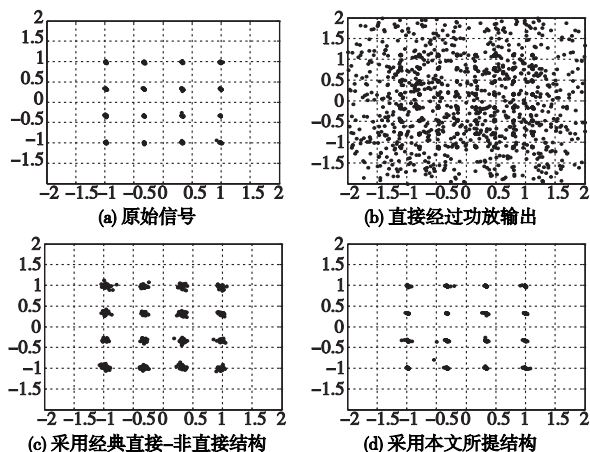


图8 自适应预失真星座对比图

参考文献:

[1] XU Yong, TONG Xin-hai. A new pre-distorter based on neural network

for the nonlinear HPA in satellite communications[C]//Proc of International Conference on Communications and Intelligence Information Security. 2010;168-171.

- [2] IBNKAHLA M. Neural network predistortion techniques for digital satellite communications [C]//Proc of IEEE ICASSP. 2004; 3506-3509.
- [3] 黄圣,胡泽鑫,龚文斌. 一种具有普适性的功放线性化预失真方案[J]. 计算机应用研究, 2012,29(5):1854-1856,1859.
- [4] 刘影,南敬昌,梁立明. 功放的数字基带预失真系统研究与仿真[J]. 计算机与仿真, 2009,26(12):303-306.
- [5] ANDREA D A N, LOTTICI V, REGGIANNINI R. Efficient digital predistortion in radio relay links with nonlinear power amplifiers[J]. IEEP Proceedings Communications, 2000,147(3):175-179.
- [6] GUO Zhi-ying, NAN Jing-chang, LI Jiu-chao. Research for adaptive digital predistortion based on BP-LMS [C]//Proc of International Conference on Computational Problem Solving. 2010;131-135.
- [7] 沈英杰,刘郁林,胡中豫. 自适应数字预失真方法在功放线性化中的应用[J]. 重庆邮电学院学报, 2005,17(6):687-690.
- [8] 崔华,赵祥模,艾渤. 记忆功放的BP神经网络分离预失真方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2010,37(3):565-569.
- [9] 詹鹏,秦开宇,蔡顺燕. 新的射频功放预失真线性化方法[J]. 电子科技大学学报, 2011,40(5):676-681.
- [10] ZAYANI R, BOUALLEGUE R, ROVIRAS D. Adaptive predistortions based on neural networks associated with levenberg-marquardt algorithm for satellite down links[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2008,2008(2):1-15.
- [11] 刘坤. 非线性系统的神经网络逆模型控制[J]. 南京工程学院学报, 2004,2(3):40-45.
- [12] RAWAT M, RAWAT K, GHANNOUCHI F M. Adaptive digital predistortion of wireless power amplifiers transmitters using dynamic real-valued focused time-delay line neural networks[J]. IEEE Trans on Microwave Theory and Techniques, 2010,58(1):95-104.
- [13] 孙欣,丁香乾,石硕. BP神经网络在柴油机涡轮增压系统故障诊断中的应用[J]. 计算机应用研究, 2006,23(6):202-204.
- [14] 王亚静,刘福才,张艳欣,等. 基于BP网络逆模型的轧辊偏心自适应逆控制[J]. 化工自动化及仪表, 2010,37(6):9-12.
- [15] 张浩,叶梧,冯穗力,等. 一种新型的基于自适应逆控制的预失真器设计[J]. 信号处理, 2006,22(4):486-491.

(上接第1104页)300万DNS请求时,如图7所示,本文所设计的DNS服务器DNS请求能够比较好的跟踪,其成功率为96.73%,而通用DNS服务器最大只能达到30万/s,成功率仅为1.30%,实际上,通用的DNS服务器能够支持每秒30万请求时成功率在90%以上;由于DNS响应包长为100 Byte左右,初步计算其最大吞吐量为 $300 \times 10^4 \times 100 \times 8 \text{ bps} = 2.4 \text{ Gbps}$,如图8所示,本文设计的DNS服务器吞吐量为2.07 Gbps,基本达到理论最大吞吐率,而通用DNS服务器不到1 Gbps吞吐量;对于图9所示的响应延迟中,通用DNS服务器的平均响应延迟在40 ms左右,本文设计的DNS服务器平均响应延迟为50 μs 左右。

4 结束语

采用FPGA设计,结合嵌入式软核MicroBlaze实现的大容量高并发DNS服务器在处理流程上采用流水线处理的方式,能够达到DNS请求的并行处理,实现大容量高并发DNS请求的实时处理,极大地提高了DNS的响应速度,缩短了其响应延迟,相比于通用的DNS服务器,其性能有了很大的提升。

参考文献:

[1] MOCKAPETRIS P. RFC 1034, Domain names: concepts and facilities

[S]. 1987.

- [2] JUNG J, SIT E, BALAKRISHNAN H, et al. DNS performance and the effectiveness of caching[J]. IEEE/ACM Trans on Networking, 2002,10(5):589-603.
- [3] DEB S, SRINIVASAN A, PAVAN S K. An improved DNS server selection algorithm for faster lookups[C]//Proc of the 3rd International Conference on Communication Systems Software and Middleware and Workshops. 2008;288-295.
- [4] PARWES M R, AKBAR M, HAIDER S, et al. DNS propagation delay: an effective and robust solution using authoritative response from non-authoritative server [C]//Proc of the 2nd IEEE International Conference on Information Management and Engineering. 2010;150-153.
- [5] RAMASUBRAMANIAN V, SIRER E G. The design and implementation of a next generation name service for the internet[J]. ACM SIGCOMM, 2004,34(4):331-342.
- [6] 刘晨光,秦华. 基于混合式P2P的域名系统中超节点选择策略[J]. 微计算机信息, 2010,26(3):107-108.
- [7] 郭亚杰,李华,敖腾河,等. DNS服务器解析性能测试方案设计[J]. 广西大学学报:自然科学版, 2011,36(1):55-60.
- [8] 董培欣. Array APV8600 应用交付控制器产品评测[EB/OL]. http://www.cnw.com.cn/test-report/htm2011/20110708_228729.shtml.