

基于 RBF 神经网络的变采样周期时延补偿策略

时维国¹, 卢小永¹, 邵 诚²

(1 大连交通大学 电气信息学院, 辽宁 大连 116028;

2 大连理工大学 控制科学与工程学院, 辽宁 大连 116024)

摘 要: 针对时延的时变性和不确定性, 提出了一种新的变采样周期时延补偿策略. 首先采用具有最佳逼近和全局最优性能的 RBF 神经网络对时延进行预测, 然后将预测的时延值作为采样周期建立变采样周期网络控制系统模型, 再利用最优控制和极点配置相结合的方法设计控制器, 能有效减少计算量, 以及提高系统的控制精度和实时性. 仿真结果表明该方法具有良好的时延补偿效果.

关键词: 网络控制系统; RBF 神经网络; 变采样周期; 时延补偿

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)02-0048-05

Variable Sampling Period Time Delay Compensation Strategy Based on RBF Neural Network

SHI Wei-guo¹, LU Xiao-yong¹, SHAO Cheng²

(1 College of Electrical and Information, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China; 2 School of Control Science and Engineering, Dalian University of Technology and Engineering, Dalian 116028, China.)

Abstract: According to time-varying and uncertain time delays, a new variable sampling period approach is presented to mitigate the effect of time delay in this paper. Firstly, a RBF neural network with the best approximation and the global optimal performance is adopted to predict the time delay. Secondly, the time delay occurred at current sampling step is taken as the sampling period to establish the networked control system model. Then, a method in combination with optimal control and classical pole placement is used to reduce the amount of calculation and improve the system's precision and real-time performance. Finally, simulation results show that the method has a good effect on time delay compensation.

Key words: networked control system; RBF neural network; variable sampling period; time delay compensation

1 引言

网络控制系统 (networked control system, NCS) 是通过通讯网络形成的闭环反馈控制系统, 与传统的控制系统相比具有成本低, 便于安装和调试, 系统可靠性和灵活性高, 信息资源能共享, 易于诊断和维护等优点, 但是由于网络的引入, 不可避免地会带来时延、丢包、抖动等诸多问题, 其中时延是首要解决的问题^[1]. 经过学者们多年的研究, 取得了大量的研究成果. 文献[2]建立了考虑时延的网络控制系

统模型, 并基于此模型进行了稳定性分析, 得到了判断系统稳定的方法. 文献[3]提出的随机控制方法, 在一定程度上满足了系统的稳定性要求, 但是建立在纯滞后系统的假设基础之上, 一定程度上降低了该方法的有效性. 文献[4-6]采用预测控制的方法对时延进行补偿, 此方法模型简单, 容易实现, 但多步预测在捕获大量信息的同时, 增大了在线的计算量, 降低了系统的实时性. 文献[7-9]提出在线预测时延, 然后通过广义预测控制算法进行时延补偿. 从系统采样的角度考虑, 以上方法都是采用固定的采样

周期,没考虑实际系统中时延的时变性和不确定性,可能会错失重要信息,甚至无法保证系统的控制效果^[10].文献[11]考虑网络的空闲与繁忙切换采样周期来改善系统的性能,并给出了一种主动时变采样控制器的设计方法.文献[12]给出了具有数据包丢失和时变采样周期的网络控制系统的状态反馈 H_∞ 控制器设计方法.文献[11-12]都是假定采样周期在有限个等间隔取值的集合内取值,过于理想化.

基于以上的分析,本文提出一种新的变采样周期时延补偿策略.

2 问题的描述

网络控制系统的结构图如图1所示,其中 τ_{sc} 表示传感器到控制器的时延, τ_{ca} 表示控制器到执行器的时延, τ_{pred} 表示预测时延, τ_{real} 表示实际时延,控制器的计算时延忽略不计,传感器采用时间驱动,控制器和执行器采用事件驱动.

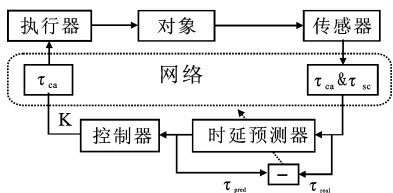


图1 网络控制系统结构图

采样周期的确定是变采样周期控制策略的关键.由于网络控制系统时延具有时变性和不确定性等特点,所以如何选择采样周期确保系统的控制性能尤为重要.本文提出将当前时刻的时延值作为当前采样时刻和下一采样时刻之间的采样间隔,即变采样周期.这种采样周期的确定方法有如下优势:(1)采样周期可以实时反映时延的变化;(2)降低网络的拥塞;(3)将系统时延转化为系统矩阵的参数,系统分析变得更加容易.

2.1 系统模型建立与分析

假定一个网络控制系统的连续被控对象和离散状态反馈控制器分别如式(1)和式(2)所示:

$$\dot{x}(t) = \mathbf{A}x(t) + \mathbf{B}u(t) \quad (1)$$

$$y(t) = \mathbf{C}x(t)$$

$$u(k) = -\mathbf{K}x(k) \quad (2)$$

式中, $x \in R^n$, $u \in R^m$, $y \in R^p$ 分别为系统的状态变量,输入变量和输出变量; $\mathbf{A}$, $\mathbf{B}$, $\mathbf{C}$ 分别是具有适当维数的系统矩阵、输入矩阵和输出矩阵; $\mathbf{K}$ 是状态反馈矩阵.以固定的采样周期 T 对其采样,得到它的离

散化模型为

$$x(k+1) = \Phi x(k) + \Gamma u(k) \quad (3)$$

$$y(k) = \mathbf{C}x(k)$$

$$u(k) = -\mathbf{K}x(k)$$

其中

$$\Phi = e^{AT}$$

$$\Gamma = \int_0^T e^{As} B ds$$

考虑时延的系统离散化模型为

$$x(k+1) = \Phi x(k) + \Gamma_1(\tau_k)u(k) + \Gamma_2(\tau_k)u(k-1)$$

$$y(k) = \mathbf{C}x(k)$$

$$u(k) = -\mathbf{K}x(k) \quad (4)$$

其中

$$\Phi = e^{AT}$$

$$\Gamma_1(\tau_k) = \int_0^{T-\tau_k} e^{As} B ds$$

$$\Gamma_2(\tau_k) = \int_{T-\tau_k}^T e^{As} B ds$$

由于时延的不确定性和时变性,若采用固定采样周期,采样周期太小会增加网络的负载,导致网络拥塞;采样周期太大容易错失重要信息,甚至造成系统失稳.这里提出一种变采样周期的时延补偿策略能实时根据网络状况选择采样周期,用 RBF 神经网络对时延值进行预测,将第 k 个采样时刻得到的时延预测值 τ_k 作为第 k 个采样时刻的采样周期 T_k ^[12],得到第 k 个采样时刻的考虑时延的变采样周期系统离散模型(5)

$$x_{k+1} = A_k(T_k)x_k + B_k(T_k)u_k \quad (5)$$

$$y_k = \mathbf{C}x_k$$

$$u_k = -\mathbf{K}x_k$$

其中

$$A_k = e^{AT_k}$$

$$B_k = \int_0^{T_k} e^{As} B ds$$

为了区别固定采样周期下网络控制系统的模型,这里采用 x_k, y_k, u_k 代替 $x(k), y(k), u(k)$. 通过比较发现,变采样周期系统模型将时延的变化转化成了系统参数 A_k, B_k 的变化.该系统转化为没有时延的时变系统,系统的分析也变得更加容易.

2.2 时延上限 d_e 的确定

对于偶然性大时延,这里确定一个时延的上限 d_e ,如果预测的时延值大于这个上限,则采用与上一时刻相同的采样周期,即 $T_k = T_{k-1}$.

传统的计算机控制系统中,最大工作频率选取为闭环对数幅频特性的幅值下降 3 dB 对应的频率

ω' ,而在 NCS 中,采样周期 T 的选择受网络负载的影响^[13],关系如式(6)所示:

$$\frac{2D}{R} \leq T \quad (6)$$

式中, R 是控制器与被控对象之间的网络最小吞吐量, D 是传输数据的总长度.

控制系统中信号不失真的条件如式(7)所示:

$$10\omega \leq \frac{2\pi}{T} \quad (7)$$

根据式(6)和式(7)可得:

$$\omega \leq \frac{\pi R}{10D} \quad (8)$$

式中, ω 表示 NCS 的工作频率.

NCS 的工作频率不大于原系统的截止频率 ω' ,且满足网络承载能力的影响.因此,

$$\omega_c = \left[\omega', \frac{\pi R}{10D} \right] \quad (9)$$

式中, ω_c 表示 NCS 的最大工作频率.

假定 NCS 保持稳定的最大采样周期为 $T_{\max}$.对于 $T_{\max}$ 应该满足信号不失真和网络承载能力,因此 $T_{\max}$ 应满足:

$$\frac{2D}{R} \leq T_{\max} \leq \frac{2\pi}{10\omega_c} \quad (10)$$

$T_{\max}$ 越大,网络中的信息量越小,拥塞发生的机率也越小,因此可以选择适当的时延上界 $d_c \leq T_{\max}$ 来保证系统的控制性能.

3 基于 RBF 神经网络的时延预测

3.1 RBF 神经网络的结构

径向基函数(RBF)是一种局部分布的非线性非负函数,它对中心点径向对称且衰减,并且 RBF 神经网络是前馈式神经网络,它具有最佳逼近和全局最优的性能,不存在局部最优问题,同时训练方法快速易行,这些优点使得 RBF 神经网络在时延预测中有明显的优势^[14]. RBF 神经网络的结构如图 2 所示,它是由输入层、隐含层和输出层组成的.

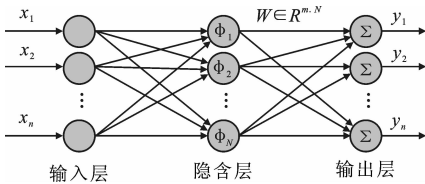


图 2 RBF 神经网络结构图

输入层由信号源节点组成,与输入向量紧密连接;隐含层的单元数由具体问题的需要确定,隐单元的变换函数有多种,这里采样的是 Gaussian 函数;

输出层是对隐含层输出的线性加权.隐含层节点的激活函数会对输入信号产生局部化响应,当输入信号靠近基函数的中心范围时,隐含层节点才会做出较大反应;隐含层节点和输出层节点以不同的权重连接. RBF 输出层 y_i 一般满足

$$\begin{aligned} y_i &= f_i(x) \\ &= \sum_{k=1}^N w_{ik} \varphi_k(x, c_k) \\ &= \sum_{k=1}^N w_{ik} \varphi_k(\|x - c_k\|_2) \end{aligned} \quad (11)$$

式中, $x \in R^n$ 是输入矢量, $\varphi_k(\cdot)$ 是一个 R^+ (正数集)到 R 的函数, $\|\cdot\|_2$ 表示 Euclidean 范数, w_{ik} 是输出层的连接系数, N 是隐含层神经元的个数, $c_k \in R^n$ 是输入向量的径向基函数中心.

为预测时延序列中的 $y(i)$,令输入矢量 $x(t) = [y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n)]^T$,它是一个 n 维矢量,代表过去的 n 个样本,其中 n 是历史数据的长度.因此网络结构为

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n)).$$

3.2 RBF 神经网络的学习方法

本文采用随机梯度逼近法对 RBF 神经网络进行训练,随机梯度算法在训练径向基函数神经网络时允许调整三个网络参数(加权值, RBF 中心位置和 RBF 的宽度).因此,输出层的加权值 w ,中心点值 c_k 和扩展参数 ∂_k 同步进行有效学习.对于所有的高斯径向基函数,扩展参数 ∂ 的初始值通常都设定为

$$\partial = \frac{d_{\max}}{\sqrt{K}} \quad (12)$$

式中, $d_{\max}$ 是所选中心中的最大欧几里德距离, K 是中心的数目.

在引入随机梯度的学习算法之前先定义网络的输出

$$y(n) = \sum_{k=1}^N w_k \varphi\{x(n), c_k(n), \sigma_k(n)\} \quad (13)$$

和瞬时误差价值函数

$$\begin{aligned} J(n) &= \frac{1}{2} |e(n)|^2 \\ &= \frac{1}{2} \left[y_d(n) - \sum_{k=1}^N w_k(n) \exp\left(-\frac{\|x(n) - c_k(n)\|_2^2}{\partial_k^2(n)}\right) \right]^2 \end{aligned} \quad (14)$$

式中, $e(n) = y_d(n) - y(n)$, $y_d(n)$ 是网络的期望输出.

网络参数的修正方程为

$$w(n+1) = w(n) - \mu_w \frac{\partial}{\partial w} J(n) \Big|_{w=w(n)} \quad (15)$$

$$c_k(n+1) = c_k(n) - \mu_c \frac{\partial}{\partial c_k} J(n) \Big|_{c_k=c_k(n)} \quad (16)$$

$$\sigma_k(n+1) = \sigma_k(n) - \mu_\sigma \frac{\partial}{\partial \sigma_k} J(n) \Big|_{\sigma_k=\sigma_k(n)} \quad (17)$$

式中, μ_w, μ_c 和 μ_σ 是适当的学习率参数。

则基于随机梯度法的 RBF 函数神经网络训练算法可归纳如下。

第1步:选择 RBF 函数的中心,中心从输入向量集中选取。

第2步:将网络输出层的加权值初始化为较小的随机值。

第3步:根据式(12)计算 RBF 函数的扩展参数初始值。

第4步:根据式(13)计算网络的输出。

第5步:根据式(15)~(17)修正网络参数。

第6步:检验收敛性否则返回到第4步。

3.3 训练样本的获取

本文的时延数据是采用请求应答报文的方式,利用使用较为普遍的 MegaPing 工具中的“Ping”命令,连续实际测量我院中心机房到某研究院的网络时延,每分钟测量一次,连续测量一周的时间,选取比较有代表性的时延数据作为本次实验的时延样本,用 RBF 神经网络时延预测模型进行训练和验证,得到如图3所示的结果,发现 RBF 神经网络的时延预测效果比较理想。

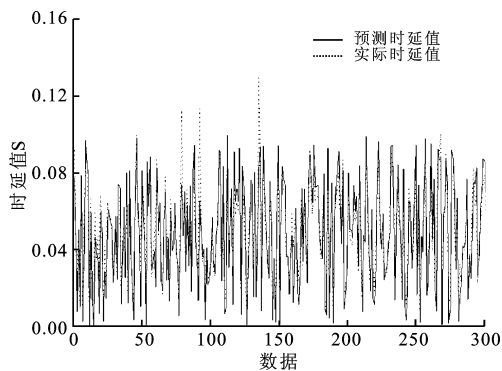


图3 预测时延与实际时延的比较

4 控制器的设计

对于如式(5)所示的变采样周期网络控制系统离散模型,由于系统矩阵 A_k, B_k 是时变的,固定的反馈控制律 K 很难保证系统在每个采样时刻都稳定,所以需要每个采样时刻改变反馈控制律 K 的值来保证 $A_k - B_k K$ 的特征值位于单位圆内,记作 K_k ,这里可以采用极点配置法得到反馈控制律 K_k ,记作

K_{pp} ,但是简单的极点配置法需要事先知道期望极点的位置.另外一种方法是基于 LQR 的最优控制法,记作 K_{LQR} ,这种方法不需要知道期望极点的位置,但是在每个采样时刻通过迭代的方法计算 K_{LQR} 会产生很大的计算量^[15].因此,本文提出一种结合最优控制和极点配置的控制方法。

对于离散系统(3),为了解决它的离散线性二次型调节器问题,可以通过最小化二次型价值函数 J

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{\infty} [x(k)^T Q x(k) + u(k)^T R u(k)]$$

来计算最优控制律 K_{LQR} ,进而得到状态反馈

$$u(k) = -K_{LQR} x(k) \quad (18)$$

式中, $K_{LQR} = [R + B^T P B]^{-1} B^T P A$, P 是离散黎卡提方程 $PA + A^T P - PBR^{-1} B^T P + Q = 0$ 的解。

进一步我们可以得到闭环控制系统的特征值 $\text{eig} = (A - K_{LQR} B)$. 由于 K_{LQR} 是最优的,所以可以把得到的特征值 $\{\lambda_1^*, \lambda_2^*, \dots, \lambda_n^*\}$ 看作是闭环系统期望的极点位置.为了减少每个采样时刻利用迭代法求控制律 K_{LQR} 的计算量,本文提出用上述方法得到的特征值作为系统期望的极点位置,进而在每个采样时刻用简单的极点配置的方法计算出反馈控制率 K_{pp} .在相邻的采样时刻之间被控对象可以看作是线性时不变系统。

给定 n 维多输入连续时间线性时不变受控系统 $\{A, B\}$ 和一组任意期望闭环特征值 $\{\lambda_1^*, \lambda_2^*, \dots, \lambda_n^*\}$,要求确定一个 $p \times n$ 状态反馈矩阵 K ,使 $\lambda_i(A - BK) = \lambda_i^*$ 成立。

Step1: 任选一个 $n \times n$ 的实常阵 F ,使满足

$$\lambda_i(F) = \lambda_i^*, i = 1, 2, \dots, n$$

矩阵 F 可按如下方式选取,由期望特征值 $\{\lambda_1^*, \lambda_2^*, \dots, \lambda_n^*\}$ 导出相应的特征多项式

$$a^*(s) = \prod_{i=1}^n (s - \lambda_i^*) = s^n + a_{n-1}^* s^{n-1} + \dots + a_1^* s + a_0^* \quad (19)$$

基此,并引入 $n \times n$ 非奇异实常阵 H ,可将 F 取为

$$F = H \begin{bmatrix} 0 & 1 & & 0 \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & 0 & & 1 \\ -a_0^* & -a_1^* & \dots & -a_{n-1}^* \end{bmatrix} H^{-1} \quad (20)$$

Step2: 选取一个 $p \times n$ 非奇异实常阵 $\bar{K}$,使 $\{F, \bar{K}\}$ 为能观测。

Step3: 对给定矩阵 A, B, F 和 $\bar{K}$,求解西尔维斯

特(Sylvester)方程 $AT - TF = BK$ 的 $n \times n$ 非奇异解阵 T .

Step4: 计算 T^{-1} .

Step5: 计算所求的状态反馈矩阵 $K = \bar{K}T^{-1}$.

5 仿真及结果分析

为了验证本文提出算法的有效性,将所提方法应用于网络电动机控制系统.在 matlab 环境下采用 true-time 工具箱中的 3 个 Truetime Kernel 模块(分别对应传感器、控制器和执行器)和 1 个 Truetime Network 模块(网络类型:CSMA/AMP(CAN),速率为 80 000 bit/s)来模拟实际的 NCS.令 $x_p = [\theta, \omega]^T$, 其中 θ 和 ω 分别表示电机的角位置和角速度.则所用直流电机可建模为

$$\dot{x}_p(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -21.74 \end{bmatrix} x_p(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 669.5 \end{bmatrix} u(t).$$

假定被控对象的初始状态为 $[2, 0]^T$, 控制目标是 $[0, 0]^T$. 首先考虑不存在时延时采用最优控制的方法, 得到最优状态反馈控制律 $K_{LQR} = [0.0617, -0.0174]$, 期望获得的极点位置为 $-4.4429 \pm 4.2564j$, 在每个采样时刻用极点配置的方法得到状态反馈控制律 K_{pp} . 针对最大时延分别是 0.1 s 和 0.2 s 的情况, 分别采以固定采样周期和变采样周期的控制策略对时延进行补偿, 固定采样周期分别选择 0.05 s 和 0.1 s. 这里用一组数据模拟实际网络时延值. 系统的状态响应如图 4 和图 5 所示.

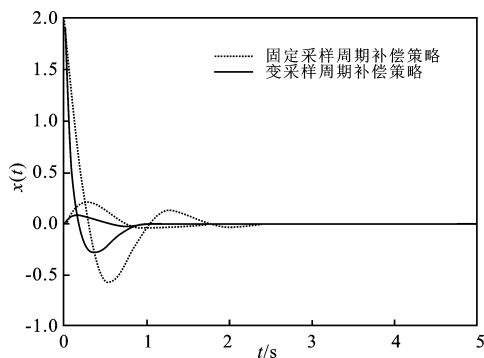


图 4 系统最大时延为 0.1 s 时的状态响应

仿真结果表明:本文提出的变采样周期控制策略的补偿效果优于固定采样周期的控制策略,能更快的达到控制目标,并且当最大时延由 0.1 s 变为 0.2 s 时,随着时延的增加,固定采样周期算法的控制性能明显变差,但是变采样周期算法仍然能保证很好的控制性能.

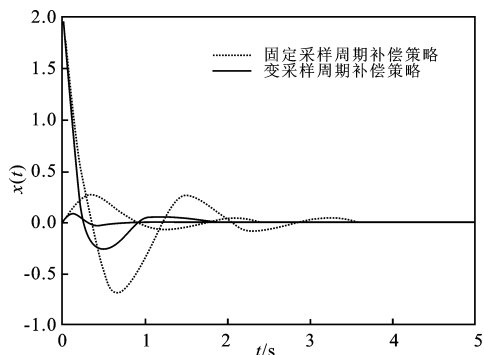


图 5 系统最大时延为 0.2 s 时的状态响应

6 结束语

本文针对网络时延问题提出的变采样周期时延补偿策略,是以在线时延预测值作为采样周期建立系统模型,结合最优控制和极点配置方法设计控制器,在保证系统性能的同时,简化了控制律的求解过程,提高了系统的实时性,并且能够得到理想的时延补偿效果.但对于连续丢包问题还需要进一步研究.

参考文献:

- [1] 游科友,谢立华.网络控制系统的最新研究综述[J].自动化学报,2013,39(2):101-118.
- [2] 孙文安,程春付,裴炳南.一类不确定时延控制系统的稳定性分析[J].控制工程,2012,19(3):370-376.
- [3] 安宝冉,刘国平.基于时延补偿机理的网络化输出反馈控制器设计[J].物理学报,2014,63(9):28-34.
- [4] 付伟,杨先一,冯伟,等.网络控制系统时延的预测控制补偿方法[J].系统工程与电子技术,2011,33(9):2066-2071.
- [5] 王瑞敏,费树岷,柴琳.网络控制系统的预测补偿[J].控制理论与应用,2011,28(10):1473-1479.
- [6] 任晓明,付子义,刘芳芳.具有时延的网络控制系统[J].自动化仪表,2015,36(4):6-9.
- [7] 时维国,邵诚,孙正阳.基于 AR 模型时延预测的改进 GPC 网络控制算法[J].控制与决策,2012,27(3):477-480.
- [8] 田中大,高宪文,李琨.基于预测的 NCS 时延补偿算法[J].系统工程与电子技术,2013,10(35):2165-2169.
- [9] 刘艳红,罗永平.基于混合控制的网络系统随机时延补偿[J].系统仿真学报,2014,26(6):1262-1266.
- [10] Yi J Q, Zhao D B, Join T W. BP neural network prediction-based variable-period sampling approach for networked control systems [J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 185(2): 976-988.
- [11] 王玉龙,杨光红.具有时变采样周期的网络控制系统的控制[J].信息与控制,2007,36(3):278-284.

进行等离子清洗同时优化灌封工艺,减少灌封过程中产生的气泡或引入的杂质,降低浇注体开裂隐患;(3)优化固化条件,采用分段固化的方法控制环氧树脂灌封料固化过程中的反应放热,对环氧树脂灌封料的收缩应力及热应力进行有效控制,实践证明,裂纹问题得到有效的解决,使基于环氧树脂灌封的三维叠层组件可靠性大大提高,满足航天用电子器件的应用需求。

参考文献:

[1] Haleh Ardebili, Michael G Pecht. Encapsulation technologies for electronic applications[M]. Amsterdam: ELSEVIER Press, 2009: 151-165.

[2] 黄文虎. 环氧灌注料开裂问题及采取的措施[J]. 粘接, 2002, 23(6): 51.

[3] 李芝华, 谢科予. 环氧灌封料低温开裂问题及对策研究进展[J]. 材料导报, 2006, 20(8): 14-17.

[4] 张宗有. 环氧树脂浇开裂性的研究[C]// 第六次全国环氧树脂应用技术学术交流会议论文集. 中国环氧树脂应用技术学会, 1995.

[5] Charles A Harper. Electronic package and interconnec-

tion handbook [M]. The McGraw-Hill, 2005: 29-35.

[6] 洪彬, 白乃东. 国内外真空灌封技术进展[J]. 热固性树脂, 2012, 27(3): 52-55.

[7] 郑星, 黄海莹. 电路灌封体的失效机理分析[J]. 电子与封装, 2014, 14(8): 36-38.

[8] 李春彬, 陆芸. 环氧树脂浇注开裂性研究[J]. 上海大中型电机, 2003, 46(4): 14-15.

[9] 刘卓峰, 冯学斌. 低粘度环氧树脂浇铸体性能与固化度的关系[J]. 材料导报(研究篇), 2009, 23(10): 26-28.

作者简介:

顾毅欣 男, (1985-), 工程师. 研究方向为非气密三维叠层封装工艺. E-mail: guyixin1@163. com.

杨宇军 男, (1972-), 博士, 研究员, 总工艺师. 研究方向为整机电装工艺、结构可靠性以及三维封装等工艺.

张 丁 男, (1980-), 硕士, 工程师. 研究方向为微电子封装、有机聚合物材料应用.

余 欢 男, (1976-), 高级工程师. 研究方向为 MCM、SiP 和三维集成产品及设计技术.

王 超 男, (1979-), 博士, 高级工程师, 副总工艺师. 研究方向为 SiP 封装工艺、三维封装工艺.

(上接第 52 页)

[12] Wang Y L, Yang G H. Controller design for networked control systems with packet dropout and time-varying sampling period[C]// Proceeding of the American Control Conference. Seattle, 2008: 4973-4978.

[13] 黄杰, 吴平东, 修震, 等. 基于因特网的运动控制系统中变采样过程的研究[J]. 控制与决策, 2005, 20(7): 755-758, 763.

[14] 黄波, 丁浩, 张孝芳. 基于 RBF 神经网络的某复杂装备故障预测方法[J]. 计算机仿真, 2014, 31(1): 14-17.

[15] Daniel L E, Mario E M. Application of adaptive time delay neural network to mitigate instability due to time delays on networked control system using variable

sampling[R]. Corvallis, Oregon, USA: School of Electrical Engineering and Computer Science Oregon State University, 2010.

作者简介:

时维国 男, (1973-), 博士, 副教授. 研究方向为网络控制系统. E-mail: swgdl@163. com.

卢小永 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为网络控制系统.

邵 诚 男, (1958-), 教授, 博士生导师. 研究方向为复杂工业过程建模与集成优化控制理论.