

基于数据流异常监测的软件容错纠错方法

范守文, 徐凌翔

(电子科技大学机械电子工程学院 成都 611731)

【摘要】针对可能出现的软件系统故障,提出了一种新的基于数据流异常监测、软件看门狗技术和回卷恢复技术的软件容错纠错方法。该方法定期对目标程序进行备份,通过提取目标程序中的一组相关变量建立数据流分析模型,利用数据流的异常检测排查出其中的离群点即出错点。提出了上述软件容错纠错策略的实现框架、操作流程,研究了基于最小二乘支持向量机的二元回归模型和离群点检测算法。以二元函数为例,对该文的二元回归模型和离群点检测算法进行了仿真研究,仿真结果验证了回归模型的正确性和离群点检测算法的有效性。

关键词 二元回归; 数据流; 纠错; 容错; 可靠性; 回卷恢复

中图分类号 TP311

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2012.04.021

Software Fault Tolerance and Fault Rectification Approach Based on Data Flow Abnormity Supervision

FAN Shou-wen and XU Ling-xiang

(School of Mechatronics Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 611731)

Abstract Aiming at possible failure in software system, a novel software fault tolerance and fault rectification approach is proposed based on data flow abnormity supervision, software watch dog technique and rollback recover technique. This approach backups the object program regularly, establishes data flow analysis model by extracting a group of related variables in object program, and filtrates 'outliers' from the data flow by using data flow abnormity detection method. Implementation framework, operation procedure for above software fault tolerance and fault rectification strategy are presented. Binary regression model based on least square-support vector machine and 'outliers' detection algorithm are also studied. Simulation results demonstrate the correctness of the binary regression model and the validity of the 'outliers' detection algorithm.

Key words binary regression; data flow; fault rectification; fault tolerance; reliability; rollback recovery

在长时间作业的工控系统中,任何故障的发生都可能产生难以估计的损失,软件作为系统的重要组成部分,它对无需用户干预的条件下从故障状态的自动恢复是非常有益的,而容错纠错技术则是实现这种构想的有效手段。迄今为止,硬件容错技术已日趋成熟,而软件容错技术无论在理论基础还是在实用程度上均未能达到硬件容错的水平^[1-2]。软件故障可以分为柔性错误和固性错误,柔性错误指突发的瞬态可恢复型故障,多为外部条件突变等因素影响导致;固性错误指永久的重复不可恢复故障,多为软件本身设计时的缺陷导致。对于固性错误在软件设计时应考虑周全,尽量消除缺陷或针对无法

解决的错误进行软件冗余;对于柔性错误可采取时间冗余等方法来恢复故障^[1]。

目前软件容错技术中相对成熟的技术主要有恢复块技术和N版本编程技术等。恢复块技术是一种动态容错技术,当发现错误时用冗余的备份模块替换失效的故障模块实现容错。该技术实现简单且对系统无特殊要求,但效率较低。N版本编程技术是一种静态容错技术,用N个具有相同功能的程序对故障进行屏蔽,对各种失效都能够容错,但成本较高。

软件失效最根本的原因是数据的畸变^[1-2]。现有的软件容错纠错技术存在致命的缺陷,一旦出现程序跑飞或进入死循环状态,软件系统自身无法实现

收稿日期: 2010-09-02; 修回日期: 2011-11-30

基金项目: 国家自然科学基金(50775027); 流体动力与机电系统国家重点实验室开放基金(GZKF-201029); 机械传动国家重点实验室开放基金(SKLMT-KFKT-201010)

作者简介: 范守文(1968-),男,博士,教授,主要从事设计自动化及机器人学等方面的研究。

纠错。软件看门狗技术采用外寄生式的软件容错纠错策略, 是一种更好的软件容错纠错解决方案。但软件看门狗强制重新启动的解决方案过于简单, 有时会给系统带来较大的损失。

针对现有的软件容错纠错技术中的缺陷和不足, 本文提出了一种基于数据流异常监测的软件容错纠错方法, 该方法采用了基于支持向量机回归模型的数据流异常监测策略, 首先使用训练样本数据建立回归模型, 应用回归模型检测数据流中的离群点, 同时定期对内存中的数据进行备份, 建立备份点。在发现软件故障时, 利用看门狗电路强制跳转回上一个备份点实现回卷操作, 以求达到对目标程序容错纠错的目的。

1 容错纠错方案

基于数据流检测的软件容错纠错策略的基本框架如图1所示, 检测恢复程序由监控模块、备份恢复模块和看门狗电路组成。首先利用目标程序传递过来的训练样本数据建立回归模型, 并通过回归模型对数据流的变化趋势进行预测, 得到当前数据的预测值。将预测值与实际值进行对比, 如果实际值符合预测趋势, 则更新回归模型并对看门狗电路喂狗, 继续下一个数据的预测; 如果实际值不符合预测趋势, 则不更新回归模型并且停止喂狗, 等待看门狗电路溢出回卷信号给备份恢复模块。备份恢复模块在收到看门狗发出的恢复信号后, 将上一个备份点的数据传递回目标程序, 使目标程序可以回卷到上一个备份点重新执行, 从而实现对目标程序的容错纠错。

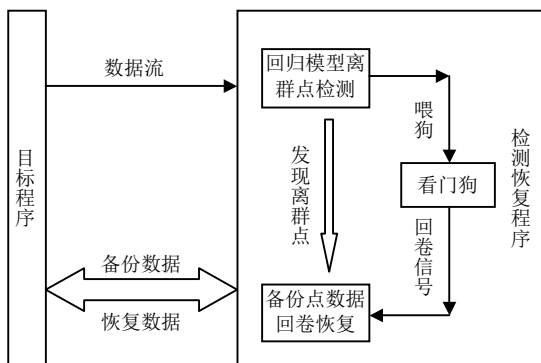


图1 容错纠错系统原理框图

由于数据流中的数据提取自程序变量, 决定了数据的流量不是很大, 建立回归模型提供的训练样本数量也较少, 使用传统的统计学方法建模误差较大。对于小规模样本集, 基于Vapnik-Chervonenkis界选取的模型比基于经典统计学所选取的模型更精

确^[3], 而支持向量机(SVM)可以很好地应用于函数拟合问题^[4-7]。

本文的容错纠错方案的检测恢复程序属于一种新型的看门狗系统, 它与传统看门狗的相同之处在于都通过对目标程序的监控判断程序是否出错, 并能将出错程序恢复到一个正常状态。不同之处在于回卷恢复策略相对于重启减少了系统损失, 尤其对于由于数据畸变引起的软件故障的容错纠错更实用和有效。

2 基于支持向量机回归模型的数据流离群点检测算法

离群点检测是指在数据流中发现与预期数值不一样的数据, 该数据称为离群点, 也是数据中的失效点和错误点。这些点通常是程序中的一些突发错误引起的, 或是数据产生时由于一些瞬时失误产生的。SVM的训练从本质上是一个二次规划问题, 但是求解二次规划比较复杂, 1999年Suykens等人提出了最小二乘支持向量机(LS-SVM), 以最小二乘线性系统作为损失函数, 把不等式约束改成等式约束, 将支持向量机的训练问题由二次规划问题转化为线性方程组的求解问题, 减少了计算量, 提高了训练速度。

分析程序中所有变量的定值(指对变量赋值或输入值)和引用之间关系的过程称为数据流分析^[1]。通过对程序进行数据流分析可以得到程序中变量的“到达-定值”数据流方程, 从“到达-定值”数据流方程可以得到所有数据能够到达某一变量A的相关变量集合。由此可以看出A的取值与多个自变量相关, 任何一个相关自变量发生了变化, 都会对A的取值产生影响, 因此相对于单输入单输出的一元回归模型, 采用多变量输入单变量输出的多元回归模型能更好地表示程序中变量间的相互关系, 也能更准确地对变量的变化趋势进行预测。为此本文提出了二元变量的最小二乘支持向量回归算法, 该算法从目标程序中提取一组相关变量(X,Y,Z)作为数据流, 其中(X,Y)为自变量, Z为因变量, 根据二元回归分析方法, 建立回归函数为:

$$f(z_i) = W_1\phi(x_i) + W_2\phi(y_i) + b \quad i=1,2,\dots,n \quad (1)$$

式中, W_1 和 W_2 为权系数向量。通过以上模型来拟合训练样本。由于变量之间的关系不是线性的, 对于非线性回归, 通过引入核函数来处理。使用非线性函数 $\phi(x_i)$ 和 $\phi(y_i)$ 将输入空间映射到高维特征空间, 在该高维空间中进行上述线性回归。

根据统计学习理论中的结构风险化最小原则, SVR回归估计要解决如下的约束优化问题:

$$\begin{cases} \min_{w,e} J(w_1, w_2, e) = \\ \frac{1}{2}(w_1 w_1 + w_2 w_2) + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2 & \gamma > 0 \\ \text{s.t. } \mathbf{W}_1 \phi(x_i) + \mathbf{W}_2 \phi(y_i) + b = z_i - e_i \\ i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

式中, e_i 是误差变量; $\sum_{i=1}^n e_i^2$ 是损失函数; γ 是平衡支持向量机的复杂性和经验风险的惩罚因子。

为了求解这一约束规划问题, 引用拉格朗日乘子将约束优化问题转换为无约束优化问题, 得到如下拉格朗日函数:

$$L(w_1, w_2, b, e; \alpha) = J(w_1, w_2, e) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{ \mathbf{W}_1 \phi(x_i) + \mathbf{W}_2 \phi(y_i) + b + e_i - z_i \} \quad (3)$$

式中, $\alpha_i \in R, i = 1, 2, \dots, n$ 是拉格朗日乘子。对式(3)中各变量求偏导, 并根据Karush-Kuhn-Tucker(KKT)最优化条件可得^[4]:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w_1} = 0 \Rightarrow w_1 = \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial w_2} = 0 \Rightarrow w_2 = \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(y_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \Rightarrow \alpha_i = \gamma e_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \Rightarrow \mathbf{W}_1 \phi(x_i) + \mathbf{W}_2 \phi(y_i) + b + e_i - z_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

从式(4)中消去 \mathbf{W}_1 、 \mathbf{W}_2 和 e_i 可得:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \mathbf{\Omega} + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ z \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, $z = [z_1, z_2, \dots, z_n]^T, \alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T, \mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]^T; \mathbf{I}$ 为 $n \times n$ 单位阵, $\mathbf{\Omega}$ 为 $n \times n$ 核矩阵。其第 i 列 j 行的元素为:

$$\begin{aligned} \Omega_{ij} &= \phi(x_i) \phi(x_j) + \phi(y_i) \phi(y_j) = \\ &K(x_i, x_j) + K(y_i, y_j) \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $K(x_i, x_j)$ 、 $K(y_i, y_j)$ 分别为核函数, 满足Mercer核条件^[3]。本文采用的核函数是常用的高斯径向基核函数(RBF), 即有:

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

令 $\Phi_n = \mathbf{\Omega}_n + \gamma^{-1} \mathbf{I}$, 代入式(5)可得:

$$b = \frac{\mathbf{1}^T \Phi_n^{-1} y}{\mathbf{1}^T \Phi_n^{-1} \mathbf{1}} \quad (8)$$

$$\alpha = \Phi_n^{-1} \left(y - \frac{\mathbf{1}^T \Phi_n^{-1} y}{\mathbf{1}^T \Phi_n^{-1} \mathbf{1}} \mathbf{1} \right) \quad (9)$$

由式(8)和式(9)可以求出回归模型的参数 b 和 α , 得到回归函数为:

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \{ K(x_i, x) + K(y_i, y) \} + b \quad (10)$$

以上函数就是要训练的回归模型。

本文采用基于滑动窗口的数据流模型, 滑动窗口随着时间的流动而向后滚动, 即在固定长度的滑动窗口中, 不断有流中元素流入窗口的同时也有等量的流中元素流出窗口。考虑到数据流是不断变化的, 即数据流通常随时间变化而波动, 不会总适用于一个固定的函数模型。采用带遗忘机制的增量算法^[8]可以解决以上两个问题, 即每增加一个新的样本的同时从模型中删除一个旧样本, 保持回归模型的训练容量为定值, 也通过增加新样本和删除旧样本更新回归模型, 这样就能够更符合数据流的变化趋势。

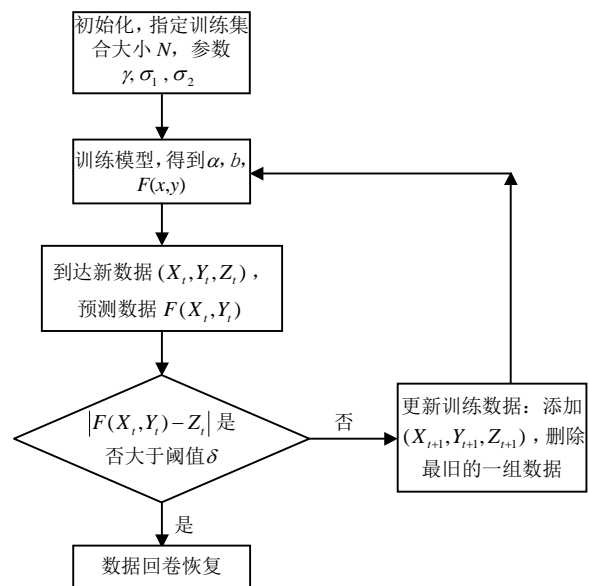


图2 数据流离群点检测流程图

判断离群点需要将最新到达数组 (X_t, Y_t, Z_t) 的因变量 Z_t 与预测值 $F(X_t, Y_t)$ 进行比较, 即当 $|F(X_t, Y_t) - Z_t| > \delta$ 时, 认为这组数据为离群点, 其中 δ 为预测值与现实值的允许误差即阈值, 阈值可根据具体问题要求的精度来确定, 离群点检测流程如图2所示。

3 数据回卷容错纠错方法

备份点设置与回卷恢复(rollback recovery)是容错研究中常用的一种故障恢复技术。其基本思想如下: 在应用程序的正常运行过程中, 每隔一定时间把整个程序的状态保存到可靠的存储介质中。当系统发生故障后, 程序重新启动并恢复到保存的状态, 从备份点继续执行, 把计算损失减小到状态保存时刻到故障发生时刻这段时间所作的计算, 避免了程序从头开始执行, 提高了系统可用性和可靠性。

程序恢复时需要重新执行的时间与备份点间隔是一对矛盾, 备份点间隔越短, 程序执行时的备份操作就越频繁, 用于保存进程状态的时间就越多, 代价就越大。但两个备份点之间的执行时间越少, 出现故障时, 进行回卷恢复时需要重新执行的时间就越少。而备份点间隔越长, 程序执行过程中的备份操作就越少, 用于保存进程状态的时间就越少, 代价就越小, 但两个备份点之间的执行时间越长, 出现故障时, 进行回卷恢复时需要重新执行的时间就越多。因此备份点的间隔必须认真选取, 使备份数据所消耗的时间和回卷恢复时间之间达到平衡, 以提高备份点技术的可靠性和可用性, 最大限度减少对系统性能的影响。可以根据系统的平均失效率以及数据流的稀疏性进行分析, 综合考虑设置备份点间隔。

备份点算法用于保存和恢复程序的运行状态, 其保存过程为: 首先把必要的进程核心区内容保存到进程的用户区中, 通过系统调用保存进程的程序计数器PC和堆栈指针SP等内容; 然后保存进程打开文件的打开方式以及指针偏移; 最后利用进程此时的数据段、堆栈段和代码段信息组合成一个可执行的备份点文件, 同时备份当前状态下的回归模型及参数和数据流最新到达值。恢复时, 只需执行程序的备份点文件。备份点文件执行时, 首先将进程恢复到备份点时刻的运行状态, 然后利用系统调用恢复进程的PC和SP使进程继续向下运行, 同时恢复备份点时刻的回归模型及参数和数据流最新到达值。

4 仿真实例

本文采用人工合成数据进行仿真, 回归模型的初始参数如下: 训练样本集 $\{X, Y, Z\}$, 其中训练样本输入集 $X = (-8:0.4:8)'$, $Y = \{-4:0.2:4\}'$, 训练样本输出集 $Z = \sin(X) + \cos(Y) + 0.1 \times \text{randn}(\text{length}(X), 1)$, 模型的惩罚因子 $\gamma = 50$, 核函数采用的是径向基

函数, 其参数设置为 $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = 0.3$ 。测试样本集为 $\{X_t, Y_t, Z_t\}$, 无误差结果为 $Z_w = \sin(X_t) + \cos(Y_t)$ 。测试样本输入集 $X_t = (-8:0.2:8)'$, $Y_t = \{-4:0.1:4\}'$, 模型拟合曲线如图3所示。

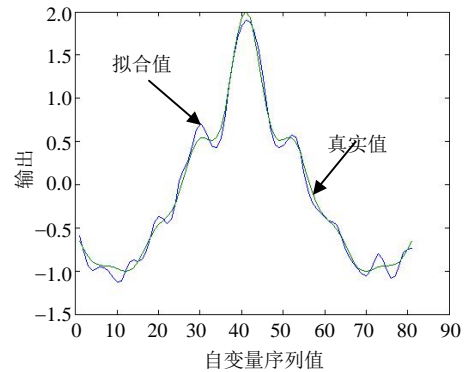


图3 二元回归拟合值与真实值对比1

若训练样本输入和测试样本输入都只采用单输入 X 、 X_t 时, 参数设置 $\gamma = 50$, $\sigma^2 = 0.3$, 函数拟合曲线如图4所示。

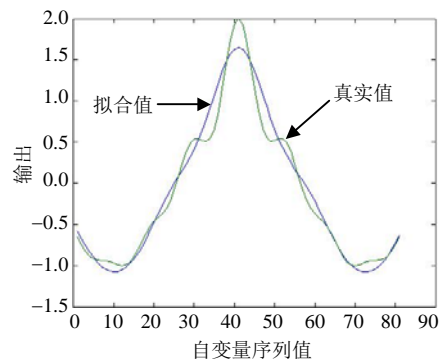


图4 一元回归拟合值与真实值对比1

测试样本输入集采用随机数 $X_t = 4 \times \text{randn}(20, 1)$, $Y_t = 4 \times \text{randn}(20, 1)$, 参数设置不变, 在相同测试数据的情况下, 二元回归模型拟合曲线如图5所示, 一元回归模型拟合曲线如图6所示。

通过以上对比可以看出, 对于二元变量的函数, 采用二元回归模型能够更好地对函数进行拟合, 提高预测准确率, 防止误测。

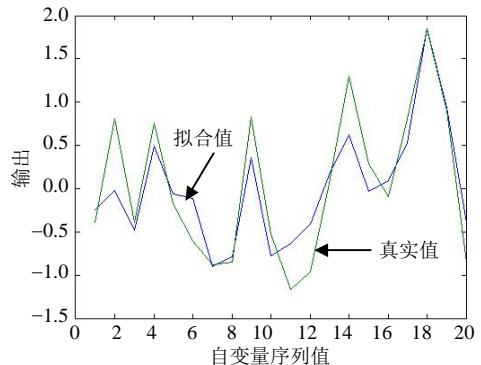


图5 二元回归拟合值与真实值对比2

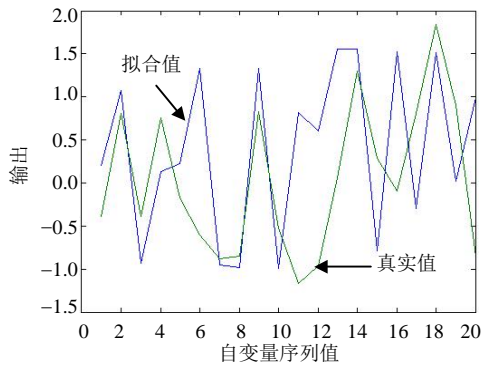


图6 一元回归拟合值与真实值对比2

采取多组随机测试样本对二元回归模型进行检验，模型拟合曲线分别如图7、图8所示。由图可以看出，模型具有良好的泛化性能，对于各种数据都能较好地进行拟合。

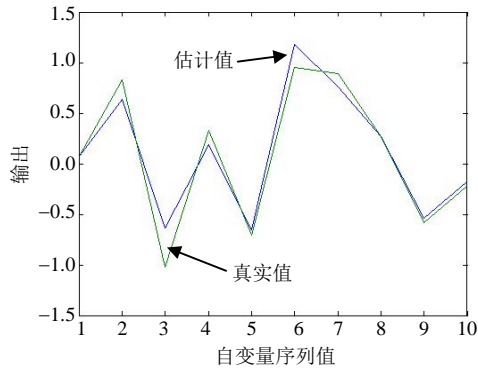


图7 二元回归拟合曲线1

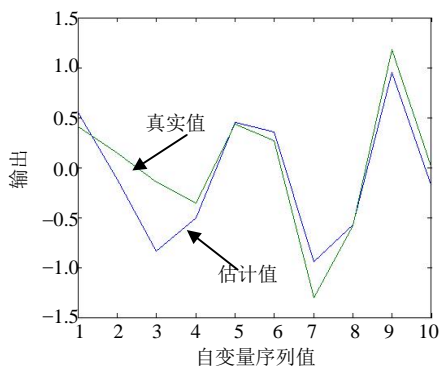


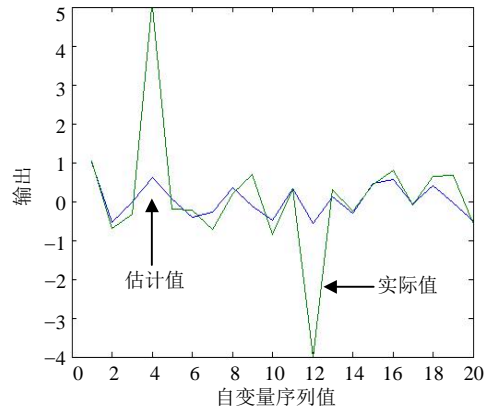
图8 二元回归拟合曲线2

本文采用人工设置离群点的方法对离群点检测算法进行仿真验证，回归模型参数不变，测试样本集采用 $X_i = 4 \times \text{randn}(20,1)$ ， $Y_i = 4 \times \text{randn}(20,1)$ ， $Z_i = \sin(X_i) + \cos(Y_i)$ 。设定阈值 $\delta = 2\xi$ ，其中 ξ 为标准差：

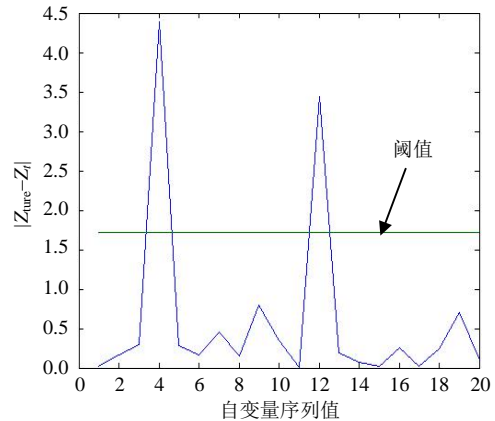
$$\xi = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=k}^{k+n-1} (y_i - \bar{y})^2}$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=k}^{k+n-1} y_i$$

修改 $k=4$ ，12时的 Z_i 值设为离群点，此时输出数据曲线如图9a所示，计算 $|F(X_i, Y_i) - Z_i|$ 得到误差绝对值曲线如图9b所示。从图中可以看出，检测到的2个离群点正是预先设置的2个离群点，证明了本文的算法能正确检测出所有的离群点，是有效可行的。



a. 出现离群点时数据曲线



b. 数据误差绝对值曲线

图9 离群点检测示意图

5 结论

本文提出了一种基于数据流监测的软件容错纠错方法，该方法中的检测恢复程序采用外部嵌入式硬件加看门狗电路实现，与目标程序相互独立，可以有效地对目标程序进行监控且不会受到目标程序软件代码错误的影响，使软件故障的恢复更为可靠。实例仿真结果验证了检测恢复程序中的回归模型的正确性和离群点检测方法的有效性。

只要确定目标程序中的一组变量作为数据流，设定相应的回归模型参数，检测恢复程序可以方便地移植到其他软件程序的容错纠错中。

参考文献

[1] 刘云龙, 陈俊亮. 一种新的软件容错方法及应用[J]. 北京邮电大学学报, 1998, 21(1): 23-28.

- LIU Yun-long, CHEN Jun-liang. A new method for software fault tolerance and its application[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 1998, 21(1): 23-28.
- [2] 范守文, 黄洪钟, 杨玻玻. 机电产品的容错纠错设计系统及其基本框架研究[J]. 计算机集成制造系统, 2007, 13(7): 1275-1281
- FAN Shou-wen, HUANG Hong-zhong, YANG Bo-bo. Fault tolerance & fault rectification design system & its framework for electromechanical products[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2007, 13(7): 1275-1281.
- [3] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42.
- ZHANG Xue-gong. Intrduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32-42.
- [4] 马笑潇, 黄席樾, 柴毅. 基于支持向量机的故障过程趋势预测研究[J]. 系统仿真学报, 2002, 14(11): 1548-1551.
- MA Xiao-xiao, HUANG Xi-yue, CHAI Yi. Fault process trend prediction based on support vector machines[J]. Journal of System Simulation, 2002, 14(11): 1548-1551.
- [5] 宋国杰, 唐世渭, 杨冬青. 数据流中异常模式的提取与趋势监测[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(10): 1754-1759.
- SONG Guo-jie, TANG Shi-wei, YANG Dong-qing. Extraction and trend detection of unusual patterns over data streams[J]. Journal of Computer Research and Development, 2004, 41(10): 1754-1759.
- [6] 王晶, 靳其冰, 曹柳林. 面向多输入输出系统的支持向量机回归[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2007, 47(S2): 1737-1741.
- WANG Jing, JIN Qi-bing, CAO Liu-lin. Support vector regression algorithm for multi-input multi-output systems[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology), 2007, 47(S2): 1737-1741.
- [7] 阎威武, 邵惠鹤. 支持向量机和最小二乘支持向量机的比较及应用研究[J]. 控制与决策, 2003, 18(3): 358-360.
- YAN Wei-wu, SHAO Hui-he. Application of support vector machines and least squares support vector machines to heart disease diagnoses[J]. Control and Decision, 2003, 18(3): 358-360.
- [8] 张浩然, 汪晓东. 回归最小二乘支持向量机的增量和在线式学习方法[J]. 计算机学报, 2006, 29(3): 400-406.
- ZHANG Hao-ran, WANG Xiao-dong. Incremental and online learning algorithm for regression least squares support vector machine[J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29(3): 400-406.

编辑 黄 莘

(上接第563页)

3 结 论

函数型数据聚类分析将食品追溯系统中原始时序数据利用某种基函数展开, 得到一系列系数向量; 采用一定的聚类方法, 依据加权或未加权的欧式距离, 对系数向量进行聚类。传统食品追溯只能解决简单追踪问题, 通过函数型数据聚类分析可以从动态角度描述时序数据的类别, 大大扩展了食品追溯应用的广度和深度。以大量一手数据为基础的数据分析挖掘, 使普通消费者有便捷的手段对食品生产加工全工程的信息可查、明白消费, 也方便政府掌握食品生产和加工的行业状况, 并对食品安全事件第一时间采取正确行动。

参 考 文 献

- [1] 张立钢. 建立食品安全追溯系统, 有效解决农村食品安全问题[J]. 食品安全导刊, 2009(5): 30-31.
- ZHANG Li-gang. Building food safety traceability system to effectively address food safety issues in rural areas[J]. China Food Safety Magazine, 2009(5): 30-31.
- [2] 卜庆婧, 梁婧晶. 建立食品安全追溯系统, 保障食品质量安全[J]. 食品安全导刊, 2009(9): 73.
- PU Qing-jing, LIANG Jing-jin. Building food safety traceability system to ensure the safety of the food quality[J]. China Food Safety Magazine, 2009(9): 73.
- [3] 赵金燕, 陶琳丽, 高士争, 等. 基于RFID技术的动物食品安全可溯源系统研究[J]. 云南农业大学学报, 2008, 23(4): 528-531.
- ZHAO Jin-yan, TAO Lin-li, GAO Shi-zhen, et al. ttudies on animal food safety traceability system using RFID technology[J]. Journal of Yunnan Agricultural University, 2008, 23(4): 528-531.
- [4] CHEN R S. Using RFID technology in produce traceability[C]//Proceedings of the 10th WSEAS international conference on Mathematical methods, computational techniques and intelligent systems. Greece: [s.n.], 2008: 421-425.
- [5] ESCABIASA M. Principal component estimation of functional logistic regression: discussion of two different approaches[J]. Journal of Nonparametric Statistics, 2004, 16(2): 365-384.
- [6] AGRAWAL R. Mining association rules between sets of items in large databasespresented[C]//Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. Washington, D C, USA: [s.n.], 1993: 151-154.
- [7] JAMES G M. Generalized linear models with functional predictors[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 2002, 64(1): 411-432.
- [8] JAMES G M, SUGAR C A. Clustering for sparsely sampled functional data[J]. Journal of the American Statistical Association, 2003, 98(2): 397-408.
- [9] 成都博宇科技有限公司. 成都市生猪产品质量安全可追溯信息平台官方网站[DB/OL]. [2010-05-27]. <http://www.cdspys.com>.
- Chengdu Boyoi Technology Co, LTD. The quality information of chengdu porktrace[DB/OL]. [2010-05-27]. <http://www.cdspys.com>.

编辑 漆 蓉